

Angewandte Mathematik



Dr. rer. nat. Johannes Riesterer

Schnittmenge

Sei $A \subset \mathbb{R}^n$. Für $y \in \mathbb{R}^p$ heißt

$$A_y := \left\{ x \in \mathbb{R}^{n-p} \mid (x, y) \in A \right\}$$

Schnittmenge von A zu y .

Sei $A \subset \mathbb{R}^n$ eine offene und beschränkte Teilmenge und $f : U \rightarrow \mathbb{R}$ eine stetige und beschränkte Funktion. Dann ist für jedes $y \in \mathbb{R}^p$ mit $A_y \neq \emptyset$ die Funktion $f_y(x) := f(x, y)$ über A_y und

$$F(y) := \begin{cases} \int_{A_y} f(x, y) d\mu_p, & \text{falls } A_y \neq \emptyset \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

über \mathbb{R}^p integrierbar und es gilt

$$\int_A f(x, y) d\mu_n = \int_{\mathbb{R}^p} \int_{\mathbb{R}^p} F(y) d\mu_p.$$

Hierfür schreiben wir auch kurz

$$\int_A f(x, y) d\mu_n = \int_{\mathbb{R}^p} \left(\int_{A_y} f(x, y) d\mu_{n-p} \right) d\mu_p$$

Sei φ_k eine monoton wachsende Folge von Treppenfunktionen auf \mathbb{R}^n mit $\|f_A - \varphi_k\|_1 \rightarrow 0$. Für jedes $y \in \mathbb{R}^p$ bilden dann die Funktionen $\varphi_k(x)_y := \varphi_k(x, y)$ eine monoton wachsende Folge von Treppenfunktionen auf \mathbb{R}^{n-p} , die gegen $f_y(x) := f_A(x, y)$ konvergiert. Die Folge der Integrale $\int_{\mathbb{R}^{n-p}} \varphi_k(x)_y d\mu_{n-p}$ ist beschränkt, da A beschränkt ist, und daher gibt es eine Quader I mit $U \subset I$ und mit $M := \max(f)$ ist $\int \varphi_k d\mu \leq M\mu(I)$ beschränkt. Mit dem kleinen Satz von B. Levi gilt

$$F(y) := \lim_{k \rightarrow \infty} \int_{\mathbb{R}^{n-p}} \varphi_k(x)_y d\mu_{n-p}.$$

Die Funktionen

$$\phi_k(y) := \int_{\mathbb{R}^{n-p}} \varphi_k(x, y) d\mu_{n-p}$$

sind Treppenfunktionen auf \mathbb{R}^p und die Folge ϕ_k konvergiert monoton wachsend gegen F und die Folge der Integrale $\int \phi_k(y) d\mu_p$ ist beschränkt, da mit dem Satz von Fubini für Treppenfunktionen und $\varphi_k \leq f_A$

$$\int_{\mathbb{R}^p} \phi_k(y) d\mu_p = \int_{\mathbb{R}^n} \varphi_k(x, y) d\mu_n \leq \int_{\mathbb{R}^n} f_A(x, y) d\mu_n .$$

Mit dem kleinen Satz von B. Levi ist F integrierbar und es gilt

$$\begin{aligned} \int_{\mathbb{R}^p} F(y) d\mu_p &= \lim_{k \rightarrow \infty} \int_{\mathbb{R}^p} \phi_k(y) d\mu_p = \lim_{k \rightarrow \infty} \int_{\mathbb{R}^n} \varphi_k(x, y) d\mu_n \\ &= \int_{\mathbb{R}^n} f_A(x, y) d\mu_n . \end{aligned}$$

