

深層学習のLSTMでコロナ禍の影響を受けた道路交通量の予測について

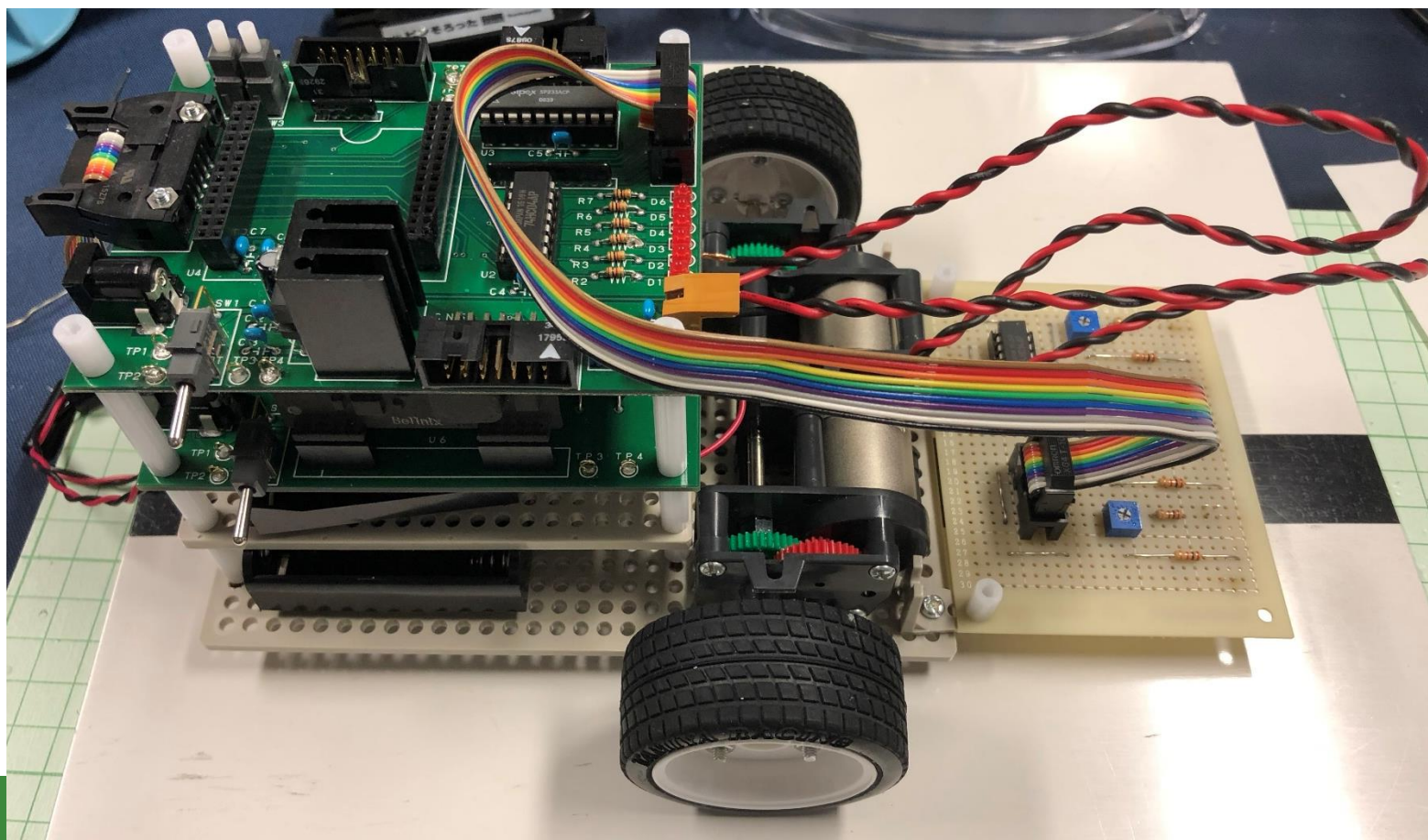
(公財)豊田都市交通研究所
主任研究員 ムルイ 穆蕊

今日の内容について

1. 人工知能、機械学習、深層学習とLSTMとは
2. コロナ禍における道路交通流量の変化
3. LSTMを用いた道路交通流量の予測

1. 人工知能、機械学習、深層学習とLSTMとは

- 人工知能（ AI : Artificial Intelligence ）とは、ソフトウェアの活用により、人間の思考の一部を再現する技術のことです。単なる反復作業ではなく、人工知能（ AI ）そのものが経験から学習することで、新たな内容にも柔軟に対応し、様々なタスクに順応できるようになります。人工知能（ AI ）という言葉自体は、1950年代に生まれました。



1. 人工知能、機械学習、深層学習とLSTMとは

- 機械学習とは、コンピューター自身がデータをもとに学習して、自然と賢くなるための技術です。人間が何かを決めるとき、過去の経験から、「良い」、「悪い」を判断しますが、これと同じことをコンピューターができるようにするためのものです。機械学習を活用することで、人工知能（AI）は決められたプログラムに沿って動作するだけでなく、データをもとに情報を直接学習し、最適な判断ができるようになります。
- 機械学習の活用事例
 - 店舗の来客分析（データ分析）
 - チャットボットによる問い合わせ対応（自然言語処理）
 - コールセンターの自動化（音声認識）
 - 紙書類の電子化（画像認識）
 - レジの商品自動識別（画像認識）
 - ナンバープレート自動識別（画像識別）

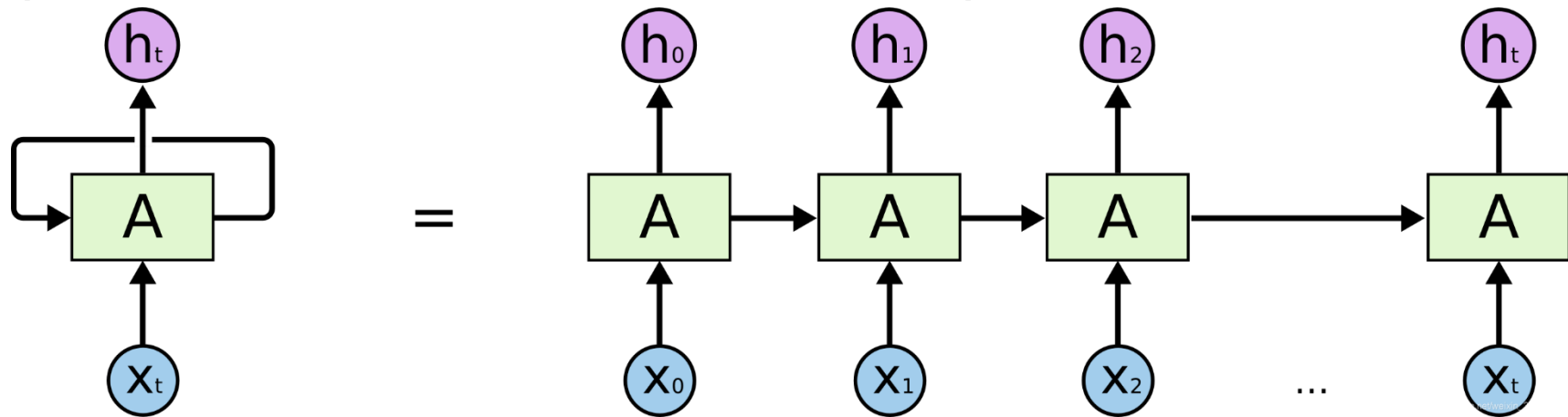
1. 人工知能、機械学習、深層学習とLSTMとは

- 深層学習とは、人工知能（AI）の性能を高めるための技術であり、「ディープラーニング」という名称で呼ばれることも多いです。2006年に生まれました。
- 深層学習は人間の手を介すことなく、コンピューターが大量のデータをもとにして、そのデータの特徴などを自動的に見つける、という特徴を持っており、この点が深層学習が大きな注目を集めている理由となっています。
- 従来の技術では、コンピューターに対してパターン（特徴）を覚えさせることが困難であり、人工知能（AI）の発展を妨げる原因となっていました。しかし、深層学習の登場により、パターン（特徴）をコンピューターが自動的に学習できるようになったことで、人工知能（AI）が様々なイノベーションを起こす可能性が生まれました。
- 深層学習の活用事例
 - 医療診断
 - 自動運転

