

深層学習を用いた雑談対話 ログからのユーザの興味推定

電気通信大学 人工知能先端研究センター
准教授
稲葉 通将

背景

- 人の対話の約70%は雑談対話
- 雑談対話は話者に関する豊富な情報を含む
 - マーケティングやサービスの満足度向上に極めて有用
- ユーザとインタラクションするシステムにおいて、**パーソナライズ**は重要な課題
 - ユーザの経験・嗜好に応じた対応を行うことができればユーザ満足度は向上

目的

雑談対話ログから話者の興味を推定

- 本研究で対象とするタスク
 - 映画, 音楽, 旅行など24種類ののトピックが対象
 - 対話中の発話を入力とし, 各トピックに対するユーザの興味の度合いを出力
 - 対話に出現していないトピックでも推定可能

関連研究

•Twitterユーザの興味推定

- ユーザのツイートとフォロワーのツイートを
用いた興味推定[Chen+ 10]
- 固有表現の出現頻度により興味推定 [Abel+ 11]
- トピックモデルを用いた興味推定[Han+ 16]

→ ユーザは自分の興味のあることを投稿しているという前提があり，対話への応用は困難

アプローチ

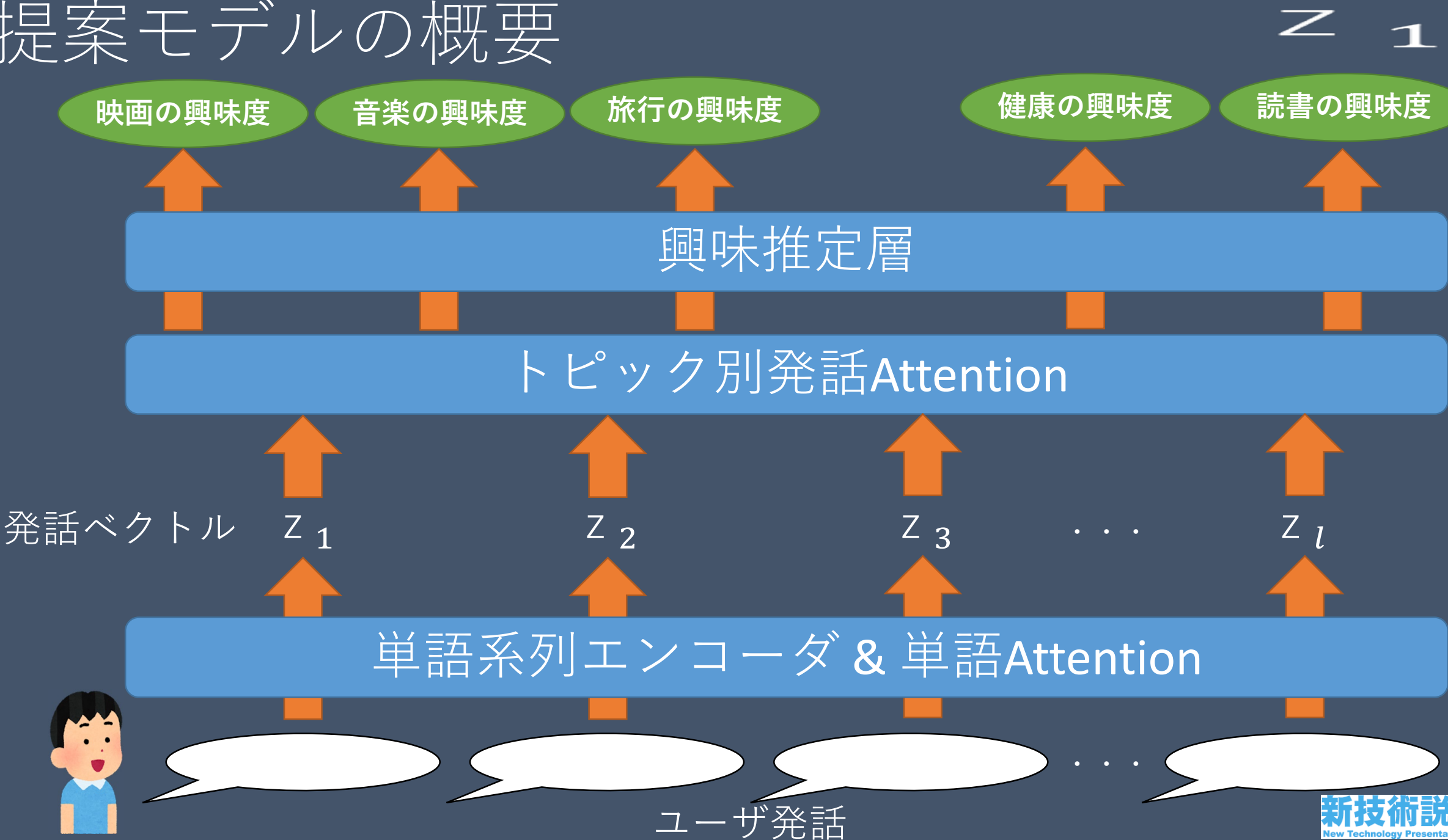
ユーザの発話集合を入力とし，トピック毎の興味度を出力するモデルを提案

提案モデルにおける新規性

- トピック分類事前学習
 - モデルの適切な学習に必要な事前学習手法の提案
- トピック別発話Attention
 - どの発話がどのトピックの興味推定にとって重要であるかを重み付けする機構

提案モデル

提案モデルの概要



単語系列エンコーダ & 単語Attention

- 発話(単語の系列)をBidirectional-GRUに入力
- 各時刻におけるbiGRUの出力を単語Attentionにより統合し，発話ベクトルを出力

単語Attention [Yang+ 16]

- 各単語の重要度を学習し，その重要度に基づく重み付き平均ベクトルを得る

例：「私は野球が好きです」の意味理解には，
「は」「です」よりも「野球」「好き」の方が重要

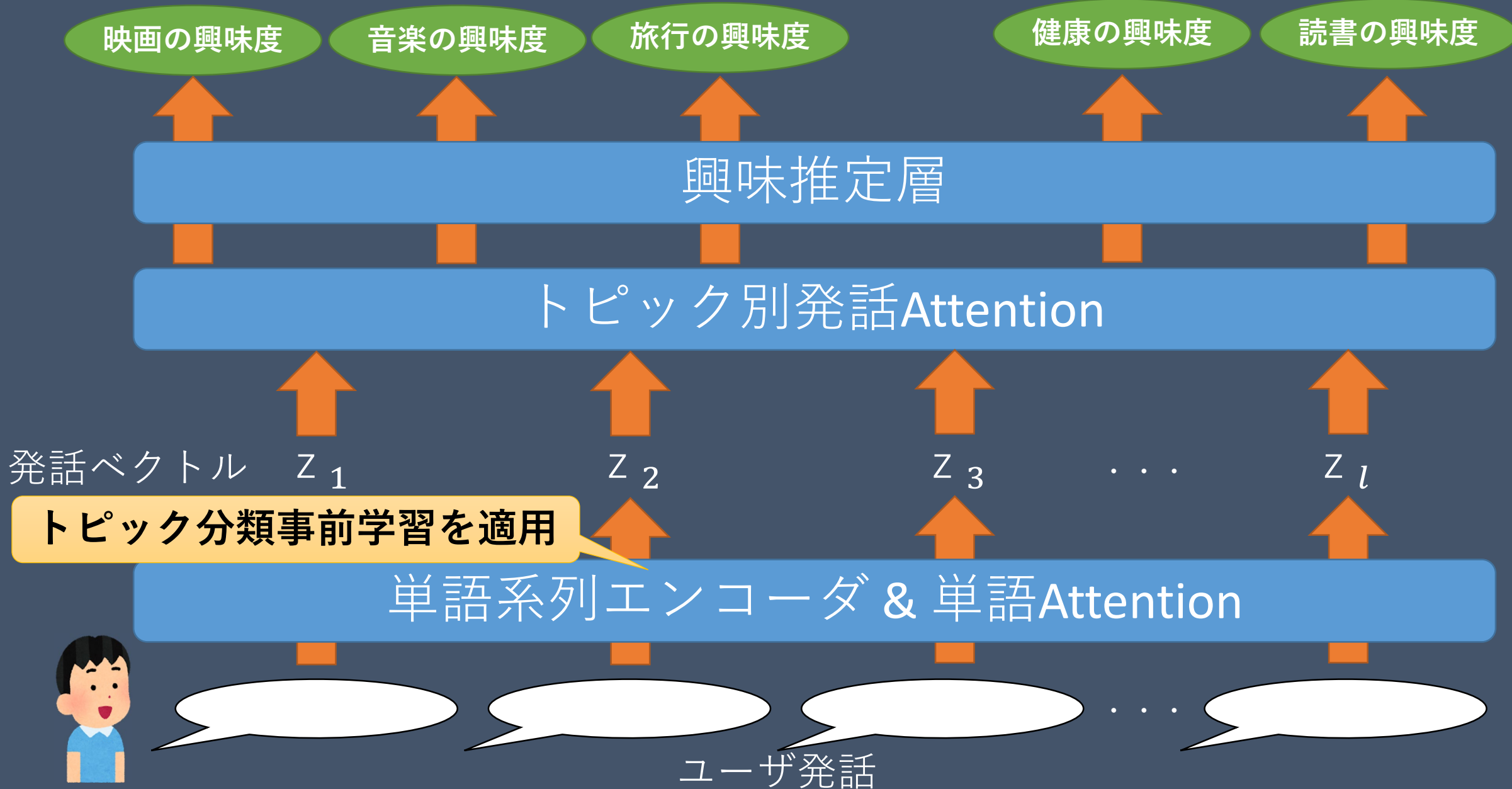
単語系列エンコーダの事前学習

- どのトピックにどの程度興味を持っているかを推定するためには、発話とトピックの対応付けが重要

トピック分類事前学習

- エンコード結果を用い、文のトピック分類タスクで事前学習
- Yahoo知恵袋データを使用

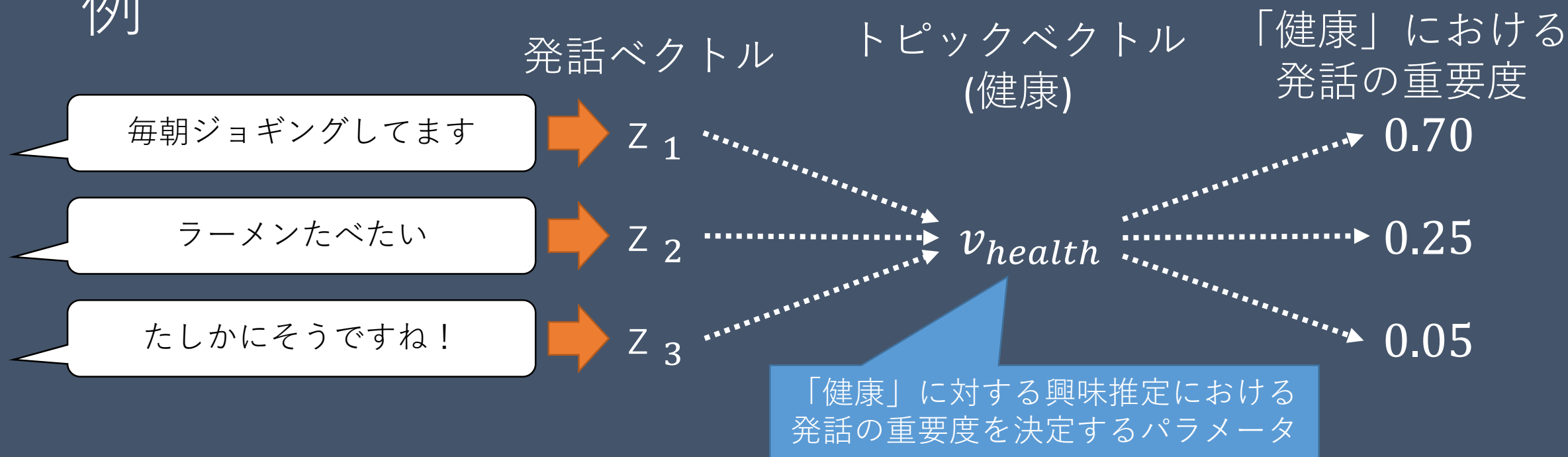
提案モデルの概要



トピック別発話Attention

- トピック別に各発話の重要度を学習し，重要度に基づく重み付き平均発話ベクトルを得る

例



興味推定層

- トピック別発話Attentionにより得られた重み付き平均発話ベクトルを入力
- 各トピックに対応する興味度を出力

評価実験

データセット

- 初対面の2名によるテキストチャットデータ
 - 1対話60分間，話題の制限なし
- 被験者は対話前にアンケートに回答
