ノンコーディングで行う機械学習勉強会

1回目：8/27, 30　機械学習概要、ソフトウェアRapidMiner Studio概要と事例デモ・実習
2回目：9/10, 11　分類1：主要なアルゴリズム説明と応用事例デモ・実習
3回目：9/24, 25　分類2：データ前処理と後処理、教師データと
テストデータの分割による分類問題の実習
4回目：10/8, 9　分類3：交差検証、最適アルゴリズム探索の実習
5回目：10/23, 25　回帰：主要なアルゴリズム説明と実習
6回目：11/5, 6　（応用）時系列データの機械学習
7回目：11/19, 20（応用）Extensionによる機能拡張と画像の分類
8回目：12/3, 5　（応用）テキストマイニング入門

機械学習プロセス

今回取り扱うデータセット

天体の構成がパルサー星かどうかを判別する → True or False の**2値問題**

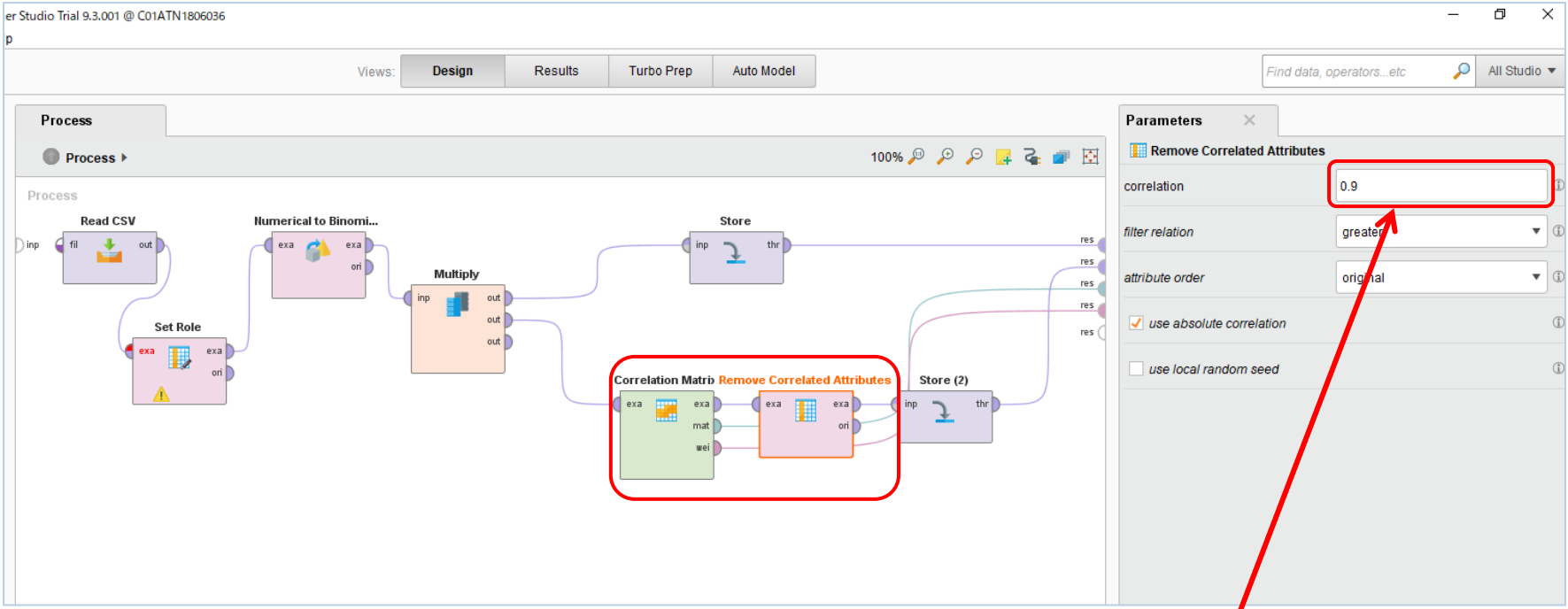
(1) Mean of the integrated profile
(2) Standard deviation of the integrated profile
(3) Excess kurtosis of the integrated profile
(4) Skewness of the integrated profile
(5) Mean of the DM-SNR curve
(6) Standard deviation of the DM-SNR curve
(7) Excess kurtosis of the DM-SNR curve
(8) Skewness of the DM-SNR curve

上記8つの説明変数を基に、パルサーがどうか（目的変数）の判別を行う。

→ 機械学習を行う上では**その分野の専門知識は一切なくても行える**。
（つまり、経験や勘に頼らなくてもよい。時には専門知識による常識が、機械学習の妨げになることもある）

