



ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА СВЕРХВЫСОКОГО РАЗРЕШЕНИЯ В ДИФФУЗИОННОЙ МРТ

APPLICATION OF SUPER-RESOLUTION METHOD IN DIFFUSION MRI

О.П.Познанский*, к.ф.-м.н., (ORCID: 0000-0003-3279-0337) / opoznans@gmail.com
O.P.Posnansky*, Cand. of Sci. (Physics and Mathematics)

DOI: 10.22184/1993-8578.2021.14.3-4.188.195

Получено: 13.06.2021 г.

Диффузионная МРТ – это метод магнитно-резонансной томографии, который оценивает случайное молекулярное движение молекул в биологической ткани. Наиболее популярное его применение – исследование анизотропии тканей. В настоящее время методы визуализации с высоким разрешением позволяют делать выводы о структуре белого и серого вещества мозга. Тем не менее, такие потенциально ценные методы МРТ обычно не используются в медицинской практике, поскольку они требуют длительного времени измерения. В этой работе мы используем диффузионную МРТ с низким разрешением и рассчитываем изображения с высоким разрешением с помощью реконструкции сверхвысокого разрешения. Мы также рассчитываем тензор диффузии и точность его оценки по сравнению с альтернативными методами интерполяции. Мы демонстрируем преимущества техники сверхвысокого разрешения с точки зрения среднеквадратичной ошибки и путем анализа дробной анизотропии и других тензорных инвариантов.

Diffusion MRI is a magnetic resonance imaging method that estimates random molecular motion of molecules in biological tissue. The most popular its application consists in disentangling of tissue anisotropy. Nowadays high resolution imaging techniques allow to make conclusions not only about brain white matter structure but also a gray matter attracts a great attention. However, such potentially valuable MRI methods are not used in clinical environment routinely because they require a long acquisition time. In this work we process low-resolution diffusion MRI and calculate high-resolution images by means of super-resolution reconstruction. We calculate diffusion-tensor and estimate quality of its fitting comparing with alternative interpolation methods. We demonstrate benefit of super-resolution technique in terms of root-mean-square error and by analyzing fractional anisotropy and other tensor invariants.

ВВЕДЕНИЕ

Исследование диффузионных свойств мозговой ткани часто ограничено разрешением магнитно-резонансной томографии (МРТ). Например, разрешение изображения играет ключевую роль в сегментации серого вещества мозга и анализе его анизотропии. Такой главный ограничивающий фактор, как эффект частичного объема, мешает точному рассмотрению изображения. Другой важной проблемой при обработке изображений

является отношение сигнала к шуму (SNR), которое уменьшается с увеличением разрешения и уменьшением размера вокселя. Одно из возможных решений этих проблем является получение изображений с толстыми срезами и высоким разрешением в плоскости и последующей ретроспективной обработкой. Следует отметить, что при этом исходные данные 3D МРТ не изотропны, что может смещать параметры оценок диффузии [1].

* Кафедра нейрофизики КМН МПИ, Лейпциг, Германия / Department of Neurophysics, Max Plank Institute for Human Cognitive and Brain Sciences, Leipzig, Germany.



На первый взгляд прямое применение метода интерполяции [2] тензора диффузии может быть необходимым для улучшения оценки параметров биологической ткани. Интерполяция изображений является очень распространенной процедурой во многих алгоритмах и может оказывать значительное влияние на другие процедуры обработки [3], такие как регистрация, сегментация или вычисление поля тензора диффузии. Применение интерполяции улучшает визуальный контроль изображения, но, с другой стороны, становятся заметными артефакты размытия и потери контрастности.

Альтернативный метод улучшения качества изображения – это метод сверхвысокого

разрешения (SR) [4, 5]. В отличие от интерполяции, он объединяет новую информацию из нескольких вокселей, обеспечивая более высокую надежность МРТ, что, в целом, добавляет изображениям нейробиологическую или медицинскую полезную диагностическую ценность.

Современные сканеры МРТ оснащены последовательностями, обеспечивающими субмиллиметровое разрешение. Однако получение изображений с высоким разрешением для диффузионно-взвешенных изображений (ДВИ) по-прежнему является сложной задачей из-за высокого уровня физиологического и систематического шума, произвольного движения объекта во время сканирования и длительного времени сбора данных.

