

تشخیص نوع مدولاسیون سیگنال‌های ماهواره‌ای با استفاده از چند گیرنده

محسن فرهنگ^{۱*}، حمید دهقانی^۲

۱- دانشگاه صنعتی مالک اشتر، مجتمع برق و الکترونیک

*تهران، لویزان، مجتمع برق و الکترونیک، دانشگاه صنعتی مالک اشتر

farhang.mohsen@gmail.com

تشخیص نوع مدولاسیون در طراحی گیرنده‌های هوشمند برای سیستم‌های مخابراتی نوین مانند برخی استانداردهای ارتباطات ماهواره‌ای که به‌طور همزمان از چند نوع مدولاسیون استفاده می‌کنند اهمیت فراوانی دارند. به‌منظور بهبود عملکرد سیستم تشخیص مدولاسیون، در چند سال اخیر، ایده استفاده از چند گیرنده برای تشخیص نوع مدولاسیون مطرح شده است. در این مقاله تشخیص نوع مدولاسیون با استفاده از چند گیرنده برای سیگنال‌های به‌کاررفته در یکی از استانداردهای مخابرات ماهواره‌ای به نام DVB-S2 بررسی شده است. از آنجا که آنتن‌های گیرنده می‌توانند در سطوح مختلف اطلاعات با یکدیگر همکاری داشته باشند، در این مقاله، روش‌هایی برای ادغام اطلاعات گیرنده‌ها در هر یک از سطوح سیگنال، ویژگی و تصمیم پیشنهاد و مقایسه شده است. در روش‌های پیشنهادی این مقاله از کاملت‌ها به‌عنوان ویژگی و از شبکه عصبی MLP به‌عنوان طبقه‌بندی‌کننده استفاده شده است. این روش‌ها به ازای شرایط مختلف شبیه‌سازی، ارزیابی و براساس عملکرد، میزان پیچیدگی و تجهیزات مورد نیاز برای پیاده‌سازی مقایسه شده‌اند. نتایج به‌دست آمده نشان داد ادغام اطلاعات در سطح سیگنال علاوه بر نیاز به حجم محاسبات کمتر، نسبت به روش‌های پیشنهاد شده برای ادغام اطلاعات در سطوح ویژگی و تصمیم عملکرد بهتری در طبقه‌بندی صحیح نوع مدولاسیون ارائه می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: تشخیص نوع مدولاسیون، مخابرات ماهواره‌ای، ادغام اطلاعات چند گیرنده، استاندارد DVB-S2

مقدمه

است: بهترین عملکرد انتقال نزدیک به حد شانون، انعطاف‌پذیری کامل و گیرنده با پیچیدگی معقول. در این استاندارد، کدهای بررسی توازن با چگالی پایین، با مدولاسیون‌های QPSK، 8PSK، 16APSK و 32APSK ترکیب شده‌اند تا سیستم در کانال ماهواره‌ای غیرخطی به درستی کار کند. همچنین با استفاده از کدینگ و مدولاسیون وقتی در لینک‌های یک به یک، امکان بهینه‌سازی پارامترهای انتقال براساس شرایط مسیر برای هر کاربر مهیا شده است [۱].

استاندارد DVB-S2^۳ نسل دوم مشخصات کاربردهای پهن‌بند^۴ ماهواره‌ای است که در سال ۲۰۰۳ توسط پروژه DVB ایجاد شد. ساختار این سیستم به صورت یک جعبه ابزار است که پیاده‌سازی کاربردهای ماهواره‌ای نظیر هم‌پخش برنامه‌های تلویزیونی^۵ و رادیویی، دسترسی اینترنت و برخی خدمات حرفه‌ای را ممکن می‌سازد. در این سیستم برای سه ایده، اهمیت خاصی لحاظ شده

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد (نویسنده مخاطب)

۲. استادیار

3. Digital Video Broadcasting-Satellite 2nd Generation
4. Broadband
5. TV BroadCasting

امروزه، در اکثر استانداردهای نوین مخابرات بی‌سیم مانند DVB-S2، IEEE 802.11 و IEEE 802.16 به‌طور همزمان از چند نوع مدولاسیون استفاده می‌شود. در اینگونه سیستم‌ها،

یکدیگر تعامل داشته باشند، می‌توان روش‌های مختلفی برای ترکیب اطلاعات آنها پیشنهاد کرد [۱۱]. برای مثال در [۱۲] ادغام اطلاعات در سطح ویژگی در قالب شبکه حسگرهای بی‌سیم^{۱۷} بررسی شده است و روشی برای متوسط‌گیری از ویژگی‌های استخراج شده توسط گیرنده‌های مختلف ارائه شده است. همچنین [۱۰] روشی برای ادغام اطلاعات چند گیرنده در سطح تصمیم ارائه داده است که در آن هر گیرنده پس از دریافت سیگنال، جداگانه اقدام به تشخیص مدولاسیون می‌کند و تصمیم نهایی درباره نوع مدولاسیون با ادغام اطلاعات گیرنده‌های مختلف اتخاذ می‌شود.

تاکنون روش‌های مختلفی برای تشخیص مدولاسیون با ادغام اطلاعات چند گیرنده در دو سطح تصمیم و ویژگی ارائه شده‌اند، اما ادغام اطلاعات آنتن‌های گیرنده در سطح سیگنال و همچنین مزایا و معایب ادغام اطلاعات در هر یک از سه سطح سیگنال، ویژگی و تصمیم بررسی و مقایسه نشده‌اند. در این مقاله، روش‌هایی برای ادغام اطلاعات چند گیرنده در سطوح سیگنال، ویژگی و تصمیم پیشنهاد و عملکرد آنها با یکدیگر مقایسه می‌شود. برای ارزیابی این روش‌ها، عملکرد آنها در تشخیص مدولاسیون‌های به‌کاررفته در یکی از استانداردهای مخابرات ماهواره‌ای به نام DVB-S2 بررسی شده است. پیش از این در مرجع [۱۳] به مسئله تشخیص مدولاسیون‌های به‌کاررفته در DVB-S2 از روی ویژگی کاملونت سیگنال دریافتی با استفاده از یک گیرنده پرداخته شده است.