 - 24種類のトピックのそれぞれについて自分の興味の度合いを3択で選択
 - 興味あり (2点)
 - 少し興味あり (1点)
 - 興味なし (0点)
- 163名の被験者による408対話を収集

興味推定トピック (24種類)

旅行,
アウトドア,
芸能人・タレント,
動物・生き物,
家族・夫婦,
美容,
スポーツ・運動,
政治・経済・社会,

映画,
学校,
PC関連,
住まい,
健康
家事,
読書,
歴史,

音楽
家電製品
ビデオゲーム
料理・グルメ
結婚・恋愛
ファッション
車・乗り物
アニメ・漫画

評価方法

- ユーザが興味を持つトピックを上位に，興味のないトピックを下位に順位付けできるかを NDCG により評価

NDCG (Normalized Discounted Cumulative Gain)

- 情報検索の分野で広く使用されている評価指標
- 0から1の間の値をとり，1に近いほど正しい順位予測であることを意味する

比較手法 (1/2)

- **事前学習なし**

- 本研究で提案した事前学習を実施しない

- **トピック別発話Attentionなし**

- 本研究で提案したトピック別発話Attentionの代わりにMax Poolingを使用

- **事前学習なし&トピック別発話Attentionなし**

- 事前学習を行わず，Max Poolingを使用

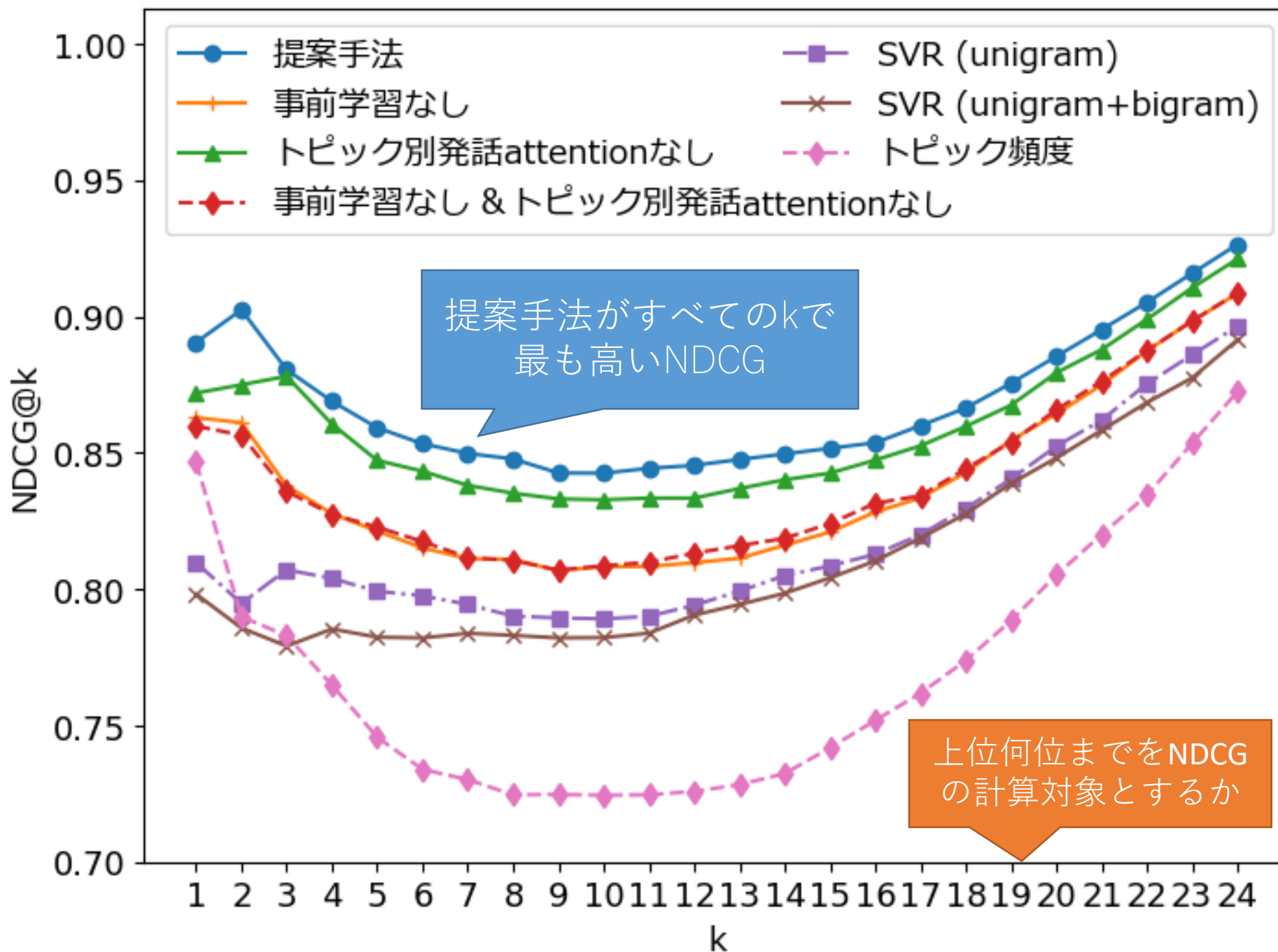
比較手法 (2/2)

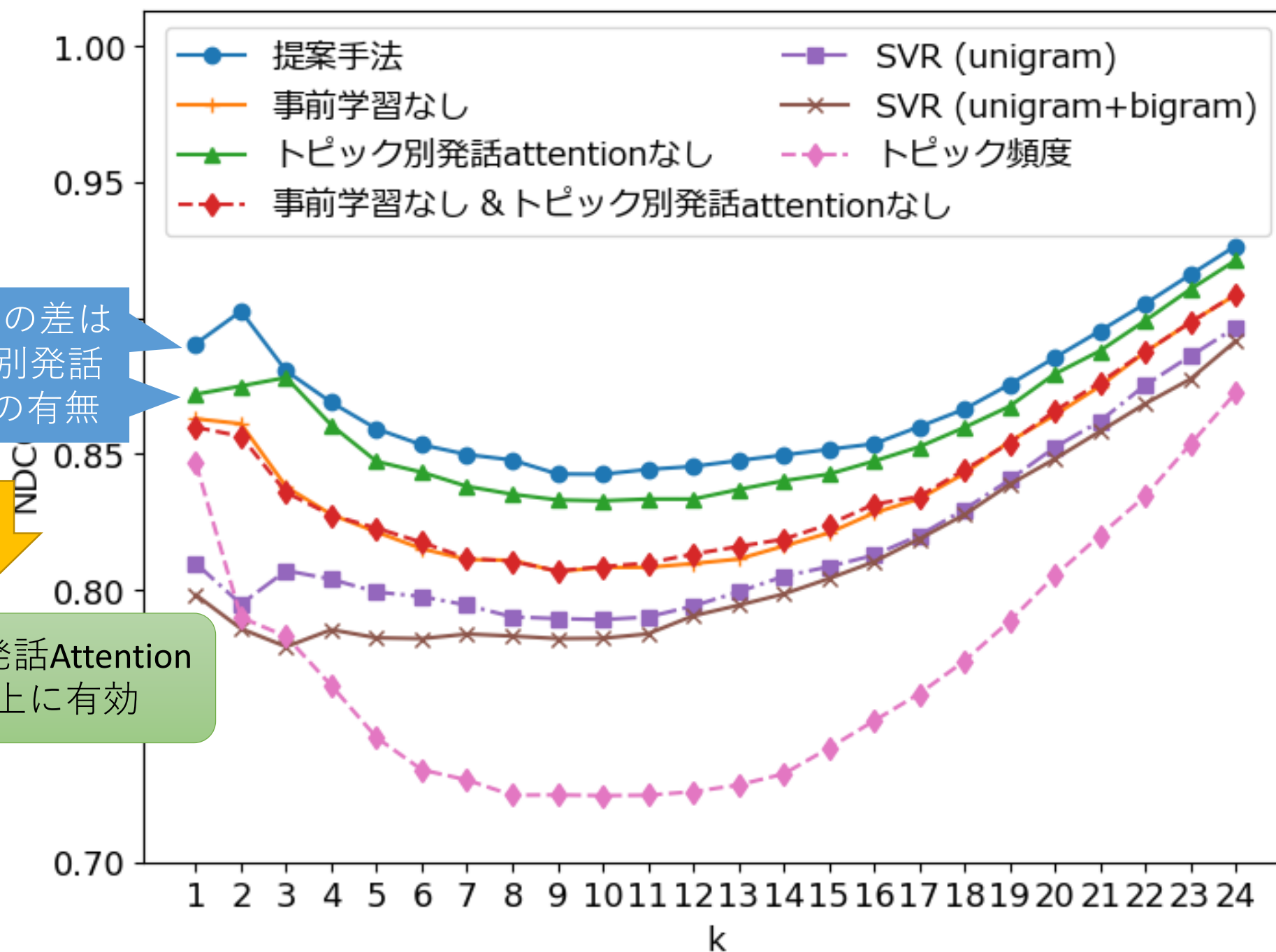
• トピック頻度

- Twitterユーザの興味推定手法として提案された手法[Abel+ 11]をベース
- 各発話のトピックを推定し，出現したトピックの頻度をそのトピックへの興味とみなす
 - 事前学習で得られた文のトピック分類器を使用

• Support Vector Regression (SVR)

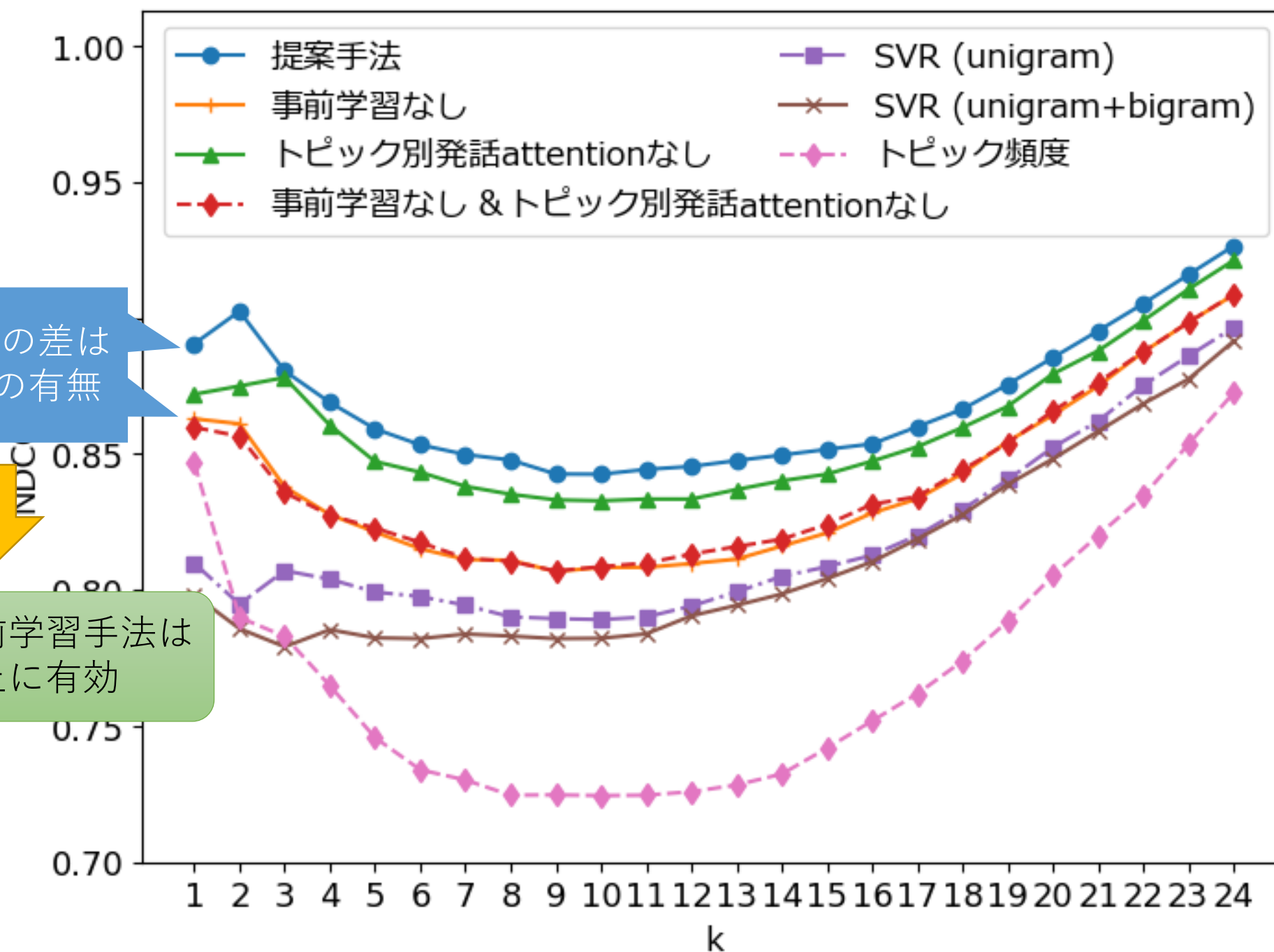
- unigram素性, unigram+bigram素性の2種類
- トピックごとにモデルを学習





