LAPORAN TUGAS 3 PEMBELAJARAN MESIN

Q-Learning



Sarah Fauziah Lestari

1301154552

Teknik Informatika
Fakultas Informatika
Telkom University
2018

A. Analisis Masalah

Analisis masalah yang didapat adalah menentukan *action* mana saja yang dilakukan agent agar menuju goals dan mendapatkan *reward* yang optimum/maksimal.

B. Pembangunan Model

Dalam pembangunan model ada beberapa tahap yang dilakukan antara lain adalah sebagai berikut :

1. Input Data

Pada input data ini program akan membaca file txt yang berisikan matriks reward untuk setiap state pada *grid world*.

2. Mengubah data kedalam bentuk list

Data yang tadinya berbentuk matriks di ubah menjadi bentuk list artinya setiap state diberi nama dari 1 sampai 100 karena jumlah state semuanya adalah $10 \times 10 = 100$. Contohnya untuk state (1,1) diberi nama state 1, state (1,2) state 2 dan begitupun selanjutnya samapi di state (10,10) menjadi state 100. Setiap state akan memiliki reward masing masing, untuk itu dibuatlah list untuk setiap state dan rewardnya masing-masing.

3. Weighting Action

Terdapat empat *action* yaitu North , East , West, dan South. Setiap *action* diberi nilai untuk perpindahan state. Karena dalam program ini berbentuk indeks maka yang digunakan adalah *state* + *action*.

North (N)
$$= 10$$

East
$$(E) = 1$$

West
$$(W) = -1$$

South (S)
$$= -10$$

4. *Initial State*

Untuk state awal yang digunakan adalah state 1

5. Action Rules

Action Rules ini adalah aturan dimana setiap state mempunya langkah-langkah yang diperbolehkan karena menyesuaikan dengan matriks pada soal / grid world. Rules yang dimaksud adalah :

- a. Jika 1 < state < 10 maka langkah yang diperbolehkan hanya N,
 E, W
- b. Jika state adalah 11, 21, 31, 41, 51, 61, 71, 81 maka langkah yang diperbolehkan adalah N, W, S
- c. Jika state adalah 90, 80, 70, 60, 50, 40, 30, 20 maka langkah yang diperbolehkan adalah N, W, S
- d. Jika 90 < state < 100 maka langkah yang diperbolehkan adalah W, E, S
- e. Jika state = 1 langkah yang diperbolehkan adalah N, dan E
- f. Jika state = 91 langkah yang diperbolehkan adalah S, E
- g. Jika state = 10 langkah yang diperbolehkan adalah N, W

6. Membuat fungsi maksimum

Fungsi maksimum digunakan untuk menemukan Q pada *action* mana yang mempunyai nilai maksimum

7. Membuat fungsi perhitungan

Fungsi perhitungan untuk mendapatkan Q yang baru dari sebuah state, rumusnya adalah :

$$Q(s,a) = Q(s,a) + alfa * (r + gamma * qMax(state+action) - Q(s,a)$$

8. Menentukan parameter alpha dan gamma

Nilai alpha dan gamma berada pada sekitaran nilai : 0 < = 1. Jika bernilai 0 maka tidak penting perhitungan table Q. Oleh karena itu alfa dan gamma di beri nilai 1 masing-masing.

9. Menentukan per-episode

Membuat *looping* dengan kondisi state != 100, program akan terus me-*looping* sampai state = *goal state*. Proses tersebut disimpan menjadi satu episode untuk satu table Q. Maka untuk mengetahui yang optimum perlu di *looping* sampai table Q terisi semua (semua *state* telah belajar / *learning*). Episode yang digunakan berjumlah 10.

10. Mencoba dengan jumlah episode yang berbeda

Episode yang dicoba (n) adalah 10 dan 20 dengan beberapa kali *running* program untuk mendapatkan *total reward*.

11.Menentukan total reward

Total *reward* didapat dari table Q terakhir dari *learning* semua episode.

C. Hasil

Goal dari program ini adalah setiap *state* belajar untuk mengetahui *action* mana yang terbaik untuk *state* tersebut. Dari *state* 1 sampai ke *state* 100. Episode yang diambil adalah 10 dan 20 untuk melihat perbandingan total reward yang didapat.

