

## طراحی روشی برای تشخیص و دسته‌بندی خودکار نوع مدولاسیون‌های دیجیتال بر پایه خوشه‌بندی هوشمند

مجتبی وحدانی<sup>۱</sup>، منصور نجاتی جهرمی<sup>۲\*</sup>، صدیقه غفرانی<sup>۳</sup>

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، ۲-۳- استادیار دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب

(دریافت: ۱۳۹۱/۰۴/۱۲، پذیرش: ۱۳۹۱/۱۱/۱۹)

### چکیده

این مقاله، روشی را برای کلاس‌بندی نوع مدولاسیون‌های دیجیتال از خانواده‌های ASK، PSK، FSK، بدون اطلاعات قبلی از سیگنال دریافتی پیشنهاد می‌دهد. این روش دارای دو گام است و "روش خوشه‌بندی" نام دارد. در گام اول خانواده مدولاسیون و در گام دوم مرتبه‌ی مدولاسیون مشخص می‌شود. با استفاده از روش خوشه‌بندی، حداقل پیش‌پردازش‌ها، مؤثرترین ویژگی‌های جداسازی و مناسب‌ترین جداسازها در مورد هر دسته استفاده گردیده و الگوریتم ژنتیک، برای بهبود عملکرد سیستم استفاده شده است. مزایای این روش، دقت شناسایی بالا، سادگی، شناسایی کور و تعداد زیادتر مدولاسیون‌های کاندید نسبت به سایر روش‌های مشابه هستند.

کلیدواژه‌ها: کلاس‌بندی خودکار نوع مدولاسیون، روش خوشه‌بندی، ماشین بردار پشتیبان، الگوریتم ژنتیک.

## Design of a Method for Automatic Digital Modulation Classification Based on Intelligent Clustering

M. Vahdani, M. Nejati Jahromi\*, S. Ghofrani

Islamic Azad University, South Tehran Branch

(Received: 02/07/2012; Accepted: 07/02/2013)

### Abstract

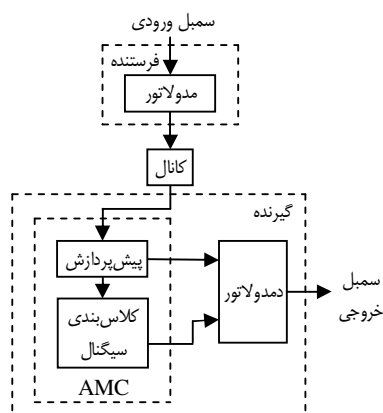
*This article proposes a method to classify digital modulation type from ASK, PSK and FSK groups, without prior information of received signal. This method has two steps and is called "clustering method". In the first step, the modulation group, and in the second step, modulation order is determined. Using clustering method, the least pre-processing, the most effective separation characteristics and appropriate classifiers was applied to each group and genetic algorithm has been used to improve system performance. The advantages of this method are high accuracy of identification, simplicity, blind identification and more modulation candidates compared to other similar methods.*

**Keywords:** Automatic Modulation Classification, Clustering Method, Support Vector Machines, Genetic Algorithm.

## ۱. مقدمه

در بعضی از روش‌ها، همه یا تعدادی از پارامترهای سیگنال دریافتی مانند فرکانس حامل، نرخ سمبل و... معلوم فرض می‌شوند و عمل شناسایی نوع مدولاسیون انجام می‌شود، درحالی که در برخی دیگر، عمل شناسایی به صورت کور (بدون هیچ دانش قبلی از پارامترهای سیگنال دریافتی) و با تخمین برخی پارامترهای ضروری سیگنال برای شناسایی، انجام می‌شود [۳]. یقیناً، بدون دانش قبلی از دیتای ارسالی و بسیاری پارامترهای سیگنال ارسالی مانند توان سیگنال، فرکانس حامل، انحراف فاز، اطلاعات زمان‌بندی و غیره، شناسایی کور مدولاسیون کاری مشکل خواهد بود. این کار، در محیط‌های حقیقی با دریافت از چند مسیر، کانال‌های انتخاب‌گر - فرکانسی و متغیر با زمان، بسیار سخت‌تر خواهد شد [۸].

با مطالعه روش‌های مختلفی که در مقالات مختلف ارائه شده‌اند، می‌توان مدل ساده شده سیستم AMC را به صورت شکل (۲) در نظر گرفت.



شکل ۲. مدل ساده شده سیستم AMC

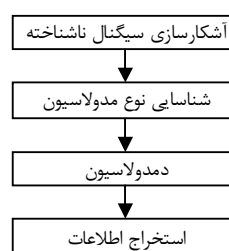
بلوک AMC دارای دو بخش اصلی پیش‌پردازش و روش کلاس‌بندی است. کار پیش‌پردازش‌گر، افزایش کارایی کلاس‌بندی است [۸]. مرحله پیش‌پردازش بسیار مهم است و به روش کلاس‌بندی انتخاب شده مربوط می‌شود. وظایف پیش‌پردازشی ممکن است شامل فیلتر کردن برای کاهش نویز، تخمین فرکانس حامل، طول سمبل، توان سیگنال، متعادل‌سازی و... باشد، گرچه به این موارد محدود نمی‌شود. بسته به الگوریتم جداسازی انتخاب شده در مرحله کلاس‌بندی، وظایف پیش‌پردازشی با دقت‌های مختلفی مورد نیاز هستند. بعضی روش‌های جداسازی نیازمند تخمین‌های دقیق هستند، در صورتی که برخی دیگر به پارامترهای نامعلوم، کمتر حساس هستند [۲].

در روش کلاس‌بندی، دو دسته کلی از الگوریتم‌های کلاس‌بندی خودکار مدولاسیون، وجود دارند:

۱- همانندی بیشینه<sup>۳</sup>

۲- روش شناسایی الگو<sup>۴</sup>

در زندگی روزمره، سیگنال‌های ناشناخته فراوانی همواره در اطراف ما در حال تبادل هستند. گاهی، به دلایل مختلف، نیازمند استخراج اطلاعات از این سیگنال‌ها هستیم. برای این کار، باید پردازش‌های مختلفی بر روی سیگنال ناشناخته دریافتی انجام بگیرد که گام نخستین آن، شناسایی نوع مدولاسیون سیگنال است. شناسایی خودکار نوع مدولاسیون، مرحله‌ای بین آشکارسازی سیگنال و دمدولاسیون آن است. این بخش، می‌تواند نوع مدولاسیون سیگنال دریافتی را در بین تعدادی مدولاسیون از پیش فرض شده، تشخیص دهد [۱]. در شکل (۱) جایگاه شناسایی نوع مدولاسیون نشان داده شده است.



