説明可能な機械学習

== 統計的学習によるハイパフォーマンスモデル ==

2024年10月

徐 良為
SLW代表、(株)NTTデータ数理システム 顧問
e-mail : liangweixu2205@gmail.com
youtube : https://www.youtube.com/@ai_dentaku

目次

1. 機械学習の役割と課題
2. 説明可能な機械学習、「AI電卓」の技術概要
3. パフォーマンス検証事例
   - ①　事例１　Kaggle＝House Price　不動産価格予測
   - ②　事例２　Kaggle＝Store Sales　POS 時系列予測
4. まとめ
5. 将来展望

1. 機械学習の役割と課題

パズル問題

作業要員

生産台数

x	$y = f(x)$
1	5
2	10
3	55
10	?

x と y の間に適切と思われる規則性(f)を見つけ、$f(10)$ を算出する

$$f(x) = \begin{cases} 5, & x = 1 \\ 10, & x = 2 \\ 55, & x = 3 \\ \cdots, & \text{その他} \end{cases}$$

f の形を仮定する

二次式

$$f(x) = ax^2 + bx + c$$

連立方程式

$$f(1) = 5 = a \cdot 1^2 + b \cdot 1 + c$$
$$f(2) = 10 = a \cdot 2^2 + b \cdot 2 + c$$
$$f(3) = 55 = a \cdot 3^2 + b \cdot 3 + c$$

a, b, c を解く

$$f(x) = 20x^2 - 55x + 40$$
$$f(10) = 1490$$

検証

「作業要員と生産台数」の関係で、経験上あり得る？

機械学習

x	$y = f(x)$
1	5
2	10
3	55

【 Step 1 】関数 f の形を仮定する

【 Step 2 】 $f(x)$と正解値 y 間の誤差を定義する

【 Step 3 】誤差最小化（最適問題、Fitting）

方法 1 ：二次式

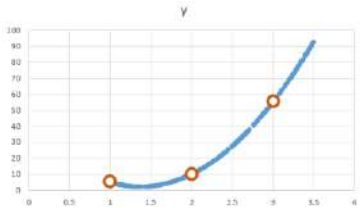
$$f_1(x) = ax^2 + bx + c$$

$$\text{誤差} = (f_1(1) - 5)^2 + (f_1(2) - 10)^2 + (f_1(3) - 55)^2$$

誤差が最小となる a, b, c を求める

$$a = 20, b = -55, c = 40$$

$$f_1(x) = 20x^2 - 55x + 40$$
$$f_1(10) = 1490$$



方法 2 ：一次式（線形）

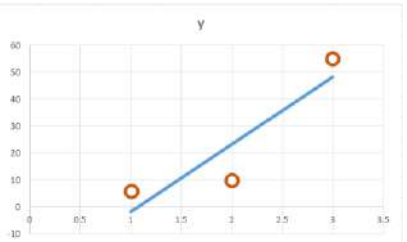
$$f_2(x) = ax + b$$

$$\text{誤差} = (f_2(1) - 5)^2 + (f_2(2) - 10)^2 + (f_2(3) - 55)^2$$

誤差が最小となる a, b を求める

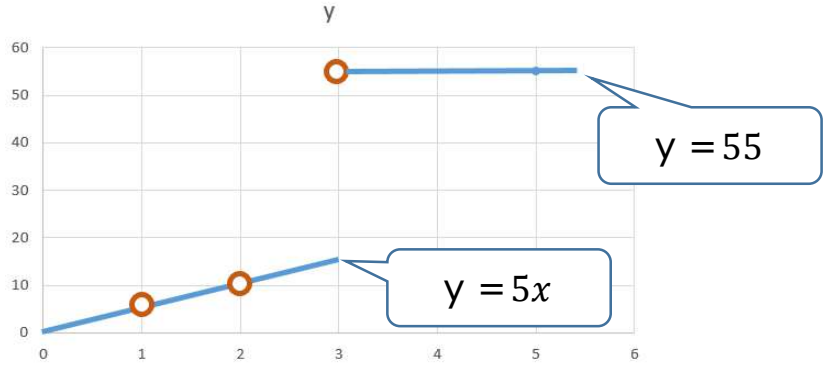
$$a = 25, b = -22.6$$

$$f_2(x) = 25x - 22.6$$
$$f_2(10) = 223.4$$



様々な線形

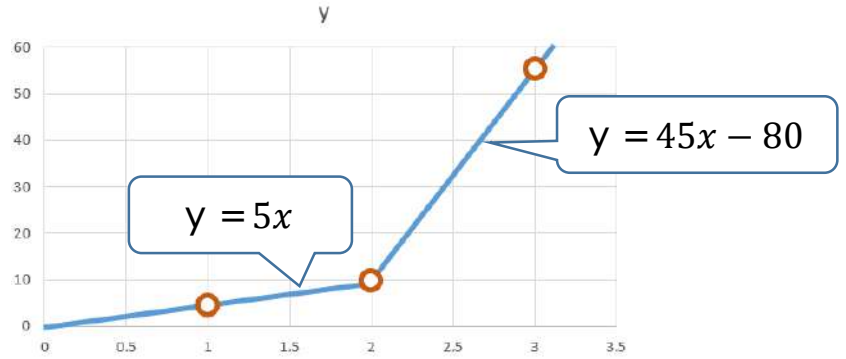
x	$y = f(x)$
1	5
2	10
3	55
10	?



$$f_3(x) = g_1(x) + g_2(x)$$

$$\begin{aligned} where \\ g_1(x) &= 5x, & x \le 3 \\ &= 0, & otherwise \\ g_2(x) &= 55, & x > 3 \\ &= 0, & otherwise \end{aligned}$$

$$f_3(10) = 55$$



$$f_4(x) = g_3(x) + g_4(x)$$

$$\begin{aligned} where \\ g_3(x) &= 5x, & x \le 2 \\ &= 0, & otherwise \\ g_4(x) &= 45x - 80, & x > 2 \\ &= 0, & otherwise \end{aligned}$$

$$f_4(10) = 370$$

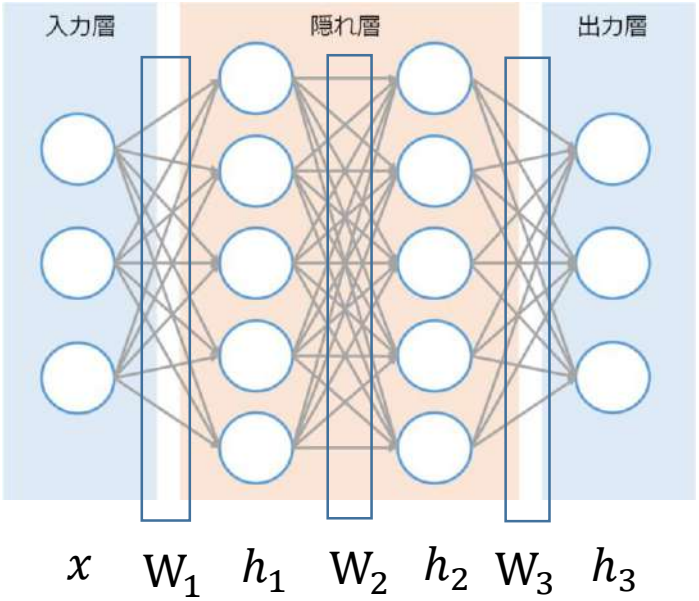
1. f への推定は、使われるデータだけでなく、仮定された形、誤差の定義にも依存する
2. 考えられる f の形、誤差定義は多く存在、事前では、最も適切なものは決められない
3. 現実世界での検証が必要

複雑な f：深層学習、ニューラルネットワークの場合

- 入力データ(x)は入力層から、隠れ層経由、出力層まで、「伝達」される
- 各ノードの状態は、前の層のノードの状態の線形結合（ノード間の線上の重み W）の結果に活性化関数（h ：非線形関数）によって計算される
- f は、伝達関数の合成で計算される

$$x \rightarrow W_1 x \rightarrow h_1(W_1 x) \rightarrow W_2 h_1(W_1 x) \rightarrow h_2(W_2 h_1(W_1 x))\ldots$$

線形結合　非線形　　線形結合　　非線形



- 多種多様な活性化関数
  - シグモイド関数 (Sigmoid)

$$h_i(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

  - ハイパブリックタンジェント（tanh: Hyperbolic Tangent）

$$h_i(x) = \frac{e^{x} - e^{-x}}{e^{x} + e^{-x}}$$

現実世界での検証

- 結果既知のデータとの合致度合（正解値との比較）：予測精度への見積もり
- データの背後に隠された現実世界との適合検証
  - $f(a)$ への検証は、a の近傍にある b の正解値 y_b と比較する
  - x が $f(x)$ への寄与度合（算出方法）、例えば、下記 f_1, f_2, f_3, f_4
    のどちらが、経験上、現実世界の「作業要員」と「生産台数」の関係に近いかの検証
  - ニューラルネットワークのような複雑な f の計算式になれば、「検証」が難しい

x	$y = f(x)$
1	5
2	10
3	55
10	?

