

インフォマティクス3

人工知能

長尾 確

ながお かたし

情報学部コンピュータ科学科

大学院情報学研究科

知能システム学専攻・教授

メール: nagao@i.nagoya-u.ac.jp

近年、
人工知能(AI)が
注目されています

たとえば、
知能ロボット

様々なロボットが実用化されています



簡易式ロボット

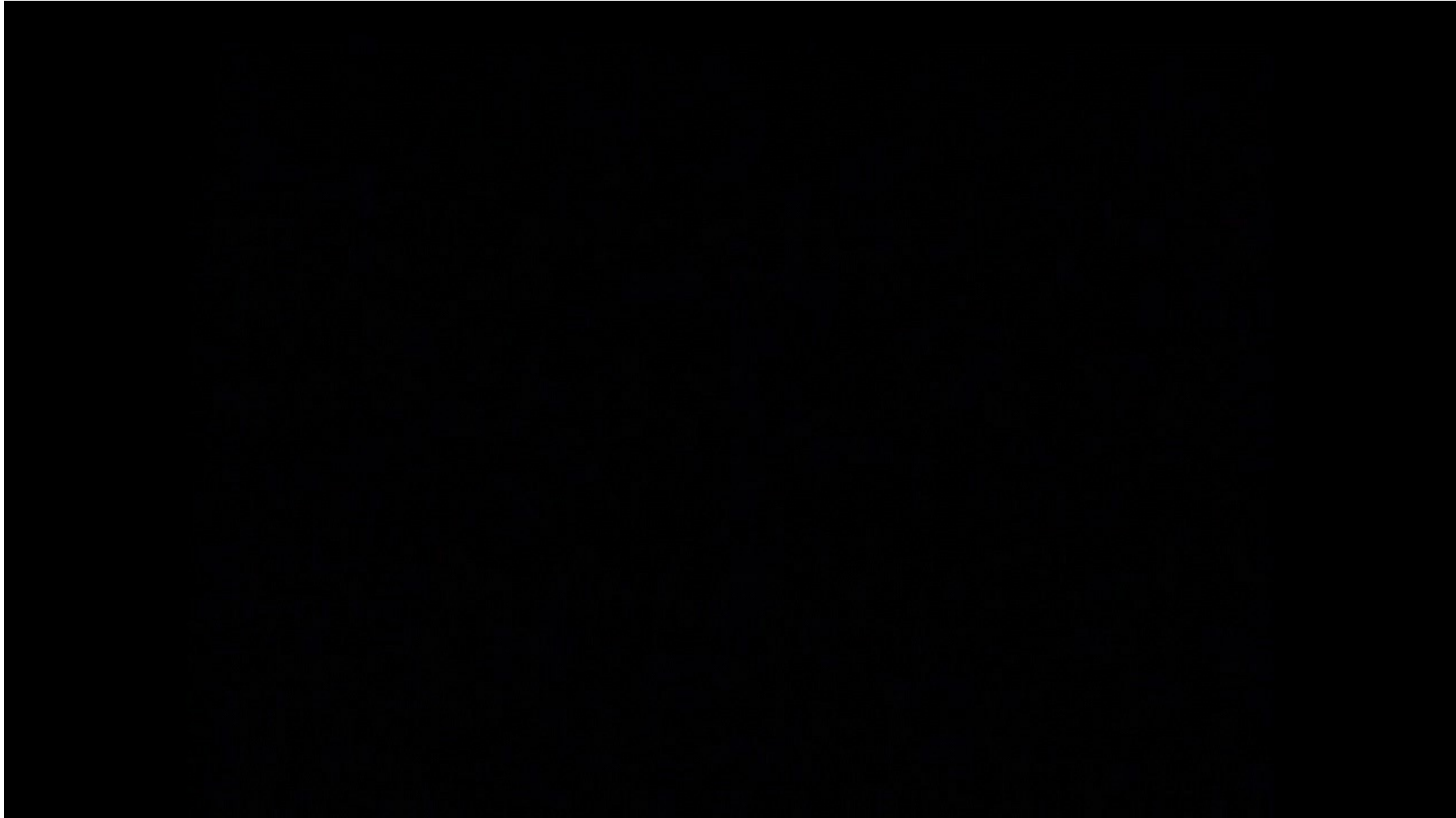
ぬいぐるみ風ロボット

著作権の都合により画像を削除しました

お掃除ロボットと猫

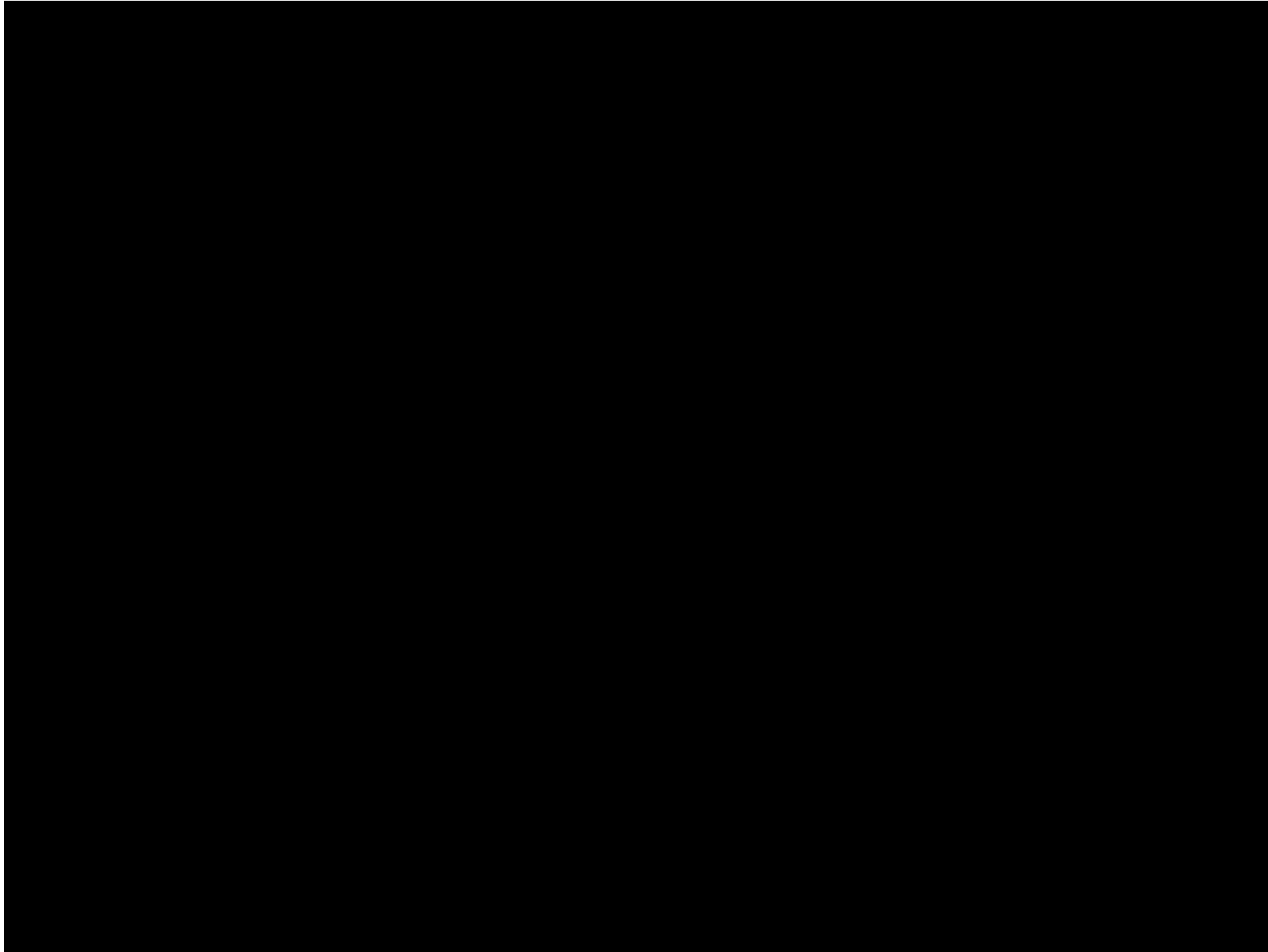
手作り風ロボット

知能ロボット (IBM 2001)



たとえば、
自動運転車

