

دسته‌بندی کور سیگنال‌های مدوله‌شده دامنه - فاز مبتنی بر روش بیشینه درست‌نمایی

حمید مسکرپور امیری^۱، دانشجوی کارشناسی ارشد؛ محمدرضا ذهابی^۲، استادیار؛ عطاءالله ابراهیم‌زاده^۳، دانشیار

۱- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل - بابل - ایران - h.m.amiri@stu.nit.ac.ir

۲- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل - بابل - ایران - zahabi@nit.ac.ir

۳- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل - بابل - ایران - e_zadeh@nit.ac.ir

چکیده: تشخیص خودکار نوع مدولاسیون سیگنال دریافت‌شده، وظیفه اصلی یک گیرنده هوشمند است. این وظیفه زمانی که گیرنده اطلاعاتی در مورد سیگنال دریافتی و یا کانال ندارد، مشکل‌تر خواهد شد. در ابتدا، دسته‌بندی‌کننده بیشینه درست‌نمایی (ML) برای دسته‌بندی مدولاسیون‌های دامنه - فاز در محیط همدوس ارائه شده است. به‌خوبی مشخص است که دسته‌بندی‌کننده ML نیاز به آگاهی اولیه به برخی از پارامترهای سیگنال دریافتی و کانال (از جمله دامنه، اطلاعات زمان‌بندی، توان نویز و شاخص افت فیلتر شکل‌دهنده پالس) دارد. برای برطرف کردن این نیاز، ما یک تخمین‌گر جدید که نسبت به مدولاسیون سیگنال ارسالی کور است را به‌منظور تخمین پارامترهای مورد نیاز دسته‌بندی‌کننده ML معرفی می‌کنیم و این منجر به دسته‌بندی‌کننده مدولاسیون کاملاً کور جدیدی برای سیگنال‌های مدوله‌شده دامنه - فاز در کانال‌های محوشونده می‌شود. نتایج شبیه‌سازی برای احتمال تشخیص صحیح برحسب SNR برای مدولاسیون‌های BPSK، QPSK، 8-PSK، 16-QAM و 64-QAM ارائه شده است. نتایج نشان می‌دهد که کارایی این دسته‌بندی‌کننده بسیار نزدیک به دسته‌بندی‌کننده ایده‌آل با تخمین کامل است.

واژه‌های کلیدی: دسته‌بندی‌کننده کور مدولاسیون، تخمین‌گر کور، تخمین پالس شکل‌دهنده سیگنال، تخمین زمان آفست.

Blind Classification of Amplitude-phase Modulated Signals based on Maximum Likelihood Approach

Hamid Meskarpour Amiri¹, MSc Student; Mohammad Reza Zahabi², Assistant Professor; Ataollah Ebrahimzadeh³, Associate Professor

1- Faculty of Electrical and Computer Engineering, Babol Noshirvani University of Technology, Babol, Iran, Email: h.m.amiri@stu.nit.ac.ir

2- Faculty of Electrical and Computer Engineering, Babol Noshirvani University of Technology, Babol, Iran, Email: zahabi@nit.ac.ir

3- Faculty of Electrical and Computer Engineering, Babol Noshirvani University of Technology, Babol, Iran, Email: e_zadeh@nit.ac.ir

Abstract: The automatic recognition of the modulation format of a detected signal is a major task of an intelligent receiver. This task becomes more difficult when the receiver has no information about the transmitted signal or the channel. At first, the maximum likelihood (ML) classifier for classifying phase-amplitude modulated schemes in coherent environment is presented. It is well known that the ML classifier requires a priori knowledge of the incoming signal and channel (including Amplitude, timing information, noise power and the roll-off factor of the pulse shaping filter). To relax this requirement, we introduce a novel estimator to estimate the parameters required by ML classifier which is blind to the modulation scheme of the received signal, and this gives rise to a new completely blind modulation classifier for digital amplitude-phase modulated signals over fading channels. Results are presented from simulations in terms of correct detection probability versus SNR for the class of BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM and 64-QAM modulation schemes. The results show that the performance of this classifier is very close to the ideal classifier with perfect estimates.

Keywords: Blind modulation classification, Blind estimator, Pulse shaping estimation, Time offset estimation.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۳/۰۷/۰۷

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۳/۰۹/۰۹ و ۱۳۹۳/۰۹/۱۵

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۳/۱۲/۲۴

نام نویسنده مسئول: محمدرضا ذهابی

نشانی نویسنده مسئول: ایران - بابل - خیابان شریعتی - دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل - دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر.

۱- مقدمه

دسته‌بندی خودکار مدولاسیون (AMC) یک مرحله میانی بین تشخیص سیگنال و دمدولاسیون است و این مرحله نقش کلیدی در برنامه‌های مختلف نظامی و غیر نظامی دارد، چراکه در صورت تشخیص غلط نوع و یا مرتبه مدولاسیون و به کارگیری یک دمدولاتور نامناسب در گیرنده، ممکن است محتوی اطلاعات سیگنال به‌طور کامل از دست برود [۱].

معمولاً، دسته‌بندی‌کننده‌های مدولاسیون نسبت به فرستنده مخفی می‌باشند. این دسته‌بندی‌کننده‌ها که اطلاعات سیگنال ارسالی و اطلاعات کانال در دسترسشان نیست، به‌عنوان دسته‌بندی‌کننده‌های مدولاسیون کور شناخته می‌شوند. دسته‌بندی‌کننده‌های مدولاسیون کور به‌عنوان یک دستگاه برای استخراج برخی از اطلاعات مفید در هر دو کاربردهای نظامی و غیر نظامی به‌کار گرفته می‌شود. دسته‌بندی‌کننده‌های مدولاسیون کور را می‌توان برای نظارت الکترونیکی، شناسایی تداخل، مانیتورینگ و غیره در برنامه‌های نظامی به‌کار گرفت و همچنین می‌توان از آن‌ها در برنامه‌های غیر نظامی برای مدیریت طیف، مدیریت ترافیک شبکه، تخصیص داده با سرعت‌های مختلف و غیره استفاده کرد [۲].

به‌طور کلی، دسته‌بندی مدولاسیون در حالت کور یک وظیفه مشکل است، زیرا گیرنده هیچ آگاهی از داده‌ها منتقل شده ندارد و همچنین پارامترهای ناشناخته بسیاری در گیرنده وجود دارد، از جمله توان سیگنال، پارامترهای کانال، آفست فاز موج حامل، اطلاعات زمان‌بندی، شکل پالس سیگنال فرستنده و غیره [۳]. پیش‌پردازش دقیق سیگنال برای پیاده‌سازی مؤثر، در بسیاری از دسته‌بندی‌کننده مدولاسیون کور شناخته‌شده مورد نیاز است، از این جهت، ابداع الگوریتم‌های کور با پیچیدگی کم برای تخمین پارامترهای ناشناخته یک موضوع مورد توجه در دسته‌بندی‌کننده مدولاسیون کور است [۳]. تاکنون چند تخمین‌گر پارامترهای ناشناخته بر اساس روش گشتاورها (MOM) در دسته‌بندی‌کننده مدولاسیون استفاده شده است. MOM یک روش زیربینه است که در آن، پارامترها از طریق حل یک دستگاه معادلات گشتاور آماری تخمین زده می‌شوند [۴]. دسته‌بندی‌کننده‌های مدولاسیون موجود بر اساس تخمین‌گر MOM، سناریو نیمه کور را در نظر گرفته‌اند، در این دسته‌بندی‌کننده‌ها پارامترهای خاص از سیگنال در گیرنده دانسته فرض شده است.

در مرجع [۵]، Dobre و همکاران تخمین‌گر بر پایه MOM به‌منظور دسته‌بندی مدولاسیون‌های دیجیتال خطی در کانال‌های محوشونده تخت^۲ با بهره کانال، فاز و توان نویز ناشناخته در سمت گیرنده طراحی کردند و با به‌کارگیری آن دسته‌بندی‌کننده مدولاسیون نیمه‌کوری را ارائه کردند. در این دسته‌بندی‌کننده زمان افسست و شاخص افت^۳ فیلتر شکل‌دهنده پالس در گیرنده دانسته، فرض شده بود.

در مرجع [۶]، نویسندگان کار انجام‌شده در [۵] را ارتقا دادند. آن‌ها دسته‌بندی‌کننده با طراحی تخمین‌گر MoM جدیدی برای

پارامترهای ناشناخته بهره کانال، فاز و توان نویز و همچنین زمان افسست ارائه کردند، درحالی‌که شکل پالس در نظر گرفته‌شده در گیرنده همچنان دانسته فرض شده بود.

در واقع، در دسته‌بندی کور، گیرنده هیچ اطلاع قبلی از سیگنال ارسالی و پارامترهای کانال ندارند. بنابراین طراحی یک تخمین‌گر جدید با پیچیدگی کم برای به‌کارگیری در دسته‌بندی‌کننده مدولاسیون، مطلوب است. در تکمیل کارهای معرفی‌شده، تخمین‌گر جدیدی بر پایه MoM پیشنهاد می‌شود تا دسته‌بندی‌کننده نسبت به شاخص افت فرستنده نیز کور باشد.