شکل ۱. بلوک دیاگرام مراحل استخراج اطلاعات سیگنال دریافتی

شناسایی نوع مدولاسیون یا همان کلاس‌بندی نوع مدولاسیون، کاربردهای فراوانی دارد که با گسترش حوزه مدولاسیون‌ها، به‌ویژه مدولاسیون‌های دیجیتال، اهمیت روزافزونی نیز یافته است، از این رو پژوهش در این زمینه از دهه‌های گذشته تا به حال ادامه دارد. گستردگی ابعاد موضوع شناسایی و نیاز به روش‌هایی که در پیاده‌سازی، قابلیت اجرای به‌نگام<sup>۱</sup> را داشته باشند، هنوز محققان را به دنبال راهکارهایی دقیق‌تر و سریع‌تر می‌کشاند. کاربردهای شناسایی خودکار نوع مدولاسیون را می‌توان به دو دسته کلی کاربردهای غیرنظامی و نظامی تقسیم کرد. از کاربردهای شناسایی خودکار نوع مدولاسیون در حوزه نظامی می‌توان به جنگ الکترونیک [۲ و ۱] و در حوزه غیرنظامی به مدیریت ترافیک شبکه، رادیو نرم‌افزاری و... [۳-۶] اشاره کرد.

کاربرد مشترکی که در هر دو گروه کاربردهای نظامی و غیرنظامی قرار می‌گیرد، ساخت فرستنده/گیرنده‌های هوشمند است که در آن، فرستنده بدون داشتن اطلاعات پیشینی از سیگنال ارسالی و با توجه به شرایط محیط و کانال ارتباطی، مناسب‌ترین نوع مدولاسیون را جهت ارسال اطلاعات انتخاب می‌کند و گیرنده نیز به صورت بلادرنگ امکان تشخیص تغییرات نوع مدولاسیون را دارد [۷].

تاکنون روش‌های متعددی برای شناسایی خودکار نوع مدولاسیون یا AMC<sup>۲</sup> با فرضیات، مزیت‌ها و معایب مختلف پیشنهاد شده‌اند. مثلاً

<sup>۳</sup> Maximum Likelihood

<sup>۴</sup> Pattern Recognition

<sup>۱</sup> Real-Time

<sup>۲</sup> Automatic Modulation Classification

روش اول، بر مبنای تئوری‌های تصمیم‌گیری و آشکارسازی است. در این روش با استفاده از معلومات موجود درباره آشکارساز بهینه، یک متغیر تصمیم‌گیری مطرح شده و برای تشخیص نوع مدولاسیون با یک سطح آستانه مقایسه می‌شود [۴]. هر مدولاسیون متغیر تصمیم‌گیری بهینه‌ای دارد که باعث کمینه شدن احتمال خطای تشخیص نوع مدولاسیون می‌شود. این روش، روش کلاسیک AMC بوده و از نظر کارایی بهینه است ولی به علت پیچیده بودن متغیر تصمیم‌گیری، به طور معمول قابل پیاده‌سازی به صورت عملی نیست [۷].

در روش‌های شناسایی الگو، به طور معمول یک یا چند ویژگی از سیگنال دریافتی استخراج شده و یک تصمیم بر اساس مقادیر آن‌ها گرفته می‌شود. در واقع یک نگاهت از فضای سیگنال به فضای ویژگی‌های استخراجی انجام می‌شود و عمل تصمیم‌گیری در این فضا انجام می‌شود که بسیار ساده‌تر است. این روش در مقایسه با روش تصمیم‌گیری پیچیدگی کمتری داشته و به طور معمول به اطلاعات اضافی چندانی نیاز ندارد. گرچه ممکن است که این روش بهینه نباشد، ولی در صورت طراحی مناسب و انتخاب مناسب ویژگی‌ها، به طور معمول پیاده‌سازی راحت، همراه با کارایی نزدیک بهینه (از نظر دقت شناسایی صحیح) خواهد داشت [۸ و ۲]. در گذشته کارایی این روش کمتر از روش همانندی بیشینه بوده است، ولی امروزه با پیدایش کلاس‌بندهای مطمئن و توانا مانند شبکه‌های عصبی، روش شناسایی الگو به روش متداول در تشخیص نوع مدولاسیون تبدیل شده است و روش‌هایی مختلف از نظر ویژگی‌های انتخاب شده و کلاس‌بندهای متفاوت پدید آمده است. این روش دارای دو زیر سامانه استخراج ویژگی و کلاس‌بندی است. بلوک ساده شده این روش در شکل (۳) نشان داده شده است.

در زیرسیستم کلاس‌بند، از کلاس‌بندهای الگوی مختلف مانند شبکه عصبی مصنوعی [۳]، ماشین‌های بردار پشتیبان [۹ و ۱] و... می‌توان استفاده کرد.

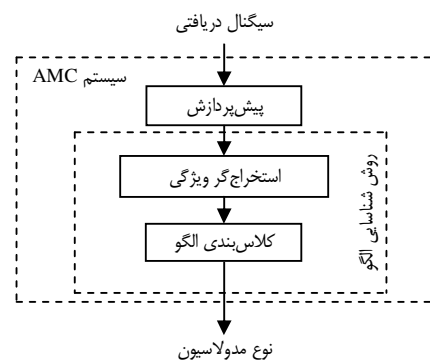
روش عملی برای تشخیص نوع مدولاسیون‌های 2ASK، CW، 2FSK، 2PSK، 4PSK، 8PSK استفاده از هیستوگرام دامنه، فاز و فرکانس و همچنین واریانس دامنه و فرکانس برای تشخیص است. روشی در زمینه تئوری تصمیم‌گیری برای جداسازی مدولاسیون‌های BPSK، QPSK ارائه شده که تنها پارامتر نامعلوم در نظر گرفته شده در آن فاز حامل است [۷]. یکی از این روش‌ها، از ویژگی‌های عبور از صفر<sup>۲</sup> برای جداسازی مدولاسیون‌های خانواده PSK/FSK استفاده می‌کند و همه پارامترهای سیگنال دریافتی را معلوم فرض می‌کند [۲].

روش دیگری برای مدولاسیون‌های PSK/QAM با استفاده از آزمایش نسبت شباهت متوسط در کانال AWGN پیشنهاد شد. تنها پارامتر نامعلوم این روش، فاز حامل سیگنال دریافتی است [۷]. روشی نیز بر پایه آزمایش نسبت شباهت برای جداسازی سیگنال‌های QAM پیشنهاد شده است [۲]. روش دیگری بر پایه ممان‌های آماری فاز برای تشخیص خودکار مدولاسیون‌های خانواده PSK پیشنهاد شد که تمام پارامترهای سیگنال را معلوم فرض می‌کند [۱۰].

