aws

COMMUNITY DAY

MÉXICO

14 de junio de 2025 | Ciudad de México

Transformando datos y realidades: tu primera experiencia con AWS Glue

Zaira Chavarín

Data Analyst Engineer

01 ¿Cómo generamos conocimiento accionable?

02 Arquitectura

03 Selección y exploración de datos

04 ¡Manos a la obra: mi primer pipeline en AWS!

05 Conozcamos nuestros resultados en AWS QuickSigth

06 Contextualizando la problemática

07 ¿Qué podemos hacer?

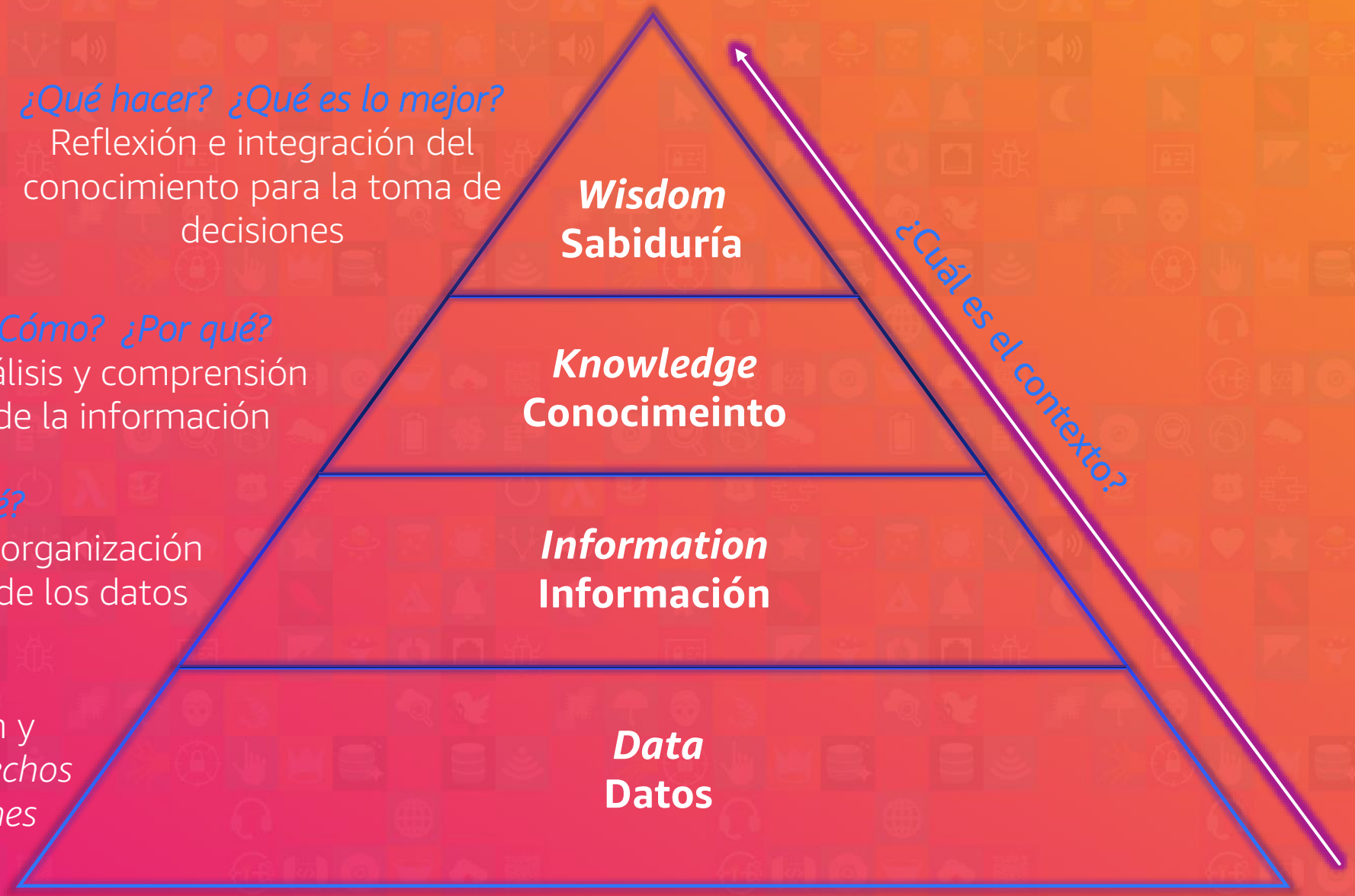
La Pirámide del conocimiento (DIKW)

¿Qué hacer? ¿Qué es lo mejor?
Reflexión e integración del conocimiento para la toma de decisiones

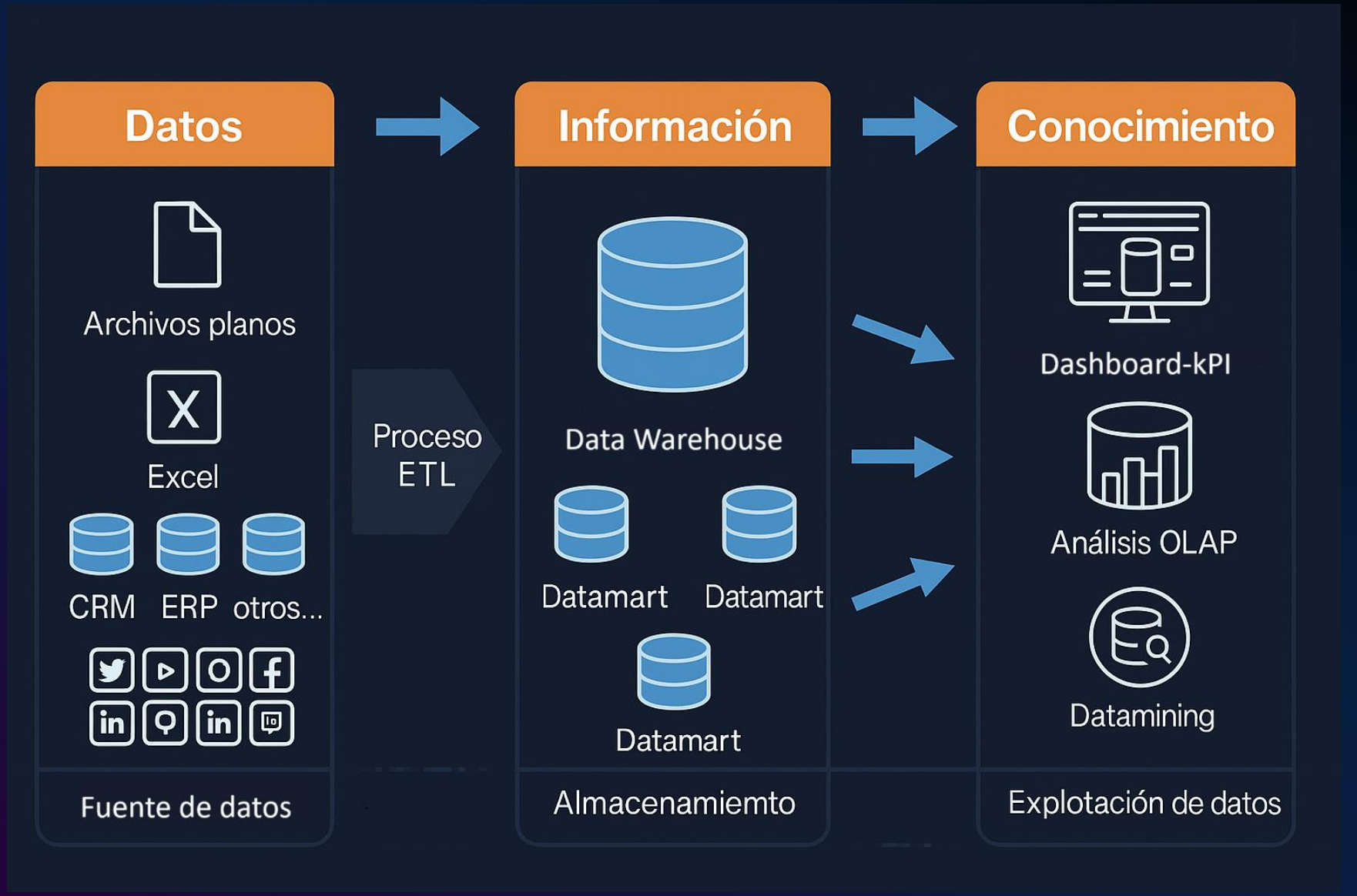
¿Cómo? ¿Por qué?
Análisis y comprensión de la información

¿Qué?
Identificación y organización de relaciones de los datos

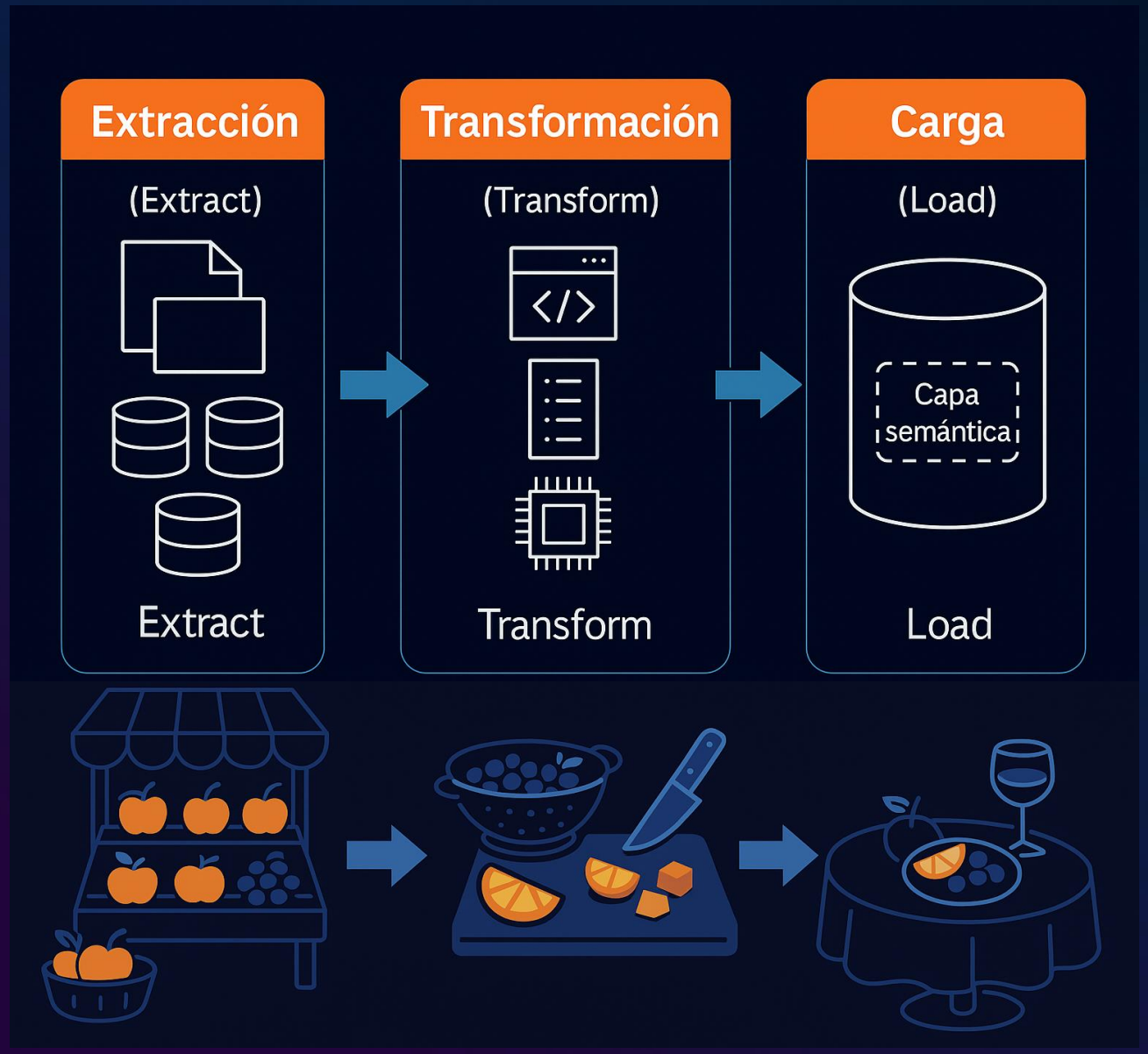
Identificación y colección de *hechos u observaciones*



Ciclo de vida de los datos



¿Qué es el proceso de ETL?



Extracción

Es el proceso de conexión con alguna fuente de datos para su lectura y guardar los datos crudos de manera temporal en el área de preparación (*staging area*).

