پایان‌نامه دوره کارشناسی ارشد مهندسی برق

گرایش مخابرات

تخصیص توان بهینه برای ایستگاه‌های پایه در مخابرات سلولی

سولماز آرزومندان

استاد راهنما:

دکتر ایمان احدی اخلاقی

بهمن ۱۳۹۱

تقدیم به آنان که وجودم هدیه‌ی وجودشان است

سپاسگزاری

سپاس بی‌کران پروردگار یکتا را که هستی‌ام بخشید، به راه علم و دانش رهنمونم شد و به همنشینی رهروان علم و دانش مفتخرم ساخت. بدین وسیله از زحمات جناب آقای دکتر احدی اخلاقی که راهنمایی‌های بی‌دریغ ایشان همواره راه‌گشای من در طول اجرای پروژه بوده کمال تشکر و قدردانی را می‌نمایم. همچنین از کلیه کسانی که مرا در این پروژه یاری کرده‌اند، سپاسگزارم.

چکیده

در این پروژه روش جدیدی برای تخصیص توان به ایستگاه‌های پایه‌ی مخابرات سیار در یک سیستم UMTS پیشنهاد شده است. هدف، تخصیص توان به هر ایستگاه پایه به گونه‌ای است که کیفیت سیگنال که با نسبت سیگنال به تداخل سنجیده می‌شود و همچنین سطح توان مورد نیاز کاربر برای تشخیص توسط ایستگاه پایه، حفظ شده در حالی‌که مصرف توان کمینه شود. مسأله‌ی بهینه‌سازی چندهدفه‌ی حاصل با استفاده از الگوریتم ژنتیک حل شده است. نتایج نیز با حالتی که توان تمام ایستگاه‌های پایه در حالت بیشینه‌ی خود قرار دارد، مقایسه می‌شود. در این پروژه، شبیه‌سازی با استفاده از نرم‌افزار USPS بر مبنای داده‌های واقعی محیط صورت پذیرفته و منطقه‌ی مورد مطالعه، منطقه‌ی آزادشهر مشهد به مساحت ۵/۶ Km^2 می‌باشد. نتایج حاصل، کاهش چشم‌گیر مصرف انرژی در شبکه‌ی مخابراتی را نشان می‌دهد در حالی‌که پوشش رادیویی در هر دو حالت یکسان است. صرفه‌جویی در مصرف انرژی موجب کاهش هزینه‌ها، افزایش سودآوری و کاهش اثرات زیست‌محیطی می‌گردد.

