

روشی جدید در بازشناسایی خودکار اهداف متحرک زمینی با استفاده از رادارهای مراقبت زمینی پالس داپلر

محمد علائی¹

حمیدرضا امین‌داور²

1- دانش آموخته کارشناسی ارشد، پژوهشکده فجر - دانشگاه امام حسین (ع) - تهران - ایران

virmmalae@aut.ac.ir

2- دانشیار، دانشکده مهندسی برق - دانشگاه صنعتی امیرکبیر - تهران - ایران

hamidami@aut.ac.ir

چکیده: روشی جدید به منظور بازشناسی خودکار اهداف متحرک زمینی و طبقه بندی آنها به گروههای انسان، خودرو و حیوان با استفاده از رادارهای پالس داپلر مراقبت زمینی، در این مقاله پیشنهاد شده است. تبدیل چیرپلت، به عنوان روشی جهت تقسیم بندی و تحلیل نقشه زمان - فرکانس، مد نظر قرار گرفته است. سپس گشتاورهای زرنیک از نقشه زمان-فرکانس به دست آمده به عنوان ویژگی، استخراج شده اند و به الگوریتم نزدیکترین همسایه آموزش داده شده اند. مقاله حاضر، روشی جدید در تحلیل چند دقتی و طبقه بندی سیگنالهای غیرایستا را در شرایط نویزی و کلاتری فراهم می آورد. الگوریتم ارائه شده، روی داده های واقعی تست و اجرا گردیده است. نتایج حاصله نشان می دهد که روش ارائه شده، نسبت به تغییر سرعت و جهت حرکت اهداف مستقل می باشد.

کلمات کلیدی: بازشناسی و طبقه بندی خودکار اهداف، تبدیل چیرپلت، رادار، گشتاورهای زرنیک.

تاریخ ارسال مقاله : 1387/9/18

تاریخ پذیرش مقاله : 1388/8/4

نام نویسنده‌ی مسئول : محمد علائی

نشانی نویسنده‌ی مسئول : ایران - تهران - بزرگراه شهید بابایی - دانشگاه امام حسین (ع) - دانشکده‌ی برق

در زمینه طبقه بندی و شناسایی اهداف متحرک زمینی برای رادارهای مراقبت زمینی تاکنون تلاشهای زیادی صورت گرفته است که مهمترین آنها مقالات ارائه شده بر اساس HMM و GMM هستند. تحلیل اثر داپلر سیگنال بازگشتی رادار، بر پایه الگوریتم HMM در [4] ارائه شده است. به طور متوسط نرخ طبقه بندی تقریباً 87% در شناسایی و طبقه بندی خودروی شنی، انسان و خودرو در این مقاله به دست آمده است. در این مقاله از نسبت سیگنال به نویز در داده های تست شده سخنی به میان نیامده است. روش HMM با الهام از روشهای مبتنی بر پردازش صوت و الگوهای شناسایی گوینده در پردازش صحبت پیاده سازی شده است. همچنین استفاده از مدل مخلوط گوسی در طبقه بندی اهداف متحرک زمینی (یک انسان، دسته ای از انسانها، حیوان، خودرو و کلاتر) به تازگی مورد استفاده قرار گرفته است [6]. در این مقاله طبقه بندی برای هفت کلاس مختلف ارائه شده است. کلاسهای مورد نظر عبارتند از انسان شامل یک نفر، دو نفر یا سه نفر، خودرو شامل خودروی شنی و خودروی چرخ دار و حیوان و دسته ای برای کلاتر. برای طبقه بندی و تصمیم گیری از الگوریتمهای maximum likelihood و majority-voting استفاده شده است. نرخ طبقه بندی به دست آمده در این مقاله برای ML حدود 88% و برای majority-voting حدود 96% ذکر شده است.

اکثر روشهای پردازش سیگنال، برپایه استفاده از تبدیلات مختلف روی سیگنال بنا نهاده شده است. تبدیلات زمان-فرکانس نقش بسیار مهمی را در تحلیل سیگنالهای غیرایستا ایفا می کنند. استفاده از تبدیل چیرپلت (یک روش تحلیل زمان-فرکانس) در تحلیل سیگنالهای بازگشتی رادار به تازگی مورد توجه قرار گرفته است [7]. تبدیل فوریه بیان کننده سیگنال بعنوان ترکیب خطی از نمایی های مختلط وزن دهی شده است (موجها). بطور مشابه، تبدیل موجک، سیگنال را با نسبت مقیاس و نسخه های شیفت یافته موجک مادر، بسط می دهد. همانطور که موجک، موج کردن است چیرپلت، چیرپ کردن است [8]. در تبدیل چیرپلت، تقسیم بندی نقشه زمان-فرکانس به روش غیر مستطیلی انجام می گیرد. در این مقاله با استفاده از تبدیل چیرپلت به استخراج پارامترهای سیگنال پرداخته شده است.

