Sprawozdanie

Zadanie 1

Obrazy wygenerowane w trakcie wykonywania zadania nr.1 zostały umieszczone w folderach a nie w sprawozdaniu z względu na ich ilość.

Wszystkie obrazy w nazwie zawierają istotne informacje takie jak nazwę optymizera, numer warstwy (L2, L3, L4 lub L5), ilość neuronów (N8, N16 lub N32) oraz inne informacje istotne dla zadania

Dlaczego sieć osiąga tak niską skuteczność trenowania na wskazanym zbiorze.

1a) Różnorodność danych: Złożoność zbioru danych objawia się w różnych kształtach i rozkładach, co stawia trudności w klasyfikacji, szczególnie dla mniej zaawansowanych modeli.

1b) Kompleksowość architektury: Mniej złożona struktura modelu może okazać się niewystarczająca do dostosowania się do złożonych charakterystyk danych.

1c) Ograniczona liczba epok: Nieprawidłowa liczba epok treningowych może uniemożliwić modelowi efektywne przyswajanie wzorców w danych, wpływając negatywnie na skuteczność uczenia.

Czy jest coś co można zrobić aby klasyfikator poprawił jakość trenowania?

Istnieje wiele strategii i technik, które można zastosować, aby poprawić jakość trenowania klasyfikatora

2a) Poszerzenie zbioru danych treningowych często przekłada się na lepszą zdolność klasyfikatora do generalizacji i przyswajania wzorców. Im więcej różnorodnych przykładów, tym lepsza jakość trenowania.

2b) Usuwanie błędów, odstających wartości i szumów z danych treningowych może poprawić jakość trenowania, eliminując zakłócenia.

2c) Techniki augmentacji danych, takie jak obracanie, skalowanie, czy zmiana kontrastu, mogą pomóc w uzyskaniu większej różnorodności w zbiorze danych, co z kolei wspiera lepsze uczenie się modelu.

2d) Dla bardziej skomplikowanych danych, warto rozważyć bardziej zaawansowane architektury modelu. Dla prostszych danych z kolei prostsze modele mogą być bardziej odpowiednie.

2e) Techniki regularyzacyjne, takie jak dropout czy L1/L2 regularization, mogą pomóc w uniknięciu przeuczenia (overfitting) i poprawić zdolność modelu do generalizacji.

Podział Gaussa

Dlaczego wyniki trenowania dają lepsze rezultaty niż w poprzednim zbiorze. Uzasadnić odpowiedź.

Przekształcony zbiór treningowy, oparty na rozkładzie Gaussa, tworzy bardziej rozróżnialne dane, co upraszcza proces nauki i klasyfikacji. Wzrost liczby epok: Umożliwia modelowi lepsze dostosowanie się do bardziej złożonych danych.

Czy architektura sieci ma znaczny wpływ na jakość klasyfikacji.

Tak, architektura sieci neuronowej ma znaczny wpływ na jakość klasyfikacji.

Czy szybkość trenowania ma wpływ na jakość klasyfikacji.

Tak, odpowiednia szybkość trenowania jest ważna dla uniknięcia przeuczenia oraz zapewnienia odpowiedniej dokładności.

Czy rodzaj optymalizatora ma wpływ na jakość klasyfikacji.

Rodzaj optymalizatora ma istotny wpływ na jakość klasyfikacji, ponieważ wprowadza różnice w sposobie aktualizacji wag podczas procesu uczenia.

Inne Zbiory

Dlaczego wyniki trenowania dają lepsze rezultaty niż w poprzednim zbiorze. Uzasadnić odpowiedź.

Wyniki trenowania na zbiorze geometrycznym nr 4 mogą przewyższać wyniki osiągnięte na poprzednich zbiorach, głównie ze względu na złożoność i skomplikowanie tego konkretnego zbioru. Zawiera on różnorodne kształty i klastry danych, co oznacza, że konieczne jest wykorzystanie bardziej zaawansowanej architektury sieci neuronowej do efektywnej klasyfikacji. Dlatego, kiedy dostosowujemy architekturę sieci i hiperparametry, możemy osiągnąć większą dokładność klasyfikacji na tym zbiorze.

Czy architektura sieci ma znaczny wpływ na jakość klasyfikacji.

