



دانشکده مهندسی کامپیوتر

انطباق سه بعدی تصاویر MR و FMR ستون فقرات

پایان نامه برای دریافت درجه کارشناسی ارشد

در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی

نام دانشجو

سحر صباغیان

اساتید راهنما:

دکتر محسن سریانی

دکتر محمد علی عقابیان

بهمن ماه ۱۳۹۴



دانشکده مهندسی کامپیوتر

انطباق سه بعدی تصاویر MR و FMR ستون فقرات

پایان نامه برای دریافت درجه کارشناسی ارشد

در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی

نام دانشجو

سحر صباغیان

اساتید راهنما:

دکتر محسن سریانی

دکتر محمد علی عقابیان

بهمن ماه ۱۳۹۴

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

تأییدیه‌ی هیأت داوران جلسه‌ی دفاع از پایان‌نامه

نام دانشکده: مهندسی کامپیوتر

نام دانشجو: سحر صباغیان

عنوان پایان‌نامه: انطباق سه بعدی تصاویر MR و FMR ستون فقرات

تاریخ دفاع: ۹۴/۱۱/۲۸

رشته: کامپیوتر

گرایش: هوش مصنوعی

ردیف	سمت	نام و نام خانوادگی	مرتبه دانشگاهی	دانشگاه یا مؤسسه	امضا
۱	استاد راهنما	دکتر محسن سریانی	دانشیار	دانشگاه علم و صنعت	
۲	استاد راهنما	دکتر محمد علی عقابیان	استاد	دانشگاه تهران	
۳	استاد مدعو داخلی	دکتر محمود فتحی	استاد	دانشگاه علم و صنعت	
۴	استاد مدعو خارجی	دکتر علی ذاکر حسینی	استادیار	دانشگاه شهید بهشتی	

تأییدیه‌ی صحت و اصالت نتایج

باسمه تعالی

اینجانب سحر صباغیان به شماره دانشجویی ۹۱۷۲۲۸۱۱ دانشجوی رشته کامپیوتر مقطع تحصیلی کارشناسی ارشد تأیید می‌نمایم که کلیه‌ی نتایج این پایان‌نامه حاصل کار اینجانب و بدون هرگونه دخل و تصرف است و موارد نسخه‌برداری شده از آثار دیگران را با ذکر کامل مشخصات منبع ذکر کرده‌ام. در صورت اثبات خلاف مندرجات فوق، به تشخیص دانشگاه مطابق با ضوابط و مقررات حاکم (قانون حمایت از حقوق مؤلفان و مصنفان و قانون ترجمه و تکثیر کتب و نشریات و آثار صوتی، ضوابط و مقررات آموزشی، پژوهشی و انضباطی ...) با اینجانب رفتار خواهد شد و حق هرگونه اعتراض در خصوص احقاق حقوق مکتسب و تشخیص و تعیین تخلف و مجازات را از خویش سلب می‌نمایم. در ضمن، مسئولیت هرگونه پاسخگویی به اشخاص اعم از حقیقی و حقوقی و مراجع ذی‌صلاح (اعم از اداری و قضایی) به عهده‌ی اینجانب خواهد بود و دانشگاه هیچ‌گونه مسئولیتی در این خصوص نخواهد داشت.

نام و نام خانوادگی: سحر صباغیان

امضا و تاریخ:

مجوز بهره‌برداری از پایان‌نامه

بهره‌برداری از این پایان‌نامه در چهارچوب مقررات کتابخانه و با توجه به محدودیتی که توسط استاد راهنما به شرح زیر تعیین می‌شود، بلامانع است:

- ☐ بهره‌برداری از این پایان‌نامه برای همگان بلامانع است.
- ☐ بهره‌برداری از این پایان‌نامه با اخذ مجوز از استاد راهنما، بلامانع است.
- ☐ بهره‌برداری از این پایان‌نامه تا تاریخ ممنوع است.

نام اساتید راهنما: دکتر محسن سریانی

دکتر محمد علی عقابیان

تاریخ:

امضا:

همتم بدرقه راه کن ای طایر قدس

که دراز است ره مقصد و من نو سفرم

تقدیم بہ:

مادرِ خوب تر از خوبم کہ بی ہمراہش طی این راہ ناممکن مینمود.

و شکر از اساتید کرامتقدم:

جناب آقای دکتر سریانی و جناب آقای دکتر عتابیان

که وجود والا و آموزش های بی دریغشان یاور اصلی ام در ارائه این پایان

نامه بوده است.

وسپاس از:

جناب آقای دکتر بتولی

که در کمال سعه صدر، با حسن خلق و فروتنی، از هیچ گلی در این عرصه بر من

دریغ ننمودند.

چکیده

انطباق یکی از شاخه‌های فعال در زمینه‌ی پردازش تصاویر می‌باشد که برای تطبیق دادن مختصات فضایی تصاویر مورد استفاده قرار می‌گیرد. در واقع هدف از انطباق تصویر پیدا کردن تبدیل هندسی بین دو یا چند تصویر است که در حالت کلی، باید تناظری یکتا بین یک نقطه از یک تصویر و نقطه‌ای دیگر از تصویر دوم به نحوی پیدا نمود که هر دو نشان‌دهنده‌ی یک نقطه از صحنه باشند. از کاربردهای انطباق، میتوان به انطباق تصاویر پزشکی از جمله تصاویر مربوط به ستون فقرات اشاره نمود. ستون فقرات به عنوان یک بخش مهم و البته آسیب پذیر در سیستم عصبی بدن شناخته میشود که ممکن است بر اثر سانحه و یا عوامل ارثی (بیماری اسکلیوز یا انحراف ستون مهره ها) دچار حالتی غیر طبیعی گردد. در این پروژه از یک روش غیر خطی جهت انطباق تصاویر ستون فقرات استفاده میکنیم.

هدف از این پروژه انطباق تصاویر MR با FMR میباشد تصاویر FMR به دلیل ماهیت خود، تصاویری با رزولوشن و کنتراست پایین هستند و تنها نواحی که نشاندهنده قسمت فعال شده عضو میباشد کنتراست خوبی دارند اما تصاویر MR تصاویری با رزولوشن بالا هستند و دارای جزئیات آناتومیکی خوبی می باشند. از این رو جهت تقویت تصمیم‌گیری در تشخیص توسط این روش‌ها پیشنهاد می‌شود این گونه تصاویر را با استفاده از به حداکثر رساندن اطلاعات متقابل در هر دو تصویر بر هم منطبق نمود و سپس به تفسیر و عیب‌یابی در آن‌ها پرداخت.

روش پیشنهادی در این پایان نامه انطباق تصاویر با یک روش غیر خطی و مبتنی بر حداکثر نمودن نرخ همبستگی است. این روش قبلاً روی تصاویر MR و FMR مغز انجام شده ولی برای اولین بار روی تصاویر ستون فقرات ارزیابی می شود و در سه سطح هرمی رزولوشن انجام میگردد.

در انطباق دو بعدی، برشهای تصاویر MR و FMR بصورت دو به دو با هم تطبیق داده می شوند ولی در انطباق ۳ بعدی یک مجموعه از تصاویر MR و FMR بصورت همزمان تطبیق داده می شوند.

نتایج حاصله از اعمال روش پیشنهادی در انطباق دو بعدی و سه بعدی تصاویر MR و FMR ستون فقرات ارزیابی شده اند و در نهایت این روش با یک روش پارامتریک مورد مقایسه قرار گرفته است که نتایج حاصله دقت، سرعت و کارایی روش پیشنهادی را تایید میکند. در مقایسه نتایج انطباق دو بعدی با سه بعدی نشان داده شد که انطباق دو بعدی هر جفت تصویر ۴ ثانیه و جمعا برای ۱۳۶ برش ۵۰۰ ثانیه زمان لازم دارد اما چنانچه از انطباق سه بعدی استفاده شود مدت زمان مورد نیاز برای ۱۳۶ اسلایس ۱۹۰ ثانیه میباشد. همچنین مقدار معیار شباهت در انطباق سه بعدی ۶۰ و در انطباق دو بعدی ۰,۵ است.

واژه‌های کلیدی: انطباق تصویر، MRI، FMRI، Variational Method، ستون فقرات

فهرست مطالب

فصل ۱: مقدمه	۱
۱-۱ مقدمه.....	۲
فصل ۲: مروری بر مبانی و کارهای انجام شده	۵
۱-۲ - مقدمه.....	۶
۲-۲- مبانی انطباق.....	۶
۱-۲-۲- انتخاب معیار شباهت براساس روشنایی و ویژگی.....	۶
۲-۲-۲- توابع انتقال.....	۹
۳-۲-۲- تصاویر همگون و ناهمگون.....	۹
۴-۲-۲- میزان درجه آزادی.....	۹
۳-۲- معرفی روش هایی جهت انطباق تصاویر MR.....	۱۰
۱-۳-۲- انطباق تصاویر MR مبتنی بر مدل وراثت و PSO.....	۱۰
۲-۳-۲- انطباق تصاویر MR با روش Voxel intensity distribution.....	۱۱
۳-۳-۲- انطباق تصاویر براساس ساختار درختی داده.....	۱۳
۴-۳-۲- انطباق غیر خطی تصاویر MR.....	۱۵
۵-۳-۲- انطباق تصاویر مغزی MR, FMR.....	۱۶
۶-۳-۲- انطباق تصاویر با استفاده از روش Variational.....	۱۷
۴-۲- مقایسه الگوریتم های خطی و غیر خطی انطباق.....	۱۸
۵-۲- جمع بندی.....	۲۰
فصل ۳: روش پیشنهادی	۲۰
۱-۳- مقدمه.....	۲۱
۲-۳- علت انتخاب روش.....	۲۳

۲۳ ۳-۲-۱- تشریح کامل روش

۲۶ ۳-۲-۲- بهینه سازی تابع هدف

۲۷ ۳-۳- ماتریس لاپلاس A

۳۳ ۳-۴- جمع بندی

۳۴ فصل ۴ نتایج و تفسیر آنها

۳۴ ۴-۱- مقدمه

۳۴ ۴-۲- مجموعه داده ها

۳۴ ۴-۳- آزمایشات

۴۱ فصل ۵ جمع بندی و کارهای آتی

۴۱ ۵-۱- جمع بندی

۴۱ ۵-۲- کارهای آتی

۴۳ مراجع

۴۵ پیوست

فهرست اشکال

- شکل (۱-۲) - انطباق تصاویر MR مبتنی بر مدل وراثت و PSO ۱۱
- شکل (۲-۲) - انطباق دو تصویر MR با روش voxel intensity distribution ۱۳
- شکل (۳-۲) - انطباق تصاویر با معیار اطلاعات متقابل ۱۶
- شکل (۴-۲) - انطباق دو تصویر MR, FMRI با استفاده از تصاویر اطلس ۱۷
- شکل (۱-۳) - فلوچارت مراحل روش پیشنهادی ۲۳
- شکل (۱-۴) : انطباق تصاویر MR, FMR ستون فقرات در نمای ساجیتال ۳۷
- شکل (۲-۴) : انطباق تصاویر MR, FMR ستون فقرات در نمای اکسیال ۳۸
- شکل (۳-۴) : انطباق سه بعدی تصاویر MR, FMR ستون فقرات در نمای اکسیال ۴۰

فهرست جداول

- جدول (۱-۲) معرفی الگوریتم های انطباق براساس زبان برنامه نویسی..... ۱۹
- جدول (۲-۲) الگوریتم های انطباق براساس سال طراحی و مدت زمان اجرا..... ۱۹
- جدول (۱-۴) : معیار شباهت محاسبه شده در نمای ساجیتال..... ۳۶
- جدول (۲-۴) : معیار شباهت محاسبه شده در نمای اکسیال..... ۳۶
- جدول (۳-۴) : مقایسه مقدار و زمان در دوبعد و سه بعد..... ۳۹

فصل ۱:

مقدمه

۱- مقدمه

انطباق عبارتست از یافتن تبدیلی که تمام نقاط یک تصویر را به نقاط متناظر در تصویر دیگر نگاشت دهد بطوریکه تصاویر کاملاً برهم منطبق گردند در واقع اکثر سیستم‌هایی که به نحوی تصاویر را تحلیل و بررسی میکنند، نیازمند انطباق تصاویر هستند. از کاربردهای انطباق میتوان به سیستم شناسایی هدف و تصاویر ماهواره‌ای اشاره نمود انطباق در تحلیل تصاویر پزشکی نیز نقشی اساسی دارد یکی از کاربردهای آن هم تراز کردن تصاویری است که توسط یک دستگاه ولی در زمانهای مختلف از یک بیمار گرفته شده است و کاربرد دیگر آن ترکیب چند گونه تصویر پزشکی که توسط دستگاه‌های مختلف از یک ناحیه از بدن بیمار تهیه میشود می باشد. به عنوان مثال میتوان به ترکیب تصاویر FMR, MR ناحیه سرو یا ستون فقرات اشاره نمود. ستون فقرات به عنوان یک بخش مهم و البته آسیب پذیر در سیستم عصبی بدن شناخته میشود که ممکن است بر اثر سانحه و یا عوامل ارثی (بیماری اسکلیوز یا انحراف ستون مهره ها) دچار حالتی غیر طبیعی گردد. در این پروژه از یک روش غیر خطی جهت انطباق تصاویر استفاده میکنیم. از کاربردهای انطباق تصاویر در پزشکی به طور مثال میتوان تشخیص تومور، مطالعات گروهی مبتنی بر اطلس، کنترل روند درمان و یا جراحی‌های هدایت شده با تصویر را برشمرد. هم چنین در تشخیص تومورها، ورم‌ها و خونریزی‌های عمقی در بافت‌هایی مانند مغز انسان و یا انحراف مهره‌ها در ستون فقرات فقط تصویربرداری‌هایی مانند CT اسکن و MRI راه‌گشا خواهند بود و از آن جایی که این تصاویر بر اساس سیگنال‌های دریافتی بازسازی می‌شوند، از جنبه‌ی کیفی دارای ضعف می‌باشند از این رو جهت تقویت تصمیم‌گیری در تشخیص توسط این روش‌ها پیشنهاد می‌شود این گونه تصاویر را با استفاده از به حداکثر رساندن اطلاعات متقابل در هر دو تصویر برهم منطبق نمود و سپس به تفسیر و عیب‌یابی در آن‌ها پرداخت. در انطباق تصاویر معمولاً از دو نوع تصویر (همگون یا غیر همگون)، یکی به عنوان تصویر مرجع و دیگری به عنوان تصویر شناور استفاده میشود. لذا فرایند انطباق در چنین شرایطی میتواند جهت بالا بردن دقت و نمایش بهتر جزئیات کارساز باشد.

در طی سالهای اخیر دامنه وسیعی از روشهای انطباق معرفی شده اند که هر یک مختص یک نمونه از تصاویر بوده اند. همچنین بسیاری از این روشها اتوماتیک و برخی نیمه اتوماتیک بوده اند که در این صورت حضور یک متخصص رادیولوژیست برای تعیین نواحی متناظر در تصاویر ضروریست.

در این پایان نامه روشهای انطباق تصاویر پزشکی مبتنی بر حداکثر نمودن اطلاعات متقابل و همچنین میزان نرخ همبستگی مورد بررسی قرار گرفته است برخی از این روشها نیمه خودکار و برخی دیگر خودکار است و برای دامنه وسیعی از انواع تصاویر پزشکی قابل استفاده هستند.

هدف از این پروژه انطباق MRI با FMRI میباشد تصاویر FMR به دلیل ماهیت خود تصاویری با تفکیک پذیری و کنتراست پایین هستند و تنها نواحی که نشاندهنده قسمت فعال شده میباشند کنتراست خوبی دارند اما تصاویر MR تصاویری با تفکیک پذیری بالا بوده و دارای جزئیات آناتومیکی خوبی هستند لذا پیش بینی می شود که انطباق این دو تصویر به نتیجه خوبی در تشخیص بیماریها منجر شود.

