Clasificación supervisada de textos de ficción usando bosques aleatorios

Lic. Santiago García Sánchez

Mg. Diego Marfetán Molina

Mg. Marcos Miguel Prunello

Introducción

- **Aprendizaje automático / *machine learning*** : Estudio y aplicación de algoritmos que descubren patrones presentes en datos provistos como entrada.
  - **Aprendizaje no supervisado:** Variables explicativas X_1, X_2… X_n
  - **Aprendizaje supervisado**: Variables explicativas X_1, X_2… X_n y variable respuesta Y
- **Clasificación de textos**: Proceso por el cual documentos son asignados a categorías.
  - **Documento**: Unidad de datos textuales (libro, noticia, e-mail, etc.)
  - **Corpus**: Conjunto de documentos.

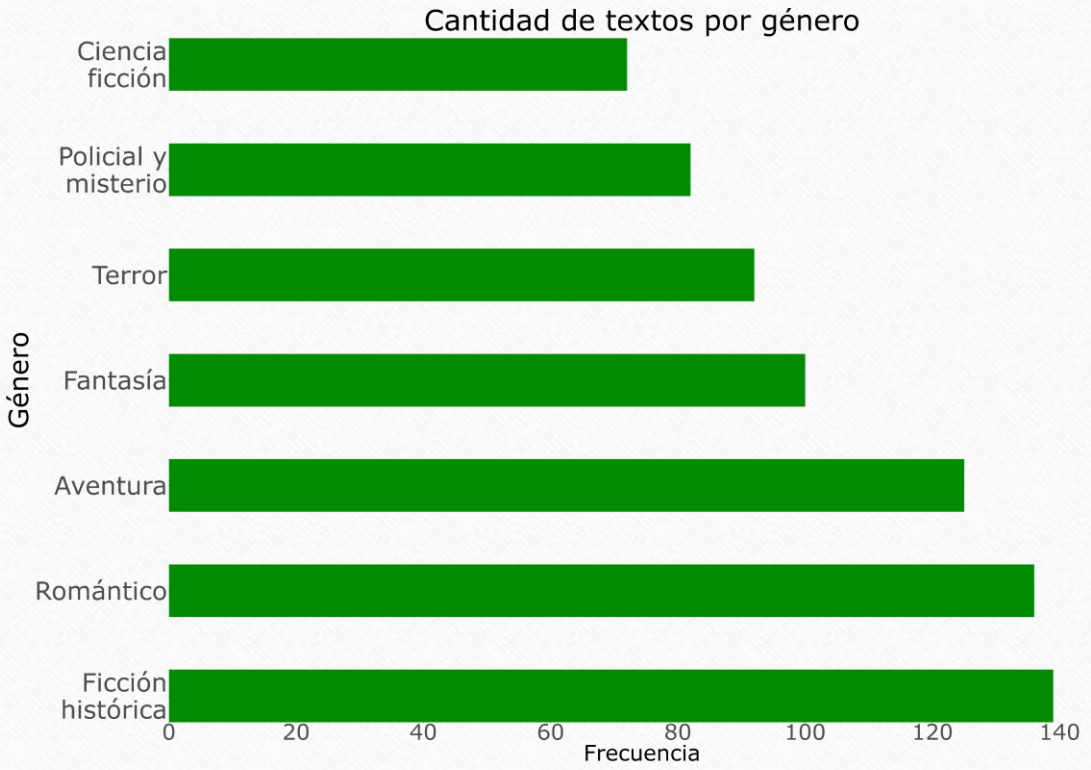
Objetivos

- **Objetivo principal**: Construir un clasificador que permita categorizar obras de ficción en español dentro de géneros literarios predeterminados.

- Objetivos secundarios:
  - Plantear distintos escenarios de análisis y evaluar el desempeño del algoritmo en cada uno de ellos.
  - Determinar qué géneros presentaron un mayor % de unidades correctamente clasificadas.
  - Calcular qué variables resultaron más importantes para el proceso de clasificación.

Metodología

- Conjunto de datos:
  - Obras de ficción en español o traducidas.
  - Fuentes: 9 sitios web con libros sin derechos de autor.
  - Se recolectan con rvest
- Etiquetado:
  - Se toma la etiqueta más frecuente de goodreads



Análisis de textos

- **Preprocesamiento:**
  - Importar los textos al software.
  - Limpieza de los documentos.
  - Conversión a minúsculas:
    - {A, B,…Z} → {a, b,…z}
  - Eliminar palabras no deseadas:
    - Preposiciones, conjunciones, artículos, etc.

