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

محمد علائی[1] **حمیدرضا امین‌داور**[2]

1- دانش آموخته کارشناسی ارشد، پژوهشکده فجر- دانشگاه امام حسین (ع)- تهران- ایران
virmmalaee@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 می‌دهد 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 علایی
نشانی نویسنده‌ی مسئول : ایران – تهران – بزرگراه شهید بابایی– دانشگاه امام حسین (ع) – دانشکده‌ی برق

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-12]

1- مقدمه

رادار وسیله الکترومغناطیسی است که برای تشخیص و تعیین موقعیت هدفها بکار می‌رود. این دستگاه بر اساس ارسال یک شکل موج خاص به طرف هدف (مثلاً یک موج سینوسی با مدولاسیون پالسی) و تجزیه وتحلیل بازتاب آن عمل می‌کند. رادار به منظور توسعه توانایی‌های 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 می‌باشد. آشکارسازی، نشانه پی‌بردن 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 می‌باشد. بعضی از اطلاعات موجود در سیگنال بازگشتی رادار عبارتست از: برد، سرعت نسبی هدف، جهت زاویه‌ای، 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 نمی‌دهند که این مورد نقیصه مهمی برای آنها تلقی می‌شود. کارکرد در رزولوشن پایین، شناسایی نوع هدف را دچار مشکل می‌کند. رادارهای مجهز به الگوریتمهای شناسایی و طبقه بندی نوع هدف، می‌توانند مانند چشم انسان که علاوه بر دیدن موقعیت اشیاء نوع آن را هم تشخیص می‌دهد، به کاربر در تصمیم گیری صحیح کمک کنند.

اکثر الگوریتمهای شناسایی و طبقه بندی اهداف که تاکنون ارائه شده‌اند، برای رادارهای با رزولوشن بالا [1] و یا موج میلیمتری [2] توسعه یافته است. رادارهای مراقبت زمینی MTI عموماً در رزولوشن پایین کار می‌کنند و لذا استفاده از الگوریتمهای مورد بحث، برای آنها امکانپذیر نمی‌باشد. 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 می‌تواند 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 می‌رسد[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 لحظه‌ای بر اساس دیدن هدف در زمانیکه بیم اصلی آنتن رادار از روی آن عبور می‌کند (در حالت جستجو)، استفاده از تحلیل چیرپلت را برای نمایش بهتر زمان-فرکانس اثر داپلر، امری معقول جلوه می‌دهد. عموماً تحلیل گرهای هوشمند داپلر، تخمین زننده های طیف سیگنال هستند، که می‌توانند اجزای موجود در سیگنال را بهتر نمایش دهند [5].

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 طبقه‌بندی اهداف متحرک زمینی (یک انسان، دسته‌ای 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 عباتند از انسان شامل یک نفر، دو نفر یا سه نفر، خودرو شامل خودروی شنی و خودروی چرخ دار و حیوان و دسته‌ای برای کلاتر. برای طبقه بندی و تصمیم گیری از الگوریتمهای maximum likelihood و majority-voting استفاده شده است. نرخ طبقه‌بندی 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 می‌کنند. 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 نمایی‌های مختلط وزن دهی شده است(موجها). بطور مشابه، تبدیل موجک، سیگنال را با نسبت مقیاس و نسخه‌های شیفت یافته موجک مادر، بسط می‌دهد. همانطور که موجک، موج کردن است چیرپلت، چیرپ کردن است [8]. در تبدیل چیرپلت، تقسیم بندی نقشه زمان– فرکانس به روش غیر مستطیلی انجام می‌گیرد. 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 داده‌های واقعی انجام شده است و نتایج حاصله نشان دهنده مقاوم بودن الگوریتم پیشنهادی در رزولوشن پایین برای رادارهای MTI مراقبت زمینی می‌باشد.

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-12]

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 می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$X(t)=a(t)e^{j2pf_o t + j\,j(t)} \qquad (۱)$$

