مقاله پژوهشی

لیزرپزشکی؛ 1388، دوره 6، شماره 3، صفحات: 18-12.

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

دکتر مصطفی چرمی[1]
دکتر علی محلوجی فر[2]

[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 محلوجی فر، تهران، دانشگاه تربیت مدرس، دانشکده برق و کامپیوتر، تلفن: ۸۲۸۸۳۳۰۴
پست الکترونیک: mahlooji @modares.ac.ir

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 به‌صورت صحیح مدل نمی‌کند.

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

یافته‌ها: آزمایش‌های عددی نشان داد نمو سطح آماری غیرپارامتریک 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 می باشد. در ادامه، نتایج ما نشان داد مهم‌ترین بخش تخمین چگالی هسته، انتخاب پهنای باند σ می‌باشد.

نتیجه گیری: درصورتی‌که استفاده از مدل‌سازی پارامتریک به نتایج بخش‌بندی مورد نظر در کاربرد خاص منجر نشود علی‌رغم هزینه محاسباتی بالای روش غیرپارامتریک، این روش انتخاب مناسبی می‌باشد.

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

مقدمه

تصویربرداری تشدید مغناطیسی انتشار، ابزار یگانه‌ای است که از انتشار مولکول‌های آب در بافت‌های بیولوژیکی بدن انسان به‌صورت غیرتهاجمی، تصویر ارائه می‌نماید [۱]. به‌دلیل 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 ناحیه بندی 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[۱۱-۷]. متریک‌های مختلفی جهت کمّی 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، اوته و همکاران نشان دادند که مدل‌سازی آماری غیرپارامتریک برای مدل کردن تانسورهای انتشار مناسب‌تر می‌باشد [۱۴]. در واقع تانسورهای

[Downloaded from icml.ir on 2025-07-05]

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

در مطالعه حاضر، فرض ما بر این است که مدل‌سازی آماری غیرپارامتریک (تخمین چگالی پارزن با هسته گوسی) در چارچوب الگوریتم ناحیه‌بندی نمو جبهه آماری با قاعده بیز به ناحیه‌بندی بهتری منجر خواهد شد. جهت آزمون فرض مذکور، از متریک اقلیدسی، بدترین متریک گزارش شده در ناحیه بندی تصاویر انتشار، در مدل‌سازی 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 مدل‌سازی آماری پارامتریک و غیرپارامتریک معرفی می‌شوند. در انتها الگوریتم ناحیه‌بندی نمو جبهه آماری در چارچوب قاعده بیز و با مدل‌سازی آماری غیرپارامتریک ارائه می‌گردد.

در این مقاله تصاویر تانسور(انتشاری) به صورت $\Sigma:\Omega \ \mathbf{a} \ S^{+}(3)$ نمایش می‌یابند، به‌طوری‌که برای تمام $x\in\Omega$ ، $\Sigma(x)$ 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 کمّی 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 امکان‌پذیر نمی‌باشد [۹].

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

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

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 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 کمّی 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:

$$D_{le}(\Sigma(x),\Sigma(y))=\sqrt{tr\left(\left(\log(\Sigma(x))-\log(\Sigma(y))\right)\left(\log(\Sigma(x))-\log(\Sigma(y))\right)^T\right)} \quad (۲)$$

log معرف نگاشت لگاریتم ماتریسی می باشد.

محاسبه گرادیان تانسورهای انتشار

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

$$\left|\nabla\Sigma(x)\right|_e^2=\frac{1}{2}\sum_{k=1}^{3}\sum_{s=\pm1}tr\left(\left(\Sigma(x)-\Sigma(x+se_k)\right)\left(\Sigma(x)-\Sigma(x+se_k)\right)^T\right) \quad (۳)$$

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

$$\left|\nabla\Sigma(x)\right|_{le}^2=\frac{1}{2}\sum_{k=1}^{3}\sum_{s=\pm1}tr\begin{pmatrix}\left(\log(\Sigma(x))-\log(\Sigma(x+se_k))\right)\times\\ \left(\log(\Sigma(x))-\log(\Sigma(x+se_k))\right)^T\end{pmatrix} \quad (۴)$$

مدل‌سازی آماری

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

مدل سازی آماری پارامتریک

توزیع گوسی از بین طیف توزیع‌های پارامتریک جهت مدل‌سازی پارامتریک در پدیده‌های طبیعی مناسب‌تر 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

[Downloaded from icml.ir on 2025-07-05]

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

$$\bar{\Sigma}_e = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\Sigma(n) \tag{۵}$$

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

(۶)

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

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]:

$$p_e\left(\Sigma(x)\middle|\bar{\Sigma}_e,\Lambda_e\right) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^6|\Lambda_e|}}\times \exp\left(-\frac{\varphi\left(\Sigma(x)-\bar{\Sigma}_e\right)^T\Lambda_e^{-1}\varphi\left(\Sigma(x)-\bar{\Sigma}_e\right)}{2}\right) \tag{۷}$$