- **Lematización:**

{amigo, amiga, amigos, amigas} → amigo

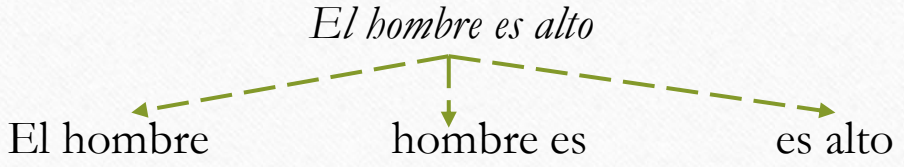
{alto, alta, altos, altas} → alto

{hago, haces, hacemos….} → hacer

- **Segmentación / tokenización:**
  - Token: Unidad significativa de texto:
    - Caracteres.
    - Palabras.
    - *n*-gramas (Secuencia de *n* palabras consecutivas)

- Segmentación en palabras / unigramas:

- Segmentación en bigramas:



Análisis de textos

- **Construcción de atributos:**

  - **Primer enfoque**: Frecuencia de términos (T.F. o F.T.): Frecuencia absoluta del término *t* en el documento *d*:

    - $tf(t, d) = f_d(t)$
    - Enfoque bolsa de palabras (*bag of words*):

"Hay un perro, un gato y un pez"

Palabra	Frecuencia
Un	3
Hay	1
Perro	1
Gato	1
Y	1
Pez	1

Análisis de textos

- **Construcción de atributos:**

❖ **Segundo enfoque**: Frecuencia de término - frecuencia inversa de documento (TF-IDF):

- $\text{tf-idf}(t,d) = tf_{td} \times idf_t$
- Donde: $idf_t = \ln\left(\frac{\text{nº total de documentos en el corpus}}{\text{nº de documentos que contienen a t}}\right)$

- Mayores valores → Términos muy frecuentes en unos pocos documentos.
- Menores valores → Términos que aparecen en muchos documentos o con baja frecuencia.

- **Filtro:**
  - Se piensa que los nombres propios pueden llevar al sobreajuste del modelo.
  - Se recurre al diccionario de la RAE eliminando términos que no figuren en él.
  - Para cada escenario, se añade una variante en la que se aplicó el filtro.

- **Total:** 8 escenarios.

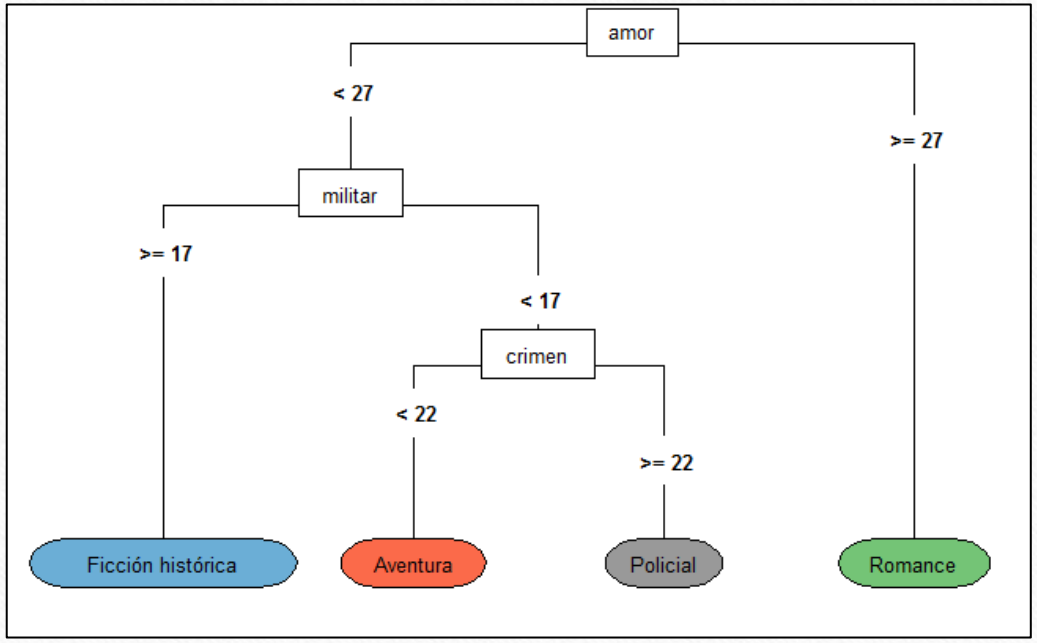
Escenario	Tokenización	Estadística	Filtro
A	Unigramas	Frecuencia	No
B	Bigramas	Frecuencia	No
C	Unigramas	TF-IDF	No
D	Bigramas	TF-IDF	No
E	Unigramas	Frecuencia	Si
F	Bigramas	Frecuencia	Si
G	Unigramas	TF-IDF	Si
H	Bigramas	TF-IDF	Si

