

## شناسایی نوع مدولاسیون سیگنال ماهواره توسط یک سیستم ترکیبی هوشمند

عطاءالله ابراهیمزاده<sup>۱</sup>، عبدالله دوستی عارف<sup>۱</sup>  
استادیار دانشکده برق و کامپیوتر دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل

### چکیده:

شناساگر خودکار نوع سیگنال، عمل تعیین نوع مدولاسیون سیگنال دریافتی را در بین مجموعه‌ای از مدولاسیون‌ها به صورت اتوماتیک انجام می‌دهد و دارای نقش مهمی در تشخیص نوع مدولاسیون (فرمت) سیگنال ماهواره‌ای دارد. اکثر سیستم‌های شناساگر خودکار نوع مدولاسیون که تاکنون ارائه شده در شرایط سیگنال به نویز پایین عملکرد مناسبی ندارند و فقط قادرند تا تعداد محدودی از مدولاسیون‌ها را شناسایی کنند. در این مقاله طراحی یک سیستم بسیار کارا برای تشخیص نوع مدولاسیون تحقیق شده است. در ابتدا یک سیستم موثر پیشنهاد شده است که شامل دو ماژول اساسی می‌باشد که عبارتند از: ماژول استخراج ویژگی و ماژول طبقه بندی کننده. در ماژول استخراج ویژگی یک ترکیب جدید از ویژگی‌های آمارگان مرتبه‌ی بالا (مانان‌ها و کومولان‌ها تا مرتبه‌ی هشتم) به عنوان مشخصات جداساز مدولاسیون پیشنهاد شده است. در ماژول طبقه‌بندی کننده استفاده از شبکه عصبی تابع پایه شعاعی پیشنهاد شده است. نتایج شبیه‌سازی حاکی از عملکرد خوب سیستم می‌باشد. اما پارامترهای طبقه‌بندی کننده و نیز انتخاب ویژگی به روش سعی و خطا انجام می‌شود که مصالحه بین آنها کار بسیار زمان‌بر و مشکلی می‌باشد و نیز درصد موفقیت از یک حدی بیشتر نمی‌شود. بنابراین در ادامه یک سیستم ترکیبی هوشمند معرفی شده است که یک ماژول بهینه‌ساز به ماژول‌های قبلی اضافه می‌شود. ماژول بهینه‌ساز، الگوریتم بهینه‌سازی قوی زنبور عسل می‌باشد که هم در بهبود عملکرد و هم در کاهش پیچیدگی طبقه‌بندی کننده استفاده شده است. نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهد که شناساگر ترکیبی هوشمند پیشنهادی ضمن تشخیص انواع مدولاسیون، در SNRهای پایین، درصد موفقیت بسیار بالایی را به دست می‌دهد.

**کلید واژه‌ها:** تشخیص نوع مدولاسیون، سیگنال ماهواره، ویژگی‌های ترکیبی، شبکه عصبی تابع پایه شعاعی، الگوریتم زنبور عسل.

نقش به سزایی دارد. سیستم شناساگر هوشمند نوع مدولاسیون یکی از بخش‌های مهم سیستم رادیو نرم‌افزاری<sup>۱</sup> می‌باشد. به طور کلی روش‌های خودکار شناسایی نوع مدولاسیون به دو گروه دسته بندی می‌شود: روش‌های تئوری (نظریه) تصمیم<sup>۲</sup> (DT) و روش‌های تشخیص الگو<sup>۳</sup> (PR). در روش‌های نظریه تصمیم که مبتنی بر تئوری آشکارسازی آماری<sup>۴</sup> می‌باشند از آرگومان‌های احتمالاتی برای تشخیص نوع سیگنال‌های

### ۱- مقدمه

امروزه در اکثر سیستم‌های نوین مخابراتی اعم از نظامی و غیرنظامی به طور همزمان از چند نوع مدولاسیون استفاده می‌گردد. لذا شناساگر خودکار نوع مدولاسیون، دارای اهمیت بسیار زیادی است. چرا که در صورت تشخیص غلط نوع و مرتبه مدولاسیون و به‌کارگیری سیگنال توسط یک دمدولاتور نامناسب، ممکن است محتوی اطلاعات سیگنال به طور کامل از دست برود [۱]. این موضوع در انتقال سیگنال‌های ماهواره‌ای

<sup>۱</sup> Software defined radio (SDR)

<sup>۲</sup> Decision theory

<sup>۳</sup> Pattern recognition

<sup>۴</sup> Statistical detection theory

با مراجعه به تحقیقات قبلی مشخص می‌شود که تعیین پارامترهای طبقه‌بندی‌کننده و نیز انتخاب ویژگی به صورت تجربی و دستی انجام می‌شود. در این مقاله سیستم ترکیبی هوشمند پیشنهاد شده است که در آن یک ماژول بهینه‌ساز موثر جهت به دست آوردن پارامترهای مناسب طبقه‌بندی‌کننده و انتخاب ویژگی پیشنهاد شده است.

در ادامه، این مقاله به این صورت سازمان‌دهی شده است. در قسمت ۲، به استخراج ویژگی‌های کارا و در قسمت ۳ به تشریح طبقه‌بندی‌کننده و در قسمت ۴ به معرفی بهینه‌ساز می‌پردازد. در قسمت ۵ نتایج برخی از شبیه‌سازی‌ها آورده شده است و در نهایت در قسمت ۶ به جمع‌بندی مطالب پرداخته است.

