

数式を使わない

機械学習入門

公立小松大学

藤田 一寿

機械学習とは

■ 機械学習とは

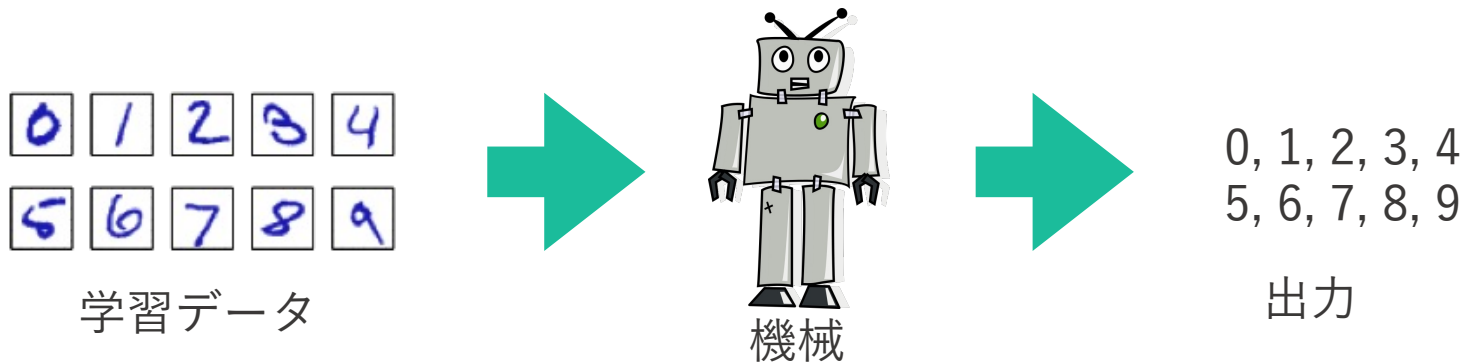
- The field of study that gives computers the ability to learn without being explicitly programmed.
- 明示的にプログラミングすることなく，コンピュータに 学ぶ能力を与えようとする研究分野
 - 1959年Samuelが言ったとよく書かれているが1959年のSamuelの論文にはこの文章は見られない.



Machine learningという言葉はSamuelの論文(Samuel 1959)から見られる.

■ 機械学習とは

- 機械に学習させる手法を取り扱う学問領域およびその技術。
- 特に確率・統計に立脚したものを統計的機械学習という（現在は単に機械学習といえばこれ）。
- いわゆる人工知能で使われる技術。データマイニングでも使われている。



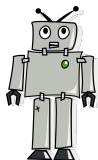
例えば、機械学習の手法を用いて、機械が数字と書かれた画像を数字であると判断するように学ばせる。機械は入力とラベルの間の規則性を学習の過程で見出す（かもしれない）。

■ 学習と判断

学習

判断ルール,
データの規則性の発見

学習



機械学習

学習に必要なデータを
集める

データ

データ

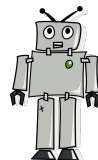
データ

データ

判断

自動で判断

獲得した判断ルールを使用



機械学習

判断を必要とするデー
タが集まる

データ

データ

データ

データ

機械学習で何ができる

- IBMの質問応答システム

- 2011年アメリカのクイズ番組で人間と対決し勝利
- 様々な企業のコールセンターなどの顧客対応で活用されている。



AlphaGo, AlphaGo Zero, AlphaZero

- AlphaGo

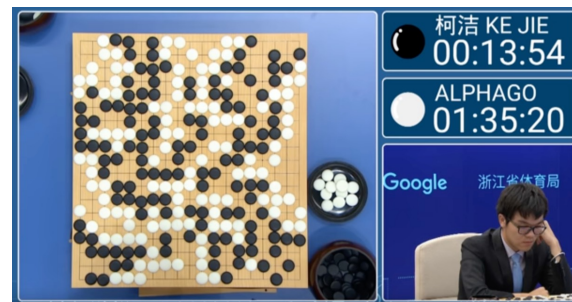
- 2016年イ・セドル氏に勝利, 2017年柯潔 (コ・ジェ) 氏に勝利
- 2015年まではアマ有段者レベルだった囲碁AIが, AlphaGoの登場によりにより囲碁AIが世界トップ棋士より強くなった.

- AlphaGo Zero (Silver et al. 2017)

- 自己学習のみでAlphaGoに勝つ.

- AlphaZero (Silver et al. 2018)

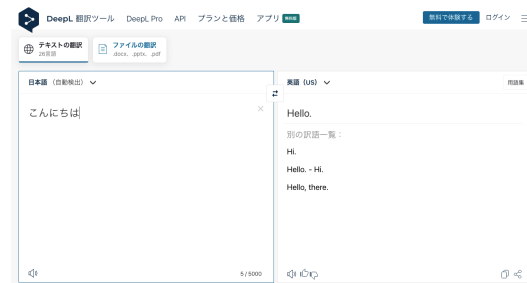
- 様々なボードゲームにも対応できる.
- 自己学習のみで強くなる. 人間はデータを用意する必要がない.
- 碁ではAlpha Goにも勝てる.
- チェス (Stockfish), 将棋 (elmo) にも勝てる.





機械が自動でプログラムコードを生成する。

(<https://www.youtube.com/watch?v=SGUCcjHTmGY>)



機械翻訳(DeepL)

■ その他

- スпамメールの判定
- 天気予報と過去の販売実績から商品の仕入れ量を予測
- 自動車の衝突回避
- 画像から人だけ抜き取る
- 画像から不要なものを取り去る
- などなど、様々な場所で機械学習は活躍している.

