

# گزارش تمرین کامپیوتری اول

ترم پائیز 1403

درس هوش مصنوعی

امیر مرتضی رضائی - 810003004

## مدل سازی مسئله:

### :Environment

ماتریس  $n \times n$  که شامل وضعیت هر لامپ می باشد.

### :Action

عمل تغییر وضعیت هر لامپ که علاوه بر خود، منجر به تغییر وضعیت ۴ لامپ همسایه با آن نیز می گردد.

### :Initial State

ماتریسی که در ابتدا به عنوان ورودی به agent ما داده می شود.

### :Goal State

صفر شدن تمام درایه های ماتریس اولیه

## جستجوی ناآگاهانه BFS:

الگوریتم BFS برای جستجوی مقداری خاص در یک درخت یا گراف استفاده می‌شود. روال جستجوی الگوریتم BFS از گره ریشه درخت یا گراف آغاز می‌شود. در هر سطح از درخت یا گراف، تمامی گره‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرند و سپس روند جستجو در سطح بعدی این ساختار داده‌ها ادامه پیدا می‌کند. با کمک این الگوریتم می‌توان بدون گیر افتادن در یک حلقه بی‌پایان، هر گره را بررسی کرد.

الگوریتم جستجوی اول سطح از ساختار داده صف (Queue) برای پیمایش گراف یا درخت استفاده می‌کند. یکی از اصول ساختار داده صف، اصل اولین ورودی - اولین خروجی (FIFO) است. الگوریتم BFS با استفاده از چنین اصلی، در هر گامی که گره جدیدی را در گراف یا درخت ملاحظه می‌کند، گره‌های مجاور (گره‌های فرزند) آن را در صف قرار می‌دهد و سپس گره‌های موجود در صف را با اصل FIFO برای یافتن پاسخ، بررسی می‌کند. برای پیاده‌سازی این الگوریتم، مطابق شبه‌کد زیر عمل شده‌است:

```
function BREADTH-FIRST-SEARCH(problem) returns a solution, or failure
  node ← a node with STATE = problem.INITIAL-STATE, PATH-COST = 0
  if problem.GOAL-TEST(node.STATE) then return SOLUTION(node)
  frontier ← a FIFO queue with node as the only element
  explored ← an empty set
  loop do
    if EMPTY?(frontier) then return failure
    node ← POP(frontier) /* chooses the shallowest node in frontier */
    add node.STATE to explored
    for each action in problem.ACTIONS(node.STATE) do
      child ← CHILD-NODE(problem, node, action)
      if child.STATE is not in explored or frontier then
        if problem.GOAL-TEST(child.STATE) then return SOLUTION(child)
        frontier ← INSERT(child, frontier)
```

در واقع، در یک حلقه while ابتدا به آخرین state ای که به آن دست یافته‌ایم تغییر وضعیت داده و بررسی می‌کنیم که goal state محقق شده باشد. در این صورت خروجی را بازگردانده و از برنامه خارج می‌شویم. ولی در غیراین صورت، تمام فرزندان state کنونی را تولید کرده و در صورتی که قبلاً بررسی نشده باشند، آن‌ها را در صف قرار می‌دهیم. (بررسی ملاقات نشدن state ها توسط لیستی به نام visited انجام می‌پذیرد. درنهایت نیز عنصر اول صف را حذف می‌کنیم. این روند در بدترین حالت تا خالی شدن لیست ادامه خواهد یافت. (حالتی که هیچ پاسخی یافت نشود)  $O(b^d)$ ).

توجه گردد که باتوجه به صورت مسئله، این الگوریتم برای n های بزرگتر و مساوی ۵ محدود شده است.

(نتایج تست‌ها در پایان گزارش بررسی شده‌اند).

## جستجوی ناآگاهانه IDS:

یک استراتژی جستجوی فضای حالت است که در آن یک جستجوی عمق محدود، بارها و بارها اجرا می‌شود که با هر تکرار حد عمق را افزایش می‌دهد. IDS، مشابه جستجوی اول سطح است با این تفاوت که حافظه‌ی کمتری را اشغال می‌کند؛ در هر تکرار، گره‌هایی را که در درخت جستجو در همان سطح از جستجوی عمق اول هستند را می‌بیند، اما مرتبه‌ی تجمعی برای هر گره که اولین بار دیده می‌شود اول سطح است.

