

# BBLセミナー プレゼンテーション資料

2015年6月3日

「人工知能の未来  
—ディープラーニングの先にあるもの—」

松尾 豊

人工知能の未来

- ディープラーニングの先にあるもの

東京大学 松尾 豊

# 東京大学 松尾研究室について



松尾 豊

- 1997年 東京大学工学部電子情報工学科卒業
- 2002年 同大学院博士課程修了. 博士(工学)  
産業技術総合研究所 研究員
- 2005年 スタンフォード大学客員研究員
- 2007年～ 東京大学大学院工学系研究科 技術経営戦略学専攻 准教授
- 2014年～ 東京大学 グローバル消費インテリジェンス寄付講座 主宰

- ◆人工知能、ディープラーニング、Webマイニングを専門とする。
- ◆論文数と被引用数に基づき科学者の科学的貢献度を示す**h-Index=30**(ウェブ・人工知能分野最高水準)であり、2013年より**国際WWW会議Web Mining部門のチェア**を務める。
- ◆世界人工知能国際会議 プログラム委員。2012年より、人工知能学会 理事・編集委員長(それまでの慣例を大幅に更新し最年少で編集委員長就任)、2014年から倫理委員長。
- ◆人工知能学会論文賞(2002年)、情報処理学会長尾真記念特別賞(2007年)、ドコモモバイルサイエンス賞(2013年)受賞。
- ◆経済産業省 IT融合フォーラム有識者会議、情報経済小委員会、AI・ビッグデータによる産業革新研究会、総務省 インテリジェント化が加速するICTの未来像に関する研究会委員等。
- ◆近著に「人工知能は人間を超えるか?—ディープラーニングの先にあるもの」(角川、2015)。

## <研究室の実績>

- ◆博士学生17人、修士・学部生10人が所属し、人工知能の基礎研究、ソーシャルメディアの分析、データ分析及びその実社会へのアプリケーションを多方面にわたって行っている。
- ◆これまでに、トヨタ、リクルート、マイクロソフト、CCC、経営共創基盤、ミクシィなどさまざまな企業と共同研究の実績がある。官公庁からも、金融庁(株価操縦対策)、経産省(アジアトレンドマップ等)、文科省(ビッグデータ活用)など相談多数。
- ◆卒業生の主な進路は、Google、DeNA、楽天、サイバーエージェント、光栄、ゴールドマンサックス、BCG、三井物産、電通など。起業した学生も多数。GunosyやREADYFOR、SPYSEEなどのサービスを構築、運用している。

# Deep Learning

- AIにおける50年来のブレークスルー
  - データをもとに「何を表現すべきか」が自動的に獲得されている



## 10 BREAKTHROUGH TECHNOLOGIES 2013

Introduction The 10 Technologies Past Years

<b>Deep Learning</b> With massive amounts of computational power, machines can now recognize objects and translate speech in real time. Artificial intelligence is finally getting smart.	<b>Temporary Social Media</b> Messages that quickly self-destruct could enhance the privacy of online communications and make people freer to be spontaneous.	<b>Prenatal DNA Sequencing</b> Reading the DNA of fetuses will be the next frontier of the genomic revolution. But do you really want to know about the genetic problems or the musical aptitude of your unborn child?	<b>Additive Manufacturing</b> Skeptical about 3-D printing? GE, the world's largest manufacturer, is on the verge of using the technology to make jet parts.	<b>Baxter: The Blue-Collar Robot</b> Rodney Brooks's newest creation is easy to interact with, but the complex innovations behind the robot show just how hard it is to get along with people.
<b>Memory Implants</b> A maverick neuroscientist believes he has deciphered the code by which the brain forms long-term memories. Next: testing a prosthetic implant for people suffering from long-term memory loss.	<b>Smart Watches</b> The designers of the Pebble watch realized that a mobile phone is more useful if you don't have to take it out of your pocket.	<b>Ultra-Efficient Solar Power</b> Doubling the efficiency of a solar cell would completely change the economics of renewable energy. Nanotechnology just might make it possible.	<b>Big Data from Cheap Phones</b> Collecting and analyzing information from simple cell phones can provide surprising insights into how people move about and behave - and even help us understand the spread of diseases.	<b>Supergrids</b> A new high-power circuit breaker could finally make highly efficient DC power grids practical.

## 人工の神経回路、威力増す

「ディープラーニング」と呼ぶ人工知能技術が高い関心を集めている。画像や音声の認識精度が大幅に高まるため、米グーグルなどが研究に参入。経済動向の予測や新薬開発などにも威力を発揮する可能性がある。

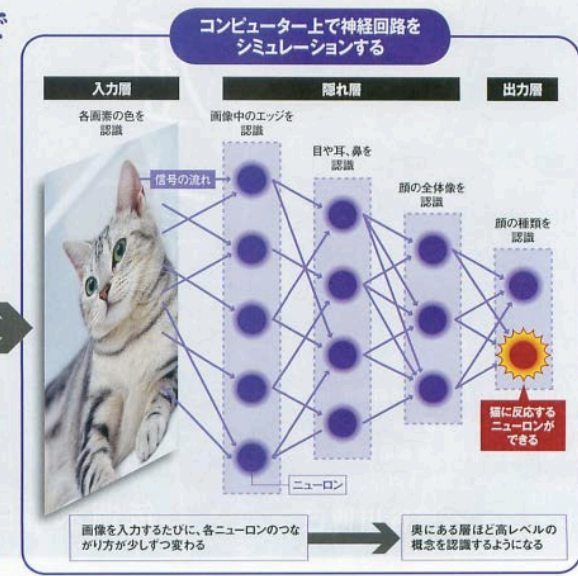
ここ1~2年、世界中の人工知能の研究者から大きな注目を浴びている技術がある。コンピューターに人間と同じように経験に基づいた行動をさせる機械学習の一種で、「ディープラーニング」と呼ばれる新手法だ。インターネット社会を支える画像認

識や音声認識、新薬開発に役立つ化合物の活性予測——。こうした技術の精度を競うコンテストで、ディープラーニングが過去の記録を大幅に塗り替え、次々と優勝を果たしている。「これほど飛躍的に精度が向上するとは信じられない」「まさに衝撃的な

結果だ」。専門家からは、口々に驚きの声が上がっている。ディープラーニングは、人の神経回路をコンピューター上で模擬する「ニューラルネットワーク」という技術を発展させたものだ。人の脳は、画像からそこに映るモノ

### ディープラーニングで画像を認識する流れ

ディープラーニングでは、コンピューター上に人間の脳と同じような多層の神経回路を作製。大量の画像や文字情報を入力してトレーニング(訓練)すると、そこに含まれる高度な概念が自然に引き出される。米グーグルの研究では、出力層のニューロンが、「猫」を認識して強く反応するようになった(右は簡略化した仕組みの図)



# DL関連の海外企業の投資

- Google
  - トロント大Hinton教授と学生の会社をGoogleが買収(2013)
  - Deep Learningの英国会社Deep Mind Technologiesを4億ドル(約420億円)で買収(2014)
- 中国検索最大手Baidu
  - シリコンバレーにDeep Learningの研究所を作る(2013)
  - Stanford大 Andrew Ng教授をDeep Learningの研究所所長に迎え、300億円を研究予算として投資(2014)
- Facebook
  - 人工知能研究所設立: New York大のYann LeCun教授を所長に招く(2013)
  - 人工知能の新興企業Vicarious社への4,000万ドルの投資ラウンドに参加(2014)



Deep Learning workshop(2013)でのザッカーバーグ(右)、ベンジオ(モントリオール大・中)、マニング(スタンフォード大・左)

# 人工知能ってなぜできないのでしょうか

- 脳は、基本的に電気信号＋化学変化
  - 認識、思考、行動する際の神経系を伝える電気信号
  - 比較的長時間かけての生体的な反応
- 情報処理であれば、プログラムで実現できないはずがない
- それ以外で何か難しい要素は？
  - 靈感？そういう人もいます。
  - ロジャー・ペンローズ(物理学者)。脳の中の微小な管による量子現象に「意識」が生じる
- 普通に科学的で合理的な人なら、できない理由が特にない。
- 伝えたいこと：
  - いまはなぜみんなできないと思っているのか。
  - なぜ今まではできなかったのか。
  - なぜ我々はできると言っているのか。

# 人工知能の全体像

- 第1次AIブーム(1956～1960年代):探索・推論の時代
- ...冬の時代
- 第2次AIブーム(1980年代):知識の時代
- ...冬の時代
- 第3次AIブーム(2013年～):機械学習、表現学習の時代

### 将棋電王戦



### IBM ワトソン



## ディープラーニング(2007-)

- ILSVRCでの圧勝(2012)
- Googleの猫認識(2012)
- ディープマインドの買収(2016)
- FB/Baiduの研究所(2013)

## 機械学習

ウェブ・ビッグデータ

車・ロボットへの活用  
自動運転  
Pepper

統計的自然言語処理  
(機械翻訳など)  
検索エンジンへの活用

MYCIN  
DENDRAL

エキスパート  
システム

オントロジー

タスクオントロジー

### ワトソン(2011)

LOD (Linked Open Data)

Eliza

対話システムの研究

Caloプロジェクト

### Siri(2012)

bot

探索  
迷路・パズル

プランニング  
STRIPS

チェス(1997)  
Deep Blue

将棋(2012-)  
電王戦

囲碁

1956

1970

1980

1995

2010

2015

第一次AIブーム  
(推論・探索)

第二次AIブーム  
(知識表現)

第三次AIブーム  
(機械学習・表現学習)



# 第1次AIブーム: 探索・推論

- ダートマスワークショップ(1956)
  - 人工知能(Artificial Intelligence)という言葉が決まる
  - John McCarthy、Marvin Minsky、Allen Newell、Herbert Simon(ノーベル経済学賞): 全員チューリング賞
  - cf) 世界最初のコンピュータENIAC(1946)のわずか10年後
- 1960年～ 第一次AIブーム(期待、Toy problem)
  - 定理証明器(1957)、ニューラルネットワーク(1963)、遺伝的アルゴリズム(1958)、DENDRALプログラム(1969, 質量分光計の情報から分子構造を同定する)
- 1970年～ 冬の時代

# 探索

- 探索木

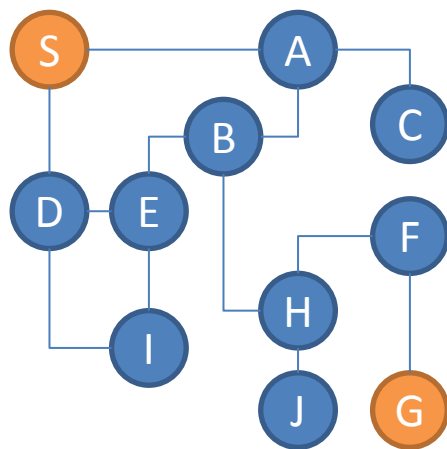
- Sからはじめて、ひとつずつ展開していく
- Gが見つければ、探索成功
- いろいろな戦略
  - 深さ優先探索: どんどん進む
  - 幅優先探索: 一段ずつ進む

スタート

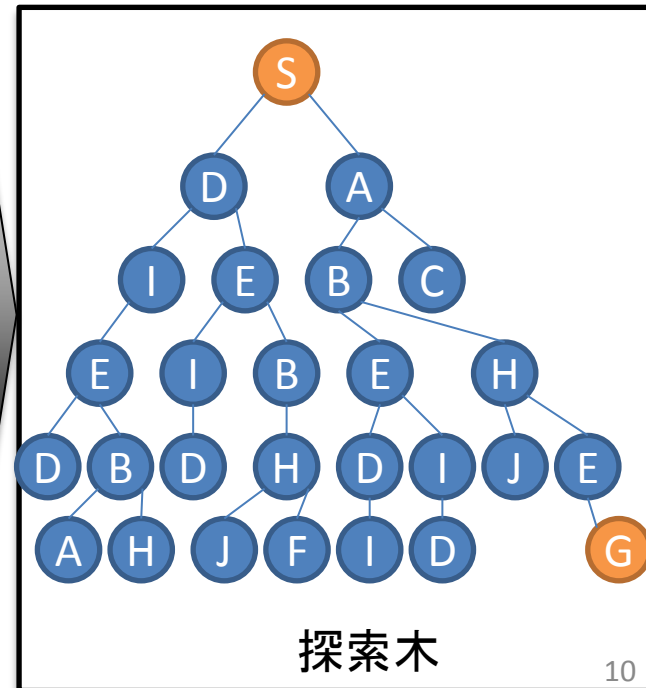


ゴール

迷路



問題の表現



探索木

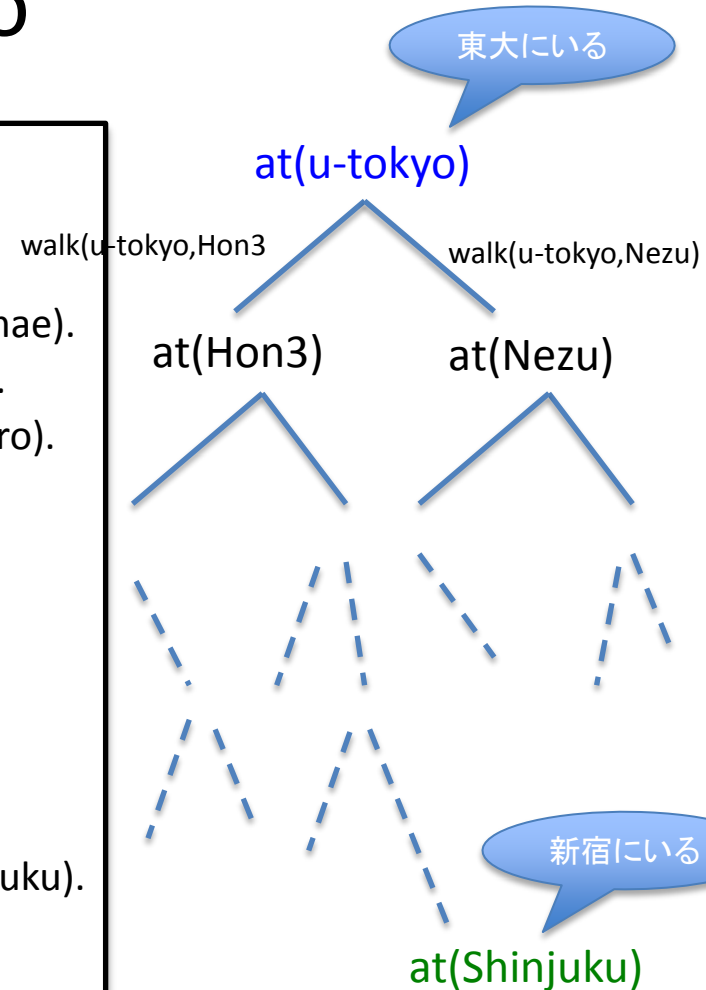
# Go to Shinjuku from u-Tokyo

スタート  
(前提条件)

