HỌC VIỆN CÔNG NGHỆ BƯU CHÍNH VIỄN THÔNG

LÂM BẢO TUẤN

PHÁT HIỆN CẢNH BÁO BẤT THƯỜNG TRÊN HỆ THỐNG MẠNG VÀ TRUYỀN THÔNG DỰA TRÊN PHÂN TÍCH DỮ LIỆU LOG

Chuyên ngành: HỆ THỐNG THÔNG TIN

Mã số: 8.48.01.04

TÓM TẮT LUẬN VĂN THẠC SĨ

(Theo định hướng ứng dụng)

TP. HỒ CHÍ MINH – NĂM 2022

Luận văn được hoàn thành tại:

HỌC VIỆN CÔNG NGHỆ BƯU CHÍNH VIỄN THÔNG

Người hướng dẫn khoa học: **PGS.TS. TRẦN MẠNH HÀ**

Phản biện 1: .....

Phản biện 2: .....

Luận văn sẽ được bảo vệ trước Hội đồng chấm luận văn tại Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn Thông

Vào lúc: ..... giờ ..... ngày ..... tháng ..... năm .....

Có thể tìm hiểu luận văn tại:

- Thư viện của Học viện Công nghệ Bưu Chính Viễn Thông.

MỞ ĐẦU

1. Tính cấp thiết của đề tài

Tên đề tài: Phát hiện cảnh báo bất thường trên hệ thống mạng và truyền thông dựa trên phân tích dữ liệu log.

Thời đại công nghiệp 4.0 đã thúc đẩy đột phá trong nhiều lĩnh vực như Trí tuệ nhân tạo (AI), Máy học (Machine Learning) cùng với đó là sự phát triển bùng nổ của viễn thông, internet dẫn đến hạ tầng mạng viễn thông, công nghệ thông tin càng lớn, càng nhiều thiết bị thì số lượng cảnh báo, lỗi trên toàn mạng là rất lớn đòi hỏi một hệ thống giám sát hệ thống mạng không chỉ đơn thuần là đưa ra thông tin cảnh báo của hệ thống và thiết bị mà còn có thể phát hiện ra những lỗi hệ thống mới, những cảnh báo chưa từng được ghi nhận trước đây hoặc những cảnh báo, lỗi thiết bị về lâu dài có thể ảnh hưởng đến an toàn và hiệu năng của toàn bộ hệ thống mạng. Đó là lý do tôi chọn đề tài nghiên cứu phương pháp giúp xác định chính xác lỗi, cung cấp thông tin về loại sự cố hoặc có thể phát triển đến khả năng dự báo hoặc cảnh báo sớm sự cố mạng (cảnh báo trước khi sự cố xảy ra) dựa trên phân tích dữ liệu sử dụng mạng (lưu lượng, log...) sử dụng các kĩ thuật học máy.

2. Tổng quan về vấn đề nghiên cứu

Tìm hiểu tổng quan về các giao thức giám sát lỗi mạng: SNMP, IPFIX, SYSLOG, CLI. Tìm hiểu tập dữ liệu log giám sát hệ thống (log data, monitoring data).

Tìm hiểu về một số thuật toán học máy về phân loại và phân cụm. Tìm hiểu thuật toán K-means clustering trong việc phân cụm dữ liệu. Mối tương quan giữa log và các vấn đề nghiêm trọng.

Khai thác những thuộc tính quan trọng nào của log, thuộc trường nào log từ đó hình thành giải thuật và đề xuất giải thuật.

3. Mục đích nghiên cứu

Dựa vào dữ liệu log lọc ra được những log nào bình thường và phân tích được những log nào là bất thường, tiềm ẩn nguy cơ gây ra những lỗi lớn hơn sau này.

4. Đối tượng và phạm vi nghiên cứu

Đối tượng nghiên cứu: Đối tượng nghiên cứu chính dữ liệu log trong hệ thống HDFS.

Phạm vi nghiên cứu: Xây dựng mô hình dữ liệu: lược đồ dữ liệu và mô tả dữ liệu, Cách xử lý dữ liệu dạng số, nhị phân, liệt kê, dữ liệu text.

5. Phương pháp nghiên cứu

Phương pháp luận: Dựa trên cơ sở là các lý thuyết về giao thức giám sát mạng, các thuật toán phân cụm trong các kỹ thuật học máy.

Phương pháp đánh giá dựa trên cơ sở toán học: Trên cơ sở các lý thuyết về giao thức giám sát mạng, các thuật toán phân cụm trong các kỹ thuật học máy. Đề xuất ra thuật toán để lọc dữ liệu log và phân loại được những dữ liệu log đang cảnh báo những nguy cơ tiềm tàng trong hệ thống. Chứng minh thuật toán và đánh giá hiệu quả của thuật toán.

Phương pháp đánh giá bằng mô phỏng thực nghiệm: Xây dựng mô hình mô phỏng và thực nghiệm thuật toán đã đề xuất.

6. Bố cục luận văn

Ngoài phần mở đầu, mục lục, kết luận và tài liệu tham khảo, nội dung chính của luận án được chia thành 3 chương, cụ thể như sau:

Chương 1 giới thiệu tổng quan về các giao thức giám sát lỗi mạng và tổng quan về các kỹ thuật học máy.

Chương 2 trình bày giải pháp phân loại và mô hình dữ liệu cảnh báo.

Chương 3 đề xuất thuật toán phân tích dữ liệu log để phát hiện cảnh báo bất thường trong hệ thống mạng.

Đề tài: PHÁT HIỆN CẢNH BÁO BẤT THƯỜNG TRÊN HỆ THỐNG MẠNG VÀ TRUYỀN THÔNG DỰA TRÊN PHÂN TÍCH DỮ LIỆU LOG

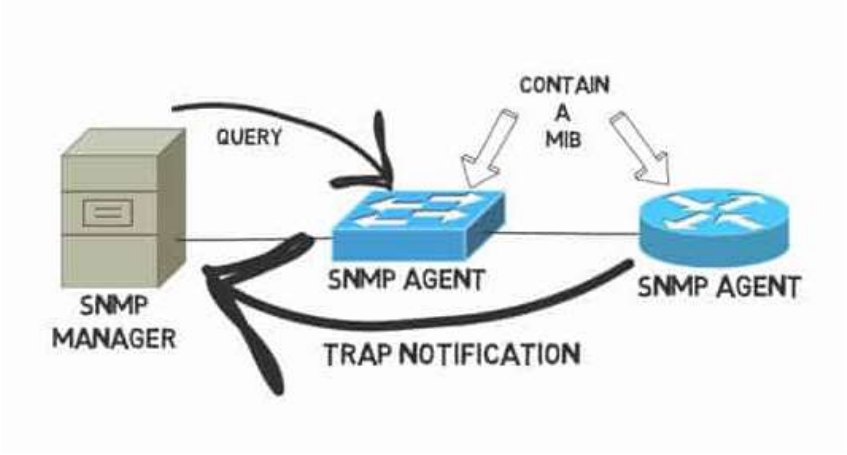
Tóm tắt luận văn

CHƯƠNG 1. GIỚI THIỆU TỔNG QUAN VỀ CÁC GIAO THỨC GIÁM SÁT LỖI MẠNG VÀ TỔNG QUAN VỀ CÁC KỸ THUẬT HỌC MÁY

1.1 Tổng quan về các giao thức giám sát lỗi mạng

1.1.1 Tổng quan về SNMP

Giao thức quản lý mạng (SNMP) là một giao thức mạng được sử dụng để quản lý và giám sát các thiết bị kết nối mạng trong Giao thức mạng Internet. Giao thức SNMP được nhúng trong nhiều thiết bị cục bộ như bộ định tuyến, bộ chuyển mạch, máy chủ, tường lửa và điểm truy cập không dây bằng cách truy cập qua địa chỉ IP của thiết bị. SNMP cung cấp một cơ chế chung cho các thiết bị mạng để chuyển tiếp thông tin quản lý trong môi trường LAN hoặc WAN của một nhà cung cấp và nhiều nhà cung cấp. Giao thức quản lý mạng đơn giản (SNMP) là một cách để các thiết bị khác nhau trên mạng chia sẻ thông tin với nhau.



Hình 1.1: Mô hình kiến trúc SNMP

Nó cho phép các thiết bị giao tiếp ngay cả khi các thiết bị là phần cứng khác nhau và chạy phần mềm khác nhau. Nếu không có giao thức như SNMP, sẽ không có

cách nào để các công cụ quản lý mạng xác định thiết bị, giám sát hiệu suất mạng, theo dõi các thay đổi đối với mạng hoặc xác định trạng thái của thiết bị mạng trong thời gian thực. Nó là một giao thức thuộc lớp ứng dụng trong mô hình OSI.

1.1.2 Giới thiệu về Log

Log sẽ có các thuộc tính cơ bản như sau:

- ❖ <date/time><host><message source><message>
- Date/time: Giờ hệ thống của thiết bị khi ghi nhận log
- Host: Có thể là tên miền, tên máy, IP của thiết bị
- Message source: Nguồn có thể là một phần mềm hệ thống hoặc là một bộ phận mà sinh ra thông báo log
- Log message: Thông báo log có thể có nhiều định dạng khác nhau, thông thường bao gồm tên ứng dụng, các biến tình trạng đa dạng, địa chỉ IP nguồn, giao thức, chuỗi ký tự miêu tả thông điệp cảnh báo vấn đề gì.

Các thuộc tính của log là những thông báo của hệ thống xuất ra dưới dạng file plain-text về những thay đổi, quá trình hoạt động của hệ thống từ đăng nhập, đăng xuất, cảnh báo nhiệt độ cao, port down, port up, mất kết nối, cảnh báo bộ nhớ đầy… đến những lỗi phát sinh trong hệ thống. Log được ghi lại liên tục theo thời gian, số lượng log thì vô cùng lớn, mỗi một bản tin log sẽ có rất nhiều thuộc tính có thể lên đến hàng trăm thuộc tính để chỉ ra trạng thái hiện tại của hệ thống.

