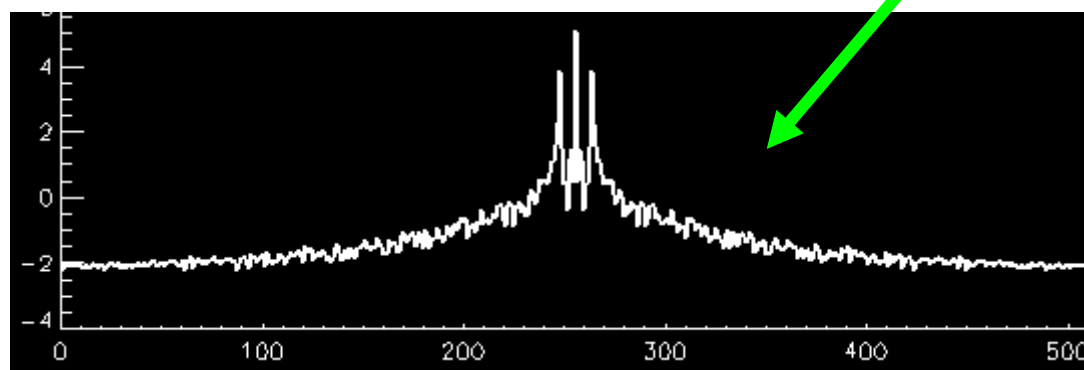
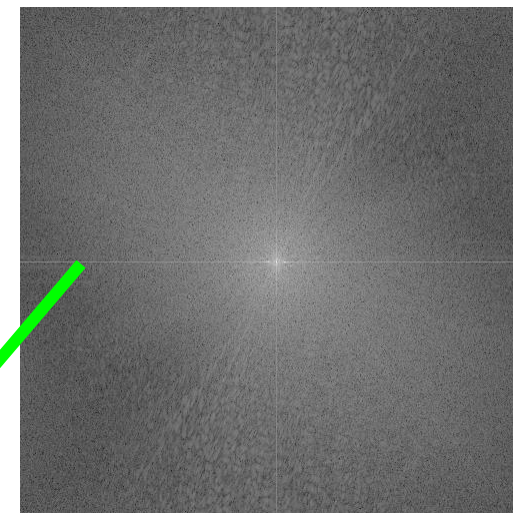
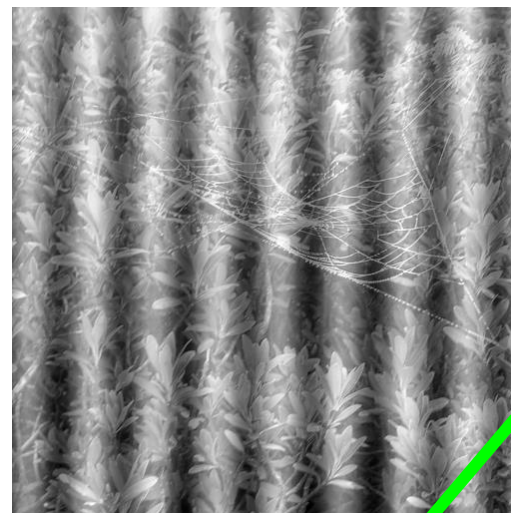


Famous Last Question

unbekannte
überlagernde Störung



Was tun??



Bildkompression

- Bilddaten sind ein Mittel, um Information zu vermitteln.
- Information ist in der Regel redundant kodiert.
- **Reduktion** von redundanter Daten
 - Codierungsredundanz (Anzahl der Bits zu Grauwertkodierung).
 - Interpixelredundanz (Anzahl der Datenpunkte pro Pixel).
 - Psychovisuelle Redundanz (zur Erkennung benötigte Bildinformation)
- **Kompressionsrate**: $C = n_1/n_2$
 - n_1 und n_2 sind die Anzahl der Informationseinheiten, um dieselbe Information zu kodieren.





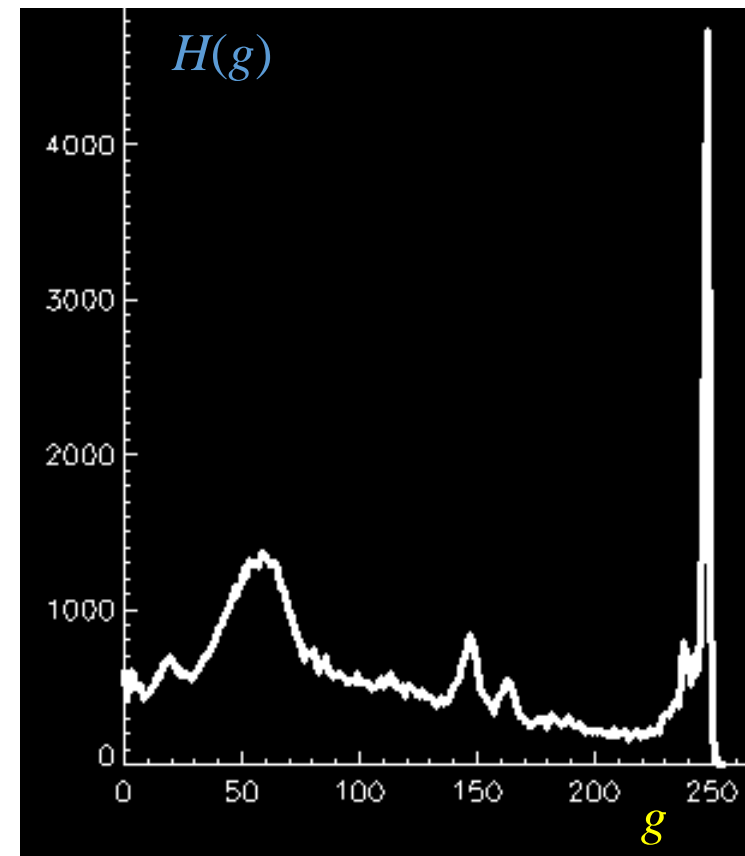
Codierungsredundanz

- Anzahl der verfügbaren Codes ist größer als die der benötigten Codes.
- Beispiel (jedes Pixel = ein Byte)
 - nur Grauwerte 1 bis 100 sind im Bild vorhanden.
 - 90% der Pixel haben den Grauwert 100.
- Lösung: 1-Bit-Code für 100, 9-Bit-Code für alle anderen
 - (100): 0, (1): 100000001, (2): 100000010, (3): 100000011, (4): 100000100, ...
 - (100) (100) (100) (17) (15) (100)...: 0001000010011000011110...
 - Kompression: $8 / (0.9 * 1 + 0.1 * 9) = 8 / 1.8 \approx 4.4$
- Ziele
 - Berechnung der Redundanz (Berechnung des Informationsgehalts)
 - Reduzierung der Codelänge.



Histogramm

Häufigkeit $H(g)$ der Grauwerte $g=\{0,1,\dots,N-1\}$ in einem Bild.



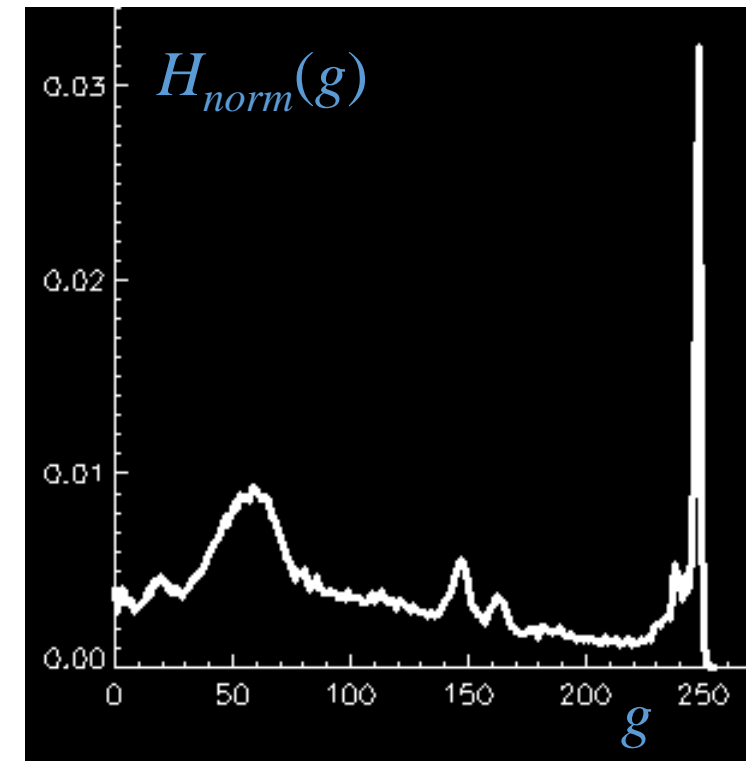


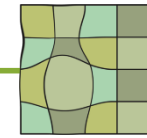
Normiertes Histogramm

- Normierung nach Anzahl der Pixel eines Bildes (Größe $M \times N$):

$$H_{norm}(g) = H(g) / (M \cdot N)$$

- Ein normiertes Histogramm gibt für jeden Grauwert g die Wahrscheinlichkeit an, dass ein beliebiges Pixel diesen Grauwert hat.





