

2024/2/9

岐阜大学 知能機能学領域
特別講義B

Affective Computing: 人の気持ちを計算する

NTT コミュニケーション科学基礎研究所 人間情報研究部 主任研究員

筑波大学システム情報系 客員准教授

熊野 史朗

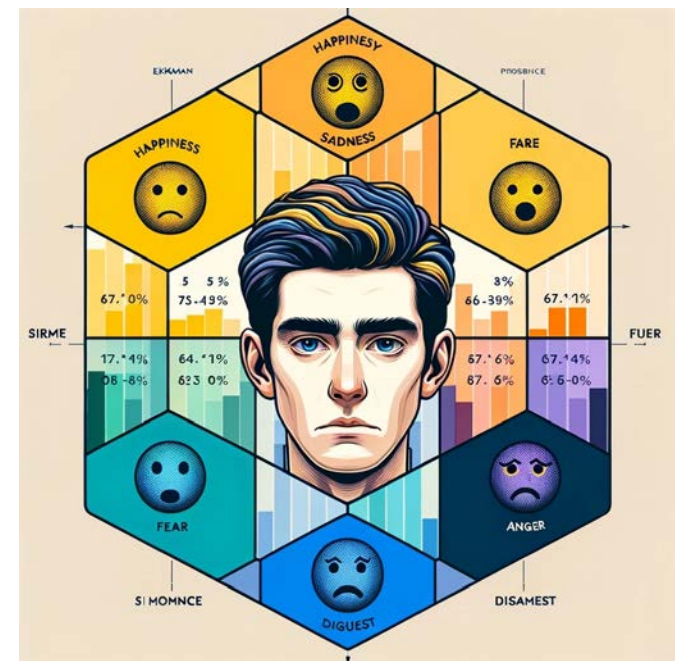
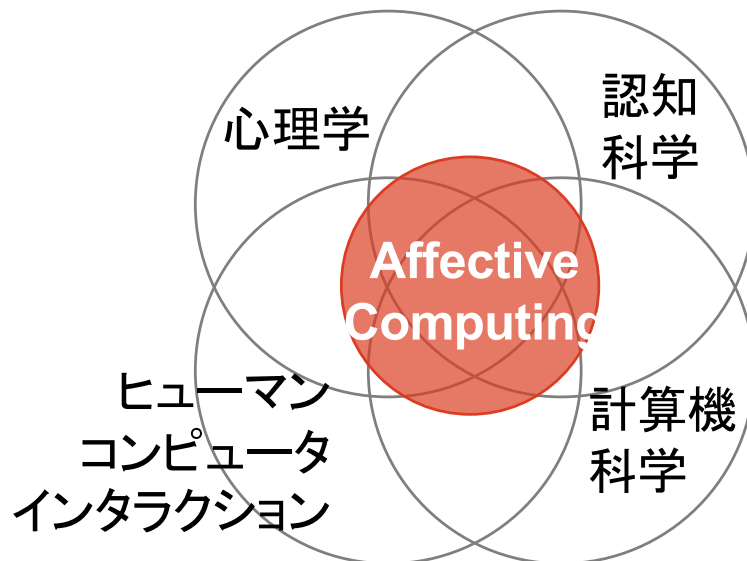
Affective Computing (感情計算論) とは

機械に人の感情を理解させる, 機械を感情的に振舞わせる, 機械に感情を持たせる研究分野



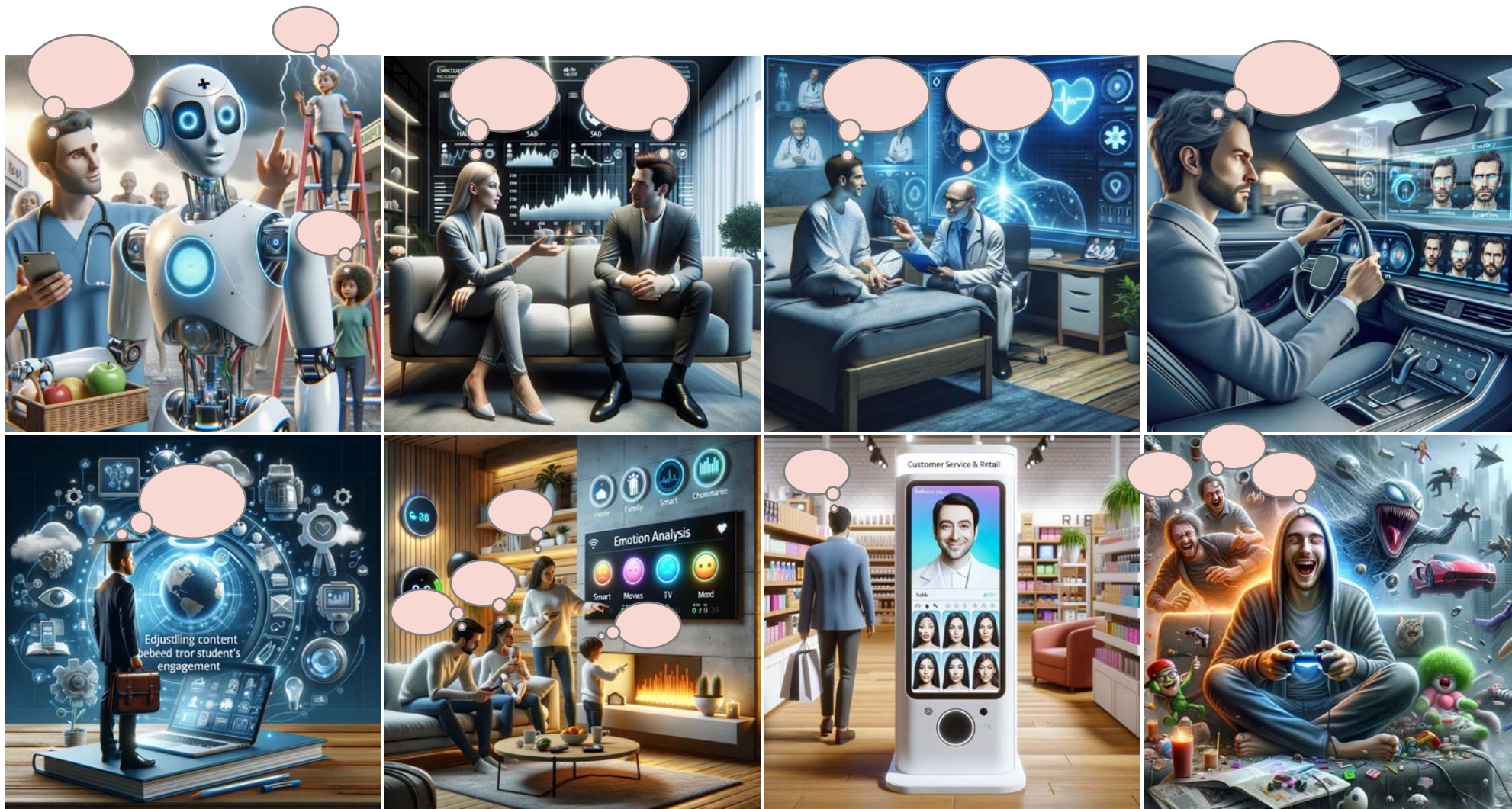
コンピュータシステムの設計に, 感情状態の認識, 理解, シミュレーションおよび刺激を組み入れるための学際分野
研究トピックは多岐にわたるが **最も多いのは感情推定研究**

[Picard 97]



Affective Computingの応用例

主観的な感情が重要な役割を果たすことが多い
人が理解しやすい感情を陽に扱うことで「説明可能な」システムにつながる



Affective Computingの製品／研究ツール

:) Affectiva
a smart eye company



 **MultiComp Lab**

 **openSMILE**
audio feature extraction

 **audEERING®**

empatica 



Natural Language API

4



Google Cloud Platform

MediaGnosis 次世代人工知能

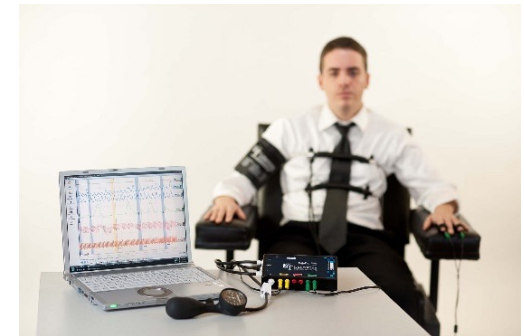
Top Tech Demonstration Contents

- Crossmodal Processing
- Speech and Audio Processing
- Image and Video Processing
- Natural Language Processing

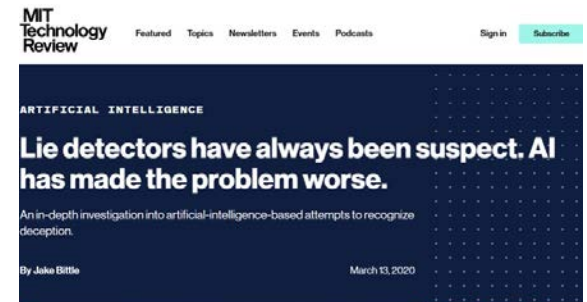
MediaGnosis®
Next Generation Artificial Intelligence

ウソ発見器（ポリグラフ）と何か違うのか

- ウソ発見器もACの中の一つ。不随意的な生体反応などから心的状態を予測。
- ウソ発見器の方が歴史が古い
- 方法
 - 近年ではニューラルネットや表情などの顔情報を使ったウソ発見器もある。その意味でACと基盤とする技術は近い。
- 100%の正確ではない
 - この点もACと同じ



iscience.com



Affective Computingに対する逆風

100%の精度ではないので重要な意思決定への使用を制限する動きが少し前から米国などで出ている



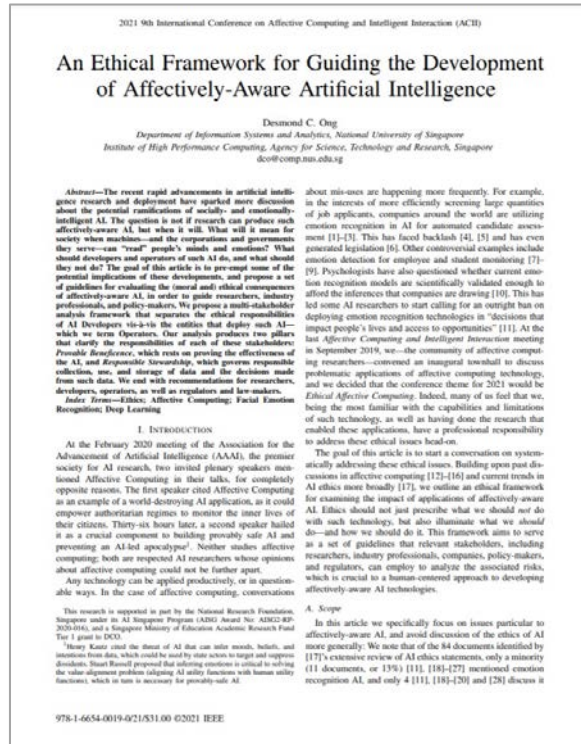
RECOMMENDATIONS

1. **Regulators should ban the use of affect recognition in important decisions that impact people's lives and access to opportunities.** Until then, AI companies should stop deploying it. Given the contested scientific foundations of affect recognition technology—which claims to detect things such as personality, emotions, mental health, and other interior states based on physiological measurements such as facial expression, voice and gait—it should not be allowed to play a role in important decisions about human lives, such as who is interviewed or hired for a job, the price of insurance, patient pain assessments, or student performance in school. Building on last year's recommendation for stringent regulation, governments should specifically prohibit use of affect recognition in high-stakes decision-making processes.



感情に関するAIを開発するための倫理的な枠組み

[Ong ACII 2021] (Best Paper Award)



ステークホルダ

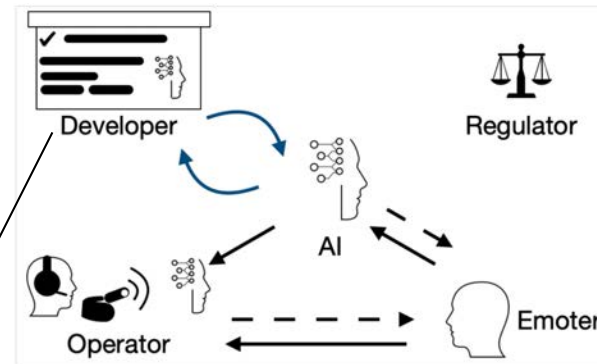


Fig. 1. Illustration of the four stakeholders involved in an interaction with an affectively-aware AI. Solid arrows indicate flow of information. The Developer trains and produces an AI and delivers it to an Operator. The Operator then deploys the AI to collect and process data from the Emoter. The Operator may also collect other data directly from the Emoter. The dashed lines from AI to Emoter, or Operator to Emoter, indicate that, in general, the Emoter may not be aware of the AI or the Operator. The Regulator is also a stakeholder, but does not participate directly in interactions.

測られる人に対して見込まれる便益

1. 科学的**妥当性** 測りたいものを測れているか？
2. バイアスの最**小化** データ等に偏りがいないか？
3. 一般化可能性 新しい対象(母集団や感情の種類など)に対して正確に予測できるか？
4. AIの**透明性**と説明責任 モデル(の性能特性)、学習データなどの公開・説明、過大な効果宣伝の規制

運用者の管理責任

1. 事前に定められた目的に従うこと
2. 意図した効果が実際の結果と異なるかどうかを調査すること
3. プライバシー、同意、データの所有権について判断すること
4. 品質保証を維持すること

感情の基礎

感情に関する用語

[大平 2016, Gratch 2021, Scherer 2010]

スケール	英語	日本語	説明、例
非常に長い時間	Personality trait	性格特性	対人的態度(例. 友好的、冷淡など) 好み(例. あの絵が好き) 感情的傾向(神経質、心配性)など
長時間	Feeling	気分	トリガとなる出来事と強い関係があるわけではない。よい気分、憂うつ、など
短時間	Emotion	情動	カテゴリー化の作用により主観的に経験される。特定の対象に向けられることが多い。 基本カテゴリ(喜び、怒り、驚き、悲しみ、嫌悪、恐れ)など
基礎的	Core affect	コア感情	最も基礎的な感情の状態 感情価(快-不快)、覚醒度(興奮-鎮静)など
包括的	Affect	感情	価値付けによって誘発される個人内の反応とそれについての主観的感覚に関する 広範な心理学的構成概念 。人間が生きている限り常に生じている包括的な状態。

分野間で呼び方が違うことが多々あり混乱しがちだが、
本講義の中ではこれらあまり区別せずに「感情」を使います

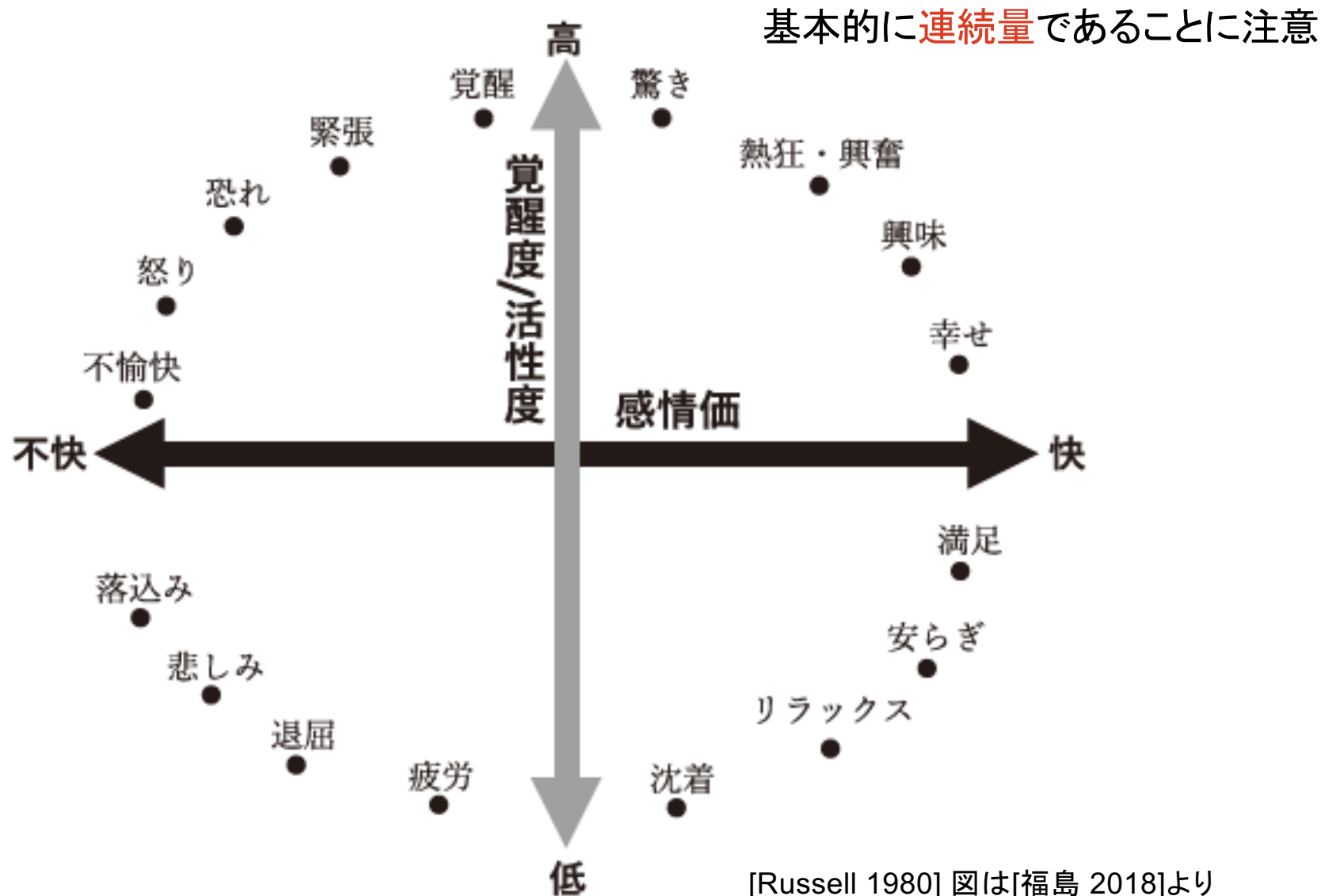
基本感情カテゴリ [Ekman 1972]



Cohn JF (2010) Advances in behavioral science using automated facial image analysis and synthesis. IEEE Signal Process Mag 27(6):128–133.