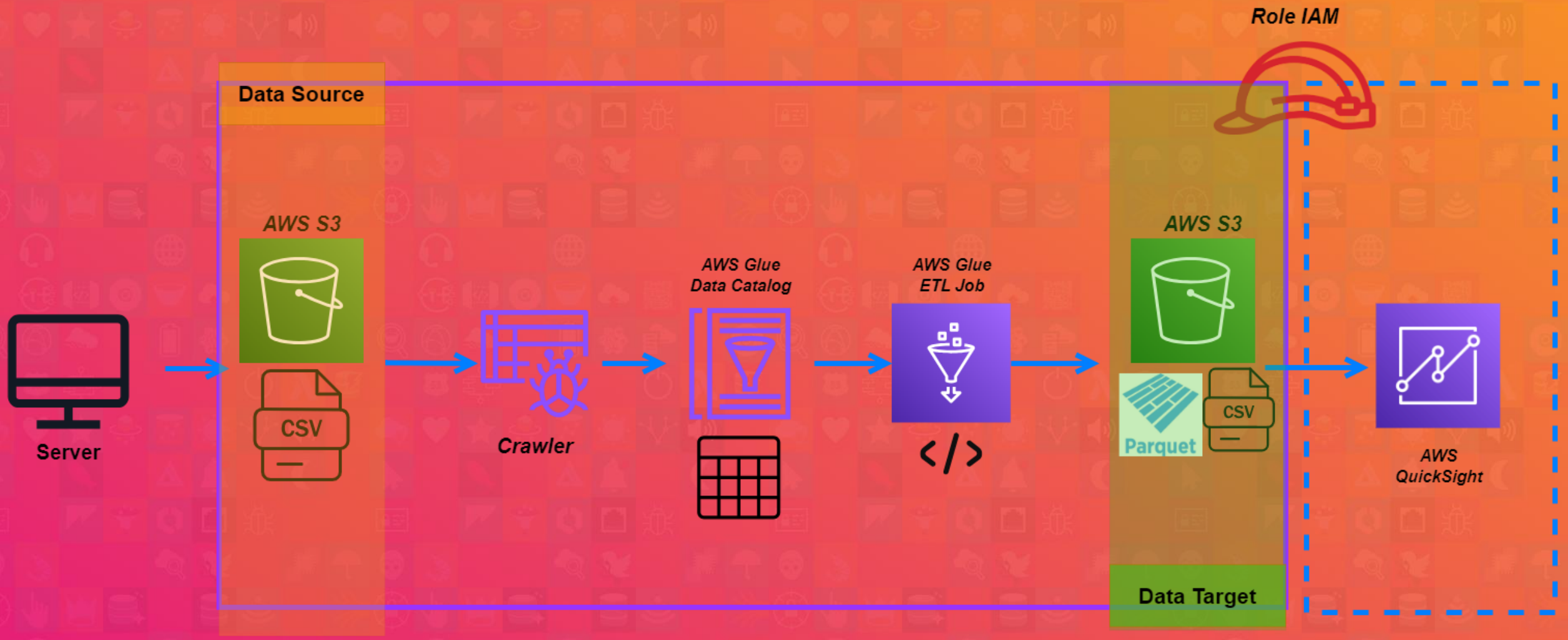
Transformación

Normalización, limpieza, estructuración, modelado, validación de calidad y aplicación de reglas específicas a los datos.

Carga

Integramos los datos transformados en el *Data Warehouse*, se realiza una capa semántica donde traducimos los elementos técnicos, así como la optimización y particiones necesarias para su lectura.

Arquitectura



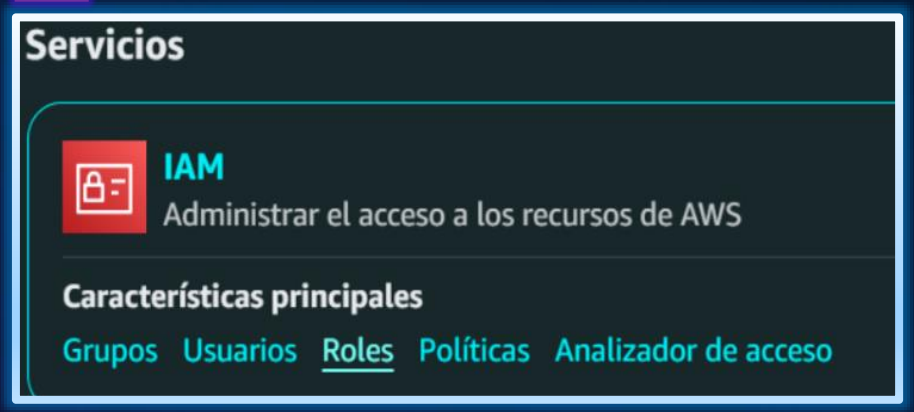
Objetivo

Visibilizar la situación de las mujeres latinoamericanas en la educación y desarrollo profesional dentro de la Ciencia, tecnología, ingeniería y matemáticas, en el último siglo por medio de estadísticas oficiales

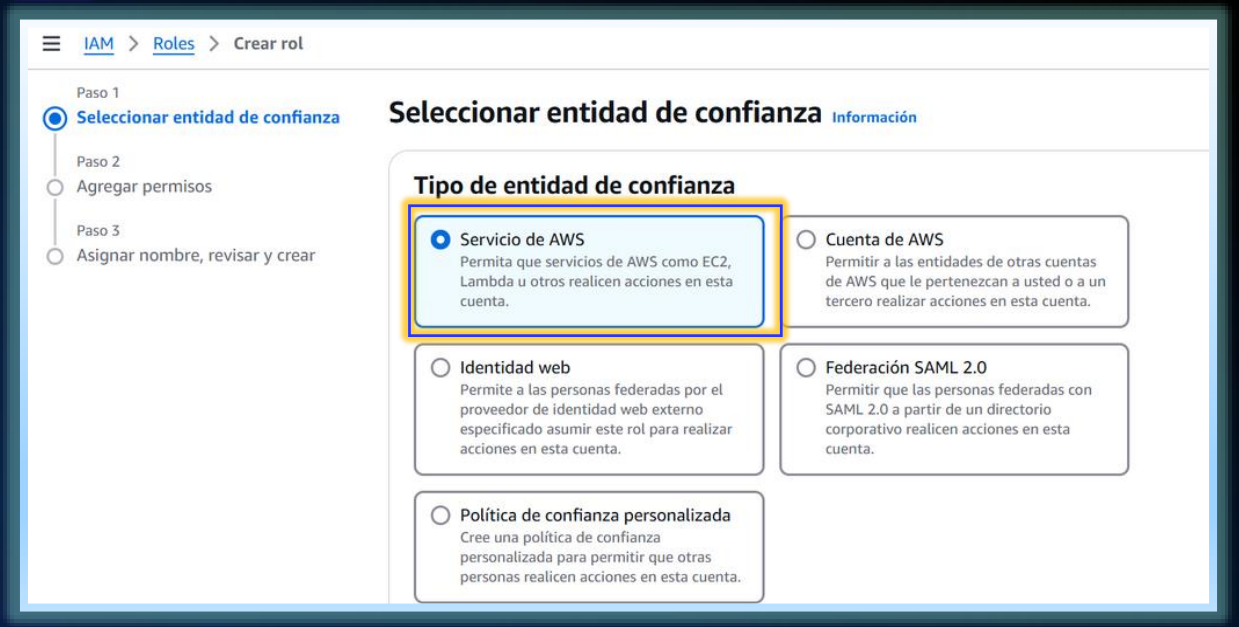
- Porcentaje de personal académico por sexo 2013-2022
- Porcentaje de estudiantes en la educación superior por sexo 2013-2022

- Female share of graduates in other fields than Science, Technology, Engineering and Mathematics programmes, tertiary (%)[2000-2018]

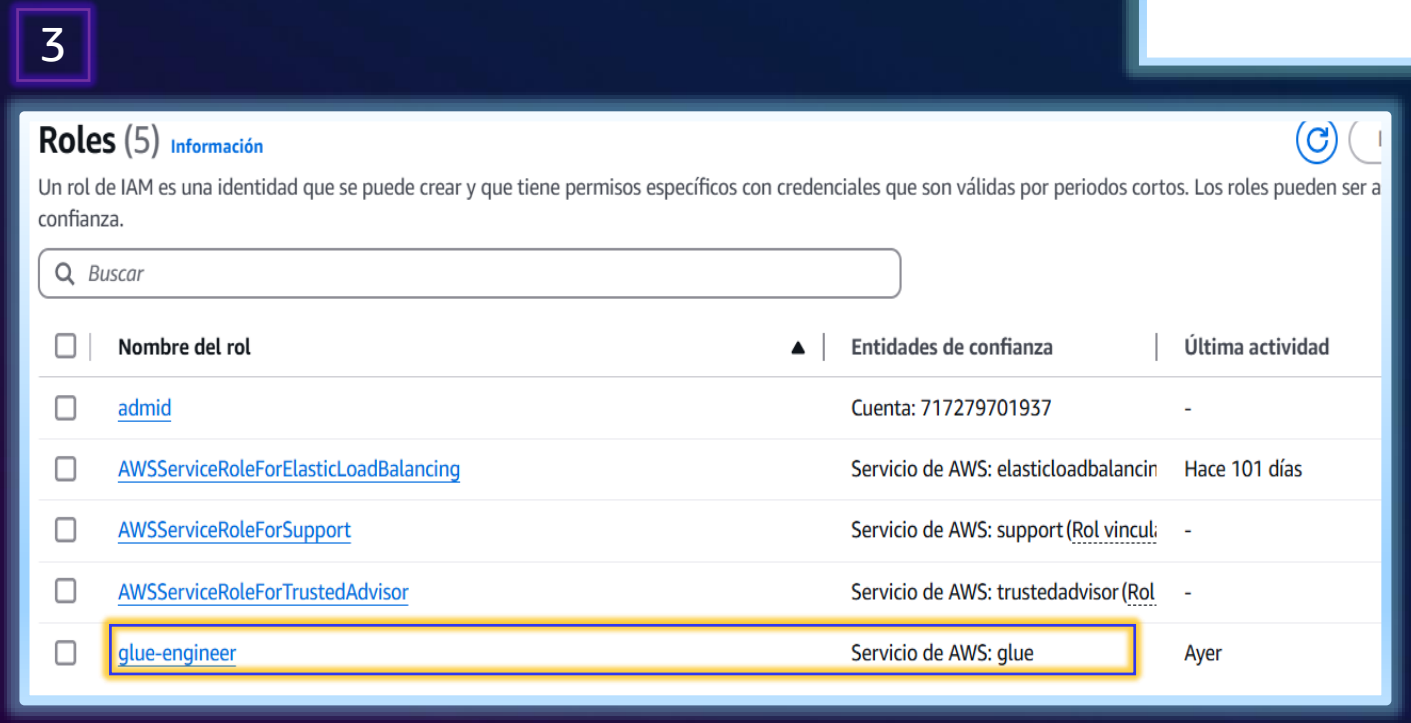
1



2



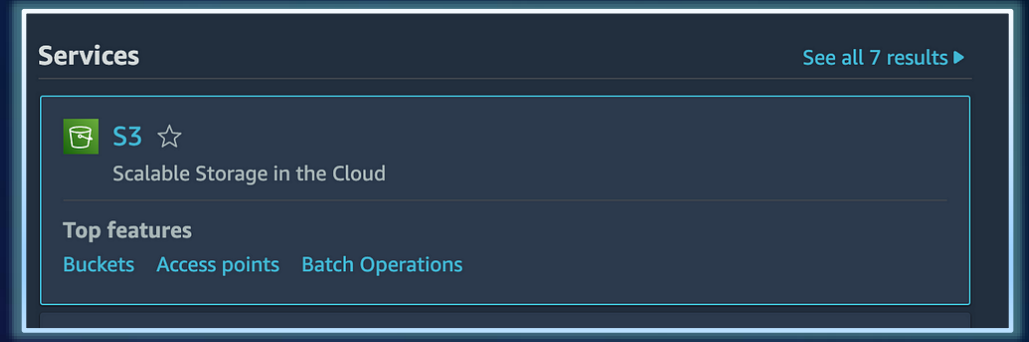
3



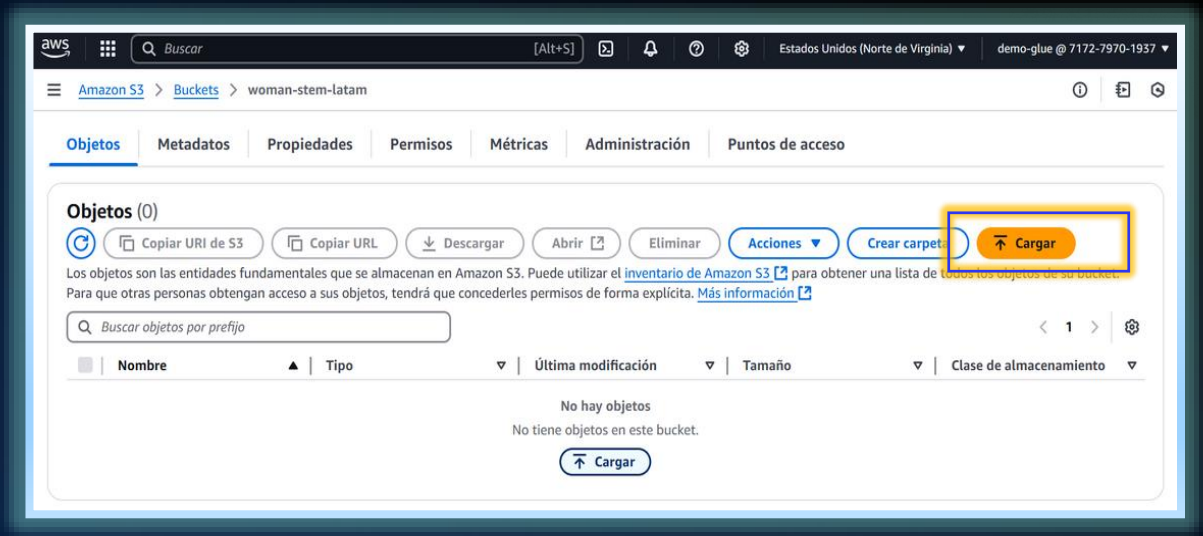
Ingresa al servicio IAM desde tu consola para crear un rol de confianza con permisos para S3 y Glue: *AWSGlueServiceRole*

