

یک روش جدید به منظور آشکارسازی داده‌های گسسته انتقال داده‌شده روی

کانال پویای غیر خطی بی سیم

محمدحسن مجیدی*

استادیار، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه بیرجند

(دریافت: ۹۴/۰۴/۲۰؛ پذیرش: ۹۴/۰۷/۱۴)

چکیده

در این مقاله، برآورد کانال و آشکارسازی داده‌ها تحت کانال غیرخطی متغیر با زمان مورد بررسی قرار می‌گیرد. مدل غیرخطی کانال متغیر با زمان که مورد توجه است به مدل سوئیچینگ فضا (SSSM) معروف و ترکیبی از مدل مخفی مارکف (HMM) و مدل خطی فضا و حالت (LSSM) می‌باشد. در این مقاله بر اساس رهیافت بیشینه‌سازی امید ریاضی (EM)، یک روش تکرارشونده جدید به منظور آشکارسازی همزمان داده و کانال ارائه شده است. شبیه‌سازی مونت کارلو نشان می‌دهد که نرخ خطای بیت طرح پیشنهادی نزدیک به نرخ خطای بیت الگوریتم ویتربی با داشتن اطلاعات کامل از حالت کانال می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: مدل سوئیچینگ فضا و حالت، رهیافت بیشینه‌سازی امید ریاضی (EM)، آشکارسازی همزمان داده و کانال، الگوریتم ویتربی، تکنیک PSP

می‌شود [۷].

مرجع [۸]، یک روش جدید به منظور آشکارسازی همزمان داده و کانال با استفاده از تلفیق الگوریتم ویتربی و فیلتر کالمن در کانال‌های خطی پویا ارائه داده است. روش پیشنهادی براساس استخراج مدل فضا و حالت زمان مجزای خطی برای سیستم مخابراتی و استفاده از فیلتر کالمن با توجه به مدل استخراج شده برای سیستم مخابراتی به‌عنوان یک روش بهینه جهت برآورد کانال می‌باشد.

در این مقاله مدل سوئیچینگ فضا و حالت (SSSM) [۹-۱۰]، که حالت کلی‌تری از مدل خطی فضا و حالت است، به‌عنوان مدل کانال غیرخطی مدنظر می‌باشد. این مدل ترکیبی از مدل مخفی مارکف (HMM) و مدل خطی فضا و حالت (LSSM) بوده، لذا فیلتر کالمن به‌عنوان یک روش بهینه جهت برآورد کانال در این مدل نمی‌تواند به‌کارگرفته شود. شایان ذکر است کانال غیرخطی در نظر گرفته شده در این مقاله شامل دو کانال خطی بوده به‌نحوی که داده‌های ارسالی روی این دو کانال منتقل شده و با توجه به جابه‌جایی گیرنده بین این دو کانال خطی، حالت سوئیچ کانال از بین این دو کانال خطی انتخاب شده و بر اساس آن داده‌های دریافتی مشخص می‌شوند، لذا از دید گیرنده، کانال غیرخطی بوده و برای آشکارسازی داده‌های ارسالی، وضعیت سیستم مخابراتی با استفاده از مدل سوئیچینگ فضا و حالت (SSSM) [۷] مدل می‌شود. در تحقیقات انجام شده در مراجع [۹-۱۴] با استخراج مدل سوئیچینگ فضا و حالت از روش‌های مبتنی بر الگوریتم EM [۱۵] همچون vaitional

۱- مقدمه

روش‌های همسان‌سازی و آشکارسازی بهینه به‌منظور کم کردن نرخ خطای بیت (BER) و نرخ خطای دنباله (SER)، شامل برآورد درست‌نمایی بیشینه (ML) و برآورد بیشینه‌گر احتمال پسین (MAP) بوده و الگوریتم ویتربی [۱] و الگوریتم BCJR [۲] دو الگوریتم کارا به منظور دستیابی به برآورد درست‌نمایی بیشینه و برآورد بیشینه‌گر احتمال پسین با داشتن اطلاعات کامل از حالت کانال می‌باشند.

معمولاً اطلاعات حالت کانال در گیرنده نامعلوم بوده و باید با استفاده از تکنیک‌های برآورد کانال، اطلاعات حالت کانال برآورد شود. از طرف دیگر تکنیک‌های برآورد کانال به اطلاعات داده‌های منتقل شده نیازمند بوده، درحالی‌که این اطلاعات در گیرنده نامعلوم می‌باشند. بنابراین در عمل تکنیک‌های آشکارسازی همزمان داده و کانال باید به‌کار گرفته شوند.

از جمله پرکاربردترین تکنیک‌های آشکارسازی همزمان داده و کانال، تکنیک PSP می‌باشد [۳]. در این تکنیک، اطلاعات حالت کانال در هر مسیر باقیمانده در الگوریتم ویتربی با استفاده از اطلاعات داده‌ها در آن مسیر برآورد می‌شود. به‌منظور برآورد کانال از الگوریتم LMS [۴]، الگوریتم RLS و [۵] فیلتر کالمن [۶] در تکنیک PSP استفاده می‌شود. با توجه به سادگی روش LMS، از این روش به‌منظور برآورد کانال در تکنیک PSP استفاده شده و با عنوان تکنیک fixed step size PSP شناخته

۲- مدل سیستم

در این سیستم مخابراتی، داده‌های منتقل شده روی کانال پویای غیرخطی بی‌سیم به صورت بلوک‌های B بیت‌ی در نظر گرفته می‌شوند. مدولاسیون در نظر گرفته شده برای سادگی کار، مدولاسیون BPSK بوده، لذا بیت انتقال داده شده در زمان n ، به صورت $b_n \in \{-1, +1\}$ می‌باشد. کانال در حالت خطی، یک کانال با محوشدگی رایلی مجزا با حافظه M و نرخ محوشدگی $f_D T$ می‌باشد. T دوره نماد که در اینجا فاصله زمانی بین b_n ها یا همان بیت‌های انتقال داده شده با توجه به در نظر گرفتن مدولاسیون BPSK بوده و f_D فرکانس داپلر ناشی از جابه‌جایی نسبی بین گیرنده و فرستنده می‌باشد. فرکانس داپلر بر اساس رابطه زیر محاسبه می‌شود.

$$f_D = \frac{v}{c} f_c \quad (1)$$

در این رابطه v سرعت جابه‌جایی و c برابر با سرعت نور و f_c برابر با فرکانس موج حامل می‌باشد. عناصر پاسخ ضربه کانال $\{c_n^i\}_{i=0}^M$ توسط متغیر تصادفی گوسی مختلط با میانگین صفر و واریانس a_i مدل می‌شوند. به منظور شبیه‌سازی این مدل از کانال از روش پیشنهاد شده در مرجع [۱۸] استفاده شده است. بر اساس این روش عناصر پاسخ ضربه کانال در زمان n به صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$c_n^i = \sqrt{\frac{a_i}{N_0}} \sum_{q=0}^{N_0-1} [\cos 2\pi n f_D T \cos \gamma_{qi} + \phi_{qi} + j \sin 2\pi n f_D T \sin \gamma_{qi} + \phi'_{qi}] \quad (2)$$

در این معادله داریم:

$$\gamma_{qi} = \frac{2\pi q}{4N_0} + \frac{2\pi i}{4N_0(M+1)} + \frac{\pi}{8N_0(M+1)} \quad (3)$$

و ϕ_{qi}, ϕ'_{qi} برای $i = 0, 1, 2, \dots, M$ $q = 0, 1, 2, \dots, N_0 - 1$ فازهای تصادفی مستقل با توزیع یکنواخت در $(0, 2\pi)$ می‌باشند. در این معادله $N_0 > 16$ در نظر گرفته شده تا تئوری حد مرکزی برقرار باشد.

مدل در نظر گرفته شده برای کانال غیرخطی پویا در این مقاله ترکیب دو کانال خطی پویا بر اساس مدل مخفی مارکف می‌باشد. عناصر پاسخ ضربه این کانال غیرخطی توسط $\{c_n^i(1)\}_{i=0}^M, \{c_n^i(2)\}_{i=0}^M$ مشخص شده و دو نرخ محوشدگی مربوط به دو کانال خطی پویا $f_D(1)T, f_D(2)T$ می‌باشد. در مدل غیرخطی در نظر گرفته شده، در هر دوره نماد، حالت کانال

EM به منظور برآورد داده‌های مدنظر در این تحقیقات استفاده شده است، البته در این تحقیقات کاربردهای غیر مخابراتی مدنظر بوده است و تا آنجایی که نویسنده این مقاله اطلاع دارد، تاکنون هیچ روشی به منظور آشکارسازی داده‌های منتقل شده روی کانال غیرخطی بی‌سیم، که مدل سیستم مخابراتی استخراج شده آنها مدل سوئیچینگ فضا و حالت می‌باشد، ارائه نشده است. لذا همان‌طور که در بخش شبیه‌سازی بیان می‌شود روش‌های موجود آشکارسازی همچون روش PSP که مبتنی بر انتقال داده روی کانال خطی می‌باشند قادر به آشکارسازی داده‌های منتقل شده روی این نوع کانال غیرخطی نیستند.

