

# **NOMBRES:**

NICOLÁS AÑAZCO

# **CARRERA:**

INGENIERÍA EN SISTEMAS

**MATERIA:** 

SISTEMAS EXPERTOS

**FECHA:** 

22/05/2020

### Creación de Nodos

La información sobre el conjunto de datos y el conjunto de datos en sí, disponible por Jeff Schlimmer, se puede encontrar en el repositorio de aprendizaje automático UCI.

Aquí cargamos todos los datos y creamos los nodos de las Personas (Person)

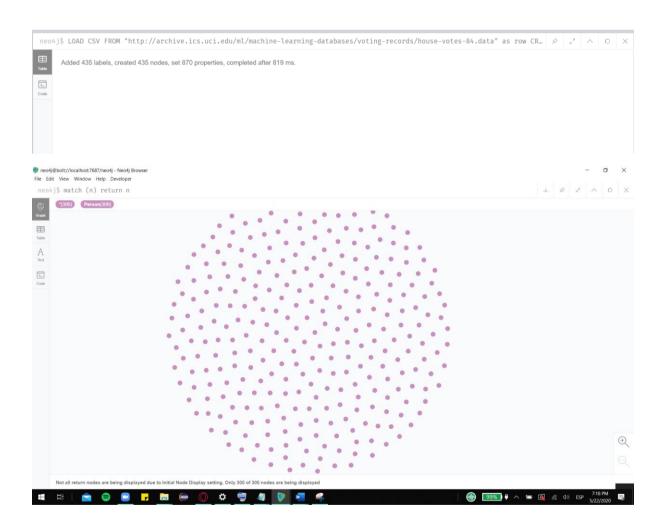
## Código:

LOAD CSV FROM "http://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases/voting-records/house-votes-84.data" as row

CREATE (p:Person)

SET p.class = row[0],

p.features = row[1..];



### **Votos faltantes**

Veamos cuántos miembros del congreso tienen al menos un voto faltante.

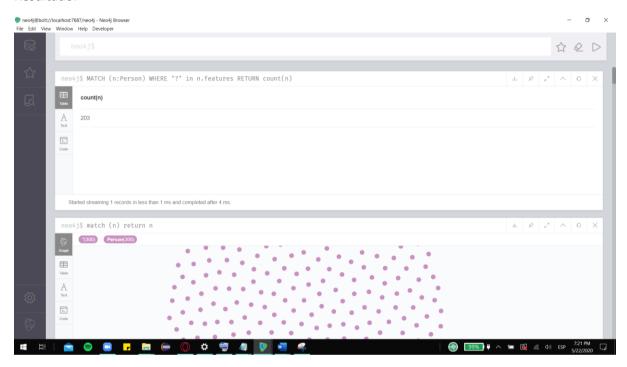
Codigo:

MATCH (n:Person)

WHERE "?" in n.features

**RETURN** count(n)

Resultado:



Casi la mitad de los miembros del congreso tienen votos faltantes. Eso es bastante significativo, así que profundicemos más. Revisaremos cuál es la distribución de los votos faltantes por miembro.

Código:

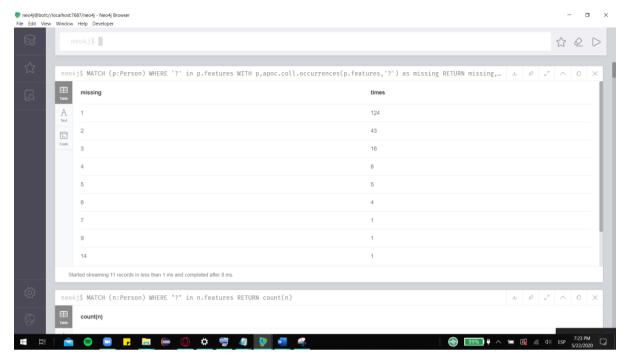
MATCH (p:Person)

WHERE '?' in p.features

WITH p,apoc.coll.occurrences(p.features,'?') as missing

RETURN missing,count(\*) as times ORDER BY missing ASC

### Resultado:



Tres miembros casi nunca votaron (14,15,16 votos faltantes) y dos de ellos (7,8 votos faltantes) tienen más del 50% de votos faltantes. Los excluiremos de nuestro análisis posterior para intentar reducir el ruido.

