

## ارزیابی الگوریتم رژه سریع بهبود یافته در آشکارسازی مسیرهای عصبی مقاطع با استفاده از داده‌های تصویربرداری تانسور انتشار

فهیمة در کی<sup>۱</sup>، علیرضا احمدیان<sup>۲</sup>، حمید سلطانیان زاده<sup>۳</sup>، مجتبی زارعی<sup>۴</sup>، محمدعلی عقابیان<sup>۵</sup>

- ۱- دانش آموخته کارشناسی ارشد فیزیک پزشکی، دانشکده پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی تهران
- ۲- دانشیار گروه فیزیک و مهندسی پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی تهران و مرکز تحقیقات علوم و تکنولوژی در پزشکی، تهران
- ۳- استاد گروه مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تهران
- ۴- هیأت علمی گروه تصویربرداری تشدید مغناطیسی عملکردی، دانشگاه اکسفورد
- ۵- دانشیار گروه فیزیک و مهندسی پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی تهران و مرکز تحقیقات علوم و تکنولوژی در پزشکی، تهران

تاریخ پذیرش مقاله: ۸۶/۹/۷

تاریخ دریافت نسخه اصلاح شده: ۸۶/۷/۱۴

### چکیده

**مقدمه:** تصویربرداری تانسوری انتشار، روشی غیرتهاجمی برای تخمین زدن میزان انتشار مولکول‌های آب درون مسیر عصبی می‌باشد. در این روش به هر وکسل تصویر یک تانسور اختصاص می‌یابد که بردارویژه اصلی آن جهت انتشار درون وکسل را تعیین می‌کند. الگوریتم‌های مسیریابی ماده سفید مغز، روش‌هایی برای بازسازی مسیرهایی سه بعدی از روی فضای برداری تصاویر تانسوری انتشار می‌باشند.

**مواد و روشها:** الگوریتم رژه سریع یکی از روشهای کارآمد در مسیریابی مسیرهای عصبی می‌باشد که در آن همخطی بردارویژه‌های اصلی میزان سرعت انتشار را تعیین می‌کند. در این تحقیق تابع سرعت الگوریتم رژه سریع به گونه‌ای تصحیح شده است که قدرت بردار ویژه‌های تانسور در نظر گرفته شود. تابع سرعت پیشنهاد شده یک فاکتور وزنی تطبیق‌پذیر ناهمسانگردی جزئی، FA، دارد که می‌تواند سرعت را در نواحی مختلف مغز با توجه به نوع محیط (همسانگرد یا ناهمسانگرد) تنظیم کند.

**نتایج:** با این بهبود الگوریتم می‌تواند با دقت بالایی وکسل‌های درون مسیرهای شبیه‌سازی شده را استخراج کند. همچنین این روش دقت بالایی در آشکارسازی تقاطع مسیرهای عصبی دارد. توانایی الگوریتم اصلاح شده در سطح نویزهای متفاوت نیز مورد بررسی قرار گرفت و نشان داده شد که الگوریتم بهبود یافته در حضور نویز مقاومتر عمل می‌کند.

**بحث و نتیجه گیری:** در الگوریتم اصلاح شده مقادیرویژه در عامل تطابقی سرعت در نظر گرفته شده‌اند. این عامل سبب می‌شود که تابع سرعت بصورت تطبیق‌پذیر برای نواحی مختلف مغز تغییر کند. از طرفی دیگر به علت اینکه مقدار آستانه FA در نظر گرفته نمی‌شود، الگوریتم اجازه ورود به نواحی همسانگرد را پیدا می‌کند. این مورد الگوریتم را در آشکارسازی ناحیه تقاطع قادر می‌سازد. این در حالی است که در نظر نگرفتن مقدار آستانه سبب افزایش زمان در حدود ۲/۵ برابر زمان اجرای الگوریتم رژه سریع با در نظر گرفتن آستانه می‌باشد. در ضمن سرعت بهبود یافته، الگوریتم را نسبت به نویز مقاومتر می‌کند، زیرا در FA های بالاتر که سرعت سطح بیشتر است، اثر نویز کمتر می‌باشد. بدین جهت در برخی موارد که نیاز به اجرای سریع مسیریابی می‌باشد، بهتر است از آستانه FA استفاده شود. (مجله فیزیک پزشکی ایران، دوره ۳، شماره ۱۳، زمستان ۸۵: ۱۶-۱)

**واژگان کلیدی:** تصویربرداری تانسوری انتشار، مسیریابی مسیرهای عصبی، الگوریتم رژه سریع، فاکتور وزنی تطبیق‌پذیر، مسیرهای مقاطع

\* نویسنده مسؤل: محمدعلی عقابیان

آدرس: گروه فیزیک و مهندسی پزشکی، دانشکده پزشکی،  
دانشگاه علوم پزشکی تهران oghabian@sina.tums.ac.ir  
تلفن: ۸۸۹۷۳۶۵۳ - (۲۱) ۹۸+

۱- مقدمه

تصویربرداری تانسوری انتشار<sup>۱</sup> (DTI)، ابزاری غیرتهاجمی برای اندازه‌گیری حرکت تصادفی مولکول‌های آب می‌باشد. این حرکت تصادفی، انتشار یا حرکت براونی<sup>۲</sup> نامیده می‌شود. در محیطهای همسانگرد، مولکول‌ها در تمام جهات بطور مساوی منتشر می‌شوند؛ درحالیکه انتشار در محیطهای ناهمسانگرد بوسیله عواملی مانند ماکرومولکول‌ها و غشای سلولها محدود می‌گردد. ماده سفید مغز محیطی ناهمسانگرد شامل اکسون‌های نورون‌های عصبی می‌باشد. پوسته میلینی اکسون‌ها حرکت مولکول‌های آب را محدود می‌کند. در ماده سفید مغز، گروهی از اکسون‌ها در کنار هم دسته‌ای به نام مسیر عصبی را تشکیل می‌دهند. انتشار در جهت موازی با این مسیرها حداقل دو برابر سریعتر از جهت‌های عمود بر آن است [۱].

خواص انتشار مسیرهای عصبی می‌تواند بوسیله روش تصویربرداری تانسور انتشار بدست آید. در این روش تصویربرداری، تصاویر وزنی انتشار<sup>۳</sup> با استفاده از دستگاه تصویربرداری MRI گرفته می‌شوند. این تصاویر نسبت به جایگیری مولکول‌های پروتون آب در طول محور گرادیان تحریک کننده انتشار اعمال شده، حساس هستند. مقدار سیگنال تضعیف شده با اعمال گرادیان با استفاده از معادله Stejskal-Tanner بدست می‌آید.

$$S = S_0 e^{-\gamma^2 \delta^2 [\Delta - \delta 3] |G|^2 g^T D g} \quad (1)$$

که در آن  $S_0$  شدت سیگنال بدون انتشار و  $S$  شدت سیگنال با اعمال گرادیان انتشار است.  $\gamma$  ثابت لارمور،  $\delta$  پهنای پالس گرادیان،  $\Delta$  زمان بین پالس‌های گرادیان،  $|G|$  قدرت پالس‌های گرادیان،  $g$  گرادیان اعمال شده در جهت‌های اصلی و  $D$  ثابت انتشار می‌باشد

[۱،۲]. با معرفی مقدار  $b$  با رابطه  $b = \gamma^2 \delta^2 [\Delta - \delta 3] |G|^2$  معادله (۱) بصورت زیر نوشته می‌شود.

$$S = S_0 e^{-bg^T D g} \quad (2)$$

در محیطهای همسانگرد، ثابت انتشار اسکالر است. اما در محیطهای ناهمسانگرد انتشار درون یک وکسل با یک تانسور مرتبه دو نمایش داده می‌شود. این تانسور یک ماتریس  $3 \times 3$  متقارن با شش عضو مستقل ( $D_{xx}, D_{yy}, D_{zz}, D_{xy}, D_{xz}, D_{yz}$ ) می‌باشد:

$$D = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} & D_{xz} \\ D_{xy} & D_{yy} & D_{yz} \\ D_{xz} & D_{yz} & D_{zz} \end{bmatrix} \quad (3)$$

این تانسور دارای سه بردارویژه یکه متعامد،  $V$ ، و سه مقدارویژه حقیقی مربوط به آنها،  $\lambda$ ، می‌باشد، که از رابطه زیر محاسبه می‌شوند [۳]:

$$D \vec{V}_i = \lambda_i \vec{V}_i, i = 1, 2, 3. \quad (4)$$

بردارویژه مربوط به بزرگترین مقدارویژه، بردارویژه اصلی تانسور می‌باشد. بردارویژه اصلی هر وکسل جهت دسته فیبر عبور کرده از آن وکسل را مشخص می‌کند.

اندازه‌گیری تانسور انتشار با بدست آوردن مسیرهای عصبی مغز می‌تواند برای طراحی جراحی‌های مغز و اعصاب مورد استفاده قرار گیرد. همچنین این اطلاعات می‌تواند به بررسی بیماری‌هایی مانند مالتیپل اسکلروزیس، شیزوفرنی، آلزایمر و صرع، کمک کند [۲].