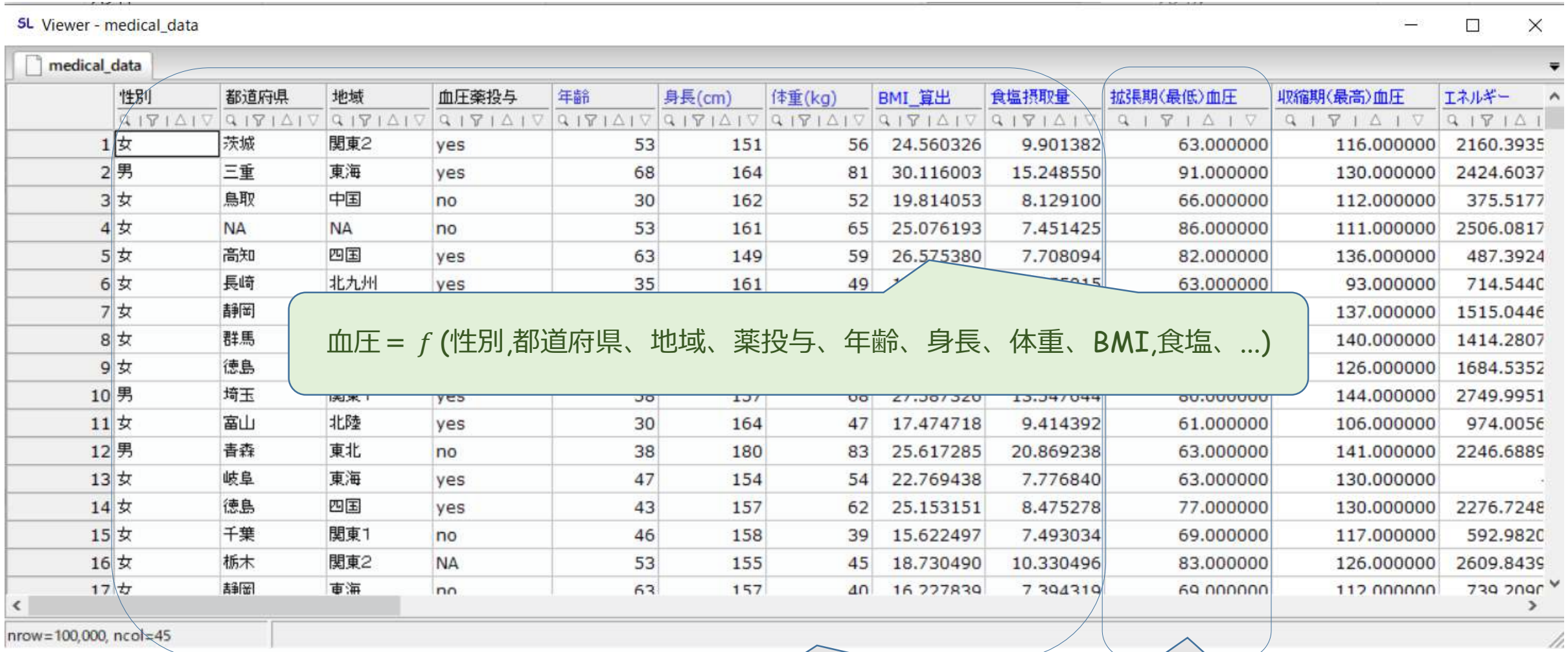
$f(x)$	
$f_1(x) = 20x^2 - 55x + 40$	$f_1(10) = 1490$
$f_2(x) = 25x - 22.6$	$f_2(10) = 223.4$
$f_3(x) = g_1(x) + g_2(x)$	$f_3(10) = 55$
$f_4(x) = g_3(x) + g_4(x)$	$f_4(10) = 370$

まとめ＆用語

- 機械学習（**教師あり学習**）とは、データ（ x と y の組）から、 x と y 間の関数 (f) を構築する作業
- 関数(f)を **モデル** と呼ぶ
- 入力(x) を**説明変数**、出力結果(y)を**目的変数**、y のとる値を**ラベル**とも呼ぶ
- データからモデルを構築する作業を**学習**と呼ぶ
- モデルに、入力値を代入して、対応する y の値を算出することを**予測**と呼ぶ
- モデルによる予測の正当性：**連続性**
  - a と b の距離が充分近ければ（近傍）、 $f(a)$ と $f(b)$ の差も小さい
- 理屈上、同じデータから、構築可能なモデルの数は無数にある
- データそのもの、及び、そこから得られたモデルの両方を **現実世界での検証** が必要不可欠
- 複雑なモデルほど、検証が難しくなる

x	$y = f(x)$
1	5
2	10
3	55
10	?

実例： 健康診断データ➡血圧を予測するモデル



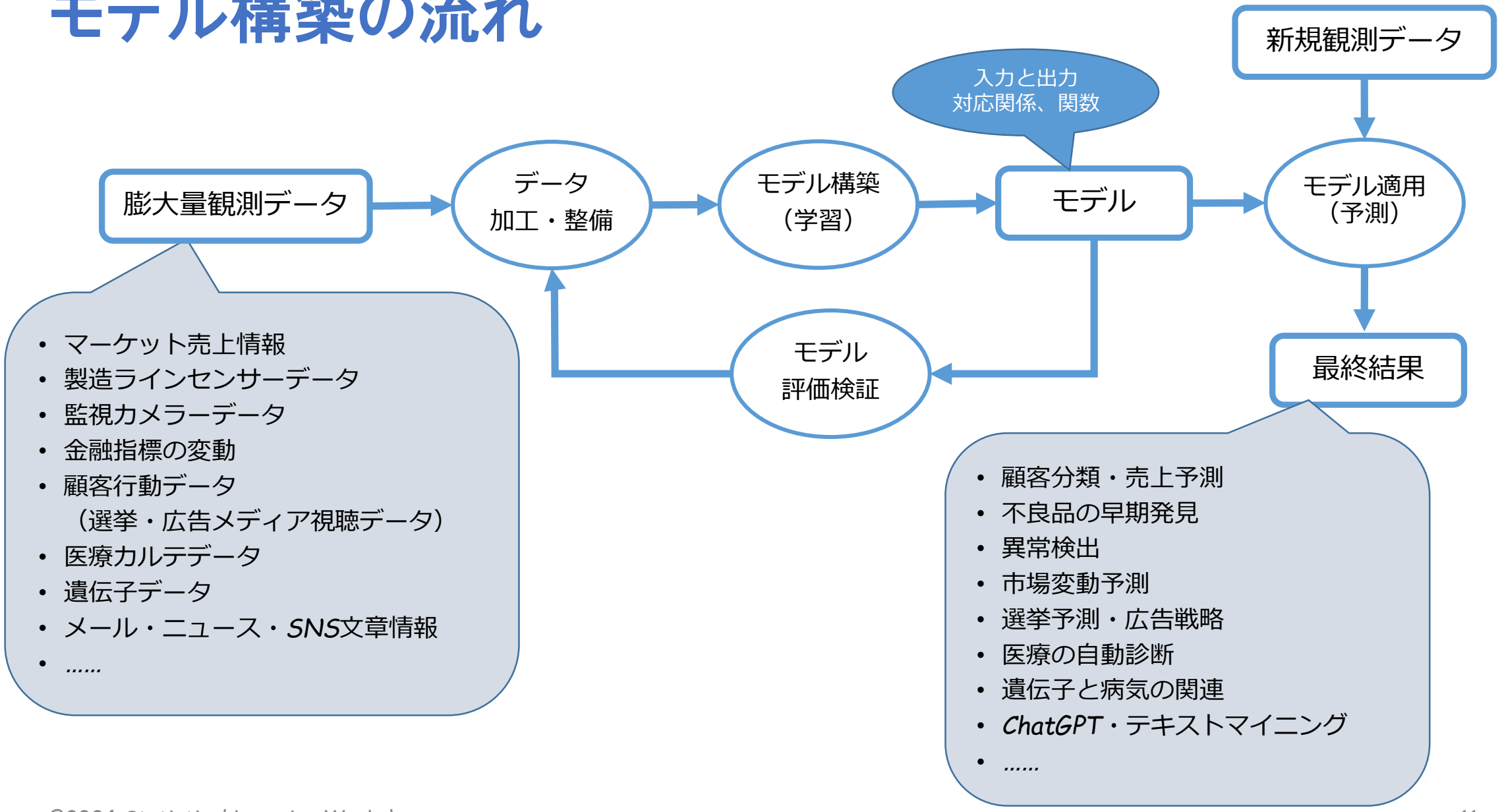
	性別	都道府県	地域	血圧薬投与	年齢	身長(cm)	体重(kg)	BMI_算出	食塩摂取量	拡張期(最低)血圧	収縮期(最高)血圧	エネルギー
1	女	茨城	関東2	yes	53	151	56	24.560326	9.901382	63.000000	116.000000	2160.3935
2	男	三重	東海	yes	68	164	81	30.116003	15.248550	91.000000	130.000000	2424.6037
3	女	鳥取	中国	no	30	162	52	19.814053	8.129100	66.000000	112.000000	375.5177
4	女	NA	NA	no	53	161	65	25.076193	7.451425	86.000000	111.000000	2506.0817
5	女	高知	四国	yes	63	149	59	26.575380	7.708094	82.000000	136.000000	487.3924
6	女	長崎	北九州	yes	35	161	49			63.000000	93.000000	714.5440
7	女	静岡									137.000000	1515.0446
8	女	群馬									140.000000	1414.2807
9	女	徳島									126.000000	1684.5352
10	男	埼玉									144.000000	2749.9951
11	女	富山	北陸	yes	30	164	47	17.474718	9.414392	61.000000	106.000000	974.0056
12	男	青森	東北	no	38	180	83	25.617285	20.869238	63.000000	141.000000	2246.6889
13	女	岐阜	東海	yes	47	154	54	22.769438	7.776840	63.000000	130.000000	
14	女	徳島	四国	yes	43	157	62	25.153151	8.475278	77.000000	130.000000	2276.7248
15	女	千葉	関東1	no	46	158	39	15.622497	7.493034	69.000000	117.000000	592.9820
16	女	栃木	関東2	NA	53	155	45	18.730490	10.330496	83.000000	126.000000	2609.8439
17	女	静岡	東海	no	63	157	40	16.227839	7.394319	69.000000	112.000000	739.2090