از آخرین روش‌های ارائه شده در زمینه AMC، روش راب است [۳]. این روش، روشی بر پایه ویژگی است و از دو ویژگی تابع نمایی انحراف استاندارد فاز و انحراف استاندارد فاز درجه‌بندی شده با استفاده از پوش سیگنال، برای شناسایی مدولاسیون‌های BPSK، QPSK، 8PSK، BFSK، 8QAM، 16QAM، 64QAM، 256QAM استفاده می‌کند. کلاس‌بند مورد استفاده این روش نیز شبکه عصبی پرسپترون سه لایه است.

در بررسی عملکرد یک سیستم شناساگر مدولاسیون، پارامترهای زیادی چون دقت تشخیص، شرایط و نوع کانال، مجموعه

در روش‌های شناسایی الگو، به طور معمول یک یا چند ویژگی از سیگنال دریافتی استخراج شده و یک تصمیم بر اساس مقادیر آن‌ها گرفته می‌شود. در واقع یک نگاهت از فضای سیگنال به فضای ویژگی‌های استخراجی انجام می‌شود و عمل تصمیم‌گیری در این فضا انجام می‌شود که بسیار ساده‌تر است. این روش در مقایسه با روش تصمیم‌گیری پیچیدگی کمتری داشته و به طور معمول به اطلاعات اضافی چندانی نیاز ندارد. گرچه ممکن است که این روش بهینه نباشد، ولی در صورت طراحی مناسب و انتخاب مناسب ویژگی‌ها، به طور معمول پیاده‌سازی راحت، همراه با کارایی نزدیک بهینه (از نظر دقت شناسایی صحیح) خواهد داشت [۸ و ۲]. در گذشته کارایی این روش کمتر از روش همانندی بیشینه بوده است، ولی امروزه با پیدایش کلاس‌بندهای مطمئن و توانا مانند شبکه‌های عصبی، روش شناسایی الگو به روش متداول در تشخیص نوع مدولاسیون تبدیل شده است و روش‌هایی مختلف از نظر ویژگی‌های انتخاب شده و کلاس‌بندهای متفاوت پدید آمده است. این روش دارای دو زیر سامانه استخراج ویژگی و کلاس‌بندی است. بلوک ساده شده این روش در شکل (۳) نشان داده شده است.



شکل ۳. بلوک ساده شده روش شناسایی الگو

در زیرسیستم استخراج ویژگی، ویژگی یا ویژگی‌های انتخابی برای جداسازی مدولاسیون‌ها، از سیگنال دریافتی استخراج می‌شود. یک ویژگی ایده‌آل دارای خصوصیتی مهم مانند ثابت بودن مقدار ویژگی در سیگنال به نویزهای مختلف، متفاوت بودن مقدار ویژگی برای هر یک از کلاس‌ها و پیچیدگی محاسباتی کم است. در عمل هرچه

<sup>1</sup> Signal to Noise Ratio

<sup>2</sup> Zero Crossing

$$\text{PSK: } s(t) = \text{Re} \left[ g(t) e^{j \frac{2\pi(m-1)}{M}} e^{j 2\pi f_c t} \right] \quad (۳)$$

که  $m = 1, 2, \dots, M$  و  $\theta_m = \frac{2\pi(m-1)}{M}$  برابر با  $M$  حالت فاز حامل ممکن است که اطلاعات را منتقل می کند.

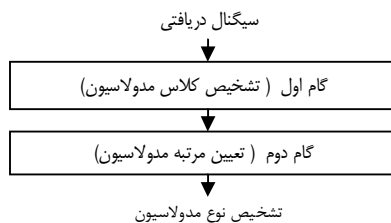
$$\text{FSK: } s(t) = \sqrt{\frac{2\varepsilon}{T}} \cos(2\pi f_c t + 2\pi m \Delta f t) \quad (۴)$$

در رابطه (۴)،  $\varepsilon$  انرژی هر سمبل،  $T$  طول زمانی هر سمبل است و  $1 \leq m \leq M, 0 \leq t \leq T$  است. ضریب  $\sqrt{(2\varepsilon/T)}$  این ضمانت را فراهم می کند که هر سیگنال، انرژی برابر با  $\varepsilon$  دارد.

شبیه سازی های این مقاله همگی در محیط نرم افزار Matlab، با شکل پالس مربعی، سرعت سمبل ۱۰ کیلو سمبل بر ثانیه، فرکانس حامل ۱۵۰ کیلوهرتز، سرعت نمونه برداری ۱/۵ مگا سمبل بر ثانیه و تولید یک قالب زمانی از سیگنال باند میانی با ۴۰۹۶ نمونه انجام شده است. این شرایط، به طور دقیق مشابه شرایط شبیه سازی های روش راب در نظر گرفته شده اند تا امکان مقایسه عادلانه دو روش پیشنهادی و روش راب فراهم شود. در نمودارهای گام اول و دوم روش پیشنهادی، تعداد ۱۰۰ سیگنال از هر مدولاسیون در هر سیگنال به نوبت تولید شده و میانگین مقدار ویژگی های انتخابی برای هر مدولاسیون ترسیم شده است.

### ۳. روش پیشنهادی

پیاده سازی سیستم AMC به روش شناسایی الگو دارای سه بخش، پیش پردازش، استخراج ویژگی و کلاس بندی است. روش پیشنهادی در این مقاله دارای دو گام است، به گونه ای که در گام اول، کلاس کلی مدولاسیون و در گام دوم مرتبه مدولاسیون مشخص می شود و این سه بخش برای هر دو گام انجام خواهد شد. بلوک دیاگرام کلی روش پیشنهادی به صورت شکل (۴) است.



شکل ۴. بلوک دیاگرام روش پیشنهادی

#### ۳-۱. گام اول

در ابتدا باید ویژگی هایی برای تشخیص کلاس مدولاسیون ها انتخاب شوند. در این گام، دو ویژگی  $F1$  و  $F2$  مطابق روابط (۵) و (۶) انتخاب شده اند.

$$F1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |A_i| \quad (۵)$$

$$F2 = \text{Var}[DPL] \quad (۶)$$

مدولاسیون های موجود در محیط، وجود و یا عدم وجود اطلاعات قبلی از فرستنده سیگنال و... دخیل هستند. به همین دلیل است که مقایسه نتایج روش های مختلف تنها در شرایط کاملاً مشابه محیطی امکان پذیر است [۱۰ و ۱۱]. بنابراین، در شرایط به طور کامل مشابه، روشی که نیاز به کمترین اطلاعات اولیه و کمترین حجم پردازش داشته باشد و با دقت مناسب، عمل شناسایی را در میان تعداد بیشتری مدولاسیون انجام دهد، طبیعتاً روش بهتری خواهد بود. اغلب روش هایی که حجم پیش پردازش های زیادی را طلب می کنند، از دقت خوبی نیز برخوردارند و روش های با اطلاعات مورد نیاز کم و پیش پردازش های اندک، از دقت مناسبی برخوردار نیستند.