یکی از مهمترین کاربردهای تصویربرداری تانسوری انتشار، مسیریابی مسیرهای عصبی می‌باشد. الگوریتمهای مسیریابی بطور غیرتهاجمی مسیرهایی سه بعدی از مسیرهای عصبی ماده سفید مغز بازسازی می‌کنند. تاکنون چندین الگوریتم مسیریابی به منظور استخراج مسیرهای عصبی و بدست آوردن ارتباط بین نواحی مختلف مغز مورد استفاده قرار گرفته‌اند. الگوریتم‌های مسیریابی را می‌توان در سه دسته تقسیم‌بندی

1- Diffusion Tensor Imaging  
2- Brownian motion  
3- Diffusion Weighted Images

الگوریتم رژه سریع در آشکارسازی مسیرهای عصبی

زاویه تند ندارند، به یکدیگر متصل می شوند [۹،۸]. انحراف تانسوری<sup>۷</sup>، TEND، الگوریتم دیگری از دسته انتشار خطی می باشد که در آن مسیر فیبر از تانسور هر وکسل تأثیر می پذیرد. به این صورت که بردار اولیه پس از ورود به وکسل از بردار ویژه اصلی تانسور آن اثر می گیرد و بردار خروجی تغییر مسیر پیدا می کند. بدین ترتیب مسیر بازسازی شده مسیری حاصل از اثر تمامی تانسورهای درون مسیر می باشد [۱۰].

دسته دوم از انواع روشهای مسیریابی، الگوریتم های احتمالی می باشند. در این الگوریتمها یک تابع توزیع احتمالی (PDF) برای توصیف جهتگیری چند فیبر، به هر وکسل اختصاص می یابد. در روشهای احتمالی ساختاری آماری بمنظور تفسیر نتایج مسیریابی به روشهای انتشار خطی اضافه می شود. بنابراین می توان بیان کرد که این روشها، الگوریتمهای ترکیبی با روشهای انتشار خطی می باشند. این گونه روشها مسیرهای محتمل تر را در نظر می گیرند تا ارتباطات معتبرتر را تعیین کنند [۱۱، ۱۲].

الگوریتمهای مینیمم کننده انرژی در دسته سوم مسیریابی مسیرهای عصبی دسته بندی می شوند. الگوریتم رژه سریع<sup>۸</sup> [۱۳] که توسط Parker و همکارانش ارائه شده است، از این نوع می باشد. در این روش نقطه یا حجمی مورد نظر روی تصویر توسط کاربر انتخاب می شود. نوار باریکی از وکسل های همسایه در اطراف وکسل های تعیین شده در نظر گرفته می شود که وکسل های درون آن برای وارد شدن به سطح انتخاب می شوند. با استفاده از نقاط اولیه سطحی با سرعت مشخص شده در جهت انتشار بیشتر، گسترش می یابد. سرعت انتشار در جهت موازی مسیرهای عصبی بیشتر است، بنابراین سطح در نواحی با انتشار بیشتر به مقدار بیشتری گسترش می یابد. الگوریتم مسیریابی گسترش سطح بر اساس انتشار

کرد: (۱) روشهای انتشار خطی، (۲) روشهای احتمالی و (۳) روشهای مینیمم کننده انرژی.

اولین روش پیشنهادی انتشار خطی برای مسیریابی مسیرهای عصبی، روش مسیریابی انتشار اصلی<sup>۱</sup>، PDD، نامیده شده است که مسیریابی را از نقطه مشخص شده توسط کاربر آغاز می کند و آن را در جهت بردار ویژه اصلی آن وکسل ادامه می دهد تا اینکه به وکسل بعدی وارد شود. مسیریابی تازمانیکه مقدار ناهمسانگردی جزئی<sup>۲</sup> (FA) [۴]، از مقدار آستانه بیشتر باشد، ادامه می یابد [۵]. روش اختصاص دادن فیبر عصبی بوسیله مسیریابی پیوسته<sup>۳</sup> (FACT)، روشی دیگر می باشد که تصویر گسسته DTI را به صورت محیطی پیوسته در نظر می گیرد. مسیریابی از مرکز وکسل اولیه آغاز می گردد و جهت خروج از وکسل اول و ورود به وکسل بعد، با توجه به بردار ویژه های اصلی ۲۶ همسایه آن در محیطی پیوسته تعیین می شود [۶]. الگوریتم استریم لاین<sup>۴</sup> روشی دیگر برای استخراج مسیرهای عصبی از تصاویر DTI می باشد. در این روش مسیر فیبرهای عصبی به صورت یک منحنی سه بعدی بگونه ای نمایش داده می شود که بزرگترین بردار ویژه تانسورهای وکسل های روی این مسیر موازی بردار مماسی این منحنی باشد. برای بدست آوردن این منحنی سه بعدی از محیط برداری تصویر، از روشهای برونیابی و حل معادلات دیفرانسیل جهتی اوایلر و رانج کوتا استفاده می شود [۷]. روش مسیریابی EZ<sup>۵</sup> نیز روشی دیگر در این گروه است که بر اساس آنالیز گراف لاند<sup>۶</sup> مسیریابی را انجام می دهد. در این الگوریتم با استفاده از این تحلیل وکسل های درون ناحیه دارای انتشار انتخاب می شوند و در مرحله بعد این وکسل ها با در نظر گرفتن اینکه مسیرهای عصبی مغز خمیدگی با

- 1- Principal Diffusion Direction
- 2- Fractional Anisotropy
- 3- Fiber Assignment by Continuous Tracking
- 4- Streamline
- 5- EZ-Tracing
- 6- Lambda Chart Analysis

7- Tensor Deflection  
8- Fast Marching

بنابراین روشهای مینیمم کننده انرژی قابلیت بهتری در استخراج مسیرهای عصبی دارند. در الگوریتم‌های رژه سریع متداول تنها جهت بردارویژه‌های تانسورها مقدار سرعت انتشار را تعیین می‌کند. یک مقدار آستانه نیز برای FA در نظر گرفته می‌شود. این مورد سبب می‌شود که الگوریتم نتواند وکسل‌های با FA کمتر از مقدار آستانه را مورد بررسی قرار دهد. در این تحقیق، ما ابتدا روش رژه سریع را پیاده سازی نموده و با بکارگیری اثر قدرت تانسور، الگوریتم را در راستای آشکارسازی بهتر تقاطع‌های عصبی بهینه نمودیم. در این تصحیح اگر تابع سرعت برای وارد شدن سطح انتشار به دو وکسل بعدی برابر یا نزدیک به هم باشد، مقدار سرعت بوسیله حاصلضرب مقادیر ناهمسانگردی جزئی، وکسل اولیه و وکسل بعدی تعیین می‌شود.

## ۲- مواد و روشها

### ۱-۲ الگوریتم رژه سریع، FM

الگوریتم مسیریابی رژه سریع که توسط پارکر<sup>۲</sup> و همکارانش [۱۳] ارائه شده است، بر پایه روشهای سطوح همتراز<sup>۳</sup> [۱۷] می‌باشد. در این الگوریتم سطحی از نقطه یا ناحیه اولیه تعیین شده توسط کاربر آغاز می‌شود و گسترش می‌یابد. این جبهه انتشار در جهت های عمود بر خودش با تابع سرعت تعریف شده منتشر می‌شود. از این روش وکسل‌های حجم تصویر در هر بار تکرار مراحل الگوریتم به سه دسته تقسیم می‌شوند: (۱) وکسل‌های درون جبهه انتشار، (۲) وکسل‌های نوار باریک که این وکسل‌ها همسایه وکسل‌های درون جبهه انتشار می‌باشند و در هر بار تکرار یکی از آنها وارد جبهه انتشار می‌گردد، (۳) وکسل‌های خارجی. در این الگوریتم تابع سرعت رسیدن سطح انتشار به هر وکسل نوار باریک با استفاده از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

[۱۴] روشی اصلاح شده از الگوریتم‌های گسترش سطح است که از تمامی اطلاعات تانسور انتشار استفاده می‌کند. در این تصحیح از داده‌های تصویربرداری با رزولوشن زاویه‌ای بالا، HARDI، در وکسل‌های دارای چندین مسیر انتشار استفاده می‌شود. الگوریتم رژه سریع پیشرفته [۱۵] الگوریتم دیگری در این دسته می‌باشد که در آن چهار تابع سرعت برای اتصال هر دو وکسل، بر اساس آستانه تعیین شده شاخص ناهمسانگردی آنها، تعریف می‌شود.

