نشریه علمی- ترویجی محاسبات نرم
شمارهٔ اول/ بهار و تابستان ۱۳۹۱/ صفحه ۲۴-۳۱

بهینه‌سازی برنامه‌ریزی هفتگی دروس دانشگاهی با روش‌های جست‌وجوی محلی

رامین باشی‌زاده[۱]، مریم حسن‌زاده[۲]
[۱] دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه شاهد، تهران، ایران
ramin.bashizade@gmail.com
[۲] استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه شاهد، تهران، ایران
hasanzadeh@shahed.ac.ir

چکیده: مسئلهٔ برنامه‌ریزی هفتگی دانشگاه، مسئلهٔ پیچیده‌ای است که حل آن به کمک رایانه، مدت‌هاست که زمینهٔ فعالیت است. برای حل این مسئله، باید دروس را با توجه به محدودیت‌های سخت و نرم به زمان‌ها نسبت داد. محدودیت‌های سخت باید حتماً رعایت شوند (برخی از آن‌ها تحت شرایطی با هزینه‌ای بالا قابل نقض‌اند) و هدف، رعایت هرچه بیشتر محدودیت‌های نرم است. در این مقاله، کوشش شده با ارائهٔ الگوریتم‌های جست‌وجوی محلی مناسب، یک برنامهٔ هفتگی که محدودیت‌های سخت در آن رعایت شده، بهبود گردد. در واقع، ورودی روش پیشنهادی یک برنامهٔ قابل قبول است که به وسیلهٔ یک الگوریتم جست‌وجوی خاص مسائل ارضای محدودیت به دست آمده است. این ورودی قابل قبول جهت نیل به سمت جواب بهینه به الگوریتم پیشنهادی ارائه می‌شود. نتایج نشان می‌دهد که روش پیشنهادی برای داده‌های واقعی در فضایی با ابعاد بالا و محدودیت‌های پیچیده، عملکرد بسیار خوبی دارد.

واژه‌های کلیدی: برنامه‌ریزی هفتگی دانشگاه، جست‌وجوی محلی، جدول زمان‌بندی.

۱. مقدمه

مسئلهٔ برنامه‌ریزی دانشگاهی به دو دستهٔ برنامه‌ریزی برای امتحانات و برنامه‌ریزی هفتگی دروس تقسیم می‌شود. مقصود از برنامه‌ریزی در این مقاله، دستهٔ دوم است. برنامه‌ریزی هفتگی بنا به تعریف کارتر و لاپورته (۱۹۹۸) [۱] عبارت از «یک مسئلهٔ مقداردهی چند بعدی است که در آن، دانشجویان و استادان به دروس، گروه دروس و یا کلاس‌ها نسبت داده می‌شوند». در این میان محدودیت‌هایی به صورت طبیعی و یا با توجه به خواست کاربر وجود دارد که باید در هنگام حل مسئله در نظر گرفته شود.

به علت پیچیدگی و زمان‌بر بودن، و همچنین عدم رضایت‌بخشی برنامه‌ریزی دستی در برخی زمینه‌ها، سال‌هاست که به مسئلهٔ برنامه‌ریزی خودکار، توجه ویژه‌ای می‌شود. از سال ۱۹۶۲ که گاتلیب [۲]، نخستین مقاله را در این زمینه ارائه داد، مقالات بسیاری در کنفراس‌ها و مجله‌ها منتشر شده است.