معرفی تصاویر MRI

MRI تصویرسازی تشدید مغناطیسی نامیده می‌شود، روشی پرتونگاران در تصویربرداری تشخیصی پزشکی است که در دهه‌های اخیر بسیار فراگیر شده‌است. با ام آر آی می‌توان در جهات فوقانی-تحتانی (اگزیتال)، چپ‌راستی (سازیتال) و پس‌وپیش (کورونا) تصویرگیری نمود [1,2,3].

اساس کار MRI

بیشترین حجم بدن انسان را آب تشکیل می‌دهد. مولکول آب شامل دو اتم هیدروژن و یک اکسیژن است. اساس MRI مبتنی بر حرکت اسپینی هسته‌های اتم هیدروژن موجود در بدن است. هر اتم هیدروژن شامل یک پروتون و یک الکترون به دور آن می‌باشد. با توجه به اینکه هسته هیدروژن دارای حرکت و بار مثبت است. پس طبق قانون القاء فارادی به طور خود به خود یک گشتاور مغناطیسی پیدا می‌کنند (که شامل دو قطب N, S است) و همانند یک میکروآهن ربا عمل می‌کنند.

میدان حاصل از پالس RF الکترومغناطیسی B1

برای آنکه تشدید هسته‌های هیدروژن رخ دهد، نیاز به یک پالس RF داریم تا بتواند اسپین‌ها را تحریک کند این پالس با یک فرکانس مشخص به فرد فرستاده می‌شود و از بافت مورد نظر پالس‌ها یی دریافت می‌شود. این میدان الکترومغناطیسی در کوئل RF ایجاد می‌شود که کلیه اعمال ارسال و دریافت پالس‌های رادیویی را برعهده دارد. در نتیجه این تشدید هسته‌های هیدروژن هم راستا با میدان مغناطیسی خارجی باقی نمی‌ماند. به زاویه‌ای که بین هسته‌های هیدروژن و میدان مغناطیسی خارجی ایجاد می‌شود، زاویه فلیپ FA می‌گویند. اگر این زاویه ۹۰ درجه باشد بیشترین مقدار انرژی به کوئل‌های گیرنده القاء می‌شود.

بنابراین موج الکترومغناطیسی RF جهت تحریک اسپین‌ها و دریافت سیگنال از آنها نیاز به فرکانسی با مقدار ۶۴ مگا هرتز دارد. RF با زاویه ۹۰ درجه بیشترین حالت تحریک برای اسپین‌ها را ایجاد می‌کند.

تبدیل فوریه :

پس از ارسال پالس RF به شخص، سیگنال هایی از بافتها دریافت میشود این سیگنالها را با استفاده از تبدیل عکس فوریه میتوان به حوزه مکان برد و تصویر را ساخت . هر سیگنال دریافتی شامل یک سری فرکانس و فاز است که با استفاده از فوریه میتوان به اطلاعات خوبی در مورد تشکیل تصویر دست یافت . نحوه تشکیل تصویر و K space در پیوست توضیح داده شده است .

در ادامه این پایان نامه در فصل ۲ مروری بر مبانی و کارهای انجام شده خواهیم داشت و روشهای مختلف انطباق در تصاویر مختلف پزشکی را مورد بررسی قرار خواهیم داد. در فصل ۳ روش پیشنهادی ارائه خواهد شد و هم چنین در مورد معیارهای مورد نیاز این روش و نوع تصاویر مورد نیاز بحث خواهد شد. در فصل ۴ نیز به ارایه و تفسیر نتایج حاصله اشاره خواهد شد. هم چنین به مقایسه دو روش پارامتریک و غیر پارامتریک در مورد این نوع تصاویر (ستون فقرات) در سه بعد میپردازیم. در فصل ۵ نیز جمع بندی و کارهای آتی ارایه می شود.

فصل ۲:

مروری بر مبانی و

کارهای انجام شده

۲-۱ - مقدمه

در این فصل به ارائه مدل های مختلف جهت انطباق تصاویر پزشکی می پردازیم. در ابتدا به معرفی مفاهیم و اصطلاحات اولیه ای در زمینه انطباق می پردازیم. سپس الگوریتم ها و مدل های مختلف که طی سالهای اخیر مورد استفاده قرار گرفته اند را مورد مطالعه قرار می دهیم و در نهایت به مقایسه روشها و نتیجه گیری از الگوریتم های معرفی شده اشاره خواهیم نمود

۲-۲ - مبانی انطباق

۲-۲-۱ - انتخاب معیار شباهت براساس روشنایی و ویژگی^۱

الگوریتم های انطباق [۴] معمولاً بر اساس دو مدل پیاده سازی میشوند (روشنایی - ویژگی). در این الگوریتم ها یک تصویر به عنوان تصویر اصلی (reference) و دیگری به عنوان تصویر شناور (moving) در نظر گرفته میشود که تصویر اصلی را ثابت نگه می داریم و تصویر شناور با استفاده از یک سری توابع به تصویر هدف منطبق می شود. در الگوریتم های براساس روشنایی، الگوریتم میزان روشنایی و کسل های دو تصویر را محاسبه میکند و با استفاده یک معیار همبستگی و یا شباهت انطباق صورت میگیرد .

در الگوریتم های براساس ویژگی تعدادی نقطه یا کانتور مرتبط بین دو تصویر که دارای ویژگی های مشابهی هستند مشخص میشود و براساس این ویژگی ها عمل انطباق صورت میگیرد .

از جمله معیار های شباهت مناسب جهت تصاویر مالتی مودال (MRI, FMRI) معیار های MI, CR میباشد که ما در این پروژه CR را انتخاب نموده ایم. در ذیل در مورد هر کدام توضیح داده و به مقایسه هر دو معیار پرداخته و نشان خواهیم داد که در مورد تصاویر FMRI (که دارای کنتراست پایین و نویز بالا هستند) معیار CR نسبت به MI بخوبی عمل میکند [20,21,22,23,29].

الف (اطلاعات متقابل^۱)

این معیار یکی از پرکاربردترین معیارهای شباهت در زمینه انطباق تصاویر پزشکی بخصوص تصاویر مالتی مودال است. در این معیار دو تصویر ورودی را بصورت متغیرهای تصادفی در نظر میگیریم و همانطور که از احتمالات میدانیم متغیرهای تصادفی توسط تابع چگالی احتمال تفسیر میشوند. PDF هادر پردازش تصویر بصورت هیستوگرام شناخته میشوند و هیستوگرام یک تصویر به ما نشان میدهد که در یک تصویر از هر روشنایی چه تعداد داریم و با تقسیم بر تعداد کل روشنایی ها احتمال هر روشنایی در تصویر بدست می آید. در اطلاعات متقابل هم نیاز به PDF های دو تصویر بصورت جداگانه داریم که Marginal PDF هستند و هم نیاز به PDF های مشترک دو تصویر که تحت عنوان Joint PDF شناخته میشوند [22,23,29].

Joint PDF ماتریسی است که سطرهای آن مقادیر روشنایی مربوط به تصویر مرجع و یا MRI است و ستون های آن مربوط به تصویر شناور و یا FMRI می باشد. هر خانه از این ماتریس $p(i,j)$ نشان میدهد که احتمال روشنایی i در تصویر شناور و روشنایی j در تصویر اصلی چقدر است حال با دانستن این مفاهیم رابطه اطلاعات متقابل بصورت ذیل تعریف میشود :

$$I(X,Y) = \sum_{i,j} P(i,j) \log \frac{P(i,j)}{P(i)P(j)} \quad (۲-۱)$$

در رابطه ۱-۲، $P(i)$ مارجینال هیستوگرام تصویر اصلی و $P(j)$ مارجینال هیستوگرام تصویر شناور و $P(i,j)$ هیستوگرام مشترک دو تصویر است. در تکرارهای الگوریتم این مقدار باید بیشینه شود تا نشان داده شود که دو تصویر دارای اطلاعات متقابل زیادی هستند و در نتیجه فاصله دو تصویر کم شده و دو تصویر به هم منطبق میشوند.

ب) نرخ همبستگی^۲

یک معیار وابستگی تابعی است بین دو متغیر تصادفی (X,Y) که همان دو تصویر میباشند و بصورت زیر تعریف میشود. این معیار نشان میدهد که یک متغیر تصادفی X (تصویر اصلی) تا چه حد میتواند متغیر Y (تصویر شناور) را تخمین بزند. در تئوری احتمالات با استفاده از احتمال شرطی میتوان از روی یک متغیر تصادفی یک تابع بهینه برای متغیر تصادفی دیگری جهت تخمین بیشترین شباهت استفاده نمود [20,21].

1- Mutual Information

2- Probability Density Function (PDFs)

3-Correlation Ratio

مزایای اصلی این معیار ۱- مقاوم بودن آن در برابر تصاویری است که از روزولوشن پایینی برخوردار هستند (FMRI) ۲- سرعت اجرای بالاتری که نسبت به MI دارد.

مثال : احتمال این که از بین ۲ ستاره ۴ دایره یک ستاره برداریم $p(A) = 2/6$ است در برداشت بعدی احتمال این که مهره ای که برمیداریم با توجه به این که قبلی ستاره بوده است این بار هم ستاره باشد $p(B|A) = 1/5$ است

CPM: conditional probability mass

$$P(A|B) = p(AB) / P(B) \quad (2-2)$$

حال اگر دو متغیر تصادفی ما دو تصویر باشد خواهیم داشت :

$Y = \text{template: fmri}$

$X = \text{reference: mri}$

$$P(y|x) = p(xy) / p(x) \quad (2-3)$$

مفهوم رابطه ۲-۳ : احتمال اینکه تابعی از روی X برای Y تخمین زده شود که بیشترین شباهت به X را داشته باشد چقدر است.

با استفاده از تعریف رابطه CR خواهیم داشت :

$$1 - \eta[Y | X] = \frac{E_x [Var(Y | X = x)]}{Var(Y_x)} \quad (2-4)$$

$$1 - \eta[Y | X] = \frac{1}{\partial^2} \sum_i \partial_i^2 P_x(i) \quad (2-5)$$

$$\partial^2 = \sum_j j^2 P_y(j) - m^2 \quad (2-6)$$

$$m = \sum_j j P_y(j)$$

$$\partial_i^2 = \frac{1}{P_x(i)} \sum_j j^2 P(i, j) - m_i^2 \quad (2-7)$$

$$m_i = \frac{1}{P_x(i)} \sum_j j P(i, j)$$

مقدار $\eta(y|x)$ و یا نتیجه معیار شباهت عددی است بین ۰ و ۱ که اگر این مقدار برابر یک باشد یعنی اختلاف روشنایی بین دو تصویر یا دو حجم برابر صفر است و هیچگونه واریانس و پراکندگی بین دو تصویر نیست و کاملاً بر هم منطبق هستند. هر چقدر

که این مقدار به یک نزدیک تر باشد نشان میدهد که واریانس بین دو تصویر کاهش یافته است و هرچقدر به σ^2 نزدیکتر باشد وابستگی تابعی نیز کمتر میشود. Woods اولین بار از این روش یعنی تعیین واریانس و نرخ همبستگی جهت میزان شباهت دو تصویر استفاده نمود [24] و پس از آن Roche به نرمال سازی همین رابطه با واریانس تصویر شناور پرداخت که در رابطه ۲-۵، σ^2 نشان دهنده واریانس تصویر شناور است. σ_i نیز واریانس مشترک دو تصویر که از JPDI استفاده میکند و P_x نیز مارجینال هیستوگرام تصویر اصلی است [20,21].

۲-۲-۲-توابع انتقال^۱

الگوریتم های انطباق جهت انطباق دو تصویر از توابعی جهت انتقال استفاده میکنند: توابع خطی و توابع غیر خطی^۲ تابع خطی: تابعی است هندسی جهت انتقال تصویر که شامل پارامترهای دوران - انتقال و مقیاس میباشد. تابع غیر خطی: تابعی است جهت انتقال تصویر که علاوه بر پارامترهای دوران - مقیاس و انتقال از دو پارامتر دیگر (stretch و shrink) جهت تغییر اندازه تصویر نیز استفاده میکند. از الگوریتم های طراحی شده در سالهای اخیر تنها الگوریتم FLIRT خطی و سایر الگوریتم ها FNIRT, AIR, غیر خطی هستند.

۲-۲-۳-تصاویر همگون و ناهمگون^۳

برخی از مدل های انطباق تنها در مورد تصاویر همگون بکار برده میشوند (CT و CT یا MRI و MRI) که به این گونه انطباق، انطباق بین تصاویر همگون و یا Intermodality گفته میشود. برخی دیگر از مدل های انطباق نیز در مورد تصاویر ناهمگون بکار برده میشوند (CT و PET یا MRI و CT) که به این گونه انطباق، انطباق بین تصاویر ناهمگون و یا Intermodality گفته میشود.

۲-۲-۴-میزان درجه آزادی هر تابع^۴

تعداد پارامترهایی که جهت تعریف تابع تبدیل لازم است که بستگی به ابعاد تصویر و ساختار تصویر دارد. به عنوان مثال جهت

1-Transformation Function
2-Linear and Non-Linear Function
3-Single & Multi-Modality Methods

انطباق دو تصویر دو بعدی در تابع تبدیل خطی نیاز به سه درجه آزادی داریم ۲ انتقال و یک دوران و جهت تصاویر سه بعدی نیاز به ۶ درجه آزادی داریم سه پارامتر جهت انتقال در مختصات سه بعدی و سه پارامتر جهت دوران. در توابع تبدیل غیر خطی نیاز به تعریف درجه آزادی بیشتری داریم.

۲-۳- معرفی روش هایی جهت انطباق تصاویر MR

۲-۳-۱ - انطباق تصاویر MR مبتنی بر مدل وراثت و PSO

این روش جهت انطباق تصاویر MR مغزی بصورت دینامیک معرفی شده است [5] که از دو الگوریتم PSO و وراثت استفاده میکند. در این مقاله ۵ تصویر MR از ۵ شخص با وضوح 251×227 و CPU با فرکانس 2.7GB و حافظه 2GB استفاده میشود. پارامترهای C1 و C2 در الگوریتم PSO برابر با ۲ و بیشترین مقدار تکرار الگوریتم برابر با ۲۰۰ هم چنین $W1=0.9$ و $W2=0.4$ و زاویه دوران نیز θ در مجموعه $[-10, 10]$ در نظر گرفته میشود. روش PSO یک روش سراسری کمینه سازی است که با استفاده از آن می توان با مسائلی که جواب آنها یک نقطه یا سطح در فضای n بعدی می باشد، برخورد نمود. در اینچنین فضایی، فرضیاتی مطرح می شود و یک سرعت ابتدایی به آنها اختصاص داده می شود، همچنین کانال های ارتباطی بین ذرات در نظر گرفته می شود. سپس این ذرات در فضای پاسخ حرکت می کنند، و نتایج حاصله بر مبنای یک «ملاک شایستگی» پس از هر بازه زمانی محاسبه می شود. با گذشت زمان، ذرات به سمت ذراتی که دارای ملاک شایستگی بالاتری هستند و در گروه ارتباطی یکسانی قرار دارند، شتاب می گیرند. علی رغم اینکه هر روش در محدوده ای از مسائل به خوبی کار می کند، این روش در حل مسائل بهینه سازی پیوسته موفقیت بسیاری از خود نشان داده است.

معرفی الگوریتم PSO :

- ۱- تصویر مرجع و تصاویری که نیاز به عمل انطباق دارند خوانده میشوند.
- ۲- الگوریتم بررسی میکند که تصویر ورودی به عنوان اولین تصویر است که اگر باشد پارامترهای اولیه بهینه سازی PSO بصورت تصادفی ایجاد میشود ولی اگر نباشد از پارامترهای بهینه سازی موجود در پایگاه داده استفاده میکند.
- ۳- الگوریتم PSO تکرار میشود تا جمعیت جدید از پیکسل ها تولید شود.