1.1.3 Tổng quan về Syslog

Syslog là một giao thức tiêu chuẩn để gửi và nhận các thông báo nhật ký ở định dạng văn bản cụ thể, rõ ràng dạng clear text từ các thiết bị mạng khác nhau nhờ đó có thể dễ dàng mở xem và phân tích log. Syslog được thiết kế để giám sát các thiết bị mạng và hệ thống để gửi tin nhắn thông báo nếu có bất kỳ vấn đề nào về chức năng, nó cũng gửi cảnh báo cho các sự kiện được thông báo trước và giám sát hoạt động đáng ngờ thông qua nhật ký thay đổi, nhật ký sự kiện của các thiết bị mạng trong hệ thống. Các cảnh báo bao gồm mốc thời gian, thông báo sự kiện, mức độ nghiêm trọng, địa chỉ IP máy chủ, chẩn đoán. Mỗi thông báo được gắn nhãn cho biết loại hệ thống tạo ra thông báo và được ấn định mức độ nghiêm trọng. Về mức độ

nghiêm trọng được tích hợp sẵn, nó trong phạm vi từ cấp 0 cao nhất khẩn cấp nhất tới cấp 7 thấp nhất ít nguy cơ nhất.

Các kỹ sư thiết kế hệ thống máy tính có thể sử dụng Syslog để quản lý hệ thống và kiểm tra bảo mật cũng như các thông báo thông tin chung, phân tích và gỡ lỗi. Nhiều loại thiết bị, chẳng hạn như máy in, bộ định tuyến và bộ nhận tin nhắn trên nhiều nền tảng sử dụng chung tiêu chuẩn Syslog. Điều này cho phép hợp nhất dữ liệu ghi nhật ký từ các loại hệ thống khác nhau trong một kho lưu trữ trung tâm. Việc triển khai nhật ký hệ thống được thực hiện cho nhiều hệ điều hành. Khi hoạt động trên mạng, Syslog sử dụng kiến trúc máy chủ-máy client nơi máy chủ nhật ký hệ thống lắng nghe và ghi nhật ký các thông báo đến từ các máy client.

Bảng 1.1: Các cấp độ cảnh báo xuất ra của log

Giá trị	Mức độ cảnh báo	Định nghĩa
0	Emergency	Khẩn cấp
1	Alert	Báo động
2	Critical	Nguy hiểm
3	Error	Lỗi hệ thống
4	Warning	Cảnh báo
5	Notice	Cần chú ý
6	Informational	Thông tin
7	Debug	Gỡ rối

1.1.4 Các ứng dụng dùng để ghi logs

Kiwi Syslog

Máy chủ này cài đặt và tạo báo cáo ở dạng văn bản thuần túy hoặc HTML. Phần mềm xử lý Syslog và SNMP, ngay cả từ các máy chủ Linux và UNIX. Nó tương thích với Windows XP 32/64, Windows 2003 32/64, Windows Vista 32/64, Win7

32/64, Windows 2008 R2 32/64, Windows 8, Windows 10, Windows Server 2012 & 2012 R2

Khi các bản tin nhận được các tác vụ có thể được thực hiện. Bản tin có thể được lọc theo tên server, địa chỉ IP server, độ ưu tiên, nội dung bản tin hoặc thời gian nhận bản tin Máy chủ này cài đặt và tạo báo cáo ở dạng văn bản thuần túy hoặc HTML. Phần mềm xử lý Syslog và SNMP, ngay cả từ các máy chủ Linux và UNIX Kiwi Syslog nhận bản tin syslog gửi về từ các thiết bị mạng và xuất ra theo thời gian thực.

Rsyslog

Rsyslog là một tiện ích phần mềm mã nguồn mở được sử dụng trên các hệ thống máy tính Unix để chuyển tiếp các thông báo nhật ký trong mạng IP. Nó triển khai giao thức nhật ký hệ thống cơ bản, mở rộng nó với tính năng lọc dựa trên nội dung, khả năng lọc phong phú, các hoạt động được xếp hàng để xử lý đầu ra ngoại tuyến, hỗ trợ cho các đầu ra mô-đun khác nhau, tùy chọn cấu hình linh hoạt và thêm các tính năng như sử dụng TCP để truyền tải.

Splunk

Splunk là một phần mềm giám sát mạng dựa trên việc phân tích Log. Splunk thực hiện các công việc tìm kiếm, giám sát và phân tích các dữ liệu lớn được sinh ra từ các ứng dụng, các hệ thống và các thiết bị hạ tầng mạng. Nó có thể thao tác tốt với nhiều loại dịnh dạng dữ liệu khác nhau (Syslog, csv, apache-log, access_combined…).

Nagios

Nagios được phát triển bởi Galstad vào năm 1999, Lúc đầu Nagios được biết đến với cái tên là NetSaint. Dần sau đó, Nagios được phát triển như một phần mềm mã nguồn mở dành cho người quản trị mạng trong việc giám sát các Host, Services (DHCP, HTTP, …) hay một số tài nguyên hệ thống như dung lượng trên các ổ đĩa, hoạt động của CPU trong hệ thống mạng.

Hệ thống Nagios được bao gồm 2 phần chính đó là Nagios Plugins và Nagios Core.

Nagios Plugins: là phần mở rộng độc lập để Nagios Core cung cấp ở mức độ thấp về cách theo dõi bất cứ điều gì và tất cả mọi thứ với Nagios Core. Plugins xử lý đối số dòng lệnh, đi về các doanh nghiệp thực hiện kiểm tra, và sau đó trả lại kết quả cho Nagios Core để xử lý tiếp. Plugin có thể được biên dịch nhị phân (viết bằng C, C++, …) hoặc các bản thực thi (Perl, PHP).

Nagios core: Đây được hiểu là công cụ giám sát, đảm nhiệm quản lý những lịch trình sự kiện cơ bản, xử lý sự kiện và quản lý thông báo cho các phần tử được theo dõi. Nó bổ sung giao diện lập trình ứng dụng. Được sử dụng để mở rộng khả năng để thực hiện nhiệm vụ bổ sung.

Bảng 1.3: So sánh các phần mềm ghi log

Phần mềm	So sánh
Kiwi Syslog	Lưu trữ các loại log từ nhiều thiết bị. Cung cấp một giao diện đơn giản, dễ cài đặt và sử dụng. Tối giản giao diện, không có phân tích log, chỉ hỗ trợ Windows. Không thể cấu hình một số tính năng quản lý thông qua giao diện web
Splunk	Giám sát theo thời gian thực. Cảnh báo theo lịch trình, thiết lập cảnh báo đáng chú ý vào mục riêng. Thời gian phản hồi kết quả tìm kiếm khá tốt. Splunk giúp truy vấn dữ liệu nhanh chóng lập chỉ mục tất cả dữ liệu và cung cấp các khóa để tìm kiếm, cung cấp thông tin chi tiết về dữ liệu lịch sử.

	Một số truy vấn có thể chạy chậm nếu các chỉ mục không nằm trên một phần của truy vấn sử dụng.
Nagios Log Server	Tính năng kiểm tra log. Giám sát máy chủ tốt. Phần mềm khó cài đặt và cấu hình. Giá thành cao.

1.1.5 Tổng quan về IPFIX

Là một giao thức do IETF tạo ra, IPFIX là viết tắt của IP Flow Information Export. Nó được tạo ra dựa trên nhu cầu về một tiêu chuẩn xuất luồng thông tin chung, phổ biến cho thông tin luồng Giao thức Internet từ bộ định tuyến, đầu dò và các thiết bị khác được sử dụng bởi hệ thống sắp xếp, hệ thống kế toán /thanh toán và hệ thống quản lý mạng để hỗ trợ các dịch vụ như đo lường, kế toán và thanh toán. Tiêu chuẩn IPFIX xác định cách thông tin luồng IP được định dạng và chuyển từ trình xuất sang trình thu thập. Trước đây, nhiều nhà khai thác mạng dữ liệu đang dựa vào công nghệ NetFlow độc quyền của Cisco Systems để xuất thông tin luồng lưu lượng.

IPFIX rất giống với Netflow, nó cho phép các kỹ sư mạng và quản trị viên thu thập luồng thông tin từ Thiết bị chuyển mạch, Bộ định tuyến và bất kỳ thiết bị mạng nào khác hỗ trợ giao thức và phân tích luồng thông tin, lưu lượng đang được gửi bằng cách xử lý nó qua trình phân tích mạng hoặc luồng mạng.

Giao thức IPFix được tạo ra để trở thành một giao thức chung và phổ biến để xuất luồng thông tin bằng IP từ các thiết bị mạng, bao gồm thiết bị chuyển mạch, bộ định tuyến, tường lửa và những thứ đó đến bộ thu thập hoặc bệ thống quản lý mạng.

1.1.6 Tổng quan về CLI

Giao diện dòng lệnh (CLI) xử lý các lệnh tới một chương trình máy tính dưới dạng các dòng văn bản. Chương trình xử lý giao diện được gọi là trình thông dịch dòng lệnh hoặc bộ xử lý dòng lệnh. Hệ điều hành thực hiện một giao diện dòng lệnh trong một trình bao để truy cập tương tác vào các chức năng hoặc dịch vụ của hệ điều hành. Quyền truy cập như vậy chủ yếu được cung cấp cho người dùng bởi các thiết bị đầu cuối máy tính bắt đầu từ giữa những năm 1960 và tiếp tục được sử dụng trong

suốt những năm 1970 và 1980 trên các hệ thống VAX/VMS, Unix và các hệ thống máy tính cá nhân bao gồm DOS và Apple DOS.

So với giao diện người dùng đồ họa, giao diện dòng lệnh yêu cầu ít tài nguyên hệ thống hơn để triển khai. Vì các tùy chọn cho các lệnh được đưa ra trong một vài ký tự trong mỗi dòng lệnh, người dùng có kinh nghiệm thường thấy các tùy chọn này dễ truy cập hơn. Tự động hóa các tác vụ lặp đi lặp lại được đơn giản hóa bằng các cơ chế chỉnh sửa dòng và lịch sử để lưu trữ các chuỗi được sử dụng thường xuyên; điều này có thể mở rộng sang một ngôn ngữ kịch bản có thể nhận các tham số và các tùy chọn thay đổi. Lịch sử dòng lệnh có thể được lưu giữ, cho phép xem lại hoặc lặp lại các lệnh.