自動運転車(トヨタ自動車 2013)



たとえば、
プロ棋士に勝つ
囲碁ソフト

AlphaGo (2016)

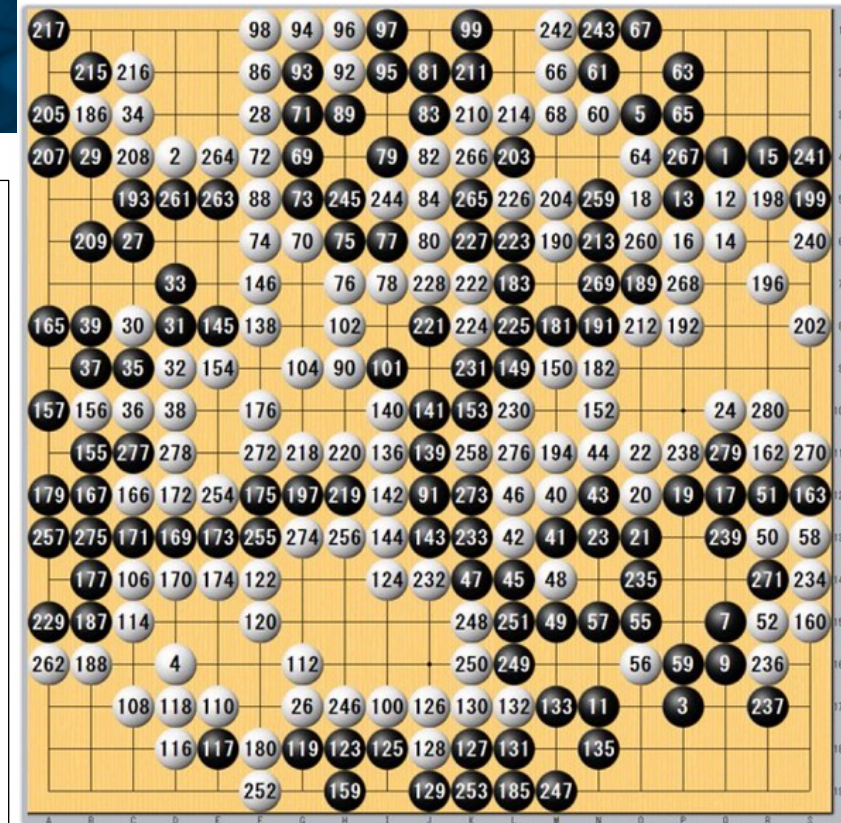
Google DeepMind



Google Deep Mind Challenge Match 第5局は、280手まで白番：AlphaGoの中押し勝ち。全5局が終了し、AlphaGo4勝、李世ドル九段の1勝で終了となりました。

著作権の都合により画像を削除しました

AlphaGoと李世ドル九段の対戦の様子



割と最近では、
スマートスピーカー

Google Home (2017)



スマートスピーカーは、
音声認識機能を備えた
ワイヤレススピーカー
(AIスピーカーとも呼ば
れる)

