

Soft Confidence Weighted Learning と ベイズ推定法を用いた 人間の知識獲得過程のモデル化

Modeling of Knowledge Acquisition Process using Soft Confidence Weighted Learning and Bayesian Inference

三留弘之[†]
Hiroyuki Mitome

荒井秀一[†]
Shuichi Arai

1. まえがき

人工知能を実現する上で機械学習法は重要な要素であり、認知科学の分野においてベイズ推定法は、人間の思考と類似していると考えられている [1]。ベイズ推定法は、1つのデータが与えられるたびに事前分布を更新していくオンライン機械学習法のひとつである。ベイズ推定法は高い汎化性能を目指した知識獲得を行っている。しかし、人間は高い汎化性能を目指した知識獲得を可能としていない。本来人間が行っている学習とは、特定の環境下でいままで蓄積してきた知識と今与えられた情報との整合性をとるように、知識を逐一修正するものである。また人間は、直前に与えられたデータに重きをおいた学習を行うはずである。そのため、ベイズ推定法とは学習の戦略が異なる。そこで本稿では、オンライン機械学習法のひとつである、Soft Confidence Weighted Learning(SCW)に着目した [2]。SCWを用いることで、ベイズ推定よりも、過去の知識を逐次的に更新し、近時記憶に重きをおいた、より人間らしい知識獲得過程のモデル化を目指す。

2. ベイズ推定と Soft Confidence Weighted Learning(SCW)

本稿では、データが従う分布を正規分布で仮定する。多変量正規分布におけるベイズ推定を行う上で、その共役分布である正規逆 Wishart 分布を事前分布として用いた。ベイズ推定法はこの事前分布を更新していくことで、学習を行っていく。時刻 t に、入力データ \mathbf{x}_t と与えた時の、多次元正規分布のベイズ推定における共役事前分布のパラメータの更新則は式 (1), (2), (3), (4) となる。

$$\gamma_{t+1} = \gamma_t + 1 \quad (1)$$

$$\epsilon_{t+1} = \epsilon_t + 1 \quad (2)$$

$$\delta_{t+1} = \frac{\gamma_t \delta_t + \mathbf{x}_t}{\gamma_t + 1} \quad (3)$$

$$\Psi_{t+1} = \Psi_t + \gamma_t \delta_t \delta_t^T + \mathbf{x}_t \mathbf{x}_t^T - \frac{1}{\gamma_t + 1} (\gamma_t \delta_t + \mathbf{x}_t) (\gamma_t \delta_t + \mathbf{x}_t)^T \quad (4)$$

また、未知入力 \mathbf{x}^* の生起確率を求める式は式 (5) となる。

$$p(\mathbf{x}^*) = \frac{1}{\pi^{d/2}} \frac{|\Psi_t|^{\epsilon_t/2} \Gamma_d[\epsilon_{t+1}/2] \gamma_t^{d/2}}{|\Psi_{t+1}|^{\epsilon_t/2} \Gamma_d[\epsilon_t/2] \gamma_{t+1}^{d/2}} \quad (5)$$

式 (5) の各パラメータは、式 (3), (4) の \mathbf{x}_t を \mathbf{x}^* に置き換えたものである。次に SCW は線形分類器の一種で、重みベクトルが正規分布に従うと仮定して、この

正規分布を更新することで学習を行う。重みの正規分布のパラメータ (μ, Σ) の更新則は式 (6), (7) となる。

$$\mu_{t+1} = \mu_t + \alpha_t y_t \Sigma_t \mathbf{x}_t \quad (6)$$

$$\Sigma_{t+1} = \Sigma_t - \beta_t \Sigma_t \mathbf{x}_t \mathbf{x}_t^T \Sigma_t \quad (7)$$