INTRODUCTION

Investigation of diffusion properties of brain tissue are often limited by the magnetic resonance image (MRI) resolution. For example, resolution plays a key role in brain gray matter segmentation and anisotropy analysis. Such major limiting factor as a partial volume effect hinders a fine image consideration. Another important challenge in image processing is a signal-to-noise (SNR) ratio which reduces with increase of resolution and downsizing of voxel dimension. One of the possible solution of the problem is to acquire images with thick slices and high resolution in plane and perform retrospective post-processing. However, initial 3D MR data are not isotropic which might bias diffusion tensor parameters [1].

On the first view, applying interpolation technique [2] to diffusion tensor may be necessary to improve tissue parameters estimation. In general image interpolation is a very common procedure in many processing pipelines and it may have a significant influence on other processing procedures [3] such as registration, segmentation or diffusion tensor field calculation. Applying interpolation improves

visual inspection of the image but, on the other hand, blur and contrast loss artifacts become pronounced.

Another method which improves image quality is a super-resolution (SR) [4, 5]. Opposite to the interpolation it concatenates a new information from several voxels providing a higher reliability of MRI which, in general, adds to the images neuroscientific or clinically useful diagnostic value.

Modern MRI scanners are equipped with sequences allowing sub-millimeter resolution. However, high-resolution diffusion weighted imaging (DWI) is still challenging because of high level of physiological and systematic noise, involuntary motion of the subject during scanning, and long acquisition time. Small lesions in gray matter is difficult or even not possible to visualize and then perform a fair analysis. Subtle changes in biological tissue during maturation or aging, Alzheimer disease, and plaques development, for example, are very tiny for MRI. This hinders to improve specificity and sensitivity adjustment of diffusion sequences' protocol parameters.

In this circumstances SR possess a number of advantages, such as processing high SNR low-resolution

images acquired in a reasonable acquisition time, independence from main magnetic field strength and a number of receivers.

In this short communication we describe how process low-resolution through plane DWIs and reconstruct a high-resolution image by means of SR method. To achieve isotropic resolution several images with axial sub-voxel shifts were created. We calculate diffusion-tensor and estimate quality of its fitting comparing with alternative interpolation (linear, cubic, spline) methods. We demonstrate benefit of SR technique in terms of root-mean-square error (sse) and by analyzing fractional anisotropy and diffusion tensor invariants in the human brain tissue in vivo.

METHODS

Data generation

The main approach to implement SR consists in combining several low resolution images in high-resolution one if it is known the sub-voxel transform of the low-resolution images (Fig.1a). In particular, in our work we used through plane (slice encoding direction) translation of low resolution images. Modern MR scanner consoles are developed in a way to be flexible and meet all

