

DCNCKH - Nghiên cứu mô hình học tăng
cường dựa trên theo mô hình Deep Learning
cho tay máy

ONG, Xuân Trần

Ngày 22 tháng 6 năm 2020

Mục lục

1	Mở đầu	5
1.1	Đặt vấn đề	5
1.2	Mục đích nghiên cứu	7
1.3	Tổng quan tài liệu	7
1.4	Mục tiêu nghiên cứu	10
1.5	Đối tượng và phạm vi nghiên cứu	10
1.6	Mục lục dự kiến của kết quả NC	11
2	Cở sở lí thuyết học máy	12
2.1	Deep Learning	12
2.2	Reinforcement Learning	13
3	Mô hình học máy cho hoạt động gấp vật	15
3.1	Phương pháp nghiên cứu	15
3.2	Mô hình tổng quát	15
3.3	Mô hình nhận diện	16
3.4	Mô hình học quỹ đạo	17
4	Đánh giá mô hình	18
4.1	Kết quả đạt được	18
4.2	Ý nghĩa của kết quả	18
4.3	Kế hoạch thực hiện	18
4.4	Phác thảo kinh phí cần thực hiện	19
5	Kết luận	20
6	Phụ lục	22

Acknowledgements

Đầu tiên, tôi muốn cảm ơn người cố vấn của tôi ...

Danh sách hình vẽ

1.1	Biểu đồ thị trường của robot	5
1.2	Biểu đồ thị trường của robot	6
3.1	Mô hình học máy của robot	16

Danh sách bảng

1.1 So sánh các kết quả nghiên cứu	9
--	---

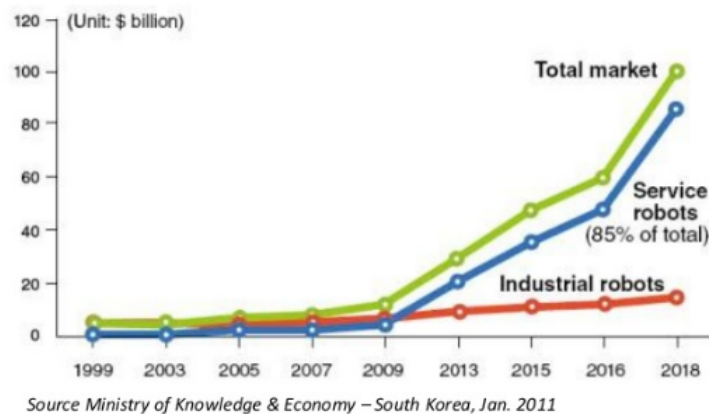
Chương 1

Mở đầu

Trong chương này, sẽ khảo sát hiện trạng về robot dịch vụ, giới thiệu 1 số phương pháp học máy áp dụng trong robot

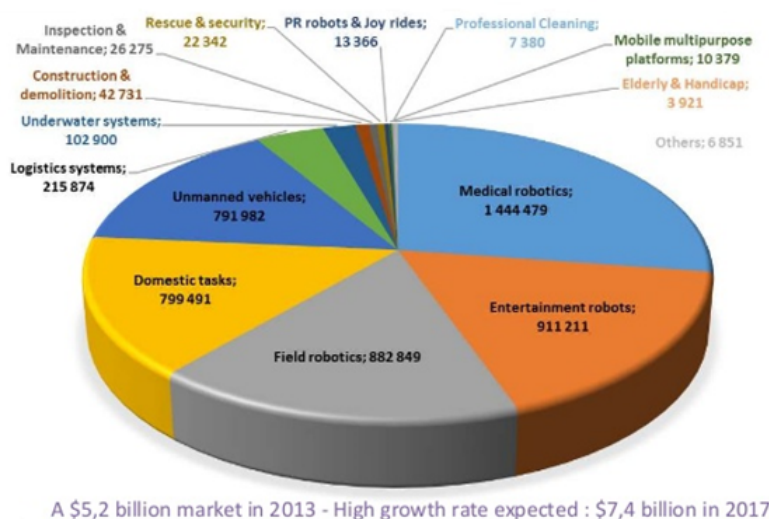
1.1 Đặt vấn đề

Hiện nay lĩnh vực robot là 1 trong những lĩnh vực chủ yếu trong phát triển hiện đại. Mặc dù vậy, robot mới chỉ ứng dụng trong các ngành công nghiệp khác nhau. Lược đồ bên dưới cho thấy thị trường robot tăng nhanh sau mỗi năm, đặc biệt là robot dịch vụ và trong quân đội.



