مجله علمی پژوهشی «علوم و فناوری های پدافند نوین»
سال پنجم، شماره ۱، بهار ۱۳۹۳؛ ص ۸-۱

روشی جدید برای بهبود کلاس‌بندی اهداف هوایی راداری توسط کرنل‌های مختلف ماشین بردار پشتیبان

سید محمد علوی[۱*]، مرتضی حاج‌محمدی[۲]، محمدهادی رضایتی[۲]
۱- استادیار ۲- کارشناسی ارشد دانشگاه جامع امام حسین (ع)
(دریافت: ۹۱/۰۹/۲۶، پذیرش: ۹۲/۱۰/۱۰)

چکیده

امروزه مبحث کلاس‌بندی اهداف هوایی اهمیت روزافزونی یافته است و روش‌های مختلفی برای رسیدن به این هدف مورد استفاده قرار می‌گیرد. ماشین بردار پشتیبان از جمله جدیدترین روش‌های مورد استفاده در این حوزه می‌باشد. در این مقاله برای کلاس‌بندی سه هدف جنگنده، هواپیمای مسافربری و هلی‌کوپتر از سه روش کلاس‌بندی چند کلاسه ماشین بردار پشتیبان شامل روش یکی در برابر یکی، یکی در برابر همه و گراف غیرچرخشی جهت‌دار پیشنهاد شده است و به دلیل اینکه کلاس‌ها به طور خطی به خوبی قابل تفکیک نبودند، از ایده توابع کرنل مثل چند جمله‌ای، خطی، مرتبه دوم و تابع پایه شعاعی استفاده شده است. با توجه به نتایج به دست آمده از شبیه‌سازی سه روش مذکور، روش گراف غیرچرخشی جهت‌دار با توابع کرنل مختلف دارای بهترین عملکرد است. همچنین روش یکی در برابر همه با کرنل RBF و مجذوری بهتر از روش یکی در برابر یکی با توابع کرنل مختلف عمل می‌کند. در این مقاله سرعت اجرای سه روش نیز مورد بررسی قرار گرفته است و نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که سه روش دارای سرعت اجرای یکسانی می‌باشند. بنابراین به منظور کلاس‌بندی اهداف فوق، روش گراف غیرچرخشی جهت‌دار که دارای دقت بهتری می‌باشد، پیشنهاد شده است.

کلید واژه‌ها: ماشین بردار پشتیبان، روش گراف غیرچرخشی جهت‌دار، کلاس‌بندی چند کلاسه ، توابع کرنل.

New Method to Improve Classification of Radar Object by Different Kernel of Support Vector Machine

S. M. Alavi[*], M. Hajmohammadi, M. H. Rezayati
Imam Hossein University
(Received: 16/12/2012; Accepted: 31/12/2013)

Abstract

Today, the importance of classification of radar object has drastically grown and numerous methods have been applied to achieve this goal. Support Vector Machine (SVM) stands among the newest methods on this subject. Herein, three different types of SVM methods have been suggested for fighter, airplane and helicopter including on-vs-one method, one-vs-rest method and directional acyclic graph method. Since these methods were not sufficiently capable of being distinctive in a linear way, some concepts of Kernel function such as polynomial, linear, quadratic and basic radial function have been used. Directional acyclic graph method using Kernel function yielded the best results according to the outputs obtained from simulation. One-vs-rest method using RBF and quadratic Kernel as well, was more adapted than on-vs-one method. The run time of performing these three methods is also deeply verified. The results showed a similar run time for all the three. Hence, to classify the noted goal, the method of directional acyclic graph is proposed as it manifests the most optimized performance in terms of accuracy.

Keywords: Support Vector Machine, Direct Non-Acyclic Graph, Multiclasses Classification Support Vector Machine, Kernel Function.

[*] Corresponding Author E-mail: malavi@ihu.ac.ir

۱. مقدمه

هدف‌های هوایی مختلفی وجود دارند از قبیل: هواپیماهای مسافربری، جنگنده‌ها، هلی‌کوپترها، پهبادها و غیره هر یک از این اهداف مشخصه‌های منحصر به فردی دارند که می‌توان از آن‌ها برای شناسایی استفاده کرد، از جمله این مشخصه‌ها می‌توان به سطح مقطع راداری و سرعت اشاره کرد. با استفاده از رادارها می‌توان این مشخصه‌ها را برای اهداف به دست آورد. سطح مقطع راداری برای یک هواپیمای تک موتوره در حدود یک مترمربع، هلی‌کوپترها در حدود ۳ مترمربع است. همچنین سرعت هواپیماهای جنگنده به مراتب بیشتر از سرعت هواپیماهای مسافربری و هلی‌کوپترها است. برای کلاس‌بندی اهداف روش‌های متعددی مورد استفاده قرار گرفته است، که می‌توان به روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی، ماشین‌های بردار پشتیبان و روش‌های آماری اشاره کرد. اولین الگوریتم برای طبقه‌بندی و دسته‌بندی الگوها در سال ۱۹۳۶ توسط Fisher ارائه شد و معیار آن برای بهینه بودن، کم کردن خطای طبقه‌بندی الگوهای آموزشی بود. بسیاری از الگوریتم‌ها و روش‌هایی نیز که تاکنون برای طراحی طبقه‌بندی کننده‌ها الگو ارائه شده است، از همین راهبُرد پیروی می‌کنند. در هیچ‌یک از این روش‌ها خاصیت تعمیم طبقه‌بندی کننده به طور مستقیم در تابع هزینه روش دخالت داده نشده است و طبقه‌بندی کننده طراحی شده نیز دارای خاصیت تعمیم دهندگی کمی است. محقق روسی به نام واپنیک [۱] گامی بسیار مهم در طراحی دسته‌بندی کننده‌ها برداشت و نظریه یادگیری آماری را به صورت مستحکم‌تری بنا نهاد و ماشین‌های بردار پشتیبان را بر این اساس ارائه داد. ماشین بردار پشتیبان یکی از پویاترین و جدیدترین حوزه‌های تحقیق در حال حاضر است که محققین زیادی را در زمینه‌های گوناگون علمی به خود جلب کرده است. ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM[1])، کلاسی از الگوریتم‌های یادگیری هستند که بر اساس اصول کمینه‌سازی ریسک عملیاتی بنا شده‌اند [۲]. ماشین‌های بردار پشتیبان در تعداد زیادی از زمینه‌های یادگیری ماشین، از جمله کلاس‌بندی، تخمین رگرسیون و غیره استفاده می‌شوند. در مقاله‌های زیادی از این روش به عنوان کلاس‌بندی استفاده شده است. در کاربردهای راداری، بارکر [۳] یک رویکرد دو مرحله‌ای به کمک ماشین بردار پشتیبان برای شناسایی اهداف راداری پالس-داپلر ارائه داده است. مایکل اندرسون [۴] به موضوع کلاس‌بندی بر اساس تفاوت‌های آماری به کمک ماشین بردار پشتیبان پرداخته و از آن در طراحی یک رادار چند فرکانسی موج پیوسته بر اساس آشکارسازی و کلاس‌بندی بهره گرفته است.

