

## Prinzip der vorurteilsfreien Schätzung (Jaynes)

(unbiased guess)

Kontinuierliche Ereignismenge:

$$I(p) = \int d^d x p(x) \ln p(x) \stackrel{!}{=} \text{Minimum}$$

unter den Nebenbed.  $\int d^d x p(x) = 1$

$$\int d^d x p(x) M^v(x) = \langle M^v \rangle$$

$(v = 1, \dots, m)$

Funktionalvariation  $\delta p(x)$ :

$$\delta I = \int d^d x (\ln p + 1) \delta p$$

$$\int d^d x \delta p = 0 \quad | \quad \lambda = -(\lambda_0 + 1)$$

$$\int d^d x M^v(x) \delta p = 0 \quad | \quad \lambda_v$$

$$\Rightarrow \int d^d x (\ln p - \lambda_0 + \lambda_v M^v) \delta p \stackrel{!}{=} 0$$

$$\Rightarrow \boxed{p(x) = \exp(\lambda_0 - \lambda_v M^v(x))}$$

## Eigenschaften der verallgem. kanon. Verteilung

(hier: rein informationstheoretisch)

später: wichtige Anwendungen in der Thermodynamik)

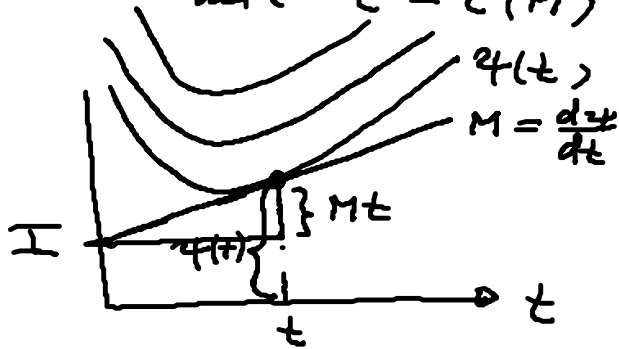
Legendre-Transf.: Sei  $\varphi(t)$  eine Bahn.

Dann ist  $M := \frac{d\varphi}{dt}$  die Geschw.

Aus  $\varphi(M)$  lässt sich die Bahn  $\varphi(t)$  nicht rekonstruieren, jedoch aus

$$\boxed{I(M) = \varphi(t) - Mt}$$

mit  $t = t(M)$ :



eindeutig!

$$\frac{dI}{dM} = \frac{d\varphi}{dt} \frac{dt}{dM} - M \frac{dt}{dM} - t$$

$$\boxed{\frac{dI}{dM} = -t}$$

$$\Rightarrow M(t)$$

$$\Rightarrow I(M) = \varphi(t) - M(t)t \Rightarrow \varphi(t)$$

$I(M)$  heißt Legendre-Transformierte von  $\varphi(t)$ .

Anwendung auf verallg. kanon. Verteilung:

$$P_i = \exp(\varphi - \lambda_\nu M_i^\nu)$$

$$\text{Normierung: } \sum_i P_i = 1 \Rightarrow$$

$$\boxed{e^{-\varphi} = \sum_i \exp(-\lambda_\nu M_i^\nu) \equiv Z}$$

also gilt  $\varphi = \varphi(\lambda_1, \dots, \lambda_m)$  und  $P_i$  ist durch  $\lambda_1, \dots, \lambda_m$  vollständig parametrisiert.

NB: Die Verteilung  $P_i$  bzw.  $\rho(x)$  wirkt auf dem Raum der Zufallsvariablen  $M_i^\nu$  (diskret) bzw.  $x \in \mathbb{R}^d$  (kontinuierlich).

$\lambda_1, \dots, \lambda_m$  sind Parameter

$\langle M^\nu \rangle$  sind Erwartungswerte  $\in \mathbb{R}$

Beispiel:  $x = (q_1, \dots, q_{3N}, p_1, \dots, p_{3N}) \in \Gamma$  Phasenraum der kanon. konj. Var.

$$M(x) = \sum_{i=1}^{3N} \left( \frac{p_i^2}{2m} + V(q_i) \right) \text{ mikro. Hamilton fkt.}$$

$\langle M \rangle$ 

mittlere Energie

Shannon-Information:

$$I(P) = \sum_i P_i \ln P_i = \sum_i P_i (\psi - \lambda_\nu M_i^\nu) = \psi - \lambda_\nu \sum_i P_i M_i^\nu$$

$$I = \psi(\lambda_1, \dots, \lambda_m) - \lambda_\nu \langle M^\nu \rangle$$

Aus  $\psi(\lambda_1, \dots, \lambda_m) = -\ln \sum_i \exp(-\lambda_\nu M_i^\nu)$  folgt

$$\frac{\partial \psi}{\partial \lambda_\nu} = - \frac{\sum_i (-M_i^\nu) \exp(-\lambda_\nu M_i^\nu)}{\sum_i \exp(-\lambda_\nu M_i^\nu)} = \sum_i M_i^\nu \underbrace{\exp(\psi - \lambda_\nu M_i^\nu)}_{P_i}$$

$$\frac{\partial \psi}{\partial \lambda_\nu} = \langle M^\nu \rangle$$

Damit können wir die Legendre-Transform identifizieren:

$$\psi(\lambda) \rightarrow \psi(\lambda_1, \dots, \lambda_m) \quad \text{Var. } \lambda_\nu$$

$$M \rightarrow \langle M^\nu \rangle = \frac{\partial \psi}{\partial \lambda_\nu} \quad \text{neue Var. } \langle M^\nu \rangle$$

$$I(M) \rightarrow I = \psi - \lambda_\nu \langle M^\nu \rangle \quad \text{Legendre-Transform von } \psi$$

