# Majorization

# 大上由人

# 2024年5月9日

# 1 古典的エントロピー及びダイバージェンス

# 1.1 古典的状態及び系

必要な量を定義する。

# - Def: 状態を表す確率分布 -

古典的系における状態は確率分布

$$p = (p_1, p_2, \cdots, p_d)^{\top} \tag{1.1}$$

で表される。ここで、 $p_i \geq 0$  かつ  $\sum_{i=1}^d p_i = 1$  である。また、d 次元の確率分布全体の集合を、 $\mathcal{P}_d$  と表す。

また、その集合に属する一様分布を、

$$u = \left(\frac{1}{d}, \frac{1}{d}, \cdots, \frac{1}{d}\right)^{\top} \tag{1.2}$$

と表す。

また、異なる確率分布の積を、

$$p \otimes q \in \mathcal{P}_{dd'} \quad p \in \mathcal{P}_d, q \in \mathcal{P}_{d'}$$
 (1.3)

と表し、とくに、同じ確率分布の累乗を、

$$p^{\otimes n} \in \mathcal{P}_{d^n} \quad p \in \mathcal{P}_d \tag{1.4}$$

と表す。

#### Def:Supp

確率分布  $p = p_{ii} \in \mathcal{P}_d$  に対して、p の台を、

$$spp(p) = \{i \in [d] | p_i > 0\} \subset \{1, 2, \cdots, d\}$$
(1.5)

と表す。また、

$$rank(p) = |spp(p)| \tag{1.6}$$

を、p のランクという。とくに、 $\operatorname{rank}(p) = d$  のとき、p はフルランクであるという。

要するに、確率が0でないようなインデックスの集合を台と呼び、その要素数をランクと呼ぶ。

# - Def: 確率遷移行列 —

古典的な確率分布の時間発展は、確率遷移行列 T を用いて以下のように表される。

$$p_i' = \sum_{j=1} T_{ij} p_j \tag{1.7}$$

# - Prop: 確率遷移行列の性質 -

確率遷移行列 T は以下の性質を持つ。

$$\sum_{i=1}^{d} T_{ij} = 1 \tag{1.8}$$

#### Prf

略 (確率の規格化を利用する。)

# · Def: 二重確率遷移行列 -

確率遷移行列 T が、

$$\sum_{i=1} T_{ij} = 1 \tag{1.9}$$

をみたすとき、二重確率遷移行列という。

# - Prop: 二重確率遷移行列の特徴づけ -

以下の二つは同値である。

- 1. T は二重確率遷移行列である。
- 2. 一様分布 u は T に対して不変である。すなわち、u=Tu である。

# $\mathbf{Prf}$

$$p_i' = \sum_{j=1} T_{ij} u_j \tag{1.10}$$

$$= \frac{1}{d} \sum_{j=1}^{d} T_{ij} \tag{1.11}$$

$$=\frac{1}{d}\cdot d\tag{1.12}$$

$$=1 \tag{1.13}$$

であることからわかる。

# · Def: トレース距離

二つの確率分布 p,q のトレース距離は、

$$D(p,q) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{d} |p_i - q_i|$$
 (1.14)

で定義される。

# · Prop: トレース距離の性質 -

トレース距離は、T に対して非増加である。すなわち、

$$D(p,q) \ge D(Tp, Tq) \tag{1.15}$$

が成り立つ。

# Prf

後により一般の証明をするため、ここでは省略する。

# 1.2 シャノンエントロピー及び KL ダイバージェンス

# - Def: シャノンエントロピー ―

確率分布  $p \in \mathcal{P}_d$  のシャノンエントロピーは、

$$S_1(p) = -\sum_{i=1}^d p_i \log p_i$$
 (1.16)

で定義される。

#### Def:KL ダイバージェンス -

二つの確率分布  $p,q\in\mathcal{P}_d$  の KL ダイバージェンスは、

$$S_1(p||q) = \sum_{i=1}^{d} p_i \log \frac{p_i}{q_i}$$
 (1.17)

で定義される。ただし、 $\operatorname{supp}(p) \subset \operatorname{supp}(q)$  でないときは、 $S_1(p||q) = \infty$  とする。

このとき、エントロピーと KL ダイバージェンスの関係がわかる。

# Prop: エントロピーと KL ダイバージェンスの関係

任意の  $p, q \in \mathcal{P}_d$  に対して、

$$S_1(p) = ln(d) - S_1(p||u)$$
 (1.18)

