

# Procesos ETL

Tema 6: Limpieza, transformación y normalización de datos. Parte II

Adquisición y preparación de datos

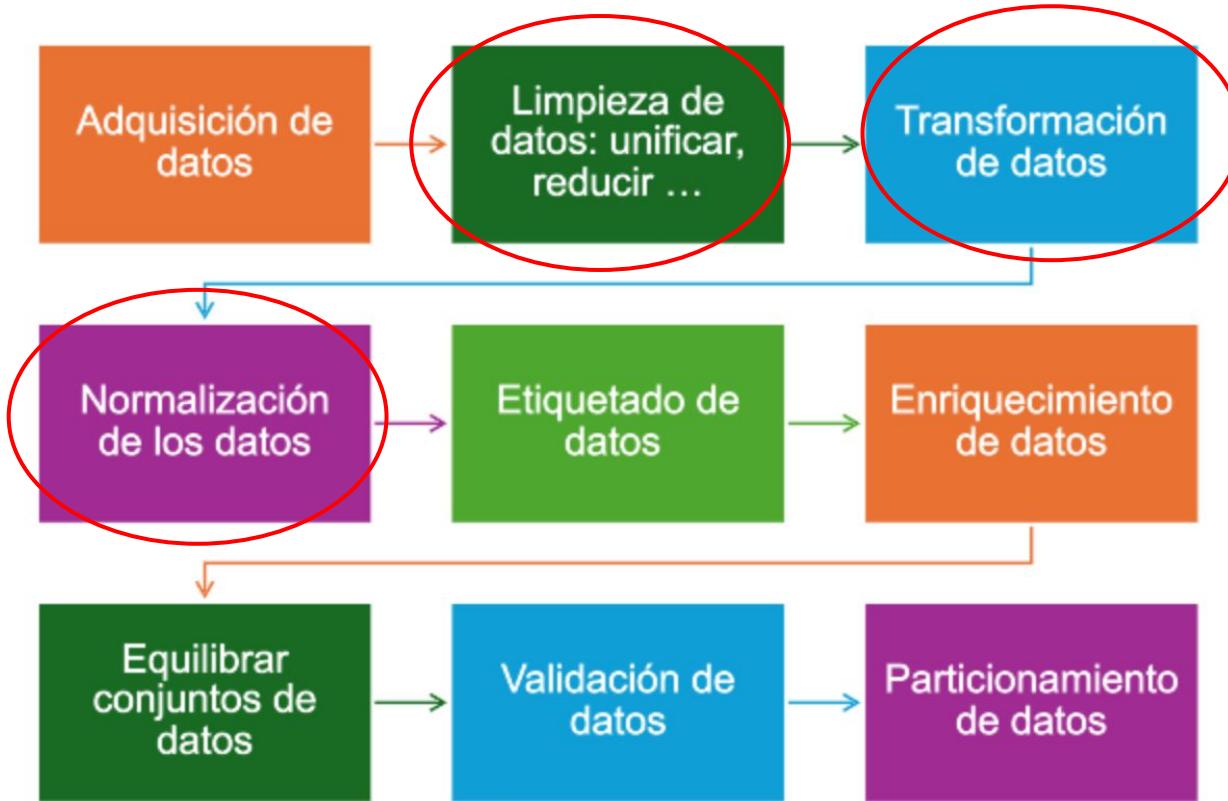


Universitat d'Alacant  
Universidad de Alicante

# Ciclo de vida del proyecto IA



# Preparación de datos



# Limpieza, transformación y normalización

# Limpieza de datos

Proceso esencial que elimina errores y anomalías en *raw data* con el objetivo de asegurar la **calidad** y **fiabilidad** de los datos, aspecto crítico para optimizar el rendimiento y la precisión de los modelos de IA.

Forma parte de la calidad de los datos y de la gobernanza de datos.

¿Dónde resolver los problemas con la calidad de los datos? ¿En la fuente?

→ Diseñar transformaciones de limpieza de datos reutilizables

Implica entre otras tareas:

- **Corregir de errores, eliminar datos incorrectos o no válidos**
- **Gestionar los valores que faltan**
- **Eliminar o minimizar la redundancia de datos**

# Corregir errores

Eliminar las inconsistencias, imprecisiones y errores tipográficos para asegurar la calidad y uniformidad de la información.

**Errores tipográficos:** fallos de escritura en la introducción de datos

“...cancionero catalán de la **universidad de zAragoza**”

“**Edició** digital a partir de **l'edició** de Mariano Baselga y Ramírez, Zaragoza, Cecilio Gasca, **18963**”.

“El espejo de la ver**edad**”

&#0 &#32; &#8232; &#8202;

“Edición digital basada **en la de ParíS**, Sociedad de Ediciones Literarias y Artísticas, [s.a.]”

# Corregir errores

**Errores de formato:** diferentes representaciones de la misma información

aprox 1581-1639 → aproximadamente 1581-1639

Siglo XVII → S. 17º

1609-12-9 → 1609-12-09 (formato YYYY-MM-DD)

1810/09/08 → 1810-09-08 (formato YYYY-MM-DD)

02/12/2000 15-00-24 → 2000-12-02 (formato YYYY-MM-DD)

12 de diciembre 1925 → 1925-12-12 (formato YYYY-MM-DD)

chi / zho, zho, zh, chino, chinés → chi

spa, es, esp, español → es

mapa, material cartográfico (impreso) → cartográfico

EE.UU., USA, E.E.U.U., EUA → EE.UU.

# Corregir errores

**Inconsistencias:** datos contradictorios, incorrectos o no válidos para el dominio

"Edició digital a partir de l'edició de Mariano Baselga y Ramírez, zAragoza, Cecilio Gasca, **18963**".

