

یک الگوریتم جدید پیش‌بینی با استفاده از کوانتیزاسیون خطا در فیلتر ورفی RLS

هادی صدوقی یزدی	مجتبی لطفی زاد	محمود فتحی	احسان کبیر
دانشگاه تربیت معلم	دانشگاه تربیت	دانشگاه علم و صنعت	دانشگاه تربیت مدرس،
سبزوار، دانشکده فنی و	مدرس، بخش	ایران، دانشکده مهندسی	بخش مهندسی برق
مهندسی، گروه الکترونیک	مهندسی برق	کامپیوتر	

چکیده: در این مقاله یک الگوریتم جدید پیش‌بینی، مختص محیط‌های نویزی ارائه می‌شود. این الگوریتم گونه‌توسعه یافته الگوریتم بازگشتی حداقل مربعات خطا، RLS، است. در الگوریتم پیشنهادی، بهنگام‌سازی وزنه‌های فیلتر روی خطای کوانتیزه شده انجام می‌شود. خطا با استفاده از یک آستانه به $(+1, 0, -1)$ کوانتیزه می‌شود. نتایج بدست آمده از قضیه ارائه شده نشان می‌دهد، الگوریتم جدید دارای قابلیت همگرایی قابل کنترل با پارامتر کوانتیزه کننده است. این الگوریتم در بازیابی سیگنال در محیط‌های نویزی آزمون می‌شود، نتایج بدست آمده، کاهش قابل ملاحظه خطا را نسبت به RLS و RLS با ورودی کوانتیزه شده نشان می‌دهد. همچنین، الگوریتم پیشنهادی در ردیابی وسایل نقلیه در صحنه ترافیک روی ۳۰۵ وسیله نقلیه در مکانهای مختلف کارایی خود را نشان می‌دهد.

کلمات کلیدی: RLS، کوانتیزه کردن خطا، کاهش نویز، ردیابی وسیله نقلیه.

۱- مقدمه

بهنگام‌سازی وزنه‌های فیلتر از مهمترین این کارها می‌باشد [۱۰]، [۱۲]-[۱۵].

در کار قبلی امان [۳۰]، با اعمال مناسب آستانه به ورودی الگوریتم LMS، ورودی کوانتیزه سه سطحی $(+1, 0, -1)$ بدست آمد و نشان داده شد قابلیت ردیابی و همگرایی قابل کنترل با آستانه بدست می‌آید. سپس در کار بعدی مولفین [۳۱]، الگوریتم LMS با ورودی کوانتیزه شده در ردیابی وسایل نقلیه اعمال شد. سپس در کار بعدی [۳۲]، روش کوانتیزه کردن ورودی را به الگوریتم RLS اعمال شد. نکته مهم در این الگوریتم آن بود که، اگر در الگوریتم RLS علامت ورودی برای بهنگام‌سازی وزنه‌های فیلتر بکار رود فیلتر واگرا می‌شود، بنابراین در مقاله [۳۲] با اعمال مناسب یک کوانتیزه کننده سه سطحی $(+1, 0, -1)$ به ورودی هم در محاسبه ماتریس معکوس همبستگی و هم بهنگام‌سازی وزنه‌های فیلتر، همگرایی الگوریتم تضمین و اثبات شد و از آن برای ردیابی وسایل نقلیه در صحنه ترافیک استفاده شد.

در مقاله حاضر با کوانتیزه کردن سه سطحی خطا در الگوریتم RLS، یک الگوریتم مناسب بدست می‌آید که توانایی عملکرد الگوریتم RLS را در محیط‌های نویزی نسبت به روش قبلی [۳۲]، کوانتیزه کردن سیگنال ورودی، افزایش می‌دهد. همگرایی روش پیشنهادی اثبات می‌شود و از آن در ردیابی و تخمین Chirp سینوسی استفاده می‌شود. همچنین الگوریتم پیشنهادی در ردیابی

پردازش ورفی سیگنال از زمینه‌های رو به رشد در سالهای اخیر می‌باشد. RLS^۱ و LMS^۲ الگوریتم‌های متداول و کارآمد در پردازش ورفی سیگنال می‌باشند [۱]. قابلیت همگرایی سریع RLS منجر به ایجاد الگوریتم‌های گوناگون برای افزایش کارایی، کاهش میزان محاسبات و افزایش سرعت اجرای الگوریتم شده است [۲]-[۵]، [۲۵]. همچنین کاهش میزان محاسبات RLS و پایداری عددی در محاسبات ماتریس معکوس همبستگی از دیگر زمینه‌های تحقیقاتی می‌باشد. در [۶] ارائه روش شبه-معکوس^۳ موجب کاهش میزان محاسبات در محاسبه ماتریس معکوس همبستگی می‌شود. پایداری عددی الگوریتم RLS در [۷] بررسی شده است و روشی برای پایداری عددی الگوریتم RLS ارائه شده است. در [۸]-[۹] با تلفیق RLS و LMS قابلیت ردیابی بهتری به الگوریتم RLS داده شده است.

ایده کار حاضر از کارهای انجام شده بر روی LMS قرض گرفته شده است. در این کارها برای کاهش میزان محاسبات و افزایش سرعت اجرای الگوریتم LMS توجه زیادی شده است [۱۰]-[۱۳]. استفاده از علامت داده ورودی یا خطا در

¹ Recursive Least Square

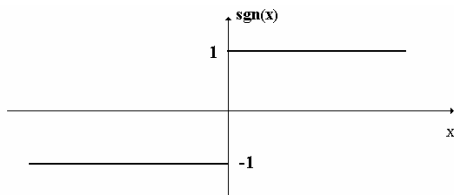
² Least Mean Square

³ Pseudo inverse

می‌شود [۳۴]. نوع دیگر الگوریتم برش زنی، استفاده از برش همزمان سیگنال ورودی و خطا است [۳۵]، [۳۶] ZLMS³ نام دارد:

$$W_{k+1} = W_k + \mu e_k \tilde{X}_k \quad (6)$$

برش سیگنال یا خطا مطابق شکل ۱ انجام می‌شود.