最初の製品は、
Amazon Echo

Google Homeは初めて
日本語に対応した製品
AppleのHomePodも
同様の製品



人工知能(AI)とは何か？

2つの重要なキーワード
「自動化」と「知能化」

一つ目のキーワード「自動化」

- 自動とは自ら動くことができる能力
- 「AIは機械を自動化するための技術である」は正しい？
 - 自動販売機(vending machine)はAIか？
 - 自動ドア(automatic door)はAIか？
 - 自動車(automobile)はAIか？
 - 自動運転車(autonomous vehicle)はAIか？
 - レジレス店舗(cashierless store)はAIか？

自動販売機の場合

• 歴史

- 古代エジプトの水を販売する機械
- イギリスのたばこ販売機(1615年)
- 日本では郵便切手販売機(1904年)
 - 偽コインの検出、売り切れ時のコイン返却

• 自動化の度合い

- 人間がお金を入れる、人間が商品を選ぶ、ことが前提
- 選ばれた商品があるかどうか調べ、ある場合、さらに、入れられたお金が本物であるか調べ、本物であれば、商品を出し、お釣りを返す
- ただし、たばこを販売してよい人かを判断できない



自動ドアの場合

- 歴史

- 古代ローマで神殿の扉を自動開閉(紀元前100年)
- 日本では、山手線の空圧式の自動ドア(1926年)
 - 現在ではほとんどが電気モーター式

- 自動化の度合い

- 人間がドアの前に立つと自動的に開く
 - ドアの自動化の度合いとしてはこれで十分?
- ただし、部屋に入ってよい人とそうでない人を区別できない

著作権の都合により画像を削除しました

自動ドアの仕組みの図

自動車の場合

- 歴史

- 蒸気自動車(フランス、1769年)
- ガソリン自動車(ドイツ、1885年、ダイムラー・ベンツ)
- 初の大衆車、T型フォード(アメリカ、1908年)
- 日本では、蒸気自動車(1904年)、ガソリン自動車(1907年)、大衆車(1936年、トヨタ)

- 自動化の度合い

- 人間が起動し、人間が操縦する
- 機械は、人間の操縦を物理的な力に変換する
- 人間の操縦を補助することはできるが、人間の代わりに操縦することはできない



自動運転車の場合

- 歴史

- NavLab(アメリカ、1984年)
- プロメテウス計画(ヨーロッパ、1987年)
- アーバン・チャレンジ(アメリカ、2007年)
- Googleセルフドライビングカー(アメリカ、2012年)
- 日本では、トヨタ・名大(2013年)、ZMP(2014年)

- 自動化の度合い

- 目的地を設定すれば、無人でも走行できる
- 車線、標識、信号の認識が可能
- 歩行者を認識すると減速して停止
- ただし、まだ完全には事故を回避できない



レジレス店舗の場合

<https://www.aboutamazon.jp/what-we-do/amazon-store> 2022.5.16

- 歴史
 - Amazon Go(アメリカ、2016年)
 - 2018年に一般向けにオープン
- 自動化の度合い
 - スマートフォンに専用アプリを入れて、アカウント登録すれば、誰でもお店に入って買い物ができる
 - お客が商品を手に取ると、天井のセンサーがその人を追跡して、その人のアカウントに請求書を送る
 - 商品を用意し、配置するのは人間
 - これも近いうちに自動化されるでしょう
 - 万引きを完全に防止できるのか不明



AP/Elaine Thompson



AP/Elaine Thompson

二つ目のキーワード「知能化」

- 知能とは自ら考える(判断する)ことができる能力
- 「AIは機械を知能化するための技術である」は正しい？
 - 検索システム(search engine)はAIか？
 - 将棋ソフト(computer Shogi)はAIか？
 - ロボット掃除機(robotic cleaner)はAIか？
 - 自動翻訳機(automatic translator)はAIか？

検索システムの場合

- 歴史

- ワールド・ワイド・ウェブ誕生(1991年)
- ディレクトリ型検索エンジンYahoo!(アメリカ、1994年)
- ロボット型検索エンジンLycos(アメリカ、1995年)、千里眼(日本、1997年)、Google(アメリカ、1998年)
- 音声検索Apple Siri(アメリカ、2011年)、スマートスピーカーAmazon Echo(アメリカ、2014年)

- 智能化の度合い

- ディレクトリ型は人間が情報を整理していたのに対し、ロボット型は機械が情報を収集
- 検索を高速化するために索引付けを行う
- 音声による質問を理解して検索を行う
- ただし、まだ人間の言葉の意味を完全に理解しているわけではない

著作権の都合により
画像を削除しました

Amazon Echo Spotの写真

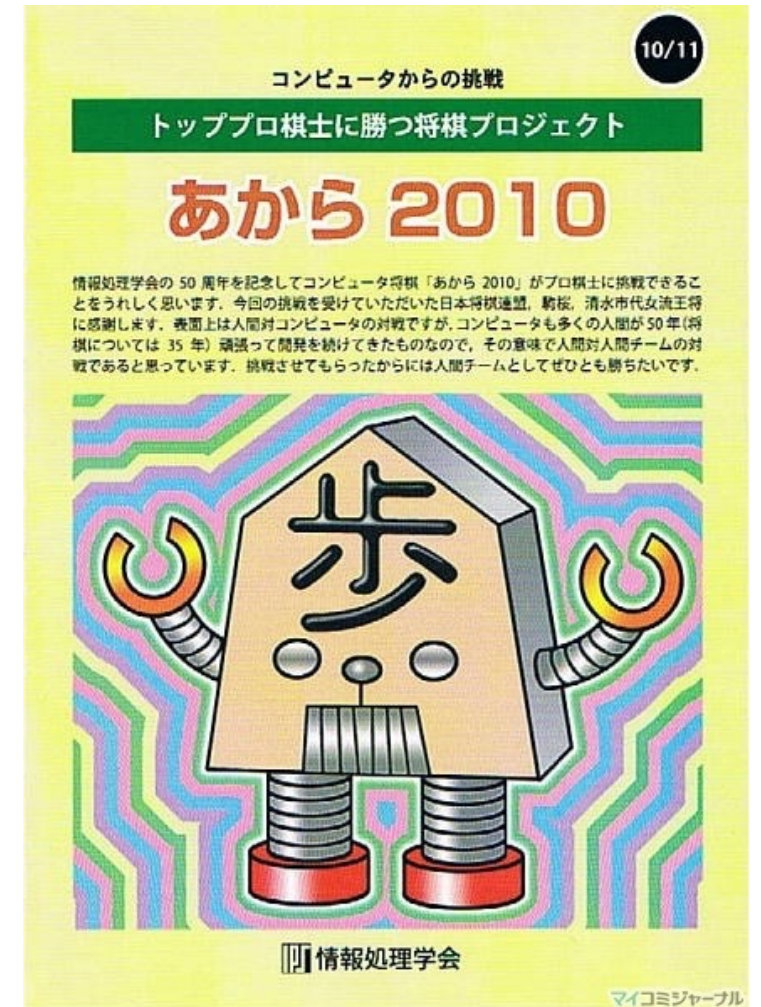
将棋ソフトの場合

• 歴史

- 世界で最初の将棋ソフト(日本、1975年)
- 女流棋士に勝利(あから2010、日本、2010年)
 - チェスの世界チャンピオンにコンピュータが勝利(アメリカ、1997年)
 - 囲碁のプロ棋士にコンピュータが勝利(アメリカ、2016年)
- 情報処理学会がコンピュータ将棋プロジェクトの終了を宣言(2015年)

• 智能化の度合い

- 二人零和有限確定完全情報ゲーム(チェス、将棋、オセロ、囲碁を含む)に関しては、ほとんどの場合、人間は機械に勝てない
- 不完全情報ゲーム(麻雀、ポーカーを含む)に関しては、まだ人間の方が強い



ロボット掃除機の場合

- 歴史

- Electrolux Trilobite (スウェーデン、2001年)
- iRobot Roomba (アメリカ、2002年)
- 日本では、ココロボ (シャープ、2012年)

- 智能化の度合い

- 初期は、障害物に当たると進む方向を変え、ランダムに走行する
- 現在は、距離センサーによって家具との距離を測り、接触する前に減速して回避する機能、天井のパターンをカメラで認識することで部屋の地図を作り、同一場所の重複清掃を避け時間を短縮する機能などを持つ
- 障害物を避けることはできるが、その障害物を移動させることはできない
- 障害物が人かどうかを認識できない (人を認識できれば、対話して解決できる)



自動翻訳機の場合

- 歴史

- 普遍言語（デカルト、フランス、1629年）
- 暗号解読（ウィーバー、アメリカ、1947年）
- ルールベース機械翻訳（ジョージタウン大学、アメリカ、1954年）
- 日本では、やまと（電気試験所、1959年）
- 統計的機械翻訳（IBM、アメリカ、1990年）
- ニューラル機械翻訳（Google、アメリカ、2016年）

- 知能化の度合い

- 短い単文に関してはほとんど正確に翻訳できる
- 構文的曖昧さ、訳語選択、代名詞の参照などの問題は完全には解決されていない

人工知能とは：まとめ

- 自動化について
 - 自ら動くことができる能力を持たせる
 - 環境や人の「認識」力が上がれば、より高度になる
- 知能化について
 - 自ら考える(判断する)ことができる能力を持たせる
 - 解決すべき問題に関する「理解」力が上がれば、より高度になる
- 人工知能とは、機械に**高い認識力と理解力**を持たせるための技術およびその技術を実装した機械のこと