Fechas de un autor (nacimiento-fallecimiento) 1733-**1921** → vivió 188 años??

Fechas de un autor (nacimiento-fallecimiento) 1560-**1536** → invertidas, error tipográfico??

Errores en códigos de ISBN o ISSN 978-84-690-2311-**02** → ISBN incorrecto

El mismo autor aparece como: "Federico García Lorca", "Lorca F.", "García, Federico"

"Presentación contextualizada de cartas enviadas por Gómez de Baquero a **Miguel de Unamuno**, además de una dirigida a Ortega y Gasset. La correspondencia entre aquellos dos autores, iniciada por **Unamuno** en 1896, permite el seguimiento de la evolución..."

Ejemplar **-5** páginas

# Valores faltantes

Los valores faltantes es un problema común en la adquisición de datos y pueden ser debido a errores, datos sensibles, no suministrados, etc.

Gestionar valores que faltan por **reemplazo, interpolación o eliminación**.

Registros bibliográficos sin título <dc:title>**null**</dc:title> → se registra el error y se descarta registro

Registros bibliográficos sin autor <dc:creator>**null**</dc:creator> → se deja vacío o normaliza a “no dado” para el análisis, no normaliza a “Anónimo”

Género del autor o autora faltante → normalizar a “Desconocido”

Formato de una obra <dc:format></dc:format> → normalizar a “sin definir”

# Redundancia de datos

El Objetivo principal es garantizar datos únicos.

Reducir el tamaño del dataset y optimizar el entrenamiento del modelo.

Duplicados completas → eliminar duplicado

Dos registros bibliográficos con mismo título y mismo autor pero uno es está en PDF y otro en EPUB → fusionar y consolidar los campos más completos reflejando la relación.

El mismo autor aparece con distintos nombre: "Azorín" y "José Martínez Ruiz" → reflejar alternativas válidas que identifican al autor.

Materia o tema de un libro que proviene de diferentes fuentes Universidades -- España -- Siglo-19 y Universidades -- España -- S-XIX → normalizar y eliminar duplicados

# Estrategias y técnicas

- Uso de expresiones regulares para encontrar y reemplazar formatos específicos.
- Limpieza para eliminar espacios en blanco, caracteres especiales, puntuación no deseada o caracteres extraños.
- Algoritmos para la comparación de cadenas (*string matching*), se identifican errores tipográficos, duplicados.
- Validación con datos del dominio → Mapeo de datos a vocabularios controlados.
- Estandarización aplicando un formato único o valor de referencia.

Dirección en “bruto”

"Avda. de la Estación, s/n, entresuelo C - 03003 (ALICANTE)"

¿Qué tareas o pasos pensáis que deberíamos hacer para “limpiar y normalizar”?

# Ejemplo

## 1- Normalizar nombres

"Avda. de la Estación, s/n, entresuelo C - 03003 (ALICANTE)"

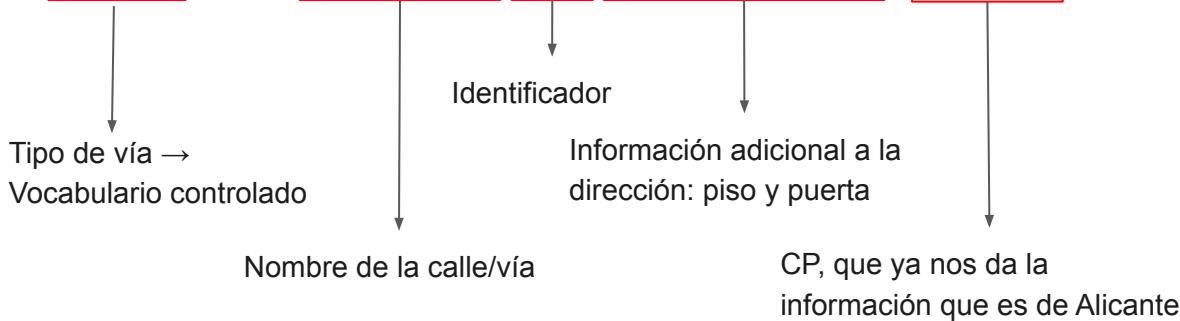
La abreviatura Avda. debe ser  
estandarizado a "Avenida"

Se debe determinar que  
hacemos con "s/n" podría  
convertirse en "sin número" o  
eliminarlo si no es necesario

# Ejemplo

## 2- Separar en los distintos componentes

"Avda. de la Estación, s/n, entresuelo C - 03003 (ALICANTE)"



# Ejemplo

## 3- Eliminar redundancias

El CP ya indica que es Alicante. El nombre de la localidad "(ALICANTE)" es redundante y se podría eliminar o estandarizar.

¿Es correcta la dirección postal?

Comprobar datos por ejemplo consultado bases de conocimiento o APIs disponibles.

- Postcode [www.postcode.eu/es](http://www.postcode.eu/es) [www.postcode.eu/es/products/validate-api](http://www.postcode.eu/es/products/validate-api)
- Cartociudad  
[datos.gob.es/es/aplicaciones/direcciones-postales-de-cartociudad-espana](http://datos.gob.es/es/aplicaciones/direcciones-postales-de-cartociudad-espana)  
[plataforma.idee.es/cnig-api](http://plataforma.idee.es/cnig-api)

Este proceso de limpieza y normalización asegura que los datos sean coherentes, precisos y fáciles de usar:

Tipo Vía	Nombre Vía	Número	Piso/Puerta	Código Postal	Localidad
Avenida	Estación	s/n	Entresuelo C	03003	Alicante

# Limpieza de datos

- No hay un único paso de limpieza de datos
- El proceso de depuración de datos comienza en el mismo paso de Extracción
  - Muchos de los pasos de entrada contienen funciones para leer los datos en un formato específico
- Generalmente es mejor leer los datos sin procesar “tal cual” están en origen (*raw data*) y aplicar en el ETL los pasos de limpieza necesarios
  - Por ejemplo en el paso Table input se puede aplicar cierta limpieza de datos desde las sentencias SQL. → Se dificulta la auditoría
- Se facilita la definición de flujos de error o procesamiento condicional para redirigir los datos que no satisfacen los requisitos.

