

コンビニ店舗での AI活用による需要予測精度向上による 食品ロス削減の可能性検討



令和2年3月
一般財団法人 日本気象協会

■ 平成30年度の検証結果

- 東京の複数店舗（スーパー）のパン全体の販売予測精度を検証した。
- その結果、納品1日前予測、2日前予測の結果に大きな違いはなく、需要予測実施日を1日早めても、需要予測・発注精度を維持・確保できる可能性があるとの示唆を得た。
 - 1日前予測： 相関係数0.88 MAPE5.4%
 - 2日前予測： 相関係数0.84 MAPE5.6%

平成30年度の検証方法

データ内容		予測方法	
対象商品	パン	説明変数	<ul style="list-style-type: none"> ・気象予測(気温、雨) ・カレンダー(曜日など) ・価格 ・トレンドの変化も考慮
対象店	スーパー		
期間	<ul style="list-style-type: none"> ・学習期間:2013年1月~2016年12月 ・評価期間:2017年1月~2017年12月 	予測モデル	JWA需要予測モデル
単位	日単位		
地域	東京		
店舗数	複数店舗		

精度評価手法

評価方法	評価期間における精度比較
評価項目	パンカテゴリー全体の数量予測値
比較対象	<ul style="list-style-type: none"> ・納品1日前の予測値 (1日先の予測値) ・納品2日前の予測値 (2日先の予測値)
指標	<ul style="list-style-type: none"> ・MAPE(平均誤差率) ・相関係数

■ 本年度の調査の位置づけ

- 上記結果をふまえ、本年度は、コンビニを対象に店舗別商品別需要予測モデルを構築し、精度を検証し、前々日発注を行った場合の値引・廃棄・機会ロス等への影響評価を行う。
- 本発表では、予測タイミングを納品1日前・2日前とした場合の予測精度の比較までを実施した。

1.1 はじめに 目的

➤ 目的

これまで小売が1日前に発注していた発注を2日前に前倒しすることで、メーカーの見込み生産を受注生産に変更しフードチェーン全体を効率化。

コンビニ様

メーカー様

課題

- ✓ 暦や気象によって来店客数や需要が大きく変動
→ 食品ロス・機会ロスが発生

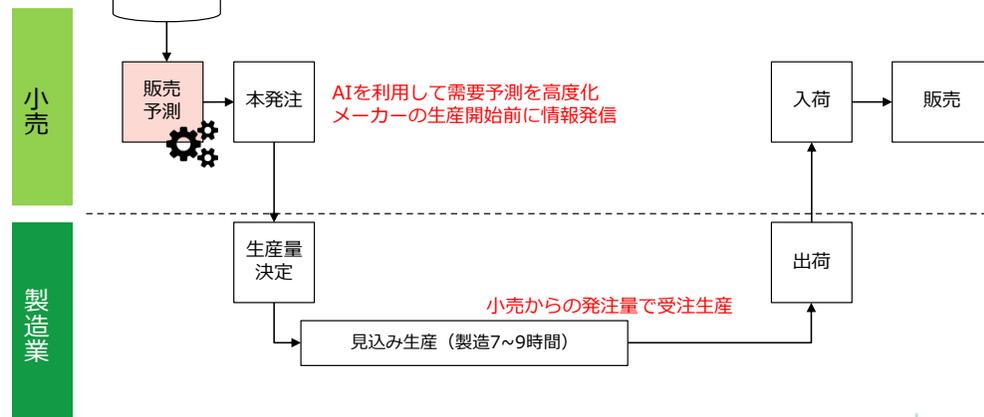
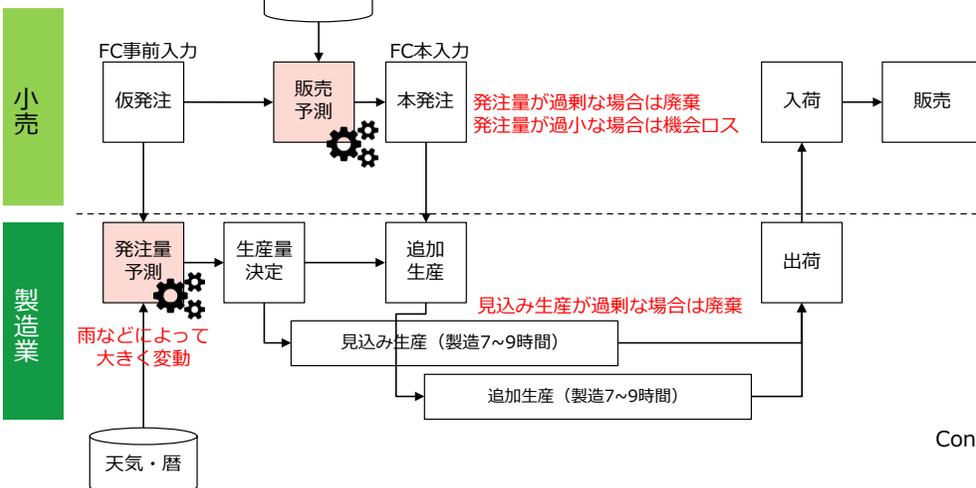
- ✓ 小売の発注量を予測して見込み生産
- ✓ 発注量は暦や気象によって大きく変動
→ 食品ロスが発生

解決方法

- ✓ コンビニ様の需要予測を人工知能などを用いて高度化する。
- ✓ 需要予測を前倒して共有することでメーカーの見込み生産を受注生産に変更する。
→ 予測値を共有することにより **フードチェーン全体で効率化**する (CPFR)。

現状

PoC



Confidential

1.2 はじめに 実施内容

➤ 実施内容の手順

まずコンビニ様の対象店舗・対象商品について需要予測モデルを構築し、その精度を検証する。その後、需要予測モデルを利用したシミュレーションを行い、オペレーションに問題が発生しないか検討する。