این مقاله کارایی دسته‌بندی‌کننده‌های معرفی‌شده در مراجع [۵] و [۶] را با پیشنهاد دسته‌بندی‌کننده مدولاسیون کاملاً کور جدید مبتنی بر درست‌نمایی^۴، برای سیگنال‌های مدوله‌شده دامنه - فاز (شامل مدولاسیون کلیدزنی تغییر فازی (PSK)، مدولاسیون دامنه پالس (PAM)، مدولاسیون مربع دامنه (QAM) و غیره) در کانال‌های با محوشوندگی تخت ارتقا می‌دهد. مزیت عمده تخمین‌گر MoM جدید ما این است که تمام پارامترهای ناشناخته‌ای که در الگوریتم دسته‌بندی مدولاسیون ML مورد نیاز است را به‌صورت کور به‌دست می‌آورد و در نتیجه دسته‌بندی‌کننده طراحی‌شده کاملاً به‌صورت کور عمل کرده و نیاز به هیچ آگاهی اولیه‌ای از کانال و یا سیگنال ارسالی ندارد. در ادامه، این مقاله به‌صورت زیر سازمان‌دهی شده است:

- بخش ۲ به توضیح مدل سیگنال می‌پردازد.
- در بخش ۳، مسئله دسته‌بندی مدولاسیون فرمول‌بندی شده است و تمام پارامترهای مورد نیاز دسته‌بندی‌کننده، در کانال‌های محوشونده تخت ارائه شده است.
- برای این پارامتر مجهول، تخمین‌گر MoM جدید در بخش ۴ پیشنهاد شده و نیز ساختار دسته‌بندی‌کننده کور جدید (که تخمین‌گر پیشنهادی در آن به‌کار گرفته شده) معرفی می‌گردد.
- بخش ۵ تجزیه و تحلیل عملکرد تخمین‌گر MoM و دسته‌بندی‌کننده کور پیشنهادشده را ارائه می‌کند، همچنین مقایسه با دسته‌بندی‌کننده مطلوب (با آگاهی از پارامترهای مجهول) انجام می‌شود.
- بخش ۶ به جمع‌بندی می‌پردازد.

۲- مدل سیستم

دنباله سیگنال دریافتی پس از عبور از یک کانال با محوشدگی تخت به‌صورت زیر است:

$$r(t) = Re \left\{ \alpha \sum_{k=-\infty}^{+\infty} s_k g_{\beta_T}(t - kT - t_C) e^{j(2\pi f_C t + \theta)} \right\} + n(t) \quad (1)$$

که در آن، α و θ به ترتیب بهره و شیفت فاز ایجادشده توسط کانال محوکننده تخت است، t_C مدت‌زمان افسست به دلیل ترکیب تأخیر کانال و افسست پالس ساعت است، T دوره سمبل، f_C فرکانس حامل و $n(t)$ نویز گوسی با میانگین صفر و با چگالی طیف β_T توان دوطرفه

برای تجزیه و تحلیل ذکر شده در بالا فرض شده است که دوره سمبل T و فرکانس حامل f_c به درستی در گیرنده تخمین زده شده باشند و یا گیرنده از آن‌ها آگاهی کامل داشته باشد (مرجع [۷] نشان می‌دهد که دوره سمبل T را می‌توان به سادگی از روی تبدیل ویولت سیگنال دریافتی، بدون آگاهی از ساختار مدولاسیون آن تخمین زد).

۳- دسته‌بندی کننده مدولاسیون بر پایه درست‌نمایی

به طور کلی دسته‌بندی کننده‌های مدولاسیون به دو روش مبتنی بر خصوصیت f (FB) و بر پایه درست‌نمایی (LB) طبقه‌بندی می‌شوند [۳]. روش مبتنی بر خصوصیت شامل دو زیرسیستم است: زیرسیستم استخراج ویژگی و زیرسیستم تشخیص الگو. زیرسیستم اول برای استخراج ویژگی‌های مفید از سیگنال دریافتی و زیرسیستم دیگر برای تشخیص نوع مدولاسیون به کار گرفته می‌شود [۸]. اگرچه این روش معمولاً برای پیاده‌سازی ساده‌تر است، اما زیربهرینه است [۹] و اکثر این دسته‌بندی کننده‌های زیربهرینه بر اساس تقریبی از روش‌های LB در SNR کم به دست می‌آیند [۵].

در روش بر پایه درست‌نمایی، از آزمون فرض برای مسئله دسته‌بندی کننده استفاده می‌شود. در این روش قانون تصمیم‌گیری برابر است با انتخاب یک فرض در میان مجموعه فرض‌های ممکن $\{H_1, H_2, \dots, H_{N_{mod}}\}$ که احتمال پسین $P(H_i | r(t))$ را بیشینه می‌کند [۱۰]. با استفاده از قانون بیز، احتمال پسین می‌تواند به صورت زیر تعریف گردد:

$$P(H_i | r(t)) = \frac{P(r(t) | H_i) P(H_i)}{P(r(t))} \quad (5)$$

که در آن، $P(r(t) | H_i)$ ، تابع چگالی احتمال سیگنال‌های مشاهده شده با فرض H_i است و $P(H_i)$ احتمال پیشین از فرض H_i است. از رابطه فوق مشاهده می‌شود که محاسبه احتمال پسین $P(H_i | r(t))$ نیازمند آگاهی از احتمال پیشین $P(H_i)$ و تابع چگالی احتمال $P(r(t) | H_i)$ است، اما $P(r(t))$ نسبت به فرض ما مستقل است و می‌توان از آن صرف‌نظر کرد. احتمال پیشین $P(H_i)$ بدون از دست دادن کلیت مسئله برای تمامی فرض‌ها با احتمال مساوی فرض می‌شود و این بدان معناست که احتمال برابر برای نوع‌های مختلف مدولاسیون فرض شده باشد. در نتیجه قانون تصمیم‌گیری بر اساس بیشینه $P(H_i | r(t))$ برابر با پیدا کردن سیگنالی است که $P(r(t) | H_i)$ را بیشینه می‌کند. این معیار، معیار بیشینه درست‌نمایی و تابع چگالی احتمال شرطی $P(r(t) | H_i)$ تابع درست‌نمایی یا تابع تصمیم نامیده می‌شود [۱۰].

برای ساده کردن محاسبات و با استفاده از این واقعیت که تابع لگاریتم طبیعی $\ln(x)$ تابعی یکنواخت از x است، می‌توان از $P(r(t) | H_i)$ لگاریتم طبیعی گرفت. در نتیجه، روش دسته‌بندی LB

N_0 می‌باشند. در رابطه (۱)، $g_{\beta_T}(\cdot)$ نشان‌دهنده شکل پالس (با مقادیر حقیقی) است که بدون از دست دادن کلیت، بانرژی واحد فرض شده و معیار تداخل سمبلی نایکوئیست را برآورده می‌کند. پالس مورد استفاده در فرستنده ریشه‌ی دوم کسینوس برآمده^۵ (SRRC) با شاخص افت برابر با β_T در نظر گرفته شده است. در دسته‌بندی کننده پیشنهادی فرض شده که گیرنده هیچ‌گونه آگاهی از β_T ندارد.

در رابطه (۱)، $s_k \in S_i$ نشان‌دهنده k امین سمبل اطلاعات ارسال شده است که دارای توزیع آماری یکنواخت و مستقل از میان L_i نقاط منظومه فرض شده است. بدون از دست دادن کلیت، S_i به صورت نرمالیزه شده به انرژی واحد فرض شده است. همچنین فرض شده که داده‌های انتقال یافته، بر روی یک منظومه دامنه - فاز در سیگنال مشاهده شده، نگاشت شده‌اند و گیرنده نسبت به نوع این منظومه شناختی ندارد.

