

بخش‌بندی دسته‌فیبرهای ماده سفید مغز به روش سطوح همتراز و با استفاده از ضرائب هارمونیک کروی

محمد رضا ناظم‌زاده^۱، اسماعیل داودی بجد^۱، حمید سلطانیان‌زاده^{۱و۲}

^۱ قطب علمی کنترل و پردازش هوشمند، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تهران

^۲ موسسه پزشکی فورده آمریکا

E-mails: m.nazemzadeh@ece.ut.ac.ir, es.davoodi@ece.ut.ac.ir,

hszadeh@ut.ac.ir, hamids@rad.hfh.edu

چکیده

در مطالعات عصب‌شناسی مغز بخش‌بندی فیبرهای ماده سفید مغز به دسته‌فیبرها که درون هر یک خواص محلی انتشار مشابه باشند، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در این مقاله روشی برای بخش‌بندی دسته‌فیبرها به کمک رشد یک ابرصفحه بر اساس خواص محلی سیگنال انتشار و با استفاده از ضرائب هارمونیک کروی^۱ با مرتبه ۸ که سیگنال انتشار بدست آمده از تصویربرداری با رزولوشن زاویه‌ای بالا را بخوبی توصیف می‌کند، ارائه شده است. با استفاده از این ضرائب، یک معیار شباهت تعریف و بعنوان عبارت تابع سرعت در معادله همپلتون-ژاکوبی با حل عددی سطوح همتراز^۲ بکار می‌رود. نشان داده شده است که این روش با توجه به نفوذ صحیح ابرصفحه در مناطق حاوی تقاطع دسته‌فیبرها مزایای عمده‌ای در مقایسه با روش‌های مبتنی بر معیار شباهت مبتنی بر تانسور دارد. بدون در نظر گرفتن هیچ فرضی در مورد مدل و یا نحوه انتشار، روش پیشنهادی با بکارگیری داده‌های سیگنال انتشار بجای تابع چگالی احتمال انتشار و یا نقشه‌های ظاهری انتشار که در روش‌های بخش‌بندی با رشد ابرصفحه محاسبه و مورد استفاده قرار می‌گیرد، نتایج واقعی‌تری بدست می‌دهد که این امر در اعمال روش بر روی داده‌های شبیه‌سازی و داده‌های واقعی به وضوح مشخص می‌باشد. بعلاوه حذف تعدادی از ضرائب هارمونیک که نسبت به تبدیلات فضائی ناوردا هستند، سبب کاهش حجم محاسبات و پایدارتر شدن روش پیشنهادی نسبت به نویز و اندازه‌گیری‌های پرت می‌شود.

کلمات کلیدی - *Fiber Bundle Segmentation - Spherical Harmonics Coefficients - Levelset - Diffusion MRI*

رفتار انتشار را با یک ماتریس مثبت معین متقارن به نام تانسور مدل کردند. با اینکه مدل تانسور می‌تواند رفتار گوسی انتشار را در موارد انتشار آزاد، انتشار مقید همگن در تمامی جهات و انتشار مقید ناهمگن مرتبه دوم با یک جهت غالب انتشار را بخوبی توصیف کند، در توصیف ناهمگنی‌های مرتبه‌های بالاتر در مناطق حاوی انتشار پیچیده که بیش از یک جمعیت غالب انتشار وجود دارد، ناتوان است. به همین علت برخی پروتوکول‌های تصویربرداری کلینیکی با تعداد بالای گرادیان‌های گدکننده انتشار به نام تصویربرداری انتشار با رزولوشن زاویه‌ای بالا یا HARD^۳

۱- مقدمه

تصویربرداری تشدید مغناطیسی انتشار، یک روش غیر تهاجمی موثر در مطالعه ساختار ماده سفید مغز می‌باشد که اثر ماکروسکوپی و مشاهده‌پذیر انتشار مولکول‌های آب را در پی تأثیر ساختار میکروسکوپی بافت که بعضاً اجازه انتشار آزاد، بعضاً باعث انتشار مقید و محدود و بعضاً مانع انتشار می‌شود، مورد مطالعه قرار می‌دهد. باسر و همکارانش [1, 2] در سال ۱۹۹۴ پروفایل گوسی سه بعدی را برای انتشار مولکول‌های آب فرض کرده و

[3] معرفی شدند. جهت تحلیل داده‌های HARD نیز برخی روش‌های مبتنی بر مدل از جمله مدل تانسور چندگانه [4]، Spherical Deconvolution خطی [5,6] و غیر خطی [7] و PASMRI [8] و یا روش‌های بدون فرض هیچ گونه مدلی برای نحوه انتشار مانند q-ball [9] پیشنهاد گردیده‌اند که هدف آنها استخراج یک تابع چگالی راستا یا ODF^f است که با ارائه پروفایل انتشار در جهت‌های مختلف، جهت‌های غالب چندگانه انتشار با یافتن نقاط بیشینه آن قابل محاسبه است. اما محاسبه ODF هر چند بدون انجام فرضی در مورد نحوه انتشار صورت پذیرد، حاوی ساده‌سازی و تقریب‌هایی خواهد بود که حصول صحیح و دقیق آن را در زمان قابل قبول امکان ناپذیر می‌سازد.

