

اللَّهُمَّ ارْحَمْنِي



وزارت علوم، تحقیقات و فناوری
مؤسسه آموزش عالی غیردولتی غیرانتفاعی سجاد

پایان نامه کارشناسی ارشد برق
(گرایش مخابرات سیستم)

تخمین موقعیت کاربر مخابرات سیار با استفاده از GRNN

ایمان نوروزبیک

استاد راهنما:

دکتر ایمان احدی اخلاقی

پاییز ۱۳۸۹

تقدیم بہ:

پدر و مادر عزیزم

بہ پاس تمام فداکاری ہو مہربانی ہاں شان

تقدیر و شکر:

باسپاس فراوان از استاد بزرگوار

جناب آقای دکتر ایمان احدی اخلاقی

که صمیمانه با صرف وقت ارزشمندشان، همواره یاری و راهنمایی ام نمودند.

فهرست مطالب

صفحه

عنوان

۱ فصل اول: تخمین موقعیت کاربر با استفاده از GRNN.....

۱ - مقدمه.....

۸ فصل دوم: GRNN چیست؟.....

۸-۱-۲- نمودار.....

۱۰-۲-۲- σ را چگونه انتخاب کنیم؟.....

۱۲-۲-۲- روش بسط دادن.....

۱۴-۲-۲- روش ویگل.....

۱۸ فصل سوم: تخمین موقعیت با استفاده از GRNN.....

۱۸-۱-۳- پیشگفتار.....

۱۸-۲-۳- GRNN چیست؟.....

۱۹-۳-۳- مدل انتشار.....

۲۰-۳-۳- ورودی شبکه عصبی.....

۲۰-۴-۳- پروسه انجام برنامه.....

۲۸ فصل چهارم: نتیجه گیری و پیشنهادات.....

۳۰- مراجع.....

چکیده:

در این پایان نامه یک روش برای تخمین موقعیت کاربر ارائه شده است. این روش با استفاده از GRNN که یک شبکه عصبی با تقریب سریع می باشد، کار می کند. از آنجایی که این شبکه به صورت گسترده برای نگاشت توابع پیوسته بکار می رود و تخمین یک سطح رگرسیون خطی از متغیرهای ورودی و خروجی است، محتمل ترین مقدار خروجی را تنها با داشتن بردار ورودی محاسبه می کند. در این روش با انتخاب نمونه های دلخواه و آموزش دادن شبکه، مکان را با کمترین میزان خطا نشان می دهد. با تغییر دادن پارامترهای شبکه می توان میزان خطا را نیز تغییر داد. شبیه سازی انجام شده نشان می دهد که با افزایش نمونه ها و پارامتر شبکه مناسب، میزان خطا و تفاوت آن با مقدار واقعی چقدر است. همان گونه که این شبیه سازی نشان می دهد با افزایش تعداد آنتن ها (حسگرها) میزان خطا نیز کاهش می یابد.

فصل اول

تخمین موقعیت کاربر با استفاده از GRNN

۱- مقدمه

در سال‌های اخیر، الزام کمیته فدرال مخابرات آمریکا^۱ (FCC) در مورد خدمات اورژانسی (E-911) و همچنین تمایل شرکت‌های ارائه‌کننده مخابرات سیار به افزودن خدمات مبتنی بر موقعیت به سرویس‌های شبکه، افق باز تجاری را فرا روی شبکه‌های مخابرات بی‌سیم قرار داده است. جدول ۱-۱ چند سیستم عملی را - که طبق استاندارد E-911 برای تعیین موقعیت به کار می‌رود - به همراه روشی که از آن استفاده شده است، نشان می‌دهد [۱].

جدول ۱-۱ - سیستم‌های عملی برای تعیین موقعیت طبق استاندارد E-911 [۱]

COMPANY	Technology
AccuCom	AOA
ArrayCom	Adaptive Antenna Arrays
TruePosition	TDOA
Cell. Loc	TDOA
Grayson Wireless	TDOA
Cell Trax	TDOA
KSI, Inc.	AOA
Lockheed Sanders	TDOA
Snap Track	Cellular Aided GPS
US Wireless	Multipath Fingerprint
SigmaOne	AOA & AOA TDOA
Cambridge Positioning Systems	Enhanced Observed Time Difference (E. OTD)
Corsair. Phonetrack	AOA/TDOA
Radix Technologies, Inc.	Adaptive Beam AOA TDOA
Symmetricom/AirCom	Enhanced Observed Time Difference (E. OTD)
Tendler Cellular	GPS

در استandar دی که در سال ۱۹۹۶ توسط FCC تعیین گردیده شده بود، شرکت‌های ارائه دهنده سرویس‌های مخابرات سیار، موظف بودند در ۶۷ درصد مواقع، تخمین موقعیت را با خطایی کمتر از ۱۲۵ متر انجام دهند. این استاندارد در سال ۱۹۹۹ اصلاح گردید و شرایط مشکل‌تری را اجباری نمود. در استاندارد اخیر FCC، خطای حداکثر ۵۰ متر برای تخمین موقعیت توسط گیرنده کاربر در ۶۷ درصد مواقع قابل قبول می‌باشد.

طبق تصویب FCC، تمامی شرکت‌های ارائه کننده خدمات مخابرات سلولی، بایستی مجهز به سیستمی باشند که بتواند موقعیت کاربر را در شبکه در دو سوم موارد (۶۷ درصد) با خطایی کمتر از ۱۰۰ متر بدست آورد و یا حداقل در ۹۷ درصد موارد اعلام موقعیت، کمتر از ۳۰۰ متر خطا داشته باشد. وجود امکانات موقعیت‌یابی کاربر در شبکه، پتانسیل بالایی را برای کسب درآمد بیشتر ارائه‌دهندگان شبکه و جلب رضایت مشتریان - به علت احساس امنیت - فراهم خواهد کرد.

¹ US Federal Communication Commission

ایده استفاده از روش تلفیق داده‌ها در تخمین موقعیت به اوایل قرن ۲۱ برمی‌گردد. مریجالت^۱ با ترکیب داده‌های زاویه دریافت^۲ (AOA)، زمان دریافت و اختلاف زمان دریافت با استفاده از یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه به تخمین موقعیت کاربر در یک محیط شهری ساده (NLOS) و بدون در نظر گرفتن تفرق در لبه‌ها) پرداخت. یک الگوریتم تخمین مکان کاربر در محیط تقریباً واقعی (با حضور دو ایستگاه پایه در خارج از شهر) و با بکارگیری شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و تکنیک سلسله مراتبی بر پایه اطلاعات تابع همبستگی سیگنال رسیده به آنتن آرایه‌ای گیرنده، عنوان شده است. با استفاده از ماشین‌های تکیه‌گاه برداری^۳ (SVM) به عنوان ابزار تشخیص الگو در روش تلفیق داده‌ها، دقت موقعیت‌یابی کاربر مخابرات سیار در یک محیط شهری شلوغ، به حدود ۷۲ درصد در ۱۰۰ متر به دست آمده است.