Prf

$$S_1(p||u) = \sum_{i=1}^d p_i \log \frac{p_i}{\frac{1}{d}}$$
 (1.19)

$$=\sum_{i=1}^{d} p_i \log dp_i \tag{1.20}$$

$$= \sum_{i=1}^{d} p_i \log d + \sum_{i=1}^{d} p_i \log p_i$$
 (1.21)

$$= \log d - S_1(p) \tag{1.22}$$

これより、 $S_1(p) \leq \log d$  であることがわかる。

このとき、KL ダイバージェンスのテイラー展開は以下のようになる。

$$S_1(p||p - \Delta p) = \frac{1}{2} \sum_i \frac{(\Delta p_i)^2}{p_i} + O(\Delta p^3)$$
 (1.23)

(1.24)

ここで、 $\sum_i \Delta p_i = 0$  を用いている。

#### Def:monotone

monotone とは、free operation に対して、増減しない量のことである。

# - Prop:KL ダイバージェンスの単調性 —

KL ダイバージェンスは、p' = Tp および q' = Tq に対して、

$$S_1(p||q) \ge S_1(p'||q')$$
 (1.25)

が成り立つ。

# $\mathbf{Prf}$

後に一般に示す。

注意されたいこととして、KL ダイバージェンスの単調性の逆はいえない。すなわち、単調性を満たすが、p'=Tp および q'=Tq を満たすような T が存在しない場合がある。

次に、二重確率遷移行列について考える。このとき、KL ダイバージェンスの単調性と、

$$S_1(p) \le S_1(Tp) \tag{1.26}$$

が成り立つ。

すなわち、二重確率遷移行列による時間発展は、エントロピーを増加させる。

#### · Def: 相互情報量 一

二つの確率分布  $p,q \in \mathcal{P}_d$  の相互情報量は、

$$I_1(p_{AB})_{A:B} = S_1(p_A) + S_1(p_B) - S_1(p_{AB}) = S_1(p_{AB}||p_A \otimes p_B) \ge 0 \tag{1.27}$$

で定義される。

この量は、AとBの相関を表す量である。

# - Prop: 相互情報量の性質 -

任意の  $p, q \in \mathcal{P}_d$  に対して、

$$I_1(p_{AB})_{A:B} = 0 \Leftrightarrow p_{AB} = p_A \otimes p_B \tag{1.28}$$

が成り立つ。また、KLダイバージェンスの単調性から、

$$I_1(p_{AB})_{A:B} \ge I_1(T_A \otimes T_B p_{AB})_{A:B}$$
 (1.29)

が成り立つ。ただし、 $T_A \otimes T_B$  は、各 A,B に独立に作用する確率遷移行列である。

#### Prf

略 (過去のゼミ資料を参考せよ)

# 1.3 Rényi エントロピー及びダイバージェンス

シャノンエントロピーを包含する概念として、Rényi エントロピーがある。

# - Def:Rényi エントロピー -

確率分布  $p \in \mathcal{P}_d$  の Rényi エントロピーは、 $0 \le \alpha \le \infty$ 、 $p \in \mathcal{P}_d$  に対して、

$$S_{\alpha}(p) = \frac{1}{1-\alpha} \log \left( \sum_{i=1}^{d} p_i^{\alpha} \right)$$
 (1.30)

で定義される。

また、ダイバージェンスについても、Rényi ダイバージェンスがある。

# - Def:Rényi ダイバージェンス -

二つの確率分布  $p,q \in \mathcal{P}_d$  の Rényi ダイバージェンスは、 $0 \le \alpha \le \infty$ 、 $p \in \mathcal{P}_d$  に対して、

$$S_{\alpha}(p||q) = \frac{1}{\alpha - 1} \log \left( \sum_{i=1}^{d} p_i^{\alpha} q_i^{1-\alpha} \right)$$

$$\tag{1.31}$$

で定義される。ただし、 $\mathrm{supp}(p)\subset\mathrm{supp}(q)$  でないときは、 $S_{\alpha}(p||q)=\infty$  とする。