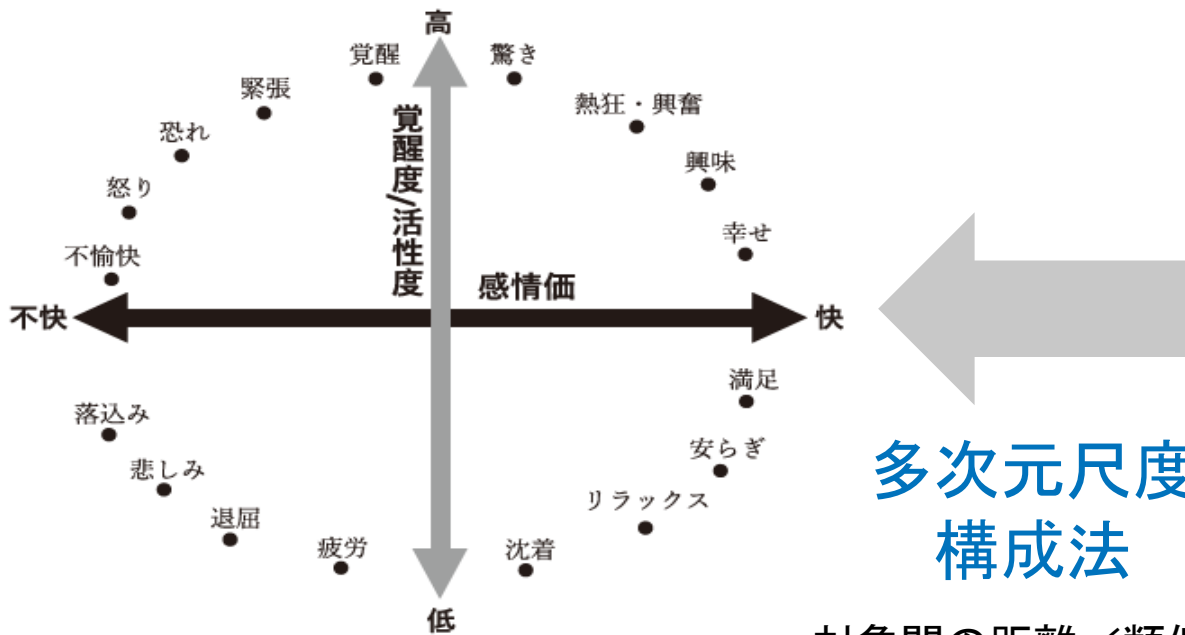
感情の次元：感情価、覚醒度

(A) 感情の二次元空間と円環モデル



感情の次元：感情価、覚醒度

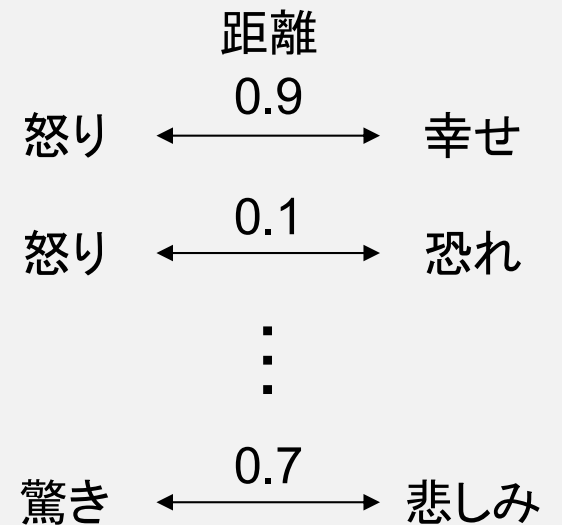
(A) 感情の二次元空間と円環モデル



多次元尺度構成法

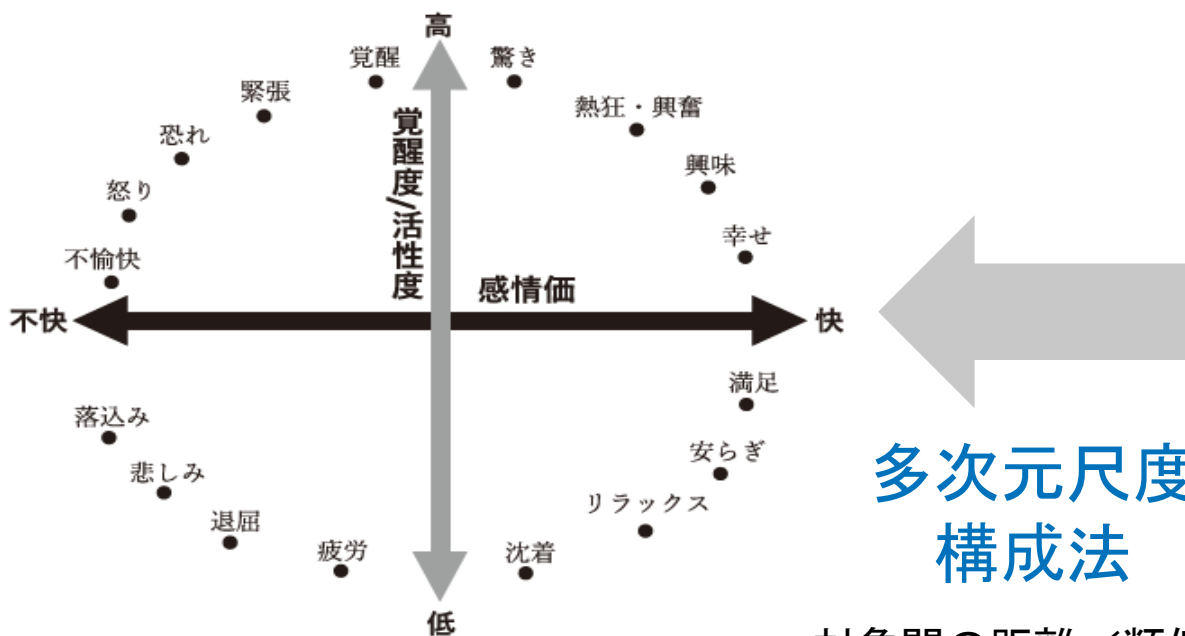
対象間の距離／類似度の情報から低次元空間の座標を求める方法

感情語間の類似度 [Russell 1980]



感情の次元：感情価、覚醒度

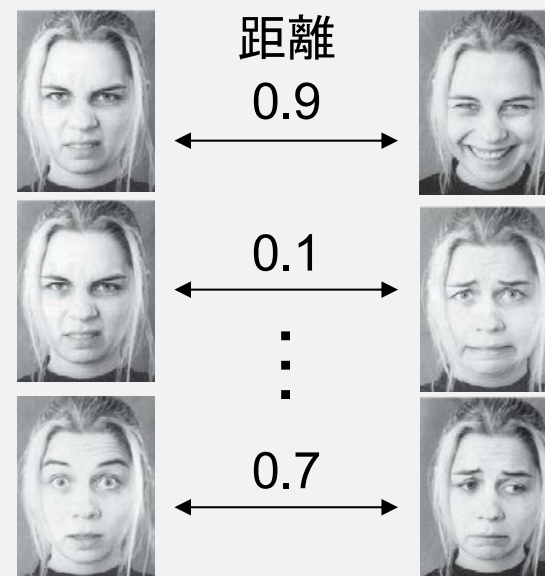
(A) 感情の二次元空間と円環モデル



多次元尺度構成法

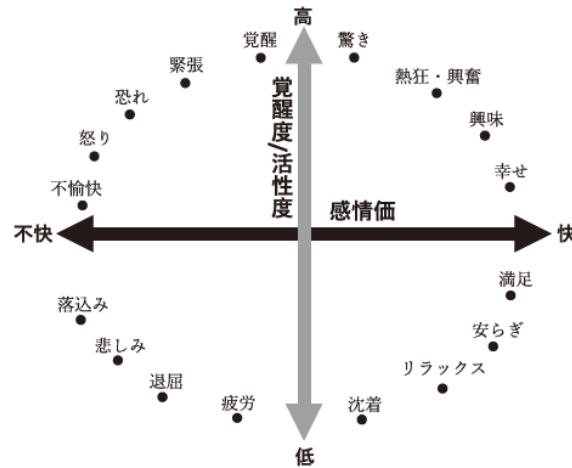
対象間の距離／類似度の情報から低次元空間の座標を求める方法

感情語間の類似度 [Russell & Bullock 1985]

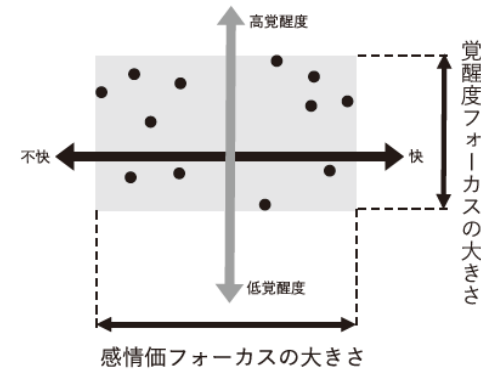


個人差・注意：感情価 > 覚醒度

(A) 感情の二次元空間と円環モデル

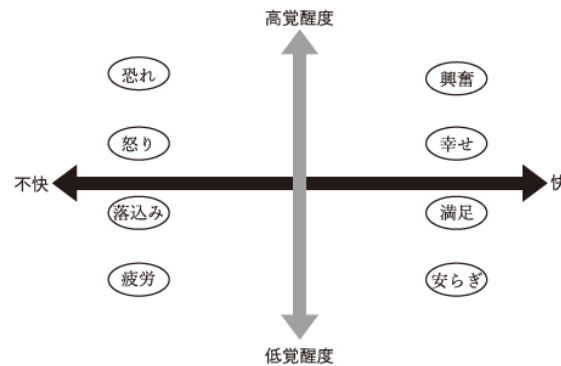


(B) 二次元空間上の感情分布の個人差



(C) 二次元空間における感情の弁別

覚醒度フォーカスが大きい場合



覚醒度フォーカスが小さすぎる場合
(極端な感情価フォーカス)

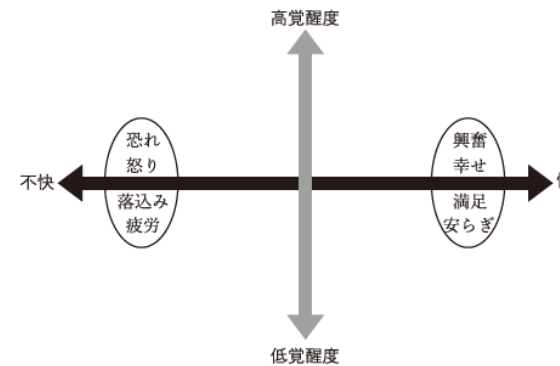


図2 感情の二次元空間と感情認識の個人差

[福島 2018]

感情の構造

[大平 2016, Gratch 2021, Scherer 2010]

スケール	英語	日本語
非常に長い時間	Personality trait	性格特性
長時間	Feeling	気分
短時間	Emotion	情動
基礎的	Core affect	コア感情
包括的	Affect	感情

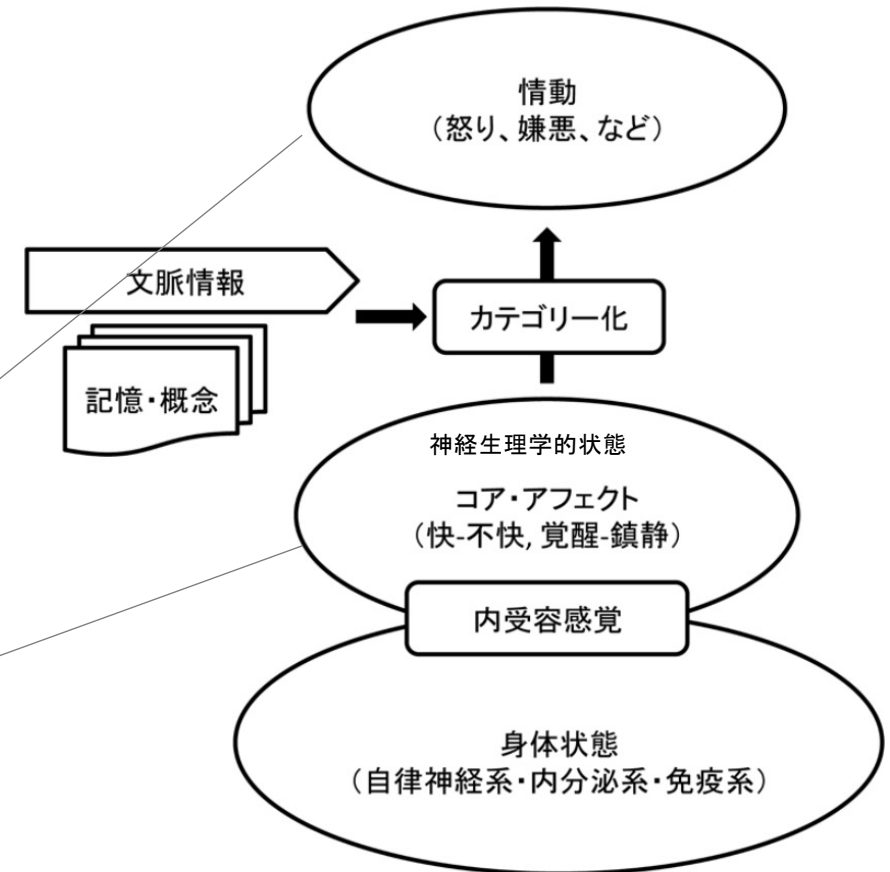
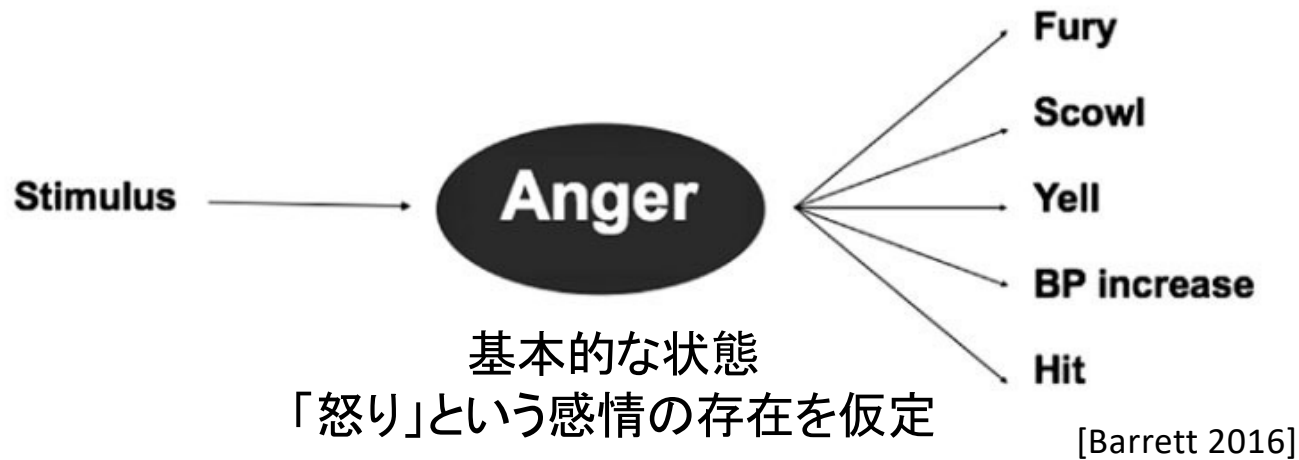


Figure 1. 感情の心理学的構成主義による感情の構造
身体状態の神経表象である内受容感覚を基盤としてコア・アフェクトが形成され、それが記憶中の概念や現在の文脈情報によりカテゴリー化されることで経験される感情が構成される。
[大平 2020]

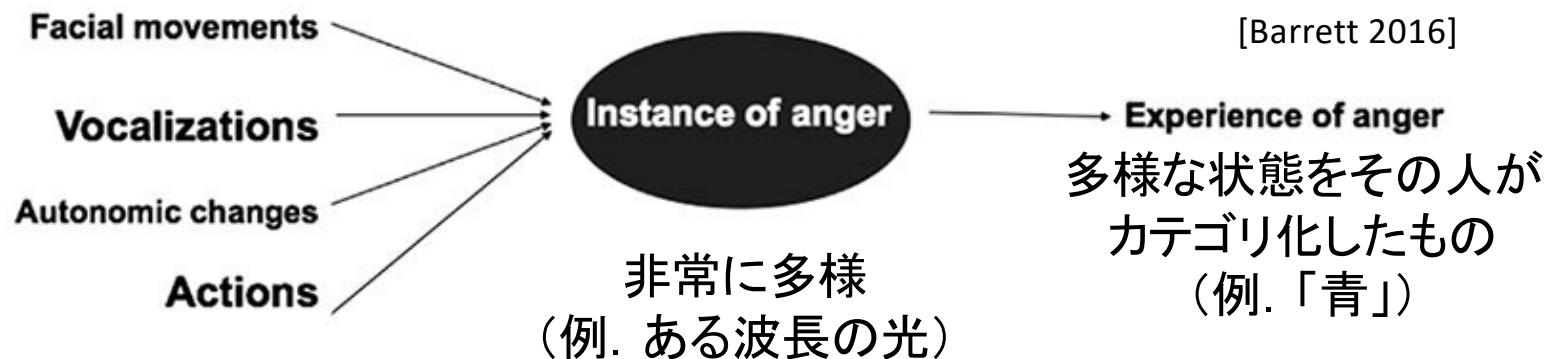
感情の理論

基本感情理論 Basic emotion theory [Ekman 1992]



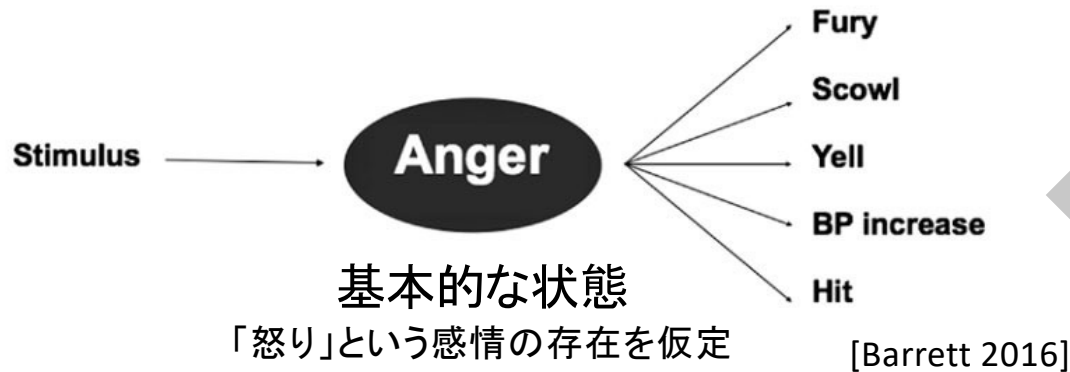
コア感情理論 [Russell & Barrett 1999]

構成主義的感情理論 [Barrett et al. 2019]

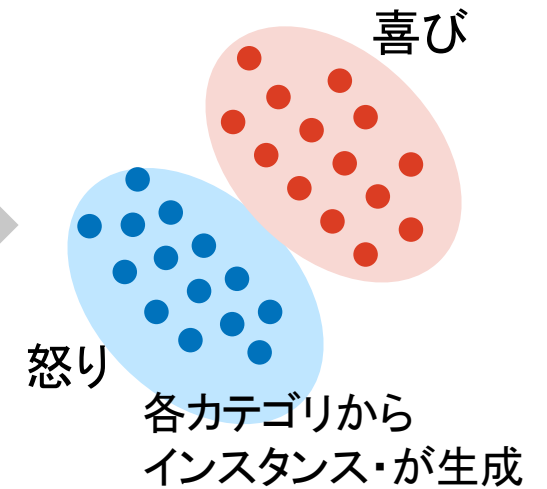


2つの感情の理論と機械学習の分類の対応

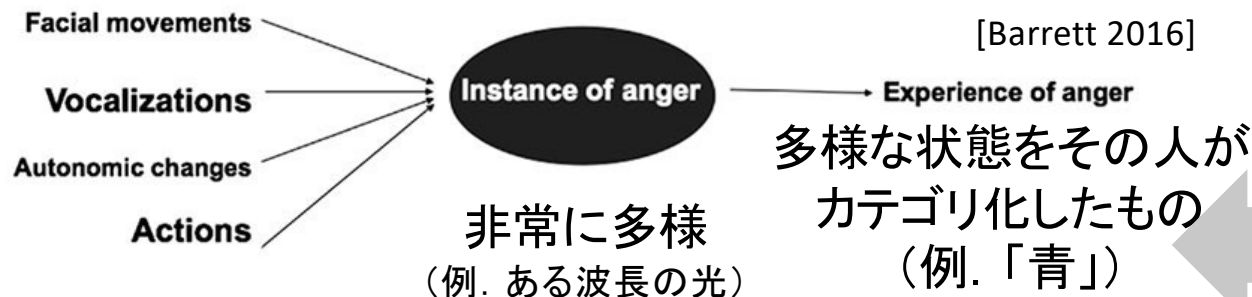
基本感情理論 Basic emotion theory [Ekman 1992]



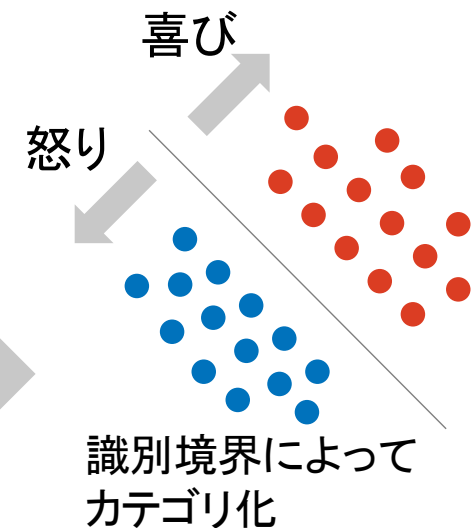
生成モデル



コア感情理論 [Russell & Barrett 1999] 構成主義的感情理論 [Barrett et al. 2019]



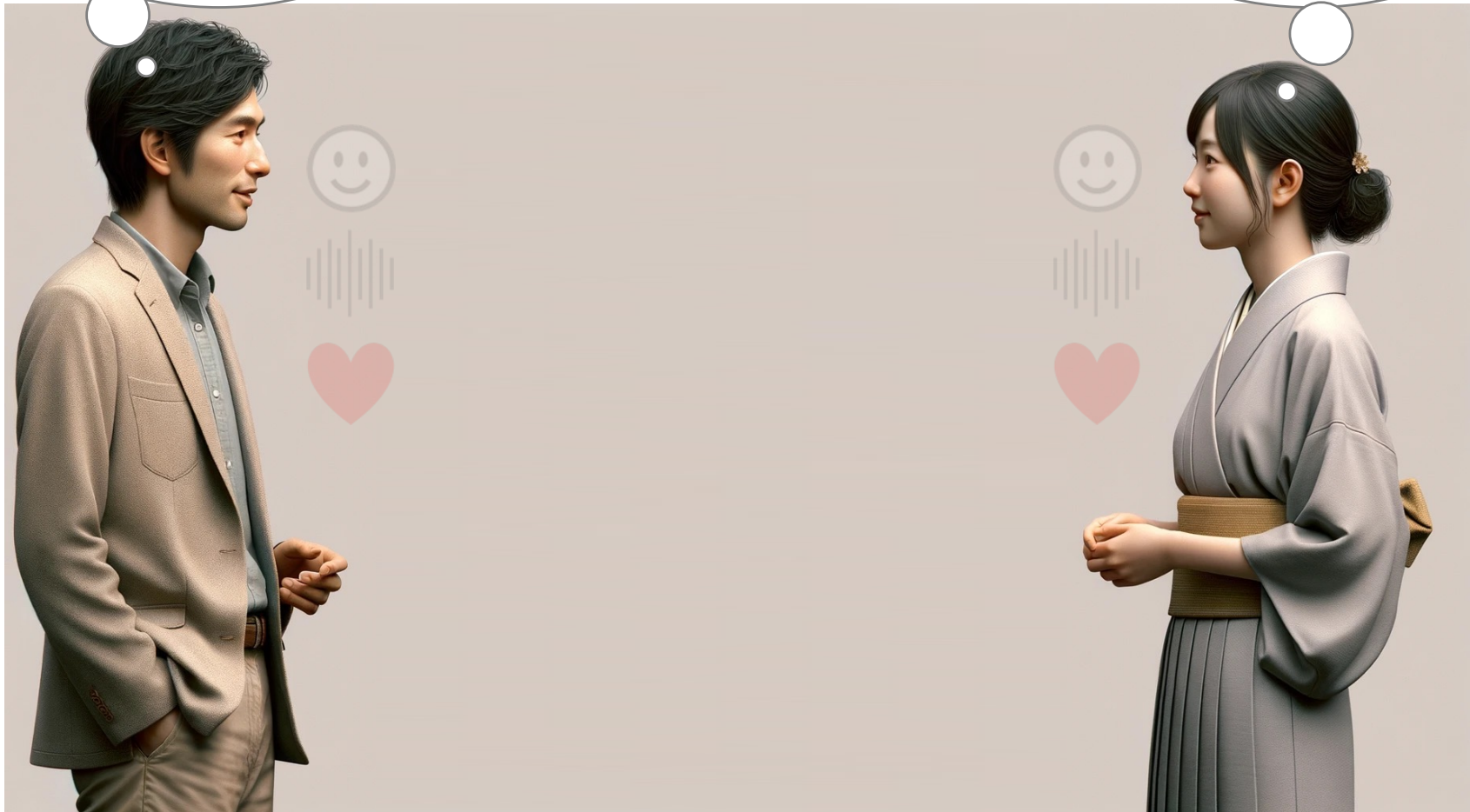
識別モデル



2種類の主観感情：体験感情と知覚感情



TARGET



PERCEIVER

All were drawn
by DALL-E 3

個人の主観（回答）はどれほど一致する？



Happy
体験感情

A small portrait of a man is shown inside a thought bubble. The bubble contains the word "Happy" in red and the text "体験感情" (Experienced Emotion) below it.

