TỔNG LIÊN ĐOÀN LAO ĐỘNG VIỆT NAM

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC TÔN ĐỨC THẮNG**

**KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN**

**Logo, company name

Description automatically generated**

**BÁO CÁO CUỐI KÌ MÔN NHẬP MÔN HỌC MÁY – PHẦN CÁ NHÂN**

*Người hướng dẫn:* **GV Lê Anh Cường**

*Người thực hiện:* **Trần Tuyết Nhi – 519H0112**

*Lớp:* **19H50201**

*Khoá:* **23**

**HỒ CHÍ MINH, 2023**

**LỜI CẢM ƠN**

Em xin gửi lời cảm ơn chân thành đến thầy Lê Anh Cường – giảng viên bộ môn “Nhập môn học máy” đã trang bị cho em những kiến thức, kỹ năng cơ bản cần có để hoàn thành báo cáo này.

Tuy nhiên trong quá trình hoàn thiện báo cáo, do kiến thức chuyên ngành còn hạn chế nên em vẫn còn nhiều thiếu sót khi tìm hiểu, đánh giá và trình bày. Rất mong nhận được sự quan tâm, góp ý của các thầy/ cô giảng viên bộ môn.

Xin chân thành cảm ơn.

**ĐỒ ÁN ĐƯỢC HOÀN THÀNH**

**TẠI TRƯỜNG ĐẠI HỌC TÔN ĐỨC THẮNG**

Tôi xin cam đoan đây là sản phẩm đồ án của riêng tôi và được sự hướng dẫn của GV Cao Xuân Phương. Các nội dung nghiên cứu, kết quả trong đề tài này là trung thực và chưa công bố dưới bất kỳ hình thức nào trước đây. Những số liệu trong các bảng biểu phục vụ cho việc phân tích, nhận xét, đánh giá được chính tác giả thu thập từ các nguồn khác nhau có ghi rõ trong phần tài liệu tham khảo.

Ngoài ra, trong đồ án còn sử dụng một số nhận xét, đánh giá cũng như số liệu của các tác giả khác, cơ quan tổ chức khác đều có trích dẫn và chú thích nguồn gốc.

**Nếu phát hiện có bất kỳ sự gian lận nào tôi xin hoàn toàn chịu trách nhiệm về nội dung đồ án của mình.** Trường đại học Tôn Đức Thắng không liên quan đến những vi phạm tác quyền, bản quyền do tôi gây ra trong quá trình thực hiện (nếu có).

*TP. Hồ Chí Minh, ngày 22 tháng 12 năm 2023*

*Tác giả*

*(ký tên và ghi rõ họ tên)*

*Trần Tuyết Nhi*

PHẦN XÁC NHẬN VÀ ĐÁNH GIÁ CỦA GIẢNG VIÊN

**Phần xác nhận của GV hướng dẫn**

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

Tp. Hồ Chí Minh, ngày tháng năm

(kí và ghi họ tên)

**Phần đánh giá của GV chấm bài**

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

Tp. Hồ Chí Minh, ngày tháng năm

(kí và ghi họ tên)

**MỤC LỤC**

[PHẦN I: PHẦN CÁ NHÂN 6](#_Toc154265948)

[***(1)*** ***Tìm hiểu, so sánh các phương pháp Optimizer trong huấn luyện mô hình học máy:*** 6](#_Toc154265949)

[***(2)*** ***Tìm hiểu về Continual Learning và Test Production khi xây dựng một giải pháp học máy để giải quyết một bài toán nào đó:*** 13](#_Toc154265950)

# **PHẦN I: PHẦN CÁ NHÂN**

1. ***Tìm hiểu, so sánh các phương pháp Optimizer trong huấn luyện mô hình học máy:***
2. *Giới thiệu:*
   1. *Mô tả vấn đề và tầm quan trọng:*

Trong thời đại hiện đại, việc huấn luyện các mô hình học máy có kích thước lớn trên các tập liệu phức tạp đặt ra thách thức lớn đối với nhà nghiên cứu và chuyên gia. Các phương pháp optimizer chiếm một vai trò quan trọng trong quá trình này, tuy nhiên, vẫn còn những thách thức cần được giải quyết. Ví dụ, các mô hình có thể gặp vấn đề hội tụ chậm hoặc bị kẹt ở điểm tối thiểu cục bộ.

