

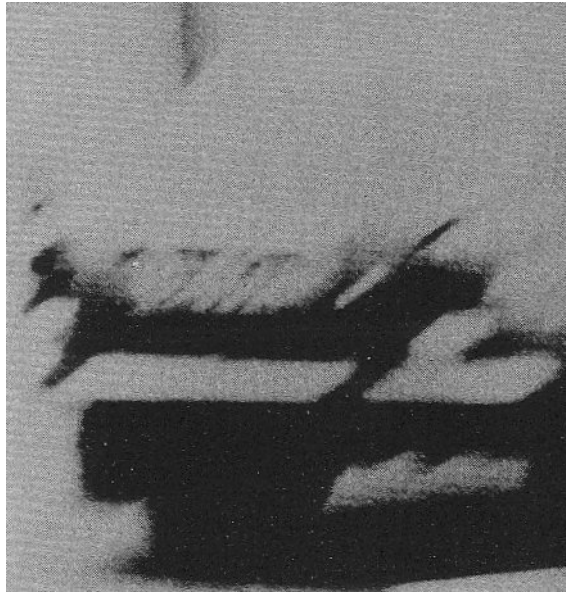
情報のエントロピーと 統計力学のエントロピー

内容

- 情報科学の応用例
- 情報量の数値化
- 情報のエントロピー
- 統計力学との関係

Example of MEM analysis

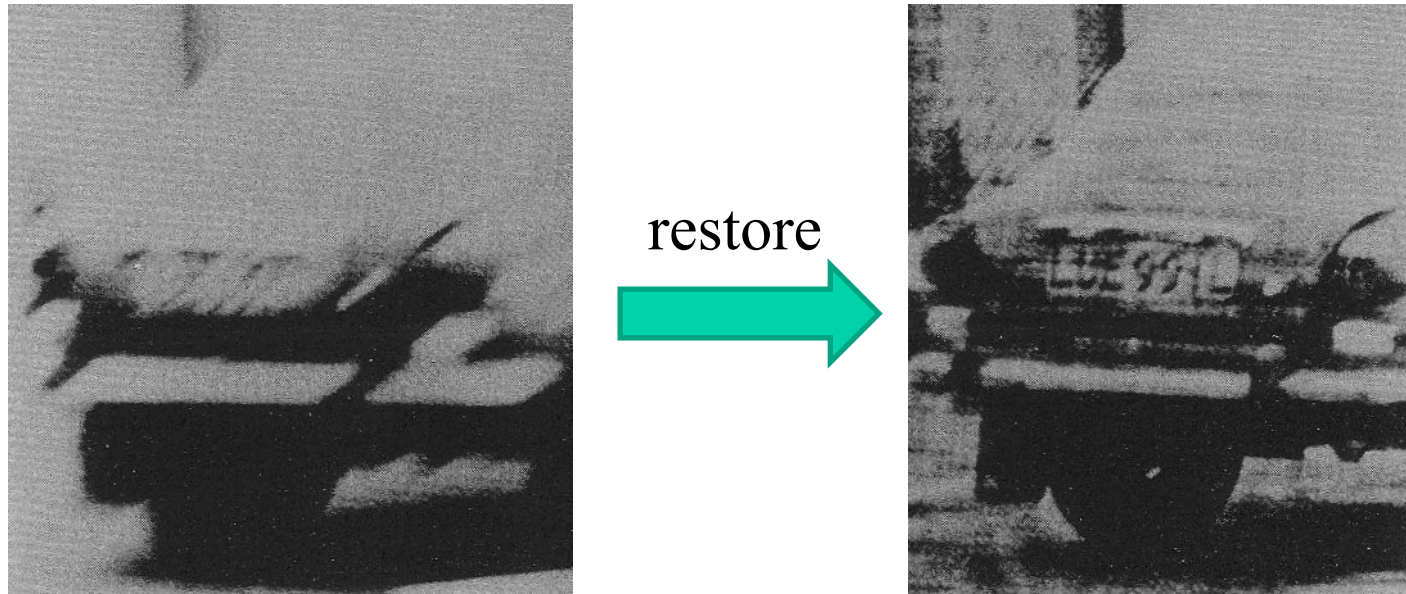
blurred image



R.N.Silver et al. Phys. Rev. B41, 2380(1990)

Example of MEM analysis

blurred image



R.N.Silver et al. Phys. Rev. B41, 2380(1990)

