

Instituto Superior de Engenharia

Politécnico de Coimbra

Integração de Dados

CTeSP Tecnologias e Programação de Sistemas de Informação
(Cantanhede)

Professor: João Leal

joao.leal@isec.pt

Introdução ao ETL

- ETL é a sigla para *Extract, Transform, Load* (Extração, Transformação e Carga).
- Trata-se de um **processo de integração de dados** que consiste em **recolher dados de múltiplas fontes, convertê-los num formato consistente e útil, e carregá-los para um repositório centralizado**, como um *Data Warehouse* ou *Data Lake*.

Introdução ao ETL

- O objetivo principal do ETL é **consolidar dados de sistemas** dispares para criar uma "**fonte única da verdade**" (*single source of truth*), permitindo análises de dados, relatórios de *Business Intelligence (BI)* e a **tomada de decisões estratégicas mais informadas**.

Objetivo: garantir que os dados utilizados em relatórios e análises estão consolidados, limpos e prontos para uso.

Introdução ao ETL

- O conceito de ETL surgiu na década de 1970, impulsionado pela necessidade das organizações de integrar dados de diferentes bases/bancos de dados e sistemas de informação que começavam a proliferar.
- Com o aparecimento dos primeiros *Data Warehouses* no final dos anos 80 e início dos 90, o ETL tornou-se o método padrão para alimentar estes repositórios com dados consolidados e prontos para análise.

Introdução ao ETL

- Inicialmente, os processos ETL *eram desenhados para lidar com dados estruturados de bases de dados relacionais.*
- Com a explosão do Big Data, **o ETL evoluiu para conseguir processar grandes volumes de dados não estruturados e semiestruturados**, provenientes de fontes como redes sociais, dispositivos IoT e APIs web.

Introdução ao ETL

- Esta evolução também deu origem a abordagens alternativas, como o ***ELT (Extract, Load, Transform)***, que se adapta melhor às arquiteturas de dados modernas baseadas na nuvem.

ETL no Contexto Empresarial

- **Visão Consolidada do Negócio:** Permite que as empresas combinem dados de diferentes departamentos (vendas, marketing, finanças, etc.) e sistemas (CRM, ERP, etc.) para obter uma visão completa e unificada das suas operações.
- **Melhora da Qualidade e Consistência dos Dados:** A fase de transformação é crucial para limpar, padronizar e validar os dados, garantindo que a informação utilizada para análise é precisa, consistente e fiável.
- **Base para Business Intelligence e Análise de Dados:** Fornece os dados preparados e estruturados necessários para ferramentas de BI, relatórios e dashboards. Sem um processo ETL eficaz, a análise de dados seria mais lenta, mais propensa a erros e menos fiável.

ETL no Contexto Empresarial

- **Eficiência Operacional:** Automatiza a tarefa, muitas vezes complexa e demorada, de recolher e preparar dados, libertando os analistas e engenheiros de dados para se concentrarem em tarefas de maior valor, como a criação de modelos e a extração de insights.
- **Contexto Histórico:** Ao integrar dados históricos com informações atuais, o ETL permite a análise de tendências e padrões ao longo do tempo, algo essencial para previsões e planeamento estratégico.

ETL em Data Warehousing e Business Intelligence

- *Data Warehousing*: armazena dados históricos de várias fontes (ERP, CRM, vendas, produção).
- ETL: prepara os dados para o *Data Warehouse*, permitindo comparações e análises consistentes.
- *Business Intelligence (BI)*: ferramentas como *Power BI* ou *Tableau* usam os dados carregados pelo ETL para gerar relatórios e *dashboards*.

ETL em Data Warehousing e Business Intelligence

- Sem ETL, os dados estariam dispersos, incompletos e inconsistentes.

Arquitetura geral de um pipeline ETL

- **Extract:** dados vindos de várias fontes (ficheiros, BD, APIs).
- **Transform:** normalização, limpeza, enriquecimento, agregação.
- **Load:** carregamento em DW, DL ou outra BD.