# Transformación y normalización

El objetivo de la **transformación** es preparar los datos para que puedan ser utilizarlos directamente.

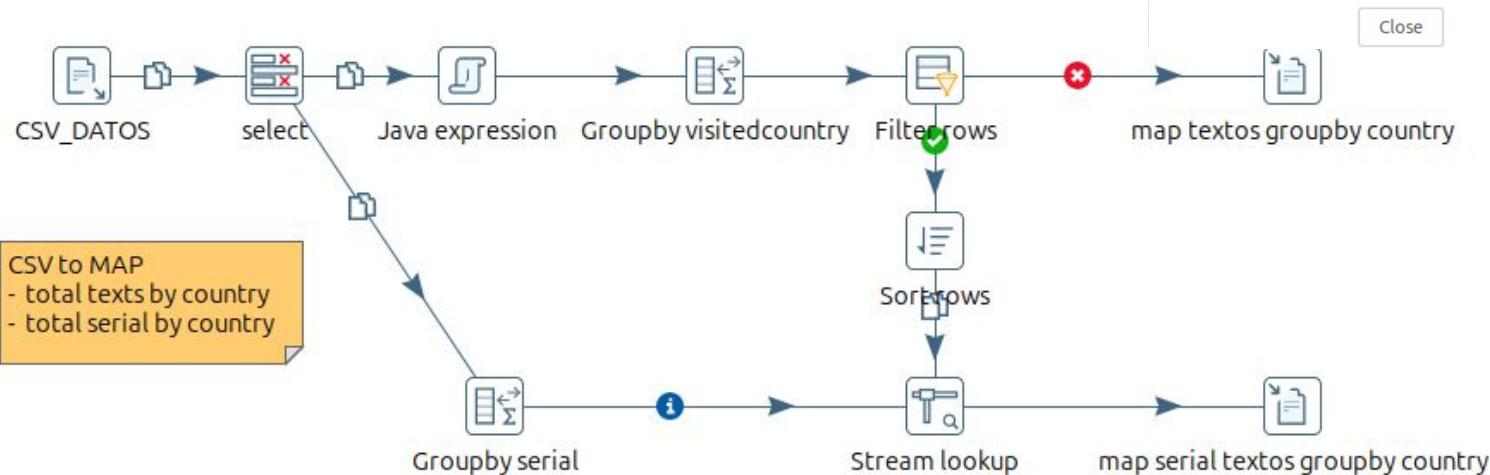
Las transformaciones pueden incluir tareas como:

- Seleccionar campos, filtrar filas, ordenar, agrupar y aplicar funciones de agregación
- Realizar fusión de varias fuentes de datos
- *Feature Engineering*, transformación y creación de nuevas características a partir de datos existentes para mejorar la precisión y el rendimiento de los modelos
- Transformar datos no estructurados

# Transformación y normalización

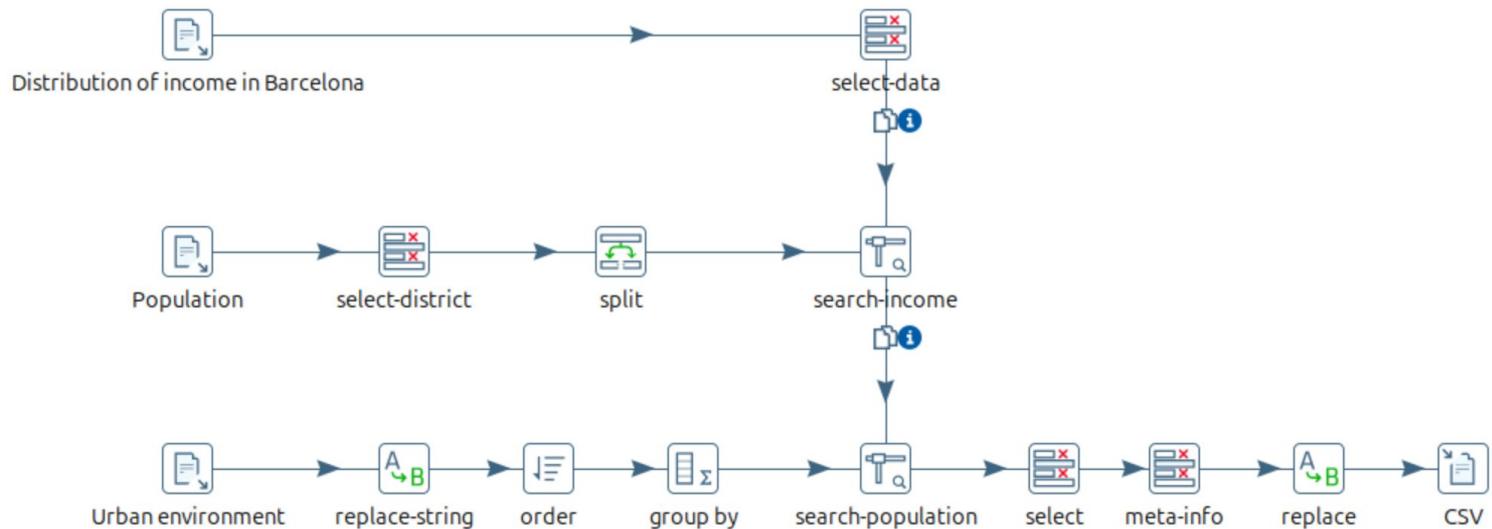
Ejemplo de transformación con **selección de campos, filtrado, ordenación, agrupación y agregación**

