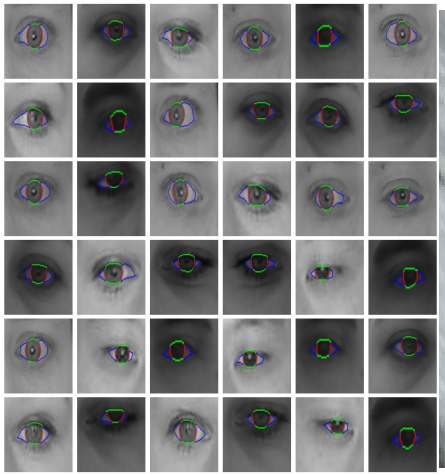
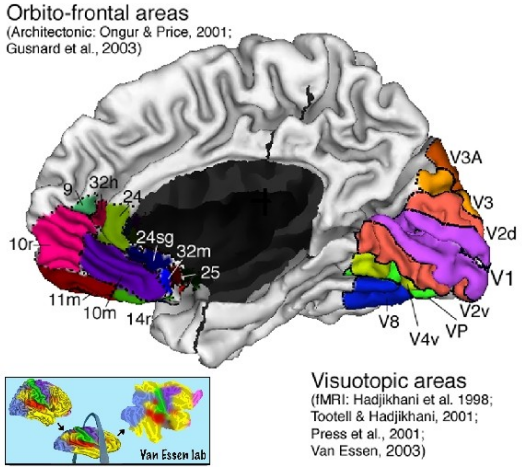
Computer Vision Workshop

MetaLab, 02.07.2010





Dr. Alexander K. Seewald

SEEWALD SOLUTIONS

Übersicht

Einleitung - Das menschliche Sehsystem & OpenCV

Anwendungs- & Demosession

- Test vortrainierte BDTHF Modelle
- Low-cost Eyetracking (BDTHF in OpenCV)
- Boosted DecisionTrees of Haarlike Features (BDTHF)

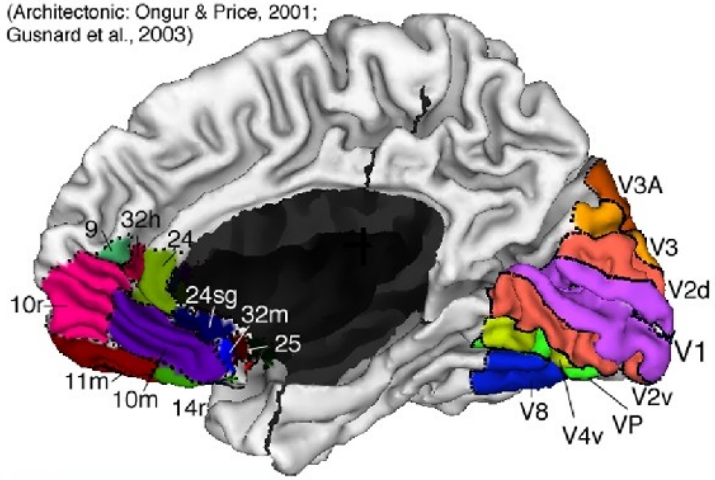
- Test Magazinseiten-Erkennung emedia
- Magazinseiten-Erkennung (SIFT/SURF in OpenCV)
- Scaled Invariant Keypoint Transform (SIFT)

