علوم رایانش و فناوری اطلاعات
نشریه علمی انجمن کامپیوتر ایران
مجلد. ...، شماره. ...، ....
صفحات. ...-....
مقاله عادی

تخمین کانال و آشکارسازی سیگنال در سیستم‌های مبتنی بر OFDM با رویکرد یادگیری ماشین

فاطمه صباحی بیدگلی[۱]، امیرمسعود ربیعی[۲*]

*نویسنده مسئول، دریافت: ۰۰/۰۰/۰۰، بازنگری: ۰۰/۰۰/۰۰، پذیرش: ۰۰/۰۰/۰۰ (تاریخ‌ها توسط نشریه وارد می‌شوند)

[۱] دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تهران، تهران، ایران
[۲] استادیار، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تهران، تهران، ایران

چکیده

در سال‌های اخیر، با گسترش روزافزون شبکه‌های مخابرات داده میزان تقاضا برای استفاده از طیف فرکانسی بی‌سیم نیز افزایش یافته است. با توجه به محدودیت طیف فرکانسی، پاسخ‌گویی به این حجم از تقاضا، نیازمند افزایش بهره‌وری طیفی است. یکی از روش‌های بهبود بهره‌وری طیفی، استفاده از فناوری OFDM[۱] برای رسیدن به ظرفیت بیشتر و بالا بردن نرخ ارسال و دریافت داده است. چالش اساسی در کانال‌های بی‌سیم، ماهیت فرکانس‌گزینی[۲] و تغییرپذیری این کانال‌ها با زمان است. این مسأله غالباً باعث می‌شود که تخمین کانال، فرآیندی پیچیده و همراه با خطا باشد که خود منجر به افزایش احتمال خطا در آشکارسازی داده‌ها می‌شود. در نتیجه، تخمین کارآمد ضرایب کانال در سیستم‌های مخابرات بی‌سیم، همواره مورد توجه پژوهش‌گران این حوزه بوده است. در این مقاله، نخست تعدادی از روش‌های شناخته‌شده‌ی تخمین کانال‌های بی‌سیم را معرفی می‌کنیم. سپس با بیان برخی مشکلات این روش‌ها، روش‌های جدیدی را برای تخمین کانال مورد بررسی قرار می‌دهیم که بر مبنای یادگیری ماشین[۳] کار می‌کنند. در ادامه روش پیشنهادی خود را ارائه می‌دهیم که این روش می‌تواند چند نمونه از نقص‌های روش‌های قبلی را برطرف کند، در پایان روش پیشنهادی را با برخی از روش‌های موجود در ادبیات مسأله، میزان پیچیدگی الگوریتم و نرخ خطای بیت آشکارسازی سمبل‌ها مقایسه نموده و کارایی آن‌ها را در سناریوهای مختلف بررسی می‌کنیم.

کلمات کلیدی: OFDM، تخمین کانال، یادگیری ماشین

۱ – مقدمه

طی چند دهه‌ی اخیر، نسل‌های جدید سیستم‌های مخابرات بی‌سیم یکی پس از دیگری در حال معرفی و بهره‌برداری‌اند اما این سیستم‌ها همچنان با چالش‌ها و مشکلات گوناگونی مانند پایین بودن بهره‌وری طیفی[۴] روبرو هستند. به منظور بهبود بهره‌وری طیفی و بالا بردن نرخ ارسال و دریافت داده‌ها در سیستم‌های مخابرات بی‌سیم، از فناوری OFDM استفاده می‌شود. مسأله‌ی تخمین کانال در این فناوری از اهمیت بسیار بالایی برخوردار بوده و به همین دلیل همواره مورد توجه پژوهشگران بوده است. در یک تقسیم‌بندی کلی، روش‌های تخمین کانال به سه دسته تقسیم می‌شوند که عبارتند از:

- روش‌های مبتنی بر ارسال رشته داده‌ی آموزشی[۵]
- روش‌های کور[۶]
- روش‌های نیمه‌کور

بدیهی است استفاده از این روش‌ها ممکن است باعث کاهش کارایی طیفی (در روش های مبتنی بر ارسال داده‌های آموزشی) یا افزایش پیچیدگی محاسباتی (در روش های کور یا نیمه‌کور) شود. لذا می‌توان به جای به‌کارگیری این روش‌ها برای تخمین کانال، از روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین برای تخمین ضرایب کانال و نیز آشکارسازی داده استفاده کرد. در این مقاله، ما در راستای بهبود عملکرد سیستم‌های OFDM برای آشکارسازی داده‌ها، از روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین در کنار روش‌های مرسوم استفاده می‌کنیم.

همان‌طور که بیان شد، مدولاسیون OFDM یک طرح مدولاسیون محبوب و پرطرفدار است که به‌طور گسترده در سیستم‌های بی‌سیم پهن‌باند،[۷] برای مقابله با اثر محوشدگی فرکانس‌گزین کانال استفاده شده است [۱]. این مدولاسیون، عملیات مالتی‌پلکسینگ[۸] را با استفاده از تقسیم فرکانس، به صورت متعامد،[۹] اجرا می‌کند. یکی از حیاتی‌ترین مسائل در سیستم‌های OFDM، در اختیار داشتن اطلاعات حالت کانال برای آشکارسازی داده‌ها است. به این منظور، معمولا اطلاعات حالت کانال قبل از آشکارسازی داده‌های ارسالی با استفاده از تعدادی پایلوت[۱۰] تخمین زده می‌شود تا در فرآیند آشکارسازی مورد استفاده قرار گیرد.

تاکنون پژوهش‌های فراوانی با هدف کاهش نرخ خطا در هنگام آشکارسازی سمبل‌های ارسالی در یک سیستم OFDM انجام‌شده است. در گذشته برای تخمین کانال از روش‌های تخمین کلاسیک استفاده می‌شد. دو روش تخمین کلاسیکِ حداقل مربعات (LS[۱۱]) و حداقل میانگین مربع خطا (MMSE[۱۲]) به صورت گسترده و در شرایط مختلف مورد استفاده قرار گرفته و بهینه‌سازی شده‌اند [۲]. روش تخمین LS نیازی به آمارگان کانال قبلی ندارد، اما عملکرد آن ممکن است چندان مناسب نباشد. تخمین MMSE به‌طور کلی با استفاده از آمارگان مرتبه‌ی دوم کانال‌ها کار می کند و منجر به عملکرد بهتری در آشکارسازی می‌شود.