در مقاله‌ای [۲] برای پیاده‌سازی تکنیک تلفیق داده‌ها، از الگوریتم هوشمند تشخیص الگو برای تخمین محدوده کاربر مخابرات سیار استفاده شده است. ابتدا اطلاعات خام مربوط به کاربر از آنتن‌های BTS استخراج می‌گردد و پس از پردازش دقیق در روند تلفیق داده‌ها قرار می‌گیرد. همچنین برخلاف سایر روش‌های قبلی، محیط مورد نظر یک محیط واقعی و محل قرار گرفتن ایستگاه‌های پایه از روی نقشه شبکه سلولی شرکت‌های ارائه‌کننده تسهیلات مخابرات سیار، تهیه گردیده است.

الگوریتم تعیین موقعیت پیشنهادی

برای استخراج داده‌ها جهت تلفیق با یکدیگر و استفاده در امر تخمین موقعیت کاربر سیار، روش‌های متفاوتی پیشنهاد شده است. از جمله استفاده از یک کانال چند مسیره سیار شبیه‌سازی شده و نیز داده‌های توان دریافتی از مدل پیشنهادی کانال. با توجه به پیچیدگی کانال و نحوه انتشار امواج - خصوصاً در محیط‌های شهری نامنظم و چگال - استفاده از مدل جهت شبیه‌سازی کانال سیار، اندکی دور از واقعیت است و همچنین از بسیاری جزئیات مهم کانال صرف نظر می‌شود. از مدل کردن آماری کانال سیار استفاده شده است. در برخی از مراجع، نرم‌افزارهای شبیه‌سازی انتشار امواج کانال نیز استفاده شده است، اما هنوز فقدان لحاظ محیط شهری و چیدمان واقعی ایستگاه‌های پایه در روش به چشم می‌خورد. از طرفی تلفیق داده‌ها در قالب روش‌های هوشمند تشخیص الگو برای تخمین موقعیت در محیط‌های شهری واقعی، موضوعی است که تاکنون مورد بررسی قرار نگرفته است. تمامی روش‌های فوق، موقعیت کاربر را به طور پیوسته تخمین می‌زنند. [۳]

روش DGPS

یکی از روش‌های تخمین موقعیت استفاده از روش DGPS

جهت تخمین موقعیت از روش DGPS استفاده می‌شود. با بهره‌گیری از روش (DGPS) استفاده‌کنندگان GPS می‌توانند موقعیت نقاط را تا دقت ۵ متر، حتی در شرایطی، تا دقت ۱ متر به دست آورند. در این روش‌ها از تصحیحات شبه فاصله سنجی مخابره شده استفاده می‌کنند که بویژه قادر است خطایمدار ماهواره و خطاهای ساعت و S.A و همچنین تاخیراتی که به دلیل آشفته‌گی در لایه‌های یونسفر و تروپوسفر ایجاد می‌شود را کاهش دهند. با بهره‌گیری از روش (DGPS) استفاده‌کنندگان GPS می‌توانند موقعیت نقاط را تا دقت ۵ متر، حتی در شرایطی،

¹ Merigeault S.

² Angle of Arrival

³ Support Vector Machine

تا دقت ۱ متر به دست آوردند. در این روش آنها از تصحیحات شبه فاصله سنجی مخابره شده استفاده می کنند که بویژه قادر است خطای مدار ماهواره و خطاهای ساعت و S.A و همچنین تاخیراتی که به دلیل آشفتگی در لایه های یونسفر و تروپوسفر ایجاد می شود را کاهش دهند. معهدا، کاربرد DGPS به همراه یک ایستگاه ثابت معیابی هم دارد. برای مثال دقیق ترین اطلاعات متاسفانه تنها به منطقه ای کوچک محدود می شود. برای غلبه بر چنین معیابی گروههای تحقیق متعددی در حال متحول کردن تکنولوژی (WADGPS) هستند. در این جا تاینس مولر از مشاوران تیل در کوپرتینوی کالیفرنیا درباره مزایا و معایب WADGPS و نیز الگوریتم متفاوتی که برای کاربرد آن طراحی شده است سخن می گوید. او با بیش از ۲۵ سال تجربه مهندسی در زمینه سیستم های ردیابی و مکان یابی از جمله طرح شبکه WADGPS برای ردیابی دریایی شایسته ترین فرد برای راهبری این بحث می باشد. (WADGPS) یکی از فن آوری های شبکه تعیین موقعیت آبی با GPS در مناطق وسیع است، که این روزها بطور روز افزون و گسترده مورد توجه قرار دارد. این امر نه تنها از نظر نهادهای دولتی همچون ناسا (NASA) و گارد ساحلی آمریکا و یا اداره فدرال هوانوردی (FAA) را جلب کرده است، بلکه از سوی صاحبان خدمات مختلف تجارتي نیز مورد توجه واقع شده است.

ناسا با این کار بطور مشخصی سهولت کاربرد شبکه جهانی از ایستگاههای مرجع GPS را جهت فراهم آوردن تصحیحات DGPS مورد بررسی قرار داده است، تا از این طریق بتواند شاتل های فضایی (Space Shuttle) را قادر به فرود اضطراری در پایگاههایی که امکانات امدادی بسیار محدودی دارند بنماید. هم اکنون گارد ساحلی آمریکا در حال بررسی امکان شبکه بندی علائم رادیویی جهت هدایت دریایی کشتی ها به WADGPS است. درعین حال اداره فدرال هوانوردی نیز استفاده از شبکه WADGPS را برای CONIS بخش عملیات قاره ای آمریکا) تحت بررسی دارد، تا از طریق GPS امکان ردیابی و فرود دقیق هواپیماها را ممکن سازد. از سوی دیگر یک مؤسسه خدماتی نیز در حال تحقیق در استفاده از شبکه ساحلی GPS برای پوشش کامل اقیانوسی است. در حال حاضر دو مؤسسه خدماتی دیگر و نیز یک مؤسسه در آینده از این سیستم بهره مند خواهند شد {mospagebreak}.

بنابراین جا دارد بپرسیم واقعا WADGPS چیست که این چنین توجه بسیاری را به خود جلب کرده است و چگونه می توان آن را با DGPS مقایسه کرد. چرا این تکنولوژی از اهمیتی که گفته شد برای نهادها برخوردار است؟ نقاط ضعف آن چیست؟ هم اکنون از چه روشهایی در این زمینه استفاده می شود و این ها بخشی از پرسشهایی است که در این مقاله سعی شده به آنها پاسخ داده شود.

