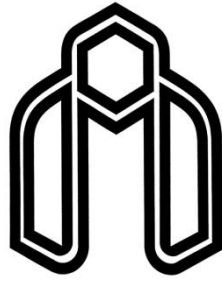


金



دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده مهندسی برق

گروه کنترل

سیستم تعیین موقعیت با استفاده از نیروی گرانشی زمین

سعید رحمتی

استاد راهنما:

دکتر علی اکبرزاده کلات

استاد مشاور:

مهندس کاوه کیانفر

پایان نامه جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

بهمن ۱۳۹۱

دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده: مهندسی برق

گروه: کنترل

پایان نامه کارشناسی ارشد آقای سعید رحمتی

تحت عنوان: سیستم تعیین موقعیت با استفاده از نیروی گرانشی زمین

در تاریخ توسط کمیته تخصصی زیر جهت اخذ مدرک کارشناسی ارشد مورد ارزیابی و با درجه مورد پذیرش قرار گرفت.

امضاء	اساتید مشاور	امضاء	اساتید راهنما
	آقای مهندس کاوه کیانفر		آقای دکتر علی اکبرزاده کلات

امضاء	نماینده تحصیلات تکمیلی	امضاء	اساتید داور
	نام و نام خانوادگی:		نام و نام خانوادگی: دکتر حیدر طوسیان شانديز
			نام و نام خانوادگی: دکتر حسین خسروی

دستان خستہ پدرم!

راہ تمام زندگی؛

چشمان منظر مادرم!

دریای بی کران فداکاری و عشق؛

و، ہمسرم!

اسطورہ زندگیم و پناہ حستگیم؛

مشکر و قدردانی

پاس خدایی که آدمی را به نعمت بظن آراست و اساتید فرزانه‌ای چون دکتر علی اکبر زاده کلات و مهندس کاوه کیانفر را در مسیر راهم

قرارداد تا از اندیشه نابشان بهره گیرم و دانش و بینششان را ره توشه خویش سازم.

آقایان پاس می دارم اندیشه بلندتان را و ارج می نهم بهمت و الیبتان را، که هر چه کویم و سرایم، کم گفته ام.

مشکر می نمایم از پدر و مادر و مادری که ام و خواهرم که وجودشان تکیه گاهی برای تمام نخطهای سخت من و دعای ایشان تنها سرمایه بال کشورم
بسوی خوشبختی است و بهسر مهربانم که میج و ارباب صبرش در تمامی نخطات رفیق راه بود.

تعهد نامه

اینجانب سعید رحمتی دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته کنترل دانشکده مهندسی برق دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه سیستم تعیین موقعیت با استفاده از نیروی گرانشی زمین تحت راهنمایی دکتر علی اکبرزاده کلات متعهد می شوم .

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است .
- در استفاده از نتایج پژوهش های محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است .
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است .
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا « Shahrood University of Technology » به چاپ خواهد رسید .
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه ، در مواردی که از موجود زنده (یا بافت های آن ها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است .
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری ، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است .

تاریخ

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج ، کتاب ، برنامه های رایانه ای ، نرم افزار ها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد . این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود .
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.

چکیده

در سال‌های اخیر تعیین دقیق موقعیت به یکی از نیازهای اساسی کاربران حوزه ناوبری تبدیل شده است. ویژگی‌های منحصر بفرد میدان گرانشی زمین از جمله آسیب پذیری پایین و همچنین بهبود قابل توجه در دقت ابزارهای اندازه گیری گرادیان‌های میدان جاذبه زمین (GGI)، که مشتقات گرانش را اندازه گیری می‌کنند، در دهه اخیر فرصتی را فراهم آورده تا بتوان به طور مطلوبی از اطلاعات میدان گرانشی زمین در جهت تعیین یکتای موقعیت بهره برد. در این پایان‌نامه: از اطلاعات میدان گرانشی زمین به منظور تعیین موقعیت در دو حالت استفاده شده است. در روش اول با استفاده از الگوریتم خوشه سازی تفریقی، قوانین اگر-آنگاه فازی از مجموعه داده‌های گرانشی استخراج شده است و پس از ایجاد یک مدل فازی-عصبی TSK از روند تغییرات محلی میدان گرانشی زمین و بهینه سازی پارامترهای آن با استفاده از یک الگوریتم آموزش جدید، که از ترکیب الگوریتم جهش ترکیبی قورباغه بهبود یافته و تخمینگر حداقل مربعات ایجاد شده است، یک سیستم مستقل تعیین موقعیت ایجاد شده است. در روش دوم، از سیستم تعیین موقعیت گرانشی مبتنی بر الگوریتم تطبیق بر نقشه، به عنوان یک سامانه ناوبری کمکی برای سیستم ناوبری ماندی استفاده شده است و با بروز رسانی‌های موقعیت که برای این سیستم فراهم می‌کند، باعث محدود کردن خطای انحراف این سیستم می‌شود. ارزیابی‌ها نشان می‌دهد که سیستم تعیین موقعیت مبتنی بر مدل فازی-عصبی از مقاومت و دقت بالاتری نسبت به سیستم ناوبری تلفیقی برخوردار است و می‌تواند موقعیت را با دقتی در حدود ۱۶ تا ۲۲ متر تعیین کند. دقت این سیستم بر خلاف روش تطبیق بر نقشه، با افزایش ارتفاع کاهش نمی‌یابد. از محدودیت‌های این روش می‌توان به افزایش هزینه محاسباتی ایجاد شبکه TSK با افزایش محدوده عملکرد سیستم اشاره کرد. سیستم ناوبری تلفیقی در مقایسه با روش اول از جامعیت بیشتری برخوردار است و در بردارنده محدودیت‌های روش اول نمی‌باشد. درعین حال که قادر است تعیین موقعیت را با دقتی تا حدود ۴۵ متر بسته به تغییرات گرادیان‌های میدان گرانش انجام دهد.

لیست مقالات مستخرج از پایان نامه

۱. رحمتی، س. اکبر زاده کلات، ع. کیانفر، ک. ۱۳۹۱، "مدلسازی بر اساس پایگاه داده با استفاده از یک سیستم فازی-عصبی و آموزش ترکیبی حداقل مربعات خطی و الگوریتم جهش قورباغه بهبود یافته"، دوازدهمین کنفرانس سیستم‌های فازی ایران، دانشگاه مازندران، بابلسر.

فهرست

صفحه	عنوان
	۱ مقدمه
۲	۱-۱- مقدمه‌ای بر ناوبری.....
۵	۲-۱- گرادیان‌های گرانشی.....
۹	۳-۱- طرح یک مسئله وارون.....
۹	۴-۱- تعریف مسئله.....
	۲ نقشه‌ها و ابزار گرادیان جاذبه
۱۳	۱-۲- مقدمه.....
۱۳	۲-۲- نقشه‌های گرادیان جاذبه.....
۱۴	۲-۲-۱- مدل گرانشی زمین ۱۹۹۶.....
۱۸	۲-۲-۲- روش پارکر.....
۲۳	۳-۲- ابزار گرادیان جاذبه.....
۲۳	۲-۳-۱- تولید نویز.....
	۳ روش پیشنهادی جهت تعیین موقعیت مبتنی بر مدل سازی فازی-عصبی
۲۷	۱-۳- مقدمه.....
۲۷	۲-۳- مدل‌سازی فازی-عصبی.....
۲۹	۳-۳- ساختار شبکه فازی-عصبی TSK.....
۳۱	۴-۳- تعیین ساختار شبکه.....
۳۲	۳-۴-۱- الگوریتم خوشه‌سازی تفریقی (SCA).....
۳۴	۳-۵- تنظیم پارامترهای شبکه TSK.....
۳۶	۳-۵-۱- اصول الگوریتم جهش ترکیبی قورباغه.....
۳۷	۳-۵-۲- کاربرد الگوریتم SFLA در بهینه‌سازی پارامترها.....
۴۳	۳-۵-۳- الگوریتم جهش قورباغه بهبود یافته.....
۴۶	۳-۵-۴- تخمینگر حداقل مربعات (LSE).....
	۴ تلفیق ناوبری گرانشی و ناوبری مادی
۴۹	۱-۴- مقدمه.....
۵۰	۲-۴- نقشه‌های گرادیان جاذبه.....

۵۱	مدل هواپیما.....	۳-۴
۵۲	۱-۴-۴-ناوبری.....	
۵۴	۲-۴-۴-الگوریتم تطبیق بر نقشه.....	
۵۶	۳-۴-۴-فیلتر کالمن.....	
۵۹	۴-۴-۴-ناوبری گرانشی مبتنی بر ناوبری عوارضی.....	

۵ پیاده سازی و ارزیابی نتایج

۶۲	مقدمه.....	۱-۵
۶۳	معیارهای بررسی عملکرد.....	۲-۵
۶۴	تحلیل حساسیت.....	۳-۵
۶۵	نتایج سیستم تعیین موقعیت مبتنی بر مدل سازی فازی-عصبی.....	۴-۵
۶۶	۱-۴-۵-توصیف مناطق آزمون.....	
۶۷	۲-۴-۵-مدل سازی.....	
۷۸	۳-۴-۵-اثر نویز حسگر GGI.....	
۸۱	نتایج سیستم تعیین موقعیت تلفیقی INS/GGI.....	۵-۵
۸۲	۱-۵-۵-اثر نوع عوارض (Terrain).....	
۸۵	۲-۵-۵-اثر ارتفاع (Altitude).....	
۸۶	۳-۵-۵-اثر سرعت (Velocity).....	
۸۷	۴-۵-۵-اثر نرخ دریفت سامانه ماندی (INS Drift Rate).....	
۸۸	۵-۵-۵-اثر مدت زمان پرواز (Flight Duration).....	
۸۹	۶-۵-۵-اثر نرخ بروز رسانی موقعیت برای سامانه ماندی (Position Update Rate).....	
۹۰	۷-۵-۵-اثر نویز حسگر گرادئومتر جاذبه (GGI Noise).....	
۹۰	۸-۵-۵-اثر نویز نقشه ها (Map Noise).....	
۹۱	۹-۵-۵-اثر سطح بزرگنمایی نقشه ها (Map Resolution Level).....	
۹۲	۱۰-۵-۵-اثر تعداد مولفه های تانسور گرادیان گرانش (GGI Copmonents).....	

۶ نتیجه گیری و کارهای آتی

۹۵	نتیجه گیری.....	۱-۶
۹۶	پیشنهادها.....	۲-۶
۹۸	منابع.....	

فهرست اشکال

عنوان	صفحه
شکل (۱-۱) موارد استفاده عمده اطلاعات ناوبری.....	۳
شکل (۲-۱) مولفه‌های بردار گرانش.....	۷
شکل (۱-۲) نمایش ژئوئید، بیضی و توپوگرافی.....	۱۶
شکل (۲-۲) تغییرات ژئوئید EGM96 با توجه به بیضی WGS84 [۲].....	۱۷
شکل (۳-۲) نقشه‌های گرادیان‌های گرانشی بر روی سطح زمین در منطقه ایران.....	۱۸
شکل (۴-۲) مولفه Txz گرادیان‌های جاذبه طول موج کوتاه برای ارتفاعات الف: ۳۰۰۰ متر. ب: ۷۰۰۰ متر؛ ج: ۱۲۰۰۰ متر از متوسط ارتفاع عوارض منطقه آزمون.....	۲۲
شکل (۵-۲) سیگنال GGI مربوط به مولفه Tzz برای مسیر پروازی واقعی و مسیر سامانه INS.....	۲۴
شکل (۱-۳) مراحل مدلسازی فازی-عصبی.....	۲۸
شکل (۲-۳) ساختار یک شبکه فازی-عصبی TSK نمونه [۹].....	۳۰
شکل (۳-۳) مرحله شناسایی پارامترها.....	۳۴
شکل (۴-۳) جهش ترکیبی قورباغه [۲۱].....	۳۷
شکل (۵-۳) قانون اصلی جهش قورباغه.....	۳۹
شکل (۶-۳) شبه‌کد الگوریتم جهش قورباغه‌ها.....	۴۲
شکل (۷-۳) قانون جهش قورباغه بهبود یافته برای یک مسئله دوبعدی.....	۴۳
شکل (۸-۳) فلوجارت الگوریتم جهش قورباغه.....	۴۴
شکل (۱-۴) الگوی ستاره‌ای برای مسیر پروازی شبیه‌سازی شده.....	۴۹
شکل (۲-۴) فلوجارت ناوبری تلفیقی INS/GGI.....	۵۰
شکل (۳-۴) تطبیق یکی از مولفه‌های گرانشی به یکی از نقشه‌های ذخیره شده.....	۵۲
شکل (۴-۴) الگوریتم تطبیق بر نقشه به عنوان بخشی از سیستم ناوبری تلفیقی.....	۵۳
شکل (۱-۵) نقشه تغییرات ارتفاع در مناطق هموار (Smooth) و سخت (Rough).....	۶۳
شکل (۲-۵) روند تغییرات مولفه Tyz برای عوارض سخت و نرم در ارتفاع ۳۰۰۰ متری.....	۶۴
شکل (۳-۵) تعیین موقعیت وسیله پروازی با قوانین فازی ایجاد شده در ارتفاع ۳۰۰۰ متری با عوارض سخت.....	۶۷
شکل (۴-۵) خطای موقعیت RSSE برای سیستم تعیین موقعیت با قوانین فازی استخراج شده در ارتفاع ۳۰۰۰ متری با عوارض سخت.....	۶۷
شکل (۵-۵) خطای سیستم تعیین موقعیت در تشخیص ارتفاع از ارتفاع ۳۰۰۰ متری در عوارض سخت.....	۶۷

- شکل (۵-۶) روند تغییرات تابع هزینه در الگوریتم SFLA در طی فرایند آموزش ترکیبی شبکه TSK مربوط به عوارض سخت در ارتفاع ۳۰۰۰ متر..... ۶۹
- شکل (۵-۷) موقعیت صحیح و تخمینی وسیله پروازی پس از اصلاح قوانین فازی ایجاد شده در ارتفاع ۳۰۰۰ متری با عوارض سخت..... ۷۱
- شکل (۵-۸) معیار RMSE موقعیت افقی برای سیستم تعیین موقعیت پس از قوانین فازی استخراج شده در ارتفاع ۳۰۰۰ متری با عوارض سخت..... ۷۲
- شکل (۵-۹) معیار RMSE سیستم تعیین موقعیت در تشخیص ارتفاع پس از تنظیم بهینه پارامترهای سیستم، از ارتفاع ۳۰۰۰ متری در عوارض سخت..... ۷۳
- شکل (۵-۱۰) سیگنال‌های اندازه‌گیری شده توسط حسگر GGI. الف: مناطق هموار. ب: مناطق سخت..... ۷۴
- شکل (۵-۱۱) سیگنال‌های اندازه‌گیری شده توسط GGI در ارتفاع ۱۲۰۰۰ متر از عوارض نرم و نویز افزوده با انحراف استاندارد ۱ اتووش..... ۷۵
- شکل (۵-۱۲) اثر نویز GGI بر CEP50 در مناطق با ارتفاعات نرم و سخت..... ۷۶
- شکل (۵-۱۳) روند تغییرات مولفه‌های مستقل تانسور گرادیان گرانش در ارتفاع ۳۰۰۰ متر..... ۷۸
- شکل (۵-۱۴) خطای تخمین موقعیت توسط الگوریتم تطبیق مولفه‌های گرادیان گرانش بر نقشه‌های مرجع..... ۷۹
- شکل (۵-۱۵) خطای تخمین موقعیت سیستم ناوبری INS/GGI در ارتفاع ۳۰۰۰ متر. الف: عوارض سخت؛ ب: عوارض نرم..... ۸۰
- شکل (۵-۱۶) اثر ارتفاع بر GAME CEP و بهره عملکرد در سامانه تلفیقی..... ۸۱
- شکل (۵-۱۷) اثر سرعت بر CEP در سیستم GAME..... ۸۲
- شکل (۵-۱۸) اثر نرخ انحراف INS بر بهره عملکرد سیستم..... ۸۳
- شکل (۵-۱۹) اثر مدت زمان پرواز بر بهره عملکرد..... ۸۴
- شکل (۵-۲۰) اثر نرخ بروز رسانی موقعیت برای سیستم ماندی بر بهره عملکرد و GAME CEP..... ۸۵
- شکل (۵-۲۱) اثر نویز حسگر GGI بر بهره عملکرد سیستم تلفیقی و GAME CEP..... ۸۶
- شکل (۵-۲۲) اثر نویز نقشه بر بهره عملکرد و GAME CEP..... ۸۷
- شکل (۵-۲۳) اثر مقدار بزرگنمایی نقشه بر بهره عملکرد و GAME CEP..... ۸۸

فهرست جداول

عنوان	صفحه
جدول (۱-۲) پارامترهای EGM96 [۴].....	۱۷
جدول (۲-۲) ویژگی‌های عملکرد تقریبی برای حسگرهای GGI کنونی و نسل آینده.....	۲۴
جدول (۱-۵) مقادیر پیش فرض و بازه تغییر متغیرها در تحلیل حساسیت.....	۶۲
جدول (۲-۵) خوشه‌های ایجاد شده برای داده‌های گرانشی عوارض نرم.....	۶۶
جدول (۳-۵) قوانین فازی استخراج شده به همراه معیارهای عملکرد سیستم‌های ایجاد شده قبل از بهینه سازی.....	۶۸
جدول (۴-۵) پارامترهای استفاده شده برای SFLA در آموزش شبکه TSK.....	۶۹
جدول (۵-۵) معیارهای عملکرد در ارتفاعات مختلف پروازی پس از اصلاح قوانین فازی استخراج شده.....	۷۳
جدول (۶-۵) معیارهای عملکرد برای سطوح مختلف نویز در ارتفاع ۳۰۰۰ متری از متوسط عوارض منطقه.....	۷۶
جدول (۷-۵) معیارهای عملکرد سیستم تطبیق بر نقشه و سامانه تلفیقی در ارتفاعات مختلف.....	۸۱
جدول (۸-۵) بهترین ترکیب مولفه‌ها در حالت تطبیق تعداد معین از مولفه‌ها.....	۸۹

فصل اول

مقدمه

۱-۱- مقدمه‌ای بر ناوبری

علم تعیین موقعیت یا ناوبری از هزاران سال پیش در اشکال مختلف وجود داشته است. پرندگان، زنبورها و تقریباً هر چیز دیگری در طبیعت باید قادر باشد تا خود را از مکانی به مکان دیگر هدایت کند. انسان‌ها نیز از خورشید و ستارگان برای تعیین موقعیت و هدایت خود استفاده می‌کرده‌اند [۱].

منظور از ناوبری یک وسیله تعیین موقعیت و وضعیت آن نسبت به یک مرجع مناسب می‌باشد. تمام هواپیماها، کشتی‌ها، زیردریایی‌ها، موشک‌ها و حتی ماشین‌ها و یا کوهنوردان نیز برای انتخاب مسیر مناسب به ناوبری نیاز دارند. عملاً بدون داشتن اطلاعات ناوبری امکان هدایت صحیح به سمت هدف غیر ممکن است. امروزه ناوبری دقیق یک قابلیت حیاتی در عرصه دنیای مدرن بوده و جهت انجام ماموریت‌های سریع و طولانی مدت برای هواپیماها، کشتی‌ها و انواع وسایل متحرک ضروری می‌باشد. همچنین در کاربردهای تجاری نیز، ناوبری دقیق یکی از جنبه‌های مهم محسوب می‌شود. در شکل (۱-۱) به طور گرافیکی سه مورد از موارد اصلی تعیین موقعیت و ناوبری نمایش داده شده است.

۱. ناوبری: رفتن از نقطه A به نقطه B از طریق یک مسیر از پیش تعریف شده.
۲. جهت دهی کردن: جهت دادن به یک ابزار یا سلاح در یک جهت مطلوب.
۳. آگاهی وضعیتی: آگاهی از موقعیت و وضعیت یکدیگر، به عنوان مثال در میدان جنگ.



شکل (۱-۱) موارد استفاده عمده اطلاعات ناوبری

در بین سامانه‌هایی که به منظور تعیین موقعیت استفاده می‌شوند، سیستم ناوبری ماندی از اهمیت بالایی برخوردار است و پس از گذشت چند دهه از اختراع این سیستم‌ها به عنوان سامانه اصلی تعیین موقعیت در سیستم‌های ناوبری مورد استفاده قرار می‌گیرد. این سیستم با پردازش سیگنال‌های ژيروسکوپ‌ها و شتاب‌سنج‌ها توسط یک رایانه که به ترتیب نرخ‌های زاویه‌ای و شتاب خطی را اندازه‌گیری می‌کند، قادر به تعیین موقعیت، سرعت و جهت با نرخ بروز رسانی بالا می‌باشد [۲]. لیکن عیب اصلی سامانه ناوبری اینرسی افزایش خطای انباشته سامانه با گذشت زمان می‌باشد، که استفاده از این سامانه را در طولانی مدت غیرممکن می‌سازد. از جمله معایب دیگر این روش می‌توان به نیاز به مکانیزم پیچیده تر و نهایتاً هزینه‌های بالاتر اشاره کرد [۱].

ظهور سیستم‌های ماهواره‌ای ناوبری جهانی^۱ (GNSS) یک سطح دقت بی‌نظیری را برای دسته‌ای عظیم از انواع کاربران بوجود آورده است [۳]. هنگامی که این کاربران سطح خوبی از دقت را تجربه می‌کنند، سطوح بالاتری از دقت را در شرایط بیشتر نیز طلب می‌کنند. GNSSs در بسیاری از حوزه‌ها حل موقعیت با دقتی کمتر از متر را فراهم کرده‌اند، اما این سیستم‌های کمک ناوبری در شرایطی قادر

^۱Global Navigation Sattelite Systems

به تعیین موقعیت می‌باشند که حداقل به ۴ ماهواره دسترسی بدون وقفه داشته باشند. همچنین سیگنال‌های ماهواره‌ای می‌توانند توسط موانع فیزیکی (همچون داخل غارها یا در اعماق آب) بلوکه شوند، یا توسط ماهواره‌هایی که آنها را پخش می‌کنند دچار اختلال^۱ یا فریب شوند.

تحقیقات زیادی در زمینه روش‌های تعیین دقیق موقعیت در محیط‌های فاقد سیگنال‌های GPS انجام شده است. بعضی از این روش‌ها عبارتند از: ناوبری مبتنی بر عوارض زمین^۲ (TRN)، ناوبری مبتنی بر تصویر و ناوبری بر اساس تطبیق کانتور عوارض زمین^۳ [۴].

از دیگر روش‌های تعیین موقعیت که در طول ۲ دهه اخیر مورد توجه اندک کارشناسان علم ناوبری قرار گرفته است، استفاده از ابزاری با عنوان ابزار گرادیان جاذبه^۴ (GGI) می‌باشد.

گرادیومتر جاذبه ابزاری است که مشتقات فضایی بردار شتاب جاذبه زمین را اندازه‌گیری می‌کند. این تغییرات سه بعدی از این حقیقت ناشی می‌شود که زمین کاملاً کروی نمی‌باشد (حالت بیضوی دارد)، در حال چرخش است، عوارض سطح آن دارای ویژگی‌های متفاوت است، و چگالی جرمی آن یک مقدار ثابت نمی‌باشد. این تغییرات بسیار کوچک هستند، بنابراین مشاهده و اندازه‌گیری این تغییرات نیازمند حسگری با دقت بالا می‌باشد [۴]. در طی دو دهه گذشته، گرادیومترهای جاذبه در هواپیماها مورد استفاده قرار گرفته‌اند و با سرعتی روز افزون به طور موفقیت آمیزی در تحقیقات زمین شناسی بکار رفته‌اند. همچنین این امکان برای نقشه برداران فراهم شده است تا گرادیان‌های گرانشی را که بر اثر عوارض زمین و عوامل زیر زمینی ایجاد می‌شوند را به صورت نقشه در آورند. این نقشه‌ها ذخیره و سپس پردازش شده و در کشف منابع نفتی و دیگر منابع ارزشمند طبیعی و افزایش درک میدان گرانشی زمین استفاده می‌شوند. اگر بتوان سیگنال‌های دریافتی از GGI را با یک نقشه که از

¹ Jamming

² Terrain Referenced Navigation

³ Terrain Contour Matching

⁴ Gravity Gradiometry Instrument

طریق نقشه برداری یا نظری تهیه شده است ارتباط داد، اساس و پایه یک ناوبری پنهان^۱ مشابه با ناوبری مبتنی بر عوارض زمین (TRN)، اما بدون نیاز به تشعشعات خارجی و غیر حساس به شرایط آب و هوایی ایجاد می‌گردد و سیگنال‌های آن با توجه به استانداردهای امروزی غیر قابل جمینگ هستند.

۱-۲- گرادیان‌های گرانشی

بر طبق [۴]، پتانسیل گرانشی، V ، مربوط به یک نقطه در میدان گرانشی زمین به صورت کار انجام شده بر واحد جرم توسط کشش جاذبه برای آوردن جرم معلوم از بی‌نهایت به آن نقطه تعریف می‌شود و یک اسکالر یا یک تانسور مرتبه صفر خواهد بود. از نظریه پتانسیل نیوتن، پتانسیل گرانشی در یک نقطه در سیستم مختصات کارتزین (x, y, z) که بر اثر توزیع جرم جاذب با تابع چگالی $\rho(x', y', z')$ و حجم v' ایجاد می‌شود، با معادله زیر داده می‌شود [۱]:

$$r = \sqrt{(x-x')^2 + (y-y')^2 + (z-z')^2} \quad V = G \iiint_V \frac{\rho}{r} dv' \quad (1-1)$$

که r نشان‌دهنده فاصله بین مکان عنصر جذب کننده $Q(x', y', z')$ و نقطه محاسبه $P(x, y, z)$ می‌باشد. همچنین G ثابت گرانشی نیوتن است و مقدار آن برابر با $6.6742E-11 m^3 kg^{-1} s^{-2}$ می‌باشد. dv' نیز المان حجم می‌باشد و برابر با $dv' = dx'dy'dz'$ است.

بردار نیروی گرانشی، F ، برابر است گرادیان پتانسیل گرانشی و به صورت زیر داده می‌شود:

$$F = \nabla V = \left[\frac{\partial V}{\partial x}, \frac{\partial V}{\partial y}, \frac{\partial V}{\partial z} \right]^T \quad (2-1)$$

تانسور گرادیان گرانشی، V_{ij} ، تانسور مرتبه دوم پتانسیل گرانشی می‌باشد که به صورت رابطه (۳-۱)

تعریف می‌شود و علاوه بر تقارن، قطر آن معادله $\nabla^2 V = -4\pi G\rho$ را برآورده می‌کند.

^۱covert

$$V_{ij} = \nabla F = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 V}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 V}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 V}{\partial x \partial z} \\ \frac{\partial^2 V}{\partial y \partial x} & \frac{\partial^2 V}{\partial y^2} & \frac{\partial^2 V}{\partial y \partial z} \\ \frac{\partial^2 V}{\partial z \partial x} & \frac{\partial^2 V}{\partial z \partial y} & \frac{\partial^2 V}{\partial z^2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} V_{xx} & V_{xy} & V_{xz} \\ V_{yx} & V_{yy} & V_{yz} \\ V_{zx} & V_{zy} & V_{zz} \end{pmatrix} \quad (3-1)$$

هنگامی که چگالی در نقطه محاسبه صفر است (یعنی هوای آزاد)، این معادله به معادله‌ی لاپلاس تبدیل خواهد شد. بنابراین، با توجه به معادله لاپلاس، که بیان کننده یک مجموع صفر برای عناصر قطر اصلی تانسور گرادیان می‌باشد و اینکه تانسور متقارن است، این ۹ مولفه تانسور فقط شامل ۵ مولفه مستقل می‌باشد. با توجه به معادله (۱-۱) پتانسیل گرانشی بطور خطی با r رابطه معکوس دارد. بنابراین نیروی گرانش و گرادیان‌های گرانشی به ترتیب بصورت تابعی از r^2 و r^3 تقلیل می‌یابند. تا کنون پدیده‌های گرانشی^۱ مورد بحث قرار گرفت. گرانش^۲ یا جاذبه به دلیل اینکه مربوط به اجسام روی سطح زمین می‌شود، عبارت آشناتری به نظر می‌رسد. بردار گرانش (جاذبه) عبارتست از ترکیب بردار نیروی گرانشی و نیروی گریز از مرکز که در اثر چرخش زمین حاصل می‌شود و خود نیز یک بردار است [۱]. این نیروهای ترکیبی، بردار گرانش g ، را می‌سازند. گرانش، اندازه بردار g بوده و دارای واحد شتاب می‌باشد. مقدار نوعی این شتاب بر روی سطح زمین، 9.8 m/s^2 می‌باشد. مانند پتانسیل گرانشی، پتانسیل گرانش w ، نیز وجود دارد و یک تانسور مرتبه صفر، اسکالر است. پتانسیل گرانش ترکیبی از پتانسیل گرانشی، v ، و پتانسیل گریز از مرکز، Φ ، می‌باشد.

$$W = V + \Phi \quad (4-1)$$

و مقدار g برابر است با:

$$g = \nabla W = \left[\frac{\partial W}{\partial x}, \frac{\partial W}{\partial y}, \frac{\partial W}{\partial z} \right]^T \quad (5-1)$$

در کاربردهای ژئوفیزیکی به منظور تقریب زدن زمین، از یک بیضی دوار استفاده می‌شود و فرض

¹Gravitational

² Gravity

می‌شود که یک سطح هم‌پتانسیل از میدان جاذبه نرمال با پتانسیل U است. اختلاف بین پتانسیل جاذبه حقیقی، W و پتانسیل نرمال، U ، پتانسیل اغتشاشی، T نامیده می‌شود به طوریکه:

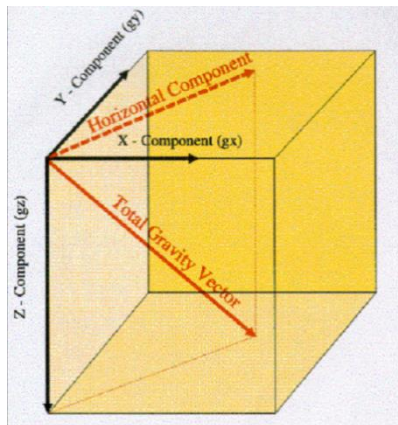
$$T = W - U \quad (6-1)$$

گرادیان‌های اغتشاشی گرانشی به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$T_{ij} = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 T}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 T}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 T}{\partial x \partial z} \\ \frac{\partial^2 T}{\partial y \partial x} & \frac{\partial^2 T}{\partial y^2} & \frac{\partial^2 T}{\partial y \partial z} \\ \frac{\partial^2 T}{\partial z \partial x} & \frac{\partial^2 T}{\partial z \partial y} & \frac{\partial^2 T}{\partial z^2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} T_{xx} & T_{xy} & T_{xz} \\ T_{yx} & T_{yy} & T_{yz} \\ T_{zx} & T_{zy} & T_{zz} \end{pmatrix} \quad (7-1)$$

در شکل (۲-۱) اندازه بردار گرانش به همراه ۳ مولفه عمودی آن بصورت برداری نشان داده شده است.

در تانسور گرادیان‌های اغتشاشی گرانشی، مولفه T_{xx} بیانگر میزان تغییرات مولفه x گرانش در جهت x می‌باشد. T_{xy} میزان تغییرات مولفه x گرانش را در جهت y بیان می‌کند. باقیمانده گرادیان‌ها نیز به طور مشابه تعریف می‌شوند.



شکل (۲-۱) مولفه‌های بردار گرانش

تانسور گرادیان اغتشاشی گرانشی، همچون تانسور گرادیان گرانشی، معادله لاپلاس در هوای آزاد را

برآورده می‌کند^۱ و مقارن است. بنابراین شامل ۵ مولفه مستقل با واحدهای $1/s^2$ می‌باشد. از آنجا که اندازه گرادیان‌ها خیلی کوچک است، معمولاً واحدهای $1/ns^2$ استفاده می‌شود. این واحدها که به صورت اتووش^۲ (Eo) شناخته می‌شوند، به پاس زحمات فیزیکدان مجارستانی قرن نوزدهم، بارون رونالد اتووش^۳، نامگذاری شده‌اند و توسط سیستم SI شناخته شده نیستند، اما در حوزه ژئوفیزیک به طور متداول استفاده می‌شوند. برای معنا دادن به این واحد در حوزه فیزیک، ۱ اتووش معادل است با گرادیان یک میدان گرانشی که توسط ۱۰ ذره ماسه در فاصله ۱ سانتی‌متر تولید می‌شود [۲].

۱-۳- طرح یک مسئله وارون

فرض کنید که ساختار فیزیکی زمین و میزان تغییرات چگالی آن به طور کامل و دقیق معلوم باشد. با توجه به این اطلاعات، یک مقدار یکتا برای پتانسیل گرانش حقیقی، W ، در دسترس خواهد بود. بنابراین، تعیین مقدار پتانسیل حقیقی یک مسئله مستقیم^۴ خواهد بود. حال فرض کنید که مقدار پتانسیل گرانش حقیقی با استفاده از اندازه‌گیری‌های حسگر GGI، یک مقدار معلوم باشد و مطلوب آن است تا شکل و تغییرات چگالی که این پتانسیل را بوجود آورده‌اند تعیین شوند، یعنی یک مسئله وارون^۵.

