



Hochschule **RheinMain**
University of Applied Sciences
Wiesbaden Rüsselsheim

GESICHTSERKENNUNG MITTELS HAUPTKOMPONENTENANALYSE

Fachseminar "Machine Learning"

Letztes Update: 10. Februar 2016

Sascha Schmidt

Studienbereich Informatik
Hochschule RheinMain

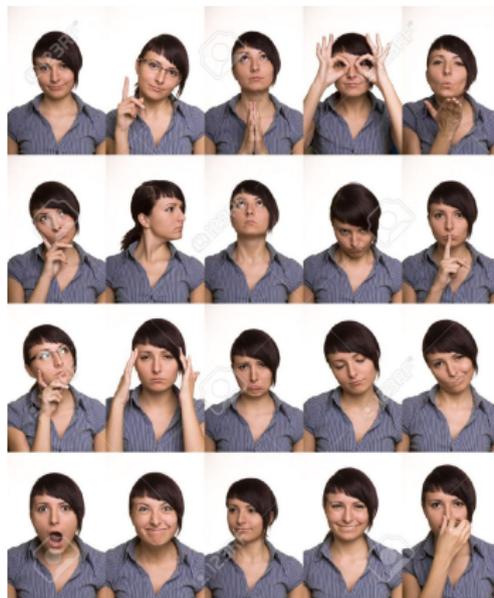


GLIEDERUNG

1. Gesichtserkennung
2. Hauptkomponentenanalyse
3. Gesichtserkennung mittels PCA

GESICHTSERKENNUNG

WAS IST GESICHTSERKENNUNG?



Die-tausend-Gesichter-der-Schauspieler-N-
tzliche-Gesichtsausdr-cke-ber-wei-em-
Hintergrund-Lizenzfreie-Bilder.jpg

WAS IST GESICHTSERKENNUNG?

Definition Wikipedia

Gesichtserkennung bezeichnet die Analyse der Ausprägung sichtbarer Merkmale im Bereich des frontalen Kopfes, gegeben durch geometrische Anordnung und Textureigenschaften der Oberfläche.

WAS IST GESICHTSERKENNUNG?

Definition Wikipedia

Gesichtserkennung bezeichnet die Analyse der Ausprägung sichtbarer Merkmale im Bereich des frontalen Kopfes, gegeben durch geometrische Anordnung und Textureigenschaften der Oberfläche.

- ▶ Problem: Wie **erkennt** ein Computer ein Gesicht und wie kann er Gesichter **unterscheiden**?

WAS IST GESICHTSERKENNUNG?

Definition Wikipedia

Gesichtserkennung bezeichnet die Analyse der Ausprägung sichtbarer Merkmale im Bereich des frontalen Kopfes, gegeben durch geometrische Anordnung und Textureigenschaften der Oberfläche.

- ▶ Problem: Wie **erkennt** ein Computer ein Gesicht und wie kann er Gesichter **unterscheiden**?
- ▶ Lösung: Mehrere Ansätze:

WAS IST GESICHTSERKENNUNG?

Definition Wikipedia

Gesichtserkennung bezeichnet die Analyse der Ausprägung sichtbarer Merkmale im Bereich des frontalen Kopfes, gegeben durch geometrische Anordnung und Textureigenschaften der Oberfläche.

- ▶ Problem: Wie **erkennt** ein Computer ein Gesicht und wie kann er Gesichter **unterscheiden**?
- ▶ Lösung: Mehrere Ansätze:
 - ▶ zweidimensionale geometrische Vermessung besonderer Merkmale wie zum Beispiel Augenabstand, etc.

WAS IST GESICHTSERKENNUNG?

Definition Wikipedia

Gesichtserkennung bezeichnet die Analyse der Ausprägung sichtbarer Merkmale im Bereich des frontalen Kopfes, gegeben durch geometrische Anordnung und Textureigenschaften der Oberfläche.

- ▶ Problem: Wie **erkennt** ein Computer ein Gesicht und wie kann er Gesichter **unterscheiden**?
- ▶ Lösung: Mehrere Ansätze:
 - ▶ zweidimensionale geometrische Vermessung besonderer Merkmale wie zum Beispiel Augenabstand, etc.
 - ▶ Neuronale Netze

WAS IST GESICHTSERKENNUNG?

Definition Wikipedia

Gesichtserkennung bezeichnet die Analyse der Ausprägung sichtbarer Merkmale im Bereich des frontalen Kopfes, gegeben durch geometrische Anordnung und Textureigenschaften der Oberfläche.

- ▶ Problem: Wie **erkennt** ein Computer ein Gesicht und wie kann er Gesichter **unterscheiden**?
- ▶ Lösung: Mehrere Ansätze:
 - ▶ zweidimensionale geometrische Vermessung besonderer Merkmale wie zum Beispiel Augenabstand, etc.
 - ▶ Neuronale Netze
 - ▶ **Hauptkomponentenanalyse**

WOFÜR BENÖTIGT MAN DIE GESICHTSERKENNUNG?

- ▶ Die Gesichtserkennung wird heute in **vielen Bereichen** eingesetzt:

WOFÜR BENÖTIGT MAN DIE GESICHTSERKENNUNG?

- ▶ Die Gesichtserkennung wird heute in **vielen Bereichen** eingesetzt:
 - ▶ Fokussieren von Gesichtern bei Digitalkameras

WOFÜR BENÖTIGT MAN DIE GESICHTSERKENNUNG?

- ▶ Die Gesichtserkennung wird heute in **vielen Bereichen** eingesetzt:
 - ▶ Fokussieren von Gesichtern bei Digitalkameras
 - ▶ Sicherheitssysteme

WOFÜR BENÖTIGT MAN DIE GESICHTSERKENNUNG?

- ▶ Die Gesichtserkennung wird heute in **vielen Bereichen** eingesetzt:
 - ▶ Fokussieren von Gesichtern bei Digitalkameras
 - ▶ Sicherheitssysteme
 - ▶ Suchen von Personen mittels Videokameras

WOFÜR BENÖTIGT MAN DIE GESICHTSERKENNUNG?