در این مقاله بر اساس الگوریتم EM، یک روش جدید به منظور آشکارسازی همزمان کانال و داده برای داده‌های منتقل شده روی کانال غیرخطی ارائه شده است، در روش پیشنهادی از فیلتر کالمن توسعه یافته (EKF) [۱۶] و فیلتر ذره‌ای (PF) [۱۷] جهت برآورد کانال استفاده نشده است. در مرحله امید ریاضی یا مرحله E، کانال با استفاده از داده‌های دریافتی و برآورد فعلی از داده‌های مورد نظر، به صورت برگشتی برآورد شده و در مرحله پیشینه‌سازی یا مرحله M، تابع احتمال توسط الگوریتم ویتربی پیشینه می‌گردد. برآورد کانال حاصل شده در مرحله E به منظور پیشینه‌سازی تابع احتمال در مرحله M، مورد استفاده قرار می‌گیرد. با توجه به این که در هر دور از این الگوریتم، تابع احتمال افزایش می‌یابد، همگرایی روش EM تضمین شده است. در زمینه کاربرد روش پیشنهادی در جنگ الکترونیک می‌توان به انتقال تصاویر گرفته شده نظامی از سطح زمین توسط ماهواره‌های فضایی به یکدیگر جهت بهبود تصاویر و همچنین کنترل و هدایت ماهواره‌ها از ایستگاه‌های زمینی جهت ارسال تصاویر مورد نظر اشاره کرد. علت کارایی روش پیشنهادی، حرکت غیرخطی ماهواره‌ها و سوئیچ شدن آنها بین کانال‌های خطی بر اساس مدل مارکف بوده که باعث استخراج مدل سوئیچینگ فضا و حالت شده است. بنابراین، روش‌های متداول آشکارسازی داده‌ها مبتنی بر اساس مدل خطی فضا و حالت قادر به آشکارسازی داده‌های ارسالی نمی‌باشند. در ادامه در این مقاله در بخش ۲، به معرفی مدل سیستم مخابراتی می‌پردازیم. در این بخش مدل سوئیچینگ فضا و حالت برای سیستم مخابراتی معرفی و استخراج می‌شود. روش پیشنهادی جدید به منظور آشکارسازی همزمان داده و کانال برای داده‌های انتقال داده شده روی کانال غیرخطی بی‌سیم در بخش ۳، ارائه می‌شود. بخش ۴، به ارائه نتایج شبیه‌سازی و کارایی روش پیشنهادی و مقایسه با روش‌های موجود پرداخته و در نهایت نتیجه‌گیری در بخش ۵، ارائه می‌شود.

به‌نحوی که $J_0(\cdot)$ تابع بسل مرتبه اول می‌باشد. T دوره نماد و f_D فرکانس داپلر ناشی از جابه‌جایی نسبی بین گیرنده و فرستنده می‌باشد.

با وارد کردن معادله (۴) در معادله خودهمبستگی (۹) برای زمان های $n = \{1, 2\}$ داریم:

$$\begin{aligned} \xi^2 a_i + \sigma_v^2 &= a_i \\ \xi &= J_0(2\pi f_D T) \end{aligned} \quad (10)$$

بنابراین مقادیر σ_v^2 , ξ با استفاده از روابط بالا محاسبه می‌شوند. به‌طورمثال اگر نرخ محو شدگی مطلوب $f_D T = 0.01$ باشد، داریم: $\xi = 0.999$.

در این مدل خطی کانال، سیگنال دریافتی در زمان n به فرم زیر محاسبه می‌شود:

$$y_n = \sum_{i=0}^M c_n^i b_{n-i} + \omega_n \quad (11)$$

در این معادله ω_n نویز جمعی گوسی مختلط با میانگین صفر و واریانس β می‌باشد. بنابراین در حالت برداری داریم:

$$y_n = \mathbf{d}_n^T \mathbf{c}_n + \omega_n \quad (12)$$

به‌طوری که $\mathbf{d}_n = [b_n, b_{n-1}, \dots, b_{n-M}]^T$ می‌باشد. در نهایت سیستم مخابراتی توسط مدل خطی فضا، حالت مدل می‌شود:

$$\begin{aligned} \mathbf{c}_n &= \mathbf{F} \mathbf{c}_{n-1} + \mathbf{v}_n \\ y_n &= \mathbf{d}_n^T \mathbf{c}_n + \omega_n \end{aligned} \quad (13)$$

با استخراج این مدل، امکان استفاده از فیلتر کالمن به‌عنوان روش بهینه و همچنین الگوریتم RLS جهت برآورد کانال فراهم می‌شود. جهت مطالعه بیشتر این روش‌ها به مرجع [۲۲] فصل اول مراجعه شود.

۲-۲-۲ مدل سوئیچینگ فضا حالت

کانال غیرخطی در نظر گرفته‌شده در این مقاله شامل دو کانال خطی بوده به‌نحوی که داده‌های ارسالی روی این دو کانال منتقل شده و با توجه به جابه‌جایی گیرنده بین این دو کانال خطی، حالت سوئیچ کانال از بین این دو کانال خطی انتخاب شده و بر اساس آن داده‌های دریافتی مشخص می‌شوند، لذا از دید گیرنده کانال غیرخطی بوده و برای آشکارسازی داده‌های ارسالی، وضعیت سیستم مخابراتی با استفاده از مدل سوئیچینگ فضا و حالت (SSSM) [۷] مدل می‌شود. با استفاده از مدل AR مرتبه اول، داریم:

$$c_n^i(m) = \xi(m) c_{n-1}^i(m) + v_n^i(m) \quad i=0, \dots, M \quad m \in \{1, 2\} \quad (14)$$

از یکی از این دو مدل خطی بر اساس مدل مخفی مارکف اتخاذ و خروجی محاسبه می‌شود.

۲-۱-۲ مدل خطی فضا حالت

به‌منظور تبیین هرچه بهتر مدل غیرخطی کانال که در این مقاله مدنظر می‌باشد، ابتدا مدل خطی را توضیح داده و سپس به بیان مدل غیرخطی کانال می‌پردازیم. در این حالت، که یک حالت خاص از مدل سوئیچینگ فضا، حالت می‌باشد، گیرنده در تمام طول مدت زمان دریافت داده‌های ارسالی، روی یک کانال خطی جابه‌جا شده و هیچ‌گونه سوئیچی بین دو کانال خطی ندارد.

با توجه به فرآیند محوشدگی که توسط فرآیند گوسی مختلط مدل می‌شود، مدل مناسب جهت ردیابی کانال متغیر با زمان، مدل Autoregressive یا به عبارت ساده‌تر مدل AR می‌باشد. این مدل به‌منظور پیاده‌سازی به‌صورت مدل فضا، حالت زمان مجزا به‌کارگرفته می‌شود. نتایج تئوری اطلاعات نشان می‌دهد که مدل AR مرتبه اول یک مدل مناسب برای مدل کردن کانال می‌باشد [۱۹]. مدل های AR با مرتبه بالا برای ردیابی مناسب‌تر از کانال به مرتبه بالاتر از ۱۰۰ نیازمند می‌باشند که برای پیاده‌سازی مناسب نمی‌باشند [۲۰]. با استفاده از مدل AR مرتبه اول که یک مدل مارکف است، داریم:

$$c_n^i = \xi c_{n-1}^i + v_n^{(i)} \quad i=0, \dots, M \quad (4)$$

در اینجا ξ یک ضریب AR ثابت و $v_n^{(i)} \sim N_c(0, \sigma_v^2)$ نویز مختلط مدل می‌باشد. بنابراین مدل حالت کانال در زمان n عبارت است از:

$$\mathbf{c}_n = \mathbf{F} \mathbf{c}_{n-1} + \mathbf{v}_n \quad (5)$$

به‌طوری که بردار حالت کانال:

$$\mathbf{c}_n = [c_n^0, c_n^1, \dots, c_n^M]^T \quad (6)$$

ماتریس انتقال حالت:

$$\mathbf{F} = \xi \mathbf{I}_{M+1}$$

و بردار نویز فرآیند

$$\mathbf{v}_n = [v_n^0, \dots, v_n^M]^T \quad (8)$$

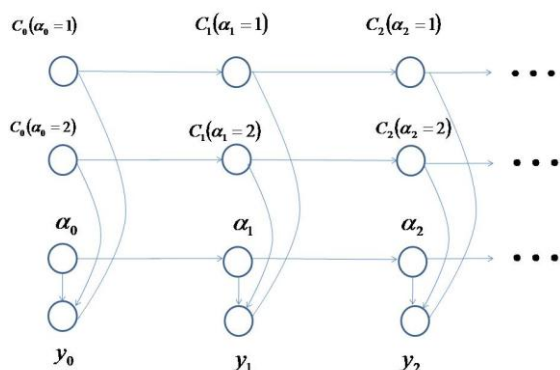
با ماتریس کواریانس $\mathbf{Q} = \sigma_v^2 \mathbf{I}_{M+1}$ می‌باشد.

