# ヒューマン コンピュテーションと クラウドソーシング

馬場雪乃(筑波大学) 2018年度人工知能学会全国大会チュートリアル 2018年6月8日

本チュートリアル

## 人間の集団と人工知能による問題解決の手法を紹介





ヒューマンコンピュテーション

人間と人工知能の組み合わせで難しい問題を解決

● ヒューマンコンピュテーション:
 人間と人工知能を組み合わせることで
 どちらか一方だけでは解けない問題を解決

<mark>人工知能</mark>による問題解決を 人間が支援



## 人間による問題解決を人工知能が支援



#### ヒューマンコンピュテーションの例:reCAPTCHA

## 文字認識システムに人間を組み込む

Step 1:書籍中の文字を2つのOCRシステムに認識させる



Step 2: 結果が不一致のとき人間に問い合わせる



4/58

L. von Ahn et al.: reCAPTCHA: Human-based character recognition via web security measures, In *Science*, 2008.

#### **ヒューマンコンピュテーションの例:VizWiz**

## 視覚障がい者支援システムに人間を組み込む



#### **ヒューマンコンピュテーションの例:FoldIt**

## タンパク質構造予測をゲーム化し人間に解かせる



クラウドソーシング

## 多数の人間にアクセスするための仕組み

- ヒューマンコンピュテーションでは多くの参加者が必要
- クラウドソーシング
  - インターネットを通じて人間に作業を依頼する仕組み
  - 例:Amazon Mechanical Turk, ランサーズ
  - 一部のサービスではAPIによる作業依頼が可能



#### **Amazon Mechanical Turkの利用例**

## Step 1: タスクテンプレートを設計しタスクを発行

Choose a name for a person or an animal				
Requester: Qualifications Required: None	Reward: \$0.10 per HIT	HITs available	e: 0 Duration: 1 Days	
	HIT Preview			
	?	name for the person (or the ure:		
		$\bigwedge$	\${name1_1}	
			\${name1_2}	
	タフク例・		\${name1_3}	
			\${name1_4}	
	「写直の人物に―番当てし	さまる		
			me for the person (or the	
	名前を選んでください」			
			\${name2_1}	
			\${name2_2}	
			\${name2_3}	
写真URL等はデータファイルで指定		2	\${name2_4}	
		Choose a suitable animal) in the pictu	name for the person (or the Jre:	

#### **Amazon Mechanical Turkの利用例**

## Step 2: タスクー覧に掲載され作業者が作業開始

amazon mturk HITs Dash	board Qualifications	Search All HITs					Q Filter
All HITs Your HITs Queue							
HIT Groups (1-20 of 93	59)		🕒 Sho	w Details	Hide Details	Items F	Per Page: 20 🔶
Requester	Title		HITs 👻	Reward 👻	Created 👻		Actions
O Zhenyi Li	Sentiment analysis for C	hinese Weibo	8,423	\$0.01	2d ago	Preview	Qualify
Brett M Warner	Collect data from a Web	site	6,858	\$0.01	2d ago	Preview	Accept & Work
Avalaunch SEO	Find Website Address an	nd Scholarship Contact for High Schools	4,829	\$0.13	18h ago	Preview	Qualify
NEL Research	Watch a ~1m video and	answer survey questions	4,060	\$0.25	17h ago	Preview	Qualify
Chenchen Zhu	human figure outline anr	notation	3,993	\$0.01	4d ago	Preview	Accept & Work
leopond	Collect Company Info		3,787	\$0.02	19h ago	Preview	Accept & Work
Crowdsurf Support	Transcribe up to 35 Seco	onds of General Content to Text - Earn up to \$0.19 per HIT!	3,212	\$0.05	9m ago	Preview	Qualify
Briefcam Mechanical Turk	Bounding Box Drawing		2,919	\$0.03	3d ago	Preview	Qualify
Briefcam Mechanical Turk	Detection Samples Tagg	ing	2,881	\$0.01	7d ago	Preview	Qualify
Chris Richmond	Search the entire website	e for a contact email address or form. Please also includ	2,373	\$0.05	1d ago	Preview	Qualify
Spyridon Systems	Two tasks, one ask!		1,958	\$0.02	3d ago	Preview	Qualify

