

# 人工知能とその応用

近畿大学工学部情報学科

半田久志

# Agenda

- ▶ 人工知能とは
- ▶ 人工知能で出来ること
- ▶ 深層学習（ディープラーニング）
- ▶ 適用事例

# 人工知能の定義

- ▶ 人工知能とは計算モデルを用いた
  - ▶ 知的システム的设计や構成に関する研究
  - ▶ 人間の知的能力(知能)の解明に関する研究
- ▶ 強い人工知能： 考え, 心を持つAI
- ▶ 弱い人工知能： 考え, 心を持つかのように振舞うAI
- ▶ 現在の人工知能は「弱い人工知能」

# 「弱い」とは言うけども

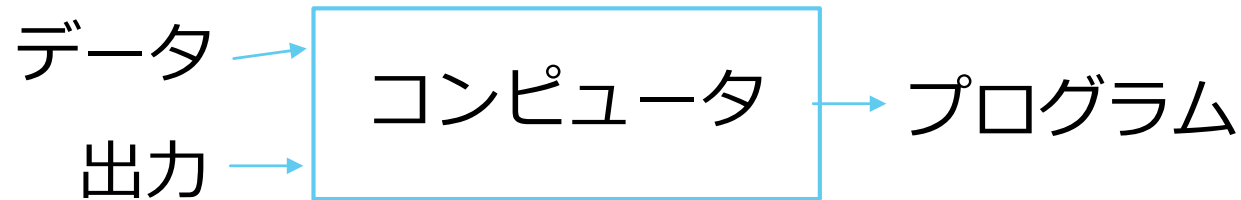
- ▶ **限定された領域**では，人間を**凌駕**
  - ▶ 高速なCPU・GPUを用いた大規模データからの学習
  - ▶ 物体認識，制御，予測，異常検知
- ▶ 深層学習（ディープラーニング）の進展に拠るところが大きい

# パラダイムシフトが起きている！

- ▶ 従来のプログラミングによるアプローチ



- ▶ 人工知能（機械学習）によるアプローチ



- ▶ データを持っている人（現場）のためのアプローチと言える

# 用語の整理

## ▶ 人工知能 ⊃ 機械学習 ⊃ ニューラルネットワーク ⊃ 深層学習

### 人工知能

- ・ 計算機を使った知的処理の包括的な呼び方
- ・ 計算機上の知識の表現, 推論等も含む

### 機械学習

- ・ 計算機を使った学習による知的処理
- ・ 統計的学習理論, プロダクションシステムも含む

### ニューラルネットワーク

- ・ 人間の脳を模倣した計算原理

### 深層学習

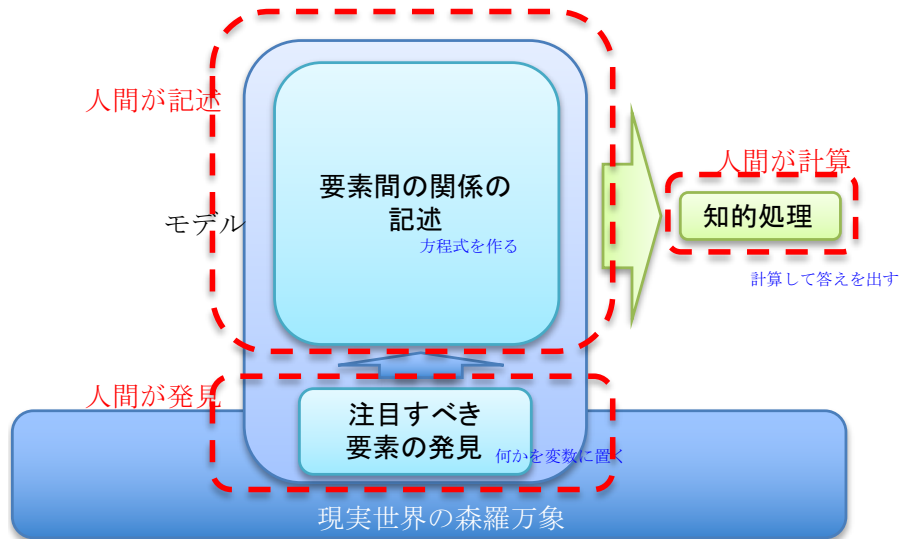
- ・ 多層のニューラルネットワーク

1950~

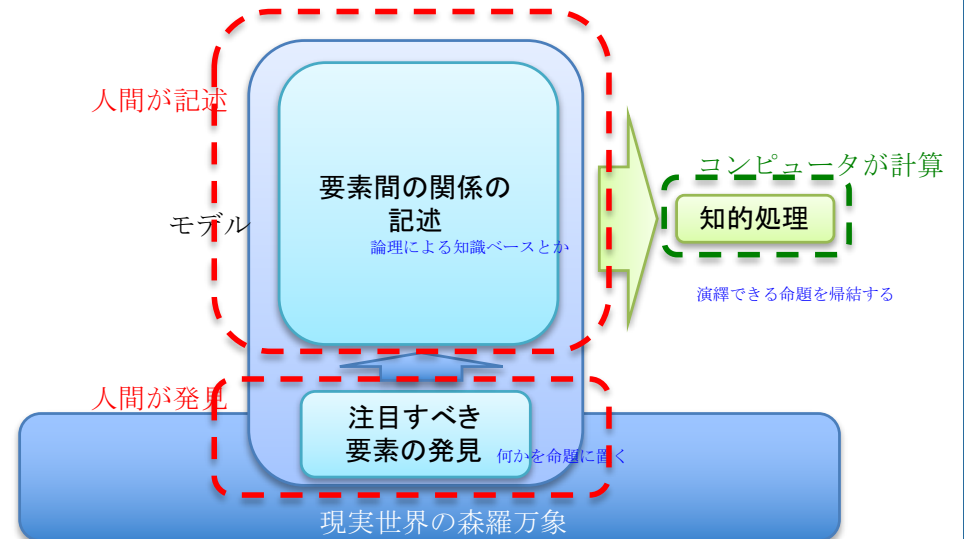
1990~

注) 「人工知能」という用語は1957年に定義された。  
「深層学習」として着目され始めたのは2005年ごろから

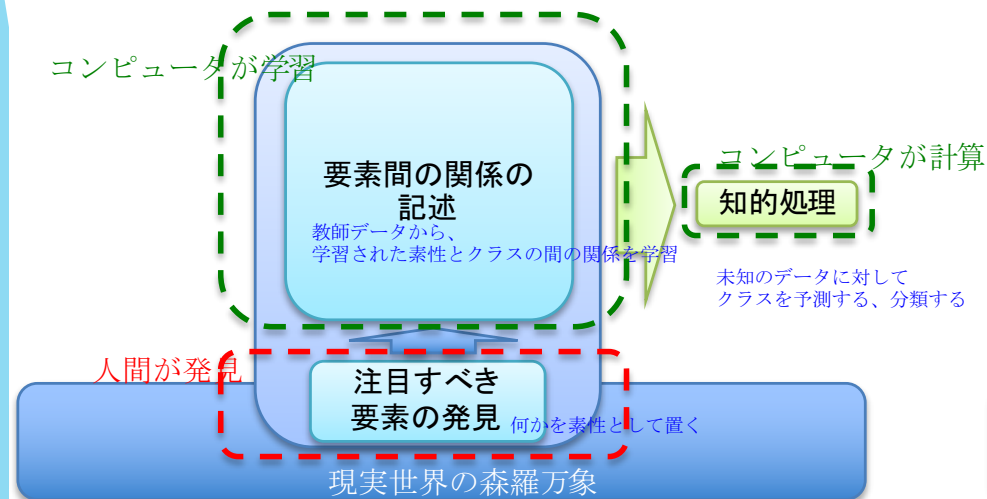
# 1. 人工知能以前



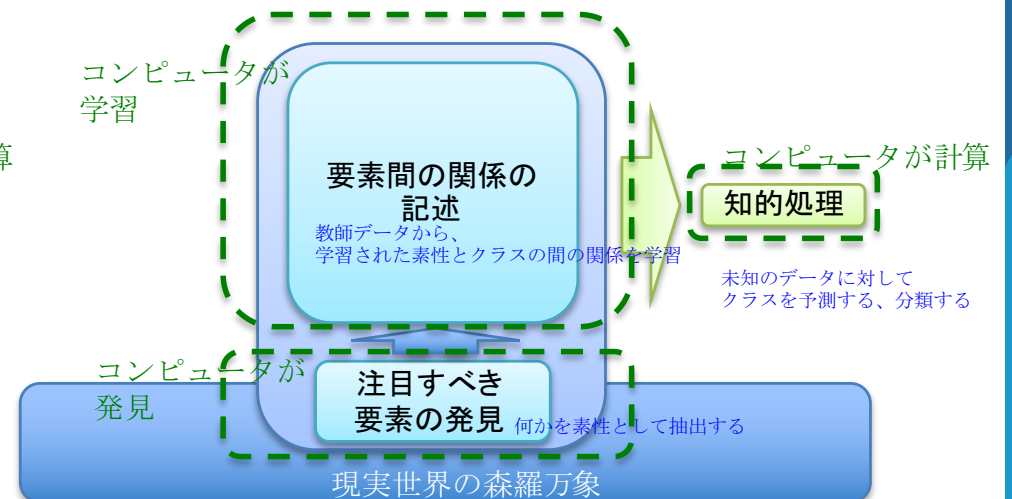
# 2. 昔の人工知能



# 3. 機械学習



# 4. ディープラーニング



# 従来のプログラミングによる アプローチ

- ▶ 典型的な事象や抱えている問題点を話し合いながら仕様を策定
- ▶ プログラムの作成を依頼
- ▶ プログラムを走らせて、性能評価
- ▶ 問題点を見出してプログラムの改良
- ▶ プログラムの改良には時間がかかる





