

انطباق تصاویر انتشار با رزولوشن زاویه‌ای بالا

مریم افضلی^۱، عمادالدین فاطمی‌زاده^۲، حمید سلطانیان‌زاده^۳

چکیده

تصویربرداری تشدید مغناطیسی تانسور انتشار (DTMRI) یک روش غیرتهاجمی برای بررسی ساختار ماده سفید مغز است. در این روش، تابع انتشار مولکول‌های آب گوسی فرض می‌شود اما در نواحی از مغز که فیبرها با هم تقاطع دارند این فرضیه صادق نیست. تصویربرداری انتشار با رزولوشن زاویه‌ای بالا در تعداد زیادی جهت انتشار (HARDI)، امکان بررسی دقیق ریزساختارهای ماده سفید مغز را فراهم می‌کند. این روش می‌تواند تقاطع فیبرها را در هر واکنش نشان دهد. برای کاربردهای مثل آنالیز گروهی یا ساخت اطلس، انطباق تصویر یکی از گام‌های اساسی است. تصاویر HARDI دارای اطلاعات جهتی مفیدی از ساختار فیبرهاست بنابراین انطباق آن‌ها پیچیده‌تر از تصاویر اسکالر است. در این مقاله یک الگوریتم انطباق براساس بردارهای ویژگی استخراج شده از روی تابع توزیع جهت فیبرها (ODF) ارائه می‌شود. معیار شباهت hammer برای تطبیق بردارهای ویژگی به کار می‌رود و روش thin-plate spline برای انطباق مکانی اسکلت و همسایه‌ها استفاده می‌شود. سپس تصحیح جهت روی ODFها اعمال می‌گردد. سرانجام، روش پیشنهادی براساس اختلاف در جهت انتشار غالب، مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. نتایج نشان می‌دهد که استفاده از اسکلت به عنوان نقاط نشانه در انطباق، به همراستای دقیق داده‌های HARDI کمک می‌کند و خطای انطباق در مقایسه با روش‌های قبلی، تا حدودی کاهش می‌یابد.

کلید واژه‌ها

تصویربرداری انتشار با رزولوشن زاویه‌ای بالا، تصویربرداری q-ball، تابع توزیع جهتی، انطباق، جهت انتشار غالب

می‌گیرد. ریزساختار محلی بافت و اندازه و جهت میدان مغناطیسی اعمال شده، شدت سیگنال انتشار را مشخص می‌کند. چندین تصویر با جهت‌ها و وزن‌های گرادین مختلف ثبت می‌گردد که از آن برای تخمین پروفایل انتشار استفاده می‌شود. پروفایل انتشار برای تعیین میکروساختار بافت مفید است. انتشار آب در جهت موازی با محور اصلی فیبر نسبت به جهت عمود بیشتر است چون در جهت عمود، انتشار توسط صفحات میلین محدود می‌شود. بنابراین، در ماده سفید مغز، انتشار آب در جهت‌های مختلف برابر نیست و از این رو ناهمسانگرد نامیده می‌شود.

در بررسی‌های که روی ماده سفید مغز در گروه سالم و بیمار انجام می‌شود لازم است که یک نوع آناتومی بین دو گروه مورد مقایسه قرار گیرد. همچنین در ساخت اطلس از روی دسته فیبرهای ماده سفید مغز، منطبق بودن دسته فیبرهای مغز الزامی

۱ مقدمه

تصویربرداری تشدید مغناطیسی با وزن انتشار (DWI) یک روش غیر تهاجمی است که انتشار مولکول‌های آب را در بافت مغز اندازه

این مقاله در فروردین ماه سال ۱۳۹۳ دریافت، در مردادماه بازنگری و در شهریورماه ۱۳۹۳ پذیرفته شد.

^۱ دانشجوی دکتری مهندسی پزشکی دانشگاه صنعتی شریف، تهران، دانشگاه صنعتی شریف، دانشکده برق، طبقه چهارم، اتاق ۴۰۲، تلفن: ۰۲۱۶۶۱۶۵۹۴۹
رایانامه: afzali@ee.sharif.edu

^۲ استادیار گروه مهندسی پزشکی دانشگاه صنعتی شریف، تهران، دانشگاه صنعتی شریف، دانشکده برق، طبقه اول، اتاق ۲۱۴، تلفن: ۰۲۱۶۶۱۶۴۳۵۱
رایانامه: fatemizadeh@sharif.edu

^۳ استاد گروه بیوالکترونیک، قطب علمی کنترل و پردازش هوشمند، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تهران، تهران، دانشگاه تهران، دانشکده برق و کامپیوتر، طبقه پنجم، تلفن: ۰۲۱۶۱۱۱۴۹۰۹، رایانامه: hszadeh@ut.ac.ir

^۴ پژوهشگر ارشد موسسه پزشکی فورد آمریکا، آزمایشگاه تحلیل تصاویر پزشکی، موسسه پزشکی فورد آمریکا، دیترویت، میشیگان، رایانامه: hamids@rad.hfh.edu

تاکنون مطالعات زیادی در رابطه با انطباق تصاویر پزشکی انجام شده است [۱۳-۱۴]. در اینجا به طور مختصر به مرور مطالعاتی در رابطه با انطباق HARDI می‌پردازیم. Barmpoutis در سال ۲۰۰۷ از تانسورهای مرتبه چهار همراه با یک معیار فاصله Hellinger برای انطباق هیپوکمپوس انسان [۱۵] استفاده کرد. انطباق سه‌بعدی داده HARDI با استفاده از تئوری اطلاعات در سال ۲۰۰۸ توسط Chiang و همکاران [۱۶] ارائه شد اما ویژگی‌های نظیر ماکزیمم‌های انتشار، نقشی در انطباق ندارند و امکان انحراف راستاها وجود دارد. در سال ۲۰۰۹، Geng و همکاران از هارمونیک‌های کروی (SH) برای نمایش تابع توزیع جهت (ODF) استفاده کردند و انطباق را روی SH انجام دادند [۱۷]. Cheng و همکاران در سال ۲۰۰۹ از ترکیب گوسی برای انطباق HARDI استفاده کردند [۱۸].

در سال ۲۰۰۹ گروه دیگری از تصاویر وزن T_2 برای انطباق استفاده کردند و میدان تغیر شکل به دست آمده را به تصاویر وزن انتشار اعمال کردند و جهت فیبرها را تصحیح کردند [۱۹]. در سال ۲۰۱۰ Bloy و همکاران، ویژگی‌های مستقل از چرخش را برای انطباق داده HARDI [۲۰] به کار بردند.