これらの量が、たしかにシャノンエントロピーと KL ダイバージェンスを包含していることを示す。

# - Prop:Rényi エントロピーとシャノンエントロピーの関係 -

Rényi-1 エントロピーは、シャノンエントロピーに一致する。すなわち、

$$S_1(p) = S_{\alpha}(p)|_{\alpha=1} \tag{1.32}$$

が成り立つ。

Prf

$$S_{\alpha}(p)|_{\alpha=1} = -\lim_{\alpha \to 1} \frac{1}{1-\alpha} \log \left( \sum_{i=1}^{d} p_i^{\alpha} \right)$$
(1.33)

$$= -\frac{d}{d\alpha} \log \left( \sum_{i=1}^{d} p_i^{\alpha} \right) |_{\alpha=1}$$
 (1.34)

$$= -\frac{\sum_{i=1}^{d} p_i \log p_i}{\sum_{i=1}^{d} p_i}$$

$$= -\sum_{i=1}^{d} p_i \log p_i$$
(1.35)

$$= -\sum_{i=1}^{d} p_i \log p_i \tag{1.36}$$

$$=S_1(p) \tag{1.37}$$

であることからわかる。

# Prop:Rényi ダイバージェンスとダイバージェンスの関係

Rényi-1 ダイバージェンスは、KL ダイバージェンスに一致する。すなわち、

$$S_{\alpha}(p||q)|_{\alpha=1} = S_1(p||q)$$
 (1.38)

が成り立つ。

 $\mathbf{Prf}$ 

$$S_{\alpha}(p||q)|_{\alpha=1} = \lim_{\alpha \to 1} \frac{1}{\alpha - 1} \log \left( \sum_{i=1}^{d} p_i^{\alpha} q_i^{1-\alpha} \right)$$

$$\tag{1.39}$$

$$= \frac{d}{d\alpha} \log \left( \sum_{i=1}^{d} p_i^{\alpha} q_i^{1-\alpha} \right) |_{\alpha=1}$$
 (1.40)

$$= \frac{\sum_{i=1}^{d} q_i (p_i/q_i)^{\alpha} \log(p_i/q_i)}{\sum_{i=1}^{d} p_i^{\alpha} q_i^{1-\alpha}} |_{\alpha=1}$$
 (1.41)

$$=\sum_{i=1}^{d} p_i \log \frac{p_i}{q_i} \tag{1.42}$$

$$=S_1(p||q) \tag{1.43}$$

であることからわかる。 

また、 $\alpha = 0, \infty$  の場合は重要らしいので、以下で確認する。

# · Prop:Rényi エントロピー/ダイバージェンスの極限

Rényi-0 エントロピーは、

$$S_0(p) = \log(\operatorname{rank}(p)) \tag{1.44}$$

で定義される。また、Rényi-∞ エントロピーは、

$$S_{\infty}(p) = -(\log \max_{i} p_{i}) \tag{1.45}$$

で定義される。また、Rényi-0 ダイバージェンスは、

$$S_0(p||q) = -\log\left(\sum_{i:p_i>0} q_i\right)$$
 (1.46)

で定義される。また、Rényi-∞ ダイバージェンスは、

$$S_{\infty}(p||q) = \log\left(\max_{i} \frac{p_i}{q_i}\right) \tag{1.47}$$

で定義される。

Prf

# - Prop:Rényi エントロピーと KL ダイバージェンスの関係

任意の  $p, q \in \mathcal{P}_d$  に対して、

$$S_{\alpha}(p) = \frac{1}{1 - \alpha} \log d - S_{\alpha}(p||u) \tag{1.48}$$

が成り立つ。

以下、Rényi ダイバージェンスについての性質を示す。

# · Prop:Rényi ダイバージェンスの非負性

任意の  $p, q \in \mathcal{P}_d$  に対して、

$$S_{\alpha}(p||q) \ge 0 \tag{1.49}$$

が成り立つ。また、 $0 < \alpha \le \infty$  に対して、

$$S_{\alpha}(p||q) = 0 \Leftrightarrow p = q \tag{1.50}$$

であり、また、 $\alpha = 0$  のとき、

$$S_0(p||q) = 0 \Leftrightarrow \operatorname{supp}(p) \subset \operatorname{supp}(q)$$
 (1.51)

が成り立つ。

# Prop:Rényi ダイバージェンスの単調性・

任意の  $p' = Tp, q' = Tq \in \mathcal{P}_d$  に対して、

$$S_{\alpha}(p||q) \ge S_{\alpha}(p'||q') \tag{1.52}$$

が成り立つ。また、二重確率遷移行列に対して、

$$S_{\alpha}(p) \le S_{\alpha}(Tp) \tag{1.53}$$

が成り立つ。

# · Prop:Rényi ダイバージェンスの単調性 (2) -

 $\alpha \leq \alpha'$  に対して、

$$S_{\alpha}(p||q) \le S_{\alpha'}(p||q) \tag{1.54}$$

が成り立ち、また、

$$S_{\alpha}(p) \ge S_{\alpha'}(p) \tag{1.55}$$

が成り立つ。

#### - Lem: -

f を下に凸な関数であるとし、 $p,q,p',q'\in\mathbb{R}^d$  がすべて正であるとする。もし、p'=Tp,q'=Tq であるとき、

$$\sum_{i=1}^{d} q_i' f\left(\frac{p_i'}{q_i'}\right) \le \sum_{i=1}^{d} q_i f\left(\frac{p_i}{q_i}\right) \tag{1.56}$$