طی سال‌های اخیر نیز مقالات زیادی در این زمینه ارائه شده است. سوچا و دیگران (۲۰۰۲) [۳]، یک روش جست‌وجوی محلی و یک روش بر پایهٔ گروه مورچه‌ها ارائه کردند. برک و سایرین (۲۰۰۳) [٤] نیز، یک روش فوق مکاشفه‌ای جست‌وجوی تابویی را معرفی کردند که هدف آن، تعمیم سیستم جست‌وجو بود و علاوه بر برنامه‌ریزی هفتگی، روی مسئلهٔ تنظیم وظایف پرستاران هم آزمایش شد. همچنین برک و دیگران (۲۰۰٦) [۵]، یک روش فوق مکاشفه‌ای گرافی ارائه کردند. عبدالله و سایرین (۲۰۰۵) [٦]، یک جست‌وجوی همسایگی متغیر با لیست ممنوعهٔ ثابت را به کار گرفتند که ناخوشایندی همسایگی‌های بدون استفاده را افزایش می‌داد. ارنستو فرر (۲۰۱۰) [۷]، یک الگوریتم ژنتیک هیبریدی را برای برنامه‌ریزی با در نظر گرفتن نفع دانشجو ارائه کرد. دکتر منجمی و سایرین [۸] نیز با ایجاد تغییراتی در الگوریتم ژنتیک عادی، از آن برای حل این مسئله بهره بردند. بسیاری از مقالات دیگر نیز در این زمینه منتشر شده‌اند که دارای رویکردهای متفاوت از قبیل شبیه‌سازی حرارت، گروه مورچه‌ها، الگوریتم ژنتیک و... هستند که هر یک برای مسئله‌هایی با اندازه‌های متفاوت مناسب است؛ برای مثال، راه حل‌های جست‌وجوی محلی برای مسائل با اندازهٔ کوچک و متوسط کارا هستند، ولی برای مسائل بزرگ گروه مورچه‌ها و روش فوق مکاشفه‌ای گرافی نتایج مناسبی دارند [9]. اغلب روش‌های ارائه شده بر روی داده‌های آزمون استانداردی تمرکز داشته و ارزیابی شده‌اند که پیچیدگی‌های یک محیط آموزشی واقعی را ندارند؛ پیچیدگی‌هایی که به عنوان نمونه حاصل از تعداد گروه‌های متعدد برای ارائهٔ یک درس واحد، دروس مشترک بین رشته‌ـ گرایش‌های مختلف و پیچیدگی محدودیت‌ها از نظر کم بودن تعداد دامنهٔ متغیرهای آن‌هاست.

هدف این مقاله، بهینه‌سازی سیستم برنامه‌ریزی هفتگی دانشگاه با شرایط پیچیدهٔ واقعی با به کارگیری مناسب سه الگوریتم جست‌وجوی محلی موفق و متداول، و مقایسهٔ نتایج آن‌ها با یکدیگر است. در تمامی الگوریتم‌ها، ورودی برنامه‌ای قابل قبول است که تمامی محدودیت‌های سخت سطح صفر و بخشی از محدودیت‌های سخت سطح یک [۱۰] در آن رعایت شده و هدف الگوریتم‌ها به حداقل رساندن نقض محدودیت‌های نرم [۱۰] است. لازم به ذکر است که در این مقاله، این برنامهٔ قابل قبول توسط یک الگوریتم جست‌وجوی خاص مسائل ارضای محدودیت [۱۱] در تلفیق با الگوریتم ژنتیک به دست آمده؛ البته بحث مقاله مستقل از این موضوع است و هر الگوریتم مناسب دیگری نیز می‌تواند ورودی را مهیا کند.

در قسمت دوم مقاله، به معرفی سیستم پیشنهادی برای پیاده‌سازی برنامهٔ هفتگی دانشگاه پرداخته شده است. قسمت سوم به توضیح الگوریتم‌های به کار رفته برای بهینه‌سازی سیستم برنامه‌ریزی هفتگی اختصاص دارد. نتایج حاصل از اجرای الگوریتم‌ها، ارزیابی و مقایسهٔ آن‌ها نیز در قسمت چهارم آمده است. در قسمت پنجم نیز جمع‌بندی و پیشنهادهایی برای ادامهٔ کار مطرح شده است.

۲. سیستم پیشنهادی

سیستمی که در این مقاله برای طراحی برنامهٔ هفتگی به کار رفته، شامل موجودیت‌های زمان، استاد و درس است. روزهای هفته به تعدادی زمان برای ارائهٔ دروس تقسیم می‌شوند. هر استاد، دروسی را ارائه می‌دهد و زمان‌های مشخصی در دانشگاه

حضور دارد. هر درس هم با توجه به تعداد واحدهایی که دارد، به تعدادی زمان نیاز دارد. برای تنظیم یک برنامهٔ هفتگی با در دست داشتن این سه موجودیت، برخی محدودیت‌های بدیهی وجود دارد که از آن‌ها با عنوان محدودیت‌های سخت یاد می‌شود. برخی موارد دیگر هم ترجیح کاربر است که به آن‌ها محدودیت‌های نرم گفته می‌شود. در ادامه به معرفی این محدودیت‌ها پرداخته شده است.