Codigo:

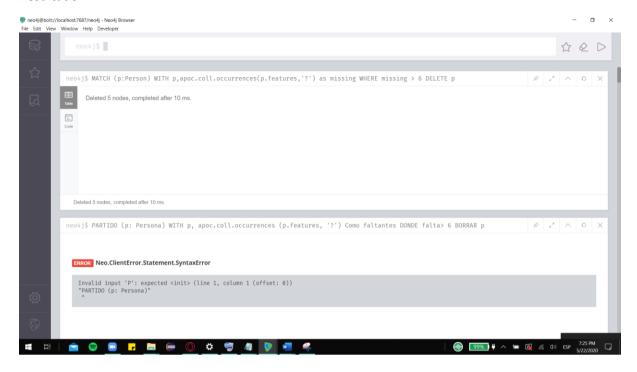
MATCH (p:Person)

WITH p,apoc.coll.occurrences(p.features,'?') as missing

WHERE missing > 6

**DELETE** p

### Resultado:



## Marcar datos de entrenamiento:

MATCH (p:Person)

WITH p LIMIT 344

SET p:Training;

Marcar datos de prueba:

PARTIDO (p: Persona)

CON p SKIP 344

SET p: Prueba;

Transformar a vector de características:

MATCH (n:Person)

UNWIND n.features as feature

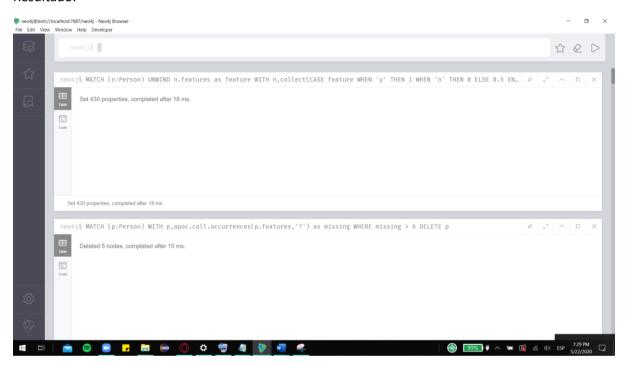
WITH n,collect(CASE feature WHEN 'y' THEN 1

WHEN 'n' THEN 0

ELSE 0.5 END) as feature\_vector

SET n.feature\_vector = feature\_vector

## Resultado:



## Algoritmo clasificador kNN

Usaremos la distancia euclideana como la función de distancia y el valor topK de 3. Es aconsejable usar un número impar como K para evitar producir casos extremos, donde, por ejemplo, con los dos vecinos superiores y cada uno con una clase diferente, terminamos sin clase mayoritaria, pero una división 50/50 entre los dos.

Tenemos una situación específica en la que queremos comenzar con todos los nodos etiquetados como Prueba y encontrar los tres nodos vecinos principales solo del subconjunto de Entrenamiento. De lo contrario, todos los nodos etiquetados para Prueba también se considerarían parte de los datos de Entrenamiento, que es algo que queremos evitar.

## Consulta:

## Código:

MATCH (test:Test)

WITH test,test.feature\_vector as feature\_vector

CALL apoc.cypher.run('MATCH (training:Training)

WITH training,gds.alpha.similarity.euclideanDistance(\$feature\_vector,

training.feature vector) AS similarity

**ORDER BY similarity ASC LIMIT 3** 

RETURN collect(training.class) as classes',

{feature\_vector:feature\_vector}) YIELD value

WITH test.class as class, apoc.coll.sortMaps(apoc.coll.frequencies(value.classes), '^count')[-1].item as predicted\_class

WITH sum(CASE when class = predicted\_class THEN 1 ELSE 0 END) as correct\_predictions, count(\*) as total\_predictions

RETURN correct\_predictions, total\_predictions, correct\_predictions / toFloat(total\_predictions) as ratio;

#### Resultado:

