

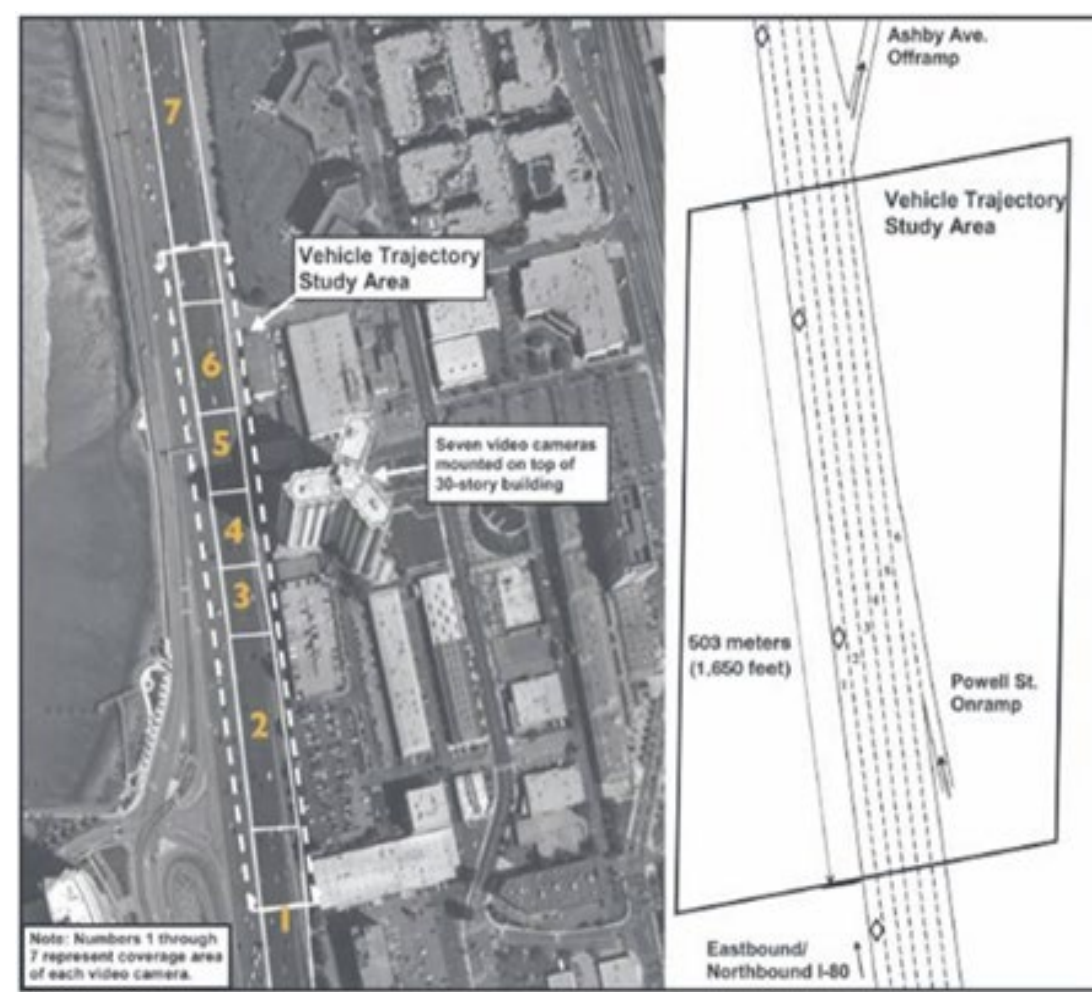
実環境のデータを用いた交通流モデルの構築に関する研究

研究の概要と特徴

この研究では実際の自動車の交通データを用いた交通流モデルの構築を行っております。交通流モデルとは車の運転特性や交通流を再現するモデルを指します。モデルの構築を行うにあたり多くのデータを扱うこととなります。そのうえで、モデルの構築に必要なデータ数や学習データを数を減らしたモデルとの比較、データの分類の影響など将来的に自動運転を実現していくうえで必要な調査を行っております。

