

**ĐẠI HỌC QUỐC GIA TP HCM
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN
KHOA CÔNG NGHỆ PHẦN MỀM**

KHÓA LUẬN TỐT NGHIỆP

**XÂY DỰNG HỆ THỐNG LỌC RÁC CHO HỆ THỐNG
PHÁT HIỆN TIN NÓNG TỪ CÁC TRANG TIN TỨC**

Giảng viên hướng dẫn: TS. Huỳnh Ngọc Tín

Sinh viên 1: Hoàng Anh Minh

MSSV: 13520505

Lớp: CNPM08

Khóa: 2013-2017

Sinh viên 2: Lâm Tuấn Anh

MSSV: 13520020

Lớp: CNPM08

Khóa: 2013-2017

TP HỒ CHÍ MINH – Tháng 6, năm 2017

ĐẠI HỌC QUỐC GIA TP HCM
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN
KHOA CÔNG NGHỆ PHẦN MỀM

KHÓA LUẬN TỐT NGHIỆP

**XÂY DỰNG HỆ THỐNG LỌC RÁC CHO HỆ THỐNG
PHÁT HIỆN TIN NÓNG TỪ CÁC TRANG TIN TỨC**

Giảng viên hướng dẫn: **TS. Huỳnh Ngọc Tín**

Sinh viên 1: **Hoàng Anh Minh**

MSSV: **13520505**

Lớp: **CNPM08**

Khóa: **2013-2017**

Sinh viên 2: **Lâm Tuấn Anh**

MSSV: **13520020**

Lớp: **CNPM08**

Khóa: **2013-2017**

Đơn vị đồng hành: **VCCorp**

TP HỒ CHÍ MINH – Tháng 12, năm 2017

DANH SÁCH HỘI ĐỒNG BẢO VỆ KHÓA LUẬN

Hội đồng chấm khóa luận tốt nghiệp, thành lập theo Quyết định số
ngày của Hiệu trưởng Trường Đại học Công nghệ Thông tin.

1. – Chủ tịch.
2. – Thư ký.
3. – Ủy viên.
4. – Ủy viên.

This image shows a full page of white paper with horizontal dotted lines, typical of primary-ruled notebook paper. The lines are evenly spaced and run across the width of the page. There are no margins, text, or other markings on the paper.

This image shows a full page of white paper with horizontal dotted lines, typical of primary school writing paper. The lines are evenly spaced and run across the width of the page. There are no margins, text, or other markings on the paper.

LỜI CẢM ƠN

Trước tiên, em xin gửi lời cảm ơn chân thành đến TS. Huỳnh Ngọc Tín, người đã tận tình giúp đỡ, trực tiếp chỉ bảo, hướng dẫn em trong suốt quá trình thực hiện khóa luận tốt nghiệp này. Những kinh nghiệm, lời nhận xét và chia sẻ của thầy truyền đạt cho em thật sự rất quý báu và ý nghĩa.

Em cũng gửi lời cảm ơn đến quý thầy cô đang công tác tại Trường Đại học Công Nghệ Thông Tin nói chung và Khoa Khoa học máy tính nói riêng đã dạy dỗ, truyền đạt những kiến thức, kinh nghiệm vô cùng quý báu, giúp em vận dụng trong quá trình thực tập.

Ngoài ra, xin cảm ơn sự hỗ trợ quý giá của các bạn trong nhóm AdTech tại công ty VCCorp trong quá trình xây dựng hệ thống.

Cuối cùng, em xin chúc thầy luôn mạnh khỏe và đạt nhiều thành công trong cuộc sống.

Tp. HCM, tháng 12 năm 2017

Sinh viên thực hiện

Hoàng Anh Minh

Lâm Tuấn Anh

Mục lục

Mục lục	v
Danh mục các ký hiệu, thuật ngữ và chữ viết tắt	viii
Danh sách bảng	ix
Danh sách hình vẽ	x
TÓM TẮT KHÓA LUẬN	1
Chương 1. MỞ ĐẦU	3
1.1 Dẫn nhập	3
1.2 Mục tiêu đề tài	4
1.3 Nội dung thực hiện	4
1.4 Phạm vi đề tài	4
1.5 Cấu trúc báo cáo	5
Chương 2. BÀI TOÁN PHÁT HIỆN TIN NÓNG VÀ CÁC PHƯƠNG PHÁP TIẾP CẬN PHỔ BIẾN	6
2.1 Mở đầu	6
2.2 Giới thiệu bài toán	6
2.2.1 Các khái niệm cơ bản	6
2.2.2 Bài toán Topic Detection and Tracking	7
2.2.3 Bài toán phát hiện tin nóng	7
2.2.4 Phát biểu bài toán phát hiện tin nóng từ Twitter	8
2.3 Các nghiên cứu liên quan	8
2.4 Giới thiệu một số độ đo khoảng cách/sự tương đồng	9

2.5	Các phương pháp tiếp cận phổ biến	9
2.5.1	Thuật toán gom cụm k-láng giềng gần (k-Nearest Neighbor) . .	10
2.5.1.1	Ý tưởng	10
2.5.1.2	Minh họa thuật toán	10
2.5.1.3	Mã giả	12
2.5.1.4	Ưu điểm, hạn chế	12
2.5.2	Thuật toán gom cụm có Boost trọng số cho Named Entity . . .	13
2.5.2.1	Ý tưởng	13
2.5.2.2	Minh họa thuật toán	13
2.5.2.3	Mã giả	15
2.5.2.4	Ưu điểm, hạn chế	16
2.5.3	Thuật toán Locality Sensitive Hashing	16
2.5.3.1	Ý tưởng	16
2.5.3.2	Minh họa cách tính hash code cho LSH	17
2.5.3.3	Mã giả	19
2.5.3.4	LSH cải tiến	20
2.6	Giới thiệu một số độ đo đánh giá phân lớp	21
2.6.1	Khoảng cách cục bộ và toàn cục (Intra-cluster và Inter-cluster distance)	22
2.6.2	Độ đo Dunn index	23
2.6.3	Hệ số Silhouette (Silhouette coefficient)	23
2.6.4	Độ đo Purity	24
2.7	Xếp hạng cụm	25
2.8	Kết chương	26
Chương 3. HIỆN THỰC HỆ THỐNG PHÁT HIỆN TIN NÓNG		27
3.1	Mở đầu	27
3.2	Mô hình hệ thống	27
3.3	Phân hệ thu thập dữ liệu (Data Streaming)	28
3.4	Phân hệ tiền xử lý dữ liệu (Data Preprocessor)	28
3.5	Phân hệ phân loại tin tức	28

3.6	Phân hệ phân loại loại rác	29
3.7	Thiết kế hệ thống	29
3.8	Cài đặt hệ thống	31
3.8.1	Các package	31
3.8.2	Cơ sở dữ liệu MongoDB	32
3.8.2.1	Collection News	33
3.8.2.2	Collection HashCode	33
3.9	Kết quả	34
3.10	Kết chương	37
Chương 4.	THỰC NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ	38
4.1	Mở đầu	38
4.2	Tổng quan về bộ dữ liệu	38
4.3	Thiết lập thực nghiệm, cách đánh giá	41
4.4	Kết quả thực nghiệm	41
4.4.1	Kết quả train model phân loại tin tức	41
4.4.1.1	Kết quả dựa trên nội dung của tin của tập mẫu	41
4.4.1.2	Kết quả dựa trên tiêu đề của tin của tập mẫu	43
4.4.2	Kết quả train model phân loại loại tin rác	45
4.5	Nhận xét	47
4.5.1	Nhận định về các thuật toán phân lớp cho bài toán	47
4.6	Kết chương	47
KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN		48
	Kết quả đạt được	48
	Hướng phát triển	48
TÀI LIỆU THAM KHẢO		50
Phụ lục. Giới thiệu về thư viện Apache Lucene		52

Danh mục các ký hiệu, thuật ngữ và chữ viết tắt

Topic Detection and Tracking	: Phát hiện và theo dõi sự kiện
First Story	: Bài viết đầu tiên về một sự kiện
First Story Detection	: Phát hiện bài viết đầu tiên
Nearest Neighbor Search	: tìm láng giềng gần nhất
Locality Sensitive Hashing	: thuật toán Locality Sensitive Hashing
Document	: một bài viết/điểm dữ liệu trong hệ thống
Tweet	: một bài đăng bởi bất kỳ người dùng nào trên Twitter
Merge Threshold	: Giá trị ngưỡng dùng khi xét hai document có đủ tương đồng để gom vào một cụm hay không

Danh sách bảng

2.1	Độ tương đồng cosine giữa các document	11
3.1	So sánh các thuật ngữ giữa SQL và MongoDB	33
3.2	Các trường của collection News	33
3.3	Các trường của collection HashCode	34
4.1	Thống kê dữ liệu gán nhãn	38
4.2	Thống kê loại rác	39
4.3	Danh sách từ khóa để thu thập dữ liệu	40
4.4	Thông số cơ bản của tập train	41
4.5	Thời gian train model	41
4.6	Kết quả train model dựa trên một số độ đo	42
4.7	Thông số cơ bản của tập train	43
4.8	Thời gian train model	43
4.9	Kết quả train model dựa trên một số độ đo	44
4.10	Thông số cơ bản của tập train	45
4.11	Thời gian train model	45
4.12	Kết quả train model dựa trên một số độ đo	46

Danh sách hình vẽ

2.1	Cách xử lý một document mới trong thuật toán Nearest Neighbor Search	11
2.2	Cách xử lý một document mới theo thuật toán Boost Named Entity . .	14
2.3	Cách tính hash code cho một document trong một hash table	18
3.1	Các thành phần chính của hệ thống	27
3.2	Kiến trúc hệ thống crawler tin tức	29
3.3	Kiến trúc hệ thống kết hợp Multilayer architecture kết hợp với mô hình MVC	30
3.4	Giao diện điều khiển thu thập dữ liệu Twitter	34
3.5	Giao diện thêm xóa từ khóa để thu thập dữ liệu Twitter	35
3.6	Giao diện điều khiển thuật toán phát hiện tin nóng	35
3.7	Giao diện hiển thị các cụm bài viết cho biên tập viên	36
3.8	Chi tiết một cụm bài viết	36

TÓM TẮT KHÓA LUẬN

Với sự phát triển chóng mặt của công nghệ số, chúng ta có thể tiếp xúc với một lượng thông tin khổng lồ mỗi ngày. Năm 2016, cứ mỗi phút có gần 150 triệu email được gửi đi, hơn 500 giờ video được đăng tải lên YouTube, và 3.3 triệu bài viết được đăng trên Facebook ¹. Tương tự, trong lĩnh vực truyền thông báo chí, cứ mỗi giờ có khoảng 2,118 bài được đăng trên các trang báo mạng Việt Nam ². Điều này dẫn đến tình trạng quá tải thông tin, và đặt ra vấn đề đối với nhà báo: Làm sao để thu hút người đọc khi tin tức được cung cấp tràn lan khắp nơi?

Các kênh thông tin trong lĩnh vực truyền thông rất đa dạng: báo chí, đài truyền hình, đài phát thanh, các trang báo mạng chính thống, mạng xã hội, blog. Những nguồn chính thống thường đưa thông tin chuẩn xác, chất lượng bài viết được kiểm duyệt tốt. Ngược lại các nguồn như mạng xã hội, đặc biệt là Twitter, thường có thông tin chưa được xác thực, kiểm chứng. Tuy nhiên không thể chối cãi tốc độ đưa tin nhanh chóng của các trang mạng xã hội, nhờ vào lượng người dùng rộng rãi khắp nơi.

Về phía biên tập viên, nhà báo, họ cần phải dành thêm nhiều công sức, nguồn lực cho việc tìm kiếm, sàng lọc các nguồn tin, cũng như rất nhiều thời gian để kiểm chứng độ tin cậy của các tin đó. Việc khai thác hiệu quả các nguồn tin không chính thống như các trang mạng xã hội Twitter, Facebook là một vấn đề đáng quan tâm, nghiên cứu.

Hiểu được nhu cầu trên, em thực hiện khóa luận này với mục tiêu nghiên cứu và đánh giá các phương pháp phát hiện tin nóng, cụ thể là trên dữ liệu từ Twitter, và xây dựng một hệ thống có khả năng phát hiện tin nóng trong thực tiễn.

Trong phạm vi của khóa luận, em đã nghiên cứu một số phương pháp gom cụm: k-láng giềng gần nhất, gom cụm có tăng trọng số cho thực thể có tên, và gom cụm

¹<http://www.smartinsights.com/internet-marketing-statistics/happens-online-60-seconds/>

²Theo thống kê từ dữ liệu thu thập bởi công ty VCCorp tính đến tháng 7/2017.

dùng locality sensitive hashing. Áp dụng một công thức xếp hạng để sắp xếp các tin theo độ nóng, và xây dựng hệ thống phát hiện tin nóng dựa trên các kiến thức đã tìm hiểu được.

Sau quá trình thực hiện, đề tài khóa luận thu thập được các kết quả như sau:

- Thu thập bộ dữ liệu gồm các bài đăng tiếng Việt từ nguồn Twitter.
- Đánh giá và so sánh các phương pháp: k-láng giềng gần nhất, gom cụm có tăng trọng số cho thực thể có tên, và gom cụm dùng locality sensitive hashing.
- Xây dựng được hệ thống phát hiện tin nóng.

