

Corpus Sharing: 異なるアノテーション体系への自動変換手法

荒牧英治†

† 東京大学 知の構造化センター

eiji.aramaki@gmail.com

1 はじめに

アノテーション・コーパスは言語処理の基礎的リソースであり、毎年多くのコーパスがリリースされている。それらのいくつかは非常に類似した目的をもつが、アノテーション・カテゴリ(以下カテゴリ)が異なるため、それらを併せて用いることができないことが多い。

例えば、固有表現抽出では MUC スタイルのアノテーション(7種類のカテゴリ)を採用したコーパスが多いが、IREX では <人工物> が扱われ、カルテ・コーパス [6] では、<人名> が <患者名> と <医師名> に細分化されている。また、Sekine 等は百以上の階層化した固有表現カテゴリを提案している [5]。このようなカテゴリの差異がある場合、複数のコーパスを併せて使用することは困難である。

この問題に対応するため、本稿では、異なるカテゴリを持つ2つのコーパスを相互に変換する手法を提案する。提案手法は次の2つのステップからなる。

STEP1: まず、両コーパスでそれぞれ学習器のトレーニングを行う。次に、学習器はそれぞれ相手側のコーパスでラベルを予測する。予測されたラベルはオリジナルのラベルと比較され差異があれば、その箇所に新ラベルを与える。

例えば、図 1 左のような2つのコーパスが与えられたとする (Corpus-A は “o” と “x” のラベル; Corpus-B は “o” と “+” のラベルを持つ)。ラベルの差異のため、ラベルの衝突 (A:B)=(o:+) または (x:+) が起き、これらに対して、新ラベルを付与する (例えば (A:B)=(o:+) に “△”; (A:B)=(x:+) に “*”)。

この際、オリジナルのラベルを復元できるように “△” は Corpus-A の “o” に、Corpus-B の “+” に対応するといったマッピングを作成しておく。

STEP2: STEP1 で得られた新ラベルを持つコーパ

スを用いて、再び、学習器をトレーニングし、相手側コーパスのラベルを推定する。もし、推定が誤り、かつオリジナルのラベルが復元できる場合はコーパスのラベルを書き換える。

例えば、Corpus-B の “*” を Corpus-A 由来の学習器が “△” だとミスプレディクトしたとする。△ はそもそも Corpus-B では * を意味していたため、この両ラベルの違いはオリジナルラベルへの復元を損ねない。この場合、Corpus-B の “*” を “△” と書き換える。

上記の処理で、提案手法は両コーパスに対して元のラベルに変換可能な新ラベルを付与し、併用を可能とする。

2 提案手法

表記の簡便のため、本稿ではコーパスのインスタンス列を $X = (x_1 \dots x_n)$ 、インスタンスのラベル列を $Y = (y_1 \dots y_n)$ 、コーパスを $(X : Y) = (x_1 : y_1) \dots (x_n : y_n)$ と記述する。学習器は $f(x_i) : x_i \mapsto y_i$ を学習する。

解くべきタスクは、2つのコーパス (Corpus-A ($X_a : Y_a = (x_{a1} : y_{a1}) \dots (x_{an} : y_{an})$) と Corpus-B ($X_b : Y_b = (x_{b1} : y_{b1}) \dots (x_{bm} : y_{bm})$)) が与えられた際に、ラベルの互換性がもっとも高い新しいラベル列 (Y'_a と Y'_b) を両コーパスに付与することである。ラベルの互換性は、未知のインスタンス X に対しての一致率 (i.e., $f_a(X) = f_b(X)$) にて観測することができる。

このラベル付与には次のような制約がある。新しいラベル (Y'_a と Y'_b) はオリジナルのラベル (Y_a と Y_b) に復元できなくてはならない。これはオリジナルのラベルはそれぞれのコーパスのポリシーにて作成されているため、保存される必要があるからである。