- ۴- بعد از مرحله تکرار ارزش MI جهت هر پیکسل محاسبه میشود .
- ۵- تکرار مرحله ۳
- ۶- پارامترهای موجود در پایگاه داده PSO به هنگام میشوند به این صورت که در جمعیت جدید شتاب و موقعیت ذرات با بالاترین مقدار fitness ذخیره میشوند .
- ۷- انطباق تصویر صورت میگیرد . شکل (۱-۲) نمونه ای از انطباق را با دقت بالا نشان میدهد .

پیچیدگی الگوریتم PSO :

پیچیدگی الگوریتم به صورت $g(t) = O(t*m*n)$ که t زمان لازم جهت محاسبه مقدار fitness برای یک ذره است . m میانگین اندازه جمعیت و n میانگین تعداد تکرار هاست.



شکل (۱-۲) - انطباق تصاویر MR مبتنی بر مدل وراثت و PSO (a) تصویر مرجع (b) تصویر شناور (c) تصویر انطباق یافته [5]

۲-۳-۲ - انطباق تصاویر MR با روش voxel intensity distribution

این روش جهت انطباق تصاویر MR معرفی شده است [6] که شامل دو فاز است :

۱- پیش پردازش ۲- انطباق

این روش در مورد تصاویر MR مغزی (T1-W و T2-W) تست شده است. مشخصات این تصاویر بصورت : وضوح ۲۵۶*۲۵۶ ، تعداد اسلایس های مورد نظر ۱۹ ، ضخامت اسلایس ۵ میلی متر ، اندازه پیکسل ها : ۰,۹*۰,۹ می باشد . برای ۴ بیمار تست شده است . در این مقاله تصاویر T1-W به عنوان تصویر مرجع و تصاویر T2-W به عنوان تصاویر شناور در

نظر گرفته میشوند.

فاز پیش پردازش :

تعداد خوشه ها در تصاویر سه بعدی تعیین و از بین بردن نویز در تصاویر دو بعدی معرفی میگردد . در تصاویر سه بعدی از الگوریتم K-means جهت خوشه بندی استفاده میشود. در این الگوریتم تعداد خوشه ها (K) برابر با ۲ (تصویر اصلی و پیش زمینه) و مقداری نیز جهت حد آستانه در تعیین هر ناحیه مشخص میشود.

در تصاویر دو بعدی از یک فیلتر میانه ۳*۳ جهت از بین بردن نویز پیش زمینه استفاده میشود.

تعیین حد آستانه :

۱- $T = T_0$ حد آستانه برابر است با مقدار میانگین روشنایی تصویر (حد آستانه اولیه)

۲- تقسیم تصویر به دو قسمت R_1 و R_2 جهت مقادیر روشنایی با استفاده از حد آستانه

۳- تعیین میانگین روشنایی تصویر در نواحی R_1 , R_2 و تعیین حد آستانه جدید $T = \frac{1}{2}(m_1 + m_2)$

۴- تعیین مقادیر k_1, k_2 که k_1 میانگین مقادیر R_1 و k_2 ۲۰٪ میانگین مقادیر R_2 (

۵- تمام مراحل بالا تکرار میشوند تا زمانی که مقدار m_1, m_2 از k_1, k_2 بیشتر نشوند.

فاز انطباق :

در این فاز نقاط یا لبه های قابل انطباق در دو تصویر را مشخص میکنیم. به این صورت که نقاطی از تصویر T_2 انتخاب و با استفاده از یک تابع انطباق بر روی تصویر اصلی T_1 منطبق میکنیم .

این نقاط [25] با استفاده از ریشه های چند جمله ای Chebyshev انتخاب و به عنوان ورودی به تابع تبدیل affine داده میشود. برای هر نقطه موجود در T_2 با استفاده از این تابع یک نقطه در تصویر T_1 بدست می آوریم .

تعیین نقاط قابل انطباق با استفاده از چند جمله ای Chebyshev:

$$T_0(x) = 1$$

$$T_1(x) = x$$

$$T_{n+1}(x) = 2xT_n(x) - T_{n-1}(x) \quad (2-7)$$

$$X_k = \cos((2k-1) \pi / 2n) \quad k = 1, \dots, n \quad (2-8)$$

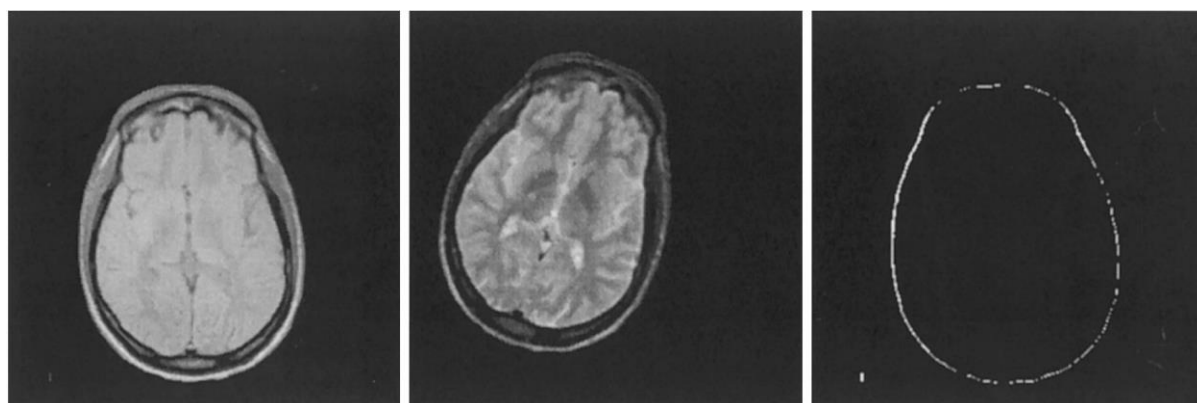
این ریشه ها (x_k) یک سری نقاط را روی تصویر شناور مشخص میکند حال میتوان با تعریف یک تابع انتقال این نقاط را به تصویر اصلی انطباق داد .

$$\text{Affine transformation: } x_k = 1/2 (a+b) + 1/2 (b-a) \cos ((2k-1) \pi / 2n) \quad (2-9)$$

محدوده زاویه دوران $[a,b] = [-18, 18]$

و به این صورت انطباق دو تصویر صورت میگیرد .

این روش بر روی تصاویر $T1, T2$ جهت تصاویر دو بعدی و سه بعدی MR در ۸۰ بیمار تست شده است یک نمونه از انطباق به روش فوق در شکل ۲-۲ نشان داده شده است.



شکل (۲-۲) انطباق دو تصویر MR با روش voxel intensity distribution ، از سمت چپ: تصویر $T1$ ، تصویر $T2$ و تصویر انطباق یافته [6]

در مقایسه برتری این روش با سایر روش های انطباق میتوان به حساس بودن الگوریتم در نویزهای بالا و هم چنین اتوماتیک بودن الگوریتم بدون تعامل با کاربر نسبت به الگوریتم های پیشین اشاره نمود.

۲-۳-۳ - انطباق تصاویر براساس ساختار درختی داده

این روش [7] از چندین الگوریتم جهت انطباق تصاویر MR مغزی استفاده میکند . این الگوریتم در مورد انطباق تصاویر MR, CT و تصاویر MR, PET و همچنین $T1, T2$ تست شده است .

الگوریتم Multi-resolution شامل :

Registration- MI – BSP – Q-Tree

روش های Q-TREE , BSP دو روش متفاوت جهت تقسیم هر دو تصویر اصلی و شناور به چندین نواحی تعریف میشوند. Q-TREE¹ : درختی است که تصویر اصلی در ریشه درخت قرار میگیرد و این روش تصویر را به چهار ناحیه مساوی تقسیم میکند و هر ناحیه به عنوان یک فرزند میباشد در هر ناحیه مقدار پیکسل ها باهم برابر نیستند. و هر فرزند در این درخت یا فرزند ندارد یا ۴ فرزند دارد و در آخر برگها یا یک زیر تصویر هستند و یا یک پیکسل .

BSP : تصویر اصلی را به عنوان R در نظر میگیرد با یک خط R را به دو ناحیه تقسیم میکند و این دو ناحیه هر کدام با خطی دیگر به دو ناحیه دیگر و

در این درخت مناطقی که با خط جدا شده اند گره های داخلی و آن مناطقی که هیچ خطی ندارند به عنوان برگ (پیکسل) در نظر گرفته میشوند .

X, Y این دو متغیر تصادفی هیستوگرام دو تصویر را نشان میدهد. احتمال نواحی را که هر دو تصویر با هم همپوشانی داشته باشند با استفاده از هیستوگرام پیدا میکنیم و انطباق در نواحی مرزی با داشتن max MI قابل انجام است . در واقع MI نشان میدهد که کدام نواحی از دو تصویر باید باهم ادغام و اطلاعات آن نواحی با هم ادغام شود . برای هر پارتیشن که توسط دو الگوریتم بالا بدست آمد MI محاسبه میشود .

درفاز انطباق دو روش تست شده است : Pixel – based , node- based

در روش pixel-based هر کدام از پارتیشن ها دارای یک سری مقادیر روشنایی همگن هستند. معیار MI را بر روی این تصاویر ساده شده پیاده میکنیم تا نقاط مرتبط به هم پیدا شوند . بهترین نتایج از BSP حاصل شده است .

در روش node- based از همبستگی مناطقی که با هم همپوشانی دارند جهت انطباق استفاده میکنیم. در این روش هر گره نمایشگر یک ناحیه ساده شده است و هیستوگرام که نواحی منطبق برهم را نشان میدهد .

این الگوریتم از تابع تبدیل خطی جهت انطباق کلیه تصاویر استفاده میکند و همانطور که در متن مقاله شرح داده شده است الگوریتم های طراحی شده جهت تابع تبدیل غیر خطی برای انطباق مناسب نیستند .

1-Quadtree Structure

2-Binary Space Particle

۲-۳-۴ - انطباق غیر خطی تصاویر MR

الگوریتم انطباق در این روش شامل دو مرحله است [9] :

۱- Global Registration

۲- local Registration

روش مورد استفاده در مرحله اول بصورت اتوماتیک عمل میکند به این صورت :

ایجاد یک ماتریس تبدیل affine که شامل دوران و تغییر اندازه و اربابی و کشیدگی و انتقال است.

از هر دو تصویر اصلی و شناور نمونه برداری میکند به این صورت که یک فیلتر 3×3 بر روی هر دو تصویر قرار می دهد

و پیکسل مرکز این پنجره به عنوان یک نمونه برداشته میشود که این امر باعث کاهش زمان محاسباتی الگوریتم میشود .

این مراحل آنقدر تکرار میشود تا بین پیکسل های نمونه بیشترین مقدار اطلاعات متقابل پیدا شود در این حالت آن دو نقطه

ای که بیشترین اطلاعات متقابل را داشته باشد جهت انطباق نسبت به هم مناسب است .

پایان الگوریتم زمانی است که میزان خطا از یک حد آستانه کمتر باشد.

بعد از یک انطباق موقت هنوز قسمت هایی از تصویر شناور هستند که کاملاً منطبق نشده اند .

در این الگوریتم هر دو تصویر اصلی و شناور و تصویر بدست آمده در الگوریتم بالا را به زیر تصویرهای 16×16 تقسیم

میکنیم

در این مرحله زیر تصویر انطباق یافته را مجدداً طبق تابع تبدیل affine که در بالا گفته شد با ۶ پارامتر ارزیابی میکنیم تا

انطباق نهایی ایجاد شود .

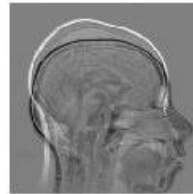
-یک نمونه از انطباق تصاویر با استفاده از این روش در شکل ۲-۳-۳ نمایش داده شده است.



Reference Image

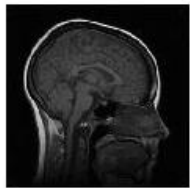


Floating Image



Difference of Images

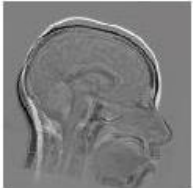
قبل از انطباق



Reference Image



Floating Image

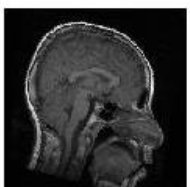


Difference of Images

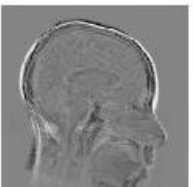
انطباق پس از یک بار تکرار الگوریتم



Reference Image



Floating Image



Difference of Images

انطباق پس از دو بار تکرار الگوریتم



Reference Image



Floating Image



Difference of Images

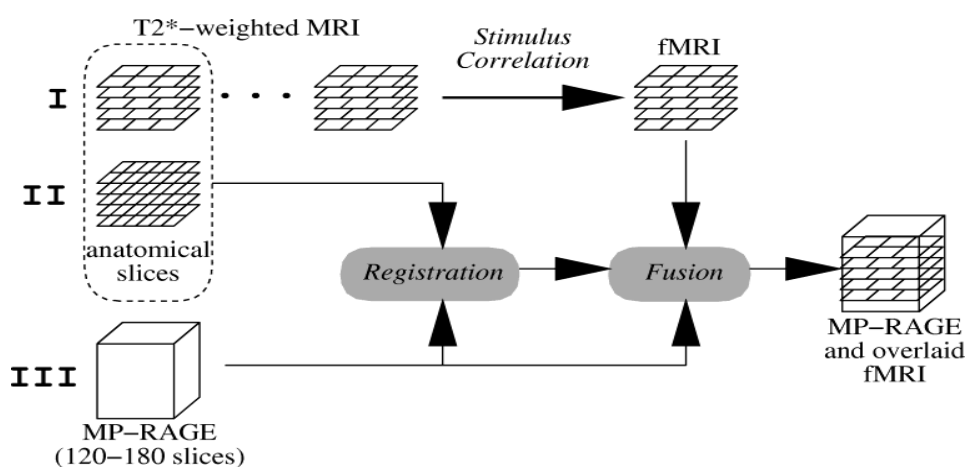
انطباق پس از چهار بار تکرار الگوریتم

شکل (۲-۳) انطباق تصاویر با معیار اطلاعات متقابل [9]

۵-۳-۲ - انطباق تصاویر مغزی FMRI, MR

در این روش [10,26,27,28] الگوریتم طراحی شده در مورد ۹ نفر بر روی تصاویر MR و FMRI مغزی تست شده است. تصاویر مورد نظر دارای وضوح $256 \times 256 \times 128$ میباشند. همچنین اندازه پیکسلها 0.98 تا 1 میلی متر است. ضخامت اسلایسها نیز 1.25 تا 1.66 میلی متر در نظر گرفته شده است.

در این روش در مرحله اول ۵ اسلایس از تصاویر MR با پروتکل $T2^*-W$ با استفاده از مکانیسم Fast Gradient echo از فرد مورد نظر گرفته می‌شود. در مرحله دوم بلافاصله تصاویر MR آناتومیکال و یا $T1$ بدون هیچ گونه حرکتی از سوی فرد گرفته می‌شود. در پروتکل $T2$ مغناطیسی شدن محیط از تعامل طبیعی بین اتمها و مولکولها در بافت مورد نظر بدن بوجود می‌آید ولی در پروتکل $T2^*$ مغناطیسی شدن محیط با استفاده از یک سری مکانیسم‌ها بصورت سریع تری ایجاد می‌شود از اینرو تصاویر $T2^*$ وضوح پایین تری نسبت به تصاویر $T2-W$ دارند لذا این گونه تصاویر که با پروتکل $T2^*$ تولید می‌شوند میتوانند به عنوان یک پروتکل پایه برای تولید تصاویر FMRI باشند. در مرحله سوم از پروتکل $T2^*$ برای تولید تصاویر FMRI برای همان فرد استفاده می‌شود (در این مقاله برای تولید FMRI از فعال سازی آن قسمت از مغز که مربوط به صحبت کردن میباشد استفاده شده است). در مرحله چهارم برای افزایش وضوح تصاویر $T1-W$ نیز میتوان از انطباق با یک سری تصاویر اطلس با استفاده از معیار MI بهره برد. در مرحله پنجم نیز تصاویر انطباق یافته در مرحله سوم که دارای وضوح بالایی هستند با تصاویر FMRI تولید شده در مرحله سوم ترکیب شده و تصاویر FMRI با وضوح بالایی را تولید میکنند.