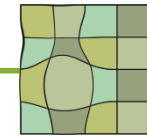
Informationsgehalt

Messbare Einheit von Information mit intuitiver Bedeutung.

Ein erster Ansatz:

Informationsgehalt $IG(E)$ eines Grauwerts E ist umso höher, je größer die Gesamtanzahl M der verwendeten Grauwerte ist:

- $IG_M(E) = M$.
- Informationsgehalt ist unabhängig davon, welcher Grauwert aus der Liste $E = \{E_0, E_1, \dots, E_{M-1}\}$ übermittelt wurde.
- Informationseinheiten $I_M(E) = \text{Anzahl der benötigten } n\text{-wertigen Symbole, für die Speicherung des Informationsgehalts, also } I_M(E) = \log_n IG_M(E)$.
- Beispiel:
 - Anzahl der Grauwerte: 256
 - Informationsgehalt jedes Grauwerts: 256
 - Symbol: Bit (2-wertig)
 - Benötigte Informationseinheiten: $\log_2 256 = 8$



Informationsgehalt

- **Nachteil:** Informationsgehalt eines häufig vorkommenden Grauwerts ist genauso groß wie die eines selten vorkommenden Werts.
- Informationsgehalt $IG(E)$ eines Pixelwerts E unter *Berücksichtigung der Häufigkeit* von E :
 - Umgekehrt proportional zur Wahrscheinlichkeit $P(E)$ des Eintreffens $IG(E) = 1/P(E)$.
 - Anzahl der benötigten Informationseinheiten ist dann $I(E) = \log_n 1/P(E) = -\log_n P(E)$
- Zur Repräsentation der Information $IG(E)$ werden $I(E)$ Informationseinheiten benötigt.
- Beispiel für Schwarzweißbilder mit gleicher Anzahl schwarzer und weißer Pixel:
 - Wahrscheinlichkeit für Eintreffen von E ist 0.5
 - Informationsgehalt ist dann $I(E) = -\log_2 0.5 = \log_2 2 = 1$.



Information in einer Pixelfolge

- Grauwertbereich $\{g_0, g_1, \dots, g_{N-1}\}$ mit Wahrscheinlichkeiten des Auftretens $\{P(g_0), \dots, P(g_{N-1})\}$
- Information einer Pixelfolge der Länge k – Wahrscheinlichkeit des Auftretens gewichtet mit der Anzahl der benötigten Informationseinheiten:

$$-k \cdot P(g_0) \cdot \log_2 P(g_0) - k \cdot P(g_1) \cdot \log_2 P(g_1) - k \cdot P(g_2) \cdot \log_2 P(g_2) \dots = -k \sum_{i=0}^{N-1} P(g_i) \cdot \log_2 P(g_i)$$

- Durchschnittlicher Informationsgehalt in Informationseinheiten = *Entropie*:

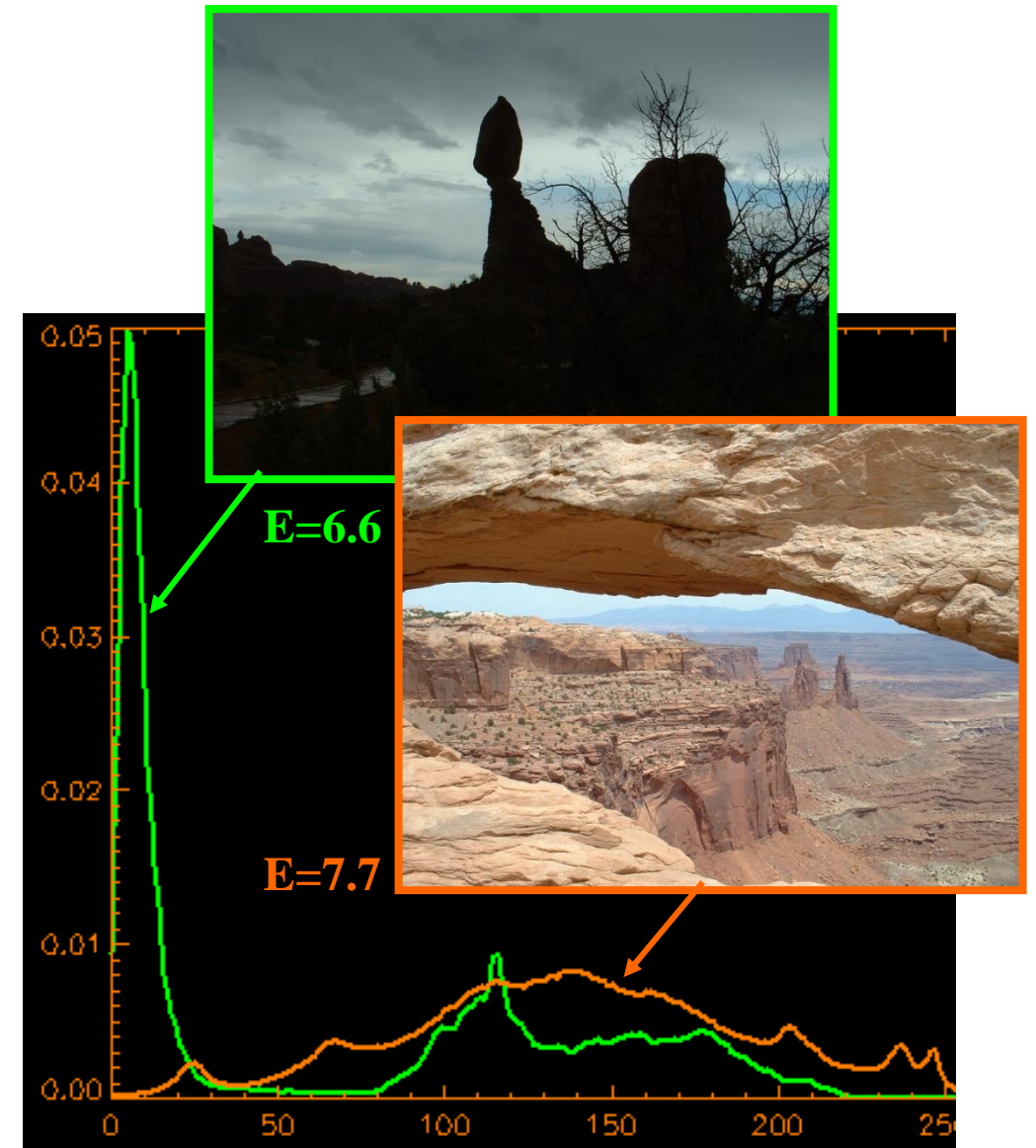
$$Entropie(P) = - \sum_{i=0}^{N-1} P(g_i) \cdot \log_2 P(g_i)$$

- Das normierte Histogramm kann als Schätzung für P verwendet werden.