## ۲- استخراج ویژگی

استخراج ویژگی مقوله بسیار مهمی در تشخیص الگو و بازشناسی نوع مدولاسیون می‌باشد. مدولاسیون‌های مختلف دارای خواص مختلف هستند. این مساله در مورد مدولاسیون‌های چگالتر و غیر مربعی خودش را بیشتر نشان می‌دهد. در این مقاله مدولاسیون‌های 2PSK, 8ASK, 4ASK, 4PSK, 8PSK, 8QAM, 16QAM, 32QAM, 64QAM و 128QAM در نظر گرفته شده اند که برای سادگی کار به ترتیب با  $P_1, P_2, P_3, P_4, P_5, P_6, P_7, P_8, P_9$  و  $P_{10}$  نمایش داده می‌شوند. در این پژوهش، به بررسی و آزمایش ویژگی‌های آمارگان مرتبه‌ی مراتب مختلف (تا مرتبه هشتم) پرداخته شد و شبیه‌سازی‌های انجام گرفته، نشان داد که استفاده از ترکیب مناسب ممان‌های آماری و کومولان‌های آماری، به عنوان ویژگی موفقیت بسیار بالایی را برای سیستم شناساگر نوع مدولاسیون به همراه دارد.

ممان‌های مرتبه بالا و کومولان‌های مرتبه بالا دارای مزایای زیادی هستند و اطلاعات بسیار بیشتری نسبت به ویژگی‌های دیگر نظیر ویژگی‌های طیفی به دست می‌دهند [۱۷]. این آمارگان قادرند تا شکل تابع چگالی احتمال ۱۲ (pdf) را مشخص کنند [۱۸-۱۹].

## ۲-۱- ممان‌ها

ممان‌های توزیع احتمال، در اصل تعمیم مفهوم مقدار امید هستند و می‌توانند برای تعریف مشخصات تابع چگالی احتمال

دیجیتال استفاده می‌کنند [۴-۲]. در روش‌های تئوری تصمیم به دلیل پیچیدگی محاسبات، پیاده‌سازی و اجرای آن با مشکلات زیادی همراه است. همچنین محاسبه دقیق مقادیر آستانه، سخت و تعداد نمونه‌های مورد نیاز برای به دست آوردن درصد موفقیت قانع‌کننده زیاد می‌باشد. روش‌های PR دارای پیچیدگی زیادی نیستند و از لحاظ اجرایی و کاربردی بسیار آسان هستند. ساختار این سیستم‌ها بسیار ساده‌تر از روش‌های DT می‌باشد [۲]. این روش نیاز به چنین اطلاعاتی نداشته و همچنین می‌تواند تعداد زیادی از مدولاسیون‌ها را شناسایی کند. ساختار روش تشخیص الگو از واحدهای ۵ مختلفی تشکیل شده است: واحد پیش پردازش ۶، واحد استخراج ویژگی ۷ و واحد طبقه‌بندی‌کننده (دسته‌بندی‌کننده) ۸. در قسمت استخراج ویژگی در کارهای دیگران این موارد دیده شده است: تابع همبستگی طیفی، چگالی طیف توان، فاز تابع مشخصه، شکل منظومه، فاز تابع مشخصه، شکل منظومه، هیس‌توگرام، انحراف استاندارد ۹ مربوط به مقادیر لحظه‌ای و ویژگی طیفی، اطلاعات گذرا موجود در سیگنال [۵-۱۴]. آنچه در قسمت طبقه‌بندی‌کننده در کارهای گذشته به چشم می‌خورد به این شرح است: مدار تصمیم گیر آستانه‌ای، طبقه‌بندی‌کننده فازی، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه<sup>۱۰</sup> [۱۶-۶].

با مطالعه کارهای گذشته می‌توان دریافت که در تعیین نوع مدولاسیون با انتخاب مناسب بخش‌های سیستم شناساگر، می‌توان یک روش موثر و دقیق پیشنهاد داد. یکی از این بخش‌ها، ماژول انتخاب ویژگی است. در این مقاله یک ترکیب جدیدی از ویژگی‌های آمارگان مرتبه‌ی بالا (ممان‌ها و کومولان‌ها تا مرتبه‌ی هشتم) به عنوان مشخصات متمایزکننده مدولاسیون‌ها معرفی شده است. در اکثر کارهای گذشته در بخش طبقه‌بندی‌کننده از شبکه عصبی MLP استفاده شده است. ضعف عمده شبکه عصبی MLP در SNRهای پایین و نیز گیر کردن در مینیمم محلی است. همچنین نیاز به تعداد نمونه زیاد دارد. در این مقاله جهت طبقه‌بندی کردن، استفاده از شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (RBF)<sup>۱۱</sup> پیشنهاد شده است.

<sup>۵</sup> Module

<sup>۶</sup> Preprocessing module

<sup>۷</sup> Feature extraction module

<sup>۸</sup> Classifier module

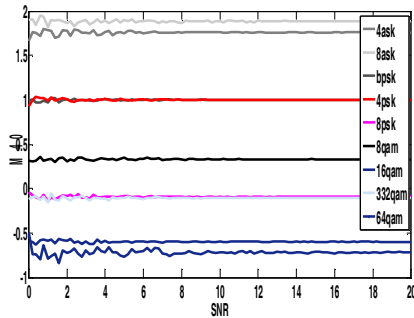
<sup>۹</sup> Standard deviation

<sup>۱۰</sup> Multi-layer perceptron (MLP)

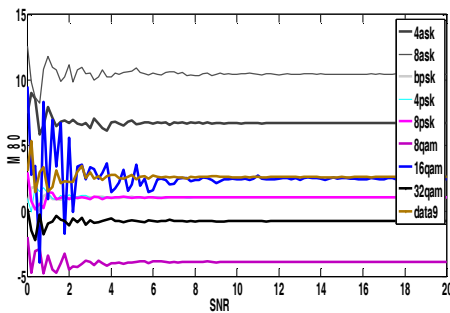
<sup>۱۱</sup> Radial basis function (RBF)

<sup>۱۱</sup> Probability density function

شکل‌های ۱ و ۲ مقدار میانگین ممان‌های چهار-صفر و هشت-صفر را در SNRهای متفاوت برای ۱۰۰ نمونه از هر نوع مدولاسیون نشان می‌دهند. همان طوری که در این شکل‌ها ملاحظه می‌شود این ویژگی قدرت تفکیک‌پذیری مناسبی برای مدولاسیون‌ها را در رنج‌های مختلف SNR را دارا می‌باشند.