در الگوریتم‌های مطرح شده تاکنون، تنها همخطی بردارهای ویژه در مسیریابی مؤثر می‌باشد و برای جلوگیری از وارد شدن مسیر به درون نواحی همسانگرد از مقدار ناهمسانگردی جزئی، FA، به عنوان مقدار آستانه استفاده می‌شود. مقدار FA در نواحی همسانگرد کمتر از ۰/۲۵ و برای محیط‌های ناهمسانگرد بزرگتر از ۰/۲۵ می‌باشد [۱۶]. استفاده از این مقدار آستانه سبب می‌شود که الگوریتم‌ها قادر به یافتن مسیرهای عصبی متقاطع نباشند، زیرا مسیریابی پس از رسیدن به وکسلی با مقدار FA کمتر از مقدار آستانه متوقف می‌شود و این در حالی است که در برخی از نواحی تقاطع مسیرهای عصبی مقدار FA کمتر از مقدار آستانه می‌باشد.

در الگوریتم‌های انتشار خطی، یکی از وکسل‌های همسایه وکسل اولیه که همخطی بیشتری با آن دارد انتخاب می‌شود و مسیر در آن جهت استخراج می‌شود. بنابراین از هر وکسل یک مسیر عصبی استخراج می‌گردد. در الگوریتم‌های احتمالی پس از آنکه احتمال عبور فیبر از وکسل‌ها محاسبه شد، مسیریابی توسط انتشار خطی محاسبه می‌شود. این روشها نتایج بهتری در مسیریابی دارد و مسیرهای با احتمال وقوع بیشتر را آشکار می‌کند. در روشهای مینیمم کننده انرژی، سطح انتشار در تمام جهت‌ها پیش می‌رود و در نهایت از روی محاسبه سرعت انتشار این سطح مسیرها استخراج می‌شوند.

2- Parker  
3- Level set

1- High Angular Resolution Diffusion Imaging

الگوریتم رژه سریع در آشکارسازی مسیرهای عصبی

$$\int_{r_0=\gamma(0)}^{r=\gamma(L)} C(\gamma(\tau)) d\tau \quad (8)$$

تابع  $C$  یک تابع هزینه<sup>۱</sup> است. این تابع در طول مسیر تعیین شده  $\gamma(\tau)$  از نقطه اولیه تا هر نقطه روی سطح خارجی جبهه انتشار به طول کلی  $L$ ، مینیمم می‌باشد. همانطور که قبلاً اشاره شد، سطح انتشار در طول مسیرهای عصبی با سرعت بیشتری منتشر می‌شود. تابع هزینه در این روش زمان رسیدن سطح،  $T$ ، می‌باشد، بنابراین انتگرال می‌تواند به صورت زیر نوشته شود:

$$\int_{r_0}^r T(\gamma(\tau)) d\tau \quad (9)$$

مسیر مناسب از هر وکسل روی پوسته خارجی سطح انتشار یافته تا وکسل اولیه، مسیری است با کمترین مقدار هزینه یعنی کمترین زمان رسیدن. هر نقطه روی پوسته خارجی جبهه انتشار ممکن است با مسیرهای متفاوتی به نقطه اولیه متصل شود. برای تمام این مسیرها زمان رسیدن و سرعت نهایی محاسبه می‌شود. سرعت نهایی از رابطه زیر محاسبه می‌شود.

$$S(\gamma(\tau)) = \frac{\int_{r_0=\gamma(0)}^{r=\gamma(L)} \gamma(\tau) d\tau}{\int_0^t dt} \quad (10)$$

در این رابطه در صورت کسر طول مسیر و در مخرج آن کل زمان محاسبه می‌شود. در اینصورت با تقسیم کل مسیر بر زمان پیمودن آن، سرعت نهایی رسیدن به وکسل‌های روی سطح خارجی جبهه انتشار بدست می‌آید.

یک مقدار آستانه برای سرعت نهایی تعریف می‌شود. با انتخاب این مقدار آستانه  $\Phi$ ,

$$\varphi(\gamma) = \min_{\tau} S(\gamma(\tau)) \quad (11)$$

تمام مسیرها با مقدار سرعت نهایی بزرگتر از مقدار آستانه استخراج می‌گردند.

$$S(q) = \frac{1}{1 - \min(|e_1(p) - e_1(q)|, |e_1(p) - n(p)|, |e_1(q) - n(p)|)}$$

که  $e_1(p)$  و  $e_1(q)$  به ترتیب بردارویژه‌های اصلی وکسل اولیه،  $p$ ، و یک وکسل همسایه آن در نوار باریک،  $q$ ، می‌باشد.  $n(p)$  نیز بردار عمود بر سطح انتشار است که بردار اتصال دهنده  $p$  به  $q$  می‌باشد. در معادله (۵) ضرب داخلی سه بردار ذکر شده، مقدار سرعت را تعیین می‌کند. محدوده سرعت را می‌توان بصورت زیر بیان کرد.

$$1 \leq S(q) < \infty \quad (6)$$

در اینصورت اگر هر سه بردار عمود بر هم باشند، سرعت کمترین مقدار خود را دارد و هنگامیکه هر سه بردار همخط باشند، مقدار سرعت ماکزیمم خواهد بود.

در هر بار تکرار الگوریتم زمان رسیدن سطح انتشار به تمام وکسل‌های درون نوار باریک با رابطه زیر محاسبه می‌شود،

$$t_q = t_p + \frac{|q - p|}{S(q)} \quad (7)$$

و وکسل با کمترین زمان رسیدن، به جبهه انتشار اضافه خواهد شد. در این رابطه  $t_p$  زمان رسیدن به وکسل  $p$  و  $t_q$  زمان رسیدن به وکسل بعدی یعنی  $q$  می‌باشد.  $|p - q|$  فاصله بین دو وکسل و  $S(q)$  سرعت رسیدن سطح به وکسل  $q$  می‌باشد. در هر بار تکرار یک وکسل با کمترین زمان رسیدن به سطح اضافه می‌شود. مکان وکسل قبلی آن نیز ذخیره می‌گردد.

پس از انتشار سطح در کل حجم مغز در جهت‌های ممکن، مسیرهای سه بعدی از وکسل‌های روی سطح انتشار استخراج می‌شوند. به این ترتیب که هر وکسل روی سطح به وکسل قبلی خود متصل می‌شود، تا اینکه مسیر به وکسل اولیه برسد. با این روش تمام مسیرهای ممکن بدست می‌آیند.

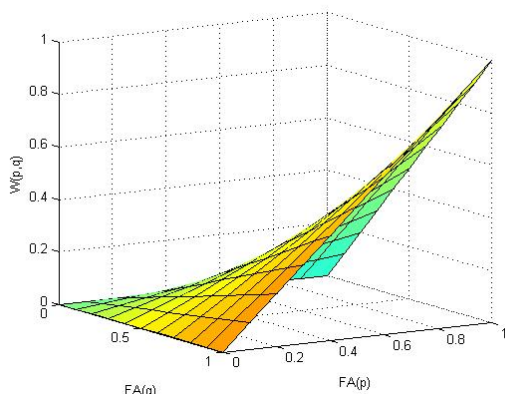
در روش رژه سریع، وکسلها در مسیری مطلوب است که انتگرال زیر را مینیمم کند:

می‌باشد [۱۶]. مقدار FA برای تانسورهای کره‌ای شکل، نزدیک به صفر می‌باشد و برای تانسورهای درون محیط ناهمسانگرد با شکل تانسوری بیضی‌گون به یک نزدیک می‌شود. با استفاده از حاصلضرب مقادیر FA هر دو وکسل - وکسل انتخاب شده از سطح انتشار و یکی از همسایه‌های آن در نوار باریک - در صورت کسر مربوط به تابع سرعت، می‌توانیم اثر قدرت تانسورها را به تابع سرعت اضافه کنیم. بنابراین می‌توان تابع سرعت بهبودیافته را به صورت رابطه زیر محاسبه کرد. ما این تابع را سرعت وزنی ناهمسانگردی جزئی، FAW، نامیده‌ایم [۱۸].

(۱۴)

$$S_{FAW}(q) = \frac{W(p,q)}{1 - \min(|e_1(p) \cdot e_1(q)|, |e_1(p) \cdot n(p)|, |e_1(q) \cdot n(p)|)}$$

در رابطه بالا  $W(p,q) = FA(p)FA(q)$  و این پارامتر، عامل وزنی تطابقی<sup>۲</sup> نامیده شده است. در الگوریتم FAW-FM عامل وزنی تطابقی کمتر یا مساوی یک می‌باشد، بنابراین سرعت بهبودیافته می‌تواند به عنوان درصد سرعت محاسبه شده در FM بیان شود. با استفاده از این تعریف  $S_{FAW}$  همواره کوچکتر یا مساوی S می‌باشد. شکل (۲) تابع تبدیل  $W(p,q)$  را برای مقادیر FA دو وکسل p و q نشان می‌دهد.



