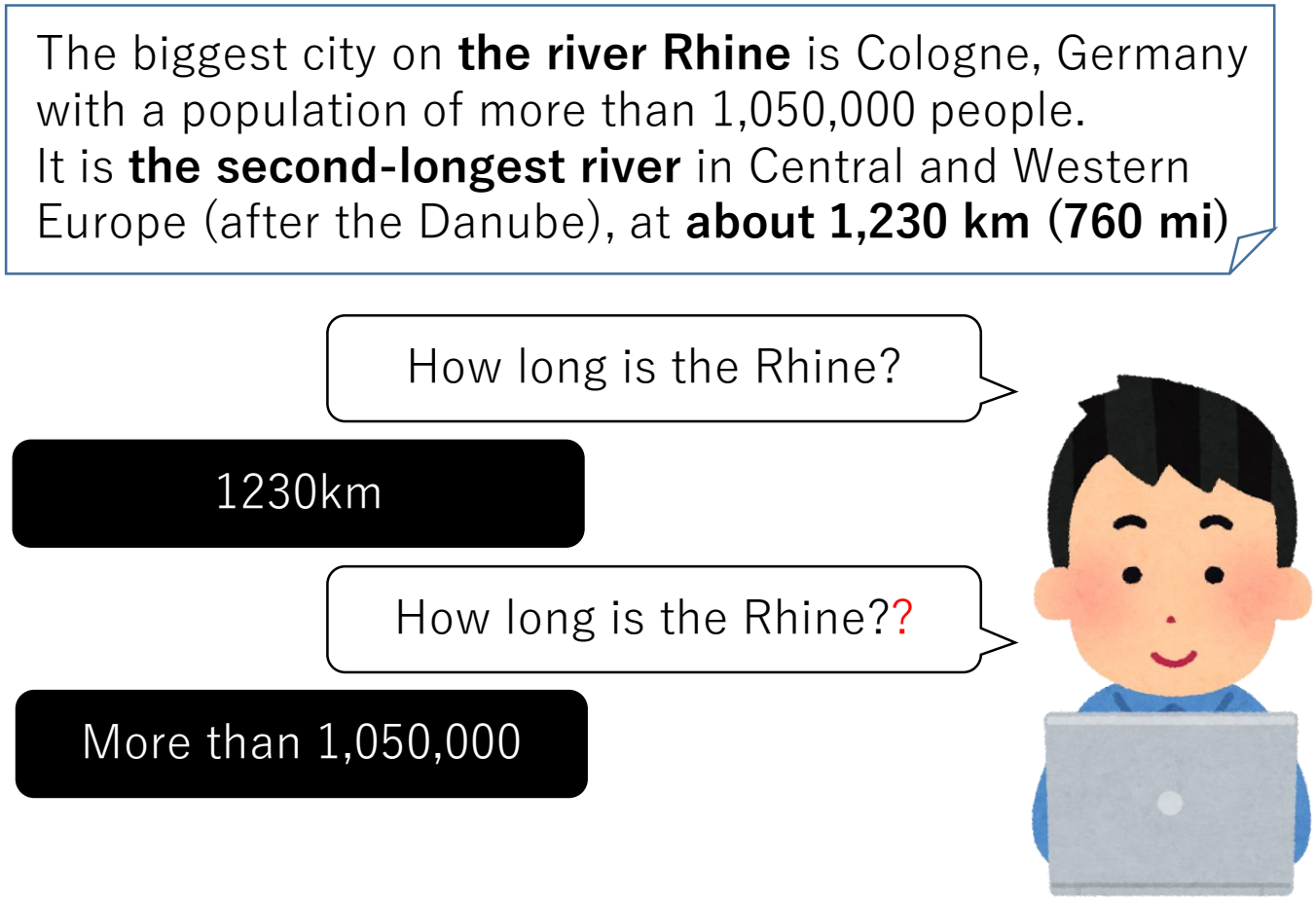
Semantically Equivalent Adversarial Rules for Debugging NLP Models

Marco Tulio Ribeiro[1], Sameer Singh[2], Carlos Guestrin[1]
[1]University of Washington, [2]UC Irvine
読み手: 三輪誠 (豊田工業大学)
※一部の図表は著者の論文・スライドより引用