Examine preview data		
PAÍSES_VISITADOS	countTextos	countSerial
<null>	4	2
Paraguay	21	13
Santo Domingo	7	5
varios	261	26
Martinica	5	4
Guyana Francesa	63	3
Argentina	182	26
Chile	119	12
Perú	94	14
Bolivia	26	7



# Transformación y normalización

Ejemplo de **fusión** de varias fuentes de datos



# *Feature Engineering*

**Proceso de transformar** los datos sin procesar en nuevas variables, características o *features*, para mejorar el rendimiento de los modelos.

Representan **aspectos esenciales** de los datos, **relevantes** para el problema planteado.

Las características son variables clave de los datos y pueden ser textuales, numéricas o categóricas.

¿Por qué es importante?

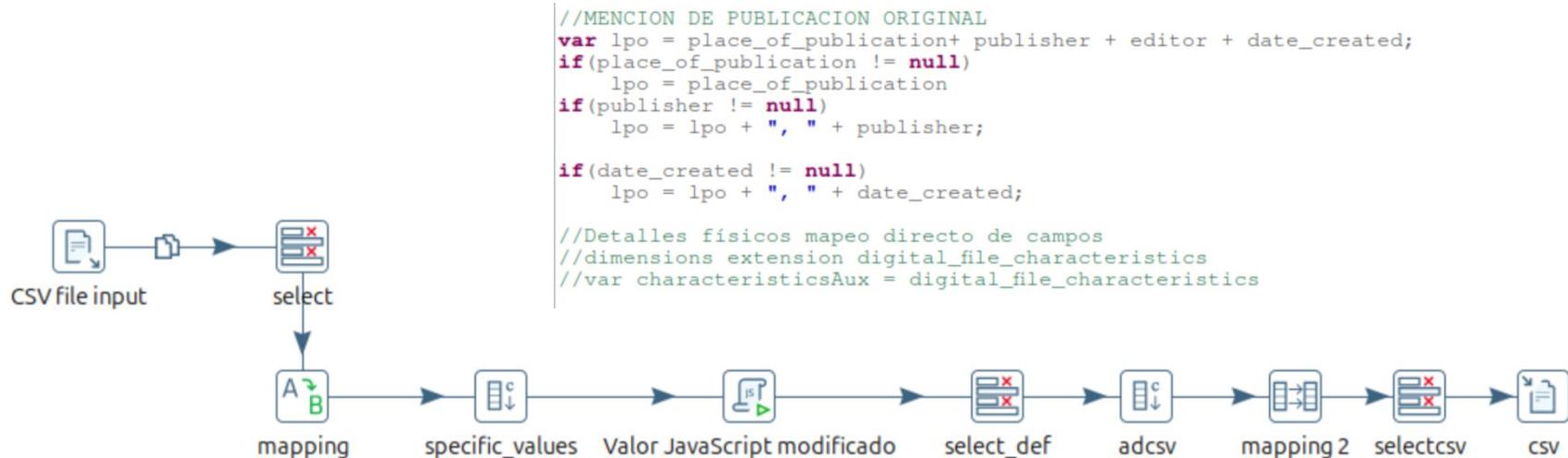
- Mejorar la precisión y la eficiencia
- Mejora la interpretabilidad del modelo
- Puede reducir el sobreajuste

# *Feature Engineering*

- **Creación** de nuevas características: combinar, transformar, extraer o derivar nuevas, por ejemplo *Splitting*
- **Codificación** de variables categóricas, por ejemplo *One-Hot Encoding*
- **Transformación** variables numéricas continuas en categorías, *Binning*
- **Enriquecimiento** de datos
- **Escalado** de datos
- Tratamiento de los *Outliers*

# Feature Engineering

Ejemplo de **creación de nuevas características** mediante transformación y combinación de datos



# *Feature Engineering*

Ejemplo de **creación de nuevas características** mediante **extracción**

```
import pandas as pd

# fechas datetime
data = pd.DataFrame({'Fecha': pd.to_datetime(['2025-09-08', '2024-06-15', '2025-09-20'])})

data['year'] = data['Fecha'].dt.year
data['month'] = data['Fecha'].dt.month
data['day'] = data['Fecha'].dt.day
data['day_week'] = data['Fecha'].dt.dayofweek #Lunes=0, Domingo=6
print(data)
```

	Fecha	year	month	day	day_week
0	2025-09-08	2025	9	8	0
1	2024-06-15	2024	6	15	5
2	2025-09-20	2025	9	20	5

# Limpieza, transformación y normalización

Ejemplo de **creación de nuevas características** mediante **extracción**

2025/09/21 23:38:44.840



Get system info

Examine preview data

Rows of step: Calculator (1 rows)

	fecha	year	month	day	dayOfWeek	hour
1	2025/10/28 22:07:26.596	2025	10	28	3	22

Close



Get system info



Calculator

# *Feature Engineering*

Ejemplo de creación de nuevas características mediante **splitting**

"Avda. de la Estación, s/n, entresuelo C - 03003 (ALICANTE)"

Tipo Vía	Nombre Vía	Número	Piso/Puerta	Código Postal	Localidad
Avenida	Estación	s/n	Entresuelo C	03003	Alicante

