# Inteligencja obliczeniowa i jej zastosowania

# Laboratorum cz. IV, nr 1-2

# Autorzy:

Joanna Piątek, nr indeksu: 199966 Agnieszka Wątrucka, nr indeksu: 200016 Grupa: Środa, 15:15

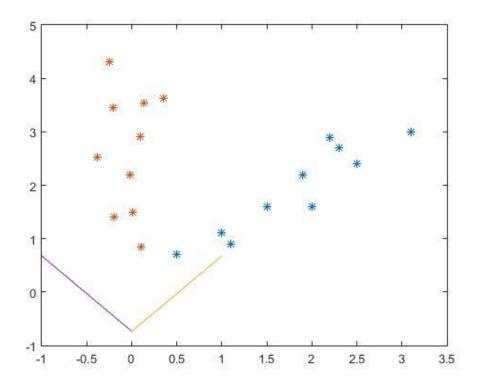
7 czerwca 2017

Prowadzący: prof. dr hab. inż. Rafał Zdunek

# 1 Zadanie nr 1

W ćwiczeniu nr 1 za zadanie była implementacja metody PCA w środowisku Matlab, wyznaczenie składowych głównych i wektora cech oraz wskazać na rysunku punkty obserwacji oraz wyznaczone wielkości.

# 1.1 Wyniki



Rysunek 1: Wykres zawierający wartości własne oraz wyznaczone wektory wartości własnych

Na wykresie zostały przedstawione punkty obserwacji i wektory wartości własnych wyznaczone za pomocą zaimplementowanej metody PCA.

#### 1.2 Implementacja

Rysunek 2: Implementacja algorytmu PCA i rysowanie wykresu dla zadanych danych

# 2 Zadanie 2

Drugie zadanie polegało na wyznaczeniu cech holistycznie dla różnej liczby estymowanych komponentów głównych (J=4, 10, 20, 30). Obrazy oryginalne i redukowane zostały pogrupowane metodą k-średnich. Badania zostały przeprowadzone dla liczby grup od 2 do 5 w środowisku Matlab oraz zmierzono czas i porównano dokładność grupowania. Następnie dokonano klasyfikacji obrazów w przestrzeni oryginalnej i zredukowanej przy pomocy klasyfikatora K-NN. Na koniec efekty klasyfikacji zostały porównane z efektami grupowania.



Rysunek 3: Zdjęcia twarzy, z których wybrano kilka grup do klasyfikacji

# 2.1 Implementacja główna

Na poniższym listingu została przedstawiona główna pętla programu. Podczas jej działania zostają wykonane następujące operacje:

- Wczytanie wybranej ilości folderów ze zdjęciami,
- Utworzenie wzorcowego wektora, zawierającego klasy kolejnych obrazów (klasa numer osoby, której zrobiono zdjęcie),
- Dla każdej z wskazanych wartości estymowanych komponentów głównych (J) zostaje przeprowadzone zredukowanie wymiarów za pomocą funkcji myPCA,
- Zdjęcia oryginalne oraz zredukowane zostają poddane grupowaniu i klasyfikacji,
- Zapis skuteczności i czasu działania algorytmów do plików.

Pętla ta jest wykonywana dla różnej liczby klas (grup) zdjęć, w zależności od zmiennej  $classes\_count.$ 

```
classes_count = 5;
% Wczytywanie zdjec dla wybranej liczy klas
images_arrays = getAllImages(classes_count);
```

```
J = [4, 10, 20, 30];
iterations = 10;
% Wektor zawierajacy klasy kolejnych obrazow
images classes = [];
for i = 1:classes count
        images classes = [images classes; ones(10,1).*i];
\mathbf{end}
% Petla glowna
for j val = 1:4
        grouping results = zeros([iterations 4]);
        classification results = zeros([iterations 4]);
        for i = 1 : iterations
                % Redukcja wymiarow
                 [V, pca images arrays, D] = myPCA(images arrays', J(j val));
                % Grupowanie za pomoca k-srednich
                 g result = getGroupingResults(
                 images arrays, pca images arrays, classes count,
                 images classes);
                 grouping_results(i,:) = g_result;
                \% Klasyfikacja z uzyciem k-NN
                 c result = getClassificationResults(
                 images arrays, pca images arrays, classes count,
                 images classes);
                 classification results (i,:) = c result;
        \mathbf{end}
        % Zapis wynikow do plikow
        (\ldots)
end
```

W celu redukcji wymiarów za pomocą algorytmu PCA, została zaimplementowana funkcja myPCA, którą przedstawiono poniżej.

```
function [V, newX, D] = myPCA(X, J)
    X = bsxfun(@minus, X, mean(X,2));
    C = (X*X')./(size(X,2)-1);

[V, D] = eigs(C,J);
    [D, order] = sort(diag(D), 'descend');
    V = V(:, order);
    newX = V'*X;
```

#### 2.2 Implementacja grupowania

Pierwszym krokiem do rozwiązania zadania było pogrupowanie zdjęć z użyciem algorytmu k-średnich. W tym celu powstała funkcja getGroupingResults.