برای مشاهده‌پذیری تانسور و یا سیگنال و یا پروفایل انتشار در ماده سفید مغز، برخی اشکال اولیه از جمله بیضیگون و یا ابرمکعب به ازای هر واکسل می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند؛ هرچند بازسازی مجازی فیبرهای ماده سفید مغز که نحوه اتصال آناتومیکی را در مغز به خوبی به تصویر می‌کشد و فهم بهتری از نحوه انتشار در واکسل‌ها ارائه می‌دهد، از اهمیت و توجه بیشتری برخوردار است. برای ایجاد مسیر فیبرها، می‌توان از مسیریابی فیبرها یا تراکتوگرافی استفاده و مسیر هر فیبر را بطور مستقل و جداگانه بعنوان منحنی سه بعدی در میدان‌های DTI و یا HARD بازسازی نمود و یا از روش مقاوم‌تر دسته‌بندی حجمی مناطقی که دارای خواص محلی مشابهی در فیبرها و یا نحوه انتشار در واکسل‌های مجاور هستند، استفاده و یک شیء مستقل بنام دسته فیبر را ارائه کرد. این عمل دسته‌بندی می‌تواند به یکی از دو صورت زیر تحقق یابد: خوشه‌بندی^۵ فیبرهای حاصل شده از الگوریتم‌های تراکتوگرافی به دسته‌فیبرها [10, 11] و یا بخش-بندی^۶ دسته‌فیبرها توسط رشد یک ابر صفحه بر اساس خواص محلی تانسور، سیگنال و یا پروفایل انتشار [12-19].

از آنجا که نتایج بدست آمده از روش‌های اول کاملاً به درستی نتایج تراکتوگرافی مرحله قبل خود بستگی دارند، ممکن است الگوریتم‌های اعمالی تراکتوگرافی در شرایط ویژه فیبرها از جمله تقاطع، انشعاب و ادغام راه حلی برای تفکیک فیبرها ارائه ندهند. اما روش‌های نوع دوم با بخش‌بندی دسته‌فیبرها به کمک رشد ابرصفحه، در دسته‌بندی فیبرها بخصوص دسته‌فیبرهای متقاطع توانایی بهتری دارند. مطالعات انجام شده در این زمینه عمدتاً کمیت‌های اسکالر بدست آمده از تحلیل تانسور مانند نقشه‌های ناهمگنی انتشار^۷ را بکار گرفته‌اند [12]. در حالیکه برخی روش‌های دیگر سعی در استفاده از تمامی اطلاعات نهفته در تانسور انتشار را دارند [13-16]. در همه این روش‌ها پس از تعریف یک معیار شباهت میان اسکالرها و یا تانسورهای همسایگی، از آن در مساله رشد ابرصفحه در میدان سه بعدی داده‌ها استفاده می‌گردد. در [17] معیار شباهت میان تانسورهای همسایگی به عنوان عبارت سرعت در معادله همیلتون-ژاکوبی با حل عددی توسط روش سطوح همتراز استفاده شده است.

از آنجا که مدل تانسور به ازای پروفایل‌های انتشار با بیش از یک جهت غالب در مناطق مغز با خاصیت انتشار پیچیده منجر به شکل تانسور کروی و یا صفحه‌ای می‌شود و قادر به تفکیک فیبرها در این مناطق نیست، معیار شباهت میان تانسورهای همسایگی به ابرصفحه اجازه حرکت از یک واکسل با یک جهت غالب انتشار به واکسل‌های مجاور که علاوه بر آن جهت غالب انتشار دارای جهت غالب انتشار دیگری نیز هستند و مدل تانسور برای آنها انتشار کروی و یا صفحه‌ای در نظر می‌گیرد، نمی‌دهد.

در روشی دیگر [18]، با افزایش ابعاد مساله، یک فضای مکان-راستای ۵ بعدی (POS)^۸ با ترکیبی از فضای کروی راستای ODF و فضای اقلیدسی مکانی از داده HARD تعریف گشته است که دو دسته‌فیبر با جهت‌های انتشار مختلف که با همدیگر متقاطع می‌باشند، به کمک روش عددی سطوح همتراز و با رشد ابرصفحه در این فضای ۵ بعدی قابل تفکیک و بخش‌بندی هستند و می‌توان آنها را از همدیگر جدا نمود. در [19] بخش-بندی دسته‌فیبرها در فضای مکان-راستا بر پایه میدان‌های تصادفی مارکوف انجام پذیرفته است. فرض می‌شود در این فضا همبستگی مکانی محلی وجود دارد و می‌تواند با میدان تصادفی مارکوف^۹ (MRF) مدل شود. در این روش هدف تخمین میدان پنهان یک دسته فیبر از روی تحقق میدان مشاهده‌پذیر ODF با فرمول‌بندی مساله MAP^{10} و با پیاده‌سازی روش ICM^{11} برای سرعت بخشیدن به فرایند تکراری این تخمین می‌باشد.

با این وجود تقویت ابعاد مساله بخش‌بندی دارای نقایصی است که از آن جمله می‌توان به افزایش بسیار زیاد هزینه محاسباتی اشاره کرد. بعلاوه در روش‌های فوق تابع چگالی احتمال انتشار و یا ODF با انجام تبدیل‌های زمانبر از روی سیگنال انتشار محاسبه و به عنوان داده‌های مورد پردازش برای بخش‌بندی استفاده می‌شود؛ لذا علاوه بر اینکه حصول ODF صحیح و دقیق در زمان قابل قبول تحقق ناپذیر می‌نماید، قابلیت تفکیک فیبرهای متقاطع در داده‌های ODF بسیار کمتر از قابلیت تفکیک آنها در داده‌های سیگنال انتشار می‌باشد.

