

Zaawansowane algorytmy wizyjne

materiały do ćwiczeń laboratoryjnych

Piotr Pawlik, Tomasz Kryjak

Copyright © 2018 Piotr Pawlik, Tomasz Kryjak

PUBLISHED BY AGH

First printing, March 2018

Contents

1	Detekcja narożników	5
1.1	Cel zajęć	5
1.2	Detekcja narożników metodą Harrisa – teoria	5
1.3	Implementacja metody Harrisa	6
1.4	Wyszukiwanie najlepszego dopasowania w obrazach różniących się skalą (nieobowiązkowe)	7

1 — Detekcja narożników

1.1 Cel zajęć

- zapoznanie z zagadnieniem wykrywania punktów charakterystycznych
- implementacja prostego algorytmu detekcji - metoda Harrisa
- implementacja wyszukiwania punktów charakterystycznych w obrazach o różnej skali ('piramidzie' obrazów)

UWAGA: W dzisiejszym ćwiczeniu do wyświetlania obrazów proszę używać funkcji z `matplotlib.pyplot` a nie z `opencv`.

1.2 Detekcja narożników metodą Harrisa – teoria

Detekcja narożników metodą Harrisa polega na wyszukiwaniu pikseli dla których moduł gradientu pionowego i poziomego ma znaczną wartość.

Metoda opisana jest za pomocą następujących zależności:

$$H(x, y) = \det(M(x, y)) - k * \text{trace}^2(M(x, y)) \quad (1.1)$$

gdzie: \det – wyznacznik macierzy, trace – ślad macierzy, k – stała, (x, y) – lokalizacja na obrazie.
Macierz autokorelacji M to:

$$M(x, y) = \begin{bmatrix} \langle I_x^2(x, y) \rangle & \langle I_{xy}(x, y) \rangle \\ \langle I_{xy}(x, y) \rangle & \langle I_y^2(x, y) \rangle \end{bmatrix} \quad (1.2)$$

gdzie poszczególne symbole oznaczają:

$$\langle I_x^2(x, y) \rangle = I_x^2(x, y) \otimes h(x, y) \quad (1.3)$$

$$\langle I_y^2(x, y) \rangle = I_y^2(x, y) \otimes h(x, y) \quad (1.4)$$

$$\langle I_{xy}(x, y) \rangle = I_x I_y(x, y) \otimes h(x, y) \quad (1.5)$$

gdzie: $I_x(x, y)$ oraz $I_y(x, y)$ są pochodnymi cząstkowymi w kierunku x i y wartości (wyznaczone np. za pomocą np. gradientu Sobela), symbol \otimes oznacza splot (konwolucję), a $h(x, y)$ to funkcja Gaussa:

$$h(x, y) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (1.6)$$

gdzie: σ – odchylenie standardowe. Filtracja Gaussa jest używana celem redukcji wpływu szumu, który szczególnie mocno wpływa na obliczanie wartości gradientu.

Wyznacznik i ślad macierzy 2×2 (dla przypomnienia):

$$\det(M(x, y)) = \langle I_x(x, y)^2 \rangle \langle I_y(x, y)^2 \rangle - \langle I_{xy}(x, y) \rangle^2 \quad (1.7)$$

$$\text{trace}(M(x, y)) = \langle I_x(x, y)^2 \rangle + \langle I_y(x, y)^2 \rangle \quad (1.8)$$

Ostatecznie dany piksel jest klasyfikowany jako narożnik jeśli wyliczona wartość $R(x, y)$ jest większa niż określony próg.

Jako końcową filtrację warto wykorzystać wyszukiwanie lokalnych maksimów. Za kandydata na narożnik uznajemy tylko te piksele, które są lokalnymi maksimami w swoim otoczeniu (np. 7×7).

1.3 Implementacja metody Harrisa

Na podstawie powyższej teorii proszę zaimplementować metodę Harrisa.

1. Ze strony kursu pobierz archiwum z danymi do ćwiczenia i rozpakuj je we własnym katalogu roboczym.
2. Wczytaj obrazy 'fontanna1.jpg' oraz 'fontanna2.jpg'.
3. Zaimplementuj funkcję wyliczającą wartość H z macierzy autokorelacji. Funkcja jako parametry powinna otrzymywać obraz w odcieniach jasności oraz rozmiar masek filtrów Sobela i Gaussa przez nią wykorzystywanych (może to być taki sam rozmiar dla obu filtrów). Przefiltruj obraz pionowym i poziomym filtrem Sobela (funkcja `cv2.Sobel`) - będzie to realizacja pochodnej obrazu po x i y . Jako typ wyniku Sobela proszę podać `cv2.CV_32F`. Wylicz odpowiednie iloczyny pochodnych kierunkowych i rozmyj je za pomocą filtru Gaussa (funkcja `cv2.GaussianBlur` - przykładowe wywołanie: `cv2.GaussianBlur(image, (size, size), 0)`, gdzie `size` to rozmiar maski filtra). Rozmycie filtrem Gaussa odpowiada wyliczeniu ważonej sumy elementów z otoczenia każdego punktu macierzy (ważonej krzywą Gaussa). Do obrazu wynikowego wpisz wartości H (z wzoru wykorzystującego wyliczone wyznaczniki i ślady). Przyjmij wartość współczynnika $k = 0.05$. Zwróć obraz wynikowy (warto go znormalizować np. do zakresu 0-1 celem łatwiejszego doboru progu w następnym punkcie)
4. Wykorzystaj poniższą funkcję znajdującą maksima lokalne w otrzymanej jako parametr tablicy:

```
import scipy.ndimage.filters as filters

def find_max(image, size, threshold) : # size - rozmiar maski filtra
    maksymalnego
    data_max = filters.maximum_filter(image, size)
```

```

maxima = (image==data_max)
diff = image>threshold
maxima[diff == 0] = 0
return np.nonzero(maxima)

