

NAIVE BAYES CLASSIFIER

ANÁLISIS DE MÉTODOS DE RAZONAMIENTO E INCERTIDUMBRE. MA2014

JESUS MARCO MUÑOZ HERNANDEZ (A01721819)
AGUSTIN MARTINEZ (A00834798)
FERNANDO VARELA ROMAN (A01425020)
JUAN JOSÉ MONTES RAYGOZA (A00834630)
CHRISTIAN JAFFÉ ALARCÓN ACOSTA (A00832881)
RUBEN DARIO CASTRO TERRAZAS (A00833945)

ÍNDICE

- PROBLEMATIZACIÓN
- ENFOQUE
- PROPÓSITO
- INFORMACIÓN
- RAZONAMIENTO
- CONCLUSIONES

1 – PROBLEMATIZACIÓN

- CORREOS SPAM
- PÉRDIDA DE CORREOS IMPORTANTES
- MÉTODO DE CLASIFICACIÓN

2_ ENFOQUE



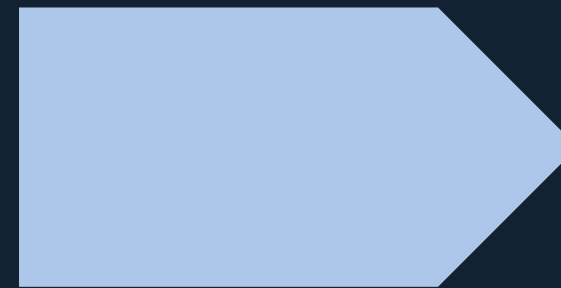
- TRABAJO COLABORATIVO PARA EL TRATAMIENTO DE **CORREOS SPAM**
- MÉTODOS PROBABILÍSTICOS

3- PROPÓSITO

- ENTENDER LOS CONCEPTOS MATEMATICOS DE LOS CLASIFICADORES DE BAYES “INGENUOS”.
- CLASIFICAR CORRECTAMENTE LOS CORREOS SPAM Y NO SPAM CON TASA DE PREDICCION > **90%**.

4- INFORMACIÓN

- PROBABILIDAD CONDICIONAL
- PROBABILIDAD TOTAL
- TEOREMA DE BAYES
- REGLA DE MULTIPLICACION
- MAXIMUM A POSTERIORI



CLASIFICADOR DE BAYES "INGENUO"



PROBABILIDAD CONDICIONAL

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$$

REGLA DE MULTIPLICACION

Sea $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ un vector de características

$$P(x_1 \cap x_2 \cap \dots \cap x_n \cap C_k) = P(C_k)P(x_1|C_k) \cdots P(x_n|C_k).$$

PROBABILIDAD TOTAL

$$\begin{aligned} P(B) &= P(A_1 \cap B) + P(A_2 \cap B) + \dots + P(A_n \cap B) \\ &= P(B|A_1)P(A_1) + P(B|A_2)P(A_2) + \dots + P(B|A_n)P(A_n). \end{aligned}$$

TEOREMA DE BAYES

$$\begin{aligned} P(A_i|B) &= \frac{P(B|A_i)P(A_i)}{P(B)} \\ &= \frac{P(B|A_i)P(A_i)}{P(B|A_1)P(A_1) + P(B|A_2)P(A_2) + \dots + P(B|A_n)P(A_n)}. \end{aligned}$$

MAXIMUM A POSTERIORI MODEL

$$P(spam|w_1 \cap w_2 \cap \dots \cap w_n) > P(not\ spam|w_1 \cap w_2 \cap \dots \cap w_n).$$

5- RAZONAMIENTO

- PROBABILIDAD DE APARICIÓN DE LAS PALABRAS EN CORREOS SPAM O NO SPAM.
- PROBABILIDAD GENERAL DE QUE UN CORREO SEA SPAM O NO SPAM
- CRITERIO DE CLASIFICACION (MAXIMUM APOSTERIRI)

RESULTADOS

EVALUACIÓN DEL MODELO

	predicted positives	predicted negatives
actual positives	28	37
actual negatives	1	492

1

EXACTITUD: **93.13%**

Nos permite ver el **desempeño general** del modelo, sin favorecer a ninguna clase

2

PRECISION: **96.55%**

Mide el radio de **falsos positivos**.

3

RECALL: **43.07%**

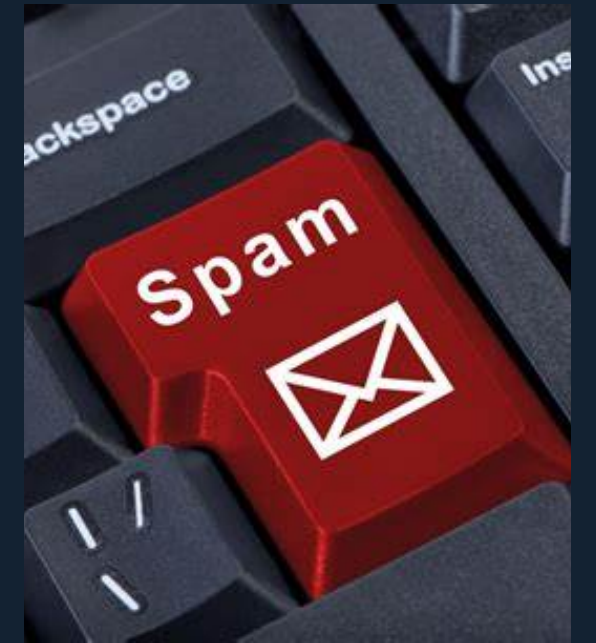
Mide el radio de **falsos negativos**

4

F1-SCORE: **59.57%**

Media harmonica entre Precision y Recall

6- CONCLUSIONES



ELABORAMOS UN CLASIFICADOR CON UN **93.13%** DE **EXACTITUD**, UNA **PRECISION** DEL **96.55%** Y UN **RECALL** DEL **46.07%**. ESTO NOS INDICA QUE EL MODELO **ES MEJOR EN EVITANDO LOS FALSOS POSITIVOS** QUE LOS FALSOS NEGATIVOS.

— REFERENCIAS

1. OTERO, D.(2023). MA2014. GITHUB. [HTTPS://GITHUB.COM/DANOTERO/MA2014](https://github.com/DANOTERO/MA2014)
2. VERITASIVM. (2017, ABRIL). THE BAYESIAN TRAP [ARCHIVO DE VIDEO]. VERITASIVM. [HTTPS://WWW.YOUTUBE.COM/WATCH?V=R13BD8QKETG&AB_CHANNEL=VERITASIVM](https://www.youtube.com/watch?v=R13BD8QKETG&AB_CHANNEL=VERITASIVM)
3. STUDY SMARTER. TEOREMA DE BAYES. RECUPERADO DE [HTTPS://WWW.STUDYSMARTER.ES/RESUMENES/MATEMATICAS/ESTADISTICA-Y-PROBABILIDAD/TEOREMA-DE-BAYES/](https://www.studysmarter.es/resumenes/maticas/estadistica-y-probabilidad/teorema-de-bayes/)
4. [KARMALI, T. \(2017\). SPAM CLASSIFIER IN PYTHON FROM SCRATCH. TOWARDS DATA SCIENCE. HTTPS://TOWARDSDATASCIENCE.COM/SPAM-CLASSIFIER-IN-PYTHON-FROM-SCRATCH-27A98DDD8E73](https://towardsdatascience.com/spam-classifier-in-python-from-scratch-27a98ddd8e73)