# РЕКОНСТРУКЦИЯ АНАТОМИЧЕСКИХ СТРУКТУР НА ОСНОВЕ СТАТИСТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ ФОРМЫ

Н.А. Смелкина<sup>1</sup>, Р.Н. Косарев<sup>2</sup>, А.В. Никоноров<sup>1,2,3</sup>, И.М. Байриков<sup>4</sup>, К.Н. Рябов<sup>4</sup>, А.В. Авдеев<sup>1</sup>, Н. Л. Казанский<sup>1,3</sup>

<sup>1</sup> Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева, Самара, Россия, <sup>2</sup> Медекс, Самара, Россия,

<sup>3</sup> Институт систем обработки изображений РАН – филиал ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН, Самара, Россия, <sup>4</sup> Самарский государственный медицинский университет, Самара, Россия

#### Аннотация

В статье представлен метод статистического моделирования формы, примененный для реконструкции анатомических структур с деформациями. Данный метод является перспективным для моделирования деформированных объектов, имеющих некоторую анатомическую форму. Метод статистического моделирования формы позволяет восстановить деформированный объект на основе информации об его анатомической форме и недеформированной части формы экземпляра, при этом учитывая особенности данного экземпляра и его вариативность относительно средней формы.

<u>Ключевые слова</u>: статистическое моделирование, модель формы, совмещение облаков точек.

<u>Цитирование</u>: Смелкина, Н.А. Реконструкция анатомических структур на основе статистической модели формы / Н.А. Смелкина, Р.Н. Косарев, А.В. Никоноров, И.М. Байриков, К.Н. Рябов, А.В. Авдеев, Н.Л. Казанский // Компьютерная оптика. – 2017. – Т. 41, № 6. – С. 897-904. – DOI: 10.18287/2412-6179-2017-41-6-897-904.

#### Введение

В настоящее время в связи с развитием персонализированной медицины задача реконструкции анатомических структур является актуальной. В то время как задача реконструкции органов без деформаций довольно широко описана в литературе, реконструкция в случае деформации органов является нетривиальной задачей, и на данный момент существует несколько подходов к ее решению. Одним из самых популярных методов решения данной задачи является метод статистического моделирования формы [1–7].

Идея метода статистического моделирования формы заключается в предположении, что у каждого органа есть анатомическая форма, имеющая вариативность в некоторых пределах. Под формой в данном методе понимается геометрия объекта в пространстве, инвариантная к определенному классу преобразований. Иными словами, каждая форма является облаком точек, и каждая точка содержит в себе значения координат данной точки в пространстве. Статистической моделью считается средняя форма с некоторой вариативностью. Средняя форма строится в рамках метода главных компонент [8] на основе статистики пациентов, имеющих здоровое анатомическое строение необходимых органов. Таким образом, провести реконструкцию органов с деформацией или частичной утратой можно следующим образом: реконструировать здоровые области, а затем полностью восстановить орган, используя знание о здоровой анатомической форме органа.

В статье приведены результаты исследований по реконструкции формы поражённых лёгких и деформированного черепа. Статистические модели лёгких и черепа строятся по 30 формам обучающего набора соответственно. Пример исходных данных представлен на рис. 1.



Рис. 1. Пример исходных данных легких (слева) и черепа (справа)

## Построение статистической модели формы

В рамках существующих подходов [1, 2, 9] статистическая модель формы представляется как многомерный Гауссов вектор. Каждая компонента вектора

$$u_i = \begin{pmatrix} u_{ix} \\ u_{iy} \\ u_{iz} \end{pmatrix}$$

/ \

содержит в себе три пространственные координаты.

Таким образом, в качестве формы *S* рассматривается облако точек, совокупность пространственныхкоординат которых удобно представить в форме вектора 3n-мерного пространства, распределенного по нормальному закону:

$$S \sim N(v_{mean}, \Sigma),$$
 (1)

где

$$v_{mean} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\mu}_1 \\ \boldsymbol{\mu}_2 \\ \vdots \\ \boldsymbol{\mu}_{12} \end{pmatrix} \boldsymbol{\mu} \boldsymbol{\Sigma} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_{u_1 u_1} & \cdots & \boldsymbol{\Sigma}_{u_1 u_{12}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \boldsymbol{\Sigma}_{u_1 2 u_1} & \cdots & \boldsymbol{\Sigma}_{u_1 2 u_{12}} \end{pmatrix}.$$
 (2)

