



MODIFIKASI ALGORITMA *Q-LEARNING* DENGAN MEMANFAATKAN MODEL MOTIVASI UNTUK VARIASI PERENCANAAN JALUR *MOBILE ROBOT* YANG OPTIMAL

HIDAYAT



PROGRAM STUDI ILMU KOMPUTER
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT PERTANIAN BOGOR
BOGOR
2023



@Hak cipta milik IPB University

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.



PERNYATAAN MENGENAI DISERTASI DAN SUMBER INFORMASI SERTA PELIMPAHAN HAK CIPTA

Dengan ini saya menyatakan bahwa disertasi dengan judul “Modifikasi Algoritma *Q-Learning* dengan Memanfaatkan Model Motivasi untuk Variasi Perencanaan Jalur *Mobile Robot* yang Optimal” adalah karya saya dengan arahan dari dosen pembimbing dan belum diajukan dalam bentuk apa pun kepada perguruan tinggi mana pun. Sumber informasi yang berasal atau dikutip dari karya yang diterbitkan maupun tidak diterbitkan dari penulis lain telah disebutkan dalam teks dan dicantumkan dalam Daftar Pustaka di bagian akhir disertasi ini.

Dengan ini saya melimpahkan hak cipta dari karya tulis saya kepada Institut Pertanian Bogor.

Bogor, Desember 2023

Hidayat
G6601202001

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.



RINGKASAN

HIDAYAT. Modifikasi Algoritma *Q-Learning* dengan Memanfaatkan Model Motivasi untuk Variasi Perencanaan Jalur *Mobile Robot* yang Optimal. Dibimbing oleh AGUS BUONO, KARLISA PRIANDANA dan SRI WAHJUNI.

Teknologi pertanian telah berkembang dengan pesat menuju paradigma *Agriculture 4.0* melalui penerapan digitalisasi, otomasi dan kecerdasan buatan. Perkembangan teknologi digital, otomasi dan kecerdasan buatan mendorong perubahan proses pengelolaan pertanian ke arah meningkatnya hasil produksi pertanian. Oleh karena itu, perubahan ini menghadirkan tantangan dan peluang sebagai perubahan dari penggunaan teknologi manual ke perangkat mekanis dan otomatis. Salah satunya adalah penerapan robot pertanian atau *agriculture robot* (Agrobot). Kehadiran agrobot dapat meningkatkan produktifitas dan kualitas hasil pertanian dan juga dapat mengurangi penggunaan tenaga manusia dalam proses pertanian sehingga secara otomatis meningkatkan efisiensi produksi pertanian. Penerapan teknologi robot pertanian dapat dilakukan pada setiap aktivitas dalam pertanian tersebut, yaitu pembibitan/ penanaman, pemeliharaan/ pemantauan, dan pemanenan.

Perencanaan jalur merupakan salah satu bagian penting dalam penerapan robot pada pertanian, yaitu bagaimana robot dapat bergerak menelusuri lahan pertanian secara otonom tanpa kendali dan pengawasan manusia setiap waktu. Salah satu robot pertanian yang telah berhasil dikembangkan di IPB yaitu robot tank yang difungsikan sebagai robot pemanen buah melon. *Mobile robot* tersebut dapat bergerak mengikuti garis dalam *Greenhouse* namun belum dapat bergerak secara otonom dari pintu *Greenhouse* menuju gudang penyimpanan. Penelitian perencanaan jalur secara otonom dalam bidang robotika menjadi isu yang sangat populer dengan bermunculannya algoritma-algoritma yang diterapkan pada perencanaan jalur robot, salah satunya adalah algoritma *Q-Learning*. Algoritma *Q-Learning* merupakan algoritma metode *reinforcement learning* yang banyak dikembangkan dalam penelitian perencanaan jalur robot. Beberapa hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma ini dapat menghasilkan jalur robot yang optimal (jalur terpendek) dengan memanfaatkan konsep *reward* dan *penalty*.