機械学習の取り扱う問題

■ そもそもデータとはなにか

- 何かを文字や符号、数値などのまとまりとして表現したもの。
(IT用語辞典)
 - 人間にとって意味のあるものや、データを人間が解釈した結果のことを情報と呼ぶ。(IT用語辞典)
- 例：
 - 成績
 - 身体データ
 - 画像
 - 画像は色と場所の数値で出来ている。
 - 音声
 - 音声は時間と音の大きさの数値で出来ている。

成績		
名前	数学	英語
Aさん	75	80
Bさん	100	30

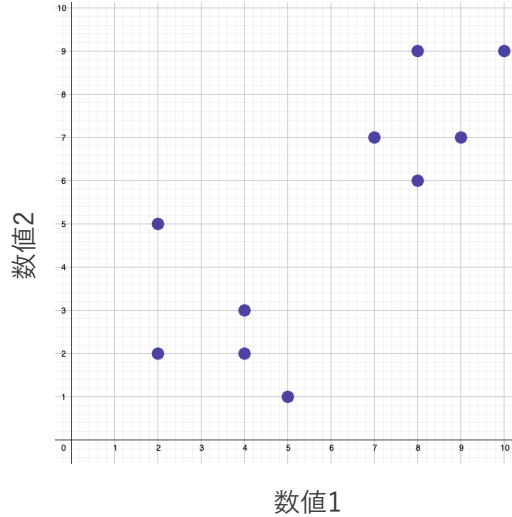
■ データには規則性があるかもしれない

データ

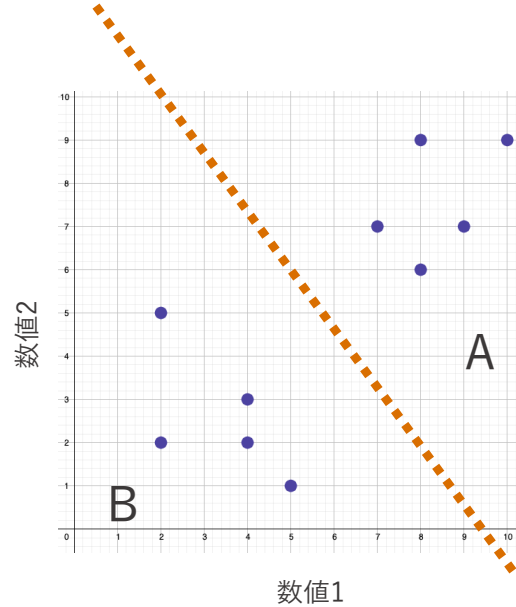
番号	ラベル	数値1	数値2
1	A	10	9
2	A	9	7
3	A	8	9
4	A	7	7
5	A	8	6
6	B	2	2
7	B	4	3
8	B	2	5
9	B	5	1
10	B	4	2



可視化



直線で分けられる



可視化するとラベルAとラベルBの点（データ点）が直線で分けられる事がわかるが、コンピュータでこの直線を計算できないか？
ラベルがついていないデータが追加されたとき、自動でラベルをつけられないか？

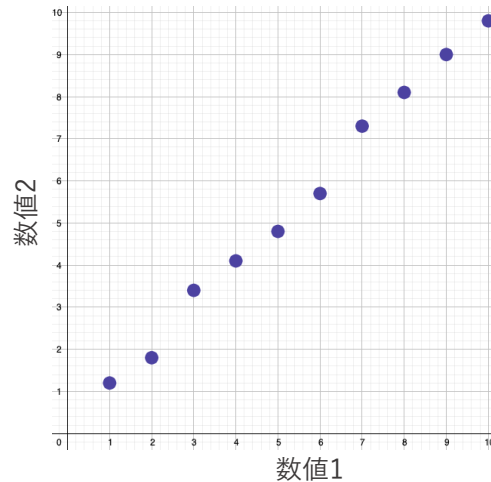
■ データには規則性があるかもしれない

データ

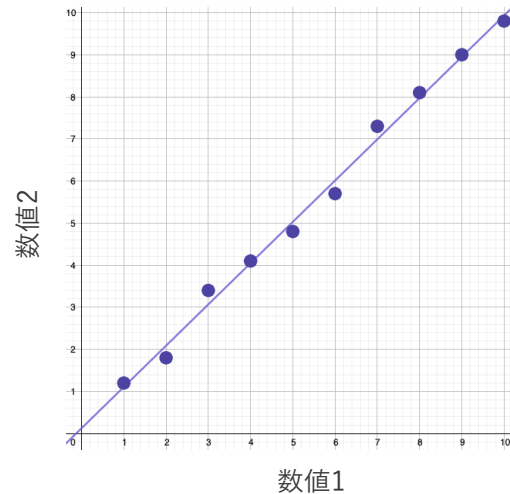
番号	数値1	数値2
1	1	1.2
2	2	1.8
3	3	3.4
4	4	4.1
5	5	4.8
6	6	5.7
7	7	7.3
8	8	8.1
9	9	9
10	10	9.8



可視化



比例の関係
がある



可視化すると数値1と数値2には比例関係がありそうだが、自動で直線の式を求められないか？

数値1から数値2を予測できないか？

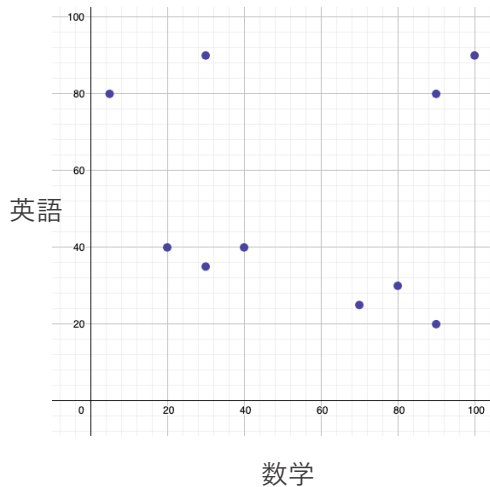
■ データには規則性があるかもしれない

データ

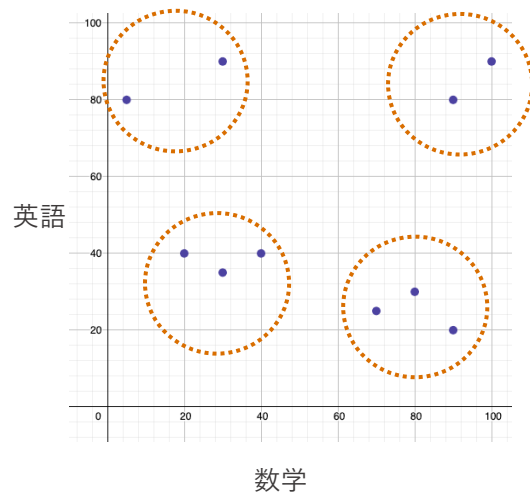
番号	数学	英語
1	90	80
2	30	90
3	80	30
4	100	90
5	5	80
6	30	35
7	20	40
8	90	20
9	70	25
10	40	40