В свою очередь, каждая компонента вектора  $v_{mean}$  и матрицы  $\Sigma$  выражается следующим образом:

$$\boldsymbol{\mu}_{i} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\mu}_{1x} \\ \boldsymbol{\mu}_{1y} \\ \boldsymbol{\mu}_{1z} \end{pmatrix}, \boldsymbol{\Sigma}_{u_{i}u_{j}} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_{i_{x}} j_{x} \boldsymbol{\Sigma}_{i_{x}} j_{y} \boldsymbol{\Sigma}_{i_{x}} j_{z} \\ \boldsymbol{\Sigma}_{i_{y}} j_{x} \boldsymbol{\Sigma}_{i_{y}} j_{y} \boldsymbol{\Sigma}_{i_{y}} j_{z} \\ \boldsymbol{\Sigma}_{i_{z}} j_{x} \boldsymbol{\Sigma}_{i_{z}} j_{y} \boldsymbol{\Sigma}_{i_{z}} j_{z} \\ \boldsymbol{\Sigma}_{i_{z}} j_{x} \boldsymbol{\Sigma}_{i_{z}} j_{y} \boldsymbol{\Sigma}_{i_{z}} j_{z} \end{pmatrix}.$$
(3)

Элементы матрицы  $\Sigma$ , стоящие на главной диагонали, характеризуют вариативность каждой координаты, а элементы, не стоящие на главной диагонали, описывают взаимную ковариацию двух точек пространства.

Любая форма *S* выражается как линейная комбинация вектора среднего значения  $v_{mean}$  и собственных векторов матрицы ковариации  $\Sigma$ :

$$S = v_{mean} + \sum_{i=1}^{m} \alpha_i v_i, \ \alpha_i \in N(0,1).$$

$$\tag{4}$$

Схема построения статистической модели представлена на рис. 2.



Рис. 2. Построение статистической модели формы

Все формы обучающего набора имеют произвольные ориентацию и положение в пространстве, поэтому необходимо привести их к одной системе координат.

Совмещение форм проводится в рамках преобразования подобия *b*:

$$b(x) = kOx + t , \ x \in \mathbb{R}^3, \tag{5}$$

где *k* – коэффициент подобия, О – матрица поворота и *t* – вектор трансляции.

Задача совмещения форм заключается в нахождении такого преобразования *b*, которое бы решало задачу оптимизации:

$$b = \arg\min_{b \in B} D_{RMS}(b(S_i), d), \tag{6}$$

где

$$D_{RMS}(S_i, d) = \frac{1}{n} \sum_{l=1}^n d^2(x_l),$$
(7)

где  $x_l$  – координаты точек формы  $S_i$ ,  $d(x_l)$  – значение некоторого скалярного потенциала в точке  $x_l$ .  $D_{RMS}(S_i, d)$  – среднеквадратическое значение потенциала  $d(x_l)$  в каждой точке формы  $S_i$ .

В качестве скалярного потенциала *d* используется карта расстояний совмещенных форм. Карта расстояний вычисляется следующим образом. На трехмерной

области задается скалярное поле  $\phi(u)$ :  $\mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$  такое, что  $\phi(u)$  является функцией уровней:

$$\varphi(u) = \begin{cases} d(u, \Gamma(\Omega)), u \in \Omega \\ -d(u, \Gamma(\Omega)), u \notin \Omega \end{cases}$$
(8)

где  $\Omega$  – область внутри формы,  $\Gamma(\Omega)$ :  $\varphi(\Gamma(\Omega)) = 0$  – граница этой области,  $d(u, \Gamma(\Omega)) = \inf_{x \in \Gamma(\Omega)} d(u, x)$ 

В качестве функции d(u, x) используется евклидова карта расстояний [10, 11] с учетом знака. Нахождение карты расстояний базируется на понижении размерности и частичном построении диаграмм Вороного. Более подробно алгоритм описан в [12]. Движение в пространстве функции  $\varphi$  происходит в направлении нормали в точке *u* со скоростью *v*. Таким образом, для функции  $\varphi$  выполняется следующее уравнение

$$\partial \varphi / \partial t = v |\nabla \varphi|. \tag{9}$$

Такая функция  $\phi$  неявно задает форму для каждого конкретного случая и является скалярным потенциалом области  $\Omega$ . Данная функция является функцией уровней и используется в методах функции уровней [13].

Задача оптимизации в (6) и далее решается с использованием алгоритма Бройдена–Флетчера–Гольдфарба–Шенно с пространственными ограничениями и ограничениями по памяти [14].