1.2 Một số thuật toán học máy

1.2.1 Mạng Nơ-ron nhân tạo (Neural Network)

Một mạng lưới thần kinh sinh học bao gồm một nhóm các tế bào thần kinh liên kết về mặt hóa học hoặc chức năng. Một nơ-ron duy nhất có thể được kết nối với nhiều nơ-ron khác và tổng số nơ-ron và kết nối trong một mạng có thể lớn. Các kết nối, được gọi là khớp thần kinh, thường được hình thành từ sợi trục đến đuôi gai, mặc dù có thể có các khớp thần kinh đuôi gai và các kết nối khác. Ngoài tín hiệu điện, có những hình thức tín hiệu khác phát sinh từ sự khuếch tán chất dẫn truyền thần kinh. Trí tuệ nhân tạo, mô hình nhận thức và mạng nơ-ron là những mô hình xử lý thông tin được lấy cảm hứng từ cách hệ thống thần kinh sinh học xử lý dữ liệu. Mạng nơ-ron là một chuỗi các thuật toán cố gắng nhận ra các mối quan hệ cơ bản trong một tập hợp dữ liệu thông qua một quá trình bắt chước cách bộ não con người hoạt động. Theo nghĩa này, mạng nơ-ron đề cập đến hệ thống nơ-ron, có thể là hữu cơ hoặc nhân tạo trong tự nhiên. Mạng nơron có thể thích ứng với việc thay đổi đầu vào; để mạng tạo ra kết quả tốt nhất có thể mà không cần thiết kế lại các tiêu chí đầu ra. Khái niệm về mạng nơ-ron, có nguồn gốc từ trí tuệ nhân tạo, đang nhanh chóng trở nên phổ biến trong sự phát triển của các hệ thống giao dịch.

Trí tuệ nhân tạo và mô hình nhận thức cố gắng mô phỏng một số đặc tính của mạng nơ-ron sinh học. Trong lĩnh vực trí tuệ nhân tạo, mạng nơ-ron nhân tạo đã được ứng dụng thành công để nhận dạng giọng nói, phân tích hình ảnh và điều khiển thích

ứng, nhằm tạo ra các tác nhân phần mềm (trong máy tính và trò chơi điện tử) hoặc robot tự động. Trong lịch sử, máy tính kỹ thuật số phát triển từ mô hình von Neumann và hoạt động thông qua việc thực hiện các lệnh rõ ràng thông qua quyền truy cập vào bộ nhớ của một số bộ xử lý. Mặt khác, nguồn gốc của mạng nơ-ron dựa trên những nỗ lực lập mô hình xử lý thông tin trong các hệ thống sinh học. Không giống như mô hình von Neumann, tính toán mạng nơ-ron không tách biệt bộ nhớ và xử lý. Lý thuyết mạng lưới thần kinh vừa giúp xác định rõ hơn cách thức hoạt động của các tế bào thần kinh trong não vừa cung cấp cơ sở cho những nỗ lực tạo ra trí thông minh nhân tạo.

Mạng nơron (NN), trong trường hợp các nơron nhân tạo được gọi là mạng nơron nhân tạo (ANN) hoặc mạng nơron mô phỏng (SNN), là một nhóm các nơron tự nhiên hoặc nhân tạo được kết nối với nhau sử dụng mô hình toán học hoặc tính toán để xử lý thông tin dựa trên cách tiếp cận liên kết để tính toán. Trong hầu hết các trường hợp, ANN là một hệ thống thích ứng thay đổi cấu trúc của nó dựa trên thông tin bên ngoài hoặc nội bộ truyền qua mạng.

Mạng nơ-ron được sử dụng rộng rãi, với các ứng dụng cho hoạt động tài chính, lập kế hoạch doanh nghiệp, giao dịch, phân tích kinh doanh và bảo trì sản phẩm. Mạng nơ-ron cũng đã được áp dụng rộng rãi trong các ứng dụng kinh doanh như các giải pháp nghiên cứu tiếp thị và dự báo, phát hiện gian lận và đánh giá rủi ro. Mạng nơ-ron đánh giá dữ liệu giá cả và tìm ra cơ hội để đưa ra quyết định thương mại dựa trên phân tích dữ liệu. Các mạng có thể phân biệt sự phụ thuộc lẫn nhau phi tuyến tinh vi và các mẫu mà các phương pháp phân tích kỹ thuật khác không làm được. Theo nghiên cứu, độ chính xác của mạng nơ-ron trong việc đưa ra dự đoán giá cổ phiếu là khác nhau. Một số mô hình dự đoán giá cổ phiếu chính xác từ 50 đến 60 phần trăm trong khi những mô hình khác dự đoán chính xác 70 phần trăm trong tất cả các trường hợp. Một số người đã cho rằng cải thiện 10% hiệu quả là tất cả những gì nhà đầu tư có thể yêu cầu từ mạng nơ-ron. Sẽ luôn có các tập dữ liệu và các lớp nhiệm vụ được phân tích tốt hơn bằng cách sử dụng các thuật toán đã phát triển trước đó. Thuật toán không quá quan trọng; chính dữ liệu đầu vào được chuẩn bị kỹ lưỡng về chỉ số được nhắm mục tiêu sẽ quyết định cuối cùng mức độ thành công của mạng nơ-ron.

1.2.2 Cây quyết định (Decision Tree)

Cây quyết định là một công cụ hỗ trợ quyết định sử dụng mô hình quyết định dạng cây và các hệ quả có thể xảy ra của chúng, bao gồm cả kết quả sự kiện may rủi, chi phí tài nguyên và tiện ích. Đó là một cách để hiển thị một thuật toán chỉ chứa các câu lệnh điều khiển có điều kiện. Cây quyết định thường được sử dụng trong nghiên cứu hoạt động, đặc biệt là trong phân tích quyết định, để giúp xác định chiến lược có nhiều khả năng đạt được mục tiêu nhất, nhưng cũng là một công cụ phổ biến trong học máy.

Cây quyết định là một cấu trúc giống như lưu đồ, trong đó mỗi nút bên trong đại diện cho một "thử nghiệm" trên một thuộc tính (ví dụ: lật xu xảy ra trước), mỗi nhánh biểu thị kết quả. kết quả của bài kiểm tra và mỗi lá đại diện cho một lớp nhãn (quyết định được đưa ra sau khi tính toán tất cả các thuộc tính). Các đường dẫn từ gốc để biểu diễn kiểu luật phân loại.

Trong phân tích quyết định, cây quyết định và sơ đồ ảnh hưởng có liên quan chặt chẽ được sử dụng như một công cụ hỗ trợ ra quyết định trực quan và phân tích, nơi các giá trị kỳ vọng (hoặc tiện ích kỳ vọng) của các lựa chọn thay thế cạnh tranh được tính toán. Một cây quyết định bao gồm ba loại nút

- Các nút quyết định - thường được biểu diễn bằng hình vuông
- Các nút cơ hội - thường được biểu thị bằng các vòng tròn
- Các nút kết thúc - thường được biểu diễn bằng hình tam giác

Một cây có thể được “học” bằng cách tách tập nguồn thành các tập con dựa trên kiểm tra giá trị thuộc tính. Quá trình này được lặp lại trên mỗi tập con dẫn xuất theo cách đệ quy được gọi là phân vùng đệ quy. Quá trình đệ quy được hoàn thành khi tất cả các tập con tại một nút đều có cùng giá trị của biến mục tiêu hoặc khi việc tách không còn thêm giá trị vào các dự đoán. Việc xây dựng bộ phân loại cây quyết định không yêu cầu bất kỳ kiến thức miền hoặc thiết lập tham số nào, và do đó thích hợp cho việc khám phá kiến thức khám phá. Cây quyết định có thể xử lý dữ liệu chiều cao. Nhìn chung bộ phân loại cây quyết định có độ chính xác tốt. Quy nạp cây quyết định là một cách tiếp cận quy nạp điển hình để tìm hiểu kiến thức về phân loại.

1.2.3 K-means clustering

K-Means Clustering là một thuật toán học không giám sát đơn giản và phổ biến được sử dụng để giải quyết các vấn đề phân cụm trong học máy hoặc khoa học dữ liệu. Thông thường, các thuật toán không giám sát đưa ra các suy luận từ tập dữ liệu chỉ sử dụng các vectơ đầu vào mà không đề cập đến các kết quả đã biết hoặc được gắn nhãn.

Mục tiêu của K-means rất đơn giản: nhóm các điểm dữ liệu tương tự lại với nhau. Để đạt được mục tiêu này, K-mean tìm kiếm một số lượng cố định (k) các cụm trong một tập dữ liệu. nhóm các tập dữ liệu không được gắn nhãn thành các cụm khác nhau. Ở đây K là số lượng cụm được xác định trước cần được tạo trong quá trình này, như nếu K = 2, sẽ có hai cụm, và đối với K = 3, sẽ có ba cụm.

Cụm được đề cập đến một tập hợp các điểm dữ liệu được tổng hợp lại với nhau vì có những điểm tương đồng nhất định. Centroid là vị trí đại diện cho trung tâm của cụm. Mọi điểm dữ liệu được phân bổ cho từng cụm với yêu cầu là tổng khoảng cách giữa điểm dữ liệu và các cụm tương ứng của chúng là nhỏ nhất. Nói cách khác, thuật toán K-mean xác định k số centroid, và sau đó phân bổ mọi điểm dữ liệu cho cụm gần nhất, đồng thời giữ các centroid càng nhỏ càng tốt. Ý nghĩa trong K-means đề cập đến giá trị trung bình của dữ liệu; tức là tìm ra điểm trung tâm.

Để sử dụng dữ liệu huấn luyện, quá trình K-means trong Khai phá dữ liệu bắt đầu với nhóm đầu tiên bao gồm các ngẫu nhiên trung tâm được chọn, được sử dụng làm điểm bắt đầu cho tất cả các cụm và sau đó thực hiện các phép tính lặp đi lặp lại để tối ưu hóa vị trí của các trung tâm.

Thuật toán tạm dừng tạo và tối ưu hóa các cụm khi:

- Các centroid đã ổn định không có thay đổi về giá trị của chúng vì việc phân nhóm đã thành công.
- Đã đạt được số lần lặp xác định.

Hoạt động của thuật toán K-Means được giải thích theo các bước dưới đây

- Bước 1: Chọn số K để quyết định số lượng cụm.

- Bước 2: Chọn K điểm hoặc trọng tâm ngẫu nhiên. (Nó có thể khác với tập dữ liệu đầu vào).
- Bước 3: Gán mỗi điểm dữ liệu cho trung tâm gần nhất của chúng, sẽ tạo thành các cụm K được xác định trước.
- Bước 4: Tính toán phương sai và đặt một trung tâm mới của mỗi cụm.
- Bước 5: Lặp lại các bước thứ ba, có nghĩa là chỉ định lại mỗi điểm dữ liệu cho trung tâm gần nhất mới của mỗi cụm.
- Bước 6: Nếu có bất kỳ sự phân công lại nào xảy ra, hãy chuyển sang bước 4, sau đó chuyển đến hoàn tất.
- Bước 7: Mô hình đã sẵn sàng

1.3 Kết luận chương

Chương một đã giới thiệu và trình bày sơ lược về mạng di động, lưu lượng mạng cũng như các trạm thu phát và quản lý mạng di động. Ngoài ra, các khái niệm liên quan đến học máy và sự ảnh hưởng của học máy đến nhiều lĩnh vực khác nhau trong đó mạng di động là một trong những lĩnh vực có tiềm năng để có thể áp dụng các kĩ thuật liên quan đến học máy, nhằm cải thiện chất lượng và nâng cao dịch vụ.

