Intelligente Sehsysteme

1 Einführung & Histogrammbasierte Bildverarbeitung

Organisatorische & thematische Einführung

Histogrammbasierte Bildverbesserungen

Entropiemaximierende Bildverbesserungen

Volker Steinhage

Inhalt

- Organisation und Überblick zu Vorlesung & Übungen
- Bildinterpretation als inverses Problem und als mehrstufiger Prozess
- Histogramme und deren Verarbeitung zur Bildverbesserung

Organisatorisches: Vorlesung und Übung

Vorlesung:

Zeit und Ort:

Dienstags, $10^{15} – 11^{45}$

Hörsaal 7 (HSZ) & online

Dozent:

Privatdozent Dr. Volker Steinhage

steinhage@cs.uni-bonn.de

Sprechstunden: n. Vereinbarung

Einordnung:

BA-INF 131

Intelligente Sehsysteme

6 LP / 2 + 2 SWS

Übungen:

Zeit und Ort: alle online

Di, 08^{15} - 09^{45}, U.039 (FK)

Di, 12^{15} - 13^{45}, U.039 (AP)

Mi, 08^{15} - 09^{45}, U.039 (BW)

Mi, 10^{15} - 11^{45}, U.039 (BW)

Do, 08^{15} - 09^{45}, U.039 (FK)

TutorInnen:

- Alina Pollehn
  s6aapoll@uni-bonn.de
- Florian Kopp
  s6flkopp@uni-bonn.de
- Benedikt Wude
  s6bewude@uni-bonn.de

Sprechstunden: n. Vereinbarung

Organisatorisches: BASIS-Eintrag der Vorlesung

BA-INF 131 - Intelligente Sehsysteme - Einzelansicht

Nr.: **612100131** Vorlesung WiSe 2023/24 2.0 SWS

Sprache: Deutsch

Präsenz/digital: Präsenzveranstaltung

Studiengang: Bachelor of Science Informatik (B. Sc.)

Bachelor of Science Cyber Security (B.Sc.)

Lehrperson: PD Dr. Volker Steinhage ;

	Tag	Zeit		Raum	Lehrperson	Max	Bemerkung	Dauer
Termin:	Di.	10 (c.t.) bis 12	wöchentlich	Friedrich-Hirzebruch Allee 5 - Hörsaal 7			HSZ - HS7	17.10.2023 bis 30.01.2024

zum eCampus-Kurs

Link zur eCampus-Seite von BA-INF 131

Organisatorisches: BASIS-Eintrag der Übungen

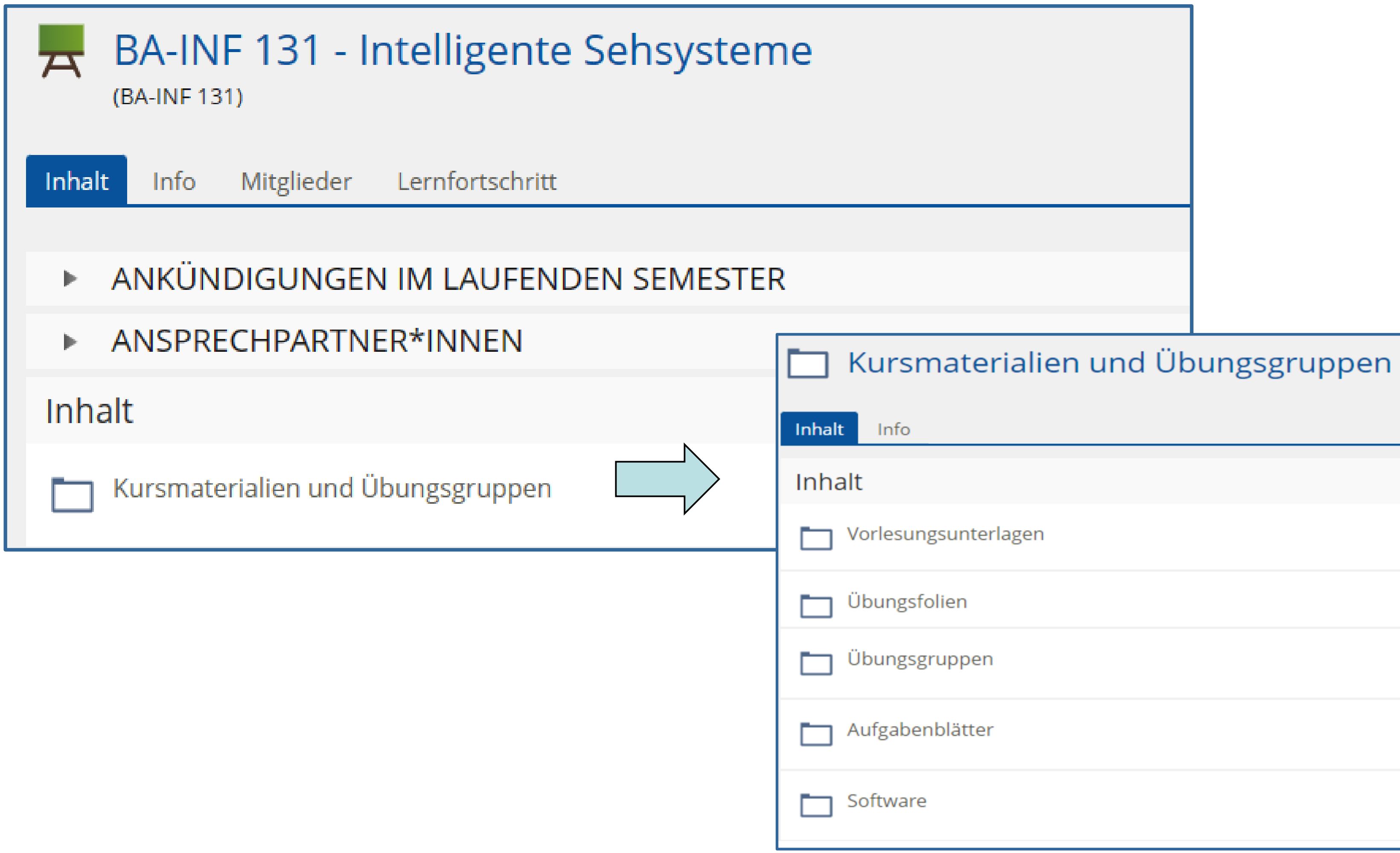
BA-INF 131 - Übungen zu Intelligente Sehsysteme - Einzelansicht

Nr.: **612200131** Übung WiSe 2023/24 2.0 SWS
Sprache: Deutsch
Präsenz/digital: Präsenzveranstaltung
Studiengang: Bachelor of Science Informatik (B. Sc.)
Bachelor of Science Cyber Security (B.Sc.)
Lehrperson: PD Dr. Volker Steinhage ;

	Tag	Zeit	Raum	Lehrperson	Max	Bemerkung	Dauer
Termin:	Di.	8 (c.t.) bis 10 wöchentlich	Friedrich-Hirzebruch-Allee 8 - Seminarraum U.039, Informatik IV				24.10.2023 bis 23.01.2024
Termin:	Di.	12 (c.t.) bis 14 wöchentlich	Friedrich-Hirzebruch-Allee 8 - Seminarraum U.039, Informatik IV				24.10.2023 bis 23.01.2024
Termin:	Mi.	8 (c.t.) bis 10 wöchentlich	Friedrich-Hirzebruch-Allee 8 - Seminarraum U.039, Informatik IV				25.10.2023 bis 24.01.2024
Termin:	Mi.	10 (c.t.) bis 12 wöchentlich	Friedrich-Hirzebruch-Allee 8 - Seminarraum U.039, Informatik IV				25.10.2023 bis 24.01.2024
Termin:	Do.	8 (c.t.) bis 10 wöchentlich	Friedrich-Hirzebruch-Allee 8 - Seminarraum U.039, Informatik IV				26.10.2023 bis 25.01.2024