در این مقاله، مفاهیم اولیه شامل ماشین بردار پشتیبان، توابع کرنل، کلاس‌بندی چند کلاسه و مدل تولید داده‌های آزمون آمده است و نتایج شبیه‌سازی برای کلاس‌بندی به سه روش مورد نظر شامل یکی در برابر یکی، یکی در برابر همه و گراف غیرچرخشی جهت‌دار با توابع کرنل مختلف برای SVM نشان داده شده است. سپس با استفاده از دو نمودار میانگین مربعات خطا و زمان کلاس‌بندی به ارزیابی و مقایسه روش‌های مورد بحث با یکدیگر پرداخته شده و نتایج حاصل ارائه شده است.

۲. ماشین بردار پشتیبان (SVM)

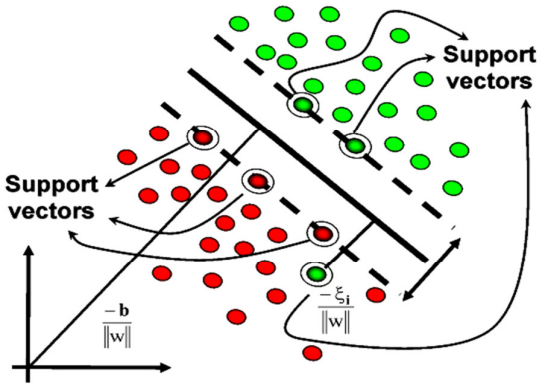
یک مسئله کلاس‌بندی معمولی را در نظر گرفته، برخی بردارهای ورودی و برخی گروه‌های کلاس‌بندی داده‌شده‌اند. هدف مسئله کلاس‌بندی، پیش‌بینی گروه‌های بردارهای ورودی جدید، به گونه‌ای که نسبت خطای کلاس‌بندی کمینه باشد، است.

الگوریتم‌های زیادی برای حل چنین نوعی از مسائل وجود دارد. برخی از این‌ها نیاز دارند که داده‌های ورودی به طور خطی از هم جدا شوند، اما برای تعداد زیادی از کاربردها این فرض مناسب نیست و حتی اگر این فرض در نظر گرفته شود، راه‌حل‌های ممکن زیادی برای حل این مسئله وجود دارد [۶].

واپنیک [۱ و ۷] یک رویکرد ریاضی برای حل این نوع مسائل بهینه‌سازی معرفی کرد. اساس این روش این است که داده‌های آموزش در فضای با بعد کمتر به یک فضای ویژگی با بعد بالاتر نگاشت شوند، زیرا در این فضای ویژگی کلاس‌بندی داده‌های ورودی آسان‌تر است. علاوه بر این با استفاده از این روش این امکان وجود دارد که داده‌های آموزشی که به طور خطی نمی‌توانند از هم جدا شوند، در فضای ویژگی جدید به طور خطی از هم جدا شوند. این روش به وسیله استفاده از توابع کرنل به دست می‌آید.

شکل (۱) یک طبقه‌بندی کننده حاشیه بیشینه و بردارهای پشتیبان را نشان می‌دهد. ایده اصلی این روش ایجاد یک ابر صفحه به عنوان سطح تصمیم‌گیری است، به طوری که حد تفکیک بین نمونه‌های مثبت و منفی حداکثر شود. این روش با استفاده از یک شیوه که بر پایه آموزش آماری بنا نهاده شده، به خصیصه‌های بهینه فوق دست پیدا می‌کند. به صورت دقیق‌تر، ماشین بردار پشتیبان یک پیاده‌سازی تقریبی از روش حداقل کردن ریسک ساختاری است. این الگوریتم جزء الگوریتم‌های با نظارت است و در ابتدا نیاز به آموزش آماده دارد. این الگوریتم در حالت استاندارد برای مسائل تفکیک‌پذیر خطی طراحی‌شده و فقط قادر به تمیز دو کلاس است. در مرحله آموزش بردارهای ویژگی با یک ابر صفحه تفکیک می‌شوند و معادله این ابر صفحه به گونه‌ای محاسبه می‌شود که حد تفکیک (فاصله بین نزدیک‌ترین نقاط هر دسته با ابر صفحه) در آن بیشینه شود و ابر صفحه بهینه را به دست دهد، سپس بردارهایی از دو کلاس که کم‌ترین فاصله را از ابر صفحه دارند، به عنوان کوچک‌ترین زیر مجموعه داده‌های آموزش که توسط الگوریتم فوق استخراج شده‌اند مشخص شده، و بردار پشتیبان نامیده می‌شوند و پس از این و در مرحله آزمایش فقط همین بردارها مورد استفاده قرار می‌گیرند. سپس در مرحله آزمایش بر اساس یک هسته ضرب داخلی بین یک بردار پشتیبان و یک بردار به دست آمده از فضای ورودی، دسته بردار ورودی مشخص می‌شود.

