## Introducción a Apache Airflow

Qué es y por qué es útil en procesos de datos

## ¿Qué es Apache Airflow?

- Framework open-source creado en Airbnb (2014)
- Orquestador de workflows: coordina tareas en distintos sistemas
- Pipelines definidos como DAGs (Directed Acyclic Graphs) en Python
- Componentes principales:
  - Scheduler (programa tareas)
  - Workers (ejecutan tareas)
  - Webserver (visualización y monitoreo)

#### ¿Qué es un DAG?

- Grafo dirigido sin ciclos (Directed Acyclic Graph)
- Nodos = tareas (ej. extraer datos, transformarlos, cargarlos)
- Aristas = dependencias (ej. limpiar datos → entrenar modelo)
- Ventajas:
  - Ejecución paralela
  - Reejecución selectiva de tareas fallidas

### Ejemplo gráfico: DAG simple

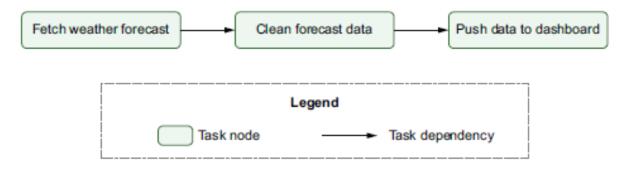


Figure 1.2 Graph representation of the data pipeline for the weather dashboard. Nodes represent tasks and directed edges represent dependencies between tasks (with an edge pointing from task A to task B, indicating that task A needs to be run before task B).

# Ejemplo gráfico: DAG con ramas paralelas

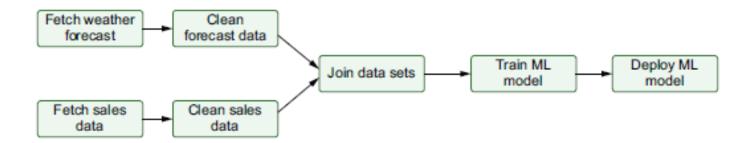


Figure 1.6 Independence between sales and weather tasks in the graph representation of the data pipeline for the umbrella demand forecast model. The two sets of fetch/cleaning tasks are independent as they involve two different data sets (the weather and sales data sets). This independence is indicated by the lack of edges between the two sets of tasks.

# ¿Por qué usar Airflow en procesos de datos?

- Flexibilidad: pipelines en Python
- Integraciones con DBs, Big Data y Cloud
- Escalabilidad con múltiples workers
- Scheduling avanzado (cron-like)
- Monitoreo con Ul rica
- Backfilling para regenerar datasets históricos

### Casos de uso típicos

- ETL / ELT para Data Warehouses
- Ingesta incremental de datos
- Entrenamiento y despliegue de modelos ML
- Orquestación de tareas en múltiples servicios cloud
- Construcción de Data Lakes y Data Platforms

#### ¿Cuándo NO usar Airflow?

- Procesos streaming (mejor Kafka, Flink)
- Workflows muy dinámicos que cambian en cada ejecución
- Equipos sin experiencia en Python
- Si se requiere lineage/versionado de datos 

   usar herramientas adicionales

#### Conclusión

- Apache Airflow:
  - No procesa datos directamente, los orquesta
  - Es el 'cerebro' de los pipelines batch
  - Facilita escalabilidad, monitoreo y resiliencia
  - Estándar en Data Engineering y MLOps

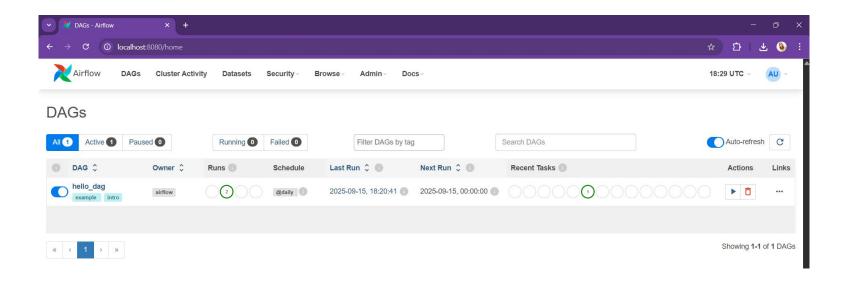
# https://github.com/darkanita/ap ache-airflow-workshop