1. 人工知能、機械学習、深層学習とLSTMとは

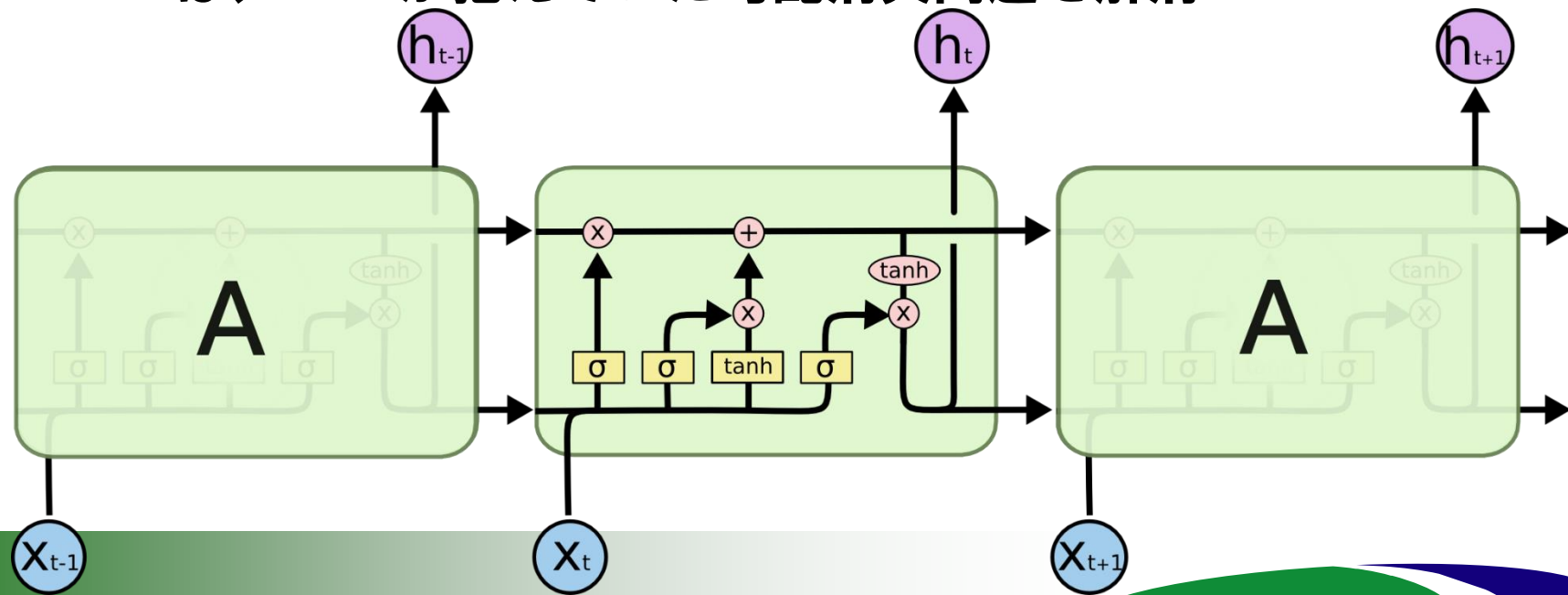
LSTM(長短期記憶ニューラルネットワーク)の仕組み

RNN:



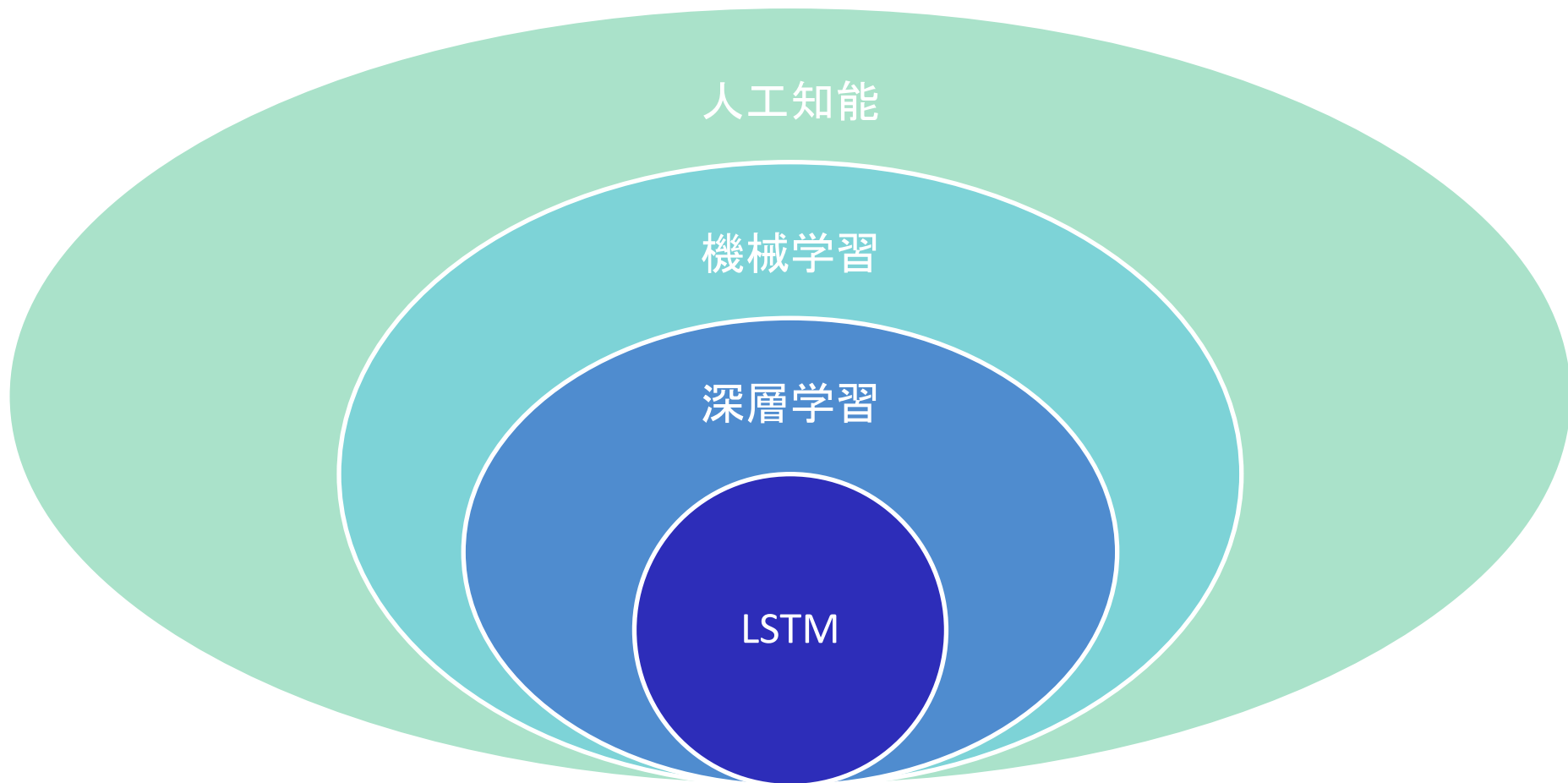
LSTMは、RNNが抱えていた勾配消失問題を解消

LSTM:



1. 人工知能、機械学習、深層学習とLSTMとは

四つの技術の関係



2. コロナ禍における道路交通流量の変化

➤ 分析用データ:

JARTICの5分ごとに更新されている道路断面交通量情報

➤ 分析対象:

豊田市の抽出した20リンク(全33リンク中、対象期間中の欠損データのないリンク)

➤ 分析期間:

2019/01/01～2022/02/28

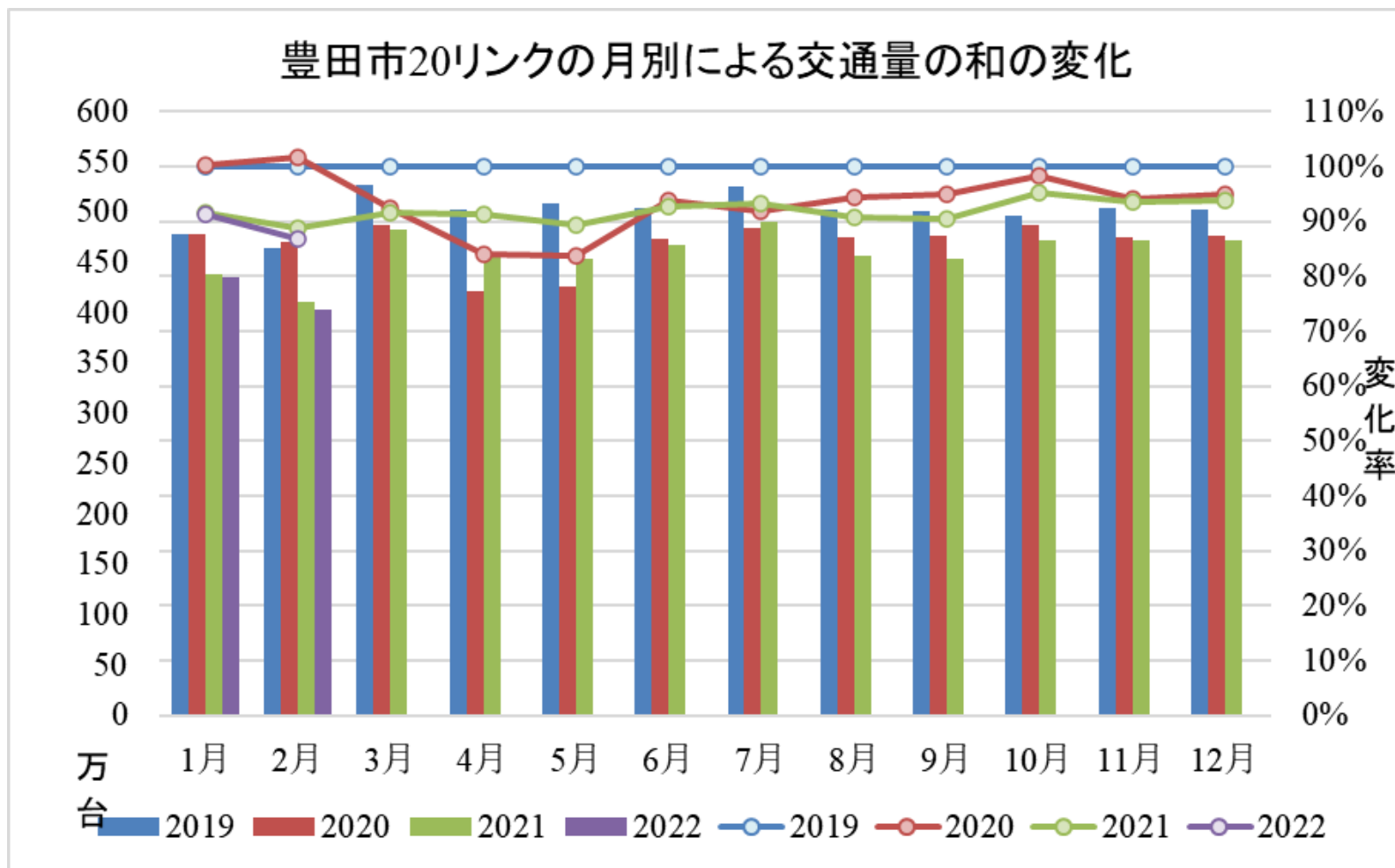
➤ 分析内容:

=>コロナ禍発生後、月別交通量が2019年同時期に比べた変化;

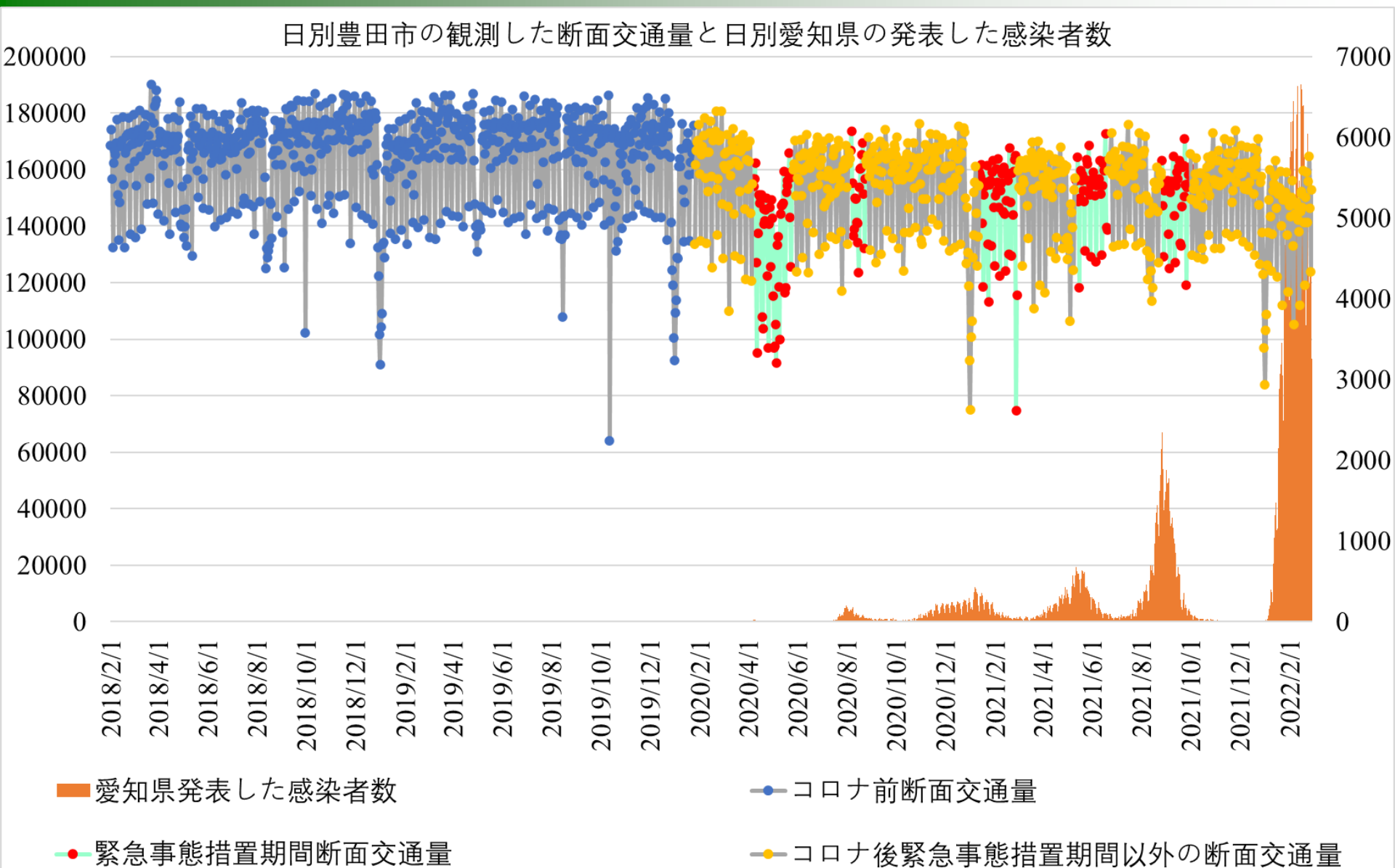
=>愛知県日別新規感染者数と豊田市日別交通量の推移;

=>①曜日によるコロナ前後の交通流量の比較;②大型連休におけるコロナ前後の比較;③一日あるいは二日の祝日の交通流量の比較;④緊急事態措置期間と2019同時期の比較。