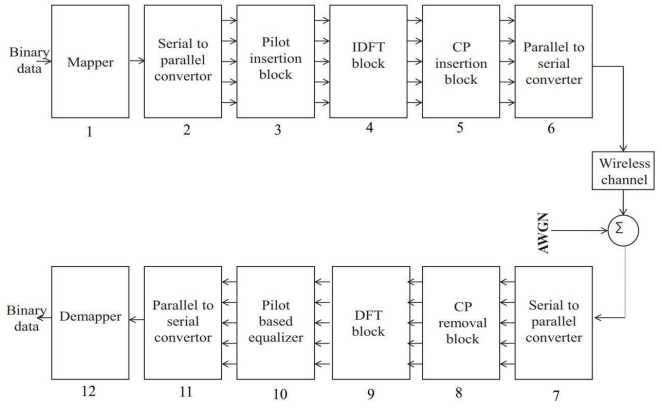
در حوزه مخابرات بی‌سیم، مکانیسم‌های هوشمند، به‌ویژه شبکه‌های عصبی مصنوعی، قبلاً استفاده شده‌اند. مثلاً برای دیکدینگ کانال در [۳]، مدیریت ترافیک داده و یافتن مکان کاربر [۴]، تخمین کانال و آشکارسازی [۵، ۶] استفاده شده‌اند. در [۵]، نویسندگان تخمین کانال و آشکارسازی سمبل را برای سیستم‌های مبتنی بر OFDM با کانال‌های فرکانس‌گزین پیشنهاد کرده‌اند. نشان داده شده است که الگوریتم پیشنهادی عملکرد بهتری از تخمین‌گر MMSE معمولی دارد. در [۶]، نویسندگان یک برآوردگر مبتنی بر DL[۱۳] با پیشخور[۱۴] آنلاین برای کانال‌های فرکانس‌گزین پیشنهاد کردند. الگوریتم پیشنهادی در کلیه‌ی سناریوهای بررسی‌شده، عملکرد بهتری از برآوردگر خطی MMSE دارد. در مرجع [۷]، یک مدل 1D-CNN[۱۵] مبتنی بر DL برای تخمین کانال و بازیابی داده‌های همسان‌شده پیشنهاد شده و عملکرد 1D-CNN با برآوردگرهای LS، MMSE و FFNN[۱۶] از نظر BER[۱۷] و MSE برای تکنیک‌های مدولاسیون مختلف مقایسه شده است. نشان داده شده است که 1D-CNN از هر دو برآوردگر کلاسیک LS و MMSE و نیز از برآوردگر FFNN، بهتر عمل می‌کند.

یادگیری ماشین، مطالعه‌ی علمی الگوریتم‌ها و مدل‌های آماری مورد استفاده‌ی سیستم‌های کامپیوتری است که به جای استفاده از دستورالعمل‌های واضح از الگوها و استنباط برای انجام وظایف سود می‌برند. به عنوان زیرمجموعه‌ای از هوش مصنوعی، الگوریتم‌های یادگیری ماشین یک مدل ریاضی بر اساس «داده‌های نمونه» یا «داده‌های آموزش» به منظور پیش‌بینی یا تصمیم‌گیری بدون برنامه‌ریزی آشکار، ایجاد می‌کنند. هدف از یادگیری ماشین این است که رایانه‌ها و سامانه‌ها بتوانند به تدریج و با افزایش داده‌ها کارایی بهتری در انجام وظیفه‌ی محوله پیدا کند. گستره ی این وظیفه می‌تواند از تشخیص خودکار چهره با دیدن چند نمونه از چهره‌ی مورد نظر، تا فراگیری شیوه‌ی گام‌برداری روبات‌های دوپا با دریافت سیگنال پاداش و تنبیه باشد. طیف پژوهش‌هایی که در یادگیری ماشین انجام می‌شود گسترده است. یادگیری ماشین کمک فراوانی به صرفه‌جویی در هزینه‌های عملیاتی و بهبود سرعت عمل تجزیه‌وتحلیل داده‌ها می‌کند.

ادامه‌ی این مقال به‌صورت زیر سازمان‌دهی شده است. در بخش ۲ یکی از روش‌های مرسوم برای تخمین کانال معرفی خواهد شد تا به کمک آن بتوان پاسخ فرکانسی کانال را تخمین زدو در ادامه بخش به بررسی این روش از لحاظ نرخ خطای بیت و آشکارسازی سمبل‌ها می‌پردازیم. در بخش ۳ روش جدیدی برای تخمین کانال پیشنهاد می‌شود و در ادامه مقایسه‌ای از نظر پیچیدگی بین روش ارائه شده و روش مرجع [۸] انجام می‌دهیم. در بخش ۴ نتایج شبیه‌سازی‌ها و مقایسه‌ی روش پیشنهادی با روش‌های موجود از لحاظ نرخ خطای آشکارسازی سمبل‌ها را ارائه می‌کنیم. در پایان، به بیان کاستی‌های این روش‌ها پرداخته و پیشنهادهایی برای کارهای آینده ارائه خواهیم داد.

۲- مدل سیستم

همانطور که در بخش قبل مطرح شد هدف از این مقاله، ارائه‌ی روشی برای آشکارسازی سیگنال به کمک ابزار یادگیری ماشین است. در این بخش ابتدا به بررسی روابط مربوط به نحوه‌ی ارسال اطلاعات در فرستنده و همچنین آشکارسازی سمبل‌های داده با توجه به روابط تخمین کانال در گیرنده می‌پردازیم. سپس به کمک تخمین کانال به وسیله یکی از روش‌های ذکر شده، از یادگیری ماشین برای آشکارسازی سمبل‌های ارسالی استفاده می‌کنیم.



شکل ۱: یک سیستم OFDM باند پایه [۹]

در شکل ۱، یک سیستم OFDM به صورت بلوکی از فرستنده تا گیرنده نمایش داده شده است [۸]. داده‌های فرستنده با استفاده از OFDM مدوله شده و وارد کانال می‌شوند. داده‌ها به صورت سری وارد سیستم می‌شوند و مدولاسیون روی آن‌ها انجام می‌گیرد. سپس توسط بلوک S/P[۱۸] به داده‌های موازی تبدیل می‌شوند. سیگنال پایلوت به همراه سیگنال‌های اصلی وارد بلوک IDFT[۱۹] می‌شود. در ادامه در بلوک CP[۲۰] که هدف آن حذف تاثیر ISI[۲۱] است، با توجه به طول فریم تعدادی از بیت‌های داده از انتهای فریم به ابتدای آن اضافه می‌شود. در نهایت داده‌ها به داده های سری تبدیل و سیگنال حاصل وارد کانال می‌شود. سیگنال ارسالی پس از گذر از کانال و اضافه شدن نویز در گیرنده دریافت می‌شود. گیرنده همه‌ی این عملیات را به‌صورت برعکس روی سیگنال دریافتی انجام می‌دهد تا امکان آشکارسازی داده‌ها فراهم شود.

