

Prinzip der vorurteilsfreien Schätzung (Jaynes)

(unbiased guess)

Kontinuierliche Ereignismenge:

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

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

$$\int d^d x \rho(x) M^\nu(x) = \langle M^\nu \rangle$$

$(\nu = 1, \dots, n)$

Funktionalvariation $\delta \rho(x)$:

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

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

$$\int d^d x M^\nu(x) \delta \rho = 0 \quad | \quad \lambda_\nu$$

$$\Rightarrow \int d^d x (\ln \rho - \psi + \lambda_\nu M^\nu) \delta \rho \stackrel{!}{=} 0$$

$$\Rightarrow \boxed{\rho(x) = \exp(\psi - \lambda_\nu M^\nu(x))}$$

Eigenschaften der verallgem. kanon. Verteilung

(hier: rein informationstheoretisch
später: wichtige Anwendungen in der Thermodynamik)

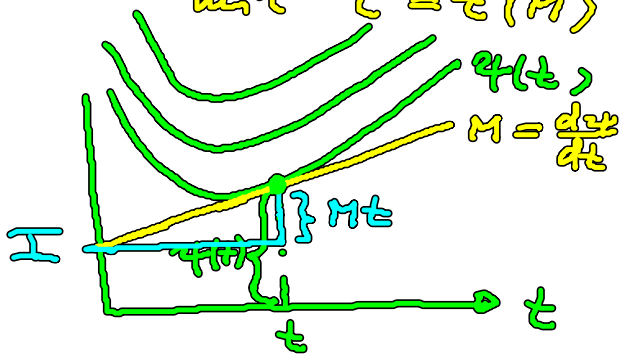
Legendre-Transform.: Sei $\varphi(t)$ eine Bahn.

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. $g(x)$ wirkt auf dem Raum der Zufallsvariablen M_i^ν (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:

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

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

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

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

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

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

Es folgt:

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

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.: Gibbs'sche Fundamentalg.)

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

$$\text{dann } \lambda_\nu \rightarrow \lambda_\nu + \delta \lambda_\nu$$

$$\psi \rightarrow \psi + \delta \psi$$

$$P_i \rightarrow P_i + \delta P_i$$

Informationsgewinn:

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

!

$$\geq 0$$

$$A_{20} \quad \frac{\partial \langle M^{\nu} \rangle}{\partial \lambda_{\mu}} \delta \lambda_{\mu} \delta \lambda_{\nu} \leq 0$$

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

Definiere Suszeptibilitätsmatrix

$$\boxed{z^{\mu\nu} := \frac{\partial \langle M^{\nu} \rangle}{\partial \lambda_{\mu}} = \frac{\partial^2 \mathcal{I}}{\partial \lambda_{\mu} \partial \lambda_{\nu}}}$$

(Änderung von $\langle M^{\nu} \rangle$
bei Var. von λ_{μ} :
 $\delta \langle M^{\nu} \rangle = z^{\nu\mu} \delta \lambda_{\mu}$)

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

($\delta \lambda_{\mu} = \tilde{z}_{\mu\nu} \delta \langle M^{\nu} \rangle$)

$$\boxed{\tilde{z} = z^{-1}}$$

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

$\underbrace{\qquad\qquad\qquad}_{\langle M^{\nu} \rangle} \qquad \qquad \qquad \underbrace{\qquad\qquad\qquad}_{\langle M^{\mu} \rangle}$
 $z^{\nu\mu} \qquad \qquad \qquad z^{\mu\nu}$
 Symmetrische Matrix

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

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

negativ-semidef. quadrat. Form

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

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

