

تخمین کانال محوشدگی بر مبنای مدل اوتورگرسیو نویزی و فیلتر کالمن

شهلا علیدادی، کارشناسی ارشد^۱، علیمراد محمودی^۲، استادیار، کریم انصاری اصل^۳، استادیار

۱- دانشکده مهندسی - گروه برق - دانشگاه شهید چمران اهواز - اهواز - ایران - s-alidadi@mscstu.scu.ac.ir

۲- دانشکده مهندسی - گروه برق - دانشگاه شهید چمران اهواز - اهواز - ایران - a.mahmoudi@scu.ac.ir

۳- دانشکده مهندسی - گروه برق - دانشگاه شهید چمران اهواز - اهواز - ایران - karim.ansari@scu.ac.ir

چکیده: در این مقاله روشی جدید برای تخمین کانال محوشدگی مسطح پیشنهاد شده است. در این روش ابتدا کانال به صورت یک فرآیند اوتورگرسیو (AR) نویزی مدل سازی می گردد و با استفاده از الگوریتم ژنگ مربوط به تخمین پارامتر مدل AR نویزی، پارامترهای مدل تخمین زده می شود. سپس، با استفاده از تخمین های به دست آمده و فیلتر کالمن، کانال تخمین زده می شود. با استفاده از شبیه سازی، عملکرد الگوریتم پیشنهادی بر حسب خطای موجود در تخمین و نرخ خطای بیت در آشکارسازی مورد بررسی قرار می گیرد. نتایج حاصل از شبیه سازی برتری عملکرد روش پیشنهادی را در مقایسه با روش های پیشین نشان می دهد.

واژه های کلیدی: مدل AR نویزی، فیلتر کالمن، روش حداقل مربعات، تخمین کانال، محوشدگی.

Fading Channel Estimation Based on Noisy Autoregressive Model and Kalman Filter

Shahla Alidadi, MSc¹, Alimorad Mahmoudi, Assistant Professor², Karim Ansari-Asl, Assistant Professor³

1- Electrical Engineering Department, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran, s-alidadi@mscstu.scu.ac.ir

2- Electrical Engineering Department, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran, a.mahmoudi@scu.ac.ir

3- Electrical Engineering Department, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran, karim.ansari@scu.ac.ir

Abstract: In this paper, a new method for estimation of flat fading is proposed. First, the channel is modeled by a noisy autoregressive (AR) model and then Zheng method is used to estimate the AR model parameters. After the model is determined, the channel is estimated using Kalman filter. Using simulations the performance of the proposed method is evaluated and compared with the other existing methods in terms of estimation accuracy and bit error rate (BER). Simulation results show that the proposed method outperforms the other existing methods.

Keywords: Noisy AR model, Kalman filter, least-squares method, channel estimation, fading.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۵/۰۶/۱۲

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۵/۰۸/۱۱

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۵/۱۰/۰۶

نام نویسنده مسئول: علیمراد محمودی

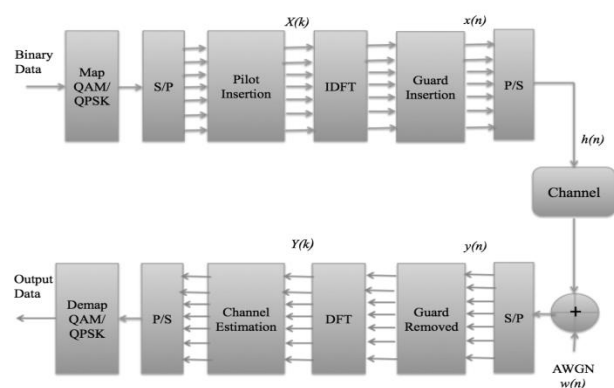
نشانی نویسنده مسئول: ایران - اهواز - میدان دانشگاه - دانشگاه شهید چمران اهواز - دانشکده مهندسی - گروه برق

۱- مقدمه

نویزی استفاده شده است. در نهایت با به کارگیری تخمین‌های دقیق در فیلتر کالمن، محوشدگی کانال با خطای کمی تخمین زده می‌شود. در ادامه، سیستم OFDM در بخش ۲ مورد بررسی قرار می‌گیرد. سپس روش پیشنهادی تخمین کانال محوشدگی بر مبنای مدل AR نویزی و فیلتر کالمن در بخش ۳ توضیح داده خواهد شد. نتایج شبیه‌سازی در بخش ۴ ارائه می‌گردد. در بخش پایانی نتیجه‌گیری مقاله بیان می‌شود.

۲- مدل‌سازی محوشدگی

سیستم OFDM معادل باند پایه شکل ۱ را در نظر بگیرید. در این سیستم، ابتدا رشته داده ورودی به بلوک‌های داده موازی تبدیل می‌شود. سپس IFFT روی هر بلوک اجرا می‌گردد. قبل از انتقال اطلاعات از طریق کانال، یک بازه محافظ به نام CP برای جلوگیری از ISI به هر بلوک اضافه شده و سپس سیگنال OFDM از طریق کانال متغیر با زمان عبور داده خواهد شد. در گیرنده نیز بعد از حذف CP، روی هر سمبل FFT اجرا می‌گردد.



شکل ۱: سیستم OFDM معادل باند پایه

بنابراین، با انتخاب مناسب CP و سنکرون‌سازی کامل حامل‌ها نمونه سیگنال دریافتی حول حامل m برای n امین سمبل OFDM را می‌توان به صورت معادله ۱ نوشت:

$$y_m(n) = h_m(n)d_m(n) + w_m(n) \quad (1)$$

در معادله فوق، $m = 1, 2, \dots, M$ ، سمبل n ام مربوط به m امین حامل OFDM، $h_m(n)$ کانال محوشدگی حامل m ام مربوط به n امین سمبل با واریانس σ_h^2 ، نویز سفید گوسی با میانگین صفر و واریانس σ_w^2 ، M تعداد کل حامل‌ها است. هر کانال محوشدگی سطح متغیر با زمان نیز به صورت یک فرآیند گوسی مختلط ایستا با میانگین صفر مدل می‌شود که خواص آماری آن به حداکثر مقدار فرکانس داپلر بستگی دارد. بر اساس مدل جیکس، چگالی طیفی توان (PSD) کانال محوشدگی متغیر با زمان رایلی به صورت U شکل می‌باشد که قله‌های آن در $\pm f_d$ است. شکل طیف توان داپلر به f_d بستگی دارد که به صورت معادله (۲) می‌باشد [۷]:

در مخابرات بی‌سیم مدولاسیون ادغام تقسیم فرکانسی متعامد (OFDM)، کانال چند مسیری فرکانس‌گزینه را به کانال‌های موازی محوشدگی سطح تبدیل می‌کند. تخمین کانال محوشدگی در گیرنده، یک چالش اساسی برای آشکارسازی همدوس سمبل‌ها است. تخمین کانال محوشدگی را می‌توان بدون نیاز به مدل‌سازی کانال به کمک الگوریتم‌های وفقی حداقل میانگین مربعات (LMS) و حداقل مربعات بازگشتی (RLS) انجام داد [۱]. در این روش‌ها از اطلاعات مربوط به کانال استفاده نمی‌شود، در نتیجه دارای عملکرد مناسبی نیستند. بنابراین، روش‌های تخمین کانال مبتنی بر مدل‌سازی AR به دلیل استخراج خواص آماری کانال و سادگی مدل مورد توجه قرار گرفت. از سوی دیگر، زمانی که یک مدل AR مرتبه p ، برای مدل‌سازی کانال محوشدگی مورد استفاده قرار می‌گیرد [۲]، فیلتر کالمن را می‌توان برای تخمین کانال به کار برد [۳]. یکی از چالش‌های تخمین با فیلتر کالمن، ناشناخته بودن واریانس نویز فرآیند و نویز اندازه‌گیری مربوط به مدل AR است. در [۴] یک روش تخمین کانال بر مبنای فیلترهای کالمن سریال، یکی برای تخمین پارامترهای AR و دیگری برای تخمین کانال پیشنهاد شده است. با این وجود پارامترهای AR تخمینی، بایاس دارند، چون به‌طور مستقیم از مشاهدات نویزی تخمین زده می‌شوند. همان‌طور که لاپاروا و همکاران او [۵] اشاره کردند، این امر سبب تخمین غیردقیق از فرآیند AR می‌شود. ساختار دیگر، دو فیلتر کالمن متقاطع مزدوج (CC-Kalman) ^۲ برای تخمین مشترک کانال محوشدگی و پارامترهای AR مربوطه می‌باشد [۶]. هنگامی که از دنباله‌های آموزشی استفاده شود، این ساختار نتایج قابل توجهی در زمینه تخمین کانال به دنبال دارد. این ساختار در [۹] و [۱۰] نیز به کار گرفته شد.

در مخابرات بی‌سیم، از مدل آماری جیکس (Jakes) برای مدل‌سازی کانال محوشدگی رایلی تخت استفاده می‌شود. در این مدل، تابع خودهمبستگی کانال با نرخ داپلر تغییر می‌کند. با استفاده از مقادیر خودهمبستگی کانال و معادلات یول واکر (Yule-Walker) یک مدل اوتورگرسیو بر کانال برازش می‌شود.