知識

ゴール

- **at(u-tokyo).**
- at(Hon3) :- at(u-tokyo), walk(u-tokyo,Hon3).
- at(Nezu) :- at(u-tokyo), walk(u-tokyo,Nezu).
- at(u-tokyomae) :- at(u-tokyo), walk(u-tokyo,u-tokyomae).
- at(Shinjuku) :- at(Hon3), marunouchi(Hon3,Shinjuku).
- at(Ikebukuro) :- at(Hon3), marunouchi(Hon3,Ikebukuro).
- at(Shinjuku) :- at(Ikebukuro), JR(Ikebukuro,Shinjuku).
- at(Ocha) :- at(Hon3), marunouchi(Hon3, Ocha).
- at(Shinjuku) :- at(Ocha), JR(Ocha, Shinjuku).
- at(ShinOcha) :- at(Nezu), chiyoda(Nezu, ShinOcha).
- at(Ocha) :- at(ShinOcha), walk(Ocha, ShinOcha).
- at(Yotsuya) :- at(u-tokyomae), nanboku(u-tokyomae,Yotsuya).
- at(Shinjuku) :- at(Yotsuya), marunouchi(Yotsuya,Shinjuku).
- 1 :- **at(Shinjuku).**



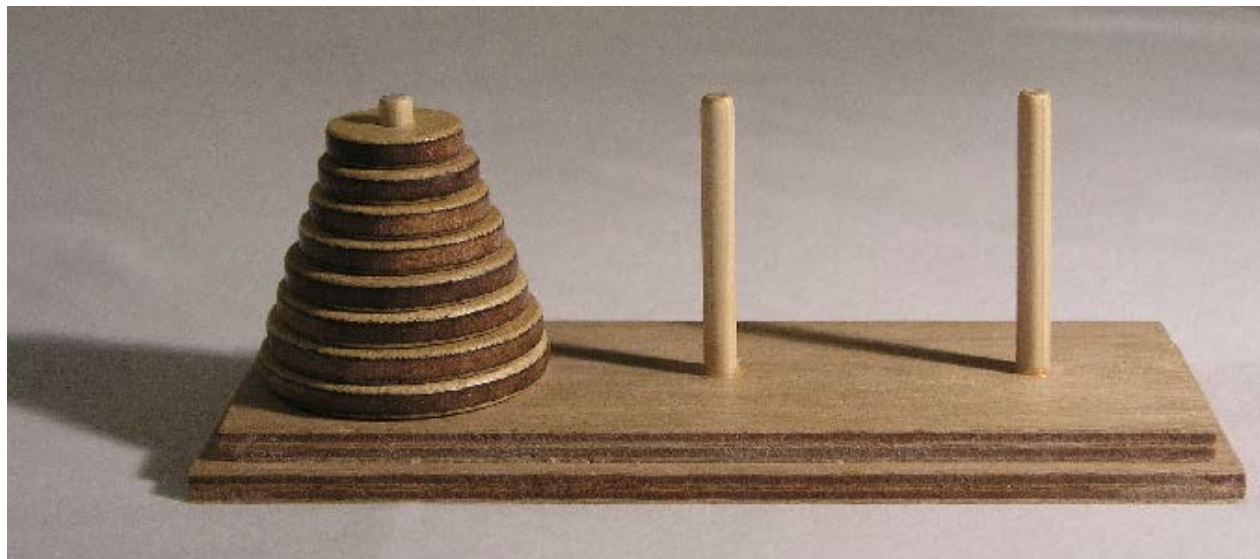
**Solution: {walk(u-tokyo,Hon3),  
Marunouchi(Hon3,Shinjuku)}**

※ 述語論理という表現形式

# 同じように

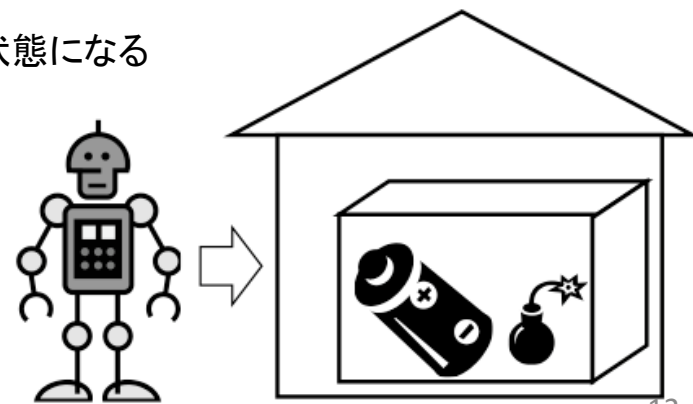
- ハノイの塔

- 円盤を全て、左から右に移す
- 小さい円盤の上に大きい円盤を載せてはいけない



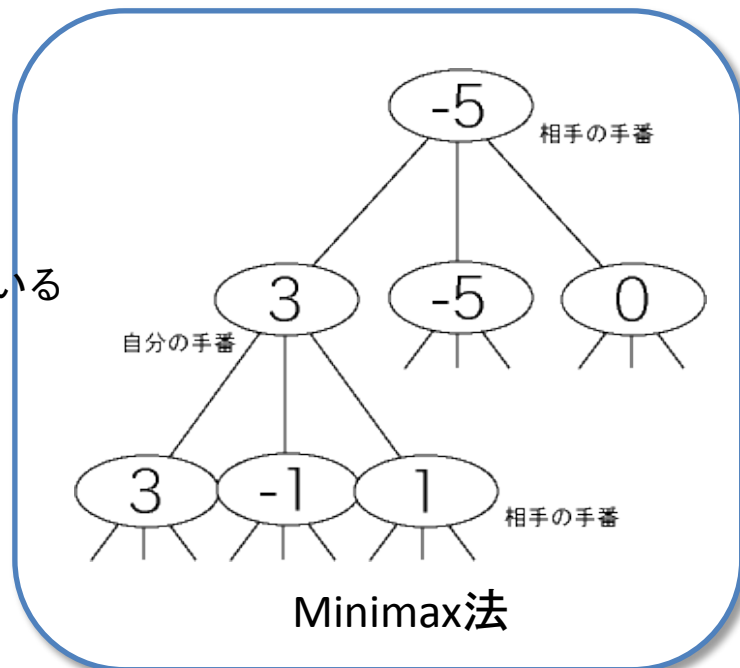
- ロボットが、家の中からバッテリーを持ってくるにはどうしたら良いか

- ロボットが行動をすると何がおこるかを記述していけばよい
  - バッテリーを持ち上げると、ロボットがバッテリーを持った状態になる
  - 移動するとロボットの位置が変わる、など
- プランニングと呼ばれる
  - STRIPS (Stanford Research Institute Problem Solver, 1971)



# ゲーム

- 交互に最大手を取る (Minimax法)
  - 最後までいかないので「スコア」をつける
- プロに勝つプログラム
  - チェス、将棋、囲碁
  - 計算速度の向上と手法の進化により、強くなっている
- 最近強くなった理由
  - モンテカルロ法: 途中からランダムに終局まで指す
  - 良い特徴量が発見された (3つの駒の位置など)



**チェス**  
10 120

1997 AIチェス  
カスパロフ  
vs. Deep Blue

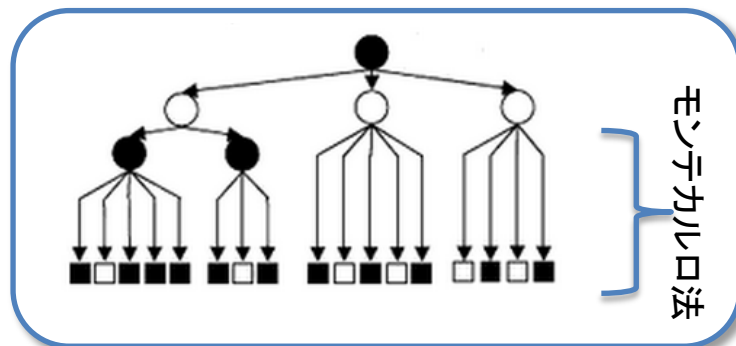
**将棋**  
10 220

2012.1 第1回電王戦  
故米長元名人 vs.  
ボンクラーズ

**囲碁**  
10 360

2012.2  
武宮九段 vs.  
AI囲碁 Zen ハンデ戦

観測可能な宇宙 (800億の銀河) の水素原子数 約 $10^{80}$



# 第1次AIブーム：探索・推論のまとめ

- 要するに、解きたい問題を、探索・推論問題として、うまく記述すれば解ける
- 記述できなければ解けない
- 以上。トイプロブレムは解ける。現実的な問題は解けない。がっかり。
  
- こういった限界に加え、以下のような否定的な動きがブーム終焉のきっかけに
  - 1966 機械翻訳に対する否定的なALPACレポートがでた。
  - 1969 MinskyによるPerceptronの限界の証明
    - 2段のニューラルネットワークでは線形分離しかできない
    - (限定条件における限界が過って拡大解釈される。)
- 1970年～ 冬の時代

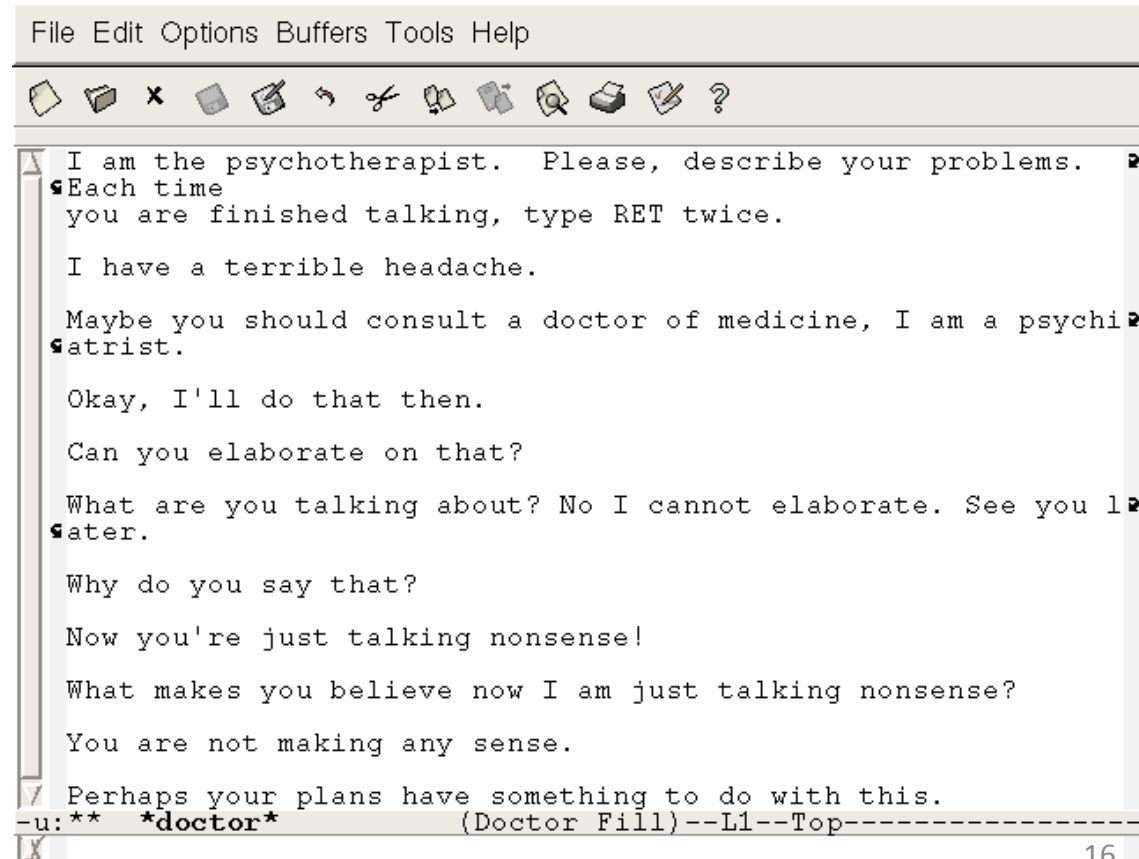


# 第2次AIブーム：知識を入れると賢くなる

- 1980年～ 第二次AIブーム(知識の時代)
  - エキスパートシステム
  - 第5世代コンピュータプロジェクト(1981) : 570億円の国家プロジェクト
  - AIが産業へ
- 1995年～再びAIの冬の時代

# ELIZA(1964)

- 対話システム
- 対話にあたってのルールを記述し、患者と対話を行う
  - “My head hurts” → “Why do you say your head hurts?”
  - “My mother hates me” → “Who else hates you?”
- 1976年の記事によれば、人々はすぐにそのコンピュータプログラムに感情的に没頭。
- 対話の記録を見ようとするプライバシーの侵害だとして拒んだり、対話中は部屋に一人きりにしてくれと頼んだりといったことがあったという。
- 最近では人工無脳とも呼ばれる。
  - Twitterのボット
- 対話システムの発展系が現在のSiri
  - CALOプロジェクト(DARPA)



```
File Edit Options Buffers Tools Help
I am the psychotherapist. Please, describe your problems.
Each time you are finished talking, type RET twice.
I have a terrible headache.
Maybe you should consult a doctor of medicine, I am a psychiatrist.
Okay, I'll do that then.
Can you elaborate on that?
What are you talking about? No I cannot elaborate. See you later.
Why do you say that?
Now you're just talking nonsense!
What makes you believe now I am just talking nonsense?
You are not making any sense.
Perhaps your plans have something to do with this.
-u: ** *doctor* (Doctor Fill)--L1--Top-----
```



# エキスパートシステム: MYCIN

- スタンフォード大学で1970年代初めに5、6年の歳月をかけて開発されたエキスパートシステム
- システムは伝染性の血液疾患を診断し、抗生物質を推奨するようにデザインされていて、患者の体重のために供与量を調節する。
  - 500のルール。細菌の名前を出す

## ルールの例

```
(defrule 52
  if (site culture is blood)
      (gram organism is neg)
      (morphology organism is rod)
      (burn patient is serious)
  then .4
      (identity organism is pseudomonas))
```

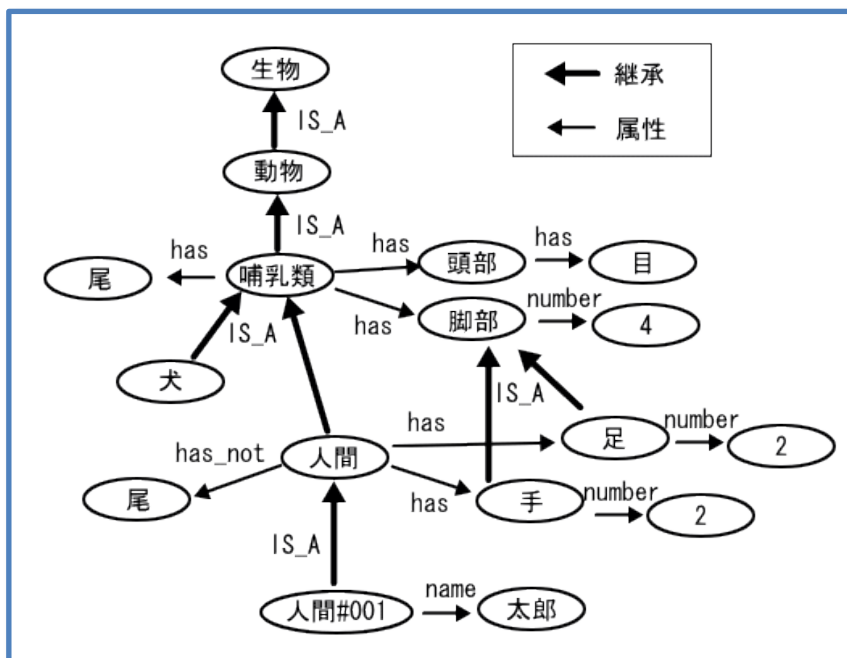


## 診断のための対話

```
Q: 培地はどこ？
A: 血液
Q: 細菌のグラム染色による分類の結果は？
A: ネガティブ
Q: 細菌の形は？
A: 棒状
Q: 患者の痛みはひどいか、ひどくないか？
A: ひどい
→ pseudomonas (緑膿菌) と判定
```

# 知識表現

- 意味ネットワーク(1960-)は人間の記憶の一種である意味記憶の構造を表すためのモデルである。コリンズとキリアンによって考えられた。
- Cyc(1984-)は、一般常識をデータベース(知識ベース)化し、人間と同等の推論システムを構築することを目的とするプロジェクト。20年たっても書き終わらない。



(#\$isa #\$BillClinton #\$UnitedStatesPresident)  
"Bill Clinton belongs to the collection of U.S. presidents"

(#\$genls #\$Tree-ThePlant #\$Plant)  
"All trees are plants".