#### **Amazon Mechanical Turkの利用例**

## Step 3: 作業結果を確認・承認非承認を決める

Approve Reject							
	Worker ID	Lifetime Approval Rate	Input.Image Url1	Input.Name1 1	Input.Name1 2	Input.Name1 3	Input.N 4
32XN26MTXz 作業者ID	A23	100% (1/1)	https://dl- web.dropbox 作業結果	Toby	Lola	Oscar	Kiki
33EEIIWHK7I	AKS	100% (12/12)	https://dl- web.dropbox.com/s/mqu2787hojo0839/om	Howard	Martin	Arthur	Edwin
341YLJU21I6	A3C	100% (2/2)	https://dl- web.dropbox.com/s/vv8yi4zhgosxpkd/yw	Isabella	Samantha	Emily	Grace
35U0MRQML	, <b>A4J</b> ,	100% (18/18)	https://dl- web.dropbox.com/s/6klta9y3igj8lc9/ow	Olive	Iris	Frederica	Vivian
36708HRHK(	A4J <sup>,</sup>	100% (18/18)	https://dl- web.dropbox.com/s/3pjmk48sst6eo8w/am	Oscar	Lola	Kiki	Toby
36BTXXLZ2V	A1E	, 100% (2/2)	https://dl- web.dropbox.com/s/a92bpm0bkihvtvk/ym	Luis	David	Andrew	Bentle
371Q3BEXDF	A4J <sup>,</sup>	100% (18/18)	https://dl- web.dropbox.com/s/mqu2787hojo0839/om	Martin	Edwin	Arthur	Howar
37MQ8Z1JQE	A4J <sup>,</sup>	100% (18/18)	https://dl- web.dropbox.com/s/kjsgtsrgoqyg6rb/ym	Bentley	Andrew	David	Luis
37Y5RYY10P(	A4J <sup>,</sup>	100% (18/18)	https://dl- web.dropbox.com/s/foofrguhrq78foz/yw	Emily	Samantha	Isabella	Grace
39N6W9XWR	A4J <sup>,</sup>	100% (18/18)	https://dl- web.dropbox.com/s/9e5bmmt3pcqsvsa/om	Edwin	Martin	Howard	Arthur
3CVBMEMM)	' A14	100% (2/2)	https://dl- web.dropbox.com/s/yg2a572j9fjcxxd/am	Kiki	Oscar	Lola	Toby
35U0MRQML         367O8HRHK(         36BTXXLZ2V         371Q3BEXDF         37MQ8Z1JQE         37Y5RYYI0P(         39N6W9XWR         3CVBMEMM)	<ul> <li>A4J,</li> <li>A4J,</li> <li>A1E</li> <li>A4J,</li> <li>A4J,</li> <li>A4J,</li> <li>A4J,</li> <li>A4J,</li> <li>A4J,</li> <li>A4J,</li> <li>A4J,</li> </ul>	100% (18/18) 100% (18/18) 100% (2/2) 100% (18/18) 100% (18/18) 100% (18/18) 100% (18/18) 100% (18/18)	https://dl- web.dropbox.com/s/6klta9y3igj8lc9/ow https://dl- web.dropbox.com/s/3pjmk48sst6eo8w/am https://dl- web.dropbox.com/s/a92bpm0bkihvtvk/ym https://dl- web.dropbox.com/s/mqu2787hojo0839/om https://dl- web.dropbox.com/s/kjsgtsrgoqyg6rb/ym https://dl- web.dropbox.com/s/foofrguhrq78foz/yw https://dl- web.dropbox.com/s/9e5bmmt3pcqsvsa/om https://dl- web.dropbox.com/s/9e5bmmt3pcqsvsa/om	Olive Oscar Luis Martin Bentley Emily Edwin Kiki	Iris Lola David Edwin Andrew Samantha Martin Oscar	Frederica Kiki Andrew Arthur David Isabella Howard Lola	V Tri B H L C A

#### ヒューマンコンピュテーションの課題

## 人間からどうやって正しい答えを引き出すか

- 人間が「常に・誰でも」正しい答えを返すとは限らない
  - 不確実性:人は様々な要因でミスをする
  - 多様性:人によって能力は異なる
- 人間から正しい答えを引き出すための工夫が必要

#### reCAPTCHAのアプローチ

## 認証システムに組み込み正しい答えを引き出す

- ① 動機づけ:文字認識作業を認証システムに組み込む
  - 回答者は「自分が人間だ」と示すため真剣に挑む
- ② **正解既知の問題の利用**: 2つの文字列を提示する
  - 正解**未知**の文字列:認識したい文字列
  - 正解<mark>既知</mark>の文字列:人間かボットかの判定に利用
- ③ 並列化:複数の「人間」が同じ答えを返したら採用



