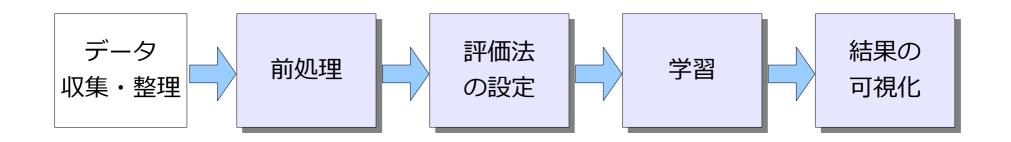
2. 機械学習の基本的な手順



: ツールによる支援が可能

2.1 Weka を用いた機械学習



- Weka とは
 - Waikato Environment for Knowledge Analysis
 - 機械学習のアルゴリズムを実装した Java ライブラリ
 - データファイルを直接操作できる GUI を持つ
 - ライセンスは GNU GPL
 - プログラムの実行・改変・再配布が自由
 - ただし二次的著作物に対しても GNU GPL が適用される
 - この解説では開発版である ver. 3.9.3 を使用

Weka に関する資料

- 開発者による機械学習一般の解説書
 - Ian H. Witten et.al.: Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques, Fourth Edition, Morgan Kaufmann, 2016.
- web 教材
 - Waikato 大学 Mooc: Data Mining with Weka
 - http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/mooc/dataminingwithweka/
 - ビデオやスライドを公開

勉強のためのデータセット

表 2.2 Weka 付属のデータ (一部)

データ名	内容	特徴	正解情報
breast-cancer	乳癌の再発	カテゴリ	クラス (2 値)
contact-lenses	コンタクトレンズの推薦	カテゴリ	クラス (3 値)
cpu	CPU の性能評価	数值	数值
credit-g	融資の審査	混合	クラス (2 値)
diabetes	糖尿病の検査	数值	クラス (2 値)
iris	アヤメの分類	数值	クラス (3 値)
ReutersCorn	記事分類	文字列	クラス (2 値)
supermarket	スーパーの購買記録	カテゴリ	なし
weather.nominal	ゴルフをする条件	カテゴリ	クラス (2 値)
weather.numeric	ゴルフをする条件	混合	クラス (2 値)

起動

• アプリケーションの選択



・Explorer アプリケーション データの読み込みから、特徴選 択・学習・評価を試行錯誤的に 行うのに適した操作を提供

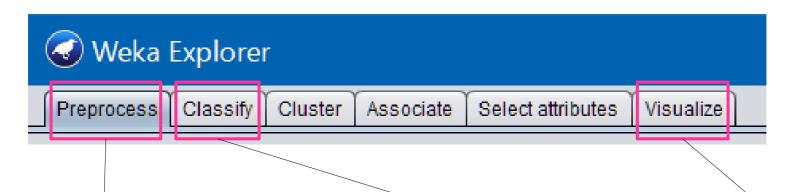
• Experimenter: ハイパーパラメータ等を変えて性能を比較実験

• KnowledgeFlow: 実験プロセスを GUI で組み立て

• Workbench: すべてのアプリケーションをまとめた GUI (カスタマイズ可能)

