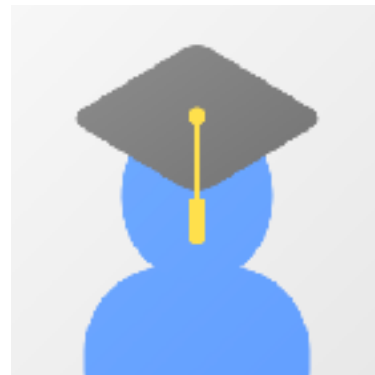


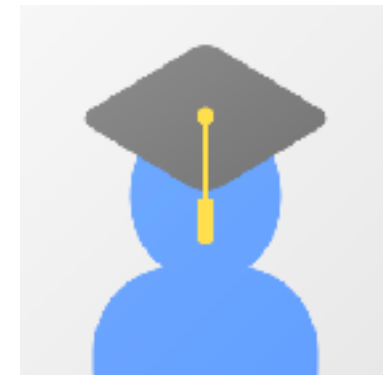
A New Chatbot for Customer Service on Social Media



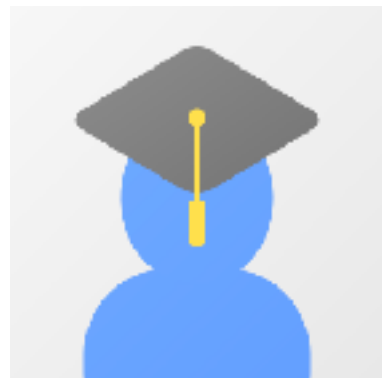
Anbang Xu



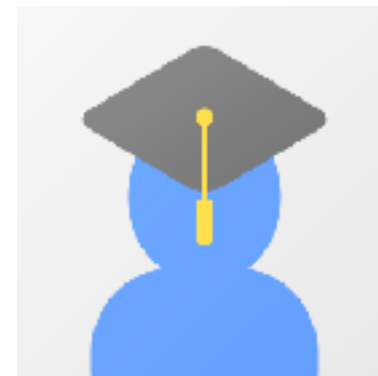
Zhe Liu



Yufan Guo



Vibha Sinha



Rama Akkiraju

イントロダクション

- ソーシャルメディアによってユーザがカスタマーサービスを使う方法が変わっている
 - 困ったときは手軽にツイートしたりFacebookに投稿
 - ソーシャルメディアのユーザは増えており、今後ますます投稿数も増える
- 全てのリクエストに手動で返答するのは手間がかかるため、ユーザの期待をそこなうことがある
 - 過去の調査では72%が一時間以内に返答を受け取れている
 - 応答にかかる時間は平均6.5時間（著者調べ）

イントロダクション

- ソーシャルメディアによってユーザがカスタマーサービスを使う方法が変わっている
 - 困ったときは手軽にツイートしたりFacebookに投稿
 - ソーシャルメディアのユーザは増えており、今後ますます

ソーシャルメディア上のカスタマーサービスを チャットボットで実現する

ため、ユーザの期待をそこなうことがある

- 過去の調査では72%が一時間以内に返答を受け取れている
- 応答にかかる時間は平均6.5時間（著者調べ）

チャットボットの先行研究

- 情報検索とテンプレートルールを用いた手法[1]
 - テンプレートの回答を作っておき情報に適した回答をする
- Deep Learningを用いた自然言語生成[2]

特定の文脈のない一般的なシナリオでの利用を想定しており、商品やサービスの質問の場合に利用できるか不明

[1]Alan Ritter, Colin Cherry, and William B Dolan. Data- Driven Response Generation in Social Media. In Proc. of EMNLP, 2011, 583-593.

[2]Anjuli Kannan, Karol Kurach, Sujith Ravi, Tobias Kaufmann, Andrew Tomkins, Balint Miklos, Greg Corrado, Laszlo Lukacs, Marina Ganea, Peter Young, and Vivek Ramavajjala. Smart Reply: Automated Response Suggestion for Email. In Proc. of KDD, 2016, 955-964.