فرآیندهای گیرنده بر روی سیگنال دریافتی $r(t)$ شامل تبدیل کردن فرکانس به پایین (از RF به باند پایه) و فیلتر کردن تطبیقی با فیلتر ریشه دوم کسینوس برآمده با شاخص افت β_R (یادآوری می‌کنیم که β_T در نزد گیرنده ناشناخته است)، فرمول زیر را به ما می‌دهد:

$$r^{\beta_R}(t) = \int_{-\infty}^{\infty} r(\tau) e^{-j(2\pi f_c \tau)} g_{\beta_R}(t - \tau) d\tau \quad (2)$$

$$= \frac{\alpha e^{j\theta}}{2} \sum_{k=-\infty}^{\infty} s_k R_{\beta_T, \beta_R}(t - kT - t_c) + n^{\beta_R}(t)$$

که $g_{\beta_R}(t)$ پاسخ ضربه فیلتر گیرنده و $n^{\beta_R}(t)$ نویز فیلتر شده در گیرنده می‌باشند و همچنین $R_{\beta_T, \beta_R}(t)$ به صورت انتگرال کانولوشن زیر تعریف می‌گردد:

$$R_{\beta_T, \beta_R}(t) = g_{\beta_T}(t) * g_{\beta_R}(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} g_{\beta_T}(\tau) g_{\beta_R}(t - \tau) d\tau \quad (3)$$

برای سادگی محاسبات، t_c در رابطه (۲) را می‌توان برحسب دوره سمبل به صورت $(\lambda + \vartheta)T$ نوشت که در آن، λ نشان‌دهنده عدد صحیح از سمبل‌های به تأخیر افتاد و ϑ نشان‌دهنده بخش باقی‌مانده از تأخیر سمبل است ($0 \leq \vartheta < 1$) [۶]. با توجه به رابطه (۲)، خروجی گیرنده در زمان $t = (l + \nu)T$ را می‌تواند به صورت زیر نوشته شود:

$$r_{l,\nu}^{\beta_R} = \frac{\alpha e^{j\theta}}{2} \sum_{k=-\infty}^{\infty} s_k R_{\beta_T, \beta_R}((l - \lambda + \nu - \vartheta - k)T) + n_{l,\nu} \quad (4)$$

که l یک عدد صحیح دلخواه انتخابی و ν یک عدد حقیقی دلخواه انتخابی در محدوده $[0, 1]$ است. همچنین آن‌ها هیچ رابطه‌ای با λ و ϑ که در گیرنده نامشخص هستند، ندارند. در رابطه (۴)، $n_{l,\nu}$ یک متغیر تصادفی مختلط گوسی با میانگین صفر و واریانس N_0 است.

با در نظر گرفتن فیلتر تطبیقی با عامل افت β_R ، نمونه‌های گرفته شده از خروجی فیلتر در زمان $(l + \nu)T$ را می‌توان توسط بردار $N_c^{\beta_R} = [r_{1,\nu}^{\beta_R}, r_{2,\nu}^{\beta_R}, \dots, r_{N_c,\nu}^{\beta_R}]$ بیان کرد که در آن، N_c به عنوان تعداد سمبل‌های مشاهده شده است.

$$\hat{H} = \arg \max_{H_i} \ln \left[\prod_{l=1}^{N_c} P(r_{l,\vartheta}^{\beta_T} | H_i) \right]$$

$$= \arg \max_{H_i} \sum_{l=1}^{N_c} \ln \left\{ \frac{1}{L_i} \sum_{m=1}^{L_i} \exp \left(-\frac{1}{N_0} \left| r_{l,\vartheta}^{\beta_T} - \frac{\alpha e^{j\theta}}{2} S_{m,i} \right|^2 \right) \right\} \quad (9)$$

$$i = \{1, 2, \dots, N_{mod}\}$$

توجه داشته باشید که دسته‌بندی‌کننده در رابطه فوق برای محاسبه \hat{H} به دانستن مقدار قسمت صحیح زمان آفست سمبل‌ها (λ) نیازی ندارد. این به معنی این است که کارایی دسته‌بندی‌کننده (با فرض ثابت بودن کانال) برای سمبل‌های $s_{\lambda_2}, s_{\lambda_2+1}, \dots, s_{\lambda_2+N-1}$ یا $s_{\lambda_1}, s_{\lambda_1+1}, \dots, s_{\lambda_1+N-1}$ یکسان می‌شود. هرچند، دسته‌بندی‌کننده باید زمانی که انتقال سمبل‌ها رخ می‌دهد را بداند که آن همان ϑ است.

اشکال اساسی در دسته‌بندی‌کننده معرفی‌شده در رابطه (۹) آن است که برای دسته‌بندی سیگنال پارامترهای $\alpha, \theta, \vartheta, \beta_T$ و N_0 باید درگیرنده مشخص باشند، در صورتی که در حالت تشخیص مدولاسیون به صورت کور گیرنده هیچ اطلاعی از سیگنال ارسالی ندارد. بسته به مدل انتخابی برای پارامترهای مجهول، سه تکنیک اصلی در دسته‌بندی‌کننده‌های LB پیشنهاد شده است: آزمون نرخ درست‌نمایی متوسط^۹ (ALRT) [۱۳-۱۰]، آزمون نرخ درست‌نمایی کلی^{۱۰} (GLRT) [۱۴] و آزمون نرخ درست‌نمایی ترکیبی^{۱۱} (HLRT) [۱۵، ۱۶].

در این مقاله، از دسته‌بندی‌کننده بر اساس روش شبه HLRT^{۱۲} (qHLRT) استفاده شده است. در این روش پارامترهای مجهول به صورت متغیرهای مجهول قطعی مدل می‌شوند و آن‌ها به وسیله یک تخمین‌گر بدون آگاهی اولیه از ساختار مدولاسیون سیگنال دریافتی، تخمین زده می‌شوند. در بخش بعد یک تخمین‌گر برای پارامترهای $\alpha, \vartheta, \beta_T$ و N_0 که نسبت به نوع مدولاسیون دریافتی کور است، برای به کارگیری در طراحی یک دسته‌بندی‌کننده مدولاسیون بر پایه روش qHLRT، پیشنهاد می‌گردد.

۴- تخمین‌گر و دسته‌بندی‌کننده کور پیشنهادی

با توجه به بحث مطرح‌شده در بخش ۳، به خوبی می‌دانیم که دسته‌بندی‌کننده‌های ML نیاز به آگاهی اولیه به برخی از پارامترهای سیگنال و کانال دارند ($\alpha, \beta_T, \vartheta, \theta$ و N_0). همان‌طور که در بخش قبل اشاره شده، در روش qHLRT این پارامترهای مجهول با استفاده از تخمین‌گر بدون آگاهی از نوع مدولاسیون سیگنال دریافتی، تخمین زده می‌شوند.

۴-۱- تخمین‌گر پیشنهادی

به منظور طراحی یک تخمین‌گر برای تخمین پارامترهای مجهول دامنه، زمان آفست، شاخص افت و توان نویز سیگنال دریافتی برای استفاده در دسته‌بندی‌کننده qHLRT، در این بخش یک تخمین‌گر جدید بر پایه روش گشتاورها (MoM) پیشنهاد می‌گردد. در این تخمین‌گر MoM

می‌تواند با انتخاب فرضی که تابع درست‌نمایی یا تابع لگاریتم - درست‌نمایی را بیشینه می‌کند، تعریف می‌شود یعنی:

$$\hat{H} = \arg \max_{H_i} \ln \left[P(r(t) | H_i) \right], i = \{1, 2, \dots, N_{mod}\} \quad (6)$$

در این مقاله، تابع بیشینه لگاریتم - درست‌نمایی را برای دسته‌بندی سیگنال‌های مدوله‌شده دامنه-فاز در کانال‌های محوشونده تخت به دست آورده و سپس یک دسته‌بندی‌کننده LB غیر هم‌زمان^۸ جدید با به کارگیری تخمین‌گر پیشنهادی برای پارامترهای مجهول، طراحی می‌گردد. در قدم اول، برای طراحی ساختار اصلی دسته‌بندی‌کننده فرض شده که قسمت کسری زمان آفست و شاخص افت سیگنال ارسالی درگیرنده دانسته فرض شده، این بدین معناست که $\vartheta = \beta_T$ و $\nu = \beta_T$. برای قدم دوم، در بخش بعد یک تخمین‌گر برای تخمین این پارامترها به صورت کور ارائه می‌گردد. در این شرایط که فیلتر فرستنده و گیرنده کاملاً با یکدیگر منطبق می‌باشند و همچنین فرستنده و گیرنده هم‌زمان فرض شده‌اند، سیگنال خروجی از گیرنده در رابطه (۴) می‌تواند به $r_{l,\vartheta}^{\beta_T} = (\alpha e^{j\theta} / 2) s_{l-\lambda} + n_{l,\vartheta}$ ساده شود [۱۱]. از آنجایی که بردار $\mathbf{r}_{\vartheta}^{\beta_T} = [r_{1,\vartheta}^{\beta_T}, r_{2,\vartheta}^{\beta_T}, \dots, r_{N_c,\vartheta}^{\beta_T}]$ تمام اطلاعات وابسته به شکل موج سیگنال دریافتی را دارد که در آن، N_c تعداد سمبل‌های مشاهده‌شده است، بنابراین، ما می‌توانیم نتیجه بگیریم که تابع بیشینه لگاریتم درست‌نمایی برابر است با:

$$\hat{H} = \arg \max_{H_i} \ln \left[P(\mathbf{r}_{\vartheta}^{\beta_T} | H_i) \right], i = \{1, 2, \dots, N_{mod}\} \quad (7)$$

همچنین تابع چگالی احتمال توأم بخش هم‌فاز و متعامد $r_{l,\vartheta}^{\beta_T}$ به شرط H_i به صورت زیر به دست می‌آید [۱۰]:

$$P(\mathbf{r}_{\vartheta}^{\beta_T} | H_i) = \prod_{m=1}^{L_i} P(S_{m,i} | H_i) P(r_{l,\vartheta}^{\beta_T} | S_{m,i}, H_i)$$

$$= \prod_{m=1}^{L_i} P(S_{m,i} | H_i) \frac{1}{\sqrt{\pi N_0}} \exp \left(-\frac{1}{N_0} \left| r_{l,\vartheta}^{\beta_T} - \frac{\alpha e^{j\theta}}{2} S_{m,i} \right|^2 \right) \quad (8)$$