تدوین این مقاله در چهار بخش صورت گرفته است. در بخش دوم ساختار انتشاری هدف به صورت جمعی از چیرپلتها مدل شده است و نحوه استخراج گشتاورهای زرنیک از نمایش زمان-فرکانس به دست آمده، توضیح داده شده است. آنالیز ساختار انتشاری و الگوریتم ارائه شده در بخش سوم بیان شده است. نتایج حاصل از شبیه سازی های صورت گرفته در بخش چهارم آمده است و نتیجه گیری نهایی در پایان بیان شده است. تمام شبیه سازی ها روی داده های واقعی انجام شده است و نتایج حاصله نشان دهنده مقاوم بودن الگوریتم پیشنهادی در رزولوشن پایین برای رادارهای MTI مراقبت زمینی می باشد.

رادار وسیله الکترومغناطیسی است که برای تشخیص و تعیین موقعیت هدفها بکار می رود. این دستگاه بر اساس ارسال یک شکل موج خاص به طرف هدف (مثلاً یک موج سینوسی با مدولاسیون پالسی) و تجزیه و تحلیل بازتاب آن عمل می کند. رادار به منظور توسعه توانایی های حسی چندگانه انسانی برای مشاهده محیط اطراف، مخصوصاً حس بصری بکار گرفته شده است. حروف کلمه رادار از ابتدای حروف کلمات Radio Detection And Ranging گرفته شده است. با اینحال رادار قادر به تهیه اطلاعات بیشتری از آنچه از نام آن پیداست درباره هدف می باشد. آشکارسازی، نشانه پی بردن به وجود هدف است. اما تنها کشف هدف بدون داشتن اطلاعات دیگر نظیر موقعیت هدف در فضا و یا ماهیت آن کافی نیست. استخراج اطلاعات مفید از هدف، مهمترین بخش عملکرد یک رادار می باشد. بعضی از اطلاعات موجود در سیگنال بازگشتی رادار عبارتست از: برد، سرعت نسبی هدف، جهت زاویه ای، اندازه هدف، شکل هدف، سخت یا نرم بودن سطح هدف و ...

رادارهای مراقبت زمینی MTI، عموماً اطلاعی از نوع هدف مشاهده شده در اختیار کاربر قرار نمی دهند که این مورد نقیصه مهمی برای آنها تلقی می شود. کارکرد در رزولوشن پایین، شناسایی نوع هدف را دچار مشکل می کند. رادارهای مجهز به الگوریتمهای شناسایی و طبقه بندی نوع هدف، می توانند مانند چشم انسان که علاوه بر دیدن موقعیت اشیاء نوع آن را هم تشخیص می دهد، به کاربر در تصمیم گیری صحیح کمک کنند.

اکثر الگوریتمهای شناسایی و طبقه بندی اهداف که تاکنون ارائه شده اند، برای رادارهای با رزولوشن بالا [1] و یا موج میلیمتری [2] توسعه یافته است. رادارهای مراقبت زمینی MTI عموماً در رزولوشن پایین کار می کنند و لذا استفاده از الگوریتمهای مورد بحث، برای آنها امکانپذیر نمی باشد. امکان پذیری طراحی یک الگوریتم شناسایی و طبقه بندی خودکار اهداف متحرک برای این نوع رادارها از آن جهت قابل بررسی است که در چنین رادارهایی، اپراتور ماهر می تواند با گوش دادن صدای داپلر، نوع هدف را با دقت خوبی تشخیص دهد [3]. بنابراین ارائه الگوریتمی بر اساس تحلیل اثر داپلر بازگشتی از اهداف مختلف، منطقی به نظر می رسد [4].

ماهیت غیرایستای اثر داپلر، تولید آن در اثر حرکت هدف و از بین رفتن آن با متوقف شدن هدف، تغییرات سرعت هدف و در نتیجه فرکانس داپلر متغیر، وجود سیگنال لحظه ای بر اساس دیدن هدف در زمانیکه بیم اصلی آنتن رادار از روی آن عبور می کند (در حالت جستجو)، استفاده از تحلیل چیرپلت را برای نمایش بهتر زمان-فرکانس اثر داپلر، امری معقول جلوه می دهد. عموماً تحلیل گره های هوشمند داپلر، تخمین زنده های طیف سیگنال هستند، که می توانند اجزای موجود در سیگنال را بهتر نمایش دهند [5].

2- مدل سازی ساختار توزیعی هدف

در نظر بگیرید که هدف متحرک تحت تأثیر موج تابشی رادار به صورت سینوسی با فرکانس f_0 قرار گرفته است. سیگنال بازگشتی را می توان به صورت زیر نوشت:

$$X(t) = a(t)e^{j2\pi f_0 t} + j\dot{a}(t) \quad (1)$$

که در آن دامنه سیگنال بازگشتی است و $\dot{a}(t)$ تابعی از فرکانس ارسالی f_0 است. اصل شناخته شده اثر داپلر بیان می کند که اگر هدف به سمت فرستنده رادار نزدیک و یا دور شود، سیگنال دریافتی نسبت به فرکانس ارسالی دارای شیفت فرکانسی متناسب با سرعت شعاعی هدف خواهد شد [3]، که فرکانس داپلر آن به صورت زیر به دست می آید [9]:

$$f_d = 2 \frac{V}{I} \cos q \quad (2)$$

که در آن، I طول موج ارسالی، V سرعت هدف و q زاویه بین لوب اصلی آنتن فرستنده و جهت حرکت هدف می باشد. رابطه (1) را به صورت زیر بازنویسی می کنیم:

$$y(t) = z(t)e^{j2\pi f_d t} \quad (3)$$

که در آن $z(t) = a(t)e^{j\dot{a}(t)}$ پوش مختلط $y(t)$ است. همانطور که از رابطه (3) مشاهده می شود، طیف $y(t)$ نسخه شیفت فرکانسی یافته $z(t)$ است. پس می توان معیار شناسایی هدف را طیف پوش مختلط $z(t)$ قرار داد. تحلیل های گذشته اثر داپلر عموماً بر مبنای فرض ایستایی سیگنال بازتابی رادار توسعه یافته بودند. آنالیز سیگنال های چند عنصری در مدل کردن غیر پارامتریک امری مهم است. بعنوان مثال، STFT با پنجره های بهینه شده، از رویکردهایی است که بر بهبود رزولوشن و محو کردن کراس ترمها می انجامد. توسعه حوزه تحلیل به برش، مقیاس و انتقال از اقدامات اخیر پردازش سیگنال است که منجر به تکامل تبدیل چیرپلت شده و شامل تمامی فضاهای گفته شده با قابلیت بسط به ابعاد گسترده تر، شده است [10]. از این رو این مسئله می تواند به صورت تعمیم STFT و تحلیل موجک در نظر گرفته شود و بنابراین می تواند تخمین خوبی از طیف صحیح برای یک محدوده وسیع باشد. بر این اساس، فرض می کنیم سیگنال بازگشتی از هدف متحرک راداری، مجموع q چیرپلت مختلط در نویز سفید گوسی باشد [10]. دنباله زمان گسسته بازگشتی را به صورت زیر مدل می کنیم:

$$X[n] = \sum_{k=1}^q a_k s_k[n] + c[n] + w[n] \quad (4)$$

که در آن $\text{Re}\{w[n]\}$ و $\text{Im}\{w[n]\}$ ناهمبسته اند و $w[n] \sim (0, S^2)$ از آنجایی که فرض کردیم، سیگنال بازگشتی هدف، از مجموعه ای از چیرپلت های گوسی تشکیل شده است، $s_k[n]$ به صورت زیر قابل بیان است:

$$s_k[n] = e^{-\frac{b_k(n-t_k)^2}{2} + j\frac{a_k(n-t_k)^2}{2} + jw_k(n-t_k)} \quad (5)$$

و $n = n_0, \dots, n_0 + N - 1$ و $0 < a_k$ و $w_k \leq 2p$. پارامترهای a_k, w_k, t_k به ترتیب نمایشگر موقعیت مکانی، موقعیت فرکانسی و نرخ چیرپ هستند و b_k دوره زمانی ک آمین چیرپلت را کنترل می کند. بنابراین هر چیرپلت با برداری از پارامترها به صورت $q_k = a_k, b_k, t_k, a_k, w_k$ قابل بیان است. دامنه ک آمین چیرپلت (a_k) عددی مختلط است و $w[n]$ نویز سفید مختلط گوسی با میانگین صفر و واریانس S^2 می باشد. مشاهده می شود که سیگنال چیرپ حالت خاصی از چیرپلت است که در آن $b = 0$ می باشد. در معادله (4)، $c[n]$ کلاتر زمینی است، که توزیع آن رایلی فرض می شود. مدل کلاتر رایلی معمولاً وقتی مورد استفاده قرار می گیرد که سلول رزولوشن آنقدر بزرگ باشد که در یک سلول منعکس کننده های مختلفی قرار گیرند [9]. از آنجاییکه فیلتر MTI دیجیتالی مورد استفاده، یک فیلتر FIR میانگذر به منظور حذف کلاتر می باشد، داریم:

$$X[n] = \sum_{k=1}^q a_k s_k[n] + u(n) \quad (6)$$

فیلتر FIR یک سیستم خطی است، بنابراین، پس از عبور سیگنال همراه نویز و کلاتر از آن، در خروجی سیگنال بعلاوه نویز گوسی رنگی $u(n)$ را داریم. مسئله در این حالت به تخمین پارامترهای q_k محدود می شود که محاسبه آن با استفاده از روش MLE صورت می گیرد [11]. پارامترهای مجهول، پارامترهای چیرپلتها (q_k) و واریانس نویز گوسی هستند. بعلاوه این که ماکزیمم کردن $f(\mathbf{y}; \mathbf{q})$ برای تخمین ML از \mathbf{q} ، معمولاً کار مشکلی است، می توان $\ln f(\mathbf{y}; \mathbf{q})$ را ماکزیمم کرد. روش تکرار عمومی برای محاسبه تخمین ML استفاده از الگوریتم EM است. اگر داده مشاهده شده را بتوان بعنوان «ناتمام» در نظر گرفت، از آنجایی که دسترسی به داده کامل نداریم، در بهترین شرایط می توان داشت:

$$E[\ln f_{X; \Theta}(\mathbf{x}, \mathbf{q}) / \mathbf{y}] = \int_X f_{X|Y; \Theta}(\mathbf{x} / \mathbf{y}; \mathbf{q}) \ln f_{X; \Theta}(\mathbf{x}; \mathbf{q}) d\mathbf{x} \quad (7)$$

در معادله بالا محاسبه عبارت $f_{X|Y; \Theta}(\mathbf{x} / \mathbf{y}; \mathbf{q})$ نیازمند تخمینی از بردار پارامتر نامعلوم \mathbf{q} است. به این سبب، امید ریاضی تابع لایکلیهود، مکرراً با شروع از تخمین \mathbf{q} ، ماکزیمم می شود و تخمین را بصورت الگوریتم زیر به روز می کند:

مرحله اول: مقدار دهی اولیه

- مقدار دهی اولیه \hat{q}_0
- برای $i = 0, 1, \dots$ تا همگرایی

مرحله دوم: امید ریاضی

• محاسبه $U(q, \hat{q}_i) = E[\ln f_{X; \Theta}(x; q) / y; \hat{q}_i]$

مرحله سوم: بیشینه سازی

• انتخاب $\hat{q}_{i+1} = \arg \max_q U(q, \hat{q}_i)$

مرحله چهارم: همگرایی: اگر همگرا نشد به مرحله 2 برو.

نمایش زمان-فرکانس تخمین زده شده از سیگنال را به عنوان یک تصویر دوبعدی در نظر می‌گیریم. سپس با استفاده از الگوریتمهای شناسایی الگو، به استخراج ویژگیهایی می‌پردازیم که نسبت به تغییر مقیاس، چرخش و جهت مستقل باشند. گشتاورهای زرنیک به عنوان ویژگیهای مستقل از چرخش، در شناسایی الگو کاربرد دارند [12]. گشتاورهای زرنیک پایه های عمود برهم هستند که به صورت زیر نمایش داده می‌شوند:

$$V_{nm}(x, y) = R_{nm}(x, y) e^{jm \arctan(\frac{y}{x})} \quad (8)$$

که در آن $x^2 + y^2 \leq 1$ ، $j = \sqrt{-1}$ ، $|m| \leq n$ و $n - |m|$ زوج می‌باشد و چند جمله‌ای شعاعی $\{R_{nm}\}$ به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$R_{nm}(x, y) = \sum_{s=0}^{\frac{n-|m|}{2}} S_{n,|m|,s} (x^2 + y^2)^{\frac{n-2s}{2}} \quad (9)$$

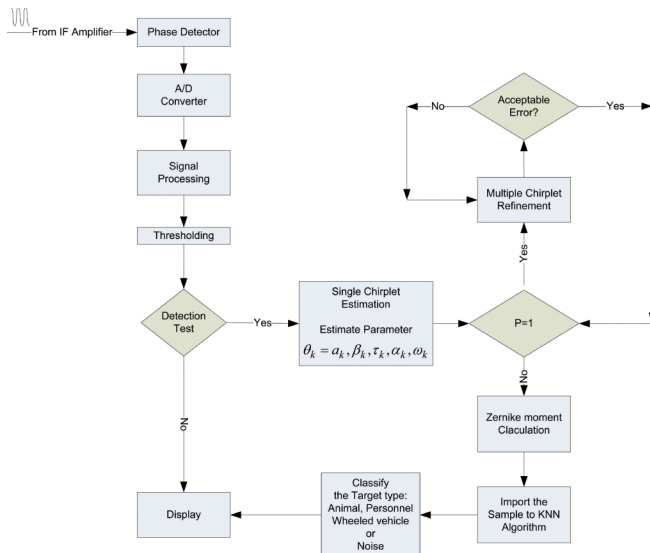
$$S_{n,|m|,s} = (-1)^s \frac{(n-s)!}{s! (\frac{n+|m|}{2} - s)! (\frac{n-|m|}{2} - s)!} \quad (10)$$

ضرایب مختلط زرنیک از مرتبه n و تکرار m از تصویر دو بعدی $f(x, y)$ به صورت زیر به دست می‌آیند:

$$Z_{nm} = \frac{n+1}{p} \sum_{x, y} f(x, y) V_{nm}^*(x, y) \quad (11)$$

گشتاورهای زرنیک، مستقل نسبت به تغییر مقیاس و موقعیت نیستند. بنابراین، تصاویر زمان - فرکانس به دست آمده از هر داده، ابتدا باید نرمالیزه در اندازه شوند. در مرجع [12] نشان داده شده است که دامنه گشتاورهای زرنیک یک تصویر چرخیده با تصویر اصلی برابر

است. بنابراین $|Z_{nm}|$ به عنوان ویژگی مستقل از چرخش از یک تصویر می‌تواند استخراج گردد. الگوریتم پیشنهادی در شکل (1) نمایش داده شده است. وقتی دامنه سیگنال بازتابی هدف از آستانه آشکار سازی عبور نماید، وارد الگوریتم شناسایی می‌شود. در این مرحله پارامترهای چیرپلت برای سیگنال هدف تخمین زده می‌شود.