خروجی بلوک ۱ برای پایلوت‌ها، برابر رشته‌ای از سمبل‌های ورودی است که در زمان‌های مختلف وارد سیستم می‌شوند. بعد از اعمال مدولاسیون روی داده‌های ورودی، آن‌ها به صورت سمبل‌هایی موازی وارد بلوک بعدی می‌شوند. در بلوک ۳، درواقع نحوه‌ی قرارگیری سمبل‌های پایلوت در بلوک OFDM در کنار سمبل‌های داده مشخص می‌شود که این مورد در ادامه توضیح داده می‌شود. در این بلوک، برای هر زیرحامل توان ارسالی را برابر $\boldsymbol{P_k}$ تنظیم می‌کنیم که $\boldsymbol{P_k}$ به معنای توان سمبل ارسالی در زیرحامل $\boldsymbol{k}$ام است. این سمبل‌ها وارد بلوک ۴ می‌شوند و تبدیل IDFT روی آن‌ها اعمال می‌گردد. $\boldsymbol{X[n]}$ها به عنوان ورودی وارد بلوک ۵ شده و با توجه با طول CP تعیین شده، CP به آن‌ها اضافه می‌شود. $\boldsymbol{X_{cp}[n]}$ خروجی بلوک ۵ در نظر گرفته می‌شود. $\boldsymbol{X_{cp}[n]}$ وارد بلوک ۶ شده و تمامی سمبل‌ها به فرم سری تبدیل

می‌شوند. $X_{cp}[n]$ وارد کانال شده و سپس با نویز سفید نرمال $w[n]$ جمع می‌شود. به این ترتیب سیگنال دریافتی در گیرنده به صورت زیر نمایش داده می‌شود:

$$R[n] = X_{cp}[n] * h[n] + w[n] \quad (۱)$$

که در آن سیگنال $R[n]$ همان سیگنال دریافتی در گیرنده است. در رابطه‌ی (۱)، * عملگر کانولوشن است که به علت وجود CP، برای $n = 1, \dots, N$ با کانولوشن گردشی برابر می‌شود. یعنی:

$$Xh[n] = X_{cp}[n] * h[n] = X_{cp}[n] \otimes h[n] \quad (۲)$$

پس از گذر از کانال، سیگنال وارد گیرنده می‌شود. در گیرنده، اولین بلوک نقش تبدیل داده‌های سری به موازی را برعهده دارد. بعد از این بلوک، بلوک حذف CP قرار دارد.

$$\hat{Y}[n] = \frac{1}{N}\sum_{n=0}^{N-1} \hat{X}[k]\, e^{-\frac{2j\pi kn}{N}} = \sqrt{P_k}\, Y[k] + W[k] \quad (۳)$$

$\hat{Y}[k]$ها پایلوت‌های دریافتی در گیرنده در زیرحامل‌هایی که در آن‌ها سمبل پایلوت فرستاده‌ایم هستند. همچنین $W[k]$، DFT نویز $w[n]$ است:

$$W[k] = \frac{1}{N}\sum_{n=0}^{N-1} w(n)\, e^{-\frac{j2\pi kn}{N}} \quad (۴)$$

خروجی این بلوک، وارد بلوک ۱۰ می‌شود که در آن، از طریق سمبل‌های پایلوت، پاسخ فرکانسی کانال را تخمین می‌زنیم:

$$\hat{H}_p = \frac{\hat{Y}_p}{Y_p} \quad (۵)$$

$$\hat{H}_p = \left[\frac{\hat{Y}[1]}{\sqrt{P_1}\, Y[1]}, \frac{\hat{Y}[2]}{\sqrt{P_2}\, Y[2]}, \dots, \frac{\hat{Y}[n_p]}{\sqrt{P_1}\, Y[n_p]}\right] \quad (۶)$$

به همین طریق$\sqrt{P_1}\, Y(1)$، $\sqrt{P_2}\, Y(2)$، و ... هم پایلوت‌های ارسال‌شده توسط فرستنده در زیرحامل‌های مختلف هستند و $\hat{H}_p$ تخمین پاسخ فرکانسی کانال به روش LS است. n_p نیز تعداد کل سمبل‌های پایلوت را بیان می‌کند.

بعد از به‌دست آوردن این پاسخ فرکانسی، از طریق درون‌یابی[۲۲] به تخمین پاسخ فرکانسی داده‌های اصلی می‌پردازیم:

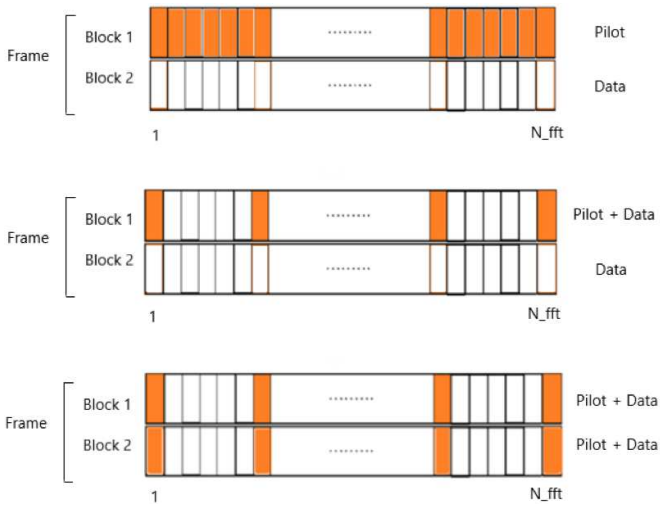
$$\hat{H}[k] = \left(1 - \frac{l}{n_p}\right) * \hat{H}_p[m] + \frac{l}{n_p} * \hat{H}_p[m+1] \quad 0 \le l < n_p \quad (۷)$$

در این رابطه پاسخ فرکانسی کانال را برای زیرحامل‌های داده‌ی اصلی که بین دو زیرحامل پایلوت قرار دارند به‌دست‌می‌آوریم. $\hat{H}_p[m]$ و $\hat{H}_p[m+1]$ تخمین کانال برای زیرحامل‌های شامل پایلوت شماره‌ی m و $m+1$ است و L فاصله‌ی بین دو پایلوت است که در اینجا برابر بر اساس تعداد پایلوت‌ها متغییر خواهد شد.