- ▶ Die Gesichtserkennung wird heute in **vielen Bereichen** eingesetzt:
 - ▶ Fokussieren von Gesichtern bei Digitalkameras
 - ▶ Sicherheitssysteme
 - ▶ Suchen von Personen mittels Videokameras
 - ▶ Suchen in der eigenen Bildbibliothek nach Personen

HAUPTKOMPONENTENANALYSE

WAS IST DIE HAUPTKOMONENTENANALYSE?

- ▶ Ein Verfahren der **multivariaten Statistik**

WAS IST DIE HAUPTKOMONENTENANALYSE?

- ▶ Ein Verfahren der **multivariaten Statistik**
- ▶ Ziel ist die **Strukturierung** und **Vereinfachung** von Datensätzen

WAS IST DIE HAUPTKOMPONENTENANALYSE?

- ▶ Ein Verfahren der **multivariaten Statistik**
- ▶ Ziel ist die **Strukturierung** und **Vereinfachung** von Datensätzen
- ▶ Dafür werden die Variablen durch eine geringere Anzahl von Linearkombinationen genähert

WAS IST DIE HAUPTKOMONENTENANALYSE?

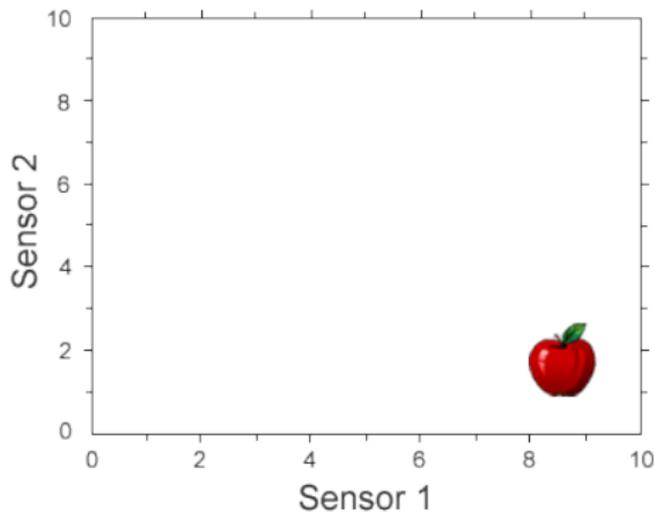
- ▶ Ein Verfahren der **multivariaten Statistik**
- ▶ Ziel ist die **Strukturierung** und **Vereinfachung** von Datensätzen
- ▶ Dafür werden die Variablen durch eine geringere Anzahl von Linearkombinationen genähert
 - ▶ Diese werden **Hauptkomponenten** genannt

WAS IST DIE HAUPTKOMONENTENANALYSE?

- ▶ Ein Verfahren der **multivariaten Statistik**
- ▶ Ziel ist die **Strukturierung** und **Vereinfachung** von Datensätzen
- ▶ Dafür werden die Variablen durch eine geringere Anzahl von Linearkombinationen genähert
 - ▶ Diese werden **Hauptkomponenten** genannt
- ▶ Im Folgenden **PCA** (Principal Component Analysis) genannt

