

مدل سازی وابستگی کوتاه مدت و بلندمدت نمونه های متوالی تابع پروفیل فاصله اهداف، به منظور تشخیص اهداف راداری

مهدی هادوی^{۱*}، عبدالله آجورلو^۲، محمدمهدی نایبی^۳، محمدحسن باستانی^۴

۱ و ۲- دانشجوی دکتری ۳- استاد ۴- دانشیار، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی شریف

(دریافت: ۹۳/۰۷/۲۵، پذیرش: ۹۴/۰۶/۱۷)

چکیده

اصلی ترین محدودیت در استفاده از تابع پروفیل فاصله به عنوان ابزاری برای تشخیص اهداف راداری، حساسیت آن به زاویه منظر می باشد. به طور متداول برای مدل سازی این حساسیت، نمونه های متوالی تابع پروفیل فاصله (یا ویژگی های استخراج شده از آنها) در یک فاصله زمانی کوتاه از مانور هدف به عنوان نمونه های مستقل با توزیع یکسان (غالباً گوسی) در نظر گرفته می شوند. در این تحقیق سعی شده است با ارائه یک مدل مبتنی بر سیستم دینامیکی، به نوعی بر محدودیت های این مدل ها مانند فرض استقلال نمونه ها غلبه شود. استخراج ویژگی با دو روش استخراج ویژگی های طیفی و ضرایب PCA انجام می گیرد. در صورت استفاده از روش اول مدل سازی به صورت کوتاه مدت و در صورت استفاده از روش دوم مدل سازی به صورت بلندمدت انجام می گیرد. مقایسه نتایج با مدل های مرسوم در هر دو بخش روی داده های شبیه سازی برتری مدل سازی توسط سیستم دینامیکی را نشان می دهد.

واژگان کلیدی

تشخیص اهداف راداری، تابع پروفیل فاصله، مدل سیستم دینامیکی، ویژگی های طیفی، ضرایب PCA، معیار اطلاعات آکایک.

۱. مقدمه

تابع پروفیل فاصله در فرآیند تشخیص اهداف راداری، نیاز به ارائه یک مدل ریاضی برای خصوصیات آماری این نمونه ها در ارتباط با یکدیگر وجود دارد. در این راستا مقالات بسیاری مانند [۷ و ۸] منتشر شده اند که در آن ها به نوعی از مدل گوسی برای مدل سازی این مساله استفاده شده است. برای مثال در [۷] بردارهای مشخصه حاصل از نمونه های متوالی تابع پروفیل فاصله به صورت نمونه هایی از یک توزیع مخلوط گوسی در نظر گرفته می شود. نکته قابل تامل این است که در تمامی این مدل ها، نمونه های متوالی در یک مدت زمان کوتاه به صورت مستقل از هم و با توزیع یکسان فرض شده اند.

در اینجا با حذف فرض استقلال مذکور به دنبال ارائه مدلی برای وابستگی آماری نمونه های متوالی تابع پروفیل فاصله در یک زمان محدود هستیم. با توجه به فیزیک حرکت خطی و چرخشی هدف و نیز ماهیت الکترومغناطیسی مساله مورد بررسی، به نظر می رسد یک مدل غیر ایستادن مبتنی بر سیستم های دینامیکی^۴ (DS) بتواند تا حد

در سال های اخیر مساله تشخیص اهداف توسط رادار مورد توجه بسیاری از دانشمندان قرار گرفته است. در این زمینه، تابع پروفیل فاصله به عنوان یکی از قدرتمندترین ابزارهای موجود مورد استفاده قرار می گیرد [۵-۱]. مهم ترین محدودیت موجود در روش های تشخیص مبتنی بر تابع پروفیل فاصله، حساسیت زیاد این تابع به زاویه منظر^۱ رادار می باشد که در مقالات متعددی مانند [۲ و ۶] به آن اشاره شده است. به عنوان دلیل این مساله می توان به دو پدیده انتقال در راستای سلول های فاصله^۲ و پدیده اسپکل^۳ اشاره کرد که در [۲] به تفصیل درباره آن صحبت شده است.

برای غلبه بر این مساله و به منظور استفاده از نمونه های متوالی

* رایانامه نویسنده پاسخگو: Mahdi_hadavi@ee.sharif.edu

1- Aspect Angle
2- Moving Toward Range Cells
3- Speckle

^۴ Dynamic System

ساختار مطالب مقاله به این صورت است که در فصل آینده، روش‌های استخراج ویژگی و رویکردهای مدل‌سازی کوتاه‌مدت و بلندمدت شرح داده خواهند شد. در فصل سوم مدل سیستم دینامیکی و روش به‌دست آوردن پارامترهای آن بررسی خواهد شد. در فصل چهارم نیز به ارائه نتایج به‌دست آمده حاصل از مدل‌سازی توسط سیستم دینامیکی و مقایسه آن با مدل‌های دیگر توسط آزمایش‌های انجام‌شده خواهیم پرداخت. فرضیات عملی رادار، نحوه شبیه‌سازی و سناریوی عملیاتی مورد نظر نیز در این فصل ارائه خواهد شد.

۲. استخراج ویژگی

استخراج ویژگی از دنباله توابع پروفیل فاصله با دو روش انجام می‌گیرد. در روش اول تعدادی ویژگی طیفی که در حقیقت مکان مراکز اصلی بازتابش^۹ هستند با استفاده از روش تخمین طیف «ریلکس»^{۱۰} استخراج می‌شود [۱۳]. در روش دوم از ضرایب PCA بردارهای توابع پروفیل فاصله به عنوان ویژگی استفاده می‌شود. در روش اول سیستم دینامیک قادر به مدل کردن وابستگی کوتاه مدت بین مشاهدات متوالی است. اما در صورت استفاده از روش دوم، سیستم دینامیک تا حد خوبی قادر به مدل کردن وابستگی بلند مدت بین مشاهدات متوالی نیز خواهد بود. در ادامه به توضیح دقیق‌تر این دو روش می‌پردازیم.