• SimpleCLI: コマンドラインインタフェース

Explorer での操作

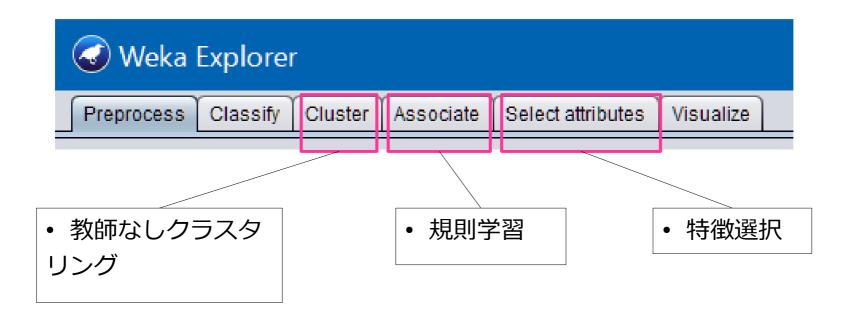


- 前処理
 - データの読み込み
 - 標準化
 - 特徴選択
 - 特徴の分析

- 識別
 - 100 以上の識別ア ルゴリズムの実装
 - 学習の設定
 - ハイパーパラメータの設定
 - ・ 学習結果の評価

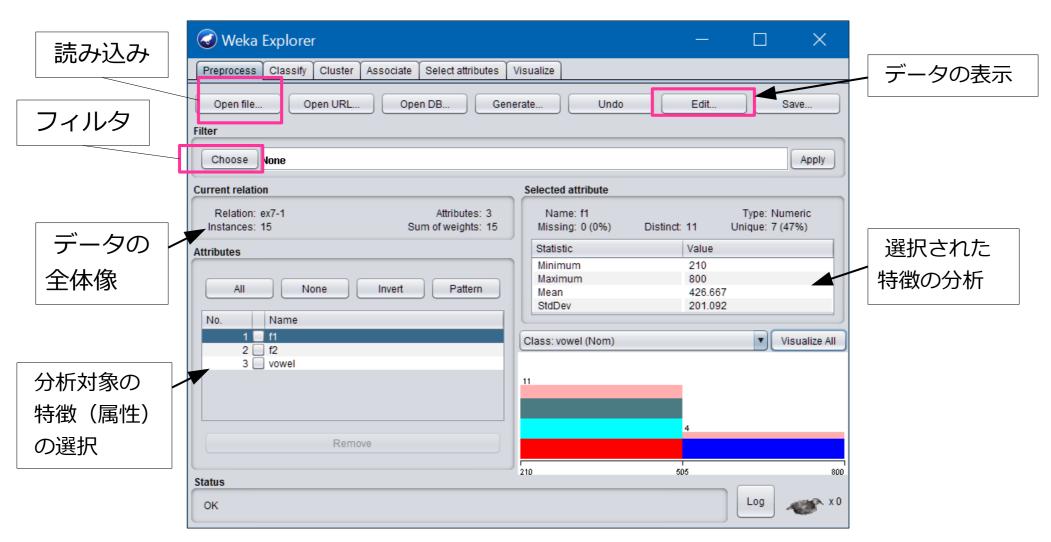
- 可視化
 - データの2次元プ ロット

Explorer での操作



前処理 (Preprocess)

- 特徴抽出後のデータを読み込む
 - いくつかの特徴の操作(フィルタの適用)が可能



前処理 (Preprocess)

- 読み込み可能なデータ形式
 - ARFF (Attribute Relationship File Format) 形式
 - ヘッダ部とデータ部で構成
 - ヘッダ部
 - @relation:データ集合の名前(ファイル名と同じでよい)
 - @attribute:特徴の各次元の名前とデータの型を宣言
 - データ部
 - @data 以降に 1 行 1 件のデータを記述
 - 各特徴・クラスラベルはカンマ区切り

2.1.1 データ収集・整理

萼・花びらの

長さ・幅

アヤメの

種類

• Weka のデータ形式 ARFF フォーマット

```
% 1. Title: Iris Plants Database
@RELATION iris
                   データセット名
@ATTRIBUTE sepallength
                       REAL
                                特徴名と型
@ATTRIBUTE sepalwidth
                       REAL
@ATTRIBUTE petallength
                       REAL
@ATTRIBUTE petalwidth
                     REAL
@ATTRIBUTE class {Iris-setosa, Iris-versicolor, Iris-virginica}
@DATA
                                       これ以降、1行に1事例
5.1, 3.5, 1.4, 0.2, Iris-setosa
4.9, 3.0, 1.4, 0.2, Iris-setosa
                                      (Excel の CSV 形式と同じ)
7.0, 3.2, 4.7, 1.4, Iris-versicolor
6.4, 3.2, 4.5, 1.5, Iris-versicolor
6.3, 3.3, 6.0, 2.5, Iris-virginica
5.8, 2.7, 5.1, 1.9, Iris-virginica
```

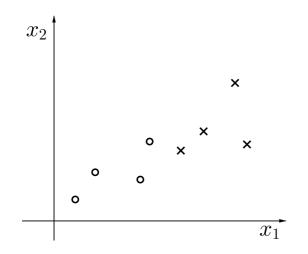
2.1.2 前処理

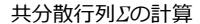
- 分析
 - 主成分分析(次元削減)
 - データの散らばりをできるだけ保存する低次元空間へ 写像
 - データの可視化に有効
- データの標準化
 - すべての次元を平均0、分散1にそろえる
 - 各次元に対して平均値を引き、標準偏差で割る

前処理 (Preprocess)

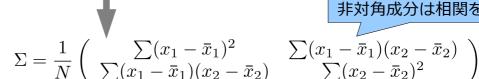
- フィルタの適用
 - 有用なフィルタのほとんどは
 weka → filters → unsupervised → attribute
 の下にある
 - Standardize:標準化(平均0,分散1)
 - 各次元に対して平均値を引き、標準偏差で割る
 - Normalize: 値を [0,1] に変換
 - PrincipalComponents: 主成分分析