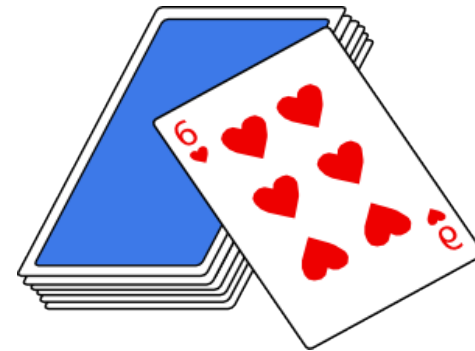
情報量の数値化

例) トランプのカードを1枚引く

E_1 : 「マークは♥」

E_2 : 「数字は 6」

E_3 : 「♥の6」



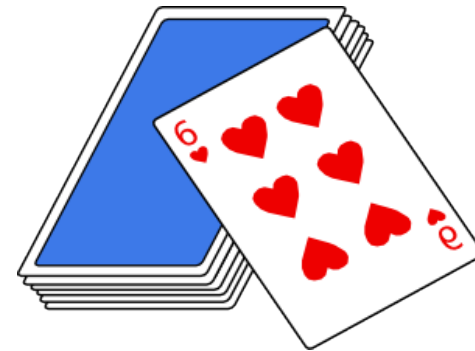
情報量の数値化

例) トランプのカードを1枚引く

E_1 : 「マークは♥」

E_2 : 「数字は 6」

E_3 : 「♥の6」



事象 E の情報量 : $I(E)$

$p(E)$: 事象 E の起きる確率

$$I(E) = -\log p(E)$$

Information content : $I(E)$

$$p(\heartsuit) = 1/4, \quad p(6) = 1/13, \quad p(\heartsuit 6) = 1/52$$

$$I(\heartsuit) = -\log(p(\heartsuit)) = 1.39$$

$$I(6) = -\log(p(6)) = 2.56$$

$$I(\heartsuit 6) = -\log(p(\heartsuit 6)) = 3.95$$

情報量: $I(E)$

$$p(\heartsuit) = 1/4, \quad p(6) = 1/13, \quad p(\heartsuit 6) = 1/52$$

$$I(\heartsuit) = -\log(p(\heartsuit)) = 1.39$$

$$I(6) = -\log(p(6)) = 2.56$$

$$I(\heartsuit 6) = -\log(p(\heartsuit 6)) = 3.95$$

$$I(\heartsuit 6) = I(\heartsuit) + I(6)$$

一般に,

$$p(E_1) < p(E_2) \Rightarrow I(E_1) > I(E_2)$$

$$I(E_1 E_2) = I(E_1) + I(E_2) : \text{情報の加法性}$$

$I(E) = -\log(p(E))$ だけが, この関係を満たす

情報理論のエントロピー

エントロピーは得られる情報量の平均値:

$$S = \sum_i p(E_i) I(E_i) = - \sum_i p(E_i) \log p(E_i)$$

例) 1つのコインの投げ上げ

E_1 : 表が出る

E_2 : 裏が出る

$$p(E_1) = p$$

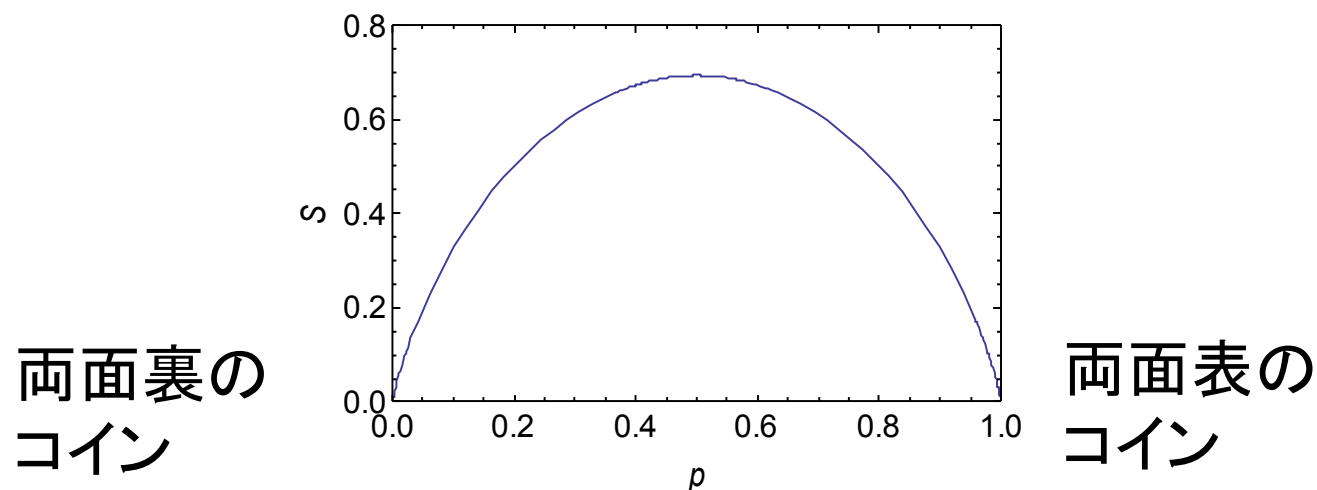
$$p(E_2) = 1-p$$

$$S = -p \log p - (1-p) \log(1-p)$$



情報理論のエントロピー

$$S = -p \log p - (1-p) \log(1-p)$$



エントロピーは

- 不確かさ(乱雑さ)の指標
- $p(E_1) = p(E_2) = p(E_3) = \dots = 1/N$ の時最大

統計力学のエントロピー との類似性

情報理論のエントロピーの定義

$$S = -\sum_i p_i \log p_i$$

p_i : i 番目の事象が実現する確率

統計力学のエントロピーの定義

$$S = -k_B \sum_i p_i \log p_i$$

p_i : i 番目の量子状態を取る確率

小正準集合

統計力学におけるエントロピーの定義

$$S = -k_B \sum_i p_i \log p_i$$

p_i : i 番目の量子状態を取る確率

取れる状態数を W として, $p_i = 1/W$ の時

$$S = k_B \log W$$

正準集合

統計力学におけるエントロピーの定義


$$S = -k_B \sum_i p_i \log p_i$$

p_i : i 番目の量子状態を取る確率

以下の条件でエントロピーを最大にする

$$C_1(\mathbf{p}) = \sum_i p_i = 1, C_2(\mathbf{p}) = \sum_i p_i E_i = \langle E \rangle$$

$$L(\mathbf{p}, \alpha, \beta) = S(\mathbf{p}) - k_B \alpha [C_1(\mathbf{p}) - 1] - k_B \beta [C_2(\mathbf{p}) - \langle E \rangle]$$

 $p_i = \frac{1}{Z} \exp[-\beta E_i], \quad Z = \sum_i \exp[-\beta E_i]$