فهرست مطالب

عنوان **صفحه**

فصل اول: مقدمه ۱

فصل دوم: الگوریتم‌های تکاملی ٤

۲-۱- الگوریتم ژنتیک ٥

۲-۱-۱- بازنمایی در الگوریتم ژنتیک ٦

۲-۱-۲- ارزیابی جمعیت ٦

۲-۱-۳- عملگرهای الگوریتم ژنتیک ٦

۲-۱-۴- مدل‌های جمعیت ۹

۲-۱-۵- همگرایی الگوریتم ژنتیک ۹

۲-۱-۶- روند کلی الگوریتم ژنتیک ۹

۲-۲- الگوریتم تکامل تفاضلی ۱۱

۲-۳- الگوریتم بهینه‌سازی گروهی ذرات ۱۲

۲-۳-۱- پارامترهای PSO ۱٤

۲-۴- الگوریتم استراتژی تکاملی ۱٤

۲-۴-۱- روش بازنمایی در استراتژی تکاملی ۱٤

۲-۴-۲- روش انتخاب بازماندگان در استراتژی تکاملی ۱٥

۲-۴-۳- جهش در استراتژی تکاملی ۱٥

۲-۴-۴- استراتژی تکاملی مبتنی بر تطبیق تک سیگما ۱٥

۲-۴-۵- روند کلی استراتژی‌های تکاملی ۱٦

فصل سوم: تخصیص توان در سیستم‌های مخابراتی ۱۷

۳-۱- تخصیص توان در سیستم CDMA با استفاده از تکامل تفاضلی ۱۷

۳-۱-۱- حذف تداخل ۱۸

۳-۱-۲- الگوریتم تکامل تفاضلی مورد استفاده ۲۰

۳-۱-۳- نتایج مسأله‌ی تخصیص توان با استفاده از الگوریتم تکامل تفاضلی ۲۱

۳-۲- بهینه‌سازی تخصیص توان به منظور حذف تداخل با کمک الگوریتم PSO ۲۱

۳-۲-۱- الگوریتم PSO مورد استفاده در بهینه‌سازی تخصیص توان ۲۱
۳-۲-۲- نتایج مسأله‌ی تخصیص توان با استفاده از الگوریتم PSO ۲۳
۳-۳- بهینه‌سازی تخصیص توان فرستنده در سیستم سلولی DS-CDMA با استفاده از الگوریتم ژنتیک ۲۴
۳-۳-۱- مسأله‌ی کنترل توان متمرکز (CPC) ۲۴
۳-۳-۲- تعیین تعداد کاربران در محیط شبیه‌سازی ۲۵
۳-۳-۳- حل مسأله‌ی CPC با استفاده از الگوریتم ژنتیک ۲۵
۳-۳-۴- نتایج مسأله‌ی CPC ۲۶
۳-۴- کنترل توان در شبکه‌های سلولی بی‌سیم با استفاده از استراتژی تکاملی ۲۷
۳-۴-۱- مسأله‌ی کنترل توان توزیع شده (DPC) ۲۷
۳-۴-۲- حل مسأله‌ی ترکیب تخصیص کانال و DPC با استفاده از استراتژی تکاملی ۲۹
فصل چهارم: نرم‌افزار USPS برای شبیه‌سازی انتشار امواج رادیویی در محیط‌های شهری ۳۱
۴-۱- انتشار امواج در USPS ۳۲
۴-۲- ورودی‌ها و خروجی‌های نرم‌افزار USPS ۳۳
۴-۳- مراحل شبیه‌سازی در نرم‌افزار USPS ۳۴
۴-۴- نرم افزار USPS نسخه MATLAB ۳۶
۴-۵- کاربردهای نرم‌افزار USPS ۳۶
فصل پنجم: روش پیشنهادی جهت تخصیص توان بهینه‌ی ایستگاه‌های پایه با استفاده از الگوریتم ژنتیک ۳۷
۵-۱- مکان‌یابی ایستگاه‌های پایه ۳۸
۵-۱-۱- الزامات ضروری برای مکان‌یابی ایستگاه‌های پایه ۳۹
۵-۱-۲- ناحیه‌ی مورد بررسی ۴۰
۵-۱-۳- نحوه‌ی چیدمان ایستگاه‌های فرستنده-گیرنده در اپراتورهای همراه اول و دوم در منطقه آزادشهر ۴۲
۵-۱-۴- چیدمان پیشنهادی با استفاده از نرم‌افزار USPS ۴۳
۵-۲- تخصیص توان بهینه‌ی ایستگاه‌های پایه ۴۴
۵-۲-۱- تداخل و ظرفیت در سیستم‌های CDMA ۴۴
۵-۲-۲- محاسبه‌ی SIR در سیستم سلولی ۴۵
۵-۲-۳- مسأله‌ی تخصیص توان (PAP) ۴۶
۵-۳- الگوریتم ژنتیک مورد استفاده برای حل مسأله‌ی PAP ۴۷

۵-۳-۱- تابع هزینه ٤٧
۵-۳-۲- انتخاب ۵۰
۵-۳-۳- برشEIR ۵۰
۵-۳-۴- جهش BGA ۵۱
۵-۳-۵- شرط پایان الگوریتم ژنتیک ۵۲
فصل ششم: نتایج شبیه‌سازی ۵۳
فصل هفتم: جمع‌بندی، نتیجه‌گیری و پیشنهادها ۵۹
۷-۱- جمع‌بندی ۵۹
۷-۲- نتیجه‌گیری ٦۰
۷-۳- پیشنهادها ٦۱
مراجع ٦۲

فهرست اشکال

عنوان **صفحه**

شکل ۲-۱: چرخ رولت برای جمعیتی که چهار عضو دارد. ۶
شکل ۲-۲: برش تک نقطه‌ای. ۸
شکل ۲-۳: جهش باینری. ۹
شکل ۲-۴: فلوچارت الگوریتم ژنتیک. ۱۰
شکل ۲-۵: جهش در الگوریتم تکامل تفاضلی به ازای D=2 [1]. ۱۱
شکل ۲-۶: برش در الگوریتم تکامل تفاضلی به ازای D=2 [1]. ۱۲
شکل ۳-۱: تابع انتقال روش PIC [1]. ۱۹
شکل۳-۲: توپولوژی‌های همسایگی (با اندازه جمعیت NP = 16)، (A) توپولوژی GBEST، (B) توپولوزی LBEST و (C) توپولوژی فون-نیومن [2]. ۲۲
شکل ۳-۳: محیط شبیه‌سازی برای نه ایستگاه پایه و کاربرانی که تصادفی در محیط پخش شده‌اند [3]. ۲۶
شکل ۳-۴: نمودار $SIRopt +$ و $SIRopt -$ به ازای تعداد نسل‌ها با استفاده از رابطه (۳-۱۵) [3]. ۲۷
شکل ۳-۵: نمودار $SIRopt +$ و $SIRopt -$ به ازای تعداد نسل‌ها با استفاده از رابطه (۳-۱۶) [3]. ۲۷
شکل ۳-۶: نمودار $SIRopt +$ و $SIRopt -$ به ازای تعداد نسل‌ها با استفاده از رابطه (۳-۱۷) [3]. ۲۷
شکل ۳-۷: مدل شبکه‌ی سلولی بی‌سیم [4]. ۲۹
شکل ۴-۱: انواع پرتوهای ارسالی در USPS. ۳۲
شکل ۴-۲: منوی تنظیمات نرم‌افزار USPS در نسخه دلفی. ۳۳
شکل ۴-۳: منوی تنظیمات فرستنده در نسخه دلفی. ۳۴
شکل ۴-۴: منوی تنظیمات گیرنده در نسخه دلفی. ۳۴
شکل ۴-۵: نقشه در محیط نرم‌افزار USPS_MAPDRAWER. ۳۵
شکل ۴-۶: پرتوهای ردگیری شده از هر فرستنده در محیط نرم‌افزار USPS نسخه دلفی. ۳۶
شکل ۵-۱: نقشه منطقه‌ی مورد مطالعه در این پروژه (ناحیه‌ی آزادشهر مشهد). ۴۱
شکل ۵-۲: نقشه منطقه آزادشهر مشهد پس از انجام ویرایش‌های لازم، در محیط نرم‌افزار اتوکد. ۴۲
شکل ۵-۳: شبیه‌سازی پوشش رادیویی چیدمان پیشنهادی ایستگاه‌های پایه در [13] با استفاده از نرم‌افزار USPS. ۴۳
شکل ۵-۴: نقشه‌ی منطقه‌ی آزادشهر پس از هاشور زدن فضای داخلی ساختمان‌ها. ۴۸
شکل ۵-۵: مکان ایستگاه‌های پایه روی نقشه. ۴۹
شکل ۶-۱: نمودار تابع هزینه به ازای تعداد نسل‌ها در الگوریتم ژنتیک. ۵۴
شکل ۶-۲: نمودار میانگین تابع هزینه به ازای تعداد تسل‌ها در الگوریتم ژنتیک. ۵۴
شکل ۶-۳: نمودار پوشش رادیویی حاصل از شبیه‌سازی. ۵۵
شکل ۶-۴: نمودار میله‌ای توان ایستگاه‌های پایه حاصل از شبیه‌سازی. ۵۶
شکل ۶-۵: انتشار امواج در ناحیه‌ی آزادشهر مشهد در محیط نرم افزار USPS بدون در نظر گرفتن پراش (توان ایستگاه‌های پایه مقادیر یافت شده توسط شبیه‌سازی‌اند). ۵۷