主成分分析の考え方



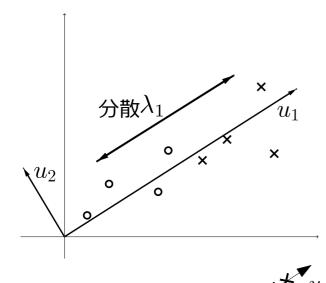


 \bar{x}_1, \bar{x}_2 :平均値、 $N: \vec{y} - \vec{y}$ 数



対角成分は分散、 非対角成分は相関を表す

$$\frac{\sum (x_1 - \bar{x}_1)(x_2 - \bar{x}_2)}{\sum (x_2 - \bar{x}_2)^2}$$



Σ (\sharp

半正定値(→固有値がすべて0以上の実数) 対称行列(→固有ベクトルが実数かつ直交) であるので、以下のように分解できる

$$\Sigma' = U^T \Sigma U = \left(egin{array}{cc} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{array} \right)$$
 因有ベクトル $U_{\!_I},\,U_{\!_2}$ を並べたもの

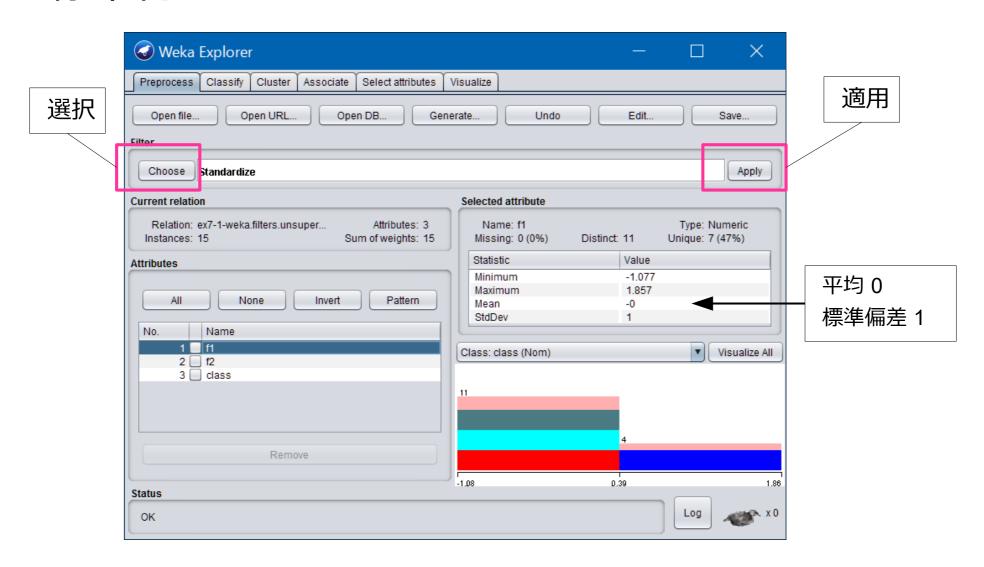


 λ_i に対応する固有ベクトル U_i で 2次元データを1次元に射影

$$u_1 = U_1^T \boldsymbol{x}$$
 寄与率= $\frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2}$

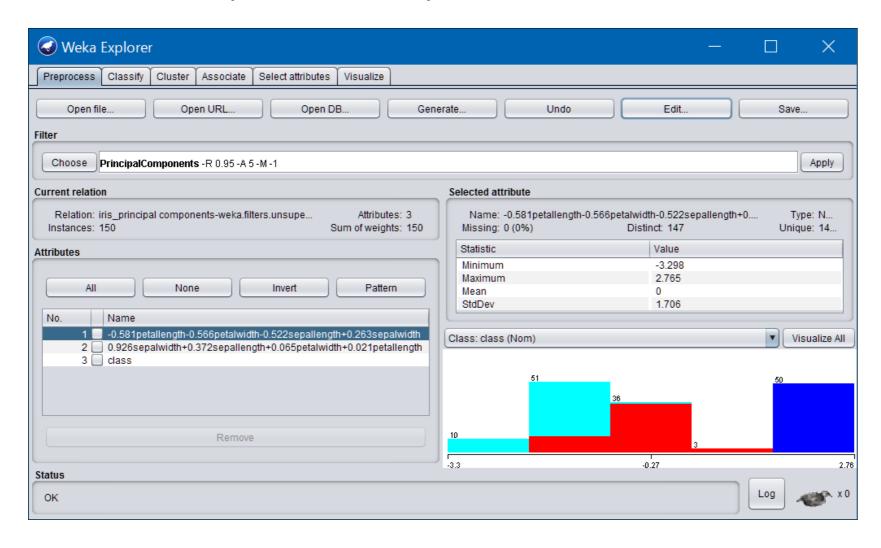
前処理 (Preprocess)

