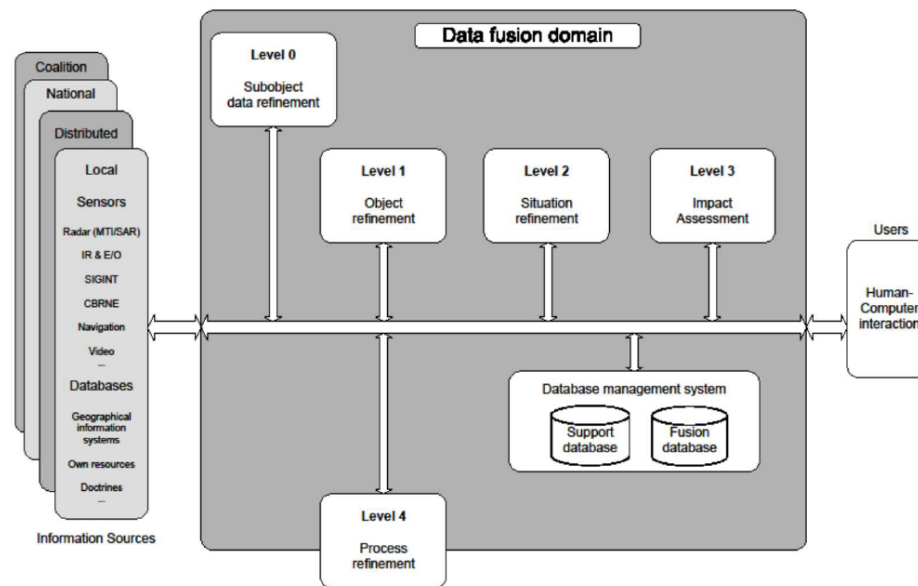
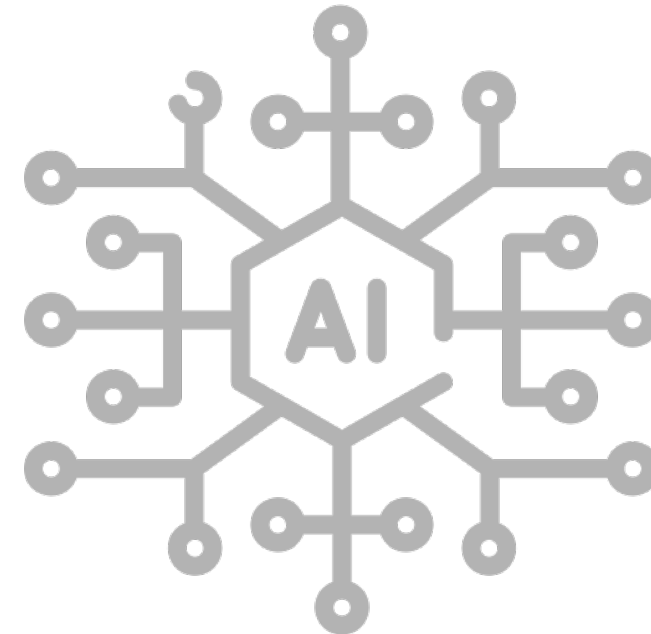


INTELLIGENTE SEHSYSTEME

AUFGABEN, PROBLEME, BEGRIFFE



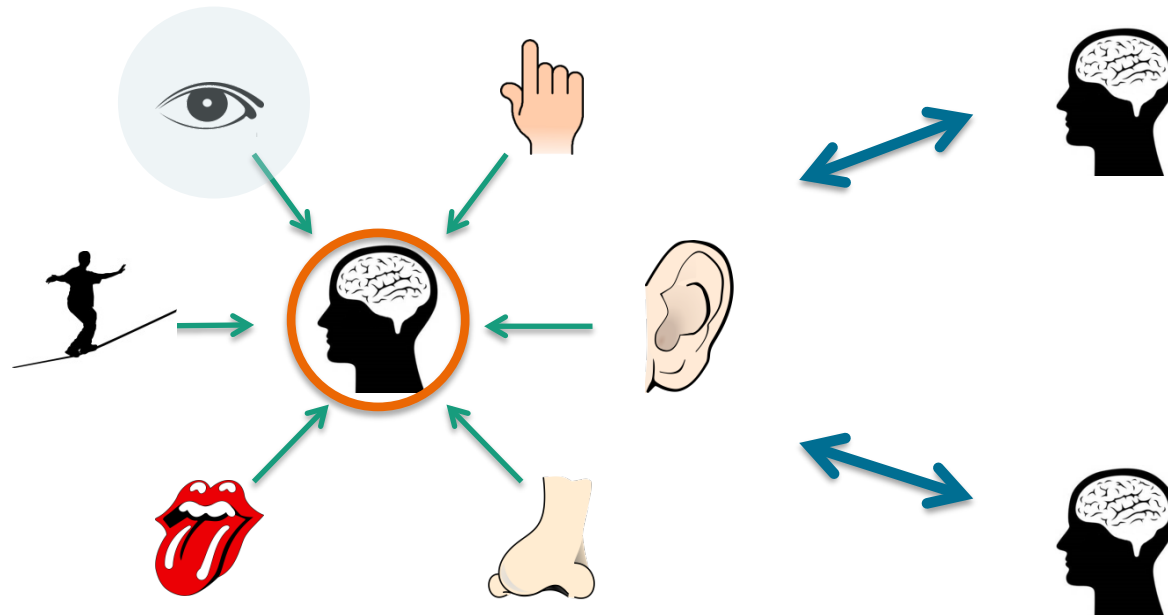
Joint Directors of Laboratories (JDL): Data Fusion Model



vor jeder technischen Umsetzung oder wissenschaftlichen Reflektion: **Intelligentes Agieren als allgegenwärtiges Phänomen!**

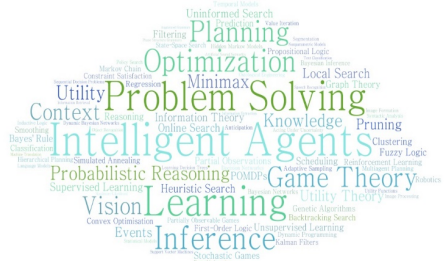
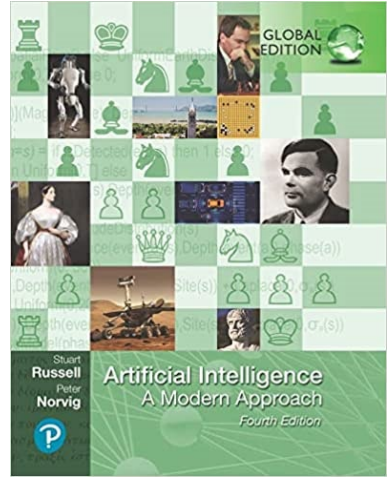
Alle Lebewesen verknüpfen Eindrücke einander ergänzender Sinne mit bisherigen Erfahrungen und Mitteilungen anderer Lebewesen. Daraus ergeben sich Umweltmodelle, die Voraussetzung für situationsgerechtes Verhalten.

Intelligente Sehsysteme:



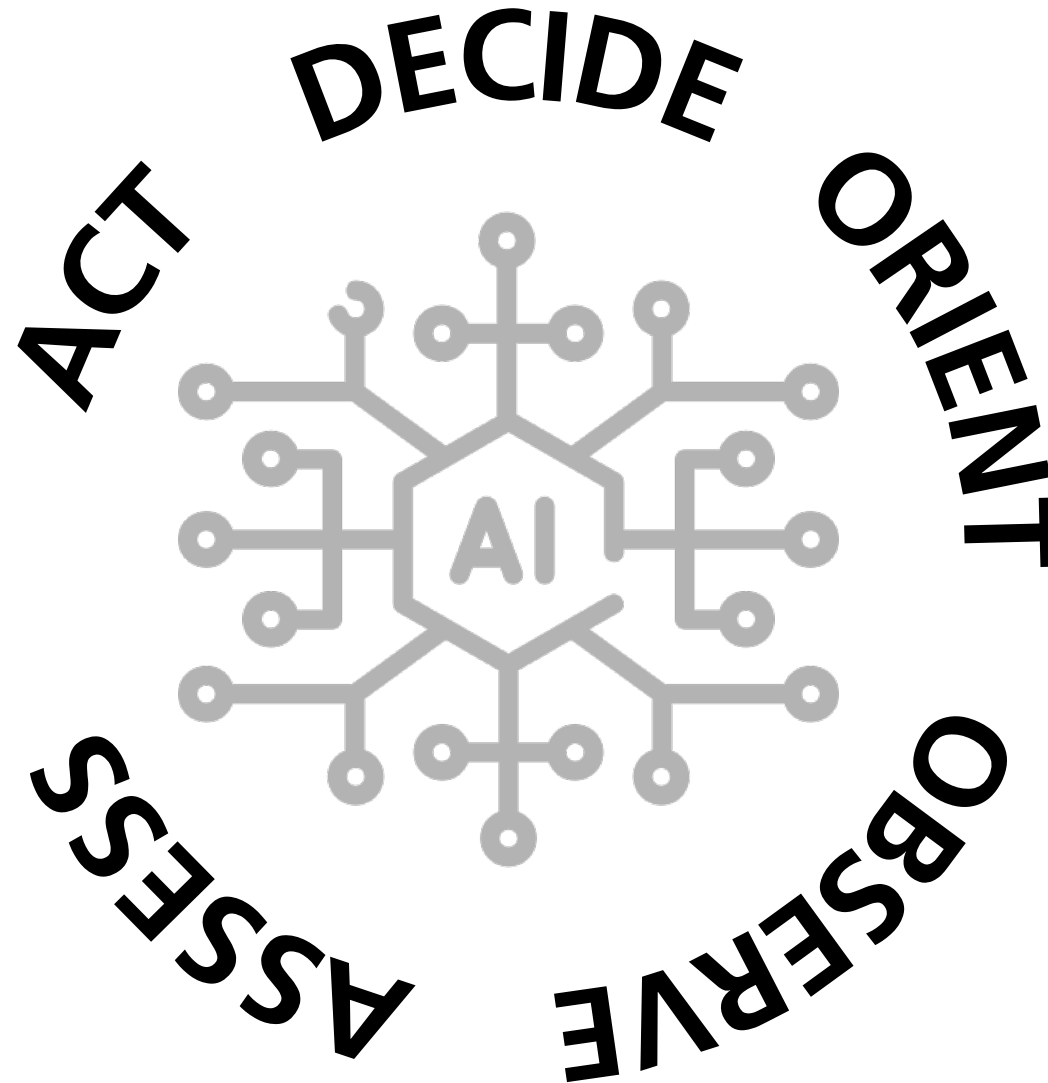
Wahrnehmen, Entscheiden, Wirken

Ressourcen-Management



modellbasiert

“sense“



Multisensor-Datenfusion

“AI is the ability of machines to perform tasks that normally require human intelligence. Even old technology can still be AI.”

