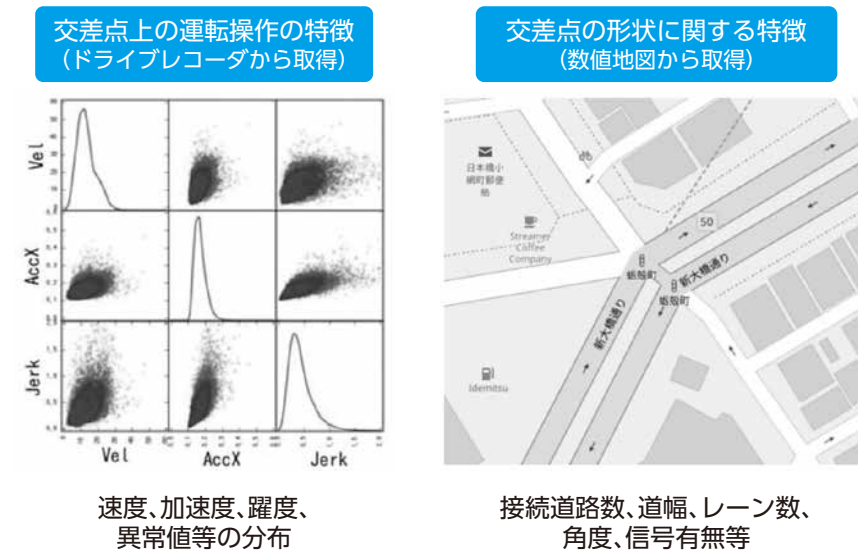


交通ビッグデータ解析による 潜在リスク交差点分析



東京大学生産技術研究所
ソシオグローバル情報工学研究センター 教授
豊田 正史

図1：交差点の潜在リスク検知に用いる特徴



はじめに

内閣府の平成30年版交通安全白書によりますと、道路交通事故発生件数は近年減少を続け平成29年には年間約47万2千件となりました。一方、自動車保有台数1万台当たりの死傷者数は、平成3年から横ばいになり、近年では減少が緩やかになってきているため、依然として取り組みが必要な社会的課題であることに変わりはありません。事業用車両については運行記録計の装備義務付けが進み、事故減少に一定の効果を上げているものの、事業者においては事故や死傷者数をさらに減少させるための取り組みが続けられています。ドライブレコーダ等により記録されたデータは、運転操作や道路のリスクに関する重要な情報を含んでおり、これに基づく精密な交通安全支援は今後必要不可欠です。

業務用ドライブレコーダの市場は現在も拡大を続けているため交通安全に資するデータが大規模に獲得できる状況になりました。ドライブレコーダはもともと事故の瞬間を記録するものですが、近年では高機能化が進み、記録できる情報の量も種類も増えました。そのため、事故の記録だけでなく、ブレーキやハンドル等の運転操作を常時記録できるようになり、大規模な運転操作データが蓄積されてきて

います。

我々は、数千人規模の大規模な業務用ドライブレコーダデータを用いて運転者や道路の事故リスクを分析する研究開発を推進しています。本稿では、特に道路上での運転操作の特徴に関して詳細に分析し、さらに運転が行われた道路や、車載カメラで撮影された画像など、多様なデータを併せて活用し潜在リスクのある道路を検知する手法を紹介します。1つの事故の背後には、多数のヒヤリハット事例が隠れており、交通事故に関するヒヤリハットを抽出し、潜在リスクとして示すことができれば事故防止への活用が期待できます。例えば、運送・運輸事業者におけるドライバーの教育や、自治体におけるヒヤリハット地図の提

供、道路修繕の優先順位付け、カーナビにおけるアラートなどへの利用が考えられます。

潜在リスク交差点の検知

我々は、交差点で発生する事故に着目し、実際に交通事故が発生した交差点と、事故が発生していない交差点とで何か異なる特徴があるかどうかをデータから分析し、事故が発生しそうな交差点を見分けることのできる機械学習器を作成しています。機械に事故の特徴を学習させるには、正解のあるデータが多数必要となります。この問題の場合、交差点における過去の交通事故の有無については、警視庁や交通事故総合分析センター（ITARDA）に位置情報付きのデー