が成り立つ。

#### Prf

Jensen の不等式より、

$$\sum_{j=1}^{d} q'_{j} f\left(\frac{p'_{j}}{q'_{j}}\right) \leq \sum_{j=1}^{d} \sum_{i=1}^{d} \frac{T_{ji} q_{i}}{q'_{j}} f\left(\frac{p_{i}}{q_{i}}\right) = \sum_{i=1}^{d} q_{i} f\left(\frac{p_{i}}{q_{i}}\right)$$
(1.57)

ここで、 $p, q \in \mathcal{P}_d$  として、 $f(x) = x \log x$  とすると、

$$S_1(p||q) \ge S_1(p'||q') \tag{1.58}$$

が成り立つ。これは、KLダイバージェンスの単調性を示している。

# Prf:(Rényi ダイバージェンスの非負性)

 $f_{\alpha}(x) = x^{\alpha}$  とすると、 $1 < \alpha \le \infty$  に対して、 $f_{\alpha}(x)$  は下に凸な関数である。

Jensen の不等式より

$$\sum_{i=1}^{d} q_i f(\frac{p_i}{q_i}) \ge f(\sum_{i=1}^{d} q_i \frac{p_i}{q_i}) = f(1) = 0$$
(1.59)

である。両辺対数をとることにより、

$$\log\left(\sum_{i=1}^{d} q_i \frac{p_i}{q_i}\right) \ge 0 \tag{1.60}$$

である。これを両辺  $\frac{1}{\alpha-1}$  かけることにより、

$$\frac{1}{\alpha - 1} \log \left( \sum_{i=1}^{d} q_i \frac{p_i}{q_i} \right) \ge 0 \tag{1.61}$$

である。したがって、

$$S_{\alpha}(p||q) \ge 0 \tag{1.62}$$

である。また、 $0<\alpha<1$  のときは、上の Jensen の不等式で不等号が逆になり、 $\frac{1}{\alpha-1}$  をかけるときにもう一度符号が逆になることに注意して、同様に示すことができる。

 $\alpha = 0, 1, \infty$  の場合は、それぞれの定義から自明である。

# Prf:(Rényi ダイバージェンスの単調性)

 $1<\alpha<\infty$  のとき、Lem で、 $f(x)=x^{\alpha}$  として示した不等式を用いると、

$$\sum_{i=1}^{d} q_i' \frac{p_i'^{\alpha}}{q_i'^{\alpha}} \le \sum_{i=1}^{d} q_i \frac{p_i^{\alpha}}{q_i^{\alpha}}$$

$$\tag{1.63}$$

である。これの両辺対数をとることにより、

$$\log\left(\sum_{i=1}^{d} p_i^{\prime \alpha} q_i^{1-\alpha}\right) \le \log\left(\sum_{i=1}^{d} p_i^{\alpha} q_i^{1-\alpha}\right) \tag{1.64}$$

である。したがって、

$$\frac{1}{\alpha - 1} \log \left( \sum_{i=1}^{d} p_i^{\prime \alpha} q_i^{1 - \alpha} \right) \le \frac{1}{\alpha - 1} \log \left( \sum_{i=1}^{d} p_i^{\alpha} q_i^{1 - \alpha} \right) \tag{1.65}$$

である。したがって、

$$S_{\alpha}(p||q) \ge S_{\alpha}(p'||q') \tag{1.66}$$

である。

 $0 < \alpha < 1$  のときは、同様に示すことができる。

 $\alpha = 0, 1, \infty$  の場合は、それぞれの定義から自明である。

# Prf:(Rényi ダイバージェンスの単調性 (2))

 $\alpha \leq \alpha'$  に対して、 $f(x) = x^{\frac{\alpha-1}{\alpha'-1}}$  とすると、この関数は、 $1 < \alpha < \alpha' < \infty$  に対して下に凸な関数であり、 $0 < \alpha < \alpha' < 1$  および  $0 < \alpha < 1 < \alpha'$  に対して上に凸な関数である。したがって、Jensen の不等式より、