به‌منظور مشخص کردن پارامترهای معادله (۴) با استفاده از تابع خودهمبستگی فرآیند محوشدگی کانال داریم [۲۱]:

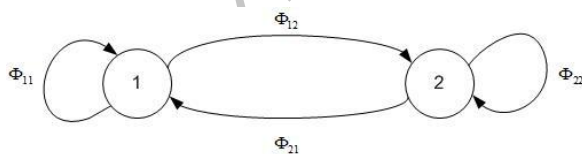
$$E[c_n^i c_{n-k}^{i*}] = a_i J_0(2\pi k f_D T), \quad i=0, \dots, M \quad (9)$$

متغیر $\mathbf{c}_n^{(\alpha_n=m)}$ اتخاذ شده و بر اساس آن سیگنال دریافتی y_n با استفاده از معادله (۲۰) مشخص می‌شود. نحوه انتخاب متغیر سوئیچ α_n بر اساس مدل مخفی مارکف در شکل (۲) نمایش داده شده است. در این شکل، احتمال انتقال از حالت سوئیچ ۱ به خودش و حالت سوئیچ ۲ به ترتیب با Φ_{11}, Φ_{12} و احتمال انتقال از حالت سوئیچ ۲ به خودش و حالت سوئیچ ۱ به ترتیب با Φ_{21}, Φ_{22} نمایش داده شده است.

اگر احتمال انتقال از حالت سوئیچ ۱ به حالت سوئیچ ۲ و بالعکس برابر با صفر باشد ($\Phi_{12} = \Phi_{21} = 0$) در این صورت مدل غیرخطی کانال به مدل خطی تبدیل شده و در این حالت روش‌های موجود آشکارسازی به شرط معین بودن حالت سوئیچ ابتدائی کانال (α_0)، همان‌طور که در قسمت شبیه‌سازی نشان داده می‌شود، قادر به آشکارسازی داده‌ها می‌باشند.



شکل (۱). مدل سوئیچینگ فضا و حالت



شکل (۲). مدل مخفی مارکف برای انتخاب حالت سوئیچ α_n بر اساس متغیر سوئیچ $m \in \{1, 2\}$

۳- روش پیشنهادی بر اساس رهیافت EM به منظور تخمین داده‌های گسسته

در این بخش مسئله برآورد درست‌نمایی بیشینه (ML) دنباله $\theta_N = (\mathbf{d}_{0:N}, \alpha_{0:N})$ با توجه به داده‌های دریافتی $y_{0:N}$ بررسی و روش پیشنهادی ارائه می‌گردد. به منظور برآورد

در اینجا $\xi(m)$ برابر با یک ضریب AR ثابت در حالت سوئیچ m و $(N_c, \sigma_v^2(m))$ نویز مختلط مدل در حالت سوئیچ m می‌باشد. بنابراین مدل حالت کانال در زمان n عبارت است از:

$$\mathbf{c}_n^{(m)} = \mathbf{F}(m)\mathbf{c}_{n-1}^{(m)} + \mathbf{v}_n(m) \quad (15)$$

به نحوی که:

بردار حالت کانال در حالت سوئیچ m :

$$\mathbf{c}_n^{(m)} = [c_n^0(m), c_n^1(m), \dots, c_n^M(m)]^T \quad (16)$$

ماتریس انتقال حالت در حالت سوئیچ m :

$$\mathbf{F}(m) = \xi(m)\mathbf{I}_{M+1} \quad (17)$$

و بردار نویز فرآیند در حالت سوئیچ m :

$$\mathbf{v}_n(m) = [v_n^0(m), \dots, v_n^M(m)]^T \quad (18)$$

با ماتریس کواریانس $\mathbf{Q}(m) = \sigma_v^2(m)\mathbf{I}_{M+1}$ می‌باشد.

سیگنال دریافتی در زمان n در این مدل غیرخطی به فرم زیر محاسبه می‌شود:

$$y_n = \sum_{i=0}^M \mathbf{c}_n^i(\alpha_n = m) b_{n-i} + \omega_n \quad (19)$$

ω_n نویز جمعی گوسی مختلط با میانگین صفر و واریانس β و α_n متغیر سوئیچ کانال در زمان n و m برابر با حالت سوئیچ $m \in \{1, 2\}$ می‌باشد. بنابراین معادله (۱۹) به صورت برداری عبارت است از:

$$y_n = \mathbf{d}_n^T \mathbf{c}_n^{(\alpha_n=m)} + \omega_n \quad (20)$$

در این معادله $\mathbf{d}_n = [b_n, b_{n-1}, \dots, b_{n-M}]^T$ می‌باشد. در نهایت سیستم مخابراتی توسط مدل سوئیچینگ فضا، حالت به صورت زیر مشخص می‌شود:

$$\begin{aligned} \mathbf{c}_n^{(1)} &= \mathbf{F}(1)\mathbf{c}_{n-1}^{(1)} + \mathbf{v}_n(1) \\ \mathbf{c}_n^{(2)} &= \mathbf{F}(2)\mathbf{c}_{n-1}^{(2)} + \mathbf{v}_n(2) \end{aligned} \quad (21)$$

$$y_n = \mathbf{d}_n^T \mathbf{c}_n^{(\alpha_n=m)} + \omega_n \quad m \in \{1, 2\}$$

مدل گرافیکی برای ارائه مدل سوئیچینگ فضا، حالت و مدل مخفی مارکف جهت انتخاب متغیر سوئیچ α_n به ترتیب در شکل‌های (۱) و (۲) نمایش داده شده است. در شکل (۱) دو کانال خطی به صورت دو مدل خطی حالت در نظر گرفته شده است که در هر زمان n با توجه متغیر سوئیچ α_n ، کانال مربوط به آن

$$L(\theta_N) - L(\theta'_N) \geq \int p(\mathbf{c}_{0:N}^{(1)}, \mathbf{c}_{0:N}^{(2)} | y_{0:N}, \theta'_N) \ln \frac{p(y_{0:N} | \mathbf{c}_{0:N}^{(1)}, \mathbf{c}_{0:N}^{(2)}, \theta_N) p(\mathbf{c}_{0:N}^{(1)}, \mathbf{c}_{0:N}^{(2)} | \theta_N)}{p(\mathbf{c}_{0:N}^{(1)}, \mathbf{c}_{0:N}^{(2)} | y_{0:N}, \theta'_N) p(y_{0:N} | \theta'_N)} d\mathbf{c}_{0:N}^{(1)} d\mathbf{c}_{0:N}^{(2)} = \Delta(\theta_N | \theta'_N) \quad (27)$$

بنابراین:

$$L(\theta_N) \geq L(\theta'_N) + \Delta(\theta_N | \theta'_N) \quad (28)$$

اگر فرض کنیم $I(\theta_N | \theta'_N) = L(\theta'_N) + \Delta(\theta_N | \theta'_N)$ در نتیجه داریم:

$$L(\theta_N) \geq I(\theta_N | \theta'_N) \quad (29)$$

با توجه به این که هدف انتخاب θ_N به‌نحوی است که

$I(\theta_N | \theta'_N)$ بیشینه شود، بدین منظور باید مقدار $I(\theta_N | \theta'_N)$ بیشینه شود. بنابراین:

$$\theta_N'' = \arg \max_{\theta_N} \{I(\theta_N | \theta'_N)\} \quad (30)$$

اگر مقادیری که نسبت به θ_N ثابت هستند را حذف کنیم، داریم:

$$\theta_N'' = \arg \max_{\theta_N} \left\{ \int p(\mathbf{c}_{0:N}^{(1)}, \mathbf{c}_{0:N}^{(2)} | y_{0:N}, \theta'_N) \ln p(y_{0:N} | \mathbf{c}_{0:N}^{(1)}, \mathbf{c}_{0:N}^{(2)}, \theta_N) d\mathbf{c}_{0:N}^{(1)} d\mathbf{c}_{0:N}^{(2)} \right\} = \arg \max_{\theta_N} \{E_{c^{(1)}, c^{(2)} | y, \theta'} \{\ln p(y_{0:N}, \mathbf{c}_{0:N}^{(1)}, \mathbf{c}_{0:N}^{(2)} | \theta_N)\}\} \quad (31)$$

