

یک روش هوشمند برای تخمین کانال OFDM با استفاده از الگوریتم جستجوی گرانشی

فاطمه صالحی، محمدحسن مجیدی و ناصر ندا

متعامدبودن زیرحامل‌ها باعث صرفه‌جویی در عرض باند می‌شود. این فناوری بدون نیاز به سخت‌افزار پیچیده با استفاده از تکنیک‌های کارآمد پردازش سیگنال FFT و IFFT قابل پیاده‌سازی است [۲].

برای افزایش کارایی OFDM، اطلاعات دقیق حالت کانال مورد نیاز است. همچنین عملکرد الگوریتم‌های آشکارسازی داده به طور عمده وابسته به دقت این اطلاعات است. تکنیک‌های بسیار متنوعی اعم از روش‌های کور، نیمه‌کور [۳] تا [۷] و روش‌های مبتنی بر پایلوت [۸] تا [۱۳] برای تخمین کانال ارائه شده است. اکثر روش‌های کور ذاتاً سرعت همگرایی پایین و عملکرد ضعیفی دارند. در مقابل روش‌هایی که از دنباله‌های آموزشی/پایلوت بهره می‌گیرند، به قیمت کاهش راندمان طیفی سیستم، عملکرد بهتری به دست می‌آورند.

بسیاری از مسایل بهینه‌سازی دنیای واقعی به طور فزاینده پیچیده‌تر می‌شوند و از طرف دیگر محدودیت‌های زمان و انرژی، الگوریتم‌های بهینه‌سازی بهتری را همواره طلب می‌کنند. الگوریتم‌های تکاملی بهینه‌سازی مانند GA [۱۴]، PSO [۱۵]، GSA [۱۶] و سایر تکنیک‌های مبتنی بر جمعیت در طی چند دهه گذشته رونق فراوان داشته و به طور عمده برای حل مسایل بسیاری به کار برده شده‌اند. مسئله تخمین کانال می‌تواند به عنوان یک مسئله بهینه‌سازی با هدف کمینه‌کردن فاصله اقلیدسی بین ضرایب کانال تخمین زده شده و کانال واقعی در نظر گرفته شود. در مقالات متعددی از الگوریتم‌های تکاملی مانند GA و PSO برای تخمین کانال و آشکارسازی داده استفاده شده است. به عنوان مثال در [۱۷] از GA برای تخمین کانال توأم با آشکارسازی چندکاربره در سیستم MIMO-OFDM استفاده شده است. در [۱۸]، PSO برای تخمین کانال MIMO به کار رفته و در [۱۹] از ترکیب GA و PSO برای آشکارسازی MIMO استفاده شده است. در [۲۰] نیز تعدادی الگوریتم تکاملی از قبیل GA، RWBS، PSO و DEA برای تخمین کانال توأم با آشکارسازی چندکاربره توربو برای سیستم‌های مخابراتی OFDM/SDMA استفاده شده است. علاوه بر این در [۲۱] تخمین کانال OFDM با استفاده از اتوماتای یادگیرنده (LA) پیشنهاد شده است.

در این مقاله برای نخستین بار به مسئله تخمین کانال در سیستم OFDM با استفاده از الگوریتم جستجوی گرانشی پرداخته می‌شود. فرایند تخمین کانال، توأم با آشکارسازی داده بوده که جواب پس از طی چند تکرار به دست می‌آید. روش پیشنهادی بر اساس دو معیار عملکرد BER و MSE تحت شرایط یکسان با روش‌های GA و PSO مقایسه می‌گردد. نشان داده می‌شود که تخمین کانال توسط روش GSA عملکرد بهتری از لحاظ هر دو معیار BER و MSE نسبت به دو روش دیگر دارد و این در حالی است که پیچیدگی محاسباتی آن کمی بالاتر از GA ولی در حد PSO می‌باشد.

بخش‌های بعدی مقاله به این شرح است: در بخش ۲ الگوریتم GSA معرفی می‌گردد. مدل سیستم تحت مطالعه که شامل مدل سیستم

چکیده: مزایای فراوان فناوری مالتی‌پلکس فرکانسی متعامد (OFDM) و انعطاف‌پذیری بالای آن باعث شده که در بسیاری از استانداردهای مخابراتی بی‌سیم مورد استفاده قرار گیرد. یکی از موارد مؤثر در افزایش کارایی سیستم‌های بی‌سیم، تخمین دقیق اطلاعات حالت کانال می‌باشد. تا کنون تکنیک‌های متنوعی برای تخمین کانال ارائه شده است. یک دسته از این تکنیک‌ها با استفاده از سیگنال دریافتی و اطلاعات آماری سیگنال‌های ارسالی و دریافتی سعی در تخمین کانال دارند که پیچیدگی بالا و عملکرد نسبتاً ضعیفی دارند. دسته دیگر با ارسال سمبل‌های پایلوت، در قبال صرف منابع با روش‌های ساده تخمین بهتری از کانال ارائه می‌دهند. در سال‌های اخیر، تکنیک‌های مبتنی بر الگوریتم‌های هوشمند مانند الگوریتم ژنتیک (GA) و بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) مورد توجه قرار گرفته‌اند. این روش‌ها قادرند با سریار پایلوت بسیار کم، تابع انتقال کانال مربوط را با استفاده از سیگنال‌های دریافتی، به نحو مناسبی تخمین بزنند. محدودیت عمده این روش‌ها سرعت همگرایی نسبتاً پایین آنهاست. در این مقاله یک روش ابتکاری برای تخمین کانال با استفاده از الگوریتم جستجوی گرانشی (GSA) پیشنهاد شده که در مقایسه با روش‌های GA و PSO قادر است تخمین دقیق‌تری از کانال ارائه دهد. این در حالی است که پیچیدگی محاسباتی آن در حد الگوریتم PSO بوده و برای دستیابی به برازش یکسان از سرعت همگرایی بالاتری نیز نسبت به آنها برخوردار است. عملکرد روش پیشنهادی برای تخمین یک کانال دومسیره با محوشدگی سریع بر اساس دو معیار نرخ خطای بیت (BER) و میانگین مربع خطا (MSE) ارزیابی شده و نتایج شبیه‌سازی مؤید برتری آن نسبت به روش‌های GA و PSO می‌باشد.

کلیدواژه: الگوریتم جستجوی گرانشی، بهینه‌سازی تابع، تخمین کانال OFDM، تخمینگر هوشمند کانال.

