

特集 「編集委員今年の抱負 2009：経系から横系まで」

転移学習に転移中

神寫 敏弘 産業技術総合研究所



こうした抱負も書くのも3度目である。前回書いた頃までは、順序変量が研究の中心だった。その後、2007年は翻訳 [Bishop 08] と解説 [神寫 08a] を書くのに消耗した。そのため、研究はあまり進展していなかったが、その間に暖めていたアイデアに2008年から取り組み始めた。これは、『飼いならし』と名づけた機械学習の問題で、転移学習の一分野である。うれしいことに、2008年度の本学会全国大会で優秀賞をいただいた [神寫 08b]。

それでは本題に移ろう。転移学習 (transfer learning) でまず大変なのは、呼び名が多いことである。ちょっと思いっただけで、帰納転移 (inductive transfer)、ドメイン適応 (domain adaptation)、マルチタスク学習、learning to learn, lifetime learning といろいろある。この混乱の原因の一つは、統一された形式的定義がないことだろう。だが、形式的ではないおおまかなコンセンサスとしては、次のもの [NIPS 05] が適切だと思う。

the problem of retaining and applying the knowledge learned in one or more tasks to efficiently develop an effective hypothesis for a new task

平たくいえば、ある問題を解くときに、別の関連した問題のデータや学習結果を使い回して、うまくやろうということである。最近では、Webなどで大量のテキストデータはかなり収集できるようになった。そのため、教師なしでつくれる言語モデルなどは格段に精度が向上した。一方、学習に教示情報が必要な場合、例えば音声認識の音響モデルや文書分類のモデルなどはさほどでもない。これは、教示情報付きの学習データは人手がかかるので、爆発的に増やせないためである。そこでどうにかしようと、周囲を見渡してみると、似ている問題のためにつくった過去のデータがいろいろある。ここで、もったいない精神を發揮し、これらのデータをリユースしようという流れがでてきていると思う。ECML/PKDD 2008でも単独でセッションがあり、ブレイクの予感がある。

という転移学習だが、上記のように形式的でない。その最大の理由は『問題が似ている』ことの定義にある。これは、転移学習の黎明期から最も重要な課題として認識されているが [Caruana 97]、未だに決定打はない。転移学習の研究をそこそこサーベイしてみたが、問題の類似性に関して統一した考えは見いだせなかった。おそらく問題の類似性を一つの物差しで測るのは無理ではないかと思う。機械学習手法がうまく働いて、良い結果が得られるには、使っているモデルが問題にフィットしていることが大切である。転移学習では、似ていることをどう仮定し、その仮定をどのように数学的モデルで表すか

ということが重要だと思う。これらを、転移仮定と転移モデルとそれぞれ呼んでおこう。転移する問題の間で、転移仮定と転移モデルが適切なら転移学習は成功し、不適切ならかえって悪くなる*1だろう。転移仮定だが、今のところ3種類ぐらいに分類できるように思う。一つ目は、問題間で共通の要因と、個別の要因があるという仮定である。ニューラルネットで中間層を共有する [Caruana 97] や、階層ベイズや混合モデルを使うといった転移モデルが該当するように思う。二つ目は、特徴空間が問題間でずれているというものである。文書分類だと対象コーパスによって重要な単語は異なり、ずれている。特徴選択で問題の部分空間を切り出したり [Daumé III 07]、距離尺度を変えたり、特徴空間を変換したりといった転移モデルは、この仮定に基づくように思う。最後は、特徴ではなく、転移元のデータには、目標問題のデータとそうでないものが混ざっているという仮定である。私の飼いならし (taming) [神寫 08b] はここに入ると考えている。ほかにも、訓練事例を重み付けする [Dai 07] ような転移モデルは、この転移仮定を具体化したものだと考えている。

今後の転移学習は、どんな転移仮定に基づくのかをもっと明確にするとともに、どういった状況が、どの転移仮定に合致するのかも調べていく必要があると思う。転移モデルと、学習自体のモデルとを分離して、状況に合わせて組み合わせるようにもしていかなくてはとも思う。以上、転移学習に転移中の神寫はこんなことを考えている。

◇ 参考文献 ◇

- [Bishop 08] Bishop, C. M., 監訳 元田 浩ほか, 翻訳 神寫敏弘ほか: パターン認識と機械学習 (上, 下) — ベイズ理論による統計的予測, シュプリンガー・ジャパン (2007, 2008)
- [Caruana 97] Caruana, R.: Multitask learning, *Machine Learning*, Vol. 28, pp. 41-75 (1997)
- [Dai 07] Dai, W., Yang, Q., Xue, G.-R. and Yu, Y.: Boosting for transfer learning, *Proc. 24th Int. Conf. on Machine Learning*, pp. 193-200 (2007)
- [Daumé III 07] Daumé III, H.: Frustratingly easy domain adaptation, *Proc. 45th Annual Meeting of the Association of Computational Linguistics*, pp. 256-263 (2007)
- [神寫 08a] 神寫敏弘: 推薦システムのアルゴリズム (1)-(3), 人工知能学会誌, Vol. 22, No. 6-Vol. 23, No. 2 (2007-2008)
- [神寫 08b] 神寫敏弘, 濱崎雅弘, 赤穂昭太郎: 飼いならし—飼育・野生混在データからの学習, 人工知能学会全国大会 (第22回) 論文集, 2D1-3 (2008)
- [NIPS 05] NIPS 2005 Workshop — Inductive Transfer: 10 Years Later, <http://iitrl.acadiau.ca/itws05/>

*1『負の転移 (negative transfer)』という。