# 人工知能（機械学習）による アプローチ

- ▶ データを提供する
- ▶ 場合によってはデータ収集の方法を相談
- ▶ データを基にネットワークの構造を決定
- ▶ 学習によりネットワークを作成
- ▶ 出来たネットワークを使ってデータの見直し
  
- ▶ タスクが同一でデータの傾向が変わるような場合、学習をやり直せばよい
- ▶ データの収集・ラベル付けにコストがかかる

# 人工知能で何ができるの？

## ▶ 識別

- ▶ 情報の判別
- ▶ 意味理解
- ▶ 異常検知・予知

## ▶ 予測

- ▶ 数値予測
- ▶ ニーズ・意図予測
- ▶ マッチング

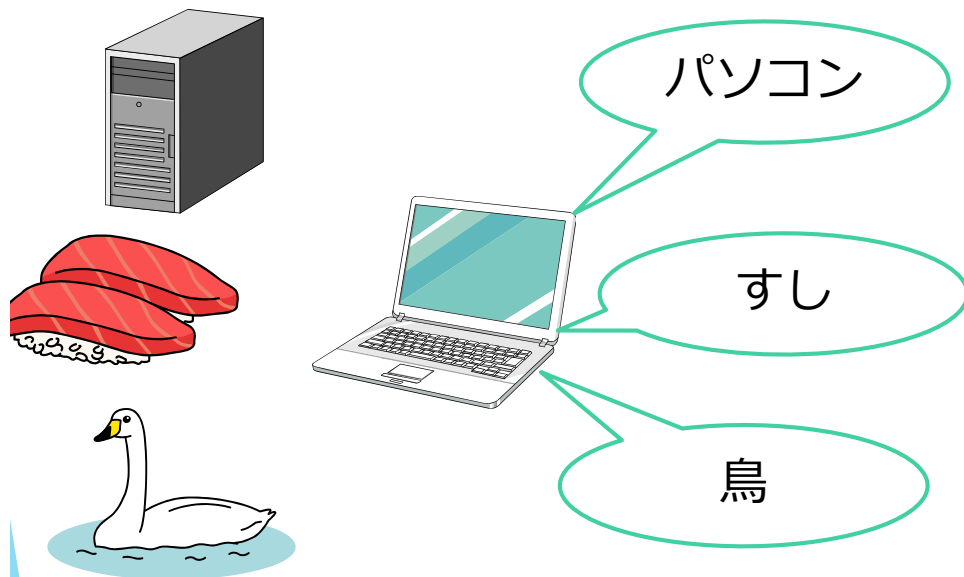
## ▶ 実行

- ▶ 表現生成
- ▶ デザイン
- ▶ 行動の最適化
- ▶ 作業の自動化

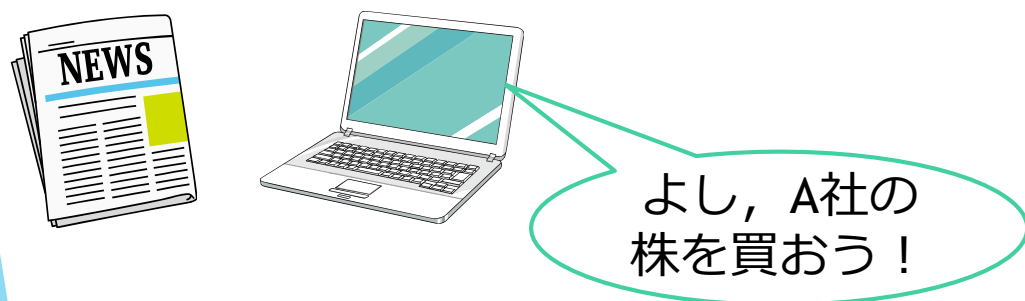
Harvard Business Review 2015年11月号P.47より

# 人工知能で出来る事：識別

## ▶ 情報の判別



## ▶ 意味理解



## ▶ 異常検知・予測

イカが  
紛れてるで



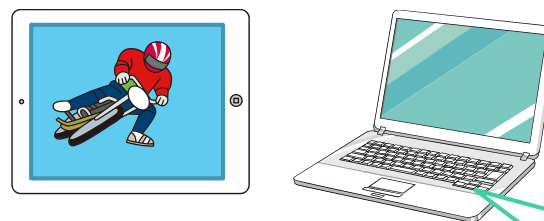
# 人工知能で出来る事：実行

## ▶ 表現生成



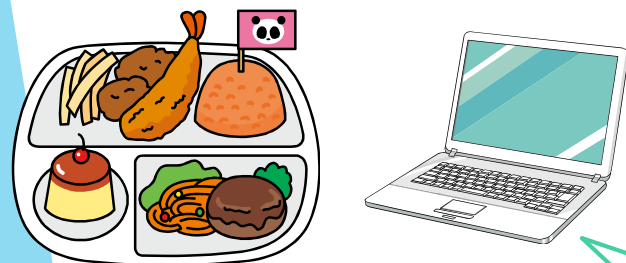
要約したよ

## ▶ 行動の最適化



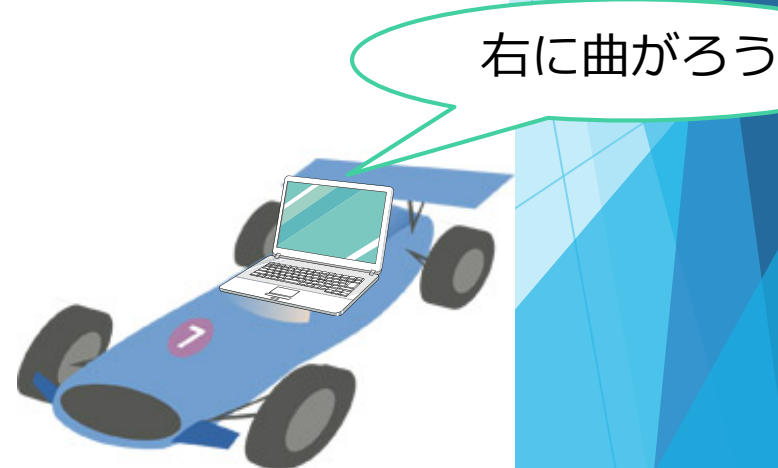
よし, クリア!

## ▶ デザイン



サラダを  
追加しよう

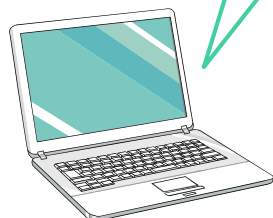
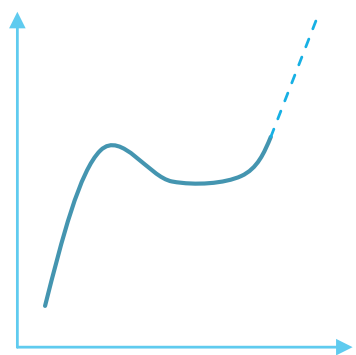
## ▶ 作業の自動化