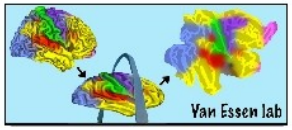
Eyetracking Testaufnahmen

SEEWALD SOLUTIONS
alex@seewald.at
http://www.seewald.at

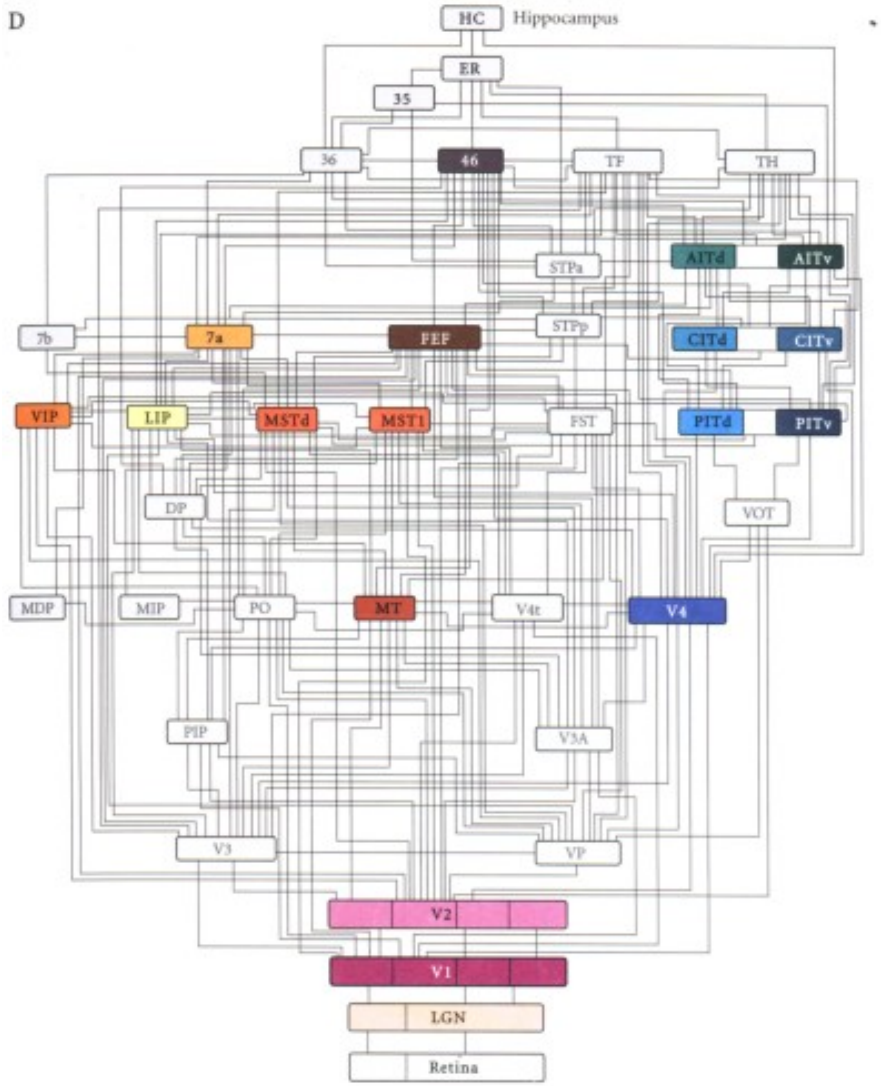
The Human Visual System (1)

Orbito-frontal areas
(Architectonic: Ongur & Price, 2001;
Gusnard et al., 2003)





Visuotopic areas
(fMRI: Hadjikhani et al. 1998;
Tootell & Hadjikhani, 2001;
Press et al., 2001;
Van Essen, 2003)