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:

$$\bar{L}_{le} = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\log\left(\Sigma(n)\right) \tag{۸}$$

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

(۹)

$$\Lambda_{le} = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\varphi\left(\log\left(\Sigma(n)\right)-\bar{L}_{le}\right)\varphi\left(\log\left(\Sigma(n)\right)-\bar{L}_{le}\right)^T$$

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

$$p_{le}\left(\log\left(\Sigma(x)\right)\middle|\bar{L}_{le},\Lambda_{le}\right) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^6|\Lambda_{le}|}}\times \exp\left(-\frac{\varphi\left(\log\left(\Sigma(n)\right)-\bar{L}_{le}\right)^T\Lambda_{le}^{-1}\varphi\left(\log\left(\Sigma(n)\right)-\bar{L}_{le}\right)}{2}\right) \tag{۱۰}$$

مدل سازی آماری غیرپارامتریک

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

تخمین چگالی پارزن با هسته گوسی یکی از روش‌هایی است که برای مدل‌کردن 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 می شود [۱۴]:

$$\hat{p}(\Sigma) = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}G(\Sigma;\Sigma(n),\sigma) \tag{۱۱}$$

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

(۱۲)

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

و $d_e\left(\Sigma,\Sigma(n)\right)$ با معادله (۱۳) محاسبه می گردد:

$$d_g\left(\Sigma,\Sigma(n)\right) = \sqrt{tr\left(\left(\Sigma-\Sigma(n)\right)\left(\Sigma-\Sigma(n)\right)^T\right)} \tag{۱۳}$$

ناحیه بندی نمو جبهه آماری

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

$$p(\phi|\Sigma) \propto p(\Sigma|\phi)\,p(\phi) \tag{۱۴}$$

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]:

(۱۵)

$$\frac{\partial\phi}{\partial t} = \delta_\varepsilon(\phi)\left(\begin{array}{l}(v)+g\left(\left|\nabla\Sigma(x)\right|\right)div\left(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}\right)+\\ \frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}.\nabla g\left(\left|\nabla\Sigma(x)\right|\right)+\log\frac{p\left(\Sigma\middle|\bar{\Sigma}_{in},\Lambda_{in}\right)}{p\left(\Sigma\middle|\bar{\Sigma}_{in},\Lambda_{in}\right)}\end{array}\right)$$

$\delta_\varepsilon(\phi)$ باعث می شود 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

[Downloaded from icml.ir on 2025-07-05]

میلی‌متر (فاصله فیزیکی بین دو وکسل مجاور در برش محوری) در نظر گرفته شد. پارامتر v درجه صاف بودن سطح جداکننده دو ناحیه را مشخص می‌کند که در تمام پیاده‌سازی‌ها 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 گوشه‌ها مقدار صفر را دارد و باعث می‌گردد تا حرکت مرز در لبه‌ها کند و در صورت لزوم متوقف شود. تابع مزبور با معادله (۱۶) تعریف می‌گردد:

$$g(u) = 1/(1+u^2) \qquad (۱۶)$$

جبهه نمو یابنده در صورتی متوقف می‌شود که اختلاف بین مرز جدید و مرز پیشین از آستانه در نظر گرفته شده پایین‌تر 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 اویلر-لاگرانژ مدل‌سازی آماری غیرپارامتریک مشابه معادله (۱۵) حاصل خواهد شد.

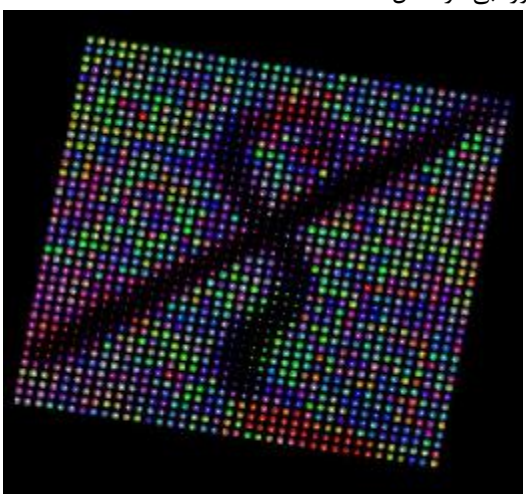
بالاخره معادله اویلر-لاگرانژ (۱۵) جهت تحقق کامپیوتری باید گسسته سازی شود. معادله مذکور دارای سه عبارت انتقال، انحنا، و ناحیه می‌باشد که گسسته‌سازی هر کدام از عبارت‌های معادله (۱۵) با استفاده از تکنیک‌های خاص تفاضل محدود، صورت پذیرفت [۱۷].

