

平成 26 年度
次世代物流システム構築事業
需要予測の精度向上・共有化による
省エネ物流プロジェクト
報告書

平成 27 年 2 月 27 日

一般財団法人 日本気象協会

目次

1.	はじめに.....	1
1.1	事業の背景.....	1
1.2	事業の目的.....	1
1.3	事業概要.....	5
1.4	報告書の記述方針.....	6
2.	気象データの利用方法.....	7
2.1	気象観測値の利用方法.....	7
2.1.1	日配品の解析.....	8
2.1.2	季節商品の解析.....	11
2.2	気象予測値の利用方法.....	12
2.2.1	短期予測.....	12
2.2.2	長期予測.....	13
3.	日配品の検討.....	22
3.1	対象商品の選定.....	22
3.2	解析方法.....	23
3.3	市場規模データの解析.....	24
3.3.1	白豆腐の解析.....	25
3.3.2	厚揚げ.....	31
3.3.3	油揚げ.....	33
3.4	対象商品の解析.....	35
3.4.1	定番商品の解析.....	35
3.4.2	気象感応度の高い商品の解析.....	38
3.5	実証実験 食品ロス削減量の算出.....	49
3.6	安全在庫の考慮.....	52
3.7	二酸化炭素ロス削減量の算出.....	54
4.	季節商品の検討.....	55
4.1	対象商品の選定.....	55
4.2	冷やし中華つゆの解析.....	56
4.2.1	市場規模データの解析.....	56
4.2.2	対象商品の解析.....	68
4.2.3	実証実験 食品ロス削減量の算出.....	72
4.2.4	二酸化炭素ロス削減量の算出.....	79
4.3	鍋つゆの解析.....	90
4.3.1	市場規模データの解析.....	90

5.	小売業の解析.....	94
5.1	実施概要.....	94
5.2	資料の収集整理.....	95
5.3	小売業における売上の特徴.....	96
5.4	来店客数の特徴.....	99
5.5	来店客数の予測.....	101
5.6	売上の予測.....	102
5.7	小売業の解析のまとめ.....	103
6.	アンケート調査.....	105
6.1	全業種向けアンケート.....	105
6.1.1	アンケートの内容.....	105
6.1.2	アンケートの回答.....	107
6.2	小売業向けアンケート.....	110
6.2.1	アンケートの回答.....	111
7.	今年度の成果と課題・2015年度の計画.....	112
7.1	今年度の成果.....	112
7.1.1	気象データの利用方法.....	112
7.1.2	日配品の検討.....	115
7.1.3	季節商品の検討.....	120
7.1.4	小売業の解析.....	126
7.1.5	アンケート調査.....	130
7.2	課題.....	131
7.2.1	製・配・販の連携.....	131
7.2.2	市場規模と連動しない部分の解析（プロモーションの考慮）.....	131
7.2.3	離散的なデータの解析（人工知能）.....	131
7.3	2015年度の計画.....	132
7.3.1	商品・エリアの拡大.....	132
7.3.2	多面的解析の検討及びCO2削減の再確認.....	132
7.3.3	実験案の計画策定.....	132

1. はじめに

1.1 事業の背景

東日本大震災以降、省エネルギーの抜本的強化が必要となっている中、我が国のエネルギー消費量の約2割を占める運輸部門、とりわけ物流分野の省エネルギー対策を進めることが重要視されている。物流分野の省エネルギー対策に関しては、我が国の産業を担う企業の経済活動・成長を維持しつつ、推進することが必要であり、物流体系の効率化を基軸とした対策が強く要請されている。

1.2 事業の目的

本事業は、食品分野において需要予測を高度化して製・配・販で共有することにより、物流を最適化し、物流分野の省エネルギーを実現することを目的とする。

(1) 食品分野の物流の現状と課題

現在、食品分野では、売上高物流コスト比率が下表に示す通り製・配・販ともに5%以上を占め、全業種の4.77%を大きく上回っており（2013年度 物流コスト調査報告書、JILS）、物流の最適化が重要となっている。また、物流コストの中においては、需要の予測不完全性から生じるリバース物流コスト（返品・返送物流費、回収物流費、廃棄物流費、リサイクル物流費）が全業種平均で2.67%を占めている。

このリバース物流コストは、特に、①日々の売り上げが気象と関連が深い日配品や、②特定の気象状況（季節）にのみ売り上げが増加する季節商品で大きくなる傾向がある。これは、日配品は賞味期限が短く売れ残った商品は廃棄せざるを得ない、季節商品は次年まで賞味期限がもたず季節が終了すると廃棄せざるを得ない、という事情のためである。

表 1.1 食品分野の売上高物流コスト比率

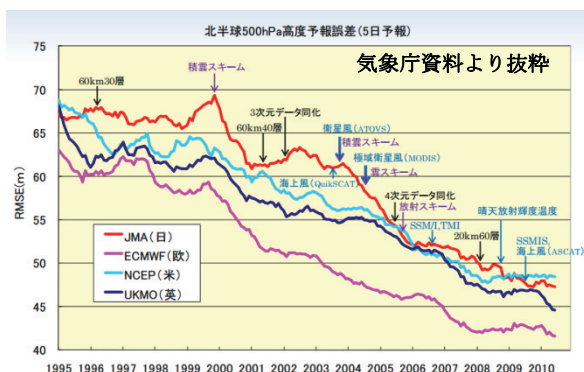
業種	製造業		卸売業（食品 飲料系）	小売業
	食品（要冷）	食品（常温）		
売上高物流コスト比率	8.57%	6.01%	6.13%	7.83%

(2) 課題の解決策

これまで、リバース物流コスト削減のため、①物流拠点の見直し、②積載率の向上、③在庫削減などの試みが行われてきた。しかし、これらの各企業が実践する試みには限界があり、抜本的な削減のためには商慣習を変更してサプライチェーン全体で効率化を図っていく必要がある。サプライチェーン全体での効率化を図る試みとして、2013年に経済産業省で「1/3 ルールの改正」が検討された。賞味期限に関する商慣習を改善することでリバース物流を削減する事業が実施され、一定の成果が得られた。

1/3 ルールの改正は、流通過程において廃棄と判断される基準を緩和する試みであったが、リバーズ物流が生じる本質的原因は、「需要量（発注量）を正確に予測できないこと」である。これは、①需要予測の不完全性、②製・配・販の注文量のミスマッチなどから生じているものであり、この問題を解決するためには、高精度な需要予測を開発し、製・配・販で情報を共有することが必要である。

需要予測の不完全性は、消費者の販売行動が流行など多くの予測不能な因子から決定されるために生じている。しかし、需要を決定する因子の中で唯一、気象情報は物理学的に予測可能である。近年、気象予測は気象理論の進歩と計算機性能の著しい向上により、予測情報の精緻化・高度化が進行し、この15年で気象予測の誤差が大きく改善した（右図）。また、長期予測の分野では新たな考え方としてアンサンブル予測が現業運用されるようになり、2012



年12月に予報業務の法改正が行われ、長期予測情報を配信するにあたり表現できる予報の時間分解能が緩和され、細かな長期の売り上げ予測も可能となってきている。したがって、本事業では近年、高度化された気象情報を核に、POSデータや発注データなどのビッグデータを解析して、気象情報を用いた需要予測モデルを構築する。

製・配・販の注文量のミスマッチは、各企業が独立に利益を追求する中で、それぞれが各企業に必要な需要予測を行い、その予測が一致していないために生じるムダである。製（メーカー）は、消費者の最終需要を予測するのではなく、配（卸）や販（小売）からの発注量を予測する必要があり、これが需要予測をより困難にしている。ここで、製・配・販が同じ需要予測情報を共有していれば、需要予測の差異による誤差は解消される。

そこで、本事業ではリバーズ物流コストが大きい日配商品や季節商品の中で気象感応度の高い商品を対象に、高度な需要予想モデルを構築するとともに、これまでの商慣習を見直し、製・配・販が情報を共有することでサプライチェーン全体での最適化を図ることで、物流分野での省エネルギーの達成を目指す。

(3) 効果と将来イメージ

本事業では、①需要予測を高度化する、②製・配・販が需要予測を共有することで、サプライチェーンの最適化を図る。現状と将来のイメージを示す。

現状のイメージを図 1.1 に示す。現在は、各企業が独立に需要予測を行っているため、注文量のミスマッチが発生してリバース物流コストを増大させている。

日配品の豆腐を扱う相模屋食料を例にすると、現在は消費者の最終需要を予測するのではなく、小売からの注文量を予測して日々の生産を行っており、その結果、廃棄経費が発生している。また、廃棄をした豆腐を作成する人件費や原材料の輸送、廃棄を行わず安売りすることによる需要の喪失など、さらに大きな損失につながっている。

これらは、メーカーが予測する卸や小売からの注文量の予測値と実際に卸や小売からの注文量が異なるという「注文量のミスマッチ」が原因と考えられる。

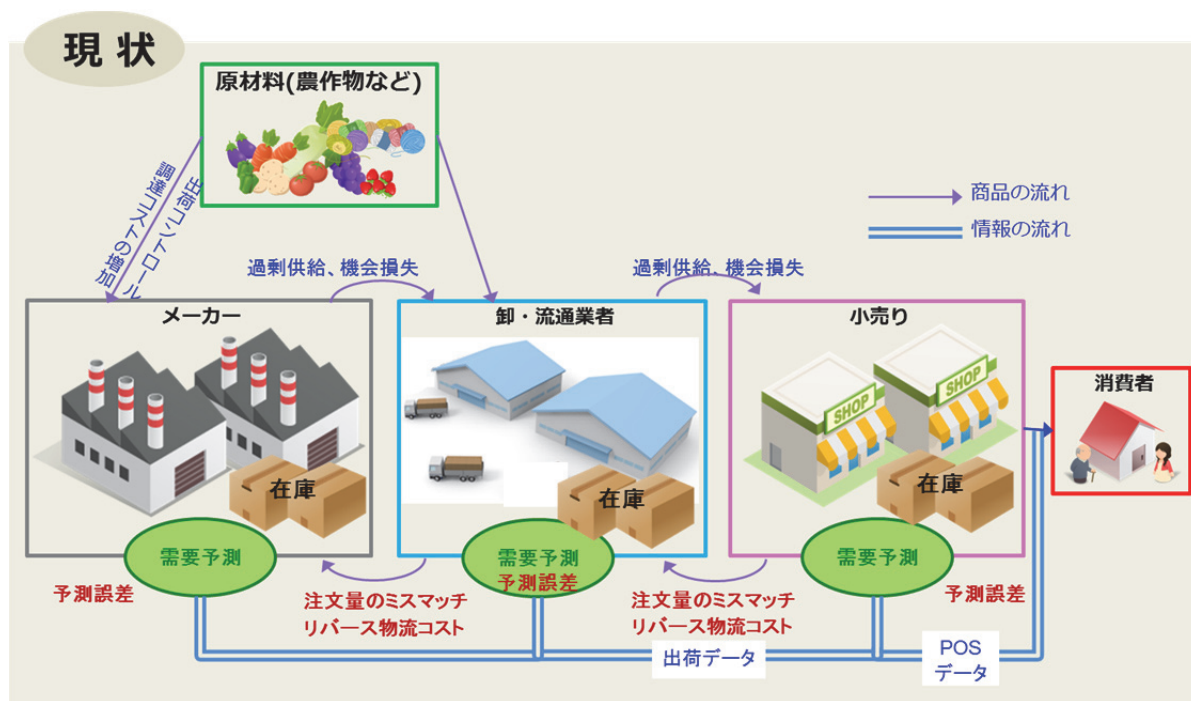


図 1.1 現状のサプライチェーンのイメージ図

前記の問題を解消するため、将来は、サプライチェーンの中心に需要予測センターを設置し、各企業に精度の高い需要予測情報を配信する。これにより、注文量のミスマッチを防ぎ、サプライチェーン内の情報の共有化を図り、物流部門の省エネルギーを実現する。図 1.2 に将来のサプライチェーンのイメージを示す。

全小売が本事業に参加して完全に需要予測情報を信じると理想化した状況では、需要予測情報を共有した場合は、注文量のミスマッチによる廃棄は発生しない。

したがって、製・配・販が需要予測を共有情報した場合は、注文量のミスマッチによるリバース物流は削減が可能であると考えられる。

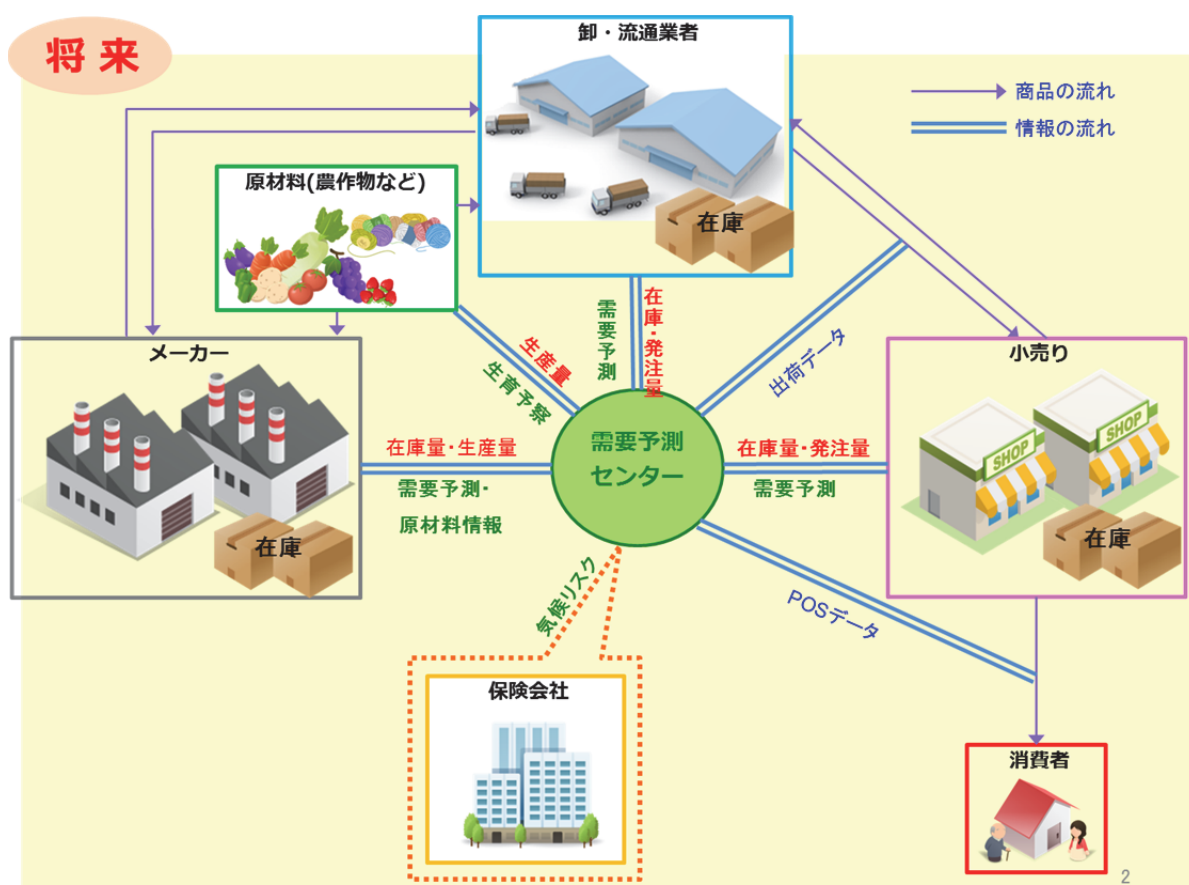


図 1.2 将来のサプライチェーンのイメージ図

1.3 事業概要

本事業では、リバース物流コストが大きく気象感応度の高い食品を対象とし、製・配・販が協働で需要予測モデルを開発することにより、物流分野の省エネルギーを達成する。これらの特徴を持つ商品として、①賞味期限が短く気象状況によって売上の変化が大きい日配品、②賞味期限は長いが特定の季節しか需要がない季節商品を対象とする。その代表的な商品として、日配品では豆腐を、季節商品では麺つゆ・鍋つゆを対象とする。また、製造業者や小売業者などにアンケートを行い、どのような需要予測情報が求められているかを調査する。本事業のフローを図 1.3 に示す。

