Deep Learningを用いた効率的な特許調査

アジア特許情報研究会 1)
〇安藤俊幸　花王株式会社

目次

INFOPRO2017発表+YEARBOOK2017

特許調査への機械学習適応時の留意点
doc2vecによる公報（文書）単位の類似度計算
次元圧縮による可視化検討

YEARBOOK2018

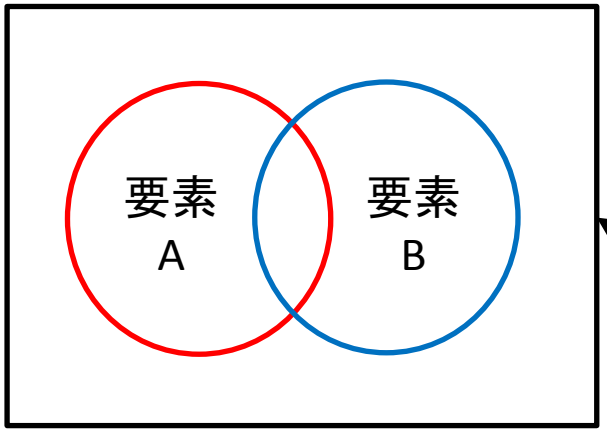
doc2vecによる発明の要素（文）単位の類似度計算
Deep Learningの基礎検討
Deep Learningによる文書分類
単語ベクトルの合成による文書のベクトル化検討（３種類）

１）アジア特許情報研究会
http://www.geocities.jp/patentsearch2006/asia-research.html

特許調査への機械学習適応時の留意点

（1）フレーム問題

フレーム問題とは、人工知能における重要な難問の一つで、
有限の情報処理能力しかないロボットには、現実に起こりうる
問題全てに対処することができないことを示すものである。



そこで枠（フレーム）を作って、その枠の中だけで思考する。

外枠

検索において調査範囲を決める
外枠と考えると理解しやすい

（2）ノーフリーランチ定理（NFL 定理）

・最適化問題であらゆる問題に適用できる性能の良い万能のアルゴリズムは無い
・ある特定の問題に焦点を合わせた専用アルゴリズムの方が性能が良い

特許調査に当てはめると調査目的に合った適切な機械学習のアルゴリズムを選択することが重要である。

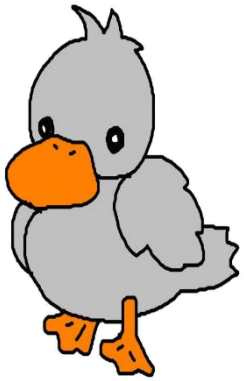
ノーフリーランチ定理の名前の由来：酒場で「**ドリンク注文で昼食無料**」の広告、
実はドリンク代金に昼食も含まれている → 「**教師データ作成、検証**」等の**コスト**も重要

(3)醜いアヒルの子の定理

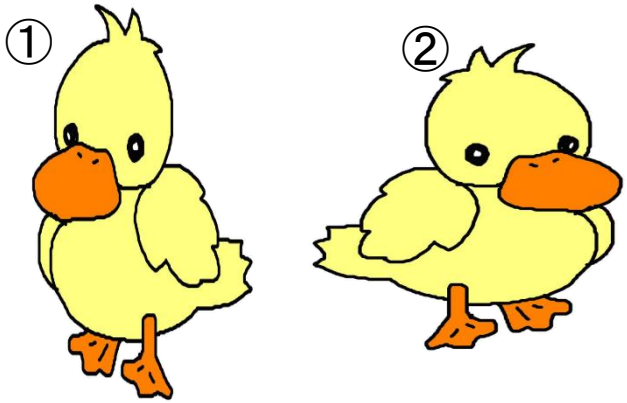
「醜いアヒルの子を含むn 匹のアヒルがいるとする。このとき醜いアヒルの子と普通のアヒルの子の類似性は任意の二匹の普通のアヒルの子の間の類似性と同じになる」

・純粋に客観的な立場からはどんなものを比較しても同程度に似ているとしか言えない

・**各特徴量を全て同等に扱っている**ことにより成立する定理



醜いアヒルの子



普通のアヒルの子

将来有望な特許を見つけたい！？

	体色	背の高さ	横幅	体重	目の開閉	嘴の向き	尾の向き
醜いアヒルの子	灰色	高	細	軽	開	左	右
普通のアヒルの子①	黄色	低	細	軽	開	左	右
普通のアヒルの子②	黄色	低	太	重	開	右	左

特徴量として**体色**に着目すると類似性は異なる

(4)シンボルグラウンディング問題

シンボルグラウンディング問題とは、記号システム内のシンボルがどのようにして実世界の意味と結びつけられるかという問題。記号接地問題とも言う。

現在の「AI」は人間と同じように自然言語を理解しているわけではないことに注意

先行技術調査の流れ（進め方）

特許検索競技大会2016
フィードバックセミナー資料p35

出願したい明細書から構成要素を分析する

着目点
※醐いアヒルの子の定理

明細書を熟読して発明内容を理解し、検索式作成のための
構成要素を決定する

※シンボルグラウンディング問題

予備検索の実行

調査範囲の把握：※フレーム問題

特許分類（FI、Fターム、IPC）、キーワードの検討
海外の場合（IPC,CPC）

検索戦略立案、検索式作成

調査範囲の決定：※フレーム問題
着目点：※醐いアヒルの子の定理

検索式に使用する特許分類、キーワードの抽出
多観点の検索式の検討

スクリーニング過程を詳細に検討し、
機械学習を応用した支援方法（ツール）検討

検索実行、スクリーニング

優先順位を決め、効率的にスクリーニングを行う
スクリーニング結果に応じて、検索戦略を再検討

特許性（新規性、進歩性）判断を謳うAI　**※シンボルグラウンディング問題、NFL定理**

スクリーニング課程の現状と理想

現状

どの文献が当たりか判らないので、
片端から読み込む

D2(Y1)

D3(Y2)

D1(X1)

AI技術（機械学習、深層学習、自然言語処理）の
活用による効率的な特許調査

理想

D1(X1)新規性
D2(Y1)進歩性（主）
D3(Y2)進歩性（副）

可能性の高い文献から順番に読みたい

先行文献にスコアが付いていれば、
スコアの高い文献から読むことが
できる。

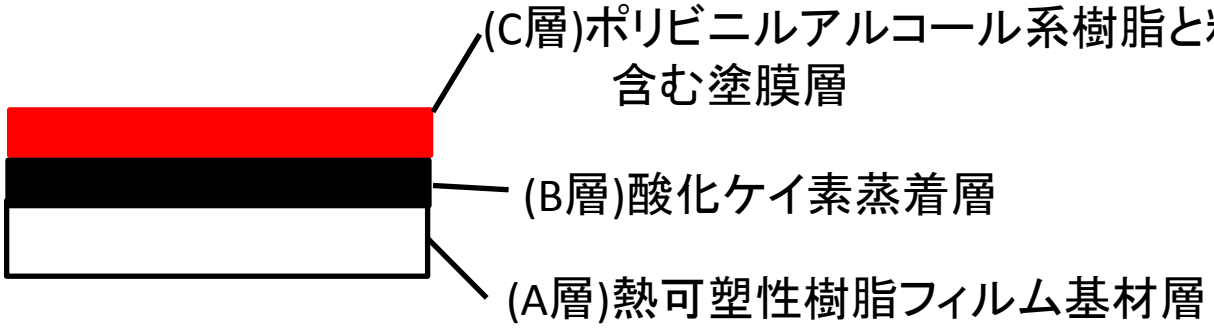
発明の構成要素毎に根拠個所を見たい

機械（AI）がなぜ根拠と判定したか理由が知りたい

先行技術調査の事例検討

特許検索競技大会2016　化学・医薬分野
出題内容:【問2】問題文概要(2/3)

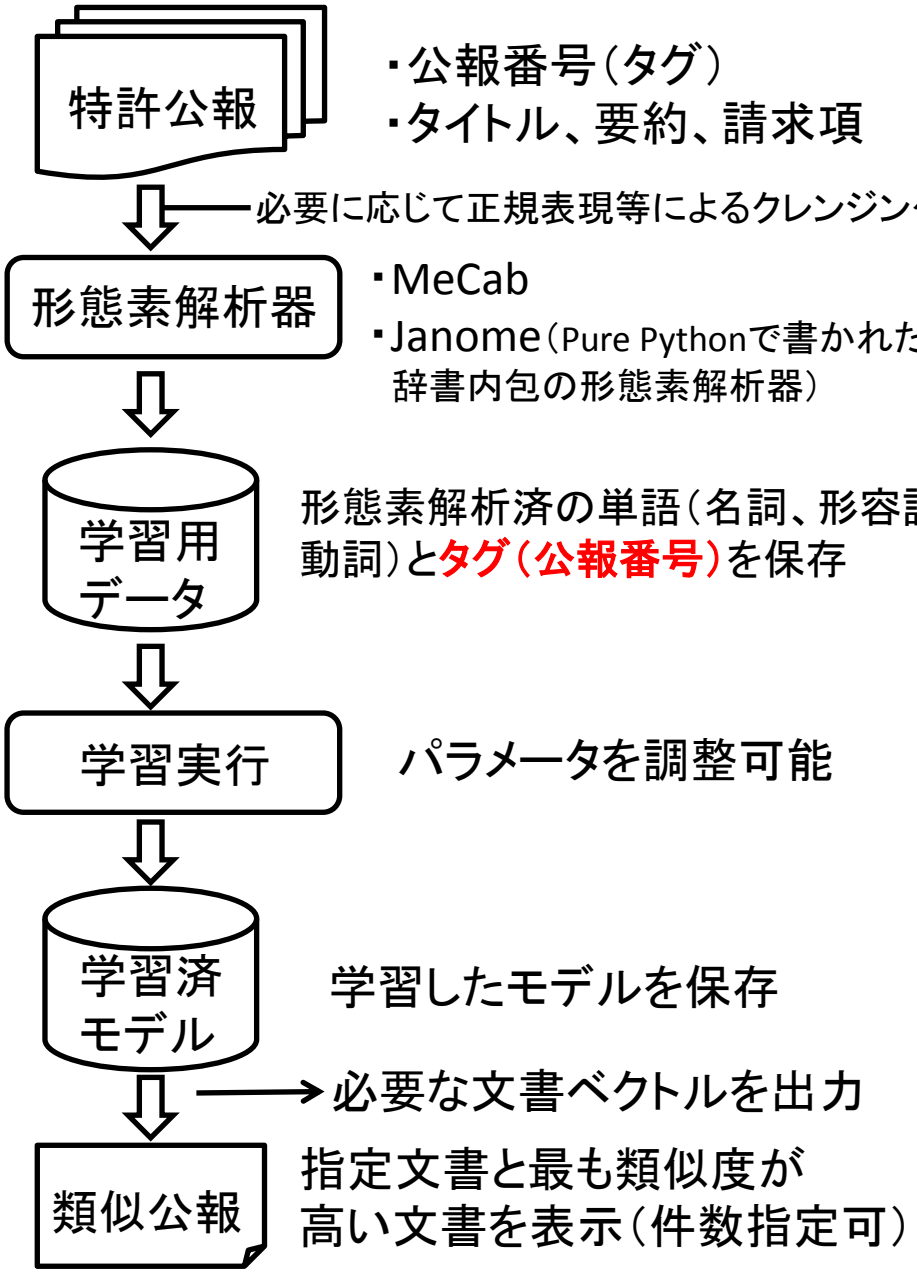
【特許請求の範囲】
【請求項1】
熱可塑性樹脂フィルム基材層(A層)、酸化ケイ素蒸着層(B層)、ポリビニルアルコール系樹脂と粘土鉱物を含む塗膜層(C層)が他の層を介して又は介さずにこの順に積層されてなることを特徴とするガスバリア性包装用フィルム。



ガスバリア性包装用フィルム

図4. 特許検索競技大会2016の化学・医薬分野の問2

doc2vecによる文書のベクトル化処理の概要



改良ポイント
①公報を文単位に分解してタグ付け
②実施例追加
③クエリ：請求項1、構成要素a～g

タグ付け詳細
公報番号_記載部分:文番号
例：P2001-123456_c6

記載部分略号
T：タイトル
A：要約
C：請求項
E：実施例

構成要素分析（検索競技大会の模範解答例）

YEARBOOK2018

熱可塑性樹脂フィルム基材層、酸化ケイ素蒸着層、ポリビニルアルコール系樹脂と粘土鉱物を含む塗膜層が他の層を介して又は介さずにこの順に積層されてなることを特徴とするガスバリア性包装用フィルム。

正解例と解説:【間2】(1)構成要素分析

(1)調査依頼された請求項1に対して、検索すべき技術の構成要素(概念)を記述しなさい。

記号	構成要素(概念)	重み1	重み2
a	熱可塑性樹脂フィルム基材層	10%	5%
b	酸化ケイ素蒸着層	20%	30%
c	ポリビニルアルコール系樹脂を含む塗膜層	10%	10%
d	塗膜層に粘土鉱物を含む	30%	30%
e	他の層を介してまたは介さずにこの順に積層	5%	1%
f	ガスバリア性	15%	19%
g	包装用フイルム	10%	5%

※構成要素の分け方は本例に限定しない

同じ重みだと
1/7=14.3%

図6．構成要素分析（検索競技大会の模範解答例）

分布仮説に基づいた文脈中の単語の重み学習（word2vec）

YEARBOOK2018

分布仮説

・類似する文脈でよく使われる表現は似た意味を持つ

・単語の意味はその周辺単語の分布により知ることができる

学習例

熱可塑性樹脂フィルム基材層、酸化ケイ素蒸着層、ポリビニルアルコール系樹脂・・・

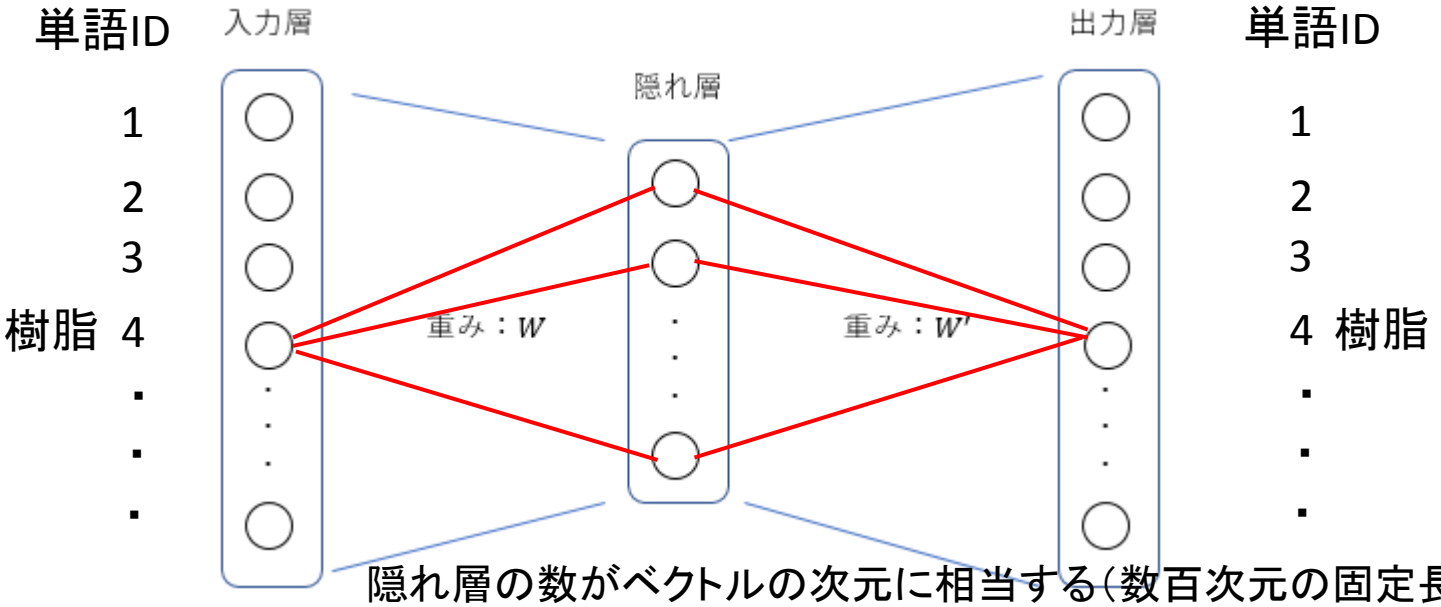
1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 8 12 13 4

熱/可塑/性/**樹脂**/フィルム/基/材/層/酸化/ケイ素/蒸着/層/ポリビニルアルコール/系/**樹脂**

ウィンドウ幅：5

①注目単語の前後の周辺単語を学習/予測する

②周辺単語から注目単語を学習/予測する



隠れ層の数がベクトルの次元に相当する（数百次元の固定長ベクトル）

「文」単位での類似度計算による再現率曲線

YEARBOOK2018

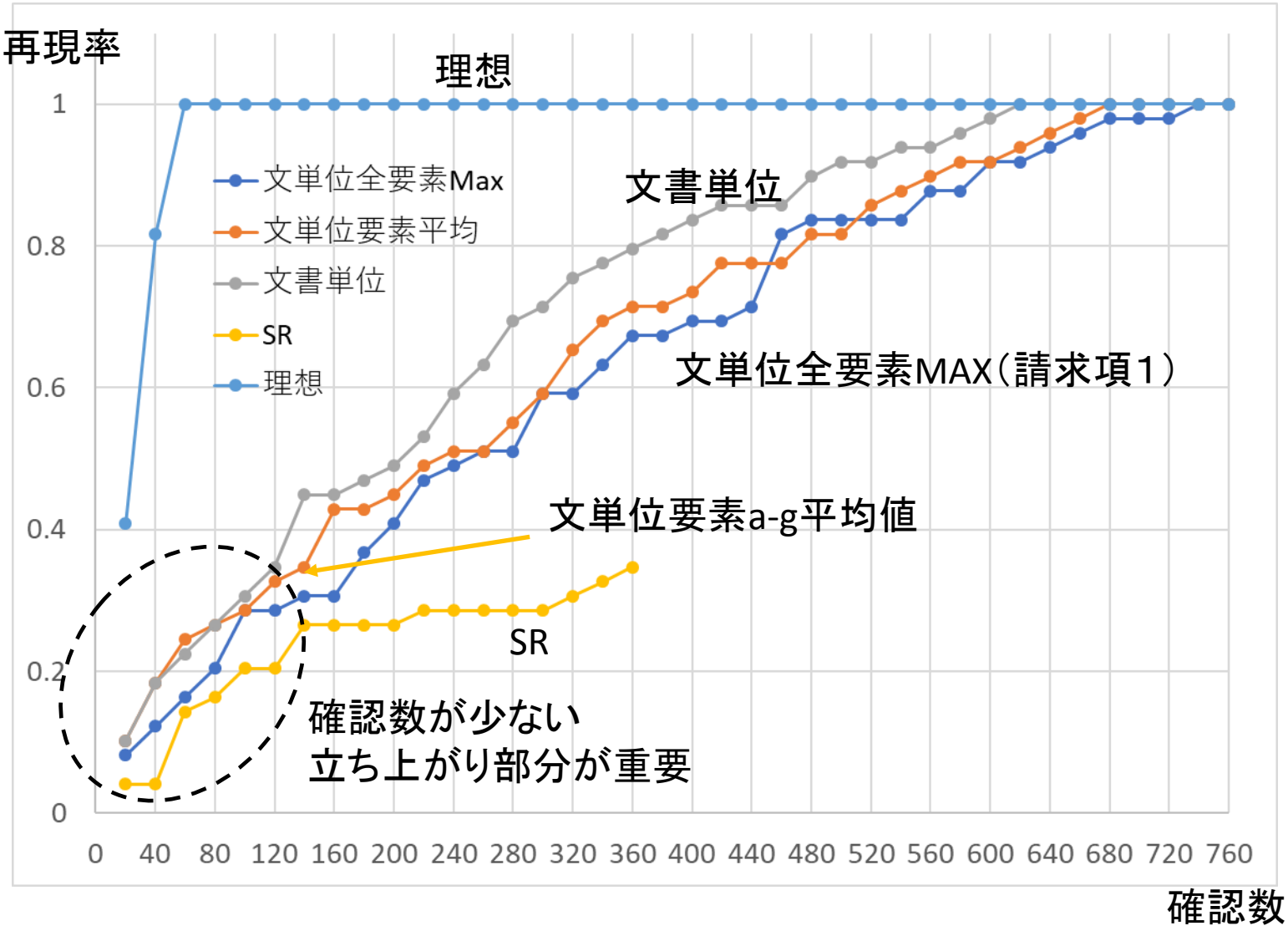


図8.「文」単位での類似度計算による再現率曲線

発明の構成要素の重み付け検討

YEARBOOK2018

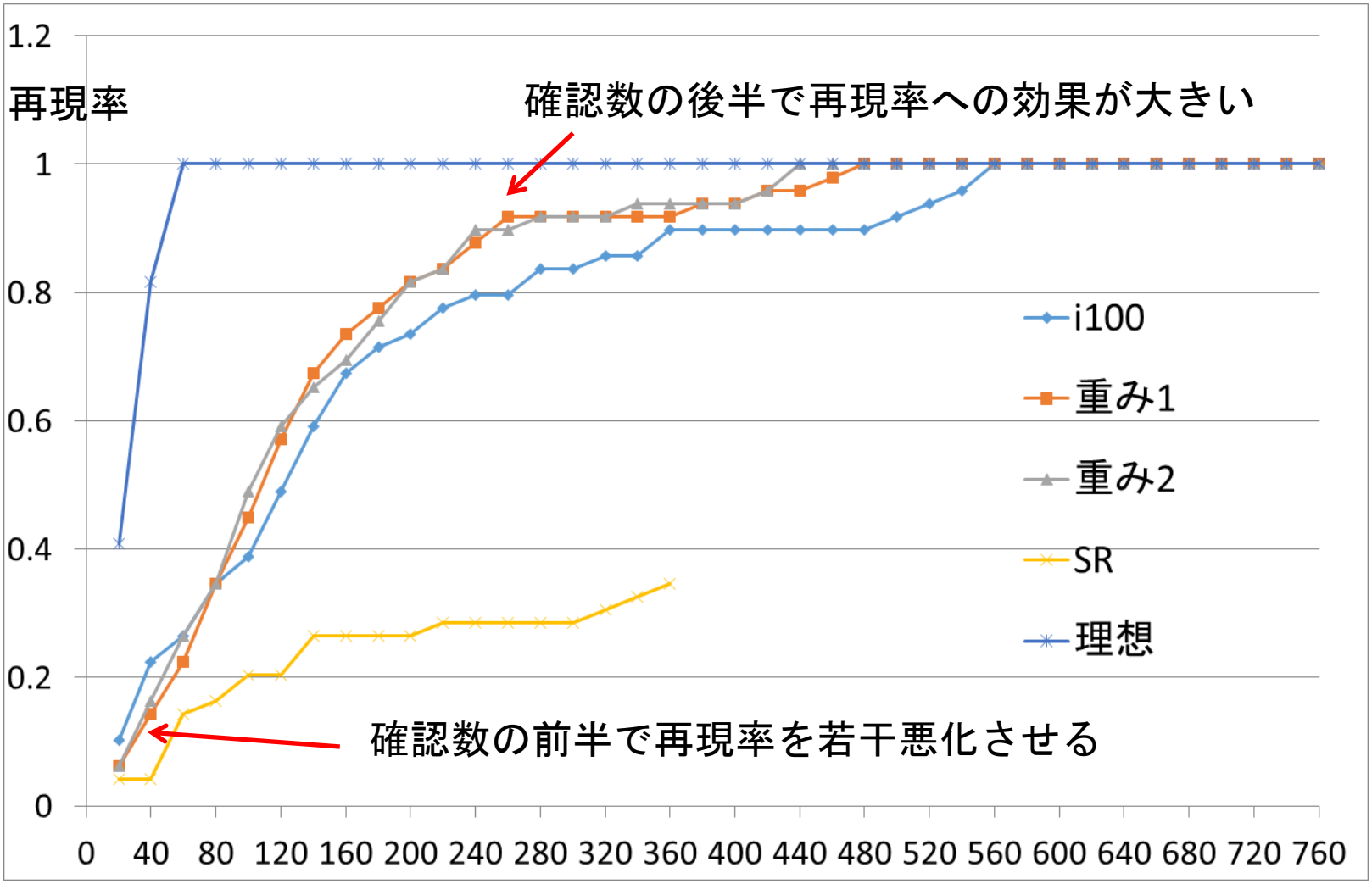


図9. 発明の構成要素の重み付け検討

文の分節とクエリ拡張の影響（クエリ）

実施例を請求項2、請求項3としてクレーム化してクエリ拡張

YEARBOOK2018

PatNo	TACE
P0_T1	ガスバリア性包装用フィルム。
P0_A1	ポリプロピレン、ポリエチレンテレフタレート、ナイロンなどの熱可塑性樹脂からなるフィルムは、透明性、耐熱性を有するため様々な用途に広く用いられている。
P0_A2	しかし酸素や水蒸気バリア性能が求められる用途、例えば鮮度が求められる食品のパッケージ用途には適さない。
P0_A3	そのため、従来から熱可塑性樹脂フィルムとアルミニウム箔とを積層したフィルムが食品用のパッケージとして用いられてきた。
P0_A4	しかしアルミニウム箔を積層したフィルムは、ガスバリア性能は優れる一方で、フィルムの向こう側が視認不能となる上、金属探知機の使用ができなくなるという問題がある。
P0_A5	これらの問題を解決するフィルムとして、熱可塑性樹脂フィルムに酸化ケイ素等の無機酸化物を蒸着したものが開発されているが、そのガスバリア性能は鮮度が求められる食品の保存用途としては十分でなかった。
P0_A6	そこで、酸化ケイ素蒸着層の上にポリビニルアルコール系樹脂と粘土鉱物を含む塗膜層を設けることで、これらの問題を解決したガスバリア性包装用フィルムの発明に至った。
P0_C1	熱可塑性樹脂フィルム基材層、酸化ケイ素蒸着層、ポリビニルアルコール系樹脂と粘土鉱物を含む塗膜層が他の層を介して又は介さずにこの順に積層されてなることを特徴とするガスバリア性包装用フィルム。
P0_C2	**熱可塑性樹脂がポリプロピレン、ポリエチレンテレフタレート、ナイロンから選ばれた請求項1記載のガスバリア性包装用フィルム。**
P0_C3	**粘土鉱物がカオリナイト、ディッカイト、ナクライト、ハロイサイト、アンチゴライト、クリソタイル、ヘクトライト、パイロフィライト、モンモリロナイト、白雲母、マーガライト、タルク、パーミキュライト、金雲母、ザンソフィライト、緑泥石から選ばれた請求項1記載のガスバリア性包装用フィルム。**
P0_E1	ポリビニルアルコール水溶液に、モンモリロナイトを加え60℃で75分間撹拌した。
P0_E2	その後、さらに2－プロパノールを添加し、その混合液を室温まで冷却して塗工液を得た。
P0_E3	熱可塑性フィルム基材として厚さ15μｍのポリエチレンテレフタレートフィルムを用い、この一方の面上に酸化ケイ素を蒸着した。
P0_E4	蒸着層の上に塗工液をグラビアコート法により形成し、ガスバリア性包装用フィルムを得た。
P0a_C1	**熱可塑性樹脂がポリプロピレン、ポリエチレンテレフタレート、ナイロンから選ばれた熱可塑性樹脂フィルム基材層。**
P0b_C1	酸化ケイ素蒸着層。
P0c_C1	ポリビニルアルコール系樹脂を含む塗膜層。
P0d_C1	**粘土鉱物がカオリナイト、ディッカイト、ナクライト、ハロイサイト、アンチゴライト、クリソタイル、ヘクトライト、パイロフィライト、モンモリロナイト、白雲母、マーガライト、タルク、パーミキュライト、金雲母、ザンソフィライト、緑泥石から選ばれた粘土鉱物を含む塗膜層。**
P0e_C1	他の層を介してまたは介さずにこの順に積層。
P0f_C1	ガスバリア性。
P0g_C1	包装用フイルム。

拡張

記載部分略号
T:タイトル
A:要約
C:請求項
E:実施例

図10．分の文節とクエリ拡張の影響（クエリ）

文の分節とクエリ拡張の影響（結果）

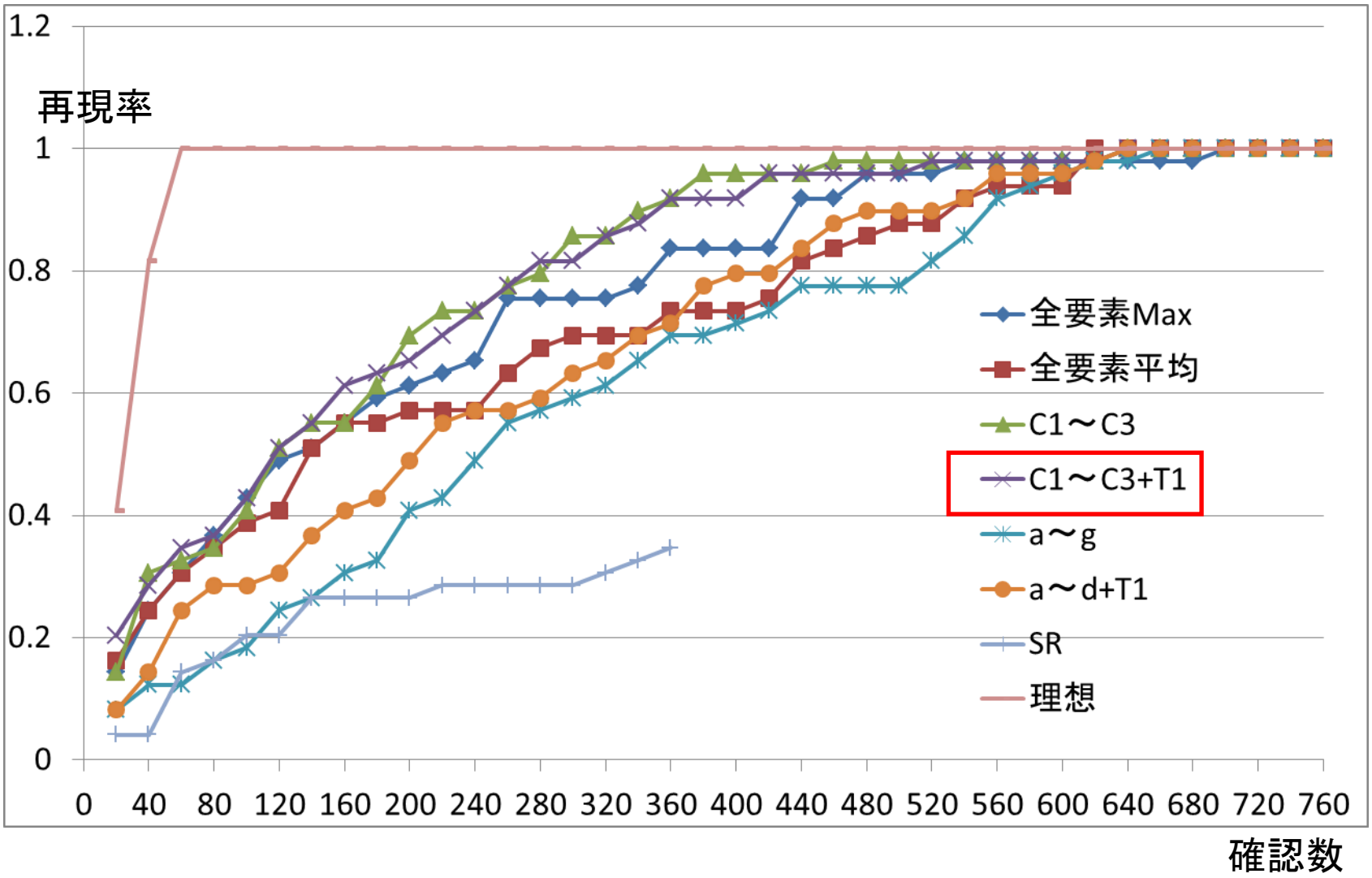


図１１．文の文節とクエリ拡張の影響（結果）

発明の構成要素毎の根拠個所（文）抽出結果

各構成要素の最大類似度「文」の平均値で順位２位P1998-076325　正解公報

構成要素	記載部	類似度	該当文	適合
a	E94	0.728	さらに、これらの熱可塑性樹脂基材は、透明であることが好ましい。	○
b	E99	0.595	金属及び／または金属酸化物は特に限定されないが、アルミニウム、ケイ素、亜鉛、マグネシウムなどの金属及び／または金属酸化物であることが好ましい。	○
c	E55	0.523	さらに、本発明では塗膜中に架橋剤を含んでいてもよい。	×
d	E125	0.489	塗膜の構成成分を含んだ塗剤は、溶媒に無機板状粒子が均一に分散もしくは膨潤しかつ水溶性または水分散性ポリマーが均一に溶解もしくは分散した溶液が好ましい。	○
e	E140	0.511	フィルム走行装置を具備した真空蒸着装置内にフィルムをセットし、冷却ドラムを介して走行させる。	×
f	E217	0.714	ガスバリア性に特に優れるフィルムが得られた。	○
g	T1	0.633	ガスバリアフィルム及び包装材料	○

平均値：0.599

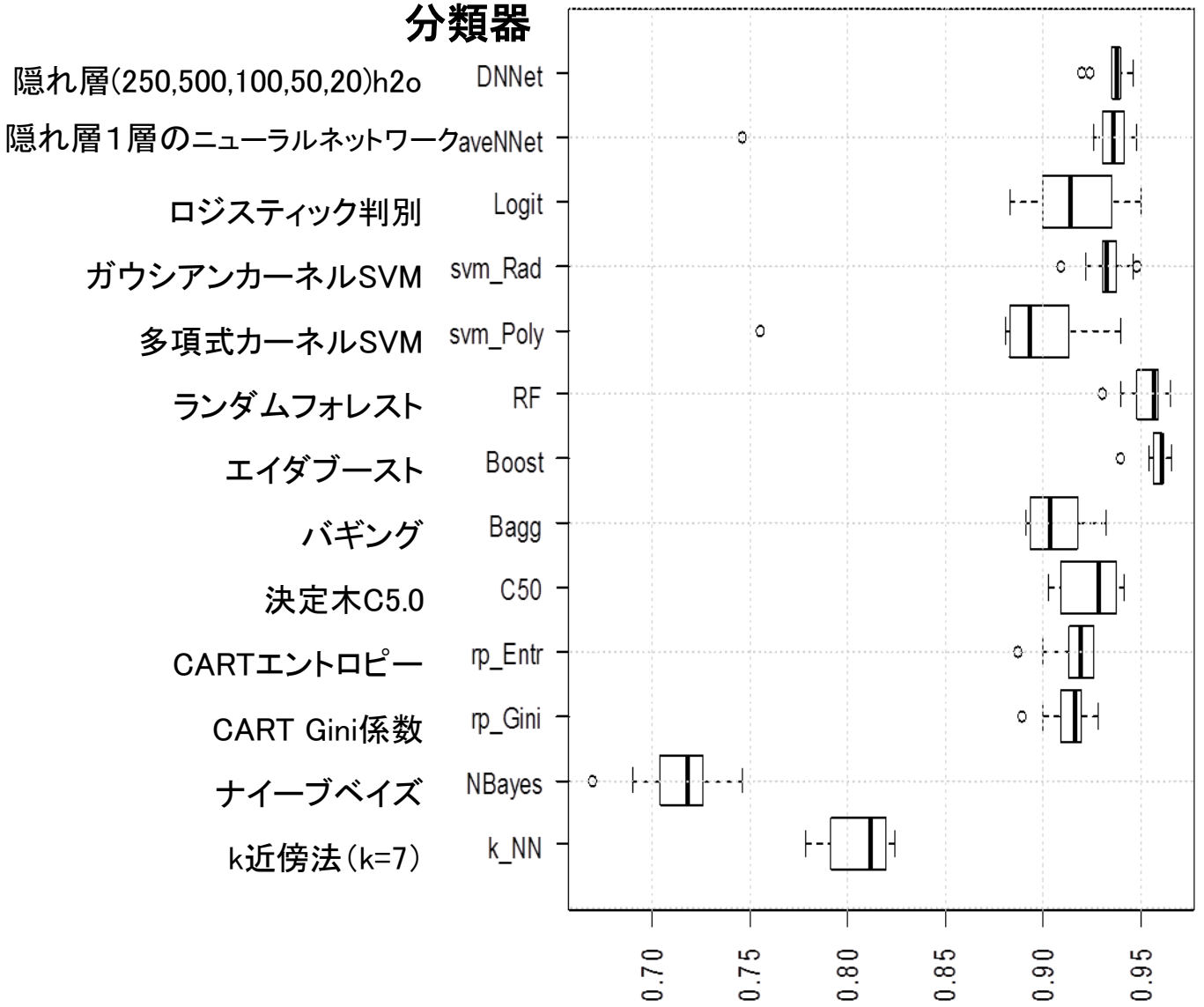
構成要素
a:熱可塑性樹脂フィルム基材層
b:酸化ケイ素蒸着層
c:ポリビニルアルコール系樹脂を含む塗膜層
d:塗膜層に粘土鉱物を含む
e:他の層を介してまたは介さずにこの順に積層
f:ガスバリア性
g:包装用フイルム

記載部分略号
T:タイトル
A:要約
C:請求項
E:実施例

・現在人が判定
・機械で判定を検討

教師あり分類アルゴリズムの適合判定への応用検討

スパムメール識別の正解率の箱ひげ図



Dataset:Rパッケージkernlab
英文メール4601通
（スパム1813、非スパム2788）
57個の特徴項目
（単語、数値、記号）
10フォールド交差確認法

金明哲. テキストアナリティクス,共立出版,2018, p.152-158.

Chainerの多層パーセプトロンによる階段関数の学習

多層パーセプトロン（3層）

Chainerの層の定義
l1=L.Linear(1, 10),
l2=L.Linear(10, 1),

中間層（隠れ層）

入力層

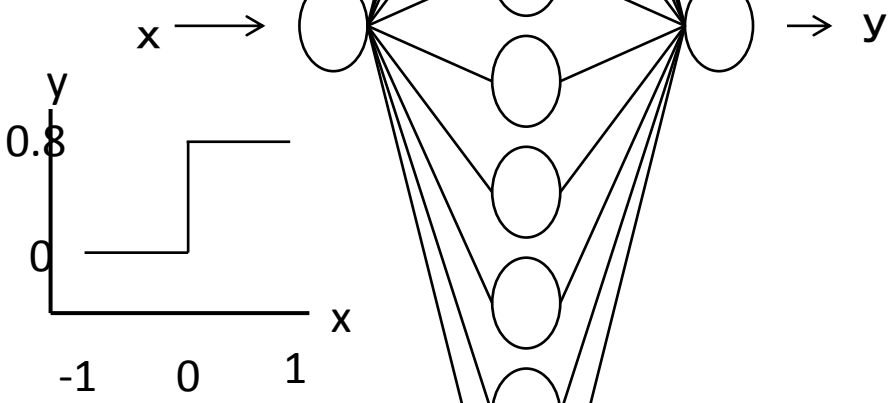
出力層

エッジの重みw1

.
.

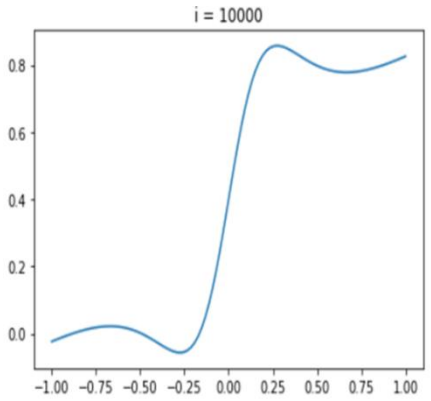
重みw10

機械学習
与えられた教師データを忠実に再現する関数を求める

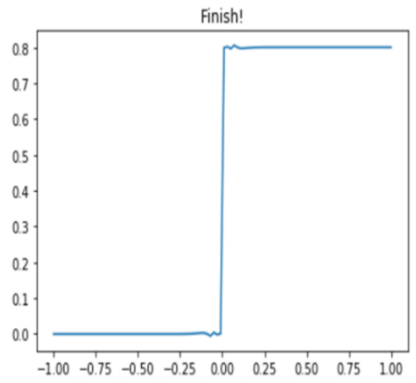


階段関数
xを-1～1まで100分割
x<0のときy=0,x>=0のときy=0.8

10000回「学習」

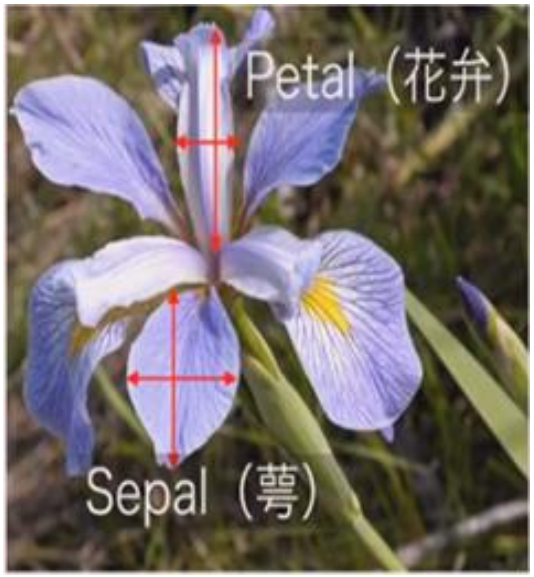


100000回「学習」



ニューラルネットワークの各エッジの重みを少しずつ調整し、正解ラベルとの誤差を小さくする事を、「学習」と呼ぶ

Iris（アヤメ）の品種分類（ Iris data set）



各花ごとに４つの測定値

- Sepal length　がく片の長さ
- Sepal width　がく片の幅
- Petal length　花弁の長さ
- Petal width　花弁の幅

品種

0:Setosa

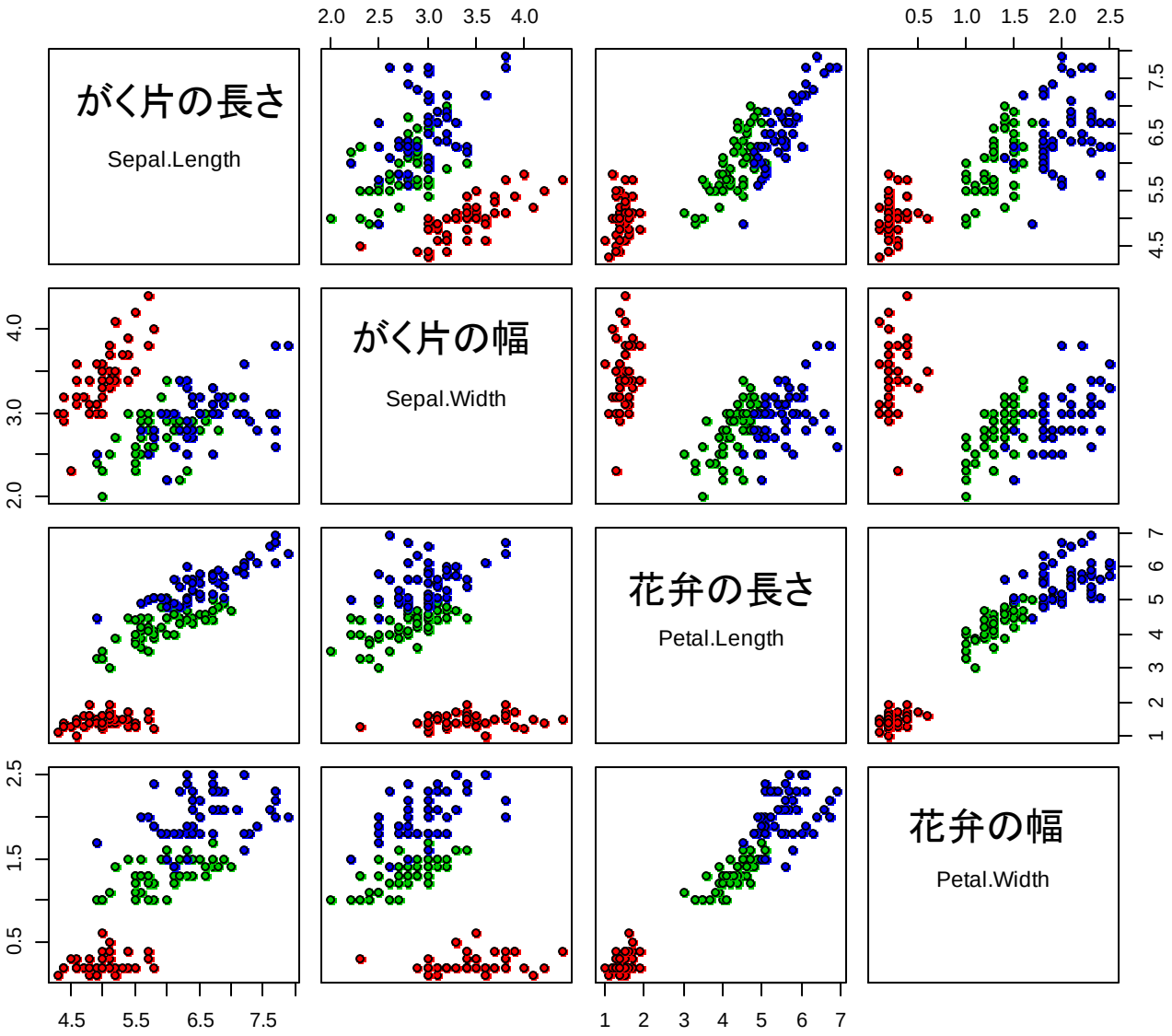
1:Versicolor

2:Versinica

各花ごとに4つの測定値+3品種（教師データ）→全部で150組

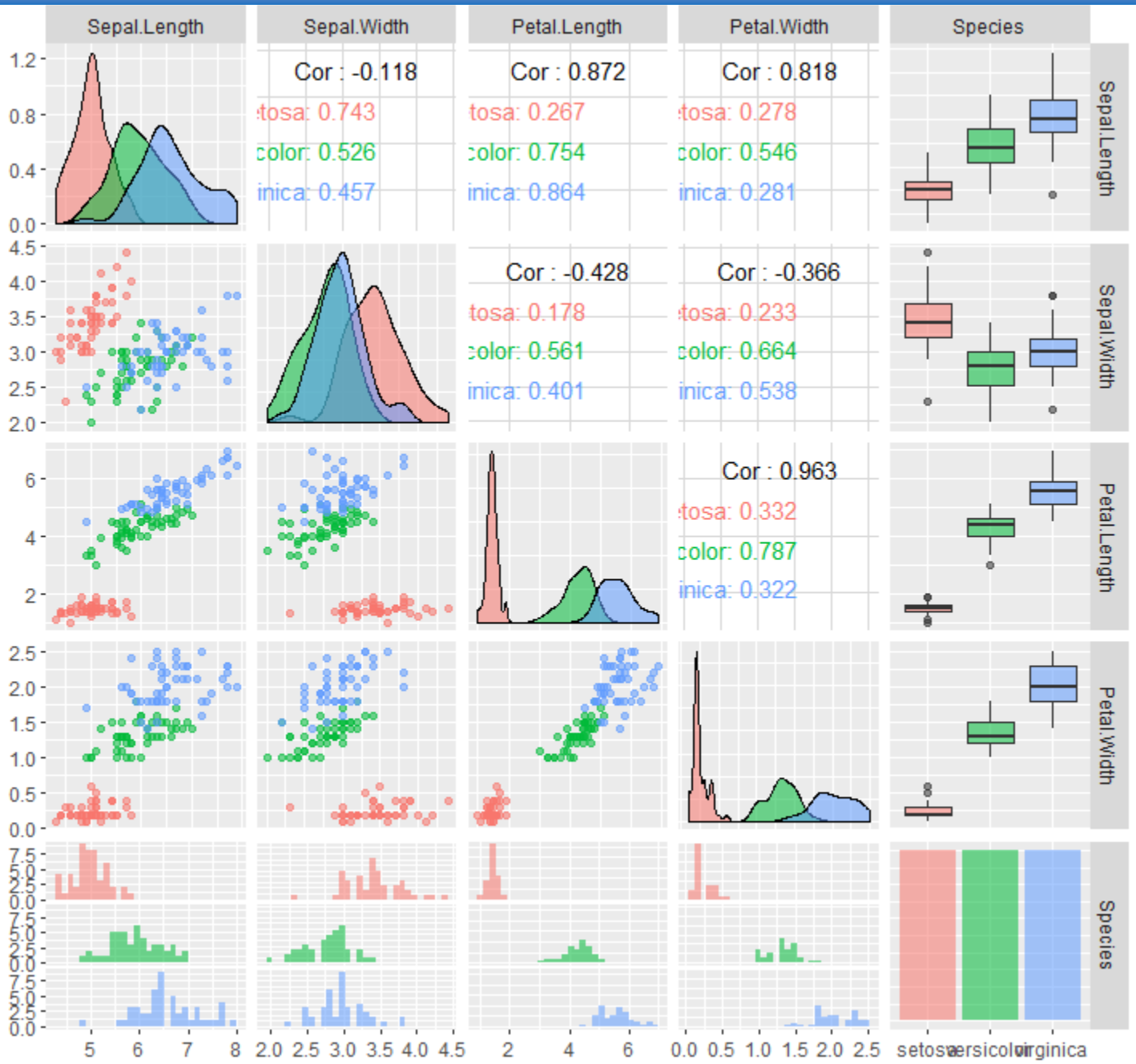
図14. Iris（アヤメ）の品種分類（ Iris data set）

Iris Data setosa/versicolor/virginica別各パラメータ散布図

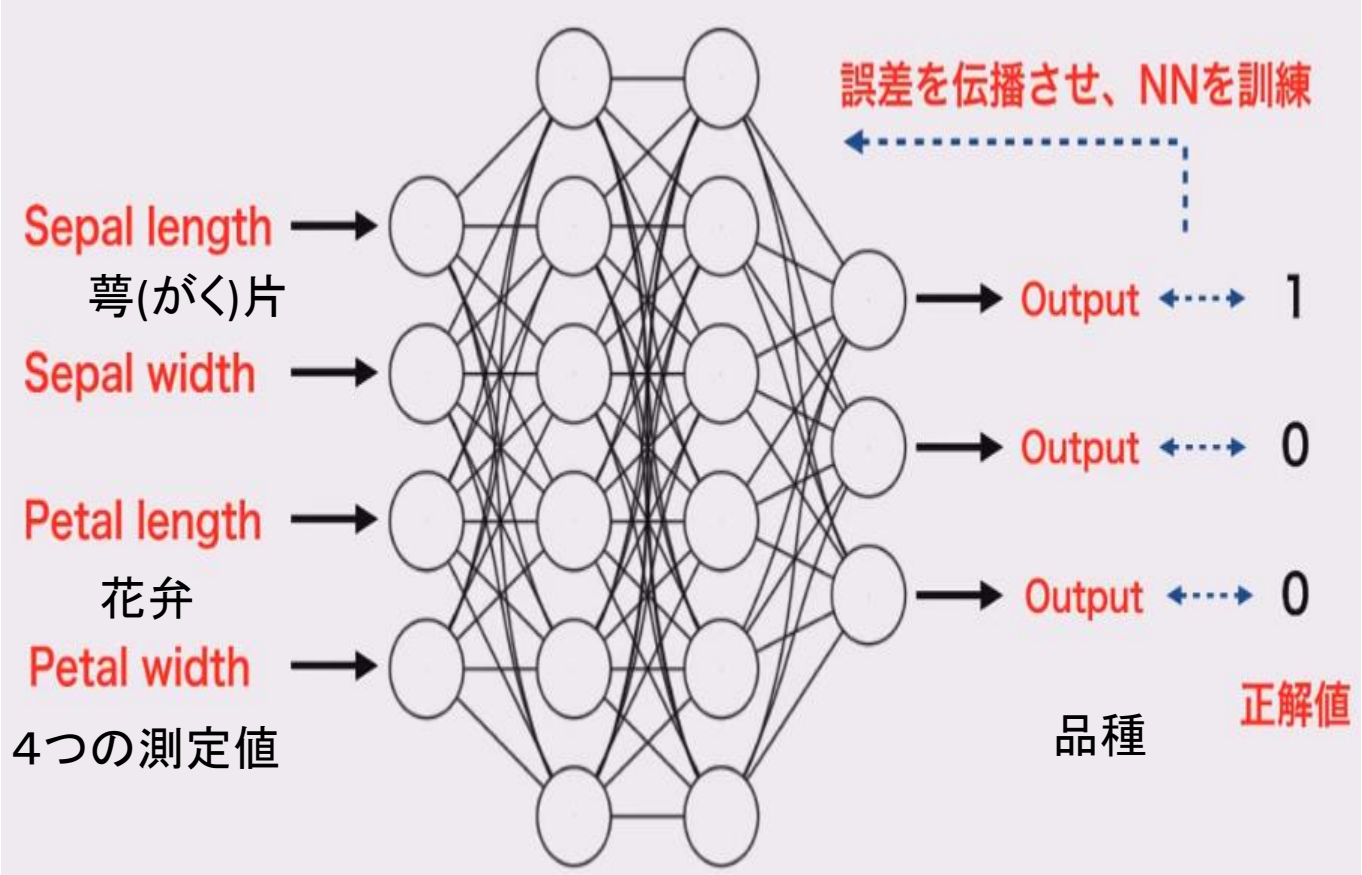


pairs(iris[1:4], main = "Iris Data setosa/versicolor/virginica", pch = 21, bg = c("red", "green3", "blue")[unclass(iris$Species)])

ggplot2によるIris Data setosa/versicolor/virginicaの可視化



ニューラルネットワークの訓練（Chainer）



最低限の実装によるディープラーニング

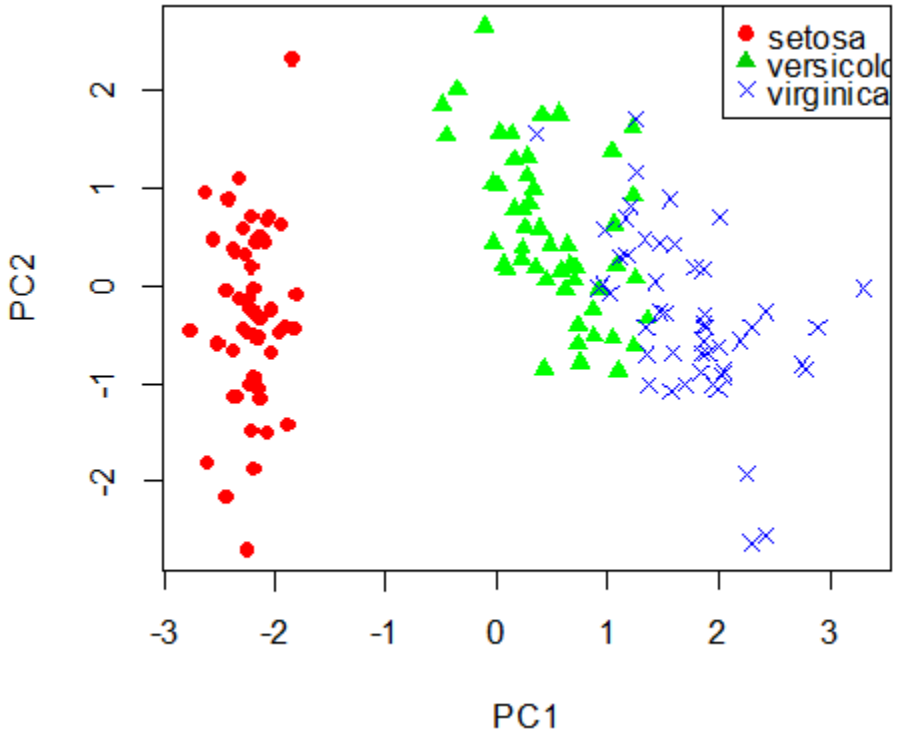
・入力層には4つ、出力層には3つのニューロン
・4層からなるニューラルネットワークを訓練
・訓練済のニューラルネットワークによる品種分類

訓練済モデルによる品種分類実行例
Correct: 72 Total: 75 Acuuracy: 96.0 %

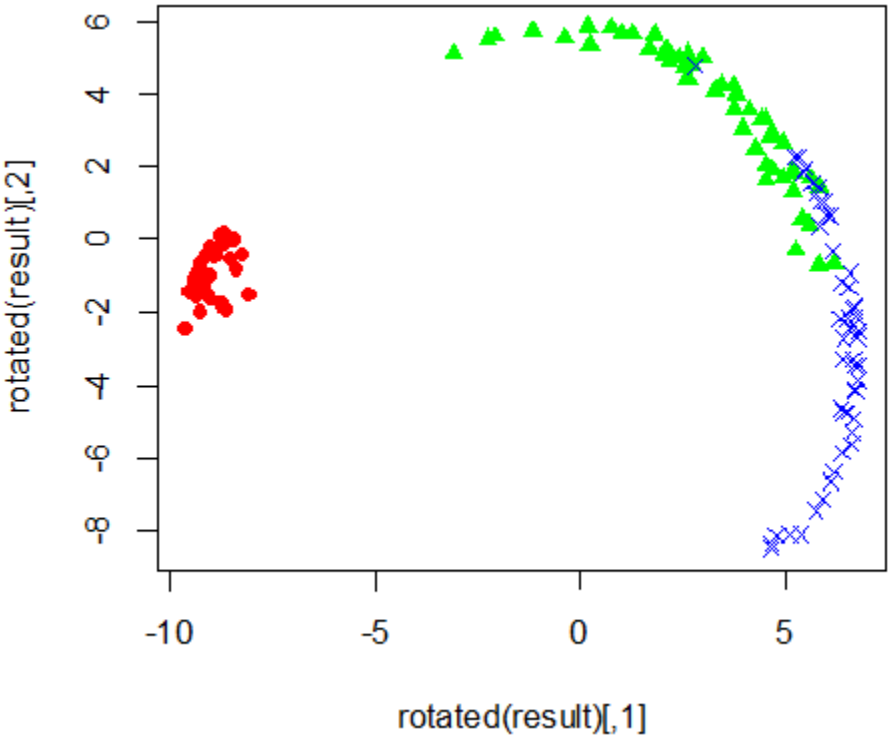
図15．Chainerによるニューラルネットワークの訓練と分類実行

Iris Data setosa/versicolor/virginicaの主成分分析

主成分分析



カーネル主成分分析



NTTデータ数理システム Deep Learnerの データタイプ・学習別処理内容と特色

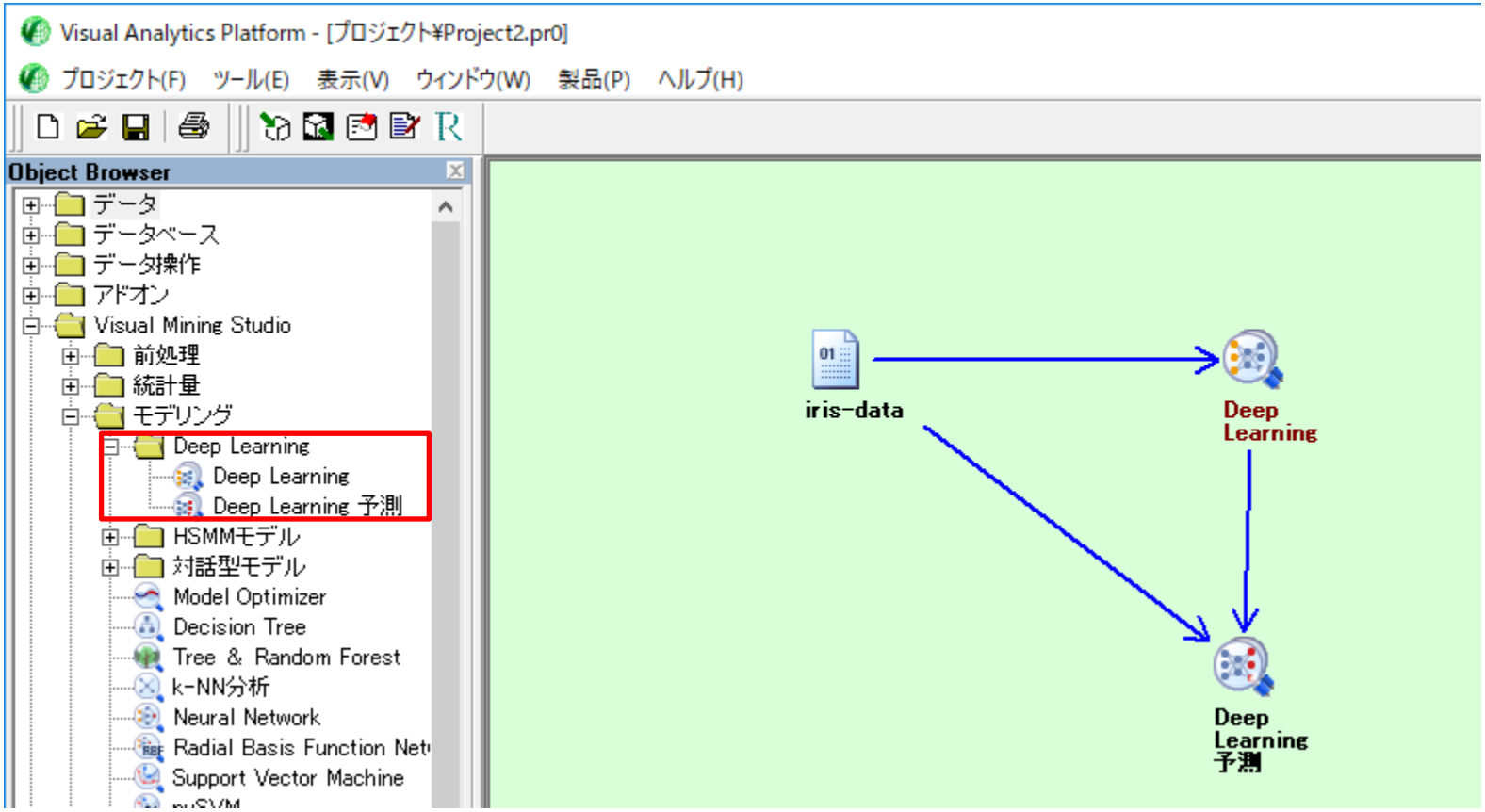
<table>
<tr><th></th><th>教師あり学習</th><th>教師なし学習</th></tr>
<tr><td>テーブル</td><td>分類分析・回帰分析</td><td>次元圧縮</td></tr>
<tr><td>時系列</td><td>系列を考慮した
分類分析・回帰分析
例）時系列センサーデータ等</td><td rowspan="2">可変長の系列データから
固定長の次元圧縮表現を獲得</td></tr>
<tr><td>テキスト</td><td>テキストの分類分析</td></tr>
<tr><td>特色</td><td>目的変数は数値、カテゴリを
問わず複数指定可能</td><td>次元圧縮により得た表現を
VMSの他のアイコンで使用可能
例）クラスタリング、可視化等</td></tr>
</table>

Deep Learner
http://www.msi.co.jp/deeplearner/
Deep Learner は、ディープラーニング (Deep Learning, 深層学習) のモデルを
プログラミング不要で対話的に設計し、実行するためのモジュール

Visual Analytics Platform のDeep Learning

Deep Learner

Iris（アヤメ）の品種分類（ Iris data set）csvファイル入力



Iris(アヤメ)の品種分類(Iris data set)

入力データ

category(目的変数)の列属性に注意！
数値:回帰、　テキスト:カテゴリ判別

iris-data-c --- データ可視化

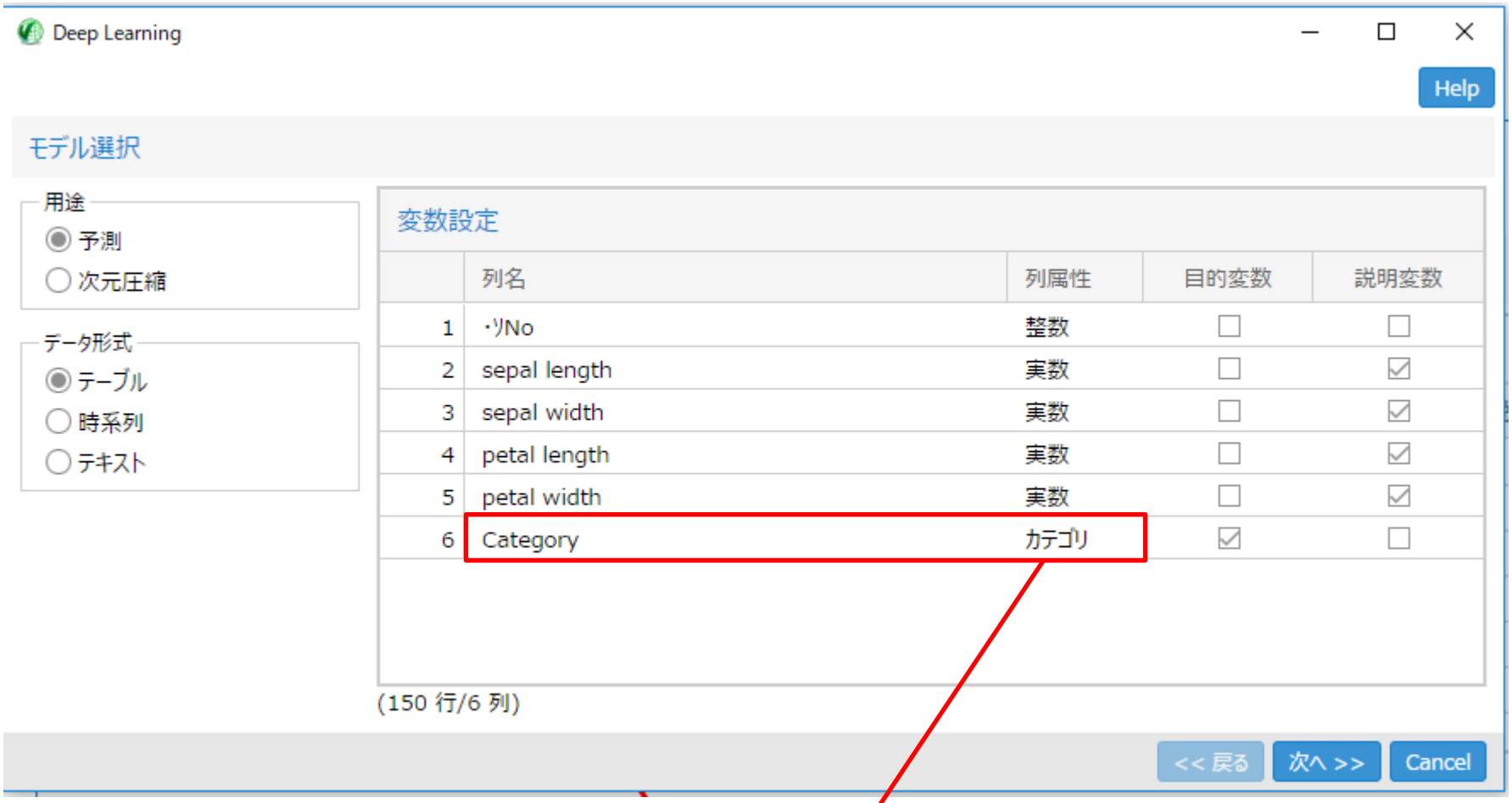
コンテンツ

table

table (150 行/6 列)

	・リNo	sepal length	sepal width	petal length	petal width	Category
1	1	5.10	3.50	1.40	0.20	c0
2	2	4.90	3.00	1.40	0.20	c0
3	3	4.70	3.20	1.30	0.20	c0
4	4	4.60	3.10	1.50	0.20	c0
5	5	5.00	3.60	1.40	0.20	c0
6	6	5.40	3.90	1.70	0.40	c0
7	7	4.60	3.40	1.40	0.30	c0
8	8	5.00	3.40	1.50	0.20	c0
9	9	4.40	2.90	1.40	0.20	c0
10	10	4.90	3.10	1.50	0.10	c0
11	11	5.40	3.70	1.50	0.20	c0
12	12	4.80	3.40	1.60	0.20	c0
13	13	4.80	3.00	1.40	0.10	c0
14	14	4.30	3.00	1.10	0.10	c0
15	15	5.80	4.00	1.20	0.20	c0

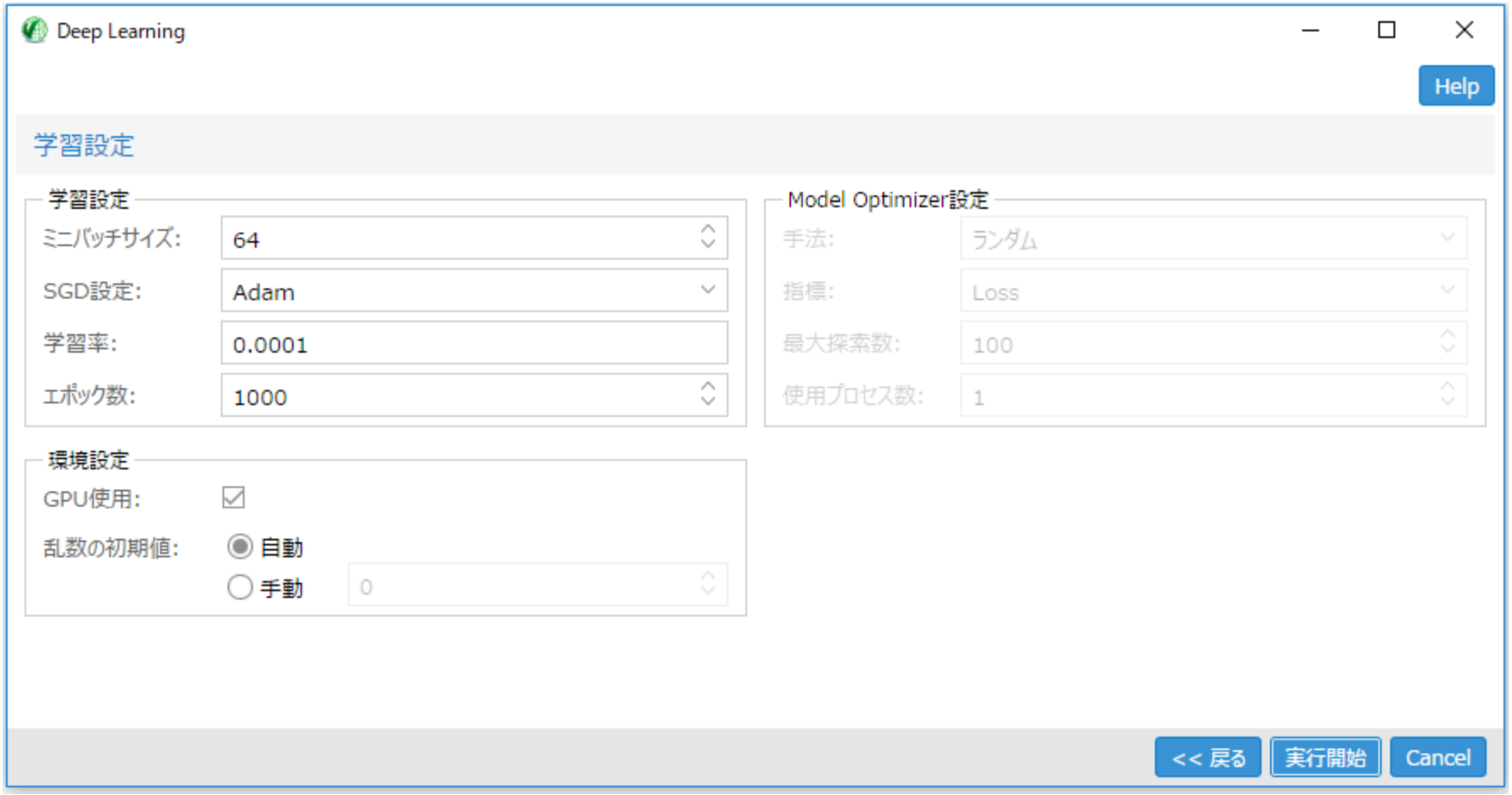
Deep Learnerの変数設定



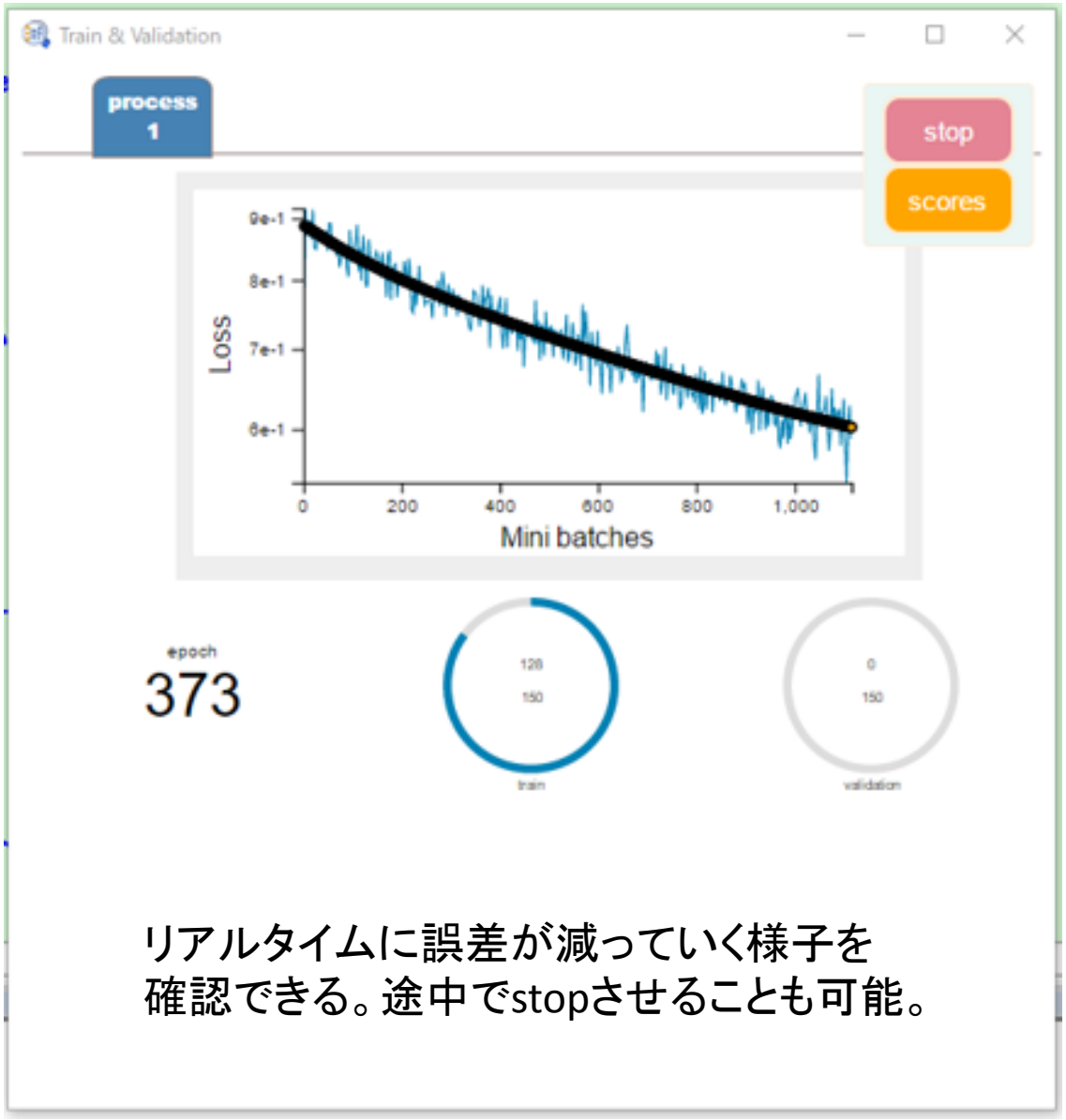
Category（目的変数）の列属性に注意！
数値：回帰、　テキスト：カテゴリ判別

ニューラルネットワークのモデルデザイン

Deep Learningの学習設定



Deep LearningのLoss（誤差）計算



リアルタイムに誤差が減っていく様子を
確認できる。途中でstopさせることも可能。

Deep Learning --- データ可視化

0:Setosaの予測結果一部抜粋

コンテンツ

- result
- score

result (150 行/10 列)

	No	sepal le…	sepal w…	petal le…	petal w…	Category	Category.予測	Category.c0	Category.c1	Category.c2
1	1	5.10	3.50	1.40	0.20	c0	c0	0.83	0.15	0.02
2	2	4.90	3.00	1.40	0.20	c0	c0	0.81	0.17	0.02
3	3	4.70	3.20	1.30	0.20	c0	c0	0.83	0.15	0.02
4	4	4.60	3.10	1.50	0.20	c0	c0	0.83	0.15	0.02
5	5	5.00	3.60	1.40	0.20	c0	c0	0.83	0.15	0.02
6	6	5.40	3.90	1.70	0.40	c0	c0	0.83	0.15	0.01
7	7	4.60	3.40	1.40	0.30	c0	c0	0.82	0.16	0.02
8	8	5.00	3.40	1.50	0.20	c0	c0	0.83	0.15	0.02
9	9	4.40	2.90	1.40	0.20	c0	c0	0.82	0.15	0.02
10	10	4.90	3.10	1.50	0.10	c0	c0	0.83	0.16	0.02

1:Versicolorの予測結果一部抜粋

result (150 行/10 列)

	･リNo	sepal le…	sepal w…	petal le…	petal w…	Category	Category.予測	Category.c0	Category.c1	Category.c2
51	51	7.00	3.20	4.70	1.40	c1	c1	0.03	0.68	0.29
52	52	6.40	3.20	4.50	1.50	c1	c1	0.02	0.57	0.41
53	53	6.90	3.10	4.90	1.50	c1	c1	0.02	0.62	0.36
54	54	5.50	2.30	4.00	1.30	c1	c1	0.04	0.56	0.40
55	55	6.50	2.80	4.60	1.50	c1	c1	0.02	0.59	0.39
56	56	5.70	2.80	4.50	1.30	c1	c1	0.02	0.54	0.44
57	57	6.30	3.30	4.70	1.60	c1	c2	0.01	0.49	0.50
58	58	4.90	2.40	3.30	1.00	c1	c1	0.14	0.57	0.29
59	59	6.60	2.90	4.60	1.30	c1	c1	0.03	0.67	0.30
60	60	5.20	2.70	3.90	1.40	c1	c2	0.03	0.46	0.50

Deep Learningによるアヤメの品種分類 Deep Learner

result (150 行/10 列)

2:Versinicaの予測結果一部抜粋

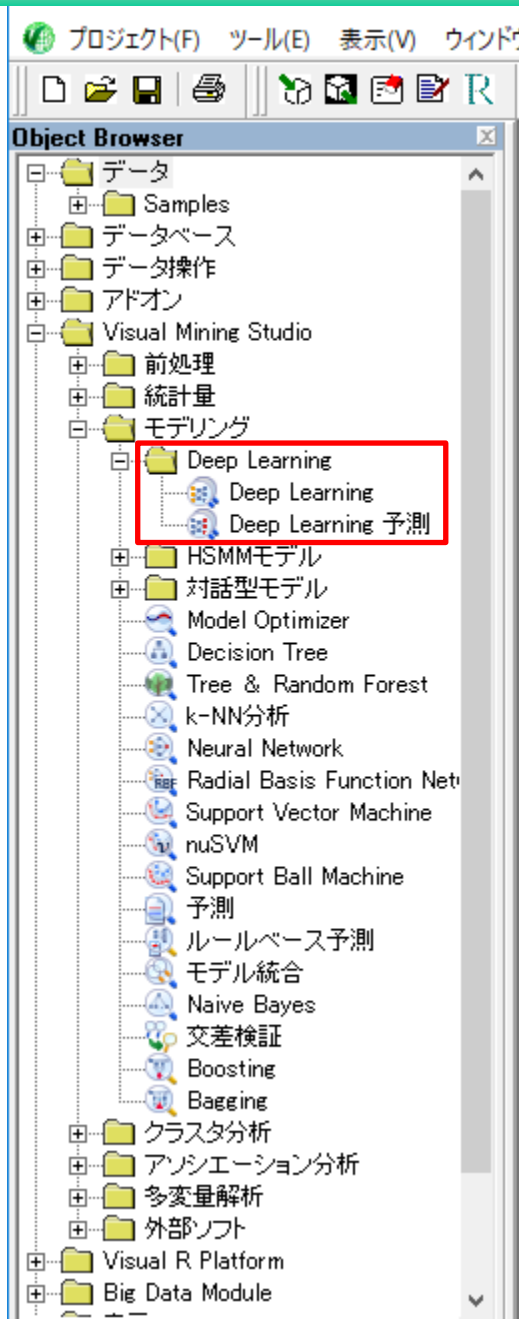
	No	sepal le…	sepal w…	petal le…	petal w…	Category	Category.予測	Category.c0	Category.c1	Category.c2
101	101	6.30	3.30	6.00	2.50	c2	c2	0.19	0.12	0.69
102	102	5.80	2.70	5.10	1.90	c2	c2	0.22	0.19	0.60
103	103	7.10	3.00	5.90	2.10	c2	c2	0.20	0.14	0.66
104	104	6.30	2.90	5.60	1.80	c2	c2	0.20	0.16	0.64
105	105	6.50	3.00	5.80	2.20	c2	c2	0.19	0.13	0.68
106	106	7.60	3.00	6.60	2.10	c2	c2	0.16	0.09	0.75
107	107	4.90	2.50	4.50	1.70	c2	c2	0.24	0.23	0.53
108	108	7.30	2.90	6.30	1.80	c2	c2	0.18	0.12	0.70
109	109	6.70	2.50	5.80	1.80	c2	c2	0.19	0.13	0.67
110	110	7.20	3.60	6.10	2.50	c2	c2	0.19	0.12	0.69

Iris(アヤメ)の品種分類(Iris data set)

	c0(予測)	c1(予測)	c2(予測)
c0	50	0	0
c1	0	47	3
c2	0	0	50

	誤答数	正答数	正答率
c0:Setosa	0	50	100.0%
c1:Versicolor	3	47	94.0%
c2:Versinica	0	50	100.0%
	3	147	98.0%

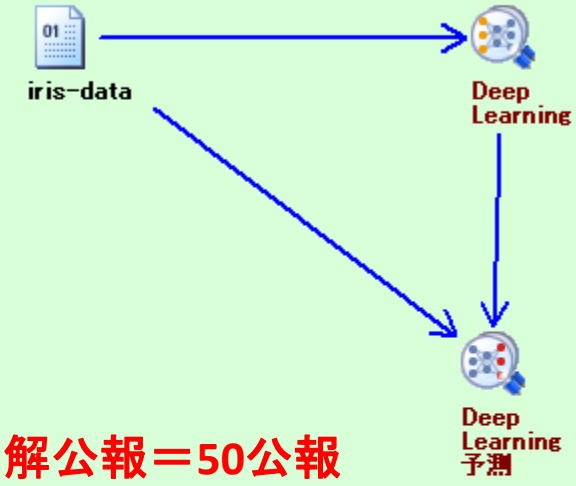
Deep Learningによる正解/ノイズの2値分類検討



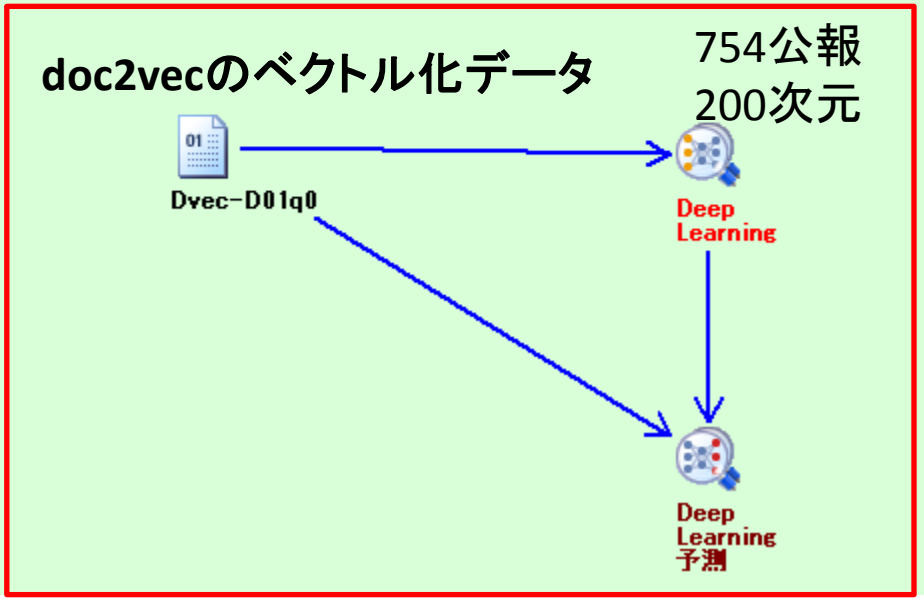
予備検討

YEARBOOK2018

	正答数	誤答数	正答率	精度	再現率
正解公報	30	20	60.0%	100.0%	60.0%
ノイズ公報	704	0	100.0%		
	734	20	97.3%		



本願+正解公報＝50公報



技術動向調査の事例検討

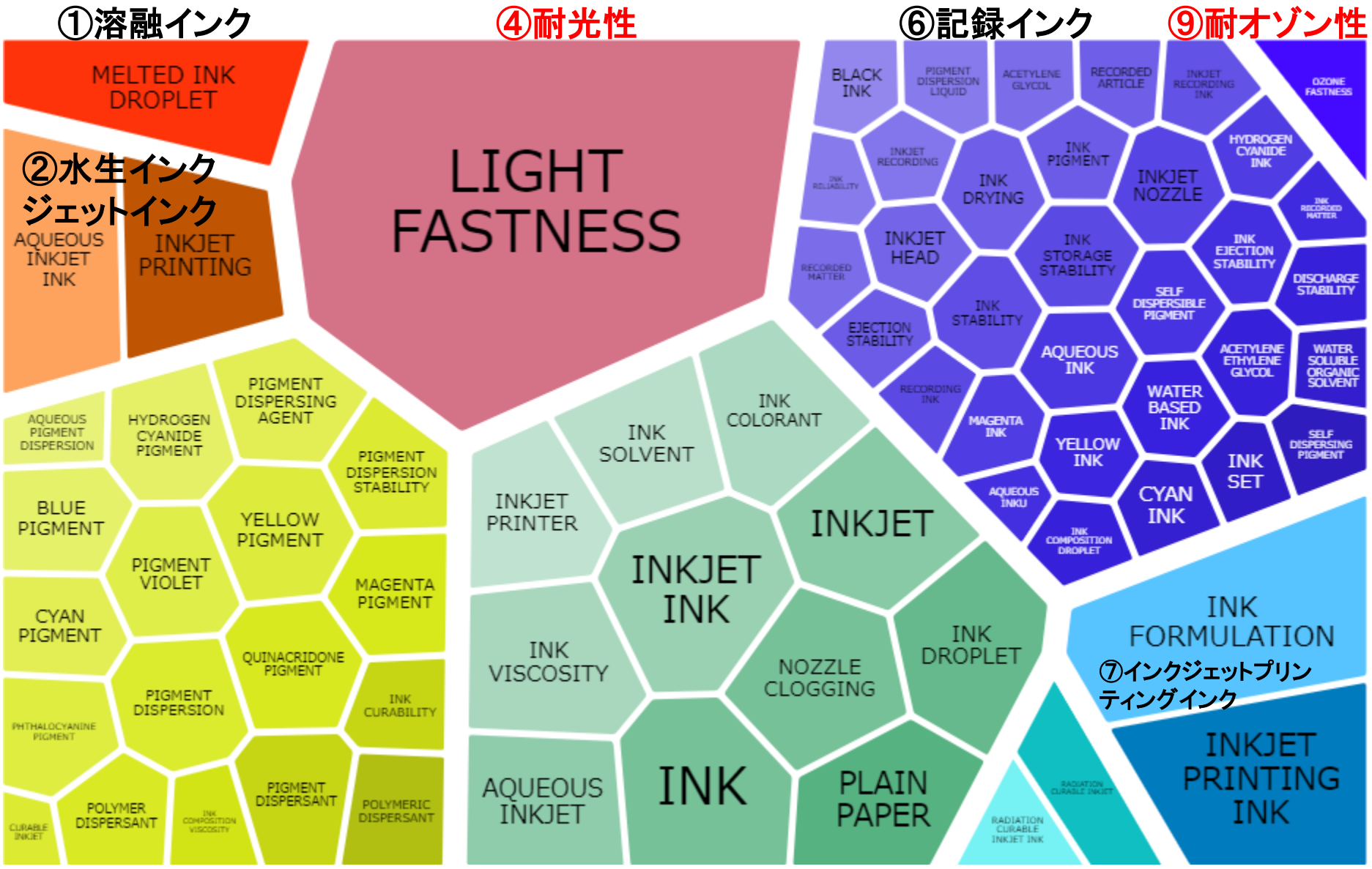


図18．Orbitのフォームツリーマップ　（4J039GA24）/FTM AND（ CN）/PN 2501件

Orbitのランドスケープマップ

2次元に次元圧縮

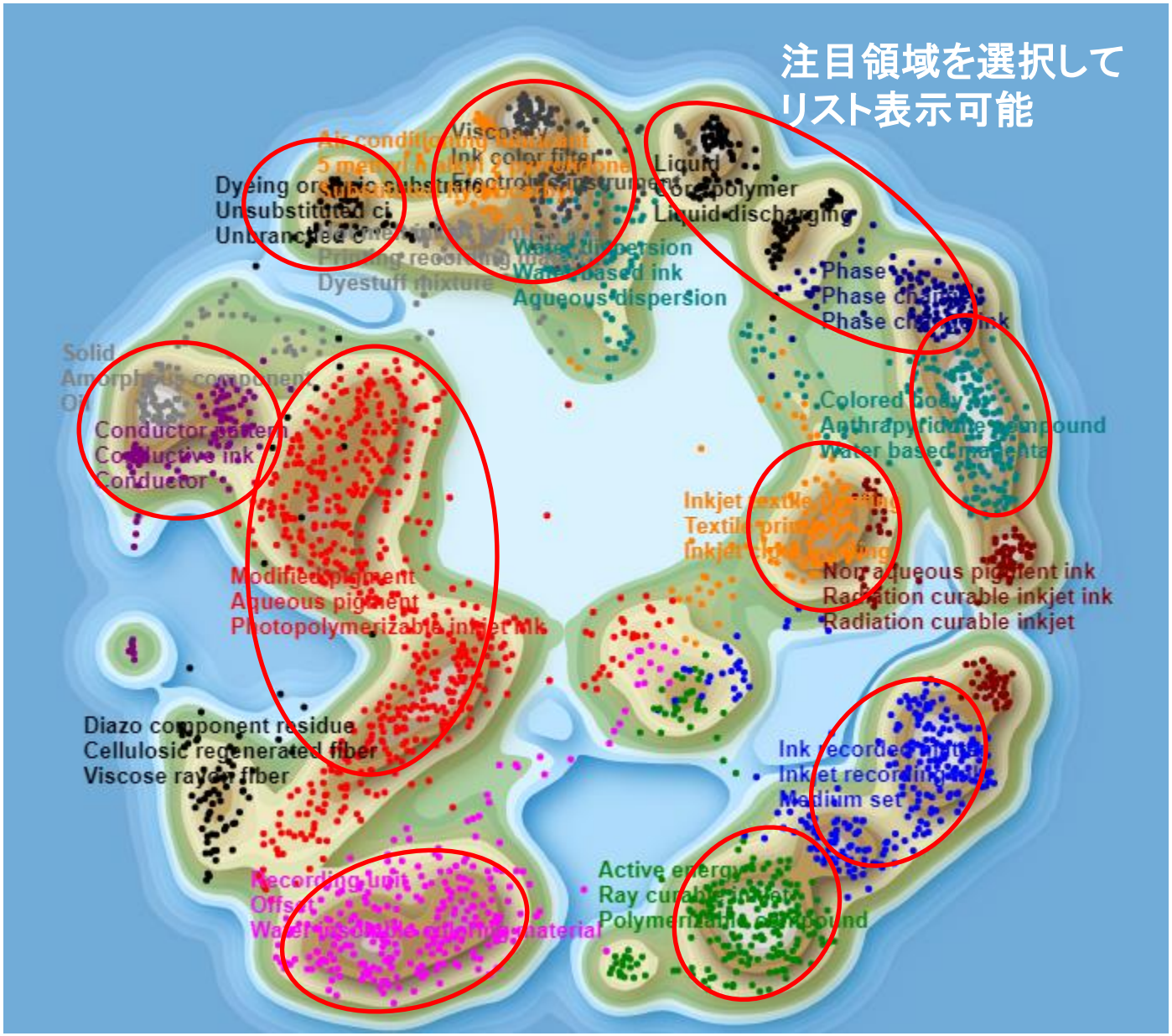


図19．Orbitのランドスケープマップ

地図の図法とその特徴

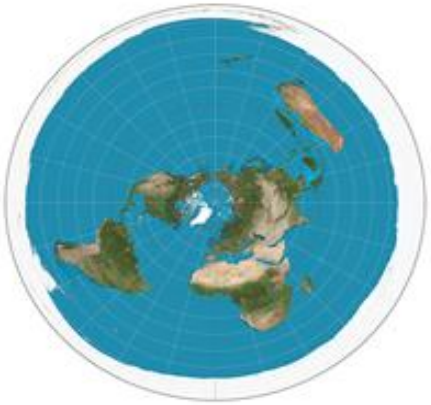
次元圧縮

地球は**3次元→2次元**の地図に**次元圧縮**する各種方法とその特徴を理解して使用する

メルカトル図法

円筒投影による図法
地球表面のすべての部分の**角度**が**正**しく表される
図上の2点を結ぶ直線は等角航路となる
羅針盤による航海に便利
海図に利用される

正距方位図法

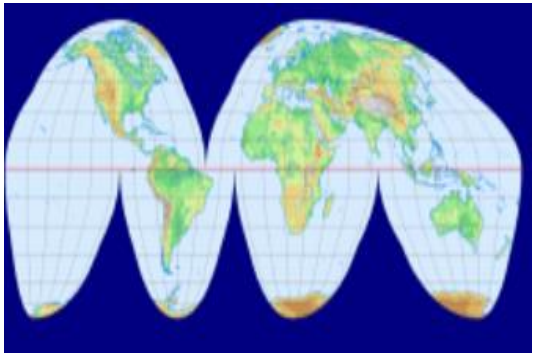


図の中心から他の1地点を結ぶ直線が図の中心からの**正しい方位**、**最短経路**を表し、図の中心からの距離を正しく求めることができる
飛行機の最短経路や方位を見るために使われる

モルワイデ図法

地球を楕円形にして、極地方の形**のゆがみ**を少なくした図法
分布図に使用される

グート図法



世界全体を通して**大陸部分の形の歪み**ができるだけ小さい
地図を作るために、サンソン図法の地図とモルワイデ図法の地図を組み合わせて作成
面積が正しく表されている

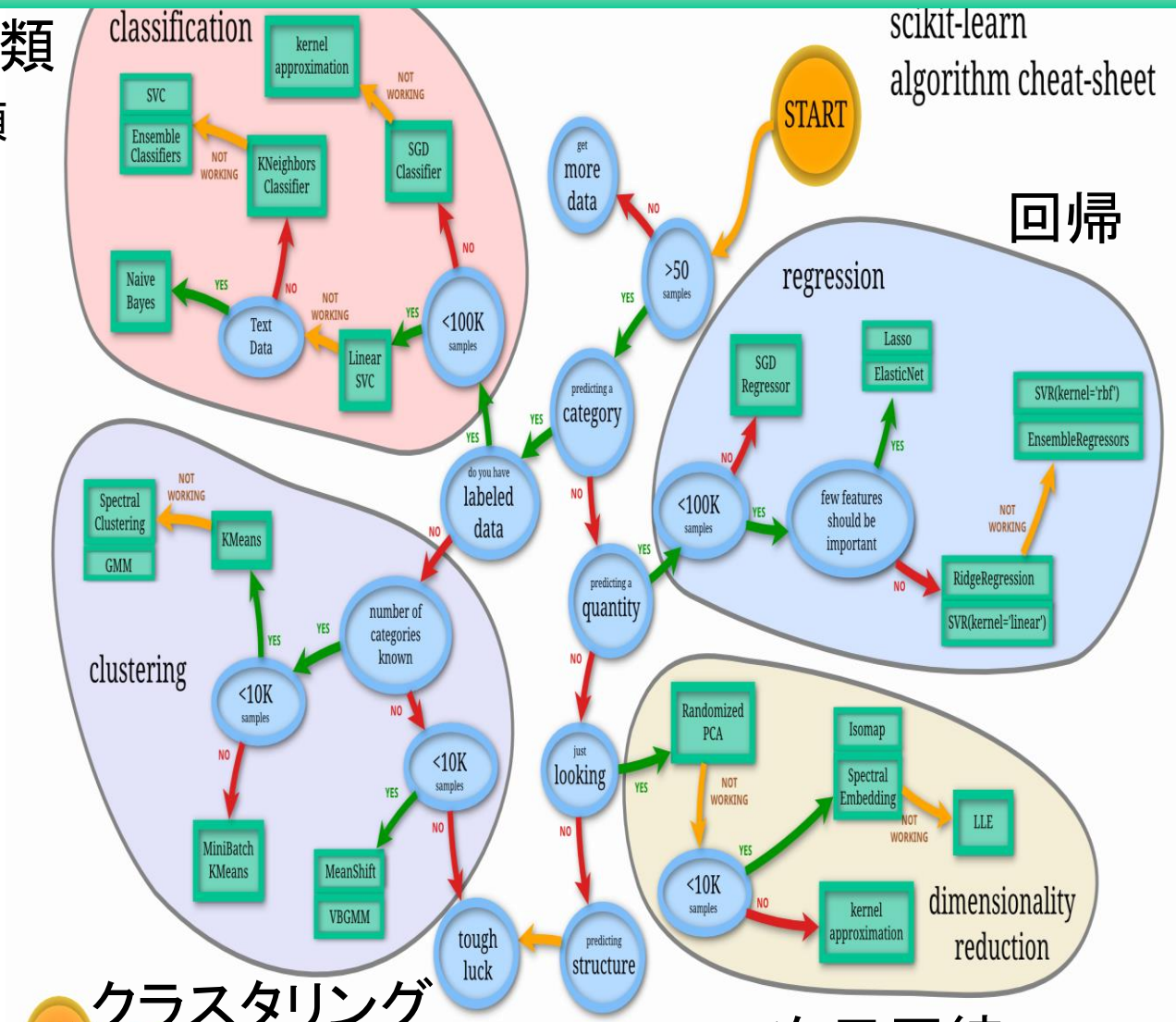
地図投影法学習のための地図画像素材集
http://user.numazu-ct.ac.jp/~tsato/tsato/graphics/map_projection/

図20. 地図の図法とその特徴

scikit-learn アルゴリズム早見表

クラス分類

文書分類



クラスタリング

次元圧縮

Back

scikit learn

http://scikit-learn.org/stable/tutorial/machine_learning_map/index.html

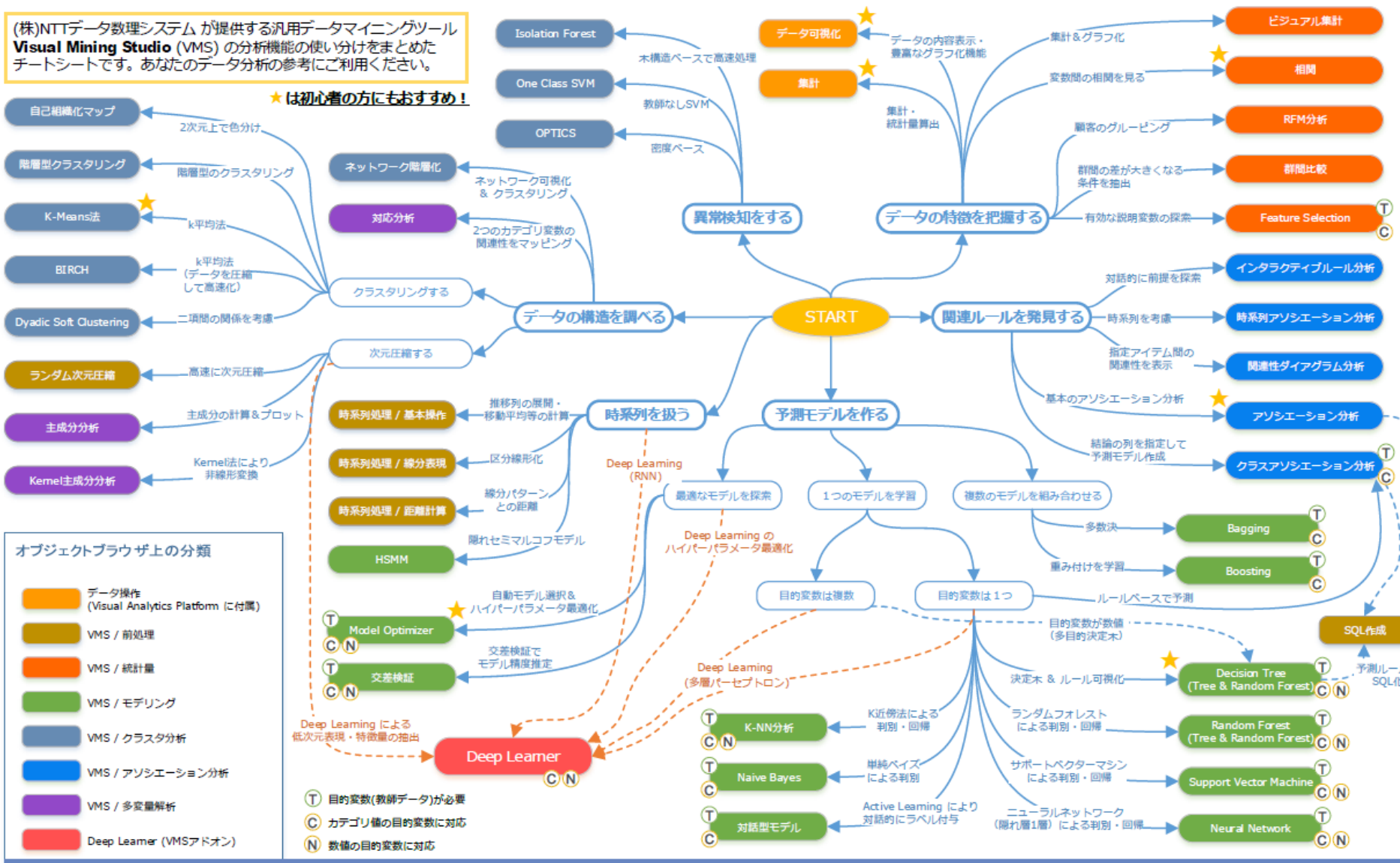
Visual Mining Studioのチートシート

http://www.msi.co.jp/vmstudio/tips/tips04_VMS_cheat_sheet.pdf

Visual Mining Studio Cheat Sheet

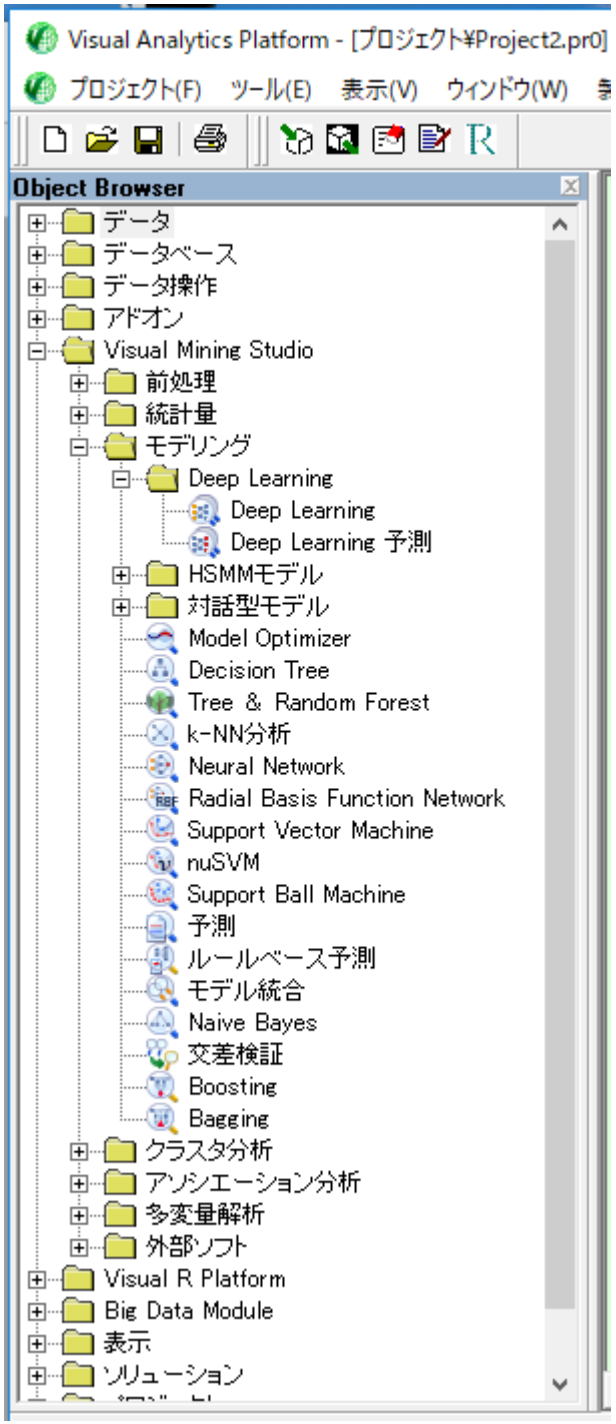
(株)NTTデータ数理システム が提供する汎用データマイニングツール **Visual Mining Studio** (VMS) の分析機能の使い分けをまとめたチートシートです。あなたのデータ分析の参考にご利用ください。