Hình 1.1: Biểu đồ thị trường của robot

Trong đó nhu cầu robot chủ yếu tập trung vào lĩnh vực giải trí, hoặc trong y học. Lí do là robot dịch vụ chưa thể thay thế hoàn toàn được hoạt động của con người, việc vận hành 1 hệ thống robot vẫn còn phụ thuộc nhiều vào con người. Do đó nhu cầu robot vẫn sẽ tăng trong tương lai, và có thể tham gia thay thế nhiều hơn các hoạt động của con người, có sự chuyển dịch sang hoạt động trong những môi trường phức tạp hơn như nhiệm vụ bảo vệ, giải cứu, ...



Hình 1.2: Biểu đồ thị trường của robot

Yêu cầu đó đòi hỏi hệ thống phải linh hoạt hơn trong việc thực hiện các nhiệm vụ của mình. Một trong các phương pháp là thiết kế robot dựa trên học máy. Các phương pháp truyền thống trong thiết kế robot gồm: thiết kế dựa trên hệ thống Linear, Non linear, Adaptive Control, Optimize Control, Robust Control. Tuy nhiên những phương pháp đó phụ thuộc nhiều vào giải thuật và mô hình dynamic của người thiết kế.

Ưu điểm của chúng là làm việc chính xác và có thể kiểm soát được, lập trình được. Nhưng nhược điểm của chúng là phải biết trước những điều kiện về hoạt động của môi trường, do đó không thể hoạt động được trong môi trường với nhiều tác nhân không chắc chắn. Và những đặc điểm đó khiến cho những lí thuyết truyền thống rất thích hợp cho việc phát triển robot công nghiệp, vốn có những thông tin biết trước về môi trường. Trong khi các

robot dịch vụ để làm việc với con người vốn mang nhiều yếu tố không chắc chắn và đòi hỏi sự linh hoạt, chúng cần được thiết kế để làm việc với sự thay đổi thường xuyên trong tương tác với con người.

1.2 Mục đích nghiên cứu

Mục đích nghiên cứu về robot nhằm cải thiện khả năng hoạt động tương tác của robot dịch vụ, trong đó nghiên cứu về khả năng cầm nắm khéo léo là 1 trong những yếu tố quan trọng.

1.3 Tổng quan tài liệu

Một phương pháp điều khiển và thiết kế thay thế là dựa trên học máy. Có nhiều phương pháp học máy gồm học giám sát, học không giám sát và reenforce learning. Reenforce learning gần đây nổi lên như là 1 xu hướng trong việc thiết kế robot với khả năng thích ứng môi trường cao. Một phương pháp điều khiển và thiết kế thay thế là dựa trên học máy. Có nhiều phương pháp học máy gồm học giám sát, học không giám sát và reenforce learning. Reenforce learning gần đây nổi lên như là 1 xu hướng trong việc thiết kế robot với khả năng thích ứng môi trường cao. Một số robot đi bằng 2 chân dựa trên reenforce learning gồm Cassie, Ford's Delivery Robot, OpenAI ... xuất hiện trong những ứng dụng vận chuyển hàng hóa, kiện hàng trong khoảng cách gần. OpenAI là 1 framework nổi lên gần đây cho phép thiết kế 1 bàn tay với khả năng cầm nắm khéo léo, và có khả năng học cầm vật thể.

Cầm nắm vật thể cũng là 1 yếu tố quan trọng trong robot với khả năng pick – and – place. Khả năng pick and place (grasping) của robot cũng là 1 trong các yếu tố để cho phép đánh giá robot có thể làm việc 1 cách linh hoạt với con người. Trong các ứng dụng grasping của tay máy, có nhiều giải thuật và mô hình giúp thực hiện các nhiệm vụ học. Đa phần các nghiên cứu tập trung vào 2 khía cạnh chủ yếu gồm hiệu quả hoạt động, và khả năng tổng quát hóa. Các nghiên cứu gần đây thường tập trung vào phương pháp học với độ hiệu quả cao. Có 2 phương pháp học reenforce learning được áp dụng nghiên cứu gần đây gồm off – feature và on – feature. Phương pháp on – feature chủ yếu dựa trên dữ liệu hoạt động grasping của robot, trong khi phương pháp off – feature dựa trên những dữ liệu biết trước. Các phương pháp khác nhau đều hướng tới việc chọn lọc những tập dữ liệu train trong 1