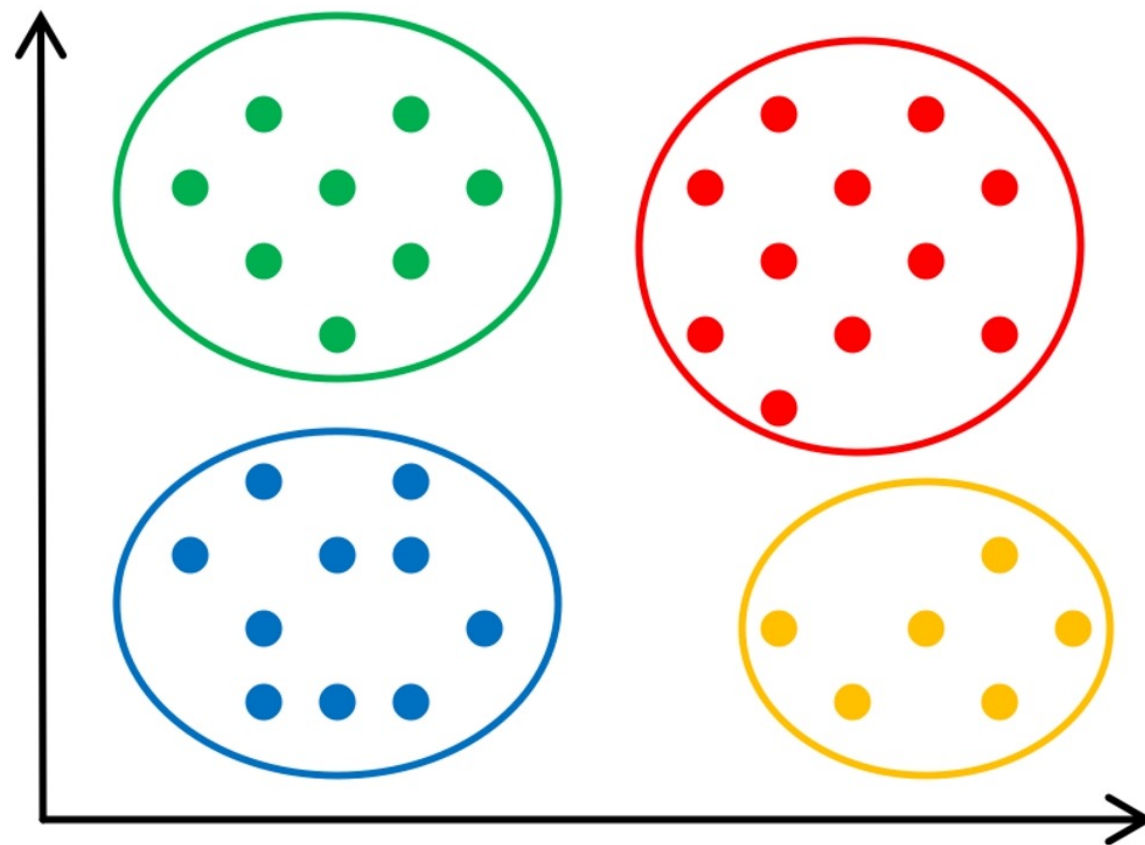
認識と学習

- 人や物を「認識」する
 - 認識するための手がかり(特徴)が必要
 - さまざまな情報から、一般的な特徴を見つけるのは非常に困難
 - 認識させたいものは人間が知っている
(認識結果が正解かどうかは人間が判断できる)
- 特徴を見つけるために「機械学習」を行う
 - 機械学習は、最近のAIの本質的な機能
 - 人間の脳を模したニューラルネットワークを用いる
 - 複雑なニューラルネットワークを用いた機械学習としてディープラーニングが開発された