۲-۱. ویژگی‌های طیفی

فرض کنید μ نرخ تغییرات فرکانس سیگنال^{۱۱} LFM^{۱۱} ارسالی باشد. در این صورت طبق قضیه بازتابش امواج الکترومغناطیسی، در فرکانس‌های بالا (که ابعاد هدف بسیار بزرگتر از طول موج سیگنال ارسالی می‌باشد)، تابع پروفیل فاصله تابعی از اندازه سطح مقطع راداری مراکز بازتابشی هدف در راستای برد رادار خواهد بود. در این صورت سیگنال دریافتی در رادار با قدرت تفکیک بالا و بعد از انجام عملیات «پردازش کشش»^{۱۲} (اعمال میکسر LFM و نمونه برداری) که در [۱۳] به آن اشاره شده است، به‌طور تقریبی به‌صورت زیر قابل نمایش می‌باشد.

$$x_n = \sum_{k=1}^K \alpha_k \exp(j2\pi f_k n) + e_n \quad (1)$$

در رابطه فوق a_k و f_k به ترتیب دامنه مختلط و فرکانس متناظر با k امین مرکز بازتابش بوده و K تعداد مراکز اصلی^{۱۳} بازتابشی هدف است. $n = 0, 1, \dots, N-1$ نشان دهنده اندیس زمانی گسسته و N

زیادی خصوصیات آماری موقعیت بازتابش‌های قوی‌تر در تابع پروفیل فاصله را مدل کند. در واقع مدل مبتنی بر سیستم‌های دینامیکی می‌تواند به‌صورت حالت تعمیم‌یافته مجموعه گسترده‌ای از مدل‌های خطی غیر ایستاد در نظر گرفته شود که این فرضیات با فیزیک مساله راداری تطابق زیادی دارد.

مدل سیستم دینامیکی مورد استفاده در این‌جا، همان صورت کلی سیستم دینامیکی با در نظر گرفتن نویز مدل و نویز اندازه‌گیری و حذف ورودی‌های سیستم می‌باشد. با توجه به بزرگی بعد مشاهدات توابع پروفیل فاصله ناگزیر به استخراج ویژگی هستیم. در حقیقت سیستم دینامیکی جهت مدل‌سازی دنباله ویژگی‌های مستخرج از توابع پروفیل فاصله و نه خود دنباله توابع پروفیل فاصله به کار می‌رود. دو روش جهت استخراج ویژگی و به تبع آن دو رویکرد جهت مدل‌سازی به‌کار گرفته می‌شود. در رویکرد اول مدل‌سازی دنباله مشاهدات به‌صورت کوتاه مدت^۱ می‌باشد؛ به این معنا که مشاهدات متوالی از قسمت‌های کوچکی از مانور هدف توسط سیستم دینامیکی مدل می‌شوند. در این قسمت نتایج مدل‌سازی توسط سیستم دینامیکی با مدل مرسوم «تحلیل فاکتور»^۲ (FA) که جهت مدل‌سازی کوتاه‌مدت [۸] مشاهدات متوالی توابع پروفیل فاصله به‌کار می‌رود مقایسه می‌شود. در رویکرد دوم امکان مدل‌سازی بلندمدت^۳ مشاهدات متوالی نیز وجود خواهد وجود دارد. در این قسمت نتایج مدل‌سازی توسط سیستم دینامیکی با مدل مخفی مارکوف^۴ (HMM) و نسخه پیشرفته‌تر آن یعنی مدل مخفی مارکوف غیرایستاد^۵ (NSHMM) که یک روش بسیار خوب برای مدل‌سازی بلندمدت می‌باشد مقایسه می‌شود. برای مقایسه مدل‌ها نیز از معیار اطلاعات آکایک^۶ که در [۹ و ۱۰] ارائه شده و در مقالات بسیاری مانند [۸] از آن استفاده شده است، استفاده کرده‌ایم. ضمناً مدل‌سازی کوتاه‌مدت با استفاده از ضرایب^۷ PCA در کارهای قبلی [۱۱-۱۲] ما انجام گرفته است و برتری سیستم دینامیکی نسبت به روش‌هایی مانند FA در آن‌جا نشان داده شده است.

رادار مورد بررسی در این تحقیق یک رادار ردگیر با قدرت تفکیک بالا در بعد برد می‌باشد. در واقع قدرت تفکیک فاصله رادار با پهنای باند آن نسبت مستقیم دارد و برای دستیابی به این مهم نیاز به ارسال پالس‌های پهن‌بند می‌باشد. برای تحقق این مساله از سیگنالینگ مدوله شده خطی در حوزه فرکانس^۸ استفاده می‌کنیم.

- 1- Short-term
- 2- Factor Analysis (FA)
- 3- Long-term
- 4- Hidden Markov Model (HMM)
- 5- Non-Stationary Hidden Markov Model (NSHMM)
- 6- Akaike Information Criterion (AIC)
- 7- Principal Component Analysis
- 8- Linear Frequency Modulated (LFM)

9- Scattering Center

10- RELAX

11- Linear Frequency Modulated

12- Stretch Processing

13- Dominant

در زمان های طولانی و به علت مانور هدف کاملاً محتمل است که مراکز بازتابش اصلی هدف عوض بشوند یا تعدادی از آنها توسط بدنه هواپیما ماسک شوند که اصطلاحاً به این پدیده، پدیده سایه^۱ گفته می شود. لذا در این حالت، اصطلاحاً سیستم دینامیکی قادر به مدل کردن وابستگی کوتاه مدت بین مشاهدات متوالی است.

۲-۲. ضرایب PCA

تحلیل اجزای اصلی (PCA) یک تبدیل خطی است که طی آن بردارهای مشاهده ورودی که دارای ابعاد زیادی هستند تبدیل به بردارهایی با ابعاد کمتر می شوند که ابعاد در این فضا ناهمبسته بوده (یعنی در این ابعاد اطلاعات اضافی وجود نخواهند داشت) و حاوی بیشترین انرژی بردارهای ورودی در فضا می باشند. از آنجائی که معمولاً ابعاد تابع پروفیل فاصله زیاد است، استفاده از PCA یک انتخاب خوب به نظر می رسد.