[Fontes] → [Extract] → [Transform] → [Load] → [Data Warehouse] → [BI Reports]

Fase 1: Extração (Extract)

- A primeira fase consiste em **recolher ou extrair os dados das suas fontes de origem**. Estas fontes podem ser extremamente variadas e heterogéneas.
- **Fontes de Dados Comuns:**
 - Bancos de dados relacionais (SQL Server, Oracle, MySQL).
 - Bancos de dados NoSQL (MongoDB, Cassandra).
 - Sistemas empresariais como ERPs e CRMs.
 - Ficheiros planos (CSV, JSON, XML).
 - APIs de serviços web.
 - Sensores de dispositivos IoT.

Fase 1: Extração (Extract)

- Os dados extraídos são geralmente movidos para uma área de preparação (*staging area*), que é um repositório intermédio onde os dados são armazenados temporariamente antes de serem transformados.

Fase 1: Extração (Extract)

Métodos de Extração:

- ***Carga Completa (Full Load):*** Todos os dados da fonte são extraídos de uma só vez. Este método é mais simples, mas pode ser impraticável para grandes volumes de dados.
- ***Carga Incremental (Incremental Load):*** Apenas os dados novos ou modificados desde a última extração são recolhidos. Este método é mais eficiente, pois reduz o volume de dados transferidos e o tempo de processamento.

Fase 1: Extração (Extract)

Resumindo:

- **Full Extraction:** extrair todos os dados de uma fonte.
Mais simples, mas pesado.
- **Incremental Extraction:** só extrai novos registo ou registo alterados.
Mais eficiente, usado em produção.
- **Change Data Capture (CDC):** monitoriza alterações em tempo real (inserções, *updates*, *deletes*).

Fase 1: Extração (Extract)

```
import sqlite3
import pandas as pd

# Conectar a uma base SQLite
conn = sqlite3.connect("base_dados.db")

# Ler dados da tabela clientes
clientes = pd.read_sql("SELECT * FROM clientes", conn)

print(clientes.head())
conn.close()
```



Fase 2: Transformação (Transform)

- Esta é a fase mais complexa e onde o maior valor é acrescentado.
- Os dados brutos extraídos são processados e convertidos num formato limpo, consistente e adequado para o sistema de destino.

Fase 2: Transformação (Transform)

Operações Comuns de Transformação:

- **Limpeza (Cleansing):** Corrigir ou remover dados incorretos, inconsistentes ou duplicados e tratar valores em falta (nulos).
- **Padronização (Standardization):** Assegurar que os dados seguem um formato uniforme. Por exemplo, converter todas as datas para o formato AAAA-MM-DD ou unidades de medida para um padrão comum.

Fase 2: Transformação (Transform)

- **Agregação (Aggregation):** Resumir dados para um nível de granularidade mais alto, como calcular o total de vendas diárias a partir de transações individuais.
- **Junção (Joining):** Combinar dados de diferentes fontes. Por exemplo, juntar dados de clientes de um CRM com dados de vendas de um sistema transacional.

Fase 2: Transformação (Transform)

- **Validação (Validation):** Aplicar regras para garantir a integridade e a qualidade dos dados (ex: verificar se um código postal tem o formato correto).
- **Enriquecimento (Enrichment):** Adicionar novos dados calculados ou derivados dos dados existentes, como calcular a idade de um cliente a partir da sua data de nascimento.

Fase 2: Transformação (Transform)

```
df = pd.DataFrame({  
    "id": [1, 2, 3, 4],  
    "nome": ["ana", "PEDRO", "Maria", "joao"],  
    "data": ["2025-09-01", "2025/09/02", "01-09-2025", "2025-09-03"],  
    "valor": [10.5, None, 20.0, 15.0]  
})  
  
# Normalizar nomes  
df["nome"] = df["nome"].str.upper()  
  
# Normalizar datas  
df["data"] = pd.to_datetime(df["data"], errors="coerce")  
  
# Tratar valores nulos  
df["valor"].fillna(0, inplace=True)  
  
# Calcular total acumulado  
df["total_acumulado"] = df["valor"].cumsum()  
  
print(df)
```



Fase 3: Carga (Load)

- A fase final consiste em **carregar os dados transformados para o sistema de destino final.**
- **Sistemas de Destino Comuns:**
 - **Data Warehouse (DW):** Um repositório central de dados estruturados, otimizado para consulta e análise.
 - **Data Lake:** Um repositório que armazena grandes volumes de dados brutos, tanto estruturados como não estruturados.