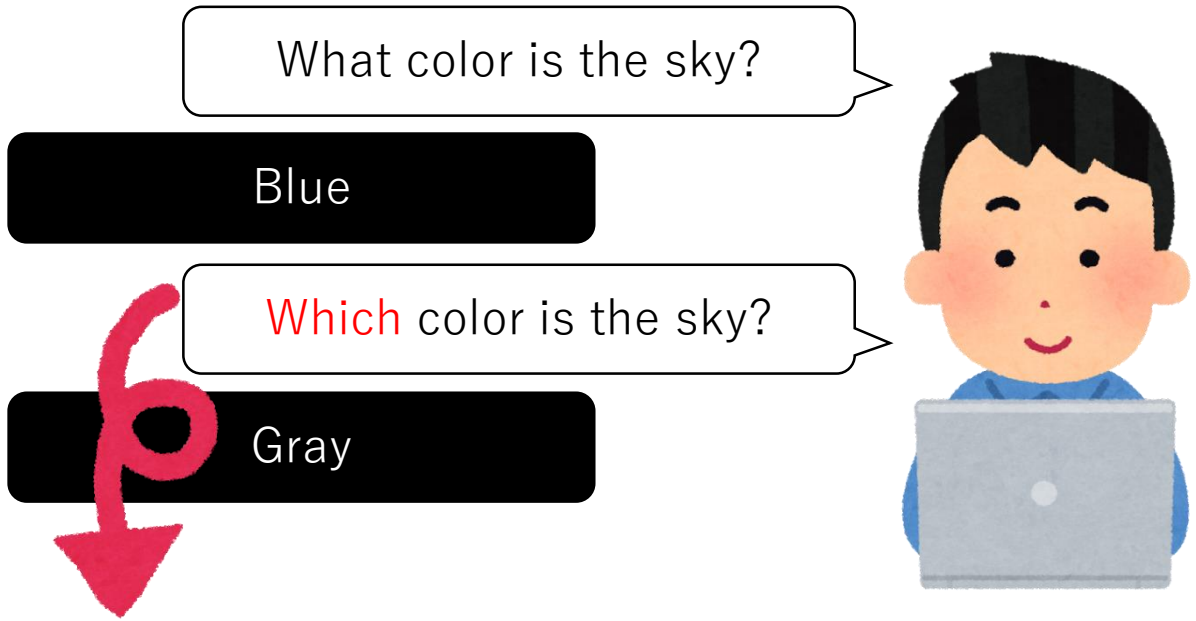
概要

- モデルのOversensitivity
  - 複雑な機械学習モデルは意味がほとんど同じ入力でも違う結果
- Oversensitivityを見つける例・ルールの生成・利用方法を提案
  - Semantically Equivalent Adversaries (SEAs)
  - Semantically Equivalent Adversarial rules (SEARs)



やりたいこと

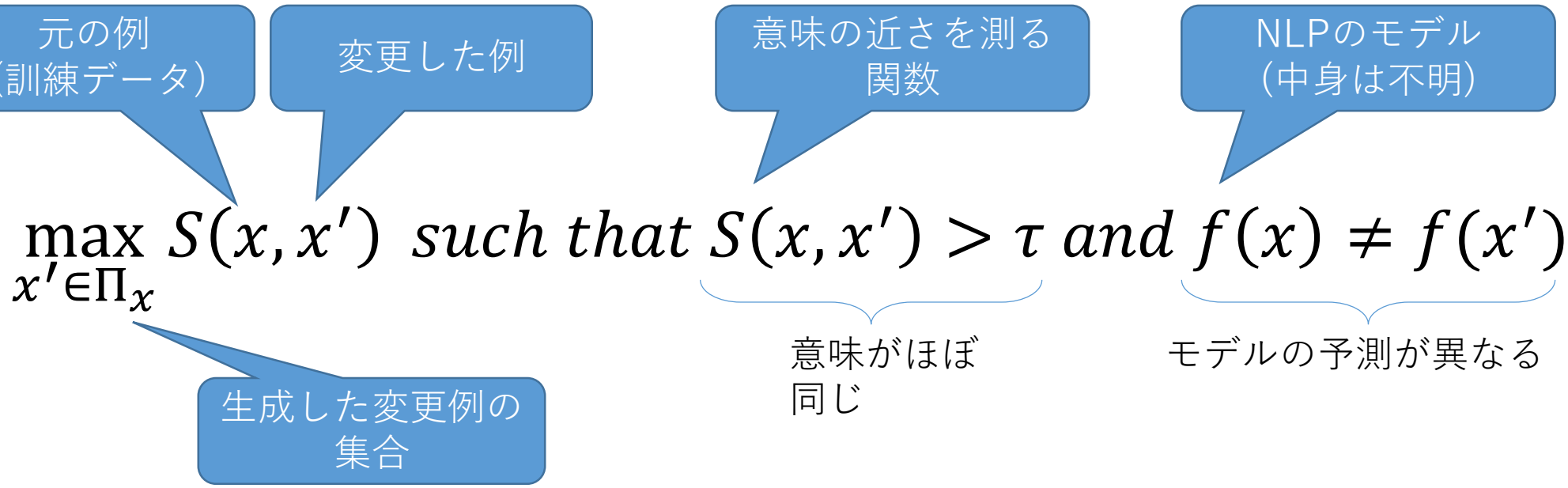
- 意味を保ちつつ，モデルが間違える例を作りたい (SEAs)
- 間違える例をたくさん作るルールを作りたい (SEARs)