البته جزئیات دقیق دسته‌بندی محدودیت‌ها خارج از موضوع این مقاله است و در [۱۰] آمده است. در اینجا تنها تعریف کلی از آن‌ها ارائه شده تا درک عملکرد الگوریتم‌های جست‌وجوی محلی آسان‌تر شود.

۲ـ۱. محدودیت‌های سخت

محدودیت‌های سخت به دسته‌ای از محدودیت‌ها گفته می‌شود که نقض آن‌ها منجر به نامعتبر شدن برنامهٔ هفتگی، یا نامطلوب شدن آن به میزان زیاد می‌شود. این محدودیت‌ها خود به دو سطح صفر و یک تقسیم می‌شوند. محدودیت‌های سطح صفر عبارت‌اند از:

- یکسان بودن استاد دو درس مختلف در یک زمان؛
- ارائهٔ درسی در زمانی غیر از زمان‌های حضور استاد آن؛
- تداخل زمانی دو درس هم‌مکان (مانند دو آزمایشگاه).

نقض این دسته از محدودیت‌های سخت موجب نامعتبر شدن برنامه می‌شود، اما دستهٔ دیگری از محدودیت‌های سخت وجود دارند که نقض آن‌ها برنامه را نامعتبر نمی‌کند، بلکه باعث می‌شود ناخوشایندی زیادی به آن تحمیل شود. این محدودیت‌ها که محدودیت‌های سطح یک نامیده می‌شوند، شامل دروسی هستند که دانشجو باید قادر باشد آن‌ها را در یک ترم اخذ کند. نقض این محدودیت‌ها بیشترین ناخوشایندی را به برنامه تحمیل می‌کند.

۲ـ۲. محدودیت‌های نرم

محدودیت‌های نرم، قابلیت نقض شدن دارند، ولی نقض هر کدام از آن‌ها میزان معینی ناخوشایندی را به برنامه تحمیل می‌کند که بسیار کمتر از ناخوشایندی نقض محدودیت‌های سطح یک است. این محدودیت‌ها به دو دستهٔ محدودیت‌های سطح دو و اولویت‌ها دسته‌بندی می‌شوند.

محدودیت‌های سطح دو مربوط به دروسی می‌شوند که ترجیح بر این است که دانشجو بتواند آن‌ها را به طور هم‌زمان اخذ کند (دروس پیش‌نیاز و پس‌نیازی که گروه به دانشجو اجازه می‌دهد در صورت قبول نشدن در درس پیش‌نیاز، هر دو را در یک ترم اخذ کند).

همچنین اولویت‌هایی وجود دارند که عدم رعایت آن‌ها برای برنامهٔ تولیدشده، ناخوشایندی کمی به همراه دارد. این اولویت‌ها می‌توانند مربوط به دروس دو ترم متوالی در نمودار درسی، فشردگی برنامهٔ دانشجویان در طول هفته و مواردی این‌گونه باشد.

۲ـ۳. تابع برازش

هدف از معرفی محدودیت‌ها، امکان ارزیابی برنامه‌های تولیدشده است. حال برای عملی کردن این هدف، از تابع برازش استفاده می‌کنیم. مقدار این تابع، ناخوشایندی برنامه را نشان می‌دهد. تابع برازش با تشخیص نقض محدودیت‌ها (به غیر از محدودیت‌های سطح صفر) و جمع کردن ناخوشایندی هر کدام از آن‌ها، مقداری را برمی‌گرداند که به صورت نسبی نشان‌دهندهٔ میزان ناخوشایندی برنامه است. به این معنی که این مقدار برای مقایسهٔ دو برنامه با هم مناسب است، ولی برای کاربر، مفهوم خاصی ندارد.

باید این نکته را در نظر داشت که الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده در این مقاله، هیچ گاه یک برنامهٔ معتبر را (که محدودیت‌های سطح صفر در آن رعایت شده‌اند) به برنامهٔ نامعتبر تبدیل نمی‌کنند، لذا از بررسی محدودیت‌های سطح صفر در تابع برازش اجتناب شده است.

