2016/11/17
IBIS2016 第19回情報論的学習理論ワークショップ@京都大学

深層学習は
世界をどのように変えられるのか

Preferred Networks
Preferred Infrastructure

岡野原　大輔

hillbig@preferred.jp

会社紹介：Preferred Networks (PFN)

- IoT時代に合わせた分散知能を備えた新しいコンピュータを創造する
- 2014年3月創業
- 東京オフィス, シリコンバレーオフィス
- 従業員：約50人 殆どが研究者、エンジニア
- 主な出資者 FANUC, Toyota, NTT

We are hiring !!!

FA&ROBOT&ROBOMACHINE FANUC

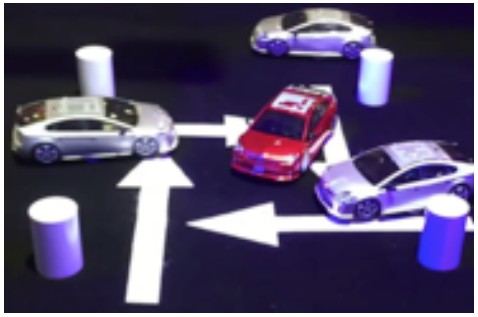
TOYOTA

NTT

Panasonic

NVIDIA

CISCO

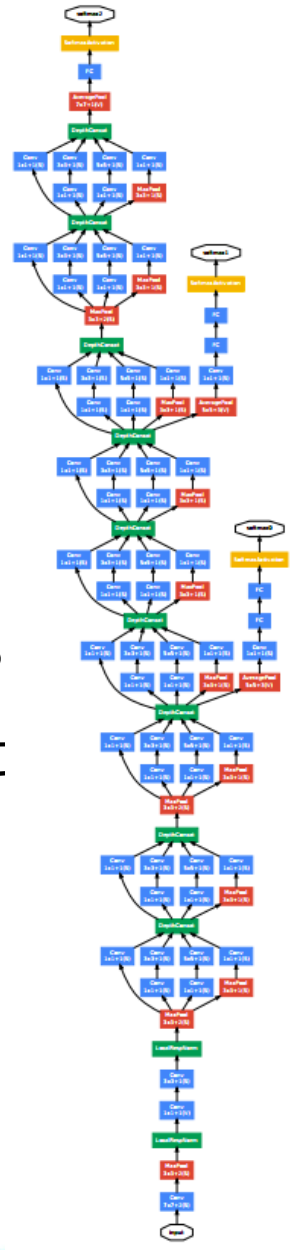


深層学習の実世界への適用

- 深層学習の実世界の応用が進む
  - 画像/音声認識、予測、制御、異常検知/予測、画像/音楽生成、自然言語理解、対話、翻訳、アルゴリズム生成、最適化
- 本講演では四つの領域で深層学習がどのように利用されているかを紹介する
  - 自動車
  - ロボット
  - バイオヘルスケア
  - コミュニケーション

ディープラーニング（深層学習）とは

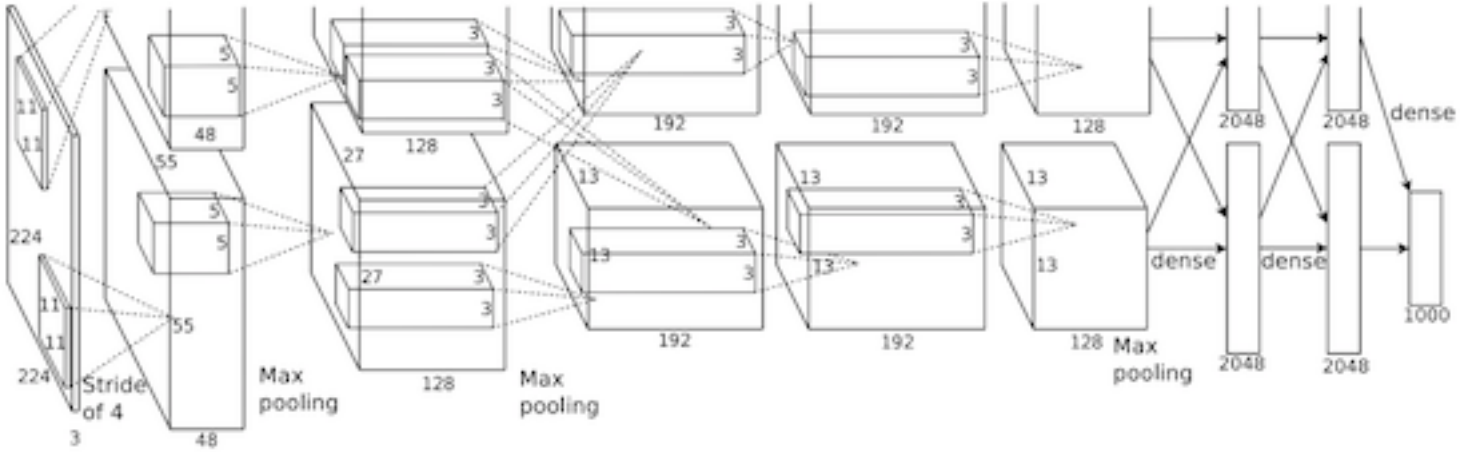
- 層が深く、幅も広いニューラルネットワークを利用した機械学習手法
- 2012年の大ブレーク以来、研究コミュニティのみならず産業界に多く使われてきた
  - 2014～2015年中に出された関連論文数は1500を超える
- 画像認識、音声認識などで劇的な精度向上を果たの多くが既に実用化されている