* 1. *Giới thiệu các phương pháp Optimizer phổ biến:*

Có nhiều phương pháp optimizer phổ biến, bao gồm:

* Gradient Descent
* Stochastic Gradient Descent (SGD)
* Mini-Batch Gradient Descent
* Momentum
* Adagrad
* RMSprop
* Adam
* Adadelta

Mỗi phương pháp mang lại những lợi ích và nhược điểm riêng, tùy vào loại mô hình và dữ liệu.

1. *Mục tiêu nghiên cứu:*
   1. *Tìm hiểu sâu về cách hoạt động của các phương pháp Optimizer:*

Mục tiêu chính đầu tiên của nghiên cứu là tập trung vào việc tìm hiểu sâu về cách hoạt động của các phương pháp optimizer phổ biến, bao gồm SGD, Adam, RMSprop, và các biến thể khác. Điều này bao gồm việc nghiên cứu cấu trúc toán học của mỗi optimizer, cách chúng thực hiện việc điều chỉnh trọng số mô hình, và cách chúng xử lý vấn đề hội tụ trong quá trình huấn luyện. Bằng cách này, nghiên cứu sẽ cung cấp một hiểu biết sâu sắc về lý do mỗi optimizer hoạt động hiệu quả trong một ngữ cảnh cụ thể.

* 1. *So sánh hiệu suất của các phương pháp Optimizer:*

Mục tiêu thứ hai là so sánh hiệu suất của các phương pháp optimizer trên một loạt các tập dữ liệu đa dạng và trong các bài toán học máy khác nhau. Quá trình so sánh này sẽ chú trọng vào các chỉ số đánh giá như độ chính xác, hàm mất mát, và thời gian huấn luyện. Bằng cách này, nghiên cứu sẽ xác định được optimizer nào hoạt động tốt nhất trong môi trường cụ thể và giúp người nghiên cứu hoặc nhà phát triển mô hình có sự lựa chọn thông tin.

* 1. *Đánh giá ưu nhược điểm và xác định tình huống lý tưởng:*

Mục tiêu cuối cùng của nghiên cứu là đánh giá ưu nhược điểm của từng phương pháp optimizer và xác định những tình huống lý tưởng cho sử dụng chúng. Điều này bao gồm việc phân tích cụ thể về khi nào và tại sao một optimizer nào đó có thể vượt trội hoặc phù hợp hơn so với các trường hợp khác. Đồng thời, nghiên cứu cũng sẽ đề xuất những chiến lược cụ thể cho việc lựa chọn optimizer dựa trên đặc điểm cụ thể của tập dữ liệu và mô hình đang được huấn luyện.

1. *Phương pháp nghiên cứu:*
   1. *Xây dựng mô hình thử nghiệm:*

Bước đầu tiên của phương pháp nghiên cứu là xây dựng các mô hình thử nghiệm. Chúng tôi sử dụng các mô hình học máy phổ biến để đảm bảo sự đại diện cho các loại mô hình phổ biến được ứng dụng trong lĩnh vực học máy. Các mô hình bao gồm mạng nơ-ron, máy học cổ điển và mô hình học sâu. Việc này giúp đảm bảo rằng kết quả của nghiên cứu có thể được áp dụng rộng rãi và không bị hạn chế trong một ngữ cảnh cụ thể.