۳. معرفی الگوریتم‌ها

در این مقاله، برای حل مسئلهٔ برنامه‌ریزی هفتگی آموزشی، از سه الگوریتم جست‌وجوی محلی استفاده شده است. همان‌طور که در مقدمه اشاره شد، در شمارهٔ چهار به بررسی و مقایسهٔ این سیستم‌ها پرداخته شده است.

۳ـ۱. الگوریتم تپه‌نوردی اولین انتخاب

در الگوریتم تپه‌نوردی اولین انتخاب [۱۲]، شیوهٔ کار بدین صورت است که به کمک یک ساختار همسایگی، مابعدهای حالت فعلی تا جایی محاسبه شده‌اند که حالتی بهتر به دست آید. این الگوریتم برای مسائلی با تعداد مابعدهای بسیار زیاد مناسب است. شبه کد به کار رفته در این مقاله در الگوریتم (۱) آمده است.

```
Set the initial solution CurSol by employing a
constructive heuristic;
Calculate initial cost function f(CurSol);
do while (not termination criteria)
        Apply neighborhood structure on   CurSol,
        NextSol;
        Calculate cost function
        f(NextSol);
        if (f(NextSol) < f(CurSol))
                CurSol ← NextSol;
        end if
end do
```

الگوریتم (۱): شبه کد الگوریتم تپه‌نوردی اولین انتخاب [۱۲]

همان‌طور که دیده می‌شود، ورودی یک برنامهٔ قابل قبول است. در یک حلقه مابعدهای این برنامه تا جایی محاسبه می‌شود که به برنامه‌ای بهتر از برنامهٔ فعلی برسیم تا جایگزین آن در نظر گرفته شود. میزان مطلوب بودن برنامه‌ها با استفاده از تابع برازش مشخص می‌شود که در اینجا از آن با f یاد شده است. این کار تا جایی ادامه پیدا می‌کند که میزان ناخوشایندی برنامهٔ فعلی به صفر برسد و یا به این نتیجه برسیم که ادامه دادن الگوریتم به صرفه نیست. بدین معنی که تعداد مابعدهای محاسبه شده به قدری بالا برود که عملاً بتوان گفت برنامهٔ بهتری قابل دست‌یابی نیست.

۳ـ۲. الگوریتم شبیه‌سازی حرارت

الگوریتم شبیه‌سازی حرارت [۱۲] با دخیل کردن عامل دما در انتخاب مابعد، امکان انتخاب شدن مابعد ناخوشایندتر از حالت فعلی را می‌دهد. با این کار، این الگوریتم برخلاف الگوریتم تپه‌نوردی، عملکردی حریصانه ندارد و امکان فرار از ماکسیمم محلی را به وجود می‌آورد.

الگوریتم (۲)، شبه کد الگوریتم پیاده‌سازی شده در این مقاله است.

آرایهٔ دمای به کار رفته در این الگوریتم، با استفاده از خاصیت تابع لگاریتم، مقداردهی شده است. برای این کار از دو رابطهٔ (۱) و (۲) استفاده شده است:

$$\text{Temprature}[i] = K^* \left(\log(\text{Temprature.Count} - i + 1) - \log(\text{Temprature.Count} - i)\right) \quad (۱)$$

$$K = \frac{1}{\log(\text{Temprature.Count} + 1) - \log(\text{Temprature.Count} + 1)} \quad (۲)$$

در این دو رابطه، *Temprature[i]* مقدار دما در خانهٔ iام، آرایهٔ دما را نشان می‌دهد و *Temprature.Count* بیانگر تعداد خانه‌های آرایه است.

```
employing a  Set the initial solution CurSol by
constructive heuristic;
Calculate initial cost function f(CurSol);
Set best solution BestSol ← CurSol;
do while (not termination criteria)
    Apply neighbourhood structure on      CurSol,
NextSol;
    Calculate cost function               f(NextSol);
    if (f(NextSol) < f(CurSol))
        CurSol ← NextSol;
        BestSol ← NextSol;
          end if
    else
                δ = f(Sol*) - f(Sol));
        Generate RandNum, a random number in
        [0,1];
        if (RandNum < e^-δ/Temprature[i])
                CurSol ← NextSol;
        end if
        Decrease Iteration Counter;
end do
```

الگوریتم (۲): شبه کد الگوریتم شبیه‌سازی حرارت [۱۲]