Riemann vs. Lebesgue

Eine Regelfunktion f auf $[a, b] \subset \mathbb{R}$ ist über $[a, b]$ Lebesgueintegrierbar und es gilt

$$\int_{[a,b]} f(x) d\mu_1 = \int_a^b f(x) dx .$$

Sei φ_k eine Folge von Treppenfunktionen mit $\|f - \varphi_k\|_\infty \rightarrow 0$. Da für jede Funktion h auf $[a, b]$ die Abschätzung $|h| \leq \|h\|_\infty 1_{[a,b]}$ gilt, folgt auch

$$\|f_A - \varphi_{k,A}\|_1 \rightarrow 0$$

und damit ist $f_{[a,b]}$ auch Lebesgueintegrierbar über $[a, b]$ mit Lebesgueintegral

$$\int_{[a,b]} f(x) d\mu = \int_{\mathbb{R}} f_A(x) d\mu = \lim_k \varphi_{k,A} d\mu = \lim_k \int_a^b \varphi_k dx = \int_a^b f(x) dx$$

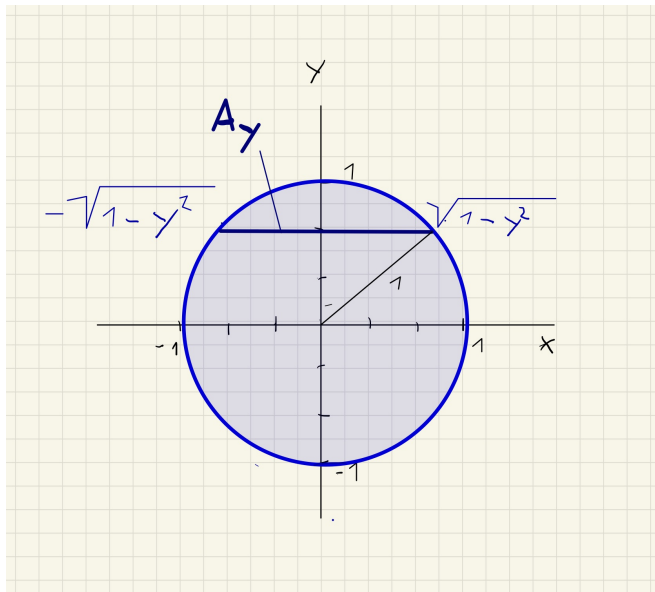
Sei $K := B_1^2(0) := \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 \mid \sqrt{x^2 + y^2} \leq 1\}$. Mit dem kleinen Satz von Fubini erhalten wir

$$\begin{aligned}\int_K 1 d\mu &= \int_{-1}^1 \left(\int_{-\sqrt{1-y^2}}^{\sqrt{1-y^2}} 1 dx \right) dy = \\ &= 2 \int_{-1}^1 \sqrt{1-y^2} dy\end{aligned}$$

$$(\text{substitution } y = \sin(u)) = 2 \int_{-\frac{\pi}{2}}^{\frac{\pi}{2}} \cos(u)^2 du = 2 \cdot \frac{\pi}{2} = \pi$$

Angewandte Mathematik

Lebesgue Integral



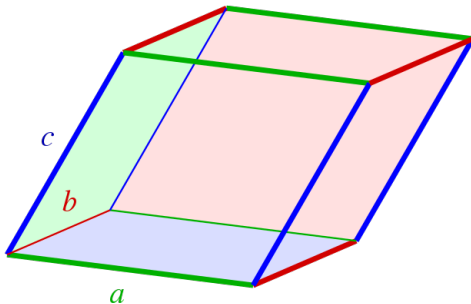
Seien U und V offene Teilmengen des \mathbb{R}^n , $T' : U \rightarrow V$ eine lineare Abbildung und $Q \in \mathbb{I}(n)$ ein Quader. Dann gilt:

$$\text{vol}(T'(Q)) = \det(T') \cdot \text{vol}(Q) .$$

Für Vektoren a_1, \dots, a_n im \mathbb{R}^n heißt die Menge

$$P(a_1, \dots, a_n) := \left\{ x = \sum_{k=1}^n t_k a_k \mid t_1, \dots, t_n \in [0, 1] \right\}$$

Parallelotop.



