画像キャプションを利用した IconQA タスクへのアプローチ

塩野大輝 1 宮脇峻平 1,2 長澤春希 1 鈴木潤 1,3

- 1東北大学 2株式会社キーウォーカー 3理化学研究所
 - daiki.shiono.s1@dc.tohoku.ac.jp
 - **y** @onely7_deep
 - https://github.com/Onely7-nlp





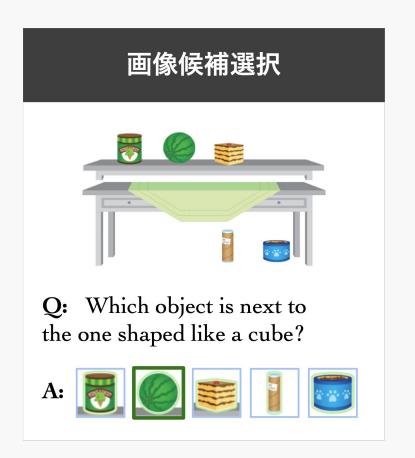




言語処理学会第29回年次大会, 2023-03-15

IconQA: ダイアグラム画像に対する質問応答 [Lu+'21]

抽象的なダイアグラム画像に対する Visual Question Answering タスク



テキスト候補選択



Q: Which picture shows the pizza inside the oven?

A: (A) left one (B) right one

穴埋め

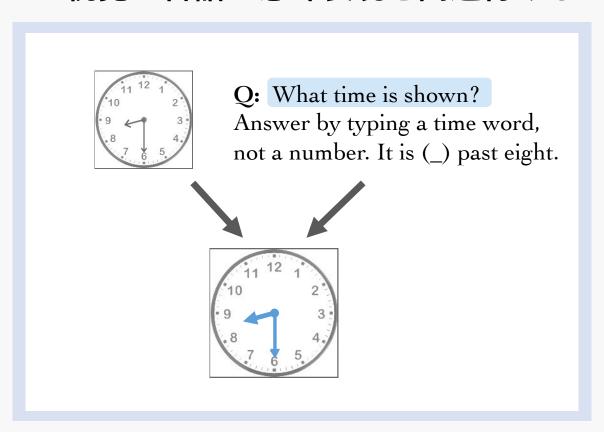


Q: What time is shown? Answer by typing a time word, not a number. It is (_) past eight.

