

آشکارسازی سیگنال‌های تنک کوانتیزه‌شده با استفاده از آشکارساز بهینه محلی در شبکه‌های حسگر بی‌سیم

عبدالرضا محمدی و امین جاجرمی

آشکارسازی سیگنال‌های تنک را می‌توان به دو دسته کلی آشکارسازی سیگنال تنک به‌وسیله بازسازی سیگنال و آشکارسازی سیگنال تنک بدون بازسازی سیگنال تقسیم کرد. در [۷] و [۸] آشکارسازهایی بر اساس سیگنال‌های تنک بازسازی‌شده ارائه گردیده است. با توجه به اینکه در روش آشکارسازی سیگنال تنک بدون بازسازی، آشکارساز با داده‌های فشرده مواجه است، حجم داده‌هایی که باید پردازش شوند، کمتر بوده و بنابراین این روش ارزش بیشتری دارد. نویسندگان در [۱۰] به آشکارسازی سیگنال تنک بدون بازسازی آن سیگنال پرداخته و بر اساس معیار نسبت درست‌نمایی تعمیم‌یافته^۲ (GLR) آشکارسازهایی را ارائه داده‌اند. همچنین در [۱۱] یک آشکارساز بر اساس قوی‌ترین آزمون محلی^۳ برای مسئله آشکارسازی سیگنال‌های تنک به‌وسیله شبکه حسگر پیشنهاد شده که در آن، آشکارساز از داده‌های فشرده استفاده کرده و نیازی به بازسازی سیگنال ندارد. نویسندگان در [۱۰] و [۱۱] از توزیع برنولی-گوسی^۴ برای مدل‌سازی سیگنال تنک استفاده کرده‌اند.

در عمل به دلیل محدودیت پهنای باند، داده‌ها به یک یا چند بیت کوانتیزه شده و سپس به مرکز ادغام ارسال می‌شوند. در صورت محدودیت شدید پهنای باند، هر حسگر فقط یک بیت به مرکز ادغام ارسال می‌کند. آشکارسازی سیگنال بر اساس داده‌های کوانتیزه‌شده دارای پیشینه عمیقی است [۱۲]. مسئله آشکارسازی توزیعی سیگنال در شبکه‌های حسگر بی‌سیم بر اساس مشاهدات کوانتیزه‌شده یک‌بیتی در [۱۳] و [۱۴]، بررسی و چند آشکارساز بر اساس آزمون‌های راثو^۵، قوی‌ترین آزمون محلی و GLR پیشنهاد شده است.

در [۱۵] یک آشکارساز GLR برای مسئله آشکارسازی توزیعی سیگنال به‌وسیله شبکه‌های حسگر بی‌سیم پیشنهاد شده که در آن، هر حسگر فقط یک بیت را از طریق کانال‌های غیرایده‌آل به مرکز ادغام ارسال می‌کند. آشکارسازی بردار سیگنال نامعلوم با استفاده از یک یا چند بیت در [۴] مطالعه شده و یک آشکارساز بر اساس آزمون راثو پیشنهاد گردیده است. همچنین مسئله طراحی کوانتیزه‌کننده برای مسئله آشکارسازی توزیعی سیگنال در [۱۶] بررسی شده است.

برای آشکارسازی سیگنال‌های تنک، مشاهدات فشرده می‌توانند در حسگرها به یک یا چند بیت کوانتیزه شده و به مرکز ادغام ارسال شوند. مسئله آشکارسازی سیگنال‌های تنک بر اساس داده‌های کوانتیزه‌شده در چند مقاله بررسی گردیده است [۱۷] تا [۲۰]. در [۱۷] مسئله آشکارسازی سیگنال‌های تنک تصادفی با داده‌های کوانتیزه‌شده در شبکه‌های حسگر،

چکیده: در این مقاله، مسئله آشکارسازی توزیعی سیگنال‌های تنک را در یک شبکه حسگر بی‌سیم بررسی می‌کنیم. دو سناریو در نظر می‌گیریم؛ در سناریوی اول، حسگرها مشاهدات خود و در سناریوی دوم نسبت درست‌نمایی را به یک بیت کوانتیزه‌کرده و از طریق کانال کنترل غیرایده‌آل به مرکز ادغام ارسال می‌کنند. در مرکز ادغام با استفاده از روش قوی‌ترین آزمون محلی، دو آشکارساز پیشنهاد می‌دهیم و همچنین با استفاده از تحلیل مجانبی آشکارسازهای پیشنهادی، سطوح آستانه کوانتیزاسیون بهینه برای هر حسگر را تعیین می‌کنیم. با توجه به روابط به‌دست‌آمده می‌بینیم که سطوح کوانتیزاسیون برای هر حسگر به کیفیت کانال کنترل آن حسگر بستگی دارد. نهایتاً برای بررسی عملکرد آشکارسازهای پیشنهادی از شبیه‌سازی استفاده می‌شود که شبیه‌سازی‌های انجام‌شده نتایج تئوری را تأیید می‌کنند.

کلیدواژه: سیگنال تنک، شبکه حسگر بی‌سیم، قوی‌ترین آزمون محلی، کانال کنترل غیرایده‌آل، کوانتیزاسیون.

۱- مقدمه

یکی از کاربردهای بسیار مهم شبکه‌های حسگر بی‌سیم، آشکارسازی سیگنال در یک محدوده جغرافیایی است [۱]. از آنجا که اغلب حسگرها در این شبکه‌ها محدودیت پهنای باند/توان دارند، بررسی روش‌های آشکارسازی سیگنال با توان و پهنای باند مصرفی پایین، ضروری به نظر می‌رسد [۲] تا [۴]. یکی از مسائلی که به‌تازگی در این زمینه مطرح شده است، آشکارسازی سیگنال تنک^۱ توسط شبکه‌های حسگر بی‌سیم می‌باشد [۵]. یک سیگنال تنک است اگر اغلب درایه‌های آن در مقایسه با بعد آن سیگنال صفر باشد. نکته قابل توجه در مورد سیگنال‌های تنک این است که نمونه‌برداری این سیگنال‌ها با نرخ کمتر از نرخ نایکوئیست انجام می‌شود. به بیان دیگر، سیگنال‌های تنک را می‌توان با تعداد نمونه‌های کمی به‌طور دقیق بازیابی کرد [۶]. بسیاری از سیگنال‌ها از جمله سیگنال‌های صوت، تصویر و رادار را می‌توان سیگنال‌های تنک در نظر گرفت. مسئله آشکارسازی سیگنال‌های تنک در شبکه‌های حسگر بی‌سیم اهمیت بالایی دارد؛ زیرا می‌توان به‌جای ارسال داده‌های با ابعاد بالا به مرکز ادغام، داده‌های فشرده را ارسال کرد و علاوه بر صرفه‌جویی در پهنای باند، حجم پردازش داده را نیز کاهش داد [۷] تا [۹].

این مقاله در تاریخ ۱۵ فروردین ماه ۱۴۰۲ دریافت و در تاریخ ۱ آذر ماه ۱۴۰۲ بازنگری شد.

عبدالرضا محمدی (نویسنده مسئول)، دانشکده مهندسی، گروه مهندسی برق، دانشگاه بجنورد، بجنورد، ایران، (email: a.mohammadi@ub.ac.ir).
امین جاجرمی، دانشکده مهندسی، گروه مهندسی برق، دانشگاه بجنورد، بجنورد، ایران، (email: a.jajarmi@ub.ac.ir).

1. Sparse Signal

2. Generalized Likelihood Ratio
3. Locally Most Powerful Test
4. Bernoulli-Gaussian
5. Rao

معلوم و مستقل از سیگنال است که بیانگر ماتریس اندازه‌گیری می‌باشد [۵] و [۲۰]. نویز گوسی سفید جمع‌شونده با واریانس معلوم σ_w^2 و $s_k \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ بیانگر سیگنال تنک است که تعداد محدودی درایه با مقدار غالب دارد. به‌علاوه فرض می‌شود که سیگنال‌های تنک دارای الگوی تنکی یکسان هستند. به عبارت دیگر، درایه‌های غیرصفر سیگنال‌های تنک $\{s_k, k=1, \dots, K\}$ برای حسگرهای مختلف، مقادیر مختلفی دارند، ولی دارای مکان‌های یکسان در بردار s_k هستند [۱۰]، [۱۷]، [۲۲] و [۲۳].

