

# پیاده‌سازی سامانه مکان‌یاب تفاضلی بلادرنگ با استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان و گیرنده ارزان قیمت GPS

محمد حسین رفان<sup>۱</sup>، عادل دمشقی<sup>۲</sup>

## چکیده

سامانه مکان‌یاب جهانی اطلاعاتی را از سرعت، زمان و مکان برای کاربران خود فراهم می‌کند. دقت مکان‌یابی این سامانه تحت تأثیر خطاها مناسب نیست، از این رو از سامانه مکان‌یاب تفاضلی بر مبنای فاکتورهای تصحیحاتی استفاده می‌شود. این سامانه از ایستگاه مرجع و کاربر تشکیل شده است. اگر در سامانه‌ی مکان‌یاب تفاضلی هر دو ایستگاه مرجع و کاربر، سیگنال‌ها را از ماهواره‌های مشابه‌ای دریافت کنند، منابع و مقادیر خطای مکانی در دو ایستگاه تقریباً نزدیک به هم خواهد بود. در این حالت می‌توان از فاکتورهای خطای مکان مرجع برای جبران خطای ایستگاه کاربر استفاده کرد. ایستگاه‌های مرجع و کاربر با استفاده از نرم‌افزار و سخت‌افزار طراحی شده، پیاده‌سازی شدند. تست‌های عملی و شبیه‌سازی نشان دادند که دقت مکان‌یابی سامانه ۰/۶ متر است. فاکتورهای خطای مکان مرجع توسط مدل ماشین بردار پشتیبان برای چند ثانیه آینده پیشگویی شد. این امر به منظور جبران تاخیرهای ناشی از پردازش گیرنده، ارسال، دریافت و اعمال مقادیر تصحیحاتی و همچنین فقدان سیگنال است. مدل ماشین بردار پشتیبان به دلیل عدم نیاز به بهینه‌سازی پارامترهای مختلف دارای دقت و سرعت بالایی است، بنابراین از این مدل در ساختار سامانه طراحی شده استفاده گردید. این مدل فاکتورهای خطای مکان مرجع را با دقت ۰/۲ متر پیشگویی کرد.

## کلیدواژه

RTDGPS، SVM، فاکتور خطای مکان مرجع، DGPS

## مقدمه

دقت این سامانه از روش GPS تفاضلی<sup>۴</sup> استفاده می‌شود. در این روش دو گیرنده به طور همزمان با ماهواره‌ها در ارتباط‌اند که یکی از آن‌ها گیرنده مرجع و دیگری کاربر نامیده می‌شوند. گیرنده مرجع با استقرار بر روی نقطه‌ای که دارای مختصات معلوم است، فاکتورهای تصحیحاتی را با مودم رادیویی به ایستگاه کاربر ارسال می‌نماید. در ایستگاه کاربر اطلاعات توسط مودم رادیویی مشابه‌ای دریافت شده و پردازش‌های لازم صورت می‌گیرد. در نهایت مختصات ایستگاه کاربر با دقتی بالا به صورت آنی و بدون پردازش بعدی قابل دستیابی است. اگر ماهواره‌هایی که گیرنده مستقر در ایستگاه مرجع از آن استفاده می‌کند با ماهواره‌هایی که گیرنده کاربر در ایستگاه ثابت یا متحرک برای تعیین موقعیت استفاده می‌کند یکسان باشند، تا حد زیادی خطاهای مکانی ایستگاه مرجع در سه جهت مختصاتی  $x$ ،  $y$  و  $z$  خطاهای گیرنده کاربر را جبران می‌کند [۵]. در این مقاله از فاکتورهای خطای مکان مرجع  $Dx(t)$ ،  $Dy(t)$  و  $Dz(t)$  برای بهبود و تصحیح موقعیت‌یابی نقطه کاربر استفاده شده است. دریافت سیگنال از ماهواره، محاسبه خطا، ارسال تصحیحات و محاسبه موقعیت گیرنده کاربر مستلزم صرف زمان است، با در نظر گرفتن اینکه فاکتورهای خطای مکان مرجع ارسال شده از

سامانه موقعیت‌یابی جهانی شامل بیش از ۲۴ ماهواره است. این ماهواره‌ها سیگنال‌های خاصی را به سمت زمین ارسال می‌کنند. گیرنده GPS<sup>۳</sup> از سیگنال‌های ماهواره‌ای، موقعیت، سرعت و زمان را استخراج می‌کند [۱]. گیرنده برای موقعیت-یابی، زمان ارسال سیگنال توسط ماهواره را با زمان دریافت آن مقایسه می‌کند، از اختلاف این دو زمان فاصله گیرنده از ماهواره تعیین می‌شود. سپس این عمل را با داده‌های دریافتی از چند ماهواره دیگر تکرار می‌نماید و بدین ترتیب محل دقیق گیرنده با اختلافی کمتر از ۱۰ متر تعیین می‌شود [۲]. ارسال، انتقال و دریافت سیگنال تحت تأثیر خطاهای متعددی است. این خطاها به سه دسته کلی خطاهای منتج از ماهواره، گیرنده و انتشار تقسیم می‌شوند [۳]. کاربران عادی به دقتی بیش از آنچه که توسط GPS ارائه می‌شود نیاز دارند، از این رو برای افزایش

<sup>۱</sup> استادیار دانشکده مهندسی برق، دانشگاه شهید رجایی

Refan@srttu.edu

<sup>۲</sup> کارشناسی ارشد برق، دانشگاه شهید رجایی

<sup>۳</sup> Global Positioning System (GPS)

تاریخ دریافت: ۳۰ مهر ۱۳۹۲ تاریخ پذیرش: ۲۰ بهمن ۱۳۹۲

<sup>۴</sup> Differentials Global Positioning System (DGPS)

۱. SVM تابع خطی را با به کارگیری یک دسته تابع خطی تخمین می‌زند.

۲. SVM عملیات رگرسیون را با تابعی که انحراف از مقدار واقعی در آن به میزان کمتر از  $\epsilon$  مجاز است انجام می‌دهد.

۳. SVM با کمینه کردن ریسک ساختاری<sup>۶</sup>، بهترین جواب را ارائه می‌دهد.

ثابت شده است که ریسک ساختاری عملکرد بهتری نسبت به ریسک تجربی<sup>۷</sup> دارد [۹]. در SVM از اصول کمینه‌سازی SRM استفاده شده است، در حالی که سایر روش‌ها از اصول کمینه‌سازی ERM بهره می‌برند، مثلاً در روش شبکه عصبی برای رسیدن به بهترین جواب، از ERM استفاده می‌شود. استفاده از ERM کارایی مدل را بر روی داده‌های آموزشی تضمین می‌کند، اما تضمینی برای قابلیت تعمیم‌یابی مناسب وجود ندارد، به همین دلیل در این روش طراحی مناسب شبکه برای بهبود عملکرد تعمیم‌یابی ضروری است. هدف از SRM، بهینه کردن قابلیت تعمیم‌یابی مدل، هم‌زمان با کمینه کردن ERM است [۸].

### مسئله رگرسیون در SVM

مسئله رگرسیون در SVM یک تابع خطی به شکل  $f(x) = (w \cdot x) + b$  است. این تابع بر روی یک مجموعه شامل  $l$  نمونه مانند  $\{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l) \in \mathbb{R}^n, y \in \mathbb{R}\}$  می‌تواند مقدار خروجی را بر مبنای مقادیر ورودی تخمین بزند. در رابطه فوق  $x$  بردار مقادیر ورودی است. پارامترهای  $w$  و  $b$  نیز پارامترهای کنترل تابع  $f$  هستند.  $(w \cdot x)$  نشان‌گر ضرب داخلی می‌باشد. برای حل مسئله رگرسیون تابع تلفات<sup>۸</sup> Vapnik که در آن حداقل خطایی به میزان  $\epsilon$  قابل صرف‌نظر کردن است، مورد استفاده قرار می‌گیرد. تابع تلفات به شکل زیر تعریف می‌شود [۱۰]:

$$L_\epsilon(y) = |f(x) - y|_\epsilon = \begin{cases} 0 & \text{for } |f(x) - y| < \epsilon \\ |f(x) - y| - \epsilon & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