右に曲がろう

# 人工知能で出来る事：予測

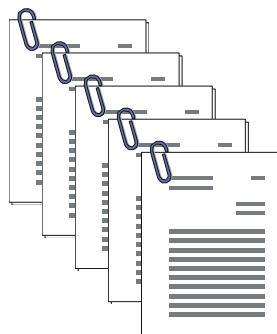
▶ 数値予測



上がって  
くで

▶ マッチング

エントリーシート



求人票



AさんにB社を  
推薦しよう

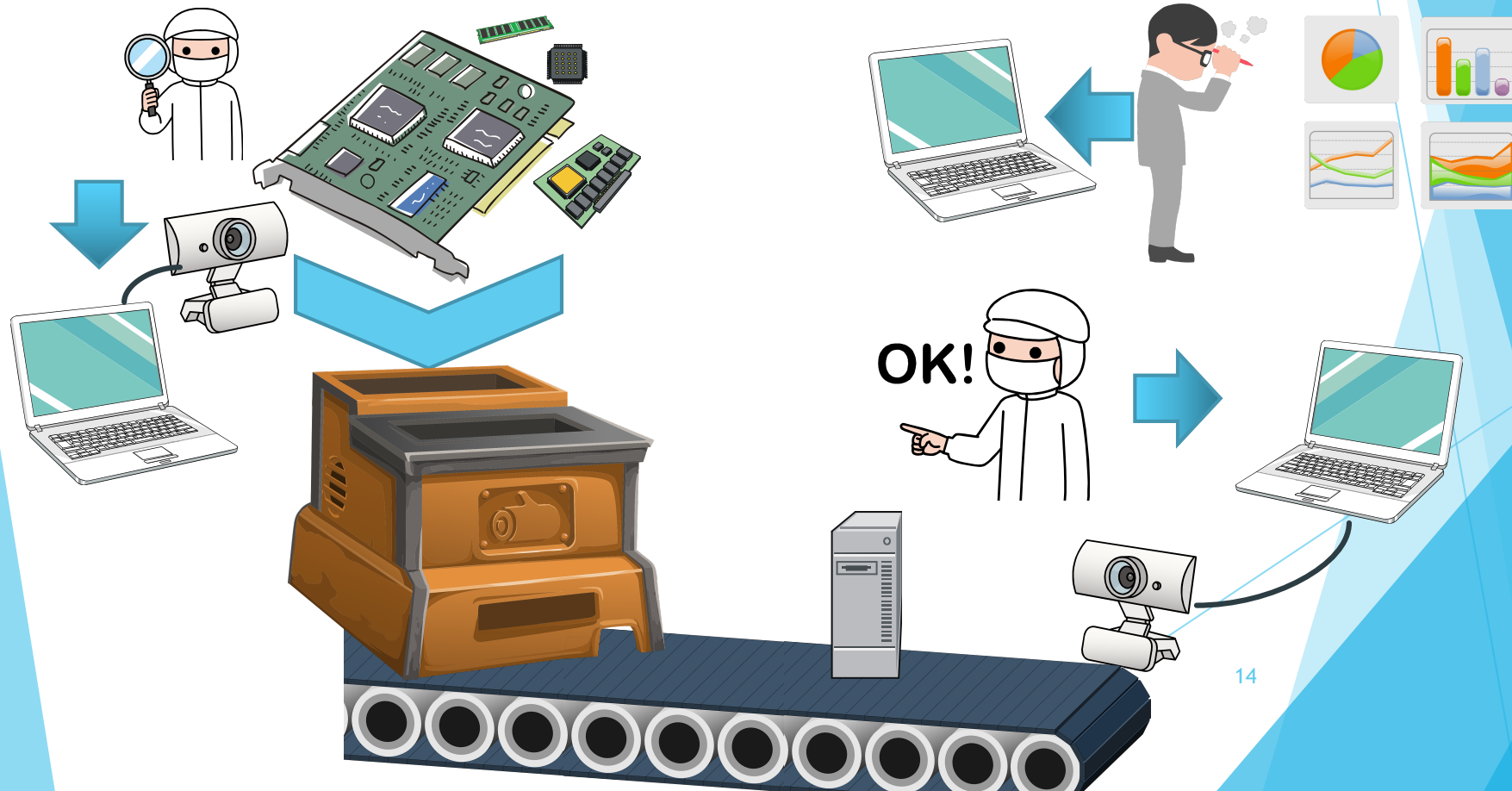
▶ ニーズ・意図予測



3ヶ月後にまた  
来ると思うで

# モノづくりの現場なら・・・

- ▶ 画像診断による部品の「異常検知」や
- ▶ 多様で高次元なデータからの「品質管理」が可能となる
- ▶ センサネットワーク, IoTと親和性が高い

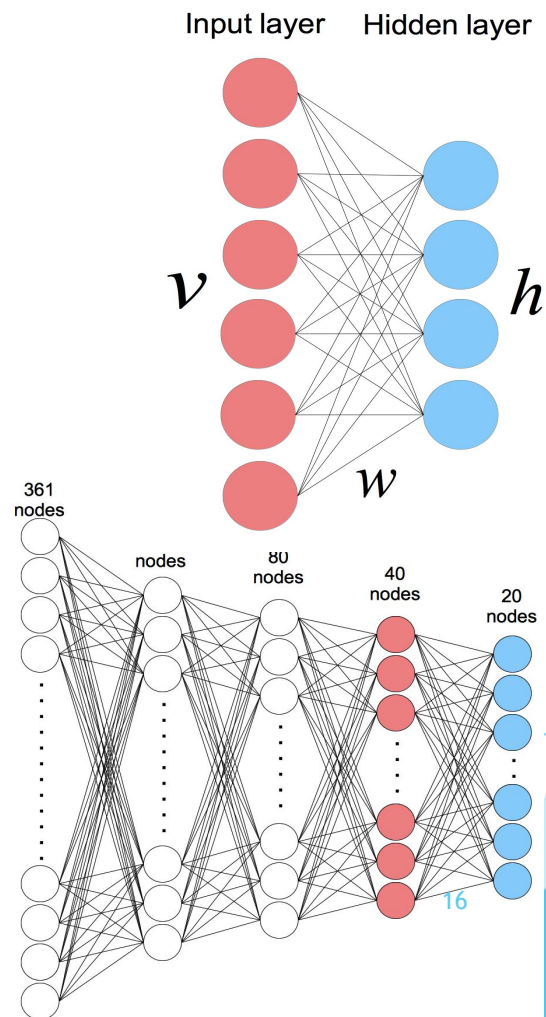


# 深層学習（ディープラーニング）

- ▶ ニューラルネットワークを多層にしたもの
  - ▶ 深層ボルツマンマシン Deep Boltzmann Machine
  - ▶ 積層自己符号化器 Stacked Autoencoder
  - ▶ 畳み込みニューラルネットワーク CNN
- ▶ 多層にすれば、高度な認識ができることは知られていた
- ▶ CNNは90年代に提案されていたが、当時の計算機能力では、十分な性能がでなかった。
- ▶ 深層ボルツマンマシンは2005年、積層自己符号化器は、2006年に提案され、多層なニューラルネットワークの学習方法が判ってきた。
- ▶ その後、画像処理や音声認識でCNNの有用性が再評価され、画像処理や音声認識ではCNNが主流になっている

# 深層ボルツマンマシン

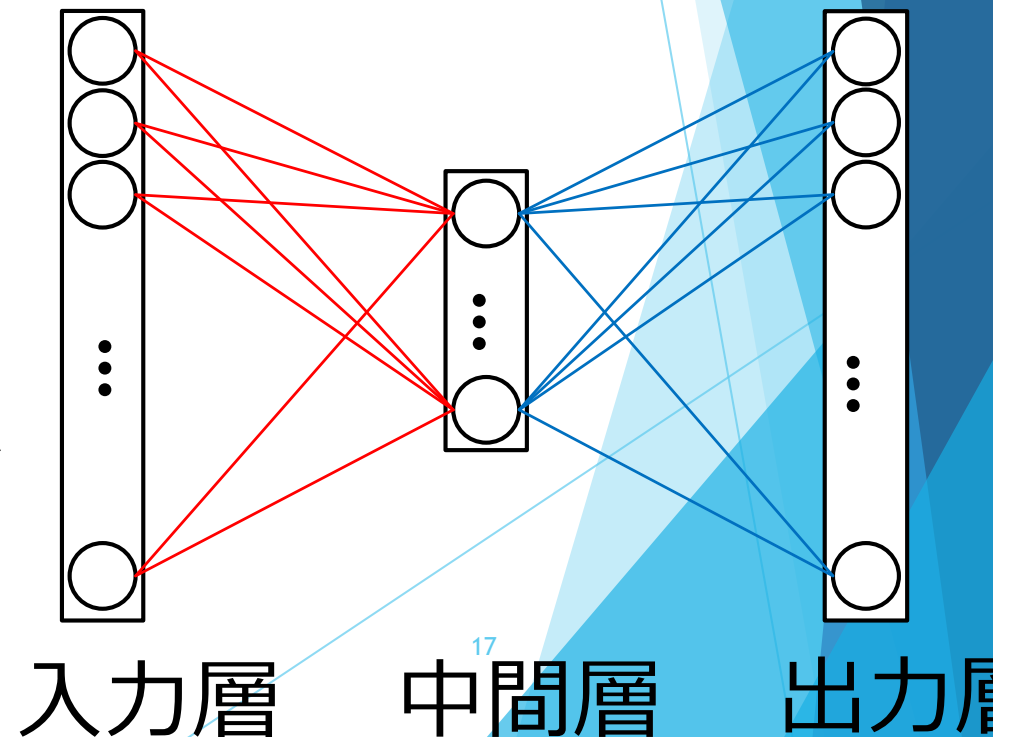
- ▶ 制限ボルツマンマシンを多層に重ねる
- ▶ 制限ボルツマンマシン
  - ▶ 入力層 (Input Layer)
  - ▶ 隠れ層 (Hidden Layer)
- ▶ 入力を与えて, 隠れ層を推論
- ▶ 隠れ層から, 入力を推論
- ▶ もともとの入力と推論結果が一致するように学習