۲-۲ مدل سیگنال

برای مدل‌سازی سیگنال تنک از توزیع برنولی-گوسی [۱۰]، [۲۴] و [۲۵] و برای بیان الگوی تنکی یکسان از بردار M بعدی l به‌صورت زیر استفاده می‌شود

$$l_m = \begin{cases} 0 & \text{if } s_{k,m} = 0 \\ 1 & \text{if } s_{k,m} \neq 0 \end{cases} \quad (2)$$

برای $k=1, 2, \dots, K$ و نیز فرض می‌شود درایه‌های بردار l متغیرهای تصادفی یکسان و مستقل با توزیع برنولی به‌صورت زیر هستند

$$\begin{cases} l_m = 0 & \text{with probability } 1 - \tau \\ l_m = 1 & \text{with probability } \tau \end{cases} \quad (3)$$

که در آن $0 \leq \tau \leq 1$ پارامتر توزیع برنولی و بیانگر درجه تنکی سیگنال است و به عبارت دیگر هرچه τ کمتر باشد، سیگنال تنک‌تر است [۱۰] و [۱۷]. از طرفی فرض می‌شود که تمام درایه‌های غالب سیگنال‌های تنک $\{s_k, k=1, \dots, K\}$ متغیرهای تصادفی یکسان و مستقل با توزیع گوسی با میانگین صفر و واریانس σ_s^2 هستند [۱۰]. نهایتاً با استفاده از مباحث ذکرشده، درایه‌های سیگنال‌های تنک $\{s_k, k=1, \dots, K\}$ دارای توزیع برنولی-گوسی به‌صورت زیر خواهند بود [۱۰]، [۱۱] و [۲۶]

$$s_{m,k} \sim \tau N(0, \sigma_s^2) + (1 - \tau) \delta(s_{m,k}), \quad \forall m, k \quad (4)$$

که در آن $\delta(\cdot)$ تابع دلتای دیراک است.

در [۱۰] توزیع مشاهدات در حالت مجانبی با فرض اینکه مقدار M بزرگ باشد، با استفاده از قضیه حد مرکزی به‌دست آمده است. بنابراین توزیع مشاهدات در k امین حسگر به‌صورت زیر خواهد بود

$$\begin{cases} y_k ; H_1 \sim N(0, \sigma_w^2) \\ y_k ; H_0 \approx N(0, \sigma_k^2(\tau, \sigma_s^2)) \end{cases} \quad (5)$$

که در رابطه فوق، \approx به معنای توزیع در حالت مجانبی و همچنین $\sigma_k^2(\tau, \sigma_s^2) = \tau \sigma_s^2 \|h_k\|_2^2 + \sigma_w^2$ می‌باشد. لازم به ذکر است که در این مقاله، پارامترهای τ و σ_s^2 نامعلوم فرض می‌شوند.

۲-۳ قوی‌ترین آزمون محلی

بر اساس مدل سیگنال در این مقاله، مسئله آشکارسازی سیگنال تنک را می‌توان به‌صورت یک آزمون یک‌طرفه برحسب درجه تنکی سیگنال به‌صورت زیر در نظر گرفت [۱۷]

$$\begin{cases} H_1 : \tau > 0 \\ H_0 : \tau = 0 \end{cases} \quad (6)$$

از آنجا که درجه تنکی سیگنال تحت فرضیه H_0 ، صفر و در فرضیه H_1 مقدار مثبت نزدیک به صفر دارد، آزمون فوق را می‌توان یک آزمون فرضیه باینری نزدیک در نظر گرفت. لازم به یادآوری است که در آزمون

بررسی و با قوی‌ترین آزمون محلی، یک آشکارساز پیشنهاد شده است. نویسندگان در [۱۷] از توزیع برنولی-گوسی برای مدل‌سازی سیگنال‌های تنک استفاده کرده‌اند. سپس با در نظر گرفتن حالت مجانبی، وقتی که تعداد حسگرها در شبکه خیلی زیاد باشد، سطوح آستانه برای کوانتیزاسیون را به‌دست آورده‌اند.

در [۱۸]، مسئله آشکارسازی سیگنال‌های تنک برای حالتی بررسی شده که هر حسگر، نسبت درست‌نمایی^۱ محلی را به یک بیت کوانتیزه کرده و به مرکز ادغام ارسال می‌کند. در مرکز ادغام نیز با استفاده از قوی‌ترین آزمون محلی، مسئله آشکارسازی را حل کرده و یک آشکارساز ارائه داده‌اند. در [۱۹] مسئله آشکارسازی سیگنال‌های تنک با داده‌های کوانتیزه‌شده در حضور نویز گوسی تعمیم‌یافته، بررسی گردیده و بر اساس قوی‌ترین آزمون محلی، یک آشکارساز پیشنهاد شده است. در [۲۱] حالتی در نظر گرفته شده که هر حسگر فقط داده‌های ارزشمند را به مرکز ادغام ارسال کرده و داده‌های دیگر را سانسور می‌کند.

تمام کارهای فوق در مورد آشکارسازی سیگنال‌های تنک با فرض کانال کنترل ایده‌آل بین حسگرها و مرکز ادغام انجام شده است؛ هرچند می‌دانیم این فرض در شبکه‌های عملی فرض صحیحی نیست و در عمل باید برای ارسال داده‌ها از حسگرها به مرکز ادغام، احتمال خطا را نیز در نظر گرفت.

در این مقاله مسئله آشکارسازی سیگنال تنک را در شبکه‌های حسگر بی‌سیم، بررسی و از توزیع برنولی-گوسی برای مدل‌سازی سیگنال تنک استفاده می‌کنیم. هر حسگر مشاهدات/نسبت درست‌نمایی را به یک بیت کوانتیزه کرده و از طریق کانال کنترل غیرایده‌آل که توسط مدل کانال باینری متقارن بیان می‌شود به مرکز ادغام ارسال می‌کند. در مرکز ادغام با استفاده از قوی‌ترین آزمون محلی، یک آشکارساز برای هر سناریو پیشنهاد داده می‌شود. در ادامه با استفاده از تحلیل مجانبی، سطوح آستانه برای کوانتیزاسیون را به‌دست می‌آوریم و نهایتاً با شبیه‌سازی، درستی روابط به‌دست‌آمده را تحلیل می‌کنیم.

در بخش ۲ این مقاله، مدل سیگنال و سیستم ارائه می‌شود. بخش ۳ به ارائه آشکارساز در مرکز ادغام می‌پردازد. در بخش ۴ سطوح کوانتیزاسیون با استفاده از تحلیل مجانبی به‌دست می‌آید. در بخش ۵، شبیه‌سازی‌ها ارائه شده و نهایتاً در بخش ۶ نتیجه‌گیری بیان می‌گردد.

۲-۲ مدل سیستم و بیان مسئله

در این بخش، مدل سیستم و سیگنال را بیان کرده و همچنین به‌طور مختصر به قوی‌ترین آزمون محلی می‌پردازیم.