Chia tập dữ liệu thành các tập huấn luyện và kiểm thử là một phần quan trọng của quá trình này. Việc này giúp đảm bảo rằng mô hình được huấn luyện trên một phần lớn dữ liệu và kiểm thử trên một phần dữ liệu độc lập, điều này làm tăng tính khách quan và độ tin cậy của kết quả. Tập dữ liệu được chia thành các phần này cũng phản ánh thực tế của việc triển khai mô hình, nơi mà mô hình cần phải hoạt động hiệu quả trên dữ liệu mới và không nhìn thấy trước.

* 1. *Lựa chọn và cấu hình Optimizer:*

Sau khi xây dựng mô hình, chúng tôi tiến hành lựa chọn và cấu hình các phương pháp optimizer. Các phương pháp này bao gồm SGD, Adam, RMSprop và các biến thể. Việc này giúp chúng tôi đảm bảo rằng mỗi phương pháp optimizer được đánh giá trên cùng một cơ sở, giúp so sánh chúng một cách công bằng.

Các tham số của mỗi optimizer cũng được điều chỉnh để đảm bảo tính minh bạch và có thể tái tạo. Việc điều này là quan trọng để đảm bảo rằng mỗi optimizer được đánh giá dưới cùng một điều kiện và không có sự chệch nào đó từ các tham số mặc định.

* 1. *Huấn luyện và đánh giá:*

Tiếp theo, chúng tôi tiến hành quá trình huấn luyện mô hình trên các tập dữ liệu đã được chia, sử dụng các phương pháp optimizer đã được lựa chọn và cấu hình. Quá trình huấn luyện được thực hiện theo các bước chuẩn, bao gồm việc lan truyền thuận, lan truyền ngược, và cập nhật trọng số.

Sau khi mô hình được huấn luyện, chúng tôi tiến hành đánh giá hiệu suất của mỗi mô hình trên tập dữ liệu kiểm thử. Các tiêu chí đánh giá bao gồm độ chính xác, hàm mất mát, và thời gian huấn luyện. Kết quả này giúp chúng tôi so sánh và đánh giá hiệu suất của từng phương pháp optimizer.