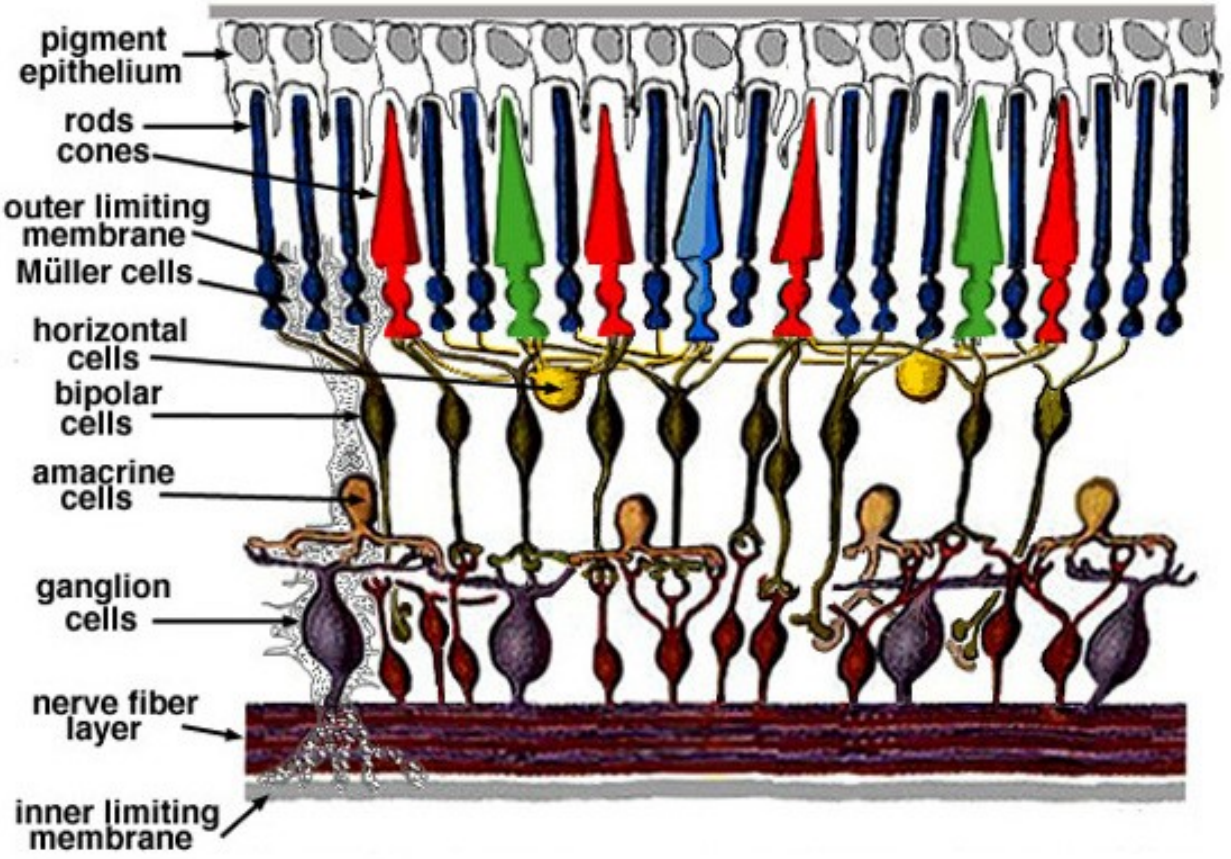


SEEWALD SOLUTIONS

alex@seewald.at
http://www.seewald.at

The Human Visual System (2)

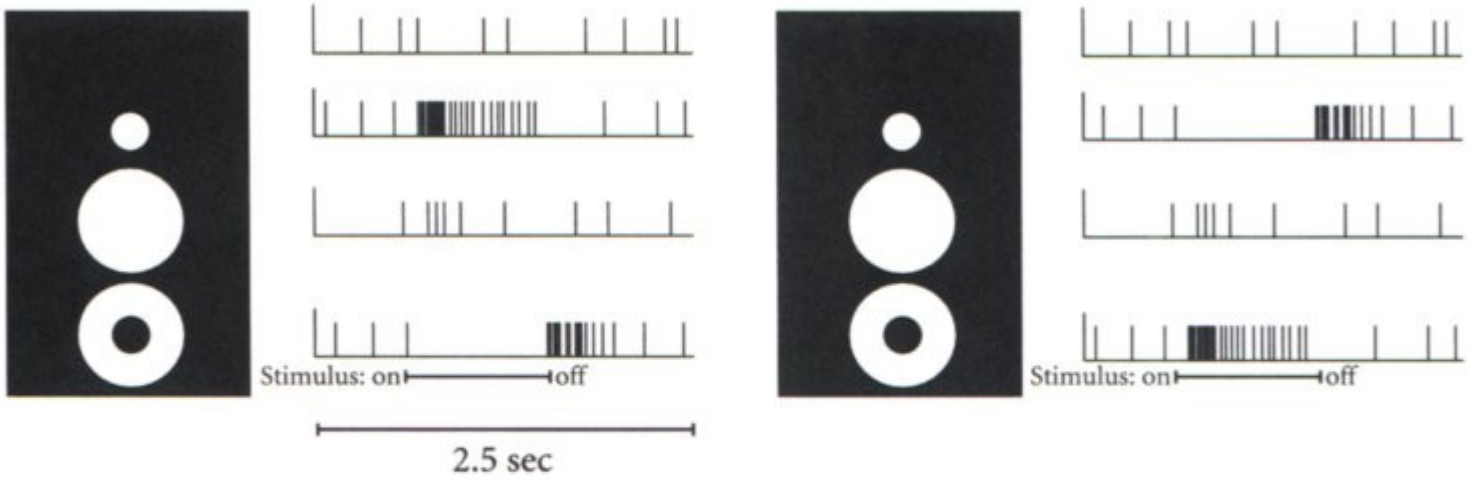
The Retina



alex@seewald.at
http://www.seewald.at

The Human Visual System (3)

Ganglion cells are sensitive to brightness differences (Left: on-center cell, right: off-center cell)



SEEWALD SOLUTIONS
alex@seewald.at
http://www.seewald.at

OpenCV

- hochoptimierte, echtzeit-taugliche Basisoperationen für Computer Vision (C++ Code)
- Framegrabber für Kameras
- Implementation durchwegs schneller als Intel IPP, besonders bei multi-thread programming
- Auch für AMD Prozessoren verwendbar
- Brauchbares Lernsystem für BDTHF (V1.1.0 verwenden - V2.0 noch sehr buggy, evtl. auch V2.1..)
- Brauchbare SIFT-Implementierung (cvSURF)

SEEWALD SOLUTIONS
alex@seewald.at
http://www.seewald.at

OpenCV Modelle

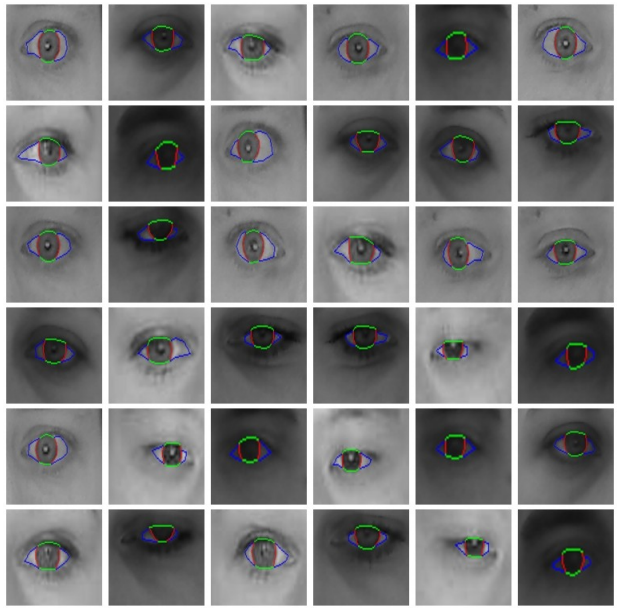
SEEWALD SOLUTIONS
alex@seewald.at
http://www.seewald.at

Low-cost Eyetracking (1)

- **Problem:** Existierende Hardware-Eyetracking-Systeme sind zu teuer für große Marketing-Studien.
- **Lösung:** Low-cost Eyetracker auf der Basis von handelsüblichen USB-Kameras (Softwarelösung)

<u>Vorteile</u>

- Hardwarekosten ca. 60 EUR pro Eyetracking-Arbeitsplatz – ~100 Arbeitsplätze zum Preis eines existierenden Systems!
- Verwendung des eigenen PCs
- Studienteilnehmer arbeiten in gewohnter Umgebung
- Auch für integrierte Notebookkameras/Handycams



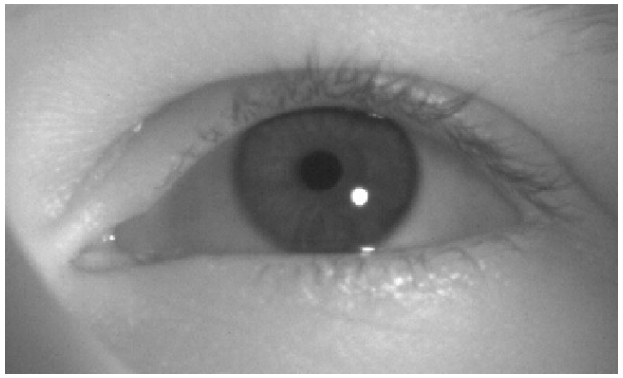
SEEWALD SOLUTIONS

alex@seewald.at
http://www.seewald.at

Low-cost Eyetracking (2)

Klassisches Eyetracking

- Projektion von mehreren IR-Reflektionen ins Auge (glints)
- Filterung des Kamerabildes nach Infrarot-Wellenlänge
- Sichtwinkel aus glint-Position „leicht“ berechenbar.



Low-cost Eyetracking

- Gesichtserkennung und Finden der Augen im Gesicht
- Direkte Erkennung von Iris Pupille typischerw. verdeckt
- Kopfposition/-winkel muß aufwendig kompensiert werden

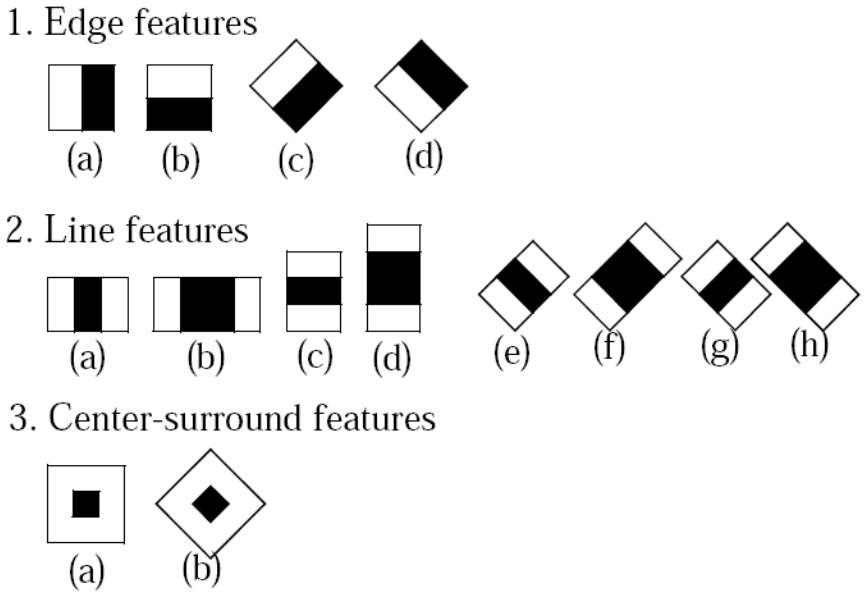
alex@seewald.at
http://www.seewald.at

Low-cost Eyetracking (3)

