Archive of SID.ir

Journal of Electronical & Cyber Defence
Vol. 9, No. 2, 2021, Serial No. 34

Radar Data Processing using a Combination of Principal Component Analysis Methods and Self-Organizing and Digitized Neural Networks of the Learning Vector

S. Talati, M. R. Hasani Ahangar*

*Imam Hossein Comprehensive University

(Received: 24/09/2019, Accepted: 11/01/2021)

ABSTRACT

In military telecommunication systems, advanced techniques are used to intercept and process real-time signals that are critical to decisions related to electronic warfare and other tactical operations. Today, the need for intelligent systems with modern signal processing techniques is fully acknowledged. The main task of such systems is to identify the radars in the operating environment and classify them based on the previous learning of the system and perform the necessary operations at high speed and in real time, especially in cases where the received signal is related to instantaneous threats such as missiles and electronic warfare systems, where the system should instantly issue the necessary warnings. The goals of this study are to obtain results which can be used for classifying the information extracted by radar listening systems by selecting the input signal and the correct classification algorithms, and for increasing the speed using the vector digitization method. In this paper, we use learning vector quantization and self-organizing map methods to correlate the data. In this approach, first the neural network algorithm is used to find the required coding positions, and then, the quantization vector learning algorithm is used for data classification. We also consider benchmarks for each database.Implementation of the proposed algorithm on standard UCA datasets and comparison with conventional classification methods show that the combination of these algorithms is highly efficient and suitable for the classification problem.

Keywords: Radar Processing, PCA, LVQ, SOM

*Corresponding Author Email: mrhasani@ihu.ac.ir

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

نشریه علمی "پدافند الکترونیکی و سایبری"
سال نهم، شماره ۲، تابستان ۱۴۰۰، ص ۷-۱

علمی – پژوهشی

پردازش داده‌های راداری با استفاده از ترکیب روش‌های تجزیه‌وتحلیل مؤلفه اصلی و شبکه‌های عصبی خودسازمانده و رقمی‌ساز بردار یادگیر

سعید طلعتی[۱]، محمدرضا حسنی آهنگر[۲*]

۱- دانشجوی دکتری، دانشگاه هوایی شهید ستاری، ۲- استاد، دانشگاه جامع امام حسین(ع)

(دریافت: ۱۳۹۸/۰۷/۰۲، پذیرش: ۱۳۹۹/۱۰/۲۲)

چکیده

در سامانه‌های مخابراتی نظامی روش‌های پیشرفته‌ای برای شنود و پردازش سیگنال‌های بلادرنگ بکار می‌رود که برای تصمیم‌گیری‌های مربوط به عملیات جنگ الکترونیک و سایر عملیات تاکتیکی حیاتی‌اند. امروزه ضرورت سامانه‌های هوشمند با روش‌های پردازش سیگنال مدرن، به‌خوبی احساس می‌شود. وظیفه اصلی چنین سامانه‌هایی شناخت رادارهای موجود در محیط عملیاتی و طبقه‌بندی آن‌ها بر اساس آموخته‌های قبلی سیستم و انجام عملیات لازمه با سرعت‌بالا و بلادرنگ است بخصوص در مواردی که سیگنال دریافت شده مربوط به یک تهدید آنی مانند موشک است و باید سامانه‌های جنگ الکترونیک در کوتاه‌ترین زمان ممکن پاسخ لازم را به‌عنوان هشداردهنده بدهند. هدف‌هایی که به دنبال آن هستیم استفاده از نتایج این تحقیق در کلاسه‌بندی اطلاعات استخراج‌شده توسط سامانه‌های شنود راداری است که این امر بعد از مراحل انتخاب سیگنال ورودی و انتخاب صحیح الگوریتم‌های دسته‌بندی، محقق می‌شود و دیگری افزایش سرعت با استفاده از روش رقمی‌ساز بردار یادگیر است در این مقاله با استفاده از شبکه‌های عصبی رقمی‌ساز بردار یادگیر و خودسازمانده یک روش کارا برای کلاس‌بندی داده‌ها ارائه نموده‌ایم. در این روش ابتدا از الگوریتم شبکه عصبی خودسازمانده برای یافتن کدهای موردنیاز استفاده کرده و سپس در مرحله بعد از الگوریتم رقمی‌ساز بردار یادگیر برای کلاس‌بندی داده‌ها استفاده‌شده است. همچنین در این مقاله به بررسی تأثیر معیار فاصله بین داده‌ها خواهیم پرداخت. نتایج به‌دست‌آمده از اجرای الگوریتم پیشنهادی بر روی مجموعه داده‌هایی با استاندارد جهانی فرماندهی و کنترل و مقایسه آن با برخی از روش‌های متداول کلاس‌بندی، پرداخته‌ایم که نشان می‌دهد ترکیب این الگوریتم‌ها کارایی بسیار بالایی داشته و مناسب برای مسئله کلاس‌بندی است.