Jak można zauważyć na powyższym listingu, funkcja przyjmuje 4 argumenty:

- images arrays oryginalne macierze zdjęć,
- pca images arrays macierze zdjęc po redukcji wymiarów,
- clusters ilość klastrów (grup) zdjęć,
- images classes wzorzec klas dla kolejnych zdjęć.

Podczas wykonywania funkcji mierzony jest czas grupowania, a następnie, za pomocą funkcji AccMeasure, także jej skuteczność. Numery klas przyporządkowanych kolejnym obrazom w wyniku grupowania k-średnich nie zawsze są tożsame z tymi, które zostały podane jako wzorcowe. Jednak AccMeasure radzi sobie z przyporządkowaniem klas założonych klasom otrzymanym ze skutecznością ponad 80%. Można to sprawdzić, uruchamiając ją w ten sposób, by zwracała trzy wartości - jedna z nich przedstawia właśnie tą skuteczność. Wyniki otrzymane za pomocą tej funkcji należy znormalizować tak, by największa możliwa ich wartość była równa 1. Wtedy można łatwo porównać je z wynikami klasyfikacji.

Ostatecznie otrzymujemy skuteczność i czas grupowań zdjęć oryginalnych i tych po redukcji wymiarów.

# 2.3 Implementacja klasyfikacji

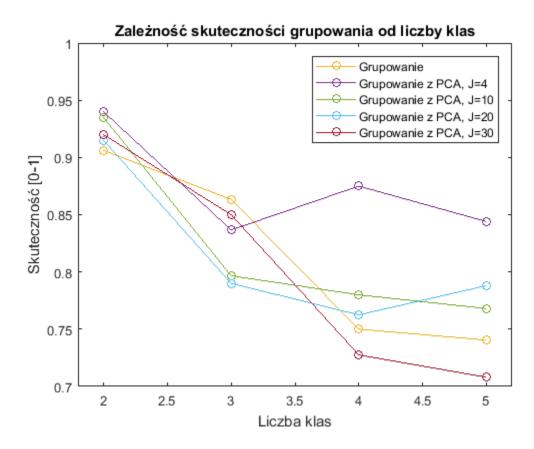
Kolejnym elementem implementacji jest klasyfikacja obrazów za pomocą algorytmu k najbliższych sąsiadów. W tym celu została stworzona funkcja getClassificationResults. Przyjmuje ona te same argumenty, co funkcja używana przy grupowaniu, jednak dla lepszego zrozumienia działania kodu zmiennej clusters z poprzedniego listingu odpowiada  $classes\_count$  z obecnego.

```
function result = get Classification Results (images arrays, pca images arrays,
 classes count, images classes)
        \% Uruchomienie klasyfikacji k-NN,
        % Zapis wynikow i czasu trwania
        tic;
        model = fitcknn(images_arrays, images_classes);
        cv model = crossval(model, 'KFold', classes count);
        default time = toc;
        tic;
        model pca = fitcknn(pca images arrays', images classes);
        cv model pca = crossval (model pca, 'KFold', classes count);
        pca time = toc;
        % Obliczenie skuteczności grupowania
        cv model loss = kfoldLoss(cv model);
        default \ acc = 1 - cv \ model \ loss;
        cv_model_pca_loss = kfoldLoss(cv_model_pca);
        pca \ acc = 1 - cv \ model \ pca \ loss;
        result = [default acc, pca acc, default time, pca time];
```

Najpierw, na podstawie macierzy obrazów i wzorca ich klas, za pomocą algorytmu k-NN, tworzony jest model klasyfikatora. Następnie, z wykorzystanie fukcji crossval, przeprowadzona zostaje kroswalidacja, czyli analiza modelu, polegająca na wybraniu przez algorytm różnych elementów zbioru jako zestaw uczący, a jednego jako testowy. Taki sprawdzian zostaje przeprowadzony dla wielu kombinacji elementów w grupach. Ostatnim krokiem jest sprawdzenie błędu modelu za pomocą funkcji kfoldLoss. Odejmując wynik od liczby 1 otrzymujemy skuteczność klasyfikacji w modelu.