در معادله (۳۱) مراحل امید ریاضی و بیشینه‌سازی الگوریتم EM ظاهر شده است. بنابراین الگوریتم EM شامل دو قسمت تکرار شونده زیر می باشد:

مرحله امید ریاضی یا مرحله E: مشخص کردن مقدار امید ریاضی $E_{c^{(1)}, c^{(2)} | y, \theta'} \{\ln p(y_{0:N}, \mathbf{c}_{0:N}^{(1)}, \mathbf{c}_{0:N}^{(2)} | \theta_N)\}$ با استفاده از روش Forward-Backwad در روش پیشنهادی **مرحله بیشینه‌سازی یا مرحله M:** بیشینه کردن مقدار امید ریاضی مرحله قبل نسبت به θ_N که در روش پیشنهادی از الگوریتم ویتربی برای این منظور استفاده شده است.

$\theta_N = (\mathbf{d}_{0:N}, \alpha_{0:N})$ با استفاده از معیار ML، تابع لگاریتم احتمال زیر را در نظر می‌گیریم:

$$L(\theta_N) = \ln p(y_{0:N} | \theta_N) \quad (23)$$

چون تابع $\ln(x)$ یک تابع اکیداً افزایشی است، مقدار θ_N که عبارت $p(y_{0:N} | \theta_N)$ را بیشینه می‌نماید، مقدار $L(\theta_N)$ را نیز بیشینه خواهد کرد. به منظور بیشینه کردن $L(\theta_N)$ با توجه به نامعلوم بودن کانال، الگوریتم EM به‌عنوان یک روش تکرار شونده مرسوم جهت رسیدن به معیار ML به‌کار گرفته می‌شود.

فرض کنید که برآورد فعلی برای θ_N توسط $\theta'_N = (\mathbf{d}'_{0:N}, \alpha'_{0:N})$ داده شده است. به منظور بیشینه کردن $L(\theta_N)$ برآورد جدید θ_N باید به‌نحوی محاسبه شود که $L(\theta_N) > L(\theta'_N)$. به عبارت دیگر باید اختلاف زیر بیشینه شود:

$$L(\theta_N) - L(\theta'_N) = \ln p(y_{0:N} | \theta_N) - \ln p(y_{0:N} | \theta'_N) \quad (23)$$

با در نظر گرفتن مقادیر نامعلوم وضعیت کانال $\mathbf{c}_{0:N}^{(1)}, \mathbf{c}_{0:N}^{(2)}$ به‌عنوان مقادیر مخفی در الگوریتم EM، مقدار تابع احتمال کلی $p(y_{0:N} | \theta_N)$ به‌صورت زیر مشخص می‌شود:

$$p(y_{0:N} | \theta_N) = \int p(y_{0:N} | \mathbf{c}_{0:N}^{(1)}, \mathbf{c}_{0:N}^{(2)}, \theta_N) \times p(\mathbf{c}_{0:N}^{(1)}, \mathbf{c}_{0:N}^{(2)} | \theta_N) d\mathbf{c}_{0:N}^{(1)} d\mathbf{c}_{0:N}^{(2)} \quad (24)$$

بنابراین داریم:

$$L(\theta_N) - L(\theta'_N) = \ln \int p(y_{0:N} | \mathbf{c}_{0:N}^{(1)}, \mathbf{c}_{0:N}^{(2)}, \theta_N) \times p(\mathbf{c}_{0:N}^{(1)}, \mathbf{c}_{0:N}^{(2)} | \theta_N) d\mathbf{c}_{0:N}^{(1)} d\mathbf{c}_{0:N}^{(2)} - \ln p(y_{0:N} | \theta'_N) \quad (25)$$

با در نظر گرفتن مقدار ثابت $p(\mathbf{c}_{0:N}^{(1)}, \mathbf{c}_{0:N}^{(2)} | y_{0:N}, \theta'_N)$ در این معادله داریم:

$$L(\theta_N) - L(\theta'_N) = \ln \int p(y_{0:N} | \mathbf{c}_{0:N}^{(1)}, \mathbf{c}_{0:N}^{(2)}, \theta_N) p(\mathbf{c}_{0:N}^{(1)}, \mathbf{c}_{0:N}^{(2)} | \theta'_N) \frac{p(\mathbf{c}_{0:N}^{(1)}, \mathbf{c}_{0:N}^{(2)} | y_{0:N}, \theta'_N)}{p(\mathbf{c}_{0:N}^{(1)}, \mathbf{c}_{0:N}^{(2)} | y_{0:N}, \theta'_N)} d\mathbf{c}_{0:N}^{(1)} d\mathbf{c}_{0:N}^{(2)} - \ln p(y_{0:N} | \theta'_N) \quad (26)$$

با استفاده از نامساوی ینسن (Jensen's inequality) به‌عنوان معیار حد پائین معمول داریم:

۳-۱- مرحله امید ریاضی

با توجه به خواص مارکف و استقلال متغیرها داریم:

$$E_{c^{(1)}, c^{(2)}|y, \theta'} \{ \ln p(y_{0:N}, c_{0:N}^{(1)}, c_{0:N}^{(2)} | \theta_N) \} = \int p(c_{0:N}^{(1)}, c_{0:N}^{(2)} | y_{0:N}, \theta'_N) \ln p(y_{0:N}, c_{0:N}^{(1)}, c_{0:N}^{(2)} | \theta_N) d c_{0:N}^{(1)} d c_{0:N}^{(2)} = \int p(c_{0:N}^{(1)}, c_{0:N}^{(2)} | y_{0:N}, \theta'_N) \ln p(y_{0:N} | c_{0:N}^{(1)}, c_{0:N}^{(2)}, \theta_N) d c_{0:N}^{(1)} d c_{0:N}^{(2)} + \int p(c_{0:N}^{(1)}, c_{0:N}^{(2)} | y_{0:N}, \theta'_N) \ln p(c_{0:N}^{(1)}, c_{0:N}^{(2)} | \theta_N) d c_{0:N}^{(1)} d c_{0:N}^{(2)} = E_{c^{(1)}, c^{(2)}|y, \theta'} [\ln p(y_{0:N} | c_{0:N}^{(1)}, c_{0:N}^{(2)}, \theta_N)] + E_{c^{(1)}, c^{(2)}|y, \theta'} [\ln p(c_{0:N}^{(1)}, c_{0:N}^{(2)} | \theta_N)] \quad (32)$$

اگر فرض کنیم:

$$J(n, \mathbf{d}_n, \alpha_n) = E_n [\log(y_n | c_n^{(\alpha_n)}, \mathbf{d}_n)] \quad (33)$$

$$H_1(n) = E_n [\ln p(c_n^{(1)} | c_{n-1}^{(1)})]$$

$$H_2(n) = E_n [\ln p(c_n^{(2)} | c_{n-1}^{(2)})]$$

به نحوی که $E_n[\cdot]$ برای $n = 1:N$ امید ریاضی نسبت به چگالی

$$p_n(\mathbf{t}', \mathbf{t}, \mathbf{x}', \mathbf{x}) = p(c_{n-1}^{(1)} = \mathbf{t}', c_{n-1}^{(2)} = \mathbf{t}, c_{n-1}^{(1)} = \mathbf{x}', c_{n-1}^{(2)} = \mathbf{x} | y_{0:N}, \theta'_N) \quad n = 1:N \quad (34)$$

و برای $n = 0$ امید ریاضی نسبت به چگالی

$$p_n(\mathbf{t}, \mathbf{x}) = p(c_n^{(1)} = \mathbf{t}, c_n^{(2)} = \mathbf{x} | y_{0:N}, \theta'_N) \quad n = 0 \quad (35)$$

می باشد، بنابراین داریم:

$$E_{c^{(1)}, c^{(2)}|y, \theta'} \{ \ln p(y_{0:N}, c_{0:N}^{(1)}, c_{0:N}^{(2)} | \theta_N) \} = \sum_{n=0}^N J(n, \mathbf{d}_n, \alpha_n) + \sum_{n=1}^N H_1(n) + \sum_{n=1}^N H_2(n) + E_0 [\ln p(c_0^{(1)})] + E_0 [\ln p(c_0^{(2)})] \quad (36)$$