۱-۴- تعریف مسئله

در سال‌های اخیر با توجه به نیاز به افزایش دقت در انواع وسایل پروازی و نیاز به یک سامانه تعیین موقعیت غیر فعال برای تعیین موقعیت، در دسترس بودن سیستم تعیین موقعیت با چنین قابلیت‌هایی به امری ضروری و اجتناب ناپذیر مبدل گردیده است. اگرچه عیب اصلی سامانه INS، که اصلی‌ترین

^۱ $T_{xx} + T_{yy} = -T_{zz}$

^۲Eotvos

^۳Baron Ronald von Eotvos

^۴Direct problem

^۵Inverse problem

سیستم تعیین موقعیت در حال حاضر می‌باشد، خطای افزایشی آن است، اما کاربرد رایج سیستم‌های ناوبری ماندی (INS) در هواپیماها گواهی بر کارایی و ارزش این سیستم‌ها به عنوان یک سیستم ناوبری است. سیستم‌های کنونی که در سامانه تعیین موقعیت به سیستم INS کمک می‌کنند، از نقاط قوت این سیستم می‌کاهند. به گمان خیلی از کاربران، بهترین سیستم مکمل برای INS سیستم‌های ناوبری ماهواره‌ای می‌باشند و جوابگوی نیاز کاربران است، اما با توجه به فناوری‌های کنونی سیگنال‌های این سیستم‌ها و در نتیجه اطلاعاتی که در اختیار کاربران قرار می‌دهند قابل تخریب هستند.

روش تعیین موقعیت با استفاده از اطلاعات میدان گرانشی زمین، یکی از روش‌های نوین در حوزه ناوبری بوده و قادر است بسیاری از خطاها و نقاط ضعف سیستم‌های تعیین موقعیت فعلی نظیر GPS و TRN را برطرف کند. از این قبیل خطاها می‌توان به جمینگ و اختلال، فعال و قابل شناسایی بودن اشاره کرد. اگرچه در گذشته مطالعات کمتری در زمینه تعیین موقعیت با استفاده از اطلاعات گرادایومتر جاذبه انجام شده است، با این حال استفاده از این حسگرها با در نظر گرفتن یک سطح خطای قابل قبول برای استفاده در وسایل پروازی، یک تعیین موقعیت موفقیت آمیزی را ارائه داده‌اند؛

۱-۵- ساختار پایان نامه

تحقیق حاضر، ارزیابی استفاده از اطلاعات میدان گرانشی زمین به منظور تعیین موقعیت در سیستم‌های ناوبری می‌باشد. از گرادایان‌های میدان گرانش زمین به دو روش جهت تعیین موقعیت استفاده شده است. در این پایان‌نامه، ابتدا روش تولید نقشه‌های گرادایان گرانش که اساس ناوبری مبتنی بر میدان گرانش زمین است ارائه می‌گردد. به منظور شبیه سازی نقشه‌ها از روش‌های مبتنی بر مدلسازی استفاده شده است. به دلیل حجم داده‌های ارتفاع عوارض، از روش‌های مبتنی بر حوزه فرکانس به نام روش پارکر^۱ برای مدلسازی گرادایان‌های طول موج کوتاه میدان گرانش زمین استفاده شده است. همچنین برای محاسبه مولفه‌های طول موج بلند، از مدل ژئوپتانسیل جهانی EGM96

^۱ Parker

استفاده شده که یکی از متدوال‌ترین مدل‌ها می‌باشد.

در روش پیشنهادی اول، ابتدا یک مدل فازی-عصبی TSK از مجموعه داده‌های گرادیان گرانشی منطقه آزمایش با استفاده از یک الگوریتم خوشه‌سازی استخراج می‌شود. از آنجا که الگوریتم خوشه-سازی تفریقی از سرعت خوبی در دسته بندی اطلاعات برخوردار است، این الگوریتم برای خوشه‌بندی اطلاعات استفاده شده است. پس از ایجاد یک مدل TSK از تغییرات محلی گرادیان‌های گرانشی، پارامترهای این شبکه توسط یک الگوریتم آموزش ترکیبی، که متشکل از الگوریتم جهش ترکیبی قورباغه^۱ (SFLA) و تخمینگر حداقل مربعات (LSE) است، برای افزایش دقت شبکه به صورت بهینه تنظیم می‌شوند.

در روش دوم، اطلاعات سیستم ناوبری گرانشی که از تطبیق گرادیان‌های میدان گرانش زمین توسط یک الگوریتم تطبیق بر نقشه بر نقشه‌های مرجع بدست می‌آیند، توسط یک فیلتر کالمن خطی و گسسته با اطلاعات موقعیت سیستم ناوبری ماندی (INS) ترکیب می‌شود تا ضمن اینکه استقلال سامانه INS را حفظ می‌کند، از انباشته شدن خطای سیستم INS در زمان جلوگیری کرده و آنرا به یک مقدار مشخص محدود کند.

ساختار و محتوای پایان‌نامه شامل شش فصل است که مختصری از فصل‌های آتی در ادامه آورده شده است:

فصل دوم- نقشه‌ها و ابزار گرادیان جاذبه: این فصل به نحوه تولید نقشه‌های گرادیان گرانشی مرجع که بیانگر مقدار مولفه‌های مستقل گرادیان گرانشی در هر نقطه در منطقه مورد مطالعه است می-پردازد. همچنین در این فصل، نحوه تولید نویز متناسب با حسگر گراديومتر جاذبه بیان شده است.

فصل سوم- روش پیشنهادی جهت تعیین موقعیت با استفاده از اطلاعات میدان گرانشی زمین مبتنی بر مدلسازی فازی-عصبی: در این فصل نحوه ایجاد یک مدل فازی-عصبی TSK به همراه

¹ Modified Shuffled Frog Leaping Algorithm

الگوریتم آموزش پیشنهادی جهت تنظیم پارامترهای آن ارائه می‌گردد.

فصل چهارم- تلفیق ناوبری ماندی و ناوبری گرانشی: روش ترکیب اطلاعات سیستم تعیین موقعیت

گرانشی مبتنی بر الگوریتم تطبیق بر نقشه با اطلاعات سامانه INS در این فصل تشریح شده است.

فصل پنجم- پیاده سازی و ارزیابی نتایج: در این فصل پس از توصیف مناطق آزمون، ابتدا نحوه

پیاده‌سازی روش اول تعیین موقعیت ذکر می‌گردد و به دنبال آن نتایج مربوط به این روش و مقاومت

سیستم ایجاد شده بررسی می‌گردد. سپس به بررسی عملکرد و تاثیر متغیرها بر سیستم ناوبری

تلفیقی INS/GGI پرداخته می‌شود.

فصل ششم- نتیجه‌گیری و کارهای آتی: جمع‌بندی و کارهای آتی در این فصل ذکر می‌گردد.

فصل دوم

نقشه‌ها و ابزار گرادیان جاذبه

۲-۱- مقدمه

همانگونه که در فصل اول عنوان شد، به منظور تعیین موقعیت با استفاده از اطلاعات حسگر گرادیان جاذبه باید نقشه‌هایی که حاوی اطلاعات میدان گرانشی زمین باشند در دسترس باشند. اگرچه زمین شناسان و معدن کاوان هنوز نقشه‌های گرانش را بر نقشه‌های گرادیان گرانش ترجیح می‌دهند، اما نقشه‌های گرادیان گرانش یک برتری فاحش نسبت به نقشه‌های گرانش دارند. در حالی- که نقشه‌های گرانش حداکثر ۳ مولفه را نمایش می‌دهند^۱، نقشه‌های گرادیان گرانش ۵ مولفه مستقل را در اختیار کاربر قرار می‌دهند. در نتیجه نقشه‌های گرادیان جاذبه قادر هستند تا اطلاعات مفصلتر و واضحتری را فراهم کنند و همچنین تغییرات این نوع نقشه‌ها دقیقتر هستند. علاوه بر این، نویزی که در اثر حرکات نامنظم حسگر ایجاد می‌شود، در این نقشه‌ها وجود ندارد. زیرا فناوری تفاضل بین شتاب سنج‌های موجود در حسگر GGI این خطاها را حذف می‌کند [۳].

از آنجا که هدف این پایان نامه تعیین موقعیت با استفاده از اندازه‌گیری‌های حسگر گرادیومتر جاذبه^۲ (GGI) از میدان گرانشی زمین است، برای بررسی امکان پذیری تعیین موقعیت منفعلانه مبتنی بر GGI، در ابتدا سیگنال‌های GGI و نقشه‌های گرادیان جاذبه باید تولید شوند. این فصل به ساخت نقشه‌های گرادیان جاذبه با استفاده از فنون مدلسازی می‌پردازد و یک نمایش واقع‌گرایانه از گرادیان-های گرانشی زمین را فراهم می‌کند.

۲-۲- نقشه‌های گرادیان جاذبه

برای اینکه بتوان سیگنال‌های GGI را شبیه‌سازی کرد، باید نقشه‌های گرادیان جاذبه زمین تهیه شوند. این نقشه‌ها نشان دهنده اثرات طول موج بلند و کوتاه میدان گرانشی زمین می‌باشند. اثرات طول موج بلند به ناهمواری‌های زیر سطح قابل رؤیت زمین مربوط می‌شوند، درحالی‌که اثرات طول

^۱ نیروی گرانش در جهت شمال، شرق و بالا

^۲ Gravity Gradiometer Instrument

موج کوتاه ناشی از عوارض زمین می‌باشند. در کاربردهای ناوبری، اطلاعات گرانشی عوارضی (اطلاعات گرانشی طول موج کوتاه) از الزامات سامانه می‌باشد و اگر این اطلاعات از پایگاه داده سیستم ناوبری گرانشی حذف شوند، سیستم ناکارآمد خواهد بود.

مدل‌های ژئوپتانسیل جهانی^۱ (GGMs) برای نمایش مولفه‌های طول موج بلند و متوسط (>100km) میدان گرانش زمین به صورت هارمونیک‌های کروی بکار می‌روند [۴]. تا کنون مدل‌های ژئوپتانسیل جهانی متعددی توسط گروه‌های مختلف محاسبه و تهیه شده‌اند. از این مدل‌ها می‌توان به EGM96، GPM98A,B,C، و مدل‌های اخیر CHAMP و GRACE اشاره کرد [۴]. همچنین به منظور مدلسازی اثرات عوارض و ارتفاعات زمین از فنون مبتنی بر حوزه فرکانس استفاده می‌شود.

روش انتخابی برای تولید نقشه‌های گرادیان‌های جاذبه، ترکیبی از گرادیان‌های بدست آمده از مدل گرانشی زمین^۲ (EGM96) و گرادیان‌های حاصل از روش حوزه فرکانس به نام پارکر^۳ است که در ادامه شرح داده خواهد شد. مدل کلی گرادیان اغتشاشی گرانشی که در این پایان‌نامه استفاده خواهد شد به صورت رابطه (۱-۲) داده می‌شود.

اگرچه این روش‌ها مقادیر درستی را برای گرادیان‌های جاذبه به دست نمی‌دهند (نه هر روش دیگری تاکنون)، اما نسبتاً سریع محاسبه می‌شوند و می‌توانند بیانگر رفتار واقعی میدان گرانشی زمین باشند که باید توسط یک GGI رویت شود [۲].

$$T_{ij} = T_{ijEGM96} + T_{ijTerrain} \quad (1-2)$$

۱-۲-۲- مدل گرانشی زمین ۱۹۹۶

بنابر آنچه که در بخش (۱-۲) بیان شد، پتانسیل گرانشی در خارج از اجسام جاذب از معادله

¹Global geopotential models

²Earth Gravitational Model

³Parker

لاپلاس پیروی می‌کند. هماهنگ‌های کروی^۱ بخش زاویه‌ای مجموعه‌ای از جواب‌های متعامد برای معادله لاپلاس هستند که در دستگاه مختصات کروی بیان شده است [۱]. این دسته جواب خطی بوده، بنابراین پتانسیل گرانشی می‌تواند توسط چند سری کوتاه شده از هماهنگ‌های کروی مانند زیر مدل شود:

$$T(r, \phi, \lambda) = \frac{GM}{ae} \sum_{n=2}^{N_{\max}} \sum_{m=0}^n \left(\frac{a}{r}\right)^{n+1} (\overline{C}_{nm} \cos m\lambda + \overline{S}_{nm} \sin m\lambda) \overline{P}_{nm}(\cos \phi) \quad (2-2)$$

که در آن r ، ϕ و λ به ترتیب فاصله ژئوسنتریک^۲، عرض جغرافیایی و طول جغرافیایی هستند. همچنین GM حاصلضرب ثابت گرانشی و جرم زمین؛ ae محور نیمه اصلی بیضی مرجع؛ N_{\max} حداکثر درجه بسط هماهنگ‌های کروی؛ n و m درجه و مرتبه؛ \overline{C}_{nm} و \overline{S}_{nm} ضرایب ژئوپتانسیل نرمالیز شده و $\overline{P}_{nm}(\cos \phi)$ تابع لژاندر نرمالیز شده مربوط می‌باشد (توابع لژاندر، حل کانونیکی معادله دیفرانسیل لژاندر معمولی هستند که در هنگام حل معادله لاپلاس در مختصات کروی با آنها روبرو می‌شویم).

مدل‌های ژئوپتانسیل جهانی که بیانگر میدان پتانسیل زمین برحسب ضرایب هماهنگ‌های کروی هستند، برای محاسبه ژئوئید گراویمتری^۳ نیز بکار گرفته می‌شوند. ژئوئید به صورت سطح هم‌پتانسیل میدان گرانشی زمین که با سطح متوسط دریا^۴ (MSL) مقارن است، تعریف می‌شود. به بیانی شیواتر، ژئوئید یک توصیف ریاضی از سطح زمین است که به وسیله اندازه‌گیری‌های گرانشی در مقابل سطح هموار یک بیضی مرجع مانند بیضی WGS84 (شکل (۲-۱)) تعریف می‌شود. ژئوئید نیز به صورت سطح دریای متوسط بدون حضور بادهای، جریان‌های اقیانوسی و یا دیگر نیروهای اغتشاشی تعریف شده است. درحالی‌که سطوح ژئوئید و بیضی مرجع در عمل مشابه هستند، سطح ژئوئید نسبت به بیضی WGS84

¹Spherical harmonic

^۲فاصله نسبت به مرکز زمین می‌باشد

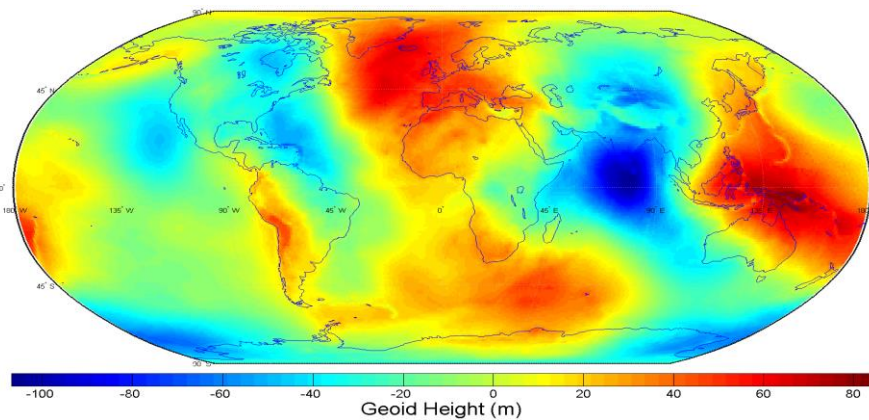
^۳وابسته به گرانی سنجی

^۴Mean sea level

$$T_{xzEGM96} = \frac{GM}{ae^3} \sum_{n=2}^{N_{\max}} \sum_{m=0}^n \left(\frac{ae}{r}\right)^{n+3} (\overline{C}_{nm} \cos m\lambda - \overline{S}_{nm} \sin m\lambda) \times (\beta_{nm} \overline{P}_{n,m-1}(\sin \phi) + \psi_{nm} \overline{P}_{n,m+1}(\sin \phi)), \quad (5-2)$$

$$T_{yyEGM96} = -\frac{GM}{ae^3} \sum_{n=2}^{N_{\max}} \sum_{m=0}^n \left(\frac{ae}{r}\right)^{n+3} (\overline{C}_{nm} \cos m\lambda + \overline{S}_{nm} \sin m\lambda) \times (a_{nm} \overline{P}_{n,m-2}(\sin \phi) + b_{nm} \overline{P}_{n,m}(\sin \phi) + c_{nm} \overline{P}_{n,m+2}(\sin \phi)), \quad (6-2)$$

$$T_{yzEGM96} = \frac{GM}{ae^3} \sum_{n=2}^{N_{\max}} \sum_{m=1}^n \left(\frac{ae}{r}\right)^{n+3} (\overline{C}_{nm} \cos m\lambda + \overline{S}_{nm} \sin m\lambda) \times (\mu_{nm} \overline{P}_{n-1,m-2}(\sin \phi) + \eta_{nm} \overline{P}_{n-1,m+1}(\sin \phi)), \quad (7-2)$$



شکل (۲-۲) تغییرات ژئوید EGM96 با توجه به بیضی WGS84 [۲].

جدول (۱-۲) پارامترهای EGM96 [۴].

Parameter	Value
GM	$3986004.415E \times 10^8 \text{ m}^3/\text{s}^2$
A	6378136.3m
$C_{2,0}$	Tide Free
Reference Ellipsoid	WGS84

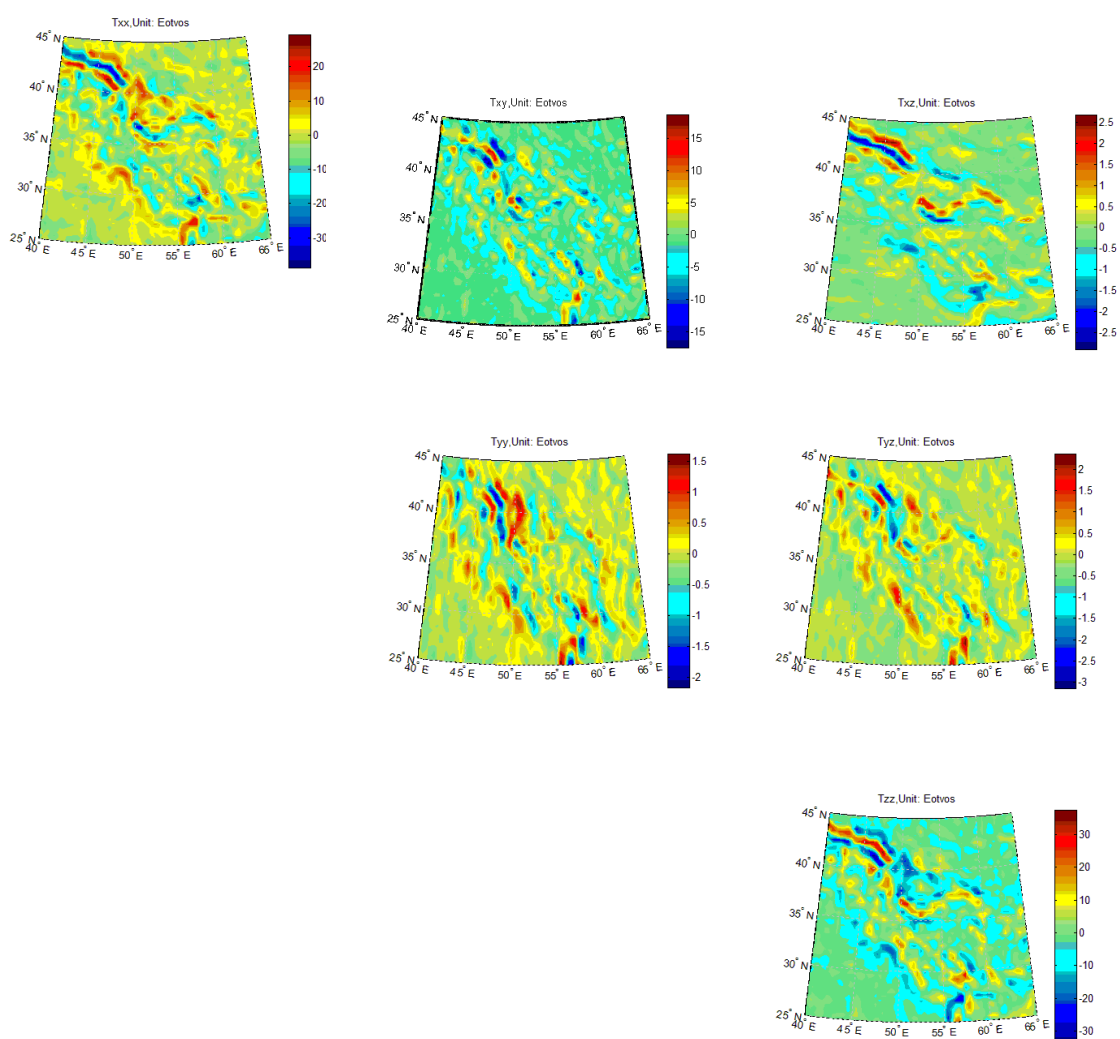
شکل (۳-۲) نقشه‌های گرادیان‌های گرانشی طول موج بلند (گرادیان‌های مدل EGM96) را برای ۵ مولفه مستقل به همراه مولفه عمودی (T_{zz}) نمایش می‌دهد. در حالی که سیستم‌های ناوبری ماندی از نقیصه افزایش احتمالی خطاهای عمودی^۱ بر اثر تغییرات عمده در نیروهای گرانشی رنج می‌برند، این تغییرات شفافیت و تفکیک پذیری بیشتری را بر روی نقشه‌های گرادیان گرانشی ایجاد می‌کنند و

¹Vertical errors

تعیین موقعیت دقیقتری را سبب می‌شوند.

۲-۲-۲- روش پارکر^۱

اثرات عوارض زمین در ارتفاعات پایین، بزرگترین و پرتغییرترین قسمت سیگنال‌های GGI حذف بایاس شده را تشکیل می‌دهند. بنابراین باید یک تقریبی از این اثرات مدلسازی شود تا بتوانیم یک بیان سیگنالی نسبتاً دقیق برای اکثر مناطق آزمایش در شبیه سازی بدست آوریم. به منظور شبیه



شکل (۲-۳) نقشه‌های گرادیان‌های گرانشی بر روی سطح زمین در منطقه ایران

¹Extended Parker's method

سازی گرادینان‌های اغتشاشی گرانشی ناشی از عوارض زمین یا همان مولفه‌های فرکانس بالا، از روشی مبتنی بر حوزه فرکانس بنام روش پارکر استفاده شده است [۵]. البته فنون دیگری بر پایه حوزه فرکانس وجود دارند که فقط در حد اشاره به آنها بسنده می‌کنیم. این روش‌ها عبارتند از:

روش فورسبرگ^۱.

روش تبدیل فوریه گسسته^۲.

در روش پارکر [۱] سطح ژئوئید به وسیله یک صفحه یا سطح صاف تقریب زده می‌شود (منطقه A).

پتانسیل گرانشی در نقطه‌ای با مختصات (x_1, x_2, x_3) برابر است با:

$$V(x'_1, x'_2, x'_3) = G\rho \iint_A \int_0^h \frac{1}{r} dx'_3 dA \quad (۸-۲)$$

$$h = h(x'_1, x'_2) \quad r = \sqrt{(x_1 - x'_1)^2 + (x_2 - x'_2)^2 + (x_3 - x'_3)^2};$$

فرض کنید $g(x_1, x_2)$ یک تابع انرژی دو بعدی و محدود باشد، بطوری که:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (g(x_1, x_2))^2 dx_1 dx_2 < \infty \quad (۹-۲)$$

زوج تبدیل فوریه دوبعدی پیوسته برای تابع $g(x_1, x_2)$ عبارتست از:

$$G(f_1, f_2) = F(g(x_1, x_2)) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} g(x_1, x_2) \cdot e^{-2\pi i(f_1 x_1 + f_2 x_2)} dx_1 dx_2 \quad (۱۰-۲)$$

$$g(x_1, x_2) = F^{-1}(G(f_1, f_2)) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} G(f_1, f_2) \cdot e^{2\pi i(f_1 x_1 + f_2 x_2)} df_1 df_2 \quad (۱۱-۲)$$

که (f_1, f_2) فرکانس‌هایی مطابق با مختصات فضایی (x_1, x_2) هستند.

اعمال رابطه (۱۰-۲) به تابع پتانسیل در رابطه (۸-۲)، رابطه زیر را بدست می‌دهد:

$$F(V) = G\rho \iint_A \int_0^h F\left(\frac{1}{r}\right) dx'_3 dA \quad (۱۲-۲)$$

¹ Forsberg's method.

² Discrete Fourier Transform.

این انتگرال را می‌توان بطور تحلیلی با استفاده از مختصات قطبی و کمی عملیات جبری حل کرد. پس از حل این معادله، خواهیم داشت:

$$F(V) = G\rho \iint_A \int_0^{h(x'_1, x'_2)} \frac{1}{f} \cdot e^{-2\pi(x'_3 - x_3)'} dx'_3 \cdot e^{-2\pi(f_1 x'_1 + f_2 x'_2)} dA, \quad f \neq 0 \quad (13-2)$$

که در رابطه بالا، مقدار f برابر با $f = \sqrt{f_1^2 + f_2^2}$ است.

با انتگرال گیری از رابطه (13-2) با توجه به x_3' ، خواهیم داشت:

$$F(V) = \frac{G\rho}{2\pi f^2} \cdot e^{-2\pi x_3 f} \iint_A \left(e^{2\pi h(x'_1, x'_2)'} - 1 \right) e^{-2\pi(f_1 x'_1 + f_2 x'_2)} dA, \quad f \neq 0 \quad (14-2)$$

با توجه به بسط تیلور تابع e^a ، می‌توان تابع $e^{2\pi h(x'_1, x'_2)'}$ را به شکل زیر بسط داد:

$$e^{2\pi h(x'_1, x'_2)'} = 1 + 2\pi f h(x'_1, x'_2) + \frac{1}{2!} \left(2\pi f h(x'_1, x'_2) \right)^2 + \dots \quad (15-2)$$

با استفاده از رابطه (15-2) می‌توان رابطه (14-2) را مشروط بر اینکه $A = (-\infty, +\infty) \times (-\infty, +\infty)$

به شکل زیر تقریب زد:

$$\begin{aligned} F(V) &\approx 2\pi G\rho e^{-2\pi x_3 f} \sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{n!} (2\pi f)^{n-2} \iint_A h(x'_1, x'_2)' e^{-i2\pi(f_1 x'_1 + f_2 x'_2)} dA \\ ; f \neq 0 & \\ &= 2\pi G\rho e^{-2\pi x_3 f} \sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{n!} (2\pi f)^{n-2} F\left(\left(h(x'_1, x'_2)' \right)^h \right) \end{aligned} \quad (16-2)$$

با توجه به این نکته که منطقه مورد مطالعه در این پایان نامه (منطقه A) یک منطقه با ابعاد محدود است، بنابراین رابطه (16-2) یک تقریب به حساب می‌آید. افزون بر این مطلب، فرض شده است که تبدیل فوریه توان‌های h وجود دارد. همچنین در عمل h به صورت داده‌های گسسته داده می‌شود، بنابراین تقریب گسسته برای تبدیل فوریه پیوسته و یک سری تیلور محدود برای استنتاج رابطه (16-2) استفاده شده است.

برای محاسبه گرادینان‌های گرانشی از تابع پتانسیل، از رابطه حوزه فرکانس زیر استفاده شده است:

$$F(\Gamma_{jk}) = \mu_{jk} F(V) \quad (17-2)$$

در رابطه (۱۷-۲) مقدار μ_{jk} برابر است با:

$$\begin{aligned} \mu_{13} &= -i(2\pi)^2 f_1 f, \quad \mu_{22} = -(2\pi)^2 f_2^2, \quad \mu_{12} = -(2\pi)^2 f_1 f_2, \quad \mu_{11} = -(2\pi)^2 f_1^2, \\ \mu_{23} &= -i(2\pi)^2 f_2 f, \quad \mu_{33} = (2\pi)^2 f^2 \end{aligned} \quad (۱۸-۲)$$

در نهایت می‌توان با اعمال عکس تبدیل فوریه بر نمایش فرکانسی Γ_{jk} در رابطه (۱۷-۲)، گرادیان-های گرانشی ناشی از عوارض زمینی را به صورت زیر بدست آورد.

$$\Gamma_{jk} = 2\pi G \rho F^{-1} \left(\mu_{jk} e^{-2\pi x_3 f} \sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{n!} (2\pi f)^{n-2} F(h^n) \right) \quad (۱۹-۲)$$

با فرض اینکه تابع $h(x_1, x_2)$ گسسته و متناوب است، تبدیل فوریه سریع (FFT) را می‌توان در رابطه (۱۹-۲) بکار گرفت.

$$\Gamma_{jk} = 2\pi G \rho F^{-1} \left(\mu_{jk} e^{-2\pi x_3 f_{p1,p2}} \sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{n!} (2\pi f_{p1,p2})^{n-2} F(h^n)_{p1,p2} \right) \quad (۲۰-۲)$$

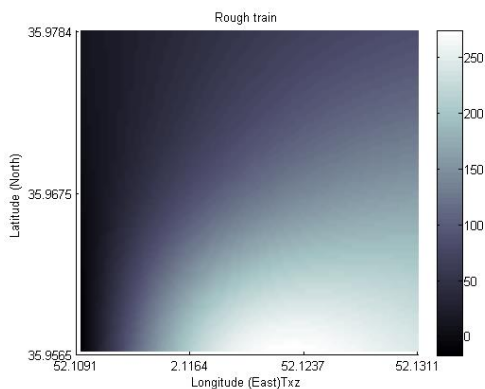
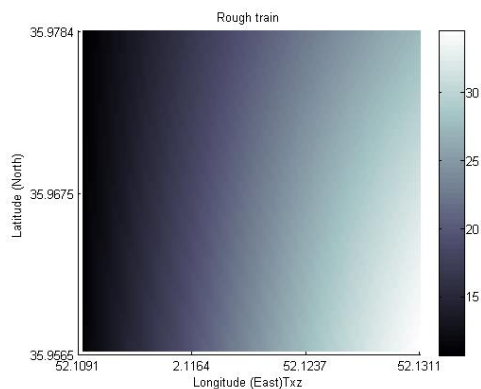
که در آن $p_1 = 0, \dots, M_1 - 1$ و $p_2 = 0, \dots, M_2 - 1$ و M_1 و M_2 به ترتیب تعداد کل داده‌ها در جهت x و y می‌باشند. همچنین $f_{p1,p2} = \sqrt{f_{1p1}^2 + f_{2p1}^2}$ و مقادیر $p1$ و $p2$ به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$\begin{aligned} f_{1p1} &= \frac{p_1}{\Delta x' M_1}, \quad f_{2p2} = \frac{p_2}{\Delta y' M_2}, \quad \text{for } p_1 = 0, \dots, \frac{M_1}{2} - 1, \quad p_2 = 0, \dots, \frac{M_2}{2} - 1 \\ f_{1p1} &= \frac{p_1 - M_1}{\Delta x' M_1}, \quad f_{2p2} = \frac{p_2 - M_2}{\Delta y' M_2}, \quad \text{for } p_1 = \frac{M_1}{2}, \dots, M_1 - 1, \quad p_2 = \frac{M_2}{2}, \dots, M_2 - 1, \end{aligned}$$

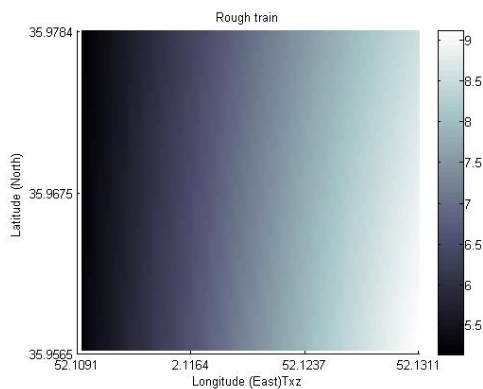
که در آن $\Delta x'$ و $\Delta y'$ به ترتیب فاصله بین داده‌ها در جهت x و y می‌باشد.

به منظور سادگی چگالی در تمام ناحیه مورد نظر ثابت فرض شده است، اما می‌تواند تغییر کند که تحت چنین شرایطی تبدیل فوریه داخلی باید روی ρh^n اعمال شود.

شکل (۴-۲) یک نمونه از نقشه‌های گرادیان گرانشی طول موج کوتاه را که توسط روش پارکر تولید شده است نمایش می‌دهد. این نقشه‌ها که مربوط به مولفه T_{xz} از تانسور گرادیان جاذبه می‌باشند، روند کاهشی نسبتاً شدید اندازه گرادیان‌ها را با افزایش ارتفاع به خوبی نشان می‌دهند.



(الف) (ب)



(ج)

شکل (۲-۴) مولفه T_{xz} گرادیان‌های جاذبه طول موج کوتاه برای ارتفاعات الف: ۳۰۰۰ متر. ب: ۷۰۰۰ متر؛ ج: ۱۲۰۰۰ متر از متوسط ارتفاع عوارض منطقه آزمون.

روش‌های شبیه‌سازی مولفه‌های فرکانس بالا، تنها محدود به روش‌های حوزه فرکانس نمی‌باشد. بدین منظور می‌توان از روش المان‌های محدود استفاده کرد که در [۱] به سه مورد از روش‌های المان محدود اشاره شده است. در مواقعی که گرادیان‌های بیشتری مورد نیاز است و اطلاعات عوارض با حجم زیاد استفاده می‌شود، روش‌های مبتنی بر المان‌های محدود زمانبر هستند. در این مواقع می‌توان از فنون حوزه فرکانس به منظور کاهش زمان محاسبات استفاده کرد.

در هنگام بکارگیری الگوریتم‌های حوزه فرکانس باید به این نکته توجه کرد که نمونه برداری از ارتفاعات (تشکیل ماتریس ارتفاعات عوارض) باید با فاصله یکسان در جهات x و y صورت گیرد. به عبارتی دیگر یک شبکه نامتقارن از عوارض نمی‌تواند به این دسته از الگوریتم‌ها اعمال شود [۱].

