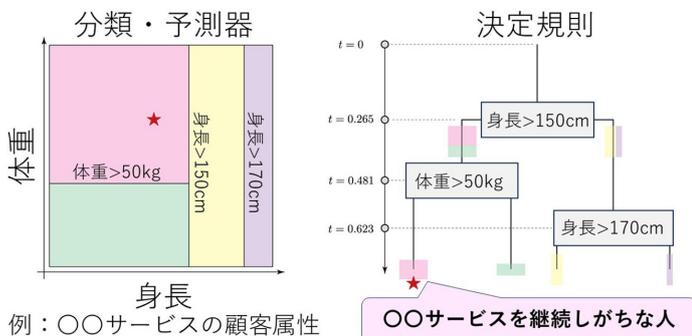


<p><b>どんな研究</b></p>	<p>AIモデルの学習において、異なる決定規則に基づく複数のモデルが同程度の性能を達成するという現象が知られています。私たちはこの現象に着目し、異なる決定規則を重ね合わせて学習することで、より高性能なAIモデルの構築をめざしています。</p>
<p><b>どこが凄い</b></p>	<p>医療での診断予測のような場面では、AIモデルの決定規則の解釈性の高さがユーザの信頼につながります。本技術は複数のモデル同士の量子重ね合わせ効果を通じた共存状態を作り出し、ユーザが重ね合わせから有用なモデルを選択的に活用することで性能とモデル信頼性を両立できます。</p>
<p><b>めざす未来</b></p>	<p>ヘルスケア・ファイナンスなどをはじめとしてAIモデルの解釈性・説明可能性が強く求められるユースケースが今後一層増えていくと思われます。AIモデルの決定規則を透明化し、その予測のリスク・確からしさを理解しながらAIを活用できる未来をめざしていきます。</p>

**背景：決定木による分類・回帰モデル**

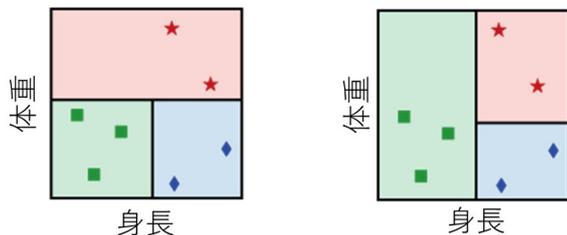
**決定木**：分類や回帰のためのフローチャート型の決定規則を持つAI・機械学習モデル



- 汎用AIモデル（ニューラルネットモデル等）の課題：
  - AIの決定規則を人間が解釈することが容易ではなくそのリスクや不確かさを評価するのが難しい。
- 決定木の利点：
  - AIの決定規則を人間に解釈しやすい形で表せるためその利用のリスクを把握することができる。

**着眼点：有望な決定規則の多重性**

**羅生門効果**：質的に異なる決定規則を持つ決定木が同等の分類・予測器の能力を発揮する現象

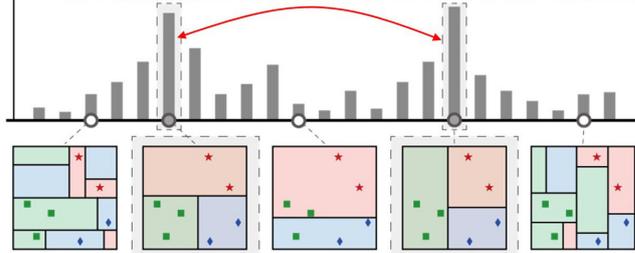


**提案：重ね合わせ決定木モデルの導入**

**量子重ね合わせの協調学習**：量子コンピュータにおける量子ビットの重ね合わせ効果のアナロジーを利用して、複数の有力な決定木が同時に共存しうる量子重ね合わせ状態を介して複数の決定木を協調させることで、よりロバストな学習を実現。

モデルの性能（例：分類性能・予測精度）

有力な決定木同士が決定規則の手がかりを共有できる機構を導入



羅生門集合（羅生門効果が表れる決定木の集合）

最有力候補の選択      平均化      多重の有力候補の共存状態

$$\frac{1}{\sqrt{2}} \left( \text{Decision Tree 1} + \text{Decision Tree 2} \right)$$

(a) 統計混合      (b) アンサンブル      (c) 量子重ね合わせ (提案手法)

■ 展示デモンストレーション：

1. **学習**：量子重ね合わせ状態となった複数の決定木がどのように協調学習していくのかをご覧ください。
2. **可視化**：5つのバイオメディカルデータに対して、学習した決定木の量子重ね合わせ状態からユーザの了解性・解釈性の高い決定規則を抽出する過程をご覧ください。

関連文献

[1] M. Nakano, K. Komiya, H. Sakuma, T. Sato, T. Iwata, K. Kashino, "Mondrian Embeddings for Visualization of Decision Tree Ensembles," under review.

連絡先

中野 允裕 (Masahiro Nakano) メディア情報研究部 生体情報処理研究グループ