

تخصیص کارآمد منابع انرژی برای مسیر فروسو

سیستم‌های مبتنی بر OFDMA

سمانه بیدآبادی^۱، محمدجواد امیدی^۲، نرگس بیدآبادی^۳ و جعفر کاظمی^۴

^۱دانشگاه صنعتی اصفهان، دانشکده برق و کامپیوتر، اصفهان، ایران، s.bidabadi@ec.iut.ac.ir

^۲دانشگاه صنعتی اصفهان، دانشکده برق و کامپیوتر، اصفهان، ایران، omidi@cc.iut.ac.ir

^۳دانشگاه یزد، دانشکده ریاضی، یزد، ایران، n_bidabadi@yazd.ac.ir

^۴دانشگاه صنعتی اصفهان، دانشکده برق و کامپیوتر، اصفهان، ایران، j.kazemi@ec.iut.ac.ir

بیت‌های اطلاعات منتقل شده به ازای هر واحد انرژی (مجموع انرژی انتقال و انرژی مصرفی مدار) تعریف می‌شود.

از OFDMA به عنوان یکی از طرح‌های دسترسی چندگانه اولیه در نسل آینده شبکه‌های بی‌سیم به صورت گسترده استفاده شده است [۲]. در مرجع [۳] سیستم‌های OFDM انرژی کارآمد در مسیر فراسو برای کانال‌های با محوشدگی فرکانس انتخابگر بررسی شده است. طرح پیشنهادی در [۳] بازدهی انرژی را به وسیله انطباق توان انتقال کلی و تخصیص آن میان زیرحامل‌ها با توجه به شرایط کانال و توان مصرفی مدار پیشنهادی می‌کند. در مرجع [۴] طرح‌های تخصیص منابع و انطباق لینک برای بهینه کردن بیت‌های منتقل شده برای هر ژول انرژی که منجر به بهینه شدن ذخیره انرژی در شبکه می‌شود، توسعه داده شده است. در مرجع [۵] از متوسط زمانی بازدهی انرژی برای توسعه طرح‌های با پیچیدگی محاسباتی پایین استفاده شده است. یک الگوریتم تخصیص توان انرژی کارآمد برای سیستم‌های OFDM در مرجع [۶] پیشنهاد می‌شود. تابع هدف مسأله به صورت انرژی بر بهترین بیت‌های دریافت شده تعریف شده است و سپس حل مسأله با استفاده از قاعده واترفلینگ به دست آمده است. در مرجع [۷] مفاهیم اساسی مخابرات انرژی کارآمد بررسی شده است. در مرجع [۸] الگوریتم تخصیص منابع برای مخابرات انرژی کارآمد در شبکه‌های OFDMA در مسیر فروسو با برداشت انرژی ترکیبی در ایستگاه پایه طراحی شده است. با این حال، کارهای محدودی روی مخابرات انرژی کارآمد در شبکه‌های OFDMA با در نظر گرفتن کانال‌های فرکانس انتخابگر و نیازهای کیفیت سرویس کاربران وجود دارد.

در این مقاله، تخصیص منابع با هدف بهینه سازی بازدهی انرژی در سیستم‌های OFDMA بررسی می‌شود. پس از فرمول بندی مسأله تخصیص کارآمد منابع انرژی با در نظر گرفتن محدودیت‌های عملکرد سیستم و کانال‌های فرکانس انتخابگر برای کاربران، به حل مسأله برای

چکیده- مصرف انرژی در نسل آینده سیستم‌های مخابرات بی‌سیم که به منظور ارائه خدمات متنوع مانند ویدئو، صدا و غیره و رسیدن به نرخ‌های داده بالا طراحی شده‌اند، بسیار زیاد است. بنابراین، طراحی سیستم‌های انرژی کارآمد در سال‌های اخیر رفتاری اجتناب ناپذیر است. در این مقاله به بررسی مسأله تخصیص کارآمد منابع انرژی در سیستم‌های OFDMA می‌پردازیم. پس از فرمول بندی مسأله تخصیص منابع، از الگوریتم MDSA که تخصیص زیرحامل و توان را به صورت بازگشتی انجام می‌دهد، برای حل مسأله استفاده می‌کنیم. در این الگوریتم، ابتدا زیرحامل‌های اولیه به کاربران تخصیص داده شده و سپس تخصیص توان انجام می‌شود و این فرآیند به صورت بازگشتی تا تخصیص تمامی زیرحامل‌ها به کاربران ادامه می‌یابد. تخصیص توان در این الگوریتم با استفاده از دو روش پیشنهادی الگوریتم ژنتیک و روش برنامه ریزی درجه دوم دنباله‌ای (SQP) انجام می‌شود. سپس، نتایج شبیه سازی با روش BPA که تخصیص زیرحامل مشابه و تخصیص توان متفاوت دارد، مقایسه شده است. همان‌طور که نتایج نشان می‌دهد، در تخصیص توان با استفاده از روش SQP، بازدهی انرژی بالاتری نسبت به دو روش دیگر بدست می‌آید. علاوه بر این، روش SQP سرعت همگرایی بالاتر در بدست آوردن جواب و زمان شبیه سازی کمتری نسبت به دو روش دیگر دارد.

