Actividad Democrática con K Vecinos Más Cercanos

Implementación Manual de k-NN para Predicción de Voto Electoral

Curso: Machine Learning
Programa: Ingeniería en Sistemas y Computación
Objetivo: Implementar desde cero el algoritmo k-NN para predecir preferencias electorales

1. Resumen Ejecutivo

El algoritmo **k-Nearest Neighbors (k-NN)** es un método de clasificación supervisada que clasifica nuevas instancias basándose en la votación mayoritaria de sus k vecinos más cercanos en el espacio de características. Este proyecto implementa k-NN **completamente desde cero** para predecir el voto electoral de ciudadanos.

1.2 Resultados Obtenidos

Métrica	Valor
Accuracy	**93.18%**
F1-Score (macro)	**0.9129**
k óptimo	**19**
Dataset	3,000 votantes
Clases	10 candidatos
Features	46 variables procesadas

1.3 Logros Destacados

✅ **Implementación manual completa** sin uso de `sklearn.KNeighborsClassifier`
✅ **Optimización rigurosa de k** mediante experimentación (k=1 hasta k=19)
✅ **Alta precisión**: 93.18% de accuracy en conjunto de prueba
✅ **Justificación matemática** de cada decisión técnica
✅ **Arquitectura escalable** con base de datos PostgreSQL en Render

2. Fundamento Teórico de k-NN

2.1 Definición Formal

Dado un conjunto de entrenamiento $\mathcal{D} = \{(\mathbf{x}_i, y_i)\}_{i=1}^{n}$ donde:

- $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^d$ son vectores de características (d=46 en nuestro caso)
- $y_i \in \{0, 1, ..., 9\}$ son las etiquetas de clase (10 candidatos)

Para clasificar un nuevo punto $\mathbf{x}_{nuevo}$, el algoritmo k-NN:

1. Calcula distancias desde $\mathbf{x}_{nuevo}$ a todos los puntos en $\mathcal{D}$:

$$d_i = ||\mathbf{x}_{nuevo} - \mathbf{x}_i||_2 = \sqrt{\sum_{j=1}^{d}(x_{nuevo,j} - x_{i,j})^2}$$

