

# «گزارش کار پروژه اول AI»

برنا فروهری 810101480

سوال 1- نحوه مدل کردن مسئله شامل تعریف state ، state goal ، action initial و ... را به طور دقیق توضیح دهید.

State:

در این سوال state ما یک وضعیت از سالن و وضعیت خاموش و روشن بودن لامپ هایش میباشد که هر state یک پازل n در n شامل اعداد 0 و 1 به معنی خاموش و روشن بودن لامپ ها میباشد.

Initial state :

پازلی که در ابتدا به عنوان آرگومان به تابع داده شده و الگوریتم ها روی آن اجرا میشود.

Goal state:

پازلی که در آخر به عنوان خروجی میدهد و همه خانه های آن باید عدد 0 به معنای خاموش بودن تمام لامپ ها باشد.

Action:

با هر بار فشردن کلید های پازل مختصات خود کلید ، سمت راست، چپ، بالا، پایین از 0 به 1 یا برعکس تغییر حالت میدهد.

Transition model:

پازل بعد از هر بار toggle کردن به یک استیت دیگر میرود که پس از تغییر وضعیت آن و لامپ های مجاورش ایجاد شده است.

Path cost:

در این سوال هر toggle کردن یک هزینه ثابت دارد که آن را 1 در نظر میگیریم و هزینه ی مسیر ما برابر تعداد toggleها یعنی تعداد تغییر وضعیت هایی که در کل برای رسیدن به goal state اعمال می کنیم.

سوال 2- هر یک از الگوریتم های پیاده سازی شده را توضیح دهید و تفاوتها و مزیت های هر یک نسبت به دیگری را قید کرده و عنوان کنید که کدام الگوریتم ها جواب بهینه تولید میکنند.

در ابتدا الگوریتم BFS:

```
# TODO: Must return a list of tuples and the number of visited nodes
def bfs_solve(puzzle: LightsOutPuzzle) -> Tuple[List[Tuple[int, int]], int]:
    curstate = deepcopy(puzzle)
    if (curstate.is_solved()):
        return [], 1
    bfslist = [curstate]
    explored = set()
    availablelights = curstate.get_moves()
    while(len(bfslist) > 0):
        matrix = bfslist.pop(0)
        explored.add(matrix)
        for item in availablelights:
            new = deepcopy(matrix)
            new.toggle(item[0], item[1])
            if str(new.board) not in explored not in bfslist:
                new.lights.append(tuple((item[0], item[1])))
                bfslist.append(new)
            if (new.is_solved()):
                return new.lights, len(explored)
    return [], 0
```

در این الگوریتم ابتدا با داشتن یک لیست bfslist و یک مجموعه explored به ترتیب برای ذخیره استیت های فرزند و استیت های دیده شده تعریف میکنیم . همچنین لیستی از دوتایی ها برای تمامی حالت های موجود در ماتریس و امکان حرکت در آن را در availablelights نگهداری میکنیم.

تا زمانی که bfslist خالی نشده و یا به goalstate نرسیدیم کار زیر را تکرار میکنیم.

ابتدا از سر صف پاپ کرده و در explored قرار می‌دهیم. به ازای تمامی حالات ممکن درماتریس برای تمامی آنها یکبار toggle کرده و لامپ toggle شده را در خود همان state ذخیره می‌کنیم که بدانیم از زدن چه لامپ هایی ساخته شدند.

حال اگر این state عضو اعضای تکراری در explored و bfslist نبود انگاه به صف اضافه می‌کنیم که بچه های آن مورد بررسی قرار بگیرند. پاسخ نهایی بهینه است.

در الگوریتم IDS:

```
# TODO: Must return a list of tuples and the number of visited nodes
def ids_solve(puzzle: LightsOutPuzzle) -> Tuple[List[Tuple[int, int]], int]:
    curstate = deepcopy(puzzle)
    if curstate.is_solved():
        return [], 1

    d = 0
    final_explored = []
    availablelights = curstate.get_moves()
    while(True):
        dfslist = [curstate]
        explored = set()
        while(len(dfslist) > 0):
            matrix = dfslist.pop()
            explored.add(matrix)
            if matrix.depth <= d:
                final_explored.append(matrix)
            for item in availablelights:
                new = deepcopy(matrix)
                new.toggle(item[0], item[1])
                new.depth += 1
                if str(new.board) not in explored not in dfslist:
                    if new.depth <= d+1:
                        new.lights.append(tuple((item[0], item[1])))
                        dfslist.append(new)
                        if (new.is_solved()):
                            return new.lights, len(final_explored)
                    else:
                        break
            d += 1
```

در این الگوریتم ابتدا باید یک d به عنوان محدودیت بررسی تا آن لایه را مشخص کنیم و یک final\_explored برای مشخص شدن نود های دیده شده از اول اول تا زمان رسیدن به goalstate .

