

Bildverarbeitung: Diffusion Filters

Motiviert durch physikalische Prozesse – Ausgleich der Konzentration eines Stoffes.

Konzentration ist eine Funktion im Raum d.h.

$u : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$, oft zum Beispiel $u : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}$ in der Physik.

Räumlicher Gradient der Konzentration $\nabla u = (\frac{\partial u}{\partial x_1}, \frac{\partial u}{\partial x_2}, \dots)$ verursacht „flux“ $j : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ (Massbewegung, Vektorfeld) – Ficksches Gesetz:

$$j = -D \cdot \nabla u,$$

D ist eine positiv definite symmetrische Matrix – **Diffusion Tensor**.

Aus der Erhaltung der Masse folgt (t ist die Zeit)

$$\frac{\partial u}{\partial t} = -\operatorname{div} j = \operatorname{div}(D \cdot \nabla u)$$

mit **Divergenz**: $\operatorname{div} j(x) = \frac{\partial j_1(x)}{\partial x_1} + \frac{\partial j_2(x)}{\partial x_2} + \dots$

Das Bild wird als initiale Verteilung der Konzentration interpretiert:

$$u(x, y, t = 0) = I(x, y)$$

Das „Bild“ wird entsprechend $\partial u / \partial t = \operatorname{div}(D \nabla u)$ mit der Zeit geändert.

Diffusion Tensor D steuert die Entwicklung der Verteilung der Konzentration in Zeit.

Fälle nach D :

skalar	→	isotropisch
allgemein	→	anisotropisch

unabhängig von u	→	linear
abhängig von u	→	nichtlinear

⇒ Alle vier Varianten möglich.

Diffusion Tensor ist eine Konstante, d.h. $D = c \cdot \mathbb{1}$ ($\mathbb{1}$ ist die Einheitsmatrix):

$$u(x, 0) = I(x), \quad \frac{\partial u}{\partial t} = \operatorname{div}(c \cdot \nabla u) = c \cdot \Delta u$$

mit dem **Laplace Operator** $\Delta u = \operatorname{div}(\nabla u) = \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2}$.

Fragen: $u(x, \infty) = ?$ Stationär?

$\Delta u = 0$ bei $t \rightarrow \infty \Rightarrow u(x, \infty) = ?$ (Linear, Bilinear ...)

Das hängt von c und von Regularisierung am Rand ab. In meist der Fälle – Glättung.

Der einfachste Fall (**Homogene Diffusion**): D ist die Einheitsmatrix (oder $c = 1$).
Es existiert die analytische Lösung:

$$u(x, t) = (G_{\sqrt{2t}} * I)(x)$$

d.h. Faltung des Ausgangsbildes I mit dem Gausschen Glättungskern mit $\sigma = \sqrt{2t}$

Diskretisiere (Homogene Diffusion)

$$\frac{\partial u(x, u, t)}{\partial t} = \frac{\partial u(x, y, t)^2}{\partial x \partial x} + \frac{\partial u(x, y, t)^2}{\partial x \partial x}$$

Ableitungen (kontinuierlich) \rightarrow Differenzen (diskret):

$$\begin{aligned}\frac{\partial u(x, u, t)}{\partial t} &= \frac{u(x, y, t+\tau) - u(x, y, t)}{\tau} + O(\tau) \\ \frac{\partial u(x, y, t)^2}{\partial x \partial x} &= \frac{u(x+h, y, t) - 2u(x, y, t) + u(x-h, y, t)}{h^2} + O(h^2) \\ \frac{\partial u(x, y, t)^2}{\partial y \partial y} &= \frac{u(x, y+h, t) - 2u(x, y, t) + u(x, y-h, t)}{h^2} + O(h^2)\end{aligned}$$

τ ist der Zeitschritt, h – räumliche Auflösung.

$O(\cdot)$ werden vernachlässigt, alles wird zusammengesetzt und nach $u(x, y, t+\tau)$ umgestellt:

$$\begin{aligned}u(x, y, t+\tau) &= \\ &\left(1 - \frac{4\tau}{h^2}\right)u(x, y, t) + \frac{\tau}{h^2} \left(u(x+1, y, t) + u(x-1, y, t) + u(x, y+1, t) + u(x, y-1, t)\right)\end{aligned}$$

Explizites Schema: die neuen Werte werden direkt aus den alten berechnet.