فهرست جداول

عنوان **صفحه**

جدول ۲-۱: ویژگی‌های کلی ES [9] ۱۶
جدول ۵-۱: مختصات مکان ایستگاه‌های پایه در نرم‌افزار USPS در چیدمان پیشنهادی [13] ۴۴
جدول ۵-۲: مقادیر مورد استفاده برای کمیت‌های قابل تنظیم در نرم‌افزار USPS ۴۸
جدول ۵-۳: مختصات مکان ایستگاه‌های پایه در نرم‌افزار USPS پس از تغییر ابعاد نقشه ۴۹
جدول ۵-۴: پارامترهای الگوریتم ژنتیک مورد استفاده در این پروژه ۵۲
جدول ۶-۱: مقایسه‌ی نتایج شبیه‌سازی با حالت ماکزیمم توان ۵۵
جدول ۶-۲: مقایسه‌ی پوشش رادیویی در شبیه‌سازی و توان ماکزیمم ۵۶
جدول ۶-۳: مقادیر توان ایستگاه‌های پایه حاصل از شبیه‌سازی ۵۶

فصل اول: مقدمه

در سال‌های اخیر پژوهش‌های آکادمیک و صنعتی گسترده‌ای در زمینه‌ی طراحی و بهینه‌سازی شبکه‌های مخابرات سیار انجام شده و نتایج برخی از این پژوهش‌ها تأثیر قابل ملاحظه‌ای در تکامل تکنولوژی سلولی داشته است. مسأله‌ی تخصیص توان نیز به دلیل اهمیت بالای آن در شبکه‌های نسل سوم تلفن همراه مورد توجه بسیار قرار گرفته است. در این شبکه‌ها به دلیل ارسال همزمان داده در یک باند فرکانسی، ممکن است تداخل چند کاربر داده را خراب کند. به منظور حفظ کیفیت تماس، نسبت سیگنال به تداخل در گیرنده باید در سطح مطلوبی نگه داشته شود.

توان ارسالی در شبکه‌های سلولی بی‌سیم، عامل اصلی در تعیین درجه‌ی آزادی در مدیریت تداخل، انرژی و ارتباط بین کاربران می‌باشد. در نتیجه، تخصیص توان بهینه به هر فرستنده یک مسأله‌ی حیاتی در بهبود کارایی و افزایش ظرفیت سیستم مخابراتی می‌باشد. روش‌های کلاسیک بهینه‌سازی در کاربردهای عملی اغلب به مشکل برمی‌خورند و الگوریتم‌های تکاملی در چنین مواردی جایگزین مناسبی برای روش‌های تحلیلی‌اند.

در این پایان‌نامه با استفاده از ظرفیت الگوریتم‌های تکاملی به دنبال روشی برای حل مسأله‌ی بهینه‌سازی تخصیص توان به ایستگاه‌های پایه در شبکه سلولی بی‌سیم، خواهیم بود. هدف، تعیین توان ایستگاه‌های پایه به گونه‌ای است که در هر سلول بیشترین پوشش حاصل شود در حالی که کمترین تداخل را با سلول‌های مجاور ایجاد می‌نماید. الگوریتم تکاملی مورد استفاده در این پروژه، الگوریتم ژنتیک است.

در مخابرات سلولی، طراحی دقیق سلول‌ها به دلیل زیاد بودن تعداد عوامل دخیل در آن عملی پیچیده و بسیار مشکل است. همچنین، به دلیل هزینه‌های زیاد در عمل نمی‌توان طراحی‌های انجام شده را به طور کامل مورد آزمایش قرار داد. بنا به دلایل گفته شده، انجام شبیه‌سازی قبل از پیاده‌سازی عملی طرح، ضروری می‌باشد. در این پروژه، شبیه‌سازی انتشار امواج با استفاده از نرم‌افزار شبیه‌ساز انتشار امواج در محیط شهری[1] (USPS) انجام شده است. بدین منظور نقشه‌ی بخشی از ناحیه‌ی آزادشهر مشهد تهیه گردیده و شبیه‌سازی در این ناحیه انجام گرفته است.

با توجه به مطالعات و بررسی‌های انجام شده، پژوهشی که تخصیص توان ایستگاه‌های پایه را با استفاده از شبیه‌سازی مورد مطالعه قرار داده باشد، یافت نشد. پژوهش‌هایی که به تخصیص توان می‌پردازند، مختص به کنترل و تخصیص توان به کاربر مخابرات سیار می‌باشند. در ادامه به چندین مورد اشاره می‌شود.