## Demo: tu primer DAG en Airflow

Explorando la interfaz web y ejecutando tu primer pipeline

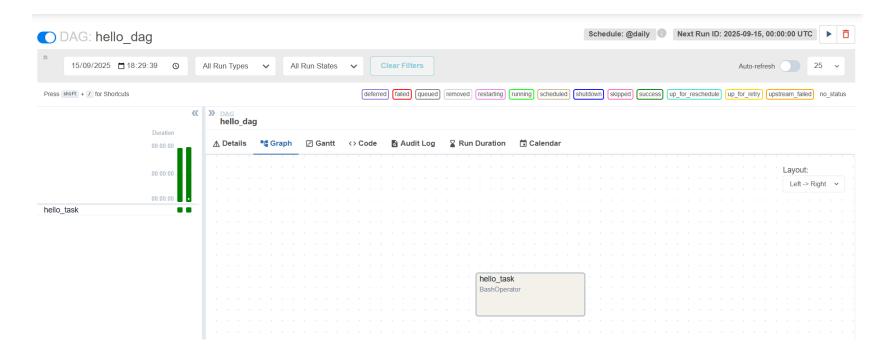
#### Lista de DAGs

- Aquí vemos todos los DAGs disponibles
- Un DAG = Directed Acyclic Graph (pipeline de tareas)
- Podemos activarlos o pausarlos desde aquí



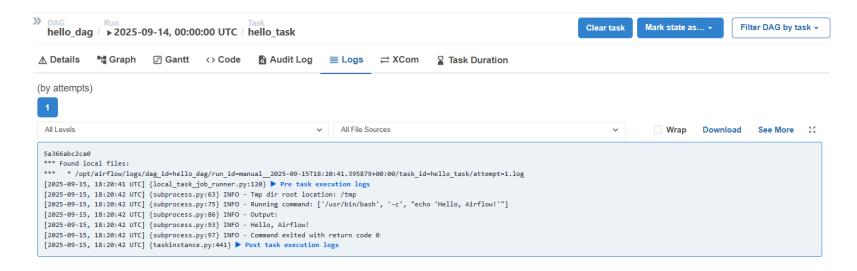
## Vista del DAG (Graph)

- Visualización de tareas y dependencias
- Cada nodo = una tarea
- Flechas = dependencias



## Ejecución y Logs

- Airflow ejecuta comandos o scripts definidos en cada tarea
- Los logs permiten auditar qué ocurrió en cada ejecución
- Ejemplo: echo 'Hello, Airflow!'



### Conceptos clave de Airflow

- DAG → pipeline de tareas
- Task → unidad de trabajo (ej: script Bash, query SQL, función Python)
- Scheduler → decide cuándo correr cada tarea
- Web UI → interfaz para ver, ejecutar y monitorear

```
>> DAG
  hello dag / ▶2025-09-14, 00:00:00 UTC / hello task
 Graph

☐ Gantt

                                  <> Code
                                             Audit Log
Parsed at: 2025-09-15, 18:29:24 UTC
      from airflow import DAG
      from airflow.operators.bash import BashOperator
      from datetime import datetime
      # Definición del DAG
      with DAG(
          dag_id="hello_dag",
    8
          start date=datetime(2025, 1, 1),
          schedule="@daily",
   10
          catchup=False,
          tags=["example", "intro"],
       ) as dag:
   13
   14
          hello = BashOperator(
   15
              task id="hello task",
               bash_command="echo 'Hello, Airflow!'"
   16
```

#### Anatomía de un DAG en Airflow

Cómo se estructura un pipeline de datos en Python

#### ¿Qué es un DAG?

- DAG = Directed Acyclic Graph (grafo acíclico dirigido)
- Representa un pipeline como conjunto de tareas y dependencias
- En Airflow, los DAGs se definen en archivos Python (\*.py)
- Cada DAG incluye: tareas, dependencias y metadatos (schedule, owner, etc.)

#### Estructura básica de un DAG en Python

- Importar librerías de Airflow
- Definir argumentos por defecto (default\_args)
- Crear objeto DAG con su id y schedule
- Definir tareas (Operators o funciones @task)
- Establecer dependencias entre tareas

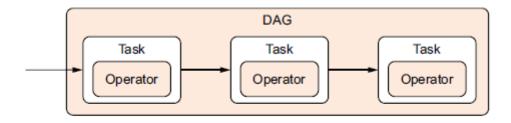


Figure 2.4 DAGs and operators are used by Airflow users. Tasks are internal components to manage operator state and display state changes (e.g., started/finished) to the user.

## Ejemplo simple de DAG

```
from airflow import DAG
from airflow.operators.bash import BashOperator
from datetime import datetime
```

```
with DAG('hello_dag', start_date=datetime(2023,1,1), schedule='@daily') as dag:
```

```
tarea1 = BashOperator(task_id='saludo', bash_command="echo 'Hola Airflow!")
```

tarea2 = BashOperator(task\_id='despedida', bash\_command="echo 'Adiós Airflow!'")

tarea1 >> tarea2

#### Elementos clave de un DAG

- DAG ID: identificador único del pipeline
- start\_date: desde cuándo empieza a ejecutarse
- schedule\_interval: cada cuánto corre (@daily, @hourly, cron)
- task\_id: nombre único de cada tarea
- Operators: definen el tipo de tarea
   (BashOperator, PythonOperator, etc.)