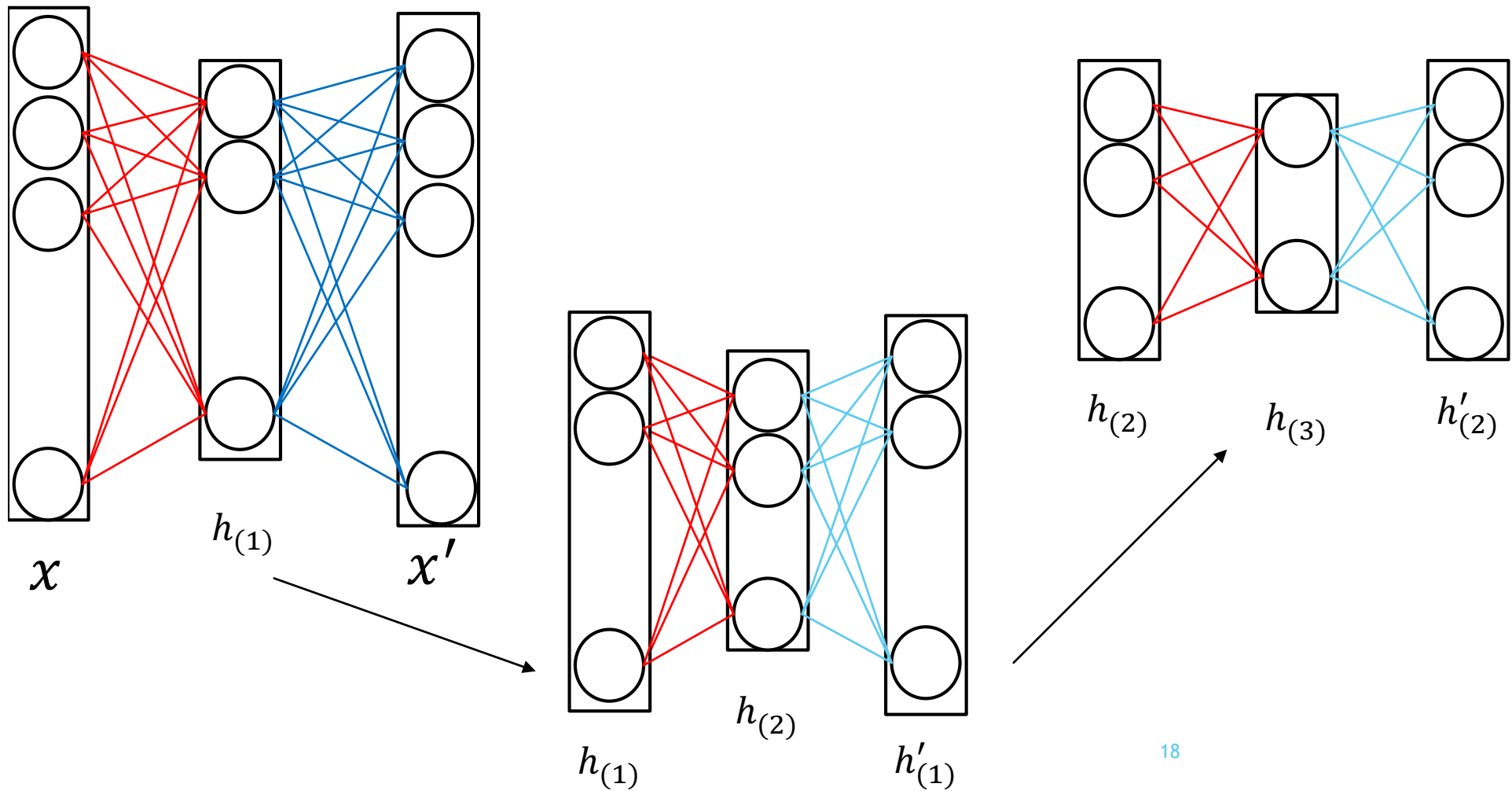


# Stacked Autoencoder

- ▶ 低次元の特徴へ変換する**符号化**
- ▶ 低次元の特徴を元の入力に復元する**復号化**
- ▶ 学習を行うことによって中間層に入力の内部表現がコンパクトに反映される
- ▶ 隣接する2層ごとに区切ってAutoEncoderを構成して学習を行う
- ▶ ネットワークの符号化部分を重ねることによって多層の階層型ネットワークを得る

