

共参照解析のための事象間 関係知識の一般化に向けて

は必要か？

井之上 直也, 杉浦 純,
Canasai Kruengkrai, 乾 健太郎
(東北大学)

The Winograd Schema Challenge

[Levesque+ 11]

次の3つの特徴を持つ代名詞照応解析の問題集

1. Easily disambiguated by the human reader
2. Not solvable by simple techniques such as selectional restrictions
3. Google-proof; that is, there is no obvious statistical test over text corpora that will reliably disambiguate correctly

Lions hunt zebras because they are hungry.

X is hungry → X hunt (more plausible)
X is hungry → hunt X

先行研究

- Rahman & Ng (12)
 - 先行詞候補の ranker を学習、約 59% の精度を達成
 - 特徴量:
 - 述語の選択選好性 (it barks → 先行詞は dog になりやすい)
 - スクリプト知識 (it died → 先行詞は shoot されやすい)
 - 評価極性 (it is bad → 先行詞は negative な言及がある)
- 杉浦ら (14), 井之上ら (14)
 - R&N のスクリプト知識の大規模化、及び使い方の改善により、精度向上を確認 (62% → 67%)
 - 使い方: スクリプト知識を獲得時の文脈付きで保持し、解析対象の文脈になるべく近い知識を優先的に適用する
 - 問題点: 知識の汎化を行っていないため、時間空間計算量の面で非効率的 (数億事例を保持・解析のたびに探索)
 - 課題: 解析性能を維持したまま知識をどう汎化するか？

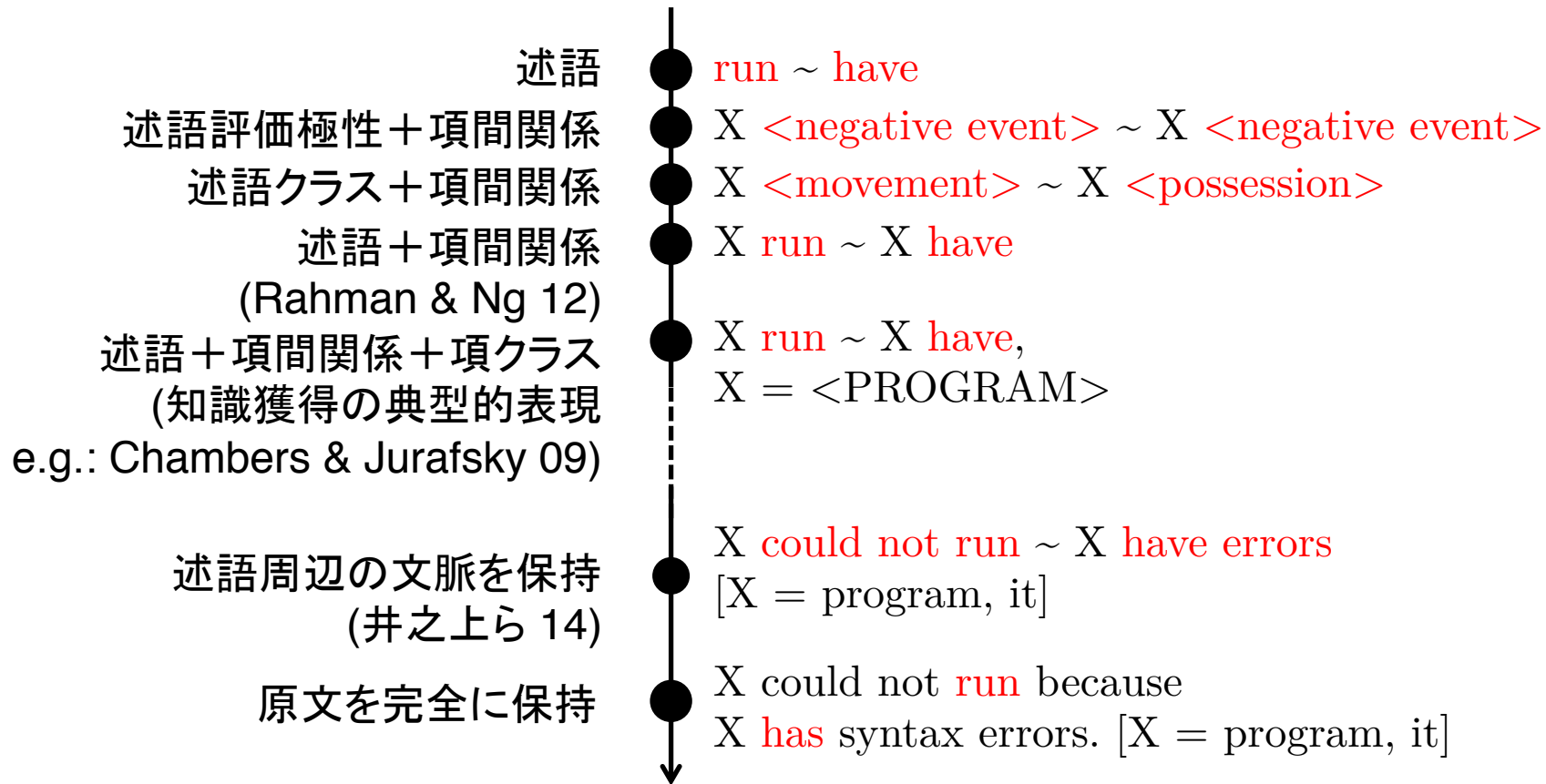
※論文の数値にはバグあり (Personal communication)

事象間関係知識の汎化レベル

知識獲得の対象コーパス:

The program could not run because it has syntax errors.

汎化レベル高(カバレッジ↑、精度↓)



汎化レベル低(カバレッジ↓、精度↑)

汎化するべき現象

種類	問題の例 (from Rahman & Ng (12)'s dataset)
単述語	The man ₁ shot his friend ₂ and he ₁ was arrested .
否定	Jennifer Aniston ₁ does <u>not like</u> Angelina Jolie ₂ because she ₂ stole her boyfriend.
Phrasal Verbs	Mike ₁ cut his finger while watching Chef Michaels ₂ on TV because he ₁ was not paying <u>attention to</u> his task at hand.
Catenative Verbs	Chris ₁ was running after John ₂ , because he ₁ <u>wanted to talk to</u> him.
文脈付き述語	The man ₁ gave the beggar ₂ <u>some money</u> because he ₁ was very generous .
文脈付き項	John ₁ visited Luke ₂ <u>in the hospital</u> because he ₂ was sick .
比較	Fox News ₁ is <u>more popular</u> in ratings <u>than</u> CNN ₂ since they ₂ are boring .
談話関係	Bob Marley ₁ shot the sheriff ₂ , <u>but</u> he ₂ survived .
Sentiment	South Korea ₁ <u>hates</u> North Korea ₂ because they ₂ are constantly threatening their peace.

知識を一意的なレベルに汎化しておくのは難しいので、
これらの現象を複合的に扱える解析手法を作ろう

仮説推論

知識表現に一階述語論理を使うことにすると

- 入力 B, O :

- 背景知識 B : 一階述語論理式の集合
- 観測 O : リテラルの集合

- 出力 H^* :

スコア最大の仮説 H^* (リテラルの集合)

$$H^* = \arg \max_{H \in \mathcal{H}} \text{score}(H)$$

ただし

$$B \cup H \models O \quad (\text{観測 } O \text{ を含意せよ})$$

$$B \cup H \not\models \perp \quad (\text{矛盾するな})$$

仮説推論に基づく共参照解析

- 共参照関係解析問題を、代名詞の生成を証明する定理証明問題として定式化
 - 事象間関係知識を証明の背景知識として利用
- メリット
 - 処理手順を捨象した宣言的知識記述が可能
 - 開発者は知識ベースを洗練するだけ
 - 推論エンジンが最良の知識の使い方を探索
 - 様々な現象を複合的に扱うことが可能

知識体系

知識の種類	例
事象間関係知識	1. run-vb(e1) & prep_after(d1, e1, x) & steal-vb(e2) & subject(e2, x) → sharedArgument(x) 2. shoot-vb(e1) & object(e1, x) & survive-vb(e2) & subject(e2, x) & adversative(e1, e2) → sharedArgument(x)
言語化 theory	sharedArgument(x) → pronoun(x) selPreferred(x) → pronoun(x)
選択選好	1. dog-nn(x) & bark-vb(e1) & subject(e1, x) → selPreferred(x) 2. criminal-nn(x) & go-vb(e1) & prep_to(d1, e1, y) & prison-nn(y) → selPreferred(x)
統語的關係-意味	1. xcomp(d1, e1, e2) & nsubj(d2, e1, x) → subject(e2, x) 2. neg(d1, e1, e2) → not(e1) 3. popular-jj(e1) & prep_than(d2, e1, x) → unpopular-jj(e1)
談話関係	conj_but(d1, e1, e2) → adversative(e1, e2)