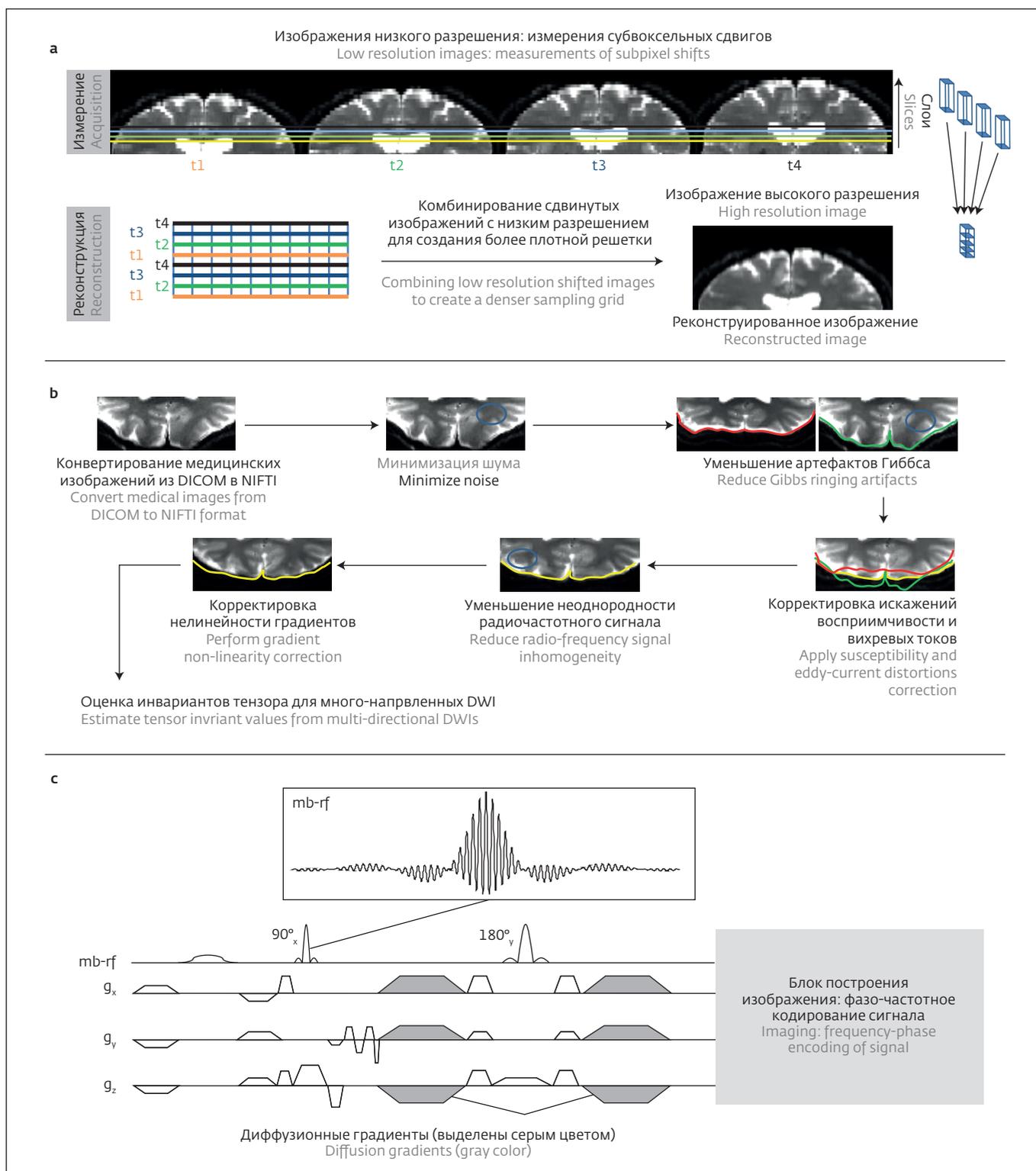


Рис.1. а – схема получения и реконструкции изображений для сверхвысокого разрешения; б – схема обработки изображений для минимизации искажений, шума и т. д. Все этапы обработки выполнялись до реконструкции изображения сверхвысокого разрешения; в – диаграмма МРТ последовательности, использованная для получения диффузионно-взвешенных изображений. mb-rf был использован для ускорения получения изображений

Fig.1. a – schematic of acquisition and reconstruction of data for super resolution; b – processing pipe-line for minimization of distortions, noise, and etc. All processing steps were performed prior to super resolution reconstruction; c – MR sequence diagram applied for diffusion-weighted imaging. mb-rf was used in order to accelerate acquisition procedure



Небольшие образования в сером веществе головного мозга трудно или даже невозможно визуализировать, что влияет на проведение точного анализа. Незначительные изменения в биологических тканях, например, во время их формирования или старения, болезни Альцгеймера и образования бляшек не визуализируются с помощью МРТ. Это мешает улучшить специфичность и чувствительность параметров протокола диффузионных последовательностей.

В этих условиях SR обладает рядом преимуществ, таких как обработка изображений с низким разрешением и высоким соотношением SNR, полученных за разумное время сбора данных, независимость от напряженности основного магнитного поля и количества каналов радиочастотных приемников.

В этом коротком сообщении мы рассмотрим ДВИ с низкими разрешениями и реконструируем изображение с высоким разрешением с помощью метода SR. Для достижения изотропного разрешения мы создадим несколько изображений с аксиальным субвоксельным сдвигом. Мы рассчитаем тензор диффузии и оценим качество его аппроксимации, сравнивая с альтернативными методами интерполяции (таких как линейная, кубическая или сплайн). Мы продемонстрируем преимущества метода SR с точки зрения оценки параметра среднеквадратичной ошибки (sse) и путем анализа инвариантов дробной анизотропии и средней диффузии для тензора в ткани головного мозга человека *in vivo*.

МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Генерация данных

Основной подход в реализации SR состоит в объединении нескольких изображений с низким разрешением в одно с высоким разрешением, если известно суб-воксельное преобразование изображений с низким разрешением (рис.1а). В нашей работе использована линейная комбинация (по направлению кодирования среза) изображений с низким разрешением. Современные консоли МРТ-сканеров разработаны таким образом, чтобы быть гибкими и отвечать всем требованиям исследователей МРТ. Положение и ориентацию срезов изображений можно легко настроить для достижения последовательного числа сдвигов в желаемом направлении.

Данные МРТ человека *in vivo* были загружены из открытой базы данных db.humanconnectome.org. Изображения получали на сканере 3T Siemens (Siemens, Эрланген, Германия) с 32-канальной головной катушкой RX. Девяносто объемов ДВИ всего мозга были получены для 90 неколлинеарных и некопланарных направлений ($[g_x, g_y, g_z]$: $b = 1000 \text{ с/мм}^2$) и чередовались с тремя не диффузионными изображениями ($b = 0 \text{ с/мм}^2$) с использованием однократно перефокусированной Стейскала-Таннера спин-эхо последовательности ($\text{FoV} = 210 \times 180 \times 139 \text{ мм}^3$, размер вокселя = $1,25 \times 1,25 \times 5 \text{ мм}^3$ после процедуры огрубления, разрешение в плоскости 168×144 , GRAPPA2, TE/TR = 89,5/5520 мс, частичный Фурье 6/8, частотное кодирование 1488 Гц /пиксель) [6].

demands of the MR researcher. The position and the slice orientation of the images can be easily adjusted to achieve consecutive number of shifts in desired direction.

In vivo human MRI data were downloaded from open database db.humanconnectome.org. Images were acquired on a 3T Siemens scanner (Siemens, Erlangen, Germany) with a 32-channel RX head coil. Ninety volumes of whole-brain DWIs were acquired in 90 noncollinear and noncoplanar directions ($[g_x, g_y, g_z]$: $b=1000 \text{ s/mm}^2$) and interleaved three non-diffusion weighted images ($b = 0 \text{ s/mm}^2$) using the single-refocused Stejskal-Tanner

spin-echo sequence ($\text{FoV} = 210 \times 180 \times 139 \text{ мм}^3$, voxel size = $1,25 \times 1,25 \times 5 \text{ мм}^3$ after coarse graining, in plane resolution 168×144 , GRAPPA2, TE/TR = 89,5/5520 ms, partial Fourier 6/8, bandwidth 1488 Hz/px) [6]. For excitation of 3 slices simultaneously multi-band radio frequency (mb-rf) pulse was used. Additionally, a set of reversed phase-encoded gradient $b = 0 \text{ s/mm}^2$ images were acquired for correction of geometrical distortions. Diffusion gradient was characterized with diffusion time $\Delta = 22 \text{ ms}$, diffusion gradient duration $\delta = 6 \text{ ms}$. In order to perform a super-resolution reconstruction

images were shifted along the slice encoding direction 4 times with a step 1.25 mm (Fig.1a).

Data processing

Before applying high resolution reconstruction DWIs were processed using [mrtix](#) [7] and [FSL](#) [8] (Fig.1b). The steps of correction included (1) noise and Gibbs ringing artifact reduction; (2) susceptibility and eddy current distortion correction was performed using [topup](#) and eddy algorithms which processed a set of reversed phase-encoded gradient $b = 0 \text{ s/mm}^2$ images; (3) for distortion free images radio-frequency bias field correction was applied.



Для выделения трех срезов одновременно был использован многочастотный радиоимпульс (mb-rf). Кроме того, для коррекции геометрических искажений был получен набор изображений с обратным фазовым кодированием градиента для $b = 0$ с/мм². Градиент диффузии характеризовался временем диффузии $\Delta = 22$ мс, длиной градиента диффузии $\delta = 6$ мс. Для проведения реконструкции со сверхвысоким разрешением изображения были сдвинуты в направлении кодирования слоев четыре раза с шагом 1,25 мм (рис.1a).

Обработка данных

Перед применением реконструкции высокого разрешения ДВИ обрабатывались с помощью `mrtrix` [7] и `FSL` [8] (рис.1b). Этапы коррекции включали: 1 – уменьшение шума и артефакта Гиббса; 2 – минимизацию искажений восприимчивости и вихревых токов выполнялась с использованием алгоритмов `torus` и `eddy`, которые обрабатывали набор изображений с обратным фазовым кодированием градиента $b = 0$ с/мм²; 3 – для изображений без искажений применялась коррекция радиочастотной неоднородности.