môi trường biết trước, và tìm cách cải thiện tập dữ liệu đối với mỗi tập dữ liệu đó, phương pháp biểu diễn dữ liệu để đạt được mục tiêu về hiệu suất hoạt động và hiệu suất training. Một số bài báo nhấn mạnh đến cả 2 yếu tố và đưa ra mô hình huấn luyện nhằm đạt được khía cạnh tổng quát hóa. Trong hoạt động grasping nếu như 1 tay máy có thể nắm được những đối tượng có hình dạng không biết trước, nó sẽ giúp cho việc linh hoạt hơn trong các hoạt động của môi trường. Trước khi tương tác với vật thể robot phải thực hiện việc grasping đối tượng. Thống kê lại những phương pháp trước đó, có 1 dải rộng lớn các phương pháp thực hiện việc grasping đối tượng từ việc phân tích các dữ liệu đầu vào cho đến cách tiếp cận dựa trên giải thuật học. Quá trình học trực tiếp từ việc tự quan sát trong môi trường mang đến nhiều hứa hẹn trong lĩnh vực robot. Phương pháp học ban đầu được ứng dụng trong lĩnh vực thị giác máy tính, và đạt được những kết quả tốt trong những năm gần đây [22]. Mặc dù vậy những phương pháp đó không thích hợp cho việc ứng dụng trong robot. Một trong những thử thách lớn nhất đó là tính chất tổng quát hóa, nhưng vẫn đảm bảo thời gian học nhanh. Làm sao để robot có thể nắm được những vật mà chúng chưa nhìn thấy trước đây bao giờ ? Đối với phương pháp học offline dựa vào học giám sát trước đây sử dụng hàng ngàn [23] đến hàng triệu [16] đối tượng nắm. Điều này dẫn đến thử thách đối với quá trình học online đó là có hàng trăm đối tượng thuộc các loại khác nhau chưa được biết tới, và để học được online phải thực hiện rất nhiều lần lặp trên mỗi đối tượng, và khó theo các kịch bản nắm khác nhau. Do 1 cách có thể giải quyết là phương pháp học reenforce learning offline. Điểm khác của phương pháp reenforce learning offline so với các phương pháp học có giám sát và không giám sát là chúng có hàm tối ưu dựa trên chức năng học do đó học được chức năng cụ thể, khắc phục được nhược điểm của giải thuật học không giám sát, ngoài ra chúng không cần biết trước về đầu ra đầu vào của dữ liệu, do đó việc chuẩn bị dữ liệu sẽ dễ dàng hơn so với phương pháp truyền thống. Phương pháp học offline giám sát cũng có thể là 1 trường hợp đặc biệt của học reenforce learning, như trong [16], [2]. Một số mô hình học offline deep reinforcement learning được nghiên cứu trong vài năm gần đây như Atari games [4] và điều khiển robot mô phỏng đơn giản [3]. Những mô hình này không giải quyết trường hợp tính đa dạng và phong phú của môi trường khi grasping, chủ yếu tập trung vào cải thiện hiệu suất (tối ưu reward), thay vì chú ý đến khía cạnh tổng quát hóa. Đối với giải thuật deep Reenforce learning nhìn chung có 2 loại: phương pháp dựa trên hệ số giảm (gradient) [5], [6], [15], [8] và dựa trên giá trị [9], [4], [3], [10], [11], với giải hoặc giải thuật kết hợp cả 2 loại [12], [14], [13]. Nhược điểm của mô hình này