در [1] و [2] تخصیص توان به کاربران در سیستم دسترسی چندگانه با تقسیم کدی[2] (CDMA) مورد مطالعه قرار گرفته است. به منظور کاهش تداخل، روش‌های حذف تداخل به کاربران اعمال و همگرایی تکنیک حذف تداخل نیز به عنوان قید به مسأله‌ی بهینه‌سازی افزوده شده است. در بهینه‌سازی، متغیرهای طراحی توان تخصیص یافته به هر کاربر است. شانزده کاربر در این مسأله منظور شده‌اند و تابع هدفی که باید کمینه شود مجموع توان همه کاربران است که یک مسأله بهینه‌سازی تک‌هدفه می‌باشد. در [1] از الگوریتم تکامل تفاضلی و در [2] از الگوریتم بهینه‌سازی گروهی ذرات برای حل مسأله‌ی بهینه‌سازی استفاده شده است.

در [3] تمرکز بر مسأله‌ی کنترل توان متمرکز[3] (CPC) و در [4] بر کنترل توان توزیع شده[4] (DPC) می‌باشد. ایده اصلی در [3]، تنظیم توان فرستنده در هر لینک بگونه‌ای است که تداخل در سایر گیرنده‌ها کمینه شود. کنترل توان فرستنده یک راه موثر در افزایش ظرفیت سیستم و کیفیت انتقال در سیستم سلولی است. هدف این است که با استفاده از الگوریتم ژنتیک، به نسبت سیگنال به تداخل یکسانی در تمام کاربران دست یابند. در این روش توزیع کاربران در هر سلول یکنواخت و مدل انتشار موج، مدل تضعیف تلفات مسیر فرض شده است.

توزیع بهینه‌ی کانال‌ها در یک شبکه، ظرفیت شبکه را افزایش می‌دهد در حالی‌که روش‌های کنترل توان روی هر کانال به صورت جداگانه تمرکز می‌کنند و ظرفیت شبکه را از طریق تنظیم بهینه‌ی نسبت حامل به تداخل کاربرانی که از آن کانال استفاده می‌کنند، افزایش می‌دهند. در [4] به منظور بهینه‌سازی توأم توزیع کانال و کنترل توان از الگوریتم استراتژی تکاملی چندهدفه به منظور یافتن پاسخ نزدیک به پاسخ بهینه استفاده شده است.

[1] Urban Signal Propagation Simulator
[2] Code Division Multiple Access
[3] Centralized Power Control
[4] Distributed Power Control

در فصل دوم تعدادی از الگوریتم‌های تکاملی که در فصول بعد به آن‌ها ارجاع داده شده است، معرفی گردیده‌اند. در فصل سوم مطالعات انجام شده در زمینه‌ی تخصیص توان توسط سایرین شرح داده شده و نتایج حاصل بیان شده‌اند. نرم‌افزار USPS و نحوه‌ی استفاده از آن در فصل چهارم مورد بررسی قرار گرفته است. شیوه‌ی تعیین مکان ایستگاه‌های پایه به همراه روش پیشنهادی این پروژه برای تخصیص توان بهینه به ایستگاه‌های پایه توسط الگوریتم ژنتیک، در فصل پنجم بیان شده است. در فصل ششم نتایج شبیه‌سازی و در فصل هفتم جمع‌بندی، نتیجه‌گیری و پیشنهادهایی به منظور بهبود روش پیشنهادی ارائه گردیده‌اند.

فصل دوم: الگوریتم‌های تکاملی

یک الگوریتم تکاملی[1] (EA) یک روند تکراری تصادفی به منظور یافتن پاسخ‌های تجربی یک مسأله‌ی خاص است. به عبارت دیگر، این الگوریتم‌ها در دسته الگوریتم‌های تولید و تست قرار می‌گیرند. الگوریتم‌های تکاملی با شبیه‌سازی فرآیندهای بیولوژیکی موجود در طبیعت چون جهش، برش، انتخاب طبیعی و بقای اصلح به حل مسأله‌ی بهینه‌سازی می‌پردازند. الگوریتم‌های تکامل‌پذیر بر روی جمعیت‌هایی از افراد به جای یک تک پاسخ کار می‌کنند، از این رو جستجو به صورت موازی صورت می‌گیرد. در آغاز کار، تعدادی از افراد جامعه به صورت تصادفی حدس زده شده، سپس تابع هدف برای هر یک از این افراد محاسبه و اولین نسل ایجاد خواهد شد. اگر هیچ یک از معیارهای خاتمه‌ی بهینه‌سازی رؤیت نشوند، ایجاد نسل جدید آغاز خواهد شد. افراد بر حسب میزان شایستگی‌شان برای تولید فرزندان انتخاب می‌شوند. این افراد به عنوان والدین محسوب می‌شوند و با عملگر برش فرزندان را تولید می‌نمایند. سپس تمامی فرزندان با یک مقدار معینی از احتمال، تغییر ژنتیکی (جهش) می‌یابند. اکنون میزان

[1] Evolutionary Algorithm

شایستگی (برازندگی) فرزندان تعیین و در اجتماع جایگزین والدین شده و نسل جدید را ایجاد می‌نمایند. این چرخه آنقدر تکرار می‌شود تا یکی از معیارهای پایان بهینه‌سازی کسب شود.