可視化



4つの
グループが見
える



可視化すると4つのグループがあるように見えるが、自動でこれらのグループを取り出せないか？

- データが多いと人間では無理
- 3次元以上では人間では無理
- とにかく人の手でやりたくない

■ データを作ってそこから判断しなければならないかもしれない



スロットマシンで儲けたいが、どのスロットマシンが当たりやすいか分からない。しかも手がかりもない。



実際にスロットマシンの腕を何回も引いて確かめる。(データを作る)



当たった確率

0.1

0.5

0.3

0.6

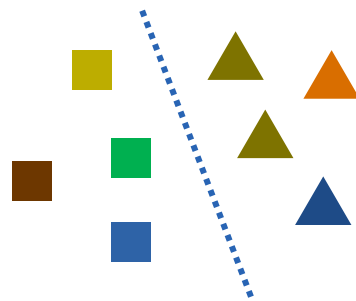
何度もスロットマシンを回した結果から得られた当たる確率が最も高いスロットマシンを回せば儲かるはず。

本当に得られた結果は正しいのだろうか。

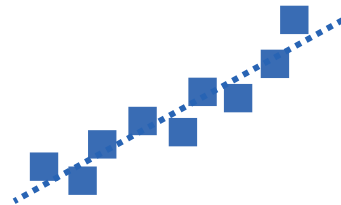
結果を得るまでの何度もスロットマシンを回さなければならないが、その過程で損をするのではないだろうか。

機械学習が取り扱う問題

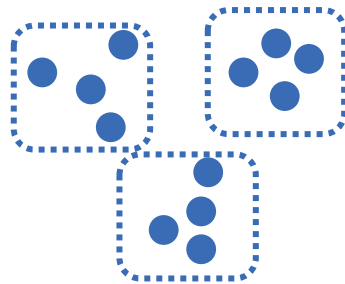
- 分類(Classification)
 - ラベルの付いたデータを分ける.
 - データを分ける線を引く.
 - 分類する問題を識別問題という.
- 回帰(Regression)
 - 値を予測する.
 - データを再現できる関数を探す.
- クラスタリング(Clustering)
 - データを塊ごとに分ける.
- 強化学習(Reinforcement)
 - 良さそうな行動を報酬に基づき手探りで探す.



分類



回帰



クラスタリング



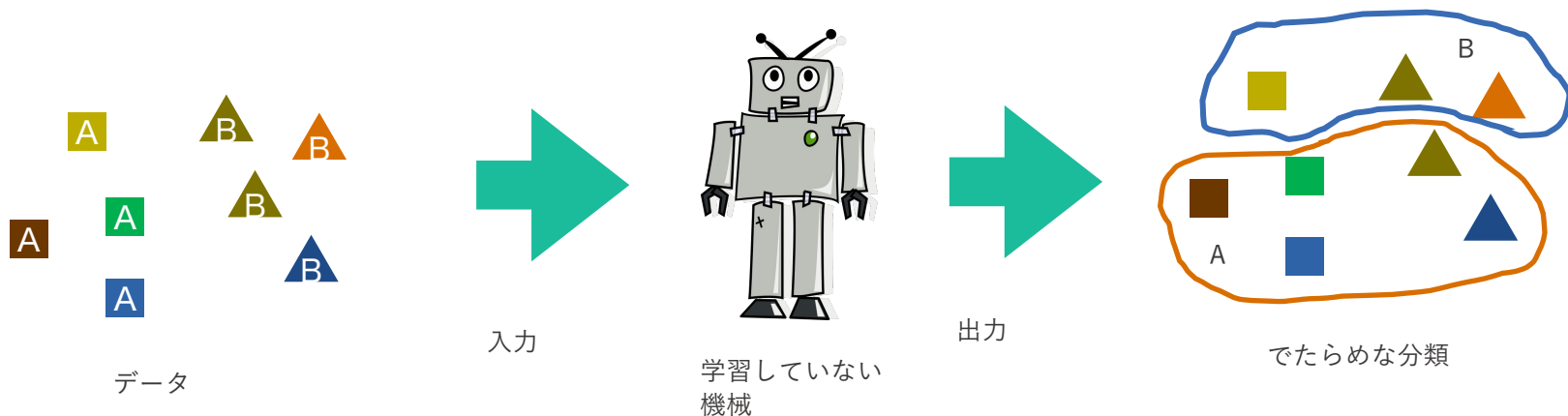
どれが当たりやすい
か確かめながら探す

強化学習

学習の手法

教師あり学習

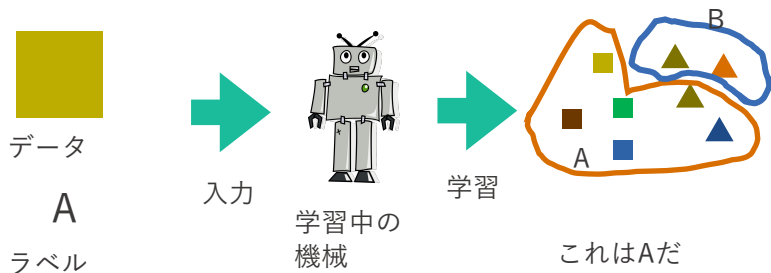
識別問題



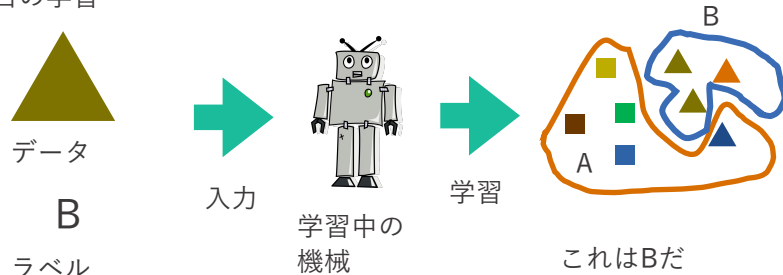
AグループとBグループに分けられたデータ（ラベル付きデータ）がある。
このデータを学習していない機械に入力したら、間違った分け方をするだろう。
機械が正しく分類するためには学習する必要がある。