1．データ前処理

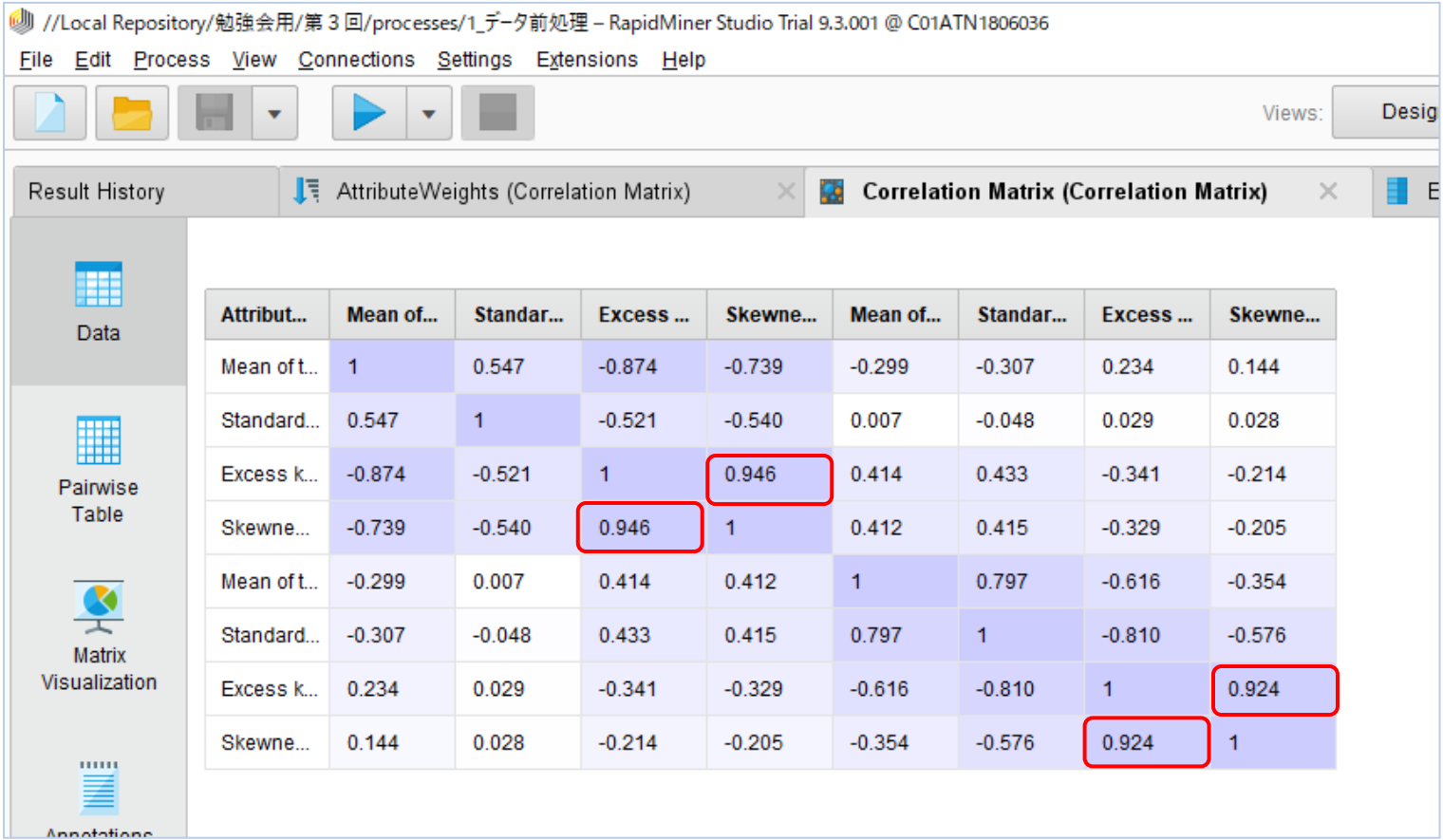
機械学習デモ＋実習



相関係数が設定値以上の項目(attribute) は集約して1つにする。

機械学習デモ＋実習

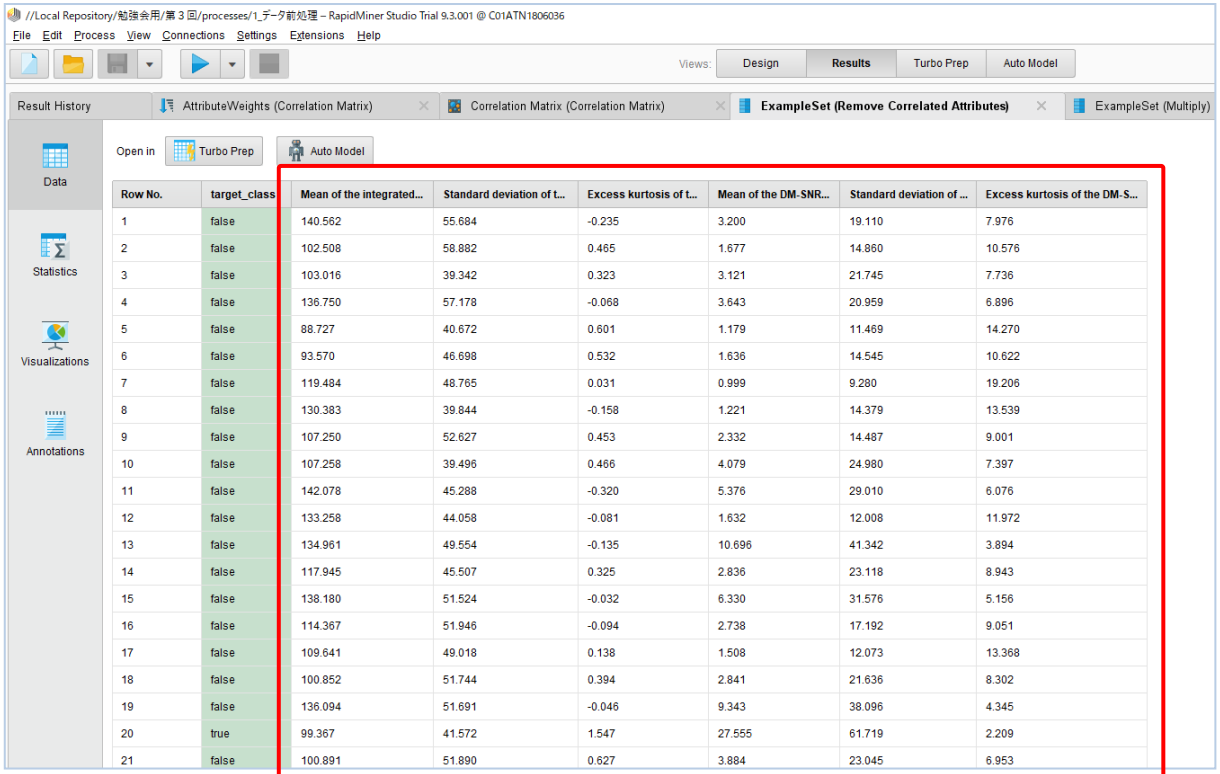
1. データ前処理
項目の相関結果



Attribut...	Mean of...	Standar...	Excess ...	Skewne...	Mean of...	Standar...	Excess ...	Skewne...
Mean of t...	1	0.547	-0.874	-0.739	-0.299	-0.307	0.234	0.144
Standard...	0.547	1	-0.521	-0.540	0.007	-0.048	0.029	0.028
Excess k...	-0.874	-0.521	1	0.946	0.414	0.433	-0.341	-0.214
Skewne...	-0.739	-0.540	0.946	1	0.412	0.415	-0.329	-0.205
Mean of t...	-0.299	0.007	0.414	0.412	1	0.797	-0.616	-0.354
Standard...	-0.307	-0.048	0.433	0.415	0.797	1	-0.810	-0.576
Excess k...	0.234	0.029	-0.341	-0.329	-0.616	-0.810	1	0.924
Skewne...	0.144	0.028	-0.214	-0.205	-0.354	-0.576	0.924	1