表 1.2 本事業で対象とする商品

種類	内容	賞味期限
豆腐	要冷	日配品
麺つゆ	常温	季節商品
鍋つゆ	常温	季節商品

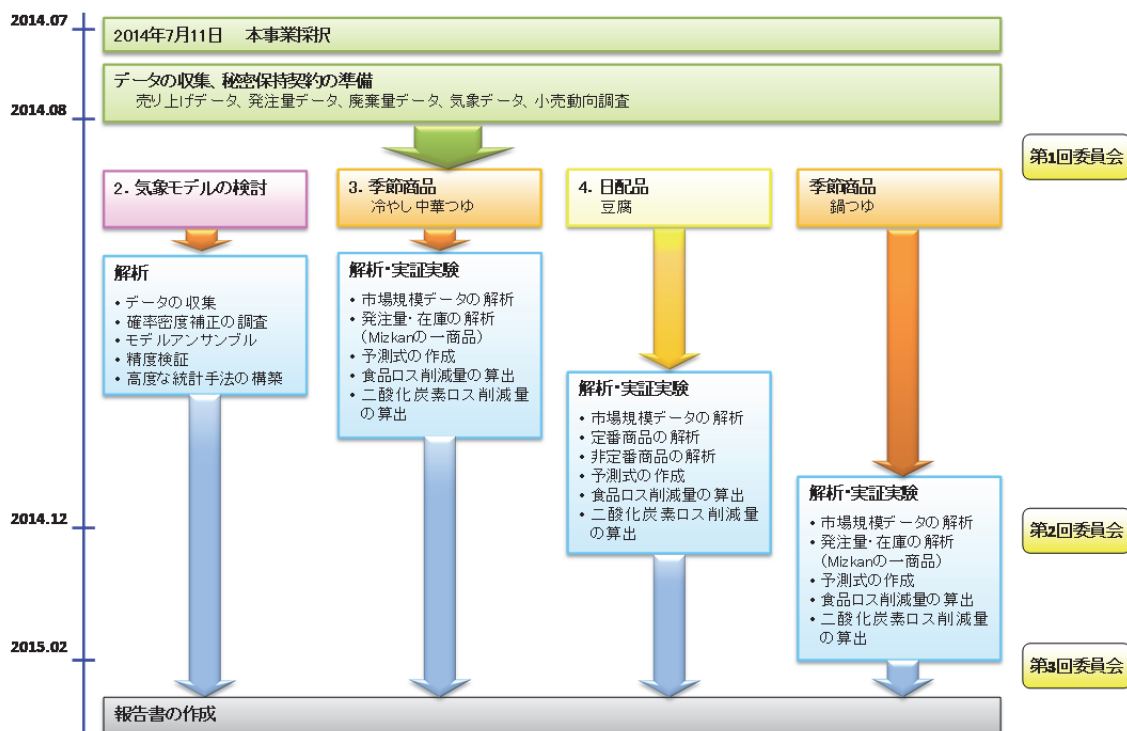


図 1.3 本事業のフロー図

1.4 報告書の記述方針

本報告書では、各企業の経営データを扱っているため、すべてを開示することはできない。そこで、絶対値については、全体売上である市場規模データや、最終結果である二酸化炭素量のみとし、それ以外の値についてはできるかぎり相対値で示すこととし、図化においても縦軸の値は掲載しないこととした。

各商品の1個当たりの二酸化炭素発生量についても、掲載するとその他の値を割り出すことができることから掲載しないこととし、表などは白のフォントで記述した。

2. 気象データの利用方法

本章では、近年、高度化された気象情報をどのように利用すれば、高度化した需要予測につながるかを検討する。

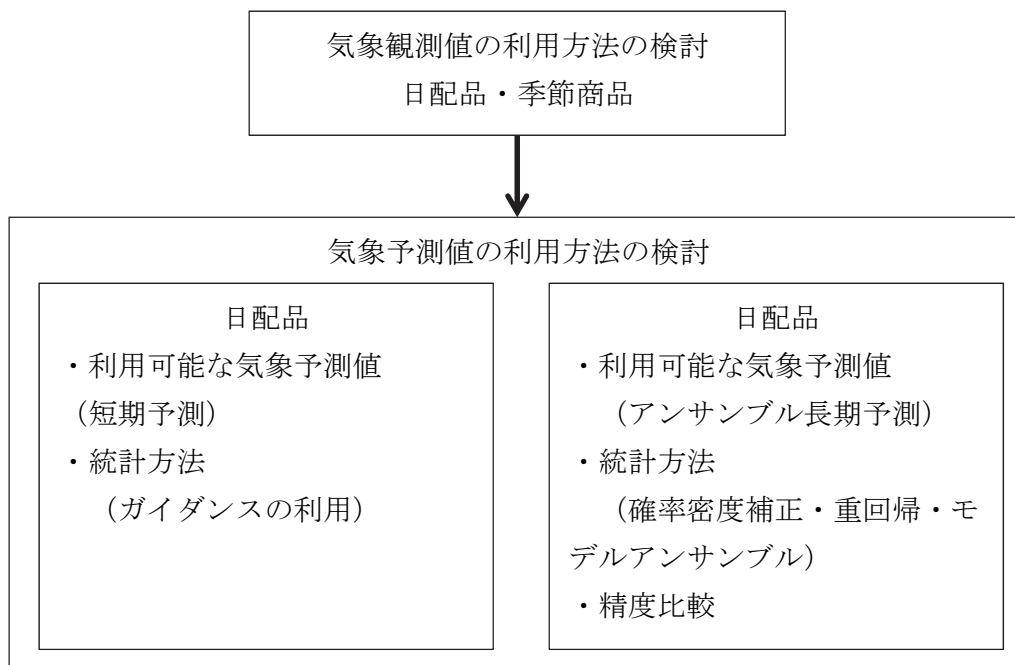


図 2.1 気象データの利用 検討フロー

2.1 気象観測値の利用方法

売上の統計解析を行う場合、適切に気象観測値を選択しなければならない。本事業では、①日配品向けの店舗の解析と②季節商品向けの関東地方の解析を行うため、それぞれに対してどのようなデータを利用すべきかを検討した。

日配品向けの解析では、表 2.1 に示すように各店舗の短期予測を利用するが、短期予測では各気象要素とも予測精度は比較的高いと考えられるため、気温・湿度・雨などを利用することとした。

一方、季節商品向けの解析では、関東域の長期予測を利用するが、現在の技術では長期予測では気温以外の要素の精度は十分ではないと考えられるため、気温のみを利用することとした。

表 2.1 各対象商品に必要な要素

対象商品	気象予測	対象	要素
日配品	短期予測 (2~3 日)	各店舗	気温・湿度・雨
季節商品	長期予測 (1 ヶ月)	南関東域	気温のみ

2.1.1 日配品の解析

日配品の解析では、店舗ごとに解析を行うため時間・空間に細密な観測値を利用する必要がある。そこで、気温・湿度などについては AMeDAS¹や気象官署²を利用し、雨については解析雨量³を利用することとした。

(1) 気温

気温は AMeDAS 観測値を利用するが、AMeDAS 観測値は離散的なデータであるため各店舗へ内挿を行う必要がある。しかし、離散的なデータの内挿においては観測値の密集度を考慮しなければ密集している観測値に引きずられる可能性がある。例として、図 2.2 のような状態を考える。この場合、南側は 25°C で北側は 15°C であるため、小売店の気温は約 20°C と考えられるが、距離内挿をした場合は南側に 2 点の観測値があるため、約 21.7°C になり、密集した観測値に引きずられることが分かる。そこで、観測点密度を考慮した内挿方法を利用した。本手法では AMeDAS の配置が約 20km であることを考えて、影響半径を 30km とし逐次修正法で求めた。この手法であると図 2.2 の例では 20°C となり確からしい内挿となる。また、気温は高いところほど低いという特徴があるため、標準大気を仮定して標高が 1000m 上がると 6.5°C 下がるように標高補正を施した。

$$W(R) = \max\left(\frac{1}{1 + 9(R/R_i)^2} - 0.1, 0.0\right)$$

$$W_{Di} = 1 / \sum_{j=1}^n W(R_{ij})$$

$$\phi^A = \phi^G + \sum_{i=1}^n W(R_i) W_{Di} (\phi_i^O - \phi_i^G) / \sum_{i=1}^n W(R_i) W_{Di}$$

R	: 小売店から観測点までの距離 (km)
R_i	: 影響半径 (定数: 30km)
W	: 重み関数
W_{Di}	: 観測点密度に反比例する関数
ϕ^A	: 気象要素の解析値

¹ アメダス (AMeDAS) とは「Automated Meteorological Data Acquisition System」の略で、「地域気象観測システム」という。雨、風、雪などの気象状況を時間的、地域的に細かく監視するために、降水量、風向・風速、気温、日照時間の観測を自動的におこなったもの。気象災害の防止・軽減に重要な役割を果たしている。

² 気象官署は有人の観測所で北海道に 6 気象台、沖縄県に 3 気象台、管区気象台の所在する宮城県・東京都・大阪府・福岡県を除いた各府県に 1 気象台が存在する。

³ 解析雨量とは 解析雨量は、国土交通省水管理・国土保全局、道路局と気象庁が全国に設置しているレーダー、アメダス等の地上の雨量計を組み合わせ、降水量分布を 1km 四方の細かさで解析したもの

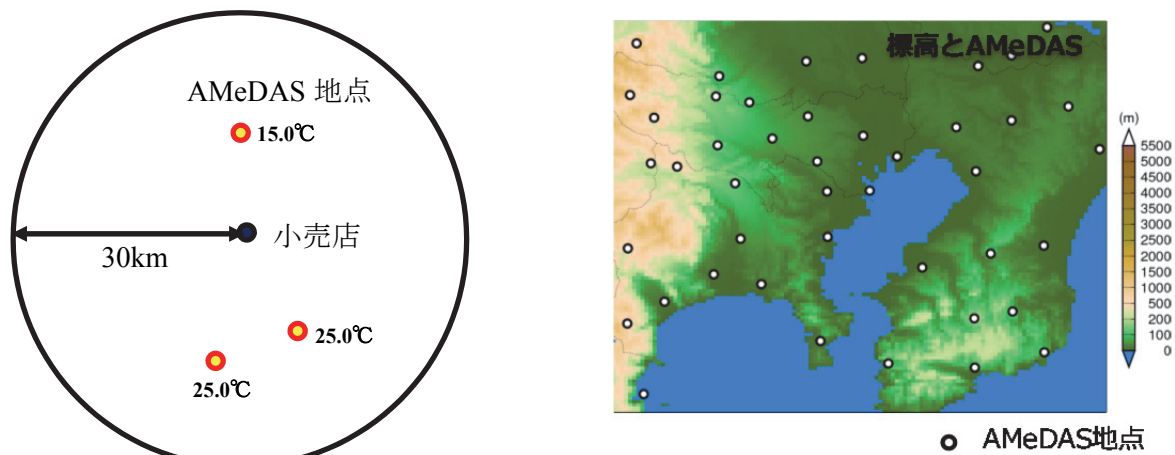


図 2.2 気温の内挿法の模式図

(2) 不快指数

人間の行動に影響を与えるのは単純な気温ではなく、湿度も考慮した不快指数の可能性もあると考えられる。そこで不快指数についても検討を行った。不快指数には湿度の観測値が必要である。湿度は AMeDAS 地点のすべてで観測しているわけではなく、気象官署のみで行われている (図 2.3)。不快指数は以下の式で求めた。

$$DI = 0.81T + 0.01Rh(0.99T - 14.3) + 46.3$$

DI : 不快指数 (—)
 T : 気温 (°C)
 Rh : 湿度 (%)

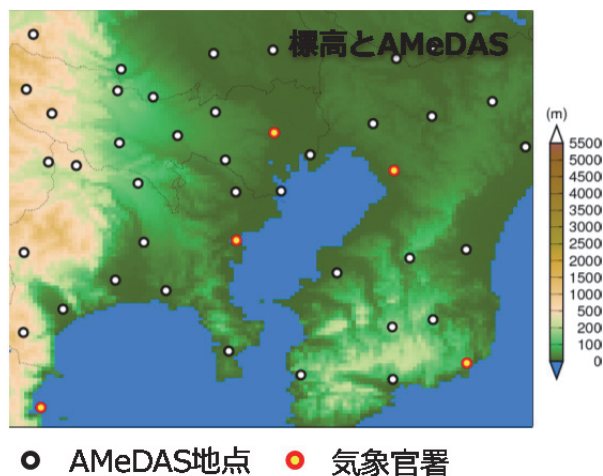


図 2.3 標高と気象官署の分布

(3) 雨

雨については、AMeDASにも情報はありますが近年は局地豪雨が増加しており、AMeDASでは小売店における雨をすべて捉えられるわけではない。図 2.4 は 2013 年 7 月 23 日 17 時の 1 時間雨量であるが、AMeDAS 地点の分布より降雨の分布は細かく、AMeDAS 地点の情報のみでは雨量の状況を把握できないことが分かる。

そこで、本事業では雨については気象庁が発表している解析雨量を利用することとした。解析雨量は 30 分に一度発表され、約 1km メッシュの情報である。

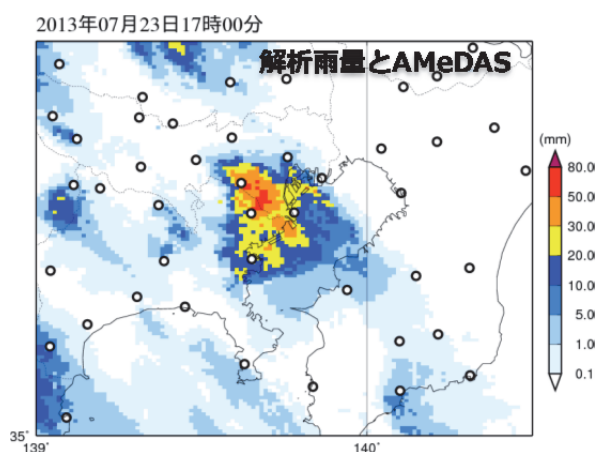


図 2.4 解析雨量（色）と AMeDAS（○印）の分布

(4) 利用方法

店舗ごとの売上予測を行う場合は、それぞれの店舗の気温や不快指数を使い、全体の売上を予測する場合は、期間中の売上総量で重みづけした気温を利用することとした。

2.1.2 季節商品の解析

季節商品の解析では南関東の代表的な気温を利用する。商品の売上を説明する気温は、人口の多い地域ほど代表性が高いと仮定して各 AMeDAS 観測点周辺の人口の重み付き平均の気温とした。

各 AMeDAS 地点に割り振る人口は、各自治体からもっとも近い AMeDAS 地点にその人口を割り振ることで決定した。各 AMeDAS 地点の人口とその分布を図 2.5 に示す。

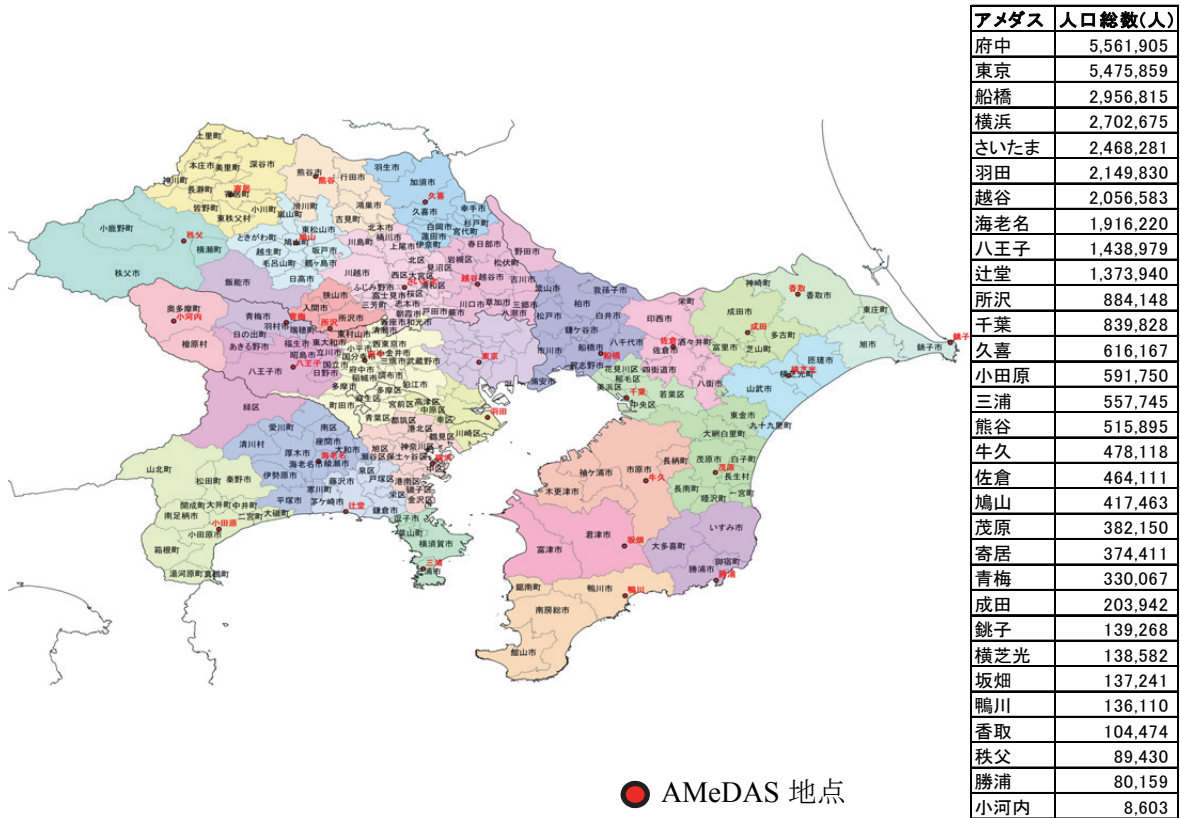


図 2.5 南関東の AMeDAS 地点の分布

2.2 気象予測値の利用方法

2.2.1 短期予測

利用可能な短期予測には、表 2.2 に示すような予測値が存在する。もっとも細かい情報は LFM であるが LFM は予報時間が 9 時間しかない。本事業では商品の売上予測を行うが、商品の生産には時間のかかることから考えて LFM は利用しないこととした。

翌日予測には MSM、2~3 日予測については GSM が利用可能である。しかし、図 2.6 に示すように一般的に格子点値を利用するよりガイダンスを利用する方が精度は高いことが分かっており、本事業ではガイダンスを利用することとした。