کلیدواژه‌ها: پردازش رادار، تجزیه‌وتحلیل مؤلفه اصلی، شبکه عصبی رقمی‌ساز بردار یادگیر، شبکه عصبی خودسازمانده

۱- مقدمه

در دنیای امروزی، اطلاعات به‌عنوان یکی از فاکتورهای تولیدی مهم پدیدار شده است. درنتیجه تلاش برای استخراج اطلاعات از داده‌ها توجه بسیاری از افراد دخیل در صنعت اطلاعات را به خود جلب نموده است. پیشرفت‌های حاصله در علم اطلاع‌رسانی و فناوری اطلاعات، فنون و ابزارهای جدیدی را برای غلبه بر رشد مستمر و تنوع بانک‌های اطلاعاتی تأمین می‌کنند. این پیشرفت‌ها هم در بعد سخت‌افزاری و هم نرم‌افزاری حاصل‌شده‌اند. داده‌کاوی یکی از پیشرفت‌های اخیر در راستای فن‌آوری‌های مدیریت داده‌هاست [۱]. داده‌کاوی مجموعه‌ای از فنون است که به شخص امکان می‌دهد تا ورای داده‌پردازی معمولی حرکت کند و به استخراج اطلاعاتی که در انبوه داده‌ها مخفی و یا پنهان است کمک می‌کند. سامانه‌های پشتیبان الکترونیکی، سامانه‌های منفعل هستند که تشعشع امواج تولیدی را از بسیاری از سامانه‌ها، دریافت و ویژگی‌های هر یک از پالس‌های دریافت شده را اندازه‌گیری می‌کنند و سپس پالس‌هایی که متعلق به ساتع کننده‌ای مشابه باشند را برای تعیین و استخراج پارامترها و ویژگی‌های رادار کشف‌شده دسته‌بندی می‌کنند و هدف آن جستجو، رهگیری، مکان‌یابی و تحلیل سیگنال‌های راداری در دیده‌بانی و مراقبت از منطقه نظامی است. در یک محیط جنگ الکترونیک، رشته پالس‌های مربوط به رادارهای فعال در محیط باهم ادغام‌شده و توسط گیرنده‌های سیستم شنود راداری دریافت می‌شوند. این رشته پالس‌ها دارای ویژگی‌های متفاوتی هستند که آن‌ها را از هم مجزا می‌سازند. این ویژگی‌ها با توجه به نوع رادار و تهدیدها، متفاوت خواهد بود. ویژگی‌های مربوط به هر رادار با چند پارامتر اصلی مشخص می‌شوند که این پارامترها شامل جهت، زمان دریافت پالس، فرکانس، عرض پالس و دامنه پالس

* رایانامه نویسنده مسئول: mrhasani@ihu.ac.ir

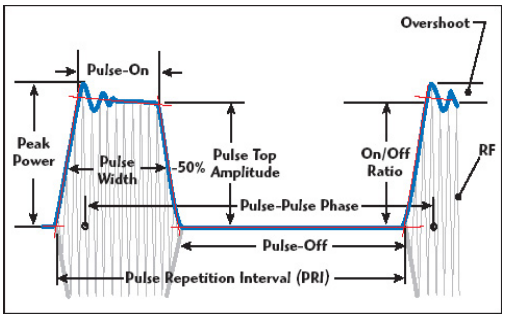
Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

است که با جمع‌آوری تعداد زیادی از این رکوردها و مؤلفه‌های مشخصه می‌توان یک مجموعه داده مرجع و کارآمد تشکیل داد که برای شناسایی، پیش‌بینی، دسته‌بندی و برچسب‌گذاری رادارها از آن استفاده می‌شود.

۲- مسائل و مشکلات مربوط به موضوع

در حال حاضر فرآیند جداسازی پالس‌های راداری معمولاً یک یا چند پارامتر مربوط به یک پالس را در نظر می‌گیرند؛ (شکل ۱). به‌طور مثال برای جداسازی پالس‌ها در گیرنده و نسبت‌دادن آن به راداری مشخص و معلوم، در حالات تک پارامتری، پارامتر زمان دریافت پالس مورداستفاده قرار می‌گیرد.



شکل (۱): نمایش یک پالس راداری [۲۰]

در حالات دوم، پارامترهای دیگر نیز مورداستفاده قرار می‌گیرند. لذا با توجه به مطالب ذکرشده روش‌های جداسازی پالس‌ها به دو روش تک‌پارامتری و چندپارامتری تقسیم می‌شوند [۳].

اما در عملیات کلاسه‌بندی راداری نیاز است تا چندین پارامتر از آن پالس کشف‌شده را مورد مقایسه و ارزیابی قرار دهیم برخلاف روش تک‌پارامتری که سرعت بالایی دارد روش دوم یا چندپارامتری پیچیدگی کار را بالابرده که در این صورت سرعت تحت‌الشعاع دقت سیستم قرار خواهد گرفت. علاوه بر این موضوع در هنگامی‌که تعداد پالس‌ها زیاد شود روند ارزیابی و تشخیص رادار از روی چندین پارامتر پیچیده می‌گردد.

البته می‌توانیم بر اساس روش تک‌پارامتری کلاسه‌بندی را انجام دهیم ولی در این صورت به علت وجود تعداد رادارهای زیاد در یک منطقه و پیشرفت روزافزون رادارها در ارسال الگوهای رفتاری متفاوت در یک یا چندین پارامتر خودشان در هرلحظه، دسته‌بندی‌های انجام‌شده بسیار متنوع و زیاد خواهند شد که باعث به وجود آمدن مشکلاتی در این زمینه می‌شود. علیرغم مسائل و مشکلات مربوط به روش‌های تک‌پارامتری، این روش‌ها در محیط‌های ساده و نه‌چندان شلوغ و پیچیده نسبت به روش‌های چند پارامتری دارای سرعت بالاتری خواهند بود. در ادامه توضیح داده خواهد شد که روش تک‌پارامتری جوابگوی تمام الگوهای رفتاری رادارها (مانند لرزان[1]، متغیر متناوب[2]) نخواهد بود.

به‌عنوان‌مثال اگر بخواهیم مثلاً بر اساس فقط پارامتر فرکانس کلاسه‌بندی انجام شود؛ در این حالت فرض کنیم که سیستم پالس‌های چندین رادار را کشف کرده و اطلاعات آن‌ها را استخراج نموده است، تداخلی بین آن‌ها به وجود نیامده و الگوی رفتاری فرکانس همه آن‌ها نیز ثابت بوده باشد آنگاه ممکن است که این انتخاب روش برای کلاسه‌بندی مناسب باشد.

ولی اگر الگوی رفتاری فرکانس پالس رادار دریافتی از نوع (چابک[3] یا متنوع[4]) یا از نوع باشد در این صورت به دلیل ماهیت همان الگوی رفتاری خروجی شامل چندین رادار می‌شود درصورتی‌که درواقع تمامی این فرکانس‌ها مربوط به یک رادار بوده است. با توجه به توضیحات گفته‌شده بالا همین موضوع برای پارامتر فاصله تکرار پالس[5] نیز صادق است چراکه به علت تنوع الگوهای رفتاری فاصله تکرار پالس این مسئله نیز مشکلی به‌مانند فرکانس را به‌وجود می‌آورد (برخی از انواع الگوهای معروف و متداول فاصله تکرار پالس شامل: لرزان[6]، پایدار[7]، متغیر متناوب[8]، متناوب[9]، ساکن و تعویض[10]) است). بنابراین نیاز است تا برای کلاسه‌بندی سیگنال‌های راداری از روش چندپارامتری استفاده شود که در این صورت رادارها بر اساس چندین مشخصه پالس‌هایشان کلاسه‌بندی می‌شوند و باعث محدودتر شدن دسته‌ها و درنتیجه بالاتر رفتن سرعت جستجوها و مقایسه‌ها در مراجعات بعدی خواهد شد. اکنون‌که با ذکر مثالی ساده به این نتیجه‌گیری رسیدیم که باید در طرح خاص از روش چندپارامتری برای کلاسه‌بندی استفاده کنیم به چالش دیگری یا در حقیقت اصلی‌ترین چالش این طرح می‌رسیم که وجود همپوشانی بازه‌های اعداد یک پارامتر (فرضاً پارامتر فرکانس) از یک رادار مشخص با سایر بازه‌های همان پارامتر از یک رادار مشخص دیگر است. به‌عبارت‌دیگر به سه دلیل آورده شده در زیر بازه‌های اعداد برخی پارامترهای مهم دچار همپوشانی می‌شود که نیاز به کلاسه‌بندی داده‌ها در این‌گونه سامانه‌ها (سامانه‌های شنود راداری) را بسیار ضروری‌تر می‌کند. این سه دلیل عبارت‌اند از:

* وجود الگوهای رفتاری برخی از پارامترهای رادار مانند

[1] Jitter
[2] Stagger
[3] Agile
[4] Diversity
[5] PRI(Pulse Repetition Iinterval)
[6] Jitter
[7] Stable
[8] Stagger
[9] Periodical
[10] Dwell&Switch

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

فرکانس، نرخ تکرار پالس و پهنای پالس.

* وجود نویز در سیگنال‌های دریافت شده که خود باعث ایجاد تغییر در مقادیر پارامترها می‌شود.

* عدم قطعیت در واحد پردازشگر سیستم که مشخصات پارامترها را استخراج می‌کند.

الگوی عمومی برای الگوریتم‌های آموزش از طریق مثال با فرآیند کلاسه‌بندی به چهار مرحله تقسیم می‌شوند:

* جمع‌آوری داده‌ها
* پیش‌پردازش داده‌ها
* اعمال الگوریتم‌های کلاسه‌بندی
* ارزیابی الگوریتم‌های اعمال‌شده

۳- جمع‌آوری داده‌ها

در این مرحله داده‌های مرتبط از پایگاه داده سامانه‌های مختلف جمع‌آوری‌شده که در این فاز اطلاعات ۱۷ رادار، از معتمدین پدافند هوایی آجا دریافت و مورد استفاده قرار گرفت.

۴- پیش‌پردازش داده‌ها

با توجه به این‌که اطلاعات رسیده موردبررسی و تائید افراد خبره در این حوزه رسیده بود بنابراین با مشکلاتی همچون هدف ازدست‌رفته[1]، هدف تکراری[2] و ... روبرو نبودیم و تنها چالش موجود بر سر راه این بود که با توجه به اینکه مثلاً فرمت رادارها به‌صورت جدول (۱) است.

جدول (۱): بررسی پارامترهای راداری در رادارهای مختلف.

نام رادار (Label)	دوره تکرار پالس (PRI)	عرض پالس (PW)	فرکانس (Freq)
R1	۲-۴	۰/۱-۰/۴	۲۰۰۰-۲۲۰۰
R2	۱۳۳-۲۰۰	۲-۶	۹۳۴۰-۹۳۴۸

یعنی مقادیر بخش‌های فرکانس، عرض پالس و فاصله تکرار پالس به‌صورت بازه ذکرشده‌اند و اطلاعاتی از مقادیر دقیق آن‌ها و یا توزیع داده‌ها در دست نیست که بتوان میانگین، انحراف معیار و ... آن را حساب کرد.

۵- انتخاب و کاهش ویژگی‌ها با استفاده از تجزیه‌وتحلیل مؤلفه اصلی

در این قسمت روش انتخاب ویژگی‌ها با استفاده از تجزیه‌وتحلیل مؤلفه اصلی را مرور می‌کنیم. یکی از متداول‌ترین کاربردهای این روش، کاهش افزونگی یک مجموعه داده است [۱۵]. به‌طور طبیعی وقتی سخن از کاهش افزونگی می‌شود، نیازمند معیاری برای سنجش آن هستیم. معیار سنجش افزونگی در روش تجزیه‌وتحلیل مؤلفه اصلی وجود همبستگی بین مجموعه داده‌ها یا بردار مشاهدات است؛ لذا تنها مبتنی بر ممان‌های مراتب اول و دوم است. تجزیه‌وتحلیل مؤلفه اصلی با یک بردار از مشاهدات شروع می‌کند. اگر بردار N بعدی X از مشاهدات در اختیار باشد و هدف، رسیدن به برداری M بعدی (M<N) باشد، که افزونگی ناشی از همبستگی بین المان‌های آن حذف‌شده است، این عمل با یافتن یک تبدیل به دستگاهی جدید صورت می‌گیرد که تبدیل یافته X در این مختصات دارای المان‌های ناهمبسته است. نخستین مرحله در روش تجزیه‌وتحلیل مؤلفه اصلی صفر کردن میانگین X طبق رابطه (۱) است:

$$X \leftarrow X - E\{X\} \qquad (۱)$$

سپس ترکیب خطی از المان‌های X به‌صورت رابطه (۲) تشکیل داده می‌شود:

$$y_1 = \sum_{k=1}^{N} w_{k,1} x_k = w_1^T X \qquad (۲)$$

در این رابطه، y_1 را جزء اصلی[3] X گویند، درصورتی‌که واریانس آن بیشینه باشد. برای حل این مسئله باید نرم w_1 محدود شود تا مطابق رابطه ۳ از افزایش نامحدود y_1 جلوگیری شود:

$$\|w_1\| = \sum_{k=1}^{N} |w_{k,1}|^2 = 1 \qquad (۳)$$

با شرط رابطه (۳)، تابع هزینه‌ای به‌صورت رابطه (۴) تشکیل داده می‌شود:

$$J_1(w\varepsilon\hat{X}_1) \equiv E\{y_1^2\} = w_1^T E\{XX^T\} w_1 = w_1^T C_X w_1 \qquad (۴)$$

در رابطه (۴)، C_X ماتریس کوواریانس $N \times N$ X برداراست. هدف، بیشینه کردن معیار $J_1(w_1)$ با توجه به‌شرط رابطه (۳) است. بر اساس اصول جبر خطی می‌توان ثابت کرد که پاسخ این مسئله بهینه‌سازی، به‌صورت رابطه (۴) است:

$$w_1 = e_1 \qquad (۵)$$

در رابطه (۵)، e_1 بردار ویژه متناظر با بزرگ‌ترین مقدار ویژه ماتریس C_X است و w_1 که به‌این‌ترتیب پیدا می‌شود، راستای نخستین محور از دستگاه مختصات تبدیل یافته است.

[1] missing value
[2] duplicate value
[3] Principle component

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

یافتن سایر محورهای این دستگاه مختصات به همین ترتیب است؛ پس ابتدا معیاری مشابه رابطه (۴) به‌صورت رابطه (۶) تعریف می‌شود:

$$J_1(w_1) \equiv E\{y_i^2\} = E\left\{\left[\sum_{k=2}^{N} w_{k,i}x_k\right]^2\right\} = w_i^T C_X w_i \quad , \quad i = 1,2,\dots,N \qquad (۶)$$

در این حالت، هر یک از اجزاء اصلی موردنظر با اجزائی که از قبل استخراج‌شده، طبق رابطه (۷) ناهمبسته فرض می‌شود:

$$E\{y_m y_k\} = 0, 0 < k < m \qquad (۷)$$

در نتیجه اجزاء اصلی موردنظر به ترتیب از تصویر کردن X روی بردارهای ویژه ماتریس C_X حاصل می‌شوند. به‌عبارت‌دیگر محورهای مختصات جدید به ترتیب برابر بردارهای ویژه C_X هستند. در رابطه (۸) e_iها به ترتیب بردارهای ویژه متناظر با مقادیر ویژه C_X هستند:

$$w_i = e_i \, , i = 1,2,\dots,N \qquad (۸)$$

$$d_1 \geq d_2 \geq \cdots \geq d_N \qquad (۹)$$

حال اگر w_iهای به‌دست‌آمده از رابطه (۸) در رابطه (۶) قرار داده شوند، یکی از ویژگی‌های مهم روش تجزیه‌وتحلیل مؤلفه اصلی به دست می‌آید:

$$E\{y_m^2\} = E\{e_m^T X X e_m\} = e_m^T C_X e_m = d_m \qquad (۱۰)$$

طبق رابطه (۱۰)، واریانس تصویربردار X روی نخستین محور مختصات جدید تجزیه‌وتحلیل مؤلفه اصلی بیش‌ترین مقدار و به ترتیب برای سایر محورها سیر نزولی دارد. اهمیت مسئله ازاین‌جهت است که برای بسیاری از سیگنال‌های طبیعی، مقادیر ویژه ماتریس کوواریانس به‌سرعت به سمت صفر میل می‌کند. لذا می‌توان بیش‌تر انرژی بردار X را در تعدادی محدود از ضرایب اجزاء اصلی جمع و از سایر ضرایب صرف‌نظر کرد. این خصوصیت تجزیه‌وتحلیل مؤلفه اصلی موجب استفاده آن در مباحث فشرده‌سازی شده است.