ニューラルネットワークは
どんな計算をしているか

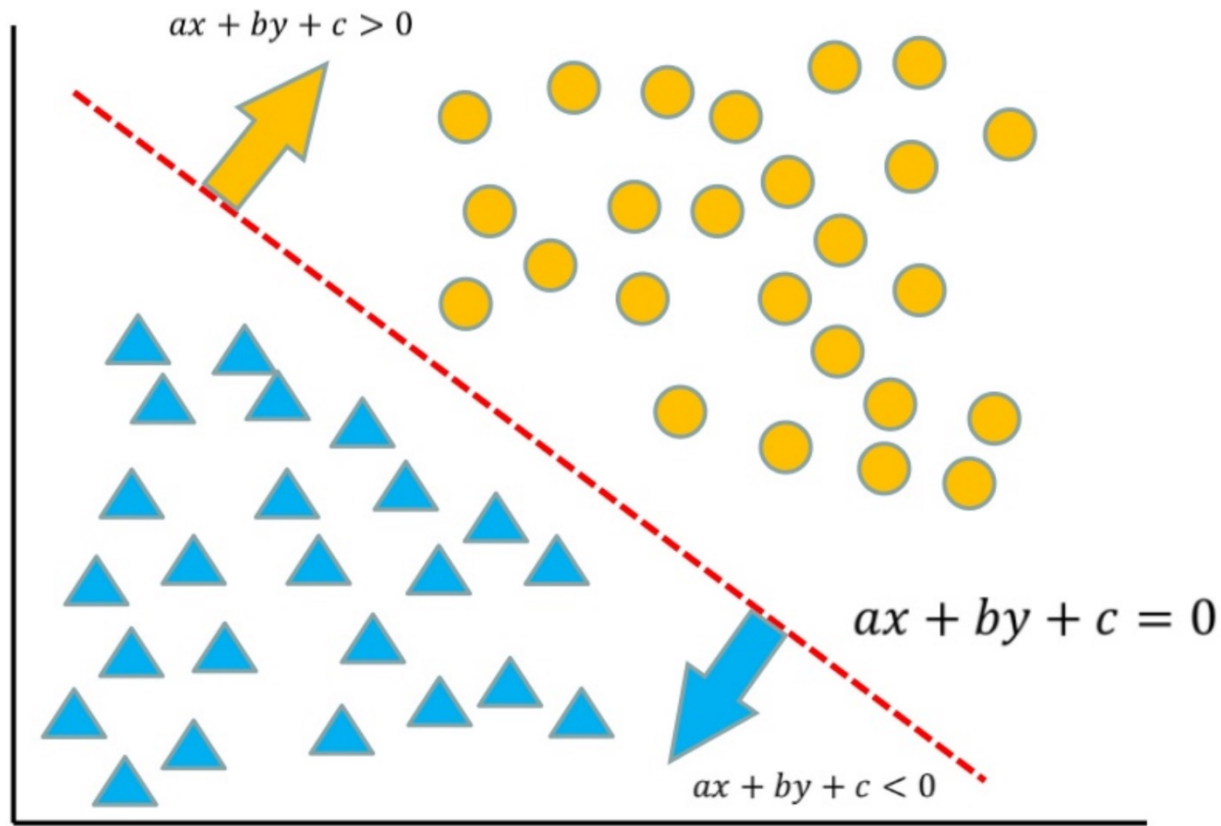
概念の獲得

- ベクトル空間上で事実の分布の偏りを調べる
- 事実が偏って存在する場合、それら事実を包含する概念の存在を仮定する



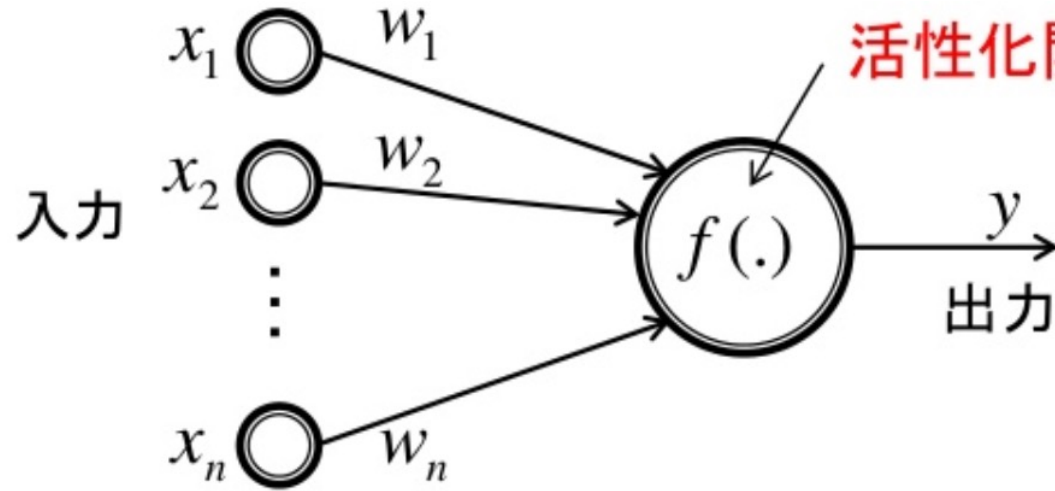
線形分離

- 多次元の変数で表現される事実の集合を複数のグループに分ける



パーセプトロン (Perceptron)

- ニューラルネットの数理的モデル

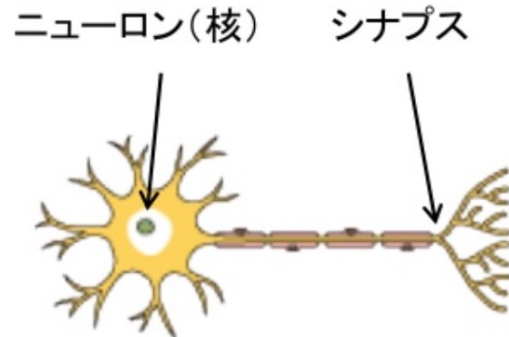


$$y = f(v)$$

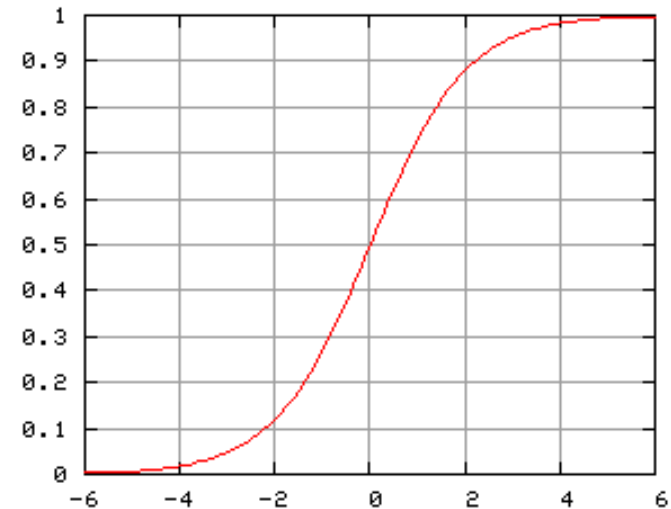
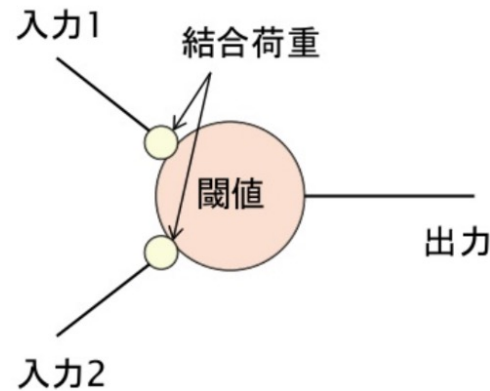
$$v = \underline{\mathbf{W}}^T \mathbf{X} - \underline{\theta}$$

結合重み バイアス

神経細胞 (ニューロン)