(#\$capitalCity #\$France #\$Paris)  
"Paris is the capital of France."

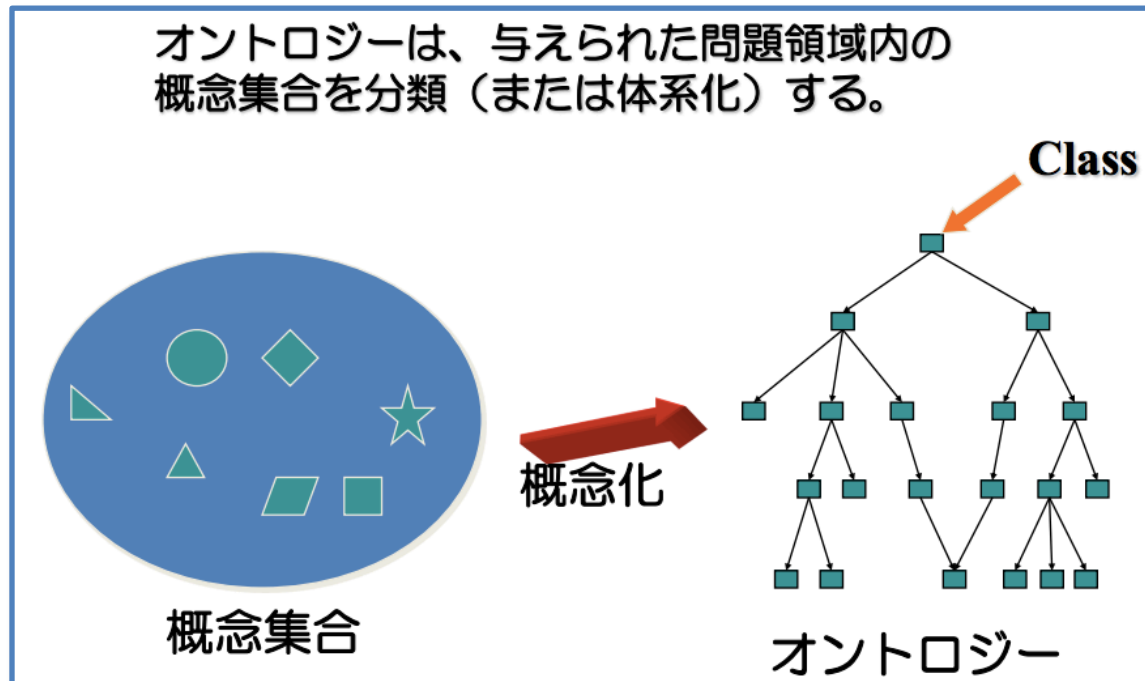
Cycプロジェクトで記述された知識の例

意味ネットワーク

※ has関係は、part-of関係の逆

# オントロジー(1990-)

- エキスパートシステムのルールが数千、数万になってくる
  - 書き切れない、管理できない
- オントロジー
  - 概念化の明示的な仕様(Gruber)
  - 人工システムを構築する際のビルディングブロックとして用いられる基本概念／語彙の体系（溝口）

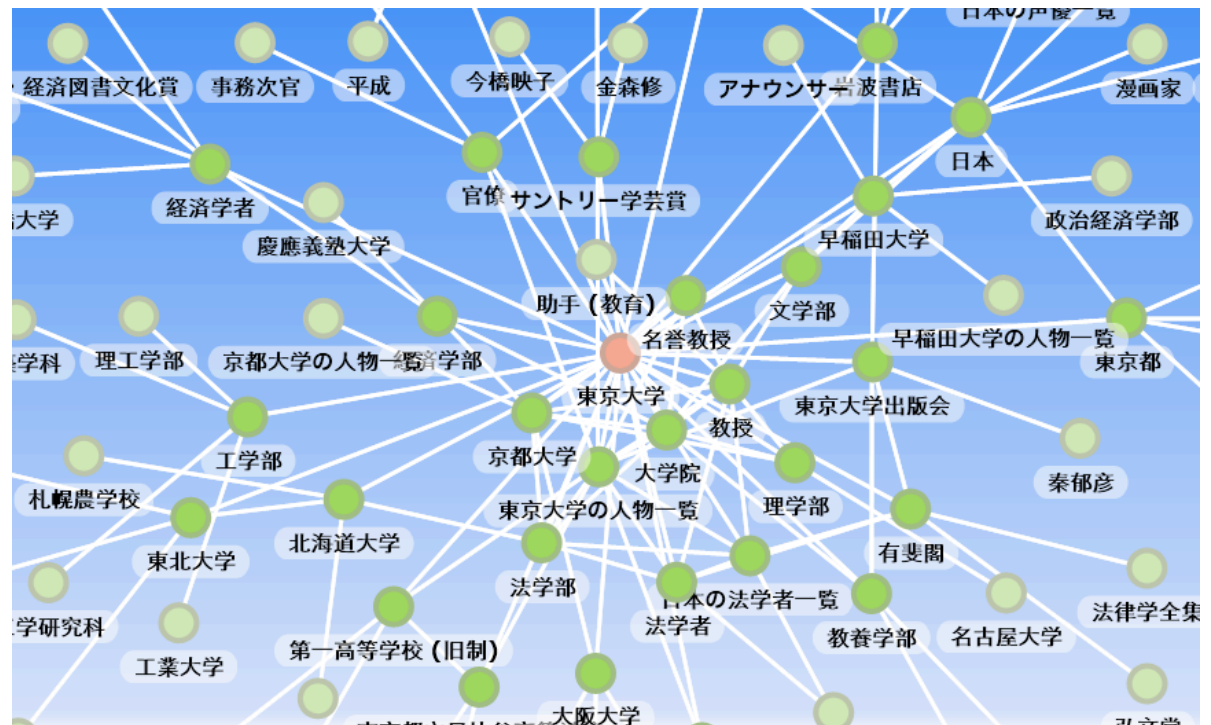


# オントロジー研究のフレーバー(溝口03)

- 概念間の関係には、is-a 関係(上位・下位)、part-of 関係(全体・部分)などがある。
- part-of 関係に推移律が成立するか？
  - 31講義室 part-of 3号館、3号館 part-of 東京大学、したがって、31講義室 part-of 東京大学
  - 親指 part-of 山田太郎、山田太郎 part-of 取締役会、親指 part-of 取締役会 ???
- part-of 関係の細分化
  - 自転車と車輪: 自転車は車輪をとられると自転車ではなくなるが、車輪は自転車の部分であるときも無いときも車輪である。
  - 森と木: 森から木を一本除いても森であり続けるし、木も木のままである。
  - 夫婦と夫: 夫婦から夫を除くと夫婦は崩壊するし、夫もただの男になる。
  - ケーキとその一片: ケーキ全体から一切れのケーキを除いても、残された方も一切れもいずれもケーキである。
- part-of の認定の難しさ。
  - プラントの「運転」を考えてみる。次の二つのモデル化のどちらが正解であろうか？
  - <正常運転 is-a 運転> <復旧運転 is-a 運転>
  - <正常運転 part-of 運転> <復旧運転 part-of 運転>
  - 運転は正常運転と復旧運転から構成されている。どちらも正しいのである。しかし、同じ概念の間に is-a と part-of の両方が同時に成立することはあり得ず、どこかが間違っている。
  - 実はこの問題の解決のヒントは「運転」という概念が二つの意味を持っていることである。

# オントロジー: HeavyとLight

- Heavy-weight ontology: 人間がちゃんと考える
- Light-weight ontology: 人間がちゃんと考えないといけないのは分かるけど、計算機使わないとスケールしないから、自動でオントロジーを作ろうよ。
  - 関連性くらいでもよい。
  - ウェブ、ビッグデータからのマイニングや知識獲得



# Watson(2006-)

- IBMが開発した質問応答システム
- 2011年1月に米国のクイズ番組「ジェパディ!」(Jeopardy!)での人間と対戦デモが行われた。
  - Watsonが勝利
- IBMは医療診断に応用予定



質問文:「本州のなかで最も西に位置するこの県は、1871年に発足した。」  
 正答:「山口(県)」

観点\解候補	広島	山口	鳥取県	中国地方	奥多摩
候補と質問で型が一致する? (「県」である)	○	○	○	×	×
条件の一部が一致? (最も西にある)	×	○	×	○	○
時間表現が共通? (1871年の記述を含む)	×	○	×	○	×
該当する語句へのリンクの数 (多いほうがよい)	1300	500	200	150	10
総合点(確信度)	2%	92%	20%	6%	0%

表-2 解候補ごとの根拠の探索

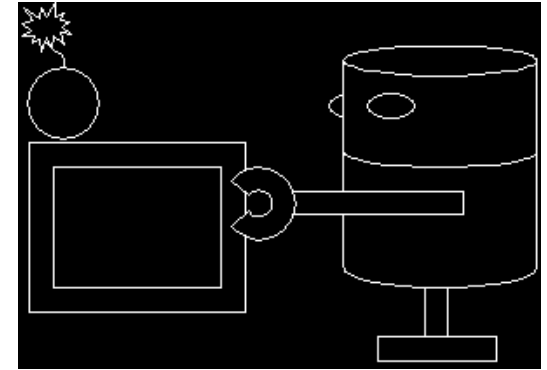
質問応答システムWatsonが示す未来、ProVISION, 2011

# 機械翻訳の難しさ

He saw a woman in the garden with a telescope.

- 彼は庭にいるのか？彼女が庭にいるのか？
- 彼が望遠鏡を持っているのか、彼女が持っているのか。
- 庭に女性が望遠鏡を持って立っていることよりは、庭にいる女性を男性が望遠鏡で見ているほうがありそうだ。
- なぜこれが分かるのか？これが分からないと翻訳できない。
- これを人間が入力する？どこかに書いてある？どちらも無理そうだ。
- 一般に、知識獲得のボトルネックともよばれる

# フレーム問題 (Dennett 1984)



- ロボット1号
  - ロボットは、バッテリーを部屋から取ってこなければならない。部屋には一台のワゴンがあり、バッテリーはその上にあった。ところが、そのワゴンには爆弾も載せられており、PULLOUT(WAGON, ROOM)という行動を行うと、爆弾も持ち出して爆発してしまった。
- ロボット2号
  - 自分の行動の帰結として、自分の意図したものだけではなく、副産物についての帰結も認識するように作られた。R2は設計されたとおり、PULLOUT(WAGON, ROOM)という行動の帰結を考え始めた。ワゴンを部屋から引っ張り出しても部屋の壁の色は変わらないということを演繹し、ワゴンを引けば車輪が回転するだろうという帰結の証明にとりかかった。そして爆弾は爆発した。
- ロボット3号
  - 関係のある(relevant)帰結と関係のない(irrelevant)帰結との区別を教えてやり、関係のないものは無視するようにすればよい。すると、このロボットは、部屋に入ろうともせず、じっとうずくまって考えていた。「私は、無関係な帰結を探し出してそれを無視するのに忙しいんです。そんな帰結が何千とあるんです。」



# シンボルグラウンディング問題 (Harnard 1990)

- 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。
- コンピュータには、記号の「意味」が分かっていないので、記号の操作だけで知能は実現できない。シンボルを、その意味するものと結びつける(グラウンドさせる)ことが必要であり、困難である。
- 馬の意味と、シマの意味が分かっている人が、  
**シマウマ = 馬 + シマ**  
と教えられれば、シマウマを一目見た瞬間、シマウマだと分かる。コンピュータではできない。
- 一部のロボット研究者は、「身体性」に注目したアプローチで、この問題に挑んでいる。  
(東大國吉先生、阪大浅田稔先生など。)



## 第2次AIブーム：知識処理のまとめ

- 知識を書けば賢くはなった。
- でも、書くのが大変。書き切れないよ。
- 大変というより、これって可能なの？「そもそも何をどう表現すべきか」とか根本的なことを考えるとめっちゃ難しい。
- 呆然。。
- AIって無理じゃない？
- 1995年～再びAIの冬の時代