機械学習デモ＋実習

1. データ前処理
項目の相関係数の閾値以上の項目削除結果

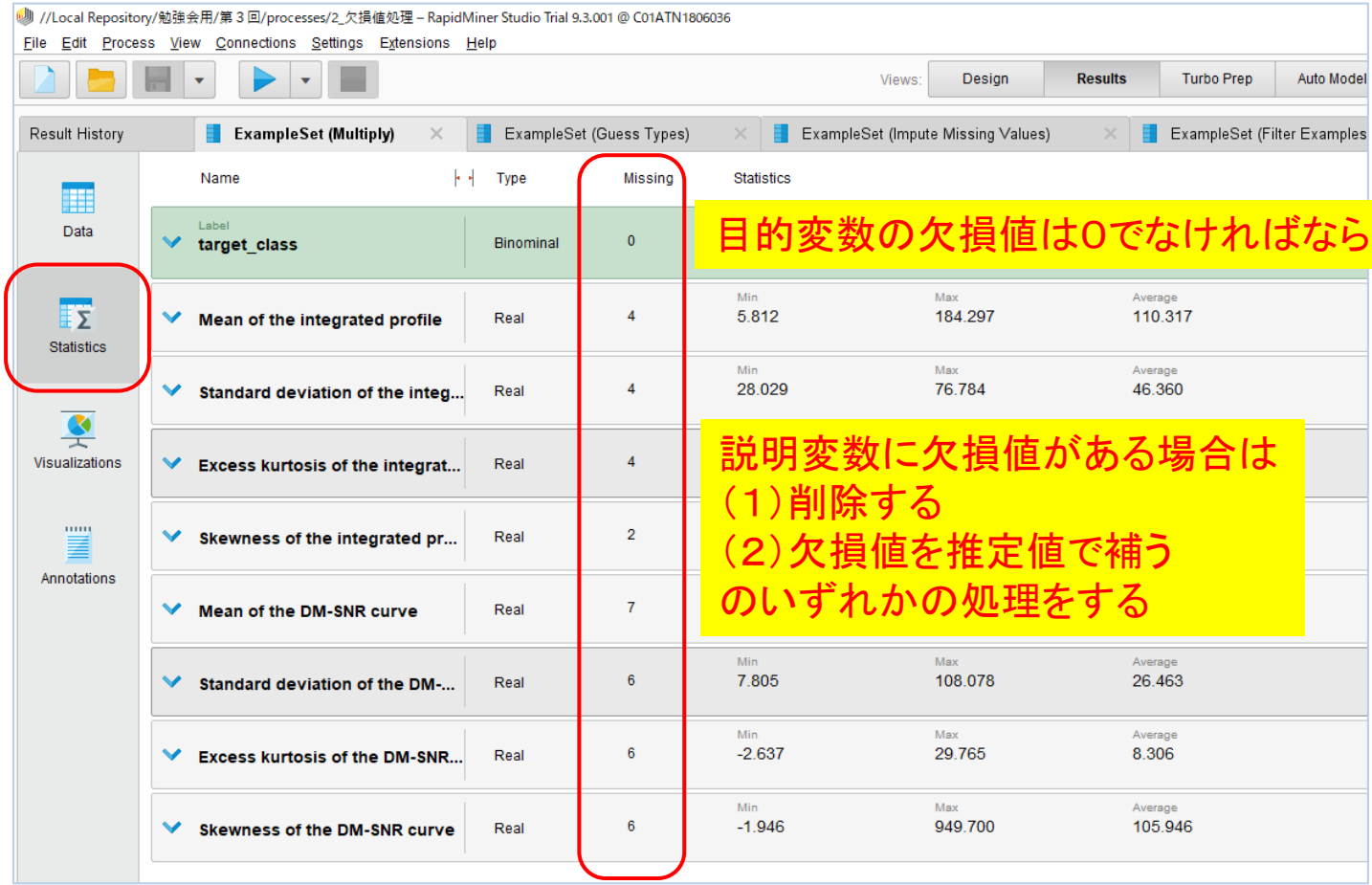


Row No.	target_class	Mean of the integrated...	Standard deviation of t...	Excess kurtosis of t...	Mean of the DM-SNR...	Standard deviation of ...	Excess kurtosis of the DM-S...
1	false	140.562	55.684	-0.235	3.200	19.110	7.976
2	false	102.508	58.882	0.465	1.677	14.860	10.576
3	false	103.016	39.342	0.323	3.121	21.745	7.736
4	false	136.750	57.178	-0.068	3.643	20.959	6.896
5	false	88.727	40.672	0.601	1.179	11.469	14.270
6	false	93.570	46.698	0.532	1.636	14.545	10.622
7	false	119.484	48.765	0.031	0.999	9.280	19.206
8	false	130.383	39.844	-0.158	1.221	14.379	13.539
9	false	107.250	52.627	0.453	2.332	14.487	9.001
10	false	107.258	39.496	0.466	4.079	24.980	7.397
11	false	142.078	45.288	-0.320	5.376	29.010	6.076
12	false	133.258	44.058	-0.081	1.632	12.008	11.972
13	false	134.961	49.554	-0.135	10.696	41.342	3.894
14	false	117.945	45.507	0.325	2.836	23.118	8.943
15	false	138.180	51.524	-0.032	6.330	31.576	5.156
16	false	114.367	51.946	-0.094	2.738	17.192	9.051
17	false	109.641	49.018	0.138	1.508	12.073	13.368
18	false	100.852	51.744	0.394	2.841	21.636	8.302
19	false	136.094	51.691	-0.046	9.343	38.096	4.345
20	true	99.367	41.572	1.547	27.555	61.719	2.209
21	false	100.891	51.890	0.627	3.884	23.045	6.953