• 標準化

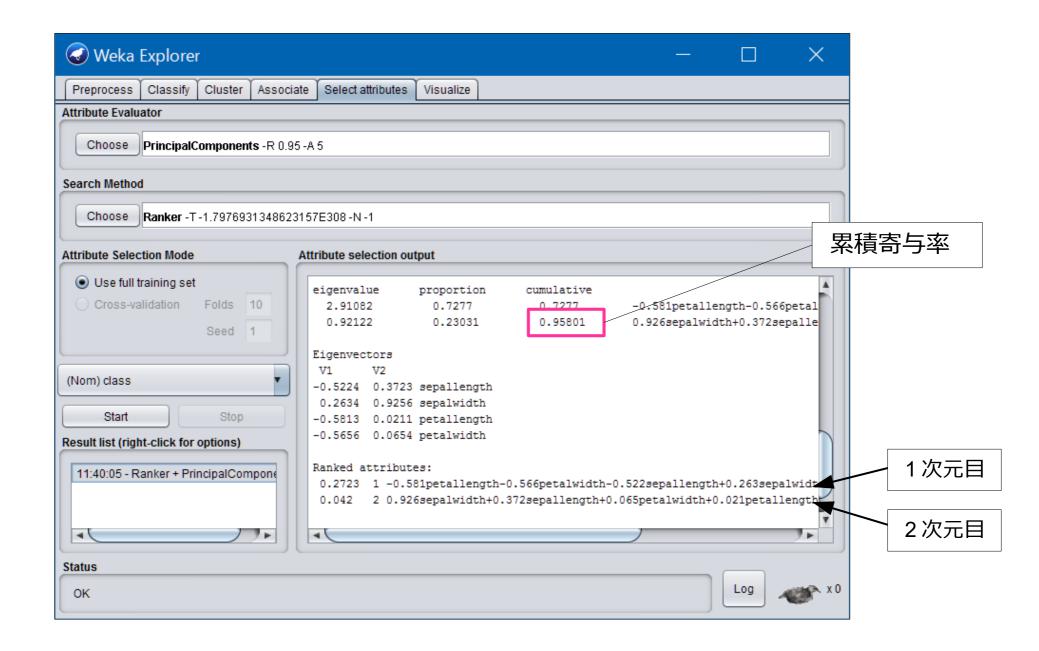


前処理 (Preprocess)