محاسن و معایب WADGPS

WADGPS توسط چانگ دون کی، از استانفورد و همکارانش در اداره هوانوردی فدرال معمول و رایج شد. از این طریق شبکه ای از ایستگاههای مرجع GPS را توصیف کند که قادر به ارسال تصحیحات DGPS در منطقه وسیع برای استفاده کنندگان باشد. کاربرد معمول در این زمینه می تواند مکان یابی وسایل هوایی و دریایی و سایر وسایل نقلیه و نیز عملیات نقشه برداری مانند اکتشاف باشد.

عبارت DGPS نیز توسط پیتر لومیس رایج شد. او این عبارت را در تحقیقی که در آن تکنولوژیهایی را در جهت اتصال ایستگاههای تک مرجعی DGPS توصیفی می کرد بکاربرد. هدف این اتصال قادر ساختن استفاده کننده در دستیابی به ایستگاه چند مرجعی بود. این عبارت محدوده محلی و محدوده گسترده و جهانی را شامل می شود.

محاسن برجسته استفاده از WADGPS

- WADGPS دارای پوششی قابل گسترش در مناطق غیر قابل دسترسی همچون پیکربندیهای بزرگ آنی است.
- پوشش WADGPS می تواند ایستگاههای مرجع را شامل شود. این مسئله با توجه به بافت منطقه قابل تغییر است.

- دقت WADGPS با توجه به فاصله طول باز از نزدیکترین ایستگاه مرجع بیشتر از روش مشابه در DGPS می باشد و نیز این سیستم با توجه به الگوریتم مورد استفاده در شبکه کاملاً مستقل از طول مبنا عمل می کند.

برخی معایب استفاده از WADGPS

- شبکه های WADGPS بطور معمول برای استقرار و شروع عملیات نسبت به DGPS هزینه بیشتری را شامل می شود. چرا که سخت افزار و نرم افزارهای بیشتری را طلب می کند و در نتیجه هزینه های ارتباطی آنها نیز بالا می رود.

- شبکه های WADGPS به اندازه DGPS تک مرجع قابل اعتبار نیست چرا که نیازمند سخت افزار و نرم افزار پیچیده تری هستند.

- شبکه های WADGPS ممکن است باعث ایجاد پوشش های بیشتر در ارسال تصحیحات بشوند. چرا که با توجه به نوع الگوریتم بکار برده شده نیاز به ارتباطات فرا شبکه ای و نرم افزارهای بسیار پیچیده تر نسبت به DGPS دارند.

ساختار شبکه

شبکه WADGPS یک ایستگاه مرجع GPS است که در منطقه تحت پوشش گسترش یافته و در غیر اینصورت مورد فوق الذکر حداقل در حول ناحیه تحت پوشش قرار می گیرد. در ایستگاه مرکزی، کنترل تصحیحات DGPS از هر یک از ایستگاههای مرجع جمع آوری شده و بعنوان معیار اندازه گیری در الگوریتم شبکه WADGPS بکار برده می شود، تا تصحیحات DGPS حاصل شود. ایستگاه این تصحیحات را از طریق ناحیه تحت پوشش به استفاده کننده مخابره می کند و همچنین این اطلاعات به ایستگاههای مانیتور که مجموعه تصحیحات را از هم متمایز می کند، نیز مخابره می شود. {mospagebreak}

این روشها تفاوت هایی با هم دارند. روش adhoc که به آن عنوان گسترش یافته داده اند تا شبکه WADGPS جهانی مانند، را در نظر می گیرد. وجه تمایز بین WADGPS و WWDGPS این است که دومی قادر به ردیابی تمامی ماهواره ها یا وسایل فضایی (SVS) است و به همین دلیل قادر است بطور کامل میزان خطاهای موجود در سیستم را نیز تخمین بزند.

دو واقعیت در ساختار شبکه DGPS وجود دارد، هر چه منطقه پوشش بزرگتر باشد شبکه مرجع وسیعتر خواهد بود و هر چه شبکه مرجع وسیعتر باشد طبیعتاً منطقه تحت پوشش نیز بزرگتر خواهد بود.

بعنوان مثال شبکه پیشنهادی WWDGPS ناسا، شبکه ای جهانی با ایستگاه DGPS را در بر می گیرد. متقابلاً شبکه CONUS با دستگاه مرجع نمونه ای از WADGPS برای گارد ساحلی آمریکا محسوب می شود.

نگاهی به الگوریتم های متفاوت شبکه DGPS

انواع الگوریتم های شبکه

الگوریتم شبکه DGPS به دو دسته State - Space Domain, Measurement Domain تقسیم می شود. نوع اول، بدون آنکه خطای DGSP را تخمین بزند تصحیحات DGPS را در اختیار استفاده کننده قرار می دهد. نوع

دوم میزان خطاهای منفرد DGPS را ایزوله کرده و یا آنها را مستقیماً به استفاده کننده منعکس می کند و یا آنها را به تصحیحات DGPS که در منطقه مورد استفاده اعتبار دارند تبدیل می نماید.

مزیت استفاده از Measurement Domain این است که آنها را به راحتی قابل استفاده می کند و حداقل به ۳ ایستگاه مرجع یا بیشتر نیاز دارد. این ایستگاههای مرجع الزاماً نباید در منطقه وسیع پراکنده شوند، چرا که این روش به حداقل مشاهدات نیازمند است. عیب این روش در این است که با دور شدن از مرکز شبکه دقت تصحیحات آن کاهش می یابد.

مزیت الگوریتم State – Space Domain عبارت است از این که خطاها مستقل از طول مینا عمل می کنند، دقت طولهای مینا به بالا ترین مقدار خود بوده و بعضی از خطاها با تکرار کمتری مخابره می شوند. خطاهایی مانند مسیر ماهواره و یونسفر، تغییرات کمتری نسبت به خطای ساعت ماهواره که شامل را نیز می شود دارد، از معایب این سیستم نیاز به داشتن شبکه جغرافیایی گسترش یافته ای شامل ۸ ایستگاه مرجع DGPS یا بیشتر، نرم افزار الزاماً پیچیده تر، گیرنده دو فرکانسه و در نتیجه گران تر است و تصحیحات آن نیز نیازمند نرم افزار پیچیده تری درگیرنده استفاده کننده می باشد. {mospagebreak}

الگوریتم Measurement Domain

این دسته الگوریتم ها نوعی تصحیح در شبکه DGPS را فراهم می آورد که مجموعه تصحیحاتی است که بصورت وزن دار در ایستگاه مرجع DGPS انجام می شود. الگوریتم تانگ از فیلتر کالمن (Kalman) که عدم وابستگی تصحیحات ایستگاه مرجع را در نظر می گیرد استفاده می کند (از این پس ما الگوریتم های مختلف را به نام بانیان اولیه آن بکار خواهیم برد و به رساله ای که به بهترین شکل آنرا توصیف کند اشاره خواهیم کرد). الگوریتم لومیس بر مبنای این فرض حرکت می کند که تصحیحات شبکه بر سطحی هموار بر فراز محدوده تحت پوشش قرار گرفته و ضرایب وزن دار را با استفاده از بسط سری Taylor حول مرکز شبکه استخراج می کند. الگوریتم های فوق ضرایب وزن دار را بر اساس حداقل واریانس خطای DGPS در تصحیحات بدست می آورند الگوریتم اول و سوم می توانند نتایج مشابه و قابل مقایسه ای فراهم آورند. چرا که هر دو از دسته الگوریتم هایی با حداقل برآورد خطاها هستند.

