

ناحیه‌بندی فانتوم بیولوژیکی رشته اعصاب نخاع موش از روی تصویر تشدید مغناطیسی تانسور انتشار با روش نمو جبهه آماری غیر پارامتریک

خلاصه

زمینه و هدف: مشکل عمده در اکثر کارهای پیشین ناحیه‌بندی تصاویر تانسور انتشار، استفاده از رویه پارامتریک جهت مدل‌سازی آمارگان تانسور در ناحیه مورد علاقه می‌باشد. این نوع مدل‌سازی، آمارگان تانسورها در کلاف‌های فیبری ماده سفید را به صورت صحیح مدل نمی‌کند.

روش بررسی: در مطالعه حاضر از تخمین چگالی پارزن با هسته گوسی به منظور تعریف آمارگان در یک ناحیه مورد نظر از تصویر تانسور انتشار استفاده می‌شود. این تخمین در چارچوب الگوریتم ناحیه‌بندی نمو جبهه آماری غیر پارامتریک به منظور ناحیه‌بندی فانتوم بیولوژیکی رشته اعصاب نخاع موش استفاده می‌شود.

یافته‌ها: آزمایش‌های عددی نشان داد نمو سطح آماری غیر پارامتریک با متریک اقلیدسی به نتایج ناحیه‌بندی با کیفیت بالاتری از روش پارامتریک می‌انجامد. در ضمن مشخص شد علاوه بر متریک، مدل‌سازی آماری ناحیه نیز در کیفیت ناحیه‌بندی مؤثر می‌باشد. در ادامه، نتایج ما نشان داد مهم‌ترین بخش تخمین چگالی هسته، انتخاب پهنای باند σ می‌باشد.

نتیجه‌گیری: در صورتی که استفاده از مدل‌سازی پارامتریک به نتایج بخش‌بندی مورد نظر در کاربرد خاص منجر نشود علی‌رغم هزینه محاسباتی بالای روش غیر پارامتریک، این روش انتخاب مناسبی می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: تصویر تانسور انتشار، متریک، تخمین چگالی پارزن، مدل‌سازی آماری غیر پارامتریک، ناحیه‌بندی

دکتر مصطفی چرمی¹

دکتر علی محلوچی²

¹ دانشجوی دکتری دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس

² دانشیار دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس

نویسنده مسئول: دکتر علی محلوچی فر، تهران، دانشگاه تربیت مدرس، دانشکده برق و کامپیوتر، تلفن: ۰۲۱۸۸۳۳۰۴
پست الکترونیک: mahlooji@modares.ac.ir

مقدمه

تصویربرداری تشدید مغناطیسی انتشار، ابزار یگانه‌ای است که از انتشار مولکول‌های آب در بافت‌های بیولوژیکی بدن انسان به صورت غیرتهاجمی، تصویر ارائه می‌نماید [۱]. به دلیل اخذ تصاویر وزندار انتشاری در زمان معقول، تصویر تانسور انتشار از طیف تمام تصاویر انتشاری از اهمیت کلینیکی بالایی برخوردار می‌باشد [۲].

تصاویر تانسور انتشار از ماده سفید مغز انسان به صورت خام قابل استفاده نمی‌باشند. پردازش تصاویر تانسور انتشار در ماده سفید مغز، منجر به توسعه ابزارهای منحصربه‌فردی همانند کلاف نگاری [۳] و تحلیل اتصال‌پذیری بین نقاط مختلف مغز [۴] شده است. اخیراً ناحیه‌بندی از روی تصاویر تانسور انتشار مورد توجه قرار گرفته است [۵].

ژوکوف و همکاران با تعریف معیار ناهمگونی جزئی و استفاده از آن در قالب الگوریتم نمو جبهه در چارچوب مجموعه سطح، موفق شدند مناطقی از ماده سفید مغز انسان با ناهمگونی بالا را از همدیگر جدا کنند [۶]. کاهش اطلاعات موجود در تانسور انتشار به عدد اسکالر، باعث می‌شود تا ناحیه‌بندی مناطق با ناهمگونی یکسان و تانسورهای انتشار متفاوت به درستی صورت نگیرد. اکثر مطالعات

بعدی در جهت استفاده از تمام اطلاعات موجود در تانسورهای انتشار و با استفاده از نمو جبهه صورت پذیرفت [۷-۱۱]. متریک‌های مختلفی جهت کمی نمودن اختلاف بین تانسورهای انتشار و استفاده از آن در جهت ناحیه‌بندی مطلوب‌تر معرفی شدند. لنگلت و همکاران با معرفی متریک ژئودزیک، کیفیت بالای ناحیه‌بندی با آن نسبت به متریک‌های اقلیدسی و واگرایی-جی را نشان دادند [۹]. در کل، متریک اقلیدسی ضعیف‌ترین کیفیت ناحیه‌بندی تصاویر تانسور انتشار را در بین متریک‌ها از خود نشان داده است. به‌تازگی متریک لگاریتمی-اقلیدسی معرفی شده است که سادگی تحقق و پیچیدگی پایین محاسباتی در مقایسه با متریک ژئودزیک را ارائه می‌نماید [۱۲]. قبلاً همسنگی متریک لگاریتمی-اقلیدسی با متریک برتر قبلی (ژئودزیک) در ناحیه‌بندی رشته اعصاب نخاع موش نشان داده شده است [۱۳].