فرض کنید \mathbf{x} نماینده بردار مشاهدات باشد. همچنین بدون از دست رفتن کلیت مساله فرض می کنیم میانگین \mathbf{x} صفر باشد. در این صورت، \mathbf{z} را طوری به دست می آوریم که مؤلفه های مشاهدات در فضای جدید ناهمبسته باشند، یعنی [۱۴]:

$$E[z(i)z(j)] = 0 \quad i \neq j \quad (۴)$$

در این صورت اجازه بدهید:

$$\mathbf{z} = \mathbf{A}^T \mathbf{x} \quad (۵)$$

از آنجائی که، فرض کرده ایم $E[\mathbf{x}] = 0$ ، در نتیجه $E[\mathbf{y}] = 0$. از تعریف ماتریس همبستگی داریم:

$$\mathbf{R}_z \equiv E[\mathbf{z}\mathbf{z}^T] = E[\mathbf{A}^T \mathbf{x}\mathbf{x}^T \mathbf{A}] = \mathbf{A}^T \mathbf{R}_x \mathbf{A} \quad (۶)$$

در عمل ماتریس \mathbf{R}_x با میانگین گیری بر روی مجموعه بردارهای مشاهده جهت آموزش به دست می آید. برای مثال اگر n بردار داده \mathbf{x}_k ($k = 1, 2, \dots, n$) داشته باشیم، در این صورت داریم [۱۴]:

$$\mathbf{R}_x \approx \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T \quad (۷)$$

توجه کنید که ماتریس \mathbf{R}_x یک ماتریس متقارن است و بنابراین بردارهای ویژه آن دوجه دو بر هم عمودند. اگر ماتریس \mathbf{A} طوری انتخاب شود که ستون های آن بردارهای ویژه \mathbf{R}_x (یعنی \mathbf{R}_z) با اندازه واحد باشند، ماتریس \mathbf{R}_z یک ماتریس قطری خواهد بود [۱۴]:

$$\mathbf{R}_z = \mathbf{A}^T \mathbf{R}_x \mathbf{A} = \mathbf{\Lambda} \quad (۸)$$

تعداد نمونه های تابع پروفیل فاصله می باشد. در ضمن e_n نیز نشان گر نویز سفید جمع شونده در گیرنده است که البته در بعضی از کاربردها مانند [۲] به صورت خود برگشتی^۱ مدل می شود.

با توجه به سیگنالینگ LFM و نرخ μ می توان رابطه f_k با فاصله مرکز بازتابش k ام (R_k) را به صورت زیر نوشت:

$$f_k = \frac{\mu(R_k - R_0)}{c} \quad (۲)$$

که R_0 در رابطه فوق برد مرجع رادار می باشد و در اغلب موارد همان برد تخمینی هدف در مرحله ردگیری در نظر گرفته می شود و c سرعت انتشار امواج الکترومغناطیسی است. در واقع در اینجا مساله استخراج مشخصه به یافتن a_k ها و به ویژه f_k ها تبدیل می شود که با فرضیات مذکور معادل یک مساله تخمین طیف خواهد بود.

در [۱۳] نشان داده شده است که در میان روش های تخمین طیف به کار رفته برای حل مساله فوق، روش ریلکس دارای قدرت تفکیک بیشتری می باشد. به علاوه، این روش نسبت به تعداد پارامترهای مورد تخمین و نیز مشخصات نویز حساس نیست که این ویژگی از دیگر مزایای استفاده از این روش در تشخیص اهداف راداری با تعداد مراکز بازتابش متغیر محسوب می شود. به همین علت در بسیاری از مقالات مربوط به تشخیص اهداف راداری مانند [۷] از این روش استفاده شده است. اساس این روش، بر کمینه کردن یک معیار غیرخطی حداقل مربعات با استفاده از روش تخمین جداگانه پارامترها^۲ استوار است.

در اینجا تنها از خروجی فرکانسی روش ریلکس (f_k ها) استفاده می کنیم و با a_k ها کاری نداریم. لذا مشاهدات همان بردار فرکانس های حاصل از روش ریلکس خواهد بود که آن را با $\mathbf{y}_{k \times 1}$ نمایش می دهیم. در واقع مساله مورد نظر، مدل سازی آماری نمونه های متوالی از بردارهای مشخصه مستخرج از تابع پروفیل فاصله (مشاهدات) می باشد. این مشاهدات به صورت زیر قابل نمایش خواهند بود:

$$\mathbf{Y} = [\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_T] \quad (۳)$$

که در آن T تعداد نمونه تابع پروفیل فاصله مشاهده شده و \mathbf{y}_t بردار شامل فرکانس های تخمینی الگوریتم ریلکس برای تابع پروفیل فاصله t ام می باشد.

همان طور که پیش تر توضیح داده شد در استخراج ویژگی با روش فوق محل K مرکز بازتابش اصلی هدف استخراج می شود. جهت مدل سازی دنباله ویژگی های طیفی مستخرج با استفاده از سیستم دینامیکی باید مدل سازی در زمان های نسبتاً کوتاه انجام بگیرد، زیرا

$$y_t = Hx_t + v_t \quad (16)$$

که در آن، بردار حالت مخفی^۱، y_t بردار مشخصه مشاهدات، w_t و v_t به ترتیب نویز مدل و اندازه‌گیری می‌باشند که نسبت به یکدیگر و نمونه‌های دیگر خود ناهمبسته بوده و توزیع هر کدام به صورت زیر می‌باشد:

$$w_t \sim N(\mu_w, Q) \quad (17)$$

$$v_t \sim N(\mu_v, R) \quad (18)$$

بردار حالت اولیه x_0 نیز گوسی فرض می‌شود. در واقع پارامترهای این مدل شامل ماتریس گذار (F)، ماتریس مشاهدات (H) و پارامترهای توزیع‌های گوسی می‌باشد. برای تخمین این پارامترها از روشی مشابه روش ارائه شده در [۱۵] استفاده می‌کنیم که بر پایه تکنیک بیشینه کردن انتظار^۲ (EM) استوار است. خلاصه این روش توسط همین نویسندگان در [۱۶] نیز آمده است.

در این روش تخمین پارامترهای مدل سیستم دینامیکی به وسیله محاسبه امید ریاضی شرطی آماره‌های کافی بردار حالت در مرحله E و تخمین مجدد پارامترها در مرحله M، به صورت تکرار شونده تا رسیدن به همگرایی صورت می‌پذیرد.