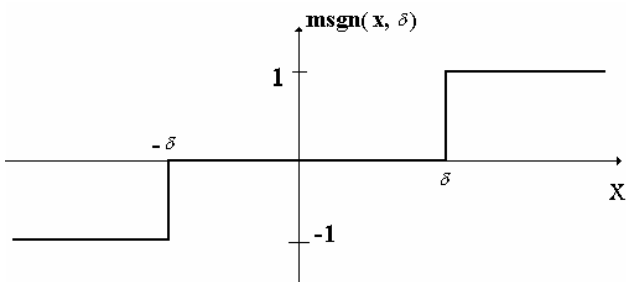


شکل ۱: طرح کوانتیزه کردن دو سطحی برای برش زدن سیگنال یا خطا

بررسی نرخ همگرایی، میزان محاسبات و پایداری الگوریتم‌های SLMS و CLMS در [۳۷] نشان می‌دهد که این الگوریتم‌ها قابلیت استفاده در بسیاری از کاربردها را دارند.

در کار قبلی امان [۳۰]، یک الگوریتم ردیابی که در محیط‌های نویزی قابلیت بهتری از گونه اولیه خود دارد، ارائه شده که دارای یک طرح جدید کوانتیزاسیون است. در طرح جدید کوانتیزاسیون سیگنال ورودی به سه سطح کوانتیزه می‌شود. \hat{X}_k کوانتیزه شده سیگنال ورودی است و هر نمونه آن از رابطه سیگنال ورودی $\hat{x}_n(i) = \text{msgn}(x_n(i), \delta)$ بدست می‌آید. $\text{msgn}(\cdot, \delta)$ که نوعی اصلاح شده تابع علامت است و مطابق رابطه زیر بدست می‌آید و در شکل ۲ نشان داده شده است:

$$\text{msgn}(x_n(i), \delta) = \begin{cases} +1 & , \delta \leq x_n(i) \\ 0 & , -\delta < x_n(i) < \delta \\ -1 & , x_n(i) \leq -\delta \end{cases} \quad (7)$$



شکل ۲: کوانتیزه کردن سه سطحی سیگنال

در روش کوانتیزه کردن فوق، یک آستانه δ روی سیگنال اعمال می‌شود. نکته قابل توجه در طرح جدید، استفاده از یک پارامتر δ (آستانه) است که در [۳۰] نشان داده می‌شود باعث کنترل پذیری در سرعت همگرایی و MSE^4 در ردیابی می‌شود. در [۳۲] کوانتیزاسیون پیشنهادی روی سیگنال ورودی در الگوریتم RLS

۳۰۵ وسیله نقلیه در صحنه‌های ویدیویی ترافیک گرفته شده از بزرگراهها متصل به بزرگراهها و چهارراهها و میدانها در شهرهای تهران و مشهد آزمون می‌شود.

بخش ۲ مقاله شامل مرور بر کارهای انجام شده در زمینه کوانتیزاسیون در فیلترهای وفقی است. الگوریتم RLS در بخش ۳ مقاله ارائه می‌شود و بخش ۴ به ارائه و اثبات همگرایی الگوریتم پیشنهادی QE-RLS اختصاص دارد. بخش ۵ کاربرد الگوریتم QE-RLS را در کاهش نویز و ردیابی وسایل نقلیه نشان می‌دهد. نتیجه‌گیری نیز در بخش پایانی می‌آید.

۲- مرور بر کارهای انجام شده در کوانتیزاسیون در

فیلترهای وفقی

فیلترهای وفقی دارای دو مرحله فیلتر کردن و بهنگام‌سازی وزن‌ها است:

الف-فیلتر کردن:

$$y_k = X_k^T W_k \quad (8)$$

ب- بهنگام‌سازی وزن‌ها:

$$W_{k+1} = W_k + \mu e_k X_k \quad (9)$$

که

$$e_k = d_k - y_k \quad (10)$$

که $W_k = [w_k(1), w_k(2), \dots, w_k(N)]^T$

و $X_k = [x_k(1), x_k(2), \dots, x_k(N)]^T$ سیگنال مطلوب و خروجی فیلتر در نمونه k ام و N طول بافر داده است.

برش زدن سیگنال ورودی در الگوریتم LMS، گونه جدیدی از فیلتر وفقی نتیجه داده که CLMS¹ نام دارد [۱۵]، [۲۷]، [۲۸]. این الگوریتم سیگنال ورودی را فقط در بهنگام‌سازی وزنهای فیلتر برش می‌زند که در رابطه زیر آمده است:

$$W_{k+1} = W_k + \mu e_k \tilde{X}_k \quad (11)$$

که \tilde{X}_k بردار برش داده شده برای سیگنال ورودی است و برای آامین عضو بافر ورودی عبارت است از (شکل ۱):

$$\tilde{x}(i) = \text{sgn}[x(i)]$$

خطا در بهنگام‌سازی وزن‌ها وجود دارد [۲۹]، [۳۳] که SLMS² نام دارد:

$$W_{k+1} = W_k + \mu e_k \tilde{X}_k \quad (12)$$

که در آن $e_k(i) = \text{sgn}\{e_k(i)\}$ است (شکل ۱). در گونه‌ای از SLMS کوانتیزاسیون روی گام حرکت و خطا بررسی

³ Zero-Forcing LMS

⁴ Mean Square Error

¹ Clipped LMS

² Sign LMS

آزمون می‌شود. در این روش برای ایجاد همگرایی باید کوانتیزاسیون ورودی برای محاسبه ماتریس معکوس همبستگی نیز اعمال شود که این کار موجب افزایش MMSE¹ می‌شود، همچنین بخوبی RLS در محیطهای غیرنویزی عمل نمی‌کند. برای حل این مشکل، در مقاله حاضر، طرح جدید کوانتیزاسیون روی سیگنال خطا اعمال می‌شود و ملاحظه می‌شود که نتایج بهتری نسبت به گونه قبلی [۳۲] و الگوریتم معمولی RLS بدست می‌آید.