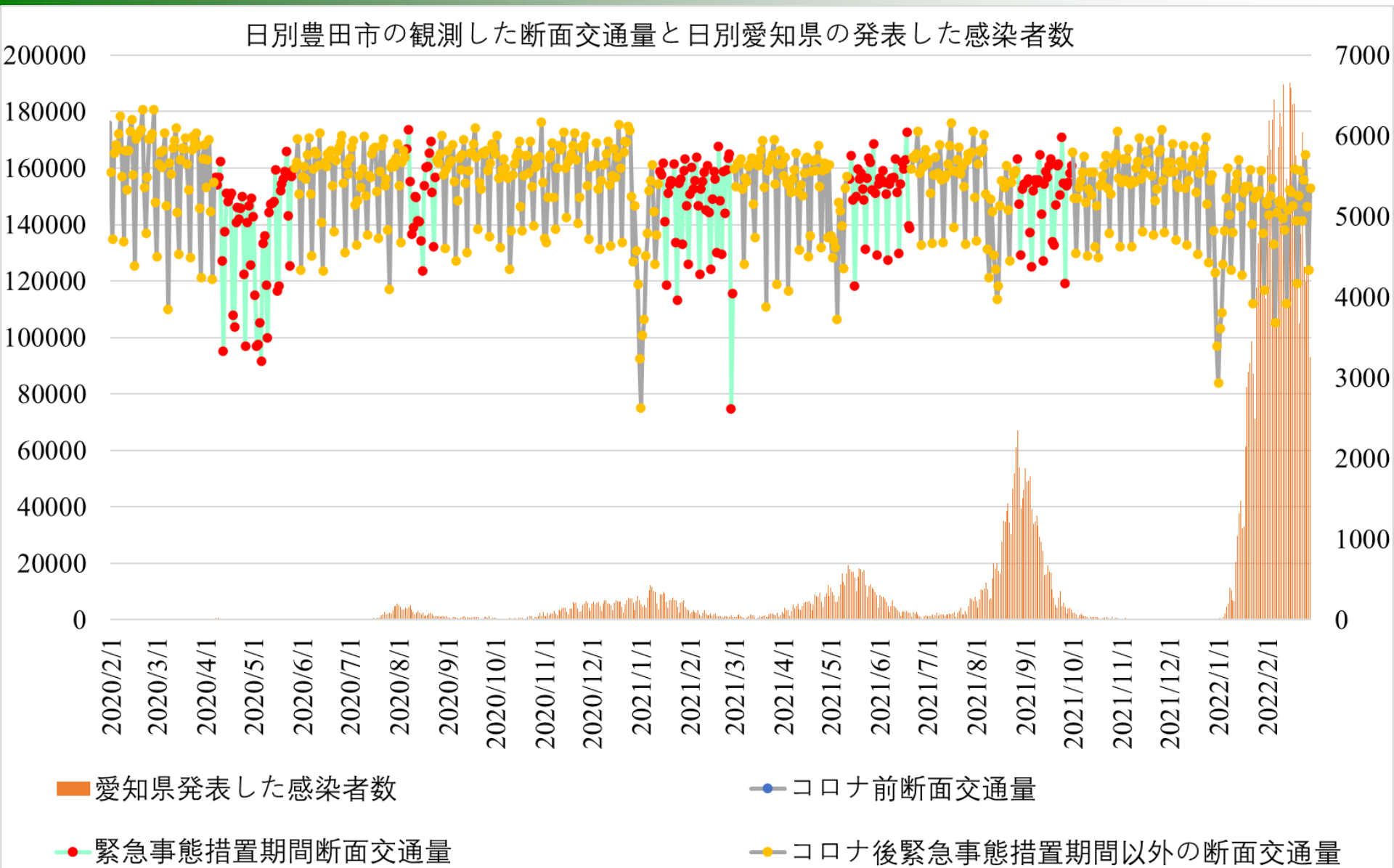
2. コロナ禍における道路交通流量の変化



2020年の4～5月には前年比で8割程度に減少し、その後同年10月頃には前年同程度まで回復したものの、その後減少傾向が続き、2021年時点も1割程度減少がある。



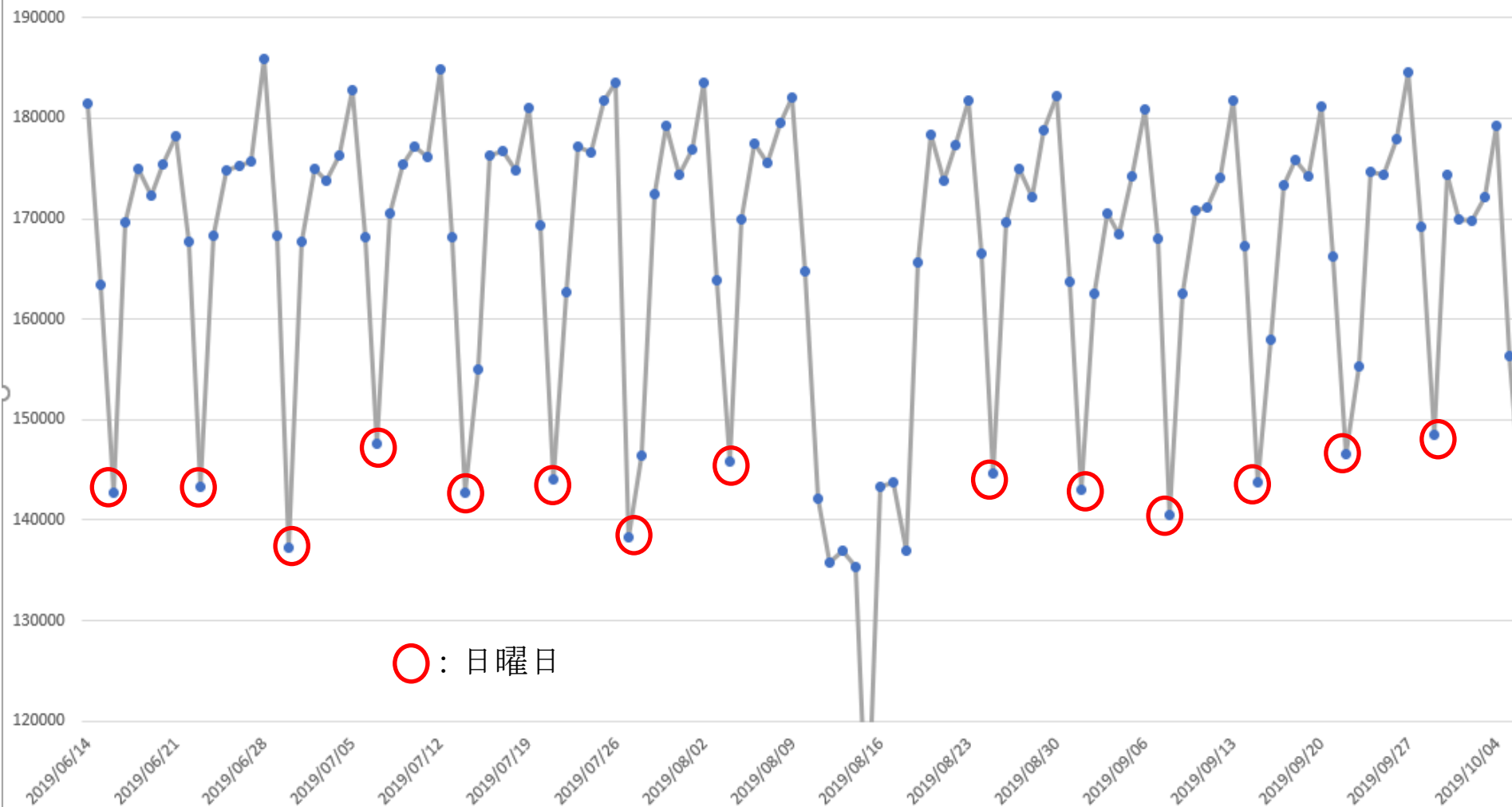
全体的に、2021年の交通量は2020年より少し低くなる。



感染の第1波における交通量が大幅に減少した。

2. コロナ禍における道路交通流量の変化

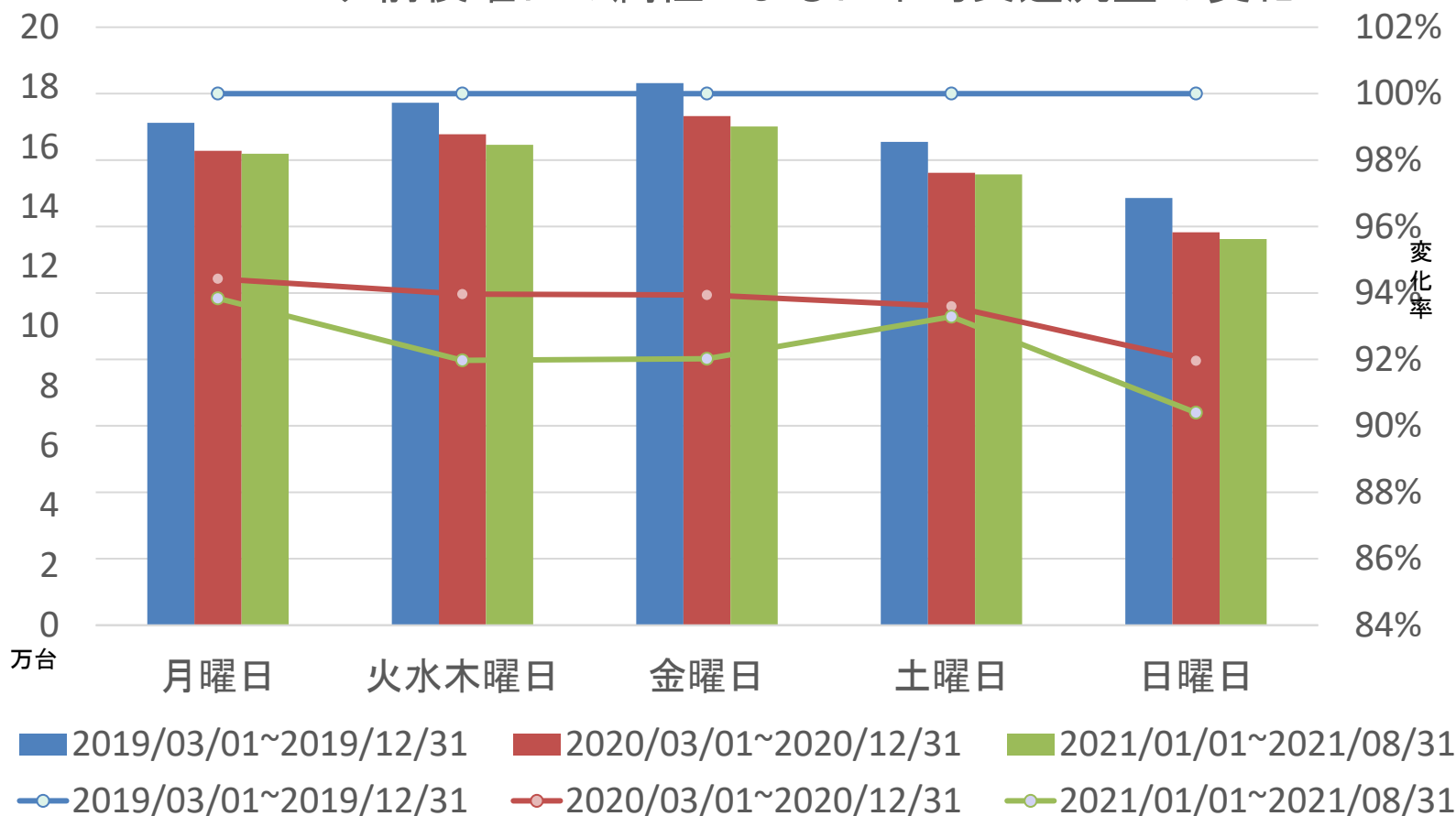
曜日による交通流量の特徴