در این مقاله سعی شده است تا روشی بر پایه شناسایی الگو برای تشخیص خودکار نوع مدولاسیون های دیجیتال پیشنهاد شود که علاوه بر داشتن سادگی و قابلیت پیاده سازی عملی، دقت شناسایی بالایی را فراهم کند.

### ۲. فرضیات و مدل سازی

روش پیشنهادی در این مقاله، روشی بر پایه ویژگی و بدون اطلاعات قبلی از سیگنال دریافتی، برای شناسایی مدولاسیون های دیجیتال از خانواده های  $ASK^1$ ،  $PSK^2$  و  $FSK^3$  پس از عبور از کانال  $AWGN^4$  است. فرضیات روش پیشنهادی در جدول (۱) آمده است.

جدول ۱. فرضیات روش پیشنهادی

نوع کانال	اطلاعات قبلی از سیگنال	مدولاسیون ها	نوع روش
AWGN	-	ASK, PSK, FSK	بر پایه ویژگی

کانال مخابراتی حاوی نویز سفید گوسی جمع شونده، است. بنابراین سیگنال ارسالی توسط فرستنده مدوله می شود و پس از عبور از کانال، با نویز گوسی سفید مخلوط شده و در حالی که هیچ اطلاعاتی از فرستنده آن در دست نیست، وارد بلاک گیرنده می شود. این سیگنال باند میانی  $f(t)$  به صورت رابطه (۱) مدل می شود:

$$f(t) = s(t) + n(t) \quad (۱)$$

که در آن،  $s(t)$  سیگنال ارسالی و  $n(t)$  نویز سفید گوسی جمع شونده با واریانس  $\sigma_n^2$  و ناهمبسته با سیگنال  $s(t)$  فرض شده است. مدل مدولاسیون هایی که سیگنال باند میانی  $s(t)$  می تواند داشته باشد در روابط (۲) تا (۴) آمده اند [۱۱]:

$$\text{ASK: } s(t) = \text{Re} [A_m g(t) e^{j 2\pi f_c t}] = A_m g(t) \cos(2\pi f_c t) \quad (۲)$$

که  $g(t)$  شکل پالس استفاده شده و  $f_c$  فرکانس حامل است.

<sup>1</sup> Amplitude Shift Keying

<sup>2</sup> Phase Shift Keying

<sup>3</sup> Frequency Shift Keying

<sup>4</sup> Additive White Gaussian Noise

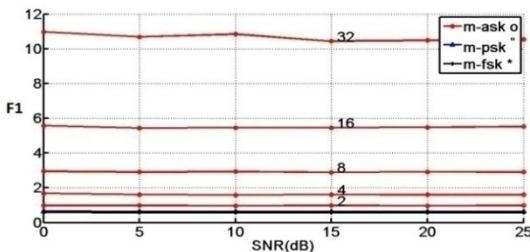
است. در نهایت برای تعیین مرتبه مدولاسیون‌های FSK نیز ویژگی F4 به صورت رابطه (۸) ارائه می‌شود:

$$F4 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_i \quad (8)$$

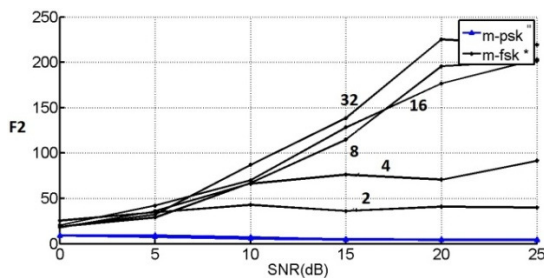
که در آن،  $N$  تعداد نمونه‌ها و  $f_i$  فرکانس نمونه‌ها است. این ویژگی قابلیت جداسازی خوبی داشته و با ویژگی F3 نیز هم‌خوانی دارد و نیازی به پیش‌پردازش‌های جداگانه‌ای ندارد. نمودار ویژگی F4 برای مدولاسیون‌های FSK، از مرتبه ۲ تا ۳۲ در شکل (۹) نشان داده شده است.

در شکل‌های (۸) و (۹) نیز مرتبه‌ی مدولاسیون‌ها بر روی منحنی مربوطه آن‌ها مشخص شده است.

ویژگی انتخاب شده برای تشخیص مرتبه مدولاسیون‌های ASK، نیاز به پیش‌پردازش خاصی ندارد. برای محاسبه ویژگی F3 که برای تشخیص مرتبه مدولاسیون‌های PSK به کار می‌رود، نیاز به فاز نمونه‌های سیگنال است. برای استخراج فاز سیگنال، باید سیگنال باند میانی به سیگنال باند پایه تبدیل شود و برای بردن سیگنال باند میانی به باند پایه نیاز به تخمین فرکانس حامل است. وجود خطا در تخمین فرکانس حامل، دقت نهایی سیستم را تحت تأثیر قرار می‌دهد. بنابراین باید روشی را انتخاب کرد که دارای دقت مناسب و پیچیدگی محاسباتی قابل قبولی باشد. در این پژوهش برای تخمین فرکانس حامل از روش تخمین  $LSE^1$  فاز لحظه‌ای سیگنال دریافتی استفاده شده است [۱].



شکل ۵. نمودار ویژگی F1 برای مدولاسیون‌های ASK و PSK و FSK



شکل ۶. نمودار ویژگی F2 برای مدولاسیون‌های ASK و PSK و FSK

در روابط (۵) و (۶)،  $N$  تعداد نمونه‌های سیگنال دریافتی،  $A_i$  دامنه نمونه‌های سیگنال،  $Var$  نماد واریانس و  $DPL$  نماد تفاضل مکان پیک‌های سیگنال است که برای به‌دست آوردن آن، ابتدا مکان پیک‌های سیگنال به‌دست آمده و سپس تفاضل مکان پیک‌های متوالی محاسبه می‌شود. ویژگی F1 قادر به جداسازی و تعیین مرتبه مدولاسیون‌های ASK و ویژگی F2 قادر به جداسازی مدولاسیون‌های PSK از FSK است. نمودار ویژگی‌های F1 و F2 برحسب سیگنال به نویزهای مختلف (۰-۲۵ dB) و مدولاسیون‌های کاندیدا ( $M=2-32$ ) برای سه خانواده ASK، PSK و FSK به‌ترتیب در شکل‌های (۵) و (۶) نشان داده شده است.