説明変数が8個から6個に減少

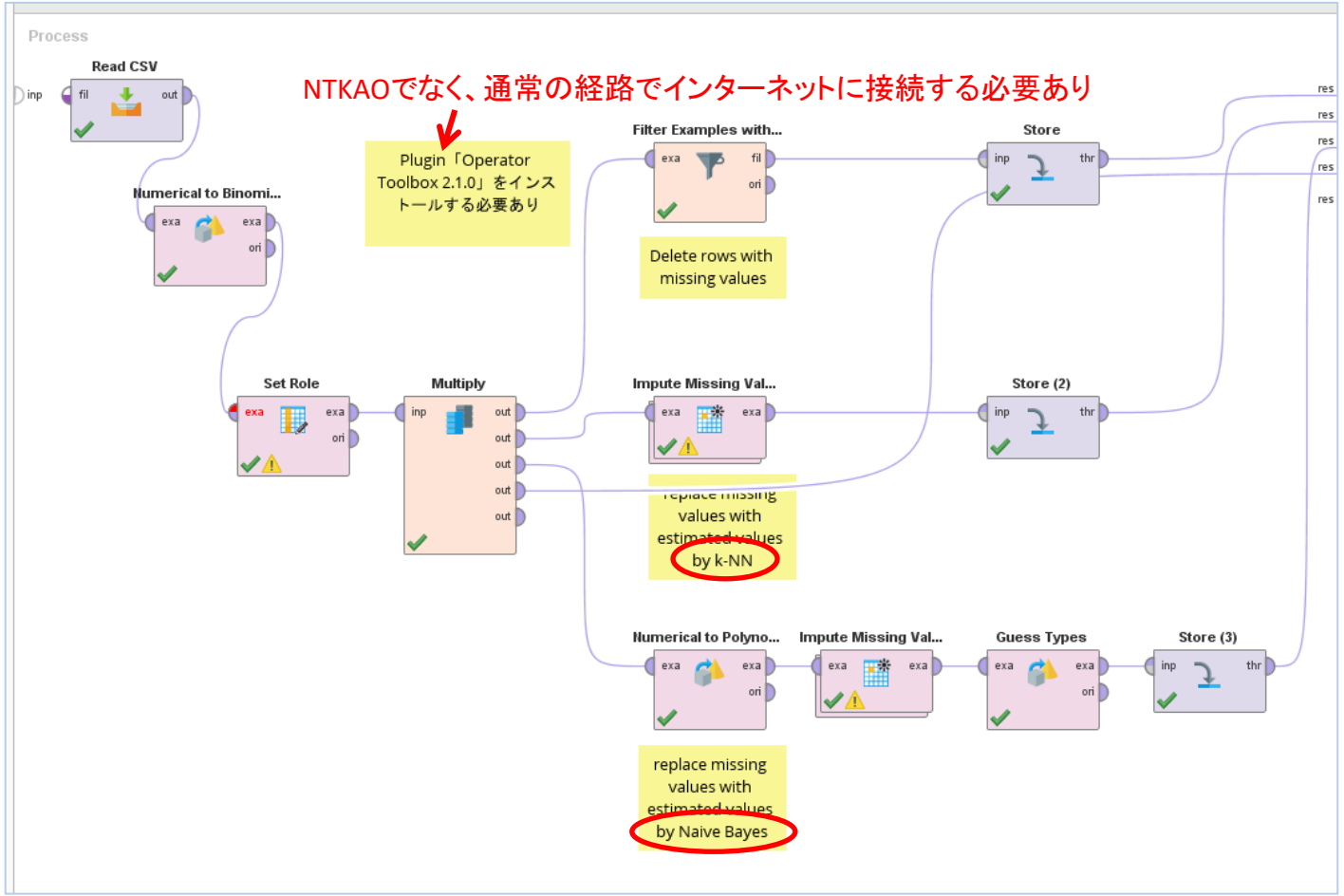
2. 欠損値の処理

機械学習デモ＋実習



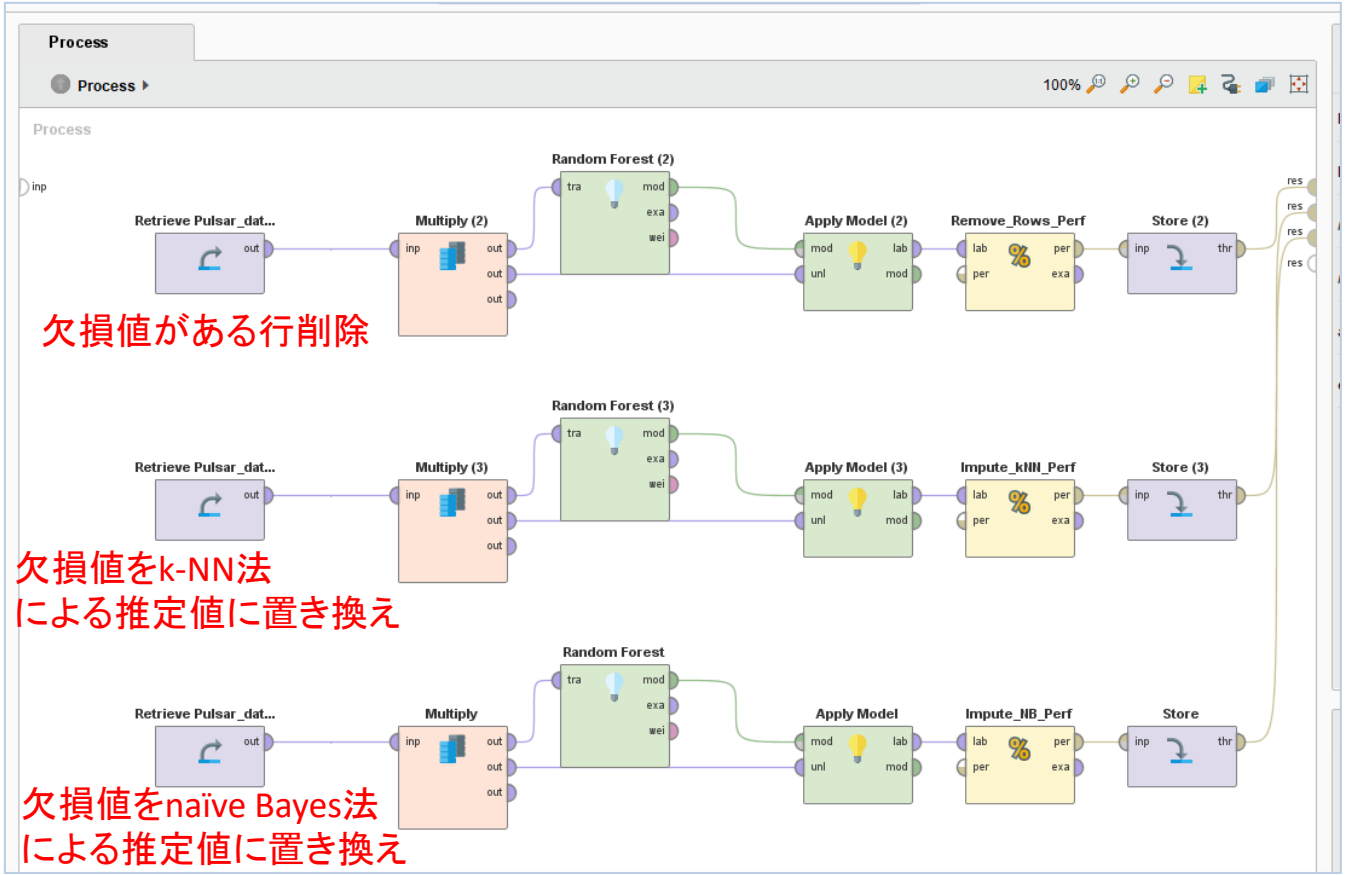
機械学習デモ＋実習