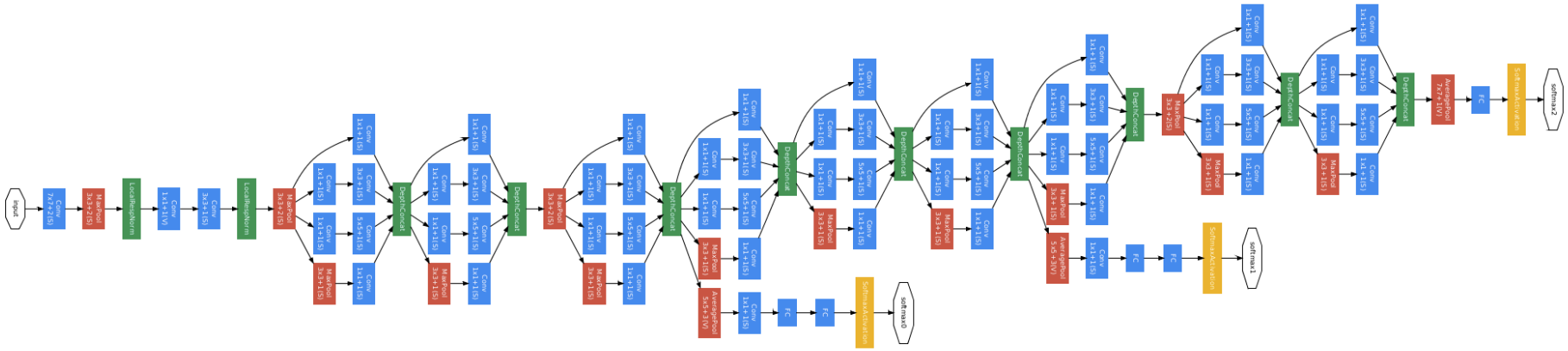
2014年の一般画像認識コンテストで優勝した
22層からなるのGoogLeNetの例 [Google 2014]