به کمک هارمونیک‌های کروی، می‌توان با بسط یک تابع در حوزه مختصات کروی و پیدا کردن ضرائب هارمونیک کروی، تابع را نمایش داد [20-23]. در این صورت ضرائب هارمونیک کروی ویژگی‌های توصیف‌کننده تابع بر روی کره می‌باشند. در این مقاله با استفاده از ضرائب هارمونیک کروی مرتبه ۸ که سیگنال انتشار بدست آمده از تصویربرداری HARD را بخوبی توصیف می‌کنند، مدلی برای دسته‌بندی دسته فیبرها ارائه شده است. با استفاده از این ضرائب، یک معیار شباهت تعریف و بعنوان عبارت تابع سرعت در معادله همیلتون-ژاکوبی با حل عددی سطوح همتراز بکار می‌رود. نشان داده شده است که روش پیشنهادی با توجه به رشد صحیح ابرصفحه در مناطق حاوی تقاطع دسته‌فیبرها بدون احتیاج به محاسبه پروفایل انتشار و یا تابع ODF و بدون در نظر گرفتن هیچ فرضی در مورد مدل و یا نحوه انتشار، مزایای

یک پایه برای توابع مزدوج روی کره واحد می‌باشند که به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$Y_l^m(\theta, \phi) = \sqrt{\frac{2l+1}{4\pi} \frac{(l-m)!}{(l+m)!}} P_l^m(\cos\theta) e^{im\phi} \quad (1)$$

که در آن $\theta \in [0, \pi], \phi \in [0, 2\pi]$ و P_l^m چند جمله‌ای لژاندر مربوطه می‌باشد. برای $l = 0, 2, 4, \dots, l_{\max}$ و $m = -l, \dots, 0, \dots, l$ فرض می‌شود که $j = j(l, m) = (l^2 + l + 2)/2 + m$ و فضای پایه اصلاح شده به صورت زیر تعریف می‌شود [21]:

$$Y_j = \begin{cases} \sqrt{2}((-1)^m Y_l^m + Y_l^{-m})/2, & \text{if } -l \leq m < 0 \\ Y_l^0, & \text{if } m = 0 \\ \sqrt{2}i((-1)^{m+1} Y_l^m + Y_l^{-m})/2, & \text{if } 0 < m \leq l \end{cases} \quad (2)$$

در نهایت سیگنال تقریب زده شده در هر نقطه روی سطح کره $S(\theta_i, \phi_i)$ با استفاده از ضرایب هارمونیک کروی به صورت زیر بیان می‌شود:

$$S(\theta_i, \phi_i) = \sum_{j=1}^N c_j Y_j(\theta_i, \phi_i) \quad (3)$$

که در آن c_j ضرایب هارمونیک کروی می‌باشند و $N = (l+1)(l+2)/2$ تعداد این ضرایب به ازاء مرتبه l می‌باشد. روابط ریاضی برای محاسبه این ضرایب در [21] آمده است. پس از محاسبه ضرایب هارمونیک کروی مرتبه ۸ در هر واکسل که می‌تواند پروفایل انتشار با حداکثر ۴ پیک مجزای غالب را بخوبی توصیف کند، آنها را می‌توان به طور مستقیم به عنوان ویژگی برای تمایز واکسل‌هایی که سیگنال انتشار یکسانی ندارند و یا تشابه واکسل‌هایی که دارای سیگنال انتشار مشابهی هستند، بکار برد. معیار شباهتی که ما برای مقایسه بین سیگنال‌های انتشار با استفاده از ضرایب هارمونیک کروی تعریف می‌کنیم، به صورت زیر است:

$$\langle S, S' \rangle = \int_{S^2} S(q) S'(q) dq = \int_{S^2} \left(\sum_{i=1}^R c_i Y_i(q) \sum_{j=1}^R c'_j Y_j(q) \right) dq \quad (4)$$

$$\langle S, S' \rangle = \sum_{i=1}^R c_i c'_i$$

که در آن c_i و c'_i به ترتیب ضرایب کروی مربوط به سیگنال‌های انتشار S و S' هستند.

۲-۲- روش عددی سطوح همتراز

روش سطوح همتراز حل عددی معادله دیفرانسیل مشتقات جزئی همیتلون-ژاکوبی می‌باشد [24]. در این روش سطوح همتراز بطور ضمنی از طریق تابع $\varphi(x)$ نمایش داده می‌شوند و ابرسطح در حال گسترش در واقع سطح صفر این تابع می‌باشد. از مزایای روش سطوح همتراز در حل معادله همیتلون-ژاکوبی می‌توان به قابلیت تعمیم مساله از دو بعد به سه بعد و یا حتی بیشتر، تقسیم و یا ادغام اتوماتیک سطوح و سر راست بودن نحوه محاسبه کمیت‌های هندسی از قبیل نرمال بر سطح، انحنا، جهت و فاصله از نزدیکترین نقطه بر روی سطح که الگوریتم‌های رشد ابرصفحه

عمده‌ای در مقایسه با روش‌های مبتنی بر معیار شباهت تانسور دارد. روش پیشنهادی با بکارگیری داده‌های سیگنال انتشار بجای پروفایل یا تابع چگالی احتمال انتشار که در تمامی روش‌های بخش‌بندی با رشد ابر صفحه محاسبه و استفاده می‌شود، نتایج واقعی‌تری ارائه می‌دهد که این امر در اعمال الگوریتم پیشنهادی بر داده‌های شبیه‌سازی شده به وضوح مشخص می‌باشد.

روش پیشنهادی بر داده‌های واقعی HARD نیز اعمال شده و توانائی آن در بخش‌بندی دسته فیبرهای مهم از قبیل Corpus Callosum و Cortico Spinal نشان داده شده است. با مقایسه نتایج روش پیشنهادی با روش‌های قبلی، توانائی آن بخصوص در بخش‌بندی دسته فیبرهای متقاطع کاملاً مشخص است. با داشتن این دسته‌فیبرهای مجزا، علاوه بر داشتن یک ماسک ماده سفید مغز که از ترکیب آنها بدست آمده است و نوعاً در الگوریتم‌های تراکتوگرافی در استخراج فیبرهای مجزا لازم است، می‌توان از انتشار فیبرها از یک دسته‌فیبر به دسته‌فیبر دیگر جلوگیری کرد و بدین ترتیب با بخش‌بندی دسته‌فیبرها بعنوان یک مرحله پیش-پردازش، الگوریتم‌های تراکتوگرافی را نسبت به وضعیت‌های متقاطع، انشعاب و یا ادغام دسته‌فیبرها مقاوم نمود. بعلاوه از نتایج بخش‌بندی دسته فیبرها می‌توان در تشکیل عبارت‌های رگولاریزه کننده در کنار عبارت مربوط به داده‌ها در روش‌های تراکتوگرافی استفاده نمود. شایان توجه است که با بکارگیری ضرایب هارمونیک کروی، از خواص ذاتی این ضرایب در کاهش نویز تصویربرداری و حذف اندازه‌گیری‌های پرت (outliers) در تصاویر انتشار استفاده شده است.