本チュートリアルのテーマ:集団を活かしたアプローチ

## 集団の力で正しい答えを引き出す

● 集団で問題を解かせる・解ける人を見つけることで 人間から正しい答えを引き出す



困難・複雑な問題

13/58

簡単・単純な問題



#### 並列問合せ

## 別々に解かせて答えをまとめる

- 問い合わせ相手が一人だと
   その人がミスをすると正しい答えが得られない
- 複数人に問い合わせて回答を統合することで 正しい答えを引き出す
  - 簡単な手法:多数決



#### 統計的な回答統合

## 複数人の回答から統計的に正解を予測する

- 多数決よりも洗練された方法:統計的な回答統合
- 複数人の回答から正解を予測する問題として定式化

○ 生徒の回答だけから試験の正解を予測するようなもの



#### 回答者の能力を考慮

回答者の能力を推定し正解予測に用いる

● 回答者が複数問に回答することを利用して 回答者の能力を推定し正解予測に用いる



17/58

A. P. Dawid and A. M. Skene: Maximum likelihood estimation of observer error-rates using the EM algorithm, Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics), 1979.

#### 回答者の能力を考慮

## 能力を確率で表現し回答生成過程をモデル化

- 回答者の能力を2種類の確率で表現する:
  - $\circ heta_j$  : 正解がYESのときに正しくYESと答える確率 💲  $\circ \lambda_j$  : 正解がNO のときに正しくNO と答える確率 🂲
- この確率を用いると次のような回答生成モデルが得られる

正解(観測できない)  

$$\Pr[y_{ij} \mid t_i = 1] = \theta_j^{y_{ij}} (1 - \theta_j)^{(1 - y_{ij})}$$

$$\Pr[y_{ij} \mid t_i = 0] = \lambda_j^{(1 - y_{ij})} (1 - \lambda_j)^{y_{ij}}$$
回答 (0:NO; 1:YES)

18/58

#### 回答者の能力を考慮

## 問題の正解と回答者の能力を交互に推定

- 正解を潜在変数としたEMアルゴリズムで 正解と能力を交互に推定する
  - Step 1:能力を固定して正解を推定

$$q_{i} = \Pr[t_{i} = 1 | \{y_{ij}\}] \propto p \prod_{j} \theta_{j}^{y_{ij}} (1 - \theta_{j})^{(1 - y_{ij})}$$
  
正解  
Step 2: 正解を固定して能力を推定  
$$p = \Pr[t_{i} = 1]$$

$$\theta_{j} = \frac{\sum_{i} q_{i} y_{ij}}{\sum_{i} q_{i}}, \lambda_{j} = \frac{\sum_{i} (1 - q_{i}) y_{ij}}{\sum_{i} (1 - q_{i})}$$
  
正解がYESの問題での正答率(のようなもの)

#### 回答者の能力と問題の難易度を考慮

回答者の能力と問題の難易度を推定し正解予測

●「難しい問題で正答する回答者の方が能力が高そう」
 →問題の難易度も考慮する



J. Whitehill et al.: Whose vote should count more: optimal integration of labels from labelers of unknown expertise, In *NIPS*, 2009.

20/58

#### 回答者の能力と問題の難易度を考慮

- 能力・難易度に基づく正答確率を表現
- 回答者と問題のパラメータを導入
  - $\circ heta_j$ :回答者の能力
  - $\circ 
    u_i$ :問題の簡単さ
- 回答者・問題のパラメータを用いて正答確率を表現し 正解と各パラメータを推定



#### 回答者の確信度を考慮

## 回答者に確信度も聞いて正解予測に用いる

● 回答者に確信度も聞く



(1) 写真に鳥が写っていますか? ○はい ○いいえ
(2) 回答に自信がありますか? ○はい ○いいえ

- ただし確信度を正しく答える保証はない
  - 誤答なのに「自信がある」と答える人がいる (自信過剰)
  - 正答なのに「自信がない」と答える人がいる (自信過小)

S. Oyama, Y. Baba, Y. Sakurai, and H, Kashima: Accurate integration of crowdsourced labels using workers' self-reported confidence scores, In *IJCAI*, 2013.