Мы выполнили расчет диффузионного тензора изображений с низким разрешением [9]. После восстановления тензора диффузии он был интерполирован в направлении кодирования одномерного среза с последующей оценкой тензора. Мы также получили тензорные инварианты, то есть средний коэффициент диффузии (MD),

фракционную анизотропию (FA), радиальный и осевой коэффициенты диффузии (RD, AD). Интерполяция была выполнена с помощью лог-евклидова преобразования, чтобы удовлетворить связь между сигналом ДВИ и элементами тензора [9]. Интерполяция выполнялась тремя различными методами: линейным, кубическим и сплайн. Процедура интерполяции реализована с помощью скриптов собственной разработки в `matlab` [10].

Метод SR был осуществлен по следующей схеме. Каждый воксель изображений был аксиально разделен на количество суб-вокселей, соответствующих количеству осевых сдвигов. Затем смещенные изображения переводились в ту же систему координат (рис.1a). Впоследствии переопределенная система линейных уравнений была решена тремя способами. В методе I мы рассчитали значение наименьших квадратов для каждого вокселя. Для метода II мы применили гауссовское ядро свертки с максимальными весами, соответствующими максимальному сигналу. Метод III заключался в мультипликативном усреднении.

Математически такая процедура может быть представлена следующей системой линейных уравнений:

$$x = \mathbf{A}\mathbf{B}y, \quad (1)$$

где \mathbf{B} – оператор разделения вокселя, а \mathbf{A} – оператор сдвига для перевода изображений в единое

We performed calculation of DTI of the low resolution images. After reconstruction of diffusion tensor, it was interpolated in 1D slice encoding direction with subsequent tensor estimation. We also obtained tensor invariants, i.e. mean diffusivity (MD), fractional anisotropy (FA), radial and axial diffusivities (RD, AD). Interpolation was done with a log-Euclidean transformation to satisfy the relation between the DWI signal and the tensor elements [9]. Interpolation was performed with three different methods, i.e. linear, cubic, and spline. Procedure of interpolation was implemented with `matlab` [10] home developed scripts.

SR method was implemented by the following procedure. Every voxel of images was axially divided on the number of sub-voxels corresponding the number of axial shifts. Then shifted images were translated to the same coordinate system (Fig.1a). Afterwards overdetermined liner system was resolved by three methods. In the method I we calculated least mean square value for every voxel. For the method II we applied Gaussian convolution kernel with maximal weights corresponding maximal signal. The method III consisted in multiplicative averaging.

Mathematically such procedure can be represented by the following system of linear equations:

$$x = \mathbf{A}\mathbf{B}y, \quad (1)$$

where \mathbf{B} is an operator of dividing of the voxel, and \mathbf{A} is an operator of shift in order to translate images in the uniform space. We found an optimal value c by averaging of vector x :

$$c = \mathbf{T}^*\mathbf{T}\mathbf{K}x, \quad (2)$$

where $\mathbf{T}^*\mathbf{T}$ is a pseudo-inverse matrix, \mathbf{K} is a kernel operator. In case of method I of super