$$S_{\alpha}(p||q) = \frac{1}{\alpha - 1} \log \left( \sum_{i=1}^{\infty} p_i \left( \frac{p_i}{q_i} \right)^{\alpha - 1} \right)$$
 (1.67)

$$= \frac{1}{\alpha - 1} \log \left( \sum_{i=1} p_i \left( \frac{p_i}{q_i} \right)^{(alpha' - 1)\left(\frac{\alpha - 1}{\alpha' - 1}\right)} \right) \tag{1.68}$$

$$\leq \frac{1}{\alpha' - 1} \log \left( \sum_{i=1} p_i \left( \frac{p_i}{q_i} \right)^{\alpha' - 1} \right)$$
(1.69)

$$=S_{\alpha'}(p||q)\tag{1.70}$$

である。

また、 $\alpha = 0, 1, \infty$  の場合は、それぞれの定義から自明である。

さらに、f-ダイバージェンスという概念がある。

#### Def:f-ダイバージェンス‐

 $f(0,\infty)\to\mathbb{R}$  を下に凸な関数とし、x=1 で f(x) が狭義凸かつ f(1)=0 であるとする。このとき、 $p,q\in\mathcal{P}_d$  に対して、

$$D_f(p||q) = \sum_{i=1}^d q_i f\left(\frac{p_i}{q_i}\right)$$
(1.71)

で定義される。

KL ダイバージェンスは、 $f(x)=x\log x$  のときの f-ダイバージェンスである。また、Rényi ダイバージェンスは、 $f(x)=x^{\alpha}$  として  $\log$  をとって  $\frac{1}{\alpha-1}$  をかけたものである。

# Prop:f-ダイバージェンスの非負性 -

任意の  $p, q \in \mathcal{P}_d$  に対して、

$$D_f(p||q) \ge 0 \tag{1.72}$$

が成り立つ。また、

$$D_f(p||q) = 0 \Leftrightarrow p = q \tag{1.73}$$

が成り立つ。

#### Prf

Jensen の不等式より、

$$\sum_{i=1}^{d} q_i f\left(\frac{p_i}{q_i}\right) \ge f\left(\sum_{i=1}^{d} q_i \frac{p_i}{q_i}\right) = f(1) = 0 \tag{1.74}$$

である。ことからわかる。

# - Prop:f-ダイバージェンスの単調性 -

任意の  $p' = Tp, q' = Tq \in \mathcal{P}_d$  に対して、

$$D_f(p||q) \ge D_f(p'||q')$$
 (1.75)

が成り立つ。

# Prf

よくよく見ると、これは Lem で示した不等式と同じである。

# 1.4 フィッシャー情報量

以下、我々は、なめらかにパラメータ化された確率分布  $p(\theta)$  について考える。ただし、 $\theta$  の取り うる領域は、 $\mathbb{R}^m$  の開部分集合である。

#### · Def: フィッシャー情報量 ―

 $p(\theta)\in\mathcal{P}_d$  がフルランクであるとし、 $\theta\in\mathbb{R}^m$  をパラメータとする。このとき、フィッシャー情報量は  $m\times m$  行列で、

$$J_{p(\theta),kl} = \sum_{i=1}^{d} p_i(\theta) \partial_k [\log p_i(\theta)] \partial_l [\log p_i(\theta)] = \sum_{i=1}^{d} \frac{\partial_k p_i(\theta) \partial_l p_i(\theta)}{p_i(\theta)}$$
(1.76)

で定義される。

フィッシャー情報量は、f-ダイバージェンスの極限として得られる。

# Prop: フィッシャー情報量の単調性 -

任意の確率遷移行列 T に対して、

$$J_{p(\theta)} \ge J_{Tp(\theta)} \tag{1.77}$$

が成り立つ。

#### $\mathbf{Prf}$

p'=Tp とし、 $c=(c^1,...,c^m)\in\mathbb{R}^m$  として、 $\partial=\sum_k c^k\partial_k$  とする。このとき、

$$c^{\top} J_{p(\theta)} c = \sum_{i} p_{i} \left( \frac{\partial p_{i}}{p_{i}} \right)^{2} \tag{1.78}$$

$$c^{\top} J_{p'(\theta)} c = \sum_{i} p'_{i} \left( \frac{\partial p'_{i}}{p'_{i}} \right)^{2} \tag{1.79}$$

(1.80)