در شکل (۵)، دیده می‌شود که مدولاسیون‌های خانواده PSK و FSK دارای مقادیر یکسانی از ویژگی F1 هستند و به راحتی می‌توان آن‌ها را از مدولاسیون‌های ASK جدا کرد. همچنین مرتبه‌های مختلف مدولاسیون‌های ASK نیز با این ویژگی قابل تشخیص و جداسازی هستند. مرتبه‌های مختلف مدولاسیون‌های ASK در روی منحنی مربوط به آن‌ها در شکل (۵) نشان داده شده است.

در شکل (۶) نیز دیده می‌شود که مدولاسیون‌های خانواده PSK همگی دارای مقادیر یکسانی از ویژگی F2 بوده و می‌توان آن‌ها را از مدولاسیون‌های FSK جدا کرد. مزیت بسیار مهم این ویژگی‌ها، دارا بودن خصوصیات ویژگی خوب و عدم نیاز به پیش‌پردازش است که باعث بی‌نیاز شدن روش پیشنهادی از تخمین‌ها و پردازش‌های اضافی در این گام است.

همچنین به علت کیفیت خوب ویژگی‌های انتخابی، می‌توان از جداساز آستانه‌ای به‌عنوان طبقه‌بندی کننده یا کلاس‌بند استفاده کرد. برای بررسی عملکرد روش پیشنهادی در این مرحله، از هر مدولاسیون ۱۰۰ فریم در هر یک از سیگنال به نویزهای ۰-۲۵ dB به‌عنوان داده آزمایشی تولید و پس از استخراج ویژگی و عبور از طبقه‌بندی کننده، نوع مدولاسیون آن‌ها تعیین می‌شود. درصد تشخیص صحیح هر کلاس در بخش نتایج آورده شده است. فلوچارت گام اول به صورت شکل (۷) است.

## ۲-۳. گام دوم

پس از مشخص شدن کلاس مدولاسیون دریافتی، نوبت به تعیین مرتبه مدولاسیون می‌رسد. با توجه به توانایی ویژگی F1 در تشخیص مرتبه مدولاسیون‌های خانواده ASK، در این گام نیز از همان ویژگی F1 استفاده می‌شود. برای تشخیص مرتبه مدولاسیون‌های خانواده PSK، ویژگی F3 مطابق با رابطه (۷) پیشنهاد می‌شود:

$$F3 = Var[DFS] \quad (7)$$

که در آن،  $Var$  نماد واریانس و  $DFS$  نماد تفاضل فاز نمونه‌های متوالی سیگنال دریافتی است. نمودار ویژگی F3 برای مدولاسیون‌های PSK ( $M=2-32$ ) در شکل (۸) نشان داده شده

<sup>1</sup> Least Square Estimation

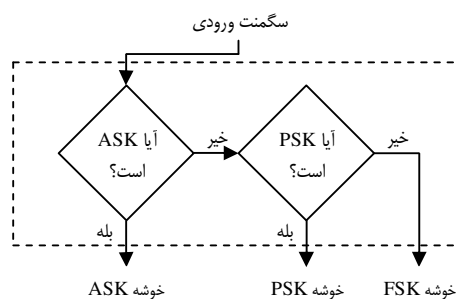
پهنای باند سیگنال‌های دریافتی بیشتر است و خطر حذف سیگنال وجود ندارد [۱]. ویژگی F4، نیاز به محاسبه فرکانس سیگنال دارد. محاسبه فرکانس سیگنال، با استفاده از مدل گسسته مشتق تابع فاز، انجام می‌شود. در اینجا نیز از فیلترکردن برای بهبود سیگنال به نوبت استفاده می‌شود.

با توجه به ویژگی‌های انتخابی، از جداساز آستانه‌ای برای تعیین مرتبه مدولاسیون‌های ASK و از طبقه‌بندی کننده SVM<sup>۲</sup> سلسله مراتبی جهت تعیین مرتبه مدولاسیون‌های PSK و FSK استفاده می‌شود. ماشین بردار پشتیبان، یک الگوریتم مدل سازی قدرتمند است که می‌تواند در مسائل تشخیص الگو مورد استفاده قرار گیرد و بر مبنای تکنیک SRM<sup>۳</sup> به حل مسائل می‌پردازد [۱۲]. در این تکنیک، با ثابت نگه داشتن میزان ریسک خطا، فاصله بین کلاس‌ها در فضای ویژگی حداکثر می‌شود. در این الگوریتم برای داده‌هایی که امکان جداسازی خطی وجود دارد، یک فوق صفحه<sup>۴</sup> در فضای ویژگی<sup>۵</sup> تعریف می‌شود و سپس پارامترهای آن بر مبنای تکنیک مذکور، بهینه می‌شوند [۱].

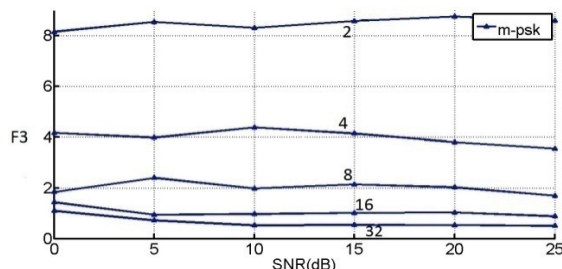
در مسائل غیرخطی، بردارهای ورودی تحت یک نگاشت از قبل تعیین شده و با استفاده از یک تابع غیرخطی، به فضای ویژگی N بعدی انتقال می‌یابند، تا یک ابرصفحه N بعدی خطی تفکیک کننده ساخته شود. با استفاده از کرنل‌های مختلف می‌توان روش‌های فراگیری ماشینی مختلفی با انواع سطوح تصمیم‌گیری دلخواه ساخت. ماشین بردار پشتیبان، همواره به یک کمینه مطلق همگرا می‌شود و بر خلاف سایر طبقه‌بندی کننده‌های هوشمند چون شبکه‌های عصبی، همواره دارای جواب یکتا خواهد بود [۱۲]. دو پارامتر اصلی یک کلاس‌بند SVM، مقدار فاصله اطمینان بین کلاس‌ها و نوع کرنل استفاده شده هستند. متداول‌ترین توابع کرنل، توابع خطی، چندجمله‌ای و گوسی می‌باشند.

در اینجا با توجه به شرایط ویژگی‌های انتخابی، کرنل خطی برای جداسازی انتخاب می‌شود. کرنل خطی به هیچ پارامتری نیاز ندارد [۱] و مقدار فاصله اطمینان، بر مبنای مقادیر پیش فرض انتخاب شده در برخی الگوریتم‌های تشخیص الگو، به صورت عددی حقیقی در بازه (۰-۸) متغیر فرض شده است [۱۲]. برای آموزش ساختار طبقه‌بندی کننده، از مجموعه داده‌های دو نسبت سیگنال به نویز ۱۰dB و ۲۰dB استفاده شده است که به منظور بهبود عملکرد کلاس‌بند است. مرحله آزمایش این گام نیز همانند گام اول انجام می‌شود.