۳- الگوریتم RLS

الگوریتم RLS یک فیلتر وفقی با بهنگام‌سازی زمانی و نوعی تحقق فیلتر وینر است. این الگوریتم در پیدا کردن تابع انتقال و تابع معکوس یک سیستم، کاهش نویز و پیش‌بینی استفاده می‌شود. هدف این الگوریتم حداقل کردن مجموع وزن‌دار مربعات خطا است، تابع خطا در حوزه زمان مد نظر است و از رابطه ۱ بدست می‌آید:

$$\varepsilon_k = \sum_{i=1}^k \lambda^{k-i} e_i^2 \quad (۸)$$

که e_k سیگنال خطاست و عبارتست از $e_k = d_k - X_k^T W_k$ و $W_k = [W_1, \dots, W_L]^T$ بردار وزنه‌های فیلتر RLS با ورودی $X_k = [x_1, \dots, x_L]^T$ می‌باشد و $0 \leq \lambda \leq 1$ نیز فاکتور فراموشی است. هدف این الگوریتم پیدا کردن وزنه‌های بهینه وینر، رابطه ۹، می‌باشد.

$$R_k W_k = P_k \quad (۹)$$

$$W_k = R_k^{-1} P_k$$

که R_k تابع اتوکورولیشن سیگنال ورودی و P_k بردار همبستگی متقاطع بین سیگنال ورودی و سیگنال مطلوب است که از روابط ۱۰ و ۱۱ بدست می‌آید.

$$R_k = \sum_{i=1}^k \lambda^{k-i} X_k X_k^T \quad (۱۰)$$

$$P_k = \sum_{i=1}^k \lambda^{k-i} X_k d_k \quad (۱۱)$$

واضح است که R_k و P_k را می‌توان مطابق رابطه ۵ نوشت:

$$R_k = \lambda R_{k-1} + x_k x_k^T \quad (۱۲)$$

$$P_k = \lambda P_{k-1} + x_k d_k$$

برای محاسبه R_k^{-1} معادله ۱-الف لم ضمیمه-الف استفاده می‌شود. با فرض آنکه ماتریس همبستگی R_k مثبت و غیرمنفرد باشد، می‌توان لم ضمیمه-الف را به معادله ۱۲ اعمال کرد. ابتدا تعاریف مقابل را برای استفاده از لم ضمیمه-الف یادآور می‌شویم:

معادله ۲-الف در پیوست-الف داریم:

$$R_k^{-1} = \lambda R_{k-1}^{-1} - \frac{\lambda^{-2} R_{k-1}^{-1} X_k X_k^T (R_{k-1}^{-1})^T}{1 + \lambda^{-1} X_k^T R_{k-1}^{-1} X_k} \quad (۱۳)$$

اگر K_k را بصورت زیر تعریف کنیم داریم:

$$K_k = \frac{\lambda^{-1} R_{k-1}^{-1} X_k}{1 + \lambda^{-1} X_k^T R_{k-1}^{-1} X_k} \quad (۱۴)$$

با جایگزین کردن رابطه ۱۳ در ۱۴ و ساده‌سازی آن به نتیجه زیر می‌رسیم:

$$R_k^{-1} = \lambda^{-1} R_{k-1}^{-1} - \lambda^{-1} K_k X_k^T R_{k-1}^{-1} \quad (۱۵)$$

و سپس با جایگزین کردن رابطه ۱۵ در ۹ و استفاده از رابطه ۱۲ رابطه $W_{k-1} = R_{k-1}^{-1} P_{k-1}$ داریم:

$$\begin{aligned} W_k &= R_k^{-1} P_k \\ &= (\lambda^{-1} R_{k-1}^{-1} - \lambda^{-1} K_k X_k^T R_{k-1}^{-1})(\lambda P_{k-1} + X_k d_k) \\ &= W_{k-1} + K_k (d_k - X_k W_{k-1}) \\ &= W_{k-1} + K_k e_k \end{aligned} \quad (۱۶)$$

می‌توان رابطه ۱۴ را بصورت زیر نوشت:

$$\begin{aligned} K_k &= \lambda^{-1} R_{k-1}^{-1} X_k - \lambda^{-1} K_k X_k^T R_{k-1}^{-1} X_k \\ &= (\lambda^{-1} R_{k-1}^{-1} - \lambda^{-1} K_k X_k^T R_{k-1}^{-1}) X_k \\ &= R_k^{-1} X_k \end{aligned} \quad (۱۷)$$

حال با استفاده از ۱۶ و ۱۷ داریم:

$$W_{k+1} = W_k + R_k^{-1} X_k e_k \quad (۱۸)$$

رابطه ۱۸، روش بهنگام‌سازی وزنها با الگوریتم RLS است

۴- الگوریتم پیشنهادی QE-RLS

در این بخش ما یک گونه جدید از RLS ارائه می‌کنیم که دارای خصوصیات سادگی در پیاده‌سازی، بلادرنگ بودن، کاهش مجموع مربعات خطا در بازیابی سیگنال نسبت به الگوریتم RLS می‌باشد. در این بخش پس از ارائه الگوریتم، به اثبات همگرایی آن می‌پردازیم.

در QE-RLS سیگنال خطا برای اعمال در بهنگام‌سازی وزنها مطابق شکل ۲ به سه سطح کوانتیزه می‌شود و رابطه ۱۸ بصورت زیر در می‌آید:

$$W_{k+1} = W_k + R_k^{-1} X_k \hat{e}_k \quad (۱۹)$$

که \hat{e}_k کوانتیزه شده سیگنال خطا است و هر نمونه آن از رابطه

$$\hat{e}_k(i) = \text{msgn}(e_k(i), \delta)$$

بدست می‌آید (رابطه ۷).

¹ Minimum Mean Square Error

با جایگزینی وزنهای وینر در رابطه فوق داریم:

$$E\{W_{k+1}\} = E\{W_k\} \left(1 - (1-\lambda) \frac{\alpha'}{\sigma_x} \right) + (1-\lambda) \frac{\alpha'}{\sigma_x} W_0 \quad (29)$$

رابطه فوق در حالت حدی بصورت زیر در می آید:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} E\{W_{k+1}\} = E\{W_k\} \quad (30)$$

با استفاده از روابط (29) و (30) داریم:

$$E\{W_{k+1}\} \left(1 - \left(1 - \left(1 - \lambda \right) \frac{\alpha'}{\sigma_x} \right) \right) = (1-\lambda) \frac{\alpha'}{\sigma_x} W_0 \quad (31)$$

پس از ساده سازی رابطه فوق داریم:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} E\{W_{k+1}\} (1-\lambda) \frac{\alpha'}{\sigma_x} = (1-\lambda) \frac{\alpha'}{\sigma_x} W_0 \quad (32)$$

و سرانجام

$$\lim_{k \rightarrow \infty} E\{W_{k+1}\} = W_0 \quad (33)$$

رابطه (33) همگرایی وزنهای QE-RLS را به وزنهای بهینه وینر (W_0) نشان می دهد.