در ناحیه‌بندی مبتنی بر ناحیه، نیازمند مدل‌سازی آماری ناحیه می‌باشیم. در اکثر کارهای قبلی توزیع گوسی یا تقریبی از توزیع گوسی برای ناحیه مورد نظر تعریف می‌گردد [۹-۷]. اما، اوت و همکاران نشان دادند که مدل‌سازی آماری غیر پارامتریک برای مدل کردن تانسورهای انتشار مناسب‌تر می‌باشد [۱۴]. در واقع تانسورهای

با لحاظ خمیدگی مزبور محاسبه شود. متریک‌های ریمانی جهت محاسبه اختلاف بین تانسورهای انتشار استفاده می‌شوند. متریک ژئودزیک یکی از اعضای متریک‌های ریمانی است که فاصله بین تانسورهای انتشار را کمی می‌کند. عیب عمده متریک ژئودزیک هزینه محاسباتی بالا و پیچیدگی تحقق آن است [۹]. متریک لگاریتمی-اقلیدسی یکی از اعضای خانواده متریک‌های ریمانی، جهت برطرف نمودن معایب مذکور توسعه یافته است [۱۲]. روند کار بدین صورت است که ابتدا تانسورهای انتشار با نگاشت لگاریتمی-ماتریسی به فضای برداری، تصویر می‌شوند و سپس متریک اقلیدسی جهت محاسبه اختلاف تانسورهای انتشار در فضای جدید استفاده می‌شود. اختلاف تانسورهای انتشار با متریک لگاریتمی-اقلیدسی به صورت معادله (۲) تعریف می‌گردد:

(۲)

$$D_{le}(\Sigma(x), \Sigma(y)) = \sqrt{\text{tr}\left(\left(\log(\Sigma(x)) - \log(\Sigma(y))\right)\left(\log(\Sigma(x)) - \log(\Sigma(y))\right)^T\right)}$$

\log معرف نگاشت لگاریتم ماتریسی می باشد.

محاسبه گرادیان تانسورهای انتشار

گرادیان تانسورهای انتشار جهت تحقق الگوریتم ناحیه بندی، مورد نیاز می‌باشد. معادله (۳) گرادیان تانسورهای انتشار با متریک اقلیدسی را بیان می‌کند [۹]:

(۳)

$$|\nabla \Sigma(x)|_e^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^3 \sum_{s=\pm 1} \text{tr}\left(\left(\Sigma(x) - \Sigma(x + se_k)\right)\left(\Sigma(x) - \Sigma(x + se_k)\right)^T\right)$$

گرادیان تانسورهای انتشار با متریک لگاریتمی-اقلیدسی به سادگی به صورت معادله (۴) حاصل می‌شود:

$$|\nabla \Sigma(x)|_e^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^3 \sum_{s=\pm 1} \text{tr}\left(\left(\log(\Sigma(x)) - \log(\Sigma(x + se_k))\right)\left(\log(\Sigma(x)) - \log(\Sigma(x + se_k))\right)^T\right) \quad (۴)$$

مدل سازی آماری

در مطالعه حاضر از الگوریتم ناحیه بندی مبتنی بر ناحیه، استفاده شده است [۱۵]. در نتیجه نیازمند مدل سازی آماری برای تانسورهای انتشار در یک ناحیه می‌باشیم. در کل دو رویه کلی جهت مدل سازی آماری یک ناحیه وجود دارد: مدل سازی آماری پارامتریک و مدل سازی آماری غیرپارامتریک.

مدل سازی آماری پارامتریک

توزیع گوسی از بین طیف توزیع‌های پارامتریک جهت مدل سازی پارامتریک در پدیده‌های طبیعی مناسب تر می‌باشد. توزیع مذکور برای تانسورهای انتشار در یک ناحیه قابل تعریف می‌باشد. توزیع گوسی چند متغیره (شش متغیره) با دو پارامتر متوسط و ماتریس کواریانس در فضای برداری مشخص می‌گردد. متوسط تجربی N تانسور انتشار با متریک اقلیدسی (فضای

انتشار متعلق به یک ناحیه از تصویر، بر روی رویه‌ای در فضای ریمانی قرار دارند که توزیع گوسی برای مدل سازی آماری آن‌ها مناسب نمی‌باشد. لازم به ذکر است الگوریتم ناحیه بندی آن‌ها مبتنی بر متوسط فازی و متفاوت از روش ناحیه بندی ذکر شده در این نوشتار می‌باشد.

