

因果関係を用いた雑談対話応答のリランキング

田中 翔平¹, 吉野幸一郎^{1,2}, 須藤克仁¹, 中村哲¹

1. 奈良先端科学技術大学院大学, 2. 科学技術振興機構 さきがけ

1. はじめに

現在の雑談対話システム

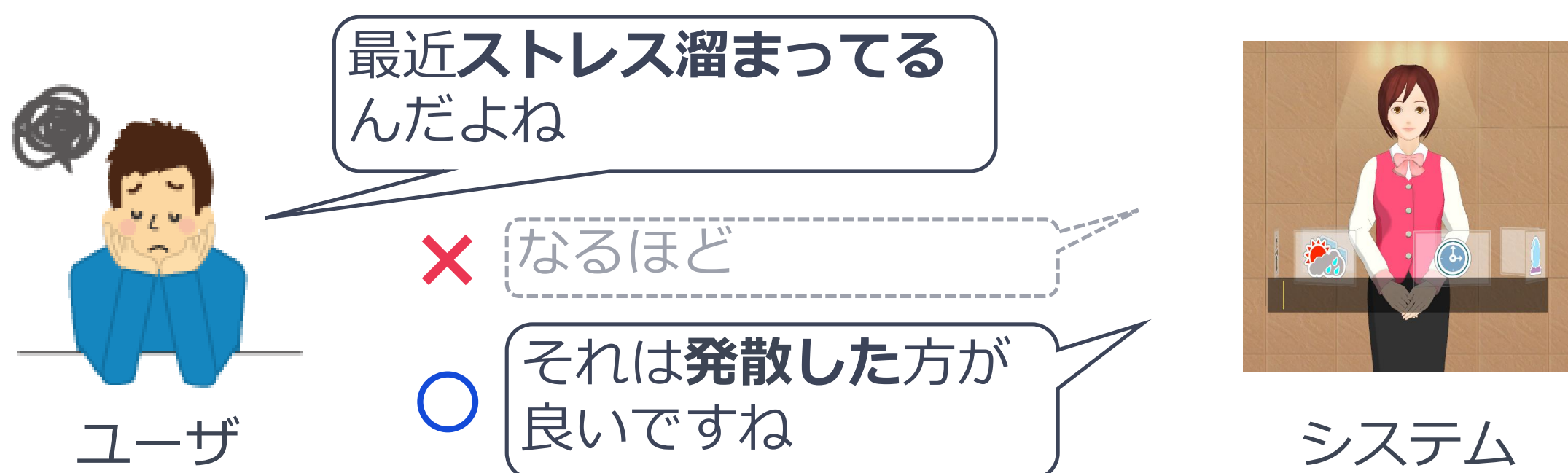
ニューラルネットワークを用いた研究が主流

Neural Conversational Model (NCM) [Vinyals et al., 2015]

問題: **単純**で**汎用的**な応答 (文脈や論理は**考慮外**)

e.g. なるほど, そうなんですか

提案手法: 因果関係を用いた雑談対話応答のリランキング



「ストレスが溜まる → 発散する」という因果関係を**考慮した**応答の選択

因果関係: 2つの事態間に原因と結果の関係が成立する関係

e.g. ストレスが溜まる → 発散する

- 雑談対話中の発話間においても重要 [徳久ら, 2007]
- 対話を**継続する**働きがある**間接応答**や**問い返し**において先行発話との因果関係が多く成立

関連研究: 因果関係に基づくデータサンプリング [佐藤ら, 2018]