Dari hasil program yang dilakukan didapatkan hasil untuk 10 episode salah satu contohnya adalah sebagai berikut :

Episode 10

Tabel Q	State
[[56.0, 60.0, 0, 0], [63.0,	Current State 99
63.0, 50.0, 0], [64.0, 63.0,	Next STATE 100
60.0, 0], [65.0, 65.0, 58.0,	
0], [69.0, 63.0, 63.0, 0],	
[66.0, 64.0, 65.0, 0], [-	
11.0, 69.0, 63.0, 0], [71.0,	
70.0, -12.0, 0], [72.0, 69.0,	
69.0, 0], [71.0, 0, 70.0, 0],	
[48.0, 63.0, 0, 51.0], [62.0,	
64.0, 61.0, 60.0], [59.0,	
65.0, 63.0, 63.0], [65.0,	

```
69.0, 64.0, 63.0], [70.0, -
12.0, 57.0, 65.0], [66.0,
66.0, 69.0, 63.0], [68.0,
71.0, 62.0, -12.0], [71.0,
72.0, 66.0, 69.0], [76.0,
71.0, -6.0, 70.0], [72.0, 0,
72.0, 69.0], [44.0, 62.0, 0,
52.0], [64.0, 62.0, 48.0,
63.0], [67.0, 66.0, 61.0,
64.0], [69.0, 70.0, 59.0,
65.0], [71.0, 66.0, 66.0,
69.0], [70.0, 68.0, 70.0,
66.0], [73.0, 71.0, 66.0,
63.0], [75.0, 76.0, 68.0,
71.0], [78.0, 72.0, 71.0,
72.0], [75.0, 0, 76.0, 71.0],
[45.0, 64.0, 0, 48.0], [66.0,
67.0, 44.0, 62.0], [67.0,
69.0, 64.0, 62.0], [72.0,
71.0, 67.0, 66.0], [72.0,
69.0, 69.0, 70.0], [73.0,
73.0, 71.0, 66.0], [77.0,
75.0, 70.0, 68.0], [78.0,
78.0, 73.0, 71.0], [79.0,
75.0, 75.0, 76.0], [78.0, 0,
78.0, 72.0], [49.0, 66.0, 0,
44.0], [68.0, 67.0, 45.0,
63.0], [72.0, 72.0, 66.0,
64.0], [75.0, 73.0, 67.0,
69.0], [77.0, 73.0, 72.0,
71.0], [78.0, 78.0, 73.0,
70.0], [79.0, 78.0, 73.0,
73.0], [80.0, 79.0, 78.0,
75.0], [81.0, 78.0, 78.0,
78.0], [82.0, 0, 79.0, 75.0],
[53.0, 68.0, 0, 45.0], [64.0,
```

```
72.0, 49.0, 66.0], [69.0,
75.0, 68.0, 67.0], [70.0,
77.0, 71.0, 73.0], [76.0,
78.0, 75.0, 73.0], [75.0,
79.0, 77.0, 72.0], [79.0,
80.0, 78.0, 78.0], [84.0,
81.0, 79.0, 78.0], [84.0,
82.0, 80.0, 79.0], [86.0, 0,
81.0, 78.0], [56.0, 64.0, 0,
49.0], [69.0, 69.0, 53.0,
68.0], [71.0, 70.0, 64.0,
71.0], [75.0, 75.0, 69.0,
75.0], [78.0, 75.0, 70.0,
77.0], [76.0, 79.0, 75.0,
78.0], [81.0, 84.0, 75.0,
79.0], [85.0, 84.0, 79.0,
80.0], [87.0, 86.0, 84.0,
81.0], [90.0, 0, 84.0, 82.0],
[67.0, 69.0, 0, 53.0], [73.0,
71.0, 64.0, 64.0], [74.0,
75.0, 69.0, 69.0], [75.0,
78.0, 71.0, 70.0], [81.0,
76.0, 75.0, 77.0], [81.0,
81.0, 78.0, 74.0], [86.0,
85.0, 76.0, 79.0], [89.0,
87.0, 81.0, 84.0], [90.0,
90.0, 85.0, 84.0], [95.0, 0,
87.0, 86.0], [69.0, 73.0, 0,
64.0], [70.0, 74.0, 67.0,
69.0], [70.0, 75.0, 73.0,
71.0], [75.0, 79.0, 74.0,
75.0], [83.0, 81.0, 75.0,
78.0], [74.0, 86.0, 79.0,
76.0], [89.0, 89.0, 81.0,
81.0], [94.0, 94.0, 86.0,
85.0], [99.0, 95.0, 89.0,
```

```
87.0], [100.0, 0, 94.0, 90.0], [0, 70.0, 69.0, 73.0], [0, 70.0, 69.0, 73.0], [0, 75.0, 70.0, 74.0], [0, 83.0, 75.0], [0, 86.0, 75.0, 81.0], [0, 89.0, 83.0, 81.0], [0, 94.0, 86.0, 86.0], [0, 99.0, 89.0, 89.0], [0, 100.0, 94.0, 94.0], [0, 0, 0, 0]]
```