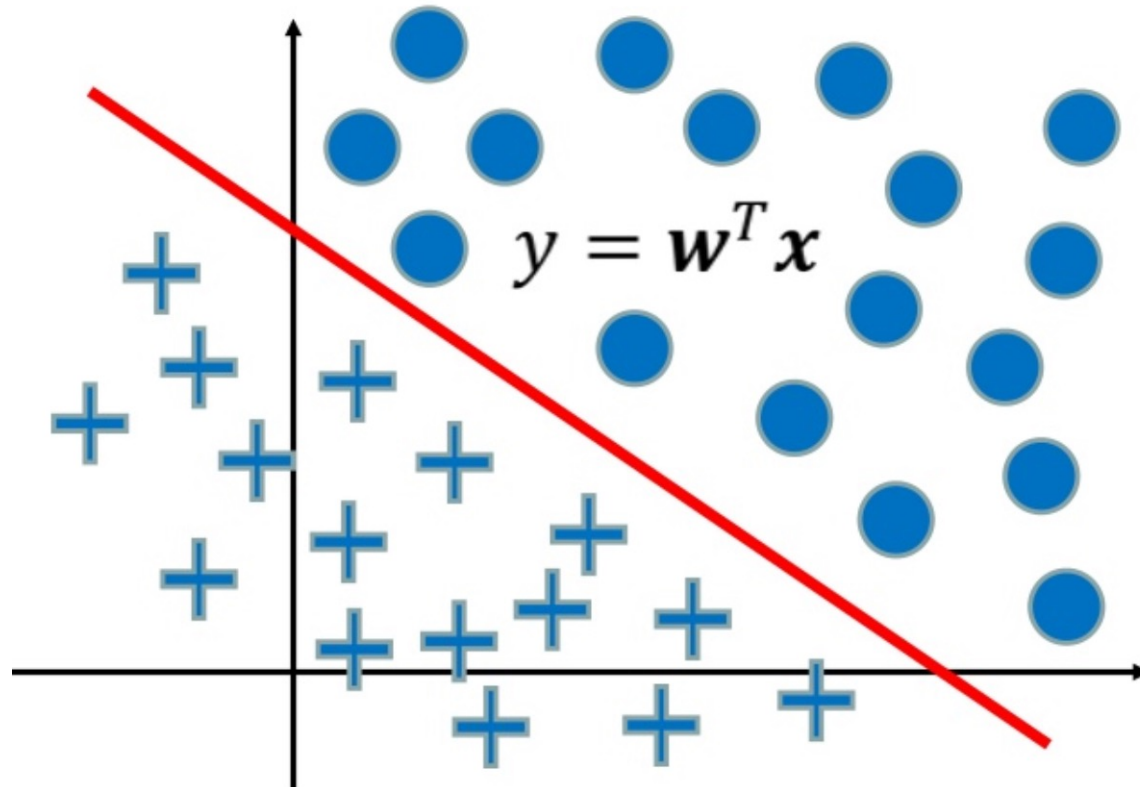


ニューロンモデル



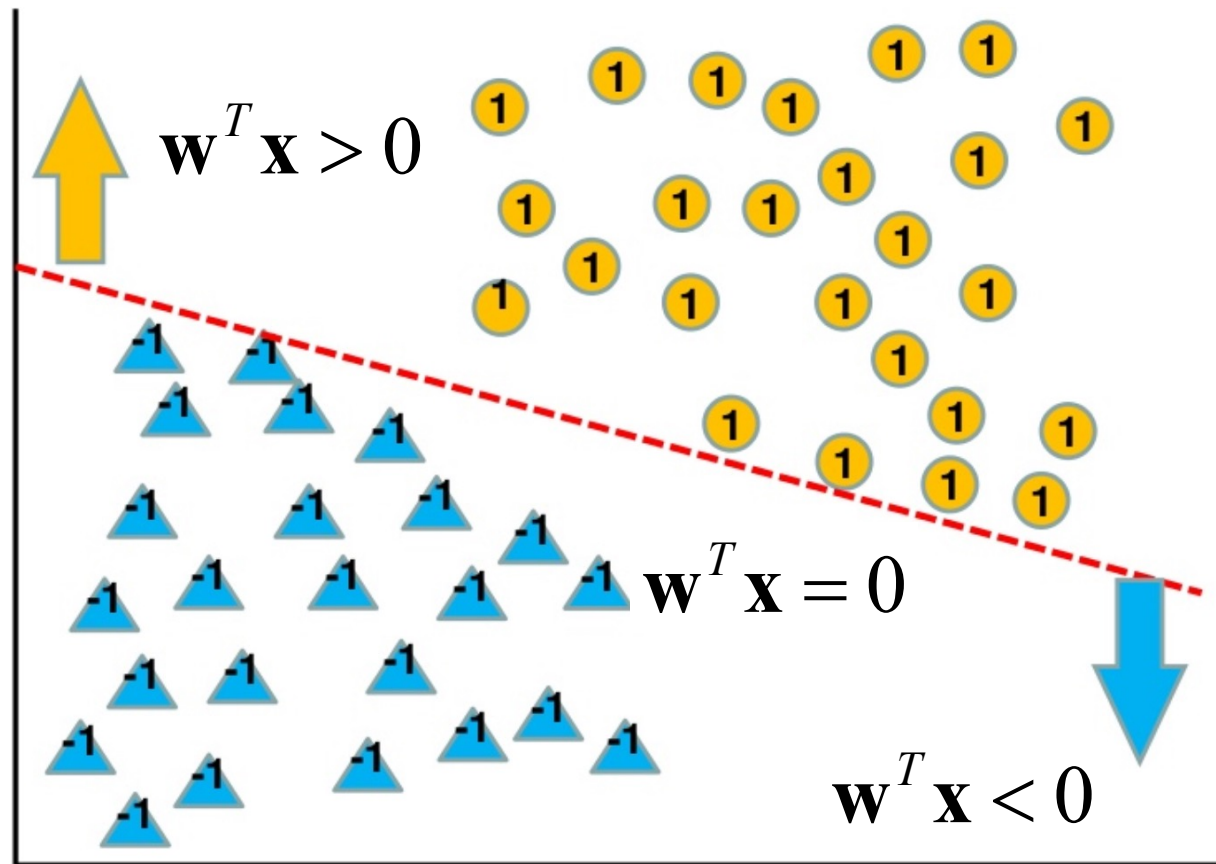
パーセプトロンの機能

- 分類
 - 結合重み w を調節することで適切な線形分離ができる
 - このとき x を説明変数、 y を目的変数という



パーセプトロンの学習

- 勾配降下法(後述)によって適切に分離可能な重みが決まる



勾配降下法 (gradient descent)

