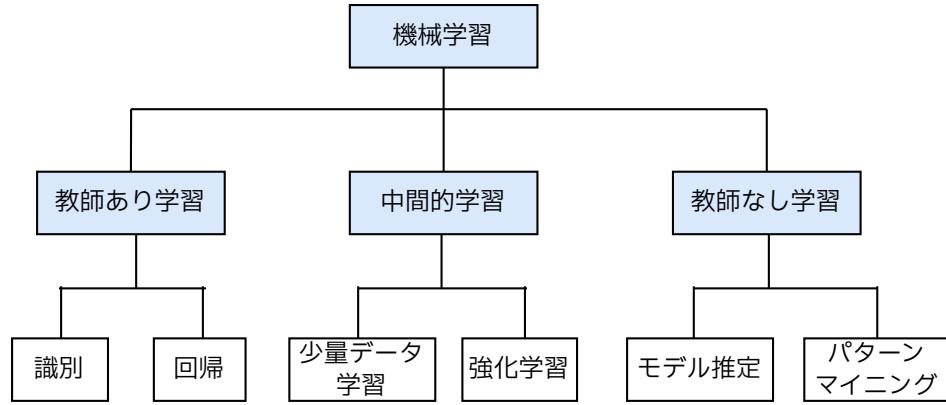


# 1. はじめに



- 1.1. 人工知能, 機械学習, 深層学習
- 1.2. 生成AIへの道
- 1.3. 機械学習を適用する流れ
- 1.4. 機械学習の分類



- 荒木雅弘：『Pythonで始める機械学習』(森北出版, 2025年)
- スライドとコード

## 1.1 人工知能, 機械学習, 深層学習 (1/4)

- 人工知能の定義
  - 現在, 人が行っている知的な作業を代わりに行う技術
    - 事例: 対話システム, ロボット制御, 自動運転, 病気の診断, 新薬や新素材の開発など
    - 技術が普及すると人工知能とはみなされなくなる
      - 例) 文字認識, 顔検出
- 人工知能の要素技術
  - 探索, 知識表現, 推論, **機械学習**など

## 1.1 人工知能, 機械学習, 深層学習 (2/4)

- 人工知能, 機械学習, 深層学習の関係
  - 人工知能 ⊂ 機械学習 ⊂ 深層学習



## 1.1 人工知能, 機械学習, 深層学習 (3/4)

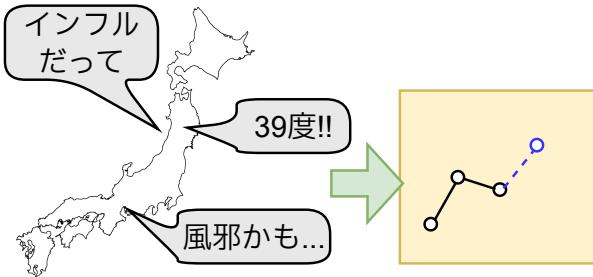
- 機械学習
  - 知的な判断を行う技術を, データから規則性を導くことによって実現する方法
  - ビッグデータが利用可能になったことが背景



顧客のセグメンテーションや  
履歴にもとづく推薦



不正利用の検出

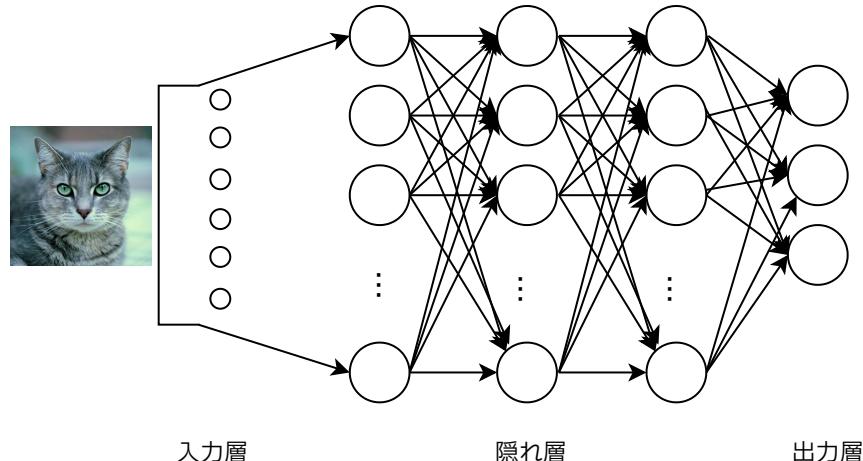


流行の予測

## 1.1 人工知能, 機械学習, 深層学習 (4/4)

- **深層学習**

- 多層に非線形変換を重ねる手法による機械学習
- 特徴抽出処理も学習対象とすることができる点が特長
- 特に音声, 画像, 自然言語の認識, 生成で高い性能を示す

