Wykrywanie tablic rejestracyjnych przy pomocy algorytmów głębokiego uczenia Warsztaty z technik uczenia maszynowego

Jakub Dmitruk i Julita Kulesza

Wydział Matematyki i Nauk Informacyjnych

07.06.2024

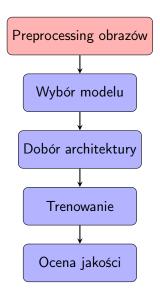
Cele

Celem naszego projektu było stworzenie systemu zdolnego do rozpoznawania prostokątnych tablic na różnorodnych zdjęciach aut. Łączył on w sobie techniki przetwarzania obrazu z zaawansowanymi metodami uczenia maszynowego, aby zapewnić dobrą dokładność detekcji.



źródło:

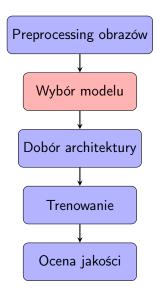
https://www.optex.co.jp/e/products/vehicledetection/app_icense - plate - recognition/



Przeskalowaliśmy każde zdjęcie do rozmiaru 224×224 pikseli z wygładzeniem przy pomocy filtru Image.LANCZOS, aby ujednolicić rozmiary zdjęć. Oczywiście, konieczne było też dostosowanie etykiet położenia tablic do nowych rozmiarów zdjęć.

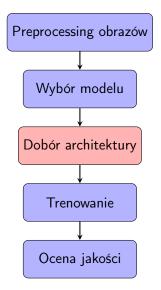
Następnie zdjęcia przekształciliśmy do formatu numpy.array, uzupełniliśmy o szum gaussowski i znormalizowaliśmy piksele do zakresu $\left[0,1\right]$.

Aby zwiększyć objętość zbioru testowego, uzupełniliśmy go o odbicia lustrzane każdego z elementów.

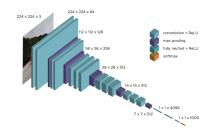


Używając podejścia transfer learning, zdecydowaliśmy się wykorzystać wcześniej wytrenowany model VGG16 do zadania klasyfikacji obrazów. Miało to pozwolić na skrócenie czasu trenowania.

Punktem odniesienia była zbudowana przez nas sieć neuronową. Cel? Lepsze zrozumienie i kontrola architektury naszego modelu.



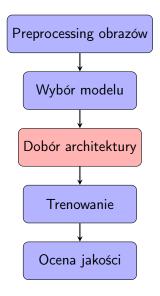
Model 1: VGG16 to sieć neuronowa wytrenowana na ogromnym zbiorze danych ImageNet. Wzbogaciliśmy go o dwie dodatkowe warstwy, warstwę w pełni połączoną z funkcją aktywacji *relu* oraz warstwę wyjściową.



Rysunek: Architektura modelu VGG16

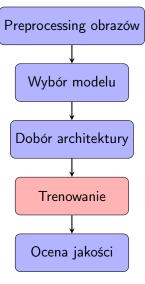
źródło: https://graiphic.io/importing-a-vgg-16-model-from-keras/



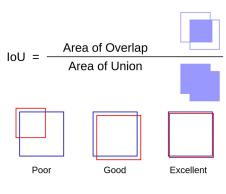


Model 2: Nasza sieć neuronowa składała się z różnego typu warstw:

- za pomocą warstwy
 BatchNormalization
 normalizowaliśmy wejścia do warstw. Zazwyczaj czyni to algorytm stabilniejszym;
- warstwa MaxPooling2D pozwoliła nam na redukcję rozmiaru danych w procesie;
- warstwa Dropout wyłączała losowo część neuronów, regularyzując model.

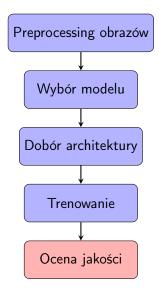


Podczas trenowania modeli użyliśmy metryki IoU (ang. *Intersection over Union*) do oceny jakości przewidywań.



Rysunek: Definicja metryki IoU

źródło: https://idiotdeveloper.com/what-isintersection-over-union-iou/



Ocena działania algorytmu była stosunkowo prosta i szybka, ponieważ wystarczyło zastosować go predykcji na kilku obrazach i wizualnie ocenić wyniki.

Dzięki temu można łatwo było zidentyfikować ewentualne problemy i ewentualnie dokonać niezbędnych korekt (już nie tak łatwo).

Wyniki

Poniżej prezentujemy wyniki działania lepszego z algorytmów, czyli tego opartego na metodzie *transfer learning*.





• Uzyskane wyniki na zbiorze testowym były przyzwoite (rejestracja zazwyczaj znajdowała się w zaznaczonym zakresie).

- Uzyskane wyniki na zbiorze testowym były przyzwoite (rejestracja zazwyczaj znajdowała się w zaznaczonym zakresie).
- Średnie IoU w procesie walidacji wynosiło 0.48, istnieje więc znaczne pole do poprawy dokładności.

- Uzyskane wyniki na zbiorze testowym były przyzwoite (rejestracja zazwyczaj znajdowała się w zaznaczonym zakresie).
- Średnie IoU w procesie walidacji wynosiło 0.48, istnieje więc znaczne pole do poprawy dokładności.
- Możliwe dalsze kierunki rozwoju: zmiana architektury modelu, optymalizacja hiperparametrów, czy zwiększenie rozmiaru zbioru treningowego.
- Gotowe modele, takie jak VGG16, zapewniają solidne wyniki już na starcie i są trudne do zrównania pod względem skuteczności.

- Uzyskane wyniki na zbiorze testowym były przyzwoite (rejestracja zazwyczaj znajdowała się w zaznaczonym zakresie).
- Średnie IoU w procesie walidacji wynosiło 0.48, istnieje więc znaczne pole do poprawy dokładności.
- Możliwe dalsze kierunki rozwoju: zmiana architektury modelu, optymalizacja hiperparametrów, czy zwiększenie rozmiaru zbioru treningowego.
- Gotowe modele, takie jak VGG16, zapewniają solidne wyniki już na starcie i są trudne do zrównania pod względem skuteczności.
- Zadanie detekcji obiektów jest trudne, czasochłonne i wymaga precyzyjnej znajomości różnych architektur.

Wykrywanie tablic rejestracyjnych przy pomocy algorytmów głębokiego uczenia Warsztaty z technik uczenia maszynowego

Jakub Dmitruk i Julita Kulesza

Wydział Matematyki i Nauk Informacyjnych

07.06.2024