۲-۳- ابزار گرادیان جاذبه

پس از تولید نقشه‌هایی که بیان‌کننده تغییرات مولفه‌های مستقل گرادیان‌های گرانشی در منطقه مورد نظر می‌باشند، شبیه‌سازی سیگنال‌های حسگر GGI کار چندان دشواری نخواهد بود. به دلیل اینکه مدلسازی رفتار داخلی یک حسگر GGI خارج از حوزه این تحقیق است، برای مدل کردن سیگنال‌های GGI تنها از نقشه‌های تهیه شده استفاده شده است. در طی مسیر پروازی حسگر GGI سیگنال‌های مربوط به پنج مولفه مستقل $(T_{xx}, T_{xy}, T_{xz}, T_{yz}, T_{zz})$ را با نرخ‌هایی که توسط کاربر در ابتدای برنامه تعیین می‌شود ثبت و ضبط می‌کند. اگر نقطه‌ای که گرادیان‌ها در آنجا ضبط می‌شوند بر نقشه واقع نباشد، از یک درون‌یابی خطی استفاده می‌شود تا مقدار گرادیان‌ها در آن نقطه محاسبه شوند. سپس نویز متناسب با نرخ تولید گرادیان‌ها توسط حسگر به مقادیر اندازه‌گیری شده افزوده می‌شود.

۲-۳-۱- تولید نویز

شرکت‌های سازنده حسگر گرادیومتر جاذبه (GGI) برای محصولات خود یک نویز گاوسی سفید با مقدار متوسط صفر را ادعا می‌کنند. بر این اساس، راگرز^۱ در [۲] GGI‌های کنونی و نسل بعد را که در طی ده سال آینده در دسترس خواهند بود را مورد تحقیق و بررسی قرار داده است. بر پایه این تحقیق، راگرز ویژگی‌های عملکرد را برای دو نمونه کلی از حسگرهای گرادیومتر جاذبه به طور تقریبی تعریف کرده که نتایج آن در جدول (۲-۲) آورده شده است. در این تعریف، چگالی طیفی نویز^۲

^۱Rogers

^۲Noise Spectral Density

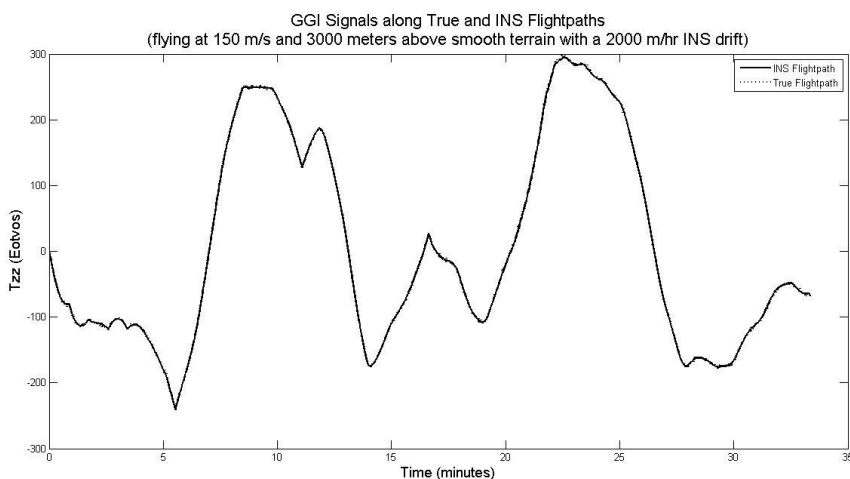
(NSD) بیان کننده سطح نویز حسگر GGI با فرض توزیع گاوسی و متوسط صفر می‌باشد [۶]. به بیان دیگر، NSD قدرت نویز را بر روی یک محدوده فرکانسی بیان می‌کند و دارای واحد $\frac{Eo}{\sqrt{Hz}}$ می‌است. رابطه (۲-۲) نحوه محاسبه مقدار RMS برای نویز حسگر GGI را نشان می‌دهد و دارای واحد اتووش (Eo) می‌باشد.

جدول (۲-۲) ویژگی‌های عملکرد تقریبی برای حسگرهای GGI کنونی و نسل آینده [۲].

<i>GGI</i>	<i>NSD</i>	f_s	<i>RMS Noise</i>
Current	$2.23E\ddot{o}\sqrt{Hz}$	1Hz	$1.58E\ddot{o}$
Future	$0.223E\ddot{o}\sqrt{Hz}$	1Hz	$0.158E\ddot{o}$

$$RMS\ Noise(Eo) = \sqrt{\left(NSD\left(\frac{Eo}{\sqrt{Hz}}\right)\right)^2 \times \frac{1}{2} Gradient\ Production\ Rate\ (Hz)} \quad (۲-۲)$$

هنگامی که مقدار RMS مربوط به نویز حسگر محاسبه شد، این مقدار به نقشه‌های گرادیان جاذبه توسط دستور normrand در نرم افزار مطلب افزوده می‌شود و به عنوان سیگنال‌های GGI تلقی می‌شوند.



شکل (۲-۵) سیگنال GGI مربوط به مولفه T_{zz} برای مسیر پروازی واقعی و مسیر سامانه INS

به دلیل اینکه نویز سفید است و دارای متوسط صفر است، مقدار RMS با مقدار انحراف استاندارد (σ) معادل خواهد بود. شکل (۲-۵) سیگنال‌های حسگر GGI مربوط به مسیر اصلی و مسیر سامانه INS را در حضور نویز با انحراف استاندارد ۱.۵۸ اتووش برای یک مسیر پروازی در مناطق هموار نشان می‌دهد.

فصل سوم

روش پیشنهادی جهت تعیین موقعیت

مبتنی بر مدلسازی فازی - عصبی

۳-۱- مقدمه

در فصل قبل نقشه‌های گرادیان گرانشی مورد نیاز جهت شبیه‌سازی سیگنال‌های حسگر گرادایومتر جاذبه تولید شد. این نقشه‌ها اساس کار سیستم تعیین موقعیت منفعلانه توسط داده‌های میدان گرانشی زمین می‌باشند.

در این فصل روشی برای تعیین موقعیت با استفاده از داده‌های میدان گرانش زمین معرفی می‌شود که از حیث وضعیت، روشی نو در تعیین موقعیت مبتنی بر اساس میدان گرانشی زمین به حساب می‌آید. اساس روش ارائه شده بر پایه شناسایی یک نگاشت غیرخطی استوار است و این نگاشت در حقیقت توسط یک شبکه فازی-عصبی^۱ صورت خواهد گرفت و بدین ترتیب اطلاعات موقعیت به صورت قطعی و پیوسته در اختیار کاربر قرار خواهد گرفت. روش کار به این صورت خواهد بود که مولفه‌های گرادیان میدان گرانشی که توسط حسگر GGI اندازه‌گیری می‌شوند، به یک نقشه سه-بعدی از موقعیت جغرافیایی که شامل ارتفاع، طول و عرض جغرافیایی می‌باشد نگاشت داده می‌شوند. هدف از ارائه این فصل مدل کردن سیستمی بر مبنای تغییرات محلی گرادیان‌های میدان گرانش جهت تعیین یکتای موقعیت با استفاده از داده‌های گرانشی می‌باشد.^۲

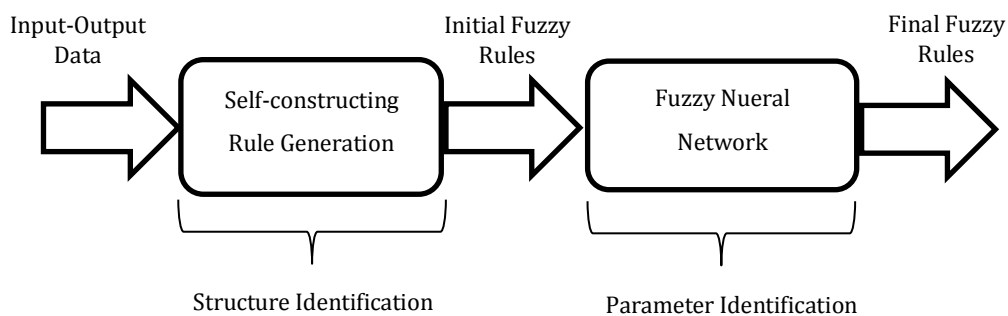
۳-۲- مدل‌سازی فازی-عصبی

هدف از مدل‌سازی، مدل کردن رفتار واقعی سیستم با توجه به یک مجموعه اطلاعات اندازه‌گیری شده از ورودی-خروجی سیستم می‌باشد [۷-۹]. با استفاده از سیستم مدل شده کاربر می‌تواند شناختی از ویژگی‌های اصلی سیستم بدست آورد و با سیستم به درستی رفتار کند. با این وجود، مسئله مدل‌سازی در مواقعی که سیستم بشدت غیر خطی و پیچیده است، مشکل خواهد شد.

^۱Fuzzy-Neural Network

^۲اگرچه کاربرد واژه سیستم در این پایان‌نامه به دلیل عدم دارا بودن یک دینامیک معین دارای اشکال است ولی جهت سهولت، به فرایند نگاشت داده‌های گرانشی به موقعیت جغرافیایی، سیستم تعیین موقعیت اطلاق می‌شود.

تاکنون روش‌های زیادی برای مدل‌سازی سیستم‌ها پیشنهاد شده است. روش‌های کمی^۱ که مبتنی بر ریاضیات می‌باشند، سعی بر نمایش مدل دقیقی از سیستم دارند، ولی در شرایطی که سیستم پیچیده یا دارای عدم قطعیت باشد، مناسب نمی‌باشند [۹]. پروفیسور زاده نظریه مجموعه‌های فازی را برای مقابله با مسائل عدم قطعیت پیشنهاد کرد [۱۰]. با این وجود، این روش فاقد روشی معین برای تعیین تعداد قوانین فازی لازم و توابع تعلق مربوط به آنها می‌باشد و علاوه بر این از یک الگوریتم کارآمد برای تصحیح توابع تعلق فازی و در نتیجه کاهش خطای خروجی شبکه برخوردار نیست. روش‌های دیگری همچون مدل‌سازی بر اساس شبکه‌های عصبی پیشنهاد شده است [۱۱، ۱۲]. اگرچه این روش‌ها مانند مدل‌سازی فازی، یک تقریب زننده جامع برای توابع بحساب می‌آیند و از دقت بالا برخوردار هستند، ولی با مشکلاتی همچون افتادن در حداقل محلی [۱۳] و سرعت همگرایی پایین [۱۴] مواجه هستند. شبکه‌های فازی-عصبی (FNNS)، که از مزایای منطق فازی و شبکه‌های عصبی بهره می‌برند [۱۵]، اخیراً مورد توجه زیادی قرار گرفته‌اند. اگرچه شبکه‌های فازی-عصبی در مقایسه با شبکه‌های پرسپترون چندلایه^۲ دارای پارامترهای بیشتری می‌باشند، اما ابزاری قدرتمند برای مدل‌سازی شبکه‌های غیر خطی پیچیده می‌باشند. علاوه بر این، یکی از ویژگی‌های شبکه‌های فازی-عصبی که باعث برتری آنها بر شبکه‌های چندلایه می‌شود، قابلیت تعیین ساختار آنها با توجه به مجموعه اطلاعات ورودی-خروجی است. بنابراین برای مدل‌سازی سیستم تعیین موقعیت مبتنی بر اطلاعات حسگر گرادئومتری جاذبه، از روش مدل‌سازی فازی-عصبی استفاده شده است.



¹Quantitative methc

²Multi layer perceptr

در حالت کلی، ایجاد یک مدل سیستمی فازی-عصبی TSK برای یک تابع نامعلوم $f: R^n \rightarrow R^m$ بر اساس مجموعه اطلاعات مشتمل بر دو مرحله می‌باشد که در شکل (۳-۲) نمایش داده شده است؛ یکی شناسایی ساختار و دیگری مرحله تعیین یا تنظیم پارامترهای شبکه ایجاد شده می‌باشد. در مرحله شناسایی ساختار، قوانین اگر-آنگاه فازی با توجه به مجموعه اطلاعات ورودی-خروجی استخراج می‌شوند. سپس برای دست یافتن به دقتی بالاتر، پارامترهای قوانین فازی توسط یکی از الگوریتم‌های آموزش شبکه عصبی، در مرحله تعیین پارامترها اصلاح می‌شوند.

در این تحقیق روش جدیدی برای ایجاد یک مدل فازی-عصبی براساس یک مجموعه اطلاعات ورودی-خروجی پیشنهاد شده است. در ابتدا در مرحله‌ی تعیین ساختار، مجموعه اطلاعات ورودی-خروجی با استفاده از الگوریتم خوشه‌سازی تفریقی^۱ دسته بندی می‌شود. سپس یک قانون فازی اگر-آنگاه تاکاگی-سوگنو-کانگ^۲ از هر خوشه استخراج شده تا یک پایگاه قانون فازی ایجاد شود. بر این اساس در مرحله شناسایی پارامترها، یک شبکه عصبی ایجاد خواهد شد و پارامترهای آن توسط یک الگوریتم آموزش ترکیبی، که الگوریتم جهش قورباغه [۱۶] و تخمینگر حداقل مربعات^۳ را ترکیب می‌کند، تصحیح می‌شوند. روش پیشنهادی دارای این مزیت است که تعداد قوانین لازم را به طور خودکار محاسبه کرده و علاوه بر این از سرعت بالا در خوشه‌سازی اطلاعات ورودی برخوردار است.

در بخش (۳-۴) روش استفاده شده به منظور تعیین ساختار شبکه عصبی-فازی تشریح شده است و بخش (۳-۵) نیز به توضیح روش پیشنهادی جهت تنظیم پارامترهای شبکه فازی-عصبی می‌پردازد.

۳-۳- ساختار شبکه فازی-عصبی TSK

یک شبکه فازی-عصبی با قوانین فازی TSK یک شبکه ۴-لایه می‌باشد و زامین قانون فازی به صورت رابطه (۳-۱) تعریف می‌شود که در آن w_j ها مقادیر ثابت و $\mu_{ij}(x_i)$ ها توابع تعلق گاوسی با

^۱Subtractive clustering algorithm

^۲Takagi-Sugeno-Kang If-Then Fuzzy Rule

^۳Least Square Estimator

مقدار متوسط m_{ij} و انحراف استاندارد σ_{ij} طبق رابطه (۲-۳) می باشند. ساختار شبکه TSK در شکل (۲-۳) نشان داده شده و چگونگی عملکرد آن به صورت زیر تشریح می شود.

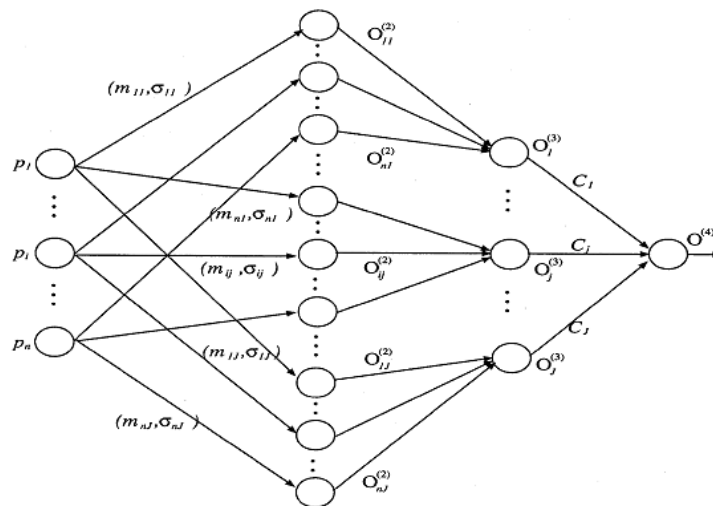
If x_1 is $\mu_{1j}(x_1)$ AND x_2 is $\mu_{2j}(x_2)$ AND ... AND x_n is $\mu_{nj}(x_n)$ Then y is w_j . (۱-۳)

$$\mu_{ij}(x_i) = \exp\left[-\left(\frac{x_i - c_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2\right] \quad (۲-۳)$$

لایه اول: لایه ورودی و تعداد گره های آن $N_1 = n$ می باشد. خروجی گره i ام که سیگنال ورودی p_i را به طور مستقیم به لایه بعد انتقال می دهد، برابر است با:

$$O_i^{(1)} = P_i \quad (i = 1, \dots, n) \quad (۳-۳)$$

لایه دوم: لایه مخفی است و تعداد گره های آن برابر با J است. هر گره بیانگر قسمت مقدم یک



شکل (۲-۳) ساختار یک شبکه فازی-عصبی TSK نمونه [۹].

قانون فازی است و شامل n تابع تعلق می باشد. وظیفه این لایه محاسبه برازش مربوط به هر قانون است و در صورتی که توابع تعلق از نوع گاوسی انتخاب شوند، خروجی گره (i,j) برابر است با:

$$O_{ij}^{(2)} = \mu_{ij}(O_i^{(1)}) = \exp\left[-\frac{(p_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right]. \quad (۴-۳)$$

$$j = 1, 2, \dots, J; \quad i = 1, \dots, n;$$

لایه سوم: وظیفه این لایه محاسبه برازش نرمال شده برای هر کدام از قوانین می باشد و تعداد گره-

های آن با لایه قبل برابر است. خروجی گره j ام در این لایه، $O_j^{(3)}$ ، به صورت رابطه (۵-۳) تعریف می-

شود.

$$O_j^{(3)} = \frac{\prod_{i=1}^n O_{ij}^{(2)}}{\sum_{j=1}^J O_j^{(2)}} = \frac{\exp\left(\sum_{i=1}^n -\frac{(p_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right)}{\sum_{j=1}^J \exp\left(\sum_{i=1}^n -\frac{(p_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right)} \quad (5-3)$$

لایه چهارم: لایه خروجی است و شامل یک گره می باشد. وظیفه آن محاسبه نتیجه یا قسمت آنگاه هر قانون فازی و خاتمه دادن به نگاشت از فضای قوانین فازی به فضای خروجی است. خروجی این لایه جمع وزندار قوانین می باشد و به صورت رابطه (۶-۳) خواهد بود.

$$O^{(4)} = \sum_{j=1}^J O_j^{(3)} \cdot w_j \quad (6-3)$$

$$w_j = \alpha_{0j} + \alpha_{1j} p_1 + \alpha_{2j} p_2 + \dots + \alpha_{nj} p_n = \alpha_j \cdot \left[\frac{1}{\vec{p}} \right] \quad (7-3)$$

همانطور که از معادلات (۳-۳) تا (۷-۳) پیداست، پارامترهایی که قابلیت تنظیم دارند و بر دقت سیستم اثرگذارند عبارتند از: σ_{ij} , c_{ij} و α_j . در این پایان نامه یک روش آموزش ترکیبی جدید برای تنظیم این پارامترها پیشنهاد شده است و بخش (۵-۳) به تشریح روش ترکیبی ارائه شده خواهد پرداخت.

۴-۳- تعیین ساختار شبکه

همانگونه که در بخش (۲-۳) عنوان شد، اولین قدم در ایجاد یک شبکه فازی-عصبی، شناسایی ساختار شبکه می باشد. تعداد قوانین فازی بهینه، یک موضوع حیاتی در پیچیدگی یک شبکه فازی-عصبی است و همچنین نقش مهمی در دقت تقریب زنی آن ایفا می کند.

برای شناسایی ساختار، تاکنون روش های زیادی پیشنهاد شده است. می توان با سعی و خطا و همچنین دانش قبلی از مجموعه اطلاعات، تعداد قوانین فازی یا خوشه ها را انتخاب کرد [۱۷]. مرجع [۱۸] یک الگوریتم خوشه سازی برای استخراج قوانین فازی از روی یک مجموعه اطلاعات ورودی-

خروجی پیشنهاد کرده است، اما سرعت همگرایی آن بویژه در هنگامی که حجم اطلاعات زیاد باشد، پایین خواهد بود. از الگوریتم‌های تکاملی نیز برای استخراج قوانین فازی بر روی یک پایگاه داده استفاده شده است [۱۹].

در این پایان‌نامه به منظور دسته‌بندی اتوماتیک مجموعه داده‌های ورودی-خروجی از الگوریتم خوشه‌سازی تفریقی استفاده شده است. بخش پیش رو به معرفی الگوریتم پرداخته است.

۳-۴-۱- الگوریتم خوشه‌سازی تفریقی (SCA)

الگوریتم خوشه‌سازی تفریقی یک روش دسته‌بندی اطلاعات مبتنی بر چگالی^۱ است که به طور موفقیت آمیزی در کاربردهایی از قبیل استخراج قوانین فازی بکار گرفته شده است [۱۷]. بر اساس این الگوریتم، تعداد خوشه‌ها یا همان قوانین فازی شبکه توسط بروز کردن چگالی بردار اطلاعات به منظور اضافه کردن، جابجایی و حذف قوانین فازی تعیین می‌شود [۲۰]. بر پایه این الگوریتم فرض می‌شود که هر داده به طور بالقوه می‌تواند یک مرکز عصب یا خوشه باشد [۱۷]. هر خوشه در بردارنده تعداد مشخصی از داده‌ها می‌باشد و مرکز آن معادل با یک قانون فازی اگر-آنگاه می‌باشد [۲۰].

یک مجموعه از n داده را به صورت (x_1, x_2, \dots, x_n) در نظر بگیرید که در آن x_i یک بردار در فضای ورودی است. در ابتدا هیچ خوشه‌ای وجود ندارد و در صورت لزوم خوشه‌ای می‌تواند ایجاد شود. چگالی برای هر داده آموزش محاسبه می‌شود تا مشخص شود که آیا خوشه جدیدی باید ایجاد شود یا یکی از خوشه‌ها موجود باید داده کنونی جایگزین شود. وقتی تمام داده‌های آموزش مورد پردازش قرار گرفتند، تعداد مشخصی خوشه ایجاد خواهد شد که هر کدام معادل یک قانون اگر-آنگاه فازی خواهد بود. سپس مرحله شناسایی ساختار به پایان می‌رسد. جزئیات الگوریتم خوشه‌سازی تفریقی در زیر تشریح شده است.

۱- مقدار دهی اولیه: اولین داده به عنوان مرکز اولین خوشه در نظر گرفته می‌شود و چگالی آن

^۱density-based

برابر است با: $D_{c1}^1 = D_1^1 = 1$ ، همچنین شعاع خوشه‌ها برابر با r_a خواهد بود.

۲- بروز رسانی چگالی: در صورتیکه تا زمان ورود داده تام تعداد خوشه‌های ایجاد شده برابر با k

باشد، که به صورت G_1, G_2, \dots, G_k با مراکز $\{x_{c1}, x_{c2}, \dots, x_{ck}\}$ مشخص شوند، با ورود تامین داده چگالی مراکز خوشه‌ها طبق رابطه (۸-۳) بروز رسانی می‌شوند.

$$D_{ci}^t = D_{ci}^{t-1} + \exp\left[-\frac{\|x_{ci} - x_t\|^2}{(r_a/2)^2}\right] \quad i = 1, 2, \dots, k. \quad (۸-۳)$$

همچنین چگالی داده تام، D_t^t برابر است با:

$$D_t^t = \sum_{j=1}^t \exp\left[-\frac{\|x_t - x_j\|^2}{(r_a/2)^2}\right] \quad (۹-۳)$$

۳- جابجایی یا افزایش قوانین فازی: اگر رابطه (۱۰-۳) برقرار باشد، خوشه جدید ایجاد نخواهد شد.

در این حالت x_{cz} نزدیکترین مرکز خوشه به x_t می‌باشد و چگالی آن برابر با D_{cz}^t است. تعریف

کنید: $\delta_{min} = \|x_{cz} - x_t\| = \min\{\|x_{ci} - x_t\|\}$ در صورتی که رابطه (۱۱-۳) برقرار باشد، x_t

به عنوان مرکز خوشه جدید جایگزین x_{cz} خواهد شد و بنابراین تعداد قوانین فازی تغییر نخواهند کرد.

$$D_t^t > \{D_{ci}^t, i = 1, 2, \dots, k\} \quad (۱۰-۳)$$

$$\frac{\delta_{min}}{r_a} + \frac{D_{cz}^t}{D_t^t} < 1 \quad (۱۱-۳)$$

در صورتی که نامساوی (۱۱-۳) برقرار نباشد، خوشه جدیدی ایجاد خواهد شد که مرکز آن برابر

x_t است و در نتیجه یک قانون به مجموعه قوانین فازی افزوده خواهد شد.

۴- حذف قانون اگر-آنگاه فازی: در صورتی که بتوان دو خوشه با مراکز x_{ca} و x_{cb} با نزدیکترین

فاصله بقسمی پیدا کرد که $D_{ca}^t < D_{cb}^t$ ، در اینصورت متغیر d_{min} به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$d_{min} = \|x_{ca} - x_{cb}\| = \min\left\{\|x_{ci} - x_{cj}\| \quad \begin{matrix} i = 1, 2, \dots, w-1, \\ j = 1, 2, \dots, w \end{matrix}\right\}. \quad (۱۲-۳)$$

اگر $D_{max} = \max\{D_{ci}^t, i = 1, 2, \dots, w\}$ بتواند رابطه (۱۳-۳) را برآورده سازد، در اینصورت

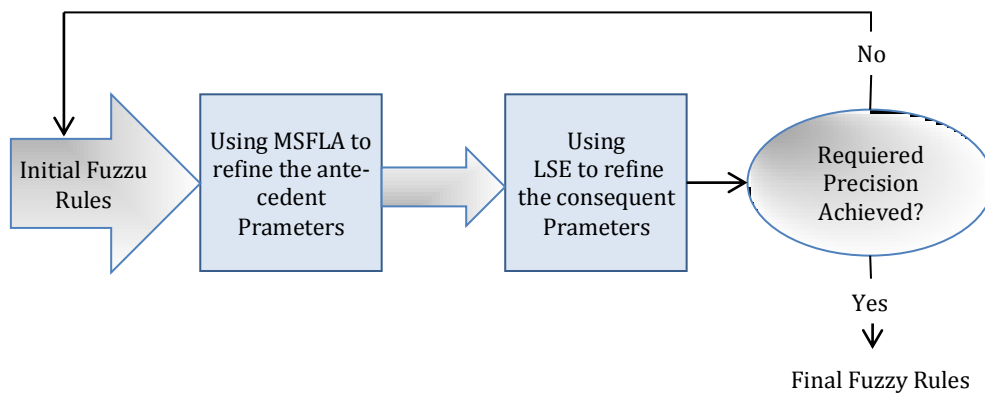
خوشه با مرکزیت x_{ca} حذف می‌شود و بنابراین از مجموعه قوانین فازی یک قانون کاسته خواهد

شد. در غیر اینصورت، تعداد قوانین فازی تغییر نخواهد کرد.

$$\frac{d_{min}}{r_a} + \frac{D_{Ca}^t}{D_{max}} < 1 \quad (13-3)$$

۳-۵- تنظیم پارامترهای شبکه TSK

در بخش (۳-۴-۱) با استفاده از الگوریتم خوشه‌سازی تفریقی، مراکز توابع تعلق مربوط به قوانین فازی تعیین شدند. اما ممکن است که مراکز حقیقی در پایگاه داده‌های آموزش حضور نداشته باشند، بنابراین خوشه‌های ایجاد شده، دارای مراکز بهینه نخواهند بود و تنظیم بهینه این پارامترها بر دقت عملکرد سیستم می‌افزاید. مراکز خوشه‌ها قسمتی از پارامترهایی هستند که در بخش (۳-۳) به معرفی آن‌ها پرداخته شد. بنابراین افزایش دقت و بهبود عملکرد شبکه، توسط اصلاح و تنظیم بهینه همه پارامترهای قابل تنظیم شبکه حاصل می‌شود. با کمی تامل تعداد پارامترهای قابل تنظیم مربوط به قسمت "اگر" در قوانین فازی برابر با $2n$ است. با توجه به وجود J قانون فازی، تعداد کل پارامترها در قسمت "مقدم" $2nJ$ خواهد بود. این پارامترها عبارت از: $m_{11}, \sigma_{11}, \dots, m_{nJ}, \sigma_{nJ}$ می‌باشند. همچنین تعداد پارامترها برای هر قانون فازی در قسمت "آنگاه" برابر $(n+1)$ خواهد بود، یعنی $\alpha_{0j}, \alpha_{1j}, \alpha_{2j}, \dots, \alpha_{nj}$. پس در نهایت $(n+1)J$ پارامتر در قسمت "آنگاه" پایگاه قوانین وجود خواهد داشت.



شکل (۳-۳) مرحله شناسایی پارامترها

با کمی دقت در روابط (۳-۵) تا (۳-۷) مشاهده می‌شود که خروجی شبکه فازی-عصبی ایجاد شده نسبت به پارامترهای قسمت "مقدم" قوانین فازی یعنی $m_{11}, \sigma_{11}, \dots, m_{nj}, \sigma_{nj}$ خطی بوده و تاثیر ضرایب لایه خروجی شبکه یا $\alpha_{0j}, \alpha_{1j}, \alpha_{2j}, \dots, \alpha_{nj}$ بر عملکرد شبکه به صورت خطی می‌باشد. جهت تنظیم پارامترهای غیر خطی شبکه از الگوریتم جهش قورباغه بهبود یافته (MSFLA) استفاده شده است که از توانایی خوبی در یافتن پارامترهای بهینه در فضای جستجو برخوردار است. همچنین به دلیل خطی بودن پارامترهای لایه خروجی شبکه، تخمینگر حداقل مربعات (LSE) مناسبترین عملگر جهت تنظیم بهینه این پارامترها می‌باشد. در طی فرایند بهینه‌سازی، در هر تکرار همه داده‌ها حضور خواهند داشت و دو عملگر MSFLA و LSE اعمال می‌شوند، به طوری که در ابتدا پارامترهای غیر خطی شبکه ثابت فرض می‌شوند و عملگر LSE جهت تنظیم پارامترهای قسمت "آنگاه" اعمال می‌شود. زمانی که بهترین جواب برای این پارامترها حاصل شد، این بار پارامترهای w_r ثابت در نظر گرفته شده و برای بهبود بیشتر در عملکرد تقریب‌زنی شبکه، پارامترهای غیر خطی توسط الگوریتم MSFLA بهینه‌سازی می‌شوند. فرایند بهینه‌سازی تا رسیدن به بهترین جواب که مدنظر کاربر است و یا یک تعداد تکرار معین بهینه‌سازی، ادامه خواهد یافت. شکل (۳-۳) نمایی کلی از فرایند بهینه‌سازی پارامترها را نمایش می‌دهد.

۳-۵-۱- اصول الگوریتم جهش قورباغه

الگوریتم‌های تکاملی، نظیر الگوریتم جهش ترکیبی قورباغه، روش‌های جستجوی تصادفی هستند که از تکامل بیولوژیکی طبیعی و یا رفتار اجتماعی گونه‌ها تقلید می‌کنند [۲۱]. این چنین الگوریتم‌هایی به منظور یافتن جواب‌هایی نزدیک به جواب بهینه در مسائل بهینه‌سازی پیچیده و در مقیاس بزرگ ایجاد شده‌اند. در چنین مواردی روش‌های مبتنی بر گرادینان قادر به یافتن جواب‌های بهینه نمی‌باشند. در الگوریتم‌های فراکاوشی^۱ تابع هدف دارای روند آگاهانه است و فضای تصمیم به صورت

^۱Meta-heuristic algorithms

هوشمندانه بررسی می‌شود. در این الگوریتم‌ها تابع هدف برای مجموعه‌ای از متغیرهای تصمیم محاسبه می‌شود و از مقادیر تابع هدف به ازای ترکیب‌های مختلف، جهت رسیدن به بهترین حالت استفاده می‌شود.

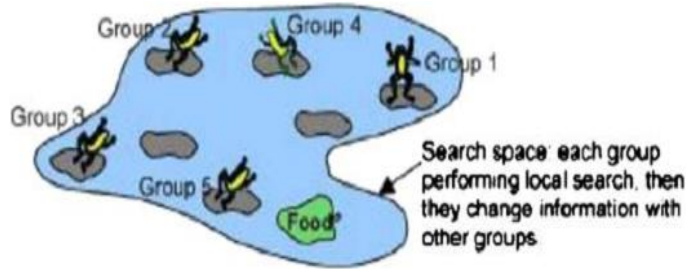
الگوریتم جهش ترکیبی قورباغه (SFLA)، یک روش بهینه‌سازی فراکاشی جدید مبتنی بر جمعیت می‌باشد که از تکامل مِمَتیکی^۱ یک گروه از قورباغه‌ها، زمانی که دنبال مکانی با حداکثر میزان غذای در دسترس می‌گردند، تقلید می‌کند [۱۶]. الگوریتم جهش قورباغه هر دو عنصر استراتژی قطعی و تصادفی را در یافتن جواب بهینه دارا می‌باشد. استراتژی قطعی به الگوریتم اجازه می‌دهد تا از اطلاعات سطحی جواب به صورت مؤثر در جهت هدایت جستجوی اکتشافی استفاده نماید. عناصر تصادفی انعطاف و قدرت الگوی جستجو را در روش پیشنهادی تضمین می‌نماید [۲۲].

در الگوریتم جهش قورباغه، هر قورباغه به عنوان راه‌حلی برای سیستم در نظر گرفته می‌شود و دسته‌ای از قورباغه‌ها، یک جمعیت را تشکیل می‌دهند که در جهت رسیدن به هدف خاصی حرکت می‌کنند. جهش قورباغه نمادی از ارتقاء خصوصیات متغیرهای تصمیم در جهت رسیدن به حالت بهینه است و باعث بهبود عملکرد سیستم در جهت رسیدن به هدف می‌شود. در طی فرآیند نیل به جواب بهینه، جمعیت به تعدادی زیر مجموعه تقسیم می‌شود. تأثیرگذاری و تاثیرپذیری قورباغه‌ها از هم در هر زیر مجموعه باعث اصلاح متغیرهای تصمیم می‌شود. پس از تعداد مشخصی تکامل، طی فرآیند ترکیب شدن زیر مجموعه‌ها و تشکیل جمعیت جدید، اطلاعات بین قورباغه‌ها منتقل شده و جستجوی هدفمند برای تعیین جواب بهینه صورت می‌گیرد. این روند تا برقرار شدن شرایط همگرایی مشخص یا تعداد مشخص از تکرار الگوریتم، ادامه می‌یابد.