۱- مقدمه

فناوری OFDM یک تکنیک مبتنی بر مدولاسیون چند حامل است که امکان ارسال داده با نرخ بالا را فراهم می‌کند. این فناوری، رشته داده با نرخ ارسال بالا را به چند رشته داده موازی با نرخ پایین‌تر تقسیم می‌کند. ارسال هم‌زمان رشته داده‌های با نرخ پایین بر روی کانال‌های فرکانسی متعامد، باعث حذف تداخل بین سمبلی (ISI) و تجزیه کانال فرکانس - گزین به یک مجموعه موازی از کانال‌های محوشده تخت شده که در نتیجه ساختار گیرنده را ساده می‌کند [۱].

این مقاله در تاریخ ۹ دی ماه ۱۳۹۷ دریافت و در تاریخ ۱۲ مرداد ماه ۱۳۹۸ بازنگری شد.

فاطمه صالحی، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران، (email: f.salehi@birjand.ac.ir)

محمدحسن مجیدی (نویسنده مسئول)، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران، (email: m.majidi@birjand.ac.ir)

ناصر ندا، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران، (email: nneda@birjand.ac.ir)

$$a_i^d(t) = \frac{F_i^d(t)}{M_i(t)} \quad (3)$$

لذا برای آن ذره سرعت و موقعیت در لحظه بعد به ترتیب به صورت زیر به دست می‌آید

$$v_i^d(t+1) = rand_i v_i^d(t) + a_i^d(t) \quad (4)$$

$$x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t+1) \quad (5)$$

که $rand_i$ یک متغیر تصادفی یکنواخت در بازه $[0,1]$ است. ضریب ثابت گرانشی G در ابتدا به اندازه G مقدردهی شده و با گذشت زمان با استفاده از (۶) به تدریج کاهش می‌یابد تا دقت جستجو کنترل شود

$$G(t) = G \cdot e^{-\frac{\alpha t}{T}} \quad (6)$$

که α مقداری ثابت و T تعداد کل تکرارها می‌باشد. اجرام در ابتدا همگی یکسان هستند اما در هر تکرار با استفاده از روابط زیر به روز رسانی می‌شوند

$$m_i(t) = \frac{fit_i(t) - worst(t)}{best(t) - worst(t)} \quad (7)$$

$$M_i(t) = \frac{m_i(t)}{\sum_{j=1}^P m_j(t)} \quad (8)$$

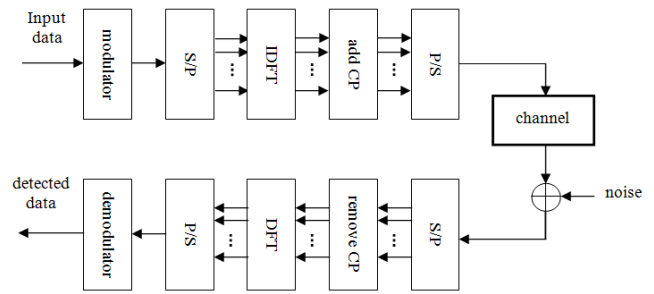
که $fit_i(t)$ مقدار برازندگی عامل i ام در زمان t را نشان می‌دهد و $worst(t)$ و $best(t)$ به ترتیب بیانگر بدترین و بهترین مقدار برازندگی از میان P عامل جستجو می‌باشد. گام‌های مختلف این الگوریتم به ترتیب به صورت زیر است:

- ۱) تعیین فضای جستجو
- ۲) مقدردهی تصادفی اولیه
- ۳) ارزیابی برازندگی عامل‌های جستجو
- ۴) به روز رسانی $G(t)$ ، $best(t)$ ، $worst(t)$ و $M_i(t)$ برای $i = 1, 2, \dots, N$
- ۵) محاسبه نیروی کلی در جهات مختلف
- ۶) محاسبه شتاب و سرعت
- ۷) به روز رسانی موقعیت عوامل جستجو
- ۸) تکرار گام‌های ۳ تا ۷ تا زمانی که شرط توقف به دست آید.
- ۹) پایان

۳- مدل سیستم

۳-۱ مدل سیستم مخابراتی

شکل ۱ بلوک دیاگرام یک سیستم ارسال و دریافت مبتنی بر OFDM را نشان می‌دهد. در سمت فرستنده بیت‌های ورودی ابتدا مدوله شده و پس از نگاشت بر روی زیرحامل‌های متعامد، به واحد IDFT (IFFT) رفته تا با اجرای یک IDFT K نقطه‌ای، سیگنال گسسته حوزه زمان حاصل شود. در خروجی IDFT یک پیشوند دوره‌ای (CP) که یک کپی از آخرین قسمت سمبل OFDM جاری است، در ابتدای هر سمبل برای جلوگیری از تداخل بین سمبل‌ها اعمال شده و نمونه‌های زمانی سمبل OFDM از طریق یک کانال فرکانس-گزینه به طول L فرستاده می‌شوند. سپس با اجرای یک DFT K نقطه‌ای روی سمبل‌های دریافتی، سمبل‌های حوزه فرکانس متناظر توسط عبارت زیر به دست می‌آیند



شکل ۱: بلوک دیاگرام سیستم ارسال و دریافت مبتنی بر OFDM.

مخابراتی و مدل تخمین‌گر کانال است در بخش ۳ ارائه می‌شود. در بخش ۴ الگوریتم‌های تخمین کانال مبتنی بر جمعیت و روش پیشنهادی به همراه پیچیدگی محاسباتی آنها ارائه می‌گردد. مشاهدات شبیه‌سازی در بخش ۵ بیان شده و بخش ۶ نتیجه‌گیری نهایی را دربردارد.

۲- الگوریتم جستجوی گرانشی

ایده اصلی الگوریتم GSA برگرفته از نیروی گرانش و جذب اجرام توسط یکدیگر است. اساس این الگوریتم این است که اجرام در اثر نیروی گرانشی به سمت هم جذب شده و در کل همگی به سمت جسم بزرگ‌تر و دارای جرم بیشتر شتاب می‌گیرند. لذا در این روند اجرام با یکدیگر ارتباط برقرار کرده که همگی این فرایندها بر اساس قانون گرانش صورت می‌گیرد. در GSA اجرام با جرم بیشتر به منزله پاسخ‌های بهتر می‌باشند و بسیار آرام‌تر از دیگر پاسخ‌ها حرکت می‌کنند [۱۶].