HAUPTKOMPONENTENANALYSE

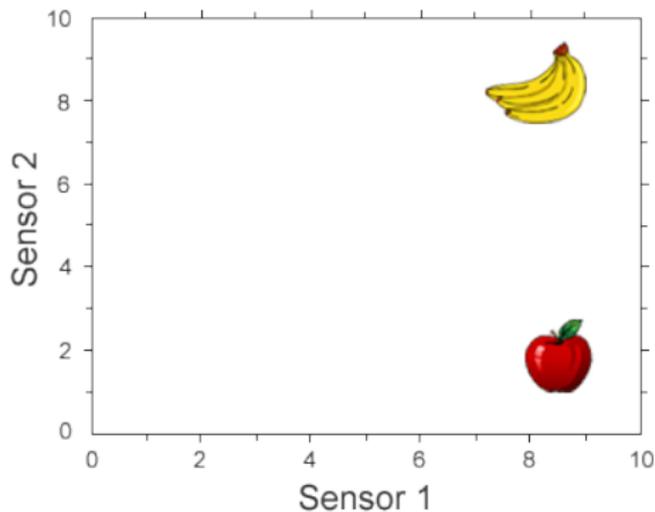
Proben im Sensorraum



Multivariate Datenanalyse; Hauptkomponentenanalyse am Bsp. von Sensoren

HAUPTKOMPONENTENANALYSE

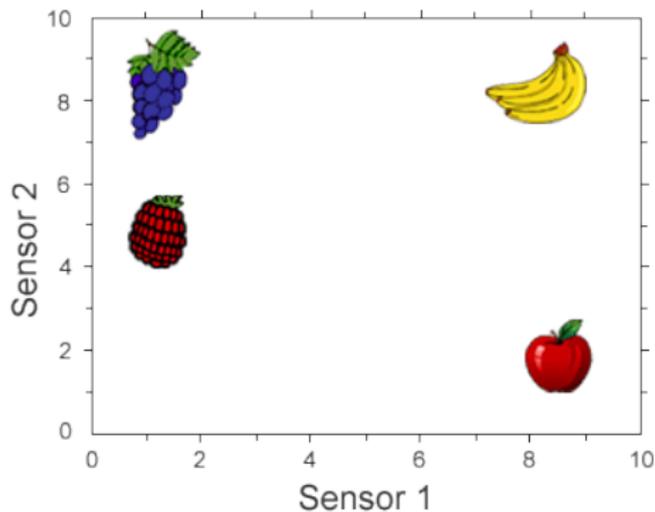
Proben im Sensorraum



Multivariate Datenanalyse; Hauptkomponentenanalyse am Bsp. von Sensoren

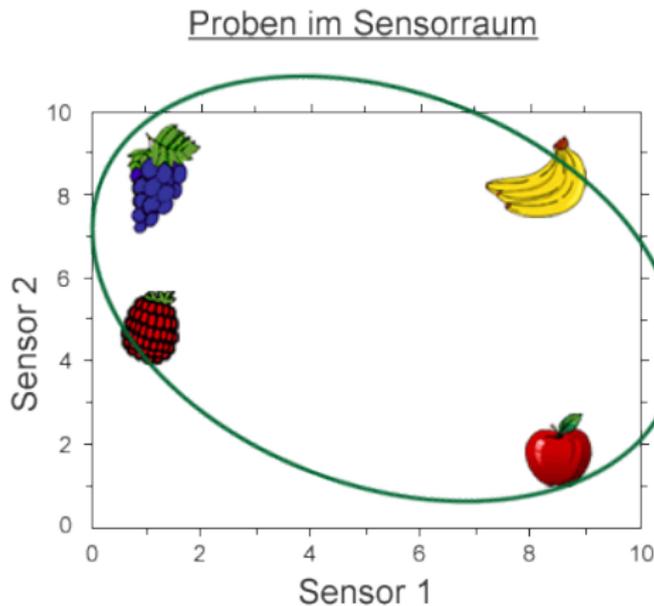
HAUPTKOMPONENTENANALYSE

Proben im Sensorraum



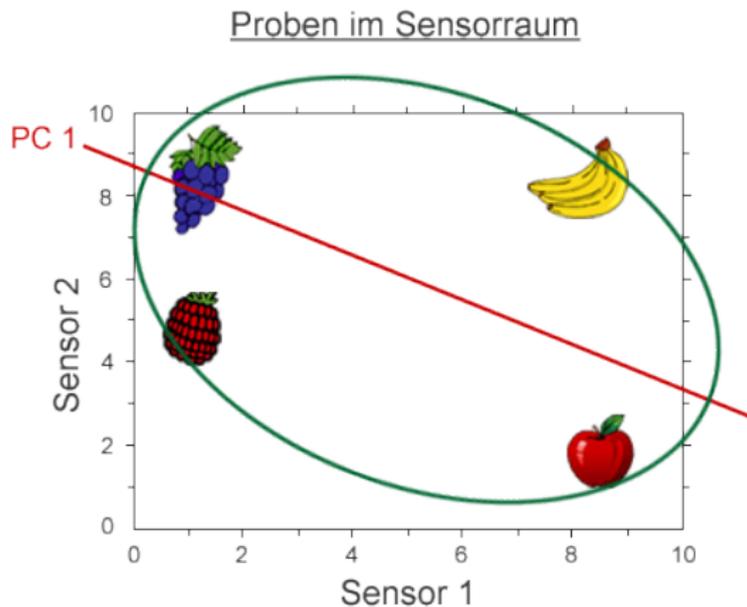
Multivariate Datenanalyse; Hauptkomponentenanalyse am Bsp. von Sensoren

BERECHNUNG DER MAXIMALEN VARIANZ



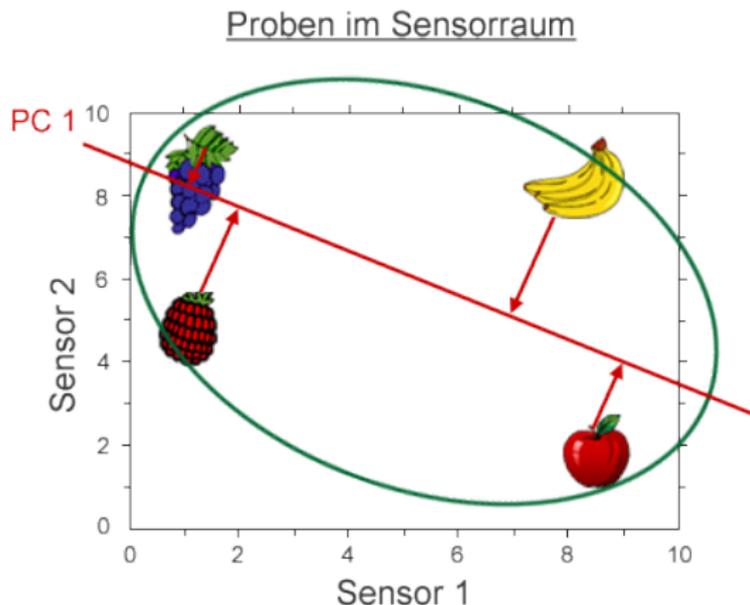
Multivariate Datenanalyse; Hauptkomponentenanalyse am Bsp. von Sensoren

BILDUNG DER ERSTEN HAUPTKOMPONENTE



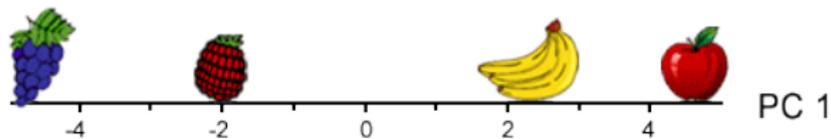
Multivariate Datenanalyse; Hauptkomponentenanalyse am Bsp. von Sensoren

BILDUNG DER ERSTEN HAUPTKOMPONENTE



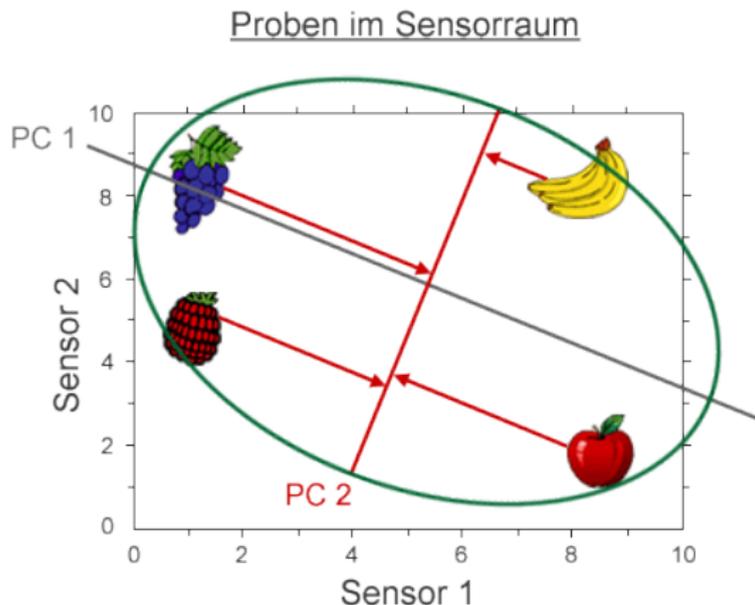
Multivariate Datenanalyse; Hauptkomponentenanalyse am Bsp. von Sensoren