提案手法は次の2つのステップからなる。

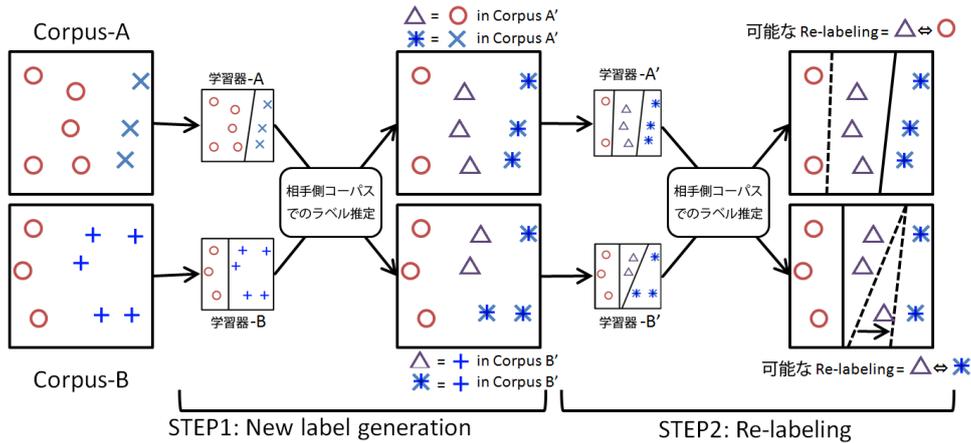


図 1: 提案手法の流れ.

STEP 1: 新ラベルの生成

まず, 2つの学習器をそれぞれのコーパスでトレーニングし $f_a : X_a \mapsto Y_a$ と $f_b : X_b \mapsto Y_b$ を得る.

次に, それぞれの学習器が他方のコーパスでラベルを推定する. もし, 推定誤り (オリジナルのラベルと推定されたラベルが異なる) が起こると (i.e., $F_a(x_{bi}) \neq y_{bi}$ または $F_b(x_{ai}) \neq y_{ai}$), その異なりを新ラベル候補とする.

最後に, 新ラベル候補を用いて, 両コーパスで学習器を訓練しなおし, 未知なデータ (テストセット) に対して, 両学習器がラベル推定を行う. もし, 両学習器の推定したラベルの一致率が低いならば, そのラベルは学習困難であり, 不適切なラベル (ノイズ) の可能性が高い. そこで一致率が閾値 (後述する実験では 40% と設定した) よりも高いラベルを採用し, 採用されなかった新ラベル候補は, 採用されたラベルセットのうち最も確率の高いラベルに置換した*.

STEP 2: ラベル修正

より正確にラベルの性質を一致させるために, 本ステップではラベルの修正を行う. まず, 再び新しい学習器をそれぞれのコーパスでトレーニングする ($f'_a : X_a \mapsto Y'_a$ and $f'_b : X_b \mapsto Y'_b$). 次に, Step 1 と同様に相手側コーパスのラベルを推定する. もし, 推定されたラベル $f'_b(x_{ai})$ とコーパスのラベル y'_{ai} が異なりかつ, 両者 ($f'_b(x_{ai})$ と y'_{ai}) が同じラベルにマッピ

*この置換を効率よく行うために, あらかじめ n-best 解を推定しておく.

表 1: 学習器の素性.

語彙
POS
suffix (1..2 文字)
prefix (1..2 文字)
case (大文字, 小文字, 両方)
length (# of characters)
時間 / 日付表現に関するアドホックな素性

* POS が付与されていないコーパスに対しては, タガー [7] により POS を付与した.

ングされているならば, コーパスラベルを推定されたラベル $f'_b(x_{ai})$ に修正する.

3 実験

2種類の実験 (擬似的なコーパスを用いた実験と実際のコーパスを用いた実験) を行った.

3.1 疑似コーパスでの実験

【実験設定】CoNLL02 トレーニングセット (2カ国語; NED と ESP) [†] を 2 分割し, 図 2 の処理にて疑似的にアノテーションが異なるコーパスを生成した.

トレーニングにあたっては前後 2 語の表 1 の素性を用い, CRF++[‡] を用いて学習を行った.

【比較手法と評価】次の 3 つの手法を比較した.

1. ORG: オリジナルのコーパスのみ,

[†]<http://www.cnts.ua.ac.be/conll2002/ner/>

[‡]<http://www.chasen.org/taku/software/CRF++/>

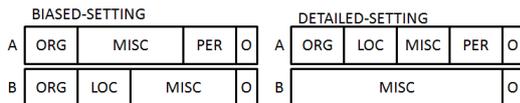


図 2: 擬似的に生成されたコーパス.

BIASED 設定: Corpus-A のすべての LOC を MISC に置換し, Corpus-B のすべての PER を MISC に置換する.
DETAILED 設定: Corpus-B のすべての ORG, LOC と PER を MISC に置換し, Corpus-A はそのまま用いる.