研究の目的・アプローチ

- 目的

- ソーシャルメディア上のカスタマーサービス用のチャットボットを作成すること

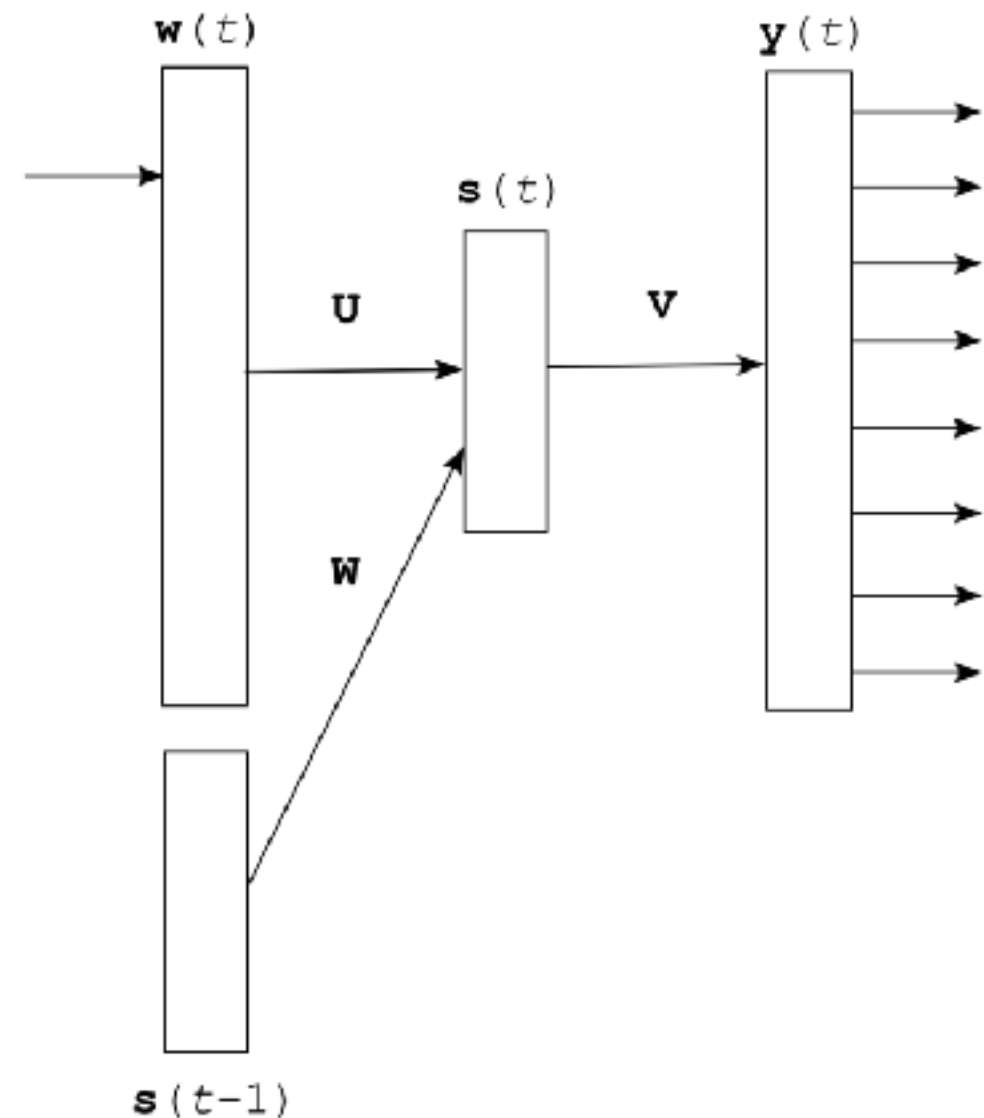
- アプローチ

- LSTM Networkを用いる
 - 時系列情報を扱うことのできるニューラルネットワーク

RNN(Recurrent Neural Network)

.....