共感精度 [Ickes et al. 1990]

人はどれほど相手の感情の
正しく理解できるか

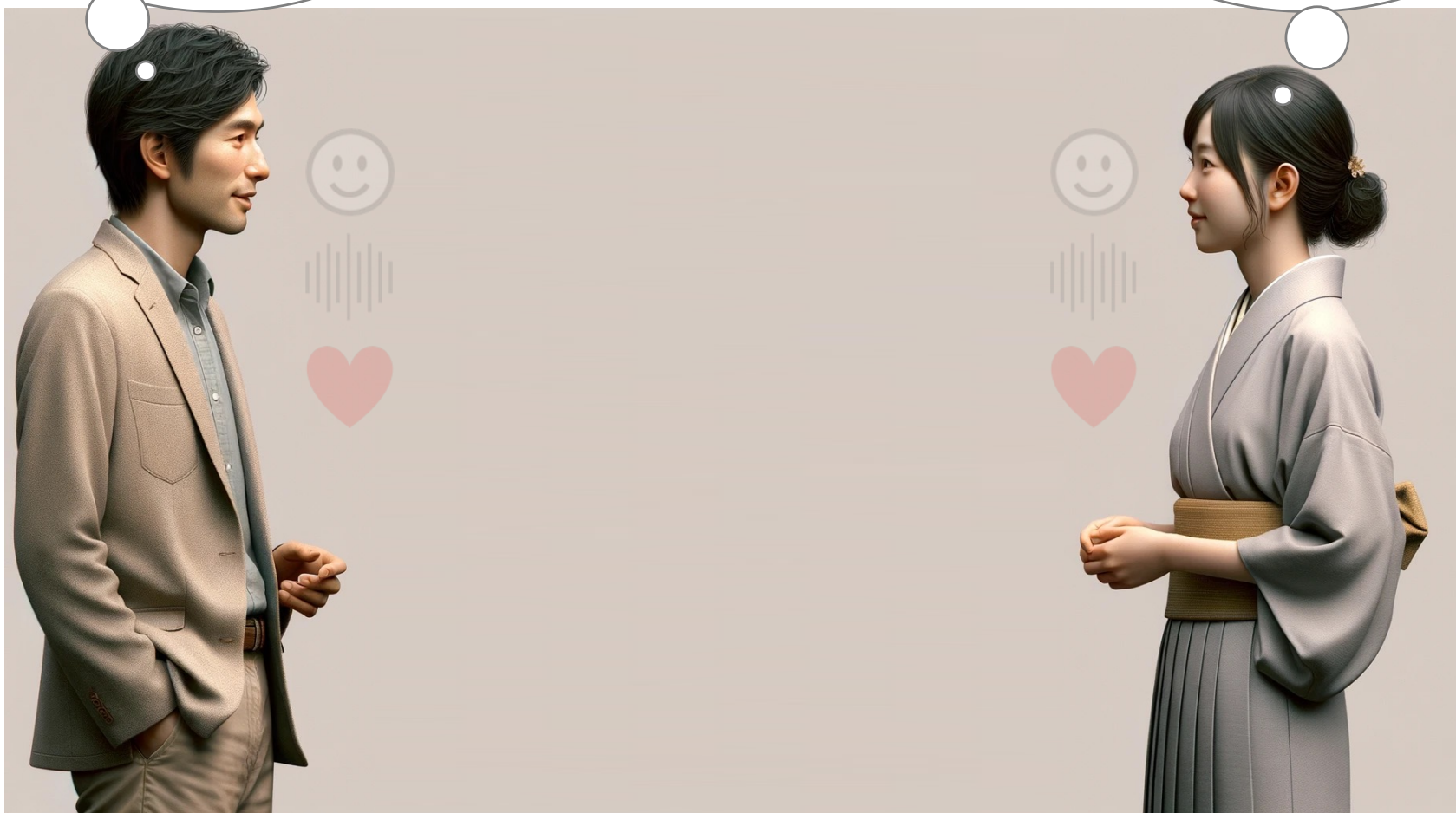
$r \sim .3$



Happy
知覚感情

A small portrait of a man is shown inside a thought bubble. The bubble contains the word "Happy" in red and the text "知覚感情" (Perceived Emotion) below it.