# 第3次AIブーム：機械学習から表現学習へ

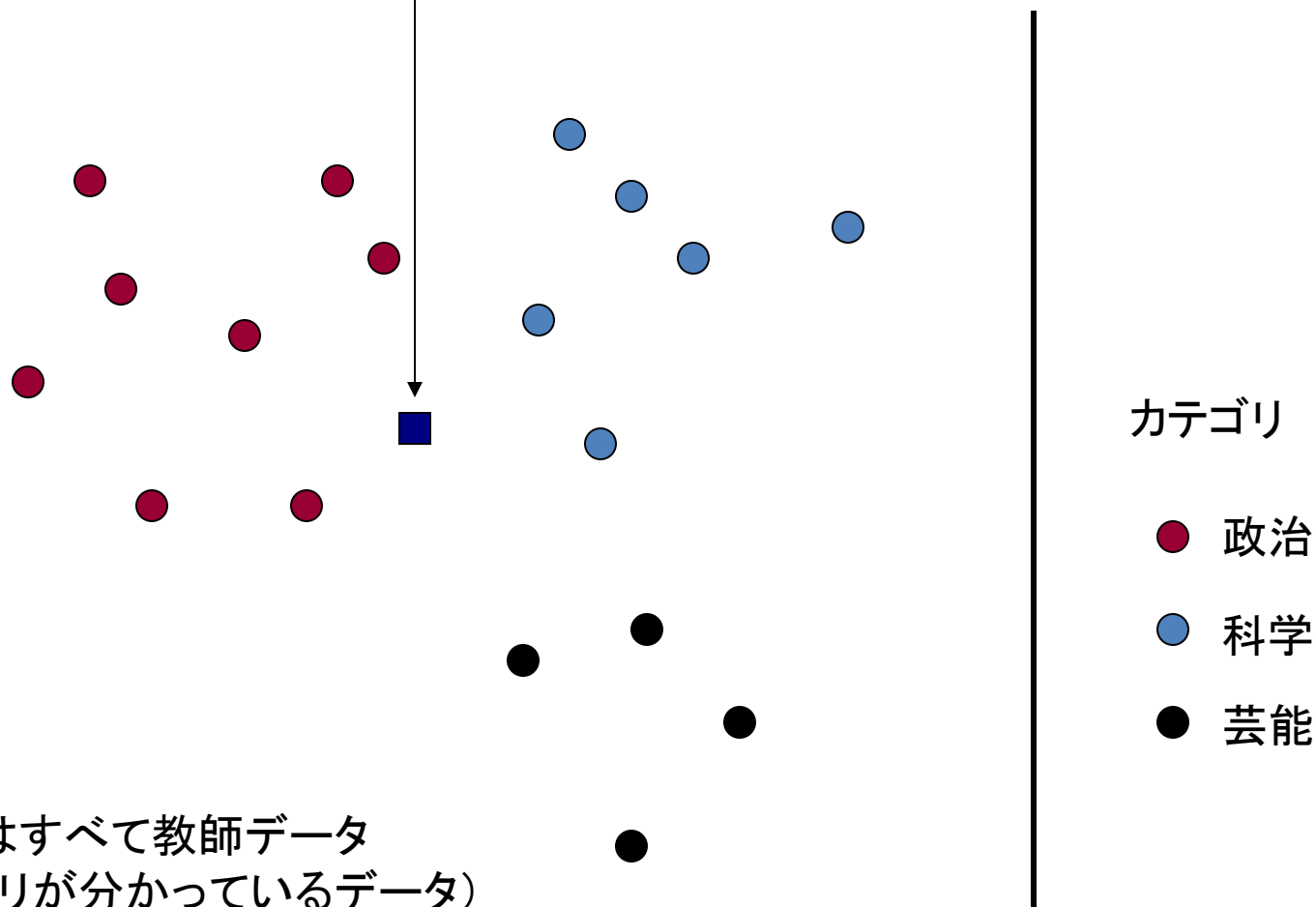
- 1990年～
  - 情報検索：米国政府主導によるTREC(Text Retrieval Conference)(1992)
  - データマイニング：国際会議やジャーナルの立ち上がり
  - 検索エンジン：Google(1998)
- 2000年～
  - ウェブの広がり：1995年には1万サイト、2006年には1億サイト
  - ビッグデータ
  - 大量のデータを用いた機械学習の実用化
- 2010年～ 第三次AIブーム？

# 機械学習 (Machine learning)

- 人工知能における研究課題の一つで、人間が自然に行っている学習能力と同様の機能をコンピュータで実現しようとする技術・手法
- 中心的な処理: 自動的に分類する
  - 「分ける」ことが、すべての学習の根幹
- 教師あり学習
  - 入力とそれに対応すべき出力(ラベル)を出力する関数を生成する。
- 教師なし学習
  - 入力のみ(ラベルなしの例)からモデルを構築する。
  - クラスタリングや相関ルール抽出

# 新聞記事を自動的に分類したい。どのカテゴリか？

カテゴリが未知のデータ  
(分類したい)

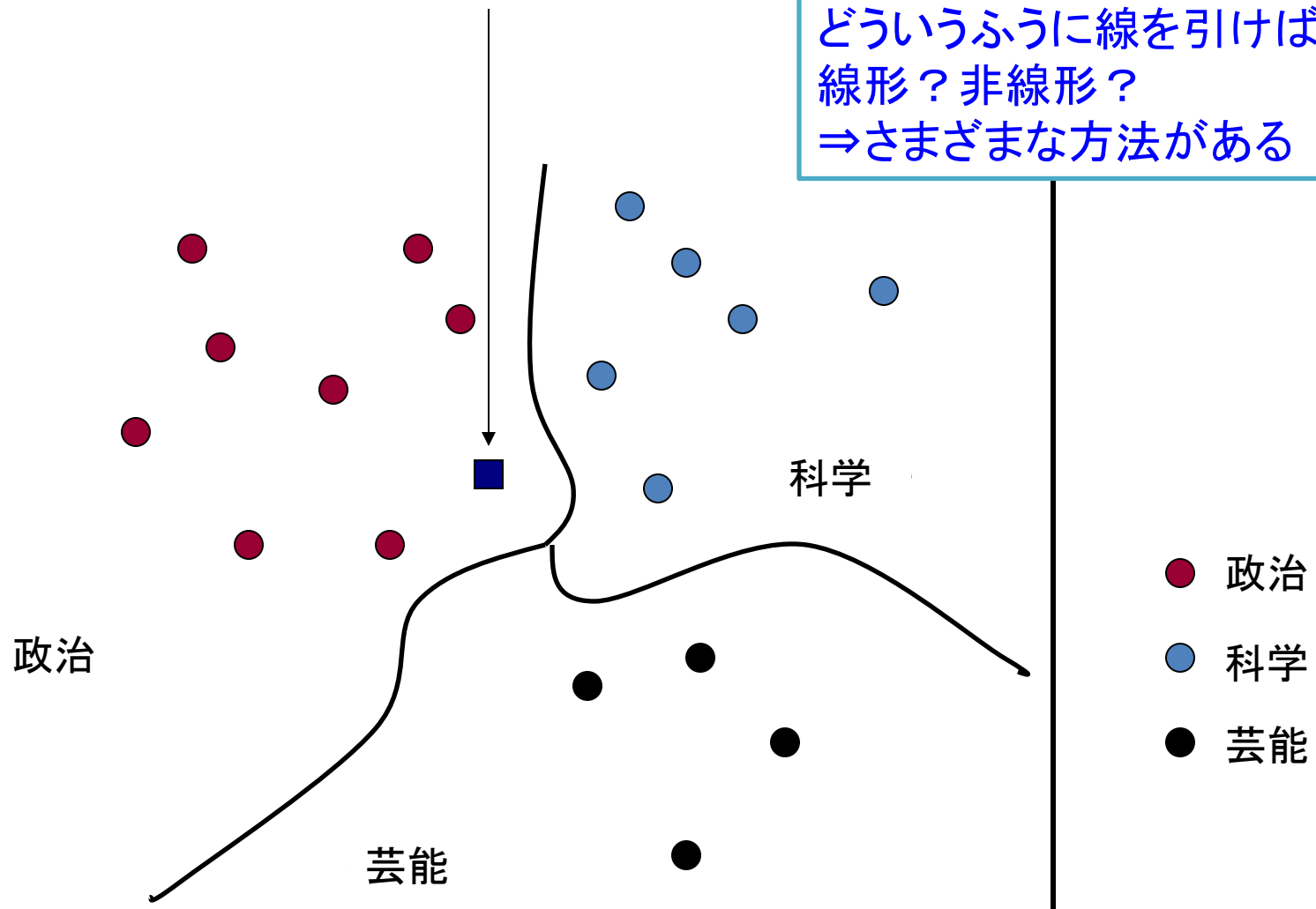


何らかの空間。  
例えば、出てくる単語で作ったベクトル空間

# 教師データを使って、線をひく

おそらくGovernment

どういふふうに線を引けばよい？  
線形？非線形？  
⇒さまざまな方法がある



# 機械学習の方法

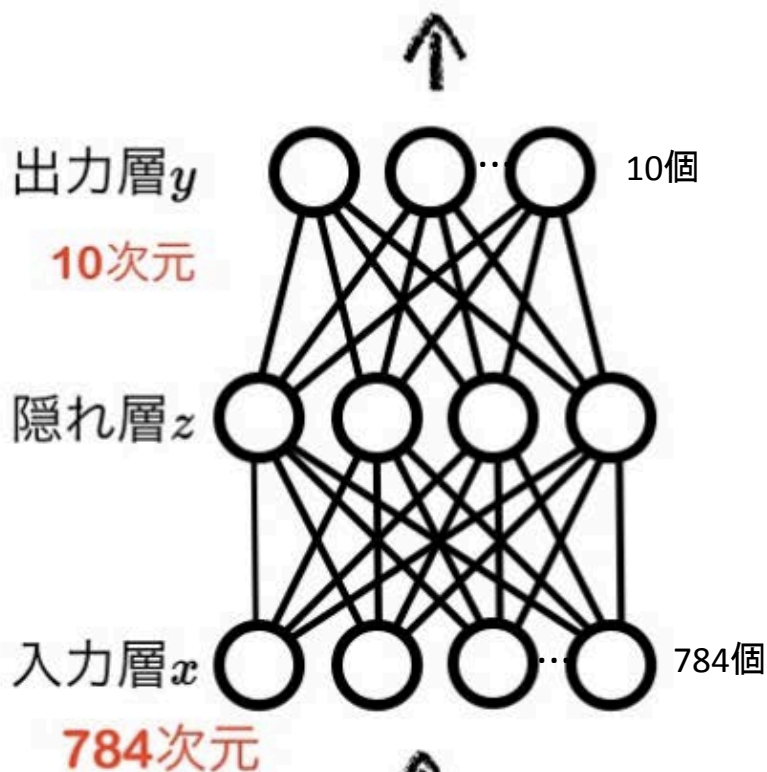
- Nearest neighbor法
  - 仮説: 最も近いデータのカテゴリを当てはめるのが良い
- ナイーブベイズ法
  - ベイズの定理に基づいて分ける
  - データの特徴ごとに、どのカテゴリに当てはめるのかを足しあわせていくのがよい。
- 分類木を作る方法 (C4.5など)
  - 平均情報量 (エントロピー) が多い分け方で分けるのがよい
- SVM (サポートベクターマシン)
  - マージン (余白) が最も最大になるように線を引くのがよい
- ニューラルネットワーク
  - 人間の脳神経回路を模擬したネットワークにより線を引く

# ニューラルネットワーク: 手書き文字認識を例に

[0.05, 0.05, 0.05, 0.40, 0.05, 0.05, 0.15, 0.05, 0.15, 0.05]

10次元の確率分布

(左から、入力画像が、  
0である確率、  
1である確率  
...  
9である確率)



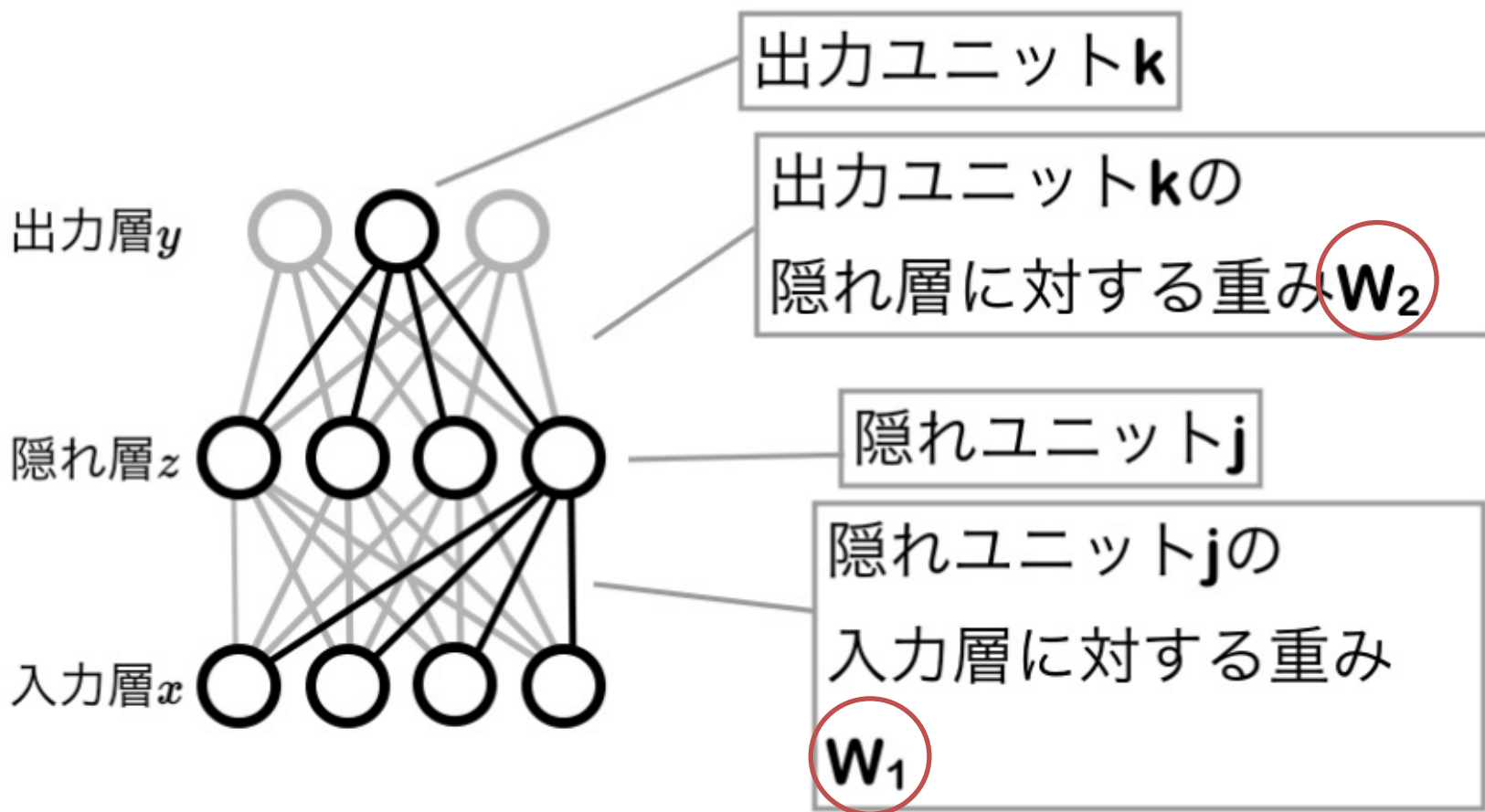
MNIST (28\*28の画像)