CHƯƠNG 2. GIẢI PHÁP PHÂN LOẠI VÀ MÔ HÌNH DỮ LIỆU CẢNH BÁO

2.1 Giới thiệu chương

Trong chương này xin giới thiệu các giải pháp phân loại, phân cụm dữ liệu logs và mô hình dữ liệu cảnh báo.

2.2 Mô hình dữ liệu

2.2.1 Mô tả dữ liệu đầu vào

Luận văn này đề xuất sử dụng dữ liệu log được lấy từ nguồn dự án nghiên cứu Loghub, LogPAI [12], nghiên cứu dựa này dựa vào nền tảng trí tuệ nhân tạo mã nguồn mở cung cấp một bộ sưu tập lớn dữ liệu logs của nhiều hệ thống khác nhau và được dùng để phân tích logs tự động. Nhiều hoạt động nghiên cứu đã thực hiện thành công và hiệu quả khi áp dụng phương pháp học máy trên nền tảng và dữ liệu logs của dự án này cho các mục đích khác nhau bao gồm phát hiện bất thường hoặc xác định vấn đề lỗi. Nghiên cứu của luận văn cũng sử dụng dữ liệu log từ hệ thống HDFS trong Loghub để thử nghiệm. Dự án nghiên cứu Loghub chia sẻ một bộ sưu tập các bản ghi log hệ thống được đăng tải miễn phí [13]. Dữ liệu logs HDFS này chứa các file log thu được từ hệ thống HDFS tại 33 điểm ở một trường đại học.

Bảng 2.1: Báo cáo thống kê về dữ liệu log file

Số lượng log file	33
Kích thước log file (GB)	16.05
Số lượng bản tin log	58095163
Số lượng bản tin INFO	57570609
Số lượng bản tin log WARN	500971
Số lượng bản tin log ERROR	24030
Số lượng bản tin log FATAL	8019

Các bản tin log trong một hệ thống sẽ xuất liên tục, số lượng log là rất lớn. Vì thế để dễ dàng cho việc phân tích mức độ nghiêm trọng của bản tin log, mỗi một log đều có thuộc tính mức độ cảnh báo để nhận biết mức độ quan trọng của dòng log đó.

Mức độ nghiêm trọng của bản tin log của hệ thống HDFS có các giá trị như sau:

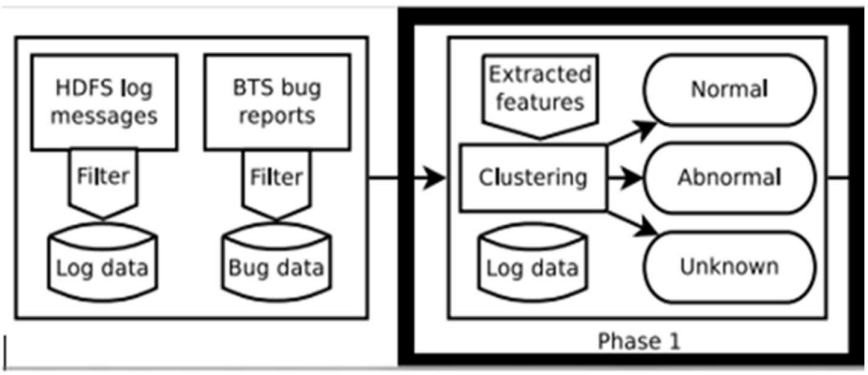
FATAL: Lỗi được hiển thị trên bảng điều khiển trạng thái và có thể gây dừng ứng dụng hoặc hệ thống.

WARN: Cảnh báo tình trạng không mong muốn được hiển thị trên bảng điều khiển trạng thái và đưa ra khả năng có những nguy cơ gây nguy hiểm hệ thống.

INFO: Thông điệp thông báo thông thường trong ứng dụng hoặc tiến trình hệ thống được hiển thị trên bảng điều khiển trạng thái. •

DEBUG: Thông tin chi tiết của một sự kiện để gỡ lỗi ứng dụng hoặc hệ thống được ghi duy nhất vào logs.

TRACE: Thông tin chi tiết hơn DEBUG để giúp gỡ lỗi ứng dụng hoặc hệ thống được ghi duy nhất vào log.



Hình 2.1: Mô tả thiết kế phát hiện log bất thường

Dữ liệu đầu vào trong luận văn này bao gồm các bản tin log khác nhau của hệ thống HDFS với các mức độ nghiêm trọng theo các cấp độ là INFO, WARN, ERROR và FATAL.

Vì các bản tin log INFO có số lượng rất lớn trong hệ thống và hầu hết là không có nhiều giá trị về mặt bất thường của hệ thống, mang tính chất thông tin về hệ thống hơn các bản tin log khác là cảnh báo nguy cơ nên luận văn đề xuất cách tiếp cận là lọc bản tin log INFO ra, song song đó là loại bỏ các bản tin log bị lặp lại và xử lý các bản tin còn lại để đưa vào thuật toán phân cụm. Khi đưa vào mô hình thì đầu vào sẽ là dữ liệu log đã xử lý và đầu ra là các dữ liệu bản tin log bất thường. [14].

Dữ liệu log sẽ được phân loại dựa vào phương pháp phân cụm để chia các dữ liệu log thành 3 loại chính:

- Log bình thường
- Log bất thường
- Log chưa xác định

2.3 Giải pháp phân loại

Để thuận tiện cho việc phân tích thì dữ liệu đầu vào đưa mô hình sau bước lọc dữ liệu thô không cần thiết ban đầu như đã nói ở chương trên, bước tiếp theo là phải phân loại và trích xuất các tính chất của bản tin log dựa vào đặc trưng của các trường thuộc tính của log.

```
2017-01-26 20:01:44 WARN org.apache.
hadoop.hdfs.server.datanode.DataNode:
Slow BlockReceiver write data to disk
cost:892ms (threshold=300ms)
2017-01-26 20:01:47 WARN org.apache.
hadoop.hdfs.server.datanode.DataNode:
Slow manageWriterOsCache took 822ms
(threshold=300ms)
2017-01-26 20:01:50 WARN org.apache.
hadoop.hdfs.server.datanode.DataNode:
Slow BlockReceiver write data to disk
cost:1653ms (threshold=300ms)
```

Hình 2.2: Cấu trúc của 1 bản tin log WARN trong hệ thống HDFS

Các đặc điểm cơ bản có trong bản tin log WARN ở trên bao gồm

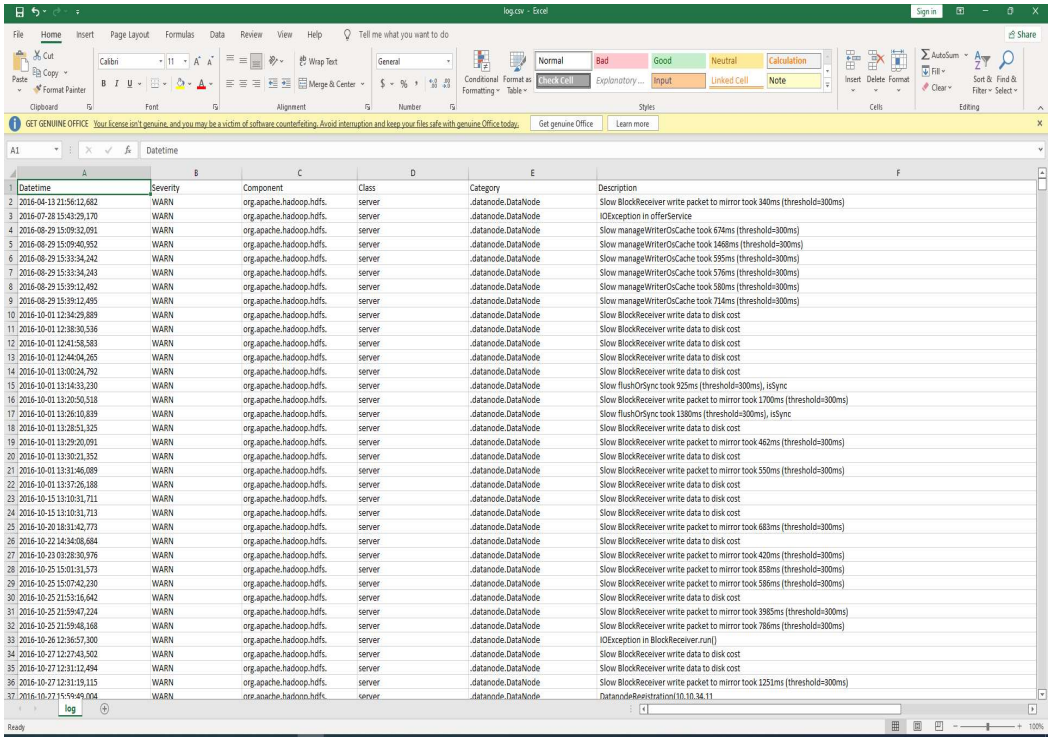
- Ngày tháng năm và giờ xuất log: 2017-01-26 20:01:44
- Mức độ cảnh báo: WARN

- Nơi xuất log: org.apache.hadoop.hdfs.server
- Diễn tả vấn đề lỗi: Slow BlockReceiver write data to disk cost.

Mỗi một thuộc tính của log sẽ được phân biệt bởi khoảng trắng hoặc dấu ":" tất cả các log đều sẽ bao gồm các thông tin rõ ràng thời gian, loại cảnh báo, nơi xuất cảnh báo và diễn giải vấn đề cảnh báo đang tồn tại trong hệ thống.

Dựa vào các đặc điểm chính, thuộc tính của bản tin log ta sẽ phân loại dữ liệu log theo các đặc trưng, định nghĩa các thuộc tính, đồng bộ các trường dữ liệu đó thành một nội dung hoàn chỉnh để đưa vào thuật toán.

Dữ liệu log sau khi thi thập từ các hệ thống, lọc các dữ liệu dư thừa không cần thiết và phân loại được lưu dưới dạng log.csv như hình dưới đây.



