

ĐẠI HỌC BÁCH KHOA HÀ NỘI
VIỆN CÔNG NGHỆ THÔNG TIN VÀ TRUYỀN THÔNG



ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP
CHUYÊN NGÀNH KHOA HỌC MÁY TÍNH

**Tiến hóa đa nhiệm-II trong huấn luyện
mạng Nơ-Ron**

Họ và tên : Hoàng Minh Quang
MSSV : 20152945
Lớp : AS - K60
GVHD : PGS.TS Huỳnh Thị Thanh Bình

Hà Nội, Tháng 3 năm 2020

Thẻ nhiệm vụ tốt nghiệp

Thông tin sinh viên

- **Họ và tên:** Hoàng Minh Quang • **Email:** quang.hm152945@sis.hust.edu.vn
- **Số điện thoại:** 0397655254
- **Lớp học:** AS K60 • **Chương trình:** Kỹ Sư
- **Thời hạn:** Từ tháng 1 năm 2019 đến tháng 6 năm 2020

Mục tiêu chính của đề án

1. Nghiên cứu về thuật toán MFEA-II
2. Nghiên cứu và áp dụng thuật toán MFEA-II trong huấn luyện mạng Nơ-ron

Nhiệm vụ cụ thể của đề án

1. Nghiên cứu về cấu trúc, cách thực hiện của thuật toán MFEA-II
2. Áp dụng thuật toán MFEA-II vào tối ưu hóa mạng Nơ Ron có cấu trúc với các bộ dữ liệu UCI, các môi trường OpenAI gym
3. Cài đặt thuật toán dưới dạng một thư viện để áp dụng giải quyết nhiều bài toán khác nhau
4. Thực nghiệm, mô hình hóa, phân tích kết quả thu được

Cam kết của sinh viên

Tôi là *Hoàng Minh Quang* cam đoan rằng nội dung trong đồ án này là của tôi dưới sự hướng dẫn của PGS.TS Huỳnh Thị Thanh Bình.

Các đề xuất và kết quả trong đồ án này đều là xác thực và nguyên bản.

Hà Nội, Ngày 31 Tháng 3 năm 2020

Tác giả đồ án

Hoang Minh Quang

Xác nhận về mức độ hoàn thiện đồ án và cho phép đồ án được bảo vệ bởi giáo viên hướng dẫn

.....
.....
.....
.....
.....

Hanoi, Ngày 31 Tháng 3 năm 2020

Người hướng dẫn

PGS.TS Huỳnh Thị Thanh Bình

Lời cảm ơn

Đồ án này sẽ không thể hoàn thiện nếu không có lời khuyên và sự hỗ trợ nhiệt tình mà tôi được nhận từ người hướng dẫn của tôi - PGS.TS Huỳnh Thị Thanh Bình. Mặc dù giáo sư bận rộn trong việc hỗ trợ nhiều nghiên cứu sinh, sinh viên, nhưng cô vẫn dành thời gian quý báu để giúp đỡ tôi nghiên cứu tốt hơn. Cùng với đó cô cũng đã tạo ra một môi trường nghiên cứu tuyệt vời để tôi và các sinh viên khác được cạnh tranh, cải thiện kết quả trong học tập và nghiên cứu. Tôi muốn bày tỏ lòng biết ơn của mình đến giáo sư Bình và chúc cô ngày càng thành công hơn trong công việc nghiên cứu, hỗ trợ sinh viên, cũng như thành công trong cuộc sống.

Qua 5 năm học tập và nghiên cứu tại đại học Bách Khoa Hà Nội, tôi muốn cảm ơn những người thầy cô với kiến thức và lòng nhiệt huyết đã tham gia giảng dạy, giúp định hình tri thức và niềm tin trong tôi như hiện tại.

