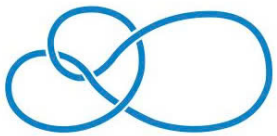
E-mail categorization using KNN, Gaussian Naive Bayes, and Logistic Regression

Nguyễn Duy Vũ - 22000132
Vũ Đức Duy - 22000078
Đoàn Phạm Ngọc Linh - 22000102

HUS
VNU UNIVERSITY OF SCIENCE



MATHEMATICS
INFORMATICS
MECHANICS

Nội dung

Nội dung

Tổng quan bài toán phân loại email

- **Phân loại email** là một bài toán quan trọng trong **học máy** và **xử lý ngôn ngữ tự nhiên**
- **Mục tiêu:** Xây dựng hệ thống tự động phân loại email vào các nhóm chủ đề. ví dụ: *công việc*, *spam*, *quảng cáo*, *cá nhân*,...
- **Dựa trên:** Các đặc trưng như: **nội dung**, **tiêu đề**, **người gửi**, **metadata**...
- **Lợi ích:** Hỗ trợ quản lý hộp thư hiệu quả, tiết kiệm thời gian, phát hiện email quan trọng, lọc thư rác tự động.

Ứng dụng thực tế

Phân loại email được ứng dụng rộng rãi trong các hệ thống quản lý thông tin và truyền thông:

- **Lọc thư rác:** Phát hiện và chuyển email rác vào thư mục riêng.
- **Tự động gắn nhãn:** Phân loại email thành các nhóm: công việc, cá nhân, quảng cáo,...
- **Trợ lý ảo:** Ưu tiên thư quan trọng, hỗ trợ phản hồi tự động.
- **Chăm sóc khách hàng:** Phân tích nội dung email để hiểu nhu cầu người dùng.

Phân chia công việc

- **Đoàn Phạm Ngọc Linh:** Thực hiện mô hình **K-Nearest Neighbors (KNN)** và chịu trách nhiệm tiền xử lý dữ liệu, bao gồm loại bỏ các cột không cần thiết, chuẩn hóa dữ liệu, giảm chiều dữ liệu (PCA), và chia dữ liệu thành tập huấn luyện và kiểm tra.
- **Nguyễn Duy Vũ:** Thực hiện mô hình **Logistic Regression (LR)**. Vũ đảm nhận việc xây dựng và huấn luyện mô hình LR, tối ưu hóa các tham số và đánh giá kết quả của mô hình dựa trên các chỉ số như accuracy, precision, recall, và F1 score.
- **Vũ Đức Duy:** Thực hiện mô hình **Gaussian Naive Bayes (GNB)** và chịu trách nhiệm về trực quan hóa dữ liệu, bao gồm vẽ biểu đồ phương sai tích lũy, biểu đồ phân tán của PCA và phân tích phân tách các nhóm email spam và không spam.

Nội dung

K-Means Clustering

K-Means là thuật toán phân cụm phổ biến thuộc nhóm học không giám sát.

- Nhóm dữ liệu thành K cụm dựa trên khoảng cách Euclidean.
- Ứng dụng: phân tích thị trường, nhận diện ảnh, khai phá dữ liệu văn bản, v.v.
- Phù hợp khi dữ liệu có cấu trúc hình cầu, các cụm đồng đều về kích thước.

Nguyên lý toán học K-Means

Ký hiệu:

- $\mathbf{X}$: Ma trận dữ liệu N điểm, mỗi điểm d chiều.
- K: Số cụm; $\mathbf{m}_k$: trung tâm cụm k.
- Nhãn $\mathbf{y}_i$ là vector one-hot xác định cụm của điểm i.

$$L(\mathbf{Y}, \mathbf{M}) = \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{K} y_{ij} \|\mathbf{x}_i - \mathbf{m}_j\|_2^2$$

Tối ưu lặp lại hai bước:

1. Gán mỗi điểm vào cụm gần nhất.
2. Cập nhật trung tâm cụm bằng trung bình cộng các điểm trong cụm.

Đánh giá kết quả K-Means (PCA)

Chỉ số	Giá trị
Silhouette Score	0.6924
Davies-Bouldin Index	2.6078
Adjusted Rand Index	0.0400

Bảng: Các chỉ số đánh giá phân cụm K-Means

Nhận xét:

- Silhouette Score cao (~ 0.69): các cụm khá tách biệt nhau.
- DBI còn cao (~ 2.6): các cụm vẫn còn chồng lấn, chưa tối ưu.
- ARI rất thấp (~ 0.04): phân cụm không khớp nhiều với nhãn thật.