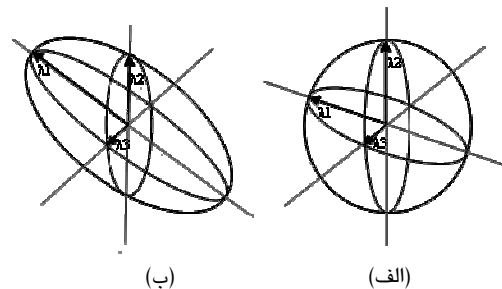
شکل ۲- نمایش تابع تبدیل مربوط به عامل وزنی تطابقی سرعت انتشار.

- 1- Fractional Anisotropy Weighted Speed
- 2- Adaptive Weighted Factor

## ۲-۲- الگوریتم وزنی ناهمسانگردی جزئی رژه

### سریع، FAW-FM

در الگوریتم رژه سریع، سرعت تنها به همخطی بردارویژه‌های دو وکسل بستگی دارد. به این معنی که تابع سرعت تنها از جهت بردارویژه‌های اصلی وکسل درون جبهه انتشار و وکسل درون نوار باریک تأثیر می‌پذیرد، در حالیکه مقادیرویژه تانسور مهم هستند و در شکل دادن بیضی‌گون تانسور نقش ایفا می‌کنند. بیضی‌گون تانسور از سه بردارویژه عمود برهم ساخته می‌شود که بزرگی هر بردارویژه را مقدارویژه<sup>۲</sup> مربوط به آن تعیین می‌کند. بیضی‌گون تانسور برای تانسورهای درون محیط همسانگرد کره‌ای شکل و برای تانسورهای درون محیط ناهمسانگرد بصورت بیضی‌گون کشیده به سمت بردارویژه اصلی در می‌آید (شکل (۱)).



شکل ۱- شکل تانسور در محیط (الف) همسانگرد، (ب) ناهمسانگرد.

با استفاده از این مقادیرویژه،  $\lambda_1$ ،  $\lambda_2$  و  $\lambda_3$  ناهمسانگردی جزئی هر وکسل با استفاده از رابطه زیر محاسبه می‌شود [۳]:

$$FA = \frac{\sqrt{3[(\lambda_1 - \langle \lambda \rangle)^2 + (\lambda_2 - \langle \lambda \rangle)^2 + (\lambda_3 - \langle \lambda \rangle)^2]}}{\sqrt{2(\lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \lambda_3^2)}} \quad (۱۲)$$

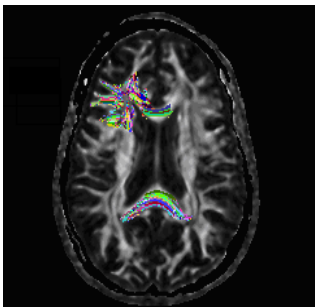
که در آن میانگین انتشار  $\langle \lambda \rangle$  به صورت زیر تعیین می‌گردد.

$$\langle \lambda \rangle = \frac{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3}{3} \quad (۱۳)$$

مقدار ناهمسانگردی جزئی که بین صفر و یک می‌باشد، می‌تواند به عنوان قدرت تانسور مطرح شود. مقدار ناهمسانگردی جزئی در نواحی همسانگرد مانند ماده خاکستری مغز کمتر از ۰/۲۵ و برای محیطهای ناهمسانگرد مانند ماده سفید بزرگتر از ۰/۲۵

الگوریتم رژه سریع در آشکارسازی مسیرهای عصبی

مقاطع می‌باشند که برای ارزیابی توانایی الگوریتم در آشکارسازی تقاطع مسیرها مورد استفاده قرار می‌گیرند. نمونه-ای از مسیرهای عصبی استخراج شده در شکل (۳) نشان داده شده است.



شکل ۳- نمایش دو بعدی از مسیرهای عصبی استخراج شده از تصویر تانسوری انتشار مغز انسان.

مسیرهای عصبی استخراج شده به ضخامت یک وکسل باریک شدند. بردار ویژه هر وکسل در جهت اتصال به وکسل بعد و دو بردار ویژه دیگر عمود بر آن در نظر گرفته شدند. ماتریس مقادیر ویژه نیز به گونه‌ای تعیین می‌شود که مقدار FA برابر با مقدار مورد نظر بدست آید. با استفاده از ماتریس مقادیر ویژه و بردار ویژه، تانسور مربوط به هر وکسل،  $D$ ، با رابطه (۱۵) محاسبه گردید.

$$D = V^{-1}EV \quad (15)$$

در این معادله  $V$  ماتریس مقادیر ویژه و  $E$  ماتریس بردار ویژه می‌باشد. مقادیر ویژه، مقادیری مثبت و بردار ویژه‌ها بردارهای یکه متعامد می‌باشند. بدین جهت تانسور بدست آمده،  $D$ ، از معادله (۱۵) تانسوری متقارن است.

در این روش تانسور وکسل‌های درون این مسیرهای عصبی محاسبه شده و در مکان مربوطه قرار می‌گیرد. تانسورهای زمینه نیز با بردار ویژه‌های عمودبرهم با جهت‌های متفاوت و مقادیر ویژه مناسب، جهت بدست آوردن تانسورهایی با FA کمتر ۰/۲۵ ساخته می‌شوند. در مرحله بعد نیز می‌توان

همانطور که در شکل (۲) نشان داده شده است، عامل وزنی تطابقی به‌ازای مقادیر پایین FA مقدار کمتری دارد و برای مقادیر FA بالا مقدار آن بیشتر می‌باشد. سرعت وزنی FA، سرعت انتشار را در محیط‌های همسانگرد بیشتر از محیط‌های ناهمسانگرد کاهش می‌دهد. FAW-FM سطح انتشار را در نواحی تقاطع مسیرهای عصبی کندتر از نواحی درون مسیرها گسترش می‌دهد. بنابراین جبهه انتشار از ناحیه تقاطع عبور می‌کند ولی در اطراف آن با سرعت بیشتری گسترش می‌یابد. در این صورت جبهه انتشار می‌تواند مسیرهای بعد از تقاطع را دنبال کند. با توجه به این توضیحات می‌توانیم بگوییم که عامل وزنی تطابقی، مقدار سرعت را با نوع محیط انتشار تنظیم می‌کند. این در حالیست که در الگوریتم رژه سریع استاندارد، سطح انتشار به نواحی با مقدار FA زیر مقدار آستانه تعیین شده وارد نمی‌شود. در این صورت نواحی متقاطع با FA کم آشکار نمی‌شوند.

با انتخاب هر وکسل در هر بار تکرار، مختصات وکسل قبلی آن ذخیره می‌گردد. در مرحله بعد اجرای الگوریتم رژه سریع و بعد از گسترش سطح به نقاط مجاز، مسیرهای سه بعدی که از تمام نقاط روی پوسته خارجی سطح انتشار به وکسل اولیه متصل می‌شوند، استخراج می‌گردند. بهترین مسیر اتصال دهنده وکسل اولیه به وکسل نهایی مسیری است که بیشترین سرعت کلی یا کمترین زمان رسیدن را داشته باشد.

### ۲-۳- تصاویر تانسوری انتشار شبیه‌سازی شده

#### شامل مسیرهای عصبی واقعی

برای ساختن تصاویر تانسوری انتشار مصنوعی شامل مسیرهای عصبی واقعی، چندین مسیر عصبی شناخته شده از تصویر مغز انسان استخراج شده و در تصویر زمینه قرار گرفته می‌شود. برخی از این مسیرها، مسیرهایی با زوایای خمیدگی متفاوت و بدون ناحیه تقاطع می‌باشند و برخی دیگر مسیرهای

تصاویر وزنی انتشار،  $S_i$ ، مقدار  $b$  و جهت های گرادیان،  $g_i$ ، محاسبه شده، شش عضو مستقل تانسور هر وکسل با روابط زیر محاسبه گردید [۱۸].

$$g_i^T D g_i = -\frac{1}{b} \ln\left(\frac{S_i}{S_0}\right) \quad (۱۶)$$

$$(۱۷)$$

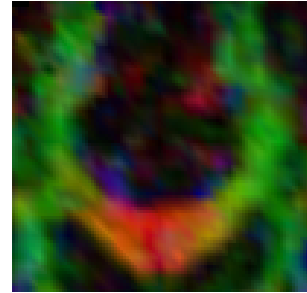
$$\begin{bmatrix} g_{ix} & g_{iy} & g_{iz} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} & D_{xz} \\ D_{xy} & D_{yy} & D_{yz} \\ D_{xz} & D_{yz} & D_{zz} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} g_{ix} \\ g_{iy} \\ g_{iz} \end{bmatrix} = \frac{1}{b} \ln\left(\frac{S_0}{S_i}\right) \quad (۱۸)$$

$$\begin{bmatrix} g_{ix}^2 & g_{iy}^2 & g_{iz}^2 & 2g_{ix}g_{iy} & 2g_{ix}g_{iz} & 2g_{iy}g_{iz} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} D_{xx} \\ D_{yy} \\ D_{zz} \\ D_{xy} \\ D_{xz} \\ D_{yz} \end{bmatrix} = \frac{1}{b} \ln\left(\frac{S_0}{S_i}\right)$$