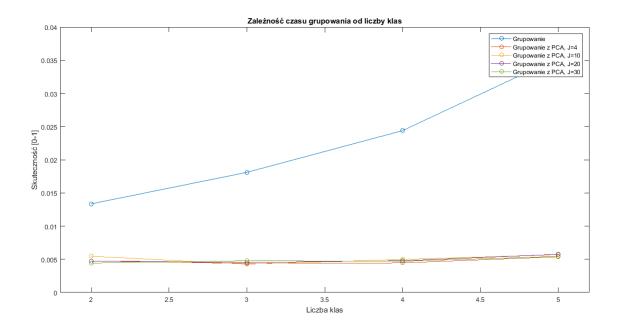
# 2.4 Wyniki

# 2.4.1 Grupowanie



Rysunek 4: Skuteczność grupowania dla wymiarów pełnych i zredukowanych

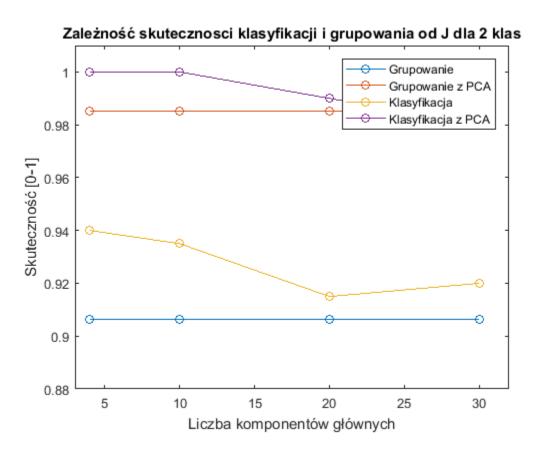
Na wykresie można zauważyć, że zwkle skuteczność grupowania spada wraz ze wzrostem ilości klas. Najgorzej w tym podsumowaniu wypadają zdjęcia po zdredukowaniu wymiarów do J=30, natomiast w pozytywny sposób wyróżnia się PCA z J=4 wymiarami.



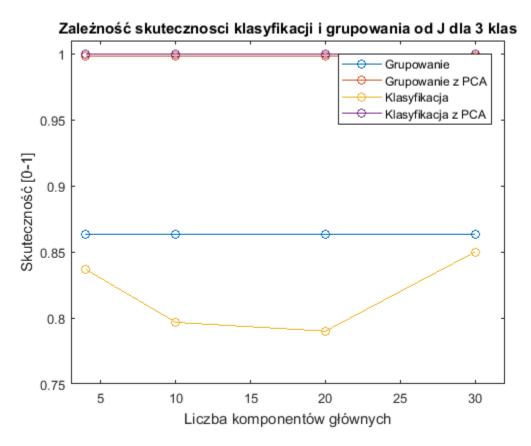
Rysunek 5: Czas grupowania dla wymiarów pełnych i zredukowanych

Na wykresie jasno widać, że redukcja wymiarów w każdym przypadku znacząco wpłynęła na redukcję czasu grupowania.

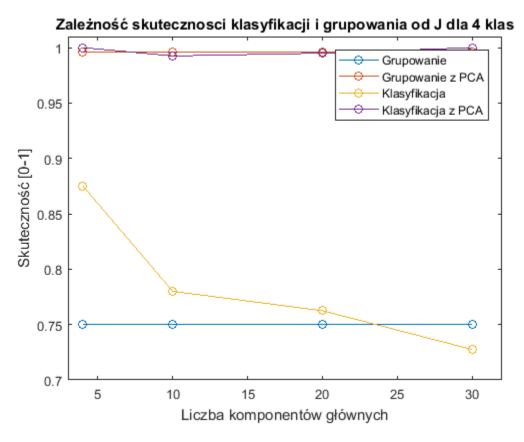
# 2.4.2 Porównanie klasyfikacji i grupowania



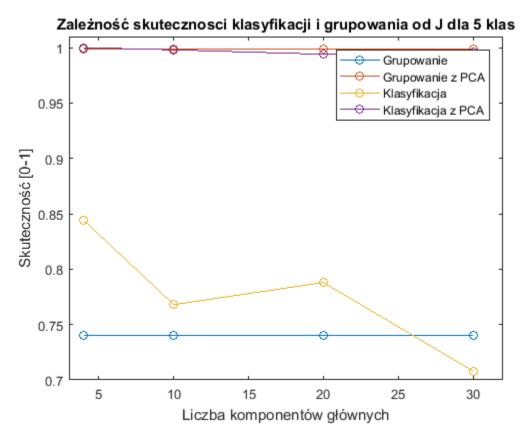
Rysunek 6: Skuteczność grupowania i klasyfikacji dla 2 klas