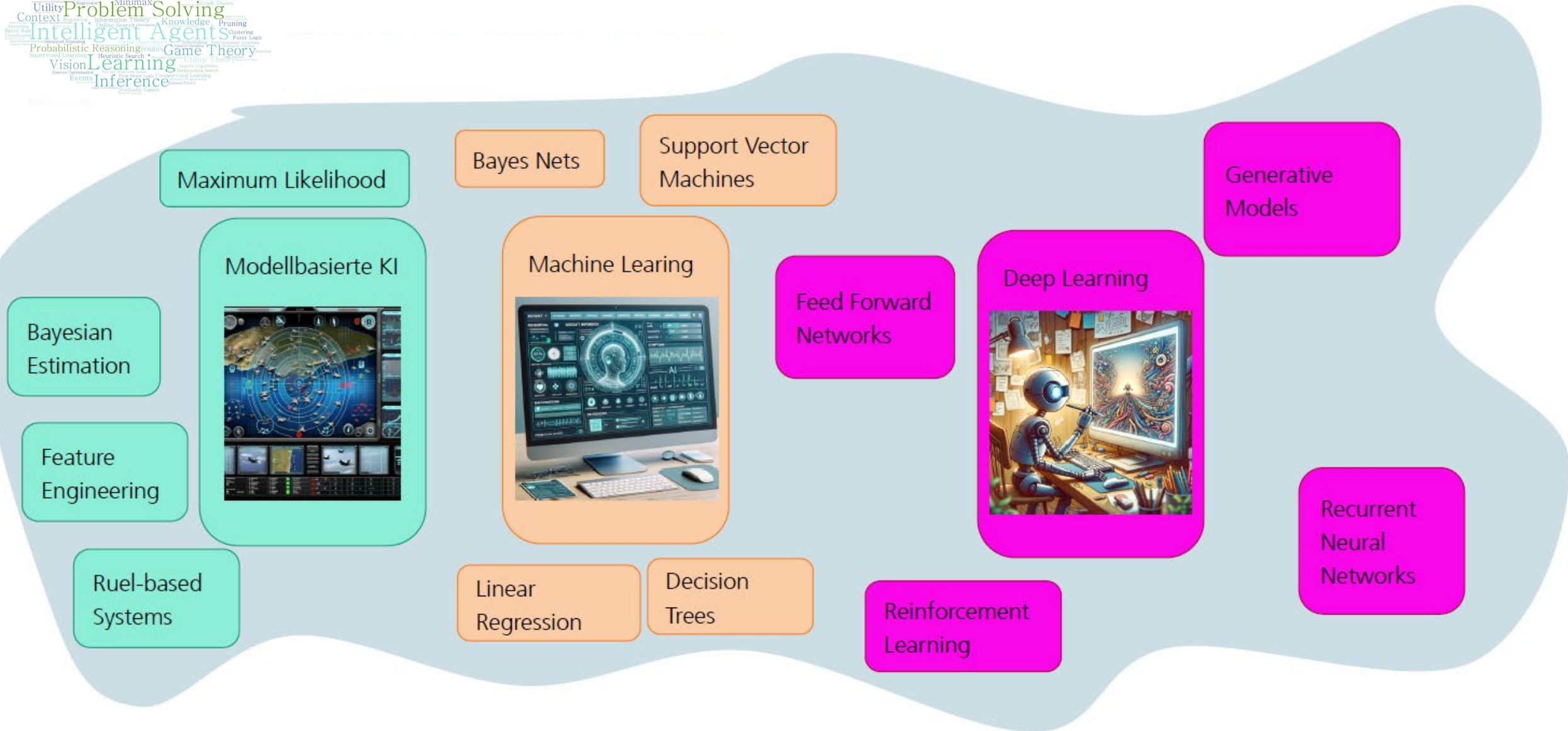
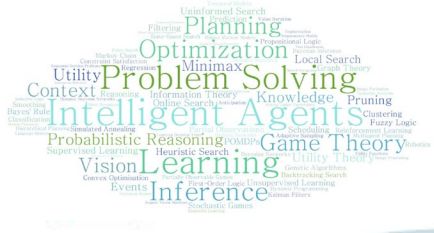
US DoD AI Strategy

datengetrieben

“sensitivity“

zu erreichende Ziele, Umgebung

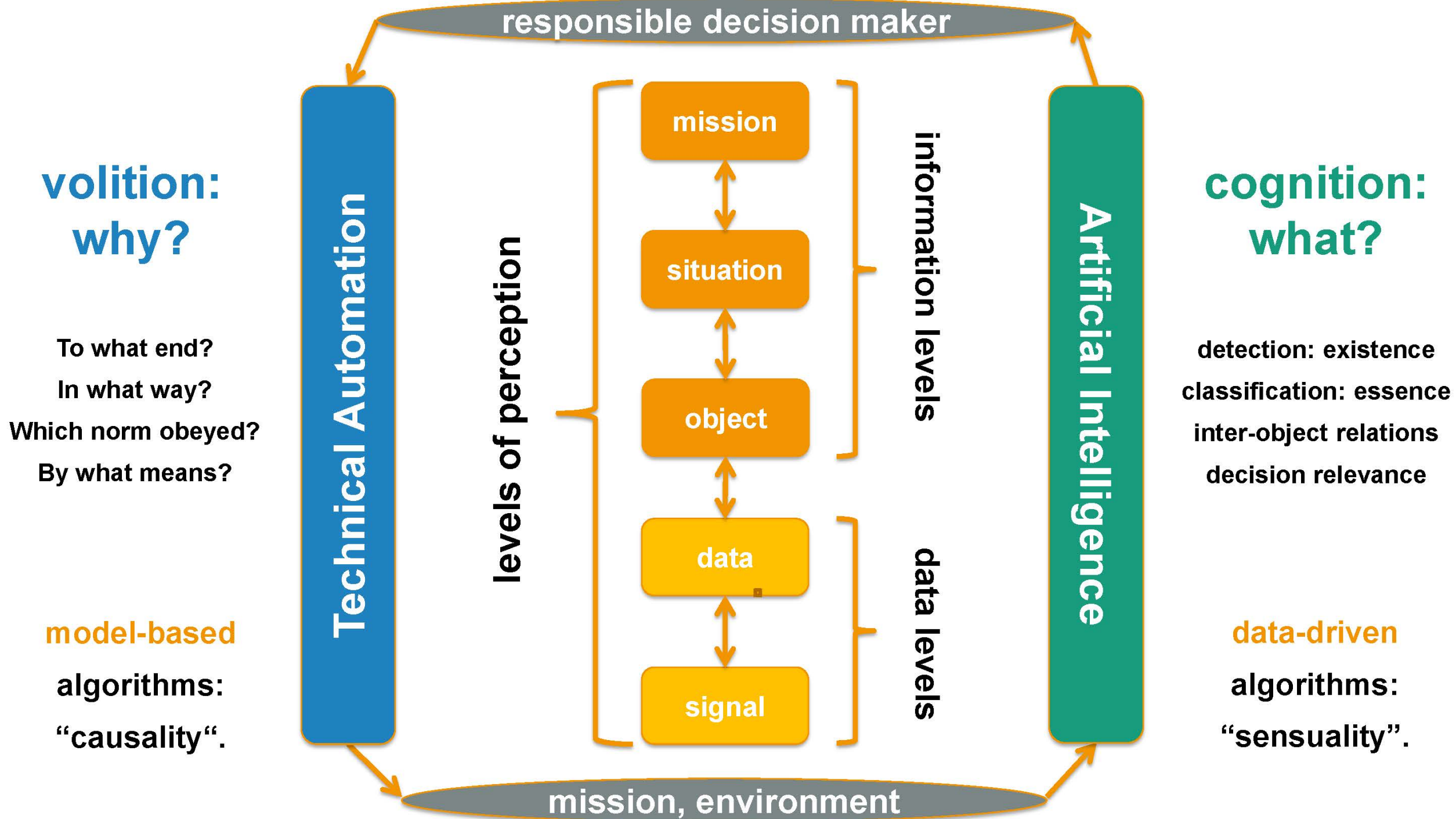
Überraschend grobe Landkarte der KI-Methoden



