Ekstrakcja widoków tablic rejestracyjnych z kamer monitoringu ruchu drogowego

Mateusz Dryzek 30 stycznia 2017

Streszczenie

Celem pracy była implementacja i zbadanie działania algorytmu wykrywania tablic rejestracyjnych pojazdów na obrazach z kamer monitoringu ruchu drogowego. W ramach pracy zaimplementowano podejście opisane w [2] opierające się o przekształcenia morfologiczne obrazu w celu odrzucenia regionów, które nie zawierają tablic. Wyniki działania algorytmu zestawiono z w wynikami innych algorytmów znalezionymi w literaturze.

1 Wprowadzenie

W ramach pracy wybrano algorytm lokalizacji tablic, który swoje działanie opiera o hipotezę, zgodnie z którą w przeciwieństwie do obrazu całego samochodu, region zawierający tablicę rejestracyjną zawiera duże zagęszczenie linii pionowych. W celu poprawienia detekcji, przed etapem binaryzacji obrazu, algorytm próbuje doprowadzić do rozjaśnienia regionów spełniających to założenie.

2 Opis algorytmu

Działanie algorytmu składa się z następujących kroków:

- 1. Sprowadzenie obrazu do skali szarości
- 2. Zastosowanie pionowego filtra Sobela (Rysunek 1b) w celu wykrycia pionowych lini w regionie tablicy
- 3. Rozmycie obrazu przy pomocy filtra uśredniającego (Rysunek 1c) w celu doprowadzenia do równomiernego podświetlenia całej powierzchni tablicy
- 4. Operacja morfologicznego otwarcia (Rysunek 1d) w celu usunięcia małych podświetlonych obszarów obrazu nie będących tablicą rejestracyjną. Na tym etapie powstać mogą przerwy między znakami w obrębie tablicy rejestracyjnej aby je wyeliminować stosuje się operację domknięcia.
- 5. Operacja top-hap (Rysunek 1e) mająca na celu wyeliminowanie z obrazu dużych podświetlonych obszarów. Operacja również może spowodować przyciemnienie obszarów pomiędzy znakami więc ponownie stosuje się operację domknięcia.
- 6. Operacje erozji i dylatacji z różnymi elementami bazowymi (Rysunek 1f) w celu zmniejszenia podświetlonych obszarów i uzyskania obszarów bardziej przylegających do pożądanych.
- 7. Binaryzacja obrazu z wykorzystaniem metody Otsu (Rysunek 1g) w celu odpowiedniego dobrania progu binaryzacji użyta została metoda Otsu.
- 8. Analiza połączonych regionów, w ramach której ze wszystkich podświetlonych regionów odrzucane są te, które nie zawierają tablic, tzn. ich wysokość jest większa od szerokości, ich wymiary są mniejsze niż narzucone z góry lub stykają się z granicami obrazu.
- 9. Zmniejszenie regionów (Rysunek 1i) dla wszystkich pozostałych kandydatów następuje próba lepszego dopasowania do granic tablicy. W tym celu dla każdego kandydata określa się najmniejszy zawierający go prostokąt i z obrazu powstałego w etapie 6. wycina się ten fragment.

- 10. Ponowna binaryzacja (Rysunek 1j) każdy wycięty prostokąt powiększa się o 2 piksele w każdą stronę w celu polepszenia wartości progowej w binaryzacji metodą Otsu, następnie przeprowadza się binaryzację i operację erozji i dylatacji.
- 11. Ostatnim etapem jest ponowne zastosowanie etykietowania połączonych regionów (Rysunek 1k)- rezultatem pracy algorytmu są te, które spełniają ograniczenia nałożone na wysokość i szerokość.

3 Przygotowanie środowiska i uruchomienie aplikacji

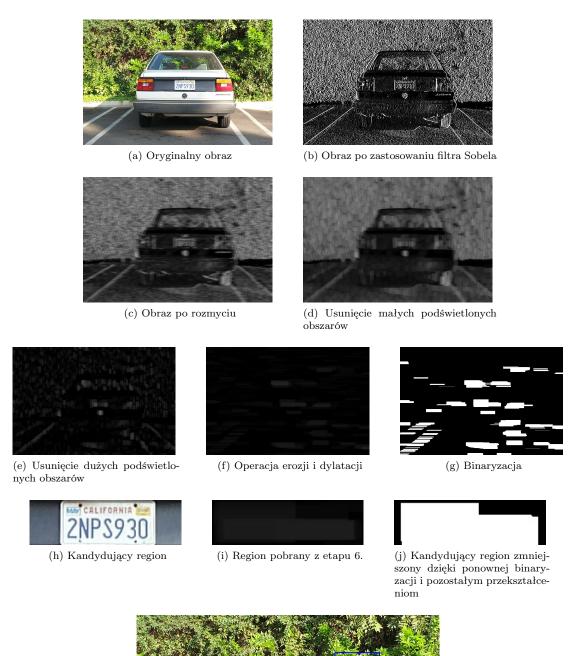
Aplikacja napisana jest w języku Python w wersji 3.5.2. Środowisko do badania algorytmu można przygotować korzystając z narzędzia Anaconda [1] przy pomocy następujących komend:

```
conda create — name license—plate—recognition python=3.5.2 activate license—plate—recognition conda install conda install — c menpo opencv3=3.2.0 conda install pandas
```

Aby uruchomić algorytm wystarczy zaimportować plik lpr.py do aplikacji python i uruchomić funkcję localize plate(), która przyjmuje następujące parametry:

- path ścieżka pliku ze zdjęciem
- wP,hP spodziewana szerokość i wysokość tablicy rejestracyjnej
- a1,a2...a5 doświadczalnie wyznaczone parametry odpowiadające za kształt elementów bazowych w przekształceniach obrazu.
- MINHCHAR, MAXHCHAR minimalna i maksymalna wysokość znaków na tablicy.
- MINWCHARS, MAXWCHARS minimalna i maksymalna szerokóść znaków na tablicy.
- inter-character-distance spodziewana odległość pomiędzy poszczególnymi znakami tablicy.

Funkcja zwraca listę krotek w formacie (start_x, start_y, witdh, height) oznaczających prostokąty będące kandydatami zwróconymi przez algorytm.



ZNPS 930

(k) Wynikowy obraz z zaznaczonymi kandydatami

Rysunek 1: Przykładowy przebieg działania algorytmu

4 Badania

4.1 Zbiór testowy

W celu przebadania algorytmu został wykorzystany zbiór obrazów samochodów Cars 1999 [3]. Do sprawdzenia poprawności zwracanych przez algorytm kandydatów na regiony zawierające tablice rejestracyjne, zbiór został ręcznie oznaczony.

4.2 Ocena rozwiązania

Jako metodę oceny oznaczenia wykorzystano podobnie jak w [2] następującą metrykę:

$$score(r_{met}) = \frac{area(r_{met} \cap r_{plate})}{area(r_{plate})}$$
 (1)

,gdzie:

- r_{met} obszar zwrócony przez metodę,
- r_{plate} poprawny obszar,
- \bullet area(x) funkcja zwracająca pole obszaru.

Jako obszary poprawnie wskazujące tablicę wskazuje się te, których wartośc powyższej metryki przekracza 85%. Zbadano też naiwną skuteczność (tj. wtedy gdy wartość metryki jest większa od zera) i średnią liczbę regionów kandydujących.

4.3 Zestawienie wyników

Tabela przedstawia wyniki działania algorytmu zestawione z wynikami z artykułu [2]. Zbiory wykorzystane w [2] nie są ogólnodostępne dlatego nie było możliwe przetestowanie implementacji na tym samym zbiorze. W związku z tym do wyniki nie są reprezentatywne i mają charakter poglądowy.

Zbiór testowy	Algorytm	Poprawne przypisania	Naiwne przypisania	Liczba kandydatów
Greek database	Suryanarayana et al. method [4]	93,1%	94,1%	2.14
	Vargas et al. method [5]	34,74%	39,53%	4.43
	Wang et al. method [6]	54,63%	98,14%	25,22
	Badana metoda [2]	94,43%	96,02%	2,57
Cars 1999	Badana metoda	87.30%	92,86 %	6,63
	własna implementacja i parametry	01,5070	32,00 70	0,00

4.4 Analiza wyników

Zaimplementowany algorytm z dobranymi parametrami daje wyniki lepsze od 2 innych podanych w artykule jako referencyjne. Rezultaty nie są jednak tak dobre jak te, które uzyskali autorzy metody. Wydaje się, że może być kilka tego przyczyn:

- zbiór testowy autorzy algorytmu testowali go na zbiorach, które nie są ogólnodostępne, natomiast badany algorytm testowany był na innym zbiorze, przez co można poddać pod wątpliwość sens takiego porównania.
- dobór parametrów algorytm posiada 5 parametrów, których sposób wyznaczania jest doświadczalny możliwe, że znalezione wartości są dalekie od optymalnych, mimo że nie udało sie znaleźć lepszych.
- zdjęcia pojazdów w artykule autorzy algorytmu wspominają o 3 etapach analizy tablic
 rejestracyjnych lokalizacja pojazdu, lokalizacja tablicy rejestracyjnej, rozpoznanie tablicy.
 Trudno na tej podstawie stwierdzić czy jako wejście algorytmu podawali oni całe zdjęcie, czy
 tylko zdjęcie z wyciętym pojazdem, co mogłoby znacząco poprawić skuteczność algorytmu.



(a) Oznaczony obraz



(b) Obraz przed operacją top



(c) Obraz po operacji top hap

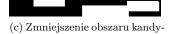
Rysunek 2: Przykład znalezienia części tablicy



(a) Oznaczony obraz



(b) Obszar kandydujący



dującego

Rysunek 3: Przykład tablicy, której nie udało się zlokalizować

- różnice w implementacji mimo tego że algorytm został zaimplementowany zgodnie z artykułem, mogą wystąpić różnice w implementacji poszczególnych operacji co mogłoby mieć (prawdopodobnie nieznaczny) wpływ na wyniki.
- sposób oznaczania tablic ponieważ implementacja testowana była na innym zbiorze, niż testowane przez autorów, możliwe że inaczej zostały określone obszary oznaczające poprawne przypisanie (w testowanym podejściu brany był pod uwagę najmniejszy prostokąt zawierający wszystkie litery możliwe, że autorzy uwzględniali całą tablicę rejestracyjną).

Warto też przeanalizować sytuacje w których algorytm nie określił poprawnie lokalizacji tablicy. Takie sytuacje dzielą się na dwie grupy:

- tablica częściowo poprawnie wykryta (Rys. 2) sytuacja taka może zdażyć się na przykład w sytuacji, gdy podczas któregoś z etapów tablica zostanie podzielona na 2 części (np. w wyniku operacji top-hap Rys. 2c)
- tablica nie wykryta (Rys. 3) tablica może zostać również w całości niewykryta na przykład w wyniku niespełnienia przez kandydujący obszar ograniczeń (maksymalna wysokość i szerokość) jak na Rys. 3c,gdzie mimo że dzięki przekształceniom kandydata udało się zmniejszyć oznaczony obszar i przybliżyć go do krawędzi tablicy, to jednak nie na tyle aby wynik można było uznać za prawidłowy.

5 Wnioski

W trakcie prac nad projektem udało się uzyskać implementację algorytmu działającą na zadawalającym poziomie.

Dużą przeszkodą w sprawnej realizacji zadania okazał się utrudniony dostęp do zbiorów testowych (konieczność samodzielnego oznaczania zbioru). Analizę wyników utrudnił również fakt, że zbiory które użyte zostały w artykule dotyczącym algorytmu nie są publicznie dostępne, więc uzyskane wyniki trudno odnieść do tych uzyskanych przez autorów.

Naturalnym rozwinięciem algorytmu mogłoby być stworzenie mechanizmu, który automatycznie by go dostrajał w oparciu o na przykład uczenie maszynowe lub metaheurystyki.

Literatura

- [1] Continuum Analytics, Inc. Anaconda documentation. https://docs.continuum.io/. Dostęp: 29 stycznia 2017.
- [2] P. R. M. Júnior, J. M. Neves, A. I. Tavares, and D. Menotti. Towards an automatic vehicle access control system: License plate location. pages 2916–2921, 2011.
- [3] Markus Weber. Cars 1999. http://www.vision.caltech.edu/archive.html. Dostęp: 29 stycznia 2017.
- [4] P. Suryanarayana, S. K. Mitra, A. Banerjee, and A. K. Roy. A morphology based approach for car license plate extraction. In *INDICON*, 2005 Annual IEEE, pages 24–27. IEEE, 2005.
- [5] M. Vargas, S. L. Toral, F. Barrero, and F. Cortés. A license plate extraction algorithm based on edge statistics and region growing. In *International Conference on Image Analysis and Processing*, pages 317–326. Springer, 2009.
- [6] Y.-R. Wang, W.-H. Lin, and S.-J. Horng. A sliding window technique for efficient license plate localization based on discrete wavelet transform. Expert Systems with Applications, 38(4):3142– 3146, 2011.