تا زمانی که dfslist خالی نشده و یا به goalstate نرسیدیم کار زیر را تکرار می‌کنیم.

ابتدا برای هر بار بررسی یک dfslist و مجموعه ی explored و تا زمانی که عمق آن نود از محدودیت عمق مجاز بزرگتر نباشد آن را به

final\_explored اضافه کرده و بررسی را ادامه می‌دهیم و به ازای تمامی حالات ممکن درماتریس برای تمامی آنها یکبار toggle کرده و لامپ toggle شده را در خود همان state ذخیره می‌کنیم که بدانیم از زدن چه لامپ‌هایی ساخته شدند و باید متغیر depth آن نود که در کلاس اضافه کردیم را برابر عمق نود پدر +1 قرار دهیم.

حال اگر این state عضو اعضای تکراری در explored و bfslist نبود انگاه به صف اضافه می‌کنیم که بچه‌های آن مورد بررسی قرار بگیرند. در انتها پس از بررسی کامل تا لایه محدود شده d را یکی زیاد کرده و دوباره به فرم DFS تا عمق جدید را بررسی می‌کنیم. پاسخ نهایی بهینه است. در الگوریتم A\*:

```
# TODO: Must return a list of tuples and the number of visited nodes
def astar_solve(puzzle: LightsOutPuzzle, heuristic: Callable[[LightsOutPuzzle], int]) -> Tuple[List[Tuple[int, int]], int]:
    curstate = deepcopy(puzzle)
    if curstate.is_solved():
        return [], 1
    state_priority = 0
    astarlist = []
    heapq.heappush(astarlist, (heuristic(curstate), state_priority, curstate))
    explored = set()
    availablelights = curstate.get_moves()
    while(True):
        fn, prior, matrix = heapq.heappop(astarlist)
        explored.add(matrix)
        if matrix.is_solved():
            return matrix.lights, len(explored)
        for item in availablelights:
            new = deepcopy(matrix)
            new.toggle(item[0], item[1])
            new.fn = heuristic(new) + len(new.lights) + 1
            if str(new.board) not in explored:
                new.lights.append(tuple((item[0], item[1])))
                state_priority += 1
                heapq.heappush(astarlist, (new.fn, state_priority, new))
```

در این الگوریتم تقریباً مشابه BFS عمل می‌کنیم با این تفاوت که باید بجای پاپ کردن از اول صف عضوی را پاپ کرد که  $f(n)$  آن کمینه باشد.  $f(n)$  هم که جمع  $h(n)$  و  $g(n)$  می‌باشد.  $h(n)$  را برای هر state با توجه به آرگومان داده شده میتوان یافت و  $g(n)$  هر state نیز برابر تعداد کلیدهای زده شده برای رسیدن به آن state می‌باشد که برای آنکار  $\text{len}(\text{new.lights})$  را حساب می‌کنیم. برای پیاده سازی لیستی که بدانیم کدام node ها در مرزهای ما هستند از heap استفاده می‌کنیم که بر اساس  $f(n)$  هر نود که کمترین باشد را برگرداند و در

صورت یکسان بودن  $f(n)$  ها آن نود که زود تر create شده را در راس قرار میدهد. بقیه عملیات ها مانند BFS و تفاوتش در انتخاب کدام نود برای ادامه بررسی مسیر بود. پاسخ نهایی بهینه است.

در الگوریتم  $weighted\_A^*$ : این الگوریتم نسخهای از الگوریتم  $A^*$  است که در آن از یک وزن  $w$  برای تسریع فرایند استفاده میکنیم. تفاوت این الگوریتم با  $A^*$  در این است که تابع heuristic را در یک ضریب ثابت ضرب میکنیم. در این صورت، تعداد نود های کمتری ملاقات می شوند اما ممکن است optimality پاسخ نهایی از بین برود و لذا پاسخ نهایی در این الگوریتم لزوماً optimal نخواهد بود. اما با این کار تفاوت بین دو مقدار مختلف در heuristic بیشتر شده و فرایند جستجو سریعتر خواهد شد. ما بقی الگوریتم دقیقاً مثل الگوریتم قبل میباشد و این بار معیار برگرداندن heap کمینه بودن این  $f(n)$  جدید میباشد. تمامی الگوریتم ها کامل هستند و به جواب نهایی می رسند. با توجه به ویژگی این الگوریتم ها و به طور کلی  $weighted\ A^*$  سریع تر از  $A^*$  سریع تر از IDS برابر با BFS می باشد و فضای مورد نیاز در IDS کمتر از BFS کمتر از  $A^*$   $weighted$  برابر با  $A^*$  می باشد.