大型連休、一日あるいは二日の祝日と緊急事態措置期間（特殊期間と略称）以外の一週間の交通流量はほぼ上図のように変化するため、一週間の七日は月曜日、火水木曜日、金曜日、土曜日と日曜日の五種類を分類する

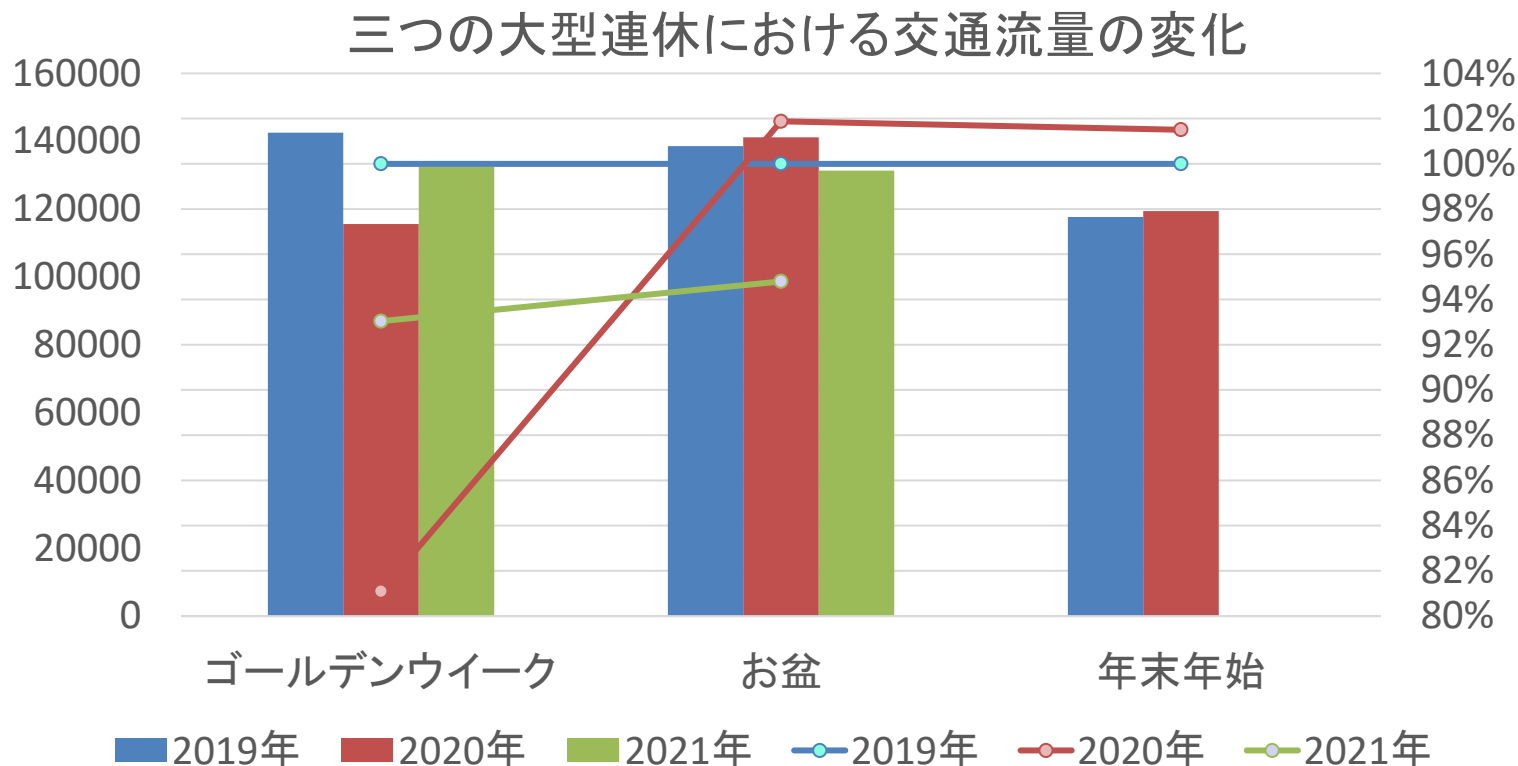
2. コロナ禍における道路交通流量の変化

コロナ前後曜日の属性による日平均交通流量の変化



コロナ後の2020年と2021年、交通流量は曜日の分類によるコロナ前の90%~94%になる。2020年は92%~94%ぐらくて、2021年は90%~92%ぐらい。2021年の全部の種類は2020年のより低い。2020年と2021年の日曜日は共に最も低くなる。2021年の火~金曜日低い、主に在宅勤務の影響と考える。