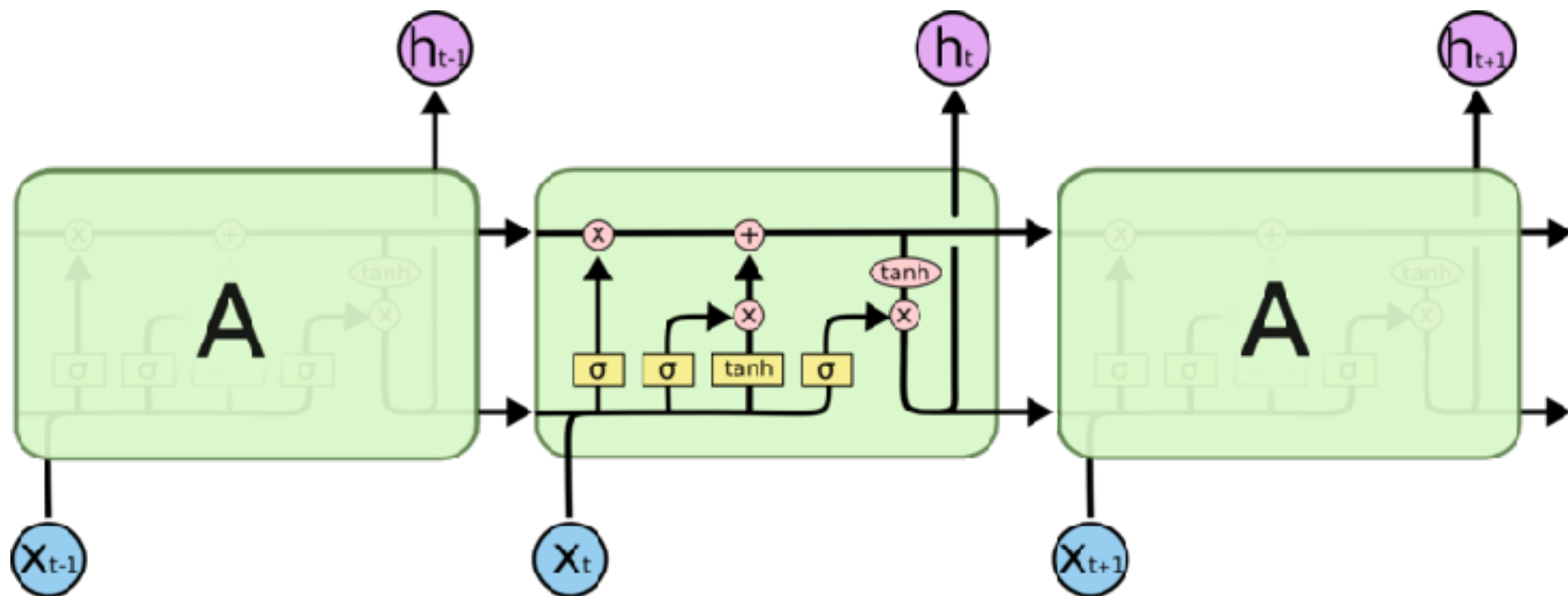
- 一つ前の単語の隠れ層を入力することで時系列情報を扱うことのできるニューラルネットワーク
- 「私は焼き肉が食べたい」で「が」の次に「食べたい」が来るように学習する際に「約肉」の隠れ層も入力する



Long Short-Term Memory(LSTM) Network

.....

- RNN(Recurrent Neural network)を多高層にしたニューラルネットワーク
 - RNNよりも長い時系列情報を扱うことができるニューラルネットワーク
 - 自然言語処理を得意とする



提案手法

- LSTM Networkを用いたチャットボット

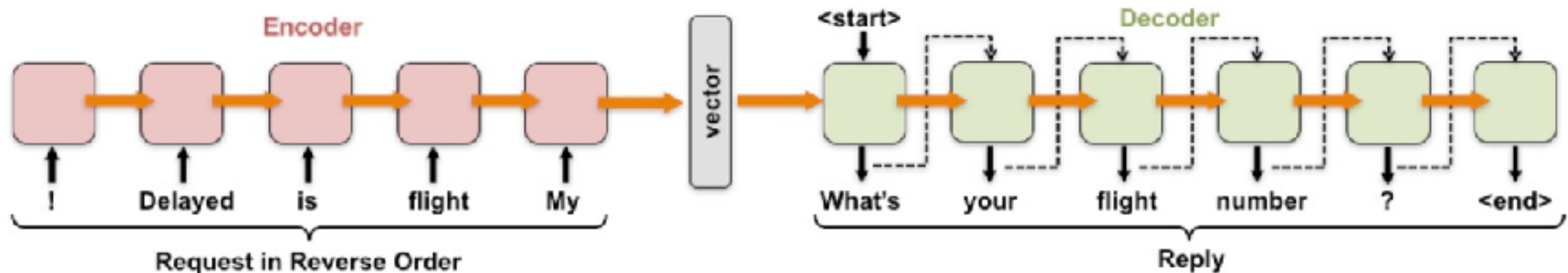


Figure 1. Sequence-to-sequence learning with LSTM neural networks.