کلمات کلیدی- بازدهی انرژی، تخصیص منابع، روش SQP، شبکه‌های OFDMA

۱- مقدمه

اهمیت بازده بالای انرژی برای نسل آینده سیستم‌های مخابرات بی‌سیم به دلیل منابع باتری محدود شده در ابزارهای تلفن همراه و نیز هزینه عملیاتی بالای مصرف انرژی در ایستگاه‌های پایه به سرعت در حال افزایش است [۱]. بنابراین طرح‌های مدیریت کارآمد منابع انرژی در سال‌های اخیر روی موضوع کمینه سازی مصرف انرژی و در عین حال بهینه سازی نرخ داده ارسالی متمرکز شده‌اند. بازدهی انرژی به صورت

همچنین تخصیص توان به دلیل محدودیت های عملی باید شرایط زیر را برآورده سازد:

$$C3: p_{k,n} \geq 0, \quad \forall k, n \quad (4)$$

$$C4: \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \rho_{k,n} P_{k,n} \leq P_{\max} \quad (5)$$

که در آن P_{\max} بیشینه توان انتقال کلی در فرستنده برای انتقال در مسیر فرسو را نشان می دهد. برای انتقال در مسیر فرسو مصرف توان کلی در فرستنده به صورت زیر داده می شود:

$$P_{tot} = \zeta P + P_c \quad (6)$$

که ζ از مشخصات مربوط به تقویت کننده توان و P_c مصرف انرژی مدار است. توان انتقال کلی برابر است با:

$$P = \sum_{k \in K} \sum_{n \in N} \rho_{k,n} P_{k,n} \quad (7)$$

۲-۲- فرمول بندی مسأله

فرمول بندی ریاضی مسأله به صورت زیر است [۹]:

$$\hat{\eta}_{EE} \triangleq \max_{C1, C2, C3, C4} \frac{\sum_{k \in K} w_k \sum_{n \in N} \rho_{k,n} r_{k,n}}{\sum_{k \in K} \sum_{n \in N} \zeta \rho_{k,n} P_{k,n} + P_c} \quad (8)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{n \in N} \rho_{k,n} r_{k,n} \geq \check{R}_k, \quad \forall k \in K.$$

که در آن $\hat{\eta}_{EE}$ بازدهی انرژی بیشینه و w_k وزن های از پیش تعیین شده که اولویت کاربران را نشان می دهد، است [۹]. همچنین \check{R}_k مینیمم نیازهای نرخ کاربران را نشان می دهد.

۳- حل مسأله

مسأله کلی که در رابطه (۸) آمده است یک مسأله برنامه ریزی غیرخطی عدد صحیح ممزوج^۴ (MINLP) است. با توجه به اینکه مسائل MINLP مسائل دشواری در بهینه سازی هستند، روش های ابتکاری مانند الگوریتم ژنتیک برای حل این مسائل به کار گرفته می شود. بنابراین، ما نیز این مسأله را به کمک الگوریتم ژنتیک حل کردیم. اما الگوریتم ژنتیک نیز قادر به یافتن یک جواب شدنی و بهینه برای این مسأله نشد. با توجه به اینکه حل مسائل MINLP به وسیله الگوریتم های دقیق نیز دشوار است (به دلیل گسسته بودن فضای شدنی)، به نظر می رسد بهتر است به دنبال روشی باشیم که در ابتدا مقدار متغیرهای گسسته را بدست آورد و سپس مسأله بهینه سازی را به ازای مقدار ثابت برای متغیرهای صحیح حل کنیم.

بدین منظور ابتدا تعدادی از متغیرهای صحیح مقداردهی می شوند و سپس در طی گامها این فرآیند تا مقداردهی نهایی برای تمام متغیرها و

بدست آوردن زیرحامل های تخصیص داده شده به کاربران و توزیع توان بر روی این زیرحامل ها می پردازیم. برای حل مسأله از الگوریتم تخصیص زیرحامل در مسیر فرسو بر اساس بیشینه کردن کران پایین بازدهی انرژی^۱ (MDSA) استفاده می کنیم. در این الگوریتم، تخصیص توان علاوه بر الگوریتم تطابق توان بر اساس جستجوی جزئی (BPA)، با استفاده از دو روش الگوریتم ژنتیک و روش برنامه ریزی درجه دوم دنباله ای^۲ (SQP) انجام می شود. نتایج شبیه سازی نشان می دهد که روش SQP مقادیر بازدهی انرژی بالاتر و پیچیدگی محاسباتی کمتر نسبت به دو روش دیگر را داراست.