۴-۲ پیچیدگی محاسباتی الگوریتم QE-RLS

الگوریتم پیشنهادی دارای محاسبات کمتری نسبت به RLS است. اگر ما فرض کنیم که سیگنال خطا دارای توزیع گوسی با میانگین صفر و انحراف معیار σ_e است احتمال آنکه سیگنال در بازه بسته $[-\delta\sigma_e, \delta\sigma_e]$ بیفتد برابر است با:

$$P(-\delta\sigma_e < e < \delta\sigma_e) = \int_{-\delta\sigma_e}^{\delta\sigma_e} N(0, \sigma_e) de \quad (34)$$

که در رابطه فوق تابع توزیع احتمال سیگنال ورودی $N(0, \sigma_e)$ است و $P(-\delta\sigma_e < e < \delta\sigma_e)$ احتمال رخداد سیگنال در بازه بسته $[-\delta\sigma_e, \delta\sigma_e]$ می باشد که برابر کاهش میزان ضربها در بهنگام سازی وزنها است. این مقدار کاهش معادل $L(L+1)$ ضرب و L جمع در یک تکرار الگوریتم است. مقدار کاهش محاسبات QE-RLS در مقایسه با RLS فقط هنگامیکه سیگنال در این بازه قرار گیرد، در بهنگام سازی وزنها به ازای آستانه های متفاوت در جدول ۱ آمده است. البته این مقدار حداقل کاهش محاسبات است و در بیرون بازه مذکور نیز کاهش محاسبات $L(L+1)$ ضرب خواهد بود.

جدول ۱: میزان کاهش محاسبات در بهنگام سازی وزنها QE-RLS نسبت به RLS

Threshold (δ)	0.1	0.4	0.7	1.0
reduction of computations (%)	7.97	31.09	51.61	68.27

اگر دامنه سیگنال خطا از آستانه بیشتر باشد در رابطه (۱۹) هیچ محاسبه ای لازم نیست، بنابراین زمان محاسبات زیادی صرفه جویی می شود. کاهش بار محاسباتی روی پردازنده و استفاده از عملگرهای ساده تر از ضرب نیز یک هدف در معماری سخت افزار است که این الگوریتم آنرا برآورده می کند. در ادامه همگرایی QE-RLS به وزنهای بهینه وینر نشان داده می شود.

۴-۱-۱ همگرایی QE-RLS

فرمول بهنگام سازی وزنها (رابطه ۱۹) را بصورت زیر، می توان نوشت.

$$E\{W_{k+1}\} = E\{W_k\} + E\{R_k^{-1} X_k \hat{e}_k\} \quad (20)$$

با فرض استقلال $X_k \hat{e}_k$ و R_k^{-1} و استفاده از لم ارائه شده در پیوست ب، رابطه ۱۰-ب، داریم:

$$E\{W_{k+1}\} = E\{W_k\} + E\{R_k^{-1}\} \frac{\alpha'}{\sigma_e} E\{X_k e_k\} \quad (21)$$

بعد از جایگزینی e_k در رابطه فوق داریم:

$$\begin{aligned} E\{W_{k+1}\} &= E\{W_k\} + E\{R_k^{-1}\} \frac{\alpha'}{\sigma_e} E\{X_k (d_k - X_k^T W_k)\} \\ &= E\{W_k\} + \frac{\alpha'}{\sigma_e} E\{R_k^{-1}\} (E\{X_k d_k\} - E\{X_k X_k^T\} E\{W_k\}) \\ &= E\{W_k\} + \frac{\alpha'}{\sigma_e} E\{R_k^{-1}\} (P - RE\{W_k\}) \end{aligned} \quad (22)$$

که $\alpha' = \sqrt{\frac{2}{\pi} \exp(-\frac{\delta^2}{2\sigma_e^2})}$ و σ_e انحراف معیار سیگنال

خطا است. مطابق قضیه Falconer و Eleftheriou [۲۴].

$$E\{R_k\} = R_k \quad (23)$$

با استفاده از رابطه فوق می توان نوشت:

$$\begin{aligned} R_k &= \sum_{i=1}^k \lambda^{k-i} E\{X_i X_i^T\} \\ &= \sum_{i=1}^k \lambda^{k-i} R = R(1 + \lambda + \lambda^2 + \dots + \lambda^{k-1}) \end{aligned} \quad (24)$$

اگر $\lambda < 1$ و k به سمت مقادیر بزرگ میل کند داریم:

$$R_k = \frac{R}{1-\lambda} \quad (25)$$

یا

$$R_k^{-1} = R^{-1} (1-\lambda) \quad (26)$$

رابطه (22) و (26) نتیجه می دهد:

$$E\{W_{k+1}\} = E\{W_k\} + R^{-1} (1-\lambda) \frac{\alpha'}{\sigma_x} (P - RE\{W_k\}) \quad (27)$$

به شکل ساده تر:

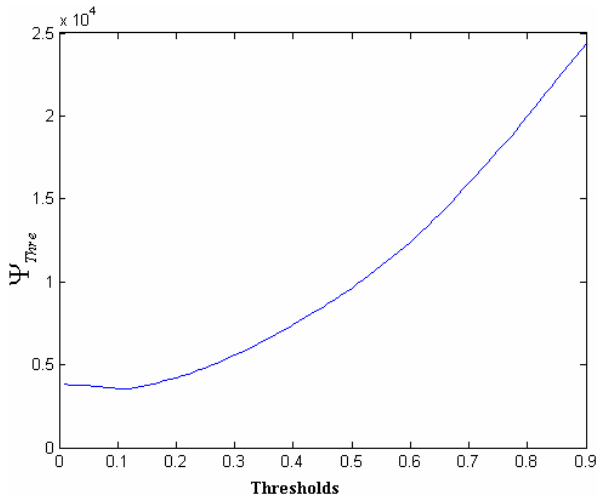
$$\begin{aligned} E\{W_{k+1}\} &= E\{W_k\} \left(1 - (1-\lambda) R^{-1} R \frac{\alpha'}{\sigma_x} \right) \\ &\quad + (1-\lambda) R^{-1} P \frac{\alpha'}{\sigma_x} \end{aligned} \quad (28)$$

۵- نتایج استفاده از QE-RLS در دو کاربرد

در این بخش الگوریتم QE-RLS و RLS را در دو کاربرد کاهش نویز سیگنال Chirp آغشته به نویز و پیش‌بینی موقعیت وسایل نقلیه در صحنه ترافیک بکار می‌بریم و نتایج آنها را با هم مقایسه می‌کنیم.