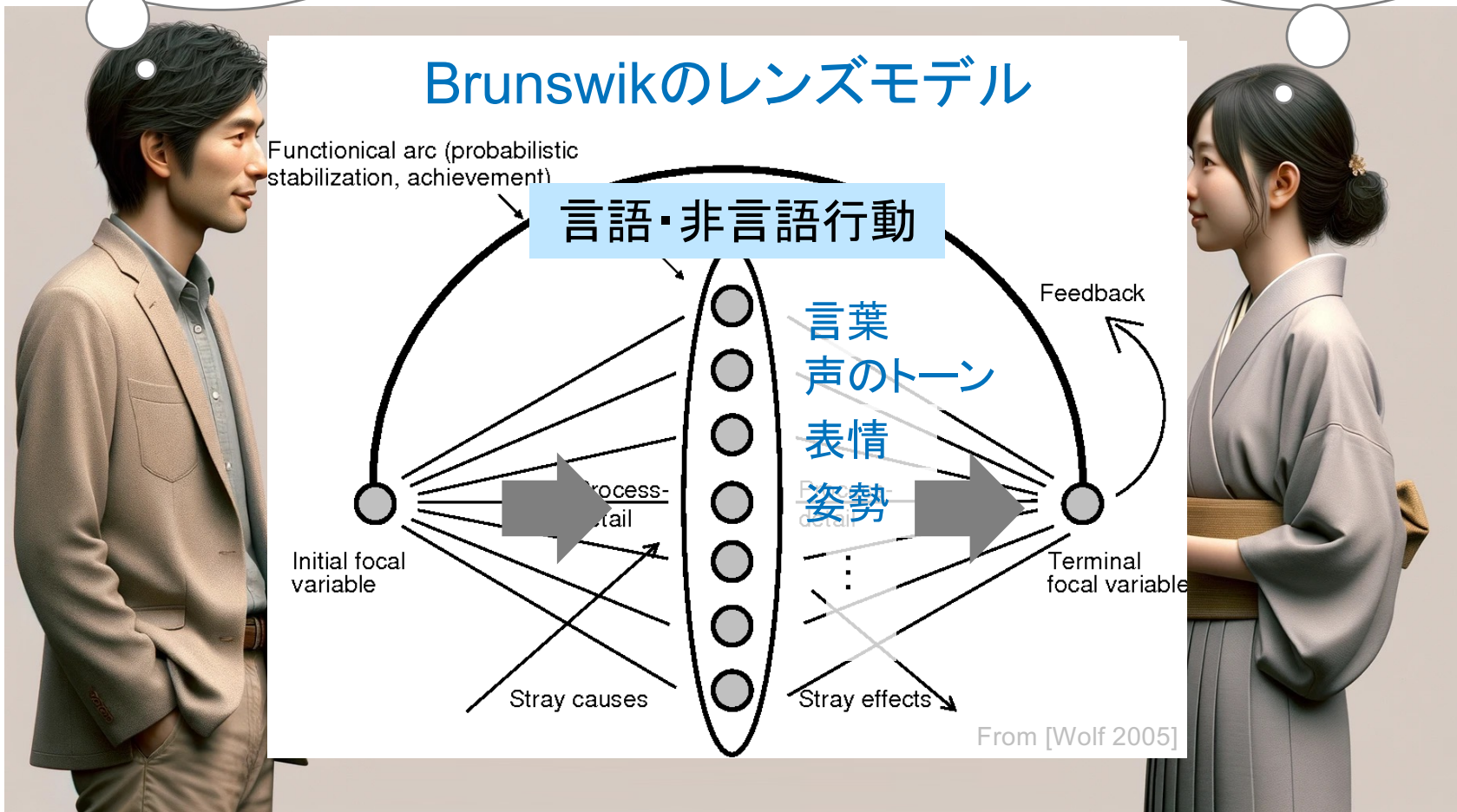
TARGET



PERCEIVER

All were drawn
by DALL-E 3

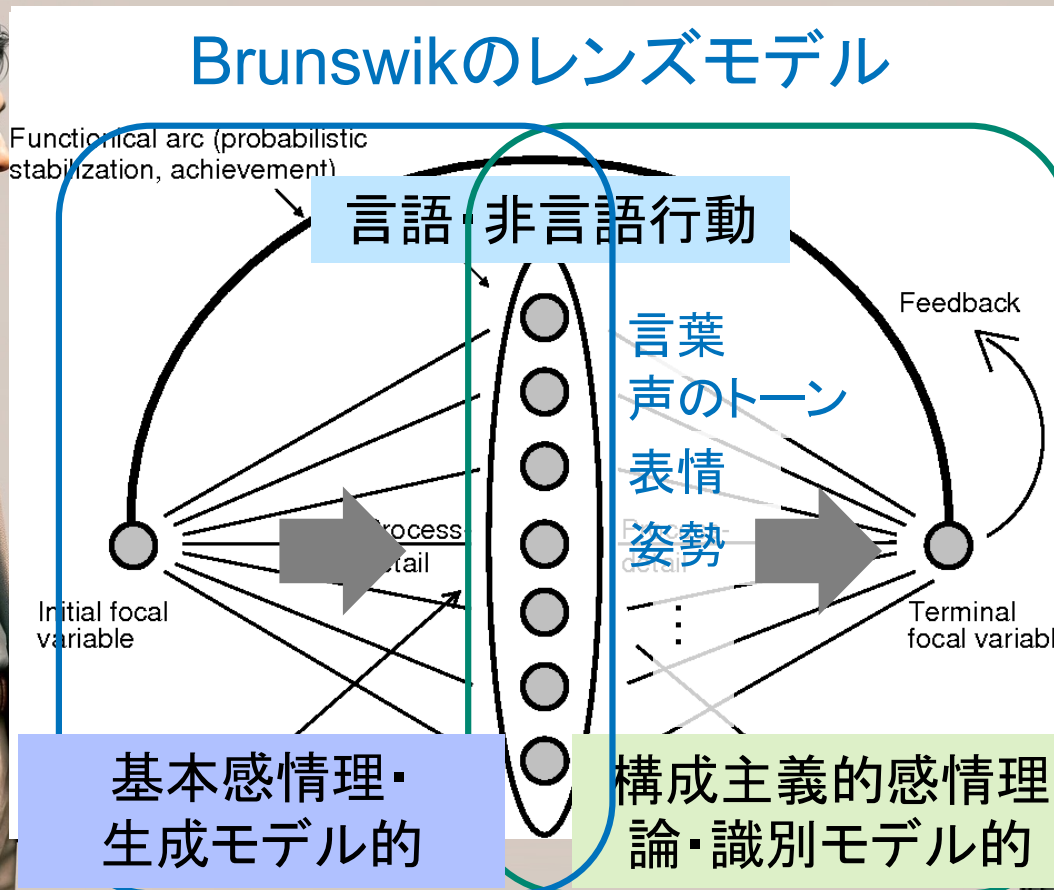
人はどのように他者の感情を理解するか



人はどのように他者の感情を理解するか



TARGET



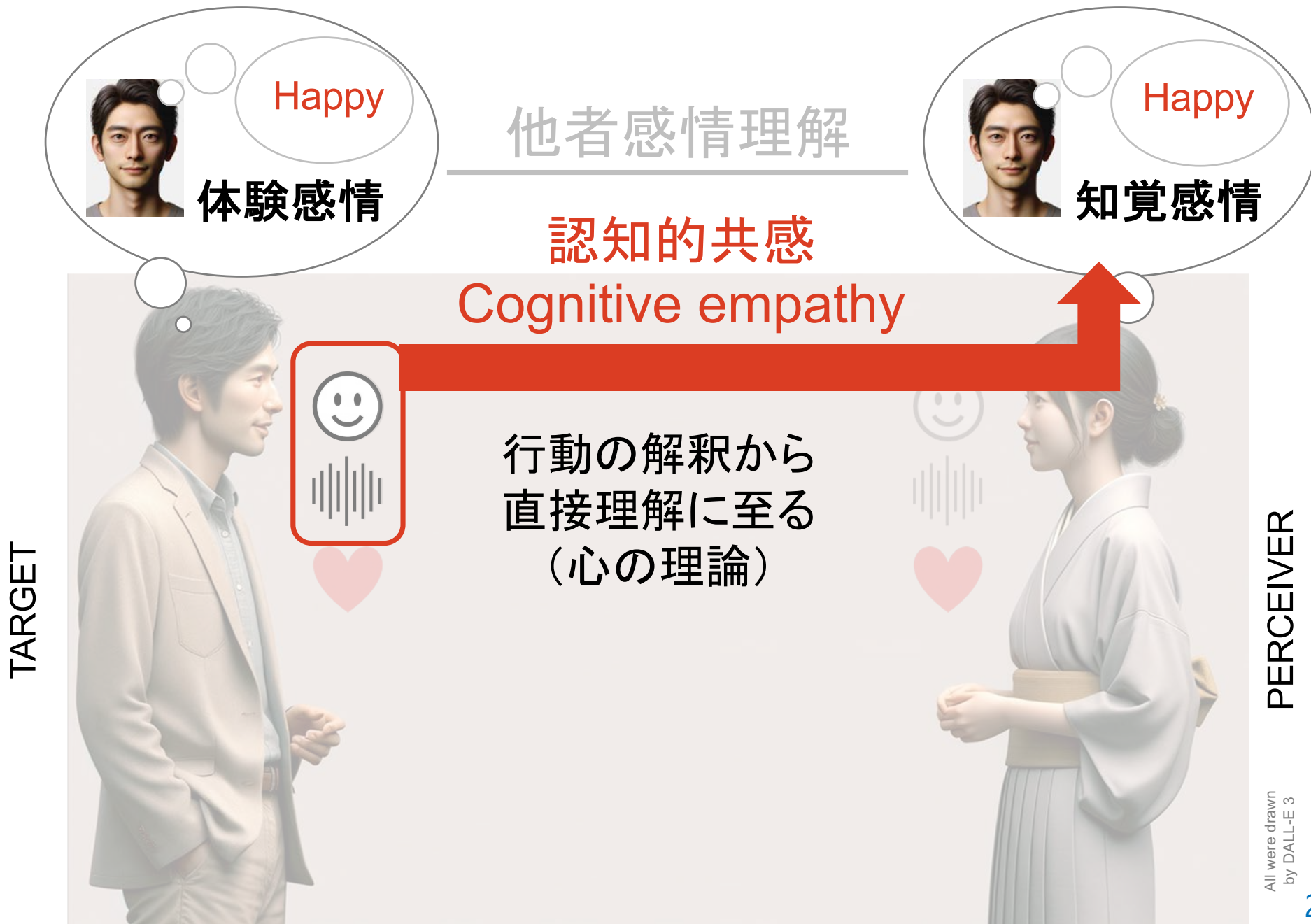
基本感情理・生成モデル的

構成主義的感情理論・識別モデル的

PERCEIVER

All were drawn by DALL-E 3

人はどのように他者の感情を理解するか



人はどのように他者の感情を理解するか



情動的共感
Affective empathy

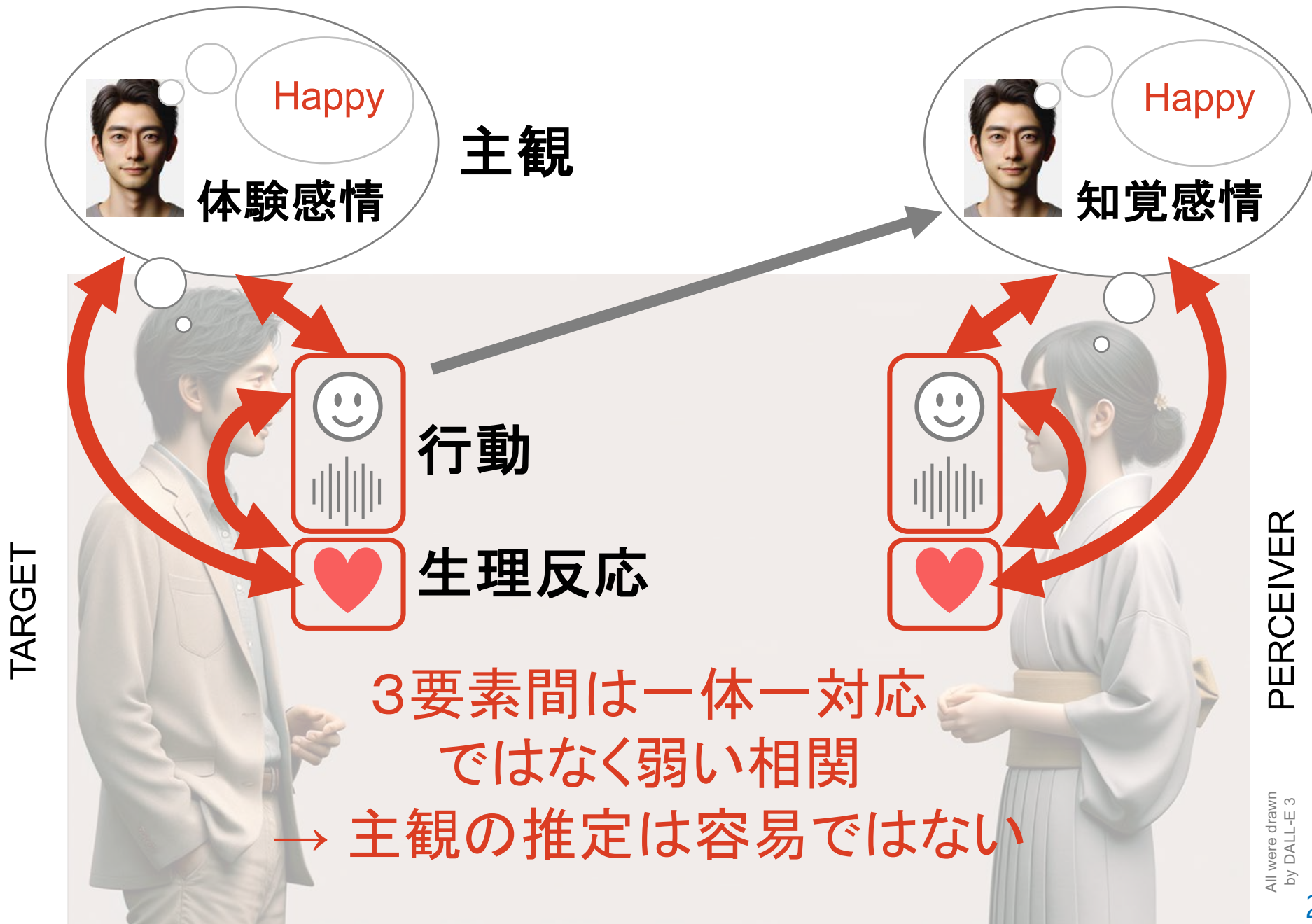
TARGET



PERCEIVER

All were drawn by DALL-E 3

主観・行動・生理は個人内でも一貫的でない



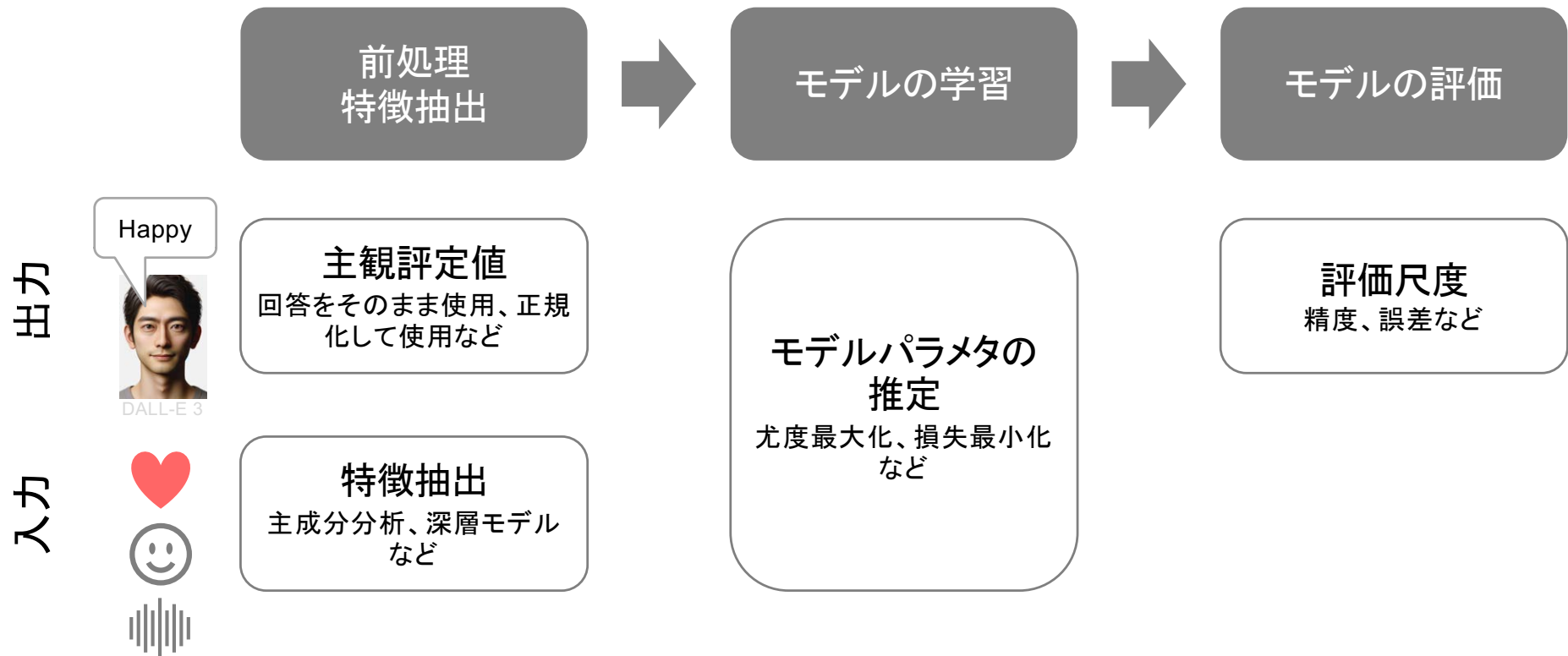
感情推定の基本と 妥当性・信頼性

(主観) 感情推定の基本的アプローチ

教師あり学習：正解ラベル(「喜び」など)と入力データ(表情、音声など)のセットを用意して学習

物体認識、音声認識などと同じ。カテゴリ推定なら識別、次元推定なら回帰

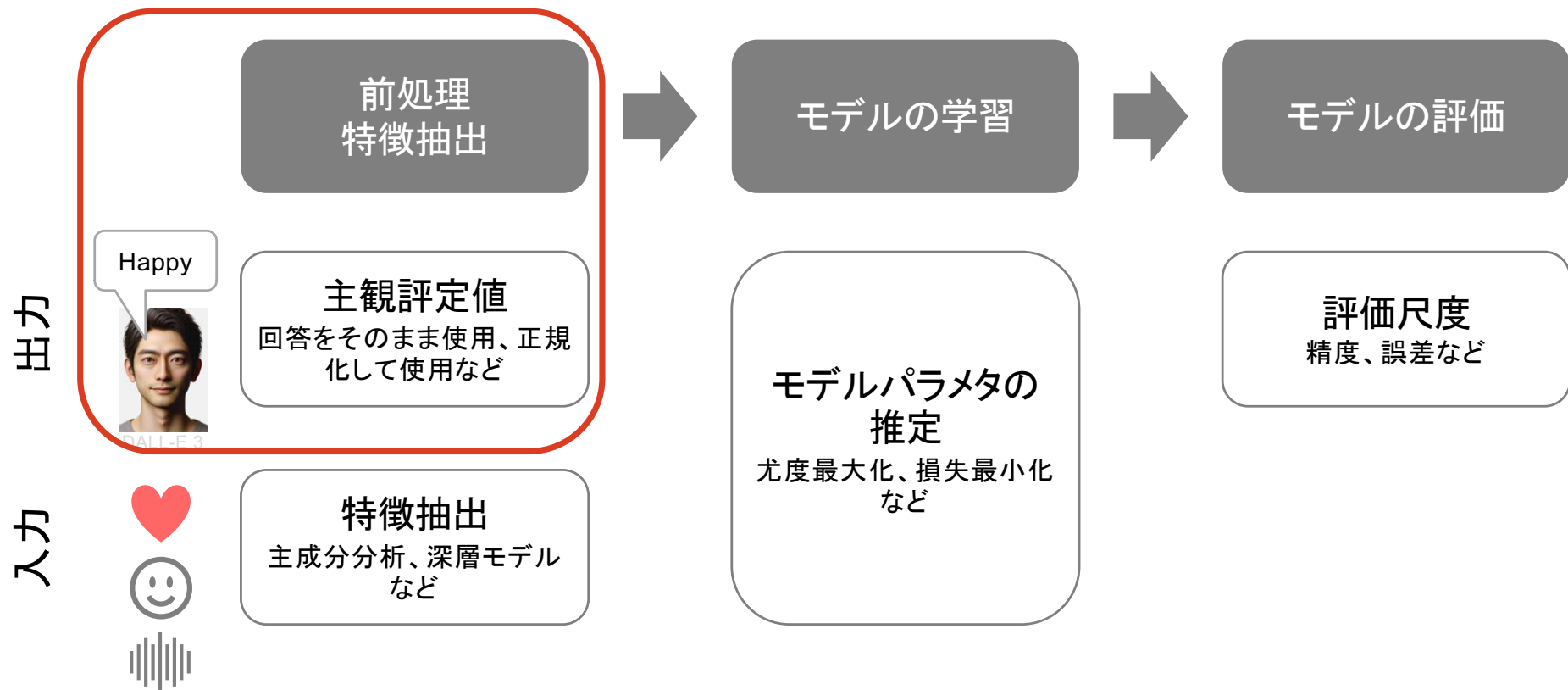
基本的にはデータの量・質がモノを言う



感情推定の課題（面白いところの一つ）

教師あり学習：正解ラベル（「喜び」など）と入力データ（表情、音声など）のセットを用意して学習

推定したい感情の正解の定め方が自明でない

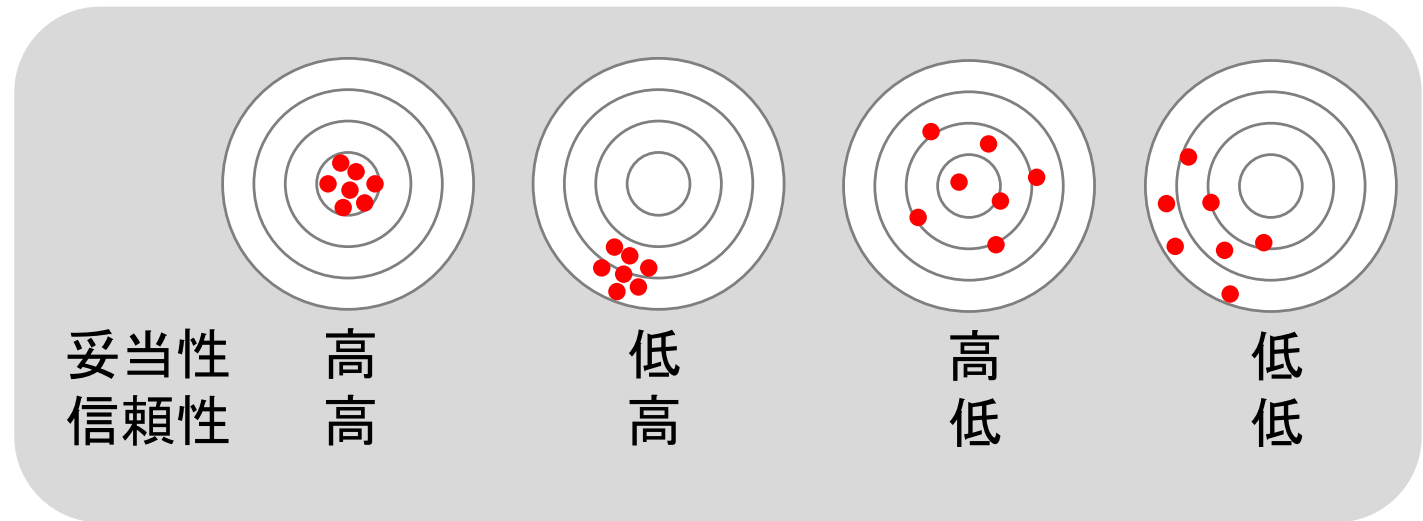


対象感情を決める際に重要なこと

妥当性：測りたいものを測っているか
信頼性：一貫した測定結果が得られるか

主観評定値
回答をそのまま使用、正規化して使用など

主観

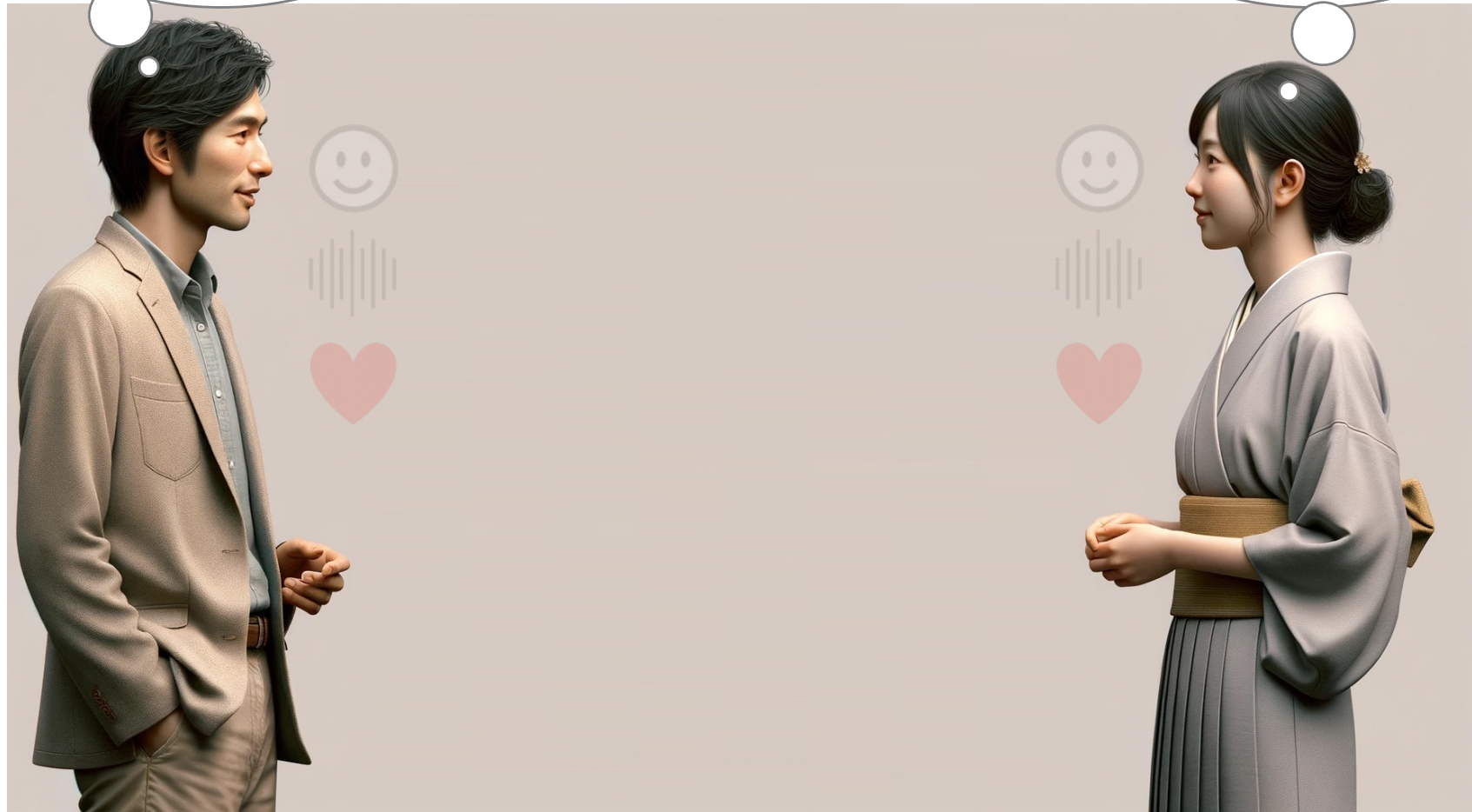


主観である体験／知覚感情は
客観（データ、物の名前、度量衡など）とは違い
注意しないと妥当性も信頼性も低くなる恐れあり

2種類の主観感情：体験感情と知覚感情



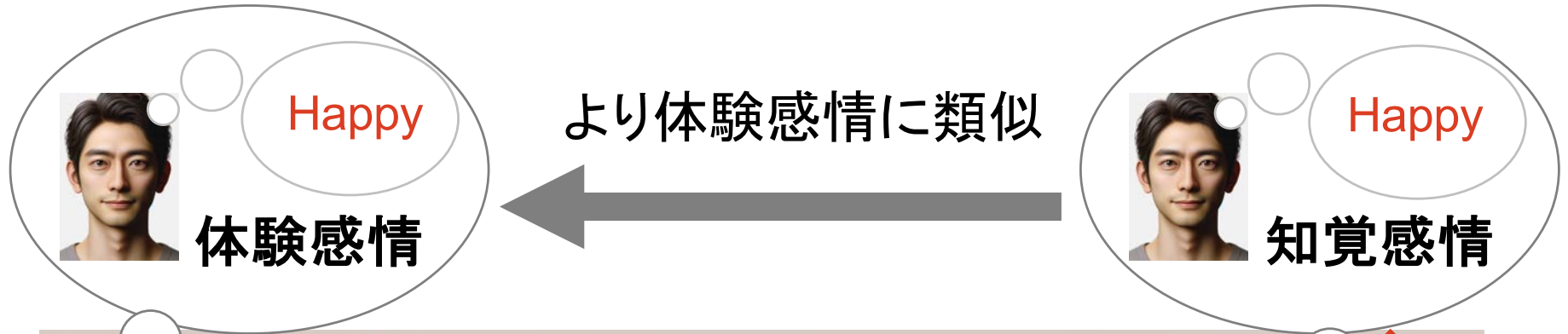
TARGET



PERCEIVER

All were drawn
by DALL-E 3

知覚感情でよく使われる集合知



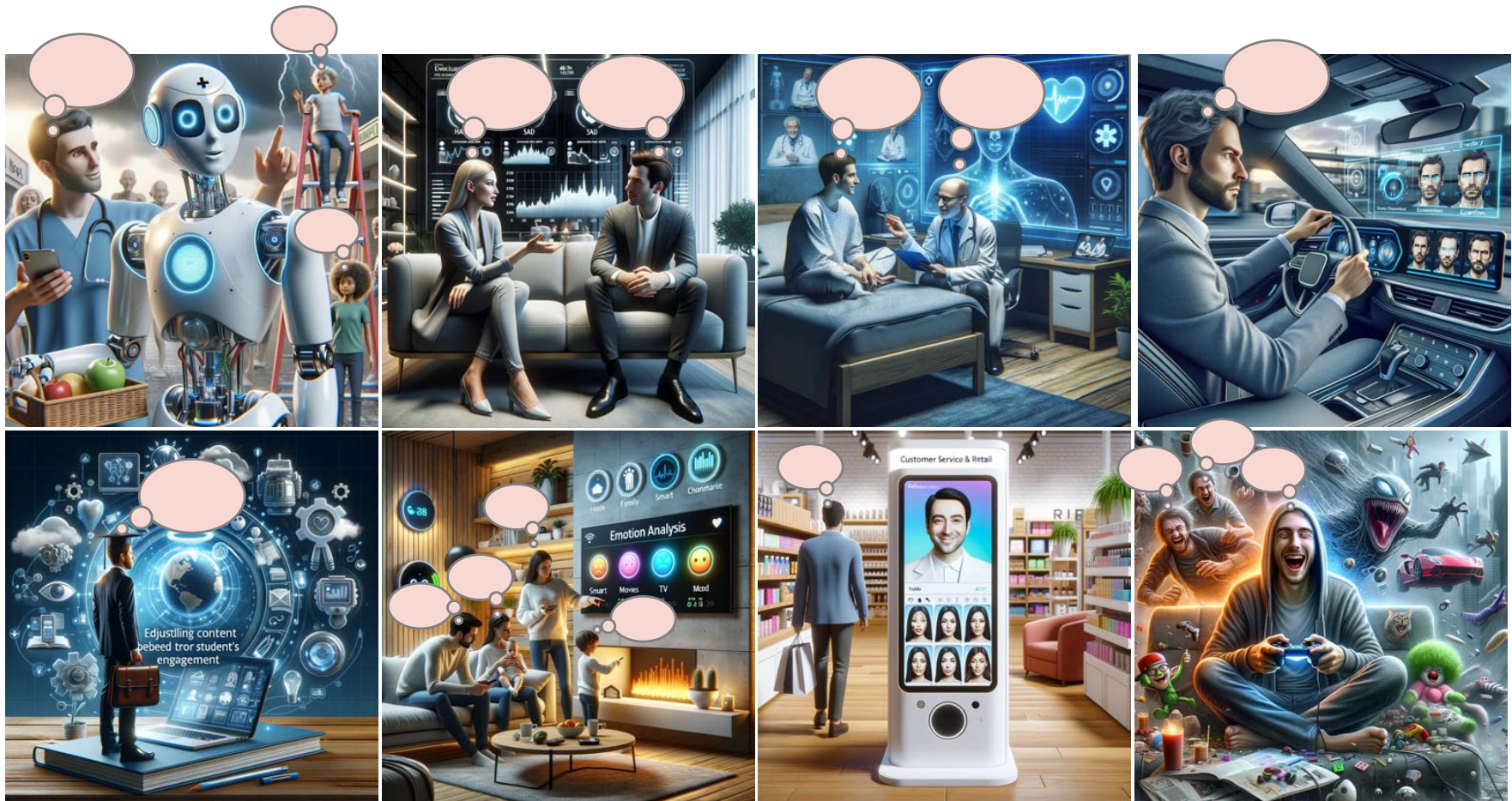
TARGET



All were drawn
by DALL-E 3

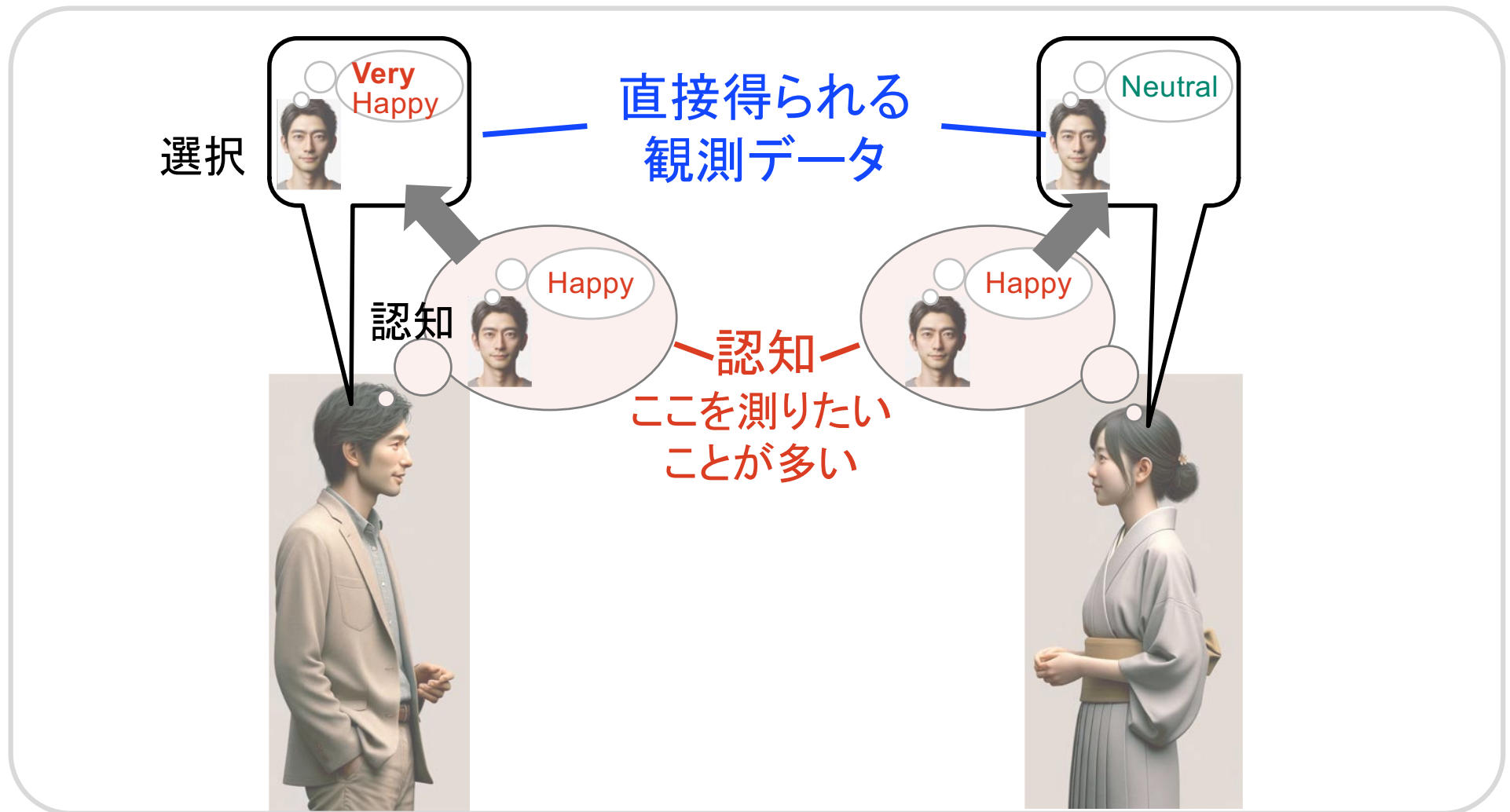
体験感情と知覚感情が有用な場面は？

- 体験感情 多くのケースで有用
- 知覚感情 特定個人：対話やインタラクションなど
 平均値：トレーニング、フィードバックなど



回答バイアス

評定で得られるのは選択された回答。
本当に知りたいのはどこ？



回答バイアス Response biases

(Paulhus 1991, Baumgartner & Steenkamp 2001, Wetzel et al. 2016)