Stabil, wenn alle „Gewichte“ nichtnegativ, d.h. $\frac{\tau}{h^2} \leq \frac{1}{4}$.

Implizites Schema: Divergenzen für den **nächsten** Zeitpunkt werden verwendet

$$u(x, y, t+\tau) = \left(1 - \frac{4\tau}{h^2}\right)u(x, y, t) + \frac{\tau}{h^2} \left(u(x+1, y, t) + u(x-1, y, t) + u(x, y+1, t) + u(x, y-1, t)\right)$$

wird zu

$$u(x, y, t+\tau) = u(x, y, t) + \frac{\tau}{h^2} \left(u(x+1, y, t+\tau) + u(x-1, y, t+\tau) + u(x, y+1, t) + u(x, y-1, t+\tau) - 4u(x, y, t+\tau)\right)$$

Die neuen Werte können nicht direkt berechnet werden, sondern es entsteht ein System linearer Gleichungen.

Sehr groß – so viel Gleichungen wie viel Pixel, dafür aber dünn besetzt
⇒ spezielle iterative Methoden (Jakobi ...).

Explizit: instabil, schnell

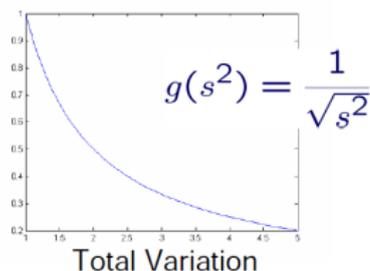
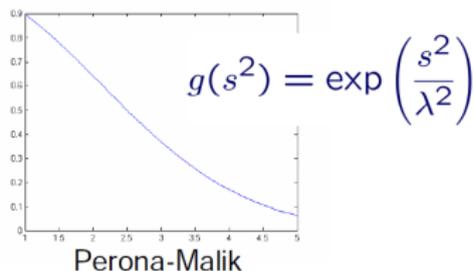
Implizit: stabil, langsam (in jedem Zeitpunkt ein System lösen)

Die Idee – bei Anwesenheit der Kanten weniger glätten

$$c \cdot \Delta u \equiv c(x, y, I) \cdot \Delta u$$

mit $c(x, y, I)$ vorberechnet aus dem Bild.

Sehr oft $c(x, y, I) = g(|\nabla I(x, y)|^2)$ – eine positive fallende Funktion (Diffusivität) der quadratischen Länge des Bildgradienten.



Nichtlineare Isotropische Diffusion

Die Idee – Kanten sind besser im entrauschten Bild (unbekannt)

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \operatorname{div}(g(|\nabla I|^2)\nabla u) \quad \text{wird zu} \quad \frac{\partial u}{\partial t} = \operatorname{div}(g(|\nabla u|^2)\nabla u)$$

Spezialfall – TV-flow: $\partial u / \partial t = \operatorname{div}(\frac{\nabla u}{|\nabla u|})$

- Keine weitere Kontrastparameter
- Stückweise konstante Grauwertverläufe – Segmentierung ähnlich

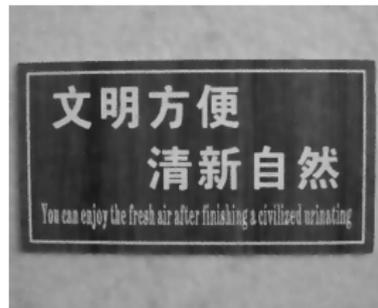
Problem: ∞ bei $|\nabla u| = 0 \rightarrow$ Regularisierung $g(s^2) = \frac{1}{\sqrt{s^2 + \epsilon}}$



(a) Verrauschtes Ausgangsbild



(b) Gaussche Glättung



(c) Nichtlineare Diffusion

Implizites Schema führt zum System **nichtlinearer** Gleichungen in jedem Zeitpunkt.

Die Idee: „dilation“ in der Nähe des Maximums und „erosion“ in der Nähe des Minimums

$$\frac{\partial u}{\partial t} = -\text{sign}(\Delta u) \cdot |\nabla u|$$