شکل (۴-۲) مراحل انطباق دو تصویر MR, FMRI با استفاده از تصاویر اطلس [10]

۶-۳-۲- انطباق تصاویر با استفاده از روش Variational

یک روش غیر خطی جهت انطباق تصاویر است. در این روش یک تصویر به عنوان اصلی و یک تصویر به عنوان شناور در نظر گرفته می‌شود. تابع هدف در این روش از یک پارامتر فاصله و یک معیار هموار کننده تشکیل شده است. در طی تکرارهای

الگوریتم یک ماتریس جابجایی تولید میشود که با درون یابی با تصویر شناور به بهترین انطباق خواهیم رسید [13, 14].

$$J[u] = D[R, T, u] + \alpha S[u]; \text{ تابع هدف} \quad (2-10)$$

D = distance measure,

R = Reference image (MRI);

T = Template image (FMRI);

u = displacement field;

S = regularization (smooth displacement field);

α = weighted coefficient;

Goal: minimizing functional energy;

در فصل ۳ نشان خواهیم داد که این روش نسبت به روشهای معرفی شده در این بخش بهترین روش در انطباق تصاویر پزشکی هم از لحاظ صحت و هم از لحاظ مدت زمان اجرای برنامه خواهد بود.

۲-۴- مقایسه الگوریتم های خطی و غیر خطی انطباق

الگوریتم های اولیه انطباق بصورت خطی بودند به این صورت که دو تصویر با یک زاویه دوران و یک انتقال قابل انطباق بودند اما این فرایند انطباق به تنهایی کافی نبود زیرا بافت های داخلی و یا شیاهای یک تصویر مغزی با این مدل الگوریتم ها کاملاً نسبت به هم انطباق نمی یافتند و نیازمند روشهای پیچیده تر بودیم بنابراین ایده انطباق غیر خطی مطرح شد که علاوه بر پارامترهای انتقال - دوران پارامترهای دیگری از جمله stretch (کشیدگی) و shrink (جمع شدن) نیز به تابع اضافه شد. این الگوریتم غیر خطی با استفاده از این پارامترها قادر به تعیین نقاط و موقعیت آنها در هر دو تصویر میباشد و با به حداقل رساندن فاصله ها بهترین جفت پیکسل ها را جهت انطباق تعیین میکند.

در جدول ۲-۲، ۱۴ الگوریتم انطباق مقایسه شده اند که یک الگوریتم خطی (FLIRT) و سایر الگوریتم ها غیر خطی هستند. در این مقایسه سعی بر این است که با روشهای مختلف انطباق که در طی چند سال اخیر در این زمینه معرفی شده اند آشنا شویم لذا ۱۴ نرم افزار مختلف معرفی شده است که در هر کدام از آنها نوع خطی و غیر خطی بودن آنها توضیح داده میشود و میزان درجه آزادی هر روش ذکر شده است. معیار شباهت هر الگوریتم با سایر الگوریتم ها مقایسه و درنهایت میزان خطای هر الگوریتم مشخص شده است [18].

جدول (۲-۱) مقایسه الگوریتم های انطباق [18]

Algorithm	Deformation	≈ dof	Similarity	Regularization
FLIRT	Linear, rigid-body	9, 6	normalized CR	
AIR	5th-order polynomial warps	168	MSD (optional intensity scaling)	Incremental increase of polynomial order; MRes: sparse-to-fine voxel sampling
ANIMAL	Local translations	69K	CC	MRes, local Gaussian smoothing; stiffness parameter weights mean deformation vector at each node
ART	Non-parametric, homeomorphic	7 M	normalized CC	MRes median and low-pass Gaussian filtering
Diffeomorphic Demons	Non-parametric, diffeomorphic displacement field	21 M	SSD	MRes: Gaussian smoothing
FNIRT	Cubic B-splines	30 K	SSD	Membrane energy*; number of basis components; MRes: down- to up-sampling
IRTK	Cubic B-splines	1.4 M	normalized MI	None used in the study; MRes: control mesh spacing and Gaussian smoothing
JRD-fluid	Viscous fluid: variational calculus (diffeomorphic)	2 M	Jensen-Rényi divergence	Compressible viscous fluid governed by the Navier-Stokes equation for conservation of momentum; MRes
ROMEO	Local affine (12 dof)	2 M	Displaced frame difference	First-order explicit regularization method, brightness constancy constraint; MRes: adaptive multigrid (octree subdivision), Gaussian smoothing
SICLE	3-D Fourier series (diffeomorphic)	8 K	SSD	Small-deformation linear elasticity, inverse consistency; MRes: number of basis components
SyN	Bi-directional diffeomorphism	28 M	CC	MRes Gaussian smoothing of the velocity field; transformation symmetry
SPM5: "SPM2-type" Normalization	Discrete cosine transforms	1 K	MSD	Bending energy, basis cutoff
Unified Segmentation	Discrete cosine transforms	1 K	MSD	Bending energy, basis cutoff
	Discrete cosine transforms	1 K	Generative segmentation model	Bending energy, basis cutoff
DARTEL Toolbox	Finite difference model of a velocity field	6.4 M	Multinomial model	Linear-elasticity; MRes: full-multigrid (recursive)

جدول (۲-۲) الگوریتم های انطباق براساس سال طراحی و مدت زمان اجرا [18]

Algorithm	Mean rank	dof	Run time: min	Year
SyN	1.00	28 M	77 (15.1)	2008
ART	1.00	7 M	20.1 (1.6) [Linux]	2005
IRTK	1.63	1.4 M	120.8 (29.3)	1999
SPM5 DARTEL Toolbox	1.88	6.4 M	71.8 (6.3)	2007
JRD-fluid	2.50	2 M	17.1 (1.0) [Solaris]	2007
Diffeomorphic Demons	3.00	21 M	8.7 (1.2)	2007
FNIRT	3.00	30 K	29.1 (6.0)	2008
ROMEO	3.50	2 M	7.5 (0.5)	2001
ANIMAL		69 K	11.2 (0.4)	1994
SICLE		8 K	33.5 (6.6)	1999
SPM5 Unified Segmentation		1 K	≈ 1	2005
"SPM2-type" Normalize		1 K	≈ 1	1999
SPM5 Normalize		1 K	≈ 1	1999
AIR		168	6.7 (1.5)	1998

۲-۵ جمع بندی:

در این فصل به بررسی چند روش انطباق پرداختیم. الگوریتم های روشها شرح داده شد و در پایان به مقایسه ۱۴ روش

پرداخته شد.

فصل ۳ :

روش پیشنهادی

۱-۳- مقدمه

با توجه به مطالب ارائه شده در فصل قبل، مشاهده میشود که یک روش خوب و جامع جهت انطباق تصاویر FMRI , MR , باید حداقل دارای خصوصیات زیر باشد :

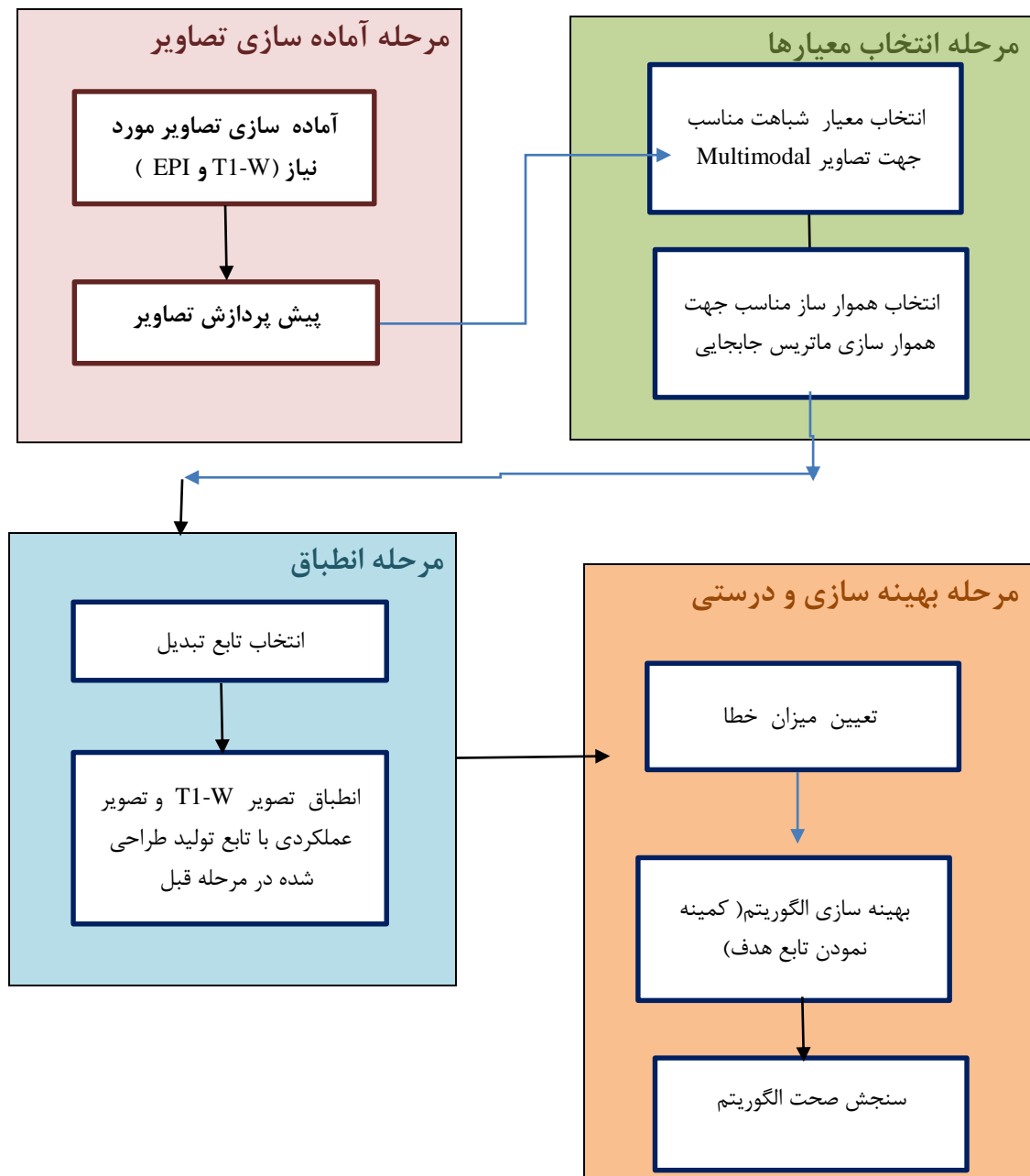
۱- افزایش کنتراست تصویر FMRI و انطباق صحیح

۲- کارایی بالا

۳- قابلیت توسعه

۴- امکان پیاده سازی

بنابراین در این فصل به ارائه مدل پیشنهادی جهت انطباق صحیح دو تصویر MRI و FMRI می پردازیم. مدل پیشنهادی برپایه روش variational می باشد. در ادامه در خصوص تعیین یک معیار شباهت مناسب جهت تعیین میزان فاصله و همچنین انتخاب یک معیار هموار سازی جهت هموار نمودن ماتریس جابجایی بحث خواهد شد. شکل ۱-۳ فلوجارت روش پیشنهادی را نشان میدهد که در ادامه به شرح آن می پردازیم.



شکل (۳-۱): فلوچارت مراحل انجام کار

۲-۳- علت انتخاب روش

در این پروژه از یک روش غیرخطی و براساس روش variational استفاده می‌گردد که یک روش کاملاً اتوماتیک بر خلاف سایر روشهای انطباق در تصاویر پزشکی میباشد. دلایل انتخاب این روش را میتوان اتوماتیک بودن (نیازی به دریافت اطلاعات از کاربر نیست) و سرعت و دقت بالای این روش در n بعد اشاره نمود [13,14,19].

در این روش از یک تابعی انرژی استفاده میشود که هدف از الگوریتم کمینه نمودن این تابعی انرژی و یا هدف میباشد. این تابعی انرژی از دو پارامتر فاصله و هموار ساز تشکیل شده است که در ادامه به تفصیل در مورد آن بحث خواهد شد. در طی تکرارهای الگوریتم این تابع هدف باید به کمترین مقدار خود برسد تا فاصله دو تصویر کم شده و دو تصویر بخوبی منطبق شوند. تمامی روابط که در این فصل توضیح داده خواهد شد در n بعد تعریف شده اند و برای تصاویر دو بعدی و سه بعدی قابل اجرا هستند.

۱-۲-۳- تشریح کامل روش

تعریف تابع انرژی :

$$J[u] = D[R, T, u] + \alpha S[u]; \quad (3-1)$$

D = distance measure,

R = Reference image (MRI);

T = Template image (FMRI);

u = displacement field;

S = regularization (smooth displacement field);

α = weighted coefficient;

Goal: minimizing functional energy;

برای رسیدن به هدف که کمینه نمودن تابعی انرژی میباشد میبایست از آن مشتق گرفته و برابر با صفر قرار دهیم

($J' = 0$). برای مشتق گرفتن از تابعی انرژی باید از هر دو پارامتر آن مشتق بگیریم .

پارامتر اول پارامتر مربوط به تعیین فاصله میباشد و تحت نام Distance measure شناخته میشود و اختلاف روشی دو تصویر در دو بعد و سه بعد را محاسبه میکند. این پارامتر بصورت رابطه ۳-۲ تعریف میشود [19]:

$$D = 1/2 \int (T(x-u) - R(x)) dx \quad (3-2)$$

$$\partial D / \partial u = f = [T(x-u) - R(x)] * \text{grad} [T(x-u)] \rightarrow \text{force field} \quad (3-3)$$

پارامتر دوم هموار ساز نامیده میشود و باعث هموار نمودن ماتریس جابجایی میشود. ماتریس جابجایی ماتریسی است که شامل مختصات تغییر یافته وکسل ها در هر تکرار میباشد و این تغییرات بر اثر تغییرات میدان نیرو و یا force field است که به گرادیان های تصویر شناور اعمال میشود و باعث جابجایی وکسل ها و سپس تغییر تصویر شناور شده و این تغییرات انقدر تکرار میشود تا دو تصویر کمترین فاصله را نسبت بهم داشته باشند. همانطور که میدانیم گرادیان ها در لبه ها دارای مقادیر بیشتری نسبت به سطوح هموار دارند و چنانچه این گرادیان ها هموار نشوند باعث پرش های شدید و بی نظمی در تصویر جدید خواهند شد. از جمله هموار سازها میتوان به گاوسی ، diffusion و لاپلاس اشاره نمود که ما در این پروژه از هموار ساز لاپلاس بهره برده ایم. هموار ساز لاپلاس طبق رابطه ۳-۴ محاسبه میگردد و جهت کمینه نمودن نیز از این رابطه مشتق میگیریم.

$$S = 1/2 \int || \text{grad} (u) ||^2 \rightarrow \text{Value of } S \quad (3-4)$$

$$\partial S / \partial u = \partial / \partial u * \partial S / \partial u = \text{grad}^2 u = \text{grad} * \text{grad} = \text{Laplace operator} = \Delta \quad (3-5)$$

رابطه ۳-۱ مقدار کمینه شدن را در هر تکرار الگوریتم چک میکند. مقدار S که از رابطه ۳-۴ بدست می آید و مقدار D نیز بستگی به مقدار معیار شباهت دارد و همچنین جهت تغییر در گرادیان ها و تغییر در مختصات تصویر شناور برای کمتر نمودن فاصله از مشتق D یا force field و جهت هموار نمودن این تغییرات از مشتق S و یا اپراتور لاپلاس استفاده میشود. در مورد انتخاب نوع معیار شباهت (که در فصل ۲ توضیح داده شد) و اپراتور لاپلاس در ادامه بحث خواهیم نمود.