A: half

IconQA タスクに必要な能力

1. 視覚と言語の意味表現を関連付ける



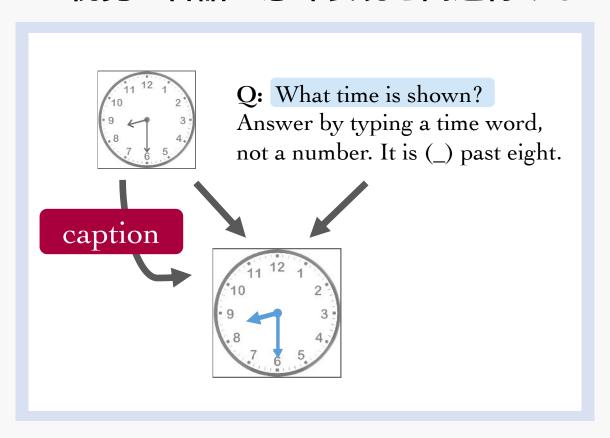
2. 質問を正しく読解して推論する

Q. What time is shown? Answer by typing a time word, not a number. It is (_) past eight. A. half

提案①

IconQA タスクに必要な能力

1. 視覚と言語の意味表現を関連付ける



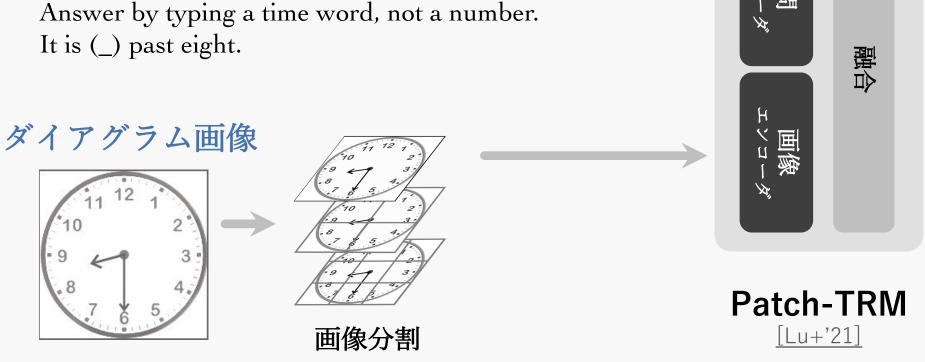
ダイアグラム画像において 言語による視覚情報の拡張が 読解性能に効果的か?

先行研究 / ベースライン

画像を言語で記述することでモデルに解答の手がかりを提供する

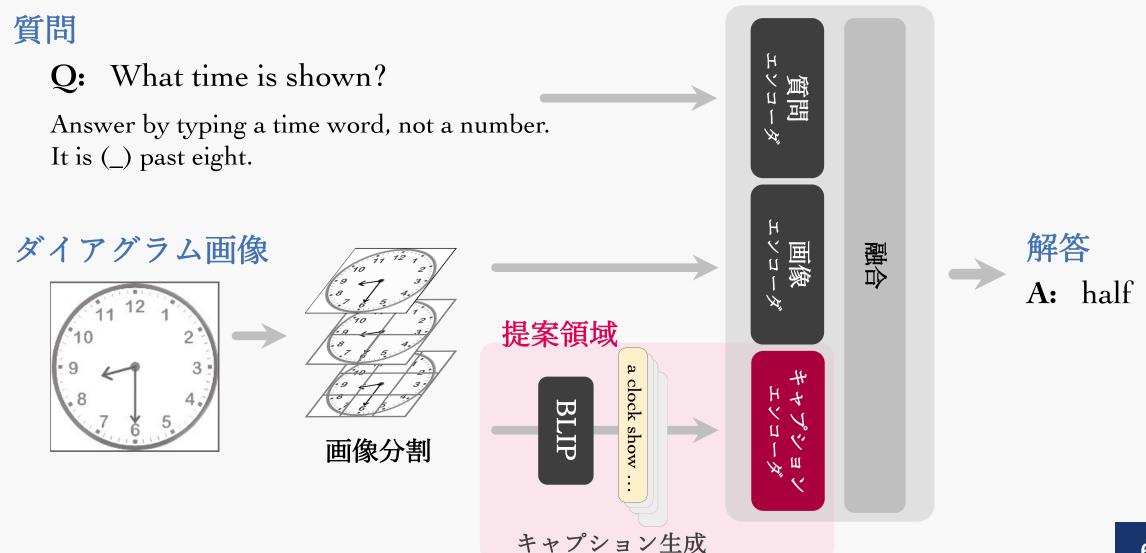
質問

What time is shown?



本研究 / 提案手法 (1/2)