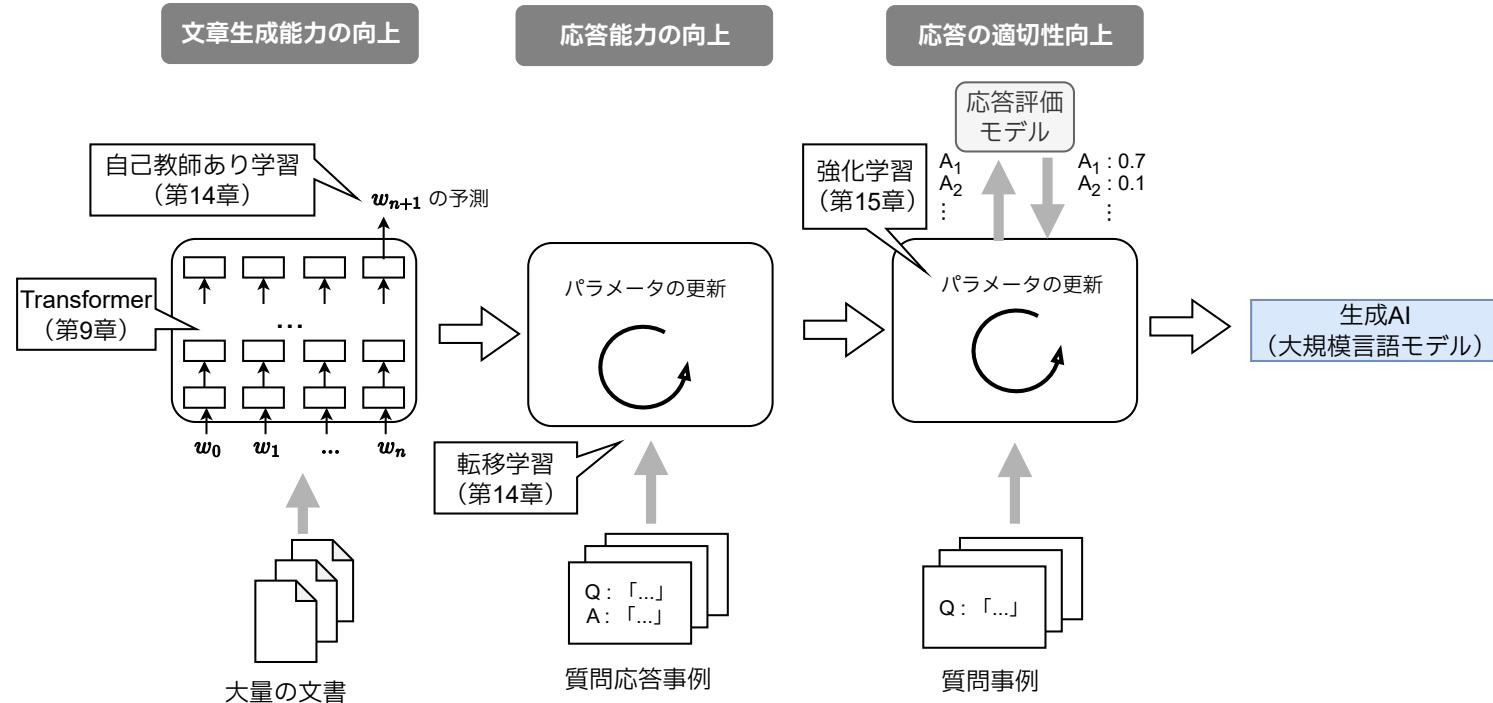


## 1.2 生成AIへの道 (1/2)

- **生成AI**とは
  - テキスト, 画像, 音声, 動画など, 多様な形式のデータを指示に基づいて生成する技術
- **大規模言語モデル** は生成AIの代表例
  - 大量のテキストデータを用いて学習された深層学習モデル
  - テキスト生成, 翻訳, 要約, 質問応答など多様なタスクに対応可能
  - 大規模言語モデルの作成には, さまざまな機械学習技術が活用されている

