



## Objetivo

- Entender o que é um Data Pipeline.
- Desenvolver pipelines e automatizar processos utilizando o Apache Airflow.
- Ter mais autonomia e independência.
- Saber se comunicar e trabalhar em equipe.
- Estar pronto para enfrentar qualquer desafio.





## Pra quem é esse curso?

- Analistas, Cientistas e Engenheiros de Dados.
- Gerentes e Heads de Tecnologia.





### Responsabilidades dos Profissionais

- Analistas e Cientistas de Dados.
  - Especificar regras de negócio do projeto.
    - Níveis de acordo de serviço.
    - Disponibilidade dos dados e informações.
  - Desenvolver e manter os Pipelines de Dados.
    - Definir fontes de dados.
    - Especificar e desenvolver tarefas.
  - Monitoramento e análise.
    - Estados das tarefas.
    - Tempo de execução.
    - Agendamento.





### Responsabilidades dos Profissionais

- Engenheiro de Dados
  - Desenvolver e manter os Pipelines de Dados
    - Definir ambiente e arquitetura.
      - On Premisse, On Cloud
    - Especificar tecnologias para armazenamento.
      - Data Lakes, Data Warehouse.
    - Definir formas de processamento.
      - Streaming, Clusters.
    - Definir e implementar padrões e segurança e integração com outros sistemas.
    - Monitoramento.





## Introdução aos Data Pipelines

Data Pipelines basicamente consiste de algumas tarefas ou ações que devem ser executadas para atingir um resultado.



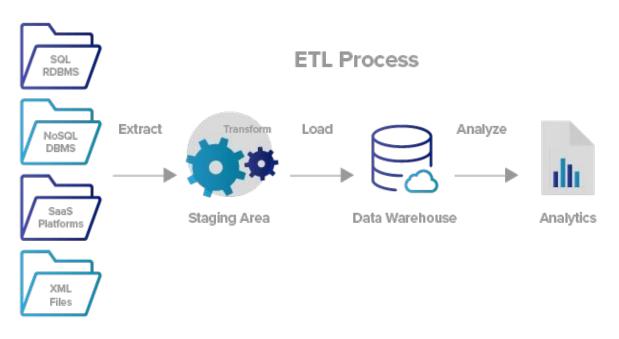


## Introdução aos Data Pipelines

- 1. Busca os dados de temperatura de uma API.
- 2. Limpa e transforma os dados.
- 3. Insere os dados transformados em uma base de dados para ser exibido no Dashboard.

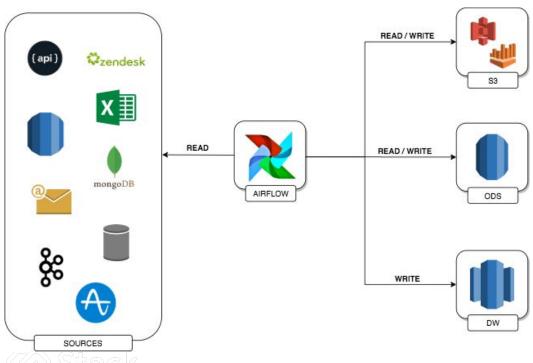


ETL (Extração, Transformação e Carga).



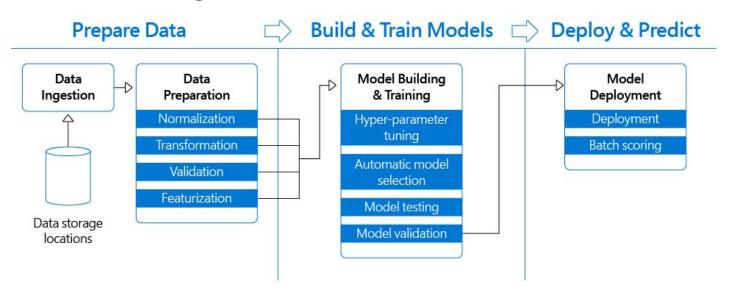


#### ETL com Airflow.



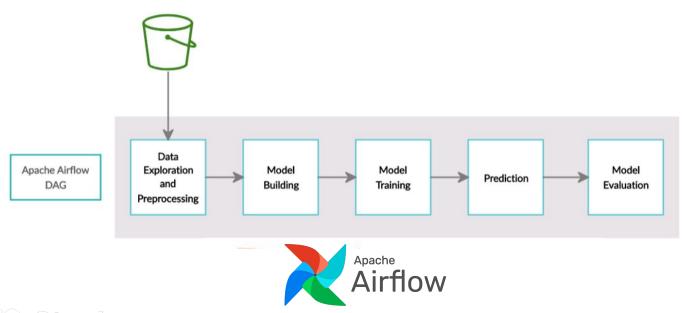


#### **Machine Learning Pipeline.**





**Machine Learning Pipeline.** 





# Representação em grafos do Pipeline de exemplo





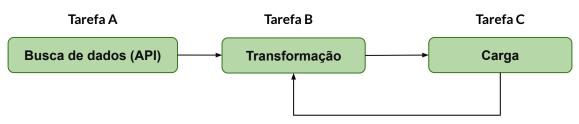


# Representação em grafos do Pipeline de exemplo

Grafo direcionado acíclico.