$L_\epsilon(y)$  معرف تابع تلفات و  $\epsilon$  میزان خطای مجاز در تابع تلفات می‌باشد. پارامترهای کنترل کننده تابع رگرسیون بهینه با حل مسئله بهینه‌سازی زیر حاصل می‌شوند [۱۱]:

$$\text{Minimise } \Phi(w, \xi, \xi^*) = \frac{1}{2} |w|^2 + c \sum (\xi_i^* + \xi_i) \quad (2)$$

$$y_i - ((w \cdot x_i) + b) \leq \epsilon + \xi_i \quad (3)$$

$$\text{Subject to } ((w \cdot x_i) + b) - y_i \leq \epsilon + \xi_i^* \quad (4)$$

$$\xi_i^*, \xi_i \geq 0 \quad (5)$$

در روابط فوق  $\xi_i^*$ ،  $\xi_i$  متغیرهای slack هستند. این متغیرها به همراه تابع تلفات در شکل ۱ نشان داده شده‌اند. برای حل

ایستگاه مرجع باید هم‌زمان از فاکتورهای مکانی ایستگاه کاربر کم شوند، بنابراین باید فاکتورهای خطای مکان مرجع برای زمان‌های آینده پیش‌گویی شوند. ضرورت این امر تا جایی است که یک ثانیه تاخیر در تعیین موقعیت برای خودروی در حال حرکت با سرعت  $100 \frac{km}{h}$  موجب خطای حدود ۳۰ متری می‌شود. در این مقاله برای پیش‌بینی بلادرنگ و با دقت زیاد از روش ماشین بردار پشتیبان<sup>۵</sup> استفاده شده است، این روش بی‌نیاز از پارامترهای بهینه‌سازی است و در برقراری مصالحه بین دقت و سرعت در پیش‌گویی سری‌های زمانی موفق است. در این مقاله ایستگاه مرجع با استفاده از نرم‌افزار طراحی شده RSDGPS پیاده‌سازی شد. فاکتورهای خطای مکان مرجع طبق الگوریتم مشخص با این نرم‌افزار محاسبه گردید. این فاکتورها با استفاده از SVM پیش‌گویی شدند، سپس مقادیر پیش‌گویی شده تحت پیامی مشخص با استفاده از یک مودم رادیویی برای ایستگاه کاربر ارسال گردید. ایستگاه کاربر با استفاده از دو گیرنده‌ی ارزان قیمت و یک پردازنده ساخته شد. وظیفه‌ی این سخت‌افزار تصحیح موقعیت یکی از گیرنده‌های این ایستگاه بود. ساختار مقاله این‌گونه است؛ بخش دوم مقاله به الگوریتم پیش‌گویی ماشین بردار پشتیبان می‌پردازد، ساختار پیاده‌سازی سامانه DGPS در قالب نرم‌افزار RSDGPS و سخت‌افزار طراحی شده، در بخش سوم توضیح داده شده است، بخش چهارم به بررسی دقت الگوریتم پیش‌گویی خواهد پرداخت. بخش پنجم نتایج عملی پیاده‌سازی و بررسی دقت موقعیت‌یابی است و در نهایت بخش پایانی نتیجه‌گیری مقاله است.

### الگوریتم ماشین بردار پشتیبان

روش SVM یک روش ماشینی است که برای اولین بار در دهه ۹۰ میلادی توسط Vapnik و Cortes ارائه شد [۶]. این روش در ابتدا در حل مسائل دسته‌بندی استفاده می‌شد اما بعداً در مسائل رگرسیون هم مورد استفاده قرار گرفت. خواص SVM [۷]:

۱. طراحی طبقه‌بندی‌کننده با حداکثر تعمیم
۲. رسیدن به نقطه بهینه کلی تابع
۳. تعیین خودکار ساختار و توپولوژی بهینه برای طبقه‌بندی
۴. مدل کردن توابع غیرخطی

مانند بسیاری از روش‌های یادگیری ماشینی، در روش ماشین بردار پشتیبان فرآیند ساخت مدل شامل دو مرحله آموزش و آزمایش می‌باشد. در انتهای مرحله آموزش قابلیت تعمیم‌یابی مدل آموزش داده شده با استفاده از داده‌های آزمایش ارزیابی می‌شود. به صورت خلاصه سازوکار اصلی SVM در حل مساله رگرسیون به صورت زیر بیان می‌شود [۸]:

<sup>۶</sup> Structural Risk Minimization (SRM)

<sup>۷</sup> Empirical Risk Minimization (ERM)

<sup>۸</sup> Loss function

<sup>۵</sup> Support Vector Machine (SVM)

$$w_0 \cdot x = \sum_{\text{support vectors}} (\alpha_i^* - \alpha_i) K(x_i, x) \quad (11)$$

$$b_0 = -\left(\frac{1}{2}\right) \sum_{\text{support vectors}} (\alpha_i^* - \alpha_i) [K(x_r, x_i) + K(x_r, x_s)] \quad (12)$$

در روابط بالا K نشان دهنده کرنل است.

### استفاده از SVM در پیشگویی خطای مکان مرجع

ورودی‌های مدل، داده‌های گذشته Dx، Dy و Dz است و خروجی‌های مدل مقادیر آینده این سه متغیر است. داده‌ها به دو دسته تست و آزمایش تقسیم می‌شوند. تابع کرنل استفاده شده تابع کرنل با پایه شعاعی<sup>۱۰</sup> است [۱۶].

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{1}{\sigma^2} (x - x_i)^2\right) \quad (13)$$

در رابطه بالا  $\sigma$  عرض کانال RBF است. تعیین سه پارامتر  $\sigma$ ،  $\epsilon$  و C بسیار مهم است. عملکرد خوب الگوریتم پیشگویی SVM وابستگی کاملی به تعیین مناسب این پارامترها دارد [۱۶]. این سه پارامتر توسط کاربر تعیین می‌شود. در این مقاله از روش جستجو هدایت شده برای تعیین این پارامترها استفاده شد [۱۵]، [۱۶].

۱. یک مقدار ثابت برای دو پارامتر C و  $\epsilon$  در نظر گرفته شود و سپس مقدار  $\sigma$  تا رسیدن به مقدار حداقل خطای فرآیند آزمون تنظیم شود. مقدار نهایی  $\sigma$  با  $\hat{\sigma}$  نشان داده می‌شود.
  ۲. مقدار ثابتی برای  $\epsilon$  در نظر گرفته شود و  $\sigma$  روی  $\hat{\sigma}$  تنظیم شود. سپس مقدار C برای حداقل خطای فرآیند آزمون تنظیم شود و این مقدار با  $C'$  نشان داده شود.
  ۳. مقادیر C و  $\sigma$  روی  $C'$  و  $\hat{\sigma}$  تنظیم شود و مقدار  $\epsilon$  برای رسیدن به خطای حداقل تنظیم شود.
- پارامترها به ترتیب ۳، ۰/۰۰۲ و ۴/۵ تعیین شد.

### سامانه مکان یاب تفاضلی طراحی شده

#### الگوریتم سامانه

مکان واقعی و اطلاعات دریافتی از گیرنده GPS در ایستگاه مرجع و اطلاعات گیرنده GPS در ایستگاه کاربر معلوم است، اما مکان واقعی ایستگاه کاربر نامشخص است. سیگنال دریافتی در ایستگاه کاربر با استفاده از روابط زیر معلوم می‌شود:

$$S_m = (S_m)_{\text{error}} + (S_m)_{\text{original}} \quad (14)$$

$$(S_m)_{\text{original}} = S_m - (S_m)_{\text{error}} \quad (15)$$

که در آن  $(S_m)_{\text{original}}$  مکان واقعی ایستگاه کاربر را نشان می‌دهد و  $(S_m)_{\text{error}}$  خطای مربوط به مازول گیرنده GPS در ایستگاه کاربر است. سیگنال دریافت شده در ایستگاه مرجع مطابق با رابطه زیر است:

$$S_r = (S_r)_{\text{error}} + (S_r)_{\text{original}} \quad (16)$$

که در آن  $(S_r)_{\text{original}}$  مکان واقعی ایستگاه مرجع و  $(S_r)_{\text{error}}$  خطای ایجاد شده برای گیرنده‌ی مستقر در ایستگاه مرجع

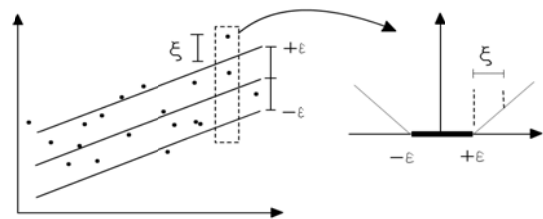
مسئله بهینه‌سازی فوق به کمک تئوری لاگرانژ، تابع لاگرانژ مطابق با رابطه ۶ نوشته می‌شود.