که در آن، $S_{m,i}$ یکی از L_i مقادیر مختلط منظومه از نوع مدولاسیون نام است و $P(S_{m,i} | H_i)$ احتمال پیشین از میان نقاط منظومه است. در بالا، تمام نقاط منظومه با احتمال پیشین مساوی فرض شده‌اند، یعنی $P(S_{m,i} | H_i) = 1/L_i$. از آنجایی که نمونه‌های نویز $n_{l,\vartheta}$ i.i.d فرض شده‌اند، در نتیجه، برای N_c سمبل مشاهده‌شده، PDF شرطی بردار تصادفی $\mathbf{r}_{\vartheta}^{\beta_T}$ از N_c PDF مستقل ساخته شده است، به طوری که $P(\mathbf{r}_{\vartheta}^{\beta_T} | H_i)$ در رابطه (۷) را می‌توان به صورت $P(\mathbf{r}_{\vartheta}^{\beta_T} | H_i) = P(r_{1,\vartheta}^{\beta_T}, r_{2,\vartheta}^{\beta_T}, \dots, r_{N_c,\vartheta}^{\beta_T} | H_i) = \prod_{l=1}^{N_c} P(r_{l,\vartheta}^{\beta_T} | H_i)$ نوشت. در نتیجه تابع بیشینه لگاریتم درست‌نمایی که در رابطه (۷) معرفی شده، بعد از حذف فاکتورهای ثابت می‌تواند به صورت زیر نوشته شود:

این شرایط، $\mathcal{R}_{\beta_r, 0}(f)$ طبق رابطه محاسبه‌شده در پیوست ۱ تنها در محدوده $(-1/T, 1/T)$ غیر صفر است. بنابراین، سری $\sum_{k=-\infty}^{+\infty} \mathcal{R}_{\beta_r, 0}(k/T) e^{j2\pi k(v-\vartheta)}$ فقط دارای یک جمله خواهد بود و بقیه جملات آن برابر صفر خواهند شد، یعنی $\sum_{k=-\infty}^{+\infty} \mathcal{R}_{\beta_r, 0}(k/T) e^{j2\pi k(v-\vartheta)} = \mathcal{R}_{\beta_r, 0}(0)$ پیوست ۲، برای شکل پالس ریشه دوم کسینوس برآمده برابر با $T(1 - (\beta_r/2) + (\beta_r/\pi))$ است، پس بنابراین (۱۰) می‌تواند به صورت زیر نوشته شود:

$$M_v^0 = \frac{\alpha^2}{4} \left(1 - \frac{\beta_r}{2} + \frac{\beta_r}{\pi}\right) + N_0. \quad (13)$$

این رابطه نشان می‌دهد که M_v^0 تابعی از پارامترهای مجهول α ، β_r و N_0 است، درحالی‌که تابعی از دو پارامتر v یا ϑ نیست. بنابراین برای سادگی در نوشتار رابطه (۱۳) را می‌توان به صورت $M_v^0 = f(\alpha, \beta_r, N_0)$ مشخص کرد.

در گام دوم، β_r را برابر یک قرار می‌دهیم. با این مقدار، با توجه به رابطه محاسبه‌شده در پیوست ۱ مشخص است که $\mathcal{R}_{\beta_r, 1}(f)$ تنها در محدوده $(-1 + \beta_r)/T, (1 + \beta_r)/T$ غیر صفر است و در این محدوده سری $\sum_{k=-\infty}^{+\infty} \mathcal{R}_{\beta_r, 1}(k/T) e^{j2\pi k(v-\vartheta)}$ تنها سه جمله غیر صفر خواهد داشت و این سری برابر با $\mathcal{R}_{\beta_r, 1}(-1/T) e^{-j2\pi(v-\vartheta)} + \mathcal{R}_{\beta_r, 1}(0) + \mathcal{R}_{\beta_r, 1}(1/T) e^{j2\pi(v-\vartheta)}$ خواهد شد.

همان‌طور که در پیوست ۳ نشان داده شده، $\mathcal{R}_{\beta_r, 1}(0)$ برابر با $(T/2) + (T \cos(\beta_r \pi/2) / \pi(1 - \beta_r^2))$ است و همچنین جملات $\mathcal{R}_{\beta_r, 1}(-1/T)$ و $\mathcal{R}_{\beta_r, 1}(1/T)$ را می‌توان به $0.135 T \sin(\beta_r 3\pi/8)$ تقریب زد. با جایگذاری این مقادیر در رابطه (۱۰) به رابطه زیر می‌رسیم:

$$M_v^1 \cong \frac{\alpha^2}{4} \left\{ 0.5 + \frac{\cos\left(\frac{\pi}{2}\beta_r\right)}{\pi(1 - \beta_r^2)} + 0.27 \sin\left(\frac{3\pi}{8}\beta_r\right) \psi(v, \vartheta) \right\} + N_0 \quad (14)$$

که در آن، $\psi(v, \vartheta) = \cos(2\pi(v - \vartheta))$ می‌باشد. گزینه دیگر برای کاهش پیچیدگی، جایگزینی $\left(\cos\left(\frac{\pi}{2}\beta_r\right) / \pi(1 - \beta_r^2)\right)$ با $0.5 + (0.6697 + 0.1486 \cos(\beta_r))$ است که تقریب خوبی از آن در محدوده $\beta_r \in [0, 1]$ می‌باشد. همچنین باید به این نکته اشاره شود که رابطه (۱۴) تابعی از پارامترهای مجهول α ، β_r ، N_0 ، v و ϑ است؛ پس این رابطه را می‌توان به صورت زیر نوشت:

جدید، از گشتاور $E\left[\left|r_{l,v}^{\beta_r}\right|^2\right]$ استفاده شده است که $r_{l,v}^{\beta_r}$ خروجی فیلتر تطبیقی با شاخص افت β_r است که در زمان $t = (l + v)T$ نمونه‌برداری شده است. l عدد صحیح انتخابی دلخواه و v عدد حقیقی دلخواه در محدوده $v \in [0, 1]$ است.

بدون از دست دادن کلیت مسئله، ما فرض کرده‌ایم که سمبل‌های اطلاعات مستقل هستند و از آنجایی که توان منظومه به صورت نرمالیزه شده به انرژی واحد فرض شده است، در نتیجه با توجه به رابطه (۴) این گشتاور می‌تواند به صورت زیر بیان گردد:

$$E\left[\left|r_{l,v}^{\beta_r}\right|^2\right] = \frac{\alpha^2}{4} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} R_{\beta_r, \beta_r}^2 \left((l - \lambda + v - \vartheta - k)T \right) + N_0. \quad (10)$$

باید به این نکته اشاره کرد که رابطه (۱۰) تابعی از پارامترهای مجهول α ، β_r ، ϑ ، N_0 است و همچنین توجه داشته باشید که گشتاور محاسبه‌شده تابعی از قسمت صحیح زمان نمونه‌برداری نیست. بنابراین، گشتاور مرتبه اول برای همه عدد صحیح l یکسان است، یعنی دو گشتاور $E\left[\left|r_{l_1, v}^{\beta_r}\right|^2\right]$ و $E\left[\left|r_{l_2, v}^{\beta_r}\right|^2\right]$ برای تمام اعداد صحیح l_1 و l_2 باهم برابر هستند، برای همین $E\left[\left|r_{l, v}^{\beta_r}\right|^2\right]$ را می‌توان به صورت $M_v^{\beta_r}$ نوشت. علاوه بر این به علت عملگرهای امید ریاضی و قدر مطلق این گشتاور تابعی از θ و اطلاعات ارسالی s_k هم نیست. در نتیجه، رابطه (۱۰) می‌تواند به صورت:

$$M_v^{\beta_r} = E\left[\left|r_{l, v}^{\beta_r}\right|^2\right] = \frac{\alpha^2}{4} \sum_{k'=-\infty}^{+\infty} R_{\beta_r, \beta_r}^2 \left((v - \vartheta - k')T \right) + N_0 \quad (11)$$

ساده شود که در آن، $k' = k - l + \lambda$ است.

همان‌طور که می‌دانیم، فرمول جمع پواسن به صورت $\sum_{k=-\infty}^{+\infty} x(t - kT) = (1/T) \sum_{k=-\infty}^{+\infty} X(k/T) \exp(j2\pi kt/T)$ تعریف می‌گردد که در آن، $X(f)$ تبدیل فوریه تابع $x(t)$ است. در نتیجه با استفاده از فرمول جمع پواسن می‌توان رابطه (۱۱) را به صورت تابع مستقیمی از پارامترهای مجهول به صورت زیر نوشت:

$$M_v^{\beta_r} = \frac{\alpha^2}{4T} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \mathcal{R}_{\beta_r, \beta_r} \left(\frac{k}{T} \right) e^{j2\pi k(v-\vartheta)} + N_0 \quad (12)$$

که در آن، $\mathcal{R}_{\beta_r, \beta_r}(f)$ تبدیل فوریه $R_{\beta_r, \beta_r}^2(t)$ است.

در پیوست ۱ نشان داده می‌شود که $\mathcal{R}_{\beta_r, \beta_r}(f)$ فقط در محدوده $(-1 + \min(\beta_r, \beta_r))/T, (1 + \min(\beta_r, \beta_r))/T$ غیر صفر است، در این رابطه β_r شاخص افت شکل پالس ارسالی و β_r شاخص افت فیلتر تطبیقی گیرنده است.

از آنجایی که β_r در نزد گیرنده ناشناخته است، در این مرحله، یک تخمین‌گر با ساختار دو گام پیشنهاد می‌گردد. در گام اول، شاخص افت فیلتر تطبیقی گیرنده را برابر صفر ($\beta_r = 0$) قرار می‌دهیم، در

که در آن، N_{est} تعداد نمونه‌ها است. به طریق مشابه M_v^0 هم می‌تواند از این رابطه تخمین زده شود.

در گام آخر، با استفاده از تخمین چهار گشتاور $M_{v_1}^1, M_{v_2}^1, M_{v_3}^1$ و سیستم معادلات گشتاورهای آماری را برای تشخیص پارامترهای مجهول تشکیل می‌گردد:

$$\begin{cases} \hat{M}_v^0 = f(\hat{\alpha}, \hat{\beta}_T, \hat{N}_0) \\ \hat{M}_{v_1}^1 = g_{v_1}(\hat{\alpha}, \hat{\beta}_T, \hat{N}_0, \hat{\vartheta}) \\ \hat{M}_{v_2}^1 = g_{v_2}(\hat{\alpha}, \hat{\beta}_T, \hat{N}_0, \hat{\vartheta}) \\ \hat{M}_{v_3}^1 = g_{v_3}(\hat{\alpha}, \hat{\beta}_T, \hat{N}_0, \hat{\vartheta}) \end{cases} \quad (17)$$

حل دستگاه چهار معادله و چهار مجهول معرفی شده برای محاسبه پارامترهای مجهول مستلزم محاسبات پیچیده و خسته‌کننده است. حل صریحی برای پارامترهای مجهول $\alpha, \beta_T, \vartheta$ و N_0 به صورت چهار مرحله‌ای به ترتیب در روابط (۱۸)، (۱۹)، (۲۰) و (۲۱) ارائه شده است که در آن، $\psi(v, \vartheta) = \cos(2\pi(v - \vartheta))$ است.

$$\hat{\vartheta} = \frac{1}{2\pi} \tan^{-1} \left[\frac{(\hat{M}_{v_3}^1 - \hat{M}_{v_2}^1)\psi(v_1, 0) + (\hat{M}_{v_1}^1 - \hat{M}_{v_3}^1)\psi(v_2, 0) + (\hat{M}_{v_2}^1 - \hat{M}_{v_1}^1)\psi(v_3, 0)}{(\hat{M}_{v_2}^1 - \hat{M}_{v_3}^1)\psi(v_1, 1/4) + (\hat{M}_{v_3}^1 - \hat{M}_{v_1}^1)\psi(v_2, 1/4) + (\hat{M}_{v_1}^1 - \hat{M}_{v_2}^1)\psi(v_3, 1/4)} \right] \quad (18)$$

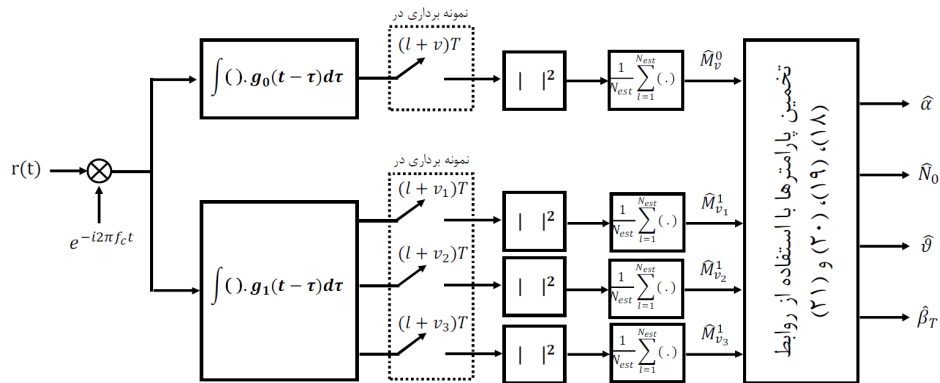
$$\hat{\beta}_T (\hat{\beta}_T - 0.844) = \frac{(M_{v_3}^1 - M_{v_2}^1)(0.49)}{(M_{v_3}^1 - M_{v_2}^1)\psi(v_1, \hat{\vartheta}) + (\hat{M}_v^0 - \hat{M}_{v_1}^1)(\psi(v_3, \hat{\vartheta}) - \psi(v_2, \hat{\vartheta}))} \quad (19)$$

$$\hat{\alpha}^2 = \frac{4(\hat{M}_{v_1}^1 - \hat{M}_{v_2}^1)}{0.27 \sin\left(\frac{3\pi}{8} \hat{\beta}_T\right) (\psi(v_1, \hat{\vartheta}) - \psi(v_2, \hat{\vartheta}))} \quad (20)$$

$$\hat{N}_0 = \hat{M}_v^0 - \frac{\hat{\alpha}^2}{4} \left\{ 1 - \frac{\hat{\beta}_T}{2} + \frac{\hat{\beta}_T}{\pi} \right\} \quad (21)$$

بر اساس مباحث ذکر شده ساختار تخمین گر MoM پیشنهادی در

شکل ۱ نمایش داده شده است.



شکل ۱: ساختار تخمین گر MoM پیشنهادی (l یک عدد صحیح دلخواه و v_1, v_2, v_3, v نیز اعداد دلخواه حقیقی در محدوده $[0, 1]$ می‌باشند که $v_1 \neq v_2 \neq v_3$ است.)

$$\begin{aligned} M_v^1 &= g_v(\alpha, \beta_T, N_0, \vartheta) \\ &\equiv \frac{\alpha^2}{4} \{0.6697 + 0.1486 \cos(\beta_T)\} \\ &\quad + 0.27 \sin\left(\frac{3\pi}{8} \beta_T\right) \psi(v, \vartheta) + N_0. \end{aligned} \quad (15)$$

برای محاسبه مجهولات $\alpha, \beta_T, \vartheta$ و N_0 از $r_{l,v}^1$ در سه لحظه $(l+v_1)T, (l+v_2)T, (l+v_3)T$ نمونه‌گیری انجام می‌شود که در آن، l یک عدد صحیح دلخواه است و $v_1 \neq v_2 \neq v_3$ نیز اعداد دلخواه حقیقی در محدوده $[0, 1]$ می‌باشند (باید توجه کرد که l و v_1, v_2, v_3 هیچ‌گونه وابستگی به λ یا ϑ ندارند). با استفاده از این نمونه‌ها، گشتاورهای $E[|r_{l,v_1}^1|^2] = M_{v_1}^1, E[|r_{l,v_2}^1|^2] = M_{v_2}^1, E[|r_{l,v_3}^1|^2] = M_{v_3}^1$ می‌توانند با یک تخمین‌زننده میانگین ساده به صورت زیر تخمین زده شوند:

$$\hat{M}_{v_i}^1 = \frac{1}{N_{est}} \sum_{l=l_i}^{l_i+N_{est}} |r_{l,v_i}^1|^2 \quad (16)$$

۴-۲- دسته‌بندی‌کننده کور پیشنهادی

همان‌طور که تابع بیشینه لگاریتم درست‌نمایی در بخش قبل و در رابطه (۹) بیان کردیم، ما می‌توانیم دسته‌بندی‌کننده بر پایه qHLRT را با جایگذاری پارامترهای مجهول در گیرنده با تخمینشان به‌دست آوریم، همانند زیر:

$$\hat{H} = \arg \max_{H_i} \sum_{l=1}^{N_c} \ln \left\{ \frac{1}{L_i} \sum_{m=1}^{L_i} \exp \left(-\frac{1}{\hat{N}_0} \left| r_{l,\hat{\vartheta}}^{\hat{\beta}_T} - \frac{\hat{\alpha} e^{j\hat{\theta}}}{2} S_{m,i} \right|^2 \right) \right\} \quad (22)$$

$$i = \{1, 2, \dots, N_{mod}\}$$

که $\hat{\alpha}$ ، $\hat{\beta}_T$ ، $\hat{\vartheta}$ و \hat{N}_0 به‌ترتیب با استفاده از روابط (۱۸)، (۱۹)، (۲۰) و (۲۱) تخمین زده می‌شوند. برای تخمین θ نیز همچنین از یک الگوریتم بر پایه MoM بنام همسان‌ساز فاز M توانه^{۱۲} استفاده می‌کنیم که این تخمین‌گر نیز نسبت به ساختار مدولاسیون سیگنال ارسالی کور است [۱۷]. این تخمین‌گر از تخمین میانگین ساده برای M امین‌گشتاور خروجی $r_{l,\hat{\vartheta}}^{\hat{\beta}_T}$ استفاده می‌کند. برای مثال، برای مدولاسیون‌ها با ساختار M -PSK، رابطه تخمین‌گر به‌صورت $\hat{\theta}_{M\text{-PSK}} = 1/M \arg \left\{ \sum_{l=1}^{N_{est}} \left(r_{l,\hat{\vartheta}}^{\hat{\beta}_T} \right)^M \right\}$ مدولاسیون فرضی است و همچنین برای مدولاسیون‌های M -QAM، تخمین فاز از رابطه $\hat{\theta}_{M\text{-QAM}} = 1/4 \arg \left\{ \sum_{l=1}^{N_{est}} \left(r_{l,\hat{\vartheta}}^{\hat{\beta}_T} \right)^4 \right\}$ به‌دست می‌آید. در رابطه (۲۲) $S_{m,i}$ یکی از L_i مقادیر مختلط منظومه نام است و $r_{l,\hat{\vartheta}}^{\hat{\beta}_T}$ نمونه‌های خروجی گیرنده که شامل تبدیل به فرکانس پایین و فیلتر تطبیقی با $\hat{\beta}_T$ در زمان $t = (l + \hat{\vartheta})T$ است.

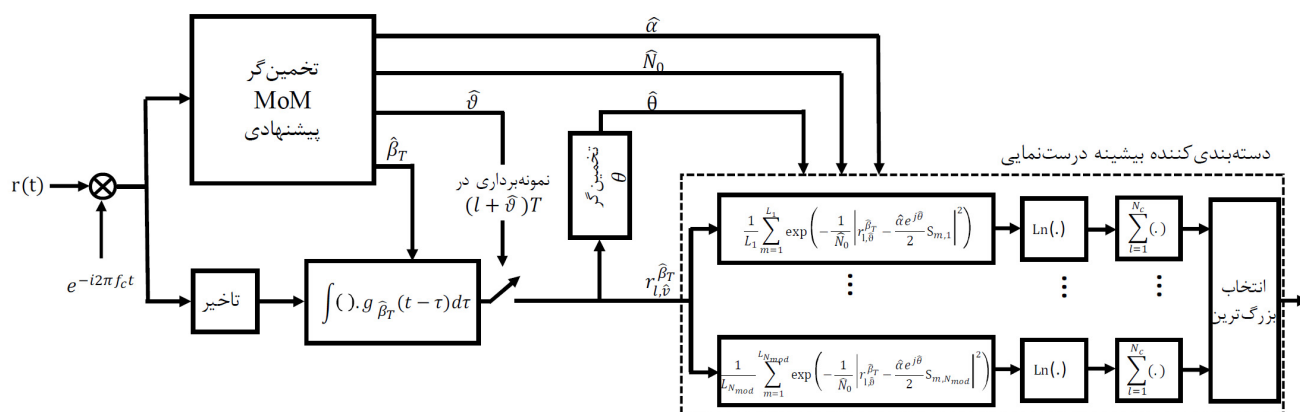
اجزای دسته‌بندی‌کننده کور مدولاسیون پیشنهادی در شکل ۲ نشان داده شده است. ساختار شامل دو مرحله است: پیش‌پردازش سیگنال و دسته‌بندی سیگنال دریافتی. وظیفه پیش‌پردازش شامل تخمین پارامترهای α ، β_T ، ϑ و θ که در بخش قبل به آن اشاره شد. تخمین‌گر MoM پیشنهادی در شکل ۱ در اینجا به‌صورت یک بلوک با نام "تخمین‌گر MoM" نشان داده شده است. در مرحله دوم، $\hat{\alpha}$ ، $\hat{\beta}_T$ ، $\hat{\vartheta}$ ، $\hat{\theta}$ و \hat{N}_0 برای دسته‌بندی مدولاسیون که در بخش قبل معرفی شد، به‌کار گرفته می‌شوند.

۵- نتایج حاصل از شبیه‌سازی

در این بخش کارایی ساختارهای پیشنهادی با استفاده از روش شبیه‌سازی Mont Carlo ارائه شده است. بخش اول به تخمین‌گر پیشنهادی و بخش دوم به کل دسته‌بندی‌کننده مدولاسیون اختصاص دارد. در ابتدای هر قسمت تنظیمات مربوط به آن سیستم بیان می‌گردد. سپس به بررسی و تفسیر نتایج حاصله در هر قسمت پرداخته می‌شود.

۵-۱- کارایی تخمین‌گر پیشنهادی

در شبیه‌سازی‌ها ν برابر صفر و ν_1 ، ν_2 ، ν_3 به‌ترتیب برابر ۰، ۱/۳، ۲/۳ قرار داده شده است (ν_1 ، ν_2 ، ν_3 و ν اعداد دلخواه در بازه $[0, 1]$ و $\nu_3 \neq \nu_2 \neq \nu_1$ هستند) و همچنین α دارای تابع چگالی احتمال رایلی با $E[\alpha^2] = 1$ فرض شده است. شکل ۳، میانگین مربع خطا^{۱۴} (MSE) تخمین‌ها را برحسب SNR برای تعداد نمونه‌های مشاهده‌شده $N_{est} = 1000$ و $N_{est} = 10000$ نشان می‌دهد. همان‌گونه که انتظار داشتیم، عملکرد تخمین‌گر با افزایش SNR و N_{est} بهبود پیدا می‌کند، به‌علت این‌که با افزایش این دو فاکتور، تخمین بهتری از $M_{\nu_1}^1$ ، $M_{\nu_2}^1$ ، $M_{\nu_3}^1$ و M_{ν}^0 خواهیم داشت.



شکل ۲: ساختار دسته‌بندی‌کننده کور پیشنهادی

مشاهده است که کارایی دسته‌بندی‌کننده پیشنهادی برای تعداد سمبل کافی به کارایی دسته‌بندی‌کننده بهینه نزدیک می‌شود. مطابق انتظارات، زمانی که اعتبار تخمین‌ها با مقدار بیشتر N_{est} و SNR افزایش می‌یابد، کارایی دسته‌بندی‌کننده نیز افزایش می‌یابد.

۶- نتیجه‌گیری

چالش اساسی در طراحی دسته‌بندی‌کننده‌های مدولاسیون به صورت کور و مبتنی بر درست‌نمایی، فقدان آگاهی از پارامترهای مجهول سیگنال و کانال در نزد گیرنده است. در این مقاله پارامترهای مجهول برای دسته‌بندی‌کننده بر پایه درست‌نمایی با استفاده از تخمین‌گر جدید بر اساس حل دستگاه معادلات ممان‌های آماری (معروف به MoM) فرمول‌بندی گردید.

مزیت تخمین‌گر پیشنهادی ما در این است که تمام پارامترهای مجهول (بهره کانال، اطلاعات زمان‌بندی، توان نویز و شاخص افت شکل پالس) مورد نیاز در الگوریتم دسته‌بندی‌کننده مدولاسیون به صورت کور به دست می‌آورد. با به کارگیری تخمین‌گر پیشنهادی، یک دسته‌بندی‌کننده مدولاسیون qHLRT غیر هم‌زمان کاملاً کور برای منظومه‌های دامنه - فاز در کانال‌های با محوشدگی تخت ارائه گردید. کارایی دسته‌بندی‌کننده مدولاسیون کور با استفاده از تخمین‌گر MoM جدید با شبیه‌سازی در محیط Matlab ارزیابی گردید و نتایج شبیه‌سازی با دسته‌بندی‌کننده با تخمین دقیق (این دسته‌بندی‌کننده به عنوان معیار به کار گرفته شده) مقایسه گردید. نتایج عددی نشان می‌دهد که دسته‌بندی‌کننده پیشنهادی به‌ازای تعداد سمبل‌های کافی، به عملکردی نزدیک به بهینه دست پیدا می‌کند.

پیوست‌ها

پیوست ۱

با استفاده از دو فیلتر یکسان ریشه دوم کسینوس برآمده در فرستنده و گیرنده می‌توان به تابع انتقال کسینوسی دست پیدا کرد. مشخصه فرکانسی تابع ریشه دوم کسینوس برآمده به صورت زیر است [۱۸]:

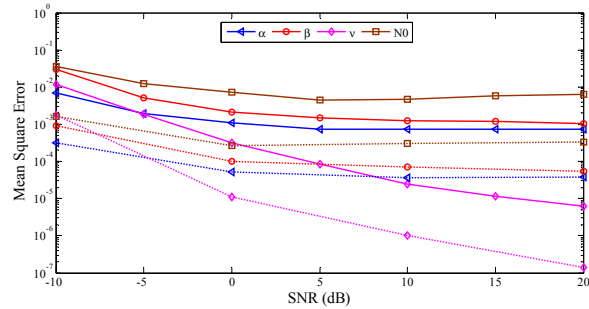
$$G_{\beta}(f) = \begin{cases} \sqrt{T} & , 0 \leq |f| < \frac{1-\beta}{2T} \\ \sqrt{\frac{T}{2} \left[1 + \cos \left[\frac{\pi T}{\beta} \left(|f| - \frac{1-\beta}{2T} \right) \right] \right]} & , \frac{1-\beta}{2T} \leq |f| < \frac{1+\beta}{2T} \\ 0 & , |f| \geq \frac{1+\beta}{2T} \end{cases} \quad (23)$$

که در آن، β به نام شاخص افت نامیده می‌شود و مقداری در محدوده $0 \leq \beta \leq 1$ می‌گیرد. خصوصیات طیفی این تابع برای β متفاوت در شکل ۵ نشان داده شده است.