*http://memkite.com/deep-learning-bibliography/

急激に複雑化するニューラルネットワーク
2012年～2014年

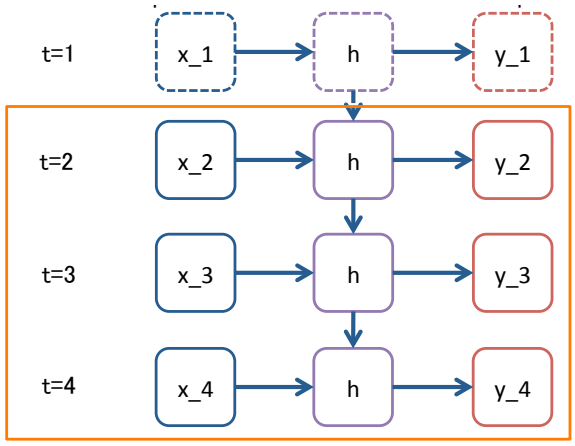


AlexNet, Kryzyevsky+, 2012 ImageNet winner（8層）

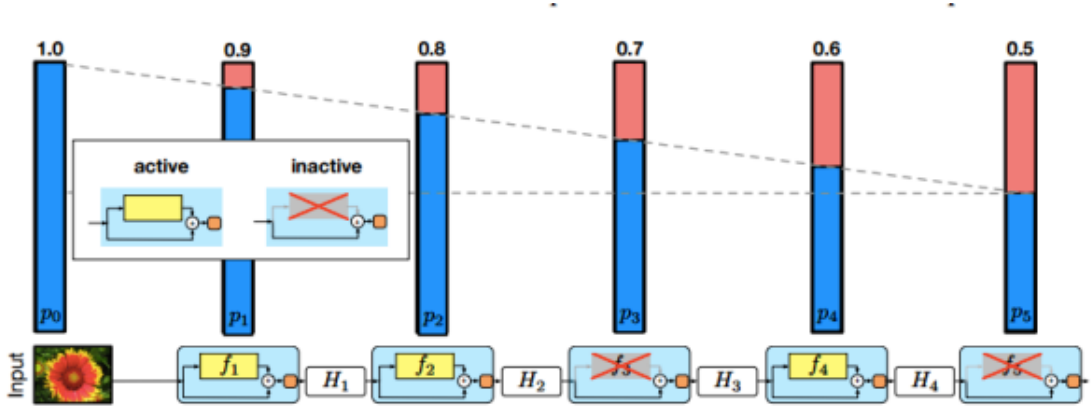


GoogLeNet, Szegedy+, 2014

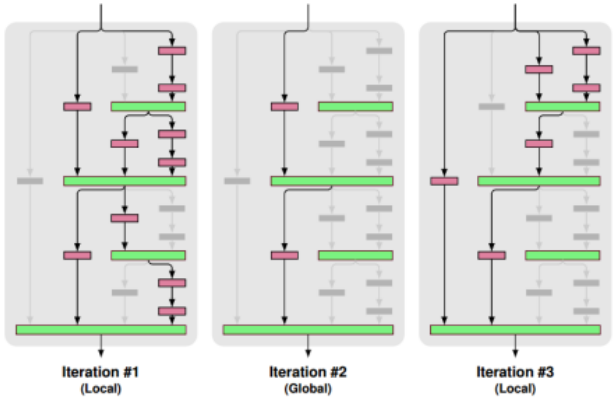
形は可変、多様な計算手法、つながり方
2015年～現在



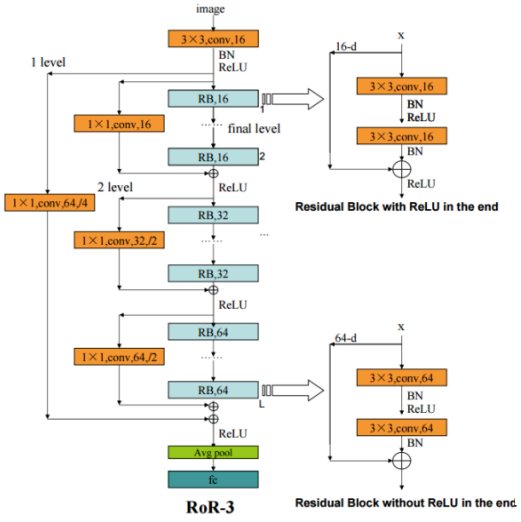
Recurrent NN



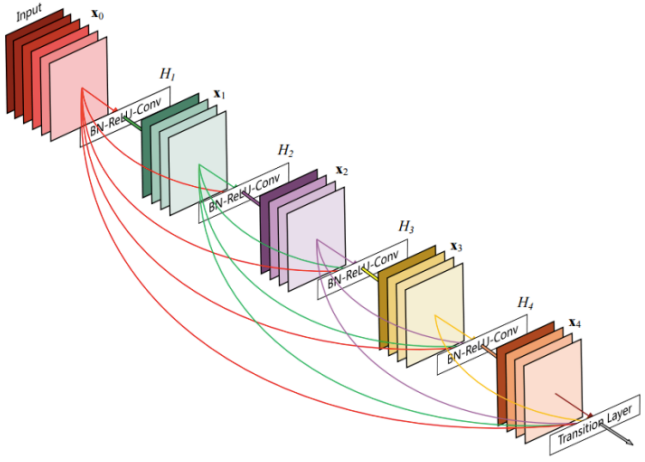
Stochastic Residual Net, Huang+, 2016



FractalNet, Larsson+, 2016



RoR, Zhang+, 2016



Dense CNN, Huang+, 2016

なぜディープラーニングがうまくいくのか？ Linの仮説 [Lin+ 16]

- なぜディープラーニングがこれほど世の中の多くの問題にうまく適用（特に認識）できるのか？
- ⇒世の中の問題に次の特徴がみられるから

1. 低次性
   - 知られている物理現象の変数間の相互作用の次数は2～4
2. 局所相互作用性
   - 相互作用の数は変数の数に対して線形にしか増えない
3. 対称性
   - 画像の対称性、化学反応の対称性などで変数の自由度が低い
4. マルコフ性
   - 生成過程は直前の状態のみに依存する

人工知能と飛行機（1/3）

- 飛行機は鳥や虫とは違う仕組みで実現されているが、「空を飛ぶ」という目的は達成している
  - 鳥の羽、胸筋のような高機能なハードウェアはまだ作れない
  - しかし、別の機構（プロペラ、ジェットエンジン）を使って鳥よりも速く遠くへ飛ぶことが可能
  - 実現可能な機能、またその難易度は違う。例えば、ハチドリのように自由自在に飛び回ることはできない