Datetime	Severity	Component	Class	Category	Description
2016-04-13 21:56:12,682	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow BlockReceiver write packet to mirror took 340ms (threshold=300ms)
2016-07-28 15:43:29,170	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	IOException in offerService
2016-08-29 15:09:32,091	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow manageWriterOsCache took 674ms (threshold=300ms)
2016-08-29 15:09:40,952	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow manageWriterOsCache took 1468ms (threshold=300ms)
2016-08-29 15:33:34,242	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow manageWriterOsCache took 595ms (threshold=300ms)
2016-08-29 15:33:34,243	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow manageWriterOsCache took 576ms (threshold=300ms)
2016-08-29 15:39:12,492	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow manageWriterOsCache took 580ms (threshold=300ms)
2016-08-29 15:39:12,495	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow manageWriterOsCache took 714ms (threshold=300ms)
2016-10-01 12:34:29,889	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow BlockReceiver write data to disk cost
2016-10-01 12:38:30,536	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow BlockReceiver write data to disk cost
2016-10-01 12:41:58,583	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow BlockReceiver write data to disk cost
2016-10-01 12:44:04,265	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow BlockReceiver write data to disk cost
2016-10-01 13:00:24,792	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow BlockReceiver write data to disk cost
2016-10-01 13:14:33,230	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow flushOrSync took 925ms (threshold=300ms), isSync
2016-10-01 13:20:50,518	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow BlockReceiver write packet to mirror took 1700ms (threshold=300ms)
2016-10-01 13:26:10,839	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow flushOrSync took 1380ms (threshold=300ms), isSync
2016-10-01 13:28:51,325	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow BlockReceiver write data to disk cost
2016-10-01 13:29:20,091	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow BlockReceiver write packet to mirror took 462ms (threshold=300ms)
2016-10-01 13:30:21,352	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow BlockReceiver write data to disk cost
2016-10-01 13:31:46,089	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow BlockReceiver write packet to mirror took 550ms (threshold=300ms)
2016-10-01 13:37:26,188	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow BlockReceiver write data to disk cost
2016-10-15 13:10:31,711	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow BlockReceiver write data to disk cost
2016-10-15 13:10:31,713	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow BlockReceiver write data to disk cost
2016-10-20 18:31:42,773	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow BlockReceiver write packet to mirror took 683ms (threshold=300ms)
2016-10-22 14:34:08,684	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow BlockReceiver write data to disk cost
2016-10-23 03:28:30,976	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow BlockReceiver write packet to mirror took 420ms (threshold=300ms)
2016-10-25 15:01:31,573	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow BlockReceiver write packet to mirror took 858ms (threshold=300ms)
2016-10-25 15:07:42,230	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow BlockReceiver write packet to mirror took 586ms (threshold=300ms)
2016-10-25 21:53:16,642	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow BlockReceiver write data to disk cost
2016-10-25 21:59:47,224	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow BlockReceiver write packet to mirror took 3985ms (threshold=300ms)
2016-10-25 21:59:48,168	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow BlockReceiver write packet to mirror took 786ms (threshold=300ms)
2016-10-26 12:36:57,300	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	IOException in BlockReceiver.run()
2016-10-27 12:27:43,502	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow BlockReceiver write data to disk cost
2016-10-27 12:31:12,494	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow BlockReceiver write data to disk cost
2016-10-27 12:31:19,115	WARN	org.apache.hadoop.hdfs.	server	.datanode.DataNode	Slow BlockReceiver write packet to mirror took 1251ms (threshold=300ms)

Hình 2.3: Dữ liệu log

Bảng dưới đây trình bày danh sách trích xuất các đặc trưng của log được sử dụng để phân cụm các bản tin log

Bảng 2.4: Danh sách trích xuất các thuộc tính của log

Feature	Description	Type
datetime	Ngày giờ xuất ra log	Ngày giờ
severity	Mức độ ảnh hưởng	Liệt kê
component	Thành phần nơi xảy ra	Liệt kê
class	Cấp độ nơi xảy ra	Liệt kê
keyword	Các cụm từ khác nhau	Chuỗi
category	Danh mục log	Liệt kê
repetition	Dữ liệu log lặp lại	Liệt kê

Các thuộc tính ngày và giờ ở định dạng yy/MM/dd HH:mm:ss thì được gộp lại thành một và nó là một thuộc tính được thêm vào để giảm bản tin log lặp lại. Từ các bản tin log lặp lại sẽ tính ra số lần lặp lại của cùng bản tin trong cùng một khoảng thời gian. Thuộc tính lặp lại có thể dựa theo các giá trị: không lặp, không lặp liên tục và lặp lại cao.

Mức độ nghiêm trọng ảnh hưởng hệ thống (SEVERITY) tập trung vào ba giá trị chính đó là: FATAL, ERROR và WARN. Đây là ba loại log có tiềm tàng nguy cơ trở thành cảnh báo những bất thường trong hệ thống mạng. [15].

Tên thành phần (COMPONENT) và loại (CLASS) nơi xuất ra bản tin log được phân tách thành hai thuộc tính

Ví dụ: org.apache.hadoop.ipc.Server sẽ bao gồm

- org.apache.hadoop.ipc: là tên thành phần (COMPONENT)
- Server: là tên loại (CLASS)

Thuộc tính từ khóa (KEYWORD) chứa các từ quan trọng hoặc cụm từ quan trọng từ nội dung được trình bày chi tiết của bản tin log.

Trong quá trình xử lý và đánh giá từ khóa theo kỹ thuật TF-IDF, danh mục thuộc tính được xác định bằng đặc điểm từ khóa, ví dụ: Bộ nhớ, Đĩa, Bộ nhớ đệm, IO, Quy trình, v.v.

Các thuộc tính dạng dữ liệu liệt kê là khả thi để đào tạo và đánh giá phân loại. Các tính năng văn bản cần lọc ra từ khóa thì yêu cầu các bước xử lý tiếp theo để chuyển đổi dữ liệu thô sang dữ liệu khả thi. Các bước này bao gồm loại bỏ các mục dữ liệu thừa, cung cấp dữ liệu bị thiếu các mục, định dạng lại các mục dữ liệu từ các kiểu dữ liệu khác nhau để liệt kê kiểu dữ liệu. Tập dữ liệu được tải đầu tiên vào dữ liệu khung cho phép các mục dữ liệu được thao tác dễ dàng. Sau đó, tập dữ liệu được trích xuất bởi các đặc trưng quan trọng. Nội dung các từ khóa đặc trưng thường được chứa các chuỗi dài để mô tả chi tiết lỗi.

2.4 2.4 Kỹ thuật TFx IDF

TF-IDF (Term Frequency – Inverse Document Frequency) là kĩ thuật sử dụng trong khai phá dữ liệu văn bản để có được các từ khóa quan trọng. Các từ khóa riêng biệt có ít liên quan và từ khóa có trọng số cao tức là có ý nghĩa giá trị cao. Trọng số được dùng để đánh giá sự quan trọng của một từ trong một văn bản. Giá trị cao thể hiện độ quan trọng cao và nó phụ thuộc vào số lần từ xuất hiện trong văn bản nhưng bù lại bởi tần suất của từ đó trong tập dữ liệu. Một vài biến thể của tf-idf thường được sử dụng trong các hệ thống tìm kiếm như một công cụ chính để đánh giá và sắp xếp văn bản dựa vào truy vấn của người dùng. Tf-idf cũng được sử dụng để lọc những từ stopwords trong các bài toán như tóm tắt văn bản và phân loại văn bản.[16]

TF: Term Frequency (Tần suất xuất hiện của từ) là số lần từ xuất hiện trong văn bản. Vì các văn bản có thể có độ dài ngắn khác nhau nên một số từ có thể xuất hiện nhiều lần trong một văn bản dài hơn là một văn bản ngắn. Như vậy, term frequency thường được chia cho độ dài văn bản (tổng số từ trong một văn bản).

IDF – inverse document frequency. Tần số nghịch của 1 từ trong tập văn bản (corpus). Tính IDF để giảm giá trị của những từ phổ biến. Mỗi từ chỉ có 1 giá trị IDF duy nhất trong tập văn bản.

Những từ có giá trị TF-IDF cao là những từ xuất hiện nhiều trong văn bản này, và xuất hiện ít trong các văn bản khác. Việc này giúp lọc ra những từ phổ biến và giữ lại những từ có giá trị cao (từ khoá của văn bản đó).

2.5 Tổng kết chương

Trong chương này thông qua việc nghiên cứu tìm hiểu được một số thuật toán và những công trình liên quan tới phân tích dữ liệu, từ đó giúp luận văn này hiểu rõ hơn về phân tích dữ liệu logs, từ đó hiểu được những ưu nhược điểm của các thuật toán, và các cách xử lý phân loại, tạo tiền đề và cơ sở vững chắc cho nghiên cứu của đề tài luận văn này.

CHƯƠNG 3. ĐỀ XUẤT THUẬT TOÁN PHÂN TÍCH DỮ LIỆU LOG ĐỂ PHÁT HIỆN CẢNH BÁO BẤT THƯỜNG TRONG HỆ THỐNG MẠNG

3.1 Giới thiệu chương

Chương 3 sẽ trình bày về các kỹ thuật học máy sử dụng để phân tích dữ liệu log, cách filter các dữ liệu logs đầu vào, quá trình xử lý trích xuất các đặc trưng của dữ liệu log.

3.2 Thuật toán đề xuất

Luận văn này đề xuất sử dụng phương pháp phân cụm để phát hiện các bất thường trên hệ thống mạng và truyền thông. Dữ liệu khai thác từ bản tin logs của hệ thống. Sẽ áp dụng phương pháp phân cụm K-means để chia dữ liệu bản tin log thành ba cụm:

- Cụm bình thường chứa các thông báo log không thể liên kết đến các lỗi
- Cụm bất thường chứa các thông báo log có thể liên kết đến các lỗi
- Cụm không xác định chứa thông báo log cần điều tra thêm.

Hầu hết các hoạt động nghiên cứu trước đây đều có ứng dụng máy phương pháp học tập để khai thác các tập dữ liệu đơn lẻ bao gồm dữ liệu nhật ký, dữ liệu lỗi hoặc dữ liệu cụ thể khác. Cái này phương pháp tiếp cận tập trung nhiều hơn vào phát hiện lỗi hai giai đoạn tuân theo quy trình quản lý lỗi tiến trình: lọc và phân vùng thông báo nhật ký thành các cụm bình thường, bất thường hoặc không xác định định

Thuật toán 1: Xây dựng các cụm cho dữ liệu log

Đầu vào: Tập dữ liệu X và số lượng cụm K

Đầu ra: Danh sách các tâm điểm M và các điểm dữ liệu Y thuộc chúng.