شیوهٔ کار در این الگوریتم به این نحو است که مابعد بهتر همواره پذیرفته می‌شود. مابعد بدتر با احتمالی متناسب با میزان بدتر بودنش و همچنین مقدار آرایهٔ دما در آن تکرار از الگوریتم، مورد قبول قرار می‌گیرد. نحوهٔ پذیرش مابعد بدتر به این صورت است که عددی تصادفی در بازهٔ [۱و۰] تولید می‌شود و در صورتی که این عدد بیشتر از $e^{-\delta/\text{Temprature}[i]}$ باشد، مابعد پذیرفته می‌شود. در طول این روند، همواره بهترین برنامه ذخیره می‌شود و در نهایت با پایان یافتن الگوریتم برگردانده می‌شود.

۳ـ۳. الگوریتم بهینه‌سازی تکراری تصادفی با همسایگی‌های ترکیبی

الگوریتم بهینه‌سازی تکراری تصادفی با همسایگی‌های ترکیبی [۹]، سومین الگوریتمی است که برای حل مسئلهٔ برنامه‌ریزی هفتگی دانشگاه به کار گرفته شده است. در این الگوریتم به جای یک تابع همسایگی، از چند تابع برای پیدا کردن مابعد استفاده می‌شود. به این شیوه، همسایگی‌های ترکیبی گفته می‌شود. این کار، فرار از ماکسیمم محلی یک تابع همسایگی را آسان‌تر می‌کند. این الگوریتم نیز همانند الگوریتم شبیه‌سازی حرارت، امکان پذیرش برنامهٔ بدتر را با احتمالی ممکن می‌سازد. نحوهٔ پذیرش همانند الگوریتم شبیه‌سازی حرارت است، با این تفاوت که در اینجا عامل دما در نظر گرفته نشده است. شبه کد این الگوریتم، مطابق الگوریتم (۳) است.

```
Set the initial solution CurSol by employing a
constructive heuristic;
Calculate initial cost function f(CurSol);
Set best solution Solbest ← CurSol;
do while (not termination criteria)
        for i = 1 to K where K is the total number of
        neighbourhood structures
                Apply neighbourhood structure i on
                CurSol, TempSol[i];
                Calculate cost function
                f(TempSol[i]);
        end for
        Find the best solution among TempSol[i]
        where i ∈ {1,…,K}
        call new solution Sol*;
        if (f(Sol*) < f(Solbest))
                CurSol ← Sol*;
                Solbest ← Sol*;
        end if
        else
                Apply an exponential Monte Carlo
                where:
                δ = f(Sol*) - f(CurSol);
                Generate RandNum, a random
                number in [0,1];
                if (RandNum < e^-δ)
                        CurSol ← Sol*;
                end if
        end else
end do
```

الگوریتم (۳): شبه کد الگوریتم بهینه‌سازی تکراری تصادفی با همسایگی‌های ترکیبی [۱۲]

در این الگوریتم، در هر تکرار، مقدار ناخوشایندی برای تمام همسایگی‌ها محاسبه، و بهترین آن‌ها انتخاب می‌شود. از این مرحله به بعد، شیوهٔ کار شبیه الگوریتم شبیه‌سازی حرارت است.

توابع همسایگی که در این مقاله به کار رفته، عبارت‌اند از:

- انتخاب یک درس به صورت تصادفی و انتقال آن به زمانی دیگر؛
- انتخاب دو درس به صورت تصادفی و جابجایی زمان ارائهٔ آن‌ها؛
- انتخاب ناخوشایندترین درس از میان ۱۰٪ دروس (که به صورت تصادفی انتخاب شده‌اند) و انتقال آن به بهترین زمان ممکن.

منظور از ناخوشایندترین درس، درسی است که بیشترین میزان ناخوشایندی را به برنامه تحمیل کرده است.

٤. ارزیابی

برای ارزیابی این الگوریتم‌ها از داده‌های واقعی یک نیم‌سال دانشکدهٔ فنی و مهندسی دانشگاه شاهد (نیم‌سال دوم سال تحصیلی ۱۳۸۸ـ۱۳۸۹) در دو رشتهٔ کامپیوتر- سخت‌افزار و برق-الکترونیک استفاده شده است. همچنین برنامهٔ قابل قبول ورودی توسط یک الگوریتم ژنتیک [۱۳] تهیه شده است.