شکل ۱- مقدار ویژگی ممان مرتبه‌ی چهار-صفر



شکل ۲- مقدار ویژگی ممان مرتبه‌ی هشت-صفر

## ۲-۲ کومولان

یک متغیر تصادفی  $s$  با مقدار متوسط صفر و تابع مشخصه زیر را در نظر بگیرید:

$$\hat{f}(t) = E\{e^{jts}\} \quad (7)$$

که در آن  $j = \sqrt{-1}$  است. اگر لگاریتم تابع مشخصه بر حسب سری تیلور بسط داده شود، داریم:

$$\log \hat{f}(t) = k_1(jt) + \frac{k_2(jt)^2}{2} + \dots + \frac{k_r(jt)^r}{r!} + \dots \quad (8)$$

ضرایب  $k_r$  در معادله فوق را کومولان‌های توزیع  $s$  گویند.

برای یک متغیر تصادفی نظیر ممان‌های متقابل، کومولان‌های متقابل می‌توان تعریف کرد. برای یک سیگنال مختلط ایستاد به صورت زیر است:

$$C_{pq} = \text{Cum} \left[ \begin{matrix} s_1, \dots, s_p, s_1^*, \dots, s_p^* \\ (p-q) \text{ terms} \quad (q) \text{ terms} \end{matrix} \right] \quad (9)$$

استفاده شوند. فرم کلی ممان‌های از مرتبه  $\mu$  یک متغیر تصادفی به صورت زیر می‌باشد:

$$\mu_i = \int_{-\infty}^{\infty} (s - \mu)^i f(s) ds \quad (1)$$

که در آن  $\mu$  مقدار متوسط متغیر تصادفی است. این مشخصه برای یک سیگنال گسسته با طول محدود  $N$  به صورت زیر می‌باشد:

$$\mu_i = \sum_{k=1}^N (s_k - \mu)^i f(s_k) \quad (2)$$

اگر مقدار متوسط سیگنال‌ها صفر باشد ۱۳، معادله ۲ به صورت زیر در می‌آید:

$$\mu_i = \sum_{k=1}^N s_k^i f(s_k) \quad (3)$$

برای یک متغیر تصادفی ایستاد ممان‌های متقابل

از مرتبه  $p$  به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$M_{pq} = E[s^{p-q} (s^*)^q] \quad (4)$$

در معادله فوق  $p$  مرتبه ممان و  $s^*$  بیانگر مزدوج مختلط می‌باشد. برای مثال، برای  $p=2$  و  $q=0$ ، معادله به صورت زیر در می‌آید:

$$M_{20} = E[s^2 (s^*)^0] = E[s^2] = \mu_2 = \sum_{k=1}^N s_k^2 f(s_k) \quad (5)$$

که ممان مرتبه دوم یا واریانس متغیر تصادفی نامیده می‌شود. ممان‌های نرمالیزه  $M_{30}$  و  $M_{40}$  را به ترتیب Skewness و Kurtosis نامیده می‌شوند. Skewness میزان تقارن pdf و Kurtosis میزان قله‌زدگی<sup>۱۴</sup> (چگالی قله‌ها) تابع pdf را بیان می‌کنند.

انتخاب ممان‌های مرتبه بالا جهت توصیف سیگنال‌های دیجیتال مخابراتی، حرکت نویدبخشی برای ارائه یک شناساگر نوع مدولاسیون می‌باشد. فرض می‌شود که دنباله سیگنال باند پایه گسسته به فرم  $s_k = a_k + jb_k$  باشد که دارای متوسط صفر می‌باشد. در این صورت می‌توان از رابطه (۴) ممان‌ها را به دست آورد. برای مثال:

$$\begin{aligned} M_{41} &= E[s^3 (s^*)^1] = E[(a + jb)^3 (a - jb)] \Rightarrow \\ M_{41} &= E[a^3 + j3a^2b + 3ab^2 + j^3b^3(a - jb)] \Rightarrow \\ M_{41} &= E[a^4 + j2a^3b - j3ab^3 - b^4] = E[a^4 - b^4] \end{aligned} \quad (6)$$

<sup>۱۳</sup> Zero-Mean

<sup>۱۴</sup> Peakedness

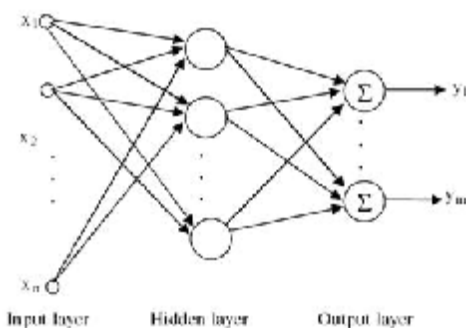
شکل ۵ یک نمونه ساختار شبکه با تابع پایه شعاعی را نشان می‌دهد. در این شبکه سیگنال‌های ورودی مستقیماً وارد سلول‌های لایه مخفی می‌شوند. برخلاف شبکه‌های MLP که دارای توابع فعالیت عمومی هستند توابع فعالیت در این شبکه‌ها محلی می‌باشند. تعداد سلول‌های لایه مخفی از روش سعی و خطا به دست می‌آید. در لایه خروجی تنها جمع‌کننده وجود دارد که ورودی‌های آن خروجی سلول‌های لایه مخفی هستند. تعداد سلول‌های لایه‌ی خروجی برابر با تعداد خروجی‌ها است. در تعلیم این شبکه، علاوه بر تنظیم وزن‌ها، نیاز به تنظیم مرکز توابع فعالیت نیز خواهد بود. وزن‌ها و مرکز توابع فعالیت از روش گرادین نزولی بر طبق کمترین مجموع مربعات خطا تنظیم می‌گردند [۲۰]. تکنیک توابع پایه شعاعی شامل انتخاب یک تابع  $F$  به فرم زیر می‌باشند:

$$F(x) = \sum_{i=1}^N w_i \varphi(\|x - x_i\|) \quad (12)$$

که  $\{\varphi(\|x - x_i\|) / i = 1, 2, \dots, N\}$  مجموعه‌ای از  $N$  تابع غیر خطی می‌باشد که توابع پایه شعاعی نامیده می‌شوند و  $\|\bullet\|$  بیانگر نرم بردار می‌باشد که معمولاً به صورت فاصله اقلیدسی در نظر گرفته می‌شود.  $x_i \in R^p, i = 1, 2, \dots, N$  مراکز توابع پایه شعاعی می‌باشند. در این پژوهش، توابع فعالیت،  $\varphi$  ها برای شبکه RBF از نوع گوسی به فرم رابطه زیر در نظر گرفته شده‌اند [۲۱].

$$\varphi(x) = \exp\left(-\frac{r^2}{\sigma^2}\right) \quad (13)$$

در این رابطه،  $\sigma$  پارامتر پراکندگی مرکز است که پهنای RBF را کنترل می‌کند و محدوده آن  $\sigma > 0$  می‌باشد.



شکل ۵- ساختار نمادین شبکه عصبی RBF

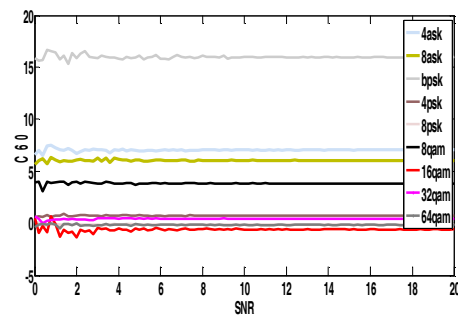
کومولان‌ها را می‌توان بر حسب عباراتی از ممان‌ها به دست آورد. کومولان مرتبه  $n$  تابعی از ممان‌های تا مرتبه  $n$  و خود ممان مرتبه  $n$  می‌باشد. کومولان مرتبه  $n$  سیگنال گسسته  $s(n)$  به صورت زیر داده می‌شود:

$$Cum[s_1, \dots, s_n] = \sum_{\forall v} (-1)^{q-1} (q-1)! E[\prod_{j \in v_1} s_j] \dots E[\prod_{j \in v_q} s_j] \quad (10)$$

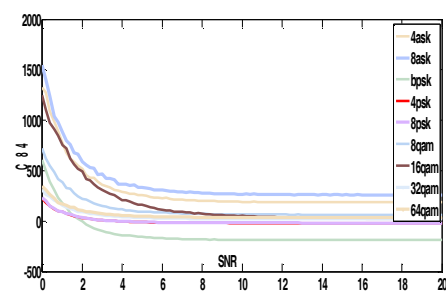
که در آن سیگما روی همه قسمت‌های انجام می‌شود و  $q$  تعداد المان‌های قسمت ۱۵ مورد نظر می‌باشد. به عنوان مثال:

$$C_{63} = M_{63} - 6M_{20}M_{41} - 9M_{21}M_{42} + 18M_{20}^2M_{21} + 12M_{21}^3 \quad (11)$$

شکل‌های ۳ و ۴ مقدار میانگین برخی از کومولان‌های متقابل را در SNRهای متفاوت برای ۱۰۰ نمونه از هر نوع مدلاسیون را نشان می‌دهد.



شکل ۳- مقدار ویژگی کومولان مرتبه‌ی شش-صفر

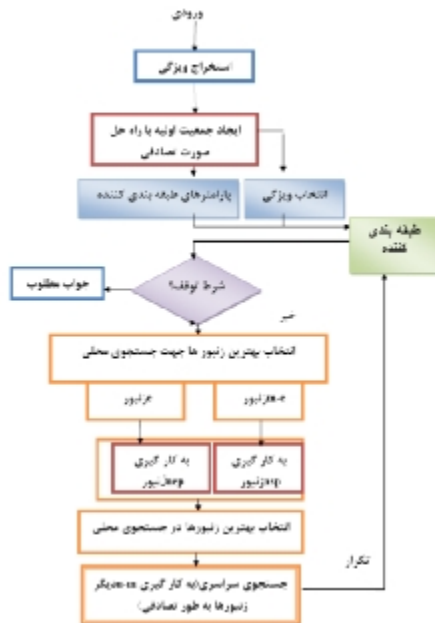


شکل ۴- مقدار ویژگی کومولان مرتبه‌ی هشت-چهار

### ۳- طبقه بندی کننده

در این مقاله شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (RBF) به عنوان طبقه‌بندی کننده پیشنهاد شده است. RBF از نوع شبکه‌های عصبی رو به جلو و ابزار مناسبی برای نگاشت غیر خطی بین فضاهای بردار ورودی و خروجی هستند. شبکه‌های RBF دارای یک ساختار سه لایه می‌باشند (ورودی، میانی و خروجی).

ویژگی انتخاب می‌شود (عدد ۱ به منزله‌ی انتخاب ویژگی مورد نظر و عدد صفر به منزله‌ی عدم انتخاب ویژگی مورد نظر در این سیستم می‌باشد). تابع شایستگی (fitness) عملکرد طبقه‌بندی‌کننده انتخاب شده است. شکل ۶ فلوجارت سیستم ترکیبی هوشمند پیشنهادی را نشان می‌دهد.