である。したがって、Lemma で  $f = x^2$  として示した不等式より、

$$c^{\top} J_{p(\theta)} c \ge c^{\top} J_{p'(\theta)} c \tag{1.81}$$

である。したがって、

$$J_{p(\theta)} \ge J_{Tp(\theta)} \tag{1.82}$$

である。

フィッシャー情報量の操作的な意味付けとして、Cramér-Rao の不等式がある。

# Thm:Cramér-Rao の不等式 -

あるパラメータ  $\theta$  に対する不偏推定量  $\theta_{est}$  に対して、不偏条件  $\sum_{i=1}^d p_i(\theta)\theta_{est}(i)=\theta$  が成り立つとする。このとき、正確さは共分散行列

$$Cov_{\theta}^{kl}(\theta_{est}) = \sum_{i=1} p_i(\theta)(\theta_{est}^k(i) - \theta^k)(\theta_{est}^l(i) - \theta^l)$$
(1.83)

により表現される。このとき、

$$\operatorname{Cov}_{\theta}^{kl}(\theta_{est}) \ge (J_{p(\theta)})_{kl}^{-1} \tag{1.84}$$

が成り立つ。

すなわち、フィッシャー情報量は、 $\theta$  の不偏推定量が、フィッシャー情報量によって制限されることを示している。

例として、指数型分布族とよばれる確率分布の集合族を考える。簡単のために、パラメータを  $\theta$  のみとし、

$$p_i(\theta) = h_i \exp(\theta T_i - A(\theta)) \tag{1.85}$$

であるとする。ただし、 $A(\theta)$  は、 $\theta$  のなめらかな関数である。このとき、簡単な計算により、

$$\sum_{i=1} T_i p_i(\theta) = A'(\theta) \qquad \sum_{i=1} T_i^2 p_i(\theta) = A''(\theta) + A'(\theta)^2$$
(1.86)

である。したがって

$$J_{p(\theta)} = A''(\theta) \tag{1.87}$$

である。

熱力学の文脈では、 $p_i(\theta)$  をギブス分布、 $T_i$  をエネルギーとして、 $-\theta$  を逆温度として解釈することができる。そして、 $\theta^{-1}A(\theta)$  は、自由エネルギーである。すなわち、

$$p_i(\theta) = \frac{1}{Z(\theta)} \exp(-\theta E_i)$$
 (1.88)

である。

また、(1.89) は、 $T_i$  が、 $A'(\theta)$  の不偏推定量であることを示している。それに対応するフィッシャー情報量は、 $J_{p(\theta)}=A''(\theta)^{-1}$  である。というのも、 $\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}\theta'}=(A''(\theta))^{-1}\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}\theta}$  であるからである。

また、情報幾何の文脈では、フィッシャー情報量は、確率分布空間の計量として考えられる。以下では、monotone 計量という概念を導入する。

#### - Def:Monotone 計量 –

 $G_p:\mathbb{R}^d imes\mathbb{R}^d o\mathbb{R}$  が、フルランクの  $p\in\mathcal{P}_d$  に対して、以下を満たすとき、 $G_p$  は Monotone 計量であるという。

- $G_p$  は双線形である。
- $G_p(a,a) \geq 0$  であり、 $G_p(a,a) = 0 \Leftrightarrow a = 0$  である。
- $p \mapsto G_p(a,a)$  は任意の a に対して連続である。
- 任意の T, a, p に対して、 $G_p(a, a) \geq G_{Tp}(Ta, Ta)$  が成り立つ。

このとき、特にフィッシャー情報計量は、

$$G_p^F(a,b) = \sum_{i=1}^d \frac{a_i b_i}{p_i}$$
 (1.89)

で定義される。ただし、 $a=(a_1,...,a_d),b=(b_1,...,b_d)$  である。 この計量は、フィッシャー情報量行列と、

$$J_{p(\theta),kl} = G_{p(\theta)}^{F}(\partial_k p(\theta), \partial_l p(\theta))$$
(1.90)

との関係がある。

# Prop: フィッシャー情報量計量の単調性

任意の確率遷移行列 T に対して、

$$G_p^F(a,a) \ge G_{Tp}^F(Ta, Ta) \tag{1.91}$$

が成り立つ。

Prf

逆に、任意の monotone 計量は、フィッシャー情報量計量を用いて、以下のように表現できる。

#### - Thm:Chentsov の定理 -

任意の monotone 計量  $G_p$  は、フィッシャー情報量計量を用いて、

$$G_p(a,b) = kG_p^F(a,b) + k'(\sum_{i=1}^d a_i)(\sum_{i=1}^d b_i)$$
(1.92)