-3

$h(n)$  اول را برابر تعداد 1 ها یعنی تعداد لامپ های روشن در هر state تعریف میکنیم که این تابع admissible نیست. با مثال این را نشان میدهیم فرض کنید که در یک ماتریس  $3 \times 3$  لامپ وسط دو ردیف اول و آخر و کل لامپ عای ردیف وسط روشن است  $h(n)$  این state برابر 5 است اما هزینه واقعی آن برای خاموش کردن این لامپ ها 1 است زیرا تنها کافی است لامپ وسط ردیف دوم را خاموش کنیم و چون  $h(n)$  از هزینه واقعی بیشتر است پس قطعاً admissible نیست. همچنین consistent هم نیست زیرا مثلاً در حالت اول که 5 لامپ روشن است با خاموش کردن لامپ وسط ردیف دوم به حالت دوم که تمامی لامپ ها خاموش است میرسیم که  $h(n)$  0 است و با هزینه 1 به آن رسیدیم پس رابطه ی  $cost(A \text{ to } B) + h(B) > h(A)$  برقرار نیست.

$h(n)$  دوم را برابر تعداد 1 ها یعنی تعداد لامپ های روشن در هر state تقسیم بر 3 تعریف میکنیم که این تابع  $admissible$  نیست. با مثال این را نشان میدهیم فرض کنید که در یک ماتریس  $3 \times 3$  لامپ وسط دو ردیف اول و آخر و کل لامپ عای ردیف وسط روشن است  $h(n)$  این state برابر  $5/3 = 1.66$  است اما هزینه واقعی آن برای خاموش کردن این لامپ ها 1 است زیرا تنها کافی است لامپ وسط ردیف دوم را خاموش کنیم و چون  $h(n)$  از هزینه واقعی بیشتر است پس قطعاً  $admissible$  نیست. همچنین  $consistent$  هم نیست زیرا مثلاً در حالت اول که 5 لامپ روشن است با خاموش کردن لامپ وسط ردیف دوم به حالت دوم که تمامی لامپ ها خاموش است میرسیم که  $h(n)$  0 است و با هزینه 1 به آن رسیدیم پس رابطه ی  $cost(A \text{ to } B) + h(B) > h(A)$  برقرار نیست.

$h(n)$  سوم را برابر تعداد 1 ها یعنی تعداد لامپ های روشن در هر state تقسیم بر 5 تعریف می کنیم. این تابع هم  $consistent$  و هم  $admissible$  است. چون حداکثر 9 لامپ می توانند 1 باشند و  $h(A)$  حد اکثر برابر  $9/5 = 1.8$  می شود و در این حالت  $h(B)$  هم حد اقل برابر  $4/5 = 0.8$  است که در این صورت هم رابطه ی بالا درست است و  $consistent$  است و در نتیجه  $admissible$  هم هست.

4- در اجرای الگوریتم  $A^*$  با توابع  $h(n)$  های متفاوت و مشاهده نتایج و مسیری که برای toggle کردن لامپ ها داده به نکته اصلی استفاده از تابع  $consistent$  پی میبریم و میبینیم که در تمامی تست ها مسیری که تابع  $consistent$  به ما معرفی میکند بهینه و کمینه می باشد یعنی کمترین تعداد لامپ را برای رسیدن به  $goalstate$  به ما نشان میدهد در صورتی که اگر تابع  $h(n)$  که تابع اول ما میباشد  $consistent$  نباشد فقط میتوان اطمینان داشت که به جواب میرسیم ولی لزومی بر اینکه بهینه باشد ندارد.

دقت شود که تابع  $h(n)$  اول ما که  $consistent$  و  $admissible$  نیست اما تخمین بسیار مناسبی برای این سوال میباشد به گونه ای که در تست ها مسیر بهینه را به ما نشان میدهد.

تحلیل بالا یک بررسی کلی از توابعی که  $consistent$  و میباشند و یا نمیشند بود.

5- برای به دست آوردن میانگین زمانی هر اجرا دقت شود که به ازای مواردی که در جدول نهایی پاسخ ها  $time limit$  خوردیم همان بیشینه زمان مجاز برای بررسی آن الگوریتم را که در صورت سوال تعیین شده قرار میدهیم.

برای BFS -> 40.800

برای IDS -> 60.852

برای  $A^*$  : برای اولی -> 20.376      برای دومی -> 40.228

برای سومی -> 42.074

برای  $A^*$  weighted با  $a=2$  : برای اولی -> 20.091      برای دومی -> 1.657

برای سومی -> 20.302

برای  $A^*$  weighted با  $a=5$  : برای اولی -> 20.083      برای دومی -> 40.110

برای سومی -> 20.489