۱-۲ مدل سیستم

یک شبکه حسگر بی‌سیم را در نظر بگیرید؛ به‌طوری که تمام حسگرها از یک قانون برای ارسال و پردازش داده‌ها استفاده می‌کنند. شبکه از K حسگر و یک مرکز ادغام تشکیل شده است. مسئله آشکارسازی سیگنال تنک در حسگر k ام را می‌توان توسط آزمون فرضیه باینری زیر بیان کرد

$$\begin{cases} H_1 : y_k = w_k \\ H_0 : y_k = h_k^T s_k + w_k \end{cases}, \quad k=1, 2, \dots, K \quad (1)$$

که در آن H_0 فرضیه عدم حضور سیگنال، H_1 فرضیه حضور سیگنال و $y_k \in \mathbb{R}$ بیانگر مشاهده فشرده می‌باشد. $h_k \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ یک عملگر خطی،

$$b_k = \text{sgn}(y_k - \gamma_k), \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (13)$$

که در آن

$$\text{sgn } y = \begin{cases} 1 & \text{if } y > 0 \\ -1 & \text{if otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

و γ_k سطح آستانه کوانتیزاسیون در حسگر k ام است. حسگرها مشاهدات کوانتیزه‌شده را از طریق کانال کنترل غیرایده‌آل که به صورت کانال باینری متقارن مدل شده است به مرکز ادغام ارسال می‌کنند. بنابراین مرکز ادغام بیت u_k را از حسگر k ام دریافت می‌کند که توسط رابطه زیر داده می‌شود

$$u_k = \begin{cases} b_k & \text{with probability } 1 - P_{e,k} \\ 1 - b_k & \text{with probability } P_{e,k} \end{cases}, \quad k = 1, \dots, K \quad (15)$$

که در آن $P_{e,k}$ احتمال خطای بیت در کانال بین حسگر k ام و مرکز ادغام است. بیت‌های ارسالی از حسگرها را در مرکز ادغام با بردار $u = [u_1, u_2, \dots, u_K]^T$ نشان می‌دهیم. در مرکز ادغام آشکارسازی بر اساس قوی‌ترین آزمون محلی با توجه به قضیه زیر انجام می‌شود.

قضیه ۱ آشکارساز بر اساس قوی‌ترین آزمون محلی برای مسئله (۱) با استفاده از داده‌های کوانتیزه‌شده یک‌بیتی، $u = [u_1, u_2, \dots, u_K]^T$ به صورت زیر است

$$\Gamma_{LMPT} = \frac{1}{Y} \sum_{k=1}^K \frac{(1 - 2P_{e,k}) \|h_k\|_r^2 C_k}{B_{\cdot,k} + u_k - 1} \quad (16)$$

که در آن

$$Y \triangleq \sqrt{\sum_{k=1}^K \frac{(1 - 2P_{e,k})^2 \|h_k\|_r^2 C_k}{B_{\cdot,k} [1 - B_{\cdot,k}]}}$$

$$B_{\cdot,k} \triangleq P_{e,k} + (1 - 2P_{e,k}) Q\left(\frac{\gamma_k}{\sigma_w}\right) \quad (17)$$

$$C_k \triangleq \gamma_k \exp\left(-\frac{\gamma_k^2}{2\sigma_w^2}\right)$$

اثبات: اثبات قضیه در پیوست مقاله آمده است.

$Q(x)$ در (۱۶)، بیانگر احتمال دم^۱ یک متغیر تصادفی گوسی با میانگین صفر و واریانس یک می‌باشد. به عبارت دیگر

$$Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty e^{-\frac{t^2}{2}} dt \quad (18)$$

همچنین آشکارساز GLR برای مدل سیگنال و سیستم ارائه‌شده در این مقاله و کوانتیزاسیون مشاهدات به صورت زیر است [۱۳]

$$\Gamma_{GLR} = \max_{\tau} \left\{ \sum_{k=1}^K \left[(1 - u_k) \ln \frac{1 - B_{\cdot,k}}{1 - B_{\cdot,k}} + u_k \ln \frac{B_{\cdot,k}}{B_{\cdot,k}} \right] \right\} \quad (19)$$

که در آن

$$B_{\cdot,k} = P_{e,k} + (1 - 2P_{e,k}) Q\left(\frac{\gamma_k}{\sigma_k(\tau, \sigma_s^2)}\right) \quad (20)$$

از آنجایی که مسئله بهینه‌سازی فوق به‌طور تحلیلی قابل حل نیست، از روش‌های عددی برای به‌دست‌آوردن Γ_{GLR} استفاده می‌کنیم. به این

فرضیه باینری نزدیک، فرضیه H_1 به فرضیه H_0 نزدیک است. آشکارساز بهینه بر اساس معیار نیمن-پیرسون از طریق آزمون نسبت درست‌نمایی به صورت زیر به دست می‌آید

$$\frac{p(y; H_1, \tau, \sigma_s^2)}{p(y; H_0)} \stackrel{H_1}{\underset{H_0}{\geq}} \eta \quad (7)$$

که در آن η سطح آستانه است و توسط مقدار احتمال هشدار غلط در مرکز ادغام تعیین می‌شود. y بردار مشاهدات و $p(y; \tau, \sigma_s^2)$ تابع درست‌نمایی می‌باشد. از طرفین معادله فوق لگاریتم می‌گیریم

$$\ln p(y; H_1, \tau, \sigma_s^2) - \ln p(y; H_0) \stackrel{H_1}{\underset{H_0}{\geq}} \ln \eta \quad (8)$$

برای یک آزمون فرضیه نزدیک که مقدار τ نزدیک به صفر است، $\ln p(y; H_1, \tau, \sigma_s^2)$ با استفاده از تقریب مرتبه اول سری تیلور حول $\tau = 0$ به صورت زیر نوشته می‌شود

$$\ln p(y; H_1, \tau, \sigma_s^2) \approx \ln p(y; H_1, \tau = 0, \sigma_s^2) + \tau \left. \frac{\partial \ln p(y; H_1, \tau, \sigma_s^2)}{\partial \tau} \right|_{\tau=0} \quad (9)$$

از آنجا که $\ln p(y; H_1, \tau = 0, \sigma_s^2) = \ln p(y; H_0)$ ، به وسیله جایگذاری در (۸) داریم

$$\left. \frac{\partial \ln p(y; H_1, \tau, \sigma_s^2)}{\partial \tau} \right|_{\tau=0} \stackrel{H_1}{\underset{H_0}{\geq}} \frac{\ln \eta}{\tau} \quad (10)$$

با نرمال‌سازی عبارت فوق، نهایتاً به قوی‌ترین آزمون محلی به صورت زیر می‌رسیم [۲۷]

$$\Gamma_{LMPT} = \left. \frac{\partial \ln p(y; H_1, \tau, \sigma_s^2)}{\partial \tau} \right|_{\tau=0} \times \frac{1}{\sqrt{I(\tau = 0)}} \quad (11)$$

که در آن $I(\tau)$ اطلاعات فیشر است که به صورت زیر داده می‌شود

$$I(\tau = 0) = \mathbb{E} \left\{ \left(\left. \frac{\partial \ln p(y; H_1, \tau, \sigma_s^2)}{\partial \tau} \right|_{\tau=0} \right)^2 \right\} \quad (12)$$

در رابطه فوق، $\mathbb{E}\{\cdot\}$ بیانگر عملگر امید ریاضی می‌باشد. می‌توان گفت که قوی‌ترین آزمون محلی با محدودسازی احتمال هشدار غلط، احتمال آشکارسازی در τ های نزدیک به صفر را ماکسیمم می‌کند.

۳- قوی‌ترین آزمون بهینه محلی بر اساس داده‌های کوانتیزه‌شده

در این قسمت، آشکارسازهای پیشنهادی را ارائه می‌دهیم. فرض می‌کنیم حسگرها داده‌های خود را به یک بیت کوانتیزه کرده و از طریق کانال کنترل غیرایده‌آل به مرکز ادغام ارسال می‌کنند. دو سناریوی متفاوت را در نظر می‌گیریم. در سناریوی اول حسگرها، مشاهدات خود را کوانتیزه کرده و ارسال می‌کنند؛ ولی در سناریوی دوم، حسگرها ابتدا به وسیله مشاهدات نسبت درست‌نمایی را تشکیل داده، آن را به یک بیت کوانتیزه کرده و سپس ارسال می‌کنند.