タスク依存

- 社会的望ましさ … 人が良いと思う答えを選ぶ
- ハロー効果 … 他の観点からの評価に左右される
- 寛大化傾向／厳格化傾向 … とにかく肯定／否定など

タスク非依存

- 回答スタイル (response style)
質問の内容に関わらず特定のカテゴリを選ぶ傾向
- ランダム反応
など

代表的な回答スタイル

極端反応傾向 Extreme RS (ERS)

	No				Yes
Q1	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
Q2	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
Q3	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

西洋人

中心反応傾向 Midpoint RS (MRS)

	No			Yes	
	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>
	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

アジア人

(Zax & Takahashi, J Soc Psychol 1967)

二峰性 ⇒ 標準化(Z化)では
除去しにくい

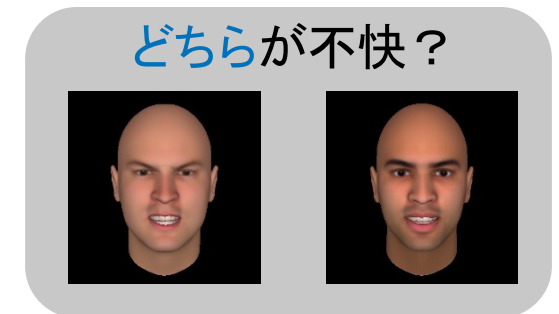
回答スタイルへの対処法

(Wetzel, Boehnke & Brown, 2016)

評価方法そのものを変える

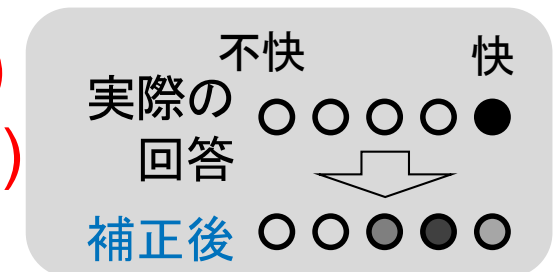
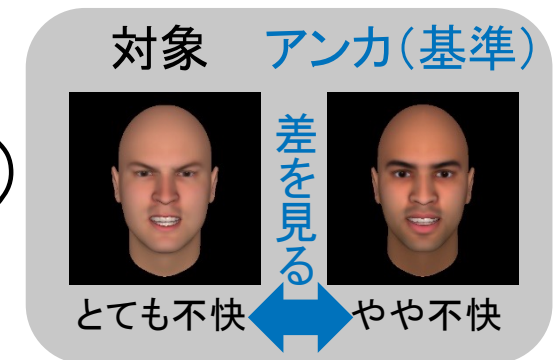
1. 回避 prevention

- 二肢強制選択法 / 一対比較法
→ 煩雑: $O(N) \sim O(N^2)$ の比較が必要



2. 補正 correction

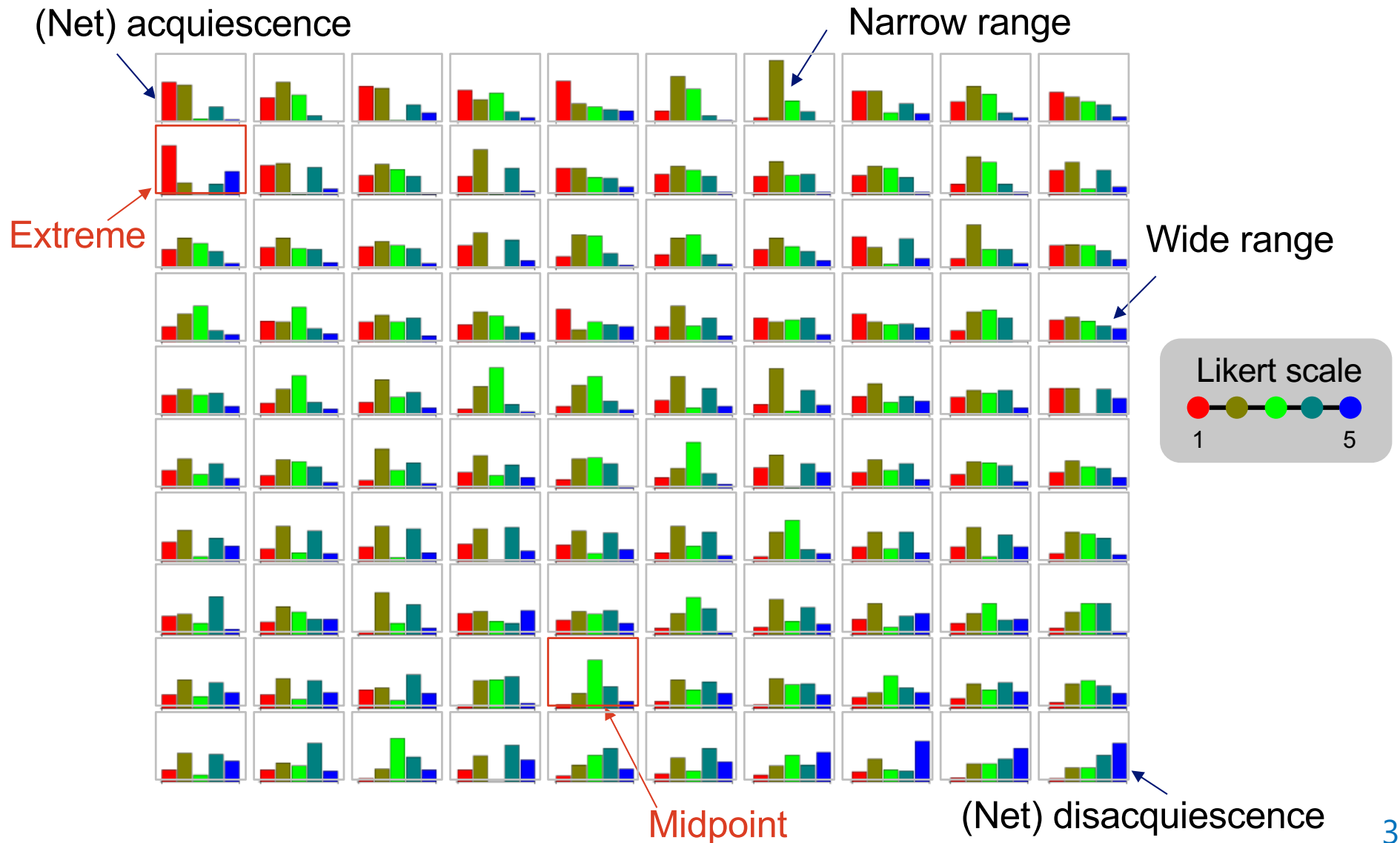
- 係留ビネット法 (anchoring vignette)
課題: 皆同様に評価するアンカが必要
- 統計的補正 (stochastic correction)
潜在特性モデル (latent trait modeling)



評定者毎の評定値のヒストグラムの例

(NTTオリジナルデータ)

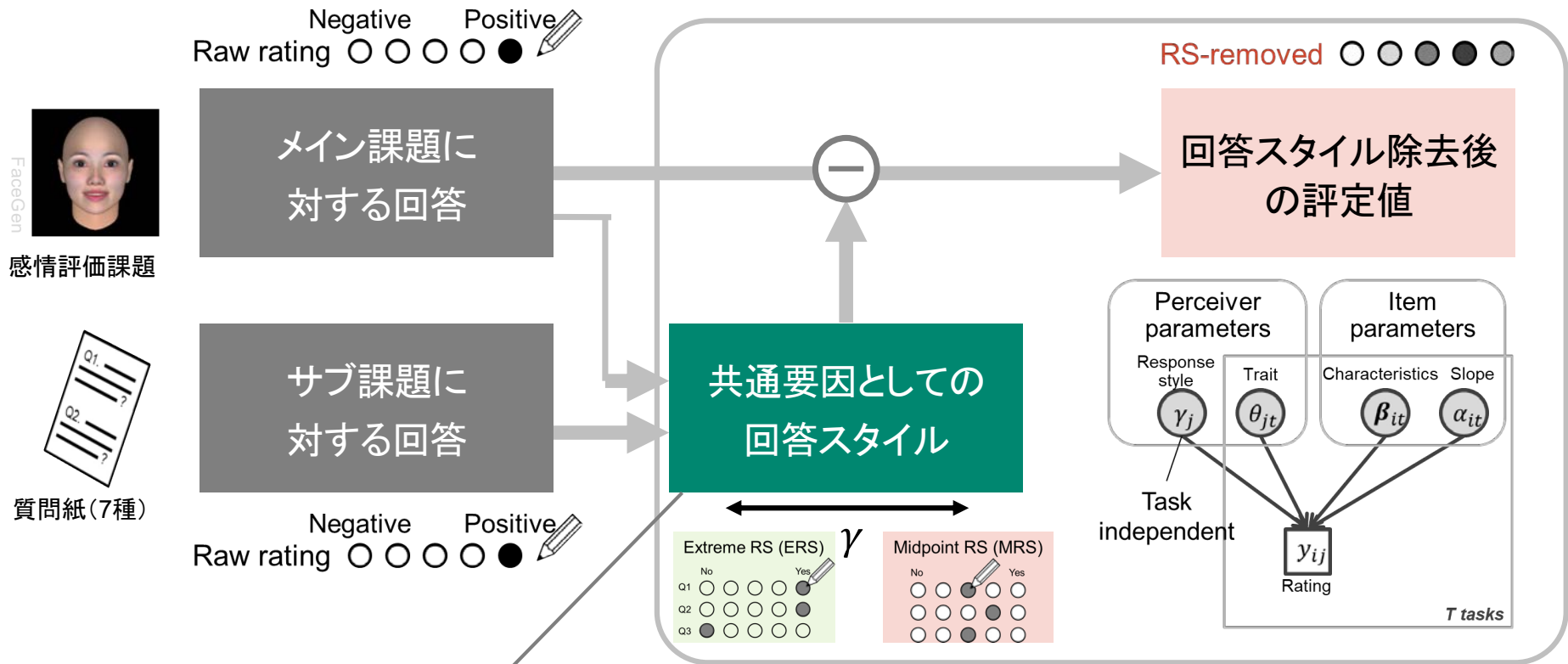
人毎の単純な標準化で除去できるものではない



回答スタイル除去法（統計的補正）

[Kumano & Nomura ACII 2019]

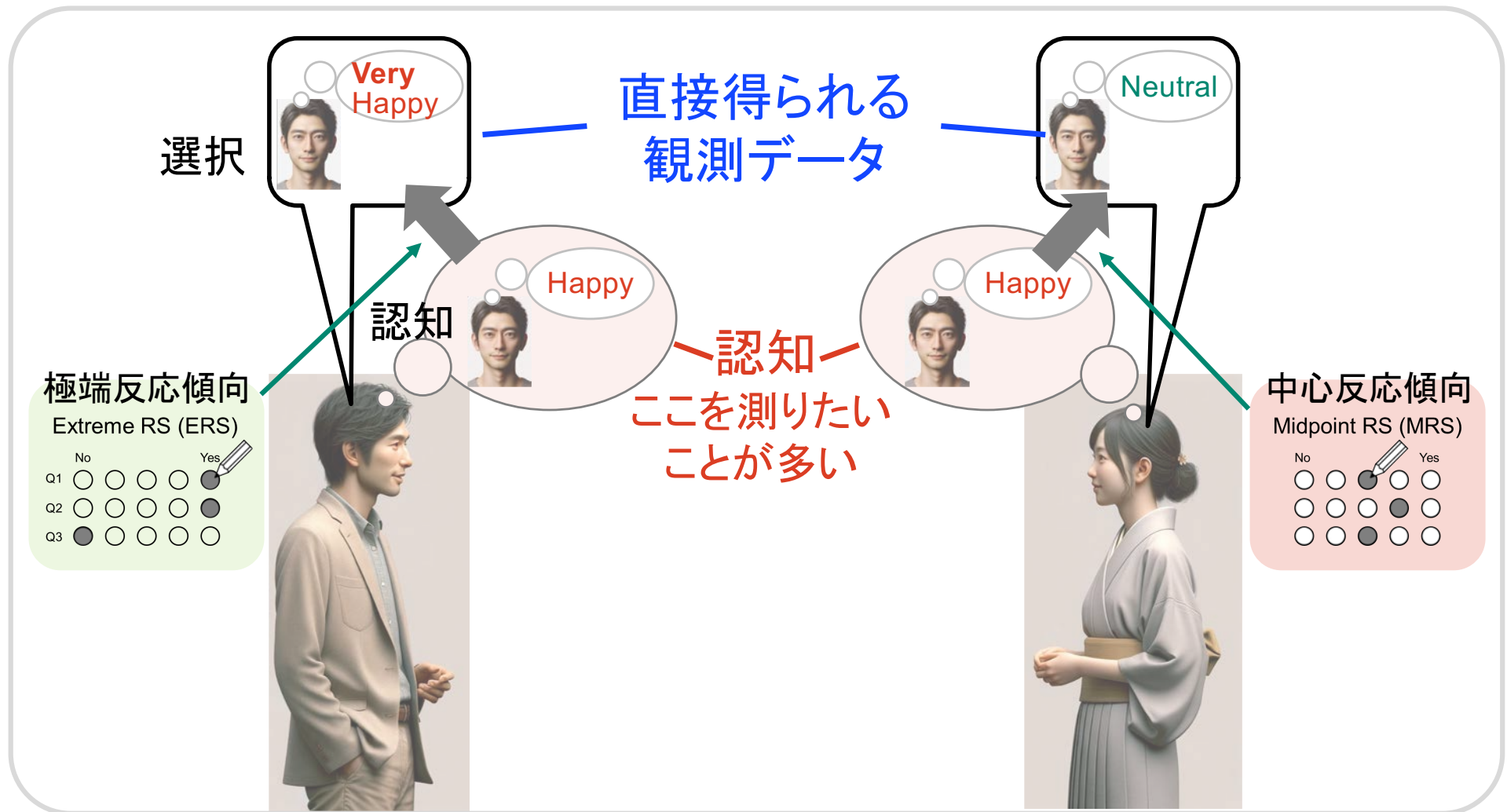
一貫した傾向である個人の回答スタイルを回答データから除去



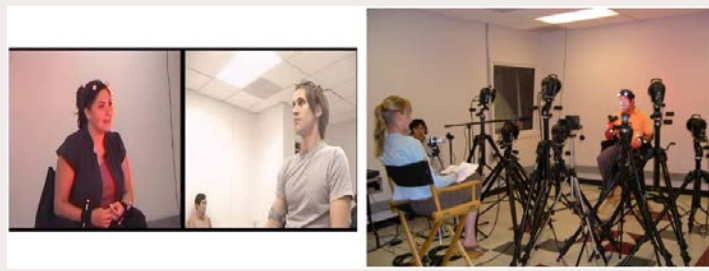
回答スタイル (RS)
 =質問の内容に関わらず特定のカテゴリを選ぶ傾向
 [Baumgartner & Steenkamp 2001]

回答バイアス

評定で得られるのは選択された回答。
その前段階である認知が本当に知りたいなら対処が必要。



演技感情表出を教師として利用することも



TARGET

PERCEIVER

All were drawn by DALL-E 3

自然表情 vs 演技（作り）表情



UvA-NEMO Smile Dataset

自然表情と演技表情の弁別率の比較

[Perusquía-Hernández et al. CHI 2019]