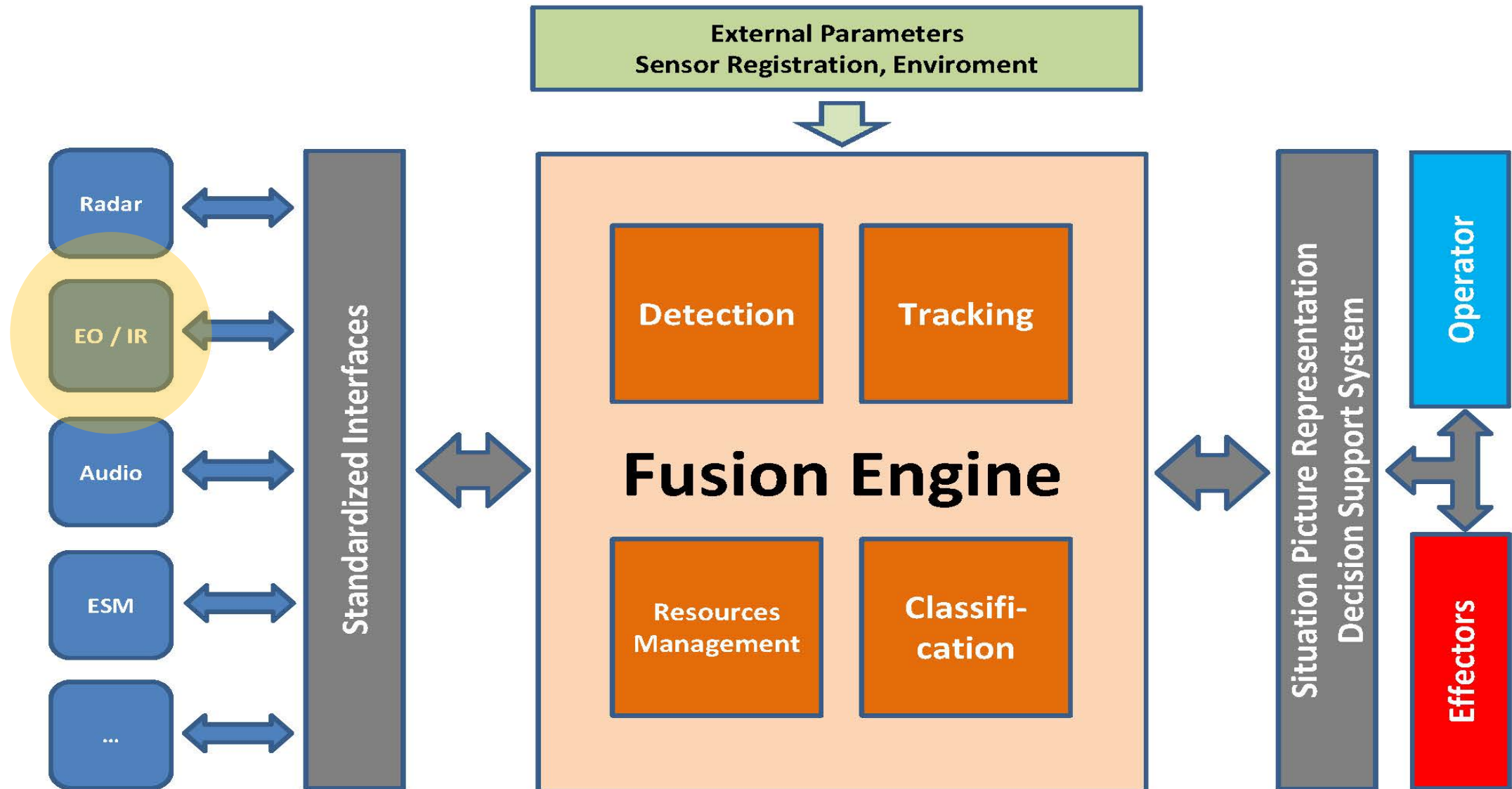
Understandable **Cognitive** and **Volitive** Assistance

- to evaluate imperfect and incomplete **mass data**,
- to fuse **context** knowledge with current data streams,
- to fuse complementary **and heterogeneous** sources,
- to estimate the **plausibility** of the information content,
- to enable **manned-unmanned teaming** and action, and
- to guarantee ethical, legal, and societal **compliance**.

Unburden persons so that they can do, what only persons can do:
acting intelligently and in autonomous responsibility.



Fusion Engines – Link between Sensors, Context, Action



Intelligente Sehsysteme

Vorlesung:

Zeit und Ort:

Dienstags, 10¹⁵ – 11⁴⁵
Hörsaal 7 (HSZ) & online

Dozenten:

Prof. Wolfgang Koch
Dr. Felix Govaers
Roman Bartolosch
Florian Oßwald
Henry Hölzemann
Sprechstunden: n. Vereinbarung

Einordnung:

BA-INF 131
Intelligente Sehsysteme
6 LP / 2 + 2 SWS

Übungen:

Zeit und Ort:

Di, 08¹⁵ - 09⁴⁵, U.039
Mi, 08¹⁵ - 09⁴⁵, U.039
Mi, 10¹⁵ - 11⁴⁵, U.039
Do, 08¹⁵ - 09⁴⁵, U.039

TutorInnen:

- Benedikt Wude
s6bewude@uni-bonn.de
- Denis Jan Schafranski
s6dsscha@uni-bonn.de

Weitere Infos dazu dann:

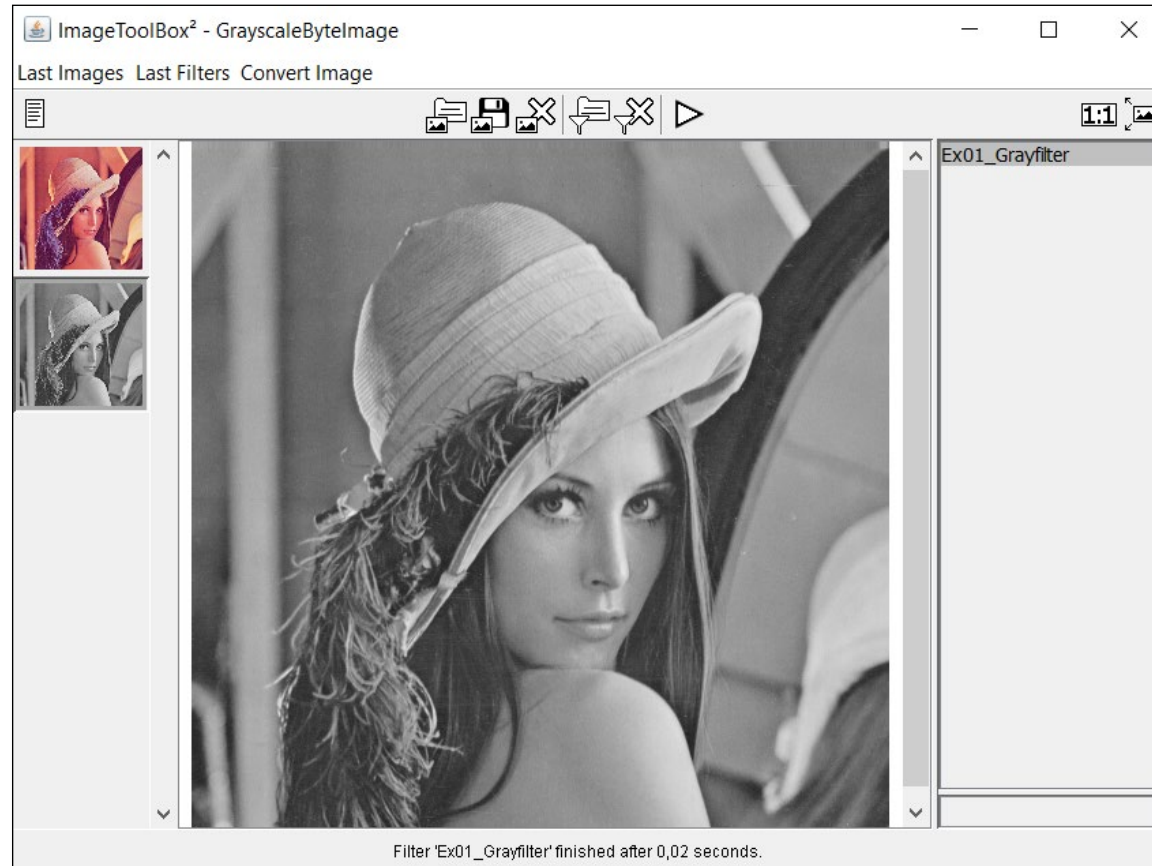
eCampus ISS Vorlesung

Themen, im Laufe der Vorlesung behandelt

- **Phasen des Computersehens**
- **Histogrammbasierte Bildverarbeitung**
- **Lineare Filter**
- **Nichtlineare Filter**
- **Histogrammbasierte Segmentierung**
- **Homogenitätsbasierte Segmentierung**
- **Diskontinuitätsbasierte Segmentierung**
- **Modellbasierte Segmentierung**
- **Fourier-Transformation**
- **Skalenraum**
- **Interest Points**
- **Objekterkennung**
- **Merkmale**
- **3D-Punktwolken**
- **Tiefe Konvolutionsnetze**

ImageTool Box²:

ITB² für die Bearbeitung von Übungsaufgaben



Handbuch zur ImageToolBox²

14. Januar 2018

Inhaltsverzeichnis

1 Systemvoraussetzungen	2
2 Installation	2
3 Bedienung der ImageToolBox ²	2
3.1 Hauptfenster	2
3.2 Log	3
3.3 Pixel Auswahl	4
4 Filter und AbstractFilter	4
5 Ein- und Ausgabe von Bildern	5
5.1 Bilder erstellen	5
5.2 Grundfunktionen von Bildern	6
5.3 Umwandlung von Bildern	7
6 Kommunikation mit dem Nutzer	8
6.1 Filtereigenschaften	8
6.2 Fortschritt und Nachrichten	8
6.3 Pixel Auswahl	9
7 Beispiele für die Erstellung von Filtern	9
7.1 Farbfilter	9
7.2 Filtereigenschaften	10
7.3 Bilder konvertieren	11

1

Literatur



Pearson STARK

FAQ Handel Über uns

Shop Schule Studium Berufsleben Englisch International Schools

STARTSEITE > GRUNDLAGEN DER BILDVERARBEITUNG

[Leseprobe](#)

[Inhaltsverzeichnis](#)

[Auf die Wunschliste](#)

[Feedback](#)

[Produktdetails](#)

[Artikelbeschreibung](#)

[Extras Online](#)

Klaus D. Tönnies

Grundlagen der Bildverarbeitung

Zum Buch:
Tönnies führt in seinem Buch in die grundlegenden Aspekte der Bildverarbeitung ein. Dabei verknüpft er Motivation und...

[Mehr anzeigen](#)

eBook + eLearning [Was ist das?](#)

23,99 €

Inkl. MwSt.

[Lieferbar](#)

[Sofort zum Download](#)

<https://www.pearson.de/grundlagen-der-bildverarbeitung-9783863266370>

... sowie andere Quellen, die in jeweiliger Vorlesung genannt werden

Erforderliche Studienleistungen

Bearbeitung regelmäßig erscheinender Übungsblätter

- Die Bearbeitung soll in Gruppen von **3** Studierenden erfolgen.
- Insgesamt müssen mind. 50 % der Punkte erreicht werden.
- Jeder Student/jede Studentin muss **2**-mal die Lösung einer Aufgabe vorstellen. Die erste Vorstellung muss für eines der ersten fünf Übungsblätter erfolgen. Die zweite Vorstellung muss für eines der nächsten fünf Übungsblätter erfolgen.