Rule $r(What\ NOUN \rightarrow\ Which\ NOUN)$

Semantically Equivalent Adversaries (SEAs)

- 変更例を自動生成 (➔次ページ)
- モデルが間違え，かつ，最も意味が近い例を（あれば）選択



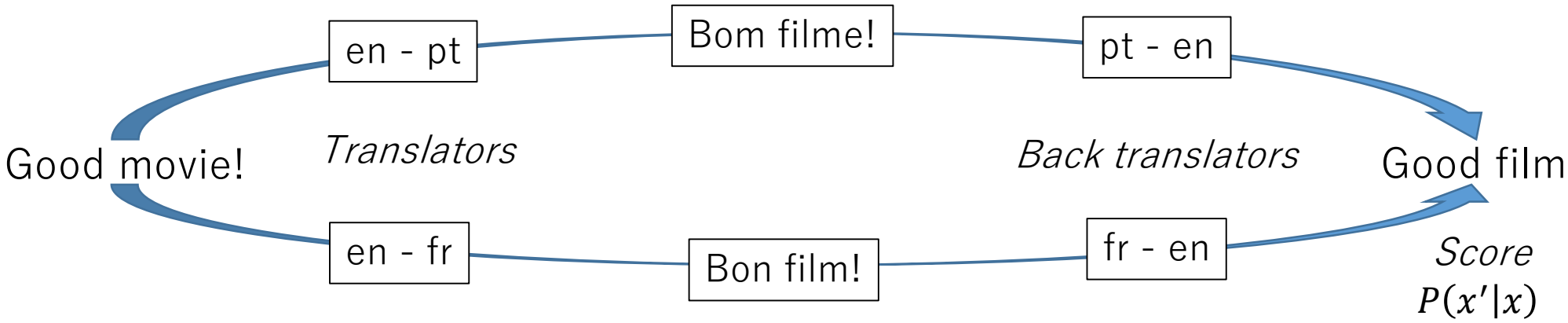
変更例の生成

- 複数ピボット言語を介した翻訳・逆翻訳によるParaphrasing [Mallinson et al., 2017]

$$S(x, x') = \min\left(1, \frac{P(x'|x)}{P(x|x)}\right)$$

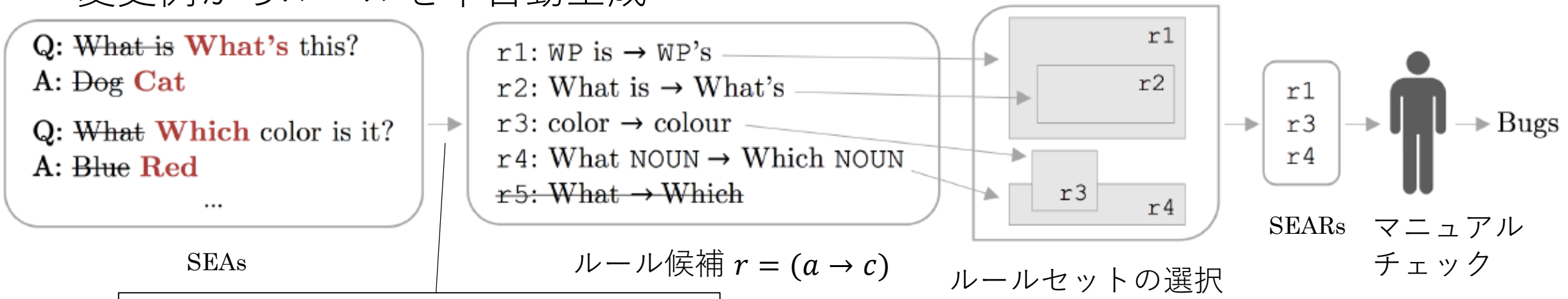
変換した文の生成確率

元文の生成確率



Semantically Equivalent Adversarial Rules (SEARs)

