نکته: فایل کد ها در کنار این گزارش قرار داده شده و در این گزارش تنها تابع های مهم و خواسته شده شرح داده شده است

(1

تابع هیوریستیک منهتن به همراه تابع های کمکی استفاده شده در آن:

تابع ییاده سازی RBFS:

```
• • •
```

```
XXXXXXXXXX
def rbfs(state, goal_state, f_limit, g):
    if is_goal(state, goal_state):
        return state

successors_list = successors(state)
successors_with_f = []

if len(successors_list) == 0:
    return None

for s in successors_list:
    f = max(g + heuristic(s, goal_state), f_limit)
    successors_with_f.append((s, f))

while True:
    successors_with_f.sort(key=lambda x: x[1])
    best = successors_with_f[0]

if best[1] > f_limit:
    return None

alternative = successors_with_f[1][1] if len(successors_with_f) > 1 else sys.maxsize
    result = rbfs(best[0], goal_state, min(f_limit, alternative), g + 1)

if result is not None:
    return result

successors_with_f[0] = (best[0], sys.maxsize)
```

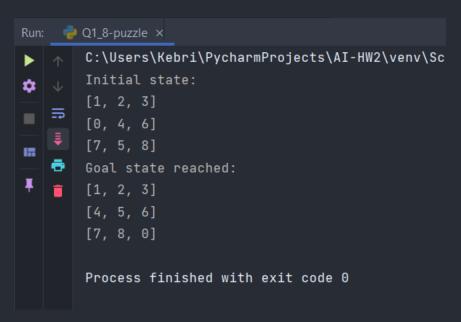
الگوریتم بالا از شبه کد کتاب راسل الهام گرفته شده است:

```
function RECURSIVE-BEST-FIRST-SEARCH(problem) returns a solution or failure solution, fvalue ← RBFS(problem, Node(problem.INITIAL), ∞) return solution

function RBFS(problem, node, f limit) returns a solution or failure, and a new f-cost limit if problem.Is-GOAL(node.STATE) then return node successors ← LIST(EXPAND(node)) if successors is empty then return failure, ∞ for each s in successors do // update f with value from previous search s.f.← max(s.PATH-COST + h(s), node.f)) while true do best ← the node in successors with lowest f-value if best.f > f limit then return failure, best.f alternative ← the second-lowest f-value among successors result, best.f ← RBFS(problem, best, min(f limit, alternative)) if result ≠ failure then return result, best.f
```

Figure 3.22 The algorithm for recursive best-first search.

یک نمونه خروجی:



(۲

الف) تابع الگوريتم minimax عادى:

```
def nodeNameOf(index):
    return chr(index + 65 - 1)

def minimax(depth, index, is_max_turn, values, path=None):
    tree_depth = int(math.log(len(values), 2))

if path is None:
    path = []
if depth == tree_depth:
    index = index - 2**tree_depth
    return values[index], path + [values[index]]

best_value = None
best_path = None

for i in range(2):
    child_value, child_path = minimax(depth + 1, index * 2 + i, not is_max_turn, values, path + (nodeNameOf(index)))
    if best_value is None:
        best_value = child_path
    elif is_max_turn and child_value
        best_value = child_path
    elif not is_max_turn and child_value < best_value:
        best_value = child_path
    elif not is_max_turn and child_value < best_value:
        best_value = child_path
    elif not is_max_turn and child_value < best_value:
        best_value = child_path
    return best_value, best_path</pre>
```

در این تابع به صورت بازگشتی فرزندان چپ و راست هر نود بررسی می شوند و از بین آنها بهترین حالت برای بازیکن max (if is_max_turn == True) انتخاب می شود. تابع دارای یک پارامتر path نیز هست که در آن لیست مسیری که به بهترین امتیاز ختم میشود را ذخیره میکند.

تابع الگوريتم minimax با هرس آلفا بتا:


```
Jef alpha_beta(depth, index, is_max_turn, values, alpha, beta, path=None, show_pruning=False):
    tree_depth = int(math.log(len(values), 2))

if path is None:
    path = []

if depth == tree_depth:
    index = index - 2**tree_depth
    return values[index], path + [values[index]]

best = MIN if is_max_turn else MAX

best_path = []

for i in range(2):
    value, child_path = alpha_beta(depth + 1, index * 2 + i, not is_max_turn, values, alpha, beta, path + [nodeNameOf(index)])

if is_max_turn:
    best = max(best, value)
    alpha = max(alpha, best)

else:
    best = min(best, value)
    beta = min(beta, best)

if beta <= alpha:
    if(show_pruning):
        print("Pruning node", nodeNameOf(index), "with alpha =", alpha, "and beta =", beta, "at depth", depth)
    break

if value == best:
    best_path = child_path

return best, best_path</pre>
```

توضیحات این تابع مانند تابع قبل است. با این تفاوت که در آلفا بتا های ناخواسته، زیر درخت نا مطلوب قطع شده و دیگر بررسی نمی شود.

همچنین هنگام هرس کردن، نودی که هرس در آن رخ می دهد به همراه آلفا و بتا و عمق آن چاپ می شود.