نتایج شبیه‌سازی روش‌های تشخیص مدولاسیون پیشنهاد شده در این مقاله نشان می‌دهد که ادغام اطلاعات چند گیرنده در سطح سیگنال علاوه بر اینکه به حجم محاسبات کمتری نیازمند است، از منظر احتمال تشخیص صحیح مدولاسیون عملکرد بهتری نسبت به دو روش دیگر دارد.

در ادامه مقاله، ساختار طبقه‌بندی‌کننده‌ای بر اساس ویژگی کاملونت و شبکه‌های عصبی معرفی می‌شود. سپس موضوع طبقه‌بندی مدولاسیون با چند گیرنده بررسی و سه روش پیشنهادی برای ادغام اطلاعات گیرنده‌ها در هر یک از سطوح سیگنال، ویژگی و تصمیم ارائه خواهد شد. نتیجه شبیه‌سازی عملکرد این روش‌ها و پیچیدگی محاسباتی آنها در بخش شبیه‌سازی ارائه و تشریح می‌شود. در انتها به بحث درباره نتایج و جمع‌بندی مقاله پرداخته شده است.

تشخیص مدولاسیون بر اساس کاملونت

روش‌های تشخیص نوع مدولاسیون مبتنی بر ویژگی دو مرحله استخراج ویژگی و طبقه‌بندی دارند. روش‌هایی که از کاملونت‌ها به عنوان ویژگی و از شبکه عصبی به عنوان طبقه‌بندی‌کننده استفاده

طبقه‌بندی خودکار مدولاسیون^۶، در طراحی گیرنده‌های هوشمند اهمیت بالایی پیدا می‌کند. طبقه‌بندی خودکار مدولاسیون عبارت از تشخیص نوع مدولاسیون پس از مشاهده بازه زمانی محدود از سیگنال دریافتی است و در یک گیرنده هوشمند، مرحله بین کشف حضور سیگنال و مدولاسیون آن است. کاربردهای اولیه تشخیص مدولاسیون تنها در حوزه مخابرات نظامی قرار داشتند اما با رشد محبوبیت رادیو نرم‌افزاری، تشخیص مدولاسیون به فناوری مهمی برای مخابرات تجاری و شهری تبدیل شده است [۲، ۳].

روش‌های تشخیص مدولاسیون به‌طور کلی در دو دسته روش‌های براساس شباهت^۷ و روش‌های بر اساس ویژگی^۸ تقسیم می‌شوند. در روش‌های مبتنی بر شباهت مسئله، تشخیص خودکار مدولاسیون به یک مسئله آزمون فرضیه‌های چندگانه^۹ تبدیل می‌شود که حل آن بستگی به نحوه مدل کردن کمیت‌های مجهول دارد. معایب اصلی رویکرد براساس شباهت، پیچیدگی محاسباتی بالا و حساسیت به آفست فرکانس و فاز است. در مقابل، روش‌های مبتنی بر ویژگی هرچند شبه‌بهینه اما ساده و مقاوم هستند [۴].

روش‌های مبتنی بر ویژگی دارای دو مرحله استخراج ویژگی و طبقه‌بندی هستند. در مرحله استخراج ویژگی، یک یا چند ویژگی سیگنال نظیر همبستگی طیفی^{۱۰} [۵]، تبدیل ویولت^{۱۱} [۶]، شکل منظومه^{۱۲} [۷]، کاملونت^{۱۳} [۸] و ... از سیگنال دریافتی استخراج می‌شود. ورودی طبقه‌بندی‌کننده، ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال دریافتی و خروجی آن نوع مدولاسیون است. در سال‌های اخیر روش‌های متعددی برای طبقه‌بندی مدولاسیون مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی^{۱۴} [۶]، طبقه‌بندی‌کننده بردارهای پشتیبان^{۱۵} [۵]، خوشه‌بندی^{۱۶} [۷]، طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی [۹] و ... پیشنهاد شده‌اند.

اخیراً در برخی از مقالات، آشکارسازی و شناسایی سیگنال با چند گیرنده در قالب رادیوهای هوشمند و شبکه حسگرهای بی‌سیم پیشنهاد و تا حدودی بررسی شده‌اند [۱۰]. طبقه‌بندی مدولاسیون با استفاده از چند گیرنده باعث کاهش اثرات مخرب کانال و در نتیجه بهبود عملکرد سیستم تشخیص مدولاسیون می‌شود. در این موضوع بر حسب اینکه آنتن‌های گیرنده در چه سطحی از اطلاعات با

6. Automatic Modulation Classification (AMC)

7. Likelihood-Based (LB)

8. Feature-Based (FB)

9. Multiple Composite Hypothesis Testing

10. Spectral Correlation

11. Wavelet Transform

12. Constellation Shape

13. Cumulant

14. Artificial Neural Network

15. Support Vector Machine

16. Clustering

انتخاب کامولنت‌ها

باید از بین کامولنت‌های معرفی شده در روابط (۲) تا (۷) یک یا چند ویژگی را که بین مدولاسیون‌های استاندارد DVB-S2 یعنی QPSK, 8PSK, 16APSK و 32APSK تمایز ایجاد می‌کند انتخاب کرد. مقدار این ویژگی‌ها برای مدولاسیون‌های مورد نظر در جدول (۱) نشان داده شده است. برای محاسبه آنها از سیگنال‌های باند- پایه نرمالیزه با انرژی واحد در شرایط بدون نویز استفاده شده است.