در مطالعه حاضر، فرض ما بر این است که مدل سازی آماری غیرپارامتریک (تخمین چگالی پارزن با هسته گوسی) در چارچوب الگوریتم ناحیه بندی نمو جبهه آماری با قاعده بیز به ناحیه بندی بهتری منجر خواهد شد. جهت آزمون فرض مذکور، از متریک اقلیدسی، بدترین متریک گزارش شده در ناحیه بندی تصاویر انتشار، در مدل سازی آماری غیرپارامتریک ناحیه مورد نظر استفاده می‌کنیم.

روش بررسی

در ادامه ضمن معرفی فاصله بین تانسورهای انتشار با دو متریک اقلیدسی و لگاریتمی-اقلیدسی، نحوه محاسبه گرادیان تانسورهای انتشار بیان می‌شود سپس مدل سازی آماری پارامتریک و غیرپارامتریک معرفی می‌شوند. در انتها الگوریتم ناحیه بندی نمو جبهه آماری در چارچوب قاعده بیز و با مدل سازی آماری غیرپارامتریک ارائه می‌گردد.

در این مقاله تصاویر تانسور (انتشاری) به صورت $\Sigma: \Omega \rightarrow S^+(3)$ نمایش می‌یابند، به طوری که برای تمام $\Sigma(x), x \in \Omega$ تانسور انتشار متعلق به $S^+(3)$ است. $S^+(3)$ فضای ماتریس‌های 3×3 حقیقی، متقارن و معین-مثبت می باشد. Ω ناحیه مورد علاقه ما در تصویر تانسور انتشار می‌باشد.

متریک‌ها

تعریف متریک مناسب جهت کمی نمودن اختلاف یا شباهت بین تانسورهای انتشار، حیاتی و لازم است. البته با استفاده از متریک می‌توان گرادیان فضایی تانسورهای انتشار را نیز محاسبه نمود. از طرف دیگر تعریف آمارگان ناحیه در تصاویر تانسور انتشار، بدون استفاده از متریک امکان پذیر نمی‌باشد [۹].

متریک اقلیدسی جزء ساده ترین متریک‌ها می‌باشد. با فرض فضای برداری برای تانسورهای انتشار می‌توان از متریک اقلیدسی به عنوان معیار اختلاف بین تانسورها استفاده نمود. معادله (۱) فاصله بین تانسورهای انتشار $\Sigma(x)$ و $\Sigma(y)$ را محاسبه می‌کند [۹]:

$$D_e(\Sigma(x), \Sigma(y)) = \sqrt{\text{tr}\left(\left(\Sigma(x) - \Sigma(y)\right)\left(\Sigma(x) - \Sigma(y)\right)^T\right)} \quad (۱)$$

tr معرف trace ماتریس است. فرض فضای برداری برای تانسورهای انتشار فرض درستی نیست. در واقع تانسورهای انتشار بر روی فضای خمیده‌ای (رویه) قرار دارند که اختلاف بین آن‌ها نیز باید

برداری) با معادله (۵) محاسبه می‌شود [۹]:

$$\bar{\Sigma}_e = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \Sigma(n) \quad (5)$$

ماتریس کواریانس توزیع گوسی با معادله (۶) حاصل می‌گردد [۹]:

$$\Lambda_e = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \varphi(\Sigma(n) - \bar{\Sigma}_e) \varphi(\Sigma(n) - \bar{\Sigma}_e)^T \quad (6)$$

φ نگاشت ماتریس تانسور انتشار به بردار ستونی، ۶ مؤلفه‌ای تانسور انتشار متقارن و دارای شش درجه آزادی می‌باشد) است.

توزیع گوسی با فرض فضای برداری برای تانسورهای انتشار در ناحیه مورد نظر به صورت معادله (۷) محاسبه می‌شود [۹]:

$$p_e(\Sigma(x) | \bar{\Sigma}_e, \Lambda_e) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^6 |\Lambda_e|}} \times \exp\left(-\frac{\varphi(\Sigma(x) - \bar{\Sigma}_e)^T \Lambda_e^{-1} \varphi(\Sigma(x) - \bar{\Sigma}_e)}{2}\right) \quad (7)$$

دوباره یادآور می‌شویم فرض فضای برداری برای تانسورهای انتشار صحیح نمی‌باشد. با استفاده از نگاشت لگاریتم ماتریسی، تانسورهای انتشار به فضای برداری تصویر می‌شود. در فضای برداری تولید شده از فضای خمیده قبلی، توزیع گوسی با دقت بالاتری تعریف می‌شود. متوسط توزیع گوسی در فضای جدید برداری با معادله (۸) محاسبه می‌شود:

$$\bar{L}_{Le} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \log(\Sigma(n)) \quad (8)$$