[1] Support Vector Machine



شکل ۱. حاشیه بیشینه و بردارهای پشتیبان [۸]

مسئله بهینه‌سازی ماشین بردار پشتیبان به صورت زیر است [۷]:

$$min\left(\frac{1}{2}\right)\|w\|^2 \qquad (۱)$$
$$s.t.\ y_i(X_i^T W+b)-1\geq 0,\ 1\leq i\leq n$$

با استفاده از ضرایب لاگرانژ که در [۷] به آن اشاره شده است، مسئله بهینه‌سازی به صورت زیر تبدیل می‌شود:

$$max\,(w(\alpha)=\sum_{i=1}^{n}\alpha_i-(\sum_{ij}\alpha_i\alpha_j y_i y_j (x_i x_j))/2) \qquad (۲)$$
$$s.t.\ \sum_{i=1}^{n}\alpha_i y_i=0$$
$$0\leq\alpha_i\leq c,\ i=1,2,\ldots,n$$

تابع f که می‌تواند برای کلاس‌بندی داده‌های آزمون جدید استفاده شود به صورت زیراست:

$$f(x)=w^{*T}x-b^*=\sum_i\alpha_i y_i x_i^T x-b^* \qquad (۳)$$

$$b^*=(\sum_i\alpha_i y_i x_i^T x_i-y_i) \qquad (۴)$$

در فرمول (۴)، i یک ماشین بردار پشتیبان است. در نهایت تابع تصمیم‌گیری ابرصفحه می‌تواند به صورت زیر نوشته شود [۸]:

$$f(x)=sign(\sum_{i=1}^{n}\alpha_i^* y_i (xx_i)-b^*) \qquad (۵)$$

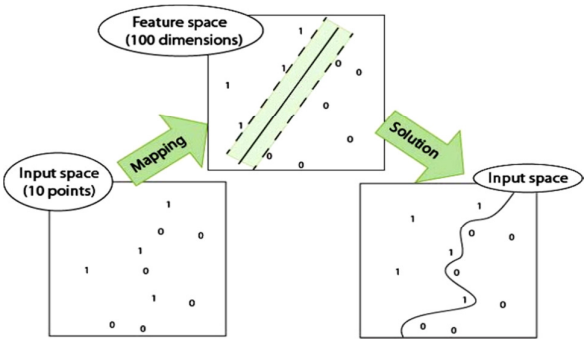
۳. توابع کرنل

تاکنون فقط تابع تصمیم‌گیری خطی مورد توجه قرار گرفت. ایده کلیدی ماشین بردار پشتیبان، انتقال فضای ورودی به یک فضای ویژگی با ابعاد بالاتر است، که داده‌های آموزشی در آن به صورت خطی قابل جداسازی هستند. تابع تصمیم‌گیر خطی در فضای ویژگی، عموماً در فضای ورودی غیرخطی است. برای مسائلی که یک ابر صفحه تصمیم‌گیری غیر خطی لازم است، یک تابع نگاشت $\phi(x)$ برای انتقال داده‌های اصلی به یک فضای ویژگی با ابعاد بالاتر استفاده می‌شود. می‌توان از یک تابع $k(x_i,x_j)$ که ضرب نقطه‌ای را در فضای ویژگی محاسبه می‌کند، به عنوان یک عملیات مستقیم بر روی نمونه داده‌های اصلی استفاده کرد [۹].

$$k(x_i,x_j)=\phi(x_i).\phi(x_j) \qquad (۶)$$

تابع k یک کرنل نامیده شده و SVM ها یک عضو از کلاس گسترده از روش‌های کرنل هستند [۱۰].

شکل (۲) عملکرد یک تابع کرنل در نگاشت داده‌های ورودی به یک فضای ویژگی و انجام عملیات کلاس‌بندی را نشان می‌دهد.



شکل ۲. نمایش نقش کرنل در یک مسئله کلاس‌بندی [۱۲]

توابع کرنل به جای ضرب نقطه‌ای بردارهای تبدیل یافته، جایگزین می‌شوند و شکل واضح و روشن تابع تبدیل ϕ لزوماً شناخته شده نیست. به علاوه استفاده از تابع کرنل به شدت به محاسبات کمتری نیاز دارد.

مسئلهٔ بهینه‌سازی به صورت زیر در می‌آید [۷]:

$$\max(\sum_{i=1}^{k}\alpha_i-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{k}1\sum_{j=1}^{k}k(x_i,x_j)\alpha_i\alpha_j y_i y_j) \qquad (۷)$$

$$s.t.\ \sum_{i=1}^{k}\alpha_i y_i=0 \qquad (۸)$$
$$0\leq\alpha_i\leq c,\ i=1,2,\ldots,k$$

بر اساس تابع تصمیم‌گیری به صورت زیر است:

$$f(x)=sign(\sum_{support\ Vector}^{n}\alpha_i^o y_i K(x,x_i)+b^o \qquad (۹)$$

توابع کرنل مرسوم در جدول (۱) لیست شده است.