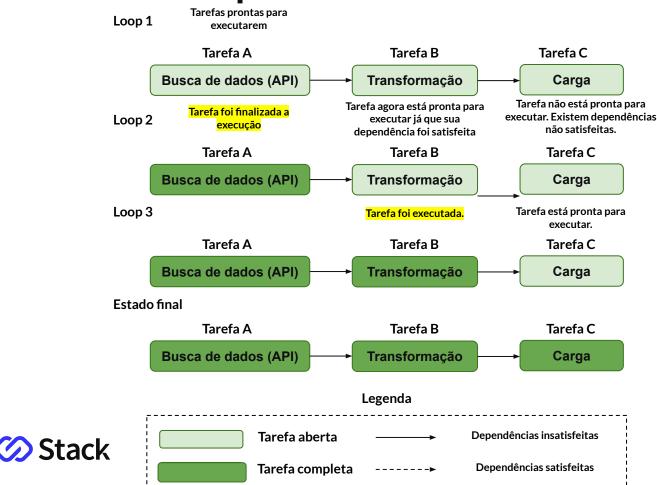
Grafo direcionado cíclico.



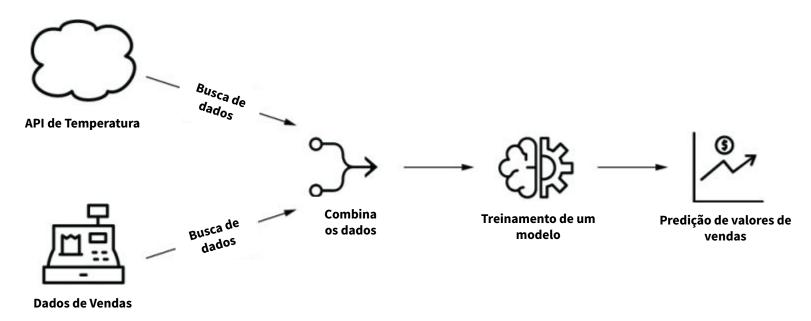
A Tarefa B não será executada pois precisa da execução da tarefa C. A tarefa C também não pode executar pois é dependente da tarefa B (Deadlock)



#### **Loops e Estados das Tarefas**

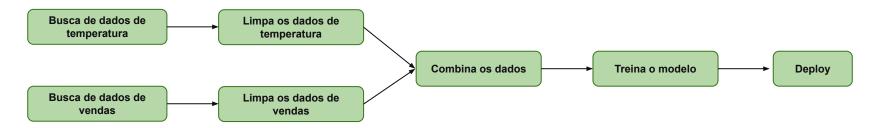


### Pipelines em grafos vs scripts sequenciais



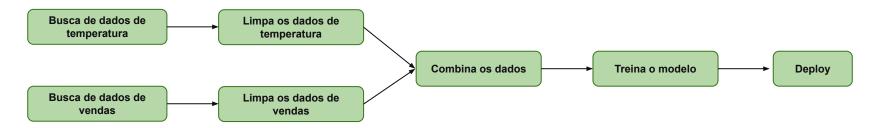


# Pipelines em grafos vs scripts sequenciais





# Pipelines em grafos vs scripts sequenciais









## O que é o Apache Airflow?

 Tecnologia open source para o desenvolvimento e monitoramento de Workflows.



## Porque escolher o Airflow?

- Implementação de completos e complexos Pipelines utilizando código Python.
  - Versionamento.
- Fácil integração com outros sistemas por conta da comunidade.
- Ricas opções para trabalhar com agendamento.
  - o Processamento incremental.
  - Redução de custos.
- Backfilling para reprocessar dados históricos.
- Interface Web para Monitoramento e Debugging.
- Open Source e API's





## **Airflow vs Scripts Bash**

- Operadores
  - Fácil e Rápido desenvolvimento.
  - Integração com outros sistemas.
  - Sensores.
- Gerenciamento de erro, notificações e log.
- Controle de fluxo de execução.
- Sistema de agendamento avançado.
  - Backfilling.
- Executores para processamento distribuído.
- Interface Web amigável.
- Implementação em ambientes Cloud.







## Airflow vs outros Workloads Managers

Table 1.1 Overview of several well-known workflow managers and their key characteristics.

Name	Originated at <sup>a</sup>	Workflows defined in	Written in	Scheduling	Backfilling	User interface <sup>b</sup>	Installation platform	Horizontally scalable
Airflow	Airbnb	Python	Python	Yes	Yes	Yes	Anywhere	Yes
Argo	Applatix	YAML	Go	Third party <sup>c</sup>		Yes	Kubernetes	Yes
Azkaban	LinkedIn	YAML	Java	Yes	No	Yes	Anywhere	
Conductor	Netflix	JSON	Java	No		Yes	Anywhere	Yes
Luigi	Spotify	Python	Python	No	Yes	Yes	Anywhere	Yes
Make		Custom DSL	С	No	No	No	Anywhere	No
Metaflow	Netflix	Python	Python	No		No	Anywhere	Yes
Nifi	NSA	UI	Java	Yes	No	Yes	Anywhere	Yes
Oozie		XML	Java	Yes	Yes	Yes	Hadoop	Yes















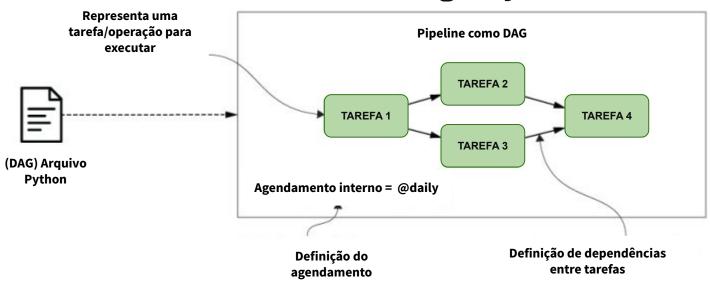


## Quando NÃO utilizar Airflow?

- Necessidade de manipular pipelines em Streaming.
- Equipe com pouco ou nenhum conhecimento em Python.
  - Alternativas Azure Data Factory, NIFI, Pentaho.
- Pipelines grandes e complexos podem exigir uma grande organização.