BILDUNG DER ERSTEN HAUPTKOMPONENTE



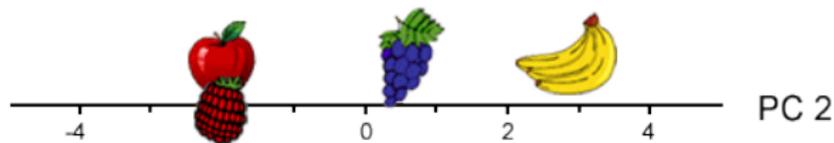
Multivariate Datenanalyse; Hauptkomponentenanalyse am Bsp. von Sensoren

BILDUNG DER ZWEITEN HAUPTKOMPONENTE



Multivariate Datenanalyse; Hauptkomponentenanalyse am Bsp. von Sensoren

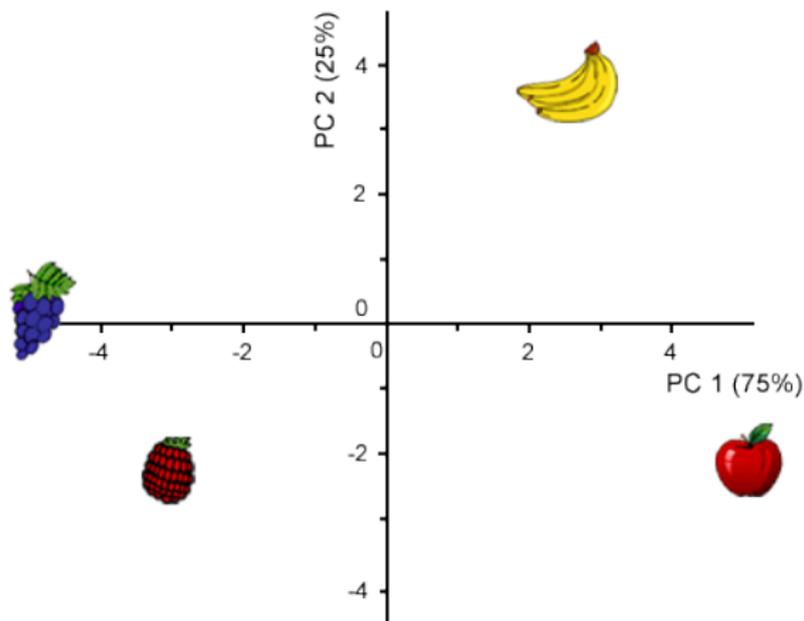
BILDUNG DER ZWEITEN HAUPTKOMPONENTE



Multivariate Datenanalyse; Hauptkomponentenanalyse am Bsp. von Sensoren

DER NEU GEBILDETE VEKTORRAUM

Scores Plot



MATHEMATISCHER ANSATZ

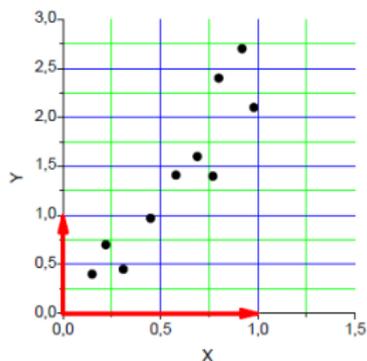
- ▶ Problem: Wie findet man den Einheitsvektor maximaler Varianz?

MATHEMATISCHER ANSATZ

- ▶ Problem: Wie findet man den Einheitsvektor maximaler Varianz?
- ▶ Lösung: Man berechnet den **Eigenwert** λ und den entsprechenden **Eigenvektor** x zur Kovarianzmatrix C

MATHEMATISCHER ANSATZ

Im Beispiel sei ein zweidimensionaler Datensatz gegeben

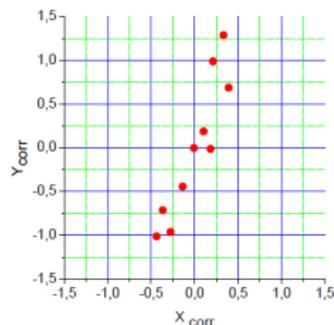


ftp://ifn-magdeburg.de/pub/MBLehre/sv06_130509-ftp.pdf

SUBTRAKTION DER MITTELWERTE

- ▶ Im ersten Schritt werden die Mittelwerte (x_μ, y_μ, \dots) von jedem Stichprobenwert abgezogen:

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i - x_\mu$$

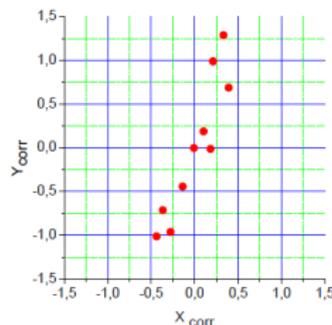


SUBTRAKTION DER MITTELWERTE

- ▶ Im ersten Schritt werden die Mittelwerte (x_μ, y_μ, \dots) von jedem Stichprobenwert abgezogen:

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i - x_\mu$$

- ▶ Es wird ein Datensatz erzeugt, in dem die Mittelwerte in allen Dimensionen null sind



ftp.ifn-
magdeburg.de/pub/MBLehre/sv06_130509-
ftp.pdf

BERECHNUNG DER KOVARIANZMATRIX

- ▶ In dem Beispiel eines 2-dimensionalen Datensatzes

BERECHNUNG DER KOVARIANZMATRIX

- ▶ In dem Beispiel eines 2-dimensionalen Datensatzes
- ▶ Bei einem n -dimensionalen Datensatz besitzt die Kovarianzmatrix n Reihen und n Spalten

BERECHNUNG DER KOVARIANZMATRIX

- ▶ In dem Beispiel eines 2-dimensionalen Datensatzes
- ▶ Bei einem n -dimensionalen Datensatz besitzt die Kovarianzmatrix n Reihen und n Spalten
- ▶ Wir benötigen die korrigierte Kovarianz:

$$\text{cov}(x, y) = \frac{\sum_{i=0}^n (x_i - x_\mu)(y_i - y_\mu)}{n-1}$$

BERECHNUNG DER KOVARIANZMATRIX

- ▶ In dem Beispiel eines 2-dimensionalen Datensatzes
- ▶ Bei einem n -dimensionalen Datensatz besitzt die Kovarianzmatrix n Reihen und n Spalten