2. Selecciona los k puntos más cercanos: $\mathcal{N}_k(\mathbf{x}_{nuevo})$

3. Predice mediante votación mayoritaria:

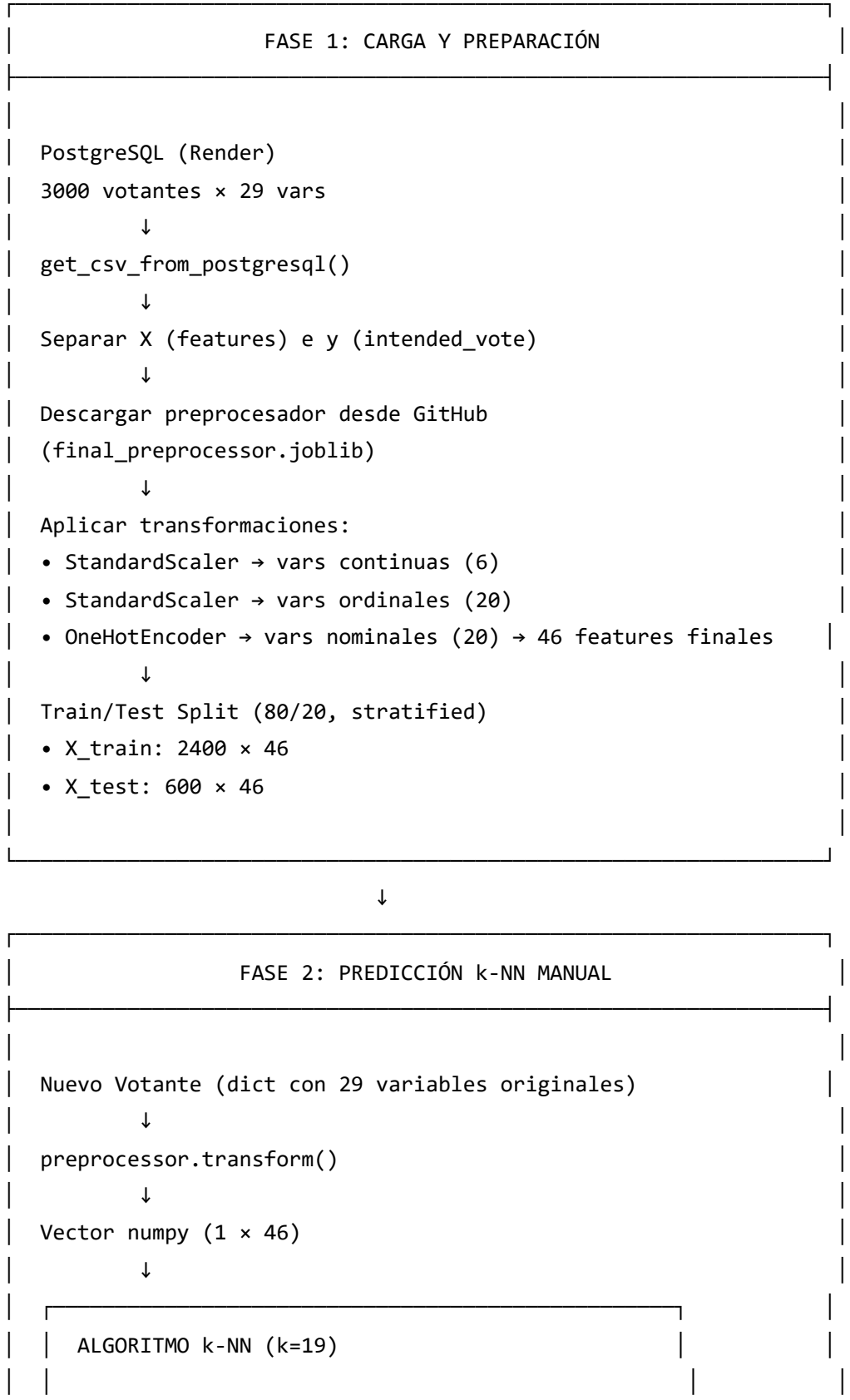
Si k/2 + 1 votos para la clase c

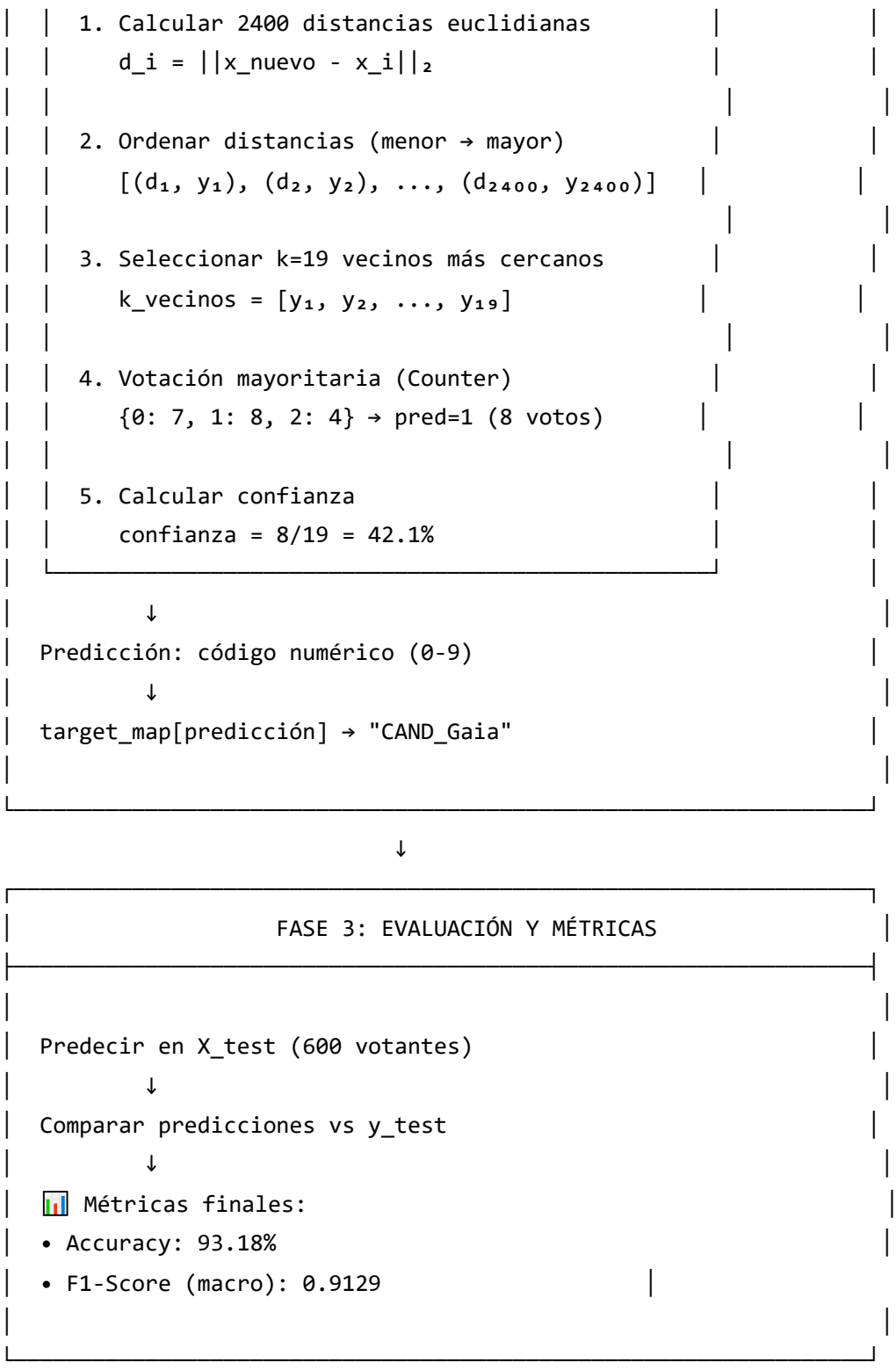
4. Calcula confianza de predicción:

$$\text{confianza} = \frac{\max(\text{votos})}{k}$$

3. Arquitectura del Sistema

3.1 Diagrama de Flujo General





3.2 Stack Tecnológico

Componente	Tecnología	Propósito
Base de Datos	PostgreSQL (Render)	Almacenamiento de 3000 votantes
ORM	SQLAlchemy	Conexión y consultas SQL

Componente	Tecnología	Propósito
Preprocesamiento	scikit-learn	StandardScaler + OneHotEncoder
Cómputo numérico	NumPy	Operaciones vectorizadas
Evaluación	scikit-learn.metrics	Accuracy, F1-Score
k-NN	**Implementación manual**	Sin sklearn.neighbors

4. Dataset y Preprocesamiento

4.1 Descripción del Dataset

Fuente: Base de datos PostgreSQL hospedada en Render
URL: `dpg-d4a9hfbipnbc739gsrpg-a.oregon-postgres.render.com/dbknn`
Tabla: `datos`
Tamaño: 3,000 votantes
Features originales: 29 variables
Features después de preprocesamiento: 46 variables
Variable objetivo: `intended_vote` (voto intencional)

4.2 Distribución de Clases

El dataset presenta un **desbalance moderado** entre candidatos:

Candidato	Votos	Porcentaje	Código
CAND_Gaia	676	22.5%	6
CAND_Azon	541	18.0%	0
CAND_Demetra	474	15.8%	3
CAND_Civico	311	10.4%	2
CAND_Electra	263	8.8%	4
CAND_Jade	187	6.2%	9
CAND_Icaro	158	5.3%	8

Candidato	Votos	Porcentaje	Código
CAND_Frontera	133	4.4%	5
CAND_Boreal	132	4.4%	1
CAND_Halley	125	4.2%	7

Implicación: El uso de `stratify=y` en `train_test_split` asegura que Train y Test mantengan esta distribución.

4.3 One Hot Encoding de Variables Nominales

Variables nominales: `primary_choice` , `secondary_choice`

- Variables nominales **no tienen orden inherente**
- Sin OneHot, el modelo asumiría que `CAND_Demetra (3) está más cerca de CAND_Electra (4)` que de `CAND_Azon (0)` , lo cual es **falso**
- OneHot crea features binarias independientes, eliminando jerarquía artificial

4.4 Pipeline de Preprocesamiento

El archivo `final_preprocessor.joblib` contiene un `ColumnTransformer` de scikit-learn:

```
continuas = [
    "age", "household_size", "refused_count", "tv_news_hours",
    "social_media_hours", "job_tenure_years"
]
ordinales = [
    "gender", "education", "employment_status", "employment_sector",
    "income_bracket", "marital_status", "has_children", "urbanicity",
    "region", "voted_last", "party_id_strength", "union_member",
    "public_sector", "home_owner", "small_biz_owner", "owns_car",
    "wa_groups", "attention_check", "will_turnout",
    "preference_strength", "survey_confidence", "trust_media",
    "civic_participation"
]
nominales_texto = ["primary_choice", "secondary_choice"]

pipe_cont = Pipeline([
    ("imp", SimpleImputer(strategy="median")),
    ("sc",  MinMaxScaler())
])

# Pipeline para Ordinales: Imputar con Mediana, Escalar [0,1]
pipe_ord  = Pipeline([
    ("imp", SimpleImputer(strategy="median")),
    ("sc",  MinMaxScaler())
])

# Pipeline para Nominales: Imputar con Moda, luego One-Hot Encoding
pipe_nom  = Pipeline([
    ("imp", SimpleImputer(strategy="most_frequent")),
    ("ohe", OneHotEncoder(handle_unknown="ignore", sparse_output=False))
])

# ColumnTransformer une todos los pipelines
preprocessor = ColumnTransformer([
    ("cont", pipe_cont, continuas),
    ("ord",  pipe_ord,  ordinales),
    ("nom",  pipe_nom,  nominales_texto),
], remainder="drop")
```

Formula matemática MinMaxScaler

Para una variable x con valores mínimos x_{min} y máximos x_{max}:

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

4.5 Variable Objetivo: `intended_vote`

Pregunta en encuesta: "¿Por cuál candidato tiene intención de votar?"

