CIFAR100 classification project

Agnieszka Żaba

1 Przygotowania modelu

Do klasyfikacji danych ze zbioru CIFAR100 stworzyłam siec kolnwolucyjnš. Ze względu na ograniczenia czasowe dla uczenia na poczštku siec była bardzo krótka. Udało się jednak na Colabie włšczyć opcję korzystania z GPU, dzięki czemu zwiększyły się możliwosci. Na poczštku stworzyłam prostš siec zawierajš 3 warsty konwolucyjne z funkcjš aktywacji ReLu. Jako funkcję kosztu od samego poczštku wykorzystałam Sparse Categorical Crossentropy.

Uczenie wywoływałam wielokrotnie zmienišj
šc za każdym razem którys z parametrów. Pocz
štkowo chciałam dostosowac learning rate, ale ze względu na ograniczenie czasowe zostałam przy domyslnym lr=0.001. Przy zmniejszonym kroku po 10 epokach otrzymałam lepsze wyniki na zbiorze treningowym, ale wciśż na zbiorze walidacyjnym nie były zadowalajśce.

Ustawiłam więc rozmiar batcha jako 32 i dodałam normalizację batchów po każdej warstwie konwolucyjnej. Udało się przyspieszyc proces uczenia. Dodatkowo, żeby zminimalizowac rozbierznosc między zbiorem treningowym i walidacyjnym dodałam regularyzację. Na poczštku L1L2, ale samo l2 miało lepsze wyniki.

Aby uniknše overfittingu dodałam także dropout z parametrem 0.5. Najlepsze wyniki, accuracy koło 0.58 na testowym i 0.49 na walidacyjnym, otrzymałam wykorzystujśc siec, która miała ponad 2.5 mln parametrów.

2 Konstrukcja sieci

Augmentacja danych - rotacja, przesunięcie w poziomie, poziome odbicie Optimizer - Adam Learning rate - 0.001

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 32, 32, 32)	896
batch_normalization (BatchNo	(None, 32, 32, 32)	128
dropout (Dropout)	(None, 32, 32, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 30, 30, 64)	18496
batch_normalization_1 (Batch	(None, 30, 30, 64)	256
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 28, 28, 64)	36928
batch_normalization_2 (Batch	(None, 28, 28, 64)	256
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 9, 9, 64)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 9, 9, 64)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 7, 7, 64)	36928
batch_normalization_3 (Batch	(None, 7, 7, 64)	256
max_pooling2d_1 (MaxPooling2	(None, 3, 3, 64)	0
dropout_2 (Dropout)	(None, 3, 3, 64)	0
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 1, 1, 64)	36928
batch_normalization_4 (Batch	(None, 1, 1, 64)	256
flatten (Flatten)	(None, 64)	0
dense (Dense)	(None, 100)	6500
Total params: 137,828 Trainable params: 137,252 Non-trainable params: 576		

3 Wyniki

W modelu bez augmentacji po 100 epokach:

 $\begin{aligned} & train\ accuracy = 0.4081 \\ & validation\ accuracy = 0.4400 \end{aligned}$

W modelu bez augmentacji przez 15 epok:

 $\begin{aligned} & train\ accuracy = 0.3601 \\ & validation\ accuracy = 0.3543 \end{aligned}$

I po uczeniu z augmentacjš od 16 do 100 epoki:

 $\begin{aligned} & train\ accuracy = 0.3713 \\ & validation\ accuracy = 0.4330 \end{aligned}$