مراحل مختلف جستجو در EA اغلب بر حسب دو مورد اکتشاف (تولید راه‌حل‌های جدید در نواحی آزمایش نشده از فضای جستجو) و بهره‌برداری (تمرکز جستجو در نزدیکی راه‌حل‌های خوب) دسته‌بندی می‌شوند. در فرآیند جستجوی تکاملی باید بین این دو توازن برقرار شود.

در این فصل به معرفی الگوریتم‌های تکاملی که در فصول آینده مورد استفاده قرار گرفته‌اند می‌پردازیم. این الگوریتم‌ها شامل الگوریتم ژنتیک[1] (GA)، الگوریتم تکامل تفاضلی[2] (DE)، الگوریتم بهینه‌سازی گروهی ذرات[3] (PSO) و استراتژی تکاملی[4] (ES) می‌باشند.

۲-۱- الگوریتم ژنتیک

الگوریتم‌های ژنتیک یکی از اعضای خانواده‌ی مدل‌های محاسباتی الهام گرفته شده از روند تکامل است. این الگوریتم اولین بار در سال ۱۹۷۵ توسط هالند[5] مطرح شد. این الگوریتم سرعت بالایی ندارد اما روش اکتشافی خوبی برای مسائل ترکیبی است و کاربرد متداول آن در بهینه‌سازی گسسته می‌باشد.

در طبیعت در طول نسل‌های متوالی جمعیت‌ها بر طبق سه اصل تنوع و نوآوری، وراثت و انتخاب طبیعی تکامل می‌یابند، GA نیز از این روند برای رسیدن به پاسخ مطلوب کمک می‌گیرد. پیاده‌سازی الگوریتم‌های ژنتیک با ایجاد یک جمعیت اولیه از کروموزوم‌ها آغاز می‌شود. جمعیت اولیه‌ی کروموزوم‌ها می‌تواند به صورت تصادفی یا با استفاده از روش‌های تحلیلی که پاسخ‌های قابل قبولی برای مسأله‌ی مورد نظر ارائه می‌کنند، ایجاد شود. در واقع این الگوریتم‌ها هر پاسخ ممکن یک مسأله‌ی خاص را بر یک ساختار داده کروموزوم مانند، کدگذاری می‌کنند. سپس این ساختارها ارزیابی می‌شوند و به آن‌ها احتمال انتخاب اختصاص داده می‌شود به گونه‌ای که، کروموزوم‌هایی که پاسخ بهتری برای مسأله‌ی هدف ارائه می‌دهند احتمال بیشتری برای انتخاب نسبت به سایر کروموزوم‌ها خواهند داشت. پس از محاسبه برازندگی هر کروموزوم و انتخاب از جمعیت قبلی، برای ایجاد جمعیت جدید دو عملگر اصلی بر جمعیت اولیه اعمال می‌شوند: برش و جهش. سپس این جمعیت جدید ارزیابی می‌شود و اگر شرط توقف برآورده نشد، مجدد این روند تکرار می‌شود و تا زمانی که شرط توقف برآورده شود ادامه می‌یابد. یک چرخه از این عملیات در الگوریتم ژنتیک یک نسل نامیده می‌شود. شرایط توقف معمول عبارتند از: پاسخی یافت شده که معیار مینیمم‌سازی را برآورده می‌کند، رسیدن به تعداد ثابتی از نسل‌ها و یا کم شدن پراکندگی موجودات جمعیت.

[1] Genetic Algorithm
[2] Differential Evolution
[3] Particle Swarm Optimization
[4] Evolution Strategy
[5] John Holland

۲-۱-۱- بازنمایی در الگوریتم ژنتیک

به طور معمول، الگوریتم ژنتیک به جای اینکه بر روی پارامترها یا متغیرهای مسأله کار کند، با شکل کد شده‌ی آنها سروکار دارد. کدگذاری کروموزوم‌ها می‌تواند باینری یا غیر باینری باشد ولی رایج‌ترین روش کدگذاری تبدیل متغیرها به یک رشته یا بردار باینری است.

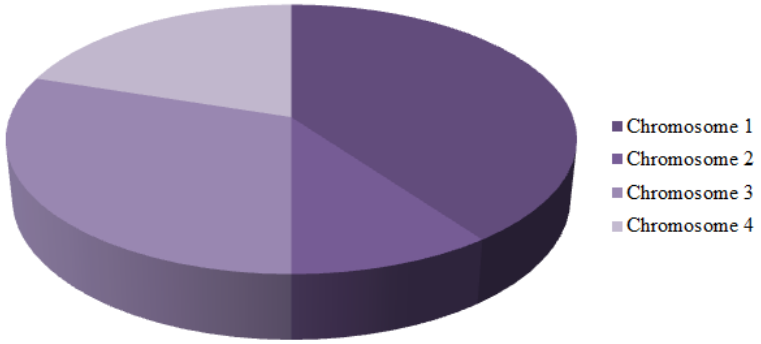
۲-۱-۲- ارزیابی جمعیت

تابع برازندگی یکی از مهمترین قسمت‌های الگوریتم ژنتیک است و از این تابع به منظور اختصاص دادن احتمال انتخاب به افراد یک جمعیت استفاده می‌شود. در بیشتر مسائل بخصوص مسائل بهینه‌سازی، برازندگی مقدار تابع هدف تعریف می‌شود. هر چه کیفیت رشته جواب بالاتر باشد مقدار برازندگی پاسخ بیشتر است و احتمال مشارکت برای تولید نسل بعدی نیز افزایش خواهد یافت.