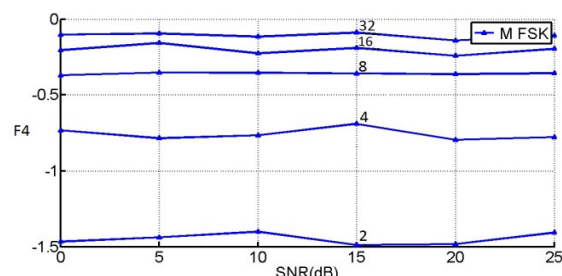
بلوک دیاگرام کلی روش پیشنهادی در شکل (۱۰) آورده شده است. در این گام به منظور بهینه‌سازی عملکرد سیستم، از الگوریتم ژنتیک برای انتخاب پارامترهای ساختاری کلاس‌بند به صورت هوشمند، استفاده می‌شود. بدین منظور خطای تشخیص به عنوان تابع



شکل ۷. فلوچارت گام اول



شکل ۸. نمودار ویژگی F3 برای مدولاسیون‌های PSK



شکل ۹. نمودار ویژگی F4 برای مدولاسیون‌های FSK

پس از تخمین فرکانس حامل، باید سیگنال را به باند پایه منتقل کرد. بدین منظور از روش<sup>۱</sup> I/Q دمدولاتور استفاده کرده و برای محاسبه فاز سیگنال از روش تانژانت معکوس ترم متعامد I/Q دمدولاتور به ترم هم‌فاز آن استفاده می‌شود.

همچنین به منظور کاهش اثر نویز و بهبود نسبت سیگنال به نویز، از یک فیلتر باندمیانی استفاده می‌شود. به هر میزان که در فیلتر کردن توان نویز کم شود، می‌توان امیدوار بود که درصد تشخیص صحیح به همان نسبت افزایش یابد. انتخاب دقیق محدوده فیلتر شدن، نیاز به پارامترهایی چون پهنای باند سیگنال و فرکانس حامل دارد. می‌توان با تخمین فرکانس حامل، محدوده‌ی تقریبی فیلتر را مشخص کرد. انتخاب صحیح پارامترهای فیلتر، نقش اساسی در این کار دارد، زیرا در صورت انتخاب اشتباه محدوده فیلتر شدن، امکان حذف شدن سیگنال اصلی نیز وجود دارد. از آنجا که به طور معمول، فرکانس حامل بسیار بیشتر از دو برابر پهنای باند سیگنال ارسالی است، می‌توان بازه  $(f_c - \frac{1}{2}f_c, f_c + \frac{1}{2}f_c)$  را به عنوان محدوده فیلتر کردن انتخاب کرد ( $f_c$  فرکانس حامل تخمینی) که به طور قطعی از

<sup>2</sup> Support Vector Machines

<sup>3</sup> Structural Risk Minimization

<sup>4</sup> Hyper-Plane

<sup>5</sup> Feature Space

<sup>1</sup> In-Phase/ Quadrature

با توجه به جدول (۳)، در  $SNR=0dB$  که کمترین میزان سیگنال به نویز در شبیه‌سازی‌هاست، کمترین دقت تشخیص در خانواده ASK مربوط به مدولاسیون 2ASK با ۹۶٪، در خانواده PSK برای مدولاسیون 32PSK با ۹۴٪ و در خانواده FSK مربوط به مدولاسیون 32FSK با ۹۵٪ است.

جدول (۴) بهبود دقت شناسایی پس از به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک را نشان می‌دهد، به‌گونه‌ای که حداقل درصد شناسایی صحیح ۹۶٪ برای مدولاسیون 32PSK در  $SNR=0dB$  به‌دست آمده است. متوسط درصد تشخیص صحیح در  $SNR=0dB$  برای خانواده‌ی ASK برابر ۹۹/۴٪، برای خانواده‌ی PSK برابر ۹۸/۶٪ و برای خانواده‌ی FSK برابر ۹۹٪ است. نتایج نشان می‌دهند که روش پیشنهادی، برای تمام مدولاسیون‌های کاندید، درصد شناسایی بالایی را حتی در نسبت‌های سیگنال به نویز پائین فراهم می‌کند.

مقایسه روش پیشنهادی با روش راب: روش راب [۳] از آخرین کارهای ارائه شده در زمینه AMC است و از آنجایی که روش پیشنهادی در این مقاله در شرایط و فرضیات به‌طور کامل یکسان با این روش انجام شده است، مقایسه دو روش امکان‌پذیر است. دقت شناسایی صحیح نوع مدولاسیون‌ها توسط روش راب به‌صورت جدول (۵) است. روش راب به شناسایی هشت نوع مدولاسیون می‌پردازد که چهار نوع آن‌ها با مدولاسیون‌های کاندید در روش پیشنهادی در این مقاله یکسان هستند (BFSK، 8PSK، QPSK، BPSK). بنابراین مقایسه را می‌توان در مورد دقت شناسایی این چهار نوع مدولاسیون انجام داد.

مقایسه روش پیشنهادی در این پژوهش با روش راب در سه زمینه دقت شناسایی، سادگی روش و تعداد مدولاسیون‌های کاندید روش انجام می‌شود.

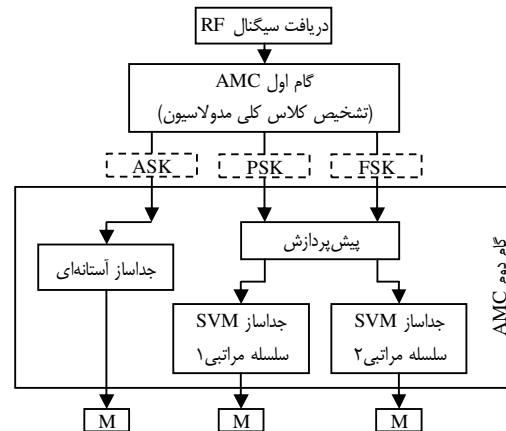
جدول ۳. نتایج شبیه‌سازی گام دوم قبل از بهینه‌سازی

مدولاسیون	$SNR=10dB$	$SNR=5dB$	$SNR=0dB$
2ASK	۱۰۰٪	۹۸٪	۹۶٪
4ASK	۱۰۰٪	۹۹٪	۹۷٪
8ASK	۱۰۰٪	۱۰۰٪	۹۹٪
16ASK	۱۰۰٪	۱۰۰٪	۱۰۰٪
32ASK	۱۰۰٪	۱۰۰٪	۱۰۰٪
2PSK	۱۰۰٪	۱۰۰٪	۱۰۰٪
4PSK	۱۰۰٪	۱۰۰٪	۱۰۰٪
8PSK	۱۰۰٪	۹۹٪	۹۸٪
16PSK	۹۹٪	۹۷٪	۹۵٪
32PSK	۹۸٪	۹۶٪	۹۴٪
2FSK	۱۰۰٪	۱۰۰٪	۱۰۰٪
4FSK	۱۰۰٪	۱۰۰٪	۱۰۰٪
8FSK	۱۰۰٪	۹۹٪	۹۸٪
16FSK	۱۰۰٪	۹۷٪	۹۶٪
32FSK	۹۹٪	۹۷٪	۹۵٪

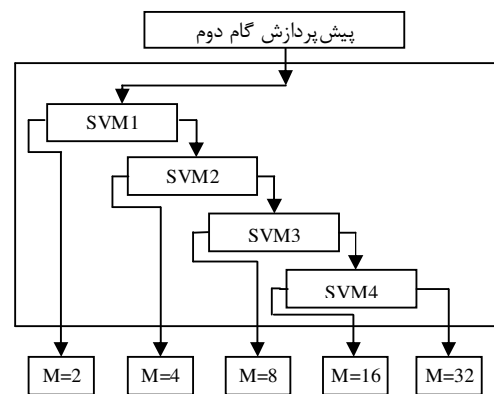
هدف برای الگوریتم ژنتیک در نظر گرفته می‌شود. برای انتخاب پارامترهای ساختاری الگوریتم ژنتیک (تعداد نسل، جمعیت هر نسل و...) نیز از مقادیر معمول این پارامترها در مثال‌های جعبه ابزار بهینه‌سازی نرم‌افزار Matlab استفاده شده است (تعداد نسل برابر ۵۰ نسل و اندازه جمعیت برابر ۲۰ فرد). نتایج این بهینه‌سازی در بخش نتایج آورده خواهند شد. بلوک دیاگرام داخلی SVM سلسله مراتبی استفاده شده در گام دوم به‌صورت شکل (۱۱) است.

#### ۴. نتایج شبیه‌سازی‌ها

پس از انجام شبیه‌سازی‌ها با شرایط مورد اشاره، نتایج گام اول در جدول (۲)، نتایج گام دوم قبل از بهینه‌سازی در جدول (۳) و نتایج گام دوم پس از بهینه‌سازی در جدول (۴) نشان داده شده است. جدول (۲) نشان می‌دهد که روش پیشنهادی در گام اول با دقت صد درصد، کلاس مدولاسیون‌ها را تشخیص داده و آن‌ها را خوشه‌بندی می‌کند.



شکل ۱۰. بلوک دیاگرام کلی روش پیشنهادی



شکل ۱۱. بلوک دیاگرام داخلی SVM سلسله مراتبی

جدول ۲. نتایج شبیه‌سازی گام اول

کلاس	$SNR=10dB$	$SNR=5dB$	$SNR=0dB$
MASK	۱۰۰٪	۱۰۰٪	۱۰۰٪
MPSK	۱۰۰٪	۱۰۰٪	۱۰۰٪
MFSK	۱۰۰٪	۱۰۰٪	۱۰۰٪

ENV.  $\varphi_N$  فاز درجه‌بندی شده با استفاده از پوش سیگنال است. مقاله روش راب، در مورد میزان محاسبات روش پیشنهادی و پیش‌پردازش‌های مورد نیاز خود، توضیحاتی را ارائه نکرده است، بنابراین مقایسه دقیق دو روش از نظر میزان سادگی امکان‌پذیر نیست و در این زمینه تنها می‌توان به توضیحات کلی اکتفا نمود، به‌طور مثال اینکه در هر دو روش از ویژگی‌های لحظه‌ای استفاده می‌شود.

با توجه به این که کلاس‌بند مورد استفاده روش راب، شبکه عصبی مصنوعی (پرسپترون چند لایه) است و در روش پیشنهادی این مقاله، با تقسیم AMC به دو گام و انجام خوشه‌بندی، از ترکیب کلاس‌بند آستانه‌ای و ماشین‌های بردار پشتیبان استفاده می‌شود، می‌توان گفت که روش پیشنهادی دارای سادگی و عملکرد بهتر نسبت به روش راب است.

تعداد مدولاسیون‌های کاندید: از نظر تعداد مدولاسیون‌های کاندید، روش راب قادر به جداسازی هشت نوع مدولاسیون از سه خانواده است، به طوری که سه مدولاسیون از خانواده PSK، یک مدولاسیون از خانواده FSK و چهار مدولاسیون از خانواده QAM هستند. در روش پیشنهادی این مقاله، پانزده نوع مدولاسیون از سه خانواده (پنج مدولاسیون از هر خانواده) برای انجام شبیه‌سازی‌ها استفاده شدند و شناسایی همگی آن‌ها حتی در SNRهای پائین و با دقت بالا انجام شد. تعداد مدولاسیون‌های کاندید در روش پیشنهادی، تقریباً دو برابر روش راب است و همچنین مدولاسیون‌های کاندید، توزیع یکنواختی روی سه خانواده دارند. جمع‌بندی این مقایسه در جدول (۶) آورده شده است.

جدول ۶. مقایسه روش پیشنهادی با روش راب

نام روش	حداقل دقت در مدولاسیون‌های مشترک	سادگی	تعداد مدولاسیون‌ها کاندید
روش پیشنهادی در این مقاله	دارای دقت شناسایی صد درصد در تمامی SNRها	با توجه به استفاده از روش خوشه‌بندی و سعی در استفاده از کلاس‌بندهای ساده‌تر، می‌توان گفت که از روش راب ساده‌تر است.	۱۵ مدولاسیون با توزیع یکنواخت روی سه خانواده ASK, PSK, FSK
روش راب	دارای حداقل دقت شناسایی ۹۷ درصد برای مدولاسیون ۸PSK، ۹۸ درصد برای مدولاسیون QPSK، ۹۹ درصد برای مدولاسیون BFSK و ۱۰۰ درصد برای مدولاسیون PSK در SNR=۱dB	توضیحی داده نشده است	۸ مدولاسیون با توزیع غیر یکنواخت روی خانواده‌های PSK, FSK, QAM

جدول ۴. نتایج شبیه‌سازی گام دوم بعد از بهینه‌سازی

مدولاسیون	SNR=۱۰dB	SNR=۵dB	SNR=۰dB
2ASK	٪۱۰۰	٪۹۹	٪۹۸
4ASK	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۹۹
8ASK	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰
16ASK	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰
32ASK	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰
2PSK	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰
4PSK	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰
8PSK	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰
16PSK	٪۱۰۰	٪۹۹	٪۹۷
32PSK	٪۱۰۰	٪۹۸	٪۹۶
2FSK	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰
4FSK	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰
8FSK	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰
16FSK	٪۱۰۰	٪۹۹	٪۹۸
32FSK	٪۱۰۰	٪۹۹	٪۹۷