باتوجه به این که در مرحله پیشینه سازی، این عبارت امید ریاضی نسبت به $\theta_N = (\mathbf{d}_{0:N}, \alpha_{0:N})$ بیشینه می شود لذا تنها عباراتی که شامل θ_N هستند، در نظر گرفته می شوند، بنابراین داریم:

$$E_{c^{(1)}, c^{(2)}|y, \theta'} \{ \ln p(y_{0:N}, c_{0:N}^{(1)}, c_{0:N}^{(2)} | \theta_N) \} = \sum_{n=0}^N J(n, \mathbf{d}_n, \alpha_n) + \text{Const.} \quad (37)$$

عبارت Const. مقادیری می باشد که نسبت به θ_N ثابت هستند. بنابراین طبق معادله بالا کافی است مقادیر $J(n, \mathbf{d}_n, \alpha_n)$ محاسبه گردد. بدین منظور ابتدا مقادیر چگالی های $p_0(\mathbf{t}, \mathbf{x})$ و $p_n(\mathbf{t}', \mathbf{t}, \mathbf{x}', \mathbf{x})$ با توجه به خواص مارکف و توزیع گوسی متغیرها با استفاده از روش Forward-Backwad محاسبه-گردیده و سپس مقادیر $J(n, \mathbf{d}_n, \alpha_n)$ به دست می آید.

۳-۱-۱- محاسبه مقادیر چگالی های $p_0(\mathbf{t}, \mathbf{x})$ با استفاده از روش Forward-Backwad

با توجه به تعریف برای $n = 1:N$ داریم:

$$p_n(\mathbf{t}', \mathbf{t}, \mathbf{x}', \mathbf{x}) = p(c_{n-1}^{(1)} = \mathbf{t}', c_{n-1}^{(2)} = \mathbf{t}, c_{n-1}^{(1)} = \mathbf{x}', c_{n-1}^{(2)} = \mathbf{x} | y_{0:N}, \theta'_N) = \int \frac{p(c_{0:N}^{(1)}, c_{0:N}^{(2)}, y_{0:N} | \theta'_N)}{p(y_{0:N} | \theta'_N)} d c_{0:n-2}^{(1)} d c_{0:n-2}^{(2)} d c_{n+1:N}^{(1)} d c_{n+1:N}^{(2)} \quad (38)$$

با در نظر گرفتن تساوی زیر:

$$p(c_{0:N}^{(1)}, c_{0:N}^{(2)}, y_{0:N} | \theta'_N) = p(y_{0:N} | c_{0:N}^{(1)}, c_{0:N}^{(2)}, \theta'_N) \times p(c_{0:N}^{(1)}, c_{0:N}^{(2)} | \theta'_N) = p(y_{0:n} | c_{0:n}^{(1)}, c_{0:n}^{(2)}, \theta'_N) p(c_{0:n}^{(1)}, c_{0:n}^{(2)} | \theta'_N) \times p(y_{n+1:N} | c_{n+1:N}^{(1)}, c_{n+1:N}^{(2)}, \theta'_N) \times p(c_{n+1:N}^{(1)}, c_{n+1:N}^{(2)} | c_n^{(1)}, c_n^{(2)}, \theta'_N) \quad (39)$$

و همچنین با در نظر گرفتن خواص استقلال و مارکف متغیرها برای $n = 1:N$ داریم:

$$p_n(\mathbf{t}', \mathbf{t}, \mathbf{x}', \mathbf{x}) = \frac{\Lambda_n^{(a)}(\mathbf{t}', \mathbf{t}, \mathbf{x}', \mathbf{x}) \Lambda_n^{(b)}(\mathbf{t}, \mathbf{x})}{p(y_{0:N} | \theta'_N)} \quad (40)$$

به طوری که:

$$\Lambda_n^{(a)}(\mathbf{t}', \mathbf{t}, \mathbf{x}', \mathbf{x}) = \int_{c_{n-2}^{(1)}} p(y_{0:n} | c_{0:n-2}^{(1)}, c_{0:n-2}^{(2)}, c_{n-1}^{(1)} = \mathbf{t}', c_{n-1}^{(2)} = \mathbf{t}, c_{n-1}^{(1)} = \mathbf{x}', c_{n-1}^{(2)} = \mathbf{x}, \theta'_N) p(c_{0:n-2}^{(1)}, c_{0:n-2}^{(2)} | c_{n-1}^{(1)} = \mathbf{t}', c_{n-1}^{(2)} = \mathbf{t}, c_{n-1}^{(1)} = \mathbf{x}', c_{n-1}^{(2)} = \mathbf{x} | \theta'_N) d c_{0:n-2}^{(1)} d c_{0:n-2}^{(2)} \quad (41)$$

و

$$\Lambda_n^{(b)}(\mathbf{t}, \mathbf{x}) = \int_{c_{n+1:N}} p(y_{n+1:N} | c_{n+1:N}^{(1)}, c_{n+1:N}^{(2)}, \theta'_N) p(c_{n+1:N}^{(1)} | c_n^{(1)} = \mathbf{t}, \theta'_N) p(c_{n+1:N}^{(2)} | c_n^{(2)} = \mathbf{x}, \theta'_N) d c_{n+1:N}^{(1)} d c_{n+1:N}^{(2)} \quad (42)$$

برای $n = 0$ داریم:

$$p_0(\mathbf{t}, \mathbf{x}) = p(c_0^{(1)} = \mathbf{t}, c_0^{(2)} = \mathbf{x} | y_{0:N}, \theta'_N) = \int \frac{p(c_{0:N}^{(1)}, c_{0:N}^{(2)}, y_{0:N} | \theta'_N)}{p(y_{0:N} | \theta'_N)} d c_{1:N}^{(1)} d c_{1:N}^{(2)} \quad (43)$$

می‌گردد. بدین منظور نرخ خطای بیت طرح پیشنهادشده با نرخ خطای بیت الگوریتم ویتربی با داشتن اطلاعات کامل از حالت کانال و همچنین نرخ خطای بیت سایر روش‌های متداول آشکارسازی، مقایسه می‌شود. کانال در نظر گرفته شده در شبیه‌سازی، یک کانال بی‌سیم با محوشدگی رایلی با حافظه ۲ می‌باشد. این کانال با استفاده از روش پیشنهاد شده در مرجع [۱۸] شبیه سازی شده است. انحراف معیار سه فرآیند مختلط نتیجه‌شده (عناصر پاسخ ضربه کانال) $[c_n^0(m), c_n^1(m), c_n^2(m)]$ به صورت $(0.407, 0.815, 0.407)$ تنظیم شده است. حالت ابتدایی بردار کانال در دو حالت سوئیچ کانال $c_0^{(2)} = [c_0^0(2), c_0^1(2), c_0^2(2)]^T$ و $c_0^{(1)} = [c_0^0(1), c_0^1(1), c_0^2(1)]^T$ استفاده از داده‌های آموزش در گیرنده معلوم در نظر گرفته می‌شود. طول بلوک داده‌های منتقل شده $N=100$ بیت و حالت سوئیچ ابتدایی $\alpha_0 = m$ به نحوی که $m \in \{1, 2\}$ با احتمال مساوی انتخاب شده $(p(\alpha_0 = 1) = p(\alpha_0 = 2) = 0.5)$ و احتمال انتقال از هر کدام از حالت های سوئیچ طبق فرآیند مارکف نشان داده شده در شکل (۲) در نظر گرفته می‌شود. برای مقدار دهی اولیه الگوریتم EM، مقادیر اولیه $(\mathbf{d}'_{0:N}, \alpha'_{0:N})$ باید مشخص شوند. بدین منظور $\alpha'_{0:N} = \mathbf{1}_N$ (یعنی یک بردار با طول N با اعضای مساوی با ۱) و دنباله $\mathbf{d}'_{0:N}$ برابر با $\mathbf{1}_{0:N}$ در ابتدا در نظر گرفته می‌شود.

