

ニューヨーク州の税徴収最適化について

— データ分析と最適化の融合 —



米国アイ・ビー・エム株式会社
ワトソン研究所
研究マネージャー (ビジネスアナリティクス・数理科学)
安倍 直樹

【プロフィール】
マサチューセッツ工科大学 (MIT) より学士・修士号、ペンシルバニア大学より博士号を取得。UC サンタクルーズ校にて博士研究員。専門分野は機械学習アルゴリズムとそのビジネス・アナリティクスへの応用。

1. はじめに

本コラムではデータ分析の応用の事例として、IBM ワトソン研究所が開発し、ニューヨーク州の税徴収に実際に活用されている最適化システムをご紹介します。本システムは、データ分析と最適化を有機的に組み合わせることにより、複雑なビジネスプロセスを自動化するという、データ分析技術の実社会への適用に向けた技術進化の最終段階の領域に挑戦するものと言えます。

税徴収のプロセスは、通常のリソース制約やビジネス的な制約に加えて、法的な制約も加わる複雑なものです。このため従来の税徴収プロセスでは、人手によって構築された詳細なワークフローを用いるのが常で、ニューヨーク州のプロセスも例外ではありませんでした。こうしたワークフローは、長年の経験により蓄えられた多くの知見が含まれている一方で、経済やプロセスといった環境要因に変化があっても適応できない、画一的で個々の納税者の特性によって徴収の仕方を変えることができない、などの欠点がありました。今回ご紹介するシステムは、こうした点を改良するために開発されました。

2. アプローチ

複雑なビジネス・プロセスを自動化・最適化するには、プロセスが内包する複雑さを含めてモデル化できる枠組みが必要になります。税徴収のプロセスが複数段階からなり、しかも各段階間に依存性があるなどの特徴を捉えるために、本システムでは制約付きマルコフ決定過程 (CMDP) という枠組みを適用しました。

マルコフ決定過程 (MDP) は、ロボットのナビゲーションやチェスなどのゲームにおけるプランニングなどに頻繁に用いられる枠組みで、その基本的な考え方は以下のようなものです。

まず、対象とする過程は有限個数の状態からなり、エー

ジェントが行動をとると、その時点での状態と行動にのみ依存して、報酬が確率的に決定されます。また、状態と行動に依存して、次にどの状態に遷移するかが確率的に決定されます。このように定められた MDP において、エージェントの目的は累積期待報酬を最大化するようなポリシーを見出すこととして定式化されます。ここで言うポリシーとは、各状態においてとるべき行動を規定するような関数 (ルールなどで表現される) を指します。

税徴収のプロセスをこの枠組みに当てはめると、徴収対象の各納税者の現状を「状態」、税務署がとる徴収のための活動を「行動」、納税される金額を「報酬」とし、「エージェント」である税務署の目的関数を長期的な累積期待納税額の最大化、とすることになります。図1は、MDP による税徴収プロセスの定式化イメージです。さらに、制約付き MDP における目的は、ビジネスや法的制約やリソースの制限のもとで、この期待報酬を最大化する、ということになります。

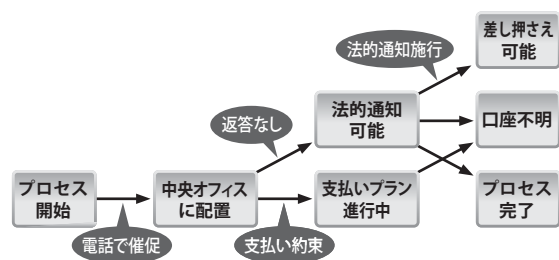


図1. 税徴収プロセスの MDP (イメージ)

今回開発された方法は、一般に「強化学習方式」と呼ばれる方式の制約付き版で、データのみから最適に近いポリシーを学習するものです。具体的には、とられた行動が期待報酬値に与えるインパクトを、状態と行動の関数として逐次的に学習していく「Advantage Updating」と呼ばれる方式の制約付き版と言えるでしょう。さらに、強化学習において一般に関数近似と言われる報酬関数推定に用いられる部分

に、セグメント化線形回帰法を用いることにより、高次元の状態空間から自動的に状態の「セグメント」を見つけてくることを可能にしています [1]。このアプローチの採用により、各納税者の詳細な特徴量などに依存して、きめの細かい徴収を行うことが可能となりました。