Tak, konstrukcja sieci ma istotny wpływ na jakość klasyfikacji. Wybór liczby warstw, ilości neuronów w poszczególnych warstwach, a także funkcji aktywacji i innych hiperparametrów znacząco wpływa na zdolność sieci do nauki i klasyfikacji danych. Przez eksperymentowanie z różnymi architekturami, możemy znaleźć tę, która najlepiej sprawdza się w konkretnym zadaniu.

Czy szybkość trenowania ma wpływ na jakość klasyfikacji.

Tak, szybkość trenowania bez wątpienia ma wpływ na jakość klasyfikacji. Zbyt szybkie trenowanie (wysoki współczynnik uczenia) może skutkować brakiem zbieżności do optymalnego rozwiązania, co z kolei prowadzi do niższej dokładności. Z kolei zbyt wolne trenowanie (niski współczynnik uczenia) może wymagać znacznie więcej czasu na osiągnięcie zadowalających wyników. Optymalna szybkość trenowania zależy od konkretnego zadania i zbioru danych, a jej ustalenie wymaga eksperymentów.

Czy rodzaj optymalizatora ma wpływ na jakość klasyfikacji.

Tak, wybór rodzaju optymalizatora ma wpływ na jakość klasyfikacji. Różne optymalizatory stosują różne strategie aktualizacji wag sieci podczas procesu trenowania. Na przykład, optymalizator Adam jest często wybierany ze względu na swoją skuteczność w wielu zadaniach. Niemniej jednak, różne optymalizatory mogą działać lepiej lub gorzej w zależności od konkretnego zadania i ustawień hiperparametrów. Warto eksperymentować z różnymi rodzajami optymalizatorów, aby znaleźć ten, który najlepiej sprawdza się w danej sytuacji.

Zadanie 2

Klasyfikacja klasyczna

Optymalizacja hiperparametrów (wykonana 3 razy) oraz na ostatnim screenie znajduje się również struktura sieci:

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, diagram, numer

Opis wygenerowany automatycznie  
Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, wyświetlacz, oprogramowanie

Opis wygenerowany automatycznie

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, oprogramowanie, wyświetlacz

Opis wygenerowany automatycznie

Learning rate kolejno 0.001, 0.01 oraz 0.1

Obraz zawierający zrzut ekranu, tekst, oprogramowanie, Wykres

Opis wygenerowany automatycznie

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, wyświetlacz, oprogramowanie

Opis wygenerowany automatycznie

Wybranie 5 obrazów z zestawu walidacyjnego oraz ich wyświetlenie

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, ptak, usadowiony

Opis wygenerowany automatycznie

Obraz zawierający ptak, usadowiony

Opis wygenerowany automatycznie

Klasyfikacja z innym modelem

Sprawdzam czy nowy model uzyska lepsze wyniki w optymalizacji hiperparametrów (3 razy):

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, diagram, linia

Opis wygenerowany automatycznie

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, wyświetlacz, oprogramowanie

Opis wygenerowany automatycznie

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, Wykres, numer

Opis wygenerowany automatycznie

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, linia, diagram

Opis wygenerowany automatycznie

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, diagram, linia

Opis wygenerowany automatycznie

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, linia, diagram

Opis wygenerowany automatycznie

Struktura sieci

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, Czcionka, oprogramowanie

Opis wygenerowany automatycznie

Klasyfikacja z uczeniem przez transfer

Struktura sieci:

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, oprogramowanie, Oprogramowanie multimedialne

Opis wygenerowany automatycznie

Obraz zawierający tekst, Wykres, zrzut ekranu, linia

Opis wygenerowany automatycznie

Obraz zawierający na wolnym powietrzu, dziób, ptak, dzika przyroda

Opis wygenerowany automatycznie

Jaki wpływ ma struktura sieci na rozpoznawanie i klasyfikację?

Struktura sieci neuronowej ma doniosły wpływ na zdolność systemu do rozpoznawania i klasyfikacji danych. Jest to swoiste "serce" modelu, decydujące o jego zdolnościach uczenia się i reprezentacji informacji. Wybór struktury determinuje, w jaki sposób sieć przetwarza dane, ekstrahuje cechy oraz dokonuje klasyfikacji.

Głębokość sieci, czyli liczba warstw, wpływa na zdolność modelu do tworzenia hierarchicznych abstrakcji. Im więcej warstw, tym model może uczyć się bardziej złożonych i skomplikowanych reprezentacji danych, co jest szczególnie korzystne w zadaniach, gdzie obiekty posiadają różne poziomy abstrakcji.

