

法律文書の自然言語処理 (自然言語処理班)

—国際コンペティションCOLIEEの開催と参加を題材に—
日本法社会学会ミニシンポジウム

狩 野 芳 伸
Yoshinobu Kano
静岡大学 情報学部
行動情報学科



国立大学法人
静岡大学



Kano Laboratory

National University Corporation
Shizuoka University ¹

COLIEE: 法律文書の自動処理タスク

- COLIEE (Competition of Legal Information Extraction/Entailment)
 - 具体的なタスクの共有による法律文書処理研究コミュニティ形成が目標
 - 毎年国際コンテスト型ワークショップとして開催
 - COLIEE 2015, 2016, 2017, 2018, 2019, 2020, 2021, 2022
 - 2017, 2019, 2021 は法律とAIのトップカンファレンス ICAILの併設WS
 - ほかは人工知能学会国際シンポジア JURISIN の併設WS
 - 2022は未発表(来月開催)のため、それ以前の内容をご紹介
 - オーガナイザー
 - 佐藤健(NII)、Randy Gooble, Mi-Young Kim, Juliano Rabelo, Yao Lu (U-Alberta), 狩野芳伸(静岡大), 吉岡真治(北大)

■ 概要と結果、課題点と手法の変遷をご報告

COLIEE: タスク概要

- 法律文書処理における情報抽出(IR)と含意関係認識
 - 大きく情報抽出と含意関係認識の2タスクに分割
 - Case Law (判例法、カナダ): Task1, Task2 (COLIEE 2018より新設)
 - カナダ連邦裁判所の判例DBを利用
 - vLex社の提供による
 - Statute Law (成文法、日本): Task3, Task4
 - 司法試験の民法短答式を利用
 - オーガナイザーは試験問題と法律条文を日英両言語で提供
 - 本発表ではこちらをご紹介

COLIEE Statute Law Tasks: 司法試験

- 我が国の司法試験のうち、民法短答式を利用
 - 短答式は多択解答(ほかに記述式もある)
 - 二択のYes/No質問応答に変換
- Task 3: 情報抽出
 - 与えられた問題文を解答するのに必要な条文を探す
- Task 4: 含意関係認識
 - 与えられた問題文の正誤を、与えられた民法条文(～Task3の結果に相当)を用いて答える
- # Task *: 質問応答
 - 与えられた問題文の正誤を民法条文に照らして答える

COLIEE: 知識源としての民法条文

■ 民法は1044条ある

- 法律条文は編・章・節・款・目の文書階層、条・項・号の階層的区分、()による見出しからなる

■ 例(民法冒頭部)

第一章 通則

(基本原則)

第一条 私権は、公共の福祉に適合しなければならない。

2 権利の行使及び義務の履行は、信義に従い誠実に行わなければならない。

3 権利の濫用は、これを許さない。

(解釈の基準)

第二条 この法律は、個人の尊厳と両性の本質的平等を旨として、解釈しなければならない。

COLIEE: 実際の短答式問題の例

- 多択式の問題を、各選択肢ごとにYes/Noの二択に変換
 - 英訳も作成
 - 下記は、「簡単な」問題例

抵当不動産を買い受けた第三者が、抵当権者の請求に応じてその抵当権者にその代価を弁済したときは、抵当権は、その第三者のために消滅する。

(平成26年民法短答式第14問選択肢工)

民法 第三百七十八条

抵当不動産について所有権又は地上権を買い受けた第三者が、抵当権者の請求に応じてその抵当権者にその代価を弁済したときは、抵当権は、その第三者のために消滅する。

COLIEE 2020: 訓練・評価データ

- Task3/4共通
- 訓練データ: 2006-2018年の短答式民事系問題より作成
 - 総計 768 クエリ
 - 毎年前年に使った評価データを訓練データとして追加
- 評価データ: 2019年を評価データとして利用
 - 総計 112クエリ
 - 毎年最新のものを実験データとする
- 評価手法
 - 情報抽出タスク: P, R, F2 (マクロ平均、複数正解あり)
 - 質問応答タスク: Accuracy

Task 3 (IR) 参加チームと結果

- 「簡単な問題」はおおむね解けている？
 - 問題文と条文の文字～単語オーバーラップが高い場合

sid	lang	return	retrieved	F2	Precision	Recall	MAP
LLNTU	J	122	84	0.659	0.688	0.662	0.760
JNLP.tfidf-bert-ensemble	E	104	76	0.553	0.577	0.567	0.662
cyber1	E	204	70	0.529	0.506	0.554	0.554
HUKB-1	J	250	75	0.516	0.420	0.591	0.569
CUBERT1	E	126	68	0.514	0.540	0.519	0.585
TRC3_1	J	159	65	0.501	0.456	0.536	0.598
OvGU_bm25	E	248	69	0.477	0.400	0.534	0.510
TAXLR3	E	230	64	0.455	0.439	0.509	0.506
GK_NLP	E	224	64	0.427	0.286	0.499	0.498
UA.tfidf	E	112	48	0.391	0.429	0.387	0.478
HONto_hybrid	E	162	36	0.282	0.254	0.299	0.014

COLIEE Task 4 の結果

- BERT系の深層言語モデルとそのアンサンブルを使った手法が上位

Team	L	#	Accuracy	Team	L	#	Accuracy
JNLP.BERTLaw	E	81	0.7232	KIS_3	J	61	0.5446
TRC3mt	E	70	0.6250	sim_neg.OvGU	E	61	0.5446
TRC3t5	E	70	0.6250	UEC1	J	61	0.5446
UA_attention_final	?	70	0.6250	taxi_BERTXGB	E	60	0.5357
UA_roberta_final	?	70	0.6250	UECplus	J	60	0.5357
KIS_2	J	69	0.6161	CUGIVEN	E	58	0.5179
llntu	J	69	0.6161	CUPLUS	E	58	0.5179
cyber	E	69	0.6161	linearsvm_no_ngram.HONto	E	57	0.5089
UA_structure	?	68	0.6071	POS_simneg.OvGU	E	57	0.5089
GK_NLP	?	63	0.5625	taxi_le_bigru	E	57	0.5089
linearsvm.HONto	E	63	0.5625	TRC3A	E	56	0.5000
JNLP.BERT	E	63	0.5625	UEC2	J	55	0.4911
KIS	J	63	0.5625	baseline_attention.OvGU	E	54	0.4821
linearsvm_no_ngram.HONto	E	62	0.5536	AUT99-BERT-MatchPyramid	E	52	0.4643
JNLP.TfidfBERT	E	62	0.5536	AUT99-LSTM-CNN-Attention	E	50	0.4464

開催を通じた分析～主な課題点

- 法律文書特有の構造
 - ～COLIEE 2019: 古典的な言語処理手法
- 絶対的なデータ量の不足
 - ～COLIEE 2020: 事前学習(転移学習)による深層言語モデル
 - ～COLIEE 2022: アンサンブル(システム結果の混合)
- 一般的な知識源(常識、世界の知識)の不足
 - ???

「古典的」な言語処理手法と深層学習

開催を通じた分析～主な課題点

- 法律文書特有の構造
 - ～COLIEE 2019: 古典的な言語処理手法
- 絶対的なデータ量の不足
 - ～COLIEE 2020: 事前学習(転移学習)による深層言語モデル
 - ～COLIEE 2022: アンサンブル(システム結果の混合)
- 一般的な知識源(常識、世界の知識)の不足
 - ???

「古典的」な言語処理手法と深層学習

本来は隅々まで「理解」が必要

H24-2-1

Proposition

Conditional Clause

制限行為能力者のした契約について、制限行為能力者及びその法定代理人が取消権を有するときは、契約の相手方も取消権を有する。

(With respect to contracts concluded by the person with limited capacity, if the person with limited capacity and the statutory agent have the right to rescind, the counterparty also has.)

Subject

Predicate

契約の相手方も取消権を有する。

Object

Subject

Predicate

制限行為能力者及びその法定代理人が取消権を有するときは、

Object

Set from Proposition:
{有する, 相手方, 取消権}

(has, the counterparty, the right to rescind)

Set from Conditional Clause :

{有する, 法定代理人, 取消権}
(have, the statutory agent, the right to rescind)

比較すべき述語の判定と発見

H26-22-

Subject

Object

贈与者は、贈与した特定物を引き渡すまでの間、善良な管理者の注意をもってその物を保存する義務を負う。

Predicate

(Until the completion of the delivery of a specific thing, the donor shall assume a duty to take custody of such property with due care of a prudent manager.)

Previous Set : { 負う, 義務, 贈与者 }
(assume, duty, the donor)

When “義務を負う (assume a duty / assume duties)” appears, we replace the word with a previous predicate and its corresponding object.

New Predicate

贈与者は、贈与した特定物を引き渡すまでの間、善良な管理者の注意をもってその物を保存する義務を負う。

Ignore this Clause

Subject

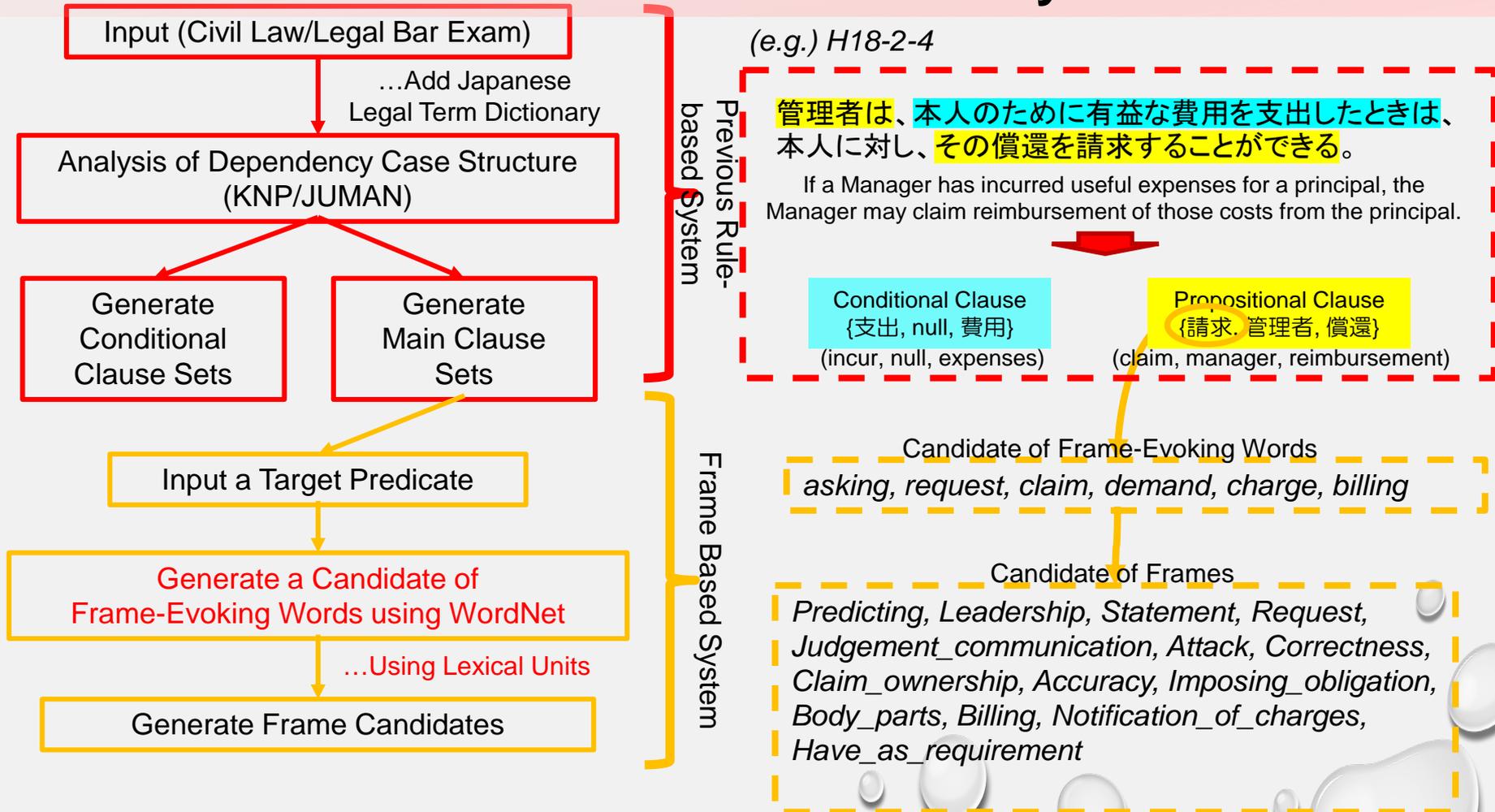
New Object

New Set : { 保存, 物, 贈与者 }

(take custody, property, the donor)

FrameNetによる抽象化・曖昧性解消

FrameNet: Semantical Hierarchical Lexical (predicate/arguments) Database manually created based on the Frame Semantics theory



PROLEG論理構造への変換

- 「100万円借りるが出世したら返す」という約束をした場合、出世しないことが確定したときには、借主は返還義務を免れる。(誤)
- 貸金返還請求権(貸主,借主,契約(消費貸借,貸主,借主,対象物,合意時),確定時)<=
合意(消費貸借,貸主,借主,対象物,合意時),
合意(出世払いの約束,貸主,借主,契約(消費貸借,貸主,借主,対象物,合意時)),
到来(出世しないことが確定,確定時).
- 主証(合意(消費貸借,貸主,借主,100万円,契約成立時)).
- 主証(合意(出世払いの約束,貸主,借主,契約(消費貸借,貸主,借主,100万円,契約成立時))).
- 主証(到来(出世しないことが確定,確定時)).
- 設問のような出世払い約款は、**不確定期限**である(と判例は解している):「出世した」か、「出世する見込みがなくなった」時点で返済しなければならない

開催を通じた分析～主な課題点

- 法律文書特有の構造
 - ～COLIEE 2019: 古典的な言語処理手法
- 絶対的なデータ量の不足
 - ～COLIEE 2020: 事前学習(転移学習)による深層言語モデル
 - ～COLIEE 2022: アンサンブル(システム結果の混合)
- 一般的な知識源(常識、世界の知識)の不足
 - ????

「古典的」な言語処理手法と深層学習

過去のCOLIEEシリーズとの比較

- 評価データは毎年異なるので直接の比較はできない
- 過去のベスト結果
 - 情報抽出(Task3)/質問応答(Task4)
 - COLIEE 2014: 0.660/0.658
 - COLIEE 2015: 0.552/0.658
 - COLIEE 2016: 0.626/0.557
 - COLIEE 2017: 0.632/0.717
 - COLIEE 2018: 0.696/0.637
 - COLIEE 2019: 0.549/0.683
 - COLIEE 2020: 0.659/0.723
- 議論
 - 評価データ数が少なく、評価値が安定していない？
 - 10ポイントぐらいの揺れがある？

深層言語モデルの事前学習

- どのタスクでも、正解付きデータが足りない
 - テキストはウェブ上に大量にある、ここから「正解」をつくれぬか？
- テキストの一部の単語を隠し(Mask)、周辺単語からあてるタスク
 - テキストがあればいくらでも正解付きデータを作れる！
 - I ??? that today is fine.
 - 私は???がよいと思います。
 - ほかに、次文予測など
- こうした方法で超大規模データから「汎用言語モデル」を事前学習し、タスク個別の小規模なデータで追加学習(ファインチューニング)するのがここ数年のAIの主流
 - 「日本語」を学ばせているようなもの
 - 人間が学ぶ時よりはるかに多くのデータが必要
 - 流暢な文章の生成までできるようになったが、支離滅裂な傾向
- 英語の法律文書で事前学習したモデルが成果(JNLP, COLIEE 2020)

単純な機械学習でできるか？

- End-to-end の教師付き機械学習だけでできるか？
 - 直接の訓練データが足りない
 - (ほとんど)過去問と同じ問題は、出題されないはず
 - では、訓練で何を学んでいるのか？表層的な類似ではないか？
 - 大量のデータでできるとしたら、ほとんど過去問と類似ということになり、法律の本質からして設定としても無意味？
 - カバーしたい事例が、過去の事例と「ほとんど同じ」ものばかりならそれでもよいかも
 - 実用的には、「根拠」「理由」が求められる
- 深い言語解析と「外部知識」が必要
 - 構文、意味、論理、抽象性、…
 - 法律の「理解」には、法律の専門知識、一般的な常識の双方において条文に書かれていない外部知識が必要
 - 問題文と解答のペアには、潜在的にも(十分)現れていない
- 特定の問題タイプにバイアスをかけた学習？

問題解答要素技術ごと統計(上位抜粋)

task	# prob	11	23	24	25	26	5	14	16	27	6	7	10	13	8	12	15
正解数		81	70	70	70	70	69	69	69	68	63	63	63	63	62	62	61
言語		E	E	E	E	E	E	J	J			E	E	J	E	E	J
条件	74	47	46	43	43	39	46	44	45	43	45	42	39	44	40	44	42
人物役割	48	35	29	25	30	30	29	29	29	26	22	25	25	24	24	26	24
人物関係	48	35	29	26	30	29	29	30	29	25	23	25	26	23	24	28	23
形態素解析	33	30	20	22	22	23	21	27	21	24	23	21	26	22	22	19	22
照応解析	23	17	15	15	14	16	12	15	14	13	13	11	14	13	12	10	14
曖昧性解消	1	1	0	0	0	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1	0	1
意味役割付与	14	9	9	11	9	9	9	9	10	8	6	5	8	8	5	9	7
動詞言換	41	32	25	26	23	20	25	26	27	22	20	20	24	21	19	21	20
一般辞書	16	12	7	9	10	10	11	9	9	12	9	7	11	9	8	9	9
述語項構造	73	57	45	47	45	48	47	45	46	44	38	39	41	40	39	37	38
否定形	69	47	46	40	45	41	48	40	41	42	35	40	34	42	37	37	40
法律事実関係	55	37	30	34	34	34	33	34	33	32	29	30	29	28	29	32	26
含意関係	20	16	11	11	12	11	9	11	12	11	12	12	7	12	12	11	12
係り受け	24	18	17	16	14	15	16	17	16	16	15	11	15	14	13	12	12
条文検索	12	7	6	9	7	6	6	9	9	5	8	3	9	3	3	10	4
一般言換	3	3	3	2	2	1	2	1	2	3	0	2	1	2	2	2	2
箇条書き	11	6	6	7	5	4	5	7	7	7	4	5	7	5	5	7	5
数値計算	1	0	1	0	1	1	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	20

アンサンブル(システム結果の混合)

- 性能評価が一次元にみえても、各システムの「得意分野」は異なる
 - うまく分担できれば、全体の性能は上がるはず
 - データが無限にあればおそらく必要ないが...
- 「アンサンブル」複数のシステム結果を混合して最終出力とする
 - たとえば、3つのシステムの結果から多数決で
- COLIEE 2021, 2022 で成果 (HUKB, KIS)
 - 深層学習で異なる学習データの結果混合
 - 異なる訓練試行の結果混合
 - 深層学習とルールベース(古典的手法)の混合
- 性能を上げる近道だが、根本的とはいえない

開催を通じた分析～主な課題点

- 法律文書特有の構造
 - ～COLIEE 2019: 古典的な言語処理手法
- 絶対的なデータ量の不足
 - ～COLIEE 2020: 事前学習(転移学習)による深層言語モデル
 - ～COLIEE 2022: アンサンブル(システム結果の混合)
- 一般的な知識源(常識、世界の知識)の不足
 - ???

「古典的」な言語処理手法と深層学習

一般的な知識源の不足

- 人間が自然と身に着けていく知識
 - 法律文書に現れるのは最終的な表現であって、背後にさまざまな知識、人間特有の知的構造がある
 - 機械は何兆ものデータを利用しているが人間は小規模でできる
- 「古典的な」言語処理と深層学習の融合を図るときか
 - 自然言語処理分野全体としても、次なるブレークスルーではないか
 - 「論理構造」「述語項構造」など
 - 深層学習は埋め込みベクトルを使っているが、もっと「決定的」な要素を含める など

今後のCOLIEEタスク設計

- 説明可能なAI
 - 参加者は短期間で実装させるため、安易な方向に走りがち
 - End-to-end で学習しておわり が多い
 - 結果が良かったとしても、実用につながるのか？ 本当にちゃんと解けているのか？
 - 根拠を示させるなど、「説明」の要素が入ったタスク設計をしたい
 - 正解の作成、自動評価基準をどうするか？ 説明箇所をあてさせる？
- COLIEEの目標を達成することは、**法律分野のみならず人間の知的能力を幅広くカバーする、人工知能分野の究極的な目標を包含する**
 - 今後も研究を続けていきたい