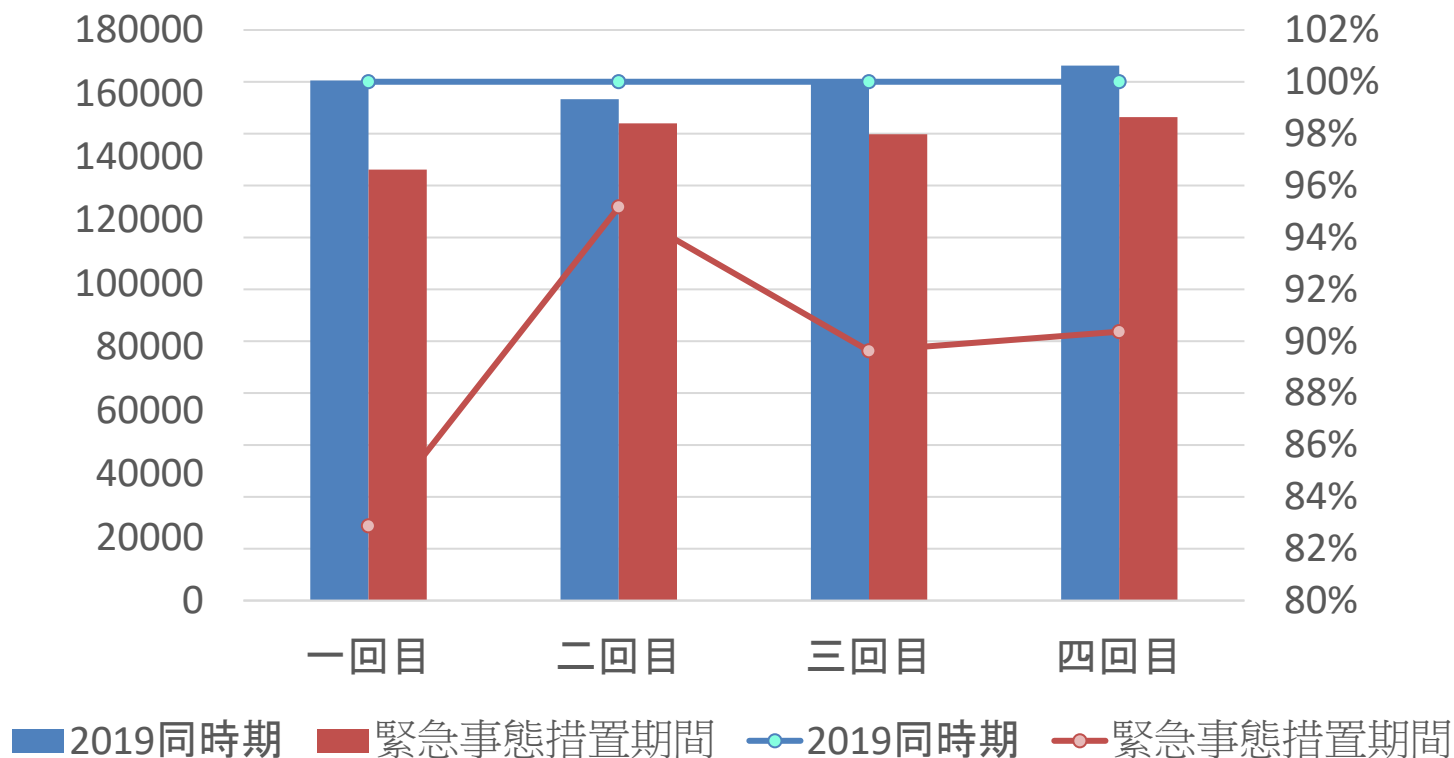
2. コロナ禍における道路交通流量の変化



2020年のゴールデンウィークはとても低くなる。ただし、2020年のお盆は高くなる。
2021年はコロナ前の93%ぐらいになる。

2. コロナ禍における道路交通流量の変化

緊急事態措置期間中と2019年同時期の比較



1回目は83%の変化率で、交通量が大幅に減少した。1回目に比べ2回目以降、減少幅が小さくなっている。2回目は95%ぐらいの変化率で、回復傾向があったが、3回目と4回目は90%ぐらいの変化率を維持された。

3. LSTMを用いた道路交通流量の予測

- 予測用データ:
JARTICの5分ごとに更新されている道路断面交通量情報
- 予測対象:
豊田市の抽出した20リンク(全33リンク中、対象期間中の欠損データのないリンク)一日交通量
- トレーニングデータの期間:
2018/02/01～2021/01/31
- テスト(検証)期間データ:
2021/02/01～2022/02/28
- 予測入力変数:
次に説明。
- 評価基準:
精度(次のページ) & 比較的な特殊期間の予測効果

3. LSTMを用いた道路交通流量の予測

予測誤差指標

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{\bar{y}} \right|$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2}$$

y_i : 実測値

$\hat{y}_i$: 予測値

$\bar{y}$: 実測の平均値

3. LSTMを用いた道路交通流量の予測

候補の入力変数

番号	入力変数	説明	20リンク交通量との相関係数 r ※2
1	曜日	月～日⇒1～7	-0.3524
2	連休ダミー	YES-1,NO-0	-0.4488
3	一日祝日ダミー	YES-1,NO-0	-0.0545
4	コロナ中ダミー	YES-1,NO-0	-0.3646
5	緊急事態措置ダミー	YES-1,NO-0	-0.2556
6	前日感染人数	毎日発表した感染人数	-0.1649
7※1	雨ダミー	YES-1,NO-0	-0.0616

※1：7番の生データは日本気象協会のオープンデータを用いる。[過去の天気 - 日本気象協会 tenki.jp](https://tenki.jp)

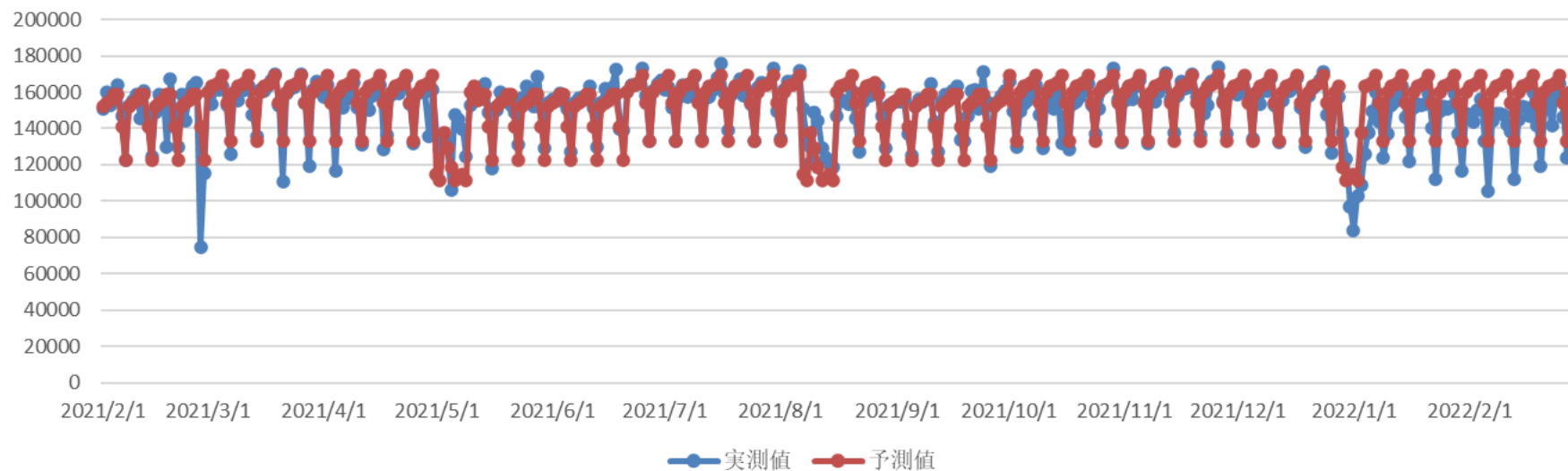
※2： $|r| = 0.7 \sim 1 \Rightarrow$ かなり強い相関がある $|r| = 0.4 \sim 0.7 \Rightarrow$ やや相関あり