Codierungs-Redundanz

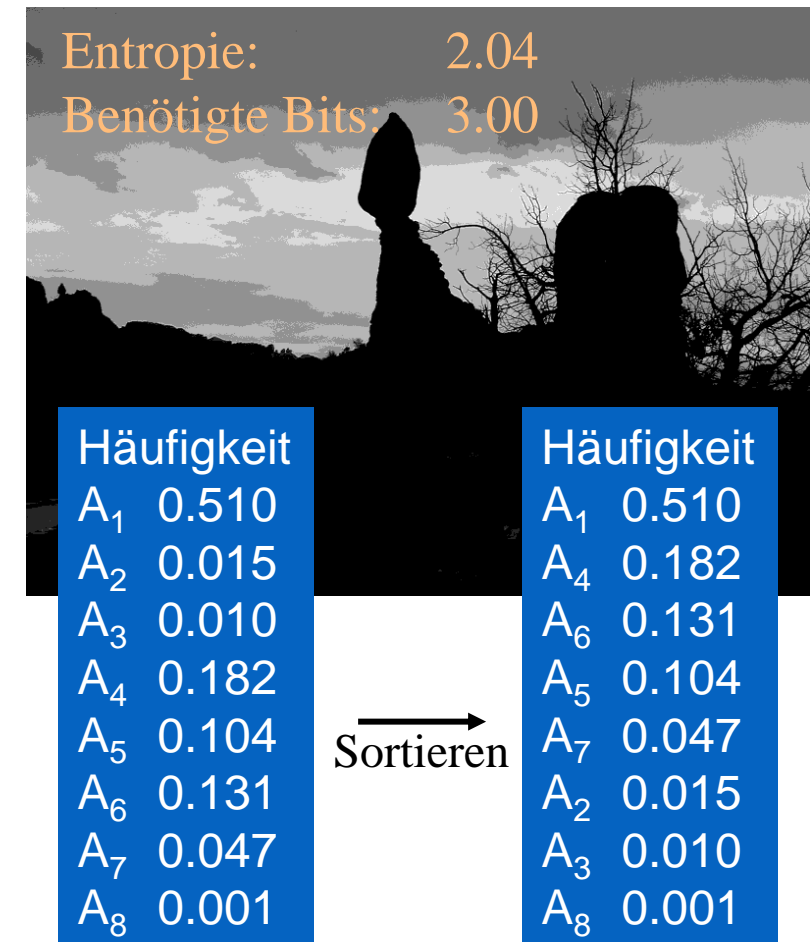
- Konstante Code-Längen sind nur bei gleichverteilten Grauwerthäufigkeiten optimal.
- Code-Länge sollte an Häufigkeit angepasst werden.
- Maximale erreichbarer Kompressionsfaktor:
#Bits/Entropie





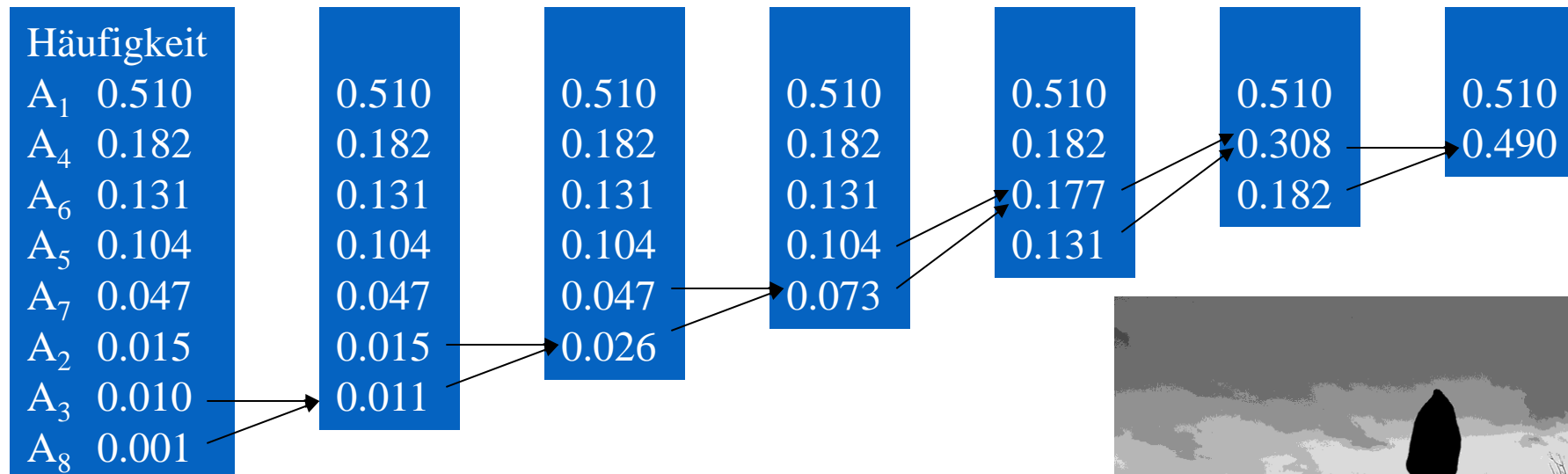
Huffman Kodierung

- Berechne Häufigkeitsverteilung (normiertes Histogramm)
- Eingangssymbole nach Häufigkeit ordnen
- Die zwei seltensten Symbole zu einem kombinierten Symbol zusammensetzen.
- Den Prozess solange fortsetzen, bis nur zwei Symbole existieren.



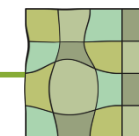


Reduktionsschritt

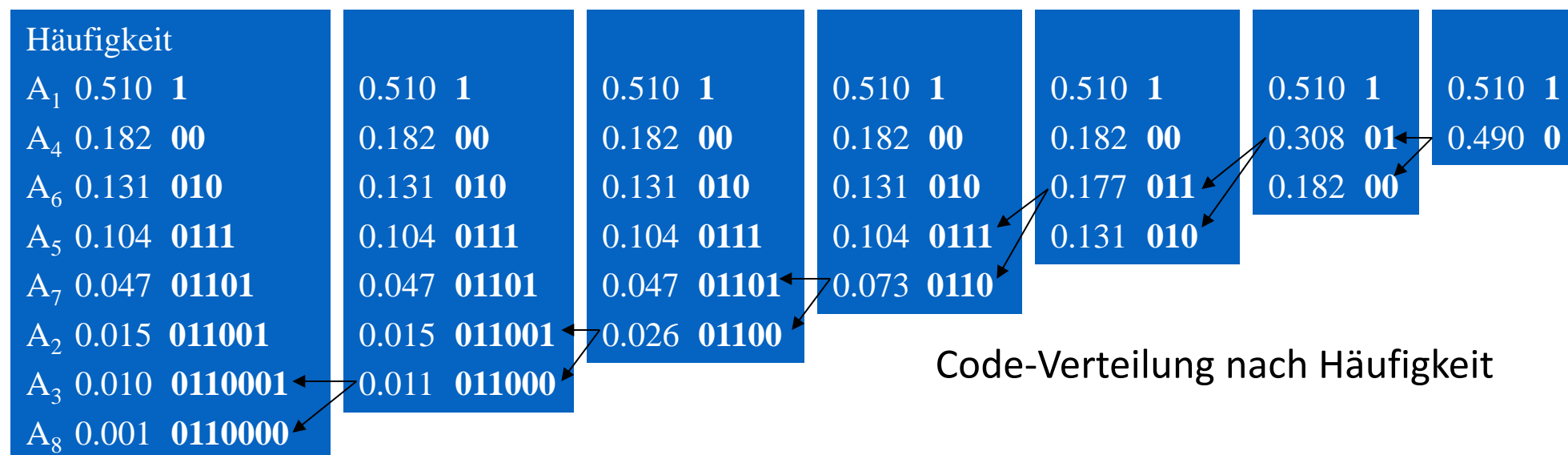


Nächster Schritt:
Code-Verteilung nach Häufigkeit





Code-Zuteilung

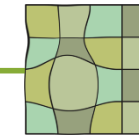


Benötigter Speicherplatz

$$1 \cdot 0.510 + 2 \cdot 0.182 + 3 \cdot 0.131 + 4 \cdot 0.104 + 5 \cdot 0.047 + 6 \cdot 0.015 + 7 \cdot 0.010 + 7 \cdot 0.001 = 2.079$$

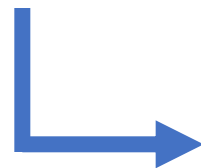
Bei gleicher Code-Länge: $= 3.000$

Entropie: $= 2.041$

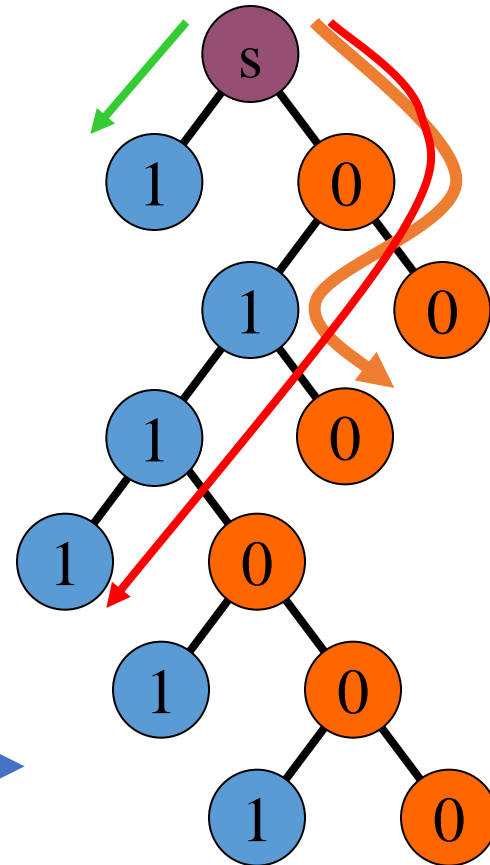


Dekodierung

Häufigkeit		
A_1	0.510	1
A_4	0.182	00
A_6	0.131	010
A_5	0.104	0111
A_7	0.047	01101
A_2	0.015	011001
A_3	0.010	0110001
A_8	0.001	0110000



Baumrepräsentation

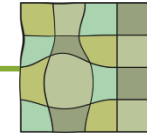


1 0 1 0 | 0 1 1 1 | 0 1 0 1 ...