- **Matriz de documentos-términos (DTM)**

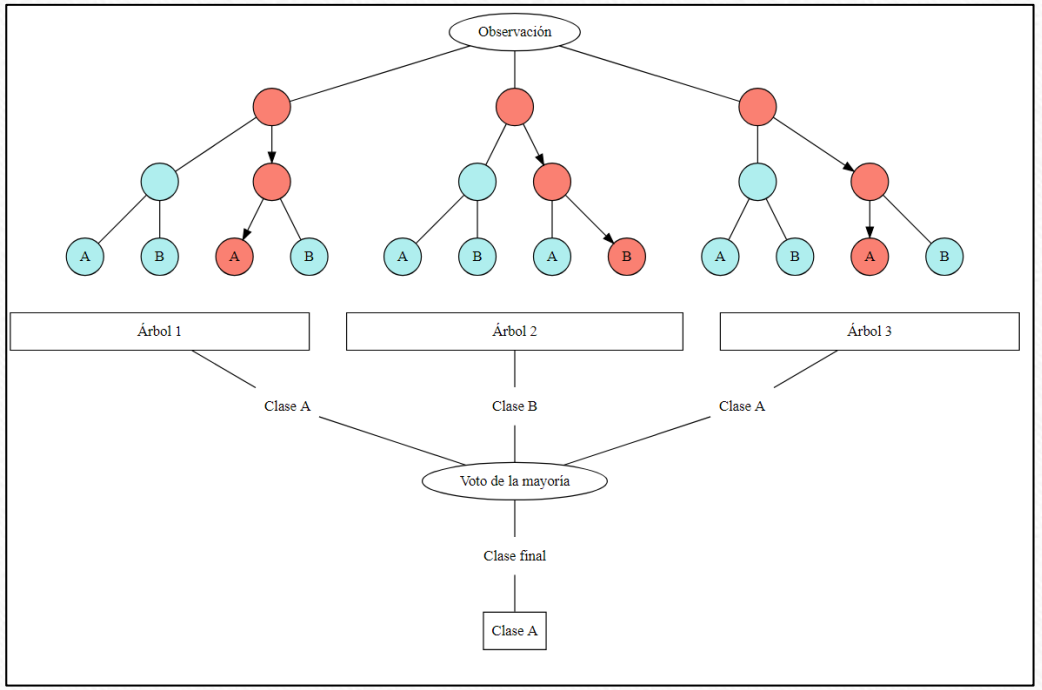
	Token 1	Token 2	…	Token n
Documento 1	Estadística	Estadística	…	Estadística
Documento 2	Estadística	Estadística	…	Estadística
…	…	…	…	…
Documento m	Estadística	Estadística	…	Estadística