شکل (1): بلوک دیاگرام الگوریتم پیشنهادی برای شناسایی خودکار هدف

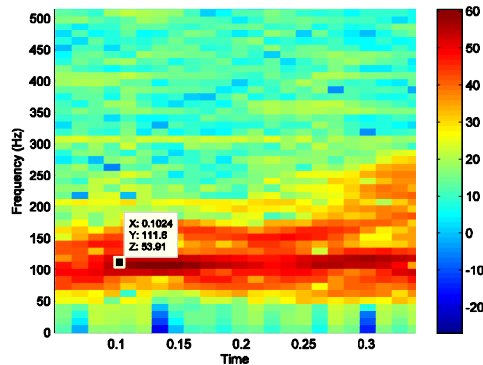
سپس گشتاورهای زرنیک از نقشه زمان - فرکانس به دست آمده استخراج می‌گردد. گشتاورهای استخراج شده به عنوان نمونه وارد الگوریتم نزدیکترین همسایه می‌شوند. الگوریتم نزدیکترین همسایه (KNN) طبقه بندی نهایی را با توجه به داده های آموزشی خود انجام می‌دهد.

3- تحلیل بازگشتی های اهداف

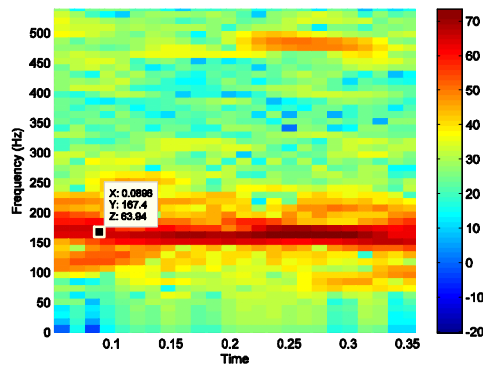
هنگامیکه یک سیگنال RF پالسی به سمت حیوان متحرک، تابیده شود، سیگنالهای بازتابی از اجزای مختلف بدن حیوان، یک شیفت داپلری متناسب با سرعت همان قسمت را ایجاد خواهند کرد [3]. حرکت حیوان، ترکیبی از حرکت پاها، تنه و دم است. اجزای مختلف یک حیوان در حال حرکت سرعتهای متفاوتی خواهند داشت. در حرکت انسان هم، با زیاد شدن سرعت تنه، سرعت دستها و پاها متناسب با سرعت حرکت تنه افزایش می‌یابد. این افزایش سرعت، ساختار حرکتی انسان را به هم نمی‌زند و فقط آنرا با سرعت بیشتری تکرار می‌کند. این مدل، مانند آونگی است که از یک نقطه مفصلی به هم متصل شده باشد. فرض کنید انسان متحرک با سرعت ثابت V_0 به



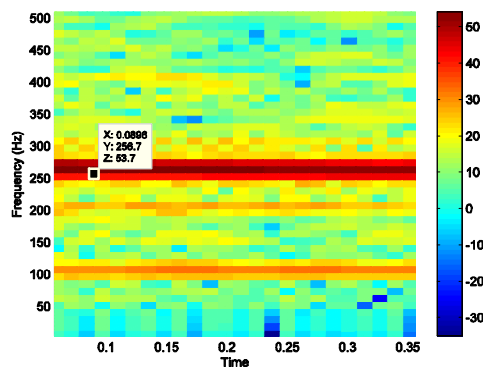
آبی بیانگر کمترین چگالی است.



شکل (3): اسپکتروگرام به دست آمده از انسان متحرک



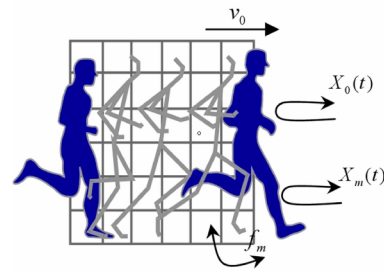
شکل (4): اسپکتروگرام به دست آمده از حیوان متحرک



شکل (5): اسپکتروگرام به دست آمده از خودروی متحرک

شکلهای (3)، (4) و (5) ناشی از اسپکتروگرام اهداف نشان می‌دهد که پهن‌شدگی طیف نزدیک فرکانس اصلی در مورد انسان و حیوان بسیار بیشتر از پهن‌شدگی طیف خودروی متحرک می‌باشد. بنابراین اسپکتروگرام می‌تواند معیاری برای جداسازی خودروی متحرک از دیگر گروه باشد. اما جداسازی انسان و حیوان متحرک با استفاده از

فرستنده رادار نزدیک می‌شود. در این حالت، پاها و دستها با سرعتی بیشتر از بدنه فرد، به حرکت در می‌آیند.