در بخش ۳، سه الگوریتم جست‌وجوی محلی معرفی شد که برای ارزیابی آن‌ها با توابع همسایگی معرفی‌شده، می‌توان ۷ حالت را در نظر گرفت. هر کدام از الگوریتم‌های تپه‌نوردی اولین انتخاب و شبیه‌سازی حرارت با سه تابع همسایگی معرفی‌شده، و نیز الگوریتم بهینه‌سازی تکراری تصادفی با همسایگی‌های ترکیبی، این ۷ حالت را تشکیل می‌دهند.

در جدول (۱) پارامترهای عمومی آزمون آمده است. تعداد محدودیت‌ها بیانگر مجموع محدودیت‌های تولید شده توسط برنامه و اولویت‌های وارد شده توسط کاربر است. تعداد متغیرها، مجموع تعداد ساعت‌های دروس را نشان می‌دهد. میانگین درجهٔ آزادی، متوسط تعداد زمان‌هایی است که هر متغیر می‌توانسته با توجه به زمان‌های حضور استاد مربوطه ارائه شود. فضای حالت نیز حاصل‌ضرب تعداد زمان‌های مجاز متغیرهاست.

جدول (۱): پارامترهای عمومی

تعداد محدودیت‌ها	تعداد متغیرها	میانگین درجهٔ آزادی	فضای حالت
۱۱٤۳٦	۱۹٦	۳/٤۱۸	$۲/۵۰٦۳\times۱۰^{۱۹۳}$

جدول (۲)، ناخوشایندی حاصل از نقض هر محدودیت را نشان می‌دهد. منظور از سطح درس در این جدول، عمق آن در زیردرخت پیش‌نیازی خود است. اگر دانشجو باید برای اخذ یک درس، پیش‌نیاز آن را گذرانده باشد، سطح درس پیش‌نیاز، یکی کمتر از سطح درس مورد نظر است. سطح دروسی که هیچ پیش‌نیازی ندارد، صفر است و سطح دروس بعدی با توجه به آن‌ها به دست می‌آید. طبعاً اگر از دو مسیر به یک درس برسیم، بیشینهٔ سطح دو مسیر به عنوان سطح آن درس در نظر گرفته می‌شود. علت در نظر گرفتن این اولویت، این مسئله است که دانشجویانی که از نمودار درسی عقب افتاده‌اند، بتوانند در نیم‌سال‌های جلوتر، خود را راحت‌تر به نمودار برسانند.

جدول (۲): مقدار ناخوشایندی محدودیت‌ها

سطح		ناخوشایندی
صفر		۱۰۰۰۰۰۰۰
یک		۵۰۰۰۰
دو		۱۰۰۰۰
اولویت	تداخل دروس با اختلاف سطح ۰	۷
	تداخل دروس با اختلاف سطح ۱	٤
	تداخل دروس با اختلاف سطح ۲	۱
	تداخل دروس با اختلاف سطح ۳	۱
	فشردگی برنامه در ٤ روز	۱۰۰۰۰
	فشردگی برنامه در ۵ روز	۵۰۰۰۰
	فشردگی برنامه در ٦ روز	۲۵۰۰۰۰
	توالی دو ساعت یک درس	۵

