少量データからの
効率的な翻訳器の訓練

メンバー：　工学部工学科 (学部4年) 正木亮太朗　　本田志遠

指導教員：　理工学研究科（助教）　　梶原智之

機械翻訳とは

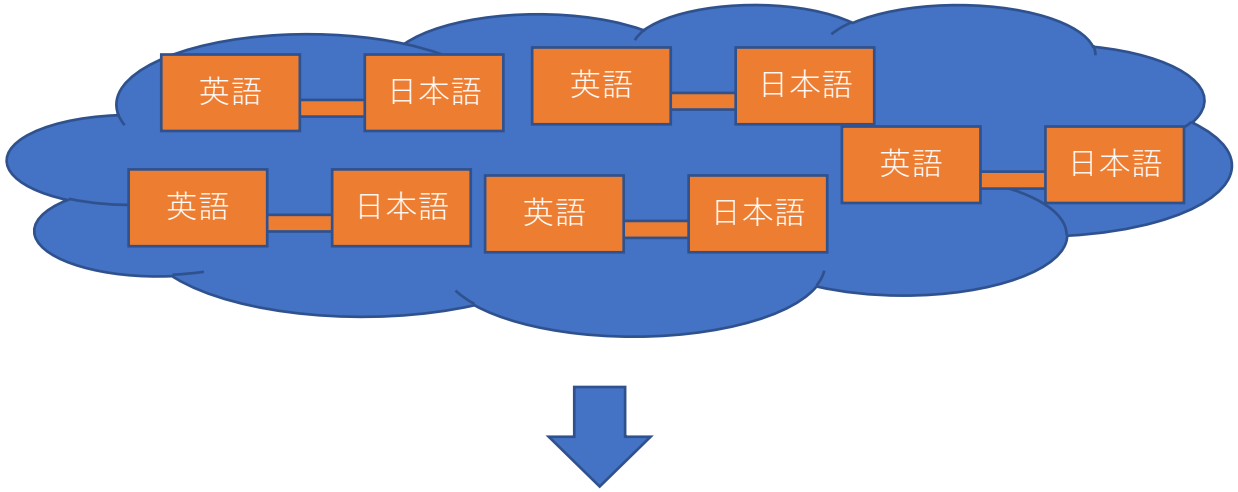
- 自然言語処理の応用事例の一つ
- ある言語の文を別の言語に自動的に翻訳
- 人間が翻訳した文に近づけることを目標とする

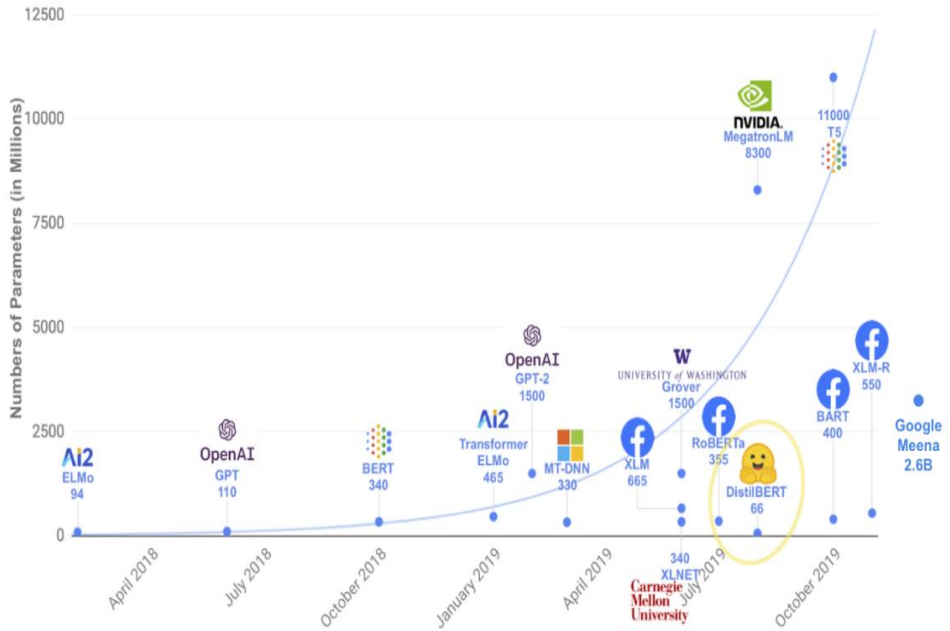
- 機械翻訳が用いられているものとしてDeepL、Google翻訳がある

私はサッカーをします。 → DeepL / Google翻訳 → I play soccer.