$$L(\alpha^*, \alpha) = -\epsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* + \alpha_i) + \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i^* - \alpha_i) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) (\alpha_j^* - \alpha_j) (x_i \cdot x_j) \quad (6)$$

با بیشینه شدن تابع فوق تحت محدودیت‌های زیر، مقادیر  $\alpha^*$ ،  $\alpha$  بدست می‌آیند.

$$\begin{cases} \sum \alpha_i^* = \sum \alpha_j \\ 0 \leq \alpha_i^* \leq C \\ 0 \leq \alpha_i \leq C \end{cases} \quad \text{for } i=1,2,\dots, \quad (7)$$

مسئله بهینه‌سازی فوق به کمک روش‌های QP<sup>۹</sup> قابل حل می‌باشد، در نتیجه رسیدن به اکسترمم کلی نیز قطعی خواهد بود و خطر به دام افتادن در اکسترمم محلی وجود ندارد. داده‌هایی که ضرایب لاگرانژ متناظر با آن‌ها غیر صفر باشد، به عنوان بردار پشتیبان شناخته می‌شوند [۱۲]. از نظر هندسی این داده‌ها دارای خطاهای پیش‌بینی بزرگتر از  $\pm \epsilon$  هستند، بنابراین بردارهای پشتیبان در درون باند  $\pm \epsilon$  قرار نمی‌گیرند، پس مقدار  $\epsilon$  تعداد بردارهای پشتیبان را کنترل می‌کند [۱۳].



شکل ۱. تابع تلفات Vapnik و متغیرهای slack [۱۴]

به کمک ضرایب لاگرانژ و بردارهای پشتیبان، پارامترهای کنترل کننده پاسخ بهینه نیز به صورت زیر محاسبه می‌شوند [۱۵]:

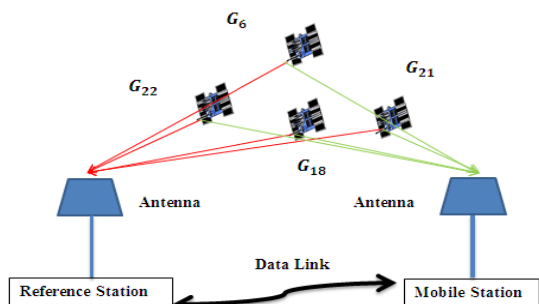
$$w_0 = \sum_{\text{support vectors}} (\alpha_i^* - \alpha_i) x_i \quad (8)$$

$$b_0 = -\left(\frac{1}{2}\right) w_0 [x_r + x_s] \quad (9)$$

$$f(x) = \sum_{\text{support vectors}} (\alpha_i^* - \alpha_i) (x_i - x_j) + b_0 \quad (10)$$

در روابط بالا  $x_r$ ،  $x_s$  دو بردار پشتیبان هستند. برای ساخت مدل ماشین بردار پشتیبان، پارامترهای C و  $\epsilon$  توسط کاربر تعریف می‌شوند. پارامتر C یک پارامتر تنظیمی است و می‌تواند مقادیر صفر تا بی نهایت را بپذیرد. نقش این پارامتر ایجاد تعادل میان کمینه کردن ریسک تجربی و بیشینه کردن قابلیت تعمیم‌یابی است [۱۶]. پارامتر  $\epsilon$  نیز می‌تواند مقادیر صفر تا بی نهایت را بپذیرد. مقدار این پارامتر در وضعیت بردارهای پشتیبان و در نتیجه کارایی مدل بسیار موثر است. مساله رگرسیون خطی در SVM به آسانی قابل گسترش به رگرسیون غیر خطی است. بدین منظور از توابع کرنل استفاده می‌شود. بدین ترتیب در حالت رگرسیون غیر خطی در SVM پارامترهای کنترل کننده تابع بهینه با روابط زیر محاسبه می‌شوند [۱۵]:

هدف از محدود کردن تعداد ماهواره‌ها و انتخاب یکسان ماهواره‌های قابل استفاده در هر دو گیرنده مرجع و کاربر، جبران خطا در ایستگاه کاربر به صورت دیفرانسیلی با استفاده از خطای پیشگویی شده در ایستگاه مرجع است هر چند در این حالت خطا در ایستگاه مرجع افزایش می‌یابد. ماهواره‌های انتخاب شده در ایستگاه کاربر و مرجع در شکل ۲ مشخص شده است.



شکل ۲. ماهواره‌های یکسان استفاده شده در ایستگاه مرجع و کاربر

### ایستگاه مرجع

ساختار این بخش در شکل ۳ نشان داده شده است، ساختار طراحی شده برای این بخش متشکل از آنتن، گیرنده GPS، کامپیوتر شخصی و یک فرستنده رادیویی است. گیرنده مورد استفاده در این ایستگاه U-BLOX NEO-6M است. ابتدا اطلاعات مکانی گیرنده از طریق آنتن در ۳ جهت مختصاتی (x, y, z) دریافت و به صورت بلادرنگ نسبت به نقطه مرجع سنجیده می‌شوند، موقعیت نقطه مرجع از طریق متوسط‌گیری مکانی در طول ۱۲ ساعت نمونه‌برداری و با نرخ یک داده در یک ثانیه به دست می‌آید. مختصات مکان مرجع به دست آمده در آزمایشگاه GPS دانشگاه شهید رجایی نقطه زیر است:

$$\bar{P}_t = (x_p = 3226206.69, y_p = 4054570.45, z_p = 3709308.96)$$

مطابق با الگوریتم شرح داده شده، فاکتورهای تفاضلی به دست آمده و به عنوان ورودی مدل پیشگویی استفاده می‌شوند، سپس مدل پیشگویی خطای مکان مرجع را برای زمان‌های آینده پیشگویی می‌کند. پس از آن مقادیر پیشگویی شده تحت پیامی مشخص از طریق فرستنده رادیویی که یک ماژول ZeegBee Zs10 می‌باشد برای ایستگاه کاربر ارسال می‌شود. مقادیر پیشگویی شده با هدر  $@@RPCE^{12}$  برای ایستگاه کاربر ارسال می‌شود، بعد از هدر زمان دریافت اطلاعات ذکر می‌شود، سپس مقادیر  $Dx, Dy, Dz$  به ترتیب در پیام جایگذاری می‌گردد. پایان پیام با دو شناسه  $\&$  مشخص می‌شود. پیام ایستگاه مرجع مشابه رابطه‌ی زیر است:

است. از آنجا که گیرنده مستقر در ایستگاه مرجع و کاربر، سیگنال را در زمان مشابه دریافت می‌کنند، با فرض یکسان بودن ماهواره‌ها در دو ایستگاه خواهیم داشت:

$$(S_m)_{error} = S_{error} = (S_r)_{error} \quad (17)$$

$S_{error}$  که همان اطلاعات تفاضلی<sup>۱۱</sup> یا خطا نسبت به نقطه مرجع است.

$$DD = (S_r) - (S_r)_{original} \quad (18)$$

سیگنال واقعی کاربر با توجه به رابطه زیر مشخص می‌شود:

$$(S_m)_{original} = S_m - DD \quad (19)$$

بنابراین DD از تفاوت بین مکان واقعی و مکانی که هر لحظه گیرنده ثبت می‌کند، به دست می‌آید. این مقادیر بر حسب مختصات مکانی به صورت زیر نشان داده می‌شود:

$$DD = \{Dx, Dy, Dz\} \quad Dx = x_r - x_o, \quad Dy = y_r - y_o, \quad Dz = z_r - z_o \quad (20)$$

با توجه به تاخیر زمانی ایجاد شده در ایستگاه مرجع مقادیر رابطه ۲۰ برای اعمال شدن در ایستگاه کاربر نیازمند پیشگویی هستند. از این رو مقادیر DD بعد از پیشگویی مطابق با رابطه زیر در ایستگاه کاربر اعمال می‌شوند.

$$x_{mc} = x_m - Dx, \quad y_{mc} = y_m - Dy, \quad z_{mc} = z_m - Dz \quad (21)$$

که در آن  $(x_m, y_m, z_m)$  مقادیر دریافت شده از گیرنده GPS در ایستگاه کاربر هستند و  $(x_{mc}, y_{mc}, z_{mc})$  مقادیر مکانی تصحیح شده ایستگاه کاربر است.