در سال ۲۰۱۱ Yap و همکاران یک روش انطباق سلسله مراتبی براساس ویژگی‌های آماری هارمونیک‌های کروی ارائه دادند [۲۱]. انطباق غیرخطی داده HARDI توسط Raffelt و همکاران پیشنهاد شد [۲۲]. Goh و همکاران [۲۳]، داده‌ها را در فضای ریمانی تحلیل کردند و با معیار Fisher-Rao انطباق را انجام دادند اما روش ارائه شده جهت ODFها را پس از درونیابی تخریب می‌کرد. انطباق الاستیک داده‌های HARDI توسط Jin و همکاران [۲۴]، از روی تصاویر FA انجام شد که در آن اطلاعات جهت، مورد استفاده قرار نگرفته و راستای دسته فیبرها پس از انطباق تا حدودی تخریب شده است. Zhan و همکاران [۲۵]، از heat kernel signature برای یافتن پیک‌های ODF استفاده کردند و تبدیل مویوس را برای انطباق به کار بردند اما در حالتی که ODFها با تعداد پیک‌های متفاوت با هم متناظر شوند این روش نمی‌تواند تبدیل مناسب را بیابد. Du و همکاران در سال ۲۰۱۲ از نگاهت تغیر شکل بزرگ ODFها برای همراستاکردن ساختار ماده سفید استفاده کردند [۲۶]. Zhang روشی را ارائه داد که در آن از تصاویر وزن انتشار به طور مستقیم بدون استخراج ODF استفاده می‌شد [۲۷].

در روش‌های قبلی یا از معیارهای اسکالر برای انطباق استفاده کرده‌اند که در آن اطلاعات مربوط به جهت در نظر گرفته نمی‌شود و یا از ضرایب SH برای انطباق استفاده شده که به طور مستقیم نمی‌تواند شکل و راستاهای اصلی ODF را نمایش دهد.

در این مقاله یک روش انطباق مبتنی بر ویژگی [۲۸]، براساس اطلاعات مستقیم ODFها استفاده شده است. در ادامه به شرح جزئیات این روش می‌پردازیم. سپس در بخش بعدی، نتایج روش

است. بنابراین انطباق تصاویر تشدید مغناطیسی انتشار یکی در مسائل مطرح در این زمینه می‌باشد.

روش‌های مختلفی برای استخراج اطلاعات جهتی بافت از روی DWI وجود دارد. یک روش کلاسیک، تصویربرداری تانسور انتشار (DTI^۱) است که فرض می‌کند توزیع انتشار مولکول‌های آب در سه بعد گوسی است و آن را با یک میدان تانسوری معین مثبت نمایش می‌دهد [۱]. این میدان میزان انتشار را در هر جهت اندازه می‌گیرد.

تصویربرداری DTI یک مدل ساده برای انتشار فرض می‌کند و می‌تواند بین نواحی همسانگرد و ناهمسانگرد مغز تمایز ایجاد کند. همچنین DTI قادر است اتصالات آناتومیک را در سیستم اعصاب مرکزی مشخص کند [۲ و ۳]. در برخی از پژوهش‌ها یک تصویر اسکالر مثل ناهمسانگردی کسری (FA^۲) یا ضریب پخش میانگین (MD^۲) از تانسور انتشار استخراج می‌شود. انطباق با این روش، اطلاعات جهتی فیبر را در نظر نمی‌گیرد. بنابراین برخی از روش‌های انطباق از کل تانسور انتشار استفاده می‌کنند [۳]. این روش‌ها پیچیده‌تر هستند چون نیاز به تصحیح جهت داده در طول انطباق دارند.

به هر حال، DTI انتشار را با یک تانسور مدل می‌کند بنابراین تنها می‌تواند یک جهت فیبر را در هر واکنش مشخص کند. در نواحی از مغز که تقاطع فیبرها وجود دارد، DTI نمی‌تواند اطلاعات دقیقی از پروفایل انتشار فراهم کند.

پیشرفت‌های جدید در تصویربرداری تشدید مغناطیسی انتشار این محدودیت DTI را حل کرده است. تصویربرداری انتشار با رزولوشن زاویه‌ای بالا (HARDI^۳)، یک روش جدید است که برای توزیع انتشار آب مدل گوسی فرض نمی‌کند [۴]. در این روش، اندازه‌گیری‌ها روی پوسته کروی انجام می‌شود و نمونه‌برداری در طول n جهت با توزیع یکنواخت انجام می‌گیرد. این روش می‌تواند مسئله تقاطع فیبرها را حل کند. چندین روش بازسازی، برای تعیین انتشار براساس سیگنال HARDI ارائه شده است. یکی از روش‌های ارائه شده، استفاده از تانسور مرتبه بالا برای بازسازی سیگنال انتشار می‌باشد [۵ و ۶]. یکی دیگر از توابع موجود برای تخمین PDF انتشار مولکول‌های آب در مغز، تابع توزیع جهت (ODF^۵) انتشار نامیده می‌شود. ODF انتشار، حاوی اطلاعات زاویه‌ای PDF انتشار است و ماکزیمم‌های آن همراستای جهت فیبرها می‌باشد. تصویربرداری Q-ball از تبدیل Funk-Radon برای تخمین ODF استفاده می‌کند [۷]. همچنین ODFها را می‌توان با استفاده از تقریب پایه‌های مختلف مثل هارمونیک‌های کروی (SH^۶) به دست آورد [۸-۱۲].

¹ Diffusion Tensor Imaging

² Fractional Anisotropy

³ Mean Diffusivity

⁴ High Angular Resolution Diffusion Imaging

⁵ Orientation Distribution Function

⁶ Spherical Harmonic

سیگنال $S(\hat{u})$ ، سیگنال انتشار با رزولوشن زاویه‌ای بالا و S_0 سیگنال بدون وزن انتشار است. مقادیر $E(\bar{q})$ اندازه‌گیری شده روی یک پوسته کروی از رابطه زیر محاسبه می‌شوند.

$$\tilde{E}(\hat{u}) := E(q_0\hat{u}) = S(\hat{u})/S_0 \quad (3)$$

$E(\bar{q})$ تبدیل فوری سه بعدی $p(\bar{r})$ است.

برای محاسبه ODF رابطه (۲) از دو فرض زیر استفاده می‌شود:

- تبدیل فوری $p(\bar{r})|\bar{r}|^2$ برابر با $-\nabla^2 E(\bar{q})$ است که ∇^2 عملگر لاپلاس است.