پس از به‌دست آوردن پاسخ فرکانسی کانال برای داده‌های اصلی، به آشکارسازی سمبل‌های دریافتی می‌پردازیم .

سمبل‌های خروجی بلوک ۱۰، وارد بلوک ۱۱ شده و به سمبل‌های سری تبدیل می‌شوند. سپس این سمبل‌ها وارد بلوک ۱۲ شده و در ابتدای بلوک، همه‌ی آن‌ها بر $\sqrt{P_k}$ تقسیم می‌شوند تا اثر توان مورد نظر برای همه‌ی سمبل‌ها از بین برود. سپس دمدولاسیون روی آن‌ها اعمال می‌شود و بیت‌های آشکارسازی‌شده از آن بلوک خارج می‌شوند .ما این بیت‌ها را با بیت‌های ورودی اصلی مقایسه کرده و BER را به‌دست می‌آوریم.

سمبل‌های OFDM را به گونه‌ای فریم‌بندی می‌کنیم که در هر فریم، ۲ بلوک OFDM قرار داشته باشد. هر فریم را از کانال عبور داده و پاسخ فرکانسی کانال برای دو بلوک OFDM موجود در یک فریم، یکسان است یعنی ماتریس کانال در این شبیه‌سازی که همان پاسخ فرکانسی کانال است یک ماتریس با ابعاد $N *$ L_fft است (N همان تعداد بلوک های OFDM ارسال شده و L_fft تعداد سابکریر ها است).



شکل ۲: نحوه‌ی قرارگیری پایلوت‌ها و داده‌های اصلی در کنار هم الف، ب، ج[۲۳]

در شکل ۲ نحوه‌ی قرارگیری پایلوت‌ها و داده‌های اصلی در کنار هم نشان داده شده است. دو بلوک OFDM در کنار هم قرار می‌گیرند. در شکل (۲ – الف) بلوک اول کاملا پایلوت و بلوک دوم کاملا دیتا ارسال شده است. در شکل (۲ – ب) بلوک اول دیتا و پایلوت در کنار هم و در بلوک بعدی کاملا دیتا ارسال می‌شود. در شکل (۲ - ج) در هر دو بلوک اول و دوم مجموعه ای از پایلوت و دیتا باهم ارسال شده اند.

برای تخمین پاسخ فرکانسی با توجه به رابطه‌ی (۶)، ماتریس کانال را برای زیرحامل‌های پایلوت به‌دست می‌آوریم، این ماتریس یک ماتریس با ابعاد $N/2 \times Np$ (تعداد پایلوت‌ها × نصف تعداد تایم اسلات زمانی) است که از آن برای آشکارسازی بیت‌های پایلوت استفاده می‌کنیم. بعد از تخمین زدن ماتریس کانال برای زیرحامل‌های پایلوت، ماتریس کانال را برای زیرحامل‌های داده‌های اصلی، با استفاده از رابطه‌ی درون‌یابی (۷) به‌دست می‌آوریم. در ادامه، تخمین کانال را برای حالت گفته‌شده در بالا به‌دستآورده و آشکارسازی داده‌ها را از طریق آن‌ها انجام می‌دهیم. یادگیری و آموزش ما در این کار، بر اساس الگوی یادگیری معرفی‌شده در مرجع [۸] و [۱۰] است.

یک مدل ساده‌ی شبکه‌ی عصبی یک LP1 است که دارای یک لایه‌ی میانی پنهان است. طول این لایه به تعداد نورون‌ها (سلول عصبی[۲۴]) در نظر گرفته شده است. در خروجی آن لایه نیز یک تابع قرار دارد و همه‌ی مقادیر از آن تابع عبور می‌کنند.

۳- روش پیشنهادی

در این بخش روش پیشنهادی برای تخمین کانال را معرفی می‌کنیم. به این منظور ابتدا صورت مسئله را به صورت کلی بیان می‌کنیم سپس ساختار مدل DNN مورد استفاده را توضیح داده و در ادامه مراحل یادگیری را بررسی و تحلیل می‌کنیم.

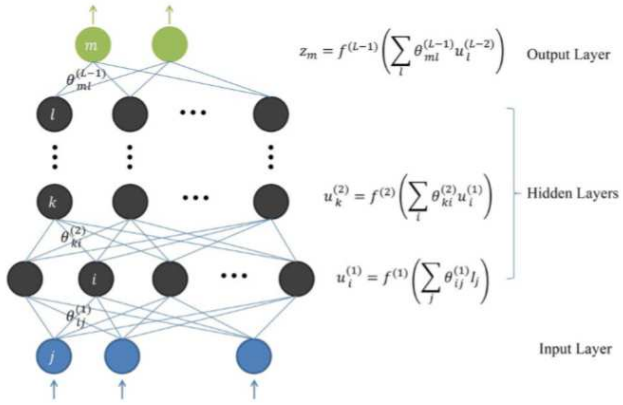
۳-۱- صورت مسئله

یکی از چالش‌های اصلی در سیستم‌های مخابراتی مبتنی بر OFDM، مسأله‌ی تخمین کانال است. بدون داشتن تخمین مناسبی از کانال انتقال، آشکارسازی دقیق سمبل‌های ارسالی امری ناممکن است. روش‌های متعددی در گذشته برای تخمین کانال در این سیستم‌ها معرفی شده‌اند که در آن‌ها غالباً با

افزایش دقت تخمین میزان پیچیدگی نیز افزایش می‌یابد. در این بخش روشی مبتنی بر یادگیری ماشین برای تخمین کانال معرفی می‌کنیم که از ابزار یادگیری ماشین استفاده می‌کند. هدف آن است که در عین رسیدن به دقت تخمین بالا و عملکرد مناسب، میزان پیچیدگی روش نیز قابل قبول باشد.

۳-۲- ساختار یک مدل DNN[۲۵]

یک مدل DNN از لایه‌های مختلفی تشکیل شده است. در این مدل یک لایه به عنوان لایه‌ی ورودی و یک لایه به عنوان لایه‌ی خروجی است. تعدادی لایه نیز به عنوان لایه‌های پنهان یا میانی داریم که باعث افزایش عملکرد و توانایی سیستم DNN می‌شوند.