- ▶ Wir benötigen die korrigierte Kovarianz:

$$\text{cov}(x, y) = \frac{\sum_{i=0}^n (x_i - x_\mu)(y_i - y_\mu)}{n-1}$$

- ▶ Und bilden mit dieser die Kovarianzmatrix des Datensatzes:

$$C = \begin{pmatrix} \text{cov}(x, x) & \text{cov}(x, y) \\ \text{cov}(y, x) & \text{cov}(y, y) \end{pmatrix}$$

EIGENWERTE UND EIGENVEKTOREN DER KOVARIANZ-MATRIX

- ▶ Danach werden die Eigenwerte der **Kovarianzmatrix** berechnet
 $\det(C - \lambda E) = 0$

EIGENWERTE UND EIGENVEKTOREN DER KOVARIANZ-MATRIX

- ▶ Danach werden die Eigenwerte der **Kovarianzmatrix** berechnet
 $\det(C - \lambda E) = 0$
- ▶ Daraus resultierend werden die Eigenvektoren
(Hauptkomponenten) berechnet
 $(C - \lambda E)x_i = 0$

BERECHNUNG DES NEUEN DATENSATZES

- ▶ Als letzter Schritt wird der neue Datensatz Y mit Hilfe der Hauptkomponenten berechnet

$$Y = PX = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} \\ p_{21} & p_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \end{pmatrix} =$$
$$\begin{pmatrix} p_{11}x_{11} + p_{12}x_{21} & \dots & p_{11}x_{1n} + p_{12}x_{2n} \\ p_{21}x_{11} + p_{22}x_{21} & \dots & p_{21}x_{1n} + p_{22}x_{2n} \end{pmatrix}$$

BERECHNUNG DES NEUEN DATENSATZES

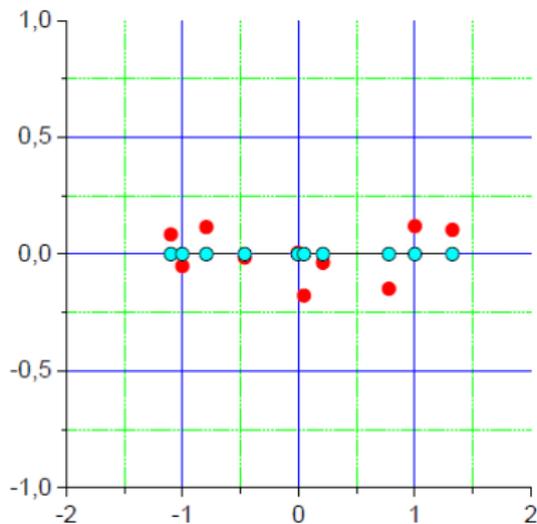
- ▶ Als letzter Schritt wird der neue Datensatz Y mit Hilfe der Hauptkomponenten berechnet

$$Y = PX = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} \\ p_{21} & p_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \end{pmatrix} =$$

$$\begin{pmatrix} p_{11}x_{11} + p_{12}x_{21} & \dots & p_{11}x_{1n} + p_{12}x_{2n} \\ p_{21}x_{11} + p_{22}x_{21} & \dots & p_{21}x_{1n} + p_{22}x_{2n} \end{pmatrix}$$

- ▶ Das Koordinatensystem wird rotiert

DARSTELLUNG DES NEUEN DATENSATZES



ftp.ifn-magdeburg.de/pub/MBLehre/sv06_130509-ftp.pdf

ERGEBNIS

- ▶ Es kommt zu einer **Datenreduktion**

ERGEBNIS

- ▶ Es kommt zu einer **Datenreduktion**
- ▶ Dabei ist ein gewisser Verlust an Informationen unvermeidlich

ERGEBNIS

- ▶ Es kommt zu einer **Datenreduktion**
- ▶ Dabei ist ein gewisser Verlust an Informationen unvermeidlich
 - ▶ Nicht so schlimm, da diese meistens nur noch Rauschen beschreiben

ERGEBNIS

- ▶ Es kommt zu einer **Datenreduktion**
- ▶ Dabei ist ein gewisser Verlust an Informationen unvermeidlich
 - ▶ Nicht so schlimm, da diese meistens nur noch Rauschen beschreiben
- ▶ Die Interpretation und Analyse der Daten wird gerade bei einer Projektion auf einen 2 oder 3-dimensionalen Raum leichter

ERGEBNIS

- ▶ Es kommt zu einer **Datenreduktion**
- ▶ Dabei ist ein gewisser Verlust an Informationen unvermeidlich
 - ▶ Nicht so schlimm, da diese meistens nur noch Rauschen beschreiben
- ▶ Die Interpretation und Analyse der Daten wird gerade bei einer Projektion auf einen 2 oder 3-dimensionalen Raum leichter
- ▶ Identifikation versteckter Muster in einem Datensatz

GESICHTSERKENNUNG MITTELS PCA

ANWENDUNG DER PCA AUF GESICHTER

- ▶ Wie kann man die PCA jetzt bei der **Gesichtserkennung** anwenden?

ANWENDUNG DER PCA AUF GESICHTER

- ▶ Wie kann man die PCA jetzt bei der **Gesichtserkennung** anwenden?
- ▶ Angenommen wir hätten ein Bild mit $N \times N$ Bildpunkten

ANWENDUNG DER PCA AUF GESICHTER

- ▶ Wie kann man die PCA jetzt bei der **Gesichtserkennung** anwenden?
- ▶ Angenommen wir hätten ein Bild mit $N \times N$ Bildpunkten
- ▶ Das Bild kann auch als **Vektor** mit N^2 Spalten beschrieben werden, wobei in jeder Spalte der Grauton eines Bildpunktes gespeichert wird.