Keterangan:

Untuk satu indeks dalam list terdapat 3 atribut yaitu :

List[index][0] = action North

List[index][1] = action East

List[index]/2] = action West

List[index][3] = action South

Berikut adalah **contoh** semua state dengan *action* terbaik hasil *learning*. Dengan cara memilih nilai max dari action untuk setiap state nya.

Keterangan:

North = 0

East = 1

West = 2

South = 3

Berikut diambil hasil dengan *reward* optimum dari beberapa running dengan 10 episode.

```
Current State 90
Next STATE 100
[[-6.0, -8.0, 0, 0], [-7.0, -7.0, -11.0, 0], [-8.0, -9.0, -9.0]
8.0, 0], [-8.0, 54.0, -7.0, 0], [53.0, 62.0, 52.0, 0], [-
9.0, 65.0, 58.0, 0], [68.0, 70.0, 62.0, 0], [72.0, 67.0,
65.0, 0], [76.0, 68.0, 70.0, 0], [70.0, 0, 68.0, 0], [-4.0,
-7.0, 0, -11.0], [-9.0, -8.0, -6.0, -8.0], [-11.0, -8.0, -
7.0, -9.0, [-8.0, -8.0, -8.0, -4.0], [-7.0, -9.0, -8.0,
58.0], [-9.0, -11.0, -6.0, -11.0], [62.0, 75.0, -9.0, 65.0],
[74.0, 76.0, 70.0, 70.0], [80.0, 75.0, 72.0, 68.0], [76.0,
0, 76.0, 68.0, [-4.0, -9.0, 0, -6.0], [53.0, -11.0, -4.0]
7.0], [-9.0, -8.0, -9.0, -6.0], [-7.0, -7.0, -11.0, -4.0],
[61.0, -11.0, -8.0, -7.0], [-7.0, 71.0, -7.0, -9.0], [76.0,
74.0, -11.0, 67.0], [79.0, 73.0, 69.0, -6.0], [82.0, 76.0,
74.0, 76.0], [79.0, 0, 80.0, 75.0], [-4.0, 53.0, 0, -4.0],
[52.0, 56.0, -4.0, -9.0], [-10.0, 58.0, 53.0, -11.0], [59.0,
61.0, 56.0, -4.0, [-9.0, 72.0, -7.0, -7.0], [75.0, -11.0,
71.0, 58.0], [80.0, 79.0, 62.0, 71.0], [81.0, 82.0, 76.0,
74.0], [83.0, 79.0, 79.0, 80.0], [78.0, 0, 82.0, 76.0], [-4.0, 52.0, 0, -4.0], [-7.0, 54.0, -4.0, 53.0], [51.0, 59.0,
-6.0, 56.0], [-6.0, 61.0, 54.0, 58.0], [76.0, 75.0, -8.0, -
6.0], [80.0, 80.0, 72.0, 72.0], [81.0, 81.0, 65.0, 76.0],
[83.0, 83.0, 80.0, 79.0], [85.0, 78.0, 81.0, 82.0], [82.0,
0, 76.0, 75.0, [-3.0, -7.0, 0, -4.0], [-8.0, 51.0, -4.0, -
[-8.0, -7.0, -7.0, 54.0], [-9.0, 69.0, -10.0, -8.0],
[78.0, 80.0, -4.0, 61.0], [71.0, 81.0, 79.0, 75.0], [82.0,
83.0, 80.0, 80.0], [87.0, 85.0, 82.0, 81.0], [88.0, 82.0,
83.0, 83.0], [86.0, 0, 85.0, 78.0], [-3.0, -8.0, 0, -4.0],
[-7.0, -8.0, -3.0, -7.0], [-6.0, -9.0, -8.0, -10.0], [-6.0, -4.0, -8.0, 67.0], [76.0, 78.0, -9.0, 79.0], [71.0, 82.0, -9.0, -9.0, -9.0]
77.0, 80.0], [80.0, 87.0, 78.0, -6.0], [85.0, 88.0, 82.0,