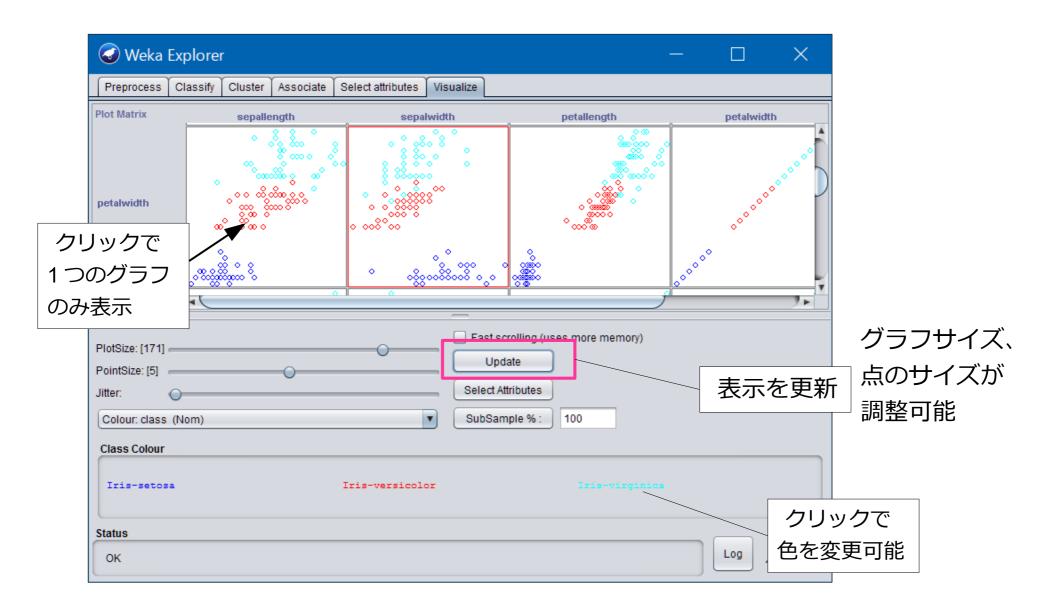
- 主成分分析
 - iris データ (4 次元特徴)を2次元に



補足 - Select Attributes での主成分分析

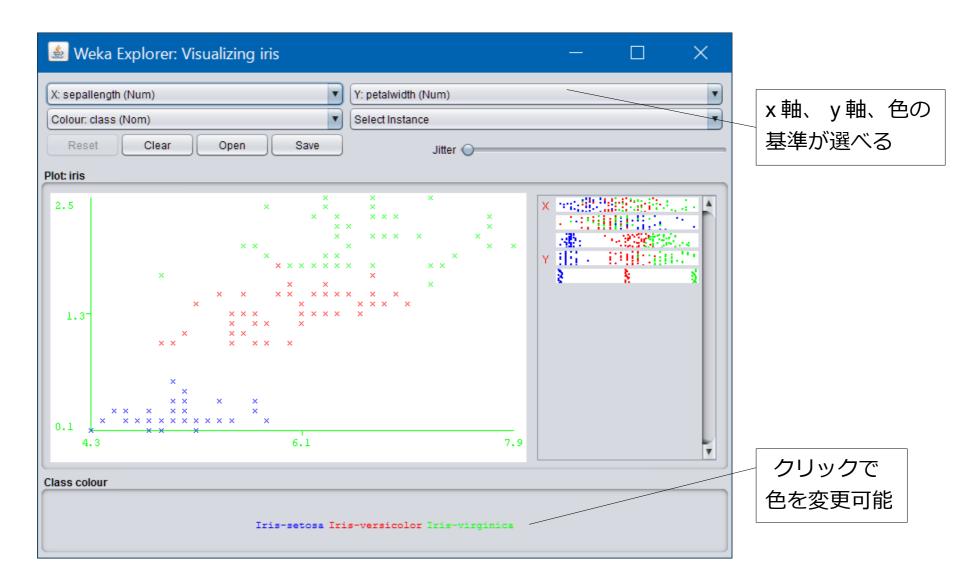


データのプロット (Visualize)



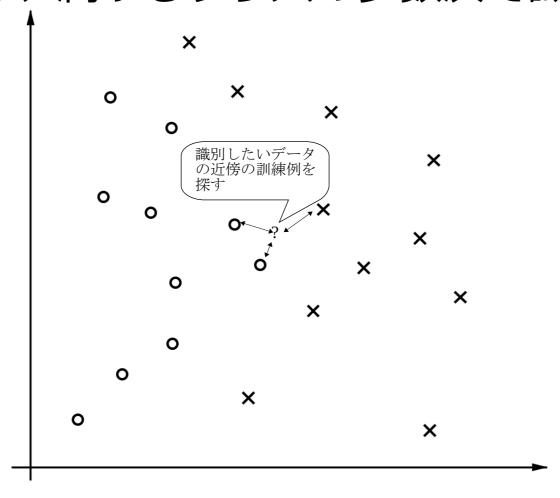
データのプロット (Visualize)