الگوریتم SFLA تاکنون بر روی چندین مسئله ترکیبی آزمایش شده است و به عنوان یک الگوریتم

¹Memetic

کارآمد در پیدا کردن جواب‌های فراگیر^۱ شناخته شده است [۲۳]. در این پایان‌نامه از قابلیت جستجوی فراگیر الگوریتم SFLA برای یافتن پارامترهای غیرخطی شبکه فازی-عصبی یعنی پارامترهای m_{1j}, \dots, m_{nj} و $\sigma_{1j}, \dots, \sigma_{nj}$ به صورت بهینه در فضای جستجو استفاده شده است. بخش بعد به نحوه استفاده از الگوریتم SFLA در بهینه‌سازی پارامترهای غیرخطی شبکه می‌پردازد.



شکل (۳-۴) جهش ترکیبی قورباغه [۲۱].

۳-۵-۲- کاربرد الگوریتم SFLA در بهینه‌سازی پارامترها

جستجوی جهانی^۲

۱- مقداردهی اولیه: m دسته^۳ قورباغه به صورتی انتخاب می‌شود که در هر دسته g قورباغه قرار بگیرد. بنابراین تعداد کل قورباغه‌ها در مرداب^۴ برابر با $F = mg$ است.

۲- تولید جمعیت مجازی: پس از تشکیل دسته‌ها، F قورباغه به صورت $S(1), S(2), \dots, S(F)$ در فضای $w \in R^{2/n}$ تعریف می‌شود، به طوری که J تعداد قوانین فازی و n تعداد ورودی‌های شبکه (یا بعد داده‌های ورودی) می‌باشد. آمین قورباغه به صورت برداری از مقادیر متغیر تصمیم تعریف می‌شود، یا به عبارتی دیگر یک جواب کاندید می‌باشد که در بردارنده پارامترهای قسمت "مقدم" [قانون فازی $S(i) = (S_i^1, S_i^2, \dots, S_i^{2/n})$ می‌باشد. به عنوان مثال، $U(1) = (3, 5, 6, 2, 4, 9, 3, 2)$ یک جواب ممکن را برای ۲ قانون فازی در یک فضای ۲-

¹ Global

² Global Search

³ memplex

⁴ Swamp

بعدی به صورت $Z_1 = (3, 5, 6, 2)$ و $Z_2 = (4, 9, 3, 2)$ ارائه می‌کند. در مرحله بعد معیار

بهینگی، $f(i)$ برای هر قورباغه محاسبه می‌شود.

۳- مرتب کردن قورباغه‌ها: پس از تشکیل جمعیت مجازی اولیه، در این مرحله کل قورباغه‌ها بر

اساس معیار بهینگی آنها به صورت نزولی مرتب شده و در آرایه H به صورت

$H = \{S(i), f(i), i = 1, \dots, F\}$ ذخیره می‌شوند، به طوری که $S(1)$ بهترین قورباغه و $S(F)$

قورباغه با کمترین معیار بهینگی یا بدترین قورباغه است. در این حالت مکان بهترین قورباغه

S_b در کل جمعیت ثبت می‌شود، به طوری که $S_b = S(1)$ است.

۴- دسته بندی قورباغه‌ها: پس از ارزش گذاری قورباغه‌ها، در این مرحله کل قورباغه‌ها بر اساس

معیار بهینگی آنها به m دسته (Y_1, Y_2, \dots, Y_m) به صورت رابطه (۱۸-۳) تقسیم می‌شوند و

هر دسته شامل n قورباغه می‌باشد.

$$\begin{aligned} Y_l &= [S(j)^l, f(j)^l | S(j)^l = S(l + m(j - 1)), f(j)^l \\ &= f(l + m(j - 1)), j = 1, \dots, n]; \end{aligned} \quad (18-3)$$

$$l = 1, \dots, m$$

به عنوان مثال برای $m = 3$ ، قورباغه با رتبه یک در دسته اول، رتبه دوم در دسته دوم، و

قورباغه با رتبه سوم در دسته سوم قرار می‌گیرد. این روال به همین ترتیب تا دسته بندی تمام

جمعیت قورباغه‌ها همانند شکل (۴-۳) ادامه می‌یابد.

جستجوی محلی^۱

۵- تکامل ممپلکسی در هر دسته: پس از اینکه جمعیت قورباغه‌ها به m ممپلکس تقسیم شدند،

هر ممپلکس $(Y_l, l = 1, \dots, m)$ به تعداد N مرتبه نمو خواهد یافت. هنگامی که تمام دسته‌ها

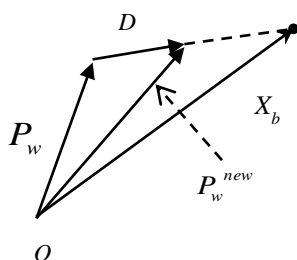
نمو یافتند، دسته‌ها با یکدیگر ترکیب خواهند شد. این رشد یا نمو که جستجوی محلی

نامیده می‌شود، در طی مراحل زیر انجام می‌شود و فلوچارت الگوریتم جستجو در این مرحله

¹ Local Search

در شکل (۳-۸) ب نمایش داده شده است.

۱-۵ پارامتر im را که شمارنده ممپلکس‌ها می‌باشد و با تعداد کل دسته‌ها مقایسه می‌شود برابر صفر قرار دهید. همچنین $iN=0$ تنظیم کنید؛ این پارامتر نیز یک شمارنده می‌باشد و تعداد مراحل نمو در داخل هر دسته را نشان می‌دهد و با حداکثر تعداد دفعات تکامل هر دسته مقایسه می‌شود. در هر ممپلکس (شکل (۳-۴))، قورباغه با بهترین و بدترین مقدار برازش به ترتیب با P_b و P_w مشخص می‌شود. همچنین قورباغه‌ای که در کل جمعیت دارای بهترین مقدار برازش است بصورت P_G مشخص می‌شود. در هر مرحله از فرایند تکامل و در هر چرخه، تنها قورباغه‌ای که دارای بدترین مقدار برازش است نمو خواهد یافت.



شکل (۳-۵) قانون اصلی جهش قورباغه

$$im = im + 1 \text{ قرار دهید}$$

$$iN = iN + 1 \text{ قرار دهید}$$

۴-۵ بهبود مکان بدترین قورباغه در این مرحله صورت می‌گیرد. بر اساس قانون اصلی جهش قورباغه که به طور نمونه برای یک مسئله دوبعدی در شکل (۳-۵) نمایش داده شده، مکان بدترین قورباغه در هر دسته به صورت زیر اصلاح می‌شود تا به مکان بهتری جهش پیدا کند [۱۶]:

$$D_i = rand() \times (P_b - P_w) \quad (19-3)$$

$$P_w = P_w + D_i \quad (20-3)$$

$$(D_{max} > D_i > -D_{max})$$

که در روابط فوق D_i میزان جهش در موقعیت قورباغه i ام، P_w موقعیت جدید بدترین قورباغه، $rand()$ یک عدد تصادفی در بازه ۰ و ۱ است و D_{max} حداکثر مقدار مجاز جهش قورباغه در یک نمو یا جهش را نشان می‌دهد.

اگر پس از عملیات جهش، قورباغه‌ای با مکان (جواب) بهتری ایجاد شود، قورباغه جدید جایگزین بدترین قورباغه خواهد شد. در غیر اینصورت بدترین قورباغه P_w براساس بهترین قورباغه کل جمعیت (P_G) طبق روابط (۱۹-۳) و (۲۰-۳) جهش می‌یابد. به عبارت دیگر P_G جایگزین P_b خواهد شد.

۵-۵ اگر با جهش قورباغه P_w به سمت P_G هیچ بهبودی در مکان آن ایجاد نشود، یک قورباغه جدید به صورت تصادفی ایجاد خواهد شد و جایگزین بدترین قورباغه در آن ممپلکس می‌شود.

۵-۶ در صورتیکه $iN < N$ باشد، الگوریتم به مرحله ۳-۵ می‌رود.

۵-۷ در حالتی که جستجوی محلی بر روی تمام ممپلکس‌ها اجرا نشده باشد، الگوریتم به مرحله ۲-۵ برمی‌گردد، در غیر اینصورت به مرحله جستجو جهانی (شکل (۳-۸) الف) باز خواهد گشت و ممپلکس‌ها ترکیب خواهند شد.

۶- ترکیب ممپلکس‌ها: بعد از اینکه قورباغه‌ها در دسته‌ها یا همان ممپلکس‌های خودشان به تعداد دفعات مشخص نمو پیدا کردند یا به بیان دیگر روند جستجوی محلی برای تمام ممپلکس‌ها اجرا شد، در این مرحله ممپلکس‌ها با یکدیگر ترکیب می‌شوند. جمعیت در یک آرایه به صورت $X = \{Y_k, k = 1, 2, \dots, F\}$ قرار می‌گیرد و سپس جمعیت قورباغه‌ها بر اساس

معیار بهینگی به صورت نزولی مرتب می‌شود. پس از ترکیب دسته‌ها، موقعیت بهترین قورباغه جمعیت بروز رسانی می‌شود.

۷- بررسی معیار توقف الگوریتم: در صورتی که معیار همگرایی که برای آموزش شبکه در نظر گرفته شده است برآورده شود، اجرای الگوریتم متوقف خواهد شد. در غیر اینصورت، الگوریتم به مرحله ۳- بازگشت می‌کند و جمعیت قورباغه‌ها مجدد به ممپلکس‌ها تقسیم می‌شود. شبه کد الگوریتم جهش قورباغه‌ها در شکل (۳-۶) نشان داده شده است. بر اساس این الگوریتم، بدترین قورباغه می‌تواند به سمت بهترین قورباغه جهش کند. با تکرار این روند به تدریج متوسط شایستگی جمعیت قورباغه‌ها در طی مراحل تکامل افزایش می‌یابد و به مقدار مشخصی همگرا می‌شود. با توجه به این روند، P_G و P_w در هر تکرار تغییر کرده و میزان شایستگی افزایش می‌یابد تا به جواب مطلوب همگرا شوند.

۱. ۱. تعیین تعداد ممپلکس‌های جمعیت قورباغه‌ها
۲. ۲. تعیین تعداد قورباغه‌ها در هر ممپلکس
۳. ۳. تعیین تعداد دفعات نمو برای ممپلکس‌ها
۴. ۴. تعیین حداکثر تکرار برای اجرای الگوریتم^۱
۵. ۵. ۱.۱.۵ ایجاد تصادفی یک مجموعه جمعیت اولیه قورباغه P
۶. ۲.۵ محاسبه مقدار برازندگی برای هر قورباغه
۷. ۳.۵ مرتب کردن جمعیت قورباغه‌ها براساس مقدار برازندگی بصورت نزولی
۸. ۱.۳.۵ تقسیم کل جمعیت P به m دسته (ممپلکس) n قورباغه
۹. ۱.۱.۳.۵ تعیین بهترین و بدترین قورباغه در هر دسته
۱۰. ۲.۱.۳.۵ بهبود موقعیت بدترین قورباغه هر ممپلکس با استفاده از روابط (۱۹-۳) و (۲۰-۳)
۱۱. ۳.۱.۳.۵ تکرار ۲.۱.۳.۵ تا مقدار معین
۱۲. ۴.۵ ترکیب تمام جمعیت قورباغه‌ها
۱۳. ۵.۵ مرتب کردن جمعیت قورباغه‌ها براساس مقدار برازندگی بصورت نزولی
۱۴. ۶ انجام مرحله ۳.۵ تا ۵.۵ تا زمانیکه شرایط اتمام یا معیار همگرایی برآورده گردد.
۱۵. ۷ پایان

شکل (۳-۶) شبه‌کد الگوریتم جهش قورباغه‌ها

۳-۵-۳- الگوریتم جهش قورباغه بهبود یافته

بنابر روابط (۱۹-۳) و (۲۰-۳) و همچنین شکل (۳-۵)، موقعیت بدترین قورباغه جدید، P_W^{new} محدود به خط راست بوده و نمی‌تواند به اطراف P_b جهش کند. این مطلب علاوه بر سرعت همگرایی ممکن است منجر به همگرایی زودرس شود. از طرفی هم در طبیعت، قورباغه به علت درک ناقص قادر نیست تا در یک مسیر مستقیم به هدف نزدیک شود. بنابراین قانون جهش قورباغه بهبود یافته معرفی شده است که فضای جستجو را همانند شکل (۳-۷) (برای یک مسئله دوبعدی) افزایش می‌دهد و به صورت روابط (۳-۲۱) تا (۳-۲۳) بیان می‌شود [۱۶]:

$$D = rand \times c \times (P_b - P_W) + W \quad (۳-۲۱)$$

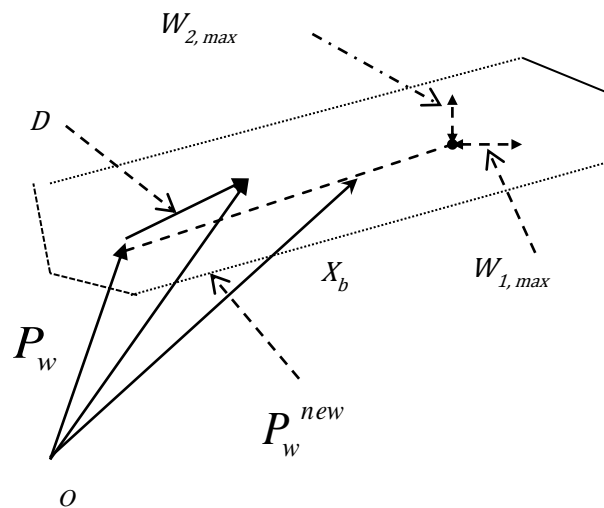
$$W = [r_1 W_{1,\max}, r_2 W_{2,\max}, \dots, r_{2nJ} W_{2nJ,\max}] \quad (۳-۲۲)$$

¹ Maximum iteration

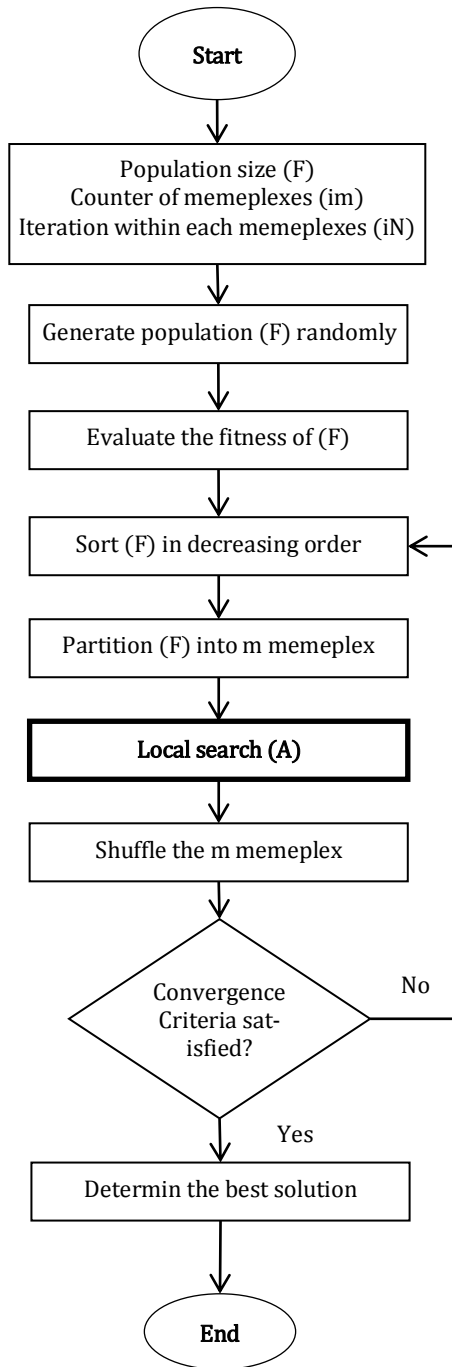
$$P_W^{new} = \begin{cases} P_W + D & \text{if } \|D\| \leq D_{max} \\ P_W + \frac{D}{\sqrt{D^T D}} D_{max} & \text{if } \|D\| > D_{max} \end{cases} \quad (23-3)$$

در این روابط، r_i ها ($1 < i < 2nJ$) مقدار تصادفی بین -1 و 1 ؛ c مقداری متعلق به بازه $[1, 2]$ ؛ D_{max} حداکثر مقدار مجاز جهش قورباغه برای یک جهش، و $w_{i,max}$ حداکثر درک مجاز در فضای جستجوی نام می‌باشد.

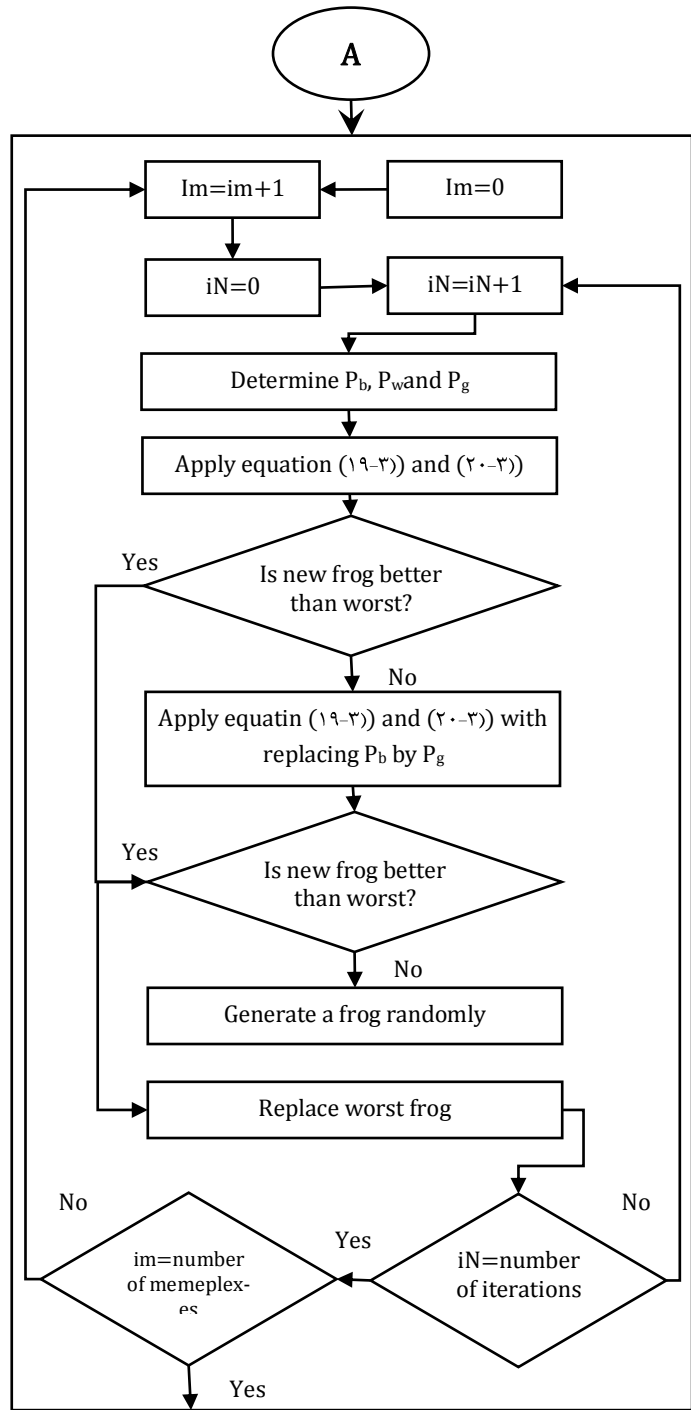
شکل (۸-۳) در صفحه بعد فلوجارت الگوریتم جهش قورباغه را نشان می‌دهد که در آن روند جستجوی جهانی (فراگیر) و همچنین جستجوی محلی در هر ممپلکس به طور جداگانه نمایش داده شده است.



شکل (۷-۳) قانون جهش قورباغه بهبود یافته برای یک مسئله دوبعدی



(الف)



(ب)

فلوچارت الگوریتم جهش قورباغه شکل (۸-۳)

۳-۵-۴- تخمینگر حداقل مربعات (LSE)

در این پایان نامه از شبکه فازی-عصبی TSK با لایه خروجی خطی استفاده شده است. خطی بودن ضرایب لایه خروجی سبب می شود تا از دشواری کار در جهت تنظیم بهینه پارامترهای این لایه کاسته شود. عملگر تخمینگر حداقل مربعات (LSE) با استفاده از حداقل سازی مجموع مربعات خطا، قادر است تا پارامترهای خطی شبکه را با یک تکرار به صورت بهینه تنظیم کند.

الگوی آموزش v ام به صورت (\vec{p}_v, \vec{q}_v) نمایش داده می شود که در آن $\vec{p}_v = [p_{1v}, \dots, p_{nv}]$ بردار ورودی و $\vec{q}_v = [q_{1v}, \dots, q_{lv}]$ بردار خروجی مطلوب است که در آن l تعداد خروجی های شبکه را نمایش می دهد.

به منظور بهبود در عملکرد و افزایش دقت تقریب زنی شبکه، هدف آنست که برای الگوی آموزش v ام مقدار $|q^{(v)} - O_v^{(4)}|$ تا حد ممکن کاهش یابد. در حضور N زوج داده، N معادله بفرم معادله (۳-۳) خواهیم داشت. در این صورت هدف حداقل سازی مقدار $J(X) = \|Q - \Phi X\|$ خواهد بود که در آن Q ، Φ و X به ترتیب دارای ابعاد مناسب $(N \times l)$ ، $N \times ((n+1) \times J)$ ، $(n+1) \times J \times l$ هستند و به ترتیب توسط روابط (۳-۲۴) تا (۳-۲۶) تعریف شده اند.

$$Q = [\vec{q}_1 \vec{q}_2 \dots \vec{q}_N]^T \quad (۳-۲۴)$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} O_1^{(3)}(1) \cdot \vec{p}_1 & \dots & O_J^{(3)}(1) \cdot \vec{p}_1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ O_1^{(3)}(N) \cdot \vec{p}_N & \dots & O_J^{(3)}(N) \cdot \vec{p}_N \end{bmatrix} \quad (۳-۲۵)$$

$$X = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_j] \quad (۳-۲۶)$$

در ماتریس Φ ، عبارت $\{O_j^{(3)}(n), j = 1, \dots, J; n = 1, \dots, N\}$ خروجی قانون زام مربوط به داده n ام را نشان می دهد. با اعمال الگوریتم تخمینگر حداقل مربعات به مجموعه داده های آموزش، ضرایب بهینه لایه خروجی طبق معادله (۳-۲۳) محاسبه می شود.

$$X = [\Phi^T \Phi]^{-1} \Phi^T Q \quad (۳-۱۹)$$

تلفیق ناوبری ماندی و ناوبری کرانشی

۴-۱- مقدمه

در فصل سوم روشی جهت تعیین موقعیت جغرافیایی بر مبنای یک مدل فازی-عصبی از تغییرات محلی گرادیان‌های میدان جاذبه زمین پیشنهاد شد که قادر است به عنوان یک سیستم مستقل، عمل تعیین موقعیت را انجام دهد. همان‌طور که در فصل آینده نشان داده خواهد شد، اگرچه این روش از دقت خوبی در تعیین موقعیت برخوردار است، اما مدل‌سازی چنین سیستمی با دقت قابل قبول با افزایش ابعاد منطقه و در نتیجه افزایش داده‌های آموزش کار دشواری خواهد بود و نیازمند هزینه محاسباتی و زمانی بالا خواهد بود.

با وجود این‌که نزدیک به چند دهه از معرفی سامانه ناوبری ماندی می‌گذرد و تاکنون سیستم‌ها و روش‌های بیشماری به منظور تعیین موقعیت پیشنهاد و حتی عملیاتی شده است، در حال حاضر سیستم‌های INS به عنوان اصلی‌ترین سامانه ناوبری مورد توجه کاربران است. این سامانه علاوه بر اینکه یک ناوبری منفعلانه و مستقل را ایجاد می‌کند و توانایی کار در هر شرایط آب و هوایی را دارد، قادر است تا اطلاعات موقعیت را به طور پیوسته در اختیار کاربر قرار دهد و از ویژگی آسیب‌پذیری کم نیز برخوردار است. اما یکی از نقاط ضعف آن، خطای انحراف^۱ آن است که با گذشت زمان افزایش می‌یابد و در نتیجه از صحت اطلاعات موقعیت آن با گذشت زمان کاسته می‌شود. در فصل اول بیان شد که سیستم ناوبری ماندی مبتنی بر اصل انتگرال است و به همین دلیل باید موقعیت اولیه آن توسط یک سیستم ناوبری کمکی بروز رسانی شود تا از انباشته شده خطای موقعیت آن جلوگیری شود. نیاز به دقتی بالاتر در فرایند تعیین موقعیت، از پیشرفت در فناوری شتاب‌سنج‌ها فراتر رفته و به تحقیقات در زمینه معرفی سیستم‌های کمکی سامانه INS، سرعت بخشیده است. بعضی از این سیستم‌ها عبارتند از تلفیق اطلاعات مشاهدات بصری از عوارض زمین، سیستم تعیین موقعیت جهانی (GPS) و ناوبری مبتنی بر عوارض زمین (TRN). با این وجود این سیستم‌ها از قدرت و توانایی‌های

^۱Drift

سیستم INS می‌کاهند. به عنوان مثال می‌توان به سیستم TRN اشاره کرد. این سیستم داده‌های ارتفاع سنج‌های راداری را به نقشه‌ای از عوارض منطقه تطبیق می‌دهد، بنابراین نیاز دارند تا سیگنال‌هایی را ساطع کنند که توسط نیروهای دشمن و یا موشک‌های هدایت شونده راداری^۱ قابل شناسایی و ردگیری هستند [۲۴]. همچنین می‌توان به سیستم GPS اشاره کرد. این سامانه در حال حاضر به عنوان مرسومترین سیستم کمکی برای INS بشمار می‌آید و می‌تواند موقعیت را به دقتی کمتر از متر بروز رسانی کند، ولی در صورتی قادر به ارائه اطلاعات موقعیت خواهد بود که دسترسی همزمان به حداقل ۴ ماهواره را داشته باشد. از سوی دیگر به دلیل اینکه این سیستم در انحصار کشور آمریکا می‌باشد، در زمان جنگ می‌تواند دچار اختلال یا فریب^۲ شود و یا سیگنال‌های آن رمز گذاری شوند که در این صورت نمی‌توان اطلاعات موقعیتی را بدست آورد.

این فصل به بررسی سیستم ناوبری تلفیقی INS/GGI می‌پردازد که اطلاعات موقعیت سامانه INS را با اطلاعات موقعیت ناشی از اندازه‌گیری‌های GGI ترکیب کرده و با بروز رسانی که در اختیار سیستم INS قرار می‌دهد، قادر است تا اطلاعات ناوبری را بصورت منفعلانه و پیوسته در اختیار کاربر قرار دهد، ضمن اینکه خطای آن در طی گذر زمان محدود می‌شود و مستقل از هر منبع خارجی عمل می‌کند و در نتیجه غیر قابل شناسایی خواهد بود.

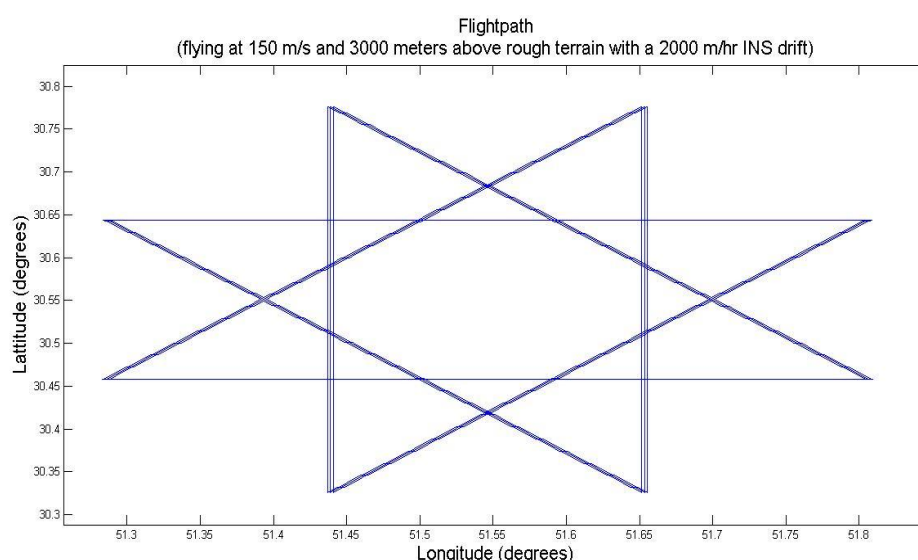
۴-۲- نقشه‌های گرادیان جاذبه

در این بخش جهت ساخت سیگنال‌های حسگر GGI و همچنین ایجاد نقشه‌های مرجع، از بروز ترین نقشه‌های گرادیان گرانشی در دنیا استفاده شده است. این نقشه‌ها که با عنوان EGM2008 معرفی می‌شوند، از قدرت تفکیک و بزرگنمایی عالی 3arcseconds (در حدود ۹ کیلومتر در خط استوا) برخوردار هستند. نقشه‌هایی که در فصل دوم و همچنین آنهایی که تا کنون به منظور شبیه سازی سامانه ناوبری تلفیقی INS/GGI استفاده شده‌اند، از ترکیب گرادیان‌های بدست آمده از مدل

¹ Radar guided missiles

² Spoofing

گرانشی زمین EGM96 به منظور شبیه سازی مولفه‌های گرانشی طول موج بلند و روش حوزه فرکانس جهت مدلسازی گرادیان‌های طول موج کوتاه با عنوان روش پارکر ایجاد شده‌اند. مدل EGM96 دارای قدرت بزرگنمایی 30arcminutes (در حدود ۵۶ کیلومتر در خط استوا) می‌باشد [۲۴]، و برای رسیدن به سطح بزرگنمایی بالاتر نیاز به درون یابی دارند که این عمل به نوبه خود از درجه صحت اطلاعات و همچنین دقت ناوبری در حوزه عملیاتی می‌کاهد، در نتیجه می‌توان با استفاده از نقشه‌های EGM2008 به دقتی بالاتر در مرحله عمل دست یافت.

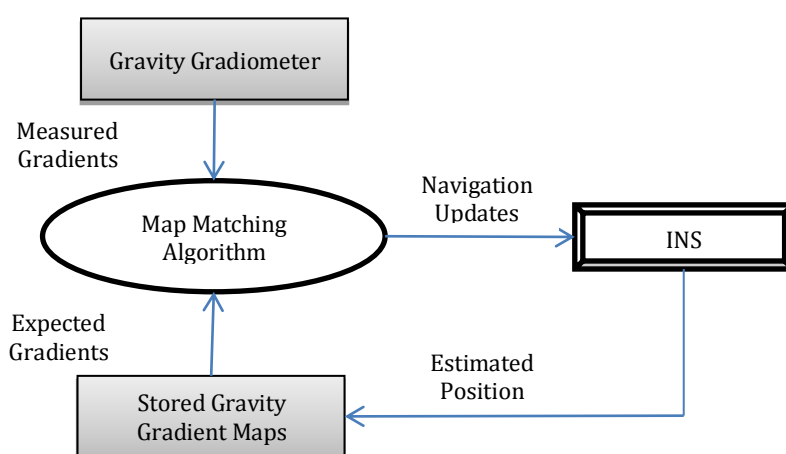


شکل (۴-۱) الگوی ستاره‌ای برای مسیر پروازی شبیه‌سازی شده

۴-۳- مدل هواپیما

جهت شبیه‌سازی سامانه تعیین موقعیت INS، ساده‌ترین مدل ممکن برای هواپیما در نظر گرفته شده و دینامیک‌های هواپیما مانند زاویه حمله، زاویه رول و ... را شامل نمی‌شود. بعبارت دیگر فقط موقعیت صحیح جسم پرنده را با توجه به ورودی‌های کاربر تعیین می‌کند. کاربر مقدار سرعت هواپیما و ارتفاع پروازی را به برنامه وارد می‌کند و در طی مدت اجرای برنامه، سرعت و ارتفاع پروازی ثابت خواهد بود. همچنین برای تمام اجزای برنامه، نقطه شروع و مسیر پروازی ثابت است ولی در صورت لزوم می‌توانند تغییر کنند. هدف از ثابت بودن مسیر و نقطه آغاز پرواز، جدا کردن اثر عوارض از بقیه

متغیرهای برنامه می‌باشد. مسیر پروازی به گونه‌ای انتخاب شده است که جسم پرنده در طی مدت پرواز بر روی نقشه باقی خواهد ماند و همچنین با زوایای مختلف به مناطقی با عوارض متفاوت وارد می‌شود. این مسیر به صورت یک مسیر ستاره‌ای ۸ ضلعی برای هر دو نوع عوارض می‌باشد. مسیر پروازی در شکل (۱-۴) نمایش داده شده است.