Vorlesung: Einführung in die Sensordatenfusion

Sensordatenfusion verknüpft unvollständige und fehlerhafte, aber einander ergänzende Messdaten, so dass ein zugrundeliegendes Phänomen der Realität besser verstanden wird. Die Vorlesung vermittelt dazu benötigten Grundlagen, die anhand vieler Anwendungsbeispiele veranschaulicht werden. Die Studierenden lernen dadurch wichtiges Handwerkszeug der Schätz- und Filterungstheorie, der Simulation und Performance-Evaluation kennen, die auch in anderen Gebieten der Informatik nützlich sind. Die benötigten Grundbegriffe der Stochastik werden in der Vorlesung eingeführt. Freude an mathematischer Einsicht und Geschick bei der Implementierung von Algorithmen sind Voraussetzung. Geeignete Studierende können im 5. Semester im Fraunhofer FKIE an Projekten mitwirken und/oder ihre Bachelor-Arbeit schreiben. Im Master-Studiengang kann das Thema weiter vertieft werden. Informatikerinnen und Informatiker mit Kenntnissen der Sensordatenfusion sind sehr gesucht. Ein überaus fesselndes Arbeitsgebiet mit zahllosen Anwendungen wartet auf sie, das bisher nur angekratzt wurde: das „Internet der Sensoren“.

Veranstaltung:

- **Verantwortlich:** Prof. Dr. Wolfgang Koch
- **Beginn:** 11.04.2025
- **Zeiten:** Fr. 14:00 - 16:00, HSZ - HS3
- **Veranstaltungsnummer:** 614051014

Übung:

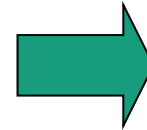
- **Verantwortlich:** Prof. Dr. Wolfgang Koch u. M.
- **Beginn:** 30.04.2025
- **Zeiten:** Mi. 16:00 -18:00, Uhr, HSZ - HS3

Weitere Informationen:

- **Studienabschnitt:** Bachelor Informatik, Bachelor Cyber Security
- **Voraussetzungen:**
- **Fachbereich:** BA-INF 137
- **Aufwand:** 2V+2Ü / 6LP
- **Prüfungen:**

Intelligente Sehsysteme haben das Ziel, digitale Bilddaten zu interpretieren.

Bild: Helligkeiten, Farben



Interpretation of image scene: objects, interrelations:

- Near range:
pedestrians and car from aside on the own lane
- Mid range:
bicycle from aside, traffic signs and pedestrians on the own lane
- Own lane:
first a straight run,
then a slight left turn

Bildquelle: Daimler AG

Bildinterpretation als inverses Problem (1)

- **Ausgangspunkt:** Annahme einer Funktion f , welche die *Umwelt* W auf den *Sensorstimulus* S abbildet:

$$S = f(W)$$

Für die **visuelle Wahrnehmung** ist diese durch Physik und Optik definiert und i. W. durch die Computergrafik gelöst

- **Computersehen** (engl. **Computer Vision**) als Umkehrung der Computergraphik:

Berechne die abgebildete Welt W aus gegebenem Funktional f und Sensorstimulus S nach:

$$W = f^{-1}(S)$$

Daher wird die Computer Vision auch als „inverse Computergrafik“ bezeichnet.

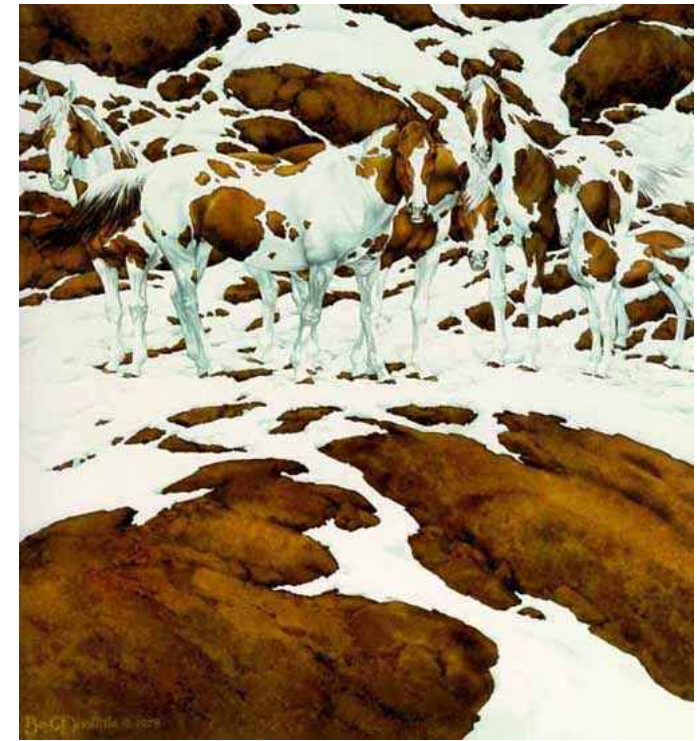
Bildinterpretation als inverses Problem (2)

Bildinterpretation als Rekonstruktion der abgebildeten Welt W für ein gegebenes **Abbildungsfunktional f** und einen Sensorstimulus S nach: $W = f^{-1}(S)$

ist ein *inverses Problem*: Schließen von der beobachteten *Wirkung (Abbildung)* eines Systems (Funktionals) auf die zugrunde liegenden *Ursachen* (abgebildete Welt).

Dieses Interpretationsproblem ist i.A. *unterbestimmt* bzw. *schlecht gestellt* (engl. *ill-posed*), da die *Interpretation f^{-1}* generell *mehrdeutig* ist.

Ein mathematisches Problem heißt *gut gestellt*, wenn gilt: (1) das Problem hat eine Lösung (Existenz), (2) die Lösung ist eindeutig (Eindeutigkeit), (3) die Lösung hängt stetig von den Eingangsdaten ab (Stabilität). Ist eine der Bedingungen nicht erfüllt, das Problem *schlecht gestellt*.

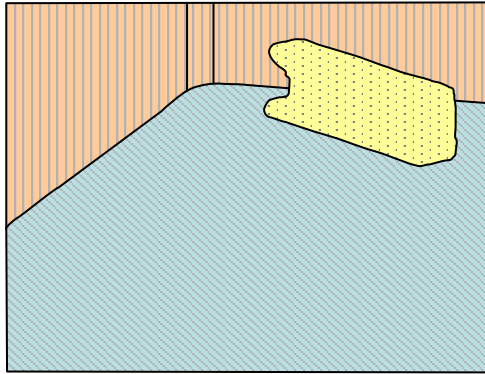


Bildquelle: *Pintos* von Bev Doolittle.

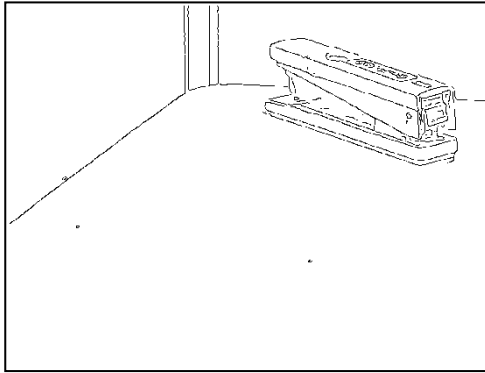
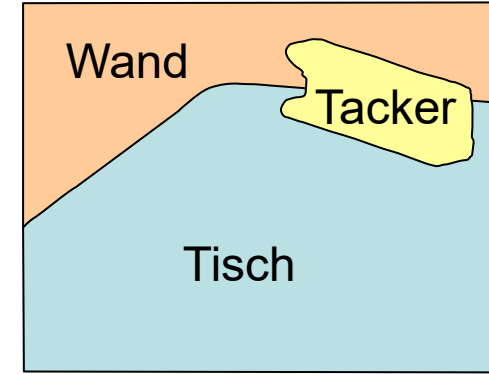
Klassische Phasen des Computersehens (1)

- 1) *Early Vision* oder *Low-Level Vision*: *Kontrastoptimierung*; *Glättung* des Rohbildes zur Eliminierung von Rauschen; Hervorhebung relevanter Bildpunkte, die z.B. Konturpunkte
- 2) *Mid-Level Vision*: z.B. Gruppierung von Konturpunkten zu *Konturlinien*; die Konturlinien zerlegen das Bild in flächenhafte Bereiche, sog. *Bildsegmente*
- 3) *High-Level Vision*: Zuordnung der Bildsegmente zu Objektklassen; eine inhaltliche Beschreibung als Interpretation des Bildes ist damit ableitbar

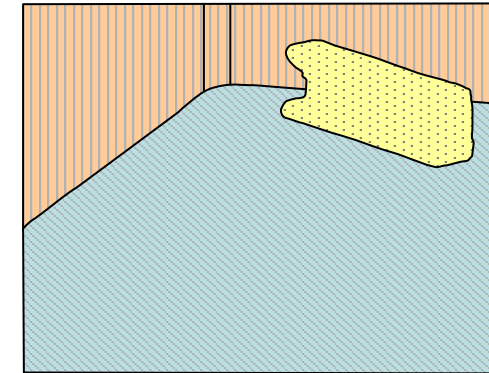
Klassische Phasen des Computersehens (2)



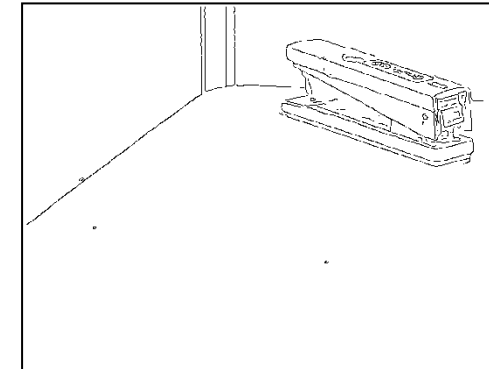
High-Level Vision
→
Segmente → Semantik



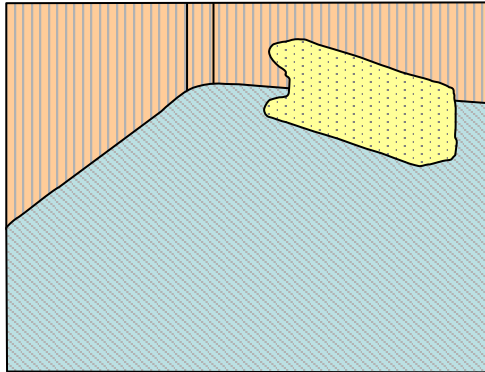
Mid-Level Vision
→
Raster → Segmente



Low-Level Vision
→
Raster → Raster



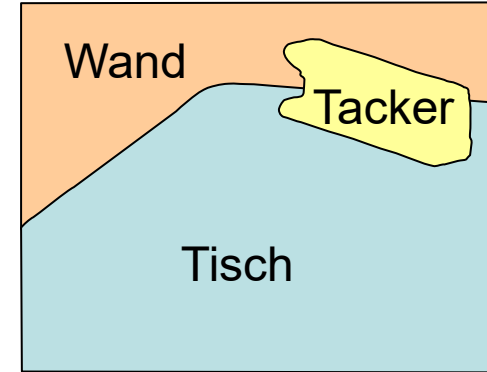
Klassische Phasen des Computersehens (3)