در روش پیشنهادی برای تخمین پارامترهای مدل AR، تابع خودهمبستگی (ACF) کانال محوشدگی را با توجه به مدل جیکس [۷]، از روی مشاهدات نویزی، با فرآیند AR نویزی مدل نموده و سپس به منظور حذف بایاس، از روش ILSD استفاده می‌گردد [۸]. با شبیه‌سازی نشان داده خواهد شد که تخمین دقیق واریانس نویز محرک فرآیند، واریانس نویز گیرنده و ضرایب مدل AR نویزی، منجر به تخمین دقیق‌تری از کانال محوشدگی توسط فیلتر کالمن می‌شود. همچنین تخمین دقیق کانال منجر به خطای بیت کمتر در آشکارسازی سمبل‌ها حول هر حامل متعامد در گیرنده می‌باشد.

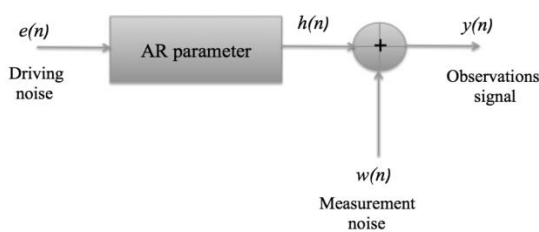
مهم‌ترین نوآوری الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با روش‌های موجود این است که از روش مؤثر ILSD جهت تخمین پارامترهای مدل AR

۳-۱- تخمین پارامترهای AR نویزی با استفاده از الگوریتم ILSD

روش‌های مشهور تخمین پارامترهای مدل AR در حضور نویز دارای بایاس هستند و عملکرد مناسبی ندارند. یک روش تخمین پارامتر بدون بایاس از سیگنال‌های AR آغشته به نویز سفید، روش ارائه شده توسط ژنگ به نام ILDS می‌باشد [۸]. در این روش واریانس نویز که سبب ایجاد بایاس در تخمین LS استاندارد می‌گردد، تخمین زده می‌شود و سپس به کمک آن با استفاده از یک الگوریتم بازگشتی، تخمین بدون بایاس پارامترهای مدل AR بدست می‌آید. سیگنال AR معادله (۴) را در نظر بگیرید. سیگنال AR نویزی واقعی، با افزودن نویز گیرنده به خروجی مدل بدون نویز از معادله ۵ حاصل می‌شود:

$$y(n) = h(n) + w(n) \quad (5)$$

که در معادله بالا $w(n)$ نویز سفید با میانگین صفر و واریانس σ_w^2 و $y(n)$ سیگنال مشاهدات نویزی است. شکل ۳ روش تولید AR نویزی را نشان می‌دهد. برای حل مسئله تخمین، فرضیات زیر نیاز می‌باشد: p مرتبه مدل AR معلوم باشد، نویز محرک و اندازه‌گیری ناهمبسته آماری باشند.



شکل ۳: روش تولید AR نویزی

هدف: تخمین پارامترهای $AR(p)$ نویزی: $\{a_i\}_{i=1,2,\dots,p}$ و σ_e^2 و σ_w^2 با استفاده از N نمونه مشاهدات نویزی $\{y(n)\}_{n=1,2,\dots,N}$ می‌باشد. ابتدا معادلات یول واکر برای معادله (۴) نوشته می‌شود:

$$r_h(l) = \begin{cases} \sum_{i=1}^p a_i r_h(l-i) & l > 0 \\ \sum_{i=1}^p a_i r_h(-i) + \sigma_e^2 & l = 0 \end{cases} \quad (6)$$

این معادلات رابطه بین پارامترهای یک فرآیند AR و تابع خودهمبستگی را بیان می‌کنند. بنابراین با داشتن تابع خودهمبستگی می‌توان پارامترهای AR را با حل مجموعه‌ای از معادلات خطی تعیین کرد. حال معادله (۶) به صورت بردار و ماتریس بازنویسی می‌شود:

$$r_h = R_h a \quad (7)$$

$$\psi(f) = \begin{cases} \frac{\sigma_h^2}{\pi f a \sqrt{1 - \left(\frac{f}{f_a}\right)^2}} & -f_a \leq f < +f_a \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

در نتیجه تابع خودهمبستگی کانال به صورت معادله (۳) بیان می‌شود:

$$R_{hh}(n) = \sigma_h^2 J_0(2\pi f_a T_s |n|) \quad (3)$$

که $J_0(\cdot)$ تابع بسل اصلاح شده مرتبه صفر و $f_a T_s$ نرخ داپلر است. فرآیند محوشدگی $h_m(n)$ حول حامل m ، توسط یک مدل AR مرتبه p به صورت زیر تقریب زده می‌شود [۲]:

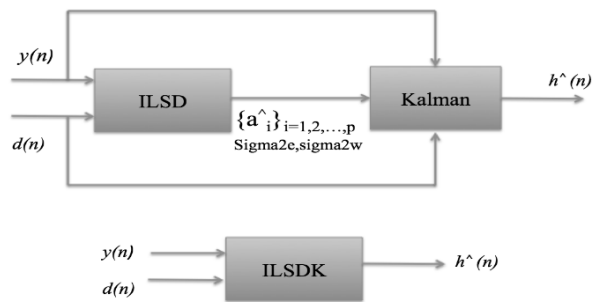
$$h_m(n) = \sum_{i=1}^p a_i h_m(n-i) + e_m(n) \quad (4)$$

که در آن $\{a_i\}_{i=1,\dots,p}$ پارامترهای مدل AR هستند و $e_m(n)$ نویز محرک سفید گوسی مختلط حول حامل m با میانگین صفر و واریانس σ_e^2 است.

با توجه به معادلات (۱) و (۴) و استفاده از داده‌های آموزش در حقیقت ما با یک مدل اوتورگرسیو نویزی روبرو هستیم که تخمین پارامترهای این مدل دارای اهمیت بسیار زیادی می‌باشد. در بخش ۳ روش ارائه شده در [۸] به عنوان یک روش مؤثر در این حوزه استفاده می‌شود. با فرض معلوم بودن پارامترهای مدل، معادلات (۱) و (۴) را می‌توان به صورت معادلات حالت بازنویسی کرد و سپس به کمک فیلتر کالمن، کانال تخمین زده می‌شود.

۳- روش پیشنهادی

در روش پیشنهادی، ابتدا با کمک داده‌های آموزشی پارامترهای فرآیند AR نویزی موجود در هر سمبل OFDM حول هر حامل بر اساس روش ILSD تخمین زده می‌شود. سپس، با استفاده از مشاهدات $y(n)$ و پارامترهای AR ذخیره شده در طول یک بلوک OFDM، کانال $\hat{h}(n+1)$ توسط فیلتر کالمن تخمین زده می‌شود. چون این روش، ترکیبی از ILSD و کالمن می‌باشد آن را ILSDK نام گذاری می‌کنیم. شکل ۲ روش کار را نشان می‌دهد.



شکل ۲: روش کار الگوریتم ILSDK

$$\text{if } l = 0 \rightarrow r_h(0) - \sum_{i=1}^p a_i r_h(-i) = \sigma_e^2$$

به طور خلاصه، مراحل الگوریتم تکراری ILSD برای تخمین بردار پارامترهای \mathbf{a} و واریانس نویز اندازه‌گیری و واریانس نویز محرک مدل AR به شرح زیر است:

۱. تخمین تابع خودهمبستگی بایاس‌دار $\hat{r}_y(l)$ از روی N مشاهده نویزی $\{y(1), \dots, y(N)\}$ با استفاده از معادله (۱۷).

$$\hat{r}_y(l) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y(n)y^*(n-l) \quad (17)$$

۲. تشکیل ماتریس خودهمبستگی $\hat{\mathbf{R}}_y$ از روی $\hat{r}_y(l)$ و به دست آوردن بردار پارامترهای $\hat{\mathbf{a}}_{LS}$ از معادله (۱۸).

$$\hat{\mathbf{a}}_{LS} = \hat{\mathbf{R}}_y^{-1} \hat{\mathbf{r}}_y \quad (18)$$

۳. برای $i = 0$ تخمین اولیه $\hat{\mathbf{a}}_{ILSD}(0) = \hat{\mathbf{a}}_{LS}$ می‌باشد. حال صورت معادله (۱۷) با معادله (۱۹) محاسبه می‌شود.

$$\mathbf{g} = \hat{r}_y(p+1) - \hat{\mathbf{r}}_y^{BT} \hat{\mathbf{a}}_{LS} \quad (19)$$

۳. به ازای $i = i + 1$ تخمین واریانس نویز اندازه‌گیری از معادله زیر به دست می‌آید.

$$\hat{\sigma}_w^2(i) = \frac{\mathbf{g}}{\hat{\mathbf{r}}_y^{BT} \hat{\mathbf{R}}_y^{-1} \hat{\mathbf{a}}_{ILSD}^{(i-1)}} \quad (20)$$

۴. برای به دست آوردن تخمین بدون بایاس بردار ضرایب $\hat{\mathbf{a}}_{ILSD}$ ، جبران بایاس با معادله (۲۱) محاسبه می‌شود.

$$\hat{\mathbf{a}}_{ILSD}^{(i)} = \hat{\mathbf{a}}_{LS} + \hat{\sigma}_w^2(i) \hat{\mathbf{R}}_y^{-1} \hat{\mathbf{a}}_{ILSD}^{(i-1)} \quad (21)$$