Chương 1

MỞ ĐẦU

1.1 Dẫn nhập

Việc đọc báo cập nhật tin tức là nhu cầu thiết yếu của nhiều người. Ngày nay, với sự phát triển mạnh mẽ của các dịch vụ chia sẻ thông tin trên internet, ta có rất nhiều nguồn tin tức dồi dào để lựa chọn. Tuy nhiên, điều này cũng dẫn đến tình trạng quá tải thông tin, và việc tìm ra những "tin nóng" càng trở nên khó khăn. Tin nóng có thể hiểu là những tin có nội dung quan trọng, đáng chú ý, thu hút sự quan tâm của cộng đồng, và có thể gây ảnh hưởng rộng rãi.

Ngoài các nguồn tin tức truyền thống như báo giấy, báo mạng, và các kênh truyền hình, các trang mạng xã hội cũng có thể đóng vai trò là một nguồn tin tức lớn, với các tin tức được chia sẻ bởi chính những người dùng. Twitter là một mạng xã hội hướng tới việc chia sẻ thông tin một cách nhanh chóng, ngắn gọn, và có lượng người dùng toàn cầu hàng tháng lên đến 328 triệu ¹. Thống kê cho thấy: trong thời điểm đầu năm 2017, trên Twitter cứ mỗi phút có khoảng 350,000 tweet được đăng tải². Với những con số trên, ta có thể thấy Twitter cũng như những mạng xã hội khác có tiềm năng trở thành một nơi cung cấp tin tức rất nhanh chóng, tuy rằng tính xác thực nội dung có thể không bằng các kênh tin truyền thống.

Bài toán đặt ra là làm thế nào để có thể khai thác nguồn tin từ mạng xã hội, nhằm đưa tin tức đến cho người đọc một cách chính xác và sớm nhất. Với nhu cầu và điều kiện thuận lợi từ công ty VCCorp, khóa luận này hướng đến việc xây dựng một hệ thống có khả năng lọc và phát hiện tin nóng để hỗ trợ cho các biên tập viên báo chí

¹<https://about.twitter.com/company>

²<http://www.internetlivestats.com/twitter-statistics/>

trong quá trình tìm kiếm tư liệu để viết bài.

1.2 Mục tiêu đề tài

- Tìm và chọn được phương pháp phù hợp nhất để nhận biết tin nóng, là tin về những sự kiện mới, có khả năng thu hút sự chú ý, quan tâm của nhiều người.
- Xây dựng hệ thống áp dụng phương pháp trên để hỗ trợ biên tập viên trong việc viết bài.

1.3 Nội dung thực hiện

- Tìm hiểu bài toán phát hiện tin nóng: Đọc và thảo luận các bài báo nghiên cứu về phát hiện tin tức trên mạng xã hội.
- Thử nghiệm đánh giá các phương pháp đã tìm hiểu:
 - Thu thập dữ liệu Twitter thông qua Twitter Search API và Streaming API.
 - Tiến hành một số thống kê trên dữ liệu thu thập được.
 - Cài đặt và so sánh các thuật toán: k-láng giềng gần nhất, gom cụm có tăng trọng số cho thực thể có tên, và gom cụm dùng Locality Sensitive Hashing.
- Xây dựng hệ thống:
 - Tìm hiểu về MongoDB, framework Struts 2, thư viện Apache Lucene.
 - Xây dựng kiến trúc hệ thống.
 - Thiết kế chức năng, giao diện hệ thống.
 - Cài đặt hệ thống.

1.4 Phạm vi đề tài

- Nguồn dữ liệu: các bài viết từ mạng xã hội Twitter.
- Ngôn ngữ: tiếng Việt.

-
- Các phương pháp tiếp cận: k-láng giềng gần nhất, gom cụm có tăng trọng số cho thực thể có tên, và gom cụm dùng Locality Sensitive Hashing. Kết hợp với xếp hạng cụm.

1.5 Cấu trúc báo cáo

Luận văn được bố cục thành chương mục như sau:

- **Chương 1:** Mở đầu: Giới thiệu về đề tài.
- **Chương 2:** Bài toán phát hiện tin nóng và các phương pháp tiếp cận phổ biến: Trình bày cơ sở lý thuyết, các khái niệm, phương pháp tiếp cận liên quan đến bài toán phát hiện tin nóng.
- **Chương 3:** Hiện thực hệ thống phát hiện tin nóng: Trình bày về kiến trúc, cài đặt hệ thống phát hiện tin nóng.
- **Chương 4:** Thực nghiệm và đánh giá: Trình bày về bộ dữ liệu thu thập được, đánh giá và so sánh các thuật toán.
- **Mục Tài liệu tham khảo**
- **Phụ lục. Giới thiệu về thư viện Apache Lucene**

Chương 2

BÀI TOÁN PHÁT HIỆN TIN NÓNG VÀ CÁC PHƯƠNG PHÁP TIẾP CẬN PHỔ BIẾN

2.1 Mở đầu

Chương này sẽ giới thiệu bài toán phát hiện và theo dõi tin tức. Trình bày cơ sở lý thuyết và phát biểu bài toán phát hiện tin nóng. Cuối cùng trình bày một số phương pháp tiếp cận bài toán phát hiện tin nóng và các kiến thức liên quan.

2.2 Giới thiệu bài toán

2.2.1 Các khái niệm cơ bản

Để có thể xác định khái niệm tin nóng, trước hết ta cần xem xét định nghĩa của "sự kiện" và "mẫu tin". Fiscus và Doddington [1] đã tóm tắt định nghĩa về event và story như sau:

- *Sự kiện (event)* là một sự việc bất kì, xảy ra tại một địa điểm cụ thể vào thời điểm xác định, cùng với những điều kiện dẫn đến nó và các hậu quả kéo theo.
- *Mẫu tin (story)* là một bài viết liên quan đến một chủ đề nhất định. Có ít nhất 2 câu trần thuật độc lập với nhau.

Dựa trên quan điểm trên, ta định nghĩa tin nóng như sau:

Định nghĩa: Tin nóng là những tin viết về một sự kiện mới xảy ra, có tính thời sự, có tầm ảnh hưởng rộng, thu hút được sự chú ý, quan tâm của cộng đồng.

2.2.2 Bài toán Topic Detection and Tracking

Topic Detection and Tracking (TDT) là một dự án bao quát được khởi xướng từ năm 1996, với mục tiêu nghiên cứu, phát triển công nghệ cho việc lưu trữ, tổ chức, tìm kiếm dữ liệu từ các nguồn *tin tức* [1].

Nhiệm vụ của TDT là xử lý luồng dữ liệu văn bản liên tục (từ báo chí, từ đài phát thanh, đài truyền hình thông qua các bộ chuyển giọng nói thành văn bản), từ đó theo dõi và phát hiện được các sự kiện đang diễn ra, cũng như tổ chức các bài viết thành những nhóm cùng bàn về một sự kiện nào đó.

Theo Fiscus và Doddington [1], TDT được chia làm 5 tác vụ chính:

- Story segmentation: phân đoạn dữ liệu từ đài phát thanh thành những mẫu tin riêng biệt.
- Topic detection: Gom nhóm các bài viết theo sự kiện, chủ đề chúng đề cập tới.
- Topic tracking: Theo dõi những chuyển biến của sự kiện đã diễn ra.
- First story detection: Phát hiện tin tức đầu tiên nói về sự kiện vừa xảy ra.
- Link detection: Xác định xem một cặp bài viết ngẫu nhiên có đang đề cập về cùng sự kiện không.

2.2.3 Bài toán phát hiện tin nóng

Bài toán phát hiện tin nóng có thể xem là sự kết hợp giữa hai bài toán Topic Detection và First Story Detection (FSD) của TDT. Theo James Allan [2], bài toán First Story Detection, hay còn gọi là New Event Detection, được đặt ra với mục tiêu phát hiện các tin tức, bài viết đầu tiên trên báo chí về các sự kiện vừa xảy ra, chưa từng được báo cáo trước đó. Ví dụ như bài viết đầu tiên đưa thông tin về một vụ tai nạn, khủng bố, hay một vụ scandal chính trị nào đó. Một hệ thống có khả năng phát hiện các first story có thể cung cấp thông tin hữu ích cho các nhà phân tích, các biên tập viên báo chí một cách nhanh chóng, kịp thời.

Đối với bài toán Topic Detection, nhiệm vụ chính là gom các bài viết về cùng một sự kiện thành từng cụm, mỗi cụm là đại diện cho một sự kiện cụ thể nào đó. Do tính chất của bài toán, ta không được biết trước số lượng sự kiện (số cụm) hay nội dung

từng sự kiện như thế nào, điều này hoàn toàn bởi hệ thống tự động xác định. So với FSD, bài toán này tập trung nhiều hơn vào việc nhóm được phần lớn các bài viết liên quan lại với nhau, hơn là việc phát hiện bài viết đầu tiên. Tuy nhiên trên thực tế, nhiều nhà nghiên cứu sử dụng chung một hướng giải quyết cho cả 2 bài toán này [2].

Ngoài nguồn dữ liệu từ báo đài, các bài viết từ mạng xã hội cũng là một nguồn tin có tiềm năng khai thác rất lớn. Tuy chất lượng bài viết và tính xác thực về nội dung có thể không tốt bằng các nguồn chính thống, các tin tức từ mạng xã hội thường có lợi thế về mặt tốc độ đưa tin. Một ví dụ nổi bật cho tính chất này là sự kiện Osama Bin Laden bị ám sát vào năm 2011, khi đó một người dùng là Keith Urbahn đã đưa thông tin lên Twitter nhanh hơn giới truyền thông đến 21 phút.

2.2.4 Phát biểu bài toán phát hiện tin nóng từ Twitter

Cho trước $D = (d_1, d_2, d_3, \dots, d_n)$: chuỗi các bài viết từ Twitter được sắp xếp theo thứ tự thời gian.

Mục tiêu của bài toán là phát hiện được các cụm tin $C = (c_1, c_2, \dots, c_m)$, với mỗi phần tử $c_i = (d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{ik})$ là chuỗi các bài viết bàn về cùng một sự kiện cụ thể, và d_{i1} là bài viết đầu tiên viết về sự kiện đó. Danh sách các chuỗi tin C được sắp xếp theo thứ tự độ nóng giảm dần, với độ nóng được tính toán dựa trên thời gian đăng tin, tầm ảnh hưởng và mức độ quan tâm cộng đồng đối với sự kiện được đề cập.

2.3 Các nghiên cứu liên quan

Twitter đã thu hút sự chú ý của nhiều nhà nghiên cứu trong thời gian gần đây. Nhờ vào sự phổ biến rộng rãi trên nhiều quốc gia, cùng với vai trò là một mạng xã hội cho phép người dùng chia sẻ thông tin một cách nhanh chóng và ngắn gọn.

Jagan Sankaranarayanan và cộng sự [3] đã xây dựng một hệ thống xử lý tin tức trên Twitter, với tên là Twitter Stand. Hệ thống biểu diễn dữ liệu dưới dạng tf-idf, và sử dụng thuật toán phân lớp Naive Bayes để lọc bỏ các tin rác. Sau đó dùng một thuật toán online clustering để gom các tin thành từng câu chuyện.

Phuvipadawat và cộng sự [4] đưa ra phương pháp phát hiện tin nóng trên Twitter dựa vào tiếp cận gom cụm. Các tweet được thu thập thông qua Twitter Search API với một số từ khóa (VD: "breaking news", "#breakingnews"). Độ tương đồng giữa các

bài viết được tính theo công thức dựa trên tf-idf, với các danh từ riêng, các hashtag và tên người dùng được tăng trọng số. Tác giả nhấn mạnh việc tăng trọng số như vậy giúp tăng độ chính xác của thuật toán, bởi độ dài tweet giới hạn.

2.4 Giới thiệu một số độ đo khoảng cách/sự tương đồng

Một thành phần tất yếu của tiếp cận gom cụm là tiêu chí, độ đo được sử dụng để định lượng sự tương đồng giữa các đối tượng. Dưới đây là một số độ đo phổ biến.

Euclidean Distance

Euclidean Distance là độ đo khoảng cách tiêu chuẩn trong các vấn đề liên quan đến hình học, và cũng thường được sử dụng trong các bài toán gom cụm. Công thức tính Euclidean distance [5]:

$$D_{Euclidean}(\vec{x}, \vec{y}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (2.1)$$

với n là số chiều của vector biểu diễn document, x_i và y_i lần lượt là giá trị tọa độ thứ i của document x và y

Cosine Similarity

Cosine Similarity phản ánh góc chênh lệch giữa 2 vector, mà không cân nhắc đến độ lớn của vector. Độ đo này được áp dụng rộng rãi đối với dữ liệu văn bản. Cách tính [5]:

$$Similarity_{Cosine}(\vec{x}, \vec{y}) = \frac{\vec{x} \cdot \vec{y}}{\|\vec{x}\| \cdot \|\vec{y}\|} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n y_i^2}} \quad (2.2)$$

với x_i và y_i lần lượt là giá trị tọa độ thứ i của document x và y

2.5 Các phương pháp tiếp cận phổ biến

Gom cụm, gom nhóm là quá trình nhóm các đối tượng thành những nhóm/cụm/lớp, qua đó phát hiện được cấu trúc, ý nghĩa tiềm ẩn của dữ liệu. Các đối tượng trong cùng

một nhóm có nhiều tính chất chung và có những tính chất khác với các đối tượng ở nhóm khác. Đây là một trong những tác vụ chính của ngành khai thác dữ liệu, và được dùng trong nhiều lĩnh vực như: máy học, nhận diện mẫu, phân tích ảnh,...