Phân tích tỷ lệ nhãn trong cụm

Cụm	Tỷ lệ nhãn 0	Tỷ lệ nhãn 1
0	72.03%	27.97%
1	31.30%	68.70%

Bảng: Tỷ lệ nhãn gốc trong các cụm K-Means

- **Cụm 0:** Chủ yếu là nhãn 0 (non-spam), nhưng có gần 28% nhãn 1.
- **Cụm 1:** Phần lớn là nhãn 1 (spam), đạt 68.7%.

Kết luận về phân cụm

- K-Means tách biệt được một phần email spam và non-spam trong không gian PCA.
- Tuy nhiên, cụm 1 rất nhỏ, dẫn đến ARI thấp. Cụm 0 còn chứa nhiều dữ liệu ”lẫn”.
- Kết quả cho thấy K-Means chưa lý tưởng để tái hiện cấu trúc phân lớp của dữ liệu gốc, đặc biệt khi dữ liệu không chia cụm rõ ràng hoặc không có hình cầu.
- Các chỉ số đánh giá giúp hiểu sâu hơn về đặc tính dữ liệu cũng như hạn chế của thuật toán.

Nội dung

Các phương pháp được lựa chọn

Trong nghiên cứu này, nhóm sử dụng ba thuật toán phổ biến trong học máy để phân loại email:

- **K-Nearest Neighbors (KNN)**
- **Bernoulli Naive Bayes (BNB)**
- **Logistic Regression (LR)**

Lý do lựa chọn:

- Phổ biến, dễ triển khai.
- Phù hợp với bài toán phân loại văn bản.
- Mỗi thuật toán đại diện cho một hướng tiếp cận khác nhau.

So sánh ba phương pháp

- **KNN** — thuật toán phi tham số, dựa trên khoảng cách giữa các điểm.
- **BNB** — phương pháp phân loại dựa trên lý thuyết Bayes, thiết kế cho dữ liệu có **đặc trưng nhị phân** (0 hoặc 1).
- **Logistic Regression** — mô hình tuyến tính, học trọng số cho từng đặc trưng.

Tiêu chí đánh giá:

- Độ chính xác (Accuracy)
- Độ nhạy (Recall)
- Độ chính xác theo lớp dương (Precision)
- Ma trận nhầm lẫn (Confusion Matrix)

KNN – K-Nearest Neighbors

Ý tưởng: Phân loại dựa trên số lượng các điểm gần nhất trong không gian đặc trưng.

Công thức khoảng cách Euclidean:

$$d(x,y) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i - y_i)^2}$$

Thường áp dụng cho: vector hóa bằng TF-IDF, sử dụng khoảng cách Cosine hoặc Euclidean để so sánh.

KNN – Ưu và nhược điểm

Ưu điểm:

- Không cần huấn luyện mô hình.
- Đơn giản, trực quan.
- Hoạt động tốt với các dữ liệu không có quá nhiều nhiễu.

Nhược điểm:

- Hiệu suất kém nếu dữ liệu lớn.
- Kết quả phụ thuộc vào k và khoảng cách.
- Chi phí tính toán cao khi dữ liệu lớn.