۶- الگوریتم‌های کلاسه‌بندی مورداستفاده شبکه‌های عصبی رقمی‌ساز بردار یادگیر[1] و خودسازمانده[2]

شبکه‌های عصبی را می‌توان با اغماض، مدل‌های الکترونیکی ساختار عصبی مغز انسان نامید. سازوکار فراگیری و آموزش مغز در اساس بر تجربه استوار است؛ مدل‌های الکترونیکی شبکه‌های عصبی نیز بر اساس همین الگو بنا شده‌اند. روش برخورد چنین مدل‌هایی با مسائل، با روش‌های محاسباتی که به‌طورمعمول توسط سامانه‌های رایانه‌ای در پیش‌گرفته شده‌اند، تفاوت دارد [۱].

شبکه‌های عصبی از یک سری لایه‌ها شامل اجزای ساده‌ای به نام نرون تشکیل‌شده‌اند که به‌صورت موازی باهم عمل می‌کنند.

یکی از کاربردهای شبکه عصبی، حل مسئله کلاس‌بندی داده‌ها است. ازجمله الگوریتم‌های شبکه عصبی که برای حل مسئله کلاس‌بندی بکار می‌رود، الگوریتم رقمی‌ساز بردار یادگیر است [۱۱-۱۲]. درواقع رقمی‌ساز بردار یادگیر از ایده شبکه عصبی خودسازمانده برای حل مسئله کلاس‌بندی استفاده می‌کند. شبکه عصبی خودسازمانده یک شبکه عصبی مبتنی بر رقابت است که توانایی تشخیص خوشه‌ها در داده‌ها را دارد. در این الگوریتم نرون‌ها، به سمت نواحی حرکت می‌کنند که در آن تمرکز داده‌ها وجود دارد. این عمل توسط تغییر وزن ارتباطات صورت می‌پذیرد. در این روش نرون‌های همسایه تشکیل یک توپولوژی می‌دهد و بر اساس نوع، توپولوژی‌های متفاوتی داریم. شبکه عصبی خودسازمانده می‌تواند یک ساختار بین داده‌هایی که برچسب ندارند را پیدا کند. درنتیجه شبکه عصبی خودسازمانده یک الگوریتم یادگیر بدون ناظر[3] است. در شبکه عصبی خودسازمانده دولایه نرون داریم: لایه ورودی و لایه رقابتی [۴].

تمامی نرون‌های لایه ورودی به‌طور کامل به نرون‌های لایه رقابتی متصل هستند که به آن اصطلاحاً اتصال کامل[4] گفته می‌شود.

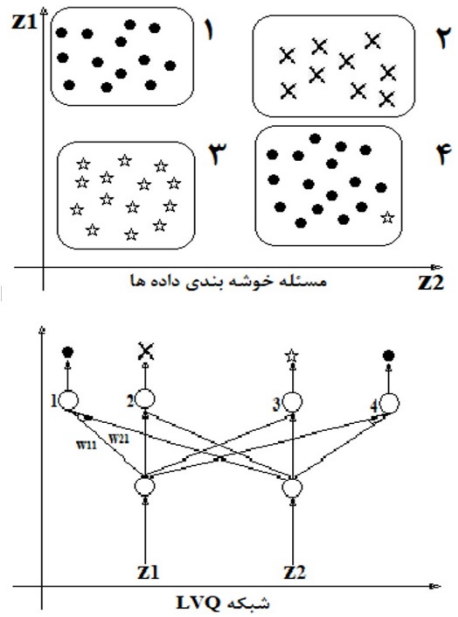
در شکل (۱) یک مسئله دوبعدی داریم که در آن داده‌ها با دو عدد ویژگی z1 و z2 بیان می‌شوند. خروجی الگوریتم رقمی‌ساز بردار یادگیر، ۴ خوشه است که به ۳ عدد برچسب مرتبط است (برچسب‌های دایره، مربع و ضربدر).

همان‌طور که در شکل (۲) مشاهده می‌شود، هرچند تعداد کلاس‌ها، ۳ عدد است، اما اگر فقط ۳ نرون برای لایه رقابتی در نظر گرفته می‌شد، ممکن نبود به‌خوبی داده‌ها از هم تفکیک شوند پس در بسیاری از مواقع نیاز است که تعداد نرون‌ها بیشتر از تعداد برچسب‌های کلاس باشد. البته اگر تعداد نرون‌ها خیلی زیاد باشد، امکان بیش برازش[5] بالا خواهد رفت که منجر به کاهش کارایی الگوریتم‌های کلاس‌بندی می‌شود.