Video

SEEWALD SOLUTIONS
alex@seewald.at
http://www.seewald.at

Boosted DTs of Haar-like Features (1)



Vom menschlichen Sehsystem abgeleitet

- Hell/Dunkel-Unterschiede (Kontrast)
- Berechnet in allen möglichen Größen über einem Fenster fixer Größe (zB 24x24, 40x40 Pixel)
- 117,941(!) Features bei 24x24 Pixel-Fenster

alex@seewald.at
http://www.seewald.at

Boosted DTs of Haar-like Features (2)

Trainieren

- Positive und negative Bilder (>1000 pro Klasse)
- Berechnung aller Features für alle möglichen Unterfenster im Bild
- Lernen von Decision Trees / Stumps
- „Boosting“ zur Reduktion der Fehlerrate
- Lernzeit ca. 1-4 Wochen je nach Settings

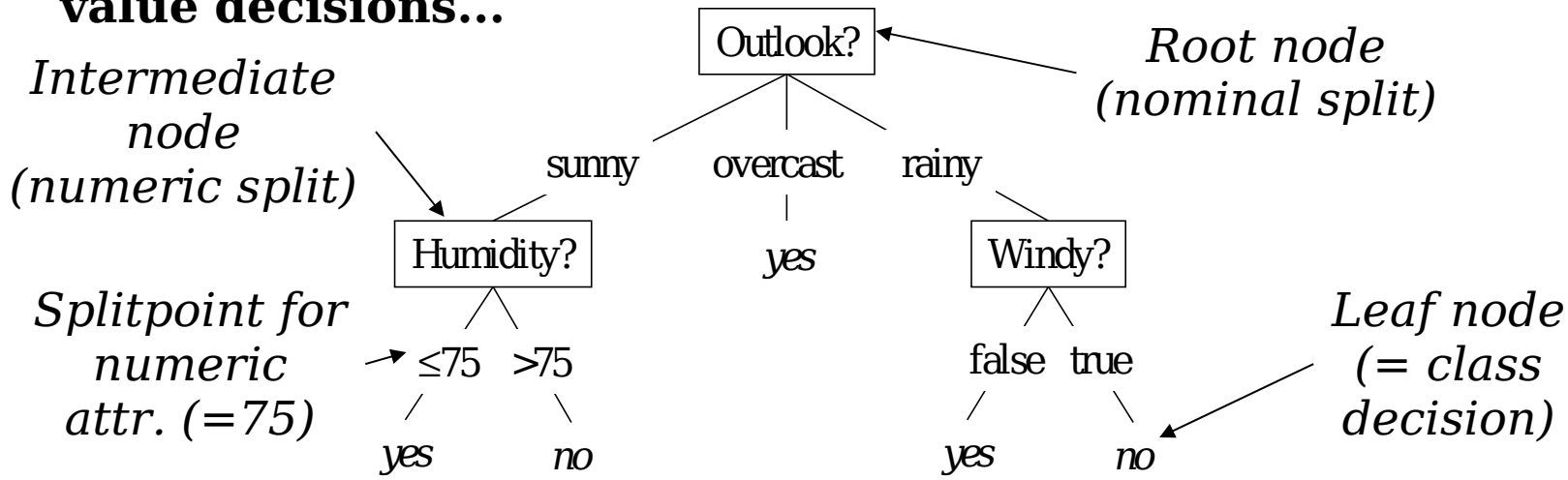
Testen

- Nur die Features, die im Decision Tree vorkommen, müssen tatsächlich berechnet werden – dadurch schnell genug für Echtzeit!
- Boosting führt trotzdem zu einem guten Modell

alex@seewald.at
http://www.seewald.at

Boosted DTs of Haar-like Features (3)

Decision Tree: A recursive structure of attribute/class value decisions...



...which is equivalent to a set of rules, one for each path from the root node:

outlook=sunny & humidity≤75 ⇒ *yes,* outlook=sunny & humidity>75 ⇒ *no,* outlook=overcast ⇒ *yes,* outlook=rainy & windy=false ⇒ *yes,* outlook=rainy & windy=true ⇒ *no*

Decision Stump: Decision Tree with only one level.

alex@seewald.at
http://www.seewald.at

Boosted DTs of Haar-like Features (4)

AdaBoost.M1:

- Apply the same learner sequentially to reweighted training sets, given more weight to examples which have been misclassified previously.
- Final classification is a weighted vote of the component learners.
- Improves dramatically on the performance of even weak base learners; reduces both bias *and* variance of base learners.

