

وزارت علوم، تحقیقات و فناوری

دانشکده ریاضی

سمینار درس بهینه سازی ترکیبیاتی

زمانبندی کلاسهای دانشگاه

استاد

دکتر قنبری

پژوهشگر

مهدی رضاپور

زمستان ۱۳۹۰

گزارش تحقیق در عملیات دانشگاه فردوسی مشهد

گزارش تحقیقی در عملیات دانشگاه فردوسی مشهد

فهرست مطالب

۳	فهرست مطالب
۵	۱ مقدمه
۷	۲ روشهای حل
۹	۳ مدل <i>ILLP</i>
۱۰	۴ پیچیدگی
۱۱	۵ جستجوی ممنوع
۱۱	۱۰.۵ شرح مساله
۱۲	۲۰.۵ فرمولبندی مساله
۱۴	۳۰.۵ مقداردهی اولیه
۱۴	۴۰.۵ الگوریتم جستجوی تابو (<i>ATS</i>)
۱۴	۵۰.۵ جستجوی فضا و تابع ارزیاب
۱۵	۶۰.۵ ساختارهای همسایگی
۱۷	۷۰.۵ ارزیابی تدریجی و همسایگی کاهش:
۱۸	۸۰.۵ مدیریت لیست ممنوع:
۱۸	۹۰.۵ معیار آرمانی و شرط توقف:
۱۹	۱۰۰.۵ ترکیب <i>TS</i> با آسفتگی:
۱۹	۱۱۰.۵ یک جریمه - استراتژی هدایت آسفتگی:
۲۰	۱۲۰.۵ الگوریتم <i>Adoptive Tobu search (ATS)</i> :
۲۲	۶ الگوریتم ژنتیک

۲۲	محدودیت های مساله	۱.۶
۲۳	الگوریتم <i>TGA</i>	۲.۶
۲۴	انتخاب و تولید مثل	۳.۶
۲۴	تقاطع	۴.۶
۲۴	جهش	۵.۶
۲۵	تعمیر	۶.۶
۲۶	محاسبه هزینه	۷.۶
۲۶	فاز تخصیص اتاق	۸.۶
۲۷	فاز محاسبه <i>fitness</i>	۹.۶
۲۹	مراجع	

گرایش سیستم‌های عملیات دانشگاه فردوسی مشهد

۱ مقدمه

زمانبندی به بخش مورد علاقه روز افزون در جامعه برای تحقیق و عمل در دهه های اخیر تبدیل شده است. موارد نمونه در این زمینه عبارتند از: زمانبندی آموزشی (دانشگاه، مدرسه) [۲]، زمانبندی ورزش [۴] زمانبندی کارمندان [۵] زمانبندی حمل و نقل [۶] و غیره.

زمانبندی آموزشی دانشگاه به دو دسته طبقه بندی شده است زمانبندی امتحان و زمانبندی کلاسهای درس. در این سمینار، ما زمانبندی کلاسهای درس دانشگاه را بررسی میکنیم.

در حالت کلی، مسائل ترکیبیاتی و بهینه سازی را میتوان به صورت زیر دسته بندی کرد:

مسائل ارضای محدودیت :

فقط یک راه حل از بین کلیه راه حل ها که در تمامی محدودیت ها صدق کند کافی است بدون هیچ گونه اولییتی میان راه حل ها .

مسائل بهینه سازی :

هدف یافتن بهترین راه حلی است که در تمامی محدودیتها صدق کند و یک تابع هدف را کمینه یا بیشینه کند .

مسائل فوق العاده محدود :

حلی که در تمامی محدودیتها صدق کند یا موجود نیست یا با هزینه زیاد به دست می آید (اغلب به دلیل زیادی تعداد محدودیتها). در این صورت محدودیتها را به دو دسته تقسیم میکنند:

محدودیتهای سخت: حتماً باید ارضا شوند:

• زمانی که یک استاد در دانشگاه حضور ندارد برای او کلاسی نگذاریم .

• دو درس یک ورودی نباید در یک ساعت باشد.

محدودیت‌های نرم : میتوانند ارضا نشوند اما بهتر است ارضا شوند.

• مثلاً یک استاد ساعت‌های خاصی را بیشتر ترجیح می دهد.

• فاصله درسهای یک استاد (دانشجو) در یک روز زیاد نباشد.

در اینگونه مسائل، حل نهایی باید تمام محدودیت‌های سخت و حداکثر تعداد ممکن از محدودیت‌های نرم را ارضا کند.

زمان بندی کلاسهای درس از مسائل فوقالعاده محدود است که تا به امروز حل کاملی برای آن ارائه نشده است در این

مساله سعی بر این است که مجموعه ای از منابع معین ، متشکل از کلاسها ، اساتید و دروس تحت شرایط خاص به

مجموعه ای از ساعت‌های درسی اختصاص یابد .

۲ روشهای حل

مسئله timetabling از حدود ۵۰ سال پیش توسط (1962) Gottlieb مطرح شد. از آن زمان تا به حال روشهای مختلفی برای حل این مساله بکار گرفته شده است که در اینجا ما به تعدادی از این روشها^۱ اشاره میکنیم:

۱. روشهای براساس برنامه ریزی ریاضی: مانند ILP اما این روشها به دلیل زمان زیاد محاسبات جذابیت کمتری دارند.

۲. روشهای مبتنی بر رنگ آمیزی گراف:

مسئله زمانبندی می تواند به وسیله گرافها نشان داده شود که رئوس نشان دهنده دروس است در حالی که یالها نشان دهنده تداخل بین دروس است.

در این قسمت روشهای مختلفی را برای ساخت یک جدول زمانی بدون تداخل بکار می گیرند. این روشها دروس را بر اساس میزان سختی تخصیص زمانبندی آنها، برخی از این روشها به صورت زیر است:

- اولین درجه بزرگ: درسهایی با بیشترین تعداد تداخل زودتر برنامه ریزی می شوند.
- بزرگترین درجه وزنی: تفاوتی که با روش قبلی دارد این است که به هر تداخل وزنی نسبت داده می شود که بیانگر تعداد دانشجویان آن تداخل است.

• بزرگترین درجه وزنی: درجه اشباع: در هر مرحله از ساخت زمانبندی، درسی را که کمترین تعداد دوره های معتبر را در زمانبندی ساخته شده فعلی در اختیار دارد انتخاب می شود.

• درجه رنگ: در این جستجو وقایعی که بیشترین تعداد تداخل را با رویداد های برنامه ریزی دارند، انتخاب می شوند.

سپس می توان راهکارهای متعددی را برای انتخاب بازه زمانی برای هر رویداد بکار برد.

(این روشها برای نمونه های کوچک خیلی جالب و مفید هستند ولی برای نمونه های بزرگ کاربرد ندارند).

^۱ [۱]، [۲]

۳. روشهای دسته کردن (خوشه ای) :

در این روش درسها را طوری گروه بندی می کنند که قیود سخت برآورده شوند پس گروهها را به پریودهای زمانی تخصیص می دهند تا قیود نرم را برآورده کنند اما این روش به جوابهایی با کیفیت پائین منتهی می شود.