### ساختار سامانه

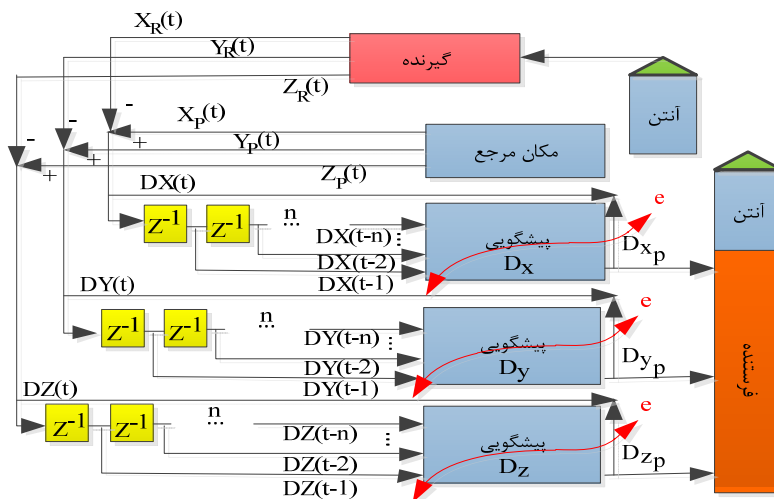
سامانه طراحی شده از ۳ بخش اصلی درست شده است، الف- بخش ماهواره‌ای ب- بخش ایستگاه مرجع ج- بخش ایستگاه کاربر

### بخش ماهواره‌ای

تمامی گیرنده‌ها از الگوریتم‌هایی برای انتخاب زیر مجموعه‌ای بهینه از ماهواره‌ها استفاده می‌کنند. گیرنده از بین ماهواره‌هایی که می‌بیند به طور مداوم در حال انتخاب بهترین حالت هندسی بین آن‌ها است [۱۷]. اگر دو ایستگاه مرجع و کاربر با فاصله از هم قرار گرفته باشند، ۴ ماهواره‌ای که در ایستگاه مرجع به عنوان یک زیر مجموعه بهینه از ماهواره‌ها انتخاب می‌شوند ممکن است با ۴ ماهواره‌ای که در ایستگاه کاربر انتخاب می‌شوند، یکسان نباشد. این امر موجب می‌شود تا منابع فاکتورهای خطای مکان مرجع، خطاهای ایستگاه کاربر را جبران نکند، اما اگر ایستگاه کاربر و ایستگاه مرجع ماهواره‌های یکسانی را ببینند و برای موقعیت‌یابی از آن‌ها استفاده کنند، با توجه به ثابت بودن منابع خطا می‌توان از فاکتورهای خطای مکان مرجع برای تصحیح موقعیت‌یابی ایستگاه کاربر بهره برد.

<sup>۱۲</sup> Reference Position Component Error

<sup>۱۱</sup> Differential Data (DD)



شکل ۳. ساختار ایستگاه مرجع

و همزمان پیشگویی برای چند ثانیه آینده صورت می‌گیرد. با انتخاب گزینه نمایش  $D_x$  و باز شدن پنجره جدید دیاگرام پیشگویی برای ۱۰۰۰ داده نشان داده می‌شود. مشخصات آماری خطای پیشگویی نیز روی همین پنجره قرار دارد که کاربر می‌تواند با انتخاب آن مقدار دقیق را مشاهده نماید. با انتخاب درگاه خروجی پیام @@RPCE از طریق ماژول ZS10 برای ایستگاه کاربر ارسال می‌شود.

### سخت‌افزار طراحی شده

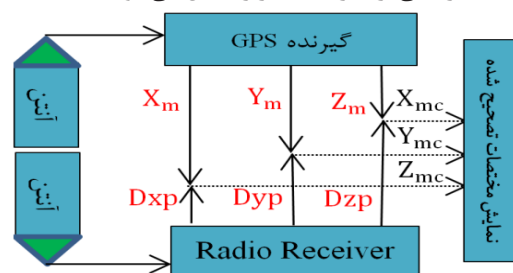
شکل ۶ تصویری از سخت‌افزار پایاده‌سازی شده ایستگاه کاربر را نشان می‌دهد. به طور کلی، سخت‌افزار بر روی بستر برد دولایه طراحی شده و شامل تعدادی ماژول و یک میکروکنترلر است. اجزا سخت‌افزار به این شرح است: ۱. گیرنده U-BLOX LEA-6H [۱۸] با قابلیت اتصال به کامپیوتر از طریق USB و پورت RS232 که اطلاعات مکانی دریافتی از طریق پورت USB در هنگام تست سامانه در رایانه شخصی ذخیره می‌شود. دقت این گیرنده حدود ۳ متر است، این گیرنده ارزان قیمت بوده و فقط قابلیت دریافت کد C/A را دارد. مقادیر  $x$ ،  $y$  و  $z$  از پیام باینری گیرنده استخراج و بر روی نمایشگر نشان داده می‌شود. ۲. گیرنده U-BLOX LEA-6H که از طریق TTL به TTL به میکروکنترلر متصل می‌شود. اطلاعات مکانی این گیرنده در اختیار میکروکنترلر قرار می‌گیرد و پس از تصحیح روی نمایشگر نشان داده می‌شود. ۳. ماژول ZigBee از نوع ZS10 با ورودی RS232 از طریق یک مبدل TTL به RS232 به میکروکنترلر متصل می‌شود و فاکتورهای خطای مکان مرجع پیشگویی شده و ارسال شده از ایستگاه مرجع را جهت محاسبه در اختیار پردازشگر قرار می‌دهد.

@@RPCE $D_x, D_y, D_z$ &&

(۳۲)

### ایستگاه کاربر

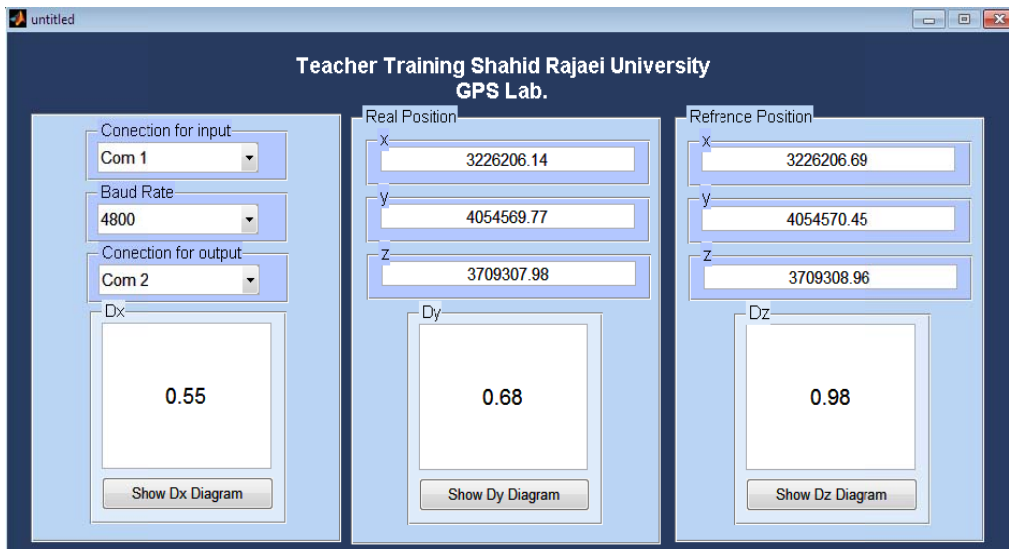
بلوک دیاگرام این بخش در شکل ۴ نشان داده شده است، اجزای این بخش گیرنده GPS، گیرنده رادیویی، آنتن و پردازشگر است. همان‌طور که دیده می‌شود ۲ سیگنال توسط ایستگاه کاربر دریافت می‌شود، سیگنال اول از ماهواره‌ها دریافت شده و فاکتورهای مکانی در ۳ جهت مختصاتی وارد پردازشگر می‌شود، سیگنال دوم، پیام دریافتی از ایستگاه مرجع است که گیرنده رادیویی دریافت می‌کند و در اختیار پردازشگر قرار می‌دهد. در آنجا این پیام توسط پردازشگر رمزگشایی و مقادیر  $D_x$ ،  $D_y$  و  $D_z$  آن جدا می‌شود. سپس این مقادیر بر روی اطلاعات دریافتی از گیرنده کاربر اعمال می‌شود.