#### 回答者の確信度を考慮

## 確信度の生成過程もモデル化

● 確信度の傾向を確率で表現

		回答が <mark>NO</mark>	回答がYES
「自信がある」と	正解がNO	$\pi_j^{(00)}$	$\pi_j^{(01)}$
合える唯伞	正解がYES	$\pi_i^{(10)}$	$\pi_j^{(11)}$

● 確信度の生成モデルを導入し
 回答生成モデルと組み合わせて正解を予測する

確信度  

$$\Pr[c_{ij} \mid t_i = 0, y_{ij} = 1] = \left(\pi_j^{(01)}\right)^{c_{ij}} \left(1 - \pi_j^{(01)}\right)^{(1 - c_{ij})}$$
正解 回答

#### ー対比較の回答統合

## 一対比較の結果から正解ランキングを予測する

- 複数人に一対比較を行わせ正解ランキングを予測する
  - 例:おみやげを人気順にランキングしたい



24/58

X. Chen et al.: Pairwise ranking aggregation in a crowdsourced setting, In WSDM, 2013.

#### ー対比較の回答統合

## アイテムの強さ・回答者能力に基づく投票モデル

● アイテムごとに「強さ」があるとする

 $\circ t_i$ :アイテムの強さ

- 回答者の能力を確率で表現
    $\circ heta_j$ :強いアイテムに正しく投票する確率
- 次式の投票モデルに基づき、アイテムの強さを予測する



## 回答候補が無限にある数値問題の正解を予測する

- 複数の数値回答から正解を予測する
- 平均を取ると正解との誤差が大きくなる場合もある
- 二値回答や一対比較と異なり回答候補が無限に存在



#### 数値回答の統合

## 中華料理店過程に基づく回答行動モデルを導入

- 間違え方の偏りを中華料理店過程で表現
- 3種類の回答行動をそれぞれモデル化

① 正答する

- ② 既出の誤答をする
- ③未出の誤答をする





#### 直列問合せ

## 他人の答えを使って解かせる

● 他人の答えを使って解かせることで正しい答えを引き出す



- 例:ヒューマンコンピュテーションによる文書校正
   Soylentは、Find-Fix-Verifyの3段階で校正を実施
  - Find:問題がある箇所の検出
  - Fix: 校正
  - Verify: 校正誤りの検出

While GUIs One computers more intuitive and easier to learn, they didn't let people be able to control computers efficiently.



J. Bigham et al.: Soylent: A word processor with a crowd inside, In UIST, 2010.

#### 自己訂正

## 他人の答えを提示し自己訂正を促す

● Step 1: 何も見せずに回答させる



● Step 2: 他の回答者の統合解を提示し、再度回答させる



30/58

N. B. Shah and D. Zhou: No oops, you won't do it again: Mechanisms for self-correction in crowdsourcing, In *ICML*, 2016.

#### 修正と評価の逐次実行

## アルゴリズム制御により修正と評価を繰り返す

- TurKontrol: 成果物の修正と評価を繰り返すアルゴリズム
  - 修正・評価の要不要を
     品質を状態とする部分観測マルコフ決定過程で決定
     十分に修正できたところで終了
- 終了NO 成果物 必要? 必要? 修正が修正を 実施 必要? NO 修正前後の と要? 修正前後の 上較 修正前後の 上較

31/58

P. Dai et al.: Decision-theoretic control of crowd-sourced workflows, In AAAI, 2010.

#### 評価者能力を考慮(絶対評価)

## 評価者能力を考慮し成果物の品質を予測する

- 評価が正しいとは限らない
- 評価者・作成者の能力を推定した上で成果物の品質を予測



Y. Baba and H. Kashima: Statistical quality estimation for general crowdsourcing tasks, In *KDD*, 2013.

32/58

#### 評価者能力を考慮(絶対評価)

## 成果物と評価の生成過程をモデル化

- 成果物と評価の生成モデルを導入し
   評価結果から成果物の品質を予測する
  - Step 1: 作成者aが品質q<sub>t,a</sub>をもつ成果物を生成



○ Step 2: 評価者rが評価y<sub>t,a,r</sub>を生成する

$$\begin{array}{c|c} y_{t,a,r} \sim \mathcal{N}\left(y_{t,a,r} \mid q_{t,a} + \eta_r, \kappa_r^{-1}\right) \\ & & & & & \\ & & & & & \\ & & & & \\ & & & & \\ & & & & \\ & & & & \\ & & & & \\ & &$$

#### 評価者能力を考慮(一対比較)

一対比較の結果から成果物の品質を予測する

評価が一対比較で行われる場合に
 評価者の能力を推定し成果物の品質を予測



34/58

T. Sunahase, Y. Baba and H. Kashima, Pairwise HITS: Quality estimation from pairwise comparisons in creator-evaluator crowdsourcing Process, In *AAAI*, 2017