Bài toán gom cụm bao gồm nhiều phương pháp khác nhau như: phân hoạch, phân cấp, dựa trên mật độ, dựa trên mô hình,... Trong khóa luận này chỉ sử dụng đến *phương pháp phân hoạch*.

2.5.1 Thuật toán gom cụm k-láng giềng gần (k-Nearest Neighbor)

2.5.1.1 Ý tưởng

Hướng tiếp cận truyền thống của bài toán FSD là sử dụng phương pháp gom cụm k-láng giềng gần nhất, với $k = 1$ [6]. Theo trực quan ta có thể thấy nếu một bài viết có nội dung tương tự nhiều với những bài có sẵn, thì khả năng nó là một first story rất thấp. Ngược lại, khi nội dung của một bài viết mới lạ, khác hẳn những bài viết trước đây, thì có thể xem đó là một first story.

Thuật toán gom cụm này hoạt động như sau: Mỗi document mới sẽ được so sánh với tất cả các document hiện có trong hệ thống và tìm ra một document tương đồng nhất. Nếu độ tương đồng của chúng cao hơn một ngưỡng cho trước, thì document mới này sẽ được gán vào cụm của document tương đồng nhất, ngược lại tạo cụm mới và xem document mới như một first story.

2.5.1.2 Minh họa thuật toán

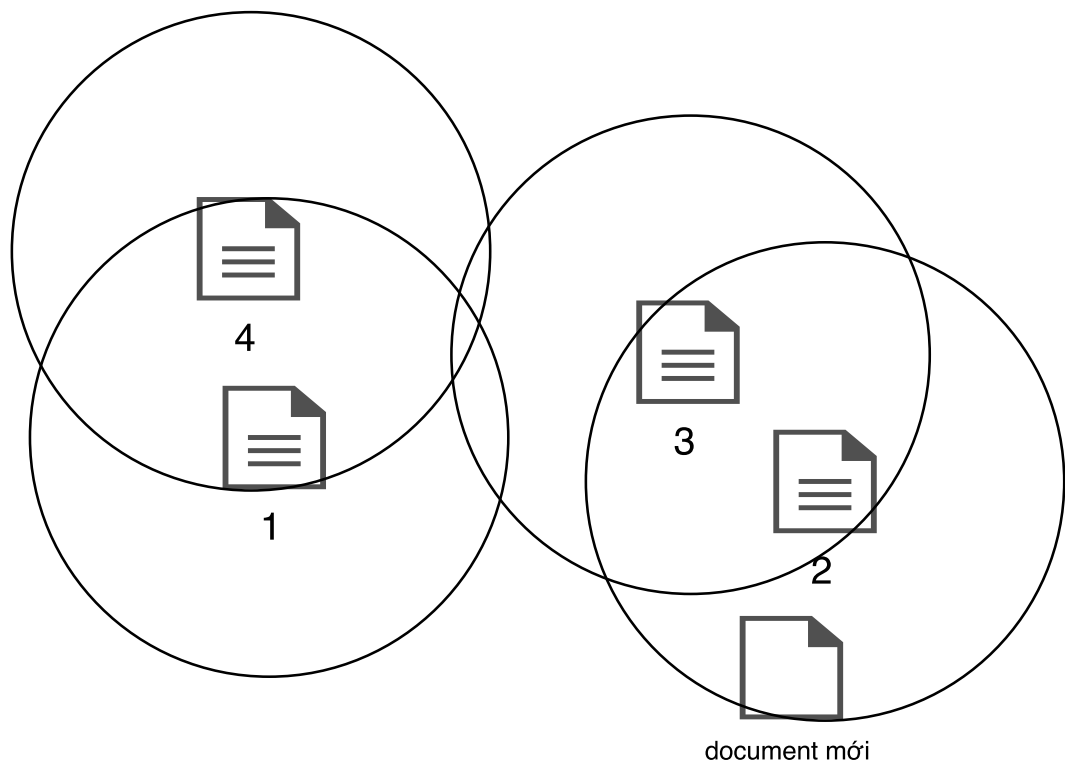
Giả sử ta có dữ liệu như hình vẽ. Đường tròn thể hiện ngưỡng khoảng cách để một document được xem là first story hay không, chọn ngưỡng giá trị 0.8. Ta có sẵn 4 document và 1 document mới vào hệ thống như sau:

$$\begin{aligned}\text{doc1} &= (3,4,1,2) \\ \text{doc2} &= (1,1,5,6) \\ \text{doc3} &= (1,2,4,4) \\ \text{doc4} &= (3,5,1,1) \\ \text{newDoc} &= (2,1,4,5)\end{aligned}$$

	doc1	doc2	doc3	doc4	newDoc
doc1	1	0.55202	0.6903	0.973729	0.646058
doc2		1	0.973479	0.398962	0.984525
doc3			1	0.575396	0.969572
doc4				1	0.491473
newDoc					1

Bảng 2.1: Độ tương đồng cosine giữa các document

Ta có thể thấy document tương tự nhất của newDoc là doc2 (0.984525), lớn hơn ngưỡng cho trước (0.8), do đó newDoc được cho vào chung cụm với doc2 và không phải là một first story.



Hình 2.1: Cách xử lý một document mới trong thuật toán Nearest Neighbor Search

2.5.1.3 Mã giả

Algorithm 1 Phát hiện tin nóng dựa trên k-Nearest neighbor

Input: luồng bài viết từ Twitter, giá trị ngưỡng MergeThreshold

Output: các cụm bài viết

```
1: foreach document  $d$  trong toàn bộ dữ liệu do
2:    $S(d) \leftarrow \emptyset$ 
3:   foreach term  $t$  trong document  $d$  do
4:     foreach document  $d'$  trong  $index[t]$  do
5:       cập nhật độ tương đồng  $similarity(d, d')$ 
6:        $S(d) \leftarrow S(d) \cup d'$ 
7:     end for
8:      $index[t] \leftarrow index[t] \cup d$  (thêm document  $d$  vào index của term  $t$ )
9:   end for
10:  similarity score của  $d$ :  $similarity_{max}(d) \leftarrow 0$ 
11:  foreach document  $d'$  trong  $S(d)$  do
12:    if  $similarity(d, d') > similarity_{max}(d)$  then
13:       $similarity_{max}(d) \leftarrow similarity(d, d')$ 
14:    end if
15:  end for
16:  if  $similarity_{max}(d) < MergeThreshold$  then
17:     $d$  là một first story
18:  else
19:    end if
20: end for
```

Chú thích thuật toán:

- *MergeThreshold*: ngưỡng để xét một document có phải là first story hay không
- $S(d)$: tập document có ít nhất 1 term chung với d
- $similarity(d, d')$: độ tương đồng giữa document d và d' , có thể sử dụng các độ đo ở mục [2.4](#)
- $index(t)$: danh sách các document có chứa term t
- $dis_{min}(d)$: khoảng cách giữa document d với document gần nhất

2.5.1.4 Ưu điểm, hạn chế

Ưu điểm:

- Đơn giản và dễ cài đặt.

-
- Có thể chọn nhiều độ đo khoảng cách khác nhau.
 - Thích nghi tốt với nhiều loại dữ liệu.

Nhược điểm:

- Chi phí tính toán cao do phải lưu trữ và tính toán trên toàn bộ dữ liệu, không thể áp dụng cho luồng dữ liệu không liên tục.
- Độ chính xác giảm khi số chiều của dữ liệu tăng cao.

2.5.2 Thuật toán gom cụm có Boost trọng số cho Named Entity

2.5.2.1 Ý tưởng

Cách tiếp cận được đề xuất bởi Phuvipadawat là gom cụm các bài viết theo độ tương tự nội dung, với điểm nhấn là tăng giá trị tương đồng của các bài viết nếu chúng cùng đề cập đến một thực thể có tên (Named entity) nào đó [4]. Mỗi cụm thu được sẽ ứng với một sự kiện phát hiện được, với document cũ nhất làm đại diện cho cụm đó.

Theo Phuvipadawat, một đặc điểm của các bài viết trên Twitter là thường có nội dung khá ngắn (tối đa 140 ký tự, và ngắn hơn nữa sau khi tiền xử lý loại bỏ stop words). Việc sử dụng phương pháp TF-IDF truyền thống để tính độ tương đồng có thể không đạt được kết quả tốt do không có nhiều term để tìm ra sự tương đồng giữa các document. Vì thế tác giả đã đưa ra phương pháp tăng trọng số cho các danh từ riêng (Named Entity), qua đó tăng độ tương đồng giữa những bài viết cùng thảo luận về một sự vật, sự việc cụ thể nào đó.

Khi một document d mới được đưa vào hệ thống, ta so sánh độ tương đồng giữa d với tất cả cụm hiện có thông qua document đầu tiên trong cụm. Ta chọn ra cụm có độ tương đồng với d cao nhất, gán d vào cụm đó nếu độ tương đồng vượt ngưỡng định trước, ngược lại ta tạo cụm mới với d là document đầu tiên của cụm.

2.5.2.2 Minh họa thuật toán

Giả sử ta có một số document đã được gom nhóm sẵn thành 3 cụm như hình, ngưỡng MergeThreshold = 0.7, mỗi cụm có một firstDoc làm đại diện. Đường tròn thể

hiện ngưỡng khoảng cách để một document được xem là first story hay không.

Khi một document mới (*newDoc*) vào hệ thống:

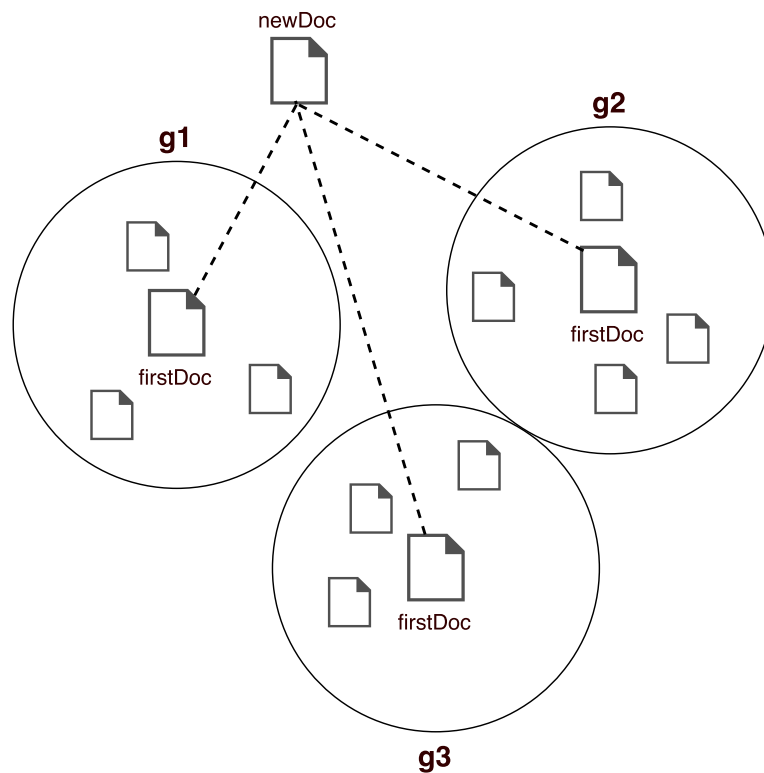
- Bước 1: So sánh *newDoc* với từng *firstDoc* của từng cụm:

$$\text{similarity}(\text{newDoc}, g1.\text{firstDoc}) = 0.6$$

$$\text{similarity}(\text{newDoc}, g2.\text{firstDoc}) = 0.5$$

$$\text{similarity}(\text{newDoc}, g3.\text{firstDoc}) = 0.35$$

- Bước 2: Tìm cụm có *firstDoc* tương tự với *newDoc* nhất: Chọn được cụm *g1*
- Bước 3: $\text{similarity}(\text{newDoc}, g1.\text{firstDoc}) = 0.6$ nhỏ hơn MergeThreshold: Tạo cụm *g4* với $g4.\text{firstDoc} = \text{newDoc}$.



Hình 2.2: Cách xử lý một document mới theo thuật toán Boost Named Entity

2.5.2.3 Mã giả

Algorithm 2 Phát hiện tin nóng sử dụng gom cụm theo nội dung, boost Named Entity

Input: luồng bài viết từ Twitter, giá trị ngưỡng MergeThreshold

Output: các cụm bài viết ứng với mỗi story phát hiện được, có thứ tự xếp hạng giữa các cụm

```
1: foreach document  $d$  trong toàn bộ dữ liệu do
2:    $MaxScore_d \leftarrow 0$ 
3:    $IDMaxScore_d \leftarrow \emptyset$ 
4:   foreach cụm  $g$  trong tập hợp cụm  $G$  do
5:     tính  $Score_d[g] \leftarrow similarity(d, g.firstDoc)$ 
6:     if  $MaxScore_d < Score_d[g]$  then
7:        $MaxScore_d \leftarrow Score_d[g]$ 
8:        $IDMaxScore_d \leftarrow g.groupID$ 
9:     end if
10:  end for
11:  if  $MaxScore_d > MergeThreshold$  then
12:    gán  $d$  vào cụm  $IDMaxScore_d$ 
13:  else
14:    tạo cụm  $g_{new}$ 
15:     $g_{new}.firstDoc \leftarrow d$ 
16:  end if
17: end for
```

Chú thích thuật toán:

- $MaxScore_d$: chứa độ tương đồng lớn nhất giữa document d và các cụm đã có
- $IDMaxScore_d$: ID của cụm tương đồng nhất với document d
- $Score_d[g]$: độ tương đồng giữa document d với cụm g
- $MergeThreshold$: ngưỡng để xét một document có thuộc về cụm/có là first story hay không

Độ tương đồng giữa 2 document được tính bằng các công thức sau:

$$similarity(d_1, d_2) = \sum_{t \in d_1, t \in g.topTerms} [tf(t, d_2) \times idf(t) \times boost(t)] \quad (2.3)$$

$$tf(t, d) = \frac{count(t \in d)}{size(d)} \quad (2.4)$$

$$idf(t) = 1 + \log \frac{N}{count(m \text{ has } t)} \quad (2.5)$$

Các kí hiệu:

- $similarity(d_1, d_2)$: độ tương đồng giữa document d_1 và document d_2
- $boost(t)$: giá trị boost cho term t , nếu t là một danh từ riêng (Named Entity) thì $boost(t) > 1$, ngược lại $boost(t) = 1$
- $tf(t, d)$: tần suất xuất hiện (theo phần trăm) của term t trong document d
- $count(t \in d)$: tần suất term t xuất hiện trong document d
- $size(d)$: số lượng term của document d
- $idf(t)$: giá trị inverse document frequency của term t
- N : tổng số document trong hệ thống
- $count(m \text{ has } t)$: số document có chứa term t

2.5.2.4 Ưu điểm, hạn chế

Ưu điểm:

- Dễ gom nhóm được các sự kiện bàn về cùng thực thể nào đó.