83.0], [91.0, 86.0, 87.0, 85.0], [90.0, 0, 88.0, 82.0], [-
2.0, -7.0, 0, -3.0], [-3.0, -8.0, -3.0, -8.0], [-4.0, -7.0, -7.0, -8.0], [-6.0, 76.0, -8.0, -9.0], [79.0, 76.0, -7.0,
77.0], [81.0, 81.0, 76.0, -9.0], [86.0, 87.0, 76.0, 82.0],
[89.0, 91.0, 82.0, 87.0], [94.0, 90.0, -8.0, 88.0], [95.0,
0, 91.0, 86.0], [-3.0, -3.0, 0, -3.0], [-6.0, -4.0, -2.0, -7.0], [-9.0, -8.0, -3.0, -8.0], [-6.0, 79.0, -4.0, -7.0],
[76.0, 81.0, 75.0, 76.0], [-6.0, 86.0, 79.0, 76.0], [89.0,
89.0, 81.0, 81.0], [94.0, 94.0, 86.0, 87.0], [99.0, 95.0,
89.0, 91.0], [100.0, 0, 94.0, 90.0], [0, -6.0, 0, -2.0], [0, -6.0, 0, -2.0]
-9.0, -3.0, -3.0, [0, -5.0, -6.0, -4.0], [0, 83.0, -9.0, -9.0]
8.0], [0, 86.0, 82.0, 79.0], [0, 89.0, 76.0, 81.0], [0,
94.0, 86.0, 86.0], [0, 99.0, 89.0, 89.0], [0, 100.0, 94.0,
94.0], [0, 0, 0, 0]]
[2, 3, 3, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 2, 2, 2, 3, 3, 2, 1, 1, 0, 0,
2, 0, 3, 3, 0, 1, 0, 0, 0, 2, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 2,
1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 2, 1, 3, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0,
2, 2, 0, 3, 3, 1, 1, 1, 0, 0, 2, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0,
2, 2, 2, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1,
```

```
Current State
aksi −1
Current State
aksi 10
10
Current State
aksi 10
20
Current State
aksi 10
30
Current State
aksi −1
Current State
aksi 10
39
Current State
aksi 10
Current State
aksi 10
59
Current State
aksi 10
69
Current State
aksi 10
79
Current State
aksi 10
Current State
aksi 10
99
Current State
aksi 1
100
73.0
```

D. Evaluasi Hasil Eksperimen

Dari hasil yang didapatkan dengan percobaan 10 episode total *reward* yang didapatkan ada dalam rentan 50 sampai 73 maksimal tetapi dengan total reward berbeda-beda tiap *running*-nya dengan rata-rata 60-an.

Sedangkan dengan menggunakan 20 episode *reward* yang didapat dari hasil *running* beberapa kali rata-rata *reward* adalah 65.

Kesimpulannya adalah dengan memperbanyak *learning* maka *agent* akan semakin pintar untuk menuju *goals* dengan *reward* yang maksimum.

Untuk mendapatkankan *reward* optimum/maksimal dari hasil *learning agent* ke *goals* diperlukan running program berulang dan dengan episode berbeda-beda.