Đồ án này là tổng hợp của rất nhiều thời gian làm việc với mọi người trong Lab của tôi. Ở đây tôi được làm việc với nhiều sinh viên và các anh chị nghiên cứu sinh khác, tôi muốn cảm ơn họ những người đã khuyến khích tôi kiên trì với con đường hiện tại và trong tương lai đầy thử thách. Đặc biệt tôi muốn cảm ơn anh Thành, người anh tại Lab luôn hỗ trợ và động viên giúp tôi vượt qua những khó khăn khi bước vào công việc nghiên cứu.

Cuối cùng, tôi muốn cảm ơn những người bạn đặc biệt tại lớp Việt Nhật K60C đã luôn ở đồng hành với tôi trong suốt 5 năm học tập dưới mái trường Bách Khoa Hà Nội.

*Hà Nội, Ngày 31 tháng 3 năm 2020
Hoàng Minh Quang*

Tóm tắt

Con người hiếm khi giải quyết vấn đề mà không có chút hiểu biết, kiến thức gì về vấn đề đó. Quan sát này chính là động lực trong việc xây dựng thuật toán tối ưu đa nhiệm thông qua việc trao đổi tri thức giữa các bài toán có liên quan đến nhau. Trong đó các bài toán sẽ được coi như là các tác vụ có thể giải quyết đồng thời bằng thuật toán tối ưu hóa đa nhiệm. Các nghiệm tốt giữa các tác vụ có thể được trao đổi lẫn nhau để cải thiện hiệu suất trên từng tác vụ. Tuy nhiên khi chưa có bất kỳ một kiến thức nào biết trước về mối quan hệ giữa các task, thì việc trao đổi nghiệm rất có thể sẽ dẫn đến "trao đổi âm" (negative transfer). Việc xảy ra "trao đổi âm" sẽ dẫn đến giảm tốc độ hội tụ trên tất cả các tác vụ. Đây cũng là một vấn đề mà thuật toán tối ưu hóa đa nhiệm phổ biến là Multifactorial Evolutionary (MFEA-I) gặp phải.

Vậy nên thuật toán Multifactorial Evolutionary II (MFEA-II - phiên bản tiếp theo thuật toán MFEA-I) đã ra đời để giải quyết được vấn đề của phiên bản trước. Đây là thuật toán tính toán tiến hóa mới nhất cho phép học được mối quan hệ giữa các tác vụ dựa trực tiếp vào dữ liệu sinh ra trong quá trình tối ưu, từ đó khai thác sự hỗ trợ giữa các tác vụ một cách hiệu quả hơn. Giống như giải thuật tiền nhiệm là MFEA-I, MFEA-II cũng có khả năng huấn luyện các mạng Nơ-ron có giám sát tốt hơn các giải thuật tiến hóa đơn nhiệm thông thường. Thêm nữa thuật toán tiến hóa đa nhiệm cũng có nhiều lợi thế trong các bài toán học tăng cường, bởi khi gradient của bộ tham số tương đối nhiều, việc xác định chính xác giá trị gradient gặp nhiều khó khăn. Tuy vậy, trong tầm hiểu biết của tôi, chưa có nghiên cứu nào trong việc áp dụng thuật toán MFEA-II để huấn luyện nhiều mạng Nơ-ron có cấu trúc (modular neural network) và huấn luyện nhiều mạng nơ-ron trong học tăng cường. Vậy nên sau quá trình đào sâu nghiên cứu thuật toán tối ưu hóa đa nhiệm tôi đề xuất xây dựng một bộ thư viện để áp dụng thuật toán MFEA-II giải quyết bài toán nhiều mạng Nơ-ron có cấu trúc và huấn luyện nhiều mạng nơ-ron cho các môi trường học tăng cường có liên quan đến nhau.