۵-۱- نتایج شبیه‌سازی روی Chirp سینوسی

برای بررسی قابلیت ردیابی الگوریتم QE-RLS و مقایسه آن با RLS از Chirp سینوسی نویزی استفاده می‌شود. نتیجه ردیابی در SNRهای مختلف در شکل ۳ نشان داده شده است.



شکل ۵: نمایش Ψ_{Thre} (رابطه ۳۵) به ازای آستانه‌های مختلف

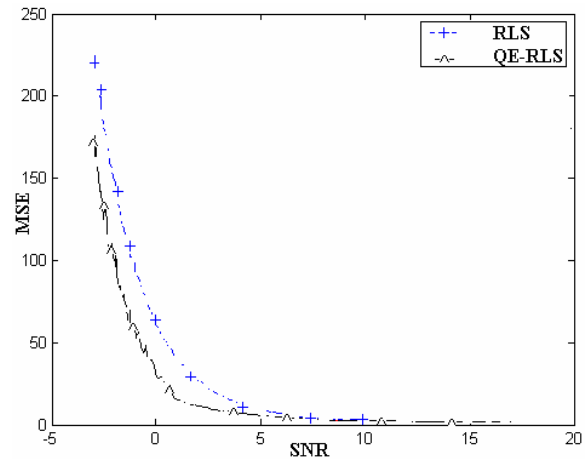
۵-۲- مقایسه الگوریتم‌های RLS و QE-RLS در ردیابی وسایل

نقلیه

در این بخش پیش‌بینی ۳۰۵ مسیر حرکت بدست آمده از وسایل نقلیه در صحنه‌های مختلف در بزرگراه‌های متصل به بزرگراه و تقاطع و بریدگی (شکل ۶) توسط دو الگوریتم QE-RLS و RLS انجام شده و نتایج آنها مقایسه می‌شوند. با توجه به شکل ۶، ملاحظه می‌شود که الگوریتم QE-RLS در ردیابی نتیجه بهتری از RLS بدست می‌دهد. بنظر می‌رسد که عوامل زیر در کاهش خطای ردیابی وسایل نقلیه موثر بوده‌اند:

الف- سادگی الگوریتم QE-RLS، از لحاظ قابل تنظیم بودن پارامترها که فقط یک آستانه است و روی خطا باید تنظیم شود و چون دامنه دینامیکی خطا محدود است آزمایشات مکرر مقدار ۰/۱ متوسط میانگین خطای یک مسیر معمولی که حدود ۸ پیکسل است یعنی ۰/۸ را بدست می‌دهد.

ب- تغییرات خطا با دامنه زیاد در صحنه‌های استفاده شده، زیاد ملاحظه می‌شود که بدلیل مشکلات رویهم‌افتادگی، انطباق و تقطیع صحنه است. بنابراین استفاده از کوانتیزاسیون خطا، الگوریتمی مناسب برای ردیابی وسایل نقلیه در صحنه‌های انتخابی ترافیک نتیجه می‌دهد. متوسط MSE حدود ۷/۵ پیکسل است که در صحنه‌های متفاوت کمی فرق می‌کند.

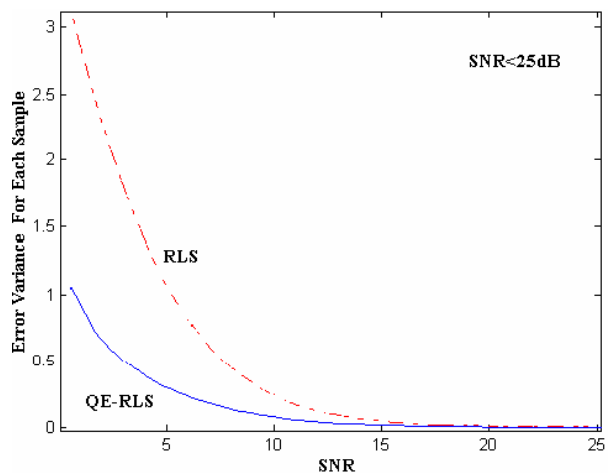


شکل ۳: مقایسه MSE دو الگوریتم QE-RLS و RLS در SNRهای مختلف

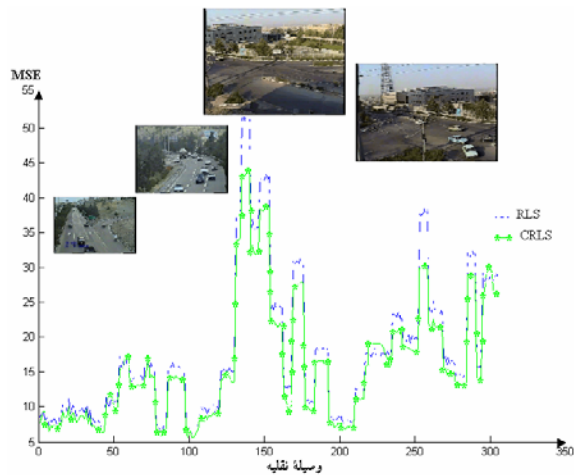
واریانس خطای پیش‌بینی روی Chirp نویزی در شکل ۴، تغییرات کمتری روی مقادیر پیش‌بینی برای الگوریتم QE-RLS نشان می‌دهد. بنابراین سیگنال پیش‌بینی شده توسط الگوریتم QE-RLS هموارتر از الگوریتم RLS است. بهترین آستانه در ردیابی Chirp نویزی با استفاده از رابطه زیر و شکل ۵، مقدار ۰/۸ بدست می‌آید.

$$\Psi_{Thre} = \sum_{All\ SNR} \sum_{i=1}^k \lambda^{k-i} e_i^2 \quad (35)$$

بنابراین در ردیابی چنین سیگنال بهترین مقدار آستانه برای کوانتیزاسیون ۰/۸ انتخاب می‌شود.