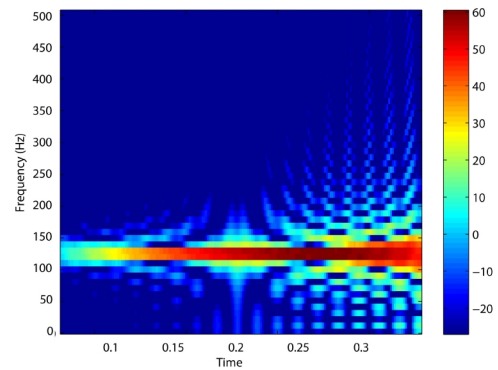


شکل (2): نحوه گام برداری انسان

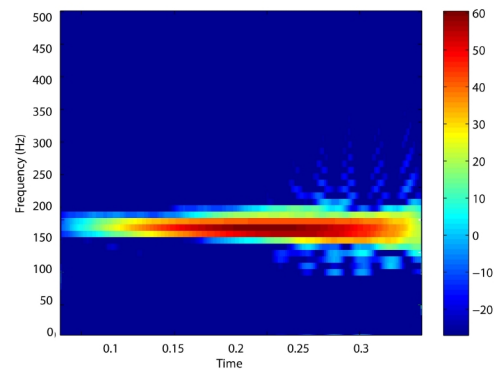
همانطور که در شکل (2) نمایش داده شده است، سیگنال $X_m(t)$ روی سیگنال بازگشتی $X_0(t)$ مدوله می‌شود که ناشی از حرکت دستها و پاها می‌باشد. پاها و دستهای نازکتر حیوان نسبت به جثه بزرگتر آن، اثر داپلر ظریف‌تر و باریکتری را روی داپلر اصلی ایجاد می‌کند. جمع‌آوری داده، با استفاده از یک رادار آزمایشگاهی باند X با رزولوشن 50 متر و $PRF=5KHz$ ، صورت گرفت. سعی شد هدفهای متفاوت در یک فاصله 120 متری با سرعت یکنواخت و ثابت نسبت به یکدیگر حرکت کنند. از اهداف مختلف در مسیر رفت و برگشت داده جمع‌آوری شد. برای تست الگوریتم، زوایای مختلفی از حرکت هدف مقابل آنتن مورد بررسی قرار داده شد. این سناریو در چهار فاصله 350، 700، 1200 و 1800 متری از رادار تکرار شد. در هر فاصله، ذخیره‌سازیهای متعددی صورت گرفت. نهایتاً 48 نمونه داده به عنوان داده آموزشی از هر نوع هدف، به الگوریتم پیشنهادی آموزش داده شد. به جز حالتی وجود اهداف مشخص، حالتی که آشکارساز رادار، هدفی را به الگوریتم شناسایی اعلام کند، ولی هدف اعلام شده هیچکدام از حالتی آموزشی دیده نباشد، به عنوان نویز در نظر گرفته شد. به این منظور، نویز هر کدام از محیطهایی که در آن دیتای آموزش داده شده انتخاب شده بود، جداگانه از فیلتر MTI عبور داده شد. سیگنال بازگشتی از اهداف به صورت فایل Text در کامپیوتر متصل به رادار ذخیره گردید. نمودار اسپکتروگرام یک فرد در حال راه رفتن، در شکل (3) نشان داده شده است. این نمودار با گرفتن FFTهای متوالی در پنجره‌های زمانی کوتاه بدست می‌آید. اسپکتروگرام با استفاده از پنجره همینگ و همپوشانی $\frac{7}{8}$ برای FFTهای 512 نقطه‌ای محاسبه شده

است. طول پنجره مورد تحلیل 16384 نقطه بوده است. فرکانس نمونه برداری 5KHz در نظر گرفته شده است. شکلهای (4) و (5) اسپکتروگرام ناشی از حرکت حیوان و خودرو را نشان می‌دهد. در تمامی شکلهای فرکانس داپلر در محور عمودی و زمان در محور افقی نشان داده شده‌اند. دامنه سیگنال بازتابی نیز بصورت رنگ در نمودار مشخص شده است، به این صورت که رنگ قرمز بیانگر بیشترین و رنگ

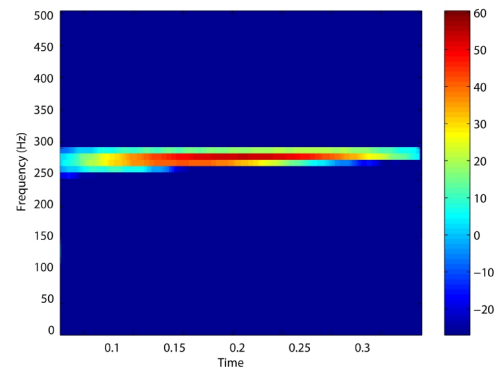
اسپکتروگرام ممکن نیست. با استفاده از تحلیل چیرپلت، نمایش دقیقتری از طیف زمان - فرکانس انسان و حیوان به دست می‌آید.