Während des Dekodierens wird der Kodierungsbaum anhand der Bitfolge abgearbeitet.

Ein Zeichen ist gefunden, wenn ein Blatt erreicht wurde.

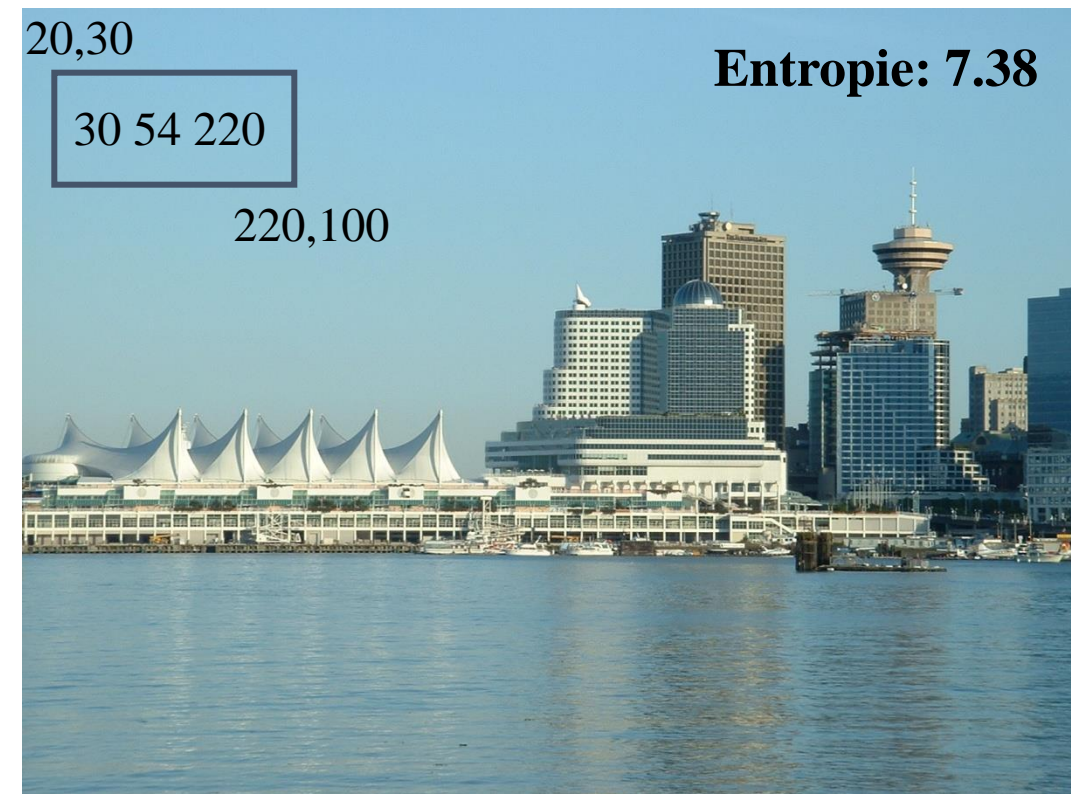
Aufwand $O(N)$, wenn N die Anzahl der Bits ist.

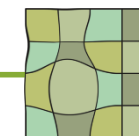


Interpixel-Redundanz

- Minderung der Kodierungsredundanz berücksichtigt die *Homogenität* innerhalb des Bilds *nicht*.
- Interpixelredundanz: Repräsentation durch
 - Blockspezifikation (z.B. [20,30,220,100])
 - Blockintensität (z.B. [30 54 220])
- Bekannteste Methode:

Run-Length-Encoding (RLE), bzw.
LaufLängenkodierung





Run-Length-Encoding

- Bild wird zeilenweise codiert.
- Eine Zeile mit Grauwertfolge $g(0), g(2), \dots, g(n)$ wird zerlegt in Zeilenstücke mit gleichem Grauwert (die *runs*):

$$(g(0), \dots, g(r_1)), (g(r_1 + 1) \dots g(r_1 + 1 + r_2)), \dots$$

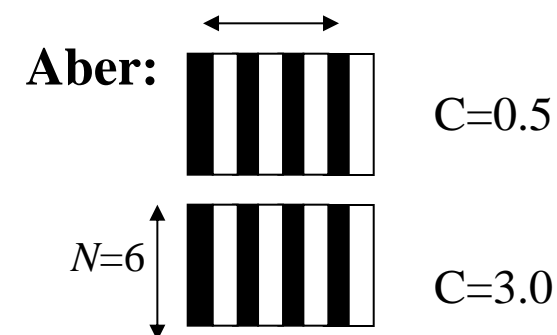
- Die Zeilenstücke werden durch Angabe von Länge und Grauwert codiert:

$$(r_1, g(r_1)), (r_2, g(r_2)), \dots$$

- Kompressionsrate für jede Zeile ist $n/(2 \cdot r_d)$, wobei r_d die durchschnittliche Länge des *runs* ist.



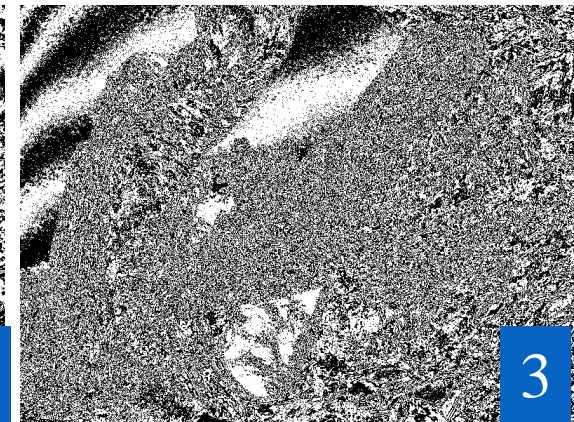
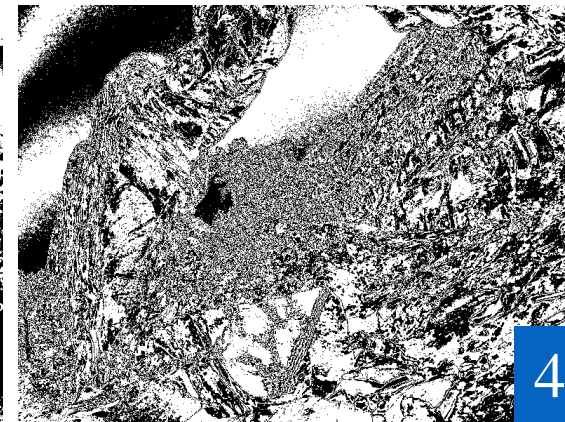
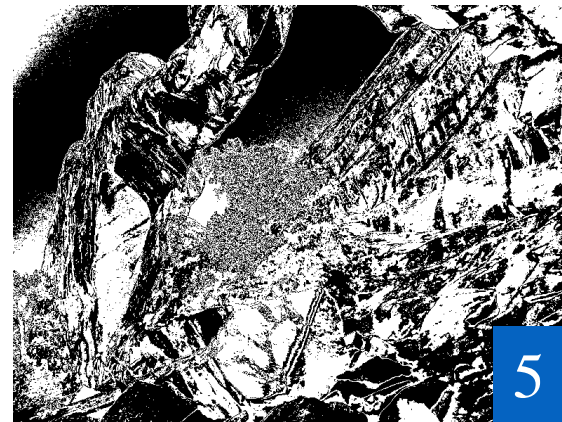
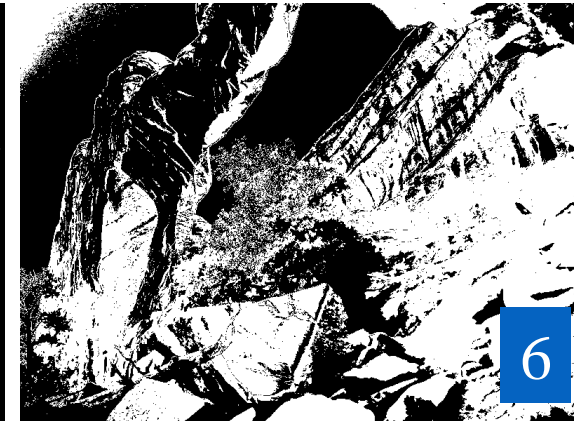
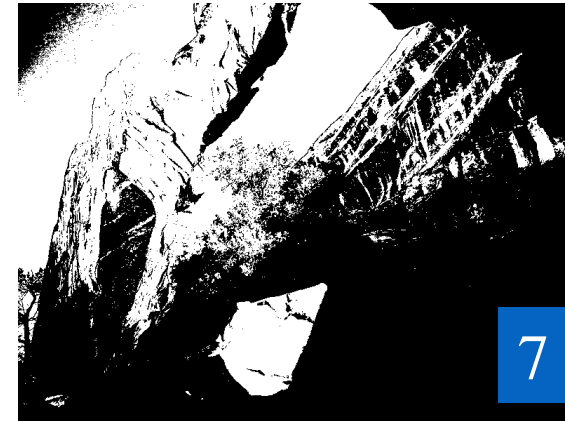
$(10, \text{blue square}), (4, \text{orange square})$





