Optimaler Transport - Geometrie und Anwendungen

## Zeit-Diskretisierung von Gradientenflüssen

## 1 Generalisierte Gradientenflüsse

Betrachte

$$\frac{dX}{dt} = -\operatorname{grad} E(X) \qquad X(t=0) = X_0 \tag{1.1}$$

für  $X(t) \in \mathbb{R}^k$  für festes  $t \in [0, \infty)$ , Energie-Funktional E.

**Definition 1.1.** Der approximierte Gradientenfluss  $(X_{\tau})$  für ein Energie-Funktional E in einem abstraktem metrischen Raum mit einer Distanz wird folgendermaßen konstruiert:

Sei die zeitliche Schrittweite  $\tau > 0$  gegeben,  $n \in \mathbb{N}_0$ , dann ist die Folge  $(X_{\tau}^n)_{n \geq 0}$ :

$$X_{\tau}^{0} := X_{0},$$

 $X_{\tau}^{n+1}$  ist ein Minimierer des Minimerungsproblems

$$\min \left[ E(X) + \frac{\operatorname{dist}(X_{\tau}^{n}, X)^{2}}{2\tau} \right]$$
 (1.2)

Dann sei  $X_{\tau}$  auf  $\mathbb{R}_+$  als stückweise konstante Funktion mit Wert  $X_{\tau}(t) = X_{\tau}^n$  für  $t \in [n\tau, (n+1)\tau)$  definiert.

Sei  $\|\cdot\|$  die euklidische Norm,  $E(X) \geq C$  und  $(X_{\tau}^n)_{n \in \mathbb{N}_0}$  wie in Definition (1.1). Dann sind folgende Aussagen erfüllt:

Lemma 1.2 (Energy estimate).

$$\sup_{n>0} E(X_{\tau}^n) \le E(X_0) \tag{1.3}$$

Lemma 1.3 (Total square distance estimate).

$$\sum_{n>0} \|X_{\tau}^{n} - X_{\tau}^{n+1}\|^{2} \le 2\tau (E(X_{0}) - \inf E)$$
(1.4)

**Lemma 1.4** (Hölder 1/2-Abschätzung für  $X_{\tau}$ ).

 $F\ddot{u}r\ s < t\ gilt:$ 

$$||X_{\tau}(s) - X_{\tau}(t)||^{2} \stackrel{1)}{\leq} \left[\frac{t - s}{\tau} + 1\right] \sum_{\frac{s}{\tau} \leq n \leq \frac{t}{\tau}} ||X_{\tau}^{n} - X_{\tau}^{n+1}||^{2} \stackrel{2)}{\leq} 2(E(X_{0}) - \inf E)[(t - s) + \tau]. \tag{1.5}$$

Lemma 1.5. Sei eine zugrundeliegende Riemannstruktur (Differenzierbare Mannigfaltigkeit, Metrik, Tangentenräume) gegeben und das Energie-Funktional hinreichend glatt. Die Lösungen des Minimerungsproblems erfüllen folgende schwache Form der Gradientengleichung für  $\omega$ :

$$-\operatorname{grad} E(X_{\tau}^{n+1}) \cdot \omega = \frac{\langle X_{\tau}^{n} - X_{\tau}^{n+1}, \omega \rangle}{\tau}$$
(1.6)

## 2 Die lineare Fokker-Plank-Gleichung, Monge-Kantorovich und der approximierte Gradientenfluss

**Definition 2.1.** Die lineare Fokker-Planck-Gleichung (LFP) mit glattem Potential  $V(x) : \mathbb{R}^k \to [0, \infty)$  und Anfangswert  $\rho_0$ , Wahrscheinlichkeitsdichte auf  $\mathbb{R}^k$ , ist gegeben durch:

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} = \Delta \rho + \nabla \cdot (\rho \nabla V),$$

$$\rho(0) = \rho_0.$$
(2.1)

Eine Wahrscheinlichkeitsdichte  $\rho$  erfüllt die (LFP) im schwachen Sinne, falls für alle Testfunktionen  $\zeta$  gilt:

$$\int_{\mathbb{R}^k} \int_T (\rho \Delta \zeta + \rho \nabla V \cdot \nabla \zeta - \rho \zeta_t) dt dx = \int \rho_0 \zeta(x, 0) dx$$
 (2.2)

**Definition 2.2.** Für eine Wahrscheinlichkeitsdichte  $\rho \in P(\mathbb{R}^k)$  und ein hinreichend glattes Potential V sei das **Freie Energie Funktional**  $E(\rho)$  gegeben durch:

$$E(\rho) := \int_{\mathbb{R}^k} \rho \log \rho dx + \int_{\mathbb{R}^k} \rho V dx \tag{2.3}$$

**Theorem 2.3.** Sei V(x) ein glattes Potential, das folgende Wachstumsbedingung erfüllt:  $V(x) = O(|x|^2)$  für  $x \to \infty$ .

Sei  $\rho_0$  eine Wahrscheinlichkeitsdichte, sodass das Freie Energie Funktional  $E(\rho)$  (2.3) an der Stelle  $\rho_0$  endlich ist. Sei  $\tau > 0$ .

Dann gilt:

Der approximierte Gradientenfluss  $\rho_{\tau}$  für  $E(\rho)$  bzgl. der quadratischen Wassersteindistanz konvergiert für  $\tau \to 0$  für alle  $t \in (0, \infty)$  schwach in  $L^1(\mathbb{R}^k)$  gegen die eindeutige Lösung  $\rho(x, t) \in C^{\infty}((\mathbb{R}^k \times (0, \infty)))$  der linearen Fokker-Planck-Gleichung (2.1) mit Anfangswert  $\rho_0$ .

Der approximierte Gradientenfluss (bzw. die Interpolation)  $\rho_{\tau}:(0,\infty)\times\mathbb{R}^k\to[0,\infty)$  wird hierbei analog zu Def 1.1 konstruiert:

$$\rho_{\tau}(t) := \rho_{\tau}^{n} \quad f\ddot{u}r \ t \in [n\tau, (n+1)\tau) \tag{2.4}$$

für die Folge  $(\rho_{\tau}^n)_n$ ,  $n \in \mathbb{N}_0$ :

$$\rho_{\tau}^0 = \rho^0;$$

Gegeben  $\rho_{\tau}^{n}$ , definiere den nächsten Schritt als Minimierer von

$$\rho \mapsto E(\rho) + \frac{W_2(\rho_\tau^n, \rho)^2}{2\tau},\tag{2.5}$$