# Feature Engineering

Ejemplo de **creación de nuevas características** mediante *splitting*

```
import pandas as pd

data = {'Dirección completa': [
    'Alonso Cano 26, Alicante, 03012', 'Calle Sierpes 56, Sevilla, 41004']}
df = pd.DataFrame(data)

df[['Calle', 'Ciudad', 'CP']] = df['Dirección completa'].str.extract(
    r'([\w\s]+\b[0-9]+\b),\s([\w\s]+),\s(\b\d{5}\b)')

print(df)
```

	Dirección completa	Calle	Ciudad	CP
0	Alonso Cano 26, Alicante, 03012	Alonso Cano 26	Alicante	03012
1	Calle Sierpes 56, Sevilla, 41004	Calle Sierpes 56	Sevilla	41004

# Feature Engineering

Ejemplo de **creación de nuevas características** mediante *splitting*

```
import pandas as pd

data = {'Full_Address': [
    '123 Elm St, Springfield, 12345', '456 Oak Rd, Shelbyville, 67890']}
df = pd.DataFrame(data)

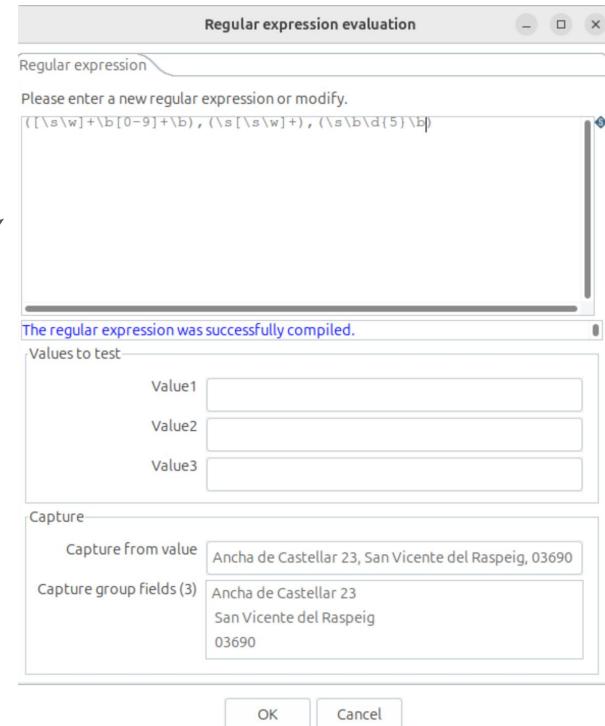
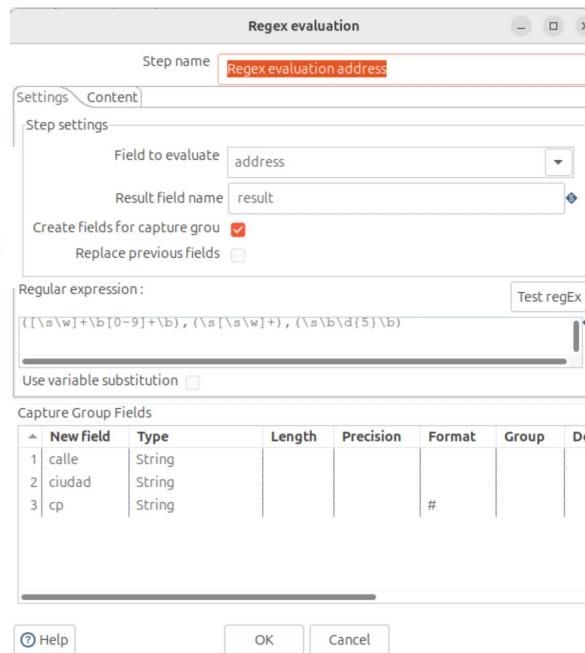
df[['Street', 'City', 'Zipcode']] = df['Full_Address'].str.extract(
    r'([0-9]+\s[\w\s]+),\s([\w\s]+),\s(\d+)')

print(df)
```

	Full_Address	Street	City	Zipcode
0	123 Elm St, Springfield, 12345	123 Elm St	Springfield	12345
1	456 Oak Rd, Shelbyville, 67890	456 Oak Rd	Shelbyville	67890

