

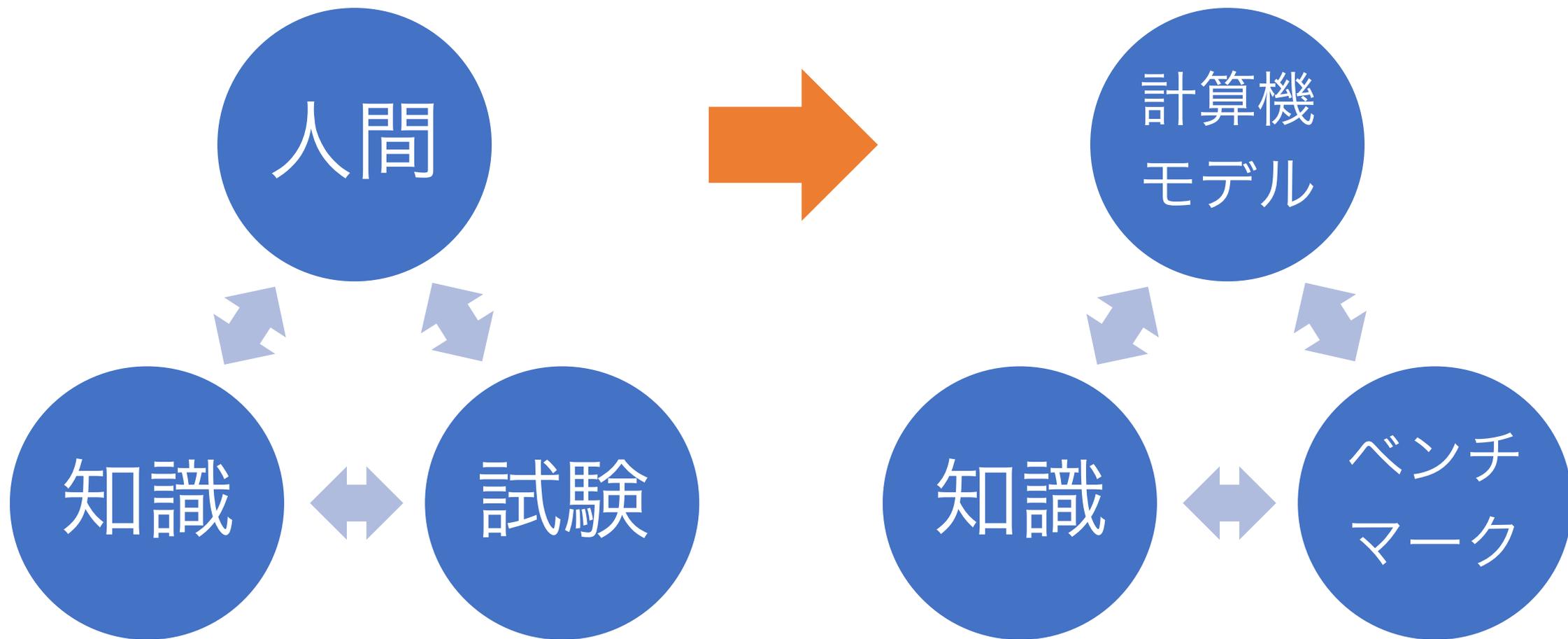
パネルディスカッション

「構造化知識を使った言語処理応用」

計算機モデル・知識・ベンチマーク

河原大輔

早稲田大学, 理研AIP



JGLUE: 日本語言語理解ベンチマーク

[Kurihara+ 2022]

- 日本語における言語理解能力を評価するためのデータセット群
- クラウドソーシングを利用して構築

タスク	データセット	train	dev	test
文章分類	MARC-ja	187,528	5,654	5,639
	JCoLA	-	-	-
文ペア分類	JSTS	12,463	1,457	1,589
	JNLI	20,117	2,434	2,508
QA	JSQuAD	63,870	4,475	4,470
	JCommonsenseQA	9,012	1,126	1,126

最近の超大規模基盤モデル

model	organization	date	#params	d_{model}	#layers	#heads	#tokens
GPT-2	OpenAI	19.02	1.5B	1,600	48	25	?
GPT-3	OpenAI	20.05	175B	12,288	96	96	300B
Gopher	DeepMind	21.12	280B	16,384	80	128	300B
LaMDA	Google	22.01	137B	8,192	64	128	168B
MT-NLG 530B	MS/NVIDIA	22.01	530B	20,480	105	128	270B
Chinchilla	DeepMind	22.03	70B	8,192	80	64	1.4T
PaLM	Google	22.04	540B	18,432	118	48	780B
OPT	Meta	22.05	175B	12,288	96	96	180B
BLOOM	BigScience	22.07	176B	14,336	70	112	350B