[Breiman,96]: AdaBoost + C4.5 = best off-the-shelf classifier

1. Initialize the example weights w_i=1/N for i=1,2,..,N
2. For m=1 to M:
   (a) Fit a classifier $f_m(\boldsymbol{x})$ to training data weighted with w_i
   (b) Compute weighted error $Err_m=\Sigma w_i\, \mathrm{I}(y_i \neq \mathrm{sign}(f_m(\boldsymbol{x_i})))/\Sigma w_i$
   (c) Compute $a_m=\log((1- Err_m)/Err_m)$
   (d) Set new w_i to $w_i\,(\exp(a_m(\mathrm{I}(y_i \neq \mathrm{sign}(f_m(\boldsymbol{x_i})))))$, i=1,2,..,N
3. Output final $f(\boldsymbol{x}) = \Sigma a_m f_m(\boldsymbol{x})$

alex@seewald.at
http://www.seewald.at

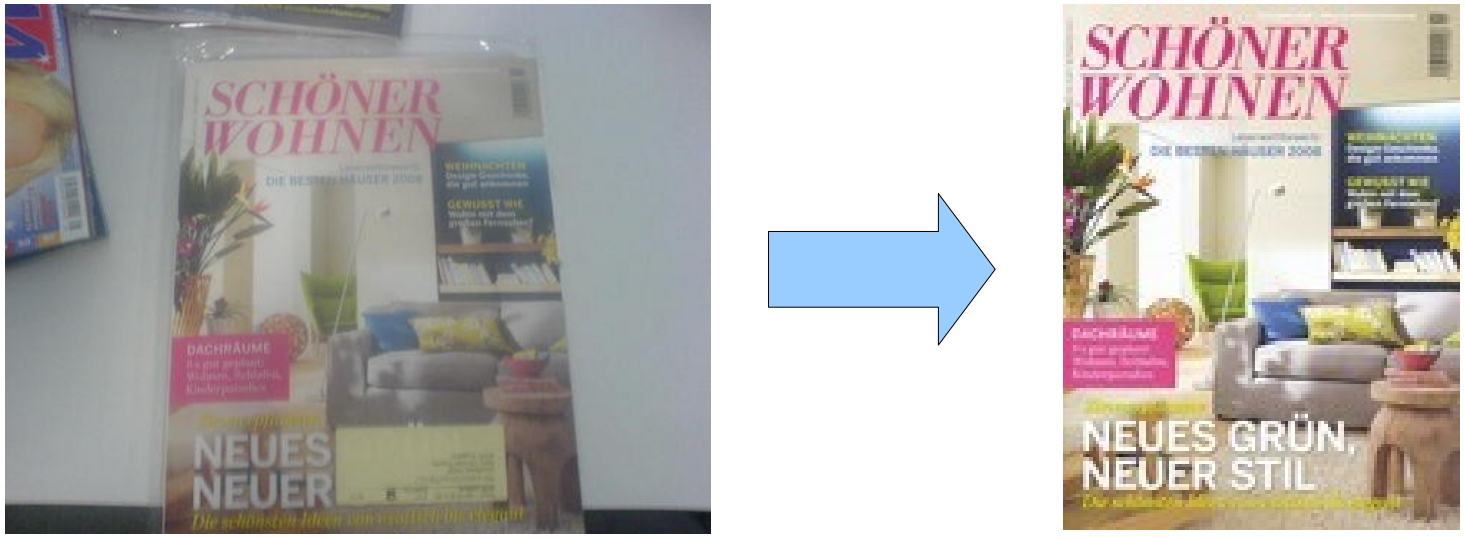
Magazinerkennung

SEEWALD SOLUTIONS
alex@seewald.at
http://www.seewald.at

Magazinseiten-Erkennung

Problem: Erkennung von Magazin-Titel und Innenseiten via Handy- und Knopfkameras für Marktforschungszwecke

Lösung: Automatische Zuordnung via SIFT auf Basis von Referenzbildern der Magazinseiten als PDF