aws COMMUNITY DAY MÉXICO

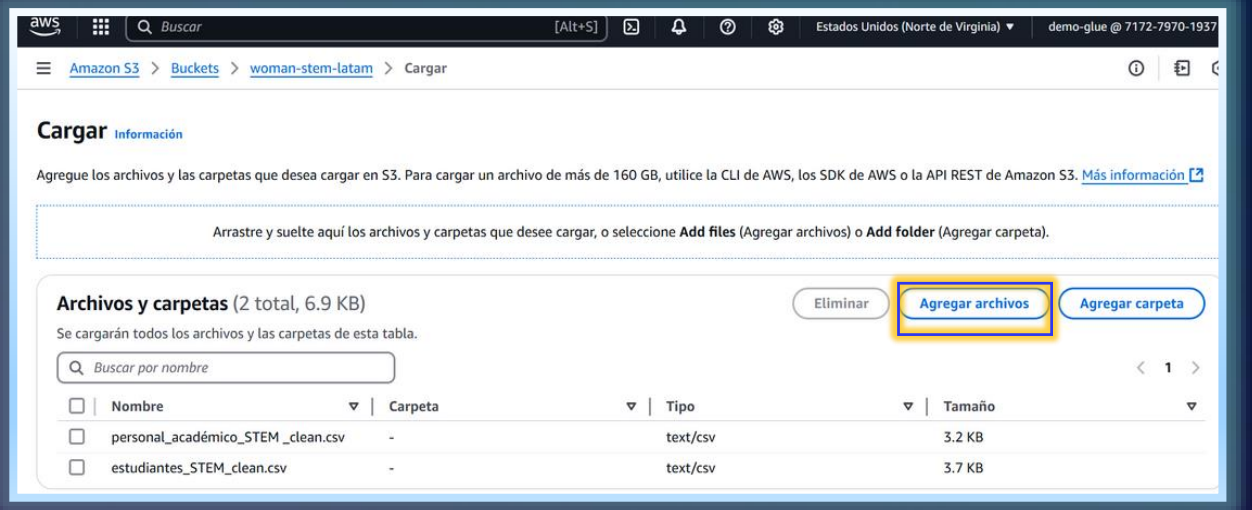
1



2



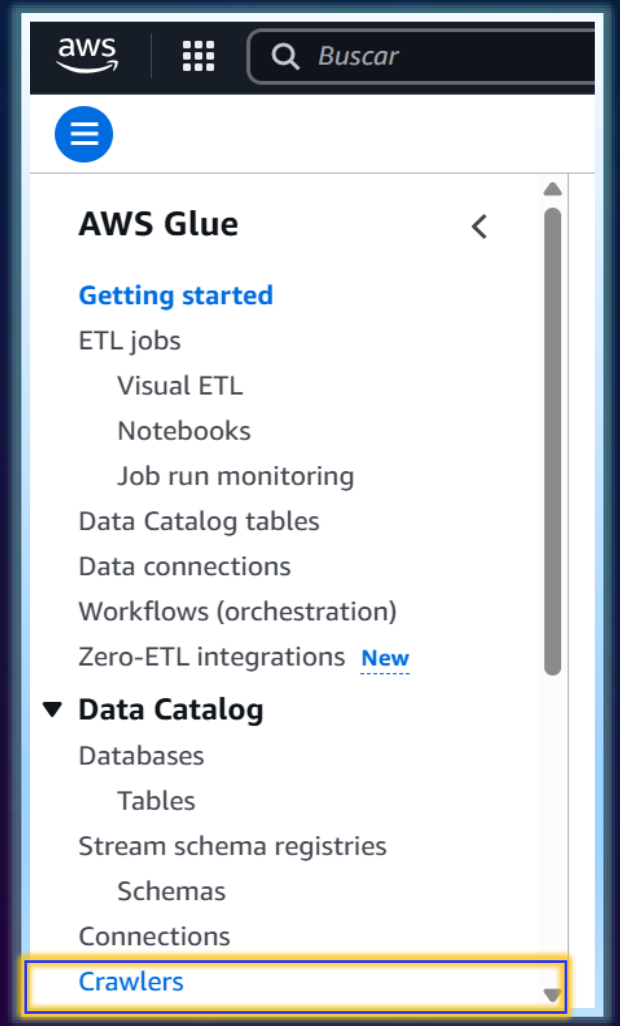
3



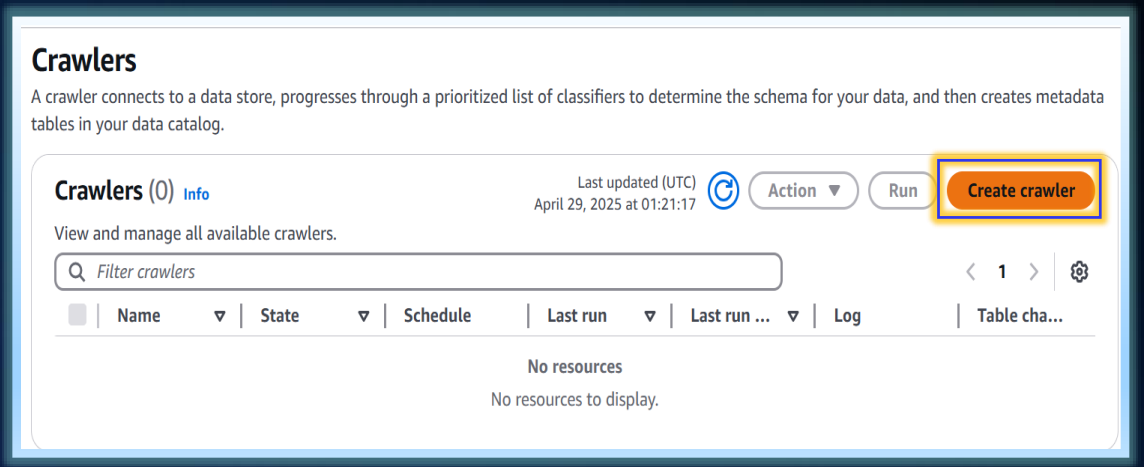
Ingresa a S3 para crear tu primer *bucket Source* y *bucket Target*, carga tus objetos en el primero.

aws COMMUNITY DAY MÉXICO

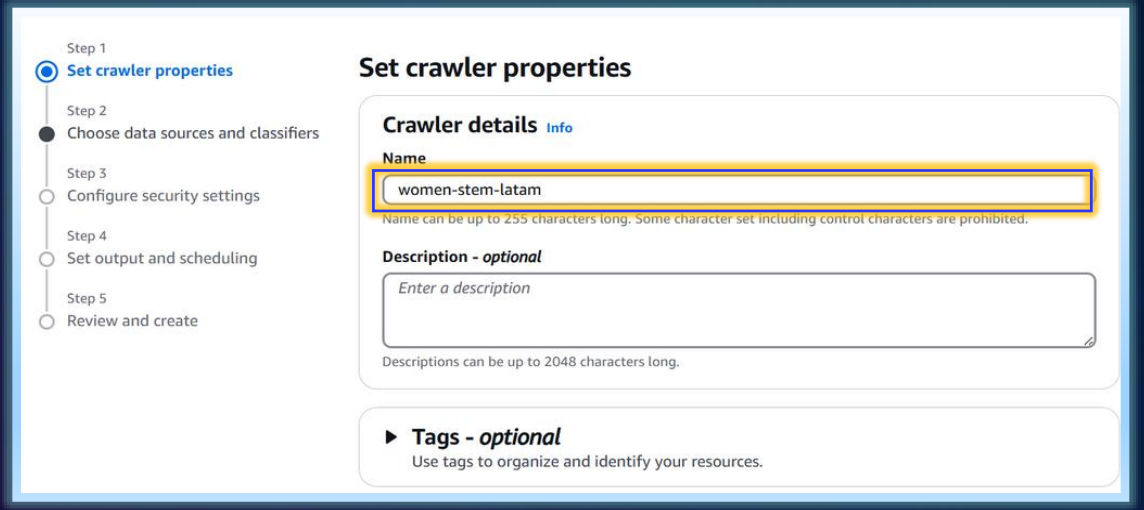
1



2

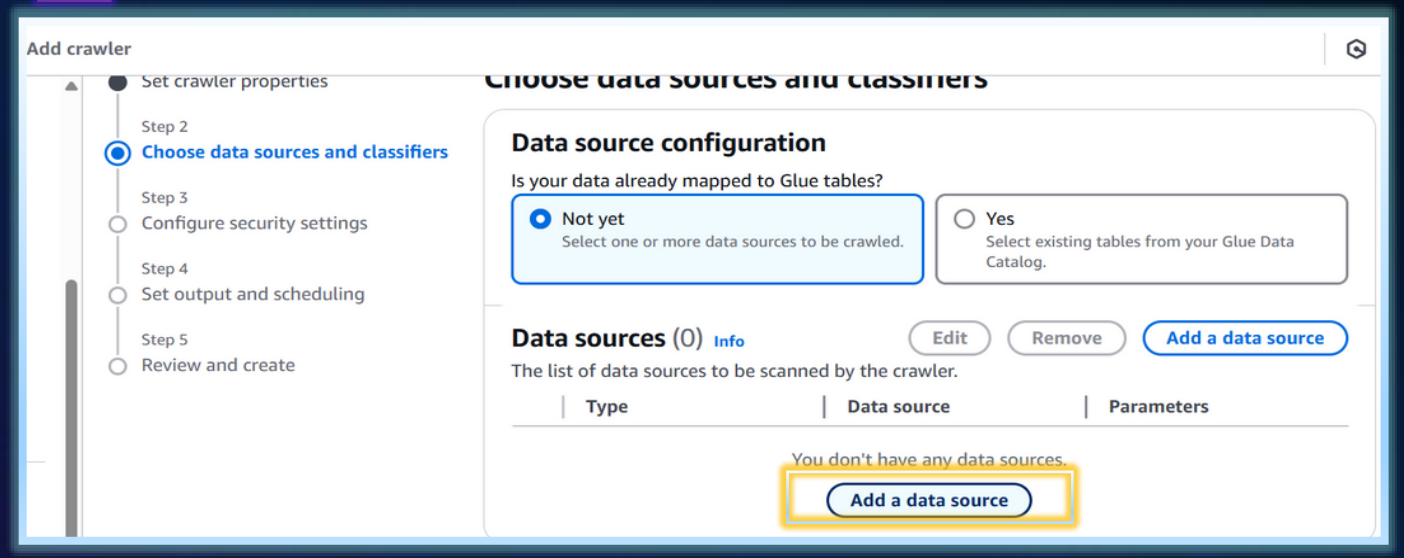


3

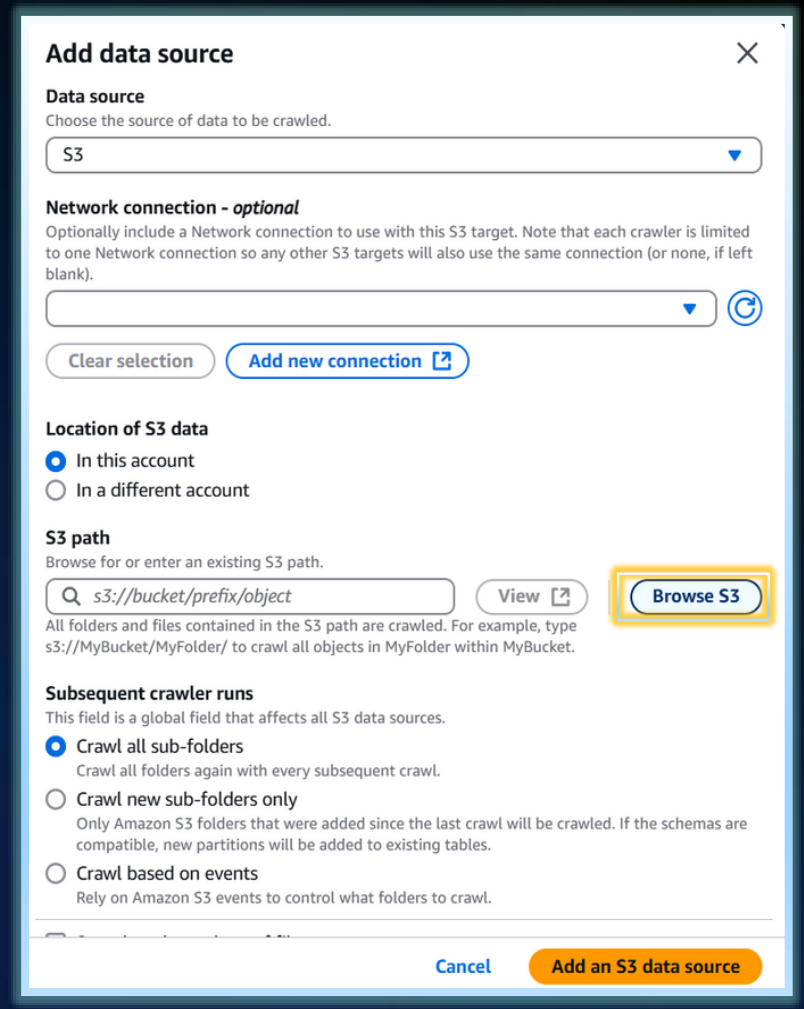


En AWS Glue creamos y nombramos nuestros primer *Crawlaer*. Esto nos permitirá rastrear el esquema y estructura de nuestros datos