Начальная карта расстояний устанавливается как взвешенное произведение всех карт набора с одинаковыми весами. Нахождение средней карты расстояний производится в три этапа. На первом этапе формы совмещаются только с учетом трансляции, на втором – поворота и трансляции, на третьем – масштабирования, поворота и трансляции. После каждого этапа карта расстояний вычисляется как среднее значение всех карт обучающего набора.

Для того чтобы работать с формами как векторами из одного векторного пространства, необходимо привести их к одному виду. После того как все формы обучающего набора совмещены, между формами устанавливается соответствие следующим образом:

$$f' = \arg\min_{f \in F} D_{RMS}(f(S_{ref}), d(S_{tar})) + \gamma R(f), (10)$$

где  $d(S_{tar})$  – карта расстояний целевой формы,  $f(S_{ref})$  – некоторое преобразование над эталонной формой из класса допустимых деформаций, R(f) – регуляризующий член,  $\gamma$  – параметр регуляризации.

Класс допустимых преобразований *F* определяется как Гауссово семейство:

$$f(S_{ref}) \sim N(S_{ref}, \Sigma), f \in F.$$
(11)

Элементы матрицы ковариации  $\Sigma$  задаются следующим образом:

$$k(u_i, u_l) = sI_3 \exp\left(-\frac{\|u_i - u_l\|^2}{\sigma^2}\right),$$
(12)

где  $I_3$  – единичная матрица размером 3×3, *s* – коэффициент масштабирования,  $\sigma$  определяет диапазон расстояний, в пределах которого формы будут коррелировать. Таким образом, преобразование *F* будет выглядеть следующим образом:

$$f(S_{ref}) = S_{ref} + \sum_{i=1}^{m} \alpha_i \varphi_i, \alpha_i \in N(0,1).$$
(13)

Вычисления (11) проводятся итеративно, начиная от больших значений σ и заканчивая малыми.

Задача подбора параметров  $\sigma$  является задачей оптимизации с несколькими переменными, поэтому подбирать количество итераций и значения  $\sigma$  необходимо эвристически на основании некоторых допущений. Предполагается, что на первых итерациях формы не слишком похожи между собой, поэтому коррелировать могут в достаточно больших диапазонах ( $\sigma$  = 50, 60, 70). После каждой следующей итерации формы все больше становятся похожими на среднюю форму, и корреляция ищется в более малых диапазонах ( $\sigma$  = 30, 20, 10, 5). На основе этих предположений подбираются параметры  $\sigma$ , близкие к оптимальным в заданных условиях.

Для того чтобы исключить недопустимые деформации модели, при построении статистической модели используется метод главных компонент [8]. Суть данного метода состоит в уменьшении размерности данных (базисных функций) при потере наименьшего количества данных. В рамках метода главных компонент статистическая модель формы определяется как линейная комбинация средней формы  $v_{mean}$  и собственных векторов  $v_i$  ковариационной матрицы  $\Sigma(S)$ :

$$S = v_{mean} + \sum_{i=1}^{M} \alpha_i v_i, \alpha_i \in N(0,1),$$
(14)

где *v<sub>mean</sub>* – средняя форма:

$$v_{mean} + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} S_i.$$
 (15)

Число компонент M определяет число степеней свободы модели. Каждая новая форма обучающего набора описывается некоторым набором значений  $\alpha_1, \ldots, \alpha_m$ . Таким образом, построенная методом главных компонент модель имеет некоторую вариативность, но при этом форма всегда будет соответствовать анатомической форме органа.

Необходимо отметить, что вариативность модели обусловлена только уникальностью форм обучающего набора. То есть реконструкция формы, не похожей ни на одну из обучающего набора, будет выполнена с высокой погрешностью.

#### Анализ качества статистической модели формы

Для выбора оптимальной статистической модели (13) с определенным набором параметров  $\sigma$  проводится анализ качества каждой построенной модели.

Как правило, для оценки качества статистических моделей формы используются следующие критерии: обобщающая способность модели, компактность и специфичность [15].

Сформулировать критерий оптимальности модели можно следующим образом:

$$S_{opt} = \left\{ S | \sigma_i: \min_{\sigma_i} G \lor \min_{\sigma_i} Sp \lor \max_{n(\sigma_i) \to \min} C \right\}, \quad (16)$$

где G – обобщающая способность модели,  $S_p$  – специфичность, C – компактность модели.

Компактность описывает кумулятивную дисперсию модели. Иными словами, компактность – способность модели описывать вариативность экземпляров формы при заданном количестве компонент.

Компактность можно описать в следующем виде:

$$C(M) = \sum_{i=1}^{M} \lambda_i, \qquad (17)$$

где  $\lambda_i - i$ -е собственное значение.