表 2.2 利用可能な短期予測

気象モデル	格子間隔	頻度	予報時間	要素
LFM	2km	24 回/日	9 時間	気温・湿度・雨・etc
MSM	5km	8 回/日	39 時間	気温・湿度・雨・etc
GSM	20km	4 回/日	84 時間	気温・湿度・雨・etc
MSM ガイダンス	5km	8 回/日	39 時間	雨・天気・etc
	AMeDAS 地点			気温・湿度
GSM ガイダンス	20km	4 回/日	84 時間	雨・天気・etc
	AMeDAS 地点			気温・湿度

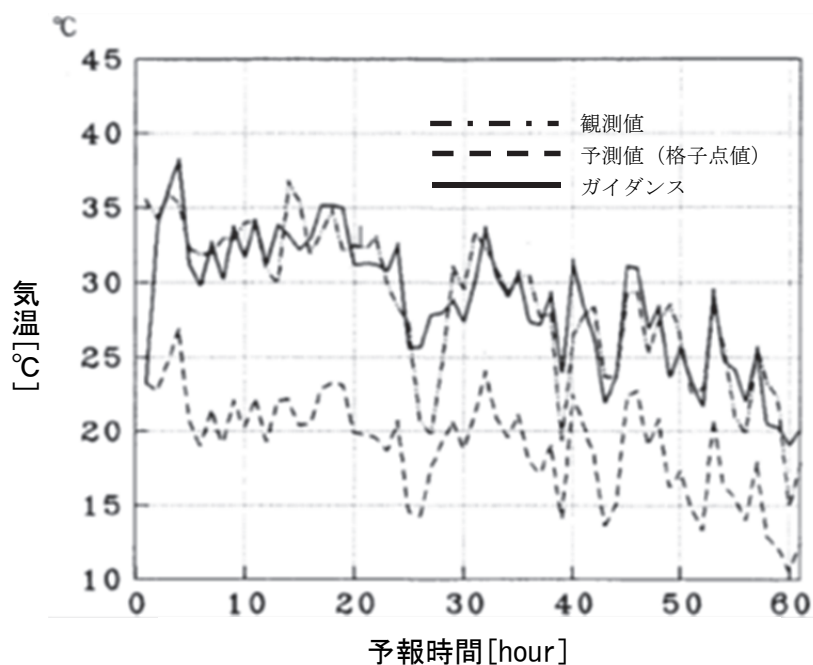


図 2.6 ガイダンスによる精度向上

(出典：国次雅司 「カルマンフィルターを用いた数値予報ガイダンス」)

2.2.2 長期予測

(1) 利用可能な気象情報の整理

現時点で入手または活用可能なアンサンブル予報データとして、表 2.3 のデータが存在する。各数値予報センターの全球予報の北半球 500Pha 高度の全球予報の精度を図 2.7 にアンサンブル予報の精度を図 2.8 に示す。どちらも ECMWF（ヨーロッパ気象局）の精度がもっとも高い結果となっている。ただし、気象庁は①日本付近の観測値をもっとも多く収集している、②日本付近の精度をあげるためのチューニングを実施していると考えられることから、日本付近の精度は高くなっていると考えられる。したがって、本事業では ECMWF と気象庁の予測を比較・検証して利用することとした。また、本事業では 1 ヶ月の予測を行うことから、1 ヶ月予報までを対象とした。

各予報サービスの種類・仕様（更新間隔、予測時間、解像度、出力値、運用開始時期など）に関する一覧を表 2.4 に示す。NCEP は無償でデータをダウンロードすることが可能であるが、気象庁と ECMWF に関しては、データを購入する必要があるため、本事業では両モデルの予測計算結果を購入することとした。

表 2.3 アンサンブル予報

発行機関	内容	予報時間
気象庁	週間予報メンバー別全球格子点値	11 日
	1 ヶ月予報メンバー別全球格子点値	1 ヶ月
	3 か月予報メンバー別全球格子点値	3 ヶ月
	暖・寒候期予報アンサンブル G P V	最大 6 ヶ月
ECMWF ⁴	Atmospheric Model low resolution 15-day forecast	15 日
	Atmospheric Model low resolution 32-day forecast	1 ヶ月
	Seasonal low resolution 7-month forecast	7 か月
NCEP ⁵	Global Ensemble Forecast System 16-day forecast	2 週間

⁴ ECMWF(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts) : 欧州中期予報センター

⁵ NCEP(National Centers for Environmental Prediction) : 米国海洋大気庁環境予測研究センター

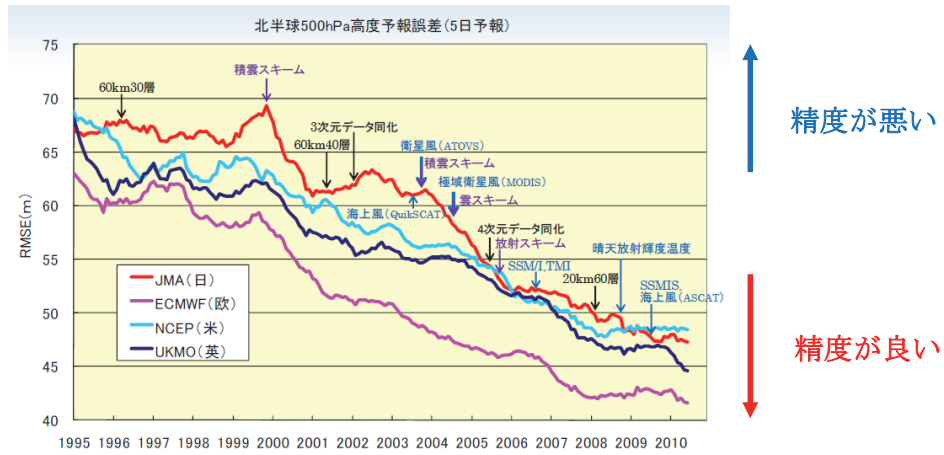


図 2.7 各数値予報センターの全球予報の北半球 500Pa 高度の RMSE に関する年変化 (気象庁資料より引用)

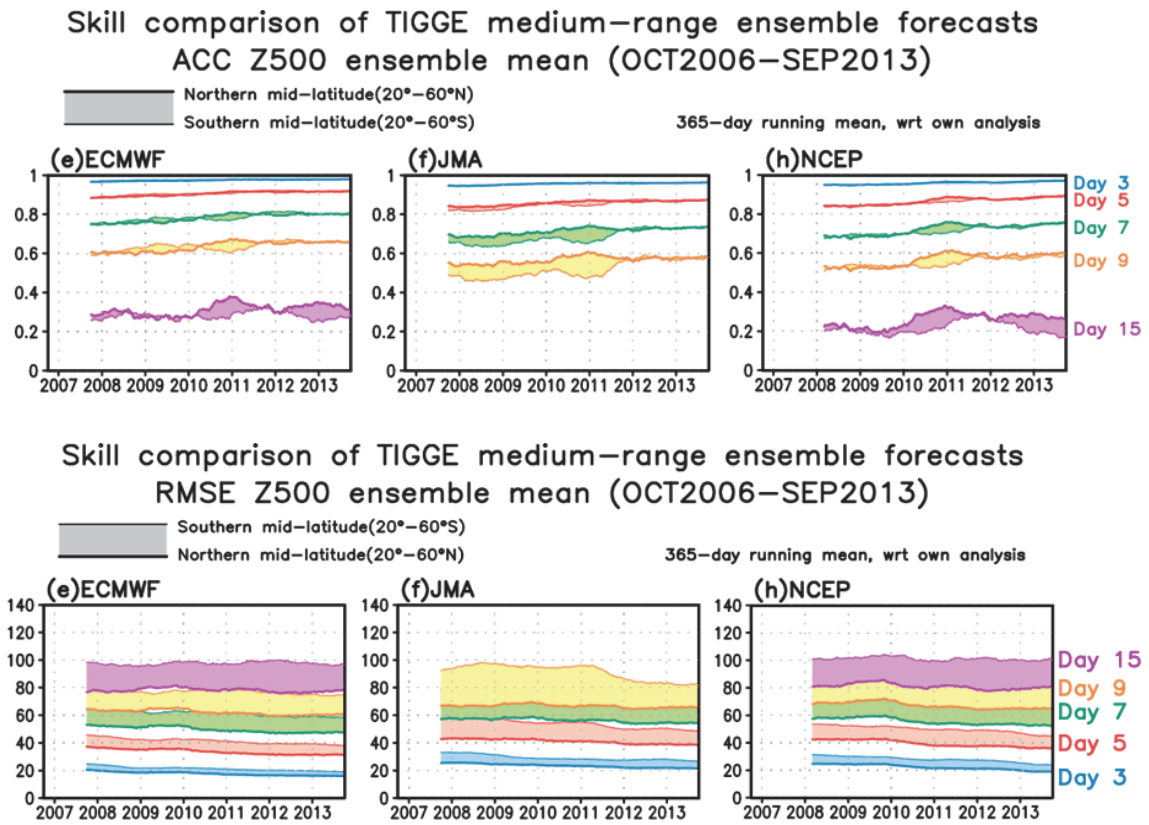


図 2.8 各数値予報センターのアンサンブル平均の相関係数 (上図) と RMSE (下図) (TIGGE⁶の研究結果から引用)

⁶ TIGGE とは、「the THORPEX Interactive Grand Global Ensemble」の略で、世界の数値予報センターのアンサンブル予測結果を集計して公開している。

表 2.4 気象庁とECMWFの長期予測の種類・仕様の一覧

		気象庁		ECMWF	
予報の種類	週間予報メンバー別 全球格子点値、日本域格子点値	1 か月予報メンバー別 全球格子点値	Atmospheric Model low resolution 10-day forecast (ENS extended)	Atmospheric Model low resolution 32-day forecast (ENS extended)	
仕様	更新間隔	2 回/日 (00UTC,12UTC)	2 回/週 (12UTC)	4 回/日 (00,06, 12,18UTC)	2 回/週 (00UTC)
	予報時間	11 日間 (12 時間間隔)	33 日間 (1 日間隔) 月曜日：0～16 日間 木曜日：0～33 日間	10 日間	32 日間
解像度	モデル分解能：約 40km 配信後：等緯度経度 (日本付近：1.25 度格子)	モデル分解能：約 55 km 配信後：等緯度経度 (2.5 度格子)	モデル分解能：T639 配信後：等緯度経度 (0.25 度格子)	モデル分解能：T319 配信後：等緯度経度 (0.5km 格子)	
アンサンブルメンバー数	27	50 (木曜日配信例：水曜日 25 メンバー、 木曜日 25 メンバー)	51	51	
要素	海面更生気圧、気温、風、相対湿度、雨量	海面更生気圧、気温、風、相対湿度、雨量	海面更生気圧、気温 (最高・最低含む)、風、相対湿度、雨量 診断量 (突風風速、露点温度、蒸発量、積雪、土壌温度、土壌水分量、日照時間、放射量など)	海面更生気圧、気温 (最高・最低含む)、風、相対湿度、雨量 診断量 (突風風速、露点温度、蒸発量、積雪、土壌温度、土壌水分量、日照時間、放射量など)	http://www.ecmwf.int/en/forecasts/datasets/catalogue-ecmwf-real-time-products
データ入手先	気象業務支援センターから購入 メールアドレス:haisin@jmbc.or.jp	ECMWF Data Services から購入 メールアドレス: Data.Services@ecmwf.int			

(2) 統計処理手法

長期予測の分野では、全球における大気・海洋の観測データに基づいた解析値を初期値として流体力学や熱力学などの方程式に基づいて将来の大気・海洋の状態をコンピュータで予測する数値予報が主流となっている。しかし、数値予報では大気現象のカオス性による予報の限界、モデル自体の不完全性や空間解像度などの制約によって、予測を行う地域における予測要素を適切に求めることはできない。そこで、数値予報が出力した結果と予測を行う地域の観測値との統計的な関係性を求めることによって、予測対象の地域における予測要素に翻訳して精度向上を図るという手続き（ガイダンス）が取られている。今回の検討においても、気象庁および ECMWF が発行する数値予報結果と予測対象地域の予測要素の観測値を用いた統計処理を行うこととした。

統計処理の手法は、概ね気象庁が実施している 1 か月予報ガイダンスの手法に準じて行った。気象庁が行っている手法は、Model Output Statistics(MOS)方式と呼ばれるもので、過去の数値予報結果と過去の観測値との統計的関係に基づくものである。気象庁が 1 か月予報ガイダンスに用いている数値予報の要素一覧を表 2.5 に示した。数値予報の計算結果として、地上の予測要素のみならず、上空の予測要素も用いて精度向上を図っていることが特徴である。気象庁では、これらの要素を用いた線形重回帰式を予測式として採用している。予測式の説明変数の選択にはステップワイズ法により、変数を増減させながら最適な説明変数の組み合わせを検討している。

以上の手法を用いて、気象庁の 1 か月予報ガイダンスでは、表 2.6 の予測要素と対象地域に対して予報を実施している。

表 2.5 気象庁が 1 か月予報ガイダンスに用いられている仮予測因子の内容
(気象庁平成 24 年度季節予報研修テキストに一部加筆)

略号	気象要素	高度	備考
Rain	数値予報モデルの降水量	地上	
NW850	風の北西成分	850hPa	
NE850	風の北東成分	850hPa	
T2m	地上 2m 気温	地上	今回はこの要素を確率密度補正して用いた
NW500	風の北西成分	500hPa	
NE500	風の北東成分	500hPa	
Z500	高度	500hPa	

表 2.6 気象庁が1か月予報ガイダンスの予測要素と対象地域
(気象庁平成24年度季節予報研修テキストより引用)

予報期間	要素
28日(1か月)平均	気温、降水量、日照時間、降雪量、晴れ日数、降水日数、雨日数
1週目	気温
2週目	気温、晴れ日数、降水日数
3～4週目	気温、晴れ日数、降水日数

全国予報区	地方予報区(細分地域)
北日本 北日本日本海側 北日本太平洋側	北海道地方(北海道日本海側、北海道オホーツク海側、北海道太平洋側) 東北地方(東北日本海側、東北太平洋側、東北北部、東北南部)
東日本 東日本日本海側 東日本太平洋側	関東甲信地方 北陸地方 東海地方
西日本 西日本日本海側 西日本太平洋側	近畿地方(近畿日本海側、近畿太平洋側) 中国地方(山陰、山陽) 四国地方 九州北部地方
沖縄・奄美	九州南部・奄美地方(九州南部、奄美地方) 沖縄地方

以上の気象庁の1か月予報資料に対して、今回作成する統計処理手法の特徴を以下に示した。

① 予測対象

今回の検討では、麺つゆや鍋つゆなどの需要予測に大きな影響を及ぼす南関東地方を対象とした気温予測を作成する。予測期間は、気象庁では1週目、2週目、3～4週目と週次で発表しているが、今回は麺つゆや鍋つゆの需要予測を日別に把握したいと考え、日別の予測を行うこととした。

② 「地上2m気温」の確率密度補正

表2.6に示したように、利用する数値予報の結果として「地上2m気温」がある。今回作成する地上気温に対して、この予測要素はもっとも重要な役割を果たすことが予想される。そこでまず、この予測要素の確率密度(平均値および分散値)を補正することで、重回帰分析に用いる前段階で予測精度を担保しようと考えた。

③モデルアンサンブル

今回の検討では上述のように、気象庁の数値予報結果のみならず、ECMWF の数値予報結果を合わせて利用することとした。ここで、両者の予測精度を比較することでいずれかの予測を採用するのか、あるいは両方のモデルを用いたモデルアンサンブルを行った予測を採用するのか、検討の後に決定することとした。

モデルアンサンブルの組み合わせとしては、15 日先までは気象庁の 1 か月予報アンサンブルと ECMWF の Atmospheric Model low resolution 15-day forecast とを、16 日先以降 32 日先までは気象庁の 1 か月予報アンサンブルと ECMWF の Atmospheric Model low resolution 32-day forecast とを、それぞれ用いた。

以上のように、今回関東地方の気温予測を作成するに際して、下記の手順で精度の向上を計った。

- 1) 数値予報結果の「地上 2m 気温」を用いた確率密度補正
- 2) 確率密度補正後の「地上 2m 気温」と上空予測要素を用いた重回帰分析
- 3) モデルアンサンブル

(3) 精度比較

今回作成した関東地方の気温予測の過程で下記の予測を取り扱った。

- 1) 数値予報結果「地上 2m 気温」(気象庁、ECMWF それぞれのもの)
- 2) 確率密度補正後気温 (気象庁、ECMWF それぞれのもの)
- 3) 重回帰分析後気温 (気象庁、ECMWF それぞれのもの)
- 4) モデルアンサンブル気温

ここでは、上記の 4 つの気温予測に対して RMSE を精度指標として精度比較を行い、最終的に関東地方の長期気温予測として用いるデータを決定した。

①気象庁1か月予報アンサンブル

気象庁1か月予報アンサンブルは、以前は木曜日発表であったが、2014年3月6日以降水曜日発表となった。他の予測と発表日を木曜日に揃えるため、これ以後水曜日発表のFT2日以降を予測値として用いた。