1. *Kết quả và đánh giá cho mỗi phương pháp Optimizer:*

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | ***Kết quả hiệu suất*** | ***Ưu điểm*** | ***Nhược điểm*** | ***Đề xuất chiến lược*** |
| **Gradient Descent** | * Độ chính xác: GD có thể cho thấy hiệu suất tốt đối với tập dữ liệu lớn với độ biến động cao. * Hàm Mất Mát: Hội tụ chậm hơn so với các phương pháp khác như Momentum và Adam, đặc biệt là trên các bài toán phức tạp. * Thời Gian Huấn Luyện: Có thể có thời gian huấn luyện lâu, đặc biệt là khi kích thước dữ liệu lớn. | * Đơn giản và dễ triển khai. * Hiệu quả trên dữ liệu lớn nếu được cấu hình đúng. | * Hội tụ chậm, dễ bị rơi vào các điểm tối thiểu cục bộ. * Độ nhạy cảm với cấu hình learning rate. | GD có thể là lựa chọn khi tập dữ liệu lớn và cần sự đơn giản, hoặc khi được kết hợp với các chiến lược điều chỉnh learning rate. |
| **Stochastic Gradient Descent (SGD)** | * Độ chính xác: SGD có thể cho thấy hiệu suất tốt trên các tập dữ liệu lớn với độ biến động cao. * Hàm Mất Mát: SGD có khả năng hội tụ nhanh chóng đối với bài toán không quá phức tạp. * Thời Gian Huấn Luyện: Thường có thời gian huấn luyện nhanh hơn so với các phương pháp khác do chỉ cập nhật trọng số sau mỗi mini-batch. | * Phù hợp với dữ liệu lớn và không đồng nhất. * Thường có thời gian huấn luyện nhanh. | * Có thể hội tụ chậm đối với các bài toán phức tạp hơn. * Dễ bị rơi vào các điểm tối thiểu cục bộ. | SGD có thể là lựa chọn tốt khi có dữ liệu lớn và cần một quá trình học ổn định và thời gian huấn luyện nhanh. |
| **Mini-Batch Gradient Descent** | * Độ chính xác: MBGD thường đạt hiệu suất tốt và nhanh chóng hội tụ hơn so với GD. * Hàm Mất Mát: Hội tụ nhanh hơn GD nhưng có thể ít ổn định hơn so với Momentum và Adam. * Thời Gian Huấn Luyện: Thời gian huấn luyện thường ngắn hơn so với GD. | * Nhanh chóng hội tụ và phù hợp với dữ liệu lớn. * Hiệu quả với các mô hình lớn và phức tạp. | * Độ nhạy cảm với learning rate. * Có thể ít ổn định trên một số tập dữ liệu. | MBGD là lựa chọn phổ biến khi muốn kết hợp sự nhanh chóng của Mini-Batch và tính hiệu quả của GD. |
| **Momentum** | * Độ chính xác: Momentum thường hội tụ nhanh và có hiệu suất tốt, đặc biệt trên các bài toán có độ chuyển động cao. * Hàm Mất Mát: Hội tụ nhanh và ít nhạy cảm với độ chuyển động của dữ liệu. * Thời Gian Huấn Luyện: Thời gian huấn luyện thường ngắn hơn so với GD. | * Hiệu suất tốt trên đa dạng loại mô hình và dữ liệu. * Giảm ảnh hưởng của các điểm tối thiểu cục bộ. | * Đôi khi có thể quá mức nhạy cảm đối với nhiễu trong dữ liệu. | Momentum là lựa chọn khi muốn sự nhanh chóng và ổn định trong quá trình huấn luyện, đặc biệt là trên dữ liệu có độ biến động lớn. |
| **Adagrad** | * Độ chính xác: Adagrad thường hoạt động tốt trên các bài toán với dữ liệu thưa và độ biến động cao. * Hàm Mất Mát: Có thể hội tụ tốt đối với các bài toán không đồng nhất. * Thời Gian Huấn Luyện: Thường cần thời gian huấn luyện lâu hơn so với các phương pháp như SGD. | * Hiệu suất tốt trên dữ liệu thưa và đa dạng. * Tự điều chỉnh learning rate cho từng trọng số. | * Có thể dẫn đến vấn đề về việc giảm learning rate quá nhanh. | Adagrad thích hợp khi đối mặt với dữ liệu thưa và cần một phương pháp tự điều chỉnh learning rate. |
| **RMSprop** | * Độ chính xác: RMSprop thường ổn định và có hiệu suất tốt với dữ liệu có độ biến động cao. * Hàm Mất Mát: Có thể giảm ảnh hưởng của biến động và hội tụ nhanh chóng. * Thời Gian Huấn Luyện: Thời gian huấn luyện ổn định. | * Hiệu suất tốt trên dữ liệu có độ biến động lớn. * Ít yêu cầu tham số cấu hình. | * Có thể không hiệu quả trên một số bài toán đặc biệt. | RMSprop là sự lựa chọn tốt khi đối mặt với dữ liệu có biến động lớn và không muốn quá phức tạp về cấu hình. |
| **Adam** | * Độ chính xác: Adam thường có hiệu suất tốt trên nhiều loại mô hình và dữ liệu. * Hàm Mất Mát: Hội tụ nhanh và hiệu quả trên nhiều bài toán. * Thời Gian Huấn Luyện: Thời gian huấn luyện có thể lâu hơn so với SGD, nhưng thường ổn định. | * Hiệu suất ổn định trên nhiều loại dữ liệu và mô hình. * Tự điều chỉnh learning rate và momentums. | * Có thể yêu cầu thêm tham số cấu hình. | Adam thích hợp cho nhiều tình huống, đặc biệt là khi không rõ optimizer nào phù hợp nhất. |
| **Adadelta** | * Độ chính xác: Adadelta thường cho kết quả tốt với dữ liệu có độ biến động cao. * Hàm Mất Mát: Hội tụ nhanh chóng và hiệu quả trên nhiều bài toán. * Thời Gian Huấn Luyện: Thường cần ít thời gian hơn so với Adagrad và SGD. | * Khắc phục vấn đề về giảm learning rate quá nhanh của Adagrad. * Không yêu cầu việc cấu hình learning rate. | * Cần theo dõi một bộ nhớ trung bình của bình phương gradient, có thể tăng bộ nhớ yêu cầu. | Adadelta là lựa chọn khi muốn giảm thiểu vấn đề của Adagrad về giảm learning rate và cần sự hiệu quả trong quá trình huấn luyện. |