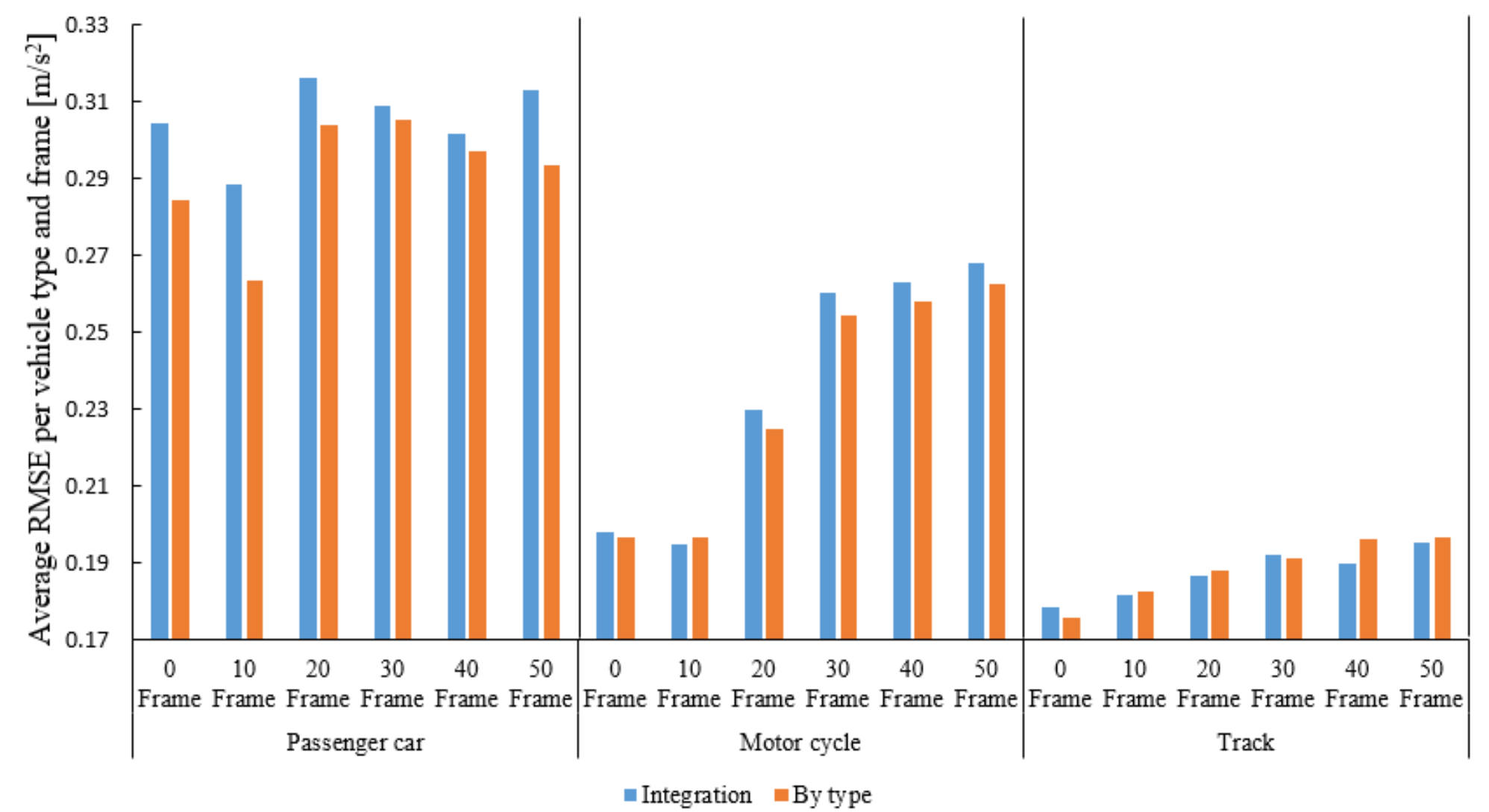
研究の概要と特徴

右図のアメリカの高速道路で定点カメラを使用して取得されたデータを用いて研究を行っております。約1億以上のデータが存在しており、分析や前処理などをプログラミングで行います。