血圧＝ f (性別,都道府県、地域、薬投与、年齢、身長、体重、BMI,食塩、...)

予測を行うために必要な情報：説明変数

予測対象：目的変数

モデル構築の流れ



機械学習の課題

- 予測精度の高いモデル構築には、熟練の機械学習技術者が必要
  - 複雑な計算環境構築
  - プログラミングコーディング技術
  - 手動での試行錯誤（職人技）→　モデルの属人化問題
- モデルの不可読性
  - モデル（f）は複雑すぎ、人間に理解不能（ブラックボックス状態 ）
  - 予測根拠・理由を示されない

妨げ

- 機械学習技術の普及
- 現実世界での検証→人間の意思決定の道具
- ドメイン専門家の知識・常識のモデルへの反映

モデルの予測精度 vs 説明能力

- 機械学習に抱えるジレンマ
  - 予測精度向上のために、モデルが複雑なものにする
  - モデルは複雑になるほど、説明能力が失われる
- 説明可能なAI（XAI＝eXplainable AI or IML=Interpretable Machine Learning）に関する研究
  - データから、高精度で複雑なモデル（M）を構築する
  - 限られたデータ範囲の中で、M を説明可能なシンプルなモデル（S）で**近似する**
  - Mの代わりに、Sで説明を行う（ **局所的(local)** 的な説明 ）

データ範囲の決め方？
モデルの近似精度？

- **大域（global）**的な説明
  - データから、説明可能なモデル（S）を構築する、S そのもので説明を行う

予測精度？

- 説明可能とは

予測対象の目的変数に対して、
説明変数の寄与条件と寄与度合
が明確である

二つ説明可能なモデル

■ 線形モデル（回帰、ロジステック回帰）

$$\hat{y} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots \beta_n x_n$$

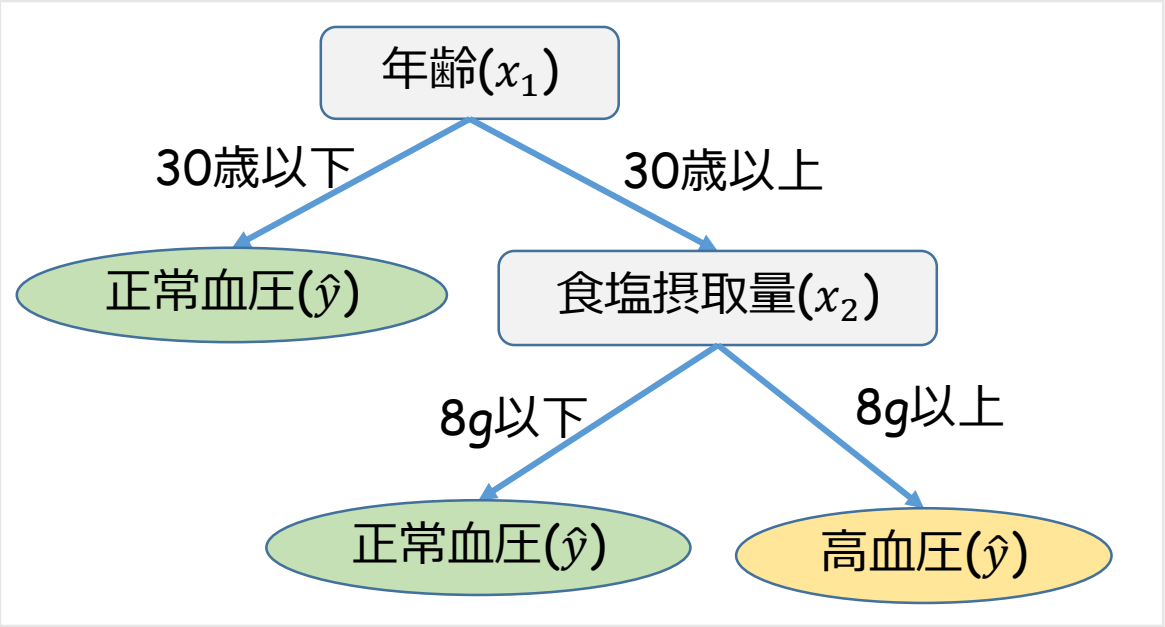
【理由】予測値 $\hat{y}$ の計算式から説明変数（$x_1, x_2, \ldots, x_n$）値の寄与度（係数 β ）は明確である

■ 決定木（Decision Tree）

【理由】予測値 $\hat{y}$（血圧）の算出に、辿った説明変数値に関する前提条件が明示される。

右図の例：「高血圧」と判断された理由は

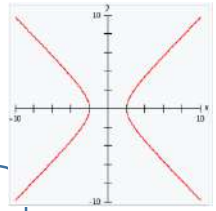
[年齢>30 ∧ 食塩摂取量>8g]



複雑な問題に予測精度が劣る

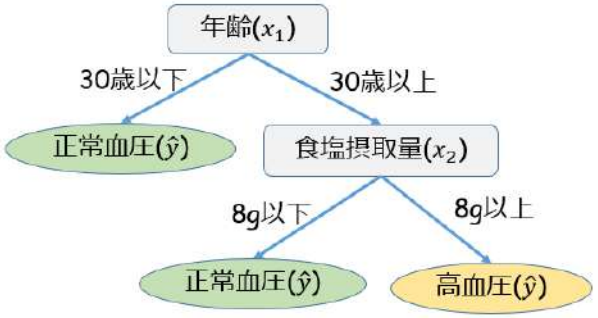
■ 線形モデル（回帰、ロジステック回帰など）

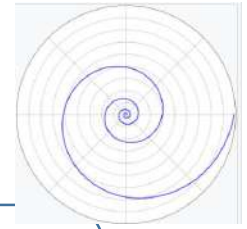
$$\hat{y} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots \beta_n x_n$$



目的変数と説明変数間、線形性に従わない問題に弱い

■ 決定木（Decision Tree）





1. 目的変数が連続値の場合は、予測誤差が大きい
2. 説明変数空間を「垂直」的に分割される以外の問題に弱い

2.　説明可能な機械学習、「AI電卓」の技術概要

AI電卓とは

大域説明可能、かつ、高水準な予測精度モデルを
電卓利用と同等な手軽さで実現

■ 予測精度の高いモデル構築には、熟練AI技術者が必要
- 複雑な計算環境構築
- プログラミングコーディング技術
- 手動での試行錯誤（職人技）→　モデルの属人化問題