実際の推論結果 → 補助資料へ

まとめ・今後の課題

- まとめ

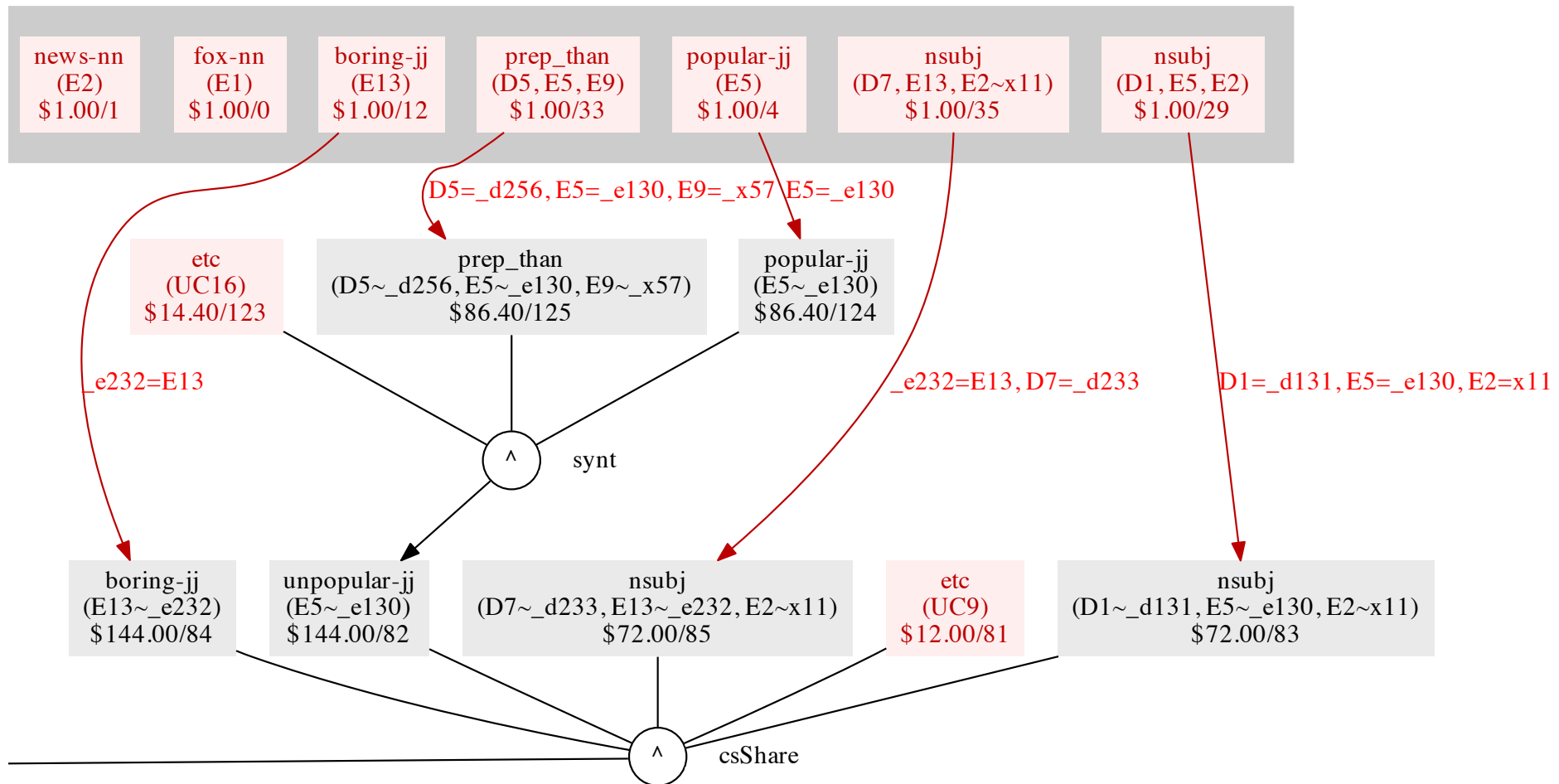
- 事象間関係知識を一意なレベルに汎化する代わりに、解析時に一般化を行う仮説推論ベースの解析手法を提案
- 仮説推論に基づく共参照解析のための知識体系を整備した

- 今後の課題

- 大規模な事象間関係知識 [井之上ら 14] を用いた検証
- 教師あり学習手法の適用 [Yamamoto+ 13]

補助資料1

Fox News is more popular in ratings than *CNN* since *they* are boring.



補助資料2

Chris was running after *John*, because *he* wanted to talk to him.