۴. روشهای مبتنی بر قیود : در این روش ، دروس مدل می شوند به وسیله مجموعه ای از متغیرها با مقادیری که باید به آنها تخصیص داده شوند مشروط بر تعدادی قیود. وقتی که تعمیم مقادیر تخصیص داده شده منتهی به جوابی نشدنی شود، یک پروسه بازگشت به عقب قادر است دوباره مقادیری تخصیص دهد تا اینکه جوابی که همه قیود را برآورده کند، پیدا شود.

۵. روشهای متاهیورستیک :

• الگوریتم ژنتیک (Genetic algorithms)

• جستجوی ممنوع (Tabu search)

• انجماد تدریجی (Simulated annealing)

• الگوریتم مورچگان (Max -Min Ant System)

که از میان آنها ما در ادامه دو روش اول را بررسی می کنیم .

۶. روشهای تعقل بر پایه مورد : روشهای نسبتاً جدیدی هستند که بر اساس استفاده از تجربیات گذشته استوار هستند و به دو صورت برای حل مسأله زمانبندی استفاده می شوند:

• به عنوان یک تکنیک استفاده مجدد جواب.

در این حالت سیستم یک مورد که بیشترین شباهت را به مسأله داشته می باید.

• متدلوزی : در این مورد سیستم روشی را پیشنهاد می کنند که برای حل مسأله مناسب تر است.

۷. روشهای چند معیاره : در این روشها هر معیار نقض قید متناظر را اندازه گیری می کنند. معیارها در موقعیت های مختلف و برای مراکز مختلف، سطوح متفاوتی دارند.

۳ مدل ILP

مدلهای ILP متنوعی برای مساله *CourseTimeTabling* ارائه شده است مدلی که ما ارائه می کنیم مربوط می شود به (deWerra ۱۹۸۵) :

فرض کنید n درس $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ داریم و برای هر i درس c_i شامل l_i سخنرانی است و $CR = \{Cr_1, Cr_2, \dots, Cr_s\}$ یک مجموعه از گروه های آموزشی است که در آن هر Cr_k یک گروه از درس هایی است که دانشجوی مشترک دارند. و فرض کنید که p تعداد دوره ها و R_k تعداد دوره های در دسترس در دوره k باشد در این صورت داریم :

$$\max \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^p d_{i,k} y_{i,k}$$

s.t.

$$\sum_{k=1}^p y_{i,k} = l_i \quad (i = 1, \dots, n)$$

$$\sum_{i=1}^n y_{i,k} \leq R_k \quad (k = 1, \dots, p)$$

$$\sum_{i \in Cr_l} y_{i,k} \leq 1 \quad (l = 1, \dots, s, k = 1, \dots, p)$$

$$y_{i,k} = 0 \text{ or } 1 \quad (i = 1, \dots, n, k = 1, \dots, p)$$

where

$$y_{i,k} = \begin{cases} 1 & \text{if a lecture of course } C_i \text{ is scheduled at period } k \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

که در آن $d_{i,k}$ ارزش برگزار شدن درس i ام در دوره k ام می باشد.

۴ پیچیدگی

برای اثبات NP-Hard مساله *CourseTimeTabling* ثابت می کنیم که این مساله به مساله رنگ آمیزی راسی گرافها کاهش پذیر است . متناظر با هر سخنرانی(جلسه) از هر درس یک راس در گراف G نسبت می دهیم . و بین هر دو راس یال وجود دارد اگر فقط اگر دو درس متناظر با آن دو سخنرانی در یک گروه درسی باشند. در این صورت مساله k -رنگ پذیری راسی گراف G متناظر با این مساله است که آیا می توانیم n درس ارائه شده را در k دوره برنامه ریزی کنیم یا نه؟ .

۵ جستجوی ممنوع

طرح کلی الگوریتم پیشنهادی ATS^2 زیر متشکل از سه مرحله است: مقداردهی اولیه، تشدید و تنوع. در مرحله مقداردهی اولیه یک جدول زمان بندی شدنی با استفاده از یک روش سریع حریصانه ساخته می شود سپس به منظور کاهش تعداد نقض محدودیت نرم در حالی که محدودیت های سخت شدنی باقی بمانند مراحل تشدید و تنوع به طور سازگار با هم ترکیب می شوند.

۱.۵ شرح مساله

در مساله CTT (Course Time Tabling) هدف زمانبندی سخنرانی های (جلسات) یک مجموعه از دروس در داخل یک جدول زمانبندی هفتگی است بطوری که هر جلسه از یک درس باید در یک دوره و یک اتاق مجزا بر طبق یک مجموعه از محدودیت های داده شده قرار گیرد. یک جدول زمانبندی را شدنی گوییم هرگاه همه سخنرانی ها (جلسات) در یک دوره و یک اتاق مجزا طوری قرار گیرند که محدودیت های سخت $H_1 - H_4$ ارضا شوند. بعلاوه هر جدول زمانی شدنی یک هزینه جریمه برای نقض محدودیتهای نرم $S_1 - S_4$ را تحمیل می کند و در نهایت هدف مساله CTT مینیمم کردن تعداد محدودیتهای نقض شده در یک جدول زمانبندی شدنی می باشد.

H_1 : در برنامه هفتگی تعداد جلسات هر درس رعایت شده باشد.

H_2 : هیچ دو سخنرانی نباید در یک دوره به یک کلاس یکسان نسبت داده شوند.

H_3 : در یک دوره برای یک استاد و یا دانشجو در دو کلاس برنامه ریزی نشود.

H_4 : اگر در یک دوره ای یک استادی در دسترس نیست برای او برنامه ریزی نشود.

S_1 : برای هر سخنرانی تعداد دانشجویان حاضر در آن دوره نباید بیشتر از ظرفیت

کلاس باشد.

S_2 : تمام سخنرانی های یک درس باید در یک کلاس یکسان برنامه ریزی شوند.

S_3 : جلسات یک درس باید در حداقل روز کاری داده شده، پخش شوند.

S_4 : اگر دو درس متعلق به یک گروه درسی هستند و در یک روز ارائه می شوند

پشت سر هم باشند.

۲.۵ فرمولبندی مساله

مساله CTT از یک مجموعه n تایی از درسهای $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ تشکیل شده است که باید در یک مجموعه p تایی از دوره های $T = \{t_1, t_2, \dots, t_p\}$ و یک مجموعه m تایی از اتاقهای $R = \{r_1, r_2, \dots, r_m\}$ برنامه ریزی شود. هر درس c_i شامل l_i سخنرانی (جلسه) می باشد که باید برنامه ریزی شود. برای سادگی و تا زمانی که مشکلی به وجود نیاید ما هیچ تفاوتی بین اندیس درس و سخنرانی آن قائل نمی شویم.

یک دوره یک جفتی است متشکل از یک روز و یک $timeslot$ (یکی از بازه های زمانی تدریس در طول روز)، و $CR = \{Cr_1, Cr_2, \dots, Cr_s\}$ یک مجموعه از گروه های آموزشی است که در آن هر Cr_k یک گروه از درس هایی است که دانشجوی مشترک دارند.

یک جواب کاندید را با یک ماتریس $X_{p \times m}$ نمایش می دهیم که در آن x_{ij} متناظر با درسی است که در دوره t_i به اتاق r_j نسبت داده شده است. این شکل نمایش ما برقراری محدودیت سخت H_2 را تضمین میکند.

$$\forall c_k \in C : H_1 \bullet$$

$$\sum_{i=1, \dots, n, j=1, \dots, m} \chi_{\{x_{ij}=c_k\}} \bullet$$

که در آن χ تابع مشخصه است.

