

会議報告

The Thirty-first Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017)

開催地: Long Beach Convention Center
(ロングビーチ, アメリカ)

開催日程: 2017年12月4日(月)~9日(土)

<https://nips.cc/Conferences/2017>

1. NIPS 概要

NIPS は米国ユタ州で 1986 年に行われた Snowbird ワークショップを契機に 1987 年より開催されている機械学習に関する国際会議で、この分野では International Conference on Machine Learning (ICML) と並び最難関会議と位置付けられている。機械学習はデータからの学習可能性を探る分野であり、アルゴリズムや手法開発に主眼が置かれる。データマイニング、自然言語処理、画像認識、音響処理などの関連分野との関わりが深い。また、データからの学習というパラダイムは多くの産業分野に影響を与え得ると考えられており、近年大きな注目が集まっている。

1987~2013 年までの NIPS はスキーリゾートで開催されてきたが、近年は機械学習分野の隆盛と大規模化に伴い、2014 年以降はより都市部の大規模展示場で開催されるようになった。NIPS の開催されてきた期間は現在の機械学習手法の基盤である統計的機械学習が確立した期間であり、NIPS の歴史はそのまま機械学習の歩んできた歴史といってもよいであろう。

NIPS 2017 は米国カリフォルニア州ロングビーチで 12 月 4~9 日まで開催され、初日がチュートリアル、2~4 日目が本会議、5~6 日目がワークショップであった。ロングビーチはロサンゼルス近くに位置し、12 月にもかかわらず初夏のような天気であった。今年の参加登録者は 8000 人近くに達し、2013 年から見て 4 倍の増加になった。投稿・採択論文数も 3240 件・679 件となり、過去最大規模での開催となった。NIPS は 84 社、合計 1,760,000 ドルにのぼるスポンサー収入を得ており、大規模なスポンサーブースによる展示、リクルート活動が行われていた。NIPS を含む機械学習の多くの学会はダブルブラインド(投稿者、査読者の名前が査読中明らかにならない)であるが、ここ 1~2 年は学会締切とともに arxiv.org などのプレプリントサーバに論文を投稿するという動きが活発化しており、ダブルブラインド性の基盤が危うくなっている。また、大規模ニューラルネットワークを用いた深層学習(ディープラーニング)の研究がここ数年急増しているが、これは 2010 年頃に画像認識、音声認識などのパターン認識分野でニューラ

ルネットによるイノベーションがあったことが背景である。ニューラルネットはカーネルマシン(サポートベクターマシンなど)と異なり、モデルの学習についてまだわからないことが多い。特に、ニューラルネットがなぜ実データをうまく学習できるかのメカニズムの解明は近年最もホットなトピックの一つである。その他、特記すべき事項としては、ゲーム AI での成功で注目される米 DeepMind 社など、企業研究者の存在感が去年に増して大きかった点もあげられる。

学会発表の動画は

<https://nips.cc/Conferences/2017/Videos>

で閲覧できる。NIPS 2018 は 2 年ぶりにカナダで開催される。近年の拡大傾向が続くかが一つの興味となる。

2. 招待講演・チュートリアル

招待講演は以下の 7 件であった。簡単に内容を紹介する。

- **Energy Strategies to Decrease CO₂ Emissions**
エネルギー供給に関する米 Google 社の John Platt 氏のキーノートであった。太陽光や風力発電が天候に左右され安定的電力供給が難しい点などを指摘していた。また、同社の核融合発電への取組みについて語っていた。
- **Why AI Will Make It Possible to Reprogram the Human Genome**
加トント大学の Brendan Frey 氏が生物科学分野(創薬)における人工知能技術の重要性について語っていた。
- **The Trouble with Bias**
米 Microsoft 社の Kate Crawford 氏の機械学習の公平性についての講演であった。近年の機械学習の多くはトレーニングデータでの精度を表す目的関数の最適化であるが、そもそも目的関数が正しくない場合、どれだけ良い学習器も意味がないなどという問題提起が印象に残った。
- **The Unreasonable Effectiveness of Structure**
米 UC Santa Cruz 大学の Lise Getoor 氏による、データに先天的に備わる構造をどのように扱うか、が主題の講演であった。モデルとしては Probabilistic Soft Logic とその発展が中心に議論されていて、中心的な働きをした学生を紹介しながら説明をする教育的な内容だった。
- **Deep Learning for Robotics**
米 UC Berkeley 校の Pieter Abbeel 氏が、深層強化学習における解決すべき課題とその現状に関して講演した。特に Meta Learning に注目をして、豊