2. 欠損値の処理



機械学習デモ＋自習

3. 欠損値のテスト



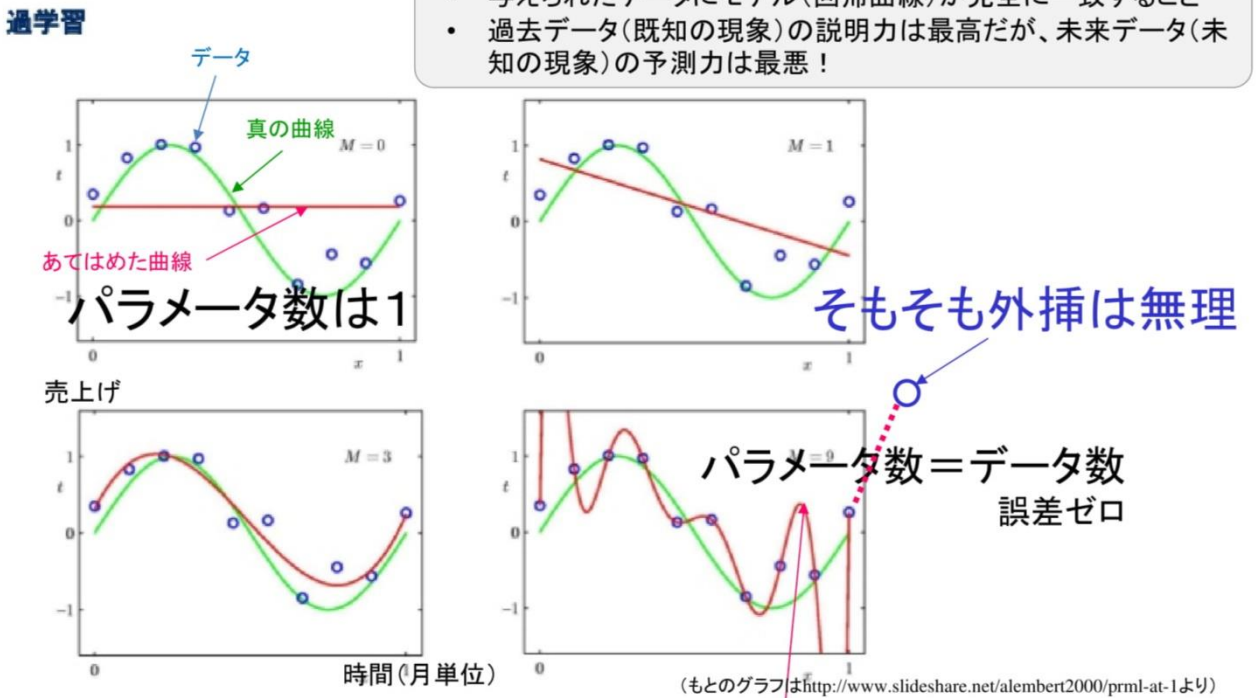
結論だけ書くと、
今回の条件では
k-NN法での欠損
値の置き換えが
一番精度が高った