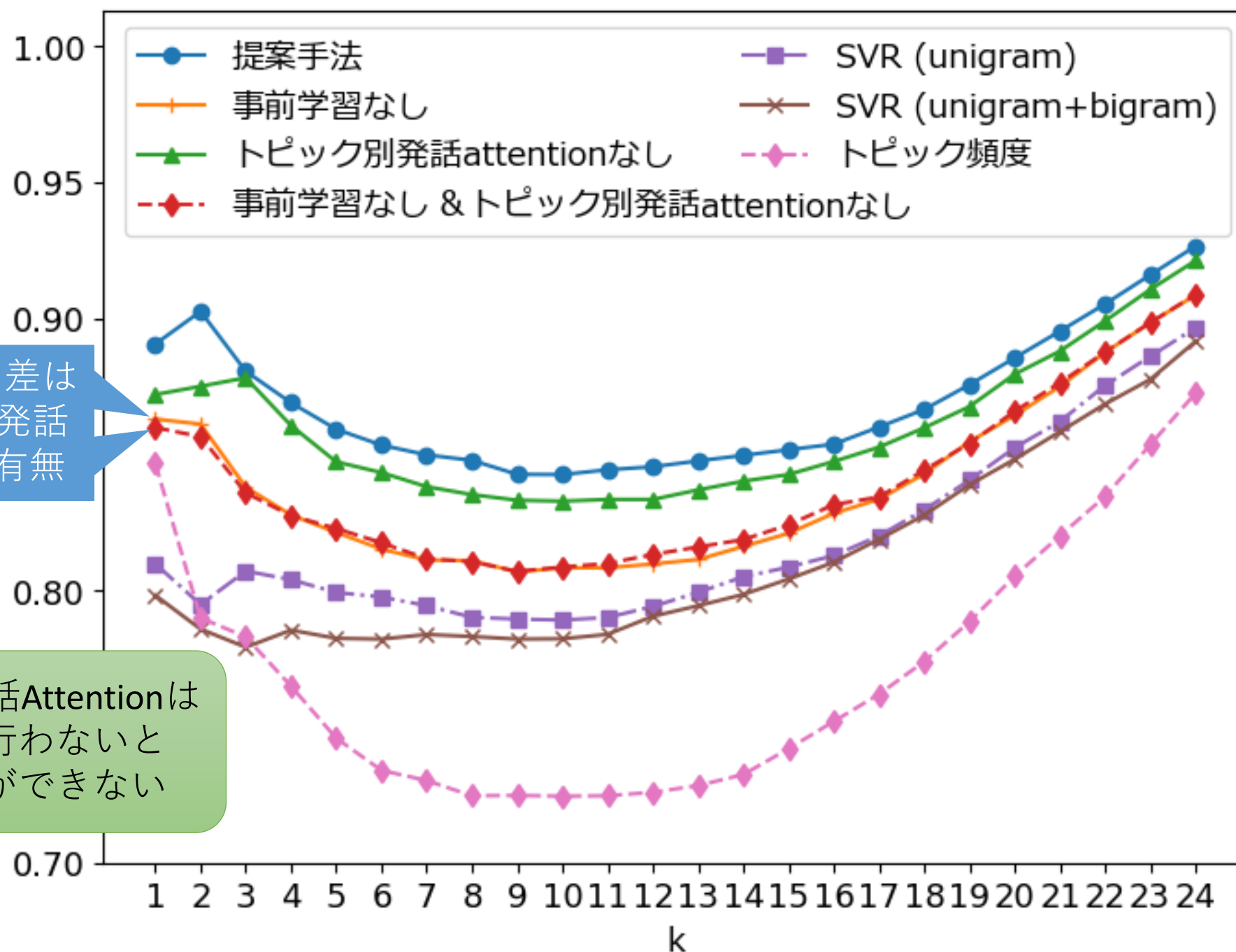
この2手法の差は
トピック別発話
Attentionの有無

トピック別発話Attention
は性能向上に有効



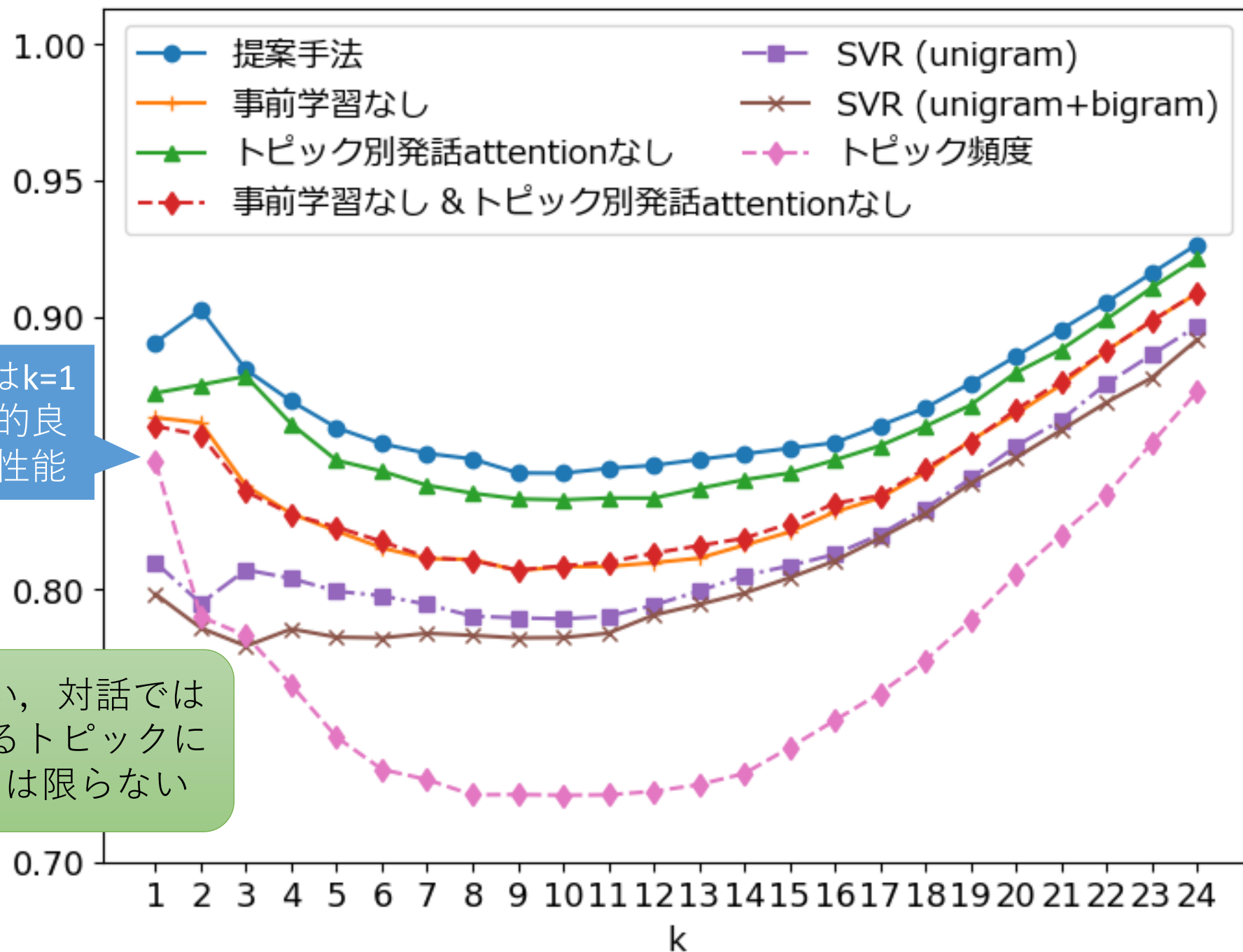
この2手法の差は
事前学習の有無

提案した事前学習手法は
性能向上に有効



この2手法の差は
トピック別発話
Attentionの有無

トピック別発話Attentionは
事前学習を行わないと
適切な学習ができない