در واقع در این روش، مزایای روش‌های DFS و BFS تجمیع شده‌اند. برای پیاده‌سازی این الگوریتم، مطابق شبه‌کد زیر عمل شده‌است:

```
function ITERATIVE-DEEPENING-SEARCH(problem) returns a solution, or failure
for depth = 0 to  $\infty$  do
    result  $\leftarrow$  DEPTH-LIMITED-SEARCH(problem, depth)
    if result  $\neq$  cutoff then return result
```

**Figure 3.18** The iterative deepening search algorithm, which repeatedly applies depth-limited search with increasing limits. It terminates when a solution is found or if the depth-limited search returns *failure*, meaning that no solution exists.

که در آن، شبه‌کد تابع DLS مطابق زیر است:

```
function DEPTH-LIMITED-SEARCH(problem, limit) returns a solution, or failure/cutoff
return RECURSIVE-DLS(MAKE-NODE(problem.INITIAL-STATE), problem, limit)

function RECURSIVE-DLS(node, problem, limit) returns a solution, or failure/cutoff
if problem.GOAL-TEST(node.STATE) then return SOLUTION(node)
else if limit = 0 then return cutoff
else
    cutoff_occurred?  $\leftarrow$  false
    for each action in problem.ACTIONS(node.STATE) do
        child  $\leftarrow$  CHILD-NODE(problem, node, action)
        result  $\leftarrow$  RECURSIVE-DLS(child, problem, limit - 1)
        if result = cutoff then cutoff_occurred?  $\leftarrow$  true
        else if result  $\neq$  failure then return result
    if cutoff_occurred? then return cutoff else return failure
```

**Figure 3.17** A recursive implementation of depth-limited tree search.

برای پیاده‌سازی تابع DLS، در ابتدا رسیدن به goal state و سپس شرط مثبت بودن depth بررسی می‌گردد. سپس تمام فرزندان state کنونی تولید شده و در صورتی که قبلاً بررسی نشده باشند، وارد صف می‌شوند و در هر مرحله، همین تابع به صورت بازگشتی و با depth یک واحد کمتر بازخوانی می‌شود. توجه شود که صف در این الگوریتم به صورت LIFO عمل می‌کند. حال در تابع اصلی IDS، در یک حلقه‌ی بی‌نهایت، با شروع از عمق ۰ پیش رفته و در هر مرحله، عمق را ۱ واحد افزایش می‌دهیم.

برای شمارش تعداد state‌های بررسی شده، چون تابعی دیگر را فراخوانی می‌کنیم، از اشاره‌گرها استفاده شده‌است. همچنین اردر زمانی این الگوریتم از مرتبه‌ی  $O(b^d)$  می‌باشد. توجه گردد که با توجه به صورت مسئله، این الگوریتم برای n‌های بزرگتر و مساوی ۵ محدود شده‌است.

(نتایج تست‌ها در پایان گزارش بررسی شده‌اند.)

## جستجوی آگاهانه \*A:

در این روش، برای هر state که visit می‌شود، یک مقدار  $f$  را اختصاص می‌دهیم که  $f$  مجموع هزینه‌ی رسیدن به آن state و هزینه‌ی تخمینی ما از آن state به goal state می‌باشد. در این الگوریتم بدین روش عمل می‌کنیم که در هر مرحله، state‌ای را از fringe انتخاب می‌کنیم که دارای کمترین مقدار  $f$  باشد.

در واقع، در یک حلقه while ابتدا به کم‌هزینه‌ترین state‌ای که به آن دست‌یافته‌ایم تغییر وضعیت داده و بررسی می‌کنیم که goal state محقق شده‌باشد. در این صورت خروجی را بازگردانده و از برنامه خارج می‌شویم. ولی در غیراین صورت، تمام فرزندان state کنونی را به همراه مقدار  $f$  متناظر آن‌ها تولید کرده و در صورتی که قبلاً بررسی نشده باشند، آن‌ها را در صف قرار می‌دهیم. توجه شود که تفاوت مجموعه visited در این جا با قسمت‌های قبلی، آن‌ست که در این قسمت، علاوه بر board، مقدار  $f$  متناظر با آن نیز ذخیره می‌گردد؛ در واقع ممکن است چند بار یک board یکسان را بررسی کنیم که در هر بار هزینه‌ای متفاوت داشته است.