データセットや機械学習アルゴリズムにより、結果は違う

過学習

表現能力の高いモデルには過学習（over fitting）が避けられない

- 与えられたデータにモデル（回帰曲線）が完全に一致すること
- 過去データ（既知の現象）の説明力は最高だが、未来データ（未知の現象）の予測力は最悪！



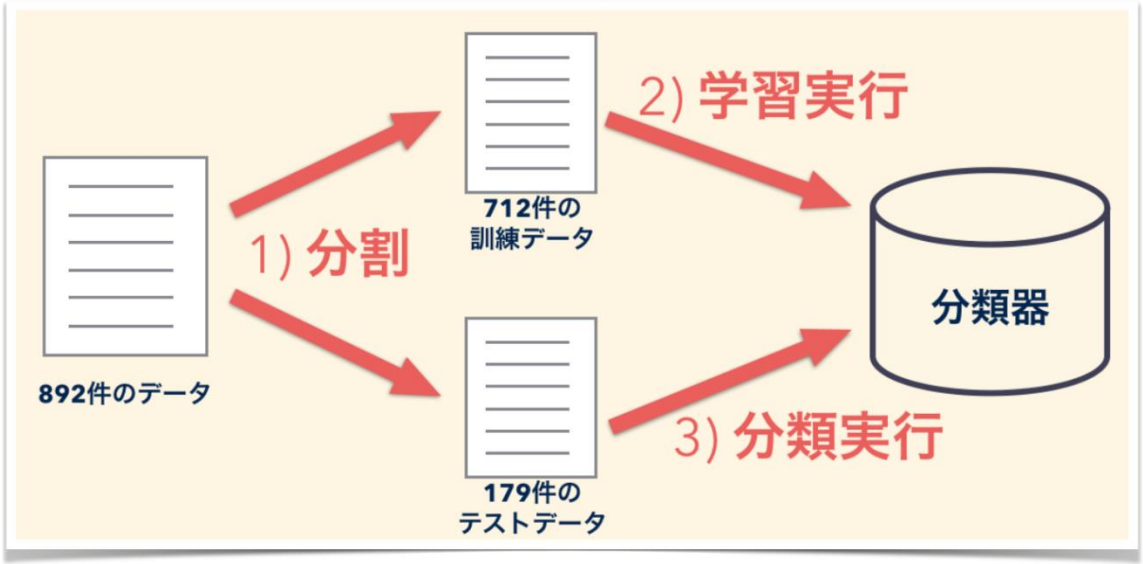
内挿の失敗：こんな予測を信じますか？

回帰曲線で起こる過学習は、モデルを複雑にすると、他の分類器でも起きうる。

過学習と実際の精度検証

本勉強会では、2つの手法を取り扱います。

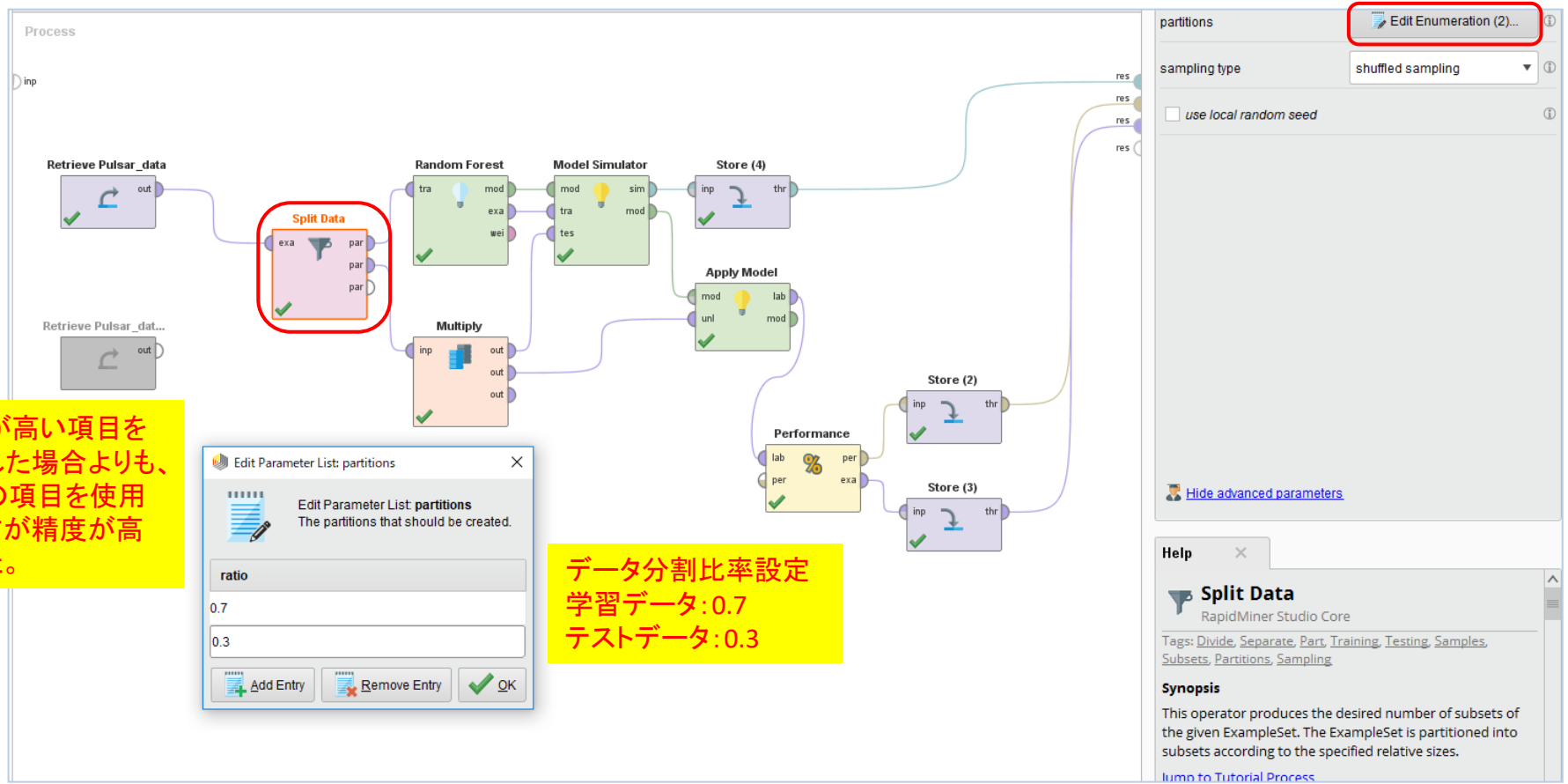
（1）教師（訓練）データとテストデータに**分割**



（2）交差検証（Cross Validation） → 次回の勉強会で取り扱います。

3. データ分割による検証

機械学習デモ＋実習



相関が高い項目を削減した場合よりも、全ての項目を使用した方が精度が高かった。

データ分割比率設定
学習データ：0.7
テストデータ：0.3

機械学習デモ＋実習

3. データ分割による検証

学習データ:テストデータ＝ 7 : 3

Table View　Plot View

accuracy: 98.16%

	true false	true true	class precision
pred. false	4872	81	98.36%
pred. true	18	398	95.67%
class recall	99.63%	83.09%	