この時 α_t, β_t は式 (8), (9) となる。

$$\alpha_t = \min \left\{ C, \max \left\{ 0, \frac{1}{v_t \zeta} (-m_t \psi + \sqrt{m_t^2 \frac{\phi^4}{4} + v_t \phi^2 \zeta}) \right\} \right\} \quad (8)$$

$$\beta_t = \frac{\alpha_t \phi}{\sqrt{u_t} + v_t \alpha_t \phi} \quad (9)$$

ただし、 $u_t, v_t, m_t, \phi, \psi, \zeta$ は、

$$u_t = \frac{1}{4} (-\alpha_t v_t \phi + \sqrt{\alpha_t^2 v_t^2 \phi^2 + 4v_t})^2$$

$$v_t = \mathbf{x}_t^T \Sigma_t \mathbf{x}_t$$

$$m_t = y_t (\mu_t \cdot \mathbf{x}_t)$$

$$\phi = \Phi^{-1}(\eta)$$

$$\psi = 1 + \frac{\phi^2}{2}$$

$$\zeta = 1 + \phi^2$$

となる。ただし Φ^{-1} は、正規分布の逆累積分布関数である。ハイパーパラメータである、 C と η は参考文献 [2] をもとに実験的に定めた。

3. 多クラスの識別方法

多クラスの識別を行うために、ベイズ推定法、SCW ともに、クラス数分の正規分布を用意する。各分布に特徴量ベクトルを与えて、ベイズ推定法の場合は、式 (5) の値が最大になるもの、SCW の場合は、正規分布の平均ベクトルと特徴量ベクトルとの内積が最大になるもののクラスを識別結果とする。

4. 人間の知識獲得過程のモデル化の実験

SCW がベイズ推定法よりも過去の知識を逐次的に更新でき、近時記憶に重きをおいた知識獲得の過程を再現できることを示す。今回の実験には、UCI の Letter Recognition Data Set を用いた [3]。このデータセットは、大文字の A~Z の計 26 種類の文字から成るもので、各文字は 16 次元の特徴量で表現されている。なお、実世界では全く同じデータは観測できないものと考え、各学習データは計算機に一度だけ与えることができるものとした。また与える順番はランダムであり、データセットに対して標準化の処理を行った。