جدول (۳): نتایج آزمون‌ها

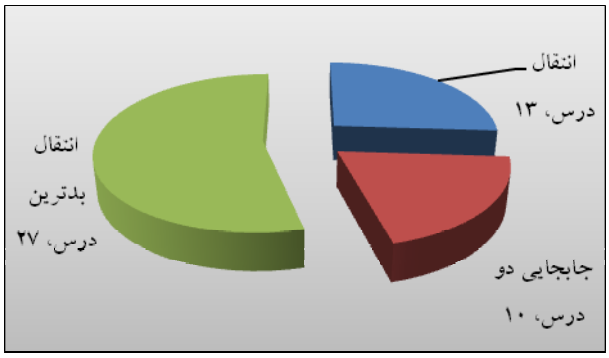
زمان حل (ثانیه)	ناخوشایندی خروجی	تعداد تکرار	ناخوشایندی ورودی	الگوریتم
۱۲۸۱۵	۲۰۰٤۹۵۵	۵۰	۳۲۵۸۳۲٦	همسایگی‌های ترکیبی
۹۵٤۹	۲۱۵۸۹۷۲	۵۰		تپه‌نوردی ـ انتقال درس
۲٤۸۱	۳۱۵۸۲٦۸	۵۰		تپه‌نوردی ـ جابجایی دو درس
۱۹۸۵٦	۱۵۵٦۹۷۷	۵۰		تپه‌نوردی ـ انتقال بدترین
۲۷۵۹	۲٤۰۷۲۸۱	۵۰		شبیه‌سازی حرارت ـ انتقال درس
۳۲٦۷	۳۲۵۸۲۷٦	۵۰		شبیه‌سازی حرارت ـ جابجایی دو درس
۹۲۳۸	۱٦۰۸۰۳۱	۵۰		شبیه‌سازی حرارت ـ انتقال بدترین

در جدول (۳)، نتایج حاصل از اجرای ۷ حالت ذکرشده آمده است. توضیحی در مورد الگوریتم تپه‌نوردی اولین انتخاب، لازم به ذکر است. این الگوریتم در هر مرحله، حداکثر ۳۰ مابعد را تولید می‌کند و در صورتی که هیچ کدام از حالت فعلی بهتر نبودند، فرض می‌کند که دیگر امکان بهبود وجود ندارد. اما در صورتی که یکی از این مابعدها از حالت فعلی بهتر باشد، آن را به عنوان حالت کنونی در نظر می‌گیرد و مجدداً تا ۳۰ مابعد را برای آن تولید می‌کند. این عمل حداکثر تا ۵۰ بار تکرار می‌شود؛ بنابراین، عدد ۵۰ در جدول، آشکارکنندهٔ این امر است.

ملاحظه می‌شود که بهترین عملکرد را الگوریتم تپه‌نوردی اولین انتخاب به همراه تابع همسایگی انتقال بدترین درس (از میان ۱۰٪ دروس که به صورت تصادفی انتخاب شده‌اند) به بهترین مکان داشته است؛ البته بیشترین زمان اجرا نیز مربوط به همین حالت است.

از طرفی، بهترین تابع همسایگی، انتقال بدترین درس (از میان ۱۰٪ دروس که به صورت تصادفی انتخاب شده‌اند) به بهترین مکان بوده است، زیرا اولاً در سه اجرای الگوریتم‌های تپه‌نوردی، اولین انتخاب و شبیه‌سازی حرارت با توابع همسایگی مختلف، بهترین عملکرد را در هر الگوریتم دارد؛ ثانیاً در شکل

(۱) نیز کـه تعـداد انتخـاب‌هـای توابـع همسـایگی در الگـوریتم بهینه‌سازی تکراری تصادفی با همسایگی‌های ترکیبی آمـده، ایـن تـابع بیشـترین میـزان انتخـاب را دارد. از طـرف دیگـر، تـابع همسایگی جابجایی دو درس، بدترین عملکـرد را دارد کـه البتـه انتظار می‌رود تـوازن بیشـتری در برنامـه‌هـایی بـا ناخوشـایندی پایین‌تر برقرار باشد.



شکل (۱): تعداد استفاده از توابع همسایگی در الگوریتم همسایگی‌های ترکیبی

۵. نتیجه‌گیری

هدف این مقاله، بهینه‌سازی برنامه‌ریزی هفتگی دانشگاه با بـه کارگیری چند الگوریتم جست‌وجوی محلی متـداول در شـرایط پیچیدهٔ واقعی بود. برای این منظور، باید یک برنامهٔ قابل قبول به عنوان ورودی برای این الگوریتم‌ها تهیـه مـی‌شـد کـه آن هـم از طریق یک الگوریتم ژنتیک فراهم گردید. برای آزمایش روش‌هـا و توابع همسایگی پیاده‌سازی‌شده، ۷ حالـت بـه کـار بـرده شـد. نتایج، گویای این امر بود که بدون توجه به زمان اجرا، الگـوریتم تپه‌نوردی اولین انتخاب به همراه تابع همسایگی انتقـال بـدترین درس (از میـان ۱۰٪ دروس کـه بـه صـورت تصـادفی انتخـاب شده‌اند) به بهترین مکـان، بهتـرین نتیجـه را داد؛ البتـه نتـایج بـا بهینه‌سازی کد برنامه بهبود کلی می‌یابد. همچنین انتظار می‌رود با عوض شدن محدودهٔ ناخوشایندی در رفتار الگوریتم‌ها تغییراتـی مشاهده شود.