Liczba neuronów w poszczególnych warstwach odzwierciedla zdolność sieci do dostosowywania się do różnorodności danych. Optymalne dostosowanie liczby neuronów pozwala na efektywne przechwytywanie istotnych informacji, unikając jednocześnie utraty szczegółów lub przeuczenia.

Dodatkowo, wybór funkcji aktywacji i innych elementów strukturalnych sieci wpływa na sposób, w jaki informacje są przetwarzane, co ma kluczowe znaczenie dla zdolności modelu do rozpoznawania wzorców i efektywnej klasyfikacji danych. Warto zatem dokładnie dobierać strukturę sieci w zależności od charakterystyki konkretnego zadania.

Jaki wpływ ma zastosowanie warstw dropout na klasyfikację?

Zastosowanie warstw Dropout ma istotny wpływ na proces klasyfikacji w sieciach neuronowych. Warstwy Dropout stanowią technikę regularyzacji, której celem jest zapobieganie przeuczeniu się modelu poprzez losowe "wyłączanie" pewnych neuronów podczas treningu.

Jaki wpływ ma szybkość uczenia na klasyfikację.

Szybkość uczenia, czyli parametr decydujący o tym, jak szybko modele uczenia się dostosowują w trakcie trenowania, ma kluczowy wpływ na proces klasyfikacji w sieciach neuronowych. Optymalna wartość tego parametru umożliwia skuteczną zbieżność modelu, zapewniając precyzyjną klasyfikację danych testowych i odpowiednią reakcję na szumy w danych. Jednakże, zbyt duża szybkość uczenia może wprowadzić niestabilność, podczas gdy zbyt mała prowadzi do powolnej zbieżności. Poprawnie dostosowana szybkość uczenia pełni także rolę regularyzacji, kontrolując złożoność modelu. Optymalne jej ustawienie jest kluczowe dla skutecznej klasyfikacji w sieciach neuronowych.

Jaki wpływ ma jakość zbioru trenującego na uczenie.

Jakość zbioru trenującego istotnie wpływa na skuteczność uczenia maszynowego. Reprezentatywność danych, czystość zbioru, równowaga między klasami, rozmiar zbioru i poprawność etykietowania są kluczowymi czynnikami. Zbiór powinien odzwierciedlać różnorodność i być wolny od błędów. Równowaga między klasami oraz poprawność etykiet są istotne w kontekście klasyfikacji. Większy, reprezentatywny zbiór wspiera lepszą zdolność modelu do ogólnego uczenia się wzorców. Zrozumienie tych aspektów jest niezbędne dla osiągnięcia wysokiej jakości procesu uczenia maszynowego.

Czy sieć zawsze będzie dobrze trenować?

Trenowanie sieci neuronowej nie zawsze jest bezproblemowe. Jakość zależy od czynników, takich jak struktura sieci, jakość danych, oraz dostosowanie hiperparametrów. Zbyt prosty model może nie reprezentować złożonych zależności, a zbyt skomplikowany może prowadzić do przeuczenia. Jakość danych oraz odpowiednie dobranie hiperparametrów są kluczowe dla skutecznego trenowania.

Czy ilość epok miała wpływ na trenowanie obrazów?

Ilość epok, czyli liczba pełnych przejść przez zbiór treningowy, ma znaczący wpływ na trenowanie sieci neuronowej w zadaniu klasyfikacji obrazów. Optymalna liczba epok jest kluczowa, gdyż zbyt mała może uniemożliwić modelowi nauczenie się istotnych cech, podczas gdy zbyt duża może prowadzić do przeuczenia, utraty zdolności do generalizacji na nowe dane. Ostateczne dostosowanie ilości epok wymaga eksperymentów, aby znaleźć balans pomiędzy efektywnością trenowania a zapobieganiem nadmiernemu dostosowaniu modelu.

Czy uczenie z transferem daje dobre wyniki?

Uczenie z transferem, czyli wykorzystanie wstępnie wytrenowanego modelu do nowego zadania, często przynosi dobre wyniki. To podejście jest szczególnie skuteczne, gdy dane nowego zadania są ograniczone. Mimo to, kluczowe jest dostosowanie modelu do specyfiki nowego zadania, co może wymagać dostosowania hiperparametrów lub trenowania dodatkowych warstw. Ostateczna skuteczność zależy od stopnia podobieństwa między danymi używanymi w pierwotnym trenowaniu a danymi nowego zadania.