今回の報告

需要予測精度の確認

発注最適化の検討

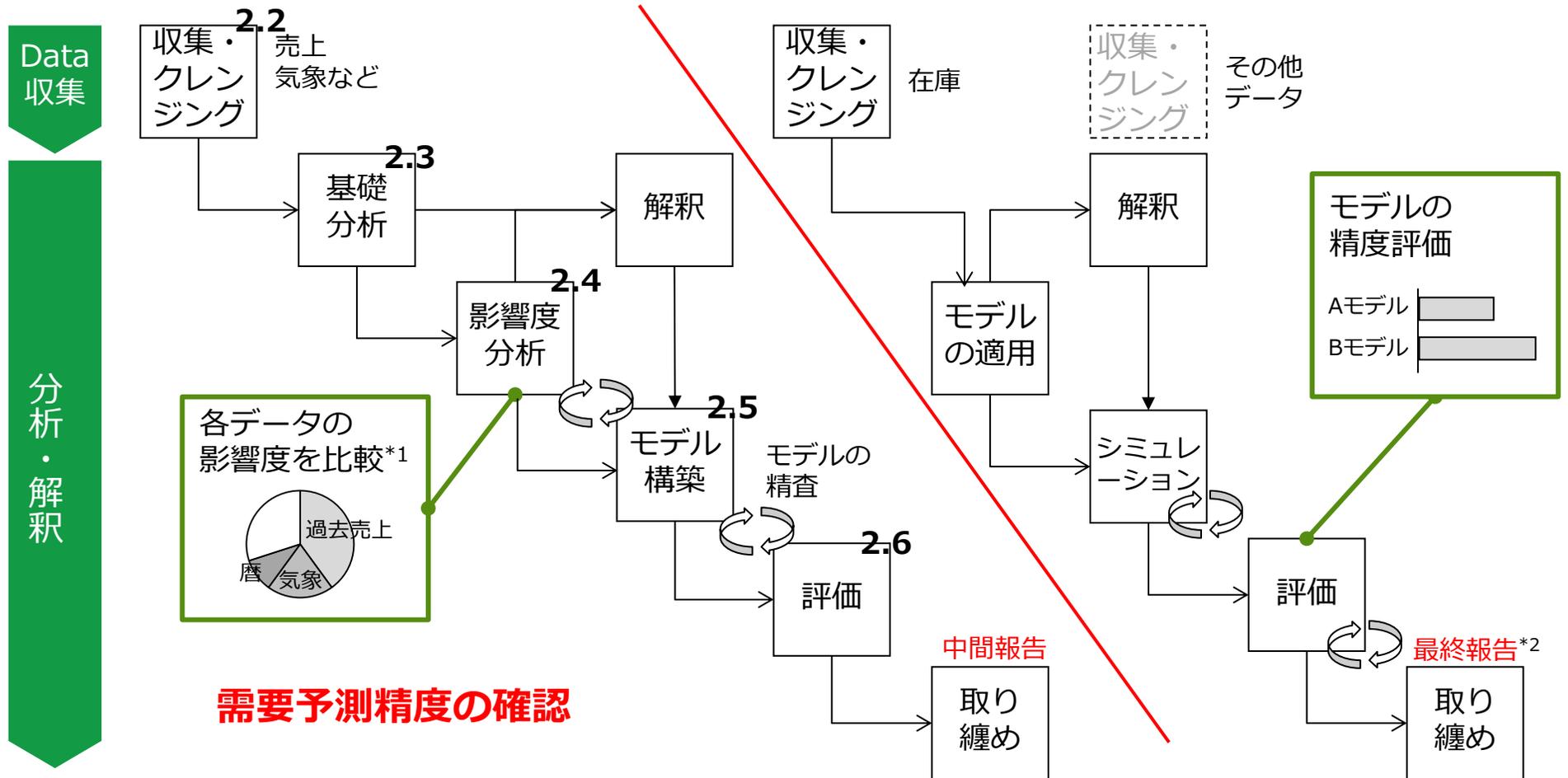
目的	AIによる需要予測を構築し、実際の発注量と比較検証	需要予測結果に基づいて発注した場合にオペレーションに影響があるか調査
時期	2020年1月~3月	2020年4月~6月
実施内容	<ul style="list-style-type: none">✓ 対象商品・対象店舗の設定✓ データ収集・クレンジング✓ モデル構築✓ 精度評価	<ul style="list-style-type: none">✓ 需要予測を用いたシミュレーションモデルの構築✓ 売り切れ・売れ残りの算出✓ 評価
KPI	日単位の需要予測と実際の発注量を比較して精度が向上しているか？	シミュレーションと実際の対象期間の売り切れ総量、売れ残り総量を比較して精度が向上しているか？