هر مسئله بهینه‌سازی نیز از تعدادی متغیر تشکیل می‌شود که حدود مقادیر مجاز برای این متغیرها فضای جستجوی آن مسئله را تعریف می‌کند. هر مقدردهی منحصربه‌فرد به تمامی متغیرها یک پاسخ یا راه حل را در این فضای جستجو مشخص می‌کند. بنابراین هر پاسخ یک جرم است و فضای جستجو همان زمین است که اجرام در آن قرار می‌گیرند. حال برای تعیین اندازه جرم، مقدار برازندگی هر پاسخ با توجه به تابع هدف مسئله محاسبه می‌شود. پاسخ با برازندگی بهتر، همان جرم با اندازه بزرگ‌تر است. در ادامه برای تداوم حرکت اجرام به سمت جرم بزرگ‌تر و قانون گرانش، موقعیت پاسخ‌ها در هر تکرار مبتنی بر فرمول‌های زیر تغییر می‌کند [۱۶] و مجدداً با محاسبه میزان برازندگی پاسخ‌ها جرم بزرگ‌تر انتخاب می‌گردد.

در یک زمان مشخص مانند t نیروی اعمالی بر جرم i از طرف جرم j به صورت (۱) است

$$F_{ij}^d(t) = G(t) \frac{M_i(t)M_j(t)}{R_{ij}(t) + \epsilon} (x_j^d(t) - x_i^d(t)) \quad (1)$$

به طوری که M_i جرم ذره i ام و x_i^d موقعیت ذره i ام در بعد d را نشان می‌دهد. $G(t)$ ضریب گرانش در زمان t است، ϵ یک ثابت کوچک بوده و $R_{ij}(t)$ فاصله اقلیدسی بین دو ذره i ام و j ام می‌باشد. فرض می‌شود کل نیرویی که بر روی ذره i ام اعمال می‌گردد به صورت زیر است

$$F_i^d(t) = \sum_{j \in g_{best}, j \neq i} rand_j \cdot F_{ij}^d(t) \quad (2)$$

که g_{best} مجموعه g عامل اول با مقدار برازندگی بهتر است. لذا طبق قانون حرکت شتاب ذره i ام در زمان t و در جهت بعد d به صورت زیر به دست می‌آید

سیگنال‌های دریافتی $y[k, n+1]$ به تخمینگر هوشمند فرستاده می‌شوند تا ضرایب کانال مربوط به $n+1$ امین سمبل OFDM بهینه شوند. سپس تخمین‌های تابع انتقال کانال حاصل از الگوریتم هوشمند به فیلترینگ حوزه زمان برای بهبود بیشتر ارسال می‌شوند. بر اساس تخمین کانال بهبودیافته، گیرنده قادر به تولید تخمین بهتری از سمبل‌های ارسالی، $\tilde{s}[k, n+1]$ است و در نهایت مقادیر نرم آشکارشده متناظر با $n+1$ امین سمبل OFDM تولید می‌شود. در ادامه، اجزای اصلی تخمینگر کانال مدل شده به تفکیک مورد بررسی قرار می‌گیرند.

۳-۲-۱ تخمین اولیه کانال به کمک پایلوت

سمبل‌های پایلوت دریافتی در حوزه فرکانس به صورت زیر قابل نمایش هستند

$$y_p = S_p h_p + z_p \quad (11)$$

که در آن S_p ماتریس قطری سمبل‌های پایلوت ارسالی، h_p ضرایب فرکانسی کانال در محل پایلوت‌ها و N_p تعداد پایلوت‌های ارسالی در یک سمبل OFDM را نشان می‌دهد که برابر K در نظر گرفته شده است. بدین ترتیب در گیرنده با معلوم بودن سمبل‌های پایلوت ارسالی، تخمین LMMSE ضرایب کانال در حوزه فرکانس بر اساس مینیمم کردن مربع فاصله بین کانال صحیح و تخمین کانال، مطابق (۱۲) به دست می‌آید

$$h_{LMMSE} = R_{hp} [R_{hp} + \sigma_z^2 (S_p^H S_p)^{-1}]^{-1} h_{LS} \quad (12)$$

که در آن

$$h_{LS} = S_p^{-1} y_p = \left[\frac{y_p[1]}{s_p[1]}, \frac{y_p[2]}{s_p[2]}, \dots, \frac{y_p[N_p]}{s_p[N_p]} \right]^T \quad (13)$$

تخمین LS از h_p بوده و $R_{hp} = E\{h_p h_p^H\}$ ماتریس خودهمبستگی کانال می‌باشد. نماد $(.)^H$ ترانپوزه هرمتین را نشان می‌دهد. پیچیدگی تخمینگر LMMSE در (۱۲) بالاست اما می‌توان با رابطه زیر یک تخمینگر ساده‌شده به دست آورد [۲۲]

$$h_{LMMSE} \approx R_{hp} (R_{hp} + \frac{\beta}{SNR} I)^{-1} h_{LS} \quad (14)$$

که β ثابتی است که به صورت فلکی سیگنال بستگی دارد و برای مدولاسیون QPSK، $\beta = 1$ است. ماتریس $(R_{hp} + (\beta/SNR)I)^{-1}$ تنها نیاز است که یک بار محاسبه شود. برای کاهش بیشتر پیچیدگی تخمینگر می‌توان از تکنیک تجزیه مقدار منفرد (SVD) پیشنهادی در [۲۲] استفاده کرد.

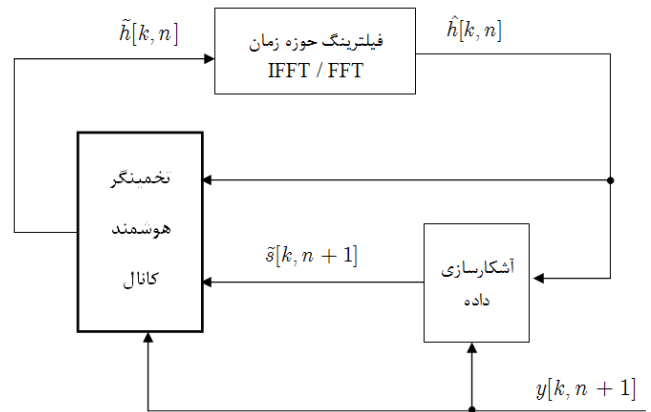
سربار پایلوت به صورت نسبت تعداد سمبل‌های OFDM حاوی پایلوت به تعداد کل سمبل‌های OFDM ارسالی تعریف می‌شود. در بخش ۵ نشان خواهیم داد که با یک مقدار کوچک سربار، عملکرد نسبتاً خوبی توسط تخمینگرهای هوشمند قابل دستیابی است.