شکل ۶-فلوجارت سیستم ترکیبی هوشمند BA-RBF

#### ۵- نتایج شبیه‌سازی

در این قسمت به ارزیابی سیستم شناساگر پیشنهادی پرداخته می‌شود. با توجه به این دلایل ذکر شده ما در این پژوهش فقط قابلیت‌های روش جدید را توضیح می‌دهیم. شرایط شبیه‌سازی به صورت زیر می‌باشد. فرکانس حامل: ۶ KHz ؛ فرکانس نمونه‌برداری : ۲ KHz ؛ نرخ سمبل‌ها: ۱۰۰ سمبل در ثانیه؛ نوع کانال : نویز سفید گوسی جمع شونده؛ نسبت سیگنال به نویز<sup>۱۷</sup> (SNR) : -۲ dB ، ۰ dB ، ۲ dB ، ۴ dB و ۶ dB . ۵۰ درصد این سیگنال‌های تولید شده برای آموزش و بقیه برای آزمایش استفاده شده‌اند.

#### ۵-۱ عملکرد شناساگر بدون بهینه‌سازی

عملکرد شناساگر بدون بهینه‌ساز بررسی شده است. بر اساس روش سعی و خطا تعداد نرون ورودی شبکه عصبی RBF برابر ۳۰ و کرنل آن گوسی و پارامتر کرنل برابر ۱۲۵ انتخاب شده

#### ۴- الگوریتم زنبور عسل (BA)

الگوریتم زنبور عسل<sup>۱۶</sup> (BA)، یکی از الگوریتم‌های الهام گرفته از طبیعت است [۲۲]. این الگوریتم رفتار جستجوی غذای گروه‌های زنبور عسل را شبیه‌سازی می‌کند. این الگوریتم هر نقطه را در فضای پارامتری متشکل از پاسخ‌های ممکن به عنوان منبع غذا تحت بررسی قرار می‌دهد. "زنبورهای دیده‌بان" (کارگزاران شبیه‌سازی شده) به صورت تصادفی فضای پاسخ‌ها را ساده می‌کنند و به وسیله‌ی تابع شایستگی کیفیت موقعیت‌های بازدید شده را گزارش می‌دهند. جواب‌های ساده شده رتبه بندی می‌شوند، و دیگر "زنبورها" نیروهای تازه‌ای هستند که فضای پاسخ‌ها را در پیرامون خود برای یافتن بالاترین رتبه محل‌ها جستجو می‌کنند که "گلزار" نامیده می‌شود الگوریتم به صورت گزینشی دیگر گلزارها را برای یافتن نقطه‌ی بیشینه‌ی تابع شایستگی جستجو می‌کند. شبه کد:

- ۱) ابتدا راه‌حل‌های ممکن (زنبورها) به صورت تصادفی انتخاب می‌گردند (n تعداد زنبورهای اولیه)
- ۲) میزان شایستگی راه‌حل‌های اولیه تعیین می‌گردد
- ۳) در صورت عدم تحقق شرط توقف به مرحله‌ی بعدی می‌روید

۴) بر اساس میزان شایستگی هر زنبور به تعداد m بهترین زنبور از n زنبور انتخاب می‌گردند. این m زنبور برای جستجوی محلی به دو دسته‌ی e زنبور (راه‌حل‌های نخبه) و m-e زنبور تقسیم می‌شوند. از آنجایی که احتمال بهترین راه حل (زنبور) در طرف راه حل‌های نخبه وجود دارد تعداد زنبور بیشتری به سمت این زنبورها فرستاده می‌شود. پس از جستجوی محلی بهترین زنبور در اطراف هر زنبوری که جستجو در اطراف آن انجام شد جایگزین آن زنبور می‌شود. در این مقاله استفاده از الگوریتم کلونی زنبور عسل (BA) جهت تعیین پارامترهای مناسب طبقه‌بندی‌کننده و انتخاب ویژگی‌ها پیشنهاد شده است. به این ترتیب با کاهش ورودی طبقه‌کننده، علاوه بر صرفه جویی در هزینه‌ی محاسباتی عملکرد سیستم شناسایی بهبود چشمگیری می‌یابد. این سیستم ترکیبی هوشمند BA-RBF نام گذاری شد. به این ترتیب هر زنبور شامل دو بخش باینری و حقیقی بوده، در قسمت حقیقی پارامترهای طبقه‌بندی‌کننده و در قسمت باینری تعداد و نوع

<sup>17</sup> Signal to noise ratio (SNR)

<sup>16</sup> Bees algorithm (BA)

جدول ۳ - ماتریس تداخل عملکرد شناساگر در  $SNR=2$

	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10
P1	8	2								
P2	2	98								
P3			97							
P4				7	3					
P5		1			9					
P6						8		2		
P7					2	8				
P8			1				2	7		
P9							3	7		
P10	2								1	7

جدول ۴ - درصد تشخیص سیستم شناساگر مدولاسیون در

سیگنال به نویز ( $SNR$ ) مختلف

SNR	RA%
-2	79.10
0	89.30
2	97.60
4	98.70
6	99.10

در ادامه عملکرد سیستم با بهینه‌سازی مطرح می‌شود.