جدول ۱- کامولنت‌های مراتب مختلف سیگنال‌های استاندارد DVB-S2

	C20	C21	C40	C42	C60	C63
QPSK	0	1	1	-1	0	4
8PSK	0	1	0	-1	0	4
16APSK	0	1	0	-0.77	0	2.49
32APSK	0	1	0	-0.61	0	1.65

همان‌طور که در جدول (۱) مشخص است، ویژگی‌های C40, C42 و C63 برای تشخیص مدولاسیون‌های فوق، تفکیک‌پذیری لازم را دارند. به پیشنهاد مرجع [۱۳] برای کاهش اثرات چرخش فاز، قدر مطلق ویژگی‌ها در نظر گرفته شده‌اند. بنابراین بردار ویژگی‌های ورودی طبقه‌بندی‌کننده به صورت زیر انتخاب می‌شود.

$$\text{بردار ویژگی} = \begin{bmatrix} |C40| \\ |C42| \\ |C63| \end{bmatrix} \quad (۸)$$

شبکه عصبی طبقه‌بندی‌کننده

یکی از پرکاربردترین رویکردها به مسئله تشخیص مدولاسیون، استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی است. شبکه عصبی به منظور تصمیم‌گیری، براساس ویژگی‌هایی که برای هر نوع مدولاسیون مقادیر مشخصی دارند، آموزش داده می‌شود. استفاده از شبکه‌های عصبی مزایای مهمی دارد که انعطاف‌پذیری در پیاده‌سازی یکی از آنهاست، چرا که شبکه‌های عصبی با استفاده از سخت‌افزار و نرم‌افزار قابل تحقق هستند. دیگر امتیاز مثبت شبکه عصبی قابلیت اعتماد بالاتری است که در تشخیص نوع مدولاسیون می‌توان به آن دست یافت [۱۳]. انواع مختلفی از شبکه‌های عصبی مانند MLP^{۲۱}، RBF^{۲۲} و SOFM^{۲۳} برای مسئله تشخیص مدولاسیون پیشنهاد شده‌اند [۱۶].

می‌کنند، در تشخیص مدولاسیون‌ها با موفقیت آزمایش شده‌اند [۱۲ و ۱۴]. از آنجا که محاسبه کامولنت‌ها نسبتاً ساده است و همچنین باعث کاهش اثر نویز گوسی می‌شوند، مورد توجه ویژه قرار گرفته‌اند. شبکه‌های عصبی نیز به علت عملکرد طبقه‌بندی قابل اعتماد و انعطاف‌پذیری در پیاده‌سازی، در مسئله تشخیص نوع مدولاسیون کاربرد زیادی پیدا کرده‌اند. در ادامه یک معرفی کوتاه از کامولنت‌ها، نحوه انتخاب کامولنت‌های مناسب و شبکه عصبی طبقه‌بندی‌کننده ارائه شده است.

کامولنت‌ها

در تئوری آمار و احتمال، کامولنت‌های یک توزیع احتمال، مجموعه‌ای از کمیت‌ها هستند که می‌توانند به‌عنوان جایگزینی برای ممان‌های آماری آن توزیع استفاده شوند. از آنجا که محاسبه کامولنت‌ها نسبتاً ساده است، استفاده از آنها باعث کاهش پیچیدگی محاسباتی می‌شود. علاوه بر این تمام کامولنت‌های مرتبه ۳ و بالاتر یک متغیر تصادفی گوسی برابر صفر هستند، که مشخصه پرکاربرد برای کاهش اثرات نویز AWGN و کشف مؤلفه‌های غیر گاوسی در یک فرایند تصادفی است [۱۲].

همان‌طور که برای مجموعه‌های متغیرهای تصادفی ممان‌های متقابل^{۱۸} تعریف می‌شوند، می‌توان کامولنت‌های متقابل^{۱۹} نیز تعریف کرد. کامولنت‌های متقابل سیگنال دریافتی X(t) را می‌توان از روی ممان ترکیبی^{۲۰} مرتبه p که به صورت زیر بیان می‌شود، به دست آورد.

$$M_{pq} = E[X(t)^p X^*(t)^q] \quad (۱)$$

که در آن * مزدوج مختلط را نشان می‌دهد. توصیف برخی کامولنت‌های متقابل به صورت زیر است [۱۵]:

$$C_{20} = M_{20} \quad (۲)$$

$$C_{21} = M_{21} \quad (۳)$$

$$C_{40} = M_{40} - 3M_{20}^2 \quad (۴)$$

$$C_{42} = M_{42} - 12M_{20}M_{21} - 2M_{21}^2 \quad (۵)$$

$$C_{60} = M_{60} - 15M_{20}M_{40} + 30M_{20}^3 \quad (۶)$$

$$C_{63} = M_{63} - 6M_{20}M_{41} - 9M_{42}M_{21} + 18M_{20}^2M_{21} + 12M_{21}^3 \quad (۷)$$