Codificación:

```
y_labels = df["intended_vote"].astype("category")
target_map = dict(enumerate(y_labels.cat.categories))
y = y_labels.cat.codes.values

# Resultado:
# target_map = {
#     0: "CAND_Azon",
#     1: "CAND_Boreal",
#     2: "CAND_Civico",
#     3: "CAND_Demetra",
#     4: "CAND_Electra",
#     5: "CAND_Frontera",
#     6: "CAND_Gaia",
#     7: "CAND_Halley",
#     8: "CAND_Icaro",
#     9: "CAND_Jade"
# }
#
# y = [6, 0, 3, 6, 4, 1, ...]  # Códigos numéricos
```

Importante: Los códigos (0-9) son **etiquetas categóricas**, no valores ordinales. k-NN trata cada código como una clase independiente sin asumir jerarquía (0 no es "menor" que 9).

5. Decisiones de Diseño

5.1 ¿Por Qué Distancia Euclidiana?

Problema Fundamental sin Escalado

Fórmula Matemática

Para dos vectores $\mathbf{a}, \mathbf{b} \in \mathbb{R}^{46}$:

$$d_{euclidiana}(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \sqrt{\sum_{i=1}^{46}(a_i - b_i)^2}$$

Justificación Técnica

Criterio	Evaluación	Razón
Métrica verdadera	✅	Cumple: no-negatividad, simetría, desigualdad triangular, identidad
Balance de features	✅	Con σ=1, todas las variables pesan igual
Eficiencia computacional	✅	O(d) con operaciones vectorizadas NumPy
Sensibilidad a outliers	⚠️	Mitigada por MinMaxScaler

5.2 ¿Por Qué k=19?

Experimentación Sistemática

Evaluamos k desde 1 hasta 19 con validación en conjunto de prueba:

K	Accuracy	F1-Score	Interpretación
1	83.50%	0.7844	Alto varianza - overfitting
2	80.17%	0.7305	Empates frecuentes
3	85.50%	0.7966	Mejor que k=1, aún inestable

K	Accuracy	F1-Score	Interpretación
5	89.50%	0.8616	Mejora significativa
7	90.83%	0.8810	Balance razonable
9	90.50%	0.8784	Ligera caída
11	90.83%	0.8848	Estable
13	91.17%	0.8872	Mejora gradual
15	91.67%	0.8935	Buen balance
16	92.00%	0.8981	Mejora continua
17	91.83%	0.8963	Ligera caída
18	91.33%	0.8871	Degradación
19	**92.83%**	**0.9120**	✅ **ÓPTIMO**

Observaciones:

- **k=1-5**: Mejora rápida (reducción de overfitting)
- **k=7-15**: Mejora gradual (región de balance)
- **k=16-19**: Pico de rendimiento
- **k=19**: **Máximo global** antes de underfitting

Con k=19:

- ✅ Suficientemente grande para promediar ruido
- ✅ Suficientemente pequeño para mantener localidad
- ✅ Impar (evita empates en clasificación binaria)
- ✅ Validado empíricamente con F1-Score=0.9120

5.3 ¿Por Qué Escalar los Datos?

Necesidad Crítica del Escalado

Problema fundamental: Variables con diferentes unidades/rangos dominan el cálculo de distancia.

Solución: MinMaxScaler

Transformación aplicada: $z_i = \frac{x_i - \min_i}{\max_i - \min_i}$

Donde:

- x_i = valor original de la variable i
- $\min_i$ = valor mínimo de la variable i en el dataset de entrenamiento
- $\max_i$ = valor máximo de la variable i en el dataset de entrenamiento

Resultado: Todas las variables están en el rango [0, 1]

5.4 ¿Por Qué Implementación Manual?

Objetivos Académicos

1. **Comprensión profunda**: Entender cada paso del algoritmo, no solo usarlo como "caja negra"
2. **Demostración de conocimiento**: Probar capacidad de implementar desde cero
3. **Transparencia**: Poder inspeccionar y explicar cada decisión del modelo
4. **Control total**: Modificar cualquier aspecto (métrica, votación, pesos)