表 4: 各コーパスのアノテーション

MUC	CONLL	I2B2
ORGANIZATION	ORG	HOSPITAL
LOCATION	LOC	LOCATION
PERSON	PER	DOCTOR
TIME	MISC	PATIENT
DATE		DATE
MONEY		ID
PERCENT		
153,660 語	219,553 語	220,209 語

- TRANS**: STEP1 にて新ラベルをふった両方 (corpusA および B) のコーパスを用いる,
- TRANS+**: STEP2 にて新ラベルをふった両方のコーパスを用いる (提案手法).

評価にあたっては, Corpus-A または B のラベルセットに変換し, 各コーパスのテストセットを用いて行った (したがって, 2 通りの精度が得られる).

【結果】実験の結果 (表 2 と表 3), 多くの指標で TRANS+ がもっとも精度が高い. このことは, 理想的な状態では提案手法で相手側のコーパスを用いる利得が, ラベル数の増加や推定誤り (ノイズ) による損失を上回ることを示している.

生成されたラベルは, BIASED 設定では *-MISC-vs-B-LOC や *-PER-vs-*-MISC が生成され, DETAILED 設定では *-ORG-vs-*-MISC, *-LOC-vs-*-MISC や *-PER-vs-*-MISC が生成された. 擬似的に置換されたラベルを元に復元できていることがわかる.

3.2 実際のコーパスでの実験

【実験設定】次の 3 種類のコーパスでの実験を行った: (1)MUC: MUC6 と MUC7 の NE コーパス[§],

[§]http://www-nlpir.nist.gov/related_projects/muc/

(2)CONLL: CoNLL2003 の英語 NER コーパス[¶], (3)I2B2: カルテ文章の個人情報匿名化コーパス^{||}. 各コーパスにアノテーションされたカテゴリを表 4 に示す.

学習器は Averaged Perceptron [1] (AP), Passive Agressive [2] (PA), Confidence Weighted [3] (CW) の 3 手法** を比較した. トレーニングにあたって, 前節と同じ素性にてタグ毎に one-vs-rest 法を用いた. 実験では ORG と TRANS+ を F 値で評価した.

【結果】結果を表 5(AP), 表 6(PA) と表 7(CW) に示す. 提案手法により, CONLL+MUC (CW, MUC スタイル側の評価) が精度向上見せたが, 他の場合は精度が下がる傾向があった.

例えば, MUC コーパスとの組み合わせ, AP, PA では提案手法は大きく精度を下げた. これらの設定では, そもそもの推定精度が低い (例えば AP-ORG や PA-ORG) 場合が多い. この事実から, 提案手法が働くためには, ある程度の推定精度が必要であると考えられる.

また, I2B2 との組み合わせも精度を得られなかった. この原因は, I2B2 コーパスと他のコーパスの間にある次の差異が原因だと思われる:

- カテゴリの差異: カルテ独自のカテゴリ (医師名 DOCTOR, 患者名 PATIENT など) が新聞に出現する頻度は少ない.
- スタイルの差異: カルテで頻出する日付表現 DATE スタイル (「11/23/04」など) が新聞で出現する頻度は少ない. 逆に, 新聞で出現する現時点からの相対的な日付表現 (「Last Saturday」など) がカルテに出現する頻度は少ない.

3.3 考察

3.1 節の疑似コーパスを用いた実験では, 理想的な状態では, 提案手法は高い精度でラベル変換が行え, 相手側コーパスを用いて対象コーパスの精度を向上させることが分かった.

3.2 節の実際のコーパスを用いた実験では, 提案手法の 2 つの限界が示唆された. (1) 十分な精度でラベルを推定できない場合, 提案手法は精度を得られない. (2) 対象となるコーパスのカテゴリ/スタイルが大きく異なる場合は, 提案手法は精度を得られない.

[¶]<http://www.cnts.ua.ac.be/conll2003/>

^{||}<https://www.i2b2.org/NLP/>

**<http://code.google.com/p/oll/>

表 2: BIASED 設定結果.

		ORG	TRANS	TRANS+
(Corpus-A)	NED P	0.757	0.762+++	0.765+
	R	0.728	0.732	0.737
	F	0.742	0.747	0.751
(Corpus-B)	NED P	0.759	0.771+++	0.774
	R	0.734	0.741	0.744
	F	0.747	0.756	0.758
(Corpus-A)	ESP P	0.748	0.764+++	0.773+++
	R	0.742	0.757	0.765
	F	0.745	0.760	0.769
(Corpus-B)	ESP P	0.743	0.747+++	0.749
	R	0.733	0.740	0.743
	F	0.738	0.743	0.746

表 3: DETAILED 設定結果.