یافته‌ها

شبیه‌سازی 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 عصب‌شناسی مونترال در اختیارمان قرار گرفت [۱۸]. تصاویر وزن‌دار انتشاری در ۹۰ جهت گرادیانی مختلف با فاکتور انتشار $b = 1000 s.mm^{-2}$ بر روی پویشگر سوناتا زیمنس ۱/۵ تسلا اخذ شده است. تانسورهای انتشار با فرض نویز گوسی بر روی لگاریتم اندازه تصاویر وزن‌دار انتشاری و با استفاده از فاصله لگاریتمی- اقلیدسی بازسازی می‌شوند [۱۹]. تانسورهای انتشار با کمینه کردن معادله استجسکل- تانر خطی شده با اطمینان از باقی ماندن در فضای ماتریس‌های متقارن معین- مثبت حاصل می‌شوند. 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 مؤلفه‌های بردار جهت اصلی انتشار (از روی تانسور انتشار حاصل می‌شود) با رنگ‌های قرمز- سبز- آبی بر روی بیضی گون مربوطه رمز شده و نمایش یافته است. لازم به ذکر است شکل‌های شماره ۲ تا ۴ تصاویر شامل تصاویر سطح خاکستری می‌باشند. سطح خاکستری مربوط به هر پیکسل، شاخص اسکالر ناهمگونی جزئی از روی تانسور انتشار متناظر حاصل می‌شود.

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

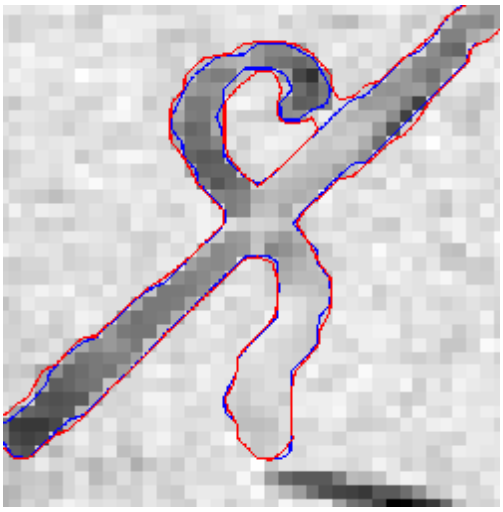
در مطالعات قبلی فاصله اقلیدسی به بدترین متریک احتمالاتی منجر شده است که در چارچوب ناحیه‌بندی تکامل جبهه آماری پارامتریک (توزیع گوسی برای ناحیه مورد علاقه) قادر به جداسازی کامل رشته اعصاب نخاع موش نشده است[۹و۱۳]. همان‌گونه که در شکل شماره ۲ مشاهده می‌کنید (کانتور قرمز) آزمایش عددی ما چنین نتیجه‌ای را باز تأیید نمود. در مقابل ناحیه‌بندی نمو جبهه آماری غیرپارامتریک (تخمین چگالی پارزن با هسته گوسی و انحراف معیار ۰/۰۰۰۱) 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 مؤلفه‌های بردار اصلی انتشار با رنگ‌های قرمز- سبز- آبی

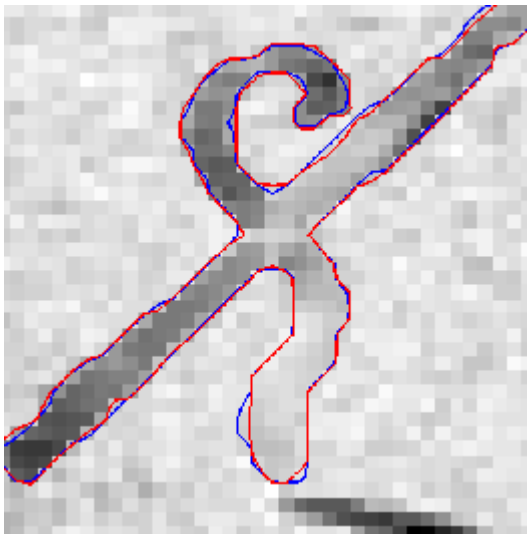
لنگلت و همکاران نشان دادند که متریک ژئودزیک در مقایسه با سایر متریک‌ها (اقلیدسی و واگرایی- جی) بهترین متریک می‌باشد که در جداسازی رشته اعصاب نخاع موش از پس‌زمینه عملکرد مطلوبی دارد [۹]. در کار تحقیقی قبلی، همسنگی متریک لگاریتمی- اقلیدسی با متریک ژئودزیک در ناحیه‌بندی رشته اعصاب نخاع موش بررسی شد [۱۳].

