

# コンビニエンス店舗向け新商品の受注量週次予測

M2018SS005 永井聖人

指導教員：三浦英俊

## 1 はじめに

本研究は、S 県にあるコンビニエンスストア向けに弁当を製造している A 社にデータを提供してもらい研究をしている。A 社の扱う食製品は、チルド、パック、直巻、手巻、弁当、御飯、寿司の7つのカテゴリで分類化されている。

A 社では、コンビニエンスストアに1日に3回(朝、昼、夜)食製品を配送している。しかし、チルドカテゴリの食製品はコンビニエンスストアに1日に1回(朝のみ)だけ配送している。

## 2 研究の目的

現在 A 社では、食製品を生産する前にベテラン社員の方が食製品の受注量の予測をしている。ベテラン社員の方以外の社員では、受注量を予測することは難しい。そのため、本研究ではある程度の予測精度が保証され、だれでも受注量の予測ができる手法を考案することを目的とする。今回は、日次予測の予測と実績の誤差の平均(誤差率(平均))を10ポイント以内にする、週次予測の誤差率(平均)を30ポイント以内にするを目標とする。

7つあるカテゴリのうち、チルドカテゴリの食製品を分析して予測する。使用するデータは、2015年から2019年に販売されたチルドカテゴリの食製品54商品のデータである。受注量の変化をカテゴリ別に比較するために、2014年から2017年に販売された弁当カテゴリの食製品141商品のデータも使用する。また、製造日(発売日)が火曜日かつ販売期間が4週(28日分)の食製品のデータを受注量の予測に使用している。

過去に食製品の受注量を予測した先行研究がある[1][2]。先行研究では弁当カテゴリの食製品を対象に日次予測のみ行っていたが、本研究ではチルドカテゴリの食製品の予測をする。また、日次予測だけではなく週次予測も行う。

## 3 チルドカテゴリの食製品の販売動向

表1 店舗あたりの受注量計算例

商品名	推奨時店数	初日の受注量	店舗あたりの初日の受注量
ハンバーグのロコモコ丼	800	4220	5.28
しらす丼	644	4871	7.56
トマトとコクデミチーズのロコモコ丼	836	3600	4.31
とろろ汁(麦めし)	653	3138	4.81
ねぎとろ丼	185	1153	6.23

食製品の受注量の変化を分析するために、食製品ごとに日別に「店舗あたりの受注量」を計算した。表1では、店舗あたりの初日の受注量を計算している。

$$\text{店舗あたりの受注量} = \text{受注量} / \text{推奨時店数}$$

商品によって、商品を提供しているコンビニエンスストアの店舗数が違う。店舗あたりの受注量を算出することで、提供しているコンビニエンスストアの店舗数が違う商品を纏めて比較しても受注量の変化傾向がわかりやすくなる。

図1と図2を見ると、チルドカテゴリの食製品は、弁当カテゴリの食製品と比較して受注量の変化が異なることがわかった。弁当カテゴリの食製品は、納品から鮮度が20時間ほどなのに対して、チルドカテゴリの食製品は、納品から鮮度が丸1日、長いもので3日半もつ。鮮度を保てる期間が長いので、1回食製品を仕入れたらすぐに仕入れる必要がない。また、食製品は初日の受注量が他の日の受注量よりも多く発注される。そのため、チルドカテゴリの食製品は、初日の受注量よりも2日目の受注量が減少し、2日目の受注量よりも3日目の受注量が増加する傾向があると考えられる。

