Zadania na 3.0 – sprawozdanie

Wszystkie zadania będą wykonywane przeze mnie przy użyciu Pythona i jego bibliotek. Komentarze w kodzie będę wykonywał w języku angielskim.

1. Stworzenie drzewa decyzyjnego na datasecie titanic (dostępny pod linkiem: <https://www.kaggle.com/competitions/titanic>)

Do wykonania tego zadania użyję biblioteki Scikit-Learn, do wczytania i manipulacji danymi będę używał Pandas.

Otwieram zestaw danych, do treningu i do testu, dane są w postaci plików CSV

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, Czcionka

Opis wygenerowany automatycznie

Interesuje mnie zestaw do treningu, z którego muszę wydzielić dane oraz target, którym będzie kolumna Survived.

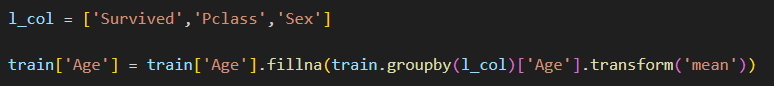
Zanim jednak to zrobie, warto byłoby uzupełnić brakujące dane wiekowe niektórych pasażerów. Wiek w tym przypadku pełni dosyć ważną rolę jeśli rozważamy przetrwanie pasażerów. Pustych danych jest całkiem sporo, co mogę łatwo sprawdzić sumując je:





Puste dane postanowiłem uzupełnić, grupując pasażerów kolumnami ['Survived','Pclass','Sex'] i wyciągając średnią wiekową z tych grup.

Uzupełniam dane przy użyciu .fillna():



Przed wrzuceniem danych do klasyfikatora, trzeba je jeszcze nieco wyczyścić oraz zamienić wartości słowne na liczbowe. Dodaje nową kolumnę FamilySize oraz IsAlone, rezygnując z niepotrzebnych.

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu

Opis wygenerowany automatycznie

Przy użyciu biblioteki Seaborn, można w fajny sposób zwizualizować korelacje między danymi:

Obraz zawierający zrzut ekranu, tekst, kwadrat, Wielobarwność

Opis wygenerowany automatycznie

Chciałbym teraz sprawdzić, jak głębokie drzewo będzie najbardziej optymalne w naszym przypadku. Do tego, użyję sobie techniki Cross Validation, która będzie dzielić nasz train set na części i obliczać celność dla każdej z nich.

Możliwe głębokości ustawiłem na od 1 do ilości kategorii w datasecie, ilość podziałów na 10:

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, oprogramowanie

Opis wygenerowany automatycznie

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, czarne, Czcionka

Opis wygenerowany automatycznie

Widzę, że najlepiej poszło na 5, także wykorzystam to jako max głębokość swojego drzewa.

Robię sobie podział na dane i target:

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, Czcionka

Opis wygenerowany automatycznie

Tworzę drzewo, wrzucam do niego dane, robię test na testowych danych.

Wytrenowany model zapisuje sobie, dodatkowo zapisuje sobie png z moim drzewem w celu wizualizacji:

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, oprogramowanie

Opis wygenerowany automatycznie

Do stworzenia obrazu użyłem biblioteki Graphviz

Obraz drzewa zapisany jest w pliku tree\_image (za szeroki by tu wkleić).

Na koniec liczę sobie celność modelu, która wyniosła 86.08.

1. Prosta sieć dwuwarstwowa ucząca się XORA

XOR – czyli alternatywa rozłączna, poniższa tabela prezentuje działanie tej bramki logicznej:

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, numer, Czcionka

Opis wygenerowany automatycznie

Model, który stworze będzie modelem dwuwarstwowym, wejście + 1 ukryta + wyjście.  
Wejście będzie posiadać 2 neurony – na 1 i 0, warstwa ukryta może być w tym przypadku prosta, na 3 lub 4 neurony. Wyjście na 1 neuron jest wystarczające, będzie to float od 0 do 1, który zostanie zaokrąglony do najbliższej liczby.

Do implementacji potrzebna mi będzie biblioteka PyTorch.

Z racji, że XOR jest łatwym problemem, w tym przypadku nie będzie konieczne robienie dużego datasetu:

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, oprogramowanie, Oprogramowanie multimedialne

Opis wygenerowany automatycznie

Tworzę sobie prosty model sieci dwuwarstwowej:

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, Czcionka

Opis wygenerowany automatycznie

Teraz gdy mamy nasz model, zostało zinicjalizowanie go. Następnie musimy też wybrać funkcję straty i optymalizatora.

Jako f-cje straty użyje MSE Loss ( Mean Squared error Loss), która jest stosowania do zadań regresji, jako iż XOR możemy potraktować jako regresje binarną.

Co do optymalizatora użyje SGD (Stochastic Gradient Descent), który jest prostym i powszechnie używanym optymalizatorem.

Przy bardziej skomplikowanych problemach, warto poeksperymentować z doborem obu funkcji, jednak tutaj z racji prostoty problemu, nie będzie to potrzebne.

Przy problemach i przy tworzeniu sieci, często tworzy się blok w kodzie, dedykowany stworzeniu hiperparametrów, czyli parametrów modelu, które będą decydować o jego nauce. Są to parametry takie jak: ilość epok, learning rate(jak szybko model ma się uczyć), wielkość warstw modelu, ilość neuronów w warstwie, wielkość batchy czy foldów w przypadku Cross Validation itd…

Odpowiedni dobór tych parametrów stanowi wyzwanie przy tworzeniu bardziej zaawansowanych modeli, stosuje się róże techniki aby jak najlepiej dopasować je w celu osiągnięcia najwyższej celności modelu.

W kodzie będzie to wyglądać następująco:

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, Czcionka

Opis wygenerowany automatycznie

Mamy wszystko czego potrzebujemy, teraz wytrenujemy nasz model przy użyciu prostej pętli:

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu

Opis wygenerowany automatycznie

Nasz model dla każdego zestawu danych, wylicza wynik. Następnie liczona jest strata, przy pomocy MSE oraz model wylicza gradienty dla parametrów. Przy pomocy gradientów, model jest w stanie zobaczyć jak zmieni się wartość funkcji przy zmianie parametru, przez co jest w stanie się uczyć. Na końcu następuję aktualizacja wag.

Na koniec, szybka walidacja naszego modelu przy podstawowych danych: Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, oprogramowanie, wyświetlacz

Opis wygenerowany automatycznie

Tak oto prezentuję się wynik działania modelu - uczenie + walidacja:

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, Czcionka, czarne

Opis wygenerowany automatycznie

Dany problem był dosyć trywialny, dlatego szybko był on w stanie się nauczyć poprawnego rozpoznawania oraz rozwiązywania XORa.

Widzimy że model konsekwentnie zmniejszał wartość błędu po przejściu przez kolejne epoki. Można by trenować model również na więcej epok, ale myślę że mija się to z celem, przez to że model będzie w stanie osiągnąć 0 wartość błędu.

1. Sieć konwolucyjna ucząca się MNIST

Sieć konwolucyjna jest to rodzaj sieci neuronowej, która skutecznie analizuje dane przestrzenne, takie jak obrazy. Działa poprzez przekształcanie wejściowego obrazu za pomocą serii warstw konwolucyjnych.

Wykorzystując PyTorch stworzę sieć neuronową, która będzie posiadać jedną warstwę konwolucyjną oraz warstwy liniowe. Dla prostego problemu jakim jest MNIST, będzie to wystarczające

Zaczynam od tworzenia modelu:

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, oprogramowanie, System operacyjny

Opis wygenerowany automatycznie

Definiuje warstwy. Ważne, aby warstwa konwolucyjna miała zdefiniowaną ilość kanałów (1 – szarość, 3 – RGB) wielkość jądra oraz pooling i jego wymiary.

Warstwa ta będzie przekształcać nasz obraz na kilka mniejszych obrazów (dokładnie 20).  
Pooling jest to proces łączenia podobnych sąsiednich pixeli (w tym przypadku 2x2) w jeden.

Jako funkcję aktywacji wybrałem ReLu, jest prosta (max(0, x)) oraz szybka w trenowaniu.

Warstwy liniowe dopasowuje aby odpowiednie macierze mogły się przemnożyć.

Na końcu wykonuje softmax, czyli skalowanie wyników sieci na prawdopodobieństwa sumujące się do 1.

Ważną warstwą jest też Flatten Layer, warstwa przekształca naszą wielowymiarową warstwę w sieci w jednowymiarowy wektor. Robimy to po to, aby dopasować dane wejściowe w pełni połączonej warstwy do klasyfikacji.

Od razu też mogę zdefiniować hiperparametry:

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, Czcionka, numer

Opis wygenerowany automatycznie

Teraz zajmę się danymi. MNIST jest bardzo popularnym datasetem, więc część bibliotek posiada wbudowaną możliwość jego pobrania: Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, Czcionka

Opis wygenerowany automatycznie

Definiuję ścieżkę zapisu, części datasetu i przekształcam je od razu na Tensory, czyli po prostu wielowymiarowe wektory.

Postanowiłem, że train set, podzielę 3/1 na train oraz validation set, którym będę od razu obliczał celność modelu przy treningu. Obraz zawierający zrzut ekranu, tekst, Czcionka

Opis wygenerowany automatycznie

Następnym istotnym krokiem w tworzeniu sieci w PyTorchu, który znacznie ułatwia pracę, jest stworzenie data loaderów dla każdego zbioru danych. Pozwoli to na prostą iterację po danych podczas treningu:

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, Czcionka

Opis wygenerowany automatycznie

Definiuję model oraz potrzebne funkcję straty i optymalizator, tworzę też słownik na zapis danych przy treningu. W tym przypadku posłużę się adaptacyjnym optymalizatorem.

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu

Opis wygenerowany automatycznie

Można zacząć trening. Podzieliłem trening i test na dwie osobne funkcje w kodzie.

Trenuję model i zapisuje jego wyniki, jak również poprawne odpowiedziObraz zawierający tekst, zrzut ekranu, oprogramowanie, Oprogramowanie multimedialne

Opis wygenerowany automatycznie

Przy każdej epoce, ewaluuje również jego sprawność walidacją:

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, oprogramowanie

Opis wygenerowany automatycznie

Całość treningu i walidacji prezentuję się następująco:

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, Czcionka

Opis wygenerowany automatycznie

5 Epok przy takim datasecie jest wystarczające w zupełności.

Zapisuje sobie mój model lokalnie oraz funkcją rysuje sobie wykres na podstawie danych ze słownika.

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, Wykres, linia

Opis wygenerowany automatycznie

Na koniec, funkcją test, sprawdzam jak sobie poradzi na danych testowych po jego nauczeniu.

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, oprogramowanie

Opis wygenerowany automatycznie

Korzystając z sklearn drukuje sobie również raport, jak sobie poradził model:

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, menu

Opis wygenerowany automatycznie

Poszło mu bardzo dobrze, jest w stanie prawie ze 100% pewnością zgadywać cyfry z obrazka.

MNIST jest dosyć prostym problemem, sieci konwolucyjne stanowią bardzo dobre narzędzie do tego typu zadań. Jest to obecnie standard przy rozpoznawaniu obrazów.