BNB – Bernoulli Naive Bayes

Công thức Bayes:

$$p(k \mid \mathbf{x}) \propto p(\mathbf{x} \mid k) \cdot p(k)$$

Với giả thiết độc lập:

$$p(\mathbf{x} \mid k) = \prod_{i=1}^{d} p(x_i \mid k)$$

Tính xác suất điều kiện:

$$p(x_i \mid k) = (p_{ki})^{x_i} \cdot (1 - p_{ki})^{1-x_i}$$

Trong đó:

$$p_{ki} = \frac{\text{Số mẫu lớp } k \text{ có } x_i = 1 + \alpha}{\text{Tổng số mẫu lớp } k + 2\alpha}$$

($\alpha = 1$ cho làm mịn Laplace)

BNB – Bernoulli Naive Bayes

Ưu điểm:

- Hiệu quả với dữ liệu nhị phân
- Tốc độ huấn luyện nhanh

Hạn chế:

- Giả thiết độc lập không thực tế
- Không xử lý tốt tần suất xuất hiện

LR – Logistic Regression

Hàm sigmoid:

$$h_\theta(x) = \frac{1}{1 + \exp(-\theta^T x)}$$

Xác suất phân lớp:

$$P(y = 1|x; \theta) = h_\theta(x), \quad P(y = 0|x; \theta) = 1 - h_\theta(x)$$

Hàm log-likelihood cần tối ưu:

$$\ell(\theta) = \sum_{n=1}^{N} [y_n \log h_\theta(x_n) + (1 - y_n) \log(1 - h_\theta(x_n))]$$

Tối ưu bằng: Gradient Descent hoặc Newton-Raphson.

Logistic Regression – Ưu và nhược điểm

Ưu điểm:

- Xử lý tốt dữ liệu thưa.
- Dễ huấn luyện, dễ diễn giải.
- Mở rộng được cho bài toán đa lớp.

Nhược điểm:

- Không phù hợp dữ liệu phi tuyến.
- Dễ bị ảnh hưởng bởi ngoại lệ và đa cộng tuyến.

Nội dung

Tổng quan bộ dữ liệu

Bộ dữ liệu: 5172 email, 3002 cột.

Thông tin chính:

- Tần suất từ, độ dài email, metadata.
- Dữ liệu dạng số thực, số nguyên và chuỗi.
- Nhãn `Label` dùng cho huấn luyện.

Cân bằng lớp: Spam vs. Non-spam ~ ngang nhau.