[†]東京都市大学大学院 工学研究科
Graduate School of Engineering, Tokyo City University

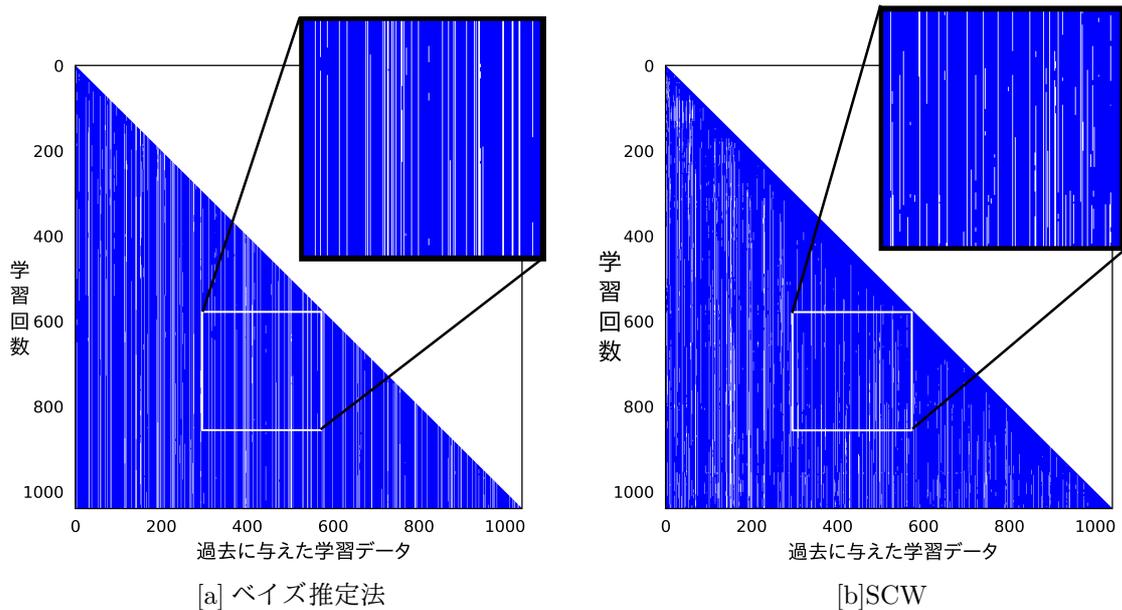


図 1: 過去の学習データに対する識別結果の変化

4.1. 過去の学習データに対する識別結果の変化

学習データをひとつずつ与えて学習を行い、学習後今までの学習に用いた全ての学習データに対しての識別を行う。これにより、過去に獲得した知識が学習回数を重ねるごとにどのように変化するかを確認する。この実験をベイズ推定で行った場合、SCWで行った場合を図1に示す。図1は、縦軸が学習回数、横軸が過去に与えてきた学習データを意味する。画像の各ピクセルは、現在の学習を終わらせた時点で、過去の学習データに対して正しく推定できた場合は色を塗り、誤った場合は色を塗らず、白で表現した。図1[a]から、ベイズ推定法は色のついた面積が大きく、また白い線が縦方向比較的に途切れず伸びていることが確認できる。これは、ベイズ推定法が安定した学習を行っているが、過去に誤った知識は学習データ数が増えなくても更新されにくいことを意味する。対して図1[b]から、SCWはベイズ推定法に比べて、白い線が縦方向に途切れ途切れにある箇所が多く、これは学習データが与えられるたびに、過去の知識を更新していることを意味する。これによりSCWはベイズ推定法よりも、人間のよう過去の知識を逐次的に更新することが確認できた。

4.2. 近時記憶における正解率

図1において、近時記憶とは、斜めの直線の近傍にあるピクセルを意味する。近傍にある色のついたピクセルが多いほど、最近与えられたデータに対する精度が良い識別を行っていることを意味する。近時記憶における正解率を図2に示す。図2は、横軸が現在から過去N件のデータを評価することを意味し、縦軸は正解率を意味する。ベイズ推定法は与えられたデータの順番に依存しない学習を行うため、Nの数が増えても常に安定した正解率を維持していることが確認できる。対してSCWは、Nの値が小さい時ほど正解率が高く、Nの値が高くなるに連れて正解率が少しずつ低くなることを確認できる。これはSCWが最近与えられたデータほど精度の良い識別を行っていることを意味する。よってベイズ推定法よりも、近時記憶に重きをおいた知識獲得ができることが確認できた。

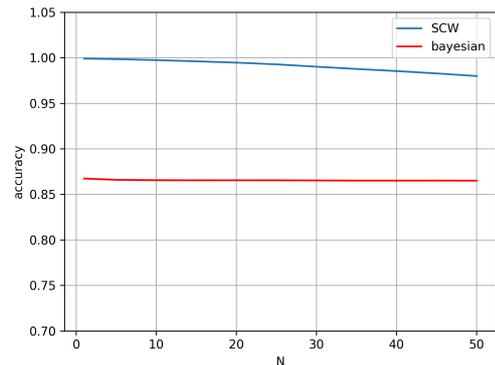


図 2: 近時記憶における正解率

5. 結論

本稿では、SCWがハイパーパラメータの設定によっては、ベイズ推定法よりも過去の知識を逐次的に更新し、近時記憶に重きをおいた知識獲得ができることを示した。今後、データ数をさらに増やした場合や他のデータセットを用いた場合の実験を行い、適切なSCWのハイパーパラメータを検討する。

参考文献

- [1] Erno Teglas, Edward Vul, Vittorio Girotto, Michel Gonzalez, Joshua B. Tenenbaum, and Luca L. Bonatti, Pure Reasoning in 12-Month-Old Infants as Probabilistic Inference, *Science*, 332:1054-1059, 2011
- [2] S.C.H.Hoi, J.Wang, P.Zhao, Exact Soft Confidence-Weighted Learning, *ICML*, 2012
- [3] Frey, P.W., and Slate, D.J., Letter recognition using Holland-style adaptive classifiers. *Machine Learning*, 6, pp.161-182, 1991.