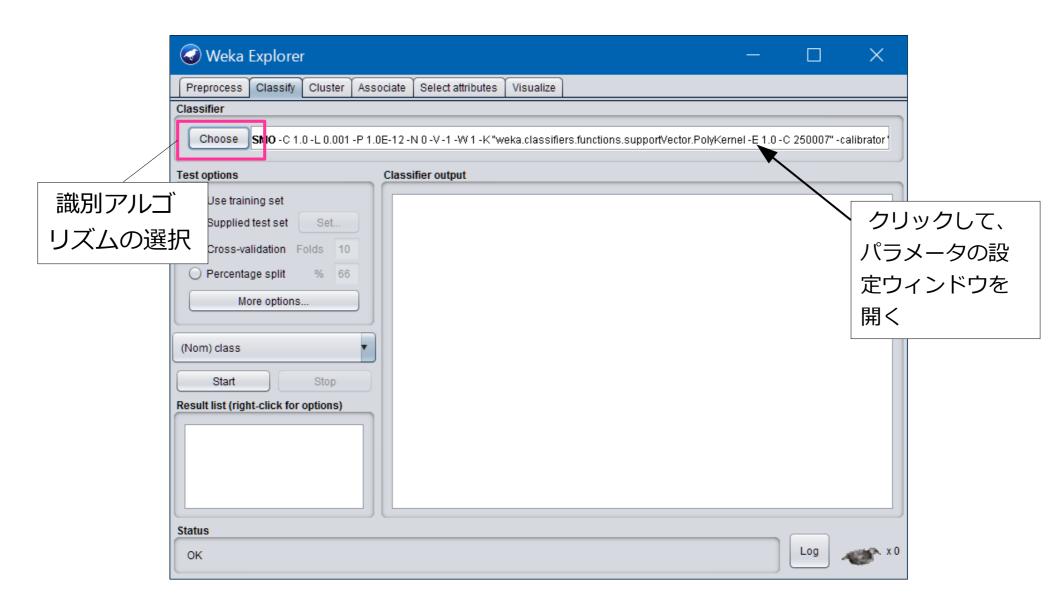
• 1 つのグラフのみ表示



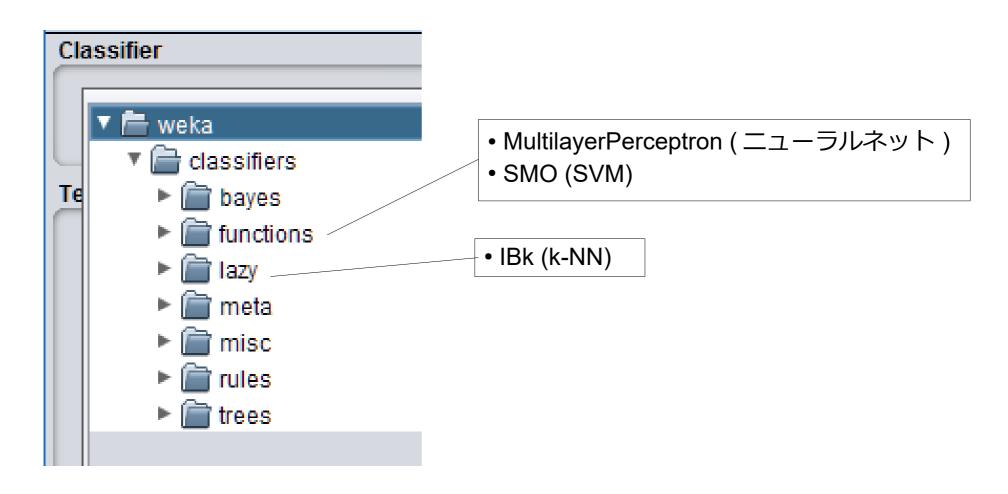
2.1.4 学習 k-NN 法

• 識別したいデータの近傍の k 個の学習データを 探し、属するクラスの多数決で識別

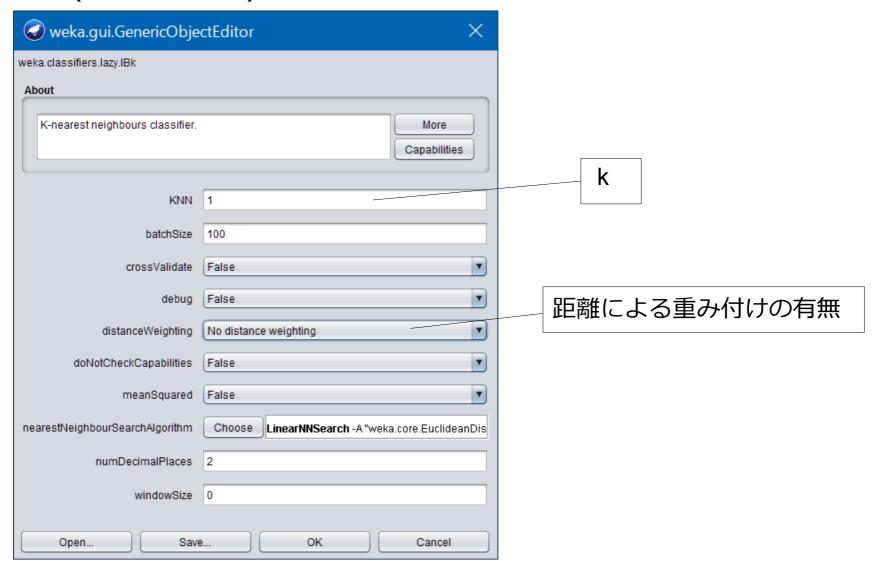




• 識別器の選択



• IBk (k-NN 法) のパラメータ

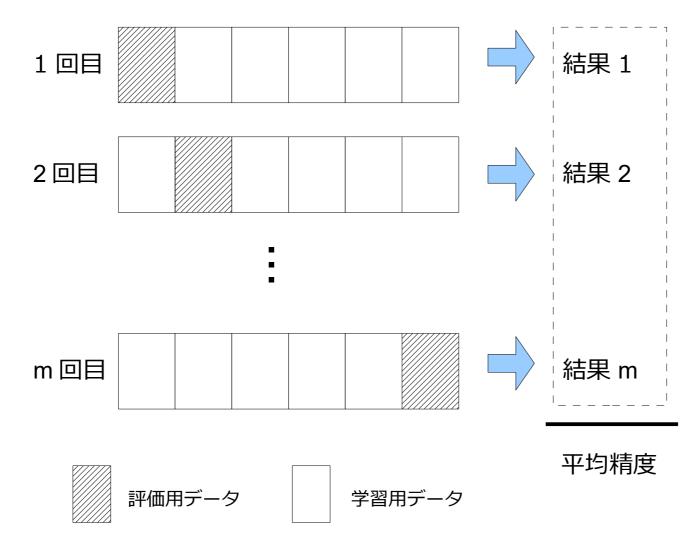


2.1.3 評価基準の設定

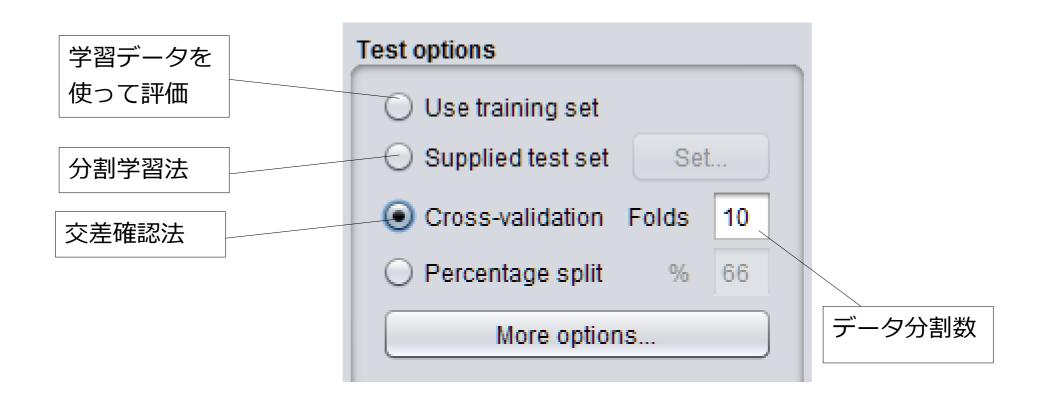
- 分割学習法
 - データの半分を学習用、残りの半分を評価用とする
 - ハイパーパラメータを調整する場合は、学習用・検 証用・評価用に分ける
- 交差確認法
 - データを m 個の集合に分割し、 m-1 個の集合で 学習、残りの 1 個の集合で評価を行う
 - 評価する集合を入れ替え、合計 m 回評価を行う
 - 分割数をデータ数とする場合を一つ抜き法とよぶ

2.1.3 評価基準の設定

• 交差確認法



• 評価法の設定



• 学習結果の見方

```
=== Summary ===
```

Correctly Classified Instances
Incorrectly Classified Instances
Kappa statistic
Mean absolute error
Root mean squared error
Relative absolute error
Root relative squared error
Total Number of Instances

```
14

1

0.9167

0.1051

0.1645

31.4161 %

39.3051 %

15
```

```
正解率
93.3333 %
6.6667 %
```

=== Confusion Matrix ===

```
a b c d e <-- classified as
3 0 0 0 0 | a = a
0 3 0 0 0 | b = i
0 0 3 0 0 | c = u
0 0 0 3 0 | d = e
1 0 0 0 2 | e = o
```

縦方向が正解、横方向が予測 対角成分が正解数

結果の可視化

- 学習したモデル
 - ・ 式、木構造、ネットワークの重み、 etc.
- 性能
 - 正解率、精度、再現率、 F 値
 - ・グラフ
 - パラメータを変えたときの性能の変化
 - 異なるモデルの性能比較

2.1.5 結果の可視化

• 混同行列

	予測+	予測一
正解十	true positive(TP)	false negative(FN)
正解一	falsepositive(FP)	true negative(TN)

• 正解率
$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN}$$

• 精度
$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

• 再現率
$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

• **F**値
$$F$$
-measure = $2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$