\bar{L}_{Le} متوسط در فضای جدید برداری و \log معرف لگاریتم ماتریس می‌باشند. کواریانس متناظر با معادله (۹) محاسبه می‌شود:

$$\Lambda_{Le} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \varphi(\log(\Sigma(n)) - \bar{L}_{Le}) \varphi(\log(\Sigma(n)) - \bar{L}_{Le})^T \quad (9)$$

توزیع گوسی برای تانسورهای انتشار در فضای برداری جدید در یک ناحیه با معادله (۱۰) بیان می‌شود:

$$p_{Le}(\log(\Sigma(x)) | \bar{L}_{Le}, \Lambda_{Le}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^6 |\Lambda_{Le}|}} \times \exp\left(-\frac{\varphi(\log(\Sigma(x)) - \bar{L}_{Le})^T \Lambda_{Le}^{-1} \varphi(\log(\Sigma(x)) - \bar{L}_{Le})}{2}\right) \quad (10)$$

مدل سازی آماری غیرپارامتریک

مدل سازی آماری گوسی با فرض فضای برداری برای تانسورهای انتشار صحیح نمی‌باشد. در حالی که می‌دانیم تانسورهای انتشار بر روی رویه در فضای ریمانی قرار دارند که ذاتاً فضای غیربرداری است. در نتیجه مدل سازی غیرپارامتریک آمارگان تانسورهای انتشار در یک ناحیه را

بهرتر مدل می‌کند.

تخمین چگالی پارزن با هسته گوسی یکی از روش‌هایی است که برای مدل کردن غیرپارامتریک میدان تانسور انتشار پیشنهاد شده است [۱۴]. در کار حاضر تنها از متریک اقلیدسی جهت تخمین چگالی پارزن استفاده می‌شود. اما تخمین مزبور برای متریک لگاریتمی-اقلیدسی نیز قابل محاسبه می‌باشد.

تخمین پنجره پارزن با متریک اقلیدسی به صورت معادله (۱۱) محاسبه می‌شود [۱۴]:

$$\hat{p}(\Sigma) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N G(\Sigma; \Sigma(n), \sigma) \quad (11)$$

هسته گوسی تخمین معادله (۱۱) با معادله (۱۲) داده می‌شود:

$$G(\Sigma; \Sigma(n), \sigma) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{D/2}} \exp\left(-\frac{(d_e(\Sigma, \Sigma(n)))^2}{2\sigma^2}\right) \quad (12)$$

و $d_e(\Sigma, \Sigma(n))$ با معادله (۱۳) محاسبه می‌گردد:

$$d_g(\Sigma, \Sigma(n)) = \sqrt{\text{tr}\left((\Sigma - \Sigma(n))(\Sigma - \Sigma(n))^T\right)} \quad (13)$$

ناحیه بندی نمو جبهه آماری

در روش ناحیه بندی نمو جبهه آماری بر پایه ناحیه در چارچوب قاعده بیز، افزای بهینه دامنه تصویر Ω به دو ناحیه با بیشینه کردن تابع احتمال پسین برای تصویر تانسور انتشار Σ صورت می‌گیرد. قاعده بیز به صورت معادله (۱۴) امکان بیشینه کردن تابع مذکور را می‌دهد [۱۵]:

$$p(\phi | \Sigma) \propto p(\Sigma | \phi) p(\phi) \quad (14)$$

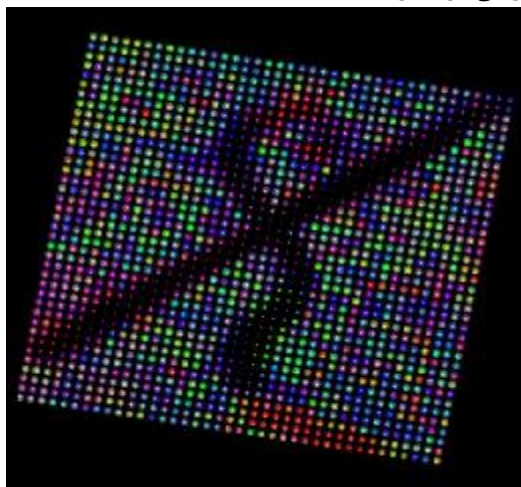
ϕ تابع مجموعه سطح است که از روی کانتور ابتدایی که در ناحیه‌ای از تصویر قرار می‌گیرد، ساخته می‌شود. جهت حل معادله (۱۴) باید فرض‌های ساده‌کننده‌ای مانند صاف بودن سطح جداکننده دو ناحیه، عدم همبستگی بین دو ناحیه و فرض استقلال و یکسان بودن تانسورهای انتشار در نظر گرفته شوند. با تشکیل تابع انرژی مربوط به معادله (۱۴) و بیشینه کردن آن معادله اویلر-لاگرانژ به فرم معادله (۱۵) جهت نمو جبهه آماری حاصل می‌شود [۱۵]:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_\varepsilon(\phi) \left((v) + g(|\nabla \Sigma(x)|) \text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \cdot \nabla g(|\nabla \Sigma(x)|) + \log \frac{p(\Sigma | \bar{\Sigma}_{in}, \Lambda_{in})}{p(\Sigma | \bar{\Sigma}_{in}, \Lambda_{in})} \right) \quad (15)$$