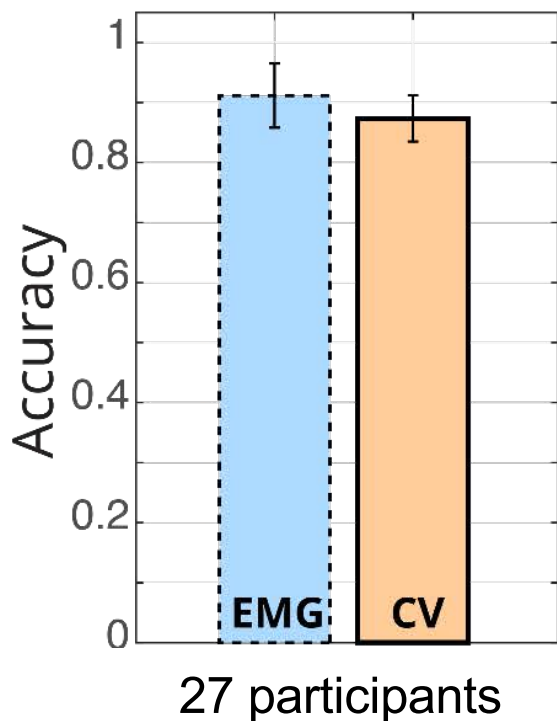
EMG-based



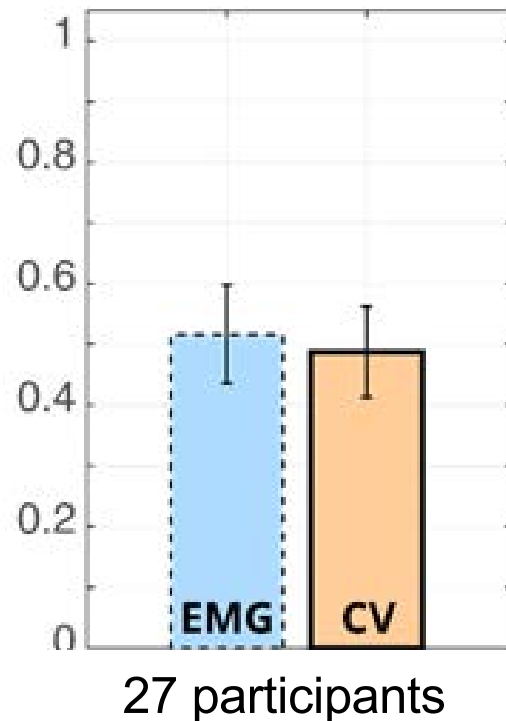
Vision-based



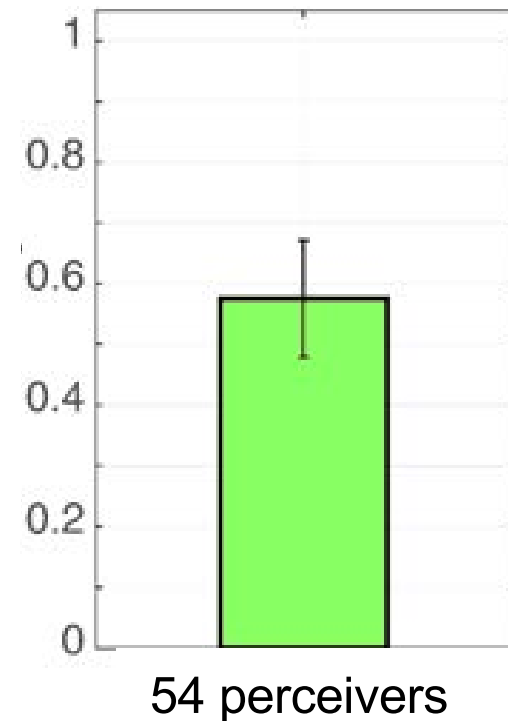
Human judgment



個人特化モデル

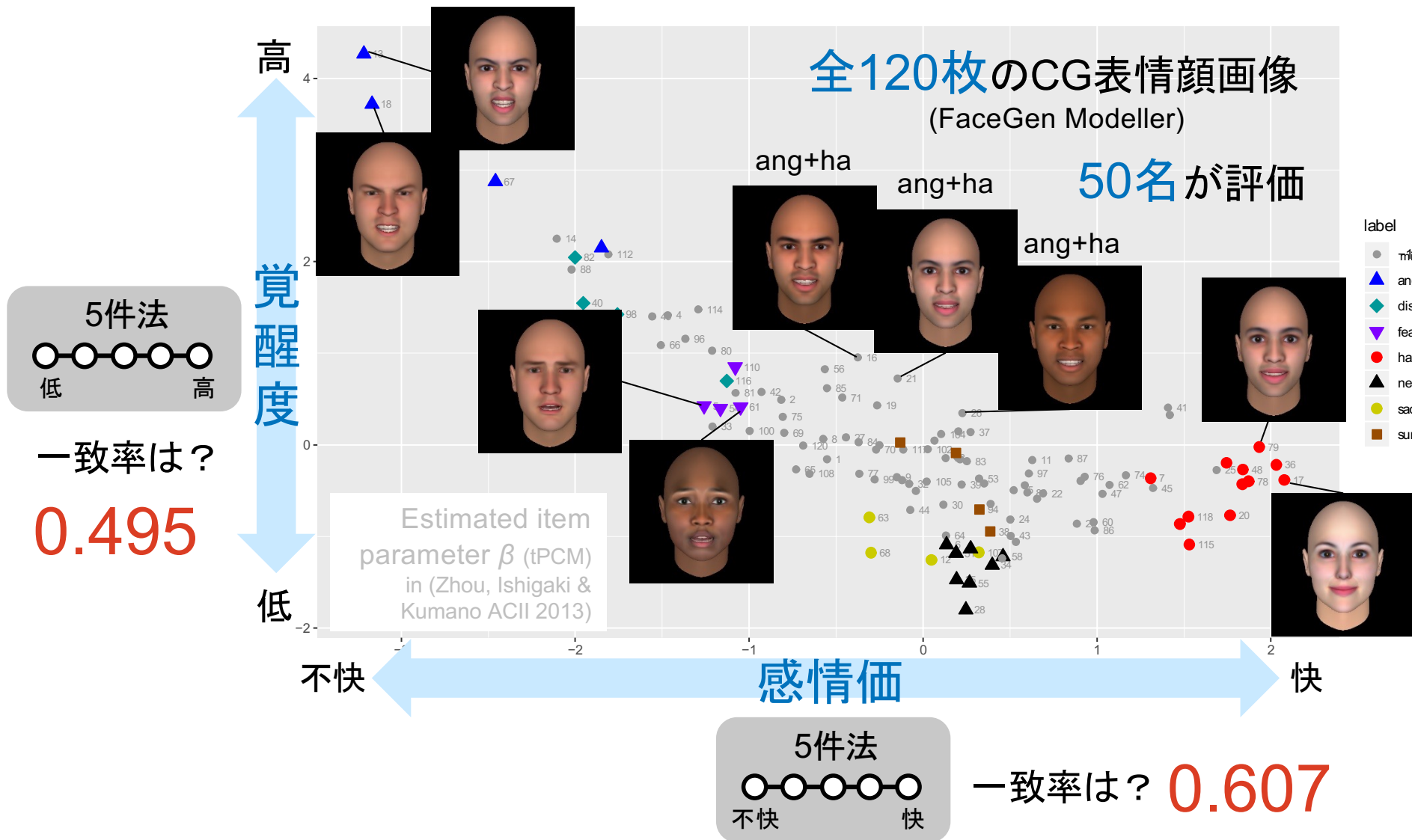


万人共通モデル



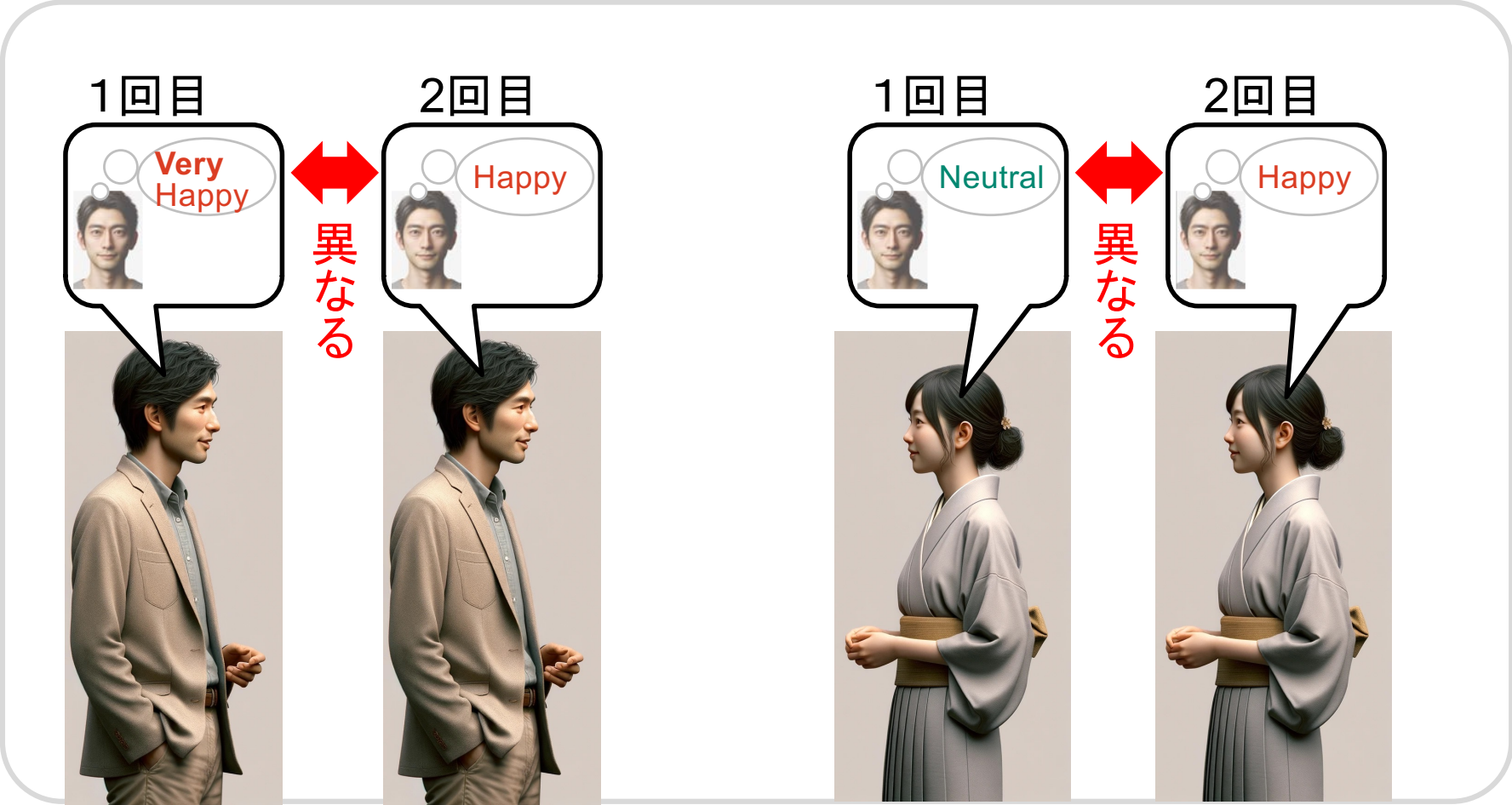
主観評価の信頼性（不確実性）

同じ画像セットを2回評価したとき、
一人の評価者の中での1回目と2回目の一致率はどれ程？



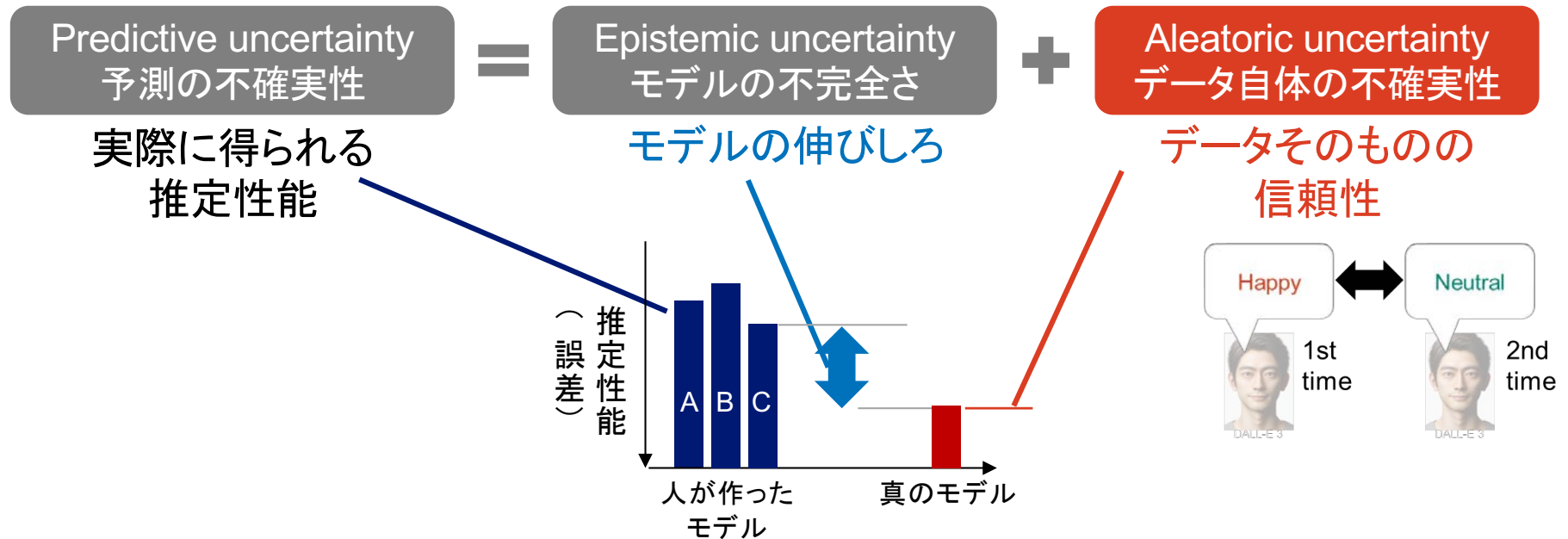
主観評価の信頼性（不確実性）

人は聞かれるたびに違う回答をする（再現性が低い）



信頼性が高いほど推定しやすい (理論)

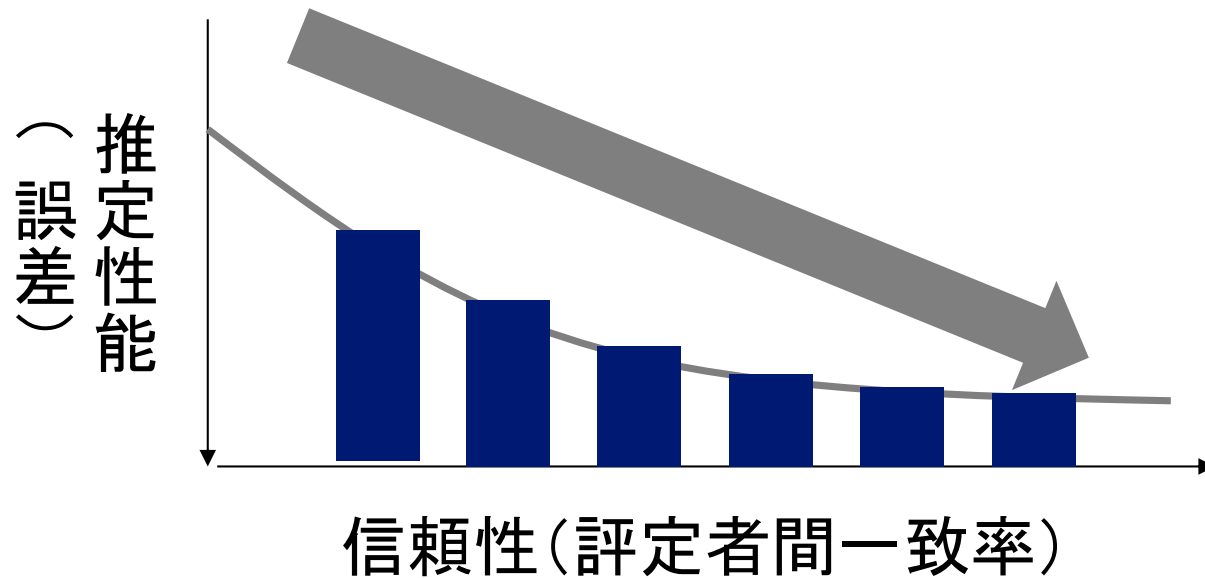
不確実性の理論 [Smith and Gal, 2018]



データそのものに不確実性がある(データの信頼性が低い)場合、
100%の性能を達成できない

信頼性が高いほど推定しやすい (実験)

[Seppi et al. 2008]



評定者間一致率が高いほど推定しやすい



そのような場面のみを推定対象にすることも
ある

RR/CL/F = 推定性能
thr. = 評定者間一致率

thr.	w/o	60	70	80	90	100	
#	4543	3472	2012	1597	630	430	
acoustic features							
Recognition rate	RR	61.7	69.6	77.3	80.3	91.6	89.5
Class averaged recall	CL	60.7	66.0	73.3	70.9	60.8	58.2
F-measure	F	61.2	67.8	75.3	75.3	73.1	70.5
linguistic features							
	RR	62.6	68.8	75.7	78.5	86.8	90.5
	CL	62.2	67.9	75.6	73.5	80.1	86.2
	F	62.4	68.3	75.6	75.9	83.3	88.3
acoustic & linguistic features							
	RR	63.6	72.8	80.5	81.7	92.2	90.9
	CL	62.5	71.4	79.1	73.6	68.1	73.9
	F	63.0	72.1	79.8	77.5	78.3	81.5

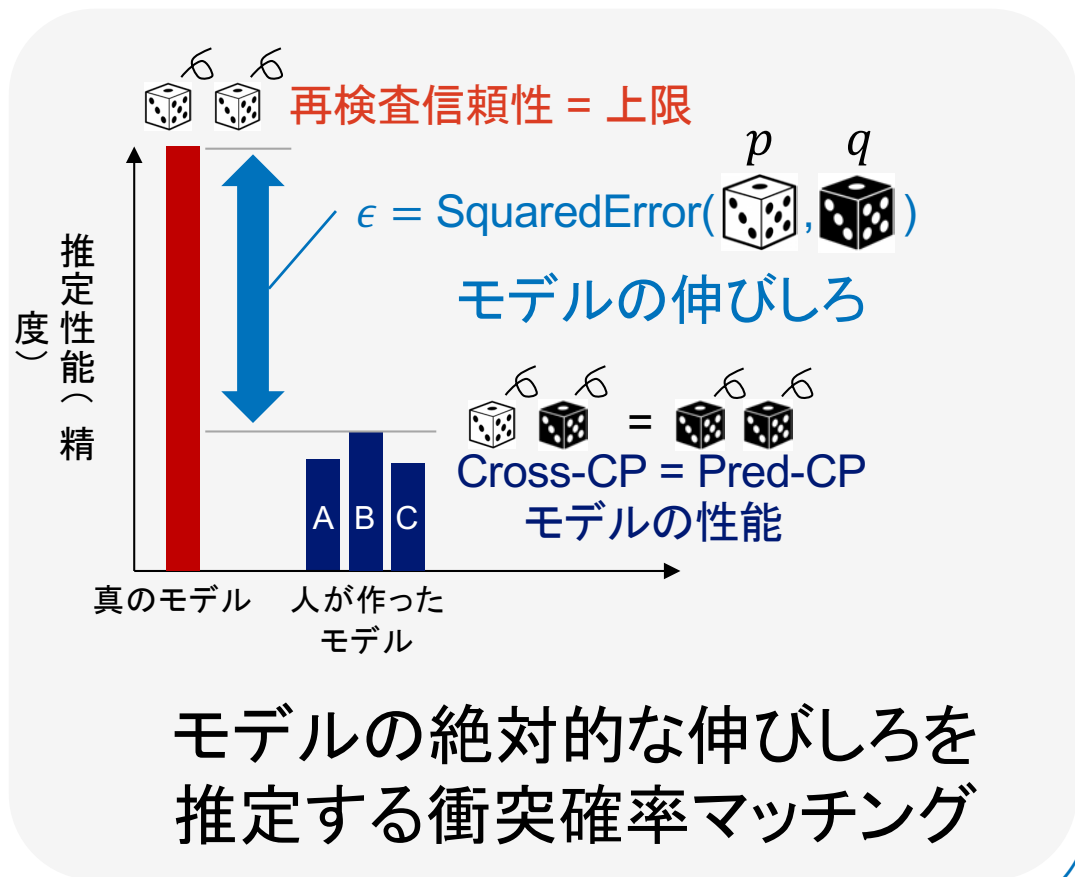
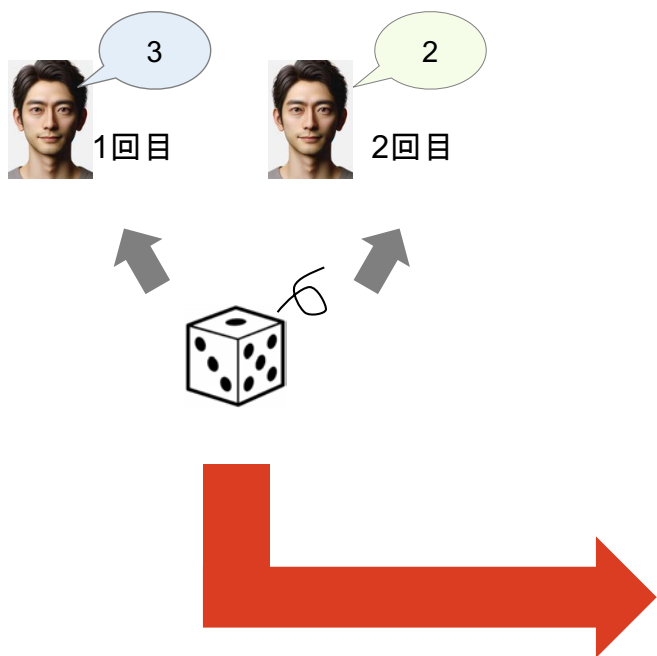
- 評定者数=5
- クラス数=4(11クラスに分類→事後に4クラスに統合: angry, empathic, neutral and motherese)
- 評定は単語毎
- チャンク(複数単語)で一一致率を算出

データ自体の不確実性のもとでの モデルの学習と評価の統合法

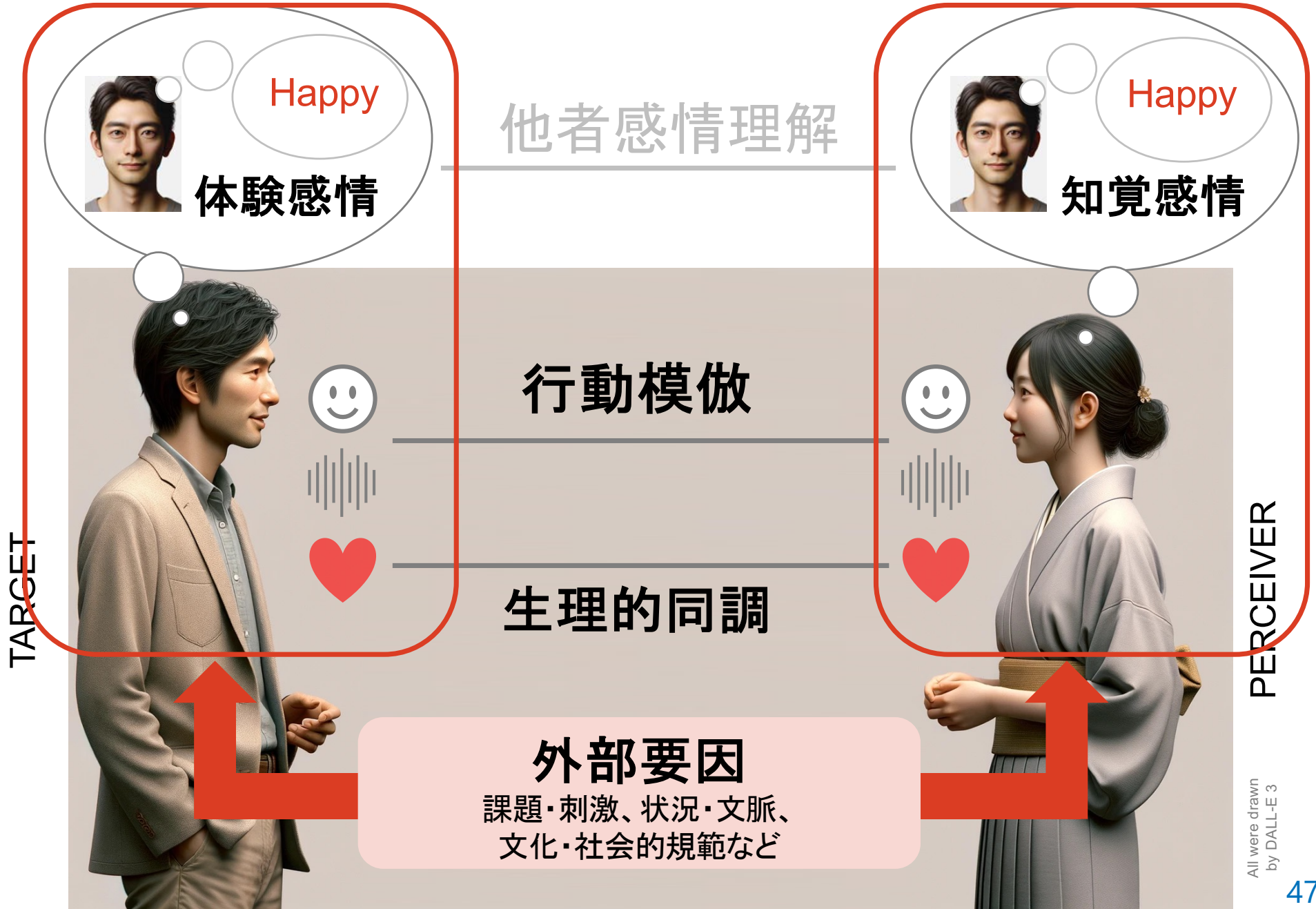


[Narimatsu et al. AISTATS 2023]