Đồ án của tôi được xây dựng như sau:

- **Chapter 1** Cung cấp thông tin, khái niệm tổng quan về thuật toán

tiến hóa, cơ bản về thuật toán MFEA-II

- **Chapter 2** Giới thiệu về bài toán huấn luyện mạng Neural có cấu trúc Mô-đun (modular neural network) và huấn luyện mạng nơ ron trong học tăng cường
- **Chapter 3** Đề xuất hướng áp dụng thuật toán MFEA-II cho việc huấn luyện nhiều mạng Nơ-Ron có cấu trúc mô-đun với các lớp ẩn khác nhau và huấn luyện nhiều mạng nơ-ron cho các môi trường học tăng cường có liên quan đến nhau.
- **Chapter 4** Trình bày kết quả thực nghiệm, phân tích và đánh giá hiệu quả của giải thuật đã đề xuất

Lời Nói Đầu

Trong nhiều thập kỷ gần đây, tính toán tiến hóa là giải pháp tiên phong trong đó các thuật toán được lấy cảm hứng từ lý thuyết sinh học, đề xuất để giải quyết các vấn đề, nghiên cứu hoạt động trong thế giới thực. Ứng dụng các khái niệm sinh học như quần thể, biến dị và đấu tranh sinh tồn để sinh ra các lời giải ngày càng tốt hơn cho các bài toán. Từ các phương pháp này đã sinh ra các lớp thuật toán được phân chia theo kỹ thuật sử dụng như thuật toán di truyền (genetic programming), tối ưu bầy đàn (particle swarm optimization), và chiến lược tiến hóa (evolution strategy). Tuy nhiên các thuật toán này thông thường mới được dùng chỉ để giải các bài toán độc lập, đơn lẻ. Cho đến những năm gần đây, sự ưu việt của tối ưu hóa đa nhiệm (multitask evolutionary optimization) đã thu hút sự quan tâm đáng kể của các nhà nghiên cứu thuật toán tiến hóa. Một trong những điểm chính khiến tiến hóa đa nhiệm trở nên phổ biến để giải quyết bài toán tối ưu vì nó có khả năng tận dụng hiệu quả các kết quả tối ưu hóa giữa những bài toán tương tự, có liên quan đến nhau. Thông qua một biểu diễn chung của các bài toán có này, tiến hóa đa nhiệm sẽ ngầm kết hợp các nghiệm của từng bài toán để đưa ra lời giải tốt hơn cho bài toán cấu thành.

Gần đây, có nhiều nỗ lực nghiên cứu áp dụng tiến hóa đa nhiệm vào huấn luyện mạng nơ-ron thần kinh nhân tạo - một chủ đề nóng trong trí tuệ nhân tạo. Độ hiệu quả của cách tiếp cận này đã được chứng minh thông qua việc tối ưu hóa các tham số trong mạng Nơ-ron để học bài toán n -bit chẵn lẻ. Các kết quả thực nghiệm đã thể hiện tối ưu đa nhiệm đưa ra hiệu suất cao hơn, lỗi thấp hơn trong cùng một thời gian tính toán so với các thuật toán tối ưu đơn nhiệm cổ điển.

Trong khi đó mạng Nơ-Ron nhân tạo là một chủ đề cực kỳ nóng trong giới nghiên cứu trong thời gian gần đây. Các nghiên cứu mới nhất trong lĩnh vực trí tuệ nhân tạo thường là các thuật toán liên quan đến mạng Nơ-Ron như CNN, RNN và các biến thể của chúng. Các nhà nghiên cứu trong lĩnh vực tính toán tiến hóa cũng đưa ra nhiều nghiên cứu mới về việc áp dụng giải thuật tiến hóa trong việc huấn luyện mạng Nơ-Ron nhân tạo. Mạng Nơ-Ron hiện đã và đang là phần vô cùng quan trọng của trí tuệ nhân tạo, là

cốt lõi của các mô hình như Học Sâu, Học Tăng Cường vv... Từ trước đến nay trong việc huấn luyện mạng Nơ-Ron thường dựa vào các thuật toán nền tảng gradient (gradient based algorithm). Tuy nhiên với sự phát triển của các nghiên cứu trong tiến hóa tối ưu đặc biệt là thuật toán tối ưu hóa đa nhiệm có thể đem đến một cách tiếp cận mới hiệu quả trong bài toán tối ưu hóa mạng Nơ-Ron. Trong đó với các mô hình Nơ-Ron có cấu trúc mô-đun, thì có thể áp dụng tối ưu hóa đa nhiệm để truyền nghiệm tối ưu từ các mô hình có cấu trúc đơn giản sang các mô hình lớn hơn.

Bên cạnh đó các nhóm nghiên cứu hàng đầu như Deep Mind và OpenAI đã áp dụng thuật toán tiến hóa trong một lĩnh vực khác của trí tuệ nhân tạo đó là học củng cố (Reinforcement Learning). Trong học củng cố hàm mục tiêu là tổng điểm thưởng mà nhân vật nhận được từ môi trường thông qua số hành động nhất định. Tuy nhiên hàm này hoàn toàn dựa vào sự biến đổi chưa biết trước của môi trường, do đó việc xác định chính xác gradient của bài toán sẽ có nhiều nhiễu và khó thu được kết quả. Bởi vậy những thuật toán tối ưu hợp đen giống như thuật toán tiến hóa có khả năng áp dụng và đạt hiệu quả tốt. Khá nhiều ứng dụng có thể kể ra như Tự động hóa Robot, Trò chơi AI (nổi tiếng như Alphago) hoặc phân tích trao đổi tài chính vv.. Thực tế trong học tăng cường, nếu môi trường thay đổi một chút trong tham số môi trường như trọng lực, áp suất hoặc một số trò chơi sẽ thay đổi trong cài đặt. Sẽ là lãng phí khi giải quyết vấn đề này một cách cô lập với thuật toán tiến hóa thông thường bởi mỗi bước để tiến tới cách chơi (policy) tốt hơn trong một nhiệm vụ sẽ ảnh hưởng đến những nhiệm vụ liên quan. Điều này dẫn tới suy nghĩ tự nhiên là có thể áp dụng tiến hóa đa nhiệm để giải quyết nhiều bài toán học tăng cường có liên quan đồng thời.

Do đó, đề án này là nỗ lực nghiên cứu các áp dụng MFEA-II - thuật toán tối ưu hóa đa nhiệm mới nhất để giải bài toán nhiều mạng Nơ-Ron có cấu trúc mô-đun với các lớp ẩn khác nhau cùng với áp dụng thuật toán tiến hóa đa nhiệm để giải nhiều bài toán học tăng cường liên quan đến nhau. Đề án sẽ cung cấp các thành phần cơ bản, và thuật toán liên quan đến phương pháp đề xuất. Cùng với đó là các kết quả thực nghiệm kiểm tra mức độ hiệu quả của cách tiếp cận đã đề xuất so với các thuật toán tiến hóa thông thường trên các bộ dữ liệu khác nhau. Tôi tin rằng nỗ lực này của mình sẽ góp phần nào đó vào sự phát triển, tiên phong của thuật toán tiến hóa trong việc giải quyết vấn đề đã đề cập ở trên.

Thuật Ngữ

Acronym	Full terminology	Tiếng Việt
EA	Evolutionary Algorithm	Thuật toán tiến hóa
GA	Genetic Algorithm	Giải thuật di truyền
EP	Evolutionary Programming	Lập trình tiến hóa
GP	Genetic Programming	Lập trình di truyền
ES	Evolution Strategies	Chiến lược tiến hóa
MFO	Multifactorial Optimization	Tối ưu hóa đa yếu tố
MOO	Multi Objective Optimization	Tối ưu hóa đa mục tiêu
ANN	Artificial Neural Network	Mạng nơ-ron nhân tạo
MFEA-I	Multi Factorial Evolutionary Algorithm I	Thuật toán tối ưu hóa đa nhiệm 1
MFEA-II	Multi Factorial Evolutionary Algorithm II	Thuật toán tối ưu hóa đa nhiệm 2
MDP	Markov Decision Process	Quá trình quyết định Markov
RL	Reinforcement Learning	Học tăng cường
SL	Supervised Learning	Học có giám sát
SBX	Simulated Binary Crossover	
FSM	Functional Synergies Measure	
SGD	Stochastic Gradient Descent	

