**ĐẠI HỌC QUỐC GIA THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH**

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC KHOA HỌC TỰ NHIÊN**

**KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN**

**🙠🕮🙢**

**Đồ án 9**

**Local Adaptive Support Vector Machine**

**for Objective Recognition**

GVHD: TS. Trần Thái Sơn

Nhóm thực hiện:

Ngành Khoa Học Máy Tính – Cao học khóa 23

1. Đỗ Đặng Minh - 1311015
2. Huỳnh Công Toàn - 1311026
3. Hồ Văn Tấn - 1311058

*Tp. Hồ Chí Minh, tháng 10 năm 2014*

# Thông tin nhóm

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **MSHV** | **Họ tên** | **Email** | **Điện thoại** |
| 1311015 | Đỗ Đặng Minh (nhóm trưởng) | [masterminh219@gmail.com](mailto:masterminh219@gmail.com) | 0168-993-5242 |
| 1311026 | Huỳnh Công Toàn | [alex7huynh@gmail.com](mailto:alex7huynh@gmail.com) | 0121-516-1090 |
| 1311058 | Hồ Văn Tấn | [tanhv90@gmail.com](mailto:tanhv90@gmail.com) | 090-290-9334 |

# Danh mục các kí hiệu, chữ viết tắt và ý nghĩa

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Từ viết tắt** | **Nghĩa tiếng Anh** | **Nghĩa tiếng Việt** |
| SVM | Support Vector Machine | Máy hỗ trợ vector |
|  |  |  |

# Danh mục các hình

Mục lục

[Thông tin nhóm 1](#_Toc399748667)

[Danh mục các kí hiệu, chữ viết tắt và ý nghĩa 1](#_Toc399748668)

[Danh mục các hình 1](#_Toc399748669)

[I. Tổng quan 3](#_Toc399748670)

[II. Giới thiệu về Local SVM 3](#_Toc399748671)

[III. Mục tiêu 3](#_Toc399748672)

[IV. Kết quả 3](#_Toc399748673)

[V. Chương trình minh họa 3](#_Toc399748674)

[VI. Tổng kết 3](#_Toc399748675)

[VII. Tài liệu tham khảo 3](#_Toc399748676)

# Tổng quan

Support Vector Machine (SVM) là một công cụ phân lớp hiệu quả. Tuy nhiên, SVM không phải là công cụ vạn năng. Cả việc huấn luyện (trainning) và kiểm thử (testing) đòi hỏi chi phí tính toán cao. Bên cạnh đó, việc điều chỉnh các thông số hạt nhân là một quá trình phức tạp. Ngược lại, thuật toán người láng giềng gần nhất (KNN) thì lại tính toán phân lớp hiệu quả. Như vậy, để có thể đạt được việc phân lớp hiệu quả của SVM và chi phí tính toán tối ưu của KNN, như đã trình bày phía trên, thay vì huấn luyện một SVM đơn toàn cục, các SVM đã được phân chia sẽ được huấn luyện cho người láng giềng ở các điểm truy vấn. Trong bài báo này, chúng tôi sẽ tiến hành mở rộng thuật toán SVM cục bộ (Local SVM – LSVM). Trong đó, thuật toán SVM thích ứng cục bộ sẽ được huấn luyện cho các SVM cục bộ ở các không gian láng giềng đã được tinh chỉnh của các điểm truy vấn. Mục tiêu chính của nghiên cứu này nhằm hai mục đích: Đầu tiên, là trình bày lý thuyết thuật giải LASVM để huấn luyện cho các SVM cục bộ - LSVM. Sau đó, nghiên cứu sẽ đi sâu hơn vào chi tiết động lực nghiên cứu của LSVM và LASVM và những ảnh hưởng của nó trong việc điều chỉnh các tham số hạt nhân của SVM. Bên cạnh đó, nghiên cứu cũng chỉ ra rằng việc huấn luyện SVM trong các cục bộ địa phương tưng ứng có thể mang lại hiệu quả trong việc tăng hiệu năng của phân lớp một cách đáng kể. Các thực nghiệm đã được đúc kết từ việc lựa chọn các cơ sở dữ liệu – database của UCIML, khuôn mặt, vật và các chữ số.