شکل ۴: مقایسه واریانس خطای پیش‌بینی دو الگوریتم QE-RLS و RLS



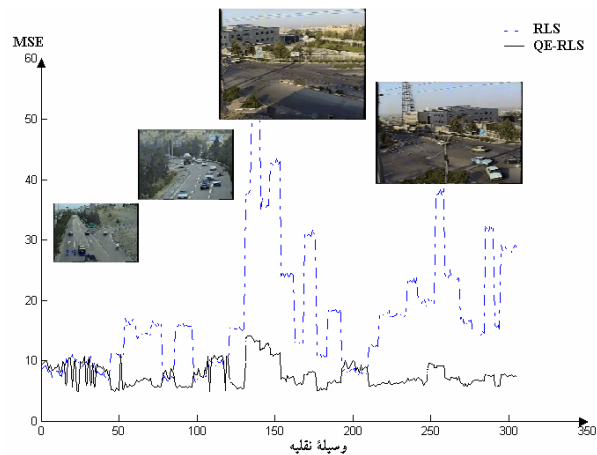
شکل ۸: مقایسه MSE دو الگوریتم CRLS و RLS در ردیابی ۳۰۵ مسیر حرکت وسایط نقلیه در صحنه ترافیک

دلایل مختلفی نشان می‌دهد که الگوریتم QE-RLS قابلیت بهتری در ردیابی وسایط نقلیه دارد که سادگی تنظیم آستانه در کوانتیزاسیون خطا بجای سیگنال ورودی قابل توجه است و نتیجه آن در ردیابی وسایط نقلیه در شکل ۸ و مقایسه آن با شکل ۶ این برتری را نشان می‌دهد. متوسط خطای ۷/۵ پیکسلی در ۳۰۵ مسیر جمع‌آوری شده نتیجه قابل قبول ردیابی با QE-RLS می‌باشد.

۶- نتیجه گیری

ردگیری وسایط نقلیه در صحنه ترافیک شامل تقطیع صحنه و پیش‌بینی یا تخمین حالت یا وضعیت وسیله نقلیه است که در این مقاله از آن بعنوان ردیابی اسم برده شد. عدم قطعیت در موقعیت‌یابی و بریده‌بریده بودن مسیر حرکت و نویزی بودن آن بدلیل انطباق شیء مورد ردگیری با اشیاء مشابه در صحنه، گم شدنهای شیء را رد پی دارد که استفاده از یک تخمین‌گر یا پیش‌بینی‌کننده مناسبی را الزام می‌کند [۱۶]–[۲۳]، [۲۶]. الگوریتم کالمن یک تخمین‌گر شناخته شده است که یک تخمین‌گر بهینه بازگشتی است که مربعات خطا را حداقل می‌کند یکی دیگر از الگوریتم‌ها که ساده‌تر از کالمن است RLS است.

باید توجه داشت که الگوریتم فیلتر کالمن، یک الگوریتم پارامتری است، به علاوه باید مدل دینامیکی حرکت شیء تا حدی شناخته شده باشد تا یک ردگیری درست، نتیجه شود. ردگیری گونه‌های مختلف وسایل نقلیه در صحنه‌های متفاوت و نواحی ردگیری مختلف، نیاز به انواع مدل حرکت دارد بنابراین از الگوریتم RLS که یک الگوریتم داده-پایه است، استفاده شد ولی برای افزایش کارایی آن از تکنیک کوانتیزاسیون استفاده شد. پس از اثبات همگرایی الگوریتم پیشنهادی، نتایج تخمین سیگنال Chirp سینوسی نویزی،



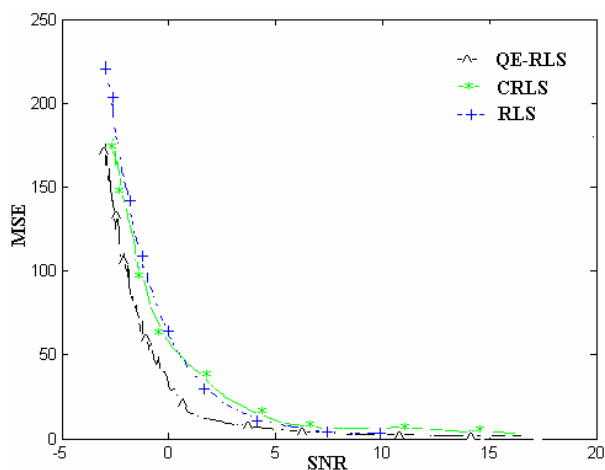
شکل ۶: مقایسه MSE دو الگوریتم QE-RLS و RLS در ردیابی ۳۰۵ مسیر حرکت وسایط نقلیه در صحنه ترافیک

۳-۵- مقایسه الگوریتم پیشنهادی با روش کوانتیزاسیون سیگنال ورودی

در کار قبلی مان [۳۲] با کوانتیزه کردن سیگنال ورودی بجای خطا در رابطه (۱۹) الگوریتم CRLS^۱ ارائه شد. این نوع کوانتیزاسیون در بهنگام‌سازی وزنه‌های فیلتر وفقی در رابطه زیر نشان داده می‌شود.

$$W_{k+1} = W_k + R_k^{-1} \hat{X}_k e_k \quad (36)$$

این الگوریتم در ردیابی chirp سینوسی آغشته به نویز تا سیگنال به نویز ۸ دسی‌بل بهتر از RLS عمل می‌کند و برای محیط‌هایی با نویز کمتر، الگوریتم RLS بهتر از CRLS نتیجه می‌دهد (شکل ۷). برتری قابل توجه الگوریتم پیشنهادی QE-RLS نسبت به دو الگوریتم RLS و CRLS تا سیگنال به نویز ۲۵ دسی‌بل در شکل ۷، ملاحظه می‌شود.



شکل ۷: مقایسه MSE الگوریتم‌های RLS، QE-RLS و CRLS در SNR های مختلف

نتیجه ردیابی ۳۰۵ وسیله نقلیه در صحنه ترافیک توسط QE-RLS در شکل زیر نشان داده شده است.

^۱ Clipped Input Recursive Least Square

کارایی آنرا نشان داد. سپس از آن در ردیابی ۳۰۵ وسیله نقلیه در صحنه ترافیک استفاده شد و کارایی آن به اثبات رسید.

پیوست-الف:

لم [۱]: اگر A و B دو ماتریس $M \times M$ مثبت فرض شود که بصورت زیر به هم مرتبط شوند:

$$A = B^{-1} + CD^{-1}C^T \quad (الف-۱)$$

که D یک ماتریس $N \times M$ مثبت و C نیز یک ماتریس $M \times N$ باشد. مطابق با لم ماتریس معکوس ما ماتریس معکوس A را بصورت زیر بیان می‌کنیم:

$$A^{-1} = B - BC(D + C^T BC)^{-1}C^T B \quad (الف-۲)$$

اثبات این لم در [۱] آمده است.