Danh sách bảng

5.1	4-bit even parity problem	39
5.2	6-bit even parity problem	39
5.3	8-bit even parity problem	39
5.4	UCI problems	40

Danh sách hình vẽ

Mục lục

Thẻ nhiệm vụ tốt nghiệp	2
Lời cảm ơn	4
Tóm tắt	5
Lời Nói Đầu	7
Thuật Ngữ	8
1 Giới thiệu	14
1.1 Giải thuật tiến hóa	14
1.1.1 Động lực	14
1.1.2 Tối ưu	15
1.1.3 Giải thuật tiến hóa cho tối ưu hóa liên tục	16
1.1.4 Các tham số của thuật toán tiến hóa	17
1.1.5 Phân loại thuật toán tiến hóa	18
1.2 Giải thuật tiến hóa đa nhiệm	19
1.2.1 Nền tảng và động lực của thuật toán tối ưu hóa đa nhiệm	19
1.2.2 Tối ưu hóa đa nhiệm 1 - MFEAI	20
1.2.3 Tối ưu hóa đa nhiệm 2 - MFEAII	21
2 Tiến hóa đa nhiệm trong huấn luyện nhiều mạng Nơ-ron có cấu trúc mô đun	22
2.1 Giới thiệu mạng nơ-ron có cấu trúc mô-đun	22
2.2 Huấn luyện mạng nơ-ron	23
2.3 Tiến hóa đa nhiệm trong huấn luyện mạng nơ-ron	24

3	Huấn luyện mạng nơ-ron trong nhiều môi trường học tăng cường	25
3.1	Mô hình học tăng cường	25
3.2	Huấn luyện mạng nơ-ron để tối ưu hóa cách chơi	26
3.3	Môi trường đa nhiệm trong học tăng cường	27
3.4	Công việc liên quan	28
4	Tối ưu hóa đa nhiệm cho nhiều môi trường học tăng cường	29
4.1	Cách tiếp cận tiến hóa cho học tăng cường	29
4.1.1	Thuật toán tiến hóa trong học tăng cường	29
4.1.2	Điểm mạnh và điểm yếu của thuật toán tiến hóa trong học tăng cường	30
4.2	Đa nhiệm trong học tăng cường	31
4.2.1	Khai thác các nhiệm vụ	31
4.2.2	Độ hiệu quả	32
5	Kết quả thực nghiệm	33
5.1	Cơ sở so sánh thuật toán tiến hóa	33
5.2	Các bộ thực nghiệm	34
5.3	Mạng Nơ-Ron có cấu trúc	34
5.3.1	Bộ dữ liệu n-bit	34
5.3.2	Bộ dữ liệu UCI	34
5.4	Các môi trường học tăng cường	35
5.4.1	Cart Pole	35
5.4.2	Bộ dữ liệu UCI	35
5.5	Siêu tham số	36
5.6	Cài đặt thực nghiệm	37
5.7	Kết quả	38
5.7.1	Kết quả so sánh CEA, MFEA, MFEA-II	38
5.7.2	UCI Instances	38
	Kết Luận	41