۳-۲-۲- بهینه سازی تابع هدف :

$$\partial j = \partial D + \alpha \partial S = 0 \quad (3-6)$$

$$f[x, u(x)] + \alpha \Delta u(x) = 0 \quad \text{a nonlinear equation} \quad (3-7)$$

$$f[x, u(x)] = [T(x-u(x)) - R(x)] * \text{grad} T(x-u(x)) \quad (3-8)$$

$$\Delta u(x) = \text{Laplace operator on displacement field}$$

برای حل معادلات دیفرانسیل غیر خطی میبایست مسئله را گسسته سازی کنیم. برای گسسته سازی معمولاً از پارامتری تحت عنوان time step و یا step size (tau) استفاده میکنیم و برای گسسته سازی مکانی نمایش تغییرات روی پیکسل ها از گرید استفاده میکنیم [19].

$$\partial_t u(x, t) = f(x, u(x, t)) + \alpha \Delta u(x, t) \quad (3-9)$$

$$\partial_t u(x, t_{k+1}) - \alpha \Delta u(x, t_{k+1}) = f(x, u(x, t_k)) \quad (3-10)$$

فرض میکنیم :

$$V_K = u(X, k\tau) \quad (3-11)$$

$$F = f(X, u(X, k\tau)) \quad (3-12)$$

$$\partial_t u(x, t) = (V_{K+1} - V_K) / \tau \quad \text{forward difference} \quad (3-13)$$

$$F = [T(x-u) - R(x)] * \text{grad} [T(x-u)] \rightarrow \text{force field} \quad (3-14)$$

$$\alpha \Delta u(x, t) = \alpha A_L V_K \quad (3-15)$$

طبق رابطه (۳-۱۰) خواهیم داشت :

$$(V_{K+1} - V_K / \tau) - \sum \alpha A_L V_{K+1} = F \quad (3-16)$$

$$\rightarrow V_{K+1} = (I - \tau * \alpha * \sum A_L) * (V_K + \tau * F) \quad (3-17)$$

در رابطه (۱۷-۳) V_{K+1} ماتریس جدید u است و V_K ماتریس u در مرحله قبل است که در اولین مرحله برابر با صفر است و F که قابل محاسبه است. I ماتریس identity است. τ و α ضرایبی هستند جهت وزن دار نمودن اپراتور لاپلاس و force field مقداردهی این پارامترها بستگی به نوع تصاویر ورودی دارد.

حل این معادله تنها بستگی به تعریف A دارد.

❖ حل معادله فوق با استفاده از الگوریتم DCT با پیچیدگی $O(N \log N)$

$$V^{k+1} = (I - \tau \sum_{L=1}^d A_L)^{-1} (V^k + \tau F^k) \quad (3-18)$$

۳-۳- ماتریس لاپلاس A

$$D_{xx} = [0 \ 0 \ 0; 1 \ -2 \ 1; 0 \ 0 \ 0] \quad (3-19)$$

$$D_{yy} = [0 \ 1 \ 0; 0 \ -2 \ 0; 0 \ 1 \ 0] \quad (3-20)$$

$$L = D_{xx} \oplus D_{yy} = D_{xx} \otimes I + I \otimes D_{yy}, \quad (3-21)$$

$$D_{xy} = [0 \ 1 \ 0; 1 \ -4 \ 1; 0 \ 1 \ 0] \quad (3-22)$$

$$S = \begin{pmatrix} S_{1,1} & S_{2,1} & S_{1,1} \\ S_{1,2} & S_{2,2} & S_{1,2} \\ S_{1,1} & S_{2,1} & S_{1,1} \end{pmatrix} S^{diff,2} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (3-23)$$

$$M_m = \begin{pmatrix} 1 & 1 & \\ 1 & 0 & 1 \\ & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (3-24)$$

$$A^{(2)} = \begin{pmatrix} A_2^{(2,1)} + A_1^{(2,1)} & A_1^{(2,1)} & & \\ A_1^{(2,1)} & A_2^{(2,1)} & \ddots & \\ & \ddots & \ddots & \\ & & A_2^{(2,1)} & A_1^{(2,1)} \\ & & A_1^{(2,1)} & A_2^{(2,1)} + A_1^{(2,1)} \end{pmatrix}$$

(۳-۲۵)

$$A_q^{(2,1)} = S_{2,q} I_{n1} + S_{1,q} M_{n1}$$

(۳-۲۶)

$$A^{(2,1)} = \begin{pmatrix} S_{2,q} + S_{1,q} & S_{1,q} & & \\ S_{1,q} & S_{2,q} & \ddots & \\ & \ddots & \ddots & \\ & & S_{1,q} & S_{2,q} \\ & & S_{1,q} & S_{2,q} + S_{1,q} \end{pmatrix}$$

(۳-۲۷)

$$A1 = S21 In1 + S11 Mn1$$

(۳-۲۸)

$$A2 = S22 In1 + S12 Mn1$$

(۳-۲۹)

S21 + S11	S11	0
S11	S21	S11
0	S11	S21 + S11

1	0	0
0	1	0
0	0	1

-3	1	0
1	-4	1
0	1	-3

S22 + S12	S12	0
12	S22	S12
0	S12	S22 + S12

اگر بخواهیم این ماتریس ها را بسط دهیم و به اندازه تصویر برسانیم خواهیم داشت :

$$A = In_2 \circ A_2 + Mn_2 \circ A_1 \quad (3-30)$$

$$A_1 = In_1 \circ S_{21} + Mn_1 \circ S_{11} \quad (3-31)$$

$$A_2 = In_1 \circ S_{22} + Mn_1 \circ S_{12} \quad (3-32)$$

$$A = In_2 \circ (In_1 \circ S_{22} + Mn_1 \circ S_{12}) + Mn_2 \circ (In_1 \circ S_{21} + Mn_1 \circ S_{11}) \quad (3-33)$$



$$A = S_{22} In_1 n_2 + S_{12} In_2 \circ Mn_1 + S_{21} Mn_2 \circ In_1 \quad (3-34)$$

$$A = -4 In_1 n_2 + In_2 \circ Mn_1 + Mn_2 \circ In_1$$

-4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
0	-4	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
0	0	-4	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0
0	0	0	-4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0
0	0	0	0	-4	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	0	0	-4	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0
0	0	0	0	0	0	-4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	-4	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	-4	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	-4	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0

برای حل معادله جهت پیدا نمودن ماتریس U با استفاده از ماتریس لاپلاس نیاز به مقادیر ویژه این ماتریس داریم. میدانیم :

$$Ax = \lambda x \quad \lambda = \text{مقدار ویژه} \quad x = \text{بردار ویژه} \quad \text{و} \quad \lambda = x^T A x \quad (3-35)$$

تعریف میشود :

$$C_m = \left(\cos \frac{(2j+1)k\pi}{2m} \right) \quad (3-36)$$

$$V_m = C_m \text{diag}(\sqrt{1/m}, \sqrt{2/m}, \dots, \sqrt{2/m}) \quad (3-37)$$

$$D_m = 2 \text{diag}(\cos \frac{k\pi}{m}, k = 0, \dots, m-1) \quad (3-38)$$

C_m بردارهای ویژه معکوس ماتریس لاپلاس

V_m بردارهای ویژه نرمال ماتریس لاپلاس

D_m مقادیر ویژه ماتریس لاپلاس

اثبات خواهیم کرد که D چگونه بصورت رابطه بالا بدست می آید :

$$A = S_{22} \ln_1 \ln_2 + S_{12} \ln_2 \circ M_{n1} + S_{21} M_{n2} \circ \ln_1 \quad (3-39)$$

برای بدست آوردن مقادیر ویژه A جهت حل معادله

$$V^{k+1} = (I - \tau \sum_{L=1}^d A_L)^{-1} (V^k + \tau F^k) \quad (3-40)$$

لازم است ماتریس M را تجزیه کنیم

$$M_m V_m = V_m D_m \rightarrow D_m = V_m^T M_m V_m \quad (3-41)$$

1	1	0
1	0	1
0	1	1

 \ast

v1	v4	v7
v2	v5	v8
v3	v6	v9

 $=$

v1+v2	v4+v5	v7+v8
v1+v3	v4+v6	v7+v9
v2+v3	v5+v6	v8+v9

 $= D_m \ast$

v1	v4	v7
v2	v5	v8
v3	v6	v9

$$M_m v = (v_1 + v_2, v_1 + v_3, \dots, v_{m-2} + v_m, v_{m-1} + v_m)^T \quad (3-42)$$

همچنین داریم :

$$2 \cos \alpha \cos \beta = \cos(\alpha - \beta) + \cos(\alpha + \beta), \quad (3-43)$$

$$v_1 + v_2 = \cos \frac{k\pi}{2m} + \cos \frac{3k\pi}{2m} = 2 \cos \frac{k\pi}{m} \cos \frac{k\pi}{2m} = \lambda_k v_1 \quad (3-44)$$

$$v_j + v_{j+2} = \cos\left(\frac{(2j+1)k\pi}{2m} - \frac{k\pi}{m}\right) + \cos\left(\frac{(2j+1)k\pi}{2m} + \frac{k\pi}{m}\right) = 2 \cos \frac{(2j+1)k\pi}{2m} \cdot \cos \frac{k\pi}{m} = \lambda_k v_{j+1} \quad (3-45)$$

$$\begin{aligned} v_{m-1} + v_m &= \cos \frac{(2m-3)k\pi}{2m} + \cos \frac{(2m-1)k\pi}{2m} = 2 \cos \frac{(m-1)k\pi}{m} \cdot \cos \frac{k\pi}{2m} = 2 \cos \frac{k\pi}{m} \cos(k\pi) \cos \frac{k\pi}{2m} = \\ &= 2 \cos \frac{k\pi}{m} \cos \frac{(2m-1)k\pi}{2m} = \lambda_k v_m \end{aligned} \quad (3-46)$$

$$\begin{aligned} D^{diff,2} &= (v_{n_2} \otimes v_{n_1})^T A^{diff,2} (v_{n_2} \otimes v_{n_1}) \\ &= \text{diag}(d_{j_1, j_2}, j_1 = 1, \dots, n_1, j_2 = 1, \dots, n_2) \end{aligned} \quad (3-47)$$

$$\begin{aligned} D^{diff,3} &= (v_{n_3} \otimes v_{n_2} \otimes v_{n_1})^T A^{diff,3} (v_{n_3} \otimes v_{n_2} \otimes v_{n_1}) \\ &= \text{diag}(d_{j_1, j_2, j_3}, j_L = 1, \dots, n_L, L = 1, 2, 3) \end{aligned} \quad (3-48)$$

$$d_{j_1, j_2} = -4 + 2 \cos \frac{(j_1 - 1)\pi}{n_1} + 2 \cos \frac{(j_2 - 1)\pi}{n_2} \quad (3-49)$$

$$d_{j_1, j_2, j_3} = -6 + 2 \cos \frac{(j_1 - 1)\pi}{n_1} + 2 \cos \frac{(j_2 - 1)\pi}{n_2} + 2 \cos \frac{(j_3 - 1)\pi}{n_3}$$

(۳-۵۰)

کلیه روابط در ماتریس MV با توجه به روابط بالا برابر با $2\cos k\pi/2m$ خواهد شد که نشان دهنده ماتریس D یا همان مقادیر ویژه است. هم چنین دیدیم که برای V ها از C استفاده شد بنابراین داریم :

$$Mm * Cm = Cm * Dm \quad (3-51)$$

(۳-۵۲)

$$Cm^{T*} Cm = \sum_{j=0}^{m-1} \cos^2 \frac{(2j-1)k\pi}{2m} = m + \sum_{j=0}^{m-1} \Re[e^{ik\pi(2j-1)/m}]$$

با استفاده از الگوریتم DCT فقط قسمت real محاسبه میشود .

طبق رابطه ۳-۴۰ خواهیم داشت :

$$(I - \tau \alpha A_L) U_{K+1} = (U_K + \tau F) \quad (3-53)$$

U_K ماتریس جابجایی اولیه است که برابر با صفر میباشد. F ماتریس force field است و A ماتریس لاپلاس است تمامی این ماتریس ها طبق روابطی که دارند قابل محاسبه هستند. حل این معادله، ماتریس جابجایی U_{K+1} را در تکرار بعدی میدهد. با استفاده از رابطه مقدار ویژه و بردار ویژه داریم :

$$Bx = \lambda x$$

$$U_{K+1} F = A F \rightarrow B = U_{K+1} \quad , \quad x = F \text{ بردار ویژه} \quad , \quad \lambda = A \text{ مقادیر ویژه} \quad (3-54)$$

$$U_{K+1} A = F^T F \quad (3-55)$$

$$U_{K+1} = F^T F / A \rightarrow F^T F = DCT(F) \quad (3-56)$$

طبق رابطه ۳-۵۲ ثابت شد که ضرب ماتریس بردارهای ویژه در ترانزفاده اش برابر است با DCT آن ماتریس یعنی ماتریس F را به حوزه فرکانس برده تنها مقادیر قسمت حقیقی آن را محاسبه میکند. سپس این مقادیر بدست آمده را برماتریس لاپلاس تقسیم میکند تا این گرادیان های نامنظم هموار شود و سپس به تصویرشاور اعمال میشود.

معیار شباهتی که برای تصاویر مالتی مودال استفاده شد معیار نرخ همبستگی یا correlation ratio است. در اولین اجرای برنامه فرض میکنیم که ماتریس u اولیه برابر با صفر است و در هر بار تکرار با حل معادله انرژی، ماتریس u جدید (ماتریس جابجایی) بدست می آید و شرط پایان الگوریتم زمانیست که خطای دو تصویر R, T از یک حد آستانه کوچکتر شده و یا تعداد تکرارها به حد معین برسد.

۴-۳ - جمع بندی

در این فصل روش بدون پارامتریک بصورت کامل شرح داده شد در فصل ۴ این روش را بر روی تصاویر اعمال نموده و نتایج را مقایسه می کنیم .

فصل ۴

نتایج و تفسیر آنها

۴-۱- مقدمه

در این فصل ابتدا به نتایج انطباق تصاویر در دو بعد پرداخته و سپس نتایج را با دو معیار شباهت مختلف مقایسه و بهترین معیار انتخاب می‌شود و سپس دو حجم از تصاویر را انتخاب نموده و فرایند انطباق سه بعدی را بر روی این ۲ حجم تصویری اجرا می‌کنیم و نتایج را در اسلایس‌های مختلف از حجم نمایش می‌دهیم.

۴-۲- مجموعه داده ها :

جهت انجام آزمایش تصاویر دو بعدی، ۸ زوج تصویر MR, FMR از هشت بیمار در نمای ساجیتال و ۱۰ زوج تصویر MR, FMR از ۱۰ بیمار در نمای اکسیال تهیه شده است که از میان اسلایس‌های متعدد انتخاب شده اند که رزولوشن تصاویر ۲۵۶*۲۵۶ می‌باشد. و جهت آزمایش دوم تصاویر سه بعدی یک حجم MRI, FMRI را از یک بیمار در نظر گرفته ایم اندازه حجم MRI بصورت ۱۳۶*۱۷۶*۲۲۰ و اندازه حجم FMRI بصورت ۶۸*۱۱۰*۱۱۰ می‌باشد و اندازه حجم خروجی بصورت ۱۳۶*۱۲۸*۱۲۸ در نظر گرفته می‌شود. این تصاویر توسط مرکز تحقیقات بیمارستان امام خمینی تهران در اختیار ما گذاشته شده است.