- برای یک تابع متقارن $f: R^3 \rightarrow R$ با تابع تبدیل

فوری $\hat{f}(\bar{q})$ و برای بردار واحد \hat{u} ، می‌دانیم $\int_0^\infty f(r\hat{u})dr = \frac{1}{8\pi^2} \iint_{\hat{u}^\perp} \hat{f}(\bar{q})d^2\bar{q}$ که همان صفحه عمود بر \hat{u} است.

با در نظر گرفتن دو فرض فوق رابطه (۱) را می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$ODF(\hat{u}) = -\frac{1}{8\pi^2} \iint_{\hat{u}^\perp} \nabla^2 E(\bar{q})d^2\bar{q} \quad (4)$$

بدون از دست دادن کلیت مختصات را به گونه‌ای انتخاب می‌کنیم که $\hat{x} = \hat{u}$ ، سپس از توصیف زیر برای لاپلاسیان در مختصات کروی (q, θ, φ) استفاده می‌کنیم:

$$\nabla^2 E(\bar{q}) = \frac{1}{q} \frac{\partial^2}{\partial q^2} (qE) + \frac{1}{q^2} \nabla_b^2 E \quad (5)$$

در رابطه (۵)، ∇_b^2 اپراتور Laplace- Beltrami است [۱۲] که مستقل از ترکیب شعاعی q به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\nabla_b^2 E = \frac{1}{\sin\theta} \frac{\partial}{\partial\theta} \left(\sin\theta \frac{\partial E}{\partial\theta} \right) + \frac{1}{\sin^2\theta} \frac{\partial^2 E}{\partial\varphi^2} \quad (6)$$

با ساده‌سازی روابط، فرمول تحلیلی زیر به دست می‌آید:

$$ODF(\hat{u}) = \frac{1}{4\pi} + \frac{1}{16\pi^2} FRT\{\nabla_b^2 \ln(-\ln \tilde{E}(\hat{u}))\} \quad (7)$$

که FRT تبدیل Funk- Radon است و به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$FRT\{f(\hat{u})\} = \iint_{\hat{u}^\perp} f(\bar{w})\delta(|\bar{w}|-1)d^2\bar{w} \quad (8)$$

$\delta(\cdot)$ تابع دلتای دیراک است. تعریف ODF به روش فوق (CSA)، بدون بعد، نرمالیزه و تیز است [۱۲].

ODF حاصل تابعی از \hat{u} است و \hat{u} تابعی از θ و φ است.

می‌توانیم هر ODF را با یک بردار شامل FA تعمیم یافته (GFA^2) ، تعداد جهات انتشار غالب (PDD^3) و دامنه جهت‌ها نمایش دهیم. بدین منظور، ماکزیم‌های محلی ODFها در صفحه θ و φ استخراج می‌شوند و به عنوان نقطه اولیه الگوریتم [۲۹] استفاده می‌شوند. فرض می‌شود که دسته فیبرها در مغز می‌توانند سه تقاطع را در ماکزیم حالت داشته باشند. بنابراین می‌توانیم یک بردار با ۱۱ مولفه در نظر بگیریم [۲۸]. مولفه اول

پیشنهادی نشان داده شده است و در قسمت آخر به تحلیل و جمع‌بندی نتایج به دست آمده می‌پردازیم.

۲ روش

در این قسمت ابتدا به تعریف کلی ODF می‌پردازیم، سپس جزئیات مربوط به استخراج ODF از روی داده HARDI بیان می‌شود. پس از آن معیار شباهت، روش انطباق و مکانیزم تصحیح جهت توضیح داده می‌شود.

۱-۲ تعریف کلی ODF

تابع توزیع انتشار مولکول‌های آب $p(\bar{r})$ ، احتمال جابجای یک مولکول $p(\bar{r})dv$ را بیان می‌کند که در ابتدا در مبدا قرار گرفته است. این مولکول دارای حجم کوچک dv است و پس از زمان مشخصی در محل \bar{r} قرار می‌گیرد. فرض می‌کنیم که این تابع متقارن است یعنی $p(\bar{r}) = p(-\bar{r})$. برای نشان دادن ساختار جهتی بافت، یک نمایش متداول، استفاده از مختصات کروی است که با پارامترهای (r, θ, φ) مشخص می‌شود و در آن $\bar{r} = r\hat{u}$ و $\hat{u}(\theta, \varphi) = (\sin\theta \cos\varphi, \sin\theta \sin\varphi, \cos\theta)^T$ است. المان حجم در این حالت $dv = r^2 dr d\Omega$ می‌باشد که در آن $d\Omega = \sin\theta d\theta d\varphi$ المان بسیار کوچک زاویه صلب است.

احتمال انتشار در جهت \hat{u} از زاویه ثابت $d\Omega$ را با $ODF(\hat{u})d\Omega$ نشان می‌دهیم که با انتگرال‌گیری احتمال جابجای‌ها یعنی $p(\bar{r})dv = p(r\hat{u})r^2 dr d\Omega$ برای همه دامنه‌های r به دست می‌آید:

$$ODF(\hat{u})d\Omega = \int_{r=0}^{\infty} p(r\hat{u})r^2 dr d\Omega \quad (1)$$

یا

$$ODF(\hat{u}) = \int_0^\infty p(r\hat{u})r^2 dr \quad (2)$$

تقریب بالا نرمالیزه و بدون بعد است و انتگرال مقادیر احتمال در یک مخروط خیلی کوچک با زاویه ثابت را نشان می‌دهد [۱۲].

۲-۲ بازسازی ODF در تصویربرداری Q-ball

در این بخش نحوه محاسبه ODF از روی تصاویر HARDI با روش ارائه شده توسط Aganj و همکاران [۱۲]، (CSA^1) شرح داده می‌شود.