- 漸化式を使って
極小値を求める手法

i番目のサンプルデータ

$$\{\mathbf{x}_i, y_i\}, y_i \in [-1, 1]$$

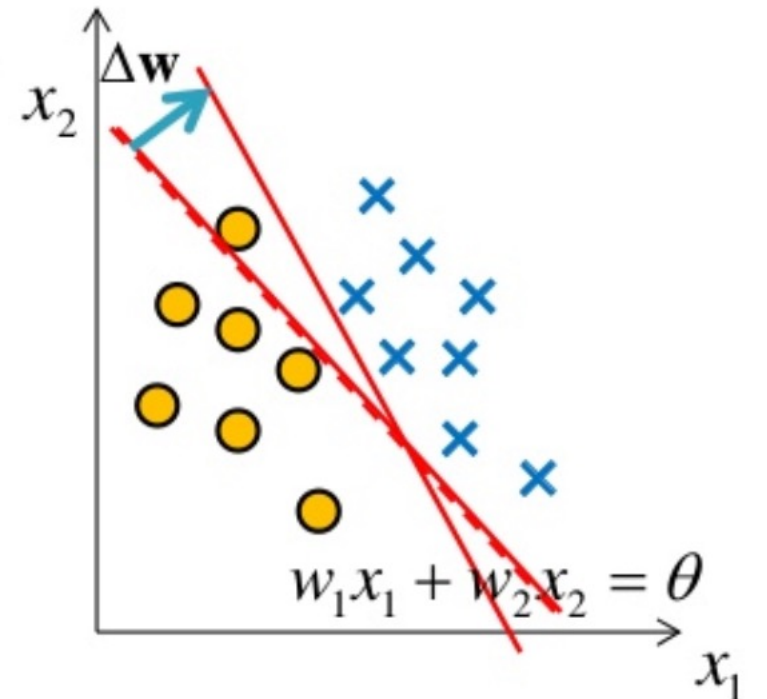
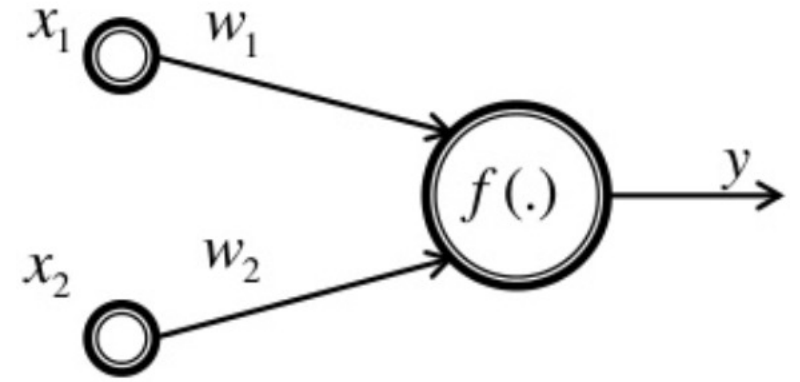
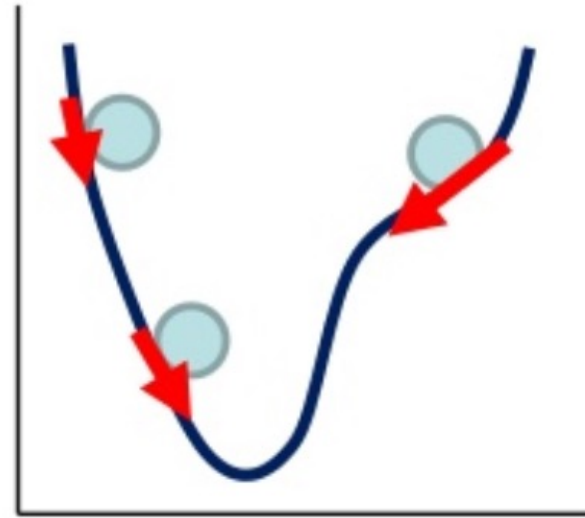
極小のとき

$$\frac{\partial E}{\partial \mathbf{w}} = \frac{\partial (y_i - \hat{y}_i)^2}{\partial \mathbf{w}}$$

$$= (y_i - \hat{y}_i) f'(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i - \theta) \mathbf{x}_i$$

$$= 0$$

$$\mathbf{w}_{new} = \mathbf{w}_{old} + \mu (y_i - \hat{y}_i) f'(\mathbf{w}_{old}^T \mathbf{x}_i - \theta_{old}) \mathbf{x}_i$$



例題(1/5)

- 「明日は雨かどうか」

$$y = \mathbf{w}^T \mathbf{x}$$

\mathbf{w} 重みベクトル
 \mathbf{x} 入力(天気に関する情報のベクトル)
 y 結果(正なら雨、負ならそれ以外)

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \text{今日の降水確率} \\ \text{1年前の明日の降水確率} \\ \text{今日の周辺の気圧}([0,1] \text{で正規化}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.5 \\ 0.1 \end{bmatrix}$$

例題(2/5)

- 重みベクトルの例

$$\mathbf{w} = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{今日の降水確率が高いと明日は雨} \\ \text{1年前の降水確率が高いと明日は割と雨} \\ \text{今日の周辺の気圧が低いと明日は割と雨} \end{bmatrix}$$

$$y = \mathbf{w}^T \mathbf{x} = \begin{bmatrix} 2 & 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.5 \\ 0.1 \end{bmatrix} = 1.8$$

結果が正なので
明日は雨

例題(3/5)

- ところが、

$$y = \mathbf{w}^T \mathbf{x} = \begin{bmatrix} 2 & 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.2 \\ 0.1 \\ 0.6 \end{bmatrix} = -0.1$$

結果が負なので
明日は雨ではないはず

- しかし、実際には雨が降った
つまり、重みベクトルが間違っている

例題(4/5)

- 重みベクトルの更新
 - 漸化式(μ は学習係数)

$$\mathbf{W}_{new} = \mathbf{W}_{old} + \mu \mathbf{X}_{error} = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix} + \mu \begin{bmatrix} 0.2 \\ 0.1 \\ 0.6 \end{bmatrix}$$

誤判定したときの
入力

- 例えば、 $\mu=1$ とすると、

$$\mathbf{W}_{new} = \mathbf{W}_{old} + \mathbf{X}_{error} = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.2 \\ 0.1 \\ 0.6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2.2 \\ 1.1 \\ -0.4 \end{bmatrix}$$

例題(5/5)

- 更新した重みベクトルで判定してみると、

$$y = \mathbf{w}^T \mathbf{x} = [2.2 \quad 1.1 \quad -0.4] \begin{bmatrix} 0.2 \\ 0.1 \\ 0.6 \end{bmatrix} = 0.31$$

結果が正になったので
正しく判定された

- 誤判定があるごとに重みベクトルを更新していけば、最適な重みベクトルが決定できる
 - パーセプトロンは基本的にこのように学習する

今回のまとめ

- 人工知能によって、機械の自動化・知能化のレベルを上げることができる
- 機械の認識力を向上させるために一般に機械学習を使う
- 機械学習はベクトル空間の偏りを見つけることで、概念や規則性を発見する
- ものごとの理解に関しては、機械学習だけでは解決しないので、知識や推論が必要になる