۴. مدل تولید مصنوعی داده‌های آزمون

مدل مخلوطی گوسی روشی است که به وسیله آن می‌توان داده‌هایی با توزیع گوسی با میانگین و واریانس مورد نظر تولید کرد و برای مسائل کلاس‌بندی از آن‌ها بهره جست. در این مقاله برای تولید داده‌های آزمون از روی داده‌های آموزشی، از این مدل استفاده شده است. برای این منظور ابتدا میانگین و واریانس سه کلاس داده‌های

آموزشی استخراج شده و سپس تعداد ۳۰۰ داده آزمون برای آزمایش به این روش تولید می‌شود. مدل مخلوطی کلی را می‌توان بـه صـورت رابطه (۱۰) نشان داد [۱۲].

جدول ۱. توابع کرنل متداول [۸ و ۱۱]

Kernel Function	Definition	Parameters
Linear	$x \,.\, x_i$	-
Quadratic	$\tanh(\lambda x.x_i + r)$	r , λ, σ
Polynomial	$(\lambda x.x_i + r)^d$	r , λ , d
RBF[1]	$\exp(\frac{-\lambda\|x - x_i\|^2}{2\sigma})$	λ, σ

$$F_k(x) = \sum_{k=1}^{K} c_k f_k(x) \qquad (۱۰)$$

کـه در آن، $\sum_{k=1}^{K} c_k = 1$ و $c_k \geq 0$ اسـت. K تعـداد مؤلفـه‌هـای مخلوطی، x یک بردار داده ورودی، c_k ضـریب وزن، $f_k(x)$ نمایـانگر تابع توزیع K امین مؤلفه مخلوطی و $F_k(x)$ تابع توزیع نهایی ناشی از K توزیع مخلوطی است. نوع مدل مخلوطی به وسیله نوع تابع توزیـع تعیین می‌شود و بنابراین مدل مخلوطی گوسی بر اساس تـابع توزیـع گوسی شناخته می‌شود.

$$f_k(x) = \left(\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\right)\exp\left(\left(-(x-\mu)^2\right)/2\sigma^2\right) \qquad (۱۱)$$

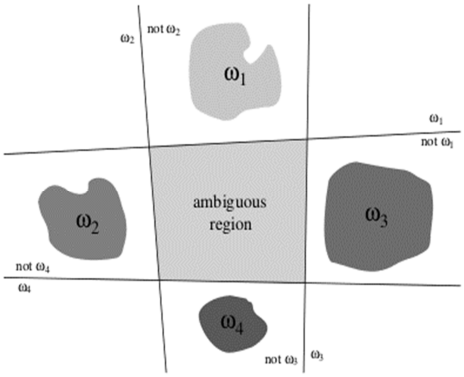
که پارامتر σ^2 واریانس و μ مقدار میانگین (یـا موقعیـت پیـک) یـک مؤلفه مخلوطی است. در شبیه‌سازی انجام شده، از یک توزیع گوسـی برای تولید داده‌های آزمون استفاده شده و بنابراین c_k=K=1 در نظـر گرفته شده است.

۵. روش‌های کلاسه‌بندی چند کلاسه

روش SVM یک دسته‌بندی کننده دوتایی است. در مورد مسائل چند کلاسی رهیافت کلی، کاهش مسئله چند کلاسی بـه چنـدین مسـئله دوتایی است. سپس خروجی‌های دسته‌بندی کننده‌های دوتایی با هم ترکیب‌شده و به این ترتیب مسئله چند کلاسی حل مـی‌شـود. بـرای کلاس‌بندی چنـد کلاسـه SVM، سـه روش وجـود دارد کـه عبـارت هستند از: روش یکی در برابر همه، روش یکی در برابـر یکـی و روش گراف درختی جهت‌دار.

۵-۱. روش یکی در برابر همه (OVA)

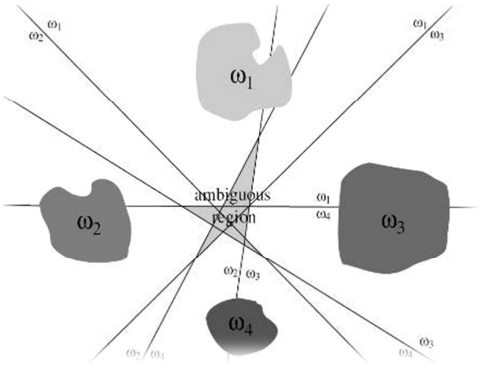
این روش کلاس‌بندی به وسیله فریدمن[۱۰] پیشـنهاد شـد کـه یکـی از مرسوم‌ترین و موفق‌ترین روش‌های چند کلاسـه ماشـین بـردار پشـتیبان است. در این روش یک ماشین بردار پشتیبان دوتـایی، بـرای هـر یـک از ترکیب کلاس‌های ممکن ساخته می‌شـود. بـرای توصـیف کـلاس‌بنـدی کننده به شکل دیگر، مجموعه کلاس‌ها را C در نظـر گرفتـه و سـایز C را K، تعداد نتایج کلاس‌بندی کننده دوتایی K(K-1)/2 اسـت و هـر کـلاس در K-1 مدل استفاده می‌شود [۱۲].



شکل ۳. روش کلاس‌بندی یکـی در برابـر همـه بـرای حالـت ۴ کلاسه [۶]

۵-۲. روش یکی در برابر یکی (OVO)

قدیمی‌ترین روش کلاسه‌بندی چند کلاسه ماشین بردار پشتیبان احتمالاً روش یکی در برابر یکی است [۱۱]. در ایـن روش بـرای کـلاس‌بنـدی K کلاسه، K کلاس‌بندی کننده دوتایی ماشین بردار پشتیبان در نظر گرفته شده است. هر کلاس‌بندی کننده برای متمایز کردن یک کـلاس از دیگـر کلاس‌های باقی‌مانده آموزش داده می‌شود [۸].