Klassifikation



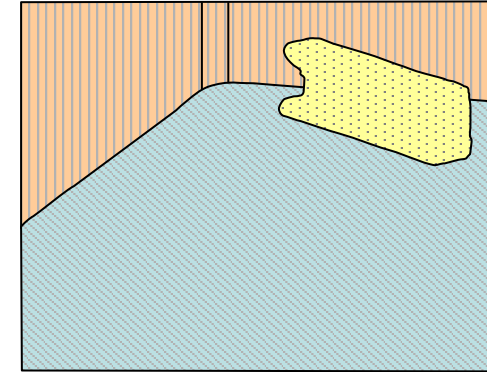
Segmente → Semantik



Segmentierung



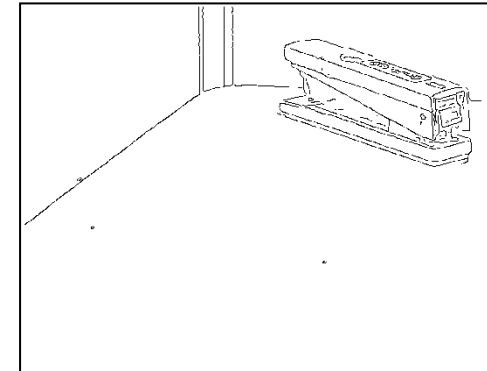
Raster → Segmente



Bildverarbeitung



Raster → Raster



Bildquelle: Stuart
Rus-sell, Peter Nor-
vig: "Artificial Intelli-
gence - A Modern
Approach", Prentice
Hall, 2003.

Histogramme in der Bildverarbeitung

Histogramme in der Bildverarbeitung (Low Level Vision)

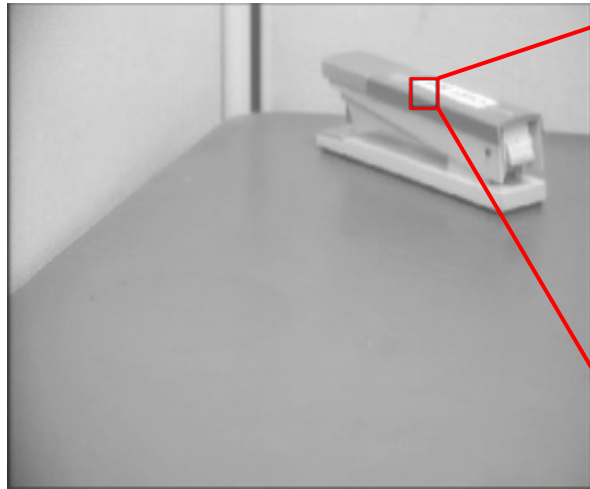
- stellen die Verteilung der Pixelwerte eines Digitalbildes dar
- erlauben die Manipulation dieser Verteilungen zur
 - Aufhellung/Abdunklung
 - Kontraststeigerung/Kontrastminderung



Histogramm-basierte
Aufhellung & Kontraststeigerung



Einkanalige Bilder



195	209	221	235	249	251	254	255	250	241	247	248
210	236	249	254	255	254	225	226	212	204	236	211
164	172	180	192	241	251	255	255	255	255	235	190
167	164	171	170	179	189	208	244	254	255	251	234
162	167	166	169	169	170	176	185	196	232	249	254
153	157	160	162	169	170	168	169	171	176	185	218
126	135	143	147	156	157	160	166	167	171	168	170
103	107	118	125	133	145	151	156	158	159	163	164
095	095	097	101	115	124	132	142	117	122	124	161
093	093	093	093	095	099	105	118	125	135	143	119
093	093	093	093	093	093	095	097	101	109	119	132
095	093	093	093	093	093	093	093	093	093	093	119

Bildquelle: Stuart Russell, Peter Norvig:
"Artificial Intelligence - A Modern
Approach", Prentice Hall, 2003.

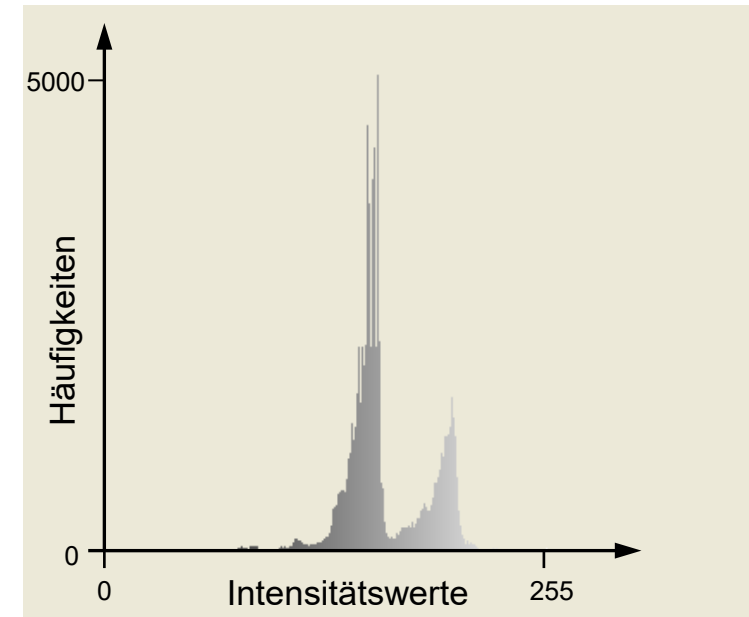
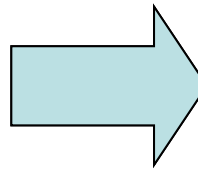
- **Einkanaliges (Grauwert)bild:** Matrix von Pixeln (engl. Abkürzung für Picture Elements); jedes **Pixel** hat einen Helligkeits- oder **Intensitätswert**
- Wird jedes Pixel mit 1 Byte kodiert, sind Helligkeitswerte von $I_{\min} = 0$ (schwarz) bis $I_{\max} = 255$ (weiß) darstellbar \leadsto **Intensitätsspektrum** $\{I_{\min}, \dots, I_{\max}\} = \{0, \dots, 255\}$

Histogramme einkanaliger Bilder (1)

- Für ein einkanaliges digitales Bild zeigt das *Intensitätshistogramm* die Helligkeitsverteilung im Bild als Balkendiagramm
- Beispiel: Histogramm des Tacker-Grauwertbildes mit $320 \times 256 = 81.920$ Pixeln



Bildquelle: Stuart Russell, Peter Norvig:
"Artificial Intelligence - A Modern
Approach", Prentice Hall, 2003.



Histogramm generiert mit *ImageToolBox*

Histogramme einkanaliger Bilder (2)

Das **Intensitätshistogramm** eines einkanaligen Bildes $I = [I(x,y)]$ mit Intensitätsspektrum $\{0, \dots, I_{\max}\}$ ist eine diskrete Funktion $h_I(I)$, die für jeden Intensitätswert $I \in \{0, \dots, I_{\max}\}$ die Zahl n_I der Pixel im Bild I angibt, die diesen Wert aufweisen:

$$h_I(I) = n_I.$$

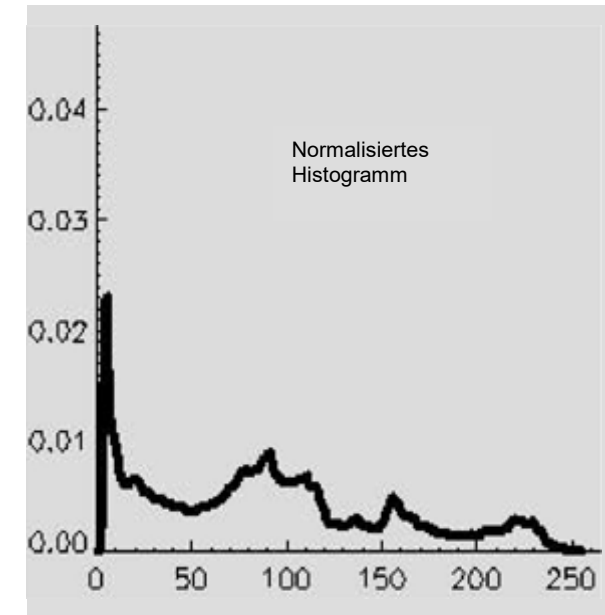
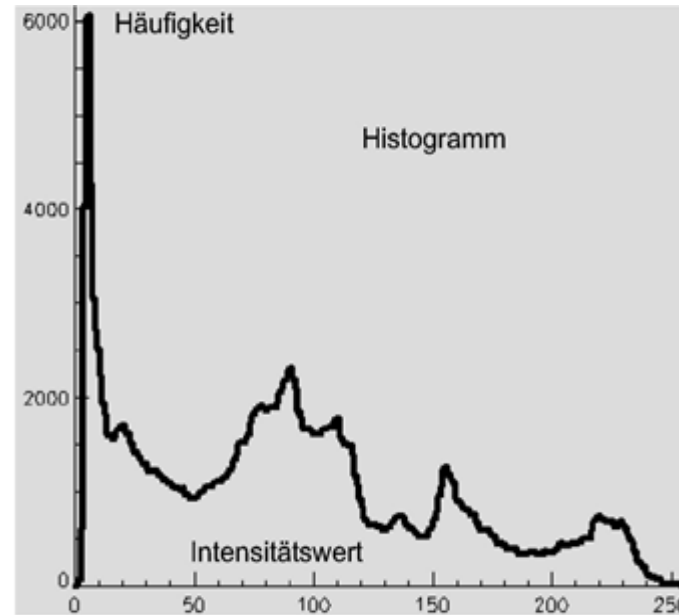
Das **normalisierte Intensitätshistogramm*** eines einkanaligen Bildes $I[x,y]$ skaliert die Einträge n_I für jeden Intensitätswert I durch die Gesamtzahl der Bildpixel $N = S \cdot Z$ (S Bildspalten, Z Bildzeilen):

$$p_I(I) = \frac{n_I}{S \cdot Z}.$$

* auch Histogramm der *relativen* Häufigkeiten

Histogramme einkanaliger Bilder (3)

Beispiel zu normalisierten Histogrammen:



Bildquellen: Klaus Tönnies: Grundlagen der Bildverarbeitung, Pearson Studium, 2005.