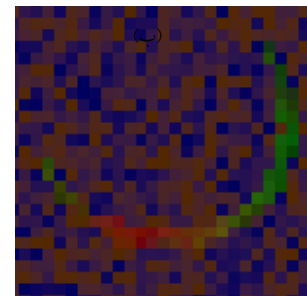
باتوجه به اینکه تعداد تصاویر وزنی انتشار برابر با جهت های گرادیان می باشد، طرف راست معادله (۱۸) یک ماتریس ستونی است که طول آن برابر با تعداد تصاویر وزنی انتشار می باشد. همچنین تعداد سطرهای ماتریس گرادیان در این معادله با تعداد ستون های طرف راست برابر است. از این طریق ۶ عضو مستقل تانسور به ازای هر وکسل تصویر محاسبه می شود. با جایگذاری  $D_{xx}$ ،  $D_{yy}$ ،  $D_{zz}$ ،  $D_{xy}$ ،  $D_{xz}$ ،  $D_{yz}$  در قطر اصلی تانسور و همچنین قرار دادن  $D_{xy}$ ،  $D_{xz}$ ،  $D_{yz}$  مطابق معادله (۳)، تانسور متقارن بدست می آید. با محاسبه مقادیر ویژه و بردار ویژه های این تانسور متقارن بدست آمده مشاهده می شود که سه مقدار ویژه آن مثبت و بردار ویژه های آن متعامد می باشند.

**۲-۵- مسیریابی با استفاده از تصویر شبیه سازی شده**  
الگوریتم رژه سریع و همچنین الگوریتم وزنی ناهمسانگردی جزئی روی داده شبیه سازی شده DTI پیاده سازی شدند. توانایی این الگوریتم ها در استخراج مسیرهای عصبی مورد

ضخامت فیبرهای شبیه سازی شده را افزایش داد. شکل (۴) ناحیه مورد بررسی از تصویر تانسوری انتشار و تصویر شبیه سازی شده از آن را نشان می دهد [۱۹].



(الف)



(ب)

شکل ۴- (الف) ناحیه موردنظر از تصویر حقیقی، (ب) داده شبیه سازی شده.

## ۲-۴- تصاویر حقیقی

تصاویر وزنی انتشار به روش تصویربرداری صفحه ای اکو<sup>۱</sup> (EPI) با استفاده از اسکنر GE ۱/۵ تسلا در مرکز دانشگاه اکسفورد برای تصویربرداری عملکردی از مغز (fMRI)، با میدان دید ۲۵۶×۲۰۸ سانتی متر مربع و ابعاد ماتریس ۱۲۸×۱۱۲ و ۷۲ اسلایس با ضخامت مقطع ۲ میلی متر، جمع آوری شده اند. ۶۰ تصویر با مقدار  $b$  برابر ۱۰۰۰ در گرادیان های متفاوت و ۸ تصویر بدون انتشار در این روش تصویربرداری حاصل شده اند.

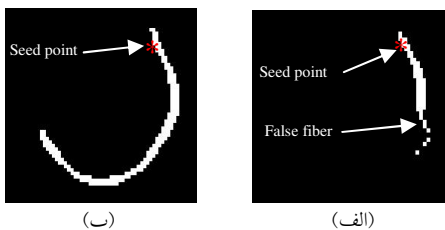
تصحیحات حرکات سر و جریانهای گردابی<sup>۲</sup> با استفاده از تثبیت نسبی<sup>۳</sup> نسبت به حجم تصویر اول در نرم افزار FSL انجام شد. در مرحله بعد با تهیه تصویر بدون انتشار،  $S_0$ ،

1- Echo Planar Imaging  
2- Eddy Current  
3- Affine Registration



الگوریتم رژه سریع در آشکارسازی مسیرهای عصبی

الگوریتم رژه سریع استاندارد، اگر مقدار FA آستانه بدرستی انتخاب نشود، الگوریتم مسیر نادرستی را دنبال می‌کند. این الگوریتم تنها همخطی بردارویژه‌ها را در نظر می‌گیرد. در نتیجه، اگر وکسل بعدی در جهت بردارویژه اصلی خود با بردارویژه اصلی وکسل قبل همخطی داشته باشد، این وکسل برای وارد شدن به جبهه انتشار انتخاب می‌شود. این سبب می‌شود که الگوریتم نتواند در برخی قسمت‌های مسیر عصبی، مسیر درست را انتخاب کند و از مسیر خارج می‌شود. در حالیکه الگوریتم FAW-FM مقادیرویژه تانسورها را نیز در نظر می‌گیرد و مسیرهای صحیح را آشکار می‌کند.



شکل ۵- نتایج مسیریابی (الف) بدون در نظر گرفتن عامل وزنی تطابقی، (ب) با در نظر گرفتن عامل وزنی تطابقی.

به منظور بررسی قدرت الگوریتم اصلاح شده رژه سریع در حضور نویز، ابتدا اثر نویز اعمال شده بر روی تانسورهای با FA مشخص بررسی شد. در این ارزیابی از هر تانسور بسته به تعداد جهت‌های گرادیان در نظر گرفته شده، مقادیر تصویر وزنی انتشار بدست آمدند و سپس نویز گاوسی به آنها اضافه گردید. در مرحله بعد با استفاده از این تصاویر نویزدار، تانسور نویزدار دوباره بازسازی شد. اختلاف زاویه بین بردارویژه اصلی تانسور و بردارویژه اصلی تانسور اثر یافته از نویز برای ۱۰۰۰ بار تکرار اعمال نویز محاسبه گردید. مقادیر میانگین و انحراف معیار آنها در جدول (۱) آورده شده است. مشاهده می‌شود که تأثیر نویز بر جهت بردارویژه اصلی در تانسورهای با FA کم، بیشتر می‌باشد.

بررسی قرار گرفت. برای بررسی اثر نویز بر عملکرد این الگوریتم‌ها، تصاویر وزنی انتشار از داده DTI شبیه‌سازی شدند و نویز گاوسی با انحراف معیارهای متفاوت به منظور ساختن تصاویری با نسبت سیگنال به نویز (SNR)، مطلوب به آنها اضافه شد [۲۰]. با استفاده از این تصاویر وزنی انتشار نویزدار و جدول گرادیان مربوط به آنها، داده‌های نویزدار DTI بازسازی شدند [۱۹]. با این روش داده‌های DTI با مقادیر نسبت سیگنال به نویز ۸، ۱۶، ۳۲، ۶۴، ۱۲۸ و ۱۰۰۰۰۰ بدست آمدند.

۲-۶- ارزیابی آشکارسازی تقاطع مسیرهای عصبی

به منظور ارزیابی توانایی الگوریتم‌های ذکر شده در آشکارسازی تقاطع مسیرهای عصبی ماده سفید مغز، ما از تصاویر شبیه‌سازی شده استفاده کردیم. ۱۰ تصویر شامل مسیرهای عصبی ساده بدون تقاطع و ۱۰ تصویر شامل مسیرهای عصبی متقاطع شبیه‌سازی شدند. نویز گاوسی با انحراف معیارهای مورد نظر به این تصاویر اضافه شد. این مرحله ۲۰ بار برای هر تصویر تکرار شد و در نهایت ۴۰۰ تصویر DTI شبیه‌سازی شدند. مسیریابی روی این تصاویر پیاده‌سازی شد و صحت آشکارسازی مسیرهای متقاطع برای الگوریتم‌ها محاسبه گردید. هنگامیکه از تصاویر شامل مسیرهای ساده استفاده می‌شد، انتظار داشتیم که الگوریتم هیچ ناحیه تقاطعی را آشکار نکند و هنگامیکه از تصاویر دارای مسیرهای متقاطع استفاده می‌کردیم، انتظار داشتیم که الگوریتم تمام مسیرهای موجود بعد از ناحیه تقاطع را دنبال کند.

۳- نتایج

نتایج پیاده‌سازی الگوریتم رژه سریع و الگوریتم وزنی ناهمسانگردی انتشار بر روی داده شبیه‌سازی شده در شکل (۵) نشان داده شده است. این نتیجه نشان می‌دهد که در

کمترا می‌باشد. با کاهش نویز و افزایش SNR مقادیر میانگین FA به مقدار اصلی خود نزدیک می‌شود و انحراف معیار آن نیز کاهش می‌یابد.

این بررسی نشان می‌دهد که حضور نویز جهت بردارویژه اصلی تانسورها را تغییر می‌دهد. الگوریتم اصلاح شده رژه سریع در حضور نویز مقاوم‌تر از الگوریتم استاندارد رژه سریع عمل می‌کند، زیرا در FA های پایین، عامل تطابقی اثر تابع سرعت را کمترا می‌کند. این باعث می‌شود که تأثیر تغییر جهت بردارویژه اصلی در این نواحی کمترا از نواحی با FA بالا نمایان شود.

در حالیکه همان سطح نویز جهت بردارویژه اصلی را در FA های بالاتر، کمترا تغییر می‌دهد.