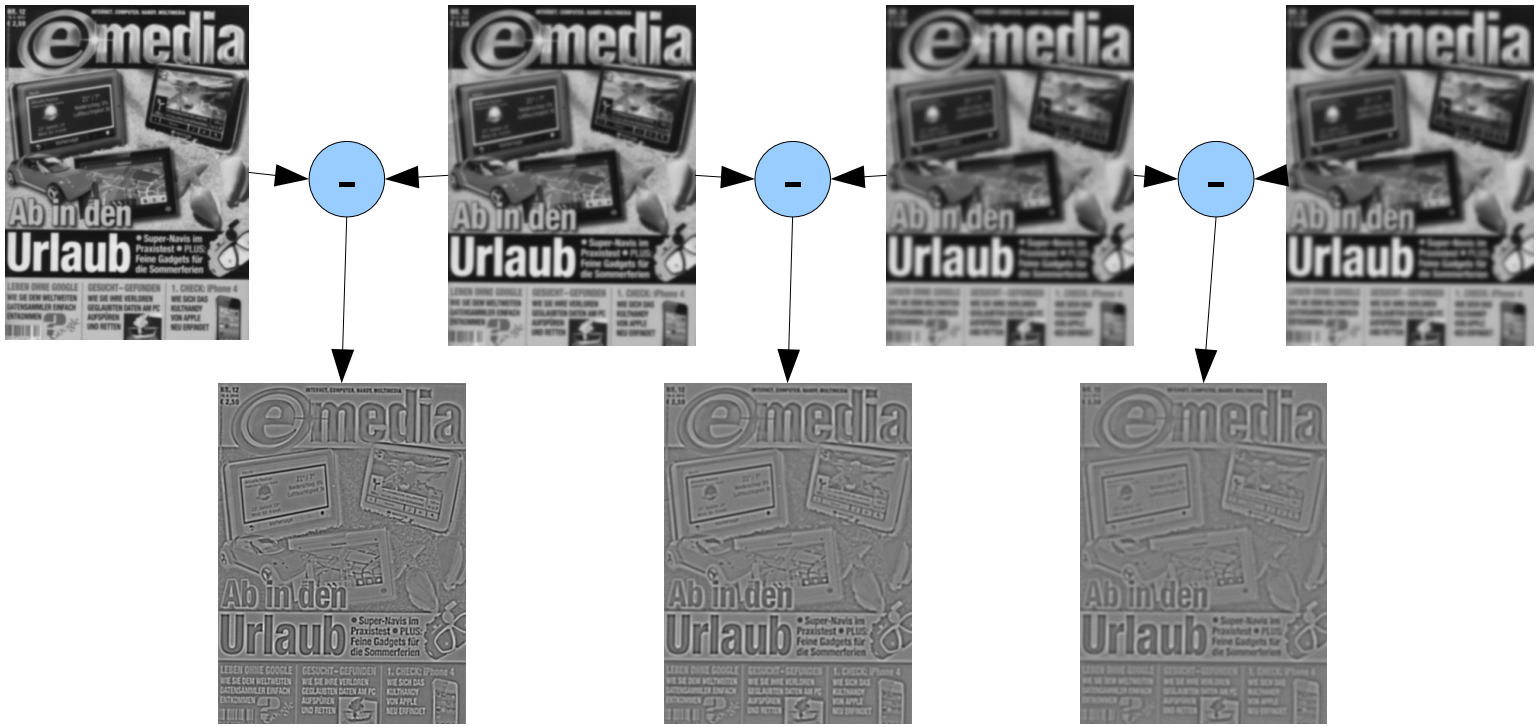


alex@seewald.at
http://www.seewald.at

Scale Invariant Feature Transform (1)

[Lowe, 1999] & [Lowe, 2004]

- Scale-space extrema detection via difference-of-gaussian. Keypoint localization by local quadratic interpolation