$\delta_\varepsilon(\phi)$ باعث می‌شود تا حرکت جبهه تنها در اطراف سطح صفر (مرز جدا کننده دو ناحیه) صورت پذیرد [۱۶]. مقدار پارامتر ε بازه حرکتی حول مرز را مشخص می‌کند که در مقاله حاضر برابر با ۱

در مطالعه حاضر فانتوم بیولوژیکی رشته اعصاب نخاع موش به دلیل استفاده در کار عمده ناحیه بندی پیشین [۹]، جهت آزمون فرض صحت و دقت بالاتر روش غیرپارامتریک نسبت به نوع پارامتریک در مدل سازی آماری ناحیه مورد علاقه در تصاویر تانسور انتشار و بررسی تأثیر مدل سازی آماری در ناحیه بندی چنین تصاویری مورد استفاده قرار گرفت.

در مطالعات قبلی فاصله اقلیدسی به بدترین متریک احتمالاتی منجر شده است که در چارچوب ناحیه بندی تکامل جبهه آماری پارامتریک (توزیع گوسی برای ناحیه مورد علاقه) قادر به جداسازی کامل رشته اعصاب نخاع موش نشده است [۹ و ۱۳]. همان گونه که در شکل شماره ۲ مشاهده می کنید (کانتور قرمز) آزمایش عددی ما چنین نتیجه ای را باز تأیید نمود. در مقابل ناحیه بندی نمو جبهه آماری غیرپارامتریک (تخمین چگالی پارزن با هسته گوسی و انحراف معیار $0/001$) با فاصله اقلیدسی به نتیجه مطلوب منجر شده است (کانتور آبی در شکل ۲).



شکل ۱- برش محوری تصویر تانسور انتشار فانتوم بیولوژیکی رشته نخاع موش با رمزگذاری مؤلفه های بردار اصلی انتشار با رنگ های قرمز - سبز - آبی

لنگت و همکاران نشان دادند که متریک ژئودزیک در مقایسه با سایر متریک ها (اقلیدسی و واگرایبی - جی) بهترین متریک می باشد که در جداسازی رشته اعصاب نخاع موش از پس زمینه عملکرد مطلوبی دارد [۹]. در کار تحقیقی قبلی، همسنگی متریک لگاریتمی - اقلیدسی با متریک ژئودزیک در ناحیه بندی رشته اعصاب نخاع موش بررسی شد [۱۳].

میلی متر (فاصله فیزیکی بین دو وکسل مجاور در برش محوری) در نظر گرفته شد. پارامتر v درجه صاف بودن سطح جداکننده دو ناحیه را مشخص می کند که در تمام پیاده سازی ها برابر با ۱ در نظر گرفته شد. div معرف دیورژانس است. $g(|\nabla \Sigma(x)|)$ تابعی است که در نواحی صاف دارای مقدار ۱ و در گوشه ها مقدار صفر را دارد و باعث می گردد تا حرکت مرز در لبه ها کند و در صورت لزوم متوقف شود. تابع مزبور با معادله (۱۶) تعریف می گردد:

$$g(u) = 1 / (1 + u^2) \quad (16)$$

جبهه نمو یابنده در صورتی متوقف می شود که اختلاف بین مرز جدید و مرز پیشین از آستانه در نظر گرفته شده پایین تر قرار گیرد. دقت شود معادله (۱۵) با فرض مدل سازی آماری پارامتریک حاصل شده است. اما با فرض هسته گوسی در تخمین چگالی پارزن و فرض حجم نواحی بزرگ جدا شونده در دامنه تصویر Ω ، معادله اوپلر - لاگرانژ مدل سازی آماری غیرپارامتریک مشابه معادله (۱۵) حاصل خواهد شد.

بالاخره معادله اوپلر - لاگرانژ (۱۵) جهت تحقق کامپیوتری باید گسسته سازی شود. معادله مذکور دارای سه عبارت انتقال، انحنا، و ناحیه می باشد که گسسته سازی هر کدام از عبارت های معادله (۱۵) با استفاده از تکنیک های خاص تفاضل محدود، صورت پذیرفت [۱۷].