Fase 3: Carga (Load)

Métodos de Carga:

- ***Carga Completa (Full Load):*** Também conhecida como "destrutiva", **apaga todos os dados existentes na tabela de destino e insere o novo conjunto de dados.** É usada para tabelas pequenas ou quando os dados históricos não precisam de ser mantidos.
- ***Carga Incremental (Incremental Load):*** Adiciona novos registo **(append) ou atualiza registo existentes (update/insert)** no destino. Este método é mais comum em *Data Warehouses* para **preservar o histórico e otimizar o desempenho.**

Fase 3: Carga (Load)

```
import sqlite3

# Carregar dados transformados para SQLite
conn = sqlite3.connect("datawarehouse.db")

df.to_sql("tabela_final", conn, if_exists="replace", index=False)

print("Carga concluída com sucesso!")
conn.close()
```



ETL vs. ELT

- À medida que as arquiteturas de dados evoluíram, especialmente com o **Big Data** e das plataformas de computação em nuvem, surgiu uma nova abordagem à integração de dados: o **ELT (*Extract, Load, Transform*)**.
- Compreender as diferenças entre ETL e ELT é fundamental para escolher a arquitetura correta para um determinado projeto.

ETL vs. ELT

- O ELT é um processo de integração de dados que **inverte as duas últimas fases do ETL tradicional.**

ETL vs. ELT

A sequência de operações é a seguinte:

- **Extract (Extração):** Os dados são extraídos das fontes de origem, de forma semelhante ao ETL.
- **Load (Carga):** Em vez de serem enviados para uma área de preparação para transformação, os dados brutos são imediatamente carregados diretamente no sistema de destino, que é tipicamente um *Data Warehouse* ou *Data Lake* na nuvem (como *Google BigQuery*, *Amazon Redshift* ou *Snowflake*).
- **Transform (Transformação):** A transformação dos dados ocorre dentro do sistema de destino. As regras de negócio, limpeza e padronização são aplicadas aos dados já carregados, aproveitando o poder de processamento massivo e paralelo do *Data Warehouse* moderno.

ETL vs. ELT

- A escolha entre ETL e ELT depende de vários fatores, como o volume de dados, a infraestrutura disponível e os objetivos de análise.

ETL vs. ELT

Devemos utilizar ETL quando:

- Os dados são maioritariamente **estruturados e provêm de fontes relacionais.**
- As transformações são **complexas, pesadas e requerem um motor dedicado.**
- Existem **fortes requisitos de segurança e conformidade** que exigem que os **dados sensíveis sejam limpos ou mascarados antes de entrarem no *Data Warehouse*.**

ETL vs. ELT

- A infraestrutura de destino (*Data Warehouse*) não tem poder de processamento suficiente para realizar as transformações de forma eficiente.
- O volume de dados não é massivo (embora o ETL também possa lidar com grandes volumes, o ELT é geralmente mais escalável para Big Data).

ETL vs. ELT

Devemos utilizar ELT quando:

- Lidamos com **grandes volumes de dados** (Big Data), incluindo dados não estruturados ou semiestruturados.
- A **velocidade de ingestão dos dados é uma prioridade**. O ELT permite que os dados estejam disponíveis para consulta quase imediatamente após a extração.

Ferramentas e Tecnologias de ETL

- Existem inúmeras ferramentas e tecnologias disponíveis para implementar processos de ETL, desde soluções comerciais robustas a ferramentas open-source e bibliotecas de programação.
- A escolha depende do orçamento, da complexidade do projeto, da infraestrutura existente e das competências da equipa.