[Downloaded from icml.ir on 2025-07-05]



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 به‌علاوه تحقق آن بسیار آسان است. در شکل شماره ۳، نتایج ناحیه‌بندی 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. همان‌گونه که مشاهده می‌شود اختلاف کیفی دو متریک در جدا نمودن رشته اعصاب نخاع موش در تصویر تانسور انتشار، با دو روش مدل‌سازی آماری، اندک و قابل اغماض می‌باشد.



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

همان‌گونه 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 می‌تواند نتایج ناحیه‌بندی را به‌شدت تحت تأثیر قرار دهد. شکل شماره ۴، نتایج ناحیه‌بندی نمو جبهه آماری با مدل‌سازی غیرپارامتریک و سه انتخاب پارامتر هسته گوسی (انحراف معیار استاندارد) را نشان می‌دهد. پارامترها به گونه‌ای انتخاب شده‌اند تا طیف نتایج ناحیه‌بندی قابل حصول را نشان دهند. انتخاب بسیار بزرگ پارامتر مذکور، باعث می‌شود تا جبهه در کمینه محلی قرار گیرد و رشته اعصاب نخاع موش به‌صورت کامل از پس زمینه جدا نشود (تصویر سمت راست در شکل شماره ۴). انتخاب بسیار کوچک پارامتر باعث می‌شود 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 پس‌زمینه جدا کند (تصویر سمت چپ در شکل شماره ۴). انتخاب مناسب پارامتر هسته گوسی منجر به ناحیه‌بندی کامل رشته نخاع موش می‌شود (تصویر میانی در شکل شماره ۴).

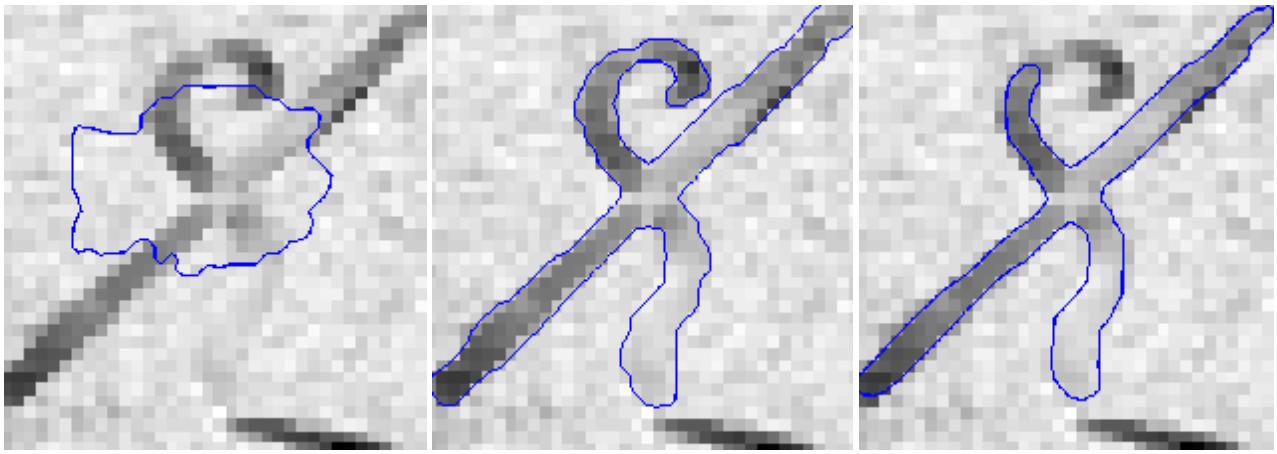
نتیجه‌گیری

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

البته ناحیه‌بندی با متریک لگاریتمی- اقلیدسی و داده موجود، تأثیر بهبود مدل‌سازی ناحیه را نتوانست به‌خوبی در نتایج ناحیه‌بندی نشان دهد (شکل مربوطه گزارش نشده است). در صورت دسترسی به داده با پیچیدگی بالاتر (داده واقعی مغز انسان) می‌توان اثر مدل‌سازی 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 متریک‌های ریمانی است که مدل‌سازی آماری غیرپارامتریک (تخمین چگالی پارزن با هسته گوسی) با آن به سادگی تحقق می‌یابد.

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

[Downloaded from icml.ir on 2025-07-05]



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

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

سپاسگزاری

در انتها صمیمانه از جنیفر کمپل و همکارانشان، مرکز تصویرگری مغز مک-کلنل دانشگاه مک-گیل کانادا به‌دلیل در اختیار گذاشتن فانتوم بیولوژیکی رشته اعصاب نخاع موش تشکر و قدردانی می‌نماییم.

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, Farnebäck 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, Anwander 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، محلوجی‌فر علی. ارزیابی عملکرد متریک لگاریتمی-اقلیدسی در ناحیه‌بندی 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

[Downloaded from icml.ir on 2025-07-05]

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.

[Downloaded from icml.ir on 2025-07-05]