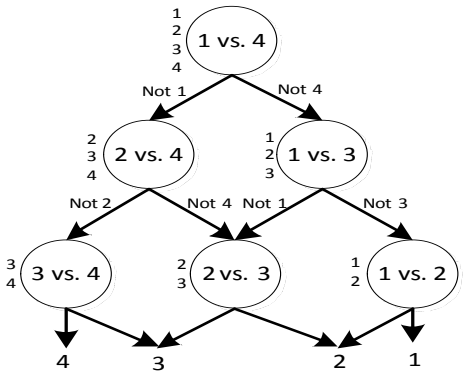


شکل ۴. روش کلاس‌بندی یکـی در برابـر یکـی بـرای حالـت ۴ کلاسه [۶]

۵-۳. روش گراف غیرچرخشی جهت‌دار (DAG)

گراف غیرچرخشی جهـت‌دار بـر پایـه گـراف غیرچرخشـی مسـتقیم ماشین بردار پشـتیبان اسـتوار اسـت. ایـن روش یکـی از روش‌هـای کلاس‌بندی چند کلاسه است که توسط پلات [۱۱ و ۱۳] ارائه شـده است و در آن فاز آموزش دقیقاً مشـابه بـا روش یکـی در برابـر یکـی اعمال می‌شود، بنابراین این روش از K(K-1)/2 کـلاس‌بنـدی کننـده دوتایی استفاده می‌کند با این تفـاوت کـه ایـن روش خـود را در فـاز کلاس‌بنـدی بـه وسـیله یـک سـاختار درختـی دوتـایی ریشـه‌ای بـا K(K-1)/2 گره داخلی و K برگ متمایز می‌کند. هر گره در این گراف شامل یک کلاس‌بندی کننده دوتایی از i مین و j مین کلاس است.

[1] Raidial Basis Function

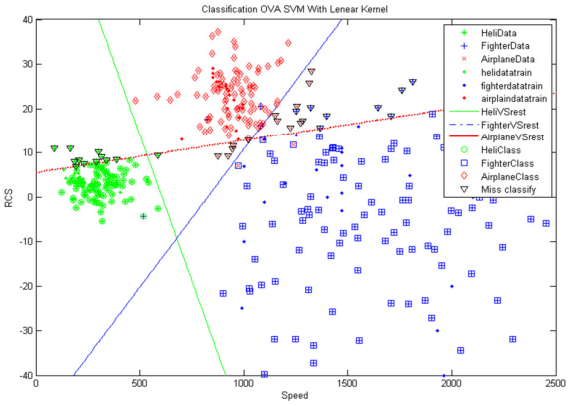


شکل ۵. روش گراف غیرچرخشی جهت‌دار برای حالت ۴ کلاسه [۱۲]

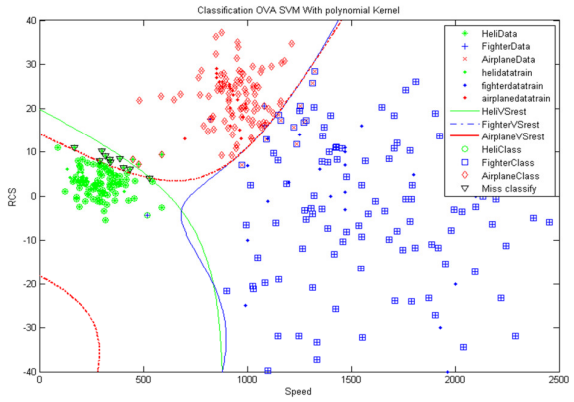
۶. شبیه‌سازی

ابتدا از ۶۰ داده آموزشی که متشکل از ۲۰ داده هواپیمای مسافربری، ۲۰ داده هواپیمای جنگنده و ۲۰ داده هلی‌کوپتر است، برای آموزش شبکه‌ها استفاده می‌شود. با استفاده از مدل مخروطی گوسی ۳۰۰ داده آزمون متشکل از ۱۰۰ داده هواپیمای مسافربری، ۱۰۰ داده هواپیمای جنگنده و ۱۰۰ داده هلی‌کوپتر ایجاد شده است. داده‌ها با استفاده از دو ویژگی سرعت و سطح مقطع راداری توصیف شده‌اند. در این مقاله با توجه به اینکه داده‌ها به صورت خطی به خوبی قابل تفکیک نیستند، برای دست‌یابی به کلاس‌بندی مطلوب از توابع کرنل در SVM استفاده شده است. بر این اساس عملکرد توابع کرنل برای هر کدام از روش‌های کلاس‌بندی چند کلاسه SVM مورد ارزیابی قرار خواهد گرفت.

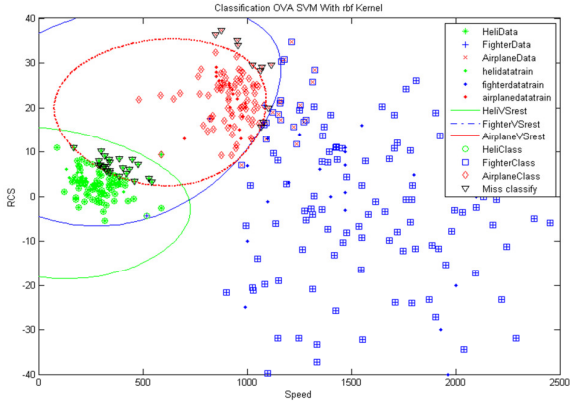
همان‌طور که در شکل‌های زیر مشخص است، داده‌های هلی‌کوپتر با رنگ سبز، داده‌های جنگنده با رنگ آبی و داده‌های مسافربری با رنگ قرمز مشخص شده‌اند. ابتدا با ۶۰ داده آموزشی، شبکه ماشین بردار پشتیبان را آموزش داده، سپس با استفاده از بردارهای پشتیبان مشخص شده، داده‌های آزمون کلاس‌بندی می‌شوند. در این مقاله از سه روش ذکر شده برای کلاس‌بندی اهداف استفاده می‌شود. شکل (۶) کلاسه‌بندی OVA با کرنل خطی را نشان می‌دهد همان‌طور که از شکل مشخص است، کلاس‌ها به خوبی از هم تفکیک نشده‌اند. شکل (۷) کلاسه‌بندی OVA با کرنل چند جمله‌ای را نشان می‌دهد که این روش دقت بیشتری نسبت به کرنل خطی دارد. شکل (۸) کلاسه‌بندی OVA با کرنل تابع پایه شعاعی را نشان می‌دهد، که این روش از دقت بالایی برخوردار است. در نهایت شکل (۹) کلاسه‌بندی OVA با کرنل درجه دوم را نشان می‌دهد، که این روش از دقت خوبی برخوردار است.