Aprendizaje automático

Árboles de decisión

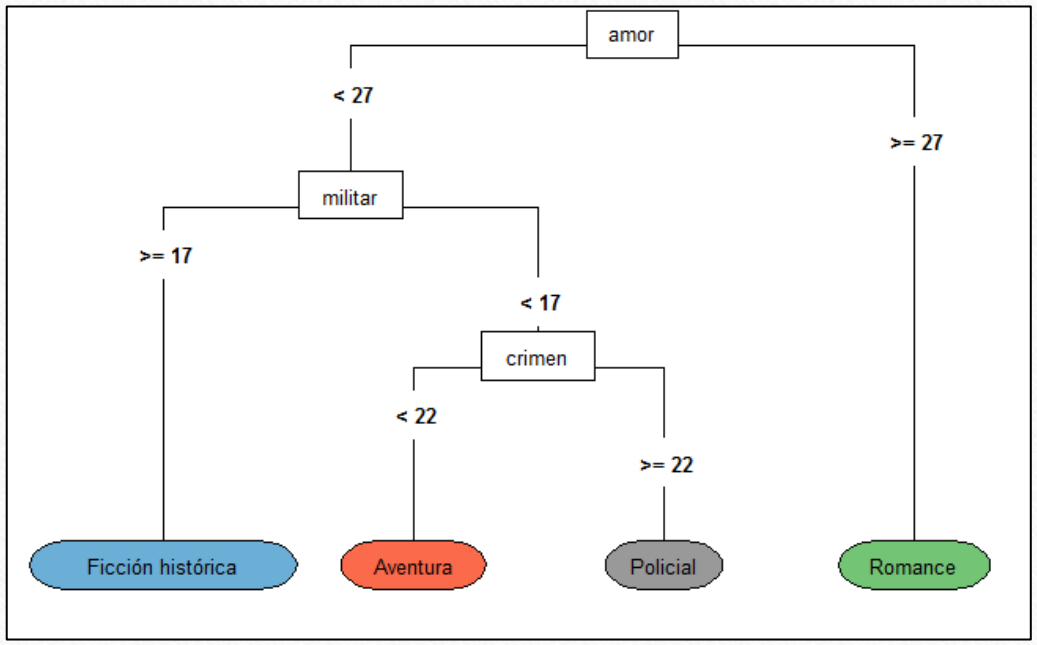


Bosques aleatorios



Aprendizaje automático

Árboles de decisión



- Algoritmo utilizado: **CART**
  - Intenta minimizar el índice de Gini:

$$G = \sum_{k=1}^{K} \hat{p}_{mk}(1 - \hat{p}_{mk})$$

✓ Rápido, flexible, robusto y fácil de interpretar.

✗ Peor desempeño comparado a otras técnicas.

Aprendizaje automático

Bosques aleatorios

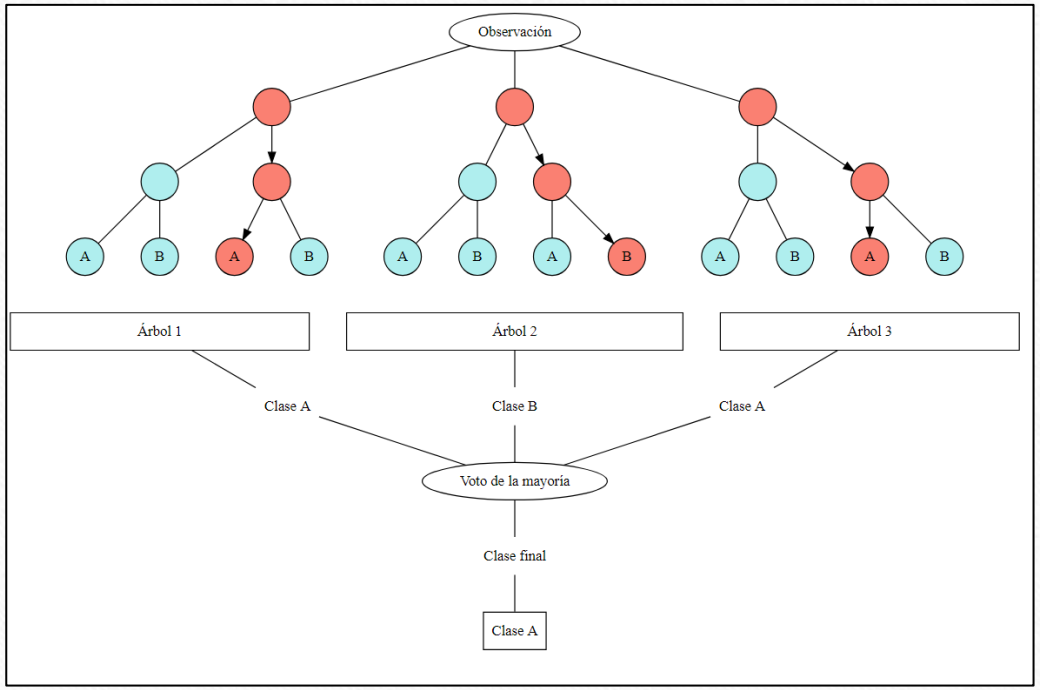
- Mejora la técnica anterior al combinar los resultados de múltiples árboles.

✓ Muy buen desempeño en clasificación.

✗ Más complejo y lento de entrenar.

✗ Más difícil de interpretar.

  - Se recurre al índice de Gini.