۳-۲-۲ آشکارسازی داده

آشکارسازی اولیه داده به کمک تخمین ضرایب کانال سمبل OFDM قبل به صورت زیر به دست می‌آید

$$\tilde{s}[k, n+1] = \frac{1}{\tilde{h}[k, n]} y[k, n+1] \quad (15)$$

در مرحله بعد که ضرایب کانال سمبل فعلی تخمین زده شد، آشکارسازی نهایی داده قابل حصول است



شکل ۲: ساختار تخمینگر هوشمند کانال به همراه آشکارسازی داده.

$$y[k, n] = h[k, n]s[k, n] + z[k, n] \quad (9)$$

که $s[k, n]$ سمبل‌های ارسالی در حوزه فرکانس، $h[k, n]$ ضریب فرکانسی کانال و $z[k, n]$ نویز سفید گوسی با واریانس σ_z^2 در k امین زیرحامل و n امین سمبل OFDM را نشان می‌دهد. لذا یک سمبل OFDM دریافتی را به صورت زیر می‌توان نمایش داد (که در آن از اندیس n به دلیل ثابت بودن صرف نظر شده است)

$$y = Sh + z \quad (10)$$

به طوری که $y = [y[1], y[2], \dots, y[K]]^T$ سمبل‌های دریافتی، $S = \text{diag}\{s[1], s[2], \dots, s[K]\}$ ماتریس قطری شامل سمبل‌های داده، $h = [h[1], h[2], \dots, h[K]]^T$ پاسخ فرکانسی کانال با مقادیر مختلط و $z = [z[1], z[2], \dots, z[K]]^T$ همانند قبل نویز سفید گوسی با واریانس σ_z^2 را نشان می‌دهند.

۳-۲-۳ مدل تخمینگر کانال

مدل تخمینگر کانال پیاده‌سازی شده در شکل ۲ نمایش داده شده است. فرض کرده‌ایم درون هر سمبل OFDM به تعداد K زیرحامل وجود دارد و اولین سمبل OFDM هر بلوک ارسالی، شامل سمبل‌های پایلوت می‌باشد. در طی اولین سمبل OFDM ($n=0$)، تخمین اولیه‌ای از تابع انتقال کانال حوزه فرکانس، $\tilde{h}[k, 0], (k=1, \dots, K)$ بر اساس پایلوت‌ها و سیگنال‌های دریافتی به روش LMMSE تولید می‌شود. که در ادامه یک فیلترینگ حوزه زمان بر روی آنها اعمال می‌شود. به این صورت که K ضریب تخمین اولیه پاسخ فرکانسی کانال، $\tilde{h}[k, n], (k=1, \dots, K)$ مرتبط با n امین سمبل OFDM توسط IFFT به طول K پردازش شده که نتیجه آن مجموعه K -tap ناهمبسته پاسخ ضربه کانال است. سپس تنها ضرایب K -tap اول را نگه داشته و بقیه را صفر می‌کند. مقدار K به مشخصه تأخیر کانال (طول کانال، L) بستگی دارد که از قبل در گیرنده معلوم نیست اما در عمل تخمین آن از روی نتایج قبلی به نحو مناسبی امکان‌پذیر است [۱۷]. به این صورت با حذف tap ‌های با توان کم عملکرد تخمینگر افزایش می‌یابد. ضرایب باقیمانده پاسخ ضربه کانال توسط تبدیل FFT به تخمین پاسخ فرکانسی کانال بهبودیافته، $\tilde{h}[k, n], (k=1, \dots, K)$ می‌انجامد. در سمبل بعدی OFDM، سمبل $n+1$ ام که سمبل‌های داده ارسال می‌شود، حدس اولیه‌ای از سمبل‌های ارسالی $s[k, n+1], (k=1, \dots, K)$ به کمک تخمین قبلی تابع انتقال کانال $\tilde{h}[k, n]$ مرتبط با سمبل OFDM قبلی انجام می‌شود. سپس سمبل‌های آشکارشده حاصل $\tilde{s}[k, n+1]$ به همراه تخمین‌های تابع انتقال کانال $\tilde{h}[k, n]$ و همچنین

$$\begin{cases} \tilde{h}_{p,q}^r[n] = [\tilde{h}_{p,q}^r[1, n], \tilde{h}_{p,q}^r[2, n], \dots, \tilde{h}_{p,q}^r[K, n]] \\ \tilde{h}_{p,q}^i[n] = [\tilde{h}_{p,q}^i[1, n], \tilde{h}_{p,q}^i[2, n], \dots, \tilde{h}_{p,q}^i[K, n]] \end{cases} \quad (19)$$

که در آن عامل اول جواب احتمالی اجزای حقیقی و عامل دوم جواب احتمالی اجزای موهومی تابع انتقال کانال n امین سمبل OFDM را داراست. در ابتدا، P جفت عامل جستجو بر اساس تخمین سمبل قبل تولید می‌شود. به طور دقیق‌تر، در $n+1$ امین سمبل OFDM، عوامل جستجو در تکرار اول به صورت زیر تولید می‌شوند

$$\begin{cases} \tilde{h}_{p,q}^r[n+1] = [\hat{h}^r[1, n], \hat{h}^r[2, n], \dots, \hat{h}^r[K, n]] + \cdot \wedge randn(1, K) \\ \tilde{h}_{p,q}^i[n+1] = [\hat{h}^i[1, n], \hat{h}^i[2, n], \dots, \hat{h}^i[K, n]] + \cdot \wedge randn(1, K) \end{cases} \quad (20)$$

که $p = 1, \dots, P$ و $randn$ تابع توزیع نرمال با میانگین صفر و انحراف معیار ۱ است. در حقیقت ضرایب سمبل قبل را به عنوان تخمین اولیه سمبل فعلی در نظر گرفته و عامل‌های جستجو را با انحراف معیار $\cdot \wedge$ در حوالی ضرایب تخمین زده شده سمبل قبلی پراکنده می‌کنیم. عوامل جستجو در تکرارهای بعد با توجه به استراتژی خاص هر الگوریتم، به طور تصادفی از روی عوامل جستجوی موفق فعلی در فضای جواب تولید می‌شود. به این ترتیب عامل‌های جستجوی موجود در آخرین تکرار، عواملی هستند که از میان سایرین بیشترین مقدار برازندگی را کسب کرده‌اند و زوج عاملی که توانسته‌اند تابع هدف مسئله را کمینه کنند به عنوان جواب نهایی در نظر گرفته می‌شوند.