Chương 1

Giới thiệu

1.1 Giải thuật tiến hóa

1.1.1 Động lực

Motivation

1.1.2 Tối ưu

optimization

1.1.3 Giải thuật tiến hóa cho tối ưu hóa liên tục

continuous-optimization

1.1.4 Các tham số của thuật toán tiến hóa

parameters

1.1.5 Phân loại thuật toán tiến hóa

typical

1.2 Giải thuật tiến hóa đa nhiệm

1.2.1 Nền tảng và động lực của thuật toán tối ưu hóa đa nhiệm

background

1.2.2 Tối ưu hóa đa nhiệm 1 - MFEAI

mfeai

1.2.3 Tối ưu hóa đa nhiệm 2 - MFEAII

mfeaii

Chương 2

Tiến hóa đa nhiệm trong huấn luyện nhiều mạng Nơ-ron có cấu trúc mô đun

2.1 Giới thiệu mạng nơ-ron có cấu trúc mô-đun

modular

2.2 Huấn luyện mạng nơ-ron

training-neural

2.3 Tiến hóa đa nhiệm trong huấn luyện mạng nơ-ron

ea-neural

Chương 3

Huấn luyện mạng nơ-ron trong nhiều môi trường học tăng cường

3.1 Mô hình học tăng cường

fomalization

3.2 Huấn luyện mạng nơ-ron để tối ưu hóa cách chơi

optimal-policy

3.3 Môi trường đa nhiệm trong học tăng cường

multitask-rl

3.4 Công việc liên quan

related works

Chương 4

Tối ưu hóa đa nhiệm cho nhiều môi trường học tăng cường

4.1 Cách tiếp cận tiến hóa cho học tăng cường

4.1.1 Thuật toán tiến hóa trong học tăng cường

evolution-rl

4.1.2 Điểm mạnh và điểm yếu của thuật toán tiến hóa trong học tăng cường

strength-weaknesses

4.2 Đa nhiệm trong học tăng cường

4.2.1 Khai thác các nhiệm vụ

exploit

4.2.2 Độ hiệu quả

effective

Chương 5

Kết quả thực nghiệm

5.1 Cơ sở so sánh thuật toán tiến hóa

baseline

5.2 Các bộ thực nghiệm

5.3 Mạng Nơ-Ron có cấu trúc

5.3.1 Bộ dữ liệu n-bit

5.3.2 Bộ dữ liệu UCI

5.4 Các môi trường học tăng cường

5.4.1 Cart Pole

5.4.2 Bộ dữ liệu UCI

5.5 Siêu tham số

hyperparams

5.6 Cài đặt thực nghiệm

config

5.7 Kết quả

5.7.1 Kết quả so sánh CEA, MFEA, MFEA-II

Tham số thực nghiệm mô hình:

*popsi*ze : 90

numberiterations : 1000

sboxdi : 2

pmdi : 5

pswap : 0.5

dimension : 50

rmp : 0.3

repeat : 10

5.7.2 UCI Instances

Bảng 5.1: 4-bit even parity problem

Method	Subtask1	Subtask 2	Subtask 3
CEA (4,5,6)	0.0331 ± 0.0091	0.0166 ± 0.0097	0.0058 ± 0.0012
MFEA (4,5,6)	0.0268 ± 0.0078	0.0116 ± 0.0034	0.0068 ± 0.0016
MFEAII (4,5,6)	0.0260 ± 0.01	0.0163 ± 0.0083	0.0140 ± 0.0106
CEA (6,7,8)	0.0115 ± 0.0083	0.0072 ± 0.0064	0.0026 ± 0.0018
MFEA (6,7,8)	0.0082 ± 0.0051	0.0029 ± 0.0012	0.0012 ± 0.0009
MFEAII (6,7,8)	0.0091 ± 0.0066	0.0038 ± 0.0024	0.0013 ± 0.001

Bảng 5.2: 6-bit even parity problem

Method	Subtask1	Subtask 2	Subtask 3
CEA (4,5,6)	0.0514 ± 0.0096	0.0378 ± 0.0091	0.0279 ± 0.0086
MFEA (4,5,6)	0.0457 ± 0.0164	0.0323 ± 0.0074	0.0245 ± 0.0065
MFEAII (4,5,6)	0.0545 ± 0.0161	0.037 ± 0.0102	0.0333 ± 0.0116
CEA (5,6,7)	0.0321 ± 0.0077	0.0326 ± 0.0088	0.0267 ± 0.0114
MFEA (5,6,7)	0.0379 ± 0.013	0.0288 ± 0.01	0.022 ± 0.0078
MFEAII (5,6,7)	0.0403 ± 0.0114	0.0283 ± 0.01	0.0197 ± 0.0061
CEA (6,7,8)	0.0298 ± 0.012	0.0219 ± 0.0073	0.0224 ± 0.0061
MFEA (6,7,8)	0.0251 ± 0.0085	0.0185 ± 0.005	0.0143 ± 0.0047
MFEAII (6,7,8)	0.0289 ± 0.0066	0.023 ± 0.0079	0.0193 ± 0.0076