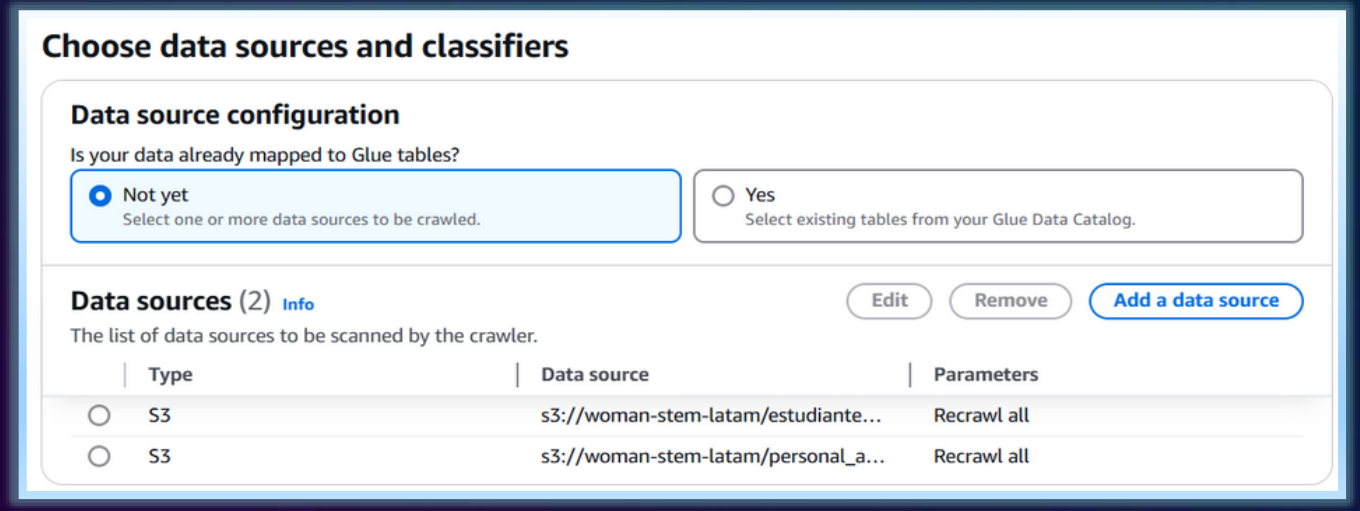
4



5

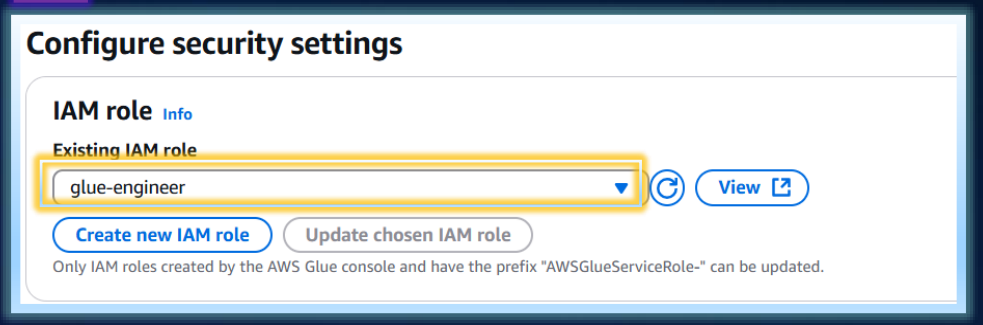


6



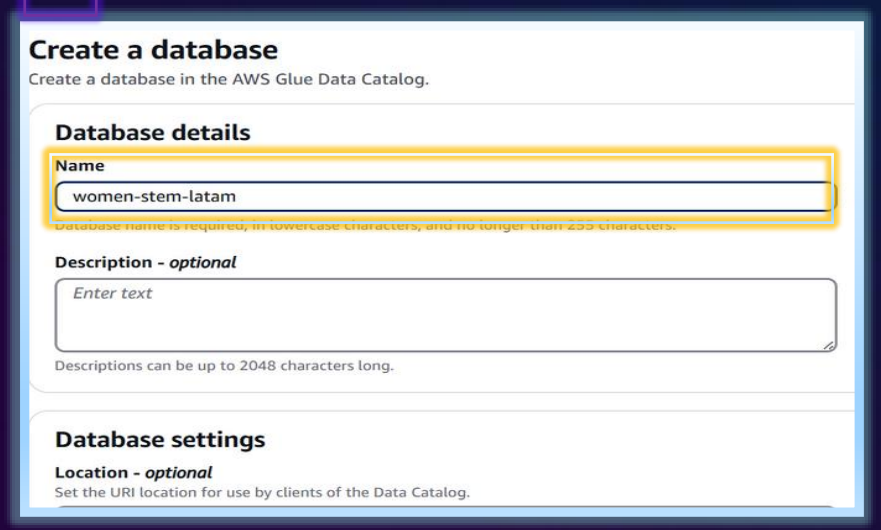
Agrega la(s) ruta(s) de tu bucket para rastrear los datos

7

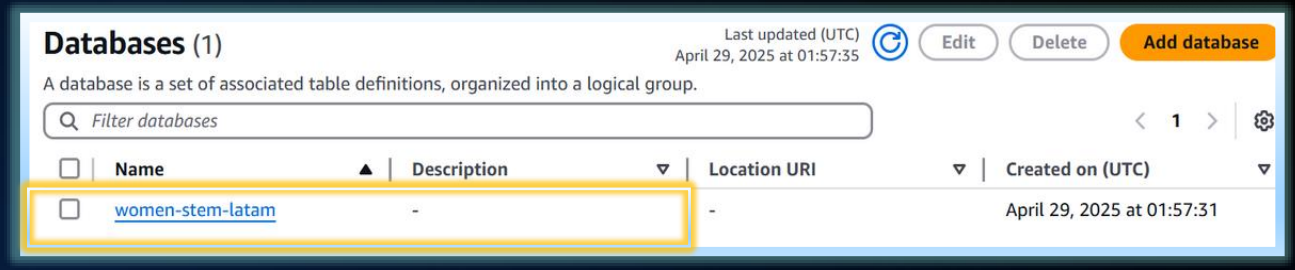


8

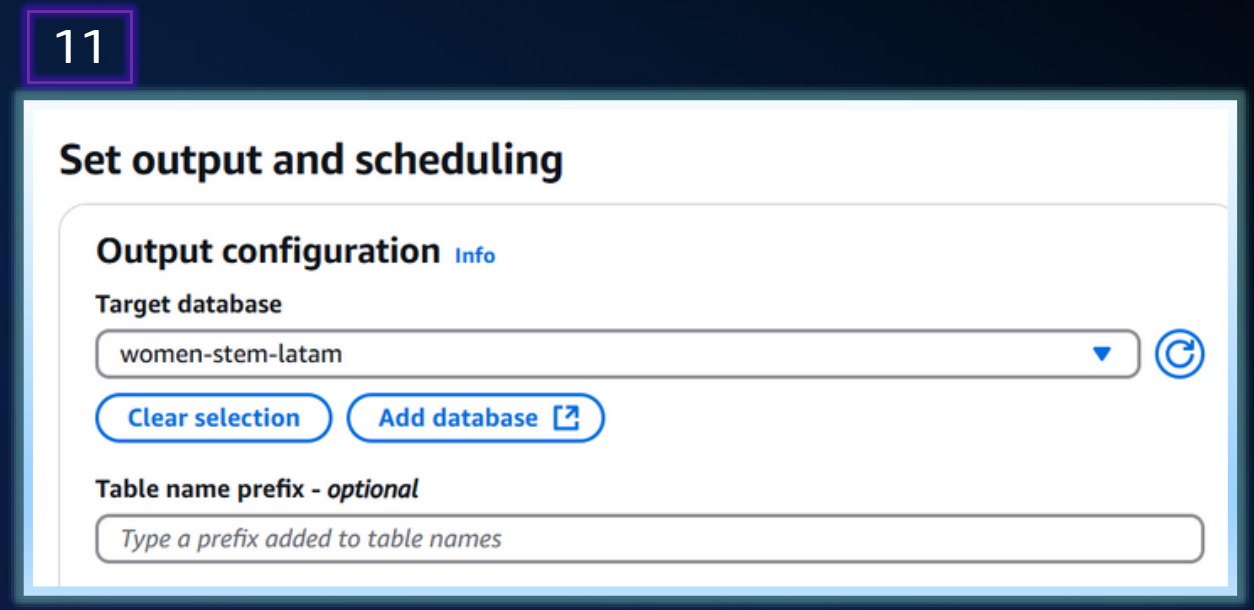
9



10



11



Agregamos permisos para el rol IAM previamente hecho y creamos una database en AWS Glue Data Catalog

aws COMMUNITY DAY MÉXICO

12

Review and create

Step 1: Set crawler properties — Edit

Set crawler properties

Name	Description
women-stem-latam	-

Tags
-

Step 2: Choose data sources and classifiers — Edit

Data sources (1) Info
The list of data sources to be scanned by the crawler.

Type	Data source	Parameters
S3	s3://woman-stem-latam	Recrawl all

Step 3: Configure security settings — Edit

Configure security settings

IAM role	Security configuration
AWSGlueServiceRole-EngineerDataAnalyst	-

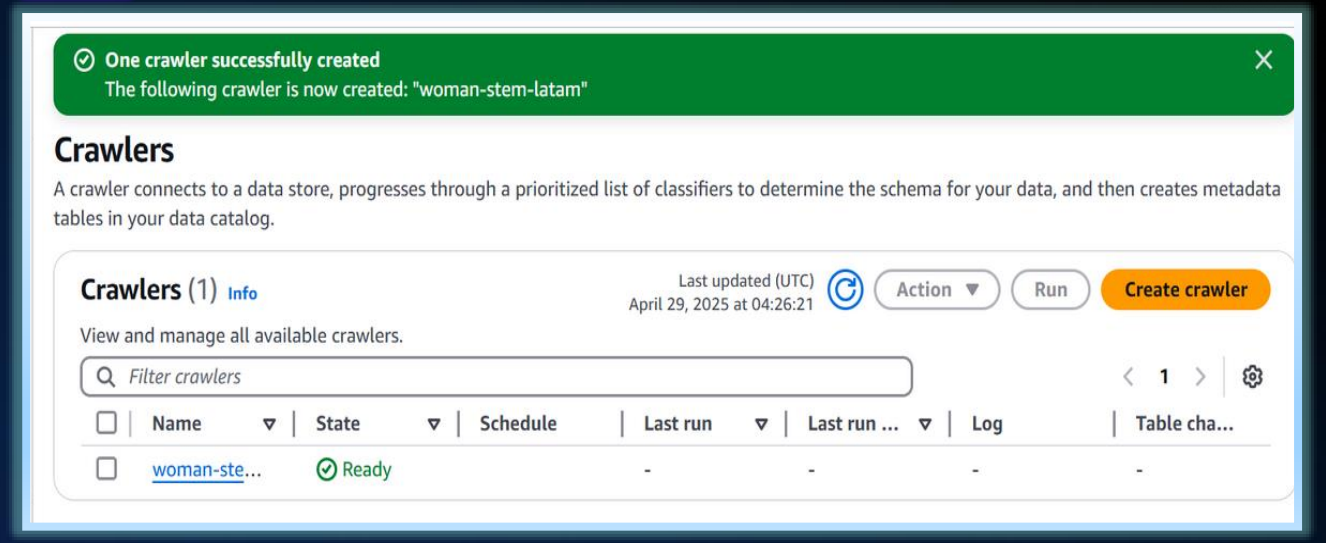
Lake Formation configuration
-

Step 4: Set output and scheduling — Edit

Set output and scheduling

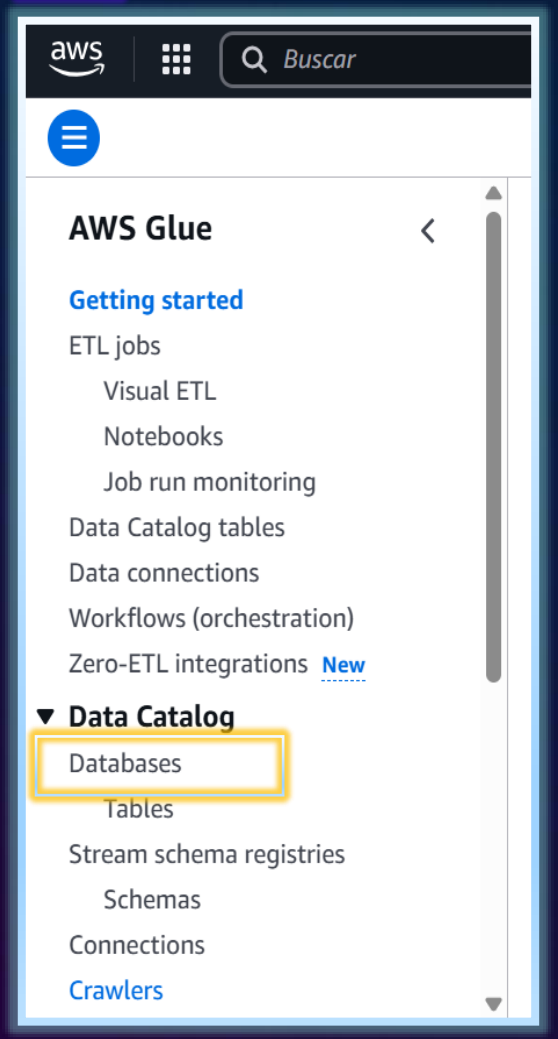
Database	Table prefix - *optional*
women-stem-latam	-
Maximum table threshold - *optional*	**Schedule**
-	On demand

