

プロジェクト・研究成果の概要(1/2)

プロジェクト:「ETC2.0 プローブ情報を活用した渋滞要因分析システムの開発に関する研究」

プロジェクトリーダー

・氏名(ふりがな):宇野 伸宏(うの のぶひろ)

・所属, 役職: 京都大学大学院工学研究科社会基盤工学専攻, 教授

研究期間: 令和3年8月~平成4年3月

プロジェクト参加メンバー(所属団体名のみ)

京都大学大学院工学研究科・立命館大学理工学部, (一社)システム科学研究所, 国土交通省近畿地方整備局

プロジェクトの背景・目的(研究開始当初の背景, 目標等)

【背景】 交通渋滞は今も道路交通における課題である。渋滞要因を容易かつ的確に把握できれば, 現状に即した有効な渋滞対策の立案・実施が容易になる。交通量・走行速度・走行環境等が変化の中で渋滞は生じるため, 時々刻々と収集・蓄積される情報(ビッグデータ)を用いて分析することが有効と考えられる。

【目的】 ETC2.0 プローブ情報等のビッグデータによる渋滞要因分析を行い, その成果を踏まえた渋滞要因分析システムを道路管理者と共有可能な形式として, 構築・実装することを本研究の目的とする。

プロジェクトの研究内容(研究の方法・項目等)

3年度は, 次の2つの項目について研究を実施した。1) 渋滞要因分析モデルの説明力の向上及び適用性の検証(ケーススタディ), 2) 渋滞要因分析システムの試験運用の実施である。以下, 項目ごとに概要を述べる。

渋滞要因分析モデルの説明力の向上及び適用性の検証

【説明力向上のための改善】 近年, 機械学習による予測の判断根拠を解釈しようとする試みが進められており, この種の提案された手法を適用することで, 高精度かつ解釈可能な, 機械学習モデルと従来型モデルそれぞれの長所を併せ持ったモデルの構築が可能となる。本研究では, 機械学習モデルの一つである XGBoost に, 機械学習の解釈手法である SHAP(SHapley Additive exPlanation)を適用することで, 解釈可能な機械学習モデルの構築を目指す。XGBoost は, 図-1 に示すように決定木を基本とした機械学習法であり, ある時点までに作成した決定木による予測値と目的変数との差に対して学習し, 逐次的に決定木を追加していく手法である。SHAP は, 協力ゲーム理論におけるシャープレイ値を機械学習に応用した解釈手法である。予測結果と予測の期待値との差分を, 各特徴量の予測への貢献度(Shap Value)に応じて配分するものである。言い換えれば, Shap Value が大きい特徴量は予測への影響度も大きいと考えられる。

過去2か年の成果を踏まえつつ, 本年度も渋滞要因分析の対象路線を拡充した。具体的には, 図-2 に示す路線を対象とし, 2019年10月の一ヶ月分の ETC2.0 データを用いてを分析する。また, これまで同様ボトルネック渋滞の発生状況を説明・予測するためのモデルの構築を目指す。

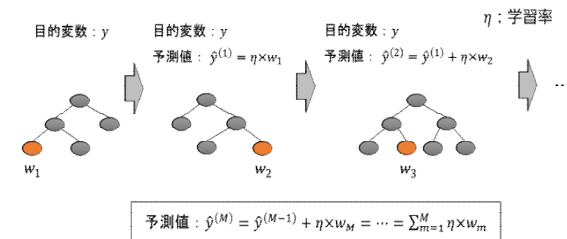


図-1 XGBoost の考え方

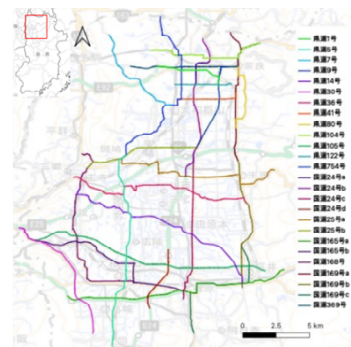


図-2 分析対象道路網

【渋滞発生要因モデルの精度検証】 表-1 に渋滞要因分析モデルを図-2 の道路網に適用し, 精度を確認した結果を示す。データを5分割(Fold1~Fold5)した上で, Fold1~Fold4 のデータを用いて学習したモデルで Fold5 の目的変数を予測した。Fold5 に割り当てられた 1005 サンプルのうち 53 サンプルがボトルネック渋滞と判定されており, 69 サンプルをボトルネック渋滞と予測した結果, 36 サンプルが的中したため precision(適合率)は 0.52, recall(再現率)は 0.68 となった。渋滞要因候補の影響度を SHAP の Summary plot(図-3)により確認した。ボトルネック渋滞への影響度の点で, 上から重要度の大きい順に渋滞要因候補が並んでおり, プロットの色はあるサンプルが持つ渋滞要因候補の値の大きさを, 横軸は SHAP value の大きさを表す。「一車線あたりの時間帯交通量」「交差点周辺 200m の住宅数」「交差点周辺 200m の最大建物面積」「交差点周辺 200m の商業施設数」「右折車両割合」は, 渋滞発生に繋がる要因, 「青信号時間」「車線幅員」「左折車線延長」は, 渋滞抑制につながる要因と解釈できる。