۲-۴ روش پیشنهادی (تخمینگر GSA)

برای تخمین تابع انتقال کانال n امین سمبل OFDM، $h[k, n]$ ($k = 1, \dots, K$) طبق الگوریتم GSA به فرم زیر عمل می‌شود:

- ۱) تعیین فضای جستجو و مقاردهی پارامترهای G ، α و T
- ۲) تولید جمعیت تصادفی اولیه با استفاده از (۲۰)
- ۳) انجام فیلترینگ حوزه زمان و آشکارسازی اولیه داده مطابق (۱۵) و سپس ارزیابی برازندگی زوج عوامل جستجو توسط (۱۸)
- ۴) به روز رسانی $G(t)$ و $M_i(t)$ برای $i = 1, \dots, P$ با استفاده از (۶) تا (۸)

۵) محاسبه نیروی کل، شتاب و سرعت عوامل در جهات مختلف با استفاده از (۲) تا (۴)

- ۶) به روز رسانی موقعیت عوامل توسط (۵) و در نظر گرفتن آنها به عنوان پاسخ‌های مسئله، یعنی $\tilde{h}_{p,q}^d[k, n] \leftarrow x_i^d(t)$
- ۷) تکرار گام‌های ۳ تا ۶ تا زمانی که شرط توقف برآورده شود.

۳-۴ پیچیدگی محاسباتی

در این بخش پیچیدگی محاسباتی (بر حسب تعداد عملیات) الگوریتم‌های بهینه‌سازی مبتنی بر جمعیت، یعنی GA، PSO و GSA مقایسه می‌گردد. مقایسه در یک تکرار صورت می‌گیرد و در هر تکرار، تابع $f(\cdot)$ نیاز است که یک بار محاسبه شود. از آنجا که تعداد عملیات ارزیابی تابع مطابق با اجزای تابع $f(\cdot)$ تغییر می‌کند، لذا پیچیدگی محاسبات ارزیابی تابع با نماد $O(f(N))$ نمایش داده می‌شود. پیچیدگی محاسبات الگوریتم GA در هر تکرار به اندازه $O(f(N))$ می‌باشد. برای الگوریتم PSO، در هر تکرار علاوه بر ارزیابی تابع هدف نیاز به محاسبه سرعت و موقعیت N بعدی ذره نیز هست و بنابراین پیچیدگی محاسبات

$$\hat{s}[k, n+1] = \frac{1}{\tilde{h}[k, n+1]} y[k, n+1] \quad (16)$$

سپس بیت‌های داده از طریق دمدوله‌کردن سیگنال خروجی متعادل‌ساز، $\hat{s}[k, n+1]$ مطابق با الفبای سمبل‌های داده به دست می‌آید.

۳-۲-۳ تخمینگر هوشمند کانال

مجهولات مسأله یعنی تابع انتقال کانال h از طریق رابطه زیر که همان معیار پیشینه همانندی است به دست می‌آید

$$\tilde{h} = \arg \{ \min_h \|y - \tilde{S}h\|^2 \} \quad (17)$$

که \tilde{S} بردار تخمین اولیه داده است. ایده اصلی پشت تخمینگرهای هوشمند کانال، یافتن پاسخ بهینه یا نزدیک به بهینه بر اساس یک تابع هدف از پیش تعریف شده است. در اینجا تابع برازندگی بر اساس معیار فوق به صورت زیر تعریف می‌شود

$$f(\tilde{h}) = \|y - \tilde{S}\tilde{h}\|^2 \quad (18)$$

با در نظر گرفتن این تابع به عنوان تابع هدف، هر ترکیبی از بردار \tilde{h} که تابع هدف دارای کمترین مقدار خود باشد، بیشترین مقدار برازندگی را داشته و به عنوان جواب مسأله در نظر گرفته می‌شود.

از آنجا که ضرایب فرکانسی کانال، $h \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ ، مقادیر مختلط K بعدی هستند لذا در هر سمبل OFDM، $2 \times K$ المان مجهول وجود دارد. برای یافتن آنها توسط تخمینگرهای هوشمند دو دسته عامل‌های جستجو در نظر می‌گیریم، یکی برای یافتن جزء حقیقی و دیگری برای یافتن جزء موهومی ضرایب فرکانسی کانال که هر کدام به طور مستقل فضای جواب خود را جستجو می‌کنند. اما در هنگام ارزیابی برازندگی، این دو جزء با هم ترکیب شده تا به صورت یک مقدار مختلط به عنوان کاندیدایی برای جواب مسئله بهینه‌سازی در نظر گرفته شوند.

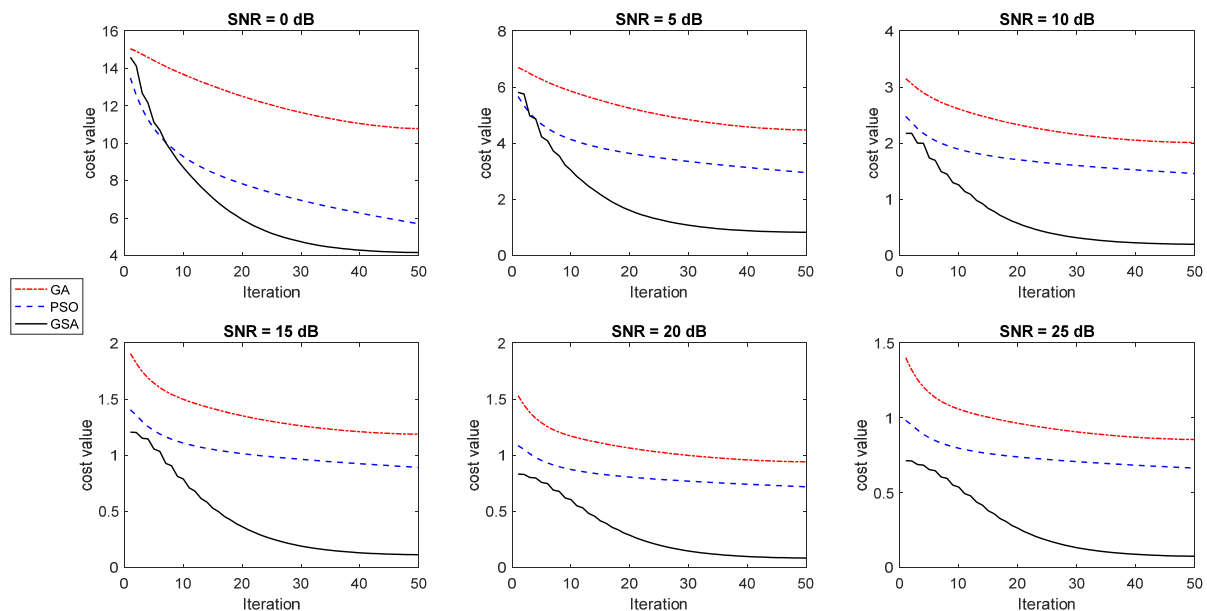
با توجه به ساختار سمبل‌های OFDM فرض کرده‌ایم کانال در طی یک سمبل ثابت بماند و ضرایب کانال به ازای هر سمبل به روز می‌شوند. از این رو مسئله تخمین کانال را تنها برای یک سمبل OFDM بررسی می‌کنیم.