13

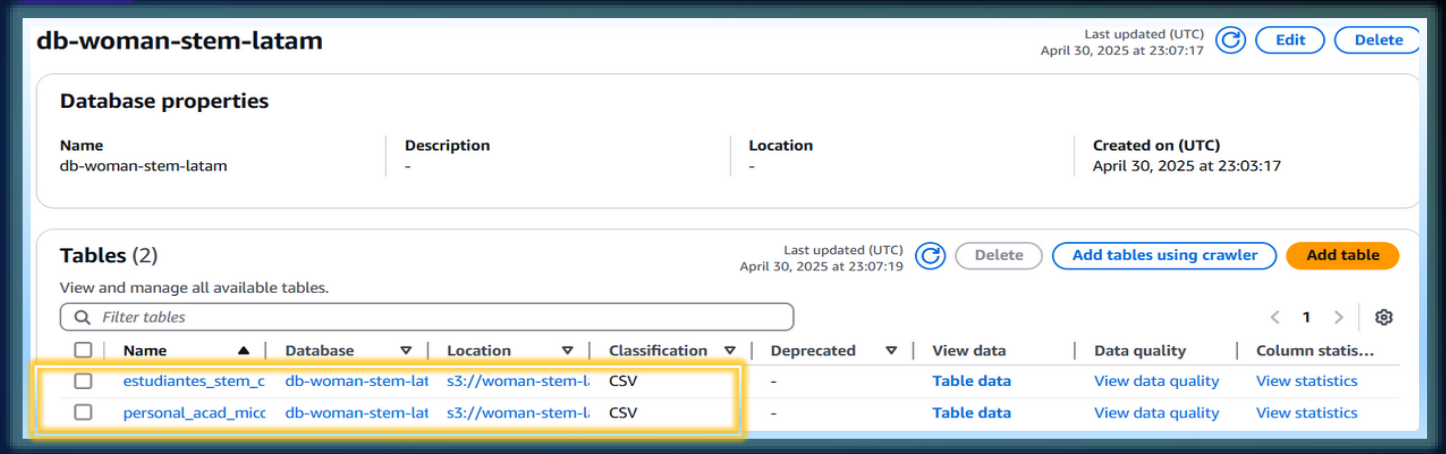


Verificamos las configuraciones del rastreador y finalizamos la creación del crawler

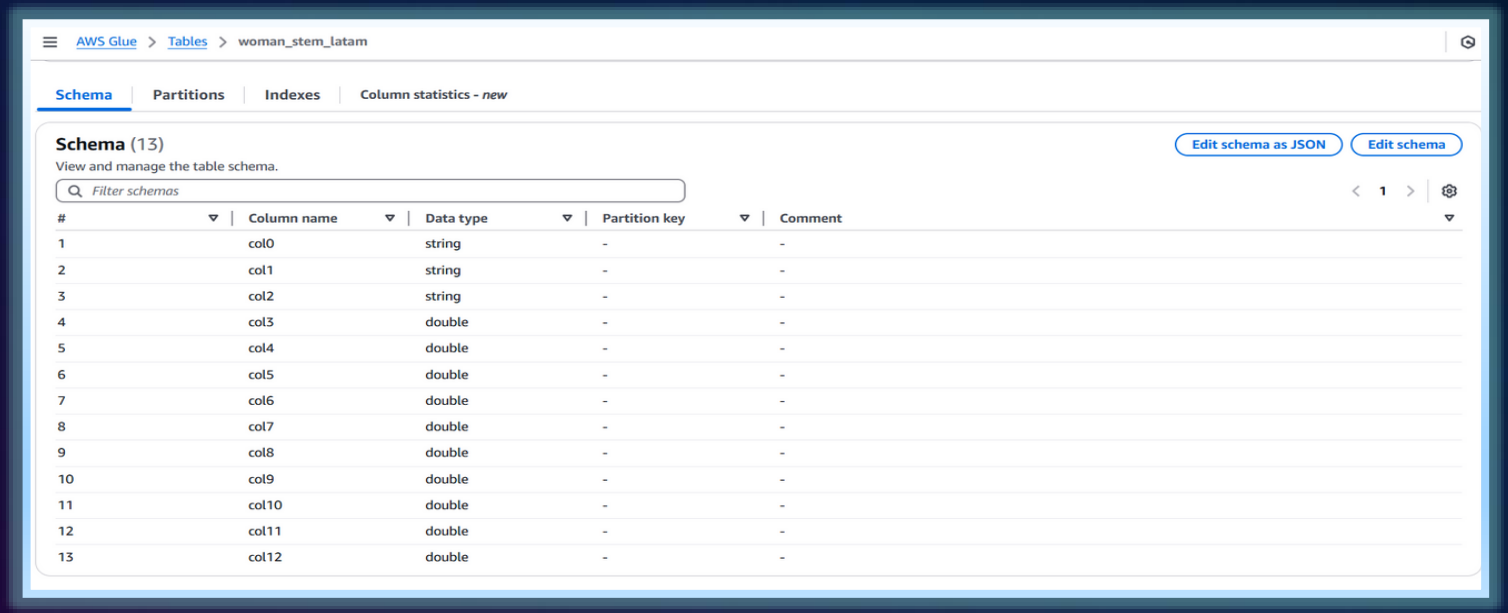
1



2



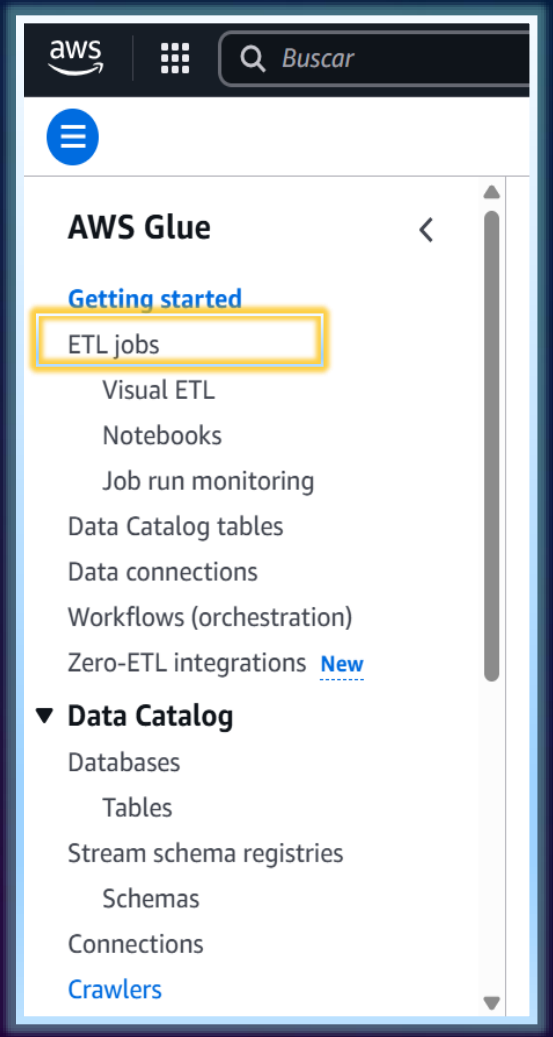
3



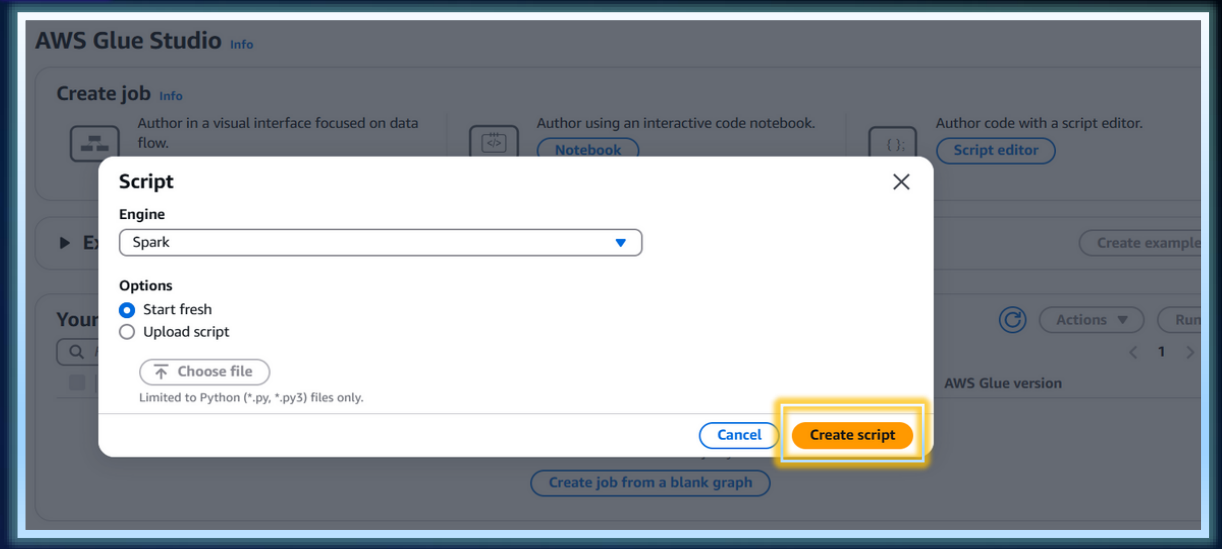
Entramos a Databases en Data Calog para revisar el esquema de nuestras bases de datos

aws COMMUNITY DAY MÉXICO

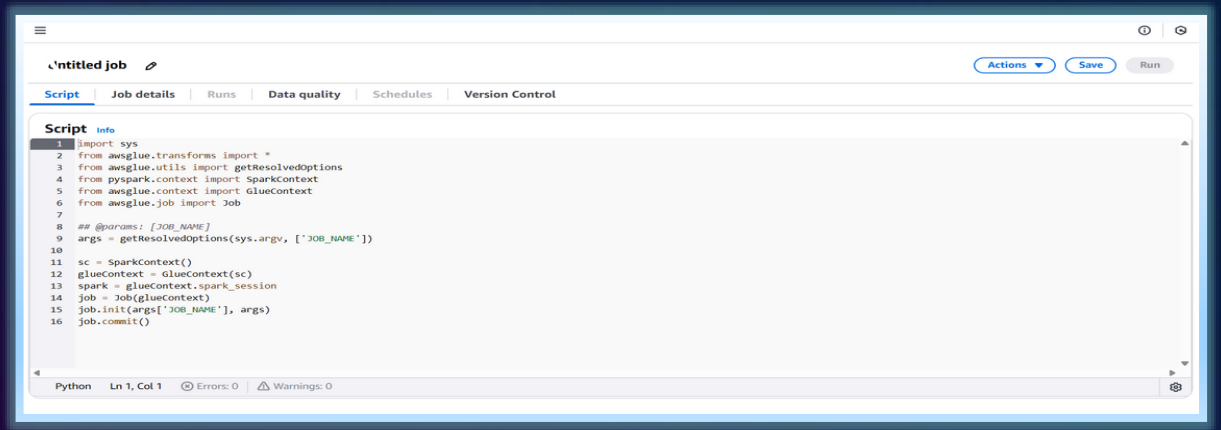
14



15



16



Ingresamos a ETL Jobs para crear nuestro script en Sapark

Exploración de datos

País	Género	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022
Argentina	Femenino	0.4898	0.4895	0.4949	0.497	0.4975	0.497	0.4993	0.5017	0.504	0.5093
Argentina	Masculino	0.5102	0.5105	0.5051	0.503	0.5025	0.503	0.5007	0.4983	0.496	0.4907
Brasil	Femenino	0.4567	0.4584	0.4598	0.4601	0.4631	0.4652	0.4677	0.4682	0.4699	0.4724
Brasil	Masculino	0.5433	0.5416	0.5402	0.5399	0.5369	0.5348	0.5323	0.5318	0.5301	0.5276
Chile	Femenino	0.4257	0.4272	0.4299	0.4332	0.4354	0.4402	0.4447	0.4452	0.4483	0.453
Chile	Masculino	0.5743	0.5728	0.5701	0.5668	0.5646	0.5598	0.5553	0.5548	0.5517	0.547
Colombia	Femenino	0.3593	0.3646	0.3679	0.3705	0.3737	0.3828	0.3843	0.3868	0.3983	0.4034
Colombia	Masculino	0.6407	0.6354	0.6321	0.6295	0.6263	0.6172	0.6157	0.6132	0.6017	0.5966
Costa Rica	Femenino				0.438	0.4438	0.4411	0.4403	0.4432	0.4395	0.4488
Costa Rica	Masculino				0.2079	0.5556	0.5589	0.5597	0.5568	0.5605	0.5512
Cuba	Femenino	0.5394	0.422	0.5696	0.5789	0.586	0.59	0.5913	0.5913	0.591	0.6026
Cuba	Masculino	0.4606	0.578	0.4304	0.4211	0.414	0.41	0.4087	0.4087	0.409	0.3974
Ecuador	Femenino	0.359	0.3724	0.3821	0.3909	0.3949	0.3997	0.4028	0.4063	0.4153	0.4218
Ecuador	Masculino	0.641	0.6276	0.6179	0.6091	0.6051	0.6003	0.5972	0.5937	0.5847	0.5782
El Salvador	Femenino	0.3681	0.3657	0.3727	0.3766	0.3832	0.3839	0.385	0.3799	0.3979	0.4041
El Salvador	Masculino	0.6319	0.6343	0.6273	0.6234	0.6168	0.6161	0.615	0.6201	0.6021	0.5959
España	Femenino	0.4069	0.4171	0.4247	0.4288	0.4344	0.4386	0.4443	0.4494	0.4542	0.4576
España	Masculino	0.5931	0.5829	0.5753	0.5712	0.5656	0.5614	0.5557	0.5506	0.5458	0.5424
Honduras	Femenino	0.4132	0.3879	0.4083							
Honduras	Masculino	0.5868	0.6121	0.5917							
México	Femenino	0	0.4095	0.4118	0.4145	0.4174	0.421	0.4264	0.5727	0.5644	0.5559
México	Masculino	0	0.5905	0.5882	0.5855	0.5826	0.579	0.5736	0.4273	0.4356	0.4441
Panamá	Femenino	0.4735	0.471	0.4803	0.4984	0.4823	0.488	0.4904	0.4871	0.4804	0.5001
Panamá	Masculino	0.5265	0.529	0.5197	0.5016	0.5177	0.512	0.5096	0.5129	0.5196	0.4999
Perú	Femenino					0.3325	0.3292	0.3379	0.3387	0.352	0.3579
Perú	Masculino					0.6675	0.6708	0.6621	0.6613	0.648	0.6421
Portugal	Femenino	0.4404	0.4398	0.444	0.4445	0.4428	0.4476	0.4511	0.458	0.458	0.4621
Portugal	Masculino	0.5596	0.5602	0.556	0.5555	0.5572	0.5524	0.5489	0.542	0.542	0.5379