富なシミュレーション結果を紹介しながら近年の発展を概説するという内容だった。

● Learning State Representations

米 Princeton 大学の Yael Niv 氏が、少数のデータから複雑な問題をいかにして解くかということの脳の働きに関する仮説と対応付けながら紹介した。脳が獲得すると思われる“推測された状態”に関して、脳科学や生物学的な観点から示唆に富んだ事例を提供した。

● On Bayesian Deep Learning and Deep Bayesian Learning

英 Oxford 大学と DeepMind 社の Yee Whye Teh 氏が、深層学習とベイジアン融合に関して講演をした。ベイジアンの枠組みでの分散学習、Variational Auto-encoder と離散分布の連続化緩和、ELBO の拡張の Filtered variational objectives に関する解説を行った。

今年度のチュートリアルは以下の 9 件であった。これらのチュートリアルは、近年重要性の増しているトピックについての概説という印象であった。

- A Primer on Optimal Transport
- Deep Learning : Practice and Trends
- Reinforcement Learning with People
- Statistical Relational Artificial Intelligence : Logic, Probability and Computation
- Fairness in Machine Learning
- Deep Probabilistic Modelling with Gaussian Processes
- Differentially Private Machine Learning : Theory, Algorithms and Applications
- Geometric Deep Learning on Graphs and Manifolds
- Engineering and Reverse-Engineering Intelligence Using Probabilistic Programs, Program Induction, and Deep Learning

3. ワークショップ・シンポジウム

NIPS 2017 では、招待講演・論文の口頭・ポスター発表などから構成される 53 件のワークショップ、4 件のシンポジウムが開催された。シンポジウムは NIPS 2015 より始まって今年で 3 年目の試みで、一部のワークショップの大規模化のためワークショップから別日程に分化したという経緯があり、本会議の最終日に行われる。今年のシンポジウムは以下の 4 件であった。

- Interpretable Machine Learning
機械学習を応用することに関してその結果の透明性・解釈性をどう担保するかという問題についてのシンポジウムであった。
- Deep Reinforcement Learning
強化学習と深層学習の融合という近年最も注目を

浴びているトピックを扱った。

● Metalearning

機械学習モデルの選択という“機械学習の学習”をテーマにしたシンポジウムであった。進化戦略、ハイパーパラメータ最適化など、機械学習のトピックとしてはやや主流から外れている内容から、勾配法、強化学習など機械学習学会でおなじみのテーマまで扱われた。

● Kinds of Intelligence : Types, Tests and Meeting the Needs of Society

近年の機械学習キー人物のホール講演・ディスカッションといった様相であった。他のシンポジウムと異なり、論文発表などはなされない特徴的なものであったため、興味がある方は HP をチェックされたい。トピックが機械学習のみならずより広い人工知能一般に及ぶ内容に見えた。

ワークショップについての詳細は省略する。トピックごとに本会議より先鋒的な発表が行われ、ワークショップで発表された論文が次年度の ICML で発表されることも少なくないため、ある意味で NIPS ワークショップは“半年後の機械学習の学会”だともいえる。

4. 一般発表・受賞

一般発表ベストペーパーは以下の 3 論文であった。強化学習、最適化、カーネル法という機械学習の代表的なトピックの論文が選ばれた。

- Noam Brown and Tuomas Sandholm :
Safe and Nested Subgame Solving for Imperfect-Information Games
- Hongseok Namkoong and John Duchi :
Variance-based Regularization with Convex Objectives
- Wittawat Jitkrittum, Wenkai Xu, Zoltan Szabo, Kenji Fukumizu and Arthur Gretton :
A Linear-Time Kernel Goodness-of-Fit Test