1.3 はじめに 検討フロー

➤ 検討フロー

予測モデルの構築では、データ収集、基礎調査、影響度分析を行って予測モデルを構築する。次に、予測モデルを用いて在庫シミュレーションを行う。

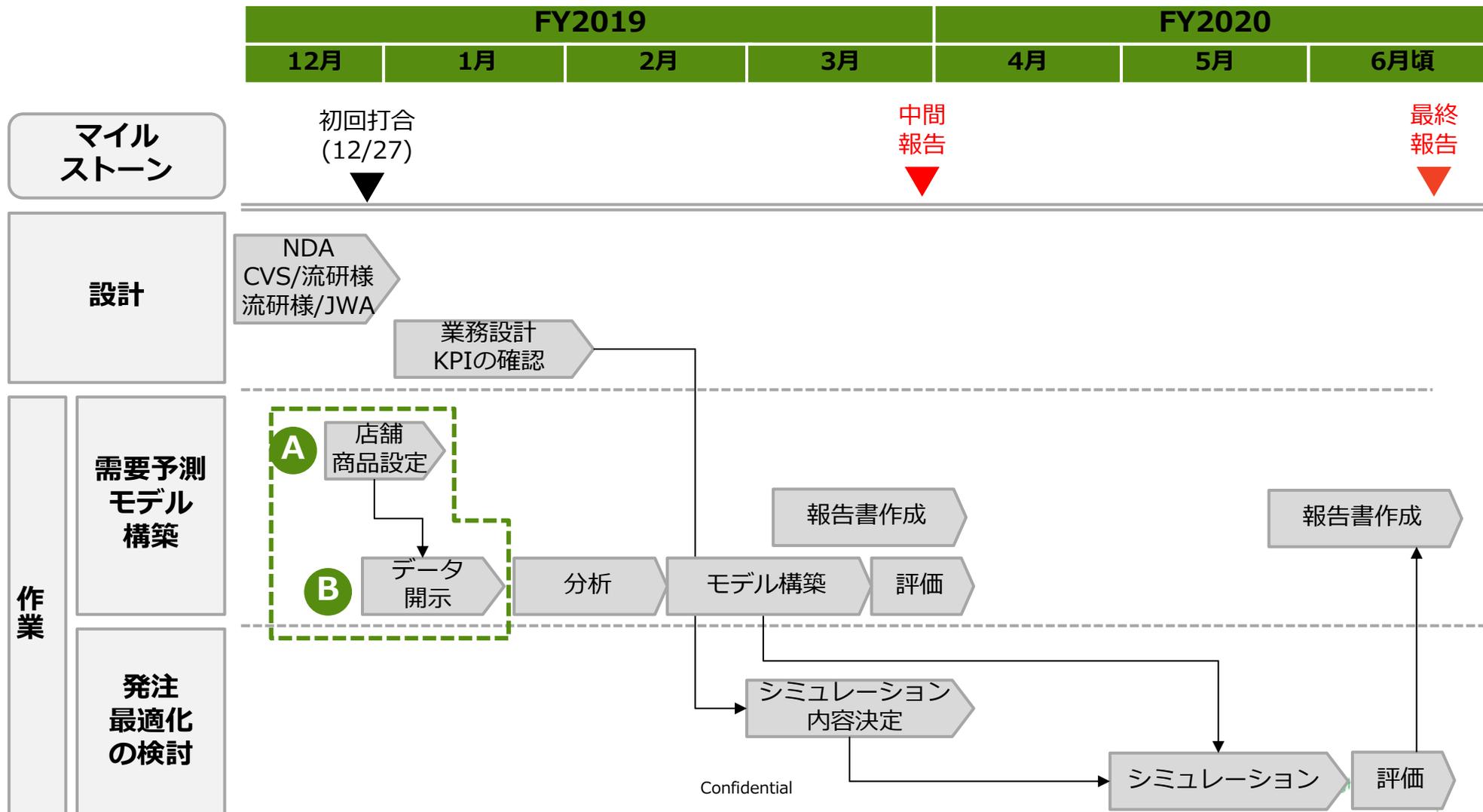
発注最適化の検討



1.4 はじめに スケジュール

➤ スケジュール

スケジュールは以下を想定する。



1. はじめに

- 1.1 目的
- 1.2 実施内容
- 1.3 検討フロー
- 1.4 スケジュール

2. 解析

- 2.1 データ収集
 - 2.1.1 概要
 - 2.1.2 対象店舗
 - 2.1.3 対象商品
 - 2.1.4 気象
- 2.2 基礎分析
 - 2.2.1 店舗の曜日変動
 - 2.2.2 店舗の季節変動
 - 2.2.3 商品の曜日変動
 - 2.2.4 商品の季節変動
- 2.3 関係性分析
 - 2.3.1 気温の影響
 - 2.3.2 雨の影響
 - 2.3.3 まとめ

3. モデル構築

- 3.1 条件
- 3.2 予測モデル
- 3.3 全商品の予測
- 3.4 各商品の予測
- 3.5 1日予測と2日予測の比較

4. まとめ

2.1.1 解析 データ収集 概要

➤ データ収集

本プロジェクトで収集したデータは下記の通り。売上を販促や気象で予測式を作成し、実際の発注数より精度が高いかを検証する。また、予測式を利用した場合、売り切れ・廃棄が減少するか検証する

	時期	企業	粒度	効果
売上	2018年12月1日~ 2019年12月31日	コンビニ	日単位 商品・店舗ごと	<要素> 販売高・発注数・販売数 在庫数・廃棄数
客数	2018年12月1日~ 2019年12月31日	コンビニ	日単位 店舗ごと	売上 = 来店客数 × PI値 と考えた方が精度がよいか？
販促	2018年12月1日~ 2019年12月31日	コンビニ	販促ごと	ベーカリー販促など
気象	2018年12月1日~ 2019年12月31日	日本気象協会	日単位 雨：1km間隔 その他：観測地点ごと	各地の気象情報の把握 気象の変化を予測することで売上の 変化を予測

2.1.2 解析 データ収集 対象店舗

➤ 対象店舗

本プロジェクトでは関東の10店舗を対象とした。店舗は都市部と住宅地の両者が存在している

内容

店舗例

都市部

- ・ビジネス街の店舗
パンはビジネスマンの昼食として消費される傾向があるため、土日に売上が減少。
セールなどの影響は受けにくい



住宅地

- ・住宅街の店舗
パンは平日の昼食需要だけでなく、週末にも消費されるため土日も売上があまり減らない。
セールなどの影響は受けやすい



1. はじめに

- 1.1 目的
- 1.2 実施内容
- 1.3 検討フロー
- 1.4 スケジュール

2. 解析

- 2.1 データ収集
 - 2.1.1 概要
 - 2.1.2 対象店舗
 - 2.1.3 対象商品
 - 2.1.4 気象
- 2.2 基礎分析
 - 2.2.1 店舗の曜日変動
 - 2.2.2 店舗の季節変動
 - 2.2.3 商品の曜日変動
 - 2.2.4 商品の季節変動
- 2.3 関係性分析
 - 2.3.1 気温の影響
 - 2.3.2 雨の影響
 - 2.3.3 まとめ

3. モデル構築

- 3.1 条件
- 3.2 予測モデル
- 3.3 全商品の予測
- 3.4 各商品の予測
- 3.5 1日予測と2日予測の比較

4. まとめ

2.1.3 解析 データ収集 対象商品

➤ 対象商品

本プロジェクトでは惣菜パンと菓子パンなど15商品を対象とした。ただし、対象期間中で商品名や内容などが変更され、JANコードが変更された場合は同一商品として名寄せを行った。

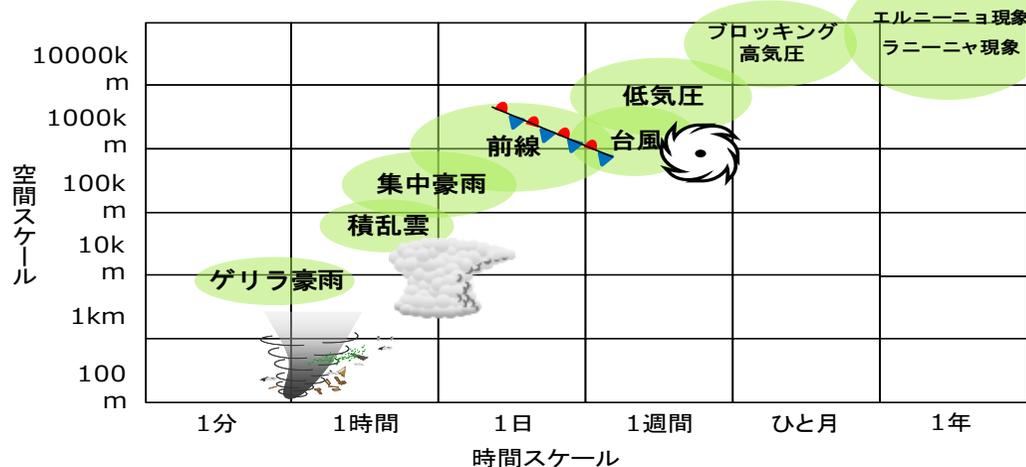
	品数	内容	商品例
惣菜パン	7品	調理した具材を乗せたもの 主に食事として消費される	クロックパン・ソーセージパン ハンバーガー・焼きそばパン カレーパン・メンチカツ・ベーコンなど
菓子パン	8品	表面に甘い味や甘味のある 具材が入ったもの 食事だけでなく間食として も消費される	メロンパン・ジャムパン チョコパン・デニッシュ ホットケーキ・フレンチトーストなど