là không ổn định, và khó điều chỉnh do không biết được cấu trúc bên trong, và sự phụ thuộc giữa các lớp ẩn [18]. Hầu như ứng dụng của Deep Reinforce learning trước đây chỉ tập trung vào ứng dụng game [15], [16], [3] và thỉnh thoảng được áp dụng trong mô phỏng chuyển động của robot, và do đó không chú ý tới việc tổng quát hóa trong tình huống xảy ra thêm. Một số ứng dụng khác đối với việc học của robot là contact-rich, vision [23], non-prehensile manipulation [10], and tasks involving significant discontinuities [5], [4]. Các bài báo khác thì trực tiếp áp dụng giải thuật như là fitted Q-iteration [22], Monte Carlo return estimates [33], deep deterministic policy gradient [13], trust-region policy optimization [11], and deep Q-networks [24] đối với việc học của robot. Các bài báo đó nhìn chung chỉ nhấn mạnh đến sự thành công của Reinforce learning mà chưa nhấn mạnh đến độ tổng quát hóa của Reinforce learning. Một số bài báo khác như [sss] thì lại nhấn mạnh đến tính chất tổng quát hóa ở mức độ xây dựng mô hình offline. Ngoài ra cũng chưa đưa ra được 1 mô hình cho phép học online, chưa đưa ra được cách chỉnh sửa học online. Ngoài ra những bài báo với những phương pháp sử dụng quá trình học không dựa trên vision, thesis này sẽ không khảo sát như: dựa trên human labels Bohg et al. [2], geometric criteria for grasp success computed offline [12], measuring grasp success using sensor [16]. Dưới đây là bảng tóm tắt của những ưu nhược điểm của những bài báo trên.

Bảng 1.1: So sánh các kết quả nghiên cứu

Nghiên cứu	Các tiêu chí đạt được			
	<i>Tổng quát hóa</i>	<i>Hiệu quả</i>	<i>Online</i>	<i>Offline</i>
[5], [6], [15] , [9], [8], [4], [3] , [10], [11], [12], [14]		X		X
[23], [5], [33], [13], [34] , [28], [29], [30], [31]		X	X	
Bài báo này	X	X	X	X

* So sánh chỉ 1 số bài báo

Do đó mục đích nghiên cứu trong bài báo này nhằm xác định 1 cách tiếp cận thiết kế sao cho đạt được cả 2 tính chất có thể đảm bảo được tính hiệu suất trong việc học, sao cho quá trình học hội tụ nhanh hơn mà vẫn giữ được

tính tổng quát hóa, và khắc phục những nhược điểm của nghiên cứu trước đó là đi sâu vào mô hình hóa biểu diễn dữ liệu, thay vì cải thiện mô hình robot có thể học.

Do đó bài báo này dựa trên việc đưa ra 1 mô hình áp dụng cả tính tổng quát hóa, và cải thiện tốc độ học trong reenforce learning, đồng thời áp dụng việc học tại lúc hoạt động grasp diễn ra. Để giải quyết vấn đề tổng quát hóa, mô hình được sử dụng là xây dựng hàm Q , nhằm gắp vật từ những đối tượng 3D. Đối với quá trình tăng tốc độ học, phương pháp được sử dụng ở đây là kết hợp với quá trình dạy grasp của con người dựa trên teaching pendant. Việc sử dụng teaching pendant với mục đích kết hợp với hàm tối ưu điểm thưởng sẽ giúp cho việc học nhanh chóng tiến tới điểm hội tụ. Nhưng với nhu cầu đó, phải xây dựng một môi hình đánh giá điểm thưởng với những điều kiện dữ liệu của học do teaching pendant. Do đó sẽ có 1 mô hình trong đó sử dụng teaching pendant như là 1 tham số ảnh hưởng của hàm đánh giá điểm thưởng. Việc học thử và lỗi lúc hoạt động grasping diễn ra là phương pháp thích hợp cho 1 robot với hoạt động linh hoạt trong môi trường như con người. Ngoài ra, cũng thực hiện khảo sát dữ liệu cho 1 robotice arm với 5 ngón, gắp ngẫu nhiên 1 đối tượng trong 1 môi trường chưa biết trước.

1.4 Mục tiêu nghiên cứu

Mục tiêu nghiên cứu nhằm đánh giá so sánh các phương pháp học máy sao cho máy có thể học hiệu quả trong môi trường không chắc chắn. Đưa ra một mô hình học có thể có hiệu quả về tính chất tổng quát hóa, tính chất hiệu quả.

1.5 Đối tượng và phạm vi nghiên cứu

Đối tượng nghiên cứu là những loại robot dịch vụ với khả năng tương tác với vật thể trong môi trường bên ngoài.

Phạm vi nghiên cứu tập trung vào những loại tay máy với khả năng cầm nắm, chuyển động mềm mại.