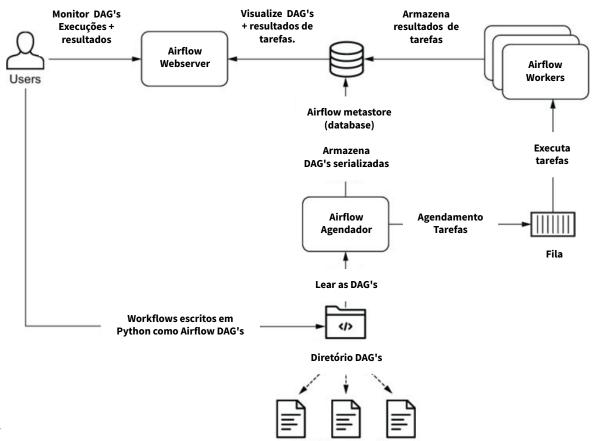


## Definição de Pipelines com a Flexibilidade do Código Python



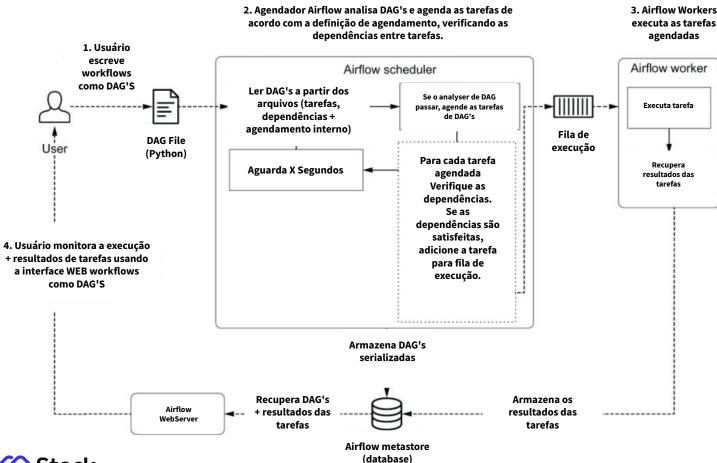


#### Componentes/Arquitetura do Airflow





#### Componentes/Arquitetura do Airflow

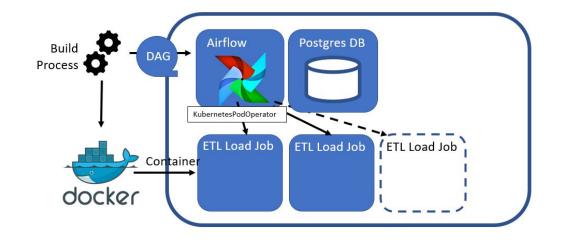




# Vamos colocar a mão na massa.



# Instalando o Airflow utilizando o Docker





# Instalando o Airflow utilizando o Docker





### **DAG Hello World**

```
1 from airflow import DAG
   import airflow.utils.dates
   from airflow.operators.bash import BashOperator
   dag = DAG(
       dag_id="hello_world",
       description="A primeira DAG de teste do airflow",
       start_date=airflow.utils.dates.days_ago(14),
 9
       schedule_interval="@daily",
10 )
11
   task_echo_message = BashOperator(
13
       task_id="echo_message",
14
       bash_command="echo Hello World!",
15
       dag=dag,
16 )
17
18
   task_echo_message
```



### **Airflow Command Line Interface**

Conectando ao container.

docker container exec -it airflow bash

Listando os comandos disponíveis.

airflow --help

Verificando as informações do ambiente. airflow info

Verificando as configurações. airflow config list



### **Airflow Command Line Interface**

Verificando as conexões do ambiente.

airflow connections list

Listando as dags disponíveis. airflow dags list

Listando as tasks de uma determinada dag. airflow tasks list <dag-id> airflow tasks list hello\_world

Testando a execução de uma determinada task.
airflow <tasks> <test> <dag\_id> <task\_id> <execution-date>
airflow tasks test hello\_world echo\_message 2021-07-01



#### Workloads

Uma DAG é composta por tarefas que podem ser de três tipos.

- Operadores que são tarefas predefinidas que agrupadas formam a execução da DAG.
- Sensores que é uma subclasse especial de Operadores que trabalham aguardando um evento externo acontecer.
- Taskflow que é uma função Python personalizada empacotada como uma Tarefa.



#### **DAGs** - Core do Airflow.

- Reuni tarefas juntas.
- Especifica suas dependências e relacionamentos.
- Define como e quando serão executadas.

#### Declarando uma DAG.

Através de um Context manager.

with DAG("etl-db-producao") as dag:op = DummyOperator(task\_id="task")

#### Através de um construtor padrão.

my\_dag = DAG("etl-db-producao")op = DummyOperator(task\_id="task", dag=my\_dag)



Através de um decorator - transforma uma função em uma dag.

```
@dag(start_date=days_ago(2))
def generate_dag():
    op = DummyOperator(task_id="task")
dag = generate_dag()
```



#### **Executando DAG's**

DAG's são executadas de duas formas.