Nhược điểm:

- Chất lượng kết quả gom cụm phụ thuộc một phần vào việc phát hiện được thực thể có tên.

2.5.3 Thuật toán Locality Sensitive Hashing

2.5.3.1 Ý tưởng

Thuật toán tìm kiếm láng giềng gần nhất tốn rất nhiều chi phí khi lượng dữ liệu càng lớn. Thay vào đó, ta có thể giải bài toán tìm *xấp xỉ* láng giềng gần nhất. Một thuật toán để giải quyết bài toán này là *Locality Sensitive Hashing (LSH)* được đề xuất bởi Piotr Indyk và cộng sự [7].

LSH hoạt động bằng cách chia không gian biểu diễn dữ liệu thành nhiều vùng riêng biệt bằng một tập các siêu phẳng ngẫu nhiên. Ta có thể xem mỗi cách chia không

gian này ứng với một hash table, và số bit của hash code bằng với số lượng siêu phẳng đã dùng để chia không gian. Mỗi khi một document mới vào hệ thống, ta tính hash code của nó. Khi cần tìm láng giềng cho một document, ta chỉ cần so sánh nó với các document thuộc chung vùng không gian (ứng với một bucket trong hash table), nhờ đó giảm đáng kể chi phí tính toán.

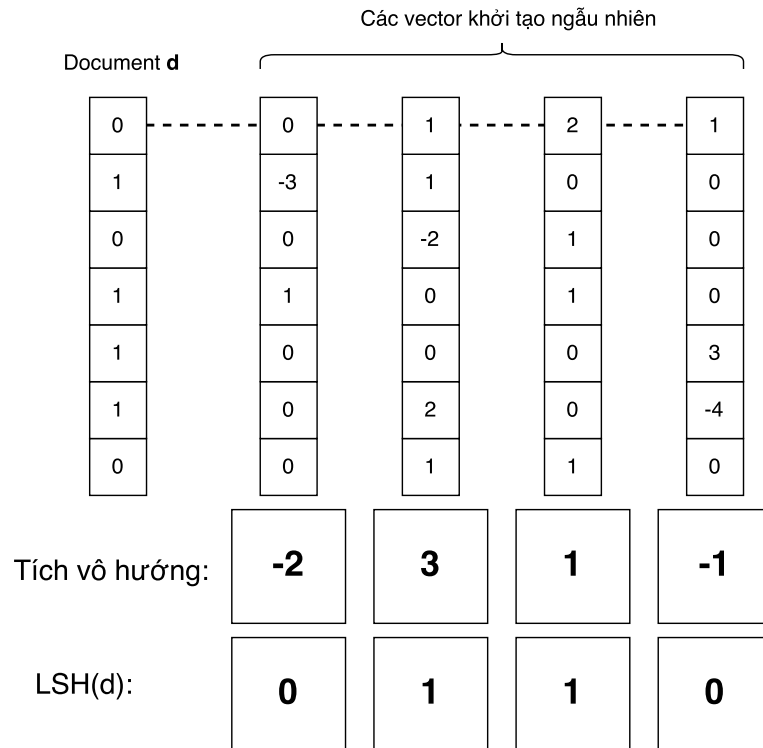
Vì các siêu phẳng được chọn một cách ngẫu nhiên, nên đôi khi các document dù gần nhau vẫn có thể bị phân vào vùng khác nhau. Do đó ta thường dùng cùng lúc nhiều hash table để tăng thêm khả năng tìm được láng giềng gần nhất.

2.5.3.2 Minh họa cách tính hash code cho LSH

Giả sử ta có không gian biểu diễn document gồm 7 từ/term khác nhau (8 chiều). Xét một document d biểu diễn dưới dạng vector $d = (0, 1, 0, 1, 1, 1, 0)$, và ta chọn sử dụng hash code có 4 bit (dùng 4 siêu phẳng để chia không gian dữ liệu).

Mỗi hash table được khởi tạo bằng cách: tạo 4 vector ngẫu nhiên ứng với 4 siêu phẳng, số chiều bằng 7, ứng với số chiều của vector d .

Cách tính hash code của document d trong một hash table như sau: lần lượt tính tích vô hướng của vector d với từng vector của các siêu phẳng, nếu tích dương thì bit đó có giá trị 1, nếu tích âm thì có giá trị 0.



Hình 2.3: Cách tính hash code cho một document trong một hash table

2.5.3.3 Mã giả

Algorithm 3 Phát hiện tin nóng sử dụng Locality Sensitive Hashing

Input: luồng bài viết từ Twitter, giá trị ngưỡng t

Output: những cụm bài viết

```
1: Khởi tạo  $L$  hash tables
2: foreach document  $d$  mới do
3:   foreach hash table  $l$  trong  $L$  do
4:     Tính hash code cho document  $d$ :  $LSH_l(d)$ 
5:     Thêm tất cả các documents  $d'$  có  $LSH_l(d') = LSH_l(d)$  vào tập  $S$ 
6:   end for
7:    $dis_{min}(d) = 1$ 
8:   foreach document  $d'$  trong  $S$  do
9:     if  $distance(d, d') < dis_{min}(d)$  then
10:       $dis_{min}(d) = distance(d, d')$ 
11:    end if
12:   end for
13:   if  $dis_{min}(d) \geq t$  then
14:     tạo cụm mới chứa  $d$ 
15:   else
16:     thêm  $d$  vào cụm chứa hàng xóm gần nhất của  $d$ 
17:   end if
18: end for
```

Chú thích thuật toán:

- t : ngưỡng để xét một document có phải là first story hay không
- $LSH_l(d)$: hash code của document d trong hash table thứ l
- $dis_{min}(d)$: khoảng cách giữa document d với document gần nhất

Ưu điểm:

- Chi phí tính toán thấp do không cần so sánh toàn bộ các document với nhau.
- Độ chính xác tương đối tốt

Nhược điểm:

- Cần tìm chọn các thông số như: số lượng hash table, số lượng bit trong hash code,... tốt để cho kết quả chính xác.

-
- Có thể không tìm được document thật sự tương đồng nhất, trong trường hợp các điểm không được chia vào cùng vùng trong không gian do cách thiết lập của các siêu phẳng trong hash tables.

2.5.3.4 LSH cải tiến

Dựa vào dữ liệu thực nghiệm của mình, Sasa Petrovic và cộng sự [8] đưa ra nhận định rằng việc áp dụng LSH thuần túy vào bài toán FSD cho ra kết quả chưa tốt. Trong trường hợp điểm dữ liệu cách xa tất cả điểm còn lại, LSH không tìm được láng giềng gần nhất, do không có điểm nào khác rơi vào cùng bucket trong các hash table, dẫn đến không có điểm dữ liệu khác để so sánh.

Để giải quyết vấn đề này, Petrovic đưa ra phương án: mỗi khi tìm ra document d có $dis_{min}(d)$ lớn hơn ngưỡng, ta áp dụng thuật toán tìm láng giềng gần nhất giữa document d và khoảng 1000 tới 3000 document có thời gian gần đây nhất trong hệ thống, cập nhật giá trị $dis_{min}(d)$ và xét xem nó vẫn vượt ngưỡng hay không, nếu có thì ta kết luận d là một first story, ngược lại ta cho d vào cụm của láng giềng gần nó nhất.

Algorithm 4 Phát hiện tin nóng sử dụng Locality Sensitive Hashing kết hợp với Nearest Neighbor Search

Input: luồng bài viết từ Twitter, giá trị ngưỡng t

Output: những cụm bài viết

```
1: Khởi tạo  $L$  hash tables
2: foreach document  $d$  mới do
3:   foreach hash table  $l$  trong  $L$  do
4:     Tính hash code cho document  $d$ :  $LSH_l(d)$ 
5:     Thêm tất cả các documents  $d'$  có  $LSH_l(d') = LSH_l(d)$  vào tập  $S$ 
6:   end for
7:    $dis_{min}(d) = 1$ 
8:   foreach document  $d'$  trong  $S$  do
9:     if  $distance(d, d') < dis_{min}(d)$  then
10:       $dis_{min}(d) = distance(d, d')$ 
11:    end if
12:   end for
13:   if  $dis_{min}(d) \geq t$  then
14:     Tính khoảng cách giữa  $d$  với một lượng (1000-3000) documents mới nhất trong
    bộ dữ liệu, cập nhật  $dis_{min}(d)$  nếu có thay đổi.
15:   end if
16:   if  $dis_{min}(d) \geq t$  then
17:     tạo cụm mới chứa  $d$ 
18:   else
19:     thêm  $d$  vào cụm chứa hàng xóm gần nhất của  $d$ 
20:   end if
21: end for
```

2.6 Giới thiệu một số độ đo đánh giá phân lớp

Đánh giá chất lượng của kết quả gom cụm là nhiệm vụ khó khăn và phức tạp, do bản chất không hoàn toàn rõ ràng về định nghĩa của một "cụm". Theo tác giả Pang-Ning Tan và cộng sự [9], có 3 loại phương pháp để đánh giá chất lượng cụm:

- Đánh giá ngoại, có giám sát (External evaluation): Các độ đo có sử dụng thông tin bên ngoài như nhãn lớp của dữ liệu để so sánh với kết quả gom cụm. VD: Purity, Rand measure,...
- Đánh giá nội, không giám sát (Internal evaluation): Chỉ dựa vào các thông tin, thuộc tính có sẵn trong cụm để đánh giá. VD: Silhouette index, Dunn index, Davies–Bouldin index...

-
- Đánh giá tương đối (Relative evaluation): So sánh kết quả giữa các phương pháp gom cụm hoặc giữa các cụm, có thể dùng độ đo ngoại lẫn nội.

2.6.1 Khoảng cách cục bộ và toàn cục (Intra-cluster và Inter-cluster distance)

Hai độ đo này thuộc loại đánh giá nội, chỉ dựa vào chính dữ liệu được gom cụm để tính giá trị của chúng. Khoảng cách cục bộ của một cụm thể hiện mức độ các điểm dữ liệu trong một cụm tương đồng với nhau thế nào. Dưới đây là 3 cách để tính khoảng cách cục bộ:

- Dùng khoảng cách giữa 2 điểm xa nhau nhất trong cụm:

$$intraclusterDistance(C_i) = \max_{x,y \in C_i} distance(x, y)$$

- Dùng trung bình khoảng cách giữa tất cả cặp điểm trong cụm:

$$intraclusterDistance(C_i) = \frac{1}{size(C_i) * [size(C_i) - 1]} \sum_{x,y \in C_i, x \neq y} distance(x, y)$$

- Dùng trung bình khoảng cách giữa từng điểm với tâm cụm:

$$intraclusterDistance(C_i) = \frac{\sum_{x \in C_i} distance(x, \mu)}{size(C_i)}, \mu = \frac{\sum_{x \in C_i} x}{size(C_i)}$$

Khoảng cách toàn cục là giá trị cho thấy mức độ rời rạc giữa tất cả các cụm với nhau, được tính bằng trung bình khoảng cách giữa các cụm:

$$interclusterDistance = \frac{1}{size(C) * [size(C) - 1]} \sum_{C_i, C_j \in C} distance(C_i, C_j) \quad (2.6)$$

Trong đó, khoảng cách giữa 2 cụm $distance(C_i, C_j)$ cũng có thể được xác định bằng nhiều cách như:

- Dùng khoảng cách giữa 2 điểm xa nhau nhất trong 2 cụm:

$$distance(C_i, C_j) = \max_{x \in C_i, y \in C_j} distance(x, y)$$

- Dùng trung bình khoảng cách giữa tất cả cặp điểm trong 2 cụm:

$$distance(C_i, C_j) = \frac{1}{size(C_i) + size(C_j)} \sum_{x \in C_i, y \in C_j} distance(x, y)$$

- Dùng khoảng cách giữa 2 tâm cụm:

$$distance(C_i, C_j) = distance(\mu_{C_i}, \mu_{C_j}), \text{ với } \mu_{C_i} = \frac{\sum_{x \in C_i} x}{size(C_i)}$$

Chú thích kí hiệu:

- C_i : cụm dữ liệu thứ i
- x, y : 2 điểm dữ liệu bất kì
- $distance(x, y)$: khoảng cách giữa 2 điểm dữ liệu, dùng các khoảng cách ở mục 2.4
- $size(C_i)$: số lượng điểm dữ liệu được gom vào cụm i

2.6.2 Độ đo Dunn index

Dunn index được đề xuất bởi J. C. Dunn [10], độ đo này thể hiện mức độ gắn kết của từng cụm lẫn độ rời rạc giữa các cụm. Giá trị Dunn index được tính theo công thức sau:

$$DI = \frac{\min_{1 \leq i \leq j \leq n} distance(C_i, C_j)}{\max_{1 \leq k \leq n} intracusterDistance(k)} \quad (2.7)$$

Với n là tổng số cụm thu được, và $intracusterDistance$ được tính theo một trong những cách ở mục 2.6.1.