یک توضیح کلی درباره دو تابع بالا نحوه index بندی و نام گذاری نود ها:

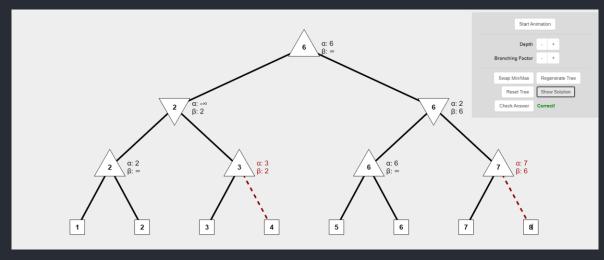
ایندکس root برابر ۱ در نظر گرفته شده و اگر فرض کنیم ایندکس نود i است، آنگاه ایندکس فرزند چپ برابر 2i+1 است.

طبق همین ایندکس ها طبق حروف الفبا از A تا ... نامگذاری به صورت خودکار انجام شده است. در واقع اگر یک پیمایش BFS روی درخت انجام دهیم خروجی اسم گره ها به شکل ... ,A,B,C,D خواهد بود. print("Path to the best score:", path)

. . .

قسمت main برنامه:

یک مثال حل شده توسط کد و مقایسه آن با حل چک شده و دستی:



ر ر

تابع های اصلی الگوریتم ژنتیک:

```
def fitness_function(state):
    return Q2_A.alpha_beta(0, 1, True, state, MIN, MAX)[0]
def create_individual():
    arrangement = [random.randint(0, list_range) for i in range(list_length)]
    return arrangement
def create_population(population_size):
    return [create_individual() for i in range(population_size)]
def selection(population):
    return random.choice(population)
def crossover(parent1, parent2):
    midpoint = random.randint(1, len(parent1)-1)
    child = parent1[:midpoint] + parent2[midpoint:]
    return child
def mutation(individual):
    index = random.randint(0, list_length-1)
    individual[index] += random.randint(-1, 1)
    if individual[index] < 0:</pre>
        individual[index] = 0
    if individual[index] > list_range:
        individual[index] = list_range
    return individual
def genetic_algorithm(population_size, generations):
    population = create_population(population_size)
    for i in range(generations):
        new_population = []
        for j in range(population_size):
            parent1 = selection(population)
            parent2 = selection(population)
            child = crossover(parent1, parent2)
            child = mutation(child)
            new_population.append(child)
        population = new_population
    best_individual = max(population, key=fitness_function)
    return best_individual, fitness_function(best_individual)
```

شرح توابع اصلی:

- Fitness_function: همان مقدار نهایی الگوریتم minimax است که در بخش
 قبل پیاده کردیم
- Create_individuals: به طول لیست مان به طور رندمان هر المنت را از ۱ تا رنج داده شده مقدار دهی میکند
 - Selection: به طور رندوم یک عضو از یک نسل انتخاب میشود
 - Crossover: نصفی از آرایه یک پدر با نصف دیگر پدر دیگر مرج میشود
 - Mutation: به صورت رندوم، یک المنت از آرایه از ۱- تا ۱ تغییر می کند

کد بخش main:

```
if __name__ == "__main__":
    MIN, MAX = float('-inf'), float('inf')

list_length = 8
list_range = 8

population_size = 100
generations = 100
best_solution, best_fitness = genetic_algorithm(population_size, generations)
print("Found solution:", best_solution)
print("Solution fitness:", best_fitness)
```

میتوان با تغییر دادن list_range و list_length الگوریتم را بر اساس ورودی و یا درخت دلخواه خود تنظیم نمود. دو فیلد بعدی نیز برای افزایش و یا کاهش دقت الگوریتم قابل تغییر هستند.

یک نمونه از اجرای این الگوریتم برای درختی همانند نمونه بخش الف:

```
Run: Q2_B ×

C:\Users\Kebri\PycharmProjects\AI-HW2\venv\Scr

Found solution: [1, 8, 8, 1, 4, 7, 3, 6]

Solution fitness: 8

Process finished with exit code 0
```

(۳

تابع های کمکی پیاده شده برای پیدا کردن سلول خالی (0) و تابع های کمکی برای بررسی در تناقض نبودن قرار دادن عدد n در خانه ی row و col:

```
def find_empty_cell(): # O(n)
    for row in range(9):
        for col in range(9):
           if grid[row][col] == 0:
    return None
def is_in_square(row, col, n): # O(n)
    for i in range(3):
        for j in range(3):
            if grid[row - row % 3 + i][col - col % 3 + j] == n:
                return False
    return True
def is_in_col(col, n): # O(n)
    for row in range(9):
        if grid[row][col] == n:
           return False
    return True
def is_in_row(row, n): # O(n)
    for col in range(9):
        if grid[row][col] == n:
           return False
    return True
def is_putting_this_number_valid(row, col, n): # O(n)
    if is_in_row(row, n) and is_in_col(col, n) and is_in_square(row, col, n):
        return True
    return False
```

تابع اصلی که در آن الگوریتم back-tracking برای حل سودوکو پیاده شده است:

```
def solve_sudoku():
    empty_cell = find_empty_cell()
    if empty_cell is None:
        return True
    else:
        row, col = empty_cell

    for n in range(1, 10):
        if is_putting_this_number_valid(row, col, n):
            grid[row][col] = n
            if solve_sudoku():
                return True
            grid[row][col] = 0
```

خروجی به ازای نمونه قرار داده شده در کد:

