### **Roteiro de Análise**

1. **Carregamento do Dataset**:
   * Primeiro, o dataset foi carregado no ambiente Python utilizando a biblioteca pandas para visualização e análise. As primeiras linhas foram exibidas para identificar os atributos disponíveis e decidir quais eram relevantes para a análise de agrupamento.
2. **Seleção de Atributos Quantitativos**:
   * Foram selecionados de 8 atributos quantitativos baseados em características relacionadas ao condicionamento físico e composição corporal. Os atributos escolhidos foram:
     + Weight (kg): Peso dos indivíduos, importante para agrupar perfis corporais.
     + Max\_BPM, Avg\_BPM e Resting\_BPM: Frequências cardíacas máxima, média e em repouso, refletindo a intensidade e o condicionamento físico.
     + Session\_Duration (hours): Duração da sessão de exercício, associada ao tempo de treino.
     + Calories\_Burned: Calorias queimadas, ligadas ao esforço físico.
     + Fat\_Percentage: Percentual de gordura, indicador de composição corporal.
     + BMI: Índice de Massa Corporal, uma métrica que relaciona peso e altura.
3. **Normalização dos Dados**:
   * Como os atributos selecionados possuíam escalas diferentes, foi realizada a normalização para garantir que todos fossem comparáveis e que um atributo não dominasse a análise de agrupamento.
4. **Criação dos Dendogramas**:
   * Foram gerados dendogramas utilizando dois métodos hierárquicos aglomerativos: **Single** e **Complete**. Esses métodos ajudam a visualizar como os dados podem ser agrupados com diferentes critérios de ligação (single une com base na menor distância entre pontos, enquanto complete usa a maior distância).
5. **Formação dos Clusters**:
   * A partir dos dendogramas, foram selecionados pontos de corte para dividir os dados em 6 clusters. Para cada método (Single e Complete), os clusters foram identificados e adicionados ao dataset para análise.
6. **Análise da Composição dos Clusters**:
   * Foram calculadas as médias dos atributos quantitativos em cada cluster para os dois métodos. Esses valores médios permitem observar os padrões e características dominantes em cada grupo formado pelos métodos.

### **Padrão Escolhido e Conclusão**

Após a análise, o método **Complete** foi identificado como o método mais eficaz para a criação dos clusters devido a sua capacidade de formar grupos com padrões distintos e mais homogêneos. Esse método revelou:

* **Clusters com padrões claros** em atributos como Max\_BPM, Fat\_Percentage e BMI, sugerindo uma estrutura onde os indivíduos eram agrupados de forma mais coesa com base em seus perfis de composição corporal e desempenho físico.
* **Distinção de perfis**: Um dos clusters, por exemplo, se destacou com baixos valores de gordura e altos valores de calorias queimadas, representando indivíduos com bom condicionamento e alta intensidade de treino.

Portanto, o método **Complete** foi concluído como a opção ideal, pois ele permite identificar grupos com diferenças significativas entre eles e padrões mais interpretáveis, ao contrário do método **Single**, que gerou agrupamentos com mais sobreposição de características e menor clareza de padrões.