پیوست-ب:

قضیه: اگر دو متغیر تصادفی u و v برتریب هر دو دارای توزیع گوسی $N(0, \sigma_u)$ و $N(0, \sigma_v)$ باشند $E\{uv\} = \rho\sigma_u\sigma_v$ و $\hat{v} = \text{msgn}(v, \delta)$ آنگاه داریم:

$$\alpha' = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \exp\left(-\frac{\delta^2}{2\sigma_v^2}\right), \quad E\{u\hat{v}\} = \frac{\alpha'}{\sigma_v} E\{uv\}$$

اثبات: ما یک متغیر تصادفی $z = \frac{u}{\sigma_u} - \frac{\rho}{\sigma_v}v$ تعریف می‌کنیم. حال داریم:

$$\begin{aligned} E\{zv\} &= E\left\{\left(\frac{u}{\sigma_u} - \frac{\rho}{\sigma_v}v\right)v\right\} \\ &= E\left\{\frac{u}{\sigma_u}v\right\} - E\left\{\frac{\rho}{\sigma_v}v^2\right\} \end{aligned} \quad (ب-۱)$$

با توجه به فرض قضیه داریم:

$$E\{zv\} = \frac{\rho\sigma_u\sigma_v}{\sigma_v} - \frac{\rho}{\sigma_v}\sigma_v^2 = 0 \quad (ب-۲)$$

بنابراین z و v ناهمبسته هستند. همچنین واضح است که z و \hat{v} نیز ناهمبسته‌اند. حال داریم: سپس داریم:

$$E\{z\hat{v}\} = E\left\{\left(\frac{u}{\sigma_u} - \frac{\rho}{\sigma_v}v\right)\hat{v}\right\} = 0 \Rightarrow \quad (ب-۳)$$

$$\frac{1}{\sigma_u}E\{u\hat{v}\} = \frac{\rho}{\sigma_v}E\{\hat{v}v\} \Rightarrow E\{u\hat{v}\} = \frac{\rho\sigma_u}{\sigma_v}E\{v\hat{v}\} \quad (ب-۴)$$

بعبارت دیگر:

$$v\hat{v} = v \times \text{msgn}(v, \delta) = \begin{cases} |v| & |v| > \delta \\ 0 & |v| \leq \delta \end{cases} \quad (ب-۵)$$

تابع توزیع $v\hat{v}$ نیز گوسی با تابع توزیع $N(0, \sigma_v)$ است. حال میانگین آماری $v\hat{v}$ را می‌یابیم:

$$\begin{aligned} E\{v\hat{v}\} &= \int_{-\infty}^{+\infty} |v| \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_v} \exp\left(-\frac{v^2}{2\sigma_v^2}\right) dv \\ &= \int_{-\infty}^{-\delta} |v| \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_v} \exp\left(-\frac{v^2}{2\sigma_v^2}\right) dv + \\ &\quad \int_{-\delta}^{\delta} 0 \times \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_v} \exp\left(-\frac{v^2}{2\sigma_v^2}\right) dv + \\ &\quad \int_{\delta}^{+\infty} |v| \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_v} \exp\left(-\frac{v^2}{2\sigma_v^2}\right) dv \end{aligned} \quad (ب-۶)$$

بعدا از ساده‌سازی داریم:

$$\begin{aligned} E\{v\hat{v}\} &= \frac{2}{\sqrt{2\pi}\sigma_v} \int_{-\delta}^{\delta} v \exp\left(-\frac{v^2}{2\sigma_v^2}\right) dv \\ &= \sqrt{\frac{2}{\pi}} \sigma_v \exp\left(-\frac{\delta^2}{2\sigma_v^2}\right) \end{aligned} \quad (ب-۷)$$

با توجه به روابط ب-۴ و ب-۷ داریم:

$$\begin{aligned} E\{u\hat{v}\} &= \frac{\rho\sigma_u}{\sigma_v} \sqrt{\frac{2}{\pi}} \sigma_v \exp\left(-\frac{\delta^2}{2\sigma_v^2}\right) \\ &= \frac{1}{\sigma_v} \sqrt{\frac{2}{\pi}} \exp\left(-\frac{\delta^2}{2\sigma_v^2}\right) \rho\sigma_u\sigma_v \end{aligned} \quad (ب-۸)$$

با توجه به فرض $E\{uv\} = \rho\sigma_u\sigma_v$ رابطه ب-۸ بصورت زیر در می‌آید:

$$E\{u\hat{v}\} = \frac{1}{\sigma_v} \sqrt{\frac{2}{\pi}} \exp\left(-\frac{\delta^2}{2\sigma_v^2}\right) E\{uv\} \quad (ب-۹)$$

اگر $\alpha' = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \exp\left(-\frac{\delta^2}{2\sigma_v^2}\right)$ آنگاه ب-۹ را به شکل ساده‌تری می‌توان نوشت:

$$E\{u\hat{v}\} = \frac{\alpha'}{\sigma_v} E\{uv\} \quad (ب-۱۰)$$

که اثبات قضیه است.

مراجع

- [1] S.Haykin, Adaptive Filter Theory, 3rd-ed, Printice Hall, 1996.
- [2] S.Vaseghi, Advanced Signal Processing and Digital Noise Reduction, John Wiley & Sons Ltd, 1996.
- [3] H.Sadoghi Yazdi, M.Lotfizad, E.Kabir, M.Fathi "Application of trajectory learning in tracking vehicles in the traffic scene" 9th Iranian computer conference vol.1, pp.180-187, Feb 2004. (In Persian)
- [4] H.Sadoghi Yazdi, M.Lotfizad "A new approach for tracking objects using combination of RLS and MAP algorithms, 11th, Iranian Electronic Eng. Conference vol.3, pp.258-266, 2003. (In Persian)
- [5] S.Haykin, A.H.Sayed, J.Zeidler, P.Yee, P.Wei, "Tracking of linear Time-Variant Systems," Proc. MILCOM, pp.602-606, San Diego, Nov. 1995.
- [6] D-Z.Feng, H-Q.Zhang, X-D.Zhang, Z.Bao, "An extended recursive least-squares algorithm," Signal Processing, vol.81, pp.1075-1081, 2001.
- [7] M. Bouchard, "Numerically stable fast convergence least-squares algorithms for multi channel active sound cancellation systems and sound deconvolution systems," Signal Processing, vol.82, pp.721-736, 2002.