² Generalized Fractional Anisotropy

³ Principal Diffusion Direction

¹ Constant Solid Angle

است. انطباق براساس thin-plate spline (TPS) انجام می-شود تا پارامترهای مربوط به انطباق همسایه‌های اسکلت را بیابیم. برای محاسبه TPS هر نقطه x_T در تصویر مرجع به صورت یک بردار سطری $u_T = (1, x_{T,1}, x_{T,2})$ نمایش داده می‌شود. U_T یک ماتریس است که با زیر هم قرار دادن همه نقاط نشانه به دست آمده است. u یک بردار در تصویر نمونه است، برای پیدا کردن نقطه انطباق یافته u'_s از رابطه زیر استفاده می‌شود:

$$u'_s = uA + k_1 W \quad (11)$$

در رابطه (۱۱)، $A_{3 \times 3}$ قسمت مستوی (آفین) تبدیل و $W_{(N_T + N_S) \times 3}$ قسمت غیر آفین تبدیل است. N_T تعداد نقاط نشانه در تصویر مرجع و N_S تعداد نقاط نشانه در تصویر نمونه است. k_1 در رابطه (۱۱) یک بردار سطری است که از $k_1 = \|u - u_s(i)\|$ به دست آمده و $u_s(i)$ یک نقطه نشانه در تصویر نمونه است. برای یافتن پارامترهای تبدیل از تجزیه QR ماتریس U_S استفاده می‌شود:

$$U_S = (Q_1 \quad Q_2) \begin{pmatrix} R \\ 0 \end{pmatrix} \quad (12)$$

$$W = Q_2(Q_2^T K_2 Q_2 + \beta I)^{-1} Q_2^T U_i \quad (13)$$

$$A = R^{-1} Q_1^T (U_i - K_2 W) \quad (14)$$

در رابطه (۱۴) K_2 از روی $K_2 = \|u_i(j) - u_i(i)\|$ به دست می‌آید که یک ماتریس شامل نرم فاصله بین نقاط نشانه در تصویر مرجع می‌باشد. انطباق TPS برای انطباق نقاط اسکلت و همسایه‌های آن استفاده می‌شود. سپس برخی از نقاط همسایه به عنوان نقاط نشانه در گام بعدی انتخاب می‌شود و این فرایند ادامه پیدا می‌کند تا همه واکسل‌ها در هر بلوک پوشش داده شوند. هر واکسل با بردار ویژگی مربوطه جایگزین می‌شود. برای برخی از واکسل‌ها هیچ نقطه متناظری پیدا نمی‌شود با استفاده از درون‌یابی با در نظر گرفتن PDD می‌توان این مشکل را حل کرد.

۲-۵ تصحیح جهت بردارها

همان‌گونه که قبلاً گفته شد، بردارهای ویژگی شامل مقادیر GFA، جهت‌های غالب انتشار، دامنه آن‌ها و تعداد PDDها است. برای تصحیح جهت ODFها از روش پیشنهاد شده توسط Xu و همکاران در سال ۲۰۰۳ [۳۲] استفاده می‌شود و دو ماتریس با نام‌های A و B تشکیل می‌شود که ستون‌های آن‌ها با بردارهای v وجود می‌آید. V جهت PDD اول در یک همسایگی با PDD مشابه، قبل از تغییر شکل و v' جهت PDD اول بعد از انطباق است. برای یافتن ماتریس چرخش، از SVD AB^T به صورت زیر استفاده می‌شود:

$$AB^T = V \Omega W^T \quad (15)$$

ماتریس چرخش از رابطه (۱۶) به دست می‌آید:

$$\tilde{U} = V.W^T \quad (16)$$

GFA و مولفه دوم تعداد جهات غالب انتشار است. مولفه سوم، چهارم و پنجم مربوط به دامنه، θ و φ PDD اول هستند. مولفه ششم، هفتم و هشتم مربوط به دامنه، θ و φ PDD دوم هستند و مولفه‌های نهم، دهم و یازدهم مربوط به دامنه، θ و φ PDD سوم هستند. از آنجا که مولفه‌های این بردار ویژگی از جنس‌های متفاوتی مثل تعداد، زاویه و دامنه هستند بنابراین لازم است هر کدام به ماکزیمم مقدار خود نرمالیزه شوند. مولفه اول، $0 < GFA < 1$ بنابراین نیازی به نرمالیزه کردن ندارد. در مورد تعداد جهات اصلی انتشار همان‌طور که قبلاً گفته شده ماکزیمم این تعداد ۳ است لذا تعداد را به ۳ نرمالیزه می‌کنیم. در مورد دامنه انتشار می‌دانیم که مجموع دامنه‌ها برابر با یک است بنابراین نیازی به نرمالیزاسیون ندارد و در مورد θ و φ میدانیم که $0 < \theta < \pi$ است و θ را نسبت به π نرمالیزه می‌کنیم و $0 < \phi < 2\pi$ بنابراین ϕ نسبت به 2π نرمالیزه می‌شود.

۲-۳ واکسل‌های موثر

بعد از استخراج بردارهای ویژگی در هر واکسل، در گام بعدی باید واکسل‌های موثر را تعیین کنیم. بدین منظور از اسکلت دسته فیبرها استفاده می‌کنیم. اسکلت، در فیبرهای تیوب شکل همان محور اصلی تیوب و در دسته فیبرهای صفحه‌ای، سطحی است که صفحه را از ضخامت به دو نیم تقسیم می‌کند.

در گام استخراج اسکلت از روش پیشنهاد شده توسط smith [۳۰] استفاده می‌شود و به جای FA، GFA را به کار می‌بریم. GFA از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$GFA = \frac{std(\Psi)}{rms(\Psi)} = \sqrt{\frac{n \sum_{i=1}^n (\Psi(u_i) - \langle \Psi \rangle)^2}{(n-1) \sum_{i=1}^n \Psi(u_i)^2}} \quad (9)$$

که در آن $\langle \Psi \rangle = (1/n) \sum_{i=1}^n \Psi(u_i)$ و $\Psi(u) = ODF(u)$.