背景

- 自然言語処理の扱うデータ量は指数関数的に増加している
- 機械翻訳でも訓練データを増やすことで、翻訳品質を向上させている





https://ja.stateofaiguides.com/20200914-future-of-nlp/

課題と目的

大規模データに基づく機械翻訳の課題

- ◆翻訳器の訓練に時間がかかる
- ◆大量の計算資源を運用するコストがかかる
- **◆大規模な対訳データは自動収集される場合が多く、ノイズが含まれる**

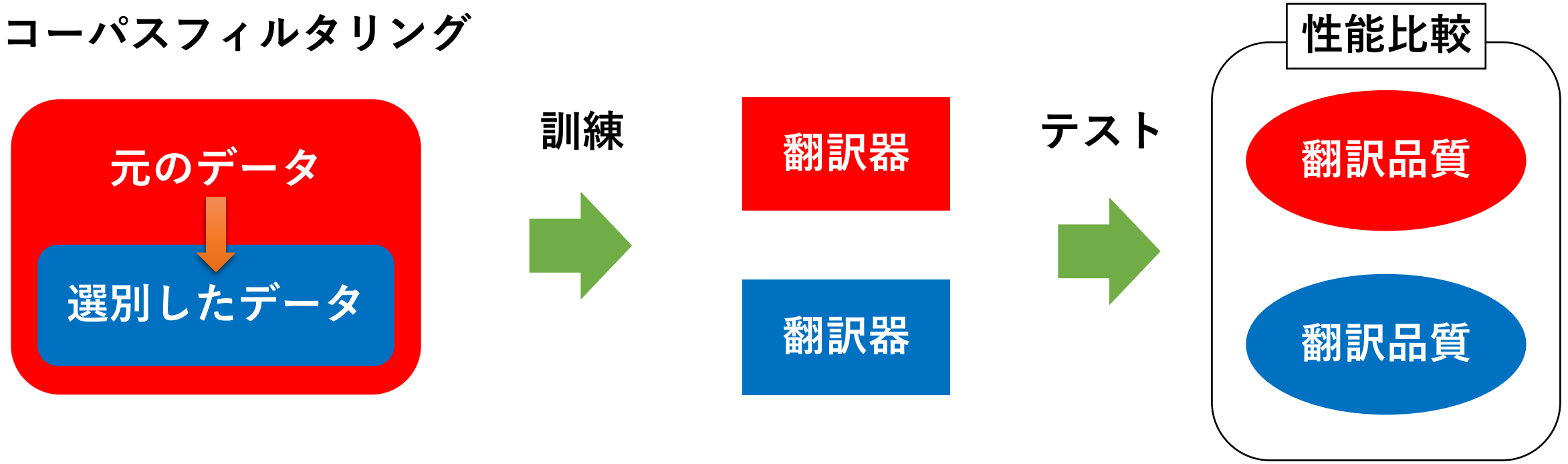
小規模な対訳データから高品質な翻訳器を訓練する

対訳データに含まれるノイズの例

日英対訳データで最も大きいJParaCrawlでの例

ノイズのタイプ	英語文	日本語文
A：非英語文・非日本語文	Ding Ye On, Lee Bong In	丁用根、李鳳仁
B：短すぎる文・長すぎる文	RA: Guy J	RA: Guy J ニュース
C：意味的に対応しない文対	You will always need to have the back up 7 computer I was using XP.	私はPhotoshop 7の2つのレイヤーを持っています。