Ferramentas ETL com Interface Visual (GUI)

- Estas ferramentas permitem **criar fluxos de ETL** (chamados de *jobs ou transformations*) através de uma **interface gráfica** de "arrastar e soltar" (*drag-and-drop*), o que **acelera o desenvolvimento e facilita a manutenção**.

Ferramentas ETL com Interface Visual (GUI)

Pentaho Data Integration (PDI), também conhecido como Kettle:

- **Descrição:** Uma das ferramentas ETL open-source mais populares e poderosas. Permite desenhar fluxos de dados complexos que conectam a uma vasta gama de fontes e destinos.
- **Vantagens:** Gratuito (na versão community), muito flexível, grande comunidade de utilizadores e uma curva de aprendizagem relativamente suave para tarefas comuns.
- **Ideal para:** Empresas que procuram uma solução robusta sem o custo de uma licença comercial.

Ferramentas ETL com Interface Visual (GUI)

Talend Open Studio for Data Integration:

- **Descrição:** Concorrente direto do Pentaho, o Talend também oferece um ambiente de desenvolvimento gráfico para criar processos de integração de dados.
- **Vantagens:** Gera código Java ou SQL em segundo plano, o que pode resultar num melhor desempenho para certas tarefas. Possui uma vasta biblioteca de conectores.
- **Ideal para:** Projetos onde a performance e a escalabilidade são críticas, e para equipas com conhecimentos de Java que queiram estender as suas funcionalidades.

Ferramentas ETL com Interface Visual (GUI)

Apache NiFi:

- **Descrição:** Embora seja mais uma ferramenta de automação de fluxo de dados em tempo real, o NiFi é excelente para a parte de Extração e Carga (e transformações leves). A sua interface é baseada na web e focada no roteamento e processamento de *dataflows*.
- **Vantagens:** Ótimo para lidar com dados em *streaming* e fluxos contínuos. Oferece controlo total sobre a proveniência dos dados (*data lineage*).
- **Ideal para:** Casos de uso de IoT, processamento de *logs* e integração de sistemas em tempo real.

ETL com Programação (Código)

- Desenvolver processos de ETL através de código oferece máxima flexibilidade e controlo, sendo uma abordagem muito comum em equipas de engenharia de dados.

Python como Linguagem de ETL:

- **Porquê Python?** A sua sintaxe simples, ecossistema rico de bibliotecas e versatilidade tornaram-no a linguagem de eleição para a engenharia de dados.

ETL com Programação (Código)

Bibliotecas Essenciais:

- **Pandas:** A biblioteca fundamental para manipulação e análise de dados em Python. É perfeita para as fases de Extração (ler ficheiros CSV, JSON, Excel, etc.), Transformação (limpeza, junção, agregação, etc.) e Carga (escrever para ficheiros ou bases de dados).

ETL com Programação (Código)

- **SQLAlchemy:** Uma biblioteca que facilita a comunicação com bases de dados SQL. Permite carregar um *DataFrame* do Pandas diretamente para uma tabela de base de dados com poucas linhas de código.
- **Requests:** Essencial para extrair dados de APIs web.
- **PySpark:** Para cenários de *Big Data*, o *PySpark* permite usar o poder do *Apache Spark* para processar enormes volumes de dados de forma distribuída, usando a sintaxe familiar do Python.

Exemplo

- **Cenário:** Extrair dados de vendas (em CSV) e dados de clientes (em JSON), combiná-los para enriquecer a informação de vendas, e carregar o resultado final numa base de dados para análise.
- **Nota1:** Há, propositadamente, um valor em falta (**ID_Produto na venda 1007**) para simular a necessidade de limpeza de dados.
- **Nota2:** O cliente C05 da venda 1008 não existe no ficheiro, simulando um problema de integridade referencial.

Exemplo

Passos:

1. Extrair os dados de *vendas.csv* e *clientes.json*.

2. Transformar os dados:

- Limpar vendas com dados em falta.
- Juntar os dois conjuntos de dados.