ANWENDUNG DER PCA AUF GESICHTER

- ▶ Wie kann man die PCA jetzt bei der **Gesichtserkennung** anwenden?
- ▶ Angenommen wir hätten ein Bild mit $N \times N$ Bildpunkten
- ▶ Das Bild kann auch als **Vektor** mit N^2 Spalten beschrieben werden, wobei in jeder Spalte der Grauton eines Bildpunktes gespeichert wird.
- ▶ Dadurch ist es möglich, dem Bild in einem Vektorraum eine Position zuzuordnen (genannt **Bildraum**)

ANWENDUNG DER PCA AUF GESICHTER

- ▶ Wie kann man die PCA jetzt bei der **Gesichtserkennung** anwenden?
- ▶ Angenommen wir hätten ein Bild mit $N \times N$ Bildpunkten
- ▶ Das Bild kann auch als **Vektor** mit N^2 Spalten beschrieben werden, wobei in jeder Spalte der Grauton eines Bildpunktes gespeichert wird.
- ▶ Dadurch ist es möglich, dem Bild in einem Vektorraum eine Position zuzuordnen (genannt **Bildraum**)
- ▶ Problem: Viel zu viele Dimensionen für eine effektive Berechnung

ANWENDUNG DER PCA AUF GESICHTER

- ▶ Wie kann man die PCA jetzt bei der **Gesichtserkennung** anwenden?
- ▶ Angenommen wir hätten ein Bild mit $N \times N$ Bildpunkten
- ▶ Das Bild kann auch als **Vektor** mit N^2 Spalten beschrieben werden, wobei in jeder Spalte der Grauton eines Bildpunktes gespeichert wird.
- ▶ Dadurch ist es möglich, dem Bild in einem Vektorraum eine Position zuzuordnen (genannt **Bildraum**)
- ▶ Problem: Viel zu viele Dimensionen für eine effektive Berechnung
 - ▶ Lösung: PCA anwenden um die Anzahl der Dimensionen zu verringern

ANWENDUNG DER PCA AUF GESICHTER

- ▶ Warum kann die PCA auf die Problematik der Gesichtserkennung angewandt werden?

ANWENDUNG DER PCA AUF GESICHTER

- ▶ Warum kann die PCA auf die Problematik der Gesichtserkennung angewandt werden?
- ▶ Gesichter sind sich, verglichen mit anderen Objekten, sehr ähnlich

ANWENDUNG DER PCA AUF GESICHTER

- ▶ Warum kann die PCA auf die Problematik der Gesichtserkennung angewandt werden?
- ▶ Gesichter sind sich, verglichen mit anderen Objekten, sehr ähnlich
 - ▶ Das bedeutet mathematisch, dass sie in dem hochdimensionalen Bildraum **nicht zufällig verteilt** sind, sondern nah beieinander liegen

ANWENDUNG DER PCA AUF GESICHTER

- ▶ Warum kann die PCA auf die Problematik der Gesichtserkennung angewandt werden?
- ▶ Gesichter sind sich, verglichen mit anderen Objekten, sehr ähnlich
 - ▶ Das bedeutet mathematisch, dass sie in dem hochdimensionalen Bildraum **nicht zufällig verteilt** sind, sondern nah beieinander liegen
- ▶ Wir wollen die Vektoren finden, die diesen Unterraum am besten beschreiben und somit die Anzahl der Dimensionen des Vektorraums auf das wesentliche reduzieren

ANWENDUNG DER PCA AUF GESICHTER

- ▶ Warum kann die PCA auf die Problematik der Gesichtserkennung angewandt werden?
- ▶ Gesichter sind sich, verglichen mit anderen Objekten, sehr ähnlich
 - ▶ Das bedeutet mathematisch, dass sie in dem hochdimensionalen Bildraum **nicht zufällig verteilt** sind, sondern nah beieinander liegen
- ▶ Wir wollen die Vektoren finden, die diesen Unterraum am besten beschreiben und somit die Anzahl der Dimensionen des Vektorraums auf das wesentliche reduzieren
 - ▶ Dieser Unterraum wird auch **Gesichtsraum** (engl. Facespace) genannt und die Vektoren, die ihn aufspannen Eigengesichter

ANWENDUNG DER PCA AUF GESICHTER

- ▶ Um mit Hilfe der PCA Gesichter erkennen und identifizieren zu können, muss im ersten Schritt eine **Trainingsmenge** von Bildern angelegt werden, mit deren Hilfe ein Durchschnittsgesicht berechnet wird

ANWENDUNG DER PCA AUF GESICHTER

- ▶ Um mit Hilfe der PCA Gesichter erkennen und identifizieren zu können, muss im ersten Schritt eine **Trainingsmenge** von Bildern angelegt werden, mit deren Hilfe ein Durchschnittsgesicht berechnet wird
- ▶ Die Problematik dabei ist die Festlegung der **Anzahl von Hauptkomponenten**, die zur Erkennung benutzt werden sollen

ANWENDUNG DER PCA AUF GESICHTER

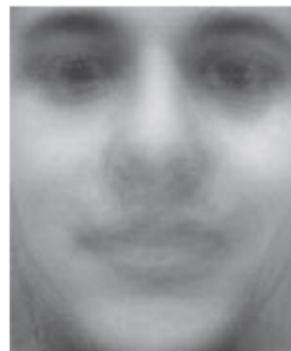
- ▶ Um mit Hilfe der PCA Gesichter erkennen und identifizieren zu können, muss im ersten Schritt eine **Trainingsmenge** von Bildern angelegt werden, mit deren Hilfe ein Durchschnittsgesicht berechnet wird
- ▶ Die Problematik dabei ist die Festlegung der **Anzahl von Hauptkomponenten**, die zur Erkennung benutzt werden sollen
- ▶ Ein weiteres Problem ist die Festlegung des **Schwellwerts**, der bestimmt, ab wann ein Gesicht als Gesicht erkannt und ab wann es einer bestimmten Person zugeordnet werden soll

BERECHNUNG DES DURCHSCHNITTSGESICHTS

Die linke Grafik zeigt einen Teil der Trainingsmenge. Die rechte das daraus berechnete **Durchschnittsgesicht**



Alexander Oertel Stephan Kopf.
Gesichtserkennung in bildern und
videos mit hilfe von eigenfaces, 2005.



Alexander Oertel Stephan
Kopf. Gesichtserkennung in
bildern und videos mit hilfe
von eigenfaces, 2005.