#### 評価者能力を考慮(一対比較)

## 評価者能力と成果物品質を交互に更新

- Pairwise HITS:
   HITSアルゴリズムを応用し成果物の品質を予測
- 以下の手続きを繰り返す
  - Step 1: 評価者能力r<sub>i</sub>を固定し品質q<sub>j</sub>を更新



○ Step 2: 品質q<sub>j</sub>を固定し評価者能力r<sub>i</sub>を更新





#### 専門家発見

## 解ける人を集団の中から見つける

- 専門性が必要な問題では 解ける人を見つけないと正しい答えが得られない
  - 例:医療に関する問題
- 簡単な方法:正解既知問題での正答率で専門家を見つける
- テストを用意し全員に受けさせるのは煩雑なので 他の手がかりを利用したい

#### 専門性が必要な問題例

Q. 血中濃度を確認する必要性が最も高い医薬品はどれか?
(A) アスピリン
(B) フロセミド
(C) テオフィリン
(D) インドメタシン

#### 属性による専門家発見

## 専門家に共通する属性を手がかりとする

- 専門性が回答者の属性(学歴、学部等)に
   依存することはよくある
- 回答者の属性を利用して専門家を発見
  - 回答者の属性ベクトルが与えられる
      $a_j = (a_{j1}, a_{j2}, \dots, a_{jn})$  医学部出身? 経済学部出身?
  - 回答者能力を属性ベクトルの線形和で表現し
     各属性に対する重みを推定

H. Li et al.: The Wisdom of minority: discovering and targeting the right group of workers for crowdsourcing, In *WWW*, 2014.

## 検索クエリによる専門家発見

専門家がよく使う検索クエリを手がかりとする

●検索連動型広告から問題へ誘導し
 専門家がよく使う検索クエリを発見 正答率をコンバージョン率



39/58

P. Ipeirotis and E. Gabrilovich: Quizz: targeted crowdsourcing with a billion (potential) users, In *WWW*, 2014.

#### 正解未知の問題を使った専門家発見

正解未知の問題に対する回答から専門家を見つける

- 正解を常に用意できるとは限らない
- 多数決解で代用したいが
   専門家が少数派となる問題では多数決は失敗する



40/58

多数決が失敗する極端な例

J. Li, Y. Baba and H. Kashima: Hyper Questions: Unsupervised Targeting of a Few Experts in Crowdsourcing, In *CIKM*, 2017.

#### 正解未知の問題を使った専門家発見

## 専門家同士の回答が一致することを利用した多数決

- 専門家同士の回答は複数問で一致しやすいが 非専門家同士の回答は一致しにくい
- 複数問をまとめて一つの問題とみなした、
   Hyper question に対する回答で多数決を取る



#### 推薦による専門家発見

## 他人からの推薦に基づいて専門家を見つける

- DARPA Network Challenge
  - 全米10箇所に赤い風船●を設置
  - 最初に全ての風船を見つけたチームに賞金
  - 優勝チーム: 「風船を見つけそうな人」 を口コミで発見



42/58

J. Tang et al.: Reflecting on the DARPA red balloon challenge, In *Communications of the ACM*, 2011.

#### 推薦による専門家発見

有益な推薦が得られるように報酬を設計

被推薦者が風船を発見した場合、
 推薦者にも報酬が分配されるように設計



43/58

#### 推薦による専門家発見

## 人間が専門家を探す過程をモデル化する

- 企業内でのタスク割当経路を分析
  - タスク割当:自分で解けないタスクを他者に依頼

t2

44/58

- 3つの割当パターンを組み合わせてモデル化
  - 自身との専門性の差に基づく割当
    - 専門性が近からず遠からずの人に 依頼する傾向がある
  - 現在のタスク量に基づく割当

ランダム割当

● 専門性はタスク中の単語と過去の完了履歴から推定

H. Sun et al.: Analyzing expert behaviors in collaborative networks, In KDD, 2014.



## 集団による問題解決を支援する

- 困難・複雑な問題の解決には人間同士の協調が不可欠
  - 問題を分割しみんなで解く
  - 良い解をみんなで見つける
- 言語による議論はスケールしないため
   システマティックな協調支援が求められる

#### 協調問題分割

## 問題分割を集団で行い大規模な問題を解決する

- Turkomatic: 問題分割・解決を集団で行う仕組み
  - Step 1: 問題を分割する
    - 十分単純な部分問題になるまで分割を繰り返す
  - Step 2: 各部分問題を人間が解く
  - Step 3: 部分問題の解を集約し最終的な解を出力