図2.9に気象庁1か月予報アンサンブルのRMSEの予測日に対する推移を示した。確率密度補正により約29%の誤差が低減していた。気象庁のアンサンブルの数値予報結果は格子間隔が粗いために確率密度補正による精度向上の効果は大きい。さらに、重回帰分析を行うと、確率密度補正後のRMSEが約6%低減していた。

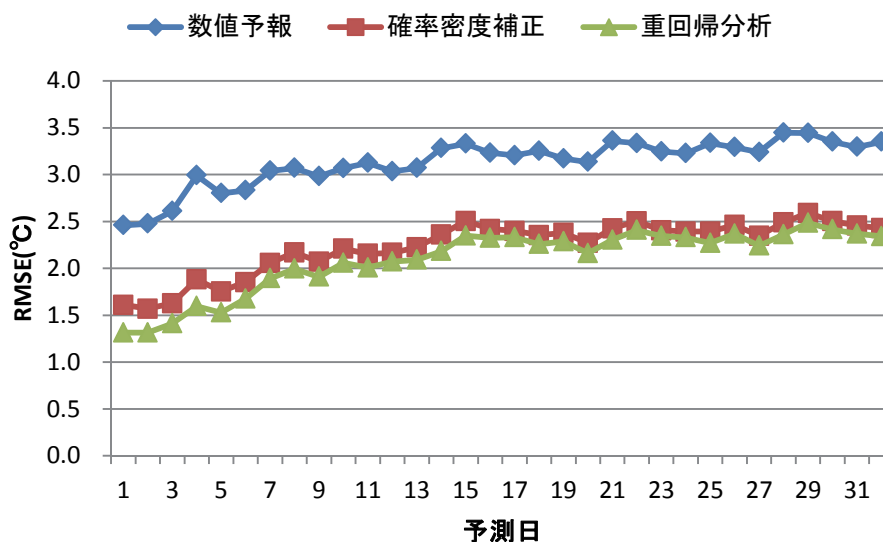


図 2.9 気象庁1か月予報アンサンブルのRMSEの予測日に対する推移

②ECMWF 予報アンサンブル

ECMWF 予報アンサンブルは、木曜日発表の 00Z を初期時刻とする予報について精度を検証した。

図 2.10 に ECMWF 予報アンサンブルの RMSE の予測日に対する推移を示した。ECMWF 予報では、Atmospheric Model low resolution 15-day forecast と Atmospheric Model low resolution 32-day forecast とを合わせて示した。まず、確率密度補正により約 6%の誤差が低減していた。ECMWF 予報では元々の格子間隔が細かいために、気象庁と比べると確率密度補正の効果は小さい。さらに、重回帰分析を行うと、確率密度補正後の RMSE が約 6%低減していた。

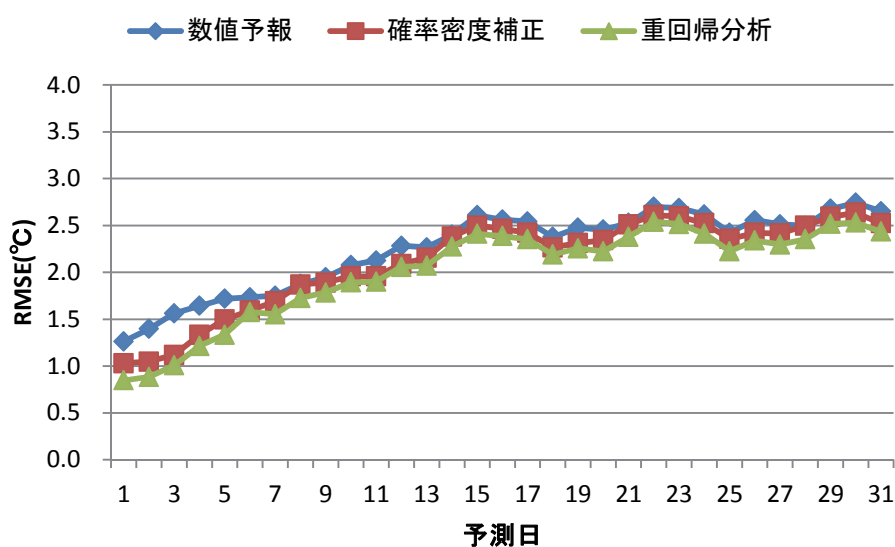


図 2.10 ECMWF 予報アンサンブルの RMSE の予測日に対する推移

③モデルアンサンブル

モデルアンサンブルの精度検証として、2009年から2014年の全313初期時刻のモデルアンサンブル結果を評価した。

図 2.11 にモデルアンサンブルの RMSE の予測日に対する推移を示した。モデルアンサンブルの RMSE は、気象庁に対して約 4%、ECMWF の RMSE に対して約 1%、それぞれ良好となり、モデルアンサンブルの精度向上効果が確認できた。

なお、モデルアンサンブルの 5 日先予測までの結果が ECMWF の結果よりも悪くなっているが、これは気象庁の精度が影響している。本来的にはこの予測時間帯については気象庁の週間予報アンサンブルが利用できるのもので今後の課題としたい。

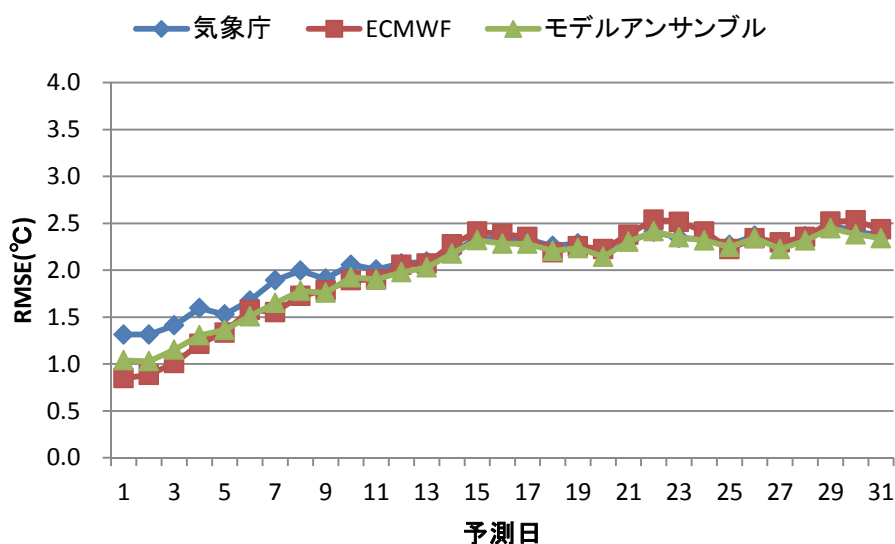


図 2.11 モデルアンサンブルの RMSE の予測日に対する推移

(4) 長期予測のまとめ

気象庁及び ECMWF のアンサンブル予報データを収集し、気象庁の 1 か月予報ガイダンスの手法に概ね則って、南関東地方を対象とした長期気温予測データの精度向上検討を実施した。精度向上のために、気象庁と ECMWF のそれぞれのデータについて数値予報結果の「地上 2m 気温」の確率密度補正を実施した上で重回帰予測を実施し、最後に気象庁と ECMWF を合わせて用いたモデルアンサンブルを実施したが、精度向上のそれぞれの過程において順調に精度が向上し、最終的にモデルアンサンブルによる予測の精度が最も高いことがわかった。

3. 日配品の検討

日配品は、製造後の販売可能期間が比較的短く、基本的に毎日発注・納品される商品のことである。日配品は天候や時期によって販売数が大きく変化する傾向があるため、需要予測情報を利用することがとても重要な商品となっている。

3.1 対象商品の選定

対象商品は、日配品の中でも気象状況によって売上変化が大きな商品から選定することとした。気象状況によって売上変化が大きな日配品を表 3.1 に示す。この中でも生産に時間がかかるため、もっとも事前予測が必要と考えられる豆腐・厚揚げ・油揚げを対象商品として選定した。なお、対象商品のデータについては、株式会社相模屋食料（本社：群馬県前橋市）のご協力を頂いた。

表 3.1 気象状況によって売上変化が大きな日配品

項目	内容
暑い時に売上が増加する商品	豆腐・牛乳・冷麺 お惣菜（寿司・揚げ物など）
寒い時に売上が増加する商品	厚揚げ・油揚げ・ホットコーヒー・おでん・練り物・肉まん
雨などで売上が減少する商品	パン・お惣菜

豆腐の国内消費量については一般財団法人全国豆腐連合会 (<http://www.zentoren.jp/>)などで公開されている。年間消費金額は 2013 年家計調査から以下と考えられる。

年間支出金額(豆腐 4584 円)× 全世帯数 5759 万世帯 = 263,992 百万円

豆腐用原料大豆使用量の推移をみると、この 10 年間はほとんど変化がない一方で事業者数は減少しており、豆腐メーカーの大型化が進んでいると言える。したがって、多くの製品を一度に作る状況が増え、需要予測の重要性は増していると考えられる。

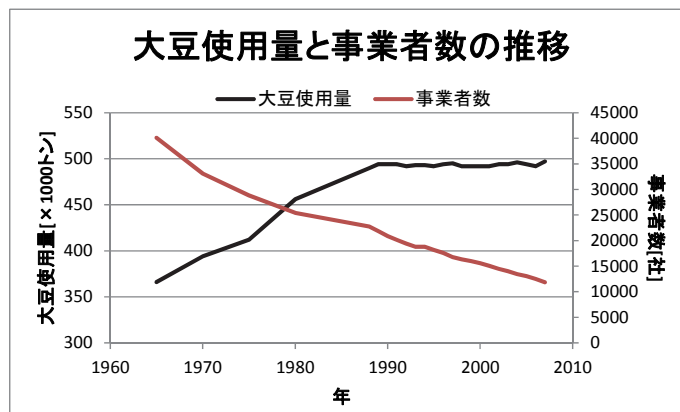


図 3.1 豆腐用原料大豆使用量の推移

3.2 解析方法

解析は、①豆腐の全体的な売上傾向である市場規模の解析、②相模屋食料の対象商品の解析・予報、③小売業の解析、④食品ロス・二酸化炭素ロス削減量の算出を行った。解析フロー図を図 3.2 に示す。

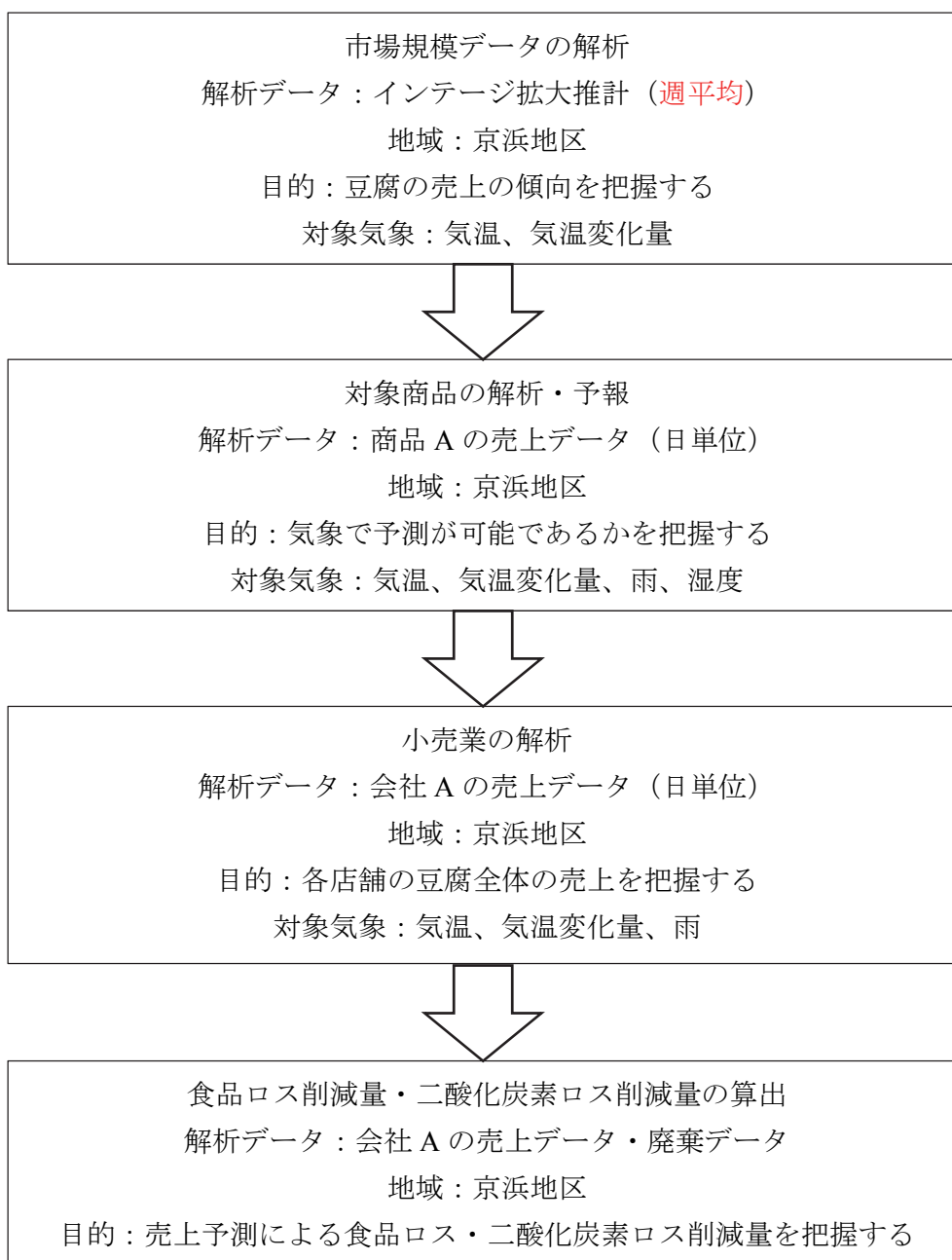


図 3.2 解析フロー図

3.3 市場規模データの解析

豆腐の全体的な売上傾向を把握するため、白豆腐・厚揚げ・油揚げについてインターネットデータを利用して解析を行った。白豆腐については全国小売店パネル調査「SRI」を、全国消費者パネル調査「SCI」を利用した。

全国小売店パネル調査「SRI」は、スーパーマーケットやコンビニエンスストア、ドラッグストアなどの全国約4,000店の商品取引データを収集している、日本最大規模のPOSデータベースである。全国消費者パネル調査「SCI」は、消費者購買パネルモニターが携帯端末で購入した商品のバーコードをスキャンし、インターネット調査画面からその商品を購入したチャネルや個数・金額などを入力することで、日本全国の男女5万人の消費者購買行動が分析するデータである。

ただし、それぞれのデータは、各カテゴリーに属する商品の見直しを一定期間で行うため、同一データと扱うことのできる期間のみを対象とし、白豆腐は2009年1月～2012年12月、厚揚げ・油揚げは2010年1月～2011年12月までを対象とした。

表 3.2 解析に利用したデータの内容

項目	白豆腐	厚揚げ・油揚げ
利用データ	全国小売店パネル調査「SRI」	全国消費者パネル調査「SCI」
期間	2009年1月～2012年12月	2010年1月～2011年12月
統計方法	拡大推計	
地域	京浜地区（東京・神奈川・千葉・埼玉）	

3.3.1 白豆腐の解析

(1) 売上と気温の関係解析

2009～2012年の白豆腐の売上と気温の関係を図 3.3 に示す。ここで、気温はインテージ週次データと同期間の南関東の重み付き平均気温とした。気温と売上の相関を取ると 0.66 とかなり関係性は深いと言える。

ここで分かるのは以下のことである。

- ・ 気温が上昇すると豆腐の売上も上がる。
- ・ 気温が 10 度以下に下がると売上は上がる。
- ・ 東日本大震災の影響は 2 か月ほどあり、その間は売上が落ちている。
- ・ 各年で売上総数は変化しており、気温以外の影響を受けている。
- ・