شکل ۳: مثالی از یک مدل یادگیری عمیق [۸]

تابع فعال‌ساز[۲۶] همان تابع $\boldsymbol{f}$ است که در شکل استفاده شده است. این تابع می‌تواند از مجموعه متنوعی از تابع‌های مختلف از جمله سافت‌مکس،[۲۷] سیگموید[۲۸] یا ReLU[۲۹] و با توجه به هدف و نوع یادگیری انتخاب شود.

۳-۳- مراحل یادگیری

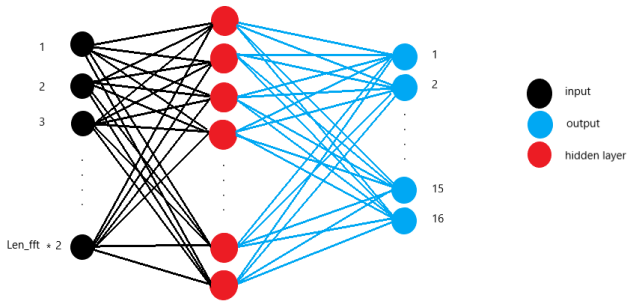
یادگیری به صورت آفلاین انجام می‌گیرد. در این مرحله ما با تعداد مشخص پایلوت ثابت و سمبل‌های داده متغیر و تصادفی، آموزش شبکه را انجام می‌دهیم. این پایلوت‌ها باید در هر دو مرحله‌ی آموزش و آزمایش ثابت باشند. این مدل‌ها با مشاهده مدولاسیون OFDM و کانال‌های بی‌سیم به عنوان جعبه‌های سیاه آموزش داده می‌شوند. در هر شبیه‌سازی، ابتدا تعدادی داده تصادفی به عنوان سمبل‌های ارسالی تولید می‌شود و بلوک OFDM مربوطه با دنباله‌ای از سمبل‌های پایلوت تشکیل می‌شود به طوری که سمبل‌های پایلوت در مراحل آموزش و استقرار ثابت باشند. کانال تصادفی بر اساس مدل‌های کانال شبیه‌سازی شده است. در اینجا از مدل کانال وینر II[۳۰]، به عنوان مدل کانال تصادفی استفاده می‌کنیم به طوری که کانال در طول زمان تغییرات زیادی نکرده باشد [۸]. سیگنال OFDM دریافت شده بر اساس فریم‌های OFDM تحت تاثیر کانال فعلی، از جمله نویز کانال بدست می‌آید. سیگنال دریافتی و داده‌های اصلی ارسال شده(داده هایی که برای مرحله‌ی یادگیری به عنوان ورودی ارسال می‌شوند) به عنوان داده‌های آموزشی جمع‌آوری می‌شوند. در روش مرجع [۸]، ورودی مدل یادگیری شامل داده‌های دریافت‌شده از بلوک یادگیری (که شامل پایلوت و داده‌ی اصلی است) و یک بلوک دیتای نامشخص است. این مدل آموزش داده شده است تا تفاوت بین خروجی شبکه عصبی و داده‌های منتقل شده را به حداقل برساند. مرجع [۸]، برای اضافه کردن سمبل‌های پایلوت به داده، از روش شکل ۲-(الف) و ۲-(ب) استفاده کرده است.

برای قسمت آموزش مدل در حالت آفلاین هدف ما مینیمم کردن تابع هدف زیر است [۸]:

$$\boldsymbol{Minimize}\ \boldsymbol{L} = \frac{\mathbf{1}}{\boldsymbol{N}}\sum_{\boldsymbol{K}}\left(\widehat{\boldsymbol{X}}(\boldsymbol{K}) - \boldsymbol{X}(\boldsymbol{K})\right)^{\mathbf{2}} \qquad (۸)$$

مدل DNN استفاده شده درمقاله [۵] دارای ۵ لایه است. این ۵ لایه شامل، ۳ لایه‌ی میانی و دولایه برای ورودی و خروجی است. همچنین تابع غیرخطی استفاده شده در همه‌ی لایه‌ها به جز لایه‌ی پایانی، همان تابع ReLU است و برای لایه‌ی پایانی از تابع سیگموید استفاده می‌شود.

شبکه‌ی یادگیری که برای این کار پیشنهاد می‌کنیم به صورت نشان داده شده در شکل ۴ است.



شکل ۴: ساختار کلی شبکه‌ی یادگیری

همان‌طورکه در شکل (۴) مشاهده می‌شود، کل سمبل‌های دریافتی یک بلوک OFDM به عنوان ورودی شبکه در نظر گرفته می‌شوند (قسمت‌های حقیقی و موهومی جدا می‌شوند و هر دو ورودی پشت سر هم یک سمبل در نظر گرفته می‌شود). ما برای آشکارسازی کل سمبل‌های یک بلوک OFDM، تعدادی از این شبکه‌ها را استفاده می‌کنیم. تابع استفاده شده در لایه‌ی میانی تابع Relu و تابع استفاده شده در لایه‌ی آخر تابع خطی استفاده شده است. تابع بهینه‌سازی این شبکه بر اساس کوچکترین میانگین مربع خطا (MMSE) است.

تفاوت مدل پیشنهادی با مدل مرجع [۸] علاوه بر الگوی شبکه‌ی یادگیری، این است که ورودی شبکه در مدل مرجع، همان سمبل‌های دریافتی در گیرنده هستند، اما در روش پیشنهادی ورودی شبکه همان سمبل‌های آشکارسازی شده‌اند. با این روش می‌توانیم کار شبکه را برای تخمین آسان‌تر کنیم. پس ابتدا در مرحله‌ی آفلاین، یک شبیه‌سازی با تعدادی پایلوت ثابت و الگوی یکسان انجام می‌دهیم. سپس به شبکه‌ی یادگیری خود را آموزش می‌دهیم . کانال را به کمک روش LS تخمین میزنیم، و سپس به کمک شبکه ی آموزش داده شده داده ها را آشکار سازی می‌کنیم. در ادامه، با همان الگوی ثابت، پایلوت‌ها را قرار می‌دهیم و از شبکه‌ی آموزش‌دیده‌شده، با توجه به ضرایب به‌دست آمده استاده می‌کنیم و در نهایت می‌توانیم نرخ خطای بیت آشکارسازی را با توجه به سمبل‌های آشکار شده از شبکه به‌دست بیاوریم.

۴ – نتایج شبیه‌سازی

در بخش‌های قبلی یک روش معمولی برای تخمین کانال ارائه کردیم و بعد از آن رویکرد یادگیری ماشین را در تخمین کانال نشان دادیم. در بخش (۱ – ۳) روشی برای تخمین کانال و آشکارسازی سیگنال با استفاده از یادگیری ماشین ارائه شد که عملکرد آن روش را در این بخش خواهیم دید.