Các đặc trưng đáng chú ý

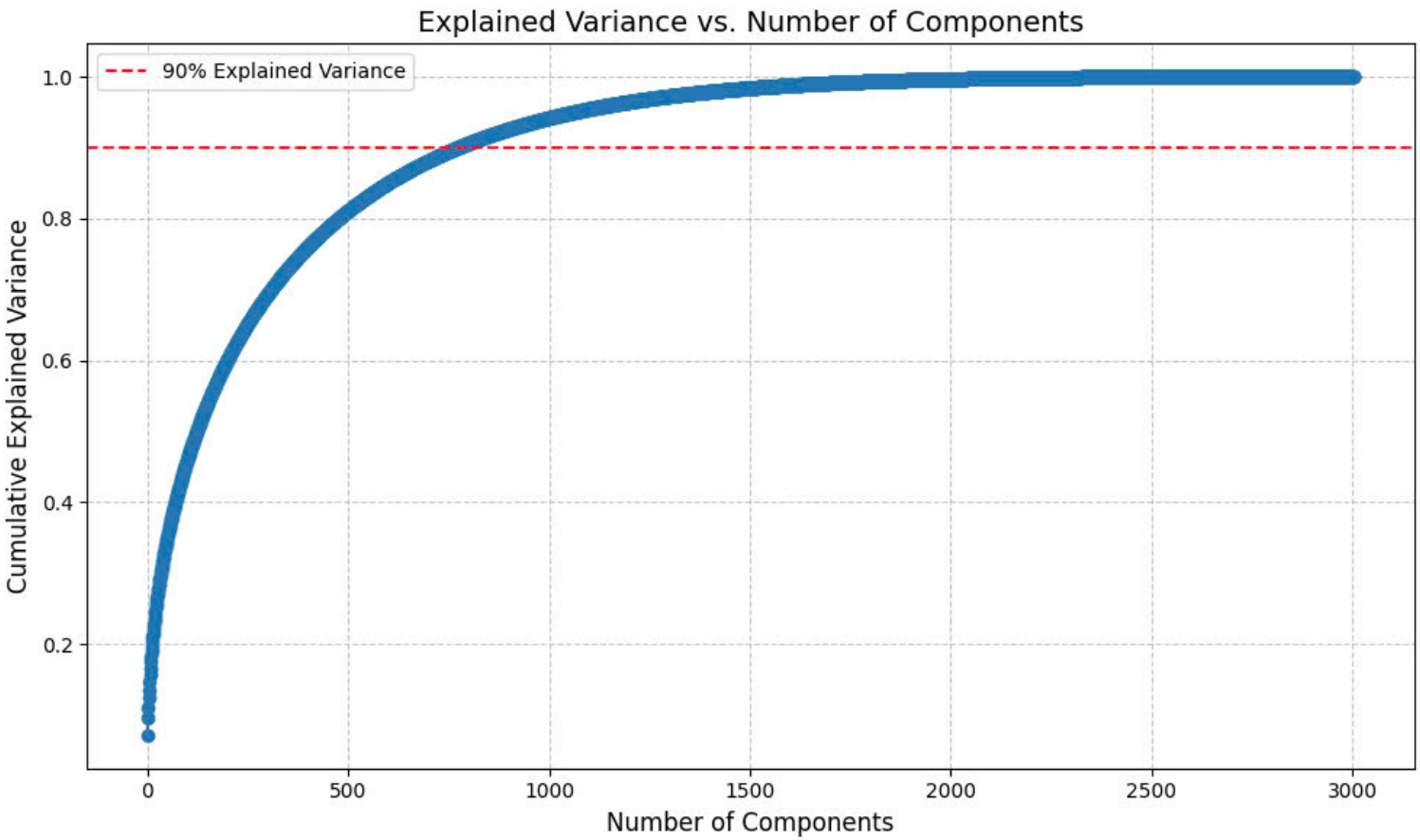
- **Most Common Word 1 - 9:** Tần suất từ phổ biến (”the”, ”to”, ”you”,...)
- **Thông số tần suất:** VD: ”you”trung bình 55.5, std 87.6
- **Email Name, ID:** Bỏ khi huấn luyện

Tiền xử lý dữ liệu

Các bước xử lý:

- **Loại bỏ cột không cần thiết:**
  - `Email No.` — chỉ mang tính tra cứu.
- **Chuẩn hóa dữ liệu:**
  - Sử dụng `StandardScaler` đưa kỳ vọng về 0, phương sai = 1.
- **Giảm chiều dữ liệu:**
  - Áp dụng PCA để giảm từ 3000 xuống 50 thành phần chính.
- **Chia dữ liệu:**
  - Tập huấn luyện (80%) — kiểm tra (20%), dùng phân tầng.