本様式は中間評価・事後評価を公表する際に, 評価コメントと併せてホームページで公開します。

本様式は成果報告書とともに, 中間・事後評価の重要な判断材料となりますので, ポイントを整理し簡潔な表現とし, ポンチ絵などを用いてわかりやすく記述してください。

プロジェクト・研究成果の概要(2 / 2)

プロジェクトの研究成果の概要(図表・写真等を活用しわかりやすく記述)

表-1 精度検証結果

予測値 \ 観測値	ボトルネック		計
	渋滞以外	渋滞	
ボトルネック	936	28	964
渋滞以外	17	24	41
計	953	52	1005

	precision	recall	f1-score	support
ボトルネック	0.98	0.97	0.98	964
渋滞以外	0.46	0.59	0.52	41
accuracy			0.96	1005
macro average	0.72	0.78	0.75	1005
weighted average	0.96	0.96	0.96	1005

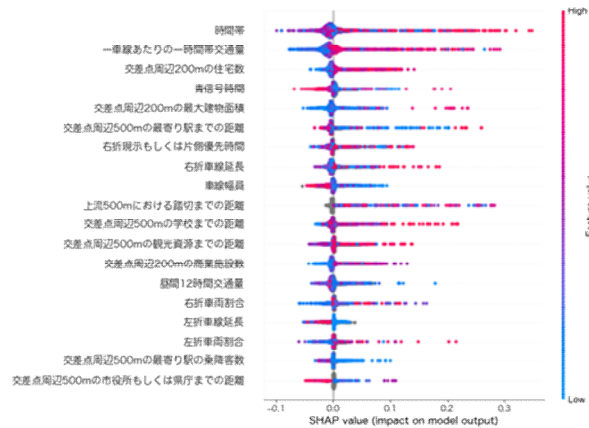


図-3 SHAP の Summary plot

【渋滞対策の効果予測】 上述の渋滞要因分析モデルを用いて、渋滞対策の効果予測を行い、モデルの適用性を確認する。モデルの学習とその精度検証に用いた 5028 サンプルを含むデータセットに、対策を実施した後を想定して渋滞要因の値を一部変更したサンプルを加える。このデータセットを用いて、着目する交差点における、対策前のサンプルならびに対策後のサンプルに対するボトルネック判定確率を算出し、これらを比較することで渋滞対策効果を予測する。ここでは、橿原市の葛本町交差点の西行交通における渋滞を対象に、新たに左折レーンを設置した場合の効果求めた例を示す。渋滞要因分析モデルを適用して、ボトルネック判定確率の点で最大で 0.312 の低下が見込まれるとの結果を得た。

渋滞要因分析システムの試験運用の実施

【機械学習との親和性を考慮した渋滞要因分析システムの改良】 これまでに、ブラウザ上で動作可能なシステムとして、JavaScript を用いて渋滞要因分析システムを開発してきた。本年度渋滞要因分析モデルを機械学習を用いて改良したことを受けて、python による機械学習、ならびに、GIS との親和性を考慮し、Shiny パッケージを活用したプラットフォームへと変更するとともに、1で述べた渋滞要因分析モデルを組み込み、試験的に適用してみた。

渋滞要因分析システムが有する主な機能は次の4つである。すなわち、1) 地理院タイル等のウェブマップを活用し、対象地域の全体図や着目交差点付近の拡大図等、多彩な表示が可能、2) 機械学習プログラム(先述)をバックグラウンドで実行、3) 各説明変数の SHAP 値(渋滞要因としての影響度合い)のばらつきを確認するための箱ひげ図の描画、4) 対象地域と周辺で展開されている渋滞対策の取り組みや成果についてのリンク集の実装である。



図-4 渋滞要因分析システムのイメージ(SHAP 値の箱ひげ図)

今後の課題

今後の研究課題としては、渋滞要因分析システムの実務導入に向けた取り組みの継続が挙げられる。具体的には、分析対象交差点の類型化を通じた渋滞要因分析モデルの説明力改善が求められる。

本様式は中間評価・事後評価を公表する際に、評価コメントと併せてホームページで公開します。本様式は成果報告書とともに、中間・事後評価の重要な判断材料となりますので、ポイントを整理し簡潔な表現とし、ポンチ絵などを用いてわかりやすく記述してください。