変更例からルールを半自動生成

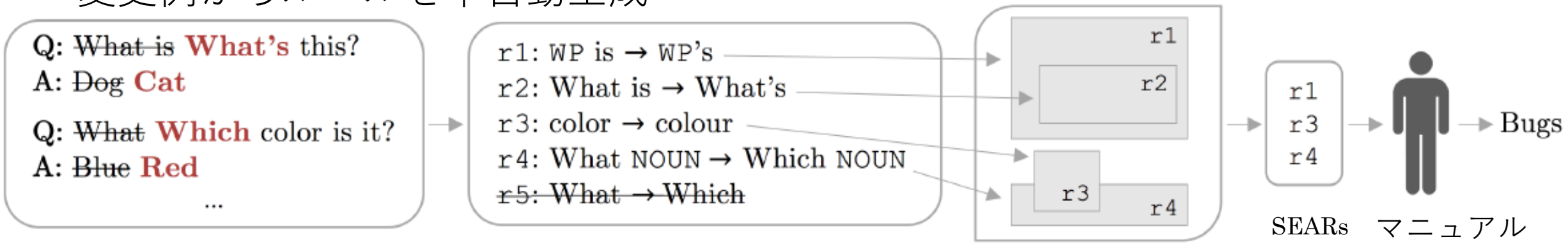


ルール候補$\left(r = (a \rightarrow c)\right)$の作成

- 元の文と変更した文 (SEAs) の**最小の連続した変更部分**を抽出
- 変更部分の**前後1単語**まで含めて，**ルール候補**として抽出
  - 前後1単語を品詞にして**汎化**したものも追加

Semantically Equivalent Adversarial Rules (SEARs)

変更例からルールを半自動生成



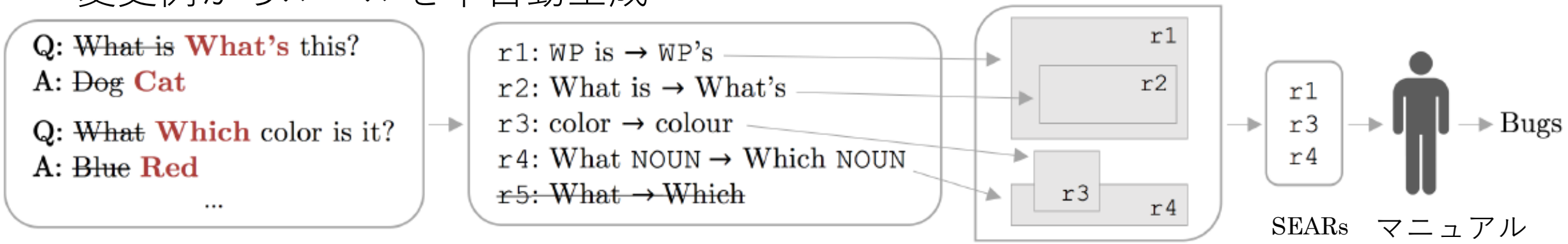
SEAs → ルール候補 $r = (a \rightarrow c)$ → ルールセットの選択

ルールセットの選択

- 意味の異なる不自然な例を作るルールを削除
  - $E[\mathbb{I}[S(x, r(x)) > \tau] \geq 1 - \delta$（$\mathbb{I}$はindicator function）
- 多くの例を被覆する・重複しないルールセットRを選択
  - $\max_{R,|R|<B} \sum_{x \in X} \max_{r \in R} S(x, r(x))$ $such\ that\ S(x, r(x)) > \tau\ and\ f(x) \neq f(x')$
  - この最大化問題は解けないので，Greedyに一つずつ選択

Semantically Equivalent Adversarial Rules (SEARs)

変更例からルールを半自動生成



SEAs

ルール候補 $r = (a \rightarrow c)$

ルールセットの選択

マニュアル・チェック

- Paraphrasingモデルは完璧ではない（文法的な誤り等も含む）
- 選んだルールはデータ依存で汎用でない可能性がある

→人手でチェック

※実験ではルールを選ぶごとにチェックして，次のルールを選択

評価設定

- 3つのデータセットで評価
  - Machine Comprehension (SQuAD) BiDAFモデル [Seo et al., 2017]
  - Visual QA (Visual7W-telling) Attentionモデル [Zhu et al., 2016]
  - Sentiment Analysis (Movie Review) fastTextモデル [Joulin et al., 2016]