که در آن $a(t)$ دامنه سیگنال بازگشتی است و $j(t)$ تابعی از فرکانس ارسالی f_0 است. اصل شناخته شده اثر داپلر بیان می‌کند 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 می‌آید[9]:

$$f_d = 2\frac{V}{l}\cos q \qquad (۲)$$

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

$$y(t)=z(t)e^{j2pf_o t} \qquad (3)$$

که در آن $z(t)=a(t)e^{jj(t)}$ پوش مختلط $y(t)$ است. همانطور که از رابطه (3) مشاهده می‌شود، طیف $y(t)$ نسخه شیفت فرکانسی یافته $z(t)$ است. پس می‌توان معیار شناسایی هدف را طیف پوش مختلط $z(t)$ قرار داد. تحلیلهای گذشته اثر داپلر عموماً بر مبنای فرض ایستایی سیگنال بازتابی رادار توسعه یافته بودند. آنالیز سیگنالهای چند عنصری در مدل کردن غیر پارامتریک امری مهم است. بعنوان مثال، STFT با پنجره‌های بهینه شده، از رویکردهایی است که بر بهبود رزولوشن و محو کردن کراس‌ترمها می‌انجامد. 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 گسترده‌تر، شده است[10]. از این رو این مسئله می‌تواند به صورت تعمیم STFT و تحلیل موجک در نظر گرفته شود و بنابراین می‌تواند تخمین خوبی از طیف صحیح برای یک محدوده وسیع باشد. بر این اساس، فرض می‌کنیم 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 می‌کنیم:

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

که در آن $\mathrm{Re}\{w[n]\}$ و $\mathrm{Im}\{w[n]\}$ ناهمبسته‌اند و $w[n]\sim(0,s^2)$. از آنجایی که فرض کردیم، سیگنال بازگشتی هدف، از مجموعه‌ای از چیرپلت های گوسی تشکیل شده است، $s_k[n]$ به صورت زیر قابل بیان است:

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

و $n=n_0,\ldots,n_0+N-1$ و $0<a_k$ و $w_k\le 2p$. پارامترهای a_k,w_k,t_k به ترتیب نمایشگر موقعیت مکانی، موقعیت فرکانسی و نرخ چیرپ هستند و b_k دوره زمانی kاُمین چیرپلت را کنترل می‌کند. 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 kاُمین چیرپلت (a_k) عددی مختلط است و $w[n]$ نویز سفید مختلط گوسی با میانگین صفر و واریانس s^2 می‌باشد. مشاهده می‌شود که سیگنال چیرپ حالت خاصی از چیرپلت است که در آن $b=0$ می‌باشد. در معادله (4)، $c[n]$ کلاتر زمینی است، که توزیع آن رایلی فرض می‌شود. مدل کلاتر رایلی معمولاً وقتی مورد استفاده قرار می‌گیرد 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 می‌باشد، داریم:

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

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 می‌شود که محاسبه آن با استفاده از روش MLE صورت می‌گیرد [11]. پارامترهای مجهول، پارامترهای چیرپلتها(q_k) و واریانس نویز گوسی هستند. بعلت اینکه ماکزیمم کردن $f(\mathbf{y};q)$ برای تخمین ML از q، معمولاً کار مشکلی است، می‌توان $\ln f(\mathbf{y};q)$ 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 می‌توان داشت:

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

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

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-12]

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.6- No.2- Fall & Winter 2009

مرحله اول: مقدار دهی اولیه

- مقدار دهی اولیه q_0'
- برای i = 0, 1, ... تا همگرایی

مرحله دوم: امید ریاضی

- محاسبه $U(q,q_i') = E[\ln f_{X;\Theta}(\mathbf{x};q)/\mathbf{y};q_i']$

مرحله سوم: بیشینه سازی

- انتخاب $q_{i+1}' = \arg\max_q U(q,q_i')$

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:

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

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

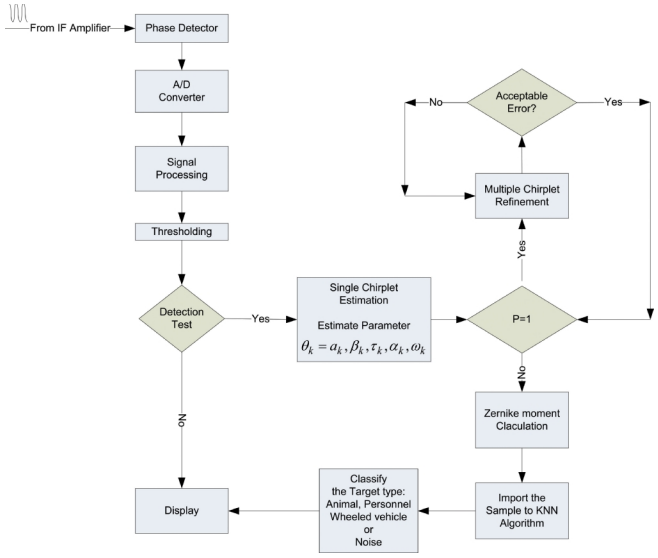
$$R_{nm}(x,y)=\sum_{s=0}^{\frac{n-|m|}{2}} S_{n,|m|,s}(x^2+y^2)^{\frac{n-2s}{2}} \qquad (9)$$