- Acionamento manual ou por API.
- Intervalo de agendamento.

```
• with DAG("etl-db-producao", schedule_interval="@daily"):
```

```
with DAG("etl-db-producao", schedule_interval="0 * * * * "):
```

```
Argumentos padrão
default_args = {
    'start_date': datetime(2016, 1, 1),
    'owner': 'airflow'
}

with DAG('etl-db-producao', default_args = default_args) as dag:
    op = DummyOperator(task_id='dummy')
    print(op.owner)
```



### **Conceitos**

#### **Control Flow**

Tarefas têm dependências entre elas

- extracao >> [transformacao, carga]
- carga << notificacao</li>

#### Podemos definir as dependências através dos métodos.

- extracao.set\_downstream([transformacao, carga])
- carga.set\_upstream(notificacao)

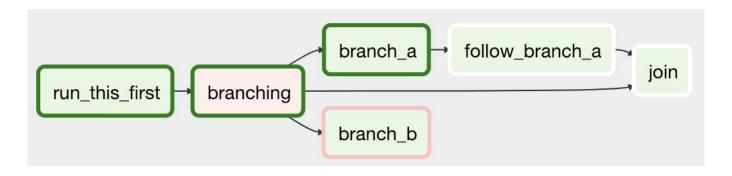


Formas de controlar a execução de tarefas.

- Branching
  - Determina qual tarefa mover a partir de uma condição.
- Latest Only
  - Só é executada em DAGs em execução no presente.
- Depends on Past
  - Tarefas podem depender de si mesmas de uma execução anterior.
- Trigger Rules
  - Permite definir as condições para um DAG executar uma tarefa.

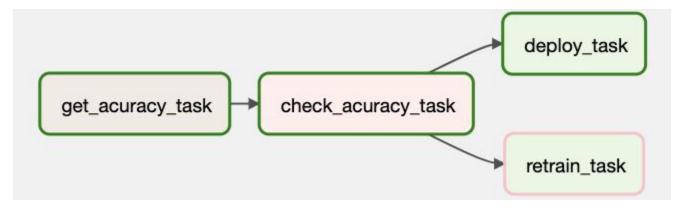


#### **Branching**





#### **Branching**





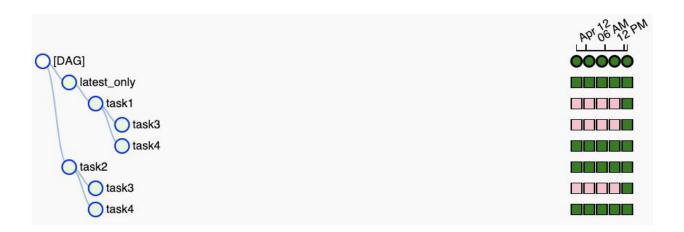
#### **DAG - Branching**

```
1 from airflow import DAG
2 import airflow.utils.dates
3 from airflow.operators.bash import BashOperator
   from airflow.operators.python import BranchPythonOperator
   from airflow.operators.dummy import DummyOperator
   dag = DAG(
       dag id="branching-teste",
       description="DAG de exemplo para o conceito de Branching",
       start date=airflow.utils.dates.days ago(14),
10
11
       schedule_interval=None,
12 )
13
   def check_acuracy(ti):
14
       acuracy value = int(ti.xcom pull(key="model acuracy"))
15
       if acuracy_value >= 90:
16
17
            return 'deploy task'
18
       else:
            return 'retrain task'
19
20
   get_acuracy_op = BashOperator(
22
       task id='get acuracy task',
       bash_command='echo "{{ ti.xcom_push(key="model_acuracy", value=90) }}"',
23
24
       dag=dag,
25 )
26
   check acuracy op = BranchPythonOperator(
27
       task_id='check_acuracy_task',
28
29
       python_callable=check_acuracy,
       dag=dag,
30
31 )
32
   deploy_op = DummyOperator(task_id='deploy_task', dag=dag)
   retrain op = DummyOperator(task id='retrain task', dag=dag)
34
35
36 get_acuracy_op >> check_acuracy_op >> [deploy_op, retrain_op]
```



#### **Latest Only**

Este Operador especial ignora todas as tarefas posteriores de si mesmo se você não estiver na "última" execução do DAG.





#### **Depends On Past**

Uma tarefa só pode ser executada se a execução anterior da tarefa no DAG Run anterior foi bem-sucedida.

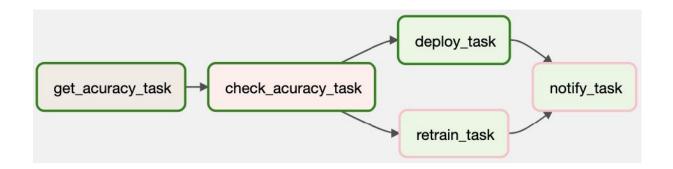
#### **Trigger Rules**

Nos permite controlar o comportamento de acionamento das tarefas.

- all\_success (padrão): Todas as tarefas anteriores foram bem-sucedidas.
- all\_failed: Todas as tarefas anteriores estão em um estado de falha ou upstream\_failed.
- all\_done: todas as tarefas upstream são feitas com sua execução.
- one\_failed: pelo menos uma tarefa anterior falhou (n\u00e3o espera que todas as tarefas anteriores j\u00e1 tenham executado).
- one\_success: pelo menos uma tarefa anterior foi bem-sucedida (não espera que todas as tarefas anteriores tenham executado).
- none\_failed: Todas as tarefas anteriores não falharam ou upstream\_failed ou seja, todas as tarefas anteriores foram bem-sucedidas ou foram ignoradas.
- none\_failed\_or\_skipped: Todas as tarefas anteriores não falharam ou upstream\_failed, e pelo menos uma tarefa anterior foi bem-sucedida.
- none\_skipped: nenhuma tarefa anterior está em um estado ignorado ou seja, todas as tarefas anteriores estão em um estado de sucesso, falha ou upstream\_failed.
- dummy: sem dependências, execute esta tarefa a qualquer momento.