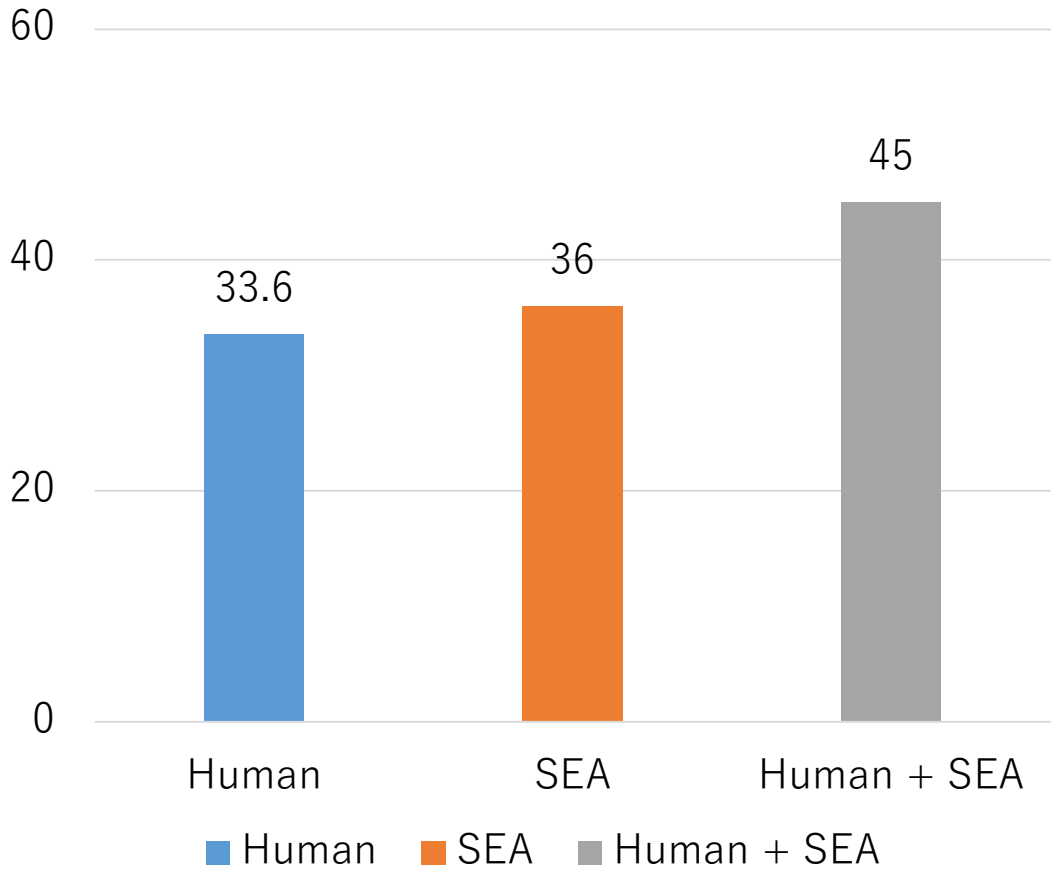
- このプレゼンではVisual QAタスクの結果のみ紹介
  - 他の実験に関しては論文を参照

作成したルール (SEARs) の例

正解の変化した割合

SEAR	Questions / SEAs	f(x)	Flips
WP VBZ→ WP's	~~What has~~ What's been cut? ~~Who is~~ Who's holding the baby	~~Cake~~ Pizza ~~Woman~~ Man	3.3%
What NOUN→ Which NOUN	~~What~~ Which kind of floor is it? ~~What~~ Which color is the jet?	~~Wood~~ Marble ~~Gray~~ White	3.9%
color →colour	What ~~color~~ colour is the tray? What ~~color~~ colour is the jet?	~~Pink~~ Green ~~Gray~~ Blue	2.2%
ADV is→ ADV's	~~Where is~~ Where's the jet? ~~How is~~ How's the desk?	~~Sky~~ Airport ~~Messy~~ Empty	2.1%

モデルが間違う意味の近い変更例 (SEAs) を作成できたか？



- 100個の例それぞれについて
  - **Human**: 10個の変更例を人手(3人のTurker)で作成し，意味の近いものを選択
    - モデルで変更例を評価
  - **SEA**: 提案手法
  - **HUMAN+SEA**: 提案手法で5個の変更例を作り，人手で元の文に意味の近いものを選択
- 生成した例を他の10人以上のTurkerが意味の近さで評価

自動生成した例と手動生成した例の違い

- 自動生成

Original	SEA
Where are the men?	Where are the males?
What kind of meat is on the boy's plate?	What sort of meat is on the boy's plate?