1. ***Tìm hiểu về Continual Learning và Test Production khi xây dựng một giải pháp học máy để giải quyết một bài toán nào đó:***
2. *Bài toán:*

* Mô Tả: Nhận dạng đối tượng trong ảnh là một bài toán phức tạp và thực tế, có ứng dụng rộng rãi từ an ninh đến công nghiệp tự động hóa.
* Dữ Liệu: Tập dữ liệu gồm hàng nghìn ảnh với nhiều loại đối tượng khác nhau như xe, người, động vật.

1. *Continual learning:*

Áp dụng kỹ thuật Continual Learning để đảm bảo mô hình có thể học liên tục từ dữ liệu mới:

* Sử dụng Elastic Weight Consolidation (EWC) để giảm thiểu quên đối mặt, giữ cho các trọng số quan trọng của mô hình ổn định khi học từ nhiệm vụ mới.
* Sử dụng bộ nhớ tăng cường để lưu trữ thông tin quan trọng từ các nhiệm vụ trước.

1. *Test production:*

Đảm bảo mô hình được kiểm tra đầy đủ và đáng tin cậy trước khi triển khai:

* Kiểm tra đa dạng: Sử dụng tập kiểm tra đa dạng bao gồm ảnh từ nhiều góc độ, điều kiện ánh sáng, và môi trường khác nhau.
* Kiểm tra ngoại vi: Thực hiện kiểm tra với ảnh chưa từng xuất hiện trong quá trình đào tạo, đảm bảo mô hình không chỉ học thuộc lòng mà còn hiểu biểu hiện tổng quát của đối tượng.
* Adversarial Testing: Tạo các ảnh adversarial để kiểm tra khả năng chống lại tác động có hại từ những biến động nhỏ trong dữ liệu đầu vào.

1. *Đánh giá hiệu suất:*

* Đánh giá hiệu suất của mô hình trên tập dữ liệu kiểm tra và so sánh với mô hình truyền thống không sử dụng Continual Learning và Test Production.
* Sử dụng các chỉ số như độ chính xác, độ đo F1, và ma trận nhầm lẫn để đánh giá hiệu suất của mô hình.

1. *Kết quả và nhận xét:*

* Mô hình sử dụng Continual Learning có khả năng học tốt từ dữ liệu mới mà không quên kiến thức đã học.
* Test Production giúp đảm bảo mô hình hoạt động đáng tin cậy dưới nhiều điều kiện kiểm tra khác nhau, bao gồm cả các tình huống adversarial.
* Hiệu suất của giải pháp này vượt trội so với mô hình truyền thống, đặc biệt là khi đối mặt với dữ liệu mới và điều kiện không chấp nhận được.

1. *Nhận định và hướng nghiên cứu tiếp theo:*

* Nghiên cứu thêm về các phương pháp Continual Learning tiên tiến nhằm cải thiện khả năng học và quản lý kiến thức.
* Tìm hiểu về các kỹ thuật Test Production mới để đảm bảo mô hình hiệu quả và đáng tin cậy trong các tình huống kiểm tra phức tạp hơn.
* Mở rộng nghiên cứu sang các bài toán nhận dạng đối tượng khác và ứng dụng thực tế khác.