مبنای کار این تحقیق، آشکارسازی سمبل‌های داده بوسیله‌ی الگوریتم‌های یادگیری ماشین است. برای مقایسه‌ی روش پیشنهادی خود با سایر روش‌ها، بعد از هر آزمایش نتایج نرخ خطای بیت به‌دست‌آمده را نشان می‌دهیم.

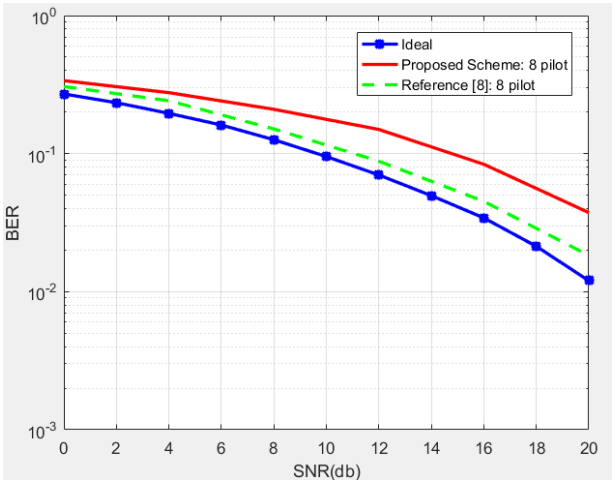
این الگوریتم پیشنهادی در چند سناریوی مختلف با الگوریتم مرجع [۸] مقایسه می‌شود: لازم به یادآوری است که تمامی مراحل آموزش آفلاین، در $SNR = 40$ dB انجام می‌گیرد.

در این شبیه‌سازی، برای داده‌های اصلی از مدولاسیون 16QAM استفاده می‌شود. ما علاوه بر داده‌های اصلی برای تخمین کانال، یک سری داده به عنوان پایلوت همراه داده‌های اصلی ارسال می‌کنیم، مدولاسیون استفاده شده در پایلوت‌ها نیز مانند داده‌ها، 16QAM است.

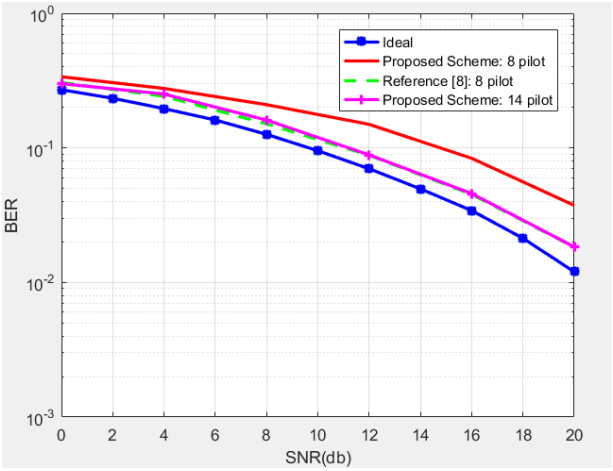
پایلوت‌ها هم در زمان و هم در فرکانس می‌توانند با الگوهای مختلف قرار گیرند. شکل (۲) یک بلوک OFDM را که شامل زیرحامل‌های مختلف است، نشان می‌دهد است (هر ستون در نمودار، نشان‌دهنده‌ی یک زیرحامل است). ابتدا سمبل‌های OFDM را فریم‌بندی می‌کنیم به‌گونه‌ای‌که در هر فریم، ۲ سمبل OFDM قرار داشته باشد. هر فریم را از کانال عبور می‌دهیم و فرض می کنیم کانال برای همه‌ی سمبل‌های موجود در یک فریم با هم برابر است. با توجه به این که $\boldsymbol{N}$ سمبل OFDM داریم پس تعداد $\boldsymbol{N/2}$ فریم داده به کانال ارسال خواهد شد که در طول همه‌ی آن فریم‌ها، کانال ثابت خواهد بود. پس ازاینکه هر فریم از کانال عبور کرد به آن نویز گوسی سفید اضافه می‌شود و سپس سیگنال در گیرنده دریافت می‌شود.

۴-۱- تأثیر تعداد پایلوت‌ها بر نرخ خطای بیت

در این بخش تأثیر تعداد پایلوت‌ها بر نرخ خطای بیت را بررسی می‌کنیم. همانطور که در فصل قبل عنوان کردیم، در مقاله‌ی مرجع [۸] نحوه‌ی ارسال پایلوت همراه داده، به صورت شکل ۲-(ب) است. اما در الگوریتم پیشنهادی، الگوی ارسال پایلوت‌ها همراه داده به صورت شکل ۲-(ج) خواهد بود. در این قسمت می‌خواهیم اثر الگوریتم پیشنهادی را در رابطه با کم شدن تعداد پایلوت با الگوریتم مرجع [۸] مقایسه کنیم. در این آزمایش در روش مرجع تعداد ۸ پایلوت در کل یک فریم که شامل دو بلوک OFDM می‌شود قرار می‌گیرد به طوری که این ۸ پایلوت فقط در بلوک اول جایگذاری می‌شود. در روش پیشنهادی تعداد ۸ پایلوت در کل یک فریم قرار می‌گیرند با این تفاوت که این ۴ پایلوت در بلوک اول و ۴ پایلوت در بلوک دوم جایگذاری می‌شوند.



شکل ۵: نمودار مقایسه‌ی نرخ خطای بیت در اثر پایلوت



شکل ۶: نمودار مقایسه‌ی نرخ خطای بیت در اثر تعداد پایلوت بیشتر

همان‌طور که در شکل ۶ دیده می شود، روش پیشنهادی با اضافه شدن تعداد کمی پایلوت (افزایش تعدا د پایلوت از ۸ به ۱۴) می‌تواند نتیجه‌ای تقریباً مشابه با روش مرجع [۸] ارائه دهد. اما به علت اینکه روش مرجع [۸] از پیچیدگی زیادی برخوردار است و همچنین برای آموزش شبکه در مرحله‌ی آفلاین نیازمند تعداد نمونه‌های بیشتری نسبت به روش ارائه‌شده است می‌توان روش ارائه‌شده را روش مناسبی دانست.