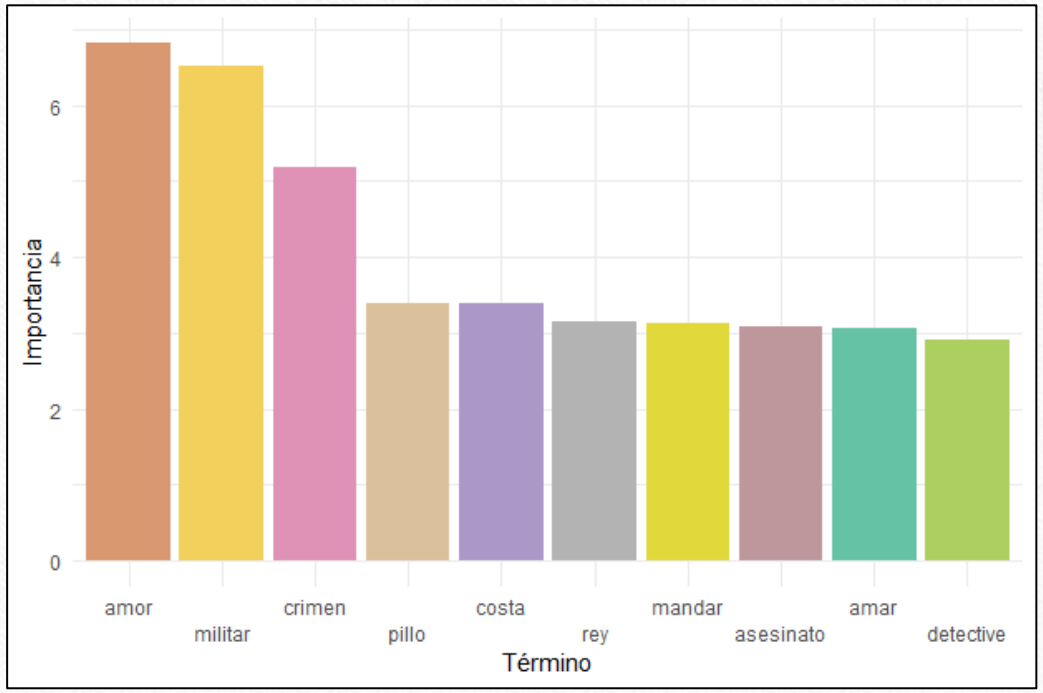
Resultados

Escenario	Árboles de decisión		Bosques aleatorios	
	Kappa	Precisión	Kappa	Precisión
A	0,33	43%	0,57	64%
B	0,30	41%	0,41	51%
C	0,16	30%	0,51	59%
D	0,24	37%	0,39	50%
E	0,23	36%	0,58	64%
F	0,21	35%	0,38	48%
G	0,33	43%	0,42	52%
H	0,24	37%	0,36	47%

		Unigramas	Bigramas
Sin filtro	Frecuencia	64%	51%
	TF-IDF	59%	50%
Con filtro	Frecuencia	64%	48%
	TF-IDF	52%	47%

Resultados

Clase observada \ Clase predicha	aventura	ciencia ficción	fantástico	ficcion histórica	policial	romance	terror
aventura	23 (68%)	0 (0%)	2 (6%)	5 (15%)	2 (6%)	1 (3%)	1 (3%)
ciencia ficción	9 (39%)	6 (26%)	1 (4%)	3 (13%)	0 (0%)	2 (9%)	2 (9%)
fantástico	1 (4%)	0 (0%)	11 (42%)	1 (4%)	3 (12%)	9 (35%)	1 (4%)
ficcion histórica	2 (4%)	0 (0%)	4 (8%)	39 (81%)	1 (2%)	1 (2%)	1 (2%)
policial	0 (0%)	0 (0%)	1 (4%)	1 (4%)	19 (79%)	1 (4%)	2 (8%)
romance	0 (0%)	0 (0%)	2 (5%)	5 (13%)	0 (0%)	32 (82%)	0 (0%)
terror	0 (0%)	1 (3%)	5 (17%)	1 (3%)	3 (10%)	5 (17%)	15 (50%)



Conclusiones

- Se logró el objetivo de plantear un modelo para clasificar automáticamente textos de ficción.
  - La mayor precisión alcanzada fue 64%.
- Corpus conformado por 746 obras de ficción pertenecientes a 7 géneros.
- Ocho escenarios de análisis, mejores resultados en general con unigramas, frecuencia de términos y sin filtrar nombres propios.
  - Los bosques aleatorios presentaron resultados muy superiores a los árboles de decisión.
- Precisión muy distinta según clase, variando entre 26% y 82%.

Conclusiones

- En futuras investigaciones, se podrían aplicar nuevos métodos al mismo conjunto de datos y contrastar los resultados.
  - Ejemplos:
    - Nuevos enfoques: Análisis de sentimientos.
    - Nuevas técnicas: Boosting.

Bibliografía y código

https://github.com/SGS2000/tesina-bosques-aleatorios