21. Multi-Layer Perceptron

22. Radial Basis Function

23. Self Organizing Feature Map

18. Joint Moment

19. Joint Cumulant

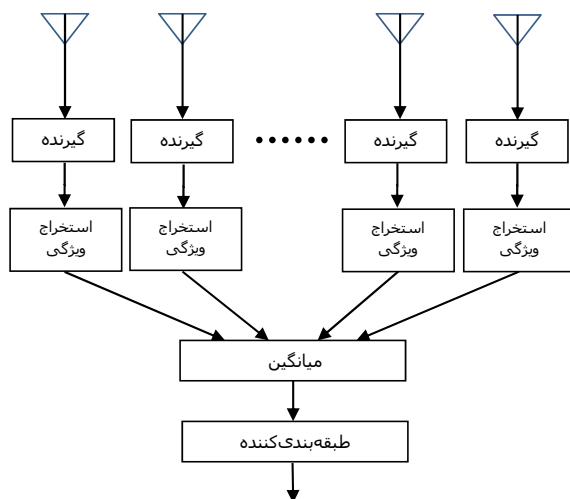
20. Hybrid Moment

سیگنال معادل پایین گذر k آمین سمبل دریافتی به صورت زیر خواهد بود:

$$\bar{X}(k) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M X^i(k) = S(k) + \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M N^i(k) \quad (10)$$

از آنجاکه $N^i(k)$ نویز گاوسی با میانگین صفر است، با میل کردن M به سمت بی‌نهایت مقدار جمله دوم معادله (۱۰) به سمت صفر میل خواهد کرد. بنابراین با افزایش تعداد گیرنده‌ها اثر نویز گاوسی کاهش می‌یابد و عملکرد طبقه‌بندی‌کننده مدولاسیون بهبود می‌یابد. با این وجود نیاز به ارسال تمام سمبل‌های سیگنال دریافتی از گیرنده‌ها به طبقه‌بندی‌کننده مدولاسیون و همچنین همزمان‌سازی دقیق گیرنده‌ها باعث افزایش پیچیدگی و تجهیزات مورد نیاز این روش می‌شود.

با استخراج بردار ویژگی‌های رابطه (۸) از سیگنال $\bar{X}(k)$ و استفاده از یک شبکه عصبی به‌عنوان طبقه‌بندی‌کننده می‌توان مدولاسیون سیگنال دریافتی را تشخیص داد. بلوک دیاگرام این روش در شکل (۱) نشان داده شده است.



شکل ۱ - بلوک دیاگرام روش پیشنهادی برای تشخیص مدولاسیون با ادغام اطلاعات چند گیرنده در سطح ویژگی

سطح ویژگی

در این روش هر گیرنده ویژگی‌های مورد نظر را از سیگنال دریافتی $X^i(k)$ استخراج می‌کند و برای ادغام اطلاعات، از ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال دریافتی گیرنده‌های مختلف، به صورت زیر متوسط‌گیری می‌شود.

$$\bar{C}_{pq} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M C_{pq}^i \quad (11)$$

که در آن ویژگی استخراج شده در گیرنده i ام است. بنابراین بردار ویژگی متوسط بدین صورت به دست می‌آید:

در این مقاله برای طبقه‌بندی مدولاسیون‌ها از یک شبکه عصبی MLP با ۲ لایه پنهان استفاده شده است که توسط الگوریتم لونیگ-مارکوآردت^{۲۴} [۱۷] آموزش دیده است. ورودی شبکه عصبی بردار ویژگی رابطه (۸) و خروجی آن نشان‌دهنده نوع مدولاسیون سیگنال دریافتی خواهد بود.

تشخیص مدولاسیون با چند آنتن گیرنده

طبقه‌بندی مدولاسیون با استفاده از چند گیرنده باعث کاهش اثرات مخرب کانال و در نتیجه بهبود عملکرد سیستم تشخیص مدولاسیون می‌شود. اخیراً در برخی از مقالات، آشکارسازی و شناسایی سیگنال با چند گیرنده در قالب رادیوهای هوشمند و شبکه حسگرهای بی‌سیم، پیشنهاد و تا حدودی بررسی شده‌اند. در این موضوع بسته به اینکه آنتن‌های گیرنده در چه سطحی از اطلاعات با یکدیگر تعامل داشته باشند، می‌توان روش‌های مختلفی برای ترکیب اطلاعات آنها پیشنهاد کرد.

هدف این بخش از مقاله، پیشنهاد روش‌هایی به‌منظور تشخیص خودکار مدولاسیون با استفاده از چند گیرنده است که در آن شبکه‌ای از رادیوهای نوع مدولاسیون سیگنال دریافتی را از روی برخی ویژگی‌های کاملونت و با استفاده از ادغام اطلاعات در یکی از سطوح سیگنال، ویژگی یا تصمیم‌گیری تشخیص می‌دهند.

تعداد M گیرنده مستقل را در نظر بگیرید که سیگنال مورد نظر را دریافت می‌کنند. اگر معادل پایین گذر k آمین سمبل ارسالی توسط فرستنده، $S(k)$ نامیده شود، معادل پایین گذر سمبل دریافتی توسط گیرنده i ام همراه با نویز AWGN را می‌توان به صورت زیر در نظر گرفت:

$$X^i(k) = S(k) + N^i(k) \quad (9)$$

که در آن $N^i(k)$ نویز گاوسی مختلط با میانگین صفر است که با سیگنال دریافتی در گیرنده i ام جمع شده است. فرض کنید نویز در هر گیرنده مستقل از دیگران است، اما نسبت سیگنال به نویز در تمامی گیرنده‌ها برابر است؛ یعنی مؤلفه‌های نویز در هر گیرنده مستقل با توزیع یکسان^{۲۶} هستند. در ادامه سه روش پیشنهادی به منظور ادغام اطلاعات چند گیرنده ارائه شده است:

سطح سیگنال

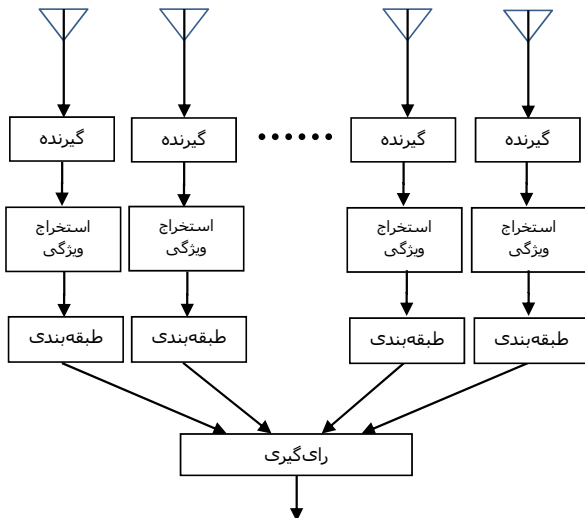
روش پیشنهادی برای ادغام اطلاعات سیگنال‌های دریافتی بدین ترتیب است که در هر دوره سمبل، از سیگنال‌های دریافتی در گیرنده‌های مختلف میانگین گرفته شود. در این صورت میانگین

24. Levenberg-Marquardt

25. Lowpass Equivalent

26. independently identically distributed (iid)

نوع مدولاسیون سیگنال دریافتی انتخاب می‌شود. این روش باعث افزایش تجهیزات و هزینه می‌شود زیرا به ازای هر گیرنده نیاز به یک طبقه‌بندی‌کننده مجزا دارد. بلوک دیاگرام این روش در شکل (۳) نشان داده شده است.



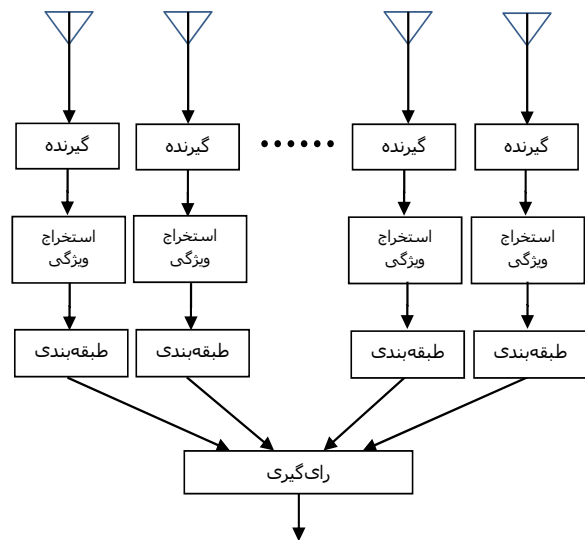
شکل ۳- بلوک دیاگرام روش پیشنهادی برای تشخیص مدولاسیون با ادغام اطلاعات چند گیرنده در سطح تصمیم

شبیه‌سازی

در این بخش از مقاله نتایج به‌دست آمده از روش‌های ادغام اطلاعات چند گیرنده در سطوح مختلف ارائه می‌شود. برای ارزیابی هر روش از معیار، احتمال طبقه‌بندی صحیح^{۲۷} (PCC) در SNRهای مختلف استفاده شده است. تعداد عملیات جمع و ضرب حقیقی انجام شده در هر روش نیز به عنوان معیاری برای پیچیدگی محاسباتی در نظر گرفته شده است. برای منظومه 16APSK نسبت حلقه^{۲۸} درونی به بیرونی برابر $\beta = 2/75$ و برای 32APSK برابر $\beta_1 = 2/72$ و $\beta_2 = 4/87$ داده شده است [۱۵]. شبکه عصبی MLP از دو لایه پنهان که اولی ۱۰ نرون و دومی ۱۵ نرون دارد، تشکیل شده است. نمونه‌های آموزشی شبکه‌های عصبی از مدولاسیون‌های مختلف شبیه‌سازی شده در $SNR = -4dB \sim 10dB$ استخراج شده‌اند. برای هر کلاس از ۱۵ نمونه آموزشی استفاده شده است. یعنی در مجموع با ۶۰ نمونه آموزشی، شبکه عصبی آموزش دیده است.

$$(۱۲) \quad \text{بردار ویژگی متوسط} = \begin{bmatrix} |\bar{C}40| \\ |\bar{C}42| \\ |\bar{C}63| \end{bmatrix}$$

انتظار می‌رود این متوسط‌گیری باعث کاهش اثر نویز AWGN بر روی ویژگی‌های سیگنال شود. شکل (۲) بلوک دیاگرام این روش را نشان می‌دهد. در این سیستم نیز از یک شبکه عصبی به عنوان طبقه‌بندی‌کننده استفاده شده است که ورودی آن میانگین ویژگی‌های استخراج شده در گیرنده‌های مختلف است. خروجی شبکه عصبی نشان‌دهنده نوع مدولاسیون سیگنال دریافتی است. در این روش برخلاف روش ارائه شده در بخش قبل برای ادغام اطلاعات در سطح تصمیم، نیاز به ارسال کل سیگنال دریافتی از گیرنده‌ها به طبقه‌بندی‌کننده نیست و تنها انتقال ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال کافیست.



شکل ۲- بلوک دیاگرام روش پیشنهادی برای تشخیص مدولاسیون با ادغام اطلاعات چند گیرنده در سطح تصمیم

سطح تصمیم

اگر هر گیرنده پس از دریافت سیگنال، ویژگی‌های مورد نظر را از سیگنال استخراج کرده و با استفاده از یک طبقه‌بندی‌کننده درباره نوع مدولاسیون سیگنال دریافتی تصمیم‌گیری کند، می‌توان تصمیم‌های گرفته شده را با یکدیگر ترکیب کرده و به یک تصمیم نهایی دست یافت.

