**Opis wyników eksperymentu**

**1. Implementowane modele:**

W eksperymencie zostało przetestowanych kilka modeli sieci neuronowych z różnymi konfiguracjami. Główne zmienne to liczba warstw i neuronów, wartość dropout oraz szybkość uczenia – learning\_rate. Modele różniły się architekturą, począwszy od prostszych (np. warstwy [64, 32]) po bardziej złożone (np. warstwy [128, 64, 32]). Wprowadzono również mechanizm dropout, aby ocenić wpływ regularizacji na wyniki.

**2. Krzywe uczenia i dokładność modelu:**

Podczas trenowania modelu najlepsze wyniki osiągnięto dla konfiguracji: learning\_rate = 0.001, warstwy [128, 64, 32] i brak dropout. Model ten uzyskał najwyższą dokładność walidacyjną (97,14%) oraz testową (83,33%). Krzywe uczenia pokazują, że model konwerguje stabilnie, a różnica między dokładnością zbioru uczącego a walidacyjnego nie wskazuje na przetrenowanie.

**3. Krzywa uczenia:**

Obraz zawierający zrzut ekranu, Oprogramowanie graficzne, tekst, modelowanie 3D

Opis wygenerowany automatycznie

**4. Porównanie wyników modeli:**

Dwa modele bazowe osiągnęły niższe wyniki:

* Model 1: Val Acc = 91,43%, Test Acc = 77,78%
* Model 2: Val Acc = 40,00%, Test Acc = 55,56%

Najlepszy model przewyższał modele bazowe pod względem dokładności testowej i walidacyjnej. Można zauważyć, że dodanie większej liczby neuronów i brak dropout poprawiło zdolność modelu do generalizacji.

**5. Wnioski:**

Model z warstwami [128, 64, 32] i learning\_rate = 0.001 najlepiej sprawdził się w tym zadaniu. Wysoka dokładność walidacyjna sugeruje, że model dobrze dopasował się do wzorców w danych. Dropout w niektórych przypadkach obniżył skuteczność modelu, co może sugerować, że dane były już wystarczająco różnorodne i regularizacja nie była potrzebna. Możliwe, że dalsza optymalizacja hiperparametrów mogłaby jeszcze bardziej poprawić wyniki.