■ モデルの不可読性
- モデルはブラックボックス＝人間に理解不能
- 予測根拠・理由を示されない

煩雑な設定は不要
GUIによるマウスクリック

「人の労力・時間」の代わりに、
「計算機の計算力・計算時間」
を活用する

モデルは、人間に馴染み
がある論理式（ルール）で構成
大域説明可能だけでなく、
予測根拠も同時に示す

AI電卓モデル： ルールの線形結合

$$f(x_1, x_2, \ldots, x_n) = \beta_0 + \sum_{i=1}^{m} \beta_i r_i(x_1, x_2, \ldots, x_n)$$

where

$$r_i(x_1, x_2, \ldots, x_n) = 1 \quad if\ c(x_1, x_2, \ldots, x_n) = true$$
$$= 0 \quad otherwise$$

$c(x_1, x_2, \ldots, x_n)$ は条件式

モデル f がルール r_i の線形結合と定義される

r_i のもう一つ形

$$r_i(x_1, x_2, \ldots, x_n) = x_j \quad if\ c(x_1, x_2, \ldots, x_n) = true$$
$$= 0 \quad otherwise$$

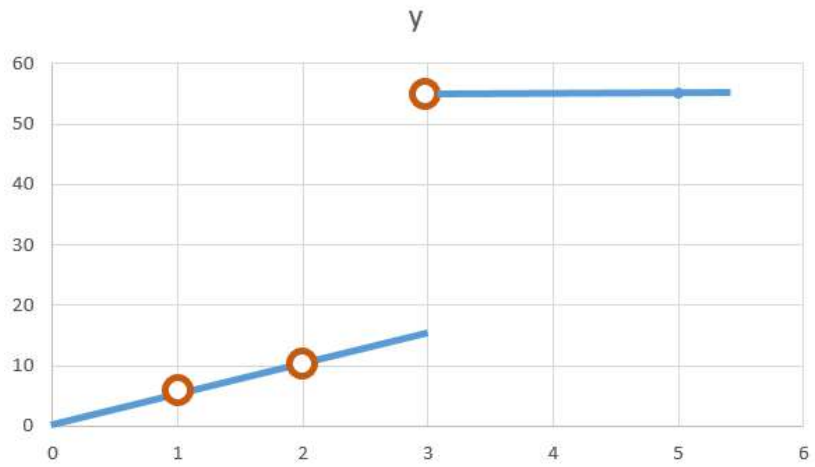
where

$$j \in \{1,2, \ldots, n\}$$

条件付き線形モデル対応

ルールの線形結合モデル

x	$y = f(x)$
1	5
2	10
3	55



$$f_3(x) = 5r_1(x) + 55r_2(x)$$

where

$$r_1(x) = x, \quad x \le 3$$
$$= 0, \quad otherwise$$
$$r_2(x) = 1, \quad x > 3$$
$$= 0, \quad otherwise$$

モデルの説明能力

1. $f(x)$ に対し、ルールの寄与度が決められる
2. ルールの「成立条件」は明確である
3. 同じルールにヒットするデータは、何らかの意味で共通する性質を持つと見なすことが可能

ルールの役割Ⅰ：知識表現

【健康診断データのモデル例】

$$f(x) = \beta_0 + \beta_1 r_1(x) + \beta_2 r_2(x) + \cdots + \beta_m r_m(x)$$

. . . . . .

r1 は、血圧を上げる要因

$$\text{血圧} = 78.36 + 3.50 * r_1 - 3.89 * r_2 - 2.07 * r_3 + \cdots$$

r2 は、血圧を下げる要因

r_1 ： 食塩摂取量 > 2.21 ∧ 年齢 > 38.96
r_2 ： 性別＝男性 ∧ 年齢 ≤ 38.25
r_3 ： 肥満度BMI ≤ 20.52 ∧ 年齢 ≤ 47.9

ルールの役割Ⅱ データ間の近さ、距離

【共起テーブル】

同一ルールにヒットした
データ同士が何らかの意味で「近い」と見ることが可能

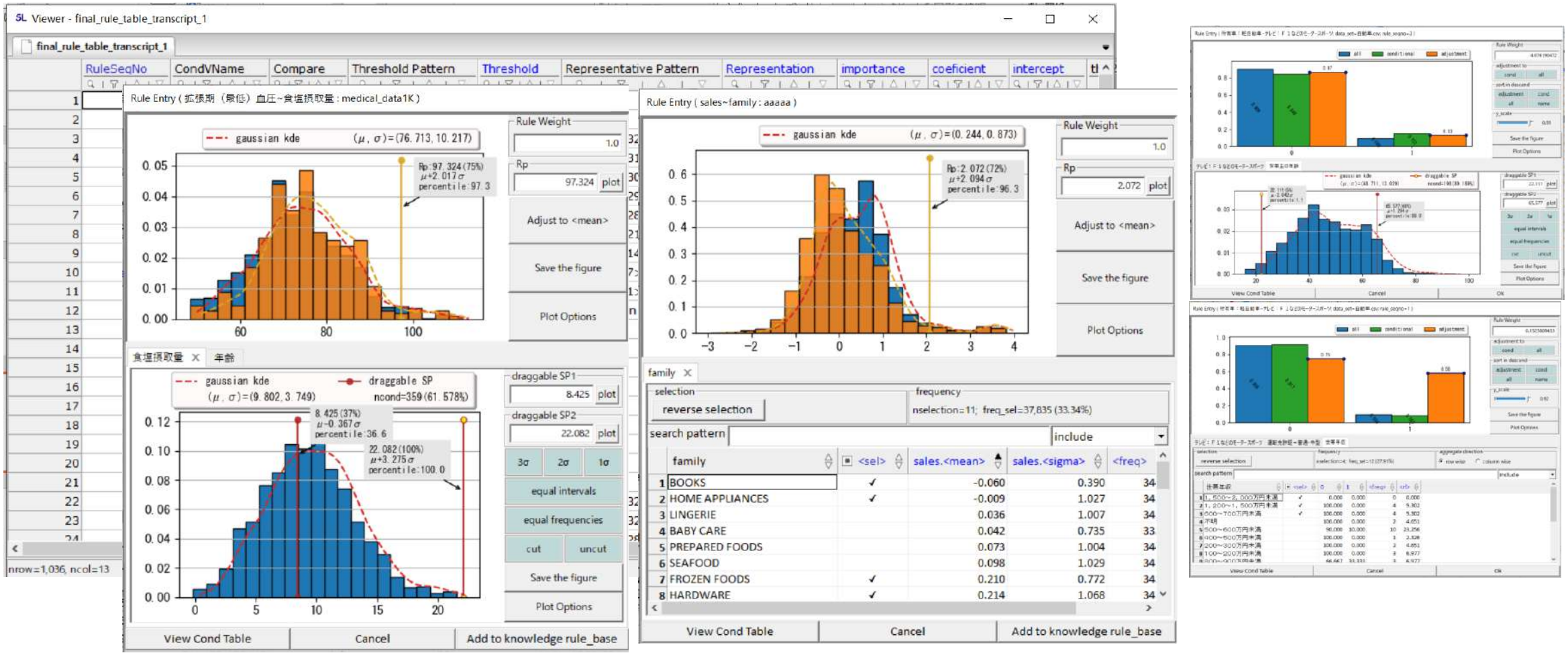
データ	r1	r2	r3	…
s1	0	1	0	…
s2	1	0	0	…
s3	1	0	1	…
s4	0	0	1	…
s5	0	1	0	…
s6	1	1	0	…
…	…	…	…	…

データがルールの条件を満す（ヒット）場合は、１を、満たさない場合は、０と表現

二つのデータは、共通にヒットするルールの数が多ければ、多いほど、距離が近いと見ることが可能

1. データ間の（共起）距離による、構造化
2. Unsupervised Learning / Clustering の基礎となる
3. 「距離」は共起を表すだけでなく、その背後に、ルール生成時に使われる目的変数まで辿ることが可能