1	1	5	4	3
7	5	3	5	3
5	5	9	0	6
3	5	2	0	0

28\*28=  
784次元の数値ベクトル



# 3層のパーセプトロン(1957-)



# 誤差逆伝搬 (Back Propagation) (1974-)

正解  $t$



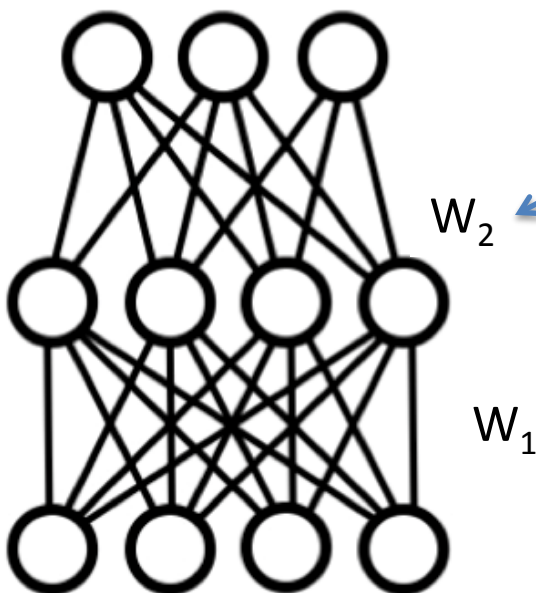
出力層  $y$



隠れ層  $z$



入力層  $x$



層間の重みを修正することで学習する

$$f = \sum_{i \in \text{Training}} (\text{correct}_i - \text{predicted}_i)^2$$

$$W_2 \leftarrow W_2 + \alpha \frac{\partial f}{\partial W_2}$$

$$W_1 \leftarrow W_1 + \alpha \frac{\partial f}{\partial W_2} \frac{\partial W_2}{\partial W_1}$$

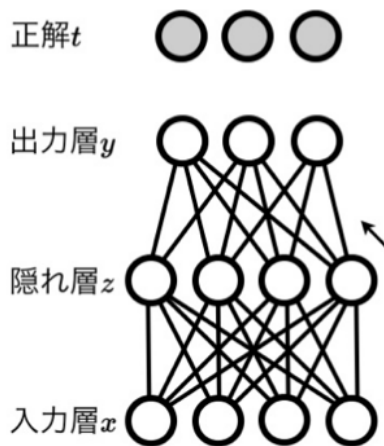
## 誤差逆伝搬のイメージ:

判断があたったときは、正しい判断を言った部下とのつながりを強め、  
判断が間違えたときは、間違った判断を言った部下とのつながりを弱める。  
これを何度も何度も繰り返すと、組織全体で正しい判断ができるようになる。

# 機械学習の使い方：学習フェーズと予測フェーズ

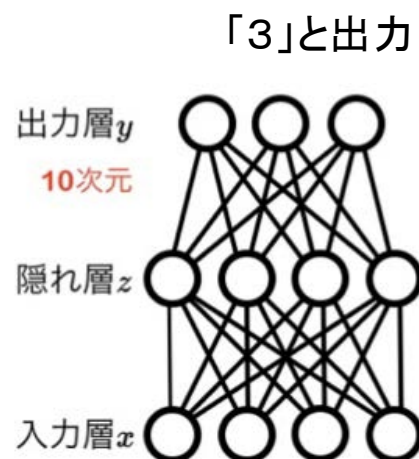
作るとき：学習フェーズ

通常、数分～数日かかる



使うとき：予測フェーズ

一瞬で計算は終わる。(1秒以下)



学習された  
パラメータ  
(重み)

# 機械学習における難しさ： 素性の設計 (Feature engineering)

- 素性に何をを使うかで、予測精度が大きく変化する。
  - 素性 (そせい, feature) : 機械学習の入力に使う変数。対象の特徴を表す特徴量。
  - 例えば、文字認識の場合、SIFT特徴量 (輝度変化の勾配方向) などをいれると精度があがることが知られている。
- ところがこれは、人間ががんばって作るしかない。

性別	地域	身長	好きな色	年収
男	東京	168	赤	250
男	埼玉	176	白	700
男	神奈川	183	青	1200
女	東京	155	別に	400
男	千葉	174	赤	180
女	東京	163	緑	5000

年齢いれようよ。職業も必要でしょう。業種とかスキルとかも入れた方がいいんじゃない？

# これまでの人工知能の壁≡表現の獲得の壁

- 難しい問題1:機械学習における素性設計
  - 素性(特徴量)をどう作るの?
  - データ自身から、重要な特徴量を生成できないから問題が起こる
- 難しい問題2:フレーム問題
  - ロボットが動くとどうなるかを、どのように記述すればよいか
  - データから特徴量を取り出し、それを用いた概念で知識を記述しないから問題が起こる
- 難しい問題3:シンボルグラウンディング問題
  - シマウマがシマのある馬だと、どう理解すればいいか?
  - センサーのデータから特徴量を取り出し、それを使った概念(シニフィアン)を生成し、それに名前(シニフィエ)をつけないから問題が起こる

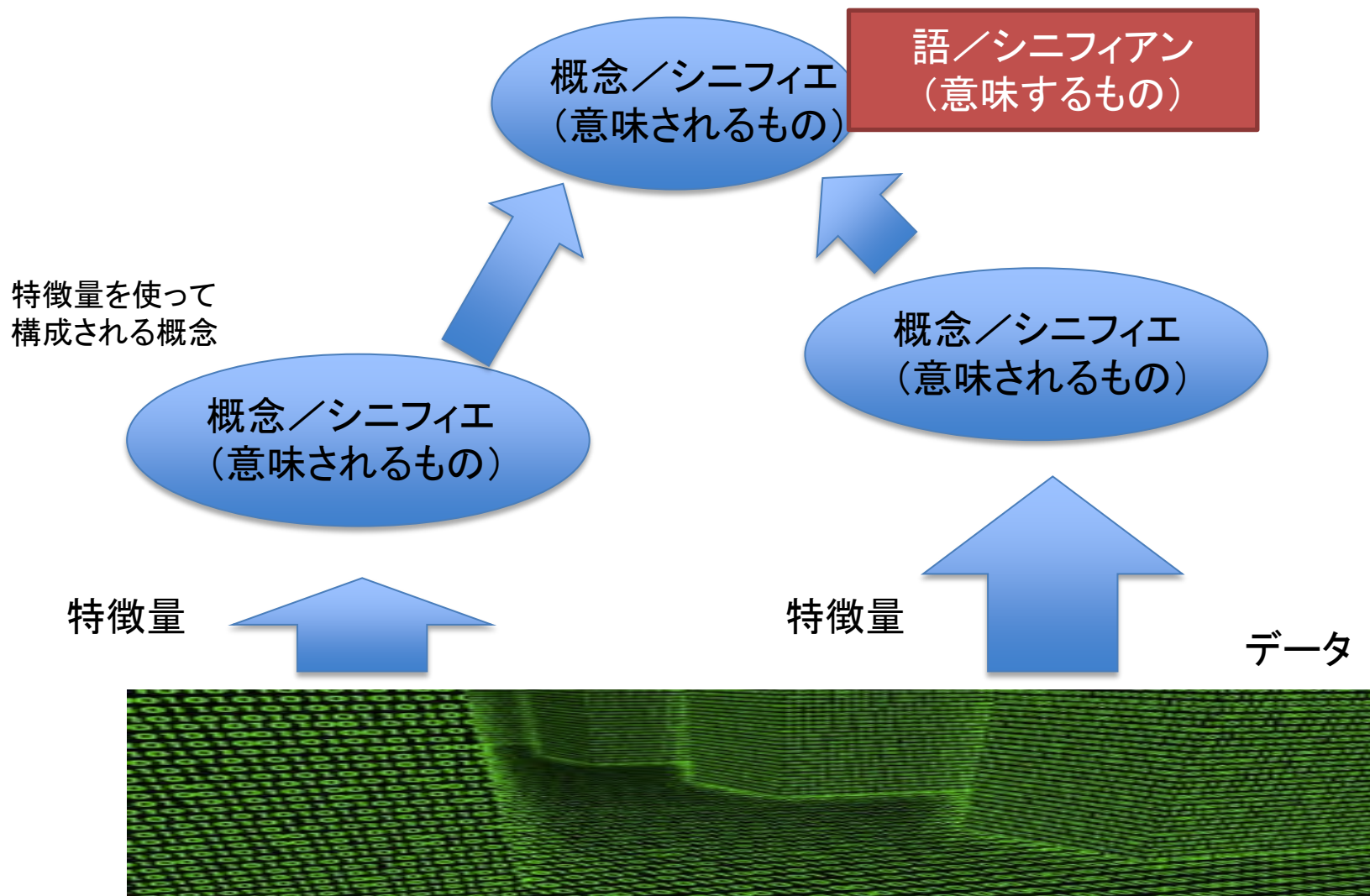


結局、難しい問題は全部同じことを指しており、  
現実世界から解くべき問題の「表現」を獲得すること、  
つまり、よい「特徴量」とそれによって定義される「概念」を作ることを、  
人間がやるしかなかった(コンピュータにはできなかった)という問題。

# いままでの人工知能でできたこと、できないこと

- できること
  - 探索:問題がきれいに定義されれば、探索をして答えを見つける
  - 知識:知識をいれてあげれば、それを使った判定はできる
  - 機械学習:予測したいものを定義し、そのための変数(特徴量)を定義すれば、予測ができるようになる
- できないこと
  - 探索:問題の定義をする
  - 知識:何を知識としてかけばいいかを定める
  - 機械学習:予測したいものに合わせて、変数を自分で見つける
- つまり、人間で言うと
  - 探索:対象とする現象のどこに注目すればよいかを見つけることができない
  - 知識:なにを書きしておかなければならないかが分からない
  - 機械学習:要点を見抜くことができない、コツがわからない

# ソーシャルのシニフィエ・シニフィアン



# Deep Learning

- AIにおける50年来のブレークスルー
  - データをもとに「何を表現すべきか」が自動的に獲得されている



## 10 BREAKTHROUGH TECHNOLOGIES 2013

Introduction The 10 Technologies Past Years

<b>Deep Learning</b> With massive amounts of computational power, machines can now recognize objects and translate speech in real time. Artificial intelligence is finally getting smart.	<b>Temporary Social Media</b> Messages that quickly self-destruct could enhance the privacy of online communications and make people freer to be spontaneous.	<b>Prenatal DNA Sequencing</b> Reading the DNA of fetuses will be the next frontier of the genomic revolution. But do you really want to know about the genetic problems or the musical aptitude of your unborn child?	<b>Additive Manufacturing</b> Skeptical about 3-D printing? GE, the world's largest manufacturer, is on the verge of using the technology to make jet parts.	<b>Baxter: The Blue-Collar Robot</b> Rodney Brooks's newest creation is easy to interact with, but the complex innovations behind the robot show just how hard it is to get along with people.
<b>Memory Implants</b> A maverick neuroscientist believes he has deciphered the code by which the brain forms long-term memories. Next: testing a prosthetic implant for people suffering from long-term memory loss.	<b>Smart Watches</b> The designers of the Pebble watch realized that a mobile phone is more useful if you don't have to take it out of your pocket.	<b>Ultra-Efficient Solar Power</b> Doubling the efficiency of a solar cell would completely change the economics of renewable energy. Nanotechnology just might make it possible.	<b>Big Data from Cheap Phones</b> Collecting and analyzing information from simple cell phones can provide surprising insights into how people move about and behave – and even help us understand the spread of diseases.	<b>Supergrids</b> A new high-power circuit breaker could finally make highly efficient DC power grids practical.

## 人工の神経回路、威力増す

「ディープラーニング」と呼ぶ人工知能技術が高い関心を集めている。画像や音声の認識精度が大幅に高まるため、米グーグルなどが研究に参入。経済動向の予測や新薬開発などにも威力を発揮する可能性がある。

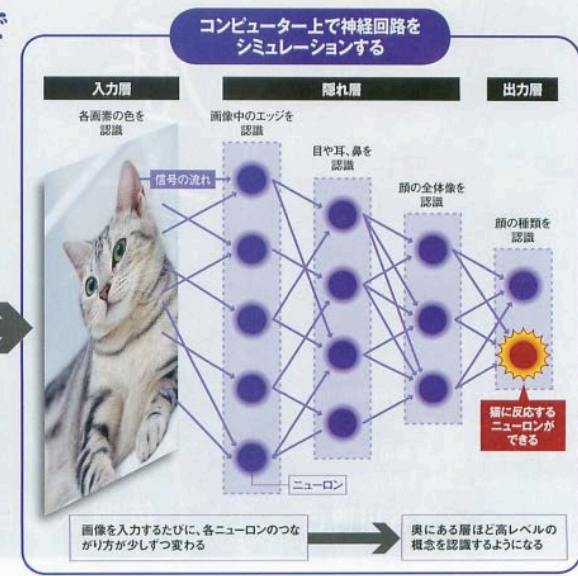
ここ1~2年、世界中の人工知能の研究者から大きな注目を浴びている技術がある。コンピューターに人間と同じように経験に基づいた行動をさせる機械学習の一種で、「ディープラーニング」と呼ばれる新手法だ。インターネット社会を支える画像認

識や音声認識、新薬開発に役立つ化合物の活性予測——。こうした技術の精度を競うコンテストで、ディープラーニングが過去の記録を大幅に塗り替え、次々と優勝を果たしている。「これほど飛躍的に精度が向上するとは信じられない」「まさに衝撃的な

結果だ」。専門家からは、口々に驚きの声が上がっている。ディープラーニングは、人の神経回路をコンピューター上で模擬する「ニューラルネットワーク」という技術を発展させたものだ。人の脳は、画像からそこに映るモノ

### ディープラーニングで画像を認識する流れ

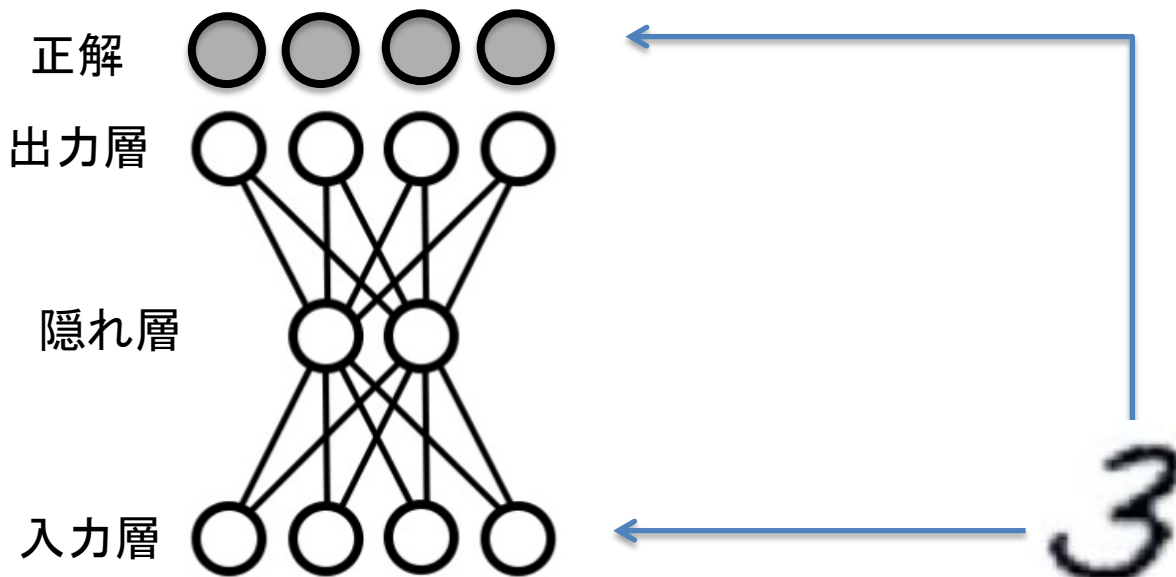
ディープラーニングでは、コンピューター上に人間の脳と同じような多層の神経回路を作製。大量の画像や文字情報を入力してトレーニング(訓練)すると、そこに含まれる高度な概念が自然に引き出される。米グーグルの研究では、出力層のニューロンが、「猫」を認識して強く反応するようになった(右は簡略化した仕組みの図)



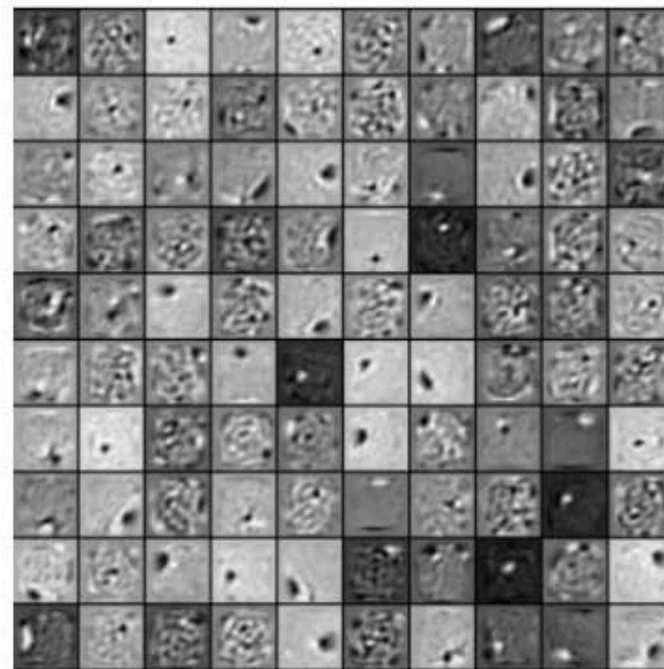
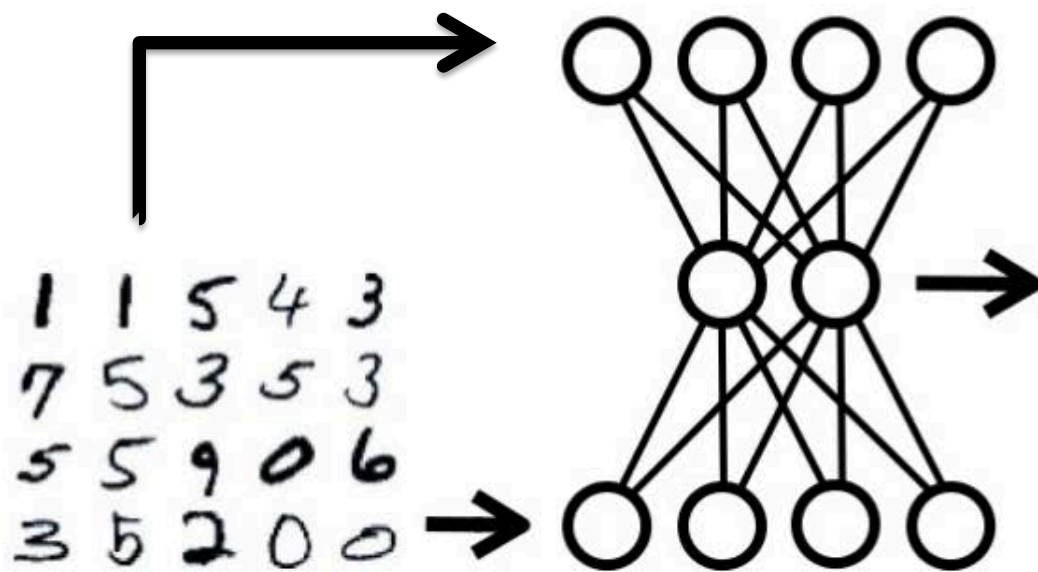


# Auto-encoder(2006-)

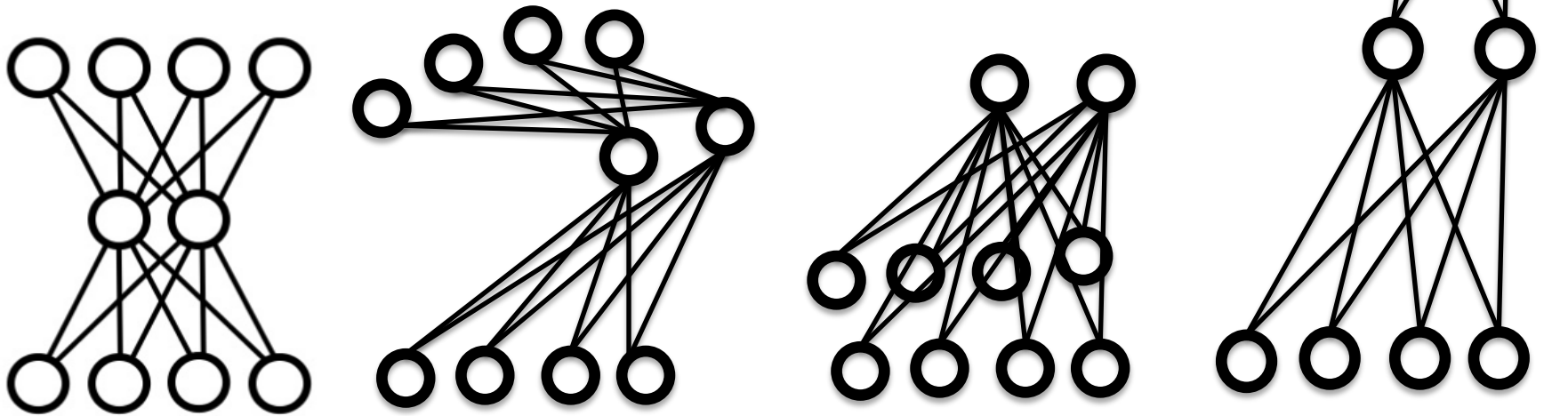
- Deep Learningの主要な構成要素
- 出力を入力と全く同じにしたニューラルネットワーク
  - 手書き文字認識では、ひとつの画素の値を予測する。
  - 普通に考えると意味ない。
- 「1万円札をお店の人に渡して、1万円札をうけとるようなもの」(「考える脳 考えるコンピュータ」J. Hawkins)
- 隠れ層のノードが「入力を圧縮したもの」になる。

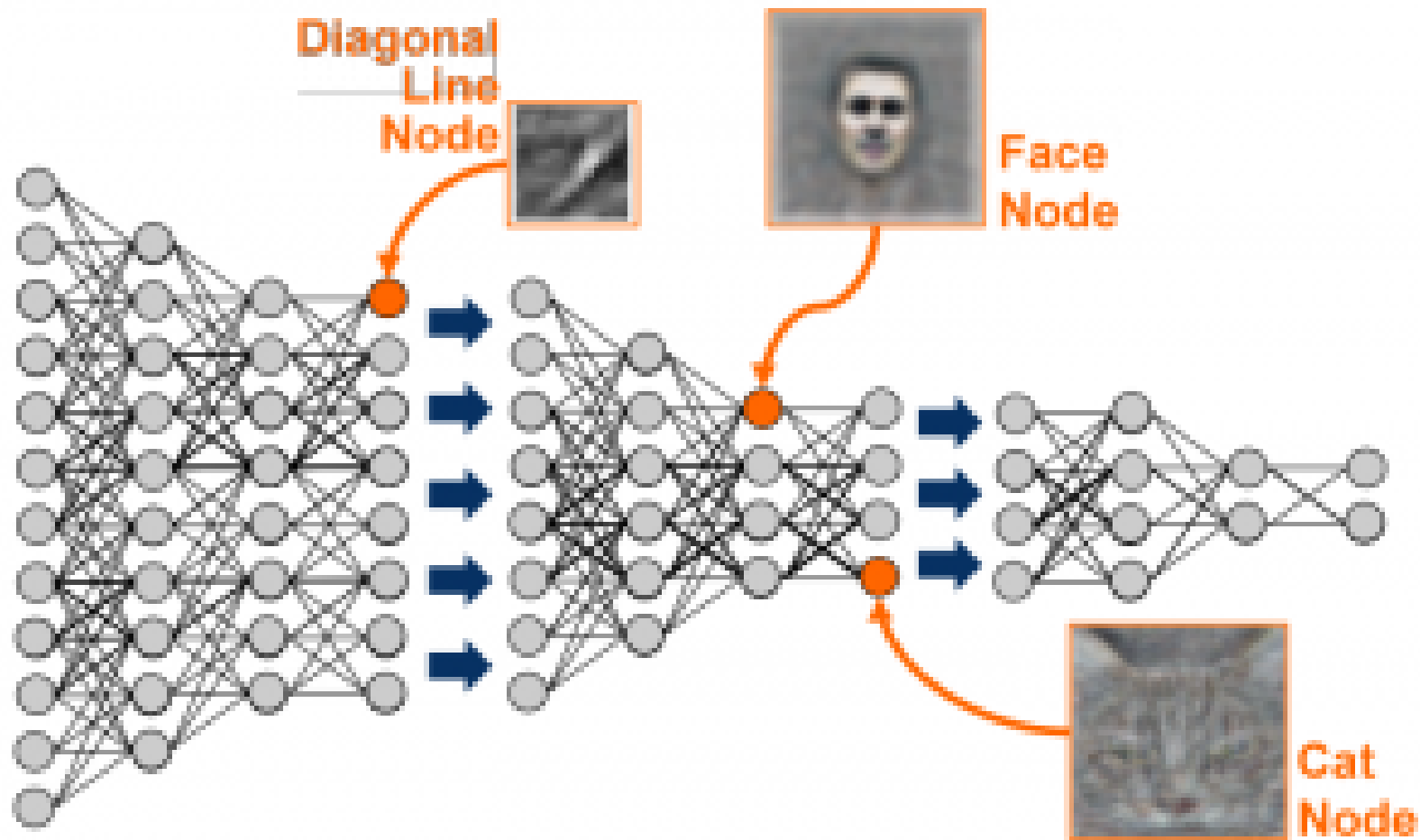


# Auto-encoderで得られる表現



# “Deep”にした場合





# Deep Learningの実績

- ILSVRC2012: Large Scale Visual Recognition Challenge 2012
- 他のコンペティションでも圧勝

Deep Learning

長年の Feature engineering

Team name	Filename	Error (5 guesses)	Description
SuperVision	test-preds-141-146.2009-131-137-145-146.2011-145f.	0.15315	Using extra training data from ImageNet Fall 2011 release
SuperVision	test-preds-131-137-145-135-145f.txt	0.16422	Using only supplied training data
ISI	pred_FVs_weighted.txt	0.26602	Weighted sum of scores from classifiers using each FV.
ISI	pred_FVs_summed.txt	0.26646	Naive sum of scores from classifiers using each FV.
ISI	pred_FVs_wLACs_summed.txt	0.26952	Naive sum of scores from each classifier with SIFT+FV, LBP+FV, GIST+FV, and CSIFT+FV, respectively.
OXFORD_VGG	test_adhocmix_classification.txt	0.26979	Mixed selection from High-Level SVM scores and Baseline Scores, decision is performed by looking at the validation

「ケタ」が違う

# DL関連の海外企業の投資

- Google
  - トロント大Hinton教授と学生の会社をGoogleが買収(2013)
  - Deep Learningの英国会社Deep Mind Technologiesを4億ドル(約420億円)で買収(2014)
- 中国検索最大手Baidu
  - シリコンバレーにDeep Learningの研究所を作る(2013)
  - Stanford大 Andrew Ng教授をDeep Learningの研究所所長に迎え、300億円を研究予算として投資(2014)
- Facebook
  - 人工知能研究所設立: New York大のYann LeCun教授を所長に招く(2013)
  - 人工知能の新興企業Vicarious社への4,000万ドルの投資ラウンドに参加(2014)

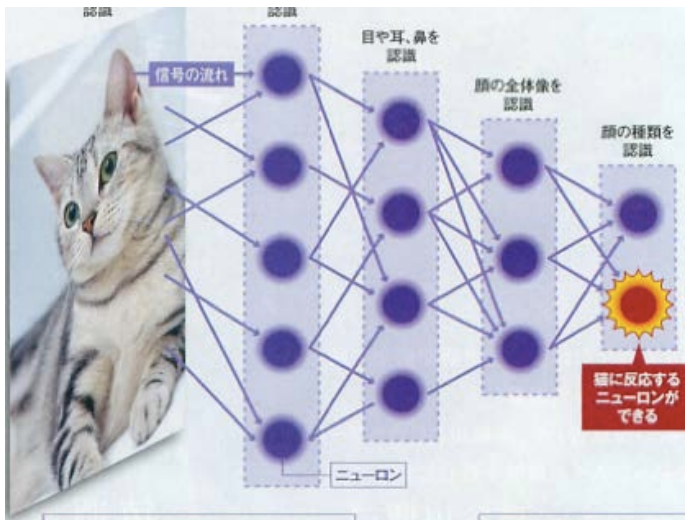


Deep Learning workshop(2013)でのザッカーバーグ(右)、ベンジオ(モントリオール大・中)、マニング(スタンフォード大・左)

# Deep LearningのAIにおける意味

- AIにおける50年来のブレークスルー
  - データをもとに「表現」が自動的に獲得されている
  - いままでは現実世界から何を取り出し、モデルを作るか(表現とするか)は人間が決めていた。
- 実はみんな思っていた。同種の考えは昔から多くあり。
  - 1980- ネオコグニトロン(福島)、1990- 野田(産総研)ら、2000前後- 山川や松尾
- その秘訣は、ロバスト性
  - ノイズを加える、コネクションを外すなど、いじめることによる「ロバスト性」だった
  - ぐらぐらの柱では2階建てにならない
- ロバスト性を高めるには、計算機パワーが必要だった
  - いまのマシンスペックでもGPUを使って100台並列とかで、ようやく精度が上がる
- 初期仮説への回帰
  - 初期仮説「なぜできないの？」
  - できると思っていた→できない理由があった→それが解消された→だとしたら、もう一度できるという仮説を取るべきでは。
  - 潜在的にはすべてのホワイトカラーの労働を代替するような汎用的な技術

# Deep learningの 今後の研究



## ① 画像 → 画像特徴の抽象化

認識精度の向上

- ② 観測したデータ(画像+音声+圧力センサー+...)  
→ マルチモーダルな抽象化

環境認識、行動予測

- ③ 自分の行動に関するデータ + 観測したデータ  
→ 行為と帰結の抽象化

プランニング、フレーム問題の解決

- ④ 行為を介しての抽象化 → 名詞だけでなく動詞(その様態としての形容詞や副詞)

推論・オントロジー、高度な状況の認識

- ⑤ 高次特徴の言語によるバインディング → 言語理解、自動翻訳

シンボलगラウンディング、言語理解

- ⑥ バインディングされた言語データの大量の入力 → さらなる抽象化、知識獲得、高次社会予測

知識獲得のボトルネックの解決

Deep Learningがすごいというよりは、  
Deep Learningの先に広がる世界がすごい



# AIの実現

大きな社会的インパクト  
防犯、自動運転、物流、他者理解、翻訳...

## 表現獲得の山

ウェブ／  
ソーシャルメディア  
ビッグデータ

機械学習

言語処理

ロボット

身体性

これまでのAI研究

知識表現・推論

オントロジー

エキスパートシステム

インタラクション

コミュニティ

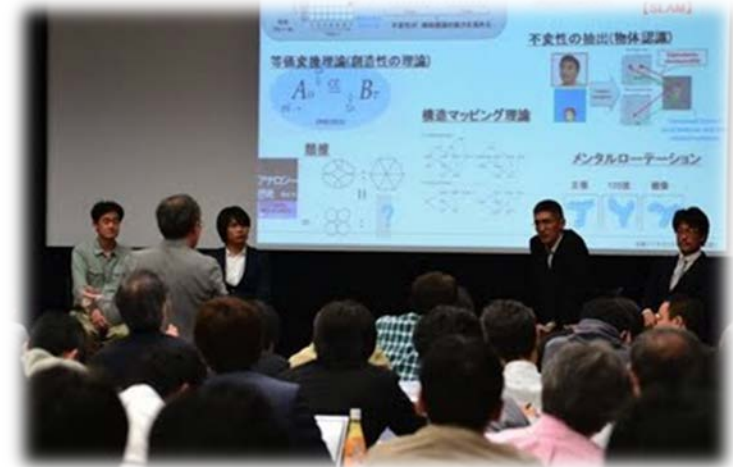
創造性・  
発想支援

複雑性

マルチエージェント

# 我々の取り組み: 全脳アーキテクチャ(WBA)

- 人レベルのAI(そして人を越えるAI)を目指す。
- 一杉(産総研)、山川(富士通研)、松尾(東大)の3名でWBA勉強会をオーガナイズ
- 開催実績
  - 2013年12月19日 第1回勉強会(東京) 100名参加
  - 2014年01月30日 第2回勉強会(東京) 230名参加
  - 2014年03月29日 少人数形式での討論会
  - 2014年04月22日 第3回勉強会(東京) 193名参加
  - 2014年06月02日 第4回勉強会(大阪) 100名参加
  - 2014年07月01日 第5回勉強会(東京) 230名参加
  - 2014年07月18日 第6回勉強会(東京) 170名参加
  - 2014年09月22日 第7回勉強会(東京) 175名参加
  - 2014年11月10日 第8回勉強会(東京) 198名参加
  - 2015年02月04日 第9回勉強会(東京) 195名参加
  - 2015年05月14日 第10回勉強会(神奈川) 450名参加!
- リクルート本社セミナールーム等で開催
  - 研究者のみならず、企業からの参加も多い。



# 全脳アーキテクチャ(WBA)の中心仮説

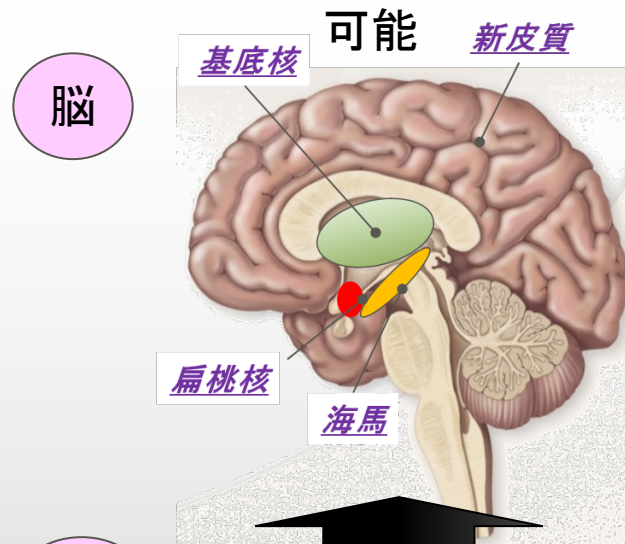
脳はそれぞれよく定義された機能を持つ機械学習器が一定のやり方で組み合わせられる事で機能を実現しており、

それを真似て人工的に構成された機械学習器を組み合わせる事で人間並みかそれ以上の能力を持つ汎用の知能機械を構築可能である。

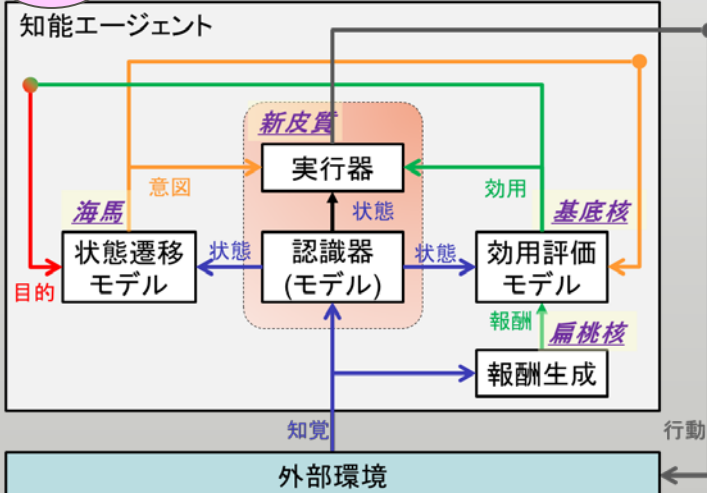
## アプローチ.

1. 脳の各器官の機能を機械学習として開発し、
2. それらを統合したアーキテクチャを構築

脳とAIは既に大雑把には対応付け可能



AI



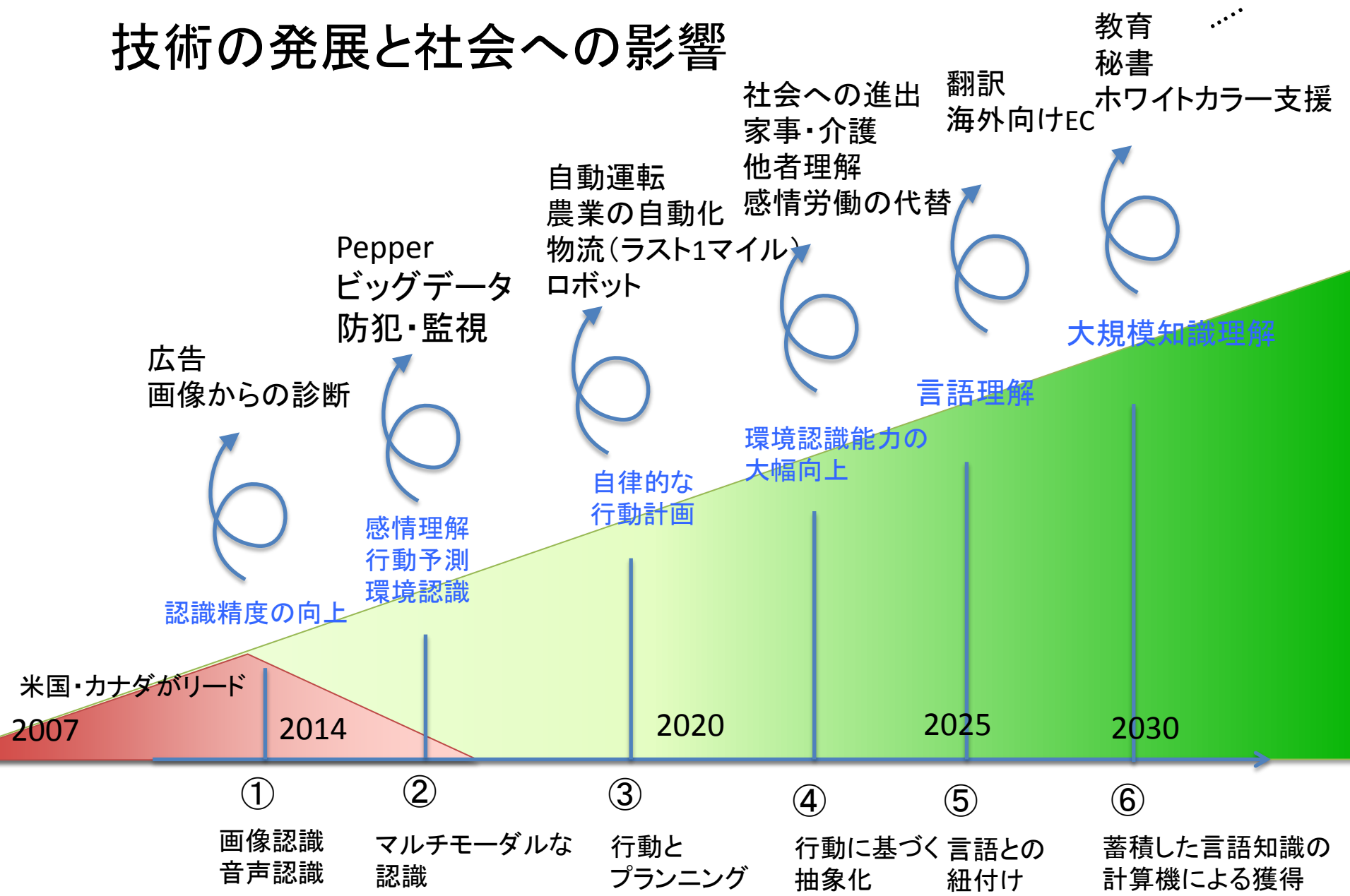
# 全脳アーキテクチャ俯瞰図



# 産業へのインパクト

# 技術の発展と社会への影響

?



Deep LearningをベースとするAIの技術的發展

# Machine Intelligence LANDSCAPE

## CORE TECHNOLOGIES

### ARTIFICIAL INTELLIGENCE

IBM WATSON MetaMind  
 Numenta ai-one  
 Cycorp Research nara  
 Reactor SCALED INFERENCE

### DEEP LEARNING

vicarious Vision Factory  
 facebook google  
 ersatz SignalSense  
 SKYMINd

### MACHINE LEARNING

rapidminer context  
 Oxdata H.O DATA RPM  
 LiftIgniter SHARPHING  
 Azure ML what WISE Sense  
 GraphLab Alpine storman

### NLP PLATFORMS

cortical.io idibon  
 LUMINOSO wit.ai  
 Maluba

### PREDICTIVE APIS

AlchemyAPI MINDOPS  
 Google big INDICO  
 ALGORITHMIA Expect  
 PredictionIO Labs

### IMAGE RECOGNITION

clarifai MADBITS  
 DNNresearch DEXTRO  
 V I S E N Z E lookflow

### SPEECH RECOGNITION

GRIDSPACE  
 popUP archive  
 NUANCE

## RETHINKING ENTERPRISE

### SALES

Preact AVISO  
 RelateIQ NGDATA  
 CLARABRIDGE FRAMED  
 infer ATTEAIVITY causata

### SECURITY / AUTHENTICATION

CROSSMATCH  
 EYEVEERY CYLANCE  
 conjur BITSIGHT  
 biorym

### FRAUD DETECTION

sift science SOCURE  
 ThreatMetrix feedzai  
 Brighterion verapin

### HR / RECRUITING

TalentBin predikt Connectifor  
 gild hiQ

### MARKETING

brightfunnel bloomreach  
 CommandIQ AIRPR  
 RADIUS  
 TellApart people pattern Freshplan

### PERSONAL ASSISTANT

Siri Cortana Google NOW  
 cleversense  
 tempo Robinlabs  
 KASISTO fuse machines  
 VIV CLARA LABS

### INTELLIGENCE TOOLS

ADATAD Palantir  
 Quid Digital Reasoning  
 FirstRain

## RETHINKING INDUSTRIES

### ADTECH

METAMARKETS distillery  
 rocketfuel YieldMo  
 ADBRAIN

### AGRICULTURE

BLUE RIVER TerraAvion  
 ceresimaging KOKO COME  
 THE CLIMATE CORPORATION tute

### EDUCATION

Declara coursera  
 KNEWTON kidaptive

### FINANCE

Bloomberg FinGenius  
 alphasense KENSHC  
 Dataminr minitab brook  
 BINATIX

### LEGAL

Lex Machina brightleaf  
 COUNSELYTTICS RAVEL  
 JUDICATA Brevia  
 DiligenceEngine

### MANUFACTURING

SIGHT MACHINE  
 MICROSCAN ROULEE IMAGING  
 IVISYS

### MEDICAL

Parzival transcriptic  
 Genesient ZEPHYR  
 grand round table bina TUTE

### OIL AND GAS

kaggle AYASDI  
 TACHYUS biota  
 Futura

### MEDIA / CONTENT

Outbrain newstle ARRIA  
 SAILTHRU wovii  
 NarrativeScience yveup  
 Prismatic ai

### CONSUMER FINANCE

affirm inVenture  
 finance BILL GUARD LendUp  
 LendingClub Kabbage

### PHILANTHROPIES

DataKind thorn  
 DATA GUILD

### AUTOMOTIVE

Google Continental  
 T Mobile CRUISE

### DIAGNOSTICS

enlitic 3SCAN  
 lumiaata ENTOPH

### RETAIL

BAY SENSORS  
 PRISM SKYLABS  
 celect euclid

## RETHINKING HUMANS / HCI

### AUGMENTED REALITY

Augmented Intelligence  
 APX blippar  
 META layar

### GESTURAL COMPUTING

THALMICLABS omek  
 LEAP  
 eyeSight 3Gear  
 GestureTech nod

### ROBOTICS

intel Liquid Robotics  
 iRobot SoftBank  
 jibo Boston Dynamics  
 ANI

### EMOTIONAL RECOGNITION

affectiva BEYOND VERBAL  
 EMOTIENT  
 cogito

## SUPPORTING TECHNOLOGIES

### HARDWARE

NVIDIA XILINX  
 QUALCOMM NERVANA  
 TESQUEP Artificial Learning  
 rigetti

### DATA PREP

TRIFACTA Paxata  
 tamr Alation

### DATA COLLECTION

diffbot kimono  
 CrowdFlower Connotate  
 WorkFusion Import

# なくなる職業(10年)

- Oxfordの研究(2013)
- 10年で消えそうなもの
- 702業種
- 職業を性質に分解
- 9つの特性から
  - 手先の器用さ、芸術的な能力、交渉力、説得力など
- 機械学習で判定
- → なくなるのではなく、質が変わる。