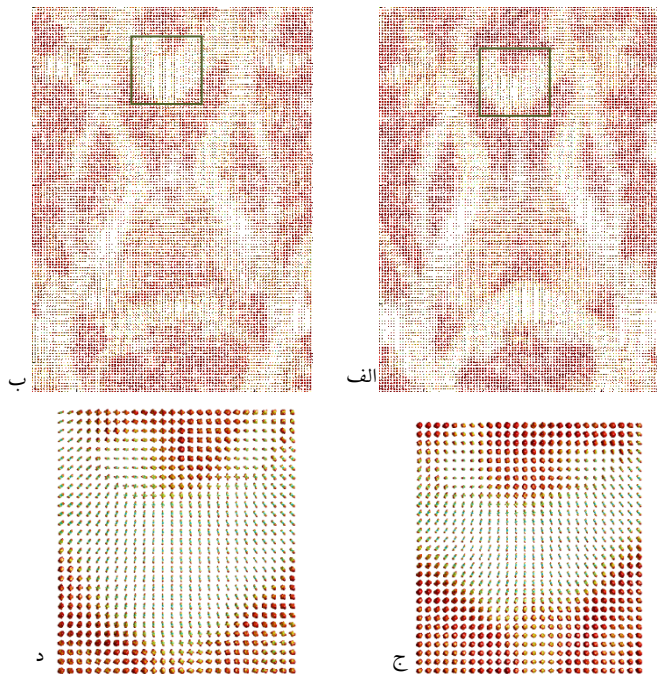
۲-۴ انطباق

ابتدا یک انطباق مستوی سه‌بعدی اولیه روی تصاویر وزن انتشار دو فرد انجام می‌دهیم تا اندازه و جهت تصاویر با هم یکسان شود. در گام بعدی هر اسلایس از تصویر به بلوک‌های با سایز 16×16 و همپوشانی ۴ واکسل تقسیم می‌شود. برای انطباق از واکسل‌های اسکلت به عنوان واکسل‌های موثر استفاده می‌کنیم و نقاط متناظر روی اسکلت را با استفاده از معیار شباهت hammer [۳۱] می‌یابیم.

$$m(a_T(x_T), a_S(x_S)) = \prod_i (1 - |a_{T,i}(x_T) - a_{S,i}(x_S)|) \quad (10)$$

اندیس i از ۱ تا ۱۱ (طول بردار ویژگی) تغییر می‌کند. در رابطه (۱۰)، $a_T(x_T)$ بردار ویژگی مرجع و $a_S(x_S)$ بردار ویژگی نمونه

قبل و بعد از تبدیل محاسبه می‌شود. یک نمای اکسیال از تصویر مرجع (الف) و تصویر نمونه (ب) بعد از تبدیل مستوی در شکل ۲ (الف-ب) نشان داده شده است. یک ROI از هر تصویر انتخاب شده و در شکل ۲ (ج-د) نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل ۲ مشاهده می‌شود تصاویر مرجع و شناور تقریباً سائز و جهت یکسان دارند در حالی که راستای ساختارهای ماده سفید مغز تا حدودی متفاوت است.



شکل ۲ تصویر ODF مربوط به مرجع و یک نمای بزرگ‌تر (الف و ج)، تصویر نمونه و یک نمای بزرگ‌تر (ب و د)

شکل ۳-الف تصویر یک ODF را در صفحه مختصات xyz نشان می‌دهد. PDDها از روی ماکزیم‌های محلی ODF در صفحه φ و θ مشخص می‌شوند و به عنوان نقطه اولیه در الگوریتم [۲۹] مورد استفاده قرار می‌گیرند (شکل ۳-ب). سپس بردار ویژگی مربوط به این ODF محاسبه می‌شود. این ODF دارای چهار ماکزیم محلی است و بنابراین دارای دو PDD است. با داشتن ODF در هر واکسل، می‌توانیم تصویر GFA را استخراج نمایم. شکل ۴-الف و ۴-ب تصویر GFA یک نمای اکسیال و اسکلت آن را به ترتیب نشان می‌دهند. این اسکلت ساختار کلی دسته فیبر را نشان می‌دهد.

PDDهای استخراج شده در یک ROI در شکل ۵ نشان داده شده است. تصویر زمینه GFA است.

شکل ۶ PDDهای انطباق یافته را در ROI تعیین شده نشان می‌دهند. برای ارزیابی کمی نتایج، از اطلاعات جهتی PDDها استفاده شده است. جهت‌های غالب انتشار در یک ODF، جهت دسته فیبر را در آن واکسل نشان می‌دهند. از روی میزان انحراف زاویه‌ای بین ODF در تصویر اولیه و تصویر انطباق یافته می‌توان انحراف دسته فیبر را از مسیر اصلی به دست آورد. جذر میانگین مربعات اختلاف زاویه در یک ناحیه مشخص می‌تواند خطای انطباق را نشان دهد.

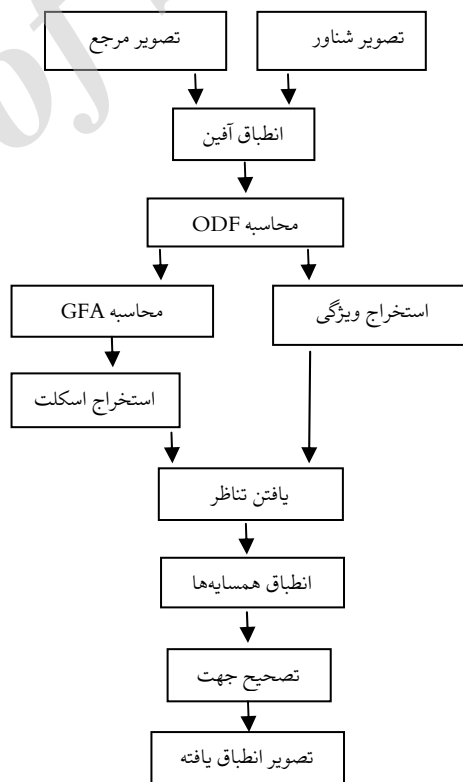
شکل ۱ بلوک دیاگرام روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.

۳ نتایج

در این قسمت عملکرد روش پیشنهادی ارزیابی می‌شود. ابتدا نتایج به صورت کمی ارائه می‌شود سپس آنالیز کمی با معیارهای آماری انجام می‌شود تا دقت تخمین مورد ارزیابی قرار گیرد.

۳-۱ داده‌ها

داده‌ی استفاده شده در این تحقیق مربوط به دو فرد سالم است. تصویربرداری توسط سیستم ۳ تسلا (GE Medical Systems, Milwaukee, WI, USA) بیمارستان هنری فورد شهر دیترویت ایالات متحده آمریکا انجام شده است. رشته پالس به کار رفته Echo-Planar Spin-Echo با $TE=92.1$ mSec و $TR=8$ Sec می‌باشد. تصاویر به صورت اکسیال^۱ در ۲۹ برش با ضخامت ۳/۵ میلیمتر و اندازه ماتریس 256×256 جمع‌آوری شده است. تعداد جهات گرادیان ۵۵ جهت بوده و b برابر با ۱۰۰۰ ثانیه بر میلیمتر مربع می‌باشد و داده‌ها در فرمت DICOM ذخیره شده‌اند.



