

# 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・カテゴリー(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。

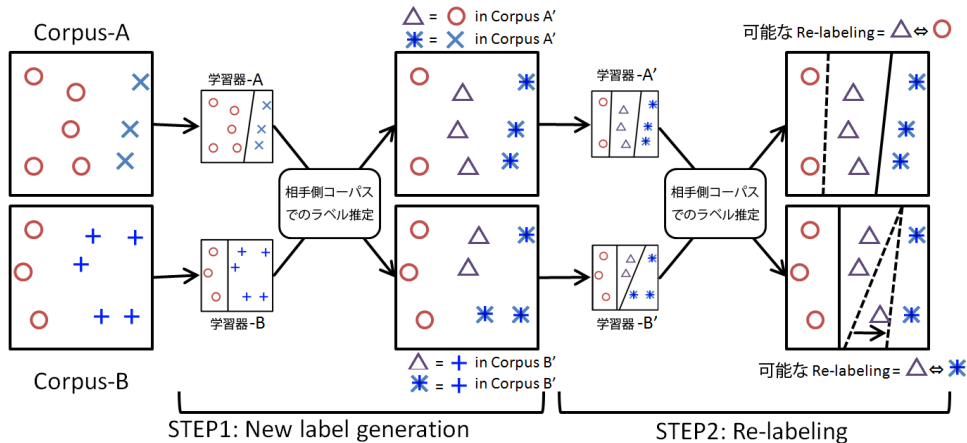


図 1: 提案手法の流れ.

## 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, 両学習器の推測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ング

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] 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) <sup>†</sup> 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++<sup>‡</sup> 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,

\*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.

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

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

BIASED-SETTING					DETAILED-SETTING					
A	ORG	MISC	PER	O	A	ORG	LOC	MISC	PER	O
B	ORG	LOC	MISC	O	B	MISC				O

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

2. **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,

3. **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<sup>§</sup>,

<sup>§</sup>[http://www-nlpir.nist.gov/related\\_projects/muc/](http://www-nlpir.nist.gov/related_projects/muc/)

(2)CONLL: CoNLL2003 の英語 NER コーパス<sup>¶</sup>, (3)I2B2: カルテ文章の個人情報匿名化コーパス<sup>||</sup>. 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:

1. 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.
2. 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.

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

<sup>||</sup><https://www.i2b2.org/NLP/>

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

表 2: BIASED 設定結果.

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

表 3: DETAILED 設定結果.

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

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	<b>81.58</b>
		+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 .

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 .

### 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

## 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.