Bemerkung: die Histogrammdarstellungen können zur Fehlinterpretation führen, dass es sich um kontinuierliche Kurven von Häufigkeitswerten handelt. Tatsächlich handelt es sich bei Histogrammen immer um Folgen von diskreten Werten.

Histogramme einkanaliger Bilder (4)

Mittelwert und mittlere quadrat. Abweichung eines einkanaligen Bildes $I = [I(x,y)]$ der Größe $N = S \times Z$ mit S Bildspalten und Z Bildzeilen lassen sich aus dem normalisierten Histogramm $p_I(I)$ berechnen:

- **Mittelwert:**

$$m_I = \frac{1}{N} \sum_{I=0}^{I_{\max}} I \cdot N \cdot p_I(I) = \sum_{I=0}^{I_{\max}} I \cdot p_I(I).$$

- **Mittlere quadratische Abweichung:**

$$q_I = \frac{1}{N} \sum_{I=0}^{I_{\max}} (I - m_I)^2 \cdot N \cdot p_I(I) = \sum_{I=0}^{I_{\max}} (I - m_I)^2 \cdot p_I(I) .$$

Histogramme einkanaliger Bilder (5)

Werden die relativen Häufigkeiten $p_I(I)$ des normalisierten Intensitätshistogramms eines einkanaligen Bildes $I[x,y]$ aufsummiert, so erhält man das **kumulative Histogramm*** $s_I(I)$ eines einkanaligen Bildes $I[x,y]$.

Für jeden Intensitätswert $I \in \{0, \dots, I_{\max}\}$ ergibt sich der Wert $s_I(I)$ durch Aufsummieren aller relativen Häufigkeiten $p_I(I')$ für $I' = 0, \dots, I$:



$$s_I(I) = \sum_{i=0}^I p_I(i) , \quad I=0, \dots, I_{\max} .$$

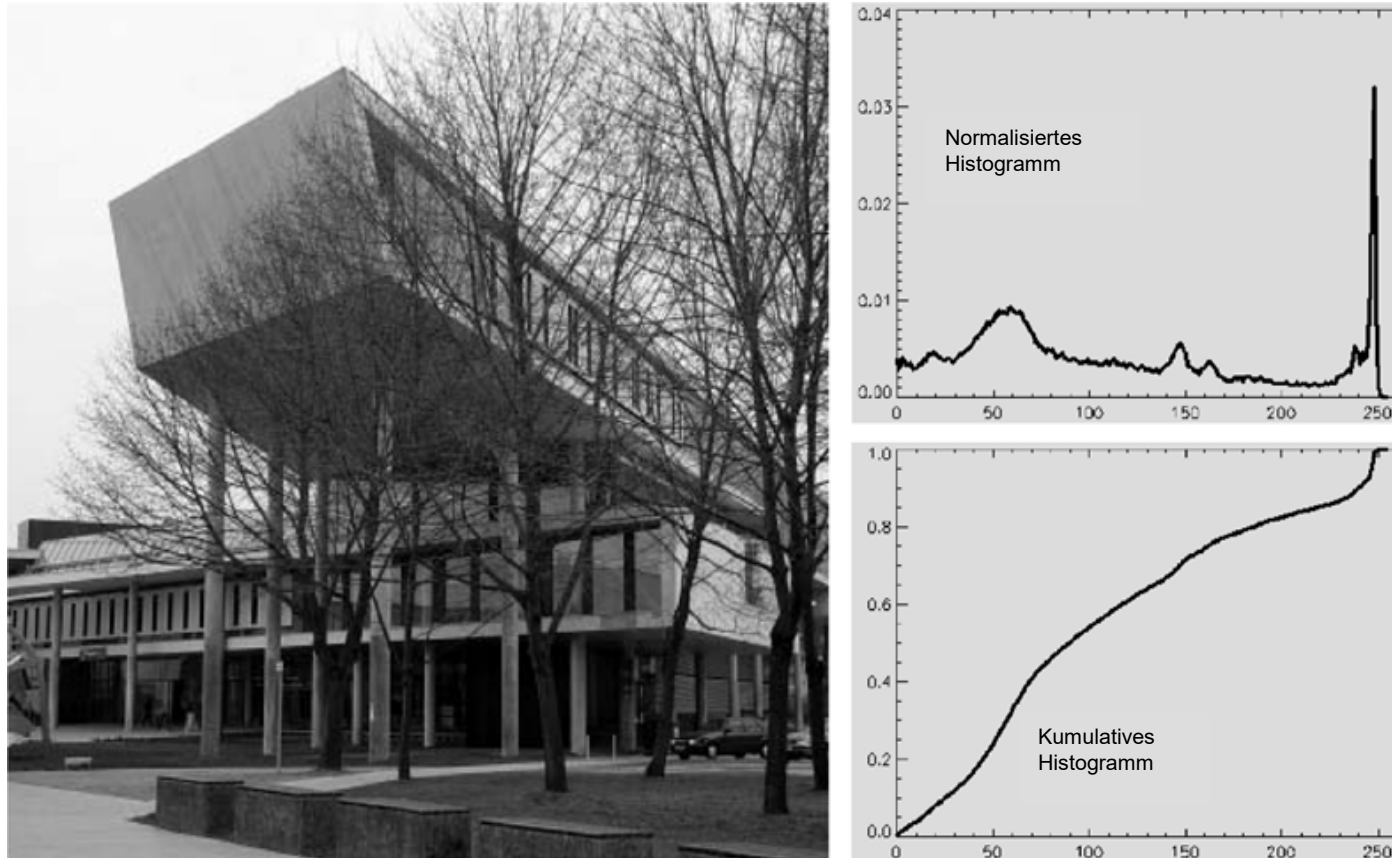
Für die **relativen Summenhäufigkeiten** $s_I(I)$ des **kumulative Histogramms** gilt:

$$0 \leq s_I(I) \leq 1 .$$

* auch **Histogramm der relativen Summenhäufigkeiten**

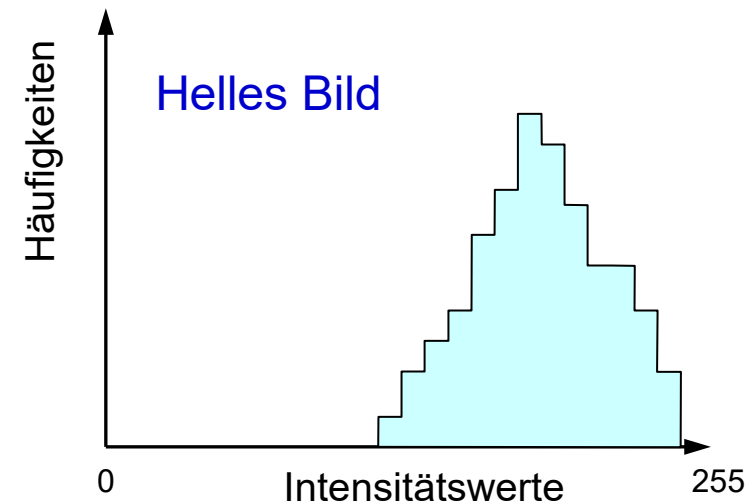
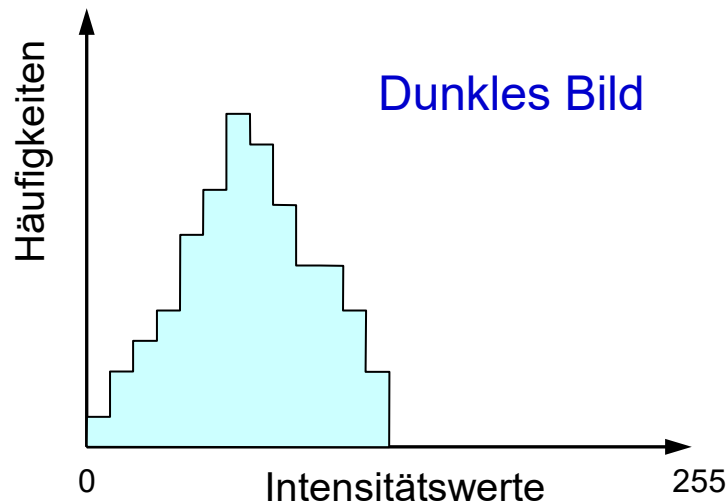
Histogramme einkanaliger Bilder (6)

Beispiel für die die Ableitung des **kumulativen Histogramms $s_i(I)$** aus dem normalisierten Intensitätshistogramm $p_i(I)$ eines einkanaligen Bildes $I = [I(x,y)]$.



Zur Interpretation von Histogrammen (1)

- Für dunkle Bilder mit wenig Kontrast zeigen insbes. kleine Intensitätswerte / hohe Häufigkeiten $h_I(I)$ bzw. relative Häufigkeiten $p_I(I)$.
- Für helle Bilder mit wenig Kontrast zeigen insbes. die großen I -Werte hohe Häufigkeiten $h_I(I)$ bzw. relative Häufigkeiten $p_I(I)$.