اگر احتمال انتقال از حالت سوئیچ ۱ به حالت سوئیچ ۲ و بالعکس برابر با صفر باشد $(\Phi_{12} = \Phi_{21} = 0)$ در این صورت مدل غیرخطی کانال به مدل خطی تبدیل می‌شود. نتایج مربوط به شبیه سازی این حالت در شکل‌های (۳) و (۴) آمده است. همان‌طور که در شکل (۳) نشان داده شده است با فرض معلوم بودن حالت سوئیچ ابتدایی کانال (α_0) ، روش‌های متداول آشکارسازی همچون روش PSP fixed step size [۷] و Viterbi+Kalman Filter [۸] عملکرد بهتری از روش پیشنهاد شده دارند و این به علت تبدیل کانال غیرخطی به کانال خطی در شرایط مفروض می‌باشد. البته اگر حالت سوئیچ ابتدایی کانال (α_0) برای این روش‌ها نامعلوم باشد (برای روش پیشنهادشده نیازی به معلوم بودن حالت سوئیچ ابتدایی کانال نمی‌باشد)، همان‌طور که در شکل (۴) مشاهده می‌شود روش‌های متداول آشکارسازی همچون روش PSP fixed step size [۷] و Viterbi+Kalman Filter [۸] Adaptive PSP [۷] قادر به

بنابراین، با در نظر گرفتن تساوی معادله (۳۹) و خواص استقلال معادله (۲۳) و مارکف متغیرها داریم:

$$p_0(\mathbf{t}, \mathbf{x}) = \frac{\Lambda_0^{(a)}(\mathbf{t}, \mathbf{x}) \Lambda_0^{(b)}(\mathbf{t}, \mathbf{x})}{p(y_{0:N} | \theta'_N)} \quad (44)$$

به طوری که:

$$\Lambda_0^{(a)}(\mathbf{t}, \mathbf{x}) = p(y_0 | \mathbf{c}_0^{(1)} = \mathbf{t}, \mathbf{c}_0^{(2)} = \mathbf{x}, \theta'_N) \quad (45)$$

$$p(\mathbf{c}_0^{(1)} = \mathbf{t}, \mathbf{c}_0^{(2)} = \mathbf{x} | \theta'_N)$$

$$\Lambda_0^{(b)}(\mathbf{t}, \mathbf{x}) = \int_{C^N} p(y_{1:N} | \mathbf{c}_{1:N}^{(1)}, \mathbf{c}_{1:N}^{(2)}, \theta'_N) p(\mathbf{c}_{1:N}^{(1)} | \mathbf{c}_0^{(1)} = \mathbf{t}, \theta'_N) p(\mathbf{c}_{1:N}^{(2)} | \mathbf{c}_0^{(2)} = \mathbf{x}, \theta'_N) d\mathbf{c}_{1:N}^{(1)} d\mathbf{c}_{1:N}^{(2)} \quad (46)$$

باتوجه به خواص نرمال توابع چگالی و خاصیت مارکف، مقادیر $\Lambda_n^{(b)}(\mathbf{t}, \mathbf{x})$ و $\Lambda_n^{(a)}(\mathbf{t}', \mathbf{t}, \mathbf{x}, \mathbf{x})$ ، $\Lambda_0^{(a)}(\mathbf{t}, \mathbf{x})$ بازگشتی و با استفاده از روش Forward-Backward محاسبه می‌گردند. نحوه محاسبه این مقادیر در مرجع [۲۲] فصل ۴ و ضمیمه E آن آمده است.

۳-۱-۲- محاسبه مقادیر $J(n, \mathbf{d}_n, \alpha_n)$

طبق تعریف داریم، $J(n, \mathbf{d}_n, \alpha_n) = E_n[\log(y_n | \mathbf{c}_n^{(\alpha_n)}, \mathbf{d}_n)]$ ، بنابراین با استفاده از نتایج حاصل در مرجع [۲۲] فصل ۴ و ضمیمه E مقادیر $J(n, \mathbf{d}_n, \alpha_n)$ به صورت زیر محاسبه می‌شوند.

$$J(n, \mathbf{d}_n, \alpha_n) = E_n[\ln p(y_n | \mathbf{c}_n^{(\alpha_n)}, \mathbf{d}_n)]$$

$$= -\ln[\pi\beta] - E_n \left[y_n - \mathbf{d}_n^T \mathbf{c}_n^{(\alpha_n)} \right] \beta^{-1} y_n - \mathbf{d}_n^T \mathbf{c}_n^{(\alpha_n)} \quad (47)$$

$$= -\ln[\pi\beta] - y_n^* \beta^{-1} y_n + 2 \operatorname{Re}[y_n^* \beta^{-1} \mathbf{d}_n^T E_n[\mathbf{c}_n^{(\alpha_n)}]] - \operatorname{tr} \mathbf{d}_n^* \beta^{-1} \mathbf{d}_n^T E_n[\mathbf{c}_n^{(\alpha_n)} \mathbf{c}_n^{(\alpha_n)*}]$$

۳-۲- مرحله پیشینه‌سازی

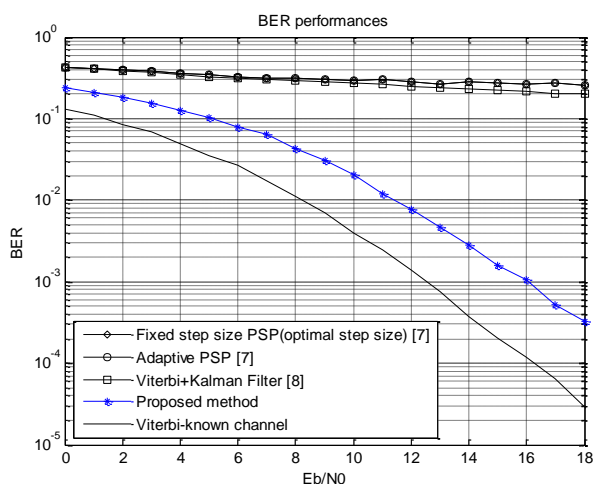
در این مرحله معادله (۳۷) نسبت به θ_N باید پیشینه شود، بنابراین با توجه به نتایج حاصله در معادله (۴۷) و جای‌گذاری در معادله (۳۷)، کافی است معادله زیر نسبت به θ_N پیشینه شود

$$I(\theta_N | \theta'_N) = \sum_{n=0}^N (2 \operatorname{Re}[y_n^* \beta^{-1} \mathbf{d}_n^T E_n[\mathbf{c}_n^{(\alpha_n)}]] - \operatorname{tr} \mathbf{d}_n^* \beta^{-1} \mathbf{d}_n^T E_n[\mathbf{c}_n^{(\alpha_n)} \mathbf{c}_n^{(\alpha_n)*}]) \quad (48)$$

به منظور پیشینه‌سازی این عبارت، از الگوریتم ویتربی در روش پیشنهادی استفاده شده است.

۴- نتایج شبیه‌سازی

در این قسمت با استفاده از شبیه‌سازی مونت کارلو، کارایی طرح پیشنهادشده با استفاده از معیار نرخ خطای بیت بررسی



شکل (۵). نرخ خطای بیت با در نظر گرفتن احتمال انتقال

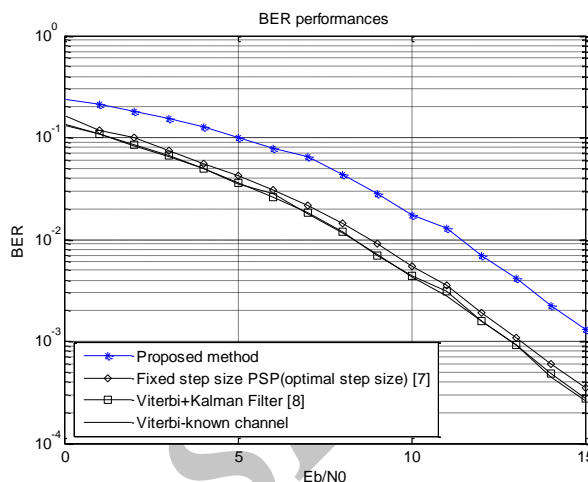
جهت سوئیچ بین $\Phi_{11} = \Phi_{22} = 0.95$ و $\Phi_{12} = \Phi_{21} = 0.05$ دو کانال با دو نرخ محوشدگی 0.0001 و 0.0003 .

نرخ خطای بیت الگوریتم ویتربی با داشتن اطلاعات کامل از حالت کانال با اختلاف تقریبی ۳ دسی بل می باشد. همچنین روش های متداول آشکارسازی همچون روش fixed step size PSP [۷] و Viterbi+Kalman Filter [۸] و Adaptive PSP [۷] قادر به آشکارسازی داده های ارسالی نمی باشند، و این امر به علت تعیین داده های دریافتی $y_{0:N}$ به صورت غیر خطی از دو کانال خطی بر اساس مقادیر سوئیچ کانال $\alpha_{0:N}$ می باشد، در حالی که برای برآورد کانال در روش های متداول نیاز به دسترسی به داده های دریافتی $y_{0:N}$ که به صورت خطی از حالات کانال حاصل شده اند، می باشد.