Penelitian awal dilakukan dengan menguji algoritma *Q-Learning*. Pengujian dilakukan pada area ATP Cikarawang yang dipetakan ke dalam bentuk susunan *state*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma *Q-Learning* dapat menghasilkan perencanaan jalur yang optimal. Beberapa hasil pengujian cenderung menghasilkan jalur optimal yang sama. Hasil pengujian lainnya menunjukkan bahwa jumlah *state* pada suatu area sangat menentukan waktu konvergensi untuk menghasilkan jalur menuju target. Semakin banyak *state* yang berpeluang dilalui, semakin lama waktu konvergensinya. Namun, permasalahan pada penelitian ini adalah bagaimana algoritma *Q-Learning* dapat memberikan perencanaan jalur robot yang berbeda untuk beberapa *mobile robot* yang diterapkan pada area yang sama. Hal ini yang mendorong peneliti untuk mengembangkan algoritma *Q-Learning* dengan memanfaatkan model motivasi agar algoritma tersebut dapat memberikan variasi jalur yang berbeda untuk beberapa *mobile robot* di area yang sama namun tetap optimal (jalur terpendek atau mendekati jalur terpendek). Panjang jalur digambarkan dengan banyaknya *state* yang dilalui oleh jalur tersebut.

@Hak Cipta Dilindungi Undang-undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.

Modifikasi algoritma *Q-Learning* dilakukan dengan memanfaatkan model motivasi berprestasi (*achievement motivation*). Model motivasi ini dimanfaatkan untuk mempengaruhi perubahan nilai *reward* pada *state* yang telah dijadikan jalur *mobile robot* sebelumnya. Penambahan peubah pada persamaan dalam *Q-Learning* dilakukan untuk menghasilkan nilai *reward* sesuai yang diharapkan, yaitu agen dapat menghindari tabrakan dalam perjalanan mencapai target. Pengujian dilakukan secara simulasi pada beberapa skenario dengan luas area yang berbeda serta ada tidaknya rintangan pada area tersebut. Selain itu, pengujian dilakukan pada target tunggal dan multi target. Hasil pengujian menunjukkan bahwa pengembangan algoritma *Q-Learning* dengan memanfaatkan model motivasi atau *Motivated Q-Learning* dapat menghasilkan variasi jalur yang berbeda namun tetap optimal (memiliki jarak terpendek atau mendekati jarak terpendek) dengan waktu komputasi mendekati waktu komputasi *Q-Learning*. Penentuan nilai-nilai pada peubah-peubah dalam model yang diusulkan sangat berpengaruh pada besar kecilnya nilai *reward achievement*. Pada penelitian ini, jumlah variasi perencanaan jalur yang dihasilkan adalah dua hingga empat jalur aman yang tidak berpotensi tabrakan jika semua *mobile robot* dijalankan secara bersamaan di area yang sama. Jaccard *similarity* antar jalur digunakan untuk mengetahui ada tidaknya *state* yang digunakan bersama sehingga dapat disimpulkan bahwa jalur-jalur tersebut berpotensi tabrakan. Nilai Jaccard *similarity* antar jalur yang tidak berpotensi tabrakan ditunjukkan dengan nilai 0%. Pada simulasi dengan menggunakan multi target, masing-masing jalur hasil *Motivated Q-Learning* dapat menuju ke target yang berbeda-beda. Sementara itu, pada algoritma *Q-Learning* semua jalur hanya menuju ke satu target terdekat. Adapun selisih waktu komputasi rata-rata *Motivated Q-Learning* dibandingkan dengan algoritma *Q-Learning* pada pengujian simulasi area 11×11 adalah 0,186 detik (skenario 1), 0,318 detik (skenario 2) dan 0,447 detik (skenario 3). Sementara itu, selisih waktu komputasi rata-rata pada pengujian simulasi area 31×31 adalah 0,712 detik (skenario 1), 0,722 detik (skenario 2) dan 1,319 detik (skenario 3). Hasil waktu komputasi ini menunjukkan bahwa waktu komputasi *Motivated Q-Learning* lebih lambat dibandingkan dengan algoritma *Q-Learning*. Meskipun *Motivated Q-Learning* memakan waktu komputasi lebih lambat, algoritma ini dapat menghasilkan dua hingga empat variasi jalur aman. Hasil ini diharapkan dapat menjadi solusi penerapan multi robot pada area yang sama agar setiap *mobile robot* dapat bergerak pada jalur masing-masing tanpa ada potensi bertabrakan.