- ユーザリクエストと返答をそれぞれ単語に分割
- 単語をWord2Vecでベクトル化
 - 単語の位置情報を考慮するため
- 左のユーザリクエストに対して右の返答が出力されるように学習

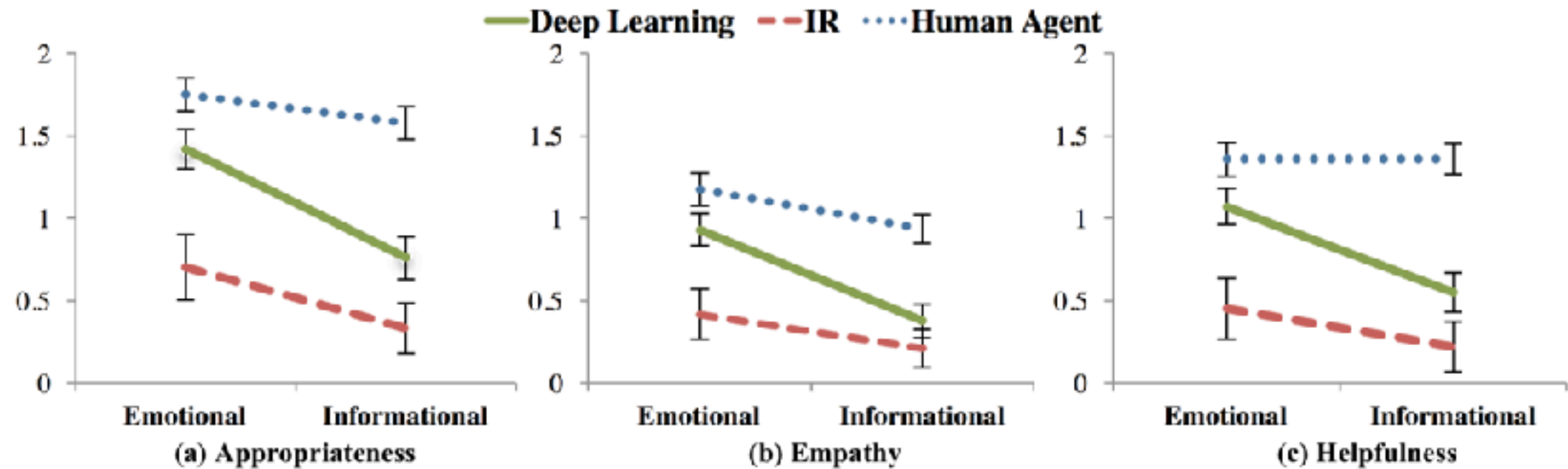
評価実験

- 実際のカスタマーサービスの担当者の回答とIR(情報検索)との比較
- 英語圏の評価者703名による主観評価（-3から3までの7段階評価）
 - Appropriateness（回答の内容が妥当である）
 - Empathy（s/he feel valued）
 - Helpfulness（役に立った）

データセット

- ツイッターを利用している62の企業のユーザーリクエスト100万件
 - 学習用データ：70万件
 - 評価用データ：30万件
- 手法ごとに200件のユーザーリクエストにランダム抽出
 - Emotional Request(40.5%)：解決策を求めるわけではなく、意見だけを述べるリクエスト
 - Informational Request(59.5%)：具体的な解決策を求めるリクエスト、Q&Aのような質問

実験結果



- EmpathyのEmotional requestsは提案手法と担当者に違いがなかった(t-test:p値=0.15)
- しかしInformation requestではスコアが低下

まとめ・所感

- まとめ

- LSTMネットワークを用いたカスタマーサービス用チャットボットを開発
- Emotional requestでは人と同様な返答が可能

- 所感

- 大東くんチャットボットには不向き？
 - 曖昧さを無くすための手法ならば、ルール型チャットボットの方がよさそう