País	Género	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022
Brasil	Femenino	0.5713	0.5729	0.5706	0.5708	0.5684	0.569	0.5729	0.5773	0.5827	0.5878
Brasil	Masculino	0.4287	0.4271	0.4294	0.4292	0.4316	0.431	0.4271	0.4227	0.4173	0.4122
Chile	Femenino	0.5193	0.52	0.5193	0.5225	0.5264	0.53	0.5304	0.534	0.5416	0.5381
Chile	Masculino	0.4807	0.48	0.4807	0.4775	0.4736	0.47	0.4696	0.466	0.4584	0.4619
Colombia	Femenino	0.5271	0.5276	0.5293	0.5288	0.5292	0.5298	0.5269	0.5297	0.534	0.5344
Colombia	Masculino	0.4729	0.4724	0.4707	0.4712	0.4708	0.4702	0.4731	0.4703	0.466	0.4656
Costa Rica	Femenino	0.5399	0.5429	0.5565	0.5424	0.5474	0.5381	0.5422	0.5492	0.5579	0.559
Costa Rica	Masculino	0.4601	0.4571	0.4435	0.4576	0.4526	0.4619	0.4578	0.4508	0.4421	0.441
Cuba	Femenino	0.5945	0.5638	0.5679	0.6237	0.5988	0.6102	0.6337	0.6297	0.6365	0.6414
Cuba	Masculino	0.4055	0.4362	0.4321	0.3763	0.4012	0.3898	0.3663	0.3703	0.3635	0.3586
Ecuador	Femenino	0.5493	0.5425	0.538	0.5316	0.5184	0.5241	0.5247	0.5319	0.4656	0.4637
Ecuador	Masculino	0.4507	0.4575	0.462	0.4684	0.4767	0.4759	0.4753	0.4681	0.3875	0.3821
El Salvador	Femenino	0.5335	0.5347	0.5359	0.5376	0.536	0.5381	0.54	0.5393	0.5515	0.4391
El Salvador	Masculino	0.4665	0.4653	0.4641	0.4624	0.464	0.4619	0.46	0.4607	0.4485	0.5609
España	Femenino	0.5355	0.5334	0.5314	0.5326	0.5332	0.5357	0.5366	0.5407	0.5421	0.5443
España	Masculino	0.4645	0.4666	0.4686	0.4674	0.4668	0.4643	0.4634	0.4593	0.4579	0.4557
Honduras	Femenino	0.5726	0.57	0.57	0.5722	0.5682	0.5688	0.5725	0.5627	0.5694	0.5855
Honduras	Masculino	0.4274	0.43	0.43	0.4278	0.4318	0.4312	0.4275	0.4373	0.4306	0.4145
México	Femenino	0.4932	0.4935	0.493	0.4986	0.5016	0.506	0.5098	0.5154	0.5252	0.5355
México	Masculino	0.5068	0.5065	0.507	0.5014	0.4984	0.494	0.4902	0.4846	0.4748	0.4645
Panamá	Femenino	0.5917	0.6066	0.6046	0.6043	0.6062	0.6071	0.5973	0.6003	0.6054	0.6091
Panamá	Masculino	0.4083	0.3934	0.3954	0.3957	0.3938	0.3929	0.4027	0.3997	0.3946	0.3909
Paraguay	Femenino							0.5328	0.5586	0.5708	0.5647
Paraguay	Masculino							0.4672	0.4414	0.4292	0.4353
Perú	Femenino					0.5174	0.519	0.5224	0.5234	0.5366	0.5383
Perú	Masculino					0.4826	0.481	0.4776	0.4766	0.4634	0.4617
Portugal	Femenino	0.5303	0.5328	0.5327	0.5306	0.5323	0.5348	0.5379	0.5379	0.5356	0.536
Portugal	Masculino	0.4697	0.4672	0.4673	0.4694	0.4677	0.4652	0.4621	0.4621	0.4644	0.464
Puerto Rico	Femenino	0.5824	0.5804	0.5787	0.5814	0.584	0.5881	0.5928	0.608	0.6071	

Country Name	Country Code	Year	Value	Disaggregation
Argentina	ARG	2010	0.43463	female, Science, Technology, Engineering and Mathematics (STEM
Argentina	ARG	2009	0.44164	female, Science, Technology, Engineering and Mathematics (STEM
Argentina	ARG	2008	0.43302	female, Science, Technology, Engineering and Mathematics (STEM
Argentina	ARG	2007	0.47421	female, Science, Technology, Engineering and Mathematics (STEM
Argentina	ARG	2006	0.44815	female, Science, Technology, Engineering and Mathematics (STEM
Belize	BLZ	2015	0.4183	female, Science, Technology, Engineering and Mathematics (STEM
Brazil	BRA	2017	0.36644	female, Science, Technology, Engineering and Mathematics (STEM
Brazil	BRA	2016	0.352	female, Science, Technology, Engineering and Mathematics (STEM
Brazil	BRA	2015	0.34447	female, Science, Technology, Engineering and Mathematics (STEM
Brazil	BRA	2014	0.34879	female, Science, Technology, Engineering and Mathematics (STEM
Brazil	BRA	2012	0.3233	female, Science, Technology, Engineering and Mathematics (STEM
Brazil	BRA	2011	0.31625	female, Science, Technology, Engineering and Mathematics (STEM
Brazil	BRA	2010	0.30608	female, Science, Technology, Engineering and Mathematics (STEM
Brazil	BRA	2009	0.32158	female, Science, Technology, Engineering and Mathematics (STEM

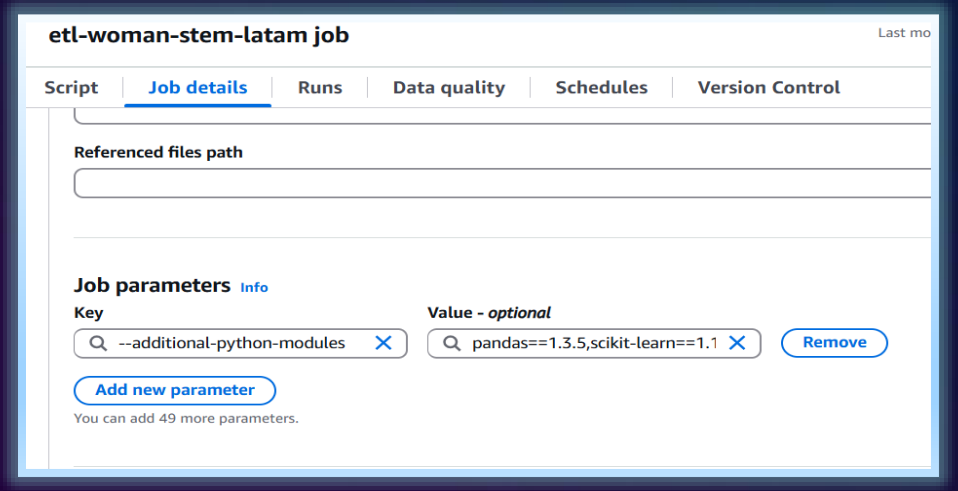
- Numero de columnas y filas
- Tipo de datos
- Datos nulos y NaN
- Datos duplicados
- Valores atípicos
- Estadísticas descriptivas
- Consistencia y formato

Tratamiento de datos nulos según su tipo

Missing completely at random (MACAR)	Mising at random (MAR)	Not missing at random (NMAR)
La pérdida no está relacionada con las características observadas. Todas las variables y **observaciones** tienen la misma probabilidad de faltar.	La pérdida está relacionada solo con las características observadas; con el valor de la variable o de otras variables del conjunto de datos	La pérdida está relacionada con características no observadas y quizás con características observadas
Eliminación, media mediana o moda, Hot-deck o nearest-neighbor , Maximum Likelihood (ML)	Imputación Múltiple (MICE), EM (Expectation–Maximization), Full Information Maximum Likelihood (FIML), Inverse Probability Weighting (IPW)	Modelos de selección (Heckman, Diggle–Kenward), Patrón-mezcla (Pattern-mixture), Modelado bayesiano con “missingness mechanism”

Importación de librerías y parámetros de entrada

```
#Importación de librerias
mport sys
from awsglue.transforms import *
from awsglue.utils import getResolvedOptions
from pyspark.context import SparkContext
from awsglue.context import GlueContext
from awsglue.job import Job
import pandas as pd
from sklearn.experimental import
enable_iterative_imputer  # habilita
IterativeImputer
from sklearn.impute import IterativeImputer
```




```
## @params: [JOB_NAME]
args = getResolvedOptions(sys.argv, ['JOB_NAME'])

sc = SparkContext()
glueContext = GlueContext(sc)
spark = glueContext.spark_session
job = Job(glueContext)
job.init(args['JOB_NAME'], args)
job.commit()

#  Parámetros de entrada
DB_NAME        = "db-woman-stem-latam"
TABLE_STUD     = "estudiantes_stem_clean_aws_csv"
TABLE_PERS     =
"personal_acad_mico_stem__clean_aws_csv"
TARGET_BUCKET = "s3://target-woman-stem-latam/"
year_cols      =
['2013','2014','2015','2016','2017','2018','2019','2020
','2021','2022']
```

Conexión con catálogo y partición

```
#  1. Leer desde el Catálogo
#    Creamos DynamicFrames y los convertimos a Spark DataFrames
df_students = glueContext.create_dynamic_frame.from_catalog(
    database=DB_NAME, table_name=TABLE_STUD
).toDF()

df_personal = glueContext.create_dynamic_frame.from_catalog(
    database=DB_NAME, table_name=TABLE_PERS
).toDF()

# 2. Asegurarnos de que las columnas de año sean numéricas
for c in year_cols:
    df_students = df_students.withColumn(c, df_students[c].cast("double"))
    df_personal = df_personal.withColumn(c, df_personal[c].cast("double"))
```

```
#  3. Función para aislar solo los % de cada año en Spark
def aislar_porcentajes(df):
    """Selecciona únicamente las columnas de año."""
    return df.select(*year_cols)

df_est_students = aislar_porcentajes(df_students)
df_est_personal = aislar_porcentajes(df_personal)
```

Aplicación de MICE

```
# 5. Convertir a pandas para aplicar IterativeImputer (MICE)

pdf_students = df_est_students.toPandas()
pdf_personal = df_est_personal.toPandas()

# 6. Función genérica de imputación MICE
def imputar_mice(df_pdf):
    """
    Toma un DataFrame pandas con las columnas year_cols, aplica IterativeImputer y devuelve un pandas.DataFrame con los mismos nombres de columna.
    """
    imputer = IterativeImputer(random_state=0)
    arr = imputer.fit_transform(df_pdf)
    return pd.DataFrame(arr, columns=df_pdf.columns)
```

```
# 7. Ejecutamos la imputación
students_mice_pdf = imputar_mice(pdf_students)
personal_mice_pdf = imputar_mice(pdf_personal)
```

Reconstrucción de DataFrames

```
# 8. Reconstruir Spark DataFrames juntando IDs + columnas imputadas

id_cols_students = df_students.columns[:2]
id_cols_personal = df_personal.columns[:2]
```

```
# 9. Convertir pandas imputado de vuelta a Spark DataFrame
spark_students_mice = spark.createDataFrame(

pd.concat([df_students.select(*id_cols_students).toPandas(), students_mice_pdf], axis=1)
)


spark_personal_mice = spark.createDataFrame(

pd.concat([df_personal.select(*id_cols_personal).toPandas(),personal_mice_pdf],axis=1)
)
```

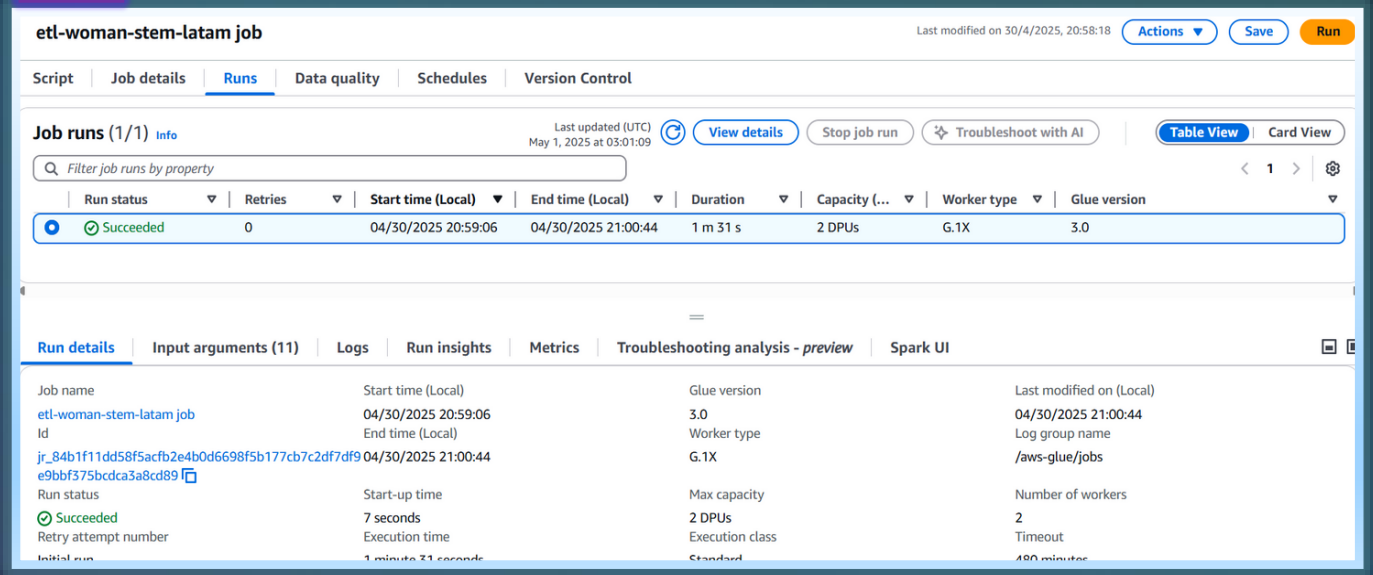
Convertir datos a formato CSV o Parquet y guardarlos en el *Bucket Target*

```
# 10. Escribir los resultados en Parquet en el bucket de destino
spark_students_mice.write.mode("overwrite")
\

.parquet(f"{TARGET_BUCKET}estudiantes_mice/"
)


spark_personal_mice.write.mode("overwrite")
\

.parquet(f"{TARGET_BUCKET}personal_mice/")
```