Bảng 5.3: 8-bit even parity problem

Method	Subtask1	Subtask 2	Subtask 3
CEA (5,6,7)	0.0524 ± 0.0122	0.0401 ± 0.0118	0.0424 ± 0.0099
MFEA (5,6,7)	0.0502 ± 0.0118	0.0377 ± 0.008	0.0288 ± 0.0071
MFEAII (5,6,7)	0.0537 ± 0.0108	0.0359 ± 0.0066	0.0352 ± 0.0085
CEA (7,8,9)	0.0334 ± 0.0085	0.0326 ± 0.0086	0.0244 ± 0.0048
MFEA (7,8,9)	0.0323 ± 0.0119	0.0237 ± 0.0085	0.0196 ± 0.0055
MFEAII (7,8,9)	0.0348 ± 0.0088	0.0303 ± 0.0078	0.0283 ± 0.0083
CEA (8,9,10)	0.0288 ± 0.0067	0.0331 ± 0.0098	0.0259 ± 0.0054
MFEA (8,9,10)	0.0332 ± 0.0122	0.0230 ± 0.0065	0.0252 ± 0.0085
MFEAII (8,9,10)	0.0282 ± 0.0074	0.0270 ± 0.0074	0.0223 ± 0.0056

Instance	Method	Subtask1	Subtask 2	Subtask 3
breastCancer	CEA	0.0066 ± 0.0003	0.0053 ± 0.0005	0.0044 ± 0.0006
	MFEA	0.0067 ± 0.0005	0.0051 ± 0.0005	0.0044 ± 0.0004
	MFEA II	0.0066 ± 0.0005	0.0051 ± 0.0004	0.0046 ± 0.0003
creditScreening	CEA	0.1239 ± 0.0	0.1239 ± 0.0	0.124 ± 0.0001
	MFEA	0.1239 ± 0.0	0.1239 ± 0.0	0.1239 ± 0.0001
	MFEA II	0.1239 ± 0.0	0.1239 ± 0.0	0.1239 ± 0.0
ionosphere	CEA	0.0022 ± 0.0009	0.003 ± 0.0009	0.0026 ± 0.0011
	MFEA	0.0027 ± 0.0008	0.0033 ± 0.0008	0.0028 ± 0.0005
	MFEAII	0.0024 ± 0.0006	0.0036 ± 0.001	0.0023 ± 0.0007
ticTacToe	CEA	0.0067 ± 0.0018	0.007 ± 0.0021	0.0067 ± 0.0016
	MFEA	0.0086 ± 0.0022	0.0087 ± 0.0036	0.0072 ± 0.0027
	MFEA II	0.0083 ± 0.0035	0.007 ± 0.0026	0.0062 ± 0.0022

Bảng 5.4: UCI problems

Conclusion

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

Nam dui ligula, fringilla a, euismod sodales, sollicitudin vel, wisi. Morbi auctor lorem non justo. Nam lacus libero, pretium at, lobortis vitae, ultricies et, tellus. Donec aliquet, tortor sed accumsan bibendum, erat ligula aliquet magna, vitae ornare odio metus a mi. Morbi ac orci et nisl hendrerit mollis. Suspendisse ut massa. Cras nec ante. Pellentesque a nulla. Cum sociis natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Aliquam tincidunt urna. Nulla ullamcorper vestibulum turpis. Pellentesque cursus luctus mauris.