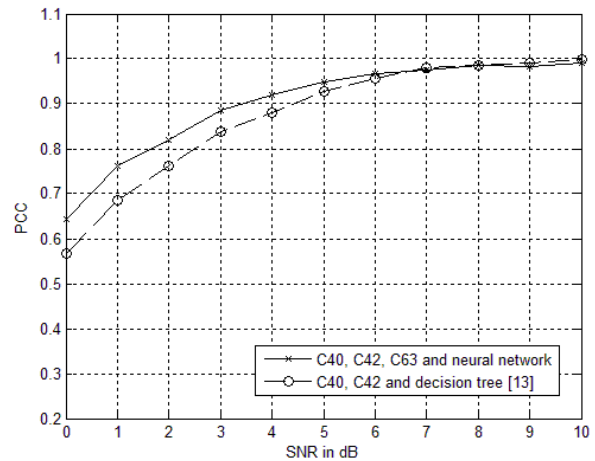
در اینجا برای ادغام اطلاعات در سطح تصمیم، از روش ساده رای‌گیری استفاده کرده‌ایم، که در آن هر طبقه‌بندی‌کننده به نوع مدولاسیونی که تشخیص داده است رای می‌دهد. هر مدولاسیونی که تعداد آرای بیشتری کسب کند، به عنوان تصمیم نهایی در مورد

27. Probability of Correct Classification

28. ring ratio

نتایج تشخیص مدولاسیون با یک گیرنده

در ابتدا عملکرد الگوریتم تشخیص نوع مدولاسیون مبتنی بر ویژگی کامولنت و طبقه‌بندی‌کننده شبکه عصبی مورد ارزیابی قرار گرفته است و نتایج آن با مرجع [۱۳] مقایسه شده است. شکل (۴) این نتایج را نشان می‌دهد. روش ارائه شده در [۱۳] به منظور تشخیص مدولاسیون‌های استاندارد DVB-S2 از ویژگی‌های C40 و C42 و یک طبقه‌بندی‌کننده درخت باینری با آشکارساز آستانه استفاده می‌کند.



شکل ۴- نتایج تشخیص مدولاسیون براساس سیگنال دریافت‌شده توسط یک گیرنده

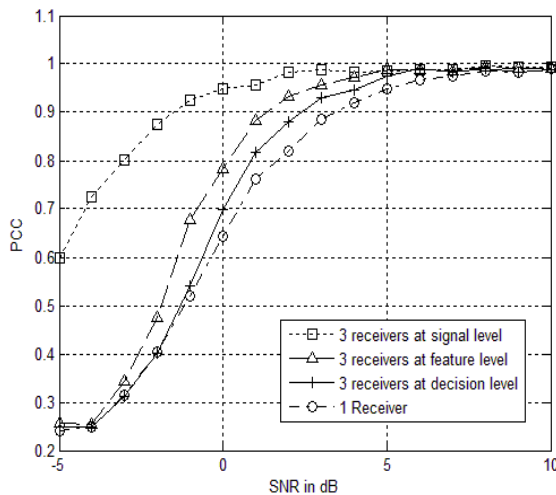
شکل (۴) نشان می‌دهد که اضافه کردن ویژگی C63 و استفاده MLP به‌عنوان طبقه‌بندی‌کننده باعث بهبود عملکرد نسبت به نتایج روش ارائه شده در مرجع [۱۳] به ویژه در SNRهای پایین شده است. جدول (۲) ماتریس تداخل^{۲۹} طبقه‌بندی مدولاسیون، پس از مشاهده ۱۰۰۰ سمبل از هر سیگنال را در SNR=5dB پس از ۱۰۰ آزمایش برای هر مدولاسیون نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که بیشتر خطاهای طبقه‌بندی در جداسازی 16APSK و 32APSK اتفاق می‌افتد که علت آن شباهت منظومه‌های این دو نوع مدولاسیون است.

جدول ۲- ماتریس تداخل طبقه‌بندی مدولاسیون در SNR=5dB

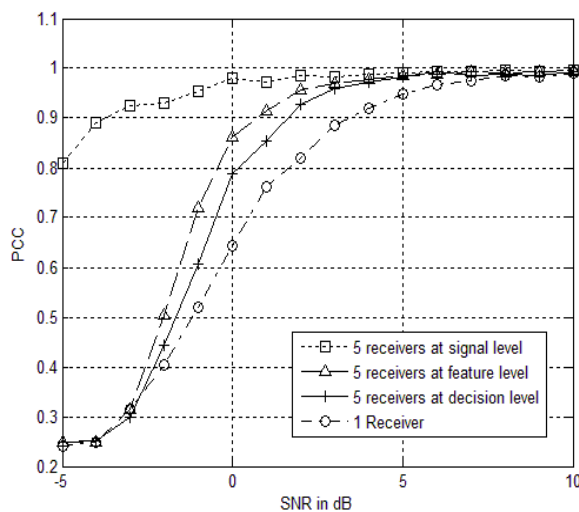
	QPS K	8PS K	16PS K	32PS K	صحت
QPSK	۱۰۰	۰	۰	۰	%۱۰۰
8PSK	۰	۱۰۰	۰	۰	%۱۰۰
16APSK K	۰	۲	۹۳	۵	%۹۳
32APSK K	۰	۰	۱۳	۸۷	%۸۷
اعتبار	%۱۰۰	%۹۸	%۸۸	%۹۵	

نتایج تشخیص مدولاسیون با ادغام اطلاعات چندگیرنده

در اینجا به ارزیابی روش‌های پیشنهاد شده در بخش ۳ برای ادغام اطلاعات چند گیرنده در سطوح سیگنال، ویژگی و تصمیم با معیار احتمال تشخیص صحیح پرداخته می‌شود. گیرنده‌ها ۱۰۰ سمبل یکسان با نویزهای تصادفی مستقل را دریافت و با تعامل با یکدیگر در یکی از سطوح سیگنال، ویژگی و تصمیم یا تصمیم نسبت به تشخیص مدولاسیون سیگنال دریافتی اقدام می‌کنند. شکل‌های (۵) تا (۷) احتمال تشخیص صحیح مدولاسیون ناشی از ادغام اطلاعات در سطوح مختلف با استفاده از به ترتیب ۳، ۵ و ۱۰ گیرنده را نسبت به SNR سیگنال دریافتی نشان می‌دهند.