۲-۱-۳- عملگرهای الگوریتم ژنتیک

الگوریتم‌های ژنتیک راه‌حل‌های ممکن یک مسأله را در قالب کروموزوم‌های ساده‌ای کد می‌کنند و سپس عملگرهای ترکیبی را بر روی این ساختارها اعمال می‌نمایند. عملگرهای الگوریتم ژنتیک عبارتند از:

۱- ***عملگر انتخاب***: تکنیک چرخ رولت[1] رایج‌ترین روش پیاده‌سازی عملگر انتخاب است. در این روش، متناسب با برازندگی هر فرد قسمتی از محیط چرخ به آن فرد اختصاص داده می‌شود. روش پایه چرخ رولت، نمونه‌برداری تصادفی با جایگذاری[2] (SSR) است. شکل زیر چرخ رولت را برای جمعیتی با چهار کروموزوم نشان می‌دهد.



شکل ۲-۱: چرخ رولت برای جمعیتی که چهار عضو دارد.

اگر N تعداد اعضای جمعیت و f تابع برازندگی باشد، رابطه‌ی زیر شیوه‌ی پیاده‌سازی عملگر انتخاب با استفاده از چرخ رولت را بیان می‌کند:

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{k=1}^{N} f_k} \qquad (۲-۱)$$

همان‌طور که از رابطه‌ی (۲-۱) مشخص است، در این روش احتمال انتخاب مشخصی مبتنی بر برازندگی هر فرد به آن عضو جمعیت اختصاص داده می‌شود.

[1] Roulette Wheel
[2] Stochastic Sampling with Replacement

در انتخاب رقابتی[1] (TS) دو فرد به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند و فرد بهتر به جمعیت جدید منتقل می‌شود. در این روش، به دانش در مورد کل جمعیت نیاز نمی باشد و تنها وجود یک رابطه ترتیب کافی است به طوری که بتوان هر دو فردی را با یکدیگر مقایسه نمود.

می‌توان از وزن‌دهی رتبه[2]، وزن‌دهی هزینه[3] و وزن‌دهی با تابع نیز به عنوان انواع دیگری از عملگرهای انتخاب نام برد. در روش وزن‌دهی رتبه، جمعیت بر اساس برازندگی افراد مرتب شده و سپس به هر فرد طبق فرمول (۲-۲) احتمال انتخابی متناسب با رتبه‌ی آن فرد در جمعیت نسبت داده می‌شود.

$$P_n = \frac{(N+1) - rank(n)}{\sum_{n=1}^{N} n} \qquad (۲-۲)$$

این روش سربار ناشی از مرتب کردن جمعیت را بر الگوریتم تحمیل می‌کند اما این سربار نسبت به زمان محاسبه برازندگی افراد جمعیت معمولا ناچیز است.

در روش وزن‌دهی هزینه اگر $f(x)$ تابع برازندگی و α فشار عملگر انتخاب باشد، احتمال انتخاب طبق فرمول (۲-۳) محاسبه می‌شود:

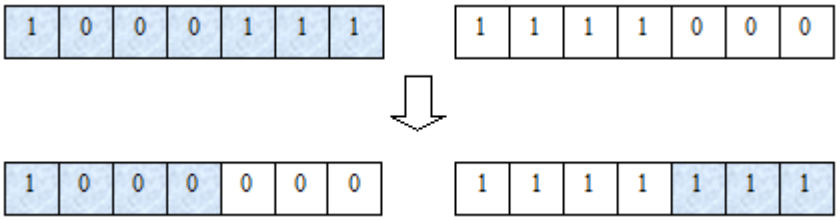
$$P_n = \frac{f(n)^{\alpha}}{\sum_{n=1}^{N} f(n)^{\alpha}} \qquad (۲-۳)$$

از مشکلات روش وزن‌دهی هزینه می‌توان به موارد زیر اشاره کرد: ۱) پدیده همگرایی زودرس، یعنی افراد برجسته در جمعیت به سرعت کل جمعیت را تصرف می‌کنند و ۲) در اواخر اجرا زمانی که برازندگی افراد شبیه یکدیگر است فشار انتخاب از دست می‌رود یعنی انتخاب به صورت تصادفی می‌باشد و عملکرد بسیار آهسته افزایش می‌یابد.

۲- *عملگر برش*: از این عملگر برای بازترکیب دو رشته و ایجاد یک رشته‌ی جدید استفاده می‌شود. دو رشته‌ای که در عملیات برش شرکت می‌کنند رشته‌های والدین و رشته‌های حاصل رشته‌های فرزندان نامیده می‌شوند. در عملگر برش، رشته‌های جدید توسط معاوضه اطلاعات بین رشته‌های والدین ایجاد می‌شوند. واضح است که اگر مکان مناسبی برای برش انتخاب شود زیررشته‌های خوب از رشته‌های والدین می‌توانند ترکیب شده و رشته فرزند بهتری ایجاد کنند. برش تک نقطه‌ای، برش دو نقطه‌ای و برش یکنواخت رایج‌ترین نوع عملگرهای برش هستند. در برش تک نقطه‌ای مکان برش به صورت تصادفی انتخاب می‌شود و تمام بیت‌های سمت راست این مکان در دو رشته با هم تعویض می‌شوند. در برش دو نقطه‌ای دو مکان انتخاب می‌شوند و بیت‌های بین این دو مکان تعویض می‌شوند. در برش یکنواخت به صورت تصادفی هر المان از یکی از والدین انتخاب می‌شود [5]. در برش تک نقطه‌ای هرگز ژن‌هایی که در دو انتهای یک رشته قرار دارند، در کنار یکدیگر قرار نمی‌گیرند. این پدیده را تبعیض مکانی[4] گویند. معمولا احتمال اعمال برش بین ۰/۶ و ۱ است [6]. شکل (۲-۲) برش تک نقطه‌ای را نشان می‌دهد، برش در بیت

[1] Tournament Selection
[2] Rank Weighting
[3] Cost Weighting
[4] Positional Bias

چهارم انجام گرفته است. همان‌طور که مشاهده می‌شود با ترکیب رشته‌های والدین، رشته‌های جدیدی ایجاد می‌شوند.