H_2 : به دلیل نوع نمایش جواب همیشه برقرار است.

$$\forall x_{ij}, x_{ik} \in X, x_{ij} = c_u, x_{ik} = c_v : H_3 \bullet$$

$$con_{uv} = 0.$$

$$\forall x_{ij} = c_k \in X : H_4 \bullet$$

$$uav_{k,i} = 0.$$

$$\forall x_{ij} = c_k \in X : S_1 \bullet$$

$$f_1(x_{i,j}) = \begin{cases} std_k - cap_j, & \text{if } std_k > cap_j, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

$$\forall c_i \in C : S_2 \bullet$$

$$f_2(c_i) = nr_i(X) - 1.$$

با توجه به فرمولبندی فوق ما می توانیم هزینه کل نقض محدودیتهای نرم را برای یک جواب کاندید X بر طبق فرمول زیر محاسبه کنیم.

$$f(X) = \sum_{x_{i,j} \in X} \alpha_1 \cdot f_1(x_{i,j}) + \sum_{c_i \in C} \alpha_2 \cdot f_2(c_i) + \sum_{c_i \in C} \alpha_3 \cdot f_3(c_i) + \sum_{x_{i,j} \in X} \alpha_4 \cdot f_4(x_{i,j}) \quad (1)$$

که در آن $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$ جریمه های متناظر با هر یک از محدودیتهای نرم می باشند. پس هدف یافتن یک جواب شدنی X^* می باشد به طوری که برای همه X شدنی در فضای جستجو داشته باشیم: $f(X^*) \leq f(X)$.

$$\forall c_i \in C : S_3 \bullet$$

$$f_3(c_i) = \begin{cases} md_i - nd_i(X), & \text{if } nd_i(X) < md_i, \\ \circ, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

$$: S_4 \bullet$$

$$\forall x_{ij} = c_k \in X$$

$$f_4(x_{i,j}) = \sum_{Cr_q \in CR} \chi_{\{c_k \in Cr_q\}} \cdot iso_{q,i}(X),$$

where

$$iso_{q,i}(X) = \begin{cases} 1, & \text{if } (i \bmod h = 1 \vee app_{q,i-1}(X) = \circ) \\ & \wedge (i \bmod h = \circ \vee app_{q,i+1}(X) = \circ) \\ \circ, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

۳.۵ مقداردهی اولیه

مقداردهی اولیه را با یک جدول خالی و الگوریتم حریرصانه آغاز می‌کنیم. و برای تخصیص درس‌ها یک سخنرانی مناسب را در یک زمان خالی از جدول قرار می‌دهیم. در هرگام دو عملیات مجزا اجرا می‌شود. یکی انتخاب یک سخنرانی علامت نخورده از یک درس و دیگری مشخص کردن دوره و اتاق برای این سخنرانی. ابتکاری که برای انتخاب سخنرانی انجام می‌دهیم این است که درس‌هایی که استاد آن‌ها را در دوره‌های باقی مانده جدول کمتر در دسترس است. و تعداد جلسات (سخنرانی‌های) علامت نخورده آن‌ها بیشتر است را زودتر انتخاب می‌کنیم.

۴.۵ الگوریتم جستجوی تابو (ATS)

در این بخش ما متمرکز می‌کنیم روی اصول جستجوی الگوریتم ATS خودمان و TS [۱۰].
روال TS ما از دو همسایگی استفاده می‌کند. (که با N_1 و N_2 نشان داده شده‌اند) در یکی از آن‌ها به روش رینگ گرفته می‌شود [۱۱].

به طور دقیق‌تر، روال TS را با یک همسایگی شروع می‌کنیم زمانی که جستجو در بهترین بهینه محلی خاتمه یافت، دوباره TS را از این بهینه محلی با استفاده از همسایگی دیگر ادامه می‌دهیم. این روال را تا زمانی که نتوانیم بهبود ایجاد کنیم ادامه می‌دهیم در این حالت است که یک فاز TS تمام می‌شود. در مورد کار ما روال TS شروع می‌شود با N_1 :

$$N_1 \rightarrow N_2 \rightarrow N_1 \rightarrow N_2$$

۵.۵ جستجوی فضا و تابع ارزیاب

به محض اینکه به یک جدول زمانی ممکن که در همه محدودیت‌های سخت صدق کند برسیم، فاز تشدید ما (الگوریتم TS) تابع هزینه محدودیت‌های نرم را بدون نقض محدودیت‌های سخت، تا حد ممکن بهینه می‌کند. بنابراین فضای جستجوی الگوریتم TS مان به جدول زمانی‌های ممکن (جواب‌های شدنی) محدود شده است. تابع ارزیاب همانطور

که در فرمول (۱) مشخص شده است فقط برای نقض محدودیت های نرم است.

۶.۵ ساختارهای همسایگی

خیلی ها معتقدند که یکی از مهم ترین ویژگی های الگوریتم $LS(LocalSearch)$ تعریف همسایگی آن می باشد در یک روال LS بکارگیری یک حرکت mv که یکی از کاندیدها برای جواب X است منجر به یک جواب جدیدی می شود که آن را با $X \oplus mv$ نشان می دهند. فرض کنید $M(X)$ مجموعه تمام حرکت های شدنی باشد که می توانیم در X استفاده کنیم به طوری که شدنی بمانیم، آن گاه همسایگی N از X به صورت زیر تعریف می شود.

$$N(X) = \{X \oplus mv | mv \in M(X)\}$$

ما برای مساله CTT از دو نوع حرکت مجزا که با $simpleswap$ و $kempeswap$ نمایش می دهیم، استفاده می کنیم.

همسایگی ساده N_1 : N_1 تشکیل شده است از همه حرکت های شدنی $simpleswap$.

یک حرکت $simpleswap$ متشکل از تبادل میزبانی دوره ها و اتاق های تخصیص داده شده به دو جلسه (سخنرانی) از درس های مختلف است. با بکارگیری حرکت $simpleswap$ در دو درس مختلف $x_{i,j}$ و $x_{i',j'}$ در جواب X باعث می شود که مقدار $x_{i,j}$ به $x_{i',j'}$ و برعکس مقدار $x_{i',j'}$ به $x_{i,j}$ تخصیص یابد. توجه کنید که حرکت یک جلسه از یک درس به یک مکان خالی یک حالت خاص از حرکت $simpleswap$ است.

بنابراین اندازه همسایگی N_1 محدود شده است به وسیله $o(l.p.m)$ که در آن $l = \sum_{i=0}^{n-1} l_i$

(l_i تعداد جلسات درس c_i است ، P تعداد کل دوره ها، m تعداد کل کلاسها) زیرا در کل l جلسه داریم و تعداد

جابجایی جلسات (شامل مکان های خالی) به وسیله $o(p.m)$ محدود می شود.

همسایگی پیشرفته N_2 : N_2 تشکیل شده است از همه حرکت های شدنی $kempeswap$.

یک حرکت $kempeswap$ تعریف شده است به وسیله جابه جایی دو $kempechains$.