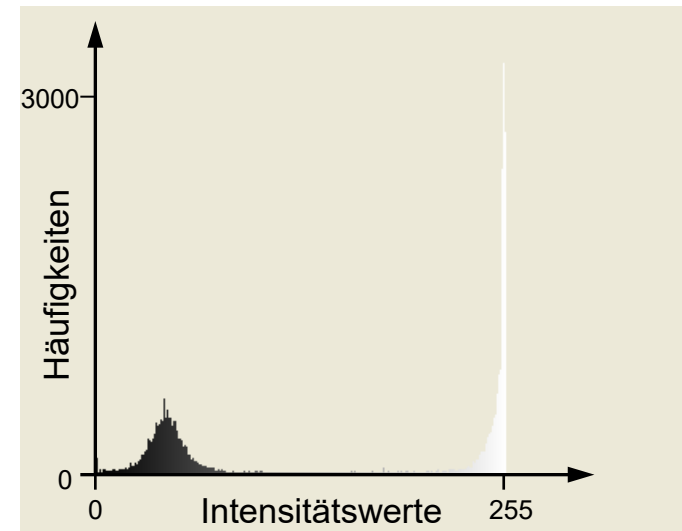
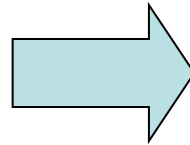


Zur Interpretation von Histogrammen (2)

- Ein Bild, das überwiegend einen dunklen und einen hellen Bereich enthält, zeigt ein sog. **bimodales Histogramm** mit zwei lokalen Maxima
- Bspiele: Scans von Dokumenten und der Anwendungsbereich Dokumentenanalyse

Bild

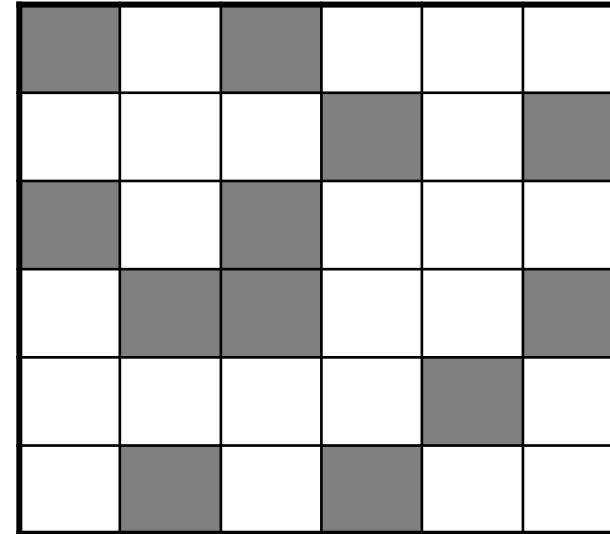
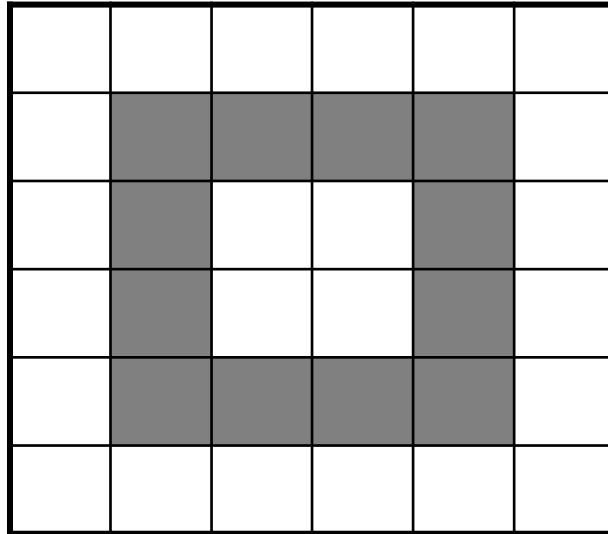
Eingescannter Text



Histogramm generiert mit *ImageToolBox*

Zur Interpretation von Histogrammen (3)

- Wichtig: Histogramme lassen keine Schlüsse auf die örtliche Anordnung der Intensitätswerte in der Bildmatrix $I = [I(x,y)]$ zu
- Beispiel: zwei Bilder mit demselben Histogramm



Histogramme mehrkanaliger Bilder

Geg.: **Mehrkanalbild** $I = [I(x,y,k)]$ mit S Spalten, Z Zeilen, K Kanälen und identischen Intensitätsspektren $\{0, \dots, I_{\max}\}$ für alle K Kanäle

Dessen **Intensitätshistogramm** ist eine diskrete Funktion $h_I(I_0, \dots, I_{K-1})$, die für jedes k -Tupel (I_0, \dots, I_{K-1}) von Intensitätswerten $I_0, \dots, I_{K-1} \in \{0, \dots, I_{\max}\}$ die Anzahl $n_{(I_0, \dots, I_{K-1})}$ der Pixel im vorliegenden Bild $I[x,y,k]$ angibt, die dieses Wertetupel aufweisen:

$$h_I(I_0, \dots, I_{K-1}) = n_{(I_0, \dots, I_{K-1})}.$$

Das **normalisierte Intensitätshistogramm** von $I = [I(x,y,k)]$ skaliert die Einträge wieder durch die Gesamtzahl der Bildpixel $N = S \cdot Z$:

$$p_I(I_0, \dots, I_{K-1}) = \frac{n_{(I_0, \dots, I_{K-1})}}{N}.$$

Histogramme von RGB-Bildern

Geg.: RGB-Farbbild $I_{\text{RGB}} = [I(x,y,k)]$ mit Intensitätsspektrum $\{0, \dots, I_{\text{max}}\}$ für jeden Kanal $k \in \{R, G, B\}$.

Dessen **Intensitätshistogramm** ist eine diskrete Funktion $h_I(I_R, I_G, I_B)$, die für jedes Tripel (I_R, I_G, I_B) von Intensitätswerten $I_R, I_G, I_B \in \{0, \dots, I_{\text{max}}\}$ die Zahl $n_{(I_R, I_G, I_B)}$ der Pixel im Bild angibt, die dieses Wertetripel aufweisen:

$$h_I(I_R, I_G, I_B) = n_{(I_R, I_G, I_B)}.$$



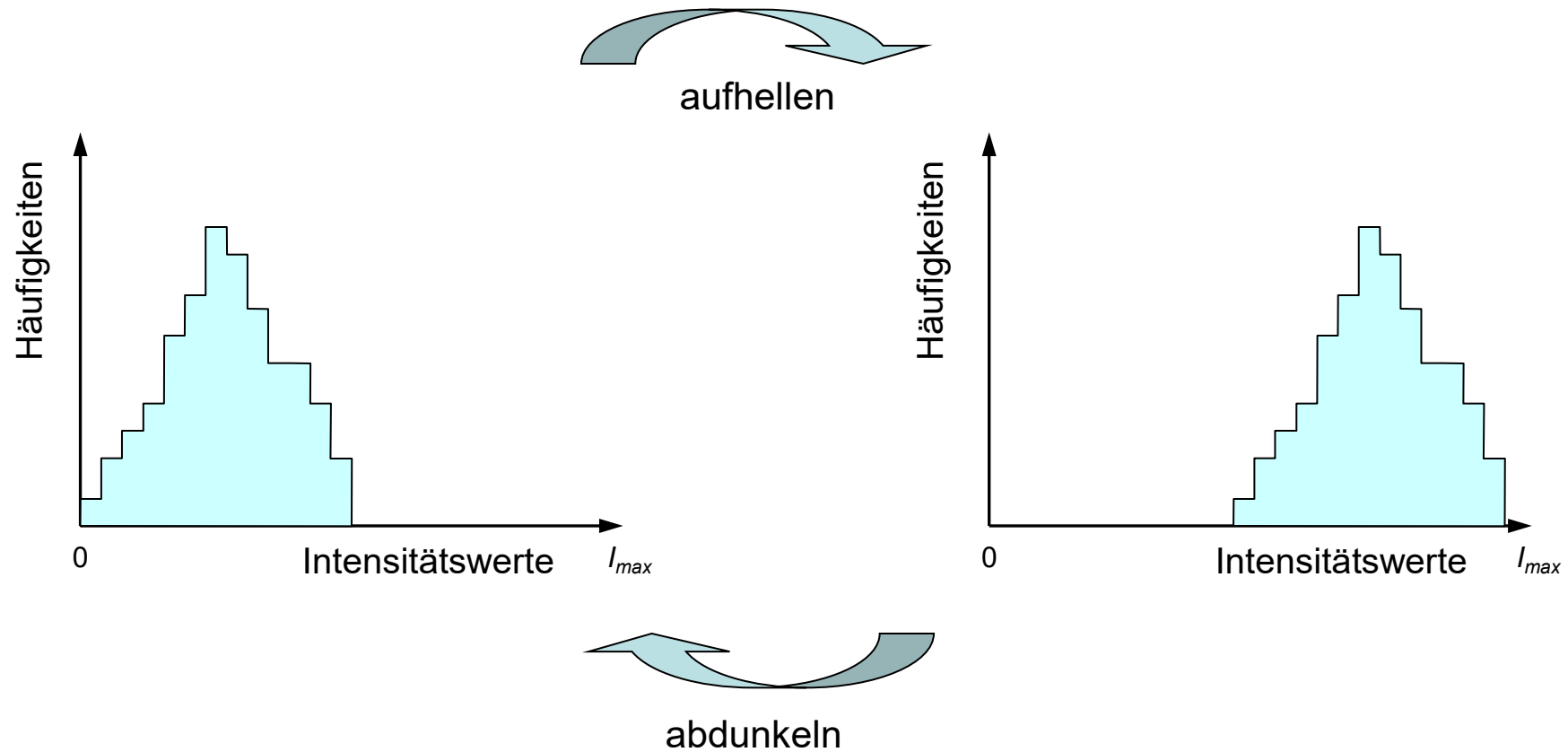
Bildquelle: Klaus Tönnies:
Grundlagen der Bildverarbeitung,
Pearson Studium,
2005 (mit Ergänzungen).