Giá trị Dunn index càng cao thì các cụm càng tách biệt nhau và mỗi cụm thì có những điểm dữ liệu gom sát với nhau. Tuy vậy, mẫu số trong công thức (2.7) lấy khoảng cách cục bộ của cụm rời rạc nhất chứ không lấy trung bình tất cả cụm, nên giá trị Dunn index là trường hợp xấu nhất chứ không phải trường hợp trung bình.

2.6.3 Hệ số Silhouette (Silhouette coefficient)

Silhouette là một độ đo xem xét các đối tượng trong dữ liệu có được gán vào cụm hợp lý hay không, thông qua việc so sánh cả độ gắn kết của từng cụm và độ rời rạc giữa các cụm. Với mỗi điểm dữ liệu, giá trị silhouette coefficient nằm trong khoảng từ -1 đến 1, giá trị này cao khi điểm dữ liệu tương đồng với cụm của nó và ít tương đồng với cụm khác, và ngược lại.

Cách tính hệ số Silhouette cho một điểm dữ liệu i như sau:

1. Tính khoảng cách trung bình giữa i với các điểm trong cùng cụm với i . Gọi giá trị này là a_i .

2. Với mỗi cụm g không chứa i , tính khoảng cách của i đến cụm g bằng trung bình khoảng cách giữa i với từng điểm trong cụm g , chọn cụm có khoảng cách đến i *nhỏ nhất*. Gọi giá trị này là b_i

3. Tính hệ số Silhouette theo công thức sau:

$$s(i) = \frac{b_i - a_i}{\max\{a_i, b_i\}} \quad (2.8)$$

Ở đây a_i đại diện cho độ bất phù hợp của điểm i với cụm của nó, và b_i đại diện cho độ tương đồng giữa điểm i với cụm gần nhất không chứa i . Vì vậy khi a_i nhỏ, b_i lớn, giá trị hệ số silhouette tiến tới 1, nghĩa là điểm dữ liệu i rất phù hợp với cụm của nó và không phù hợp với cụm khác. Trong trường hợp ngược lại, giá trị silhouette tiến tới -1.

Giá trị hệ số Silhouette cho một kết quả phân cụm được tính bằng trung bình hệ số Silhouette của tất cả điểm dữ liệu.

2.6.4 Độ đo Purity

Đây là một độ đo đánh giá ngoại. Dựa trên nhãn lớp của dữ liệu, purity là độ đo về tính thuần khiết/độ đồng nhất của các cụm. Giá trị này tính bằng cách lấy tần số của lớp chiếm số lượng nhiều nhất trong cụm (tính theo phần trăm kích cỡ cụm). Purity càng cao khi cụm chứa càng nhiều điểm dữ liệu thuộc cùng một nhãn lớp.

Giá trị purity của một cụm C_i được tính bằng công thức:

$$\text{purity}(C_i) = \max_j \left(\frac{m_{ij}}{m_i} \right) \quad (2.9)$$

Trong đó:

- m_i : số điểm dữ liệu thuộc cụm i
- m_{ij} : số điểm dữ liệu thuộc lớp j và nằm trong cụm i

Giá trị purity của tất cả cụm được tính như sau:

$$\text{purity} = \sum_{i=1}^K \frac{m_i}{m} \text{purity}(C_i) \quad (2.10)$$

Trong đó:

- K : tổng số cụm
- m : tổng số điểm dữ liệu

2.7 Xếp hạng cụm

Một yêu cầu của bài toán phát hiện tin nóng là các chuỗi tin (ứng với các cụm) phải được sắp xếp theo mức độ nóng giảm dần. Hầu hết các phương pháp đã khảo sát trong khóa luận này chỉ tập trung vào việc gom cụm và cải thiện chất lượng cụm, mà không đề cập đến việc sắp xếp cụm theo thứ tự nào đó.

Tác giả Phuvipadawat đưa ra một số công thức để tính điểm lượng giá độ nóng của chuỗi tin, và các chuỗi tin được sắp xếp theo giá trị điểm giảm dần [4].

Điểm này cân nhắc tầm ảnh hưởng của những người viết bài trong cụm, cũng như mức độ lan tỏa của chính các bài viết trong cụm. Giá trị điểm cũng được cập nhật thường xuyên và sẽ giảm dần theo thời gian nếu không có những bài viết mới làm tăng điểm cho nó. So với công thức của Phuvipadawat, công thức 2.12 bổ sung thêm yếu tố lượng favorite của cụm, do đây cũng là một thành phần ghi nhận phản ứng từ người dùng Twitter.

Giá trị điểm xếp hạng của một cụm C_i được cho bằng công thức sau:

$$Score(C_i) = \frac{1}{Z} \sum_{j=1}^k \frac{S_i}{\log_2(\Delta_j + 2)} \quad (2.11)$$

Với S_i tính bằng:

$$S_i = w_1 \sum_{u_i \in C_i} FollowerCount(u_i) + w_2 TotalRetweetCount(C_i) + w_3 TotalFavoriteCount(C_i) \quad (2.12)$$

Trong đó:

- $\frac{1}{Z}$: giá trị để chuẩn hóa điểm cụm, Z là tổng điểm của các cụm khi chưa chuẩn hóa
- k : số lượng document trong cụm

-
- Δ_j : chênh lệch thời gian giữa thời điểm hiện tại với thời gian bài viết j được đăng
 - w_1, w_2 : trọng số cho hai vế của biểu thức
 - u_i : người dùng thứ i
 - $FollowerCount(u_i)$: số người follow người dùng u_i trên Twitter
 - $TotalRetweetCount(g_i)$: tổng số retweet của các bài đăng trong cụm c_i

2.8 Kết chương

Chương này đã phát biểu bài toán phát hiện tin nóng và đưa ra 4 thuật toán tiếp cận theo hướng gom cụm. Đồng thời trình bày về các độ đo tương đồng, độ đo đánh giá chất lượng cụm và cách xếp hạng cụm. Chương tiếp theo sẽ trình bày về việc xây dựng hệ thống phát hiện tin nóng.

Chương 3

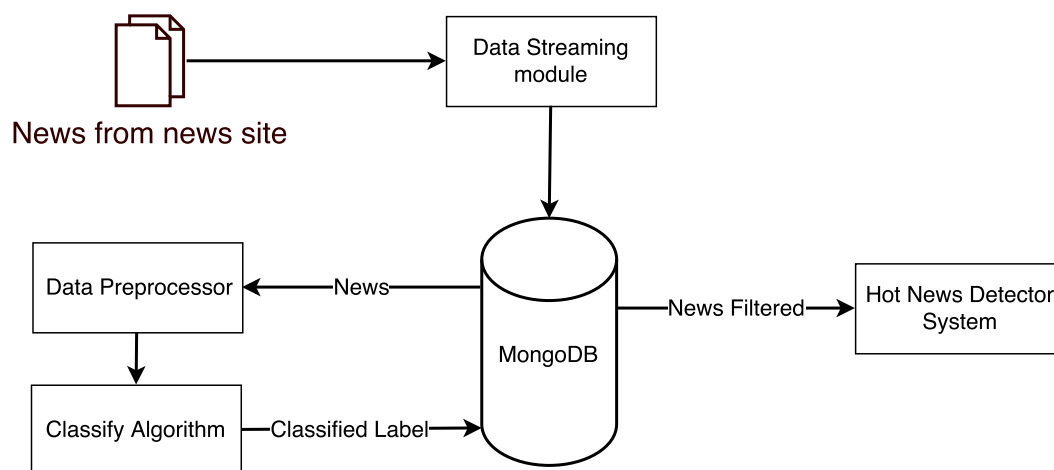
HIỆN THỰC HỆ THỐNG PHÁT HIỆN TIN NÓNG

3.1 Mở đầu

Chương này sẽ trình bày về thiết kế, chi tiết cài đặt, các thư viện và framework được sử dụng để xây dựng hệ thống lọc rác tin tức.

3.2 Mô hình hệ thống

Dưới đây là mô hình của các thành phần chính hệ thống:



Hình 3.1: Các thành phần chính của hệ thống

Hệ thống chủ yếu phục vụ cho biên tập viên. Biên tập viên sử dụng hệ thống thông qua giao diện Spam Filtering để sử dụng chức năng phân lớp tin tức hoặc xem các số liệu thống kê về tin tức đã phân lớp lưu trong cơ sở dữ liệu.

3.3 Phân hệ thu thập dữ liệu (Data Streaming)

Module này sử dụng hệ thống Crawler để lấy các bài đăng từ nhiều nguồn tin tức lưu trữ ở cơ sở dữ liệu MySQL và đưa qua cơ sở dữ liệu MongoDB, hệ thống sẽ thực hiện các chức năng:

- Connect vào cơ sở dữ liệu mySQL để lấy các bài báo.
- Xóa các bài viết trùng.
- Lưu trữ xuống cơ sở dữ liệu MongoDB

3.4 Phân hệ tiền xử lý dữ liệu (Data Preprocessor)

Module tiền xử lý có nhiệm vụ chính gồm loại bỏ URL, thực hiện tách từ, loại bỏ stopwords và biểu diễn dữ liệu thành vector trọng số tf-idf. Trước khi chạy thuật toán phân loại, dữ liệu được lấy ra từ MongoDB và tiền xử lý phần nội dung của bài báo bằng các bước sau:

1. Loại bỏ URL bằng regular expression.
2. Tách từ sử dụng thư viện TPSegmenter. Bước này dùng để biểu diễn các từ ghép trong tiếng Việt bằng cách thêm gạch nối giữa các tiếng của từ.
Ví dụ: *"Vụ tai nạn 13 người chết: Đã giám định mẫu máu tài xế xe tải"* qua bộ tách từ sẽ thành *"Vụ tai _ nạn 13 người chết : Đã giám _ định mẫu máu tài _ xế xe _ tải"*.
3. Loại bỏ các từ trong danh sách gồm 813 stopwords.
4. Tính và biểu diễn dữ liệu thành vector tf-idf và metadata.

3.5 Phân hệ phân loại tin tức

Sử dụng model đã train trước đó để phân loại tin tức. Model sử dụng thuật toán SVM đã trình bày ở chương 2 làm thuật toán chính để phân loại tin tức. Hiện tại hệ thống có 2 nhãn đã được định nghĩa trước đó:

-
- Không rác
 - Rác

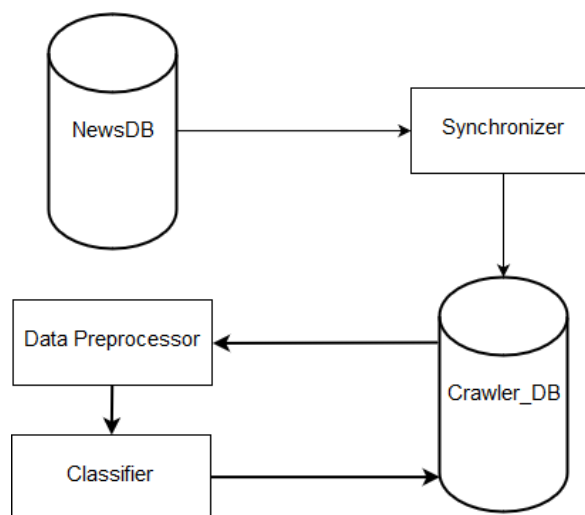
Sau khi đã phân loại, hệ thống sẽ lưu nhãn đã gán cho tin tức xuống cơ sở dữ liệu MongoDB.

