

人工知能の数理的なしくみとは？

機械学習に潜む離散構造と情報幾何学

杉山 磨人（国立情報学研究所 情報学プリンシプル研究系）

どんな研究？

- 人工知能の基礎技術の一つである機械学習の研究をしています
- 機械学習に現れる、離散的な構造（グラフや特徴量の組合せなど）と連続的な構造（学習モデルのパラメータ空間など）に着目した研究をすすめています

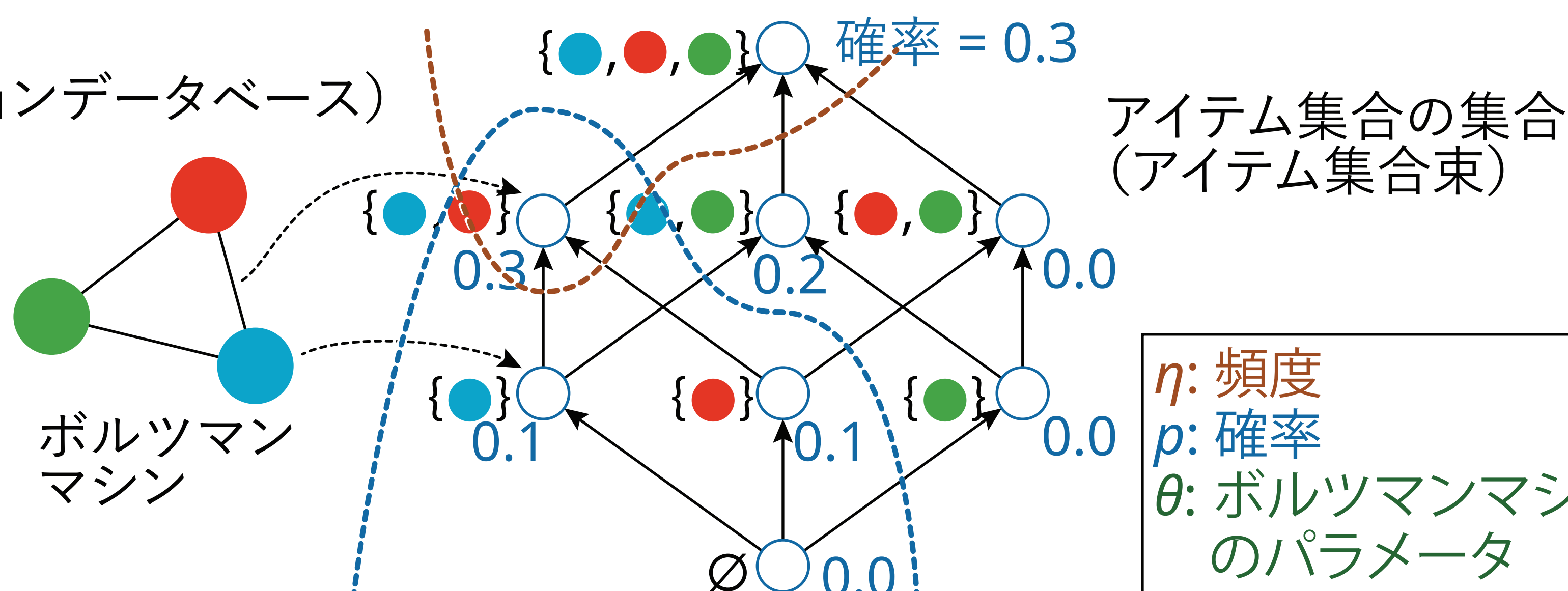
何がわかる？

- 人工知能がどういうしくみで動いているのか、理解が進みます
- データの背後にある現象について、機械学習を通じた分析ができます
- 人工知能をより制御することができるようになります

離散構造を持つ空間上の確率分布と学習の情報幾何学的な解釈

2値ベクトル
(トランザクションデータベース)

	●	●	●
ID 1:	1	1	0
ID 2:	1	1	1
ID 3:	1	1	0
ID 4:	1	1	1
ID 5:	1	1	0
ID 6:	1	0	1
ID 7:	1	0	1
ID 8:	1	1	1
ID 9:	1	0	0
ID 10:	0	1	0