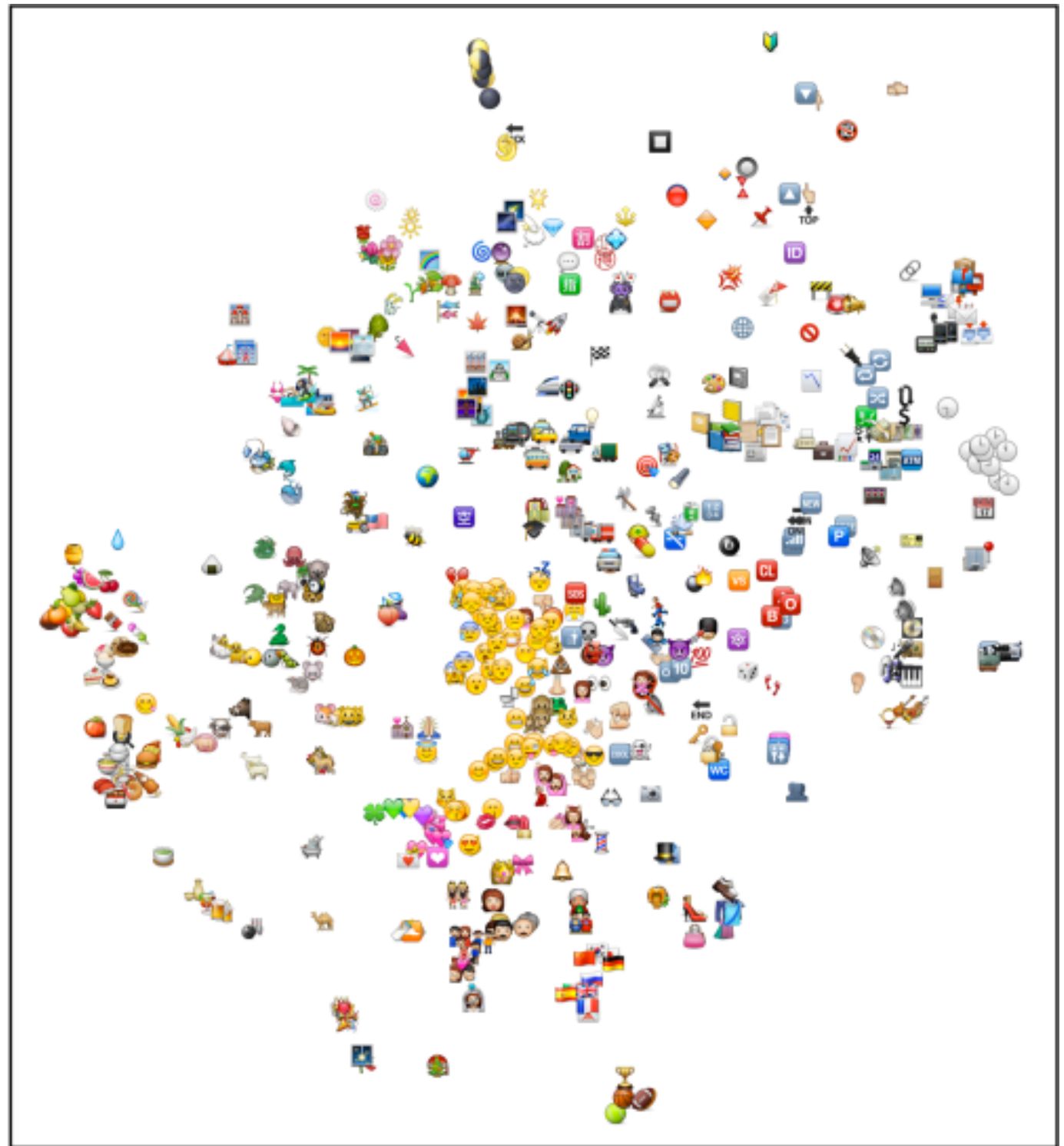


# Stacked Autoencoder



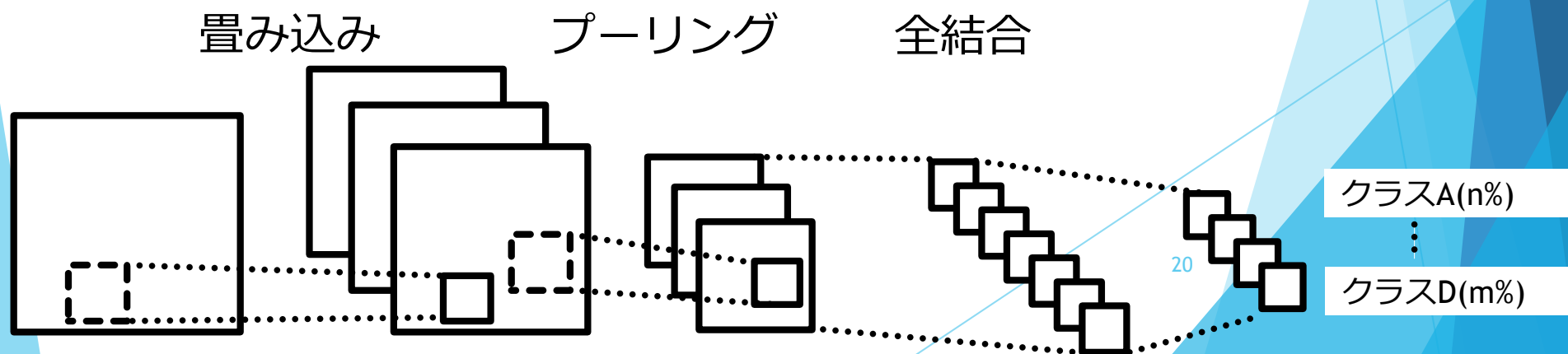
# Word2Vec

- ▶ 記号・単語に意味を持たせることができる
- ▶ 絵文字の意味



# 畳み込みニューラルネットワーク CNN

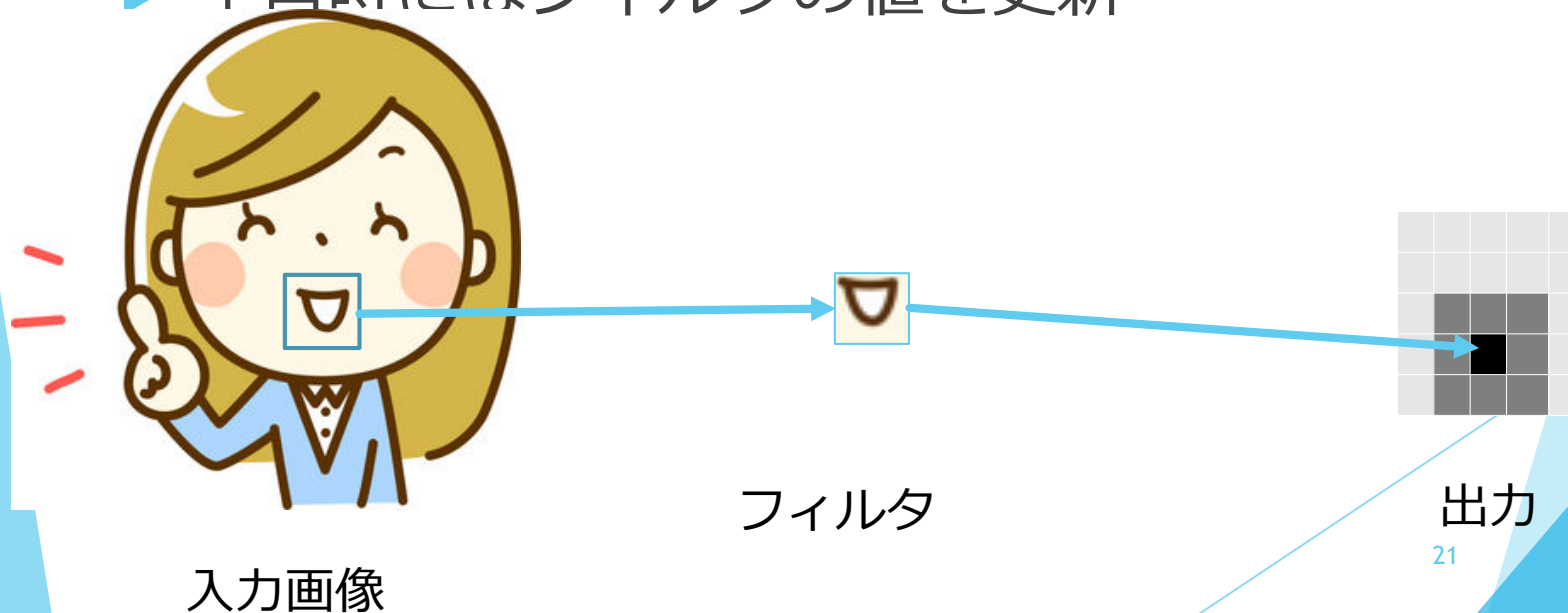
- ▶ フィードフォワード型多層NN
- ▶ 畳み込み層（フィルタの適用）と  
プーリング層（局所的な特徴選択）を交互に接続
- ▶ 1要素ずつではなく領域単位で特徴を取得
- ▶ 高精度での画像認識が可能