اگر ما تمرکز کنیم تنها روی درسها و برخورد آنها، به هر نمونه مساله را میتوان به عنوان یک گراف G در نظر گرفت بطوری که راس های آن درس ها و یال های آن بین درس هایی است که دانش آموز ویا معلم مشترک داشته باشند. در یک زمانبندی شدنی یک کمپ چین یک مجموعه است از راس هایی است که در زیرگراف القا شده از دو دوره G ، به صورت یک مولفه به هم متصل اند. یک کمپ چین تولید می کند یک تخصیص شدنی جدید به وسیله جابجایی برچسب دوره های

شکل ۱: illustrations chain kempe

تخصیص یافته به درس های متعلق به یک یا دو کمپ چین مشخص. به عبارت دیگر فرض کنید K_1 و K_2 دو کمپ چین در زیر گراف متناظر با دو دوره t_i و t_j باشد، یک *kempeswap* تولید می کند یک تخصیص به وسیله جابجایی t_i با $((t_j \setminus (k_1 \cup k_2)) \cup (t_i \cap (k_1 \cup k_2)))$ و جابجایی t_j با $((t_i \setminus (k_1 \cup k_2)) \cup (t_j \cap (k_1 \cup k_2)))$. توجه کنید که در تعریف N_2 حداقل ۳ درس دخالت دارند. یعنی $|K_1| + |K_2| \geq 3$ برای نمونه شکل (۱.۰.a) به تصویر می کشد یک زیر گراف تولید شده به وسیله دو دوره t_i و t_j وجود دارد پنج کمپ چین:

$$K_a = \{c_1, c_2, c_7, c_8\}, K_b = \{c_3, c_6, c_9\}, K_c = \{c_4, c_{11}, c_{12}\}, K_u = \{c_5\}, K_e = \{c_{10}\}$$

در این مثال هر اتاق در دوره t_i و t_j یک سخنرانی دارد. یک *kempeswap* از K_a و K_c یک تخصیص جدید تولید می کند به وسیله حرکت دادن $\{c_3, c_4, c_6\}$ به t_j و $\{c_9, c_{11}, c_{12}\}$ به t_i همطور که در شکل (۱.۰.b) نشان داده شده است.

توجه کنید که در *kempeswap* یکی از کمپ چین ها می تواند تهی باشد.

توجه کنید که تبادل دو کمپ چین می تواند به عنوان تعمیمی از یک کمپ چین در نظر گرفت که در متون دیگر بکار رفته است [۳]، [۱۴].

هنگامی که دروس در دوره ها برنامه ریزی شدند تخصیص اتاقها میتواند به وسیله حل یک مساله *bipartite matching* انجام شود [۱۲]. توجه کنید که در اینجا هم هیورستیک ها و هم الگوریتم های دقیق را می توان بکار گرفت ولی در این مقاله [۹] ما برای تقویت اجرای الگوریتم خودمان از یک الگوریتم دقیق [۱۳] استفاده می کنیم که در $o(|V| \cdot |E|)$ اجرا می شود.

به منظور شدنی ماندن جواب های همسایگی کمپ چین یک ویژگی مهم دیگری باید برقرار باشد: تعداد درس های در هر دوره (بعد از تبادل کمپ چین) نباید از اتاق های در دسترس تجاوز کند. برای مثال در شکل (۱) متناظر با تبادل یک کمپ چین، تنها یک حرکت شدنی می تواند تولید شود به وسیله تبادل درس ها در K_a در حالی که تبادل هر یک از ۴ کمپ چین تنهای دیگر (K_b, K_c, K_d, K_e) نمی تواند جواب شدنی تولید کند زیرا این حرکت ها ویژگی را که در بالا گفتیم را نقض می کنند بنابراین ممنوع می باشند. در واقع این ویژگی محدودیت بزرگی را برای تعدادی از جوابهای

کاندید قابل پذیرش در تبادل یک کمپ چین به وجود می آورد. ما این محدودیت را نقض تخصیص اتاقها می نامیم هر چند به زودی با تبادل دوتایی کمپ چین که انجام شود نقض تخصیص اتاقها آزاد شده و یک تعدادی از حرکت های شدنی می تواند تولید شود. برای مثال در شکل (۱) تبادل ۳ دابل کمپ چین می تواند تولید شود به وسیله جابجایی

$$K_b \longleftrightarrow K_e, \quad K_d \longleftrightarrow K_c, \quad K_b \longleftrightarrow K_c$$

۷.۵ ارزیابی تدریجی و همسایگی کاهش :

به منظور ارزیابی همسایگی ها در یک روش کارآمد ما از یک تکنیک ارزیابی تدریجی استفاده می کنیم. ایده اصلی ماندن در یک ساختمان داده خاص و ارزیابی حرکت برای هر حرکت شدنی در جواب جاری.

هر بار یک حرکت انجام می شود و عناصر این ساختمان داده ها تحت تأثیر این حرکت بروز رسانی (*update*) می شوند. با این حال ارزیابی حرکت از همسایگی پیشرفته N_2 نیاز به تلاش محاسبات به مراتب بیشتر نیست به N_1 به دلیل اجرای الگوریتم *matching* دارد. به منظور صرفه جویی در زمان محاسباتی ما تلاش می کنیم برای استفاده از الگوریتم *matching* تا حد ممکن کم.

بر طبق فرمول بندی مسأله هزینه های نرم می تواند دسته بندی شود به داخل هزینه های اتاق مربوطه (S_1, S_2) و هزینه های دوره مربوطه (S_3, S_4) .

از تعریف N_2 واضح است که هزینه دوره مربوطه Δf_p می تواند محاسبه شود بدون فراخوانی الگوریتم *matching* بنابراین محاسبات این قسمت ساده است اما محاسبه هزینه اتاق مربوطه Δf_r وقت گیر است به دلیل هزینه محاسباتی بالاتر الگوریتم *matching* در پیاده سازی ما، ما فقط بروز رسانی و ثبت می کنیم ارزش حرکت دوره مربوطه Δf_p برای جوابهای همسایه N_2 ، در حالی که برای ارزش حرکت اتاق مربوطه یک تکنیک کاهش خاصی برای تصمیم گیری اینکه آیا الگوریتم *matching* فراخوانی شود و یا نه بکار گرفته شده است. در حقیقت ما، استفاده می کنیم از هزینه (ارزش) دوره مربوطه Δf_p به عنوان برآورد خود حرکت کمپ. مخصوصاً اگر هزینه دوره مربوطه Δf_p امیدوار کننده باشد (یعنی $\Delta f_p \leq Z$ ، عملاً $Z = 2$ تولید می کند نتایج رقابتی برای یک رده (*class*) بزرگتر از نمونه ها)، آنگاه الگوریتم *matching* را برای درست کردن تخصیص اتاق ها و بدست آوردن مجموع هزینه ارزیابی تدریجی Δf ، فراخوانی می کنیم. در غیر این صورت جواب کاندید این همسایگی دور ریخته می شود. در این روش در هر تکرار فقط یک زیر مجموعه کوچکی از جوابهای همسایگی امیدوار کننده کاملاً ارزیابی می شوند، پس این امکان را به ما می دهد که

زمان زیادی صرفه جویی کنیم.