- 人工知能も人の知能とは違う仕組みで実現されているが「知能」的なタスクを実現する目的は達成しつつある
  - 必ずしも人の知能レベルを全て実現しなくても役に立つ
  - 難易度が違うことを理解しなければいけない

人工知能と飛行機（2/3)

- 今の人工知能は大雑把に言えば大人の知能と乳児の知能で構成される
  - 機械は元々、記憶、数値計算、大量のシミュレーションといった能力は優れている（大人の知能）
  - 一方、深層学習により人間が無意識で解き、（演繹的なアプローチで実現が難しかった）タスクも2〜3歳児程度は実現されるようになった（乳児の知能）
  - 大人の知能と乳児の知能が混載している
- 実現している仕組みが違うため、人にとって難しい問題を容易く解き、易しい問題を逆に解くことができない
  - これを理解した上で実用化をしないといけない

人工知能と飛行機（3/3）

- 飛行機は現在の飛行機の登場（ライト兄弟 1903年）から約10年で定期旅客機が登場し、航空業界が誕生した
  - 現在年間のべ25億人が搭乗し、鳥と同様に空を飛び回っている
  - 鳥のように飛ぶロボットもようやく登場しつつある

- 人工知能も同様に、今後数年で新しい分野を生み出し、人間の可能性を大きく伸ばしていくことが期待される
  - 実用化（＝一般の人が当たり前のように利用する）までの時間は短くなっている
  - 人の知能の解明にはもう少し時間はかかりそう
    - 学習則 [Bengio+ 16]、樹上突起スパイクの予測 [Sen+ 14]

自動車

自動運転のレベルによる違い

- レベル２（ADASなど）
  - 人間が主に運転し、緊急時のみシステムが介入する
  - 本当に危険な場合のみ介入すれば良い。
- レベル３（商用車, トラック, タクシーがターゲットか）
  - システムが主に運転し、緊急時のみ人が介入する
  - 見落としは許されない。主要な状況のみ対応できればよい
- レベル４（完全自動運転）
  - レベル３の能力に加え、あらゆる状況に対応する。
  - 緊急時も安全に制御しなければならない
    - 例：高速道路ではその場で止まることは安全ではない

自動運転に必要な代表的な技術

- 環境認識
  - 自動車、人など交通参加者の検出、状態推定
    - 位置、向き、速度、加速度、状態（気づいているか等？）
    - 交差点などでは数十～200の交通参加者の認識が必要
  - 自己位置推定＋車線、走行可能領域、標識、駐車可能
- 予測
  - 交通参加者の行動予測分布（台風の予報円図のような）
  - 未観測の状況の推定（車のドアが急に開く、人が飛び出す）
- 制御
  - 予測、制御しやすい最適化+ルールベースか
    汎化能力を備えた教師あり学習/強化学習ベースか

研究課題１：多様な環境への対応

- 地域
  - 道路環境（道路、石畳、土）、交通ルールの違い
- 天候
  - 雨、雪、霧、センサによっては大きく性能が劣化する
- 時間帯
  - 夜、逆光、朝日/夕日
- 場所
  - トンネルの入り口/出口、坂道（車を斜め上から見る）
  - 壁に囲まれている場所（自己位置推定が難しい）
- あらゆる状況で性能を保障しなければいけない
  - また、各状況毎にデータ量に大きくばらつきがある。

研究課題２：説明可能性、性能保証

- 深層学習のモデルブラックボックスになりがちである
  - 分散表現、多層、非線形、
- 性能保障をどのように達成するのか
  - ホワイトボックス的なテストができるか
  - 何か問題があった場合になぜそのようになったか、次から起きないように修正できるか
  - 非i.i.dなデータに対して汎化性能をどのように達成するか
- 一方で多様な環境で同程度の性能を従来システムで作ろうとした場合、同等の複雑さを持つ可能性がある
  - c.f. ルールやプログラムが巨大化、複雑化し管理できなくなる

研究課題３：シミュレーション上での学習、検証

- 現実世界で収集可能なデータは限定的
  - レアイベントはなかなかとれない
    - 例：大雪、逆走、信号無視する車、特殊車両
- アノテーションコストも大きい
  - 点群の正解作成は大変、画像も小さい物体の正解は困難
- シミュレーションでデータを作る試みがされている
  - 例 deepdrive.io
  - CGの技術が向上し、人の目には同じようにみえる
  - 一方で、シミュレーションで学習した結果をそのまま実世界でもっていくことはまだ困難、転移学習が必要
  - また、（特に人の）行動モデルが十分ではない