ساختار این مقاله بدین صورت می باشد. در بخش دو مدل سیستم به صورت مختصر توصیف می شود و مسأله تخصیص منابع به صورت یک مسأله بیشینه سازی بازدهی انرژی وزن داده شده با توجه به نیازهای کیفیت سرویس، مدل می شود. سپس، راه حل های پیشنهادی برای حل مسأله در بخش سه بیان می شود. نتایج شبیه سازی در بخش چهار ارائه می شود. سرانجام، در بخش پنج نتیجه گیری بیان می شود.

۲- توصیف سیستم و فرمول بندی مسأله

برای فرمول بندی مسأله تخصیص کارآمد منابع انرژی از روابط موجود در مرجع [۹] استفاده کردیم.

۱-۲- توصیف سیستم

یک شبکه OFDMA تک سلولی در مسیر فرسو با کاربر K ($k=1,2,\dots,K$) و زیرحامل N ($n=1,2,\dots,N$) در نظر بگیرید. پهنای باند کلی B به صورت مساوی بین N زیرحامل تقسیم شده است. به منظور اجتناب از تداخل، هر زیرحامل تنها به یک کاربر تخصیص داده می شود. بیشینه نرخ داده قابل حصول k امین کاربر روی n امین زیرحامل با توجه به رابطه زیر بدست می آید [۹]:

$$r_{k,n} = W \log_2(1 + p_{k,n} H_{k,n}^2 / N_0 W) \quad (1)$$

$H_{k,n}$ و $p_{k,n}$ به ترتیب توان انتقال و بهره کانال کاربر k روی زیرحامل n ام است. W پهنای باند هر زیرحامل و N_0 چگالی طیف توان یک طرفه نویز گوسی است. مجموعه زیرحامل های تخصیص داده شده به کاربران متفاوت باید در شرایط زیر صدق کند:

$$C1: \rho_{k,n} \in \{0,1\}, \quad \forall k, n \quad (2)$$

$$C2: \sum_{k=1}^K \rho_{k,n} = 1, \quad \forall n \quad (3)$$

¹Maximizing EE Lower Bound Based Downlink Subcarrier Assignment Algorithm

²Bisection Based Power Adaption Algorithm

³Sequential Quadratic Programming

⁴Mixed Integer Nonlinear Problem

برای بدست آوردن α اولیه در الگوریتم MDSA نیز در [۹] یک مسئله MINLP معرفی شده است که با حل این مسئله مقادیر α اولیه بدست می آید.

۲-۳ روش های پیشنهادی برای حل زیربهبینه مسأله

تخصیص زیرحامل ها در روش پیشنهادی مشابه با تخصیص زیرحامل در الگوریتم MDSA است، ولی تخصیص توان با استفاده از دو روش الگوریتم ژنتیک و روش SQP انجام می شود.

- استفاده از الگوریتم ژنتیک برای تخصیص توان

الگوریتم ژنتیک (GA) یکی از معروف ترین و شناخته شده ترین روش های ابتکاری حل مسائل بهینه سازی است که اصول اولیه آن توسط جان هلند و همکارانش در سال ۱۹۶۲ ارائه گردید. GA یک الگوریتم تکاملی مبتنی بر جستجو است که بر اساس سازو کار انتخاب طبیعی و بقا شایسته ترین ها شکل گرفته است. در این الگوریتم، ابتدا جمعیت اولیه ای به صورت تصادفی در قالب رشته هایی به نام کروموزوم شکل می گیرد. هر کروموزوم نشان دهنده یک جواب برای مسأله مورد نظر است. در هر مرحله از الگوریتم، نسل جدیدی با استفاده از اصلاح جمعیت مرحله قبل به دست می آید و این روند تا رسیدن به پاسخ بهینه ادامه می یابد. برای تعیین بهینه بودن هر جواب، تابع هدف به ازای هر یک از راه حل های موجود در جمعیت محاسبه می شود و با توجه به تابع برازندگی تعریف شده مقدار شایستگی هر جواب محاسبه می شود [۱۲].