と表現できる。ただし、 $k, k' \ge 0$  である。

Prf

略

# 2 Classical Majorization

状態の遷移可能性は、majorization によって、必要十分に特徴づけられる。

# 2.1 Majorization

# Def:Majorization -

 $p, p' \in \mathcal{P}_d$  に対して、p が p' を majorize することを、 $p' \prec p$  と書き、

$$\forall k \in \{1, ..., d\} \quad \sum_{i=1}^{k} {p'}_{i}^{\downarrow} \leq \sum_{i=1}^{k} p_{i}^{\downarrow}$$
 (2.1)

が成り立つとき、p が p' を majorize するという。ただし、 $p^{\downarrow}$  は、p の要素を降順に並べたものである。

Majorization は、p と p' の確率分布を比較したときに、ばらつきの大きさを比較する量である。 Majorization を図に表すと、以下のローレンツ曲線で表現される。

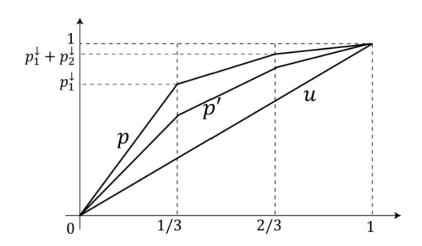


図 1 Majorization の図示

図でいうところの、下に来ている曲線が、よりばらつきが小さい確率分布であり、とくに一様分布のときは直線になることがわかる。すなわち、

$$u \prec p \quad \forall p \in \mathcal{P}_d$$
 (2.2)

である。

注意すべきこととして、この  $\prec$  は全順序ではない。すなわち、ある確率分布の組 p,p' に対して、 $p \prec p'$  か  $p' \prec p$  のどちらも成り立たない場合がある。このとき、ローレンツ曲線は交わる。

# - Thm:Majorization の特徴づけ -

 $p, p' \in \mathcal{P}_d$  に対して、以下は同値である。

- 1.  $p' \prec p$
- 2.  $\forall t \in \mathbb{R} \quad \sum_{i=1}^{d} |p'_i t| \le \sum_{i=1}^{d} |p_i t|$
- 3. 任意の下に凸な関数 f に対して、

$$\sum_{i=1}^{d} f(p_i') \le \sum_{i=1}^{d} f(p_i) \tag{2.3}$$

4. p' = Tp となる二重確率遷移行列 T が存在する。

# $\mathbf{Prf}$

この証明は後で行う。

#### 3についての補足

また、一様分布は、二重確率遷移行列のもとで不変である。熱力学の文脈では、u は高温極限をとった時の Gibbs 分布に対応している。このとき、二重確率遷移行列は、そのような Gibbs 分布を保つものである。

#### - Thm:Birkhoff の定理 -

以下の二つは同値である。

- 1. T は二重確率遷移行列である。
- 2. Tは、置換行列の凸結合で表現できる。すなわち、

$$T = \sum_{k} r_k P_k \tag{2.4}$$

である。ただし、 $r_k \geq 0$  であり、 $\sum_k r_k = 1$  である。また、 $P_k$  は、置換行列である。

#### Prf

教科書で証明されていないので一旦飛ばす。

# · Prop: 二重確率遷移行列の性質 -

「
$$T$$
 が二重確率遷移行列である」 $\Leftrightarrow Tp \prec p \quad \forall p \in \mathbb{R}^d$  (2.5)

 $\mathbf{Prf}$ 

# - Def:Schur 凸性 -

 $F: \mathbb{R}^d \to \mathbb{R}$  が Schur 凸であるとは、

$$\forall p, p' \in \mathcal{P}_d \quad p' \prec p \Rightarrow F(p') \le F(p) \tag{2.6}$$

が成り立つことである。言い換えると、Schur 凸な関数は、majorization に関して単調である。

#### Prop:

 $F:\mathbb{R}^d o \mathbb{R}$  が  $\operatorname{Schur}$  凸かつ微分可能なことと、 $\operatorname{F}$  が転置に対して不変なこと、すなわち、

$$F(p) = F(Pp) \quad \forall p, P \tag{2.7}$$

が成り立つことは同値であり、また、

$$\forall p \in \mathcal{P}_d \quad (p_i p_j) \left( \frac{\partial F}{\partial p_i} - \frac{\partial F}{\partial p_j} \right) \ge 0$$
 (2.8)