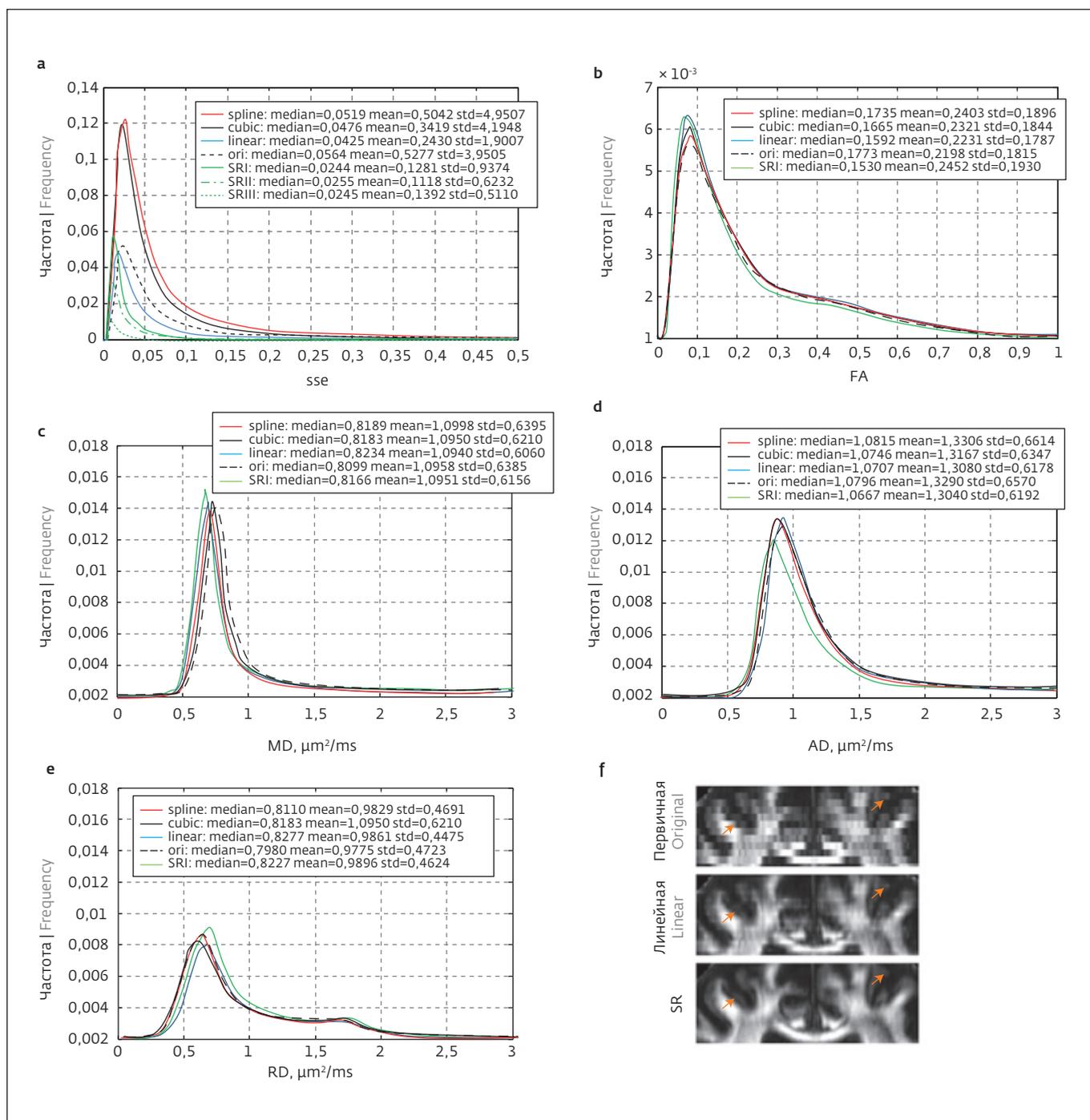


Рис 2. а – sse подгонки DTI для SR I–III и различных типов интерполяции диффузионно-взвешенных изображений (см. подписи на легенде). Также показана точность вычисления диффузионного тензора для исходных данных. Цветовая кодировка представлена на легенде рисунка вместе с основными статистическими параметрами распределений; б–е – соответствующие гистограммы FA, MD, AD, RD после расчета DTI. Цветовая кодировка представлена на легенде рисунка вместе с основными статистическими параметрами распределений. Все методы демонстрируют высокий уровень сходства; ф – FA-карты, рассчитанные для линейной интерполяции и SR-метода. Также представлена FA-карта для первичных данных

Fig.2. a – sse of DTI fitting for SR I–III and different types of DWI interpolation (written bellow maps). DTI fitting of original data is also shown. Color-coding is presented in figure legend together with major statistical parameters of distributions; b–e – corresponding histograms of FA, MD, AD, RD after DTI fitting. Color-coding is presented in figure legend together with major statistical parameters of distributions. All methods demonstrate high level of similarity; f – FA maps calculated for linear interpolation and sr method. FA map for original dataset is also presented



пространство. Мы нашли оптимальное значение c – путем усреднения вектора x :

$$c = \mathbf{T}^T \mathbf{K} \mathbf{x}, \quad (2)$$

где \mathbf{T}^T – псевдо-обратная матрица, \mathbf{K} – оператор ядра. В случае метода I сверхвысокого разрешения $\mathbf{K} = \mathbf{L}$, где \mathbf{L} – матрица прямоугольной формы. Для метода II $\mathbf{K} = \mathbf{G}$, где \mathbf{G} – набор коэффициентов гауссовского ядра. Метод III предполагал мультипликативное усреднение:

$$c = (\mathbf{P} \mathbf{x})^a, \quad (3)$$

где \mathbf{P} – оператор произведения, а равно обратному числу сдвигов. Алгоритмы SR были реализованы в скриптах собственной разработки matlab.