- استفاده از روش SQP برای تخصیص توان

روش SQP یک روش تکرار پذیر بسیار مناسب و مفید برای حل عددی مسائل بهینه سازی غیرخطی مقید است. روش SQP در مسائلی که تابع هدف و محدودیت ها دارای مشتق مرتبه دوم باشند، استفاده می شود. روش های SQP دنباله ای از زیرمسائل بهینه سازی را حل می کنند که هر یک از آن ها مدل درجه دوم از تابع هدف را با توجه به خطی بودن محدودیت ها بهینه می کنند.

مسأله برنامه ریزی غیرخطی به صورت زیر را در نظر بگیرید:

$$\begin{aligned} \min_x & f(x) \\ \text{s.t.} & c_i(x) = 0, \quad i=1, \dots, I \\ & c_j(x) \leq 0, \quad j=1, \dots, J \end{aligned} \quad (11)$$

در هر تکرار x^k ، یک الگوریتم برنامه ریزی درجه دوم دنباله ای، جهت جستجوی مناسب d_k را به عنوان حل زیرمسأله برنامه ریزی درجه دوم زیر:

یافتن جواب بهینه ادامه می یابد. بنابراین، مشابه آن چه در [۹] به عنوان روش زیر بهینه بیان شده است، به جای حل مسأله MINLP دنباله ای از مسائل NLP را حل خواهیم کرد.

۱-۳ حل زیربهبینه

در [۹] نشان داده شده است که بازدهی انرژی بهینه همواره برابر است

با:

$$\hat{\eta}_{EE} = \max_{C1, C2, C3, C4, \alpha \in \alpha} \left\{ \min_{k \in K} \frac{w_k \sum_{n \in N} \rho_{k,n} r_{k,n}}{\sum_{n \in N} \rho_{k,n} P_{k,n} + \alpha_k P_c} \right\} \quad (9)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{n \in N} \rho_{k,n} r_{k,n} \geq \check{R}_k, \forall k \in K$$

$$\text{که } \alpha \in \alpha = \left\{ [\alpha_k]_{K \times 1} \mid \sum_{k \in K} \alpha_k = 1; \alpha_k \in \mathbb{R} \right\} \text{ است. برای } \alpha \text{ ثابت}$$

بازدهی انرژی دارای کران پایین به صورت زیر است [۹]:

$$\hat{\eta}_{EE} \geq \max_{C1, C2, C3, C4} \left\{ \min_{k \in K} \frac{w_k \sum_{n \in N} \rho_{k,n} r_{k,n}}{\sum_{n \in N} \rho_{k,n} P_{k,n} + \alpha_k P_c} \right\} \quad (10)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{n \in N} \rho_{k,n} r_{k,n} \geq \check{R}_k, \forall k \in K$$

فرض کنید $\alpha_k^{opt} = [\alpha_k^{opt}]_{K \times 1}$ با بازدهی انرژی بهینه در (۸) و (۹) مطابقت می کند. مقدار α_k^{opt} مشخص کننده سهمی از توان مدار است که به وسیله کاربر k ام هنگام حصول بیشینه بازدهی انرژی مصرف می شود. برای حل زیربهبینه مسأله، به محاسبه کران پایین بازدهی انرژی بر طبق رابطه (۱۰) می پردازیم.

نویسندگان در مرجع [۹] یک رویکرد تخصیص زیر حامل آزمند با نام الگوریتم MDSA پیشنهاد دادند که از الگوریتم های مطرح شده در [۱۰] و [۱۱] ایده گرفته است. این الگوریتم بر اساس تخصیص زیرحامل ها به صورت تکراری با هدف بیشینه کردن کمینه بازدهی انرژی شخصی $\min_{k \in K} \hat{\eta}_{EE,k}$ با توجه به نیازهای کیفیت سرویس کاربران کار می کند. ابتدا، بدترین زیرحامل از بین زیرحامل های موجود برای هر کاربر به آن کاربر واگذار می شود. سپس، بازدهی انرژی هر کاربر با توجه به نیازهای کیفیت سرویس با استفاده از الگوریتم تخصیص توان، بهینه می شود و به عنوان یک معیار برای اندازه گیری ضروری بودن تخصیص زیرحامل به یک کاربر در مرحله بعد استفاده می شود. در هر تکرار، کاربری که کمترین بازدهی انرژی را دارد، بهترین زیرحامل را از بین زیرحامل های تخصیص داده نشده انتخاب می کند و بازدهی انرژی خود را با توجه به نیازهای کیفیت سرویس و با استفاده از الگوریتم تخصیص توان بیشینه می کند. فرآیند تکراری بالا تا زمانی که همه زیر حامل ها تخصیص داده شوند، ادامه می یابد.