شکل (۲-۴) فلوچارت ناوبری تلفیقی INS/GGI

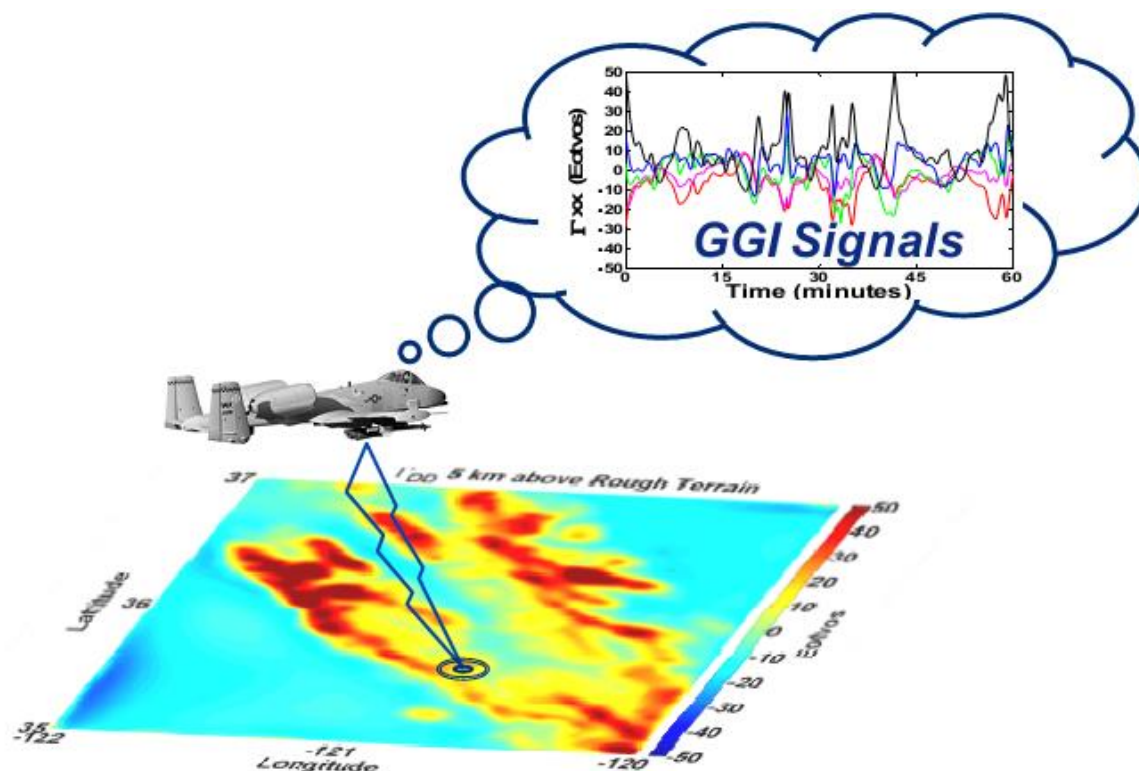
۴-۴- ناوبری^۱

در سامانه ناوبری تلفیقی INS/GGI، سیستم INS به عنوان سامانه اصلی ناوبری و سیستم گرادئومتری جاذبه به عنوان یک سامانه کمکی برای INS در نظر گرفته شده است. به این ترتیب خطای موقعیت سیستم INS توسط حل موقعیت سیستم گرادئومتری جاذبه که از تطبیق سیگنال‌های GGI به نقشه‌های گرادیان جاذبه بدست می‌آید، محدود می‌شود و در این صورت در ماموریت‌ها و پروازهای طولانی مدت خطای سیستم INS افزایش نمی‌یابد. شکل (۲-۴) فلوچارت سیستم ناوبری تلفیقی را نمایش می‌دهد.

در سامانه ناوبری تلفیقی، در ابتدای پرواز تمام نقشه‌های گرادیان‌های گرانشی زمین که در سیستم

¹ Navigation

رایانه هواپیما ذخیره شده‌اند، بار گذاری می‌شوند. در طی مسیر پروازی، حسگر GGI گرادیان‌های گرانشی را اندازه‌گیری کرده و ضبط می‌کند. همچنین سیستم ناوبری ماندی اطلاعات موقعیت و وضعیت را به صورت پیوسته نمایش می‌دهد. به دلیل اینکه سیستم اصلی ناوبری سیستم INS می‌باشد، اطلاعات ناوبری از این سیستم در هر لحظه استخراج می‌شود. سیستم ناوبری تلفیقی با توجه به دوره تناوبی که توسط کاربر در برنامه تعیین می‌شود، اجرا می‌شود. به عبارت دیگر بروزرسانی‌ها برای سیستم INS با یک بسامد تعیین شده از سوی کاربر انجام می‌شود. این سیستم با توجه به اطلاعات موقعیتی سامانه INS و مقدار انحراف این سامانه در بازه زمانی اجرای سیستم تلفیقی، قسمتی از نقشه‌های گرادیان‌های گرانشی را بارگذاری می‌کند. الگوریتم تطبیق بر نقشه نیز با توجه به اندازه‌گیری‌های حسگر GGI، موقعیتی را بر روی نقشه پیدا می‌کند که داده‌های گرانشی آن با بیشترین احتمال به داده‌های حسگر گرادایومتر جاذبه منطبق هستند. شکل (۳-۴) نمایی کلی از تطبیق داده‌های اندازه‌گیری شده بر نقشه‌های گرادیان گرانشی را نمایش می‌دهد. پس از یافتن موقعیتی با بیشترین احتمال توسط الگوریتم، حل موقعیت سیستم ماندی و سیستم تطبیق بر نقشه، توسط یک فیلتر کالمن خطی ترکیب می‌شوند و در نهایت پاسخ فیلتر کالمن به عنوان حل موقعیت کلی سیستم در اختیار کاربر قرار می‌گیرد. در بازه زمانی که سیستم تلفیقی اجرا نمی‌شود، حل موقعیت سیستم تلفیقی یا همان فیلتر کالمن برابر با پاسخ سیستم INS خواهد بود. همچنین اگر الگوریتم تطبیق بر نقشه نتواند مکانی با بیشترین احتمال را پیدا کند و یا بیش از یک مکان با حداکثر احتمال را پیدا کند، در این صورت نیز پاسخ سیستم ماندی به عنوان جواب سیستم تطبیق بر نقشه تلقی خواهد شد.

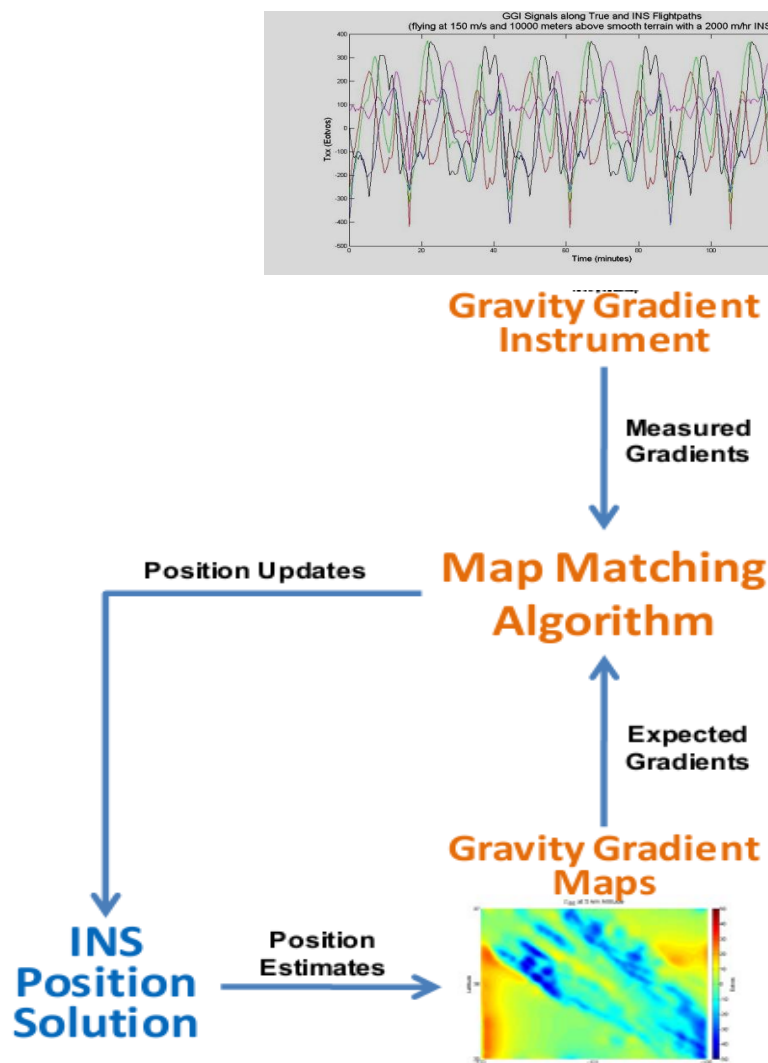


شکل (۴-۳) تطبیق یکی از مولفه‌های گرانشی به یکی از نقشه‌های ذخیره شده

۴-۴-۱- الگوریتم تطبیق بر نقشه

در سیستم ناوبری تلفیقی INS/GGI از الگوریتم تطبیق بر نقشه به منظور تعیین موقعیت جسم پرنده بر روی نقشه‌های گرادیان جاذبه بر پایه اندازه‌گیری‌های حسگر گرادیومتری جاذبه (GGI) استفاده شده است که نسبت به روش ارائه شده در فصل سوم از جامعیت بیشتری برخوردار است. الگوریتم‌های مختلفی به منظور تطبیق سیگنال‌های گرادیان گرانشی به نقشه‌های گرانشی موجود می‌باشد که هر روش از قابلیت‌ها و نقاط ضعف خاص خود برخوردار است. عوامل زیادی بر انجام عمل تطبیق، دقت و صحت آن تاثیر گذرا هستند که از این دست می‌توان به مقاوم بودن الگوریتم تطبیق و همچنین ویژگی‌های سیگنال‌ها و نقشه‌های گرادیان‌های گرانشی اشاره کرد [۲۵]. شکل (۴-۴) نمایی از ساختار الگوریتم تطبیق بر نقشه را در یک سیستم ناوبری نمایش می‌دهد. همانطور که در این شکل پیداست، یکی از فرضیات مسئله این است که اطلاعات ناوبری سیستم ماندی (INS) در هر لحظه در دسترس خواهد بود. این کار کمک فراوانی به سیستم تعیین موقعیت تطبیق بر نقشه در تعیین

موقعیت خواهد کرد. اما هنگامی که اطلاعات سیستم INS موجود نباشد، نیاز به یک الگوریتم مقاوم‌تر جهت تعیین موقعیت می‌باشد.



شکل (۴-۴) الگوریتم تطبیق بر نقشه به عنوان بخشی از سیستم ناوبری تلفیقی

الگوریتم‌های تطبیق بر نقشه که بر ناوبری عوارضی متمرکز می‌باشند، روش‌های متنوعی را جهت تعیین موقعیت بوجود آورده‌اند. یکی از معروفترین روش‌های مبتنی بر عوارض، روش تطبیق کانطور عوارض^۱ می‌باشد [۲۵]. در این روش که در آن فاصله مطلق متوسط^۲ (MAD) بین مقادیر اندازه‌گیری شده و مقادیر مورد انتظار در طول مسیر ناوبری محاسبه می‌شود، تعیین موقعیت با پیدا کردن مسیری

^۱ Terrain Contour Matching (TERCOM)

^۲ Mean Absolute Distance

بر روی نقشه که مقادیر آن به بهترین شکل با مقادیر اندازه‌گیری شده همبستگی داشته باشد انجام می‌شود. به عبارت دیگر باید مقدار MAD برای این نقاط مینیمم باشد.

۴-۲-۴- فیلتر کالمن

سیستم‌های ناوبری ماندی از دقت خوبی در تعیین موقعیت و جهت در ماموریت‌های کوتاه مدت برخوردار هستند، اما به دلیل اینکه این سیستم‌ها مبتنی بر اصل انتگرال می‌باشند، خطای موقعیت این سیستم با گذشت زمان افزایش می‌یابد. از سوی دیگر سیستم تعیین موقعیت مبتنی بر تطبیق بر نقشه‌های گرادیان جاذبه، در دراز مدت نیز از دقت خوبی برخوردار هستند ولی ممکن است در بعضی از نقاط الگوریتم قادر به تعیین یک موقعیت خاص نباشد، چرا که ممکن است در بدترین حالت و در مسافت‌های طولانی نقاطی با مولفه‌های گرانشی همسان وجود داشته باشند. در حالت ایده‌آل باید نقاط ضعف هر دو سیستم را تا آنجا که امکان دارد از بین برد. در شرایطی که حل موقعیت توسط سیستم تطبیق بر نقشه در دسترس نباشد، سیستم INS می‌تواند اطلاعات موقعیت را در اختیار قرار دهد. در زمانی که از یک یا تعداد بیشتر از سیستم‌های کمک ناوبری برای INS استفاده می‌شود، از یک الگوریتم باید برای ترکیب اطلاعات و حداکثر سازی دقت تعیین موقعیت استفاده شود. بنابراین اطلاعات واحدهای اندازه‌گیری ماندی^۱ (IMUs)، که اساس سیستم INS را تشکیل می‌دهند، و حسگر گرادیومتر جاذبه نیز باید تحت یک عملیاتی با یکدیگر ترکیب شوند تا یک تخمین بهینه از موقعیت وسیله پروازی حاصل شود. بدین منظور امروزه از فیلتر کالمن جهت تلفیق اطلاعات موقعیت سیستم INS و دیگر سیستم‌های کمک ناوبری استفاده می‌شود.

فیلتر کالمن یک تخمین‌گر-تصحیح‌گر بهینه^۲ می‌باشد که به طور گسترده در حوزه‌های مهندسی کنترل استفاده می‌شود. حالت‌هایی که توسط این فیلتر تخمین زده می‌شوند، می‌توانند بعنوان بخشی

^۱Inertial Measurement Units

^۲Optimal Predictor-Corrector

از استراتژی‌های طراحی قوانین کنترل استفاده شوند. در [۲۶] فیلتر کالمن اینگونه معرفی شده است: "ترکیب دو تخمین از یک متغیر به منظور تشکیل یک تخمین متوسط وزن دار"^۱. این فیلتر حالت یک سیستم را توسط یک رشته از مشاهدات نامعین و با استفاده از یک چرخه پیش‌بینی-بروز رسانی^۲ تخمین می‌زند. در ابتدا با استفاده از یک مدل فیزیکی موجود و مدل آماری^۳ که هر عامل نامعین از قبیل نویز فرایند را توصیف می‌کند، یک تخمین پیش بین از حالت زمان بعد و عدم قطعیت آن ایجاد می‌شود. این پیش‌بینی حالت در مرحله بعد با استفاده از مشاهدات فرایند بروز رسانی می‌شود و وابسته به اختلاف بین مقدار پیش‌بینی شده و مقدار روئیت شده و عدم قطعیت آنها می‌باشد. به محض اینکه این حالت بروز رسانی شده محاسبه شد، یک حالت پیش بین نیز می‌تواند ایجاد شود [۲۶].

در صورتی که سیستم خطی باشد و عدم قطعیت‌ها دارای توزیع گاوسی باشند، فیلتر کالمن یک تخمینگر بیزین بهینه^۴ خواهد بود [۲۷]. برای این چنین سیستمی که توسط بردار حالت X_{k-1} و بردار کواریانس P_{k-1} در زمان $k - 1$ تعریف می‌شود، حالت بعدی سیستم عبارتند از:

$$X_k = F_{k-1}X_{k-1} + V_{k-1} \quad (۱-۴)$$

در این معادله که با عنوان مدل سیستم نیز شناخته می‌شود، F_{k-1} بیانگر مدل فیزیکی سیستم می‌باشد که متغیرهای حالت را در زمان انتشار می‌دهد و V_{k-1} نویز فرایند می‌باشد. بطور مشابه بردار روئیت^۵ یا مدل اندازه‌گیری توسط معادله $Z_k = H_k X_k + W_k$ تعریف می‌شود و H بیانگر مدلی است که حالت را به متغیرهای اندازه‌گیری مربوط می‌سازد و W_k نشان‌دهنده عدم قطعیت می‌باشد. هر دو بردار V_{k-1} و W_k دارای متوسط صفر با توزیع گاوسی می‌باشند و ماتریس‌های Q_{k-1} و R_k به ترتیب ماتریس‌های کواریانس نویز سیستم و نویز اندازه‌گیری می‌باشد. پیش‌بینی و بروز رسانی تخمین‌های

¹Weighted Mean

²Predict-update cycle

³Statistical Model

⁴Optimal Bayesian Estimator

⁵Observation vector

بردار حالت توسط معادلات (۲-۴) تا (۵-۴) انجام می‌شود.

$$\hat{X}_{k|k-1} = F_{k-1} \hat{X}_{k-1} \quad (۲-۴)$$

$$P_{k|k-1} = Q_{k-1} + F_{k-1} P_{k-1} F_{k-1}^T \quad (۳-۴)$$

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k|k-1} + K_k (Z_k - H_k \hat{X}_{k|k-1}) \quad (۴-۴)$$

$$P_k = P_{k|k-1} - K_k S_k K_k^T \quad (۵-۴)$$

در معادلات بالا $\hat{X}_{k|k-1}$ و $P_{k|k-1}$ تخمین پیش بین از بردار حالت و کواریانس خطای اندازه‌گیری

می‌باشد. \hat{X}_k و P_k نیز تخمین‌های بروز شده می‌باشد. همچنین:

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T S_k^{-1} \quad (۶-۴)$$

$$S_k = H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k \quad (۷-۴)$$

که در این معادلات K_k بهره کالمن و S_k کواریانس عبارت $(Z_k - H_k \hat{X}_{k|k-1})$ می‌باشد.

از دسته معادلات بالا به خوبی روشن است که مقدار حالات بروز شده، \hat{X}_k از مقدار حالت پیش-

بینی، $\hat{X}_{k|k-1}$ متمایز است و این اختلاف به مقدار مشاهده، Z_k و مشاهده پیش‌بینی شده، $H_k \hat{X}_{k|k-1}$

بستگی دارد. مقدار بهره کالمن بر تاثیر این تفاضل اثر گذار است و K_k هنگامی که کواریانس پیش‌بینی،

$P_{k|k-1}$ بیشتر از کواریانس مشاهدات، R_k باشد بزرگ خواهد بود. به این ترتیب هنگامی که مشاهدات از

قطعیت بیشتری برخوردار باشند، حالت‌های پیش‌بین با یک مقدار بزرگ توسط فیلتر کالمن بروز

رسانی می‌شوند [۲۶].

در استفاده از فیلتر کالمن به منظور تلفیق اطلاعات ناوبری باید به این نکته توجه داشت که

فیلترهای کالمن از معادلات خطی بهره می‌برند، بنابراین خطاها یا بروز رسانی با مقادیر بزرگ می-

توانند باعث واگرایی از عملکرد واقعی دستگاه شوند. همچنین در صورتی که ماتریس کواریانس خطای

اندازه‌گیری خیلی کوچک شود ممکن است که سیستم یکپارچگی خود را از دست دهد و در این حالت

فیلتر وزنی به اندازه‌گیری‌های جدید اختصاص نمی‌دهد و اطلاعات زمان گذشته را، که با گذشت زمان

از درجه صحت آنها کاسته می‌شود، به عنوان حالت جدید معرفی می‌کند. از سوی دیگر اگر فیلتر

کالمن وزن بیشتری را به اندازه‌گیری‌های که از دقت کمتری برخوردار هستند اختصاص دهد، واگرایی

نیز اتفاق خواهد افتاد و انسجام سیستم هم از بین خواهد رفت.

۴-۳-۴- ناوبری گرانشی مبتنی بر ناوبری عوارضی

در حالت کلی، ناوبری عوارضی مبتنی بر اندازه‌گیری توپوگرافی عوارض یک منطقه و در نهایت مرتبط ساختن این اندازه‌گیری‌ها با یک موقعیت بر روی نقشه می‌باشد [۲۵]. اندازه‌گیری‌های عمق و ارتفاع که در این روش‌ها بکار می‌رود، مشابه آن چیزی است که در ناوبری گرانشی بکار خواهد رفت؛ یعنی گرادیان‌های گرانشی. روش‌های اولیه ناوبری مبتنی بر عوارض، از اندازه‌گیری‌های تک مقداری جهت تعیین موقعیت استفاده می‌کردند. با این حال این روش‌ها در مناطق پست^۱ که دارای تغییرات اندک هستند، از دقت خوبی برخوردار نیستند [۲۴]. در روش‌ها جدید از اندازه‌گیری‌های چند مقداری استفاده می‌شود که سطح بیشتری را در بر گرفته، و بنابراین تعیین موقعیت راحت‌تر صورت می‌گیرد. در صورتی که w_t ، یا همان نویز اندازه‌گیری، دارای توزیع گاوسی باشد تابع احتمال برابر خواهد بود [۲۴]:

$$L(X_t; y_t) = \frac{1}{\sqrt{((2\pi)^N \sigma_w^2)}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_w^2} \sum_{k=1}^N (y_{t,k} - h_k(X_t))^2\right) \quad (۸-۴)$$

که در آن w_e^2 واریانس خطای اندازه‌گیری و N تعداد مولفه‌های تطبیق می‌باشد. معادله (۸-۴) یک بیان ریاضی برای تعیین میزان اعتبار همبستگی اندازه‌گیری‌ها به اطلاعات نقشه می‌باشد [۲۴]. بنابراین حداکثر مقدار برای عبارت $L(X_t; y_t)$ در مکانی واقع خواهد شد که از بیشترین احتمال برای موقعیت جسم برخوردار است.

¹Flat-bottomed areas

پیاده سازی و ارزیابی نتایج

۵-۱- مقدمه

در فصل سوم و چهارم دو روش جهت تعیین موقعیت منفعلانه با استفاده از داده‌های میدان گرانشی زمین پیشنهاد شد. روش ارائه شده در فصل سوم که متکی بر یک نگاشت غیرخطی از اندازه-گیری‌های حسگر گرادایومتر جاذبه (GGI) می‌باشد، با استفاده از یک مدل فازی-عصبی TSK از گرادایان‌های میدان گرانشی محلی زمین، عمل تعیین موقعیت را بصورت یکتا انجام می‌دهد. روش ارائه شده در فصل چهارم، یک روش جامع‌تر و قویتر بوده که تلفیقی از سامانه ناوبری ماندی و سیستم تعیین موقعیت گرانشی مبتنی بر الگوریتم تطبیق بر نقشه می‌باشد. در این روش، داده‌های سیستم INS با استفاده از یک فیلتر کالمن خطی گسسته با حل موقعیت سیستم تطبیق بر نقشه ترکیب می‌شوند. سیستم تعیین موقعیت گرانشی با بروز رسانی موقعیت که برای سیستم INS فراهم می‌کند، از انباشته شدن خطای سیستم INS جلوگیری می‌کند. بنابراین یک سیستم ناوبری ایجاد خواهد شد که بصورت پیوسته قادر به تعیین موقعیت و وضعیت خواهد بود و می‌تواند به عنوان یک سیستم ناوبری در وسایل پروازی با مداومت پروازی بالا استفاده شود.

جهت انجام آزمایشات و ارزیابی سیستم‌های تعیین موقعیت فوق، دو نوع منطقه در نظر گرفته شده است که یکی دارای عوارض با تغییرات نرم^۱ است و دیگری منطقه‌ای با عوارض سخت^۲ می‌باشد. همچنین باید معیارهای بررسی کارایی سیستم‌ها مشخص گردد. بعضی از این معیارها تنها برای سیستم ناوبری تلفیقی INS/GGI قابل استفاده بوده و تعدادی نیز تنها اختصاص به سیستم تعیین موقعیت TSK دارند. این فصل در ابتدا به معرفی این معیارها می‌پردازد و سپس در دو بخش انتهایی، نتایج شبیه سازی به طور جداگانه برای هر کدام از روش‌ها تعیین موقعیت ذکر می‌گردد.

^۱Smooth terrain

^۲Rough terrain

۵-۲- معیارهای بررسی عملکرد سیستم

از معیارهای سنجش عملکرد جهت بررسی عملکرد سیستم استفاده شده است. بعضی از این معیارها تنها برای تحلیل عملکرد سامانه ناوبری تلفیقی استفاده شده‌اند و در سیستم تعیین موقعیت مبتنی بر مدلسازی فازی-عصبی قابل استفاده نیستند. در ادامه این معیارها تعریف شده‌اند.

۱. **Mean RSSE**: یکی از معیارهای ارزیابی سیستم تعیین موقعیت است و به صورت میانگین

مجذور حاصلجمع مربعات خطای موقعیت افقی مطابق رابطه (۵-۱) تعریف می‌شود. همانطور که از رابطه زیر پیداست، موقعیت افقی تنها شامل اطلاعات عرض و طول جغرافیایی می‌باشد.

$$RSSE = \sqrt{(E_latitude)^2 + (E_langitude)^2} \quad (5-1)$$

۲. **RSSE std**: مقدار انحراف استاندارد مربوط به خطای موقعیت افقی در رابطه (۵-۱) می‌باشد.

۳. **CEP50**: به عنوان یکی از معیارهای اصلی سنجش عملکرد سیستم‌های ناوبری شناخته می‌-

شود و به صورت مقدار میدین^۲ برای خطای رابطه (۵-۱) ذکر می‌شود.

۴. **Height MAE^۳**: مقدار متوسط قدر مطلق خطای ارتفاع می‌باشد و فقط در روش تعیین

موقعیت مبتنی بر مدلسازی فازی-عصبی استفاده شده است. در شبیه سازی، سیستم INS/GGI فقط اطلاعات موقعیت افقی را فراهم می‌کند.

۵. **بهره عملکرد^۴**: این معیار سنجش عملکرد به صورت رابطه (۵-۲) بیان می‌شود و میزان

برتری سیستم ناوبری تلفیقی INS/GGI را بر سامانه ناوبری ماندی (INS) هنگامی که به تنهایی عمل تعیین موقعیت را انجام می‌دهد، نشان می‌دهد.

۶. **نقطه شکست^۵**: این معیار نشان می‌دهد که پس از طی چه زمانی از شروع بکار سیستم

¹ Mean of Root Sum Square Error

² Median

³ Height Mean Absolute Error

⁴ Performance Gain

⁵ Break-even point

ناوبری، عملکرد سامانه ناوبری تلفیقی از سیستم INS بهتر خواهد بود و به صورت رابطه (۳-۵)

تعریف می شود.

$$Performance\ Gain = \frac{INS\ CEP}{GAME\ CEP} \quad (۲-۵)$$

$$BEP = \frac{GAME\ CEP}{INS\ Drift\ Rate} \quad (۳-۵)$$

۳-۵ تحلیل حساسیت

تحلیل حساسیت نشان دهنده تاثیر متغیرها بر عملکرد سیستم می باشد. در سیستم ناوبری تلفیقی INS/GGI متغیرها عبارتند از: نوع عوارض منطقه (Terrain)، ارتفاع پروازی از سطح زمین (Altitude)، سرعت وسیله پروازی (Velocity)، مدت زمان پرواز (Flight Duration)، نرخ انحراف سیستم ماندی (INS Drift Rate)، نویز حسگر گرادیومتر جاذبه (GGI Noise)، نویز نقشه های گرادیان جاذبه (Map Noise)، تعداد مولفه های تانسور گرادیان گرانشی که در الگوریتم تطبیق بر نقشه شرکت می کنند (GGI components)، و سطح بزرگنمایی نقشه های گرادیان جاذبه (Map Resolution). از این میان تنها متغیرهای Terrain و GGI Noise در سیستم تعیین موقعیت مبتنی بر مدلسازی فازی-عصبی حضور دارند. همچنین در سیستم ناوبری تلفیقی علاوه بر متغیرهایی که ذکر شد، متغیر نرخ بروز رسانی موقعیت برای سیستم ماندی (Position Update Rate) نیز حضور دارد.

در فرایند تحلیل حساسیت، متغیری که حساسیت سیستم نسبت به آن بررسی می شود در یک بازه معین تغییر می کند و بقیه متغیرها ثابت باقی خواهد ماند. جدول (۱-۵) مقادیر پیش فرض متغیرها و محدوده تغییرات آنها را در تحلیل حساسیت مربوط به سامانه ناوبری تلفیقی INS/GGI نشان می دهد. در سیستم تعیین موقعیت مبتنی بر مدلسازی فازی-عصبی، مقدار پیش فرض برای ارتفاع و سرعت به ترتیب ۳۰۰۰ متر و ۵۰ متر بر ثانیه در نظر گرفته شده است.

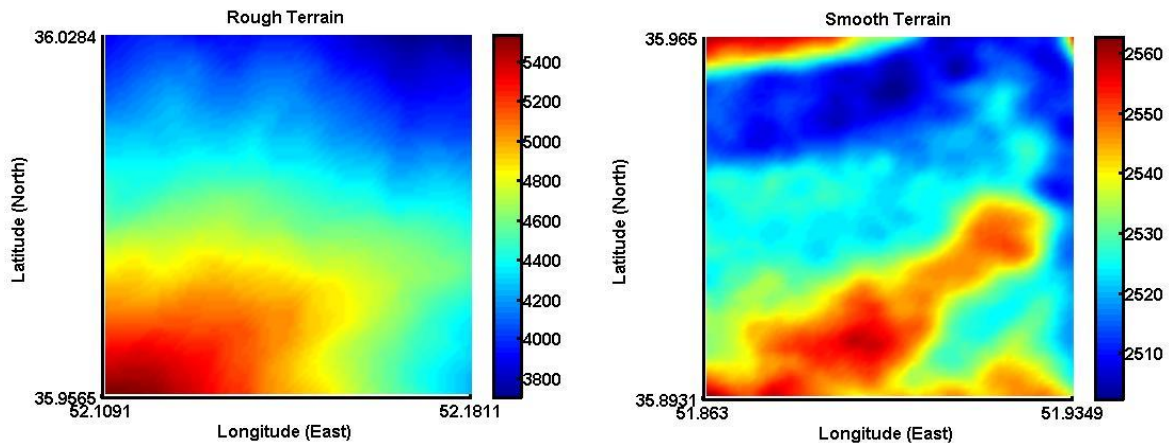
جدول (۵-۱) مقادیر پیش فرض و بازه تغییر متغیرها در تحلیل حساسیت

متغیرها	مقدار پیش فرض	مقادیر تحلیل حساسیت
Terrain	Rough	Rough & Smooth
Altitude	7000 (Meter)	500, 3000, 5000, 7000, 10000 Meter
Velocity	150 (m/sec)	25, 50, 100, 150, 200, 250, 350, 500, 700, 900, 1000
Flight Duration	2.222 (hr.)	0.5, 1, 1.5, 2.222, 3.5, 6
INS Drift Rate	2000 (m/hr.)	0.02, 0.2, 2, 20, 200, 2000, 20000, 200000
GAME Running Rate	1 (sec)	1, 15, 30 sec, 1, 15, 30 min, 1 hr.
GGI Noise	0.1 (Eö)	1E-6, 1E-5, 1E-4, 1E-3, 1E-2, 0.1, 1, 10
Map Noise	0.01 (Eö)	1E-6, 1E-5, 1E-4, 1E-3, 1E-2, 0.1, 1, 10
GGI Components	5	$\Gamma_{EE}, \Gamma_{EN}, \Gamma_{ED}, \Gamma_{ND}, \Gamma_{DD}, 2, 3, 4, 5$
Map Resolutions (arcseconds)	3	3, 6, 12, 24, 48, 96, 192
Map Interpolation (arcseconds)	3	3, 1.5, 0.75, 0.375, 0.1875

۵-۴- نتایج سیستم تعیین موقعیت مبتنی بر مدلسازی فازی-عصبی

هدف این بخش پیاده سازی روش ارائه شده در فصل سوم به منظور تعیین یکتای موقعیت می-باشد. مدل فازی-عصبی TSK، روند تغییرات مولفه‌های مستقل میدان گرانشی یعنی $T_{xx}, T_{xy}, T_{xz}, T_{yy}, T_{zz}$ را با توجه به موقعیت جغرافیایی مدل سازی می‌کند. به بیان دیگر مدل TSK ایجاد شده، این مولفه‌ها را به یک فضای سه-بعدی که شامل طول جغرافیایی، عرض جغرافیایی و ارتفاع می‌باشد نگاشت می‌کند. همچنین نقشه‌هایی که به منظور تعیین موقعیت با استفاده از این روش استفاده شده است، بر اساس فنون مدلسازی ایجاد شده که به طور مفصل در فصل دوم به آن پرداخته شد. بدین منظور نقشه‌های مربوط به ارتفاعات ۳ و ۱۲ کیلومتر از متوسط ارتفاع عوارض منطقه که برابر با ۲۸۸۵ متر است تهیه شده است. با توجه به این نقشه‌ها، روند تغییر گرادیان‌ها در ارتفاعات مختلف متفاوت است و علاوه بر این اندازه گرادیان‌های میدان گرانش با افزایش ارتفاع کاهش

می‌یابد. بنابر دلایل مذکور، مدل استخراج شده برای هر ارتفاع قابل استفاده در ارتفاعات دیگر نمی‌باشد. بنابراین برای هر ارتفاع یک مدل TSK استخراج شده است و در ادامه تنها نتایج شبیه‌سازی مربوط به عوارض نرم و ارتفاع ۳ هزار متر به صورت گرافیکی مورد بررسی قرار گرفته است و نتایج مربوط به دیگر ارتفاعات تنها به صورت عددی ارائه شده است.