اگر تعداد مشاهدات N باشد و Y مجموعه بردارهای مشاهده در یک سگمنت باشد، آنگاه آماره‌های کافی مورد محاسبه در مرحله E به صورت زیر خواهند بود:

$$E\{x_t | Y\} = \hat{x}_{t|N} \quad (19)$$

$$E\{x_t x_t^T | Y\} = \hat{x}_{t|N} \hat{x}_{t|N}^T + \Sigma_{t|N} \quad (20)$$

$$E\{x_t x_{t-1}^T | Y\} = \hat{x}_{t|N} \hat{x}_{t-1|N}^T + \Sigma_{t, t-1|N} \quad (21)$$

این آماره‌ها با استفاده از یک فیلتر کالمن با روش هموارسازی با بازه‌های ثابت^۳ محاسبه می‌شوند. این کار در دو مرحله بازگشتی پیش‌رونده^۴ و پس‌رونده^۵ با الحاق عملیات بازگشتی مربوط به آماره‌های مرتبه دوم صورت می‌پذیرد که در ادامه مراحل آن آورده شده است. میانگین نویز اندازه‌گیری μ_v صفر فرض شده است. عملیات بازگشتی پیش‌رونده:

$$\hat{x}_{t+1} = \hat{x}_{t|t-1} + K_t e_t \quad (22)$$

$$\hat{x}_{t+1} = F \hat{x}_{t|t} + \mu_w \quad (23)$$

که در آن، Λ یک ماتریس قطری است که عناصر روی قطر آن λ_i ها مقادیر ویژه ماتریس Rx است. چون ماتریس Rx یک ماتریس مثبت معین است، مقادیر ویژه آن مثبت خواهد بود. بدین صورت به هدف خود که رسیدن به ویژگی‌های ناهمبسته (z_i ها) بود، رسیدیم. در این صورت x از رابطه زیر قابل حصول خواهد بود [۱۴]:

$$x = \sum_{i=0}^{N-1} z(i) a_i \quad (9)$$

و $z(i)$ از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$z(i) = a_i^T x \quad (10)$$

حال فرض کنید \hat{x} را به عنوان تقریبی از x به صورت زیر تعریف کنیم:

$$\hat{x} = \sum_{i=0}^{m-1} z(i) a_i \quad (11)$$

که در آن تنها از m بردار ویژه استفاده شده است. در واقع \hat{x} تصویر x در زیرفضای ساخته شده با m بردار ویژه موجود در مجموع فوق است. در این صورت خطای میانگین مربع‌های این تقریب برابر خواهد بود با [۱۴]:

$$E[x - \hat{x}]^2 = E\left[\sum_{i=m}^{N-1} z(i) a_i\right]^2 \quad (12)$$

اگر هدف ما به دست آوردن بهترین تقریب با کمترین خطای میانگین مربع‌های باشد، با توجه به رابطه (۱۲) و در نظر داشتن خاصیت تعامد بردارهای ویژه داریم:

$$\begin{aligned} E\left[\sum_{i=m}^{N-1} z(i) a_i\right]^2 \\ = E\left[\sum_i \sum_j z(i) a_i^T\right] \left[\sum_j z(j) a_j\right] \\ = \sum_{i=m}^{N-1} E[z^2(i)] = \sum_{i=m}^{N-1} a_i^T E[xx^T] a_i \end{aligned} \quad (13)$$

از ترکیب رابطه فوق با رابطه (۱۲) و استفاده از تعریف بردار ویژه داریم:

$$E[x - \hat{x}]^2 = \sum_{i=m}^{N-1} a_i^T \lambda_i a_i = \sum_{i=m}^{N-1} \lambda_i \quad (14)$$

بنابراین اگر در رابطه (۱۱) بردار ویژه‌های متناظر با بزرگترین m مقدار ویژه را انتخاب کنیم، خطا در (۱۴) مینیمم می‌شود [۱۴]. در نتیجه جهت کاهش بعد ویژگی می‌توانیم m ویژگی اول z (تصویر x بر بردار ویژه اول) را به عنوان ویژگی‌های نهایی و خروجی PCA انتخاب کنیم.

۳. مدل سیستم دینامیکی

در مدل سیستم دینامیکی مشاهدات $Y = [y_1, y_2, \dots, y_T]$ بر اساس روابط زیر تولید می‌شوند:

$$x_{t+1} = Fx_t + w_t \quad (15)$$

- 1- Hidden State Vector
- 2- Expectation Maximization (EM)
- 3- Fixed Interval Smoothing
- 4- Forward
- 5- Backward

در [۱۵] نشان داده شده است که این روش دارای سرعت همگرایی بالایی نسبت به روش های موجود می باشد.

۴. نتایج شبیه سازی ها

در اینجا برای بررسی و مقایسه عملکرد مدل های مذکور از داده های برگشتی از یک هدف جنگنده استفاده کردیم. رادار مورد بررسی نیز یک رادار ردگیر با قابلیت تفکیک بالا در بعد فاصله و با سیگنالینگ مدوله شده خطی در حوزه فرکانس می باشد. در واقع فرض می کنیم در مرحله تشخیص، هدف در حال ردگیری می باشد و برای داشتن حداکثر میزان سیگنال به نویز و نیز نداشتن تداخل سیگنال ارسال و دریافت، فرض می کنیم طول زمانی سیگنال ارسال معادل زمانی فاصله هدف تا رادار است. رادار مورد نظر نیز یک رادار زمینی ردگیر اهداف هوایی می باشد. در این آزمایش برای راحتی کار از اثر زمین و نیز تداخل انواع کلاتر صرف نظر می کنیم.

پهنای باند رادار مورد استفاده در اینجا ۱۵۰ MHz است که معادل ۱ m قدرت تفکیک^۱ فاصله خواهد بود. برای شبیه سازی سیگنال بازگشتی رادار از نرم افزار BSS^۲ [۱۷] استفاده شده است. شبیه سازی توابع پروفیل فاصله در این نرم افزار بر اساس روش تحلیل ساده ترین مولفه ها^۳ انجام می گیرد. در این روش سطح هدف مورد بررسی به چند مولفه هندسی ساده تقسیم می شود و سیگنال بازگشتی از هر قسمت به صورت نقاط و خطوط نورانی محاسبه شده و به صورت مختلط با در نظر گرفتن قطبی شدگی^۴ با یکدیگر جمع می شوند. در [۱۷] این روش تقریب عددی الکترومغناطیس به طور کامل توضیح داده شده و نتایج حاصل از این روش با داده های عملی مقایسه شده است. در شبیه سازی توابع پروفیل فاصله اثر نویز نیز در نظر گرفته می شود.

برای شبیه سازی حرکت هدف مورد ردگیری توسط رادار نیز از نرم افزار منبع آزاد JSBSim^۵ استفاده کرده ایم که قادر به شبیه سازی مانور هدف های مختلف هوایی با شش درجه آزادی می باشد. در واقع این نرم افزار اطلاعات موقعیت کارتیزین هدف نسبت به دستگاه اینرسی (نسبت به مرکز زمین) و اطلاعات موقعیت زاویه ای قرارگیری هدف را در طول یک مانور با مشخصات قابل تنظیم، در اختیار ما قرار می دهد.