また、Test of time award として 10 年前の NIPS 発表のうち現在最も引用されている以下の論文が選ばれた。

- Ali Rahimi and Benjamin Recht :
Random Features for Large-Scale Kernel Machines (NIPS 2007)

Rahimi らの論文は、定常カーネルの有限次元近似の理論解析論文であった。カーネルの有限次元近似はカーネル SVM などのよく使われている手法をビッグデータにスケールさせるために極めて重要である。

5. 大阪・東京での発表について

2 月 12 日 (大阪大学中之島センター)、2 月 28 日 (早稲田大学西早稲田キャンパス)にて NIPS 参加報告会 (第 74 回人工知能セミナー) を行った。NIPS 本会議では 600 以上の発表があり、4 時間の報告会ですべての発表

を網羅するのが不可能なのは明らかであったため、近年の機械学習で著しい発展をみせる以下の 3 分野に注目して報告をした。

- 深層学習の深化と展開について (菊田)
- 機械学習による意思決定について (小宮山)
- 機械学習の解釈について (増井)

これらの報告の内容に関して、次章以降で概説する。

6. 深層学習の深化と展開

深層学習は現在の機械学習・人工知能において最も注目を集めている分野の一つである。深層学習の台頭によって産業界からの参入が加速した面も強く、その発展は目を見張るものがある。NIPS においてもその勢いは増す一方であり、NIPS 2017 の本会議においては、招待講演の全 7 件中 2 件、口頭発表で全 41 件中 8 件、ポスター発表で全 679 件中約 200 件、が深層学習に関連するものであった。その中でも菊田が特に興味をもった、深層学習の汎化性能、GAN (Generative Adversarial Network) の学習の収束性、深層学習の新たな方向性、について発表を行った。

モデルの汎化性能は機械学習における主題の一つであるが、深層学習の登場により“モデルのパラメータ数が学習データ数よりも大きな場合にどのような振舞いをするのか”という観点から新たな側面に光が当てられている。従来では過学習という言葉でくくられていた現象が、深層学習においては単にデータを記憶するのではなく確かにデータに内在する情報を学習することが示され、(深層学習だけに留まらず) モデルにおける汎化性能とはどのように理解できるのかが盛んに研究されている。NIPS やその前後の会議において、Stochastic Gradient Descent (SGD) での更新式を連続化した確率微分方程式と対応付けることで性質を解析する研究がなされた。この確率微分方程式は、ブラウン運動の解析で用いられるランジュバン方程式になっており、このノイズのスケールが深層学習の言葉では (学習率×学習データ数) / (バッチサイズ) と対応付けられることが示される。このノイズスケールが適切な大きさであれば汎化性能の高い解に辿り着くという主張が提案され、実際に独立した複数の論文でその現象が観測されている。これによりバッチサイズの大きな学習ができるようになり、特に分散大規模学習などに大きな発展を促している。現状は限られた条件での分析ではあるが、今後も理解が進むと思われる。

近年流行の生成モデルである GAN は学習が不安定であり、学習を安定的に収束させるための研究が大きなテーマになっている。GAN の学習がなぜ難しいか、解への収束性はどうなっているのか、などの観点に関してさまざまな研究発表がなされた。学習に関しては、ゲーム理論の言葉でミニマックス戦略によってモデルのパラメータを更新していくことになるが、広いクラスにおいて学習が convex-concave ではなく concave-concave になっ

てしまう困難が示され、generator と discriminator のバランスを取るのが難しいことが報告された。解への収束性に関しては、従来のモデルを統一的に扱う adversarial divergence の提案や関数解析に基づく相対的な収束性の議論、オリジナルの GAN が解近傍では指数的に収束する証明、WGAN を対象にした微分正則化による収束性の向上の議論、などが興味深い話題であった。GAN の性能自体は向上し続けているので、安定的に使えるようになることでさまざまな実サービスでの応用例が現れることを期待したい。