オープンな日本語基盤モデル

	MARC-ja (acc)	JSTS (Pearson)	JNLI (acc)	JSQuAD (F1)	JComQA (acc)
(人間)	0.989	0.899	0.925	0.944	0.986
東北大BERTBASE	0.958	0.909	0.899	0.941	0.808
東北大BERTBASE (文字)	0.956	0.893	0.892	0.937	0.718
東北大BERTLARGE	0.955	0.913	0.900	0.946	0.816
NICT BERTBASE	0.958	0.910	0.902	0.947	0.823
早稲田大 RoBERTaBASE	0.962	0.913	0.895	0.927	0.840
早稲田大 RoBERTaLARGE (s128)	0.954	0.930	0.924	0.940	0.901
早稲田大 RoBERTaLARGE (s512)	0.961	0.926	0.926	0.963	0.891
(XLM-RoBERTaLARGE)	0.964	0.918	0.919	-	0.840
Studio Ousia LUKEBASE	0.965	0.916	0.912	-	0.842
Studio Ousia LUKELARGE	0.965	0.932	0.927	-	0.893

知識

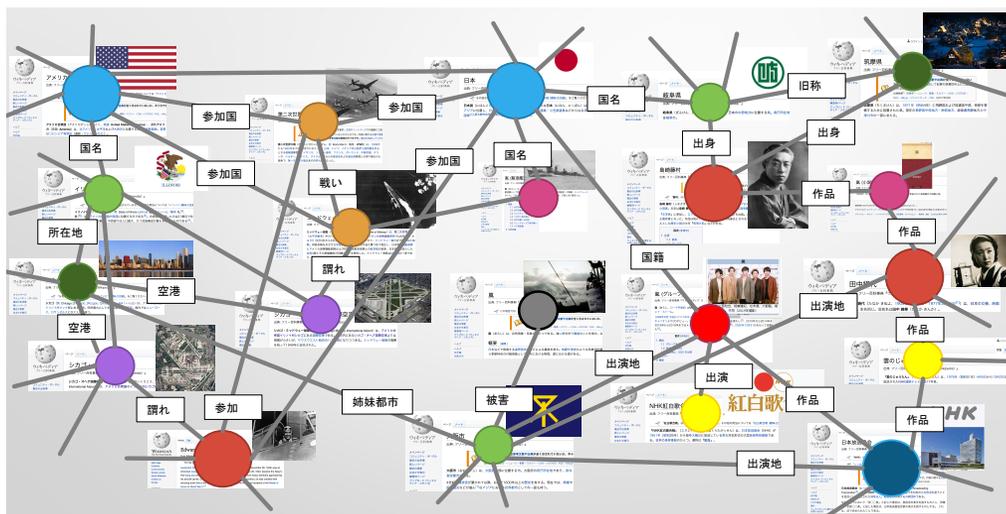
- 辞書
- 格フレーム
- フレームネット
- 森羅
- ...

【人工知能】

学習・推論・判断といった人間の知能のもつ機能を備えたコンピューターシステム。応用として、自然言語の理解、機械翻訳、エキスパートシステムなどがある。AI。

『大辞林』

述語	格	用例
送る(1)	ガ格	私:374, 誰:139, 人:132, ...
	ヲ格	メール:211755, メッセージ:105981, ...
	ニ格	携帯:30944, 人:3670, 友達:2939, ...
送る(2)	ガ格	女性:489, ファン:443, 観客:357, ...
	ヲ格	エール:70314, 声援:30150, ...
	ニ格	選手:3478, 先生:2756, 人:1237, ...
送る(3)	ガ格	私:125, 誰:63, 人:54, あなた:44, ...
	ヲ格	申請:35477, 書類:6780, ...
	ニ格	会社:1367, 人:857, 方:744, ...
...		