Функция C(M) определяется как функция от количества компонент модели M.

Обобщающая способность модели характеризует способность модели воспроизводить экземпляры формы, которые не использовались при построении модели. Для оценки обобщающей способности по выборке используется метод скользящего контроля leave-one-out, т.е. по очереди исключается каждый экземпляр формы, строится модель на основе всех оставшихся в обучающем наборе форм и оценивается, насколько точно построенная модель соответствует исключенному экземпляру формы.

Обобщающая способность описывается следующим образом:

$$G = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} D_{RMS}(S_i, S'_i),$$
(18)

где  $S_i$  – исключенная форма и  $S'_i$  – средняя форма, построенная по оставшейся выборке.

Специфичность модели – способность модели воспроизводить только подобные экземпляры формы. Оценить это качество можно, сгенерировав набор экземпляров формы с помощью модели и сравнив их с экземплярами обучающего набора. Таким образом, специфичность модели можно описать следующим образом:

$$Sp = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^{L} \sum_{j=1}^{N} \min_{i,j} D_{RMS}(S_j, S'_i),$$
(19)

где  $S_j$  – экземпляр обучающего набора и  $S'_i$  – форма, сгенерированная случайным образом по модели, N – количество форм в обучающем наборе, L – количество сгенерированных форм.

Таким образом, статистическая модель, построенная исходя из критерия (16), является условно оптимальной в заданных условиях. Далее, имея статистическую модель формы органа, можно приступать к реконструкции анатомической структуры.

## Реконструкция анатомических структур

Реконструкция в случае частичной утраты или деформации областей органа заключается в восстановлении первоначальной, недеформированной, формы. В идеальном случае реконструированная форма должна повторять контур формы здоровой части органа и дополнять области с деформацией с некоторой приемлемой точностью. Точность реконструированной формы зависит от двух параметров – качества статистической модели формы и точности формы здоровой части анатомической структуры. Процесс реконструкции – совмещение построенной по информации о здоровой области органа формы и статистической модели. Иными словами, реконструкция – получение такого сгенерированного моделью экземпляра формы, который бы максимально соответствовал форме, построенной с использованием информации о форме здоровых областей органа. Данная задача является задачей минимизации среднего расстояния между статистической моделью формы, представленной облаком точек, и изображением функции уровней формы здоровых областей.

Схема процесса реконструкции представлена на рис. 3.





Максимизация соответствия между формой здоровой части органа и статистической моделью производится с помощью итеративного метода ближайших точек [16, 17]. Суть данного метода состоит в нахождении минимального расстояния между двумя облаками точек.

В настоящей работе используется модификация метода – нахождение минимального среднеквадратического расстояния между картой расстояний и статистической моделью формы. Нахождение минимального расстояния является задачей оптимизации (10), где в качестве  $d(S_{tar})$  выступает карта расстояний деформированной формы, а  $f(S_{ref})$  является некоторым преобразованием над статистической моделью формы. Таким образом, найдя оптимальные параметры преобразования, максимизирующие соответствие статистической модели и деформированной формы, можно получить реконструированную форму, применив преобразование к  $S_{ref}$ .

$$S'_{tar} = f'(S_{ref}), \qquad (20)$$

где *S'*<sub>tar</sub> – реконструированная форма.

В результате процесса (10) получается реконструированная форма, с заданной точностью повторяющая форму здоровой части органа и также с некоторой точностью дополняющая деформированные или полностью отсутствующие области органа.

## Экспериментальные исследования

В настоящей работе исследования по реконструкции анатомических структур проводились на примере легких и черепа. Для построения моделей использовался обучающий набор, состоящий из 30 форм для каждой анатомической структуры. Данные для построения модели были предоставлены Самарским государственным медицинским университетом, а также получены из открытых источников и представляют собой набор изображений легких и черепов, предварительно сегментированных по данным КТ.

Статистическая модель формы состояла из 50 тысяч точек в обоих случаях. Каждая деформированная форма легких состояла из 150–200 тысяч точек, форма черепа содержала около 70 тысяч точек. Итоговая реконструированная форма, как некоторое преобразование от статистической модели, также содержала около 50 тысяч точек.

## Легкие

Задача восстановления формы легких актуальна при диагностике интерстициальных поражений, где нельзя однозначно определить область патологии в связи с тем, что в зонах поражения плотность поглощения рентгеновских лучей становится равной плотности мягких тканей, окружающих легкие. Задача автоматической сегментации в данном случае является нетривиальной, ее результат показан на рис. 4 (слева). С помощью статистической модели производится реконструкция формы с деформацией, на выходе получая форму, учитывающую особенности данной формы, но при этом восстанавливающую деформированные области (на рис. 4 справа).