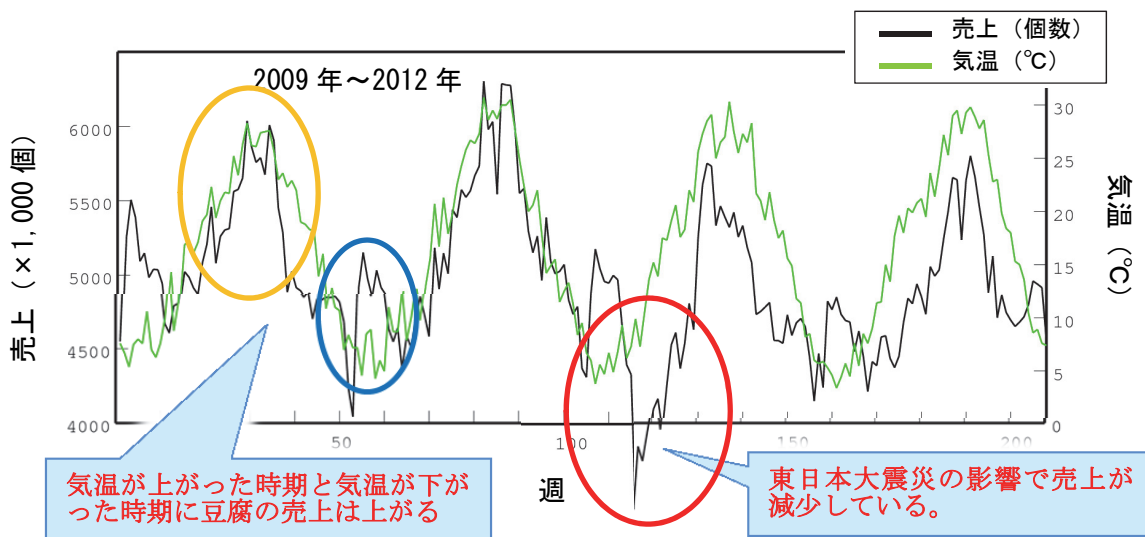


図 3.3 白豆腐の売上と気温の時系列変化

気温と白豆腐の売上の散布図を図 3.4 に示す。気温が 10 度以上の場合は正の相関があり、気温が 10 度以下の場合は負の相関があることが分かる。

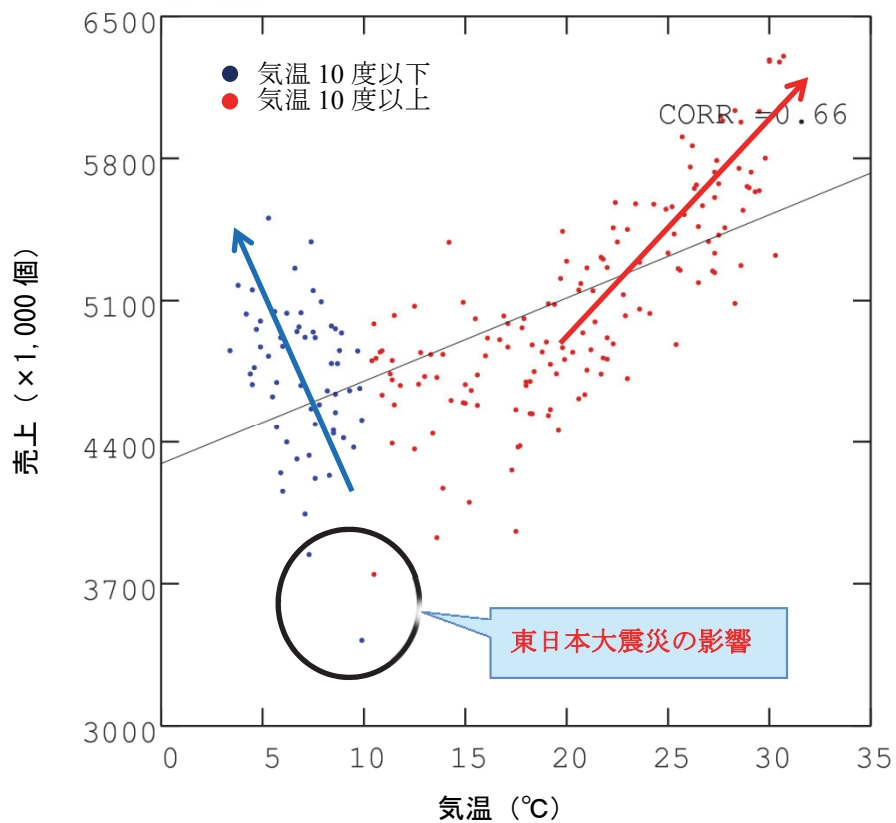


図 3.4 2009～2013 年の気温と白豆腐の売上の散布図

(2) 需要推定統計手法

前項の関係性を評価した上で、気温から白豆腐売上の需要推定を行う。ここで、需要推定統計には以下の処理を施すこととした。

- ・ 東日本大震災後の2か月を対象から外した。
- ・ 気温が低い時期と高い時期に分けて解析を行った。本解析では4月～12月前半までと12月後半～3月までに分けて解析を行った。ここで12月については、12月15日までを12月前半とした。
- ・ 各年でピーク値の違いを補正して季節変動のみを取り出すため、各年の総売上から年補正を行った。

気温の高い時期

気温の高い時期の解析として、4月～12月前半までのデータについて解析を行った。ここでは、年補正を施すため、各年の売上に以下の値を乗じ、各年のピークを揃えた上で解析を行った。

表 3.3 各年の補正係数

年	各年の平均値 (4～12月)	4年間の平均値 (4～12月)	補正係数
2009年	5214.2	5125.3	0.93
2010年	5363.2	5125.3	0.83
2011年	4924.0	5125.3	1.22
2012年	4978.0	5125.3	1.15

気温と白豆腐の売上の関係は2次関数で近似ができる。図 3.5 に気温と豆腐の売上の関係とその関係性を考慮した二次曲線と、その二次曲線による推定値と実測値との関係性を示す。気温と売上の関係性は二次曲線で近似するとその相関係数は 0.90 であり、関係性は高いと言える。

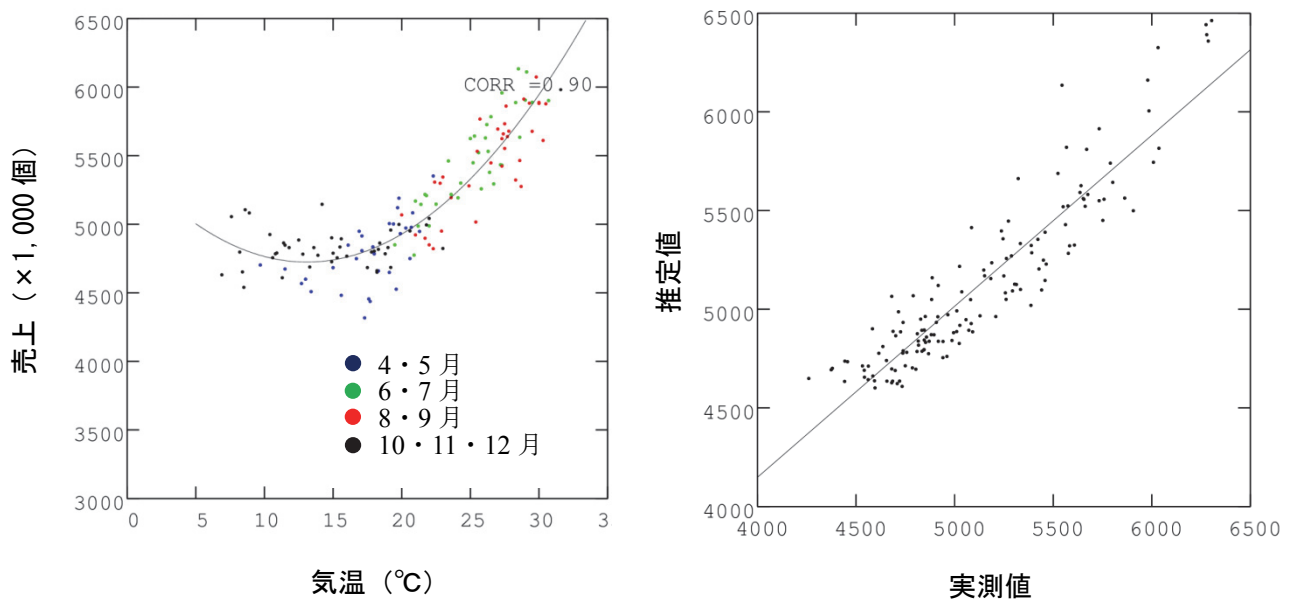


図 3.5 気温と白豆腐の売上の関係 (4月~12月前半)
(左: 気温と売上の関係、右: 二次曲線による推定値と売上の関係)

気温の低い時期

気温の低い時期の解析として、12月後半～3月までのデータについて解析を行った。ここでは、年補正を施すため、各年の売上に以下の値を乗じた。

表 3.4 各年の補正係数

年	各年の平均値 (12～3月)	4年間の平均値 (12～3月)	補正係数
2009年	5020.9	4806.5	0.79
2010年	4769.2	4806.5	1.05
2011年	4891.5	4806.5	0.90
2012年	4570.6	4806.5	1.41

気温と白豆腐の売上の関係は1次関数で近似でき、その相関係数は0.51と気温の高い時期と比較すると低い値であった。しかし、これは12月後半の精度がよくないことが理由の一つである。ここで、12月後半を除けば相関係数は0.67に向上する。

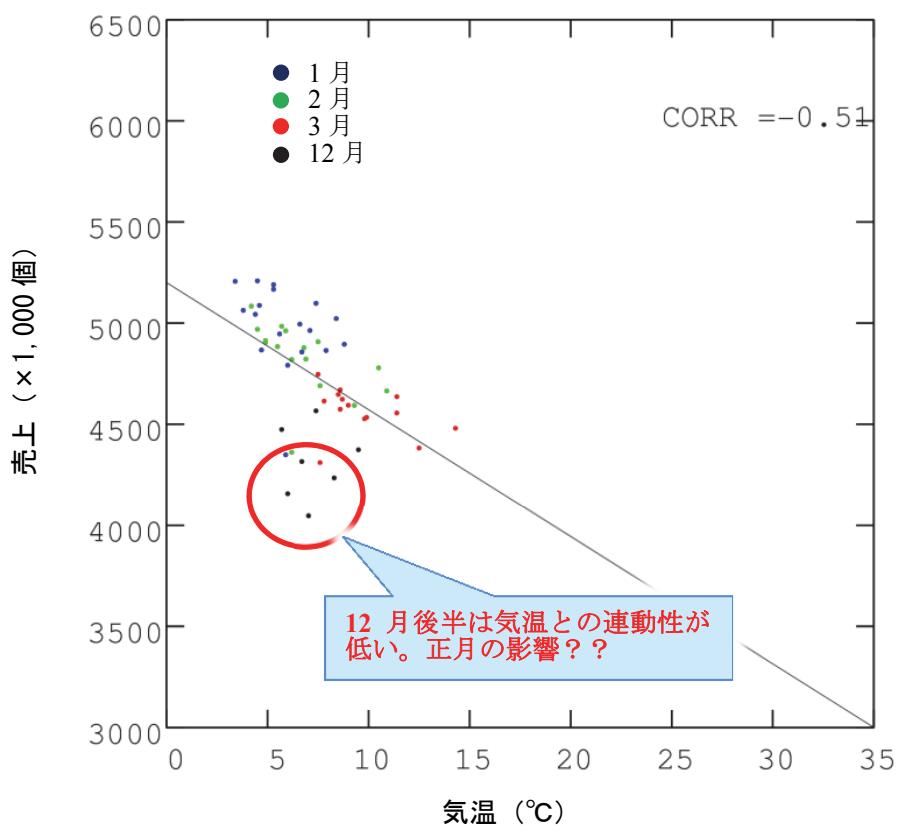


図 3.6 気温と白豆腐の売上の関係 (12月後半～3月)

(3) 気温から計算した需要推定統計値と売上の関係

前項までの関係性を考慮して気温から売上推定値を作成し、その精度を確認した。図 3.7 に気温から計算した需要推定統計値と売上の時系列、図 3.8 にその散布図を示す。

需要推定統計値は相関係数 0.90、決定係数 0.81 であり高い精度であった。ここで、決定係数とは統計式によって求められた値が実際の売上をどの程度説明できるか(寄与率)を表すもので、決定係数が 0.81 の場合は 81%の売上は本手法で説明できることを意味する。

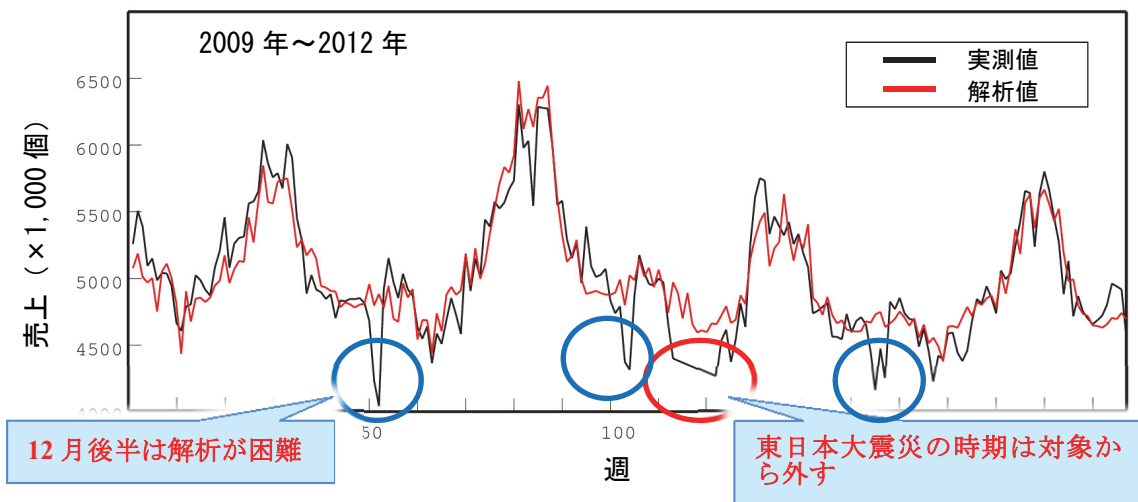


図 3.7 気温から計算した需要推定統計値と売上の時系列

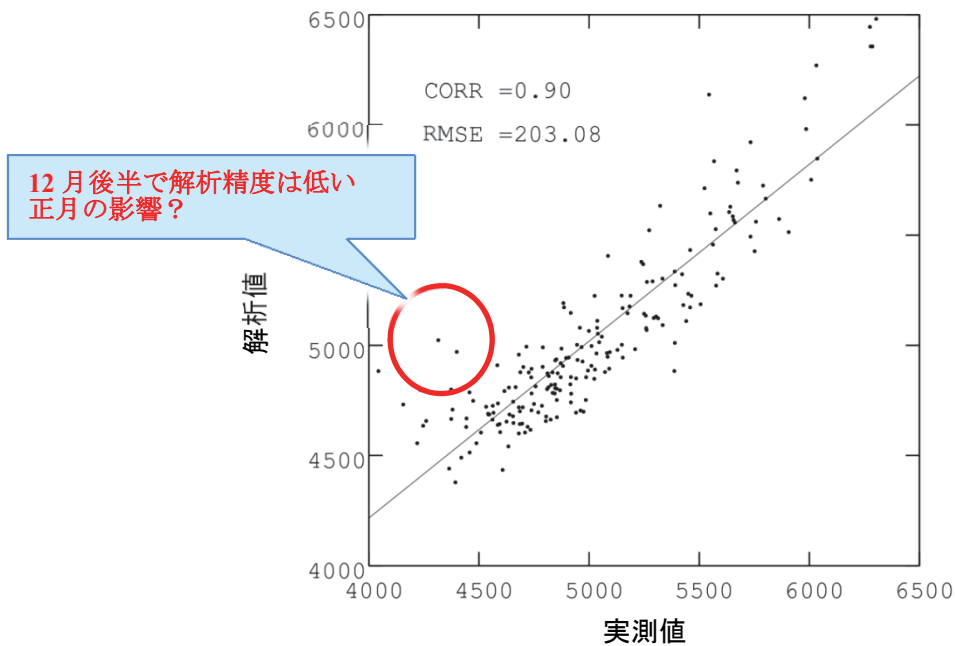


図 3.8 気温から計算した需要推定統計値と売上の関係

3.3.2 厚揚げ

(1) 売上と気温の関係解析

白豆腐と同様の手法で厚揚げの解析を行った。2010年1月～2011年12月の厚揚げの売上と気温の時系列変化を図 3.9 に示す。厚揚げは白豆腐とは異なり、気温が上昇すると売上が低下し、気温が下降すると売上が増加することが分かる。気温と厚揚げの売上の関係を図 3.10 に示す。