۸.۵ مدیریت لیست ممنوع :

درون TS یک لیست تابو معرفی شده است که ممنوع می کند بازبینی جوابهایی را که قبلاً دیده شده است. در الگوریتم TS ، زمانی که حرکت می دهیم یک سخنرانی (جلسه درس) را از یک مکان (هم اتاق و هم دوره) به جای دیگر (با استفاده از N_1) یا از یک دوره به دوره دیگر (با استفاده از N_2) این سخنرانی نمی تواند یک حرکت رو به عقب به مکان قبلی (برای N_1) یا دوره قبلی (برای N_2) برای tt تکرار بعدی داشته باشد (tt نامیده می شود دوره تابو). به طور دقیق تر در همسایگی N_1 ، اگر یک سخنرانی از یک درس C_i حرکت داده شود از یک مکان (t_j, r_k) به مکان دیگر آنگاه حرکت هر سخنرانی از درس C_i به مکان (t_j, r_k) اعلام شده است. و همینطور در همسایگی N_2 (هر حرکت تنها یا دوتایی کمپ چین) ، اگر یک سخنرانی از یک درس C_i از دوره t_j به t_k جابجا شده باشد، تخصیص هر سخنرانی C_i به t_j با استفاده از یک (حرکت تنها یا دوتایی) حرکت کمپ چین تابو می باشد. دوره ممنوعیت $tt(C_i)$ از یک درس C_i به طور سازگار با کیفیت جواب جاری f و حرکات فرکانسی مربوط به سخنرانی (جلسه) درس C_i تنظیم شده است که به صورت زیر نشان داده می شود : $tt(C_i) = f + \varphi \cdot q(C_i)$ که در آن φ پارامتری است که مقداری در بازه $[0, 1]$ را اختیار می کند. قسمت اول از این تابع را می توان به این صورت توجیه کرد که یک جواب با ارزش جریمه های نرم بالا (زیاد)، باید یک دوره ممنوعیت طولانی داشته باشد تا بتواند از یک تله بهینه محلی فرار کند. ایده اصلی در پشت قسمت دوم برای جریمه کردن یک حرکتی است که خیلی تکرار شده است. ضریب φ که بصورت پویا مشخص می شود برابر است با نسبت تعداد برخوردهای درس C_i روی تعداد کل دروس و این نیز منطقی است که فکر کنیم حرکت دادن یک درس با یک تعداد زیادی برخورد، خطر بیشتری دارد، نسبت به درسی که دارای برخوردهای کمتری است.

۹.۵ معیار آرمانی و شرط توقف :

در الگوریتم TS ، حالت ممنوعیت از حرکت غیر فعال است اگر حرکت به حالت گذشته منجر به جوابی شود که از همه جوابهایی که تا بحال بدست آمده بهتر باشد. و شرط توقف زمانی است که بهترین جواب نتواند بهبود یابد در طی حرکت Θ و ما به این عدد عمق TS می گوئیم.

۱۰.۵ ترکیب TS با آشفستگی :

TS و تکرار جستجوی محلی (ILS) دو متامبورسینک شناخته شده ای هستند که کارآیی آنها برای حل به طور مستقل یک تعداد زیادی از مسائل ارضای محدودیت و بهینه سازی به اثبات رسیده است. در این سمینار ما، امکان ترکیب آنها را برای رسیدن به یک عملکرد خیلی بالا برای مسأله CTT بررسی می کنیم. TS می تواند با زمان محاسبات طولانی و کوتاه استفاده شود. در حالت کلی زمان محاسبات طولانی به نتایج بهتر منجر می شود. با این حال اگر کل زمان محاسبات محدود باشد ترجیح داده می شود به ترکیب اجرای TS کوتاه با بعضی از عملگرهای تنوع قوی. جالب توجه است که ILS فراهم می کند مکانیزم متنوعی برای هدایت جستجو برای فرار از بهینه محلی جاری و حرکت به سمت مناطقی جدید امیدوار کننده در فضای جستجو [۷].

۱۱.۵ یک جریمه - استراتژی هدایت آشفستگی :

زمانی که بهترین جواب نمی تواند با استفاده بیشتر از TS بهبود یابد ما از یک اپراتور اغتشاش برای بازسازی جواب بهینه محلی بدست آمده استفاده می کنیم. قدرت آشفستگی یکی از مهمترین فاکتورهای در ILS است. به طور کلی از قدرت آشفستگی خیلی قوی باشد آن ممکن است عمل کند شبیه به یک شروع مجدد تصادفی. از طرف دیگر اگر آشفستگی خیلی ضعیف باشد پس از جستجو در یک فضایی که محدود شده به یک منطقه کوچک دوباره به بهینه محلی قبلی سقوط می کند به منظور هدایت کارآمد جستجو برای حرکت به سمت مناطق امیدوار کننده جدید از فضای جستجو، بکار می گیریم یک جریمه که هدایت کند اپراتور آشفستگی را برای ویرانی جواب بهینه محلی بدست آمده. این اپراتور براساس شناسایی یک مجموعه q عضوی از اولین سخنرانی هایی که جریمه به شدت بالایی دارند و انتخاب تصادفی از یک تعداد حرکت همسایگی داده شده. ($q = ۳۰$)

تعداد کل حرکات های اغتشاشی را قدرت اغتشاش می نامیم و با η نمایش می دهیم. مخصوصاً زمانی که فاز TS جاری پایان می پذیرد همه سخنرانی ها به صورت غیر افزایش براساس جریمه دخیل در محدودیت نرمشان رتبه بندی می شوند. آنگاه η سخنرانی انتخاب می شوند از q تای اول که جریمه بالاتری دارند جاهایی که رتبه سخنرانی k ام انتخاب می شود براساس توزیع احتمال زیر: $P(k) \propto k^{-\varphi}$ که در آن φ یک عدد حقیقی مثبت (به طور تجربی ۴). بعد از آن η حرکت شدنی از $simplexswap$ یا $kempeswap$ به صورت تصادفی و متوالی انجام می شود که هر یک شامل حداقل یکی از η سخنرانی انتخاب شده می باشد.

همانطور که قبلاً ذکر شده قدرت آشفته‌گی η یکی از مهمترین اجزاء ILS است که تعیین می‌کند کیفیت شکاف بین دو جواب قبل و بعد از آشفته‌گی را. در مورد ما، η به طور سازگار تنظیم می‌شود و مقداری در بازه $[\eta_{min}, \eta_{max}]$ می‌گیرد (به طور تجربی $\eta_{min} = 4$ و $\eta_{max} = 15$).

الگوریتم ATS ، فاز تشدید (TS) و تنوع (اغتشاش ILS) را ادغام می‌کند. بجای ترکیب ساده الگوریتم های (TS) و ILS ما تلاش می‌کنیم که آنها را به یک روش معنی دار با هم ادغام کنیم. عمق TS (Θ) و قدرت آشفته‌گی (η) به نظر می‌رسد که دو پارامتر ضروری برای کنترل رفتار ATS هستند. از یک جهت یک مقدار بزرگتر Θ یک جستجوی شدیدتر (فشرده تر، متمرکزتر) را تضمین می‌کند از سوی دیگر یک η بزرگتر متناظر است با امکان بیشتر برای فرار از جواب بهینه محلی جاری. به منظور رسیدن به یک تعویض پیوسته میان تشدید و تنوع، ما یک مکانیسمی را طراحی می‌کنیم که این دو پارامتر مهم را بر طبق نتایج سابق پروسه جستجو به طور پویا و سازگار تنظیم می‌کند.