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

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

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

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

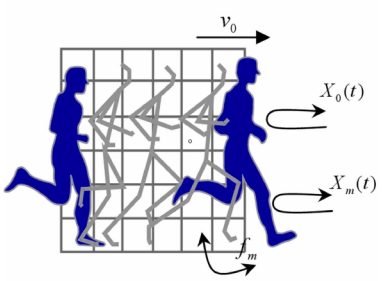
سپس گشتاورهای زرنیک از نقشه زمان - فرکانس به دست آمده استخراج می‌گردد. گشتاورهای استخراج شده به عنوان نمونه وارد الگوریتم نزدیکترین همسایه می‌شوند. الگوریتم نزدیکترین همسایه (KNN) طبقه بندی نهایی را با توجه به داده های آموزشی خود انجام می‌دهد.

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

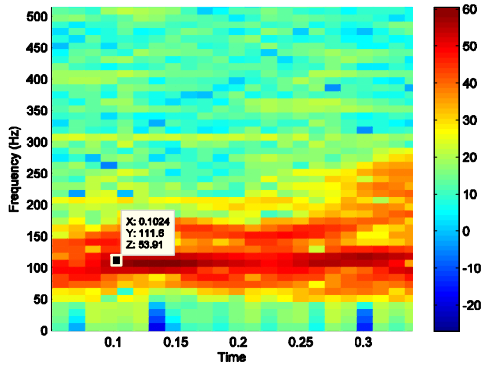
[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-12]

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

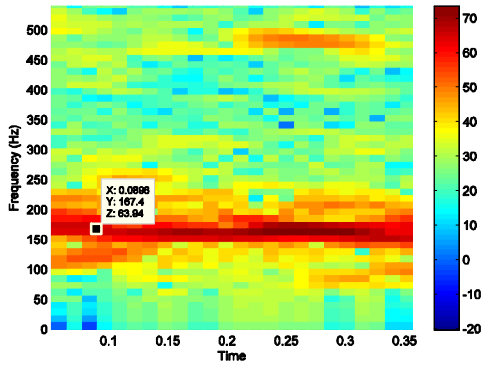


شکل(2): نحوه گام برداری انسان

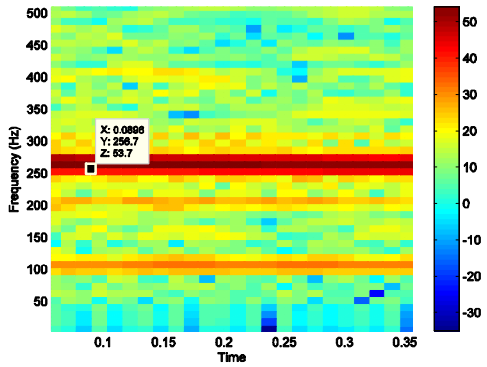
همانطور که در شکل (2) نمایش داده شده است، سیگنال $X_m(t)$ روی سیگنال بازگشتی $X_0(t)$ مدوله می‌شود که ناشی از حرکت دستها و پاها می‌باشد. پاها و دستهای نازکتر حیوان نسبت به جثه بزرگتر آن، اثر داپلر ظریف تر و باریکتری را روی داپلر اصلی ایجاد می‌کند. جمع آوری داده، با استفاده از یک رادار آزمایشگاهی باند 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 جمع آوری 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 حالتهای وجود اهداف مشخص، حالتی که آشکارساز رادار، هدفی را به الگوریتم شناسایی اعلام کند، ولی هدف اعلام شده هیچکدام از حالتهای آموزش 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 FFT های 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 شکلها، 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 آبی بیانگر کمترین چگالی است.