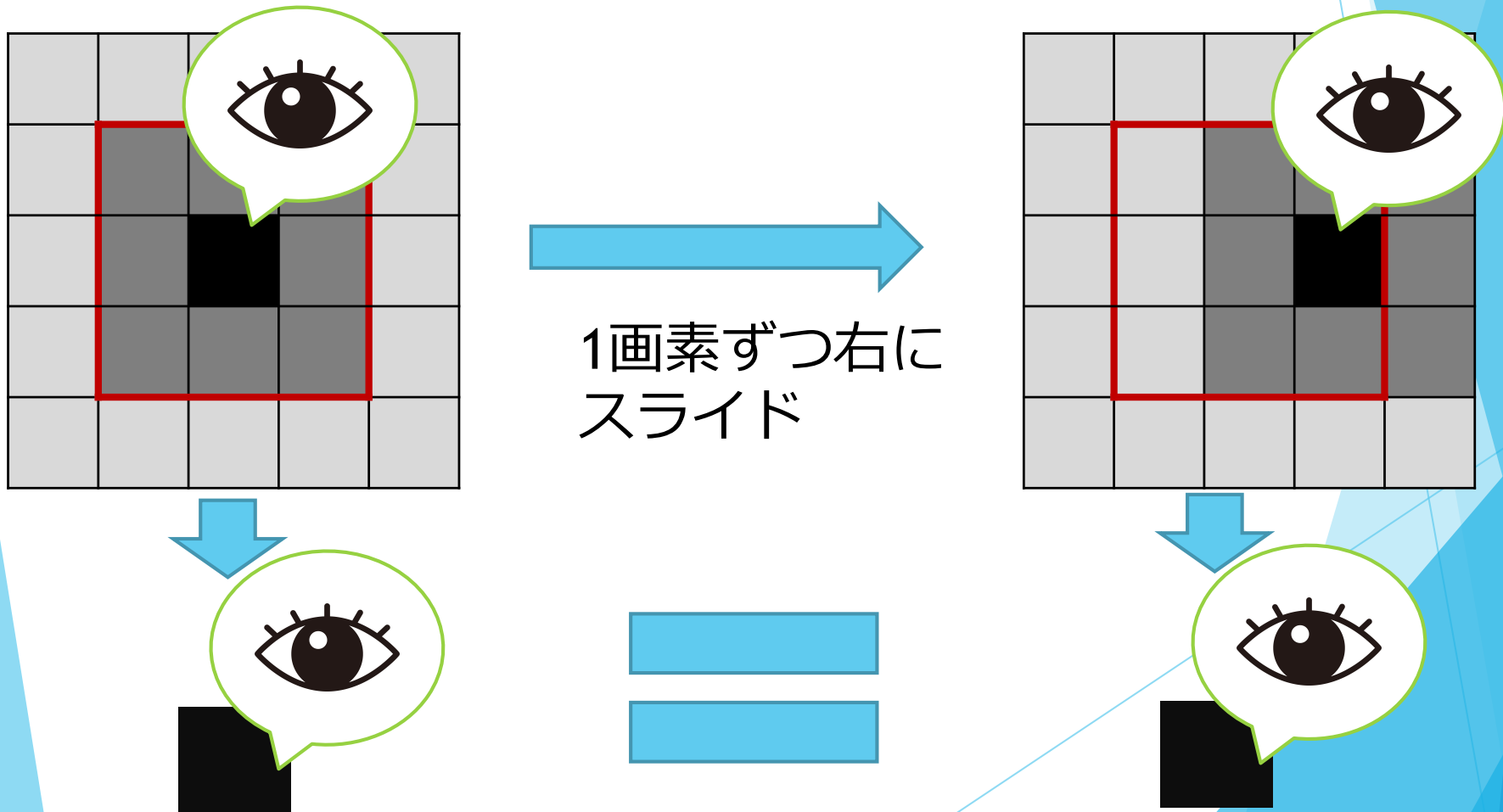
# 畳み込みニューラルネットワーク

## CNN:畳み込み層

- ▶ 入力の各領域における画素とフィルタの値との積和を出力
- ▶ 畳み込むとサイズが縮小
- ▶ 学習時にはフィルタの値を更新



# 畳み込みニューラルネットワーク CNN:プーリング層



# 適用事例

- ▶ 教室内のビッグデータ
- ▶ Mario AI Championship
- ▶ 大腸がんの分類
- ▶ 人材マッチング
- ▶ 人事考課
- ▶ 施設予知保全システム

# Learning Analytics: 教室内のビッグデータ

- ▶ 目くばせして講義をしても、100人も学生がいてると講義中の受講生のことを知らないことが多い
- ▶ 前提：学生はノートPCを持参しており、画面キャプチャやキーログなどを取れる出席管理アプリをノートPCに入れている。講義を録画している
- ▶ 取れる情報を集めてきて以下のことを行う：
  - ▶ キーログデータからの受講態度推定
  - ▶ 音声からの講義状況推定
  - ▶ 顔認証による出席管理



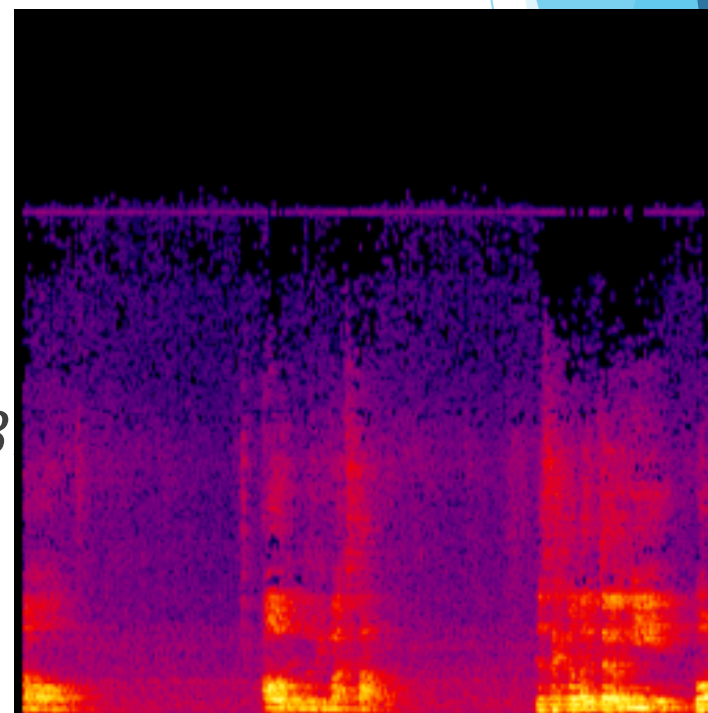
# キーログデータからの 受講態度推定

- ▶ 全学生と各学生のキーログデータから入力画像を作成
- ▶ サイズ：14×20
- ▶ 横：キーの種類
- ▶ 縦：時間（分）
- ▶ 画像の左半分：学生
- ▶ 画像の右半分：全学生
  
- ▶ ラベルはビデオにより判定



# 音声からの講義状況推定

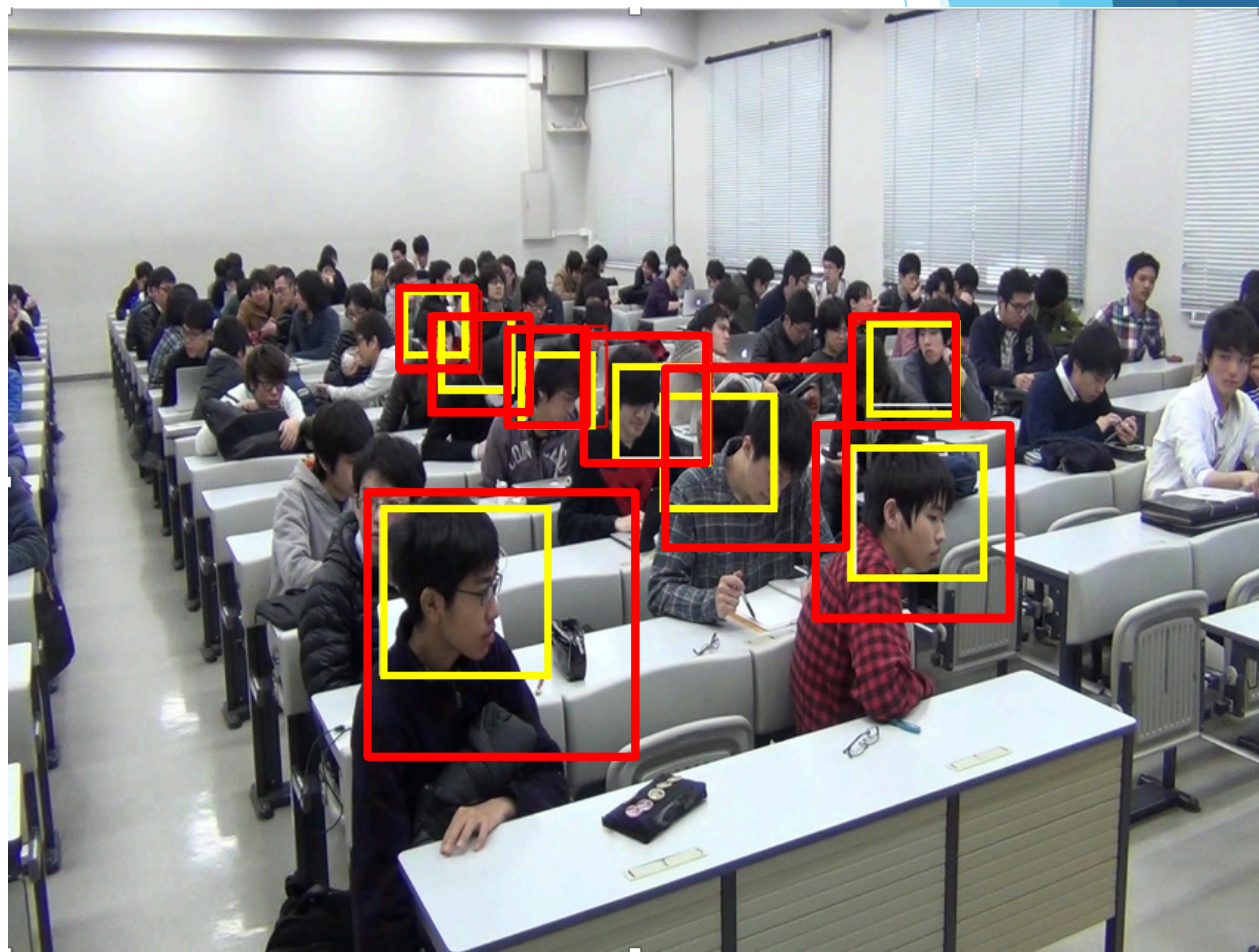
- ▶ 大学の授業中の音声を5秒毎にスペクトログラム画像に変換
  - ▶ サイズ：256×256×3
  - ▶ 横軸：時間 $t(s)$ 
    - ▶  $0 \leq t \leq 5$
  - ▶ 縦軸：周波数 $f(kHz)$ 
    - ▶  $0 \leq f \leq 22$
  - ▶ 色：音声信号の大きさ $db(dB)$ 
    - ▶  $-100 \leq db \leq 0$
- ▶ 各画素を $[0,1]$ で表現した行列