3. Carregar o resultado num novo ficheiro CSV.

Exemplo

```
import pandas as pd #Importa a biblioteca Pandas
```

Exemplo

```
# --- 1. FASE DE EXTRAÇÃO (EXTRACT) ---  
  
print("Iniciando o processo de ETL...")  
  
# Extrair dados do ficheiro CSV de vendas para um DataFrame do Pandas  
try:  
    df_vendas = pd.read_csv('vendas.csv')           #Lê o ficheiro CSV e carrega-o para uma  
    print("Ficheiro 'vendas.csv' lido com sucesso.") #estrutura de dados chamada DataFrame, que é  
except FileNotFoundError:                         #essencialmente uma tabela em memória.  
    print("Erro: Ficheiro 'vendas.csv' não encontrado.")  
    exit()  
  
# Extrair dados do ficheiro JSON de clientes para um DataFrame do Pandas  
try:  
    df_clientes = pd.read_json('clientes.json')      #Faz o mesmo para o ficheiro JSON.  
    print("Ficheiro 'clientes.json' lido com sucesso.")  
except FileNotFoundError:  
    print("Erro: Ficheiro 'clientes.json' não encontrado.")  
    exit()
```

Exemplo

```
# --- 2. FASE DE TRANSFORMAÇÃO (TRANSFORM) ---  
  
print("\nIniciando a fase de transformação...")  
  
# -- Limpeza de Dados --  
# Verificar a quantidade de valores nulos antes da limpeza  
print(f"Valores nulos em 'df_vendas' antes da limpeza:\n{df_vendas.isnull().sum()}\n")  
  
# Remover linhas onde o 'ID_Produto' é nulo (equivalente ao "Filter Rows" do Pentaho)  
df_vendas_limpo = df_vendas.dropna(subset=['ID_Produto']) #Esta é a operação de limpeza. Remove todas as linhas do  
print(f"Registos de vendas antes da limpeza: {len(df_vendas)}") #DataFrame df_vendas onde a coluna ID_Produto tem um valor nulo.  
print(f"Registos de vendas após a limpeza: {len(df_vendas_limpo)}")  
  
# -- Padronização de Nomes de Colunas --  
# Renomear a coluna 'id_cliente' no DataFrame de clientes para corresponder à de vendas  
# Isto facilita a operação de junção (merge)  
df_clientes.rename(columns={'id_cliente': 'ID_Cliente'}, inplace=True) #Altera o nome da coluna id_cliente para ID_Cliente para que  
print("\nColuna 'id_cliente' renomeada para 'ID_Cliente' no DataFrame de clientes.") #ambas as tabelas tenham um nome de coluna comum para a junção.  
  
# -- Junção de Dados (Join) --  
# Juntar os DataFrames de vendas e clientes usando a coluna 'ID_Cliente'  
# O 'how='inner'' garante que apenas as vendas com clientes correspondentes são mantidas  
# (Equivalente ao "Merge Join" com INNER JOIN do Pentaho)  
df Consolidado = pd.merge( #Esta é a função principal de junção  
    left=df_vendas_limpo, #left e right...os dois DataFrames a serem unidos.  
    right=df_clientes,  
    on='ID_Cliente', #especifica a coluna chave para a junção  
    how='inner' #define o tipo de junção. Um "inner join" inclui apenas as linhas onde a chave (ID_Cliente) existe em ambos os DataFrames.  
) #Isto exclui automaticamente a venda do cliente C05, que não está no ficheiro de clientes  
  
print("\nDados de vendas e clientes juntados com sucesso.")  
print(f"Total de registos consolidados: {len(df_Consolidado)}")
```