η : 頻度
 p : 確率
 θ : ボルツマンマシンのパラメータ

$$\eta(\{\bullet, \bullet\}) = p(\{\bullet, \bullet\}) + p(\{\bullet, \bullet, \bullet\})$$

$$\log p(\{\bullet, \bullet\}) = \theta(\{\bullet, \bullet\}) + \theta(\{\bullet\}) + \theta(\{\bullet\}) + \theta(\emptyset)$$

- 確率分布をベクトルとして表示:

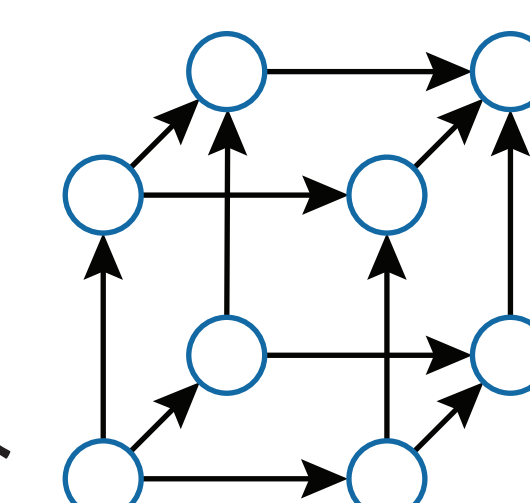
$$P = (0, 0, \dots, 0, 0, 0, \dots, 0) \rightarrow \text{一様分布}$$

$$Q = (\hat{\eta}_1, \hat{\eta}_2, \dots, \hat{\eta}_{i-1}, 0, 0, \dots, 0)$$

$$R = (\hat{\eta}_1, \hat{\eta}_2, \dots, \hat{\eta}_{i-1}, \hat{\eta}_i, \hat{\eta}_{i+1}, \dots, \hat{\eta}_n) \rightarrow \text{経験分布}$$

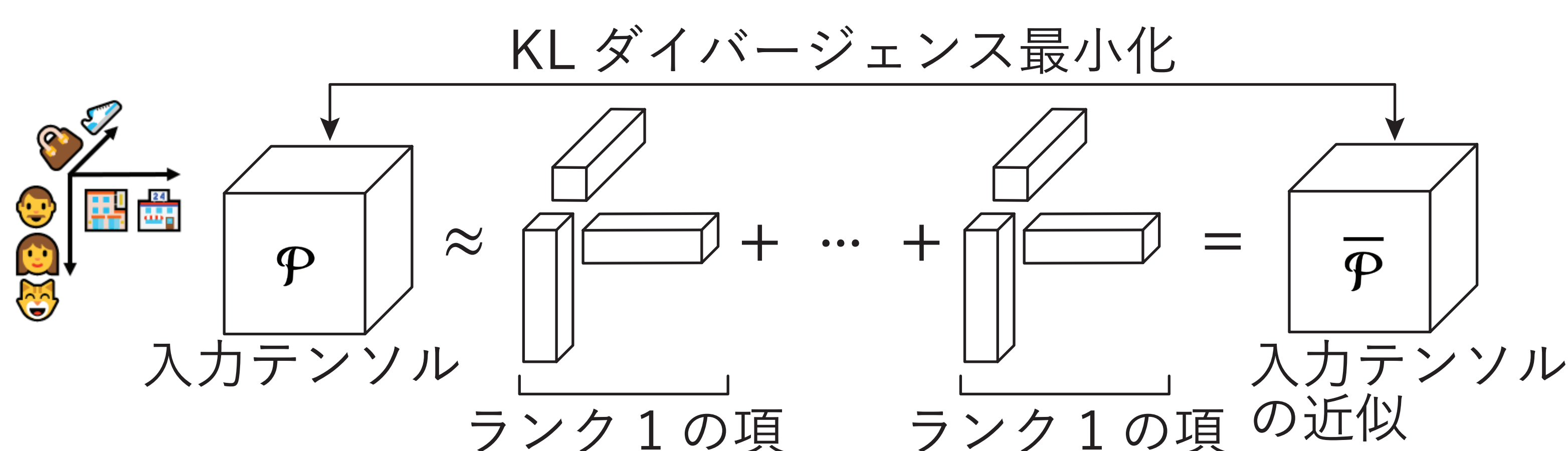
- θ への制約がモデル、 η への制約がデータ
- 両方の成約を同時に満たす分布Qが、「学習」によって得られる分布