۵. همگرایی برای توقف الگوریتم از شرط معادله (۲۲) به دست می‌آید.

$$\left\| \frac{\hat{\mathbf{a}}_{ILSD}^{(i)} - \hat{\mathbf{a}}_{ILSD}^{(i-1)}}{\hat{\mathbf{a}}_{ILSD}^{(i-1)}} \right\| \leq \delta \quad (22)$$

در معادله (۲۲)، $\|\cdot\|$ نرم اقلیدسی و δ یک عدد مثبت کوچک مناسب است. در صورت برقراری شرط همگرایی به مرحله بعدی رفته، در غیر این صورت به مرحله ۳ برمی‌گردیم.

۶. محاسبه تخمین واریانس نویز محرک:

$$\hat{\sigma}_e^2 = \hat{r}_y(0) - \hat{\sigma}_w^2(i) - \sum_{i=1}^p \hat{\mathbf{a}}_{ILSD}^{(i)} \hat{r}_y(-i) \quad (23)$$

۳-۲- تخمین کانال AR با فیلتر کالمن

در این مقاله، از روش‌های تخمین کانال مبتنی بر داده‌های آموزشی استفاده می‌شود. در این روش کانال AR نویزی از روی سیگنال مشاهدات نویزی دریافتی که در آن سمبل‌های معلوم آموزشی با سمبل‌های داده‌های ارسالی ادغام شده‌اند، تخمین زده می‌شود. تخمین کانال محوشدگی توسط فیلتر کالمن [۶] با کمینه کردن معیار میانگن مربع خطای تخمین $E \left[|h(n) - \hat{h}(n)|^2 \right]$ به دست می‌آید. برای تخمین $h(n)$ ، ابتدا بردار حالت $\mathbf{h}(n)$ را به صورت معادله (۲۴) تشکیل داده می‌شود:

در معادله (۸)، \mathbf{R}_h ماتریس خودهمبستگی ناشی از بردار مشاهدات \mathbf{y} بردار پارامترهای مدل AR و بردار تابع خودهمبستگی می‌باشد. دنباله تابع خودهمبستگی برای مشاهدات به شکل معادله (۸) نوشته می‌شود:

$$\begin{aligned} r_y(l) &= r_h(l) + \sigma_w^2 \delta(l) \\ r_y(l) &= \begin{cases} r_h(l) & l \neq 0 \\ r_h(l) + \sigma_w^2 & l = 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (8)$$

با توجه به معادله (۸) ماتریس خودهمبستگی فقط در تأخیر صفر ($l = 0$) دچار خطا می‌شود. روابط ماتریسی توابع خودهمبستگی $h(n)$ و $y(n)$ به شکل زیر نوشته می‌شود:

$$\mathbf{R}_y = \mathbf{R}_h + \sigma_w^2 \mathbf{I}_p \quad (9)$$

با جایگزینی معادله (۹) در معادله (۷) و $\mathbf{r}_h = \mathbf{r}_y$ داریم:

$$\begin{aligned} (\mathbf{R}_y - \sigma_w^2 \mathbf{I}) \mathbf{a} &= \mathbf{r}_y \\ \mathbf{a} &= \mathbf{R}_y^{-1} \mathbf{r}_y + \sigma_w^2 \mathbf{R}_y^{-1} \mathbf{a} \end{aligned} \quad (10)$$

با توجه به معادله بالا مقدار \mathbf{a} بردار پارامترهای مدل AR شامل دو قسمت است؛ یک قسمت مقدار تخمین آن در حالت بدون نویز و دیگری مربوط به بایاسی می‌باشد که نویز به آن افزوده است. ژنگ قسمت اول را که تخمین LS مشاهدات نویزی است ($\mathbf{R}_y^{-1} \mathbf{r}_y = \mathbf{a}_{LS}$) به عنوان تخمین اولیه در نظر گرفت و معادله (۱۰) بصورت زیر بازنویسی می‌شود:

$$\mathbf{a} = \mathbf{a}_{LS} + \sigma_w^2 \mathbf{R}_y^{-1} \mathbf{a} \quad (11)$$

بنابراین الگوریتم تکراری برای تخمین بردار \mathbf{a} پارامترهای مدل به صورت معادله (۱۲) نوشته می‌شود:

$$\begin{aligned} \mathbf{a}^{(i)} &= \mathbf{a}_{LS} + \sigma_w^2(i) \mathbf{R}_y^{-1} \mathbf{a}^{(i-1)} \\ \mathbf{a}^{(0)} &= \mathbf{a}_{LS} \end{aligned} \quad (12)$$