RLE auf Bit-Ebenen

- RLE ist ineffizient bei verrauschten Bildern (sehr viele kleine Grauwertänderungen = kurze Runs).
- Lösung:
 - Zerlegung in Bit-Ebenen
 - Runs separat auf jeder Bit-Ebene
- Problem: Niedrige Bit-Ebenen





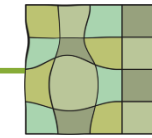
Gray-Code

- Code, bei dem sich zwei aufeinander folgenden Zahlen um höchstens 1 Bit unterscheiden.
- Generierung für Bitfolge b_1, b_2, \dots, b_n (höchstwertiges Bit hat niedrigsten Index):
 - $k=n, \dots, 2$: falls $g_{k-1}=1$, dann $g_k=1-b_k$
sonst $g_k=b_k$
 - $k=1$: $g_1=b_1$

Beispiel:

b : 000 001 010 011 100 101 110 111

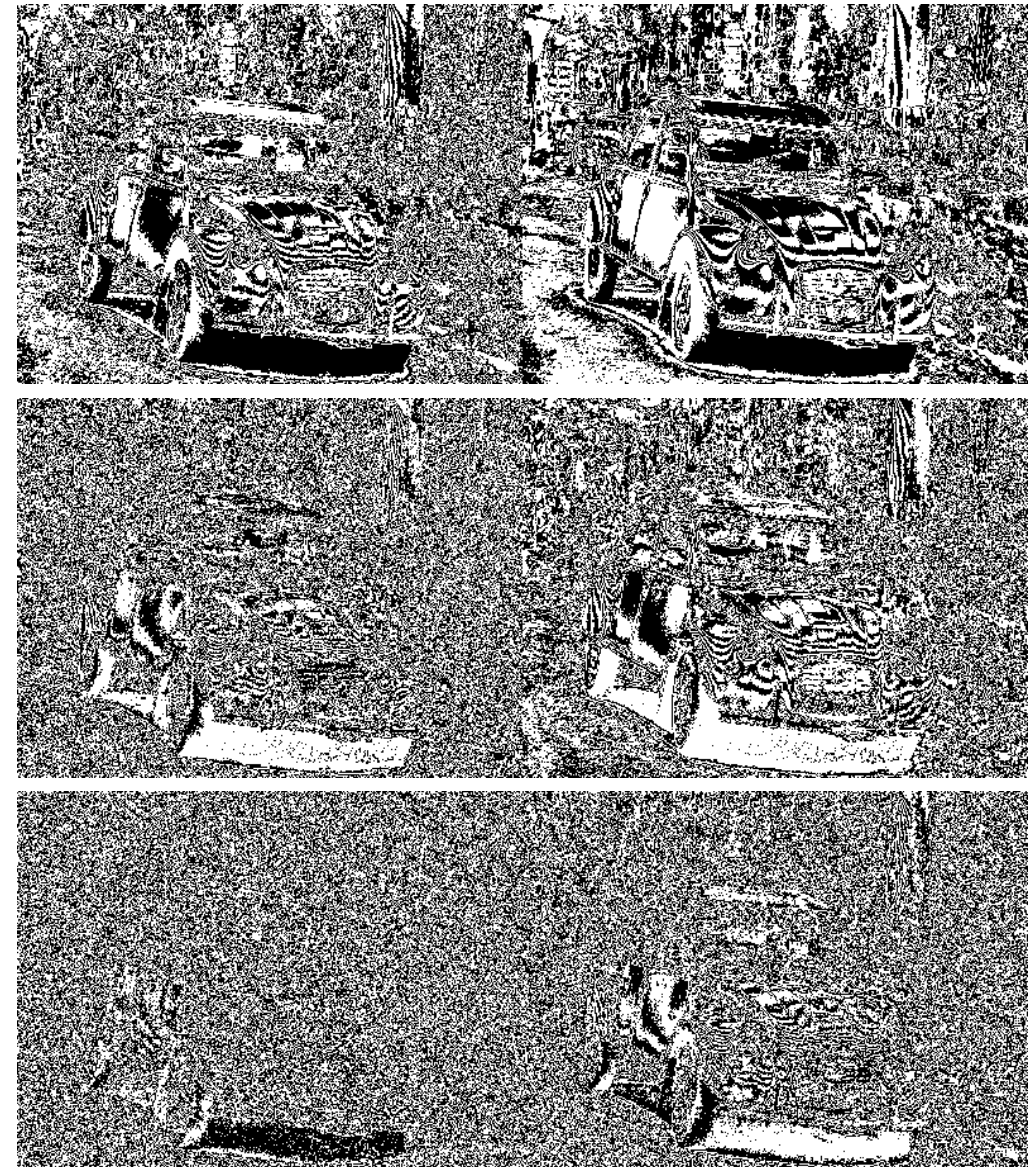
g : 000 001 011 010 110 111 101 100

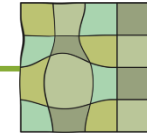


Beispiel



Normal und gray-kodierte untere
drei Bit-Ebenen des Rotkanals.

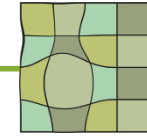




Psychovisuelle Redundanz

- Nichtredundante Daten tragen redundante Information.
- Reduktion der psycho-visuellen Redundanz ist verlustbehaftet (lossy) bezogen auf die Daten.
- Erhalt des Informations-gehalts ist zielabhängig.

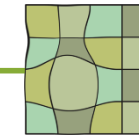




Reduktion der Kontrastauflösung

- Unterscheidbare Helligkeitsstufen (30-100) ist geringer, als die repräsentierbare Anzahl.
- Bildinformation ist auch bei noch kleinerer Anzahl wahrnehmbar.
- Machbandeffekt kann durch Addition von Rauschen vermieden werden.





Reduktion hochfrequenter Anteile

Transformation zerlegt in einzelne Frequenzanteile (z.B., Fouriertransformation, Diskrete Kosinustransformation, Wavelet Transformation).

Sehr viel der Bildinformation ist in den niedrigen Frequenzen kodiert.

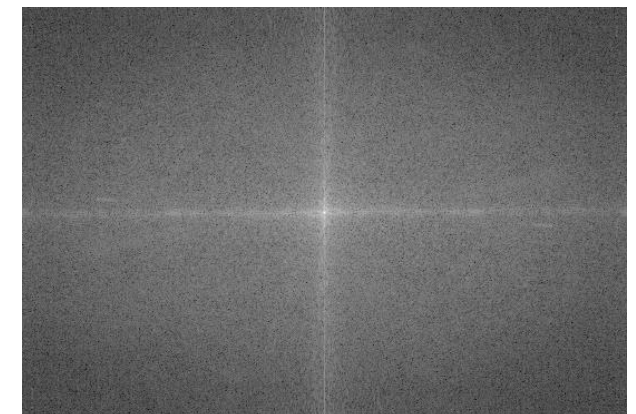
Kompression:

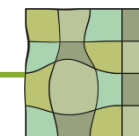
- Transformation
- Sortierung der Koeffizienten nach Größe
- Quantisierung, d.h. Abbildung auf ganze Zahlen:

$$q(e) = Q \cdot \text{sign}(e) \cdot (|e| - e_{\min}) / (e_{\max} - e_{\min}).$$

- Kompression der quantisierten Werte durch verlustfreies Verfahren.

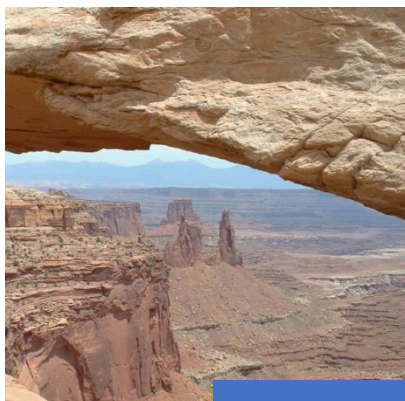
Dekodierung durch Rücktransformation.