ルールは知識になる、知識をルールに変えられる



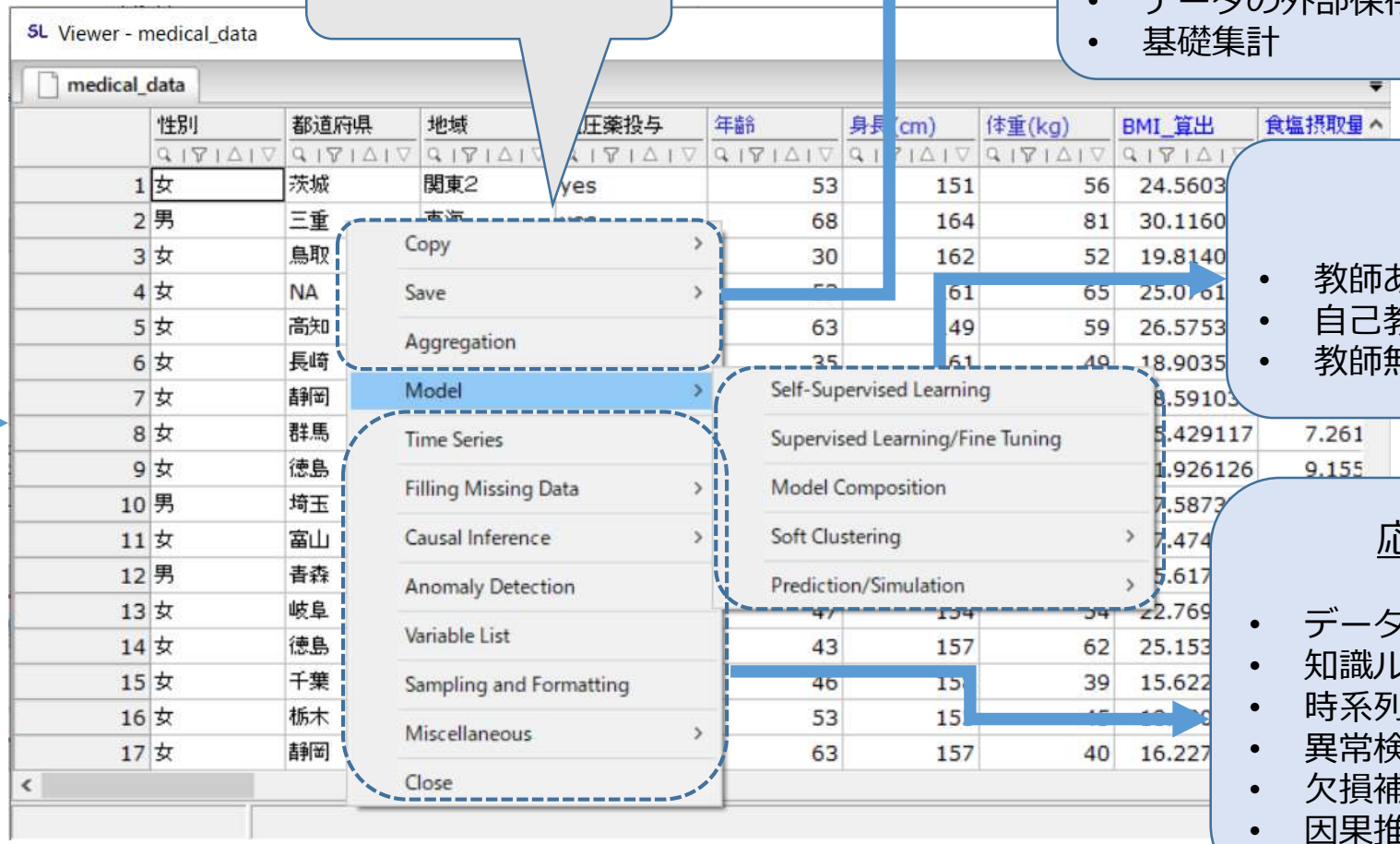
AI電卓のルール編集画面、
ルールの特徴、分布を手軽に確認可能

AI電卓の機能一覧

外部データ
csv形式テキス

導入

画面上の
右クリックメニュー



基本操作

- データのコピー
- データの外部保存
- 基礎集計

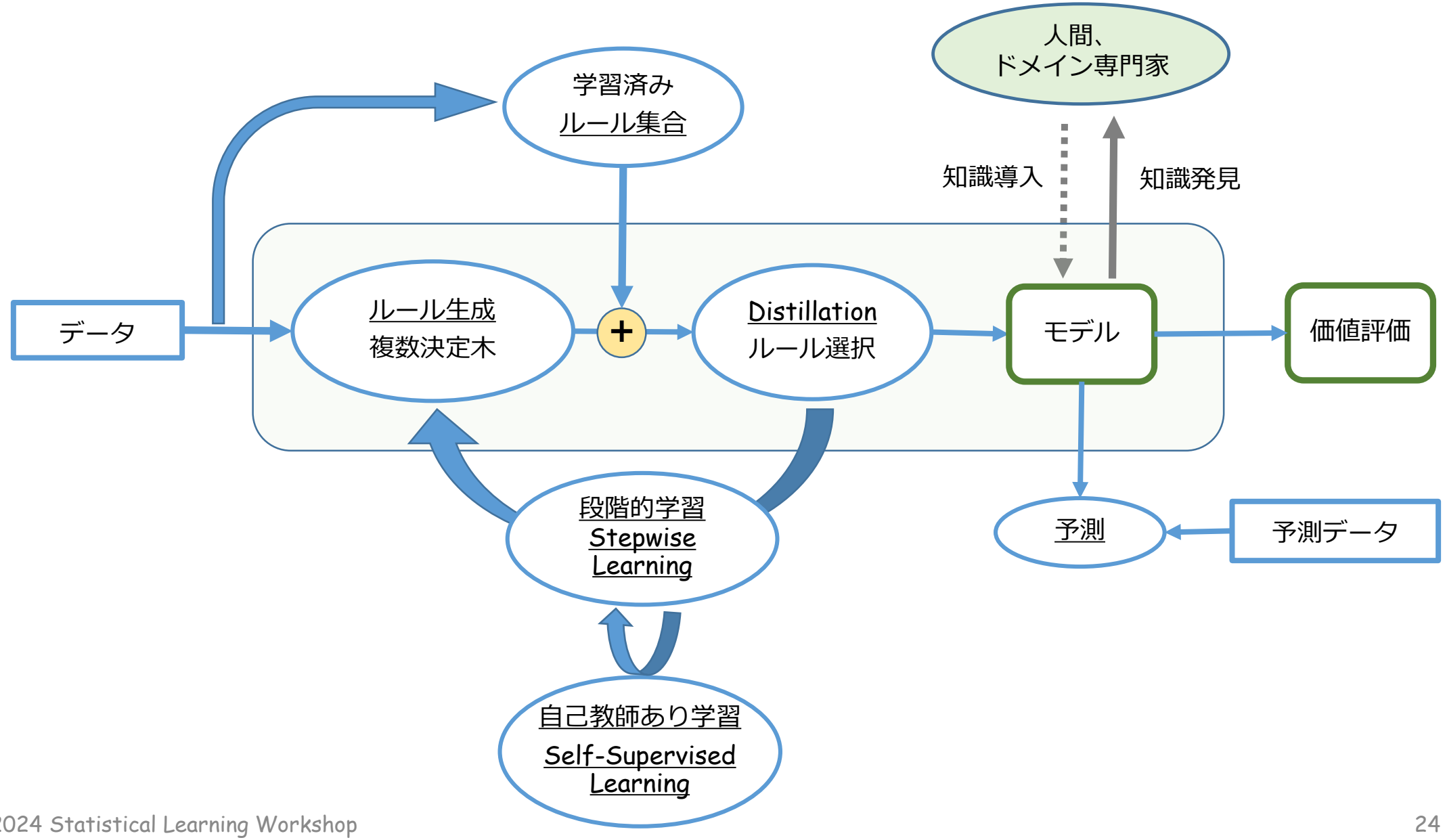
モデル

- 教師あり学習
- 自己教師あり学習
- 教師無し学習/クラスタリング

応用アプリ

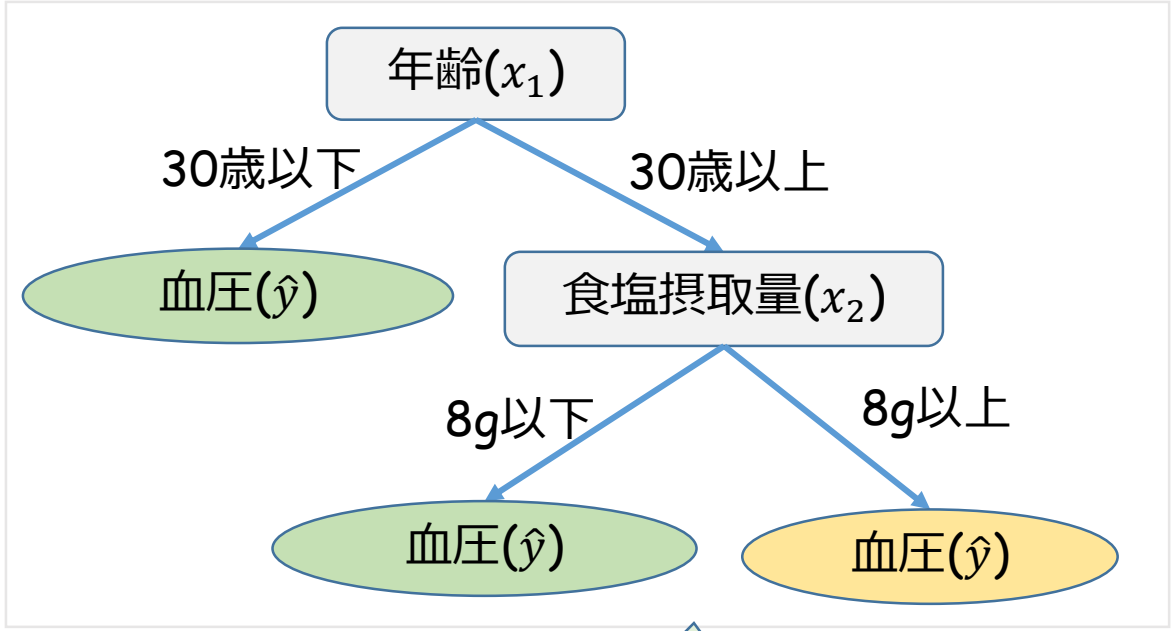
- データ加工
- 知識ルール編集
- 時系列処理
- 異常検出
- 欠損補填
- 因果推論

AI電卓の教師あり学習の流れ



ルール生成（複数決定木）

- 決定木（Decision Tree)
  - 自然界の木を逆さに表示され、ルートノードは最も上に表示され、一番下に、葉ノードが表示される
  - ルートノードから、葉ノードまで辿る経路には、条件式がおかれ、例えば、
    [年齢>30 ∧ 食塩摂取量>8g]
- 決定木の自動生成
  - ルートノードから、機械的に、もっとも血圧の高・低を分けられるデータの分割方法を見つけっていく
  - 例えば、右図に示したように、データを 年齢≦<30 と 年齢>30 分けると、血圧の高・低に大きく分ける
  - 更に、食塩摂取量≦8g と 食塩摂取量≦8g でデータを血圧の高・低に大きく分ける



- ルールの生成は、多数のこのような決定木から得られる
- ルールは、ルートノードから葉ノードまでのものだけでなく、中間ノードまでのものも含まれる

ルール選択(Distillation)

$$血圧 \approx \beta_0 + \beta_1 r_1 + \beta_2 r_2 + \cdots + \beta_m r_m$$

- フィッティング（Fitting）

  上記、右側の計算は、血圧の「正解値」との間に最も誤差が小さくなるような