```

Maksima są tu wyszukiwane z użyciem filtra maksymalnego. Zastosowana metoda jest uproszczona (może zwrócić kilka leżących w obrębie maski takich samych maksimów), ale na nasze potrzeby wystarczająca. Funkcja zwraca znalezione maksima w postaci list współrzędnych - jedna lista dla każdego wymiaru. Dla tablicy 2D będą to listy kolejno: współrzędnych y i współrzędnych x. Funkcja działa także dla tablic 3D - wtedy zwróci trzy listy, przy czym pierwsza lista to współrzędne z (czyli np. wysokość w oktawie piramidy).

5. Dla obu wczytanych obrazów zastosuj powyższe funkcje (druga ma wyszukiwać maksima lokalne w wyniku zwracanym przez pierwszą). Jako rozmiar masek w obu funkcjach możesz przyjąć 7. Wyniki z drugiej funkcji wyświetl jako znaki (np. *) naniesione na obrazy początkowe. Warto w tym celu stworzyć osobną funkcję rysującą, która utwoży figure, wyświetli obraz za pomocą plt.imshow, a następnie naniesie na niego znaki przy użyciu funkcji plt.plot. Przykładowo plt.plot(5, 10, '*', color='r') wyrysuje czerwoną gwiazdkę we współrzędnych (x,y) równych (5,10). Za pomocą tej funkcji można jednocześnie wyrysować kilka gwiazdek: plt.plot([1,2,3], [4,5,6], '*') wyrysuje trzy niebieskie gwiazdki we współrzędnych (x,y) równych (1,4), (2,5) i (3,6). Listy [1,2,3] i [4,5,6] można uzyskać z drugiej funkcji - ale uwaga na kolejność współrzędnych!
6. Sprawdź 'naocznie' czy wykrywane punkty na obu obrazach znajdują się (mniej więcej) w tych samych położeniach (czyli czy detektor jest powtarzalny)
7. Powtórz operacje z powyższych punktów dla obrazów 'budynek1.jpg' i 'budynek2.jpg'

1.4 Wyszukiwanie najlepszego dopasowania w obrazach różniących się skalą (nieobowiązkowe)

1. W nowym skrypcie napisz funkcję, która otrzymany obraz rozmyje wielokrotnie filtrem Gaussa z rosnącą wartością σ - każde kolejne rozmycie ma mieć σ k razy większą od poprzedniego. Wyniki kolejnych rozmywań należy odejmować od siebie i dołączać do wynikowej tablicy obrazów różnicowych. Lokalne ekstrema w całej tablicy 3D wskażą na punkty charakterystyczne z uwzględnieniem skali w której występują. Funkcja jako parametry, oprócz obrazu niech otrzyma liczbę rozmyć, początkową wartość σ , k. Funkcja ma zwrócić tablicę obrazów różnicowych (DoG - Difference of Gaussians). Początek tej funkcji może wyglądać następująco:

```

def pyramid(image, blur_nbr, k, sigma):
    res_shape=(blur_nbr, image.shape[0], image.shape[1])
    res_img = np.zeros(res_shape)

    fimage = np.float64(image)
    prev_img = cv2.GaussianBlur(fimage, (0,0), sigmaX=sigma, sigmaY=sigma)
    # dalej powinna byc petla wypelniajaca res_img

```

2. Wczytaj obrazy 'fontanna1.jpg' oraz 'fontanna_pow.jpg'. Dla obu wczytanych obrazów zastosuj napisaną funkcję (sugerowane parametry - liczba rozmyć pierwszego obrazu - 5, drugiego obrazu 10; początkowa wartość $\sigma = 1.6$, $k = 1.26$). W oparciu o funkcję find_max wyszukiwaj ekstrema lokalne w rezultatach napisanej funkcji. Proszę wyrysować znalezione ekstrema osobno dla każdej ze skal. Do wyrysowania wyników można użyć funkcji rysującej z poprzedniego zadania - należy tylko z list ekstremów uzyskać współrzędne punktów z jednej skali. Można to prosto zrobić korzystając

z własności macierzy w numpy - można je 'filtrować' tablicami boolowskimi zawierającymi True w pozycjach, które chcemy pozostawić. Przykładowo, jeżeli tablica **extrem** to wynik `find_max`, to:

```
x = extrem[2] # współrzędne x we wszystkich skalach  
x[extrem[0]==i] # jako współrzędne x tylko w skali i
```

Czy jesteś w stanie stwierdzić o ile 'skal' różnią się oba obrazy?

3. Sprawdź jak sobie radzi z takimi obrazami Harris. Uruchom funkcje z poprzedniego zadania dla powyższych 2 obrazów.



Bibliography