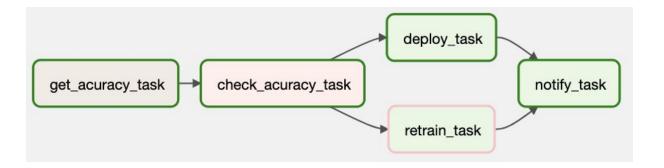


Exemplo da aplicação de trigger rules.





Exemplo da aplicação de trigger rules. Alterando a sua trigger rule para NONE\_FAILED.

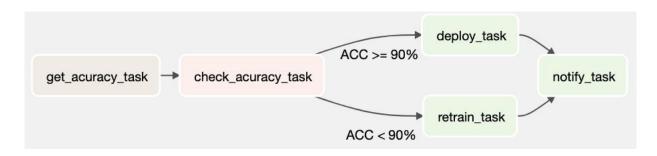




# **Edges Labels**

Podemos definir labels para documentar as relações e dependências entre tarefas.

- get\_acuracy\_op >> check\_acuracy\_op >> Label("Limit 90%")>> [deploy\_op, retrain\_op] >> notify\_op
- get\_acuracy\_op.set\_downstream(check\_acuracy, Label("Métrica ACC"))





### **Tasks**

A unidade de execução mais básica do Airflow. Podem ser de três tipos.

Operadores , Sensores e Taskflow.

O relacionamento é definido através das dependências (upstream e downstreams).

Estados de cada tarefa.

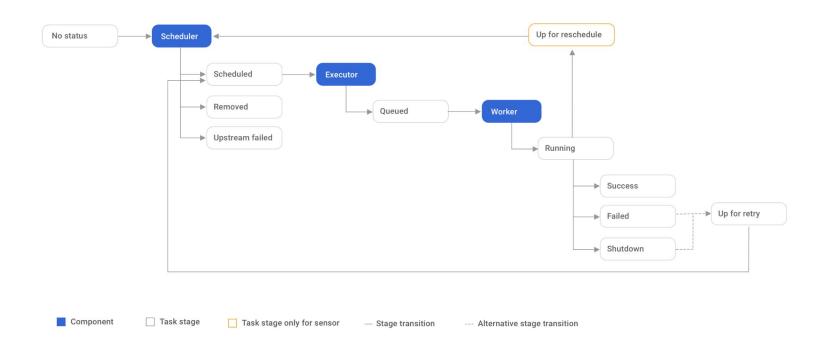


### **Tasks**

#### Estados de cada tarefa.

- none: a tarefa ainda não foi enfileirada para execução (suas dependências ainda não foram atendidas).
- **scheduled**: O agendador determinou que as dependências da Tarefa são atendidas e deve ser executado.
- queued: A tarefa foi atribuída a um executor e está aguardando um trabalhador.
- running: a tarefa está sendo executada em um trabalhador (ou em um executor local / síncrono).
- success: a tarefa terminou em execução sem erro.
- failed: a tarefa teve um erro durante a execução e falhou ao executar.
- skipped: a tarefa foi ignorada devido a ramificação, LatestOnly ou semelhante.
- **upstream\_failed**: uma tarefa upstream falhou e a regra de acionamento diz que precisávamos dela.
- up\_for\_retry: A tarefa falhou, mas ainda restam novas tentativas e será reprogramada.
- **up\_for\_reschedule**: A tarefa é um Sensor que está em modo de reprogramação.
- **sensing**: a tarefa é um sensor inteligente
- removed: a tarefa desapareceu do DAG desde o início da execução.

# **Tasks**





### **Conceitos**

#### Transferência de dados entre tarefas.

- X-coms (Cross-communications) push e pull metadados.
- Uploading e Downloading em serviços de armazenamento (Bancos de dados, serviços, arquivos)



# **Operators**

Um operador é um template para uma tarefa pré-definida.

#### **Exemplos:**

- BashOperator executa um comando bash.
- PythonOperator chama uma função Python.
- EmailOperator envia um e-mail.
- SimpleHttpOperator envia uma requisição http.
- SqliteOperator operador para trabalhar com sqlite.

#### Outros operadores disponíveis...

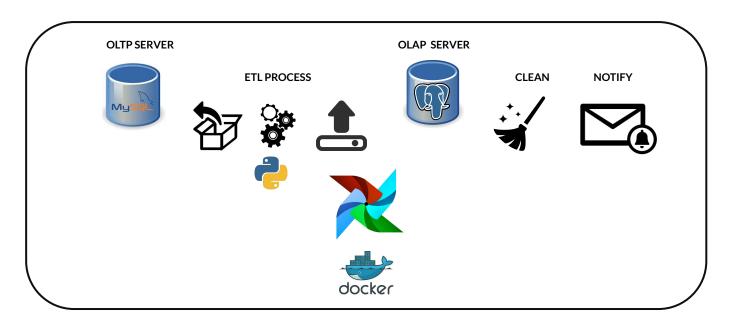
- MySqlOperator
- PostgresOperator
- MsSqlOperator
- OracleOperator
- JdbcOperator
- DockerOperator



# Vamos colocar a mão na massa.



# **Data Pipeline 01**





# **Data Pipeline 01**

#### Requisitos do Pipeline.

- Necessidade de separar os dados do ambiente OLTP para o ambiente OLAP.
- Todas as tarefas devem ser executadas diariamente.
- Todo o processo deve ser notificado.
- O ambiente de stage deve ser limpo.
- Todos os logs devem ser mantidos.





## **Montando o Ambiente OLTP**

#### MySQL (OLTP)

- Criar o container.
- Mapear volumes.
- Instalar e configurar os softwares (apt-get, vim)
- Carregar os dados.
- Realizar Queries.