Тестовая выборка состояла из 10 форм с деформациями. Для проверки качества алгоритма реконструкции использовались эталонные формы, где врачи-эксперты вручную отметили область, где должны быть легкие. Метрики соответствия восстановленной формы и эталонной представлены в табл. 1 и включают в себя среднее, среднеквадратическое 0,95 – квантиль и максимальное расстояние между формами. Метрики представлены в мм.

Табл. 1. Метрики соответствия эталонных и реконструированных форм

		Dmean	D <sub>RMSE</sub>	$D_{0,95}$	D <sub>max</sub>
	min	1,661	2,067	3,251	6,212
	mean	2,57	3,397	5,17	12,869
	max	3,872	5,59	9,732	27,202

Челюстно-лицевой отдел

Задача моделирования челюстно-лицевого отдела также актуальна при планировании хирургического вмешательства. Вследствие некоторых сильных механических повреждений или врожденных патологий в этом отделе могут присутствовать существенные деформации (рис. 4 слева). До оперативного вмешательства необходимо смоделировать челюстно-лицевой отдел без патологии, другими словами, смоделировать планируемый результат операции. Здесь также может быть полезен подход статистического моделирования, так как на некоторой статистике пациентов можно вывести статистическую модель и затем смоделировать расположение черепа для конкретного пациента, учитывая его особенности строения и расположения. Пример смоделированной формы представлен на рис. 5. Слева изначальная форма черепа пациента, справа - смоделированная.



Рис. 5. Моделирование расположения челюсти пациента для последующего хирургического вмешательства

Данная реконструированная форма может использоваться для планирования и прогнозирования результатов операционного вмешательства, а также оценки рисков, связанных с особенностями конкретной формы черепа пациента. В табл. 2 представлены метрики соответствия части черепа без деформации изначального и реконструированного изображений.

Табл.	2.	Метрики соответствия здоровой части черепа
		начальной и реконструированной форм

	Dmean	DRMSE	$D_{0,95}$	D <sub>max</sub>
min	0,854	1,637	2,443	4,03
mean	1,54	1,798	2,02	9,342
max	3,05	3,98	6,245	17,685

### Заключение

В работе показано, что метод статистического моделирования формы является перспективным для задач реконструкции форм с деформациями различных объектов, имеющих некоторую стандартную форму и

небольшую вариативность формы. Точность реконструкции зависит от полноты статистической модели и точности алгоритма совмещения форм. Таким образом, метод работает с приемлемой точностью на формах, похожих на формы из обучающего набора, а уникальные формы восстанавливаются хуже, так как они не учтены в статистической модели. Также необходимо отметить, что вариативность формы оказывает большое влияние на точность восстановления формы. Эксперимент с восстановлением формы легких прошел не так точно, как восстановление в случае с черепом за счет того, что форма черепа имеет меньшую вариативность. Точность совмещения также на данный момент является не очень высокой вследствие использования неустойчивого итеративного алгоритма ближайших точек. Качество совмещения форм можно улучшить, применив алгоритм Гауссовой модели смеси, описанный в [18]. Также повышение точности можно получить, используя определенные статические точки (метки), позволяющие однозначно определить ориентиры анатомической формы и проводить реконструкцию с учетом данных ориентиров.

### Благодарности

Работа выполнена при поддержке гранта Президента Российской Федерации МД-2531.2017.9 и грантов РФФИ 16-47-630721 р\_а, 16-29-09528 офи\_м, 17-29-03112 офи\_м и Министерства образования и науки РФ.