الگوریتم State – Space Domain

این گروه از الگوریتم ها منابع خطای منحصر به فرد GPS را برآورد کرده و معمولاً از الگوریتمی چند مرحله ای و گیرنده های دو فرکانسه سود می جوید.

الگوریتم براون (Brown) اصل اولیه ای بود که بعنوان برنامه کاری برای تعدادی از الگوریتم های WADGPS که بعداً هویدا شد بکار برده شد. الگوریتم WADGPS لومیس یکی از ساده ترین الگوریتمهای State – Space Domain است که می تواند بعنوان الگوریتمی تک مرحله ای بکار برده شود.

سیستم براون خطاهای ساعت گیرنده مرجع را نادیده گرفته و خطاهای ناشی از تاخیرات تروپوسفر را با استفاده از اندازه گیری فشار، رطوبت، درجه حرارت خشک و با استفاده از مدل آلت شولر

(Alt Schuler) محاسبه می نماید و از گیرنده های دو فرکانسه برای اندازه گیری تاخیرات یونسفری سود می جوید. سپس این اندازه گیری را برای به روز در آوردن مدل جهانی یونسفر بنت (Bent) بکار می برد.

مدل نهایی شبیه مدل تاخیر یونسفر ارسال شده از ماهواره است و نهایتاً با استفاده از فیلتر کمترین مربعات بر روی

مشاهدات شبه فاصله سنجی که برای تاخیرات لایه های یونسفر و تروپوسفر تصحیح می گردد، تا خطاهای ساعت ماهواره و موقعیت مدار را به دست آورد.

می توان الگوریتم State – Space Domain را به منظور برآورد خطاها این چنین بازنگری کرد {mospagebreak}:

– **خطای ساعت گیرنده مرجع:** روش براون آن را نادیده می گیرد. الگوریتم WADGPS متعلق به لومیس آنرا از طریق پردازش اولیه اندازه گیری ها از بین می برد. Kee با استفاده از ساعت های اتمی در ایستگاههای مرجع می کوشد تا آنرا به کمترین مقدار خود برساند و سایر محققان آن را تخمین می زنند.

– **خطای تاخیر تروپوسفر Kee:** با آن بعنوان نویز برخورد می کند. اشکنازی (Ashkenazi) آنرا به شکل همسان با خطای تاخیر یونسفر ترکیب کرده و تخمین می زند. سایر محققان با استفاده از پارمترهای (فشار – رطوبت – درجه حرارت – درجه حرارت خشک) اندازه گیری کرده و یا از آن مدل سازی استاندارد می کنند.

– **خطای تاخیر یونسفر:** هم اشکنازی و هم لومیس در الگوریتم WADGPS خود آنرا تقریب می زنند. حال آنکه سایر محققین با استفاده از گیرنده های دو فرکانسه آنرا اندازه گیری کرده و با مدل های مختلف یونسفر پردازش می کنند.

– **خطای ساعت و مدار ماهواره:** تمامی الگوریتم ها با استفاده از فیلتر کمترین مربعات بصورت یک مرحله یا دو مرحله ای خطاها را برآورد می کنند. به جزء الگوریتم WADGPS لومیس که فیلتر Bayesian را بکار می برد. در حالیکه هم براون و هم کی از فیلتر کمترین مربعات در هر اندازه گیری بهره می گیرند لومیس در WADGPS خود یک پردازش دو مرحله ای را به همراه اندازه گیری چند منظوره بکار می برد.

نتایج اجرایی

از آنجایی که محققین متعدد نتایج عملیات مختلف خود را بر اساس اطلاعات آزمایشات مختلف منتشر نموده اند، مقایسه الگوریتم عملیاتی به نظر دشوار می آید. با این همه با استفاده از سیستم شبیه سازی Montcarlo می توان عملیات ناوبری را به همراه الگوریتم های State – Space Domain و Measurement Domain مورد بررسی و ارزیابی قرار داد. هر الگوریتم از همان مدل عملیاتی خطای DGPS استفاده می کند که شامل خطاهای ساعت و مدار ماهواره همراه با DGPS باشد. این نقاط متعلق به گارد ساحلی آمریکا در خلیج مکزیک است که عملیات نصب و ارسال علائم رادیویی دریایی DGPS به روی آنها انجام شده است. برای الگوریتم State – Space Domain ما دقت ناوبری را برای استفاده کنندگانی که در داخل محدوده شبکه ساحلی بودند و نیز تصحیحات خود را از بافت منطقه ای WDGPS که خود شامل ۱۶ ایستگاه مرجع با گیرنده های تک فرکانس می شد ارزیابی کردیم این گیرنده های مرجع در سواحل آمریکا و نیز در پایگاههای Hawaii, Puertorico, Alaska, Greatlakes واقع شده بودند. برای DGPS و سایر الگوریتم های Measurement Domain ما دقت ناوبری استفاده کنندگانی که در ایستگاههای مرجع ساحلی بودند را ارزیابی نمودیم که یا به شکل منحصربفرد و یا در شبکه ۶ ایستگاهی مورد سنجش قرار داشته اند. نتایج حداقل واریانس با علامت Gulf Net و فیلتر Bayesian با نام WADGPS مشخص شده است. دقت DGPS و الگوریتم حداقل واریانس با فاصله استفاده کننده از نزدیکترین ایستگاه مرجع کاهش می یابد هر چند که شیوه عمل الگوریتم آخری به شکل قابل توجه با اولی فرق می کند. الگوریتم Bayesian مستقل از طول مبنا عمل کرده و می تواند همانطور که در تصویر دیده می شود بهتر از دو الگوریتم دیگر نسبت به طول مبنا عمل می کند. {mospagebreak}

نتایج

در این جا ما نگاهی به تکنولوژی شبکه WADGPS انداختیم و در طی آن به بحث درباره بافت شبکه و برآورد عملکرد معایب آنها پرداختیم . دیدیم که توجه روزافزون به تکنولوژی WADGPS ناشی از فراهم آوردن تصحیحات آنی DGPS است که مستقل از طول مبنا عمل می کند و در عین دقت نیازی به شبکه متراکمی از گیرنده های مرجع ندارد.