人の回答は毎回変わる(歪んださいころ振り)
→ これを踏まえたモデル評価法が必要



感情の評価や反応に影響を与える外部要因



文脈情報による知覚感情の変化

マルチチャンネル情報

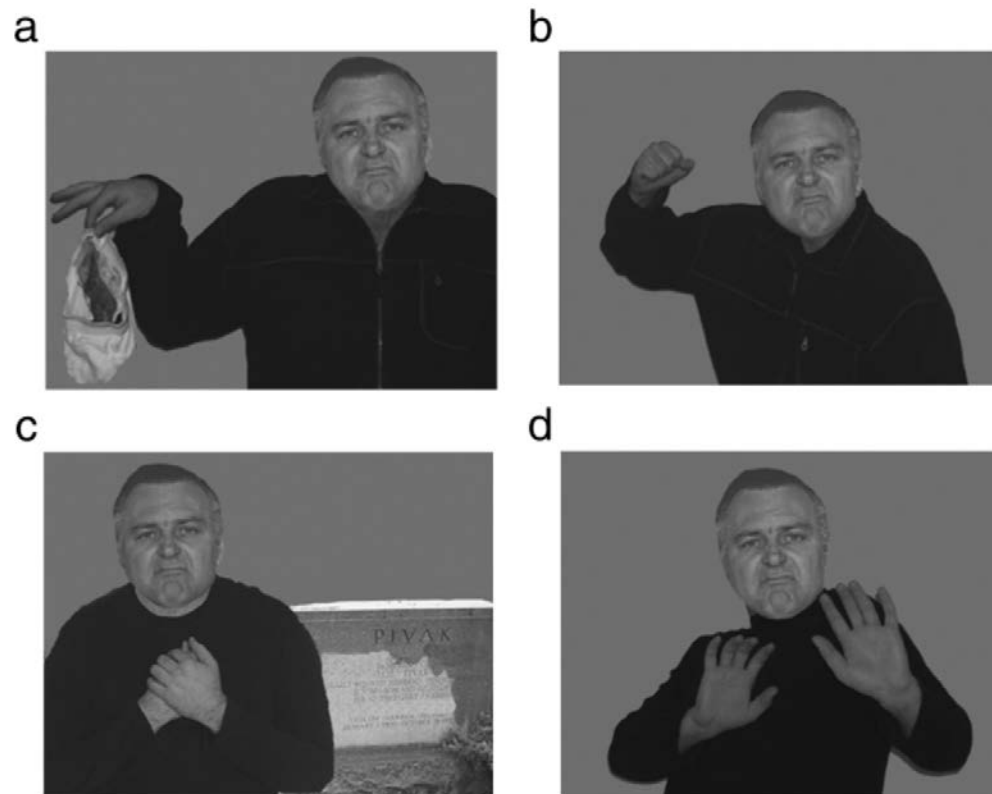
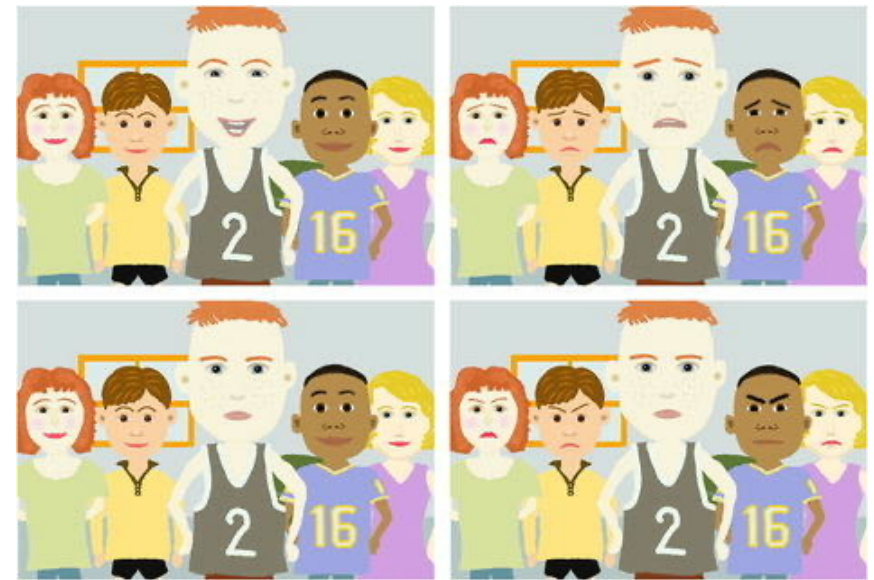


Fig. 1. Examples of stimuli exhibiting four levels of perceptual similarity between the target face and the facial expression typically associated with the context. In Experiment 1, identical disgusted faces appeared in contexts of (a) disgust (full similarity), (b) anger (high similarity), (c) sadness (medium similarity), and (d) fear (low similarity). All facial expressions are reproduced with permission from the Paul Ekman Group.

[Aviezer et al. 2008]

周囲状況



[Ishii et al. 2017]

Originally developed in [Masuda et al. 2008]

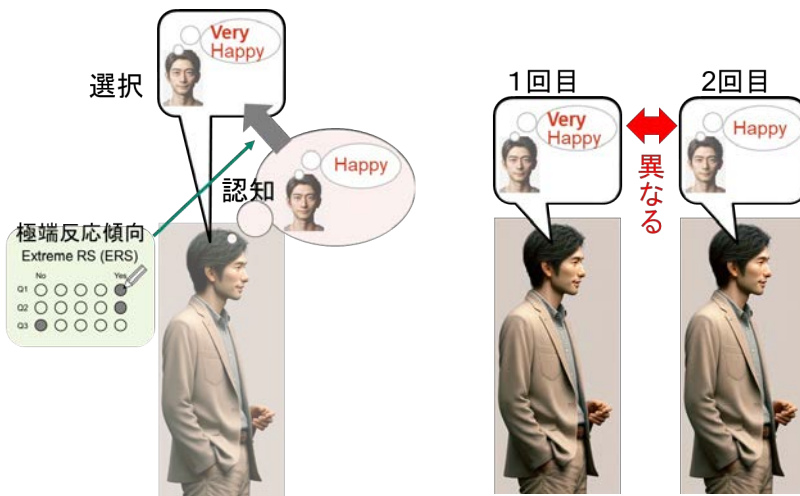
妥当性や信頼性への集合知の効果

知覚感情において多数の人物の評価を集約した集合知は妥当性や信頼性の問題を軽減する → よく使われる

個人

回答バイアス 😞

不確実性 😞



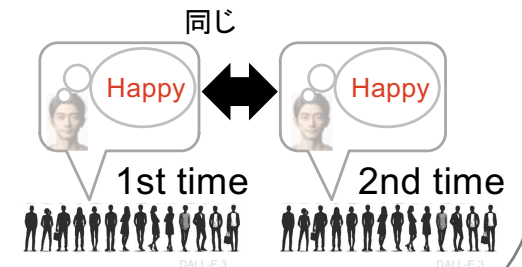
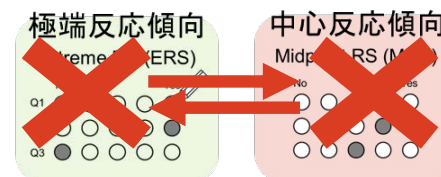
集合知

知覚感情(第三者集団)



回答バイアスが
人物間で相殺 😊

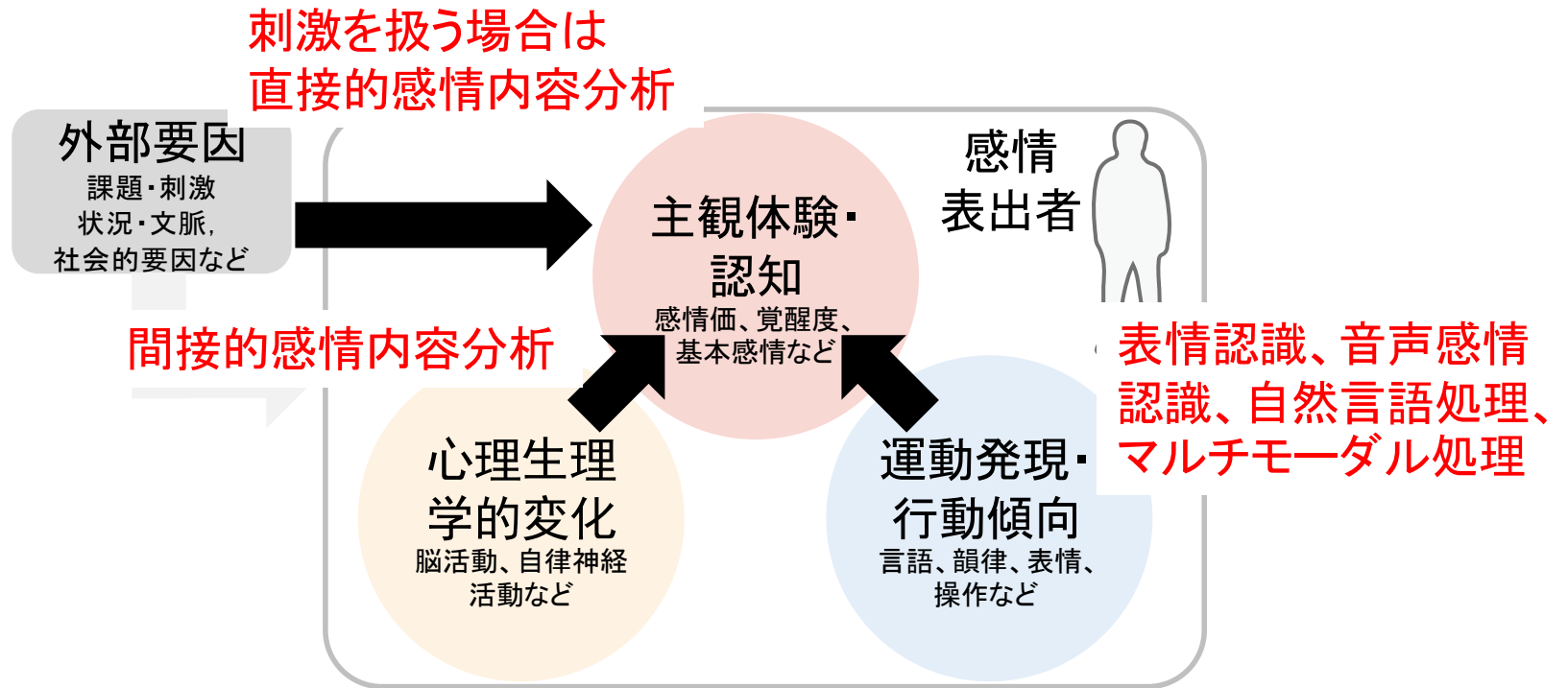
高い再現性 😊



だが、個人の主観への集合知の適用は困難
→ 妥当性や信頼性への対処が必要

体験／知覚感情推定のための 入力情報

入力が推定対象の情報を多く含むか



	感情価		覚醒度
	快	不快	
生体	△	△	○
テキスト	△	○	△
音声	△	○	○
表情	○	△	△

[Gunes & Pantic 2010]

※感情知覚者についても基本的には同じ 51

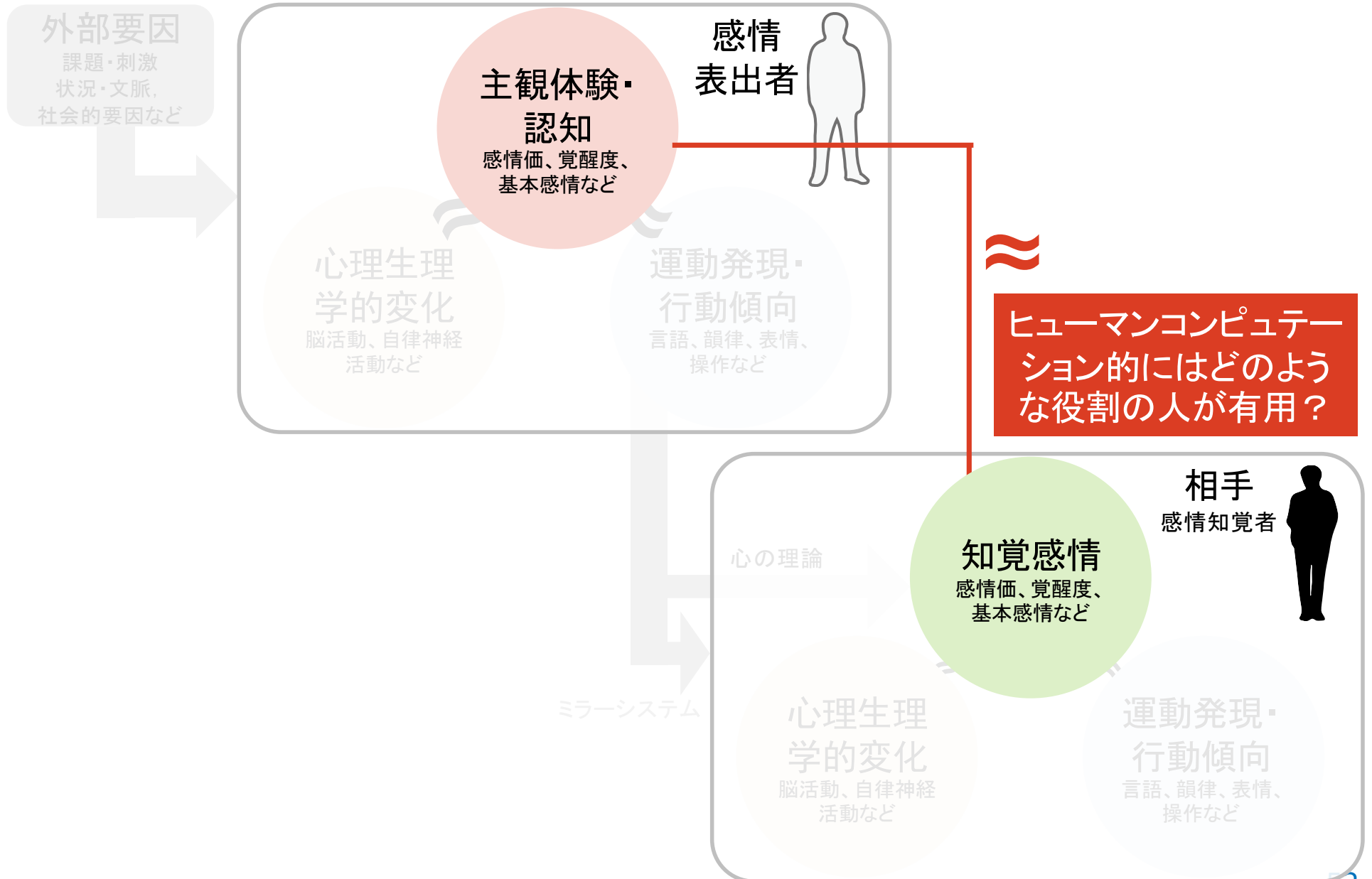
入力が推定対象の情報を多く含むか

	不随意性 ○:不随意 △:混合 ▲:随意	感情価		覚醒度
		快	不快	
生理	○ 制御が難しい	△	△	○
テキスト	▲ 制御しやすい	△	○	△
音声	△	△	○	○
表情	△	○	△	△

[Gunes & Pantic 2010]

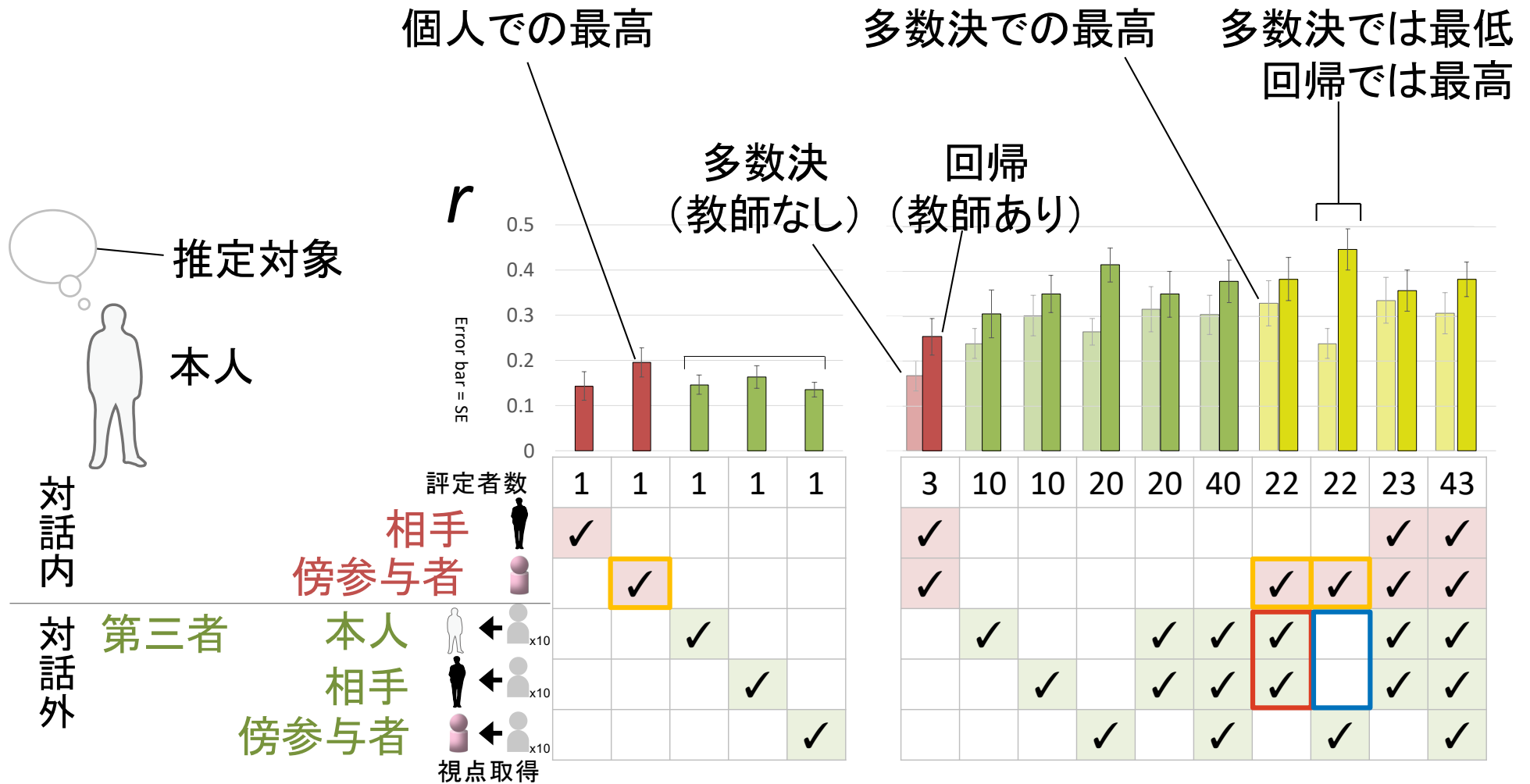
※感情知覚者についても基本的には同じ

知覚感情はどのくらいの体験感情の情報を持つか



他者状態の推定精度の人称による違い

[Kumano et al. AACL 2017b]



- 対話の中にいる傍参与者は全ての場合に有用 (黄色部)
- 第三者による視点取得 多数決では有用 (赤部)、回帰には逆効果 (青部)

推定対象のクラスバランスがよいか

一般に機械学習では推定したいクラスそれぞれについて概ね等しい数の(バランスされた)教師データを用意するのが良い

- A) 対象の感情をよく喚起させる実験をデザインする
例. 快感情や不快感情を喚起する画像セットを用いる
- B) 演技させる(ある程度の経験者が必要)
- C) 大規模データから抽出(汎用的なものでないと難しい。。)
- D) あまり統制せずにたくさん取る
- ...

推定対象のクラスバランスがよいか

[Poria et al. 2019]

TABLE 1. Label distribution statistics in different emotion recognition datasets.