惣菜パンは食事として消費されるためビジネスや学校における昼食として消費される。一方、菓子パンはおやつとして消費されるため、異なる傾向があると想定される。

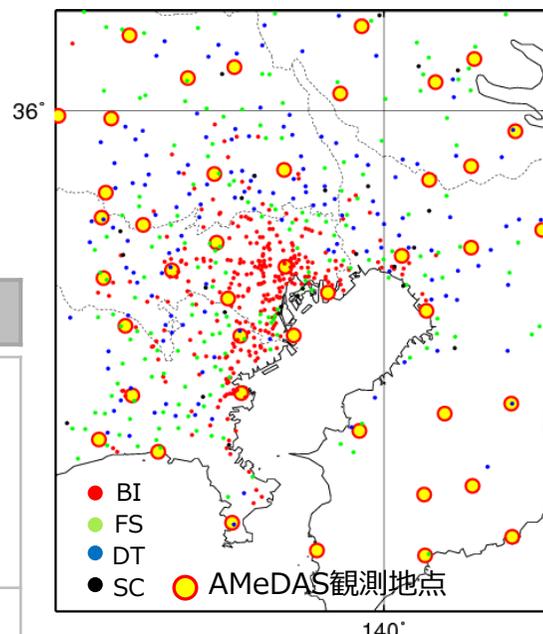
2.1.4 解析 データ収集 気象

➤ 気象データ

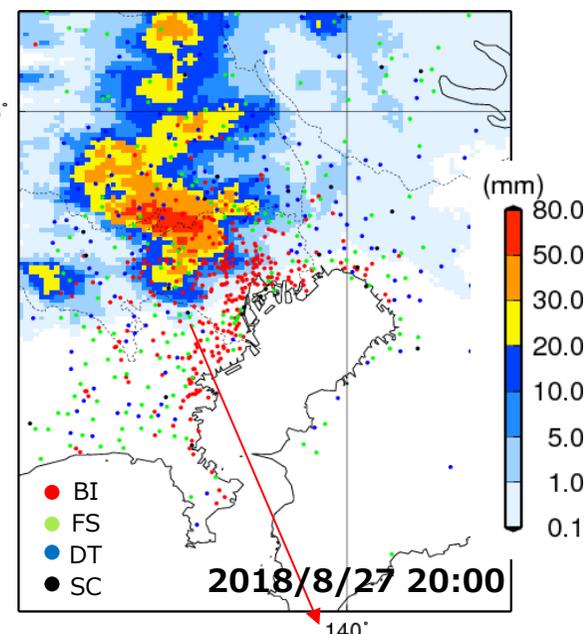
気象は要素によって時間/空間スケールが異なり、特に雨はスケールが小さい。そこで、本解析では気温や風、日照時間は空間スケール20km、時間単位1時間で観測を行っているAMeDASデータを利用し、雨は空間スケール1km、時間単位30分で観測を行っているレーダデータを利用した。雨は予測においても目先数時間は超短時間降水予測というレーダー由来の詳しい予報データを利用する。



AMeDAS観測点



レーダーの一例



	観測	解像度	時間単位
気温	最寄りのAMeDAS地点	約20km	1時間
風			
日照時間	レーダー	1km	30分
雨			

雨はスケールの小さい現象のためレーダデータを利用

➤ 店舗の曜日変動

ビジネス街と住宅街の代表的な店舗の曜日変動を調査した

目的

解析

住宅街とビジネス街の店舗はパンの売上の曜日変動の傾向が異なる。

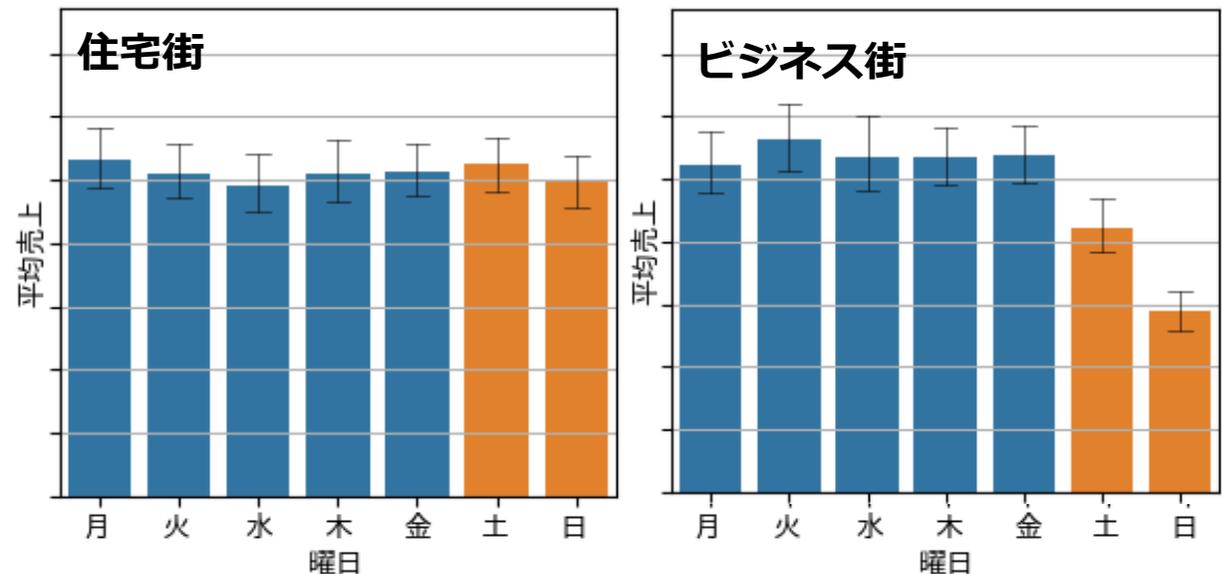
それぞれの店舗がどのような特徴を持っているのかを調査した。

目標

各店舗のパンの売上の曜日変化の傾向を調査する

各曜日における店舗の違い

2019年のデータを曜日ごとに集計して比較



住宅街の店舗は曜日変動が大きいがないが、ビジネス街の店舗は週末に売上が減少する傾向がある。したがって、予測モデルを構築する際は、店舗ごとの傾向を考慮する必要がある。

➤ 店舗の季節変動

ビジネス街と住宅街の代表的な店舗の季節変動を調査した

目的

住宅街とビジネス街の店舗はパンの売上の季節変動の傾向が異なる。

それぞれの店舗がどのような特徴を持っているのかを調査した。

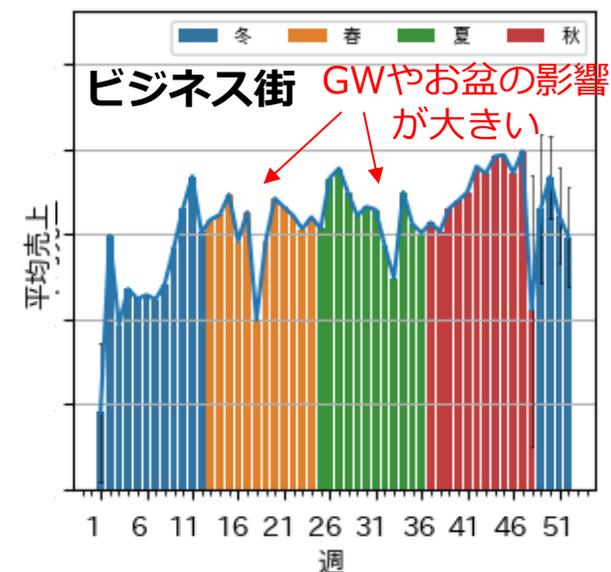
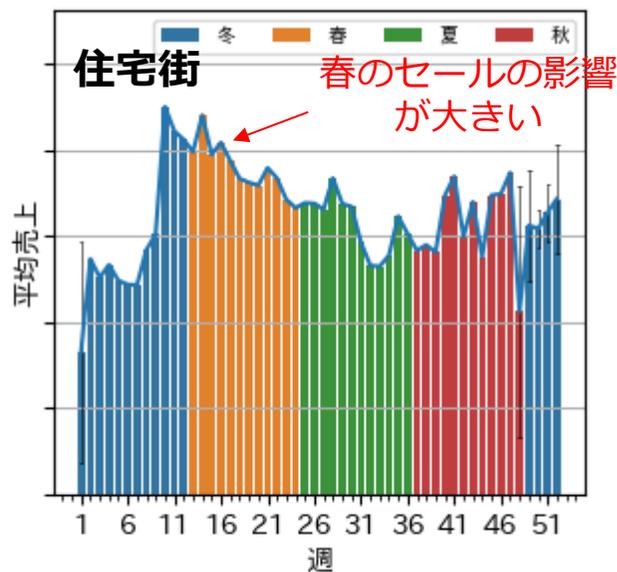
目標