Es gilt

$$\text{vol}(P(a_1, \dots, a_n)) = |\det(a_1, \dots, a_n)|.$$

Ausführlicher Beweis

Seien U und V offene Teilmengen des \mathbb{R}^n . Eine Abbildung $T : U \rightarrow V$ heißt Diffeomorphismus, wenn eine Umkehrfunktion $T^{-1} : V \rightarrow U$ existiert, also $T^{-1}(T(u)) = u$ gilt für alle $u \in U$, die ebenfalls differenzierbar ist.

Für eine invertierbare Matrix A ist $T(x) := Ax$ ein Diffeomorphismus.

Seien U und V offene Teilmengen des \mathbb{R}^n , $T : U \rightarrow V$ ein Diffeomorphismus und $f : V \rightarrow \mathbb{R}$ eine integrierbare Funktion. Dann gilt:

$$\int_V f(y) d\mu = \int_U f(T(x)) \cdot |\det(T'(x))| d\mu .$$

Seien $I_k \in \mathbb{I}(n)$ Quader, $J_k := T(I_k)$ und $b_k = T(c_k)$. Dann ist

$$\sum_{k=1}^n b_k \operatorname{vol}(J_k) \approx \sum_{k=1}^n T(c_k) \cdot |\det T'(c_k)| \operatorname{vol}(I_k) .$$

Die Behauptung folgt dann (nicht trivial) durch den Übergang zu Grenzwerten mit entsprechenden Konvergenzsätzen.

Eine Folge von Funktionen f_k konvergiert Punktweise fast überall gegen eine Funktion f , falls es eine Nullmenge N gibt, mit $\lim_{k \rightarrow \infty} f_k(x) = f(x)$ für alle $x \in \mathbb{R}^n \setminus N$.

Sei f_k eine Folge integrierbarer Funktionen auf \mathbb{R}^n die fast überall Punktweise gegen eine Funktion f konvergiert. Es gebe eine integrierbare Funktion F mit $|f_k(x)| \leq F(x)$ für alle $x \in \mathbb{R}^n$ und alles k . Dann ist f integrierbar und es gilt

$$\int f(x) d\mu = \lim_{k \rightarrow \infty} \int f_k(x) d\mu$$

Sei $f : X \times T \subset \mathbb{R}^{n-p} \times \mathbb{R}^p$ eine Funktion, so dass für festes $x \in X$ die Funktion $f_x(t) := f(x, t)$ über T integrierbar ist. Durch Integration erhält man die Funktion

$$F(x) := \int_T f(x, t) d\mu_T$$

auf X .

f habe zusätzlich die Eigenschaften:

- Für festes t ist $f_t(x) := f(x, t)$ stetig.
- Es gibt auf T eine integrierbare Funktion ϕ mit $\phi(t) \geq 0$ und $|f(x, t)| \leq \phi(t)$ für alle $(x, t) \in X \times T$.

Dann ist die oben definierte Funktion F stetig.

Angewandte Mathematik

Lebesgue Integral

Umwandlung von Bildern

- Viele Verfahren der Signalverarbeitung haben ihren Ursprung in der Analysis. Um diese anwenden zu können, müssen diskrete Daten in kontinuierliche Daten umgewandelt werden.
- Auf der anderen Seite kann ein Computer nur diskrete Daten verarbeitet. Kontinuierliche Signale (zum Beispiel von Sensoren) müssen daher in diskrete Daten umgewandelt werden.

Für ein eindimensionales, diskretes Bild $U : [1, \dots, N] \rightarrow R$ bezeichne $U_j := U(j)$.

Stückweise konstante Interpolation

Definiere $\phi^0(x) := 1_{[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2})}(x) := \begin{cases} 1, & \text{for } -\frac{1}{2} \leq x < \frac{1}{2}, \\ 0 & \text{else} \end{cases}$,
 $\phi_j^0(x) := \phi^0(x - j)$ und $u(x) := \sum_{j=1}^N U_j \phi_j^0(x)$

Höherdimensionale stückweise Interpolation

Für ein 2-dimensionales, diskretes Bild

$U : [1, \dots, N] \times [1, \dots, M] \rightarrow R$ definiere

$u(x, y) := \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M U_{i,j} \cdot \phi_i(x) \cdot \phi_j(y)$ und analog für
n-dimensionale Bilder....