از طرفی دیگر مقادیر FA برای تانسورهای تأثیر یافته از نویز محاسبه شدند. مقادیر میانگین و انحراف معیار ۱۰۰۰ بار تکرار افزودن نویز برای FA های مشخص اندازه‌گیری شده و در جدول (۲) گردآوری شدند. همانطور که در جدول (۲) مشخص شده است، اثر نویز بر روی تانسورهای با FA کم، بیشتر می‌باشد. مقدار میانگین FA های تأثیر یافته از نویز در مقادیر FA بالا به مقدار اولیه خود نزدیکتر است. همینطور مقادیر انحراف معیار برای این تانسورها در سطح نویز برابر

جدول ۱- مقادیر میانگین و انحراف معیار برای اختلاف زاویه بین بردارویژه اصلی و بردارویژه اصلی تأثیر یافته از نویز

اختلاف زاویه بین بردارویژه اصلی و بردارویژه اصلی تأثیر یافته از نویز										
۰/۹		۰/۷		۰/۵		۰/۳		۰/۱		FA
SD	m	SD	m	SD	m	SD	m	SD	m	SNR
۳/۰۰	۵/۴۲	۴/۵۴	۸/۴۱	۸/۳۹	۱۳/۴۶	۱۷/۴۱	۲۵/۱۲	۲۲/۷۷	۴۶/۴۷	۸
۱/۳۴	۲/۵۸	۲/۱۴	۴/۱۴	۳/۵۴	۶/۴۶	۷/۵۲	۱۱/۵۵	۲۰/۷۰	۳۵/۲۹	۱۶
۰/۶۷	۱/۳۲	۱/۰۴	۱/۹۹	۱/۶۳	۳/۲۱	۳/۰۰	۵/۶۴	۱۲/۸۸	۱۸/۸۷	۳۲
۰/۳۴	۰/۶۵	۰/۵۲	۱/۰۱	۰/۸۳	۱/۵۹	۱/۴۴	۲/۷۹	۴/۷۵	۸/۸۳	۶۴
۰/۱۶	۰/۳۳	۰/۲۷	۰/۵۰	۰/۴۰	۰/۷۶	۰/۷۳	۱/۴۰	۲/۲۵	۴/۳۷	۱۲۸
۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۳	۰/۰۰۰۶	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۱۰	۰/۰۰۰۹	۰/۰۰۱۷	۰/۰۰۲۹	۰/۰۰۵۴	۱۰۰۰۰۰

جدول ۲- مقادیر میانگین و انحراف معیار برای FA تانسورهای نویزدار

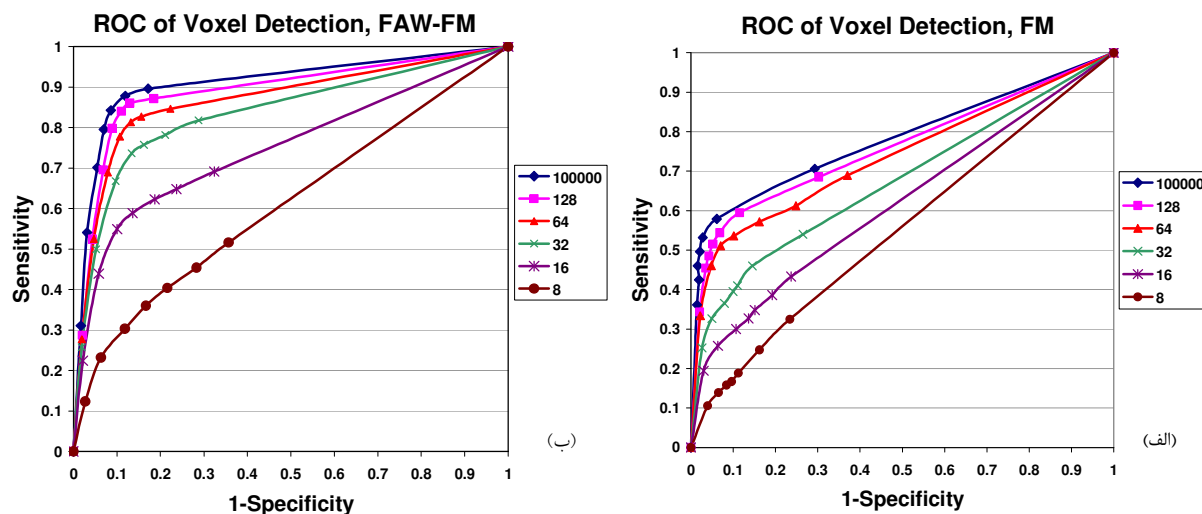
مقادیر FA بعد از اعمال نویز											
۰/۹		۰/۷		۰/۵		۰/۳		۰/۱		FA اولیه	
SD×۱۰ <sup>-۴</sup>	m	SD×۱۰ <sup>-۴</sup>	m	SD×۱۰ <sup>-۴</sup>	m	SD×۱۰ <sup>-۴</sup>	m	SD×۱۰ <sup>-۴</sup>	m	SNR	
۶/۰۵	۰/۹۰	۹/۰۵	۰/۷۳	۱۱/۳۲	۰/۵۶	۱۱/۰۷	۰/۴۳	۱۰/۳۶	۰/۳۵	۸	
۳/۱۰	۰/۹۰	۴/۸۶	۰/۷۰	۶/۳۱	۰/۵۱	۶/۹۵	۰/۳۳	۶/۱۶	۰/۱۹	۱۶	
۱/۵۰	۰/۹۰	۲/۵۰	۰/۷۰	۳/۳۱	۰/۵۰	۳/۷۴	۰/۳۱	۳/۵۹	۰/۱۳	۳۲	
۰/۷۵	۰/۹۰	۱/۲۱	۰/۷۰	۱/۵۷	۰/۵۰	۱/۹۴	۰/۳۰	۱/۹۲	۰/۱۰	۶۴	
۰/۳۸	۰/۹۰	۰/۶۲	۰/۷۰	۰/۸۲	۰/۵۰	۰/۹۴	۰/۳۰	۰/۹۹	۰/۱۰	۱۲۸	
۰/۰۵	۰/۹۰	۰/۰۸	۰/۷۰	۰/۱۰	۰/۵۰	۰/۱۲	۰/۳۰	۰/۱۲	۰/۱۰	۱۰۰۰۰	

در راستای ارزیابی الگوریتم رژه سریع و الگوریتم اصلاح شده آن در دنبال کردن مسیرهای عصبی در حضور نویز، ۲۰۰ تصویر DTI نویزدار شبیه‌سازی شدند. مسیریابی با استفاده از هر دو الگوریتم بر روی این داده‌ها از نقطه اولیه مشابهی انجام شد. با در نظر گرفتن مقدار آستانه‌ای برای مینیمم سرعت، تمام مسیرها با سرعت نهایی بیشتر از این مقدار بازسازی شدند. برای بدست آوردن صحت الگوریتم‌ها در آشکارسازی و کسل‌های صحیح درون مسیر، ما حساسیت و اختصاصیت الگوریتم‌ها در پذیرفتن یک و کسل در داخل مسیر را محاسبه کردیم. تعداد و کسل‌هایی که بطور صحیح در مسیر عصبی انتخاب می‌شوند (مثبت صحیح) و تعدادی از و کسل‌ها که مسیرهای نادرست را می‌سازند (مثبت کاذب) شمارش شدند. سپس با در نظر گرفتن تعداد کل و کسل‌ها در مسیر شبیه‌سازی شده، ما حساسیت و اختصاصیت الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده را محاسبه کردیم.

حساسیت به توانایی الگوریتم در تعیین یک و کسل در مسیر هنگامیکه آن در مسیر وجود دارد، اشاره می‌کند. ویژگی به توانایی الگوریتم در انتخاب نکردن یک و کسل در مسیر هنگامیکه آن در خارج مسیر است، اشاره می‌کند. صحت به درصد و کسل‌هایی که بطور صحیح در داخل یا خارج مسیر انتخاب می‌شود، اشاره می‌کند.

محاسبه حساسیت و اختصاصیت برای چندین آستانه تصمیم‌گیری انجام شد. این مقادیر آستانه ۰/۲۰، ۰/۵۰، ۰/۶۰، ۰/۷۰، ۰/۸۰، ۰/۹۰ و ۱۰۰٪ مقدار سرعت هستند که به عنوان مقدار تعیین کننده مسیرهای بازسازی شده در نظر گرفته می‌شوند. به این معنی که در هر آستانه سرعت، مسیرهای با سرعت بزرگتر از مقدار آستانه استخراج شده‌اند. با انتخاب نقاط قطع برای آستانه سرعت و محاسبه حساسیت و اختصاصیت برای هر سطح نویز، منحنی‌های ROC در شکل (۶) رسم شده‌اند.