研究課題４：センサフュージョン

- 特性の異なる複数のセンサを組み合わせた認識
  - カメラ
    - 解像度が高く、情報量も多い（分類までできる）
      環境（照明条件）によるばらつきが大きい
  - ライダー（レーザーレーダー）
    - 環境によらず正確な距離情報が得られる
    - 遠い場所の解像度は低く、スパースになる
    - レーザーを吸収する、反射する場合に弱い（黒、鏡面）
  - ミリ波
    - 解像度は低いが、位置、速度が安定して得られる
- 1台よりも高精度、ロバストな認識を実現できるか

ロボット

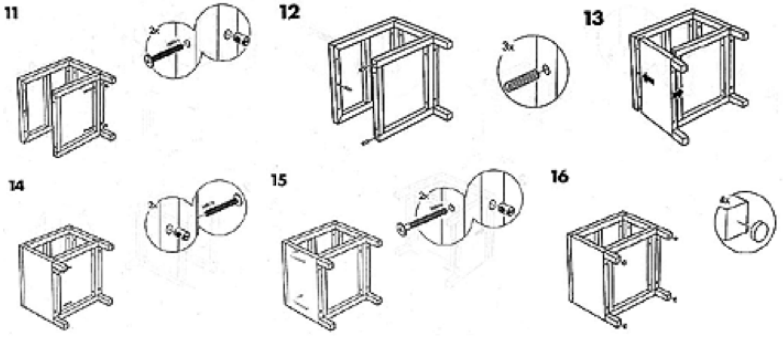
ロボットの特徴

- 現状のロボット
  - 指示された場所に正確に移動することは既にできる
  - 決められた動作の繰り返しは非常に得意 → 産業応用が既に進む
- 人より既に優れている点
  - 正確性
  - 速度
  - パワー
  - 耐久性（24時間365日休まずに働き続けられる）
  - ロボット同士で高速、大量に情報を交換できる
- 一方、今人が簡単に実現できていることができない

ロボットでこれからの課題

- 多様な認識（c.f. Amazon Picking Challenge）
  - 隠れた物体の検出（Occlusion）、状態推定
  - 形状が可変、不定な物体の検出
    - 水、砂、ケーブル、食べ物（魚、唐揚げ）
- 多アクチュエーターの制御
  - 二足/多足歩行、ハンド、ドローン
- 複雑なタスクの教示
  - 組み立てのような複雑な工程をいかに教えられるのか？

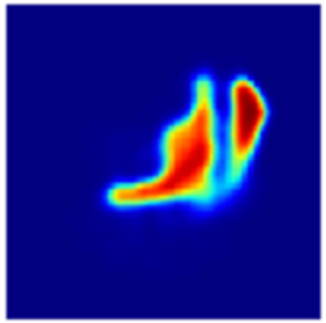
Phantom AX



IKEAの説明書

認識の問題は解けつつある

- Occlusionがある場合や、対象が小さくても検出できるように
- APCでも画像認識が重要だった



研究課題１　One-shot, Zero-shot学習

- 初めての物体が対象でもタスクが達成できる
  - 例：はじめてみる商品でも掴むことができるように
  - どのように知識を抽象化するか？
    - 例：Dense Correspondence（形状を持つ物体同士で密な対応関係をとる）でどこをとるかの知識を一般化する
- はじめての環境でもタスクが達成できる
  - 照明条件、物体の摩擦係数の違いに対応する

Dense Correspondence [Zhou+ 16]

研究課題2：安全な強化学習

- 強化学習は有望だが探索時に危険な状態になる可能性
  - ロボットや自動車などでは大きな危険となる
- 安全性を保ったまま探索可能な強化学習
  - c.f. “Safe Reinforcement Learning” [J. Garcia 2015]
- シミュレーションで安全になってから実機に転移する
  - シミュレーションと実環境の差が問題となる
  - いつ安全といえるのか？
- 安全性に何らかの理論保障を与えられるか？

研究課題3：教示方法

- 柔軟な指示ができるプログラム
  - より抽象的な指示を与えられるか？(24, 32.5)に行けではなく、「ボールのとれそうな位置に動け」と指示できるか
- ダイレクトティーチング
  - 人が直接手取り足取り教える c.f. バクスター
- 模倣学習, Imitation Learning
- 徒弟学習（逆強化学習）
  - エキスパートの行動選択から背後にある報酬関数を予測する
- 自然言語, 設計書で指示ができるか？
  - 人と同じような指示のみでタスクを実行する