正解の割合 クラスの出現率に 偏りがある場合は不適

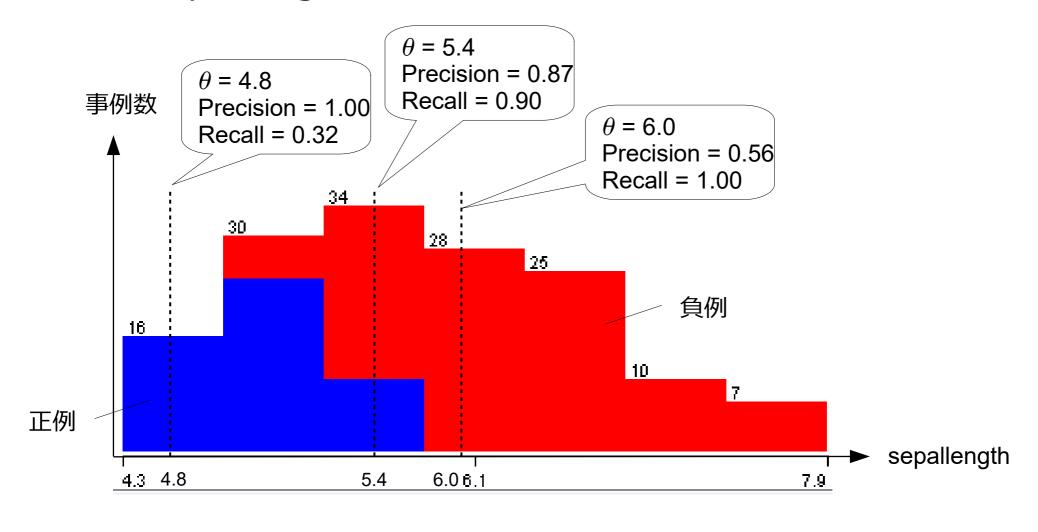
正例の判定が 正しい割合

正しく判定された 正例の割合

> 精度と再現率の 調和平均

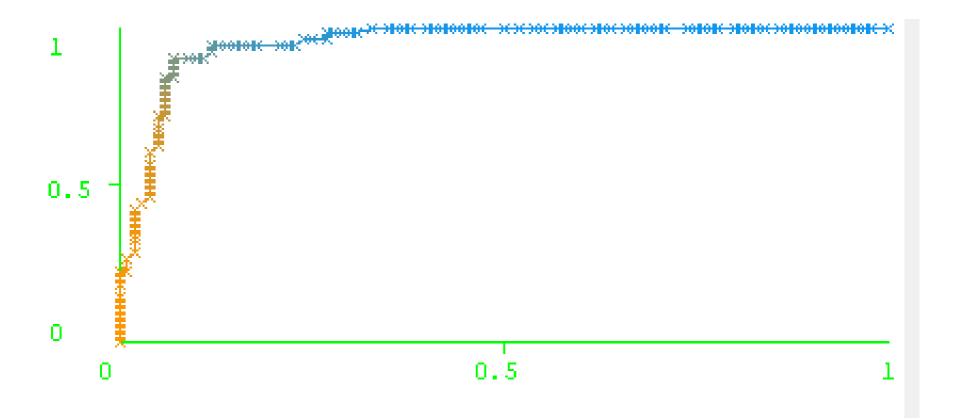
2.1.5 結果の可視化

- 識別のための閾値の設定
 - sepallength 特徴による Iris-setosa の識別



2.1.5 結果の可視化

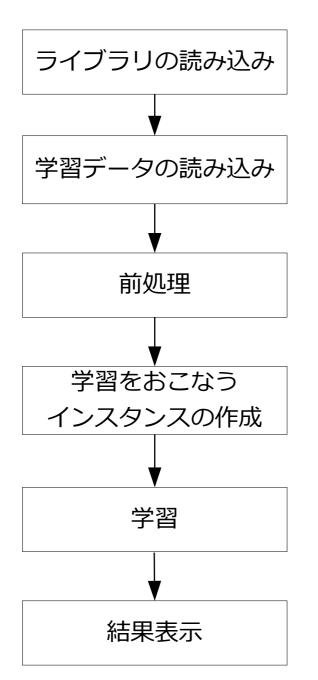
- 精度と再現率のトレードオフ
 - ROC 曲線



2.2 Python による機械学習

- Python を使うメリット
 - データ処理や機械学習のパッケージが充実
 - グラフ表示などの可視化が容易
 - Jupyter Notebook で、実行手順を記録しながら コーディングが可能

2.2 Python による機械学習



- 組み込みデータは datasets パッケージを利用
- 外部データは pandas の read_csv 等を利用
- 標準化:scale
- 主成分分析: PCA
- 学習パラメータを与えてインスタンスを作成
- fit に学習データを与えて学習
- 分割学習法では predict で予測を得る
- 交差確認法では cross_val_score を実行
- 分割学習法では confusion_matrix で混同行列を求める
- 交差確認法では、結果から平均・標準偏差などを求める