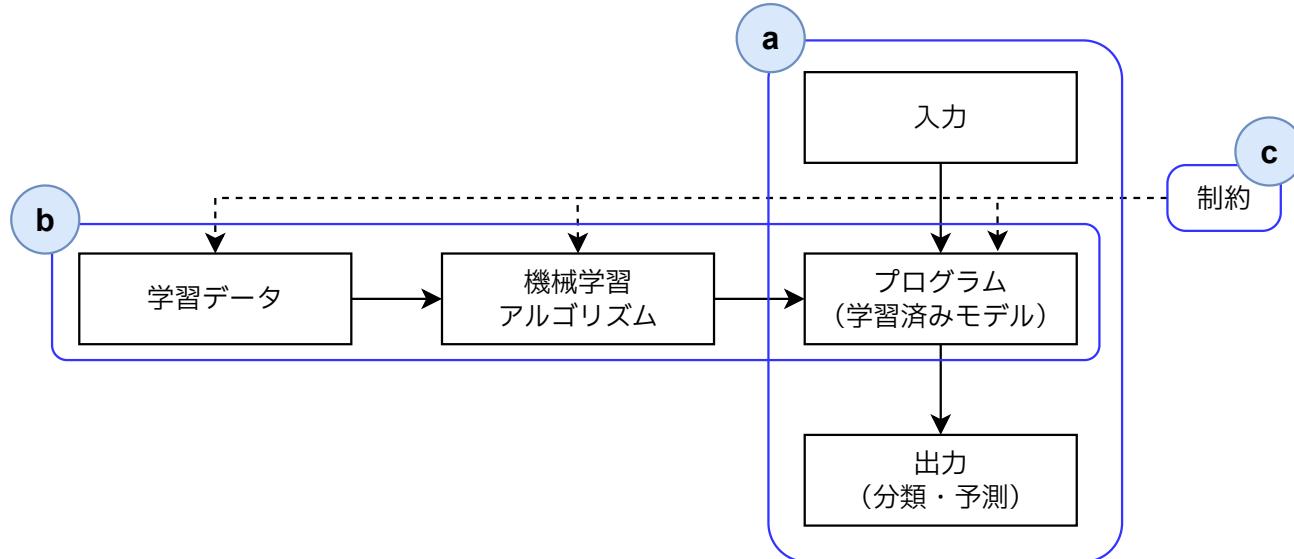
## 1.2 生成AIへの道 (2/2)

- 生成AIと機械学習技術



## 1.3 機械学習を適用する流れ (1/4)

- 機械学習（教師あり学習）の適用プロセス
  - 作成したいものは、入力から分類結果や予測結果などの出力を得るプログラムとする
  - 以下の図の a, b, c のステップを順に実行



## 1.3 機械学習を適用する流れ (2/4)

- 適用可能性を判断する
  - 図の a にあたる部分について、機械学習が必要かどうかを判断
  - 規則を人が明示的に記述できる場合は、機械学習は不要
    - 例) 単純な特徴抽出とシンプルな規則を組み合わせた推薦システム、適用順序が明確に決められた手続きの自動化
  - 規則を記述する際のロジックが明確ではない場合は、機械学習が有効
    - ただし、「解き方がわからないままでもよいか」を検討する必要あり
      - 例) 医療診断支援システム

## 1.3 機械学習を適用する流れ (3/4)

- データに合わせてモデルを最適化する
  - 図の b にあたる部分について、数理モデルを設定し、データに合わせて最適化する
  - プログラムとして、入力  $\mathbf{x}$  から出力  $\hat{y}$  を求める数理モデル  $f$  を設定