۴- نتایج شبیه سازی

در شبیه سازی ها کانال های محوشدگی رایلی شش مسیره برای هر کاربر در نظر گرفته شده است. پارامترهای دیگر شبیه سازی در جدول (۱) آورده شده است.

جدول ۱: پارامترهای شبیه سازی

$K=4$	$P_{\max}=20(W)$
$N=72$	$P_c=2(W)$
$B=1.08(MHz)$	$N_0=0.1(\mu W/Hz)$
$\zeta=2.63$	$W=15(KHz)$
$w_1=\dots=w_k=1$	$\check{R}_1=\dots=\check{R}_k=100(Kbps)$

شکل (۱) مقایسه نمودارهای بازدهی انرژی بر حسب میانگین CNR را برای الگوریتم ژنتیک و روش های SQP و BPA نشان می دهد. همانطور که شکل نشان می دهد، الگوریتم ژنتیک مقادیر بازدهی انرژی پایین تری نسبت به روش SQP به دست آورده است. همچنین، مقادیر بازدهی انرژی برای روش SQP بهبود کمی نسبت به روش BPA دارد. نمودار بازدهی انرژی بر حسب کمترین نیاز نرخ کاربران برای دو روش BPA و SQP در شکل (۲) نشان داده شده است. همچنین، نمودارهای بازدهی انرژی بر اساس تعداد کاربران موجود در سیستم (از ۴ تا ۱۰ با گام ۲) و بازدهی انرژی بر حسب تعداد زیرحامل ها (از ۱۶ تا ۱۱۲ با گام ۱۶) در شکل های (۳) و (۴) آورده شده است که بازدهی انرژی بالاتر روش SQP نسبت به روش BPA را نشان می دهد. در این حالت ها، از رسم منحنی الگوریتم ژنتیک به دلیل ناموفق بودن در حل مسئله تخصیص منابع صرف نظر می کنیم.

سپس، به بررسی زمان اجرا برای دو روش تخصیص توان BPA، SQP می پردازیم. نتایج در این حالت به ازای ده بار اجرای هر الگوریتم و سپس میانگین گیری زمان اجرا در این ده تکرار بدست آمد. شکل (۵) نمودارهای بازدهی انرژی بر حسب زمان اجرا را برای دو روش BPA و SQP که با تغییر مقدار میانگین CNR بدست آمده است، نشان می دهد. همان گونه که شکل نشان می دهد، روش SQP زمان اجرای کمتری نسبت به روش BPA دارد. سپس، الگوریتم ها را به ازای تغییر تعداد کاربران اجرا کردیم. نتایج بدست آمده در این حالت در شکل (۶) نشان داده شده است. در این حالت نیز مشاهده شد که روش SQP زمان اجرای کمتری دارد. همچنین، تعداد فراخوانی های تابع هدف در پنج بار اجرای دو روش BPA و SQP (تغییر مقادیر CNR و تغییر تعداد کاربران) محاسبه شده است و در جدول (۲) و جدول (۳) نشان داده شده است. با

$$\begin{aligned} \min \quad & \left\{ \frac{1}{2} d^T \nabla_{xx}^2 L(x^k, \lambda^k) d + \nabla^T f(x^k) d \right\} \\ \text{s.t.} \quad & \nabla^T c_i(x^k) d + c_i(x^k) = 0, \quad i=1, \dots, I \\ & \nabla^T c_j(x^k) d + c_j(x^k) \leq 0, \quad j=1, \dots, J \end{aligned} \quad (12)$$

تعیین می کند که $\nabla_{xx}^T L(x^k, \lambda^k)$ ماتریس هسین (ماتریس مشتقات جزئی مرتبه دوم) تابع لاگرانژ برای مسأله (۱۱)، $\nabla^T f(x^k)$ گرادیان تابع هدف در نقطه x^k ، $\nabla^T c_i(x^k)$ و $\nabla^T c_j(x^k)$ گرادیان قیود و جهت حرکت است. با حل این مسأله درجه دوم، جواب $(d_k, \hat{\lambda})$ که در شرایط KKT برای این مسأله صدق می کند، به دست می آید [۱۳]. یک تابع شایستگی برای تعیین مناسب بودن جواب و برقراری تعادل میان میزان کاهش مقدار تابع هدف و برقراری قیود مسأله طراحی می شود. که در آن μ پارامتر جریمه است و مشخص کننده سهمی است که برای کمینه سازی تابع هدف نسبت به برقراری قیود مسأله منظور می شود.

$$\begin{aligned} \phi(x; \mu) = & f(x) + \mu \sum_{i=1}^I c_i(x) + \\ & \mu \sum_{j=1}^J \max(0, c_j(x)) \end{aligned} \quad (13)$$