После реконструкции изображений SR был вычислен тензор диффузии с последующими собственными значениями и оценкой собственного вектора. Мы также оценили тензорные инварианты, то есть MD, FA, RD и AD.

Кроме того, для всех случаев рассчитывалась сумма квадратов ошибки (sse) подгонки тензора диффузии. Мы использовали гистограммы оценочных значений (sse, MD, FA, RD, AD) для сравнения различных методов.

ПОЛУЧЕННЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ

На рис.2 мы демонстрируем гистограммы различных метрик тензора диффузии и sse аппроксимации тензора:

resolution $\mathbf{K} = \mathbf{L}$, where \mathbf{L} is a box-car matrix. For method II $\mathbf{K} = \mathbf{G}$, where \mathbf{G} is a set of coefficients of a Gaussian kernel. Method III assumed multiplicative averaging:

$$c = (\mathbf{P} \mathbf{x})^a, \quad (3)$$

where \mathbf{P} is a product operator and a is equal to the inverse number of shifts. Algorithms of SR were implemented in matlab [10] home developed scripts.

After reconstruction of SR images, diffusion tensor was calculated with subsequent eigenvalues and eigenvector estimation. We also

estimated tensor invariants, i.e. MD, FA, RD, and AD.

Additionally, sse of diffusion tensor fitting was calculated for all cases. We used histograms of estimated values (sse, MD, FA, RD, AD) to compare different methods.

RESULTS

In Fig.2 we demonstrate histograms of different diffusion tensor metrics and sse of tensor fitting:

$$sse = \log(S)^T [\mathbf{I} - \mathbf{X}(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T] \log(S), \quad (4)$$

$$\mathbf{X} = \mathbf{g} \mathbf{x} \mathbf{g}^T.$$

In Eq.(4) $\mathbf{g} = [g_x, g_y, g_z]$ is a gradient direction, S is a diffusion weighted

$$sse = \log(S)^T [\mathbf{I} - \mathbf{X}(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T] \log(S), \quad \mathbf{X} = \mathbf{g} \mathbf{x} \mathbf{g}^T. \quad (4)$$

В уравнении (4) $\mathbf{g} = [g_x, g_y, g_z]$ – направление градиента, S – взвешенный по диффузии сигнал, единичная матрица \mathbf{I} и \mathbf{T} – транспонирование. Гистограммы рассчитывались для различных типов тензорной интерполяции и методов SR. Сумма всех частот нормирована к 1. Гистограммы sse (рис.2а) демонстрируют сильную асимметрию с максимумом в окрестности нуля. Основные статистические параметры, то есть среднее значение, медиана, стандартное отклонение, представлены на легенде рисунка и свидетельствуют о высочайшем качестве подгонки тензора в методе SR I. Преимущество SR можно объяснить процедурой реконструкции, которая предполагает объединение нескольких вокселей в один. Неожиданно более уширенное распределение sse для кубической и сплайн-тензорной интерполяции можно объяснить полиномиальными приближениями около узловых точек, при сохранении свойств непрерывности и гладкости кривых. Стоит отметить, что гистограмма sse для аппроксимации тензора для исходного набора данных с низким разрешением близка к методу линейной интерполяции.

На рис.2b-e мы демонстрируем тензорные метрики, вычисленные различными методами. Метрики исходного множества данных также представлены. Ясно, что они демонстрируют очень схожие распределения. Как следствие, FA-карты метрик (рис.2f) очень схожи с небольшой вариацией в небольших областях.

signal, \mathbf{I} identity matrix, and \mathbf{T} is a transpose. Histograms were calculated for different types of tensor interpolation and SR methods. Sum of all frequencies there was normalized to 1. Histograms of sse (Fig.2a) demonstrate a strong asymmetry with maximum located in vicinity of zero. Major statistical parameters, i.e. mean, median, standard deviation, are presented in figure legend and provide an evidence of highest quality of tensor fitting in case of SR I method. Superiority of SR can be explained by the procedure of reconstruction which assumes combining of several voxels in one. Unexpectedly broader distribution