۳-۱ آشکارسازی به وسیله کوانتیزاسیون مشاهدات

در شبکه‌هایی که محدودیت‌های باتری و پهنای باند دارند، مشاهدات حقیقی به یک یا چند بیت کوانتیزه می‌شوند و در صورتی که این محدودیت شدید باشد، مشاهدات فقط به یک بیت کوانتیزه می‌شوند. با فرض اینکه b_k بیت خروجی کوانتیزه‌کننده در k امین حسگر باشد، داریم

صورت که فضای جستجوی متغیر τ را به N_τ بخش به مرکز زیر تقریب می‌زنیم

$$\Gamma_{GLR} \approx \max_{i=1, \dots, N_\tau} \Gamma_{GLR}(\tau[i]) \quad (21)$$

با توجه به روابط آشکارسازهای (۱۶) و (۱۹) مشاهده می‌شود که Γ_{LMPT} دارای پیچیدگی $O(K)$ و Γ_{GLR} دارای پیچیدگی $O(KN_\tau)$ است.

۲-۳ آشکارسازی به وسیله کوانتیزاسیون نسبت درست‌نمایی

در این بخش فرض می‌کنیم حسگرها به جای کوانتیزه کردن مشاهدات، نسبت درست‌نمایی خود را به یک بیت کوانتیزه کرده و به مرکز ادغام ارسال می‌کنند. نسبت درست‌نمایی در k امین حسگر به صورت رابطه زیر نوشته می‌شود

$$\mathcal{L}_k = \frac{p(x_k | H_1, \tau, \sigma_s^2)}{p(x_k | H_0)} = \frac{\sqrt{\frac{\sigma_w^2}{\sigma_k^2(\tau, \sigma_s^2)}} \exp\left(\frac{\tau \sigma_s^2 \|h_k\|_v^2}{2\sigma_w^2 \sigma_k^2(\tau, \sigma_s^2)} x_k^2\right)}{1} \quad (22)$$

از آنجا که نسبت درست‌نمایی، یک تابع یکنوا و افزایشی از x_k^2 یا $|x_k|$ است با استفاده از قضیه کارلین-روبین، قانون تصمیم‌گیری محلی در k امین حسگر به صورت زیر نوشته می‌شود

$$z_k = \begin{cases} 1 & \text{if } |x_k| \geq \lambda_k \\ 0 & \text{if } |x_k| < \lambda_k \end{cases}, \quad k = 1, \dots, K \quad (23)$$

که λ_k سطح آستانه کوانتیزاسیون است. بیت z_k توسط حسگر k ام از طریق کانال کنترل باینری متقارن با احتمال خطای بیت $P_{e,k}$ به مرکز ادغام ارسال می‌شود. اگر v_k بیت دریافتی توسط مرکز ادغام باشد، داریم

$$v_k = \begin{cases} z_k & \text{with probability } 1 - P_{e,k} \\ 1 - z_k & \text{with probability } P_{e,k} \end{cases}, \quad k = 1, \dots, K \quad (24)$$

مرکز ادغام، داده‌های دریافتی از حسگرها را در بردار $v \triangleq [v_1, \dots, v_K]^T$ جمع‌آوری می‌کند. به منظور پیاده‌سازی قوی‌ترین آزمون محلی با استفاده از $v \triangleq [v_1, \dots, v_K]^T$ را به صورت زیر می‌نویسیم

$$\ln p(v; H_1, \tau, \sigma_s^2) = \sum_{k=1}^K \ln p(v_k; H_1, \tau, \sigma_s^2) = \sum_{k=1}^K ((1-v_k) \ln[1 - B_{\lambda,k}^{LRQ}] + v_k \ln[B_{\lambda,k}^{LRQ}]) \quad (25)$$

که در آن

$$B_{\lambda,k}^{LRQ} = P_{e,k} + 2(1-2P_{e,k})Q\left(\frac{\lambda_k}{\sigma_k(\tau, \sigma_s^2)}\right) \quad (26)$$

در قضیه زیر، آشکارساز پیشنهادی را که بر اساس قوی‌ترین آزمون محلی برای آشکارسازی سیگنال‌های تنک با استفاده از یک بیت داده به دست آمده، ارائه می‌دهیم.

قضیه ۲ آشکارساز پیشنهادی بر اساس قوی‌ترین آزمون محلی برای قضیه ۱ با استفاده از داده‌های کوانتیزه شده یک‌بیتی، $v \triangleq [v_1, \dots, v_K]^T$

به صورت زیر است

$$\Gamma_{LMPT}^{LRQ} = \frac{1}{\sqrt{I^{LRQ}(\cdot)}} \sum_{k=1}^K \frac{(1-2P_{e,k}) \|h_k\|_v^2 C_k^{LRQ}}{B_{\lambda,k}^{LRQ} + v_k - 1} \quad (27)$$

که در آن

$$B_{\lambda,k}^{LRQ} \triangleq P_{e,k} + 2(1-2P_{e,k})Q\left(\frac{\lambda_k}{\sigma_w}\right) \quad (28)$$

$$C_k^{LRQ} = \lambda_k \exp\left(-\frac{\lambda_k^2}{2\sigma_w^2}\right)$$

همچنین $I^{LRQ}(\cdot)$ بیانگر اطلاعات فیشر در $\tau = 0$ است که توسط رابطه زیر به دست می‌آید

$$I^{LRQ}(\cdot) = \sum_{k=1}^K \frac{\sigma_s^2 (1-2P_{e,k})^2 \|h_k\|_v^2 (C_k^{LRQ})^2}{\lambda \pi \sigma_w^2 B_{\lambda,k}^{LRQ} (1 - B_{\lambda,k}^{LRQ})} \quad (29)$$

اثبات: برای اثبات قضیه از روشی مشابه قضیه ۱ استفاده می‌شود. آشکارساز GLR در این قسمت دارای رابطه زیر است [۱۳]

$$\Gamma_{GLR}^{LRQ} = \max_{\tau} \left\{ \sum_{k=1}^K (1-v_k) \ln \frac{1 - B_{\lambda,k}^{LRQ}}{1 - B_{\lambda,k}^{LRQ}} + v_k \ln \frac{B_{\lambda,k}^{LRQ}}{B_{\lambda,k}^{LRQ}} \right\} \quad (30)$$

از آنجا که مسئله بهینه‌سازی فوق به طور تحلیلی قابل حل نیست برای به دست آوردن Γ_{GLR}^{LRQ} ، مشابه بخش ۳-۱ از روش گسسته‌سازی استفاده می‌کنیم. همان طور که در این بخش بیان گردید و با توجه به روابط آشکارسازهای (۲۷) و (۳۰) مشاهده می‌شود که Γ_{GLR}^{LRQ} دارای پیچیدگی بیشتری نسبت به Γ_{LMPT}^{LRQ} است.

۴- تحلیل عملکرد آشکارساز در حالت مجانبی و طراحی کوانتیزه‌کننده

در این بخش با استفاده از تحلیل عملکرد مجانبی قوی‌ترین آزمون محلی، سطوح آستانه کوانتیزاسیون را برای هر حسگر به دست می‌آوریم. طراحی کوانتیزه‌کننده را فقط برای آشکارساز قسمت ۳-۱ انجام می‌دهیم و کوانتیزه‌کننده برای آشکارساز قسمت ۳-۲ نیز به روش مشابهی به دست می‌آید. توزیع مجانبی Γ_{LMPT} وقتی که K بزرگ باشد به صورت رابطه زیر است [۲۷]

$$\Gamma_{LMPT} \overset{a}{\sim} \begin{cases} \mathcal{N}(\cdot, 1) & \text{under } H_0 \\ \mathcal{N}(\mu, 1) & \text{under } H_1 \end{cases} \quad (31)$$

که $\mu = \tau \sqrt{I(\cdot)}$ است. با توجه به رابطه فوق می‌توان عملکرد آشکارساز پیشنهادی را برحسب احتمال آشکارسازی و احتمال هشدار غلط به دست آورد. احتمال هشدار غلط در مرکز ادغام، P_{fa} ، از (۳۲) به دست می‌آید

$$P_{fa} = \mathbb{P}(\Gamma_{LMPT} > \eta; H_0) = Q(\eta) \quad (32)$$

که در آن

$$Q(\eta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{\eta}^{\infty} e^{-\frac{t^2}{2}} dt \quad (33)$$

همچنین η سطح آستانه تصمیم‌گیری در مرکز ادغام بوده و از رابطه $\eta = Q^{-1}(P_{fa})$ به دست می‌آید. به طور مشابه تحت فرضیه H_1 ، احتمال آشکارسازی از رابطه زیر تعیین می‌شود

$$P_d = \mathbb{P}(\Gamma_{LMPT} > \eta; H_1) = Q(\eta - \mu) \quad (34)$$

جدول ۱: مقادیر بهینه سطوح کوانتیزاسیون به‌ازای مقادیر متفاوت احتمال خطای بیت.