Các bước:

Bước 1: Chọn ngẫu nhiên K điểm làm tâm điểm ban đầu

Bước 2: Gán mỗi điểm dữ liệu cho một cụm có tâm gần nó nhất

Bước 3: Dừng thuật toán nếu không còn có thay đổi

Bước 4: Tính giá trị trung bình của tất cả các điểm dữ liệu trong các cụm

Bước 5: Cập nhật các tâm điểm cho các cụm K

Bước 6: Lặp lại bước 2

Trả về kết quả: Xác định số tâm điểm M và các điểm dữ liệu Y

Thuật toán 1 trình bày các bước để xây dựng các cụm cho các dữ liệu log. Thuật toán bắt đầu với K centroid, trong đó mỗi centroid là một vectơ gồm d phần tử giá trị ban đầu ngẫu nhiên (Bước 1). Sử dụng Euclide distance, mỗi bản tin log có d đặc trưng dưới dạng vectơ được gán cho một cụm có khoảng cách gần nhất với tâm của cụm (Bước 2). Thuật toán dừng nếu việc gán các bản tin log thành các cụm không còn thay đổi (Bước 3). Nếu không, thuật toán tiếp tục cập nhật các tâm điểm mới cho các cụm bằng cách tính toán các giá trị trung bình của tất cả các các bản tin log trong các cụm (Bước 4 & Bước 5) và sau đó lặp lại Bước 2. Cuối cùng là ra kết quả là danh sách các tâm điểm M và tập hợp các bản tin log Y của từng cụm.

Phương pháp phân cụm K-mean nhằm mục đích phân vùng điểm dữ liệu thành các cụm sao cho điểm dữ liệu trong cùng một cụm chia sẻ các đặc trưng giống nhau. Phương pháp học không giám sát này không có biết về nhãn của các điểm dữ liệu. Giả sử tập dữ liệu X = [x1, ..., xN] của N số lượng log; mỗi bản tin log biểu diễn một vectơ xi = [xi1, ..., xid], trong đó d biểu thị số trích xuất các tính năng của một thông báo nhật ký; K<N biểu thị số lượng các cụm. Phương pháp này tìm kiếm tâm cụm M = [m1, ..., mK] và thông báo kiểu dữ liệu của chúng, ví dụ: nhãn bình thường, bất thường hoặc không xác định.

Luận văn đã sử dụng python và một số thư viện sklearn, pandas, numpy, v.v. để lọc và xử lý dữ liệu log và thực hiện phân cụm K-mean. Điều cần thiết là trích xuất các thuộc tính, đặc trưng của log vì các phương pháp sử dụng chỉ áp dụng cho kiểu dữ liệu phân loại theo kiểu phân loại thứ tự, phân loại danh nghĩa, hoặc có đặc điểm liên tục. Tuy nhiên, dữ liệu log thường chứa các đặc điểm văn bản như tiêu đề, mô tả hoặc đoạn văn, v.v. chứa những thông tin quan trọng để khai thác.

Thuật toán 2: Chọn các từ khóa riêng biệt cho dữ liệu log

Đầu vào: Bộ từ khóa thô (tiêu đề, mô tả, đoạn văn, v.v.)

Đầu ra: Bộ từ khóa riêng biệt có trọng số.

Các bước:

Bước 1: Tải bộ từ khóa gốc

Bước 2: Loại bỏ các từ lặp thường xuyên hoặc thừa, gây nhiễu bằng stop-word

Bước 3: Giảm bớt các từ bị nhầm lẫn với cách viết gốc và bổ sung

Bước 4: Xóa các từ vô nghĩa bằng biểu thức chính quy

Bước 5: Xử lý tf × idf trên bộ từ khóa đã lọc

Bước 6: Chọn các từ khóa riêng biệt có trọng số cao

Trả về kết quả: Bộ từ khóa riêng biệt có trọng số

Áp dụng các phương pháp xử lý văn bản cho các tính năng văn bản. Thuật toán 2 chọn các từ khóa riêng biệt với trọng số từ các dữ liệu log. Các thuật toán bắt đầu với việc tải bộ từ khóa gốc (Bước 1), áp dụng một số bước để loại bỏ các từ không quan trọng và sửa các từ được chọn lọc (Bước 2, 3, 4) và tạo bộ từ khóa đã lọc. Thuật toán này sau đó sử dụng kỹ thuật tf×idf để đánh giá trọng số bộ từ khóa đã lọc (Bước 5) và trả về các từ khóa riêng biệt với trọng số cao (Bước 6).

3.3 Các bước thực hiện

3.3.1 Import các thư viện cần thiết

Trong luận văn sử dụng ngôn ngữ lập trình Python với các bộ thư viện để xử lý dữ liệu như:

- Scikit-learn là một thư viện ngôn ngữ lập trình Python về trí tuệ nhân tạo giúp áp dụng các thuật toán máy học tiện lợi nhanh chóng hơn [17]. Nó có các thư viện thuật toán có sẵn để phân loại đối tượng, xây dựng hồi quy, nhóm các đối tượng tương tự thành tập hợp như phân cụm, giảm số lượng biến ngẫu nhiên, xử lý trước dữ liệu và có thể so sánh, chọn mô hình.
- Numpy: Xử lý mảng đa chiều, ma trận
- Pandas: Xử lý và trực quan dữ liệu có cấu trúc
- Matplotlib: Thư viện vẽ đồ thị
- Seaborn: Đồ thị hóa dữ liệu

Ngoài ra còn có các thư viện khác về toán học như math, scipy.sparse và các thuật toán học máy để phân cụm dữ liệu là K-means [18], tìm số lượng cụm tối ưu cho thuật toán K-means như hệ số Silhouette hoặc phương pháp Elbow

3.3.2 Import dữ liệu log và rút trích thuộc tính quan trọng bằng TF-IDF

Dữ liệu được xử lý trên Colaboratory hay còn được biết đến với tên gọi là Google Colab, là một dịch vụ đám mây từ Google Research, nó cho phép thực thi các đoạn code ngôn ngữ lập trình python thông qua trình duyệt web, rất phù hợp với phân tích dữ liệu, học máy và cho giáo dục. Colab không cần yêu cầu cài đặt hay cấu hình

máy tính, mọi thứ có thể chạy thông qua trình duyệt, có thể sử dụng, chia sẻ tài nguyên máy tính của Google từ CPU tốc độ cao và cả GPU và cả TPU.

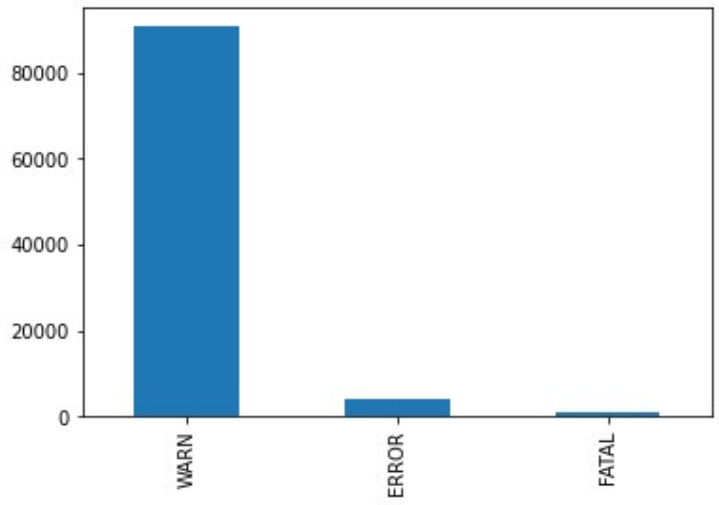
	Datetime	Severity	Component	Class	Category	Description
0	2015-09-19 11:20:12,984	ERROR	org.apache.hadoop.hdfs	server	datanode.DataNode	RECEIVED SIGNAL 15: SIGTERM
1	2015-08-26 15:04:30,360	ERROR	org.apache.hadoop.hdfs	server	datanode.VolumeScanner	nner: VolumeScanner(/opt/hdfs/data, DS-e4e85a3...
2	2015-08-25 19:42:05,762	ERROR	org.apache.hadoop.hdfs	server	datanode.DataNode	RECEIVED SIGNAL 15: SIGTERM
3	2015-08-25 19:04:08,209	ERROR	org.apache.hadoop.hdfs	server	datanode.DataNode	RECEIVED SIGNAL 15: SIGTERM
4	2015-08-21 11:16:44,183	ERROR	org.apache.hadoop.hdfs	server	datanode.DataNode	RECEIVED SIGNAL 15: SIGTERM

Hình 3.1: Dữ liệu log đã Import

Dữ liệu log được lấy từ dự án Loghub được chia sẻ ở trang

- https://zenodo.org/record/3227177#.Yachr3tBwh0

Sau khi lọc bỏ các dữ liệu log có thuộc tính Severity là loại INFO, đây là những bản tin thông báo của hệ thống không chứa những nguy cơ nguy hiểm. Sẽ còn lại 3 dạng thuộc tính Severity là: WARN, ERROR và FATAL. Đây là các đặc trưng chính để phân cụm và xác định tính chất của cụm dữ liệu.



Hình 3.2: Thống kê thuộc tính Severity

Dữ liệu bao gồm các thuộc tính có số lượng log như sau:

- WARN = 90746 log
- ERROR=3804 log
- FATAL=888 log

Từ dữ liệu dataset đâu vào, ta sẽ có 6 loại thuộc tính quán trọng với quá trình phân cụm như sau: Severity, Component, Class, Category, Description

Không tính thuộc tính Datetime chỉ ngày tháng năm xuất ra log thì các thuộc tính còn lại có kiểu dữ liệu là liệt kê ngoài trừ thuộc tính Description là dạng chuỗi. [19]

Thuộc tính Severity: Mức độ cảnh báo của bản tin log

Thuộc tính Component: Chứa thành phần nơi xuất ra các bản tin log

Thuộc tính Class: Chứa thông tin hệ thống nơi xuất ra các bản tin log

Thuộc tính Description: Đoạn mô tả, báo cáo lỗi của mỗi log.

Một số ví dụ từ một loạt các ngành để làm cho các khái niệm về phân tích chuỗi thời gian và dự báo cụ thể hơn:

- Dự báo giá đóng cửa của cổ phiếu mỗi ngày.
- Dự báo doanh số bán sản phẩm theo đơn vị bán ra mỗi ngày cho một cửa hàng.
- Dự báo thất nghiệp cho một tiểu bang mỗi quý.
- Dự báo giá xăng trung bình mỗi ngày.