شکل ۵- نتایج تشخیص مدولاسیون براساس سیگنال دریافت‌شده توسط سه گیرنده



شکل ۶- نتایج تشخیص مدولاسیون براساس سیگنال دریافت‌شده توسط پنج گیرنده

تعداد محاسبات نشان داده شده در جدول (۳) و (۴) شامل عملیات محاسباتی انجام شده در مراحل متوسط‌گیری، استخراج ویژگی و طبقه‌بندی است که در آنها از حجم محاسبات توابع تحریک شبکه‌های عصبی و رأی‌گیری صرف‌نظر شده است. جدول (۴) نشان می‌دهد که حجم محاسبات روش پیشنهادی برای ادغام اطلاعات در سطح سیگنال نسبت به روش‌های پیشنهادی برای ادغام اطلاعات در سطوح ویژگی و تصمیم، به مراتب کمتر است. همچنین روش ارائه شده برای ادغام اطلاعات در سطح تصمیم حتی با وجود صرف‌نظر از عملیات توابع تحریک شبکه‌های عصبی و رأی‌گیری، به بیشترین تعداد محاسبات نیاز دارد.

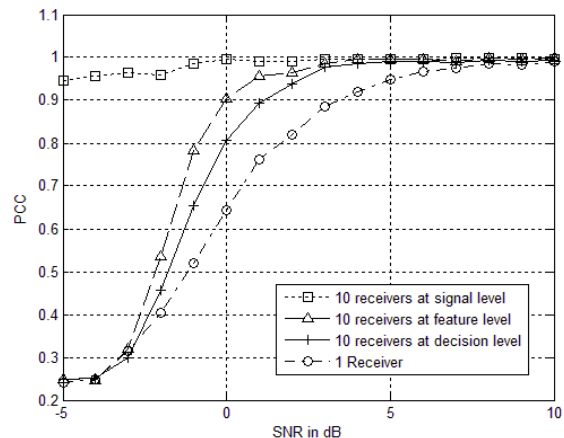
جمع‌بندی

در این مقاله، ابتدا نحوه تشخیص نوع مدولاسیون براساس ویژگی کاملونت و با استفاده از شبکه عصبی MLP تشریح شد. سپس تشخیص نوع مدولاسیون با استفاده از چند گیرنده بررسی و برای ادغام اطلاعات این گیرنده‌ها در هر یک از سطوح سیگنال، ویژگی و تصمیم روش‌هایی پیشنهاد و مقایسه شد. نتایج به‌دست آمده نشان داد که روش ارائه شده برای ادغام اطلاعات در سطح تصمیم علاوه بر اینکه نیاز به حجم بالای محاسبات و عملکردی ضعیف در تشخیص مدولاسیون دارد، باعث افزایش تجهیزات و هزینه می‌شود زیرا به ازای هر گیرنده به یک طبقه‌بندی‌کننده مجزا نیاز دارد. روش پیشنهادی ادغام اطلاعات در سطح ویژگی نسبت به روش ارائه شده برای ادغام تصمیم، عملکرد بهتری ارائه می‌دهد و در ضمن به حجم محاسبات و تجهیزات کمتری نیز نیاز دارد. روش پیشنهادی ادغام اطلاعات در سطح سیگنال علاوه بر نیاز به حجم محاسبات کمتر، بهترین عملکرد را در تشخیص نوع مدولاسیون از خود نشان می‌دهد. البته این روش نیاز به ارسال تمام سمبل‌های سیگنال دریافتی از گیرنده‌ها به طبقه‌بندی‌کننده مدولاسیون و همچنین همزمان‌سازی دقیق گیرنده‌ها دارد.

در پایان به عنوان پیشنهاد یادآوری می‌شود که در این تحقیق نوبت کانال گاوسی، ویژگی‌های کاملونت مراتب مختلف و طبقه‌بندی‌کننده شبکه عصبی MLP مورد استفاده قرار گرفته است. استفاده از روش‌های متفاوت ادغام اطلاعات، کانال‌های فیدینگ، ویژگی‌های طیفی و طبقه‌بندی‌کننده SVM می‌تواند موضوعی برای تحقیقات بعدی در این زمینه باشد.

مراجع

- [1] Morello, A., "DVB-S2: The Second Generation Standard for Satellitebroad-Band Services," *Proc. IEEE*, Vol. 94, No. 1, 2006, pp. 210-227.