علیرغم اینکه تا به امروز توجه بر الگوریتم شبکه Phase Smoothed Code Carrier بوده است امروزه هم در ایالت متحده و هم در سایر نقاط توجه روز افزونی به تکنولوژی روش کینماتیک همراه با فاز حامل و با استفاده از الگوریتم شبکه ای می شود. در آمریکا سازمان مهندسی ارتش و مرکز تحقیقات ناسا رهبری این تحقیقات را بر عهده دارند که اولی نتیجه این تحقیقات را برای بررسی دقیق مسیرهای کشتیرانی ، نقشه برداری زیر آب و دیگری برای فرود هواپیما ها از آن بهره می گیرند.

فصل دوم

GRNN چیست؟

GRNN موضوعی است که توسط دونالد اسپت^۱ بیان شده است. همچنین این بحث توسط شی اولر و هارتمن^۳ نیز در تاریخچه شبکه عصبی بیان شده است. GRNN به عنوان شبکه ساده شده RBF^۴ است که در هر موضوع آموزشی مورد استفاده قرار می‌گیرد. این بخش‌های RBF را مباحث پایه ای می‌نامند و معمولاً احتمال وجود ساختارهای متراکمی همانند فرآیندهای گوسی را دارد. وزن‌های خروجی به عنوان مقدار خروجی محاسبه می‌شوند. GRNN تقریبی جهانی، برای توابع نرم شده است. پس باید توانایی حل هر گونه مشکل را با توجه به اطلاعات داده شده، داشته باشد. اصلی‌ترین اشکال این است که در بحث فضای چند بعدی دچار مشکل می‌شود. GRNN قادر به نادیده گرفتن ورودی‌های نامربوط که در توابع اصلی ما آورده شده، نیست. بنابراین GRNN بهترین انتخاب - اگر بیش از پنج یا شش ورودی داشته باشیم - نیست. GRNN همانطور که دونالد اسپت بیان کرده است، در بخش احتمالات شبکه‌های عصبی - همانطور که گفته شد - قرار دارد. این شبکه عصبی همانند دیگر شبکه‌های عصبی نیازمند تنها حذف نمونه‌های آزمایشی معمول و مورد استفاده قرار گرفته در شبکه است. بنابراین استفاده از شبکه عصبی به خصوص فواید آن در نتیجه توانایی در همگرایی تابع مشخصه اطلاعات وجود دارد. این فرایند GRNN را نیز ابزاری مفید برای اجرای احتمال و مقایسه سیستم اجرایی در عمل می‌نماید. [۴]

۱-۲- نمودار

تابع چگالی احتمالی که در GRNN استفاده شده است توزیع نرمال دارد. هر نمونه آزمایشی X_j ، به عنوان المانی از توزیع نرمال است.

$$Y(X) = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i * \exp(-D_i^2 / 2\sigma^2)}{\sum_{i=1}^n \exp(-D_i^2 / 2\sigma^2)} \quad (1-2)$$

$$D_i^2 = (X - X_i)^T \cdot (X - X_i)$$

فاصله، D_j ، بین نمونه آزمایشی به عنوان معیاری برای اینکه شرایط احتمال X و تخمین آن را در نمونه‌های آزمایشی ارائه دهد، بیان شده است. اگر فاصله بین نمونه آزمایشی و نمونه احتمالی کم باشد، $\exp(-D_j^2 / 2\sigma^2)$ نیز بزرگ می‌شود. زمانی که $D_j = 0$ باشد، $\exp(-D_j^2 / 2\sigma^2) = 1$ می‌شود. و نتیجه آن به وسیله نمونه آزمایشی ارائه می‌شود. فاصله برای تمامی نمونه‌های آزمایشی بیشتر انتخاب می‌کنیم. فاصله بیشتر باعث می‌شود $\exp(-D_j^2 / 2\sigma^2)$ کوچکتر شود و همچنین سهم دیگر نمونه‌ها در پیش‌گویی به نسبت کم شود. نمونه

¹ General Regression Neural Network

² Donald Specht

³ Schi\Oler & Hartmann

⁴ Radial Basis Function

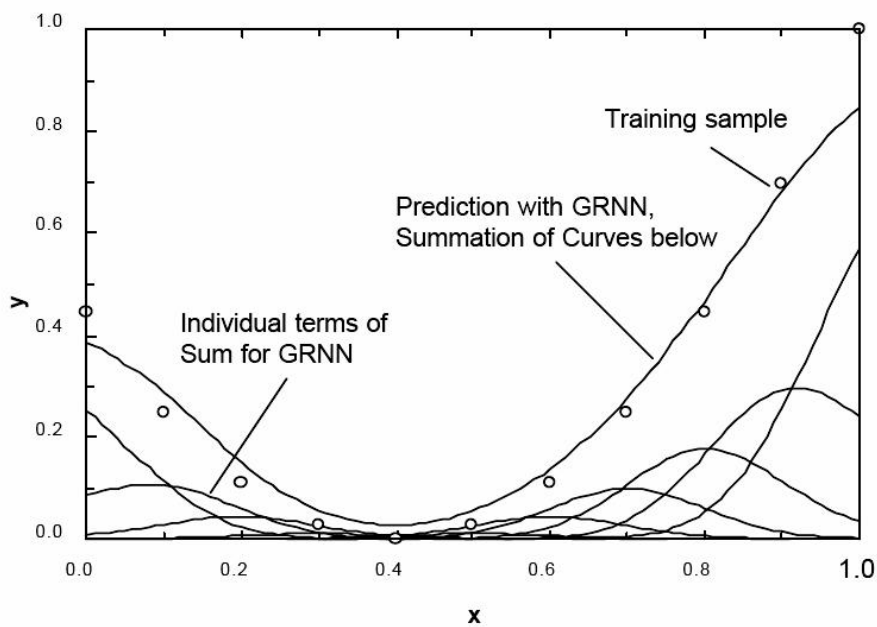
$Y_j * \exp(-D_j^2 / 2\sigma^2)$ برای زامین نمونه آزمایشی بیشتر و بزرگتر است و سهم زیادی نیز در پیش گویی احتمال آن دارد. انحراف معیار (σ) همانطور که قبلاً ارائه شده موضوعی برای تحقیق است. با توجه به رابطه ۱-۲ موارد زیر امکان دارد:

- پیش بینی رفتار سیستم‌ها براساس نمونه‌های آزمایشی کم
- پیش بینی منحنی‌های چند بعدی هموار

در شکل (۱-۲) احتمال و پیش بینی به وسیله GRNN نشان داده شده است. دایره‌ها نشان‌دهنده‌ی اطلاعات یا نمونه‌های آزمایشی هستند که برای پیش بینی استفاده می‌شود. شکل زنگی منحنی یک نمونه‌ای است. هر کدام از این منحنی‌ها یک نمونه است و

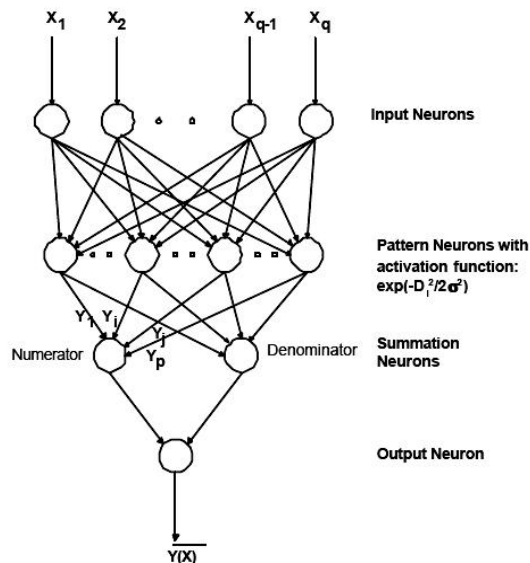
$$Y_j * \exp(-D_j^2 / 2\sigma^2) / \sum_{i=1}^n \exp(-D_i^2 / 2\sigma^2)$$

نیز یک معادله کلی است که در حدس و پیش بینی مورد استفاده قرار گرفته است. این نمونه‌ها توزیع نرمال دارد و به صورت قراردادی $\sigma = 0.1$ انتخاب شده است.



شکل ۱-۲- احتمال پیش بینی با استفاده از GRNN در $\sigma = 0.1$

در شکل (۲-۲) ساختاری مشابه نشان داده شده است. محاسبات انجام شده در هر ساختار نرون $\exp(-D_j^2 / 2\sigma^2)$ است و توزیع نرمال نیز در هر نمونه آزمایشی ارائه شده است. هر کدام از نمونه‌ها از اطلاعات آزمایشی بر روی نمونه تأثیر می‌گذارد که به وسیله GRNN پیش بینی می‌شود. در شکل (۲-۲) GRNN به صورتی ارائه شده است که قابل استفاده در شبکه عصبی موازی می‌باشد

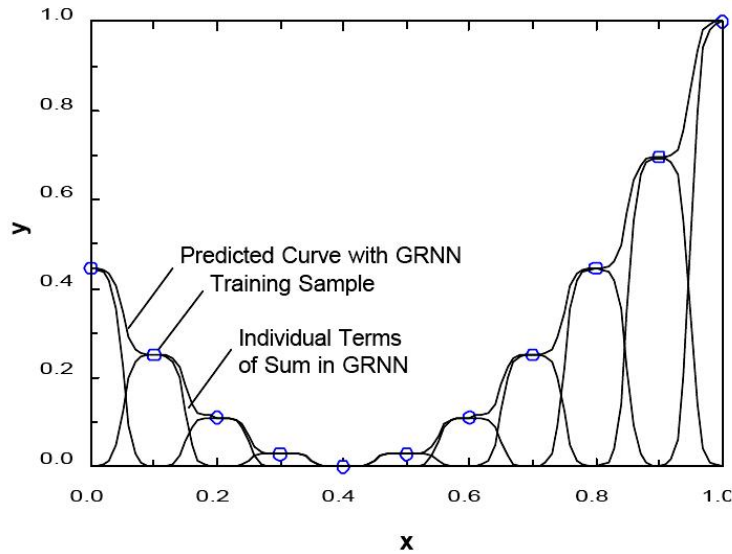


شکل ۲-۲- یک سیستم q ورودی برای استفاده در شبکه‌های موازی

۲-۲-۲ σ را چگونه انتخاب کنیم؟

هر گونه ابزار پیش‌بینی به طور بالفعل قابل استفاده برای نمونه‌های کنترلی است. کنترل‌کننده‌ها از نمودار مشتق گرفته شده استفاده می‌کنند. این بدین معنا است که عناصر پیش‌بینی باید احتمالی را در نظر بگیرند که نه تنها واقعیت احتمال را نشان دهد، شیب احتمالات را نیز بیان کند. انحراف حاصل از احتمالات خیلی مهم‌تر از خود احتمال است که بستگی دارد به نمودار کنترلی دارد. با توجه به استفاده از ابزار احتمالاتی تأکید بر روی دقت و همواری و یا هر دو دارد. σ تنها فاکتور این مرحله است برای تحقیق دوباره σ باید جنبه‌های گوناگونی را به حساب بیاوریم که به انتخاب خروجی مورد استفاده بستگی دارد.

یک مشخصه‌ی بد که GRNN نشان داده این است که می‌تواند انحراف داشته باشد. انحراف به عنوان یک نمونه انعطافی است، جایی که هیچ انعطافی نباید باشد. انحراف نیز به عنوان یک مرجع است که تغییرات ناگهانی در مقادیر احتمالی اتفاق می‌افتد، که این تغییرات تقریباً مرحله به مرحله ارائه می‌شود. در شکل (۲-۳) دوباره نمونه‌های احتمالی که در GRNN استفاده شده، نشان داده شده است. تک نمونه‌ها تأثیر کمی دارد که با شکل (۲-۱) مقایسه شده است. تک نمونه‌ها تقریباً تأثیر کمی بر احتمال و نزدیکی مشابهی با نمونه آزمایشی دارد.



شکل ۲-۳- احتمال در پیش‌بینی با استفاده از GRNN به صورت مرحله به مرحله

انحراف ارتباط زیادی با σ ندارد.