برای تخمین واریانس نویز اندازه‌گیری، معادلات یول واکر مربوط به معادله (۴) را برای تأخیر $p + 1$ ($l = p + 1$) محاسبه می‌شود (تأخیر صفر که ایجاد خطا کرده در آن نیست):

$$\mathbf{r}_h(p+1) = \mathbf{r}_h^{BT} \mathbf{a} \quad (13)$$

عملگر B ترتیب المان‌های یک بردار را معکوس می‌کند. با ضرب طرفین معادله (۱۴) در \mathbf{r}_h^{BT} به دست می‌آید:

$$\mathbf{r}_h(p+1) = \mathbf{r}_h^{BT} \mathbf{a}_{LS} + \sigma_w^2 \mathbf{r}_h^{BT} \mathbf{R}_y^{-1} \mathbf{a} \quad (14)$$

بنابراین تخمین واریانس نویز اندازه‌گیری برابر است با:

$$\sigma_w^2 = \frac{\mathbf{r}_h(p+1) - \mathbf{r}_h^{BT} \mathbf{a}_{LS}}{\mathbf{r}_h^{BT} \mathbf{R}_y^{-1} \mathbf{a}} \quad (15)$$

از روی معادله (۶) برای تأخیر صفر ($l = 0$) تخمین واریانس نویز محرک فرآیند به صورت معادله (۱۶) به دست می‌آید:

$$r_h(l) = \sum_{i=1}^p a_i r_h(l-i) + \sigma_e^2 \delta(l) \quad (16)$$

$$\hat{h}(n/n) = \mathbf{g}^T \hat{\mathbf{h}}(n/n) \quad (۳۳)$$

ماتریس کواریانس خطای پسین به صورت (۳۴) محاسبه می‌شود:

$$\mathbf{P}(n/n) = \mathbf{P}(n/n - 1) - \mathbf{K}(n) \mathbf{s}^T(n) \mathbf{P}(n/n - 1) \quad (۳۴)$$

شرایط اولیه فیلتر فوق $\hat{\mathbf{h}}(0/0) = \mathbf{0}$ و $\mathbf{P}(0/0) = \zeta \mathbf{I}_p$ برای مقادیر بسیار کوچک ζ می‌باشد.

۳-۳- جبران سازی کانال و آشکارسازی داده‌ها

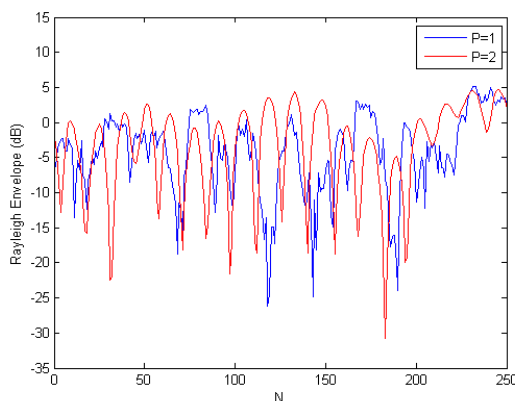
آشکارسازی داده‌ها پس از جبران سازی کانال برای مدولاسیون BPSK با استفاده از معادله (۳۵) به دست می‌آید:

$$\widehat{d}_m(n) = \text{sgn}(\text{Re}(\widehat{h}_m^*(n) y_m(n))) \quad (۳۵)$$

که sgn تابع علامت، $\text{Re}(\cdot)$ قسمت حقیقی و $\widehat{h}^*(n)$ مزدوج مختلط $\widehat{h}(n)$ می‌باشند.

۴- شبیه سازی

برای شبیه سازی، ابتدا مدل AR مرتبه p محوشدگی بر اساس مدل جیکس با نرخ داپلر $f_d T_b = 0.1388$ و واریانس $\sigma_h^2 = 1$ تولید می‌شود. در شکل ۴ پوش محوشدگی رایلی کانال به ازای p های مختلف نشان داده شده است.



شکل ۴: پوش محوشدگی رایلی

سیس، یک نویز سفید گوسی با میانگین صفر و واریانس σ_w^2 برای تولید AR نویزی مرتبه ۲ به مدل AR قبلی افزوده می‌شود. بنابراین SNR به صورت معادله (۳۶) تعریف می‌شود:

$$\text{SNR} = 10 \log_{10} \frac{\sigma_h^2}{\sigma_w^2} \quad (۳۶)$$

$$\mathbf{h}(n) = [h(n) \ h(n-1) \ \dots \ h(n-p-1)]^T \quad (۲۴)$$

فرآیند محوشدگی را می‌توان به صورت رابطه زیر مدل سازی کرد:

$$h(n) = \sum_{i=1}^p a_i h(n-i) + e(n) \quad (۲۵)$$

حال معادله (۲۵) به شکل بردار فضای حالت زیر بازنویسی می‌شود:

$$\mathbf{h}(n) = \boldsymbol{\phi} \mathbf{h}(n-1) + \mathbf{g} e(n) \quad (۲۶)$$

$$\boldsymbol{\phi} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & \dots & a_p \\ 1 & 0 & \dots & 0 \\ & \ddots & & \vdots \\ 0 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (۲۷)$$

$$\mathbf{g} = [1 \ 0 \ \dots \ 0]^T$$

با ترکیب معادله (۱) و (۲۴) می‌توان نوشت:

$$\begin{aligned} y(n) &= \mathbf{d}^T(n) \mathbf{h}(n) + w(n) \\ \mathbf{d}(n) &= [d(n) \ 0 \ \dots \ 0]^T \end{aligned} \quad (۲۸)$$

بنابراین معادلات (۲۶) و (۲۸) فضای حالت سیستم کانال محوشدگی را نشان می‌دهند. $w(n)$ و نویزهای سفید گوسی ناهمبسته با واریانس σ_w^2 و σ_e^2 هستند. حال توسط فیلتر کالمن تخمین بردار حالت $\hat{\mathbf{h}}(n)$ از روی مشاهدات $\{y(i)\}_{i=1, \dots, n}$ به صورت زیر به دست می‌آید:

ابتدا فرآیند $\alpha(n)$ به صورت معادله زیر به دست می‌آید:

$$\alpha(n) = y(n) - \mathbf{d}^T(n) \boldsymbol{\phi} \hat{\mathbf{h}}(n-1/n-1) \quad (۲۹)$$

ماتریس کواریانس خطای پیشین $\mathbf{P}(n/n-1)$ به صورت بازگشتی به دست می‌آید:

$$\mathbf{P}(n/n-1) = \boldsymbol{\phi} \mathbf{P}(n/n-1) \boldsymbol{\phi}^H + \mathbf{g} \sigma_e^2 \mathbf{g}^T \quad (۳۰)$$

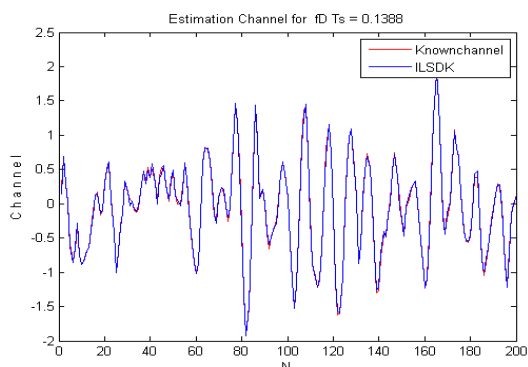
بهره کالمن از معادله زیر محاسبه می‌گردد:

$$\mathbf{K}(n) = \mathbf{p}(n/n-1) \mathbf{d}(n) C^{-1}(n) \quad (۳۱)$$

تخمین پسین بردار حالت و فرآیند محوشدگی، به صورت بازگشتی از معادله‌های (۳۲) و (۳۳) به دست می‌آید:

$$\hat{\mathbf{h}}(n/n) = \boldsymbol{\phi} \hat{\mathbf{h}}(n-1/n-1) + \mathbf{K}(n) \alpha(n) \quad (۳۲)$$

پارامترهای مدل تخمین زده شد و در ادامه، مسئله به صورت معادلات فضای حالت بازنویسی شد. در نهایت با استفاده از فیلتر کالمن، کانال تخمین زده شد. با استفاده از شبیه‌سازی عملکرد الگوریتم پیشنهادی محاسبه و با روش‌های پیشین مقایسه شد. نتایج شبیه‌سازی نشان داد که الگوریتم پیشنهادی عملکرد بهتری بر حسب نرخ خطای بیت نسبت به الگوریتم‌های موجود دارد.