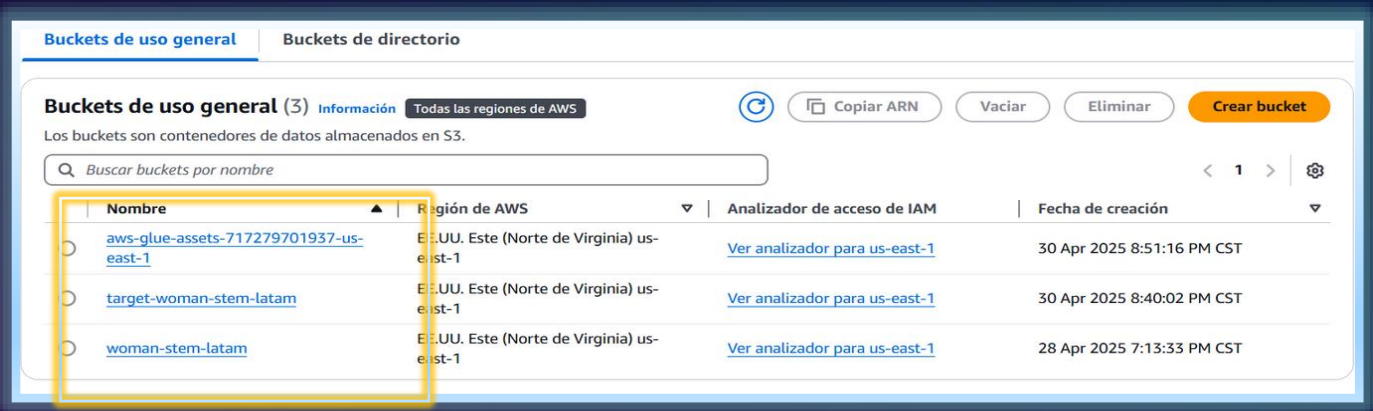
```
# 10. Opción con CSV para QuickSight
spark_students_mice.write.mode("overwrite")
\.option("header", "true") \

.csv(f"{TARGET_BUCKET}estudiantes_mice_csv/"
)


 spark_personal_mice.write.mode("overwrite")
\.option("header", "true") \

.csv(f"{TARGET_BUCKET}personal_mice_csv/")
```

```
# 11. Finaliza el Job
job.comit()
```

1

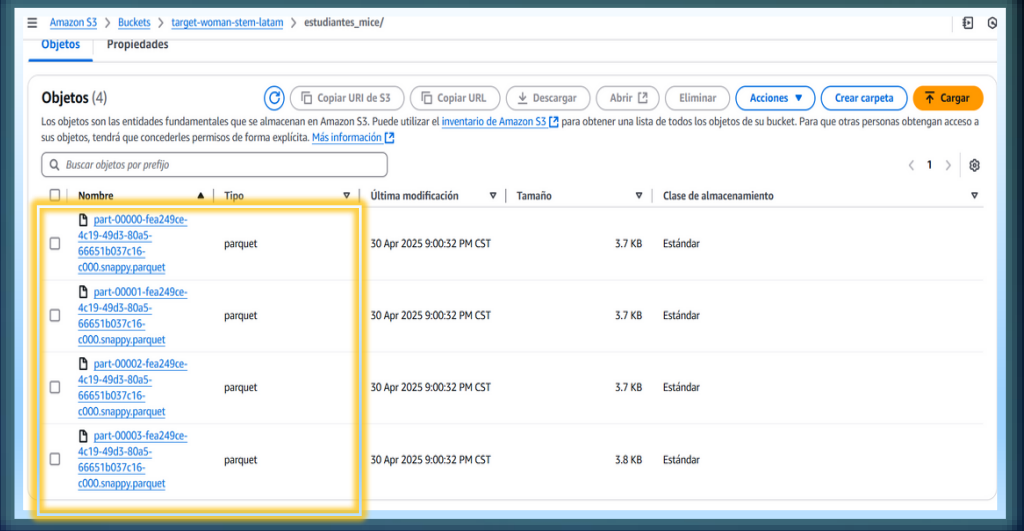


3

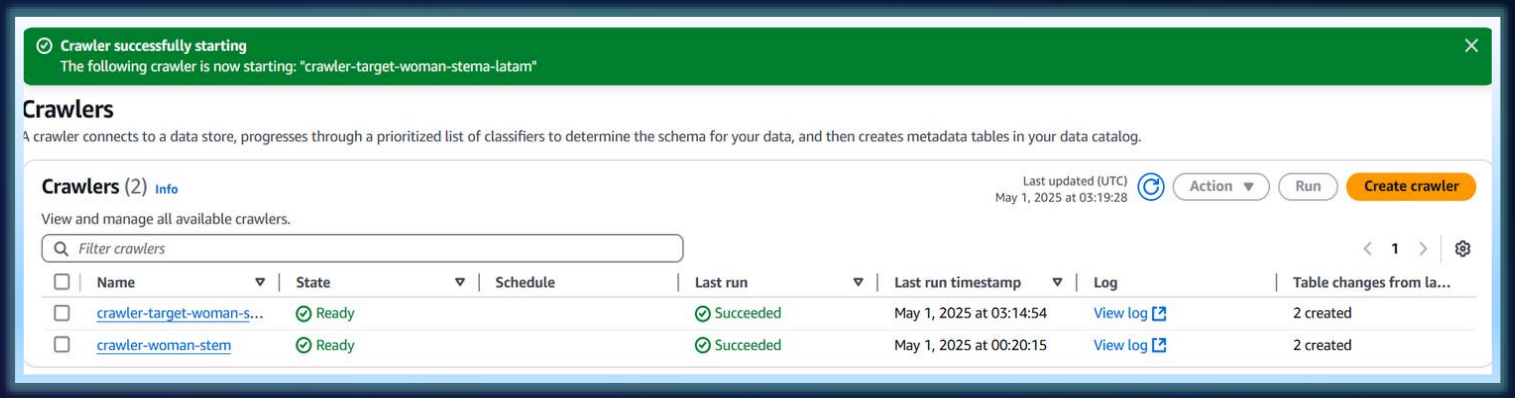


Corremos nuestro Job y verificamos resultados en S3 dentro de nuestro *bucket Target*