# Feature Engineering

## Ejemplo de transformación y creación de nuevas características - Splitting



# Feature Engineering

\$a Poesía infantil y juvenil \$x Historia y crítica

\$a Sordos \$x Enseñanza \$x Obras anteriores a 1800

\$a Sevilla \$x Historia



LC Control Number: sh 85083794

HEADING: Mercury

000 00558cz a2200217n 450

001 4734282

005 19900221112154.6

008 860211i ananabbnn a ana

035 \_\_ |a (DLC)sh 85083794

906 \_\_ |t 8528 |u fk03 |v 0

010 \_\_ |a sh 85083794

040 \_\_ |a DLC |c DLC |d DLC

053 \_0 |a QD181.H6 |c Chemistry

053 \_0 |a TA480.M4 |c Engineering materials

053 \_0 |a TN271.M4 |c Prospecting

053 \_0 |a TP245.M5 |c Chemical technology

150 \_\_ |a Mercury

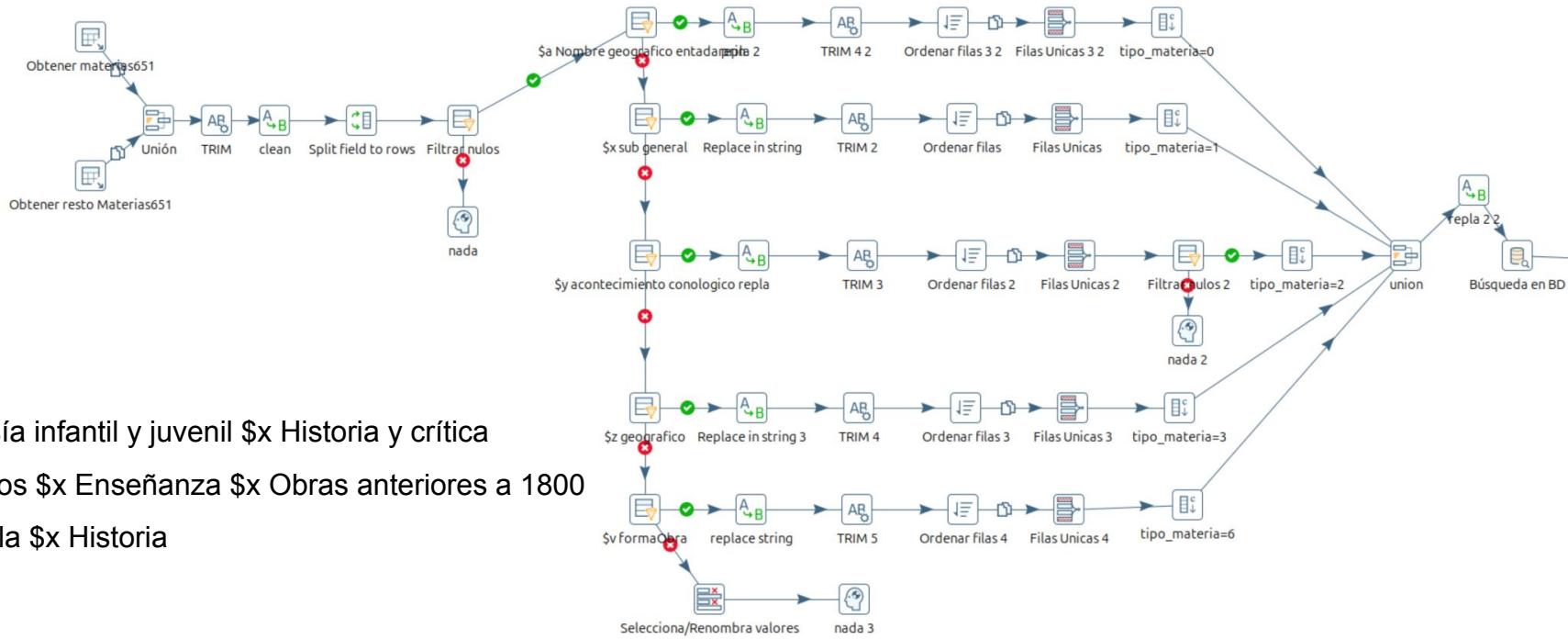
450 \_\_ |a Hydrargyrum

450 \_\_ |a Quicksilver

550 \_\_ |w g |a Liquid metals ←

953 \_\_ |a xx00 |b fg07

# Feature Engineering



# Feature Engineering

## Codificación de variables categóricas

### ▼ One-Hot Encoding

Convierte las variables categóricas en indicadores binarios

```
[15]: import pandas as pd

data = {'ContentType': ['audio', 'video', 'graphic', 'text', 'online']}
df = pd.DataFrame(data)

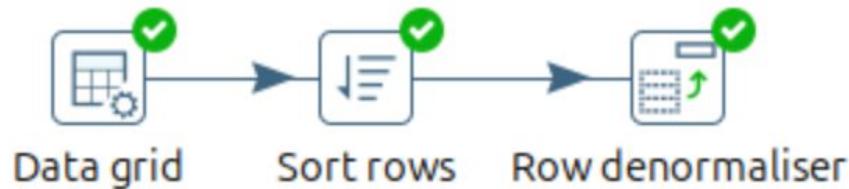
df_encoded = pd.get_dummies(df, columns=['ContentType'], prefix='content')

print(df_encoded)
```

	content_audio	content_graphic	content_online	content_text	content_video
0	True	False	False	False	False
1	False	False	False	False	True
2	False	True	False	False	False
3	False	False	False	True	False
4	False	False	True	False	False