研究課題4: 物理モデルの学習

- 人や動物は経験から物理世界のシミュレーターを作る
  - 床がつるつるの場所にいれば、最初はすべってうまく動けないが時間がたつと対応できるようになる
- 経験（データ）から物理モデルを学習し、それを利用した上で認識、制御をしたい
  - シミュレーションではデータ同化、制御工学ではシステム同定
    強化学習では遷移確率 $p(s_{t+1}|s_t, a_t)$
- 誤差逆伝播可能な物理モデル
  - Differentiable Physics Engine [Degrave+, 2016] [Chang+, 2016]
  - REINFORCEを使わず報酬最大化をBPTTで実現でき、
    少ない試行回数で学習可能

バイオ・ヘルスケア

Preferred Networks

薬の活性化予測

Kaggle News

Merck Competition Results - Deep NN and GPUs come out to play

Posted on October 31 2012 by Joyce Noah-Vanhoucke

- メルク主催の薬の活性化予測コンテストでディープラーニングを使ったチームが優勝 [Dahl+ 14]
- メンバーには生化学、製薬、医療関係者はおらず、創薬については全くの素人

Assay	RF	GBM	NNET	MULTI
1851_1a2	0.915	0.926	0.926	**0.938**
1851_2c19	0.882	0.894	0.897	**0.903**
1851_2c9	0.876	0.891	0.889	**0.907**
1851_2d6	0.839	0.857	**0.863**	0.861
1851_3a4	0.871	0.896	0.895	0.897
1915	0.754	0.757	0.756	0.752
2358	0.745	0.764	0.738	0.751
463213	0.651	0.659	0.651	**0.676**
463215	0.614	0.610	0.613	**0.654**
488912	0.664	0.672	0.664	**0.816**
488915	0.700	0.713	0.723	**0.873**
488917	0.818	0.834	0.835	**0.894**
488918	0.785	0.800	0.784	**0.842**
492992	0.804	0.827	0.803	0.829
504607	0.673	0.670	**0.684**	0.670
624504	0.851	0.869	0.871	**0.889**
651739	0.775	0.793	0.790	**0.825**
651744	0.870	0.885	0.886	**0.900**
652065	0.787	0.793	0.793	0.792

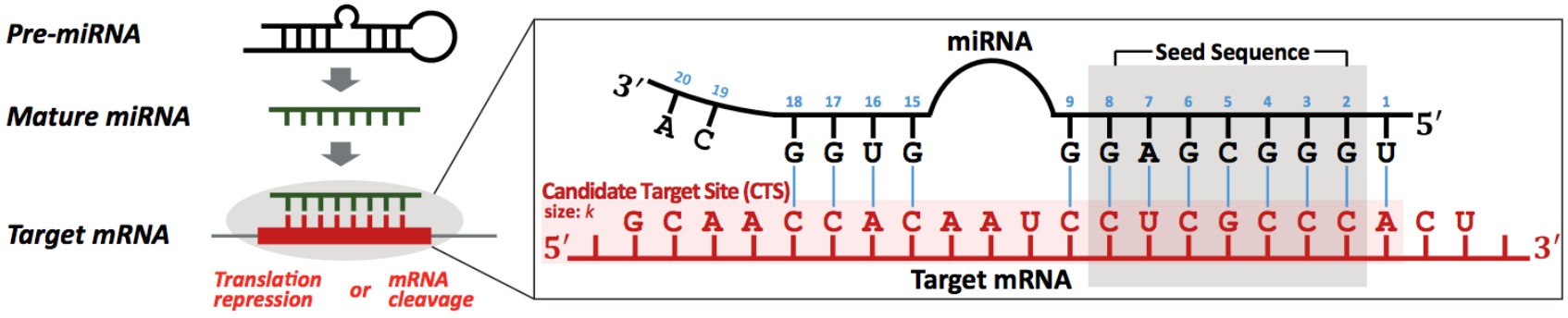
Result: コミュニティーラーニングによる精度向上

- 蒸留焼きなまし法をつかった分散ディープラーニングにより、精度が向上した
  - 学習の途中でそれぞれが自分以外のニューラルの出力結果を真似るように蒸留で学習
    - それぞれがアンサンブルの蒸留

Assay	RF	GBM	NNET	MULTI	Community Learning
1851_1a2	0.915	0.926	0.926	**0.938**	0.9387
1851_2c19	0.882	0.894	0.897	**0.903**	**0.9413**
1851_2c9	0.876	0.891	0.889	**0.907**	**0.9274**
1851_2d6	0.839	0.857	**0.863**	0.861	**0.8913**
1851_3a4	0.871	0.896	0.895	0.897	**0.9214**

AUC values

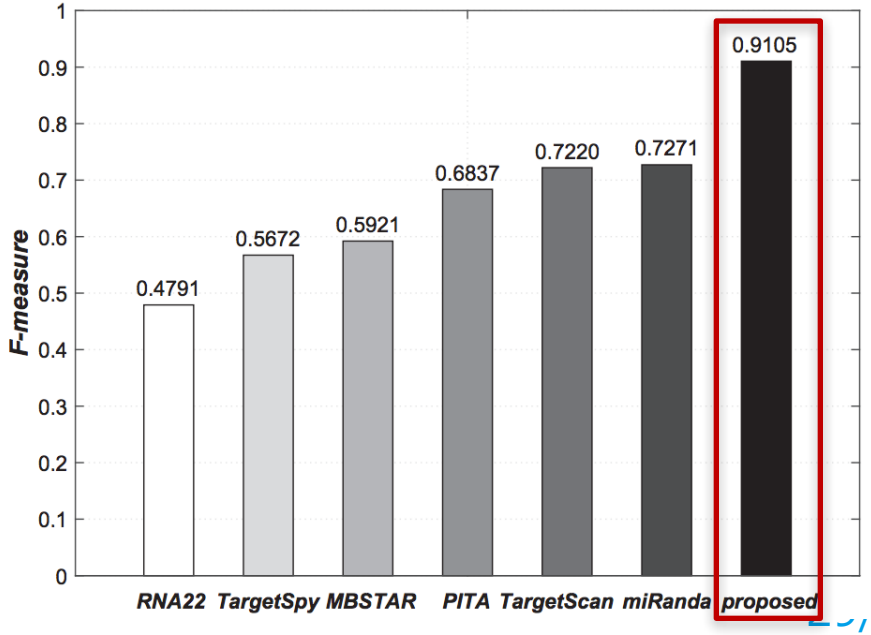
microRNAのbinding予測
Deep Target [Lee+ 2016]



RNA, miRNAの表現を
教師無しで学習

両者の潜在表現を元にRNNで
結合するかを予測

可変長データをうまく表現できる
のが大きい



研究課題1 DNA, RNA, プロテインの連続表現

- 自然言語処理，画像認識では，連続表現を使うことで高い汎化能力を持ち、one-shot学習などができる
  - 連続表現は意味についての足し算などの操作ができる
    W(東京) – W(日本) + W(フランス) = W(パリ)
  - この不思議な性質の理論的解析は進みつつある [Arora+15]
    低次元に射影することによってノイズが減るため
- DNA, RNA, プロテインなどについても同様に，意味のある連続表現を得ることができるか？
  - 自然言語の場合RNNで学習可能であった。高次構造を持ちうるDNA, RNA, プロテインなどについても同様に定義できるか？
- もしできれば，未知の機能を予測したり，特定の機能を持つRNA, プロテインを設計できるかもしれない

研究課題2：新NP問題

- NP問題
  - 数（Number）に比べてパラメータ（Parameter）が非常に多い
  - 従来の統計モデルでは不定問題となる
  - 例：遺伝子発現の場合，数千次元．SNPsは数百万次元
- 大量のラベルなしデータと少量のラベルありデータ
  - 対象疾患でとられたデータは少量（数十～数千）
  - 一方健常者もしくは対象ではない別の疾患向けにとられたデータは大量に存在する（数万～数百万）
- 深層生成モデルなどを使った，半教師あり学習，弱教師あり学習、転移学習が重要となる

研究課題3: 時空間解像度の問題

- 生体内で何が起きているのかを調べたい
- 観測できるのは空間的にも、時間的にも一部のみ
  - 例：細胞を生かしたまま遺伝子発現量を測定はできない
- 細胞，細胞群，組織がどのようなダイナミクス、相互作用を持って変化するのかを推定する必要がある
- 例えば，がんコロニー内では遺伝子の多様性がうまれているが，それらのうち観測できるのはわずか
  - シングルセル技術を使ったとしても時間方向の解像度はない
  - 一部分のみをサンプリングして、その変異と薬剤効果の相関をはかる場合、コロニー全体の多様性や今後のコロニー内進化はみることができていない

コミュニケーション

Gentaro Watanabe 12:18 PM
今日は風が強い

bot-elika BOT 12:18 PM
こちらも最近は寒くなってきています。無理はなさらずに楽しんできてください。

Masaki Saito 12:31 PM
デレ

bot-elika BOT 12:31 PM
春になっても特に生えてこない

Masaaki Fukuda 4:19 PM
車検なんですが、トヨタの保証がつくしプランは必要ですかね？

bot-elika BOT 4:19 PM
そこから2年経ってることを考えると...

