



دانشگاه اصفهان

دانشکده مهندسی کامپیوتر

عنوان

گزارش پروژه پایانی

هوش مصنوعی و سیستم‌های خبره

استاد درس

دکتر حسین کارشناس

گردآورنده

علیرضا پرچمی

گرایش

فناوری اطلاعات

نیمسال اول ۱۳۹۷

فهرست مطالب

مقدمه *	۲
الگوریتم ژنتیک ترکیبی	۳
روند کلی	۳
نتیجه	۴
الگوریتم A*	۶
روند کلی	۶
نتیجه	۷
مساله بهینه‌سازی قید (بخش تکمیلی)	۸
روند کلی	۸
نتیجه	۱۰

مقدمه

این پروژه شامل سه بخش است که عبارت است از:

۱- الگوریتم ژنتیک و بهبود هر ژن با استفاده از جستجوی تپه‌نوردی (الگوریتم ژنتیک ترکیبی)

۲- الگوریتم جستجوی موضعی A^* برای یافتن بهترین جواب ممکن

۳- مساله بهینه‌سازی (ارضای) قید

در این گزارش، مراحل کار هر قسمت از پروژه به صورت کلی توضیح داده شده است و برخی از نتایج بدست آمده نیز آورده شده است.

به دلیل تعریف خاص مساله و حالت خاص آن برای نمایش افراد یک جمعیت، تصمیم بر آن شد که تمامی قسمت‌های این پروژه را به صورت شخصی برنامه کرده و تنها برای الگوریتم جستجوی A^* از یک منبع کمک گرفته شده است. لازم به ذکر است که پروژه موجود در این منبع برای بازی pacman بوده و تمامی بخش‌های مهم آن از جمله تابع `goal_test`، تخمین هزینه باقیمانده و نحوه نمایش افراد در این مساله توسط بنده تغییر کرده و متناسب با مساله `knapsack` بازتعریف شده.

الگوریتم ژنتیک ترکیبی

روند کلی

در ابتدا دو فایل لازم به جهت تعیین پارامترها و مشخص کردن وزن و ارزش اشیا کوله‌پشتی را خوانده و سپس اقدام به تولید یک جمعیت تصادفی میکنیم. تابع `population_generation` و `individual_generation` این وظیفه به عهده دارند. تابع `population_generation` به تعداد `popSize` تابع `individual_generation` را فراخوانی می‌کند. تابع `individual_generation` نیز رشته‌های تصادفی با طول `indivSize` برمی‌گرداند.

مقدار برازندگی این نسل محاسبه و در متغیر `person_fitness` نگهداری می‌شوند. سپس این افراد را به تابع `reproduction` برای تولید فرزندان میدهم. تابع `parent_selection` برحسب متغیرهایی که کاربر در ابتدا مشخص کرده است (`parentPercent`, `offsprongPercent`)، لیستی از زوجها را برمیگرداند تا عملیات `crossover` بروی آنها انجام شده و سپس بروی هر رشته بدست آمده `mutation` اعمال شود.

¹ <https://gist.github.com/jamiees2/5531924#file-astar-py-L24>

پس از اعمال crossover و mutation برحسب احتمال های داده شده
(crossoverProb, mutationProb)، فرزندان را برای بهبود توسط الگوریتم تپهنوردی به تابع hill_climbing میفرستیم. روند این تابع به صورت بازگشتی کار می کند به این صورت که در ابتدا تمامی همسایه های یک فرد پیدا شده و برازندگی آن ها محاسبه می شود. سه حالت امکان دارد رخ بدهد:

۱- چنانچه تمامی همسایه ها برازندگی کمتری از رشته فعلی داشتند، رشته فعلی برگردانده می شود.

۲- چنانچه ارزش همسایه ای برابر باشد، رشته فعلی را وارد لیست tabu می کند و سپس مقدار sideway را یک واحد افزایش داده و سپس دوباره تابع hill_climbing اینبار با رشته همسایه و با لیست tabu موردنظر فراخوانی می شود.

۳- چنانچه ارزش همسایه ای بیشتر از ارزش رشته فعلی باشد، لیست tabu پاک شده، متغیر sideway ریست شده و تابع hill_climbing با رشته جدید، tabu و متغیر sideway ریست شده فراخوانی می شود.

این روند تا جایی ادامه می یابد که مقدار مشخص شده برای بهبود رشته برسیم و یا رشته با ارزش بیشتری نباشد و یا محدودیت sideway محقق شود.

پس از این قسمت رشته های بهبود داده شده به دست می آیند و به جمعیت اولیه ما اضافه می شود. حال جهت انتخاب popSize عدد رشته با بیشترین برازندگی، تابع replacement را فراخوانی میکنیم که لیست مرتب شده افراد براساس برازندگی آن ها را می دهد.