それらのデータを用いてモデルの比較、精度にどのような影響が出るかなどの調査を行っております。

データを適切に分類することによって精度が向上すると考えられます。よって、車のタイプや車の長さなどの特徴ごとに分類したモデルを構築しその影響を調査しました。



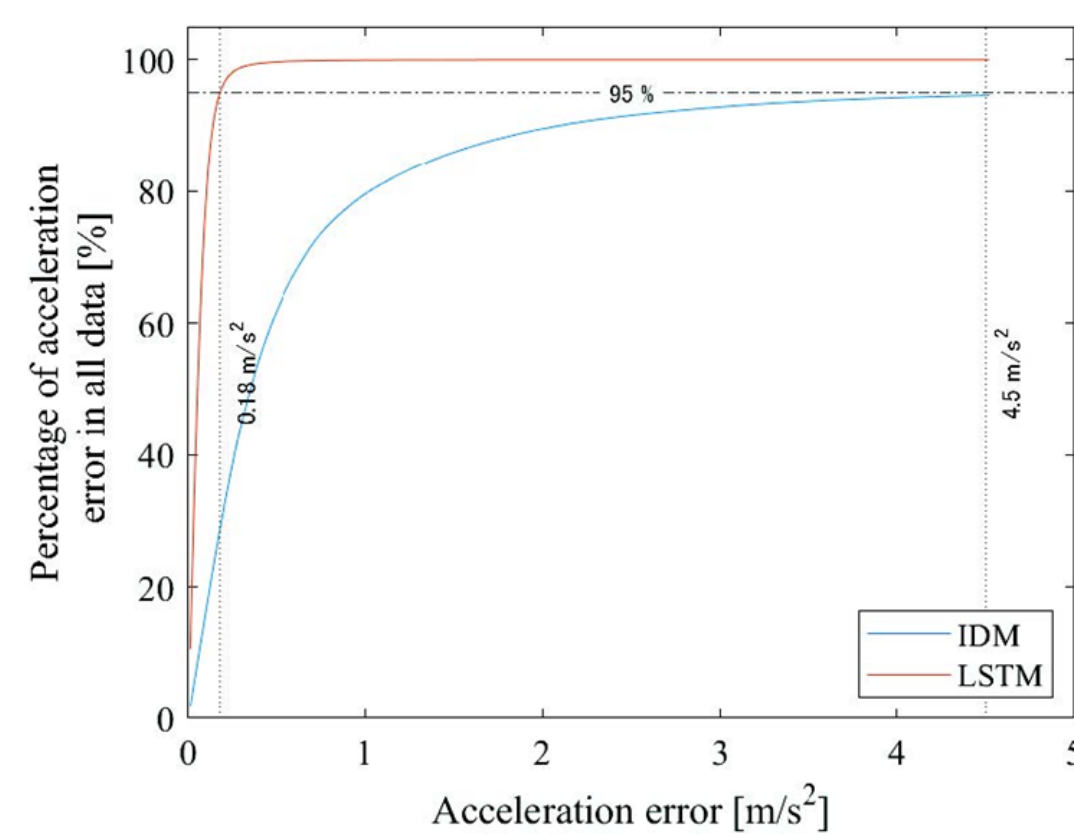
モデルの比較

まず構築されたモデルが一般的なモデルと比較して有用であることを証明するための比較を行いました。下記の数理モデルであるIDMモデルを持ちて比較を行いデータ駆動型モデルであるLSMTモデルの有意性を証明しました。

定義式

$$v_a = \frac{dv_a}{dt} = a \left(1 - \left(\frac{v_a}{v_0} \right)^\delta - \left(\frac{s^*(v_a, \Delta v_a)}{s_a} \right)^2 \right)$$
$$s^*(v_a, \Delta v_a) = s_0 + v_a T + \frac{v_a \Delta v_a}{2\sqrt{ab}}$$