شکل (6): نمایش زمان - فرکانس تبدیل چیرپلت از انسان متحرک



شکل (7): نمایش زمان - فرکانس تبدیل چیرپلت از حیوان متحرک



شکل (8): نمایش زمان - فرکانس تبدیل چیرپلت از خودروی متحرک

شکلهای (6)، (7) و (8) نمایش زمان-فرکانس تحلیل چیرپلت اهداف را نشان می‌دهد. شکلهای (6) و (7)، تفاوت نمایش زمان - فرکانس انسان و حیوان را به خوبی نمایان می‌سازد. پاهای نازکتر حیوان، سبب به وجود آمدن گسترگی طیفی کمتر، حول و حوش داپلر اصلی، نسبت به انسان شده است. بر این اساس استخراج ویژگی از این نمایشهای زمان-فرکانس مد نظر قرار گرفت. گشتاورهای زرنیک از نمایشهای به دست آمده استخراج گردید و به عنوان ویژگی به الگوریتم KNN داده شد. دامنه گشتاورهای زرنیک نسبت به چرخش تغییر نمی‌کنند [13] و مرتبه های بالاتر آن می‌تواند ویژگی دقیقتری از تصویر استخراج نماید [14]. نرخ طبقه بندی 90% به دلیل وجود احتمال آشکارسازی 0,9 مورد نظر قرار گرفت. بر این اساس، مرتبه‌های مختلف گشتاورهای زرنیک در SNR=-10dB مورد بررسی قرار گرفت. همانطور که در شکل (9) نمایش داده شده است، مرتبه 11 زرنیک، مناسب به نظر می‌آید. روشهای مختلفی در طراحی طبقه بندی کننده، مانند شبکه های عصبی و یا SVM وجود دارد [15]. به دلیل سادگی در پیاده‌سازی از طبقه بندی کننده نزدیکترین همسایه (KNN) استفاده کردیم. وقتی داده جدیدی به الگوریتم KNN می‌رسد، براساس آموزشهای داده شده، نمونه جدید به یک کلاس اختصاص می‌یابد.

4- نتایج شبیه سازی ها روی داده های واقعی

انتخاب ویژگی ها بر اساس طیف زمان - فرکانس به دست آمده برای هر نوع هدف بر اساس تحلیل چیرپلت و استخراج ویژگی با استفاده از گشتاورهای زرنیک مرتبه 11 بوده است. تجزیه سیگنال دریافتی به چیرپلتهای تشکیل دهنده آن، با استفاده از روش ماکزیمم درستنمایی (ML) صورت گرفته است. این روش طبقه بندی، مقاومت خوبی در برابر سرعت متفاوت و جهت‌های گوناگون اهداف دارد.

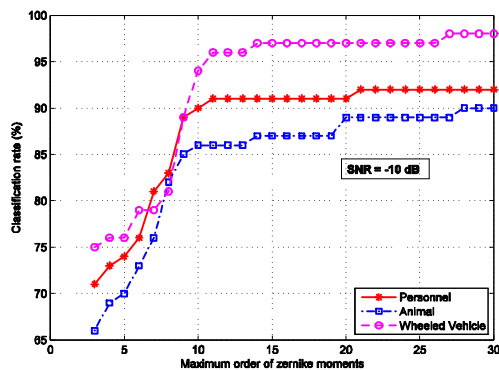
به منظور بررسی تأثیر SNR در نسبت طبقه بندی کننده ارائه شده، نویز واقعی عبور کرده از فیلتر MTI را به داده‌های مورد ارزیابی اضافه کردیم. سپس الگوریتم طبقه بندی را در هر SNR برای 1000 بار اجرا کردیم. میانگین نرخ به دست آمده برای طبقه بندی در SNR های مختلف در شکل (10) ترسیم شده است. خطوط کوچک بالای هر نمودار میانگین، نشان دهنده واریانس مقادیر اندازه‌گیری شده در 1000 بار اجرا است. همانطور که در شکل (10) ملاحظه می‌شود، طبقه بندی کننده طراحی شده، در SNR های بالاتر از -10dB با نرخ بالاتر از 90% می‌تواند به طور صحیح، نوع هدف را اعلام کند. در صورت افزایش زمان ملاحظه هدف، نرخ طبقه بندی، به خوبی افزایش می‌یابد. این موضوع در شکل (11) نشان داده شده است.

همانطور که ملاحظه می‌شود، در SNR=-10dB، در صورتیکه هدف را بیش از 8 ثانیه در دید رادار داشته باشیم، با دقت بالاتر از 96% می‌توان به طور صحیح به ماهیت هدف پی برد.