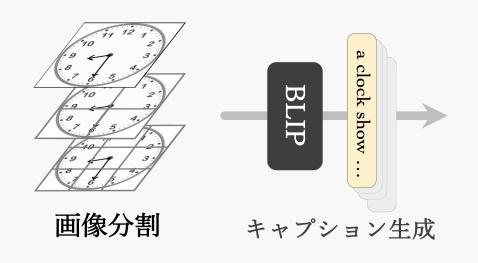
画像を言語で記述することでモデルに解答の手がかりを提供する



提案手法 ① / 視覚と言語の意味表現を関連付ける

視覚情報の拡張としてキャプションを生成する

視覚と言語の意味関係を学習した BLIP [Li+'22] でキャプションを生成



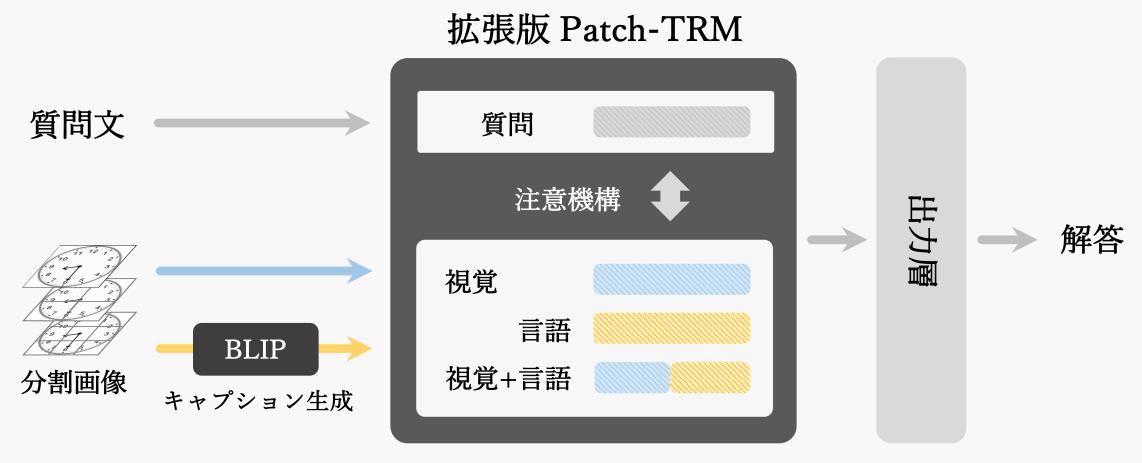


e.g. BLIP キャプション

A library building has two doors on the front

提案手法 ① / 視覚と言語の意味表現を関連付ける

キャプション情報を組み込んだ拡張版 Patch-TRM

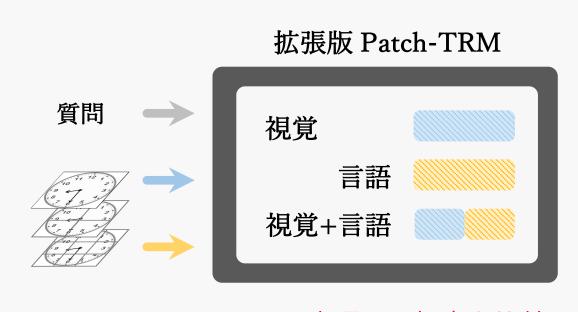


3つの表現で正解率を比較

実験設定 / 視覚と言語の意味表現を関連付ける

拡張版 Patch-TRM の性能評価

| データセット 訓練 / 開発 / 評価 | IconQA [Lu+'21] 18,189 / 10,913 / 3,638 |
|------------------------|---|
| 画像エンコーダ | ResNet-101 (Icon645 で学習) ViT [Dosovitskiy+'21] |
| 言語エンコーダ | BERT [Devlin+'19] |
| キャプション生成 | BLIP [Li+'22] |
| パッチサイズ | 79 $(1^2 + 2^2 + 3^2 + 4^2 + 7^2)$ |
| キャプション数 | 14 $(1^2 + 2^2 + 3^2)$ |



3つの表現で正解率を比較

実験結果/視覚と言語の意味表現を関連付ける

ダイアグラム画像において視覚と言語の融合が読解性能に効果的か? (1/2)

表2. IconQA サブタスク別の正解率

| モデル | 入力情報 | 画像選択 | テキスト選択 | 穴埋め問題 | |
|-----------|--|-------|--------|-------|--|
| | | 11535 | 6316 | 3638 | |
| | 視覚 (111111111111111111111111111111111111 | 78.71 | 65.92 | 86.44 | |
| Patch-TRM | 言語 | 69.07 | 62.40 | 47.16 | |
| | 両方 | 79.60 | 64.90 | 87.39 | |
| Human | | 95.69 | 93.91 | 93.56 | |