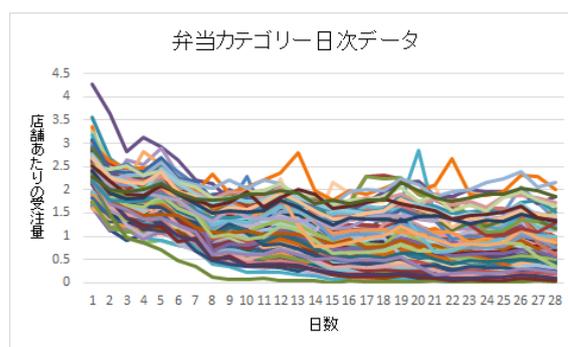


図1 弁当カテゴリの食製品の受注量の変化

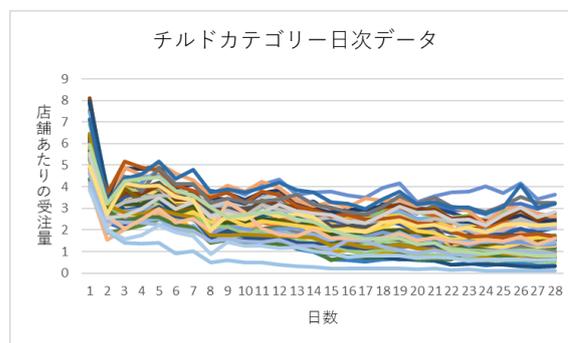


図2 チルドカテゴリの食製品の受注量の変化

## 4 グループ分けについて

グループ分けは、チルドカテゴリの食製品を販売動向の似ている商品群(グループ)に分けることで予測精度を高める狙いがある。本研究では、チルドカテゴリの食製

品の包装形態の違いを考慮して、チルドカテゴリーの食製品のグループ分けをする。

#### 4.1 包装形態について

表 2 店舗あたりの受注量計算例

包装形態	商品数	備考
丼	28	丸丼、角丼
弁当	16	セパレート容器のもの
他 1	2	加熱時に分解させるもの（上皿はレンジアップしない）
他 2	4	ミニ丼系
他 3	4	スープ系（おかゆ、スープ御飯）

チルド製品の包装形態は、「丼」、「弁当」、「他 1」、「他 2」、「他 3」の 5 種類ある。商品数の少なさと販売動向が類似していることから「他 1」、「他 2」、「他 3」は纏めて「その他」というグループにした。本研究では、「丼」、「弁当」、「その他」の 3 グループにチルドカテゴリーの製品を分けた。

#### 4.2 グループ分けの結果

2015 年から 2019 年に販売されたチルドカテゴリー 54 商品を、「丼」、「弁当」、「その他」の 3 グループに分けた。図 3 は、「丼」のグループに含まれる商品の日別の受注量の推移である。