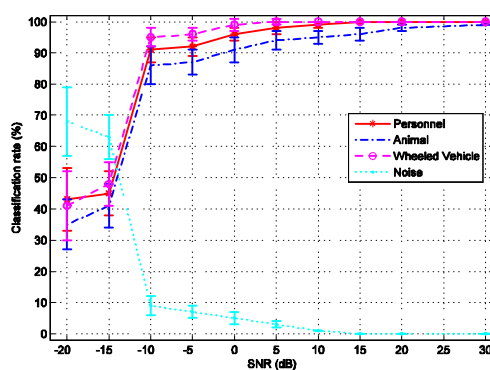
زمینی در رادارهای MTI با رزولوشن پایین، بدون تغییر در پارامترهای طراحی شده رادار، در این مقاله ارائه شده است. نتایج الگوریتم ارائه شده روی داده های واقعی اجرا و تست شده است. نتیجه آنکه الگوریتم ارائه شده نسبت به تغییر سرعت، تغییر جهت و چرخش و فاصله اهداف مستقل است.

مراجع

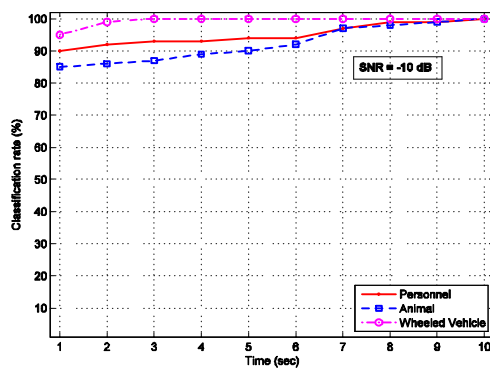
- [1] Kie, B., and Chellapa, R. "Noncooperative target classification using hierarchical modeling of high range resolution RADAR system." IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 45, Page(s): 2318 - 2326, 1997.
- [2] Jouny, I., and Shaw, S. "Target identification using discriminative learning and feature extraction." Proceeding of SPIE, Page(s): 406 - 412, 1999.
- [3] Jahangir, M., Ponting, K., and O'Loughlen, J. W. "Application of HMM to the classification of ground moving targets." In Proceeding of IGARSS 2000, July 2000.
- [4] Jahangir, M., Ponting, K.M., O'Loughlen, J.W., "Robust doppler classification technique based on hidden Markov models", IEE Proceedings, Radar, Sonar and Navigation, vol. 150, No. 1, Page(s):33 - 36, Feb. 2003.
- [5] Bell, M. R., Grubbs, R. A., "JEM Modeling and Measurement for Radar Target Identification", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 29, No. 1, Page(s): 73-87, Jan. 1993.
- [6] Bilik, I., Tabrikian, J., Cohen, A., "GMM-based target classification for ground surveillance doppler RADAR", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 42, No. 1, Jan. 2006 Page(s):267 - 278, Jan. 2006.
- [7] Mann, S., Haykin, S., "The Chirplet Transform: Physical Considerations", IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 43, No. 11, Page(s): 2745 - 2761, Nov. 1995.
- [8] Mann, S., Haykin, S., "Time-frequency perspectives: the 'chirplet' transform", Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1992. ICASSP-92., 1992 IEEE International Conference on vol. 3, Page(s):417 - 420, 1992.
- [9] Skolnik, M. L., "Introduction to Radar Systems", Third Edition. Mc Graw-Hill, 2002.
- [10] Chung-Chieh Lin, Djuric, P.M. "Bayesian estimation of chirplet signals by MCMC sampling", ICASSP Proceedings, vol. 5, Page(s):3129 - 3132, 2001.
- [11] J. Cui, W. Wong, "The adaptive chirplet transform and visual evoked potentials, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 53, No. 7, Page(s):1378 - 1384, July 2006.
- [12] A. Khotanzad and Y. H. Hong, "Rotation Invariant Image Recognition using Features Selected via a Systematic Method", Pattern Recognition, vol. 23, Page(s): 1089-1101, 1990.
- [13] R. Bailey and M. Srinath, "Orthogonal Moment Features for Use with Parametric and Non-Parametric Classifiers", IEEE Trans. on PAMI, vol. 18, Page(s): 389-399, 1996.
- [14] C. Teh and R. T. Chin, "On Image Analysis by the Methods of Moments", IEEE Trans. on PAMI, vol. 10, Page(s): 496-513, 1988.
- [15] Shirman, Y. D., "Computer Simulation of Aerial Target Radar Scattering, Recognition, Detection, and Tracking", Artech House, 2002.



شکل (9): نرخ طبقه بندی بر اساس درجه زرنیک در SNR=-10dB



شکل (10): نرخ طبقه بندی به عنوان تابعی از نسبت سیگنال به نویز (SNR)



شکل (11): نرخ طبقه بندی به عنوان تابعی از انتگرال گیری در SNR=-10dB

5- نتیجه گیری

سیستم بازشناسی خودکار، از جمله قابلیت‌های به روز رادارهای مراقبتی است که امروزه بسیار مورد توجه قرار گرفته است. این سیستم‌ها امروزه در اکثر رادارهای تصویر برداری و یا رادارهایی که با رزولوشن بالا کار می‌کنند، مورد استفاده قرار گرفته است. روشی به منظور اضافه کردن سیستمی هوشمند برای بازشناسی و طبقه بندی اهداف متحرک