پس از محاسبه $(d_k, \hat{\lambda})$ ، ابتدا d_k و μ_k را از روابط زیر بدست می آوریم:

$$d_k = \hat{\lambda} - \lambda^k \quad (14)$$

$$\mu_k \geq \frac{\nabla f_k^T d_k + (1/2) d_k^T \nabla_{xx}^2 L(x^k, \lambda^k) d_k}{(1-\rho) \|c(x^k)\|_1} \quad (15)$$

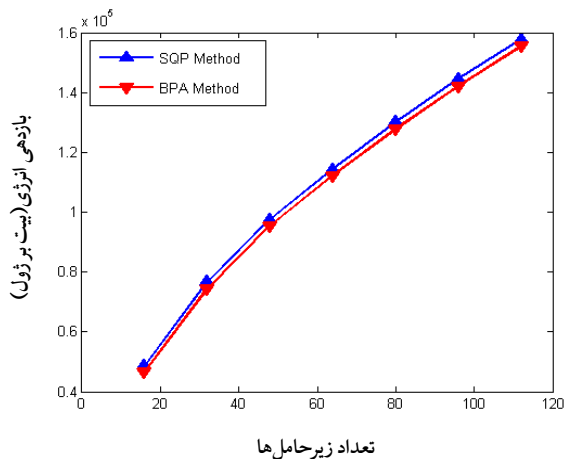
که در آن $\rho \in (0, 1)$ ، سپس α_k را به گونه ای می یابیم که:

$$\begin{aligned} \phi(x^k + \alpha_k d_k; \mu_k) \leq & \phi(x^k; \mu_k) + \\ & \eta \alpha_k D(\phi(x^k; \mu_k), d_k) \end{aligned} \quad (16)$$

که در آن $D(\phi(x^k; \mu_k), d_k)$ مشتق جهتی $\phi(x^k; \mu_k)$ در امتداد d_k است و $\eta \in (0, 0.5)$ در نهایت قرار می دهیم:

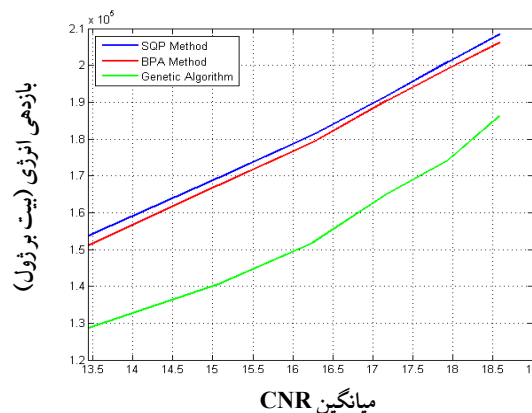
$$x^{k+1} = x^k + \alpha_k d_k, \lambda^{k+1} = \lambda^k + \alpha_k d_\lambda \quad (17)$$

و تکرارها تا رسیدن به یک جواب قابل قبول ادامه می یابند [۱۳]. برای حل مسأله (۱۰) ابتدا باید مقادیر α^{ini} را محاسبه کنیم. با توجه به اینکه مسأله بیان شده در [۹] برای به دست آوردن مقادیر α^{ini} یک مسأله MINLP است و با توجه به بعد پایین آن از الگوریتم ژنتیک برای حل آن استفاده کردیم. بدین منظور دستور `ga` در نرم افزار متلب ۲۰۱۳ را که قادر به حل مسائل MINLP با استفاده از الگوریتم ژنتیک است، به کار گرفتیم. سپس الگوریتم MDSA را برای حل مسأله (۱۰) اجرا کردیم و در گام تخصیص توان به جای استفاده از الگوریتم BPA، از الگوریتم ژنتیک و روش SQP استفاده کردیم.



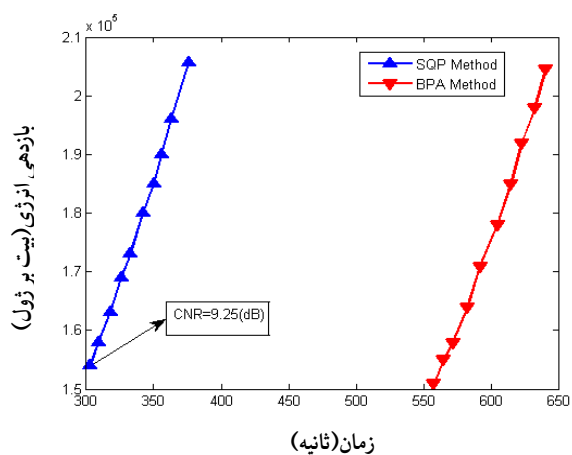
شکل ۴: بازدهی انرژی بر حسب تعداد کلی زیرحامل‌ها برای دو روش BPA و SQP

توجه به این دو جدول ملاحظه می‌شود که تعداد فراخوانی تابع هدف برای روش SQP کمتر از روش BPA است که زمان شبیه‌سازی کمتر روش SQP نسبت به روش BPA را نتیجه می‌دهد.