1.6 Mục lục dự kiến của kết quả NC

Mục lục dự kiến của nghiên cứu ngoài chương Mở Đầu, Phụ Lục và Tài liệu tham khảo, gồm các chương chính sau:

- Chương 2 : Nêu cơ sở lí thuyết về học máy, deep learning và reinforcement learning. Mục tiêu là cơ sở lí thuyết của việc áp dụng giải thuật học vào trong robot. Do đó chương này gồm 2 phần gồm lí thuyết ngắn gọn về deep learning và reinforcement learning.
- Chương 3 : Đưa ra một mô hình chung về áp dụng học máy trong việc học tương tác với đối tượng. Mô hình kiến trúc học máy áp dụng trong robot, Mô hình học reinforcement learning kết hợp với deep learning. Mô hình phân tích dữ liệu.
- Chương 4: Đưa ra biểu đồ đánh giá độ hiệu quả của giải thuật, mức độ tổng quát của giải thuật. So sánh với các phương pháp khác. Ngoài ra, kết luận ý nghĩa khoa học, phác thảo ý nghĩa của kết quả, lập kinh phí thực hiện.

Chương 2

Cở sở lí thuyết học máy

Trong chương này sẽ trình bày vắn tắt một số nội dung của giải thuật học gồm giải thuật Deep Learning và Reinforcement Learning

2.1 Deep Learning

AI . AI là viết tắt của Artificial Intelligence, phân thành 4 hướng tiếp cận chính:

- Hành động như người (acting humanly)
- Suy nghĩ như người (thinking humanly)
- Suy nghĩ hợp lý (thinking rationally)
- Hành động hợp lý (acting rationally).

Machine learning: máy có khả năng thích nghi với các điều kiện môi trường xung quanh để rút trích ra các nguyên lý từ tri thức thu nhận được phục vụ cho việc ra quyết định.

Deep learning chỉ là một phương pháp nằm trong hướng giải quyết học có giám sát của ML. Tuy nhiên deep learning gần đây được nhắc đến rất nhiều như một xu hướng thời thượng, câu hỏi được đặt ra là tại sao nó lại trở nên được chú ý đến như vậy? Lý do có thể nằm ở chỗ DL khai thác được Big Data cùng với độ chính xác cao trên tập dữ liệu ảnh và tín hiệu số có thể lên đến 95.

Thêm vào đó đây là một cách để kêu gọi vốn đầu tư cũng như kéo mọi người quan tâm nhiều hơn đến nghiên cứu. Ngoài ra, để áp dụng DL, bạn cần tiến hành nhiều thực nghiệm như tiền xử lý dữ liệu, lựa chọn số node, số layer, thiết kế mô hình CNN, RNN, LSTM, dùng nhiều loại activate function để so sánh hiệu suất, áp dụng tia node,... Do vậy đã có quá nhiều mẫu thiết kế khác nhau về DL apply vào các hội nghị AI nên ta đã dành cho DL những conference riêng để báo cáo khoa học. Nói như vậy không có nghĩa là DL giải quyết được mọi vấn đề.

Deep learning có 2 mô hình lớn là Convolutional Neural Network (CNN) cho bài toán có input là ảnh và Recurrent neural network (RNN) cho bài toán dữ liệu dạng chuỗi (sequence).

2.2 Reinforcement Learning

Học tăng cường (Reinforcement Learning-RL) là một trong ba kiểu học máy chính bên cạnh học giám sát (Supervised Learning) và học không giám sát (Unsupervised Learning). Bản chất của RL là trial-and-error, nghĩa là thử đi thử lại và rút ra kinh nghiệm sau mỗi lần thử như vậy. Gần đây, RL đã đạt được những thành tựu đáng kể khi các thuật toán của DeepMind (AlphaGo, AlphaZero, AlphaStar,...) đã chiến thắng áp đảo các tuyển thủ thế giới trong những trò chơi mà con người đã từng nghĩ rằng máy móc sẽ không bao giờ có thể vượt mặt như cờ vây hay StarCraft. Vậy bên trong RL có gì mà khiến nó "kinh khủng" như vậy? Bài viết này mình xin được giới thiệu tổng quan về RL và huấn luyện một mạng Deep Q-Learning cơ bản để chơi trò CartPole. Các khái niệm chính:

- Agent : Là nhiệm vụ của robot
- Environment : Tập hợp những đối tượng
- Actions: Những hành vi tương tác trong môi trường nhằm đạt tới mục tiêu
- State: là trạng thái của quá trình học, đó có thể là trạng thái gấp vật thành công.
- State: Điểm thưởng khi 1 hành động đi tới đúng mục tiêu.
- Policy: Phương pháp đánh giá điểm thưởng.