$$\hat{y} = f(\mathbf{x}; \theta)$$

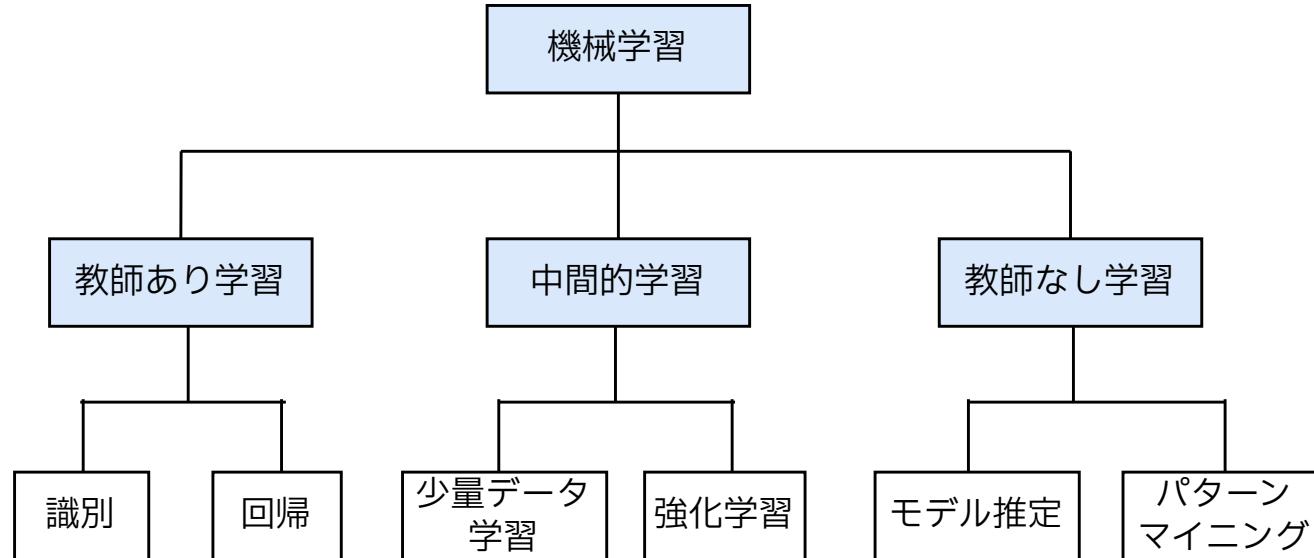
- $\theta$  はモデルのパラメータ
- 正解  $y$  と出力  $\hat{y}$  から定義される損失関数  $L(y, \hat{y})$  の値が最小となるようにパラメータ  $\theta$  を最適化
- ただし、図の c にあたる部分の検討が終了するまでは、あくまでも PoC (概念実証)

## 1.3 機械学習を適用する流れ (4/4)

- さまざまな制約を適用する
  - 図の c にあたる部分について、学習に使用するデータ、学習法、運用段階のそれぞれについて制約や要請を確認
  - データに関する制約
    - プライバシー、著作権、公平性
  - 学習法に関する制約
    - 計算資源、学習時間、解釈可能性
  - 運用段階に関する制約
    - 入力されるデータの変化に対する堅牢性の実現
    - 不適切な出力を抑制する枠組み

## 1.4 機械学習の分類

- データへの正解の有無と出力の種類の組み合わせで分類



## 1.4.1 教師あり学習 (1/3)

- 教師あり学習のデータ

- 入力ベクトル  $\mathbf{x}_i$  と正解情報  $y_i$  のペア

$$\{(\mathbf{x}_i, y_i)\} \quad (i = 1, \dots, N)$$

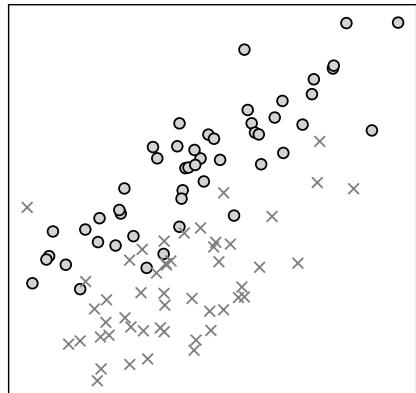
- 入力ベクトルは次元数  $d$  の固定長ベクトル (各要素は数値またはカテゴリデータ)

$$\mathbf{x}_i = (x_{i1}, \dots, x_{id})^{\top}$$

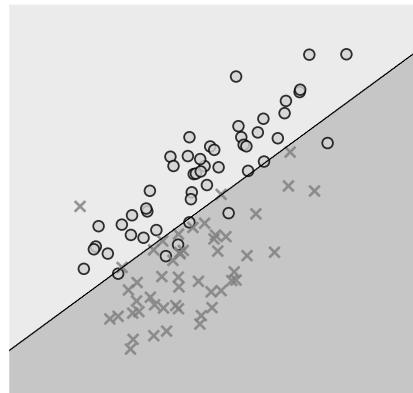
- 学習したいモデル:  $f(\mathbf{x}) : \mathbf{x} \rightarrow y$
- 正解情報の型によって問題が分かれる
  - カテゴリ: 識別, 連続値: 回帰