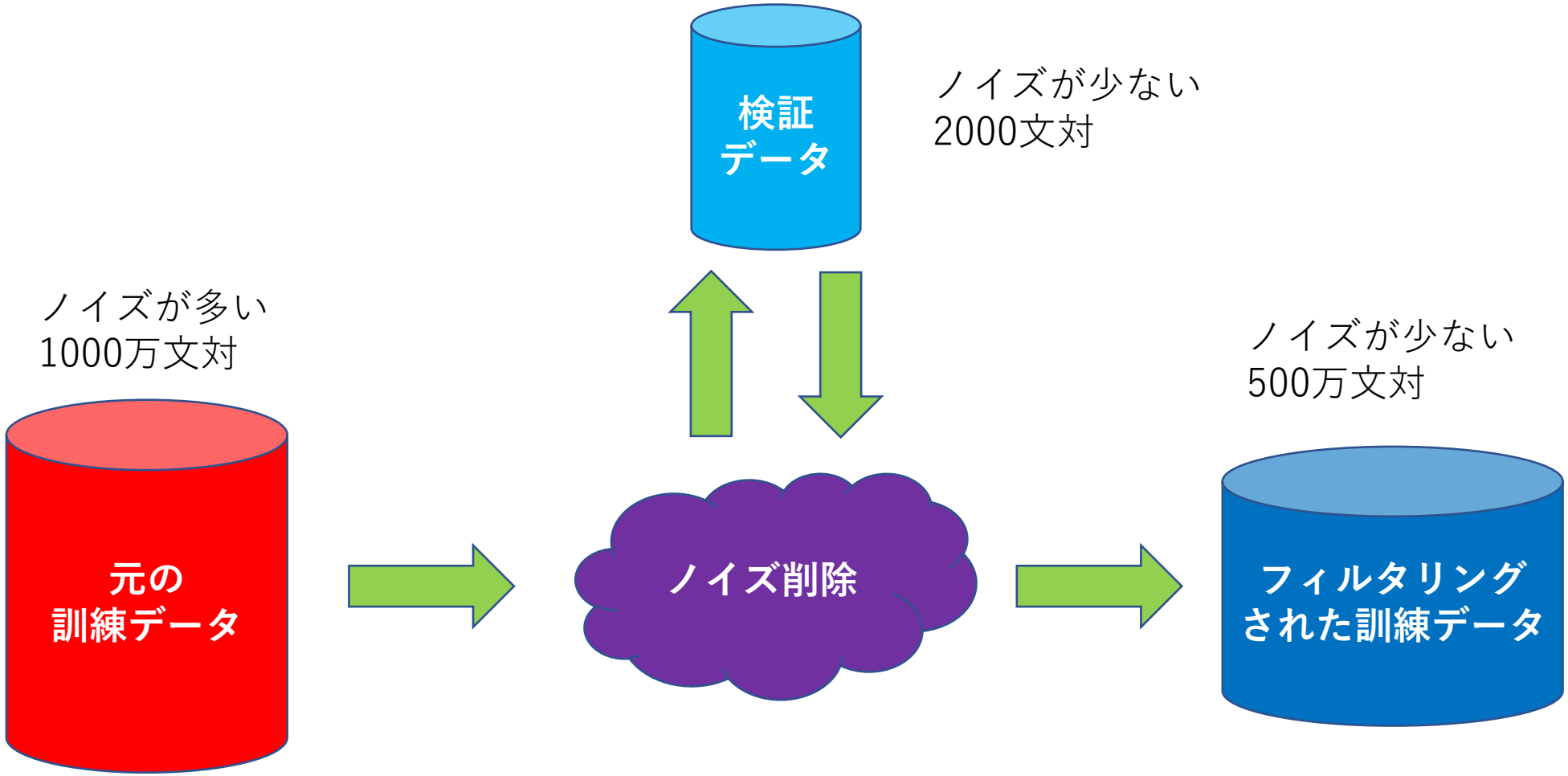
本研究の流れ



目標：半分の規模の訓練データから高品質な翻訳器を得る

提案手法

コーパスフィルタリングの全体像



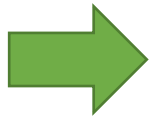
提案手法A－1：言語判定ツールで判断

ノイズA(非英語・非日本語)に対する方法

言語判定ツールであるlangdetectを用いて、

入力文が英語ではない or 出力文が日本語ではない文対をノイズとする

今後も社会貢献できる開発に取り組みたいと思っています。



langdetect

“ja”