۲-۵ - عملکرد شناساگر هوشمند ترکیبی

در این بخش به بررسی نتایج حاصل از شبیه‌سازی شناساگر هوشمند BA-RBF پرداخته می‌شود. همان طور که اشاره شد تعداد ویژگی‌ها زیاد و برابر ۲۶ می‌باشد. سرعت اجرایی در یک شناساگر نوع مدولاسیون موضوع بسیار حائز اهمیت است چرا که فرستنده در هر فریم زمانی و با سرعت نوع مدولاسیون را عوض می‌کند در صورت نداشتن سرعت قابل قبول اطلاعات از دست خواهد رفت. همچنین سرعت اجرایی با میزان زمان مصرفی و پیچیدگی محاسباتی رابطه عکس دارد. میزان زمان مصرفی به تعداد ویژگی‌ها و پیچیدگی ساختار طبقه‌بندی‌کننده بستگی دارد. زیاد بودن تعداد ویژگی‌ها باعث صرف زمان بیشتر می‌گردند و پیچیدگی محاسباتی را بالا می‌برد. از طرفی، اگرچه همه ویژگی‌های به دست آمده به تنهایی در شناسایی نوع سیگنال موثر بوده، اما بسیاری از آنها دارای اطلاعات مشترکی می‌باشند، به گونه‌ای که نتیجه حاصله از در نظر گرفتن همه آن ویژگی‌ها با نتیجه‌ای که از در نظر گرفتن فقط چند ویژگی به دست می‌آید تفاوت چندانی نداشته باشد. موضوع مهم دیگر این است که تا انتخاب ویژگی مناسب باعث تعمیم‌پذیری بالا و سادگی طبقه‌بندی‌کننده می‌شود. لذا در شناساگر هوشمند پیشنهادی از الگوریتم

است. جدول ۱ تا ۳ ماتریس تداخل<sup>۱۸</sup> سیستم را در  $SNR$  های مختلف نشان می‌دهند. لازم به ذکر است که ماتریس تداخل ماتریسی است که عناصر روی قطر آن درصد تشخیص صحیح هر نوع مدولاسیون را نشان می‌دهند و بقیه اعداد میزان اشتباه مدولاسیون‌ها با همدیگر را نشان می‌دهند. به عنوان مثال با نگاه به جدول ۱ دریافت می‌شود که شناساگر در  $SNR=-2dB$ ، ۱۳٪ از مدولاسیون P1 را اشتباهاً P2 تشخیص داده است. با افزایش  $SNR$  به میزان چهار دسیبل، همان طور که از جدول ۱ دریافت می‌شود میزان این اشتباهات کمتر می‌شود. چراکه استخراج ویژگی شفاف‌تر می‌گردد. جدول ۴ درصد تشخیص صحیح<sup>۱۹</sup> (RA) شناساگر بدون بهینه‌سازی را در  $SNR$  های مختلف نشان می‌دهد. میزان درصد تشخیص در هر  $SNR$  برابر میانگین اعدادی است که در روی قطر ماتریس تداخل در آن  $SNR$  مورد نظر ظاهر می‌گردند. همان گونه که ملاحظه می‌گردد عملکرد سیستم پیشنهادی خوب است. دلیل این امر ویژگی‌های پیشنهادی و طبقه‌بندی‌کننده موثر می‌باشد.

جدول ۱ - ماتریس تداخل عملکرد شناساگر در  $SNR=-2$

	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10
P1										
P2	2	8								
P3	1	1	8							
P4	2			6	2					
P5	5			1	5			2	7	
P6	3		2		5					
P7		1			2		97			
P8	4							86	1	9
P9	1				3			1	83	12
P10	7				4			30	20	38

جدول ۲ - ماتریس تداخل عملکرد شناساگر در  $SNR=0$

	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10
P1	4	6								
P2	8	82								
P3	5		95							
P4	5	10		0	5					
P5					3					
P6	6					3				
P7		2			3		4			1
P8	3							5		2
P9									5	5
P10	2	3		2	3		4		5	31

<sup>18</sup> Confusion matrix

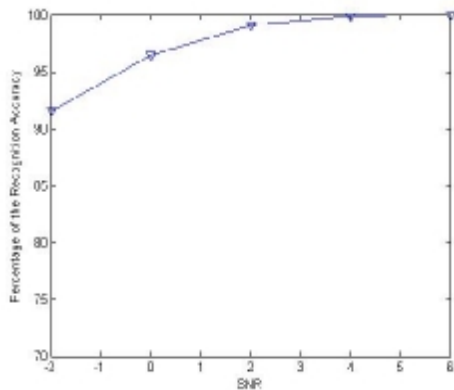
<sup>19</sup> Recognition accuracy (RA)

P						99		1		
7							98		2	
8								98		2
9							2		98	
10						1		1		98

جدول ۷ - ماتریس تداخل عملکرد شناساگر در SNR=4

	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P
P1	100									
P2		100								
P3			100							
P4				100						
P5					100					
P6						100				
P7							100			
P8								99		1
P9							1		99	
P10								1		99

شکل ۷ درصد موفقیت سیستم هوشمند معرفی شده در SNRهای مختلف را نشان می‌دهد. در شکل ۸ نیز عملکرد دو سیستم غیر بهینه و هوشمند جهت مقایسه رسم گردیده است.



شکل ۷- عملکرد سیستم ترکیبی هوشمند BA-RBF

همان طوری که از شکل‌ها ملاحظه می‌شود سیستم هوشمند در تمامی SNRها به خصوص در مقادیر SNR پایین عملکرد بسیار خوبی دارد. این نتیجه بیان می‌کند که الگوریتم بهینه‌ساز توانسته است با انتخاب درست پارامترهای طبقه‌بندی‌کننده و انتخاب مقادیر مناسب ویژگی، ضعف سیستم را در مقادیر پایین SNR به طرز قابل قبولی پوشش دهد. جدول ۸ ویژگی‌های مهم انتخاب شده را در برخی از SNRها نشان می‌دهد.