Kata kunci: algoritma *Q-Learning*, *mobile robot*, model motivasi, *Motivated Q-Learning*, perencanaan jalur.





SUMMARY

HIDAYAT. Modification of the Q-Learning Algorithm by Utilizing the Motivation Model for Optimal Mobile Robot Path Planning Variations. Supervised by AGUS BUONO, KARLISA PRIANDANA and SRI WAHJUNI.

Agricultural technology has rapidly developed towards the Agriculture 4.0 paradigm through the implementation of digitalization, automation, and artificial intelligence. The advancements in digital technology, automation, and artificial intelligence have driven changes in agricultural management processes, resulting in increased agricultural production. Therefore, these changes present challenges and opportunities as a shift from manual technology to mechanical and automated devices. One of the applications is agricultural robots, also known as Agrobots. The presence of Agrobots can enhance productivity and the quality of agricultural products while reducing the need for human labor, thereby automatically improving agricultural production efficiency. The application of agricultural robot technology can be employed in various agricultural activities, such as planting, maintenance/monitoring, and harvesting.

Path planning is a crucial aspect of robot implementation in agriculture, concerning how robots can autonomously navigate agricultural fields without human control and supervision at all times. Currently, one of the agricultural robots at IPB has been successfully developed, namely a tank robot which functions as a melon harvesting robot. The mobile robot can follow along lines in the Greenhouse but cannot move autonomously from the Greenhouse door to the storage warehouse. Autonomous path planning research in the field of robotics has become a popular issue, with the emergence of algorithms applied in robot path planning, one of which is the *Q-Learning* algorithm. It is a reinforcement learning algorithm extensively developed in robot path planning research. Several studies have shown that this algorithm can generate optimal robot paths by utilizing the concept of rewards and penalties.

The initial research involved testing the Q-Learning algorithm in the ATP Cikarawang area, which was mapped into a state arrangement. The test results indicated that the Q-Learning algorithm could generate optimal path planning. Some test outcomes tended to produce the same optimal paths. Other test results indicated that the number of states in an area significantly influenced the convergence time to generate a path toward the target. The more states that could be traversed, the longer the convergence time. However, a challenge in this research was how the Q-Learning algorithm could provide different path planning for multiple robots deployed in the same area. Its problem prompted the researcher to develop the Q-Learning algorithm using a motivation model to offer varied paths for multiple robots in the same area while still being optimal (shortest or approaching the shortest path). The length of the path is depicted by the number of states traversed by the path.

Modifications to the Q-Learning algorithm are conducted by utilizing the achievement motivation model. It is used to influence changes in reward values in states that have been used as mobile robot paths previously. Adding variables to the equation in Q-Learning is done to produce the expected reward value, i.e. the agent can avoid collisions on the way to reaching the target. Testing was conducted by

simulation in several scenarios with different area sizes and different obstacles. Additionally, testing was conducted on single targets and multi targets. The simulation results show that the development of the Q-Learning algorithm by utilizing the motivation (Motivated Q-Learning) model can produce different but still optimal path variations (having the shortest distance or close to the shortest distance) with a computation time close to the Q-Learning computation time. Determining the values of the variables in the proposed model greatly influences the size of the achievement reward value. In this research, the number of variations in path planning produced is two to four safe paths that do not have the potential for collisions if all mobile robots are run simultaneously in the same area. Jaccard similarity between paths is used to determine whether there are shared states so that it can be concluded that these paths have the potential for collisions. The Jaccard similarity value between paths that do not have the potential for collisions is shown as 0%. In a simulation using multiple targets, each path resulting from Motivated Q-Learning can lead to a different target. Meanwhile, in the Q-Learning algorithm all paths only lead to one nearest target. The difference in average computation time for Motivated Q-Learning compared to the Q-Learning algorithm in the 11×11 area simulation test is 0.186 seconds (scenario 1), 0.318 seconds (scenario 2) and 0.447 seconds (scenario 3). Meanwhile, the difference in average computation time in the 31×31 area simulation test is 0.712 seconds (scenario 1), 0.722 seconds (scenario 2) and 1.319 seconds (scenario 3). These computation time results show that the Motivated Q-Learning computation time is slower than the Q-Learning algorithm. Even though Motivated Q-Learning takes slower computation time, this algorithm can produce two to four safe path variations. It is hoped that this result can be a solution for implementing multiple robots in the same area so that each mobile robot can move on its own path without the potential for collisions.