Abtastung

Für ein kontinuierliches Bild $u : I^n \rightarrow R$ erhält man durch gewichtete Mittelungen $U_i := \int_{I^n} \phi(x - x_i) u(x) dx$ ein diskretes Bild.

Faltung

$$(f * g)(x) := \int_{\mathbb{R}^n} f(y - x) \cdot g(y) \, dy \quad (1)$$

Beispiel 1

Link: Box

Beispiel 2

Link: Gauß

Diskrete Faltung

Für zwei diskrete Funktionen $U : [1, \dots, N] \rightarrow R$ und $H : [1, \dots, N] \rightarrow R$ mit stückweisen konstanten Interpolation $u(x) := \sum_{l=1}^N U_l \phi_j^0(x)$ und $h(x) := \sum_{m=1}^N H_m \phi_m^0(x)$ ergibt die Faltung

$$\begin{aligned}(h * u)(k) &= \int u(y) h(k - y) dy \\&= \int \sum_{l=1}^N U_l \phi^0(y - l) \sum_{m=1}^N H_m \phi^0(k - y - m) dy \\&= \sum_{l=1}^N \sum_{m=1}^N U_l H_m \int \phi^0(y - l) \phi^0(k - y - m) dy\end{aligned}$$

Diskrete Faltung

Da für das Integral

$$\int \phi^0(y-l)\phi^0(k-y-m) dy = \begin{cases} 1 & \text{falls } m = k-l \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

gilt, folgt die Darstellung

$$(u * h)(k) = \sum_l U_l H_{k-l}$$

Kanten

Kanten sind durch schnelle Änderungen des Farbwertes gekennzeichnet. Sie sind damit Extremstellen der ersten Ableitung.

Intensität und Gradient entlang eines Bildschnittes

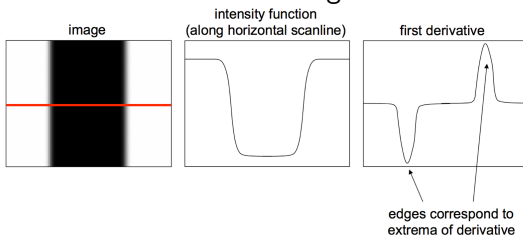


Figure: Quelle: ai.stanford.edu

Gradientenbasierte Kantenerkennung

Bei der Detektion von Kanten mit Hilfe des Gradienten ist Rauschen ein Problem, da sich hier ebenfalls der Farbwert schnell ändert.

Rauschen

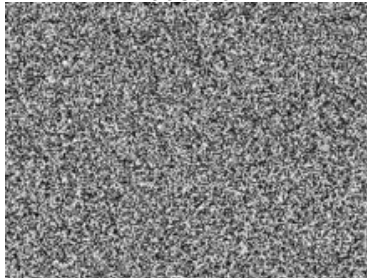


Figure: Quelle: Wikipedia

Gradientenbasierte Kantenerkennung

Idee: Wende einen Filter an, der das Rauschen reduziert und bilde dann den Gradienten. Bilde also den Gradienten

$$\frac{\partial(u * f)(x)}{\partial x}$$

wobei f ein Faltungskern ist.

Ableitung von Faltungen

Es gilt

$$\frac{\partial(u * f)(x)}{\partial x} = (u * f')(x)$$

Gradientenbasierte Kantenerkennung

Welcher Filter ist gut geeignet?

Kantenerkennung nach Canny

Es gibt Kanten auf unterschiedlichen Skalen ("grobe Kanten" und "feine Kanten"). Wähle daher einen parameterabhängigen Faltungskern f_σ . Zu einem Originalbild u_0 bekommen wir eine ganze Klasse von Bildern

$$u(x, \sigma) = u_0 * f_\sigma(x) .$$

Kantenerkennung nach Canny

Die Stellen der Kanten soll sich bei wachsendem σ nicht verändern und ebenso sollen auch keine Kanten hinzukommen. Deswegen soll in einem Kantenpunkt x_0 von u_0 gelten:

$$\frac{\partial^2}{\partial x^2} > 0 \Rightarrow \frac{\partial}{\partial \sigma} u(x_0, \sigma) > 0$$

$$\frac{\partial^2}{\partial x^2} = 0 \Rightarrow \frac{\partial}{\partial \sigma} u(x_0, \sigma) = 0$$

$$\frac{\partial^2}{\partial x^2} < 0 \Rightarrow \frac{\partial}{\partial \sigma} u(x_0, \sigma) < 0$$