۱۲.۵ الگوریتم (ATS) Adoptive Tobu search :

در شروع جستجو ما اجرا می‌کنیم یکی TS کوتاه‌جا‌هایی که عمق TS کوچک است ($\Theta = 10$)؛ موقعی که TS نمی‌تواند بهبود دهد بهترین جواب را، اغتشاش در بهترین جواب با یک قدرت ضعیف $\eta = \eta_{min}$ بکار گرفته می‌شود. در هنگام پروسه جستجو، ما ثابت می‌کنیم تعدادی از فازهای TS (نمایش داده شده با ξ) بدون بهبود در هزینه تابع. عمق TS (Θ) و قدرت اغتشاش η به طور پویا به صورت زیر تنظیم می‌شوند: زمانی که مینیمم محلی بدست آمده توسط TS امیدوارکننده است یعنی آن به بهترین جواب جاری نزدیک است ($f \leq f_{best} + 2$)، Θ به تدریج افزایش می‌یابد برای اطمینان از یک جستجوی شدیدتر (فشرده تر) تا زمانی که هیچ بهبودی امکان پذیر نباشد یعنی $\Theta = (1 + \mu)\Theta$ در هر تکرار ($\mu = 0.6$).

به طور مشابه قدرت اغتشاش به طور تدریجی افزایش می‌یابد، زیرا تنوع بیشتر قوی می‌کند جستجو را اگر (نسبت به اینکه) فازهای غیر بهبودی TS افزایش یابد.

علاوه بر این جستجو بر می‌گردد به TS کوتاه بعد از هر اغتشاش در حالی که قدرت اغتشاش بر می‌گردد به η_{min} به محض اینکه یک جواب بهتر یافت شود. برای معیار پذیرش در پروسه اغتشاش ما از یک تکنیک قوی استفاده می‌کنیم یعنی تنها جواب بهتر پذیرفته می‌شود به عنوان بهترین جواب جاری. به محض اینکه جواب بهینه محلی X^* که توسط TS بدست آمده از بهترین جواب X^* که تاکنون یافت شده است بهتر باشد ما جایگزین می‌کنیم بهترین جواب

شکل ۲: *AdaptiveTabuSearch*

شناخته شده X^* را با X'^* همانطور که در خط ۱۸ و ۱۹ الگوریتم نشان داده شده است.

در این مقاله [۹] ما از دو شرط توقف همانطور که توصیف شد استفاده می کنیم:

۱. محدودیت زمانی

۲. یک تعداد ماکزیمم حرکت ها

پژوهشگر
در عملیات دانشگاه فردوسی مشهد

۶ الگوریتم ژنتیک

زمانبندی کلاسها و تخصیص اتاقها کار اصلی برای حل یک مساله زمانبندی محسوب می شود از آنجایی که این دو کار به شدت به هم وابسته اند کامل کردن آنها به طور جداگانه کار سختی است با وجود این کامل کردن این کارها به طور همزمان نا کارآمد بنظر می رسد. به عنوان یک روش برای حل این مشکل ما یک روشی که ژنتیک (GA) را در دو گام استفاده می کند، ارائه می کنیم و آنرا TGA ^۳ مینامیم.

در الگوریتم TGA ما از دو نوع جمعیت استفاده میکنیم. جمعیت اول در ارتباط با زمانبندی کلاسها و جمعیت دوم برای تخصیص اتاقهاست. این جمعیتها بطور مستقل تکامل می یابند و یک مقدار هزینه ای برای هر فرد محاسبه می شود سپس به منظور محاسبه $fitness$ تعدادی از کم هزینه ترین افراد از هر جمعیت انتخاب شده و این افراد باهم ترکیب می شوند.

۱.۶ محدودیت های مساله

H_1 : هیچ استادی بیش از یک بار در یک دوره ظاهر نشود.

H_2 : درسهای چند کلاسه باید به دوره های مشابه ای تخصیص داده شوند.

H_3 : درسهای چند دوره ای باید از دوره های متوالی استفاده کنند.

H_4 : برای هر درس باید یک اتاق با اندازه و نوع مناسب تخصیص داده شود.

H_5 : هیچ اتاقی بیش از یک بار در هر دوره ظاهر نشود.

علاوه بر محدودیتهای پایه ای ما چند محدودیت دیگر را نیز در نظر می گیریم.

S_1 : بعضی از استادها باید در برخی از دوره ها ظاهر نشوند.

S_2 : بعضی از اتاقها در برخی از دوره های خاص نباید استفاده شوند.

S_3 : برای بعضی از گروهها هیچ درسی در یک دوره خاص ظاهر نشود.

S_4 : بعضی از درسها باید تدریس شوند بلافاصله بعد از تدریس یک درس خاص.

[۱۵]^۳

۲.۶ الگوریتم TGA

در TGA ما از دو نوع ژنوتیپ استفاده می‌کنیم. شکل (۳) نشان می‌دهد ژنوتیپ‌ها را، یکی از ژنوتیپ‌ها برای زمانبندی کلاسها و دیگری برای تخصیص اتاقها.

ژنوتیپی که برای زمانبندی کلاسها استفاده می‌شود شامل یک جدول زمانی برای هر کلاس؛ و هر *timeslot* در یک جدول زمانی شامل اطلاعات دروس می‌باشد. اطلاعات دروس شامل *ID* (شماره شناسایی) درس و *ID* استاد می‌باشد. ژنوتیپ برای تخصیص اتاقها شامل *ID* هر اتاق است. در شکل ۴ فلوچارت TGA نشان داده شده است. در فاز اول، عملگرهای ژنتیک برای زمانبندی کلاسها روی جمعیت اعمال می‌شوند و هزینه مربوط به محدودیتها برای زمانبندی کلاسها محاسبه می‌شود. در فاز دوم عملگرهای ژنتیک برای تخصیص اتاقها بر روی جمعیت اعمال می‌شوند. و در نهایت، ما ترکیب می‌کنیم این دو نوع از افراد را و مقدار *fitness* را محاسبه می‌کنیم. این مراحل تکرار می‌شوند تا زمانی که شرط توقف برآورده شود. بعداً، ما جزئیات هر عملگر ژنتیک را توضیح می‌دهیم. فاز زمانبندی کلاس: در اینجا ما عملگرهای ژنتیک را برای زمانبندی کلاس توضیح می‌دهیم.

^۴[۱۶]

شکل ۴: AowdiagramofTGA

شکل ۵: Crossoverforthegenotyperelatedtoclassscheduling

۳.۶ انتخاب و تولید مثل

استراتژی ما استفاده از چرخ رولت و حفظ نخبگان است. یک فرد با هزینه کم به احتمال زیاد در مرحله *selection*، انتخاب خواهد شد. نخبه یک جفت از دو نوع از افراد است. در اینجا ما نشان می دهیم یک شخص را برای زمانبندی کلاسها با C_i و یک شخص برای تخصیص اتاقها را با R_j . و یک جفت از افراد را با $\langle C_i, R_j \rangle$ نمایش می دهیم. زمانی که مجموع هزینه ها برای $\langle C_i, R_j \rangle$ در محاسبه *fitness* مینیمم شود با این جفت به عنوان یک نخبه رفتار می شود یعنی عملگرهای ژنتیک مانند تقاطع و جهش بر روی C_i و R_j اعمال نمی شوند.