Keywords: mobile robot, Motivated Q-Learning, motivation model, path planning, Q-Learning algorithm.





@Hak cipta milik IPB University

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.

© Hak Cipta milik IPB, tahun 2023
Hak Cipta dilindungi Undang-Undang

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan atau menyebutkan sumbernya. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik, atau tinjauan suatu masalah, dan pengutipan tersebut tidak merugikan kepentingan IPB.

Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apa pun tanpa izin IPB.



MODIFIKASI ALGORITMA *Q-LEARNING* DENGAN MEMANFAATKAN MODEL MOTIVASI UNTUK VARIASI PERENCANAAN JALUR *MOBILE ROBOT* YANG OPTIMAL

HIDAYAT

Disertasi
sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar
Doktor pada
Program Studi Ilmu Komputer

**PROGRAM STUDI ILMU KOMPUTER
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT PERTANIAN BOGOR
BOGOR
2023**



@Hak cipta milik IPB University

IPB University

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.

Penguji Luar Komisi Pembimbing pada Ujian Tertutup Disertasi:

- 1 Medria Kusuma Dewi Hardienata, S.Komp., Ph.D.
- 2 Sri Supatmi, S.Kom., M.T., D.Sc.

Promotor Luar Komisi Pembimbing pada Sidang Promosi Terbuka Disertasi:

- 1 Medria Kusuma Dewi Hardienata, S.Komp., Ph.D.
- 2 Dr. Slamet Widodo, S.T.P., M.Sc.



Judul Disertasi : Modifikasi Algoritma *Q-Learning* dengan Memanfaatkan Model Motivasi untuk Variasi Perencanaan Jalur *Mobile Robot* yang Optimal

Nama : Hidayat
NIM : G6601202001

Disetujui oleh

Pembimbing 1:
Prof. Dr. Ir. Agus Buono, M.Si., M.Kom.



Pembimbing 2:
Dr. Karlisa Priandana, S.T., M.Eng.



Pembimbing 3:
Dr. Ir. Sri Wahjuni, M.T.



Diketahui oleh

Ketua Program Studi:
Prof. Dr. Imas Sukaesih Sitanggang, S.Si., M.Kom.
NIP 19750130 199802 2 001



Dekan FMIPA IPB:
Dr. Berry Juliandi, S.Si., M.Si.
NIP 19780723 200701 1 001



Tanggal Ujian:
31 Oktober 2023

Tanggal Lulus:



PRAKATA

Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah *subhanaahu wa ta'ala* atas segala karunia-Nya sehingga karya ilmiah ini berhasil diselesaikan. Tema yang dipilih dalam penelitian yang dilaksanakan sejak tahun 2021 sampai 2023 ini ialah Modifikasi Algoritma *Q-Learning* dengan Memanfaatkan Model Motivasi untuk Variasi Perencanaan Jalur *Mobile Robot* yang Optimal.

Terima kasih penulis ucapkan kepada komisi pembimbing, Prof. Dr. Ir. Agus Buono, M.Si., M.Kom. selaku ketua komisi pembimbing, Dr. Karlisa Priandana, S.T., M.Eng. selaku anggota komisi pembimbing dan Dr. Ir. Sri Wahjuni, M.T. selaku anggota komisi pembimbing, yang telah banyak memberikan arahan dan bimbingannya kepada penulis dengan penuh kesabaran. Ucapan terima kasih juga penulis sampaikan kepada:

1. Medria Kusuma Dewi Hardhienata, S.Komp., Ph.D. selaku promotor luar komisi pada sidang promosi terbuka dan penguji luar komisi pada ujian tertutup.
2. Dr. Slamet Widodo, S.T.P., M.Sc. selaku promotor luar komisi pada sidang promosi terbuka.
3. Sri Supatmi, S.Kom., M.T., D.Sc. selaku penguji luar komisi pada ujian tertutup.
4. Dr. Drs. Paian Sianturi selaku moderator pada seminar hasil.
5. Ketua Program Studi S3 Ilmu Komputer FMIPA IPB dan Sekretaris Program Studi S3 Ilmu Komputer beserta segenap dosen yang telah banyak memberikan ilmu dan pencerahan serta arahan selama masa perkuliahan.
6. Tenaga Kependidikan Program Studi S3 Ilmu Komputer FMIPA IPB yang telah banyak membantu penulis dalam masalah administrasi dan informasi.
7. Rektor Universitas Komputer Indonesia yang telah memberikan beasiswa pendidikan kepada penulis untuk studi lanjut S3.
8. Ibunda Hj. Junamah dan Ibu mertua Hj. Herry Sulistiowati, yang telah memberi dukungan dan doa untuk penulis, juga istri penulis, Yanti Hermawati Puji Rahayu dan anak-anak penulis, Najmi Hiyan Fathinah, Muhammad Hiyan Azfar dan Zahidah Hiyan Dzakiyyatunnisa, yang penuh pengorbanan dan kesabaran serta doa dan kasih sayang dalam kebersamaan penulis.
9. Teman-teman S3 Program Studi Ilmu Komputer FMIPA IPB angkatan 2019 dan 2020 yang telah bersama-sama berjuang menimba ilmu dan saling memotivasi selama studi.
10. Pihak lainnya yang tidak penulis sebutkan namun turut mendukung dalam penyelesaian penelitian ini.

Penulis menyadari bahwa disertasi ini tentunya masih memiliki keterbatasan dan kekurangan. Namun, penulis berharap disertasi dapat bermanfaat bagi pihak-pihak yang memerlukan dan bagi pengembangan ilmu pengetahuan.

Bogor, Desember 2023

Hidayat



DAFTAR ISI

DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR LAMPIRAN	xv
I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan	5
1.4 Manfaat Penelitian	5
1.5 Ruang Lingkup	5
1.6 Kebaruan	5
1.7 Kerangka Penulisan	6
II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 Algoritma Perencanaan Jalur	7
2.2 Model Motivasi dalam Optimasi	18
III ALGORITMA <i>Q-LEARNING</i> DALAM PERENCANAAN JALUR <i>MOBILE ROBOT</i>	24
3.1 Pendahuluan	24
3.2 Algoritma <i>Q-Learning</i>	24
3.3 Pengembangan Algoritma <i>Q-Learning</i>	28
3.4 Simulasi Algoritma <i>Q-Learning</i> pada Area ATP Cikarawang Bogor	28
3.5 Simpulan	36
IV OPTIMASI <i>Q-LEARNING</i> DALAM PERENCANAAN JALUR MENGGUNAKAN MODEL MOTIVASI	37
4.1 Pendahuluan	37
4.2 Metode yang Diusulkan	38
4.3 Hasil dan Pembahasan	40
4.4 Perubahan Nilai r_{ach} Berdasarkan Perubahan Nilai P , K , dan α_{ach}	41
4.5 Simulasi pada Area 11×11	44
4.6 Simulasi pada Area 31×31 dengan Multi Target	55
4.7 Simulasi pada Area ATP	64
4.8 Simpulan	66
V HASIL DAN EVALUASI KINERJA PENGEMBANGAN <i>Q-LEARNING</i> PADA PERENCANAAN JALUR	68
5.1 Perkembangan Algoritma Perencanaan Jalur	68
5.2 Hasil dan Evaluasi Algoritma <i>Q-Learning</i> dalam Perencanaan Jalur <i>Mobile Robot</i>	68
5.3 Hasil dan Evaluasi Optimasi Algoritma <i>Q-Learning</i> Memanfaatkan Model Motivasi	69
VI SIMPULAN DAN SARAN	71
6.1 Simpulan	71
6.2 Saran	71

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.



DAFTAR PUSTAKA	73
LAMPIRAN	79
RIWAYAT HIDUP	87

@Hak cipta milik IPB University

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.