شکل ۴. ساختار ایستگاه کاربر

### نرم‌افزار ایستگاه مرجع

نرم‌افزار RSDGPS محاسبات و شبیه‌سازی‌های مربوط به ایستگاه مرجع را انجام می‌دهد. اساس کار این نرم‌افزار مطابق با بلوک دیاگرام ایستگاه مرجع است که در بخش قبلی توضیح داده شد. نمای کلی نرم‌افزار در شکل ۵ دیده می‌شود، با انتخاب نقطه مرجع فاکتورهای خطای مکان مرجع تعیین شده



شکل ۵. نرم افزار RSDGPS برای انجام محاسبات و شبیه سازی پیشگویی فاکتورهای خطای مکان مرجع



شکل ۶. تصویری از سخت افزار ساخته شده کاربر

مکان مرجع را برای ۲ ثانیه آینده پیشگویی می کند. شکل ۷ نشان دهنده پیشگویی خطای مکان مرجع با استفاده از مدل SVM است. در شکل ۷ الف، ب و ج پیشگویی خطای مکان مرجع به ترتیب برای جهت x، y و z نشان داده شده است. همان طور که در شکل دیده می شود خط آبی به خط قرمز بسیار نزدیک است، این نشان دهنده توانایی خوب این الگوریتم برای پیشگویی است. انتخاب گزینه Difference در منو باز شده ی شکل ۷، تفاوت بین مقدار واقعی و مقدار پیشگویی شده (خطای الگوریتم پیشگویی) را نشان می دهد. شکل ۸ خطای الگوریتم پیشگویی در سه جهت مختصاتی است. به منظور بررسی شایستگی الگوریتم، از شاخص های انحراف معیار، جذر میانگین مربعات خطا، حداقل، حداکثر و واریانس بهره برده شد. همان طور که در جدول ۱ دیده می شود به عنوان مثال ماکزیمم مقدار خطای به دست آمده برابر ۱/۶ متر و خطای کل RMS برابر ۰/۲ متر است.

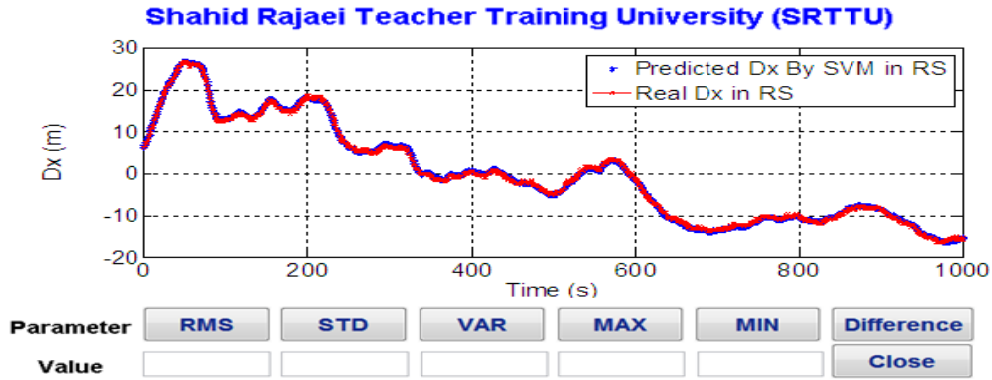
۴. یک واحد میکروکنترلر ARM سری Atmel SAM7-256 که محاسبات را انجام می دهد و مختصات مکانی تصحیح شده را از طریق خروجی RS232 در اختیار رایانه شخصی قرار می دهد. برای این منظور از تبدیل RS232 به USB استفاده می شود. ۵. نمایشگر رنگی و لمسی که مختصات مکانی تصحیح شده و تصحیح نشده را در سه جهت x، y و z نمایش می دهد.

### بررسی دقت الگوریتم پیشگویی

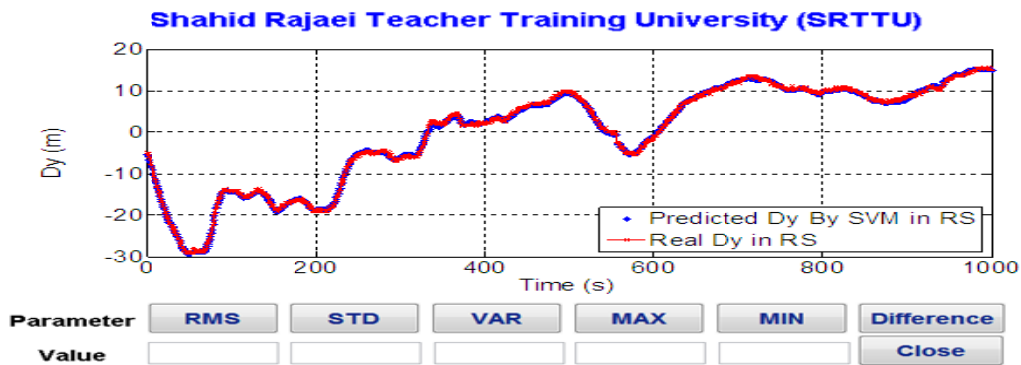
برای سنجش دقت الگوریتم پیشگویی SVM از رابطه ۲۳ استفاده می شود، که در آن M نشان دهنده تعداد داده تست،  $d_i$  نشان دهنده پاسخ مطلوب خروجی و  $y_i$  نشان دهنده خروجی آزمون است.

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (d_i - y_i)^2} \quad (23)$$

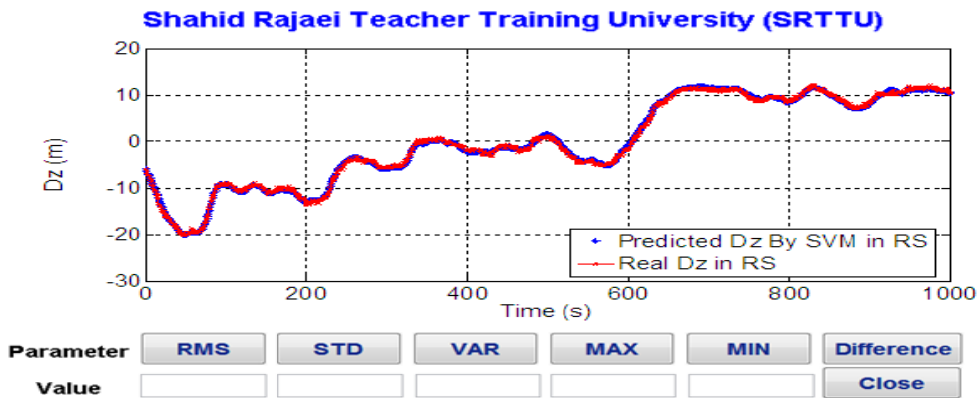
داده ها از گیرنده ی GPS در اختیار نرم افزار RSDGPS قرار می گیرد و این نرم افزار به صورت بلادرنگ فاکتورهای خطای



(الف)

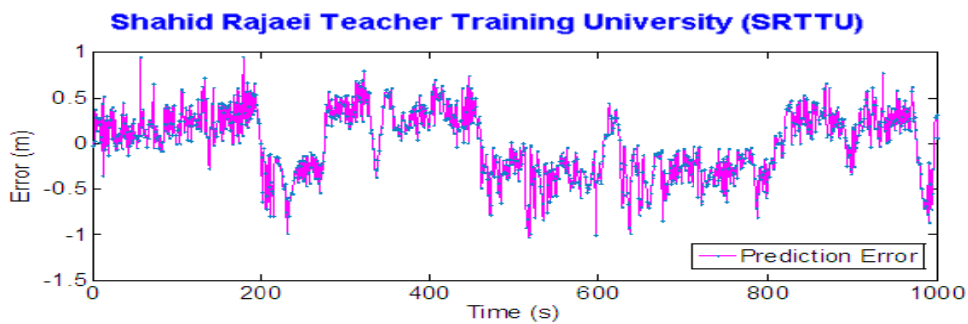


(ب)

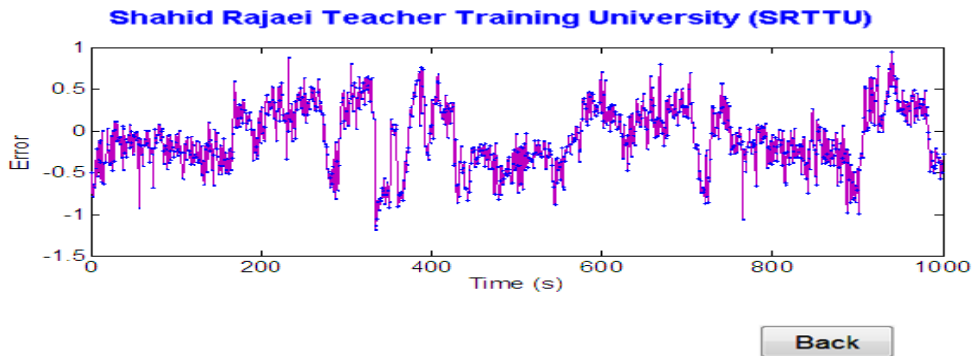


(ج)