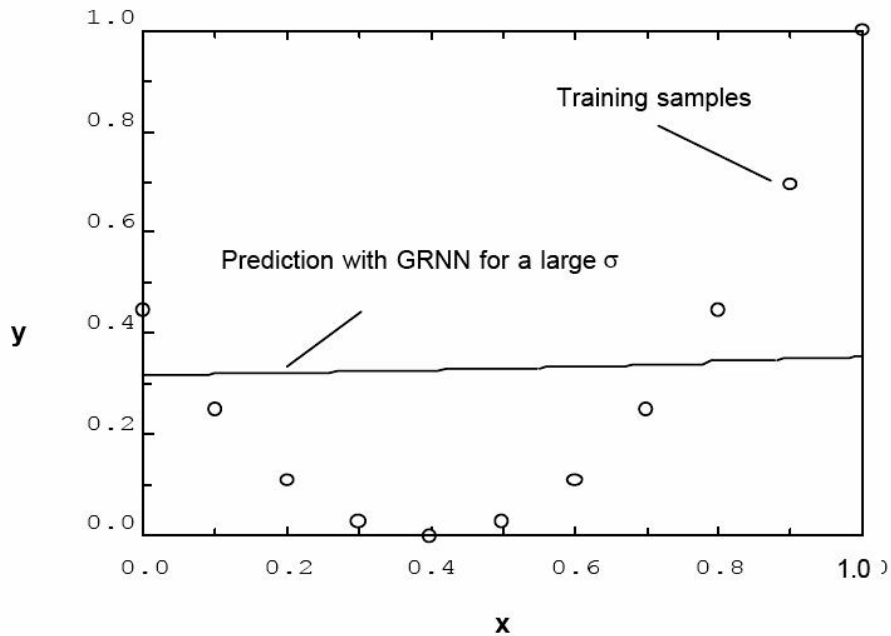
$$\lim_{\sigma \rightarrow 0} \left(\frac{\sum_{i=1}^n Y_i \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{i=1}^n \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)} \right) \quad (2-2)$$

X close to X_j

$$\begin{aligned} & Y_j \lim_{\sigma \rightarrow 0} \exp\left(-\frac{D_j^2}{2\sigma^2}\right) + \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^n Y_i \lim_{\sigma \rightarrow 0} \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right) \\ = & \frac{\lim_{\sigma \rightarrow 0} \exp\left(-\frac{D_j^2}{2\sigma^2}\right) + \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^n \lim_{\sigma \rightarrow 0} \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)}{\lim_{\sigma \rightarrow 0} \exp\left(-\frac{D_j^2}{2\sigma^2}\right) + \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^n \lim_{\sigma \rightarrow 0} \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)} \\ = & \frac{Y_j \lim_{\sigma \rightarrow 0} \exp\left(-\frac{D_j^2}{2\sigma^2}\right)}{\lim_{\sigma \rightarrow 0} \exp\left(-\frac{D_j^2}{2\sigma^2}\right)} = Y_j \end{aligned}$$

برای دارا بودن σ بزرگتر تأثیر همسایگی نمونه‌های آزمایشی را نمی‌توان نادیده گرفت. حدس و پیش‌بینی نیز تحت تأثیر نمونه‌های بیشتری است و پیش‌بینی ملموس‌تر می‌شود.

حتی با σ بزرگتر منحنی احتمال نیز مسطح‌تر می‌شود. در بعضی نمونه‌ها این قابل قبول است. برای مثال زمانی که اطلاعات موجود شامل نویز زیادی باشد، بعد از آن احتمال باید در بین اطلاعات قرار گیرد. تأثیر σ بزرگ در شکل ۲-۴ نشان داده شده است.



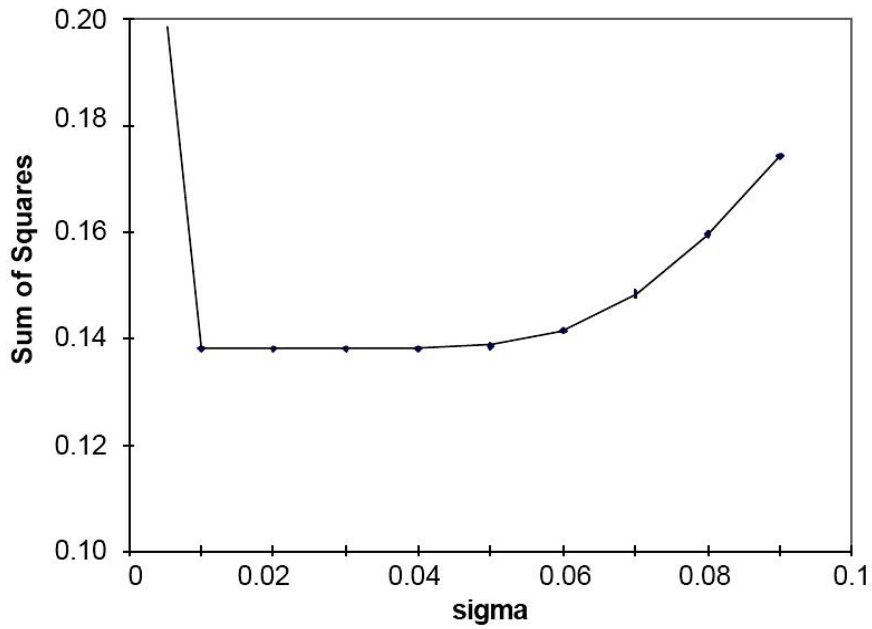
شکل ۲-۴- احتمال پیش‌بینی با استفاده از GRNN برای σ بزرگ ($\sigma = 1.0$)

با توجه به اینکه اطلاعات به طور کلی، بدون خطاهای اندازه‌گیری شده هستند، چرخه‌ی تغییرات از انتخابی به انتخاب دیگر نمی‌تواند راهی صحیح و یا نادرست برای انتخاب σ باشد. انتخاب و ساختارهای لازم به خوبی مشخص می‌کنند که σ باید به خوبی انتخاب شود. سبک و سنگین کردن بین همواری و خطاهای کاهش یافته باید با توجه به اطلاعات و استفاده بعدی احتمالات انجام شود.

۲-۲-۱- روش بسط دادن

اسپت استفاده از روش بسط دادن را معیار خوبی برای انتخاب σ پیشنهاد کرده است. در روش بسط دادن، یک نمونه از مجموعه کلی کنار گذاشته می‌شود برای یک σ ثابت، GRNN دوباره استفاده می‌شود تا این نمونه را نمونه کاهش یافته شده پیش‌بینی کند. تفاوت بین نمونه آزمایشی کنار گذاشته شده و نمونه آزمایشی محاسبه شده، نیز ذخیره می‌شود. حذف نمونه‌ها و احتمال آنها برای این انتخاب برای هر نمونه، تکرار می‌شود. بعد از پایان این مرحله تفاوت‌های چهارگانه برای هر بخش محاسبه می‌شود. سپس مرحله‌ی کاهش نمونه‌های آزمایشی برای این نمونه‌ها برای چندین مقدار متفاوت تکرار می‌شود. σ برای هر کدام از تفاوت‌ها کمتر از تفاوت‌های چهارگانه است که باید برای پیش‌بینی نمونه‌های آزمایشی استفاده شود. بر طبق نظریه‌ی ارائه شده، هیچ محدودیتی در این مرحله وجود ندارد اما متأسفانه، این روش در شرایط خاصی انجام می‌شود و نتایج مطلوبی ارائه نداده است.