۴-۲- مقایسه‌ی پیچیدگی

دیدیم که با افزایش تعدادی پایلوت می‌توان در روش پیشنهادی به نرخ خطای بیت بهتری دست یافت. در این بخش می‌خواهیم تفاوت پیچیدگی دو روش مورد نظر را بررسی کنیم. جدول مقایسه‌ی پیچیدگی در زیر آورده شده است. این پیچیدگی نیز برای یک شبکه‌ی مجموعه‌ی یادگیری خواهد بود و ما در این روش به ۸ شبکه‌ی نظیر این نیاز خواهیم داشت تا کل سمبل‌ها را آشکارسازی کند. $\boldsymbol{L_p}$ تعداد پایلوت‌ها در هر بلوک OFDM است. در این دو روش پارامترها به صورت زیر خواهند بود:

جدول ۱- پارامترهای شبیه‌سازی

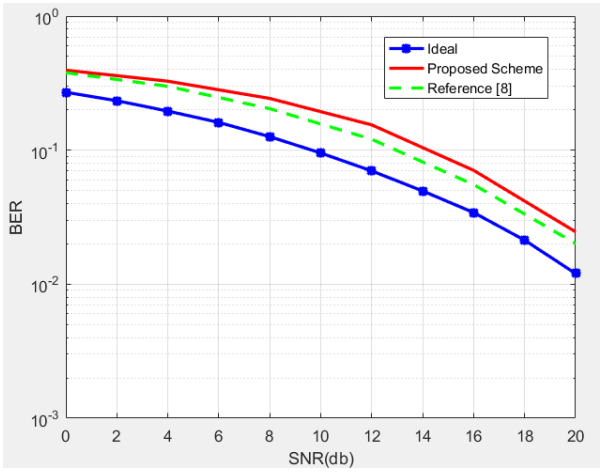
پارامترها	روش [۸]	روش پیشنهادی
نورون‌های لایه اول	۲۵۶	۱۲۸
نورون‌های لایه دوم	۵۰۰	۶۴
نورون‌های لایه سوم	۲۵۰	-
نورون‌های لایه چهارم	۱۲۰	-
نورون‌های لایه پایانی	۱۶	۱۶
توابع لایه‌های میانی	ReLU	ReLU
تابع لایه پایانی	سیگموید	خطی

با توجه به مقادیر بالا و همچنین پیچیدگی‌های دو روش، اینگونه برداشت می‌شود که پیچیدگی روش مقاله از روش پیشنهادی بسیار بیشتر است پس می‌توان در نظر گرفت که با اضافه کردن مقداری پایلوت به یک فریم، تفاوت دو روش را جبران کرد و در عوض، هم میزان پیچیدگی کمتر است و هم تعداد نمونه‌هایی که برای آموزش شبکه در مرحله‌ی آفلاین اختصاص می‌دهیم کمتر است.

با توجه به مقادیر بالا و پیچیدگی‌های دو روش مورد مقایسه و نتایج حاصل از روش پیشنهادی اینگونه استنباط می‌گردد که از این بعد روش پیشنهادی نسبت به روش مرجع [۵] است.

۴-۳- اثر حذف CP

مطالعات گذشته نشان داده است که حذف CP، آشکارسازی سیستم‌های OFDM را دچار مشکل می‌کند. وجود CP در سیستم باعث می‌شود کانولوشن خطی موجود به کانولوشن گردشی تبدیل شده و همسان‌سازی ساده امکان‌پذیر باشد. ولی در صورت حذف CP، این اتفاق دیگر رخ نمی‌دهد و به همین دلیل عملکرد سیستم دچار مشکل می‌شود. با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری می‌توان به این مشکل غلبه کرد و به خطای بیتی با نرخ کم دست یافت. نتیجه‌ی دو روش مرجع [۸] و روش ارائه شده در صورت عدم وجود CP در نمودارهای شکل ۷ آورده شده است.



شکل ۷: نمودار مقایسه‌ی نرخ خطای بیت در اثر حذف CP

همانطور که در نمودار مشخص است تفاوت احتمال خطای بیت در هر دو روش خیلی کم است. هر چند که روش مرجع [۸] اندکی بهتر از روش پیشنهادی است، اما لازم است توجه شود که این میزان افت عملکرد در روش پیشنهادی با توجه به مزایای روش پیشنهادی، قابل چشم‌پوشی است. لازم به ذکر است که فاصله دو روش با افزایش SNR تغییر چندانی نمی‌کند و از این جهت هر دو روش از الگوی مشابهی پیروی می‌کنند.

۴ – تغییر در نوع کانال

در قسمت قبل عنوان شد که کانال مورد استفاده در شبیه‌سازی، کانال وینر II است. در این قسمت به بررسی نتایج نرخ خطای بیت آشکارسازی سمبل‌ها در شرایطی که کانال مورد استفاده در سیستم کانال وینر II [۱۱]نباشد، می‌پردازیم. قابل انتظار است که وقتی این کانال تغییر کند و به کانال دیگری تبدیل شود لزوما نتایج بهینه نخواهند بود. این حقیقت در نمودارهای شکل ۸ بررسی شده است. ویژگی‌های کانال مورد استفاده در زیر آورده شده است [۱۲]:

در تمامی نمودارها پارامترهای مورد استفاده کانال وینر در مرجع [۸] ذکر شده است، در این قسمت پارامترهای کانال را به صورت زیر در نظر می‌گیریم:

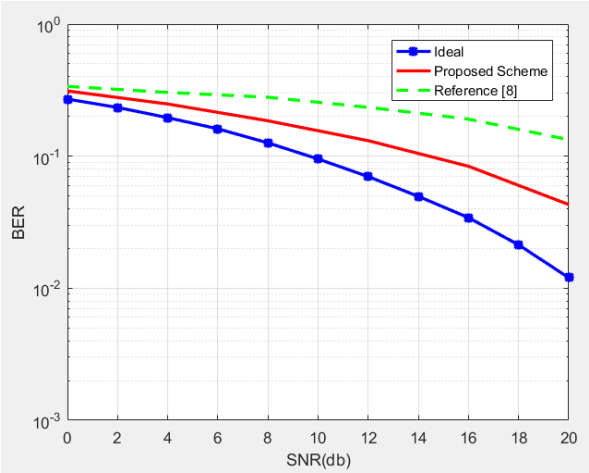
$$T_s = 10^{-4} \quad (۹)$$

$$\tau = [0, 10^{-5}, 3.5 \times 10^{-5}, 12 \times 10^{-5}] \quad (۱۰)$$

$$P_{db} = [0, -1, -1, -3] \quad (۱۱)$$

$$f_d = 1 \quad (۱۲)$$

عبارت T_s دوره‌ی نمونه‌برداری کانال را نشان می‌دهد. عبارت τ در واقع همان میزان تاخیر مسیرهای کانال و عبارت P_{db} میزان توان هر مسیر را بیان می‌کند. عبارت f_d هم فرکانس داپلر کانال را نشان می‌دهد که در واقع میزان تغییر کانال در طول زمان را بیان می‌کند.