気温と厚揚げの関係性は、売上の増加時期と売上の下降時期で変化していると考えられ、これらを分けて解析を行った。

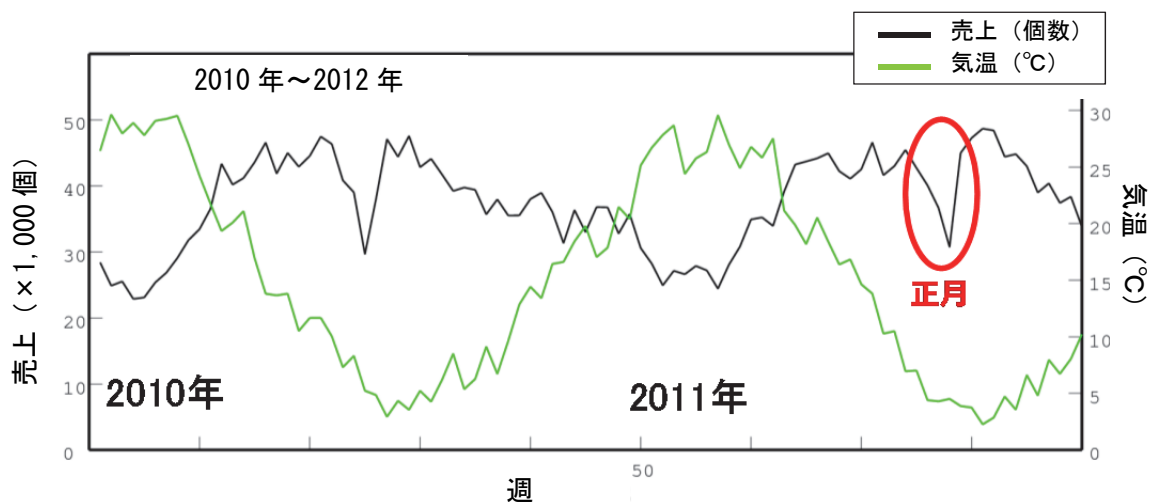


図 3.9 厚揚げの売上と気温の時系列変化

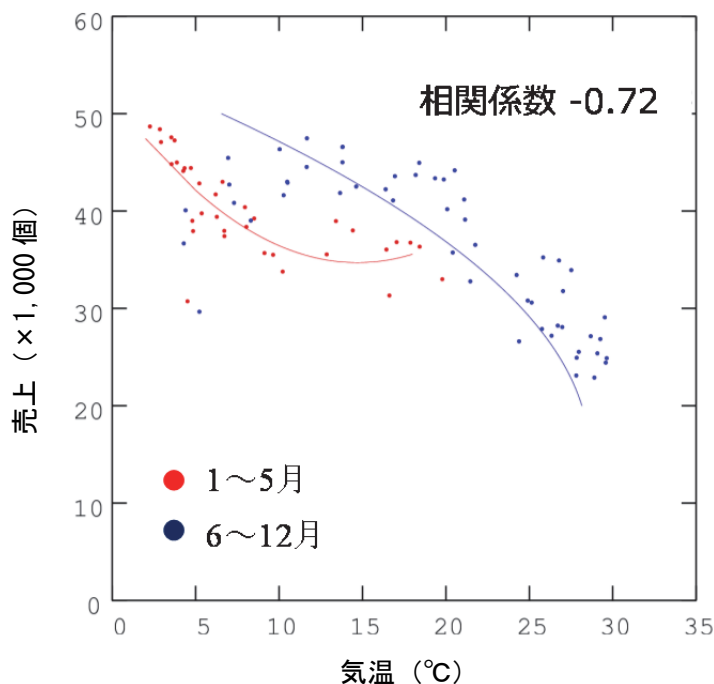


図 3.10 気温と厚揚げの売上の関係

(2) 気温から計算した需要推定統計値と売上の関係

前項までの関係性を考慮して気温から厚揚げの需要推定統計値を作成し、その精度を確認した。図 3.11 に気温から計算した厚揚げの需要推定統計値と実際の売上の時系列変化を、図 3.12 にその散布図を示す。相関係数は 0.92、決定係数は 0.85 であり、需要推定統計値はある程度の精度で推定できていることが分かる。

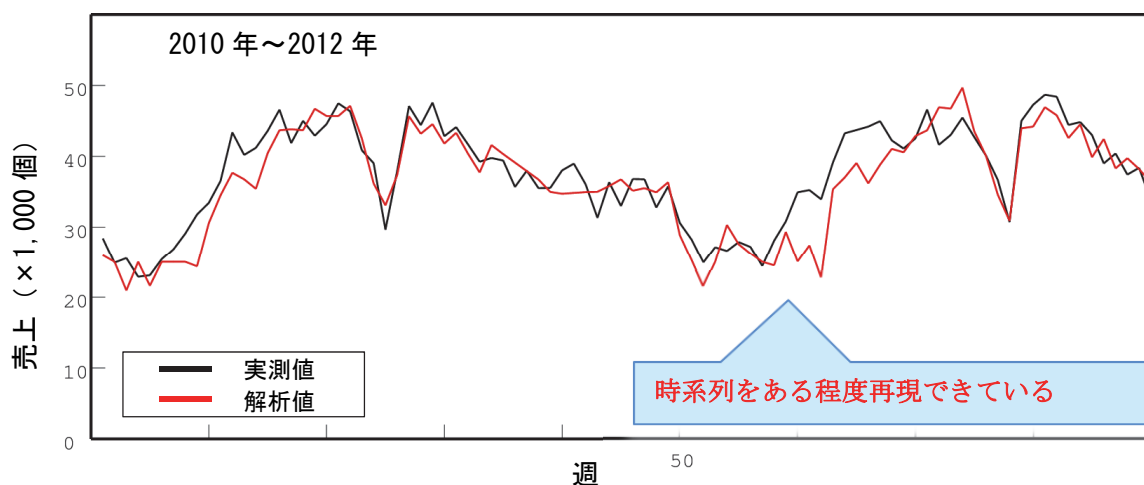


図 3.11 気温から計算した厚揚げの需要推定統計値と売上の時系列

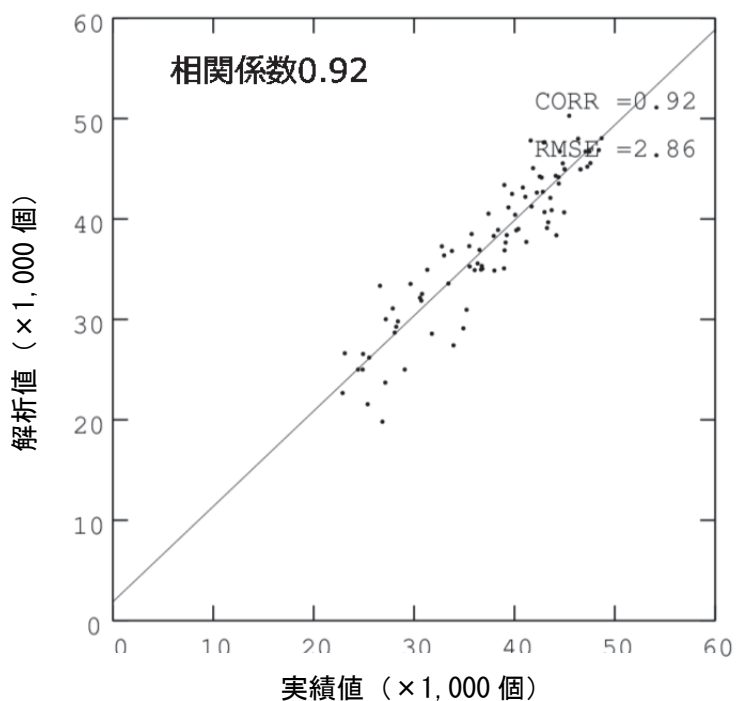


図 3.12 気温から計算した厚揚げの需要推定統計値と売上の関係

3.3.3 油揚げ

(1) 売上と気温の関係解析

白豆腐・厚揚げと同様の手法で油揚げの解析を行った。2010年1月～2011年12月の油揚げの売上と気温の時系列変化を図 3.13 に示す。油揚げは厚揚げと同様に、気温が上昇すると売上が低下し、気温が下降すると売上が増加することが分かる。気温と油揚げの売上の関係を図 3.14 に示す。

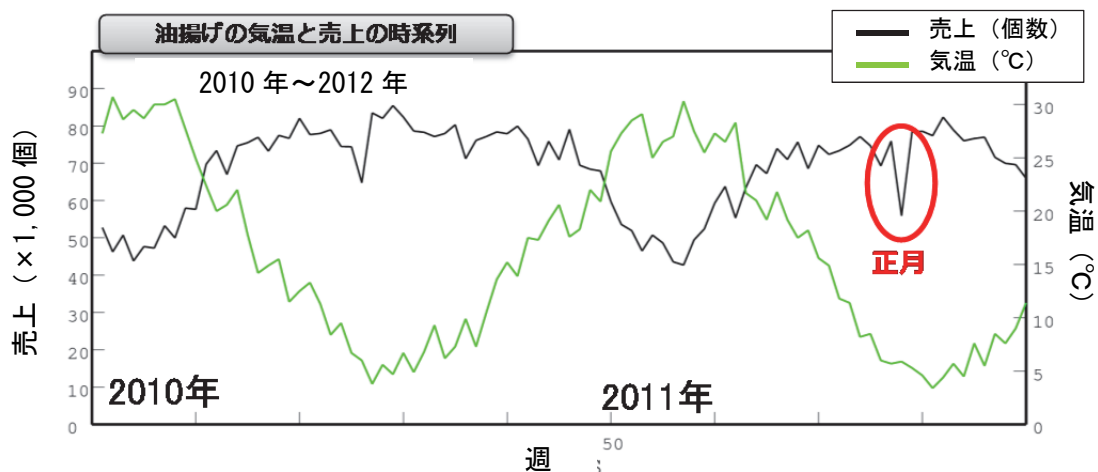


図 3.13 油揚げの売上と気温の時系列変化

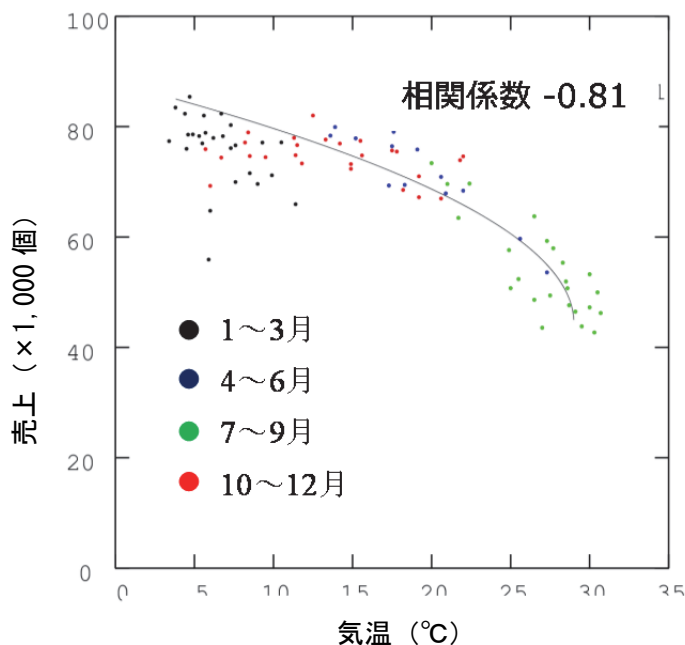


図 3.14 気温と油揚げの売上の関係

(2) 気温から計算した需要推定統計値と売上の関係

前項までの関係性を考慮して気温から油揚げの需要推定統計値を作成し、その精度を確認した。図 3.11 に気温から計算した油揚げの需要推定統計値と実際の売上の時系列変化を、図 3.12 にその散布図を示す。相関係数は 0.93、決定係数は 0.85 であり、需要推定統計値は比較的高い精度で推定できていることが分かる。

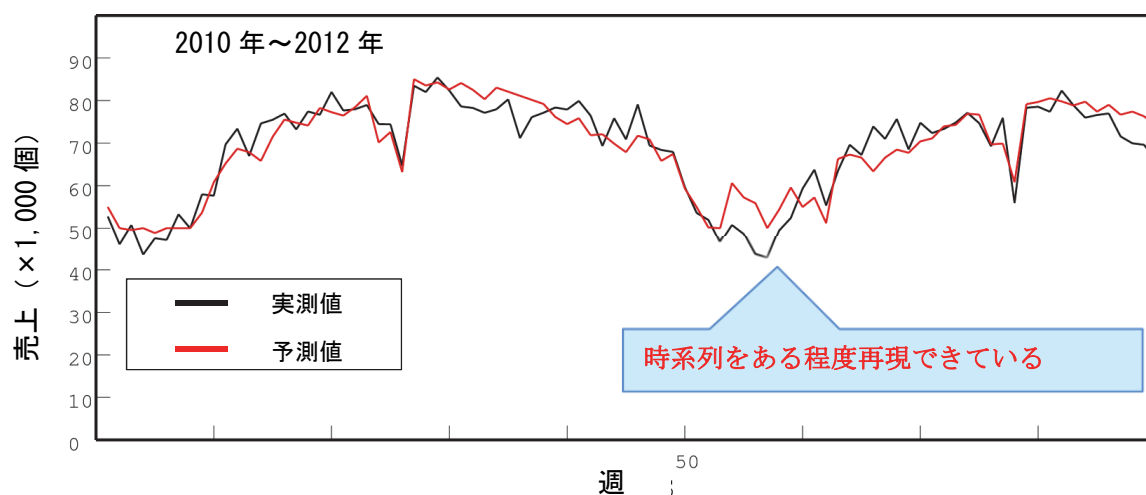


図 3.15 気温から計算した油揚げの需要推定統計値と売上の時系列

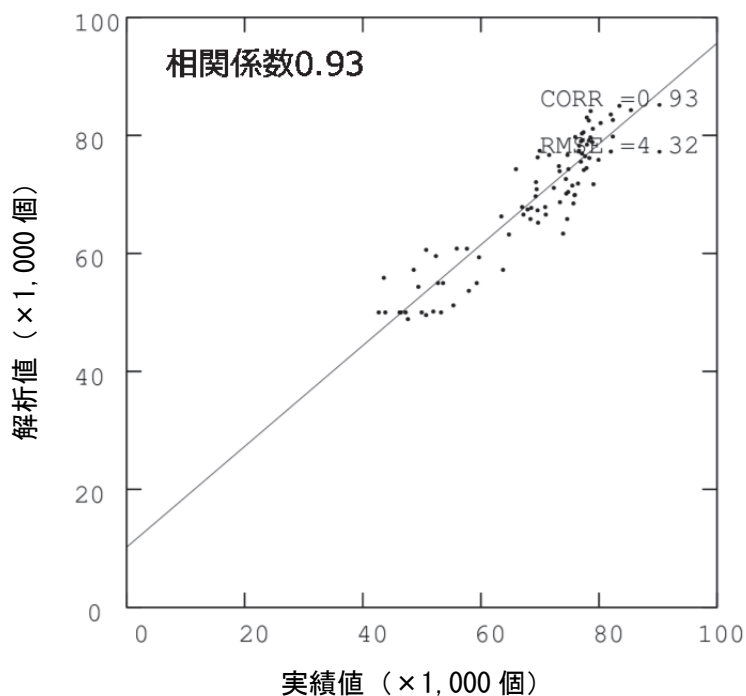


図 3.16 気温から計算した油揚げの需要推定統計値と売上の関係

3.4 対象商品の解析

対象商品の解析として、相模屋食料の豆腐を対象に解析を行った。対象商品は、絹や木綿などの定番商品と気温感応度の高い商品とした。

3.4.1 定番商品の解析

相模屋食料殿の商品が、市場規模データと同様の関係性を満たしているかを解析した。対象商品は、定番商品の絹豆腐と木綿豆腐とし、代表的な店舗として A チェーンと B チェーンの各店舗の発注量総額とした。ここで、発注量比較は、前節との関係性比較のため週平均の発注量と気温の関係を整理することとした。

週平均の定番商品と気温の関係を図 3.17 に示す。木綿豆腐・絹豆腐は前節の豆腐の市場規模データと異なり、気温と強い相関がみられなかった。これは、以下の理由が考えられる。

- ・ 定番商品は気温と連動しない。
- ・ 相模屋食料の定番商品の豆腐はブランド力があるため固定客がついており気温と連動しない。

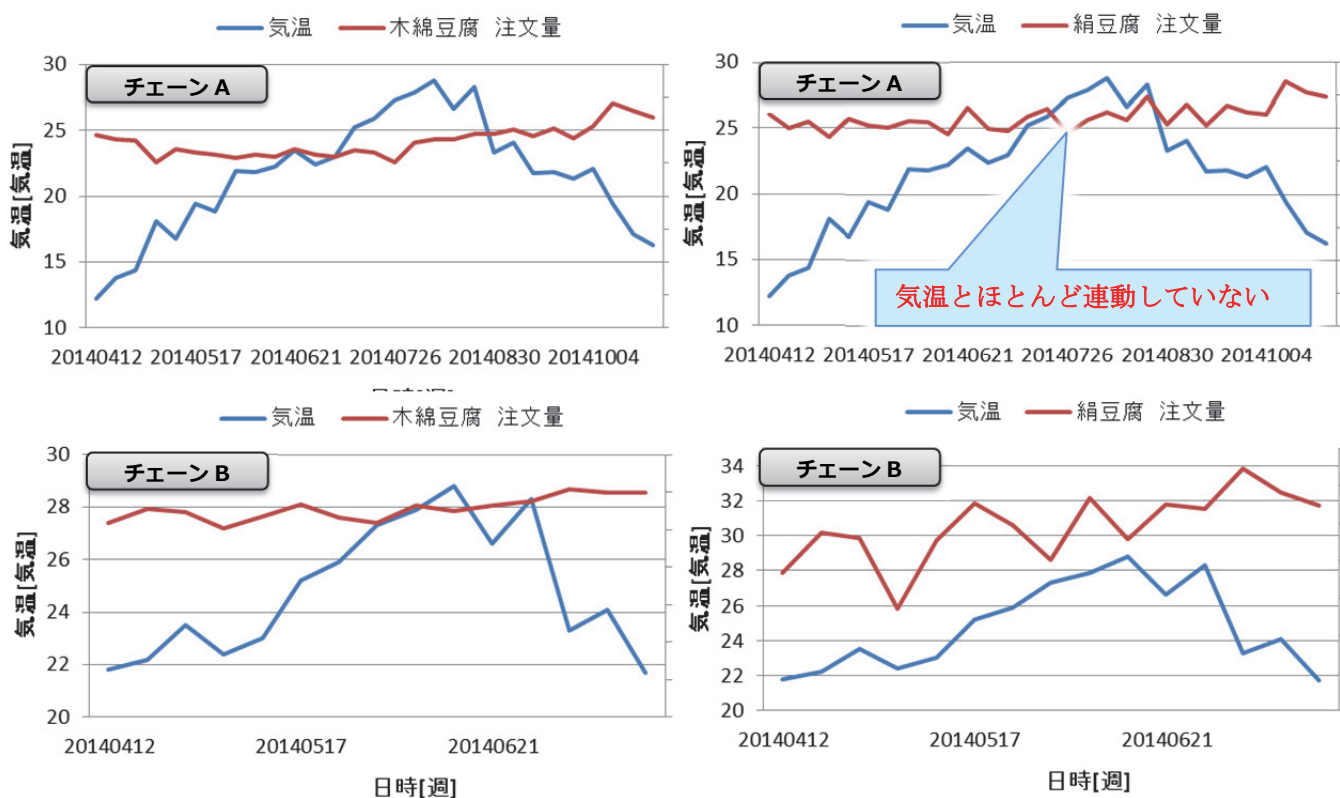


図 3.17 木綿豆腐・絹豆腐の売り上げと気温の関係
(左上：チェーン A 木綿豆腐、右上：チェーン A 絹豆腐、
左下：チェーン B 木綿豆腐、右下：チェーン B 絹豆腐)

