**Justificativa para o Perceptron**

**Modelo Linear de Classificação Binária:**

O Perceptron é um modelo de classificação linear que tenta encontrar uma linha (ou hiperplano, em dimensões superiores) que separe os dados em duas classes. No caso, ele foi treinado para classificar os dados em duas classes: -1 e 1.

Isso significa que, se os dados são linearmente separáveis, o Perceptron deve ser capaz de encontrar uma solução que classifique os dados de maneira precisa. No entanto, se os dados não forem perfeitamente separáveis, o Perceptron poderá cometer erros de classificação.

**Função de Ativação em Degrau:**

O Perceptron utiliza uma função de ativação degrau, que atribui 1 ou -1 com base na soma ponderada das entradas. Se a soma for maior ou igual a zero, a saída é 1 caso contrário, é -1. Essa função de ativação abrupta faz com que o Perceptron tome decisões binárias, o que pode ser uma limitação em casos onde a relação entre as variáveis é mais complexa e não linear.

**Interpretação dos Resultados:**

Para os dados de previsão, o Perceptron aplicou o aprendizado obtido nos dados de treinamento para classificar cada exemplo em uma das duas classes. O Perceptron pode não ter um desempenho ideal caso os dados de previsão possuam uma estrutura complexa que não seja linearmente separável, o que pode explicar eventuais classificações incorretas.

**Justificativa para o Adaline**

**Modelo Linear com Ajuste Gradual:**

O Adaline (Adaptive Linear Neuron) também é um modelo linear, mas seu método de ajuste de pesos é baseado no erro quadrático médio, o que permite uma aproximação mais suave e gradual. Em vez de uma função degrau, o Adaline utiliza uma função linear para calcular a saída antes de aplicar a regra de classificação final (>= 0 para 1 e < 0 para -1).

**Ajuste Contínuo dos Pesos com Gradiente Descendente:**

O Adaline ajusta os pesos usando o método do gradiente descendente, que minimiza o erro quadrático entre a saída prevista e a saída esperada. Esse ajuste contínuo torna o Adaline menos sensível a pequenos desvios nos dados de entrada. No entanto, o Adaline é mais eficiente em problemas que são linearmente separáveis ou que têm uma estrutura linear aproximada.

**Interpretação dos Resultados:**

Ao prever as classes dos novos dados, o Adaline aplica os pesos ajustados para calcular a saída, utilizando a função linear para ajustar sua previsão. Assim como o Perceptron, o Adaline pode ter dificuldades com dados não linearmente separáveis. Em casos onde os dados têm uma relação mais complexa entre as variáveis de entrada, o Adaline pode errar em algumas classificações.