یافته ها

شبیه سازی کامپیوتری با نرم افزار مطلب بر روی فانتوم بیولوژیکی رشته اعصاب نخاع موش صورت پذیرفت. فانتوم مذکور توسط جنیفر کمبل و همکاران در مرکز تصویرگری مغز مک - کلنل و مؤسسه عصب شناسی مونترال در اختیارمان قرار گرفت [۱۸]. تصاویر وزن دار انتشاری در ۹۰ جهت گرادیانی مختلف با فاکتور انتشار $b = 1000 \text{ s.mm}^{-2}$ بر روی پویسگر سوناتا زیمنس $1/5$ تسلا اخذ شده است. تانسورهای انتشار با فرض نویز گوسی بر روی لگاریتم اندازه تصاویر وزن دار انتشاری و با استفاده از فاصله لگاریتمی - اقلیدسی بازسازی می شوند [۱۹]. تانسورهای انتشار با کمینه کردن معادله استجسکل - تانر خطی شده با اطمینان از باقی ماندن در فضای ماتریس های متقارن معین - مثبت حاصل می شوند. برش محوری تصویر تانسور انتشار بازسازی شده در شکل شماره ۱ نمایش یافته است. جهت نمایش تانسور انتشار در هر وکسل از بیضی گون انتشار متناظر استفاده شده است که مؤلفه های بردار جهت اصلی انتشار (از روی تانسور انتشار حاصل می شود) با رنگ های قرمز - سبز - آبی بر روی بیضی گون مربوطه رمز شده و نمایش یافته است. لازم به ذکر است شکل های شماره ۲ تا ۴ تصاویر شامل تصاویر سطح خاکستری می باشند. سطح خاکستری مربوط به هر پیکسل، شاخص اسکالر ناهمگونی جزئی از روی تانسور انتشار متناظر حاصل می شود.

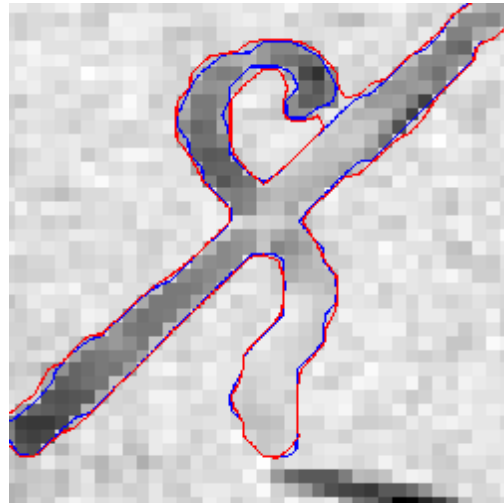
همان گونه که در بخش قبلی بیان شد تعیین پارامتر هسته گوسی (پهنای باند هسته) در مدل سازی آماری غیرپارامتریک حیاتی و دشوار است. انتخاب نادرست پارامتر مذکور بالطبع می تواند نتایج ناحیه بندی را به شدت تحت تأثیر قرار دهد. شکل شماره ۴، نتایج ناحیه بندی نمو جبهه آماری با مدل سازی غیرپارامتریک و سه انتخاب پارامتر هسته گوسی (انحراف معیار استاندارد) را نشان می دهد. پارامترها به گونه ای انتخاب شده اند تا طیف نتایج ناحیه بندی قابل حصول را نشان دهند. انتخاب بسیار بزرگ پارامتر مذکور، باعث می شود تا جبهه در کمینه محلی قرار گیرد و رشته اعصاب نخاع موش به صورت کامل از پس زمینه جدا نشود (تصویر سمت راست در شکل شماره ۴). انتخاب بسیار کوچک پارامتر باعث می شود تا تمایز بین نواحی مربوطه به رشته اعصاب نخاع موش و پس زمینه به مقداری برسد که جبهه نتواند به صورت درست نمو یافته و بخش مورد نظر را از پس زمینه جدا کند (تصویر سمت چپ در شکل شماره ۴). انتخاب مناسب پارامتر هسته گوسی منجر به ناحیه بندی کامل رشته نخاع موش می شود (تصویر میانی در شکل شماره ۴).

نتیجه گیری

لنگلت و همکاران نشان دادند انتخاب متریک بر روی نتایج ناحیه بندی مؤثر می باشد [۹]. نتایج مقاله حاضر نشان داد که نوع مدل سازی آماری (پارامتریک/ غیرپارامتریک) نیز پارامتر مؤثر دیگری است که در کنار انتخاب متریک باید مورد توجه قرار گیرد. در واقع نتایج ما نشان داد مدل سازی آماری غیرپارامتریک نسبت به روش پارامتریک بهتر می تواند تانسورهای انتشار در ناحیه مورد علاقه را مدل کند. در نهایت چنین بهبودی در مدل سازی آماری منجر به ناحیه بندی با کیفیت بالاتری در متریک اقلیدسی می شود.