شکل ۷- نتایج تشخیص مدولاسیون براساس سیگنال دریافت‌شده توسط ده گیرنده

حجم محاسبات روش‌های پیشنهادی

برای مقایسه روش‌های پیشنهادی از لحاظ حجم محاسبات، معیار تعداد عملیات جمع و ضرب حقیقی مورد نیاز برای تشخیص مدولاسیون با استفاده از هر یک از روش‌ها در نظر گرفته شده است. جدول (۳) پیچیدگی محاسباتی هر یک از روش‌های ارائه شده در این مقاله را نشان می‌دهد که در آن M تعداد گیرنده‌ها و N تعداد سمبل‌های دریافتی در هر گیرنده است. جدول (۴) تعداد جمع و ضرب‌های حقیقی مورد نیاز هر روش با استفاده از $M=3,5,10$ گیرنده برای تشخیص مدولاسیون پس از دریافت $N=100$ سمبل را نشان می‌دهد.

جدول ۳- پیچیدگی محاسباتی هر یک از روش‌های پیشنهادی

تعداد ضرب حقیقی	تعداد جمع حقیقی	
$66N+267$	$2N(M+21)+206$	سطح سیگنال
$M(64N+27)+243$	$M(44N-2)+208$	سطح ویژگی
$M(64N+267)$	$M(44N-206)$	سطح تصمیم

جدول ۴- تعداد محاسبات هر یک از روش‌های پیشنهادی

با ۱۰ گیرنده	با ۵ گیرنده	با ۳ گیرنده	
ضرب ۶۸۶۷ جمع ۶۴۰۶	ضرب ۶۸۶۷ جمع ۵۴۰۶	ضرب ۶۸۶۷ جمع ۵۰۰۶	سطح سیگنال
ضرب ۶۴۵۱۳ جمع ۴۴۱۸۸	ضرب ۳۳۳۷۸ جمع ۲۲۱۹۱	ضرب ۱۹۵۲۴ جمع ۱۳۴۰۲	سطح ویژگی
ضرب ۶۶۶۷۰ جمع ۴۶۰۶۰	ضرب ۳۳۳۳۵ جمع ۲۳۰۳۰	ضرب ۲۰۰۰۱ جمع ۱۳۸۱۸	سطح تصمیم

- [10] Headley, W. C., Reed, J. D. and da Silva, C. R. C. M., "Distributed cyclic Spectrum Feature-based Modulation Classification," *IEEE Wireless Commun. Netw. Conf.*, 2008.
- [11] Bixio, L., Oliveri, G., Ottonello, M., Raffetto, M. and Regazzoni, C. S., "Signal Interception with Multiple Antennas for Cognitive Radio," *Software Defined Radio Technical Conference Proceedings*, Oct. 2008.
- [12] Forero, P. A., Cano, A. and Giannakis, G. B. "Distributed Feature-Based Modulation Classification Using Wireless Sensor Networks," *Proc. IEEE Military Communications Conf.*, San Diego, CA, USA, 2008, pp. 1-7.
- [13] Flohberger, M., Gappmair, W. and Koudelka, O., "Modulation Classifier for Signals Used in Satellite Communications," *Advanced Satellite Multimedia Systems Conference*, 2010, pp. 198-202.
- [14] Kavalov, D. and Kalinin, V., "Neural Network Processor Based on SAW Devices for Digital Modulation Recognition", *Proceedings of the 8th Int. Conference on HF Radio Systems and Techniques*, Guildford, UK, Jul. 2000.
- [15] Wang, L. X., Ren, Y. J. and Zhang, R. H., "Algorithm of Digital Modulation Recognition Based On Support Vector Machines," *Proceedings of the Eight International Conference on Machine Learning and Cybernetics (ICMLC)*, Vol. 2, 2009, pp. 980-983.
- [16] Roganovic, M. M., Neskovic, A. M. and Neskovic, N. J., "Application of Artificial Neural Networks in Classification of Digital Modulations for Software Defined Radio," *IEEE EUROCON*, 2009, pp. 1700-1706.
- [17] Hagan, M. T. and Henhaj, M., "Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm," *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol. 5, Issue 6, 1994, pp. 989-993.
- [2] Ramkumar, B., "Automatic Modulation Classification for Cognitive Radios Using Cyclic Feature Detection," *IEEE Circuits and Systems Magazine*, Vol. 9, No. 2, 2009, pp. 27-45.
- [3] Abavisani, A., Soleimani, M. and Tabatabavakili, V., "A Novel Algorithm for Blind Adaptive Recognition Between 8-PSK and $\pi/4$ -shifted QPSK Modulated Signals for Software Defined Radio Applications," *4th International Conference Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications*, 2009.
- [4] Dobre, O. A., Abdi, A., Bar-Ness, Y. and Su, W., "A Survey of Automatic Modulation Classification Techniques: Classical Approaches and New Trends," *IET Commun.*, Vol. 1, Issue 2, 2007, pp. 137-156.
- [5] Teng, X., Tian, P. and Yu, H., "Modulation Classification Based on Spectral Correlation and SVM," *4th International Conference Wireless Communications, Networking and Mobile Computing*, 2008.
- [6] Hassan, K., Dayoub, I., Hamouda, W. and Berbineau, M. "Automatic Modulation Recognition Using Wavelet Transform and Neural Network," *IEEE 2009 9th International Conference on Intelligent Transport Systems Telecommunications*, 2009, pp. 234-238.
- [7] Ahmadi, N. and Berangi, R., "A Basic Sequential Algorithmic Scheme Approach for Classification of Modulation Based on Neural Network," *International Conference Computer and Communication Engineering*, 2008, pp. 565 - 569.
- [8] Swami, A. and Sadler, B. M., "Hierarchical Digital Modulation Classification Using Cumulants," *IEEE Trans. Commun.*, Vol. 48, Issue 3, 2000, pp. 416-429,
- [9] Lopatka, J. and Pedzisz, M., "Automatic Modulation Classification Using Statistical Moments and Fuzzy Classifier," *Proc. IEEE ICSP*, Vol. 3, 2000, pp. 1500-1505.