در راستای ارزیابی الگوریتم رژه سریع و الگوریتم اصلاح شده آن در دنبال کردن مسیرهای عصبی در حضور نویز، ۲۰۰ تصویر DTI نویزدار شبیه‌سازی شدند. مسیریابی با استفاده از هر دو الگوریتم بر روی این داده‌ها از نقطه اولیه مشابهی انجام شد. با در نظر گرفتن مقدار آستانه‌ای برای مینیمم سرعت، تمام مسیرها با سرعت نهایی بیشتر از این مقدار بازسازی شدند. برای بدست آوردن صحت الگوریتم‌ها در آشکارسازی و کسل‌های صحیح درون مسیر، ما حساسیت و اختصاصیت الگوریتم‌ها در پذیرفتن یک و کسل در داخل مسیر را محاسبه کردیم. تعداد و کسل‌هایی که بطور صحیح در مسیر عصبی انتخاب می‌شوند (مثبت صحیح) و تعدادی از و کسل‌ها که مسیرهای نادرست را می‌سازند (مثبت کاذب) شمارش شدند. سپس با در نظر گرفتن تعداد کل و کسل‌ها در مسیر شبیه‌سازی شده، ما حساسیت و اختصاصیت الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده را محاسبه کردیم.



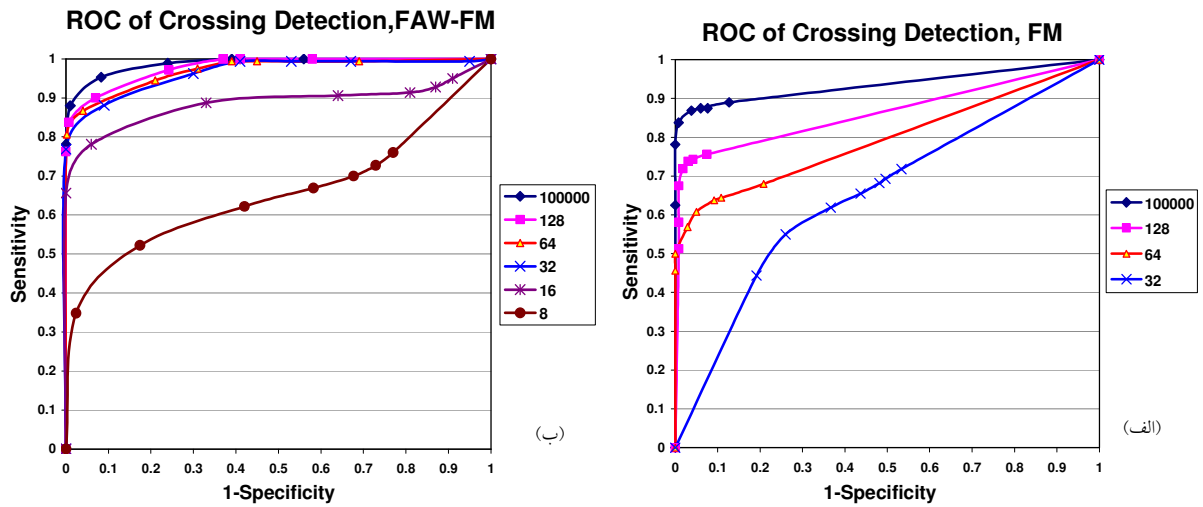
شکل ۶- منحنی‌های ROC برای آشکارسازی و کسل‌های درون مسیر با استفاده از الگوریتم (الف) رژه سریع، (ب) رژه سریع وزنی ناهمسانگردی انتشار.

مسیر نادرست (مثبت کاذب) توسط الگوریتم استخراج می‌شود، به این معنی بود که وکسل‌ها به عنوان ناحیه تقاطع در نظر گرفته شده است که در واقع ناحیه تقاطع نمی‌باشد.

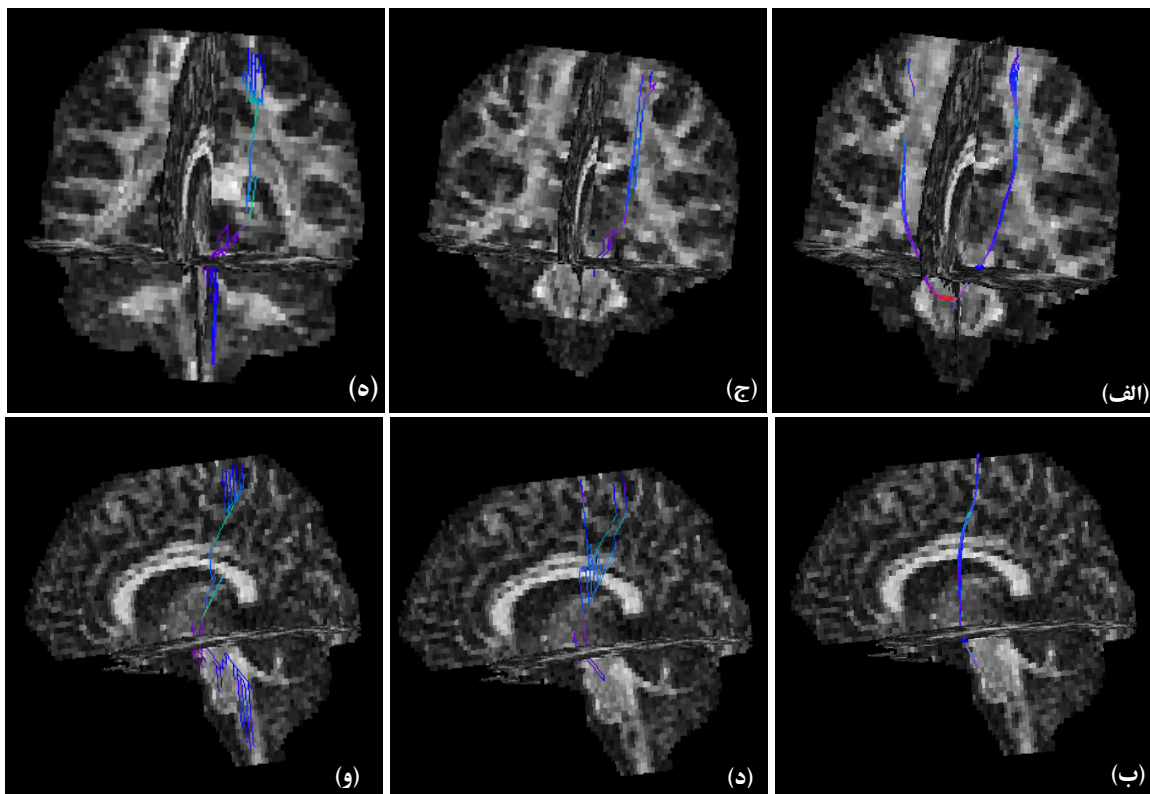
با محاسبه حساسیت و اختصاصیت برای تصاویر با هر سطح نویز، منحنی‌های ROC بعد از در نظر گرفتن آستانه‌های تصمیم‌گیری از پیش تعیین شده در شکل (۷) رسم شده‌اند. الگوریتم رژه سریع در تصاویر شبیه‌سازی شده با سیگنال به نویز ۸ و ۱۶ مسیر اولیه را نمی‌تواند دنبال کند و به ناحیه تقاطع نمی‌رسد. به این دلیل منحنی ROC برای آنها رسم نشده است.

با هدف ارزیابی توانایی الگوریتم‌ها در تشخیص مسیرهای متقاطع، ما از تصاویر شبیه‌سازی شده شامل مسیرهای متقاطع با زوایای متفاوت استفاده کردیم. با اجرای الگوریتم مسیریابی بر روی مسیرهای دارای ناحیه تقاطع، حساسیت آشکارسازی این تقاطع‌ها اندازه‌گیری شد. اگر الگوریتم قادر بود که از ناحیه تقاطع عبور کند، در دسته مثبت صحیح قرار می‌گرفت و در غیر اینصورت در منفی کاذب به حساب می‌آمد. برای محاسبه اختصاصیت الگوریتم، ما از تصاویر شامل مسیرهای ساده و بدون تقاطع استفاده کردیم. اگر الگوریتم کل مسیر را پیدا می‌کرد، در مجموعه منفی صحیح دسته‌بندی می‌شد زیرا ناحیه تقاطع را آشکار نکرده بود. از طرفی دیگر زمانیکه یک

الگوریتم رژه سریع در آشکارسازی مسیرهای عصبی



شکل ۷- منحنی‌های ROC برای آشکارسازی مسیرهای متقاطع با استفاده از الگوریتم (الف) رژه سریع، (ب) رژه سریع وزنی ناهمسانگردی جزئی انتشار.



شکل ۸- نتایج اعمال مسیریابی با استفاده از الگوریتم استریم لاین (الف، ب)، رژه سریع (ج، د)، رژه سریع وزنی ناهمسانگردی انتشار (ه، و).