Exemplo

```
# --- 3. FASE DE CARGA (LOAD)

print("\nIniciando a fase de carga...")

# Carregar o DataFrame consolidado para um novo ficheiro CSV
# O argumento index=False evita que o índice do DataFrame seja escrito no ficheiro
try:
    output_filename = 'vendas_consolidadas_python.csv'
    df_consolidado.to_csv(output_filename, index=False) #Guarda o conteúdo do DataFrame final num novo ficheiro CSV. index=False é importante para não
    print(f"Dados consolidados carregados com sucesso no ficheiro '{output_filename}'." ) #exportar uma coluna extra com os índices do DataFrame.
except Exception as e:
    print(f"Erro ao guardar o ficheiro de saída: {e}")

print("\nProcesso de ETL concluído!")

# Opcional: Mostrar as primeiras 5 linhas do resultado final
print("\nAmostra do resultado final:")
print(df_consolidado.head())
```

Python

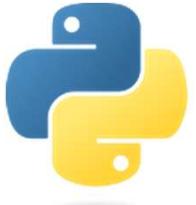
- Python é uma linguagem de programação popular.
- Foi criado por Guido van Rossum e lançado em 1991.
- É usado para:
 - desenvolvimento web (lado do servidor),
 - desenvolvimento de software,
 - matemática,
 - script do sistema.

Python

- Linguagem de alto nível
- Sintaxe simples, fácil de aprender
- Implementação standard distribuída como código livre
- Suporta programação procedural e orientada a objectos
- Muitas bibliotecas disponíveis
- Muito utilizada

Página web oficial: *<http://www.python.org>*

Python



- Os comentários podem ser usados para explicar o código Python.
- Os comentários podem ser usados para tornar o código mais legível.
- Os comentários podem ser usados para impedir a execução ao testar o código.
- Os comentários começam com `#`

Python

- Apenas tivemos que pedir para produzir/escrever/imprimir texto...

```
print("Hello, World!")
```

Python

```
    Início          Fim
    Ler N
    Ler A      Se N >=
    Ler B          Escr
    C = A + B  Não
    Escrever C  Escr
    Fim          FimSe
```

```
main.py x +
1 #saudação
2 print('Olá')
3
4 #ler a
5 a = int(input("Escreva um número: "))
6
7 #ler b
8 b = int(input("Escreva outro número: "))
9
10 #Somar que é o meu "C"
11 c= a + b
12
13 #Escrever c
14 print("A soma é ", c)
15
```

Exercícios

Pedir dois números inteiros e indicar se são iguais. Caso os números sejam diferentes, não deve ser mostrada qualquer mensagem.

```
Introduz um número: 3
Introduz outro número: 3
Os números introduzidos são iguais.
```

```
print("-----")
print("Comparar dois números")
print("-----")

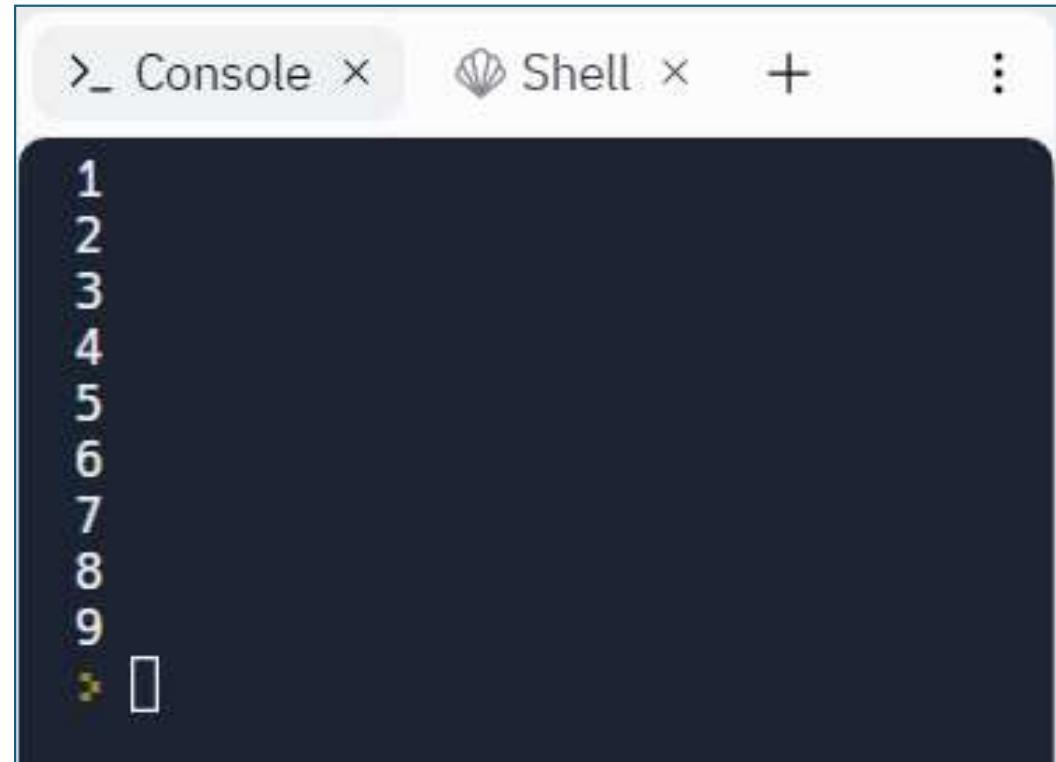
num1=int(input("\nEscreva um número: "))
num2=int(input("Escreva outro número: "))

print("")

if num1>num2:
    print("O primeiro número é superior ao segundo")
elif num1<num2:
    print("O segundo número é superior ao primeiro")
else:
    print("Os números são iguais")
```