識別問題における学習

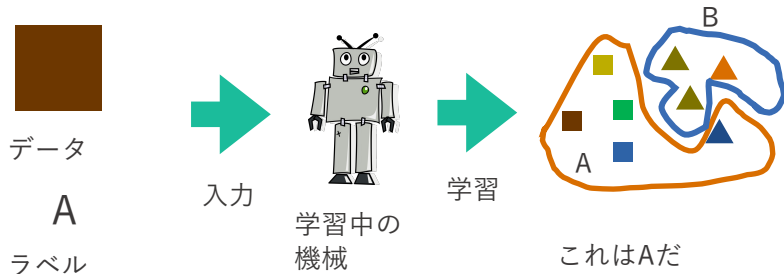
1回目の学習



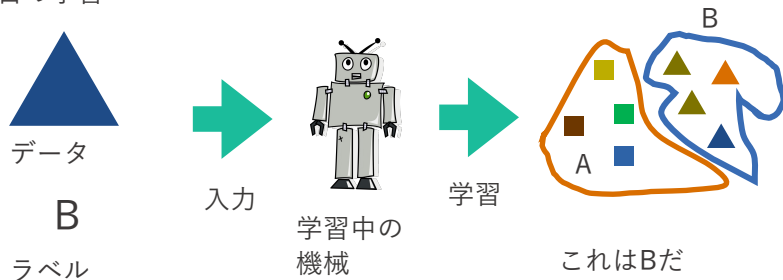
2回目の学習



3回目の学習



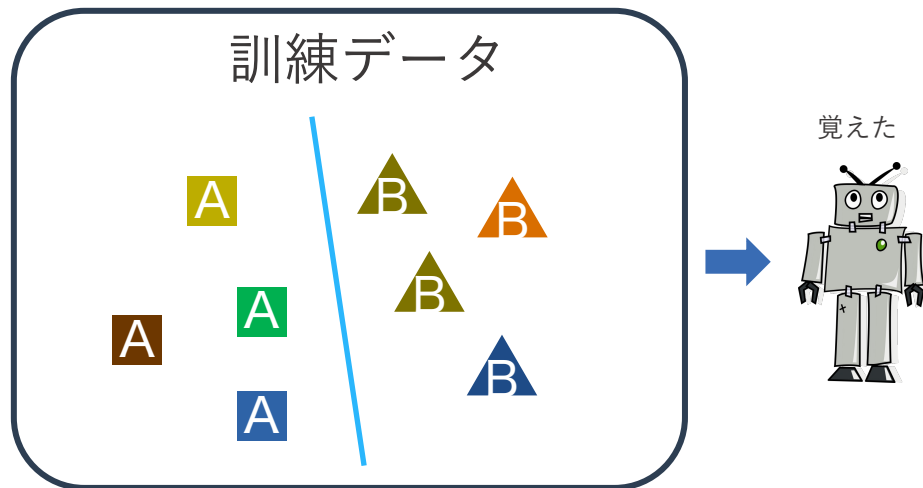
4回目の学習



機械に分類結果がついたデータを与え、データと分類結果の関係（規則性）を学習させる。
機械が分類を間違えたら、機械が正しいラベルが付けられるよう学習する。
ここでラベルとは機械に教える分類結果だと思ってほしい。

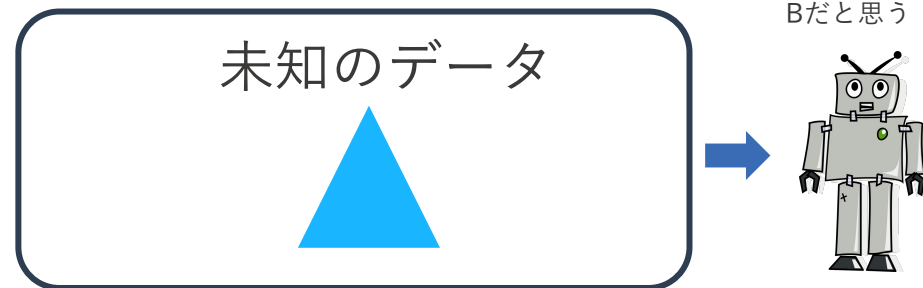
識別問題

答えが分かっているデータ（ラベルが付いたデータ）を用い機械は学習する。



学習した結果、機械は分類ルールを獲得する（データを分ける線を見つける）。

学習した機械は未知のデータに対しても、正しくラベルを付けることができるかもしれない。

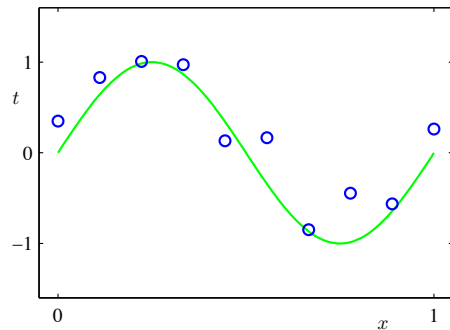
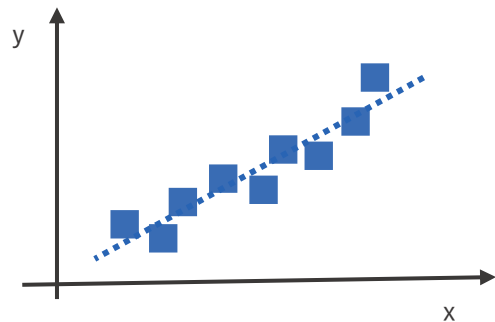


■ 教師あり学習

- このように、数値とラベルがセットとなったデータを用い、機械が数値とラベルの関係を学ぶことを教師あり学習という。
- 教師あり学習では、数値とラベルがセットとなった学習用のデータ（訓練データ）が必要である。
- 機械の識別する能力（識別能力、識別性能）は、学習で用いなかったラベル付きデータをどれだけ正確に識別できるかで測れる。

■ 回帰問題

- 数値 x と数値 y の組み合わさったデータが有る.
- x と y の関係を見出し, x が未知の値の時の y の値を予測したい.
- 識別問題では入力にラベルをつけるが, 回帰問題では入力に対し数値を予測する.



■ 教師あり学習の適用例

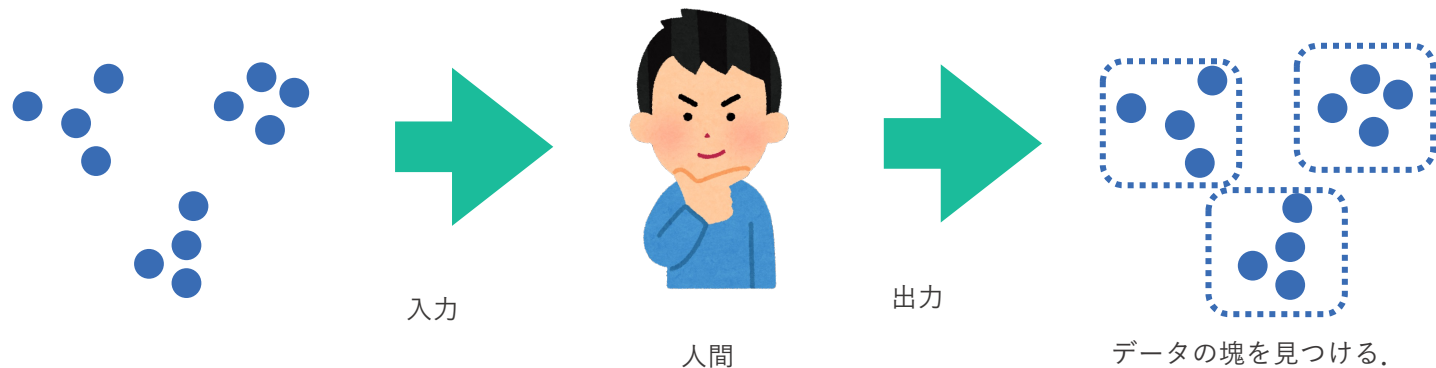
- 画像認識
- 音声認識
- スпамメール判別
- 自動翻訳
- 売上予測
- 販売価格予測

■ 教師あり学習で用いられる手法

- k近傍法 (k nearest neighbor method)
- ロジスティック回帰 (logistic regression)
- 決定木 (decision tree)
 - ランダムフォレスト (random forest)
- サポートベクターマシン (support vector machine)
- 人工ニューラルネットワーク (artificial neural network)

教師なし学習

■ クラスタリング

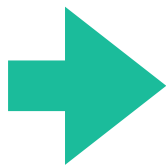
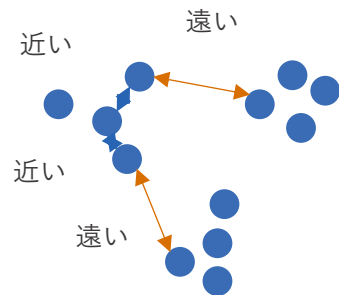


人間は図のように分布しているデータを見た時、特に意識することなくデータ点の3つの塊を見つける事ができる。機械にも同じことをさせたい。

データ点の塊をクラスタといい、データをクラスタに分ける（クラスタを見つける）ことをクラスタリングという。

クラスタリングと分類の違いは、クラスタリングではラベルが必要ない点である。

■ クラスタリング



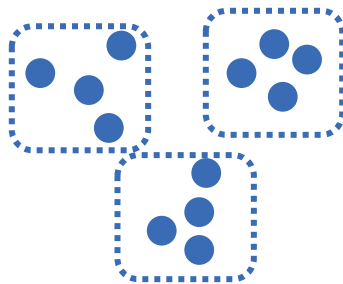
入力



人間

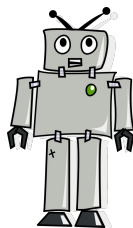


出力



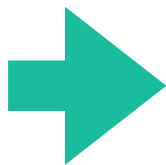
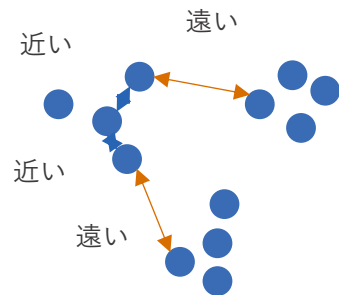
データの塊を見つける。

おそらく、人間はデータ点同士が近ければ同じクラスタ、遠ければ別のクラスタだと無意識に判断している。この考え方（処理）を機械に導入すれば良い。



どうすれば人間のようにデータを分けられるんだろうか？

■ クラスタリング



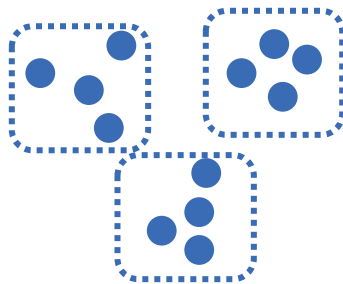
入力



人間



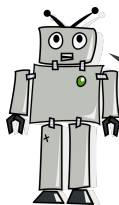
出力



データの塊を見つける。

おそらく、人間はデータ点同士が近ければ同じクラスター、遠ければ別のクラスターだと無意識に判断している。この考え方（処理）を機械に導入すれば良い。

ただし、機械はクラスターの個数を見つけることが非常に苦手なのではじめに何個クラスターがあるか教えておく必要がある。



遠いと近いの違いが分かりません。
だから、クラスターが何個か分かりません。

■ クラスタリング

- クラスタリングとはデータをクラスタに自動で分けることをいう.
 - クラスタは近いデータ点同士の集まりである.
 - 近い遠いの基準には様々なものが用いられる.
 - 例：ユークリッド距離, コサイン類似度
- クラスタリングの学習は, 答えがついた訓練用のデータを必要としない.
- 答え（教師）が不要な学習を教師なし学習といい, クラスタリングは教師なし学習の典型例である.

■ 教師なし学習の適用例

- クラスタリング
- 量子化 (quantization)
 - データを少数のベクトルに置き換えデータ削減する.
- 次元削減
 - 高次元データを低次元データに変換すること.
 - 高次元データには次元の呪いと言われる様々な問題を抱えているため、データの次元を下げる事がある.