شکل ۲-۲: برش تک نقطه‌ای.

اگر کدگذاری کروموزوم‌ها حقیقی باشد، از برش حقیقی استفاده می‌شود. همان‌طور که در زیر نشان داده شده است، کروموزوم‌ها در این روش آرایه‌ای از متغیرها هستند که هر کدام از این متغیرها یک عدد شناورند:

$$Chromosome = [P_1, P_2, P_3, \dots, P_{Nvar}] \quad (۴-۲)$$

در این حالت، برازندگی هر کروموزوم به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$fitness = f(Chromosome) = f(P_1, P_2, \dots, P_{Nvar}) \quad (۵-۲)$$

اگر β عدد تصادفی از بازه‌ی [0,1] و P_{mn} متغیر n ام کروموزوم مادر و P_{dn} متغیر n ام کروموزم پدر باشند متغیر جدید به صورت زیر ایجاد می‌شود:

$$P_{new} = \beta P_{mn} + (1-\beta)P_{dn} \quad (۶-۲)$$

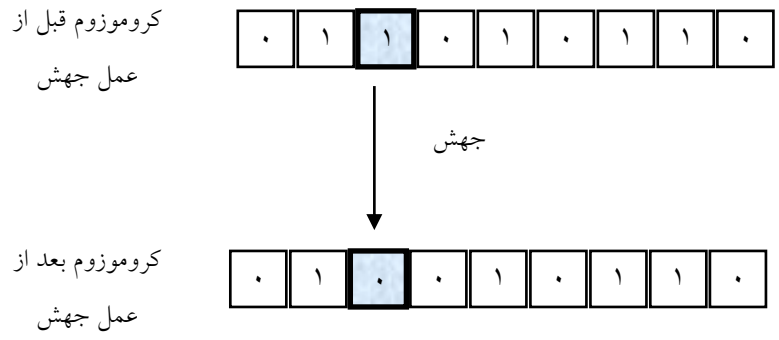
برش ابتکاری نیز روش دیگری برای تولید متغیر جدید است:

$$P_{new} = \beta(P_{mn} - P_{dn}) + P_{mn} \quad (۷-۲)$$

۳- *عملگر جهش*: جهش اطلاعات جدیدی به صورت تصادفی به فرآیند جستجو اضافه کرده و از افتادن در دام نقاط بهینه‌ی محلی جلوگیری می‌نماید. در نتیجه باعث ایجاد تنوع در جمعیت می‌شود. به عبارتی جهش باعث ایجاد تغییرات تصادفی کوچک می‌شود بنابراین در ناحیه‌ی مربوط به والد باقی می‌ماند. در GA با کدگذاری باینری، جهش با متمم ساختن بیت مورد نظر صورت می‌پذیرد. در حالتی که متغیرها حقیقی هستند، انواع جهش شامل جهش یکنواخت و جهش غیر یکنواخت است. در جهش غیر یکنواخت متداول‌ترین روش افزودن یک مقدار تصادفی به هر متغیر به صورت جداگانه می‌باشد که از توزیع گوسی $N(0,\sigma)$ گرفته می‌شود و انحراف معیار σ میزان تغییر را کنترل می‌کند. (دو سوم تغییرات در بازه‌ی $\sigma-$ و $\sigma+$ قرار می‌گیرند.) احتمال جهش به صورت میانگین یک بیت از هر کروموزوم یا $1/l$ (l تعداد بیت‌های کروموزوم است) تعریف می‌شود. عملگر جهش به کمک رابطه‌ی زیر اعمال می‌شود [7]:

$$P'_n = P_n + \sigma N_n(0,1) \quad (۸-۲)$$

در شکل زیر جهش باینری در بیت سوم کروموزوم صورت گرفته است.



شکل ۲-۳: جهش باینری.

۲-۱-۴- مدل‌های جمعیت

مدل‌های جمعیت در الگوریتم ژنتیک شامل مدل نسلی که در آن بعد از هر نسل کل جمعیت فعلی توسط فرندانش جایگزین می‌شود و جمعیت بعدی ایجاد می‌شود و مدل حالت پایدار است که در این مدل کل جمعیت به یکباره تغییر نمی‌کند بلکه بخشی از آن تغییر می‌کند. فاصله‌ی نسلی نیز درصدی از جمعیت است که جایگزین شده است. حالت پایدار مدل بهتری است از آنچه در طبیعت رخ می‌دهد.

۲-۱-۵- همگرایی الگوریتم ژنتیک

اگر الگوریتم ژنتیک به درستی پیاده‌سازی شود جمعیت طی نسل‌های متوالی تکامل می‌یابد به صورتی که برازندگی بهترین فرد و فرد متوسط جمعیت در هر نسل افزایش می‌یابد. یک ژن زمانی همگرا خواهد شد که در ۹۵٪ از جمعیت مقدار مشابهی داشته باشد و جمعیت زمانی همگرا می‌شود که تمام ژن‌ها همگرا شوند [6].