هدف مقایسه کیفیت مدل سازی توسط سیستم دینامیکی با دیگر مدل های به کار گرفته شده می باشد. برای مقایسه عملکرد مدل ها از معیار اطلاعات آکایک^۶ (AIC) استفاده کرده ایم. در واقع اگر

$$e_t = y_t - H\hat{x}_{t|t-1} \quad (24)$$

$$K_t = \Sigma_{t|t-1} H^T \Sigma_{e_t}^{-1} \quad (25)$$

$$\Sigma_{e_t} = H \Sigma_{t|t-1} H^T + R \quad (26)$$

$$\Sigma_{t|t} = \Sigma_{t|t-1} - K_t \Sigma_{e_t} K_t^T \quad (27)$$

$$\Sigma_{t,t-|t|} = (I - K_t H) F \Sigma_{t-|t|-1} \quad (28)$$

$$\Sigma_{t+|t|} = F \Sigma_{t|t} F^T + Q \quad (29)$$

عملیات بازگشتی پس رونده:

$$\hat{x}_{t-|t|N} = \hat{x}_{t-|t|-1} + A_t [\hat{x}_{t|N} - \hat{x}_{t|t-1}] \quad (30)$$

$$\Sigma_{t-|t|N} = \Sigma_{t-|t|-1} + A_t [\Sigma_{t|N} - \Sigma_{t|t-1}] A_t^T \quad (31)$$

$$A_t = \Sigma_{t-|t|-1} F^T \Sigma_{t|t-1}^{-1} \quad (32)$$

$$\Sigma_{t,t-|t|N} = \Sigma_{t,t-|t|} + [\Sigma_{t|N} - \Sigma_{t|t}] \Sigma_{t|t}^{-1} \Sigma_{t,t-|t|} \quad (33)$$

بعد از محاسبه (۱۹)، (۲۰) و (۲۱) با استفاده از روابط فوق در مرحله E، پارامترهای مدل در مرحله M باید دوباره تخمین زده شوند. برای این منظور ابتدا اجازه دهید دو اپراتور زیر را تعریف کنیم [۱۶]:

$$\langle o_t \rangle_1 = \frac{1}{N+1} \sum_{t=0}^N o_t \quad (34)$$

$$\langle o_t \rangle_2 = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N o_t \quad (35)$$

در این صورت، در مرحله M پارامترها به صورت زیر تخمین زده می شوند [۱۶]:

$$[\hat{F} \hat{\mu}_w] = \quad (36)$$

$$\left(\begin{bmatrix} E\{x_t x_t^T | Y\} & E\{x_t | Y\} \\ E\{x_t | Y\} & 1 \end{bmatrix} \right)^{-1} \cdot \begin{bmatrix} E\{x_{t+1} x_t^T | Y\} & E\{x_{t+1} | Y\} \\ E\{x_t | Y\} & 1 \end{bmatrix} \quad (37)$$

$$\hat{Q} = E\{x_{t+1} x_{t+1}^T | Y\} - \left[E\{x_{t+1} x_t^T | Y\} \quad E\{x_{t+1} | Y\} \right]_2 \cdot [\hat{F} \hat{\mu}_w]^T \quad (37)$$

$$\hat{H} = y_t E\{x_t^T | Y_{a_t}\} \left(E\{x_t x_t^T | Y\} \right)^{-1} \quad (38)$$

$$\hat{R} = y_t y_t^T - \hat{H} E\{x_t | Y\} y_t^T \quad (39)$$

1- Resolution

2- Backscattering Simulation Software

2- Simplest Component Analysis

3- Open Source

4- Polarization

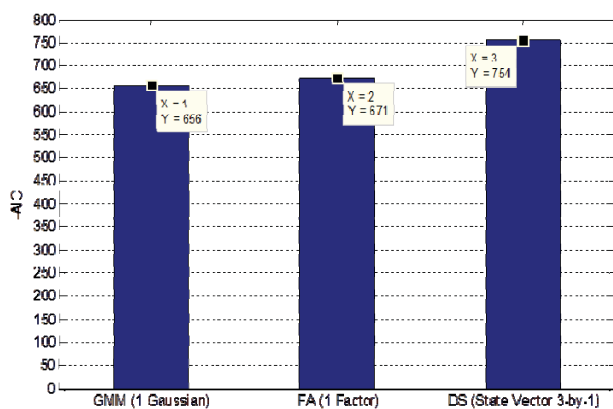
5- jsbsim.Sourceforge.net

6- Akaike Information Criterion (AIC)

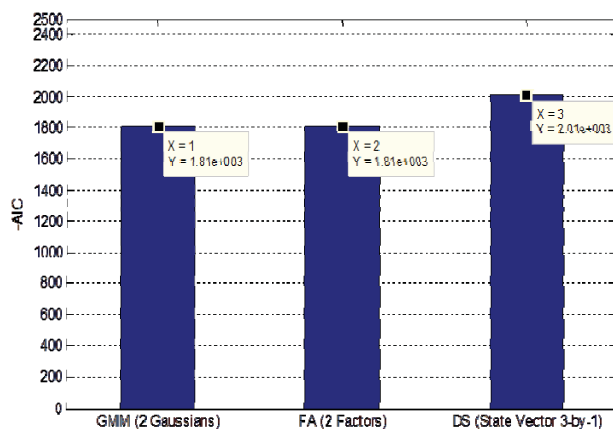
استقلال نمونه‌ها، درست‌نمایی مشاهدات بخش برابر با مجموع درست‌نمایی تک‌تک مشاهدات بخش خواهد بود که درست‌نمایی یک مشاهده به‌راحتی و از روی توزیع احتمال آن مشاهده به‌دست خواهد آمد. اما برای محاسبه درست‌نمایی در سیستم دینامیکی (که فرض استقلال در آن وجود ندارد) باید از روابط فیلتر کالمن استفاده نمود. برای این منظور فرض کنید دنباله مشاهدات یک قطعه جهت تست باشند، در این صورت درست‌نمایی مشاهدات برای سیستم دینامیکی با مجموعه پارامتر توسط نمایش نوآوری^۴ زیر به‌دست می‌آید [۱۵]:

$$\log P(Y|\theta) = \sum_{t=1}^N \left\{ \log |\Sigma_{e_t}| + e_t^T \Sigma_{e_t}^{-1} e_t \right\} + \text{constant} \quad (41)$$

که در آن خطاهای پیش‌بینی e_t و ماتریس‌های کواریانس متناظر Σ_{e_t} توسط معادلات فیلتر کالمن از (۲۸-۲۲) به‌دست می‌آیند.