احتمال انتقال $\Phi_{11} = \Phi_{22} = 0.75$ و $\Phi_{12} = \Phi_{21} = 0.25$ جهت سوئیچ بین دو کانال با دو نرخ محوشدگی 0.0001 و 0.0003 در شکل (۶) در نظر گرفته شده در حالی که احتمال انتقال $\Phi_{11} = \Phi_{22} = 0.5$ و $\Phi_{12} = \Phi_{21} = 0.5$ در شکل (۷) مدنظر بوده است.

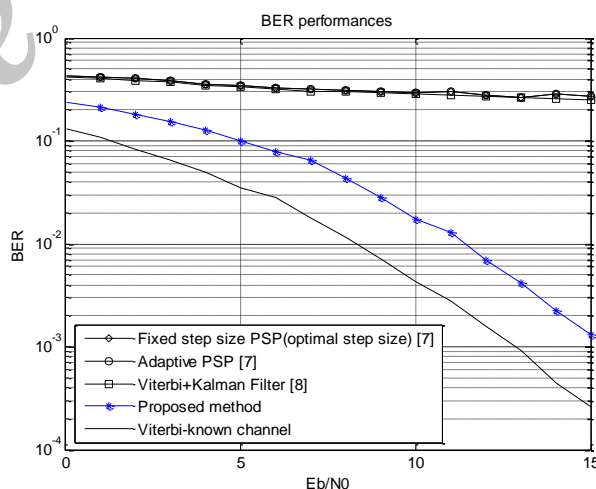
همان طور که در شکل های (۶ و ۷) نمایش داده شده است نرخ خطای بیت طرح پیشنهاد شده عملکرد مشابه در شکل (۵) را دارد که نشان می دهد زمانی که نرخ محوشدگی دو کانال خطی پایین باشد تغییر نرخ سوئیچینگ تغییری در نتایج حاصله ایجاد نمی کند. در ضمن لازم به یادآوری است همگرایی روش پیشنهاد شده که یک روش تکرار شونده است پس از ۳ بار تکرار حاصل می شود.

آشکارسازی داده های ارسالی نمی باشند، در حالی که روش پیشنهاد شده دارای نرخ خطای بیت نزدیک به الگوریتم ویتربی با اطلاعات کامل از حالت کانال می باشد.



شکل (۳). نرخ خطای بیت با در نظر گرفتن احتمال انتقال

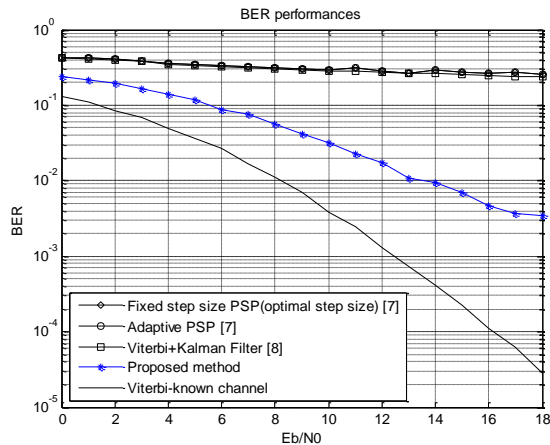
جهت سوئیچ بین دو کانال با نرخ محوشدگی یکسان 0.0001 ، به شرط معین بودن حالت سوئیچ ابتدائی کانال (α_0) برای روش های متداول آشکارسازی



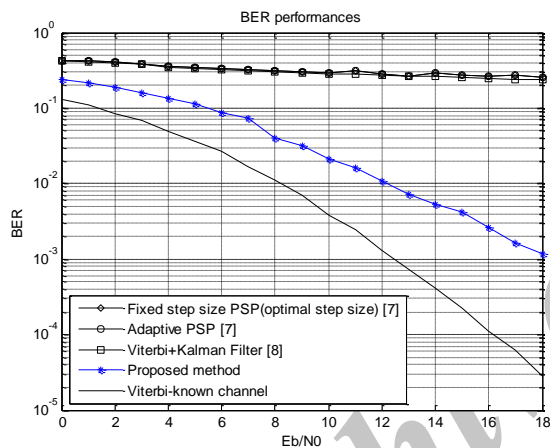
شکل (۴). نرخ خطای بیت با در نظر گرفتن احتمال انتقال

جهت سوئیچ بین دو کانال با نرخ محوشدگی یکسان 0.0001 با فرض نامعین بودن حالت سوئیچ ابتدائی کانال (α_0)

نرخ خطای بیت الگوریتم پیشنهاد شده با در نظر گرفتن احتمال انتقال $\Phi_{11} = \Phi_{22} = 0.95$ و $\Phi_{12} = \Phi_{21} = 0.05$ جهت سوئیچ بین دو کانال با دو نرخ محوشدگی 0.0001 و 0.0003 در شکل (۵) نمایش داده شده است. در این شکل نرخ خطای بیت طرح پیشنهاد شده نزدیک به



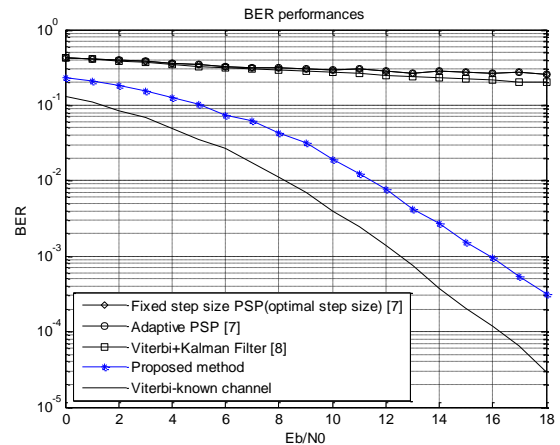
شکل (۸). نرخ خطای بیت با در نظر گرفتن احتمال انتقال کانال با دو نرخ محوشدگی 0.0001 و 0.001 و $\Phi_{11} = \Phi_{22} = 0.95$ و $\Phi_{12} = \Phi_{21} = 0.05$ جهت سوئیچ بین دو



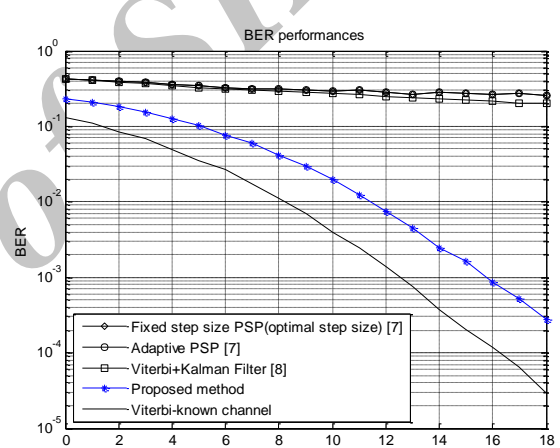
شکل (۹). نرخ خطای بیت با در نظر گرفتن احتمال انتقال کانال با دو نرخ محوشدگی 0.0001 و 0.001 و $\Phi_{11} = \Phi_{22} = 0.5$ و $\Phi_{12} = \Phi_{21} = 0.5$ جهت سوئیچ بین دو

نرخ محوشدگی پائین 0.0001 افزایش می‌یابد و بنابراین روش پیشنهادی عملکرد بهتری خواهد داشت. در همه این نمودارها همگرایی روش پیشنهاد شده پس از ۳ بار تکرار حاصل شده است.

همان‌طور که در شکل‌های ۵ تا ۹ قابل مشاهده است روش‌های متداول آشکارسازی همچون روش fixed step size PSP [۷] و Viterbi+Kalman Filter [۸] و Adaptive PSP [۷] قادر به آشکارسازی داده‌های ارسالی نمی‌باشند، درحالی‌که طرح پیشنهاد شده به‌ویژه در نرخ محوشدگی پایین دارای کارایی مناسب و نرخ خطای بیت آن نزدیک به روش ویتربی با داشتن اطلاعات کامل از حالت کانال است.