■ 教師なし学習の手法例

- クラスタリング
 - k-means法
 - 自己組織化マップ（人工ニューラルネットワーク）
- 量子化
 - k-means法
 - 自己組織化マップ
- 次元削減
 - 主成分分析
 - 自己組織化マップ
 - Autoencoder

強化學習

■ 強化学習とは

- 数値化された報酬信号を最大にするために、何をすべきか（どのようにして状況に基づく動作選択を行うか）を学習する.
(Sutton and Barto (三上, 皆川訳) 強化学習)
- 答えは与えられていない.
 - 報酬という手掛かりがある.
- 試行錯誤で探す.
 - 環境に働きかけることで情報を得る.

■ 強化学習の要素



エージェントは方策に従い行動し、報酬を受け取る。そして状態が変わる。

ハンターの例

どこに行けば獲物がたくさんとれるだろうか？



ハンター



ハンターは獲物を取りたい。
しかし、どこで獲物がよくとれるかわからない。
どこにいても、とれることもあるし、とれないこともある。
ハンターは最も獲物をとれる確率が高いところを探したい。

ハンターの例

どこで獲物がよくとれるかわからないから色々なところで狩りをしよう。



ハンター



ハンターはどこで獲物がよくとれるかわからない。
全く手がかりがないので、ハンターはそれぞれの場所に行って狩りをしてみる。

ハンターの例

それぞれの場所で何度も狩りをしてみると、森が一番獲物を取ることができた。今後、森で狩りをしよう。



ハンター



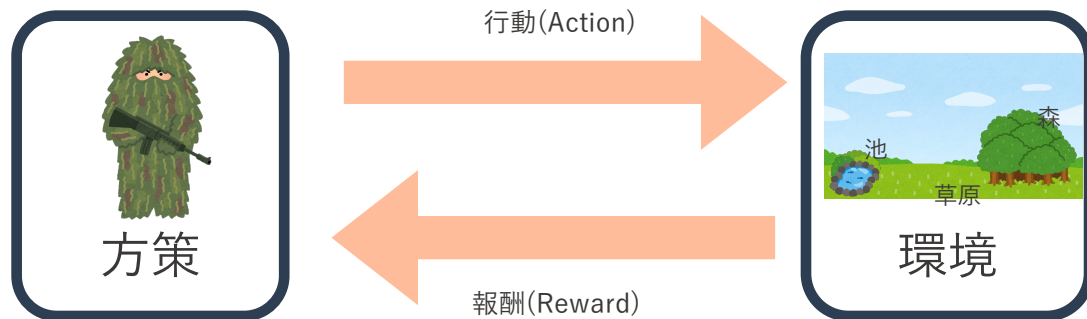
ハンターはそれぞれの場所何度も行って狩りをしてみる。
何度も狩りをしていると、獲物をとれる確率が高い場所がわかってくる。
獲物とれる確率が最も高い場所が分かれば、ハンターはそこにだけ狩りに行けばよい。

■ ハンターの例のまとめ

- ハンターは獲物がよくとれるかわからない.
- ハンターは手がかりがないので, それぞれの場所で狩りをする.
- それぞれの場所で何回か狩りをして, よく獲物がとれる場所を見つけられた.

ハンターの行動を強化学習と考えれば

- 狩場は環境とみなせる.
- ハンターが狩りをすることは行動とみなせる.
- 獲物は報酬とみなせる.
- 様々な場所で狩りをして獲物がとれるかどうか試すことを探索という.
- 試した結果を使うことを利用という.



■ 強化学習の目的は何か（ハンターの例から）

- ハンターの目的は、最もよく獲物がとれる場所をなるべく早く探しだすこと。
 - 最も報酬（獲物）を得られる行動を決める最適な方策を探す。
- もしくは、最も効率良く、よく獲物がとれる場所を探し出すこと。
 - 行動の選択を通して得られる報酬の総和を最大化する。

■ 探索と利用のトレードオフ

- ハンターはいろいろな場所で何度も狩りを行い，獲物がよくとれる場所を探す必要がある．
- ハンターとしては効率良く獲物がよくとれる場所を探したい．
- 探索する回数が少なければ少ないほどハンターは嬉しい．
- しかし，少ない探索回数から得た情報から良い狩場を見つけたとしても，その狩場より良い狩場があるかもしれない．

■ 探索と利用のトレードオフ

- 探索回数が多ければ多いほど正確に良い行動が見つかるが，良い行動をする回数は減り，探索を通して得られる報酬は少ないかもしれない。
- 一方，少ない探索回数から得られた情報を利用し良い行動を見つけても，もっと良い行動があるため得られる報酬は少ないかもしれない。
- これを探索と利用のトレードオフという。

■ 不確かなときは楽観的に

- 探索しなければ正確に報酬を得られる確率を獲得できないが、正確に知るためには何回も探索しなければならない。（探索と利用のトレードオフ）
- 「不確かなときは楽観的に」という考え方で探索と利用のトレードオフを回避する。
- 「不確かなときは楽観的に」とは
 - エージェントが見積もっている報酬が得られる期待（報酬の期待値）が真の期待値より低いと探索されることが少なく修正されにくい。
 - 見積もりが真の期待値より高いと探索され、修正されることで見積もりが真の期待値に近づく。

■ まとめ

• 教師あり学習

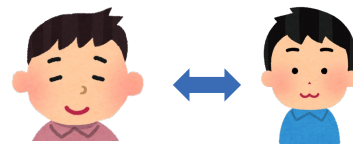
- 教師となる答えが用意されている。
- 機械は入力と答えの対応を学習する。
- 人間の文字と発音の対応を覚えることに似ている。



文字画像と音声（ラベル）がペアになっている。

• 教師なし学習

- 教師となる答えがない。
- 人間が似ている似ていないを判別することに似ている。



似ている似ていないに答えはない。

• 強化学習

- 行動によって得られる報酬を多くするような行動を決める方策を，試行錯誤により学習する。
- 運動を覚えることに似ている。



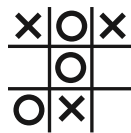
ゴールに入らなかったから違うやり方を試そう。

手法を組み合わせる

■ 人がマルバツゲームを解くとき



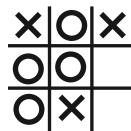
次の手をどうしよう



現在の盤面



この盤面なら相手が悪い手を打てばマルが3つ並ぶから良い盤面だ。



起こる可能性がある盤面

■ 人がマルバツゲームを解くとき

次の手
どうし
よう

現在の盤面

×	○	×
×	○	
○	×	

この盤面なら相手が
悪い手を打てばマル
が3つ並ぶから良い
盤面だ。

起こる可能性が
ある盤面

×	○	×
○	○	
○	×	

次の手を打った結果

×	○	×
○	○	
○	×	

この盤面は必ず引き
分けになる。

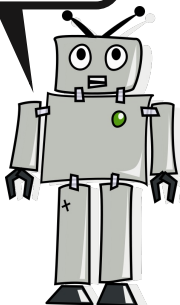
起こる可能性が
ある盤面

×	○	×
×	○	
○	×	○

勝つ可能性
がある手を
打とう！！

■ 機械がマルバツゲームを解くには

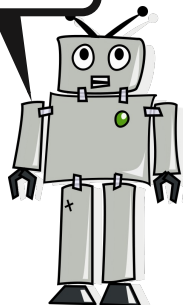
可能性のある盤面を列挙しよう。



現在の盤面

×	○	×
	○	
○	×	

この盤面は5点



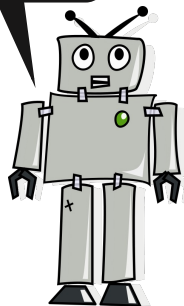
起こる可能性のある盤面

×	○	×
○	○	
○	×	

次の手を打った結果

×	○	×
○	○	
○	×	

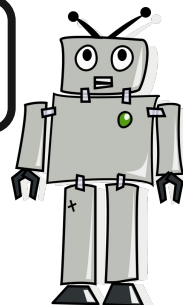
この盤面は0点。



起こる可能性のある盤面

×	○	×
	○	
○	×	○

最も点が高い盤面を選ぶ。



■ 機械がマルバツゲームを解くには

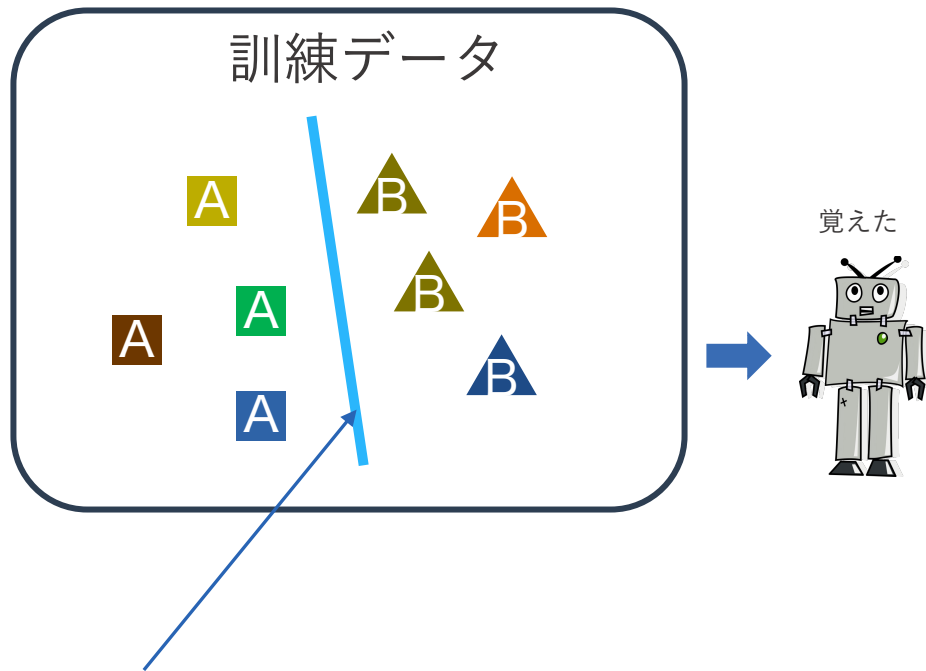
- 機械は盤面を評価しなければならない
 - 盤面と評価の関係を学習しなければならない.
 - 回帰問題
- 機械は良い手（盤面）を選ばなければならない.
 - プレイしながら様々な盤面を評価しする.
 - 強化学習

教師あり学習（回帰） + 強化学習 = AlphaZero (AlphaGo)