3.6 Phân hệ phân loại loại rác

Hệ thống sẽ lấy những tin được gán nhãn "Rác" ở bước phân loại tin tức ở trên để phân loại loại rác cho tin đó. Hiện tại có 3 loại rác đã được định nghĩa trước:

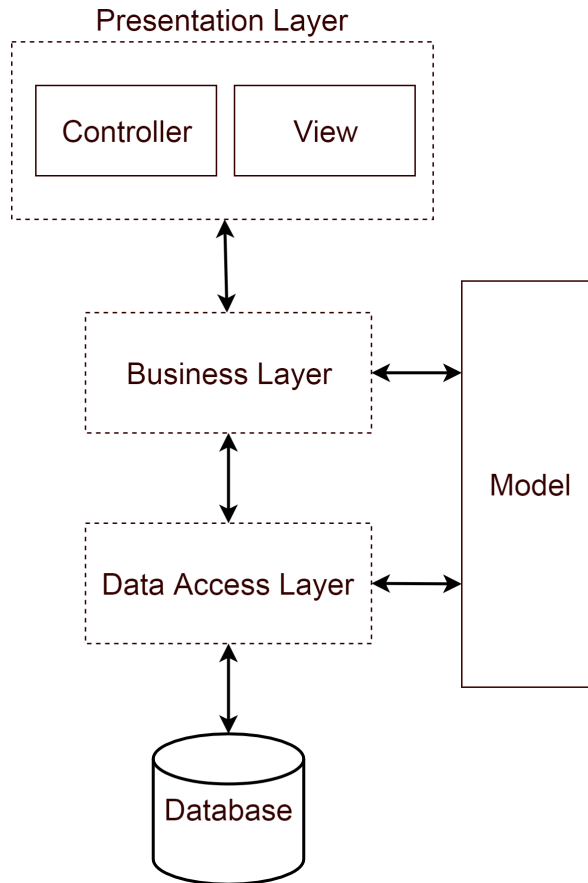
- Quảng cáo
- Tuyển dụng
- Chia sẻ

3.7 Thiết kế hệ thống



Hình 3.2: Kiến trúc hệ thống crawler tin tức

Hệ thống Crawler được xây dựng độc lập bao gồm phân hệ thu thập dữ liệu, phân hệ tiền xử lý và phân hệ phân lớp để chạy ngầm nhằm thu thập và phân loại thông tin



Hình 3.3: Kiến trúc hệ thống kết hợp Multilayer architecture kết hợp với mô hình MVC

Hệ thống xây dựng theo kiến trúc 3 tầng gồm: Presentation Layer, Business Logic Layer và Data Access Layer. Trong đó, Presentation Layer áp dụng mô hình Model - View - Controller (MVC). Cụ thể:

- Presentation Layer: Có trách nhiệm hiển thị thông tin, tương tác với người dùng hệ thống. Gồm 2 thành phần:
 - Controller: Điều khiển các luồng của hệ thống web, nhận các tín hiệu từ người dùng và xử lý tương ứng.
 - View: Có nhiệm vụ hiển thị các giao diện hệ thống cho người dùng, hệ thống sử dụng React để gọi api trả về dữ liệu cho giao diện người dùng.
- Model: Đối tượng chứa dữ liệu để xử lý và hiển thị.
- Business Layer: Chứa các nghiệp vụ của hệ thống. Bao gồm các bước xử lý dữ liệu, thuật toán gom cụm, các tác vụ thống kê,...

-
- Data Access Layer: Có nhiệm vụ giao tiếp với các hệ cơ sở dữ liệu.

3.8 Cài đặt hệ thống

Hệ thống ứng dụng được xây dựng trên nền tảng Java EE với các thành phần sau:

- Ngôn ngữ: Java, HTML, CSS, JavaScript, React.
- Hệ cơ sở dữ liệu: MongoDB và MySQL.
- Thư viện, framework: Apache Struts 2, Apache Lucene, TPEgmenter, Weka
- Server: Apache Tomcat

3.8.1 Các package

Source code chương trình được tổ chức thành các package như sau:

Hệ thống crawler:

- vn.vccorp.crawler.bo: Chứa các business object của hệ thống
- vn.vccorp.crawler.config: Các file config cho hệ thống
- vn.vccorp.crawler.constant: Các file constant của hệ thống
- vn.vccorp.crawler.dao: Data Access Object, thực hiện các tác vụ đọc, ghi database
- vn.vccorp.crawler.dbconnection: Cung cấp kết nối đến database
- vn.vccorp.crawler.dto: Data Transfer Object, các đối tượng để vận chuyển dữ liệu từ database
- vn.vccorp.crawler.main: Các lớp bao đóng để tạo thread chạy song song các tác vụ
- vn.vccorp.crawler.thread: Các lớp bao đóng để tạo thread chạy song song các tác vụ
- vn.vccorp.crawler.util: Các công cụ hỗ trợ trong hệ thống

Hệ thống HotNewsDetector:

-
- vn.vccorp.hotnewsdetector.action.general: lớp ảo chứa các phương thức của action.
 - vn.vccorp.hotnewsdetector.action.news: chứa các action cho tin tức
 - vn.vccorp.hotnewsdetector.action.twitter: chứa các action cho twitter
 - vn.vccorp.hotnewsdetector.bo: Chứa các business object của hệ thống
 - vn.vccorp.hotnewsdetector.config: Các file config cho hệ thống
 - vn.vccorp.hotnewsdetector.constant: Các file constant của hệ thống
 - vn.vccorp.hotnewsdetector.context: chứa các action context của hệ thống
 - vn.vccorp.hotnewsdetector.crawler.news: Dùng để lấy dữ liệu từ trang web tin tức
 - vn.vccorp.hotnewsdetector.dao: Data Access Object, thực hiện các tác vụ đọc, ghi database
 - vn.vccorp.hotnewsdetector.dbconnection: Cung cấp kết nối đến database
 - vn.vccorp.hotnewsdetector.dto: Data Transfer Object, các đối tượng để vận chuyển dữ liệu từ database
 - vn.vccorp.hotnewsdetector.exception: Quản lý lỗi và đưa ra thông báo của hệ thống
 - vn.vccorp.hotnewsdetector.thread
 - vn.vccorp.hotnewsdetector.utils

3.8.2 Cơ sở dữ liệu MongoDB

Hệ thống sử dụng MongoDB để lưu trữ dữ liệu tin tức và quản lý kết quả phân lớp. Đây là một hệ cơ sở dữ liệu NoSQL, cung cấp khả năng mở rộng, sao lưu, phân mảnh dữ liệu tốt, và có thể thay đổi cấu trúc dữ liệu một cách linh hoạt.

Dưới đây là bảng so sánh một số thuật ngữ cơ bản giữa các cơ sở dữ liệu SQL truyền thống và MongoDB:

Thuật ngữ SQL	Thuật ngữ MongoDB
database	database
table	collection
row	document hoặc BSON document
column	field
index	index
table joins	\$lookup, embedded documents

Bảng 3.1: So sánh các thuật ngữ giữa SQL và MongoDB

3.8.2.1 Collection News

Collection này chứa thông tin về các tin lấy từ cơ sở dữ liệu MySQL, cũng là nơi lưu trữ tất cả thông tin về tweet trong hệ thống. Khi dữ liệu được stream từ MySQL về, mỗi tin chỉ có 12 trường, các trường khác sẽ được thêm vào trong quá trình hệ thống xử lý.

Thuộc tính	Loại	Ý nghĩa
_id	ObjectID	ID trong MongoDB của document
Id	Int	ID của tin tức lấy về
Title	String	Title của tin tức
Content	String	Nội dung của tin tức
Source	String	Nguồn trang báo điện tử của tin tức
CreateTime	Date	Thời gian đăng của tin
GetTime	Date	Thời gian tin tức được thu thập vào cơ sở dữ liệu MySQL
CollectDate	Date	Thời gian tweet được thu thập vào cơ sở dữ liệu MongoDB
Author	String	Người viết bài báo(nếu có)
Category	Integer	Chủ đề của bài báo
SpamLabel	String	Nhân đã gán cho tin tức
SpamCategory	String	Nhân đã gán cho loại tin rác
SpamLabelFeedback	Integer	Feedback của nhân đã gán cho tin tức đó

Bảng 3.2: Các trường của collection News

3.8.2.2 Collection HashCode

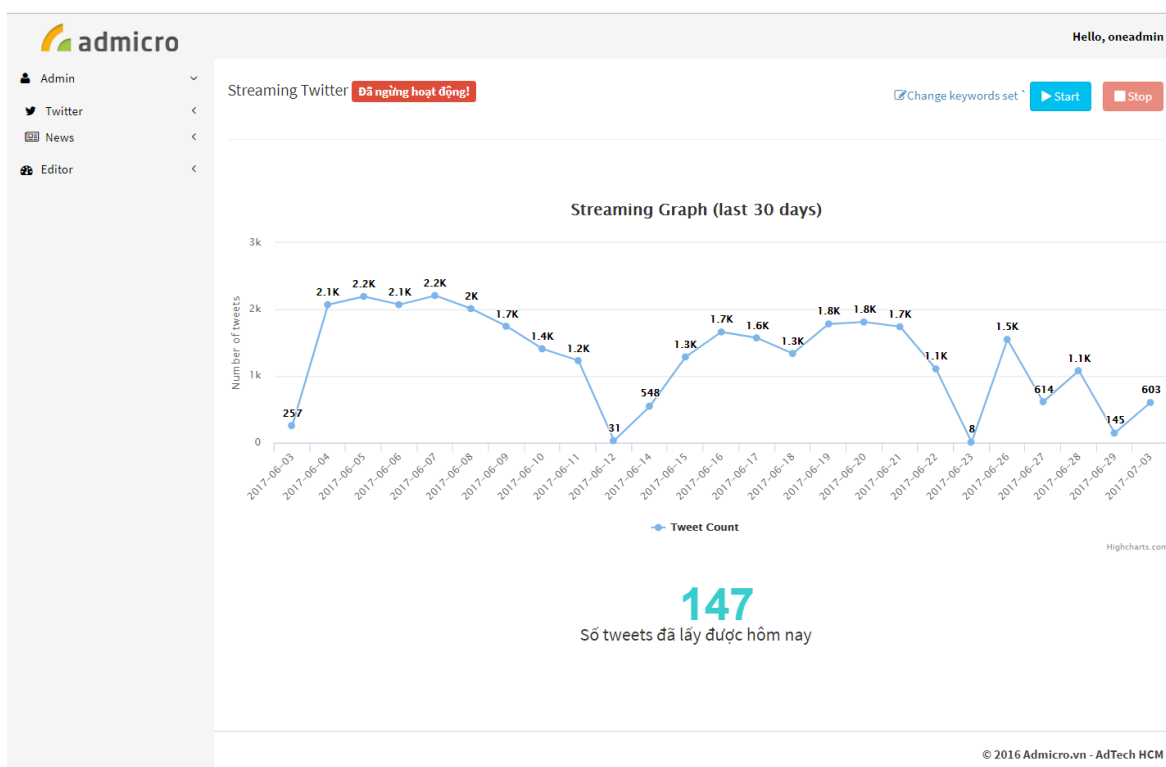
Collection cluster chứa các hash code cho bài báo để kiểm tra trùng cho tin tức đó.

Thuộc tính	Loại	Ý nghĩa
_id	ObjectID	ID trong MongoDB của cụm
HashCode	String	Hash code của tin tức

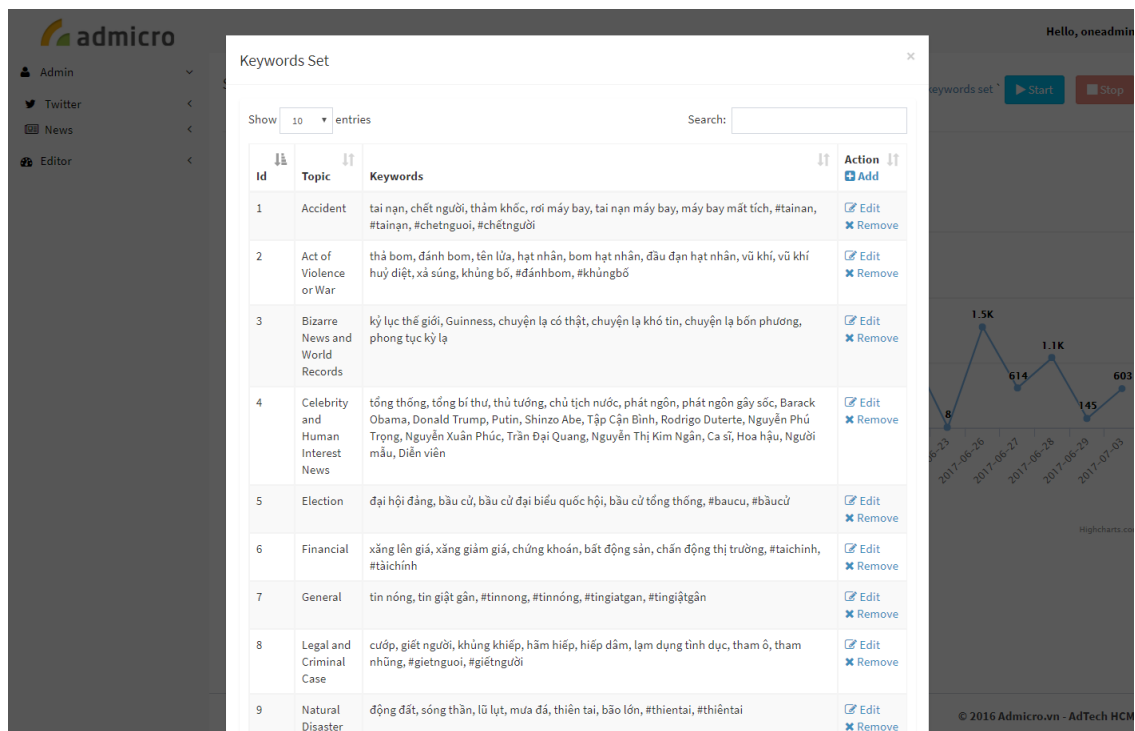
Bảng 3.3: Các trường của collection HashCode