Trực quan hóa: Phân tích PCA

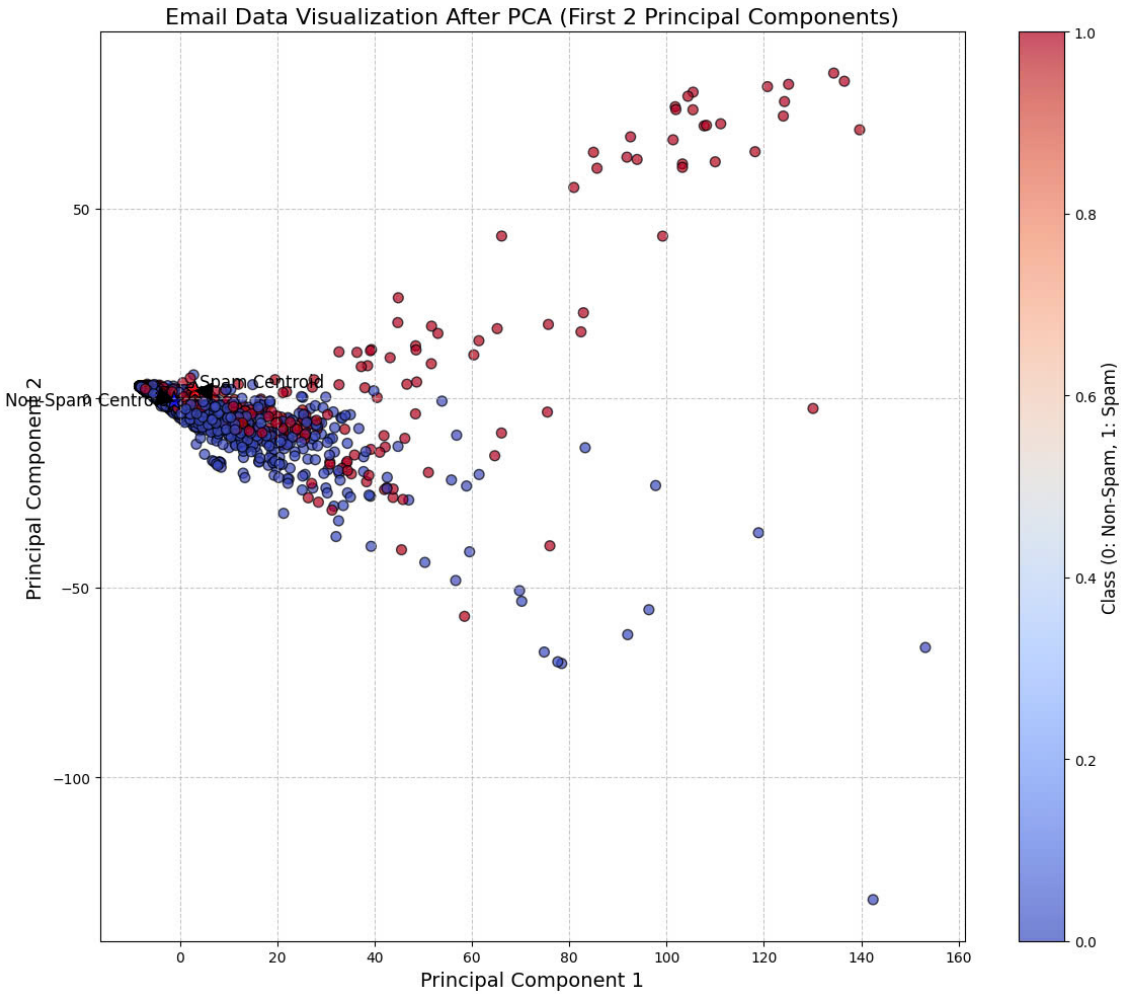


Hình: Phương sai tích lũy theo số lượng thành phần chính

Phân tích

- **Phân bố dữ liệu:** Biểu đồ cho thấy cách các email được phân bố trong không gian hai chiều của hai thành phần chính đầu tiên. Điểm màu xanh đại diện cho email không phải spam, điểm màu đỏ đại diện cho email spam.
- **Mức độ phân tách:** Mức độ phân tách giữa các điểm màu xanh và đỏ cho thấy khả năng phân biệt giữa email spam và không spam của hai thành phần chính đầu tiên. Nếu các điểm phân tách rõ ràng, điều này chứng tỏ PCA đã giữ lại được thông tin phân biệt quan trọng.

Phân bố dữ liệu sau PCA



Hình: Phân tán dữ liệu theo 2 thành phần chính đầu tiên

Nhận xét

Nhận xét:

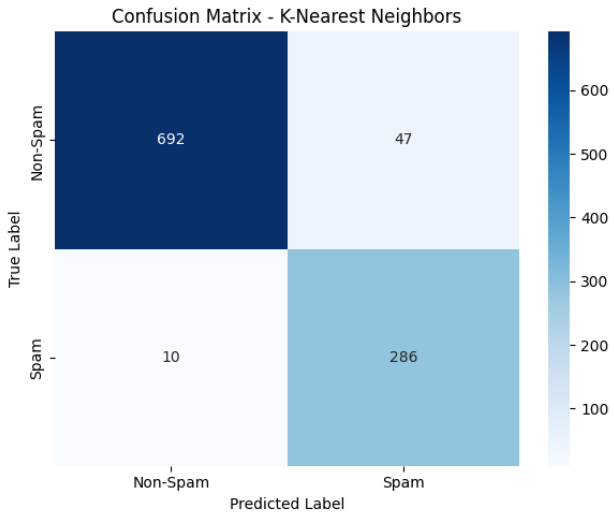
- Các điểm xanh (non-spam) và đỏ (spam) tách biệt rõ ràng.
- Các dấu sao thể hiện trọng tâm 2 nhóm, đường nối là ranh giới phân loại.
- Phân tách này hỗ trợ mô hình học tốt ngay cả với phân tích đơn giản.

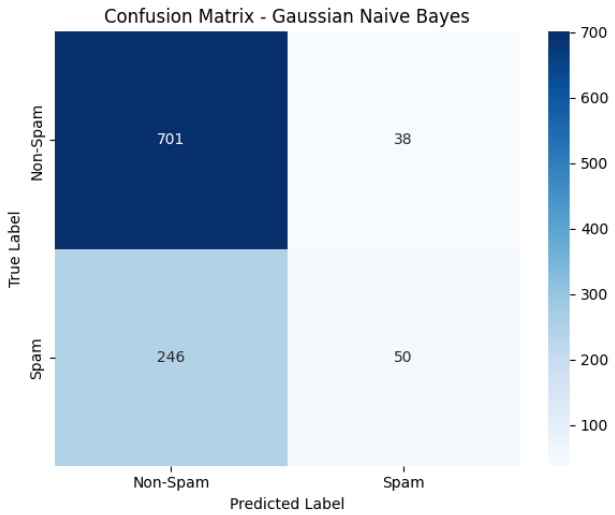
Kết quả trên dữ liệu gốc

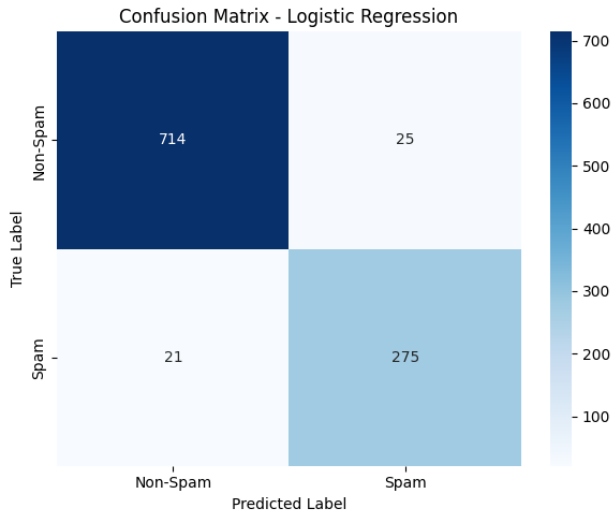
Mô hình	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
Logistic Regression	0.9556	0.9167	0.9291	0.9228
K-Nearest Neighbors	0.9449	0.8589	0.9662	0.9094
Bernoulli Naive Bayes	0.8802	0.7688	0.8311	0.7987

Tỷ lệ chính xác cao nhất: Logistic Regression

Ma trận nhầm lẫn trên dữ liệu gốc







Phân tích kết quả (Dữ liệu gốc)

Logistic Regression:

- Accuracy cao nhất: 95.56%, F1 đạt 0.92.
- Phân biệt tốt giữa spam và non-spam.

KNN:

- Hiệu suất tốt, recall cao, nhưng dễ bị ảnh hưởng bởi nhiễu và cấu trúc dữ liệu.