Đánh giá những hành vi trên sử dụng Q-function, dùng để đánh giá action là tốt hay xấu trong các bước tiếp theo.

Chương 3

Mô hình học máy cho hoạt động gấp vật

3.1 Phương pháp nghiên cứu

Phương pháp nghiên cứu dựa trên tổng hợp các phương pháp nghiên cứu, qua đó so sánh đưa ra mô hình phù hợp cho robot grasp. Sử dụng các công cụ nhằm mục đích đánh giá kết quả thu được.

3.2 Mô hình tổng quát

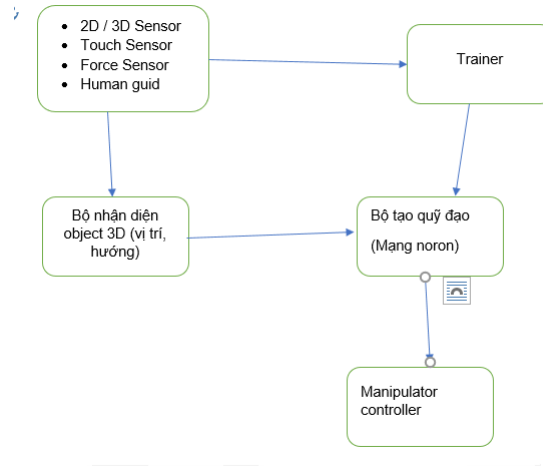
Quá trình grasp 1 object tổng quát gồm quá trình nhận diện vật thể, và dựa trên vật thể đó tìm ra 1 vị trí và hướng của end - effector. Thông tin xây dựng dựa trên vật thể càng chính xác, quá trình grasp càng chính xác.

Do đó quá trình grasp vật thể liên quan tới quá trình nhận thức của robot, nhận diện được sự vật với các đặc tính hình dạng, vật liệu, mà sát là cực kì khó.

Trong các mô hình về grasp hiện tại, chủ yếu dựa trên các kĩ thuật phân tách vật, tìm những vị trí của điểm ảnh có thể gấp được. Đó là 1 mô hình kết hợp tổng hợp. Trong luận cương này, chia ra 2 bước độc lập.

Do đó đề xuất 2 chiến lược học, 1 là quá trình học nhận diện. Độ chính xác của gấp vật không chỉ phụ thuộc vào mô hình học, mà còn phụ thuộc vào quá trình phân tích đối tượng.

Bên dưới là mô hình tổng quát:



Hình 3.1: Mô hình học máy của robot

- Nhận diện vật thể: quá trình nhận diện vật thể có nhiệm vụ xây dựng 1 môi trường 3D, biểu diễn trong vùng hoạt động, và đối tượng mà robot thao tác. Do đó quá trình này cũng bao gồm 1 bộ học được quan sát và cập nhật lại quá trình nhận diện vật thể.
- Bộ tạo quỹ đạo : học quỹ đạo từ 1 không gian, vị trí

Trong các nghiên cứu trước đó, quá trình học, xây dựng dữ liệu học cho việc học quỹ đạo chủ yếu dựa trên các thông tin về vật thể 2D, hoặc 3D, mà chưa dựa trên cấu hình cầu enviroment.

Để nhận diện chính xác những thông tin cần thiết sau: Đối tượng và các thuộc tính vật liệu, không gian môi trường (vì cần biết vật bị che).

Các nghiên cứu trước đó dựa trên sensor 3D mà không có xử lý nào thêm, các bước xử lý dựa trên việc phân tích ảnh. Quá trình học cũng nhằm xác định những mô hình dữ liệu hoặc trong mô phỏng.

Bộ trainner có nhiệm vụ quan sát thay đổi dữ liệu và thực hiện quá trình học, với các điểm thưởng tại mỗi bước và cập nhật lại mô hình học.

3.3 Mô hình nhận diện

Quá trình phân tích ảnh và tạo ra thông tin môi trường là quá trình học trong đó, kết quả học là từ những thông tin đầu vào về bức ảnh, vị trí, cảm biến, mà đưa ra được những thông tin về trạng thái của môi trường.

Trong giải thuật học đầu tiên, xác định vị trí không gian, do đó đưa ra 1 mô hình biểu diễn không gian đủ cho việc gấp vật thể.