論理的で**対話継続性に優れた**応答の生成に成功

問題: 学習データが**減少**し対話モデルの**性能低下**の可能性

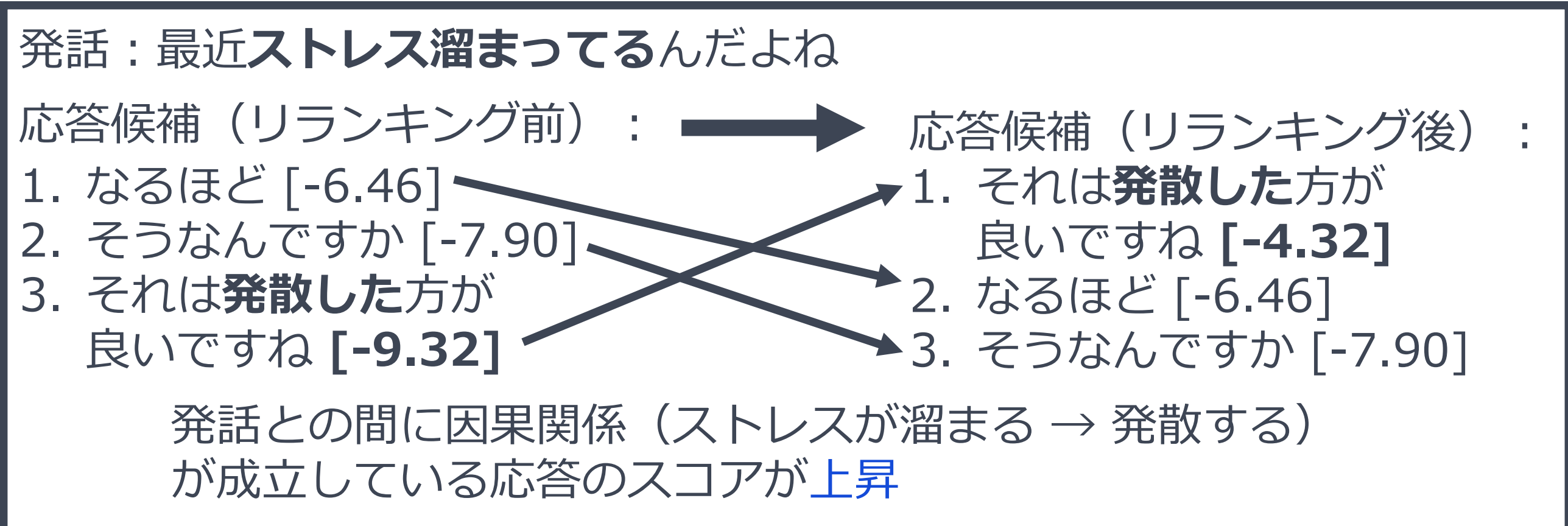
提案手法: 学習データを**減らすことなく**論理的な応答を選択

学習用コーパスにおいて**因果関係が成立する割合**を調査

2. 因果関係を用いたリランキング

因果関係を用いたリランキング

応答候補と対話履歴中の発話の組で, 因果関係辞書にマッチするものがある場合, 新しいスコアを算出しリランキング



発話との間に因果関係 (ストレスが溜まる → 発散する) が成立している応答のスコアが**上昇**

因果関係辞書

共起情報と格フレームにもとづいて Web から自動獲得された因果関係辞書 [柴田ら, 2011] (約42万件) を使用
各事態は述語項構造を用いて表現

因果関係辞書に含まれる情報の例

2つの事態の同時確率 2つの事態の相互情報量

述語1	項1	述語2	項2	support	confidence	lift
達する	二: 定員	終了	ガ: 申し込み	1.0×10^{-7}	4.3×10^{-3}	9952.58

原因

結果

原因となる事態が起こった場合に結果となる事態が生じる条件付き確率

3. 因果関係のカバレッジ

調査対象

- マイクロブログ (twitter) から収集した雑談対話
- 名大会話コーパス (NUCC) [Fujimura et al., 2012]
- 高齢者雑談対話 (SCOPE) [Yoshino et al., 2018]

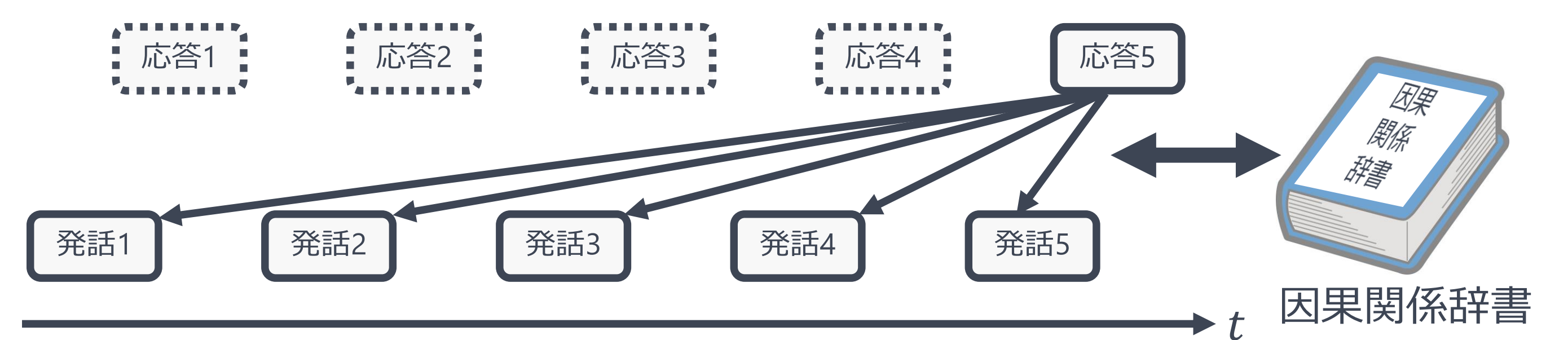
各コーパスの構成

	対話数	平均対話長	平均発話長
twitter	688,268	3.66	25.49
NUCC	72,310	9.92	26.71
SCOPE	16,406	9.84	29.88

調査手法

応答に対する過去5発話までの発話を履歴として因果関係の成立について調査 (因果関係辞書とのマッチング)

発話と応答どちらが原因, または結果となるかは考慮外



調査結果

因果関係辞書のカバレッジ

Twitter	NUCC	SCOPE
6%	14%	9%

NUCC におけるカバレッジ: **高**

twitter におけるカバレッジ: **低**

- SNS 上でのテキスト対話よりも**対面の音声対話**の方が因果関係が成立する発話対を**多く含む**ことを示唆
- 各コーパスを用いてそれぞれ学習を行った場合, 概ね上記の表に示された割合の応答が因果関係により**リランキング可能**

リランキング可能な例 (NUCC より)

発話	応答	因果関係
緊張したんだ.	私は顔引きつっちゃってさ, もう	緊張する → 顔が引きつる

因果関係を用いて「顔が引きつる」という述語項構造を含む応答のスコアを高めることが可能

4. 今後の課題

因果関係辞書が持つカバレッジの向上

因果関係辞書が持つカバレッジ: **やや低**

何らかの**汎化**を行うことで因果関係辞書が持つカバレッジを向上させ, データスパースネスの問題を解決

リランキングの実装

実際に応答候補を対象にリランキングを行い, **論理的で対話継続性に優れた**応答を生成できるモデルを構築