Bernoulli Naive Bayes:

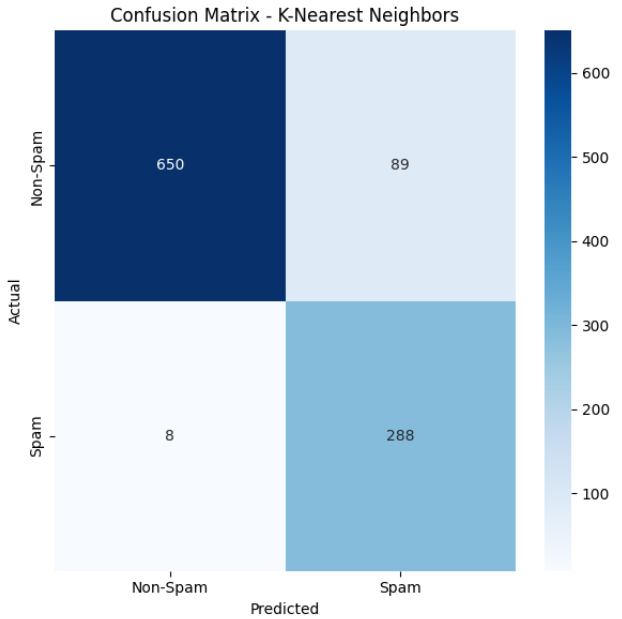
- Đơn giản, tốc độ nhanh, cho accuracy 0.88 và F1 0.80.
- Hiệu quả thấp hơn so với LR và KNN, do giả định độc lập không thực tế với dữ liệu văn bản.

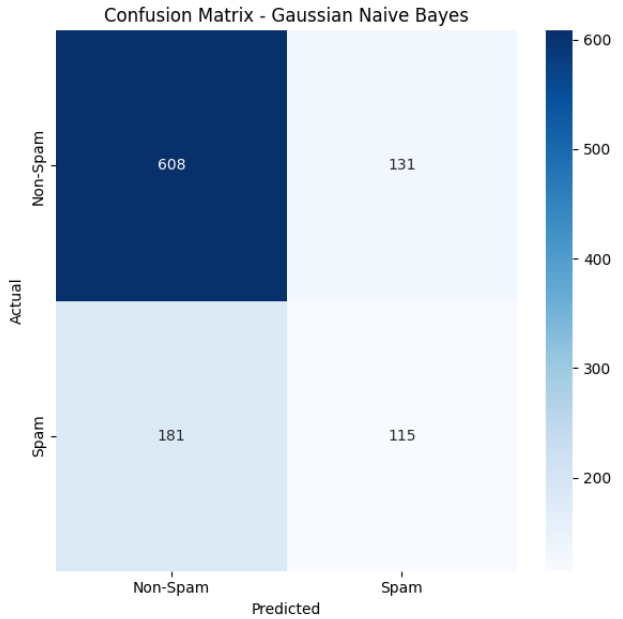
Kết quả trên dữ liệu đã chuẩn hóa và giảm chiều

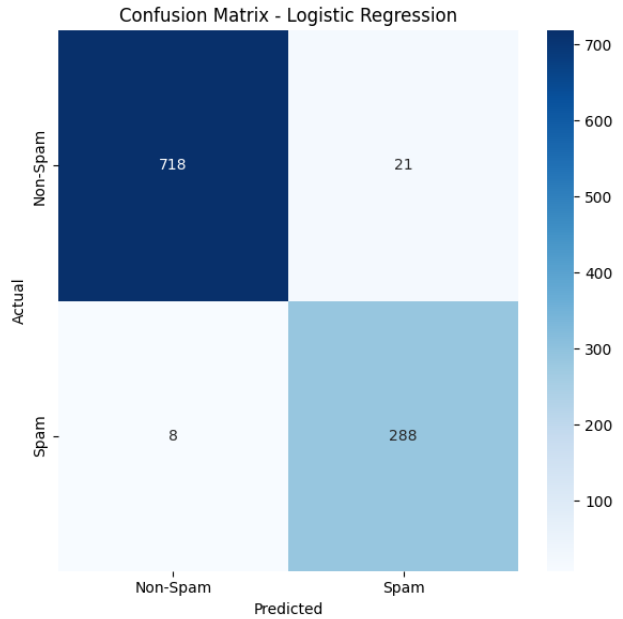
Mô hình	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
Logistic Regression	0.9507	0.8840	0.9527	0.9171
K-Nearest Neighbors	0.9507	0.9181	0.9088	0.9134
Bernoulli Naive Bayes	0.8841	0.7821	0.8243	0.8026