۴-۳- آزمایشات :

آزمایش اول : انطباق تصاویر دوبعدی MRI , FMRI با استفاده از روش غیر خطی و بدون پارامتر :

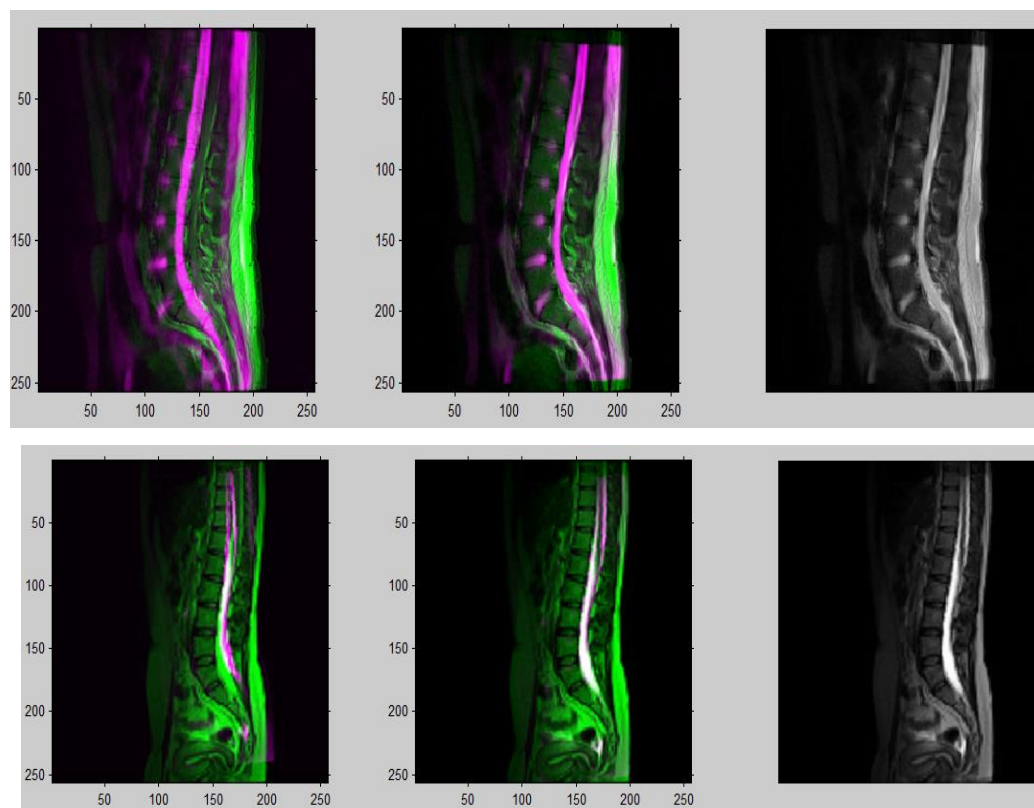
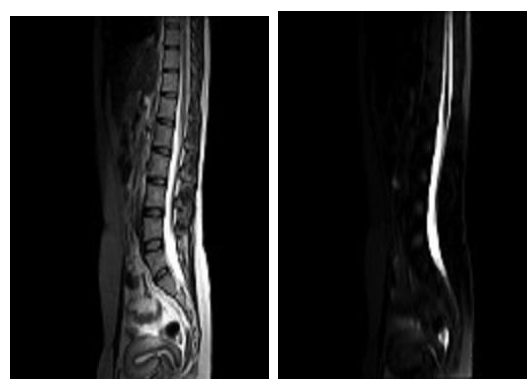
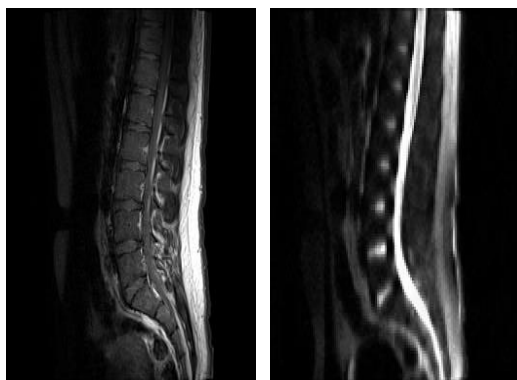
در این آزمایش نتایج انطباق در دو نمای مختلف (ساجیتال و اکسیال) نمایش داده می‌شود تعداد تکرار در هر دو نما ۲۰۰ مرتبه می‌شود. پارامترهای مورد نیاز جهت تصاویر ساجیتال $\alpha=200, \tau=2$ و جهت نمای اکسیال $\alpha=5, \tau=2$ در نظر گرفته می‌شود. با استفاده از دو معیار شباهت MI, CR این نتایج محاسبه می‌شوند و سپس با الگوریتم MIRT که یک روش پارامتریک غیر خطی جهت انطباق می‌باشد مقایسه می‌شود نتایج در جدول ۴-۱ و ۴-۲ نمایش داده شده است. نشان داده خواهد شد که روش بدون پارامتر در هر دو معیار شباهت نتایج بهتری هم در مقدار شباهت و هم در زمان خواهد داشت. در مقایسه دو معیار شباهت تصویری که دارای رزولوشن پایین و نویزی هستند معیار شباهت CR انطباق بهتری نسبت به MI خواهد داشت.

جدول (۴-۱): معیار شباهت محاسبه شده در نمای ساجیتال

C#	Non-parametric Method								parametric Method (MIRT)					
	CR				MI				MI(space=1)			MI(space=5)		
	CR-bef	CR-Aft	Time(s)	MI	MI-Bef	MI-Aft	Time(s)	CR	MI-Aft	Time(s)	CR	MI-Aft	Time(s)	CR
1	0.53	0.72	14	744.5	422.9	751.6	9	0.72	753.2	124	0.75	748.6	6	0.72
2	0.54	0.73	14.7	760.2	443.4	774.5	8	0.74	780.5	134	0.76	753.7	11	0.73
3	0.55	0.74	14.7	772.5	446.7	786.2	9	0.74	777.3	168	0.76	734.7	9	0.74
4	0.56	0.73	14.8	794.7	449.3	810.4	12.4	0.74	798.5	205	0.75	809.7	11	0.74
5	0.55	0.73	14.6	851.4	437.0	828.4	8	0.74	807.7	122	0.74	824.4	12	0.73
6	0.56	0.75	14.1	835.3	446.4	834.8	13	0.76	813.1	161	0.77	811.9	13.2	0.75
7	0.56	0.76	14.1	841.3	437.8	804.3	17	0.76	801.5	166	0.77	799.8	13.3	0.75
8	0.55	0.71	14.5	770.2	432.5	806.9	9	0.74	782.8	174	0.75	802.7	12	0.73
μ	0.55	0.73	14.4	796.2	439.5	799.9	10.6	0.74	789.3	156.7	0.74	785.1	10.9	0.73

جدول (۴-۲): معیار شباهت محاسبه شده در نمای اکسیال

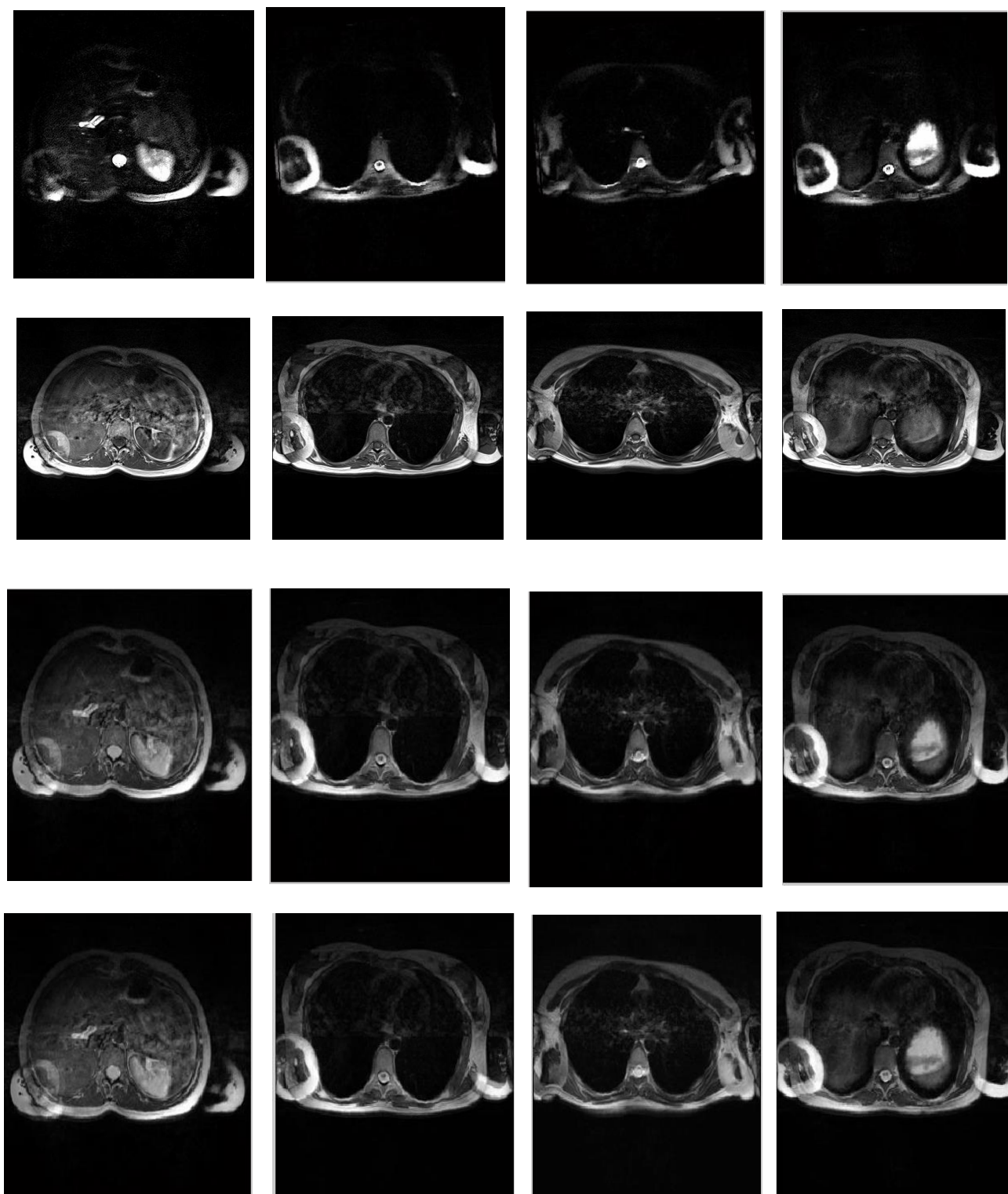
C#	Non-parametric Method								parametric Method (MIRT)					
	CR				MI				MI(space=1)			MI(space=5)		
	CR-bef	CR-Aft	Time(s)	MI	MI-Bef	MI-Aft	Time(s)	CR	MI-Aft	Time(s)	CR	MI-Aft	Time(s)	CR
1	0.45	0.78	14	752.3	323.7	769.9	25	0.78	678.1	183	0.75	553.3	12	0.65
2	0.44	0.82	13	717.1	264.2	708.6	24	0.8	684.3	262	0.80	524.3	18	0.71
3	0.45	0.82	14	762.0	295.9	770.6	23.2	0.82	702.1	383.23	0.81	551.6	15	0.7
4	0.44	0.8	13.2	780.0	295.0	870.2	23.5	0.83	672.4	254	0.76	564.0	10	0.69
5	0.47	0.74	14.7	726.8	330.2	773.9	25	0.76	701.8	138	0.74	600.8	13	0.68
6	0.5	0.78	14.4	810.2	334.4	820.5	24.6	0.78	747	338	0.75	594.6	14	0.67
7	0.5	0.74	14.5	698.0	286.9	688.0	23	0.73	693.7	103	0.75	499.5	12.8	0.65
8	0.5	0.73	14.4	660.9	290.2	692.8	21	0.74	623.6	125	0.71	501.8	10	0.64
9	0.42	0.74	14.6	685.1	275.6	672.7	24	0.71	578.2	163	0.68	459.3	10	0.6
10	0.42	0.67	14.2	576.9	233.5	593.8	23.4	0.67	512.9	296	0.64	403.1	15.2	0.56
μ	0.45	0.76	14.1	716.9	292.9	736.1	23.6	0.76	659.4	224.5	0.73	525.3	13	0.65



شکل (۴-۱): انطباق تصاویر FMRI, MR ستون فقرات در نمای ساجیتال، ردیف اول از سمت چپ: MRI و FMRI بیمار اول، ردیف دوم تصاویر

FMRI, MR بیمار دوم، سطر سوم از چپ: تفاوت تصاویر قبل از انطباق، تفاوت تصاویر بعد از انطباق و ترکیب دو تصویر از ردیف اول و سطر چهارم:

تفاوت تصاویر قبل از انطباق، تفاوت تصاویر بعد از انطباق و ترکیب دو تصویر از ردیف دوم



شکل (۴-۲): انطباق تصاویر FMRI, MR ستون فقرات در نمای اکسیال، سطر اول: تصاویر FMRI به عنوان تصاویر شناور، سطر دوم: تصاویر MR

به عنوان تصاویر اصلی، سطر سوم: انطباق تصاویر با استفاده از معیار شباهت MI و سطر چهارم: انطباق تصاویر با استفاده از معیار شباهت CR

آزمایش دوم: انطباق سه بعدی تصاویر FMRI, MRI با استفاده از روش غیر خطی و بدون پارامتر:

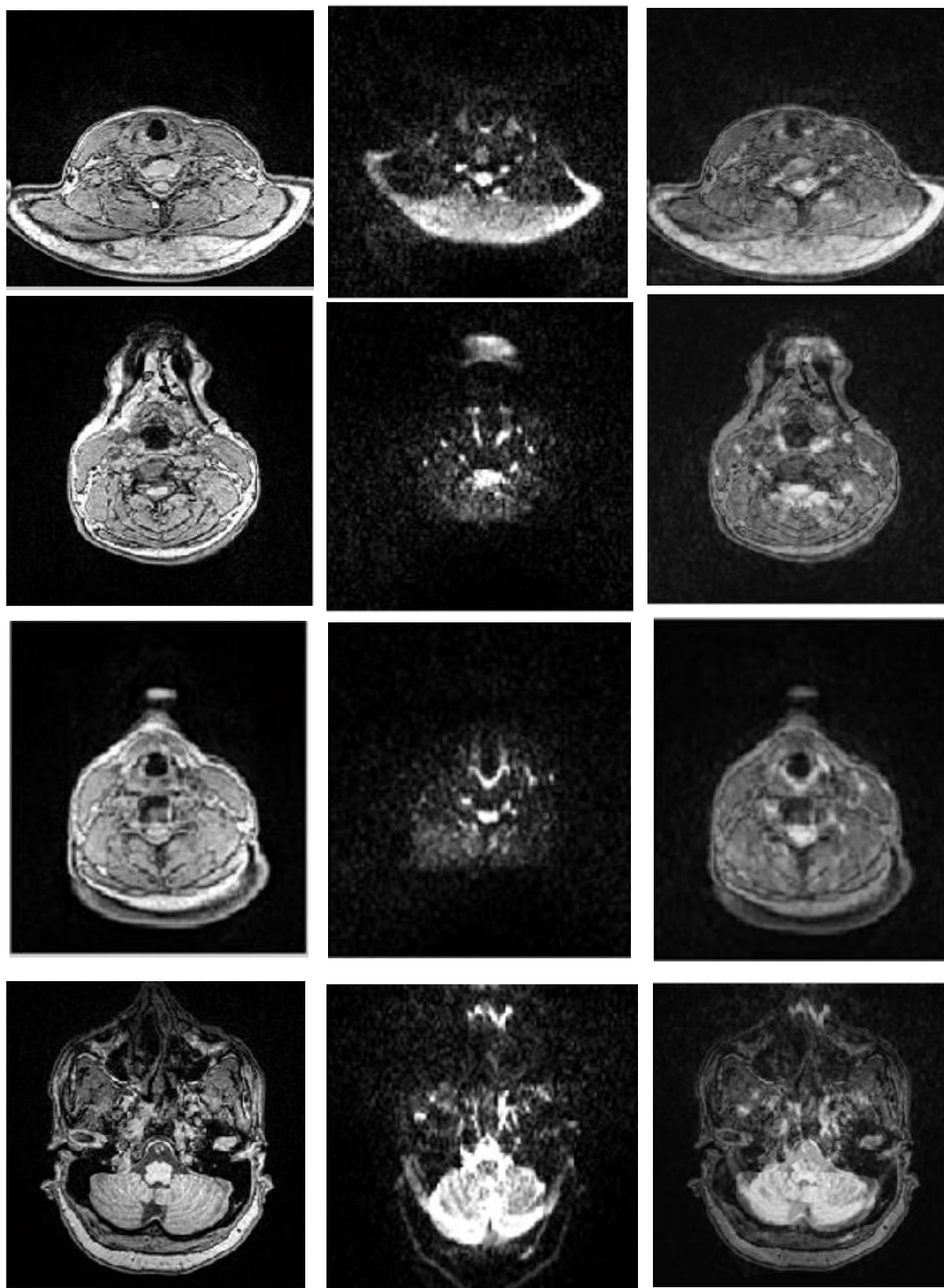
در این آزمایش ابتدا یک حجم MRI, FMRI از یک بیمار را در نظر گرفته ایم اندازه حجم MRI بصورت $136 \times 176 \times 220$ و اندازه حجم FMRI بصورت $68 \times 110 \times 110$ می باشد و اندازه حجم خروجی بصورت $136 \times 128 \times 128$ در نظر گرفته می شود. هر دو تصویر ورودی به اندازه یکسان در رزولوشن تبدیل میشوند و تعداد اسلایس ها نیز با استفاده از دستور interpolation هم اندازه میشوند.