باعث می‌شود تا الگوریتم به نواحی با انتشار کمتر وارد شود و همین‌طور انتخاب مقدار آستانه بزرگتر از مقدار مطلوب، باعث می‌شود که الگوریتم نتواند به نواحی تقاطع مسیرها که دارای FA پایین هستند، وارد شود. به این ترتیب از استخراج مسیرهای نادرست که با انتخاب نامناسب مقدار آستانه از قسمتهای همسانگرد می‌گذرند، جلوگیری می‌شود.

همانطور که نشان داده شد، نویز تصویر بر روی جهت بردارویژه اصلی تانسورها و مقدار FA اثر می‌گذارد. اثر نویز بر روی تغییر جهت بردارویژه اصلی تانسورهای با FA بیشتر، کمتر می‌باشد. از طرفی دیگر تأثیر نویز بر مقدار FA در مقادیر FA بالا کمتر از مقادیر FA پایین می‌باشد. این عامل سبب می‌شود که الگوریتم وزنی ناهمسانگردی جزئی رژه سریع، در حضور نویز مقاومتر از الگوریتم رژه سریع استاندارد عمل کند. به این دلیل که الگوریتم سطح انتشار را در نواحی با FA کم که نویز جهت بردارویژه اصلی را بیشتر تغییر می‌دهد، با سرعت کمتری نسبت به نواحی با FA بیشتر گسترش می‌دهد. در اینصورت از استخراج مسیرهای نادرست به علت وجود عدم قطعیت در جهت بردارویژه اصلی در حضور نویز تصویر جلوگیری می‌شود.

از طرفی دیگر، با در نظر گرفتن اثر FA در تابع سرعت، دریافتیم که سرعت در نواحی دارای عدم قطعیت در مسیرهای انتشار مانند تقاطع مسیرها، کمتر از مسیرهای عصبی اطراف آن می‌شود. بنابراین سطح انتشار در اطراف ناحیه تقاطع منتشر می‌شود و از آن عبور می‌کند. در الگوریتم استریم لاین و الگوریتم رژه سریع مقدار آستانه‌ای برای FA در نظر گرفته می‌شود. این مقدار آستانه سبب می‌شود که الگوریتم نتواند به وکسل‌های دارای مسیرهای متقاطع وارد شود. در حالیکه در الگوریتم اصلاح شده این مشکل حل شده و سرعت برای تمام وکسل‌ها محاسبه می‌شود. بنابراین الگوریتم قادر خواهد بود که از ناحیه تقاطع عبور کند.

الگوریتم رژه سریع، الگوریتم بهینه شده آن و الگوریتم استریم لاین بر روی تصاویر حقیقی پیاده سازی شدند. نتایج مسیریابی آنها از دو نمای متفاوت در شکل (۸) نشان داده شده است. همانطور که نشان داده شده است، الگوریتم استریم لاین و رژه سریع قادر به عبور از ناحیه تقاطع نمی‌باشند. حتی الگوریتم استریم لاین مسیر نادرستی را به سمت بالا دنبال کرده است. در حالیکه الگوریتم اصلاح شده رژه سریع از ناحیه تقاطع عبور کرده است و به قسمت پایین مسیر عصبی کرتیکوسپینال<sup>۱</sup> وارد شده است.

زمان اجرای مسیریابی برای هر دو الگوریتم رژه سریع و الگوریتم بهبود یافته محاسبه شد. زمان اجرای الگوریتم رژه سریع با در نظر گرفتن مقدار آستانه FA برابر با ۰/۲، ۴ ساعت و ۲۳ دقیقه است و برای الگوریتم بهبود یافته به ۱۱ ساعت و ۱۸ دقیقه افزایش یافته است. الگوریتم رژه سریع، روشی زمان‌بر می‌باشد زیرا نیاز به بررسی تمام وکسل‌های همسایه به منظور محاسبه سرعت و زمان رسیدن سطح انتشار می‌باشد.

#### ۴- بحث و نتیجه گیری

در الگوریتم‌های مسیریابی استریم لاین [۶، ۷] و رژه سریع [۱۳]، مقدار آستانه‌ای برای FA در نظر گرفته می‌شود تا از ورود مسیر بدست آمده به خارج از محیط‌های دارای انتشار و ناهمسانگرد جلوگیری کند. الگوریتم پیشنهاد شده با در نظر گرفتن مقادیرویژه در عامل تطابقی سرعت، باعث می‌شود که تابع سرعت در نواحی همسانگرد مقدار کمتری پیدا کند و الگوریتم به درون وکسل‌های خارج مسیر کمتر وارد شود. بنابراین مسیریابی نتیجه بهتری بویژه در تصاویر با SNR بالا دارد. از طرفی دیگر این اصلاح در تابع سرعت باعث می‌شود تا کاربر مداخله کمتری در پیاده سازی مسیریابی داشته باشد. انتخاب مقدار کوچکتر از مقدار مناسب برای مقدار آستانه

1- Corticospinal Tract

الگوریتم رژه سریع در آشکارسازی مسیرهای عصبی

تصویر می‌باشد. بدین جهت در برخی موارد که نیاز به اجرای سریع مسیریابی می‌باشد، بهتر است از آستانه FA استفاده شود.

در نظر نگرفتن مقدار آستانه سبب افزایش زمان در حدود ۲/۵ برابر زمان اجرای الگوریتم رژه سریع با در نظر گرفتن آستانه می‌باشد، زیرا در این حالت نیاز به بررسی تمام وکسل‌های

منابع

1. Bammer R, Acar B, Moseley M. In Vivo MR Tractography Using Diffusion Imaging. *Eur J Radiol* 2003; 45: 223-234.
2. Melhem E, Mori S, Mukundan S. Diffusion Tensor MR Imaging of the Brain and White Matter Tractography. *AJR* 2002; 178: 3-1.
3. George Arfken, Hans J. Weber, *Mathematical Methods for Physicists*. Academic Press; 5 edition (October 2000).
4. Pierpaoli C, Basser P, Toward a Quantitative Assessment of Diffusion Anisotropy. *Magn Reson Med* 1996; 36: 893-906.
5. Westin C, Maier S, Khidhir B. Image Processing for Diffusion Tensor Magnetic Resonance Imaging. In *Proceeding of 2nd Int. Conf on MICCAI 1999*; 441-452.
6. Mori S, Crain B, Chack V. Three Dimensional Tracking of Axonal Projections in the Brain by Magnetic Resonance Imaging. *Annual Neurol* 1999; 45: 265-269.
7. Basser P, Pajevic S, Pierpaoli C. In Vivo Fiber Tractography using DT-MRI Data. *Magn Reson Med* 2000; 44: 625-632.
8. Matsuzawa H, Nakada T. Lambda Chart Analysis and Eigenvalue Imaging. *Integrated Human Brain Science: Theory, Method Application* 2000; 219-225.
9. Terajima K, Nakada T. EZ-Tracing: A New Ready to Use Algorithm for Magnetic Resonance Tractography. *Journal of Neuroscience Methods* 2002; 116: 147-155.
10. Lazar M, Weinstein D, Tsuruda J. White Matter Tractography Using Diffusion Tensor Deflection. *HBM* 2003; 18: 306–321.
11. Hagmann P, Thiran J, Johnson L. DTI mapping of Human Brain Connectivity: Statistical Fiber Tracking and Virtual Dissection. *Neuroimage* 2003; 19: 545–554.
12. Parker G, Barker G, Thacker N. A Framework for a Streamline-Based Probabilistic Index of Connectivity (PICO) Using a Structural Interpretation of Anisotropic Diffusion. *Magn Reson Med* 2002; 1165.
13. Parker G, Wheeler-Kingshott C, Barker G. Estimating Distributed Anatomical Connectivity Using Fast Marching Methods and Diffusion Tensor Imaging. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 2002; 21: 505-512.
14. Campbell J, Siddiqi K, Rymar V. Flow-based fibre tracking with diffusion tensor and q-ball data: Validation and comparison to principal diffusion direction techniques. *Neuroimage* 2005; 27: 725-736.

15. Staempfli P, Jaermann T, Crelier G. Resolving fiber crossing using advanced fast marching tractography based on diffusion tensor imaging. *Neuroimage* 2006; 30: 110–120.
16. Pierpaoli, Jezzard P. Diffusion Tensor MR Imaging of the Human Brain. *Radiol* 1996; 201(3): 637-648.
17. J. A. Sethian. *Level Set Methods and Fast Marching Methods*, Second edition. Cambridge, MA: Cambridge Univ. Press, 1999.
18. Darki F, Oghabian M, Ahmadian A. Modified Fast Marching Tractography Algorithm and Its Ability to Detect Fiber Crossing. 29th Annual International Conference of the IEEE EMBC 2007; 319-322.
19. Darki F, Oghabian M, Ahmadian A. Diffusion Tensor Digital Phantom for Crossing Fibers Detection. Proceedings of the 4th Iranian Conference on MVIP, Mashad, Iran 2007.
20. Kingsley P. Introduction to Diffusion Tensor Imaging Mathematics: Part III. Tensor Calculation, Noise, Simulation, and Optimization. *Concepts Magn Reson* 2006; 155-179.