## 1.4.1 教師あり学習 (2/3)

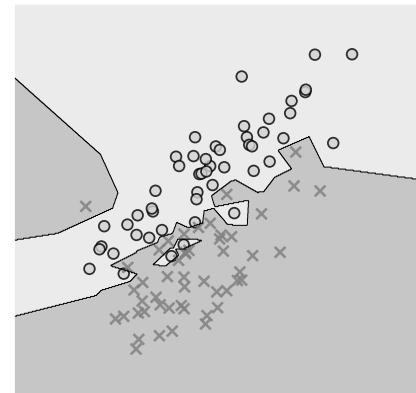
- 識別
  - 正解情報がカテゴリ
    - 例) 感染の判定: 陽性, 陰性
  - 未知データに対する誤りが最小となるような入力空間上の識別面を求める
    - どちらの識別面が未知データに対してうまく識別できそうか



(a) 学習データ



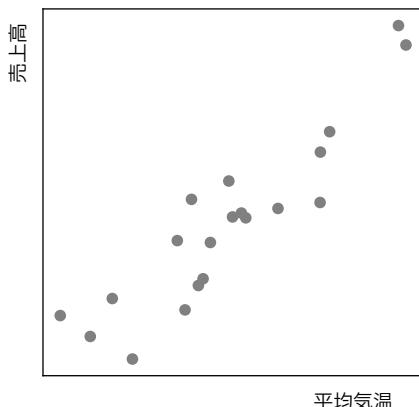
(b) 学習結果1



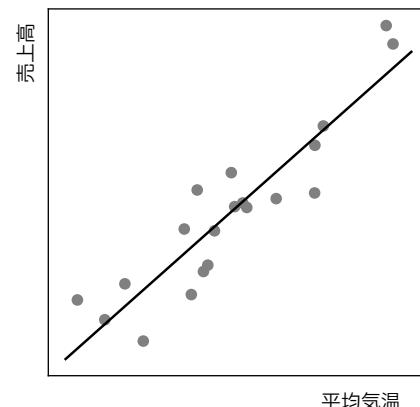
(c) 学習結果2

## 1.4.1 教師あり学習 (3/3)

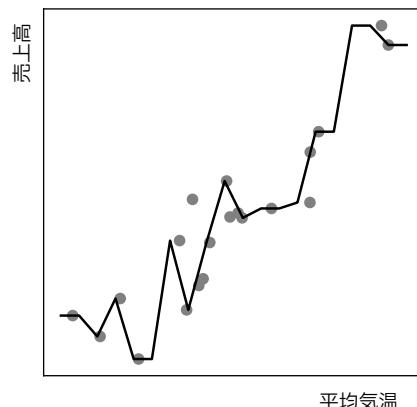
- 回帰
  - 正解情報が連続値
  - 汎化誤差が最小となるような近似関数を求める
    - どちらの関数が未知データに対してうまく予測できそうか