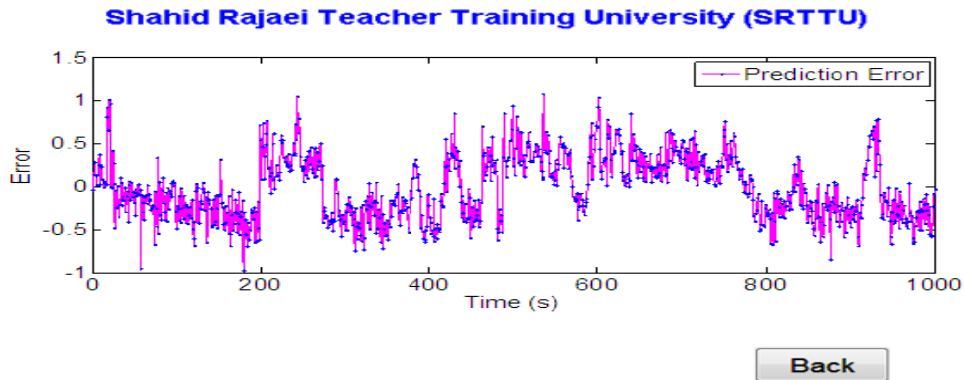
شکل ۷. پیشگویی خطای مکانی نسبت به نقطه مرجع، مشاهده شده در نرم افزار



(الف)



(ب)



(ج)

شکل ۸. دیاگرام خطای پیشگویی مدل SVM مشاهده شده در نرم افزار

پس از پیشگویی DD و ارسال و اعمال آن در سخت افزار ساخته شده، شبیه سازی خروجی دستگاه در مدت ۱۰۰۰ ثانیه در شکل ۹ نشان داده شده است. در این شکل رنگ سبز، خروجی تصحیح شده توسط سخت افزار، رنگ آبی، خروجی گیرنده دوم که به میکروکنترلر متصل نیست و رنگ قرمز، خروجی مستقیم گیرنده ی متصل به میکروکنترلر را نشان می دهد. با توجه به شکل، دقت خروجی سامانه طراحی شده نسبت به دقت خروجی گیرنده، بهبود یافته است. مشاهدات سامانه حول نقطه میانگین متمرکز شده و از پراکنش آن تا حد زیادی کاسته شده است. مشاهدات گیرنده ی شماره ی ۱ متصل به میکروکنترلر به علت محدودیت تعداد ماهواره های قابل استفاده خطای قابل توجهی دارد. مکان واقعی نقطه انتخاب شده ی ایستگاه کاربر با ۱۲ ساعت نمونه برداری به دست آمد. فاصله بین مشاهدات سامانه و نقطه واقعی، خطای سامانه ی طراحی شده را نشان می دهد. فاصله بین مشاهدات گیرنده و نقطه واقعی، خطای گیرنده است. در شکل ۱۰ خطای سامانه (رنگ زرد) و خطای گیرنده شماره ی ۲ (رنگ قرمز) نشان داده شده است. برای آنکه نشان داده شود با استفاده از خطای ایستگاه مرجع می توان خطای ایستگاه کاربر را جبران کرد در شکل ۱۰ این دو خطا به ترتیب با رنگ های آبی و سبز نشان داده شده است. تشابه منحنی خطا این دو صحت پیاده سازی سامانه ی طراحی شده را بر اساس فاکتورهای خطای مکان مرجع نشان می دهد.

جدول ۱. شاخص های آماری خطای مدل پیشگویی SVM برای ۱۰۰۰ داده

پارامترها	$D_x$	$D_y$	$D_z$
مینیمم	۰/۰۰۰۱۲	۱/۶۲۳۴۰	۰/۰۴۶۱۱۶
ماکزیمم	۰/۰۰۰۲۴	۱/۴۱۵۹۴	-۰/۰۰۲۷۱
میانگین	-۰/۰۰۰۱۳	۱/۵۸۹۳۰	-۰/۰۴۸۷۵
واریانس	۰/۰۲۱۲۷	۰/۰۴۱۵۵	۰/۰۲۹۷۳
انحراف معیار	۰/۱۷۳۷۷	۰/۲۰۳۸۶	۰/۱۷۲۴۴
<b>RMS</b>	۰/۱۹۲۵۲	۰/۲۰۳۷۷	۰/۲۰۹۱۲

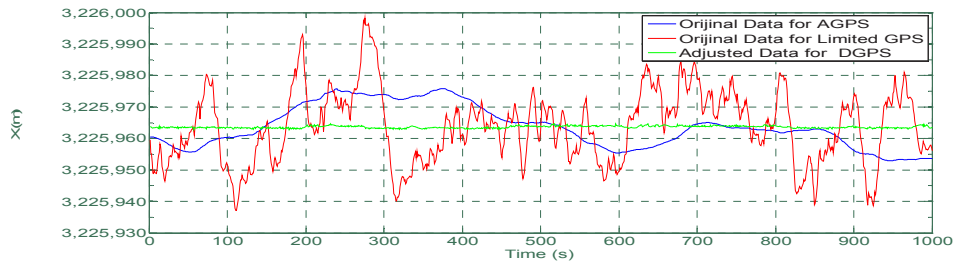
### بررسی دقت سامانه مکان یاب

شایستگی سامانه طراحی شده با استفاده از دو تست مورد بررسی قرار گرفت. در تست اول ایستگاه کاربر ثابت (استاتیک) و در تست دوم ایستگاه کاربر متحرک (دینامیک) در نظر گرفته شد.

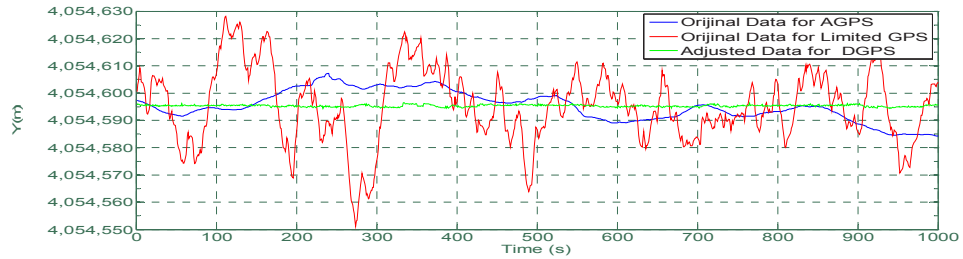
### تست استاتیک

برای بررسی دقت سامانه طراحی شده در حالت استاتیک نقطه ای در نزدیکی دانشگاه که به فاصله ۲۸۰ متری از نقطه مرجع انتخاب شد. مکان دقیق آن در زیر نمایش داده شده است؛

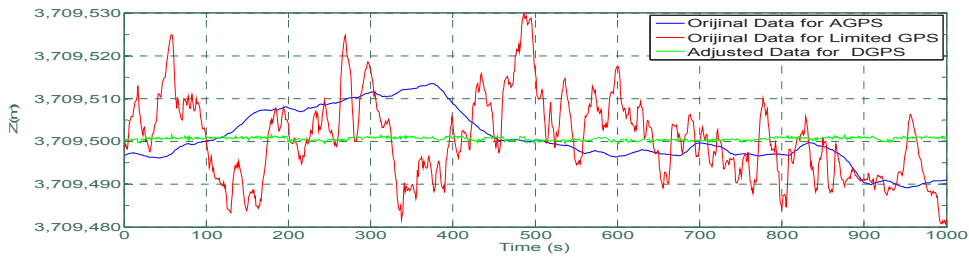
$$\bar{P}_t = (x_R = ۳۲۲۵۹۶۳.۶۲, y_R = ۴۰۵۴۵۹۵.۲۲, z_R = ۳۷۰۹۵۰۰.۵۴)$$



(الف)