# *Feature Engineering*

## Codificación de variables categóricas



# Feature Engineering

## Binning, transformación de variables continuas discretas en categorías

### Binning

Divide los datos originales en intervalos (bins), y después se reemplazan por un valor general calculado para ese bin. Efecto suavizado de datos y además, puede reducir el riesgo de sobreajuste en conjuntos de datos pequeños.

```
import pandas as pd

data = {'edad': [23, 45, 18, 34, 67, 50, 21]}
df = pd.DataFrame(data)

bins = [0, 20, 40, 60, 120]
labels = ['0-20', '21-40', '41-60', '+61']

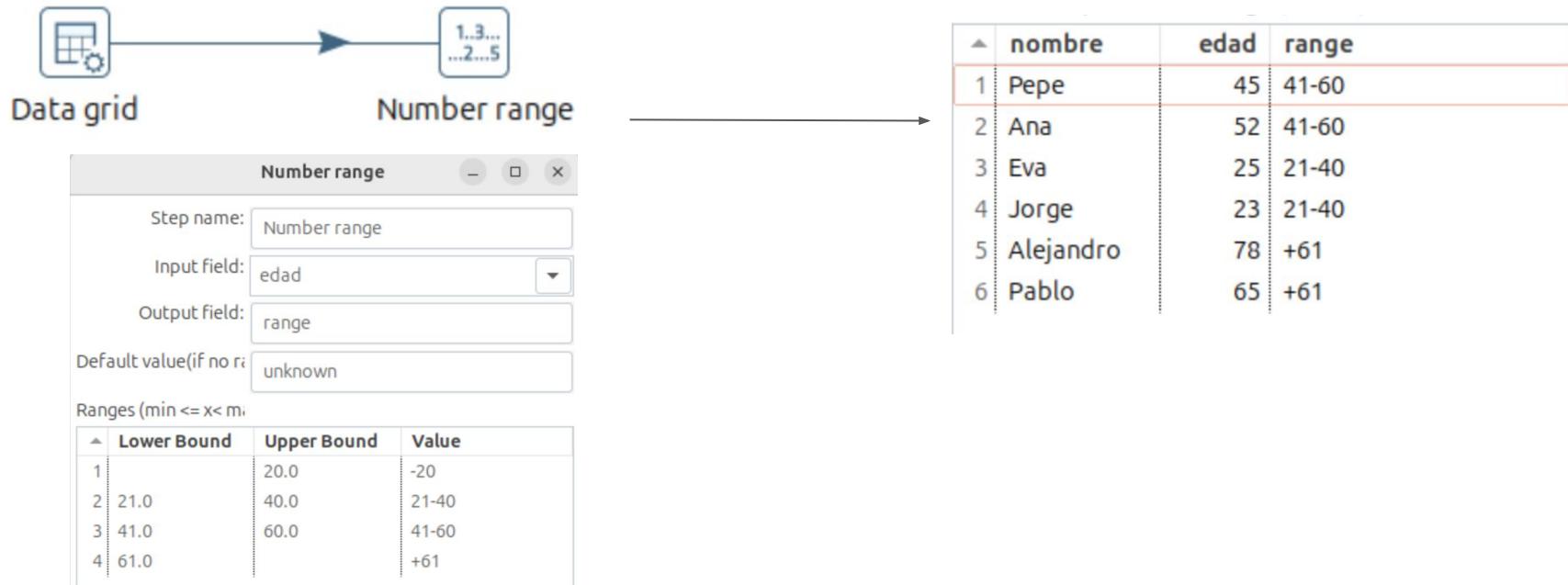
df['Grupo_edad'] = pd.cut(df['edad'], bins=bins, labels=labels, right=False)

print(df)
```

	edad	Grupo_edad
0	23	21-40
1	45	41-60
2	18	0-20
3	34	21-40
4	67	+61
5	50	41-60
6	21	21-40

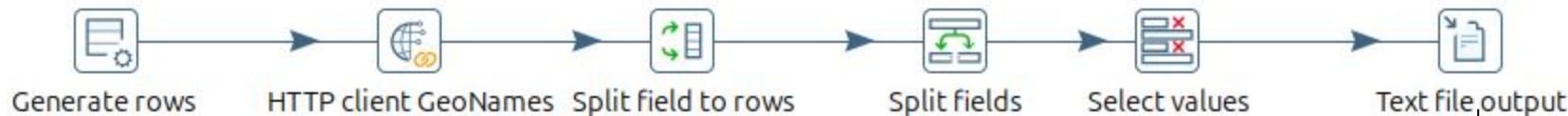
# Feature Engineering

**Binning**, transformación de variables continuas discretas en categorías



# Feature Engineering

Enriquecimiento de datos, conectar con datos externos para aumentar el valor de nuestro conjunto de datos



Rows of step: Select values (255 rows)

	f1	f2	f3	f4	f5	f6	f7	f8	f9	f10
1	iso alpha2	iso alpha3	iso numeric	tips code	name	capital	areaInSqKm	population	continent	languages
2	AD	AND	020	AN	Andorra	Andorra la Vella	468.0	77006	EU	ca
3	AE	ARE	784	AE	United Arab Emirates	Abu Dhabi	82880.0	9630959	AS	ar-AE,fa,en,hi,ur
4	AF	AFG	004	AF	Afghanistan	Kabul	647500.0	37172386	AS	fa-AF,ps,uz-AF,tk
5	AG	ATG	028	AC	Antigua and Barbuda	St John's	443.0	96286	NA	en-AG
6	AI	AIA	660	AV	Anquilla	The Valley	102.0	13254	NA	en-AI

# Feature Engineering

## Enriquecimiento de datos



<https://api.openweathermap.org/data/2.5/weather?q=Zaragoza&APPID=...>

```
{
  "coord": {
    "lon": -0.8773,
    "lat": 41.6561
  },
  "weather": [
    {
      "id": 800,
      "main": "Clear",
      "description": "clear sky",
      "icon": "01d"
    }
  ],
  "base": "stations",
  "main": {
    "temp": 302.75,
    "feels_like": 301,
    "temp_min": 302.4,
    "temp_max": 303.16,
    "pressure": 1014,
    "humidity": 17,
    "sea_level": 1014,
    "grnd_level": 976
  },
  "visibility": 10000,
  "wind": {
    "speed": 6.69,
    "deg": 310
  },
  "clouds": {
    "all": 0
  },
  "dt": 1757006653,
  "sys": {
    "type": 2,
    "id": 2003310,
    "country": "ES",
    "sunrise": 1756963963,
    "sunset": 1757010766
  },
  "timezone": 7200,
  "id": 3104324,
  "name": "Zaragoza",
  "cod": 200
}
```

# Transformación y normalización

El objetivo de la **transformación** es preparar los datos para que puedan ser utilizarlos directamente.