با توجه به رابطه (۳)، $\mathcal{R}_{\beta_r, \beta_t}(f)$ می‌تواند به صورت زیر نوشته شود:

$$\mathcal{R}_{\beta_r, \beta_t}(f) = FT \cdot \{ R_{\beta_r, \beta_t}^2(t) \} \quad (24)$$

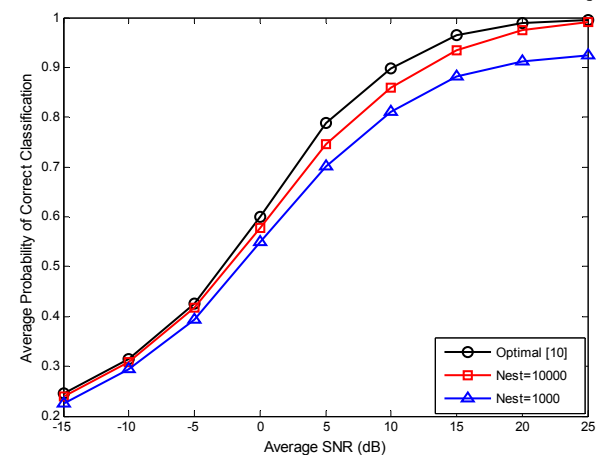
$$= (G_{\beta_t}(f) G_{\beta_r}(f)) * (G_{\beta_t}(f) G_{\beta_r}(f)).$$



شکل ۳: میانگین مربع خطا (MSE) تخمین‌ها بر حسب SNR برای تعداد نمونه‌ها مشاهده شده برابر $N_{est} = 1000$ (خط توپر) و $N_{est} = 10000$ (خط فاصله)

۵-۲ کارایی دسته‌بندی‌کننده کور پیشنهادی

همان‌طور برای ارزیابی کارایی دسته‌بندی‌کننده‌ها متوسط احتمال دسته‌بندی صحیح استفاده شده است. این معیار به صورت $P_{cc} = N_{mod}^{-1} \sum_{i=1}^{N_{mod}} P_c^{(i|i)}$ تعریف می‌گردد که $P_c^{(i|i)}$ احتمال شرطی برای وقتی که دسته‌بندی‌کننده مدولاسیون نام را به عنوان مدولاسیون ارسالی انتخاب کند زمانی که مدولاسیون ارسالی هم مدولاسیون نام باشد [۹]. در شبیه‌سازی تعداد تکرارهای Mont Carlo برای محاسبه $P_c^{(i|i)}$ ۵۰۰ انتخاب شده است و مدولاسیون‌های ۶۴-QAM، ۱۶-QAM، ۸-PSK، QPSK، BPSK مدولاسیون‌های کاندید فرض شده‌اند. کارایی دسته‌بندی‌کننده به دست آمده با دسته‌بندی‌کننده کور مدولاسیون پیشنهادی برای تشخیص سیگنال مدولاسیون‌های کاندید در کانال رایلی در شکل ۴ ارائه شده است.



شکل ۴: مقایسه کارایی دسته‌بندی‌کننده پیشنهادی با دسته‌بندی‌کننده بهینه [۱۰] با فرض کانال با محوشدگی رایلی ($N_c = 500$)

به علاوه، کارایی دسته‌بندی‌کننده بهینه نیز نشان داده شده است. این دسته‌بندی‌کننده با فرض تخمین دقیق پارامترهای مجهول حاصل شده است [۱۰]. این دسته‌بندی‌کننده به عنوان مبنای قابل دسته‌بندی‌کننده پیشنهادی ارائه شده است. در نمودار به خوبی قابل

طبق تعریف تابع ریشه دوم کسینوس برآمده، $\mathcal{R}_{\beta_r,1}(f=0)$ به صورت زیر خواهد شد:

$$\begin{aligned} \mathcal{R}_{\beta_r,1}(0) &= \int_{-\infty}^{\infty} G_{\beta_r}(f')^2 G_0(f')^2 df' \\ &= 2 \int_0^{\frac{1-\beta_r}{2T}} T \left[\frac{T}{2} (1 + \cos(\pi T f')) \right] df' \\ &\quad + 2 \int_{\frac{1-\beta_r}{2T}}^{\frac{1}{2T}} \left[\frac{T}{2} (1 + \cos(\pi T f')) \right] \\ &\quad \cdot \left[\frac{T}{2} \left(1 + \cos \left(\frac{\pi T}{\beta_r} \left(f' - \frac{1-\beta_r}{2T} \right) \right) \right) \right] df'. \end{aligned} \quad (29)$$

بعد از محاسبه انتگرال، رابطه (۲۹) به صورت زیر ساده خواهد شد:

$$\mathcal{R}_{\beta_r,1}(0) = T \left(\frac{1}{2} + \frac{1}{\pi(1-\beta_r^2)} \cos \left(\frac{\beta_r \pi}{2} \right) \right). \quad (30)$$

همچنین، $\mathcal{R}_{\beta_r,1}(f)$ در $f=1/T$ را می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$\begin{aligned} \mathcal{R}_{\beta_r,1}\left(\frac{1}{T}\right) &= \int_{-\infty}^{\infty} (G_{\beta_r}(f') G_1(f')) \\ &\quad \cdot \left(G_{\beta_r} \left(\frac{1}{T} - f' \right) G_1 \left(\frac{1}{T} - f' \right) \right) df' \\ &= \int_{\frac{1-\beta_r}{2T}}^{\frac{1+\beta_r}{2T}} \left[\frac{T}{2} \left(1 + \cos \left(\frac{\pi T}{\beta_r} \left(f' - \frac{1-\beta_r}{2T} \right) \right) \right) \right]^2 \\ &\quad \cdot \left[\frac{T}{2} (1 + \cos(\pi T f')) \right]^2 \\ &\quad \cdot \left[\frac{T}{2} \left(1 + \cos \left(\frac{\pi T}{\beta_r} \left(f' - \frac{1+\beta_r}{2T} \right) \right) \right) \right]^2 \\ &\quad \cdot \left[\frac{T}{2} \left(1 + \cos \left(\pi T \left(f' - \frac{1}{T} \right) \right) \right) \right]^2 df'. \end{aligned} \quad (31)$$

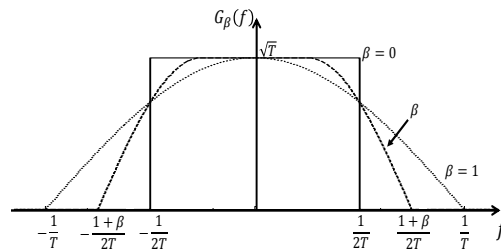
در رابطه بالا، $1 + \cos \left(\pi T \left(f' - \frac{1}{T} \right) \right) = 1 - \cos(\pi T f')$ و

$$1 + \cos \left(\frac{\pi T}{\beta_r} \left(f' - \frac{1+\beta_r}{2T} \right) \right) = 1 - \cos \left(\frac{\pi T}{\beta_r} \left(f' - \frac{1-\beta_r}{2T} \right) \right)$$

پس $\mathcal{R}_{\beta_r,1}\left(\frac{1}{T}\right)$ را می‌توان به صورت زیر بازنویسی کرد:

$$\begin{aligned} \mathcal{R}_{\beta_r,1}\left(\frac{1}{T}\right) &= \frac{T^2}{4} \int_{\frac{1-\beta_r}{2T}}^{\frac{1+\beta_r}{2T}} \left[1 - \cos^2 \left(\frac{\pi T}{\beta_r} \left(f' - \frac{1-\beta_r}{2T} \right) \right) \right]^2 \\ &\quad \cdot [1 - \cos^2(\pi T f')]^2 df'. \end{aligned} \quad (32)$$

در رابطه فوق عملگر * عمل کانولوشن را نشان می‌دهد و $G_{\beta_r}(f)$ تبدیل فوریه شکل پالس فرستنده و $G_{\beta_r}(f)$ پاسخ ضربه فیلتر تطبیقی گیرنده است. با فرض شکل پالس ریشه دوم کسینوس برآمده، کاملاً مشخص است که $(G_{\beta_r}(f) G_{\beta_r}(f))$ تنها در محدوده $(-1 + \min(\beta_T, \beta_R))/2T, (1 + \min(\beta_T, \beta_R))/2T$ غیر صفر است. در نتیجه با توجه به خصوصیت عملگر کانولوشن، می‌توان نتیجه گرفت که $\mathcal{R}_{\beta_r,\beta_r}(f)$ تنها در محدوده $(-1 + \min(\beta_T, \beta_R))/T, (1 + \min(\beta_T, \beta_R))/T$ غیر صفر است.