各店舗のパンの売上の季節変化の傾向を調査する

解析

各季節における店舗の違い

2019年のデータを季節ごとに集計して比較



コンビニでは春と秋にセールがあったが、住宅街の店舗はセールの影響が大きい、ビジネス街の店舗は影響が小さかった。これは住宅街の方が安売りに敏感な傾向があるためと考えられる。

商品の日曜日変動

惣菜パンと菓子パンの代表的な商品の曜日変動を調査した

目的

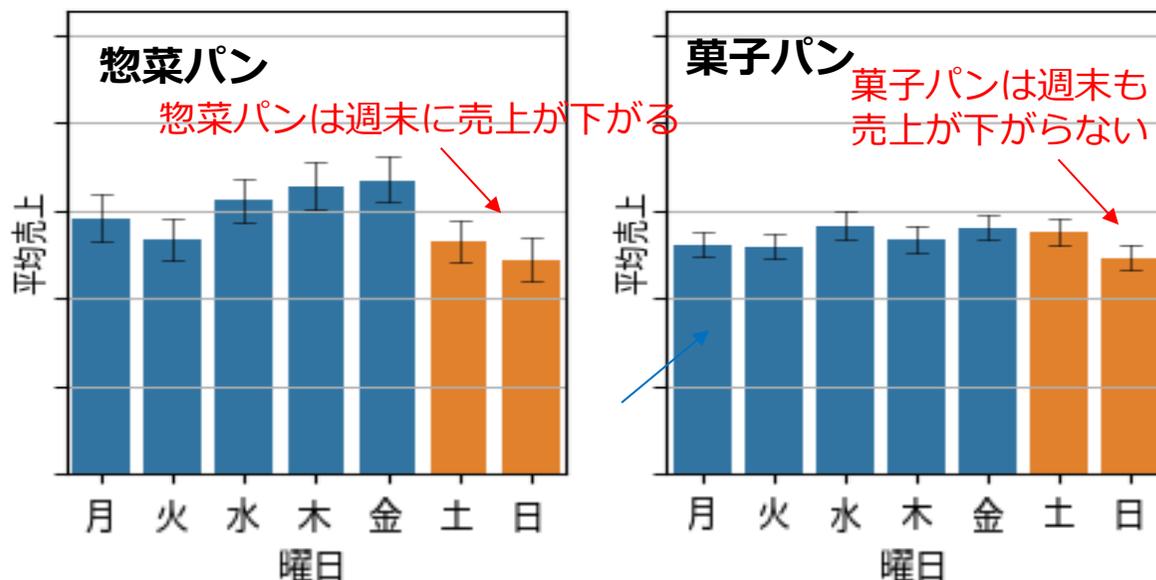
解析

惣菜パンと菓子パンの売上では曜日変動の傾向が異なる。それぞれの商品がどのような特徴を持っているのかを調査した。

目標

各商品の曜日変化の傾向を調査する

各商品における曜日変動の違い
2019年のデータを曜日ごとに集計して比較



惣菜パンは昼食として消費されるため平日に需要が増加するが、菓子パンはお菓子として消費されるため曜日に関わらず売上は変わらない。したがって、予測モデルを構築する際は、商品ごとの傾向を考慮する必要がある。

商品の季節変動

惣菜パンと菓子パンの代表的な商品の季節変動を調査した

目的

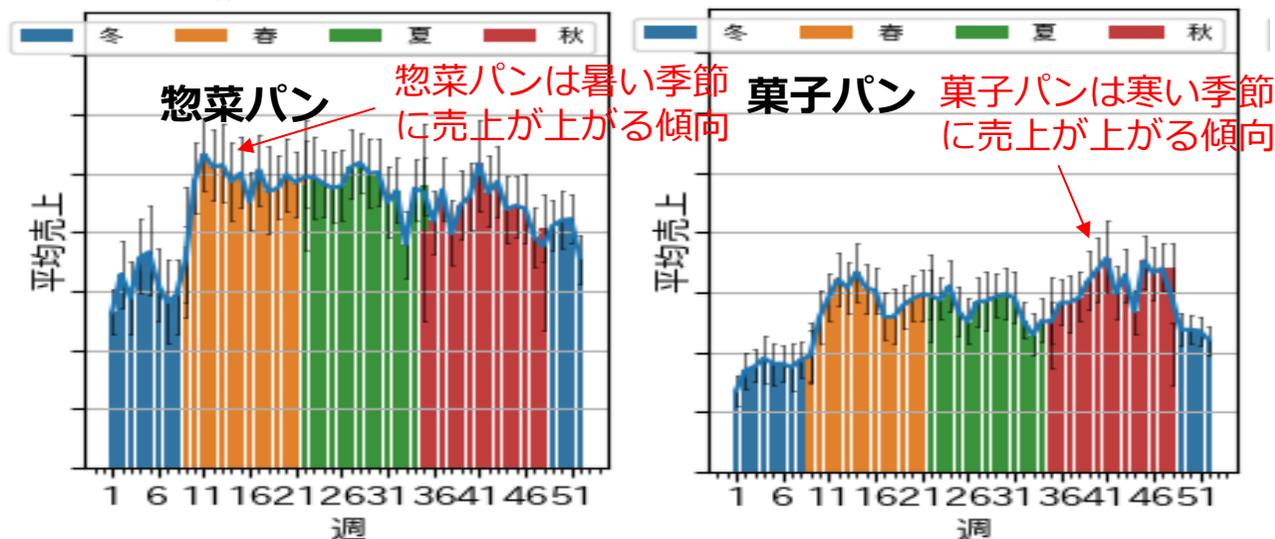
惣菜パンと菓子パンの売上では季節変動の傾向が異なる。それぞれの商品がどのような特徴を持っているのかを調査した。

目標

各商品の季節変化の傾向を調査する

解析

各商品における季節変動の違い
2019年のデータを季節ごとに集計して比較



季節変動に大きな違いは見られないが、惣菜パンは暖かい季節に売れる傾向があり、菓子パンは寒い季節に売れる傾向がある。したがって、予測モデルを構築する際は、商品ごとの傾向を考慮する必要がある。