Kantenerkennung nach Canny

Für einen allgemeinen Punkt soll daher gelten:

$$\begin{aligned}\frac{\partial^2}{\partial x^2} u(x, \sigma) &= \frac{\partial}{\partial \sigma} u(x, \sigma) \\ u(x, 0) &= u_0(x)\end{aligned}$$

Kantenerkennung nach Canny

Diese partielle Differentialgleichung hat die eindeutige Lösung

$$u(x, \sigma) = (u_0 * G^{\sqrt{2\sigma}})(x)$$

wobei $G^{\sqrt{2\sigma}}$ der Gaußfilter ist.

Kantenerkennung nach Canny

Die Kantenerkennung nach Canny faltet ein gegebenes Bild u zuerst mit einem Gaußkernel G^σ . Danach wird der Betrag der Ableitung und seine Richtung berechnet:

$$\begin{aligned} p(x) &= \|\nabla(u * G^\sigma)(x)\| \\ &= \sqrt{\left(\frac{\partial}{\partial x_1}(u * G^\sigma)(x)\right)^2 + \left(\frac{\partial}{\partial x_2}(u * G^\sigma)(x)\right)^2} \\ \theta(x) &= \angle \nabla(u * G^\sigma)(x) = \arctan\left(\frac{\frac{\partial}{\partial x_2}(u * G^\sigma)(x)}{\frac{\partial}{\partial x_1}(u * G^\sigma)(x)}\right) \end{aligned}$$

Kantenerkennung nach Canny

Als Kanten werden lokale Maxima von $p(x)$ in Richtung $(\sin \theta(x), \cos \theta(x))$

Kanten als lokale Maxima in Kantenrichtung

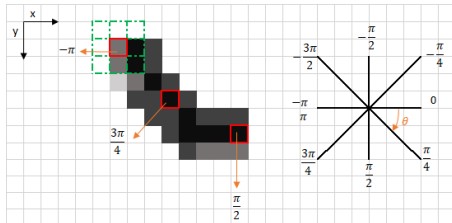


Figure: Quelle: towardsdatascience.com

Kantenschärfen mit Laplace

Durch die Operation $u - \tau \Delta u$ werden die Kanten hervorgehoben.

Kanten als lokale Maxima in Kantenrichtung

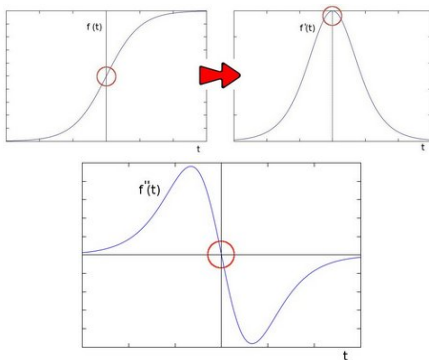


Figure: Quelle:OpenCV

Kantenschärfung

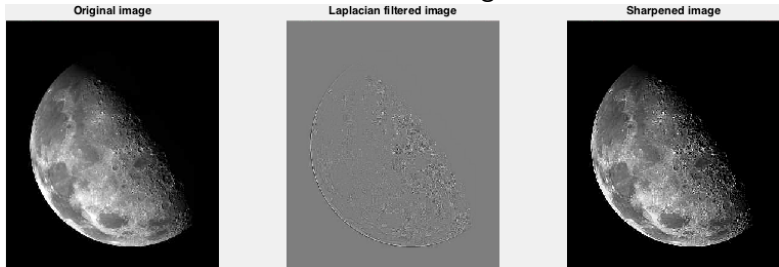


Figure: Quelle: Stackoverflow