۴- تخمینگرهای هوشمند مبتنی بر جمعیت و پیچیدگی محاسباتی آنها

در این بخش ابتدا الگوریتم تخمینگرهای هوشمند مبتنی بر جمعیت را ارائه کرده و سپس روش پیشنهادی را شرح می‌دهیم. در انتها پیچیدگی تخمینگرهای مورد نظر را بررسی می‌کنیم.

۴-۱ تخمینگرهای هوشمند مبتنی بر جمعیت

در مقالات متعددی [۱۷] تا [۲۰] از الگوریتم‌های هوشمند مبتنی بر جمعیت مانند GA و PSO برای تخمین کانال و آشکارسازی داده استفاده شده است. الگوریتم‌های بهینه‌سازی مبتنی بر جمعیت با توزیع یک جمعیت تصادفی اولیه در فضای جستجو که در واقع عوامل جستجو نام دارند، پس از چند تکرار با استراتژی مخصوص به خود در پی یافتن پاسخ مسئله هستند. در بحث تخمین کانال توسط الگوریتم‌های هوشمند مبتنی بر جمعیت، زوج عامل جستجوی p ام ($p = 1, \dots, P$) در تکرار q ($q = 1, \dots, Q$) برای n امین سمبل OFDM به صورت زیر در نظر گرفته می‌شود



شکل ۳: مقایسه مقدار تابع هزینه تخمینگرهای مختلف بر حسب تعداد تکرار الگوریتم‌ها.

این قرار است: تلفیق به کار رفته از نوع میانه است (یعنی نقطه تقاطع در وسط کروموزوم‌های والد قرار دارد). نرخ تلفیق در نسل اول (تکرار اول) ۵۰٪ در نظر گرفته شده و در هر نسل به طور خطی افزایش یافته تا این که در نهایت به ۱۰۰٪ رسیده است. نرخ جهش به صورت مکمل، در ابتدا ۵۰٪ تعریف شده و رفته‌رفته به صورت خطی کاهش یافته تا در نهایت به صفر رسیده است. همچنین با استفاده از عملگر انتخاب، تعداد جمعیت در تمامی تکرارها همواره ثابت در نظر گرفته شده است. تنظیمات به کار رفته در الگوریتم PSO برای حل مسأله مورد نظر به این صورت است: مقادیر پارامترهای اجتماعی و شناختی برابر در نظر گرفته شده است، $c_1 = c_2 = 2$. وزن اینرسی w در تکرار اول برابر ۱ فرض شده و در تکرارهای بعدی از رابطه $w_t = (1 - \rho)w_{t-1}$ محاسبه می‌شود که $\rho = 0.1$ می‌باشد. تنظیمات به کار رفته در الگوریتم GSA برای حل مسأله مورد نظر به این قرار است: مجموعه g_{best} در ابتدا شامل تمامی اجرام بوده و در هر تکرار به طور خطی از آن کم شده تا این که در تکرار آخر تنها ۲٪ کل اجرام بر بقیه نیرو وارد می‌کنند. علاوه بر این، در ثابت گرانشی G مطابق (۶)، مقدار $G = 5$ و نسبت $\alpha/T = 0.1$ در نظر گرفته شده است.

مقدار میانگین کمترین هزینه (یا به عبارتی بیشترین برازندگی)، $f(\tilde{h})$ ، تخمین کانال یک بلوک OFDM توسط تخمینگرهای هوشمند را به ازای ۱۰۰۰ بار اجرای برنامه به دست آورده و بر حسب تعداد تکرار الگوریتم‌ها در شکل ۳ رسم کرده‌ایم. بلوک OFDM مورد نظر شامل ۳۲ زیرحامل و ۲۱ سمبل OFDM است که اولین سمبل هر بلوک به کمک پایلوت‌های ارسالی و به روش LMMSE تخمین زده می‌شود و ضرایب کانال ۲۰ سمبل بعدی توسط تخمینگرهای هوشمند به دست می‌آید. ملاحظه می‌شود که مقدار برازندگی تخمینگر GSA در تمامی SNRها از هر دو تخمینگر GA و PSO بهتر بوده و بعد از حدود ۳۰ تکرار همگرا می‌شود.

در شکل ۴ عملکرد تخمینگرهای هوشمند از لحاظ معیار نرخ خطای بیت (BER) در SNRهای مختلف با هم مقایسه شده است. ملاحظه می‌شود که تخمینگر کانال GSA منجر به خطای بیت کمتری در آشکارسازی می‌شود.

در شکل ۵ نیز عملکرد میانگین مربع خطای (MSE) کانال این

جدول ۱: پارامترهای اساسی شبیه‌سازی.

| | |
|-------------|----------------------------------|
| ۳۲ | تعداد زیرحامل‌ها |
| ۸ | تعداد نقاط پیشوند دوره‌ای |
| ۲۱ | تعداد سمبل‌های OFDM در هر بلوک |
| ۱۵ کیلوهرتز | پهنای باند هر زیرحامل |
| ۱۲۰ هرتز | فرکانس داپلر ماکسیمم |
| ۰.۰۱ | فرکانس داپلر نرمالیزه شده، F_D |
| QPSK | مدولاسیون |
| ۴.۷۶٪ | سربرای پایلوت |

این الگوریتم با $O(f(N)) + O(N)$ بیان می‌شود [۲۳] و [۲۱]. به طور مشابه، الگوریتم GSA در هر تکرار علاوه بر ارزیابی تابع هدف لازم است که نیرو، شتاب و سرعت ذره در N بعد مختلف را نیز محاسبه نماید. از این رو پیچیدگی محاسبات الگوریتم GSA نیز مانند PSO برابر $O(f(N)) + O(N)$ می‌باشد.