→ テンソルへ



テンソル分解に対する応用例

テンソル分解



提案手法：テンソル多体近似

一体近似

$$P_{ijkl} = p_i^{(1)} p_j^{(2)} p_k^{(3)} p_l^{(4)}$$

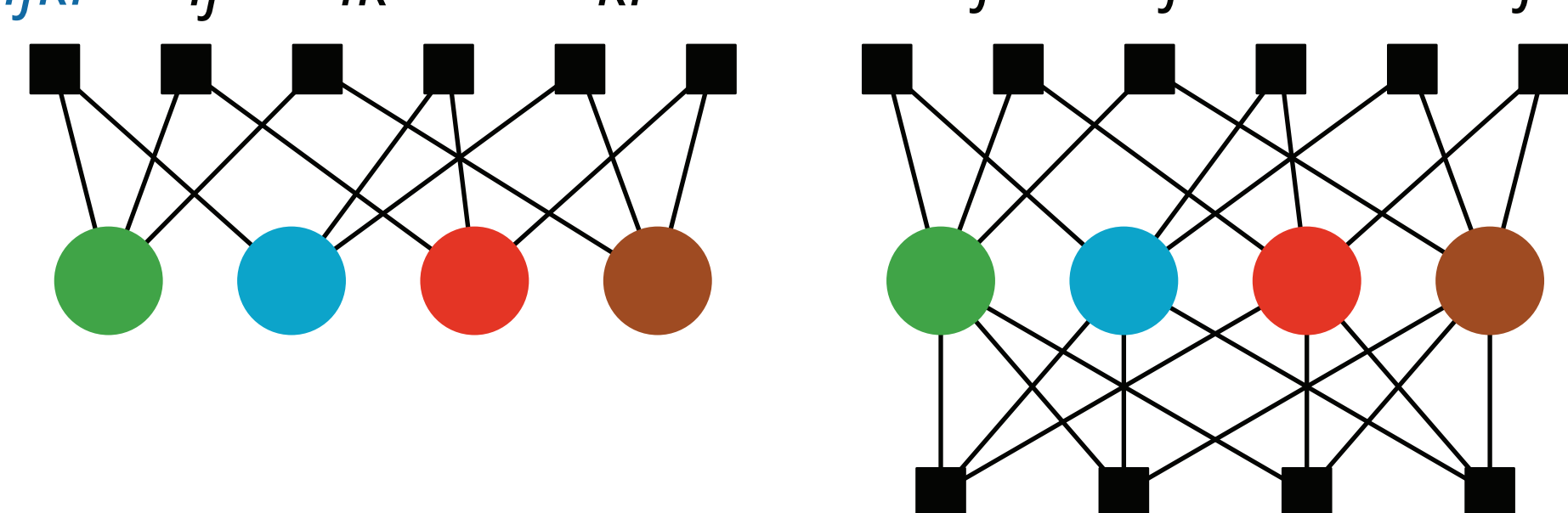
二体近似

$$P_{ijkl} = X_{ij}^{(12)} X_{ik}^{(13)} \dots X_{kl}^{(34)}$$

三体近似

$$P_{ijkl} = \chi_{ijk}^{(123)} \chi_{jil}^{(124)} \chi_{ikl}^{(134)} \chi_{jkl}^{(234)}$$