定番商品の2014年4～10月の日々の発注量の時系列変化を図3.18に示す。週平均でも確認したように気温との連動性は確認できないが、日々の発注量は大きく変動している。これは、以下の理由と考えられる。

- ・ 曜日・祝日による変動
- ・ 特売による変動
- ・ 雨による来店客数の変動

上記の変動を予測することは、気温と連動する商品・連動しない商品にかかわらず、どちらを需要予測する場合も必要となる。そこで、これらの変動を説明する需要推定統計式の作成を行った。

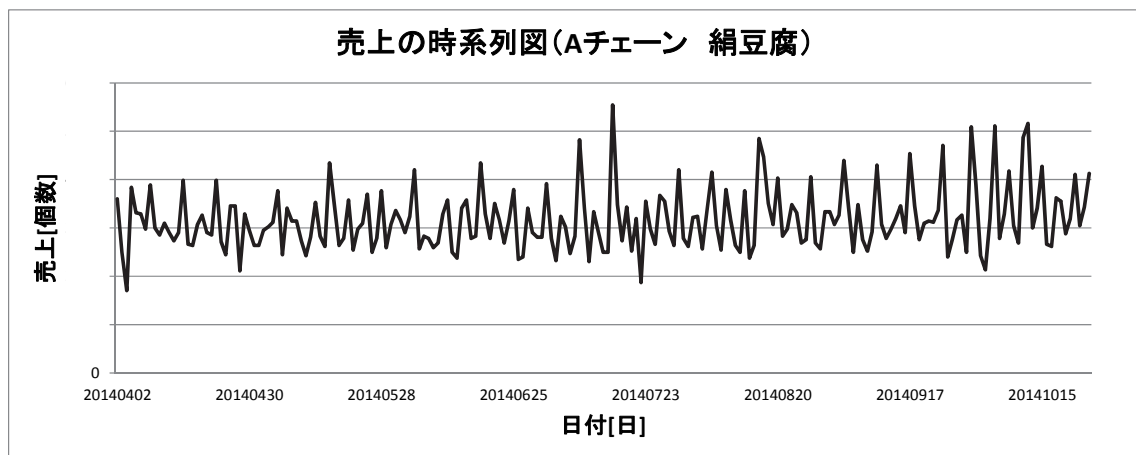


図 3.18 Aチェーンの絹豆腐の発注量時系列変化

予測モデルは説明変数モデルを用いた。説明変数には、①曜日、②祝日、③特売、④雨、⑤前日までの売れ行きとした。実績値と需要予測結果を図 3.19 に示す。需要予測結果には、本事業で開発した予測モデルの結果と相模屋食料による予測結果を示した。ここで相模屋食料の予測結果とは、相模屋食料が発注を受ける前に生産を行うことから、発注量予測を行っており、その値を示した。

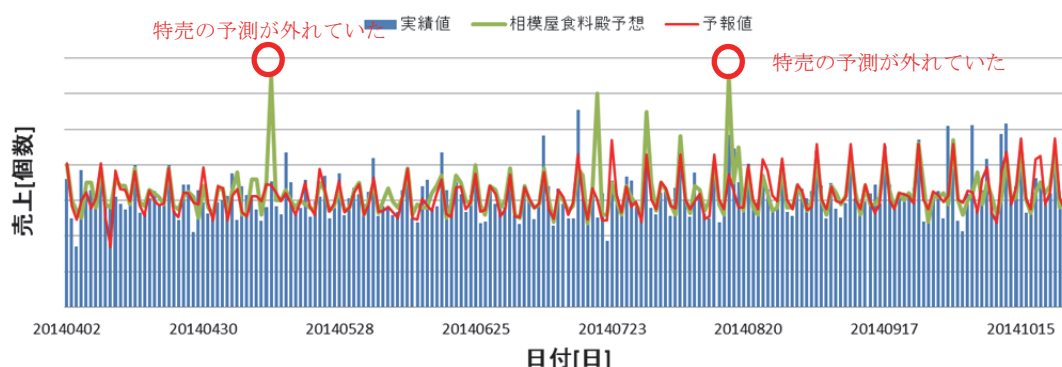
A チェーンにおいては、相模屋食料の特売予測が外れていた日があったため、本事業で作成した予測モデルの結果の方が精度は高かった。しかし、これは後解析を行ったためであり、相模屋食料が予測する場合と同じ条件とは言えない。B チェーンについては、相模屋食料の予測と本事業で作成した予測モデルの結果は同程度であった。

以上から、本事業で作成した予測モデルは相模屋食料の予測と同程度の精度であると考えられる。

表 3.5 予測結果

	A チェーン		B チェーン	
	相関係数	誤差	相関係数	誤差
相模屋食料	0.55	605	0.84	201
予測結果	0.69	474	0.83	199

実績値と予測値の時系列図(Aチェーン 絹豆腐)



実績値と予測値の時系列図(Bチェーン 絹豆腐)

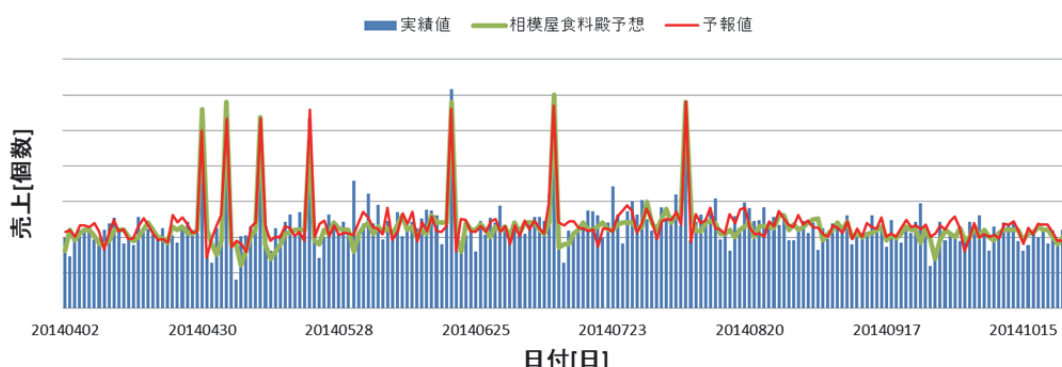


図 3.19 実績と需要予測結果の時系列変化 (上 : A チェーン、下 : B チェーン)

3.4.2 気象感応度の高い商品の解析

(1) 全体の発注量解析を行う方法

商品 A の発注量と気温の関係を図 3.20 に示す。特売の影響が強く気温とは連動性を見ることは困難である。そこで、特売の影響を取り除いて気温との関係を見るために、特売日を欠測としたものを図 3.21 に示す。

特売の影響を取り除いた場合、気温上昇時に発注量も増加する傾向があり、気温との連動性が認められた。

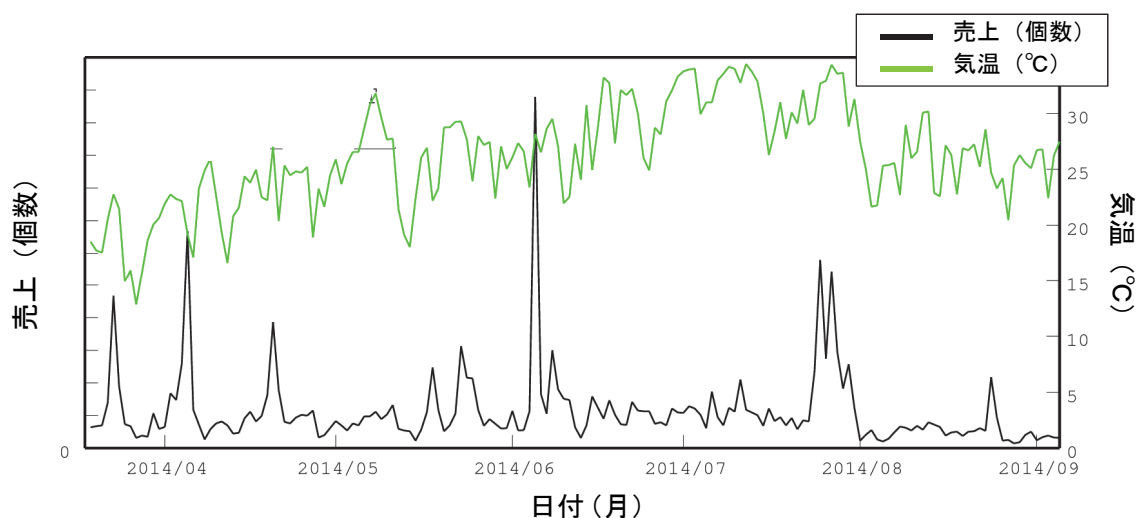


図 3.20 商品 A と気温の関係

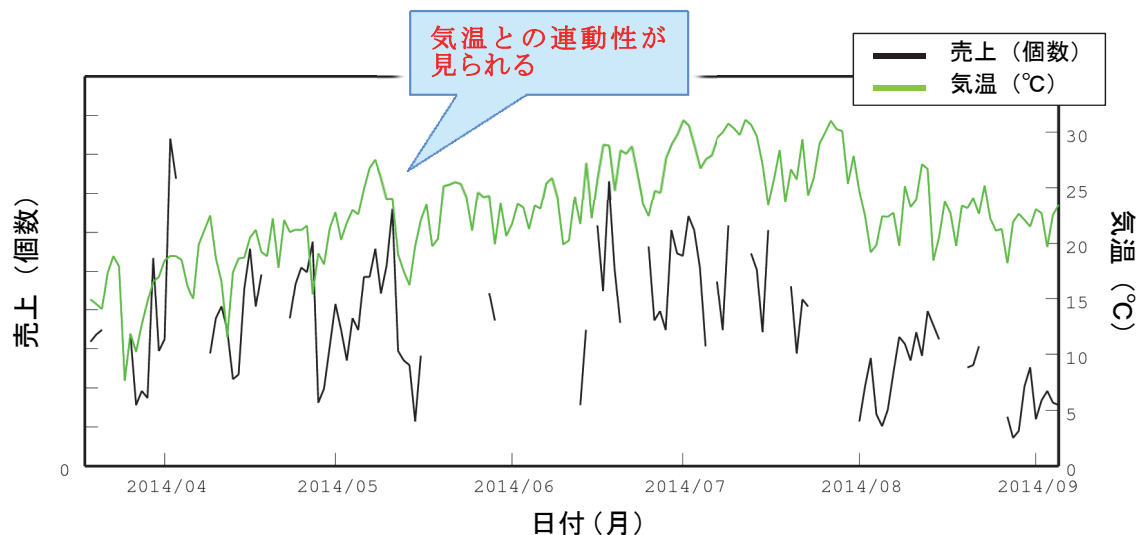


図 3.21 商品 A と気温の関係 (特売を除く)

商品 A は通常時は気温と連動するが、気温との相関係数は 0.39 であった。これは、発注量には気温だけでなく、曜日・雨・前日までの売れ行きなどが関係しているためと考えられる。

そこで、解析は、①まず離散的なデータである曜日と雨の影響を考慮した上で、②連続的なデータである気温などの影響を考慮、③特売の影響を加味することとした。これは、まず商品 A を購入する可能性のある来店客数を求めた後、各要素に連動して購入される商品 A の数を解析するためである。

$$P = BMCX(elm)$$

X	: 説明変数の要素
C	: 来店客数を説明する行列
M	: 気象連動性を説明する行列
B	: 特売を説明する行列
P	: 通常時の発注量 (個)
elm	: 説明変数の要素

表 3.6 解析のやり方

	要素	解析の内容
第一段階	離散的データ 曜日・雨・祝日	商品 A 購入する可能性のある来店客数を解析
第二段階	連続的なデータ 前日までの売れ行き・気温など	上記の中で気温などに連動して購入される商品 A の数を解析
第三段階	特売	週間特売・チラシ特売の影響を解析

・ 第一段階：商品 A を購入する可能性のある来店客数解析（離散的データ）

曜日のみで解析を行ったところ相関係数は 0.40 であった。商品 A の発注量は曜日にある程度関係があると考えられる。

次に、雨を考慮した場合、①雨自体を説明変数とする場合、②Xmm 以上の雨がある場合に考慮する場合について検討を行った。

その結果、雨自体を説明変数とする場合より 6.0mm 以上の雨がある場合のみを考慮する場合の方が精度は高くなった。

・第二段階：気温などに連動して購入される商品 A の数を解析（連続的データ）

第二段階では、商品 A を購入する可能性のある来店客数の解析結果に加え、発注量に
関係する要素について検討を行った。検討を行うにあたって、図 3.22 に示すように
気温だけでは発注量を解析するのは難しいため、本項では様々な要素について検討した。

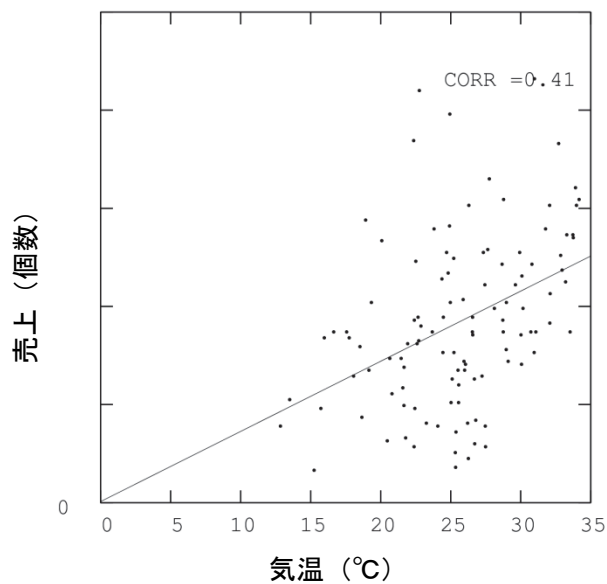


図 3.22 気温と商品 A の発注量の関係

どのような因子がどの程度、発注量に寄与しているかを調査し、精度向上に寄与した要素を検討した結果、表 3.7 に示すものが選定された。寄与率は「現在、どのような気温であるか」よりも、「どのような経過を辿りこの気温に至っているか」が重要であることが分かった。気温の単純な関係だと相関係数 0.39 であったが、本解析式の結果は相関係数 0.80 となり、単純な気温だけでなく様々な因子を考慮することで精度は向上することが示された。

表 3.7 発注量に関する要素

要素	考慮する効果
気温	当日の気温によって変動する量
トレンドとの気温差	気温のトレンドからの変化量
気温の変化傾向	気温が上昇すると人体はその気温に慣れる 例：一度、気温が上昇してから下がった場合は同じ気温でも暑さを感じない
前日の売れ行き	市場のセンチメントによって変動する量 例：ある時期を越えたら売上は伸びなくなる

また、ここで、気温については平均気温や最高気温・最低気温ではなく、売上が生じている時間の重み付き気温を利用の方が精度は高いことが分かった。

特売以外の商品 A の発注量実績と相模屋食料・本事業で作成した解析モデルの解析値の時系列図を図 3.23 に、それぞれの散布図を図 3.24 に示す。

相模屋食料の予測では相関係数が 0.62、本事業で作成した解析モデルの解析では相関係数が 0.80 と精度が向上していた。これは気温の上下動があった時の再現性が向上したためと考える。

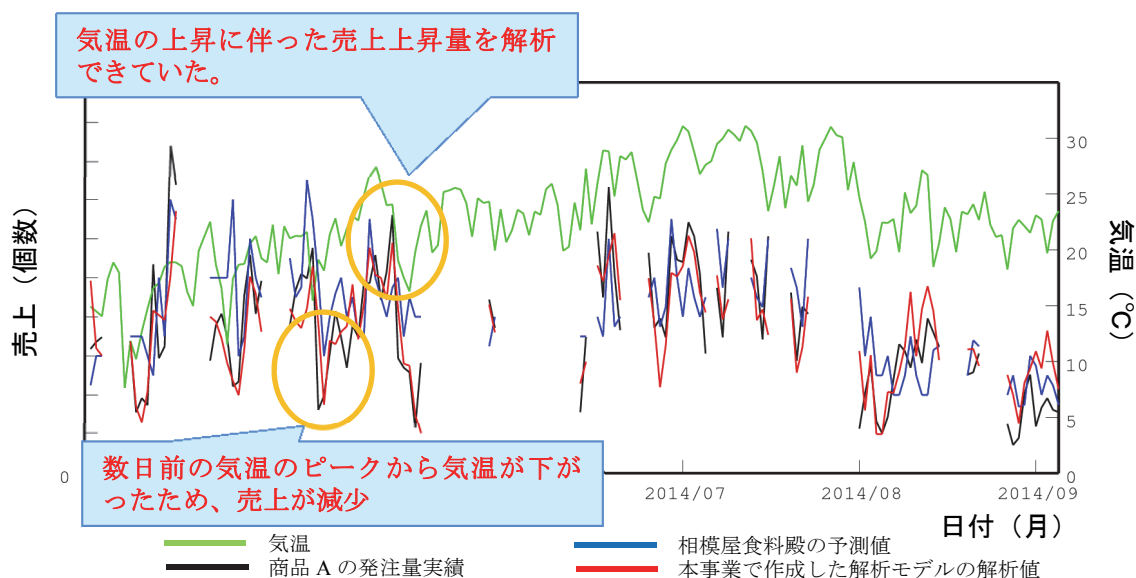


図 3.23 商品 A の発注量時系列図 (通常時)