BERECHNUNG DER EIGENGESICHTER

- ▶ Wenn das Durchschnittsgesicht berechnet wurde, werden die Vektor, die die Abweichungen der Gesichter zum Mittelwert beschreiben, berechnet

BERECHNUNG DER EIGENGESICHTER

- ▶ Wenn das Durchschnittsgesicht berechnet wurde, werden die Vektor, die die Abweichungen der Gesichter zum Mittelwert beschreiben, berechnet
- ▶ Bei m Bildern erhalten wir somit m Vektoren

BERECHNUNG DER EIGENGESICHTER

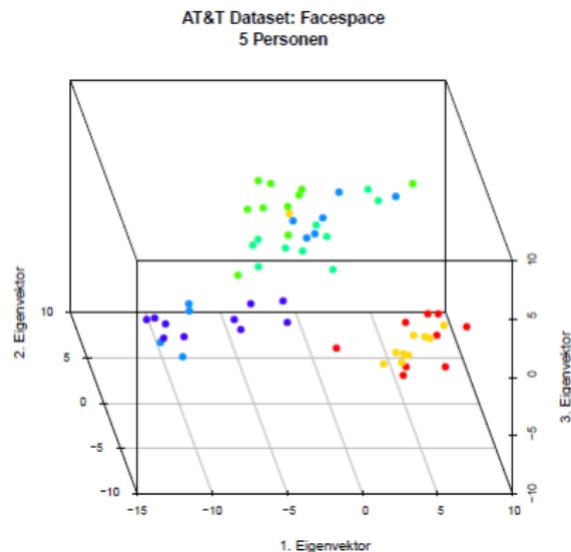
- ▶ Wenn das Durchschnittsgesicht berechnet wurde, werden die Vektor, die die Abweichungen der Gesichter zum Mittelwert beschreiben, berechnet
- ▶ Bei m Bildern erhalten wir somit m Vektoren
- ▶ Mit diesen m Vektoren wird dann wie beim ersten Beispiel die **Kovarianzmatrix** gebildet und es werden nach dem gleichen Schema die **Eigenwerte** und **Eigenvektoren** berechnet

BERECHNUNG DER EIGENGESICHTER

- ▶ Wenn das Durchschnittsgesicht berechnet wurde, werden die Vektoren, die die Abweichungen der Gesichter zum Mittelwert beschreiben, berechnet
- ▶ Bei m Bildern erhalten wir somit m Vektoren
- ▶ Mit diesen m Vektoren wird dann wie beim ersten Beispiel die **Kovarianzmatrix** gebildet und es werden nach dem gleichen Schema die **Eigenwerte** und **Eigenvektoren** berechnet
 - ▶ Diese Eigenvektoren werden auch **Eigengesichter** (engl. Eigenfaces) genannt

AUFSTELLEN DES GESICHTSRAUMS

- ▶ Im letzten Schritt wird der **Gesichtsraum** mit Hilfe der Eigengesichter **aufgespannt** und die einzelnen **Gesichter** auf diesen Unterraum **projiziert**



Multivariate Datenanalyse; Hauptkomponentenanalyse am Bsp. von Sensoren

ERKENNUNG EINES GESICHTS

- ▶ Nach der Erstellung des Gesichtsraums, kann dieser zur Erkennung von Gesichtern benutzt werden



Gesichtserkennung in Bildern und Videos
mit Hilfe von Eigenfaces

ERKENNUNG EINES GESICHTS

- ▶ Nach der Erstellung des Gesichtsraums, kann dieser zur Erkennung von Gesichtern benutzt werden



Gesichtserkennung in Bildern und Videos
mit Hilfe von Eigenfaces

- ▶ Dazu wird das Bild als **Graustufenwerte** abgespeichert und in einen Vektor transformiert

ERKENNUNG EINES GESICHTS

- ▶ Nach der Erstellung des Gesichtsraums, kann dieser zur Erkennung von Gesichtern benutzt werden



Gesichtserkennung in Bildern und Videos mit Hilfe von Eigenfaces

- ▶ Dazu wird das Bild als **Graustufenwerte** abgespeichert und in einen Vektor transformiert
- ▶ Danach wird der **Abstandsvektor** zu dem Durchschnittsgesicht berechnet und in den **Gesichtsraum projiziert**

ERKENNUNG EINES GESICHTS

- ▶ Nach der Erstellung des Gesichtsraums, kann dieser zur Erkennung von Gesichtern benutzt werden



Gesichtserkennung in Bildern und Videos
mit Hilfe von Eigenfaces

- ▶ Dazu wird das Bild als **Graustufenwerte** abgespeichert und in einen Vektor transformiert
- ▶ Danach wird der **Abstandsvektor** zu dem Durchschnittsgesicht berechnet und in den **Gesichtsraum projiziert**
- ▶ Als letztes wird der Abstand zu den anderen Gesichtsbildern berechnet

ERKENNUNG EINES GESICHTS

- ▶ Nach der Erstellung des Gesichtsraums, kann dieser zur Erkennung von Gesichtern benutzt werden



Gesichtserkennung in Bildern und Videos mit Hilfe von Eigenfaces

- ▶ Dazu wird das Bild als **Graustufenwerte** abgespeichert und in einen Vektor transformiert
- ▶ Danach wird der **Abstandsvektor** zu dem Durchschnittsgesicht berechnet und in den **Gesichtsraum projiziert**
- ▶ Als letztes wird der Abstand zu den anderen Gesichtsbildern berechnet
- ▶ Je kleiner der Abstand mit einem Gesicht, desto höher ist die Ähnlichkeit

ANZAHL DER EIGENVEKTOREN

- ▶ Die richtige Anzahl der Eigenvektoren lässt sich nur schwer bestimmen

ANZAHL DER EIGENVEKTOREN

- ▶ Die richtige Anzahl der Eigenvektoren lässt sich nur schwer bestimmen
- ▶ Sirovich und Kirby haben bei Auswertungen eines Datensatzes herausgefunden, dass für diesen Datensatz zum Beispiel **40 Eigenvektoren** ideal sind

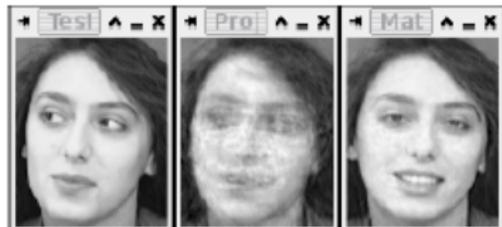
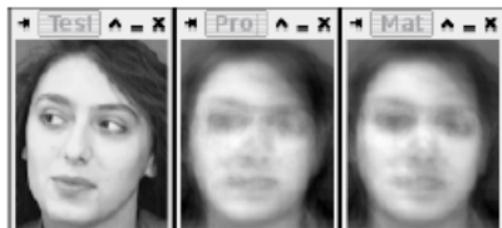
ANZAHL DER EIGENVEKTOREN