شکل ۶. کلاس‌بندی OVA SVM با کرنل خطی

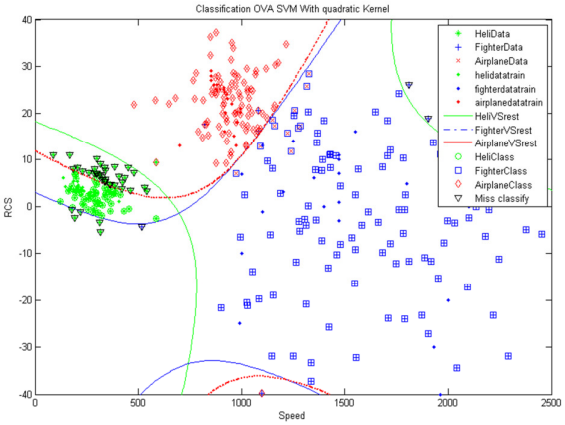


شکل ۷. کلاس‌بندی OVA SVM با کرنل چند جمله‌ای

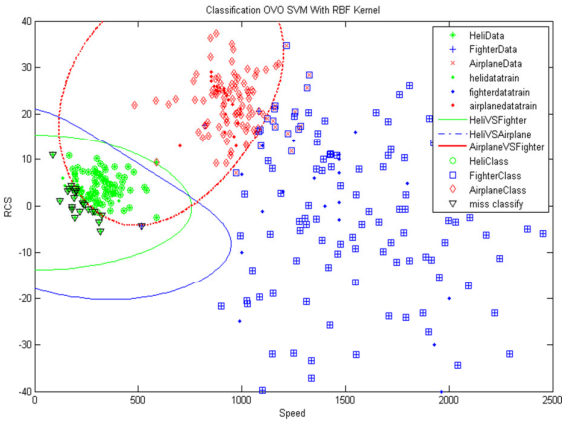


شکل ۸. کلاس‌بندی OVA SVM با کرنل rbf

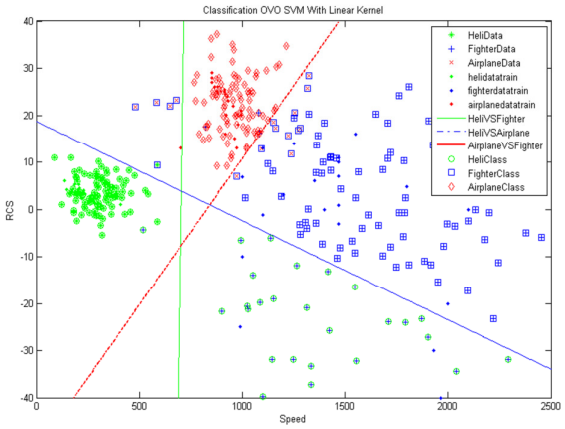
به همین ترتیب شکل‌های (۱۳- ۱۰) به ترتیب کلاس‌بندی OVO را برای کرنل‌های خطی، تابع پایه شعاعی، چند جمله‌ای و درجه دوم را نشان می‌دهد. شکل‌های (۱۷- ۱۴) نیز به ترتیب کلاس‌بندی DAG را برای کرنل‌های خطی، تابع پایه شعاعی، چند جمله‌ای و درجه دوم را نشان می‌دهد.



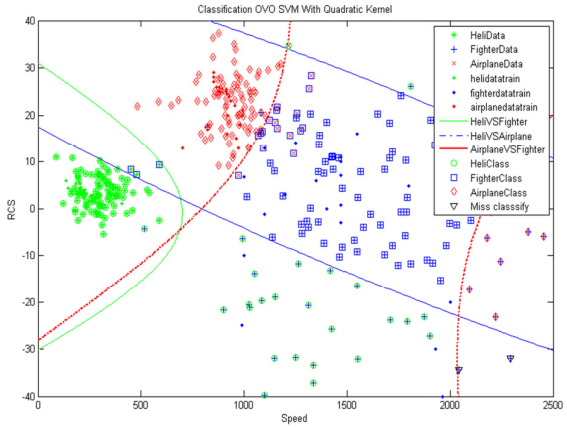
شکل ۹. کلاس‌بندی OVA SVM با کرنل quadratic