Las transformaciones pueden incluir tareas como:

- Seleccionar campos, filtrar filas, ordenar, agrupar y aplicar funciones de agregación
- Realizar fusión de varias fuentes de datos
- *Feature Engineering*, transformación y creación de nuevas características a partir de datos existentes para mejorar la precisión y el rendimiento de los modelos
- **Transformar datos no estructurados**

# Clasificación de los datos según formato y esquema

	Datos Estructurados	Datos No Estructurados	Datos Semiestructurados
Estructura	Modelo de datos predefinido y estricto	Sin modelo de datos predefinido	Estructura más flexible y jerárquica Uso de metadatos
Almacenamiento	Formato tabular Esquema rígido bases de datos relacionales y almacenes de datos*	Formato nativo, bases de datos NoSQL, data lakes	Bases de datos NoSQL
Análisis	Fácil y rápido	Más complejo y requieren habilidades y herramientas especializadas	Moderadamente complejo
Ejemplos	Tablas, bases de datos Sql, hojas de cálculo, csv*	Textos, imágenes, videos, multimedia, IoT, social media	JSON, XML
Casos de uso	Machine learning (ML)	PLN Modelos IA generativa RAG (Generación Aumentada por Recuperación) Análisis predictivos	

# Transformar datos no estructurados

Datos no estructurados : no tiene un formato predefinido o un modelo de datos fijo ni estandarizado.

PDFs, archivos multimedia (audios, imágenes y vídeos), contenido en redes sociales, logs de servidor, datos IoT, correos, etc.

Según [Gartner](#) entre el 80 y el 90 % son datos no estructurados.

Muy valiosos, pero difíciles de procesar directamente con herramientas de análisis tradicionales, especialmente para IA.

La información está ahí, pero hay que 'enseñarle' a los modelos a verla.

# Transformar datos no estructurados

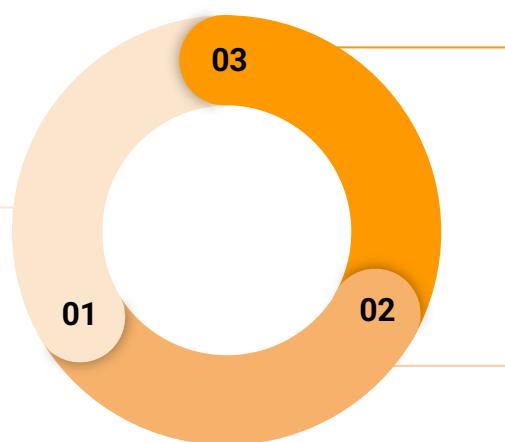
El Desafío: preparar los datos no estructurados para la IA

## **Raw data directamente de la fuente**

Diversas fuentes

Textos **sin procesar**, sin limpiar, imágenes sin etiquetar, audios sin transcripción

Es más complejo que los modelos aprendan de esto



## **Modelo IA**

Se genera conocimiento

## **Preprocesamiento de los datos**

El proceso de transformación: **limpieza y estructuración** que hace que el dato sea adecuado y útil para el entrenamiento de modelos

# Transformar datos no estructurados

¿Cómo?

- Preprocesamiento texto, puede implicar tareas como eliminar *stop-words*, *stemming* y *vectorizing* en los datos de texto para prepararlos para los modelos
- Transformación de Imágenes y video
- Transformación de Audio

El objetivo es convertir el dato en una representación numérica (**vector**), que capture su significado.

# Transformar datos no estructurados

```
import spacy

nlp = spacy.load("es_core_news_md")
text = nlp("""Los veía todas las mañanas durante esos días otoñales en que el cielo de Madrid finge sonrisas
    de primavera; sentados frente al borde de las aceras, la larga fila de vendedores ambulantes se extendía
    a lo largo de la calle.""")

# Filter stopwords using spaCy
refinedWords = [token.text for token in text if not token.is_stop]
print("Sin stop words:", refinedWords)

Sin stop words: ['veía', 'mañanas', 'otoñales', 'cielo', 'Madrid', 'finge', 'sonrisas', '\n    ', 'primavera',
';', 'sentados', 'frente', 'borde', 'aceras', ',', 'larga', 'fila', 'vendedores', 'ambulantes', 'extendía',
'\n', 'calle', '.']

for word in text:
    print(word.text + ' --> ' + word.lemma_, '[' + word.pos_ + ']')

Los --> él [PRON]
veía --> ver [VERB]
todas --> todo [DET]
las --> el [DET]
mañanas --> mañana [NOUN]
durante --> durante [ADP]
esos --> ese [DET]
días --> día [NOUN]
otoñales --> otoñal [ADJ]
    . --> . [PUNCT]
```

vendedores --> vendedor [NOUN]  
ambulantes --> ambulante [ADJ]

se --> él [PRON]  
extendía --> extender [VERB]

la --> el [DET]

calle --> calle [NOUN]

# Transformar datos no estructurados

# Transformar datos no estructurados

## Ejemplo *Vectorizing*

```
# Bag of Words (BoW)
from sklearn.feature_extraction.text import CountVectorizer

text = ["Los veía todas las mañanas durante esos días otoñales en que el cielo de Madrid finge sonrisas de primavera;",
        "sentados frente al borde de las aceras, la larga fila de vendedores ambulantes se extendía a lo largo de la calle."]
]

vectorizer = CountVectorizer()
X = vectorizer.fit_transform(text)

print(X.toarray())
print(vectorizer.get_feature_names_out())

[[0 0 0 0 0 1 2 1 1 1 1 0 0 1 0 0 0 0 1 0 1 1 1 1 1 1 1 0 0 1 1 0 1]
 [1 1 1 1 1 0 3 0 0 0 0 0 1 1 0 1 2 1 1 1 1 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 1 0]]
['aceras' 'al' 'ambulantes' 'borde' 'calle' 'cielo' 'de' 'durante' 'días'
 'el' 'en' 'esos' 'extendía' 'fila' 'finge' 'frente' 'la' 'larga' 'largo'
 'las' 'lo' 'los' 'madrid' 'mañanas' 'otoñales' 'primavera' 'que' 'se'
 'sentados' 'sonrisas' 'todas' 'vendedores' 'veía']
```