$P_{e,k}$	$\frac{\eta_k^*}{\sigma_w}$
۰	$\pm ۱,۵۷۵$
۰,۰۵	$\pm ۱,۲۶۳$
۰,۱	$\pm ۱,۱۶۶۲$
۰,۱۵	$\pm ۱,۱۱۰۵$
۰,۲	$\pm ۱,۰۷۳۵$
۰,۲۵	$\pm ۱,۰۴۷۵$
۰,۳	$\pm ۱,۰۲۸۸$
۰,۳۵	$\pm ۱,۰۱۵۶$
۰,۴	$\pm ۱,۰۰۶۷$

رابطه (۳۸) نشان می‌دهد که مقدار بهینه سطوح آستانه کوانتیزاسیون هر حسگر به احتمال خطای بیت کانال بین آن حسگر و مرکز ادغام بستگی دارد. بنابراین می‌توان با ثابت نگه‌داشتن احتمال خطای بیت برای هر حسگر، سطح آستانه کوانتیزاسیون بهینه را برای آن حسگر به‌دست آورد. در جدول ۱ مقادیر بهینه سطوح کوانتیزاسیون به‌ازای مقادیر متفاوت احتمال خطای بیت آمده است.

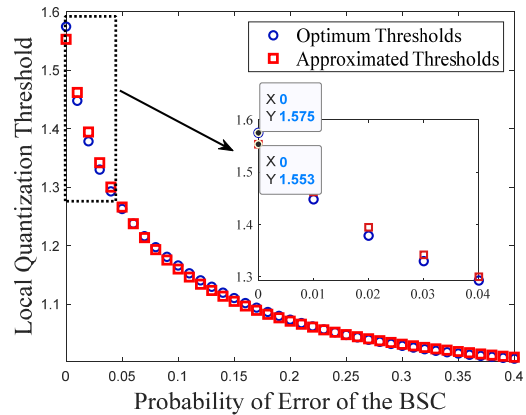
شکل ۱ سطوح آستانه کوانتیزاسیون بهینه را که با حل (۳۸) از طریق الگوریتم PSO به‌دست آمده است، برای یک حسگر برحسب احتمال خطای بیت آن حسگر نشان می‌دهد. همچنین حسگرها می‌توانند با توجه به مقدار احتمال خطای بیت کانال کنترل مربوط به خود از جدول ۱ برای به‌دست‌آوردن سطوح آستانه کوانتیزاسیون استفاده کنند. یک روش دیگر برای تعیین سطوح آستانه کوانتیزاسیون بهینه، به‌دست‌آوردن یک رابطه بین سطوح آستانه بهینه و احتمال خطای بیت از طریق برازش منحنی است. همان‌طور که در شکل ۱ آمده است، می‌توان یک منحنی با رابطه زیر به نقاط به‌دست‌آمده از حل بهینه منطبق کرد

$$\frac{\eta_k^*}{\sigma_w} = \frac{۰,۹۲۹۵ P_{e,k} + ۰,۰۹۱۱}{P_{e,k} + ۰,۰۵۸۶۵} \quad (۳۹)$$

همان‌طور که در این شکل مشاهده می‌شود، حداکثر اختلاف بین سطوح آستانه کوانتیزاسیون بهینه که از حل (۳۸) به‌دست آمده‌اند و سطوح آستانه‌ای که از طریق (۳۹) به‌دست می‌آیند، ۰,۰۲۱۸ می‌باشد که متعلق به احتمال خطای بیت مساوی صفر است.

۵- نتایج شبیه‌سازی

در این بخش برای تأیید مطالب بیان‌شده و بررسی عملکرد آشکارسازهای پیشنهادی، نتایج شبیه‌سازی ارائه می‌گردد. با استفاده از روش مونت‌کارلو^۴، منحنی‌های مشخصه عملکرد گیرنده^۵ (ROC) و همچنین احتمال آشکارسازی برحسب تعداد حسگرها رسم می‌شوند. در شبیه‌سازی‌ها، احتمال هشدار غلط در مرکز ادغام است و همچنین عناصر بردار $\{h_k, k=1, \dots, K\}$ از توزیع نرمال استاندارد، یکسان و مستقل گرفته شده و طوری نرمالیزه می‌شوند که $\|h_k\|_r = ۱, \forall k$ باشد. طول سیگنال تنک برابر ۲۰۰ و تعداد حسگرها برای منحنی ROC مساوی ۱۰۰ در نظر گرفته شده است. جدول ۲ پارامترهای مورد استفاده در شبیه‌سازی‌ها و توضیحات مربوط به آنها را ارائه می‌دهد. به‌علاوه،



شکل ۱: سطوح آستانه بهینه و تقریبی به‌ازای مقادیر مختلف احتمال خطای بیت کانال کنترل.

با توجه به (۳۴)، واضح است که افزایش در μ منجر به افزایش احتمال آشکارسازی و بهبود عملکرد آشکارساز پیشنهادی می‌شود. بنابراین سطوح آستانه کوانتیزاسیون $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_K$ را با حل مسئله بهینه‌سازی زیر می‌توان به‌دست آورد

$$\arg \max_{\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_K} \left(\sum_{k=1}^K \frac{\sigma_s^2 \|h_k\|_r^2 \mathbb{D}_k}{\lambda \pi \sigma_w^2} \right) \quad (۳۵)$$

که در آن

$$\mathbb{D}_k = \frac{C_k^r}{U_k + Q\left(\frac{\gamma_k}{\sigma_w}\right)(1 - Q\left(\frac{\gamma_k}{\sigma_w}\right))} \quad (۳۶)$$

و

$$U_k = \frac{P_{e,k}(1 - P_{e,k})}{(1 - 2P_{e,k})^2} \quad (۳۷)$$

مسئله بهینه‌سازی (۳۵) را می‌توان به K مسئله بهینه‌سازی مستقل به‌صورت زیر تجزیه کرد

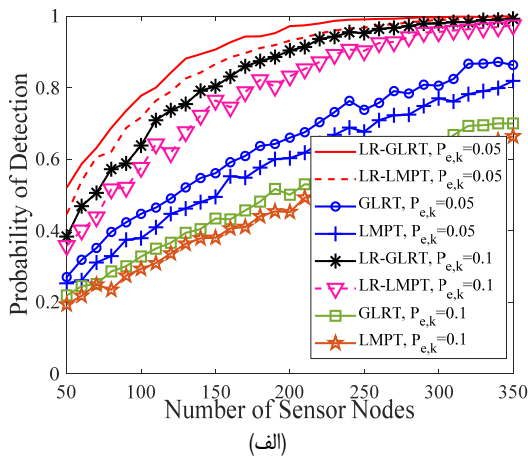
$$\arg \max_{\gamma_k} \mathbb{D}_k \quad (۳۸)$$

از آنجا که تابع هدف در (۳۸) یک تابع محدب نیست برای حل مسئله فوق می‌توان از روش‌های بهینه‌سازی عددی مانند گرادیان یا نیوتن استفاده کرد. در این مقاله از روش بهینه‌سازی هوش گروهی^۱ که یکی از انواع روش‌های بهینه‌سازی تکاملی^۲ است [۲۸] استفاده می‌کنیم. به‌دلیل انعطاف‌پذیری بالایی که الگوریتم‌های گروهی در حل مسائل بهینه‌سازی پیچیده دارند در کاربردهای گوناگون بسیار استفاده می‌شوند [۲۹]. روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات^۳ (PSO) که در ۱۹۹۵ توسط ابرهارت و کندی معرفی شد، یکی از انواع روش‌های بهینه‌سازی تصادفی گروهی است که با الهام از رفتار اجتماعی دسته‌های پرندگان مدل شده است [۳۰].

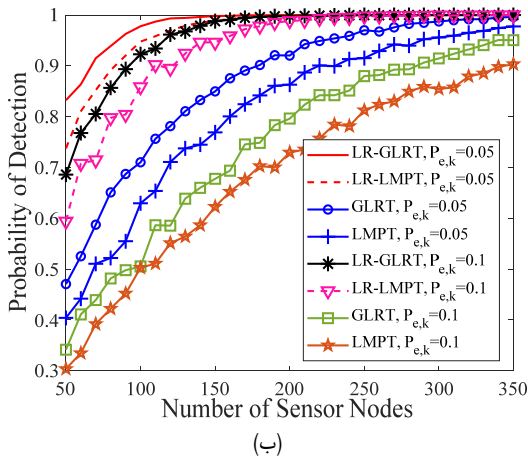
در این الگوریتم، ذرات در فضای جستجو حرکت کرده و هر یک موقعیتی (یکی از راه‌حل‌های ممکن مسئله بهینه‌سازی) دارند. موقعیت هر ذره با توجه به موقعیت قبلی آن ذره و همسایگانش بر اساس معیارهای تعیین‌شده به‌روزی می‌گردد؛ تا جایی که معیارهای مورد نظر به مقدار بهینه خود برسند [۲۸]. در این مقاله برای حل مسئله (۳۸) از پارامترهای انتخاب‌شده در [۱۶] استفاده می‌کنیم.

4. Monte Carlo
5. Receiver Operating Characteristic

1. Swarm Intelligence
2. Evolutionary Computation
3. Particle Swarm Optimization



(الف)



(ب)

شکل ۱: نمودارهای احتمال آشکارسازی برحسب تعداد حسگرهای موجود در شبکه حسگر بی‌سیم برای آشکارسازهای پیشنهادی با مقادیر $P_{fa} = 0.05$ ، $\sigma_s^2 = 20$ ، $\sigma_w^2 = 1$ و $P_{e,k} \in \{0.05, 0.1\}$: (الف) $\tau = 0.3$ و (ب) $\tau = 0.05$.

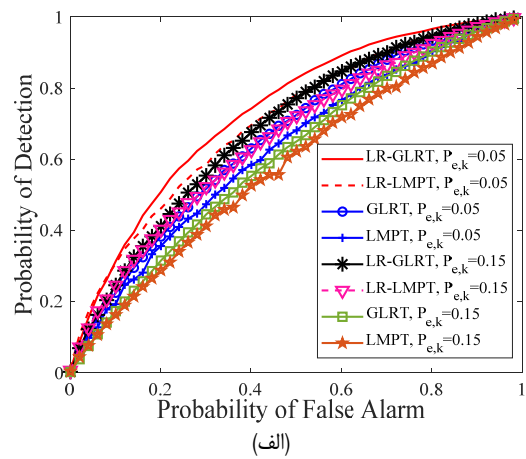
جدول ۲: پارامترهای استفاده‌شده در شبیه‌سازی و توضیحات مربوط به آنها.

σ_s^2	واریانس سیگنال
σ_w^2	واریانس نویز
$P_{e,k}$	احتمال خطای بیت در کانال بین حسگر k ام و مرکز ادغام
τ	درجه تنگی سیگنال
h_k	عملگر خطی و معلوم
M	طول سیگنال
K	تعداد حسگرها در شبکه
P_{fa}	احتمال هشدار غلط در مرکز ادغام

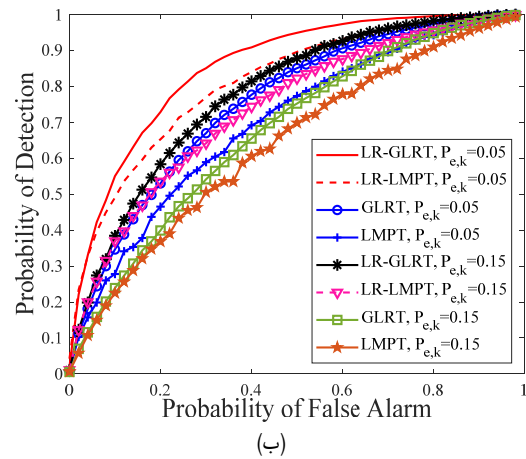
کمتر در سیگنال می‌باشد؛ پس افزایش درجه تنگی به معنی تعداد عناصر غیرصفر بیشتر و وجود اطلاعات بیشتری از سیگنال است. به‌طور منطقی انتظار داریم که افزایش درجه تنگی سبب بهبود عملکرد آشکارسازها شود که شکل ۲ این مورد را تأیید می‌کند. همچنین اگرچه آشکارسازهای LMPT و LR-LMPT پیچیدگی کمتری نسبت به آشکارسازهای GLRT و LR-GLRT دارند، عملکردشان نزدیک به هم است.

شکل ۳ نمودار احتمال آشکارسازی در مرکز ادغام را برحسب تعداد حسگرهای موجود در شبکه حسگر بی‌سیم نشان می‌دهد. مقادیر مورد استفاده برای شبیه‌سازی این شکل عبارتند از $P_{fa} = 0.05$ ، $\sigma_w^2 = 1$ ، $\sigma_s^2 = 20$ ، $P_{e,k} \in \{0.05, 0.1\}$ و $\tau \in \{0.3, 0.05\}$. همان‌طور که انتظار داریم، افزایش تعداد حسگرها در شبکه حسگر بی‌سیم و همچنین کاهش احتمال خطای بیت منجر به بهبود عملکرد آشکارسازها می‌شود.

از شکل ۴ برای بررسی حساسیت آشکارسازها نسبت به خطای تخمین

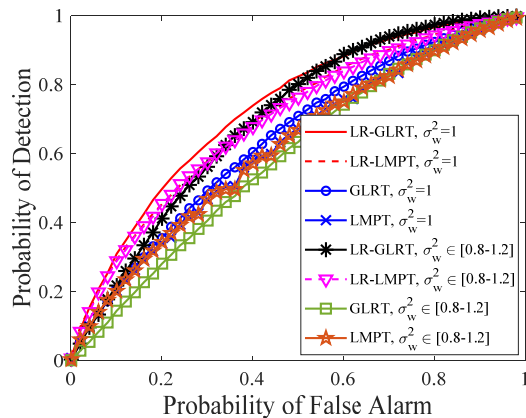


(الف)



(ب)

شکل ۲: نمودارهای ROC برای آشکارسازهای پیشنهادی با مقادیر $K = 100$ ، $\sigma_w^2 = 1$ ، $\sigma_s^2 = 6$ و $P_{e,k} \in \{0.05, 0.15\}$: (الف) $\tau = 0.3$ و (ب) $\tau = 0.05$.



شکل ۳: نمودارهای ROC برای آشکارسازهای پیشنهادی با مقادیر $K = 100$ ، $P_{e,k} = 0.05$ ، $\sigma_s^2 = 6$ و $\tau = 0.04$ و $\sigma_w^2 \in \{1, [0.8, 1.2]\}$.

توسط (۱۶)، (۲۷)، (۱۹) و (۳۰) هستند.

شکل ۲ نمودارهای ROC را برای آشکارسازهای پیشنهادی نشان می‌دهد. مقادیر استفاده‌شده برای شبیه‌سازی این شکل عبارت هستند از $K = 100$ ، $\sigma_w^2 = 1$ ، $\sigma_s^2 = 6$ ، $P_{e,k} \in \{0.05, 0.15\}$ و $\tau \in \{0.3, 0.05\}$. همان‌طور که می‌دانیم، زیادبودن احتمال خطای بیت به معنای کانال کنترل خراب بوده و باید اثر مخرب بر عملکرد سیستم داشته باشد. شکل ۲ این موضوع را تأیید می‌کند و همان‌طور که دیده می‌شود، افزایش $P_{e,k}$ به بدتر شدن عملکرد آشکارسازهای پیشنهادی می‌انجامد. همچنین با توجه به تعریف درجه تنگی در این مقاله، کاهش درجه تنگی یک سیگنال به معنی سیگنال تنک‌تر یا به عبارتی وجود تعداد عناصر غیرصفر

$$B_{e,k} \triangleq P_{e,k} + (1 - \tau P_{e,k}) Q\left(\frac{\gamma_k}{\sigma_w}\right) \quad (۴-پ)$$

$$C_k \triangleq \gamma_k \exp\left(-\frac{\gamma_k}{\tau \sigma_w}\right)$$

از آنجا که u_k فقط مقادیر صفر یا یک را می‌گیرد، رابطه فوق را می‌توان به صورت زیر نوشت

$$\frac{\partial \ln p(u; H_1, \tau, \sigma_s^2)}{\partial \tau} \Big|_{\tau=1} = \sum_{k=1}^K \frac{\sigma_s^2 (1 - \tau P_{e,k}) \|h_k\|_{\tau}^2 C_k}{\tau \sqrt{2\pi} \sigma_w [B_{e,k} + u_k - 1]} \quad (۵-پ)$$

از طرف دیگر با استفاده از (۳-پ)، اطلاعات فیشر در $\tau = 0$ با فرض استقلال $u = [u_1, u_2, \dots, u_K]^T$ به صورت زیر نوشته می‌شود

$$I(\cdot) = \sum_{k=1}^K \frac{\sigma_s^2 (1 - \tau P_{e,k})^2 \|h_k\|_{\tau}^2 C_k \mathbb{E}(u_k - B_{e,k})^2}{\lambda \pi \sigma_w^2 B_{e,k} (1 - B_{e,k})^2} \quad (۶-پ)$$

با محاسبه امید ریاضی داخل عبارت فوق، نهایتاً اطلاعات فیشر به صورت زیر به دست می‌آید

$$I(\cdot) = \sum_{k=1}^K \frac{\sigma_s^2 (1 - \tau P_{e,k})^2 \|h_k\|_{\tau}^2 C_k}{\lambda \pi \sigma_w^2 B_{e,k} [1 - B_{e,k}]} \quad (۷-پ)$$

نهایتاً آشکارساز بر اساس قوی‌ترین آزمون محلی به صورت رابطه زیر نوشته می‌شود

$$\Gamma_{LMPT} = \frac{1}{\Upsilon} \sum_{k=1}^K \frac{(1 - \tau P_{e,k}) \|h_k\|_{\tau}^2 C_k}{B_{e,k} + u_k - 1} \quad (۸-پ)$$

که در آن

$$\Upsilon = \sqrt{\sum_{k=1}^K \frac{(1 - \tau P_{e,k})^2 \|h_k\|_{\tau}^2 C_k}{B_{e,k} [1 - B_{e,k}]}} \quad (۹-پ)$$

مراجع

- [1] S. H. Javadi, "Detection over sensor networks: a tutorial," *IEEE Aersp. Elect. Syst. Mag.*, vol. 31, no. 3, pp. 2-18, Mar. 2016.
- [2] A. Mohammadi, S. H. Javadi, D. Ciuonzo, V. Persico, and A. Pescap, "Distributed detection with fuzzy censoring sensors in the presence of noise uncertainty," *Neurocomputing*, vol. 351, pp. 196-204, 25 Jul. 2019.
- [3] A. Mohammadi, S. H. Javadi, and D. Ciuonzo, "Bayesian fuzzy hypothesis test in wireless sensor networks with noise uncertainty," *Applied Soft Computing*, vol. 77, no. C, pp. 218-224, Apr. 2019.
- [4] D. Ciuonzo, S. H. Javadi, A. Mohammadi, and P. S. Rossi, "Bandwidth constrained decentralized detection of an unknown vector signal via multi-sensor fusion," *IEEE Trans. Signal Inf. Process. Netw.*, vol. 6, pp. 744-758, 2020.
- [5] M. A. Davenport, P. T. Boufounos, M. B. Wakin, and R. G. Baraniuk, "Signal processing with compressive measurements," *IEEE J. Sel. Topics Signal Process.*, vol. 4, no. 2, pp. 445-460, Apr. 2010.
- [6] D. Donoho, "Compressed sensing," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 52, no. 4, pp. 1289-1306, Apr. 2006.
- [7] T. Wimalajeewa and P. K. Varshney, "Compressive sensing-based detection with multimodal dependent data," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 66, no. 3, pp. 627-640, Feb. 2018.
- [8] B. Kailkhura, T. Wimalajeewa, and P. K. Varshney, "Collaborative compressive detection with physical layer secrecy constraints," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 65, no. 4, pp. 1013-1025, Feb. 2017.
- [9] T. Wimalajeewa and P. K. Varshney, "Sparse signal detection with compressive measurements via partial support set estimation," *IEEE Trans. Signal Inf. Process. Netw.*, vol. 3, no. 1, pp. 46-60, Mar. 2017.
- [10] A. Hariri and M. Babaie-Zadeh, "Compressive detection of sparse signals in additive white Gaussian noise without signal reconstruction," *Signal Process.*, vol. 131, pp. 376-385, Feb. 2017.

واریانس نویز استفاده می‌کنیم که نمودارهای ROC را برای آشکارسازهای پیشنهادی نشان می‌دهد. مقادیر مورد استفاده برای شبیه‌سازی این شکل عبارتند از $\tau = 0.4$ ، $P_{e,k} = 0.15$ ، $\sigma_s^2 = 6$ ، $K = 100$ ، واریانس نویز را در حالت تخمین دقیق $\sigma_w^2 = 1$ و در حالت دارای خطای تخمین در بازه $\sigma_w^2 \in [0.8 - 1.2]$ در نظر می‌گیریم. همان طور که در این شکل می‌بینیم، اگر واریانس نویز دقیق نباشد، عملکرد آشکارسازها کمی بدتر می‌شود. همچنین با توجه به شکل ۴ آشکارسازهای بر اساس GLRT نسبت به آشکارسازهای بر اساس LMPT به خطای تخمین در واریانس نویز حساس‌تر هستند.

۶- نتیجه

در این مقاله، مسئله آشکارسازی توزیعی سیگنال تنک را در شبکه‌های حسگر بی‌سیم بدون بازسازی آن سیگنال بررسی کردیم. هر حسگر در این مسئله، یک بیت داده کوانتیزه‌شده را از طریق کانال کنترل غیرایده‌آل که توسط یک کانال باینری مقارن مدل شد به مرکز ادغام ارسال می‌کند. در مرکز ادغام با استفاده از قوی‌ترین آزمون محلی، آشکارسازهایی طراحی گردید و نیز به وسیله تحلیل مجانبی عملکرد آشکارسازها، سطوح آستانه کوانتیزاسیون برای هر حسگر به دست آمد. بر اساس روابط به دست آمده مشاهده شد که سطوح آستانه کوانتیزاسیون هر حسگر به احتمال خطای بیت کانال کنترل بین آن حسگر و مرکز ادغام بستگی دارد. برای تأیید مطالب بیان شده از شبیه‌سازی استفاده گردید.

تحقیقات آینده در مورد موضوع این مقاله شامل موارد زیر خواهد بود:

- (الف) در نظر گرفتن چند بیت کوانتیزاسیون
- (ب) استفاده از آشکارسازهای بهبودیافته و دارای پیچیدگی پایین مانند آشکارساز ارائه شده در [۳۱]
- (ج) در نظر گرفتن اثر افت توان
- (د) در نظر گرفتن نویزهای غیرگوسی
- (ه) در صورت نامعلوم بودن بردار h_k می‌توان با استفاده از روش‌های مبتکرانه‌ای مانند [۳۲] آن را تخمین زد.