視覚と言語の融合により 画像選択・穴埋め問題にて正解率が向上

実験結果/視覚と言語の意味表現を関連付ける

ダイアグラム画像において視覚と言語の融合が読解性能に効果的か? (2/2)

表2. IconQA 推論スキル別の正解率

| モデル | 入力情報 | Geo. | Cou. | Com. | Spa. | Sce. | Pat. | Tim. | Fra. | Est. | Alg. | Mea. | Sen. | Pro. |
|-----------|-------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| | . 424 H4 H8 | 8575 | 7493 | 2976 | 2143 | 2013 | 1827 | 1803 | 1567 | 1530 | 1456 | 1287 | 1158 | 1077 |
| | 視覚 (1) | 80.9 | 76.6 | 74.7 | 53.5 | 59.9 | 56.1 | 69.9 | 81.4 | 97.0 | 61.0 | 96.4 | 79.4 | 76.3 |
| Patch-TRM | 言語 | 72.1 | 52.4 | 68.2 | 50.0 | 60.0 | 54.9 | 66.9 | 44.3 | 65.4 | 38.9 | 60.1 | 82.1 | 83.9 |
| | 両方 () | 81.1 | 76.7 | 74.9 | 54.7 | 62.4 | 55.7 | 67.7 | 81.3 | 99.0 | 60.9 | 98.8 | 78.0 | 75.2 |
| Human | | 94.6 | 97.6 | 94.4 | 93.3 | 92.7 | 95.7 | 97.9 | 97.5 | 87.5 | 96.3 | 86.6 | 97.1 | 85.7 |

言語情報の拡張により 7/13 の推論スキルで正解率が向上

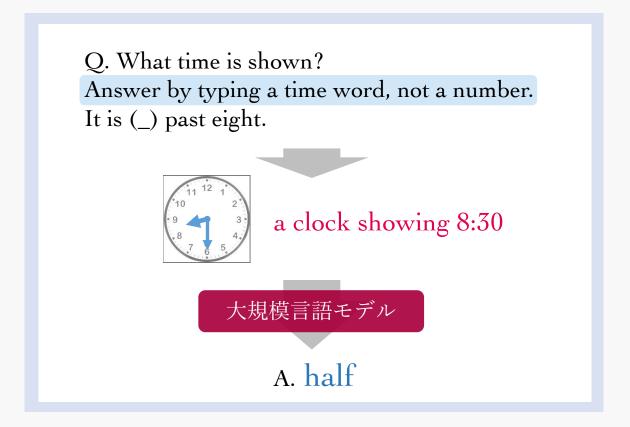
キャプション情報による拡張がダイアグラムの画像読解において有効である可能性を示唆

提案②

IconQA タスクに必要な能力

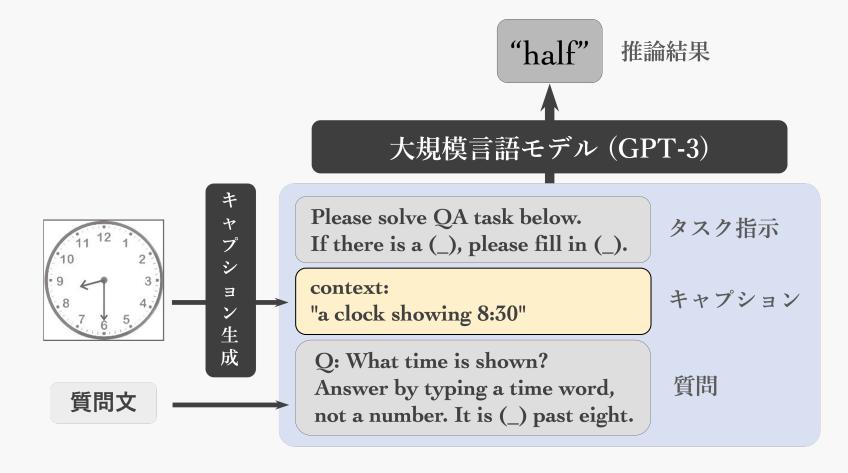
画像をキャプションに変換し、 大規模言語モデル の推論能力を活用して VQAを解くことができるのか [Yang+'22]