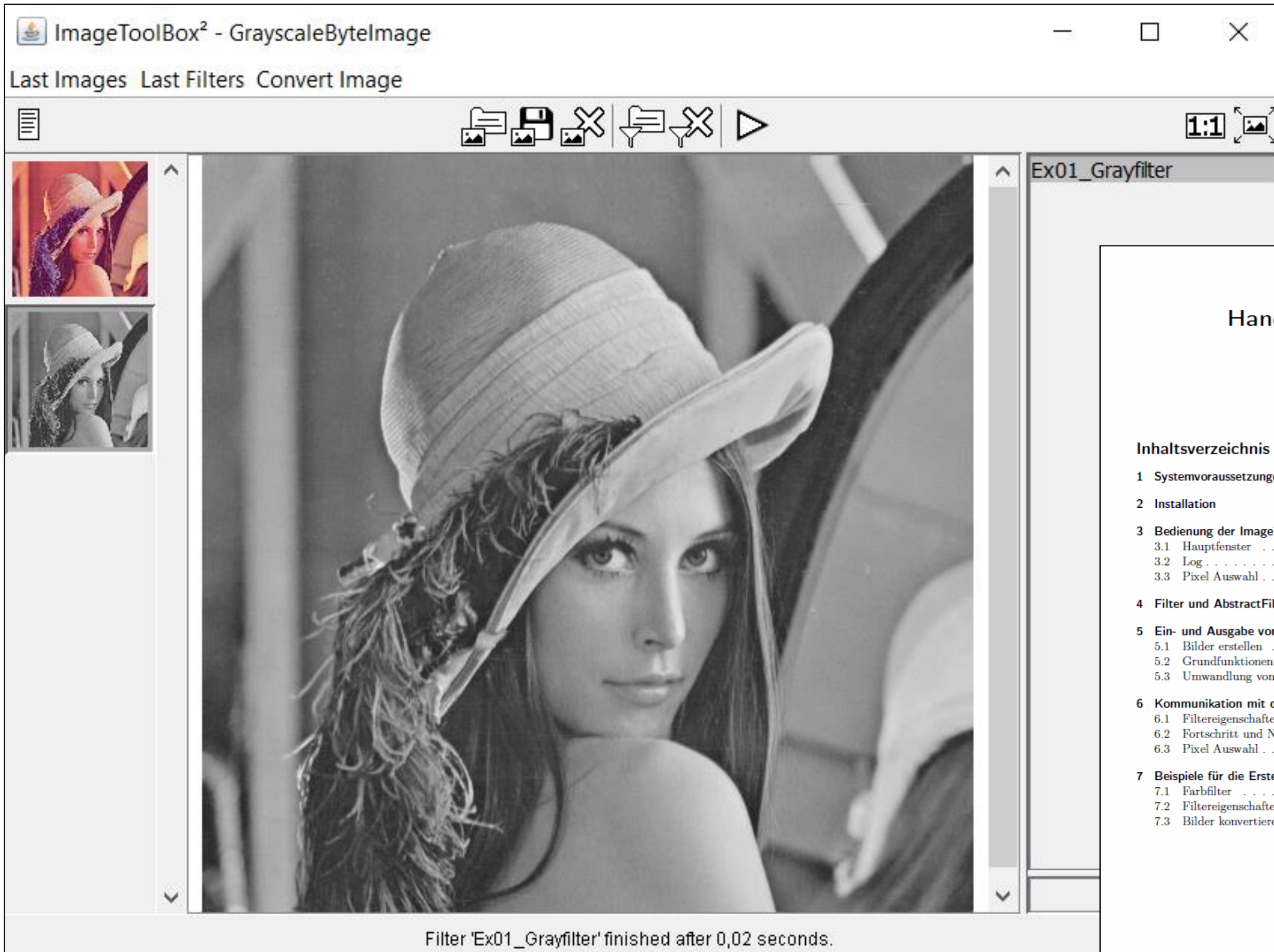
Organisatorisches: eCampus

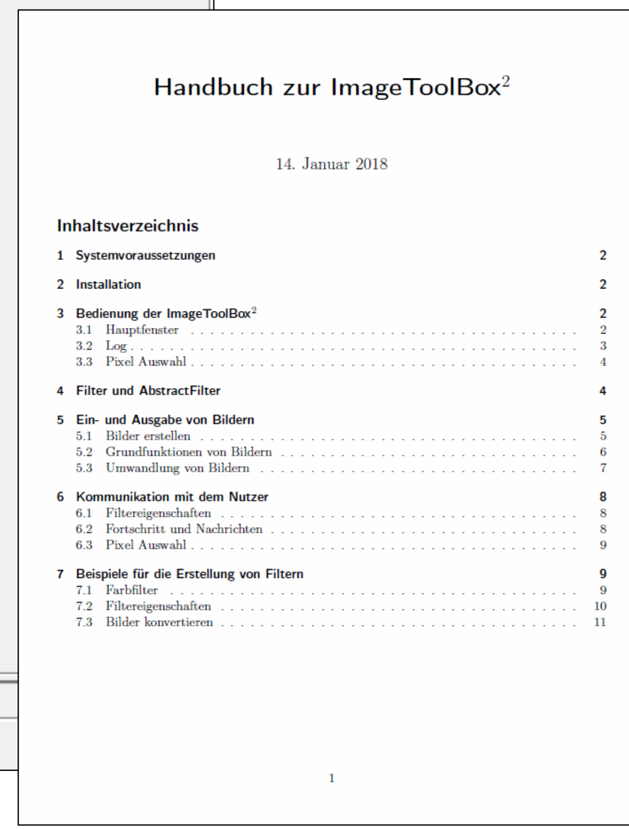
- Kurskommunikation
- Kursmitteilungen
- Kursunterlagen



ImageTool Box²

ITB² für die Bearbeitung von Übungsaufgaben





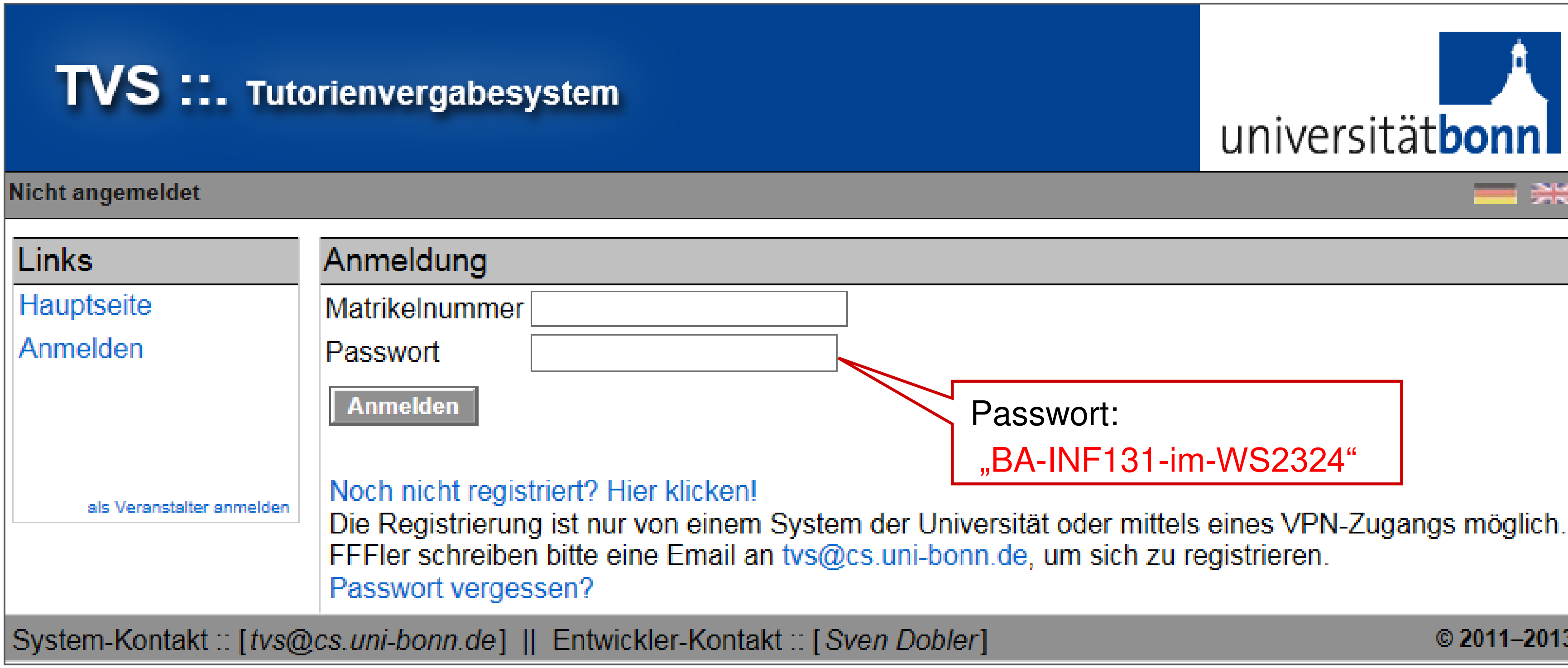
Handbuch zur ImageToolBox²

14. Januar 2018

Inhaltsverzeichnis

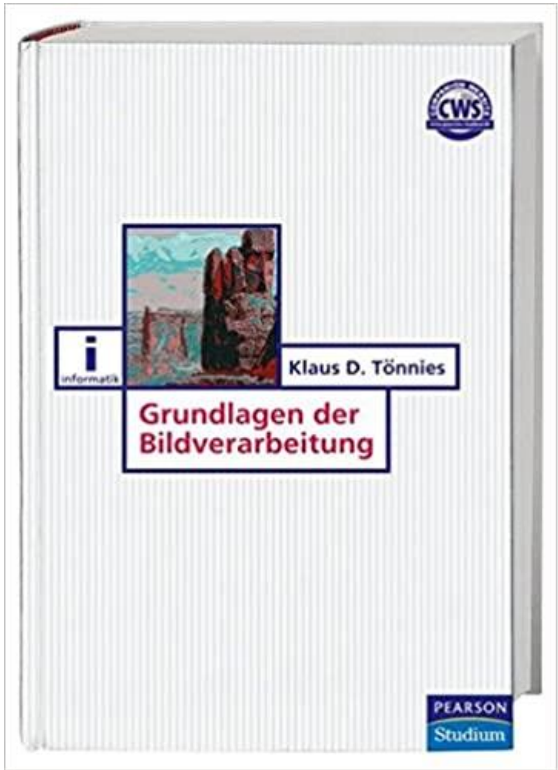
1

Übungsverteilung über TVS



- Die Registrierung in TVS ist offen bis: Fr, 20.10.2023, 15:00 Uhr!!!
- Der Übungsbetrieb beginnt ab Di, 24.10.2023 (inkl.)