- 手動生成

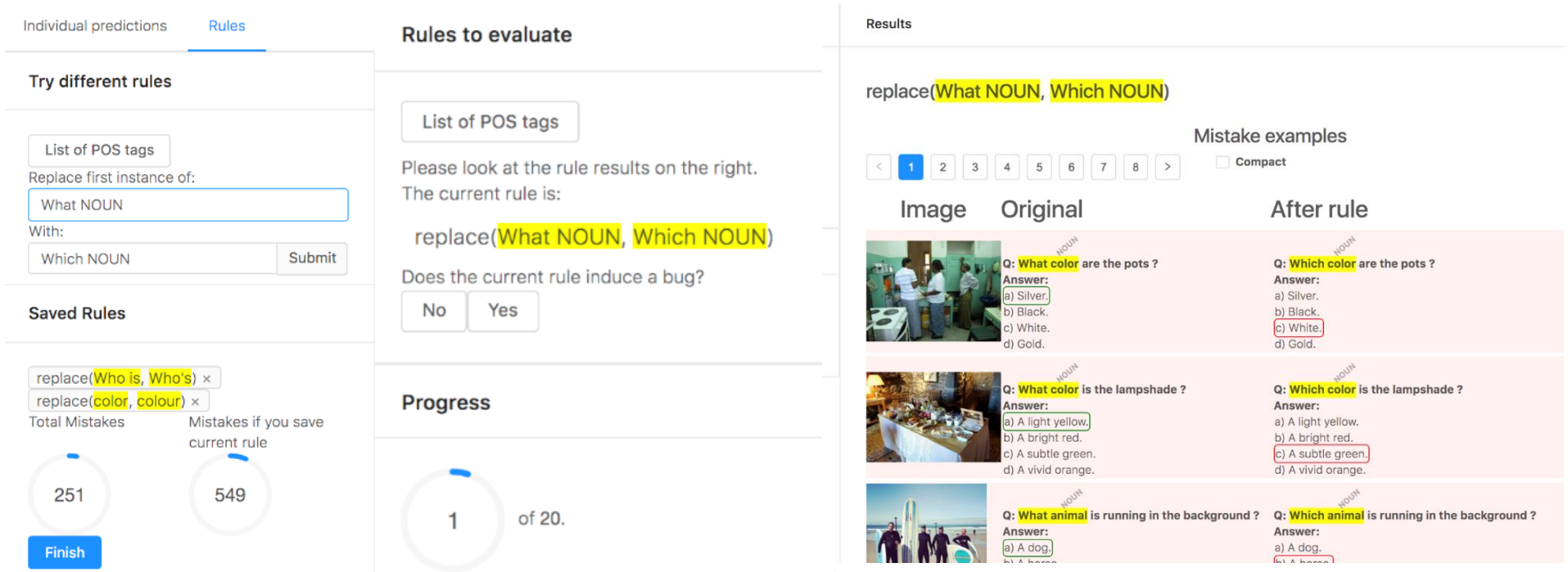
Original	Human-generated SEA
How many suitcases?	How many suitcases are sitting on the shelf?
Where is the blue van?	What is the blue van's location?