در بخش ۲ در ابتدا تئوری مربوط به ضرایب هارمونیک کروی توضیح داده شده و سپس به اختصار روش عددی سطوح همتراز مورد بررسی قرار گرفته است. در بخش ۳ با استفاده از شبیه‌سازی به بررسی ویژگی‌های هارمونیک‌های کروی پرداخته-ایم و سپس روش پیشنهادی بر روی داده‌های مصنوعی و همچنین داده‌های واقعی HARD اعمال شده و نتایج مربوطه ارائه گشته است. در بخش ۴ نیز به اجمال به بررسی روش پیشنهادی پرداخته شده است.

۲- تئوری

۱-۲- ضرایب هارمونیک کروی

بسط یک تابع بر روی کره به کمک هارمونیک‌های کروی تعمیم نمایش سری فوریه به مختصات کروی است. این روش در کاربردهای مختلف برای نمایش توابع کروی قابل استفاده است [22,23]. با بسط سیگنال انتشار داده‌های HARD از طریق این هارمونیک‌های پایه و بدست آوردن ضرایب هارمونیک، روشی خطی جهت محاسبه ODF ارائه شده است [20,21].

هارمونیک‌های کروی که معمولاً توسط Y_l^m نشان داده می‌شوند (l نشان دهنده مرتبه و m مربوط به ضریب فاز است)

می‌توانند به آنها بستگی داشته باشند، اشاره نمود. فرم کلی معادله همیتلون-ژاکوبی به شکل زیر می‌باشد.

$$D_t \varphi(x, t) + H(x, t, \varphi, \nabla \varphi, D_x^2 \varphi) = 0, \forall x \in \mathbb{R}^n, t \geq 0 \quad (5)$$

در معادله فوق $x \in \mathbb{R}^n$ نقاط فضای حالت، $\varphi: \mathbb{R}^n \times \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ تابع Levelset، $D_t \varphi$ مشتق جزئی φ نسبت به زمان t ، $\nabla \varphi = D_x \varphi$ گرادیان φ نسبت به متغیرهای فضای حالت x و $D_x^2 \varphi$ ماتریس هسیان مشتقات جزئی مرتبه دوم نسبت به x می‌باشند. در مسأله حاضر، در صورت برآورده شدن معیار شباهت استخراج شده از ضرایب هارمونیک کروی میان واکسل‌های مجاور تمایل به حرکت ابرسطح در جهت نرمال بر سطح داریم و بعلاوه دسته‌فیلرهای استخراج شده باید از درجه‌ای از smoothness برخوردار باشند، معادله فوق به صورت زیر باز نویسی می‌شود:

$$D_t \varphi(x, t) + F(x, t) \|\nabla \varphi(x, t)\| - \kappa(x, t) \|\nabla \varphi(x, t)\| = 0 \quad (6)$$

که $F(x, t)$ تابع سرعت در جهت نرمال بر سطح است که از معیار شباهت استخراج شده از ضرایب هارمونیک کروی میان واکسل‌های مجاور بدست آمده است. بعلاوه، $\kappa(x, t)$ نیز عبارت انحنا جهت برآوردن شرایط smoothness می‌باشد. از روش Upwind مرتبه ۵ برای تخمین مشتق جزئی مکانی مرتبه اول $\nabla \varphi(x, t)$ استفاده شده است.

۳- روش‌ها

۳-۱- بررسی ویژگی‌های هارمونیک‌های کروی

همان‌طور که گفته شد، ضرایب هارمونیک کروی می‌توانند به عنوان ویژگی برای تفکیک بین سیگنال‌های انتشار به کار روند. بنابراین در روش پیشنهادی با بسط سیگنال انتشار داده‌های HARD از طریق هارمونیک‌های کروی و بدست آوردن ضرایب هارمونیک، شباهت میان این ضرایب برای واکسل‌های مجاور با استفاده از رابطه (۴) محاسبه می‌شود. شایان ذکر است که در روش‌های متداول ضرایب هارمونیک بسط ضریبی از لگاریتم سیگنال انتشار به نام ADC^{۱۲} مورد استفاده قرار می‌گیرد. این تعریف تنها برای مدل تانسور انتشار با یک جهت غالب مفید است که پروفایل ADC مربوطه هم‌جهت با تابع چگالی احتمال انتشار می‌باشد. اما در مورد انتشار با چند جهت غالب مجزا، پروفایل ADC هیچ شباهتی با پروفایل واقعی انتشار ندارد. در صورتی که در این موارد نیز به طور سنتی به جای اندازه‌گیری‌های سیگنال ADC بجای سیگنال انتشار، دو واکسل یکی با جهت غالب انتشار افقی و دیگری با دو جهت غالب انتشار افقی و عمودی در نظر گرفتیم و پس از شبیه‌سازی سیگنال انتشار مصنوعی با SNR=16 و در کنار رسم پروفایل سیگنال انتشار و پروفایل ADC، شباهت میان ضرایب هارمونیک توصیف‌گر سیگنال انتشار مصنوعی دو واکسل و ضرایب هارمونیک توصیف‌گر پروفایل ADC آن دو را محاسبه کردیم (جدول ۱). مشاهده می‌شود در

صورت بکارگیری ضرایب هارمونیک توصیف‌گر پروفایل ADC، معیار شباهت استخراج شده دارای عدد پائینی است، در صورتی که با بکارگیری ضرایب هارمونیک توصیف‌گر سیگنال انتشار، مطابق انتظار مقدار بزرگی به عنوان معیار شباهت بدست می‌آید.