در روش بسط دادن با σ خیلی کوچک، کار می‌شود. مقایسه تابع نمایی باعث مشکلات عددی می‌شود حتی برای ذخیره‌ی اطلاعات ۶۴ بیتی. مشکل بعدی این است که مقدار مینیموم مربعات که انتخاب نهایی σ است، خیلی دقیق است. σ انتخاب شده فقط یکی از مشکلات اشاره شده در بالا را ارائه می‌دهد. در شکل (۵-۲) نمونه‌ای از روش بسط دادن نشان داده شده است. در این روش $\sigma = 0.01$ پیشنهاد می‌شود. به همراه چشم غیرمسلح در این روش $\sigma = 0.04$ را نیز ارائه داده می‌شود.

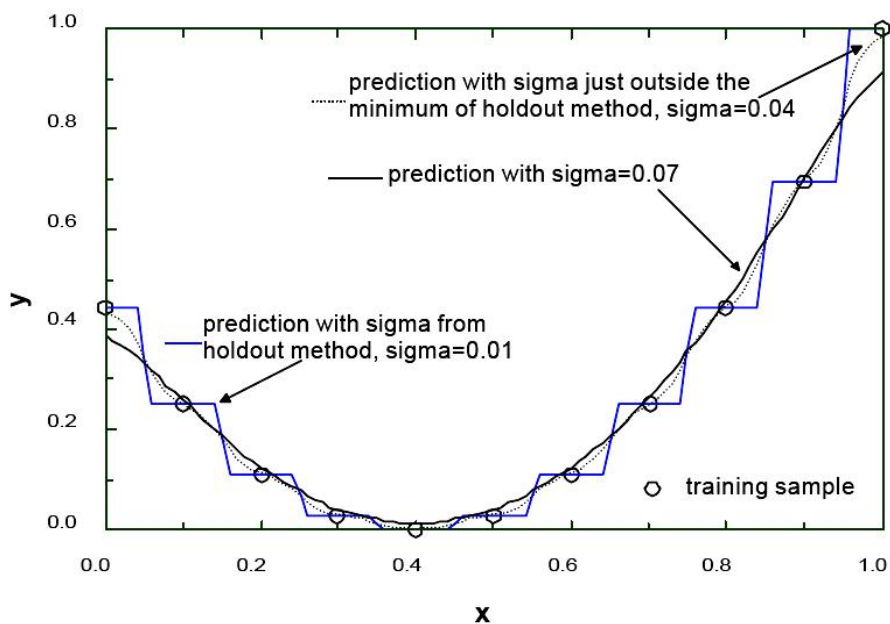


شکل ۲-۵- نمونه‌ای از روش بسط دادن با σ های مختلف

در شکل (۲-۶) نتایج برای $\sigma = 0.01$ نشان داده شده است. تمامی آنها شامل انحراف هستند. نمودار پله‌ای برای $\sigma = 0.01$ است. انحراف برای $\sigma = 0.04$ قابل مشاهده است. پیش‌بینی خیلی خوب است اما تغییرات در شیب این منحنی برای چندین نمونه‌ی انتخابی قابل قبول نیست.

$$\lim_{\sigma \rightarrow 0} \left(\frac{\sum_{i=1}^n Y_i \exp(-D_i^2 / 2\sigma^2)}{\sum_{i=1}^n \exp(-D_i^2 / 2\sigma^2)} \right) = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i \exp(-D_i^2 / 2\sigma^2)}{\sum_{i=1}^n \exp(-D_i^2 / 2\sigma^2)} \quad (۲-۳)$$

$$= \frac{\sum_{i=1}^n Y_i}{n}$$



شکل ۲-۶- نمونه‌ی پله‌ای شکل ۲-۱ برای $\sigma = 0.01$

به عنوان یک مقایسه با $\sigma = 0.07$ ارائه شده است. اما درستی آن در نمونه آزمایشی کمتر است. تصمیم باید در جهتی انجام شود که منحنی بهتر شود. تصمیم به انتخاب پیش‌بینی که در آخر انجام می‌شود بستگی دارد.

۲-۲-۲- روش ویگل^۱

تمامی مراحل ممکن برای انتخاب σ مراحل تجربی است و هیچ نتیجه دقیق و صحیحی برای σ ارائه نمی‌کند. روش بسط دادن برای بعضی نمونه‌ها خیلی خوب کار می‌کند اما نتایج روش بسط دادن که توابع مطلوب است، نمی‌تواند تأثیرگذار باشد. در هر بخش تلاش شده تا روشی متفاوت و قابل انعطاف برای انتخاب σ ارائه شود. نتیجه آن این روش است. این روش همانند روشهای محیطی به راحتی قابل اجرا است. نتایج حاصل از این روش به آسانی تحت تأثیر قرار می‌گیرند. این روش جایگاهی برای ثبت نمودار به جهت توجه بیشتر برای همواری و یا صحت پیش‌بینی ارائه می‌دهد.

این روش برای فضاهای چند بعدی قابل اجرا است. این روش نیازمند تعدادی انحراف و انعطاف مشخص است. این اطلاعات نیز معمولاً شناخته شده‌اند و یا به آسانی قابل دسترس هستند.

برای این روش GRNN در طول تمامی داده‌ها پیش‌بینی می‌شود. اول σ خیلی کوچک انتخاب شده است. با افزایش σ منحنی‌هایی ایجاد می‌شود که هموارتر است. بنابراین σ باید کاهش یابد. این تکرار ادامه خواهد یافت.

فضاهای نمونه‌های پیش‌بینی شده نیازمند این است که تراکم بالایی نسبت به نمونه‌های آزمایشی داشته باشند، در غیر اینصورت این روش به نمونه‌های انعطافی توجهی نخواهد داشت. استفاده از آنها در حدود پنج بار و یا بیشتر برای نمونه‌های آزمایشی توصیه شده است. از صد نمونه متوالی مشتق دوم گرفته شده است که به صورت عددی قابل محاسبه است. نمونه‌های شکسته شده نشان دهنده تغییر علامت در مشتق دوم هستند. تعداد تغییر علامت‌ها در طول دامنه محاسبه شده برابر است با تعداد نمونه‌های تغییر یافته.

$$\text{sec} = \frac{(y_{i+1} - 2y_i + y_{i-1}))}{2\Delta x^2} \quad (4-2)$$

دقت منحنی آخر به خوبی آن چیزی که باید باشد نیست اما آن واقعاً یک منحنی هموار است. این منحنی ساختار مناسبی برای انتخابها دارد و هموار و دقیق است.

¹ Wiggle