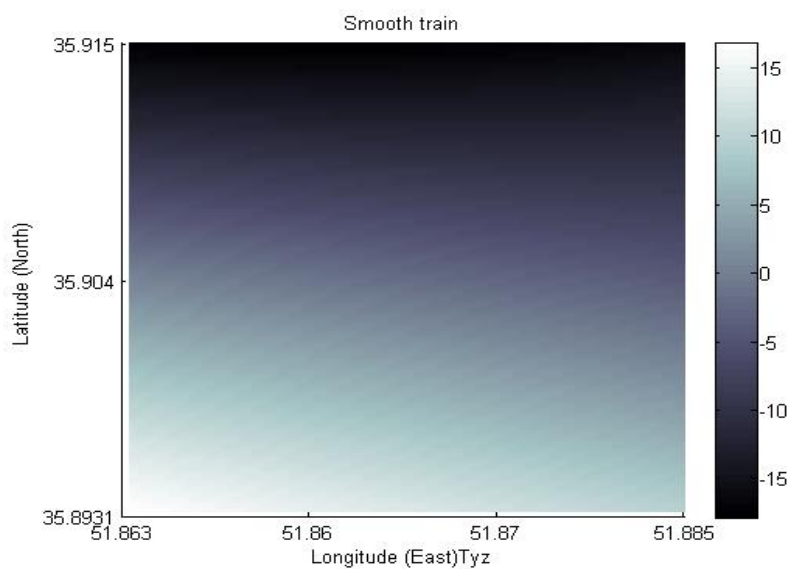
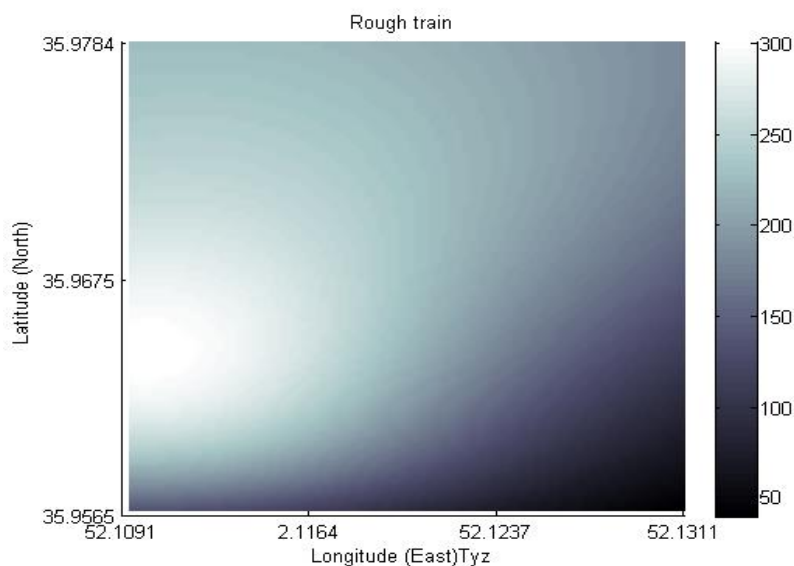


شکل (۵-۱) نقشه تغییرات ارتفاع در مناطق هموار (Smooth) و سخت (Rough)

۵-۴-۱- توصیف مناطق آزمون

با توجه به این مطلب که مدل‌سازی فازی-عصبی بر اساس یک پایگاه داده نیازمند روش سعی-خطا برای استخراج تعداد بهینه قوانین فازی می‌باشد و علاوه بر این با افزایش حجم اطلاعات، نیازمند صرف زمان بیشتر و امکانات سخت افزاری بالاتر است، دو منطقه به طور نمونه با ابعاد محدود در منطقه دماوند انتخاب شده است. حداکثر اختلاف ارتفاع بین پست‌ترین و مرتفع‌ترین نقاط در این منطقه ۲۰۳۲ متر می‌باشد. جهت بررسی دقت روش پیشنهادی تعیین موقعیت بر اساس نگاشت غیر خطی مولفه‌های گرادیان گرانشی به مختصات جغرافیایی متناظر با مولفه‌ها در مناطق با عوارض مختلف، توسط یک برنامه رایانه‌ای کل منطقه مورد جستجو قرار گرفت و دو منطقه با عوارض نرم و عوارض با تغییرات تند با ابعاد 2492×2220 متر انتخاب شد. حداکثر اختلاف ارتفاع در منطقه سخت و نرم به ترتیب عبارت از: ۱۶۷۶ متر و ۴۹۰۱ متر می‌باشد. شکل (۵-۱) روند تغییرات ارتفاع را برای این مناطق نشان می‌دهد. همچنین نقشه‌های تغییرات مولفه T_{yz} در ارتفاع ۳۰۰۰ متری به

طور نمونه در شکل (۲-۵) نمایش داده شده است. همان طور که از شکل پیداست، روند تغییرات گرادیان‌ها در منطقه با عوارض سخت بسیار شدیدتر از عوارض نرم می‌باشد.



شکل (۲-۵) روند تغییرات مولفه T_{yz} برای عوارض سخت و نرم در ارتفاع ۳۰۰۰ متری

۲-۴-۵ مدل سازی

پس از ایجاد نقشه‌های بیان کننده روند تغییرات مولفه‌های مستقل تانسور گرادیان گرانش، از

مجموعه داده‌های موجود ۷۰٪ به منظور آموزش شبکه TSK بکار گرفته شده‌اند. در مرحله شناسایی ساختار توسط الگوریتم خوشه‌سازی تفریقی با روش سعی خطا در بهترین حالت در منطقه با عوارض سخت در ارتفاع ۳۰۰۰ متر تعداد ۵ خوشه (G_1, G_2, G_3, G_4, G_5) یا قانون اگر-آنگاه فازی از مجموعه داده‌های آموزش به صورت روش سعی و خطا استخراج شده است. منظور از بهترین حالت، کمترین میزان خطا به ازای قوانین یا خوشه‌های استخراج شده است. این خوشه‌ها در جدول (۲-۵) نشان داده شده است. مجموعه‌های فازی مربوط به قسمت "مقدم" دارای توابع عضویت گاوسی می‌باشند و بنابراین قوانین اگر-آنگاه فازی به صورت زیر ایجاد شده‌اند.

- 1) R_1 : If T_{xx} is $\text{gauss}(T_{xx}; 1.555 \ 135.039)$ AND T_{xy} is $\text{gauss}(T_{xy}; 4.844 \ 36.142)$ AND T_{xz} is $\text{gauss}(T_{xz}; -16.588 \ 99.457)$ AND T_{yy} is $\text{gauss}(T_{yy}; 35.989 \ 205.775)$ AND T_{yz} is $\text{gauss}(T_{yz}; 3.777 \ 102.26)$, Then y_1 is $w_{11} = -1.108e+05 - 1.797e+03T_{xx} + 5.777e+03T_{xy} + 5.155e+03T_{xz} - 730.106T_{yy} + 79.475T_{yz}$; y_2 is $w_{12} = 53.239 + 0.0922T_{xx} - 0.093T_{xy} - 0.614T_{xz} + 0.958T_{yy} - 1.79T_{yz}$; y_3 is $w_{13} = 36.649 - 0.012T_{xx} - 0.072T_{xy} - 0.44T_{xz} + 0.654T_{yy} - 1.199T_{yz}$;
- 2) R_2 : If T_{xx} is $\text{gauss}(T_{xx}; 1.579 \ 175.362)$ AND T_{xy} is $\text{gauss}(T_{xy}; 4.348 \ 39.986)$ AND T_{xz} is $\text{gauss}(T_{xz}; -19.803160.848)$ AND T_{yy} is $\text{gauss}(T_{yy}; 37.62105.847)$ AND T_{yz} is $\text{gauss}(T_{yz}; -1.21499.988)$, Then y_1 is $w_{21} = 6.193e+04 + 101.918T_{xx} - 6.034e+03T_{xy} + 2.956e+03T_{xz} - 4.735e+03T_{yy} + 2.574e+04T_{yz}$; y_2 is $w_{22} = 26.237 - 0.531T_{xx} - 0.272T_{xy} - 1.1T_{xz} - 0.233T_{yy} - 2.339T_{yz}$; y_3 is $w_{23} = 18.792 - 0.263T_{xx} - 0.178T_{xy} - 0.721T_{xz} - 0.169T_{yy} - 1.586T_{yz}$;
- 3) If T_{xx} is $\text{gauss}(T_{xx}; 0.525 \ 100.561)$ AND T_{xy} is $\text{gauss}(T_{xy}; 2.044 \ 30.094)$ AND T_{xz} is $\text{gauss}(T_{xz}; -19.915111.046)$ AND T_{yy} is $\text{gauss}(T_{yy}; 34.145105.354)$ AND T_{yz} is $\text{gauss}(T_{yz}; -16.680144.706)$, Then y_1 is $w_{31} = 1.293e+05 - 2.536e+03T_{xx} + 5.677e+03T_{xy} + 6.404e+03T_{xz} - 5.256e+03T_{yy} - 421.98T_{yz}$; y_2 is $w_{32} = 37.099 + 0.216T_{xx} + 0.015T_{xy} + 0.114T_{xz} + 0.171T_{yy} - 0.317T_{yz}$; y_3 is $w_{33} = 25.91 + 0.136T_{xx} + 0.007T_{xy} + 0.081T_{xz} + 0.108T_{yy} - 0.221T_{yz}$;
- 4) If T_{xx} is $\text{gauss}(T_{xx}; 1.203 \ 102.79)$ AND T_{xy} is $\text{gauss}(T_{xy}; 3.29727.68)$ AND T_{xz} is $\text{gauss}(T_{xz}; -19.915125.416)$ AND T_{yy} is $\text{gauss}(T_{yy}; 36.721137.833)$ AND T_{yz} is $\text{gauss}(T_{yz}; -8.03481.685)$, Then y_1 is $w_{41} = 1.607e+03 + 4.514e+03T_{xx} + 1.362e+04T_{xy} - 1.036T_{xz} + 8.147e+03T_{yy} + 1.104e+04T_{yz}$; y_2 is $w_{42} = 27.316 +$

$$0.565T_{xx} - 0.55T_{xy} + 0.098T_{xz} - 0.052T_{yy} - 1.998T_{yz}; y_3 \text{ is } w_{43} = 19.41 + 0.317T_{xx} - 0.404T_{xy} + 0.016T_{xz} - 0.030T_{yy} - 1.331T_{yz};$$

- 5) If T_{xx} is $guass(T_{xx}; 2.029 \ 102.79)$ AND T_{xy} is $guass(T_{xy}; 5.35144.065)$ AND T_{xz} is $guass(T_{xz}; -16.327148.7)$ AND T_{yy} is $guass(T_{yy}; 34.453156.132)$ AND T_{yz} is $guass(T_{yz}; 12.612 \ 77.628)$, Then y_1 is $w_{51} = -4.693e+04 + 1.607e+03T_{xx} - 228.73T_{xy} + 276.429T_{xz} + 1.183e+03T_{yy} + 1.295e+03T_{yz}$; y_2 is $w_{52} = 69.217 + 0.031T_{xx} + 0.023T_{xy} + 0.088T_{xz} - 0.069T_{yy} - 0.274T_{yz}$; y_3 is $w_{53} = 47.17 + 0.056T_{xx} + 0.034T_{xy} + 0.0694T_{xz} - 0.044T_{yy} - 0.175T_{yz}$;

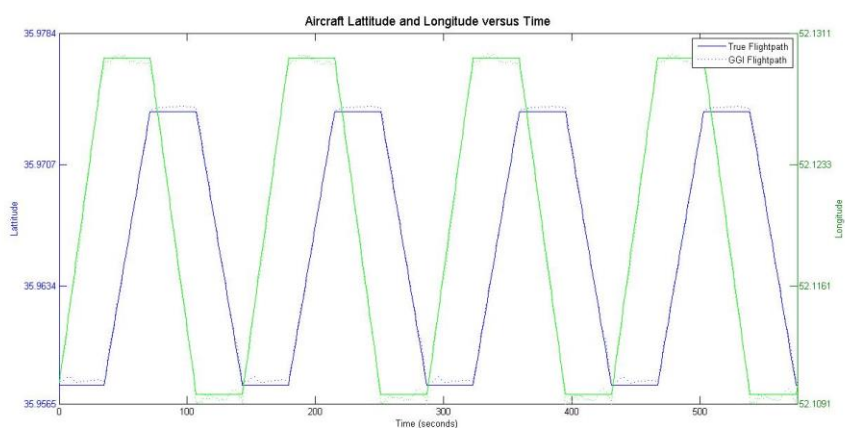
در قوانین تعریف شده در فوق، $guass(T; c, d)$ تابع تعلق گاوسی با مرکز c و انحراف استاندارد d

بر روی ورودی T را نمایش می دهد.

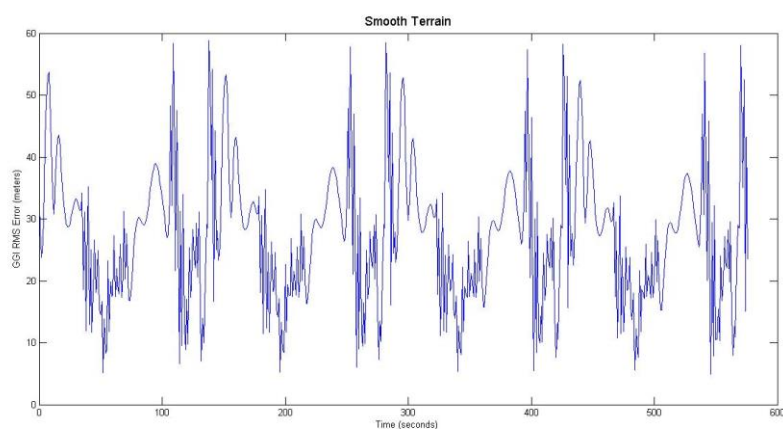
جدول (۵-۲) خوشه های ایجاد شده برای داده های گرانشی عوارض نرم

	M_j (center) σ_j (standar deviation)
G_1	[-150.551 , 64.894 , 89.546 , -91.658 , 233.0661] [135.039 , 36.142 , 99.457 , 205.775 , 102.26]
G_2	[-96.788 , 70.019 , 240.624 , -224.895 , 93.905] [175.362 , 39.386 , 160.848 , 105.847 , 99.988]
G_3	[-288.465 , 21.406 , 43.19 , -226.868 , 289.66] [100.561 , 30.094 , 111.046 , 105.354 , 144.706]
G_4	[-297.383 , 31.053 , 193.381 , -356.785 , 118.308] [102.79 , 27.689 , 125.416 , 137.833 , 81.685]
G_5	[-352.201 , 2.778 , -7.014 , -381.184 , 134.537] [143.90 , 44.065 , 148.7 , 156.132 , 77.628]

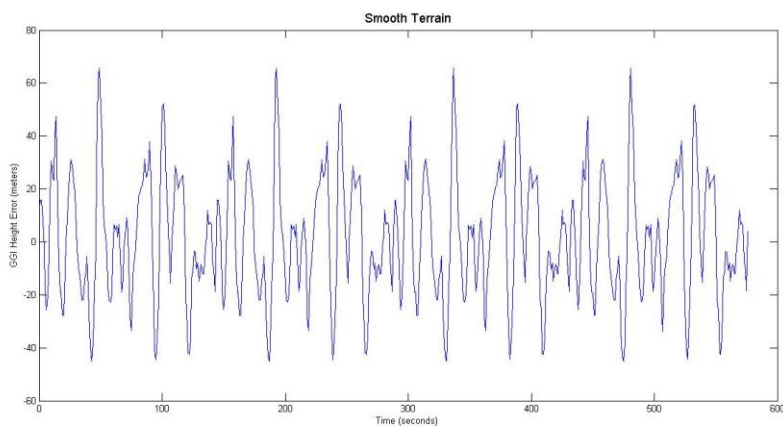
این قوانین تقریبی برای سیستم اصلی به حساب می آیند و حداکثر خطای شبکه بر روی داده های آموزش برای خروجی های ارتفاع، عرض و طول جغرافیایی بترتیب برابر با ۷۶.۷۵۲، ۷۵.۵۱۴ و ۱۴۸.۴۵۹ متر است. همچنین مقدار حداکثر خطای ایجاد شده برای خروجی های مذکور بر روی داده های آزمون به ترتیب عبارت از ۷۶.۴۹۶، ۶۲.۱۲۲، و ۱۳۶.۷۵۸ متر است. شکل (۵-۳) موقعیت تخمین زده شده توسط سیستم تعیین موقعیت در یک وسیله پروازی، که با سرعت ۵۰ متر بر ثانیه در ارتفاع ۳۰۰۰ متری در حال حرکت است، به همراه موقعیت اصلی وسیله پروازی را نشان می دهد.



شکل (۳-۵) تعیین موقعیت وسیله پروازی با قوانین فازی ایجاد شده در ارتفاع ۳۰۰۰ متری با عوارض سخت



شکل (۴-۵) خطای موقعیت RSSE برای سیستم تعیین موقعیت با قوانین فازی استخراج شده در ارتفاع ۳۰۰۰ متری با عوارض سخت



شکل (۵-۵) خطای سیستم تعیین موقعیت در تشخیص ارتفاع از ارتفاع ۳۰۰۰ متری در عوارض سخت

در این حالت مقدار معیار عملکرد Mean RSSE برای سیستم در یک مسیر پروازی ستاره‌ای ۸- ضلعی ۲۷.۵۰۴ متر با انحراف استاندارد ۱۰.۹۲۱ متر می‌باشد. همچنین مقدار ۲۲.۹۲۰ متر برای معیار CEP50 بدست آمده است. شکل (۴-۵) معیار عملکرد RSSE را برای سیستم تعیین موقعیت با قوانین فازی استخراج شده نشان می‌دهد. در این حالت حسگر GGI با بسامد ۱ هرتز از گرادیان‌های میدان گرانش نمونه برداری می‌کند و هیچ‌گونه نویزی نیز به سیگنال‌های GGI اضافه نشده است. توسط این قوانین، مقدار متوسط قدر مطلق خطای ارتفاع برای سیستم تعیین موقعیت ۱۸.۹۵۵ متر با انحراف استاندارد ۲۳.۲۶۷ متر می‌باشد. این خطا در شکل (۵-۵) نمایش داده شده است.

تعداد قوانین فازی استخراج شده در ارتفاعات و عوارض مختلف به همراه معیارهای عملکرد سیستم‌های ایجاد شده به ازای یک مسیر پروازی یکسان، در جدول (۳-۵) ارائه شده است.

جدول (۳-۵) قوانین فازی استخراج شده به همراه معیارهای عملکرد سیستم‌های ایجاد شده قبل از بهینه سازی

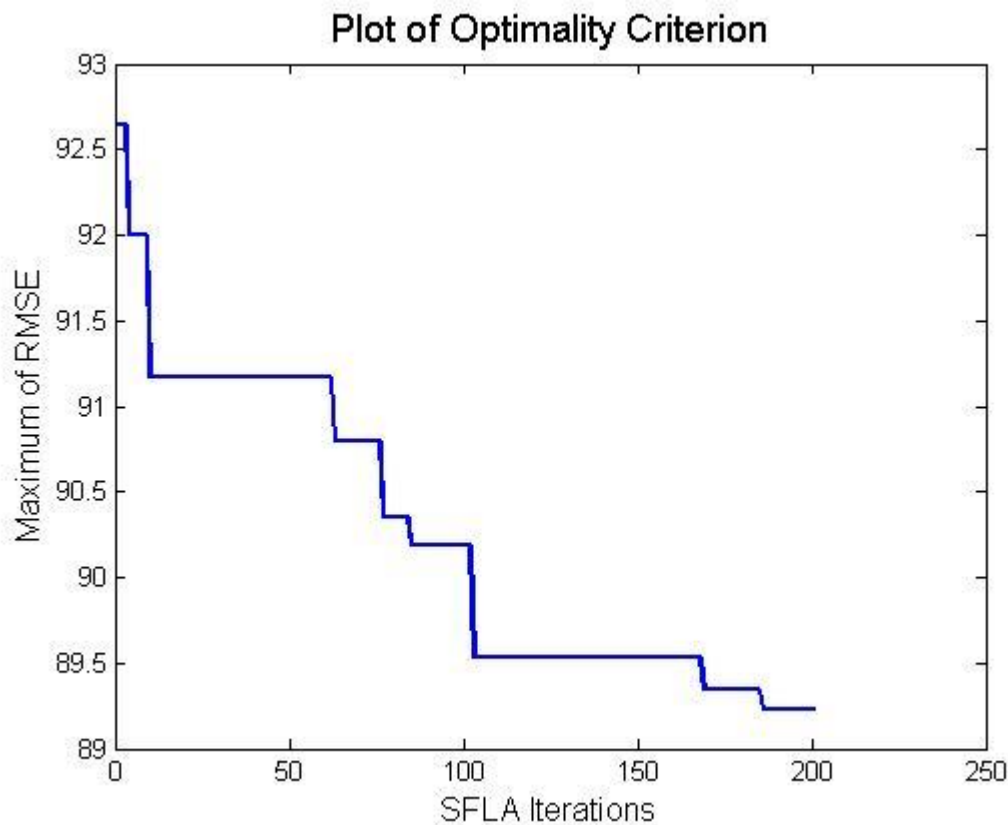
Altitude (Km)	۳		۵	
	Rough	Smooth	Rough	Smooth
Terrain				
Extracted Rules	۵	۶	۹	۷
RSSE STD (m)	۱۰.۹۲۱	۱۰.۵۸۶	۳۴.۸۳۸	۲۳.۱۹۹
GGI Mean RSSE	۲۷.۵۰۴	۲۰.۷۷۷	۶۶.۵۸۳	۴۵.۸۴۸
CEP50 (m)	۲۲.۹۲	۱۷.۳۱۴	۵۵.۴۸۶	۳۸.۲۰۷
HeightMAE	۱۸.۹۵۵	۳.۳۳۷	۱۴.۱۵۸	۲.۷۰۶
Height error STD	۲۳.۲۶۹	۴.۲۳۳	۱۷.۹۷۸	۴.۳۸۲

پس از استخراج ۵ قانون فازی از مجموعه داده‌های آموزش، در مرحله شناسایی پارامترها دقت تقریب زنی قوانین اگر-آنگاه فازی با اعمال روش آموزش ترکیبی بهبود می‌یابد. پارامترهای الگوریتم جهش ترکیبی قورباغه که در طی مرحله آموزش شبکه فازی-عصبی بکار گرفته شده‌اند، در جدول (۴-۵) مشخص شده است و بُعد هر قورباغه نیز با توجه به تعداد خوشه‌های ایجاد شده بر روی پایگاه داده‌های آموزش تعیین می‌شود. همچنین مقادیر D_{max} و W_{max} به ترتیب به صورت ۰.۰۰۳ و ۰.۰۰۵ حداکثر فضای بعد ورودی انتخاب شده‌اند. در SFLA، معیار بهینگی یا تابع هزینه به صورت

حداکثر مجذور حاصل جمع مربعات خطا در نظر گرفته شده است و شکل (۵-۶) به طور نمونه روند مینیمم سازی تابع هزینه الگوریتم SFLA را در طی مراحل آموزش ترکیبی شبکه TSK مربوط به ارتفاع ۳۰۰۰ متری عوارض سخت نشان می دهد.

جدول (۵-۴) پارامترهای استفاده شده برای SFLA در آموزش شبکه TSK

۲۴	تعداد جمعیت اولیه (P)
۶	تعداد میمپلکس ها (m)
۴	اندازه جمعیت هر میمپلکس (n)
۲۰۰	حداکثر تعداد تکرار (IT_{max})
۲	حداکثر تعداد مراحل تکامل در هر دسته
-	حداکثر درک مجاز در فضای جستجو (W_{max})
-	حداکثر مقدار مجاز جهش قورباغه (D_{max})



شکل (۵-۶) روند تغییرات تابع هزینه در الگوریتم SFLA در طی فرایند آموزش ترکیبی شبکه TSK مربوط به عوارض سخت در ارتفاع ۳۰۰۰ متر

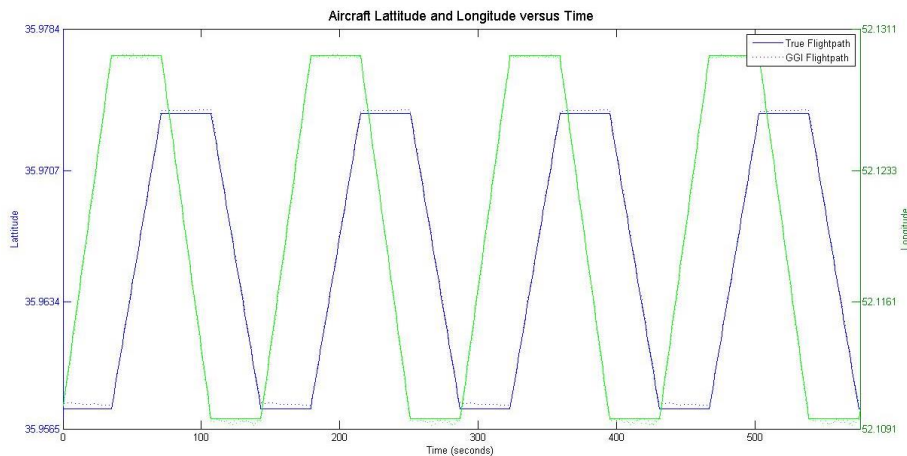
در حالتی که مراکز توابع تعلق فازی به همراه انحراف استاندارد آنها بهینه سازی می‌شوند، اگرچه نیازمند هزینه محاسباتی بالا هستند ولی جواب‌ها بهتری را نسبت به حالتی بدست می‌دهند که تنها مراکز توابع تعلق بهینه شوند. به عنوان مثال در مناطق هموار در ارتفاع ۳۰۰۰ متر، به ازای یک جمعیت اولیه مشخص و تعداد ۲۰۰ تکرار برای SFLA، در حالتی که مراکز خوشه‌ها و انحراف استاندارد آنها بهینه سازی شده است، با صرف زمان پردازش ۵۴.۱۲۵ دقیقه، در مجموعه داده‌های آموزش حداکثر خطای سیستم تعیین موقعیت پس از اصلاح قوانین ۲۵.۸۹، ۱۶.۲۳۳، و ۱۵.۵۶۳ متر به ترتیب برای ارتفاع، طول و عرض جغرافیایی بدست آمده است و این مقادیر خطا بر روی داده‌های آزمون به ترتیب عبارتند از: ۲۱.۸۶، ۱۶.۲۴۴، و ۹.۷۳۲ متر. اما در بهینه سازی مراکز توابع تعلق فازی، پس از زمان پردازش ۳۷.۸ دقیقه، در مجموعه داده‌های آموزش حداکثر خطای سیستم تعیین موقعیت ۴۹.۴۶، ۱۸.۶۷، و ۴۴.۴۳ متر به ترتیب برای ارتفاع، طول و عرض جغرافیایی می‌باشد و این مقادیر خطا بر روی داده‌های آزمون بترتیب عبارتند از: ۴۳.۳۶، ۱۶.۵۴، و ۳۹.۷۱ متر. قوانین اگر-آنگاه فازی مربوط به سیستم تعیین موقعیت در ارتفاع ۳۰۰۰ متر و عوارض نرم پس از اصلاح تمام پارامترها توسط الگوریتم آموزش ترکیبی در زیر آمده است:

- 1) R_1 : If T_{xx} is $\text{gauss}(T_{xx}; -70.698269.72)$ AND T_{xy} is $\text{gauss}(T_{xy}; 92.146268.674)$ AND T_{xz} is $\text{gauss}(T_{xz}; 168.231269.679)$ AND T_{yy} is $\text{gauss}(T_{yy}; 6.506270.06)$ AND T_{yz} is $\text{gauss}(T_{yz}; 6.506269.524)$, Then y_1 is $w_{11} = 5.972e+04+353.78T_{xx} + 2.704e+03T_{xy} - 109.706T_{xz} - 1.294e+03T_{yy} - 522.52T_{yz}$; y_2 is $w_{12} = 50.891 + 0.018T_{xx} + 0.012T_{xy} + 0.018T_{xz} + 0.018T_{yy} - 0.006T_{yz}$; y_3 is $w_{13} = 35.271 - 0.010T_{xx} + 0.022T_{xy} + 0.002T_{xz} + 0.0104T_{yy} - 1.008T_{yz}$;
- 2) R_2 : If T_{xx} is $\text{gauss}(T_{xx}; -16.934269.702)$ AND T_{xy} is $\text{gauss}(T_{xy}; 97.272268.674)$ AND T_{xz} is $\text{gauss}(T_{xz}; 319.309269.68)$ AND T_{yy} is $\text{gauss}(T_{yy}; -126.731270.06)$ AND T_{yz} is $\text{gauss}(T_{yz}; 164.63269.524)$, Then y_1 is $w_{21} = 1.92e+05 - 3.499e+03T_{xx} - 1.779e+03T_{xy} - 3.193e+03T_{xz} - 6.586e+03T_{yy} + 2.85e+03T_{yz}$; y_2 is $w_{22} = 45.174 - 0.154T_{xx} - 0.102T_{xy} + 0.033T_{xz} + 0.171T_{yy} + 0.049T_{yz}$; y_3 is $w_{23} = 32.509 - 0.077T_{xx} - 0.012T_{xy} - 0.005T_{xz} - 0.078T_{yy} + 0.011T_{yz}$;
- 3) If T_{xx} is $\text{gauss}(T_{xx}; -208.611269.702)$ AND T_{xy} is $\text{gauss}(T_{xy}; 48.659268.674)$ AND

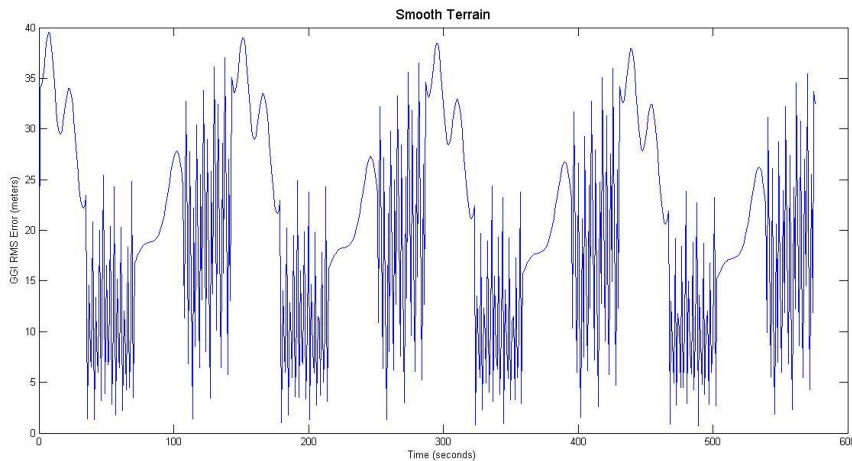
T_{xz} is gauss(T_{xz} ; 121.874269.68) AND T_{yy} is gauss(T_{yy} ; -128.703270.06) AND T_{yz} is gauss(T_{yz} ; 360.386269.524), Then y_1 is $w_{31} = -7.12e+03+162.422T_{xx} + 768.67T_{xy} + 1.138e+03T_{xz}+505.603e+03T_{yy} - 421.911T_{yz}$; y_2 is $w_{32} = 51.777 + 0.012T_{xx}- 0.011T_{xy}- 0.004T_{xz} + 0.012T_{yy}+ 0.007T_{yz}$; y_3 is $w_{33} = 35.745 + 0.006T_{xx}- 0.006T_{xy}- 0.001T_{xz} + 0.009T_{yy}+ 0.0027T_{yz}$;

4) If T_{xx} is gauss(T_{xx} ; -217.523269.702) AND T_{xy} is gauss(T_{xy} ; 58.3 268.674) AND T_{xz} is gauss(T_{xz} ; 272.066269.679) AND T_{yy} is gauss(T_{yy} ; -258.621270.06) AND T_{yz} is gauss(T_{yz} ; 189.034269.524), Then y_1 is $w_{41} = -1.82e+05 + 2.787e+03T_{xx} + 4.814e+03T_{xy}+2.594T_{xz} + 5.891e+03T_{yy}-2.359e+03T_{yz}$; y_2 is $w_{42} = 56.807 + 0.142T_{xx}+ 0.123T_{xy}-0.054T_{xz} - 0.14T_{yy} - 0.035T_{yz}$; y_3 is $w_{43} = 38.519 + 0.071T_{xx} + 0.037T_{xy} + 6.06e-05T_{xz} - 0.063T_{yy} - 0.01T_{yz}$;

5) If T_{xx} is gauss(T_{xx} ; -272.347269.702) AND T_{xy} is gauss(T_{xy} ; 30.03268.674) AND T_{xz} is gauss(T_{xz} ; 71.67 269.68) AND T_{yy} is gauss(T_{yy} ; -283.02270.06) AND T_{yz} is gauss(T_{yz} ; 205.262269.524), Then y_1 is $w_{51} = -5.659e+04 -4.935T_{xx} - 2.482e+03T_{xy}-212.723T_{xz} + 859.198T_{yy} + 1.512e+03T_{yz}$; y_2 is $w_{52} = 52.57 - 0.021T_{xx} + 0.003T_{xy} + 0.007T_{xz}+ 0.006T_{yy} - 0.019T_{yz}$; y_3 is $w_{53} = 35.822 + 0.018T_{xx} + 0.004T_{xy} + 0.013T_{xz}+ 0.015T_{yy} - 0.002T_{yz}$;

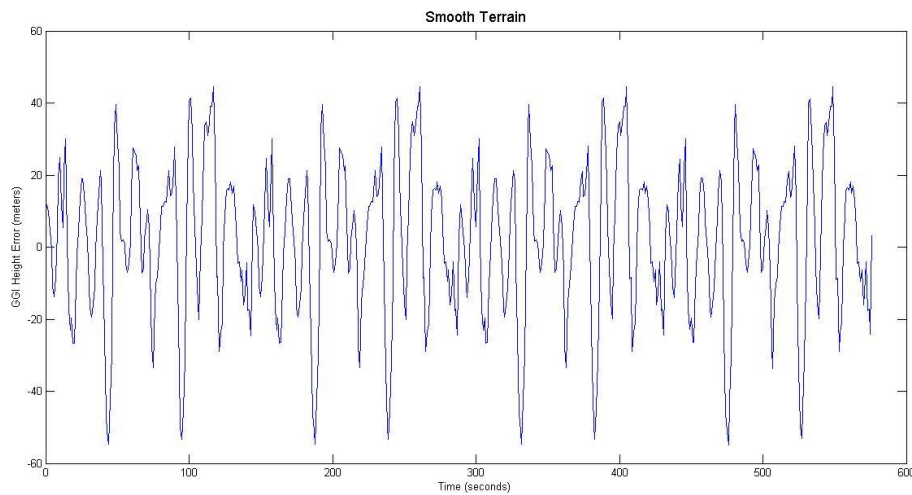


شکل (۷-۵) موقعیت صحیح و تخمینی وسیله پروازی پس از اصلاح قوانین فازی ایجاد شده در ارتفاع ۳۰۰۰ متری با عوارض سخت



شکل (۸-۵) معیار RMSE موقعیت افقی برای سیستم تعیین موقعیت پس از قوانین فازی استخراج شده در ارتفاع ۳۰۰۰ متری با عوارض سخت

موقعیت تخمینی توسط سیستم به همراه معیار عملکرد RSSE برای موقعیت افقی و ارتفاع پس از تنظیم پارامترهای خطی و غیر خطی شبکه TSK، در شکل (۷-۵) و شکل (۸-۵) نمایش داده شده است. همانطور که از شکل (۷-۵) پیداست، دقت در تخمین موقعیت بهبود یافته است و این موضوع در نمودار تخمین طول جغرافیایی مشهود تر است. همچنین با مقایسه شکل (۵-۵) و شکل (۸-۵)، حداکثر معیار RSSE در تشخیص موقعیت افقی به مقدار تقریبی ۴۰ متر محدود شده است، در حالی که این مقدار قبل از بهینه سازی پارامترهای شبکه برابر با ۶۰ متر. بنابراین دقت سیستم به خوبی بهبود داده شده است. شکل (۹-۵) نیز معیار RSSE مربوط به تشخیص موقعیت برای سیستم تعیین موقعیت پس از بهینه سازی پارامترهای شبکه فازی-عصبی نشان می‌دهد. علاوه بر معیار Height MAE که در این حالت با ۱.۷۶۸ متر کاهش به مقدار ۱۷.۱۸۷ متر رسیده است، انحراف استاندارد خطا در تشخیص ارتفاع نیز با کاهش تقریبی ۲ متر به میزان ۲۱.۲۵ متر بهبود یافته است. همچنین پس از بهینه سازی پارامترهای سیستم تعیین موقعیت، معیار CEP50 برای تخمین موقعیت افقی بهبود چشمگیری را تجربه کرده است و به مقدار ۱۶.۸۳ متر کاهش یافته است. این مقدار قبل از تنظیم پارامترهای شبکه TSK برابر با ۲۲.۹۲ متر بوده است.