Es folgt:

$$\frac{\partial I}{\partial \langle M^\nu \rangle} = -\lambda_\nu$$

$$\text{wegen } \frac{\partial I}{\partial \langle M^\nu \rangle} = \frac{\partial \psi}{\partial \lambda_\nu} \frac{\partial \lambda_\nu}{\partial \langle M^\nu \rangle} - \frac{\partial \lambda_\nu}{\partial \langle M^\nu \rangle} \langle M^\nu \rangle - \lambda_\nu$$

Zusammengefasst:

$$dI = -\lambda_\nu d\langle M^\nu \rangle$$

$$K(P', P) = \sum_i P'_i \ln \frac{P'_i}{P_i}$$

(Thermodyn.: Gibb'sche Fundamentalgl.)

Betrachte Variation:  $\langle M^v \rangle \rightarrow \langle M^v \rangle + \delta \langle M^v \rangle$

dann  $\lambda_\nu \rightarrow \lambda_\nu + \delta \lambda_\nu$

$\varphi \rightarrow \varphi + \delta \varphi$

$P_i \rightarrow P_i + \delta P_i$

Informationsgewinn:

$$K(P + \delta P, P) = \underbrace{\sum_i (P_i + \delta P_i) \ln (P_i + \delta P_i)}_{I(P + \delta P)} - \sum_i (P_i + \delta P_i) \ln P_i$$

$$= (\varphi + \delta \varphi) - (\lambda_\nu + \delta \lambda_\nu) (\langle M^v \rangle + \delta \langle M^v \rangle)$$

$$- \sum_i (P_i + \delta P_i) (\varphi - \lambda_\nu M_i^v)$$

$$\cancel{\varphi - \lambda_\nu \sum_i (P_i + \delta P_i) M_i^v}$$

$$= \delta \varphi - \delta \lambda_\nu (\langle M^v \rangle + \delta \langle M^v \rangle) - \delta \langle M^v \rangle$$

Entwickl. für kleine Var.  $\delta \lambda_\nu$ :

$$\delta \varphi = \frac{\partial \varphi}{\partial \lambda_\nu} \delta \lambda_\nu + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 \varphi}{\partial \lambda_\nu \partial \lambda_\mu} \delta \lambda_\nu \delta \lambda_\mu + \dots$$

$$\delta \langle M^v \rangle = \frac{\partial \langle M^v \rangle}{\partial \lambda_\mu} \delta \lambda_\mu + \dots$$

$$\Rightarrow K(P + \delta P, P) = \underbrace{\left( \frac{\partial \varphi}{\partial \lambda_\nu} - \langle M^v \rangle \right)}_{=0} \delta \lambda_\nu + \left[ \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \lambda_\mu} \left( \frac{\partial \varphi}{\partial \lambda_\nu} \right) - \frac{\partial \langle M^v \rangle}{\partial \lambda_\mu} \right] \delta \lambda_\mu \delta \lambda_\nu$$

$$= -\frac{1}{2} \frac{\partial \langle M^v \rangle}{\partial \lambda_\mu} \delta \lambda_\mu \delta \lambda_\nu$$

!

$$\geq 0$$

$$\text{Also } \frac{\partial \langle M^\nu \rangle}{\partial \lambda_\mu} \delta \lambda_\mu \delta \lambda_\nu \leq 0$$

negativ semidefinite  
Bilinearform  $\forall \delta \lambda_\mu$

Definiere Suszeptibilitätsmatrix

$$\chi^{\mu\nu} := \frac{\partial \langle M^\mu \rangle}{\partial \lambda_\nu}$$

$$= \frac{\partial^2 \mathcal{I}}{\partial \lambda_\nu \partial \lambda_\mu}$$

(Änderung von  $\langle M^\mu \rangle$   
bei Var. von  $\lambda_\nu$ :  
 $\delta \langle M \rangle = \chi \delta \lambda$ )

$$\tilde{\chi}_{\sigma\tau} := \frac{\partial \lambda_\sigma}{\partial \langle M^\tau \rangle} = - \frac{\partial^2 \mathcal{I}}{\partial \langle M^\tau \rangle \partial \langle M^\sigma \rangle}$$

( $\delta \lambda = \tilde{\chi} \delta \langle M \rangle$ )

Wegen  $\frac{\partial}{\partial \lambda_\mu} \left( \frac{\partial \mathcal{I}}{\partial \lambda_\nu} \right) = \frac{\partial}{\partial \lambda_\nu} \left( \frac{\partial \mathcal{I}}{\partial \lambda_\mu} \right)$

$$\tilde{\chi} = \chi^{-1}$$

$\chi^{\mu\nu}$   $\chi^{\nu\mu}$   
symmetrische Matrix

Aus  $K(P + \delta P, P) \geq 0$  folgt

$$\chi^{\mu\nu} \delta \lambda_\mu \delta \lambda_\nu = \delta \langle M^\nu \rangle \delta \lambda_\nu = \tilde{\chi}_{\nu\mu} \delta \langle M^\mu \rangle \delta \langle M^\nu \rangle \leq 0$$

negativ-semidef. quadrat. Form

$$\Rightarrow \chi^{\nu\nu} \leq 0, \quad \tilde{\chi}_{\nu\nu} \leq 0$$

NB :  $\Rightarrow \mathcal{I}(\langle M^\nu \rangle)$  und  $-\mathcal{I}(\lambda_\nu)$  konvex !