  $$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \ldots \beta_m$$

  を求める

- ルール選択

  フィッティングを行うときに、出来るだけ $\beta_i = 0$ のものを多く算出、

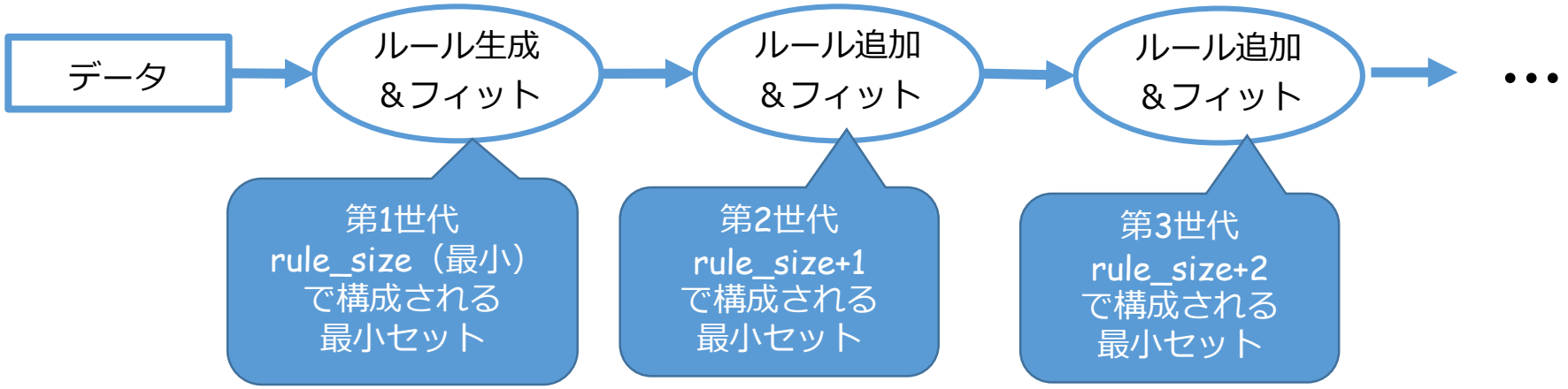
  $\beta_i = 0$ となるものは、対応するルール r_i をモデルから除くことができるから

ルールの価値、モデルの価値

- 単一ルールの価値
  - **ヒット数**　条件を満たすデータの数**【多いほど良い】**
  - **大きさ（rule_size）** ‘and’ で結ばれる条件の個数**【小さいほど良い】**
    - rule_size=0: ［ 年齢 ］　…　無条件ルール、任意のデータにヒットする、ルールの代表値は「年齢」
    - rule_size=1: ［ 年齢>30 ］、［食塩摂取量>8g ］、、、
    - rule_size=2: ［ 年齢>30 ∧ 食塩摂取量>8g ］、、、
  - **予測対象の分散**　目的変数が存在した場合、ルールにヒットするデータの目的値の分散**【小さいほど良い】**
    - ルールにヒットする「血圧」の分散
- モデル（ルールの集合として）の価値
  - 予測値 vs 正解値 間の誤差**【小さいほど良い】**
  - **ルールの数**　**【少ないほど良い】**

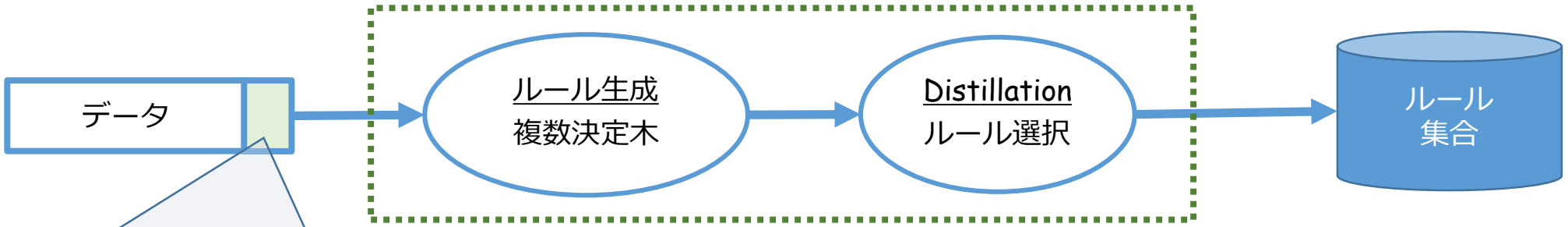
段階的学習(Stepwise Learning)

正解値との誤差だけでなく、
モデルの**価値**も選択基準に、逐次的に探索を行う



自己教師あり学習(SSL: Self-Supervised Learning)

教師あり学習アルゴリズム



教師値付与方法（Labeling Function）

- Reproduction　既存ルールによるラベリング
- Target 目的変数値の変形
- Improvement ラベルの改善
- PIV = Privileged Information Variable