トピック頻度は $k=1$ のときは比較的良
 $k \geq 4$ では最低性能

Twitterとは違い、対話では常に興味のあるトピックについて話すとは限らない

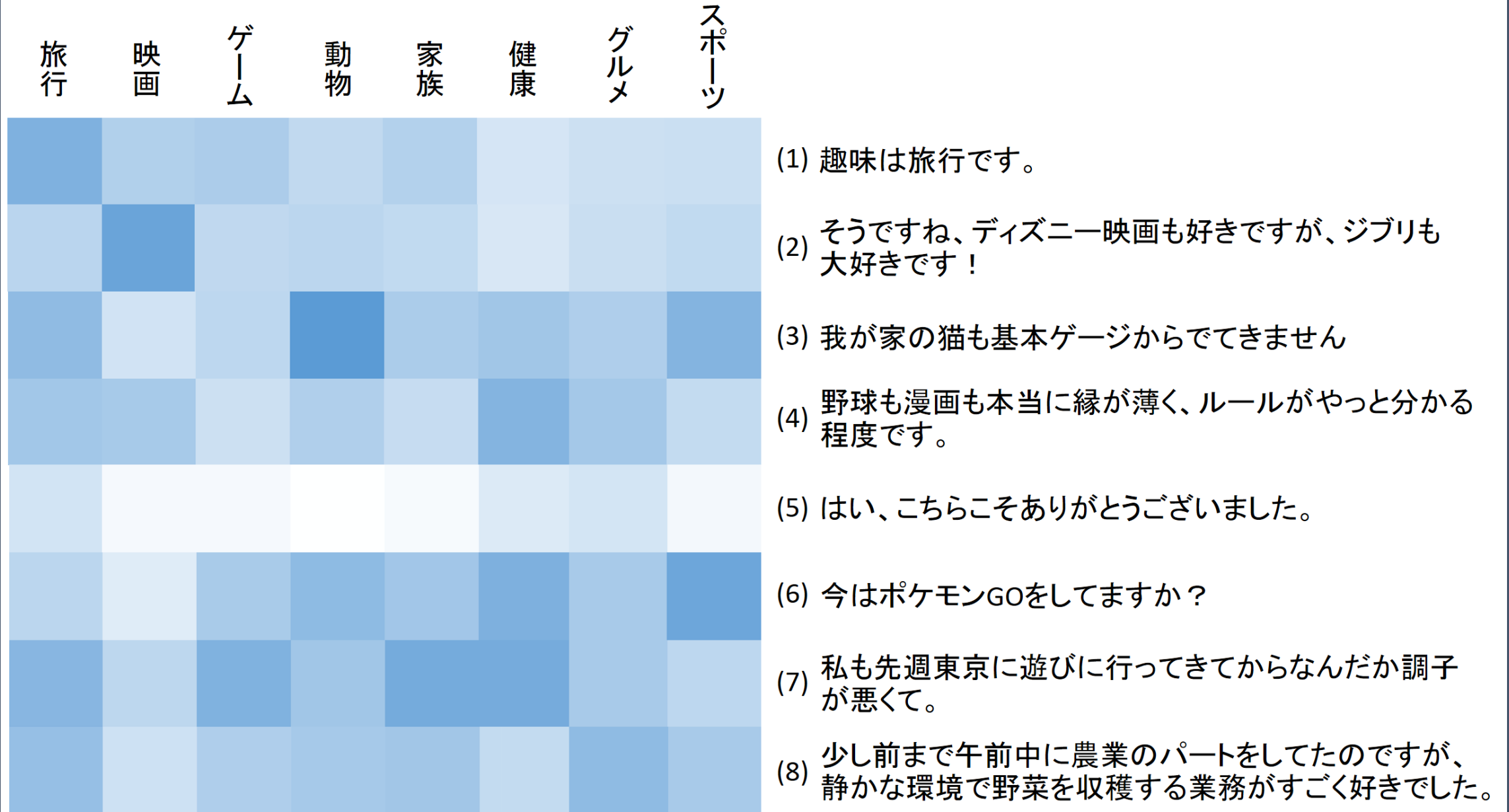
実験結果まとめ

- 提案手法が最も良い性能
- 提案した事前学習, トピック別発話Attentionはともに有効
- ただし, トピック別発話Attentionは事前学習と併用することが重要
- SVR, トピック頻度ベースラインはニューラルネットベースの手法に劣る