سپس مقدار برازندگی بهترین شخص، میانگین برازندگی نسل آخر و تعداد فراخوانی تابع برازندگی در result نگهداری می شود تا در انتها برنامه در فایل نمایش داده شوند.

نتیجه

نتایج بدست آمده در فایلی در همان مسیر به اسم logdatetime.txt ذخیره می شوند که حاوی مقدار بهترین شخص، میانگین برازندگی نسل آخر و تعداد فراخوانی تابع برازندگی در هر اجرا هستند و در پایان مقدار میانگین برازندگی بهترین شخص در کل اجراها، میانگین متوسط برازندگی نسل آخر و میانگین تعداد دفعات فراخوانی تابع برازندگی هستند. شکل زیر نمونه ای از این فایل است.

./././RUN:0

Best Fitness: 1024

Average Fitness: 1024.0

Fitness Callback: 21867

./././RUN:1

Best Fitness: 1024

Average Fitness: 1024.0

Fitness Callback: 18467

./././RUN:2

Best Fitness: 1024

Average Fitness: 1024.0

Fitness Callback: 26848

./././RUN:3

Best Fitness: 1024

Average Fitness: 1024.0

Fitness Callback: 20693

./././RUN:4

Best Fitness: 1024

Average Fitness: 1024.0

Fitness Callback: 26153

=====Final Results:

Average Fitness: 1024.0

Average Average Fitness: 1024.0

Average Fitness Callback: 22805.6

الگوریتم A*

روند کلی

در این الگوریتم یک کلاس به نام Node داریم که حاوی رشته بیتی (افراد)، گره پدر، مقدار هزینه تخمین زده شده، مقدار هزینه پیموده شده و وزن رشته است. در این پیاده سازی، ساختار داده ها همانند درخت است زیرا در عین حال که برخی شاخه ها تا عمق های بسیار زیادی پایین رفته، ممکن است شاخه های دیگر در عمق های متفاوتی باشند و ما باید در هر لحظه به همه این گره ها دسترسی داشته باشیم تا بتوانیم طبق الگوریتم A*، بهترین گره (بیشینه مقدار تابع هیوریستیک) را انتخاب کنیم.

دو مجموعه (set) در این الگوریتم در نظر گرفتیم که openset به معنا گره هایی است که باید آنها را بررسی کنیم و جواب مورد نظر ممکن است در هریک از این گره ها باشد و closeset به معنا گره هایی است که بررسی شده اند و مطمئن شده ایم که جواب در این شاخه یا فرزندان آن نیستند.

در تابع Goal_test نیز همواره اگر ارزش رشته مورد نظر بیشتر یا مساوی مقدار بهینه داده شده بود و وزن آن کمتر یا مساوی maxWeight بود، مقدار True برگردانده و رشته را هدف می دانیم.

نتیجه

خروجی این برنامه به صورت درختی می‌باشد. به این صورت که به ترتیب از رشته 000..000 که رشته اولیه ما بوده نمایش داده می‌شود و تمامی رشته‌هایی که در مسیر انتخاب شده‌اند را به همراه مقدار هزینه واقعی و وزن آنها نمایش می‌دهد. طبیعتاً آخرین رشته نشان داده شده، جواب موردنظر ما است. نمونه‌ای از خروجی به شکل زیر است:

```
Enter the name of your file: ks_20_878
Enter Optimum value: 1024
Path:
string: 00000000000000000000    Actual cost: 0      weight: 0
string: 00001000000000000000    Actual cost: 91     weight: 84
string: 00101000000000000000    Actual cost: 181    weight: 127
string: 00101000001000000000    Actual cost: 259    weight: 159
string: 00101000001010000000    Actual cost: 336    weight: 215
string: 00101010001010000000    Actual cost: 411    weight: 307
string: 00101010001010001000    Actual cost: 486    weight: 377
string: 00101010001010001010    Actual cost: 561    weight: 391
string: 00111010001010001010    Actual cost: 633    weight: 474
string: 00111010001010001011    Actual cost: 696    weight: 532
string: 00111010001010101011    Actual cost: 757    weight: 557
string: 00111010011010101011    Actual cost: 811    weight: 601
string: 01111010011010101011    Actual cost: 857    weight: 605
string: 11111010011010101011    Actual cost: 901    weight: 697
string: 1111110011010101011    Actual cost: 941    weight: 765
string: 1111110011110101011    Actual cost: 981    weight: 783
string: 1111111011110101011    Actual cost: 1016   weight: 865
string: 1111111111110101011    Actual cost: 1024   weight: 871

Process finished with exit code 0
```

مقایسه تعداد فراخوانی تابع knapsack در مقایسه با الگوریتم ژنتیک ترکیبی به صورت زیر است:

الگوریتم ژنتیک	الگوریتم A*
18000	250

البته این مقدار برای فراخوانی تابع knapsack در الگوریتم ژنتیک به دلیل عدم ذخیره و فراخوانی بیش از حد در برخی از شرایط است. ولی در کل فراخوانی knapsack در الگوریتم A* بسیار پایین‌تر از الگوریتم ژنتیک ترکیبی است. یکی از دلایل فراخوانی زیاد در الگوریتم ژنتیک، به دلیل mutation و

crossover است که ما را مجبور به فراخوانی تابع knapsack میکند. همچنین بالابودن مقدار maxGen نیز بسیار تاثیرگذار است چنان که اگر maxGen حدود ۱۰ یا ۱۵ باشد، تعداد فراخوانی به حدود 8000 بار کاهش می‌یابد.

ذکر این نکته بسیار مهم است که در الگوریتم ژنتیک، به دلیل انتخاب با توزیع یکنواخت، برای دیتاست دوم و سوم نتیجه‌ای نمیدهد در صورتیکه الگوریتم A^* بروی دیتاست دوم جواب میدهد. اگرچه مدت زمان برای یافتن جواب کمی طولانی است.

مساله بهینه‌سازی قید (بخش تکمیلی)

روند کلی

در این مساله که از پیچیدگی و حالت‌های متفاوتی شامل می‌شد، نحوه نمایش را به صورت بیت فرض کردم به این صورت که پس از خواندن فایل، تعداد استادها، تعداد درس‌ها و... را به صورت دقیق مشخص کرده و با استفاده از لگاریتم گرفتن تعداد آنها، مشخص میشود که چند بیت برای نمایش استاد، درس و... داریم. برای مثال اگر ۱۲ درس تعریف شده باشد، ۴ بیت برای نمایش هر درس نیاز داریم.

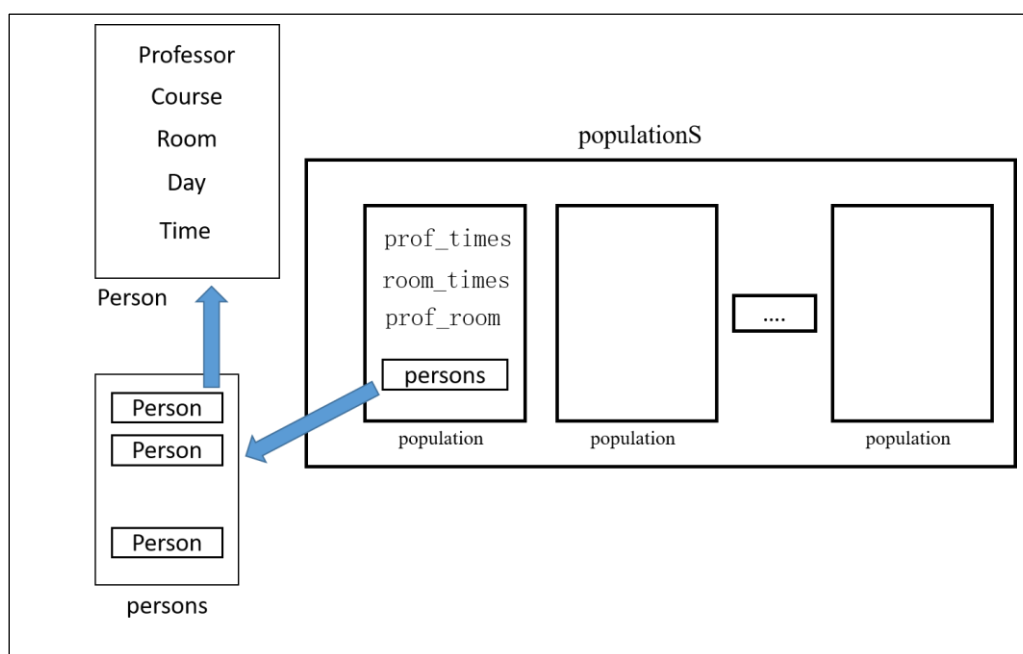
ضمن اینکه قبل از به‌دست آوردن مقدار بیت‌های موردنیاز برای درس، بررسی میکنیم که آیا تعداد دانشجویان ثبت نامی در یک درس از حجم بزرگترین کلاس بیشتر است یا خیر؟ اگر تعداد دانشجویان ثبت نامی برای یک درس بزرگتر از بیشترین ظرفیت کلاس‌ها بود، آن درس را به course هایی با همان نام اما ظرفیت کمتر تبدیل میکنم برای مثال اگر برای درس هوش مصنوعی ۱۱۰ دانشجو ثبت نام کرده و بیشترین ظرفیت در کلاس‌ها ۴۰ است، کلاس درس هوش مصنوعی به سه کلاس با ظرفیت‌های ۴۰، ۴۰ و ۳۰ شکسته می‌شود. به این صورت زمان‌بندی دقیق‌تر و واقعی‌تری برای کلاس‌ها خواهیم داشت. ضمن اینکه اگر چندین استاد قابلیت تدریس درس هوش مصنوعی را داشته باشند، این امکان وجود دارد که سه کلاس بین آنها تقسیم شود تا قیدهای ترجیحی مساله برآورده شوند. (به دلیل کاهش هزینه، اساتید تعداد روز کمتری کلاس برگزار کنند).