IDMとLSTMの誤差比較



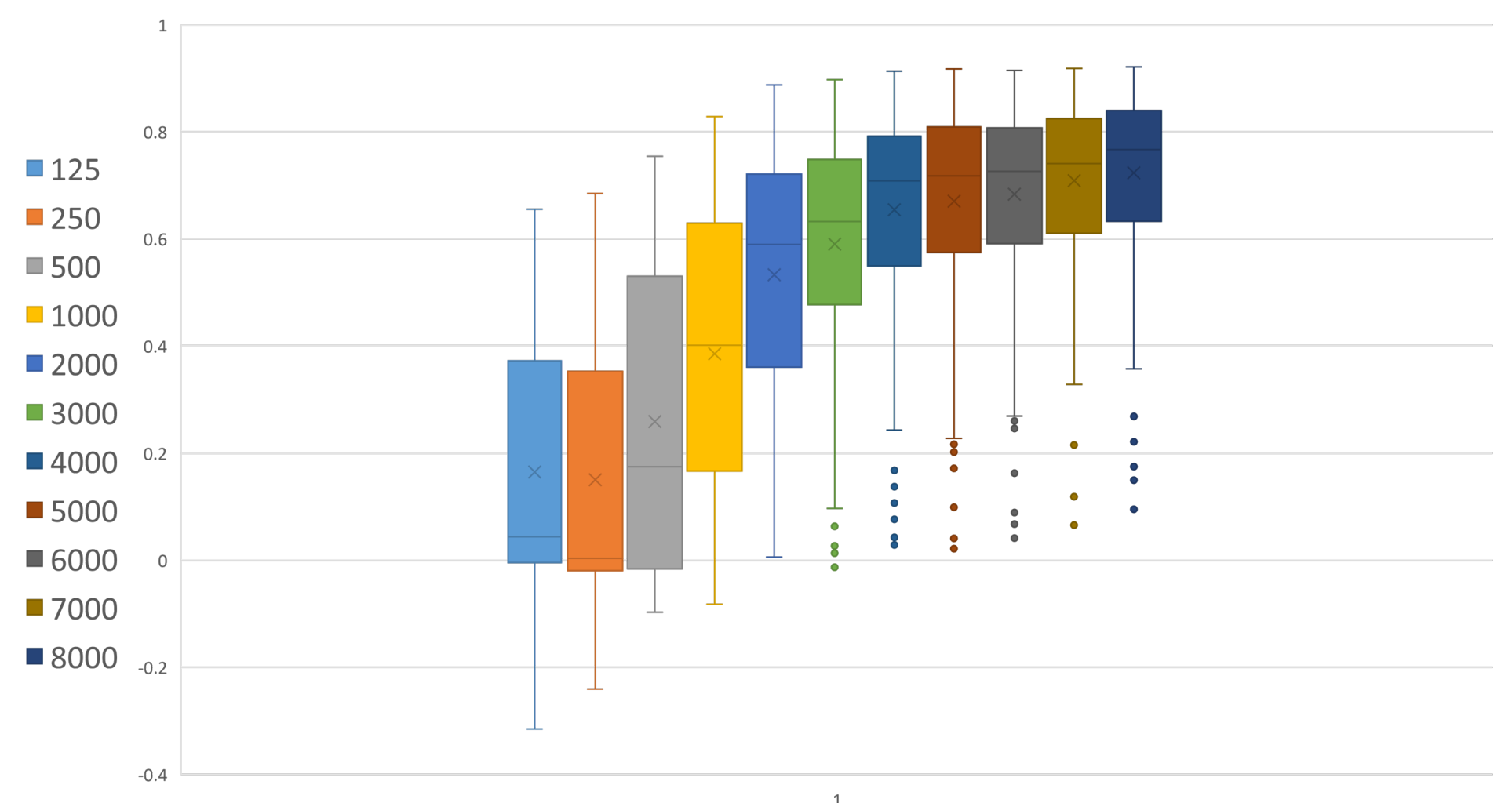
データ分類によるモデルへの影響

次に学習するデータを分類することによる有意性を証明する調査を行いました。車両のタイプや車両の長さなどの特徴ごとにデータを分類し、モデルを構築することによって、モデルは出力するデータの再現性が変化します。

データ数によるモデルへの影響

モデルは学習するデータが多ければ無限に精度が向上するわけではありません。そのため、過学習を起こさないために適切なデータ数を選定する必要があります。よって、様々なデータ数でモデルを構築し精度への影響について調査しました。

箱ひげ図(決定係数)



Reference:

“<https://deepai.org/publication/analyzing-the-variety-loss-in-the-context-of-probabilistic-trajectory-prediction/>”