شکل (۶). نرخ خطای بیت با در نظر گرفتن احتمال انتقال کانال با دو نرخ محوشدگی 0.0003 و 0.0001 و $\Phi_{11} = \Phi_{22} = 0.75$ و $\Phi_{12} = \Phi_{21} = 0.25$ جهت سوئیچ بین دو



شکل (۷). نرخ خطای بیت با در نظر گرفتن احتمال انتقال کانال با دو نرخ محوشدگی 0.0003 و 0.0001 و $\Phi_{11} = \Phi_{22} = 0.5$ و $\Phi_{12} = \Phi_{21} = 0.5$ جهت سوئیچ بین دو

عملکرد نرخ خطای بیت روش پیشنهاد شده با افزایش نرخ محوشدگی برای یکی از کانال‌ها (نرخ محوشدگی 0.001) با احتمال انتقال $\Phi_{12} = \Phi_{21} = 0.05$ و $\Phi_{11} = \Phi_{22} = 0.95$ در شکل (۸) نمایش داده شده است، در این حالت یکی از کانال‌ها دارای نرخ محوشدگی 0.0001 و دیگری دارای نرخ محوشدگی 0.0001 می‌باشد. در شکل (۹) احتمال انتقال کانال مدنظر بوده است. با مقایسه شکل‌های (۸) و (۹) مشاهده می‌شود که نرخ خطای بیت طرح پیشنهادی با افزایش احتمال انتقال بین دو کانال کاهش می‌یابد زیرا یکی از کانال‌ها دارای نرخ محوشدگی تقریباً سریع 0.001 بوده و با افزایش احتمال انتقال از یک کانال به کانال دیگر امکان سوئیچ شدن به کانال با

۵- نتیجه گیری

مسئله آشکارسازی داده‌های منتقل شده روی کانال غیر خطی پویا در این مقاله مورد بررسی قرار گرفت. با توجه به مدل در نظر گرفته شده برای کانال که ترکیبی از مدل خطی فضا، حالت و مدل مخفی مارکف می‌باشد، استفاده از فیلتر کالمن به عنوان یک روش بهینه جهت برآورد کانال امکان پذیر نمی‌باشد. در تحقیقات انجام شده در مراجع [۹-۱۴] با استخراج مدل سوئیچینگ فضا و حالت از روش‌های مبتنی بر الگوریتم EM به منظور برآورد داده‌های مدنظر در این تحقیقات که کاربردهای غیر مخابراتی را شامل می‌شود، استفاده شده است. تا آنجایی که نویسنده این مقاله اطلاع دارد، تاکنون هیچ روشی به منظور آشکارسازی داده‌های منتقل شده روی کانال غیرخطی، که مدل سیستم مخابراتی استخراج شده آنها، مدل سوئیچینگ فضا و حالت می‌باشد، ارائه نشده است. لذا در این مقاله بر اساس الگوریتم EM، یک روش جدید به منظور آشکارسازی همزمان کانال و داده برای داده‌های منتقل شده روی کانال غیرخطی ارائه شده است. در روش پیشنهادی با توجه به خاصیت مارکف متغیرها و همچنین خاصیت نرمال بودن توابع چگالی از روش Forward-Backward به منظور محاسبه عبارت مربوط به مرحله امید ریاضی و از الگوریتم ویتربی به منظور بیشینه کردن عبارت امید ریاضی مرحله قبل استفاده شده است. از جمله کاربردهای روش پیشنهادی در جنگ الکترونیک می‌توان به انتقال تصاویر گرفته شده نظامی از سطح زمین توسط ماهواره های فضایی به یکدیگر جهت بهبود تصاویر و همچنین کنترل و هدایت ماهواره ها از ایستگاه‌های زمینی جهت ارسال تصاویر مورد نظر اشاره کرد. شبیه سازی مونت کارلو نشان می‌دهد که نرخ خطای بیت طرح پیشنهاد شده نزدیک به نرخ خطای بیت الگوریتم ویتربی با داشتن اطلاعات کامل از حالت کانال به ویژه در نرخ پایین محوشدگی کانال می‌باشد. در ضمن همان طور که در شبیه سازی ها نشان داده شده است، روش های متداول آشکارسازی همچون روش PSP fixed step size [۷] و Viterbi+Kalman Filter [۸] و Adaptive PSP [۷] قادر به آشکارسازی داده های ارسالی نمی باشند.

۶- مراجع

- [3] R. Raheli, A. Polydoros, and C. Tzou, "Per-Survivor Processing: A General Approach to MLSE in Uncertain Environments," IEEE T Commun., vol. 43, pp.354-364, 1975.
- [4] S. Haykin, "Adaptive Filter Theory," Prentice Hall, fifth edition, 2013.
- [5] P. Diniz, "Adaptive Filtering: Algorithms and Practical Implementation," Springer Science & Business Media, 2012.
- [6] R. E. Kalman, "A new approach to linear filtering and prediction problems," Trans. ASME, Journal of Basic Engineering, vol. 82, pp. 35-45, 1960.
- [7] Z. Zhu and H. Sadjadpour, "An adaptive per-survivor processing algorithm," IEEE T Commun., vol. 50, pp. 1716-1718, November 2002.
- [8] M. H. Majidi, M. Pourmir, and S. M. S. Sadough, "Kalman Filter-Based Discrete Data Estimation for Linear Dynamic Wireless Channels," Proc. 3rd International Conference on Computer and Knowledge Engineering (ICCKE 2013), pp. 380-383, Oct. 31- Nov. 1 2013.
- [9] Z. Ghahramani and G. E. Hinton, "Switching State-Space Models," Tech. Rep., King's College Road, Toronto M5S3H5, 1996.
- [10] Z. Ghahramani and G. E. Hinton, "Variational Learning for Switching State-Space Models," Neural Comput 12(4), pp. 831-864, 2000.
- [11] C. A. Popescu and Y. S. Wong, "Nested Monte Carlo EM Algorithm for Switching State-Space Models," IEEE T Knowl Data En, vol. 17, no. 12, Dec. 2005.
- [12] H. Lu, D. Zeng and H. Chen, "Prospective Infectious Disease Outbreak Detection Using Markov Switching Models." IEEE T Knowl Data En, vol. 22, no. 24, Dec. 2010.
- [13] S. Saha and G. Hendeby, "Rao-Blackwellized particle filter for Markov modulated nonlinear dynamic systems, 2014 IEEE Workshop on Statistical Signal Processing, pp. 272-275, July 2014.
- [14] J. Kalawoun, P. Pamphile, G. Celeux, K. Biletska, and M. Montaru, "Estimation of the battery state of charge: a switching Markov state-space model," EUSIPCO'2015, Nice, France, Aug. 2015.
- [15] A. P. Dempster, N. M. Laird, and D. B. Rubin, "Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm," J. R. Statist. Soc., vol. 76, pp. 341-353, 1977.
- [1] G. D. Forney, "The Viterbi algorithm," IEEE, vol. 61, pp. 268-278, 1973.
- [2] L. Bahl, J. Cocke, F. Jelinek, and J. Raviv, "Optimal Decoding of Linear Codes for minimizing symbol error rate," IEEE T Inform Theory, vol. 20, pp. 284-287, March 1974.

- [16] S. Julier and J. Uhlmann, "Unscented filtering and nonlinear estimation," *P IEEE*, vol. 92, pp.401–422, Mar.2004.
- [17] P. M. Djuric, J. H. Kotecha, J. Zhang, Y. Huang, T. Ghirmai, M. F. Bugallo and J. Miguez, "Particle filtering," *IEEE SIGNAL PROC MAG.*, vol. 20, pp. 19–38, Sept. 2003.
- [18] Y. Li and X. Huang, "The simulation of independent Rayleigh faders," *IEEE T COMMUN*, vol. 50, no. 9, pp. 1503-1514, 2002.
- [19] H. Wang and P. Chang, "On verifying the first order Markovian assumption for a Rayleigh fading channel model," *IEEE T VEH TECHNOL*, vol. 45, no. 2, pp. 353-357, May,1996.
- [20] K. E. Baddour and N. C. Beaulieu, "Autoregressive models for fading channel simulation," In *Proceedings of the IEEE Global Telecommunications Conference*, pp. 1187-1192, Nov .2001.
- [21] G. L. Stuber, *Principles of Mobile Communications*, Springer; 3rd edition, 2012.
- [22] M. H. Majidi. "Bayesian estimation of discrete signals with local dependencies," Ph.D. Thesis. Supélec, France, June 2014.

Archive

A New Method for Detection of Discrete Data Transmitted over Non-Linear Dynamic Wireless Channels

M. H. Majidi*

University of Birjand

(Received: 11/07/2015, Accepted: 06/10/2015)

ABSTRACT

In this paper, channel estimation and data detection under non linear time-varying channel are investigated. The model of non linear time varying channel that we focused on is known as switching state space model (SSSM). This model combines the hidden Markov model (HMM) and the linear state space model (LSSM). In this paper based on the EM approach, we propose a new iterative method for joint data detection and channel estimation. Monte Carlo simulations show that the bit error rate (BER) of the proposed scheme is close to BER of the Viterbi algorithm (VA) with perfect channel state information (CSI).

Keywords: Switching state space mode (SSSM), The EM approach, Joint channel and data detection, The Viterbi algorithm, Per survivor processing (PSP) Technique.