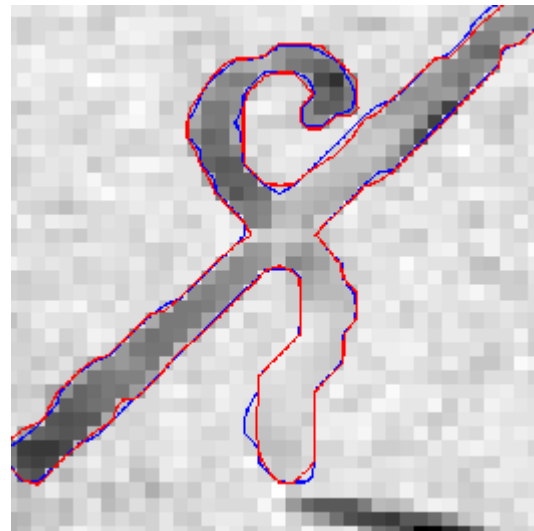
البته ناحیه بندی با متریک لگاریتمی - اقلیدسی و داده موجود، تأثیر بهبود مدل سازی ناحیه را نتوانست به خوبی در نتایج ناحیه بندی نشان دهد (شکل مربوطه گزارش نشده است). در صورت دسترسی به داده با پیچیدگی بالاتر (داده واقعی مغز انسان) می توان اثر مدل سازی آماری غیرپارامتریک در ناحیه بندی را بهتر مورد آزمون و بررسی قرار داد. در ضمن متریک لگاریتمی - اقلیدسی از آن جهت حائز اهمیت است که تنها عضو، از بین خانواده متریک های ریمانی است که مدل سازی آماری غیرپارامتریک (تخمین چگالی پارزن با هسته گوسی) با آن به سادگی تحقق می یابد.

لازم به ذکر است که هزینه محاسباتی مدل سازی آماری غیرپارامتریک به مراتب بیشتر از نوع پارامتریک می باشد و در صورتی که مدل سازی آماری پارامتریک به نتایج ناحیه بندی مورد نظر منجر شود بهتر است از مدل سازی آماری غیرپارامتریک استفاده نشود. مشکل دیگر مدل سازی آماری غیرپارامتریک (تخمین چگالی پارزن)

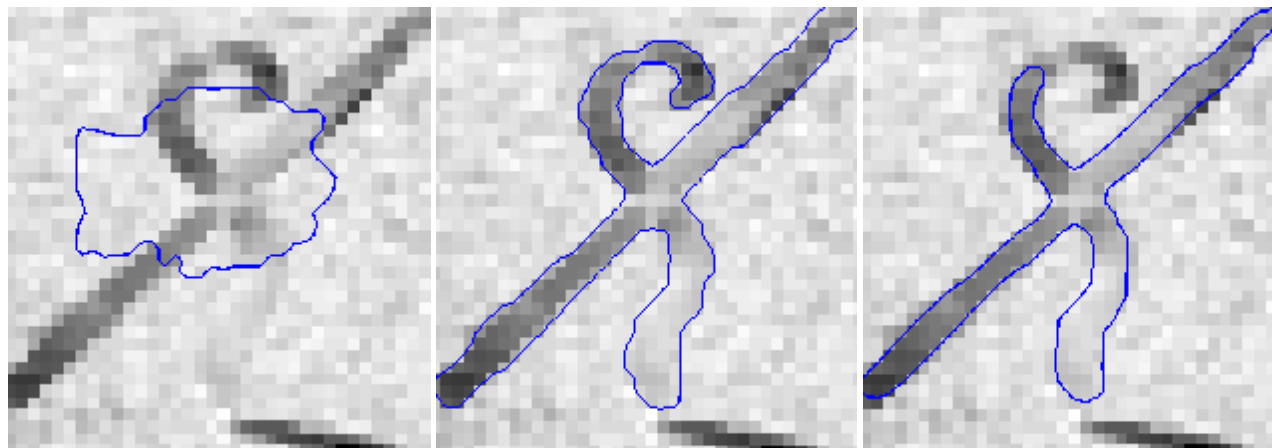


شکل ۲- نتایج ناحیه بندی با فاصله اقلیدسی - خط قرمز: تخمین چگالی گوسی، خط آبی: تخمین پنجره پارزن با انحراف معیار استاندارد ۰/۰۰۰۱

البته لازم به ذکر است که متریک لگاریتمی - اقلیدسی در مقایسه با متریک ژئودزیک از پیچیدگی محاسباتی بسیار پایینی برخوردار است و به علاوه تحقق آن بسیار آسان است. در شکل شماره ۳، نتایج ناحیه بندی نمو جبهه آماری غیرپارامتریک با متریک اقلیدسی (تخمین چگالی پارزن با انحراف معیار ۰/۰۰۰۱) و روش پارامتریک با متریک لگاریتمی - اقلیدسی (تخمین چگالی گوسی) نمایش یافته است. همان گونه که مشاهده می شود اختلاف کیفی دو متریک در جدا نمودن رشته اعصاب نخاع موش در تصویر تانسور انتشار، با دو روش مدل سازی آماری، اندک و قابل اغماض می باشد.