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



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

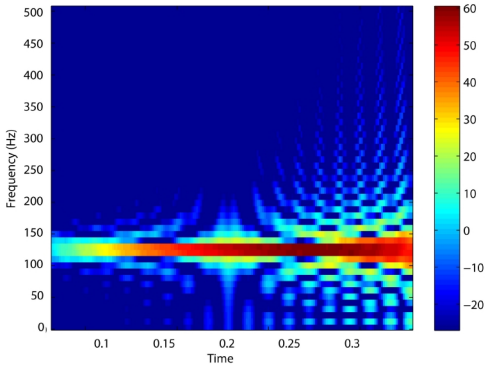


شکل (5): اسپکتروگرام به دست آمده از خودروی متحرک

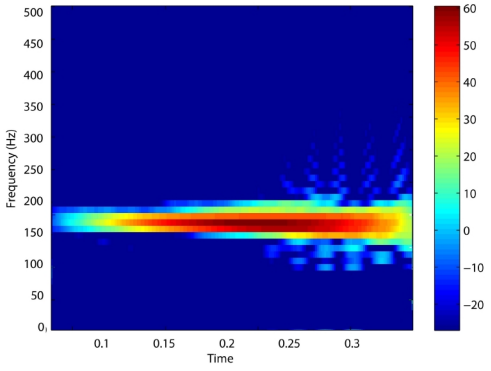
شکلهای (3)، (4) و (5) ناشی از اسپکتروگرام اهداف نشان می‌دهد که پهن شدگی طیف نزدیک فرکانس اصلی در مورد انسان و حیوان بسیار بیشتر از پهن شدگی طیف خودروی متحرک می‌باشد. بنابراین اسپکتروگرام می‌تواند معیاری برای جداسازی خودروی متحرک از دیگر گروه باشد. اما جداسازی انسان و حیوان متحرک با استفاده از

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-12]

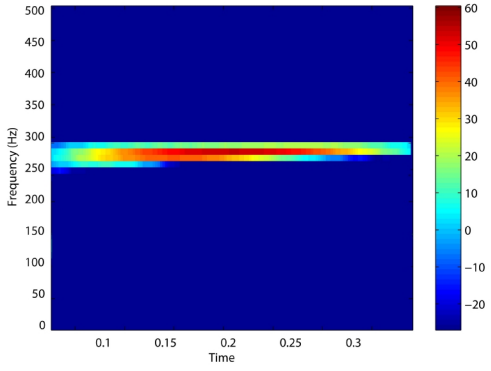
اسپکتروگرام ممکن نیست. با استفاده از تحلیل چیرپلت، نمایش دقیتری از طیف زمان – فرکانس انسان و حیوان به دست می‌آید.



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 نمایش های 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.

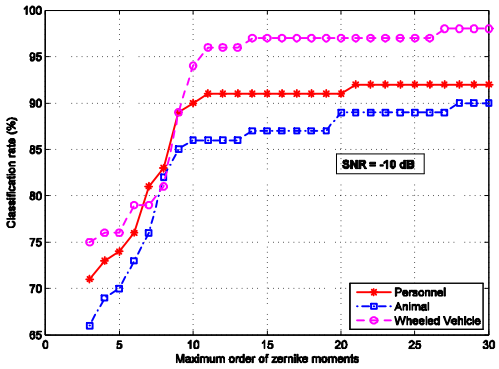
4- نتایج شبیه سازی ها روی داده های واقعی

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.

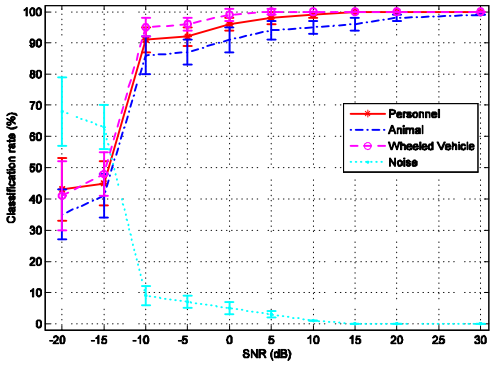
به منظور بررسی تأثیر SNR در نسبت طبقه بندی کننده ارائه شده، نویز واقعی عبور کرده از فیلتر MTI را به داده‌های مورد ارزیابی اضافه کردیم. سپس الگوریتم طبقه بندی را در هر SNR برای 1000 بار اجرا کردیم. میانگین نرخ به دست آمده برای طبقه بندی در SNR های مختلف در شکل (10) ترسیم شده است. خطوط کوچک بالای هر نمودار 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% می-توان به طور صحیح به ماهیت هدف پی برد.

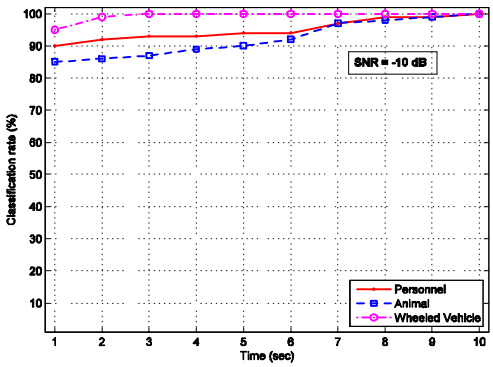
[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-12]



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 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’Loghlen, 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’Loghlen, 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 Measerment 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.

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-12]