2.3.1 解析 関係性分析 気温の影響

➤ 各商品の気温の影響

各商品の売上と気温の関係性を評価するため時期ごとの相関係数を算出した
目的 解析

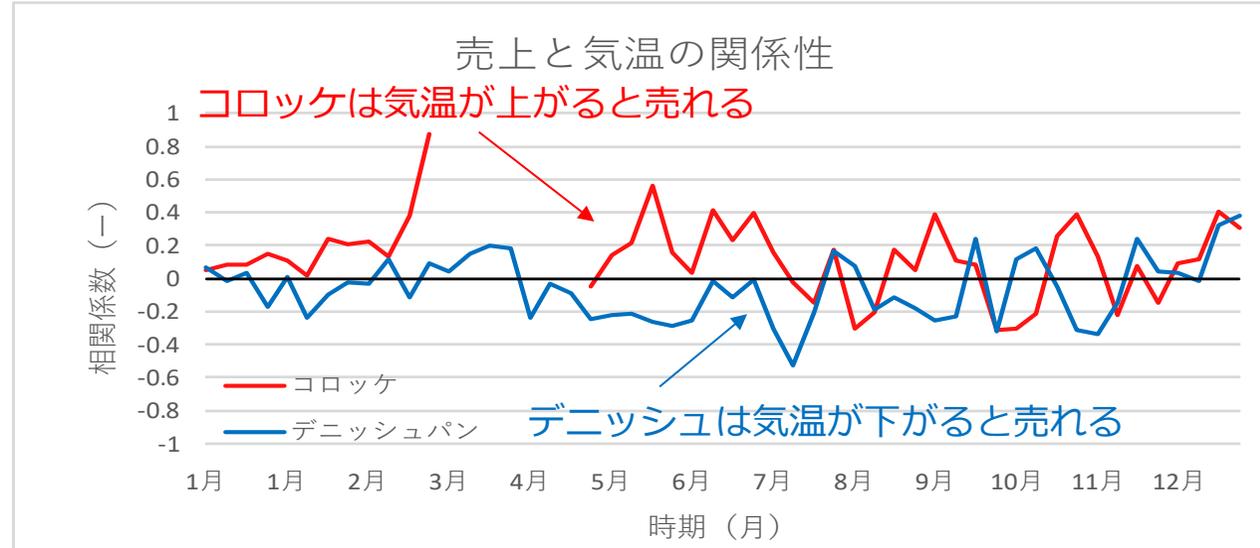
パンには様々な種類があり
時期や気温によって売上の傾
向が異なる。

各商品の売上が気温によっ
てどのように変化するかを把
握するため時期ごとの気温と
売上の相関を算出

目標

各商品の気温との関係性を
解析することで、予測モデル
への利用方法を検討する

各週における売上との相関
2019年年のデータを曜日ごとに集計して相関係数を算出



コロツケパンは気温が上がると売上が増加し、デニッ
シュパンは気温が下がると売上が増加する傾向がある。し
たがって、特に端境期においては気温予測を考慮して商品
の発注量を調整することで、売上の最大化・ロスの最小化
を実現できる可能性がある予測モデルでもこの傾向を考慮
する必要あり

各商品の雨の影響

各商品の売上と雨の関係性を評価するため時期ごとの相関係数を算出した
目的 解析

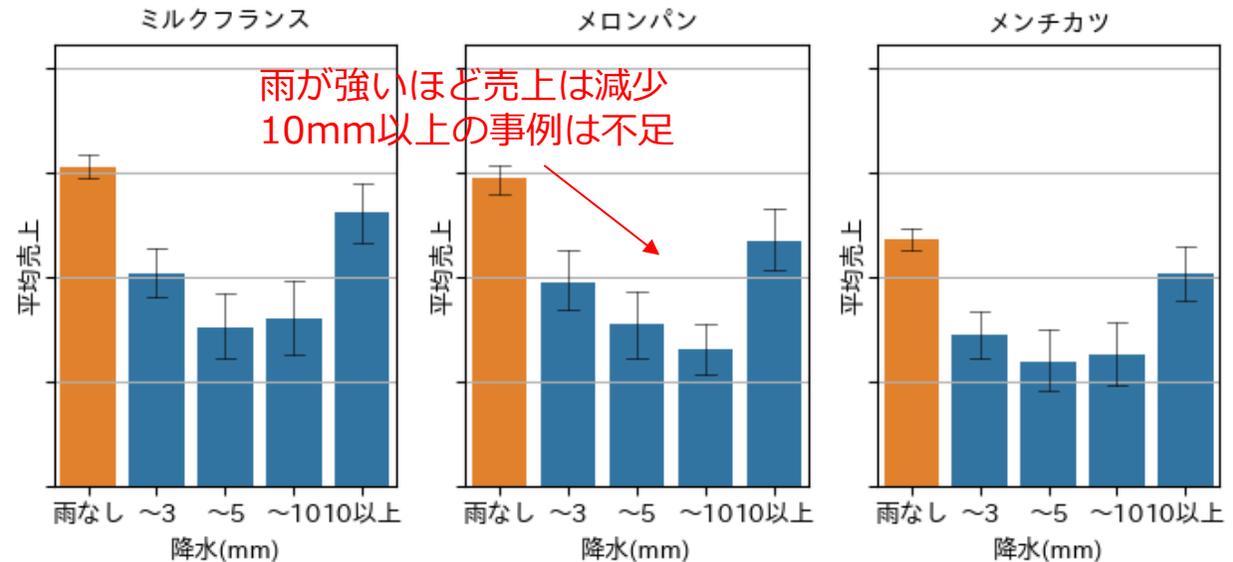
パンには様々な種類があるが雨の影響は商品によって異なるかを検証する。
また、雨の強さによって売上はどのように減少するかを把握する

目標

各商品の雨との関係性を解析することで、予測モデルへの利用方法を検討する

雨の強さと売上との相関

2019年のデータを曜日ごとに集計して平均売上を算出



各商品とも雨が強くなると売上は減少（1mm/日以上
の雨は事例不足）。商品ごとに同じ特徴がみられるのは、来店客数が減少するためと考えられる。ただし、雨の強さによる効果は線形ではないと想定されるため、予測モデルでは、1mm、3mm、5mmなどの複数の雨を考慮する

2.3.3 解析 関係性分析 まとめ

➤ 気象解析まとめ

気象データと売上との関係性を整理した上で利用方法を考察する。

気象データを利用することで、各商品の売上の変動を表現することができる。

来店客数との関係性

利用

	来店客数との関係性	利用
雨	店舗によって関係性は異なる 来店客数の減少を介して売上に影響を与えるため商品による違いは少ない。雨の強さによって性質も異なる	季節とともに各店舗の日雨量を投入
気温	商品や季節によって影響が異なる 気温によって消費者の嗜好が変化	季節・商品とともに各店舗の気温を投入。
その他	風は来店客数と関係があると言われているが、売り上げの関係性は小さかった。 日射量は気温と同様の影響がある（ただし、気温より予測精度が低い）	今回の予測モデルでは、効果が小さいため利用しない

1. はじめに

- 1.1 目的
- 1.2 実施内容
- 1.3 検討フロー
- 1.4 スケジュール

2. 解析

- 2.1 データ収集
 - 2.1.1 概要
 - 2.1.2 対象店舗
 - 2.1.3 対象商品
 - 2.1.4 気象
- 2.2 基礎分析
 - 2.2.1 店舗の曜日変動
 - 2.2.2 店舗の季節変動
 - 2.2.3 商品の曜日変動
 - 2.2.4 商品の季節変動
- 2.3 関係性分析
 - 2.3.1 気温の影響
 - 2.3.2 雨の影響
 - 2.3.3 まとめ