性別	都道府県	地域	血圧薬投与	年齢	身長(cm)	体重(kg)	BMI_算出	食塩摂取量	拡張期(最低)血圧	収縮期(最高)血圧	エネ
女	埼玉	関東1	yes	-inf	147	38	17.585266	5.356928	69	89	1
女	佐賀	北九州	no	48	-inf	52	-inf	3.647383	84	133	1
女	三重	東海	no	61	155	43	17.898024	9.546216	80	101	
女	高知	四国	no	51	161	52	20.060955	12.771319	82	129	
男	福岡	北九州	no	47	164	69	25.654373	12.510663	85	129	1
女	岡山	中国	no	62	147	56	25.915129	12.486358	78	139	1
女	東京	関東1	yes	45	161	57	21.989893	11.770765	73	111	1
女	沖縄	南九州	no	5	149	68	30.629251	7.829592	76	127	1
女	山口	中国	yes		161	58	22.375679	10.248017	67	101	1
女	島根	中国	NA		156	50	20.545694	13.719254	103	140	
男	福井	北陸	no		70	50	17.301039	4.818835	73	113	
女	宮城	東北							68	138	1
女	佐賀	北九州							70	125	
女	長崎	北九州							6	139	
女	岡山	中国							1	132	
男	滋賀	近畿2							2	123	
男	徳島	四国							0	113	3
男	熊本	北九州							1	131	
女	佐賀	北九州							2	123	
男	群馬	関東2								123	

Privileged Information

学習時利用可能な説明変数のこと、例えば、性別、都道府県、地域、年齢などは全てPIVと見なすことが可能

PIV と LLM (Large Language Model、言語モデル)

■ 文章の表形式表現

ChatGPTは、高度な言語理解力により、文章を理解し、適切な修正の提案が可能です。

文章

単語１	単語２	単語３	単語４	単語５	単語６	単語7
ChatGPT	高度な	言語理解力	により	文章	を	理解
高度な	言語理解力	により	文章	を	理解	適切な
言語理解力	により	文章	を	理解	適切な	修正
により	文章	を	理解	適切な	修正	の
文章	を	理解	適切な	修正	の	提案
を	理解	適切な	修正	の	提案	が
理解	適切な	修正	の	提案	が	可能
適切な	修正	の	提案	が	可能	です

表形式

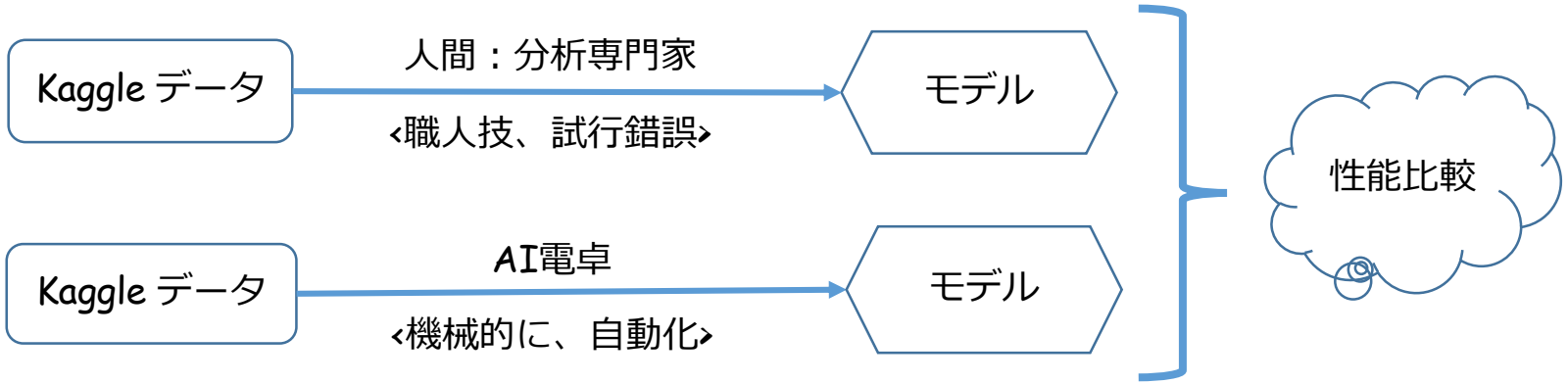
PIを用いてのSelf-Supervised は、LLMの前・後に現れる単語から、単語を「予測」するモデルと同じ原理

どれの列でも予測対象（目的変数）となりうる、その場合は、他の列を説明変数として利用する

3. 検証事例

Kaggleデータ分析コンテスト

- Kaggleとは
  - Google社が運営、企業や、研究者がデータを投稿し、世界中の統計・機械学習・サイエンティストがデータに最適な予測モデルを競い合う
  - 参加者
    - 世界最大規模（？）、約１０万人参加
    - 情報科学者、統計学者、経済学者、数学者など
  - 様々な業種から様々なテーマ
    - 金融、流通、生物・医療・バイオ、製造、メディア・広告、自然言語処理、有償テーマも多数
  - 日本でも、Kaggleの攻略法、体験談などに関する書籍多数
- 目的



事例1： Kaggle：House Price

- 不動産に関する属性から、不動産価格を予測するモデル
- 学習用データ（正解を含むデータ）
  - 属性数（列数）：81
  - 行数：1460件
- 検証用データ（正解未知）
  - 属性数（列数）：80
  - 行数：1459件
- モデル評価方法
  学習データから構築したモデルを用いて、検証データに対して不動産価格を予測し、予測結果の精度

データ特徴

Viewer - train.csv

train.csv

	snPorch	ScreenPorch	PoolArea	PoolQC	Fence	MiscFeature	MiscVal	MoSold	YrSold	SaleType	SaleCondition	SalePrice
1	0	0	0	NA	NA	NA	0	2	2008	WD	Normal	208500
2	0	0	0	NA	NA	NA	0	5	2007	WD	Normal	181500
3	0	0	0	NA	NA	NA	0	9	2008	WD	Normal	223500
4	0	0	0	NA	NA	NA	0					140000
5	0	0	0	NA	NA	NA	0	1				250000
6	320	0	0	NA	MnPrv	Shed	700	1				143000
7	0	0	0	NA	NA	NA	0	8	2007	WD	Normal	307000
8	0	0	0	NA	NA	Shed	350	11	2009	WD	Normal	200000
9	0	0	0	NA	NA	NA	0	4	2008	WD	Abnorml	129900
10	0	0	0	NA	NA	NA	0	1	2008	WD	Normal	118000
11	0	0	0	NA	NA	NA	0	2	2008	WD	Normal	129500

予測対象：販売価格

nrow=1,460, ncol=81

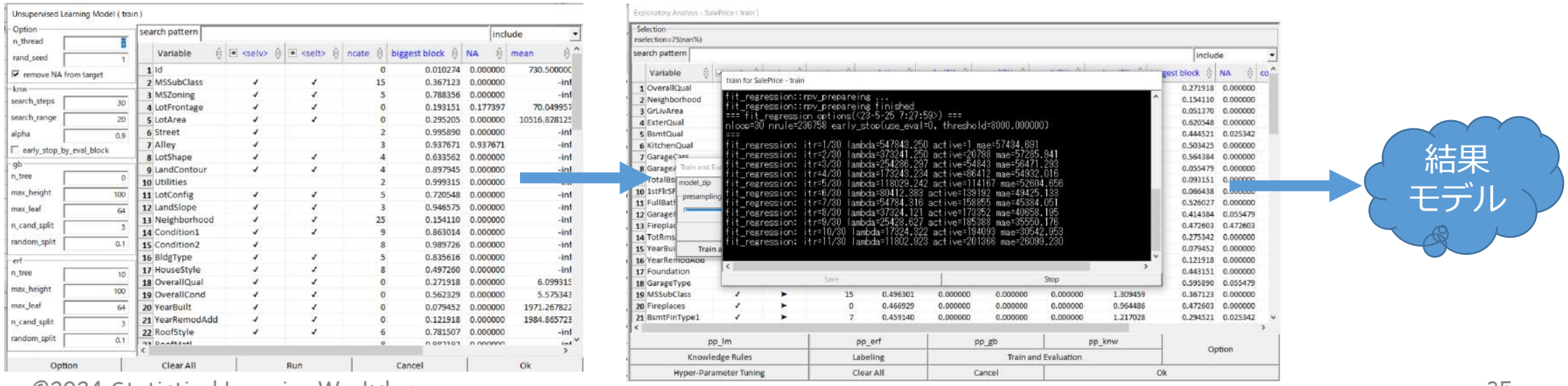
- 学習用、検証用両方のデータに、欠損（NA）が多数存在
- 予測対象（不動産価格）の分布にかなりの格差がある
- 不動産価格に関連性が薄い属性が多く見受けられる