深層学習の新たな方向性、というのは従来では扱えなかった問題を扱えるモデルを構築することを指している。例えば CapsNet ではニューロンをベクトル化してその alignment を用いることで画像内の特徴的な要素間の関係を学び、不変性よりも柔軟な等価性を捉えることを目的としている。従来の問題における性能を高めることを目的としたモデルではなく、今後さらに多様なタスクを扱えるようになっていくための興味深い一つの方向性だと感じた。その他にも Deep Sets という提案モデルは複数要素から成る集合を入力として扱えるものであり、要素の置換に不変なモデルを構築することで例えば MNIST の足し算などを扱うことができる (これは順番を陽に考慮する RNN では扱いが難しい問題である)。その他にも集合の拡張や集合中の外れ値検出のようなタスクにも使えて応用への想像力が刺激されるものであった。多様な観点で研究が進められることで、GAN に続く衝撃的な発見が現れることを期待したい。

7. 機械学習による意思決定

機械学習の結果をどのように実問題での意思決定に結び付けるのかは重要な課題である。このテーマにおいて、やや離れてしまうものの、NIPS で注目が高まっていると思う次の 2 点について小宮山が発表を行った。つまり、1) 機械学習アルゴリズムによる意思決定の公平性、2) 強化学習による意思決定の 2 点である。

NIPS 2017 では、機械学習アルゴリズムの公平性に関する講演が 2 件あった。アルゴリズムの結果が人間に関わる意思決定に用いられた場合、特定のグループに対して不公平な扱いをしてしまうのではないかと懸念は重要な研究課題となっている。この課題は国外における大きな注目と比べ、国内でこの分野の研究を行っている研究者は機械学習関連分野では数人しかいない。ポリティカルコレクトネスを求める動きが欧米に比べて日本では希薄であるというのも要因としてあるだろう。しかし、直近では、新卒の就職説明会 Web 予約において、男女で受付が異なる扱いが起きたとされることがソーシャルメディアで話題になるなど、公平性に欠く判断は企業価値を大きく毀損する可能性がある。NIPS の二つの講演をもとにして、アルゴリズムの公平性が問題になった事例、機械学習における公平性の定義、公平性を保証

するアルゴリズムなどを紹介した。この発表を通じて強調したかったことは、アルゴリズムが不公平な扱いをハードコーディングしていなくても、過去のデータが公平性を欠く扱いをしていた場合、そのデータから学習したアルゴリズムは不公平な扱いを生じてしまうことであった。

また、強化学習による意思決定についても発表を行った。強化学習はエージェントが報酬を最大化するために逐次的な意思決定をするというフレームワークである。強化学習は、他の機械学習手法と異なり報酬関数の微分を要求しないため、広いクラスの報酬を最大化できる可能性がある。一方、強化学習は典型的には大量のデータを要求するため、多くのデータが得られるゲーム AI など、データが少ないドメインでは工夫が必要となるという欠点もある。特に、本年度の NIPS におけるベストペーパーの一つは、2016 年に二人ポーカー（ノーリミットホールデム）で人間トッププロに勝利したポーカープログラムのブレイクスルーによるものであった。2 プレーヤのノーリミットホールデムはチェスより広い 10 の 161 乗サイズの探索空間をもつのみならず、相手プレーヤの手札が見られない不完全情報ゲームであり、相手の混合戦略を推定しなければいけないという難しさを併せもつ。従来は任意の相手の戦略に追従可能であるオンライン学習アルゴリズムである Counterfactual Regret 最小化の枠組みを利用してきたが、この戦略の正確さはゲーム木の大きさに依存し、ゲーム後半で不正確であるという問題があった。NIPS のベストペーパーでは、このような不正確な後半の戦略を、リアルタイムで改善する理論保証ありの方法（Safe and Nested Subgame Solving）についてのものであった。この結果はポーカーのゲーム構造に強く依存しないためセキュリティゲームなどへの応用が考えられる一方、三人以上のプレーヤへの応用は容易でないのではないと思われる。