3. モデル構築

- 3.1 条件
- 3.2 予測モデル
- 3.3 カテゴリ全体の売上予測
- 3.4 各商品の予測
- 3.5 1日予測と2日予測の比較

4. まとめ

3.1 モデル構築 条件

➤ 条件

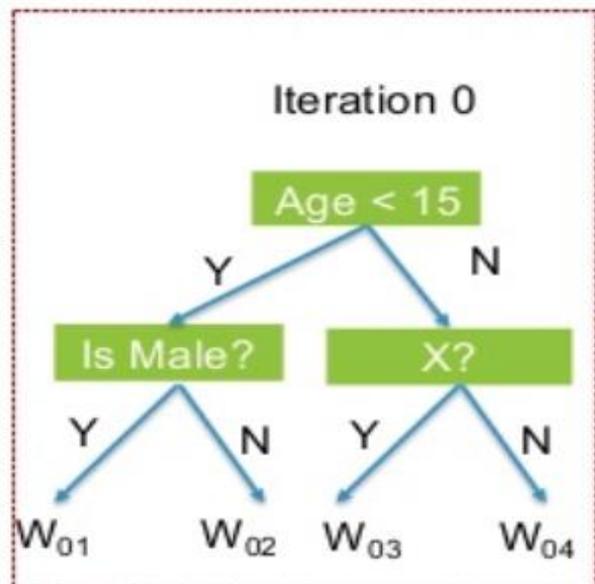
検証にあたっては、以下の条件で実施した。予測は1日予測と2日予測を作成し、その精度を比較した。比較対象として企業様の発注量も参考として利用する

		内容	備考
対象店舗		10店舗	2.1.2参照
対象商品		14商品	2.1.3参照
学習期間		2018/12/1~2019/11/20	
評価期間		2019/11/21~12/21	お正月は除く
リードタイム		1日・2日	1日予測と2日予測を比較
説明変数	基礎	週・曜日	
	売上	過去売上	1日予測は1日前、2日予測は2日前
	気象	気温・雨	関係性分析から設定
比較対象		対象企業の発注量	

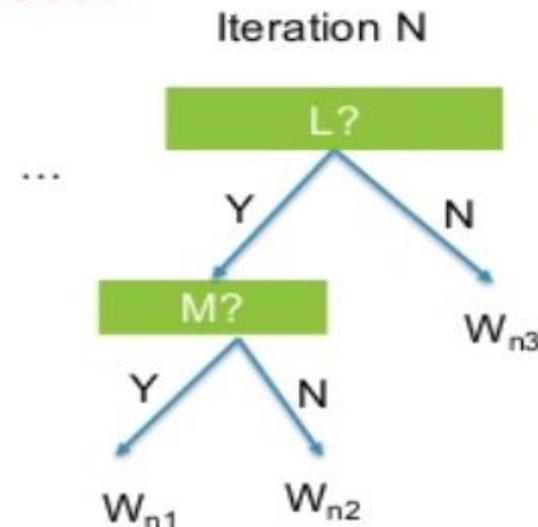
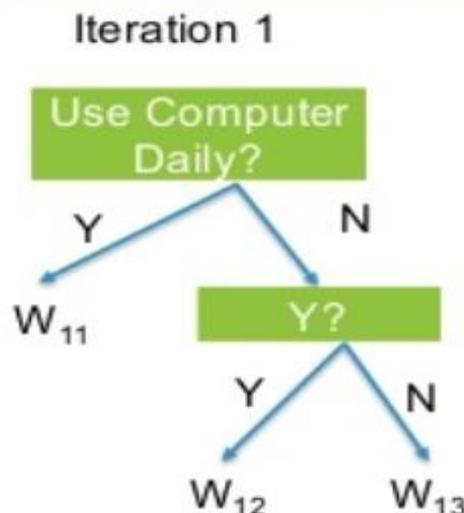
➤ 予測モデル

予測モデルではXGBoostを利用した。XGBoostはランダムフォレストの考え方に勾配ブースティングを適用し、モデルの誤差を最小化するように新たな学習を加える手法。

Learning Trees with XGBoost



How: what is gradient boost tree?



3.3 モデル構築 カテゴリ全体の売上予測

➤ 全商品・全店舗の売上予測

期間：2019年11月15日～12月25日（独立）

商品：**パンカテゴリ全体**

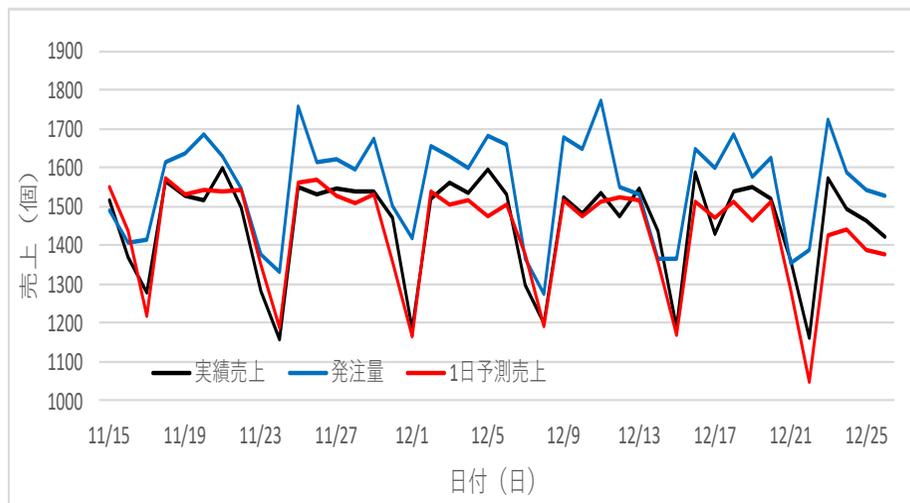
店舗：各店舗（時系列では積算）

発注実績は「在庫を考慮している」「商品棚を空にしないように発注している」などを考慮しており、公平な比較とはならないが、**本予測モデルはある程度、売上の変化を予測できていることは確認できる。**