AI電卓でのモデル構築様子

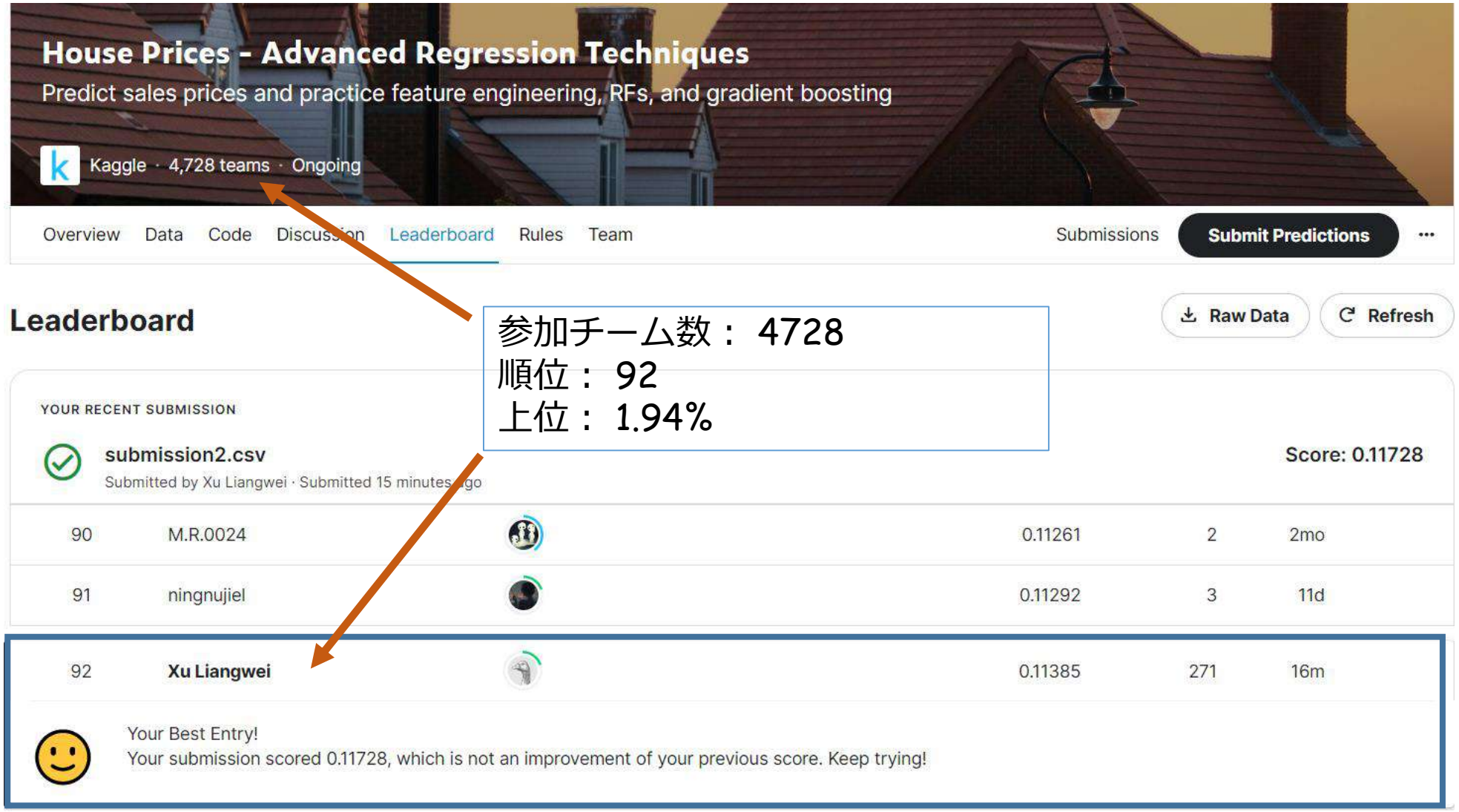
■下記のような前処理を一切行わず

- ➢欠損の補填
- ➢予測対象（不動産価格）の分布への事前調整
- ➢特徴量抽出

■学習用＆検証用データをそのまま導入、学習＆予測



Kaggleからの成績評価(2023-5-25)



事例2： Kaggle: Store Sales ＝ 時系列データ分析

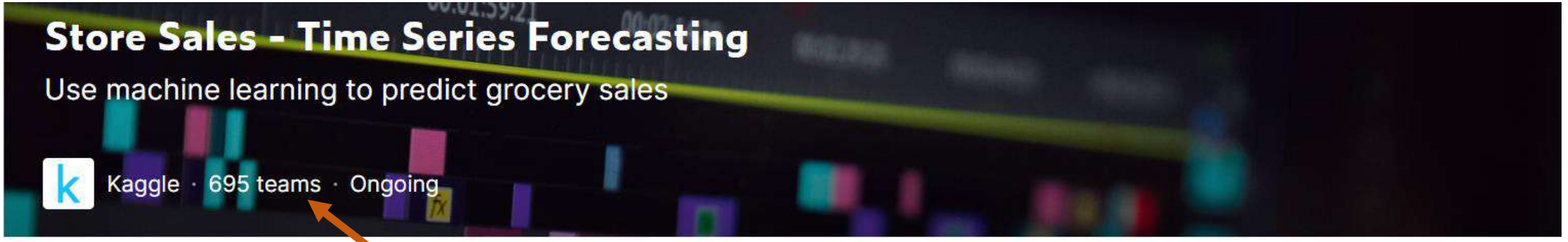
- 食料品チェン店（grocery store）の日々の売上実績から、将来の売上を予測する
- 店舗数（store_nbr）＝54、商品分類（family）数=33
- 店舗毎、商品分類毎の売上に関する時系列数＝54*33=1782
- 学習用データ（正解を含むデータ）
  - 売上履歴（日数）：1680日
  - 行数：294万件、属性数（列数）：１７
- 検証用データ（正解未知）
  - 予測対象日数：16日
  - 行数：28512件（＝店舗数*商品分類数*予測対象日数）
- モデル評価方法
  学習データから構築したモデルを用いて、検証データに対して売上を予測し、予測精度

データ特徴

date	store_nbr	Store_type	Store_cluster	Store_city	Store_state	family	sales	onpromotion	dcoilwtico	Holiday	SalaryDay	transact
2014-07-30	17	C	12	Quito	Pichincha	MAGAZINES	0.000000	0	104.290001		no	1098
2014-07-30	17	C	12	Quito	Pichincha	MEATS	226.317001	0	104.290			
2014-07-30	17	C	12	Quito	Pichincha	PERSONAL CARE	195.000000	1	104.290			
2014-07-30	17	C		Quito	Pichincha	PET SUPPLIES	0.000000		104.290			
2014-07-30	17	C		Quito	Pichincha	PLAYERS AND ELECTRO	5.000000	0	104.290001		no	1098
2014-07-30	17	C		Quito	Pichincha	POULTRY			04.290001		no	1098
2014-07-30	17	C	12	Quito	Pichincha	PREPARED FOODS			04.290001		no	1098
2014-07-30	17	C	12	Quito	Pichincha	PRODUCE		0	104.290001		no	1098

- 時系列データ（店舗、商品ごと、日々売上）以外の「外部要因」も含まれる
- 予測対象（売上金額）の分布にかなりの格差（桁違い）がある
- データの行数は比較的に多い（３００万件前後）

Kaggleからの成績評価(2023-9-26)



Overview Data Code Discussion Leaderboard Rules Team Submissions **Submit Predictions** ···

39	Will Gilchrist	0.39261	2	12d
40	Mario Refoyo López	0.39495	4	1mo
41	**Xu Liangwei**	0.39778	110	5m
42	David Gilbertson	0.39842	20	1mo

参加チーム数： 695
順位： 41
上位： 5.89%

Your Best Entry!
Your most recent submission scored 0.39778, which is an improvement of your previous score of 0.40014. Great job!

Tweet this

5. まとめ

- AI技術者をモデル構築プロセスから排除
- 説明可能な、ハイパフォーマンスモデル
- ルールとデータの共起から、データに構造を持たせ、教師無し学習の基礎になる
- 予測だけでなく、異常検出、因果推論、クラスタリング、欠損補填にも有効

ルールは知識になる、知識をルールに変えられる！

6. Future Work

- より高品質、よりハイパフォーマンスモデル
- 学習プロセスの高速化
  - **ハード面** 超並列計算の GPU化 (条件分岐（if_else）不得意？)
  - **ソフト面** 高品質ルール生成の高速アルゴリズム開発、研究
  - **目標**　大規模データ（数百万件）からトップ予測精度モデルまでの学習時間：１週間 ⇒ １日
- 共起テーブルの活用
- 後工程：自然言語によるモデルの予測への説明文章
  - モデルの可読性の有効利用
- 他の適用分野への開拓、検証（Kaggle テーマ）
  - 医療診断、生物・遺伝子解析
- 自然言語処理
  - 説明可能な言語モデル