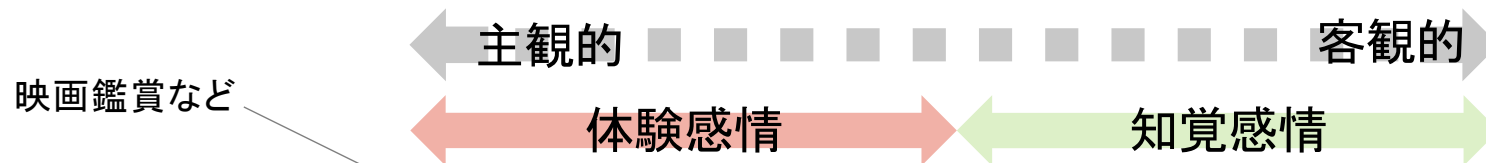
Label	DailyDialog	MELD	EmotionLines	IEMOCAP	EmoContext
Neutral	85572	6436	6530	1708	-
Happiness/Joy	12885	2308	1710	648	4669
Surprise	1823	1636	1658	-	-
Sadness	1150	1002	498	1084	5838
Anger	1022	1607	772	1103	5954
Disgust	353	361	338	-	-
Fear	74	358	255	-	-
Frustrated	-	-	-	1849	-
Excited	-	-	-	1041	-
Other	-	-	-	-	21960

普通に集めると
快(幸福)が多い

演技データゆえ
バランス

多数の短い
テキスト対話
からバランス
よく抽出

感情主観データの特性のまとめ



主観データ	表出者			知覚者	
	一人	集団	演技一人	一人	集団 集約値
1. 妥当性 対象としたいものを扱えているか	※	※	※	※	※
2. 信頼性 高いほど推定しやすい	▲	○	○	△	○
3. 入力の情報量 多いほど推定しやすい	刺激	△	-(正解)	△	○
	行動	▲	△	▲	△
	生理	△	○	▲	△
4. クラスバランス 高いほど全種類が推定しやすい	実験統制次第	実験統制次第	○	▲	△
5. 取得のコスト 時間: 離散的 > 連続的	○	△	△	○	△

感情主観データの特性のまとめ



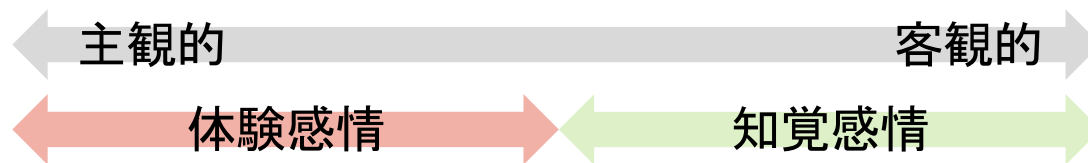
主観データ	表出者			知覚者	
	一人	集団	演技一人	一人	集団 集約値
1. 妥当性 対象としたいものを扱えているか	※	※	※	※	※
2. 信頼性 高いほど推定しやすい	▲	○	○	△	○
3. 入力の情報量 多いほど推定しやすい	刺激	△	-(正解)	△	○
	行動	▲	△	○	△
	生理	△	○	▲	▲
4. クラスバランス 高いほど全種類が推定しやすい	実験統制次第	実験統制次第	○	▲	△
5. 取得のコスト 時間: 離散的 > 連続的	○	△	△	○	△

感情主観データの特性のまとめ



主観データ	表出者			知覚者		
	一人	集団	演技一人	一人	集団 集約値	
1. 妥当性 対象としたいものを扱えているか	※	※	※	※	※	
2. 信頼性 高いほど推定しやすい	▲	○	○	△	○	
3. 入力の情報量 多いほど推定しやすい	刺激 行動 生理	△	△	-(正解)	△	○
		▲	△	○	▲	△
		△	○	▲	▲	△
4. クラスバランス 高いほど全種類が推定しやすい	実験統制次第	実験統制次第	○	▲	△	
5. 取得のコスト 時間: 離散的 > 連続的	○	△	△	○	△	

感情主観データの特性のまとめ



主観データ	表出者			知覚者	
	一人	集団	演技一人	一人	集団 集約値
1. 妥当性 対象としたいものを扱えているか	※	※	※	※	※
2. 信頼性 高いほど推定しやすい	▲	○	○	△	○
3. 入力の情報量 多いほど推定しやすい	刺激	△	△	-(正解)	○
	行動	▲	△	○	△
	生理	△	○	▲	▲
4. クラスバランス 高いほど全種類が推定しやすい	実験統制次第	実験統制次第	○	▲	△
5. 取得のコスト 時間: 離散的 > 連続的	○	△	△	○	△

倫理問題への対処

説明／解釈可能性
プライバシー

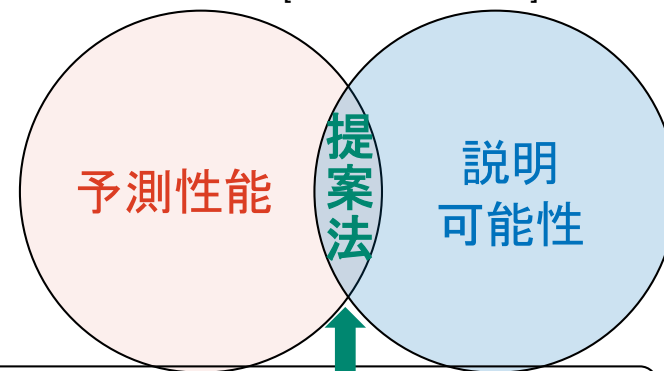
深層統計モデル

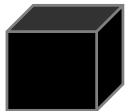

[Zhou et al. ACII 2021, Wörtwein et al. 2023]

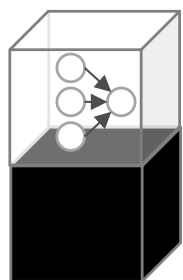
基本アイデア

予測性能と説明性のバランスをとるため
 ため深層学習 (DL)と項目反応理論(IRT)を統合

Trade-off [Arrieta et al. 2020]



	深層学習 ブラックボックス	✓	✗
	統計モデル ホワイトボックス	✗	✓



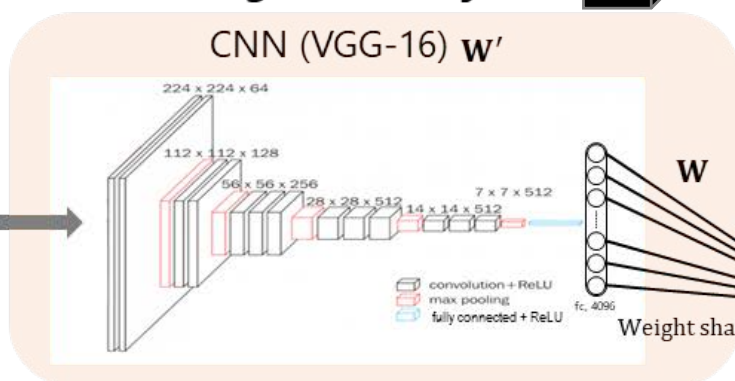
深層学習

Latent regression layer

Input

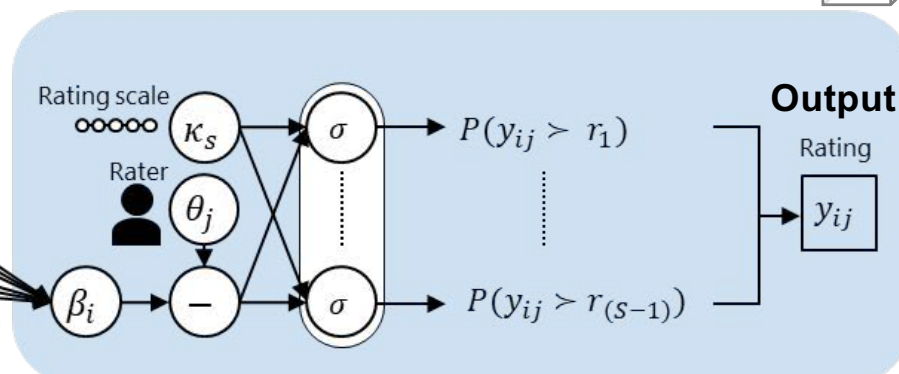


x_i



統計モデル

Item response layers (1P-RS-GRM)

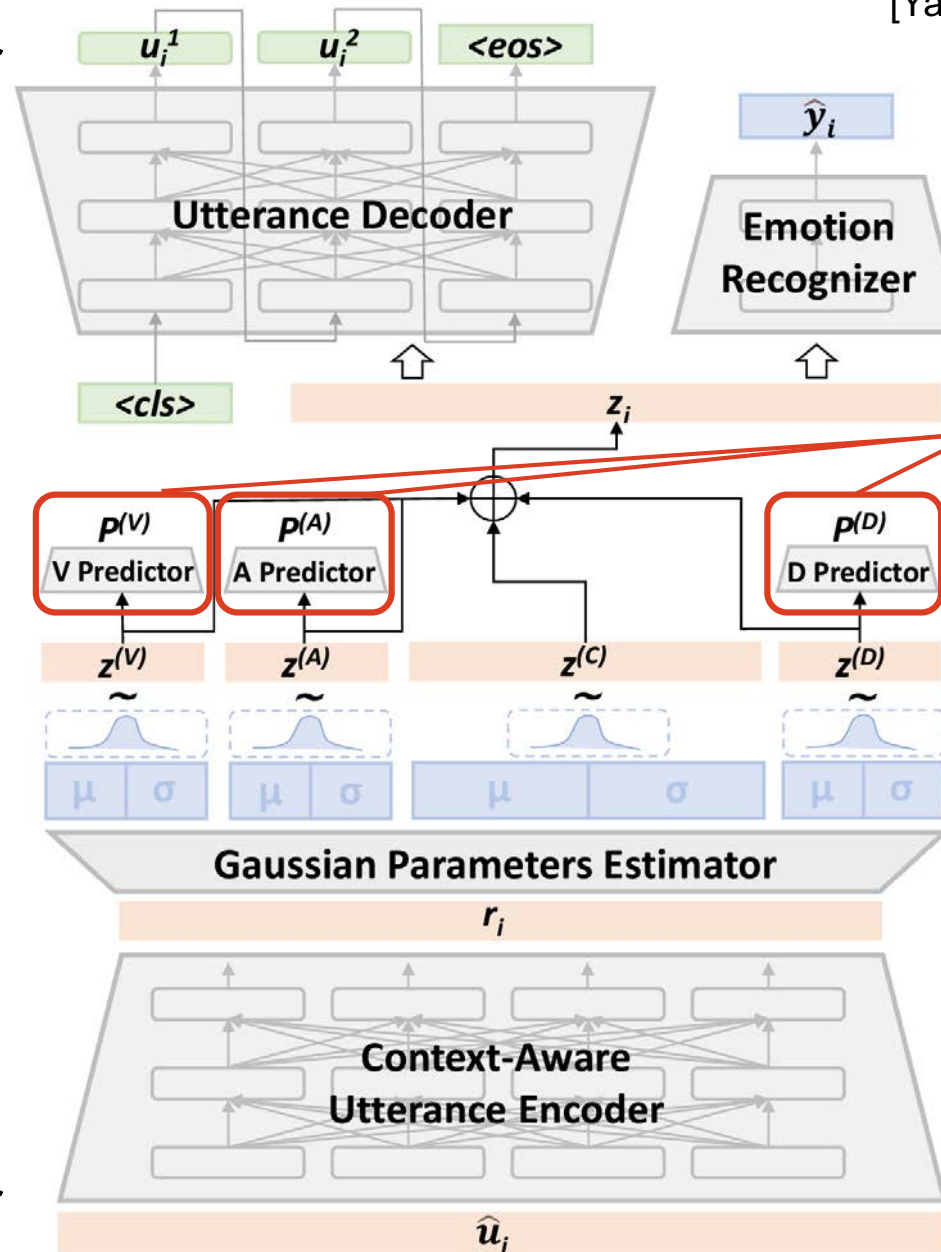
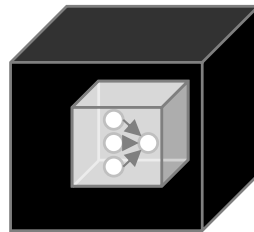


[Zhou et al. ACII 2021]

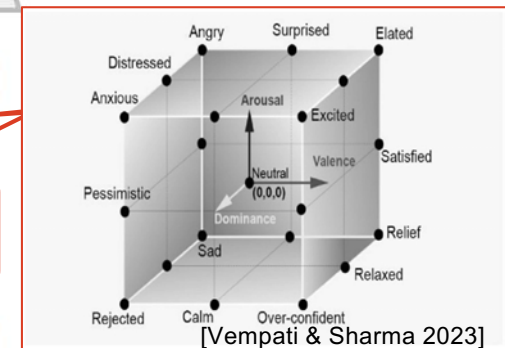
感情次元のノードを陽に含む発話言語モデル

[Yang et al. IEEE TAFFC 2023]

対話中の発話テキスト
(再生成テキスト)



感情カテゴリ



感情価 (快—不快)
覚醒度 (興奮—鎮静)
支配性 (服従—支配)

対話中の発話テキスト
(実際の観測データ)

二者対話における感情のモデル化

[Poria et al. 2019]

感情を陽に扱う？
それとも潜在変数的一种として扱う？



説明のためには感情を陽に扱う
のがよいのでは？

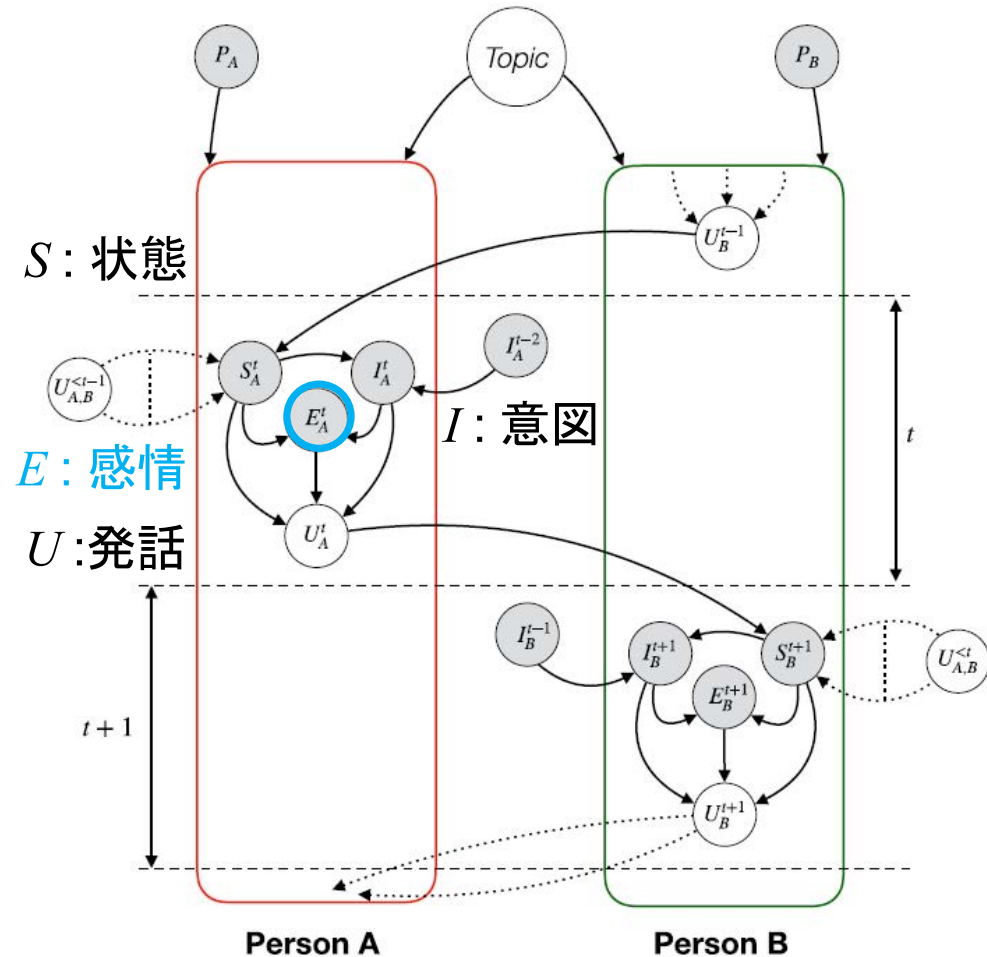


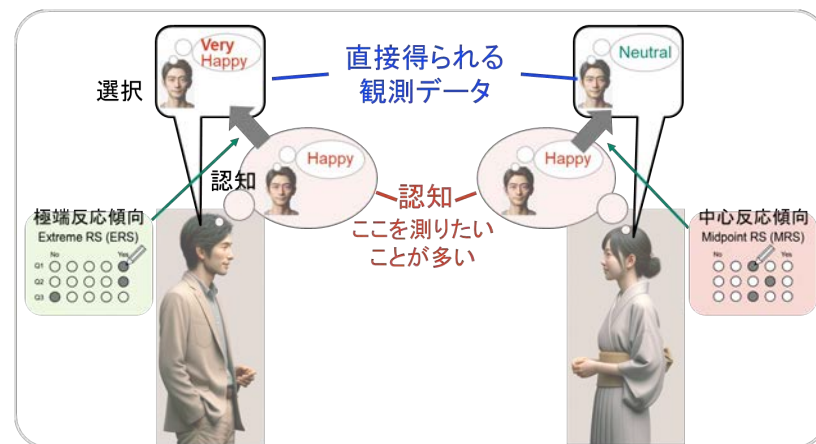
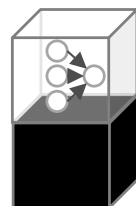
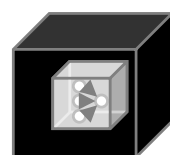
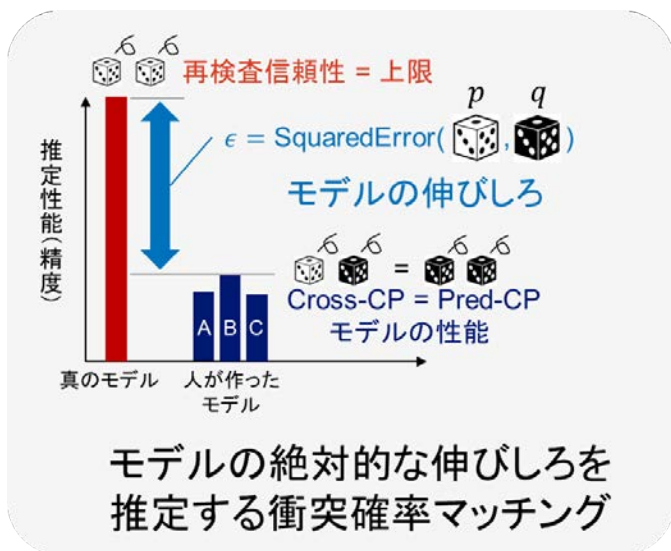
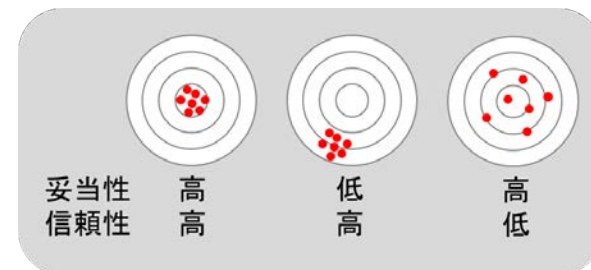
FIGURE 1. Interaction among different controlling variables during a dyadic conversation between persons A and B. Grey and white circles represent hidden and observed variables, respectively. P represents personality, U represents utterance, S represents interlocutor state, I represents interlocutor intent, E represents emotion and $Topic$ represents topic of the conversation. This can easily be extended to multi-party conversations.

まとめ

まとめ

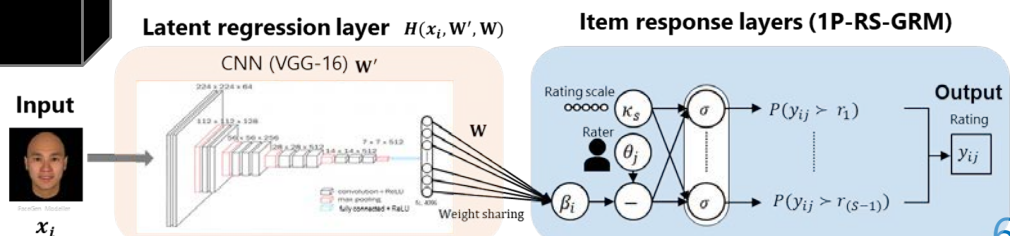
人の気持ちを計算する分野であるAffective Computingを紹介

- 主観的な感情の正解を何とするか
 - 妥当性
 - 信頼性
- 倫理的課題(説明可能性)と近年提案されている対処法
- 応用例



深層学習

項目反応理論



学際研究ゆえの難しさと楽しさ

難しいところ

- 心理学寄りの工学系学際研究
 - だいたい両分野の査読者に当たり、よく心理学者にぼろくそに叩かれる。
 - 「分かりにくい」
 - 「単語レベルでもう間違っている」
 - 「データのとり方が悪い／適切に扱っていない」
 - 「統計検定がない／適切でない」
 - もちろん工学者からも叩かれる
 - 「技術的な新規性がない」
 - 「state-of-the-arts (SOTA)との比較がない」
- どちらにも中途半端と常に紙一重

楽しいところ

- 第一人者になれる可能性がある
- 科学技術の発展に貢献している感を持つ(※主観)
- 色々と学べて楽しい

參考資料

日本語でAffective Computingについて知るなら...



人工知能 Vol.36 No.1 (2021年1月号)

特集:「Affective Computing」

[特集「Affective Computing」にあたって](#) 寺田 和憲・熊野 史朗・田和辻 可昌 2

Affective Computing の研究分野:学際的視点 Gratch, Jonathan・翻訳:アカデミアジャパン株式会社・監訳:寺田 和憲 4

主観感情推定の研究動向 熊野 史朗 13

感情と意思決定を創発する予測的処理 大平 英樹 21

自然・意図表情に対する人および機械の情動識別 難波 修史・Krumhuber, Eva G. 28

Pepper の感情 -人工自我実現に向けて- 光吉 俊二 34

Deep Emotion:感情理解へ向けた深層感情モデルの開発 日永田 智絵 43

感情コンピューティング製品調査レポート2020 中川 靖士 51



国内学会での企画セッション

オーガナイズドセッション: Affective Computing



Affective Computingの中心的な投稿先

トップジャーナル

IEEE Trans. Affective Computing



現在 IF=11.2

重要会議

ACII: Affective Computing and Intelligent Interaction



ACII2023
Affective Computing + Intelligent Interaction



採択率40%程度

Affective Computing 研究の体験機会



NTT R&D インターンシップ
NTT R&D INTERNSHIP

<https://www.ntt-labs.jp/internship/>

研究開発の最先端を体験しよう

NTT R&D インターンシッププログラム

NTT R&D
夏期インターンシップ
SUMMER INTERNSHIP

申込受付終了 NOT AVAILABLE

NTT R&D
冬期インターンシップ
WINTER INTERNSHIP

申込受付終了 NOT AVAILABLE



筑波大学
University of Tsukuba

References

- S. Poria, N. Majumder, R. Mihalcea and E. Hovy, "Emotion Recognition in Conversation: Research Challenges, Datasets, and Recent Advances," in IEEE Access, vol. 7, pp. 100943-100953, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2929050.
- Navonil Majumder, Soujanya Poria, Devamanyu Hazarika, Rada Mihalcea, Alexander Gelbukh, Erik Cambria, "DialogueRNN: An Attentive RNN for Emotion Detection in Conversations," arXiv, arXiv:1811.00405.
- Seppi, Dino & Batliner, Anton & Schuller, Björn & Steidl, Stefan & Vogt, Thuid & Wagner, Johannes & Devillers, Laurence & Vidrascu, Laurence & Amir, Noam & Aharonson, Vered. (2008). Patterns, Prototypes, Performance: Classifying Emotional User States. 601-604. 10.21437/Interspeech.2008-193.
- Barret, 2016, Navigating the science of emotion. In: Emotion Measurement, edited by Herbert L. Meiselman, Woodhead publishing.