شکل ۱. مقادیر AIC- مدل‌های مختلف برای قطعه‌ای از مانور شامل ۳۲ تابع پروفیل فاصله



شکل ۲. مقادیر AIC- مدل‌های مختلف برای قطعه‌ای از مانور شامل ۸۱ تابع پروفیل فاصله

میزان درست‌نمایی^۱ مشاهدات را با L و تعداد پارامترهای مدل را با p نمایش دهیم، این معیار به صورت زیر قابل تعریف خواهد بود:

$$AIC = -2 \log (P(Y|M)) + 2p = -2L + 2p \quad (40)$$

در این رابطه M مدل مورد بررسی و p تعداد درجه‌های آزادی (پارامترهای مستقل مجهول) آن می‌باشد. در واقع با پیچیده‌تر شدن مدل، افزایش یافته و AIC را افزایش خواهد داد. این معیار در بسیاری از کاربردها با تعداد نمونه محدود، برای بررسی میزان انطباق مدل‌های موجود با مشاهدات و انتخاب مدل بهینه استفاده می‌شود. بهترین مدل در بین مدل‌های مورد مقایسه با این معیار، کمترین میزان AIC را دارا خواهد بود.

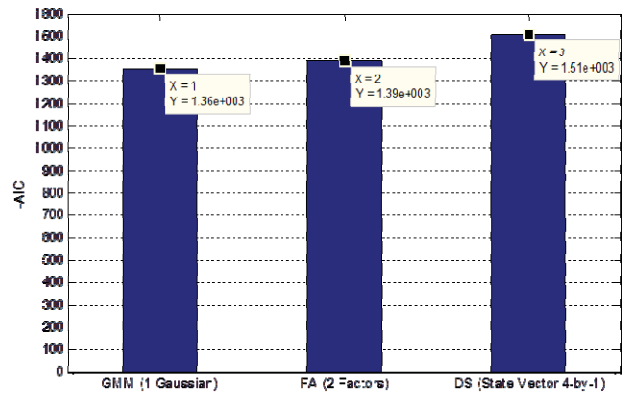
همان‌طور که در بخش ابتدایی توضیح داده شد، دنباله توابع پروفیل فاصله در طول مانور به‌عنوان ورودی به الگوریتم استخراج ویژگی داده می‌شوند و خروجی آن که دنباله بردارهای ویژگی هستند، مشاهداتی هستند که باید توسط سیستم دینامیکی مدل شوند. آزمایش در این قسمت شامل دو بخش می‌باشد. در بخش اول برای مدل‌سازی از ویژگی‌های طیفی و در بخش دوم از ضرایب PCA استفاده شده است.

۴-۱. مدل‌سازی با استفاده از ویژگی‌های طیفی

همان‌طور که پیش‌تر اشاره شد، استفاده از دنباله ویژگی‌های طیفی مستخرج توسط الگوریتم ریلکس برای مدل‌سازی کوتاه مدت مناسب است. در این نوع مدل‌سازی مانور هدف به بخش‌های^۲ نسبتاً کوچکی تقسیم شده و مدل‌سازی برای هر قطعه به‌صورت مجزا انجام می‌شود. در تمام روش‌های ارائه شده برای این کار بر خلاف مدل سیستم دینامیکی مشاهدات متوالی در هر کدام از این بخش‌ها مستقل فرض می‌شوند. در این قسمت کیفیت مدل‌سازی توسط سیستم دینامیکی را با مدل‌سازی توسط مدل مخلوط گوسی^۳ (GMM) و مدل تحلیل فاکتور (FA) که در آنها فرض استقلال وجود دارد مقایسه می‌کنیم. برای آشنایی بیشتر با مدل تحلیل فاکتور و نحوه تخمین پارامترهای آن می‌توانید به [۲۰-۱۸] مراجعه کنید. در شکل‌های (۱ تا ۳) نمودار مقادیر AIC- برای مدل‌های مختلف برای ۳ بخش از مانور جنگنده F-14 آورده شده است. برای مدل‌های FA و GMM نتیجه برای بهترین مدل (بهترین تعداد گوسی‌ها در GMM و بهترین تعداد فاکتور در FA) نمایش داده شده است. همان‌طور که از نمودارها مشخص است مدل سیستم دینامیکی برتری قابل توجهی نسبت به مدل‌های FA و GMM دارد. برای محاسبه درست‌نمایی در مدل‌های FA و GMM (جهت محاسبه AIC) با توجه به فرض

1- Likelihood
2- Segment
3- Gaussian Mixture Model

کیفیت مدل سازی بلندمدت مشاهدات توسط سیستم دینامیکی را مورد ارزیابی قرار دهیم. بدین منظور نتایج مدل سازی را با مدل سازی توسط مدل مخفی مارکوف (HMM) و مدل مخفی مارکوف غیر ایستا (NSHMM) که جهت مدل سازی بلندمدت به کار می رود، مقایسه خواهیم کرد. مدل مخفی مارکوف شامل تعدادی حالت مخفی^۱ است که یک زنجیره مارکوف را تشکیل می دهند و نقش متغیرهای ثانویه^۲ را ایفا می کنند. در صورت باقی ماندن در هر حالت، مشاهدات (متغیرهای قابل مشاهده^۳) متوالی به صورت iid و با یک توزیع مختص به آن حالت تولید می شوند. این توزیع می تواند خود ناشی از یک مدل آماری مثلاً مدل مخلوط گوسی باشد. لذا مدل مخفی مارکوف به نوعی وابستگی بین نمونه ها را از طریق زنجیره مارکوف بین حالت های مخفی برقرار می کند. یکی از مشکلات HMM عدم مدل سازی استمرار حالت^۴ است. به این معنی که احتمال باقی ماندن در یک حالت با افزایش تعداد مرتبه های باقی ماندن در آن تغییری نمی کند. لذا برای حل این مشکل مدل NSHMM ارائه شد. برای آشنایی کامل با مدل های HMM و NSHMM و نحوه تخمین پارامترهای آن ها به ترتیب می توانید به [۲۱ و ۲۲] مراجعه کنید. برای مقایسه، این بار بخش های طولانی تری از مانور هدف را انتخاب می کنیم و پس از به دست آوردن دنباله ضرایب (PCA) در این جا ۶ ضریب در نظر گرفته شده است (از روی دنباله توابع پروفیل فاصله در این بخش، مدل ای سیستم دینامیکی، HMM و NSHMM