## Литература

- Lüthi, M. Statismo A framework for PCA based statistical models [Electronical Resource] / M. Lüthi, R. Blanc, T. Albrecht, T. Gass, O. Goksel, P. Büchler, M. Kistler, H. Bousleiman, M. Reyes, P. Cattin, T. Vetter // The Insight Journal. – 2012. – URL: http://www.insightjournal.org/browse/publication/871 (request date 06.10.2017)
- Statismo. Framework for building statistical image and shape models [Electronical Resource]. – URL: https://github.com/statismo/statismo (request date 06.07.2016).
- Heimann, T. Implementing the automatic generation of 3D statistical shape models with ITK / T. Heimann, I. Oguz, I. Wolf, M. Styner, H.P. Meinzer // The Insight Journal MICCAI Open Science Workshop. 2006. URL: http://www.insight-journal.org/browse/publication/111 (request date 06.07.2016).
- Ross, J.C. Pulmonary lobe segmentation based on ridge surface sampling and shape model fitting / J.C. Ross, G.L. Kindlmann, Y. Okajima, H. Hatabu, A.A. Díaz, E.K. Silverman, G.R. Washko, J. Dy, R. San José Estépar // Medical Physics. 2013. Vol. 40, Issue 12. 121903. DOI: 10.1118/1.4828782.
- Heimann, T. Optimal landmark distributions for statistical shape model construction / T. Heimann, I. Wolf, H.P. Meinzer // Proceedings of SPIE. – 2006. – Vol. 6144. – 61441J. – DOI: 10.1117/12.653294.
- Soliman, A. Accurate lungs segmentation on CT chest images by adaptive appearance-guided shape modeling / A. Soliman, F. Khalifa, A. Elnakib, M. Abou El-Ghar, N. Dunlap, B. Wang, G. Gimel'farb, R. Keynton, A. El-Baz

// IEEE Transactions on Medical Imaging. – 2017. – Vol. 36, No 1. – P. 263-276. - DOI: 10.1109/TMI.2016.2606370.

- Birkbeck, N. Robust segmentation of challenging lungs in CT using multi-stage learning and level set optimization / N. Birkbeck, M. Sofka, T. Kohlberger, J. Zhang, J. Wetzl, J. Kaftan, S.K. Zhou. – In Book: Computational intelligence in biomedical imaging / ed. by K. Suzuki. – New York: Springer, 2014. – P. 185-208. – DOI: 10.1007/978-1-4614-7245-2\_8.
- Jolliffe, I.T. Principal component analysis / I.T. Jolliffe. 2<sup>nd</sup> ed. – New York: Springer, 2002. – 487 p. – ISBN: 0-387-95442-2.
- sMedX. StatisticalShapeModeling [Electronical Resource].

   URL: https://github.com/sMedX/StatisticalShapeModeling (request date 15.11.2016).
- Malladi, R. Shape modeling with front propagation: A level set approach / R. Malladi, J.A. Sethian, B. Vemuri // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence.
   1995. - Vol. 17, Issue 2. - P. 158-175. - DOI: 10.1109/34.368173.
- Tustison, N.J. ND linear time exact signed Euclidean distance transform [Electronical Resource] / N.J. Tustison, M. Siqueira, J.C. Gee // The Insight Journal. – 2006. – URL: http://www.insight-journal.org/browse/publication/77 (request date 06.10.2017).
- Maurer, C.R. A linear time algorithm for computing exact Euclidean distance transforms of binary images in arbitrary dimensions / C.R. Maurer, R. Qi, V. Raghavan // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2003. –

Vol. 25, Issue 2. – P. 265-270. – DOI: 10.1109/TPAMI.2003.1177156.

- Osher, S. Level set methods and dynamic implicit surfaces / S. Osher, R. Fedkiw. New York: Springer Science & Business Media; 2006. 273 p. ISBN: 978-0-387-95482-0.
- Bonnans, J.F. Numerical optimization: Theoretical and practical aspects / J.F. Bonnans, G.C. Gilbert, C. Lemarechal, C.A. Sagastizabal. – 2<sup>nd</sup> ed. – Berlin, Heidelberg, New York: Springer-Verlag, 2006. ISBN: 978-3-540-35445-1.
- Styner, M.A. Evaluation of 3D correspondence methods for model building / M.A. Styner, K.T. Rajamani, L.-P. Nolte, Gabriel Zsemlye, Gábor Székely, Christopher J. Taylor, Rhodri H. Davies. – In book: Biennial international conference on information processing in medical imaging / ed. by C. Taylor, J.A. Noble. – Berlin, Heidelberg: Springer, 2003. – P. 63-75. – DOI: 10.1007/978-3-540-45087-0\_6.
- Besl, P.J. Method for registration of 3-D shapes / P.J. Besl, N.D. McKay. In book: Robotics-DL tentative. International Society for Optics and Photonics. – 1992. – P. 586-606.
- Chen, Y. Object modelling by registration of multiple range images / Y. Chen, G. Medioni // Image and Vision Computing. – 1992. – Vol. 10, Issue 3. – P. 145-155. – DOI: 10.1016/0262-8856(92)90066-C.
- Jian, B. Robust point set registration using gaussian mixture models / B. Jian, B.C. Vemuri // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. - 2011. -Vol. 33(8). - P. 1633-1645. - DOI: 10.1109/TPAMI.2010.223.