Literatur



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, also bis Freitag, den 01.12.2023. Die zweite Vorstellung muss für eines der nächsten fünf Übungsblätter erfolgen, also bis Freitag, den 19.01.2024.*

Intelligente Sehsysteme

Intelligente Sehsysteme haben das Ziel, digitale Bilddaten zu *interpretieren*

Bild: Helligkeiten
bzw. Farben

Interpretation: Objekte
Relationen

Bildquelle: Daimler AG

Interpretation of image scene:

- 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

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)

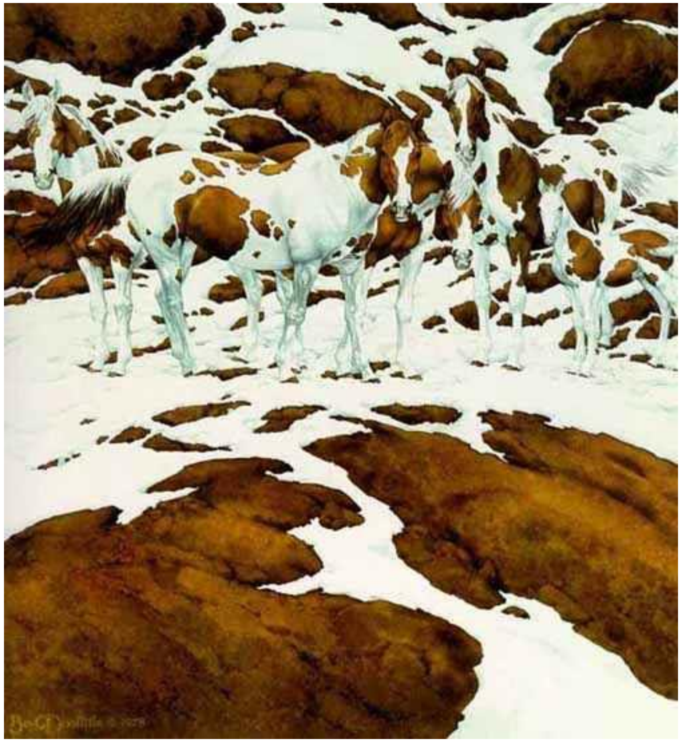
Bildinterpretation als Rekonstruktion der abgebildeten Welt W für ein gegebenes Abbildungsfunktional f und einen Sensorstimulus S nach

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

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.

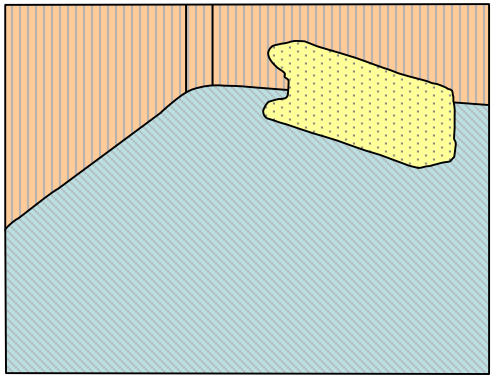
Klassische Phasen des Computersehens (1)

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*

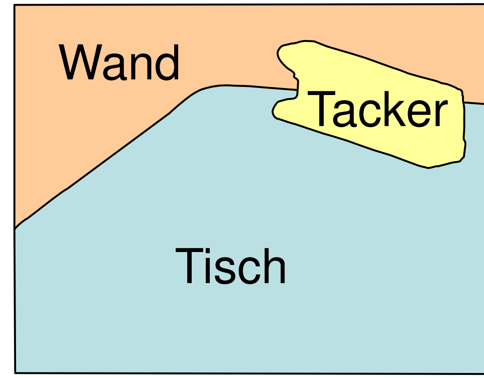
3) *High-Level Vision*: Zuordnung der Bildsegmente zu Objektklassen; eine inhaltliche Beschreibung als Interpretation des Bildes ist damit ableitbar

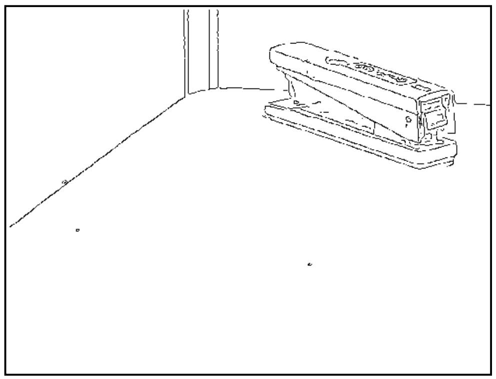
Klassische Phasen des Computersehens (2)



High-Level Vision

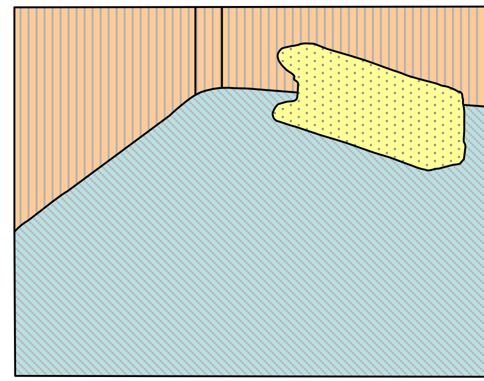
Segmente → Semantik





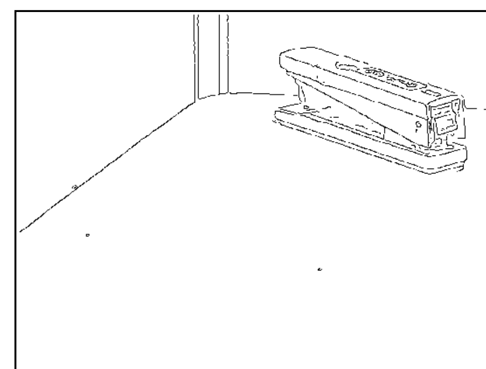
Mid-Level Vision

Raster → Segmente



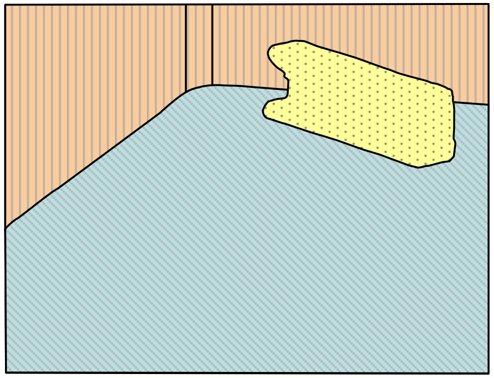
Low-Level Vision

Raster → Raster



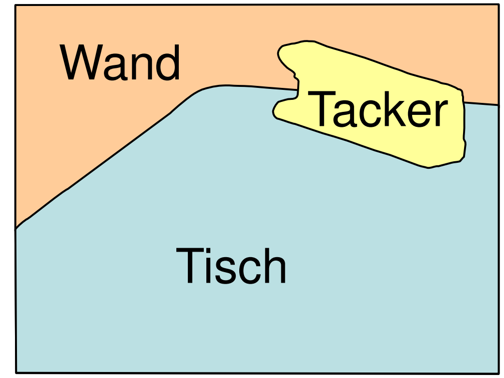
Bildquelle: Stuart Russell, Peter Norvig: “Artificial Intelligence - A Modern Approach”, Prentice Hall, 2003.

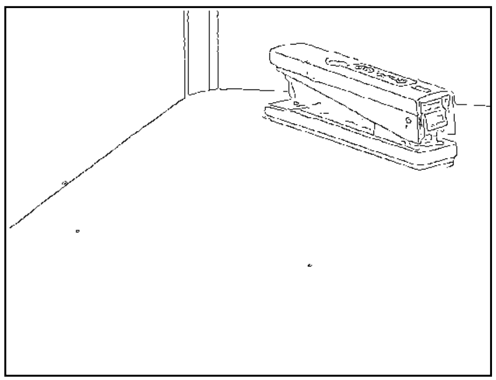
Klassische Phasen des Computersehens (3)



Klassifikation

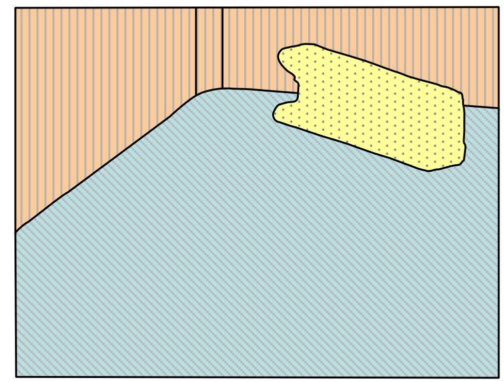
Segmente → Semantik





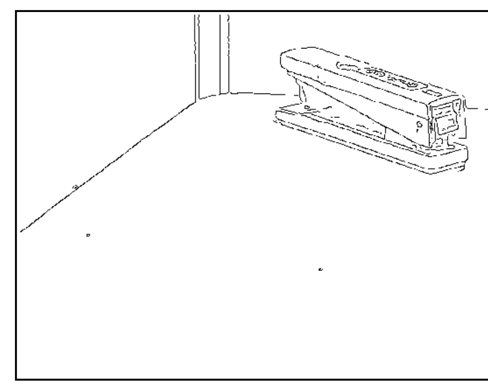
Segmentierung

Raster → Segmente



Bildverarbeitung

Raster → Raster



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

Histogramme in der Bildverarbeitung

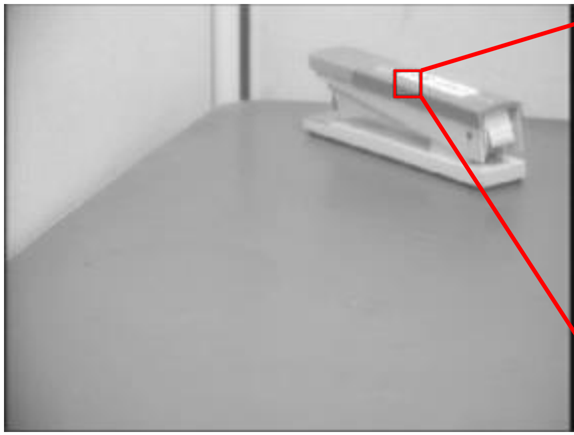
Histogramme in der Bildverarbeitung (Low Level Vision)