شکل ۳. مقادیر AIC- مدل های مختلف برای قطعاتی از مانور شامل ۴۴ تابع پروفیل فاصله

۲-۴. مدل سازی با استفاده از ضرایب PCA

همان طور که پیش تر گفته شد در صورت استفاده از ضرایب PCA علاوه بر مدل سازی وابستگی کوتاه مدت، مدل سازی وابستگی بلند مدت مشاهدات متوالی نیز توسط سیستم دینامیکی امکان پذیر می باشد. در این حالت مقایسه مدل سازی کوتاه مدت توسط سیستم دینامیکی با مدلهایی مانند FA که استقلال بین نمونه ها را فرض می کنند، در کارهای قبلی ما [۱۹-۲۰] انجام گرفته است و برتری مدل سیستم دینامیکی نشان داده شده است. در اینجا قصد داریم،

جدول ۱. AIC مدل های مختلف برای سگمنت های مانور F-15

Segment No.	HMM N = ۸	HMM N = ۹	HMM N = ۱۰	NSHMM N = ۸	NSHMM N = ۹	NSHMM N = ۱۰	DS n = ۴	DS n = ۵	DS n = ۶
۱	-۱/۳۰۲۸۴	-۱/۳۵۶۸۴	-۱/۵۱۷۳۴	-۱/۱۲۳۶۴	-۱/۱۵۱۹۴	-۱/۱۴۱۲۴	-۲/۱۳۳۰۴	-۲/۳۹۰۹۴	-۳/۶۰۲۱۴
۲	-۴/۶۳۵۱۴	-۵/۷۲۴۰۴	-۵/۴۲۷۲۴	-۴/۸۹۴۴۳	-۴/۳۲۶۲۳	-۶/۴۴۴۴۳	-۴/۵۱۶۰۴	-۶/۵۷۹۴۳	-۷/۶۰۷۲۳
۳	-۱/۰۴۲۲۴	-۱/۰۴۶۱۴	-۱/۰۴۷۲۴	-۱/۰۳۶۳۴	-۱/۰۰۲۸۴	-۱/۰۰۵۷۴	-۱/۲۰۶۴۴	-۱/۴۷۷۰۴	-۱/۷۸۱۷۴
۴	-۱/۷۴۳۶۴	-۱/۸۴۲۹۴	-۱/۹۶۹۷۴	-۱/۷۵۴۹۴	-۱/۷۸۰۰۴	-۱/۷۷۶۲۴	-۲/۷۳۲۷۴	-۳/۳۸۴۳۴	-۳/۲۲۷۱۴

جدول ۲. AIC مدل های مختلف برای سگمنت های مانور MIG-21

Segment No.	HMM N = ۸	HMM N = ۹	HMM N = ۱۰	NSHMM N = ۸	NSHMM N = ۹	NSHMM N = ۱۰	DS n = ۴	DS n = ۵	DS n = ۶
۱	-۲/۶۸۱۷۴	-۲/۷۹۸۹۴	-۲/۹۶۷۵۴	-۲/۵۷۲۶۴	-۲/۴۰۵۰۴	-۲/۷۱۸۴۴	-۳/۸۱۳۹۴	-۴/۲۸۱۹۴	-۵/۳۹۷۴۴
۲	-۴/۹۶۳۲۳	-۴/۳۹۸۵۳	-۶/۶۸۱۲۳	-۵/۲۱۵۰۳	-۵/۲۰۷۲۳	-۴/۷۲۴۴۳	-۳/۳۲۴۴۳	-۵/۰۲۹۷۳	-۷/۰۷۹۹۳
۳	-۱/۱۳۶۸۴	-۱/۳۰۹۴۴	-۱/۴۸۴۲۴	-۹/۶۶۴۹۳	-۱/۱۹۷۵۴	-۱/۲۴۹۲۴	-۱/۳۰۵۵۴	-۱/۴۱۳۳۴	-۱/۵۶۹۴۴
۴	-۲/۱۰۸۶۴	-۲/۳۷۱۳۴	-۲/۳۹۶۹۴	-۲/۱۸۹۵۴	-۱/۹۰۶۹۴	-۲/۱۶۲۱۴	-۲/۹۰۴۱۴	-۳/۵۹۸۹۴	-۳/۶۶۴۵۴

جدول ۳. AIC مدل های مختلف برای سگمنت های مانور Tornado

Segment No.	HMM N = ۸	HMM N = ۹	HMM N = ۱۰	NSHMM N = ۸	NSHMM N = ۹	NSHMM N = ۱۰	DS n = ۴	DS n = ۵	DS n = ۶
۱	-۱/۲۴۴۰۴	-۱/۶۱۲۴۴	-۱/۳۲۹۴۴	-۹/۹۷۸۶۳	-۱/۰۷۲۱۴	-۱/۱۳۴۴۴	-۲/۲۷۲۲۴	-۳/۰۶۷۳۴	-۲/۸۱۹۰۴
۲	-۴۸۶/۵	-۲/۲۰۷۲۳	-۳/۵۵۱۲۳	-۷۸۴/۶۶۳۹	-۳/۲۳۷۹۳	-۳/۷۴۷۹۳	-۱/۸۴۱۷۳	-۳/۸۴۵۶۳	-۵/۰۹۵۴۳
۳	-۴/۹۳۲۶۳	-۴/۳۳۶۵۳	-۷/۲۹۷۰۳	-۱/۹۷۲۵۳	-۵/۲۸۳۹۳	-۵/۵۳۹۹۳	-۶/۱۳۲۷۳	-۷/۹۱۱۳۳	-۱/۰۲۴۶۴
۴	-۱/۴۰۰۰۴	-۱/۳۹۴۰۴	-۱/۶۰۸۱۴	-۱/۴۱۸۱۴	-۱/۴۲۶۲۴	-۱/۴۷۵۸۴	-۱/۸۹۰۳۴	-۲/۱۹۶۴۴	-۲/۷۵۵۳۴

- 1- Hidden State
- 2- Latent Variable
- 3- Observable Variable
- 4- State Duration Modeling