Python

```
i = 1
while (i <= 9):
    print(i)
    i += 1
```



The terminal window shows two tabs: 'Console' and 'Shell'. The 'Console' tab is active and displays the following output:

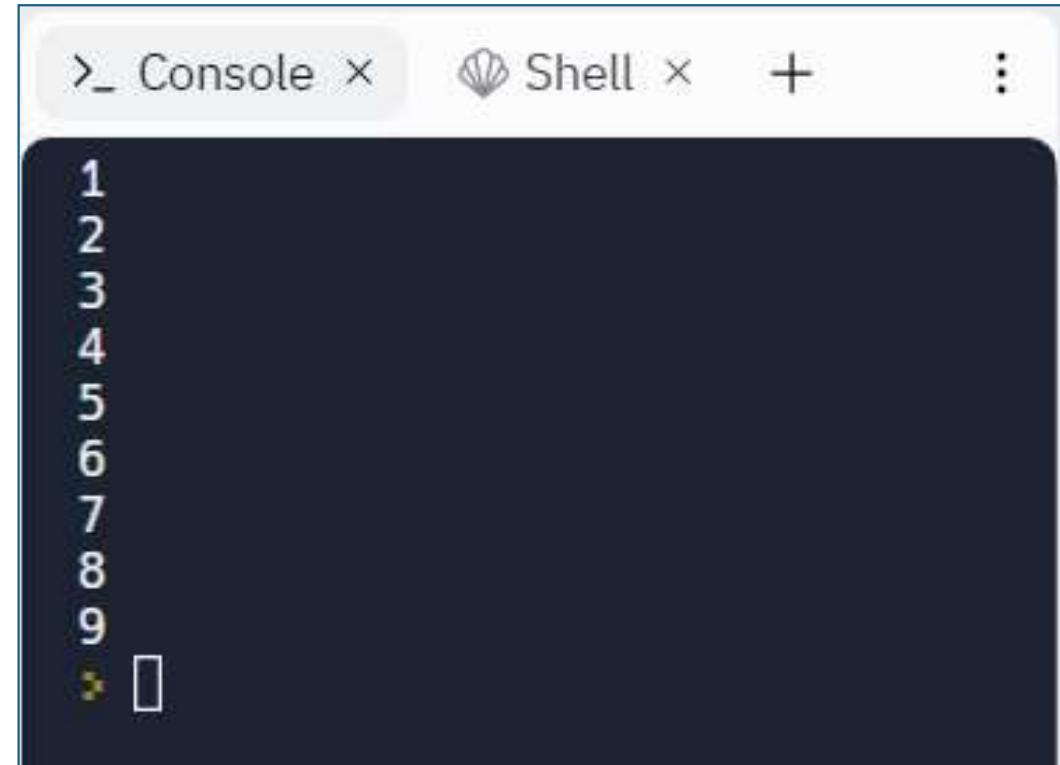
```
1
2
3
4
5
6
7
8
9
```

A small yellow icon of a person is visible at the bottom left of the terminal window.