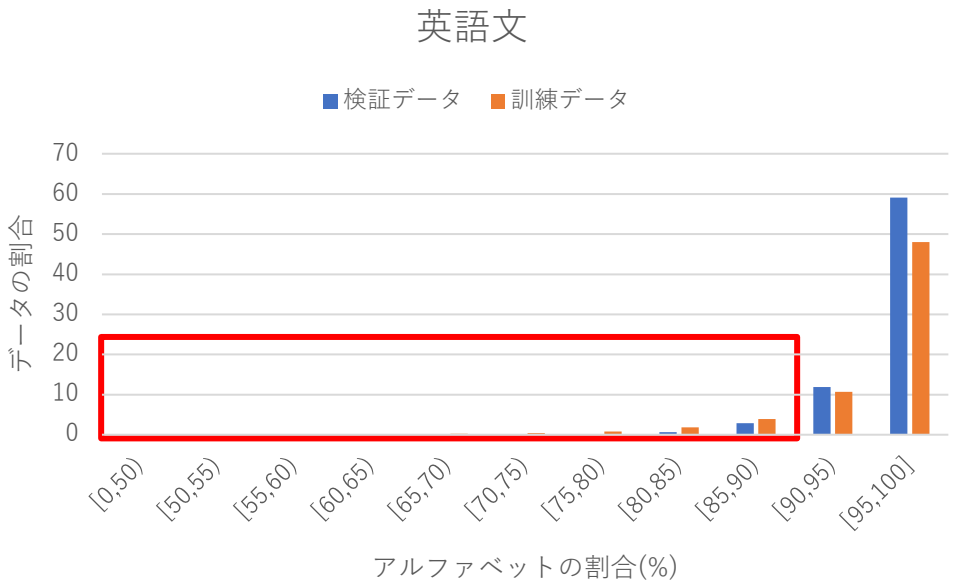
データ	正解文対数
手動構築した検証データ	1968/1998
自動収集した訓練データ	9,687143/10,000,213

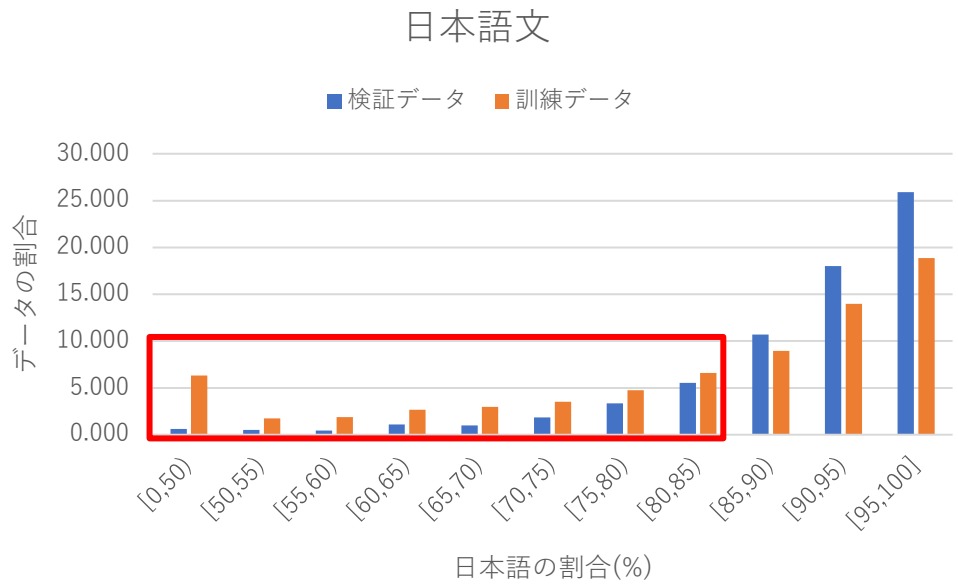
https://github.com/Mimino666/langdetect

提案手法A－2：文字種の割合で判断

ノイズA(非英語・非日本語)に対する方法

英語文に含まれる**アルファベットの割合**、
日本語文に含まれる**日本語（ひらがな・カタカナ・漢字）の割合**から
検証データよりも訓練データの割合が高くなる部分をノイズとして判断





