

مدرله ۴: طراحی توابع ارزیابی (Heuristic)

(Functions)

برای ارزیابی وضعیت صفحه در عمق‌های نهایی درخت

Minimax، دو تابع ارزیابی متفاوت طراحی شد تا

استداتی‌های مختلف ایجنت بررسی شود:

تابع ارزیابی اول (Material Weight): تمکذ بد بدتری  
عددی.

فردود:  $Score = (N_{\text{player}} -$

$N_{\text{opponent}})$

تابع ارزیابی دوم (Positional & Mobility): این تابع

علاوه بر تعداد مهره‌ها، به امنیت مهره‌ها (کناره‌های

صفحه) و میزان آزادی حرکت (Mobility) اهمیت می‌دهد.

مهره‌هایی که در خانه‌های امن هستند امتیاز بیشتری

می‌گیرند.

```
<!-- end list -->
```

```
def evaluate_v2(board):
```

```
# امتیاز پایه بر اساس تعداد مهره‌ها
```

```
    score = len(board.player_pieces) -
```

```
    len(board.opponent_pieces)
```

```
# امتیاز پاداش برای مهره‌های مستقر در حاشیه صفحه
```

```
(امنیت بیشتر)
```

```
for piece in board.player_pieces:
    if piece.r == 0 or piece.r == 5 or
piece.c == 0 or piece.c == 5:
    score += 0.5
```

# امتیاز بدای Mobility (تعداد حرکات ممکن)

```
score +=
len(board.get_all_moves(player)) * 0.1
return score
```

مرحله ۵: آزمایش‌های تجربی و تحلیل Alpha-Beta  
در این مرحله، ایجنت طراحی شده در برابر دو نوع حریف قرار  
گرفت: Random Agent (انتخاب کاملاً تصادفی) و  
Greedy Agent (انتخابی که بیشترین مهره را در همان  
لحظه می‌زند).

تأثیر Alpha-Beta Pruning: با اجرای تست‌های  
آماري، مشخص شد که الگوریتم Alpha-Beta باعث  
کاهش ۶۰ تا ۷۰ درصدی گره‌های باز شده در درخت جستجو  
می‌شود، بدون اینکه در انتخاب حرکت نهایی تغییری ایجاد  
کند. این باعث شد عمق جستجو را از ۳ به ۵ افزایش بدم.  
| شاخص | Minimax معمولی (عمق ۳) | Alpha-Beta  
| Beta (عمق ۳) |  
|---|---|---|

| میانگین گرده‌های بررسی شده |  $\sim 4500$  |  $\sim 1100$  |

| زمان پاسخگویی (ثانیه) |  $1.2$  |  $0.3$  |

مرحله ۶ (امتیازی)؛ یادگیری از تجربه (Experience)

(Replay)

بدای این بخش، یک ساختار Transposition Table طراحی شد. هدف این بود که ایجنت وضعیت‌های تکراری را که قبلاً ارزیابی کرده است، دوباره محاسبه نکند. این اطلاعات در یک فایل history.json ذخیره می‌شوند. \* ایده اصلی؛ اگر ایجنت در یک بازی شکست بخورد، امتیاز منفی به آخرین وضعیت‌های منتهی به شکست اختصاص می‌یابد تا در بازی‌های بعدی از آن مسیرها دوری کند.

<!-- end list -->

# ایده کلی ذخیره‌سازی تجربیات

```
experience_db = {}
```

```
def update_learning(state_hash, result):
```

```
    if state_hash in experience_db:
```

```
        # اصلاح امتیاز بد اساس نتیجه بازی (بد یا باخت)
```

```
        experience_db[state_hash] += 0.1 *
```

```
(result - experience_db[state_hash])
```

```
    else:
```

```
        experience_db[state_hash] = result
```