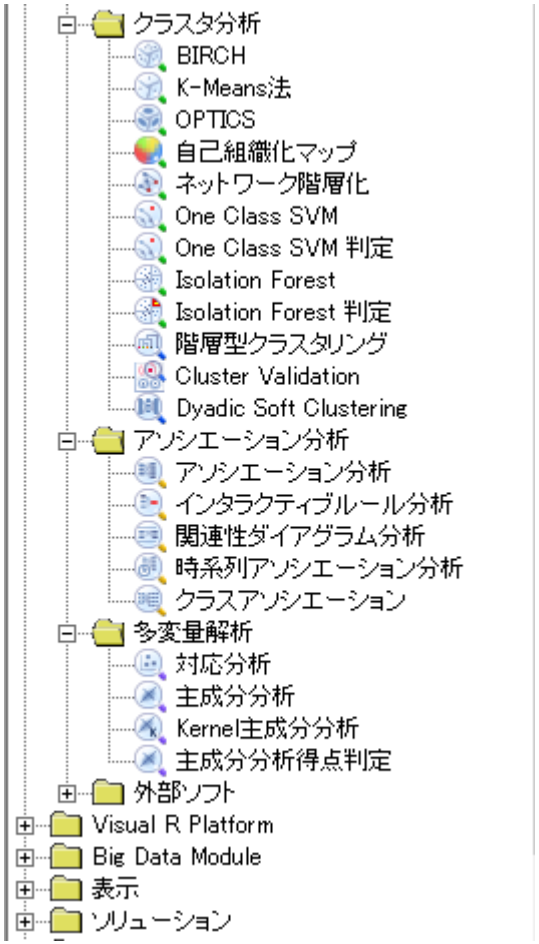
★は初心者の方にもおすすめ！

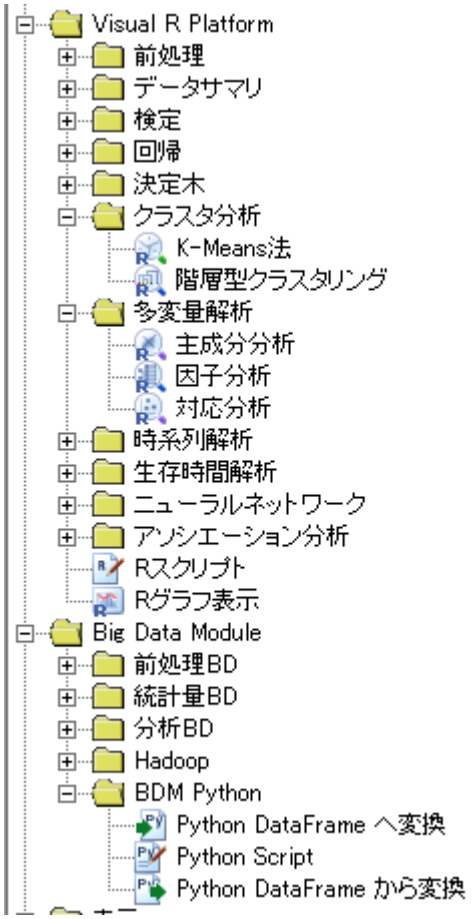


株式会社 NTTデータ数理システム Visual Mining Studio担当
〒160-0016 東京都新宿区信濃町35番地 信濃町煉瓦館1階 TEL 03-3358-6681
<e-mail> vmstudio-info@msi.co.jp <URL> http://www.msi.co.jp/vmstudio/

Visual Analytics Platform







記事のカテゴリーコード（15カテゴリー）

コード	カテゴリ名	内容
SCL	school	学校
RLW	railway	鉄道（交通関連）
FML	family	旧家
BLD	building	建造物
SNT	Shinto	神道
PNM	person name	人名
GNM	geographical name	地名
CLT	culture	伝統文化 （現代文化も含む）
ROD	road	道路
BDS	Buddhism	仏教
LTT	literature	文学
TTL	title	役職・称号
HST	history	歴史
SAT	shrines and temples	神社仏閣
EPR	emperor	天皇

Wikipedia日英京都関連文書対訳コーパス
https://alaginrc.nict.go.jp/WikiCorpus/

MXNetによる文書分類

トレーニング文書で教師データ（左記カテゴリー）を学習させ、テスト文書をカテゴリーに分類して正解数をカウントする。

・トレーニング文書：9877記事
・テスト文書：4234記事

Accuracy=0.799953

約80%正解

学習アルゴリズム
一次元CNN
Convolutional Neural Network
畳み込みニューラルネットワーク
ディープラーニング
フレームワーク：MXNet

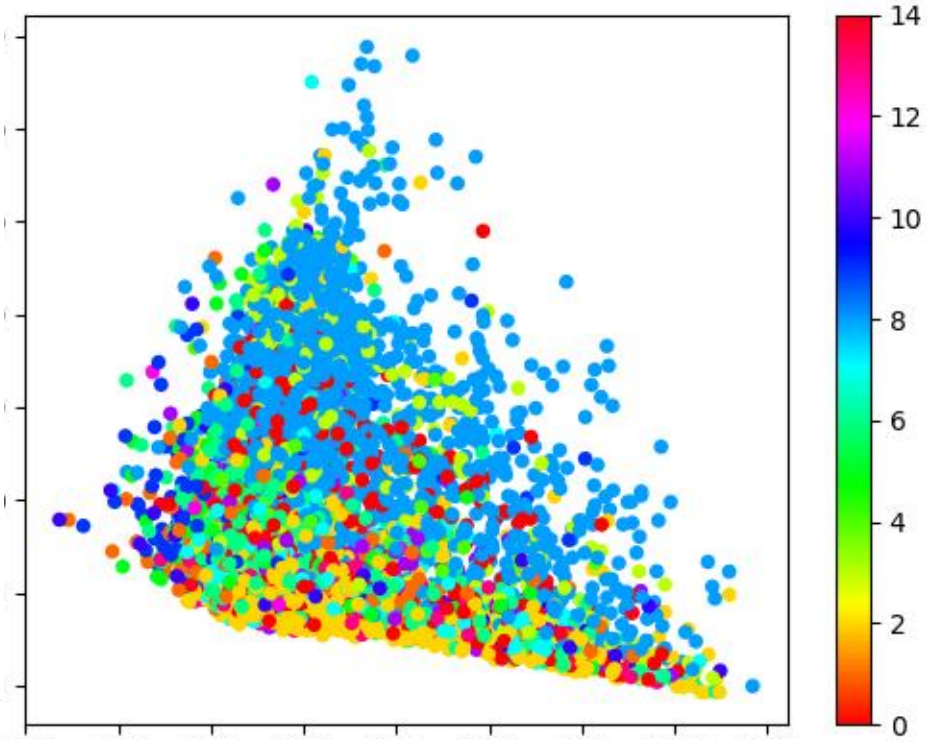
Apache MXNet　https://mxnet.apache.org/

SCDVによる文書のベクトル化散布図 次元圧縮

MXNet

score = 0.766572

scoreは小さい方がクラス毎に良くまとまっていることを示す



記事のカテゴリー

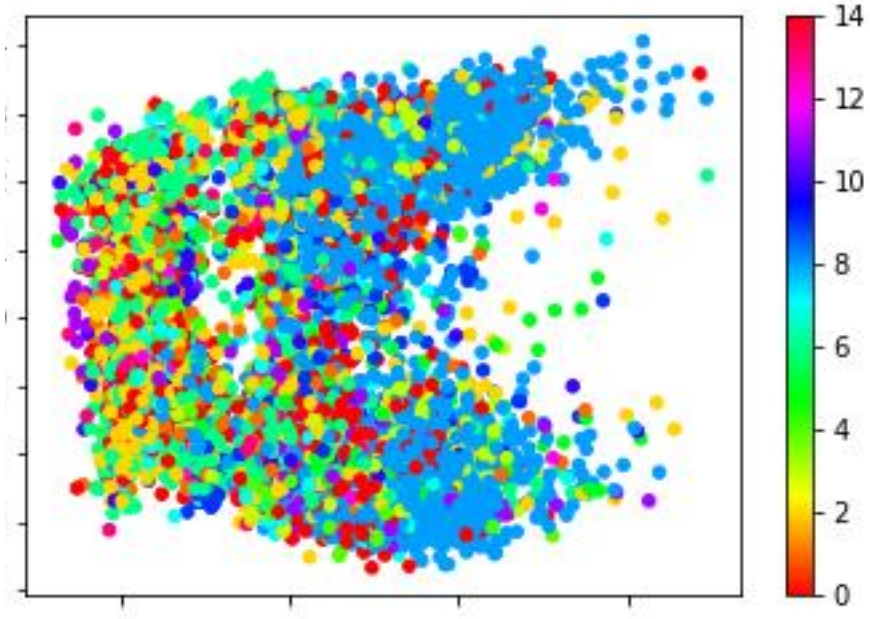
SCDV:Sparse Composite Document Vectors

全ての単語に対する単語ベクトル辞書を作成する（fastText）
全ての単語ベクトルをMinBatchKMeansによってクラスタリングする
各クラスターに属する単語のベクトルを加算して合成して文章ベクトルを生成する
fastTextはFacebookが開発した単語のベクトル化とテキスト分類をサポートした機械学習ライブラリ
https://dheeraj7596.github.io/SDV/
https://arxiv.org/abs/1612.06778
文書ベクトルをお手軽に高い精度で作れるSCDVって実際どうなのか日本語コーパスで実験した
https://qiita.com/fufufukakaka/items/a7316273908a7c400868

因子解析によるによる文書のベクトル化散布図

次元圧縮
MXNet

score = 0.832990　scoreは小さい方がクラス毎に良くまとまっていることを示す



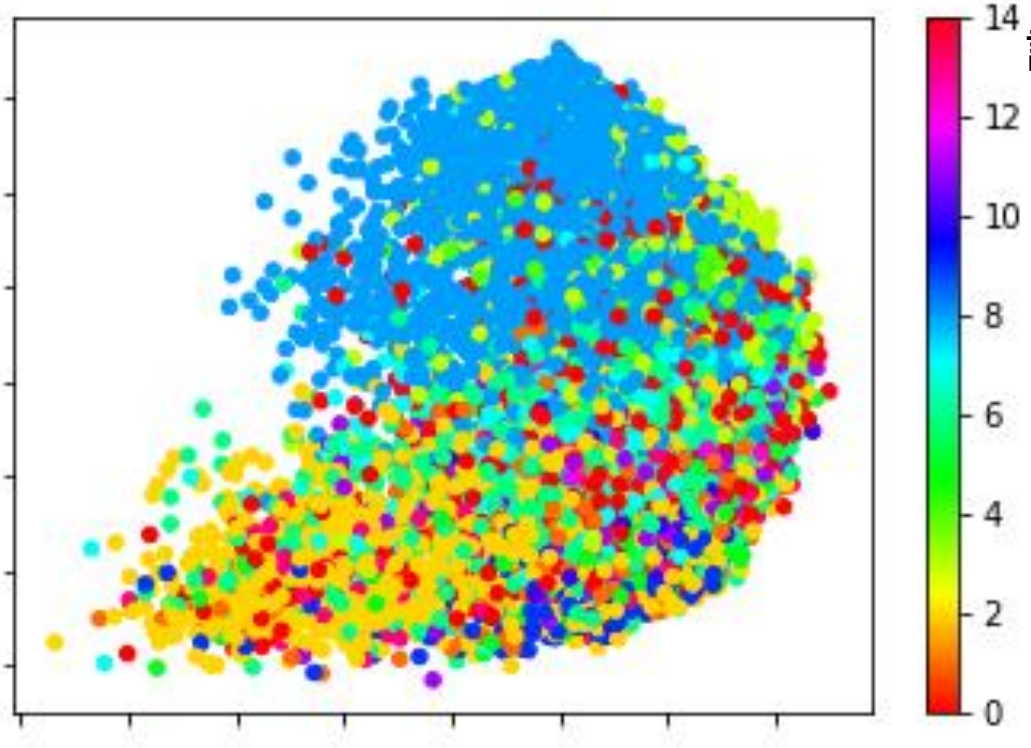
記事のカテゴリー

文書内に含まれているすべての単語ベクトルから因子成分を作成し
その因子を文書の意味合いを表すベクトルデータとする

RNNによる文書のベクトル化散布図 次元圧縮

MXNet

score = 0.575706　scoreは小さい方がクラス毎に良くまとまっていることを示す



RNN学習のエポック数：10

Recurrent Neural Network（RNN）により直接文書データをベクトル化

計算時間：4CPUで約1時間

発表の概要：調査目的×アルゴリズム×ドメインデータ

調査目的

○先行技術調査

←

発明の構成要素毎に
パッセージ検索（記載箇所）

○無効資料調査（上記同様）

○SDI調査

←

査読/ノイズ（2値分類）で
調査効率向上

○技術動向調査

←

・**文書分類**（自社分類）で
調査効率向上
・**次元圧縮**で**俯瞰・可視化**

○クリアランス調査

→

網羅性重視が必須のため
リスクと**調査効率**バランス

精度
調査効率

再現率
網羅性（漏れ防止）

調査目的
×
アルゴリズム
×
ドメインデータ

調査目的に
合わせた
アルゴリズムと
ドメインデータの
選択と**最適化**を
行い
学習済モデルを
作成・利用する

自然言語文書の分析方法アルゴリズム

◎前処理　クレンジング（不要語除去）
分かち書き（形態素解析）

◎単語ベクトル化　word2vec
fastText

◎文書・文ベクトル化

・One hotベクトル（古典的）
・doc2vec
・SCDV
・因子解析
・RNN

◎適合判定　査読/ノイズ（2値分類）
・13種類のアルゴリズム
R→Python

◎文書分類
・1次元CNN

◎データセット
・教師データ有
・教師データ無

支援用辞書
・専門用語
・化学物質名辞書　等

特許情報をめぐる最新のトレンド

表2 人工知能を搭載した特許情報調査・分析ツール

（株）イーパテント　野崎篤志

ツール名	ベンダー
スクリーニング効率化・レイティング	
KIBIT Patent Explorer	FRONTEO
XIpat	XIpat Labs
Patent Noise Filter	アイ・アール・ディー
Deskbee	アイ・ピー・ファイン
Patentfield	IP Nexus
amplified ai	amplified ai
Innovation Q Plus	IP.com
クラスタリング・分類展開	
Patent Mining eXpress Text Mining Studio Visual Mining Studio	NTT データ数理システム
XIpat	XIpat Labs
Patent Predictive Analyst	アイ・アール・ディー
Nomolytics®	アナリティクスデザインラボ
Shareresearch 分析オプション[9)]	日立製作所、ニッセイコム
Derwent Data Analyzer (Record Auto-Classifier)	クラリベイト・アナリティクス
新規性・進歩性判断	
IP Samurai	ゴールドアイピー

http://www.japio.or.jp/00yearbook/files/2018book/18_a_08.pdf

フレーム問題の応用　フレームを作りその中で考える

自分の使用目的 フレーム問題	注目点 醜いアヒルの子の定理	アルゴリズム　価格 NFL定理	

まとめ

①先行技術調査を念頭にdoc2vecによる文のベクトル化と発明の要素単位の類似文抽出検討を行った。

②動向調査を念頭に教師あり機械学習の１次元CNNによる文書分類と次元圧縮による公報の可視化検討を行った。

教師あり機械学習には良質な教師データの準備が重要である。

ディープラーニングの機械学習には大量の教師データが準備できるかで学習済モデルの性能が決まる。

調査目的に応じたアルゴリズムとデータの選択が重要である。

謝辞

免責
本報告は2018年の「アジア特許情報研究会」のワーキングの一環として
報告するものである。本報の内容は筆者の私見であり所属機関の見解ではない。

謝辞
最後に大変有用な各種ツールに関し機械学習の初心者である筆者を様々な形で
サポートしていただいたNTTデータ数理システムの多くの皆様に感謝申し上げます。

参考文献

１）安藤俊幸，機械学習を用いた効率的な特許調査方法
－ディープラーニングの特許調査への適用に関する基礎検討－
Japio YEAR BOOK 2018，2018，p. 238-249.
http://www.japio.or.jp/00yearbook/files/2018book/18_3_05.pdf

２）安藤俊幸，機械学習を用いた効率的な特許調査方法
－ニューラルネットワークの特許調査への適用に関する基礎検討－
Japio YEAR BOOK 2017，2017，p. 230-240.
http://www.japio.or.jp/00yearbook/files/2017book/17_3_04.pdf

３）安藤俊幸，テキストマイニングと機械学習による効率的な特許調査
数理システムユーザーコンファレンス2017（2017年11月2日）
http://www.msi.co.jp/userconf/2017/pdf/muc17_501_2.pdf

４）安藤俊幸，機械学習を用いた効率的な特許調査
アジア特許情報研究会 における研究活動紹介
「特技懇」誌， 2018.11.26. no.291
https://tokugikon.smartcore.jp/tokugikon_shi