
	Politechnika Bydgoska im. J. J. Śniadeckich Wydział Telekomunikacji, Informatyki i Elektrotechniki Zakład Systemów Teleinformatycznych		
Przedmiot	Zaawansowane Techniki Sztucznej Inteligencji		
Prowadzący	prof. dr hab. inż. prof. PBS Piotr Cofta		
Temat	<i>Project</i>		
Student	Cezary Tytko		
Ocena		Data oddania spr.	

Etap 2. – ustalenie minimalnego poziomu jakości (benchmark).

Przed przystąpieniem do rozwiązania problemu, należy określić co chcemy osiągnąć, co jest wymagane, a co jest tylko opcjonalne, określić minimum które nas zadowoli, aby wiedzieć kiedy osiągniemy zakładany efekt.

W problemach związanych ze sztuczną inteligencją stosuje się różne metryki do porównywania jakości modeli między sobą jak i dają możliwość jasnego określenia jak model jest dobry, metryki te sprowadzają się do procentowego określenia jak model jest dobry względem ideału (jeżeli taki ideał możemy określić). W problemie klasyfikacji (taki jak w projekcie) stosuje się celność, mówiącą ile obserwacji jest poprawnie klasyfikowanych, model idealny zawsze zwracał by poprawną klasę, czyli miałby dokładność 100%.

Określenie minimalnego poziomu jakości, możemy dokonać dowolnie, ale nie znając i nie analizując wcześniej problemu, możemy pomylić się w jedną jak i drugą stronę, przeszacować albo nie doszacować co jesteśmy w stanie osiągnąć. W naszym problemie musimy przypisać jedną z 24 klas (suma liczby oczek na poprawnych kostkach). W takim problemie możemy zacząć od analizy modelu losowego, jeżeli naiwnie założymy, że wszystkich klas jest po równo, taki model uzyskiwałby $100\% / \text{liczba klas} = 100 / 24 \% \approx 4$. Jednak kiedy analizowaliśmy dane w pierwszym etapie okazało się że klasy nie są równo liczne (są niezbalansowane) tylko klasa „18” jest najliczniejsza, taka informacja z perspektywy określenia minimum jest bardzo istotna, ponieważ możemy utworzyć model stały (zawsze zwraca tą samą klasę),

w naszym przypadku klasę „18”, w takim założeniu dokładność modelu będziemy liczyć: liczba wystąpień najliczniejszej klasy / wszystkie obserwacje = $10025 / 100000 \approx 10\%$, jak widać taki model jest już 2,5 razy lepszy niż model losowy, a z perspektywy kosztów jest on darmowy. Aby nie generować kosztów, możemy również wykorzystać już istniejący model, w takim przypadku zmienimy tylko wejście i wyjście z modelu tak aby przystosować go do nowych danych, wykorzystałem tutaj model z projektu „Sztuczne sieci neuronowe”, był to model służący do klasyfikacji liczby oczek na kostce, na podstawie obrazka.

Definicja modelu:

```
1. class CNN(nn.Module):
2.     def __init__(self):
3.         super(CNN, self).__init__()
4.         self.conv1 = nn.Conv2d(1, 32, kernel_size=3, stride=1, padding=1)
5.         self.conv2 = nn.Conv2d(32, 64, kernel_size=3, stride=1, padding=1)
6.         self.pool = nn.MaxPool2d(2, 2)
7.         self.fc1 = nn.Linear(64 * 25 * 25, 64)
8.         self.fc2 = nn.Linear(64, 26)
9.
10.    def forward(self, x):
11.        x = self.pool(torch.relu(self.conv1(x)))
12.        x = self.pool(torch.relu(self.conv2(x)))
13.        x = x.view(-1, 64 * 25 * 25)
14.        x = torch.relu(self.fc1(x))
15.        x = self.fc2(x)
16.        return x
17.
```

Model po dostosowaniu wejść i wyjść i trenowaniu przez 5 epok, na danych treningowych stanowiących 80% całości (20% przeznaczone na testowanie), uzyskał wynik 10, 52% dla danych testowych i 15, 95% na danych testowych (model się przeuczył)

```
torch.Size([100000, 100, 100])
Epoch [1/5], Loss: 3469.2740, Train Accuracy: 9.82%, Test Accuracy: 10.01%
Epoch [2/5], Loss: 3456.0321, Train Accuracy: 9.80%, Test Accuracy: 10.03%
Epoch [3/5], Loss: 3448.7848, Train Accuracy: 10.28%, Test Accuracy: 9.91%
Epoch [4/5], Loss: 3398.7570, Train Accuracy: 11.94%, Test Accuracy: 9.98%
Epoch [5/5], Loss: 3227.6976, Train Accuracy: 15.95%, Test Accuracy: 10.52%
Accuracy on test set: 10.52%
```

Jest to wynik którego się spodziewałem, ponieważ nie zakładałem że model uzyska wynik lepszy niż model stały, a i tak się przeuczy, zakładałem właśnie że model będzie dążył do tego modelu stałego i wskazywał najczęściej „18” niezależnie od treści obrazu, dodatkowo analizując przykłady błędnie sklasyfikowanych obrazów, model zwracał wartości „18” i klas bliskich jak „17” i „19”, wynika to z tego, że model po 5 epokach nie stał się jeszcze modelem stałym, ale patrząc na rozkład

klas z analizowany w poprzednim etapie, jest to coś czego nie tylko można była się spodziewać, ale należało się tego spodziewać i świadczy to o tym że model uczy się w sposób właściwy, ale brakuje mu narzędzi do polepszenia wyniku.

Podsumowując powyższe 3 podejścia wyznaczyłbym plan absolutnego minimum na 10% dokładności, jest to próg poniżej którego rozwiązanie jest błędne, wyniki powyżej można uznać już za mały sukces.

Analizując problem w kolejnym etapie planuje podzielić rozwiązanie modelu na etapy, zaczynając od segmentacji obrazu i wykrycia/ wyizolowania kostek z obrazu, sklasyfikować na poprawne i niepoprawne, klasyfikować liczbę oczek na każdej kostce, i na końcu zsumować liczbę na poprawnych kostkach danego obrazu.