۵- نتایج شبیه‌سازی

مدل کانال مورد استفاده، طبق [۱۷]، کانال با محوشدگی ریلی دومسیره ($L = 2$) با مشخصه تأخیر $(0.774 \cdot z^{-1} + 0.6332 \cdot z^{-2})$ است. مقدار پارامتر $K = 5$ در نظر گرفته شده است که از طول کانال بزرگتر بوده ($5 > 2$) و قادر است افزایش تفرق پاسخ ضربه کانال تا 5 -tap را تحمل کند. هر مسیر، محوشدگی ریلی مستقل با فرکانس داپلر یکسان $F_D = f_d T_s$ (نرمالیزه شده با نرخ سمبل OFDM) تجربه می‌کند، که f_d و T_s به ترتیب فرکانس داپلر ماکسیمم و عرض هر سمبل OFDM شامل پیشوند دوره‌ای است. پارامترهای شبیه‌سازی در جدول ۱ آورده شده‌اند.

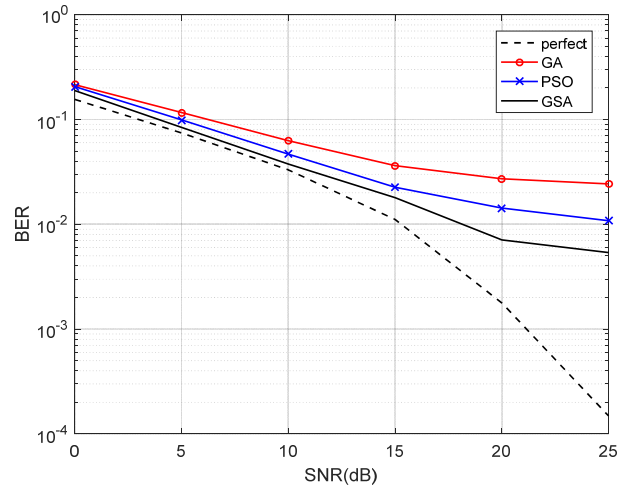
مجهولات مسئله در هر بار اجرای الگوریتم تکاملی که همان ضرایب فرکانسی کانال یک سمبل OFDM می‌باشد، برابر ۳۲ ضریب مختلط است. برای تعیین این تعداد مجهول توسط تخمینگرهای هوشمند GA، PSO و GSA، ۲۰ زوج عامل جستجو ($P = 20$) با ۵۰ تکرار ($Q = 50$) در نظر گرفته شده است.

تنظیمات به کار رفته در الگوریتم ژنتیک برای حل مسأله مورد نظر به

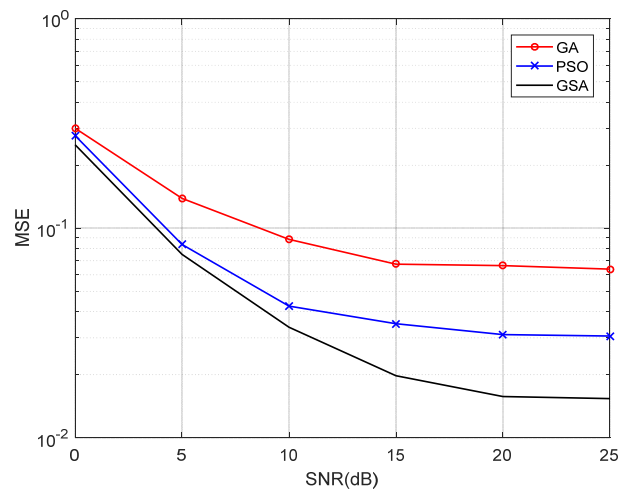
مراجع

- [1] T. Hwang, C. Yang, G. Wu, S. Li, and G. Ye Li, "OFDM and its wireless applications: a survey," *IEEE Trans. on Vehicular Technology*, vol. 58, no. 4, pp. 1673-1694, May 2009.
- [2] B. Farhang-Boroujeni and H. Moradi, "OFDM inspired waveforms for 5G," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 18, no. 4, pp. 2474-2492, First Quarter 2016.
- [3] W. Zhang, F. Gao, and Q. Yin, "Blind channel estimation for MIMO-OFDM systems with low order signal constellation," *IEEE Communications Letters*, vol. 19, no. 3, pp. 499-502, Mar. 2015.
- [4] T. Lv, S. Yang, and H. Gao, "Semi-blind channel estimation relying on optimum pilots designed for multi-cell large-scale MIMO systems," *IEEE Access*, vol. 4, pp. 1190-1204, Mar. 2016.
- [5] C. H. Tseng, Y. C. Cheng, and C. D. Chung, "Subspace-based blind channel estimation for OFDM by exploiting cyclic prefix," *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 2, no. 6, pp. 691-694, Dec. 2013.
- [6] E. Navebi and B. D. Rao, "Semi-blind channel estimation for multiuser massive MIMO systems," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 66, no. 2, pp. 540-553, Jan. 2018.
- [7] H. Ye, G. Ye Li, and B. H. Juang, "Power of deep learning for channel estimation and signal detection in OFDM systems," *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 7, no. 1, pp. 114-117, Feb. 2018.
- [8] D. Kong, D. Qu, K. Luo, and T. Jiang, "Channel estimation under staggered frame structure for massive MIMO system," *IEEE Trans. on Wireless Communications*, vol. 15, no. 2, pp. 1469-1479, Feb. 2016.
- [9] W. Peng, M. Zou, and T. Jiang, "Channel prediction in time-varying massive MIMO environments," *IEEE Access*, vol. 5, pp. 23938-23946, Nov. 2017.
- [10] Z. Sheng, H. Duong Tuan, H. H. Nguyen, and Y. Fang, "Pilot optimization for estimation of high-mobility OFDM channels," *IEEE Trans. on Vehicular Technology*, vol. 66, no. 10, pp. 8795-8806, Oct. 2017.
- [11] J. Ma, S. Zhang, H. Li, N. Zhao, and A. Nallanathan, "Iterative LMMSE individual channel estimation over relay networks with multiple antennas," *IEEE Trans. on Vehicular Technology*, vol. 67, no. 1, pp. 423-435, Jan. 2018.
- [12] M. Morelli and M. Moretti, "Channel estimation in OFDM systems with unknown interference," *IEEE Trans. on Wireless Communications*, vol. 8, no. 10, pp. 5338-5347, Oct. 2009.
- [13] F. Salehi and N. Neda, "Channel estimation for MIMO-OFDM systems based on multiplexed pilot and superimposed pilot," in *Proc. IEEE Int. Congress on Technology, Communication and Knowledge, ICTCK'15*, vol. 2, pp. 191-196, Mashhad, Iran, 11-12 Nov. 2015.
- [14] D. Whitley, "A genetic algorithm tutorial," *Statistics and Computing*, vol. 4, pp. 65-85, Jun. 1994.
- [15] Y. Zhang, S. Wang, and G. Ji, "A comprehensive survey on particle swarm optimization algorithm and its applications," *Math. Probl. Eng.*, vol. 2015, pp. 1-38, Oct. 2015.
- [16] E. Rashedi, H. Nezamabadi-pour, and S. Saryazdi, "GSA: a gravitational search algorithm," *Information Sciences*, vol. 179, no. 13, pp. 2232-2248, Jun. 2009.
- [17] M. Jiang, J. Akhtman, and L. Hanzo, "Iterative joint channel estimation and multi-user detection for multiple-antenna aided OFDM systems," *IEEE Trans. on Wireless Communications*, vol. 6, no. 8, pp. 2904-2914, Aug. 2007.
- [18] C. Kniewel and P. A. Hoeher, "On particle swarm optimization for MIMO channel estimation," *J. of Electrical and Computer Engineering*, vol. 2012, no. 9, pp. 1-10, Jan. 2012.
- [19] Y. Q. Hei, X. H. Li, and W. T. Li, "Investigation on the evolutionary algorithms with their applications in MIMO detecting systems," *International J. of Communication Systems*, vol. 26, no. 11, pp. 1409-1418, Nov. 2013.
- [20] J. Zhang, S. Chen, X. Mu, and L. Hanzo, "Evolutionary-algorithm-assisted joint channel estimation and turbo multiuser detection/decoding for OFDM/SDMA," *IEEE Trans. on Vehicular Technology*, vol. 63, no. 3, pp. 1204-1222, Mar. 2014.
- [21] F. Salehi, M. H. Majidi, and N. Neda, "Channel estimation based on learning automata for OFDM systems," *International J. of Communication Systems*, vol. 31, no. 12, e3707, May 2018.
- [22] O. Edfors, M. Sandell, J. J. van de Beek, S. K. Wilson, and P. O. Borjesson, "OFDM channel estimation by singular value decomposition," *IEEE Trans. on Communications*, vol. 46, no. 7, pp. 931-939, Jul. 1998.
- [23] Q. H. Wu and H. L. Liao, "Function optimisation by learning automata," *Information Sciences*, vol. 220, pp. 379-398, Jan. 2013.