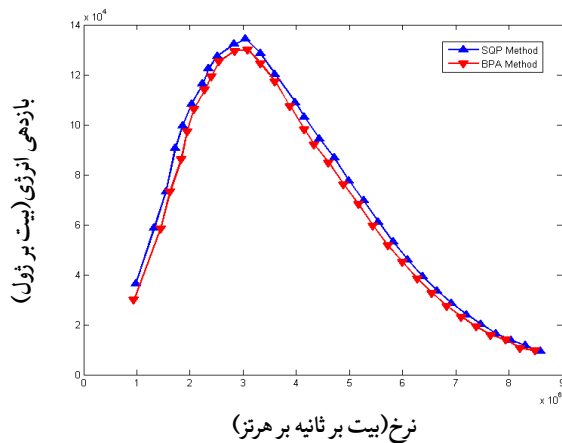


شکل ۱: مقایسه بازدهی انرژی سه روش تخصیص توان الگوریتم ژنتیک،

روش SQP و روش BPA ($K=4, N=72$)

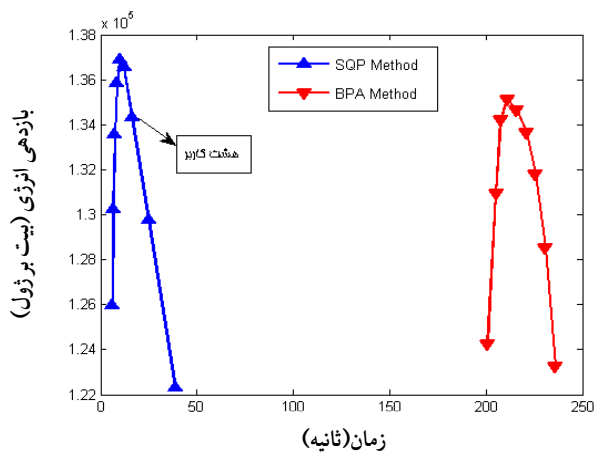


شکل ۵: بازدهی انرژی بر حسب زمان اجرا برای دو روش BPA و SQP (تغییر CNR)

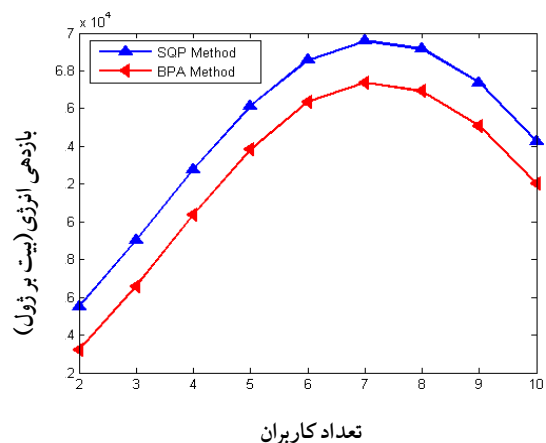


شکل ۲: مقایسه بازدهی انرژی بر حسب کمترین نیاز نرخ

کاربران برای دو روش تخصیص توان SQP و BPA



شکل ۶: بازدهی انرژی بر حسب زمان اجرا برای دو روش BPA و SQP (تغییر تعداد کاربران)



شکل ۳: بازدهی انرژی بر حسب تعداد کاربران برای دو روش BPA و SQP

۵- نتیجه‌گیری

به‌علاوه، روش‌ها از لحاظ زمان شبیه‌سازی مقایسه شدند. نتایج، زمان اجرای پایین‌تر روش SQP نسبت به روش BPA را نشان داد که به دلیل سرعت همگرایی بالاتر آن است.

در این مقاله تخصیص کارآمد منابع انرژی برای شبکه‌های OFDMA در مسیر فرسور بررسی کردیم. پس از معرفی و فرمول بندی مسأله، دو روش تخصیص توان را با استفاده از الگوریتم ژنتیک و روش SQP بیان کردیم. سپس، نتایج شبیه‌سازی با روش BPA، مقایسه شد. نتایج، بازدهی انرژی بالاتر روش SQP نسبت به روش BPA را نشان داد. همچنین، نشان داده شد که الگوریتم ژنتیک موفق به حل بهینه این مسأله نیست و بازدهی انرژی پایین‌تری نسبت به دو روش دیگر می‌دهد.