2. 質問を正しく読解して推論する



提案手法② / 質問を正しく読解して推論する

GPT-3 によるゼロショット推論



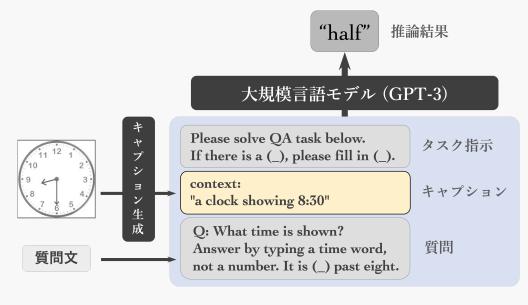
大規模言語モデルの推論能力を活用するため 人手 / BLIP を用いて視覚情報を言語化

実験設定 / 質問を正しく読解して推論する

GPT-3 を用いたゼロショット推論

• 言語モデル別の性能差を調査すべく、Patch-TRM でも同様に評価

| 対象タスク | 穴埋め問題 |
|-------------|--------------------|
| 評価データ | 57 件 (無作為抽出) |
| 読解モデル | GPT-3 [Brown+'20] |
| キャプション生成モデル | 人手 / BLIP [Li+'22] |
| 評価指標 | 正解率 |
| キャプション数 | 1 |

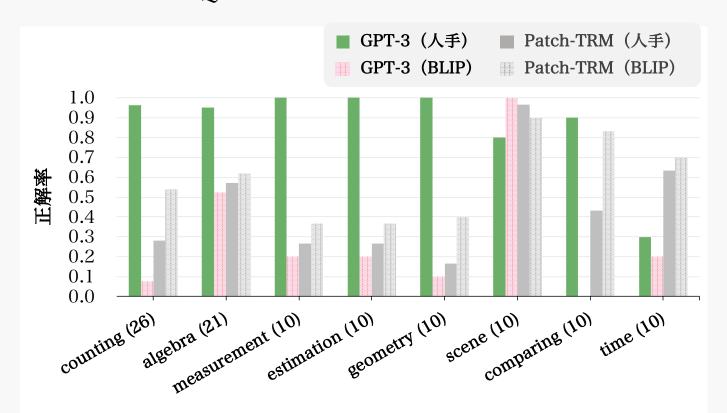


人手/BLIP によって視覚情報を言語化

実験結果 / 質問を正しく読解して推論する

大規模言語モデルの推論能力は IconQA にも有効か?

図3. IconQA 穴埋め問題の推論スキル別の正解率



適切なキャプションを用いることで 読解性能が向上することを示唆

BLIP による記述内容、 Patch-TRM のモデルアーキテクチャ について見直す必要があることを示唆

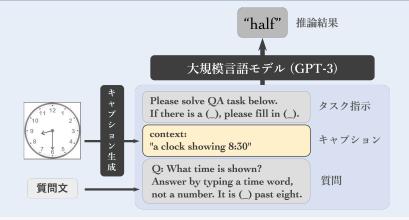
おわりに

画像キャプションを利用した IconQA タスクへのアプローチ

結論

- キャプションによる視覚情報の拡張が ダイアグラム画像の読解で有効である 可能性を示唆
- 大規模言語モデルの推論能力が ダイアグラム画像の読解で有効である 可能性を示唆

提案手法②:質問を正しく理解して推論する



将来の展望

- 視覚と言語の融合方法について調査
- 推論スキル別に適切な言語情報があるか調査
- モデルアーキテクチャの改善