- [28] J. L. Moschener, "Adaptive Filter with Clipped Input Data", Stanford University, Information Systems Laboratory, Report 6796, June, 1970.
- [29] N. Verhoeckx, H. van den Elzen, F. Snijders, P. van Gerwen, "Digital Echo Cancellation for Baseband Data Transmission", IEEE ASSP-27, vol., no.6., pp.768-781, 1979.
- [30] M. Lotfizad, H. Sadoghi Yazdi, "Modified Clipped LMS Algorithm," EURASIP Journal on Applied Signal Processing, Issue 8, pp.1229-1238, May 2005.
- [31] H. Sadoghi Yazdi, M. Lotfizad, M. Fathy, "Car Tracking by Quantized Input LMS, QX-LMS algorithm in Traffic Scene," Accepted Paper in IEE Proc. Vision, Image & Signal Processing, Jun. 2005.
- [32] H. Sadoghi Yazdi, M. Lotfizad, E. Kabir, M. Fathy, "Clipped Input Data RLS, CRLS, Applied to Vehicle Tracking," EURASIP Journal on Applied Signal Processing, Issue 8, pp.1221-1228, May 2005.
- [33] T. A. C. M. Classen, et al, "Comparison of the Convergence of Two Algorithms for Adaptive FIR Digital Filters," IEEE Trans, Vol.CAS-28 No.6, pp.510-518, June, 1981.
- [34] J. C. M. Bermudez, N. J. Bershad, "A Nonlinear Analysis Model for the Quantized LMS Algorithm-The Arbitrary Step Size Case," IEEE Trans. Signal Processing, vol.44, no.5, pp.1175-1183, May 1996.
- [35] R. Lucky, "Automatic Equalisation for Digital Communication," Bell Syst. Tech. Vol.44, No. 4., pp. 547-588, Apr.1965.
- [36] B-E. Jun, D-J. Park, Y-W. Kim, "Convergence Analysis of Sign-Sign LMS Algorithm for Adaptive Filters with Correlated Gaussian Data," Proc.ICASSP'95, vol.2, pp.1380-1383, 1995.
- [37] W. A. Setares, C. R. Johnson, "A Comparison of Two Quantized State Adaptive Algorithms," IEEE Trans. Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol.37, no.1, pp.138-143, Jan. 1989.
- [8] R.Yu, C.C.Ko, "Lossless Compression of Digital Audio Using Cascade RLS-LMS Prediction," IEEE Transaction on Speech and Audio Processing, Vol.11, No.6, November 2003.
- [9] G. Ysebaert, K. Vanbleu, G. Cuypers, M. Moonen, T. Pollet, "Combined RLS-LMS Initialization for Per Tone Equalizers in DMT-Receiver," IEEE Transaction on Signal Processing, Vol.51, No.7, July 2003.
- [10] C. P. Kwong, "Dual Sign Algorithm for Adaptive Filtering," IEEE Trans. Communication, Vol. COM-34, pp.1272-1275, Dec.1986.
- [11] E. Eweda, "Analysis and Design of a Sign Regressor LMS Algorithm for Stationary Adaptive Filtering with Correlated Gaussian Data," IEEE Transactions on Circuits and Systems, Vol.37, No.11, November 1990.
- [12] W. A. Sethares, et al., "Excitation Conditions for Sign Regressor Least Mean Squares Adaptation," IEEE Trans. Circuits Sys., Vol.35, June 1988.
- [13] V. J. Mathews, S. H. Cho, "Improved Convergence Analysis of Stochastic Gradient Adaptive Filters Using the Sign Algorithm," IEEE Trans. Acoustic. Speech, Signal Processing, Vol. ASSP-35, pp.450-454, Apr.1987.
- [14] E.Eweda, "Comparison of RLS, LMS, and Sign Algorithms for Tracking Randomly Time-Varying Channels," IEEE Trans. On Signal Processing, Vol. 42, No.11, Nov. 1994.
- [15] L. Deivasigamani, "A Fast Clipped-Data LMS Algorithm," IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. ASSP-30, No. 4, August 1982.
- [16] D.Chetverikov, J.Verestoy, "Feature Point Tracking for Incomplete Trajectories," Digital Image Processing, Vol.62, pp.321-338, 1999.
- [17] M.Haag, H.-H.Nagel, "Tracking of Complex Driving Maneuvers in Traffic Image Sequences," Image and Computing 16, pp.517-527, 1998.
- [18] D.Koller, K.Daniilidis, H.-H. Nagel, "Model-Based Object Tracking in Monocular Image Sequences of Road Traffic Scenes," Similar Version Published in International Journal of Computer Vision 10:3, pp.257-281, 1993.
- [19] J. Badenas, J. M. Sanchiz, F.Pla, "Motion-Based Segmentation and Region Tracking in Image Sequence," Pattern Recognition 34, pp.661-670, 2001.
- [20] S.Gil, R.Milanese, T. Pun, "Comparing Features for Target Tracking in Traffic Scenes," Pattern Recognition, Vol.29, No.8, pp.1285-1296, 1996.
- [21] L.Zhao, C.Thorpe, "Qualitative and Quantitative Car Tracking from a Range Image Sequence," Proc. CVPR, Santa Barbara, CA, June 23-25, pp. 496-501,1998.
- [22] P.G.Michalopoulos, "Vehicle Detection Video through Image Processing: The Auto scope System," IEEE Transaction on Vehicular Technology, Vol.40, No.1, February 1991.
- [23] B. Coifman, D. Beymer, P. McLaunhlan, J. Malik, "A Real-Time Computer System for Vehicle Tracking and Traffic Surveillance," Transportation Research Part C 6, 271-288, March 1998.
- [24] E. Elefthriou, D. D. Falconer, "Tracking Properties and Steady State Performance of RLS Adaptive Algorithms," IEEE Trans. Acoustic Speech Signal Process, Vol.ASSP-24, pp.1097-1110, 1987.
- [25] H. Sadoghi Yazdi, M. Fathy, M. Lotfizad, "Vehicle Tracking at Traffic Scene with Modified RLS," accepted to International Conference on Image Analysis and Recognition, LNCS-Series, Springer Porto, 2004.
- [26] H.Sadoghi Yazdi, M.Lotfizad, M.Fathy, "Hidden Markov Model in High Dimensional Space at Vehicle Trajectory Recognition," accepted to KI2004, International Conference on Artificial Intelligence, Ulm, Germany 2004.
- [27] M. H. White, I. Mack, G. Borsuk, D. Lampe, F. Kub, "Charge-Coupled Device (CCD) Adaptive Discrete Analog Signal Processing," IEEE Trans. Commun., Vol. COM-27, pp. 390-405, Feb. 1979.