شکل (۹-۵) معیار RMSE سیستم تعیین موقعیت در تشخیص ارتفاع پس از تنظیم بهینه پارامترهای سیستم، از ارتفاع ۳۰۰۰ متری در عوارض سخت

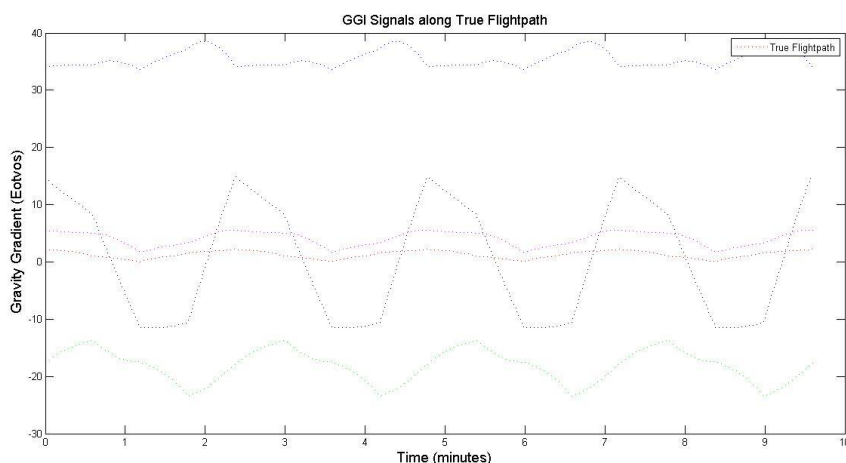
جدول (۵-۵) به طور کامل معیارهای سنجش عملکرد مربوط به موقعیت افقی و ارتفاع برای سیستم‌های تعیین موقعیت ایجاد شده در ارتفاعات مختلف نشان می‌دهد. مقادیر ارائه شده مربوط به حالت بعد از بهینه سازی شبکه‌های ایجاد شده می‌باشد و همگی دارای واحد متر می‌باشند.

جدول (۵-۵) معیارهای عملکرد در ارتفاعات مختلف پروازی پس از اصلاح قوانین فازی استخراج شده

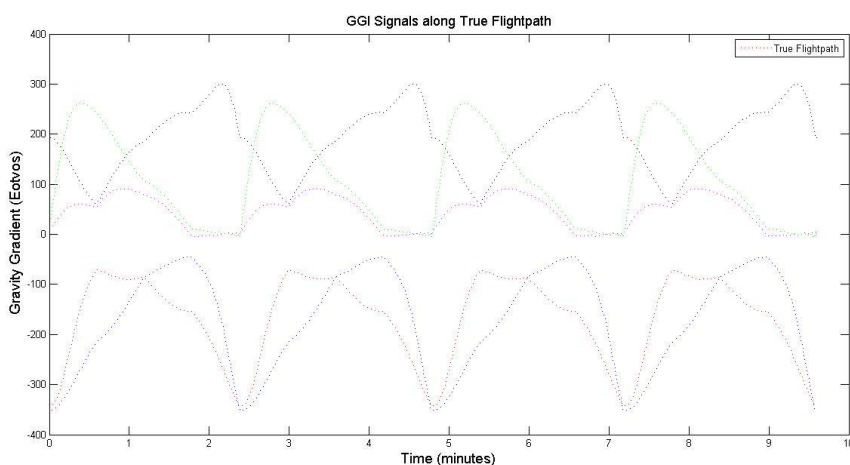
Altitude (Km)	۳		۱۲	
	Rough	Smooth	Rough	Smooth
GGI RSSE STD (m)	۹.۹۸۶	۹.۴۹۶	۹.۶۷۰	۸.۹۲۶
GGI Mean RSSE	۲۰.۲۰۲	۱۹.۴۶۷	۲۵.۵۰۷	۱۹.۸۴۵
CEP50 (m)	۱۶.۸۳۵	۱۶.۲۲۳	۲۱.۲۵۶	۱۶.۵۳۸
HeightMAE	۱۷.۱۸۷	۲.۸۷۱	۱۶.۴۰۱	۲.۹۵۹
Heighterror STD	۲۱.۲۵۸	۳.۵۰۷	۲۰.۴۸۴	۳.۷۴۵

با توجه به نتایج ارائه شده در فوق، مناطق با تغییرات ارتفاع نرم یا همان مناطق هموار نتایج بهتری را نسبت به مناطقی که دارای تغییرات شدید در ارتفاع هستند بدست آورده است. معیار CEP50 و معیار RMSE برای ارتفاع این مطلب را تصدیق می‌کنند. البته این بیان را باید اینگونه تصحیح کرد که مناطقی که دارای تغییرات آرام در گرادیان‌های میدان گرانش هستند، عملکرد بهتری

را نشان داده‌اند و در بیان دیگر مدل سازی در اینگونه مناطق راحت تر و دقیقتر صورت می‌گیرد. تغییرات مولفه‌های مستقل تانسور گرادیان گرانش یا همان سیگنال‌های حسگر GGI، در شکل (۵-۱۰) نشان داده شده است.



(الف)



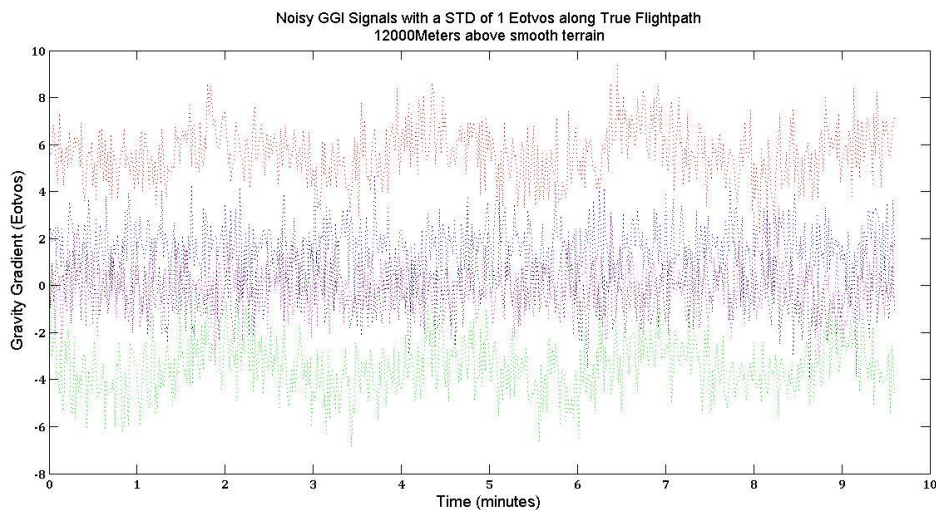
(ب)

شکل (۵-۱۰) سیگنال‌های اندازه‌گیری شده توسط حسگر GGI. الف: مناطق هموار. ب: مناطق سخت

۵-۴-۳- اثر نویز حسگر GGI

پس از بررسی دقت سیستم ایجاد شده در تخمین موقعیت، مقاوم بودن سیستم تعیین موقعیت

نسبت به نویز احتمالی حسگر GGI مورد بررسی قرار گرفته است. علاوه بر نویز ایجاد شده در خود حسگر، عواملی همچون جرم وسیله پروازی، لرزش و یا هرعامل دیگری ممکن است بر سیگنال‌های اندازه‌گیری شده توسط GGI اثر گذار باشند. بدین منظور در هر فرایند نمونه برداری حسگر GGI، سطوح مختلف نویز با یک انحراف معیار مشخص (NSTD) به سیگنال‌های حسگر گرادایومتر افزوده شده است. شکل (۵-۱۱) به طور نمونه سیگنال‌های شبیه سازی شده برای حسگر GGI در ارتفاع ۱۲۰۰۰ متر بر فراز مناطق با عوارض نرم را در حضور نویز سفید با انحراف معیار ۱ اتووش (Eö) نشان می‌دهد.

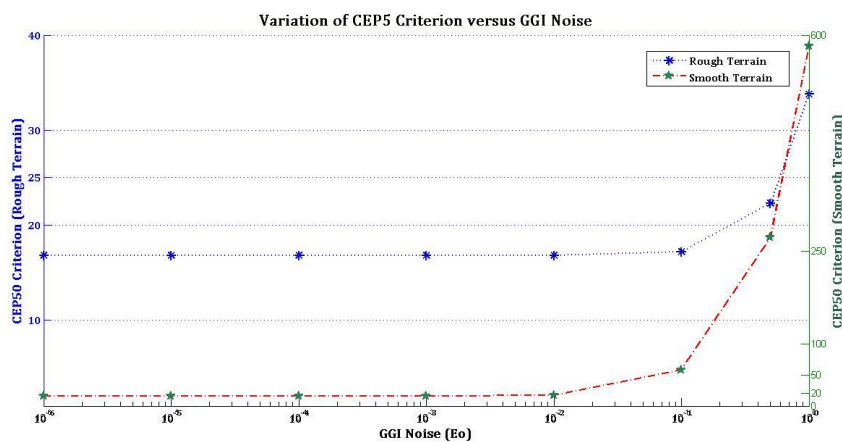


شکل (۵-۱۱) سیگنال‌های اندازه‌گیری شده توسط GGI در ارتفاع ۱۲۰۰۰ متر از عوارض نرم و نویز افزوده با انحراف استاندارد ۱ اتووش

نتایج تحلیل حساسیت نسبت به نویز احتمالی GGI در ارتفاع ۳۰۰۰ متری در جدول (۵-۶) ارائه شده است. همچنین شکل (۵-۱۲) منحنی تغییرات لگاریتمی نویز GGI و اثر آنرا بر معیار CEP50 در تخمین موقعیت افقی نشان می‌دهد. با توجه به این شکل، سطوح نویز کمتر از ۰.۱ در مناطقی که تغییرات گرادیان‌های میدان گرانش در آنها زیاد است تأثیری بر عملکرد سیستم نخواهند گذاشت. به طریق مشابه در مناطقی که دارای تغییرات آرام در گرادیان‌ها می‌باشند، سطوح نویز بیشتر از ۰.۱ اتووش می‌توانند بر عملکرد سیستم تأثیر گذار باشند.

جدول (۵-۶) معیارهای عملکرد برای سطوح مختلف نویز در ارتفاع ۳۰۰۰ متری از متوسط عوارض منطقه

Noise STD (Eö)	۰.۰۱		۰.۱		۰.۵		۱	
Terrain	Rough	Smooth	Rough	Smooth	Rough	Smooth	Rough	Smooth
RMSE STD (m)	۱۰.۲۹	۹.۶۵۴	۱۰.۰۰۸	۳۰.۱۶۶	۱۲.۹۶۵	۱۵۸.۶	۲۳.۵۷۴	۳۱۵.۶
CEP50 (m)	۱۶.۸۳۵	۱۷.۱۰۳	۱۷.۲۱۹	۵۸.۴۲	۲۲.۳	۲۷۳.۰۱۱	۳۳.۷۵۶	۳۴۸.۱۷
Height mean error	۲.۰۰۵	-۰.۱۳۶	۱.۸۳۷	-۱.۵۸۴	۰.۷۰۷	۱۹.۷۸۳	۱.۸۵۳	۷۷.۵۸
Height std	۲۱.۲۴	۶.۶۲۷	۲۲.۲۵۵	۵۴.۹۲۲	۳۳.۴۳۳	۲۸۶.۱۴	۶۲.۲۴	۶۰۸.۲۸



شکل (۵-۱۲) اثر نویز GGI بر CEP50 در مناطق با ارتفاعات نرم و سخت

مقاومت شبکه‌های TSK ایجاد شده جهت تخمین موقعیت برای عوارض نرم و سخت در ارتفاع

۳۰۰۰ متر نسبت به نویز حسگر گرادئومتر جاذبه در شکل (۵-۱۲) نشان داده شده است.

همان‌طور که از نتایج جدول (۵-۶) و شکل (۵-۱۲) پیداست، مناطقی که تغییرات گرادیان‌های

میدان گرانش در آنها زیاد است، در مقایسه با عوارض نرم حساسیت کمتری را نسبت به نویز احتمالی

سیگنال‌های GGI نشان می‌دهند. بزرگ بودن سطح سیگنال‌ها در مناطق سخت نسبت به سطح نویز،

می‌تواند دلیلی بر مقاوم بودن شبکه‌های TSK ایجاد شده برای مدل‌سازی تغییرات گرادیان‌های محلی

میدان گرانش در مناطق سخت نسبت به مناطق با عوارض نرم باشد. سطوح تغییرات گرادیان‌ها در

مناطق سخت در مقایسه با مناطق نرم را می‌توان در شکل (۵-۱۰) مشاهده کرد.

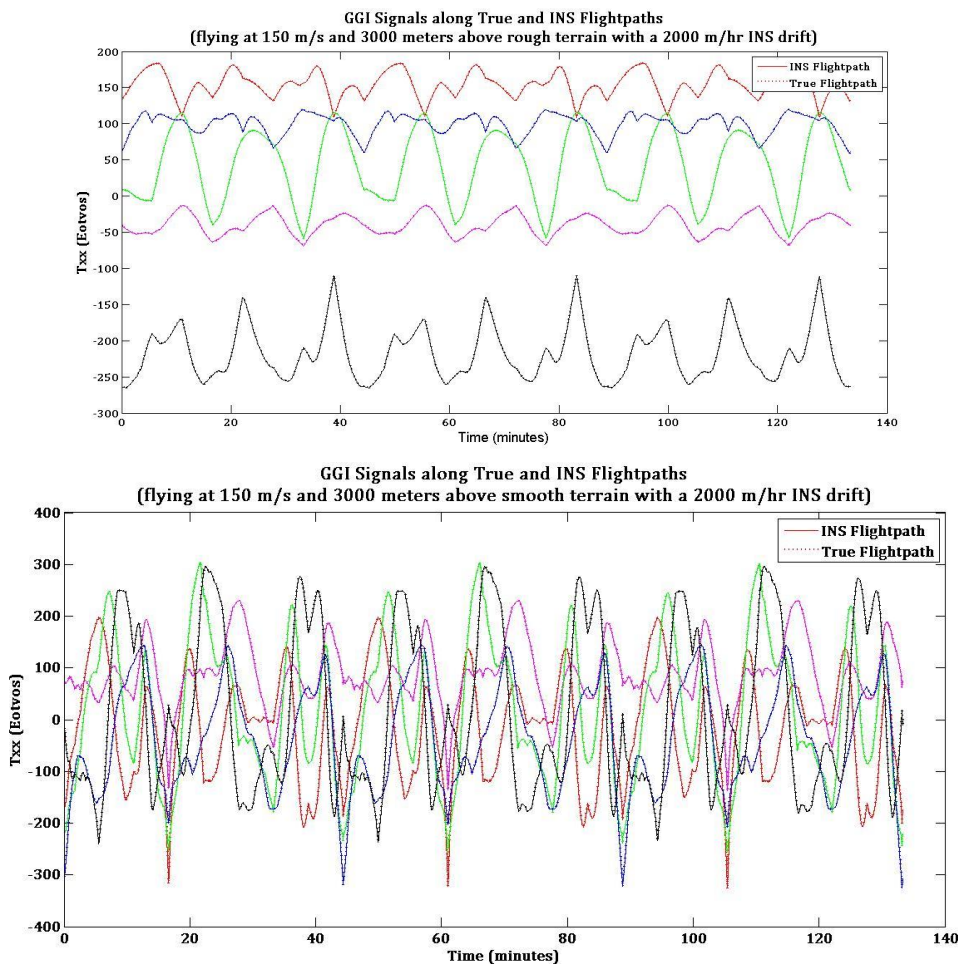
۵-۵- نتایج سیستم تعیین موقعیت تلفیقی INS/GGI

در سامانه ناوبری تلفیقی که در فصل چهارم به معرفی و تشریح عملکرد آن پرداخته شد، از سیستم گرادایومتری جاذبه و تعیین موقعیت با استفاده از اطلاعات میدان گرانشی زمین به عنوان یک سیستم کمک ناوبری در کنار سامانه INS بهره می‌برد. اما همان‌طور که در فصل چهارم توضیح داده شد، فرایند تعیین موقعیت با آنچه که در فصل سوم ارائه شده متفاوت است. در این سیستم با توجه به حل موقعیت سیستم INS، قسمتی از نقشه‌ها انتخاب می‌شود و احتمال جواب بودن هر نقطه از نقشه-های کاندید محاسبه می‌شود. سپس نقطه‌ای که حداکثر چگالی احتمال را دارا باشد، به عنوان حل سیستم گرادایومتری جاذبه شناخته می‌شود. پس از ایجاد یک جواب توسط سیستم تعیین موقعیت گرانشی، اطلاعات موقعیت این سیستم توسط یک فیلتر کالمن خطی گسسته با اطلاعات موقعیت سیستم INS ترکیب می‌شود. این بخش به ارائه نتایج حاصل از بررسی اثرات متغیرهای سیستم تلفیقی بر عملکرد سامانه می‌پردازد.

۵-۵-۱- اثر نوع عوارض

نتایج حاصل از شبیه سازی نشان می‌دهد که تحت شرایط پیش فرض زمانی که از ۵ مولفه مستقل در تانسور گرادیان جاذبه در سیستم GAME استفاده می‌شود، عوارض نرم بهره عملکرد ۱۷۰ را ارائه کرده است. نقطه شکست برای سیستم ناوبری تلفیقی در این منطقه در ۰.۷۸۳ دقیقه اتفاق افتاده است، در حالی که در عوارض سخت این مقدار برابر است با ۱.۶۷۲ دقیقه. همچنین مقدار بهره عملکرد سیستم GAME در نواحی با عوارض سخت برابر است با ۷۹.۷۰۴. شاید در نگاه اول این نتایج خلاف واقعیت باشد، ولی شکل (۵-۱۳) گواهی بر نتایج ارائه شده است. این مقدار بهره عملکرد دو برابری در نواحی پست و هموار نشان از عملکرد بالقوه سیستم تلفیقی در نواحی می‌باشد که دارای تغییرات گرادیان‌های گرانشی زیاد می‌باشد. در واقع هرچه تغییرات سیگنال‌های گرادیان گرانشی بیشتر باشد، سیستم تعیین موقعیت گرانشی یا الگوریتم تطبیق بر نقشه عملکرد بهتری را در تعیین موقعیت از

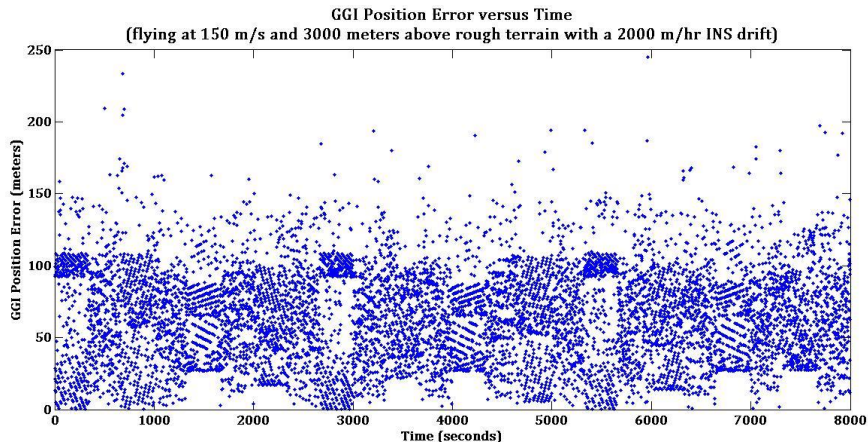
خود نشان می‌دهد و بنابراین با بروزرسانی‌های دقیق‌تر که برای سیستم INS فراهم می‌کند، دقت سیستم تلفیقی را افزایش می‌دهد.



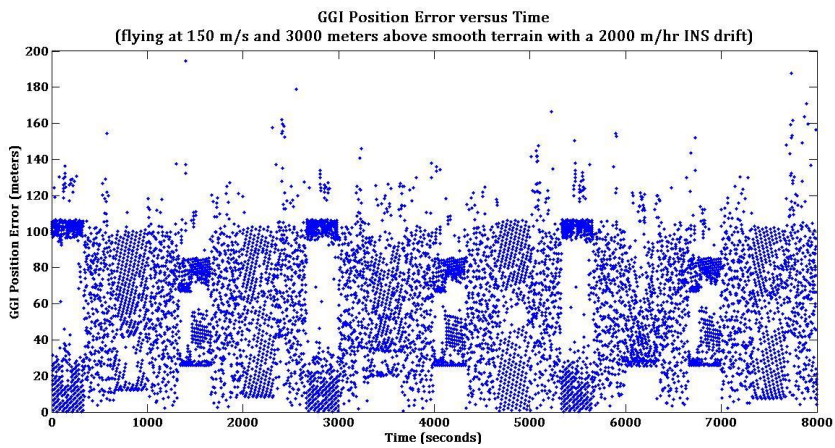
شکل (۵-۱۳) روند تغییرات مولفه‌های مستقل تانسور گرادیان گرانش در ارتفاع ۳۰۰۰ متر

عملکرد سیستم ناوبری گرانشی مبتنی بر الگوریتم تطبیقی در مناطق نرم و سخت در ارتفاع ۳۰۰۰ متری در شکل (۵-۱۴) نمایش داده شده است. در این اجرا، نویز گاوسی با متوسط صفر و انحراف معیار ۰.۱ و ۰.۰۱ به ترتیب به حسگر GGI و نقشه‌های مرجع افزوده شده است. همچنین شکل (۵-۱۵) خطای تخمین موقعیت مربوط به سیستم INS/GGI را در نواحی مختلف نمایش می‌دهد. بنابراین عملکرد خوب سیستم GAME منحصر به مناطق با عوارض سخت نیست، بلکه مربوط به مناطقی است که تغییرات گرادیان‌های گرانشی زیاد باشد. علاوه بر عوارض، چگالی پوسته زمین نیز

می تواند بر میزان تغییرات گرادیان ها تاثیر گذار باشد و در مناطق کویری چگالی پوسته زمین می تواند زیاد باشد.



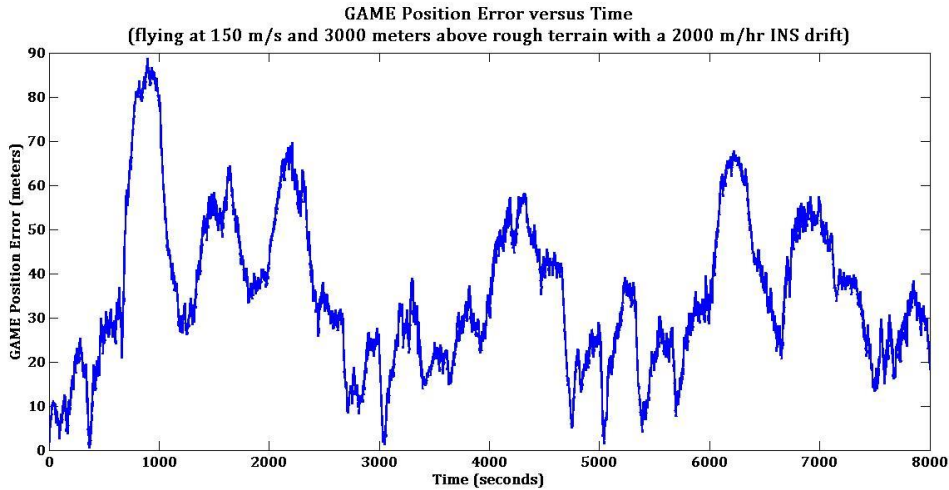
(الف)



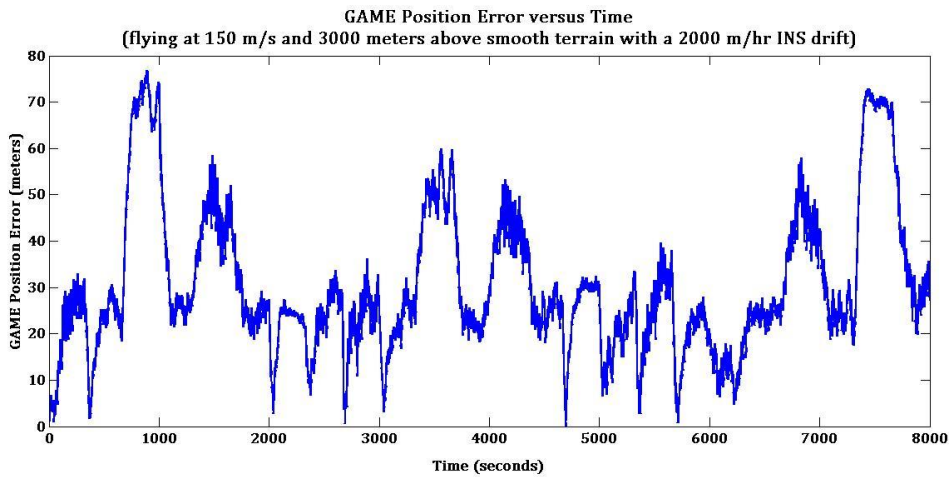
(ب)

شکل (۵-۱۴) خطای تخمین موقعیت توسط الگوریتم تطبیق مولفه های گرادیان گرانش بر نقشه های مرجع

الف: عوارض سخت؛ ب: عوارض نرم؛



(الف)



(ب)

شکل (۵-۱۵) خطای تخمین موقعیت سیستم ناوبری INS/GGI در ارتفاع ۳۰۰۰ متر. الف: عوارض سخت؛ ب: عوارض نرم

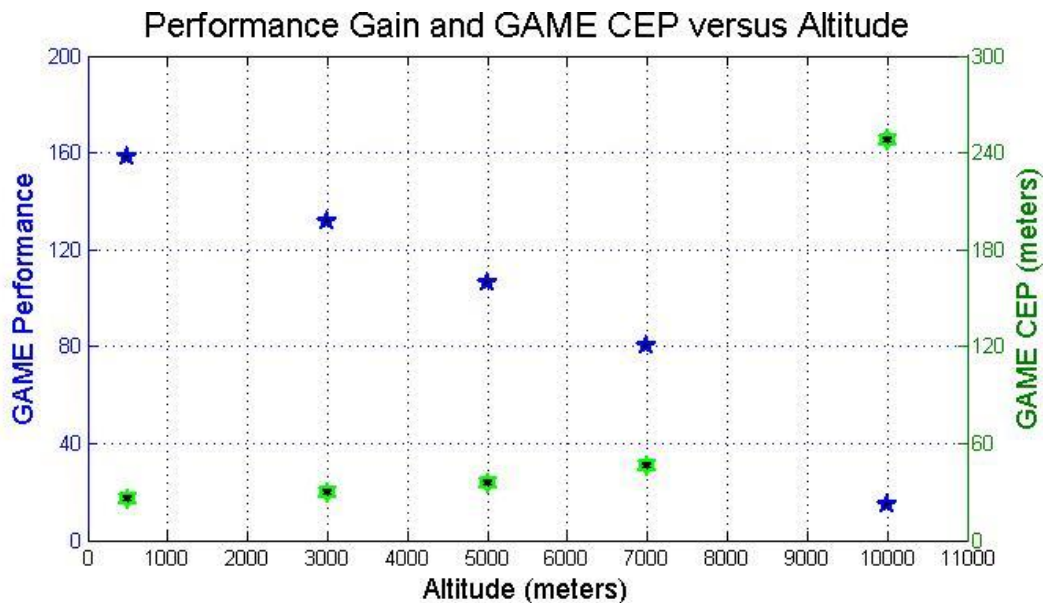
۵-۵-۲- اثر ارتفاع

یکی دیگر از متغیرهایی که بر کار سیستم تاثیر گذار است، ارتفاع وسیله پروازی از سطح دریا می-باشد. بر طبق رابطه (۱-۱)، انرژی پتانسیل گرانشی با ارتفاع نسبت عکس دارد و گرادیانهای اغتشاشی آن با معکوس مکعب ارتفاع در ارتباط هستند. بنابراین طبیعی است که با افزایش ارتفاع از اندازه گرادیانهای اغتشاشی به شدت کاسته می-شود. با کاسته شدن از اندازه سیگنالهای حسگر GGI، از دقت عملکرد الگوریتم تطبیق بر نقشه نیز کاسته می-شود و به طبیعت از آن نیز بهره عملکرد

سامانه ناوبری تلفیقی با افزایش ارتفاع نزول پیدا می‌کند. جدول (۷-۵) معیار سنجش RSSE std را برای دو سیستم تطبیق بر نقشه و سامانه تعیین موقعیت تلفیقی و همچنین بهره عملکرد سیستم ناوبری تلفیقی را در ارتفاعات مختلف نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که با افزایش ارتفاع، دقت سیستم تعیین موقعیت مبتنی بر تطبیق بر نقشه در تشخیص موقعیت نزول پیدا می‌کند و همچنین بهره عملکرد سیستم بشدت کاهش می‌یابد. شکل (۵-۱۶) نحوه اثر گذاری ارتفاع وسیله پروازی از سطح زمین بر معیارهای سنجش GAME CEP و همچنین بهره عملکرد نشان می‌دهد.

جدول (۷-۵) معیارهای عملکرد سیستم تطبیق بر نقشه و سامانه تلفیقی در ارتفاعات مختلف

Altitude	GGI std	GAME std	Performance Gain
3000m	32.9393	17.6268	130.719
5000m	37.3161	20.9545	103.867
7000m	50.8168	23.6998	84.1912
10000m	296.799	68.771	14.378

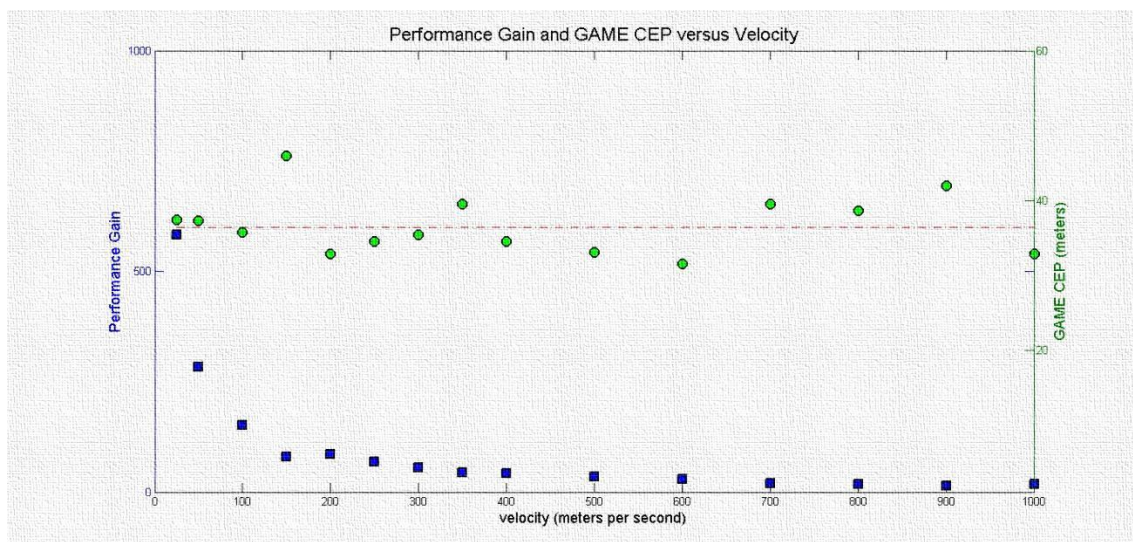


شکل (۵-۱۶) اثر ارتفاع بر GAME CEP و بهره عملکرد در سامانه تلفیقی

۵-۵-۳ اثر سرعت

در بررسی اثرات سرعت، مسافت پیموده شده برای مسیر پروازی ثابت در نظر گرفته می‌شود. از نتایج شبیه سازی پیداست که سرعت جسم متحرک بر دقت سیستم GAME و همچنین سیستم تطبیق بر نقشه تاثیر گذار نیست. با افزایش سرعت، معیار CEP برای سیستم GAME و سیستم تطبیق بر نقشه تقریباً ثابت می‌ماند. اما افزایش سرعت اثری عکس بر بهره عملکرد سیستم تلفیقی خواهد گذاشت. شکل (۵-۱۷) نشان می‌دهد که بهره عملکرد با افزایش سرعت کاهش می‌یابد. این کاهش ارتباط مستقیم با سرعت ندارد. در ابتدا عنوان شد که مسافت مسیر پروازی ثابت می‌باشد و این اقدام به دلیل اطمینان از همپوشانی مسیر یکسان برای همه اجزای شبیه سازی می‌باشد. با افزایش سرعت، مدت زمان پرواز کاهش می‌یابد و بدلیل اینکه مقدار CEP سیستم INS وابسته به مدت زمان پرواز می‌باشد، با کاهش زمان پرواز نیز این مقدار کاهش می‌یابد و در نهایت منجر به کاهش بهره عملکرد سیستم تلفیقی می‌باشد.