3. 稼働システムの詳細

IBM の研究者とコンサルタント、そしてニューヨーク州のスタッフと共同で開発された、納税延滞者からの徴収プロセスを最適化するシステム「CISS2」は、2009年12月より稼働を開始しています。以下に、このシステムの具体的な詳細をいくつかの側面からご紹介します。

まず、システムにより推薦される「徴収行動」には、「法的通知」「銀行口座差し押さえ」などの徴収行動に加え、納税者にコンタクトする行動（電話、手紙など）、さらには税務署内部における配置換え（地域オフィスへ移動など）という3種類に分類されます。

次に、納税者の状態を表すための特徴ベクトルとしては、以下のカテゴリーに属する総計200ほどの特徴量を用いました。

① 納税者の特徴	例) 銀行口座の数、倒産届けの総数、消費税未納インジケータなど。
② 未納税金額	例) 未納税金額総額、法的通知可能な未納税金額など。
③ 支払い履歴	例) 前年の納税額、最終徴収行動依頼の支払い回数、前年の支払い回数など。
④ 徴収関係	例) 法的通知総数、最終法的通知よりの日数など。

入力としてシステムに与えられた制約ルールの総数は約200にのぼり、その例としては「住所が無効な納税者には徴収レターは送らない」「支払い約束後30日以内の納税者にはコンタクトしない」「法的通知のされていない納税者には、銀行口座差し押さえはできない」などがあります。

これらの情報と、数百万件からなる過去の徴収・支払い履歴データを基に、システムにより学習・最適化された「徴収ポリシー」は、1,000を超える納税者のセグメント、各セグメントをさらに制約ルールの評価値により分類した数万におよぶマイクロセグメント、さらに各マイクロセグメントに対して指定された徴収行動からなります。

図2に、セグメントの一つの例を示します。このセグメントは、最近支払いがなく、消費税も未納のビジネス納税者で、銀行口座が見つかっており、差し押さえ可能であるが法的通知がされていない者に対し、差し押さえるの必須条件である法的通知を推薦するものです。特筆すべきは、このようなセグメント

や行動の発見は、長期的な観点の欠如しているシステムからは生まれ得ないという点でしょう。

Segment definition	Action allocation
Segment 212 state = call_center_not_warranted and tax_paid_last_year ≤ \$X and 1 ≤ number_nonrestricted_financial_sources and 1 ≤ sales_tax_inactive_indicator and number_payments_since_last_action ≤ 1 etc...	5,103 crt_warrant 152 no_action

図2. システムにより発見されたセグメントの一例

4. システム稼働による効果

本システムが稼働した直後の2010年の徴収成績についてご紹介しましょう。この年、延滞税徴収額が前年に比べて、約8,300万ドル（約83億円）増加しました。さまざまな環境要因を考慮しても、このうち少なくとも半分は本システムの導入の効果と推定されます。表1にあるように、徴収額の増加以外にも、さまざまな指標から徴収プロセスの効率が改善しました。中でも、厳しい徴収活動である法的通知や差し押さえ（納税者のクレジットレーティングにも影響あり）の数を減らしながら徴収金額を増やせたことは、州政府の公共性から考えても望ましいことです。

表1. ニューヨーク州におけるシステム稼働による効果

2010年度の統計	
案件開始以降の平均経過時間	9.3%減
地区オフィス・エージェント一日あたり徴収額	15%増
地区オフィスによる徴収額	12%増
法的通知あたり徴収額	22%増
差し押さえあたり徴収額	11%増
法的通知の件数	9%減
差し押さえるの件数	3%減
厳しい徴収手段をとられた市民の数が3万5千人減少!	

5. まとめ

税徴収という複雑なプロセスにおいて、これまでデータ分析や最適化の利用はあくまでサポート的なものでした。今回開発された技術により、このプロセスの自動化が実現したことは画期的なことです。オペレーションズリサーチ（OR）学会の最高峰であるINFORMSのEdelman賞のファイナリストに選ばれるなど、学会などからも高い評価をいただきました。市民生活の向上につながる税徴収機能の効率化は、スマート・ガバメントへの重要なステップと言えるでしょう。

[参考文献]

[1] Abe, N., et al. Optimizing debt collections using constrained reinforcement learning. 16th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. pp.75-84 (2010)