[1] Learning Vector Quantization
[2] Self Organizing Map
[3] unsupervised
[4] Fully–Connected
[5] Over Fitting

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir



شکل (۲): خروجی الگوریتم رقمی‌ساز بردار یادگیر برای مسئله کلاس‌بندی داده‌ها

۷- روش پیشنهادی

همان‌طور که گفته شد، الگوریتم رقمی‌ساز بردار یادگیر از شبکه عصبی خودسازمانده برای کلاس‌بندی داده‌ها الگو گرفته است. درواقع رقمی‌ساز بردار یادگیر را یک روش یادگیر با ناظر۲ می‌دانیم چراکه این الگوریتم، برچسب داده‌ها را در نظر می‌گیرد. به‌بیان‌دیگر، الگوریتم رقمی‌ساز بردار یادگیر به‌صورت یادگیر با ناظر، مرز خوشه‌های یافته‌شده توسط الگوریتم شبکه عصبی خودسازمانده را اصلاح کرده و بهبود می‌بخشد.

در شکل (۳) فرایند کلاس‌بندی دومرحله‌ای شبکه عصبی خودسازمانده و رقمی‌ساز بردار یادگیر را نشان داده‌ایم.

وظیفه الگوریتم شبکه عصبی خودسازمانده تقسیم فضای مسئله به چند ناحیه است که برای عمل خوشه بندی مورد استفاده قرار می‌گیرد. درواقع شبکه عصبی خودسازمانده وظیفه‌اش یافتن کتاب‌های کد است که این کتاب‌های کد نمایش‌دهنده مرکز خوشه هاست (به‌نوعی نماینده خوشه‌ها).

شکل (۳): کلاس‌بندی داده‌ها توسط شبکه عصبی خودسازمانده و رقمی‌ساز بردار یادگیر

جهت به‌دست‌آوردن کتاب‌های کد ا، یک تابع با نام شبکه عصبی خودسازمانده ایجاد می‌کنیم. در این تابع در ابتدا به ماتریس وزن، مقدار تصادفی داده می‌شود) علاوه بر روش مقدار تصادفی، از روش‌هایی مثل قرار دادن میانگین داده‌ها هم می‌توان استفاده کرد. (علاوه بر آن باید توپولوژی که مشخص‌کننده نرون‌های همسایه است را نیز مشخص کرد. در اینجا از توپولوژی خطی استفاده کرده‌ایم. یعنی بر اساس شماره نرون‌ها و بر اساس یک ترتیب خطی همسایه‌ها مشخص می‌گردند. به‌عنوان‌مثال اگر همسایگی را ۲ در نظر بگیریم، نرون شماره ۴، با نرون شماره ۳ و ۵ همسایه است (نرون‌های قبل و بعد خودش). سپس در حلقه اصلی شبکه عصبی خودسازمانده، برای تک‌تک داده‌های ورودی که به ترتیب تصادفی انتخاب می‌شوند؛ نزدیک‌ترین نرون به آن را پیدا می‌کنیم (به‌عنوان نرون برنده). معیار نزدیکی فاصله اقلیدسی است. پس از یافتن نزدیک‌ترین نرون، بر اساس توپولوژی در نظر گرفته (که در اینجا به‌صورت خطی است) مقدار وزن نرون‌های همسایه را با نرخ α نشان می‌دهیم.

اگر نرخ تغییرات کمتر از ۰/۰۱ شد، فرایند یادگیری و یافتن خوشه‌ها به پایان رسیده است. البته باید برای تکرار حلقه اصلی یک مرز مشخص نمود که درصورتی‌که نرخ تغییرات از حد تعیین‌شده کمتر نشود، دچار حلقه بی‌نهایت نشویم. بعدازاین مرحله بر اساس معیاری مانند اکثریت، به هر نرون (خوشه) یک برچسب انتصاب می‌دهیم. به‌بیان‌دیگر، بررسی می‌کنیم. که هر نرون چه برچسب‌هایی را نشان می‌دهد و از میان آن‌ها، برچسب پرتکرارتر را به‌عنوان برچسب نهایی آن نرون در نظر می‌گیریم. به‌عنوان‌مثال، اگر نرونی ۳ عدد برچسب دایره، ۴ عدد برچسب ضربدر و ۲۰ عدد برچسب مربع را نشان دهد، برچسب نهایی آن نرون مربع است.

پس‌ازاین مراحل، درون تابع رقمی‌ساز بردار یادگیر به ازای تک‌تک الگوهای ورودی که به‌صورت دلخواه (تصادفی) وارد سامانه می‌شوند، نزدیک‌ترین نرون را بر اساس یک معیار فاصله (مثلاً اقلیدسی) با الگوی ورودی (S) را یافته، اگر برچسب تخمین زده با برچسب واقعی داده یکسان بود، وزن را افزایش و در غیر این صورت کاهش می‌دهیم (ساز و کار پاداش و تنبیه):

$$\Delta wj = \begin{cases} \alpha(S - wk) & \text{if } t = ck \\ -\alpha(S - wk) & \text{if } t \neq ck \end{cases} \qquad (۱۱)$$

۸- ارزیابی روش پیشنهادی

در این قسمت کارایی روش پیشنهادی در کلاس‌بندی را بررسی خواهیم کرد. برای این منظور از دیتاست‌های استاندارد جهانی فرماندهی و کنترل [1] استفاده می‌شود.

[1] standard UCI

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

جدول (۲): نتیجه الگوریتم رقمی‌ساز بردار یادگیر را با توجه به تعداد نرون‌ها برای دیتاست Wine نشان می‌دهد.