# Giới thiệu về Local SVM

Các hàm phân lớp Support Vector Machine (SVM), dựa trên tiêu chí là giảm thiểu các sai sốt có cấu trúc, là một công cụ phổ biến cho việc phân lớp. Các hàm này đã thể hiện cho thấy là biểu tượng cho việc hiệu quả trên các tập dữ liệu phân lớp ở phạm vi rộng. Thực tế, một SVM sẽ tìm ra một siêu phẳng tối ưu để chia dữ liệu thành hai lớp. Cho trước tập dữ liệu huấn luyện , hàm quyết định được xác định bằng cách giải quyết vấn đề tối ưu hóa lồi như sau:

Sao cho và .

Đồng thời, hàm hạt nhân được tính như sau: .

Và là phép nhân Larrange và để loại bỏ những phân lớp sai và là hàm hạt nhân.

Mặc dù phổ biến và hiệu quả, SVM vẫn tồn tại ít nhất là hai vấn đề cần phải được giải quyết khi huấn luyện. Trước hết, SVM được sử dụng để giải quyết các bài toán phân lớp nhị phân. Đối với việc phân nhiều lớp, mỗi lớp phải sử dụng tới chiến thuật one-vesus-all hoặc all-vesus-one. Điều này cũng có nghĩa là hệ thống này sẽ ngày càng phức tạp và phức tạp hơn nữa khi mà số lượng lớp tăng lên. Hơn nữa, mỗi khi một lớp mới được thêm vào, tất cả các lớp phân lớp đều phải được huấn luyện lại. Điều này làm tăng thêm quá trình huấn luyện và kiểm thử. Ngoài ra, vấn đề còn nằm ở việc điều chỉnh các tham số của SVM, chẳng hạn như và tham số tỷ lệ độ dài của hạt nhân trong phương trình trên. Những tham số này thường được điều chỉnh thông qua biểu đồ kiểm thử chéo vốn có mức độ tính toán chi phí cao. Hơn thế nữa, để đơn giản tuyệt đối, hàm hạt nhân ở phương trình trên cần phải được xem xét dưới dạng đẳng hướng, có nghĩa là đối với tất cả các chiều d, bởi vì điều chỉnh các tham số đa quy mô thì không khả thi với quá trình kiểm thử chéo. Gần đây, tuy nhiên, Chapelle và các đồng nghiệp đã cho thấy việc tinh chỉnh các tham số đa quy mô cho hat nhân thì sẽ cải thiện hiệu năng phân lớp của SVM.

Các phương pháp cục bộ, chẳng hạn như hồi quy logic cục bộ (local logistic regression) và K-Nearest Neigbor (KNN), đã đưa ra một chiến lược để huấn luyện các mẫu toàn cục phức tạp. KNN đã chứng tỏ trong việc thể hiện hiệu quả cho các vấn đề phân lớp đã đề cập trên. KNN không chỉ phân lớp tính toán hiệu quả, mà nó còn cho thấy, với các hàm tính khoang cách đúng đắn, nó có thể vượt xa hơn cả những phương pháp phức tạp khác. Sức mạnh của thuật toán KNN xuất phát từ sự giản đơn của nó. Không giống như SVM, các hàm phân lớp của KNN giải quyết với các vấn đề về nhiều lớp – đa lớp một cách dễ dàng. Những láng giềng Κ của mỗi điểm truy vấn ứng với nhãn của lớp , sẽ được tính bằng công thức .

# Mục tiêu

# Kết quả

# Chương trình minh họa

# Tổng kết

# Tài liệu tham khảo

Tiếng Anh:

1. Nayyar A.Zaidi, David McG. Squire: “*Local Adaptive SVM for Object Recognition”*, Clayton School of Information Technolgoy, Monash University, Clayton VIC 3800, Australia.