شکل ۱ بلوک دیاگرام روش پیشنهادی

۳-۲ نتایج

ابتدا یک ماتریس تبدیل آفین با ۱۲ پارامتر، از روی تصاویر بدون وزن انتشار محاسبه می‌شود، سپس این تبدیل به همه تصاویر دارای وزن انتشار اعمال می‌شود. پس از آن ODF، برای تصاویر

^۱ Axial

جدول ۱ خطای زاویه‌ای انطباق

خطا (روش Yap)	خطا (بر حسب درجه) روش پیشنهادی	ناحیه
۲,۷	۲,۱۷	corpus callosum
-	۳,۶۴	Formix
-	۲,۹۱	uncinate fasciculus
-	۲,۴۶	cingulum

همان‌طور که در جدول ۱ مشاهده می‌شود، خطای انطباق در ناحیه corpus callosum در مقایسه با روش Yap [۲۱] حدود ۰,۵ درجه کاهش یافته است. علاوه بر خطای زاویه‌ای، می‌توان از اختلاف GFA در تصویر اولیه و تصویر انطباق یافته نیز خطای انطباق را به دست آورد. در جدول ۲ خطای GFA در ماده سفید مغز نشان داده شده است. برای به دست آوردن این خطا لازم است از ماسک استفاده شود و فقط ماده سفید مغز در دو تصویر مورد مقایسه قرار گیرد.

جدول ۲ خطای میانگین مربعات

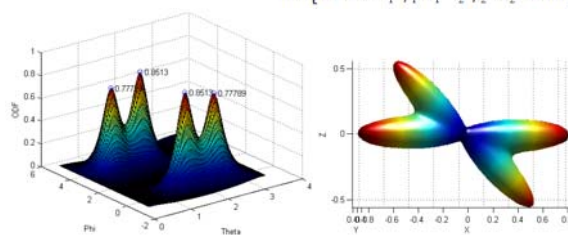
خطای روش پیشنهادی	خطای روش Bloy [۲۰]
۰,۱۹±۰,۰۵	۰,۲۴±۰,۰۵

خطای روش پیشنهادی به خطای روش Bloy [۲۰] نزدیک است. اختلاف کم در خطای GFA نسبت به خطای زاویه‌ای، نشان می‌دهد که پس از انطباق اندازه جهت‌های غالب انتشار در هر ODF تغییر چندانی ندارد و تنها جهت‌ها هستند که هنوز تا حدودی اختلاف دارند. البته این اختلاف جهت در مقایسه با روش قبلی [۲۱]، کمتر است.

۳-۳ بحث و تحلیل نتایج

ایده اصلی این مقاله، استفاده از PDD برای انطباق ODFها است. در این حالت اطلاعات مربوط به جهت ODFها به طور مستقیم در فرایند انطباق نقش دارند. همچنین در روش پیشنهادی از نقاط اسکلت به عنوان نقاط نشانه استفاده می‌شود و این باعث می‌شود که ساختار کلی دسته فیبرها به طور دقیق همراستا شود. در حالی که در روش‌های قبلی [۲۱] از نقاط لبه به عنوان نقاط نشانه استفاده می‌شود. لبه‌های تصویر ممکن است در اثر نویز تغییر کند اما نقاط اسکلت در مقایسه با لبه، نسبت به نویز مقاوم‌تر هستند. روش پیشنهادی از ویژگی‌های جهتی و شدت روشنای GFA برای انطباق استفاده می‌کند یعنی اطلاعات جهت و شدت روشنای همزمان استفاده می‌شود. بنابراین جهت‌های انطباق یافته نسبت به حالتی که فقط شدت روشنای در نظر گرفته شود دقیق‌تر خواهد بود. نتایج روش پیشنهادی را با نتایج روش [۲۰] و [۲۱] مورد مقایسه قرار دادیم. در مرجع [۲۱] از ضرایب SH برای انطباق استفاده می‌شود در حالی که در روش پیشنهادی به طور مستقیم PDD از ODF استخراج شده و مورد استفاده قرار می‌گیرد.

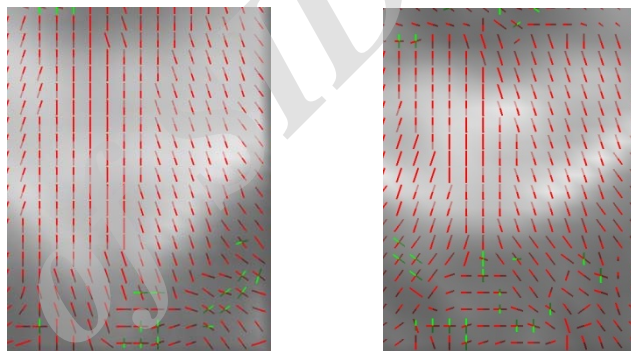
$$a = [GFA \ N \ r_1 \ \varphi_1 \ r_2 \ \varphi_2 \ \theta_2 \ 0 \ 0 \ 0]$$



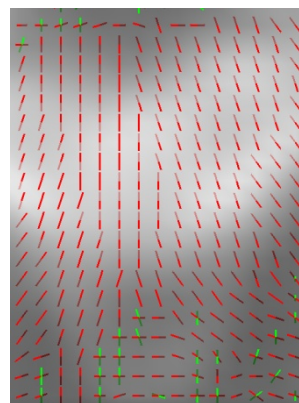
شکل ۳ ODF در مختصات xyz (راست)، جهت‌های غالب انتشار در ODF (چپ)



شکل ۴ تصویر GFA (راست) و اسکلت مربوطه (چپ)



شکل ۵ PDDها روی تصویر GFA، مرجع (راست)، تصویر نمونه (چپ)



شکل ۶ PDDها روی تصویر انطباق یافته

در شکل ۶ (ناحیه corpus callosum)، خطای ۲,۱۷ درجه است [۲۸]. نتیجه انطباق با روش پیشنهادی در مرجع [۲۸] به صورت کیفی ارائه شده است. در این مقاله به تحلیل دقیق‌تر و مقایسه کمی این نتایج با نتایج ارائه شده در مقالات قبلی [۲۰ و ۲۱] می‌پردازیم. جدول ۱ خطای زاویه‌ای چهار دسته فیبر از مغز را نشان می‌دهد. این خطا از اختلاف زاویه‌ای بردار در فضای مرجع و بردار در فضای نمونه به دست می‌آید.