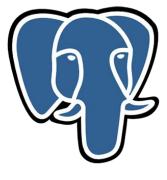




### **Montando o Ambiente OLAP**

#### Postgresql (OLAP)

- Criar o container.
- Mapear volumes.
- Instalar e configurar os softwares (apt-get, vim)
- Criar o banco de dados.







# Configurando o Airflow para enviar E-mails

#### **Servidor SMTP**

- Criar uma conta no Mailtrap.
- Configurar o arquivo de configurações do Airflow.





#### Agendamento em intervalos

- scheduler\_interval= None significa que a dag não terá um agendamento.
- Podemos definir execuções uma vez em uma hora, em um dia, um mês com o parâmetro scheduler\_interval.

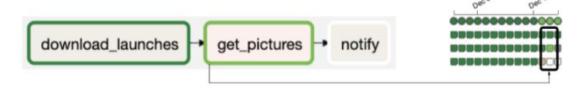




#### Agendamento em intervalos

- scheduler\_interval= None significa que a dag não terá um agendamento.
- Podemos definir execuções uma vez em uma hora, em um dia, um mês com o parâmetro scheduler interval.

Figure 2.14 Relationship between graph view and tree view





Esquema de execução no agendamento diário do Airflow.

- "@daily" Especifica a execução uma vez no dia.
- end\_date Especifica a data fim para a execução das dags.





Exemplo.

```
dag = DAG (
        dag id="teste date",
        schedule interval="@daily",
        start_date=dt.datetime(year=2019, month=1, day=1),
        end date=dt.datetime(year=2019, month=1, day=5),
                 Primeira
                             Segunda
                                           Terceira
                                                       Quarta
                                                                    Ouinta
                                          Execução
                Execução
                             Execução
                                                      Execução
                                                                   Execução
Data de
                                                                       Data final
Início
    2019-01-01
                                          2019-01-04
                 2019-01-02
                             2019-01-03
                                                      2019-01-04
                                                                   2019-01-05
      00:00
                   00:00
                               00:00
                                            00:00
                                                        00:00
                                                                     00:00
```



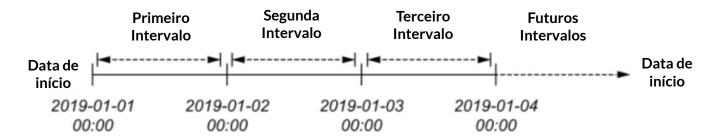
# **Dag Schedule Daily**

```
1 from datetime import datetime
   from airflow import DAG
   from airflow.operators.bash import BashOperator
5
   dag = DAG(
       dag_id="scheduler-daily",
       schedule_interval="@daily",
       start date=datetime(2021, 7, 25),
9
10
11
   print_date_task = BashOperator(
       task_id="print_date",
13
       bash command=(
14
15
            "echo Iniciando a tarefa: &&"
            "date"
16
17
18
       dag=dag,
19
20
   processing_task = BashOperator(
22
       task_id="processing_data",
       bash command=(
23
            "echo Processando os dados... &&"
24
25
            "sleep 50"
26
27
       dag=dag,
28
29
   print_date_task >> processing_task
```



### **Execution Date**

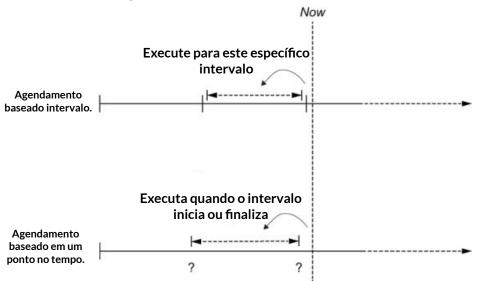
Entendo a execução baseada em intervalos.





### **Execution Date**

Entendo a execução baseada em intervalos.





### **Cron-based Scheduler**

Agendamento em intervalos de tempo mais complexos.

• Que tal todos os dias às 23:30 ? Todos os sábados as 23:45?

```
1 #
2 #
    hour (0 - 59)
    hour (0 - 23)
3 #
4 #
5 #
6 #
7 # * * * * *
minute (0 - 59)
day of the month (1 - 31)
day of the week (0 - 6) (Sunday to Saturday;
7 is also Sunday on some systems)
```



### **Cron-based Scheduler**

#### Alguns exemplos de expressões cron.

- **0** \* \* \* \* = hourly (executando em uma hora)
- 0 0 \* \* \* = daily (executando todos os dias à meia noite)
- 0 0 \* \* 0 = weekly (executando a meia noite do domingo)

#### Um pouco mais complicado.

- **001** \* \* = meia noite no primeiro dia de cada mês.
- **45 23 \* \* SAT** = às 23:45 de cada sábado.
- 0 0 \* \* MON-FRI = executa de segunda à sexta à meia noite.
- 0 0,12 \* \* \* = executa todos os dias a meia noite e ao meio dia.



# Macros para Agendamento

Algumas macros fornecidas pelo Airflow.

Macro	Significado.
@once	Executa uma vez e apenas uma.
@hourly	Executa uma vez a cada hora e no início da hora.
@daily	Executa uma vez no dia à meia noite.
@weekly	Executa uma vez por semana à meia noite.
@monthly	Executa uma vez por mês à meia noite no primeiro dia do mês.
@yearly	Executa uma vez por ano à meia noite iniciando em primeiro de Janeiro.