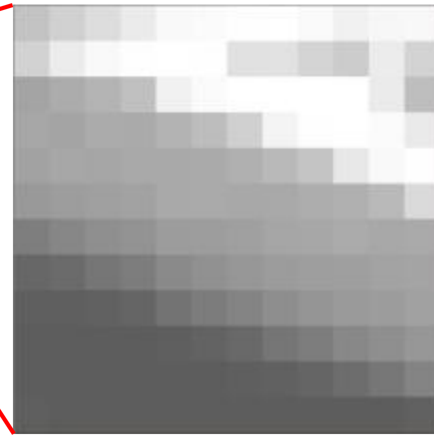
- stellen die Verteilung der Pixelwerte eines Digitalbildes dar
- erlauben die Manipulation dieser Verteilungen zur
  - Aufhellung/Abdunklung
  - Kontraststeigerung/Kontrastminderung

Histogramm-basierte
Aufhellung & Kontraststeigerung

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

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.

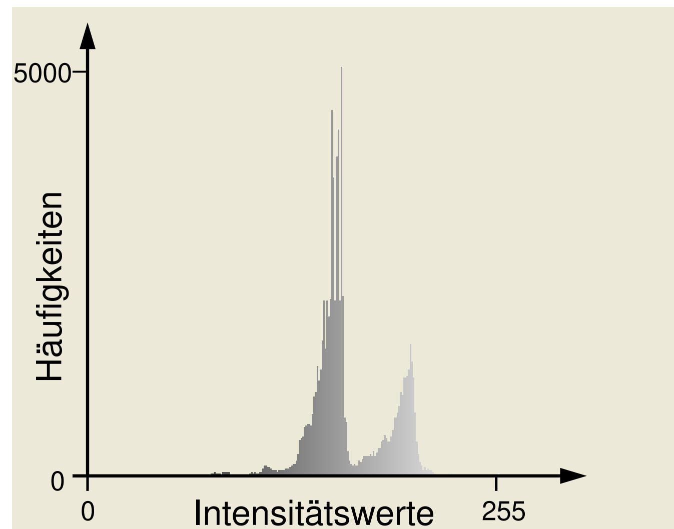
- Einkanaliges (Grauwert)bild: Matrix von Pixeln (engl. Abkürzung für Picture Elements); jedes Pixel hat <u>einen</u> Helligkeits- oder Intensitätswert

- Wird jedes Pixel mit 1 Byte kodiert, sind Helligkeitswerte von I_{min} = 0 (schwarz) bis I_{max} = 255 (weiß) darstellbar → Intensitätsspektrum $\{I_{min},\ldots,I_{max}\} = \{0,\ldots,255\}$

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)

Allgemein:

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

$$h_{\mathbf{I}}(I) = n_{\mathbf{I}} .$$

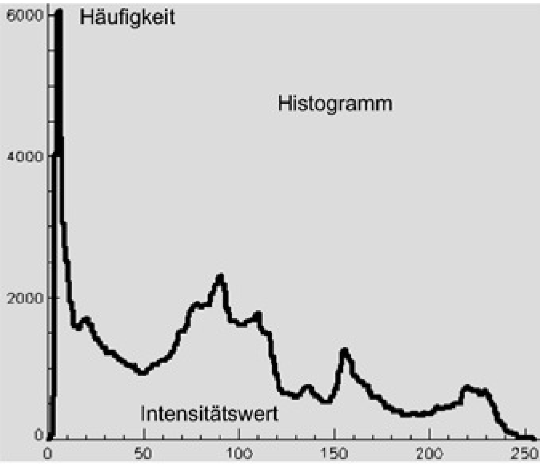
Das normalisierte Intensitätshistogramm* eines einkanaligen Bildes **I**[x,y] skaliert die Einträge n_I für jeden Intensitätswert I durch die Gesamtzahl der Bildpixel $N = S \cdot Z$ (S Bildspalten, Z Bildzeilen):

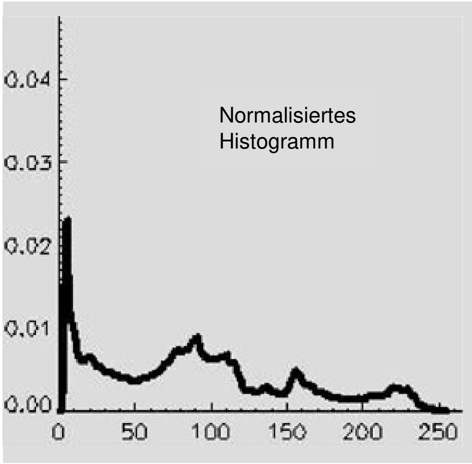
$$p_{\mathbf{I}}(I) = \frac{n_I}{S \cdot Z} \quad .$$

* 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 $p_{\mathbf{I}}(\mathbf{I})$ 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 $p_{\mathbf{I}}(\mathbf{I})$ des normalisierten Intensitätshistogramms eines einkanaligen Bildes **I**[x,y] aufsummiert, so erhält man das kumulative Histogramm* $s_I(\mathbf{I})$ eines einkanaligen Bildes **I**[x,y].

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

$$s_{\mathbf{I}}(I) = \sum_{i=0}^{I} p_{\mathbf{I}}(i)\ ,\ I = 0,\ldots,I_{\max}\ .$$

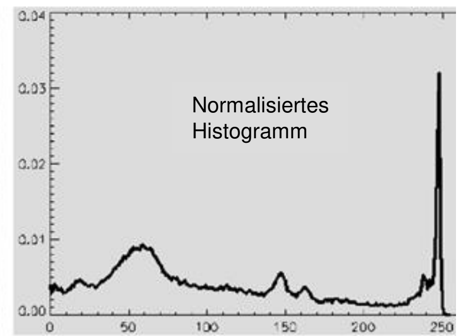
Für die relativen Summenhäufigkeiten $s_{\mathbf{I}}(I)$ des kumulative Histogramms gilt:

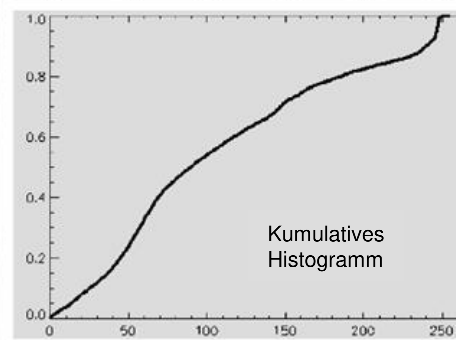
$$0 \leq s_{\mathbf{I}}(I) \leq 1.$$

* auch Histogramm der relativen Summenhäufigkeiten

Histogramme einkanaliger Bilder (6)

Beispiel für die die Ableitung des kumulativen Histogramms $s_I(\mathbf{I})$ aus dem normalisierten Intensitätshistogramm $p_I(\mathbf{I})$ eines einkanaligen Bildes $\mathbf{I} = [I(x,y)]$.



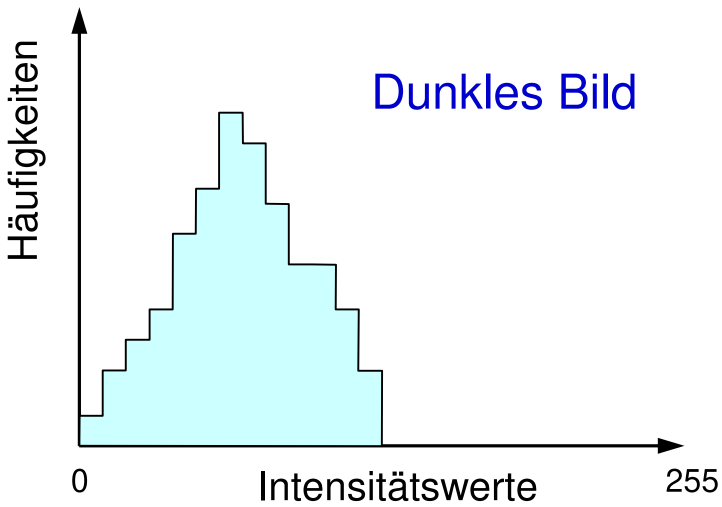


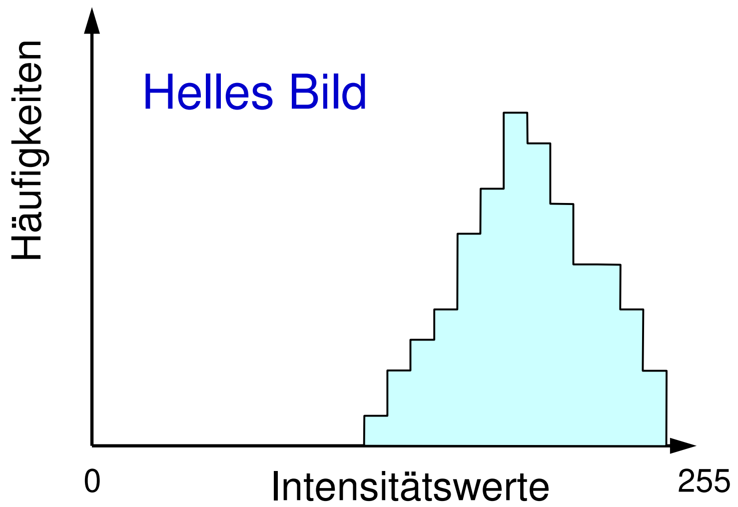
Bildquellen: Klaus Tönnies: Grundlagen der Bildverarbeitung, Pearson Studium, 2005 (Bild von K. Rink).

