

インターンシップ体験記（海外インターンシップの場合は英語で記入）

【インターンシップ参加までの経緯】

所属研究室は時系列データマイニングを主として扱っており、その中でも私は時系列データのための因果（原因と結果の関係）を題材とした研究に取り組んでいる。時系列解析については研究室内の議論を通じて知見を得ることができるが、因果推論の分野をより深く探求するためには、自ら積極的に学外のリソースも活用する必要があると感じていた。そこで、因果の分野で活躍されている研究者の方々と共同研究を通じて知見を深めたいと考え、M2 の学振を応募する段階で、CyberAgent AI Lab のリサーチインターンシップへの参加に興味を持った。そこからは、最低限の素養を身につけるため、論文や参考書を通じて1年間独学を行った。そこで、時系列データのための因果だけでなく、因果のための時系列の重要性にも気づいたと同時に、独学で培った基礎の上で、第一線の研究者の方々からのフィードバックを得て、自身の研究をより洗練されたものにする必要があると改めて思い、インターンシップへの応募に踏み切った。選考フローについては、応募時に提出する専門の研究内容や応募するテーマに対するスキルセット等を記載した CV（履歴書）等に基づく書類選考を経て、オンライン面接に進み、合格を頂いた。オンライン面接では、改めて CyberAgent が目指す研究の方向性と、自分自身の研究の方向性にずれがないかどうかを確認するための議論を行いつつ、インターンシップで実際に行う研究内容に関する擦り合わせが行われた。

【インターンシップ先について】

CyberAgent AI Lab は 2016 年に発足した比較的新しい研究部門で、11 種類の研究領域で構成されている。どの領域も CyberAgent のサービスと密接に連携しており、研究成果が実務・サービスに直結するような組織体制になっている。今回私は、Econ チームという、経済学の分析方法を中心とした意思決定のための技術開発を行っているチームでお世話になった。また、CyberAgent AI Lab は論文投稿にも非常に精力的であり、例えば、機械学習分野のトップ国際会議の1つである NeurIPS2025 には合計 7 本の論文が採択されている。リサーチインターンシップについては、博士後期課程の学生を対象としたものになっており、年に 2 回の応募がある。さまざまな研究テーマからの応募があり、大半のテーマは論文投稿までを見据えている。インターンシップ期間は 2 ヶ月間で、勤務時間は社員の方と同様、10 時入社・19 時退社というスケジュールだった。期間中の滞在先（マンスリーマンション）や交通費等はすべて会社側に負担していただいた。なお、研究オフィスは（本社機能のある）Abema Towers ではなく、渋谷駅直結の「渋谷スクランブルスクエア」内にあり、アクセスも抜群で、より研究に集中しやすい環境だった。リサーチインターンシップ参加者の声がわかりやすくまとめられた記事（<https://cyberagent.ai/blog/pr/intern/19053/>）も公開されているので、参加を検討されている方はぜひ参考にされたい。

【インターンシップ先での活動】

本活動では、ある処置（薬の投与、新機能の追加など）が結果に対してどれだけの変化をもたらしたかを定量的に評価する「処置効果推定」に関する研究に取り組んだ。今回お世話になった CyberAgent AI Lab でも処置効果推定に関する研究は盛んに行われている。例えば、クーポンの値段設定が利益に対してもたらす効果や、ABEMA における推薦システムの変更が総視聴時間に対してもたらす効果など、多種多様な処置に対する効果量を正確に算出するために用いられている。

特に、インターネットマーケティングでは、A/B テストのようなランダム化比較実験（RCTs）を行い、十分に偏りが解消されたデータを使うことが主流である。しかし、課題の1つとして、推定量の分散が大きくなりやすく、高い統計的検出力を確保するためには膨大なデータ量を必要とすることが挙げられる。この問題を解決するために「回帰調整」という枠組みが広く用いられている。これは、年齢や性別、過去の行動履歴といった対象者の属性データ（共変量）を数理モデルに組み込むことで、個人差によるノイズを取り除き、施策そのものの効果を明確化する技術である。

一方で、近年、全体の平均的な処置効果だけでなく、個々の処置効果を推定することも重要視されている。例えば、全員に一律でクーポンを配った結果、平均売上が少し上がった状況を考える。しかし、この上昇が「全員の売上が底上げされた」結果なのか、「特定の層だけが急増し、他は変化していない」結果なのかは、平均からは読み取れない。この内訳を明らかにすることで、平均を見るだけでは得られない、より有益な知見を得ることができる。CyberAgent AI Lab でもこの問題に対して、特定の処置が「誰に」効果をもたらしたのかを明らかにするための回帰調整ベースの手法を