پیوست

برای اثبات قضیه ۱ با در نظر گرفتن استقلال $u = [u_1, u_2, \dots, u_K]^T$ بسط $\ln p(u; H_1, \tau, \sigma_s^2)$ را به صورت رابطه زیر می‌نویسیم

$$\ln p(u; H_1, \tau, \sigma_s^2) = \sum_{k=1}^K \ln p(u_k; H_1, \tau, \sigma_s^2) = \quad (۱-پ)$$

$$\sum_{k=1}^K ((1 - u_k) \ln[1 - B_{e,k}] + u_k \ln[B_{e,k}])$$

که در آن

$$B_{e,k} = P_{e,k} + (1 - \tau P_{e,k}) Q\left(\frac{\gamma_k}{\sigma_k(\tau, \sigma_s^2)}\right) \quad (۲-پ)$$

با مشتق گرفتن از (۱-پ) نسبت به τ و ساده‌سازی داریم

$$\frac{\partial \ln p(u; H_1, \tau, \sigma_s^2)}{\partial \tau} \Big|_{\tau=1} = \quad (۳-پ)$$

$$\sum_{k=1}^K \frac{\sigma_s^2 (1 - \tau P_{e,k}) \|h_k\|_{\tau}^2 C_k (u_k - B_{e,k})}{\tau \sqrt{2\pi} \sigma_w B_{e,k} (1 - B_{e,k})}$$

که در آن

- [26] C. Li, G. Li, and P. K. Varshney, "Distributed detection of sparse stochastic signals with 1-bit data in tree-structured sensor networks," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 68, pp. 2963-2976, 2020.
- [27] S. M. Kay, *Fundamentals of Statistical Signal Processing*, vol. 2, Detection Theory, Prentice Hall PTR, Jan. 1998.
- [28] A. Slowik and H. Kwasnicka, "Nature inspired methods and their industry applications-swarm intelligence algorithms," *IEEE Trans. Industrial Informatics*, vol. 14, no. 3, pp. 1004-1015, Mar. 2018.
- [29] E. H. Houssein, A. G. Gad, K. Hussain, and P. N. Suganthan, "Major advances in particle swarm optimization: theory, analysis, and application," *Swarm and Evolutionary Computation*, vol. 63, Article ID: 100868, Jun. 2021.
- [30] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," in *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Neural Networks*, vol. 4, pp. 1942-1948, Perth, Australia, 27 Nov.-1 Dec. 1995.
- [31] S. Shirvani Moghaddam and A. Habibzadeh, "Cooperative spectrum sensing based on generalized likelihood ratio test for cognitive radio channels with unknown primary user's power and colored noise," *International J. of Sensors, Wireless Communications and Control (SWCC)*, vol. 8, no. 3, pp. 204-216, Sep. 2018.
- [32] F. Hoseiniamin, H. Zayyani, M. Korke, M. Bekrani, "A low complexity proportionate generalized correntropy-based diffusion LMS algorithm with closed-form gain coefficients," *IEEE Trans. Circuits and Systems II: Express Briefs*, vol. 70, no. 7, pp. 2690-2694, Jul. 2023.
- [11] X. Wang, G. Li, and P. K. Varshney, "Detection of sparse signals in sensor networks via locally most powerful tests," *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 25, no. 9, pp. 1418-1422, Sept. 2018.
- [12] S. Kassam, "Optimum quantization for signal detection," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 25, no. 5, pp. 479-484, May 1977.
- [13] D. Ciuonzo and P. S. Rossi, "Distributed detection of a non-cooperative target via generalized locally-optimum approaches," *Inf. Fusion*, vol. 36, pp. 261-274, Jul. 2017.
- [14] D. Ciuonzo, G. Papa, G. Romano, P. S. Rossi, and P. Willett, "One-bit decentralized detection with a Rao test for multisensor fusion," *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 20, no. 9, pp. 257-260, Sept. 2013.
- [15] J. Fang, Y. Liu, H. Li, and S. Li, "One-bit quantizer design for multisensor GLRT fusion," *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 20, no. 3, pp. 257-260, Mar. 2013.
- [16] F. Gao, L. Guo, H. Li, J. Liu, and J. Fang, "Quantizer design for distributed GLRT detection of weak signal in wireless sensor networks," *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, vol. 14, no. 4, pp. 2032-2042, Apr. 2015.
- [17] X. Wang, G. Li, and P. K. Varshney, "Detection of sparse stochastic signals with quantized measurements in sensor networks," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 67, no. 8, pp. 2210-2220, Apr. 2019.
- [18] C. Li, Y. He, X. Wang, G. Li, and P. K. Varshney, "Distributed detection of sparse stochastic signals via fusion of 1-bit local likelihood ratios," *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 26, no. 12, pp. 1738-1742, Dec. 2019.
- [19] X. Wang, G. Li, C. Quan, and P. K. Varshney, "Distributed detection of sparse stochastic signals with quantized measurements: the generalized Gaussian case," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 67, no. 18, pp. 4886-4898, Sep. 2019.
- [20] H. Zayyani, F. Haddadi, and M. Korke, "Double detector for sparse signal detection from one-bit compressed sensing measurements," *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 23, no. 11, pp. 1637-1641, Nov. 2016.
- [21] C. Li, G. Li, and P. K. Varshney, "Distributed detection of sparse signals with censoring sensors via locally most powerful test," *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 27, pp. 346-350, 2020.
- [22] M. Duarte, S. Sarvotham, D. Baron, M. Wakin, and R. Baraniuk, "Distributed compressed sensing of jointly sparse signals," in *Proc. of the 39th Asilomar Conf. on Signals, Systems and Computers*, pp. 1537-1541, Pacific Grove, CA, USA, 30 Oct.-2 Nov. 2005.
- [23] J. Meng, H. Li, and Z. Han, "Sparse event detection in wireless sensor networks using compressive sensing," in *Proc. of the 43rd Annual Conf. on Information Sciences and Systems*, pp. 181-185, Baltimore, MD, USA, 18-20 Mar. 2009.
- [24] C. Soussen, J. Idier, D. Brie, and J. Duan, "From Bernoulli-Gaussian deconvolution to sparse signal restoration," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 59, no. 10, pp. 4572-4584, Oct. 2011.
- [25] M. Korke, J. Zhang, C. Zhang, and H. Zayyani, "Iterative Bayesian reconstruction of non-IID block-sparse signals," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 64, no. 13, pp. 3297-3307, Jul. 2016.

عبدالرضا محمدی تحصیلات خود را در مقطع کارشناسی مهندسی برق در سال ۱۳۸۱ از دانشگاه فردوسی مشهد و مقاطع کارشناسی ارشد و دکتری مهندسی برق، گرایش مخابرات بترتیب در سالهای ۱۳۸۴ و ۱۳۹۲ از دانشگاه یزد به پایان رسانده است. نامبرده از سال ۱۳۹۲ در دانشگاه بجنورد مشغول فعالیت گردید و هم‌اکنون نیز عضو هیأت علمی گروه مهندسی برق دانشگاه بجنورد می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: پردازش سیگنال‌های تصادفی، تئوری آشکارسازی و تئوری تخمین، پردازش سیگنال‌های تنک، شبکه‌های سنسور بی‌سیم.

امین جاجرمی در سال‌های ۱۳۸۴ و ۱۳۸۶ مدرک کارشناسی و کارشناسی ارشد مهندسی برق خود را از دانشگاه فردوسی مشهد دریافت نمود، پس از آن به دوره دکتری مهندسی برق در دانشگاه فردوسی مشهد وارد گردید و در سال ۱۳۹۱ موفق به اخذ درجه دکتری در مهندسی برق از دانشگاه مذکور شد. دکتر جاجرمی از سال ۱۳۹۱ در گروه مهندسی برق دانشکده فنی و مهندسی دانشگاه بجنورد مشغول به فعالیت گردید و اینک نیز عضو هیأت علمی این گروه می‌باشد. زمینه‌های علمی مورد علاقه‌ی نامبرده شامل موضوعاتی مانند بهینه‌سازی و کنترل بهینه، ریاضیات کسری و مدل‌سازی سیستم‌های دنیای واقعی می‌باشد.