تعداد نرون	۳	۴	۵	۶	۷
دقت الگوریتم	۹۷/۲	۹۷/۲	۹۷/۲	۹۸/۲	۹۹/۴
تعداد تکرار حلقه	۷	۵	۶	۶	۶

جدول (۳): نتیجه الگوریتم رقمی‌ساز بردار یادگیر را با توجه به تعداد نرون‌ها برای دیتاست IRIS نشان می‌دهد.

تعداد نرون	۳	۴	۵	۶	۷
دقت الگوریتم	۹۲	۹۳/۳	۹۲/۷	۹۷/۳	۹۸
تعداد تکرار حلقه	۴	۴	۴	۲	۲

همان‌طور که مشاهده می‌شود برای ۷ عدد نرون، کارایی این روش برای دیتاست‌های مذکور بسیار قابل‌قبول است. به‌منظور بررسی بیشتر روش پیشنهادی، جدول (۳) کارایی این روش را با چند روش دیگر مقایسه می‌کند. نتایج ارائه‌شده در جدول (۳) آورده شده است [۴].

جدول (۴): مقایسه کارایی روش پیشنهادی با دیگر روش‌های متداول

مجموعه داده	C4.5	RIPPER	CBA	CMAR	CPAR	Modiffied KNN	روش پیشنهادی
IRIS	۹۵/۳	۹۴	۹۴/۷	۹۴	۹۴/۷	۹۴/۶۷	۹۸
WINE	۹۲/۷	۹۱/۶	۹۵	۹۵	۹۵/۵	۹۴/۶۷	۹۹/۴
GLASS	۶۷/۷	۶۹/۱	۷۳/۹	۷۰/۱	۷۴/۴	۷۴/۶۳	۷۴/۳

با توجه به مقایسه صورت گرفته در جدول فوق، مزیت روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها را بیان می‌کند.

۹- نتیجه‌گیری

در این مقاله یک روش کلاس‌بندی مبتنی بر الگوریتم رقمی‌ساز بردار یادگیر مطرح شد که در آن ابتدا خوشه‌هایی در فضای مسئله توسط شبکه عصبی خودسازمانده شناسایی می‌شود. سپس الگوریتم رقمی‌ساز بردار یادگیر از خروجی الگوریتم شبکه عصبی خودسازمانده استفاده کرده و مرزهای تصمیم که نواحی جداساز فضای مسئله است را با دقت بیشتری تعیین می‌کند. نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد که این الگوریتم کارایی قابل قبولی داشته و در مقایسه با سایر روش‌های متداول کلاس‌بندی، از دقت بالاتری برخوردار است همچنین به علت به‌روزرسانی هم‌زمان دو مرحله درروش رقمی‌ساز بردار یادگیر نسبت به سایر روش‌ها دو برابر سریع‌تر نیز است که توانایی تأثیرگذاری فوق‌العاده‌ای در تصمیمات نظامی می‌دهد؛ در خاتمه چند پیشنهاد که برای ادامه پروژه مفید به نظر می‌رسد، فهرست‌وار بیان می‌شود:

- استفاده از ساختارهای هوشمند دیگری چون ANFIS برای بهبود کارایی
- اضافه کردن یک کلاس به‌عنوان رادارهای ناشناخته
- ترکیب چند کلاسه‌بندی‌کننده مختلف به‌منظور افزایش دقت تشخیص.

۱۰- مراجع

[1] K. Hesampour, "Intelligent selection of optimal features and separators for automatic signal modulation detection," Yazd University, 2011. (In Persian)

[2] G. Saadati Moghadam, A. Naseri, and E. Asadollahi, "Intelligent algorithm for detecting radar signals using matrix multiplication method and RBF neural network," 13th Iranian Student Conference on Electrical Engieering, Tehran, Iran, 2010. (In Persian)

[3] A. Fathi and Sh. Shashfiei, "pproach analogy of machine learning algorithms for artificial neural network, MLP neural network, RBF neural network," 3rd Conference on Electrical and Computer Engineering Technology, Tehran, Iran, 2017. (In Persian)

[4] M.R. Qasemi and M. Dadgar, "Provide a method for classifying data based on the LVQ algorithm," 2nd National Congress of New Technologies of Iran with the aim of achieving sustainable development, Tehran, Iran, 2014. (In Persian)

[5] M. R. Mosavi and M. Khishe, "The Use of Radial Basis Function Networks Based on Leader Mass Gravitational Search Algorithm for Sonar Dataset Classification" Journal of Electronical & Cyber Defence, vol. 4, no. 2, Serial no.14, 2016. (In Persian)

[6] A. M. Aziz, "A novel and efficient approach for automatic classification of radar emitter signals," In 2013 IEEE Aerospace Conference, pp. 1–8, 2013.

[7] B. E. Boser, I. M. Guyon, and V. N. Vapnik, "A training algorithm for optimal margin classifiers," In Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory - COLT '92, pp. 144–152, 1992.

[8] M. Cherniakov, R. S. A. R. Abdullah, P. Jancovic, M. Salous, and V. Chapursky, "Automatic ground target classification using forward scattering radar," Radar, Sonar and Navigation, IEE Proceedings, vol. 153, no. 5, pp. 427–437, Oct. 2006.

[9] C. L. Davies and P. Hollands, "Automatic processing for ESM," IEE Proceedings F Communications, Radar and Signal Processing, vol. 129, no. 3, p. 164, Jun. 1982.