(a) 学習データ



(b) 1次式による回帰



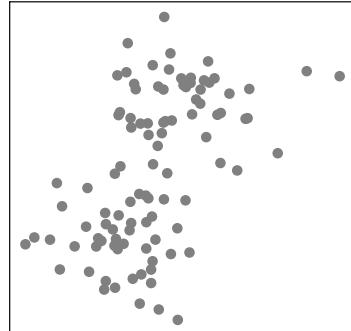
(c) 高次の式による回帰

## 1.4.2 教師なし学習 (1/4)

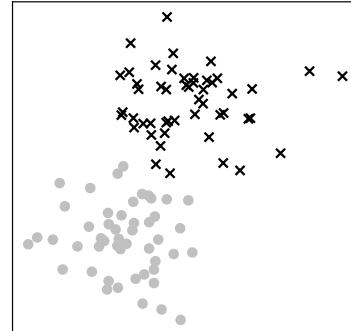
- 教師なし学習のデータ
  - 入力ベクトル  $\mathbf{x}_i$  のみ (入力ベクトルは次元数  $d$  の固定長ベクトル)
$$\{\mathbf{x}_i\} \quad (i = 1, \dots, N)$$
- 学習したいモデル:  $f(\mathbf{x}) : \mathbf{x} \rightarrow \hat{\mathbf{x}}$ 
  - ただし,  $\hat{\mathbf{x}}$  は, もとの  $\mathbf{x}$  にかなり近いものから, ほぼ同じ情報を表しているとみなせる場合まで, かなり幅広いものを考える
  - 学習で得たいものは  $f$  ではなく,  $\mathbf{x}$  の背後にある構造や規則性
- モデルがカバーする範囲によって問題が分かれる
  - データ全体をカバー: モデル推定
  - データ中から頻出する傾向を発見: パターンマイニング

## 1.4.2 教師なし学習 (2/4)

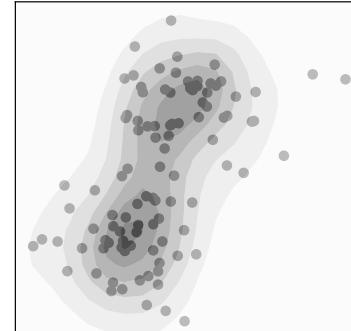
- モデル推定
  - 入力ベクトルは主として数値データ
  - クラスタリング：データをまとまりに分割する
    - データを生じさせたクラスを推定
  - 確率密度推定
    - クラスの確率分布を推定



(a) 正解情報のないデータ



(b) クラスタリング結果の例



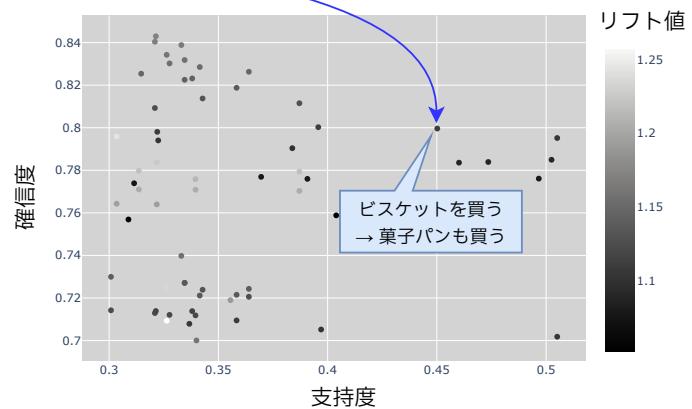
(c) 確率密度推定結果の例

## 1.4.2 教師なし学習 (3/4)

- パターンマイニング
  - 頻出項目や隠れた規則性を発掘
  - 入力ベクトルは主としてカテゴリデータ（またはカテゴリとみなせるもの）

	その他 食料品	ベビー 用品	菓子 パン	ビス ケット	クーポン	ジュース	お茶	水
0	False	True	True	True	False	True	False	True
1	False	False	False	False	False	False	False	False
2	False	False	True	True	False	True	False	True
3	False	False	True	True	False	True	False	True
4	False	False	True	True	False	True	True	False
...	...	...	...	...	...	...	...	...