インターンシップ体験記 （続き）

複数提案しており、実務における高度な意思決定に向けた重要な課題として位置づけている。

しかし、既存の回帰調整を用いた手法の多くは処置効果の静的な異質性に焦点を当てており、時間経過に伴う効果の変動（時間的な不均質性）までは十分に考慮できていない。実環境においてはこの時間軸の考慮も同様に重要である。なぜならば、過去に受けた処置がその後のユーザー行動を変化させ、それがさらなる次の状態へと連鎖していくという動的な性質が広く見られるためである。例えば、新規広告を配信する場面を考える。最初は見慣れない広告に対してユーザーが警戒心を抱いて反応が悪くても、徐々に認知が進んでクリック率が上がっていく、といった時間的な推移をたどる可能性があるためである。この問題を解決するための技術的課題点として、実験開始時の共変量はランダム化により十分に偏りが解消されているが、過去のクリック率などといった実験期間中の共変量は過去の処置の影響を受けて変化するため、それらを単純に調整するとかえってバイアスが生じてしまう点が挙げられる。

このような背景を踏まえ、本インターンシップでは、同じ利用者に複数日にわたり処置を割り当てる長期 A/B テストから得られたデータに対して、処置効果をより効果的に推定するという問題設定に焦点を当てた。既存手法の限界を克服するため、「遷移カーネル」と呼ばれる数理モデルを用いて、過去の処置が形成する将来のユーザー状態の過程を記述し、共変量の時間的依存性を陽に考慮可能とした「動的回帰調整」という新たな枠組みを提案した。この手法は以下の優れた理論的特徴を備えている。

1. 内部モデルの予測誤差に対する頑健性 (Neyman Orthogonality) : 表現力の高い機械学習モデル（ニューラルネットワーク等）は、学習データに含まれるノイズのために正則化項を用いることが多いが、その副作用として生じるわずかな「予測のズレ」が、本来知りたい処置効果の推定値を大きく歪めてしまう課題がある。本手法は、このズレが最終結果に与える影響を漸近的に無視可能な数理的な仕組みを備えており、モデルの誤差を相殺することで、複雑なデータパターンを捉えることが可能な高度なモデルの予測能力を活かした偏りのない効果検証を実現する。
2. 統計的推論の妥当性の保証（漸近正規性）: ブラックボックスになりがちな高度な機械学習モデルを内部で使用しているにもかかわらず、最終的な推定値は、データ数が増えるにつれて統計学で馴染み深い「正規分布」に従うことが理論的に証明されている。これにより、従来の統計手法と同様に、信頼区間の算出や統計的仮説検定（ p 値の計算など）が漸近的に正当化され、科学的な議論の土台を提供できる。
3. 推定精度の理論的限界への到達 (Semiparametric Efficiency Bound) : 過去のデータが持つ情報を余すことなく活用することで、この問題設定において数学的に達成可能な「最も精度の高い（分散が小さい）推定」を実現している。同じデータ量であれば他手法よりも高精度な結果が得られ、逆に言えば、より少ないデータ量でも有意な差を検出しやすくなることを意味する。

なお、本活動での研究成果を論文としてまとめ、1 月末に国際会議に投稿予定である。

【インターンシップを通じて学んだこと】

インターンシップを通じて学んだことは主に 2 つ存在する。1 つ目が、現実課題に対する処置効果推定の重要性である。インターンシップに参加中に、週 1 回の打ち合わせに参加する機会を頂いていた。そこでは、処置効果推定という課題を解決するに当たって、得たい効果に応じてさまざまなシナリオが存在し、それぞれに特有の課題点が存在していることを理解した。さらに、上記の研究内容に関して発表・議論する機会も頂いた。そこでは、数々の実課題に対峙してきた方々との議論を通じて、提案技術の適応先をより高解像度に理解できた。さらに、提案技術の問題設定は全般的なシナリオを焦点に当てているが、だからこそ、個々の具体的なユースケースにおける制約やデータ特性を深く理解し、より複雑な現実世界の課題にも適用可能なアルゴリズムへと昇華させることの重要性を再認識した。2 つ目が、質の高い共同研究を遂行するための姿勢である。インターンシップ開始前、私は統計学と機械学習は近接領域であり、その間に大きな隔たりはないと認識していた。しかし、実際の研究プロジェクトを推進する過程で、特定の専門用語に対する解釈や、課題解決において重要視している対象など、両者の間には無視できない文化的なギャップが存在することに気づかされた。故に、近接した分野であってもその差異を自覚的に捉え、互いの文脈を深く理解しようとする姿勢こそが重要であると学んだ。