جدول ۵. درصد شناسایی صحیح نوع مدولاسیون‌ها توسط روش راب [۳]

Modulation Type	SNR=۱۰dB	SNR=۵dB	SNR=۰dB
BPSK	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰
QPSK	٪۱۰۰	٪۹۹/۵	٪۹۸
8PSK	٪۱۰۰	٪۹۹	٪۹۷
BFSK	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۹۹
8QAM	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۹۹
16QAM	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰
64QAM	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰
256QAM	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰

دقت: همان‌گونه که از جدول (۴) پیداست، روش پیشنهادی در این مقاله دارای دقت صد درصد در تمامی مقادیر سیگنال به نویز برای مدولاسیون‌های مشترک با روش راب (BPSK, QPSK, 8PSK, BFSK) است.

سادگی: در تمام روش‌های شناسایی کور نوع مدولاسیون، بعد از آشکارسازی سیگنال، به تخمین پهنای‌بند و فرکانس حامل جهت جداسازی و پردازش سیگنال نیاز است و این مسئله به‌علت اشتراک در حجم محاسبات لحاظ نمی‌شود [۱۰].

روش راب از دو ویژگی "تابع نمایی انحراف استاندارد فاز" و "انحراف استاندارد فاز درجه‌بندی شده با استفاده از پوش سیگنال" استفاده می‌کند. روابط این ویژگی‌ها در زیر آورده شده‌اند [۳]:

$$\text{feature1} = \exp \left[ \sqrt{\left( \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \varphi_N^2 \right) - \left( \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \varphi_N \right)^2} \right] \quad (8)$$

$$\text{feature2} = \sqrt{\left( \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\text{ENV. } \varphi_N)^2 \right) - \left( \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \text{ENV. } \varphi_N \right)^2} \quad (9)$$

که در آن، N تعداد نمونه در هر قاب زمانی،  $\varphi_N$  فاز هر نمونه،



## ۵. نتیجه‌گیری

در این مقاله، روشی جهت شناسایی کور مدولاسیون سیگنال دریافتی به روش خوشه‌بندی ارائه شد. این روش دارای دو گام بود که در گام اول، خانواده مدولاسیون و در گام دوم مرتبه مدولاسیون مشخص می‌شد. گام اول دارای درصد تشخیص صحیح ۱۰۰٪ در تمامی SNRها و برای تمامی کلاس‌ها بود. در گام دوم حداقل دقت روش پیشنهادی برای مدولاسیون‌های خانواده PSK در  $SNR=0\text{ dB}$  با  $98/6\%$  است و با زیاد شدن نسبت سیگنال به نویز، درصد تشخیص صحیح افزایش می‌یابد.

در روش پیشنهادی با تقسیم مسئله تشخیص خودکار مدولاسیون به دو گام و انجام خوشه‌بندی سعی شد تا در هر خوشه، مناسب‌ترین ویژگی‌جداسازی از نظر نیاز به پیش‌پردازش کمتر و توانایی جداسازی مطلوب انتخاب شود و در نهایت در هر خوشه با توجه به شرایط، از کلاس‌بندهای ساده‌تر با عملکرد مطلوب‌تر استفاده شود. از مهم‌ترین خصوصیات روش پیشنهادی می‌توان به دقت شناسایی بالا، شناسایی به‌طور کامل کور، سادگی و تعداد زیاد مدولاسیون‌های قابل شناسایی اشاره کرد. مقایسه روش پیشنهادی با روش راب نیز نشان داد که روش ارائه شده در این مقاله از نظر دقت شناسایی، سادگی و تعداد مدولاسیون‌های قابل شناسایی بر روش راب برتری دارد.

می‌توان در آینده، امکان انجام روش پیشنهادی را برای مدولاسیون‌های خانواده‌های دیگر نظیر QAM بررسی کرد تا روشی جامع برای تشخیص خودکار مدولاسیون‌ها ایجاد شود.

## ۶. مراجع

- [1] Sherbaf Tabrizi, S.; Kademi, M.; Molavi Kakhaki, M. "Blind Classification of Communication Modulations with Support Vector Machines"; Iran's Electrical and Computer Eng. J., Fifth Year, Number Two, 2009 (In Persian).
- [2] Dobre, O. A.; Abdi, A.; Bar-Ness; Su, W. "Survey of Automatic Modulation Classification Techniques: Classical Approaches and New Trends"; IET Communications 2007, 2, 137-156.
- [3] El Rube, I. A. H.; El-Madani, N. E. D. "Cognitive Digital Modulation Classifier Using Artificial Neural Networks for Nngns"; In Proc. Of Seventh Int. Conf. on Wireless and Optical Communications Networks 2010, 1-5.
- [4] Xu, J. L.; Zhou, M.; Su, W. "Discrete Likelihood Ratio Test for Intelligent Signal Recognition in Software Defined Radio"; In Proc. of 19th Annual Wireless and Optical Communications Conf. 2010, 1-6.
- [5] Prakasam, P.; Madheswaran, M. "Modulation Identification Algorithm for Adaptive Demodulator in Software Defined Radios Using Wavelet Transform"; Int. J. Signal Proc. 2009, 1, 74-81.
- [6] Su, W.; Lei, Z.; Li, H.; Han, T. "The Research of Modulation Recognition Algorithm Base on Softwore Radio"; In Proc. of 2nd Int. Conf. on Computer Eng. and Tech. 2010, 308-312.
- [7] Attar, A. R. "Recognition of Modulation Type and Protocol in Military Communication Systems"; Master's Thesis, Shiraz Univ. 2004 (In Persian).
- [8] Bagga, J.; Tripathi, N. "Analysis of Digitally Modulated Signals Using Instantaneous and Stochastic Features for Classification"; Int. J. Soft Computing and Eng. 2011, 2, 57-61.
- [9] Ebrahimzade, A.; Seyedin, A. "Digital Signal Types Identification Using a Hierarchical SVM-based Classifier and Efficient Features"; In Proc. of Int. Conf. on Computing: Theory and Applications 2007, 521-525.
- [10] Binaee, M. B. "Design, Simulation and Fabrication of Signal Processing Part of Eavesdropping Modem System"; Master's Thesis, Sattari Univ., 2007 (In Persian).
- [11] Proakis, G.; Salehi, M. "Digital Communications"; McGraw-Hill, 2008.
- [12] Burges, C. J. C. "A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition"; Data. Min. Knowl. Disc. 1998, 1, 955-974.