問題例:「『嘘も方便』は正しいか?」がテーマの小論文執筆

部分問題1: 「嘘はよくない」という段落を執筆

部分問題2:「必要な嘘がある」という段落を執筆

• • •

A. Kulkarni et al.: Collaboratively crowdsourcing workflows with Turkomatic, In CSCW, 2012.

#### 協調最適化

## 確率的勾配降下法に倣って集団で解を探索する

- 解が数値で表される問題における協調最適化
  - ランダムに回答者を選ぶ
  - 回答者は一定範囲内の好みの場所に解を動かす
  - 範囲を狭めながら解の更新を繰り返す
- 様々なケースでの収束性が
   問題例:予算の決定
   理論的・実験的に示されている
   調<sup>1</sup>現在の解



48/58

N. Garg et al.: Collaborative optimization for collective decision-making in continuous spaces, In WWW, 2017.

#### アイデアの収集

## 集団からアイデアを募集するプラットフォーム

- Innocentive: 特定の問題の解(アイデア)を募集するプラットフォーム
  - 問題例:

「フッ素パウダーを空気中に拡散させずに歯磨き チューブに入れる方法は?」

○ アイデアが採用されると賞金が支払われる



#### アイデアの探索

## 遺伝的アルゴリズムに倣ってアイデアを探索する

## ● 集団でアイデアの選抜・交叉を繰り返す

#### 例:子供向けの椅子のデザイン

Step 1: 第1世代の個体を各自が生成



Step 3: 選抜・交叉を繰り返す

L. Yu and J. V. Nickerson: Cooks or cobblers? crowd creativity through combination, In CHI, 2011. 50/58

アイデア類似度の可視化

## アイデアを見せ合うことで互いの発想を促す

- アイデア類似度の可視化:
   似たアイデアを近くに配置することで全体像把握を支援
- アイデア類似度も集団が判断
  - 相対的な類似度を尋ねる:
     「AとBのどちらの方が Cに似ている?」





P. Siangliulue et al.: Toward collaborative ideation at scale: Leveraging ideas from others to generate more creative and diverse ideas, In *CSCW*, 2015.

#### アイデア類似度の可視化

#### 例:50歳の消防士への誕生日メッセージ



#### アイデア類似度・優劣の可視化

## アイデア類似度・優劣を集団で判断し可視化に利用

- 類似性だけではなく優劣も提示することで アイデアの選抜を支援
- 2種類の問合せにより類似度・優劣を集団で判断:
  - アイデアペアの類似度評価
  - アイデアペアの優劣評価

#### 問題例:「定期テストでのカンニングを防ぐには?」

A: 「カンニングは即退学」

- B: 「問題の配列を変える」
  - AとBは似ている

○ AとBは似ていない

- A:「歩き回って監視」
- B: 「生徒ごとに問題を変える」 ○ Aの方が良い
  - ◯ Bの方が良い

J. Li, Y. Baba, and H. Kashima: Simultaneous clustering and ranking from pairwise comparisons, In *IJCAI*, 2018 (to appear).

#### アイデア類似度・優劣の可視化

## 潜在特徴の導入で類似度・優劣の推定を効率化

- 類似度・優劣の評価結果を関連づけ双方の推定を効率化
  - 「似ているアイデア同士は同じくらい良い」
  - 「良いアイデアと悪いアイデアは似ていない」
- アイデアの潜在特徴 $x \in \mathbb{R}^d$ を介し類似度と良さを関連づけ アイデアiとjの 類似度  $\phi_{ij} = -||x_i - x_j||^2$ アイデアiの良さ  $\tau_i = \boldsymbol{w}^\top x_i$
- 類似度・優劣の評価結果から {x<sub>i</sub>}<sub>i</sub>とwを推定し
   可視化に利用



まとめ

## 人間の集団と人工知能による問題解決の手法を紹介



簡単・単純な問題

困難・複雑な問題

56/58

今後の課題

#### 高度で複雑な実社会問題への適用

- ヒューマンコンピュテーションのグランドチャレンジ
  - ヒューマンコンピュテーションによる研究開発?
    - 映画「ロレンツォのオイル」: 素人夫婦が文献調査と専門家との議論により 息子の病気の治療法を発見
  - ヒューマンコンピュテーションによる裁判員裁判?
  - ヒューマンコンピュテーションによる政策決定?



#### 宣伝

## 本日の話題の多くはこの書籍でカバーされています