主な「消える職業」 「なくなる仕事」
銀行の融資担当者
スポーツの審判
不動産ブローカー
レストランの案内係
保険の審査担当者
動物のブリーダー
電話オペレーター
給与・福利厚生担当者
レジ係
娯楽施設の案内係、チケットもぎり係
カジノのディーラー
ネイリスト
クレジットカード申込者の承認・調査を行う作業員
集金人
パラリーガル、弁護士助手
ホテルの受付係
電話販売員
仕立屋(手縫い)
時計修理工
税務申告書代行者
図書館員の補助員
データ入力作業員

彫刻師
苦情の処理・調査担当者
簿記、会計、監査の事務員
検査、分類、見本採取、測定を行う作業員
映写技師
カメラ、撮影機器の修理工
金融機関のクレジットアナリスト
メガネ、コンタクトレンズの技術者
殺虫剤の混合、散布の技術者
義歯制作技術者
測量技術者、地図作製技術者
造園・用地管理の作業員
建設機器のオペレーター
訪問販売員、路上新聞売り、露店商人
塗装工、壁紙張り職人

(註)オズボーン氏の論文『雇用の未来』の中で、コンピューターに代わられる確率の高い仕事として挙げられたものを記載



# 仕事の変化の予想

- 短期(5年以内)
  - 各分野でのビッグデータ、AI化が少しずつ進む
  - 特定の分野(法律、医療、会計・税務)で比較的急に進む
- 中期(5年～15年)
  - 「監視系業務」はほとんどいらなくなる。監視員、警備員。
  - 店舗の店員や飲食店の従業員、工場の作業員でも「監視系業務」はいらなくなる。
    - 「なにかおかしいことに気づく」のは、表現学習を備えたAIのお得意なところ
  - 商品の数を数える、売上をまとめてエクセルを作るなどのルーティーンも人工知能に。
  - 顧客の例外対応や、クリエイティブな分野、あるいはデータ分析・予測に基づく判断は人間の仕事
- 長期(15年以上)
  - 2極化する。ますますAIのできる分野が広がる。
  - 経営や一部の「大域的判断を必要とする仕事」は人間
  - 営業、店員、マッサージ師などの、「対人間」の高級なインターフェースは人間に。

# 職業の問題

- 実はいまでもかなり「機械的」な作業を人間はしている
  - ラインでの目視での確認
  - 長時間のトラックの運転
  - テロリストからの警備
- 人間は人間というほうがいい
  - 喫茶店と自販機
  - 手摘みのいちご、自家製パスタ、...
  - 自動演奏とピアノ演奏者
  - 人によるサービスは希少性のある財。
- より「人間的な」部分が多くなるのでは。
  - 価値観の設定
  - 競合する価値観の取捨選択
  - 共感、交渉、合意、...

# シンギュラリティ(技術的特異点)

- 一方の極端な見方としては、膨大な富を産むと同時に「今世紀最大のリスク」とも
- レイ・カーツワイル氏。ホーキング博士、イーロン・マスク氏、ビル・ゲイツ氏も同調。
- シンギュラリティ
  - AIが自らを少しでも越えるAIを産み出せるようになったとき、一気に発散する。
    - $0.9^{1000}=0$  だが  $1.1^{1000}$ =無限大
- 松尾の意見は否定的
  - 人間=知能+生命
  - 生命を作るのは極めて難しい
  - 人工知能学会では、倫理委員会を立ち上げ。(松尾が委員長)
- 悪意をもった人間に対する警戒とその対応
  - 特定の私的組織(米国IT企業など)がこの技術を独占する危険性があるか
  
- → むしろ産業構造の変化のほうが重要

## 概要 [編集]

技術的特異点は、「強い人工知能」や人間の知能増幅が可能となったとき出現する。フューチャリストらによれば、特異点の後では科学技術の進歩を支配するのは人類ではなく強い人工知能やポストヒューマンであり、従ってこれまでの人類の傾向に基づいた人類技術の進歩予測は通用しなくなると考えられている。

# 人工知能学会 倫理委員会とは

- 「人工知能と未来社会」のさまざまな問題について議論したい
- メンバー
  - 西田 豊明(京都大学)
  - 堀 浩一(東京大学)
  - 武田 英明(国立情報学研究所)
  - 長谷 敏司(SF作家)
  - 塩野 誠(経営共創基盤)
  - 服部 宏充(立命館大学)
  - 松尾 豊(東京大学)
  - 編集委員会から: 栗原聡(電気通信大学)、山川宏(ドワンゴ人工知能研究所)
  - 会長: 松原 仁(はこだて未来大学)
- 第1回 2014年12月15日、第2回 2015年 2月 9日、第3回 2015年6月1日
- 倫理委員会のミッション:
  - 人工知能の社会に与える影響(正負の両面)を、概念的に明確にして、社会で共有し、議論すること

# 第1回の議論

- 技術の現状の認識
  - 人工知能が人工知能が生み出すシンギュラリティ
  - 現状の技術の進展とそれに対する社会の適応
- 役割
  - 研究者は往々にして影響を小さく見積もりがち
  - 予見できるものは予見する
  - 犯罪的な AI, 軍事 AI, 中毒や依存をもたらすような AI に基づくシステムなど
- 指針
  - 万人のための人工知能
  - 人間の尊厳
  - 人工知能を作る・使う側の倫理が重要
  - 社会がコントロールする仕組み: 透明性、説明性、制御権など
- 職業
  - 長期的に技術が職業に変化をもたらすのは自然
  - 短期の影響については配慮が必要
- 心
  - 心をもつように見える AI を作ってよいか

## 第2回の議論

- FLI (Future of Life Institute)
  - “Research Priorities for Robust and Beneficial Artificial Intelligence: an Open Letter”
- StanfordのAI 100 (One Hundred Year Study of Artificial Intelligence)
  - スタンフォード大学の学長 John Hennessy 氏
  - 「人工知能は、科学における最も深遠な企図の一つであり、人間生活のすべての側面に影響を与えるものである。」
  - 「スタンフォードの AI における開拓者としての役割と領域にこだわらない思考方法を踏まえると、人工知能がどのように我々の子供や子供の子供に影響をあたえるかという議論をホストすることは、義務であると同時に、我々にはその資格があるとも感じている。」
  - 倫理面だけでなく、法律、経済、幸福や自由、犯罪、機械との協調など 18 項目にわたって議論
- 声明を出すべきか、出す目的
  - 人工知能が社会に対してもつ見えない影響に対して、研究者自らが、あるいは市民が意識的になることである。
  - こうした問題を積極的に考えてもらいたい。

# 国内での動き

- 人工知能の拠点
  - ドワンゴ人工知能研究所:2014/11-
  - リクルート人工知能研究所 (Recruit Institute of Technology) :2015/4-
  - 産業技術総合研究所 人工知能研究センター:2015/5-
- 経済産業省、総務省、文部科学省、...
  - 経済産業省:情報経済小委員会、AI・ビッグデータによる産業革新研究会
  - 総務省:インテリジェント化が加速するICTの未来像に関する研究会
  - 文部科学省
- 東大AIラボ？
  - いずれにしても、人材の輩出が鍵
  - 東大内にAI(機械学習、ディープラーニング)の教育プログラムを整備したい

# 未来の社会と産業の構造変化を描く

- 1995年のインターネット
- Googleにあたるものはなにか？
- Amazonにあたるものはなにか？
- Facebookにあたるものはなにか？
  
- キープレイヤーは？プラットフォーマーはどのように出現する？
- 新たな産業は？産業構造の変化は？
- 競争力はどう変化する？
- 社会はどう変わる？

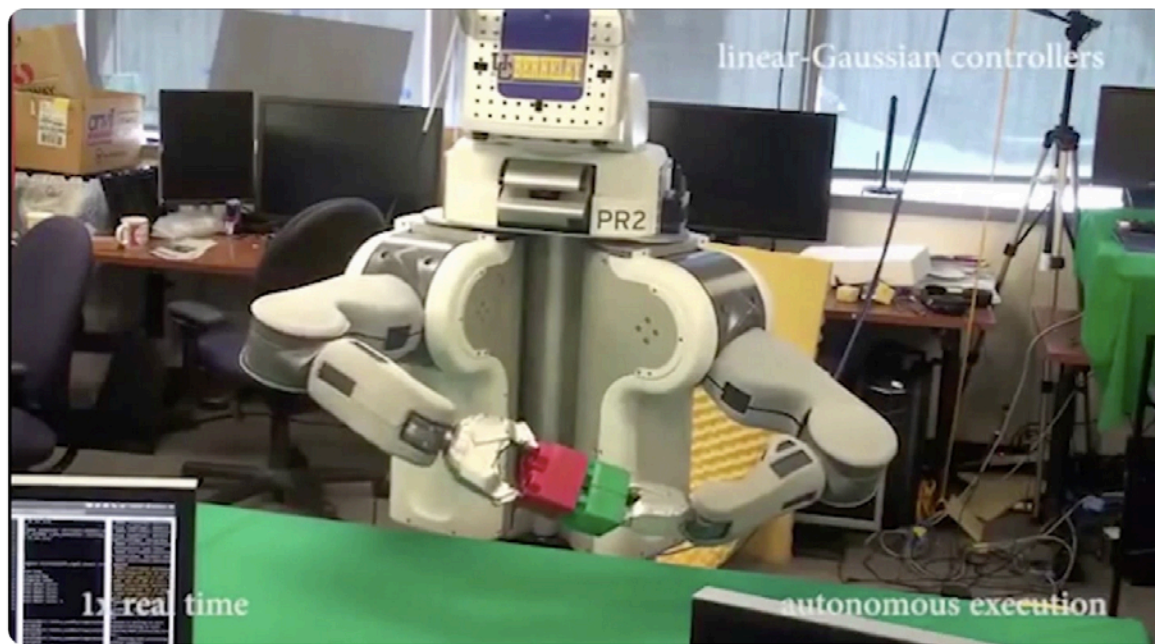


# 考えられるインパクト

- 機械の動作が飛躍的に向上する可能性がある
  - 今の機械には「目」がない。目をもち、特徴量を生成して学習すると、やり方が自動的にうまくなる。
  - 製造装置、自動運転
  - ロボット: やさしく触る、痛くないように持ち上げる
- 犯罪は非常に減る可能性がある。
  - 防犯、監視は、画像・動画による特徴量生成と異常検出。不審者の発見。
  - 「危ない場面」を取り出すことで、事故も減る可能性が。
- 設備保守も自動でできる
  - 動作＋異常検知(変な音がしないかなど)
  - 物流も完全自動化する
- 情報システムのセキュリティを大幅に向上することができる
  - 従来は「こうすればアラートを出す」ということを決めていた。いちごっこ。
  - 特徴量を生成し、異常を検知すればよい
- 仮説生成と試行のサイクル自体が自動化できる可能性がある
  - デザイン、作曲、製薬など
- シミュレーション技術が現在より格段に使えるようになる
  - 特徴量の抽出＋モデル化
  - シミュレーションし、現実の製品として作るなど
- 情報システムがぜんぶつながる可能性がある
  - 画像を通じた連携。ほとんどのシステムは、人間が目で見えるようにできている。
  - ドイツのインダストリー4.0のような、工場と本社のシステム連携ができる。

# 試行錯誤で作業学ぶロボット、UCバークレーが開発

任務の最初と最後だけ提示、環境変化にアルゴリズムが適応



レゴブロックを組み付けるBRETT（UCバークレーロボット学習研究室の動画から）

人間と同じようにロボットが試行錯誤を繰り返しながら、組み立て作業などの運動課題を自ら学習していくアルゴリズムを、米カリフォルニア大学バークレー校（UCバークレー）ロボット学習研究室のチームが開発した。人工知能の一種である「ディープラーニング（深層学習）」を使ったもの。

# 変わりゆく社会

- 倫理や社会制度の議論がもう一度必要になる
  - 自動運転で危険回避のときは？人の命の重さは？
- 人工知能システムが社会に広がったときの不具合の問題
  - 製造者責任？
  - 保険や社会保障のほうが適切では
- 心をもつように見える人工知能を作ってよいか
  - プログラムの停止させると悲しむ？
  - 恋愛させるビジネスなど(映画「Her」の世界)
- 人工知能を使った軍事
  - ロボット兵士やドローン
  - 権力者を倒す、心を操る？
- 人工知能が知財を生み出す場合の権利
  - 著作権や特許は認めるべきか
- 実は人間が本来的にもっている権利がもっとあるのではないか
  - 忘れられる権利、いいところだけを見せる権利、悪いことをする権利、大目に見られる(警告を受ける)権利、好きになる権利、...

# 人間のための人工知能である： 人工知能のサブシステム性

- そもそも、人工知能は、人間の社会における「サブシステム性」を内在するのでは。
- 「目的」を定めれば、その目的にしたがってうまい方法は人工知能が考えられる。
  - 機械学習、強化学習、表現学習、推論・探索、質問応答、検索、...
- 「目的」自体は、本来的には、自己保存、自己複製という、生物の生来の目的からしか規定されない。
  - そうしないものは、いなくなるため。(会社が成長を願うものだというのと同じ。)
  - 人間は社会性があるため「他人の役に立ちたい」「他人がうれしいと自分も嬉しい」などもある。
- したがって、(SF的な話にならないのは残念かもしれないが)、人工知能システムは、人間社会のサブシステム性を本来的にもっている。

# 重要になる「人文社会学的」議論

- 目的をどう定めるかはすごく問題。
- 人工知能が進めば進むほど、「与えられた目的」に対してうまくやるシステムは作れるようになる。
- そうすると、与える目的自体の是非の議論のほうがより重要になる。
- なにが社会で大事なのか？
- 個人の幸せや社会全体の幸せはどのように考えればいいのか？
- 異なる価値観のものをどのようにバランスさせればいいのか？

## おわりに：日本の未来へ

- 少子高齢化する日本のなかで、人工知能を切り札として産業競争力を再び高めたい。
- 日本にもチャンスが
  - 人工知能研究者の人数、人工知能に興味をもつ人数
  - 世代を通じた理解
  - 「賢さ」と「真面目さ」が重要な領域
  - 言語があまり関係ない
- 人工知能で変化する産業と社会。未来社会を描きたい