[10] J. Dudczyk, A. Kawalec, and J. Cyrek, "Applying the distance and similarity functions to radar signals identification," In 2008 International Radar Symposium, pp. 1–4, 2008.

[11] P. M. Grant and J. H. Collins, "Introduction to electronic warfare," IEE Proceedings F Communications, Radar and Signal Processing, vol. 129, no. 3, p. 113, Jun. 1982.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

[12] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, "Data Mining Concepts and Techniques," Third Edit. Morgan Kaufmann Publisher, p. 740, 2012.

[13] E. J. Hartman, J. D. Keeler, and J. M Kowalski, "Layered neural networks with Gaussian hidden units as universal approximations," Neural computation, vol. 2(2), pp. 210-215, 1990.

[14] J. Liu, J. Lee, L. Li, Z. Q. Luo, and K. M. Wong, "On-line Clustering Algorithms for Radar Emitter Classification," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 27, no. 8, pp. 1185–1196, Aug. 2005.

[15] K. Pearson, "On lines and planes of closest fit to systems of points in space," The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science, vol. 2(11), pp. 559-572, 1901.

[16] M.-Q. Ren, Y. Zhu, Y. Mao, and J. Han, "Radar emitter signals classification using kernel principle component analysis and fuzzy support vector machines," In 2007 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition, vol. 3, pp. 1442–1446, 2007.

[17] E. Świercz, "Automatic Classification of LFM Signals for Radar Emitter Recognition Using Wavelet Decomposition and LVQ Classifier," vol. 119, no. 4, pp. 488–494, 2011.

[18] V. Vapnik, "The Nature of Statistical Learning Theory," Springer Science & Business Media, p. 314, 2000.

[19] R. G. Wiley, "Electronic Intelligence: The Analysis of Radar Signals," Artech House, p. 337, 1993.

[20] G. Bhattacharya, Gh. Koushik, and A. S. Chowdhury, "An affinity-based new local distance function and similarity measure for kNN algorithm," Pattern Recognition Letters, vol. 33.3, pp. 356-363, 2012.

[21] S. Hashemi, Sh. Barati, S. Talati, and H. Noori, "A genetic algorithm approach to optimal placement of switching and protective equipment on a distribution network," Journal of Engineering and Applied Sciences, vol. 11, pp. 1395-1400, 2016.

[22] S. Hashemi, M. Abyari, Sh. Barati, S. Tahmasebi, and S. Talati, "A proposed method to controller parameter soft tuning as accommodation FTC after unknown input observer FDI," Journal of Engineering and Applied Sciences, vol. 11, pp. 2818-2829, 2016.

[23] O. Sharifi-Tehrani and S. Talati, "PPU Adaptive LMS Algorithm, a Hardware-Efficient Approach, a Review on," Majlesi Journal of Mechatronic Systems, vol. 6, no. 1, 2017.

[24] S. Talati, A. Rahmati, and H. Heidari, "Investigating the Effect of Voltage Controlled Oscillator Delay on the Stability of Phase Lock Loops," MJTD, vol. 8, no. 2, pp. 57-61, 2019.

[25] S. Talati, B. Ebadi, and H. Akbarzade, "Determining of the fault location in distribution systems in presence of distributed generation resources using the original post phasors," QUID 2017, Special Issue No.1- ISSN: 1692-343X, Medellín-Colombia, pp. 1806-1812, April 2017.

[26] S. Talati and M. R. Hasani Ahangar, "Analysis, Simulation and Optimization of LVQ Neural Network Algorithm and Comparison with SOM," MJTD, vol. 10, no. 1, 2020.

[27] S. Talati and P. Etezadifar, "Providing an Optimal Way to Increase the Security of Data Transfer Using Watermarking in Digital Audio Signals," MJTD, vol. 10, no. 1, 2020.

[28] S. Talati and M. R. Hasani Ahangar, "Combining Principal Component Analysis Methods and Self-Organized and Vector Learning Neural Networks for Radar Data," Majlesi Journal of Telecommunication Devices, vol. 9(2), pp. 65-69, 2020.

[29] M. R. Hasani Ahangar, S. Talati, A. Rahmati, and H. Heidari, "The Use of Electronic Warfare and Information Signaling in Network-based Warfare," Majlesi Journal of Telecommunication Devices, vol. 9(2), pp. 93-97, 2020.

[30] S. Talati and P. Etezadifar, "Providing an Optimal Way to Increase the Security of Data Transfer Using Watermarking in Digital Audio Signals," MJTD, vol. 10, no. 1, 2020.

[31] M. Aslinezhad, O. Mahmoudi, and S. Talati, "Blind Detection of Channel Parameters Using Combination of the Gaussian Elimination and Interleaving," Majlesi Journal of Mechatronic Systems, vol. 9(4), pp. 59-67, 2020.

[32] S. Talati and A. Amjadi, "Design and Simulation of a Novel Photonic Crystal Fiber with a Low Dispersion Coefficient in the Terahertz Band," Majlesi Journal of Mechatronic Systems, vol. 9(2), pp. 23-28, 2020.

[33] S. Talati and S. M. Alavi, "Radar Systems Deception using Cross-eye Technique," Majlesi Journal of Mechatronic Systems, vol. 9(3), pp. 19-21, 2020.

Archive of SID.ir