## **Cron-based Scheduler**

Crontab Guru <a href="https://crontab.guru/">https://crontab.guru/</a>



# Frequency-based Scheduler

Através do agendamento baseado no cron é difícil definir intervalos baseados em frequência.

```
Como agendar a execução da Dag uma vez a cada três dias?

Podemos utilizar o objeto timedelta.

dag = DAG(
    dag_id="teste",
    schedule_interval=dt.timedelta(days=3),
    start_date=dt.datetime(year=2019, month=1, day=1),
    end_date=dt.datetime(year=2019, month=1, day=5),
)

Para executar a cada 10 minutos
timedelta(minutes=10)

A cada duas horas.
timedelta(hours=2)
```



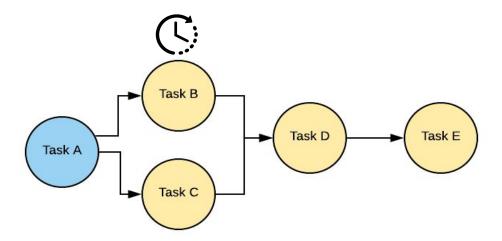
# Frequency-based Scheduler

Exemplo



### Re-execução de Tarefas

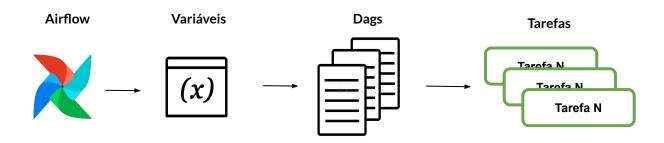
- Existem fatores externos que influenciam na performance da tarefas.
- Continuar o Pipeline de onde parou.





# Variáveis, Templates e Macros

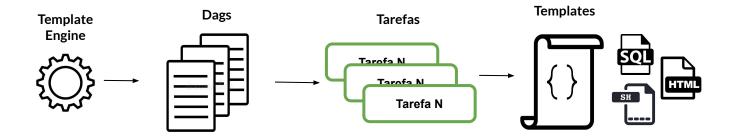
- Atribuição de valores e parâmetros comuns para várias dags e tarefas.
- Atualização e manutenção centralizada.
- Dados independente do código.
- Melhor legibilidade e organização.





# Variáveis, Templates e Macros

- Atribuição de valores e parâmetros comuns para várias dags e tarefas.
- Atualização e manutenção centralizada.
- Dados independente do código.
- Melhor legibilidade e organização.





# Variáveis, Templates e Macros

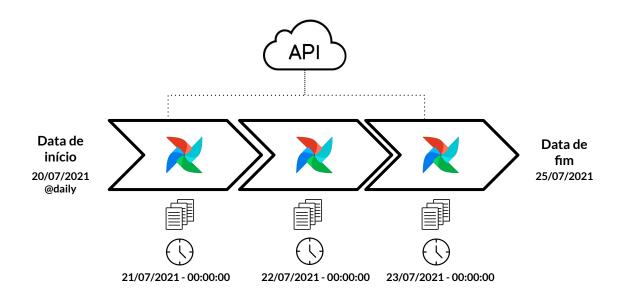
- Macros padrão definidas pelo Airflow e que são utilizáveis em todo template.
- Documentação:

https://airflow.apache.org/docs/apache-airflow/stable/macros-ref.html

{{ ds }}	A data de execução da dag no formato YYYY-MM-DD.
{{ ti }}	equivale a macro {{ task_instance }}
{{ params }}	Uma referência para parâmetros definidos pelo usuário.
{{ var.value.my_var }}	Acesso a variáveis globais definidas e representadas como um dicionário.

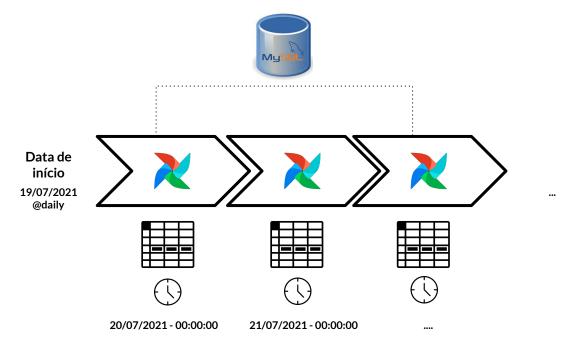


### Exemplo Coleta de Dados de API do Mercado Financeiro





### Coletando e Carregando Dados Incrementais





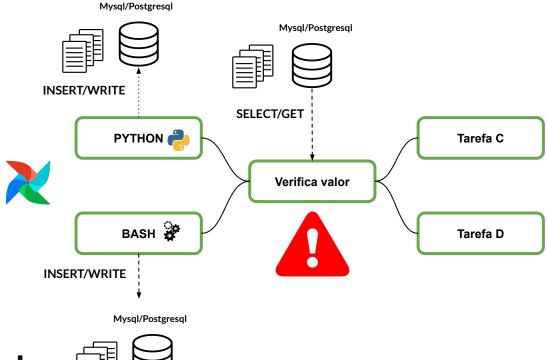
# Comunicação entre Tarefas

- Como permitir a comunicação entre tarefas?
- Como compartilhar dados entre cada tarefa?
- Utilizar arquivos ou bancos de dados como armazenamento temporário?
  - Cada tarefa/operador implementar sua persistência?
  - Qual será o formato de armazenamento e recuperação dos dados?



# Comunicação entre Tarefas

Análise de cenário.