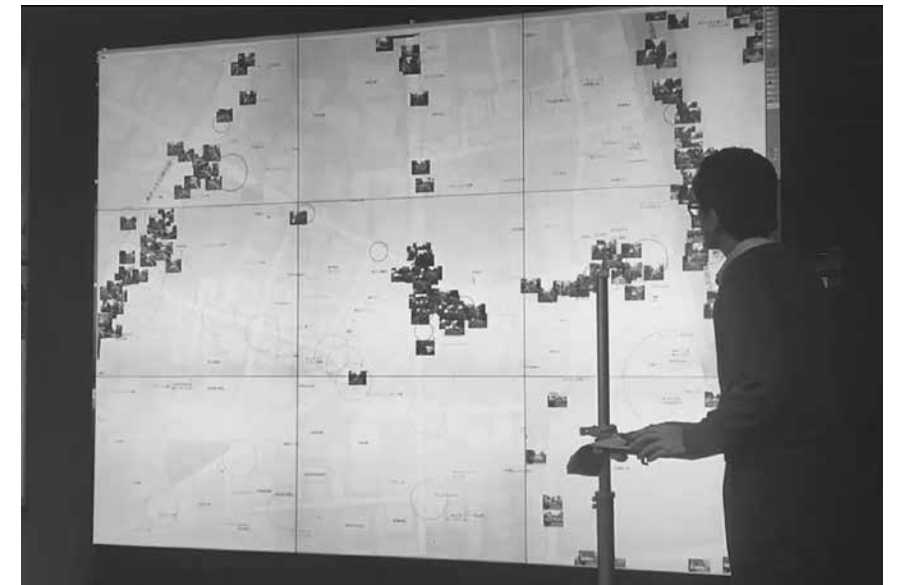
図2：交差点における事故有無の分類精度

使用した特徴量	精度 (ROC AUC)
地図	0.798
運転	0.770
画像	0.667
地図+運転+画像	0.809

タがありますので、これを正解として用いることができます。すると、事故の発生した交差点と発生していない交差点とで、道路の形や、行われた運転操作等の特徴がどのような点で異なるのかを、機械に学習させ、機械が交差点を事故発生の有無に分類できるようにすることができます。

図1に分析に用いた交差点の特徴を図示しています。交差点で行われた運転操作については、ドライブレコーダのデータから得ることが可能です。我々は、株式会社データ・テック社と、その顧客である運輸関連事業者の協力のもと、実際に運行されている業務用車両のドライブレコーダから、数千人にも及ぶドライバーの約3年分の走行データの提供を受けました。本データは、GPSから取得した運転の軌跡データと、ブレーキやハンドル操作といった各運転操作の際に記録される、速度、加速度、加速度変化などのデータから構成されています。長期間にわたって交差点上で行われた運転操作を収集しますと、1つの交差点につき数千から数万の運転操作データが得られ、そのデータから速度や加速度の分布を得ることができ（図1左）、この分布が交差点の特徴を表すことになります。交差点の形状に関しては、日本デジタル道路地図協会が作成しているデジタル道路地図から得ることができます。デジタル道路地図には、交差点に何本の道路が接続しているか、レーン数や道幅、道路の間の角度などの情報が計算機に用いやすいように数値化されており、これらの情報を交差点の特徴として使用します。さらに我々は、車載カメラで撮影された画像から、AI技術の1つである

図3：大規模壁面ディスプレイを用いた分析結果の可視化



ディープラーニングによる画像解析の手法を用い、映り込んだ車両や人の数を自動でカウントし、交差点における交通量や人通りの多さを表す特徴も得ました。

機械学習を用いますと、コンピュータは、事故が発生した交差点の特徴と発生していない交差点の特徴を学習します。すると事故が発生したかどうか分からない交差点を与えられても、その特徴を見るだけで事故が発生したか否かを言い当てるできるようになります。もちろん完璧に当てられるわけではないのですが、図2に示すように概ね8割くらいは正解を出すことができます。道路地図、運転操作、画像のそれぞれの特徴を単独で用いた場合に比べ、全ての特徴を用いた場合に最も高い精度が得られていますので、全ての特徴に意味があることが分かります。また、数値地図の特徴のみを用いた精度が他と比較して高いことから、交差点の形状に関する情報が最も精度に寄与していることも分かります。

分析結果の可視化

さて、交差点での事故リスクを機械学習による分類器から教えてもらうことができるようになりましたが、なぜその交差点が危険であるかは分かりません。分類器は、リスクの有無

のみを示すのみで、理由を示してはくれないからです。我々は図3に示すように、大規模な壁面ディスプレイを用いた分析結果の可視化システムを構築しました。本システムを用いますと、Googleマップのようなズーム可能な地図上に、交差点の事故リスクの度合いや、車載カメラ画像を重ねて表示することができ、リスクの高いと判断された交差点付近の画像からその理由を探ることが可能となります。機械学習を用いたシステムにおいては、システムが出した結果を人間が理解することが意思決定のためにまず必要となります。そのためには、今後このような視覚的に学習結果を分析するシステムの重要性は増していくと予想されます。また、その後このようなシステムの普及が交通事故を減らすカギとなると思われます。

PROFILE

豊田 正史 (とよだ まさし)
東京大学生産技術研究所教授、ウェブマイニング、実世界ビッグデータ分析等の研究に従事。1999年東京工業大学大学院情報理工学研究科博士後期課程修了。博士（理学）。同年科学技術振興事業団計算科学技術研究員。2001年東京大学生産技術研究所学術研究支援員、特任助教授、准教授を経て現在、2018年より現職。