スペクトログラム画像の例

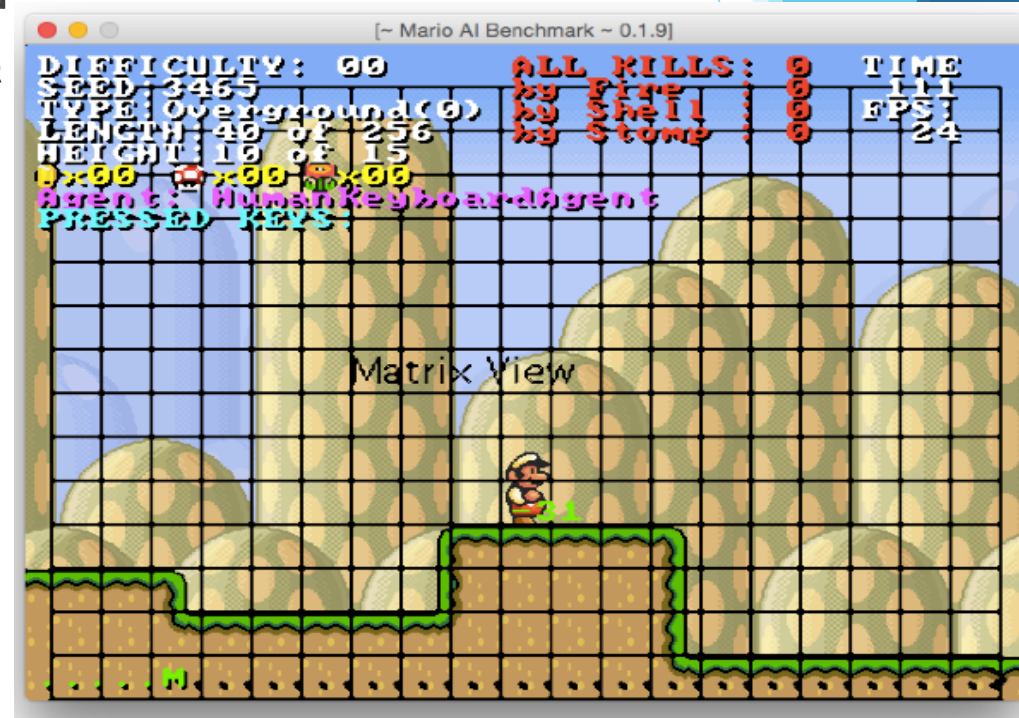
# 顔認証による出席管理

- ▶ 講義中にビデオ撮影を行う
- ▶ 入力：黄色の枠
- ▶ 出力：出席者のID
- ▶ 顔の向きや照明に頑健



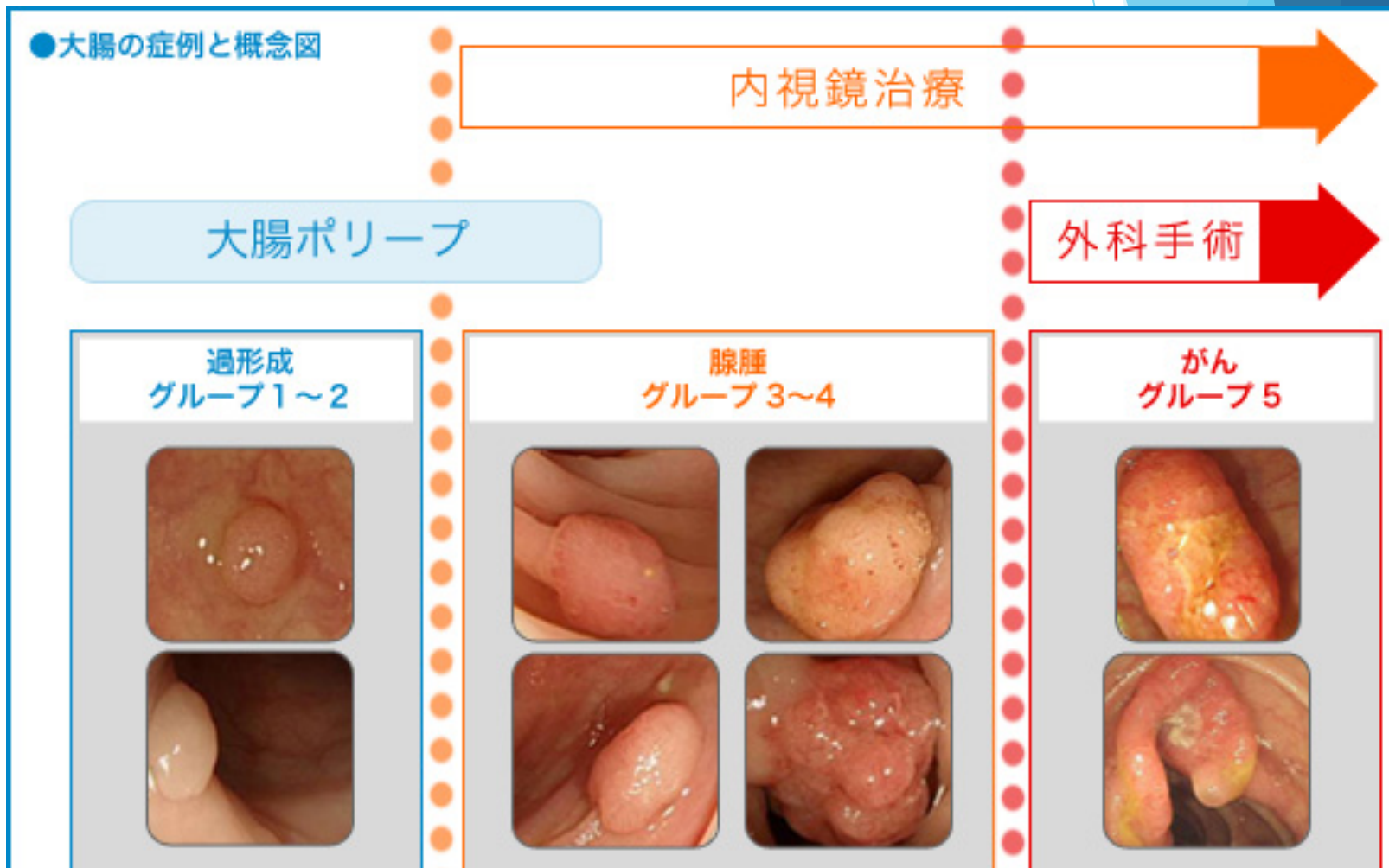
# Mario AI Championship

- ▶ シミュレータはコンペティションのオーガナイザが提供
- ▶ ステージ難易度は調整可能
- ▶ エージェントは自己の周囲19×19セルの状況を知覚
- ▶ 19×19セルを深層学習で学習
- ▶ 残りはDeep & Wideモデルで
- ▶ エージェントの操作
  - ▶ 左、右、上、下、ジャンプ、加速



# 大腸がんの判別

- ▶ 内視鏡の画像から判別（動画から静止画を切り取り）
- ▶ ラベルは診断結果を用いる



# 人材マッチング

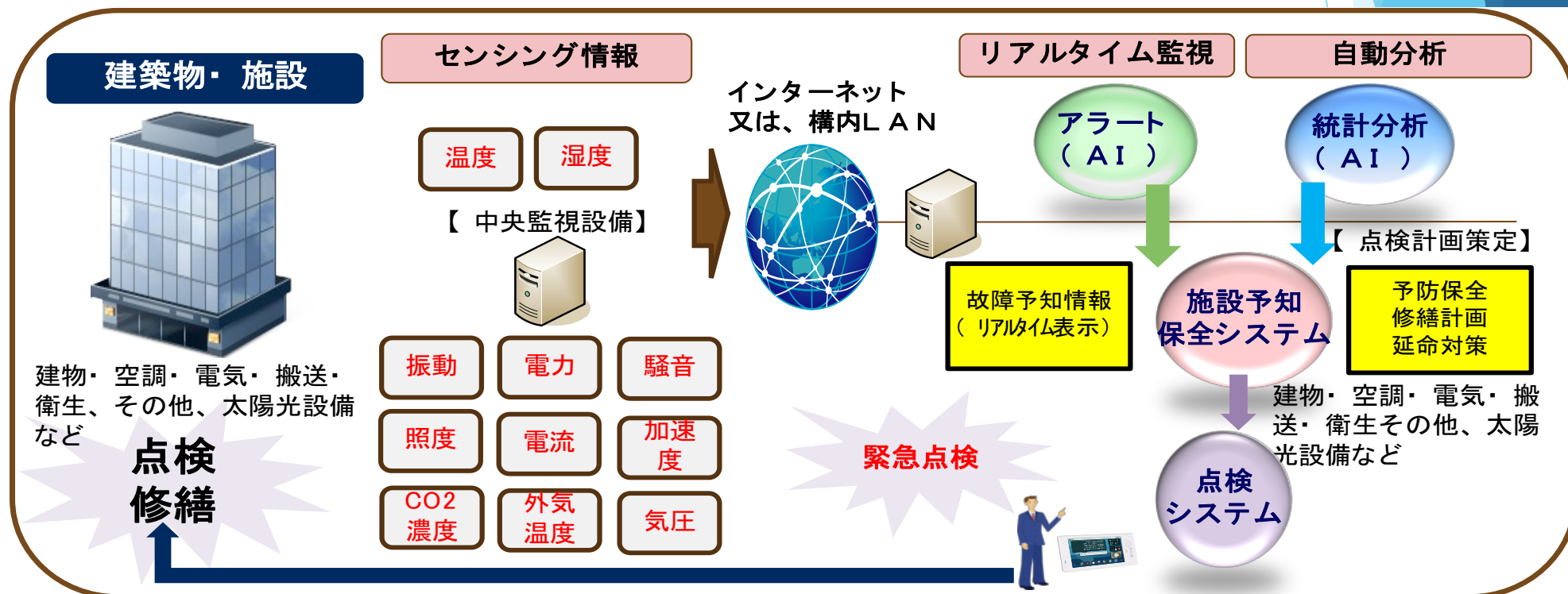
- ▶ 人材派遣会社 ← 一日300件の求人処理
  - ▶ 会社内の人材, 協力会社からの登録者からの選択
  - ▶ 省力化としてのAI (自然言語処理の部分の評価をAIが行う)
- ▶ マッチングを行うデータ
  - ▶ 業務内容, 使用言語
  - ▶ 性別, 資格, 勤務年数, 年齢, 現住所, これまでのプロジェクト内容

# 人事考課

- ▶ 人事評価の文章は情報に富んでいる
- ▶ ゆらぎが多いのも事実
- ▶ AIによる評価文章の定量化
- ▶ 評価者による揺らぎを考慮できるものを作りたい

# 施設予知保全システム

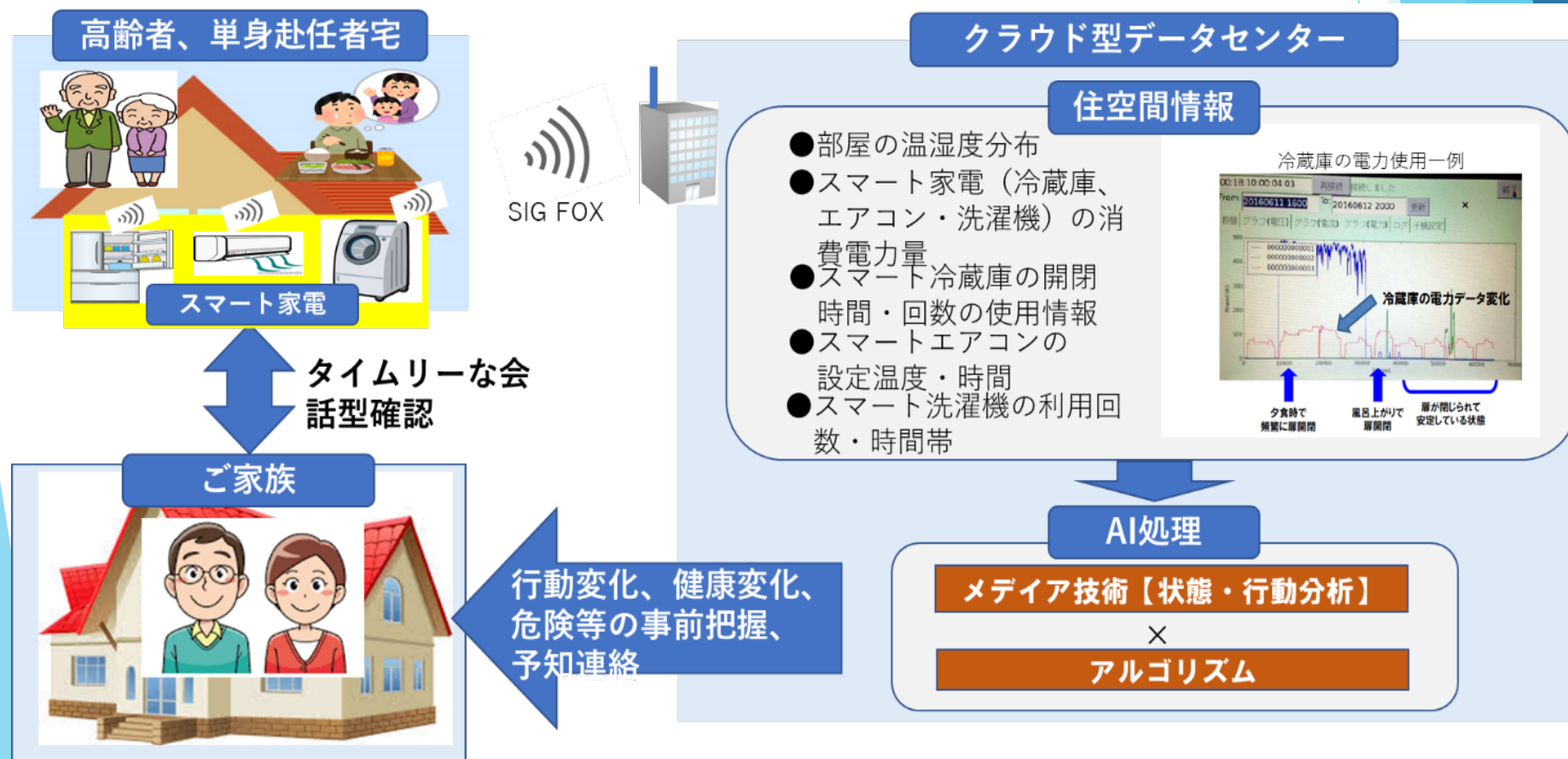
- ▶ 施設に導入された設備の保守（空調・ポンプ）
- ▶ BEMに与えられているデータは「conservative」
- ▶ 複数のソース・時区間を総合的に判断





# 事前予知・先取り介護、タイムリーなお会話型見守りシステム

- ▶ 家電に電流計をつける
- ▶ 家電の使用頻度から生活状況を推定



# むすび

- ▶ 昨今の人工知能は、特徴抽出を自動的に行えるようになり、性能が向上している
- ▶ 既存のデータを学習して、省力化・生産性の向上が期待
- ▶ データを持っていることに意味がある

蔵前-関西午餐会メモ (Q & Aまとめ)

- ・ Q-1：囲碁の最強棋士が、AI に負けているが、CPU の学習に適しているのか？  
Ans：将棋は、強い棋士の棋譜で解析 (13000 例) していたのが…  
囲碁は 盤面の 組合せを 学習させている。 やり方が 異なることは解っているが…
- ・ Q-2：理研-杉山先生の AI 研究の内容について… どのようなアプローチかを知りたい。  
Ans：杉山先生は、異常検知のデータ構造 (ラベル 付け) の出来栄を、  
システムの要求に対して判断する ネットワーク構成する考え方を取り扱っています。
- ・ Q-3：(NHKで放送された AI 番組から) 『AI が「強い」 AI※ になっている』と受け取れたが…  
(※：「強いAI」⇒ CPU自身で考え・心(決断)を持つシステム)  
Ans：(いまのAI は) CPUが自分(自身の論理で)判断を行うわけではない。(その意味で「弱いAI」と判断する)  
従って(データをシステム内で作っているとしても) CPU自身が行っていることには、限界が存在する。  
但し、CPU(AI システム)が 世の中を偏った方向に導く可能性は存在する。  
(AI システムの)その使い道をよく考えて進める(これが「倫理」である)ことが、大切と考えている。  
以上

平成 29 年 7 月 4 日 (火) 12 時～14 時 50 分 大阪中央電気倶楽部 317 会議室

講師： 半田久志 氏 (S43 京大博士後期課程退学、英国留学後現在近畿大学准教授 理工学部情報学科)

演題： 「人工知能とその応用」

【まとめ】CPU(電子計算機システム)の 使われ方に 人間らしい枠組みを含ませて、判断の 速さ をコントロール することが 大切と考える  
要旨・補足：

『人工知能(AI)』は、'50年代にコンピュータ(CPU)で頭脳の働きを真似るプログラミングから始まった(⇒『強いAI』システム)。近年は、(多くの)データから「人の判断論理プログラム」(=NW(ニューラルネットワーク)構造)を解明することに、対象分野が移っている。

その応用事例(の1つでホットテーマ)が、『ビッグデータの活用』である。

マスコミ等でよく「人の脳を超える」か否かが注目されるが、

(講師のお考えとして)大切なことは、AI システム の 使われ方 (ニューラルネットワーク)に「人間らしい枠組み」を含ませる(『弱いAI』システムであるべき)ことである