Python

```
x = range(9)

for i in x:
    print(i+1)
```



```
1
2
3
4
5
6
7
8
9
> □
```

Ou...

```
x = range(1,10)

for i in x:
    print(i)
```

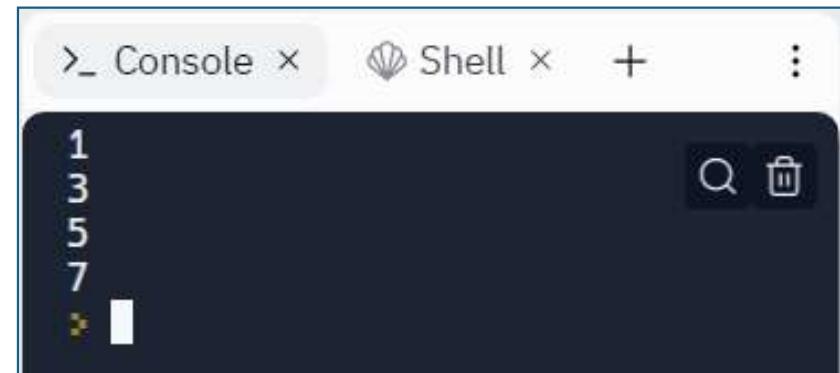
Python

A função `range()` retorna uma sequência de números, começando em 0 e incrementa 1 (por padrão), parando antes de um número especificado.

`range(start, stop, step)`

```
x = range(1,9,2)

for i in x:
    print(i)
```



The screenshot shows a Jupyter Notebook interface with two tabs: 'Console' and 'Shell'. The 'Console' tab is active and displays the output of the code above. The output consists of five integers: 1, 3, 5, 7, and 9, each on a new line. To the right of the output, there is a search bar with a magnifying glass icon and a trash bin icon.

Python

```
import random

for i in range(0, 5):
    print( random.randint(1, 50) )
```

```
30
19
50
4
39
```

Python

```
import random

x = 0
c = 0

while x != 50:
    x = random.randint(0, 100)
    c = c + 1

print(c)
```

23

Python

```
import random

x=0
c=0

while x!=50:
    x=random.randint(0,100)
    print("O valor de x é ", x)
    c=c+1

print("A quantidade de nºs gerados até sair o 50 foi ", c)
```

```
O valor de x é 66
O valor de x é 52
O valor de x é 15
O valor de x é 11
O valor de x é 47
O valor de x é 33
O valor de x é 70
O valor de x é 30
O valor de x é 1
O valor de x é 14
O valor de x é 17
O valor de x é 14
O valor de x é 59
O valor de x é 63
O valor de x é 50
A quantidade de nºs gerados até sair o 50 foi 15
```

Exercícios

Criar um **dado** virtual, isto é, um programa que gere números entre 1 e 6.



```
import random

num=random.randint(1,6)

print("O nº saído após lançamento do dado foi:", num)
```



Exercícios

Modificar o programa anterior (dado virtual), de forma a **permitir lançamentos sucessivos**, isto é, com um funcionamento semelhante ao da simulação seguinte.

```
import random
resposta=input("Lançar dado (S/N)?")

while resposta=="S":

    num=random.randint(1,6)

    print("Dado lançado!")

    print("O nº saído após lançamento do dado foi:", num)

    resposta=input("Lançar dado (S/N)?")

print("Programa terminado!")
```

```
Lançar dado (S/N)? s
3
Lançar dado (S/N)? s
2
Lançar dado (S/N)? s
5
Lançar dado (S/N)? s
3
Lançar dado (S/N)? n
Terminado.
```