3.9 Kết quả

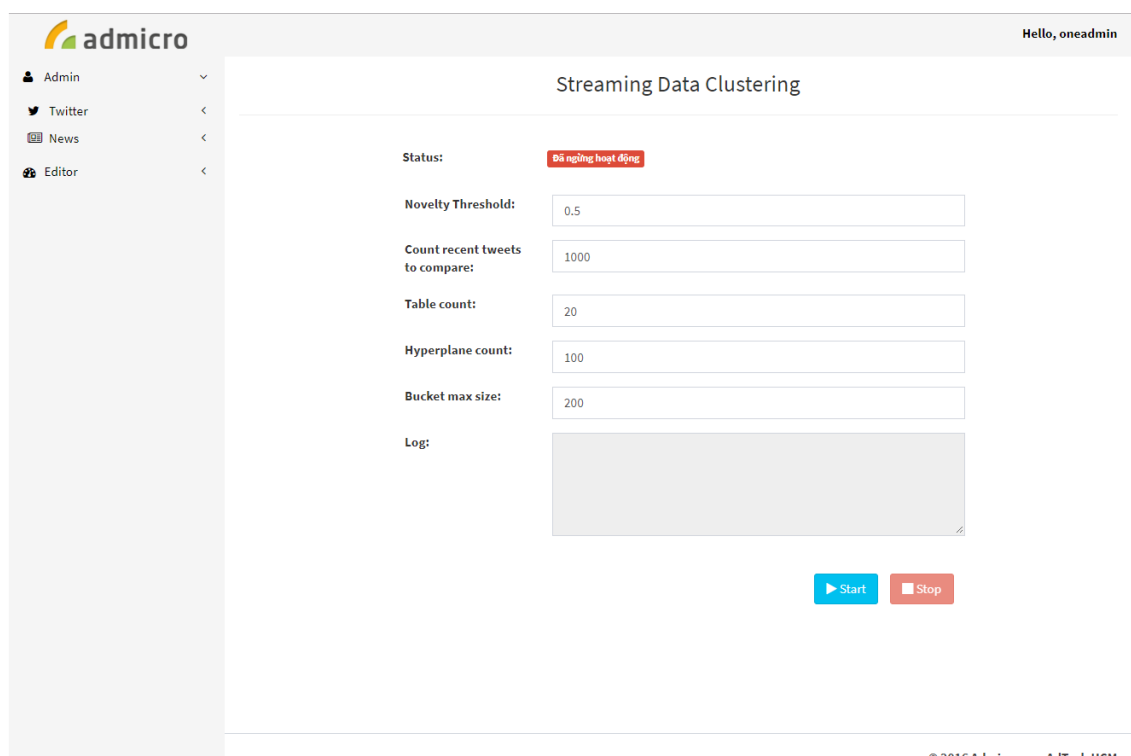
Hệ thống đã hoàn thiện các chức năng: Thu thập dữ liệu từ trang tin tức, điều khiển chạy luồng của thuật toán phân loại tin nóng, và hiển thị thống kê cho biên tập viên, hệ thống còn cung cấp giao diện phân loại tin tức bằng url hoặc title của tin tức. Dưới đây là một số hình ảnh của hệ thống:



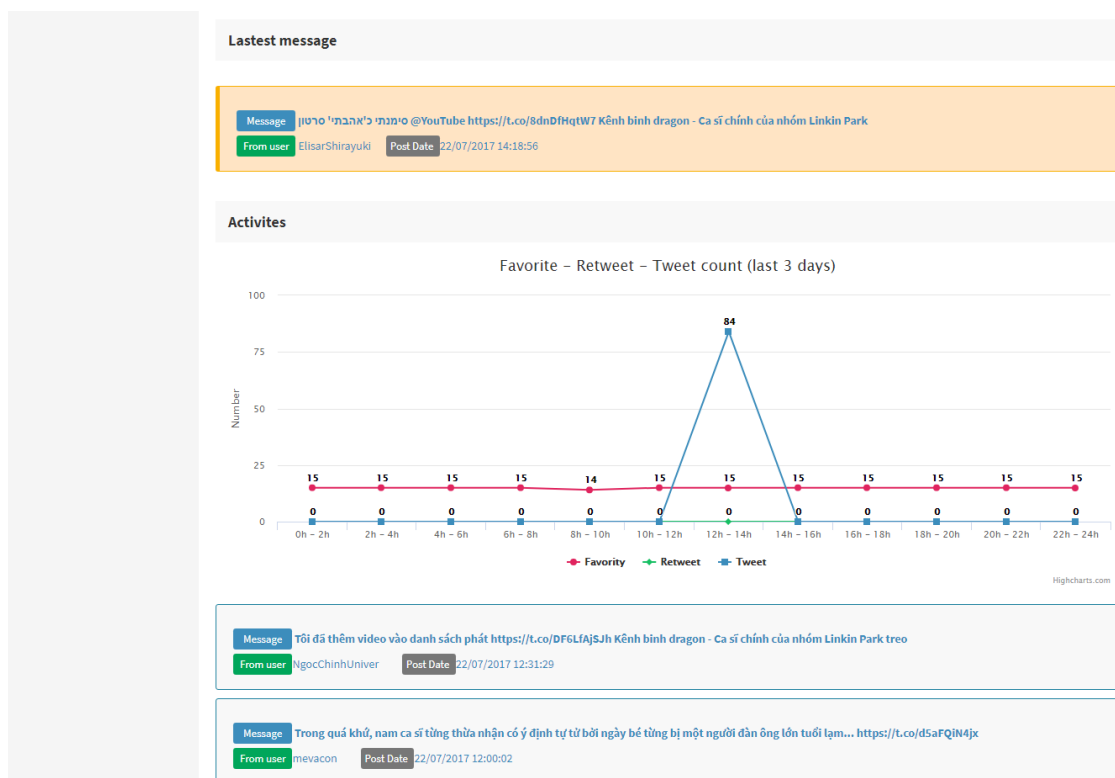
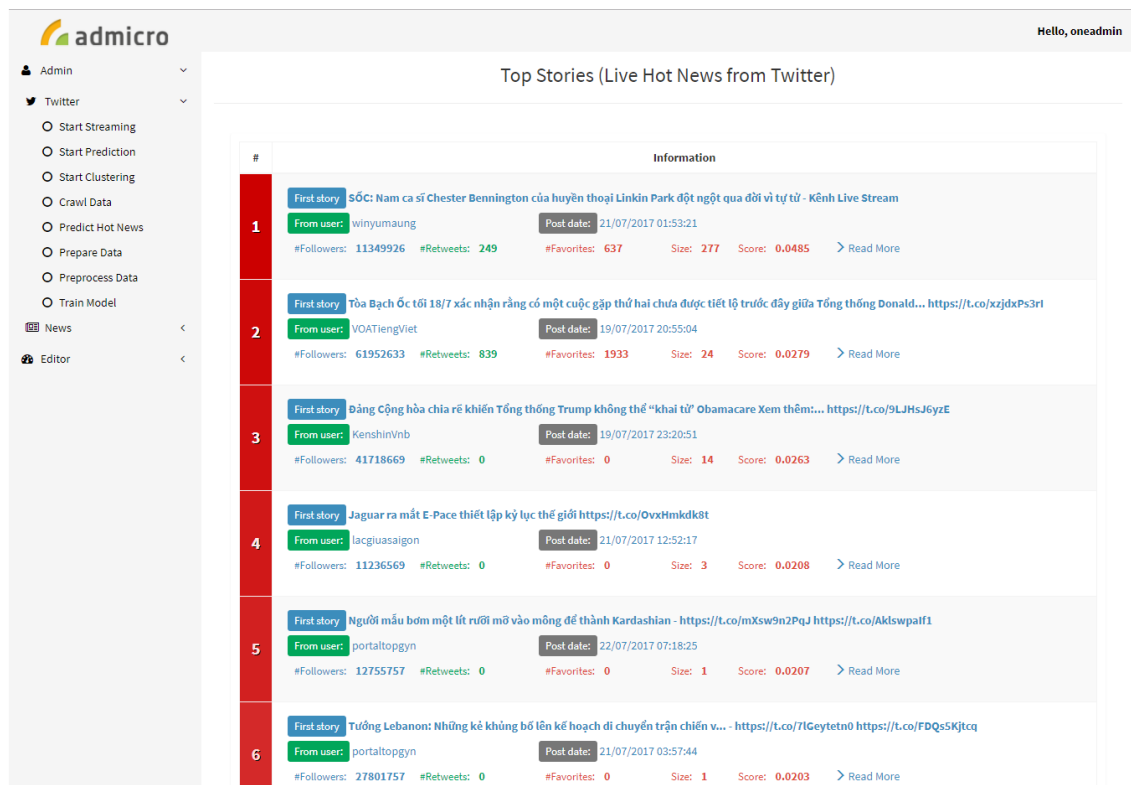
Hình 3.4: Giao diện điều khiển thu thập dữ liệu Twitter



Hình 3.5: Giao diện thêm xóa từ khóa để thu thập dữ liệu Twitter



Hình 3.6: Giao diện điều khiển thuật toán phát hiện tin nóng



3.10 Kết chương

Chương này đã trình bày về các thành phần chính hệ thống, kiến trúc phân tầng, các hệ cơ sở dữ liệu được sử dụng và cách tổ chức, cùng một số kết quả cài đặt hệ thống.

Chương 4

THỰC NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ

4.1 Mở đầu

Mục đích của chương này là trình bày một số kết quả thực nghiệm trên bộ dữ liệu thu thập được. Qua đó đánh giá, nhận định và so sánh các thuật toán phân lớp.

4.2 Tổng quan về bộ dữ liệu

Bộ dữ liệu gồm các bài viết từ nhiều nguồn tin tức. Dữ liệu được lấy thông qua luồng: Crawler . Một danh sách hơn 700 nguồn được sử dụng để lấy dữ liệu thông tin từ trên mạng.

Mỗi tin trong tập dữ liệu bao gồm các thông tin sau: Id , title của tin tức, nội dung tin tức, nguồn đăng tin tức, thời gian tin tức được post, thời gian lấy về cơ sở dữ liệu MySQL, thời gian tin tức được thu thập vào hệ thống, description của bài báo, đường dẫn link của tin tức, tác giả.

Bộ dữ liệu thử nghiệm gần nhất gồm 15,612 tin tiếng Việt, được thu thập thông qua Crawler trong khoảng thời gian 11 ngày, từ 31/1/2017 đến 10/2/2017.

Dữ liệu thống kê cho tập dữ liệu sử dụng để train các model:

Dữ liệu gán nhãn	Số lượng
Không rác	7331
Rác	8281
Tổng	15612

Bảng 4.1: Thống kê dữ liệu gán nhãn

Dữ liệu gắn nhãn	Số lượng
Quảng cáo	4627
Chia sẻ	3279
Tuyển dụng	375
Tổng	8281

Bảng 4.2: Thống kê loại rác

Accident	tai nạn, chết người, thảm khốc, rơi máy bay, tai nạn máy bay, máy bay mất tích, #tainan, #tainạn, #chetnguoi, #chếtngười
Act of War or Violence, Military News	thả bom, đánh bom, tên lửa, hạt nhân, bom hạt nhân, đầu đạn hạt nhân, vũ khí, vũ khí huỷ diệt, xả súng, khủng bố, #đánhbom, #khủngbố
Bizarre News and World Records	kỷ lục thế giới, Guinness, chuyện lạ có thật, chuyện lạ khó tin, chuyện lạ bốn phương, phong tục kỳ lạ
Celebrity and Human Interest News	tổng thống, tổng bí thư, thủ tướng, chủ tịch nước, phát ngôn, phát ngôn gây sốc, Barack Obama, Donald Trump, Putin, Shinzo Abe, Tập Cận Bình, Rodrigo Duterte, Nguyễn Phú Trọng, Nguyễn Xuân Phúc, Trần Đại Quang, Ca sĩ, Hoa hậu, Người mẫu, Diễn viên
Election	đại hội đảng, bầu cử, bầu cử đại biểu quốc hội, bầu cử tổng thống, #baucu, #bàucử
Financial	xăng lên giá, xăng giảm giá, chứng khoán, bất động sản, chấn động thị trường, #taichinh, #tài CHÍNH
General	tin nóng, tin giật gân, #tinnong, #tinnóng, #tingiatgan, #tingiậtgân
Legal and Criminal Case	cướp, giết người, khủng khiếp, hãm hiếp, hiếp dâm, lạm dụng tình dục, tham ô, tham nhũng, #giếtnguoi, #giết người
Natural Disaster	động đất, sóng thần, lũ lụt, mưa đá, thiên tai, bão lớn, #thientai, #thiêntai
New Law	dự thảo luật, điều luật mới, chính sách mới
Political Meeting and Statement	tổng thống, tổng bí thư, thủ tướng, chủ tịch nước, hội nghị, cuộc gặp gỡ, gặp mặt, họp mặt
Scandal and Hearing	bê bối, quấy rối, quấy rối tình dục, hầu tòa, ra tòa, scandal, #scandal
Science and Discovery	phát minh, giải nobel, giải fields, khám phá mới, phát hiện mới
Sport	đội tuyển bóng đá quốc gia, đội tuyển U19, U19 Hoàng Anh Gia Lai, SeaGames, AFC Suzuki Cup, #bongda, #bóngđá

Bảng 4.3: Danh sách từ khóa để thu thập dữ liệu

Bộ dữ liệu có thể được tải về từ địa chỉ: https://drive.google.com/open?id=1xZVBcaVtZAmQ4xU0KKPvB5ZRAUoKc2_v

4.3 Thiết lập thực nghiệm, cách đánh giá

Sử dụng 3 thuật toán phân lớp: thuật toán Naive Bayes, thuật toán J48, thuật toán Support Vector Machine.

Ta đánh giá và so sánh kết quả về thời gian xử lý và chất lượng phân lớp thông qua một số độ đo đã trình bày ở mục 2.6: Precision, Recall, F-Measure, ROC Area, confusion matrix.