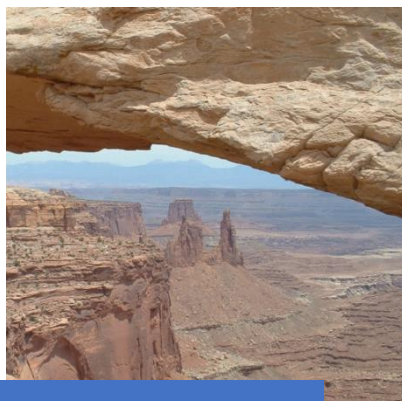


Reduktion hochfrequenter Anteile

1:1



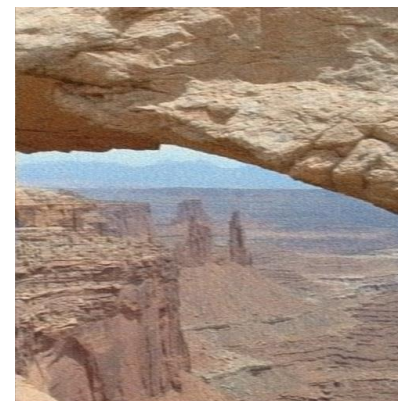
1:4



1:10



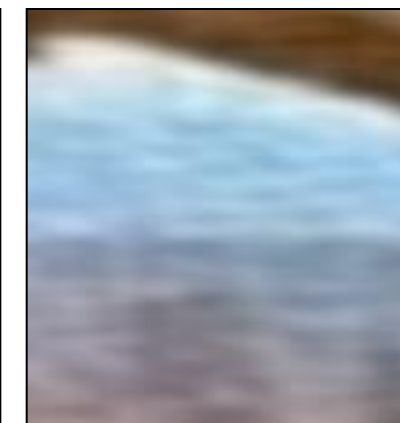
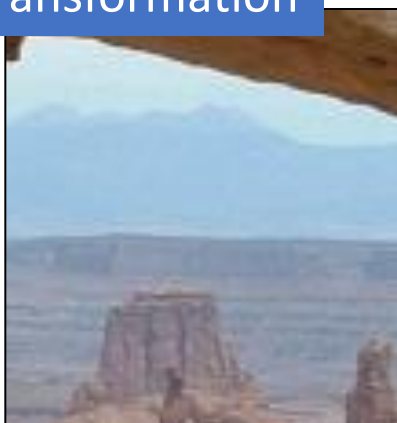
1:30

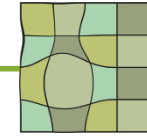


1:300



Fouriertransformation





Diskrete Kosinustransformation (DCT)

- Zerlegung in Wellen unterschiedlicher Frequenz.
- Sehr ähnlich zur Fouriertransformation.
- Basisfunktionen sind reell.
- Wird vor allem bei Kompressionsverfahren verwendet (JPEG).
- ***Wie lassen sich genügend reellwertige Basisfunktionen finden?***



Basisfunktionen

- Basisfunktionen sind alle halben und alle vollen Frequenzen der Cosinustransformation

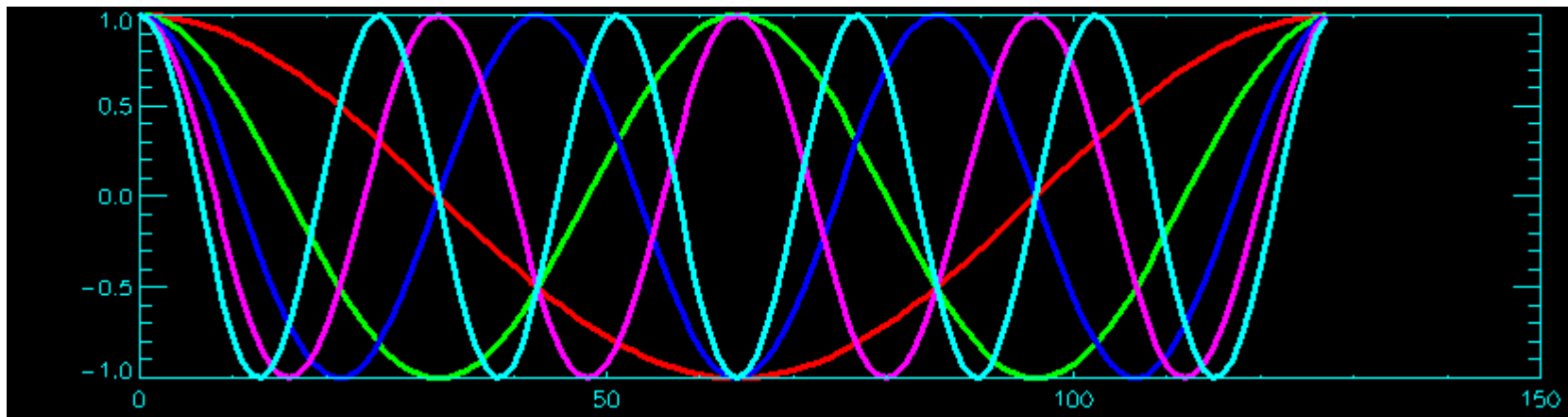
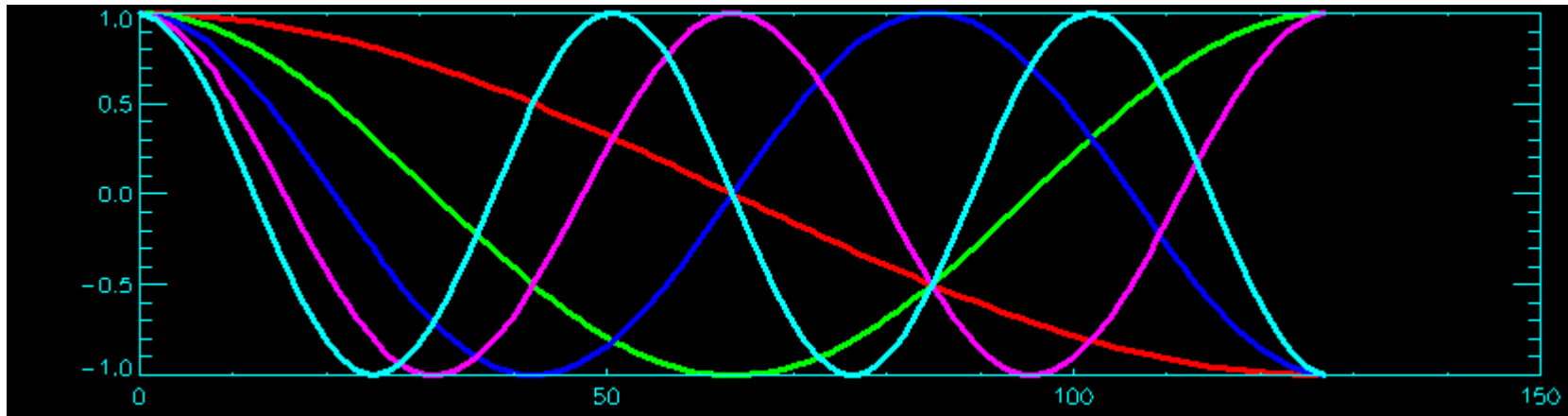
$$C(u) = \sum_{m=1}^{M-1} f(m) \cos\left(\frac{mu\pi}{M}\right)$$

- Meist (z.B. auch bei der jpeg-Transformation) werden die Transformationswerte aus den Funktionswerten zwischen den Abtastpunkten gemittelt, d.h., m wird um 0.5 verschoben

$$C(u) = \sum_{m=1}^{M-1} f(m) \cos\left(\frac{(m+0.5)u\pi}{M}\right)$$



Reelle Basisfunktionen DCT / DFT



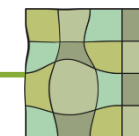


Basisfunktionen der 2-d DCT

$$C(u, v) = \alpha(u)\alpha(v) \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m, n) \cos\left(\frac{(m+0.5)u\pi}{M}\right) \cos\left(\frac{(n+0.5)v\pi}{N}\right)$$

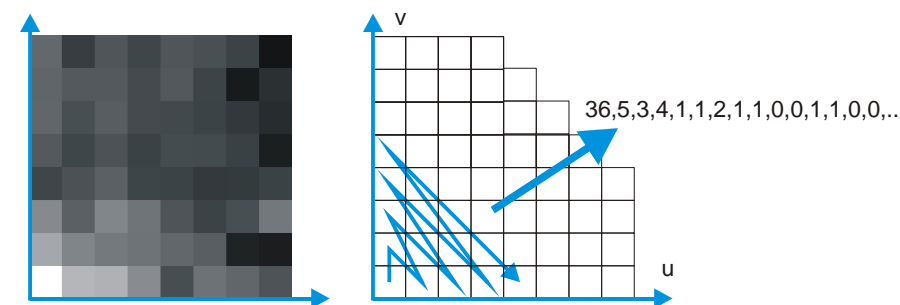
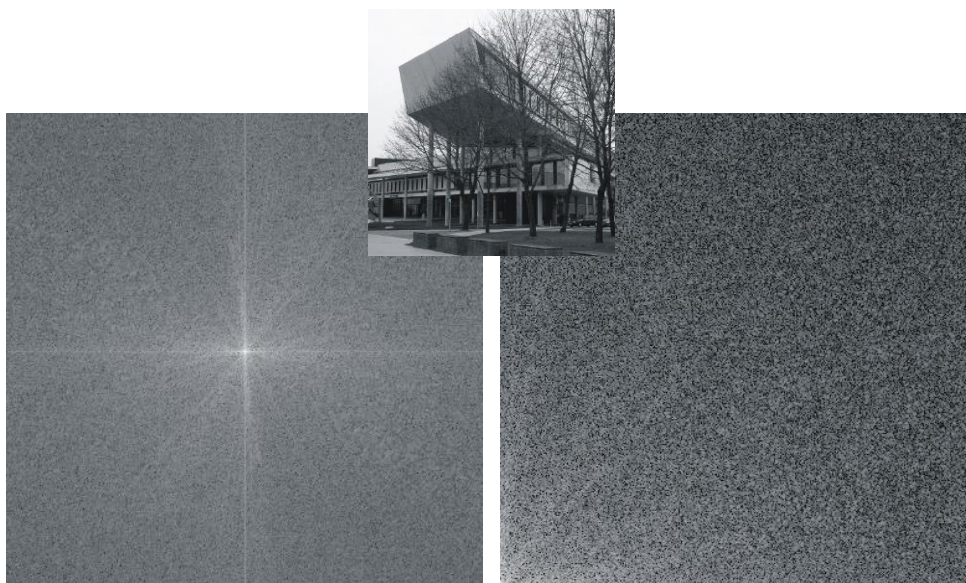
$$f(m, n) = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} \alpha(u)\alpha(v) C(u, v) \cos\left(\frac{(u+0.5)m\pi}{M}\right) \cos\left(\frac{(v+0.5)n\pi}{N}\right).$$

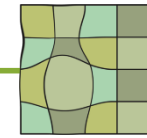
$$\alpha(u) = \begin{cases} \sqrt{1/M} & , \text{für } u = 0 \\ \sqrt{2/M} & , \text{für } u \neq 0 \end{cases} \quad \text{und} \quad \alpha(v) = \begin{cases} \sqrt{1/N} & , \text{für } v = 0 \\ \sqrt{2/N} & , \text{für } v \neq 0 \end{cases}$$



DCT vs DFT

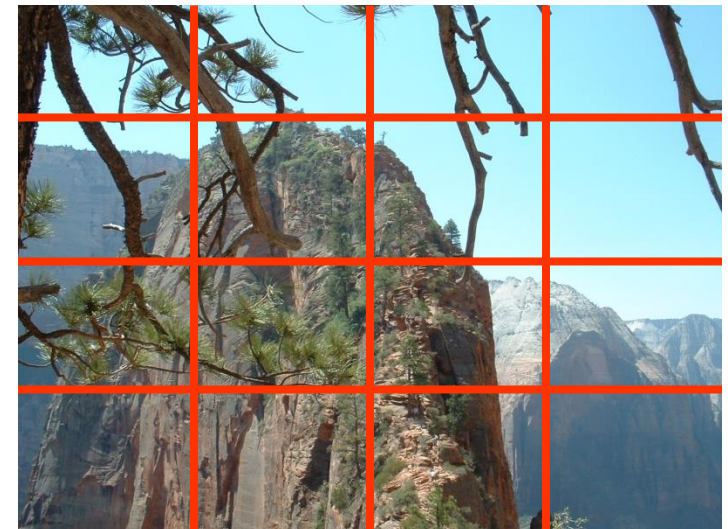
- DCT hat nur reelle Komponenten, deren Wert mit Abstand vom Ursprung abnimmt.
- Kompression durch Quantisierung:
 - Werte entlang der Diagonale auslesen,
 - Quantisieren,
 - nur bis zum letzten von Null verschiedenen Wert speichern.

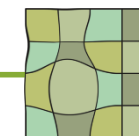




Zerlegung in Teilbilder

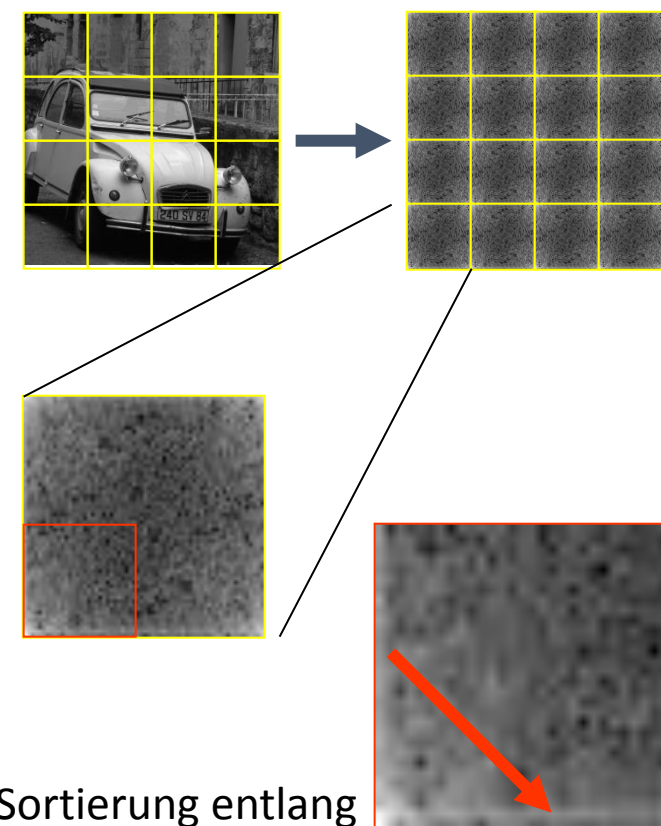
- Anzahl der Information tragenden Koeffizienten ist geringer, je geringer die Anzahl der Kanten ist.
- Zerlegung in Teilbilder
 - Anzahl der Funktionswerte im Frequenzraum entspricht der Anzahl der Pixel des Teilbilds.
 - Wahrscheinlichkeit von Kanten in Teilbildern sinkt mit deren Größe.
 - Teilbildgröße: Kompromiss zwischen durchschnittlicher Anzahl der Information tragenden Frequenzen und Gesamtanzahl der Teilbilder.



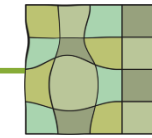


JPEG Kompression von Teilbildern

- Farbraumtransformation von RGB nach YCbCr
- Tiefpassfilterung und Unter-abtastung der Farbabweichungssignale Cb und Cr.
- Einteilung in 8×8-Blöcke und DCT auf dem Y-Kanal
- Quantisierung der DCT-Koeffizienten.
- Umsortierung und Entropiekodierung (Huffman).



Sortierung entlang
der Diagonale



Quantisierungseffekte

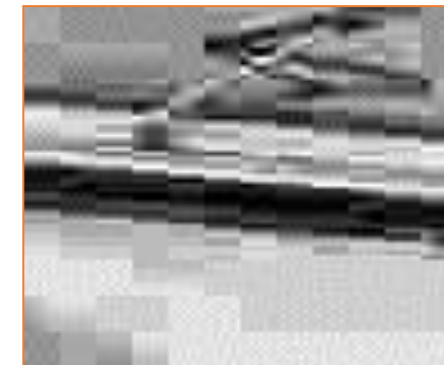


Zerlegung in 8x8-Blöcke, Quantisierung und
Rücktransformation

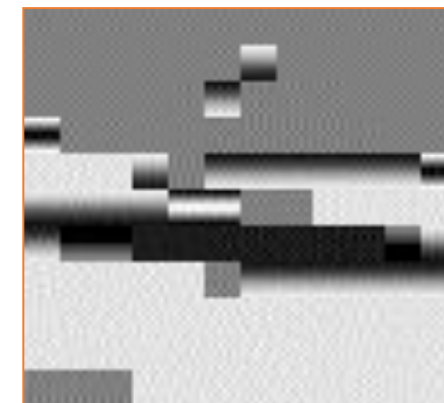
1:30



1:45



1:75





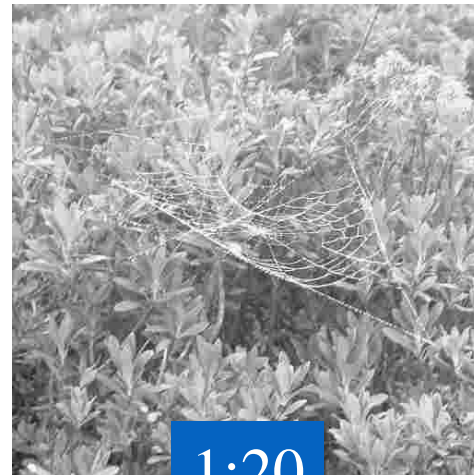
JPEG2000: Wavelet-Koeffizienten

- Wavelet-Transformation zerlegt das Bild in lokal wirkende Wellen unterschiedlicher Frequenz.
- Keine explizite Blockung notwendig.
- Kompression wird umso besser sein, umso kompakter die Wavelets in Orts- und Frequenzraum sind.
- Wavelet-Kompression durch Daubechies-Wavelets höherer Ordnung (Wavelet-Kompression ist Teil des JPEG2000-Standards).

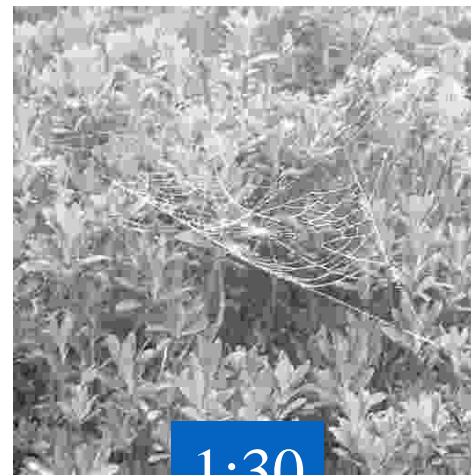


Vergleich Wavelet vs DCT

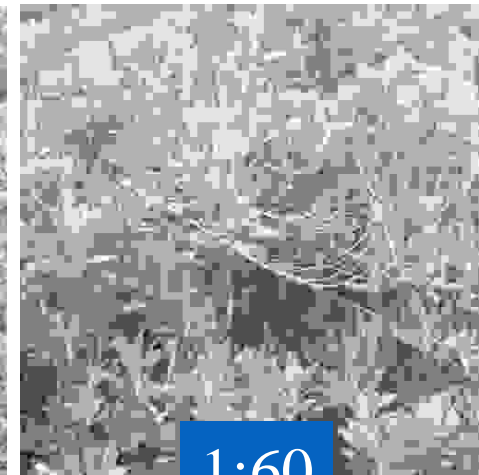
DCT-basierte
Kompression



1:20

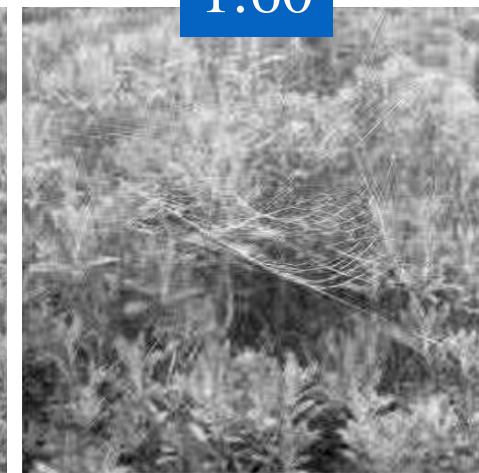
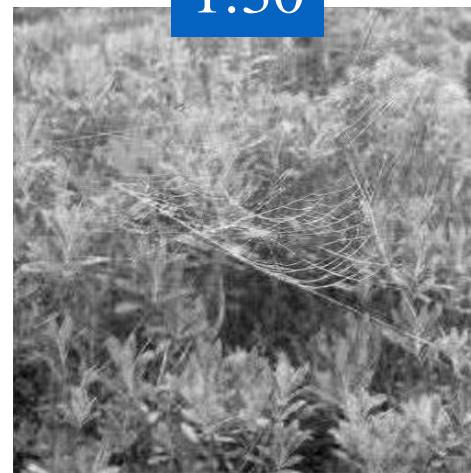
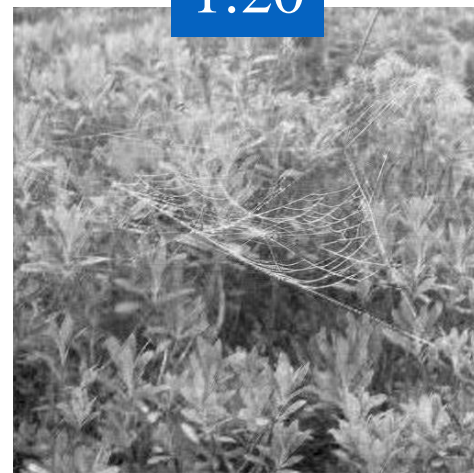


1:30



1:60

Wavelet-
Kompression



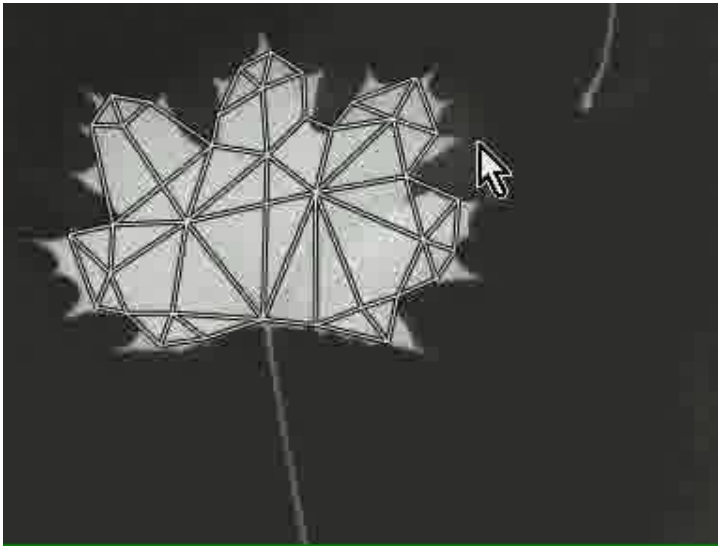


Was sollten Sie heute gelernt haben?

- Kompression entfernt Redundanz aus Bildern
- Redundanz: Kodierungs-, Interpixel-, Psychovisuelle Redundanz.
- Kodierungs- und Interpixelredundanz ist Datenredundanz (=verlustfreie Kompression).
- Psychovisuelle Redundanz ist Informationsredundanz (=verlustbehaftete Kompression).



Famous Last Question



Wie könnte man eine Sequenz von Filmbildern besonders gut *verlustfrei* komprimieren?

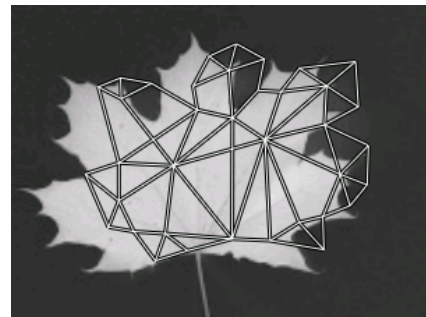


Bild 1

...

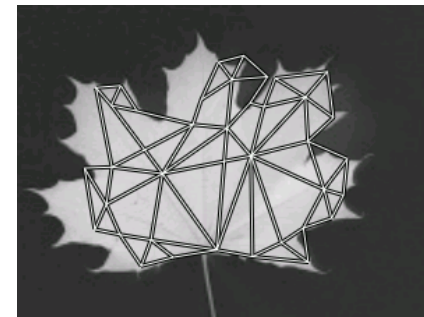


Bild 41

...

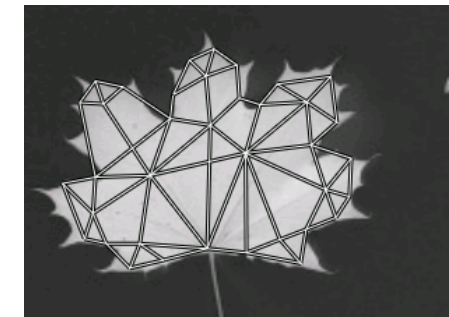


Bild 81

...