- IEEE international radar conference record, pp. 310-315, 2000.
- [7] F. Zhu, X. Zhang, Y. Hu, and D. Xie, "Non-stationary hidden markov models for multi-aspect discriminative feature extraction from radar targets," IEEE Trans. signal processing, vol. 55, Iss. 5, pp. 2203-2214, 2007.
- [8] L. Du, H. Liu, and Z. Bao, "Radar HRRP statistical recognition: parametric model and model selection," IEEE Trans. signal processing, vol. 56, no. 5, pp. 1931-1944, 2008.
- [9] H. Akaike, "A new look at the statistical model identification," IEEE Trans. automatic control, vol. 19, no. 6, pp. 716-723, 1974.
- [10] S. Sclove, "Application of model-selection criteria to some problems in multivariate analysis," Psychometrika, vol. 52, no. 3, pp. 333-343, 1987.
- [11] A. Ajourloo, M. Hadavi, M. H. Bastani, and M. M. Nayebi, "Radar target recognition using dynamic system model," Radar conference, 2014 IEEE, pp. 1446-1450, 19-23 May 2014.
- [12] A. Ajourloo, M. Hadavi, M. H. Bastani, and M. M. Nayebi, "Radar HRRP Modeling using Dynamic System for Radar Target Recognition," Radioengineering journal, vol. 23, no. 1, pp. 121-127, April 2014.
- [13] J. Li and P. Stoica, "Efficient mixed-spectrum estimation with applications to target feature extraction," IEEE Trans. signal processing, vol. 44, pp. 281-295, 1996.
- [14] S. Theodoridis and K. Koutroumbas, Pattern Recognition, Fourth Edition, Academic Press, 2008.
- [15] V. Digalakis, J. R. Rohlicek, and M. Ostendorf, "ML estimation of a stochastic linear system with the EM algorithm and its application to speech recognition," IEEE Trans. speech and audio processing, vol. 1, iss. 4, pp. 441-452, 1993.
- [16] M. Ostendorf, V. Digalakis, and O. Kimball, "From HMM's to segment models: A unified view of stochastic modeling for speech recognition", IEEE Trans. on speech and audio processing, vol. 4, pp. 360-378, 1996.
- [17] Y. D. Shirman, "Computer Simulation of Aerial Target Radar Scattering," Recognition detection and estimation, Artech house, 2001.
- [18] H. Attias, "Independent factor analysis," Neural Comput., vol. 11, no. 4, pp. 803-851, 1999.
- [19] D. Rubin and D. Thayer, "EM algorithms for ML factor analysis," Psychometrika, vol. 47, no. 1, pp. 69-76, 1982.
- [20] Z. Ghahramani and G. E. Hinton, "The EM algorithm for mixtures of factor analyzers," Dept. comp. sci., univ. of toronto, Toronto, Canada, Tech. rep. CRG-TR-96-1, 1996.
- [21] L. R. Rabiner, "A tutorial on hidden markov models and selected applications in speech recognition," Proc. IEEE, vol. 77, no. 22, February 1989, pp. 57-285.
- [22] B. Sin, and J. H. Kim, "Nonstationary hidden Markov model," Signal Process., vol. 46, pp. 31-46, 1995.

را از طریق آن‌ها آموزش داده و معیار AIC را برای آنها به دست می‌آوریم. نتایج برای مانور سه هدف مختلف شامل جنگنده‌های F-15، MIG-21 و Tornado به ترتیب در جداول (۳-۱) آمده است. پارامتر N در مدل‌های HMM و NSHMM نشان‌دهنده تعداد حالات مخفی و پارامتر n در DS نشان‌دهنده بعد بردار حالت مخفی می‌باشد. e^4 نتایج به روشنی رای به برتری مدل‌سازی توسط سیستم دینامیکی نسبت به HMM و NSHMM می‌دهد.

۵. نتیجه‌گیری

در این نوشته مدل‌سازی آماری وابستگی نمونه‌های متوالی تابع پروفیل فاصله در طول ردگیری اهداف هوایی توسط رادار مورد بررسی قرار گرفت. این مدل‌سازی به منظور تقلیل اثر مخرب وابستگی تابع پروفیل فاصله به زاویه منظر در تشخیص اهداف راداری صورت می‌پذیرد. در واقع با توجه به فرض عدم استقلال نمونه‌ها در این روش، می‌توان بخش‌ها را بزرگتر انتخاب کرد و لذا این مدل نسبت به مدل‌هایی که مبتنی بر فرض استقلال هستند برتر خواهد بود. در اینجا روشی جدید برای مدل‌سازی پدیده مذکور توسط مدل سیستم دینامیکی ارائه شده است که محدودیت روش‌های متداول را تا حد زیادی کاهش می‌دهد. دو روش جهت استخراج ویژگی به کار گرفته شد که روش اول برای مدل‌سازی کوتاه‌مدت و روش دوم برای مدل‌سازی بلندمدت مورد استفاده قرار گرفت. در هر دو بخش برتری سیستم دینامیکی نسبت به روش‌های موجود با استفاده از شبیه‌سازی نشان داده شد.

۶. مراجع

- [1] H. J. Li and S. H. Yang, "Using range profiles as feature vectors to identify aerospace objects," IEEE Trans. antennas and propagation, vol. 41, no. 3, pp. 261-268, 1993.
- [2] S. Hudson and D. Psaltis, "Correlation filters for aircraft identification from radar range profiles," IEEE Trans. aerospace and electronic systems, vol. 29, no. 3, pp. 741-748, 1993.
- [3] R. A. Mitchel and R. DeWall, "Overview of high range resolution radar target identification," Proc. automatic target recognition working group, Monterey, CA, 1994.
- [4] R. A. Mitchell and J. J. Westerkamp, "Robust statistical feature based aircraft identification," IEEE Trans. aerospace and electronic systems, vol. 35, no. 3, pp. 1077-1094, 1999.
- [5] N. Ghadimi, "Target recognition using the novel method of matching between target and the radar signal," PhD thesis, Electrical engineering department, Sharif university of technology, Tehran, 2001 (In Persian).
- [6] X. Liao, Z. Bao, and M. Xing, "On the aspect sensitivity of high resolution range profiles and its reduction methods,"

Short-term and Long-term Dependency Modeling of Consecutive Range Profiles for Radar Target Recognition

M. Hadavi*, A. Ajourloo, M. M. Nayebi, M. H. Bastani

*Sharif University of Technology

(Received: 17/10/2014, Accepted: 08/09/2015)

Abstract

High resolution range profile (HRRP) is being known as one of the most powerful tools for radar target recognition. The main problem with range profile for radar target recognition is its sensitivity to aspect angle. To overcome this problem, consecutive samples of HRRP (or feature vectors extracted from them) were assumed to be independent identically distributed (iid) in small frames of aspect angles in most of the previous works. In this work, an alternative method based on dynamic system is proposed to overcome the limitations of the recent methods such as the independency assumption. Two different feature extraction schemes using spectral features and PCA coefficients are utilized. When the first scheme is employed, modeling is done in short-term, whereas long-term modeling is done while employing the second scheme. Simulation results show superiority of our model over common models using either approach to feature extraction.

Keywords: Radar Target Recognition, Range Profile, Dynamic System Model, Spectral Features, PCA Coefficients, Akaike Information Criterion.