 جدول ۲: تعداد فراخوانی تابع هدف برای روش SQP و روش BPA (تغییر بهره کانال، $K=4, N=72$)

تعداد فراخوانی تابع هدف روش	میانگین بهره کانال ۱۳/۲۷	میانگین بهره کانال ۱۵/۹۲	میانگین بهره کانال ۱۸/۵۴	میانگین بهره کانال ۲۰/۸۵	میانگین بهره کانال ۲۵/۹۷	میانگین تعداد فراخوانی در پنج اجرا
SQP	۲۳۵۴۷	۲۳۷۱۲	۲۶۴۴۸	۱۵۵۱۰	۲۴۹۲۳	۲۲۸۲۸
BPA	۶۶۰۳۶	۶۵۰۰۰	۶۴۰۰۷	۶۵۰۱۰	۶۵۰۰۴	۶۵۰۱۷

جدول ۳: تعداد فراخوانی تابع هدف برای روش SQP و روش BPA (تغییر تعداد کاربران)

تعداد فراخوانی تابع هدف روش	چهار کاربر	شش کاربر	هشت کاربر	ده کاربر	دوازده کاربر	میانگین تعداد فراخوانی در پنج اجرا
SQP	۲۲۸۴۵	۲۵۰۰۰	۲۴۰۷۰	۲۶۱۰۰	۲۵۲۵۰	۲۴۶۵۳
BPA	۶۸۰۰۰۸	۶۶۰۰۰۰	۶۶۰۰۷۰	۶۷۱۰۲۳	۶۶۰۲۰۰	۶۶۶۲۶۰

مراجع

- [7] G.Y. Li, Z. Xu, C. Xiong, C. Yang, S. Zhang, Y. Chen., and S. Xu, "Energy-efficient wireless communications: tutorial, survey, and open issues", *Wireless Communications, IEEE*, vol.18, no.6, pp.28-35, December 2011.
- [8] D.W.K. Ng, E.S. Lo, and R. Schober, "Energy Efficient Resource Allocation in OFDMA Systems with Hybrid Energy Harvesting Base Station", *IEEE Trans. Wireless Communication*, vol. 12, pp. 3412-3427, Oct. 2013.
- [9] C. Xiong, G.Y. Li, Sh. Zhang, Y. Chen, and Sh. Xu, "Energy-Efficient Resource Allocation in OFDMA Networks," *Communications, IEEE Transactions on*, vol.60, no.12, pp.3767,3778, December 2012.
- [10] W. Rhee and J. M. Cioffi, "Increase in capacity of multiuser OFDM system using dynamic subcarrier allocation," in Proc. 2000 IEEE Veh. Technol. Conf. Spring, pp. 1085-1089.
- [11] Z. Shen, J. G. Andrews, and B. L. Evans, "Adaptive resource allocation in multiuser OFDM systems with proportional rate constraints," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 4, no. 6, pp. 2726-2737, Nov. 2005.
- [12] R.L. Haupt, S.E. Haupt, "Practical Genetic Algorithm," A Wiley-Interscience publication, 1998.
- [13] J. Nocedal, S.J. Wright, "Numerical Optimization, Springer-Verlag New York," Berlin, Heidelberg, 1999.
- [1] T. Edler and S. Lundberg, "Energy efficiency enhancements in radio access networks," in Ericsson Review, 2004.
- [2] G. Miao, N.Himayat, G.Y. Li, , D. Bormann, "Energy Efficient Design in Wireless OFDMA," *Communications, 2008. ICC '08. IEEE International Conference on*, vol. no., pp.3307,3312, 19-23, May 2008
- [3] G. Miao, N. Himayat, and G.Y. Li., "Energy-efficient link adaptation in frequency-selective channels," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 58, no. 2, pp. 545-554, 2010.
- [4] G. Miao, N. Himayat, G.Y. Li and D. Bormann., "Energy Efficient Design in Wireless OFDMA", *Proc. IEEE ICC '08*, Beijing, China, May 2008.
- [5] G. Miao, N. Himayat, G.Y. Li and S. Talwar., "Low-Complexity Energy-Efficient OFDMA", *Communications, 2009. ICC '09. IEEE International Conference on*, vol., no., pp.1, 5, 14-18 June 2009.
- [6] R.S. Prabhu, B. Daneshrad., "An Energy-Efficient Water-Filling Algorithm for OFDM Systems", *Communications (ICC), 2010 IEEE International Conference on*, vol., no., pp.1,5, 23-27 May 2010.