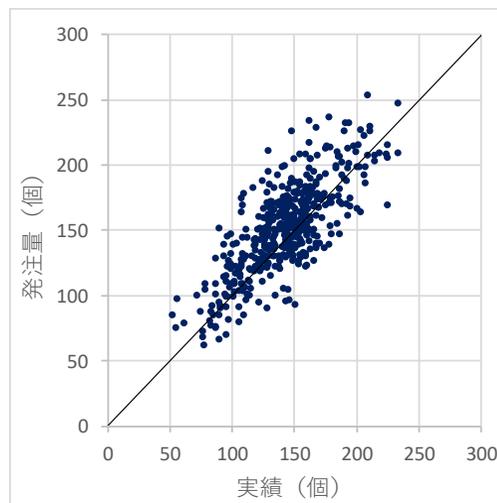
実績 (発注量)
1日予測

MAPE (%)	相関係数 (-)
14.5	0.76
10.9	0.81

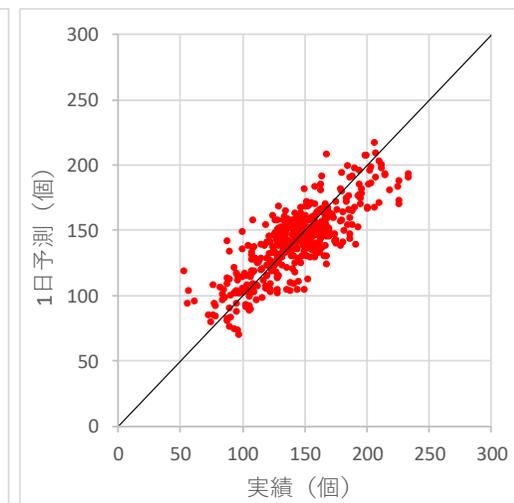
全店舗合計の時系列



発注量 (各店舗)



1日予測 (各店舗)



3.4 モデル構築 各商品の売上予測

➤ 各商品の売上予測

各商品の発注実績と売上の差、予測と売上の差を算出した。発注実績は在庫を考慮するため予測と意味が異なるが、売上を予測した上で発注するため比較値として利用した。 **各商品の予測も精度が高いことが確認できる**

$$\begin{aligned} \text{発注 } RMSE &= \sqrt{\frac{1}{n} \sum (Order - sales)^2} \\ \text{予測 } RMSE &= \sqrt{\frac{1}{n} \sum (Forecast - Sales)^2} \end{aligned}$$

	商品1	商品2	商品3	商品4	商品5	商品6	商品7	商品8
発注 RMSE (個)	1.5	1.8	1.5	1.7	1.9	1.5	1.6	2.4
予測 RMSE (個)	1.3	1.7	1.4	1.5	1.6	1.4	1.4	2.2

	商品9	商品10	商品11	商品12	商品13	商品14	商品15	全商品
発注 RMSE (個)	1.3	1.5	1.6	1.5	1.7	1.4	1.6	1.7
予測 RMSE (個)	1.3	1.5	1.5	1.5	1.3	1.5	1.8	1.5

3.5 モデル構築 リードタイムの比較

➤ リードタイムの比較

期間：2019年11月15日～12月25日（独立）

商品：**パンカテゴリー全体**

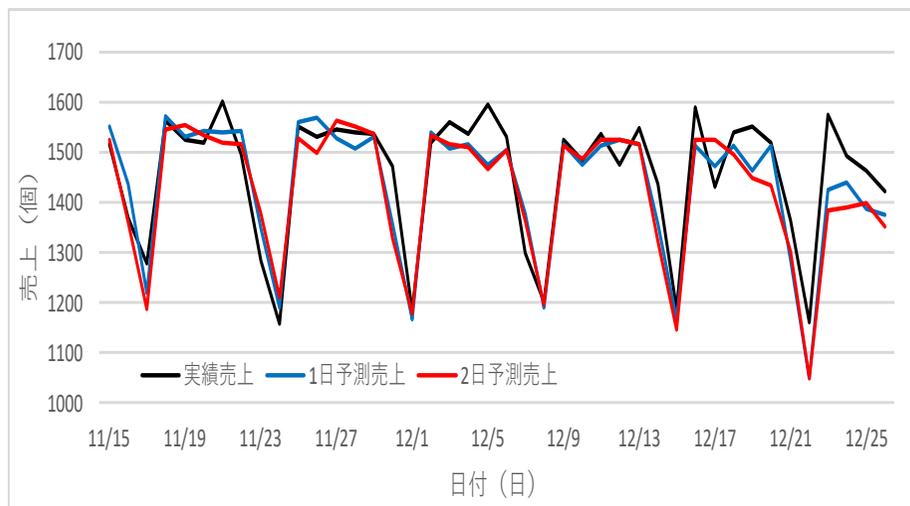
店舗：各店舗（時系列では積算）

1日予測と2日予測を比較すると1日予測の方が誤差は小さかったが、大きな違いはなかった。ただし、この誤差は最適在庫の量に影響する。今後は、最適在庫を考慮した発注を検討する。

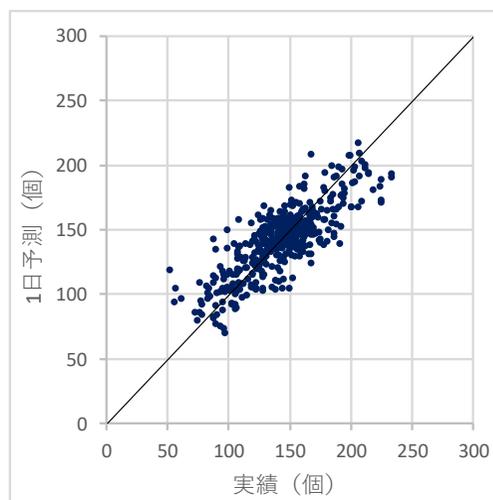
1日予測
2日予測

MAPE (%)	相関係数 (-)
10.9	0.81
12.0	0.77

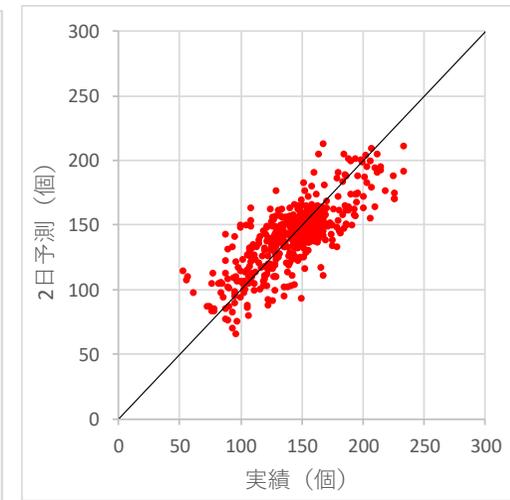
全店舗合計の時系列



1日予測（各店舗）



2日予測（各店舗）



4. まとめ

➤ まとめ

本事業の解析・予測結果をまとめ、今後の調査内容を設定する。

内容

調査結果	解析	惣菜パン：平日に売れる、気温は高いほど売上は多い 菓子パン：平日・休日とも同程度、気温は低いほど売上は多い 店舗によっても売上は異なる傾向があり、これらの特徴を考慮したモデルを作成する必要がある。
	予測	機械学習の予測モデルを構築して予測精度を検証したところ、 実際の発注より高い精度で予測ができている ことが分かった（注：発注実績は在庫を考慮するため予測と意味が異なるが、予測精度を評価するため比較値として利用した）。また、 予測タイミングを納品1日前・2日前として検証したところ、予測精度は大きく変わらなかった。
	今後	本予測モデルを用いて発注リードタイムを1日から2日に変更した場合のシミュレーションを実施し、発注リードタイムの変更が可能かを調査する。ここでは、 予測誤差と目標欠品率などから最適在庫を設定してシミュレーションを実施し、欠品・廃棄ロス・平均在庫量などを比較する。