- 編集した平均文字数
  - 自動生成 6.2
  - 手動生成 9.0

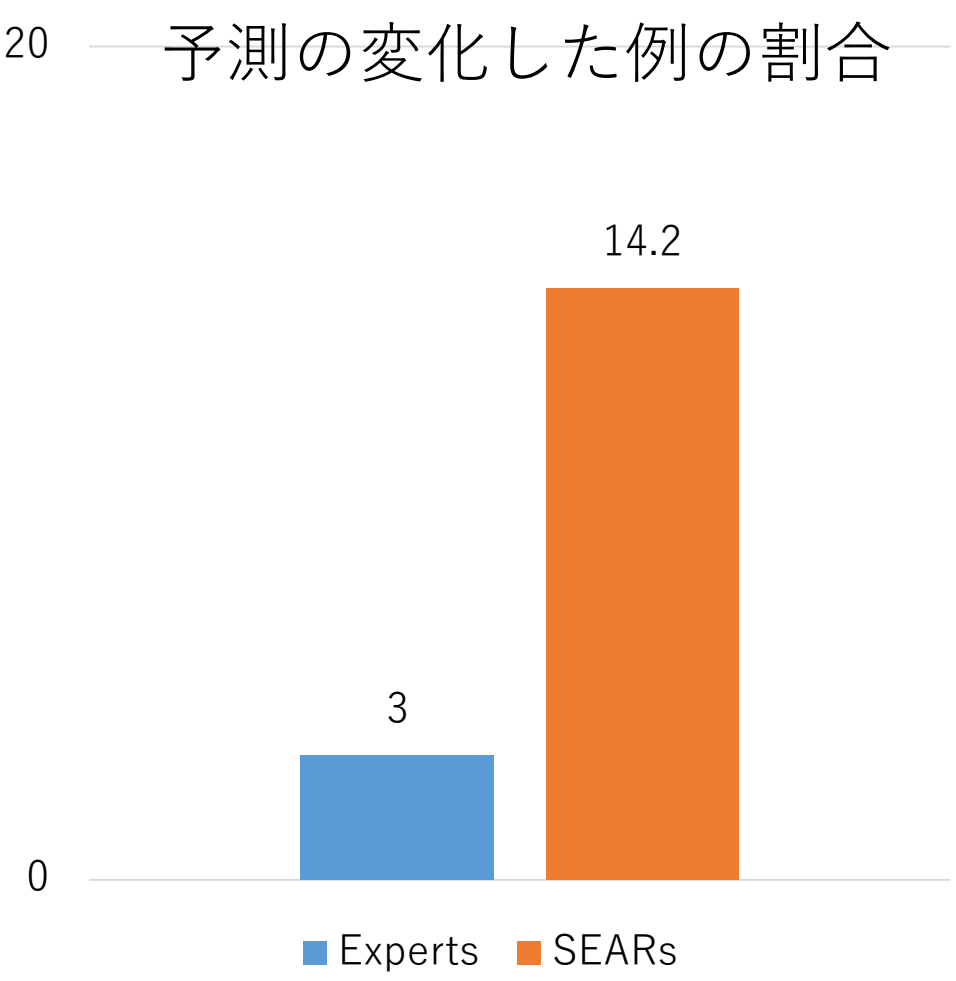
- 人間は小さな変更は思いつかないが，文構造を変えたり文脈を考えたりできる

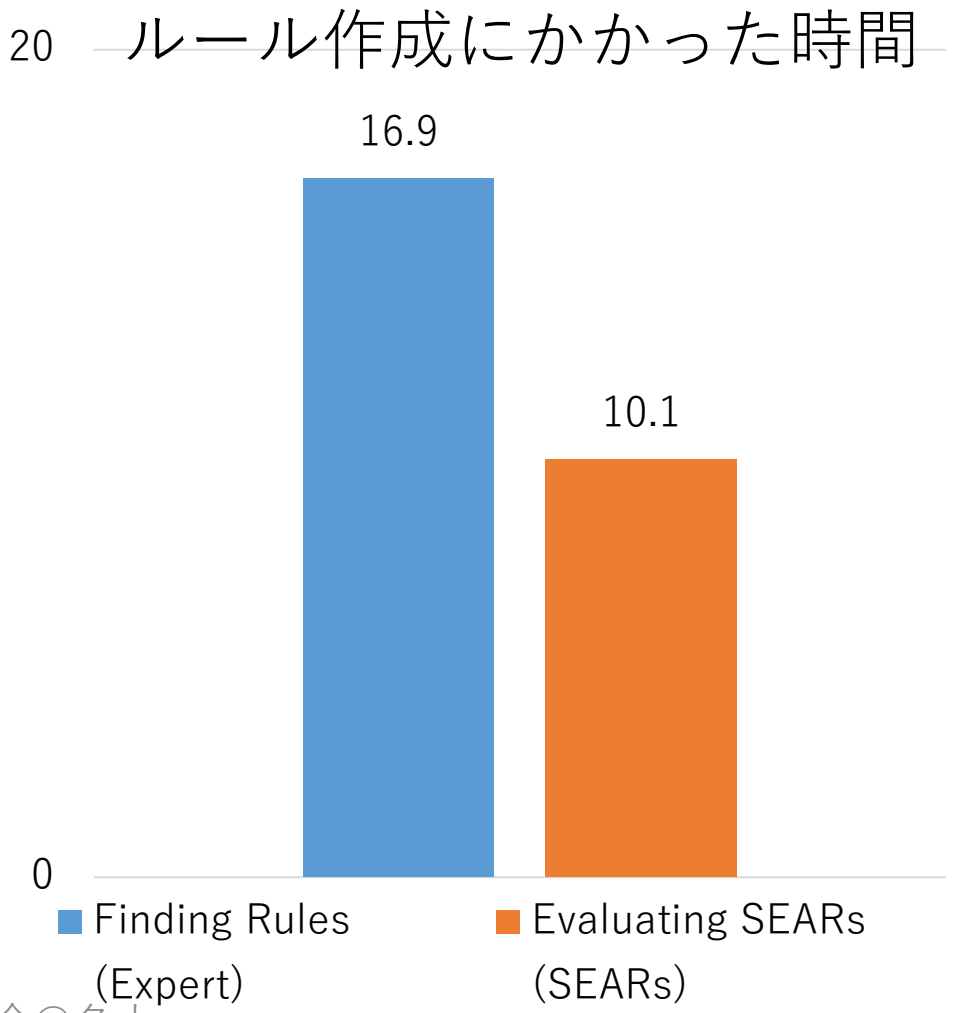
手動ルール（Expert）と半自動ルール(SEARs)の比較

- 手動生成したルール - モデルの出力を参考に最大10個
- 半自動生成したルール – 1つずつ候補を20個まで生成し，人手で最大10個まで選択（候補を除外したら次の候補は再計算）