جدول ۱: شباهت میان ضرایب هارمونیک کروی میان یک

واکسل با جهت غالب انتشار افقی و واکسل مجاور با دو جهت

غالب انتشار افقی و عمودی. سطر اول و دوم به ترتیب مربوط به

ضرایب هارمونیک توصیف‌گر سیگنال انتشار و ضرایب هارمونیک

توصیف‌گر پروفایل ADC می‌باشند.

	Spherical Harmonics representation		Similarity
Signal			0.9560
ADC Profile			0.1519

به منظور مقایسه بهتر بین هارمونیک‌های کروی، اثر چرخش، کشیدگی و بزرگی سیگنال انتشار به طور جداگانه مورد بررسی قرار گرفتند. در ابتدا سیگنال انتشار تک قطبی با فواصل زاویه‌ای ۱۵ درجه بین صفر تا ۹۰ درجه چرخانده شد و برای سیگنال دو قطبی این کار برای یکی از قطب‌های آن انجام گرفت و در نهایت برای هر کدام، هارمونیک‌های کروی مرتبه ۸ محاسبه گردید. برای یک واکسل مرجع با یک جهت غالب انتشار معین، طبق جدول ۲، نتایج شبیه سازی نشان می‌دهد معیار شباهت میان ضرایب هارمونیک کروی واکسل مرجع و واکسل دیگر با یک جهت غالب و یک اختلاف زاویه‌ای معین تقریباً با معیار شباهت میان ضرایب هارمونیک کروی آن واکسل و واکسل دیگری که علاوه بر آن جهت غالب انتشار دارای جهت غالب انتشار دیگری نیز هست، تقریباً برابر است و بنابراین ابرصفحه می‌تواند با نفوذ به آن واکسل بطور صحیح رشد یابد. بعلاوه برای بررسی اثر کشیدگی سیگنال انتشار بر هارمونیک‌های کروی، مشابه سیگنال انتشار خطی قبلی تعدادی سیگنال انتشار خطی با کشیدگی‌های متفاوت تولید کردیم. این کار با استفاده از محاسبه سیگنال انتشار در جهت‌های گرادیان متفاوت به ازا تانسور انتشار مفروض با مقدار ویژه غالب متغیر انجام گرفت. از طرف دیگر، برای بررسی اثر کشیدگی سیگنال انتشار بر هارمونیک‌های کروی، مشابه سیگنال انتشار خطی قبلی تعدادی سیگنال انتشار خطی با اندازه-های انتشار متفاوت تولید شدند. این عمل با ضرب مقدار ویژه تانسور مفروض در عدد ثابت که برای محاسبه سیگنال انتشار مورد استفاده قرار می‌گیرد، انجام می‌گیرد. در این حالت، هارمونیک‌هایی که ثابت می‌مانند در جدول ۳ نشان داده شده‌اند. پس از مقایسه هارمونیک‌ها بین سیگنال‌های انتشار خطی و صفحه‌ای مشاهده می‌شود که تعدادی از ضرایب برای هر کدام از حالت‌های فوق یکسان هستند که در جدول ۳ علامت‌گذاری شده-

$$\langle D_1, D_2 \rangle = \frac{\text{trace}(D_1 D_2)}{\text{trace}(D_1) \text{trace}(D_2)} \quad (7)$$

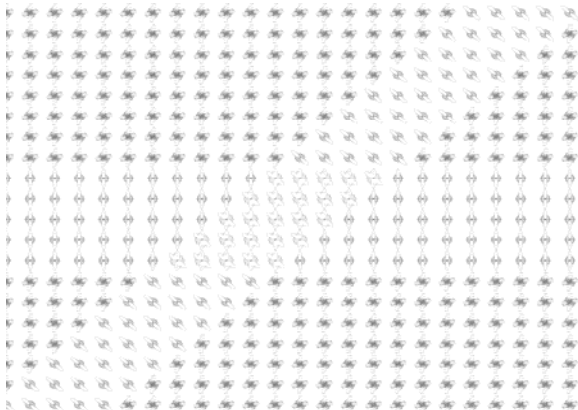
جدول ۳: نمایش ضرایب هارمونیک کروی مرتبه ۸ که در اثر چرخش (r) تغییر اندازه (s) و کشیدگی (t) سیگنال انتشار بین هر سه نوع انتشار خطی صفحه‌ای و کروی ثابت می‌مانند.

C20 r	Re (C21) r s	Im (C21) r s t
	Re (C22)	Im (C22)
C40 r	Re (C41) r s	Im (C41) r s t
	Re (C42)	Im (C42)
	Re (C43) r s	Im (C43) r s t
	Re (C44)	Im (C44)
C60 r	Re (C61) r s	Im (C61) r s t
	Re (C62)	Im (C62)
	Re (C63) r s	Im (C63) r s t
	Re (C64)	Im (C64)
	Re (C65) r s	Im (C65) r s t
	Re (C66)	Im (C66)
C80 r	Re (C81) r s	Im (C81) r s t
	Re (C82)	Im (C82)
	Re (C83) r s	Im (C83) r s t
	Re (C84)	Im (C84)
	Re (C85) r s	Im (C85) r s t
	Re (C86)	Im (C86)
	Re (C87) r s	Im (C87) r s t
	Re (C88)	Im (C88)

با پیاده‌سازی الگوریتم سطوح همتراز با استفاده از این دو معیار شباهت، استفاده از ضرایب هارمونیک کروی برای بخش-بندی فیبرها نتایج بهتری می‌دهد. برای مقایسه کمی دو روش فوق، میزان درستی بخش‌بندی ساختار هدف با استفاده از رابطه زیر محاسبه شد.

$$\text{correctness} = \frac{N(S_o \cap S_r) - N(\overline{S_o} \cap S_r)}{N(S_o)} \quad (8)$$

که در آن S_o و S_r به ترتیب ساختار هدف و ساختار حاصل از بخش‌بندی می‌باشد و N نمایانگر تعداد نقاط ناحیه مورد نظر می‌باشد. در جدول ۴ مقادیر به دست آمده برای هر کدام از روش‌ها نشان داده شده‌اند.