Nulla malesuada porttitor diam. Donec felis erat, congue non, volutpat at, tincidunt tristique, libero. Vivamus viverra fermentum felis. Donec nonummy pellentesque ante. Phasellus adipiscing semper elit. Proin fermentum massa ac quam. Sed diam turpis, molestie vitae, placerat a, molestie nec, leo. Maecenas lacinia. Nam ipsum ligula, eleifend at, accumsan nec, suscipit a, ipsum. Morbi blandit ligula feugiat magna. Nunc eleifend consequat lorem. Sed lacinia nulla vitae enim. Pellentesque tincidunt purus vel magna. Integer non enim. Praesent euismod nunc eu purus. Donec bibendum quam in tellus.

Nullam cursus pulvinar lectus. Donec et mi. Nam vulputate metus eu enim. Vestibulum pellentesque felis eu massa.

Quisque ullamcorper placerat ipsum. Cras nibh. Morbi vel justo vitae lacus tincidunt ultrices. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. In hac habitasse platea dictumst. Integer tempus convallis augue. Etiam facilisis. Nunc elementum fermentum wisi. Aenean placerat. Ut imperdiet, enim sed gravida sollicitudin, felis odio placerat quam, ac pulvinar elit purus eget enim. Nunc vitae tortor. Proin tempus nibh sit amet nisl. Vivamus quis tortor vitae risus porta vehicula.

Fusce mauris. Vestibulum luctus nibh at lectus. Sed bibendum, nulla a faucibus semper, leo velit ultricies tellus, ac venenatis arcu wisi vel nisl. Vestibulum diam. Aliquam pellentesque, augue quis sagittis posuere, turpis lacus congue quam, in hendrerit risus eros eget felis. Maecenas eget erat in sapien mattis porttitor. Vestibulum porttitor. Nulla facilisi. Sed a turpis eu lacus commodo facilisis. Morbi fringilla, wisi in dignissim interdum, justo lectus sagittis dui, et vehicula libero dui cursus dui. Mauris tempor ligula sed lacus. Duis cursus enim ut augue. Cras ac magna. Cras nulla. Nulla egestas. Curabitur a leo. Quisque egestas wisi eget nunc. Nam feugiat lacus vel est. Curabitur consectetur.

Suspendisse vel felis. Ut lorem lorem, interdum eu, tincidunt sit amet, laoreet vitae, arcu. Aenean faucibus pede eu ante. Praesent enim elit, rutrum at, molestie non, nonummy vel, nisl. Ut lectus eros, malesuada sit amet, fermentum eu, sodales cursus, magna. Donec eu purus. Quisque vehicula, urna sed ultricies auctor, pede lorem egestas dui, et convallis elit erat sed nulla. Donec luctus. Curabitur et nunc. Aliquam dolor odio, commodo pretium, ultricies non, pharetra in, velit. Integer arcu est, nonummy in, fermentum faucibus, egestas vel, odio.

Sed commodo posuere pede. Mauris ut est. Ut quis purus. Sed ac odio. Sed vehicula hendrerit sem. Duis non odio. Morbi ut dui. Sed accumsan risus eget odio. In hac habitasse platea dictumst. Pellentesque non elit. Fusce sed justo eu urna porta tincidunt. Mauris felis odio, sollicitudin sed, volutpat a, ornare ac, erat. Morbi quis dolor. Donec pellentesque, erat ac sagittis semper, nunc dui lobortis purus, quis congue purus metus ultricies tellus. Proin et quam. Class aptent taciti sociosqu ad litora torquent per conubia nostra, per inceptos hymenaeos. Praesent sapien turpis, fermentum vel, eleifend faucibus, vehicula eu, lacus.

Tài liệu tham khảo

- [1] Volodymyr Mnih, Koray Kavukcuoglu, David Silver, Andrei A. Rusu, Joel Veness, Marc G. Bellemare, Alex Graves, Martin Riedmiller, Andreas K. Fidjeland, Georg Ostrovski, Stig Petersen, Charles Beattie, Amir Sadik, Ioannis Antonoglou, Helen King, Dhharshan Kumaran, Daan Wierstra, Shane Legg, and Demis Hassabis. Human-level control through deep reinforcement learning. *Nature*, 518(7540):529–533, February 2015.