DAFTAR TABEL

1	Beberapa penelitian penerapan algoritma-algoritma perencanaan jalur terpendek	13
2	Beberapa penelitian penerapan algoritma <i>Q-Learning</i> dan pengembangannya pada perencanaan jalur	18
3	Parameter yang digunakan pada model <i>achievement motivation</i>	23
4	Contoh tabel <i>Q</i> dengan lima <i>state S</i> dan empat tindakan <i>A</i>	25
5	Waktu komputasi dengan nilai tetap <i>learning rate</i> (0,9) dan iterasi 250.000 pada ATP936	32
6	Waktu komputasi dengan nilai tetap <i>learning rate</i> (0,9) dan iterasi 250.000 pada ATP384	32
7	Waktu komputasi dengan nilai tetap <i>discount factor</i> (0,9) dan 250.000 iterasi pada ATP936	34
8	Waktu komputasi dengan nilai tetap <i>discount factor</i> (0,9) dan 250.000 iterasi pada ATP384	34
9	Contoh perencanaan jalur pada area ATP936	35
10	Contoh perencanaan jalur pada area ATP384	36
11	Nilai-nilai parameter <i>Q-Learning</i> dan model motivasi berprestasi yang digunakan	40
12	Nilai awal <i>state</i>	41
13	Perubahan nilai r_{ach} terhadap perubahan nilai P dan K pada $\alpha_{ach} = 1$	42
14	Perubahan nilai r_{ach} terhadap perubahan nilai P dan K pada $\alpha_{ach} = 2$	42
15	Perubahan nilai r_{ach} terhadap perubahan nilai P dan K pada $\alpha_{ach} = 3$	42
16	Jumlah variasi jalur tidak berpotensi tabrakan pada simulasi algoritma <i>Motivated Q-Learning</i> skenario-1	44
17	Rata-rata waktu komputasi tiap jalur pada simulasi algoritma <i>Motivated Q-Learning</i> skenario-1	45
18	Data hasil simulasi pada skenario-1	47
19	Similaritas <i>state</i> pada skenario-1	47
20	Jumlah variasi jalur tidak berpotensi tabrakan pada simulasi algoritma <i>Motivated Q-Learning</i> skenario-2	48
21	Rata-rata waktu komputasi tiap jalur pada simulasi algoritma <i>Motivated Q-Learning</i> skenario-2	49
22	Data hasil simulasi pada skenario 2	51
23	Similaritas <i>state</i> pada skenario-2	51
24	Jumlah variasi jalur tidak berpotensi tabrakan pada simulasi algoritma <i>Motivated Q-Learning</i> skenario-3	52
25	Rata-rata waktu komputasi tiap jalur pada simulasi algoritma <i>Motivated Q-Learning</i> skenario-3	54
26	Data hasil simulasi pada skenario-3	55
27	Similaritas <i>state</i> pada skenario-3	55
28	Data hasil simulasi pada skenario 1 (31×31)	58
29	Similaritas <i>state</i> pada skenario-1 pada area 31×31	58
30	Data hasil simulasi pada skenario-2 (31×31)	59
31	Similaritas <i>state</i> pada skenario-2 pada area 31×31	60
32	Data hasil simulasi pada skenario 3 (31×31)	61

33	Similaritas <i>state</i> pada skenario-3 pada area 31×31	62
34	Data hasil simulasi pada area ATP	64
35	Similaritas <i>state</i> pada area ATP	65