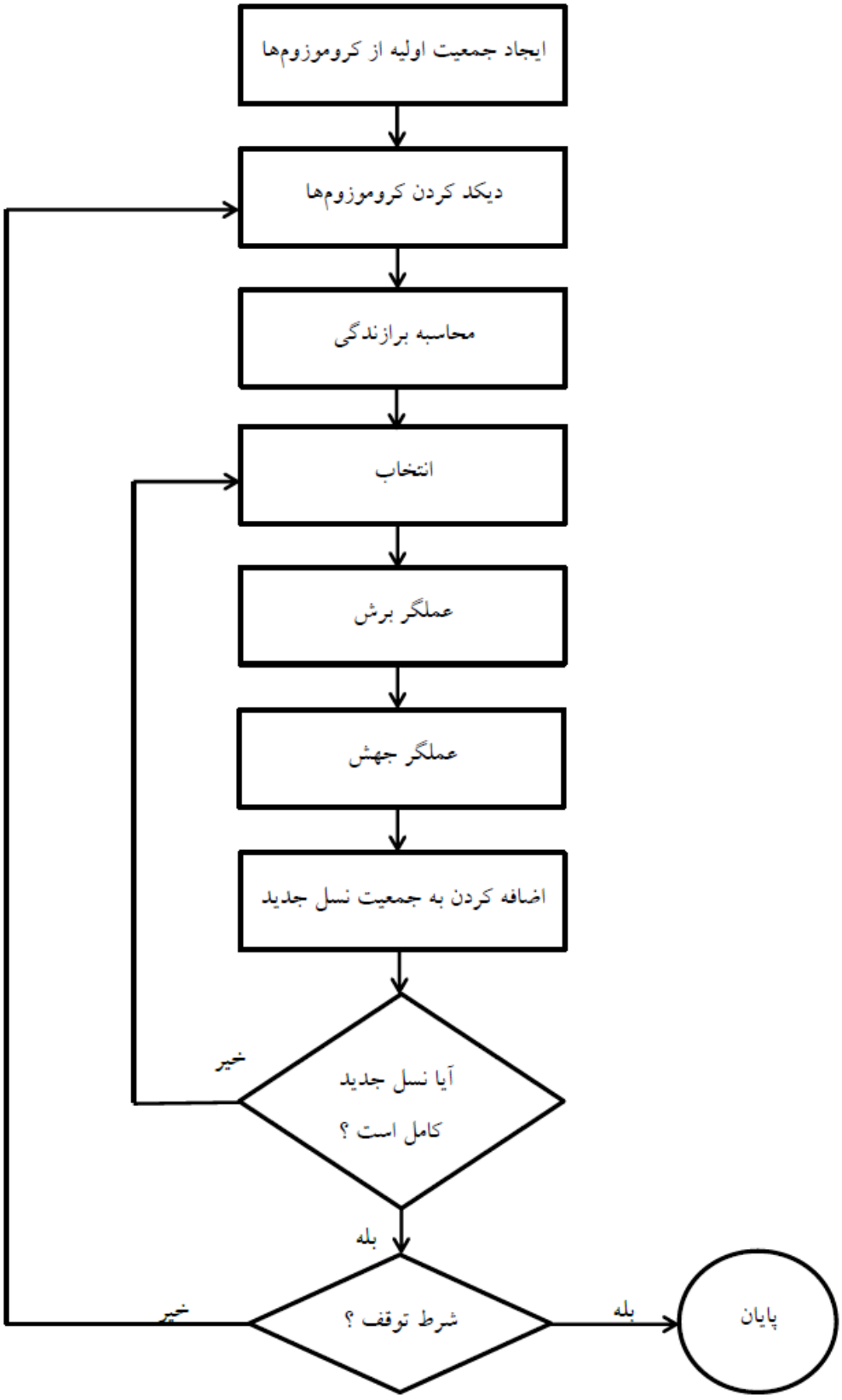
اگر فقط از عملگر جهش استفاده شود الگوریتم بسیار کند خواهد بود در حالی‌که عملگر برش به طور چشمگیری بر سرعت الگوریتم می‌افزاید. همیشه در الگوریتم ژنتیک مشکل گیر کردن در نقاط بهینه‌ی محلی وجود دارد که با استفاده از عملگرهای برش و جهش، نسل‌های بعدی با این مشکل روبرو نخواهند بود. مکانیسم اصلی یک الگوریتم ژنتیک بسیار مقاوم است بگونه‌ای که تغییرات گسترده در مقادیر پارامترها مشکلی برای الگوریتم پیش نمی‌آورد بلکه آنچه عملکرد الگوریتم به آن وابسته است، تابع برازندگی و الگوی کدگذاری می‌باشد [5].

۲-۱-۶- روند کلی الگوریتم ژنتیک

طرح کلی یک الگوریتم ژنتیک به شرح زیر می باشد:

۱- ایجاد جمعیت اولیه به صورت تصادفی یا با استفاده از روش‌های تحلیلی
۲- ارزیابی جمعیت و اختصاص احتمال انتخاب به افراد جمعیت بر اساس برازندگی هر یک
۳- اعمال عملگرهای الگوریتم ژنتیک با توجه به احتمال تعیین شده برای هر کدام
۴- تا زمانی که شرط توقف برآورده نشده است، الگوریتم از مرحله دو تکرار می‌شود

در شکل (۲-۴) فلوچارت الگوریتم GA نمایش داده شده است.



شکل ۲-۴: فلوچارت الگوریتم ژنتیک.