تخمینگرها در سیستم OFDM به ازای SNRهای مختلف ارزیابی شده



شکل ۴: عملکرد BER تخمینگرهای هوشمند کانال بر حسب SNR بعد از ۵۰ تکرار.



شکل ۵: عملکرد MSE تخمینگرهای هوشمند کانال بر حسب SNR بعد از ۵۰ تکرار.

است. معیار MSE به این صورت تعریف می شود

$$MSE = \frac{1}{N_T K} \sum_{n=1}^{N_T} \sum_{k=1}^K |h[k, n] - \hat{h}[k, n]|^2 \quad (21)$$

که N_T تعداد کل سمبل های OFDM ارسالی است. مشاهده می شود که تخمینگر GSA در مقایسه با تخمینگرهای کانال GA و PSO، عملکرد نسبتاً بهتری از خود ارائه می دهد.

۶- نتیجه گیری

در این مقاله یک تخمینگر هوشمند کانال مبتنی بر جمعیت به نام تخمینگر GSA برای سیستم های OFDM پیشنهاد شده است. با توجه به مشاهدات شبیه سازی می توان نتیجه گرفت که تخمینگر پیشنهادی در مقایسه با تخمینگرهای GA و PSO می تواند کانال را به نحو مناسب تری تخمین بزند. روش پیشنهادی از سرعت همگرایی بالایی برخوردار بوده به طوری که می توان با تعداد تکرارهای کمتر نسبت به دو روش دیگر، به نتیجه قابل قبولی دست یافت. تخمینگر GSA از لحاظ دو معیار مهم ارزیابی یعنی BER و MSE، عملکرد بهتری نسبت به تخمینگرهای GA و PSO دارد، در حالی که پیچیدگی محاسباتی بالاتری نیز نسبت به آنها ندارد.

ناصر ندا در سال ۱۳۶۹ مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی برق از دانشگاه تهران و در سال ۱۳۷۳ مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی مخابرات از دانشگاه صنعتی شریف دریافت کرد. وی در سال ۱۳۷۶ جهت ادامه تحصیل در مقطع دکترا عازم انگلستان شد و در سال ۱۳۸۲ موفق به اخذ درجه دکترا خود در رشته مهندسی مخابرات گرایش سیستم از دانشگاه ساری گردید. دکتر ندا هم‌اکنون دانشیار دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه بیرجند است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه شامل پردازش سیگنال برای سیستم‌های مخابراتی، لایه فیزیکی شبکه‌های NOMA و CDMA/MCCDMA/OFDM در مخابرات نسل ۵ می‌باشد.

فاطمه صالحی در سال ۱۳۸۹ مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی برق گرایش مخابرات و در سال ۱۳۹۱ مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی مخابرات گرایش سیستم از دانشگاه بیرجند دریافت کرد. وی از سال ۱۳۹۵ تحصیلات خود را در مقطع دکترا مهندسی مخابرات گرایش سیستم در دانشگاه بیرجند آغاز نمود. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه شامل تخمین کانال، سیستم‌های MIMO-OFDM و مدیریت منابع رادیویی در مخابرات نسل ۵ می‌باشد.

محمدحسین مجیدی در سال ۱۳۸۲ مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی برق از دانشگاه شهید باهنر کرمان و در سال ۱۳۸۵ مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی مخابرات از دانشگاه جامع امام حسین (ع) دریافت کرد. در سال ۱۳۹۳ موفق به اخذ درجه دکترا در رشته مهندسی مخابرات گرایش سیستم از دانشگاه سوپلک فرانسه گردید. وی هم‌اکنون استادیار دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه بیرجند می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه شامل پردازش سیگنال برای سیستم‌های مخابراتی، آشکارسازی هم‌زمان داده و کانال، رمزنگاری و مخابرات امن می‌باشد.