図 4 は、「弁当」のグループに含まれる商品の日別の受注量の推移である。

図 5 は、「その他」のグループに含まれる商品の日別の受注量の推移である。

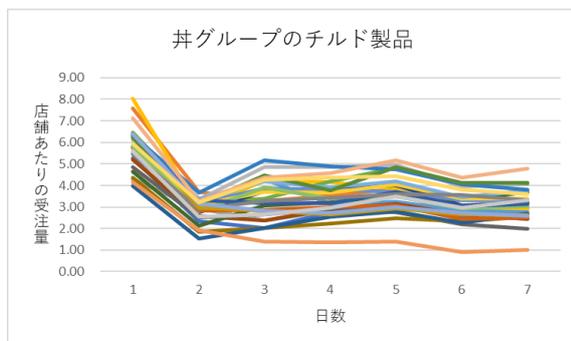


図 3 グループ「丼」の商品群の受注量推移

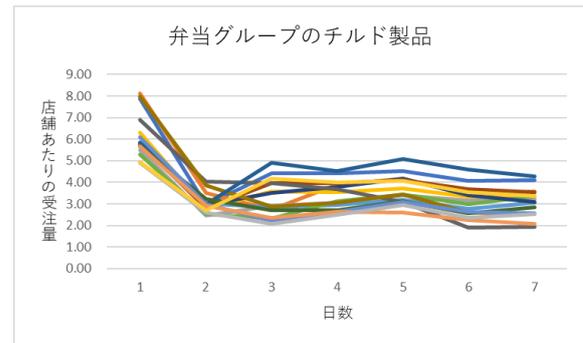


図 4 グループ「弁当」の商品群の受注量推移

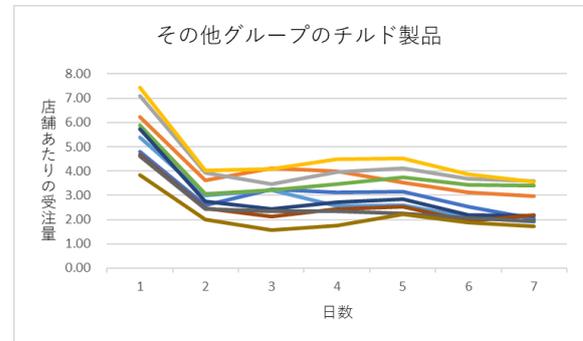


図 5 グループ「その他」の商品群の受注量推移

## 5 受注量予測

第 4 章で述べた包装形態を利用したグループ分けを使用して、チルドカテゴリーの食製品の日次予測と週次予測を行う。チルドカテゴリーの食製品の中で、2015 年から 2017 年のデータ (30 商品) を使用して予測係数を算出する。予測係数を使用して、2018 年以降のチルドカテゴリーの食製品 (24 商品) の予測を行って実績と比較検証する。

日次予測とは、当日に次の日の受注量を予測する方法である。

週次予測とは、販売期間が 28 日間ある食製品の火曜日 (1,8,15 日) に、水曜日 (2,9,16 日) の受注実績数に予測係数を掛け合わせて次週の火曜日から月曜日までの 7 日間の予測をする方法である。また、火曜日には水曜日の受注実績数は把握しているものとする。

### 5.1 予測係数

日次予測、週次予測に使用する予測係数を以下のように定義する。また、2015 年から 2017 年のチルドカテゴリーの食製品データ (30 商品) を使用してグループ別に予測係

数を算出する。

$I$  : 食製品の集合。

$K$  : グループの集合。

$c_k^{(n)}$  : グループ  $K$  に所属する食製品の第  $n$  日の受注予測係数。

$q_i^{(n)}$  : 商品  $i$  の, 第  $n$  日の店舗あたり受注実測数. ( $n=1,2, \dots, 28$ )

$q_i^{(n)}$  を使用して, 予測係数  $c_k^{(n)}$  を以下のように定義する。

$c_k^{(1)}$  : グループ  $K$  に所属する食製品  $i$  の  $q_i^{(1)}$  の平均 ( $n=1$ )

$c_k^{(n)}$  : グループ  $K$  に所属する食製品  $i$  の  $\frac{q_i^{(n)}}{q_i^{(n-1)}}$  ( $n$  日目の変化率) の平均 ( $n=2,3, \dots, 28$ )

## 5.2 変化率

変化率とは,  $n-1$  日目の受注量と比較した  $n$  日目の受注量の変化の割合のことである。

$$n \text{ 日目の変化率} = n \text{ 日目の受注量} / n - 1 \text{ 日目の受注量}$$

## 6 キーワードについて

日次予測は 1 日目, 週次予測は 1 週目の予測をする際に実データが使用できない。そのため他の日, 他の週よりも予測精度を向上させることが難しい。予測精度を向上させるため, 「キーワード」を使用して 1 日目の予測係数を計算する。

表 3 キーワード一覧表

キーワード	包装形態	1 日目の予測受注量
中華	丼	6.34
和食	丼	5.77
洋食	丼	4.72
肉類	弁当	6.32
チャーハン	弁当	6.41
和食 2	その他	5.52
ミニ丼系	その他	6.44
スープご飯	その他	5.72

### 6.1 キーワードの計算例

表 4 キーワード「中華」の計算例

商品名	製造日	包装形態	1 日目受注量
天津飯	2015/8/24	丼	8.03
ふわとろ玉子の天津飯	2016/8/22	丼	5.79
肉あんかけチャーハン	2017/3/20	丼	5.20