		ORG	TRANS	TRANS+
(Corpus-A)	NED P	0.727	0.726	0.730+++
	R	0.698	0.703	0.707
	F	0.712	0.714	0.718
(Corpus-B)	NED P	0.909	0.917+++	0.920+++
	R	0.882	0.887	0.891
	F	0.895	0.901	0.905
(Corpus-A)	ESP P	0.742	0.746+++	0.749
	R	0.732	0.744	0.747
	F	0.737	0.745	0.748
(Corpus-B)	ESP P	0.908	0.918+++	0.920
	R	0.909	0.913	0.915
	F	0.907	0.915	0.918

Corpus-A と Corpus-B は用いたテストセットを示す (それぞれタグのカテゴリが異なる) . + は McNemar 検定 [4] での統計的有意を示す (TRANS は ORG と比較 ; TRANS+ は TRANS と比較 ; +++: $p < 0.01$, ++: $p < 0.05$, +: $p < 0.1$) (適合率でのみ調査した) . 太字は最高の値を示す .

表 5: AP の結果.

CONLL	63.61	+MUC	63.41
		+I2B2	63.10
MUC	56.34	+CONLL	55.42
		+I2B2	56.46
I2B2	74.30	+MUC	74.00
		+CONLL	66.82

表 6: PA の結果.

CONLL	61.89	+MUC	60.02
		+I2B2	61.80
MUC	55.25	+CONLL	55.28
		+I2B2	52.85
I2B2	67.73	+MUC	67.37
		+CONLL	67.20

表 7: CW の結果.

CONLL	80.50	+MUC	81.58
		+I2B2	80.57
MUC	66.96	+CONLL	66.17
		+I2B2	64.27
I2B2	81.87	+MUC	81.88
		+CONLL	80.50

上記のような制限はあるものの提案手法はコーパスラベルを変換する差異のツールとしては有用であろうと考えている .

3.4 今後の課題

今後の課題としては次の 3 つが考えられる . まず , 本研究は提案手法の理論的裏付け / 数学的定式化を欠いており , 新ラベル生成のための閾値 (TH) などアドホックに設定している . これを補足することが第一の課題である .

次に , 本研究では NE タスクを扱ったが , 他のラベル付きコーパスを用いたタスク (文章分類や依存構造解析) などにおいても提案手法が適応可能かどうかの調査も必要である .

最後に , 提案手法は複数回のトレーニング / テストの繰り返しが必要で , 計算コストが大きい . 今後の高速化が求められる .

4 おわりに

本稿は , 異なるラベルをもつコーパスを同じコーパスに変換する手法を提案した . 手法はあらゆるラベル付きコーパスに適応可能な汎用的なものである . 実験では , 理想的な状態で提案手法が有効であること , ま

た , 有効でない場合の条件を実証的に示した . 本手法を用いることで , 今後 , コーパス変換 / 併用の効率が上がることを期待している .

参考文献

- [1] Michael Collins. Discriminative training methods for hidden markov models: theory and experiments with perceptron algorithms. In *Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP2002)*, pp. 1–8, 2002.
- [2] Koby Crammer, Ofer Dekel, Joseph Keshet, Shai Shalev-Shwartz, and Yoram Singer. Online passive-aggressive algorithms. *The Journal of Machine Learning Research*, Vol. 7, pp. 551–585, 2006.
- [3] Mark Dredze, Koby Crammer, and Fernando Pereira. Confidence-weighted linear classification. In *Proceedings of the International Conference on Machine Learning (ICML2008)*, pp. 1–8, 2008.
- [4] L. Gillick and SJ Cox. Some statistical issues in the comparison of speech recognition algorithms. In *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, pp. 532–535, 1989.
- [5] Satoshi Sekine, K. Sudo, and C. Nobata. Extended named entity hierarchy, 2002.
- [6] Sibanda Tawanda and Uzuner Ozlem. Role of local context in automatic deidentification of ungrammatical, fragmented text. In *Proceedings of the Human Language Technology conference and the North American chapter of the Association for Computational Linguistics (HLT-NAACL2006)*, pp. 65–73, 2006.
- [7] Yoshimasa Tsuruoka and Jun'ichi Tsujii. Bidirectional inference with the easiest-first strategy for tagging sequence data. In *Proceedings of HLT/EMNLP*, pp. 467–474, 2005.