4.4 Kết quả thực nghiệm

4.4.1 Kết quả train model phân loại tin tức

Dưới đây là kết quả các thuật toán và kết quả của một số độ đo :

4.4.1.1 Kết quả dựa trên nội dung của tin của tập mẫu

Dữ liệu gán nhãn	Số lượng
Mẫu dữ liệu	15612
Số chiều	111363
Cross-validation:	10

Bảng 4.4: Thông số cơ bản của tập train

Time build model(seconds):		
SVM	NaiveBayes	J48
382.85	853.67	43530.21

Bảng 4.5: Thời gian train model

Class	Precision			Recall			F-Measure			ROC Area		
	J48	SVM	NaiveBayes	J48	SVM	NaiveBayes	J48	SVM	NaiveBayes	J48	SVM	NaiveBayes
Rác	0.845	0.876	0.847	0.838	0.915	0.874	0.842	0.895	0.860	0.823	0.884	0.854
Tin	0.819	0.898	0.852	0.827	0.854	0.821	0.823	0.876	0.836	0.823	0.884	0.871
	0.832	0.887	0.849	0.833	0.886	0.849	0.832	0.886	0.849	0.823	0.884	0.862

Bảng 4.6: Kết quả train model dựa trên một số độ đo

4.4.1.2 Kết quả dựa trên tiêu đề của tin của tập mẫu

Dưới đây là kết quả các thuật toán và kết quả của một số độ đo :

Dữ liệu gán nhãn	Số lượng
Mẫu dữ liệu	15612
Số chiều	15133
Cross-validation:	10

Bảng 4.7: Thông số cơ bản của tập train

Time build model(seconds):		
SVM	NaiveBayes	J48
66.23	130.78	5895.41

Bảng 4.8: Thời gian train model

Class	Precision			Recall			F-Measure			ROC Area		
	J48	SVM	NaiveBayes	J48	SVM	NaiveBayes	J48	SVM	NaiveBayes	J48	SVM	NaiveBayes
Rác	0.845	0.876	0.847	0.838	0.915	0.874	0.842	0.895	0.860	0.823	0.884	0.854
Tin	0.819	0.898	0.852	0.827	0.854	0.821	0.823	0.876	0.836	0.823	0.884	0.871
	0.832	0.887	0.849	0.833	0.886	0.849	0.832	0.886	0.849	0.823	0.884	0.862

Bảng 4.9: Kết quả train model dựa trên một số độ đo

4.4.2 Kết quả train model phân loại loại tin rác

Dữ liệu gán nhãn	Số lượng
Mẫu dữ liệu	8281
Số chiều	9526
Cross-validation:	10

Bảng 4.10: Thông số cơ bản của tập train

Time build model(seconds):		
SVM	NaiveBayes	J48
14.46	19.39	590.78

Bảng 4.11: Thời gian train model

Class	Precision			Recall			F-Measure			ROC Area		
	NaiveBayes	J48	SVM	NaiveBayes	J48	SVM	NaiveBayes	J48	SVM	NaiveBayes	J48	SVM
Chia sẻ	0.97	0.952	0.96	0.730	0.985	0.986	0.833	0.968	0.973	0.973	0.978	0.980
Quảng cáo	0.931	0.990	0.99	0.945	0.968	0.975	0.938	0.979	0.982	0.962	0.980	0.981
Tuyển dụng	0.335	0.989	1	0.992	0.952	0.955	0.5	0.970	0.977	0.954	0.987	0.977
	0.919	0.975	0.979	0.862	0.974	0.979	0.877	0.974	0.979	0.966	0.980	0.981

Bảng 4.12: Kết quả train model dựa trên một số độ đo

4.5 Nhận xét

4.5.1 Nhận định về các thuật toán phân lớp cho bài toán

Dựa vào bảng 4.6, 4.9 và 4.12, ta thấy rằng với độ đo và tập dữ liệu mẫu, thuật toán Support Vector Machine cho kết quả tốt với mọi độ đo so với thuật toán Naive Bayes và J48.

Dựa vào bảng 4.5, 4.8 và 4.11, ta thấy rằng thời gian để train model cho thuật toán Support Vector Machine tốn ít thời gian hơn thuật toán Naive Bayes và J48.

4.6 Kết chương

Qua các kết quả thử nghiệm, chương này đã thể hiện được một số tính chất của các thuật toán được đánh giá như thời gian train, một số độ đo thường dùng để đánh giá một hệ phân lớp. Ta thấy thuật toán SVM có thời gian train nhanh trong khi vẫn giữ được độ chính xác tốt so với thuật toán Naive Bayes và J48. Riêng thuật toán J48 có hạn chế về thời gian train quá lớn so với hai thuật toán còn lại.

KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

Kết quả đạt được

Mục tiêu chính của đề tài là xây dựng hệ thống phát hiện tin nóng để hỗ trợ biên tập viên trong việc viết bài. Một số nội dung thực hiện được đề ra ban đầu là: tìm hiểu bài toán liên quan, thu thập dữ liệu, cài đặt và đánh giá một số thuật toán, và xây dựng hệ thống.

Sau quá trình nghiên cứu và thực hiện, khóa luận đã thu được một số kết quả sau:

- Kiến thức:
 - Tìm hiểu về bài toán phát hiện tin tức, tin nóng trên dữ liệu từ mạng xã hội.
- Sản phẩm:
 - Thu thập bộ dữ liệu gồm các bài đăng tiếng Việt từ nguồn Twitter.
 - Khảo sát và đánh giá các phương pháp phát hiện tin nóng dựa trên gom cụm: k-Nearest Neighbor, Boost Named Entity, Locality Sensitive Hashing.
 - Xây dựng được hệ thống có khả năng nhận biết tin nóng, đang được triển khai tại công ty VCCorp.

Hướng phát triển

Tuy hệ thống đạt được kết quả tương đối khá tốt trong việc phát hiện các sự kiện, cần cải thiện độ chính xác của thuật toán thông qua việc cân chỉnh kỹ hơn các thông

số, đồng thời xem xét tìm hiểu thêm và so sánh với các phương pháp khác.

Trong tương lai hệ thống cần lấy thêm dữ liệu từ các nguồn khác như Facebook và các trang báo mạng để làm giàu nguồn tin. Thêm các chức năng tiện ích cho biên tập viên như thống kê dữ liệu tổng quát lẫn chi tiết, cung cấp cho biên tập viên nhiều góc nhìn về sự kiện hơn.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Jonathan G. Fiscus and George R. Doddington. Topic detection and tracking. chapter Topic Detection and Tracking Evaluation Overview, pages 17–31. Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, USA, 2002. [6](#), [7](#)
- [2] James Allan. Topic detection and tracking. chapter Introduction to Topic Detection and Tracking, pages 1–16. Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, USA, 2002. [7](#), [8](#)
- [3] Jagan Sankaranarayanan, Hanan Samet, Benjamin E. Teitler, Michael D. Lieberman, and Jon Sperling. Twitterstand: News in tweets. In *Proceedings of the 17th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems*, GIS '09, pages 42–51, New York, NY, USA, 2009. ACM. [8](#)
- [4] S. Phuvipadawat and T. Murata. Breaking news detection and tracking in twitter. In *2010 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology*, volume 3, pages 120–123, Aug 2010. [8](#), [13](#), [25](#)
- [5] Christopher D. Manning, Prabhakar Raghavan, and Hinrich Schütze. *Introduction to Information Retrieval*. Cambridge University Press, New York, NY, USA, 2008. [9](#)
- [6] James Allan, Victor Lavrenko, Daniella Malin, and Russell Swan. Detections, bounds, and timelines: Umass and tdt-3. In *In Proceedings of Topic Detection and Tracking Workshop (TDT-3)*, 2000. [10](#)
- [7] Piotr Indyk and Rajeev Motwani. Approximate nearest neighbors: Towards removing the curse of dimensionality. In *Proceedings of the Thirtieth Annual ACM*

-
- Symposium on Theory of Computing*, STOC '98, pages 604–613, New York, NY, USA, 1998. ACM. 16
- [8] Saša Petrović, Miles Osborne, and Victor Lavrenko. Streaming first story detection with application to twitter. In *Human Language Technologies: The 2010 Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics*, HLT '10, pages 181–189, Stroudsburg, PA, USA, 2010. Association for Computational Linguistics. 20
- [9] P.N. Tan, M. Steinbach, and V. Kumar. *Introduction to Data Mining*. Pearson Education, Limited, 2014. 21
- [10] J. C. Dunn. A fuzzy relative of the isodata process and its use in detecting compact well-separated clusters. *Journal of Cybernetics*, 3(3):32–57, 1973. 23
- [11] Tdt 2004: Annotation manual. <https://catalog.ldc.upenn.edu/docs/LDC2006T19/TDT2004V1.2.pdf>, 2004. Accessed: 2016-12-6.

Phụ lục. Giới thiệu về thư viện Apache Lucene

Giới thiệu

Truy hồi thông tin là một lĩnh vực nghiên cứu lớn nhằm giải quyết vấn đề tìm kiếm, lọc đường thông tin cần thiết, hữu ích từ lượng dữ liệu khổng lồ. Apache Lucene là một thư viện mã nguồn mở, được viết bằng Java và dùng để hỗ trợ giải bài toán này. Thư viện cung cấp khả năng đánh chỉ mục (index) trên dữ liệu và thực hiện tìm kiếm trên chỉ mục đó, cùng với các chức năng hỗ trợ khác.

Lucene lưu trữ dữ liệu ở dạng chỉ mục ngược (inverted index), cho phép tìm kiếm các đối tượng văn bản dựa trên từ khóa một cách nhanh chóng. Một đối tượng văn bản trong Lucene được gọi là Document. Mỗi Document có một hoặc nhiều Field, ứng với các thuộc tính của Document đó. Một bài viết hay một trang web có thể là một Document, với các Field như: tiêu đề, nội dung, tác giả, ngày đăng,...

Một số class chính của thư viện:

- Analyzer và các class con: có nhiệm vụ phân tích dữ liệu văn bản thành những token/term trước khi ghi vào index. Một số class con như StandardAnalyzer, WhitespaceAnalyzer, SimpleAnalyzer, KeywordAnalyzer.
- IndexWriter: nhận luồng dữ liệu đã tokenize bằng Analyzer và ghi vào index.
- IndexReader, IndexSearcher: đọc và tìm kiếm trên index đã tạo từ trước, ngoài ra cung cấp các thông tin khác từ index như danh sách term, tần số của term trong một Document, trong toàn bộ dữ liệu.

-
- Query và các class con: dùng để xây dựng câu truy vấn và truyền vào IndexSearcher để thực hiện tìm kiếm. Một số class con như TermQuery, RangeQuery, Boolean Query.

Hệ thống chủ yếu sử dụng Lucene hỗ trợ trong bước tiền xử lý dữ liệu, nhằm tính và biểu diễn các bài viết ở dạng vector tf-idf, thông qua các thông tin về tần số term trong index.

Sử dụng Lucene trong Java

Tạo IndexWriter

Để ghi dữ liệu vào Lucene index, ta cần tạo IndexWriter như sau:

```
indexDirectory = FSDirectory.open(new File(indexDir));
analyzer = new StandardAnalyzer(Version.LUCENE_36,
    Collections.emptySet());
IndexWriterConfig config = new
    IndexWriterConfig(Version.LUCENE_36, analyzer);
config.setOpenMode(OpenMode.CREATE);
IndexWriter writer = new IndexWriter(indexDirectory, config);
```

Thêm một document vào index

Giả sử ta có một tweet với ID là "001", nội dung là "Tai nạn kinh hoàng khi xe tai mat phanh", dưới đây là cách tạo và thêm vào index document với 2 field tương ứng là "tweetID" và "tweetContent".

```
Field tweetID = new Field("tweetID", "001", Field.Store.YES,
    Field.Index.NO);
Field tweetContent = new Field("tweetContent", "Tai nạn kinh hoàng
    khi xe tai mat phanh", Field.Store.YES, Field.Index.ANALYZED,
    Field.TermVector.YES);
```

```
Document lucenceDocument = new Document();  
lucenceDocument.add(tweetID);  
lucenceDocument.add(tweetContent);  
writer.addDocument(luceneDocument);
```

Đọc dữ liệu từ index

Sau khi tạo index, ta có thể đọc thông tin trong index thông qua IndexReader hoặc IndexSearcher.

```
IndexReader reader = IndexReader.open(indexDir);  
IndexSearcher searcher = new IndexSearcher(reader);
```

Cách tính giá trị **idf** cho tất cả term trong field "tweetContent" trong bộ dữ liệu:

```
int docCount = reader.numDocs();  
TermEnum listOfTerms = reader.terms();  
TreeMap<String, Double> idfVector = new TreeMap<String, Double>();  
while (listOfTerms.next()) {  
    String currentTerm = listOfTerms.term().text();  
    int docFreq = searcher.docFreq(new Term("tweetContent",  
        currentTerm));  
    double idf = 1 + Math.log((double) docCount / docFreq);  
    idfVector.put(currentTerm, idf);  
}
```

Cách tính vector tf-idf cho document thứ **i** trong index:

```
TermFreqVector tfv = reader.getTermFreqVector(i, "tweetContent");  
String[] termList = tfv.getTerms(); //list of terms in this  
    document  
int[] termFreqList = tfv.getTermFrequencies();
```

```
int totalTermCount = 0;

LinkedHashMap<String, Double> tfidfVector = new
    LinkedHashMap<String, Double>();

// calculate (total) term count in document i
for (int temp : termFreqList) {
    totalTermCount += temp;
}

// loop through all term in doc i and calculate tfidf vector
int uniqueTermCount = termList.length;
for (int j = 0; j < uniqueTermCount; j++) {
    if (termFreqList[j] != 0 && idfVector.containsKey(termList[j])){
        double tfidf = ((double)termFreqList[j] / totalTermCount)
            * idfVector.get(termList[j]);
        tfidfVector.put(termList[j], tfidf);
    }
}
```