2015 年から 2017 年に発売されたチルド製品から以下の手順でキーワードの計算をする。

(1) 同じ包装形態の商品の中から, 共通している特徴を見つける。

(2) 1 個の商品につき 1 個のキーワードをつける。

(3) 共通のキーワードがついた商品の 1 日目の受注量の平均を計算する。((8.03+5.79+5.20)/3=6.34)

2018 年以降の商品の中で, 中華系の商品を予測する際に, 1 日目の予測係数を 6.34 とし中華系の商品の予測をする。

### 6.2 チルドカテゴリーのキーワード予測結果

表 5 キーワード予測結果

	1 日目誤差率	1 週目
キーワード不使用	15.6	24.4
キーワード使用	14.6	24.1

キーワードを使用して誤差率を計算した結果, 日次予測の場合は 1 日目誤差率が 1 ポイント小さくなった。また, 週次予測の場合は 1 週目の誤差率が 0.3 ポイント小さくなった。

チルドカテゴリーの製品は商品数が少なく, また同じような名前の商品が少ない。一般的なキーワードしかつけられなかったものが多く, 具体的に商品群を絞れるキーワードがあまり無かったため, 予測精度を少ししか向上しなかった。

## 7 日次予測

### 7.1 日次予測式

日次予測に使用する予測式を以下のように定義する。

$\hat{q}_{i,j}^{(n)}$  : 商品  $i$  の, 第  $j$  日に行う第  $n$  日の店舗あたり受注予測数. ( $j=0,1, \dots, 27$ ) ( $n=1,2, \dots, 28$ )

$$\hat{q}_{i,0}^{(1)} = c_k^{(1)} \quad (1)$$

$$\hat{q}_{i,j}^{(n)} = c_k^{(n)} q_i^{(n-1)} \quad (2)$$

### 7.2 日次予測結果

誤差 = 予測値 - 実データ

誤差率 = 誤差の絶対値 / 実データ

誤差率を, ある商品の受注量と予測で計算した予測値の間にどれだけ差があるか%表示したものと定義する。

初発の誤差率を, 新商品の 1 日目の誤差率と定義する。

また, 誤差率 (平均) をチルドカテゴリーの全ての食製品の予測の誤差の平均と定義する。

表 6 日次予測結果

初発誤差率	2 日目誤差率	3 日目誤差率	誤差率 (平均)
14.6	7.2	23.1	8.8

2015年から2017年のチルドカテゴリーの食製品データ(30商品)を使用して予測係数を算出し、2018年以降のチルドカテゴリーの食製品データ(24商品)の日次予測を行った。

包装形態別でグループ分けをして日次予測をした結果、カテゴリー全体の誤差率が8.8ポイントになり、目標である10ポイント以内に収めることができた。

## 8 週次予測

### 8.1 週次予測式

週次予測式を以下のように定義する。

$\tilde{q}_{i,j}^{(n)}$ : 商品*i*の第*j*日に行う第*n*日の店舗あたり受注予測数( $j=0,1,8,15$ )( $n=1,2,\dots,28$ )

第1週目(1日目から7日目)は、生産開始前で受注実測数が使用できないため受注実測数を除いて日次予測のときにも使用した予測係数を掛け合わせることで予測する。

(3),(4)式は第1週目の予測式である。

$j=0$ のとき、

$$\tilde{q}_{i,0}^{(1)} = c_k^{(1)} \quad (3)$$

$$\tilde{q}_{i,0}^{(n)} = c_k^{(n)} \tilde{q}_{i,0}^{(n-1)} \quad (n=2,3,\dots,7) \quad (4)$$