شکل ۱: نمایش سیگنال‌های انتشار فیبرهای متقاطع توسط هارمونیک های کروی مرتبه ۸ برای ارزیابی روش پیشنهادی.

اند (ثابت بودن نسبت به چرخش (r)، نسبت به تغییر اندازه (s)، و نسبت به کشیدگی (t)).

جدول ۲: نمایش کروی سیگنال‌های انتشار خطی و صفحه‌ای مصنوعی به کمک هارمونیک‌های کروی، به همراه میزان شباهت هر کدام با سیگنال انتشار خطی افقی (صفر درجه).

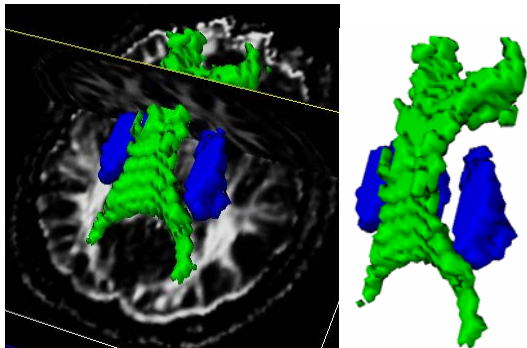
Rotation Angle (Degrees)	Uni-modal Diffusion Signal	Similarity with reference signal	Bi-modal Diffusion Signal		Similarity with reference signal
			Multi tensor	Signal profile	
0		1.000			0.956
15		0.7620			0.7616
30		0.3621			0.3543
45		0.1508			0.1470
60		0.0659			0.0628
75		0.0250			0.0246
90		0.0195			0.0195

نتیجه مهمی که می‌توان از تحلیل نتایج جدول ۳ به دست آورد، این است که ضرایب علامت‌گذاری شده به صورت r s t نمی‌توانند به عنوان ویژگی برای تفکیک بین سیگنال‌های انتشار به کار روند و بنابراین می‌توان آنها را از فضای ویژگی حذف کرد. در نتیجه با اصلاح معیار شباهت (۴) و حذف این ضرایب حجم محاسبات کاهش خواهد یافت. از طرف دیگر این ضرایب علامت-گذاری شده را می‌توان برای شناسایی و حذف سیگنال‌های پرت (outlier) (سیگنال‌هایی که در اثر نویز ایجاد شده‌اند) استفاده کرد. بدین صورت که اگر میزان این ضرایب برای یک سیگنال انتشار اختلاف زیادی با ضرایب سیگنال‌های دیگر داشته باشد، آن سیگنال حذف می‌شود.

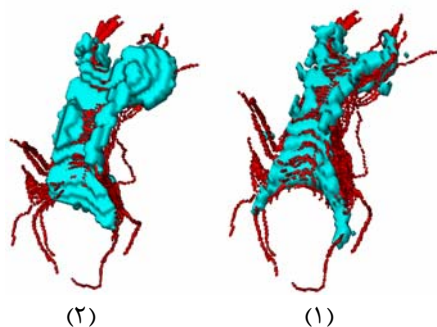
۳-۲- پیاده‌سازی روش پیشنهادی روی داده‌های مصنوعی

به منظور بررسی نحوه عملکرد روش پیشنهادی در بخش‌بندی فیبرهای عصبی یک الگوی مصنوعی از سیگنال‌های انتشار که شامل تقاطع دو فیبر می‌باشد ایجاد و در شکل ۱ نشان داده شده است. همان‌طور که دیده می‌شود در ناحیه تقاطع بین فیبرها سیگنال انتشار دارای دو جهت غالب است که می‌تواند معیار خوبی برای عملکرد روش پیشنهادی باشد. برای مقایسه، به جای (۴) در الگوریتم سطوح همتراز، طبق رابطه (۷) از یک معیار متداول برای محاسبه شباهت تانسورها استفاده کردیم [17]:

دسته‌فیبرهای مذکور در مورد سوژه سالم در دو نیمکره مغز و تطابق ساختارهای حاصل با نتایج به دست آمده از روش مسیریابی، با مقایسه این دو شکل دیده می‌شود که استفاده از ضرایب هارمونیک کروی نتایج کاملاً بهتری نسبت به استفاده از تانسور انتشار در روش بخش‌بندی سطوح هم‌تراز حاصل می‌کند.



شکل ۲: نتایج حاصل از بخش‌بندی دو فیبر عصبی Corpus Callosum و Corticospinal Tract با استفاده از الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر ضرایب هارمونیک کروی.



شکل ۳: نتایج حاصل از بخش‌بندی فیبر عصبی Corpus Callosum با استفاده از الگوریتم سطوح هم‌تراز مبتنی بر دو معیار شباهت (۱) تانسور و (۲) ضرایب هارمونیک کروی، به‌همراه نتایج حاصل از روش streamline که به صورت فیبرهای قرمز رنگ نشان داده شده‌اند.