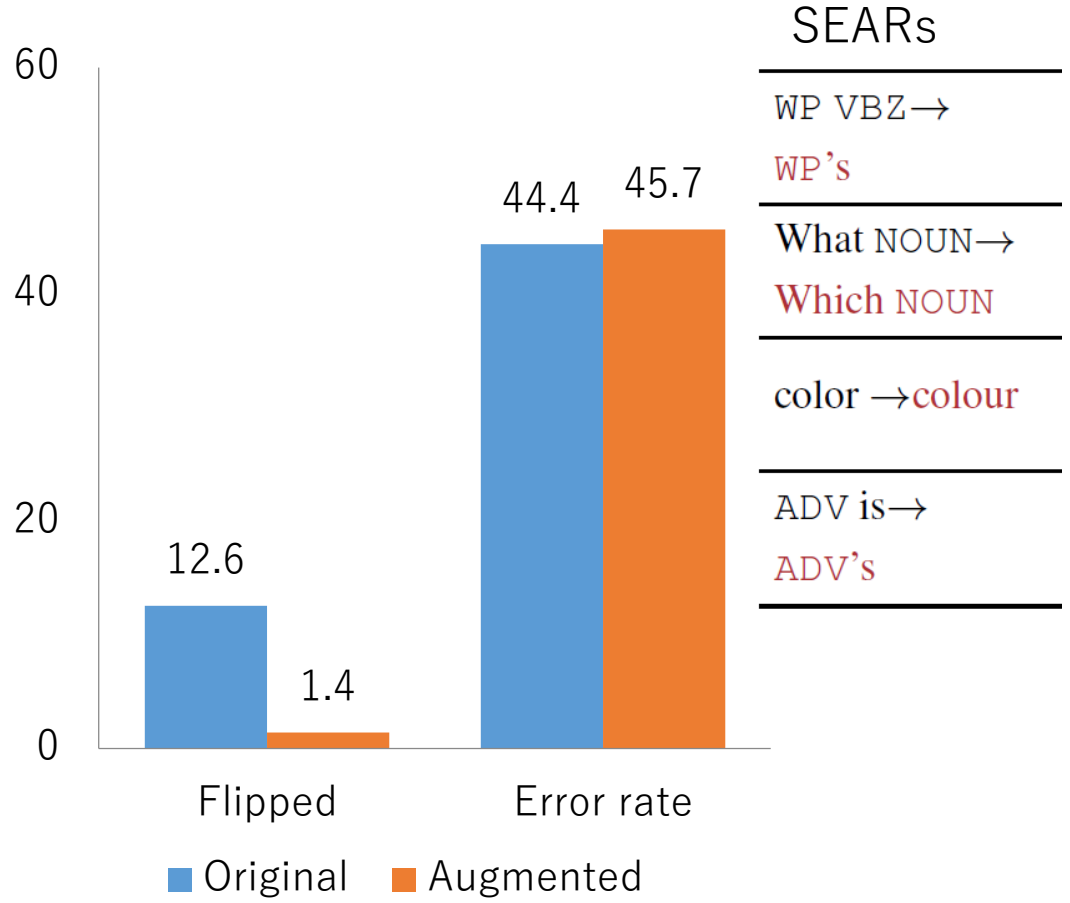
手動ルール (Expert) と半自動ルール (SEARs)の比較





ルールで生成した例を用いた再学習

- 手順
  - 訓練データにSEARsを適用したデータを追加して，再学習
  - 評価データにSEARsを適用したデータで評価
- モデルの精度を有意に下げることなく，「バグ」を排除



まとめ

- 学習を用いたNLPモデルのデバッグ手法を提案
  - モデルを修正する例・ルールを（半）自動作成