Zur Interpretation von Histogrammen (1)

- Für dunkle Bilder mit wenig Kontrast zeigen insbes. kleine Intensitätswerte I hohe Häufigkeiten $h_{\mathbf{I}}(I)$ bzw. relative Häufigkeiten $p_{\mathbf{I}}(I)$.

- Für helle Bilder mit wenig Kontrast zeigen insbes. die großen I-Werte hohe Häufigkeiten $h_{\mathbf{I}}(I)$ bzw. relative Häufigkeiten $p_{\mathbf{I}}(I)$.

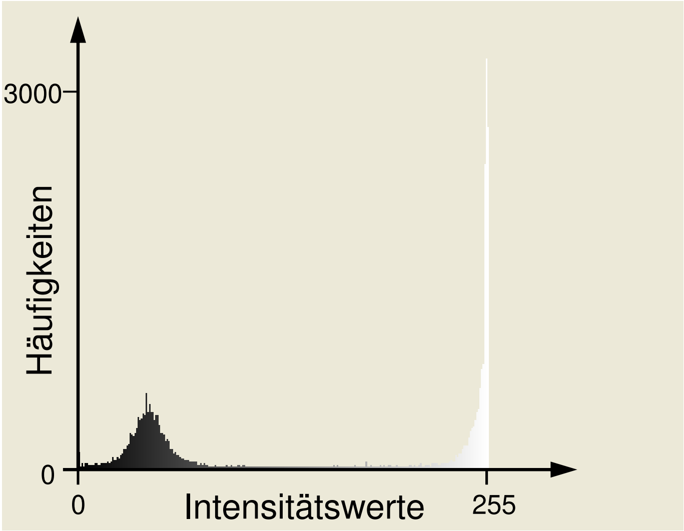




Zur Interpretation von Histogrammen (2)

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

Eingescannter Text

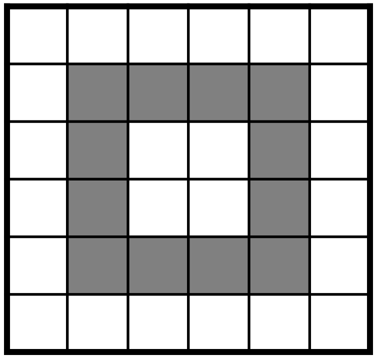


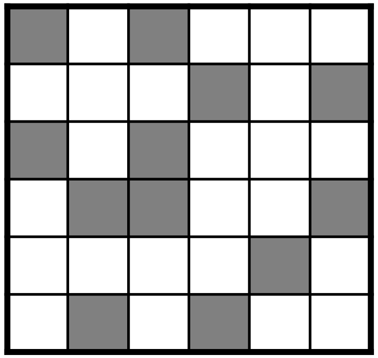
Histogramm generiert mit *ImageToolBox*

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,...,I_{max}} für alle K Kanäle

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

$$h_{\boldsymbol{I}}(I_0,\ldots,I_{K-1}) = n_{(I_0,\ldots,I_{K-1})}.$$

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

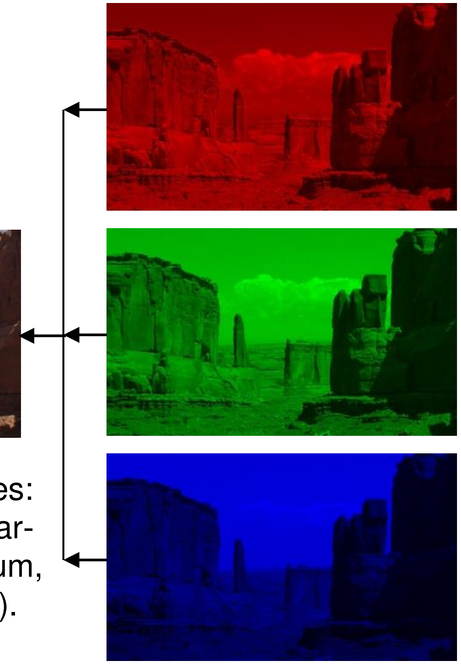
$$p_{\boldsymbol{I}}(I_0,\ldots,I_{K-1}) = \frac{n_{(I_0,\ldots,I_{K-1})}}{N}.$$

Histogramme von RGB-Bildern

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

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

$$h_{\boldsymbol{I}}(I_R,I_G,I_B) = n_{(I_R,I_G,I_B)}.$$

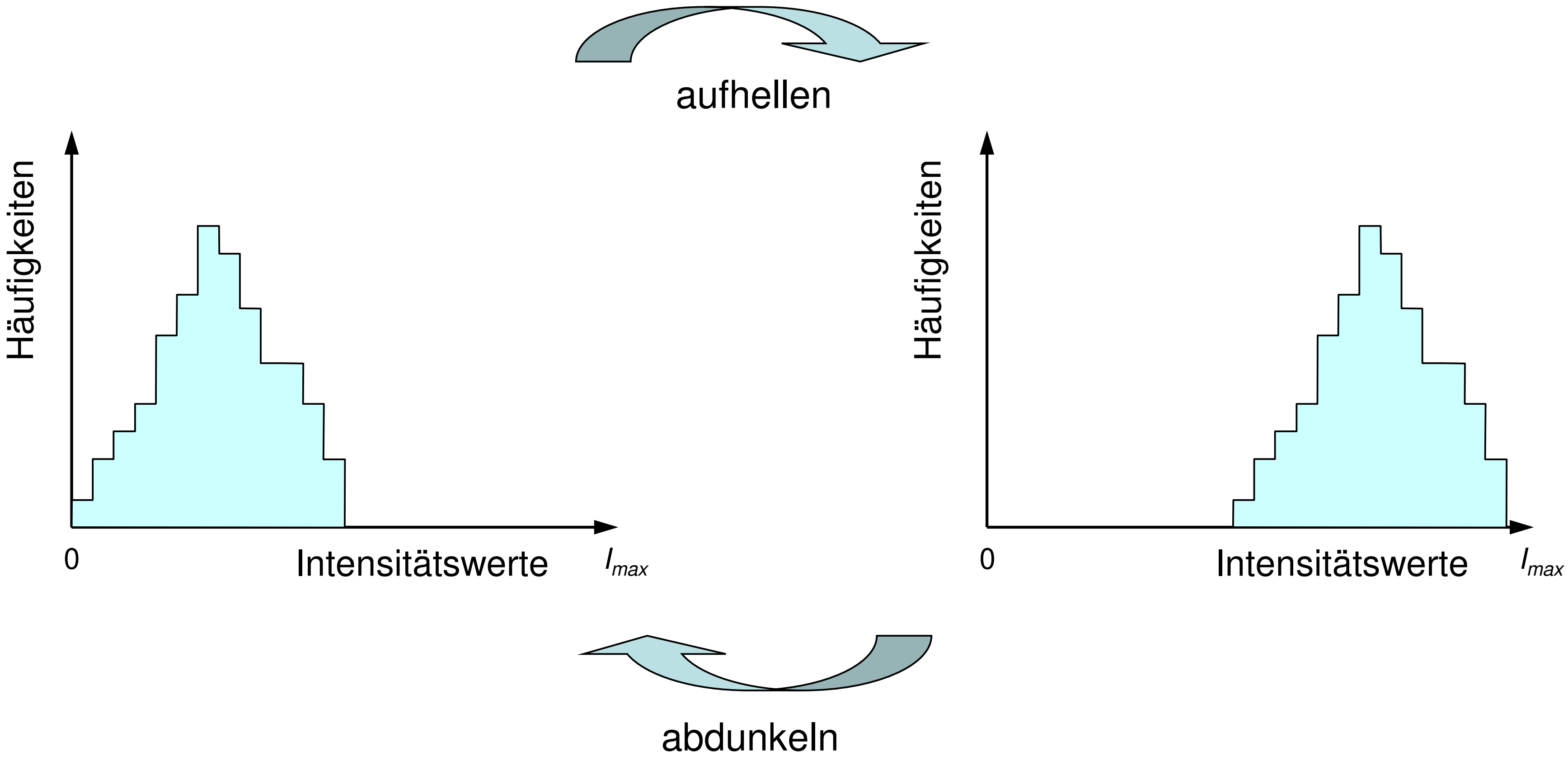


Bildquelle: Klaus Tönnies: Grundlagen der Bildverarbeitung, Pearson Studium, 2005 (mit Ergänzungen).