- [10] Frank, L. R., "Characterization of anisotropy in high angular resolution diffusion weighted MRI," *Magn. Reson. Med.* vol. 47, pp. 1083–1099, 2002.
- [11] Hess, C. P., Mukherjee, P., Han, E. T., Xu, D., Vigneron, D. B., "Q-ball reconstruction of multimodal fiber orientations using the spherical harmonic basis," *Magn. Reson. Med.* vol. 56, pp. 104–117, 2006.
- [12] Aganj, I., Lenglet, C., Sapiro, G., Yacoub, E., Ugurbil K., and Harel, N., "Reconstruction of the Orientation Distribution Function in Single and Multiple Shell Q-Ball Imaging within Constant Solid Angle," *Magn Reson Med.* vol. 64, pp. 554–566, Aug. 2010.
- [13] D. L. Hill, P. G. Batchelor, M. Holden, and D. J. Hawkes, "Medical image registration," *Physics in medicine and biology*, vol. 46, no. 3, pp. R1–45, Mar, 2001.
- [14] B. Zitová, and J. Flusser, "Image registration methods: a survey," *Image and Vision Computing*, vol. 21, pp. 977–1000, 2003.
- [15] Barmpoutis, A., Vemuri, B.C., Forder, J.R., Registration of high angular resolution diffusion MRI images using 4th order tensors. *MICCAI. Vol. LNCS 4791*, pp. 908–915, 2007.
- [16] Chiang, M. C., Leow, A. D., Klunder, A. D., Dutton, R. A., Barysheva, M., Rose, S. E., McMahon, K. L., de Zubicaray, G. I., Toga, A. W., and Thompson, P. M., "Fluid Registration of Diffusion Tensor Images Using Information Theory," *IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING*, VOL. 27, NO. 4, APRIL 2008.
- [17] Geng, X., Ross, J.T., Zhan, W., Gu, H., Chao, Y.P., Lin, C.P., Christensen, G.E., Schuff, N., Yang, Y., "Diffusion MRI registration using orientation distribution functions," *IPMI. Vol. LNCS 5636*, pp. 627–637, 2009.
- [18] Cheng, G., Vemuri, B.C., Carney, P.R., Mareci, T.H., "Non-rigid registration of high angular resolution diffusion images represented by Gaussian mixture fields," *MICCAI. Vol. LNCS 5761*, pp. 190–197, 2009.
- [19] Hong, X., Arlinghaus, L. R., and Anderson, A. W., "Spatial Normalization of the Fiber Orientation Distribution Based on High Angular Resolution Diffusion Imaging Data," *Magnetic Resonance in Medicine*, vol. 61, pp. 1520–1527, 2009.
- [20] Bloy, L., Verma, R., "Demons registration of high angular resolution diffusion images," *Proceedings of IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI'10)*, pp. 1013–1016, 2010.
- [21] Yap, P. T., Chen, Y., An, H., Yang, Y., Gilmore, J. H., Lin, W., Shen, D., "SPHERE: SPHERical Harmonic Elastic REgistration of HARDI data," *NeuroImage*, vol. 55, pp. 545–556, 2011.
- [22] Raffelt, D., Tournier, J.-D., Fripp, J., Crozier, S., Connelly, A., Salvado, O., "Symmetric diffeomorphic registration of fibre orientation distributions," *NeuroImage*, vol. 56, pp. 1171–1180, 2011.

بنابراین از نظر انحراف زاویه‌ای روش پیشنهادی دارای خطای کمتری است چون اطلاعات مربوط به جهت، به طور مستقیم، در انطباق استفاده شده است.

۴ جمع‌بندی

در برخی از مطالعات قبلی برای انطباق HARDI، ضرایب SH به عنوان یک توصیف‌گر برای ODF استفاده شده است. در این مقاله از PDDهای ODF به عنوان توصیف‌گر ODF استفاده شده است. چون PDDها به طور مستقیم شکل ODF را منعکس می‌کند در حالی که ضرایب SH توصیف‌گرهای غیرمستقیمی از شکل ODF هستند. علاوه بر این برای نقاط نشانه نقاط اسکلت از روی تصویر GFA استخراج شده و به جای نقاط لبه به کار رفته است چون اسکلت نسبت به نویز قوی‌تر از لبه است. استخراج ODF با روش CSA انجام شده که جهت‌ها مشخص‌تر از بقیه روش‌هاست و تخمین ODF دقیق‌تر است.

مراجع

- [1] Basser, P., Mattiello, J., LeBihan, D., "Estimation of the effective self-diffusion tensor from the NMR spin echo," *J. Magn. Reson.* vol. 103, pp. 247–254, 1994.
- [2] Basser, P., Pajevic, S., Pierpaoli, C., Duda, J., Aldroubi, A., "In vivo fiber tractography using DT-MRI data," *Magn. Reson. Med.* vol. 44, pp. 625–632, 2000.
- [3] Hagmann, P., Thiran, J., Jonasson, L., Vandergheynst, P., Clarke, S., Maeder, P., Meuli, R., "DTI mapping of human brain connectivity: statistical fibre tracking and virtual dissection," *Neuroimage*, vol. 19, pp. 545–554, 2003.
- [4] Tuch, D. S., "High angular resolution diffusion imaging reveals intravoxel white matter fiber heterogeneity," *Magn. Reson. Med.* vol. 48, pp. 577–582, 2002.
- [5] Barmpoutis, A., Hwang, M., Howland, D., Forder, J., Vemuri, B., "Regularized positive-definite fourth order tensor field estimation from DW-MRI," *Neuroimage*, vol. 45, pp. 153–162, 2009.
- [6] Ghosh, A., Descoteaux, M., Deriche, R., "Riemannian framework for estimating symmetric positive definite 4th order diffusion tensors," *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, pp. 858–865, 2008.
- [7] Tuch, D. S., "Q-Ball Imaging," *Magnetic Resonance in Medicine*, vol. 52, pp. 1358–1372, 2004.
- [8] Özarslan, E., Mareci, T., "Generalized diffusion tensor imaging and analytical relationships between diffusion tensor imaging and high angular resolution diffusion imaging," *Magn. Reson. Med.* vol. 50, pp. 955–965, 2003.
- [9] Descoteaux, M., Angelino, E., Fitzgibbons, S., Deriche, R., "Regularized, fast and robust analytical Q-ball imaging," *Magn. Reson. Med.* vol. 58, pp. 497–510, 2007.



مریم افضالی مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی برق گرایش بیوالکتریک در سال ۱۳۸۶ از دانشگاه اصفهان با کسب رتبه اول دریافت نمود. سپس ایشان مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی برق گرایش

بیوالکتریک در ۱۳۸۸ از دانشگاه تهران دریافت نمود. هم‌اکنون ایشان دانشجوی مقطع دکتری تخصصی در رشته مهندسی برق، گرایش بیوالکتریک در دانشکده مهندسی برق دانشگاه صنعتی شریف می‌باشد. علاقه‌مندی‌های علمی ایشان شامل تصویربرداری پزشکی، پردازش تصاویر و سیگنال-های پزشکی و بینایی ماشین می‌باشد.