学習データ ＝ テストデータ （2回目で実習）

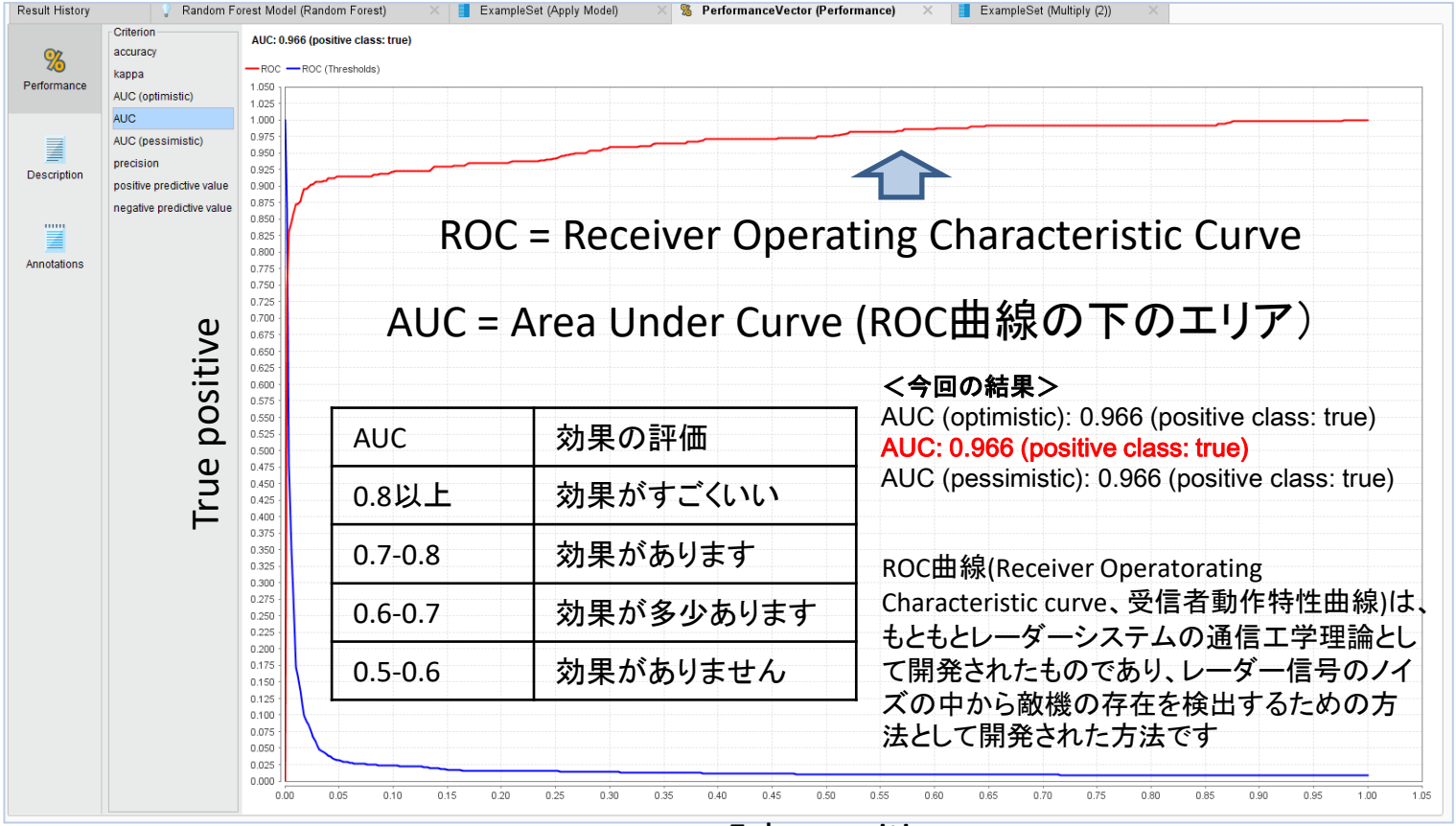
Table View　Plot View

accuracy: 99.99%

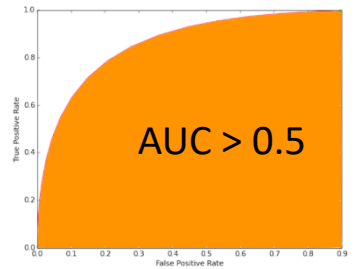
	true false	true true	class precision
pred. false	16259	2	99.99%
pred. true	0	1637	100.00%
class recall	100.00%	99.88%	