### توابع heuristic :

- ۱- ساده‌ترین روش برای تخمین هزینه رسیدن به goal آنست که فرض کنیم اعمال تغییر وضعیت در هر لامپ، باعث تغییر وضعیت لامپ‌های دیگر نمی‌شود. پس هزینه هر state برابر خواهد بود با تعداد ۱‌های موجود در ماتریس هر state.
- ۲- در ماتریس‌های با ابعاد بیشتر، اصولاً درایه‌هایی که مقدار ۱ دارند، احتمال آن‌که فاصله‌شان از هم بیشتر باشد، بیشتر است. بنابراین روشی دیگر برای تخمین آن است که مربع تعداد ۱‌ها را برگردانیم! همانطور که گفته شد، انتظار می‌رود این روش در ماتریس‌های با ابعاد بیشتر، بهتر از روش قبلی عمل کند.
- ۳- در روش بعدی، همسایه‌های لامپ‌هایی که روشن هستند را بررسی می‌کنیم، و اگر هریک از همسایه‌ها خاموش بودند، به هزینه‌ی تخمینی ۱ واحد اضافه می‌کنیم؛ چرا که خاموش کردن هر لامپ روشن، منجر به روشن شدن این تعداد لامپ خاموش خواهد شد.

## پاسخ به سوالات:

- ۱- در قسمت مدل سازی پاسخ داده شد.
- ۲- در میان الگوریتم های ناآگاهانه، الگوریتم IDS بهینه تر عمل می کند، چرا که معمولا  $\text{space complexity}$  برای IDS،  $O(bd)$  است، در حالی که برای BFS،  $O(b^d)$  می باشد! همچنین می دانیم در صورتی که از heuristic که consistent باشد، استفاده کنیم، الگوریتم  $A^*$  جواب بهینه را تولید می کند. همانطور که نتایج نشان می دهند، هنگامی که ابعاد مسئله بزرگ تر می شوند، الگوریتم های ناآگاهانه تقریبا دیگر قادر به حل مسئله نخواهند بود.
- ۳- در heuristic اول، چون هزینه پیش بینی شده از هزینه اصلی کمتر است، یعنی  $h(n) \leq h^*(n)$ ، این تابع admissible است. همچنین می توان نتیجه گرفت که  $h(n) \leq c(n, a, n') + h(n')$ . بنابراین این تابع consistent نیز می باشد. در مورد تابع دوم نمی توان اظهار نظر کرد. ولی تابع سوم، هر دو خاصیت را به همان دلایل بیان شده در بالا دارد.
- ۴- در نتایج بدست آمده، همانطور که انتظار داشتیم، الگوریتم های آگاهانه عملکرد بسیار بهتری داشتند. در میان الگوریتم های  $A^*$  نیز در ماتریس های  $3 \times 3$ ، heuristic سوم بهتر از تابع اول عمل می کند و تابع دوم عملکرد چندان مناسبی ندارد. اما با افزایش ابعاد ماتریس ورودی، تابع دوم به طرز چشمگیری عملکرد بهتری دارد. (البته جز در یکی از تست ها) در مورد جستجوی  $A^*$  وزن دار، می دانیم زمانی بهینه است که ضریب آن بین 0 و 2 باشد. به همین دلیل مقدار 1.3 و 1.6 انتخاب شدند. به ازای heuristic 1، عملکرد با ضریب 1.6 بهتر است ولی برای توابع دوم و سوم، عملکرد ضریب 1.3 بهینه تر می باشد. همچنین برای توابع دوم و سوم، استفاده از  $A^*$  وزن دار، باعث کاهش کیفیت عملکرد برنامه می گردد.
- ۵- نتایج انجام تست ها در فایل خروجی قابل مشاهده می باشد.