機械学習と確率

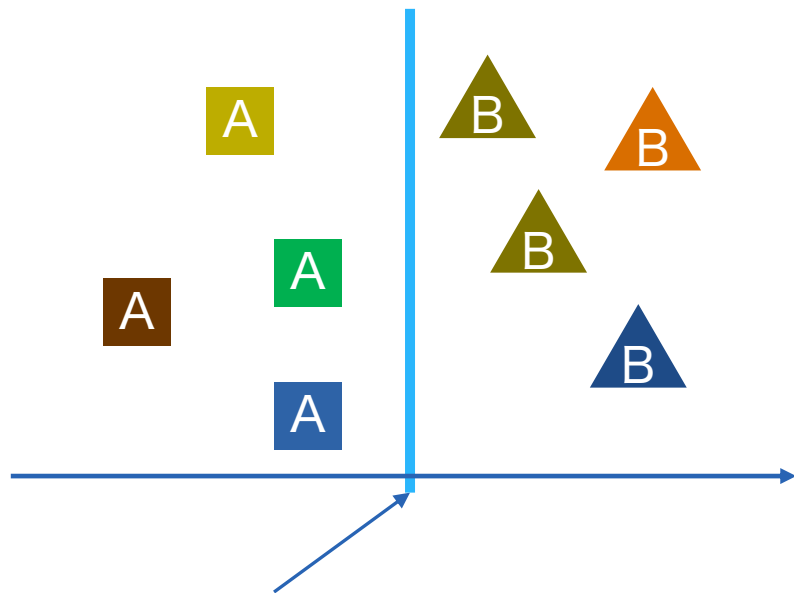
■ 識別問題を確率で捉える

- 識別問題では、データを分ける線(識別境界面)を引くのが目的

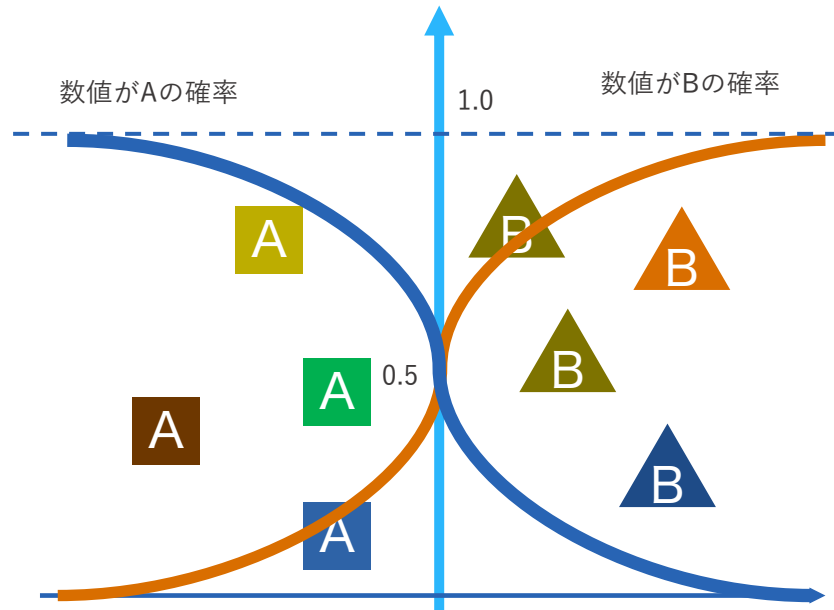


AとBを分ける線がわかれば良い.

■ 1次元で考えてみる



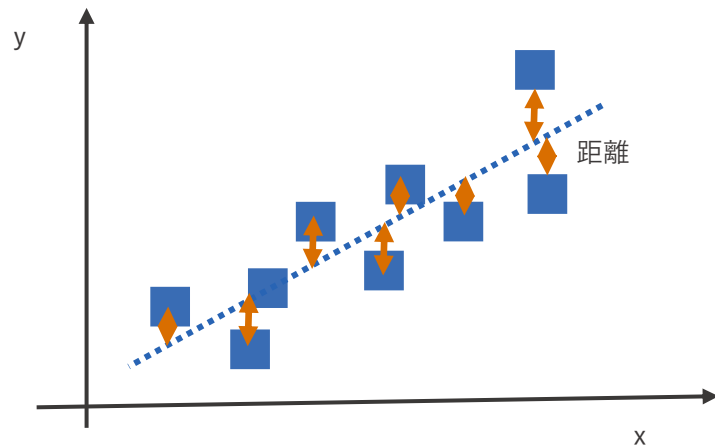
縦線から左のデータがA,右がBに分かれる。



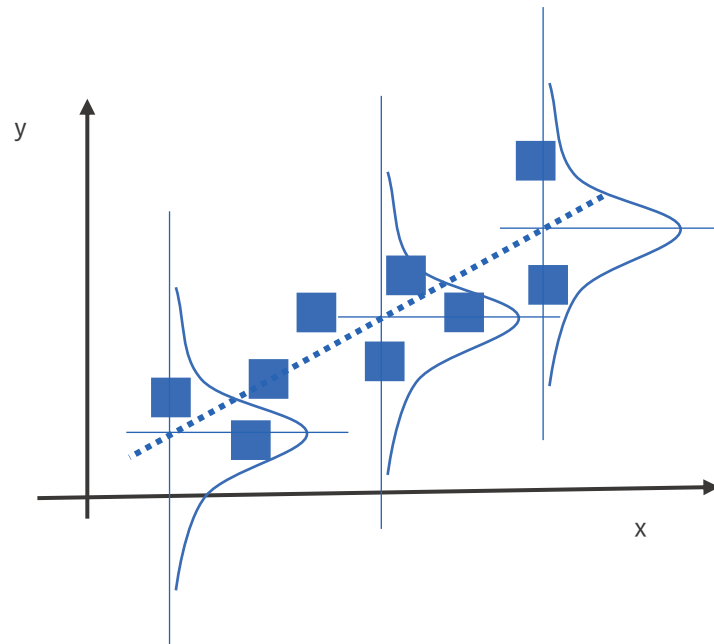
左のデータはAである確率が高いからAのラベルをつける。右のデータはBである確率が高いからBのラベルを付ける。ちょうど確率が0.5の場所が境界になっている。

■ 回帰問題を確率で捉える

- 数値と数値の関係を説明できる関数を探すのが目的



関数とデータの距離が短い関数が良い。



データを最も生成確率が高い関数が良い。

■ 統計的機械学習

- このように学習を確率統計で考える分野を統計的機械学習という.
- 現在, 統計的機械学習が機械学習の主流である.

■ 歴史

- 1763年 ベイズ定理
- 1957年 識別機パーセプトロン (Rosenblatt)
- 1957年 強化学習の基本方程式Bellman方程式
- 1959年 機械学習という用語ができる (Samuel)
- 1967年 クラスタリング手法k-means (MacQueen)
- 1986年 多層ニューラルネットワークの学習手法バックプロパゲーション (Rumelhart et al.)
- 1994年 主成分分析(Pierre)
- 1995年 識別機サポートベクタマシン (Vapnic)
- 2012年 深層ニューラルネットワークAlexNet (Krizhevsky et al.)

■ なぜ今人工知能（機械学習）？

ビッグデータ，深層学習，ライブラリ，GPGPUが同じ時代に揃った

- ビッグデータ

- インターネットやIoT機器から莫大なデータを収集することで，人工知能の学習に必要なデータが豊富になった。

- 技術の発展

- 深層学習（深層ニューラルネットワーク）が他の技術より性能が遥かに上回った（2012年）。
- GPUを用いることで深層学習の膨大な計算を現実的な時間で処理できるようになった。
 - GPGPU（3DCGを描画するための計算ユニットであるGPUを一般的な用途で使うこと）
- 無料で簡単なライブラリ（開発環境）が公開され，誰でも簡単に性能の高い深層学習を使うことができるようになった。

- 社会的要請（日本）

- 人口減少とそれに伴う人手不足により自動化を進める必要が出てきた。

■ 技術の関係性