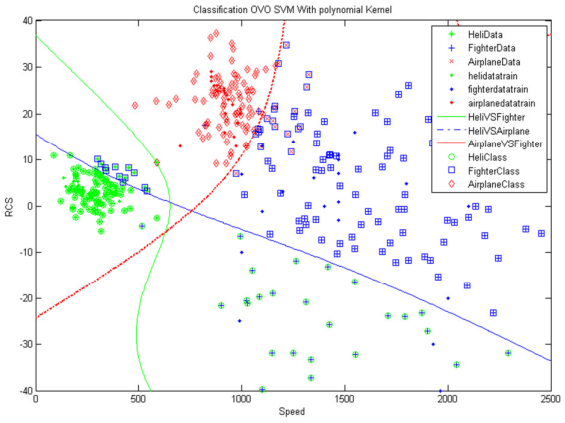
شکل ۱۲. کلاس‌بندی OVO SVM با کرنل rbf



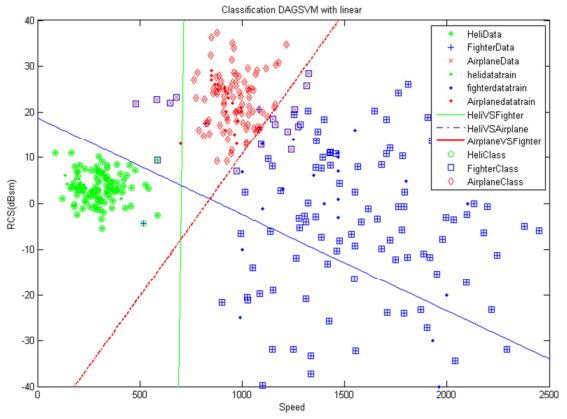
شکل ۱۰. کلاس‌بندی OVO SVM با کرنل خطی



شکل ۱۳. کلاس‌بندی OVO SVM با کرنل quadratic



شکل ۱۱. کلاس‌بندی OVO SVM با کرنل چند جمله‌ای

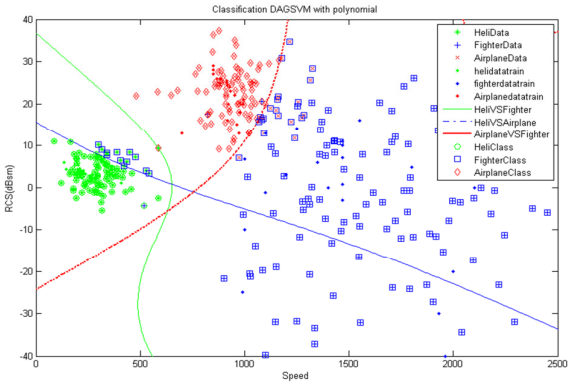


شکل ۱۴. کلاس‌بندی DAG SVM با کرنل خطی

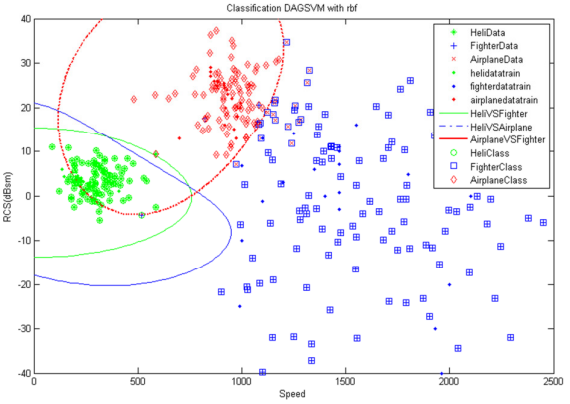
به منظور ارزیابی، دقت کلاس‌بندی سه روش با کرنل‌های مختلف و سرعت اجرای الگوریتم‌های هر روش محاسبه می‌شود. برای ارزیابی دقت کلاس‌بندی، الگوریتم‌های کلاس‌بندی برای ۱۰۰۰ تکرار مختلف با داده‌های آزمون متفاوت اجرا شده‌اند و میانگین مربعات خطا برای هر روش در هر اجرا به دست آمده است. نتایج این ارزیابی در شکل (۱۸) آمده است. در روش یکی برابر همه کلاس‌بندی با استفاده از کرنل چند جمله‌ای نسبت به دیگر کرنل‌ها دقت بیشتری دارد، اما کرنل خطی دارای دقت بسیار پایینی است. در روش یکی در برابر یکی کلاس‌بندی با استفاده از کرنل تابع پایه شعاعی عملکرد بهتری دارد. در روش DAG هر ۴ کرنل مختلف دارای دقت یکسانی در کلاس‌بندی هستند. همان‌طور که از شکل (۱۹) مشخص است سرعت اجرای همه تقریباً نزدیک به هم است و توجه داشته باشید که در اینجا چون مسئله کلاس‌بندی ما سه کلاسه است، تعداد اجرای کلاس‌بندی دوتایی برای روش یکی در برابر یکی و یکی در برابر همه، سه بار است، ولی اگر مسئله کلاس‌بندی به کلاس‌های بیشتری تبدیل شود، بر اساس روابط گفته‌شده روش یکی در برابر همه وضعیت بهتری از دو

روش دیگر خواهد داشت. از نمودار شکل (۱۸) می‌توان فهمید که روش DAG دارای دقت بسیار بالایی نسبت به دو روش دیگر است. همچنین روش یکی در برابر همه نسبت به روش یکی در برابر یکی از دقت بالاتری برخوردار است.

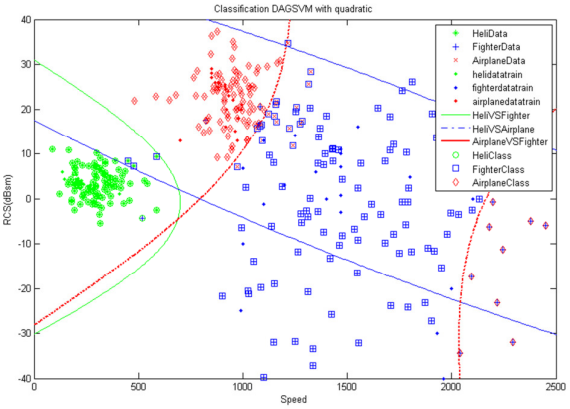
برای حالتی که کلاس‌ها به طور خطی به خوبی قابل تفکیک نیستند، استفاده از توابع کرنل خطی عملکرد بسیار پایینی دارد و می‌بایست از توابع کرنل غیر خطی استفاده کرد.