$|r| = 0.2 \sim 0.4 \Rightarrow$ 弱い相関あり $|r| = 0 \sim 0.2 \Rightarrow$ ほとんど相関なし

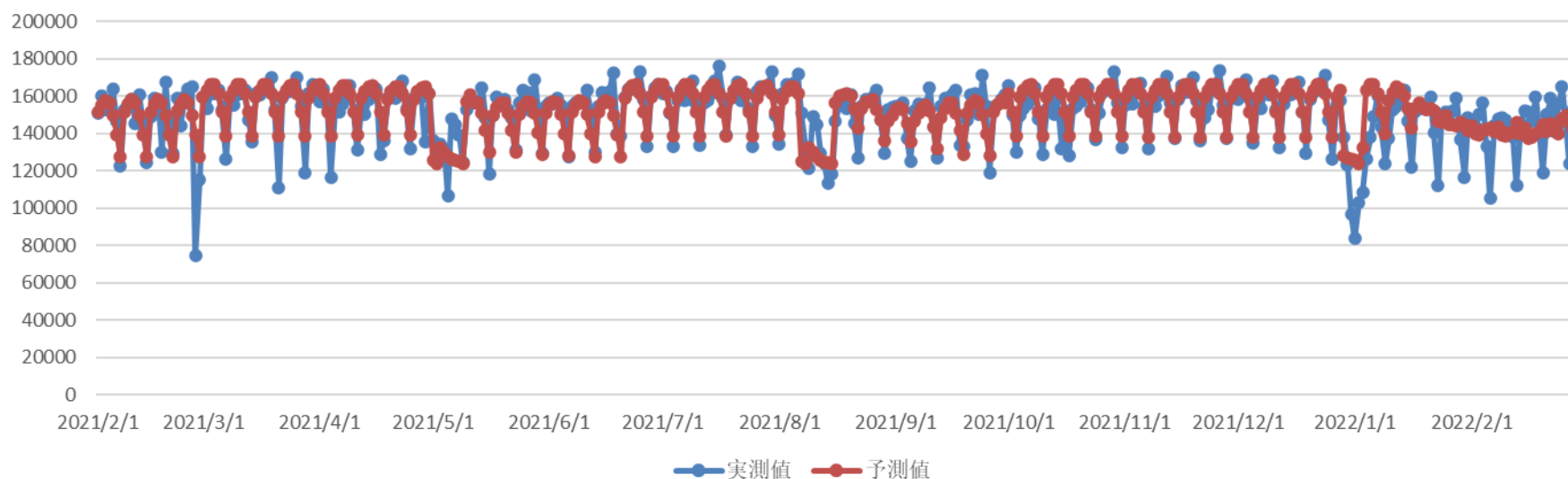
実験1. 1～7相関係数0.2以上の入力変数(ベース)で予測 & 感染人数を入力変数として追加

番号	説明	RMSE	MAE	MAPE	R2	第6波における予測効果
1	ベース	10183.31	6898.968	0.045736	0.548519	ない
2	ベース+ 感染人数	10224.5	6923.576	0.045899	0.54486	あるが、 曜日による変化はない

入力変数の番号：1,2,4,5 入力変数：ベース



入力変数の番号：1,2,4,5,6 入力変数：ベース+感染人数



実験2. 曜日による分類を入力とし、2番より効果がある？

曜日による分類：一週間交通流量の順位で数字を与える。

日曜日 → 0

土曜日 → 1

月曜日 → 2

火水木曜日 → 3

金曜日 → 4

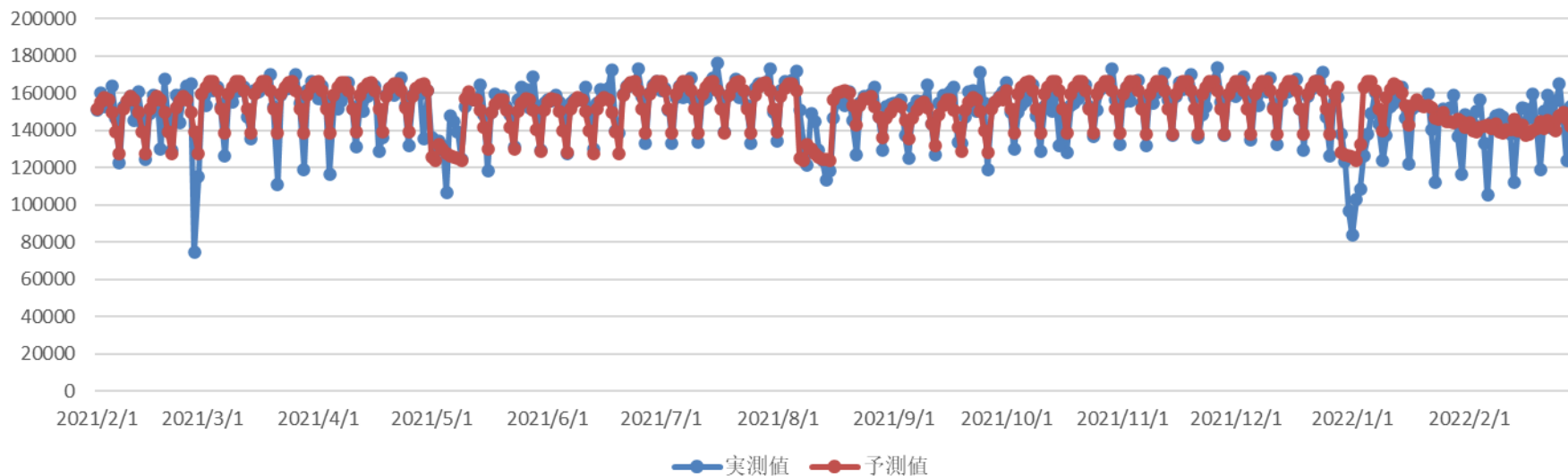
番号	説明	RMSE	MAE	MAPE	R2	第6波における予測効果
1	ベース	10183.31	6898.968	0.045736	0.548519	ない
2	ベース＋ 感染人数	10224.5	6923.576	0.045899	0.54486	あるが、 曜日による変化はない
3	ベース＋ 感染人数 ＋曜日による分類	8964.284	6037.528	0.040025	0.650142	ある