Những thứ ngẫu nhiên sẽ không bao giờ được dự báo chính xác, cho dù chúng ta thu thập bao nhiêu dữ liệu hay mức độ nhất quán. Ví dụ: chúng ta có thể quan sát dữ liệu hàng tuần về mọi người trúng xổ số, nhưng chúng ta không bao giờ có thể dự đoán ai sẽ thắng tiếp theo. Cuối cùng, tùy thuộc vào dữ liệu và phân tích dữ liệu chuỗi thời gian về thời điểm nên sử dụng dự báo, bởi vì dự báo rất khác nhau do các yếu tố khác nhau. Sử dụng phán đoán của bạn và biết dữ liệu của bạn.

Thuộc tính Description này sẽ được lọc ra nhờ phương pháp TF x IDFđể trích xuất ra từ quan trọng nhất trong phần mô tả lỗi của một log. Từ khóa này thường là từ xuất hiện nhiều trong mô tả của log này nhưng lại ít xuất hiện trong mô tả của các log khác. Các từ khóa này là các từ có giá trị cao trong phần mô tả của một lỗi và đã được lọc bỏ các từ thông thường trong các đoạn mô tả. Sau khi dùng kỹ thuật TF x IDFdữ liệu log sẽ có thêm một thuộc tính mới là Keyword biểu diễn từ khóa quan trọng của mỗi một log trong dataset.

95438 rows

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	2
error	0.437623	0.455408	0.455408	0.425867	0.455408	0.455408	0.455408	0.449555	0.18624	0.449555	0.121278	0.426602	0.425867	0.226493	0.425867	0.226493	0.425867	0.425867	0.18624	0.18624	0.425867	0.455408	0.455408	0.42586
operationsrc	0.431340	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000	0.00000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000
read_block	0.431340	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000	0.00000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000
dataxceiver	0.302220	0.314502	0.314502	0.000000	0.314502	0.314502	0.314502	0.310460	0.00000	0.310460	0.000000	0.294608	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000	0.00000	0.000000	0.314502	0.314502	0.00000
dst	0.302220	0.314502	0.314502	0.000000	0.314502	0.314502	0.314502	0.310460	0.00000	0.310460	0.000000	0.294608	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000	0.00000	0.000000	0.314502	0.314502	0.00000

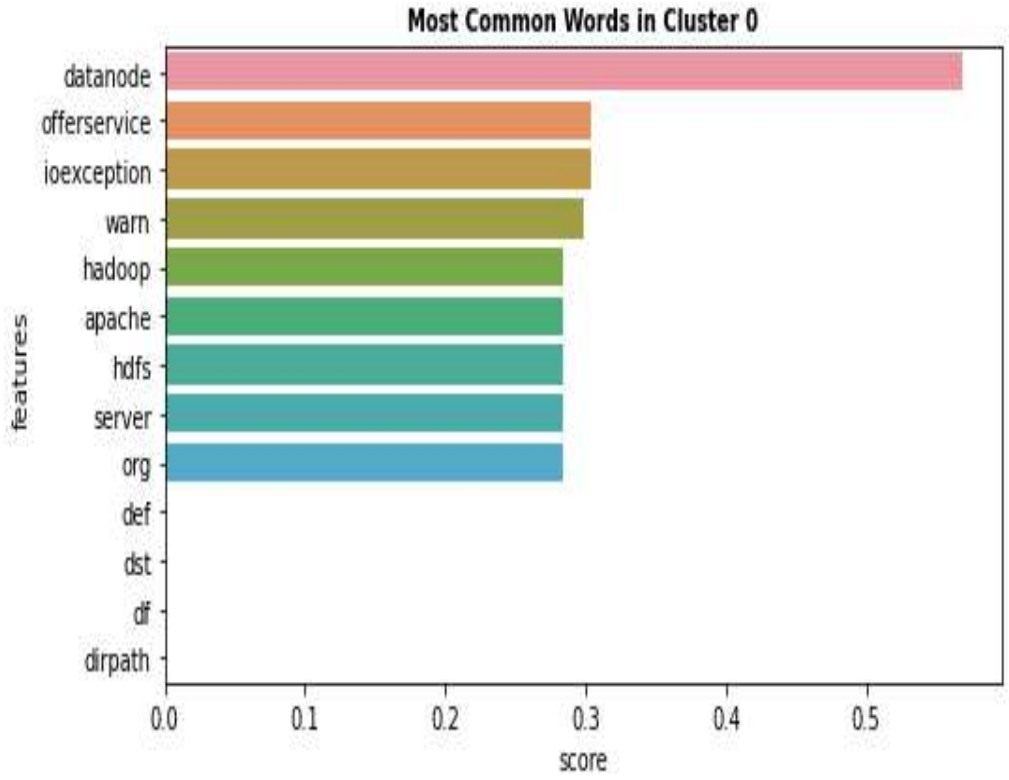
5 rows x 95438 columns

Hình 3.3: Giá trị TF x IDF sau khi tính toán

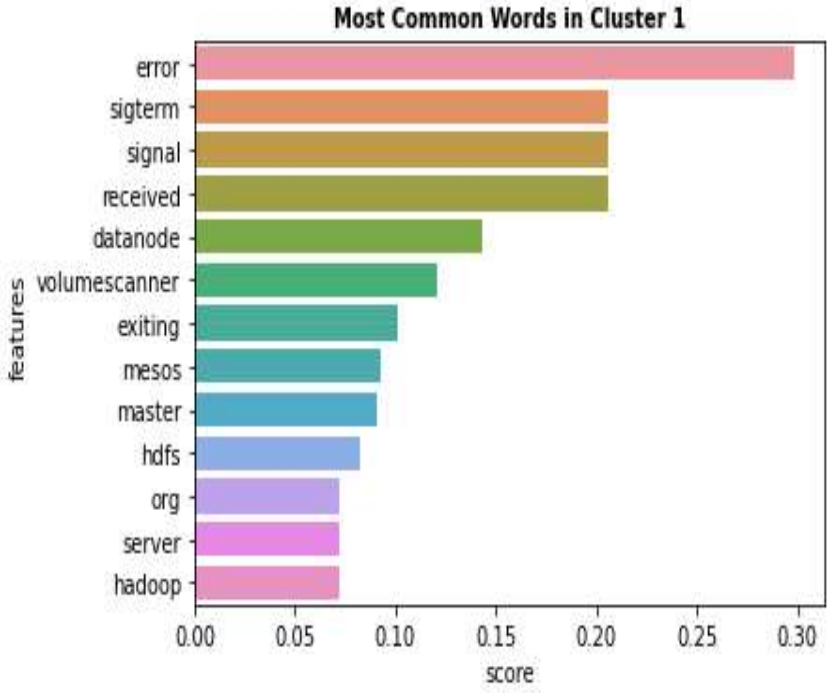
3.3.3 Áp dụng thuật toán K-means phân cụm dữ liệu log

Dựa theo dữ liệu log đã rút trích đặc trưng ta tiến hành phân cụm dữ liệu [20], ta sẽ có 6 loại thuộc tính quán trọng với quá trình phân cụm như sau: Severity, Component, Class, Category, Keyword

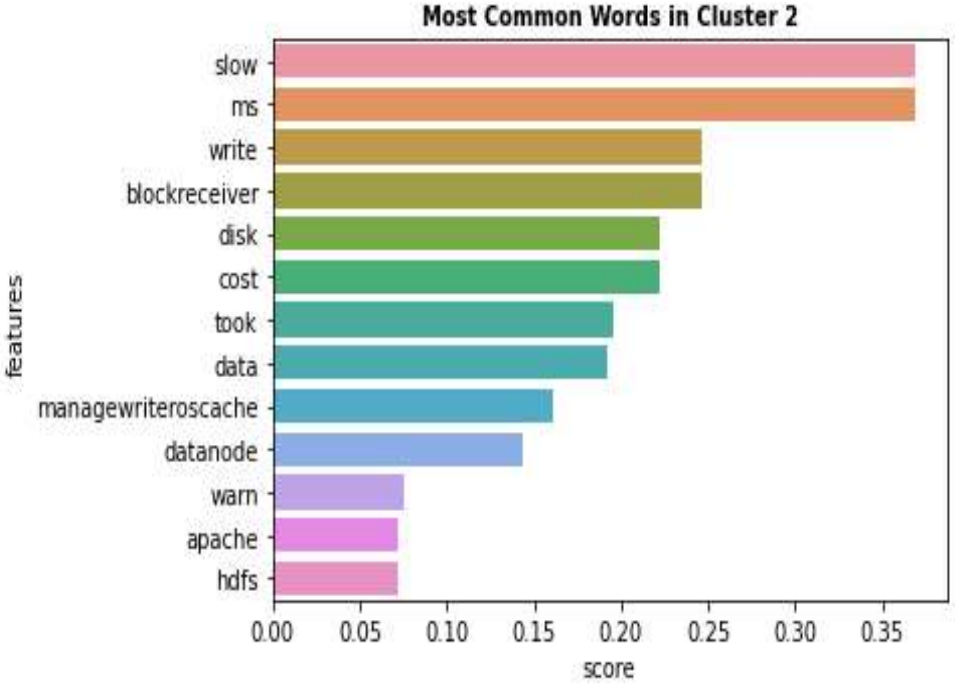
Tiến hành lượng tử hóa các thuộc tính biểu diễn thành dạng vector để đưa vào K-means thực hiện quá trình xử lý, luận văn sẽ thực thi kỹ thuật K-means chia dữ liệu thành 3 cụm.