عمادالدین فاطمی زاده استادیار دانشکده برق دانشگاه صنعتی شریف می‌باشند. ایشان مدرک کارشناسی مهندسی برق-الکترونیک را در سال ۱۳۷۰ از دانشکده برق دانشگاه صنعتی شریف و مدرک کارشناسی ارشد

بیوالکتریک را در سال ۱۳۷۳ از دانشکده مهندسی پزشکی دانشگاه صنعتی امیرکبیر با رتبه یک و دکترای برق خود را در سال ۱۳۸۲ از دانشکده فنی دانشگاه تهران دریافت نمودند. آقای دکتر فاطمی‌زاده سرپرستی و یا مشاوره حدود ۳۰ پایان‌نامه کارشناسی ارشد و ۵ رساله دکتری را به عهده داشته‌اند. ایشان حدود ۱۲۰ مقاله علمی در مجلات و کنفرانس‌های علمی ارائه نموده و در کمیته‌های علمی و داوری چندین کنفرانس علمی فعالیت نموده‌اند. آقای دکتر فاطمی‌زاده دبیر سیزدهمین کنفرانس مهندسی پزشکی ایران در سال ۱۳۸۵ (ICBME'2007)، عضو هیئت موسس و هیئت مدیره، انجمن ماشین‌بینای و پردازش تصویر ایران بوده‌اند. زمینه‌های پژوهشی ایشان شامل پردازش و تحلیل تصاویر پزشکی، پردازش تصویر، شناسایی الگو، و بیوانفورماتیک می‌باشد.

- [23] Goh, A., Lenglet, C., Thompson, P.M., Vidal, R. "A non-parametric Riemannian frame-work for processing high angular resolution diffusion images and its applications to ODF-based morphometry," *Neuroimage*. Vol. 56, pp. 1181-1201, 2011.
- [24] Jin, Y., Shi, Y.G., Jahanshad, N., Aganj, I., Sapiro, G., Toga, A.W., Thompson, P.M. "3D elastic registration improves HARDI-derived fiber alignment and automated tract clustering," In *Proceedings of the 8th IEEE international Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro, ISBI2011*, 822-826, 2011.
- [25] Zhan, L., Wang, Y., Thompson, P.M., "Registration of Spherical Functions from High Angular Resolution Diffusion Imaging using the Heat Kernel Signature and Möbius Transformation," *CDMRI* 2012.
- [26] Du, J., Goh, A., and Qiu, A., "Diffeomorphic Metric Mapping of High Angular Resolution Diffusion Imaging Based on Riemannian Structure of Orientation Distribution Functions," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 31, no. 5, MAY 2012.
- [27] Zhang, P., Niethammer, M., Shen, D., and Yap, P.T., "Large Deformation Diffeomorphic Registration of Diffusion-Weighted Images," *MICCAI* 2012.
- [28] Afzali, M., Fatemizadeh, E. Soltanian-Zadeh, H., "High Angular Resolution Diffusion Image Registration," *MVIP* 2013.
- [29] Nazem-Zadeh, M. R., Jafari-Khouzani, K., Davoodi-Bojd, E., Jiang, Q., Soltanian-Zadeh, D., "Clustering method for estimating principal diffusion directions." *NeuroImage*, vol. 57, no. 3, pp. 825-838, 2011.
- [30] Smith, S.M., Jenkinson, M., Johansen-Berg, H., Rueckert, D., Nichols, T. E., Mackay, C. E., Watkins, K. E., Ciccarelli, O., Cader, M. Z., Matthews, P. M., and Behrens, T.E.J., "Tract-based spatial statistics: Voxelwise analysis of multi-subject diffusion data," *NeuroImage*, vol.31, pp. 1487 - 1505, 2006.
- [31] Shen, D., and Davatzikos, C., "HAMMER: Hierarchical Attribute Matching Mechanism for Elastic Registration," *IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING*, vol. 21, no. 11, NOVEMBER 2002.
- [32] Xu, D., Mori, S., Shen, D., van Zijl, P.C.M., and Davatzikos, C., "spatial normalization of diffusion tensor fields," *magnetic resonance in medicine*, vol. 50, pp. 175-182, 2003.



حمید سلطانیان زاده استاد تمام دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر پردیس دانشکده های فنی دانشگاه تهران می باشند. ایشان مدرک کارشناسی ارشد پیوسته مهندسی برق: الکترونیک را در سال ۱۳۶۵ با رتبه اول از دانشکده فنی

دانشگاه تهران و مدارک کارشناسی ارشد برق: سیستم (کنترل و مخابرات) و دکترای برق: سیستم (پردازش سیگنال و علوم بیوالکتریک) را در سال های ۱۳۶۹ و ۱۳۷۱ از دانشگاه میشیگان (AnnArbor) آمریکا دریافت نمودند. ایشان به عنوان پژوهشگر ارشد با موسسه پزشکی فورد آمریکا و مرکز تحقیقات فیزیک نظری و ریاضیات ایران همکاری پژوهشی دارند. آقای دکتر سلطانیان زاده سرپرستی و یا مشاوره متجاوز از یکصد پایان نامه کارشناسی ارشد و بیست و پنج رساله دکترا را به عهده داشته اند. ایشان متجاوز از هفتصد مقاله علمی در مجلات و کنفرانس های علمی ارائه نموده و در کمیته های علمی و داوری متجاوز از شصت مجله و کنفرانس علمی فعالیت نموده اند. ایشان از اعضای ارشد (Senior-Member) انجمن مهندسان برق و الکترونیک (IEEE) و از داوران طرح های پژوهشی بیوالکتریک و پردازش سیگنال و تصویر در سطح دنیا می باشند. آقای دکتر سلطانیان زاده دبیر سومین کنفرانس ماشین بینای و پردازش تصویر ایران در سال ۱۳۸۳ (MVIP'2005)، رئیس قطب علمی کنترل و پردازش هوشمند، رئیس انجمن ماشین بینای و پردازش تصویر ایران، و رئیس بخش ایران IEEE بوده اند. زمینه های پژوهشی ایشان شامل تصویرنگاری پزشکی، پردازش سیگنال و تصویر، شناسای الگو و تحلیل تصاویر پزشکی می باشد.