شکل ۳- نتایج ناحیه بندی - خط آبی: فاصله اقلیدسی با تخمین چگالی پارزن (انحراف معیار استاندارد ۰/۰۰۰۱)، خط قرمز: فاصله لگاریتمی - اقلیدسی با تخمین چگالی گوسی



شکل ۴- از راست به چپ- نتایج ناحیه بندی با فاصله اقلیدسی و تخمین چگالی پارزن با انحراف معیارهای استاندارد ۰/۰۰۱، ۰/۰۰۰۱ و ۰/۰۰۰۰۱

مک-کلنل دانشگاه مک-گیل کانادا به دلیل در اختیار گذاشتن فانتوم بیولوژیکی رشته اعصاب نخاع موش تشکر و قدردانی می نمایم.

تعیین پارامتر مناسب هسته می باشد که در مطالعه آینده باید مورد توجه قرار گیرد.

سپاسگزاری

در انتها صمیمانه از جنیفر کمپل و همکارانشان، مرکز تصویرگری مغز

منابع

1. Le Bihan D, Breton E, Lallemand D. MR Imaging of Intravoxel Incoherent Motions: Application to Diffusion and Perfusion in Neurologic Disorders. *Radiology* 1986; 161(22): 401-7.
2. Basser P. J, Mattiello J, Le Bihan D. MR Diffusion Tensor Spectroscopy and Imaging. *Biophysica* 1994; 66: 259-67.
3. O'Donnell L. J, Westin C. F. Automatic Tractography Segmentation Using a High-Dimensional White Matter Atlas. *IEEE Trans Med Imag* 2007; 26: 1562-75.
4. Friman O, Farneback G, Westin C. F. Bayesian Approach for Stochastic White Matter Tractography. *IEEE Trans Med Imag* 2006; 25(8): 965-78.
5. Lenglet C, Campbell J. S. W, Descoteaux M, Haro G, Savadjiev P, Wassermann D, Anwender A, Deriche R, Pike G. B, Sapiro G, Siddiqi K, Thompson P. Mathematical methods for diffusion MRI processing. *NeuroImage* 2009; (45): S111-22.
6. Zhukov L, Museth K, Breen D, Whitakery R, Barr A. H. Level Set Segmentation and Modeling of DT-MRI Human Brain Data. *J Electron Imag* 2003; 12: 125-33.
7. Wang Z, Vemuri B. C. An affine invariant tensor dissimilarity measure and its applications to tensor-valued image segmentation. In *IEEE Comp Soc Conf Computer vision and pattern recognition* 2004; 1: I-228-33.
8. Wang Z, Vemuri B.C. DTI Segmentation using An Information Theoretic Tensor Dissimilarity Measure. *IEEE Trans Med Imag* 2005; 24: 1267-77.
9. Lenglet C, Rousson M, Deriche R. DTI Segmentation by Statistical Surface Evolution. *IEEE Trans Med. Imag* 2006; 25: 685-700.
10. Feddern C, Weickert J, Burgeth B. Level Set Methods for Tensor Valued Images. In *Proc. IEEE Workshop on Variational, Geometric and Level Set Methods in Computer Vision* 2003; 65-72.
11. Jonasson L, Bresson X, Hagmann P, Cuisenaire O, Meuli R, Thiran J.-P. White matter fiber tract segmentation in DT-MRI using geometric flows. *Medical Image Analysis* 2005; 9: 223-36.
12. Arsigny V, Fillard P, Pennec X, Ayache N. Log-Euclidean metrics for fast and simple calculus on diffusion tensors 2006; 56: 411-21.
۱۳. چرمی مصطفی، محلوجی فر علی. ارزیابی عملکرد متریک لگاریتمی- اقلیدسی در ناحیه بندی تصاویر تانسور انتشار. ارائه شده به مجله فیزیک پزشکی ایران، ۲۰۰۹.
14. Awate S. P, Zhang H, Gee J. C. A Fuzzy, Nonparametric Segmentation Framework for DTI and MRI Analysis: With Applications to DTI-Tract

- Extraction. *IEEE Trans Med Imag* 2007; 26: 1525-36.
15. Rousson M. Cues integration and front evolution in image segmentation. *Universit'e de Nice-Sophia Antipolis*, 2004.
16. Chan T, Vese L. Active Contours without Edges. *IEEE Trans Image Process* 2001; 10: 266-77.
17. Osher S, Fedkiw R. *Level Set Methods and Dynamic Implicit Surfaces*. New York: Springer 2002.
18. Campbell J. S. W, Siddiqi K, Rymar V. V, Sadikot A. F, Pike G. B. Flow-based fiber tracking with diffusion tensor and q-ball data: Validation and comparison to principal diffusion direction techniques. *NeuroImage* 2005; 27: 725-36.
19. Fillard P, Pennec X, Arsigny V, Ayache N. Clinical DT-MRI Estimation, Smoothing, and Fiber Tracking With Log-Euclidean Metrics. *IEEE Trans Med Imag* 2007; 26: 1472-82.