پارامترهای مورد نیاز در این آزمایش $\alpha=20, \tau=1$ و تعداد تکرار الگوریتم ۱۰۰ می باشد. همچنین معیار شباهت مناسب جهت این مجموعه داده ها CR می باشد تصویر شماره ۳-۴ فرایند انطباق این مجموعه داده را در نمای اکسیال نشان می دهد اولین ستون ۴ اسلایس از حجم رفرنس و یا MRI را نشان می دهد و ستون دوم ۴ اسلایس از حجم تمپلیت و یا FMRI را نشان می دهد و ستون سوم نیز اسلایس های انطباق یافته می باشد.

در مقایسه نتایج دو بعدی با سه بعدی ثابت میشود که انطباق تصاویر دو بعدی هر کدام ۴ ثانیه و جمعاً برای ۱۳۶ اسلایس زمان ۸ دقیقه و ۲۰ ثانیه لازم دارد تا تصاویر بصورت دو بعدی منطبق شوند اما چنانچه از انطباق سه بعدی استفاده شود مدت زمان مورد نیاز برای ۱۳۶ اسلایس ۳ دقیقه و ۱۰ ثانیه می باشد همچنین مقدار معیار شباهت در انطباق سه بعدی بیشتر از انطباق دو بعدی است.

	Similarity value (CR)	Time(Min)
3D	0/61	3/10
2D	0/56	8/20

جدول (۳-۴): مقایسه مقدار و زمان در دو بعد و سه بعد



شکل (۳-۴): انطباق سه بعدی تصاویر MR, FMRI ستون فقرات در نمای اکسیال با رزولوشن (۱۲۸*۱۲۸*۱۳۶)، ستون اول: تصاویر MR به عنوان تصاویر اصلی،

ستون دوم تصاویر FMRI به عنوان تصاویر شناور و ستون سوم تصاویر انطباق یافته. ردیف اول: اسلایس #۱۵، ردیف دوم: اسلایس #۲۷، ردیف سوم: #۴۶ و ردیف

چهارم: اسلایس #۶۸

فصل ۵

جمع بندی و کارهای آتی

۵-۱- جمع بندی

در این پایان نامه از یک روش غیر خطی Variational جهت انطباق تصاویر FMR , MR ستون فقرات استفاده شد. این روش براساس روش لاپلاس و در حوزه مکان پیاده سازی شد و با توجه به پایین بودن رزولوشن تصاویر FMR از مقاوم ترین و بهترین معیار شباهت که نرخ همبستگی بود استفاده گردید. این روش برای اولین بار است که جهت انطباق سه بعدی تصاویر ستون فقرات استفاده میشود هم چنین با توجه به کمتر بودن پیچیدگی این معیار شباهت نسبت به MI میتوان بالا بودن سرعت را نیز به سایر نقاط قوت این روش از جمله صحت و کارایی اضافه نمود.

۵-۲- کارهای آتی

طراحی نرم افزاری جهت انطباق تصاویر ستون فقرات که در حال حاضر وجود ندارد میتواند به عنوان کارهای آتی در نظر گرفته شود. هم چنین از این روش میتوان جهت انطباق تصاویری جدیدتر از جمله تصاویر پخشی تنسور DTI نیز بهره برد. در تصاویر پخشی بافتهای صدمه دیده غالباً دارای خواص پخشی محدود هستند، که در نتیجه ضریب پخش ظاهری کمتری دارند و شدت سیگنال بیشتری از خود نشان می دهند. بافتهای معمولی بر عکس تاریک بوده و دارای ضریب پخش ظاهری بیشتری هستند زیرا خواص پخشی آنها بالا است. بافت های بیمار معمولاً حالت دینامیکی دارند در حالیکه بافتهای صدمه دیده ساکن هستند. یک اسپین در حال حرکت، با تغییر گرادیانهای مغناطیسی، تغییر فاز پیدا می کند و در نتیجه دچار افت سیگنال می شود در نتیجه رزولوشن تصاویر DTI حتی نسبت به تصاویر FMR کمتر میباشد لذا میتوان از این روش جهت انطباق تصاویر DTI نیز استفاده نمود.

- [1] PETER JEZZARD, PAUL M. MATTHEWS, and STEPHEN M. SMITH, "Functional MRI an Introduction to Methods", Centre for Functional Magnetic Resonance Imaging of the Brain, Department of Clinical Neurology, University of Oxford, UK, 2001
- [2] Scott A, Allen W, Gregory McCarthy, "Functional Magnetic Resonance Imaging", Sinauer Associates, Inc Publishers Sunderland, Massachusetts U.S.A,2001
- [3] Ray H. Hashemi, William G. Bradley, Jr, Christopher J. Lisanti, "MRI: The Basics", Published by Lippincott Williams & Wilkins. 2nd Edition, 2004.
- [4] Joseph V. Hajnal Derek L.E. Hill David J. Hawkes, "Medical Image Registration book", Phys. Med. Biol. 46, R1–R45, 2001
- [5] Yongming Li, Han Lai, Liuyi Lu, Yiwen Gao, Pin Wang, "Dynamic brain magnetic resonance image registration based on inheritance idea and PSO", Biomedical Engineering and Informatics (BMEI), 4th International Conference on (Volume:1), pp. 263 – 267, 2011
- [6] Panos Kotsas, Sotiris Malasiotis, Michael Strintzis, David W. Piraino, J. Fredrick Cornhill, "A fast and accurate method for registration of MR images of the head", Volume 52, Issues 1-3, pp. 167–182, 1998
- [7] Anton Bardera, Imma Boada, Miquel Feixas, Jaume Rigau, Mateu Sbert, " Multiresolution image registration based on tree data structures ", Volume 73, Issue 4, pp. 111–126, 2011
- [8] Nemir Ahmed, Harsa Amylia, Wan Ahmed K, "MR image monomodal registration based on the nonsubsampling contourlet transform and mutual information", Computer Applications and Industrial Electronics (ICCAIE), 2010 International Conference on, pp. 481 – 485, 2010
- [9] Guanglei Wang, Hoi-Shun Lui, Mikael Persson, "An Efficient Algorithm for Non-Rigid Image Registration ", 4th International Conference on Signal Processing and Communication Systems (ICSPCS)/12th International Symposium on DSP and Communication Systems (DSPCS)/9th Workshop on the Internet, Telecommunications and Signal Processing (WTSP), 2010
- [10] Torsten Rohlfing, Jay B. West, Jürgen Beier, Thomas Liebig, Christian A. Taschner and Ulrich-Wilhelm Thomale, "Registration of Functional and Anatomical MRI: Accuracy Assessment and Application in Navigated Neurosurgery", Computer Aided Surgery ,pp.414–425 ,2000

- [11] Ronald H. Huesman, Gregory J. Klein, Joey A. Kimdon, Chaincy Kuo, and Sharmila Majumdar, "Deformable Registration of Multimodal Data Including Rigid Structures", IEEE TRANSACTIONS ON NUCLEAR SCIENCE, VOL. 50, NO. 3, JUNE 2003
- [12] Saad ZS, Glen DR, Chen G, Beauchamp MS, Desai R, Cox RW, "A new method for improving functional-to-structural MRI alignment using local Pearson correlation", Volume 44, Issue 3, pp. 839–848, 2009
- [13] AlvarGinesLegaz-Aparicio, Rafael Verdu Monedero, Jorge Larrey Ruiz, Fernando Lopez Mir, Valery Naranjo, and Angela Bernabeu, "Multimodal 3D Registration of Anatomic (MRI) and Functional (fMRI and PET) Intra-patient Images of the Brain", LNCS 9107, pp. 340–347, 2015
- [14] Bernd Fischer, Jan Modersitzki, "A unified approach to fast image registration and a new curvature based registration technique", Linear Algebra and its Applications, pp.107-112, 2004
- [15] Szu-Hao Huang, Yi-Hong Chu, Shang-Hong Lai, and Carol L. Novak, " Learning-Based Vertebra Detection and Iterative Normalized-Cut Segmentation for Spinal MRI", Ttransaction on medical imaging vol. 28, no. 10, 2009
- [16] Pascal Getreuer, "Chan–Vese Segmentation ", Image Processing On Line, 2, pp. 214–224, 2012
- [17] Na Zhang, Jianxun Zhang and Ruizhi Shi, " an Improved Chan-Vese Model for Medical Image Segmentation", International Conference on Computer Science and Software Engineering, 2008
- [18] Arno Klein, Jesper Andersson, Babak A. Ardekani, John Ashburner, Brian Avants, Ming-Chang Chiang, Gary. Christensen, Louis Collins, James Gee, Pierre Hellier, Joo Hyun Song, Mark Jenkinson, Claude Lepage, Daniel Rueckert, Paul Thompson, Tom Vercauteren, Roger. Woods, John Mann and Ramin Parsey, "Evaluation of 14 nonlinear deformation algorithms applied to human brain MRI registration", Neuroimage, vol: 46(3), pp. 786–802, 2009
- [19] J. Modersitzki. Numerical Methods for Image Registration. Oxford University Press, New York, 2004.
- [20] Alexis Roche, Grégoire Malandain, Xavier Pennec, and Nicholas Ayache, "Multimodal Image Registration by Maximization of the Correlation Ratio", Proceedings MICCAI'98, volume 1496 of LNCS, pp.115-124, 1998.

- [21] Roche, A., Malandain, G., Pennec, X., Ayache, N., "The correlation ratio as a new similarity measure for multimodal image registration". In: Wells, W.M., Colchester, A., Delp, and S.L. (eds.) MICCAI 1998. LNCS, vol. 1496, pp. 1115–1124. Springer, Heidelberg (1998)
- [22] F. Maes, A. Collignon, D. Vandermeulen, G. Marchal, and P. Suetens. "Multimodality Image Registration by Maximization of Mutual Information", IEEE Transactions on Medical Imaging, 16(2), pp.187_198, 1997.
- [23] Abhishek Singh, Ying Zhu and Christophe Chef d'hôtel, "A variational approach for optimizing quadratic mutual information for medical image registration", Speech and Signal Processing (ICASSP), 2012 IEEE International Conference on, pp.557 – 560, 2012.
- [24] Roger P. Woods, John C. Mazziotta, and Simon R. Cherry, "MRI-PET Registration with Automated Algorithm", Journal of Computer Assisted Tomography, 17(4), pp.531-546, 1993.
- [25] Youngjun Kim, Yong Hum N, Lei Xing, Rena Lee, Sehyung Park, "Automatic deformable surface registration for medical applications by radial basis function-based robust point-matching ", Computers in Biology and Medicine 77, pp.173–181, 2016
- [26] Fatma El-Zahraa Ahmed El-Gamal, Mohammed Elmogy, Ahmed Atwan, "Current trends in medical image registration and fusion", Egyptian Informatics Journal 17, pp. 99–124, 2016
- [27] Keyvan Kasiri, Paul Fieguth, David A Clausi, "Self-similarity measure for multi-modal image registration", Vision & Image Processing (VIP) Research Group, Systems Design Engineering, University of Waterloo, pp.4673-4680, 2016
- [28] C.R. Figley¹ and P.W. Stroman, "Investigation of Human Cervical and Upper Thoracic Spinal Cord Motion: Implications for Imaging Spinal Cord Structure and Function", Magnetic Resonance in Medicine 58, pp. 185–189, 2007
- [29] Sumitha Manoj¹, S. Ranjitha and H.N. Suresh, "Medical Image Analysis and New Image Registration Technique Using Mutual Information and Optimization Technique", American Journal of Computer Science and Information Technology, AJCSIT [3][1], pp. 079-088, 2015

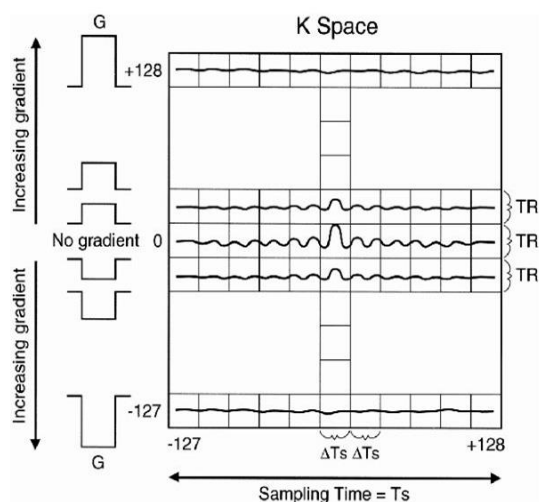
پیوست

پیوست

K-SPACE

سیگنال دریافتی از هر اسپین بصورت یک موج (echo) میباشد که این موج در یک سلول (پیکسل) از این فضا قرار میگیرد بهمین ترتیب تمامی سیگنال های دریافتی از محدوده انتخاب شده توسط GZ در سلولهای این فضا قرار میگیرند همانطور که میدانیم یک موج بصورت : $P = A \cos(w.t + \theta)$ میباشد بنابراین هر اکو در هر خانه از این فضا دارای یک فرکانس w و یک فاز θ است.

فرکانس یک موج به معنای سرعت چرخش هر اسپین است هرچه اسپین سرعت بالاتری داشته باشد یعنی فرکانس بالاتری دارد و رابطه ای مستقیم با روشنایی پیکسل در تصویر دارد. θ نیز فاز مربوط به هر موج و یا موقعیت قرار گیری در هر پیکسل از تصویر است. ا قرار گیری تمام این اکو ها در ماتریس k-space و داشتن مقادیر فاز و فرکانس میتوان تصویر را به نمایش گذاشت. GZ همچنین تعداد پیکسل های این فضا را مشخص میکند مثلاً اگر ماتریس مورد نظر یا تصویر 128×128 باشد هر سطر و ستون این ماتریس شامل ۱۲۸ اکو است از مجموع هر سطر از این ماتریس یک سیگنال و از مجموع تمام سیگنال های دریافتی از کلیه سطرها یک موج sinc و یا یک موج یا سیگنال نهایی خواهیم داشت که همان تصویر است.



فضای K جهت ذخیره سازی فرکانسها

در هر خانه از این ماتریس یک موج داریم با فرکانس و فاز مربوط به خودش با استفاده از تبدیل عکس فوریه گرفتن از این ماتریس که در حوزه فرکانس است میتوانیم آن را به حوزه مکان برده و تصویر MRI مورد نظر را از آن بسازیم. K-space

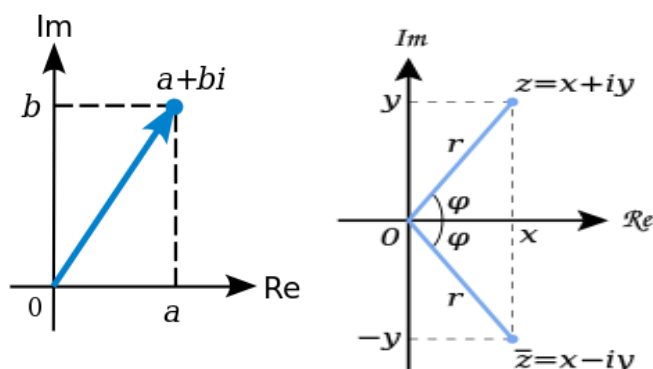
تصویری در حوزه فرکانس و ماتریس نهایی از عکس فوریه گرفتن تصویری در حوزه مکان است.