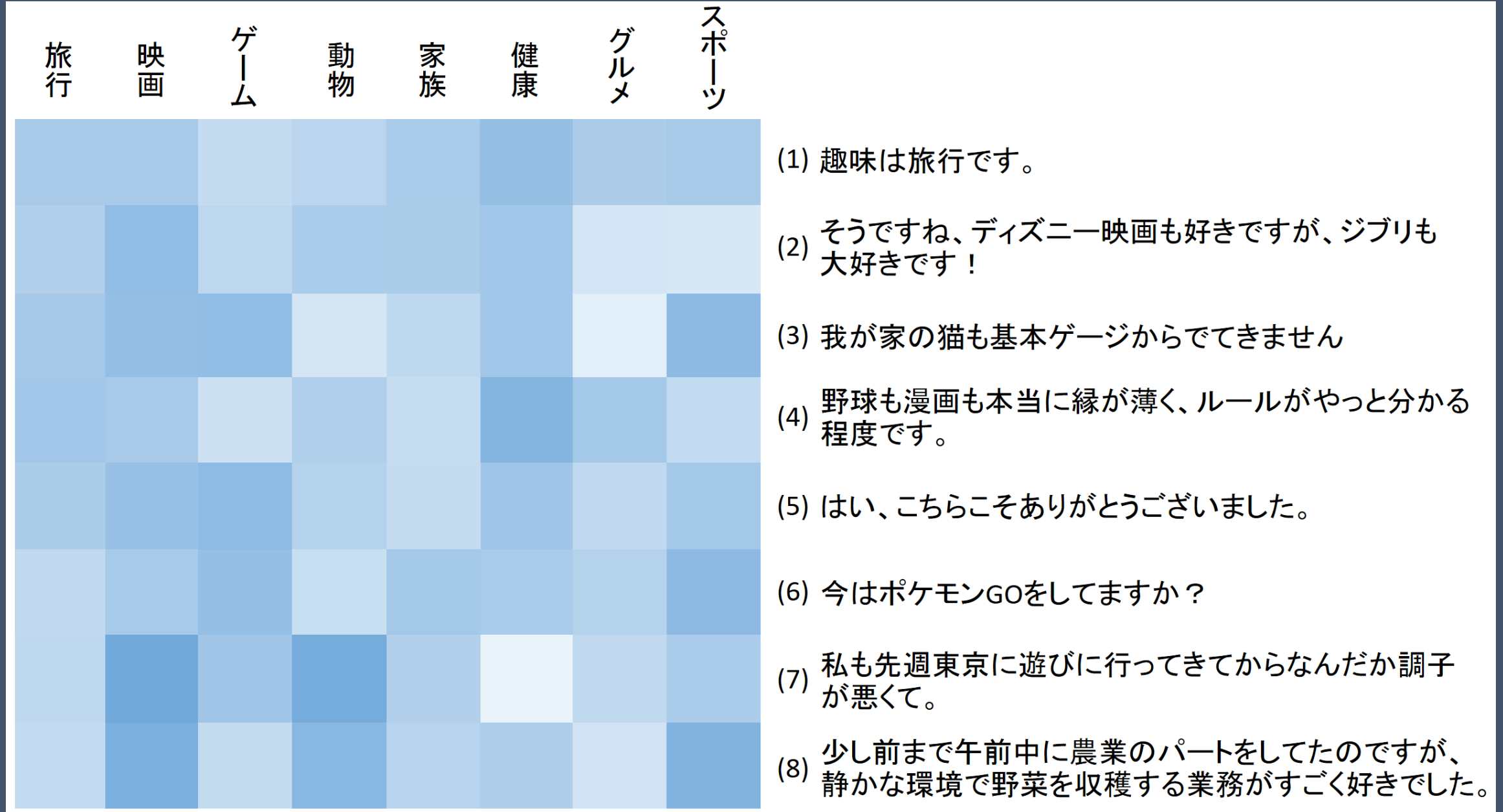
考察

- トピック別発話Attentionにおける発話の重要度を可視化
- 事前学習の有無による比較

提案手法における発話の重みの可視化



事前学習なしにおける発話の重みの可視化



まとめと今後の課題

ユーザの発話を入力とし，各トピックに対応したユーザの興味度を推定する手法を提案

今後の課題

- 対話システムへの応用
- 具体的な話題の選定手法
 - 「スポーツ」に興味がある人でも「ゴルフ」に興味のない人は存在

参考文献

- [Chen+ 10] Jilin Chen, Rowan Nairn, Les Nelson, Michael Bernstein, and Ed Chi. 2010. Short and tweet: experiments on recommending content from information streams. In Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems. ACM, pages 1185–1194.
- [Abel+ 11] Fabian Abel, Qi Gao, Geert-Jan Houben, and Ke Tao. 2011. Analyzing user modeling on twitter for personalized news recommendations. User Modeling, Adaption and Personalization pages 1–12.
- [Han+ 16] Jonghyun Han and Hyunju Lee. 2016. Characterizing the interests of social media users: Refinement of a topic model for incorporating heterogeneous media. Information Sciences 358:112–128.

本技術に関する知的財産権

発明の名称 : 興味推定方法、興味推定装置
および興味推定プログラム

出願番号 : 特願2019-126817

出願人 : 国立大学法人電気通信大学

発明者 : 稲葉 通将

お問合せ先

国立大学法人電気通信大学

産学官連携センター

産学連携ワンストップサービス

TEL 042-443-5871

FAX 042-443-5725

E-mail onestop@sangaku.uec.ac.jp