شکل ۶: عملکرد تخمین کانال در الگوریتم ILSDK برای نرخ داپلر

$$f_d T_b = 0.1388$$

مراجع

- [1] Kalofonos, D. N., Stojanovic, M., Proakis, J. G., "Performance of adaptive MC- CDMA detectors in rapidly fading Rayleigh channels", *IEEE Trans. On Wireless Communications*, vol. 2, pp. 229-239, March 2003.
- [2] Baddour, K. E., Beaulieu, N. C., "Autoregressive modeling for fading channel simulation", *IEEE Trans. on Wireless Communications*, vol. 4, pp.1650-1662, July 2005.
- [3] Komninakis, C., Fragouli, C., Sayed, A. H. and Wesel, R. D., "Multi-input multi- output fading channel tracking and equalization using Kalman estimation", *IEEE Trans. On Signal Processing*, vol. 50, pp. 1065-1076, May 2002.
- [4] Cai, J., Shen, X. Mark, J., "Robust channel estimation for OFDM wireless communication systems - an H_∞ approach", *IEEE Trans. on Wireless Communications*, vol. 3, pp. 2060-2071, November 2004.
- [5] Labarre, D., Grivel, E., Najim, M., "Dual H_∞ algorithms for signal processing, application to speech enhancement", *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 55, no. 11, pp. 5195-5208, Nov. 2007.
- [6] Jamoos, Ali, Abdo, Ahmad and Abdel Nour, Hanna. "Estimation of OFDM Time- Varying Fading Channels Based on Two-Cross-Coupled Kalman Filters", *Proc. Spring Science*, 2008.
- [7] Jakes, W. C., *Microwave Mobile Communications*, Wiley, New York, 1974.
- [8] Zheng, W. X., "Autoregressive parameter estimation from noisy data", *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing*, vol. 47, no. 1, pp. 71-75, 2000.
- [9] MN Ali, MA Zohdy, "Interactive Kalman Filtering for Differential and Gaussian Frequency Shift Keying Modulation with Application in Bluetooth", *Journal of Signal and Information Processing*, 2012.
- [10] Aldababseh, Mahmoud, Jamoos, Ali. "Estimation of FBMC/OQAM fading channels using dual Kalman filters", *The Scientific World Journal*, 2014.

زیر نویس‌ها

¹ Labbare

² Cross Coupled Kalman filters

۴-۱- مقایسه روش‌های تخمین پارامتر مدل AR نویزی

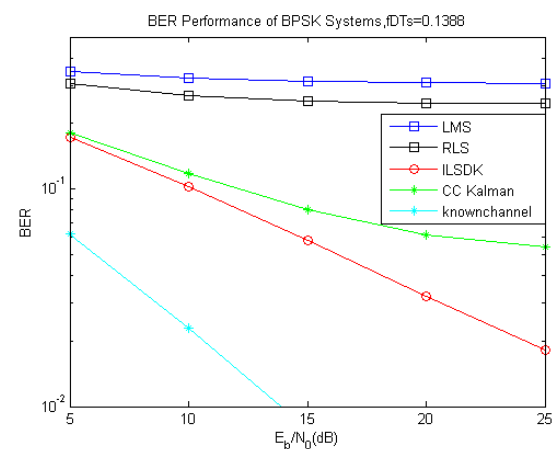
تخمین پارامترهای مدل AR توسط روش پیشنهادی ILSDK با CC-Kalman در جدول ۱ برای نرخ داپلر $f_d T_b = 0.1388$ نشان داده شده است. نتایج از میانگین ۱۰۰ بار اجرا به دست آمده است. این جدول نشان می‌دهد که روش پیشنهادی تخمین‌های دقیق‌تری از پارامترهای مدل AR دارد.

جدول ۱: مقایسه تخمین پارامترهای مدل به ازای $f_d T_b = 0.1388$

پارامترهای مدل	a_1	a_2	Sigma2e	الگوریتم
تغیری	-1.468	0.8	0.1177	تغیری
CC-Kalman	-1.5270	0.9014	0.0247	CC-Kalman
ILSDK	-1.4606	0.8139	0.1296	ILSDK

۴-۲- مقایسه عملکرد تخمین کانال ILSDK

در این قسمت، ILSDK با RLS، LMS و CC-Kalman [۶] مقایسه شده است. برای بررسی عملکرد، با عبور دنباله BPSK از طریق کانال AR، نمودار BER بر حسب SNRهای مختلف برای نرخ داپلر $0.1388 f_d T_b =$ مطابق شکل ۵ می‌باشد. همان‌طور که از شکل ۵ دیده می‌شود، روش پیشنهادی دارای عملکرد بهتری نسبت به سایر روش‌ها می‌باشد.



شکل ۵: نمودار BER بر حسب SNR به ازای $f_d T_b = 0.1388$

شکل ۶ نیز نشان می‌دهد که تخمین کانال توسط ILSDK به خوبی صورت می‌گیرد. نتیجه دیگری که از شکل ۵ و ۶ می‌توان دریافت کرد، این است که روش‌های بر پایه مدل برای کانال از روش‌های وقتی که از اطلاعات کانال استفاده نمی‌کنند، دارای عملکرد بهتری هستند.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله به منظور تخمین کانال محوشدگی مسطح رایلی، روشی جدید به نام ILSDK بر مبنای مدل AR نویزی و فیلتر کالمن پیشنهاد گردید. در این روش، ابتدا با استفاده از مدل جیکس، کانال به صورت مدل AR تولید شد، با توجه به نویز گیرنده سیگنال دریافتی به شکل مدل AR نویزی در نظر گرفته شد. سپس به کمک الگوریتم ILSD