Hình 3.4: Kết quả phân cụm thứ 1

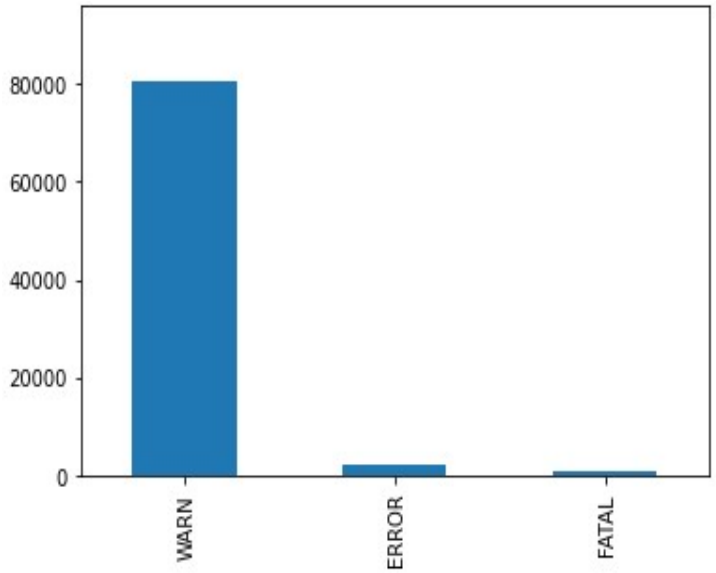


Hình 3.5: Kết quả phân cụm thứ 2

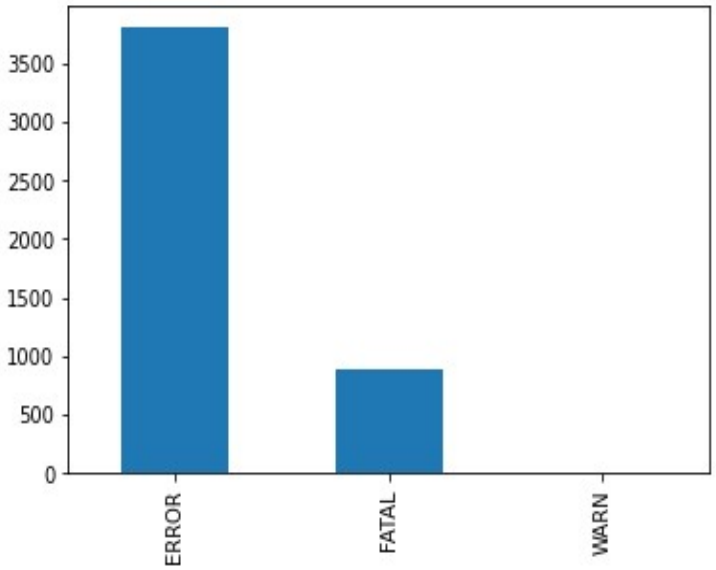


Hình 3.6: Kết quả phân cụm thứ 3

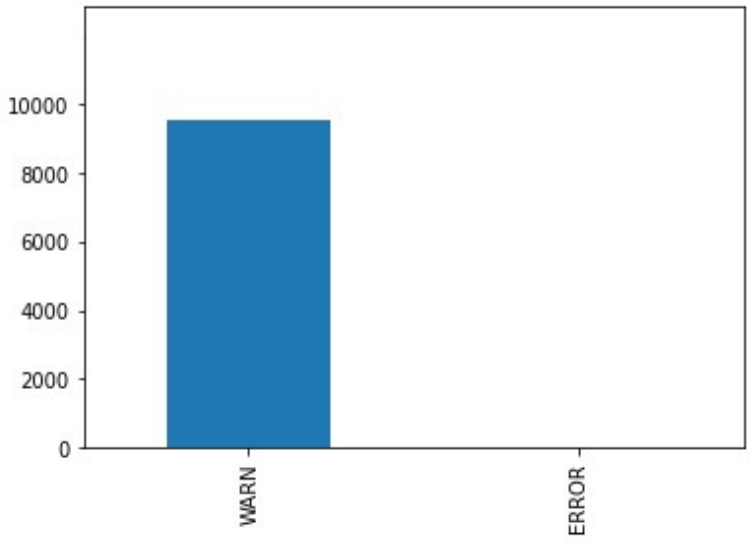
Dựa vào các mô hình hóa trong mỗi cụm đã phân ra được, có thể phân tích ra được các cụm nào là dữ liệu log bất thường, dữ liệu log bình thường và log chưa xác định [21] dựa vào các từ khóa và số lượng log thuộc severity nào.



Hình 3.7: Số lượng log của kết quả phân cụm 1



Hình 3.8: Số lượng log của kết quả phân cụm 2



Hình 3.9: Số lượng log của kết quả phân cụm 2

Theo kết quả phân cụm dựa và số lượng log ở mỗi cụm, ta thấy:

- Số lượng log ở cụm thứ 1 phần lớn là WARN, một số ít là ERROR và FATAL
- Số lượng log ở cụm thứ 2 phần lớn là ERROR, tiếp theo là FATAL và số ít là WARN
- Số lượng log ở cụm thứ 2 phần lớn là WARN

Từ đó kết quả phân cụm như sau

- Cụm 1: Cụm dữ liệu log chưa xác định
- Cụm 2: Dữ liệu log bất thường
- Cụm 3: Dữ liệu log bình thường

3.4 Kết luận chương

Việc ứng dụng các kỹ thuật học máy Machine Learning vào trong phân tích dữ liệu log để phát hiện các cảnh báo bất thường là một trong những xu thế hiện đang thu hút nhiều học giả. Việc kết hợp các trí tuệ nhân tạo, các kỹ thuật học máy với các công cụ giám sát mạng hiện có cũng là một trong những hướng phát triển tốt và giúp nhanh chóng phát hiện và xử lý lỗi. Thực nghiệm trong luận văn này chỉ thể hiện được một phần nào đó việc phân tích logs có thể đạt được. Tuy không thể phân tích và đánh giá hoàn hảo được nhưng kết quả có co sở và có khả quan trong việc kết hợp

xử lý Log và các thuật toán thông minh là những bước đi đầu tiên cho những nghiên cứu mở rộng tiếp theo về phân tích log để có thể tiến xa hơn là dự báo trước sự cố.

CHƯƠNG 4. KẾT LUẬN

4.1 Giới thiệu chương

Đánh giá kết quả đã thực hiện được của luận văn và đưa ra kết luận

4.2 Mô tả môi trường thực nghiệm thuật toán

Dựa vào mô hình dữ liệu được đề xuất tiến hành xây dựng thuật toán phân tích dữ liệu log để phát hiện cảnh báo bất thường, sử dụng ngôn ngữ lập trình Python với bộ thư viện Scikit-learn (Sklearn) là thư viện chuyên sâu nhất dành cho các thuật toán học máy để lọc dữ liệu và tối ưu dữ liệu đầu vào

Bước 1: Tiếp nhận giá trị dữ liệu input

Bước 2: Phân tích các input để lọc các đặc trưng dư thừa, lặp lại, các đặc trưng phổ biến không có nhiều thông tin hay giá trị cần thiết, sau đó rút trích các đặc trưng của các input,

Bước 3: Dựa vào các thuộc tính trên chúng ta sử dụng machine learning, kỹ thuật học máy K-means để phân cụm các dữ liệu đầu vào.

Bước 4: Dựa vào kết quả phân cụm ta sẽ có được dữ liệu cảnh báo bất thường tiềm tàng có nguy cơ gây nguy hiểm.

4.3 Kết quả thực nghiệm của thuật toán.

- Kết quả quá trình lọc dữ liệu
- Kết quả quá trình phân cụm
- Đánh giá hiệu quả của quá trình phân cụm dữ liệu log

4.4 Kết quả về mặt lý thuyết

Tìm hiểu và nắm được các nguyên lý cơ bản của các kỹ thuật học máy, lý thuyết về trí tuệ nhân tạo và định nghĩa các phương pháp khai phá dữ liệu

Tìm hiểu về kỹ thuật phân cụm K-means và ứng dụng vào để phân tích dữ liệu log

Hiểu được mô hình dữ liệu log, biết cách lọc dữ liệu đầu vào và trích xuất thuộc tính

4.5 Kết quả về mặt thực tiễn

Luận văn đã đưa ra giải pháp phân loại logs, phân tích log dựa các kỹ thuật IF-IDF khai phá văn bản, giúp trích xuất được các thông tin quan trọng từ miêu tả lỗi của log

Luận văn đã đã đề xuất được thuật toán giúp phát hiện cảnh báo bất thường dựa vào phân tích dữ liệu logs, thuật toán phân cụm K-means xác định được các loại dữ liệu log bất thường cần chú ý kiểm tra, các dữ liệu log bình thường có thể bỏ qua, các dữ liệu log chưa rõ cần xem xét tiếp.

Xây dựng được mô hình dữ liệu lỗi log giúp phát hiện cảnh báo bất thường bao gồm các thuộc tính cần thiết, phân tích và đánh giá hiệu quả của mô hình

Mô hình trên có thể hỗ trợ người dùng trên các hệ thống giám sát cảnh báo, khi người dùng phân vùng được bản tin log thuôc nhóm nguy cơ gây nguy hiểm cho hệ thống sẽ có thể nhận định sớm từ ban đầu mức độ ảnh hưởng của lỗi đó đến hệ thống mạng.

4.6 Hạn chế

Kết quả có được vẫn còn phải cải tiến thêm, dữ liệu phân tích log cần được phân loại với số lượng lớn hơn và mở rộng đối tượng hệ thống mạng áp dụng.

Dữ liệu log cần phải cải thiện hơn về độ chính xác, loại bỏ các thông tin không cần thiết, gây sai lệch trong quá trình đánh giá hiệu quả mô hình

Các trường hợp lỗi nghiêm trọng bị phân loại sai thành không nghiêm trọng còn nhiều, gây nhầm lẫn cho người sử dụng nếu áp dụng với thực tế.

Thuật toán phân cụm K-means trong luận văn chưa phải là tối ưu nhất, chưa phân cụm hết được tất cả các bản tin log và sẽ có những bản tin log không thể xác định được bằng phương pháp này.

4.7 Hướng phát triển

Cải thiện dữ liệu đầu vào, lọc ra và xây dựng được mô hình dữ liệu log có độ tin cậy cao và chính xác hơn.

Tiếp tục cải tiến rút trích các đặc trưng để phù hợp hơn cho quá trình phân tích dữ liệu, cải thiện độ chính xác trong việc phân cụm các dữ liệu log

Nghiên cứu sâu các thuộc tính của log, trích xuất ra được các thuộc tính mới để xây dựng được mô hình dữ liệu log hiệu quả hơn

. Nghiên cứu và phát triển hơn các thuật toán để cải thiện hiệu quả phân tích dữ liệu log. Phân cụm các vùng dữ liệu log chính xác hơn nữa.

Tiến hành áp dụng cho cho hệ thống mạng lưới mạng băng rộng của Viễn thông Tây Ninh. Phân tích ra các log có thể gây lỗi nghiêm trọng dựa trên cơ sở dữ liệu là các log hệ thống xuất ra và mức độ nghiêm trọng của một lỗi thực tế đã từng xảy ra trước đây. Từ phân tích log đó phát hiện ra tín hiệu bất thường trên hệ thống mạng băng rộng thuộc Viễn thông Tây Ninh đưa ra cảnh báo sớm các sự cố có thể ảnh hưởng nghiêm trọng đến hệ thống để có biện pháp ngăn chặn kịp thời. Góp phần giảm thiểu rủi ro cho hệ thống mạng và truyền thông.