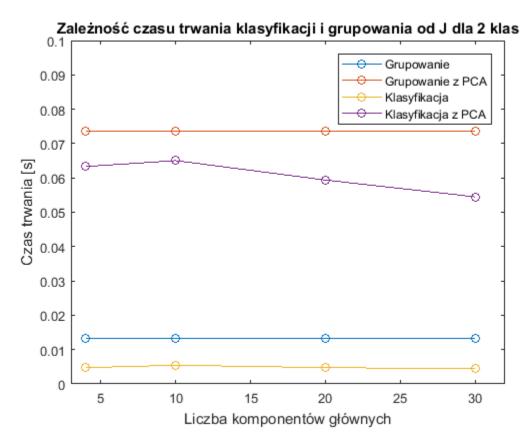
Rysunek 7: Skuteczność grupowania i klasyfikacji dla 3 klas



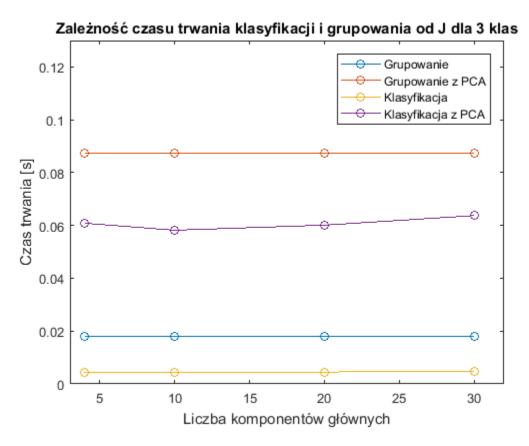
Rysunek 8: Skuteczność grupowania i klasyfikacji dla 4 klas



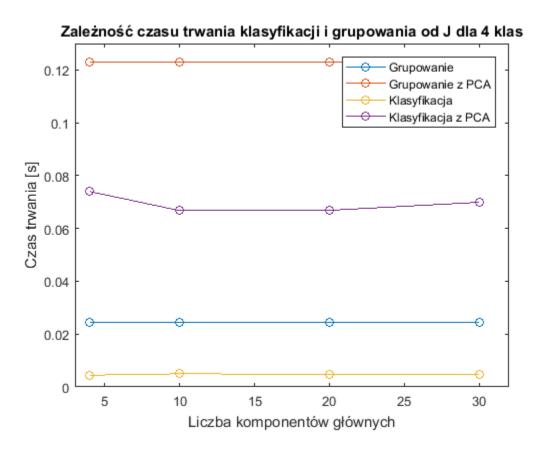
Rysunek 9: Skuteczność grupowania i klasyfikacji dla 5 klas



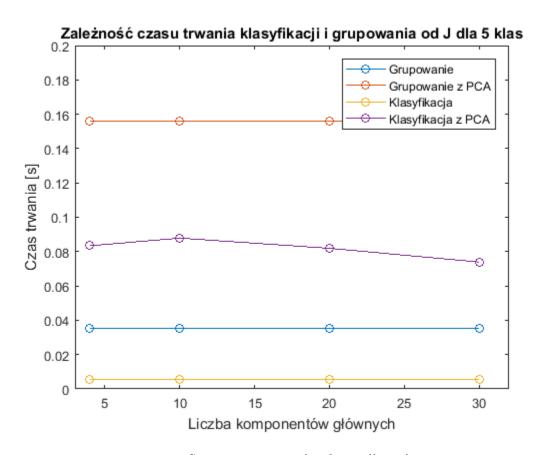
Rysunek 10: Czas grupowania i klasyfikacji dla 2 klas



Rysunek 11: Czas grupowania i klasyfikacji dla 3 klas



Rysunek 12: Czas grupowania i klasyfikacji dla 4 klas



Rysunek 13: Czas grupowania i klasyfikacji dla 5 klas

Zarówno w przypadku grupowania, jak i klasyfikacji, zastosowanie PCA korzystnie wpływa na skuteczność działania algorytmów. Jeśli chodzi o czas wykonywania programu, jest on dłuższy przy użyciu obrazów zredukowanych przez algorytm PCA.