## Сведения об авторах

Смелкина Наталья Алексеевна, 1994 года рождения, в 2017 году окончила магистратуру в Самарском национальном исследовательском университете им. академика С.П. Королева по специальности «Прикладная математика», является аспиранткой кафедры суперкомпьютеров и общей информатики. Область научных интересов: обработка изображений, математическое моделирование, машинное обучение. Е-mail: <u>nsmilik@gmail.com</u>.

Косарев Руслан Николаевич, 1975 года рождения, в 1999 году окончил физический факультет Санкт-Петербургского государственного университета. Область научных интересов: обработка изображений, математическое моделирование. E-mail: <u>kosarev@smedx.com</u>.

Сведения об авторе Никоноров Артем Владимирович см. стр. 884 этого выпуска.

Байриков Иван Михайлович, заведующий кафедрой и клиникой челюстно-лицевой хирургии и стоматологии клиник СамГМУ, д.м.н., профессор, главный внештатный специалист по челюстно-лицевой хирургии минздрава Самарской области.

**Рябов Константин Николаевич,** ассистент кафедры челюстно-лицевой хирургии и стоматологии клиник СамГМУ. E-mail: <u>premoliar@rambler.ru</u>.

Авдеев Евгений Владимирович, аспирант кафедры общей информатики и суперкомпьютеров Самарского национального исследовательского университета им. академика С.П. Королева. Е-mail: *j-avdeev@yandex.ru*.

Сведения об авторе Казанский Николай Львович см. стр. 885 этого выпуска.

## ГРНТИ: 28.17.19.

Поступила в редакцию 17 октября 2017 г. Окончательный вариант – 25 ноября 2017 г.

## RECONSTRUCTION OF ANATOMICAL STRUCTURES USING STATISTICAL SHAPE MODELING

N.A. Smelkina<sup>1</sup>, R.N. Kosarev<sup>2</sup>, A.V. Nikonorov<sup>1,2,3</sup>, I.M. Bairikov<sup>4</sup>, K.N. Ryabov<sup>4</sup>, A.V. Avdeev<sup>1</sup>, N.L. Kazanskiy<sup>1,3</sup>

<sup>1</sup> Samara National Research University, Samara, Russia,

<sup>2</sup> MedX, Samara, Russia,

<sup>3</sup> Image Processing Systems Institute of RAS – Branch of the FSRC "Crystallography and Photonics" RAS, Samara, Russia, <sup>4</sup> Samara State Medical University, Samara, Russia

## Abstract

We propose a method of statistical shape modeling applied to reconstructing anatomical structures with deformations. This method is promising for modeling deformed body parts that have a certain normal shape. The method of statistical shape modeling allows one to reconstruct a deformed object using information about the normal shape of the body part and its undeformed fragment, while taking into account peculiar individual features and the variability relative to the average shape.

Keywords: statistical modeling, shape model, poin tset registration.

<u>Citation</u>: Smelkina NA, Kosarev RN, Nikonorov AV, Bairikov IM, Ryabov KN, Avdeev AV, Kazanskiy NL. Reconstruction of anatomical structures using statistical shape modeling. Computer Optics 2017; 41(6): 897-904. DOI: 10.18287/2412-6179-2017-41-6-897-904.

<u>Acknowledgements</u>: This research was supported by the Russian Federation Presidential grant MD-2531.2017.9 and the Russian Federation for Basic Research grants 16-47-630721 r\_a, 16-29-09528 ofi\_m, and 17-29-03112 ofi\_m