از آنجایی که پالس ارسالی RF (پالس الکترومغناطیسی با سرعت نور) به اسپین ها، یک موج sinc (مجموع sin, cos) است بنابراین اکوهای دریافتی از هر اسپین یک موج سینک است که داخل هر پیکسل از فضای k قرار میگیرد در اینجا به تعریف مفاهیمی در خصوص اعداد complex می پردازیم.

هر عدد مختلط یا complex در صفحه بصورت زیر نمایش داده میشود: $R+iI$

که در این عدد R قسمت واقعی و یا real و I قسمت موهومی و یا imaginary و i نیز برابر با $\sqrt{-1}$ است.

از آنجا که هر موج دریافتی بصورت sin, cos هستند اگر بخواهیم اعداد مختلط را در فضای polar نمایش دهیم باید بگوییم که قسمت real هر عدد برابر با cos و قسمت موهومی آن برابر با sin است.



نمایش عدد مختلط در فضای قطبی

در فضای قطبی محور x نشان دهنده قسمت real و محور y نشاندهنده قسمت موهومی است. هر موج دارای یک فاز به نام phi و با یک فرکانس تولید میشود. بنابراین خواهیم داشت:

$$p = \cos\theta + i\sin\theta$$

همچنین طبق رابطه اوایلر داریم:

$$e^{i\theta} = \cos\theta + i\sin\theta$$

بنابراین هر موج دریافتی در هر پیکسل از فضای k بصورت یک عدد مختلط در فضای polar می باشد که شامل یک عدد real که حاصل \cos زاویه تتا و یک عدد موهومی که حاصل \sin زاویه تتا در i است می باشد .

هر عدد مختلط دارای یک اندازه (magnitude) و یک اندازه فاز (angle) است که طبق فرمول زیر محاسبه میشود :

$$r = \sqrt{R^2 + I^2}$$

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{I}{R}\right)$$

با دانستن این روابط مهم و بدست آوردن فاز و فرکانس هر موج میتوان از رابطه فوریه استفاده نمود .

$$G(w) = \int g(t) e^{-iwt} dt$$

عکس تبدیل فوریه :

$$g(t) = \frac{1}{2\pi} \int G(w) e^{+iwt} dw$$

جایگزینی e با رابطه اوپلر

$$g(t) = \frac{1}{2\pi} \int G(w) (\cos 2\pi wt - i \sin 2\pi wt) dw$$

$F(u)$ همان ماتریس k -space است که شامل تمام موجهای دریافتی است و هر موج یک عدد مختلط در فضای polar است.

اگر هر پیکسل یا هر درایه از این ماتریس را در e ضرب کنیم حاصل یک عدد میشود که همان دامنه موج یا همان عدد

intensity در ماتریس حاصل $f(x)$ در فضای مکان میشود و میزان روشنایی آن پیکسل را در تصویر نشان میدهد .

عکس این رابطه نیز برقرار است چنانچه ما یک تصویر MRI در حوزه مکان داشته باشیم و بخواهیم آن را به حوزه فرکانس

ببریم از تبدیل فوریه استفاده میکنیم .

$$G(w) = \int g(t) e^{-iwt} dt$$

$$G(w) = \frac{1}{2} \pi \int g(t) (\cos 2\pi w t - i \sin 2\pi w t) dt$$

در این جا $g(t)$ تصویر در حوزه مکان است که درواقع یک ماتریسی از اعداد میباشد که نشان دهنده میزان intensity های پیکسل های تصویر است اگر هر کدام از این پیکسل ها را در $e^{-i2\pi w x}$ ضرب کنیم یک عدد مختلط بصورت $a+ib$ بدست می آید که در ماتریس $G(w)$ ذخیره میشود .

✓ یک تصویر در حوزه مکان ماتریسی از intensity است که این مقادیر چنانچه مقدار بالاتری داشته باشند میزان روشنایی آن پیکسل ها بیشتر و چنانچه مقدار کمتری داشته باشند میزان روشنایی کمتری خواهند داشت . تصویر در این حالت در مرکز صفحه مختصات است .

✓ زمانیکه تصویر را به حوزه فرکانس میبریم یا زمانیکه موج ها در فضای k ذخیره میشوند آن دسته از موج ها که دارای فرکانس های بالاتری . (فرکانس هر موج از رابطه magnitude محاسبه میشود) هستند در چهار گوشه تصویر و فرکانس های پایین در مرکز ماتریس قرار میگیرند چرا؟؟

جواب: زمانیکه پالس RF به اسپین فرستاده میشود انرژی اولیه پالس دریافتی از اسپین بسیار زیاد و به مرور کم و کمتر میشود و این به دلیل همان مفهوم فروپاشی القایی است . بنابراین بهترین سیگنال ها را با بالاترین فرکانس میتوان از پیکسل های ابتدایی و انتهایی در چهار گوشه ماتریس K دریافت نمود .
در حوزه فرکانس میتوان این فرکانس های بالا را در مرکز ماتریس متمرکز نمود و فرکانس های پایین را به اطراف ماتریس منتقل داد این کار با دستور `fftshift` انجام میشود .

✓ فرکانس های بالا نقش مهمی در تشکیل تصویر و تشخیص لبه ها ایفا میکنند به نحوی که به جای داشتن کل ماتریس k -spc میتوان از فرکانس های بالا در طرفین ماتریس نمونه برداری و سپس تصویر را بخوبی نمایان کرد .

✓ فرکانس های پایین تنها یک shape کلی از تصویر را میدهند که چندان مناسب نخواهند بود .

✓ در تصاویری که در حوزه فرکانس ایجاد میکنیم قسمت های سفید فرکانس های بالا و قسمت های مشکی فرکانس های پایین را نشان میدهند . که این قسمت های سفید قسمت real موج (cos) و قسمت های مشکی قسمت موهومی (sin) را مشخص میکنند .

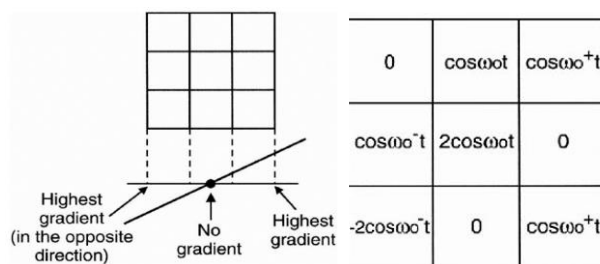
نحوه قرار گیری فرکانس ها و فازها در k-space

در این فضا هر موج دارای یک فرکانس و یک فاز است تبدیل فوری جهت ساختن تصویر از مجموع پیکسل ها استفاده میکند بنابراین تبدیل فوری تنها یک سیگنال کلی میدهد که تصویر را تشکیل میدهد ولی نمیتواند نشان دهد که میزان روشنایی یک پیکسل در حوزه مکان مربوط به کدام موج و کدام قسمت بوده است و یا هر موج متعلق به کدام پیکسل است . پس لازم داریم فرکانس ها و فازها را مرتب کنیم و بدانیم کدام پیکسل ها فرکانس های بالاتر و کدام یک فرکانس های پایین تر دارند و سپس تبدیل فوری بگیریم و تصویر را ببینیم . این فرایند مرتب سازی توسط گرادیان های دستگاه MRI که مسئول کدگذاری فاز و فرکانس ها هستند انجام میگیرند .

دستگاه MRI همانطور که در ابتدای بحث توضیح دادیم از سه میدان مغناطیسی تشکیل شده که یکی میدان مغناطیسی قوی دستگاه بود دیگری میدان الکترو مغناطیسی RF و دیگری یک میدان مغناطیسی ضعیف به نام گرادیان است که شامل سه نوع بود : GX-GY-GZ گرادیان جهت برش و تعیین ضخامت بود که این گرادیان یک شیب نسبت به محور Z پیدا میکند گرادیان GX, GY که جهت کدگذاری فرکانس و فاز هستند . همانطور که گفتیم موج های ذخیره شده در K-space هر کدام فرکانس و فاز مربوط به خود را دارند و بصورت نامرتب قرار گرفته اند با استفاده از کدگذاری فاز و فرکانس میتوان موج ها دسته بندی نمود به نحوی که فرکانس های بالا در یک سو و پایین در سویی دیگر قرار گیرند . با یک مثال میتوان این مطلب را بخوبی نشان داد .

ابتدا به تعریف گرادیان X که کدگذاری فرکانس را در k-space برعهده دارد میپردازیم همانطور که در شکل میبینیم گرادیان X در دستگاه MRI یک شیب نسبت به محور X پیدا میکند آن قسمت که مربوط به برش مورد نظر است و قرار است سیگنال دریافت کنیم در این جا دارای شیب بیشتر است و در سایر قسمت های بدن که جز برش نیست دارای شیب کمتر است . نکته بسیار مهم : چون شیب نسبت محور X تغییر میکند فرکانس های بالا سمت راست و فرکانس های پایین در سمت چپ قرار میگیرند و فرکانس ها مرکز صفر هستند (چون در مرکز فرکانس برابر با لارمور است و هیچ اسپینی برابر با لارمور تحریک نمیشود با از این فرکانس بیشتر باشیم) .

✚ فرکانس ها در فضای k بصورت ستونی تغییر میکنند .



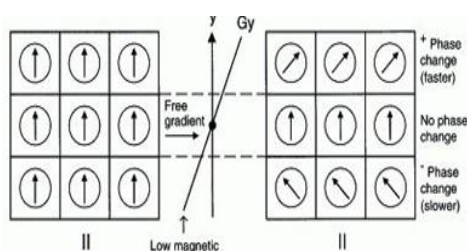
تغییر فرکانس ها در فضای k

کدگذاری فاز : Gy

پس از کدگذاری فرکانس هنوز هم نمیتوان گفت فرکانس های بالا و پایین مرتب شده مربوط به کدام پیکسل هستند پس نیاز به کدگذاری فاز داریم تا موقعیت هر موج را به ما بدهد . در واقع کدگذاری فاز یک تغییری در فازهای موج های اولیه میدهد تا موقعیت هایشان با هم تفاوت داشته باشند .

گرادیان y در دستگاه MRI یک شیب نسبت به محور y پیدا میکند آن قسمت که مربوط به برش مورد نظر است و قرار است سیگنال دریافت کنیم در این جا دارای شیب بیشتر است و در سایر قسمت های بدن که جز برش نیست دارای شیب کمتر است . نکته بسیار مهم : چون شیب نسبت محور y تغییر میکند فاز های بالا در ردیف های بالای فضای k و فازهای پایین در ردیف های پایین k قرار میگیرند و فاز ها در مرکز صفر هستند.

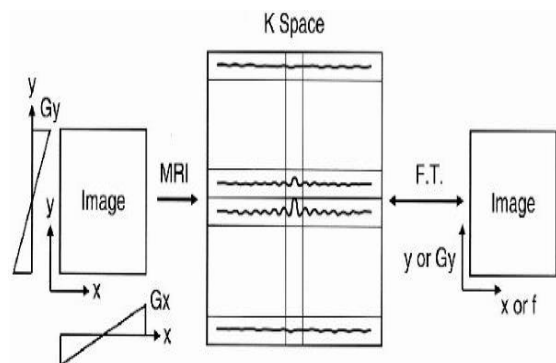
📌 فازها در فضای k بصورت سطری تغییر میکنند .



0	$\cos(\omega_0 t + \theta)$	$\cos(\omega_0 t - \theta)$
$\cos\omega_0 t$	$2\cos\omega_0 t$	0
$-2\cos(\omega_0 t - \theta)$	0	$\cos(\omega_0 t - \theta)$

تغییر فاز ها در فضای k

شکل نهایی از هر دو حالت :

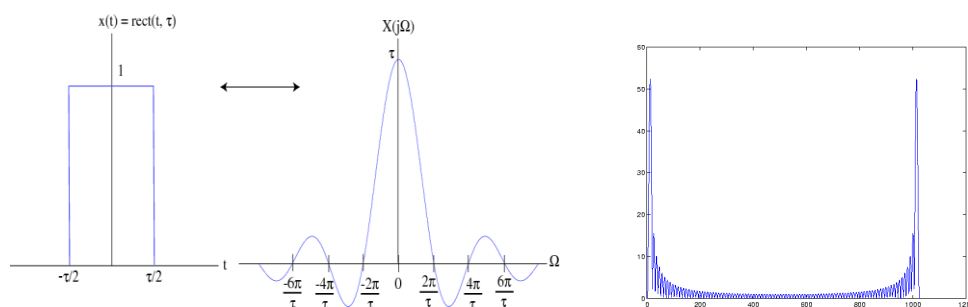


انتقال تصویر از حوزه فرکانس به حوزه مکان

میتوان ثابت کرد که تبدیل فوریه تابعی متقارن است زیرا خروجی تبدیل فوریه یک تابع sinc است که نموداری کاملاً متقارن دارد. لذا در تصاویر بیشترین مقدار دامنه در اول و آخر ماتریس فوریه و میزان دامنه کم در مرکز ماتریس قرار میگیرد. اگر ما این تابع را شیفต์ دهیم این مقادیر جابجا میشوند مقادیر زیاد در مرکز و کم در اطراف ماتریس فوریه قرار میگیرند.

$$\begin{aligned} F(u) &= \int f(t) \cdot e^{-j2\pi ut} dt = \int A \cdot e^{-j2\pi ut} dt \\ &= -A/j2\pi u [e^{-j2\pi ut}]_{(w/2, -w/2)} = -A/j2\pi u [e^{-j\pi uw} - e^{j\pi uw}] \\ &= A/j2\pi u [e^{j\pi uw} - e^{-j\pi uw}] \\ &= Aw \sin(\pi wu) / (\pi wu) \rightarrow Aw \text{ sinc}(\pi w) \end{aligned}$$

زمانیکه یک تابع را فوریه میگیریم ماتریس فوریه در مرکز مختصات است مقادیر بالا در ابتدا و به مرور کم به صفر میرسد و دوباره از صفر به بیشینه مقدار میرسد (خاصیت متقارن بودن تبدیل فوریه و تابع سینک) اگر ما این تابع فوریه شده را شیفต์ دهیم خواهیم داشت :



نمایش خاصیت متقارن بودن تبدیل فوریه

Abstract:

Registration is one of the most important fields in image processing. Registration methods allow us to find best geometric correspondence between two images. The goal is to register anatomical and functional spine images of the same patient to localize functionality in anatomical images with maximizing a similarity measure. One of the applications of registration is medical image registration for spinal cord MR and FMR images. Spinal cord is known as an important and vulnerable part in nerv system. This part can be abnormal because of accident or genetic factors. In this project we use a non-rigid registration method to register spine images. Most previous experiments have been tested on brain images and it is the first time that the variational method has been used for 2D and 3D registration of spine images in 3 resolution levels. The quality of the registration results has been compared with results of a parametric method. The results show that variational method produces better results in terms of accuracy and time compared to parametric methods. It is shown that the time for 2D registration of images for 136 slices is 500 s and for 3D registration is 190 s. Correlation ratio as similarity measure for 2D registration is 0.5 and for 3D registration is 0.6.

Keywords: image registration, non-rigid deformation, Spine images



Iran University of Science and Technology
Computer Department

**3D Registration of Anatomic (MR) and Functional (FMR)
Images of the Human Spine**

**A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the
Degree of Master of Science in Computer Engineering
(Artificial Intelligence)**

By:

Sahar.Sabaghian

Supervisors:

Dr. Mohsen Soryani

Dr. Mohammad Ali Oghabian

Feb 2016