ОБСУЖДЕНИЕ И ВЫВОДЫ

Метод сверхвысокого разрешения эффективен, когда полученный размер вокселя больше мелких структур, а эффект частичного объема мешает правильной характеристике важных областей, например, в сером веществе головного мозга. Наши результаты показывают, что применение хорошо зарекомендовавших себя методов сверхвысокого разрешения к наборам данных диффузионно-взвешенных изображений, которые могут не иметь высокого пространственного разрешения, потенциально может выявить анатомические детали, видимые только для изображений с высоким разрешением. Этого невозможно достичь с помощью стандартного медицинского протокола диффузионной визуализации, который дает изображения, более огрубленные по сравнению с размером анатомических структур серого и белого вещества мозга. На этапах обработки важную роль играет регистрация изображений, полученных от разных сканирований, если присутствуют движения, физиологические и систематические шумы. Также точность коррекции искажений может повлиять на окончательную реконструкцию.

ЛИТЕРАТУРА / REFERENCES

1. **Basser P.J., Mattiello J., LeBihan D.** 1994. MR diffusion tensor spectroscopy and imaging. *Biophys. J.* 66, 259–267.
2. **Lehmann T.M., Gonner C., Spitzer K.** 1999. Survey: interpolation methods in medical image processing. *IEEE Trans. Med. Imaging* 18, 1049–1075. <https://doi.org/10.1109/42.816070>
3. **Mai Z., Rajan J., Verhoye M., Sijbers J.** 2011. Robust edge-directed interpolation of magnetic resonance images. *Phys. Med. Biol.* 56, 7287–7303. <https://doi.org/10.1088/0031-9155/56/22/018>
4. **Greenspan H., Oz G., Kiryati N., Peled S.** 2002 Jun. MRI inter-slice reconstruction using super-resolution. *Magn. Reson. Imaging* 20 (5), 437–446. [https://doi.org/10.1016/S0730-725X\(02\)00511-8](https://doi.org/10.1016/S0730-725X(02)00511-8)
5. **Coupé P., Manjón J.V., Chamberland M., Descoteaux M., Hiba B.** 2013. Collaborative patch-based super-resolution for diffusion-weighted images. *Neuroimage* 83, 245–261. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2013.06.030>
6. **Callaghan P.** Principles of Nuclear Magnetic Resonance Microscopy. Oxford University Press, 1994.
7. Электронный ресурс: www.mrtrix.org
8. Электронный ресурс: www.fmrib.ox.ac.uk/fsl
9. **Arsigny V., Fillard P., Pennec X., Ayache N.** 2006. Log-Euclidean metrics for fast and simple calculus on diffusion tensors. *Magn. Reson. Med.* 56, 411–421. WOS:000239465500021
10. Электронный ресурс: www.matlab.org

Благодарности. Данная работа была проведена при финансовой поддержке ERC и BIF-IZKF UKA RWTH.

Декларация о конфликте интересов. Автор заявляет об отсутствии конфликтов интересов или личных отношений, которые могли бы повлиять на работу, представленную в данной статье.

of sse for cubic and spline tensor interpolation can be explained polynomial lobes near nodes' points keeping the property of continuity and smoothness of curves. It is worth mentioning that histogram of sse for tensor fitting for original low resolution dataset is close to linear interpolation method.

In Figs.2b-e we show histograms of different tensor metrics calculated with different methods. Metrics for original dataset is also included. Obviously that they demonstrate very close distributions in general. As a consequence, FA maps of metrics (Fig.2f) are very similar with variation in small areas.

DISCUSSION AND CONCLUSIONS

Super-resolution method is efficient, when acquired voxel size is larger than small areas, and partial volume effect hinders correct characteristic of clinically significant structures, for example in gray matter. Our results demonstrate that the application of well-established super-resolution methods to diffusion weighted imaging datasets, which might do not have high spatial resolution, can potentially reveal anatomical details only seen for the images with high resolutions. This is not possible to achieve with clinical routine diffusion imaging protocol, which produces images coarser compared to the size of the

gray and white matter anatomical structures. In the processing steps registration of images, acquired from different scans, plays important role if motion, physiological and systematic noise are present. Also accuracy of distortion correction may influence on the final reconstruction. ■

Acknowledgement. This work is supported by the ERC funding and BIF-IZKF UKA RWTH.

Declaration of Competing Interest. The authors declare that they have no known competing financial interests or personal relationships that could have appeared to influence the work reported in this paper.