2~4週目は、水曜日の受注実測数と日次予測のときにも使用した予測係数を掛け合わせることで予測する。

$n$ 週目の予測をするときに $n-1$ 週目の水曜日の受注実測数を使用する。

(5),(6)式は第2週目の予測式である。

$j=1$ のとき、

$$\tilde{q}_{i,1}^{(8)} = c_k^{(8)} c_k^{(7)} c_k^{(6)} c_k^{(5)} c_k^{(4)} c_k^{(3)} q_i^{(2)} \quad (5)$$

$$\tilde{q}_{i,1}^{(n)} = c_k^{(n)} \tilde{q}_{i,1}^{(n-1)} \quad (n=9,10,\dots,14) \quad (6)$$

(7),(8)式は第3週目の予測式である。

$j=8$ のとき、

$$\tilde{q}_{i,8}^{(15)} = c_k^{(15)} c_k^{(14)} c_k^{(13)} c_k^{(12)} c_k^{(11)} c_k^{(10)} q_i^{(9)} \quad (7)$$

$$\tilde{q}_{i,8}^{(n)} = c_k^{(n)} \tilde{q}_{i,8}^{(n-1)} \quad (n=16,17,\dots,21) \quad (8)$$

(9),(10)式は第4週目の予測式である。

$j=15$ のとき、

$$\tilde{q}_{i,15}^{(22)} = c_k^{(22)} c_k^{(21)} c_k^{(20)} c_k^{(19)} c_k^{(18)} c_k^{(17)} q_i^{(16)} \quad (9)$$

$$\tilde{q}_{i,15}^{(n)} = c_k^{(n)} \tilde{q}_{i,15}^{(n-1)} \quad (n=23,24,\dots,28) \quad (10)$$

## 8.2 週次予測結果

表7 週次予測結果

1週目	2週目	3週目	4週目	誤差率(平均)
24.1	31.6	27.5	24.7	26.9

2015年から2017年のチルドカテゴリーの食製品データ(30商品)を使用して予測係数を算出し、2018年以降のチルドカテゴリーの食製品データ(24商品)の週次予測を行った。1週目(1週目の誤差率の1日あたりの平均)の予測誤差率と4週目の予測誤差率が他の週の予測誤差率よりも小さかった。全体の誤差率は、約27ポイントにおさまった。週次予測の誤差率(平均)を30ポイント以内にすることもできた。

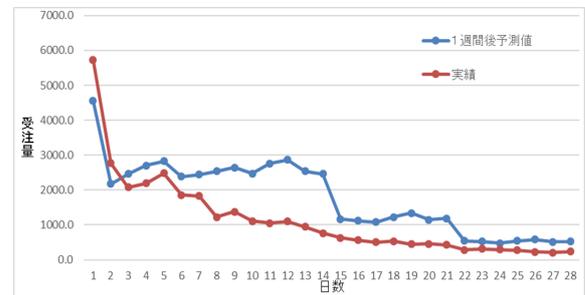


図6 タッカルビ弁当の週次予測結果

週次予測の予測精度が低い商品例として、タッカルビ弁当の予測結果を載せた。タッカルビ弁当は、今回週次予測をした商品の中で平均の誤差率が一番大きい。また、誤差率(平均)が102.9ポイントだった。2週目以降の予測を大きく外してしまっている。1週目は予測値の方が実績よりも受注量が少ないが、2週目以降は予測値の方が実績よりも受注量が多くなっている。

## 9 まとめと今後の課題

日次予測は、誤差率(平均)が10ポイント未満で、週次予測は誤差率(平均)が30ポイント未満だった。包装形態別に分けることで、商品を予測する際にどのグループの予測係数を当てはめて予測すればいいのか分かりやすくなった。

現在さらに予測精度を向上させるために、消費期限のデータを利用することを考えている。

### 参考文献

- [1] 市橋舞美・加藤優貴:『コンビニエンスストア向け食製品の受注量予測』。2017年度南山大学大学院工学部卒業論文, 2018.
- [2] 山田啓介・山口素:『食品工場のコンビニエンスストア向け新商品の受注量予測』。2018年度南山大学大学院工学部卒業論文, 2019.