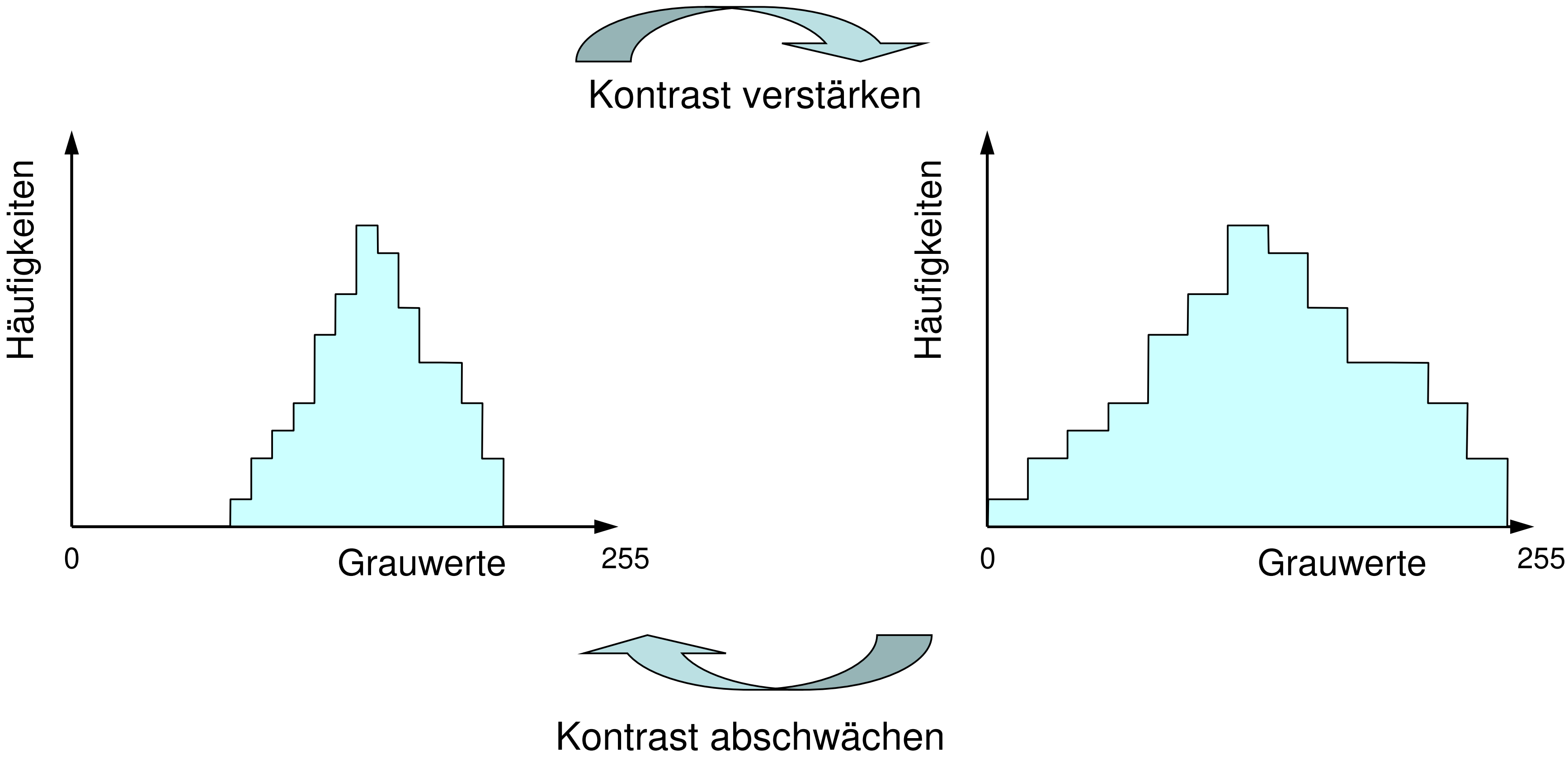
Das normalisierte Intensitätshistogramm eines RGB-Farbbildes $\mathbf{I}_{RGB}[x,y]$ normalisiert die Einträge wieder durch die Gesamtzahl der Bildpixel $N = S \cdot Z$:

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

Histogrammbasierte Aufhellung/Abdunklung

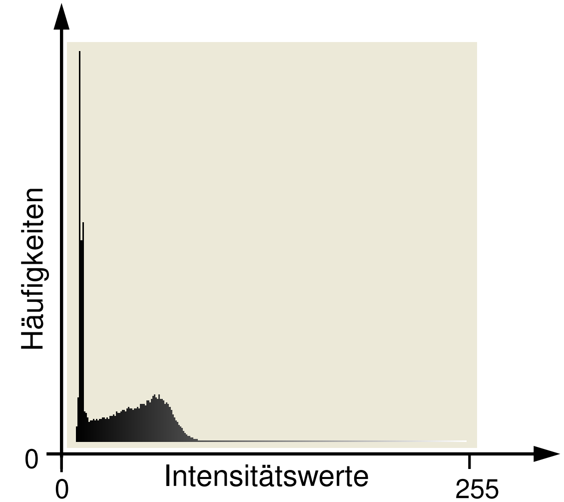


Histogrammbasierte Kontrastverstärkung/-verminderung



Globaler Kontrast

- Def.[$I_{minGiven}$,$I_{maxGiven}$]
  Der minimale bzw. maximale im Bild auftretende Intensitätswert werden als $I_{minGiven}$ bzw. $I_{maxGiven}$ notiert



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

- Bildbeispiel:

  $I_{minGiven} = 0$
  $I_{maxGiven} = 150$

- Def. [globaler Kontrast C_{global}]
  Der durch das geg. Intensitätsspektrum normalisierte Abstand zwischen minimalem Intensitätswert $I_{minGiven}$ und maximalem Intensitätswert $I_{maxGiven}$ im Bild wird als globaler Kontrast $C_{global} = (I_{maxGiven} - I_{minGiven}) / (I_{max} - I_{min})$ 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 $T(I) = (I + c_1) \cdot c_2$:

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

- $c_1 \; = \; - I_{minGiven}$
- $c_2 \; = \; I_{max} / (I_{maxGiven} - I_{minGiven})$

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

mit maximalen und minimalen Intensitätswerten $I_{maxGiven}$, $I_{minGiven}$ im geg. Bild $\mathbf{I}[x,y]$ und maximal darstellbarem Intensitätswert I_{max} **

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

* Äußerste Klammer steht für (kaufmännische) Rundung auf die nächstliegende ganze Zahl
** Z.B. $I_{max} = 255$ für 1-Byte-Grauwertbilder

Lokaler Kontrast (1)

- Die Grauwertspreizung berücksichtigt nur den globalen Kontrast C_{global}, nicht aber die lokale Verteilung der Intensitäten im Bild

→ zwei Pixel p_1 und p_2 mit $I[p_1] = I_{min}$ und $I[p_2] = I_{max}$ reichen aus, um eine Grauwertspreizung zu verhindern – dennoch kann ein Großteil der Pixel ähnliche Intensitäten zeigen und das gesamte Bild daher kontrastarm sein

→ Der lokale Kontrast C_{local} wird als weitere Kenngröße definiert. Für ein Einkanalbild $\mathbf{I}[I(x,y)]$ mit Z Zeilen und S Spalten:

$$C_{local}(I) = \frac{1}{Z \cdot S} \sum_{x=0}^{Z-1} \sum_{y=0}^{S-1} \left| I(x,y) - \bar{I}(x,y) \right|$$

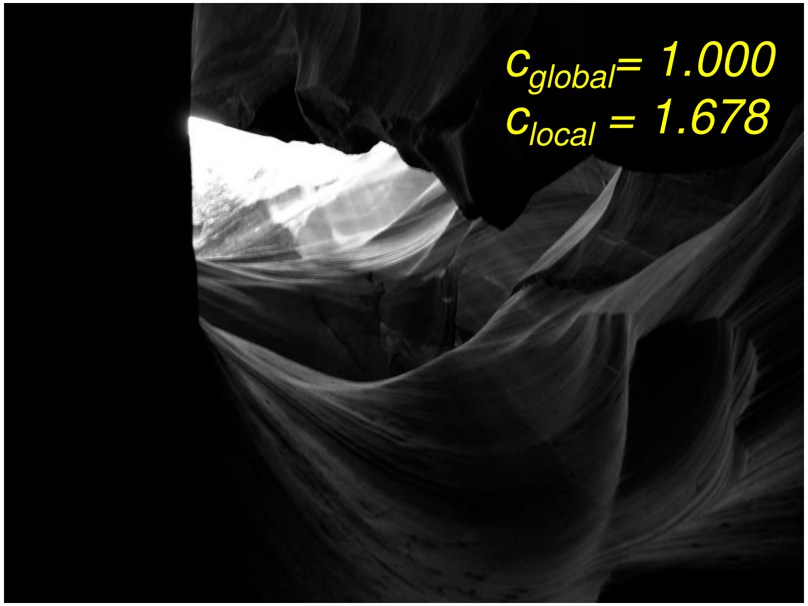
mit $\bar{I}$ für den durchschnittlichen Wert der Intensitätsfunktion I in einer lokalen Nachbarschaft (z.B. der 8-Nachbarschaft) um (x,y)

Lokaler Kontrast (2)

Für ein Einkanalbild **I**[$I(x,y)$] mit Z Zeilen und S Spalten:

$$C_{global} = (I_{maxGiven} - I_{minGiven}) \,/\, (I_{max} - I_{min})$$

$$C_{local}(I) = \frac{1}{Z \cdot S} \sum_{x=0}^{Z-1} \sum_{y=0}^{S-1} \left| I(x,y) - \bar{I}(x,y) \right|.$$



Bildquelle: Klaus Tönnies

Lokaler Kontrast (3)

Nach Definition nimmt der lokale Kontrast C_{local} Bezug auf lokale Nachbarpixel. Lokale Pixelnachbarschaften sind aber nicht in Histogrammen abgetragen!

→ Somit scheint eine *histogrammbasierte* Verbesserung von C_{local} nicht möglich

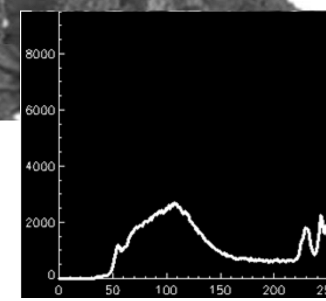
Aber:

Ausgangshypothese sei, dass Pixel mit häufig auftretenden Intensitätswerten auch häufig zueinander benachbart sind.

→ Dann muss die Transferfunktion *T(I)* von der Häufigkeit der Intensitätswerte abhängig sein.

Gamma-Korrektur (1)

- Annahme: die häufigsten Intensitätswerte finden sich entweder vollständig im niedrigen oder im hohen Wertebereich
  - → z.B. bei Unter- bzw. Überbelichtung



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

- Unter dieser Annahme kann die Gamma-Korrektur zu einer Verbesserung des lokalen Kontrastes führen

- Die Gamma-Korrektur ist eine nichtlineare Intensitäts- bzw. Grauwertspreizung auf I_{min} (i.A. = 0) bis I_{max} (mit $N_G = I_{max} + 1$):

$$T_\gamma(I) = \left[N_G \left(\frac{I - I_{min}}{I_{max} - I_{min}} \right)^\gamma + I_{min} \right]^*$$

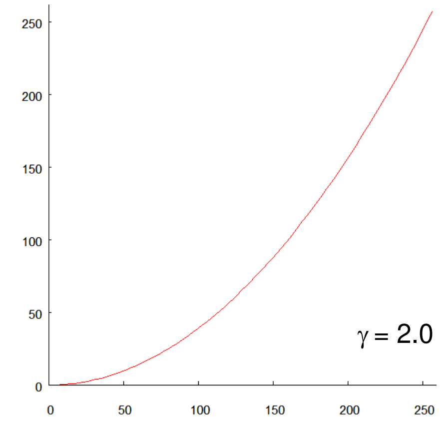
* Äußerste Klammer steht für (kaufmännische) Rundung auf die nächstliegende ganze Zahl. Resultiert das Ergebnis mit N_G, so wird N_G ersetzt durch I_{max}

Gamma-Korrektur (2)

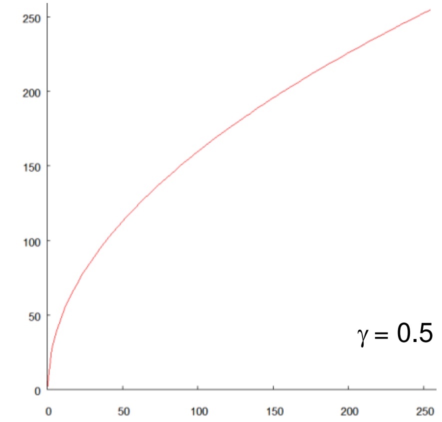
Anwendung der Gamma-Korrektur

$$T_\gamma(I) = \left[N_G \left(\frac{I - I_{min}}{I_{max} - I_{min}} \right)^\gamma + I_{min} \right]$$

- Bei $\gamma > 1$:
  - hohe Intensitätswerte werden gespreizt
  - niedrige Intensitätswerte werden gestaucht
  - ⇝ Anwendung bei überbelichtetem Bild

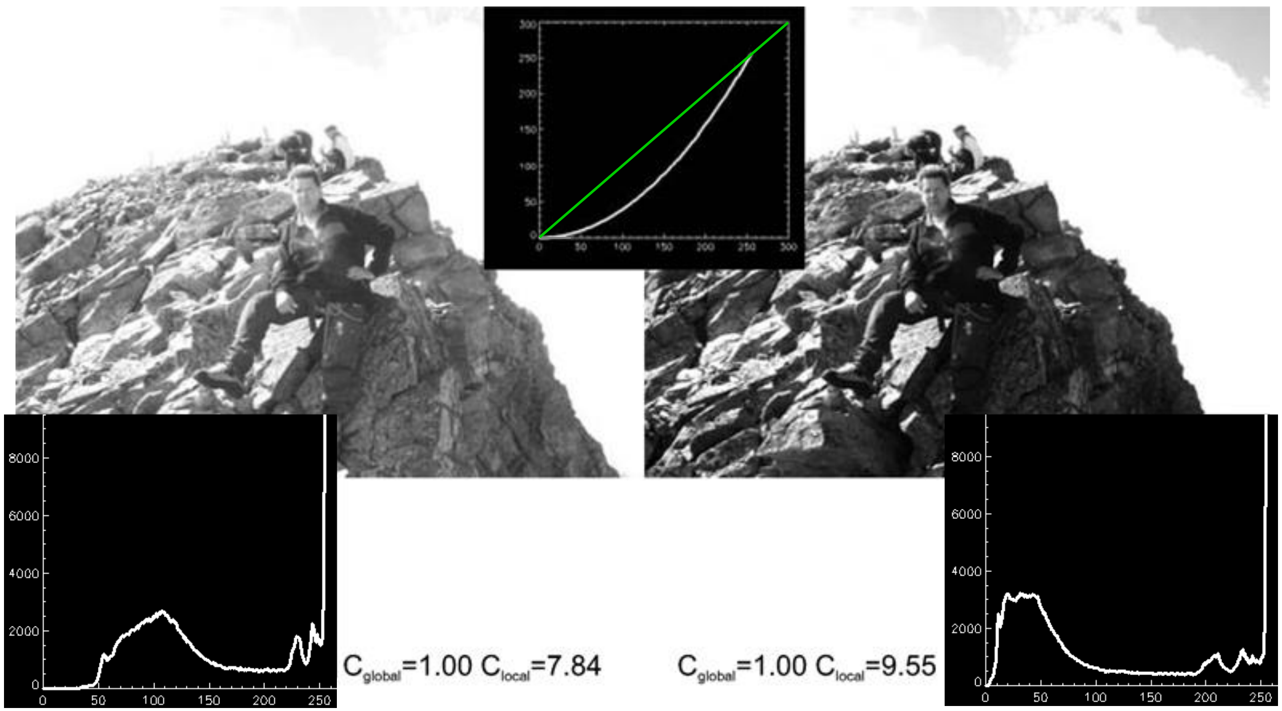


- Bei $\gamma < 1$:
  - niedrige Intensitätswerte werden gespreizt
  - hohe Intensitätswerte werden gestaucht
  - ⇝ Anwendung bei unterbelichtetem Bild



Gamma-Korrektur (3)

Bspl.: Gamma-Korrektur mit $\gamma = 2$



Bildquelle: modifiziert nach Klaus Tönnies: Grundlagen der Bildverarbeitung, Pearson Studium, 2005.

Entropie von Einkanalbildern (1)

Die Entropie

- ist ein Maß für den mittleren Informationsgehalt eines Bildes
- aus dem normalisierten Histogramm ableitbar

Für ein Einkanalbild **I** = [I(x,y)]

- mit Intensitätsspektrum {0,...,I_{max}) und
- normalisierten Histogramm mit relativen Häufigkeiten $p_{\mathbf{I}}$(I)

ist die Entropie definiert als

$$H_{\mathbf{I}} = -\sum_{I=0}^{I_{\max}} p_{\mathbf{I}}(I) \cdot \log_2 p_{\mathbf{I}}(I)$$

mit $0 \cdot \log_2 0 = 0$

Entropie von Einkanalbildern (2)

Beispiele:

Geg.: **I** = [I(x,y)], $H_I = -\sum_{I=0}^{I_{max}} p_I(I) \cdot \log_2 p_I(I).$

mit $0 \cdot \log_2 0 = 0$

- homogenes Bild **I** = [I(x,y)] = I*:

  $H = -\Sigma_{I=I^*} p_{\mathbf{I}}(I) \cdot \log_2(p_{\mathbf{I}}(I)) - \Sigma_{I \neq I^*} p_{\mathbf{I}}(I) \cdot \log_2(p_{\mathbf{I}}(I)) = -1 \cdot 0 - 0 = 0$

- Zweipegelbild **I** = [I(x,y)] mit $p_{\mathbf{I}}(I_1) = 50\%$ und $p_{\mathbf{I}}(I_2) = 50\%$

  $H = -\Sigma_{I=I_1} p_{\mathbf{I}}(I) \cdot \log_2(p_{\mathbf{I}}(I)) - \Sigma_{I=I_2} p_{\mathbf{I}}(I) \cdot \log_2(p_{\mathbf{I}}(I)) = -\tfrac{1}{2} \cdot \log_2(\tfrac{1}{2}) - \tfrac{1}{2} \cdot \log_2(\tfrac{1}{2}) = 1$

- gleich verteiltes Grauwertbild **I** = [I(x,y)], z.B. mit $p_{\mathbf{I}}(I) = 1/256$ für I = 0,..,255

  $H = -\Sigma_{I=0,\dots,255} p_{\mathbf{I}}(I) \cdot \log_2(p_{\mathbf{I}}(I)) = 256 \cdot (-1/256 \cdot \log_2(1/256)) = -1 \cdot -8 = 8$

Maximierung der Entropie (1)

Die Entropie $H_I = -\sum_{I=0}^{I_{\max}} p_I(I) \cdot \log_2 p_I(I)$

- bildet neben globalem und lokalem Kontrast ein drittes Maß für den Kontrast
- eignet sich zur Spreizung von Intensitätswerten entsprechend ihrer Häufigkeit