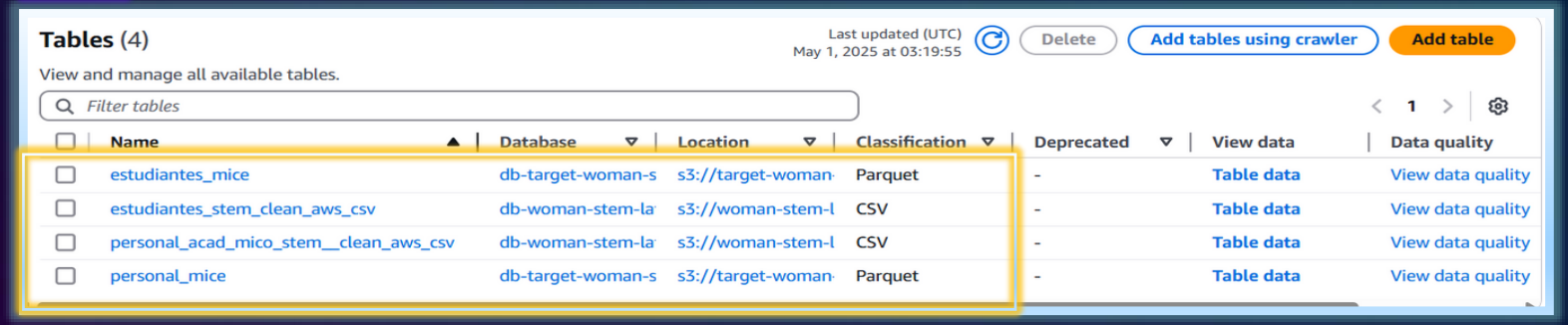
4



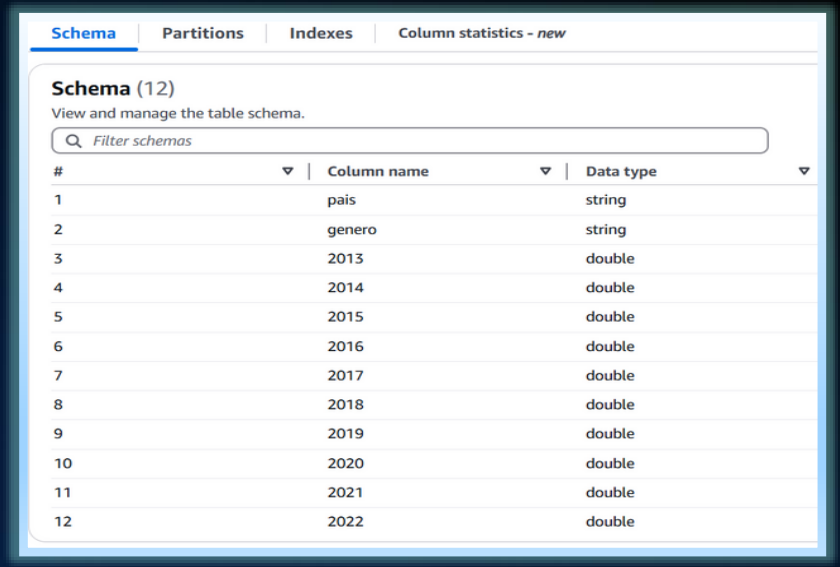
1



2



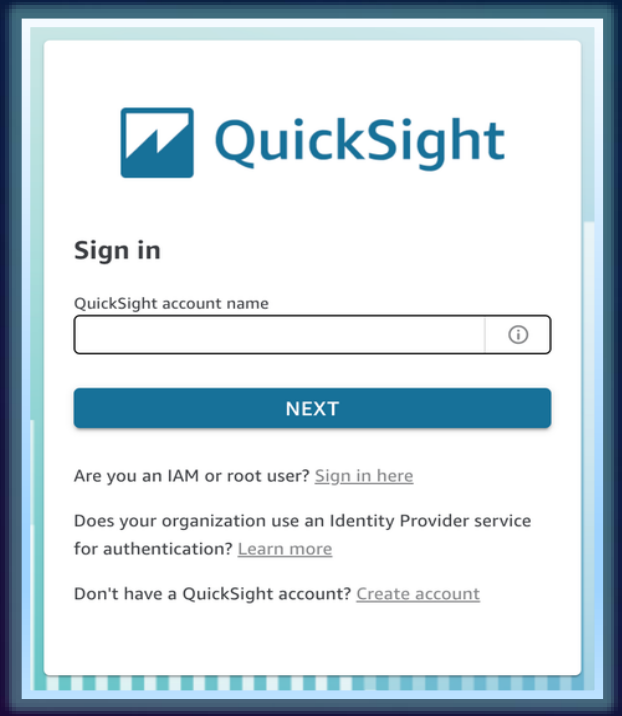
3



Creamos un nuevo *crawler* para verificar el esquema de nuestras nuevas tablas

Visualización con QuickSight

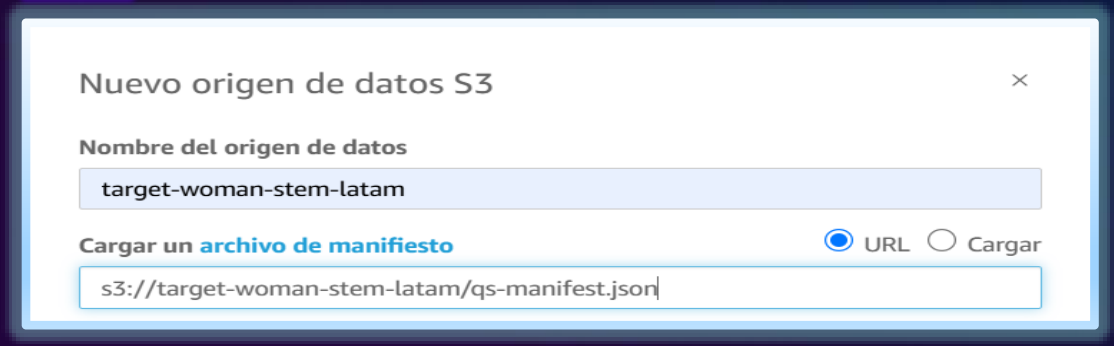
1

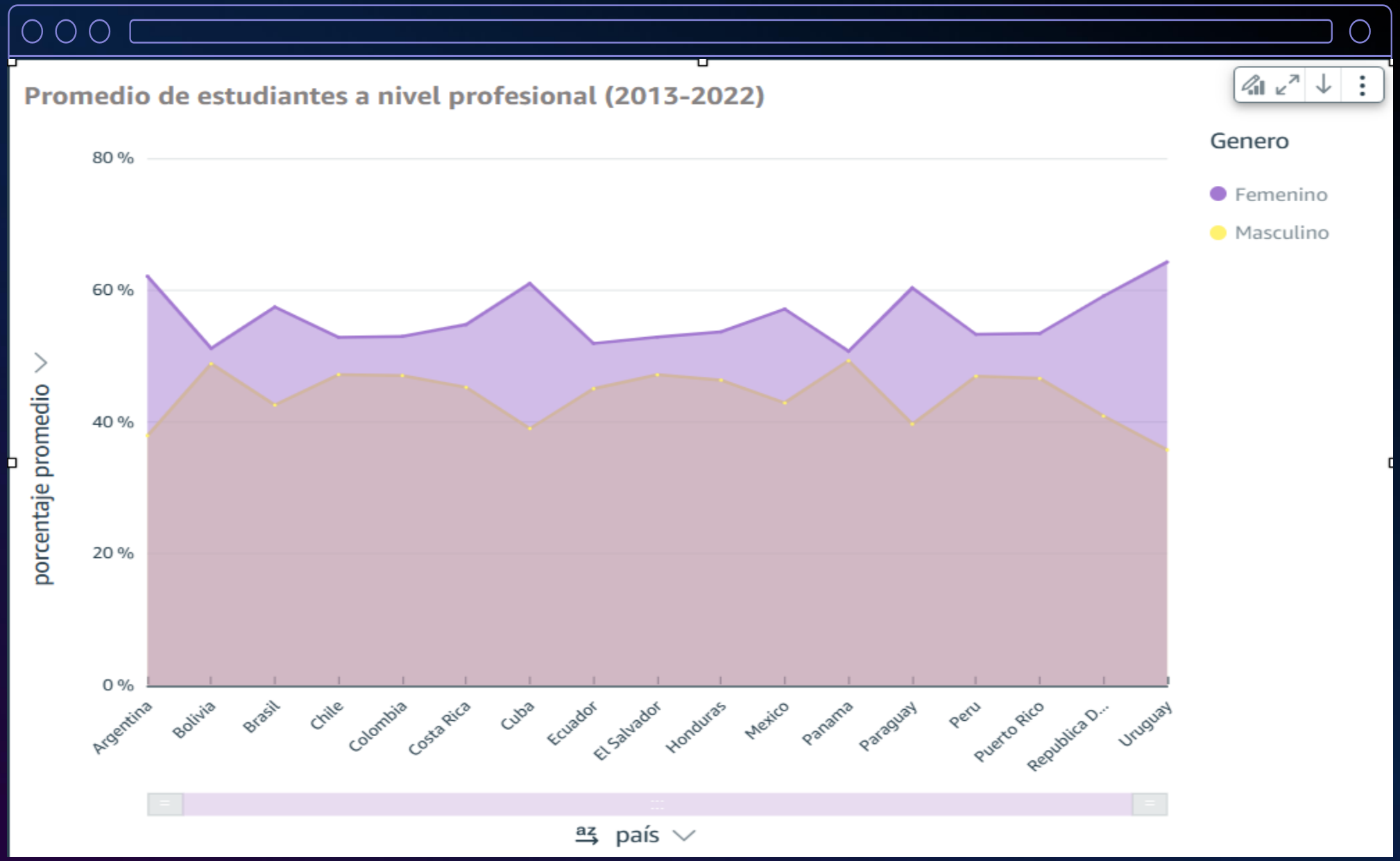


2

```
{
  "fileLocations": [
    {
      "URIPrefixes": [
        "s3://target-woman-stem-latam/estudiantes_mice/"
      ]
    },
    {
      "URIPrefixes": [
        "s3://target-woman-stem-latam/personal_mice/"
      ]
    }
  ],
  "globalUploadSettings": {
    "format": "CSV"
  }
}
```

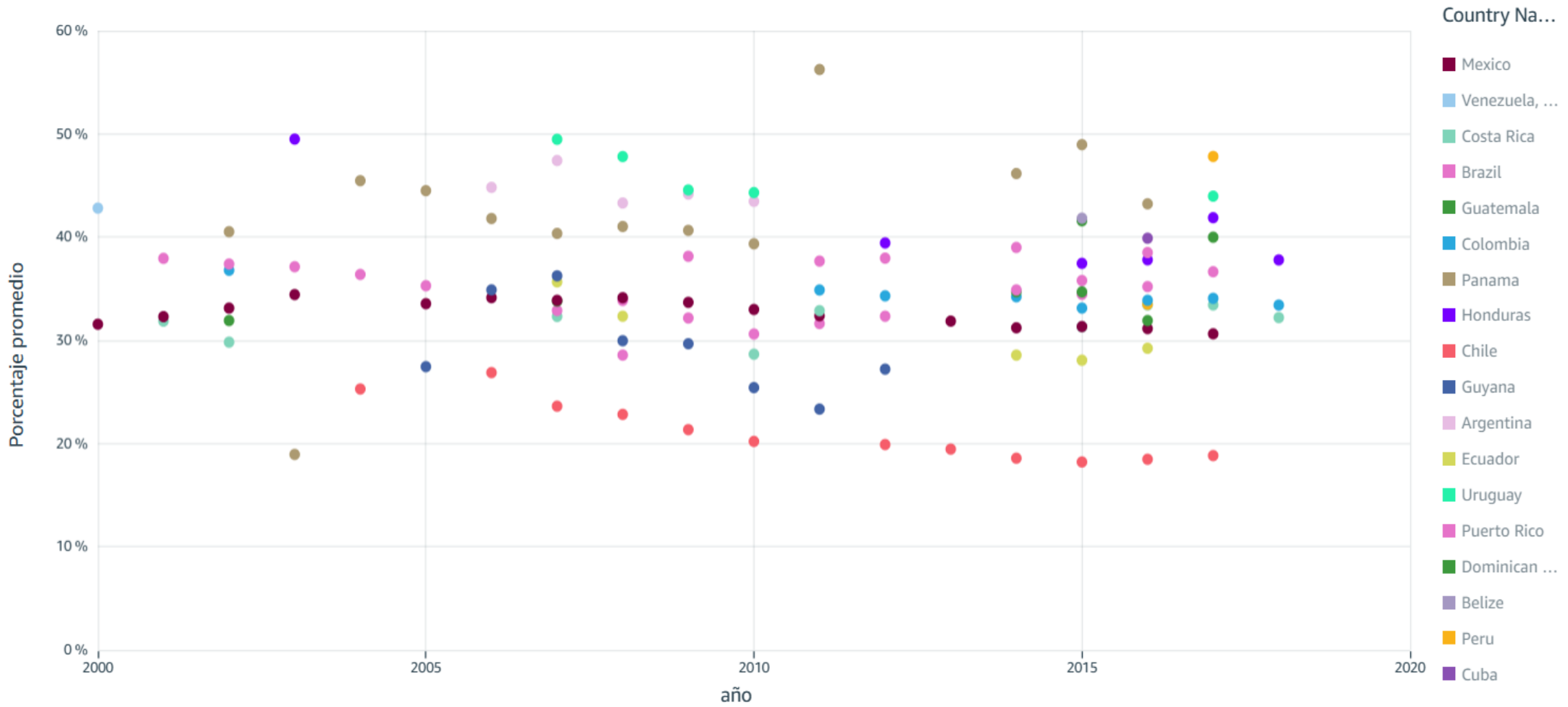
3



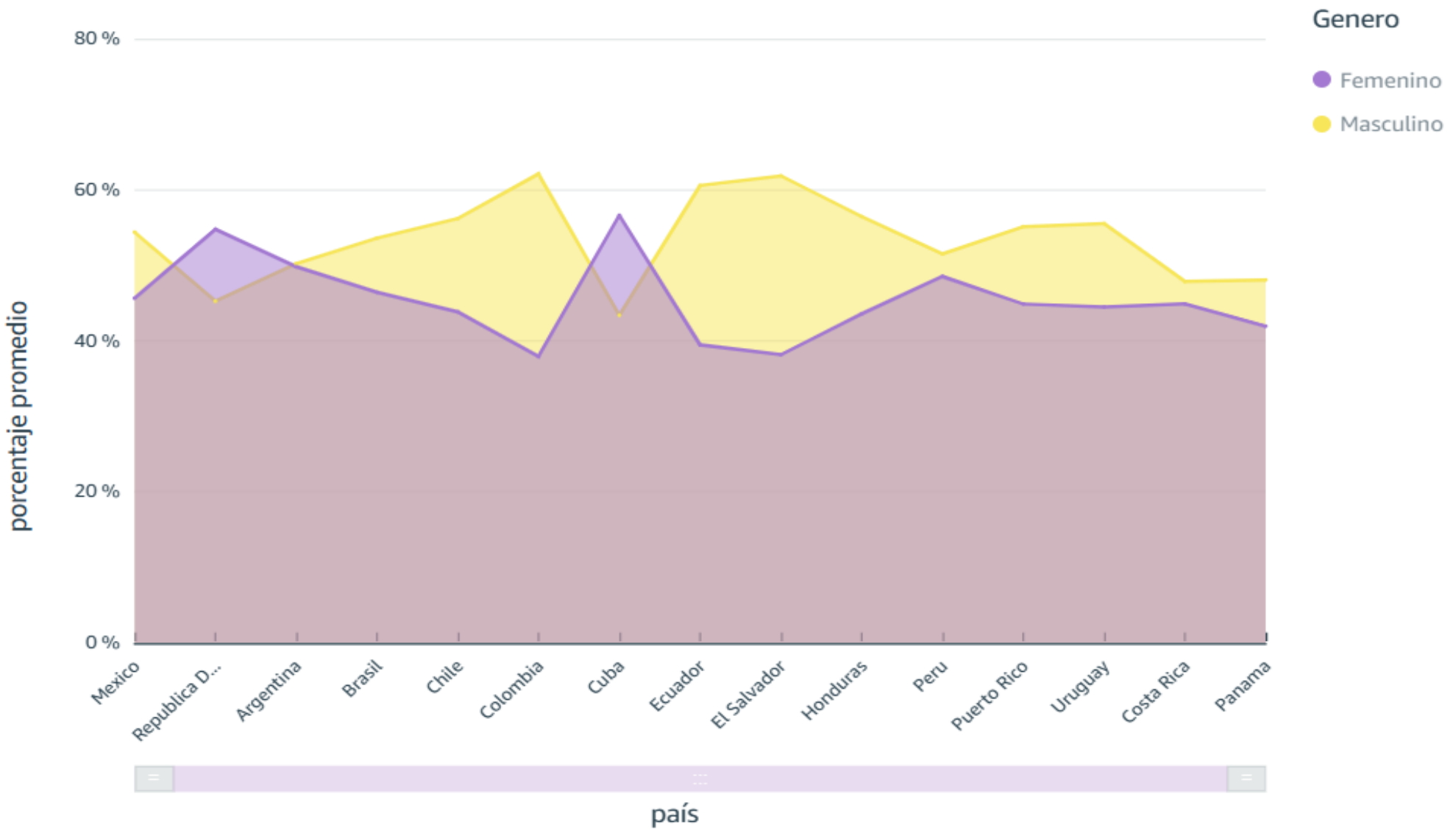


Mujeres egresadas de carreras profesionales STEM

MOSTRANDO HASTA 2500 PUNTOS DE DATOS



Promedio de personal académico STEM (2013-2022)



Conclusiones

A pesar de que las mujeres profesionales han aumentado de manera constante, la proporción de egresadas en carreras STEM se ha mantenido por debajo del 40 % durante casi veinte años.

- Solo países como Argentina, Panamá y Uruguay han logrado superar puntualmente esa barrera de manera constante: de hecho, Panamá alcanzó un récord del 56 % en 2011.
- En contraste, Chile presenta el mayor rezago, con tasas de graduación inferiores al 30 % y, en algunos años, incluso por debajo del 20 %.
- Mientras que México, durante casi 20 años ha permanecido entre 31 y 34% de mujeres egresadas en carreras STEM

Estos factores son determinantes para que la participación de las mujeres que asumen la docencia, la investigación y el desarrollo tecnológico estén por debajo de del 50%

Más allá de la educación, la evidencia da cuenta de brechas de género aún más amplias al analizar el mercado laboral. Los datos sobre empleo en el sector STEM en ALC son limitados, pero por ejemplo para el caso del sector de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones (TIC) se constata que sólo 3 de cada 10 empleados son mujeres, con variaciones significativas entre países

UNDP, 2024

A los 6 años, las niñas ya asocian la inteligencia con los varones. Entre los 11 y 15 años, muchas pierden el interés en STEM por falta de modelos a seguir y estereotipos de género por lo que tan sólo el 0.5% de las adolescentes expresan interés en carreras tecnológicas y científicas

Bian et al, 2017 y UNIFEC, 2020

Lo conozco, decido y lo transformo

Sector educativo

- Estimular el interés desde la niñez: talleres y clubes STEM.
- Incorporar ejemplos y referentes femeninos en áreas STEM.
- Programas que acompañen a niñas y jóvenes durante toda la formación, así como espacios en tecnología donde prioricen la participación femenina.

Mundo laboral

- Incorporar taza laboral femenina, sailor equitativo y capacitación
- Cultura inclusiva, políticas de cero acoso y discriminación
- Horarios adaptables, permisos parentales equitativos.
- Redes y espacios de apoyo y comités de ética en pro de la diversidad

Nivel social

- Autoconciencia y formación
- Si eres líder, ofrece mentoría a mujeres jóvenes
- Allyship activo: no normalices exclusión a mujeres ni chistes sexistas.
- Networking inclusivo y diverso
- Comparte recursos, conocimientos, oportunidades de manera equitativa
- Busca referentes de mujeres en STEM y reconócelas

https://github.com/zai-zu/etl_aws_women_stem/

Repositorio en GitHub

¡Gracias!

Por favor, completa la encuesta de la sesión.

Zaira Chavarín amiranda

zai-zu

/in/zaira-chavarin-miranda/

aws COMMUNITY DAY MÉXICO