3. LSTMを用いた道路交通流量の予測

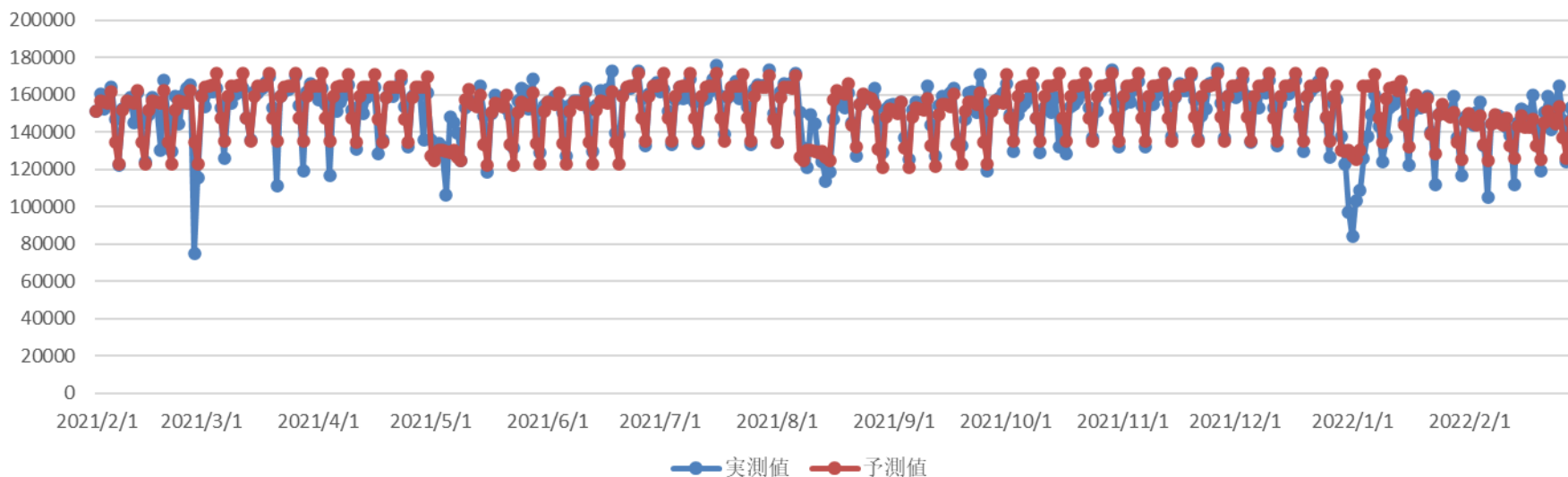
候補の入力変数

番号	入力変数	説明	20リンク交通量との相関係数 r
1	曜日	月～日⇒1～7	-0.3524
2	連休ダミー	YES-1,NO-0	-0.4488
3	一日祝日ダミー	YES-1,NO-0	-0.0545
4	コロナ中ダミー	YES-1,NO-0	-0.3646
5	緊急事態措置ダミー	YES-1,NO-0	-0.2556
6	前日感染人数	毎日発表した感染人数	-0.1649
7	雨ダミー	YES-1,NO-0	-0.0616
8	曜日による分類	前のページに説明	0.6088

入力変数:ベース+感染人数



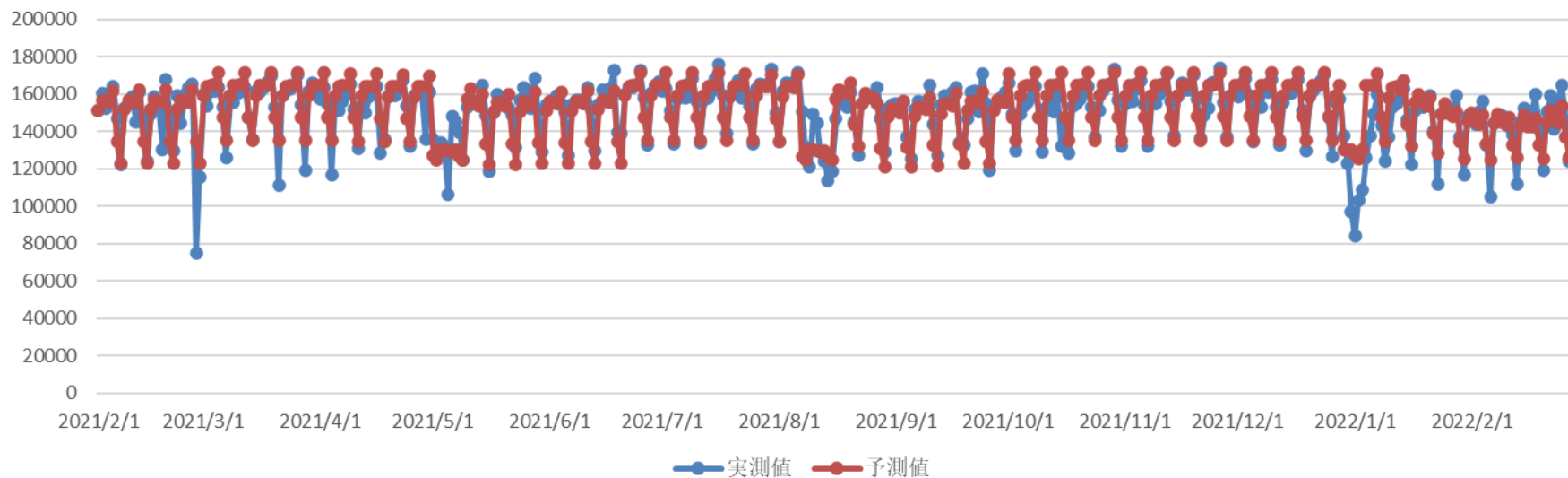
入力変数:ベース+感染人数+曜日分類



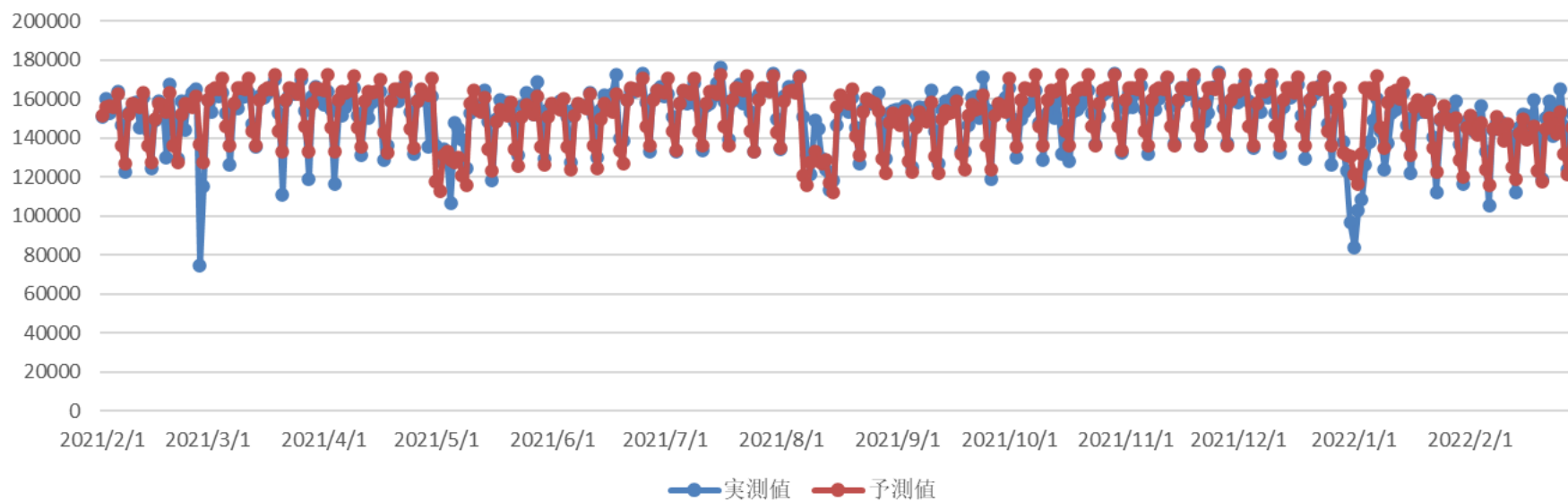
実験3. 3番と天気状況を追加して予測

番号	説明	RMSE	MAE	MAPE	R2	第6波における予測効果
1	ベース	10183.31	6898.968	0.045736	0.548519	ない
2	ベース＋ 感染人数	10224.5	6923.576	0.045899	0.54486	あるが、 曜日による変化はない
3	ベース＋ 感染人数 ＋曜日による分類	8964.284	6037.528	0.040025	0.650142	ある
4	ベース＋ 感染人数 ＋曜日による分類 ＋天気	9156.055	6358.17	0.042151	0.635013	ある

入力変数:ベース+感染人数+曜日分類



入力変数:ベース+感染人数+曜日分類+天気



今後の課題

- ◆ リンク別の予測
- ◆ 別の予測モデルとの比較。RNNモデル、GRUモデルなど

ご清聴ありがとうございました。