機械学習デモ＋実習

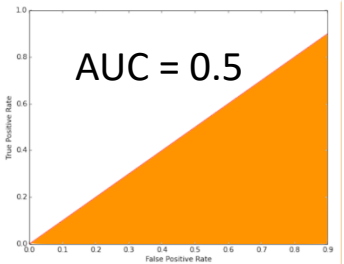
3. データ分割による検証
ROC曲線 と AUC



分類器の効果



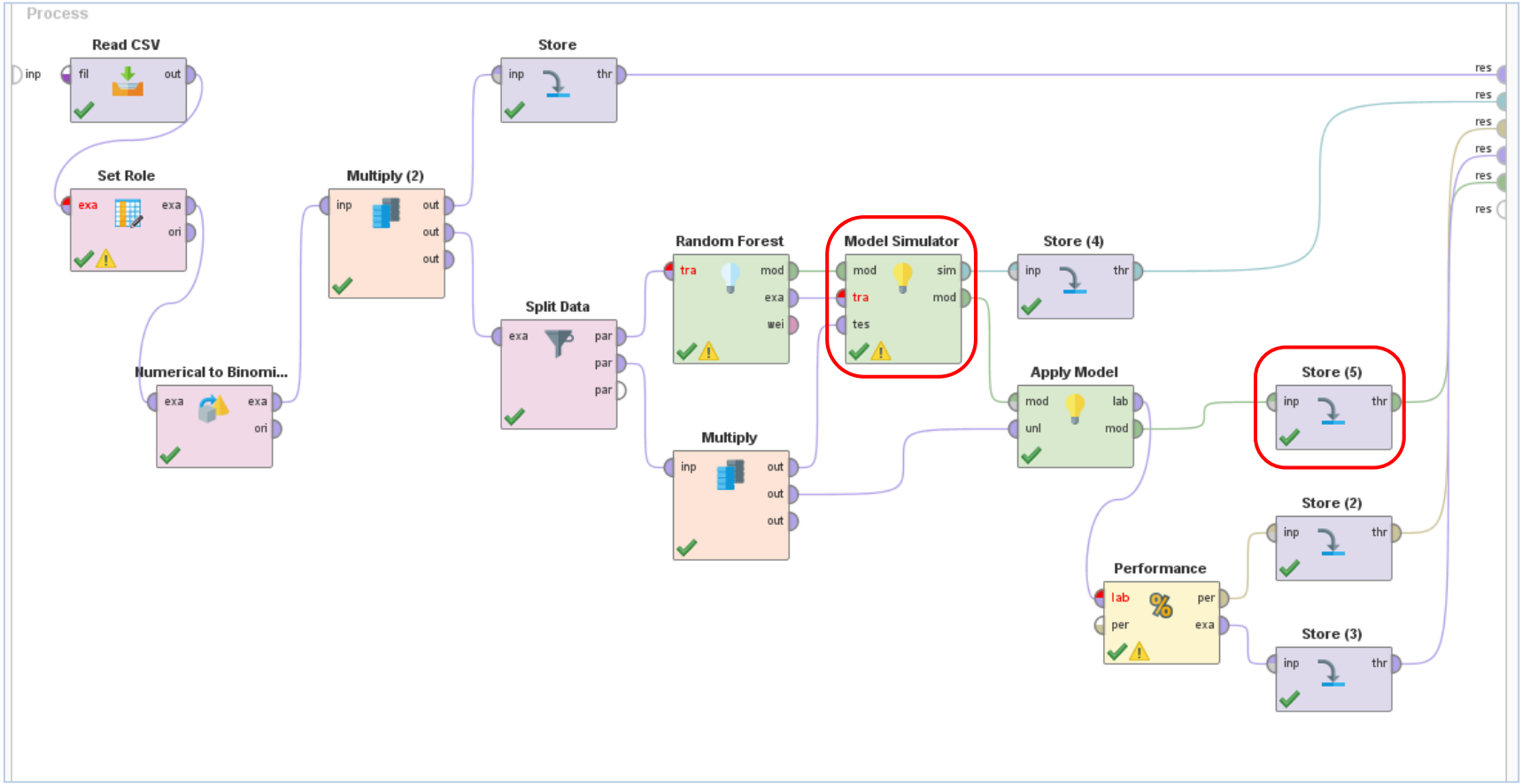
効果がある分類器



効果がない分類器

機械学習デモ＋実習

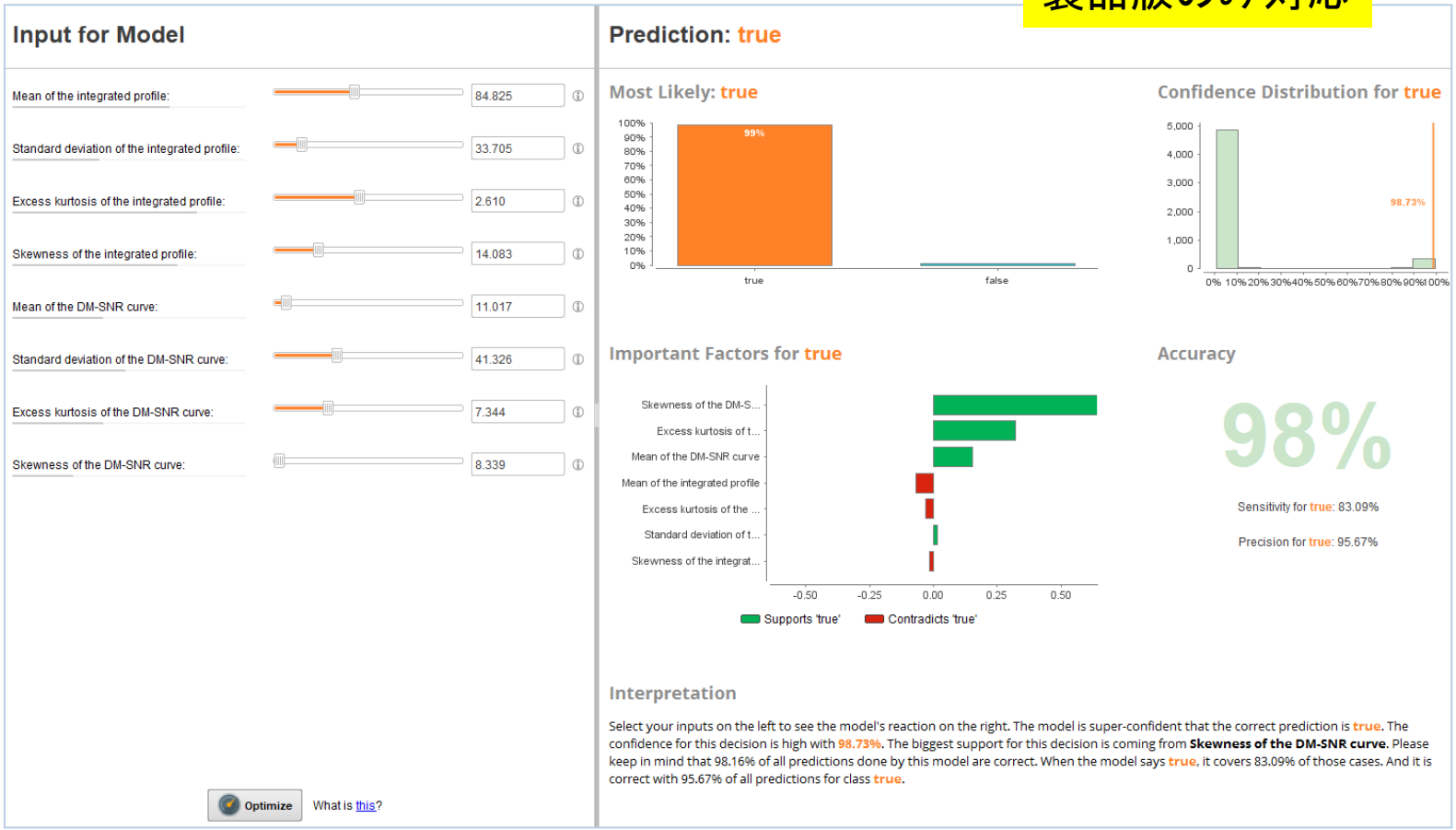
4. Model Simulator とModel保存



4. Model Simulator

機械学習デモ＋実習

製品版のみ対応



機械学習デモ＋実習

- Compare ROCs
- Vote　→　複数のアルゴリズムで行うアンサンブル学習
- Optimize Parameters
  → ハイパーパラメータのグリッドサーチ