۴.۶ تقاطع

ما استفاده می کنیم از تقاطع یک نقطه ای و نقاط تقاطع به مرزهای بین جدول زمانی برای هر کلاس محدود شده اند. در شکل (۵) یک مثال از عملگر تقاطع نشان داده شده است. در این شکل یک نقطه تقاطع مرز بین کلاس ۲ و کلاس ۳ می باشد. بعد از تقاطع همه دروس باید دقیقاً یکبار ظاهر شوند به دلیل این محدودیت، به نظر می رسد که عملگر تقاطع نتواند یک جدول زمانبندی را تغییر دهد. با این حال، این مشکل با بکارگیری یک عملگر تعمیر حل شده است. با بکارگیری عملگر تقاطع بسیاری از شرایط (تمایلات) دروس چندکلاسه نقض می شود عملگر تعمیر جدول زمانبندی را به منظور تعمیر نقض دروس چند کلاسه اصلاح می کند. پس عملگر تقاطع نیز منجر به تغییر برنامه هر کلاس می شود.

۵.۶ جهش

در جهش، اطلاعات یک درس از یک بازه زمانی خاص جابجا می شود با اطلاعات یک درس که بطور تصادفی از یک *timeslot* انتخاب شده است. اگر درس آن *timeslot* درس چند دوره ای باشد آنگاه اطلاعات درس در چندین *timeslot* تغییر می کند شکل (۶) یک مثال از جهش را نشان داده است.

شکل ۶: *Mutation for the genotype related to class scheduling*

شکل ۷: *An example of a timetable before the repair operation*

۶.۶ تعمیر

بعد از تقاطع و جهش چندین درس چند کلاس ممکن است نقض شوند. عملگر تعمیر تلاش می کند این درسها را به وسیله حرکت دادن دروس نقض شده در صورت امکان به *timeslot* های مختلف تعمیر کند. زمانی که ما نمی توانیم تعمیر کنیم نقض های یک درس را یک جریمه داده می شود به فردی که به خانه نقض شده درس متعلق است. ما توضیح می دهیم مقدار جریمه را زمانی که محاسبه هزینه در هر گام را مطرح کنیم. عملگر تعمیر نمی کند نقض دروس را موقعی که تعدادی از دروس چند کلاس یا دروس چند دوره ای به تازگی نقض شده باشند به وسیله تعمیر نقض دروس. در روش ما، دروس با پیچیدگی بیشتر زودتر تعمیر می شوند نسبت به دروس با پیچیدگی کمتر. در اینجا ما پیچیدگی یک درس را به صورت $PC + c$ تعریف می کنیم به طوریکه در آن P تعداد دوره های مورد نیاز برای آن درس و C تعداد کلاسها برای مسأله زمانبندی و c تعداد کلاسهایی است که آن درس در آن تدریس می شود. با توجه به تعریف، دروس چند دوره ای که به دوره های زیادی نیاز دارند پیچیده ترین دروس در نظر گرفته می شوند و دروس چند کلاس ای که برای تعداد زیادی از دانشجویان (کلاسها) تدریس می شوند دروس با پیچیدگی بیشتر در نظر گرفته می شوند. در شکل ۷ درس ۲ پیچیده تر از درس ۱ می باشد و پیچیدگی آنها به ترتیب ۱۰ و ۷ می باشد برای درس ۱ فقط به یک دوره نیاز داریم ولی ۳ جلسه در هفته $c = 3$ و چون تعداد کلاسهای جدول ۴ تا است پس $C = 4$ یعنی برای درس ۱ داریم:

$$1 \times 4 + 3 = 7$$

برای توضیح رفتار عملگر تعمیر، ما از این مثال استفاده می کنیم.

شکل ۸: *An example of a timetable after the repair operation*

در شکل ۷، دروس چند کلاس ۱ و ۲ نقض شده اند از آنجایی که درس ۲ از درس ۱ پیچیده تر است ابتدا برای تعمیر درس ۲ تلاش می شود. عملگر تعمیر تلاش می کند که درس ۲ را در کلاس ۱ - B به دوره های ۳ و ۴ حرکت دهد و یا درس ۲ را در کلاس ۱ - D به دوره های ۱ و ۲ منتقل کند هنگامی که درس ۲ در کلاس ۱ - B به دوره های ۳ و ۴ منتقل می شود، درس ۲ به تازگی نقض شده پس درس ۲ در کلاس ۱ - D به دوره های ۱ و ۲ منتقل می شود به روش مشابه، درس ۱ در کلاس ۱ - A حرکت می کند به دوره ۳.

در شکل ۸ زمانبندی را بعد از عملگر تعمیر نشان داده شده است به طوریکه هیچ درس چند کلاسه ای نقض نشده است. از آنجایی که عملگر تعمیر یک عملگر ساده ای است هزینه محاسبات بالایی ندارد. با این حال بسیاری از دروس نقض شده را می توان با این عملگر تعمیر کرد.

۷.۶ محاسبه هزینه

در فاز برنامه ریزی کلاس، فقط محدودیتهای زمانبندی کلاسها، برای محاسبه هزینه استفاده می شوند. در معادله (۲) هزینه برنامه ریزی C_i با جمع مقادیر جریمه تعریف شده است.

$$Scheduling\ Cost(C_i) = \sum_{k \in \text{all constraints for class scheduling}} Penalty\ value(k) \quad (2)$$

هنگامی که دروس چند دوره ای و دروس چند کلاسه نقض شوند مقدار جریمه ارزیابی می شود، مقدار جریمه بر طبق وسعت نقض آنها ارزیابی می شود. اکنون ما فرض می کنیم که درس T برای n کلاس تدریس می شود و این درس به m دوره متوالی نیاز دارد. علاوه بر این ما فرض می کنیم که این درس از P نوع (Pn) از $timeslots$ جدول زمانبندی استفاده می کند یک مقدار جریمه برای نقض این درس به m و P وابسته است و مقدار آن را با $(p-1)m$ تعریف می کنیم. در شکل (۷) m و P برای درس ۱ به ترتیب برابر با ۱ و ۳ است پس مقدار جریمه برای نقض این درس به صورت $2 = 1 \times (3-1)$ محاسبه می شود. به روش مشابه مقدار جریمه برای درس ۲ در همان جدول به صورت $2 = 2 \times (2-1)$ محاسبه می شود زیرا درس ۲ از دو نوع $timeslots$ استفاده می کند یعنی [دوره ۱ و دوره ۳] و [دوره ۳ و دوره ۴].

