確率伝搬法の数理

渡辺 有祐 新機軸創発センター 特任研究員

【確率伝搬法とは】

グラフィカルモデル: "グラフ構造" をもった確率分布(の族)

グラフの頂点が確率変数(=確率的に変動する量)を表し、辺が確率変数 間の依存関係を表す. 数式で書くと,

$$p(\boldsymbol{x}) = \frac{1}{Z} \prod_{ij \in E} \psi_{ij}(x_i, x_j) \prod_{i \in V} \psi_i(x_i), \quad G = (V, E): \ \mathcal{J} \ \mathcal{\overline{T}} \ \mathcal{\overline{T}}. \tag{1}$$

(Vは頂点の集合, Eは辺の集合, x_i は頂点に乗った変数, ψ は確率的な 依存関係を表す正の関数, Zは規格化定数.)

応用例: 誤り訂正符号, 音声認識, 画像処理, 人工知能, 統計物理 な

しばしば応用上,周辺確率分布(1,2変数の確率分布)や規格化定数 Z が計算したい:

$$p_{ij}(x_i,x_j) := \sum_{\boldsymbol{x} \smallsetminus \{x_i,x_j\}} p(\boldsymbol{x}), \quad p_i(x_i) := \sum_{\boldsymbol{x} \smallsetminus \{x_i\}} p(\boldsymbol{x}), \quad Z := \sum_{\boldsymbol{x}} p(\boldsymbol{x}).$$

しかし、この定義通り計算しようとすると沢山の計算が必要になってしま う. (どんなに早い計算機を使っても追いつかない!!) なので、確率伝搬 法を利用して計算する.

確率伝搬法: グラフィカルモデルの周辺確率分布, 規格化定数を 高速に"(近似)計算する方法の一つ.

確率伝搬法は、局所的に"メッセージ"μをやり取りすることによって 計算を進める. 数式で書くと,

$$\mu_{j \rightarrow i}^{new}(x_i) \propto \sum_{x_j} \psi_{ij}(x_i, x_j) \psi_j(x_j) \prod_{k \in N_j \backslash i} \mu_{k \rightarrow j}(x_j),$$

メッセージの更新をこの式によって繰り返す. $(N_i$ は頂点iの近傍の頂点 たち.) 更新が収束したら、そこでのメッセージを使って、周辺確率分 布, 規格化定数を計算する. (詳細略)

研究課題: グラフがツリー(閉路がない)の時は厳密計算になる. 確率 伝搬法の性質は、閉路の存在によって、難しくなる. 閉路の存在はど のようにして影響してくるのだろうか.

【確率伝搬法は数理的に奥深い】

1. ベーテ近似との関係 (Yedidia et al, 2000) 確率伝搬法は、物理学で昔からよく知られているベーテ近似と関係が深い. 正確には、確率伝搬法の解はベーテ自由エネルギー関数 *F* の変分問 い. 正確には、確率伝搬法の解はベーテ自由 題として定式化できることが知られている.

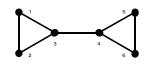
$$F(b) := -\sum_{i < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log \psi_{ij}(x_i, x_j) - \sum_{i < t} \sum_{j < t} b_i(x_i) \log \psi_i(x_i) + \sum_{i < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{i < t} (1 - d_i) \sum_{j < t} b_i(x_i) \log b_i(x_j) + \sum_{i < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{i < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{i < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{i < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{i < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{i < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{i < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{i < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{i < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{i < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{i < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{i < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{i < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{i < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{i < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{i < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{j < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{j < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{j < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{j < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{j < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{j < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{j < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{j < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{j < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{j < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{j < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{j < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{j < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{j < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{j < t} \sum_{j < t} b_{ij}(x_i, x_j) \log b_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{j < t} \sum_{j < t} b_{ij}($$

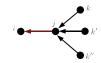
2. グラフのゼータ関数との関係 (Watanabe and Fukumizu, 2009) グラフのゼータ関数 ζ_G とは、グラフの特性量の一つ、グラフのある種の 閉路の効果をカウントしている. (特にグラフがツリーの時は閉路が存在 しないので、 $\zeta_G(u)=1$.) 確率伝搬法での閉路の影響はグラフのゼータ 関数を通じて表現される.

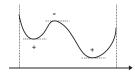
グラフのゼータ関数とベーテ自由エネルギー、そして確率伝搬法を結 び付ける公式:

3. 情報幾何との関係 (Ikeda et al, 2004)

確率伝搬法は情報幾何の方法を用いて解釈することができる. そのよう な視点から、確率伝搬法の近似誤差の解析等ができる.







【最近の話題】

最近得られた結果について解説する.以下では, $x_i \in \{\pm 1\}$ (バイナ リ、2値) とする. (このとき、 $\psi_{ij}(x_i,x_j) = \exp(J_{ij}x_ix_j)$ として一般性を 失わない. $J_{ij} \geq 0$ だと、隣り合う変数の値がそろいやすくなる.)

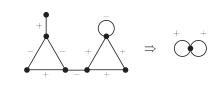
【1. 解の一意性】

確率伝搬法の解(=更新式の固定点)は複数ありうる. (グラフがツリーの 時は常に解はただ一つなのだが、閉路があると解が沢山あることも.) 解の一意性が保証されるという好ましい性質をもつグラフのクラスを考 えよう. ここでは、 J_{ij} の符号の情報の下で、解の一意性問題を考える.

定理(おおざっぱな説明): Figure 1 のような符号付きグラフを"部分構 造"として持たないことが、確率伝搬法の解が常に一意的であること の必要十分条件.

【2. 不等式予想】

Attractive モデル $(J_{ij} \geq 0)$ の場合、規格化定数 Z とその確率伝搬法によ



予想: 任意の二部グラフGとそのM-被覆グラフ \tilde{G} に対し、 $\pi(p(\tilde{G})) \prec p(G)^M$ (3)

 $Z \geq Z_B$

が成立することが経験的に知られている。もしこれが証明されると、 Z_R を Zの(高精度かつ高速計算可能な)下限として安心して用いることがで

きる. この予想は以下の独立集合 (= independent set) に関する組み合わ

せ的な問題に帰着できることがわかった. (詳細は省略)

が成立する. ただしここで、pは多変数の独立集合族多項式、 π は被覆 グラフからの自然な射影、≤は多項式の各係数を比較して不等式が成 立することを意味する.

この予想の解決にチャレンジしてみませんか!?









る近似 Z_B の間に