## Mejores Prácticas en Apache Airflow

Consejos para crear DAGs más robustos y mantenibles

#### Principales recomendaciones

- Usar nombres claros para DAGs y tareas (dag\_id, task\_id)
- Definir argumentos por defecto (default\_args) para evitar repetición
- Establecer dependencias explícitas entre tareas (task1 >> task2)
- Configurar retries y retry\_delay para tolerancia a fallos
- Mantener DAGs simples y modulares (no sobrecargar con lógica compleja)
- Documentar DAGs y tareas con docstrings o parámetros `doc md`
- Versionar código de DAGs con Git
- Probar DAGs localmente antes de pasarlos a producción
- Usar conexiones y variables de Airflow (no hardcodear credenciales)

## Arquitecturas de Airflow para Producción

Basado en 'Data Pipelines with Apache Airflow' (Manning, 2021)

### Arquitectura básica: Standalone

- Scheduler, Webserver y Worker en una sola máquina
- Base de datos SQLite (por defecto)
- Útil para desarrollo y pruebas locales

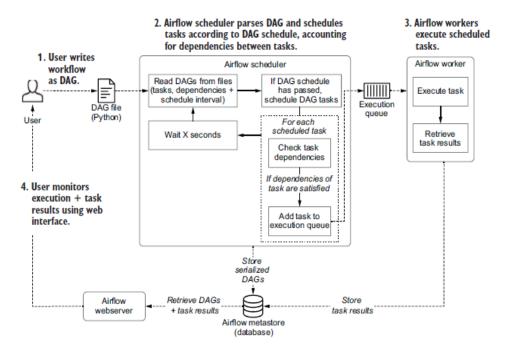


Figure 1.9 Schematic overview of the process involved in developing and executing pipelines as DAGs using Airflow

## Arquitectura LocalExecutor con Postgres

- Scheduler y Webserver en un servidor
- Workers gestionados localmente en el mismo host
- Base de datos externa (ej: Postgres)
- Apta para entornos pequeños en producción

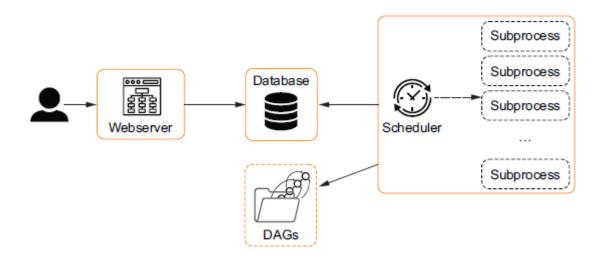


Figure 12.6 With the LocalExecutor all components can run on a separate machine. However, subprocesses created by the scheduler all run on one single machine.

# Arquitectura distribuida con CeleryExecutor

- Scheduler, Webserver y múltiples Workers en nodos separados
- Mensajería con Redis o RabbitMQ
- Base de datos externa (Postgres/MySQL)
- Escalable y tolerante a fallos

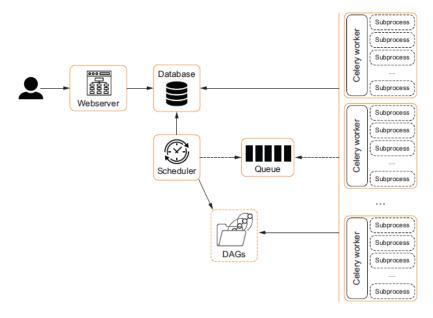


Figure 12.7 In the CeleryExecutor, tasks are divided among multiple machines running Celery workers. The workers wait for tasks to arrive on a queue.

#### Arquitectura en Kubernetes

- Scheduler y
   Webserver corren
   como pods en
   Kubernetes
- Cada tarea se ejecuta en un pod independiente
- Escalabilidad dinámica y aislamiento de tareas
- Ideal para producción en la nube

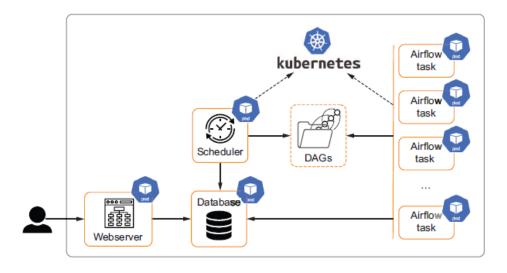


Figure 12.10 With the KubernetesExecutor, all tasks run in a pod in Kubernetes. While it is not necessary to run the webserver, scheduler, and database in Kubernetes, it is sensible to also run it there when using the KubernetesExecutor.