### **XComs**

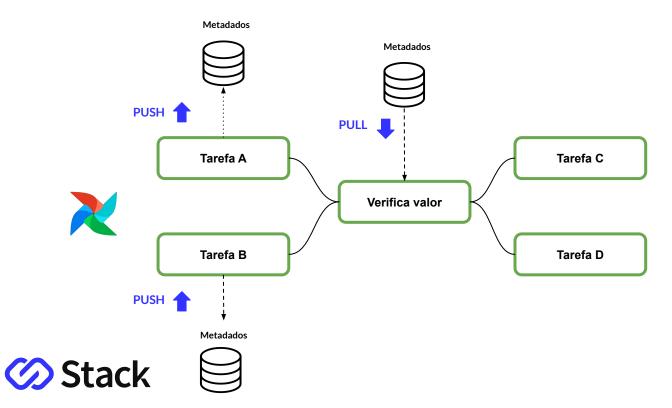
#### **Cross Communications**

- Permite fácil comunicação entre as tarefas.
- Métodos de armazenamento e recuperação dos dados padronizados.
- Formato nativo do Airflow.
- Armazenamento de metadados e logs importantes.



### **XComs**

Cenário de comunicação entre tarefas utilizando XComs.



### **XComs**

Atributo	Descrição
Key	O identificador do registro. É utilizado para recuperar o valor associado.
Value	O valor que será compartilhado e que será associado a key.
Timestamp	A data e horário que o xcom foi criada.
Execution Date	A data de execução que a DAG gerou a xcom.
Task ID	O ID da tarefa onde a xcom foi criada.
Dag ID	O ID da dag onde a xcom foi criada.

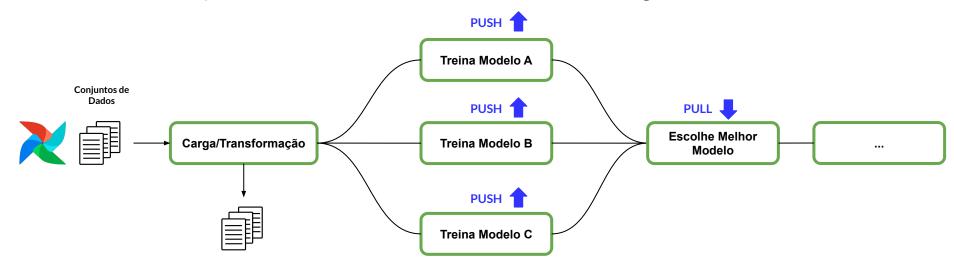
#### **Cross Communications**

- Atributos no modelo de dados.
- Limitação
  - o SQLite: 2 GB
  - Postgres: 1 GBMySQL: 64 KB



## **XComs Prática**

Cenário de comunicação entre tarefas utilizando XCom através de um Pipeline para carregar e transformar os dados para testar três diferentes modelos de Machine Learning.





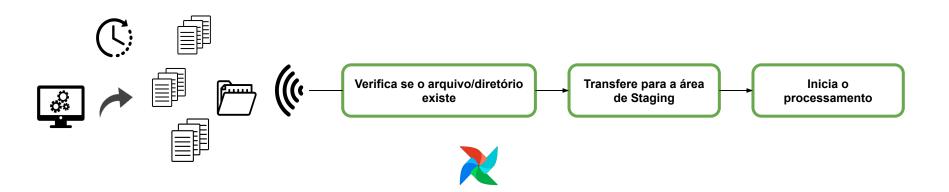
# **Sensor Operators**

Tipo especial de operadores que nos permitem esperar para um evento acontecer ou uma condição ser satisfeita.

- Aguardar um arquivo estar disponível em um diretório/volume.
- Aguardar dados serem retornados a partir de uma consulta SQL.
- Receber um status de uma requisição http.
- Aguardar uma partição no hive está disponível.
- Aguardar por um arquivo está presente em um bucket S3.

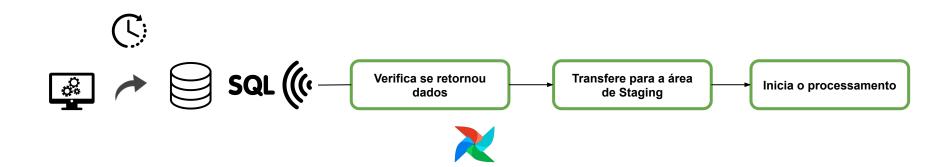


# **Sensor Operators**





# **Sensor Operators**

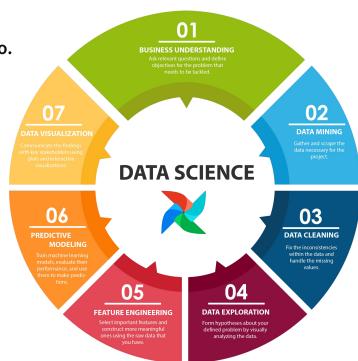




# **Data Science Project Automation**

Automação das Etapas do Projeto.

- Carga dos dados.
- Limpeza.
- Análise e Exploração.
- Pré-processamento e transformação.
- Feature Engineering.
- Modelagem.
- Ajustes e Avaliação.
- Deploy.







Ferramenta para **parametrização e execução** de Jupyter Notebooks.

https://github.com/nteract/papermill



# Algumas alternativas



#### Vantagens

- Alternativa mais rápida e simples.
- Ideal para etapas de prototipação.
- Desenvolvimento simples.
- Sem aumentar a curva de aprendizado.

#### **Desvantagens**

- Difícil manutenção e controle de erros.
- Todo o processo é atômico. Difícil dividir as operações.
- Todo o processamento é feito no nível do Kernel.



# **Data Science Project Automation**







# Algumas alternativas



#### **Vantagens**

- Integração com outros componentes.
- Tolerância a falhas.
- Alertas personalizados.
- Operações independentes.
  - Redução do tempo de processamento e custos.
- Melhor versionamento e log.
- Fácil manutenção e controle de erros.
- Melhor controle de fluxos.
- Fácil integração entre equipes de Engenharia e Ciência de Dados.

### Desvantagens

- Maior curva de aprendizado.
- Maior tempo de desenvolvimento.