بهینه‌سازی BA برای انتخاب پارامترهای مطلوب طبقه‌بندی‌کننده و انتخاب بهترین ویژگی استفاده می‌گردد. پارامترهای BA به صورت زیر تنظیم شده است:  $n=25$  (تعداد زنبورها)،  $m=6$ ،  $e=2$  (تعداد زنبورهای نخبه)،  $iteration=30$  (تعداد تکرارها)،  $nep=3$  (شعاع همسایگی برای زنبورهای نخبه)،  $nsp=2$  (شعاع همسایگی برای دیگر زنبورها). ۴۰٪ از داده‌ها به آموزش اختصاص داده شده است. برای انتخاب ویژگی به وسیله الگوریتم BA راه‌حل‌ها (زنبورها) شامل اعداد باینری ۰ و ۱ می‌باشند به طوری که عدد ۱ به منزله‌ی انتخاب آن ویژگی می‌باشد و بر عکس عدد ۰ در هر زنبور در جایگاه آن ویژگی به منزله‌ی عدم انتخاب آن ویژگی می‌باشد. جداول ۴ تا ۷ ماتریس تداخل سیستم هوشمند پیشنهادی را در SNRهای مختلف نشان می‌دهند. همان طوری که جداول نشان می‌دهند عملکرد سیستم شناساگر بسیار بهبود یافته است. میزان اشتباه دو نوع مدولاسیون با هم، کاهش چشمگیری یافته است.

جدول ۴ - ماتریس تداخل عملکرد شناساگر هوشمند در SNR=-2

	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P
P1	9	5								
P2	1	8								
P3	5		9							
P4		5		9						
P5				5	9					
P6						9	5			
P7				5			9	5		
P8	4							8	8	8
P9	8								8	4
P10	4							4	4	90

جدول ۵ - ماتریس تداخل عملکرد شناساگر در SNR=0

	P1	P2	P	P	P	P	P	P	P	P
1	95	5								
2	4	96								
3			100							
4				100						
5					100					
P						96		4		
7							95		5	
8								95		5
9							5		95	
10						2		3		95

جدول ۶ - ماتریس تداخل عملکرد شناساگر در SNR=2

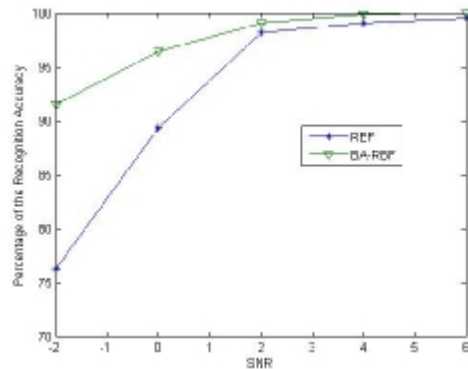
	P1	P2	P	P	P	P	P	P	P	P
1	100									
2		100								
3			100							
4				100						
5					100					

	2QAM, 4QAM, 8QAM, 16QAM, GMSK, MFSK		
[1]	AM, DSB, VSB, LSB, USB, FM, PSK2, PSK4, ASK2, ASK4, FSK2, FSK4	15	96
[10]	SK2, PSK4, PSK8, OQPSK, MSK, QAM16, QAM32, FSK2, FSK4	15	93
[16]	ASK2, ASK4, PSK2, PSK4, FSK2, FSK4, QAM16	8	93
[5]	BPSK, QPSK, 8PSK, 4ASK, 8ASK, 16QAM, 64QAM, 256QAM	9	95
[11]	SK, QPSK, 8PSK, 16PSK, AM, 4QAM, 8QAM, QAM, GMSK, MFSK	5	96.8
[12]	AM4, QAM16, QAM64, QAM6	16	95
سیستم پیشنهادی	PSK, 2PSK, 8ASK, ASK4, 8QAM, 8PSK, 128QAM و 64QAM, 32QAM	2	99.50

جدول ۹ عملکرد سیستم پیشنهادی را با برخی از روش‌های مهم نشان می‌دهد. همان طوری که ملاحظه می‌گردد روش پیشنهادی توانسته است تعداد مدولاسیون‌های زیادی را در SNR پایین با درصد بسیار بالا (حدود ۹۹.۵٪) شناسایی کند.

#### ۶- جمع بندی و نتیجه گیری

در این مقاله استفاده از شبکه عصبی RBF به عنوان طبقه‌بندی‌کننده و از ترکیب مناسبی از ممان‌ها و کومولان‌ها (آمارگان مرتبه‌ی بالا تا مرتبه‌ی هشتم) به عنوان ویژگی استفاده گردید. نتایج شبیه‌سازی شناساگر RBF نشان می‌دهد که این شناساگر دارای تعمیم‌پذیری بالای روی داده‌های ندیده و نیز سرعت قابل قبول می‌باشد. اما در مقادیر پایین SNR، درصد موفقیت شناساگر افت می‌کند. به همین دلیل سیستم ترکیبی هوشمند BA-RBF استفاده شده است تا پارامترهای مطلوب طبقه‌بندی‌کننده و ویژگی‌های مناسب توسط بهینه‌ساز به دست آید. نتایج شبیه‌سازی‌ها حاکی از عملکرد بسیار خوب شناساگر پیشنهادی در مقادیر مختلف SNR می‌باشد. انتخاب ویژگی مؤثر باعث کاهش پیچیدگی و هزینه‌ی محاسباتی شناساگر شد. عملکرد این شناساگر جدید با برخی از روش‌های قبلی مقایسه گردید که برتری نسبی آن را در مقادیر مختلف SNR و نیز جداسازی مدولاسیون‌های چگال نظیر 128QAM نشان می‌دهد.