提案手法B：文字数または単語数で判断

ノイズB(長すぎる文・短すぎる文)に対する方法

閾値を超えて**文字数・単語数が多いまたは少ない文対を訓練用データから徐外**

文字数

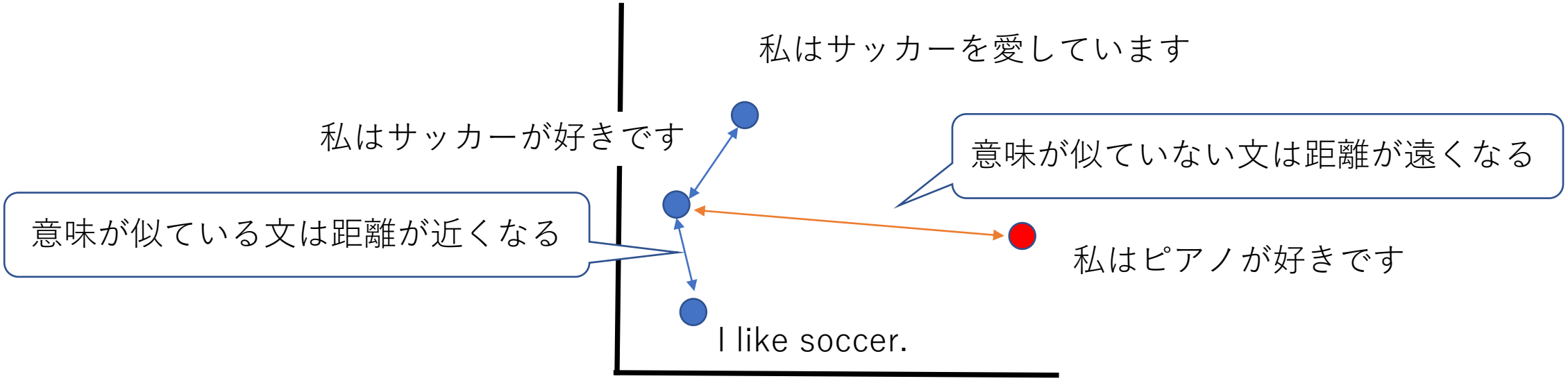
今後も社会貢献できる開発に取り組みたいと思っています。⇒ 27個

SentencePieceによる単語分割

今後も 社会貢献 できる 開発 に取り組み たいと思っています 。⇒ 7個

提案手法C：文ベクトルで判断

- ノイズC(意味的に対応しない文対)に対する方法
- 文符号化器を用いて文をベクトル空間上の点として表現
- 意味が近い文同士はベクトルが近く、似ていない文同士は遠くなる



提案手法のまとめ

ノイズのタイプ	解決策
A：非英語文・非日本語文	1. 言語判定ツールで判断 2. 文字種の割合で判断
B：短すぎる文・長すぎる文	1. 文字数で判断 2. 単語数で判断
C：意味的に対応しない文対	1. 多言語文符号化器（mUSE）で判断 2. 多言語文符号化器（LaBSE）で判断