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله روشی نوین و کارآمد برای بخش‌بندی دسته‌فیبرهای عصبی به کمک رشد یک ابرصفحه بر اساس خواص محلی سیگنال انتشار و با استفاده از ضرایب هارمونیک سیگنال انتشار ارائه گردید. با استفاده از این ضرایب، یک معیار شباهت تعریف و بعنوان عبارت تابع سرعت در معادله همیلتون-ژاکوبی با حل عددی سطوح هم‌تراز استفاده شد. نتایج شبیه‌سازی نشان دادند که استفاده از ضرایب هارمونیک کروی با توجه به رشد صحیح ابرصفحه در مناطق حاوی تقاطع دسته‌فیبرها نتایج بهتری در مقایسه با استفاده از معیار شباهت مبتنی بر تانسور حاصل می‌کند. هم‌چنین ثابت شد که استفاده از تعداد کمتری از ضرایب هارمونیک در بسیاری از موارد کافی می‌باشد که می‌تواند سبب کاهش حجم محاسبات و پایدارتر شدن روش پیشنهادی نسبت به نویز و اندازه‌گیری‌های پرت شود. روش ارائه شده به منظور

جدول ۴: مقادیر میزان درستی بخش‌بندی طبق رابطه (۸) برای دو معیار شباهت مبتنی بر تانسور و مبتنی بر ضرایب هارمونیک کروی در مراحل پیشرفت الگوریتم.

Progressing time	t=0.2	t=0.4	t=0.6	t=0.8	t=1
S.H.	0.092	0.412	0.534	0.782	0.928
Tensor	0.141	0.336	0.519	0.597	0.658

۳-۳- پیاده‌سازی روش پیشنهادی روی داده‌های واقعی

به منظور اعمال روش بخش‌بندی پیشنهادی بر روی داده واقعی، یک شخص سالم با سیستم GE Signa Excite 1.5T MRI (General Electric Medical Systems, Milwaukee, WI, USA) در مرکز Stanford Lucas و با پروتکل QBI با ۴۹۲ جهت‌گردایان بعلاوه ۱۳ تصویر B0 مورد تصویربرداری HARDI قرار گرفت. ابعاد واکسل‌های تصاویر $1,95 \times 1,95 \times 4,5$ میلی‌متر و حجم مورد تصویربرداری شامل $128 \times 128 \times 33$ واکسل می‌باشد.

در ابتدا مقادیر ضرایب هارمونیک‌های کروی ۸ از سیگنال‌های انتشار در هر واکسل با استفاده از روابط ریاضی معرفی شده در بخش ۲-۱ محاسبه شدند. به منظور بخش‌بندی فیبرهای عصبی، تعیین یک نقطه اولیه از هر فیبر برای شروع الگوریتم نیاز است. بدین منظور با استفاده از تصویر FA و مقایسه آن با یک اطلس شامل فیبرهای عصبی، نقطه اولیه برای هر فیبر تعیین گردید. همان‌طور که در بخش ۲-۲ گفته شد، تابع سرعت در هر نقطه در روش سطوح هم‌تراز با استفاده از میزان شباهت میان ضرایب هارمونیک کروی به دست می‌آید. اما نیازی نیست که مقدار تابع سرعت در هر مرحله رشد ابرصفحه در تمام نقاط تصویر محاسبه شود، چرا که حرکت ابرصفحه بر پایه مقدار تابع سرعت در نقاط روی مرز ابرصفحه می‌باشد و از طرفی برای جلوگیری از ایجاد خطا در محاسبات مقدار این تابع در یک نوار به اندازه کافی بزرگ حول مرز مورد نیاز است [25]. بنابراین در الگوریتم پیاده‌سازی شده، به منظور کاهش حجم محاسبات، در هر مرحله مقدار تابع سرعت روی یک نوار به پهنای ۵ نقطه حول نقاط مرز ابرصفحه محاسبه می‌شود.

در شکل ۲ نتایج حاصل از بخش‌بندی دو فیبر عصبی Corpus Callosum و Corticospinal Tract با استفاده از الگوریتم پیشنهادی، نشان داده شده است. همان‌طور که دیده می‌شود الگوریتم به خوبی توانسته است این دو فیبر را جداسازی نماید. از طرف دیگر به منظور مقایسه بهتر، نتایج حاصل از بخش‌بندی فیبر عصبی Corpus Callosum با استفاده از الگوریتم‌های مبتنی بر دو معیار شباهت تانسور و ضرایب هارمونیک کروی، به‌همراه نتایج حاصل از روش streamline بعنوان یک الگوریتم متداول مسیریابی فیبرهای عصبی [26]، در شکل ۳ نشان داده شده‌اند. با توجه به لزوم تقارن ساختارهای