- ▶ Die richtige Anzahl der Eigenvektoren lässt sich nur schwer bestimmen
- ▶ Sirovich und Kirby haben bei Auswertungen eines Datensatzes herausgefunden, dass für diesen Datensatz zum Beispiel **40 Eigenvektoren** ideal sind
- ▶ In der Literatur wird aber auch oft von weniger nötigen Einvektoren geredet

ANZAHL DER EIGENVEKTOREN

- ▶ Die richtige Anzahl der Eigenvektoren lässt sich nur schwer bestimmen
- ▶ Sirovich und Kirby haben bei Auswertungen eines Datensatzes herausgefunden, dass für diesen Datensatz zum Beispiel **40 Eigenvektoren** ideal sind
- ▶ In der Literatur wird aber auch oft von weniger nötigen Einvektoren geredet
- ▶ Wenn zu viele Eigenvektoren gewählt werden, kann es zum **Overfitting** kommen. Das heißt, die Erkennung funktioniert bei dem Trainingsdatensatz gut, aber bei neuen Bildern ist die Erkennungsrate niedriger, als es mit weniger Eigenvektoren der Fall wäre

VERGLEICH ANZAHL DER EIGENVEKTOREN



Philipp Wagner Filip Martinovský.
Gesichtserkennung mit eigenfaces. 2002.

BESTIMMUNG DES SCHWELLWERTS

- ▶ Damit nicht jedes Bild als Gesicht identifiziert wird, muss vorher ein **Schwelldwert** definiert werden.
 - ▶ $\epsilon_k^2 = ||\Omega - \Omega_k||^2$
 - ▶ $\epsilon_k < \theta_k$

BESTIMMUNG DES SCHWELLWERTS

- ▶ Damit nicht jedes Bild als Gesicht identifiziert wird, muss vorher ein **Schwelldwert** definiert werden.
 - ▶ $\epsilon_k^2 = ||\Omega - \Omega_k||^2$
 - ▶ $\epsilon_k < \theta_k$
- ▶ Dieser Schwellwert ist nicht mathematisch berechenbar, sondern muss **von Hand** optimiert werden

BESTIMMUNG DES SCHWELLWERTS

- ▶ Damit nicht jedes Bild als Gesicht identifiziert wird, muss vorher ein **Schwelldwert** definiert werden.
 - ▶ $\epsilon_k^2 = ||\Omega - \Omega_k||^2$
 - ▶ $\epsilon_k < \theta_k$
- ▶ Dieser Schwellwert ist nicht mathematisch berechenbar, sondern muss **von Hand** optimiert werden
- ▶ Dabei muss dieser so groß gewählt werden, dass ein Gesicht als Gesicht erkannt wird, beziehungsweise auch einer Person zugeordnet werden kann, aber gleichzeitig nicht so groß, dass auf Bildern fälschlicher Weise eine Gesicht erkannt wird oder ein Gesicht der falschen Person zugeordnet wird

PROBLEME DER PCA BEI ERKENNUNG VON GESICHTERN

Lichtverhältnisse und Hintergrund

- ▶ Problem: Die PCA kann nicht zwischen Gesicht und **Hintergrund** unterscheiden

PROBLEME DER PCA BEI ERKENNUNG VON GESICHTERN

Lichtverhältnisse und Hintergrund

- ▶ Problem: Die PCA kann nicht zwischen Gesicht und **Hintergrund** unterscheiden
- ▶ Da die PCA die maximale Varianz über die Daten ermittelt, kann es durch veränderte **Lichtverhältnisse** oder einen anderen Hintergrund zu anderen Ergebnissen kommen

PROBLEME DER PCA BEI ERKENNUNG VON GESICHTERN

Lichtverhältnisse und Hintergrund

- ▶ Problem: Die PCA kann nicht zwischen Gesicht und **Hintergrund** unterscheiden
- ▶ Da die PCA die maximale Varianz über die Daten ermittelt, kann es durch veränderte **Lichtverhältnisse** oder einen anderen Hintergrund zu anderen Ergebnissen kommen
- ▶ Die einfachste Lösung dieses Problem zu lösen, ist das "Wegschneiden" des Hintergrunds

PROBLEME DER PCA BEI ERKENNUNG VON GESICHTERN

Lichtverhältnisse und Hintergrund

- ▶ Problem: Die PCA kann nicht zwischen Gesicht und **Hintergrund** unterscheiden
- ▶ Da die PCA die maximale Varianz über die Daten ermittelt, kann es durch veränderte **Lichtverhältnisse** oder einen anderen Hintergrund zu anderen Ergebnissen kommen
- ▶ Die einfachste Lösung dieses Problem zu lösen, ist das "Wegschneiden" des Hintergrunds
- ▶ Dabei wird ein **Gauß-Fenster** auf das Bild gelegt, welches dafür sorgt, dass die Mitte des Bildes höher gewichtet wird

PROBLEME DER PCA BEI ERKENNUNG VON GESICHTERN

Perspektive

- ▶ Problem: Genauso kann eine falsche **Perspektive** von der zu erkennenden Person die Fehlerrate erhöhen

PROBLEME DER PCA BEI ERKENNUNG VON GESICHTERN

Perspektive

- ▶ Problem: Genauso kann eine falsche **Perspektive** von der zu erkennenden Person die Fehlerrate erhöhen
- ▶ Lösung: Um dieses problem zu verhindern, wird heutzutage meistens das Gesicht einer Person von **verschiedenen Perspektiven** in der Datenbank gespeichert. Dadurch können fehlende Perspektiven dazwischen berechnet werden

FAZIT

- ▶ Die PCA eignet sich gut zur Gesichtserkennung. Sie ermöglicht sowohl die **Erkennung** eines Gesichts im Raum, als auch die **Identifikation** einer Person
- ▶ Die **Fehlerrate** liegt dabei bei einer Falschakzeptanzrate von unter 0,1% bei weit **unter 1%**
- ▶ In Kombination mit neueren Ansätzen wie der **Linearen Diskriminanzanalyse** wird die Fehlerrate noch weiter gesenkt

ENDE

Danke für Ihre Aufmerksamkeit