شکل ۸: نمودار مقایسه‌ی نرخ خطای بیت در اثر تغییر کانال

با توجه به شکل ۸ می‌توان ملاحشه نمود که اگر کانال آموزش تغییر کند روش مرجع لزوما نتیجه‌ی مناسبی نخواهد داشت و از این جهت حساسیت روش ارائه‌شده در مرجع [۸] به داده‌های آموزشی بسیار بیشتر از روش پیشنهادی است. یادآوری می‌شود که در این حالت روش پیشنهادی به مراتب بهتر از مرجع [۸] عمل می کند هرچند که این روش نیز افت عملکردی مشهودی را نشان می‌دهد.

۵ – جمع‌بندی

در این مقاله، ابتدا سیستم‌های OFDM را توصیف کردیم و سپس به روش‌های مرسومِ تخمین کانال در این سیستم‌ها اشاره شد. دیدیم که می‌توان برای کاهش پیچیدگی و بهبود عملکرد از روش‌های یادگیری ماشین که امروزه مورد توجه بسیاری قرار گرفته‌اند استفاده کرد. پس به بررسی تخمین کانال و آشکارسازی سیگنال در سیستم‌های OFDM با استفاده از روش‌های یادگیری پرداختیم. در این میان، روش‌های مختلفی برای این کار پیشنهاد شده است که ما یکی از آن‌ها را به عنوان روش مرجع انتخاب کرده و روشی در مقابل آن پیشنهاد می‌دهیم. دیدیم که در سناریوی اثر تعداد پایلوت‌ها، روش پیشنهادی ما با وجود اینکه با تعداد پایلوت یکسان، عملکردی ضعیف‌تر از روش مرجع دارد اما با اضافه کردن تعداد محدودی پایلوت به شبکه، می‌توان این تفاوت را کاهش داد و در مقابل پیچیدگی را در حد بسیار زیادی کاهش داد. در سناریوی تغییر کانال، دیدیم که در روش مرجع، از کانال وینر II با خصوصیات خاص خود برای آموزش شبکه‌ی یادگیری خود استفاده می‌شود. اگر به جای این کانال، از یک کانال رایلی استفاده کنیم عملکرد سیستم افت شدیدی خواهد داشت حال آن که در شرایط مشابه روش پیشنهادی نتیجه‌ی بهتری نسبت به روش مرجع خواهد داشت.

مراجع

[1] T. Hwang, C. Yang, G. Wu, S. Li, and G. Y. Li, " OFDM and its wireless applications: A survey," IEEE Trans. Veh. Technol., Vol. 58, No. 4, pp. 1673–1694, May 2009.

[2] G. Y. Li, N. Seshadri, and S. Ariyavisitakul, "Channel estimation for OFDM systems with transmitter diversity in mobile wireless channels," IEEE J. Sel. Areas Commun., Vol. 17, No. 3, pp. 461–471, Mar. 1999.

[3] Lei Yang, Qing Zhao and Yindi Jing, "Channel Equalization and Detection with ELM-Based Regressors for OFDM Systems," IEEE Communications Letters, Vol. 24, No. 1, Jan. 2020.

[4] Ponnaluru, S, Penke, S, "Deep learning for estimating the channel in orthogonal frequency division multiplexing systems," J. Ambient Intell. Hum. Comput., 2020.

[5] G. Y. Li, N. Seshadri, and S. Ariyavisitakul, "Channel estimation for OFDM systems with transmitter diversity in mobile wireless channels," IEEE Journal on Selected Areas in Communications, Vol. 17, No. 3, pp. 461–471, Mar. 1999.

[6] Manisha Sutar,Vikram Patil, "LS and MMSE Estimation with Different Fading Channels for OFDM System," International Conference of Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA), Apr. 2017.

[7] Chi-Cheng Kuo, and M. B. Basnet, "Improved Pilot-Aided Channel Estimation for MIMO-OFDM Fading Channels," International Journal of Antennas and Propagation, 2013.

[8] Hao Ye, Geoffrey Ye Li, and Biing-Hwang Juang, "Power of Deep Learning for Channel Estimation and Signal Detection in OFDM System", IEEE Wireless Communications Letters, Vol. 7, No. 1, Feb. 2018.

[9] Pallaviram Sure, Chandra Mohan Bhuma ," A survey on OFDM channel estimation techniques based on denoising strategies," Engineering Science and Technology, an International Journal. 20 April 2017.

[10] Jun Liu ,KaiMei , Xiaochen Zhang, Dongtang Ma, Senior Member and Jibo Wei, "Online Extreme Learning Machine-Based Channel Estimation and Equalization for OFDM Systems'', IEEE Wireless Communications Letters, Vol. 23, No. 7, July 2019.

[11] P. Kyosti et al., "WINNER II channel models" , Eur. Commission, Brussels, Belgium, Tech. Rep. D1.1.2 IST-4-0-WINN27756 ER, Sep. 2007.

[12] Cyril-Daniel Iskander ,Hi-Tek Multisystems. "A MATLABR - based Object - Oriented Approach to Multipath Fading Channel Simulation," (https://www.mathworks.com/ matlabcentral/ fileexchange/ 18869-a-matlab-based-object-oriented-approach-to-multipath-fading-channel-simulation), MATLAB Central File Exchange. Retrieved August 28, 2022.

[1] Orthogonal Frequency Division Multiplexing
[2] Frequency selectivity
[3] Machine Learning
[4] Spectral Efficiency
[5] Training Data
[6] Blind
[7] Wideband
[8] Multiplexing
[9] Orthogonal
[10] Pilot
[11] Least Square
[12] Minimum Mean Square Error
[13] Deep Learning
[14] Feedforward
[15] One Dimensional Convolutional Neural Network
[16] Feedforward Neural Network
[17] Bit Error Rate
[18] Serial to Parallel Converter
[19] Inverse Discrete Fourier Transform
[20] Cyclic Prefix
[21] Intersymbol Interference
[22] Interpolation
[23] شکل‌ها به ترتیب از بالا الف، ب و ج نامگذاری می‌شوند
[24] Nerve Cell
[25] Deep Neural Network
[26] Activator Function
[27] Softmax
[28] Sigmoid
[29] Rectified Linear Unit
[30] Wiener II