8. 機械学習の解釈

近年、機械学習は数多くの分野で優れた成果をあげている。一方、その計算過程が複雑であるために人間が理解することができないことが、説明責任の求められるタスク（銀行の融資、医療診断など）への機械学習の全面的な活用をためらわせる一因になっている。“機械学習の解釈”はこの例に代表されるような分野横断的な課題に対処する比較的新規なトピックである。NIPS 本会議中においては、機械学習の解釈に焦点を当てた論文はいくつか見られた（オーラル発表で全 41 件中 3 件、ポスターで全 679 件中 8 件）。数は少ないものの理論系学会において解釈というトピックに焦点が当てられていることは驚くべきことである。また、NIPS 2017 では、機械学習の解釈性に関するシンポジウムも開催され、産業・学術の両面から注目が集まっていた。増井の発表においては、シンポジウムの概要とオーラル発表の論文に関して紹介を行った。

“機械学習の解釈性”に関しては、現状、明確な定義

は定められていない。この分野でよく参照される Lipton らの The Mythos of Model Interpretability によると、解釈の高いモデルは、大きく分けて、透明性（モデルそのものを理解可能。線形回帰、決定木など）か、post-hoc な解釈性（モデルは理解できないが解釈は可能。Word2vec、次元削減による可視化など）をもつと言及されている。

本会議中のオーラル発表において、解釈性に関する論文は 3 本発表されていた。二つは深層学習を利用した post-hoc な解釈性に関する研究で、残りの一つは、複雑な予測モデルについて、これとは別に、透明性の高いモデル（説明モデル）を局所的に構築し、それによって解釈を可能にする Model Induction と呼ばれる種類の研究である。増井の発表中では、後者の A Unified Approach to Interpreting Model Predictions についての紹介を行った。この研究は Model Induction の既存研究の多くを一つのアプローチで統合できることを示した。既存研究としては、LIME、DeepLift、ゲーム理論で利用されるシャープレイ値を用いたものなどの提案がなされているが、この研究では、1) 既存研究で提案されている七つの手法の説明モデルはすべてある一つのクラスに属する、2) そのクラスにおいてある条件を満たした場合、説明モデルの解はただ一つ（シャープレイ値）に定まることが理論的に証明できる、3) 計算のため、この解を近似した SHAP 値を説明モデルの解として提案、また、既存手法の学習アルゴリズムを利用することで容易に SHAP 値を導出できる、ということを主張している。この統一のアプローチは、予測モデルに制限がなく応用範囲が広い。著者は、SVM、アンサンブル学習、CNN などを説明するための応用を行っていた。機械学習の応用領域が拡大するうえで、このような予測の解釈の手法への期待が高まっていることは、上述のシンポジウムの参加者の多さを見ると十分にいえることであろう。解釈性は統一的な理解が得られていないものの、実用上の興味は大きく、今後この研究のような理論面と実用面の両者から解釈性にアプローチする研究が登場してくることに期待したい。

9. おわりに

NIPS 2017 に派遣していただいた人工知能学会企画委員会御中に感謝致します。NIPS への参加機会とその内容を報告する場をご提供いただき、参加者として知見を深めることができたとともに報告者としてその知見を共有できたことは非常に良い経験となりました。また、人工知能学会の新しい取組の一助となれたこともうれしく思います。来年以降もこのような活動が継続され、人工知能学会の取組みがますます発展をしてこの分野が盛り上がり上がっていくことを祈念しております。

本報告の詳細は、11月号で小特集が組まれる予定です。そちらも合わせてよろしくお願ひいたします。

[小宮山 純平（東京大学）、菊田 遥平（クックパッド株式会社）、増井 紀貞（東京大学）]