No código apresentado, foram utilizados dois modelos de aprendizado supervisionado, o Suporte a Vetores de Máquina (SVM) e a Regressão Logística, para realizar a classificação do conjunto de dados Iris. Uma questão importante a ser analisada é se houve diferença nos resultados entre as execuções.

### **Por que pode haver diferença nos resultados?**

1. Divisão dos Dados (Train-Test Split):  
   O método train\_test\_split é responsável por dividir os dados em conjuntos de treino e teste. Quando o parâmetro random\_state=42 é utilizado, a divisão dos dados é fixada, ou seja, o mesmo conjunto de treino e teste será gerado em todas as execuções, garantindo resultados consistentes.  
   No entanto, se o parâmetro random\_state não for definido, a divisão será aleatória, e isso pode levar a variações nos resultados entre execuções.
2. Modelos de Machine Learning:  
   Alguns algoritmos, como a Regressão Logística, podem apresentar variações devido à inicialização aleatória durante o treinamento. No entanto, essas variações geralmente são pequenas e pouco significativas quando o conjunto de dados e a divisão são fixos.
3. Tamanho do Dataset:  
   O conjunto de dados Iris é pequeno (150 amostras). Isso significa que pequenas mudanças na divisão entre treino e teste podem ter um impacto mais perceptível na acurácia dos modelos, especialmente quando o conjunto de teste representa apenas 20% das amostras.

### **Diferença nos resultados**

Se o código foi executado com o parâmetro random\_state=42 no train\_test\_split, os resultados não devem variar entre execuções, pois o conjunto de treino e teste será sempre o mesmo. Tanto o SVM quanto a Regressão Logística produzirão os mesmos valores de acurácia em cada execução.

Caso o parâmetro random\_state seja removido, os resultados podem variar, já que a divisão entre treino e teste mudará a cada execução.

### **Como testar se há diferença?**

Para verificar se os resultados mudam, basta:

1. Manter random\_state: Acurácias consistentes devem ser observadas em todas as execuções.
2. Remover random\_state: As acurácias poderão variar devido à divisão aleatória dos dados.

Além disso, para analisar a estabilidade dos modelos, você pode executar o treinamento várias vezes e calcular a média e o desvio padrão das acurácias obtidas.

### **Conclusão**

Se o parâmetro random\_state=42 for mantido, não haverá diferença nos resultados entre as execuções, e os modelos poderão ser comparados de forma justa. No entanto, ao remover o random\_state, é esperado que variações nos resultados aconteçam devido à aleatoriedade da divisão dos dados.