も同値である。

Prf

# 2.2 d-Majorization と Thermo-Majorization

先ほどまでは、一つの分布についての遷移について考えていたが、次は、二つの分布の組の遷移 を考える。

このとき、 $p^* = (p_1^*, ..., p_d^*)^\top, q^* = (q_1^*, ..., q_d^*)^\top$  を、 $p = (p_1, ..., p_d)^\top, q = (q_1, ..., q_d)^\top$  を  $\frac{p_1^*}{q_1^*} \geq \frac{p_2^*}{q_2^*} \geq ... \geq \frac{p_d^*}{q_d^*}$  が成り立つように並べ替えたものとして定義する。この新しく定義した  $p^*, q^*$  に対して横軸を  $\sum_{i=1}^k q_i^*$ 、縦軸を  $\sum_{i=1}^k p_i^*$  としたローレンツ曲線を考える。図は以下のようになる。

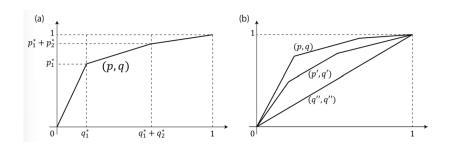


図 2 d-Majorization の図示

#### Def:d-Majorization

 $p,q,p',q' \in \mathcal{P}_d$  に対して、

 $(p',q') \prec (p,q) \Leftrightarrow \lceil (p,q) \ \mathcal{O}$  ローレンツ曲線が  $(p',q') \ \mathcal{O}$  ローレンツ曲線の上に来る」 (2.9)

が成り立つとき、(p,q) は (p',q') を d-majorize するという。

d-majorization は、以下のような言いかえが可能である。

#### Thm:Bkackwell の定理・

 $p,q,p',q' \in \mathcal{P}_d$  かつ q,q' がフルランクであるとき、以下は同値である。

1.  $(p', q') \prec (p, q)$ 

2.

$$\forall t \in \mathbb{R} \quad \sum_{i=1}^{d} |p_i' - tq_i'| \le \sum_{i=1}^{d} |p_i - tq_i|$$
 (2.10)

3. 任意の下に凸な関数 f に対して、

$$\sum_{i=1}^{d} q_i' f(\frac{p_i'}{q_i'}) \le \sum_{i=1}^{d} q_i f(\frac{p_i}{q_i})$$
(2.11)

4. ある二重確率遷移行列 T が存在して、

$$p' = Tp \quad q' = Tq \tag{2.12}$$

が成り立つ。

#### Prf

後で証明を行う。

# Def:Thermo-Majorization -

 $p,q,p' \in \mathcal{P}_d$  に対して、p が q について p' を thermo-majorize するとは、

$$(p',q) \prec (p,q) \tag{2.13}$$

が成り立つことである。

(q,q) のローレンツ曲線は、直線であるため、q は任意の p について thermo-majorize される。すなわち、

$$\forall p \quad (q,q) \prec (p,q) \tag{2.14}$$

である。したがって、thermo-majorization は、確率分布 p が q にどれだけ近いかを表す。 とくに、熱力学の文脈では q はあるハミルトニアン H の Gibbs 分布であり、 $q=p^G$  とかける。 $^{*1}$  このとき、q=Tq であるとは、T は、Gibbs 分布を変えない遷移行列であるということである。 このような遷移行列を、Gibbs-preserving map という。

リソース理論の枠組みでは、GPM は、free operation として扱われ、Gibbs 分布は、free state として扱われる。

 $<sup>^{*1}</sup>$  任意のフルランクな q はあるハミルトニアンの Gibbs 分布であるらしい。

# Thm: 遷移可能条件

 $p,q,p',q' \in \mathcal{P}_d$  とし、q,q' がフルランクであるとする。このとき、以下の二つが成り立つ。

1.

$$(p', q') \prec (p, q) \Leftrightarrow S_0(p||q) \ge S_0(p'||q') \quad S_\infty(p||q) \le S_\infty(p'||q')$$
 (2.15)

2.

$$S_{\infty}(p'||q') \le S_0(p||q) \Leftrightarrow (p',q') \prec (p,q)$$
(2.16)

# $\mathbf{Prf}$

以下の図より明らかである。

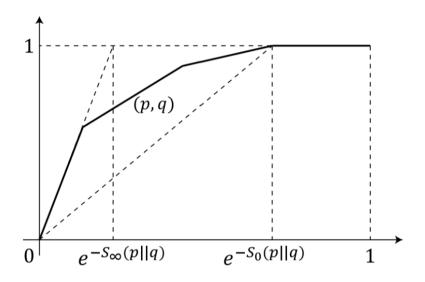


図3 遷移可能条件の図示

上の定理から明らかなように、Rényi divergence の観点からは、状態遷移と d-majorization に関する必要条件と十分条件は一致しない。