Quá trình học có thể kết hợp với touch sensor để tìm ra mối liên hệ chính xác giữa bề mặt và hình ảnh và tìm ra hình dạng vật thể.

3.4 Mô hình học quỹ đạo

Trong mô hình, hệ thống sẽ học dựa trên mô hình nhận diện đưa ra 1 cấu hình tối ưu, cùng những ràng buộc về môi trường.

Mô hình học này có thể dựa trên mô phỏng, và đánh giá dựa trên mô phỏng. Vì kết quả của mô hình nhận diện cũng là 1 mô hình mô phỏng.

Sau khi tìm được vị trí và hướng thích hợp của end effector, quá trình tạo quỹ đạo với những ràng buộc cho trước là 1 trong những bài toán truyền thống. Có rất nhiều các công cụ, các thư viện hỗ trợ cho việc thực hiện các tính toán động học, động lực học ngược.

Trong mô hình này cũng tính đến yếu tố có sự hướng dẫn của con người. Đối với mô hình reinforcement learning, quá trình có hướng dẫn của con người sẽ làm tăng điểm thưởng, và do đó tăng tốc độ học của robot.

Một số bài báo áp dụng phương pháp học reinforcement với chiến lược ngẫu nhiên quá trình gấp 1 vật thể đơn giản, trong thực tế mất 700 giờ. Điều này là khá lâu.

Trong thực tế, quá trình học dưới sự hướng dẫn của con người sẽ làm tăng tốc độ học. Khi không có hướng dẫn của con người, quá trình tự học rơi vào những giải thuật trước đây được thực hiện

Chương 4

Đánh giá mô hình

Có 2 đánh giá đối với mô hình được thực hiện ở đây, đánh giá độ chính xác của mô hình nhận diện, và mô hình tạo quỹ đạo.

Độ chính xác của mô hình nhận diện có thể đánh giá dựa trên mô hình điểm thưởng của reinforcement learning.

Ngoài ra có những đánh giá theo các tiêu chí: hiệu suất, độ tổng quát, độ chính xác.

4.1 Kết quả đạt được

Đánh giá kết quả đạt được theo các tiêu chí: + Hiệu suất + Độ tổng quát hóa + Chính xác

4.2 Ý nghĩa của kết quả

Quá trình nghiên cứu gấp vật có ý nghĩa quan trọng trong việc hoạt động của robot đối với quá trình hoạt động trong môi trường không biết trước các đối tượng, cho phép robot có thể ứng dụng thay thế nhiều hoạt động hơn của con người.

4.3 Kế hoạch thực hiện

Trong kế hoạch thực hiện, chúng ta xây dựng một mô hình mẫu hiện thực 1 tay máy 6 bậc tự do theo giải thuật trên.

Sau đó xây dựng những phần mềm, mô phỏng giúp đánh giá được hiệu suất hiệu quả, độ chính xác của robot

4.4 Phác thảo kinh phí cần thực hiện

Kinh phí của robot gồm các kinh phí sau:

- Chi phí về phần cứng: đối với phần cứng có thể chọn giải pháp là 1 tay máy có sẵn, hoặc tự thiết kế. Ước chừng khoảng 300 triệu.
- Chi phí về phần mềm: chọn các giải pháp về ROS, Matlab, và 1 số phần mềm mô phỏng, .. khoảng 40 triệu

Chi phí tổng cộng: 340 triệu

Chương 5

Kết luận

Trong đề cương nghiên cứu, nghiên cứu về cánh tay robot với khả năng cầm nắm khéo léo, trong một môi trường bất định, và đối với 1 đối tượng chưa biết trước.

Trong nghiên cứu này trình bày mô hình gấp vật với việc học kết hợp với khía cạnh nhận thức của robot. Đưa ra 1 cấu hình tổng quát về quá trình học gấp vật.

Đưa ra các chỉ số đánh giá về quá trình học, dựa trên 1 tay máy cụ thể.

Chương 6

Phụ lục

Tài liệu tham khảo

- [1] Peter Babington. *The title of the work*, volume 4 of 10. The name of the publisher, The address, 3 edition, 7 1993. An optional note.
- [2] Mario Baroni, Simon Maguire, and William Drabkin. The concept of musical grammar. *Music Analysis*, 1983.
- [3] Mario Baroni, Simon Maguire, and William Drabkin. The concept of musical grammar. *Music Analysis*, 1983.