۸.۶ فاز تخصیص اتاق

در فاز تخصیص اتاق، ما استفاده می کنیم از عملگرهای ژنتیک ای مشابه با آنچه که در فاز برنامه ریزی کلاسها استفاده کردیم به جز برای جهش. پس ما اینجا فقط عملگر جهش را توضیح می دهیم. در جهش ما، یک اتاق را برای یک درس

شکل ۹: *Mutation for the genotype related to room allocation*

جهش یافته جابجا می‌کنیم. شکل (۹) یک جهش برای درس T را نشان می‌دهد. در موقعی که اتاق تخصیص می‌یابد به یک درسی که جهش یافته است، ممکن است یک اتاقی که اندازه اش متفاوت است با اندازه اتاق تخصیص جاری با این درس جابجا شود، اما اتاقی با یک نوع متفاوت به آن تخصیص نمی‌یابد. برای مثال، ما فرض می‌کنیم که درس T در شکل (۹) نیاز به اتاق سخنرانی با اندازه متوسط دارد. موقعی که یک اتاق تخصیص می‌یابد برای درس T که جهش یافته است ما ممکن است که یک اتاق سخنرانی که اندازه آن متوسط نباشد را به آن تخصیص دهیم که قبلاً اندازه آن بزرگ و یا کوچک باشد اما یک اتاق کامپیوتر را به آن تخصیص نمی‌دهیم.

۹.۶ فاز محاسبه *fitness*

در مرحله *fitness*، مقدار *fitness* محاسبه می‌شود بعد از آنکه برخورد اتاق بررسی شده باشد. در بررسی برخورد اتاق، n شخص با کمترین هزینه از دو نوع جمعیت انتخاب می‌شوند و افراد انتخاب شده ترکیب می‌شوند. هر فردی که از جمعیت برنامه ریزی کلاسها انتخاب شود با همه افراد انتخاب شده از جمعیت تخصیصی اتاقها ترکیب می‌شود پس n^2 جفت از افراد ساخته می‌شوند. برای هر جفت ما بررسی می‌کنیم که آیا برخورد اتاق اتفاق افتاده است و یا نه و یک هزینه برخورد اتاق محاسبه می‌شود در اینجا ما نمایش می‌دهیم هزینه برخورد اتاق برای جفت افراد $\langle C_i, R_j \rangle$ را به صورت $Room\ clashing\ cost(C_i, R_j)$ و ما فرض می‌کنیم که $Room\ clashing\ cost(C_i, R_j)$ متناسب با تعداد برخوردهای اتاق است. با استفاده از $Room\ clashing\ cost(C_i, R_j)$ ما مقدار هزینه همه افراد هر دو نوع جمعیت را به روز می‌کنیم. معادله های (۳) و (۴) نشان می‌دهد تابع هایی را که مقدار هزینه افراد وابسته به برنامه ریزی کلاسی را بروز رسانی می‌کنند که در آن $Class\ Cost(C_i)$ مقدار هزینه بروز شده C_i است. زمانی که C_i انتخاب شده است در بررسی برخورد اتاق، ما از معادله (۳) برای محاسبه $Class\ Cost(C_i)$ استفاده می‌کنیم. که در آن $Class\ Cost(C_i)$ برابر است با مینیمم مقدار هزینه برخورد اتاق بعلاوه $Scheduling\ Cost(C_i)$ هنگامی که C_i انتخاب نشود در هنگام بررسی برخورد اتاق، $Class\ Cost(C_i)$ توسط فرمول (۴) محاسبه می‌شود در (۴)، میانگین مقدار مینیمم هزینه های برخورد اتاق یک جریمه ای برای انتخاب نشدن در مرحله چک کردن برخورد اتاقها

شکل ۱۰: Overview of the room clash check

است. با استفاده از هزینه های به روز شده $Class Cost(C_i)$ مقدار $fitness$, $Class fitness(C_i)$ با استفاده از معادله (۵) محاسبه می شود.

$$Class Cost(C_i) = \min_j (Room Clashing Cost(C_i, R_j)) + Scheduling Cost(C_i) \quad (3)$$

$$Class Cost(C_i) = average_k \left(\min_j (Room clashing Cost(C_k, R_j)) \right) + Scheduling Cost(C_i) \quad (4)$$

$$Class fitness(C_i) = \max_k (Class Cost(C_k) - Class Cost(C_i)) \quad (5)$$

مقدار $fitness$, اعضای تخصیص اتاقها نیز به طریق مشابه محاسبه می شود . مرحله انتخاب و تولید مثل با بکار گیری مقدار $fitness$, اجرا می شود .

- [1] Sanja Petrovic and Edmund Burke : Handbook of Scheduling Algorithms Models and Performance Analysis; Chapter : University Timetabling. 7
- [2] A. SCHAERF , A Survey of Automated Timetabling , Dipartimento di Ingegneria Elettrica Gestionale e Meccanica, Universit' a di Udine, Via delle Scienze 208, 33100 Udine, Italy ,Artificial Intelligence Review 13: 87–127, 1999. 7
- [3] M. Chiarandini, M. Birattari, K. Socha, O. Rossi-Doria, An effective hybrid algorithm for university course timetabling, Journal of Scheduling 9 (2006) 403–432. 5, 16
- [4] R.V. Rasmussen, M.A. Trick, Round robin scheduling – a survey, European Journal of Operational Research 188 (3) (2008) 617–636. 5
- [5] S.M. Al-Yakoob, H.D. Sherali, Mathematical programming models and algorithms for a classfaculty assignment problem, European Journal of Operational Research 173 (2) (2006) 488–507. 5
- [6] M.M. Rodrigues, C.C. de Souza, A.V. Moura, Vehicle and crew scheduling for urban bus lines, European Journal of Operational Research 170 (3) (2006) 844– 862. 5
- [7] H.R. Lourenco, O. Martin, T. Stützle, Iterated local search, in: F. Glover, G. Kochenberger (Eds.), Handbook of Meta-heuristics, Springer-Verlag, 2003, pp. 321–353. 19
- [8] Cooper T., Kingston J., The Complexity of Timetable Construction Problems, Lecture Notes in Computer Science, Vol. 1153, 1996,pp. 281-295.
- [9] Zhipeng Lü , Jin-Kao Hao : Adaptive Tabu Search for course timetabling , European Journal of Operational Research 200 (2010) 235–244. 11, 16, 21

- [10] F. Glover, M. Laguna, Tabu Search, Kluwer Academic, Boston, 1997. 14
- [11] L. Di Glover, A. Schaerf, Neighborhood portfolio approach for local search applied to timetabling problems, Journal of Mathematical Modeling and Algorithms 5 (1) (2006) 65–89. 14
- [12] C.H. Papadimitriou, K. Steiglitz, Combinatorial Optimization: Algorithms and Complexity, Prentice-Hall Inc., 1982. 16
- [13] J.C. Setubal, Sequential and Parallel Experimental Results with Bipartite Matching Algorithms, Technical Report EC-96-09, Institute of Computing, University of Campinas, Brasil, 1996. 16
- [14] J. Thompson, K. Dowsland, A robust simulated annealing based examination timetabling system, Computer and Operations Research 25 (1998) 637–648 . 16
- [15] Edmund Burke Wilhelm Erben , Practice and Theory of Automated Timetabling III, Third International Conference, PATAT 2000 Konstanz, Germany, August , Selected Papers ,Chapter4 : A Co-evolving Timeslot/Room Assignment Genetic Algorithm Technique for University Timetabling 22

[۱۶] سید امیر حسن منجمی ، سولماز مسعودیان، افسانه استکی، ناصر نعمت بخش: طراحی جدول زمانبندی خودکار برای دروس دانشگاهی با استفاده از الگوریتم های ژنتیک، نشریه علمی پژوهشی فناوری آموزش ، سال چهارم ، جلد ۴ ، شماره ۲ ، زمستان ۱۳۸۸ ۲۳