شکل ۵: طیف یک پالس ریشه دوم کسینوس برجسته به‌ازای β های متفاوت

پیوست ۲

با توجه به رابطه (۲۴)، $\mathcal{R}_{\beta_r,0}(f)$ به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$\begin{aligned} \mathcal{R}_{\beta_r,0}(f) &= (G_{\beta_r}(f) G_0(f)) * (G_{\beta_r}(f) G_0(f)) \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} (G_{\beta_r}(f') G_0(f')) (G_{\beta_r}(f-f') G_0(f-f')) df'. \end{aligned} \quad (25)$$

طبق تعریف تابع ریشه دوم کسینوس برآمده و دانستن این واقعیت که $G_{\beta_r}(f)$ تابعی زوج است، $\mathcal{R}_{\beta_r,0}(f)$ در $f=0$ می‌تواند به صورت زیر تعریف گردد:

$$\begin{aligned} \mathcal{R}_{\beta_r,0}(f=0) &= \int_{-\infty}^{\infty} G_{\beta_r}(f')^2 G_0(f')^2 df = 2 \int_0^{\frac{1-\beta_r}{2T}} T^2 df' \\ &\quad + 2 \int_{\frac{1-\beta_r}{2T}}^{\frac{1}{2T}} T \left[\frac{T}{2} \left(1 + \cos \left(\frac{\pi T}{\beta_r} \left(f' - \frac{1-\beta_r}{2T} \right) \right) \right) \right] df'. \end{aligned} \quad (26)$$

بعد از محاسبه انتگرال رابطه (۲۶) به صورت زیر ساده می‌گردد:

$$\mathcal{R}_{\beta_r,0}(0) = T \left(1 - \frac{\beta_r}{2} + \frac{\beta_r}{\pi} \right). \quad (27)$$

پیوست ۳

با توجه به رابطه (۲۴)، $\mathcal{R}_{\beta_r,1}(f)$ می‌تواند به صورت زیر تعریف گردد:

$$\begin{aligned} \mathcal{R}_{\beta_r,1}(f) &= (G_{\beta_r}(f) G_1(f)) * (G_{\beta_r}(f) G_1(f)) \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} (G_{\beta_r}(f') G_1(f')) (G_{\beta_r}(f-f') G_1(f-f')) df'. \end{aligned} \quad (28)$$

- classical approaches and new trends,” *Communications, IET*, vol. 1, no. 2, pp. 137–156, 2007.
- [4] S.M. Kay, *Fundamentals of Statistical Signal Processing*, vol. 1, Pearson Education, 2013.
- [5] O.A. Dobre, and F. Hameed, “Likelihood-based algorithms for linear digital modulation classification in fading channels,” *Electrical and Computer Engineering*, pp. 1347–1350, 2006.
- [6] W.C. Headley, and C.R. da Silva, “Asynchronous classification of digital amplitude-phase modulated signals in flat-fading channels,” *IEEE Transactions on Communications*, vol. 59, no. 1, pp. 7–12, 2011.
- [7] Y.T. Chan, J.W. Plews, and K.C. Ho, “Symbol rate estimation by the wavelet transform,” *Circuits and Systems*, vol. 1, pp. 177–180, 1997.
- [8] A. Ebrahimzadeh, H. Azimi, and S.A. Mirbozorgi, “Digital communication signals identification using an efficient recognizer,” *Measurement*, vol. 44, no. 8, pp. 1475–1481, 2011.
- [9] A. Swami, and B.M. Sadler, “Hierarchical digital modulation classification using cumulants,” *IEEE Transactions on Communications*, vol. 48, no. 3, pp. 416–429, 2000.
- [10] W. Wei, and J.M. Mendel, “Maximum-likelihood classification for digital amplitude-phase modulations,” *IEEE Transactions on Communications*, vol. 48, no. 2, pp. 189–193, 2000.
- [11] H.L. Van Trees, *Detection, estimation and modulation theory*, John Wiley and Sons, 2004.
- [12] J.L. Xu, W. Su, and M. Zhou, “Software-defined radio equipped with rapid modulation recognition,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 59, no. 4, pp. 1659–1667, 2010.
- [13] B.F. Beidas, and C.L. Weber, “Asynchronous classification of MFSK signals using the higher order correlation domain,” *IEEE Transactions on Communications*, vol. 46, no. 4, pp. 480–493, 1998.
- [14] N.E. Lay, and A. Polydoros, “Per-survivor processing for channel acquisition, data detection and modulation classification,” *Conference on Systems and Computers in Signals*, vol. 2, pp. 1169–1173, 1994.
- [15] F. Hameed, O.A. Dobre, and D.C. Popescu, “On the likelihood-based approach to modulation classification,” *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 8, no. 12, pp. 5884–5892, 2009.
- [16] A. Abdi, O.A. Dobre, R. Choudhry, Y. Bar-Ness, and W. Su, “Modulation classification in fading channels using antenna arrays,” *IEEE Conference on Military Communications*, vol. 1, pp. 211–217, 2004.
- [17] U. Mengali, and A.N. D’Andrea, *Synchronization techniques for digital receivers*, Springer Science and Business Media, 1997.
- [18] M. Salehi, and J.G. Proakis, *Digital communications*, McGraw-Hill, New York, 2008.
- از آنجایی که محاسبه دقیق انتگرال در رابطه فوق دشوار است، ما تخمین رابطه را به‌وسیله روش تطبیق منحنی پیشنهاد می‌کنیم. حاصل این روش تابع ساده رابطه (۳۳) می‌گردد که به‌خوبی بر تابع انتگرال رابطه (۳۲) منطبق است و MSE این تقریب برابر با 4.214×10^{-6} است.
- $$\mathcal{R}_{\beta_T,1} \left(\frac{1}{T} \right) \cong 0.135T \sin \left(\frac{3\pi}{8} \beta_T \right). \quad (33)$$
- تابع $G_\beta(f)$ تابعی زوج نسبت به f است، با توجه به رابطه (۲۸) مشخص است که تابع $\mathcal{R}_{\beta_T,1}(f)$ نیز تابع زوجی از f است در نتیجه $\mathcal{R}_{\beta_T,1}(1/T) = \mathcal{R}_{\beta_T,1}(-1/T) \cong 0.135T \sin(3\pi\beta_T/8)$ خواهد بود.
- #### پیوست ۴
- با توجه به اینکه
- $$X = \tan(2\pi\hat{\nu}) = \tan(2\pi\hat{\nu} + \pi) = \tan(2\pi\hat{\nu} + 2\pi)$$
- $\tan^{-1}(X)$ در تنها محدوده $\left[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right]$ مقدار دارد، در نتیجه $\hat{\nu}$ می‌توان یکی از سه مقدار زیر را بگیرد:
- $$\hat{\nu} = \left\{ \frac{\tan^{-1}(X)}{2\pi}, \frac{\tan^{-1}(X)}{2\pi} + \frac{1}{2}, \frac{\tan^{-1}(X)}{2\pi} + 1 \right\}, \quad (34)$$
- که در آن، $-1/4 \leq \tan^{-1}(X)/2\pi < 1/4$. با توجه به این که $0 \leq \hat{\nu} < 1$ بنابراین اولین یا آخرین حل از این سه مقدار فوراً حذف می‌شود [۶]. با توجه به دو مقدار ممکن باقی‌مانده، دو مقدار برای $\hat{\beta}_T$ و $\hat{\alpha}$ با روابط (۱۹) و (۲۰) به‌دست می‌آید. همان‌طور که از قبل اشاره شد، بهره کانال یک عدد حقیقی و نامنفی است ($\alpha \geq 0$) و همچنین برای $\hat{\beta}_T$ داریم $0 \leq \hat{\beta}_T \leq 1$ ، در نتیجه یکی از مقادیر $\hat{\nu}$ بی‌اعتبار خواهد شد و تنها یکی از حل‌ها در رابطه (۳۴) معتبر است.

مراجع

- [1] A. Ebrahimzadeh, “A novel method for automatic modulation recognition,” *Applied Soft Computing*, vol. 12, no. 1, pp. 453–461, 2012.
- [2] G.J. Phukan, and P.K. Bora, “An algorithm to mitigate channel distortion in blind modulation classification,” *National Conference on Communications (NCC)*, pp. 1–5, 2013.
- [3] O.A. Dobre, A. Abdi, Y. Bar-Ness, and W. Su, “Survey of automatic modulation classification techniques:

زیرنویس‌ها

⁷ A posterior probabilities

⁸ Asynchronous

⁹ Average likelihood ratio test

¹⁰ Generalized likelihood ratio test

¹¹ Hybrid likelihood ratio test

¹² Quasi HLRT

¹³ M-power phase synchronizer

¹⁴ Mean square error

¹ Method of moments

² Flat-fading channels

³ Roll-off factor

⁴ Likelihood-based

⁵ Square root-raised cosine

⁶ Feature-based