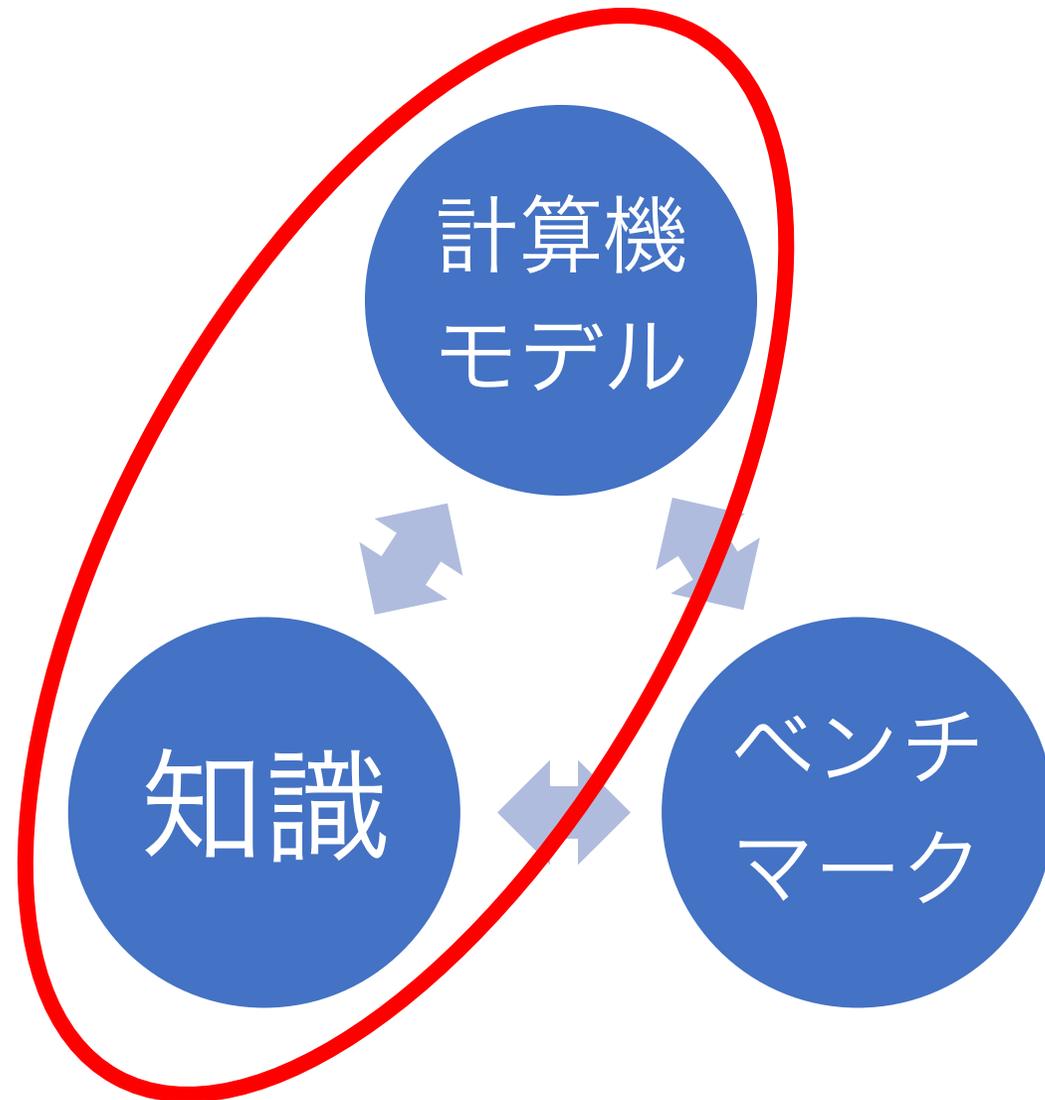


Sender が、Theme が Goal に
いる Recipient に届くようにする

Sender Theme Sendingフレーム
私が仕様書を送る

Agent が、自分がコントロール
する、Theme と共通の Path を
通って Goal まで移動する

Agent Goal Theme Bringingフレーム
私が東京駅まで3人を送る



知識と基盤モデルの融合に向けて

- 事前学習における知識の利用
 - ERNIE [Zhang+ 2019], LUKE [Yamada+ 2020]
- ファインチューニングにおける知識の学習・利用
 - 知識グラフから学習: COMET [Bosselut+ 2019] [West+ 2022]
 - 知識を検索し入力文と結合: Wizard of Wikipedia [Dinan+ 2019]
- アダプタ学習・プロンプトチューニングにおける知識の注入
 - K-Adapter [Wang+ 2021], Knowledge Prompts [Dos Santos+ 2022]
- In-context学習における知識の利用
 - Chain-of-Thought Prompting [Wei+ 2022]

参考文献

- [Zhang+ 2019] ERNIE: Enhanced Language Representation with Informative Entities, ACL2019.
- [Yamada+ 2020] LUKE: Deep Contextualized Entity Representations with Entity-aware Self-attention, EMNLP2020.
- [Bosselut+ 2019] COMET: Commonsense Transformers for Automatic Knowledge Graph Construction, ACL2019.
- [West+ 2022] Symbolic Knowledge Distillation: from General Language Models to Commonsense Models, NAACL2022.
- [Dinan+ 2019] Wizard of Wikipedia: Knowledge-Powered Conversational Agents, ICLR2019.
- [Wang+ 2021] K-Adapter: Infusing Knowledge into Pre-Trained Models with Adapters, ACL2021 Findings.
- [Dos Santos+ 2022] Knowledge Prompts: Injecting World Knowledge into Language Models through Soft Prompts, arXiv abs/2210.04726.
- [Wei+ 2022] Chain-of-Thought Prompting Elicits Reasoning in Large Language Models, NeurIPS2022.