در مرحله عمل ممکن است که افزایش سرعت باعث افزایش نویز در سیستم تلفیقی و در نهایت باعث تاثیر گذاری بر عملکرد سیستم ناوبری شود.

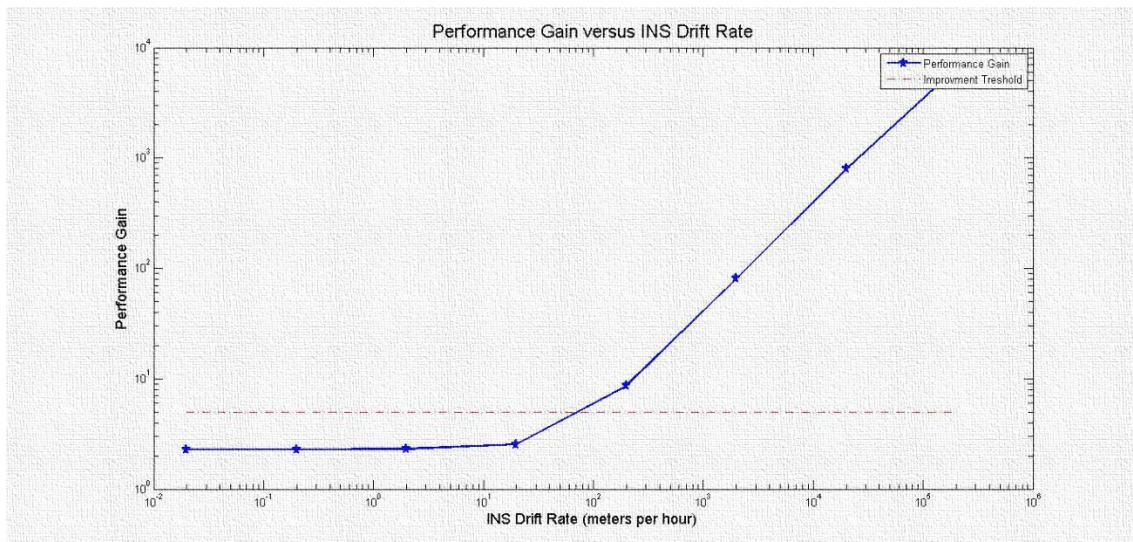


شکل (۵-۱۷) اثر سرعت بر CEP در سیستم GAME

۵-۴-۵- اثر نرخ دریفت سامانه ماندی

مقدار خطای دریفت سامانه INS بر عملکرد سیستم تطبیق بر نقشه یا حل موقعیت GGI تاثیر گذار نیست. در صورتی که نرخ انحراف سامانه INS برابر با 0.02 متر بر ساعت باشد، مقدار معیار CEP50 برای GGI برابر است با 72.92 . این مقدار برای نرخ دریفت 200000 متر بر ساعت نیز تقریباً بدون تغییر باقی مانده است و برابر با 72.99 متر می‌باشد.

شکل (۵-۱۸) تغییراتی لگاریتمی نرخ انحراف سیستم INS بر حسب متر بر ساعت و نحوه تاثیر گذاری آن بر بهره عملکرد سیستم را نشان می‌دهد. از نمودار شکل (۵-۱۸) پیداست که هرچه سامانه INS از دقت کمتری برخوردار باشد، بهره عملکرد سیستم تلفیقی افزایش می‌یابد. در حقیقت سامانه‌های دقیقتر نیاز کمتری به سیستم ناوبری کمکی دارند و می‌توانند اطلاعات ناوبری را بصورت دقیقتر در دسترس کاربر قرار دهند. تغییرات انحراف INS تا مقدار 100 متر بر ساعت، بهره عملکرد ضعیفی را نشان می‌دهند. همچنین نتایج حاصل از شبیه سازی هنگامی که نرخ دریفت سیستم اینرسیایی 200 متر بر ثانیه باشد، مدت زمان 15.42 دقیقه را برای نقطه شکست نشان می‌دهند و این مقدر با افزایش انحراف INS کاهش می‌یابد.

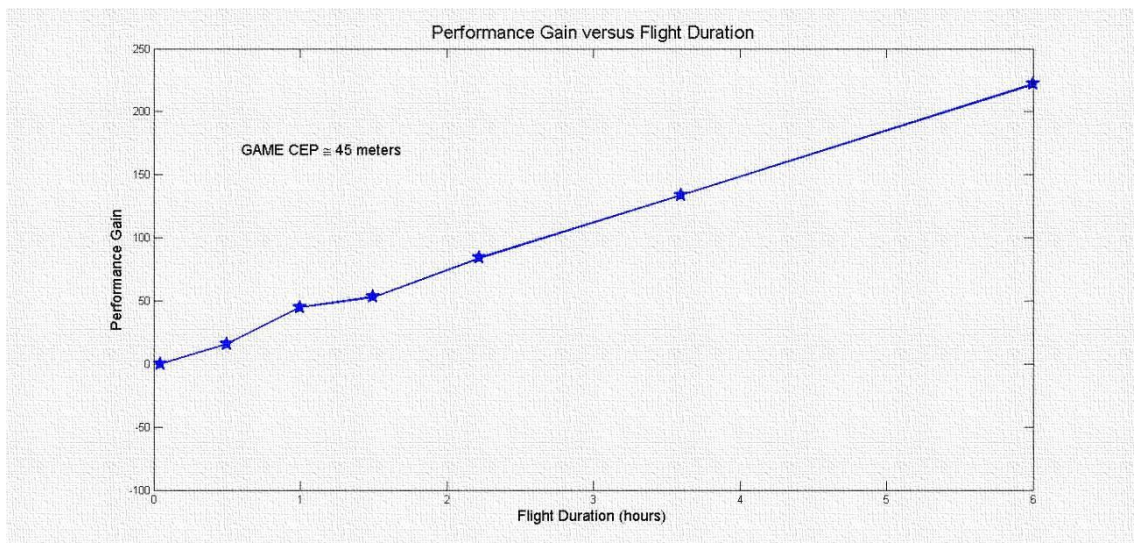


شکل (۵-۱۸) اثر نرخ انحراف INS بر بهره عملکرد سیستم

۵-۵-۵- اثر مدت زمان پرواز

مشابه با نرخ انحراف INS، ارتباط مدت زمان پرواز با بهره عملکرد سیستم تلفیقی بصورت مستقیم می باشد و افزایش مدت زمان پرواز باعث افزایش بهره عملکرد سیستم می شود. در صورتی که تنها از سیستم ناوبری INS استفاده شود، با افزایش مدت زمان پرواز دقت سیستم ماندی کاهش می یابد. تحت شرایط پیش فرض، ۱.۵۸۳ دقیقه پس از شروع پرواز عملکرد سیستم تلفیقی با ماندی برابر می شود و پس از این زمان سیستم تلفیقی عملکرد بهتری نسبت به سامانه INS خواهد داشت.

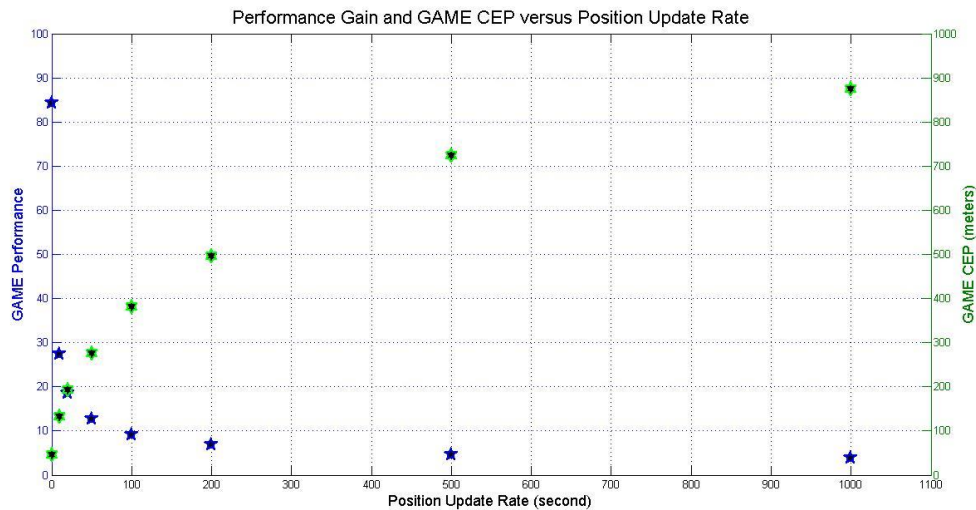
همانطور که از شکل (۵-۱۹) پیداست ارزش سامانه ناوبری تلفیقی نسبت به سیستم INS با افزایش مدت زمان پرواز افزایش می یابد و پروازهای پایین تر از ۱۵ دقیقه نیاز به سیستم ناوبری کمکی نخواهند داشت.



شکل (۵-۱۹) اثر مدت زمان پرواز بر بهره عملکرد

۵-۵-۶- اثر نرخ بروز رسانی موقعیت برای سامانه اینرسیایی

از نتایج شبیه سازی و همچنین شکل (۵-۲۰) پیداست که هرچه فرکانس کار سیستم ناوبری



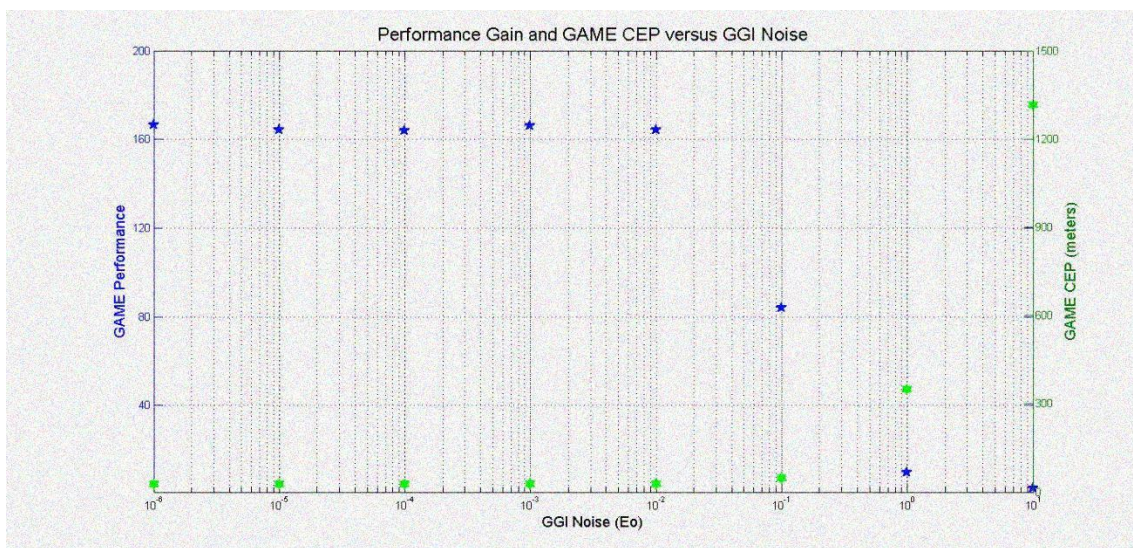
شکل (۵-۲۰) اثر نرخ بروز رسانی موقعیت برای سیستم ماندی بر بهره عملکرد و GAME CEP

تلفیقی بیشتر باشد، بهره عملکرد سیستم تلفیقی افزایش می‌یابد. البته کاهش دوره تناوب اجرای سیستم تلفیقی بستگی به مشخصات سخت افزاری سامانه و حسگر گرادایومتری جاذبه و همچنین توانایی الگوریتم تطبیق بر نقشه دارد که باید در نظر گرفته شود. تحت شرایط پیش فرض تنها در صورتی که موقعیت با فرکانس ۱ هرتز بروز رسانی شود، بهره عملکرد عالی برای سامانه ناوبری تلفیقی حاصل خواهد شد. اگر موقعیت با دوره تناوب ۵۰۰ ثانیه یا بیشتر بروز رسانی شود، بهره عملکرد ضعیف مشاهده خواهد شد.

همچنین نتایج نشان می‌دهد در صورتی که بروز رسانی موقعیت با دوره تناوب بیشتر از ۱۰ ثانیه صورت گیرد، زمان پردازش سیستم تغییر نخواهد کرد. علت این امر را می‌توان بدین صورت تشریح کرد که کاهش فرکانس اجرای سامانه تلفیقی، مقدار عدم قطعیت حل موقعیت سامانه INS را برای هر اجرای سیستم تلفیقی افزایش می‌دهد و بنابراین باید فضای بیشتری از نقشه‌ها توسط الگوریتم تطبیق بر نقشه مورد جستجو قرار گیرد.

۵-۵-۷ اثر نویز حسگر گرادایومتر جاذبه

شکل (۵-۲۱) نحوه اثر گذاری سطح نویز حسگر GGI بر عملکرد سامانه ناوبری تلفیقی را نشان می‌دهد. افزایش نویز تا مقدار ۰.۰۱ اتووش تاثیری بر بهره عملکرد سیستم نمی‌گذارد ولی با افزایش سطح نویز از این مقدار معیارهای عملکرد سیستم کاهش می‌یابد. این بدان معناست که در پی افزایش نویز بهره عملکرد سیستم و دقت تعیین موقعیت سیستم تطبیق بر نقشه و همچنین سیستم تلفیقی کاهش می‌یابد. سطح نویز زیر مقدار ۰.۰۱ اتووش تاثیری بر عملکرد سیستم تلفیقی ندارد.



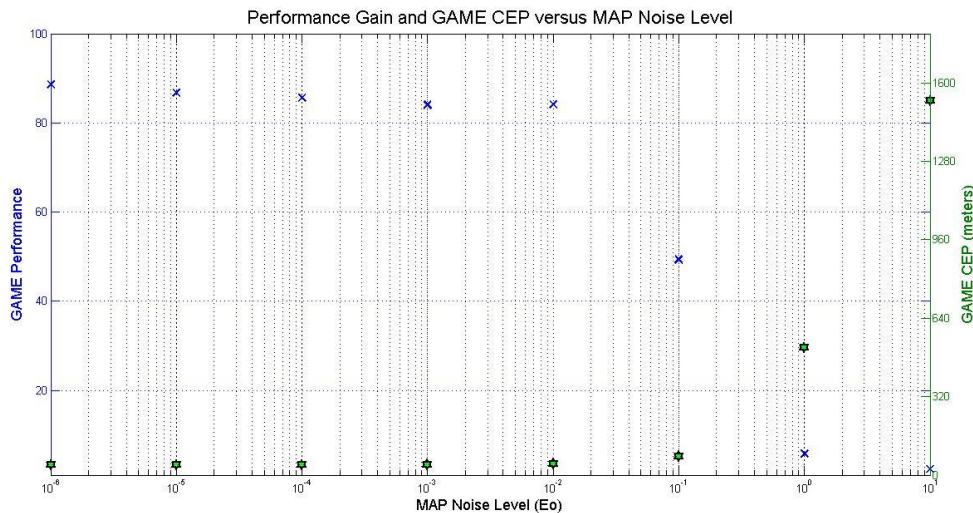
شکل (۵-۲۱) اثر نویز حسگر GGI بر بهره عملکرد سیستم تلفیقی و GAME CEP

۵-۵-۸- اثر نویز نقشه

در حالت کلی افزودن نویز به نقشه به منظور مدل‌سازی خطاهایی می‌باشد که ممکن است در مرحله ساخت نقشه‌های گرادیان جاذبه رخ دهد. از این قبیل خطاها می‌توان به نویز آلود بودن حسگر GGI در هنگام ساخت نقشه‌ها و تغییرات در گرادیان‌های جاذبه از زمان ساخت نقشه‌ها تا هنگام استعمال آنها اشاره کرد.

با توجه به نتایج آزمایشات و همچنین شکل (۵-۲۲)، که تغییرات بهره عملکرد و GAME CEP را بر حسب تغییرات لگاریتمی نویز نقشه نشان می‌دهد، مشابه با اثر نویز حسگر GGI تحت شرایط پیش

فرض افزایش سطح نویز نقشه باعث کاهش بهره عملکرد سیستم تلفیقی می شود. افزایش بیش از یک اتووش، باعث ایجاد بهره عملکرد ضعیف در سامانه ناوبری تلفیقی می شود. سطوح نویز پایین تر از ۰.۰۱ اتووش، تاثیری بر بهره عملکرد سیستم نخواهد داشت.



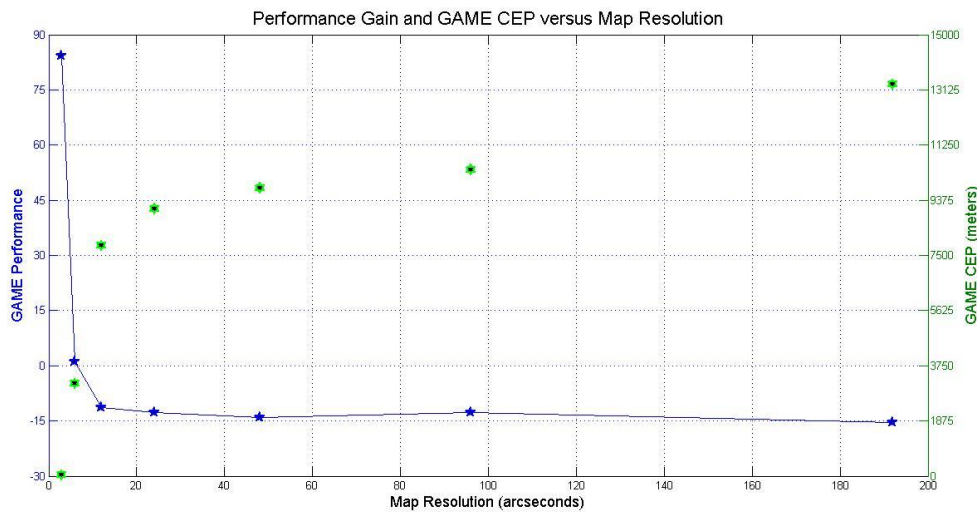
شکل (۵-۲۲) اثر نویز نقشه بر بهره عملکرد و GAME CEP

۵-۵-۹- اثر سطح بزرگنمایی نقشه‌ها

شکل (۵-۲۳) نشان می دهد که با افزایش مقدار بزرگنمایی نقشه‌های گرادیان‌های جاذبه از مقدار 3 arcseconds یا به طور معادل کاهش سطح بزرگنمایی نقشه‌ها به زیر سطح ۱، مقدار بهره عملکرد سیستم ناوبری تلفیقی بشدت کاهش می یابد و مقدار معیار CEP در سامانه تلفیقی با افزایش زیاد روبرو می شود.

نتایج شبیه سازی همچنین نشان می دهد که افزایش مقدار بزرگنمایی بیش از مقدار 12 arcseconds، تاثیر چندانی بر بهره عملکرد سامانه نمی گذارد. ارتباط بین سطح بزرگنمایی نقشه‌های گرادیان جاذبه با مقدار بزرگنمایی بصورت رابطه (۵-۴) می باشد.

$$Resolution(arcseconds) = 3 * 2^{(1-ResolutionLevel)} \quad (۴-۵)$$



شکل (۵-۲۳) اثر مقدار بزرگنمایی نقشه بر بهره عملکرد و GAME CEP

۵-۵-۱۰- اثر تعداد مولفه‌های تانسور گرادیان (GGI components)

در حالت کلی، هرچه تعداد مولفه‌های مستقل تانسور گرادیان‌های اغتشاشی گرانشی که در عملیات تطبیق بر نقشه شرکت می‌کنند یا بعد نقشه‌ها افزایش یابد، عملکرد سیستم ناوبری تلفیقی نیز بهبود می‌یابد. نتایج حاصل از شبیه سازی‌ها نشان می‌دهد که اگرچه بهترین عملکرد با حضور تمام مولفه‌های مستقل تانسور گرادیان اغتشاشی حاصل می‌شود، اما می‌توان با حضور مولفه‌های عمودی، یعنی T_{xz} , T_{yz} , T_{zz} ، نتایج تقریباً مشابهی را بدست آورد. تحلیل حساسیت نشان داد که در ناوبری گرانشی مبتنی بر تطبیق بر نقشه، مولفه‌های عمودی از اهمیت بالایی برخوردار هستند. یکی دیگر از نتایج خاصی که در طی تحلیل حساسیت به مولفه‌های حسگر GGI بدست آمده است، بهترین ترکیب مولفه‌ها در حالتی است که باید تعداد معین از مولفه‌های مستقل تانسور گرادیان اغتشاشی بر نقشه‌ها تطبیق داده شوند است. بهترین ترکیب مولفه‌ها به ازای یک تعداد خاصی از مولفه‌های تانسور گرادیان گرانشی در جدول (۵-۸) ارائه شده است.

جدول (۸-۵) بهترین ترکیب مولفه‌ها در حالت تطبیق تعداد معین از مولفه‌ها

	Smooth Terrain	Rough Terrain
1 Component	T_{xz}	T_{zz}
2 Components	T_{xz}, T_{zz}	T_{xx}, T_{zz}
3 Components	T_{xx}, T_{xz}, T_{zz}	T_{xx}, T_{xz}, T_{zz}
4 Components	$T_{xx}, T_{xz}, T_{yz}, T_{zz}$	$T_{xx}, T_{xz}, T_{yz}, T_{zz}$

نتیجه گیری و کارهای آتی

۶-۱- نتیجه گیری

در این پایان نامه دو روش جهت تعیین موقعیت با استفاده از اطلاعات میدان گرانش زمین یا به عبارت دیگر تانسور گرادیان گرانش زمین ارائه گردید. در روش‌های ارائه شده تنها از مولفه‌های مستقل تانسور گرادیان گرانش یا ترکیبی از این مولفه‌ها استفاده شده است. روش پیشنهادی اول، با استفاده از یک مدل فازی عصبی TSK از تغییرات محلی میدان گرانش زمین، تعیین موقعیت را به صورت یکتا انجام می‌دهد. در این روش پس از استخراج قوانین فازی و شناسایی ساختار شبکه توسط الگوریتم خوشه سازی تفریقی، از یک الگوریتم آموزش ترکیبی جدید جهت بهینه سازی مراکز توابع تعلق فازی و همچنین ضرایب لایه خروجی شبکه استفاده شده است. نتایج ارائه شده در فصل پنجم نشان از عملکرد خوب سیستم تعیین موقعیت TSK دارد. با سیستم ایجاد شده توانستیم عمل تعیین موقعیت افقی را با دقت تقریبی ۱۶ تا ۲۱ متر انجام دهیم. همچنین این سیستم از دقتی در حدود ۳ و ۱۷ متر در تشخیص ارتفاع به ترتیب در مناطق نرم و سخت برخوردار است. نتایج ارائه شده نشان داد که روش پیشنهادی در مناطقی که نرخ تغییرات گرادیان‌ها کمتر است، از عملکرد بهتری نسبت به مناطقی برخوردار است که دارای تغییرات زیاد در گرادیان‌های میدان گرانش هستند. روش پیشنهادی مقاومت خوبی را نسبت به نویز احتمالی حسگر GGI تا سطح نویز ۱ اتووش نشان داد. همچنین از دیگر نقاط قوت این روش می‌توان به عملکرد خوب آن در ارتفاعات بالا اشاره کرد؛ جایی که سیستم مبتنی بر الگوریتم تطبیق بر نقشه قادر به تشخیص دقیق موقعیت نمی‌باشد. با توجه به اینکه برای هر ارتفاع باید یک مدل TSK ایجاد شود و همچنین با افزایش ابعاد منطقه و در پی آن افزایش داده‌های گرانشی هزینه محاسباتی افزایش می‌یابد، محدودیت‌هایی در استعمال این سیستم در وسایل پروازی ایجاد می‌شود.

روش پیشنهادی دوم، یک سیستم ناوبری تلفیقی می‌باشد که از سیستم تعیین موقعیت گرانشی به منظور کمک به سامانه ناوبری ماندی، به عنوان سامانه اصلی ناوبری، استفاده می‌کند. در این روش، تعیین موقعیت در سیستم تعیین موقعیت گرانشی با استفاده از محاسبه احتمال اندازه‌گیری‌های

حسگر GGI و تطبیق نقطه‌ای با حداکثر احتمال بر نقشه‌های گرادیان می‌باشد. روش ارائه شده از یک فیلتر کالمن خطی جهت ترکیب اطلاعات سیستم ناوبری گرانشی و سیستم INS استفاده می‌کند. این روش اگرچه دارای این مزیت است که نسبت به روش قبل از جامعیت بیشتری برخوردار است و در صورت وجود نقشه‌های بیان کننده گرادیان‌های گرانشی زمین در ارتفاعات مختلف، به خوبی تعیین موقعیت را انجام می‌دهد و تنها هزینه محاسباتی آن فرایند ایجاد نقشه‌ها می‌باشد، از مقاومت کمتری نسبت به نویز حسگر GGI برخوردار است. تحت شرایط پیش فرض با این سیستم توانستیم موقعیت را با دقت ۴۵.۹۲ متر برای مناطق با تغییرات گرادیان‌های نرم و دقت ۲۵.۳۵ متر برای مناطق با تغییرات شدید گرادیان‌های میدان گرانش، تعیین کنیم. بر خلاف روش پیشنهادی اول، سیستم ناوبری تلفیقی INS/GGI در مناطقی که تغییرات گرادیان‌های میدان گرانش شدیدتر است، نتایج بهتری را ارائه می‌دهد.

۶-۲- پیشنهادها

در این پایان‌نامه از سیستم فازی-عصبی TSK نوع یک جهت تعیین موقعیت به طور مجزا توسط اطلاعات گرانشی استفاده شد و حساسیت آن نسبت به نویز احتمالی حسگر GGI تا سطح ۱ اتووش نیز بررسی شد. حسگرهای گرادئومتر جاذبه می‌توانند در عمل سطوح بالاتری از نویز را حتی تا ۵ اتووش نیز تجربه نمایند. طراحی یک سیستم تعیین موقعیت با استفاده از شبکه‌های فازی-عصبی نوع دو می‌تواند تا مقدار زیادی مقاومت سیستم ایجاد شده را در مقابل نویز یا عدم قطعیت افزایش دهد. در سیستم ناوبری تلفیقی INS/GGI از یک فیلتر کالمن خطی جهت تزویج اطلاعات سیستم تعیین موقعیت گرانشی و سامانه INS استفاده شد. در معادلات فیلتر کالمن خطی، فرض می‌شود که سیستم از یک دینامیک خطی برخوردار است. در حالی که سیستم‌های واقعی به ندرت دارای دینامیک خطی می‌باشند، بنابراین باید معادلات دینامیک سیستم خطی سازی شوند. فیلتر کالمن تعمیم یافته (EKF) و فیلتر کالمن خطی شده (LKF)، دو نوع مختلف فیلتر کالمن می‌باشند که از

خطی سازی بهره می‌برند و می‌توانند جهت افزایش دقت سیستم ناوبری تلفیقی بکار گرفته شوند.

مراجع

- [1] M. S. Lizhi Zhu, "Gradient Modelling With Gravity and DEM," Doctor of Philosophy in the Graduate School, Department of Geodetic science and Surveying, Ohio State University, June 2007.
- [2] M. M. Rogers, Captain, USAF, "An Investigation Into the Feasibility of Using a Modern Gravity Gradient Instrument for Passive Aircraft Navigation and Terrain Avoidance," Master of Science in Aeronautical Engineering Master's Thesis, Department of Aeronautics and Astronautics, Air Force Institute of Technology, 2009.
- [3] L. Zhu, "Gradient modelling with gravity and DEM," Doctor of Philosophy, Ohio State University.
- [4] M. E. R.Kiamehr, "EGMlab, a scientific software for determining the gravity and gradient components from global geopotential models," 2007.
- [5] M. M. Rogers, Captain, USAF, "An Investigation Into the Feasibility of Using a Modern Gravity Gradient Instrument for Passive Aircraft Navigation and Terrain Avoidance," Master of Science In Aeronautical Engineering Master's Thesis, Department of Aeronautics and Astronautics, Air Force Institute of Technology, 2009.
- [6] Puttipol, "Small Anomoluous Mass detection," Master's Thesis, Department of Geodetic Science and Surveying, The Ohio State University, March 2007.
- [7] Y. Chi-Yuan, W. R. Jeng, and L. Shie-Jue, "Data-Based System Modeling Using a Type-2 Fuzzy Neural Network With a Hybrid Learning Algorithm," Neural Networks, IEEE Transactions on, vol. 22, pp. 2296-2309, 2011.
- [8] A. Celikyilmaz and I. Burhan Turksen, "Enhanced Fuzzy System Models With Improved Fuzzy Clustering Algorithm," IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 16, pp. 779-794, 2008.
- [9] L. Shie-Jue and O. Chen-Sen, "A neuro-fuzzy system modeling with self-constructing rule generationand hybrid SVD-based learning," Fuzzy Systems, IEEE Transactions on, vol. 11, pp. 341-353, 2003.
- [10] L. A. Zadeh, "Fuzzy sets," Information and Control, vol. 8, pp. 338-353, 1965.
- [11] T. Poggio and F. Girosi, "Networks for approximation and learning," Proceedings of the IEEE, vol. 78, pp. 1481-1497, 1990.
- [12] S.-y. Cho and T. W. S. Chow, "Training multilayer neural networks using fast global learning algorithm - least-squares and penalized optimization methods," Neurocomputing, vol. 25, pp. 115-131, 1999.

- [13] M. Gori and A. Tesi, "On the problem of local minima in backpropagation," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 14, pp. 76-86, 1992.
- [14] M. G. Bello, "Enhanced training algorithms, and integrated training/architecture selection for multilayer perceptron networks," *Neural Networks, IEEE Transactions on*, vol. 3, pp. 864-875, 1992.
- [15] L. Wan-Jui, O. Chen-Sen, and L. Shie-Jue, "Constructing neuro-fuzzy systems with TSK fuzzy rules and hybrid SVD-based learning," in *Fuzzy Systems, 2002. FUZZ-IEEE'02. Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on*, 2002, pp. 1174-1179.
- [16] H. Thai-Hoang, "A modified shuffled frog leaping algorithm for optimal tuning of multivariable PID controllers," in *Industrial Technology, 2008. ICIT 2008. IEEE International Conference on*, 2008, pp. 1-6.
- [17] C. Jung Ying, Q. Zheng, and J. Ji, "A PSO-Based Subtractive Clustering Technique for Designing RBF Neural Networks," in *Evolutionary Computation (CEC2008), 2008 IEEE Congress on*, 2008, pp. 2047-2052.
- [18] W. Ching-Chang and C. Chia-Chong, "A hybrid clustering and gradient descent approach for fuzzy modeling," *Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on*, vol. 29, pp. 686-693, 1999.
- [19] H. Peng, T. Ozaki, V. Ozaki, and Y. Toyoda, "A Parameter Optimization Method for Radial Basis Function Type Models " *Neural Networks, IEEE Transactions on*, vol. 14, pp. 432-438, 2003.
- [20] L. Lina and Y. Yang, "Self-adaptive modeling method based on T-S fuzzy RBF NN and its application," in *Advanced Computer Theory and Engineering (ICACTE), 2010 3rd International Conference on*, 2010, pp. V4-48-V4-52.
- [21] B. Amiri, M. Fathian, and A. Maroosi, "Application of shuffled frog-leaping algorithm on clustering," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 45, pp. 199-209, 2009/11/01 2009.
- [22] H. Thai-Hoang and N. Duc-Hoang, "Fuzzy controller design using a new shuffled frog leaping algorithm," in *Industrial Technology, 2009. ICIT 2009. IEEE International Conference on*, 2009, pp. 1-6.
- [23] M. Gomez-Gonzalez, F. Jurado, Pe, x, and I. rez, "Shuffled frog-leaping algorithm for parameter estimation of a double-cage asynchronous machine," *Electric Power Applications, IET*, vol. 6, pp. 484-490, 2012.
- [24] A. DeGregoria, Maj, USAF, "Gravity Gradiometry and Map Matching: An Aid to Aircraft Inertial Navigation Systems " *Master of Science Master's Thesis, Department of Aeronautics and Astronautics, Air University*, 2010.

- [25] I. Nygren, "Robust and efficient terrain navigation of underwater vehicles," in Position, Location and Navigation Symposium, 2008 IEEE/ION, 2008, pp. 923-932.
- [26] H. L. Luke Stutters, "Navigation Technologies for Autonomous Underwater Vehicles," *ieee*, vol. 38, p. 9, July 2008.
- [27] R. E. Kalman, "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems," *Transactions of the ASME – Journal of Basic Engineering*, pp. 35-45, 1960.

Abstract

Precision navigation in an effective way has become an important aspect of many applications such as military and commercial applications. Currently, GPS stands as the preferred navigation system to the wide variety of users and has provided an unprecedented sub-meter level of accuracy, but whose signals are vulnerable to interference and jamming. There are various approaches to determine the position and navigation in a GPS denied environment in the literature including, but are not limited, Inertial Navigation System (INS), Terrain Referenced Navigation (TRN) and so on. Nowadays another method of navigation that has been given a large amount of attention is by use of a device known as Gravity Gradient Instrument (GGI) devices which measure the spatial derivatives of gravity and Nowadays have experienced remarkable improves in accuracy.

This Thesis proposes two methods to navigate using Earth's gravity field data. The first is a novel and robust method for position determination by using Neuro-fuzzy modelling and GGI's Data which doesn't have aforementioned weaknesses. The parameters of Generated TSK network is optimised by a new hybrid learning algorithm which uses Modified Shuffled Frof Leaping Algorithm (MSFLA) and Least Square Stimator (LSE). The obtained acuuracy in smooth terrain is about 16.61 meters, which reveals that proposed method have a good potential for position determination in smooth terrain . Also the suitability of proposed method for use in different altitudes is compared. At the end of this paper current limitations of this method are identified.

The second method uses a linear kalman filter to fuse INS navigation data and gravitational navigation system. This system is suitable for Vehicles with long flight duration. At default condition we can achieve the accuracy of 45.92 meters and 25.35 meters on Rough and Smooth terrain.