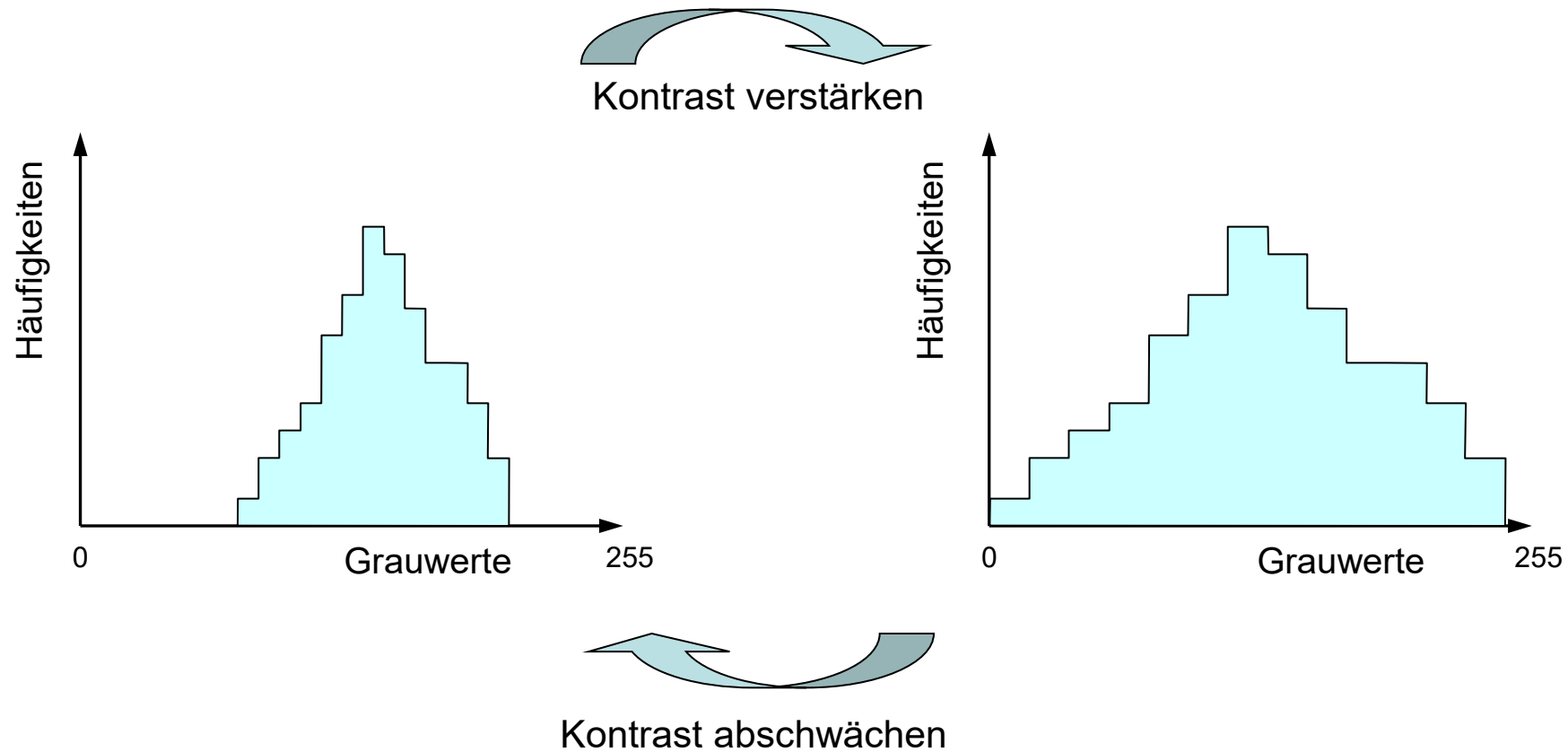
Das **normalisierte Intensitätshistogramm** eines RGB-Farbbildes $I_{\text{RGB}}[x,y]$ normalisiert die Einträge wieder durch die Gesamtzahl der Bildpixel $N = S \cdot Z$:

$$p_I(I) = \frac{n_I}{S \cdot Z}.$$

Histogrammbasierte Aufhellung/Abdunklung

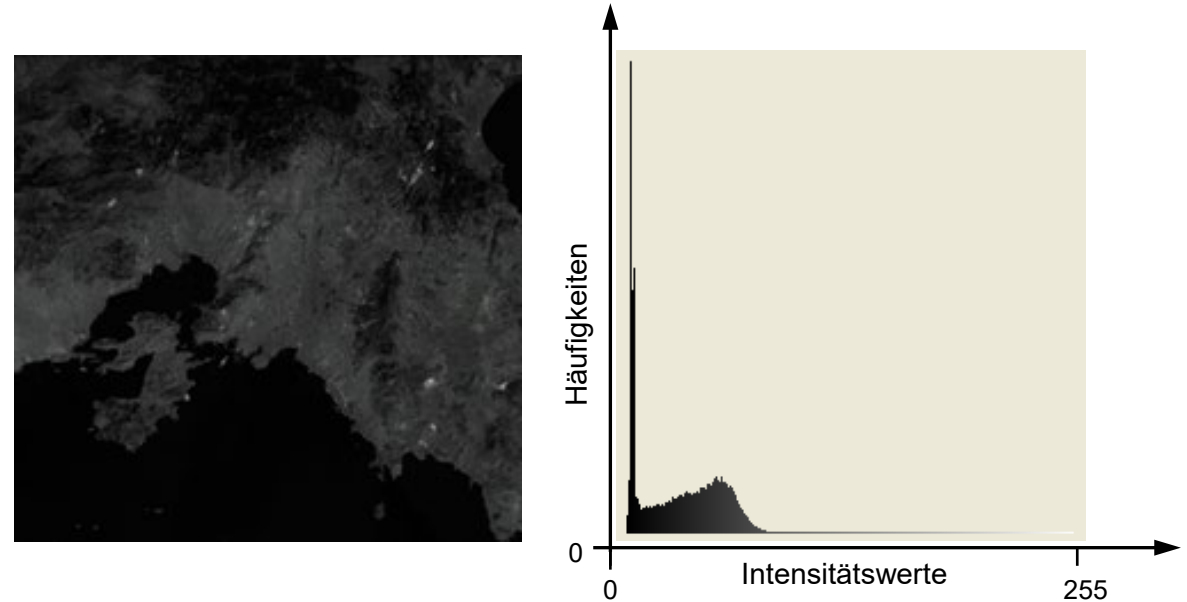


Histogrammbasierte Kontrastverstärkung/-verminderung



Globaler Kontrast

- Def. [$I_{\min\text{Given}}$, $I_{\max\text{Given}}$]
Der minimale bzw. maximale im Bild auftretende Intensitätswert werden als $I_{\min\text{Given}}$ bzw. $I_{\max\text{Given}}$ notiert
- Bildbeispiel: $I_{\min\text{Given}} = 0$
 $I_{\max\text{Given}} = 150$



Bildquelle links: Abteilung Fernerkundung der Univ.Trier: Kursbegleitung *Digitale Bildbearbeitung*

- Def. [globaler Kontrast C_{global}]
Der durch das geg. Intensitätsspektrum normalisierte Abstand zwischen minimalem Intensitätswert $I_{\min\text{Given}}$ und maximalem Intensitätswert $I_{\max\text{Given}}$ im Bild wird als globaler Kontrast $C_{\text{global}} = (I_{\max\text{Given}} - I_{\min\text{Given}}) / (I_{\max} - I_{\min})$ bezeichnet
- ~ Ein Bild, dessen globaler Kontrast nicht das vollständige Intensitätsspektrum von I_{\min} bis I_{\max} ausnutzt, zeigt einen suboptimalen Kontrast

Lineare Transferfunktionen

Aufhellung, Abdunklung, Kontrastverstärkung bzw. -minderung sind durch **lineare Transferfunktionen $T(I)$ auf den Intensitätswerten I mit $T(I) = (I + c_1) \cdot c_2$ umsetzbar.**

Je nach Belegung von c_1 und c_2 ergeben sich:

- $c_1 = 0$ und $c_2 = 1$: die identische Abbildung
- $c_1 > 0$: Aufhellung
- $c_1 < 0$: Abdunklung
- $c_2 > 1$: Kontraststeigerung
- $c_2 < 1$: Kontrastminderung



Bildquelle: Abteilung Fernerkundung der
Univ.Trier: Kursbegleitung *Digitale
Bildbearbeitung*

Bspl: Satellitenbilder nutzen den möglichen Dynamikbereich von 256 Grauwerten oft nur unvollständig, da die Sensoren so ausgelegt sind, dass sowohl sehr helle (z.B. Schnee) als auch dunkle Flächen in digitale Messwerte umsetzbar sind.

Lineare Grauwertspreizung

Die **lineare Grauwertspreizung** bzw. Intensitätsspreizung optimiert den globalen Kontrast C_{global} eines Einkanalbildes mit der folg. lineare Transferfunktion $T(I) = (I + c_1) \cdot c_2$:

- $c_1 = -I_{\text{minGiven}}$

- $c_2 = I_{\text{max}} / (I_{\text{maxGiven}} - I_{\text{minGiven}})$

$\leadsto T(I) = [(I - I_{\text{minGiven}}) \cdot (I_{\text{max}} / (I_{\text{maxGiven}} - I_{\text{minGiven}}))] *$

mit maximalen und minimalen Intensitätswerten

I_{maxGiven} , I_{minGiven} im geg. Bild $I[x,y]$ und maximal darstellbarem Intensitätswert I_{max}^{**}

Wenn $I_{\text{min}} = 0$. Bei $I_{\text{min}} > 0$:
 $c_1 = I_{\text{min}} - I_{\text{minGiven}}$
 $c_2 = (I_{\text{max}} - I_{\text{min}}) / (I_{\text{maxGiven}} - I_{\text{minGiven}})$



Bildquelle: Abteilung Fernerkundung der Univ.Trier: Kursbegleitung *Digitale Bildbearbeitung*

* Äußerste Klammer steht für (kaufmännische) Rundung auf die nächstliegende ganze Zahl

** Z.B. $I_{\text{max}} = 255$ für 1-Byte-Grauwertbilder

- Die **Interpretation von Bildern** ist ein inverses und schlecht gestelltes Problem.
- **Computersehen** ist der Bereich der Informatik, der sich mit der automatisierten Interpretation von digitalen Bildern und anderen Sensordaten beschäftigt.
- **Computersehen** ist klassisch ein mehrstufiger Prozess, der sich in die Phasen der Low-Level Vision, Med-Level Vision und High-Level Vision untergliedert.

Helligkeit und Kontrast charakterisieren Bilder. Erste formale Bildcharakterisierungen werden durch **Mittelwert** und **quadrat. Abweichung** der Intensitätswerte.

Histogramme: Verteilung der Intensitätswerte. **Normierte Histogramme** sind normiert bzgl. der Bildgröße. **Kumulative Histogramme** dienen der Bildverbesserung.

Die **lineare Grauwertspreizung** dient zur Optimierung des **globalen Kontrasts**.

Contact Information

Wolfgang Koch

Prof. Dr. habil., Fellow IEEE

Fraunhofer FKIE

Chief Scientist FKIE

**Head of *Sensor Data
and Information Fusion***

**University of Bonn,
Institute of Informatics 4**

***HQ: Fraunhoferstr. 20
D-53343 Wachtberg***

***Branch: Zanderstraße 5
D-53177 Bonn
Germany***

Phone +49 (228) 9435-373

Fax +49 (228) 9435-685

wolfgang.koch@fkie.fraunhofer.de

www.fkie.fraunhofer.de/sdf