- [16] C. Feddern, J. Weickert, B. Burgeth, "Level-set methods for tensor valued images. In: Proceedings of the Second IEEE Workshop on Variational, Geometric and Level Set Methods in Computer Vision, pp. 65–72, 2003.
- [17] L. Jonasson, X. Bresson, P. Hagmann, O. Cuisenaire, R. Meuli, and J. Thiran, "White matter fiber tract segmentation in DT-MRI using geometric flows," *Medical Image Analysis*, Vol. 9, No. 3, pp. 223–236, 2005.
- [18] L. Jonasson, P. Hagmann, X. Bresson, J. P. Thiran, V. J. Wedeen, "Representing diffusion MRI in 5D for segmentation of white matter tracts with a level set method," *IPMI*, pp. 311–320, 2005.
- [19] P. Hagmann, L. Jonasson, T. Deffieux, R. Meuli, J. P. Thiran, V. J. Wedeen, "Fibertract segmentation in position orientation space from high angular resolution diffusion mri," *NeuroImage* Vol. 32, pp. 665–675, 2006.
- [20] C.P.Hess, P.Mukherjee, E.T.Han, D.Xu, and D.B.Vigneron, "Q-ball reconstruction of multimodal fiber orientations using the spherical harmonic basis," *Magn. Reson. Med.* Vol 56, pp. 104–117, 2006.
- [21] M. Descoteaux, E. Angelino, S. Fitzgibbons, and R. Deriche, "Regularized, fast and robust analytical Q-Ball imaging," *Magn. Reson. Med.* Vol 58, pp. 497–510, 2007.
- [22] M. Mousa, R. Chaine, and S. Akkouche, "Frequency-Based representation of 3D Models using spherical harmonics," *The 14-th International Conference on Computer Graphics, Visualization and Computer Vision* Vol. 14, pp. 193–200, 2006.
- [23] M. Mousa, R. Chaine, S. Akkouche and E. Galin, "Efficient spherical harmonics representation of 3D objects," *PG'07, Pacific Graphics conference*, Maui, USA, 2007.
- [24] S. Osher, J. Sethian, "Fronts propagating with curvaturedependent speed: algorithms based on Hamilton–Jacobi formulations," *J. Comput. Phys.* Vol. 79, pp. 12–49, 1988. <http://www.citeseer.nj.nec.com/osher88fronts.html>.
- [25] S. Osher, and R. Fedkiw, "Level set methods and dynamic implicit surfaces," *Springer-Verlag New York*, 2002.
- [26] P.J. Basser et al, "Fiber tract following in the human brain using DT-MRI data," *IEICE T Inf. Syst.* Vol. 85, pp. 15–21, 2002.

بخش‌بندی دو فیبر عصبی مهم مورد استفاده قرار گرفت که نتایج حاصل شده حاکی از قدرت آن در بخش‌بندی دسته فیبرهاست. پیشنهاد می‌شود که در روش‌های دیگر بخش‌بندی فیبرهای عصبی از ویژگی‌ها و مزایای هارمونیک‌های کروی استفاده شود.

مراجع

- [1] P.J. Basser, J. Mattiello, and D. Le Bihan, "MR diffusion tensor spectroscopy and imaging," *Biophysical*. Vol.66, pp.259–267, 1994.
- [2] P.J. Basser, J. Mattiello, and D. Le Bihan, "Estimation of the effective self-diffusion tensor from the NMR spin echo," *Journal of Magnetic Resonance*, Vol. 103, pp 247–254, 1994.
- [3] D.S. Tuch, "Diffusion MRI of complex tissue structure," PhD thesis, Harvard University and Massachusetts Institute of Technology, 2002.
- [4] D.S. Tuch, T.G. Reese, M.R. Wiegell, N.G. Makris, J.W. Belliveau, and V.J. Wedeen, "High angular resolution diffusion imaging reveals intravoxel white matter fiber heterogeneity," *Magn. Reson. Med.*, Vol. 48, pp. 577–582, 2002.
- [5] J.-D. Tournier, F. Calamante, D.G. Gadian, and A. Connelly, "Direct estimation of the fiber orientation density function from diffusion-weighted mri data using spherical deconvolution," *NeuroImage*, Vol. 23, pp. 1176–1185, 2004.
- [6] F. Dell, Acqua, G. Rizzo, P. Scifo, R.A. Clarke, G. Scotti, and F. Fazio, "A model-based deconvolution approach to solve fiber crossing in diffusion-weighted mr imaging," *IEEE Transactions in Biomedical Engineering*, Vol. 54, no. 3, pp. 462–472, 2007.
- [7] D.C. Alexander, "Maximum entropy spherical deconvolution for diffusion MRI," *Image Processing in Medical Imaging*, pp. 76–87, 2005.
- [8] K. M. Jansons and D. C. Alexander, "Persistent angular structure: new insights fom diffusion magnetic resonance imaging data," *Inverse Problems*, Vol. 19, pp. 1031–1046, 2003.
- [9] D.S. Tuch, "Q-Ball imaging," *Magn. Reson. Med.*, Vol. 52, pp. 1358–1372, 2004.
- [10] A. Brun, H. Knutsson, H.J. Park, M.E. Shenton, and C.F. Westin, "Clustering fiber traces using normalized cuts," *MICCAI 2004, LNCS 3216*, pp. 368–375, 2004.
- [11] M. Maddah, W.E.L. Grimson, S. Warfield, and W.M Wells, "A unified framework for clustering quantitative analysis of white matter fiber tracts," *Med. Imag. Analysis*, Vol. 12, pp. 191–202, 2008.
- [12] L. Zhukov, K. Museth, D. Breen, R. Whitaker, A. Barr, "Level set modelling and segmentation of DT-MRI brain data," *J. Electron. Imag.* Vol. 12, pp. 125–133, 2003.
- [13] B. Vemuri, Y. Chen, T. McGraw, Z. Wang, T. Mareci, "Fiber tract mapping from diffusion tensor MRI," *Proceedings of the IEEE Workshop on Variational and Level Set Methods in Computer Vision*, pp. 81–88, 2001.
- [14] Z. Wang, B. Vemuri, "Tensor field segmentation using region based active contour model," *ECCV*, LNCS 3024, Springer, Berlin, pp. 304–315, 2004.
- [15] M. Rousson, C. Lenglet, R. Deriche, "Level set and region based surface propagation for diffusion tensor MRI segmentation," *CVAMIA and MMBIA*, pp. 123–134, 2004.

¹Spherical Harmonics Coefficients

²Levelset

³High Angular Resolution Diffusion Imaging

⁴Orientation Distribution Function

⁵Clustering

⁶Segmentation

⁷Diffusion Anisotropy Map

⁸Position Orientation Space

⁹Markof Random Field

¹⁰Maximum A Posteriori

¹¹Iterative Conditional Mode

¹²Apparent Diffusion Coefficient