### References

- Lüthi M, Blanc R, Albrecht T, Gass T, Goksel O, Büchler P, Kistler M, Bousleiman H, Reyes M, Cattin P, Vetter T. Statismo – A framework for PCA based statistical models. The Insight Journal 2012. Source: (http://www.insightjournal.org/browse/publication/871).
- [2] Statismo. Source: (https://github.com/statismo/statismo).
- [3] Heimann T, Oguz I, Wolf I, Styner M, Meinzer HP. Implementing the automatic generation of 3D statistical shape models with ITK. The Insight Journal 2006. Source: (http://www.insight-journal.org/browse/publication/111).
- [4] Ross JC, Kindlmann GL, Okajima Y, Hatabu H, Díaz AA, Silverman EK, Washko GR, Dy J, San José Estépar R. Pulmonary lobe segmentation based on ridge surface sampling and shape model fitting. Med Phys 2013; 40(12): 121903. DOI: 10.1118/1.4828782.
- [5] Heimann T, Wolf I, Meinze HP. Optimal landmark distributions for statistical shape model construction. Proc SPIE 2006; 6144: 61441J. DOI: 10.1117/12.653294.
- [6] Soliman A, Khalifa F, Elnakib A, Abou El-Ghar M, Dunlap N, Wang B, Gimel'farb G, Keynton R, El-Baz A. Accurate lungs segmentation on CT chest images by adaptive appearance-guided shape modeling. IEEE Trans Med Imaging 2017; 36(1): 263-276. DOI: 10.1109/TMI.2016.2606370.
- [7] Birkbeck N, Sofka M, Kohlberger T, Zhang J, Wetzl J, Kaftan J, Zhou SK. Robust segmentation of challenging lungs in CT using multi-stage learning and level set optimization. In Book: Suzuki K, ed. Computational intelligence in biomedical imaging. New York: Springer; 2014: 185-208. DOI: 10.1007/978-1-4614-7245-2\_8.
- [8] Jolliffe IT. Principal component analysis. 2<sup>nd</sup> ed. New York: Springer; 2002. ISBN: 0-387-95442-2.
- [9] sMedX. StatisticalShapeModeling. Source: (https://github.com/sMedX/StatisticalShapeModeling).

- [10] Malladi R, Sethian JA, Vemuri B. Shape modeling with front propagation: A level set approach. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence 1995; 17(2): 158-175. DOI: 10.1109/34.368173.
- [11] Tustison NJ, Siqueira M, Gee JC. ND linear time exact signed Euclidean distance transform. The Insight Journal 2006. Source: (http://www.insight-journal.org/browse/publication/77).
- [12] Maurer CR, Qi R, Raghavan V. A linear time algorithm for computing exact Euclidean distance transforms of binary images in arbitrary dimensions. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence 2003; 25(2): 265-270. DOI: 10.1109/TPAMI.2003.1177156.
- [13] Osher S, Fedkiw R. Level set methods and dynamic implicit surfaces. New York: Springer Science & Business Media; 2006. ISBN: 978-0-387-95482-0.
- [14] Bonnans JF, Gilbert GC, Lemarechal C, Sagastizabal CA. Numerical optimization: Theoretical and practical aspects. 2<sup>nd</sup> ed. Berlin, Heidelberg, New York: Springer-Verlag; 2006. ISBN: 978-3-540-35445-1.
- [15] Styner MA, Rajamani KT, Nolte L-P, Zsemlye G, Székely G, Taylor ChJ, Davies RH. Evaluation of 3D correspondence methods for model building. In Book: Taylor C, Noble JA, eds. Biennial international conference on information processing in medical imaging. – Berlin, Heidelberg: Springer; 2003. DOI: 10.1007/978-3-540-45087-0\_6.
- [16] Besl PJ, McKay ND. Method for registration of 3-D shapes. In Book: Robotics-DL tentative. International Society for Optics and Photonics. 1992: 586-606.
- [17] Chen Y, Medioni G. Object modelling by registration of multiple range images. Image and vision computing 1992; 10(3): 145-155. DOI: 10.1016/0262-8856(92)90066-C.
- [18] Jian B, Vemuri BC. Robust point set registration using gaussian mixture models. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 2011; 33(8): 1633-1645. DOI: 10.1109/TPAMI.2010.223.

# Authors' information

**Natalya Alekseevna Smelkina** (b.1994) graduated from S.P. Korolyov Samara National Research University in 2017, majoring in Applied Mathematics and Informatics. Research interests are medical image processing, data analysis, machine learning. E-mail: <u>nsmilik@gmail.com</u>.

**Ruslan Nikolaevich Kosarev** (b. 1975) graduated from Saint-Petersburg State University in 1999. Research interests: medical image processing, math modeling, image and pointset registration. E-mail: <u>kosarev@smedx.com</u>.

The information about author Artem Vladimirovich Nikonorov you can find on page 886 of this issue.

Ivan Michailovich Bairikov, Doctor of Medical Sciences, head of Maxillofacial Surgery and Dentistry department in SamSMU Clinics.

Konstantin Nikolaevich Ryabov, assistant of Maxillofacial Surgery and Dentistry department in SamSMU Clinics. E-mail: *premoliar@rambler.ru*.

**Evgeny Vladimirovich Avdeev**, postgraduate student of General Information Science department in S.P. Korolyov Samara National Research University. E-mail: *j-avdeev@yandex.ru*.

The information about author Nikolay Lvovich Kazanskiy you can find on page 887 of this issue.

Received October 17, 2017. The final version – November 25, 2017.