評価実験

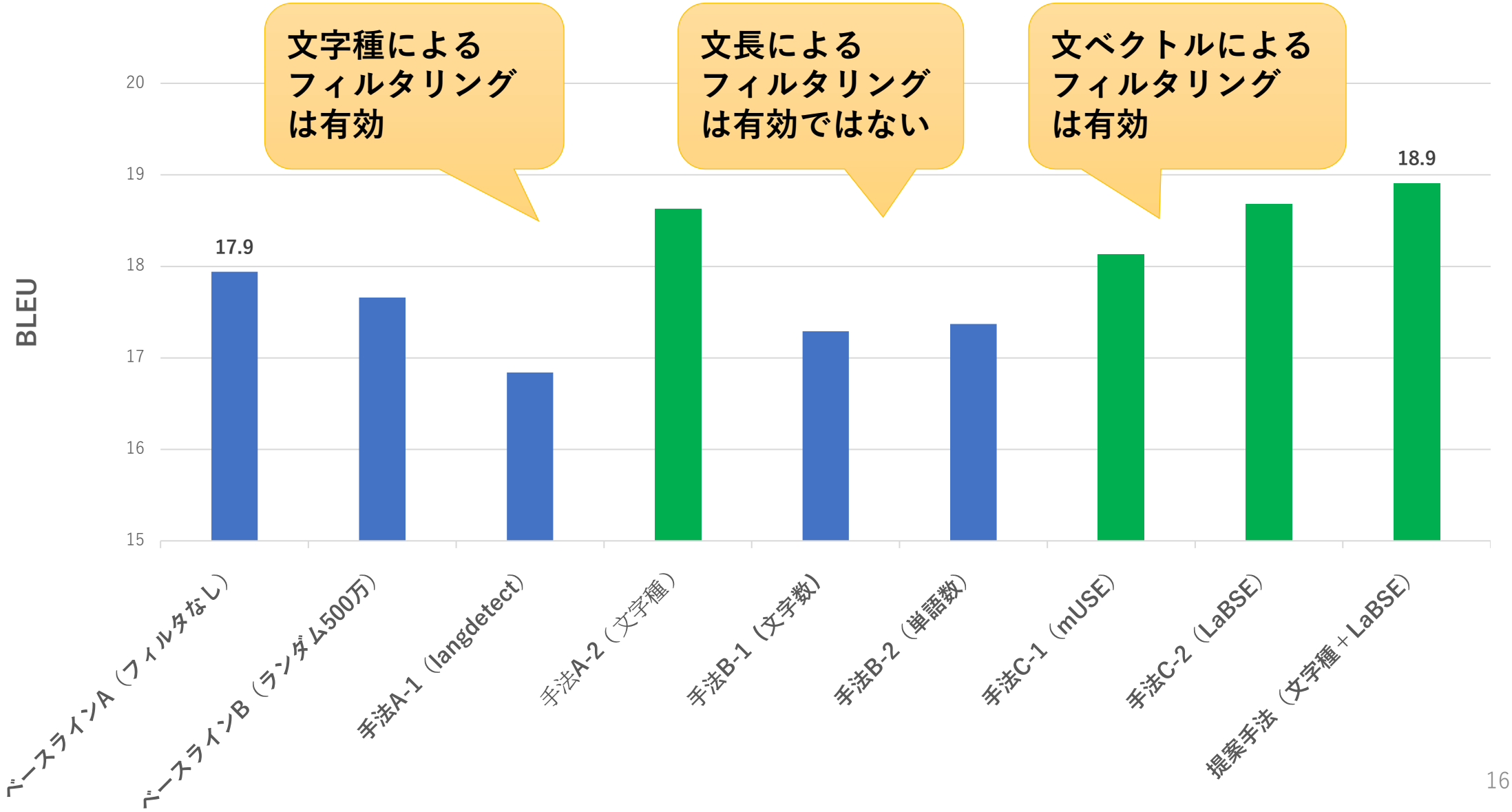
実験設定

◆**データ**
- ◆日本語と英語の文対
- ◆1000万文対→500万文対

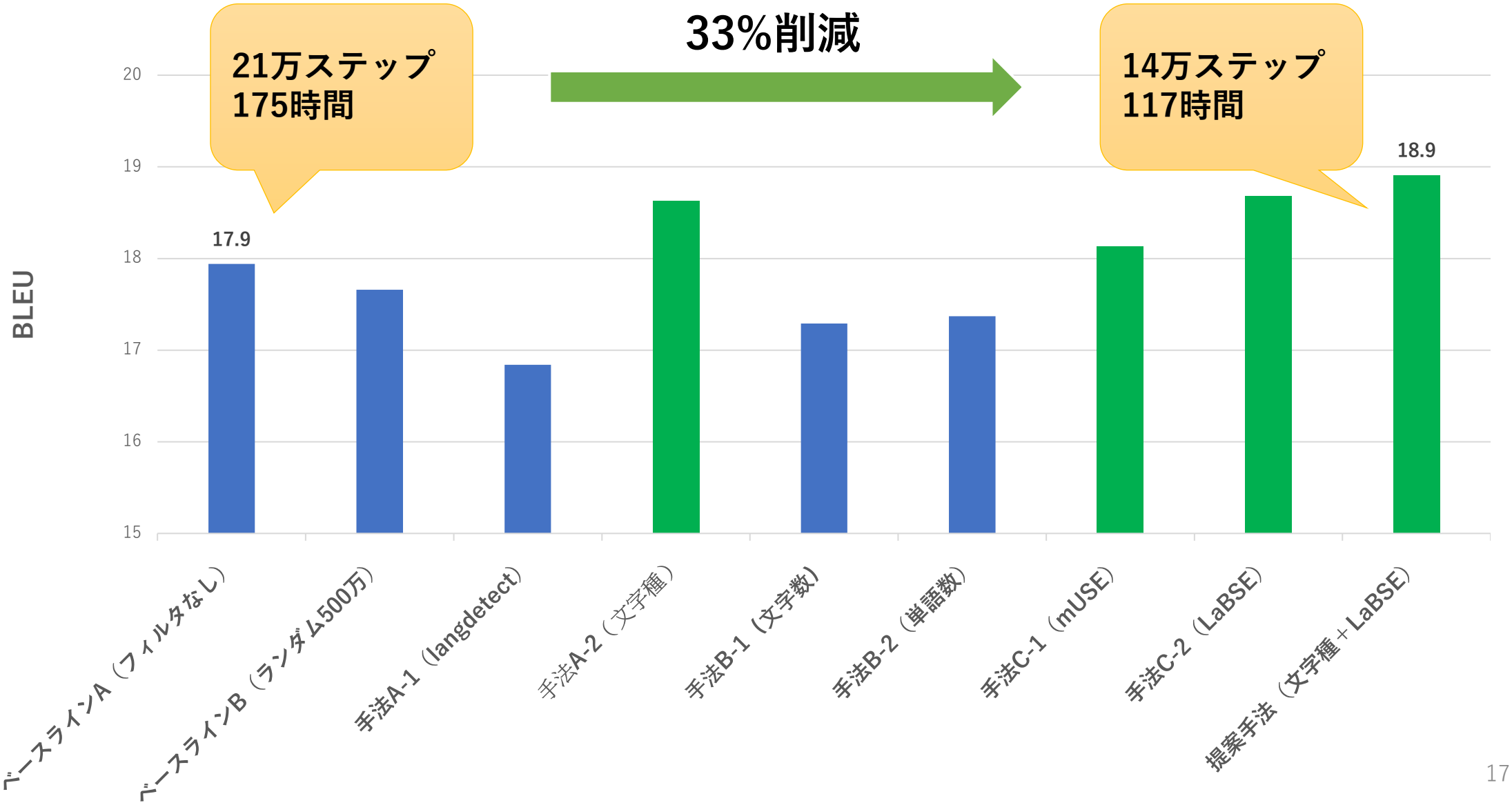
◆**モデル**
- ◆Transformer翻訳器
- ◆google翻訳などと同じディープラーニング

◆**評価方法**
- ◆BLEU
- ◆0~100点までの翻訳品質
- ◆実際には40点くらいまでしか出ない
- ◆google翻訳の場合25点

実験結果：翻訳品質


文字種による
フィルタリング
は有効
文長による
フィルタリング
は有効ではない
文ベクトルによる
フィルタリング
は有効
BLEU
20
19
18
17
16
15
17.9
18.9
ベースラインA（フィルタなし）
ベースラインB（ランダム500万）
手法A-1（langdetect）
手法A-2（文字種）
手法B-1（文字数）
手法B-2（単語数）
手法C-1（mUSE）
手法C-2（LaBSE）
提案手法（文字種＋LaBSE）

実験結果：訓練時間


21万ステップ
175時間
33%削減
14万ステップ
117時間
BLEU
20
19
18
17
16
15
17.9
18.9
ベースラインA（フィルタなし）
ベースラインB（ランダム500万）
手法A-1（langdetect）
手法A-2（文字種）
手法B-1（文字数）
手法B-2（単語数）
手法C-1（mUSE）
手法C-2（LaBSE）
提案手法（文字種＋LaBSE）

まとめ：少量データからの効率的な翻訳器の訓練

◆**背景**：自動収集された大規模データにはノイズが含まれ、訓練効率が悪い

◆**提案**：英日機械翻訳のためのパラレルコーパスフィルタリングの手法を提案

- 文字種に基づく手法　→　実装によっては有効
- 文長に基づく手法　→　有効ではない
- 文ベクトルに基づく手法　→　有効

◆**結果**：英日機械翻訳の訓練データを1000万→500万に削減する設定

- 翻訳品質：BLEUスコアを1ポイント改善
- 訓練時間：33%削減

学会で発表し学生奨励賞を受賞

本田志遠, 正木亮太朗, 梶原智之. **英日機械翻訳のための対訳コーパスフィルタリングの検討.** 情報処理学会第84回全国大会, pp.793-794, March 2022.