از مواردی که برای ادامهٔ کار در این زمینه پیشنهاد می‌شـود، ارتقای توابع همسایگی است؛ برای مثال، می‌تـوان چنـد درس را هم‌زمان جابجا کـرد. یکـی دیگـر از کارهـای انجـام‌شـدنی، بـه کارگیری جست‌وجوی ممنوعه است یعنـی بـرای جلـوگیری از اتلاف زمان و منابع در هنگام اجرای برنامه، همسایگی‌های بدون استفاده را تشخیص دهیم و آن‌ها را محاسبه نکنیم. از دیگر موارد مفید این اسـت کـه بـرای افـزایش سـرعت اجـرا در الگـوریتم بهینه‌سازی تکراری تصـادفی بـا همسـایگی‌هـای ترکیبـی، روی پردازش موازی برای محاسـبهٔ هـم‌زمـان توابـع همسـایگی کـار شود.

مراجع

[1] Carter, MW, Laporte, G., *Recent developments in practical course timetabling*, Springer Lecture Notes in Computer Science, Vol. 1408, pp. 3-19, 1998.

[2] Gotlieb, C.C., *The Construction of Class-Teacher timetables*, In Proceedings of IFIP Congress, North-Holland Pub. Co., Amsterdam, pp. 73-77, 1962.

[3] Socha, K, Knowles, J, Samples, M., *A max-min ant system for the university course timetabling problem*, Springer Lecture Notes in Computer Science, Vol. 2563, pp. 1-13, 2002.

[4] Burke, EK, Kendall, G, Soubeiga, E., *A tabu search hyperheuristic for timetabling and rostering*, Journal of Heuristics, Vol. 9, No. 6, pp. 451-470, 2003.

[5] Burke, EK, McCollum, B, Meisels, A, Petrovic, S, Qu, R., *A Graph-Based Hyper-Heuristic for Educational Timetabling Problems*, European Journal of Operational Research, Vol. 176(1), pp. 177-192, 2007.

[6] Abdullah, S, Burke, EK, McCollum, B., *An investigation of variable neighborhood search for university course timetabling*, Proceedings of The 2nd Multidisciplinary International Conference on Scheduling: Theory and Applications (MISTA 2005), pp. 413-427, New York, USA, July 18th-21st 2005.

[7] Nunez, E.F.Q., *A Hybrid Genetic Algorithm for the Student-Aware University Course Timetabling Problem*, Honors Projects, 2010.

[۸] منجمی، سید امیرحسین، سولماز مسعودیان، افسانه استکی، و ناصر نعمت‌بخش، **طراحی جدول زمان‌بندی خودکار برای دروس دانشگاهی با استفاده از الگوریتم‌های ژنتیک**، نشریه علمی- پژوهشی فناوری آموزش، سال چهارم، جلد ٤، شمارهٔ ۲، زمستان ۱۳۸۸.

[9] Doerner, K.F, et al., *Using a Randomised Iterative Improvement Algorithm with Composite Neighbourhood Structures for the University Course Timetabling Problem*, Metaheuristics, Vol. 39(IV) pp. 153-169, 2007.

[۱۰] شریف‌نیا، شهرام، **طراحی شیءگرای سیستم برنامه‌ریزی آموزشی**، پایان‌نامه کارشناسی، دانشگاه شاهد، ۱۳۹۰.

[۱۱] رحیمی خرسند، جمال، **استفاده از روش‌های حل مسائل ارضای محدودیت در برنامه‌ریزی آموزشی**، پایان‌نامه کارشناسی، دانشگاه شاهد، ۱۳۹۰.

[12] Russell, S.J, Norvig, P., *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, Prentice Hall, 2010.

[۱۳] آدینه‌زاده، فرانک، **حل مسئلهٔ برنامه‌ریزی آموزشی به کمک الگوریتم ژنتیک**، پایان‌نامه کارشناسی، دانشگاه شاهد، ۱۳۹۰.