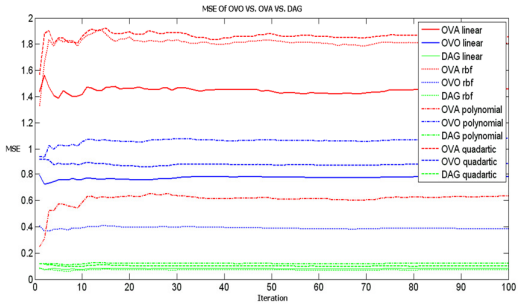
شکل ۱۵. کلاس‌بندی DAG SVM با کرنل چند جمله‌ای



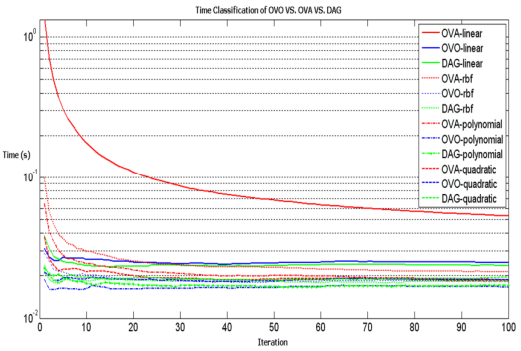
شکل ۱۶. کلاس‌بندی DAG SVM با کرنل rbf



شکل ۱۷. کلاس‌بندی DAG SVM با کرنل quadratic



شکل ۱۸. مقایسه میانگین مربعات خطا برای کرنل‌های مختلف



شکل ۱۹. مقایسه زمان اجرا برای کرنل‌های مختلف

۷. نتیجه‌گیری

کلاس‌بندی اهداف یکی از موضوعات مهم در سامانه‌های رادار است. روش‌های مختلفی برای کلاس‌بندی استفاده می‌شود که از مهم‌ترین روش‌های ارائه‌شده در این زمینه روش ماشین بردار پشتیبان است. اساساً روش SVM برای کلاس‌بندی دوتایی طراحی شده است، اما با استفاده از تکنیک‌هایی از آن نیز برای کلاس‌بندی چند کلاسه استفاده می‌شود. در این مقاله روش SVM برای کلاس‌بندی اهداف هوایی مورد بررسی قرار گرفتند. در میان روش‌های کلاس‌بندی چند کلاسه SVM، از روش‌های یکی در برابر همه، یکی در برابر یکی و گراف غیرچرخشی جهت‌دار در این مقاله بهره گرفته شد. از معیار میانگین مربعات خطا برای بررسی دقت کلاس‌بندی استفاده شد. در مواقعی که کلاس‌ها به صورت خطی به خوبی قابل تفکیک نیستند، می‌بایست از توابع کرنل غیر خطی استفاده کرد. با توجه به نتایج به دست آمده در این سه روش مذکور، روش گراف غیرچرخشی جهت‌دار با توابع کرنل مختلف دارای بهترین عملکرد است. به همین ترتیب روش یکی در برابر همه با کرنل RBF و مجذوری[1] بهتر از روش یکی در برابر یکی با توابع کرنل مختلف عمل می‌کند. در این مقاله سرعت اجرای سه روش نیز مورد بررسی قرار گرفت، که نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که سه روش دارای سرعت اجرای یکسانی می‌باشند.

[1] Quadratic

۸. مراجع

[1] Vapnik, V. “Pattern Recognition Using Generalized Portrait Method”; Automation and Remote Control 1963, 24, 774-780.

[2] Burges, C. J. “A Tutorial On Support Vector Machines For Pattern Recognition”; Data Mining and Knowledge Discovery 2.2, 1998, 121-167.

[3] Baker, C. “Pulse Doppler Radar Target Recognition Using a Two-Stage SVM procedure”; IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Sys. 2011, 47, 1450-1457.

[4] Anderson, M. G. “Design of Multiple Frequency Continuous Wave Radar Hardware and Micro-Doppler Based Detection and Classification Algorithms”; Ph.D Thesis, Faculty of the Graduate School of the Univ. of Texas at Austin, May 2008.

[5] Friedman, J. H. “Another Approach to Polychotomous Classification”; Technical Report, Stanford Department of Statistics, 1996.

[6] Hsu, C. W.; Lin, C. J. “A Comparison Methods for Multiclass Support Vector Machines”; IEEE Trans. on Neural Networks 2002, 13, 415-425.

[7] Watanach, P. M.; Arora, K.; Varshney, P. K. “Evaluation of Factors Affecting Support Vector Machines for Hyperspectral Classification”; in Proc. American Soc. Photogrammetry & Remote Sensing (ASPRS-2004) Annual Conf. 2004, 23-28.

[8] Platt N. C. J.; Shawe-Taylor, J. “Large Magin DAGs for Multiclass Classification”; Technical Report, Microsoft Research, Redmond, US, 1999.

[9] Aiolli, F.; Sperduti, A. “Multiclass Classification with Multi-Prototype Support Vector Machines”; J. Machine Learning Research 2005, 6, 817–850.

[10] Balada, R. “Radar Signal Recognition Method Based on Gaussian Mixture Models”; Doctoral Degree Program.

[11] Krebel, U. “Pairwise Classification and Support Vector Machine”; in B. Scholkopf, C. J. C. Burges, and A. J. Smole, Editors, Advances in Kernel Methods- Support Vector Learning, Cambridge, MIT Press.; MA,1999, 255-268.

[12] Solomon, J. “Support Vector Machines for Phoneme Classification”; Master of Sci., Schools of Artificial Intelligence Division of Informatics Univ. of Edinburg, Page 34, 2001.

[13] Chang, Q.; Chen, Q.; Wang, X. “Scaling Gaussian RBF Kernel Width to Improve SVM Classification”; IEEE International Conference on Neural Networks and Brain, IC- NNB'05; Oct 2005, pp 20.