Masaaki Fukuda 4:19 PM
そうなんだよね、2年間で32000円

bot-elika BOT 4:19 PM
そうなんですね。数十億円とは･･･

Masaaki Fukuda 4:20 PM
そ、そんな高くないけどさ

bot-elika BOT 4:20 PM
買ってしまった！

Masaaki Fukuda 4:20 PM
まじすか

bot-elika BOT 4:20 PM
マジなんですよねぇ.....

社内での対話システムの実験の様子
からの抜粋（bot-elikaが対話システム）

直前の言葉に反応できている
文の意味や文脈は理解できていない

偶然それらしい会話になることもある。

研究課題１：知識をどのように埋め込むか

- 機械は元々たくさんのことを正確に覚えるのが得意なので、質問応答システムとしては有望
- 知識をどのように機械に埋め込むのか？
  - そのままの表現を格納し、それを引用するだけでは様々なタスクを実現できないことがわかっている
- 符号化、保持/組織化、想起をどう実現するか
  - 知識の最適な表現、格納方法、必要な時の思い出し方
- 学習可能なコントローラーによる記憶の仕組みの実現例
  - Memory Networks [Jason+ 14]とその改良
    Differentiable Neural Computers [Grave+ 16]

研究課題２：心理モデル

- 相手が何を考えているのか、何を感じているのかを推定するような仕組みを機械で実現することができるか？
- 心理モデルは、人同士は同じハードウェア、アルゴリズムで実現されているので実現できてる可能性がある
  - どのように感情が生まれているのか、外的要因、内的要因がどのように影響しているのかはまだ完全に解明されていない
  - 自分と同じように相手も考えているだろうというのは、違う方法で実現している機械では通用しない
- 心理モデルがないコミュニケーションは「機械的」であるだけでなく目的が達成できない可能性がある
  - 相手の意図を推定できない

研究課題3：コミュニケーションの目的関数

- コミュニケーションの目的関数が不明
  - 次の文を予測する [Vinyals+ 15]
  - 協調してタスクを達成する（強化学習ベース）[Foerster+ 16]
  - 内発的動機づけ（新しい情報を得る、情報最大基準）[Schmidhuber 10] [Mohamed+ 15]
- 評価も難しい
  - 翻訳の評価と同様に正解の対話データセットが必要か
  - 目的がはっきりしない場合は正解を作ることも難しい

まとめ

まとめ

- 深層学習の実問題への応用が進むとともに様々な課題がわかってきている
  - 昔から存在する課題と新しく登場してきた課題がある
- 具体的な問題の解決を通じて、新しい理論構築の可能性も
  - ベル研において通信品質をあげる要請の元、情報理論が登場した
- 深層学習は様々な分野で利用されていく
  - 人の知能と同じではないが、それでも役に立つ c.f. 飛行機と鳥
- 人の知能の仕組みで工学的に参考になる部分は多いにある
  - 認識、学習、記憶の仕組み、目的関数、ハードウェア

参考文献

- [Lin+ 16] “Why does deep and cheap learning work so well?”, H. W. Lin, M. Tegmark
- [Bengio+ 16] “Feedforward Initialization for Fast Inference of Deep Generative Networks is biologically plausible”, Y. Bengio, and et. Al
- [Sen+14] “Learning by the dendritic prediction of somatic spiking”, R. Urbanczik, W. Senn, Neuron
- [Zhou+ 16] “Learning Dense Correspondence via 3D-guided Cycle Consistency”, T. Zhou and et. al,
- [Garsia+ 15] “A Comprehensive Survey on Safe Reinforcement Learning”, J. Garcia, JMLR
- [Degrave+ 16] “A Differentiable Physics Engine for Deep Learning in Robotics”, J. Degrave
- [Chang+ 16] “A Compositional Object-Based Approach to Learning Physical Dynamics”, M. Chang

- [Lee+ 16] “DeepTarget: End-to-end Learning Framework for microRNA Target Prediction using Deep Recurrent Neural Networks”, B. Leett, J. Baek, S. Park, S. Yoon
- [Arora+ 15] “RAND-WALK: A Latent Variable Model Approach to Word Embeddings”, S. Arora and et. Al.
- [Weston+ 14] “Memory Networks”, J. Weston and et. Al.
- [Graves+ 16] “Hybrid computing using a neural network with dynamic memory”, A. Graves et. al.
- [Vinyals+ 15] “A Neural Conversational Models” O. Vinyals and Q. Le
- [Foerster+ 16] “Learning to Communicate with Deep Multi-Agent Reinforcement Learning”, J. Foerster and et. al.
- [Schmidhuber10] “Formal Theory of fun & creativity exaplains science, art, music and humor”, J. Schmidhuber
- [Mohamed +15] “Variational Information Maximisation for Intrinsically Motivated Reinforcement Learning”, S. Mohamed and et.