ساختار استفاده شده به این شکل است که هر Person بیانگر یک درس با استاد مشخص در یک کلاس، روز و زمان مشخص است بنابراین کلاس Person شامل متغیرهای Course، Professor، Time، Day، Room است.

هر Population بیانگر یک زمان‌بندی کامل است و می‌تواند یک جواب مساله باشد. کلاس Population دارای یک لیست از Person به نام persons است. همچنین برای اطلاعات مورد نیاز که "هر استاد در هر اتاق چندبار تدریس داشته"، "هر استاد در هر روز در چه بازه‌های زمانی کلاس دارد" و "هر اتاق در هر روز در چه زمان‌هایی اشغال هستند" نیاز به سه آرایه چند بُعدی prof_room، prof_times و room_times داریم. به دلیل اینکه در ادامه الگوریتم بروی این رشته‌ها crossover و mutation انجام می‌دهیم، مقادیر آرایه‌های prof_room، prof_times و room_times باید آپدیت شوند که سه تابع موجود در کلاس Population همین وظیفه را بر عهده دارند.

```
Class Population: {
    Array prof_times [Profs_size, Days_size, Span_size]
    Array room_times [Rooms_size, Days_size, Span_size]
    Array prof_room [Profs_size, Rooms_size]
    Function update_prof_times()
    Function update_room_times()
    Function update_prof_room()
    persons = []
    fitness = int
}
```

همچنین جواب‌های مختلف مساله (زمان‌بندی‌ها) درون متغیر populationS ذخیره می‌شوند. با توجه به مطالب گفته شده، ساختار زیر در مساله استفاده می‌شود.



در تابع `generate_persons`، برای هر درس یک استاد، یک کلاس، یک روز و یک زمان مشخص می‌کنیم. نکته قابل توجه اینکه ابتدا برای هر درس توسط تابع `available_profs()`، استادهایی که توانایی تدریس آن درس را دارند را پیدا می‌کنیم. سپس از بین این اساتید، به صورت رندوم یکی از آنها را انتخاب می‌کنیم.

پس از آن، با توجه به تعداد دانشجویان ثبت نامی برای درس، کلاس‌های مناسب را پیدا می‌کنیم. در این قسمت، تابع هیوریستیک تعریف کرده‌ام که سعی در برآورده کرده هرچه بهتر قیده‌های ترجیحی دارد و از بین کلاس‌های ممکن، کلاسی را انتخاب می‌کند که آن استاد در آن کلاس بیشتر حضور داشته است (به دلیل محدودیت هزینه موسسه). برای انتخاب روز درس نیز به همین صورت عمل کرده و روز هایی را انتخاب می‌کنیم تا استاد روزهای کمتری مجبور به تدریس باشد.

مراحل مربوط به `crossover` و `mutation` در تابع `reproduction_cop` انجام می‌شود و فرزندان جدید تولید شده را برمیگرداند. در مراحل `mutation` و `crossover`، پس از تغییر، تمامی شرایط ممکن را در تابع `check_condition()` بررسی می‌کنم. این شرایط عبارت است از:

"استاد، درس، کلاس و روز تولید شده نامعتبر(خارج از محدوده تعریف شده) نباشد"

"آیا این استاد میتواند این درس را تدریس کند؟"

"آیا این استاد در این روز و ساعت وقت آزاد دارد؟"

"آیا این درس در این کلاس میتواند برگزار شود؟"

نتیجه

همچنین با توجه به شکل نمایش به صورت رشته‌ای، اگرچه نمی‌توان با تعداد جمعیت کم برای یک دیتاست بزرگ برنامه‌ریزی جامع و کاملی ارائه داد اما هیچ‌یک از قیده‌ها نقض نخواهند شد. ضمن آنکه با توجه به تابع‌های هیوریستیک تعریف شده برای انتخاب روز برگزاری درس و کلاس موردنظر، این قیده‌ها رعایت خواهند شد.

فایل موجود در پوشه `python` با نام `COP_log` نشان‌دهنده تمامی موارد خواسته شده از جمله بهترین زمان‌بندی در هر اجرا، مقدار تابع برازندگی در هر اجرا، بهترین زمان‌بندی در بین تمامی اجراها و... می‌باشد.