Der Zusammenhang zwischen Entropie und Kontrast verwundert nicht, da

- die Entropie ein Maß für die Bildinformation darstellt …
- … und Kontrast für die Wahrnehmbarkeit von Objekten wichtig ist

Maximierung der Entropie (2)

Die Kontraststeigerung basiert jetzt also auf einer Maximierung der Entropie

$$H_{\boldsymbol{I}} = -\sum_{I=0}^{I_{\max}} p_{\boldsymbol{I}}(I) \cdot \log_2 p_{\boldsymbol{I}}(I).$$

Die Entropie ist maximal, wenn die Häufigkeitseinträge für alle Intensitätswerte denselben konstanten Wert zeigen (vgl. Folie 42)

Maximierung der Entropie (3)

Die entspr. Transferfunktion ist einfacher ableitbar unter der Annahme, dass die Intensitätswerte *kontinuierlich* auf das Intervall [0,1] skaliert sind

Dann folgt:

1) die Gesamtanzahl N aller Bildpixel ist das Integral über dem Histogramm

2) Für ein gleichverteiltes Histogramm ($h_{\mathbf{I}}(I) = N/I_{max}$) ist nach der Normalisierung das Integral von 0 bis zu einem beliebigen Intensitätswert I gerade I selbst:

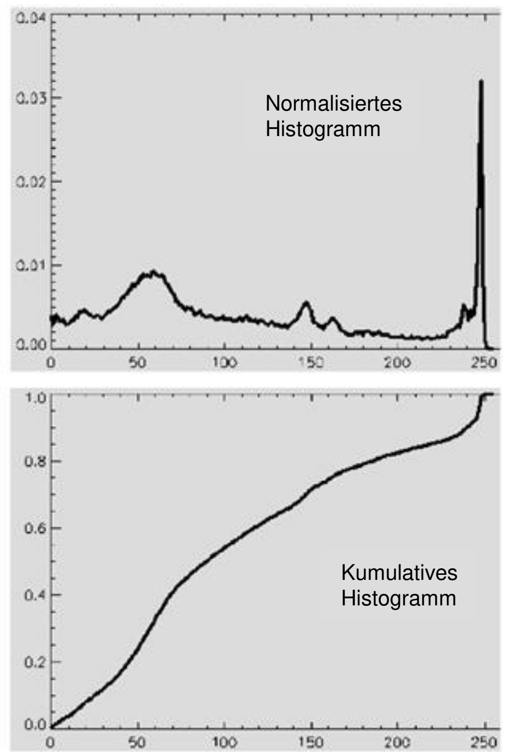
$$\int_0^I p_{\mathbf{I}}(i)\,di = \frac{1}{N} \cdot h_{\mathbf{I}}(I) \cdot I = \frac{1}{N} \cdot \frac{N}{I_{\max}} \cdot I = I, \text{ da } I_{\max} = 1.$$

Um dies aus dem ursprünglichen Histogramm abzuleiten, muss diese Bedingung durch ebendiese Transferfunktion erzwungen werden:

$$T_H(I) = \int_0^I p_I(i)\,di.$$

Maximierung der Entropie (4)

Diese Transferfunktion $T_H(I) = \int_0^I p_I(i)\,di$ entspricht also einer kontinuierlichen Variante des kumulativen Histogramms und bewirkt eine Spreizung für besonders häufig vorkommende Intensitätswerte, weil das Integral mit steigendem *I* dort besonders rasch zunimmt.



Beispiel: Um die Entropie zu maximieren, wird das kumulative Histogramm (unten rechts) als Transferfunktion verwendet.

Bildquelle: Klaus Tönnies: Grundlagen der Bildverarbeitung, Pearson Studium, 2005 (Bild von K. Rink).

Maximierung der Entropie (5)

- Für die tatsächlichen Grauwerte
  - ist die Skalierung auf [0,1] rückgängig zu machen, indem mit der tatsächl. Anzahl N_G (= I_{max} + 1) der Grauwerte multipliziert wird
  - ist die Integration wegen der Rasterung durch eine Summation zu ersetzen
  - sind die resultierenden reellen Intensitätswerte auf ganze Zahlen abzubilden:

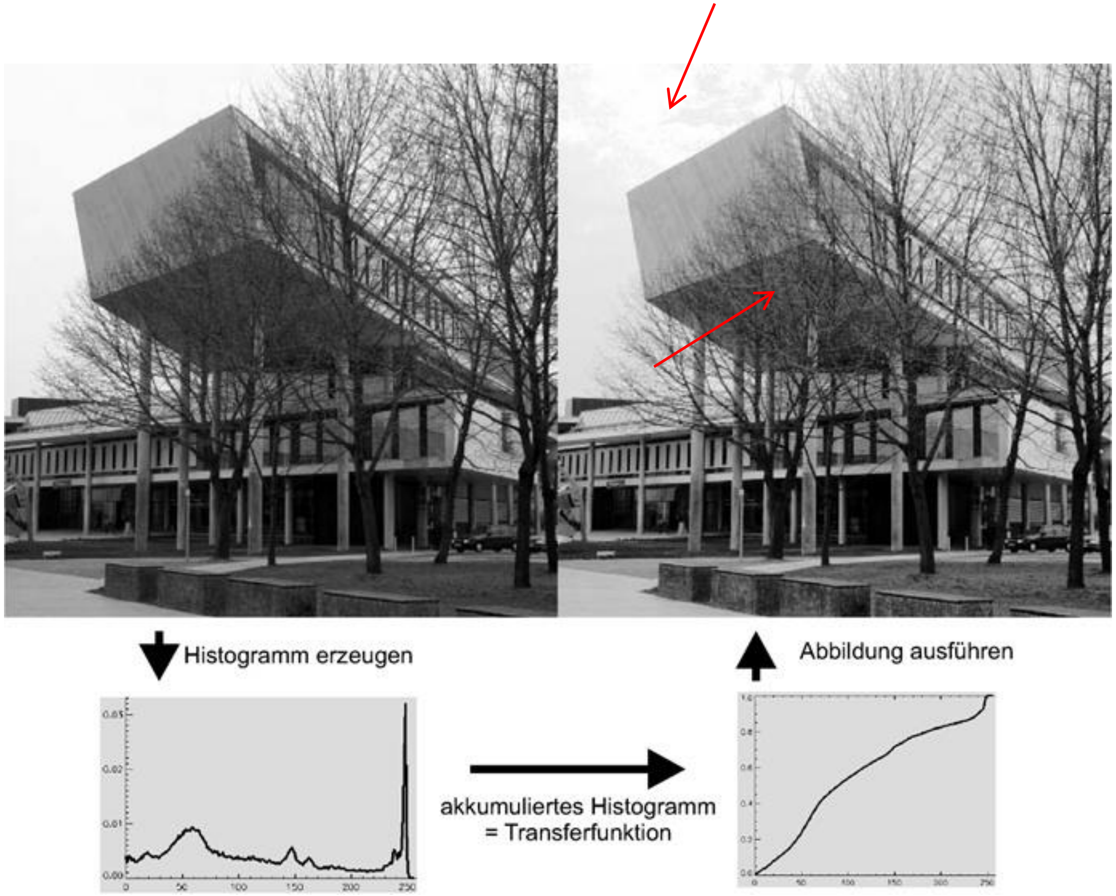
$$T_H(I) = \left[N_G \cdot \sum_{i=0}^{I} p_{\boldsymbol{I}}(i) \right]^{*}$$

- Diese Operation heißt Histogrammlinearisierung (engl. histogram equalisation)
  - das Ergebnis ist kein konstantes Histogramm, da die Summation die Integration nur approximiert
  - vielmehr kommt es zu einer Umverteilung im Histogramm: sehr häufige Intensitätswerte werden gespreizt, selten auftretende Werte werden zusammen gestaucht (z.T. in einzelne Werte überführt)

* Äußerste Klammer steht für (kaufmännische) Rundung auf die nächstliegende ganze Zahl. Resultiert das Ergebnis mit N_G, so wird N_G ersetzt durch I_{max}

Maximierung der Entropie (6)

Beispiel für die Histogrammlinearisierung:



Bildquelle: Klaus Tönnies: Grundlagen der Bildverarbeitung, Pearson Studium, 2005 (Bild von K. Rink).

Zusammenfassung zur Einführung

- 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.

Zusammenfassung zur Verarbeitung von Histogrammen

- Helligkeit und Kontrast sind anschauliche Bildcharakterisierungen. Erste grundlegende formale Bildcharakterisierungen werden durch einfache Größen wie Mittelwert und quadrat. Abweichung der Bildintensitätswerte gegeben.

- Histogramme zeigen die Verteilung der Intensitätswerte. Normierte Histogramme sind normalisiert bzgl. der Bildgröße. Kumulative Histogramme werden z.B. zur Bildverbesserung herangezogen.

- Die lineare Grauwertspreizung dient zur Optimierung des globalen Kontrasts.

- Durch nichtlineare Grauwertspreizung mit Hilfe einer Gamma-Korrektur ist auch der lokale Kontrast optimierbar.

- Die Entropie ist ein Maß für den Informationsgehalt eines Bildes. Mit zunehmenden Kontrast sollte i.A. auch die Entropie zunehmen. Bei der Histogrammlinearisierung erfolgt eine Kontrastoptimierung durch Entropiemaximierung unter Nutzung kumulativer Histogramme.