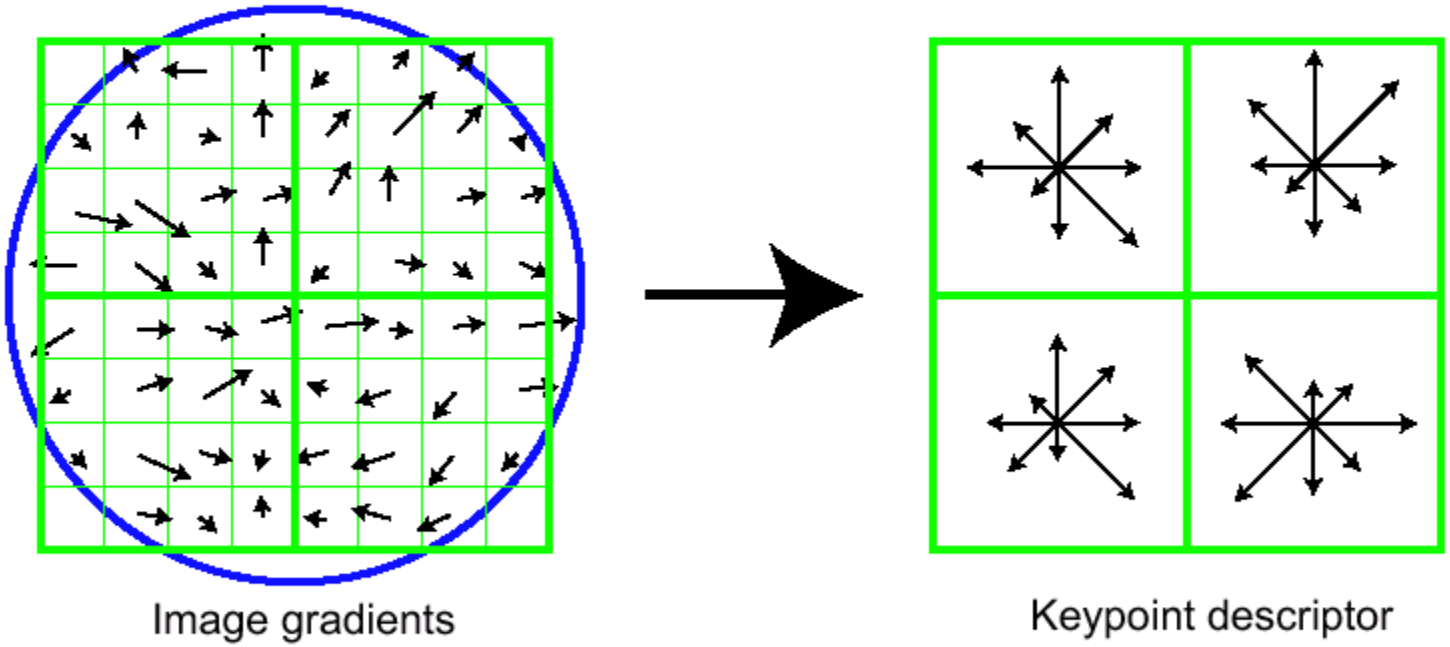


alex@seewald.at
http://www.seewald.at

Scale Invariant Feature Transform (2)

- Orientation assignment via direction histogram peaks. Obtain Keypoint descriptors by sampling & trilinear interpolation

Image keypoints with 128-dimensional descriptors

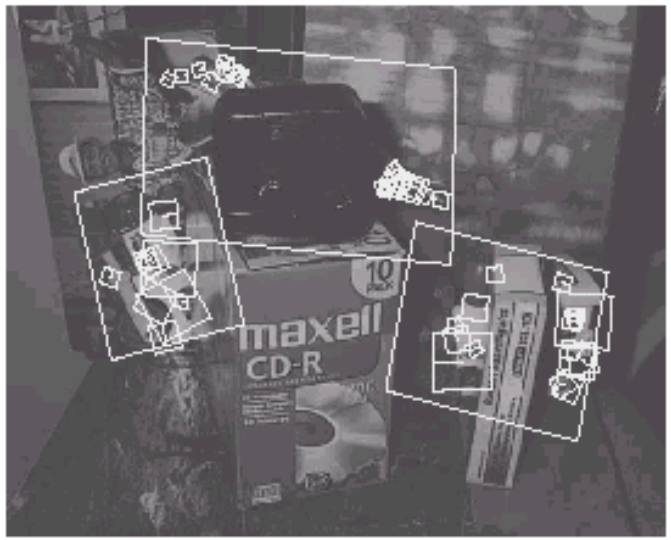


alex@seewald.at
http://www.seewald.at

Scale Invariant Feature Transform (3)

Matching keypoints with an image database

- Nearest neighbors & euclidean distance
- Best-Bin-First: fast approx. of nearest-neighbor
- Least-squares solution of pose to determine final affine transform of the object for accurate localization



alex@seewald.at
http://www.seewald.at

Algorithmen (1)

Aufbau spezifischer Objekt-Detektoren

- für dynamische & elastische Objekte: Boosted Decision Trees of Haar-like Features (BDTHL)
- für statische & starre Objekte: Scale Invariant Feature Transform (SIFT)

alex@seewald.at
http://www.seewald.at

Algorithmen (2)

Anwendungen

- BDTHL: Erkennung komplexer, flexibler Objekte (Gesichts-, Fußgänger-, Auto-Erkennung...)
- SIFT: allgemeine Objekterkennung unabhängig von Position, Größe & Lage; Matching von ganzen Bildern; nur für starre Objekte geeignet (Gebäude, Statuen)

alex@seewald.at
http://www.seewald.at

Low-cost Eyetracking (4)

Testaufnahmen

SEEWALD SOLUTIONS
alex@seewald.at
http://www.seewald.at

deFlicker (1)

- **Problem:** Existierende Hochgeschwindigkeits-kameras zeigen ein deutliches Flackern bei Nachtaufnahmen aufgrund v.Stadion-Scheinwerfern
- **Lösung:** Softwaremäßige Korrektur des Flackerns in Echtzeit für HDTV Video.

LIVE · SLOW · MOTION

Hintergrund

- Weit verbreitete Stadion-Scheinwerfer flackern (~130Hz)
- Nachtaufnahmen mit Hoch-geschwindigkeitskameras(>150 fps) flackern deshalb sehr stark.
- Auch LED-Werbebanner können flackern,wenn Stromversorgung nicht gut genug abgeschirmt.

SEEWALD SOLUTIONS

alex@seewald.at
http://www.seewald.at

deFlicker (2)

Video

SEEWALD SOLUTIONS
alex@seewald.at
http://www.seewald.at

Vielen Dank
für die
Aufmerksamkeit!

SEEWALD SOLUTIONS

alex@seewald.at
http://www.seewald.at