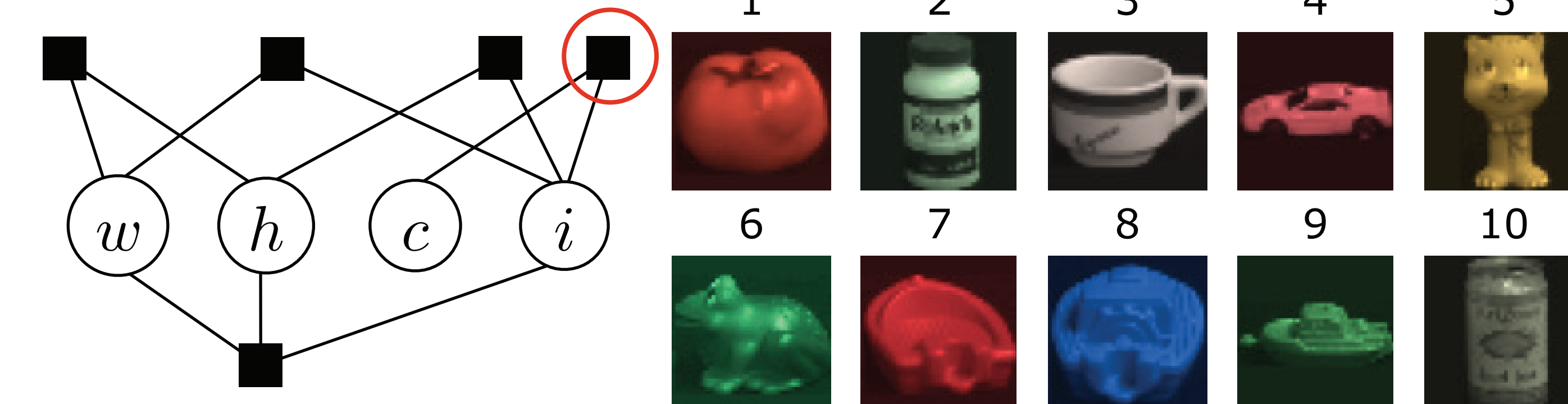
● ● ● ●
= ランク1近似
(平均場近似)



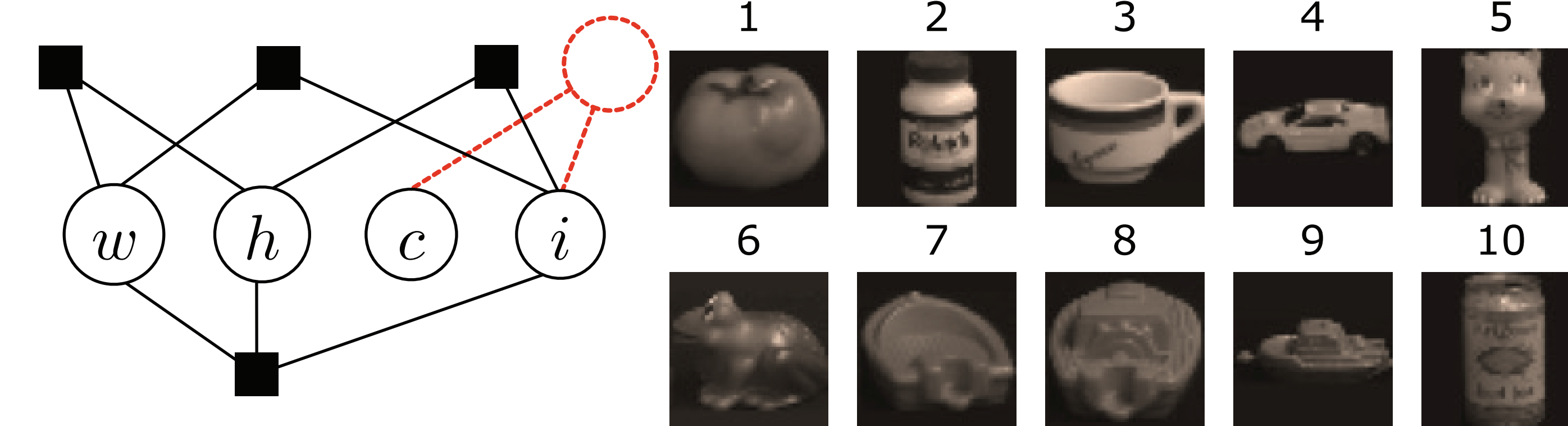
→ 表現力大

画像に対する実験結果の例

画像ごとに色が異なる



画像と色の間の相互作用を削除すると ...



Ghalamkari, K., Sugiyama, M., Kawahara, Y.,
Many-body Approximation for Non-negative Tensors,
NeurIPS2023