شکل ۸- مقایسه عملکرد سیستم‌های غیر بهینه (RBF) و هوشمند BA-RBF

جدول ۸- ویژگی‌های انتخاب شده در برخی از SNR ها

ویژگی	SNR	-2dB	0dB
M <sub>20</sub>		۰	۱
M <sub>21</sub>		۰	۱
M <sub>40</sub>		۱	۱
M <sub>41</sub>		۱	۰
M <sub>42</sub>		۱	۰
M <sub>60</sub>		۱	۱
M <sub>61</sub>		۱	۱
M <sub>62</sub>		۱	۰
M <sub>63</sub>		۱	۰
M <sub>80</sub>		۰	۰
M <sub>81</sub>		۱	۱
M <sub>82</sub>		۱	۰
M <sub>83</sub>		۰	۱
M <sub>84</sub>		۱	۱
C <sub>40</sub>		۰	۰
C <sub>41</sub>		۰	۱
C <sub>42</sub>		۱	۱
C <sub>60</sub>		۰	۱
C <sub>61</sub>		۰	۰
C <sub>62</sub>		۰	۰
C <sub>63</sub>		۱	۰
C <sub>80</sub>		۱	۱
C <sub>81</sub>		۰	۰
C <sub>82</sub>		۱	۱
C <sub>83</sub>		۰	۱
C <sub>84</sub>		۰	۱

#### ۵-۳- مقایسه با دیگران

مطابق آنچه در [۱] گفته شده است، به دلایل متعدد مقایسه یک کار با کار دیگران در تشخیص نوع مدولاسیون بسیار مشکل و گاهی غیر ممکن می‌باشد، اما آنچه مهم به نظر می‌رسد تعداد و نوع مدولاسیون‌های در نظر گرفته و میزان SNR مورد نیاز می‌باشد.

جدول ۹- مقایسه روش پیشنهادی با برخی از روش‌های مهم

مراجع	مجموعه مدولاسیون‌ها	SNR	RA
[9]	FSK2, FSK4, PSK2, PSK4, ASK4, ASK8, QAM8	4	97
[8]	BPSK, QPSK, 8PSK, 16PSK,	5	96.8



مراجع

- Statistical Parameters” Journal of Computer Systems, Networks, and Communications, 2008.
- [12] N. Ahmadi, Using fuzzy clustering and Tsas algorithm for modulation classification based on constellation diagram, Engineering Application of artificial intelligence 23 (2010), pp. 357-370.
- [13] S. Taria, Automatic classification of signals by neural network, Jour. Elec. Telecom. Rese. Inst. , vol. 15, 2006, 309-312.
- [14] K. C. Ho, W. Prokopiw and Y. T. Chan, Modulation Identification of digital signals by Wavelet transform, Proc. IEE, vol. 147, 2000, pp. 169-176.
- [15] C. S. Park, J. H. Choi, S. P. Nah, W. Jang, Automatic Modulation Recognition of Digital Signals using Wavelet Features and SVM”, 10th International Conference on vol. 1, IEEE ICACT 2008, p. 387-390.
- [16] Z. Zhen, X. Wen-xiu, The Application of Aided Wavelet Neural Network in the Optical Fiber Communication Signal Classification”, Third International Symposium on vol. 2, IEEE IITA 2009, p. 11-14.
- [17] D. R. Brillinger, Time series: Data Analysis and Theory. New york: McGraw-Hill, 1991.
- [18] P. McCullagh, Tensor Methods in statistics. Chapman & Hall, 1987.
- [19] W. Gardner, Exploitation of spectral redundancy in cyclostationary signals, IEEE Sig. Mag. , 1991, pp. 111-114.
- [20] S. Haykin, Neural Networks: A Comprehensive Foundation. New York: MacMillan, 1999.
- [21] J. Addeh, A. Ebrahimzadeh, Breast cancer recognition using a novel hybrid intelligent method, Journal of Medical Signals and Sensors (JMSS), vol.2., 2012, pp.22-29.
- [22] Pham,DT ,s. Otri,E. Koc,A. Ghanbarzadeh,S. Rahi and M. zaidi(2005),The technical note, ”The Bees Algorithm”, Manufacturing Engineering Centre, Cardiff University, Cardiff.
- A.K. Nandi, and E.E. Azzouz, Algorithms for automatic modulation recognition of communication signals, *IEEE Trans. Comm.*, vol. 46, no.4, 1998, pp. 431–436.
- W. Su, and J. Kosinski, Comparison of automated communication modulation recognition methods, *Proc. MILCOM*, vol. 1, 2006, pp. 101-104.
- W. Wei, and J. M. Mendel, Maximum-likelihood classification for digital amplitude-phase modulations, *IEEE Trans. Comm.* , vol. 48, 2000, pp. 189-193.
- Z. Zhijin, L. Tao, A mpsk classification method based on the maximum likelihood criterion, *Proc. ICSP*, 2005, pp. 1805-1808.
- O. A. Dobre, Y. Bar-Ness, and W. Su, “Higher-order cyclic cumulants for high order modulation classification,” in *Proceedings of the IEEE Military Communications Conference (MILCOM '03)*, vol. 1, pp. 112–117, Monterey, Calif, USA, October-November 2003.
- X. Teng, P. Tian, H. Yu, ”Modulation Classification Based on Spectral Correlation and SVM”, *IEEE WiCOM '08. 4th International Conference*, 2008, pp. 1-4.
- D. Boutte, B. Santhanam, “A Feature Weighted Hybrid ICA-SVM Approach to automatic modulation recognition”, *IEEE Conferences 13th*, 2009, pp. 399–403, DSP/SPE.
- K. Hassan, I. Dayoub, W. Hammouda and M. Berbineau, Automatic modulation recognition using wavelet transform and neural network, in: *Proceedings of IEEE Conference on Intelligent Transport Systems Telecommunications*, 2009, pp. 234-238.
- A. Ebrahimzadeh, H. Azimi, S. A. Bozorgi, Digital communication signals identification using an efficient recognizer, *Measurement*, vol.44 , 2011, pp. 1475-1481.
- L. Mingquan, X. Xianci, and L. Leming, Cyclic spectral features based modulation recognition, *Proc. Comm. Tech.* , vol. 2, 1998, pp. 792–795.
- [11] P. Prakasam and M. Madheswaran “Digital Modulation Identification Model Using Wavelet Transform and