LR vẫn là mô hình tốt nhất sau chuẩn hóa và PCA

Ma trận nhầm lẫn sau chuẩn hóa







Phân tích kết quả (Chuẩn hóa và PCA)

Logistic Regression:

- Accuracy giữ ở mức cao (0.95), F1 score đạt 0.92.
- Rõ lợi ích từ chuẩn hóa và giảm chiều.

KNN:

- Accuracy và F1 score cao, nhưng có thể giảm so với dữ liệu gốc do PCA có thể làm thay đổi cấu trúc khoảng cách.

Bernoulli Naive Bayes:

- Hiệu suất giữ nguyên hoặc cải thiện nhẹ sau chuẩn hóa và PCA.
- Vẫn thấp hơn LR và KNN, nhưng là lựa chọn phù hợp khi tốc độ và đơn giản là ưu tiên.

Kết quả phân cụm K-Means

Chỉ số đánh giá:

- Silhouette Score: 0.6924 (cụm khá tách biệt)
- Davies-Bouldin Index: 2.6078 (còn chồng lấn)
- Adjusted Rand Index: 0.0400 (không khớp nhãn gốc)

Tỷ lệ nhãn trong từng cụm:

- Cụm 0: 72.03% nhãn 0, 27.97% nhãn 1
- Cụm 1: 31.30% nhãn 0, 68.70% nhãn 1

Kết luận: K-Means tách được một số nhóm, nhưng chưa phản ánh đúng cấu trúc phân lớp gốc.

Kết quả phân cụm DBSCAN

Chỉ số đánh giá:

- Silhouette Score: 0.5995 (tách cụm tương đối)
- Davies-Bouldin Index: 0.3347 (cụm cách biệt tốt)
- Adjusted Rand Index: 0.0311 (không khớp nhãn gốc)

Nhận xét:

- DBSCAN xác định cụm với mật độ tốt, loại bỏ nhiễu, nhưng vẫn không trùng với nhãn phân loại.
- Điều này bình thường vì DBSCAN là thuật toán không giám sát.

Tổng kết thực nghiệm

- **Logistic Regression** luôn vượt trội trong cả hai giai đoạn.
- **KNN** phù hợp hơn với dữ liệu gốc, hiệu suất giảm khi đặc trưng biến đổi qua PCA.
- **Bernoulli Naive Bayes** cải thiện nhẹ sau chuẩn hóa và giảm chiều, nhưng vẫn thấp hơn LR và KNN.
- **K-Means, DBSCAN** hỗ trợ khám phá cấu trúc tự nhiên, nhưng không phản ánh đúng nhãn phân loại.

Kết luận: Việc chọn mô hình cần cân nhắc đặc tính dữ liệu và bước tiền xử lý phù hợp.

Nội dung

Tài liệu tham khảo

1. Machine Learning cơ bản - Vũ Hữu Tiệp.
2. Mining of Massive Datasets - Jure Leskovec, Anand Rajaraman, Jeff.
3. Bài giảng Hệ gợi ý - Socit - Đại học Bách khoa Hà Nội.
4. Machine Learning TextBook - Andreas Lindholm, Niklas Wahlstrom, Fredrik Lindsten, Thomas B.Schon.
5. Bhuyan, R., Borah, S. (2023). *A Survey of Some Density Based Clustering Techniques*.
6. Wang, D., Lu, X., Rinaldo, A. (2017). *DBSCAN: Optimal Rates For Density Based Clustering*.
7. Chakraborty, S., Nagwani, N. K., Dey, L. (2014). *Performance Comparison of Incremental K-means and Incremental DBSCAN Algorithms*.