DAFTAR GAMBAR

1	Penerapan teknologi robotika pada tahapan pertanian	1
2	Kerangka penulisan disertasi	6
3	Empat tahapan utama metode navigasi	7
4	Contoh perencanaan jalur pada penelitian	8
5	Pengembangan perencanaan jalur	9
6	Klasifikasi perencanaan jalur berdasarkan informasi lingkungan	10
7	Klasifikasi perencanaan jalur berdasarkan pendekatan algoritma	11
8	Ilustrasi tahapan pada <i>reinforcement learning</i>	14
9	Fungsi <i>policy</i> pada agen	15
10	Struktur <i>reinforcement learning</i> untuk memperbarui fungsi <i>policy</i>	16
11	Kerangka kerja <i>reinforcement learning</i>	16
12	Model motivasi	19
13	Kurva motivasi untuk (a) individu termotivasi mendekati kesuksesan, (b) individu termotivasi menghindari kegagalan	21
14	Representasi sigmoid untuk (a) motivasi mendekati sukses, (b) motivasi menghindari kegagalan	22
15	Ilustrasi empat tindakan potensial pada <i>state</i>	25
16	Ilustrasi proses <i>Q-Learning</i>	26
17	Diagram proses <i>Q-Learning</i>	27
18	Area ATP IPB Cikarawang Bogor, a) Pintu gerbang masuk ATP Cikarawang, b) area yang dipetakan untuk perencanaan jalur <i>mobile robot</i>	29
19	<i>Mobile robot</i> pemanen melon di area ATP Cikarawang Bogor	29
20	Area ATP dengan <i>state</i> abu-abu yang tidak boleh dilalui oleh <i>mobile robot</i> (ATP936)	30
21	Area ATP hanya dengan <i>state</i> berwarna putih yang dapat dilalui oleh <i>mobile robot</i> (ATP384)	31
22	Perbedaan waktu komputasi mencari jalur optimal menggunakan berbagai nilai <i>discount factor</i> (γ) dengan <i>learning rate</i> (α) sebesar 0,9 dan 250.000 iterasi pada area ATP384 dan ATP936	33
23	Perbedaan waktu komputasi mencari jalur optimal menggunakan variasi nilai <i>learning rate</i> (α) dengan nilai <i>discount factor</i> (γ) sebesar 0,9 dan 250.000 iterasi pada area ATP384 dan ATP396	34
24	Pengembangan <i>Q-Learning</i> memanfaatkan model motivasi pada untuk mempengaruhi nilai <i>reward</i>	38
25	Diagram alir <i>Q-Learning</i> dengan memperbaharui nilai <i>reward</i>	39
26	Contoh grafik perubahan nilai r_{ach} terhadap perubahan nilai P dan K , a) pada nilai $\alpha_{ach} = 1$, b) pada nilai $\alpha_{ach} = 2$, c) pada nilai $\alpha_{ach} = 3$	43
27	Grafik rekapitulasi variasi jalur hasil simulasi skenario-1	46

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang
 @Hak cipta milik IPB University

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
 b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
 2. Dilarang mengumumkannya dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.

28	Contoh hasil simulasi skenario-1, a) dengan algoritma <i>Q-Learning</i> , b) dengan <i>Motivated Q-Learning</i>	46
29	Contoh hasil simulasi skenario-2, a) dengan algoritma <i>Q-Learning</i> , b) dengan <i>Motivated Q-Learning</i>	50
30	Grafik rekapitulasi variasi jalur hasil simulasi skenario-2	50
31	Contoh hasil simulasi skenario-3, a) dengan algoritma <i>Q-Learning</i> , b) dengan <i>Motivated Q-Learning</i>	53
32	Grafik rekapitulasi variasi jalur hasil simulasi skenario-3	53
33	Contoh hasil simulasi skenario-1 (31×31) dengan algoritma <i>Q-Learning</i>	56
34	Contoh hasil simulasi skenario-1 (31×31) dengan algoritma <i>Motivated Q-Learning</i>	57
35	Contoh hasil simulasi skenario-2 (31×31) dengan algoritma <i>Q-Learning</i>	59
36	Contoh hasil simulasi skenario-2 (31×31) dengan algoritma <i>Motivated Q-Learning</i>	60
37	Contoh hasil simulasi skenario-3 (31×31) dengan algoritma <i>Q-Learning</i>	62
38	Contoh hasil simulasi skenario-3 (31×31) dengan algoritma <i>Motivated Q-Learning</i>	63
39	Contoh hasil simulasi algoritma <i>Q-Learning</i> pada area ATP	65
40	Contoh hasil simulasi algoritma <i>Motivated Q-Learning</i> pada area ATP	66

DAFTAR LAMPIRAN

1	Beberapa pengembangan algoritma <i>Q-Learning</i> dalam perencanaan jalur	80
2	Contoh perencanaan jalur pada area ATP936	82
3	Contoh perencanaan jalur pada area ATP384	83
4	Tabel lengkap perubahan nilai r_{ach} terhadap perubahan nilai P , K dan α_{ach}	84
5	Contoh grafik perubahan nilai r_{ach} terhadap perubahan nilai P dan K pada nilai α_{ach} 1 sampai 9	86



@Hak cipta milik IPB University

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.