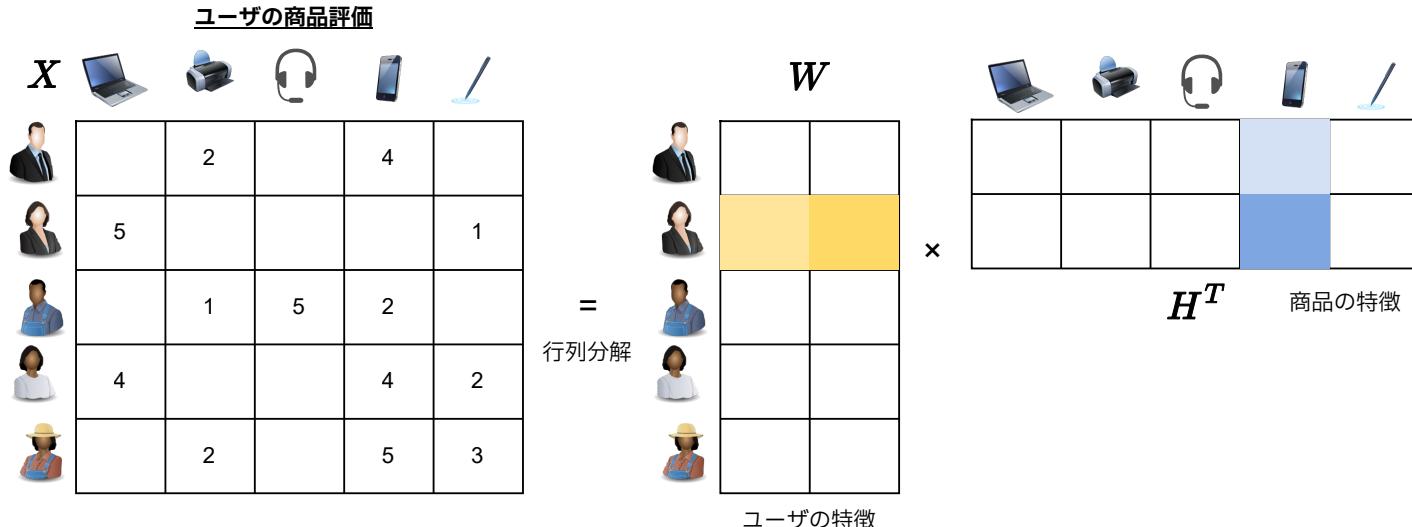
(a) スーパーマーケットの購買記録



(b) 抽出された規則

## 1.4.2 教師なし学習 (4/4)

- 行列分解
  - 入力は表面的には数値, 実質はカテゴリとみなせるもの
  - 対象を低次元ベクトルで表現して, 未知の要素を予測

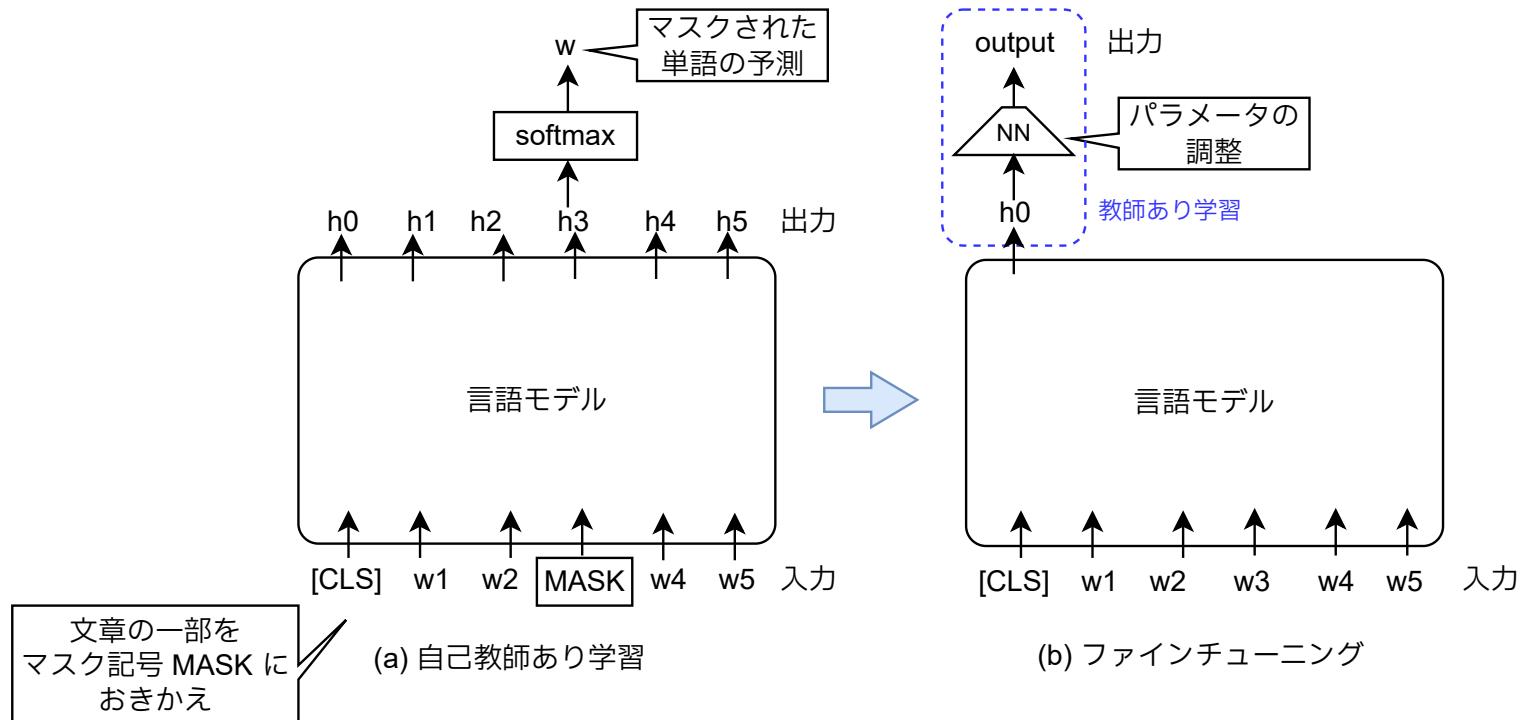


### 1.4.3 中間的学習 (1/3)

- 少量データ学習
  - 半教師あり学習
    - 大量の正解なしデータと少量の正解付きデータを組み合わせて学習
    - 正解付きデータが少ない場合に有効
  - 転移学習
    - あるタスクで学習したモデルを別のタスクに適用
    - 類似タスク間で有効
  - 自己教師あり学習
    - 一部の入力信号を隠して、それを復元するタスクで表現学習
    - 表現学習の後、少量のタスクデータでファインチューニング

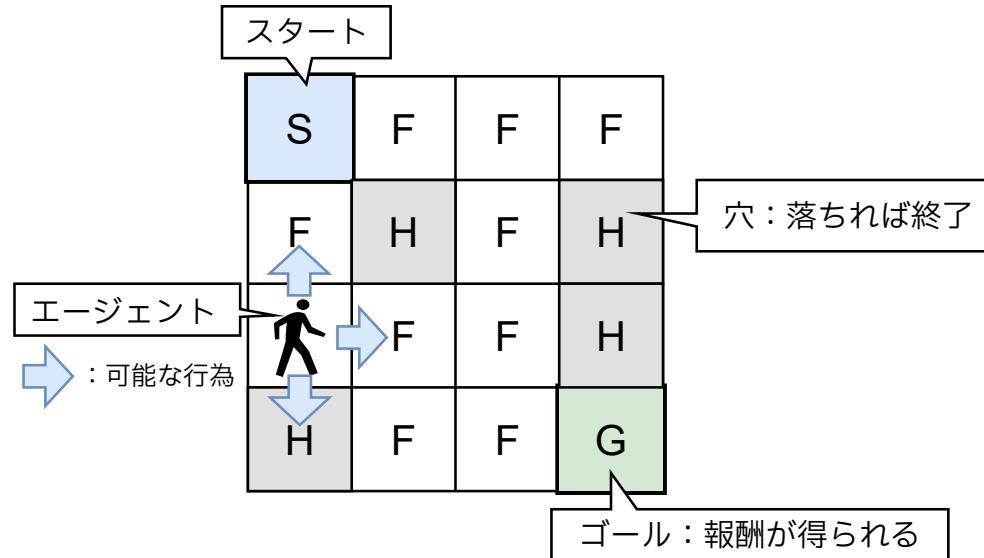
## 1.4.3 中間的学習 (2/3)

- 自己教師あり学習とファインチューニング



### 1.4.3 中間的学習 (3/3)

- 強化学習
  - 遷移する状態における最適な行為を学習
  - 正解情報が間接的、確率的に与えられる



## 1.5 まとめ

- 人工知能 ⊂ 機械学習 ⊂ 深層学習
- 機械学習とは
  - あらかじめ設定された仮定、制約を満たす数理モデルのパラメータを、入力と出力がペアになったデータ（あるいは入力のみのデータ）を用いて最適化する方法
- 機械学習の分類
  - 教師あり、教師なし、中間的

# 推奨資料

- 書籍
  - 荒木雅弘. マンガでわかる機械学習, オーム社, 2018.
  - 谷口忠大. イラストで学ぶ人工知能概論 改訂第2版. 講談社, 2020.
- オンラインコンテンツ
  - PFN社 Chainerチュートリアル
  - 機械学習帳 (by 岡崎先生@東工大)
    - 久保さん@AWSによるまとめや演習問題の解答