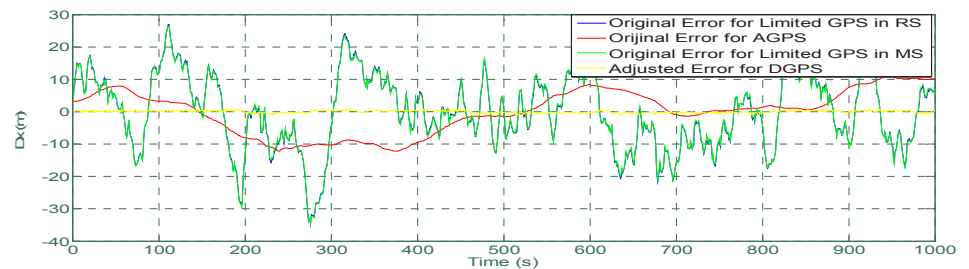


(ب)

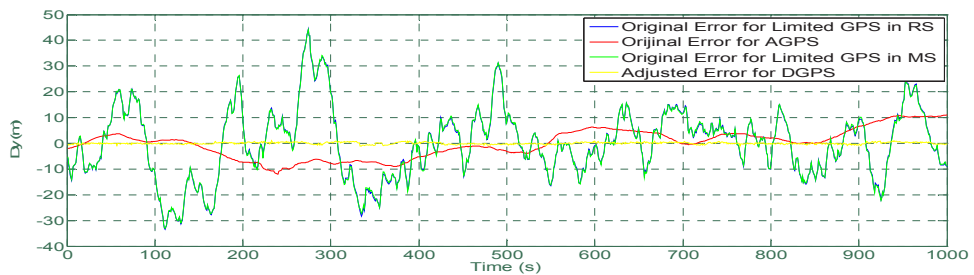


(ج)

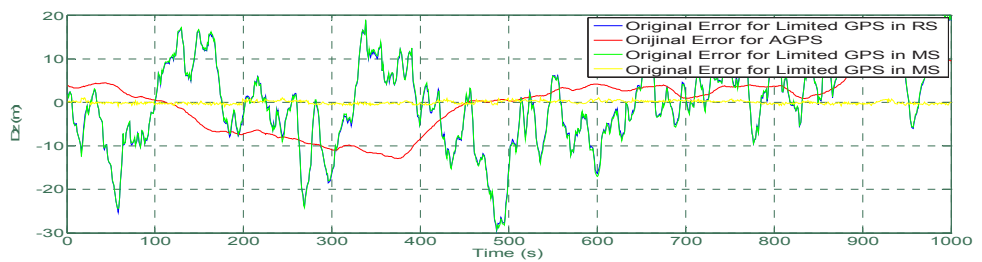
شکل ۹. خروجی مشاهدات سخت افزار کاربر



(الف)



(ب)



(ج)

شکل ۱۰. مقایسه خطای سامانه با خطای گیرنده GPS در ایستگاه کاربر

موقع از مختصات مکانی کم نشود یک ثانیه تاخیر حدود ۱۰ متر خطا در پی خواهد داشت. مختصات دقیق ۱۵ نقطه با استفاده از نمونه برداری مکانی مشخص گردید. گیرنده GPS شماره ۲ در این ۱۵ نقطه موقعیت مکانی را نشان می‌دهد. اطلاعات نشان داده شده از طریق USB در کامپیوتر شخصی ذخیره و همچنین روی نمایشگر نشان داده می‌شود. ۱۵ نقطه نیز پس از تصحیح توسط سخت‌افزار از طریق پورت خروجی RS232 در کامپیوتر شخصی ذخیره و بر روی نمایشگر نمایش داده می‌شود. در شکل ۱۱ نمودار مکانی این ۳ نمونه برداری در ۳ جهت مختصاتی نشان داده شده است. با توجه به این شکل نتایج خروجی میکروکنترلر که با رنگ صورتی است، بسیار نزدیک به نقاط مرجع (رنگ سبز) است، در حالی که خروجی گیرنده GPS (رنگ آبی) از نقاط مرجع دور است. البته به دلیل عدم اطمینان از ثبت نقطه خروجی میکروکنترلر در هنگام عبور خودرو از نقطه معلوم و کم بودن نقاط آزمایشی، خصوصیات آماری حاصل از تست استاتیک و متحرک تا حدی متفاوت بدست آمد. تست مربوطه چندین بار برای افزایش قابلیت اطمینان تکرار گردید و نتیجه با ضریب اطمینان بیشتر منعکس شده است. جدول ۳ خطای RMS را در سه جهت مختصاتی برای گیرنده GPS و سامانه طراحی شده در تست متحرک نشان می‌دهد. مطابق با این جدول خطای RMS در تست متحرک از ۲/۵ متر برای گیرنده GPS به ۰/۷ متر در سخت‌افزار پس از تصحیح رسیده است.

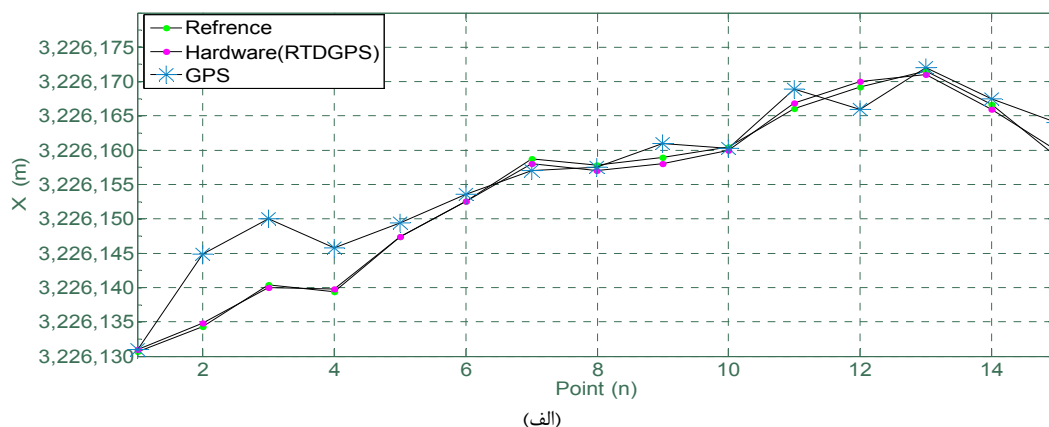
به منظور سنجش دقت از خطای RMS استفاده شد. جدول ۲ شاخص‌های آماری خطای گیرنده و خطای بهبود یافته توسط سخت‌افزار را برای ۱۰۰۰ داده نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود ماکزیمم مقدار خطای داده اصلی از ۵ متر به حداکثر مقدار ۱ متر در خطای بهبود یافته رسیده است. همچنین خطای RMS در هر سه جهت حدود ۰/۶ متر است، در حالی که قبل از بهبود حدود ۲ متر بوده است. این مساله بهبود حدود ۷۰ درصدی خطا را نمایش می‌دهد، این در حالی است که گیرنده LEA-6H در بین گیرنده‌های ارزان قیمت از دقت خوبی برخوردار است.

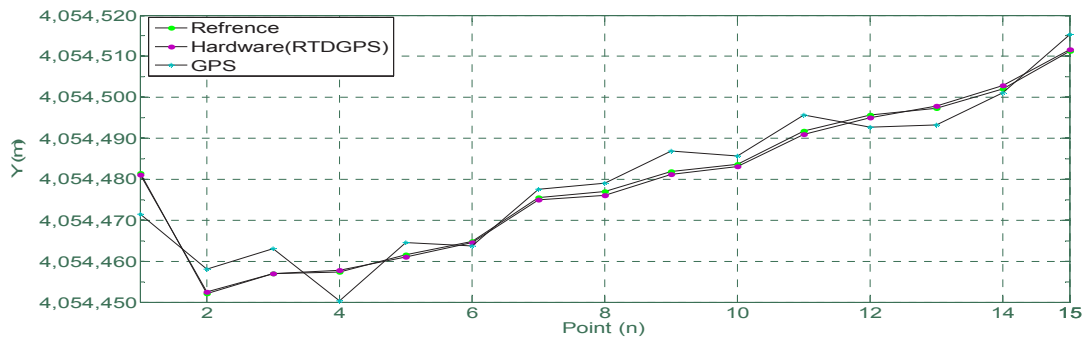
### تست متحرک

برای سنجش دقت سخت‌افزار طراحی شده، تست متحرک نیز انجام شد. برای تست متحرک بهتر است دقت سامانه طراحی شده با دقت یک گیرنده‌ی گران قیمت مقایسه شود، اما به دلیل در اختیار نبودن گیرنده‌های گران قیمت برای کاربران عادی تستی با شرایط زیر طراحی شد؛ با توجه به برد مناسب ماژول ZS10 فاکتورهای تصحیحاتی از آزمایشگاه GPS دانشگاه شهید رجایی برای خودرویی ارسال گردید، نقطه مرجع همان نقطه مرجع تست استاتیک در نظر گرفته شد. برد ساخته شده را درون خودرویی با سرعت حدود ۴۰  $\frac{Km}{h}$  قرار داده و خودرو از حدود ۲۰۰ متری ایستگاه مرجع حرکت داده شد. در این شرایط اگر اطلاعات تصحیحاتی به

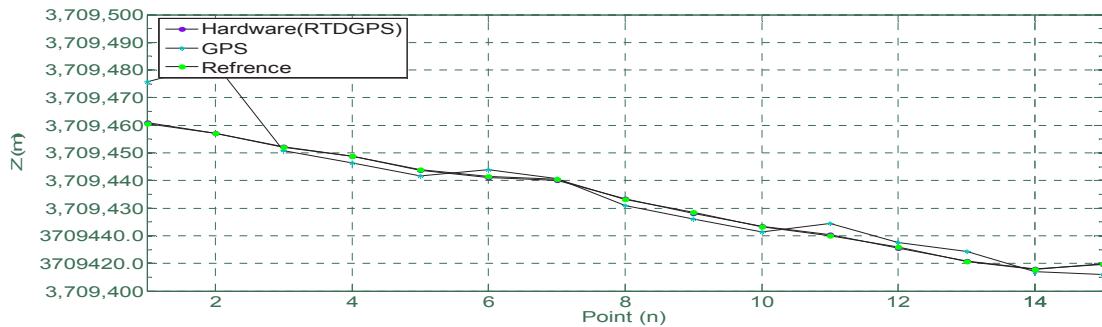
جدول ۲. مقایسه شاخص‌های آماری خطای داده اصلی گیرنده (GPS) و خطای بهبود یافته در سخت‌افزار طراحی شده (DGPS) برای ۱۰۰۰ نمونه

پارامترها	مختصات x		مختصات y		مختصات z	
	GPS	DGPS	GPS	DGPS	GPS	DGPS
ماکزیمم	۴/۱۸۶۵۶	۱/۱۲۴۷۸	۵/۳۴۳۳۱	۲/۱۶۳۳۴	۶/۹۸۶۷۹	۱/۱۲۴۷۸
مینیمم	-۰/۰۰۶۵۶	۰/۰۰۲۴۹	۰/۰۰۳۳۱	۰/۰۰۳۱۰	۰/۰۰۳۲۰	۰/۰۰۲۴۹
ج.م.خطا	۱/۷۵۱۹۰	۰/۶۳۲۴۷	۲/۰۷۰۹۲	۰/۶۱۵۸۴	۲/۶۳۷۰۱	۰/۶۱۲۴۷
میانگین	۰/۹۸۵۵۶	۰	۰/۱۵۵۳۲	۰	۰/۷۵۲۲۸	۰
واریانس	۲/۰۹۹۳۸	۰/۱۴۶۱۴	۴/۲۶۸۸۸	۰/۵۱۲۹۴	۶/۳۹۴۲۹	۰/۱۴۶۱۴
انحراف معیار	۱/۴۴۹۱۱	۰/۳۸۲۲۹	۲/۰۶۶۱۲	۰/۷۱۶۲۰	۲/۵۲۸۶۹	۰/۳۸۲۲۹





(ب)



(ج)

شکل ۱۱. نتایج شبیه سازی تست متحرک شامل خروجی سخت افزار DGPS و خروجی گیرنده GPS در مقایسه با نقطه مرجع

جدول ۳. مقایسه شاخص های آماری خطای داده اصلی و خطای بهبود یافته ۱۵ نقطه با اعمال خطای مکان مرجع در تست متحرک

سخت افزاری متشکل از دو گیرنده U-blox LEA-6H و میکروکنترلر ARM ساخته شد. نتایج شبیه سازی و تست های واقعی نشان داد که خطای RMS سامانه طراحی شده از حدود ۲ متر به ۰/۶ متر می رسد. نتایج نشان می دهند که دقت مکان یابی در حالت استاتیک و دینامیک حدود ۷۰ درصد بهبود یافته است. همچنین شبیه سازی نشان داد که خطای RMS مدل پیشگویی SVM حدود ۰/۲ متر است، این مدل دارای دقت و سرعت مناسبی است که امکان پیاده سازی سامانه موقعیت یاب بلادرنگ را فراهم می کند.

پارامتر

مختصات z	مختصات y		مختصات x		RMS
	GPS	DGPS	GPS	DGPS	
GPS	۲/۶۳	۰/۱۷۳	۲/۳	۰/۱۷۱	۱/۸
DGPS					۰/۶۸

### نتیجه گیری

در این مقاله از مدل SVM برای پیشگویی فاکتورهای خطای مکان مرجع استفاده شد و نتایج نشان داد که استفاده از این مدل دقت سامانه تفاضلی را افزایش می دهد. برای پیاده سازی سامانه در ایستگاه مرجع از گیرنده ارزان قیمت U-blox NEO-6M همراه با نرم افزار RSDGPS استفاده شد. در ایستگاه کاربر

### مراجع

- Paper 134-89/SC104- 68. Washington DC (USA).
- [1] محمد حسین رفان، "سامانه های موقعیت یاب ماهواره ای و کاربردها"، دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی، ۱۳۸۹.
  - [2] M. R. Mosavi and H. Nabavi, "Improving DGPS Accuracy using Neural Network Modeling," Australian Journal of Basic and Applied Sciences, Vol. 5, No. 5, pp. 848-856, 2011.
  - [3] A. T. Indriyatmoko, Y. J. Kang, G. I. Lee, Y. B. Jee, and J. Kim, "Artificial Neural Network for Predicting DGPS Carrier Phase and Pseudo-Range Correction", Journal of GPS Solutions, Vol. 12, No. 4, pp. 237-247. 2008.
  - [4] RTCM Special Committee No. 104. (1990). "RTCM Recommended Standards for Differential NAVSTAR GPS Service", Radio Technical Committee for Maritime Services.
  - [5] M. H. Refan, K. Mohammadi and M. R. Mosavi, "Improvement on low cost positioning sensor accuracy", In: IEEE conference on sensors, Malaysia, 14-18 July, pp. 9-14, 2003.
  - [6] V. N. Vapnik, the Nature of Statistical Learning Theory, Springer Verlag, 1995.
  - [7] V. N. Vapnik, S.E. Golowich, and A. J. Smola, "Support vector machine for function approximation, regression estimation and signal procession", Adv. Neural Information Procession Syst. Vol. 9, pp. 281-287, 1995.
  - [8] P. Samui, "Support vector machine applied to settlement of shallow foundations on cohesionless soils." Computers and Geotechnics, Vol. 35, pp. 419 - 427, 2008.
  - [9] Y. B. Dibike, S. Velikov, D. Solomatine and M. B. Abbot, "Model induction with support

- [14] A. J. Smola and B. Schölkopf, "Tutorial on support vector regression, NeuroCOLT2 technical report series." NC2-TR-1998-03, 1998.
- [15] A. Farag, and M. M. Refaat M, "Regression Using Support Vector Machines: Basic Foundations", Technical Report, December 2004.
- [16] P. Minqiang, Z. Dehuai and X. u. Gang, "Temperature Prediction of Hydrogen Producing reactor using SVM regression with PSO-SVM", journal of computers, Vol. 5, No. 3, March 2010.
- [17] M. Saraf, K. Mohammadi and M. R. Mosavi, "Bayesian Framework on GPS GDOP Classification", Journal of Computers & Electrical Engineering, Vol.37, pp.1009-1018, 2011.
- [18] <http://www.u-blox.com/en/download/document-s-a-resources/gps-solutions.html>
- vector machines-introduction and applications." Journal of Computing in Civil Engineering, ASCE, Vol. 15, No. 3, pp. 208-216.
- [10] C. J. C. Burgers, "A tutorial on support vector machines for pattern recognition", Data Mining and Knowledge Discovery, Vol. 2, pp. 121-167, 1998.
- [11] L. J. Cao, and F. E. H. Tay, "Support vector machine with adaptive parameters in financial time series forecasting", IEEE Transactions on Neural Network, Vol. 14, No. 6, pp. 1506-1518, 2003.
- [12] A. Ganapathiraju, "Support vector machines for speech recognition", PhD Thesis, Mississippi State University, USA. 2001.
- [13] H. Drucker, C. Burges, L. Kaufman, A. Smola, and V. Vapnik, "Support Vector Regression Machines", MIT Press, Cambridge, Vol. 9. pp. 155-161, 1997.