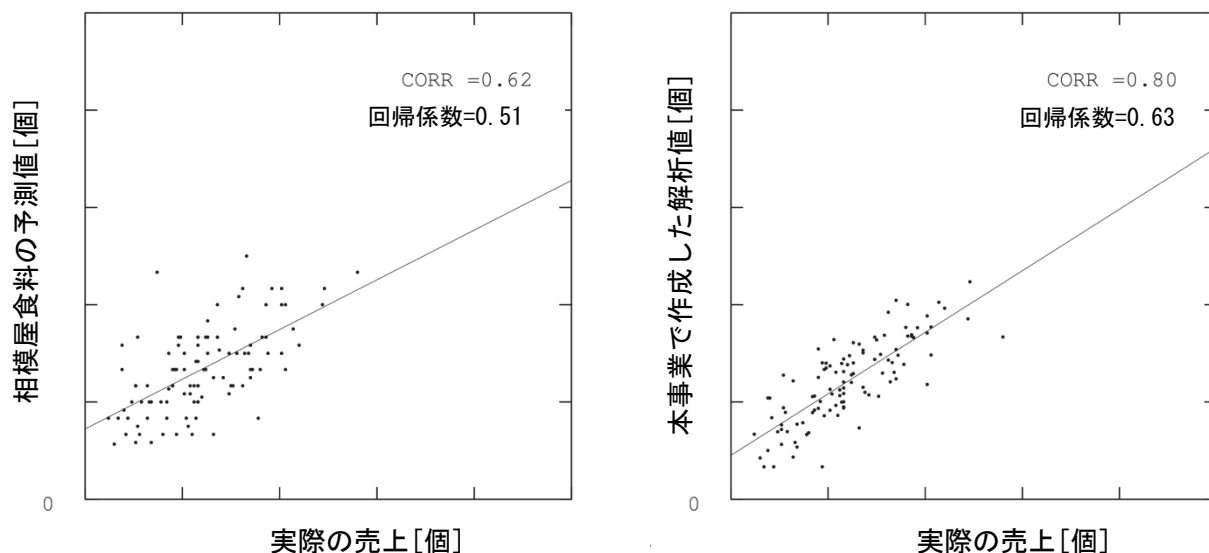


図 3.24 発注量実績と予測値・解析値の散布図 (通常のみ)
(左：相模屋食料の予測、右：本事業で作成した解析)

・第三段階：特売を考慮した商品 A の数を解析

特売時は通常時の関係性を考慮した上で、特売時にどの程度の倍率で発注量が延びるかを調査した。ただし、特売には以下の種類を考慮した。該当チェーンについては、特売は3日以上続き、前日から発注量が延びる傾向があったため、以下のように倍率をかけることとした。

しかし、週間特売が年1回しかなく、係数の決め方は1度の発注量から決められる。この係数の妥当な決定方法については、今後、多くの事例を集める必要がある。

表 3.8 特売の種類

要素	予測の内容
特売前日	特売が始まる日の前日
特売初日	特売初日 もっとも倍率が高い
特売2日目	特売2日目 特売初日より倍率が下がる
特売3日目以降	特売3日目以降は、平日とあまり変わらない
週間特売	週間特売をする場合は上記の特売と相乗効果がある

$$Y = A_1 A_2 P$$

- Y : 最終発注量 (個)
- A₂ : 特売前日・初日・2日目・3日目以降の係数 (-)
- A₁ : 週間特売の係数 (-)
- P : 通常時の発注量 (個)

特売以外の商品 A の発注量実績と相模屋食料・本事業で作成した予測モデルの予測値の時系列図を図 3.25 に、それぞれの散布図を図 3.26 に示す。

相模屋食料の予測では相関係数が 0.86 であったが、本事業で作成した予測モデルの予測では相関係数が 0.89 と精度が向上していた。もっとも発注量が大きかった 6 月 28 日は相模屋食料殿の発注量予測は非常に精度が高かった。本事例での相関係数は 6 月 28 日の発注量に大きく依存するため、どちらも同程度の相関係数となった。しかし、平均二乗誤差は本事業で作成した予測モデルの結果の方が小さくなっていた。

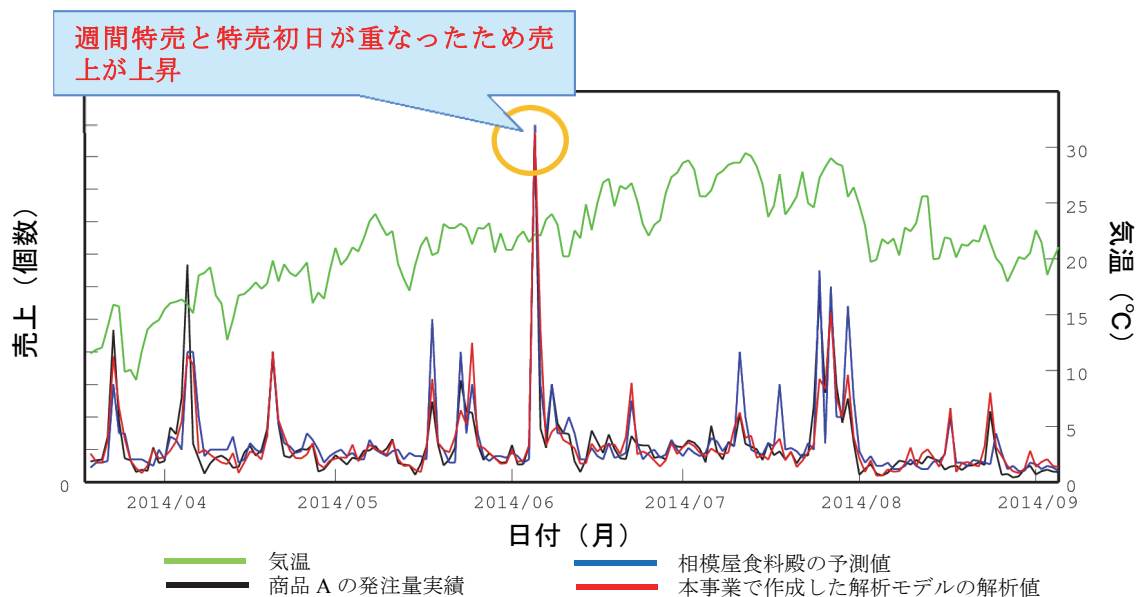


図 3.25 商品 A の発注量時系列図

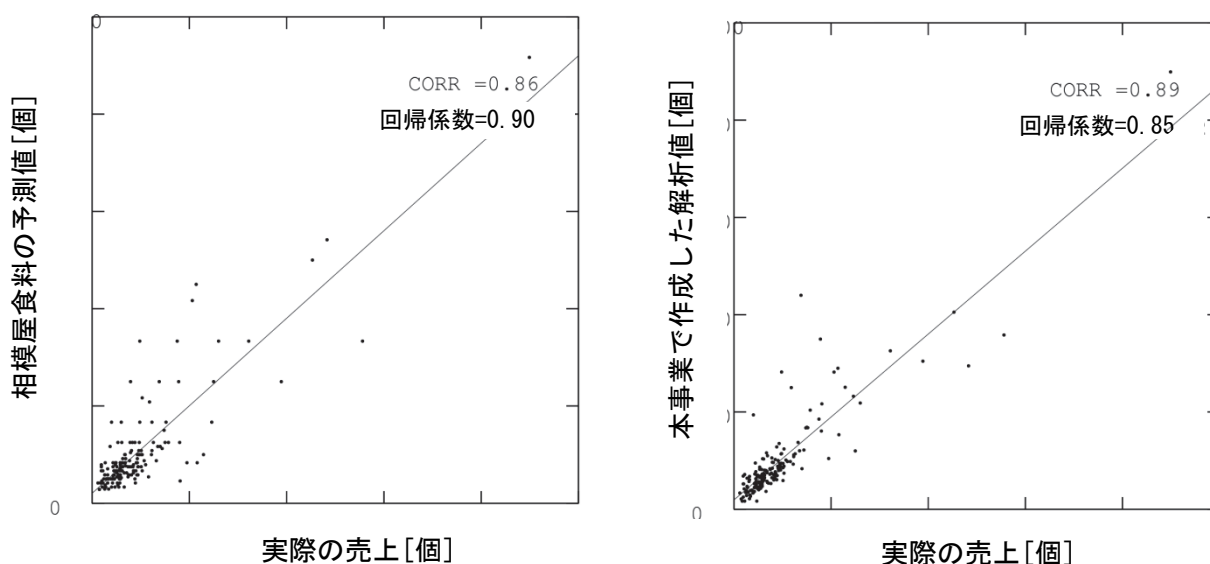


図 3.26 発注量実績と予測値・解析値の散布図（特売含む）
（左：相模屋食料の予測、右：本事業で作成した解析値）

(2) 各店舗の発注量解析を積み上げる方法

全体の解析をする場合、①前項までのように全体の発注量を解析する手法と、②店舗ごとに解析したものを足し合わせる手法が考えられる。

通常、店舗ごとの予測を足し合わせる場合、「ブルウィップ効果」と言われるように誤差がたまって精度が低下すると言われている。しかし、店舗ごとに発注量の特徴が存在するため、それぞれの店舗を予測する方法を確認しておくことは重要であることから、発注量解析を積み上げる方法との比較を行った。



図 3.27 ブルウィップ効果の模式図

店舗によっては、特売に強く反応する店舗とそうではない店舗が存在する。これは店舗の方針や発注担当者の違いによって発生すると考えられる。例として発注量規模が似ている店舗2種類を比較する。

店舗Aは特売日の初日だけでなく通常時も発注量が多くなっているが、店舗Bは特売日に発注量が多くなる傾向があった。

ただし、どちらの店舗も発注量が0の日が存在した。これは、在庫が残っているために発注量を抑えたと考えられる。これらの解析については、現在の統計的な手法では困難であり、小売店からの実際の売上をもとに解析を行う必要があると考える。

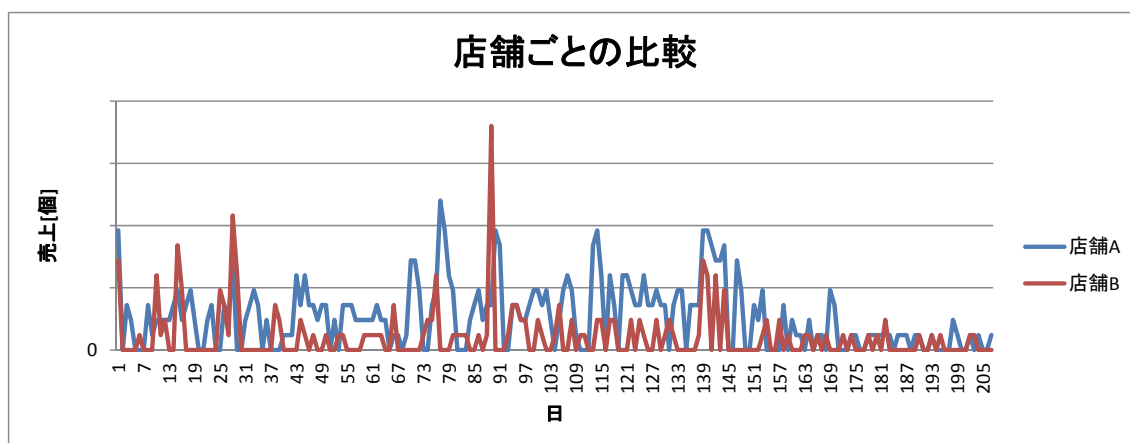


図 3.28 店舗A・店舗Bの発注量の時系列

この発注量傾向の違う店舗 A・店舗 B の予測を行った。両店の予測結果を図 3.29 に示す。予測結果を見ると店舗 A の発注量、店舗 B の発注量もある程度、本手法で解析できることが分かる。

しかし、発注量が 0 個の部分については在庫調整などの考え方を入れなければ現時点では解析できない。また発注量がピークを付ける時は、前日に売り切れが発生して普段より多めの発注が行われるなど解析が困難な部分も散在していた。

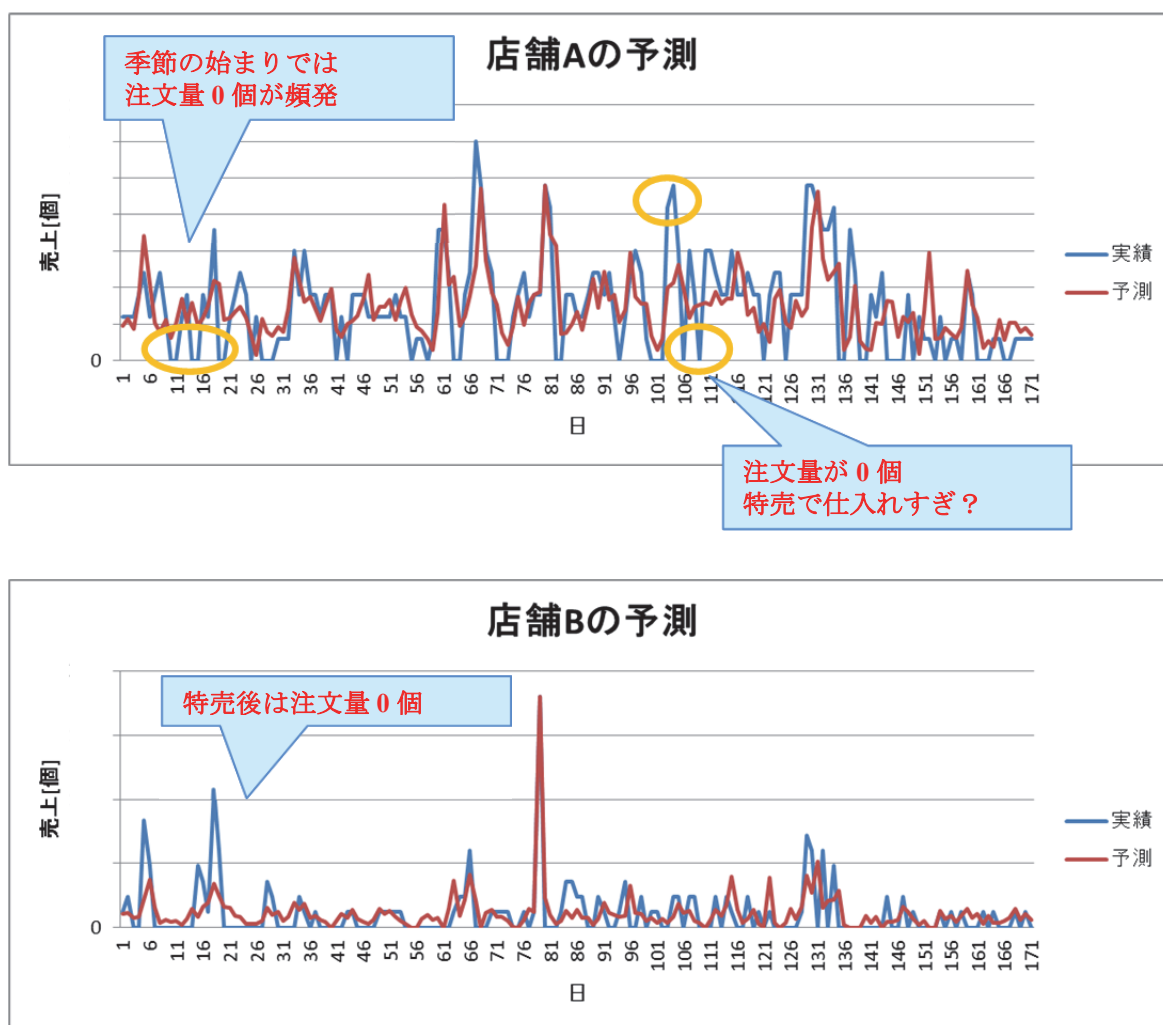


図 3.29 店舗 A・店舗 B の解析値と実績値の比較

全体の発注量を解析する方法と店舗ごとの発注量を積み上げ解析を行う方法を比較した。店舗ごとの発注量を積み上げた場合は、回帰係数が小さくなっており、発注量の多い時は過小評価、発注量の少ない時は過大評価の傾向があった。これは、以下のことが原因であると考えられる。

・発注量が少ない場合

各店舗において売れ残りが発生した場合は、次の日の発注が0になる。しかし、これは気象情報だけでは表現することができず、小売店の解析をする必要がある。

・発注量が多い場合

各店舗において売り切れが発生した場合は、次の日の発注は非常に多くなる。しかし、これは気象情報だけでは表現することができず、上記と同様に小売店の解析をする必要がある。

したがって、全体の発注量を解析する場合は、積み上げ方式ではなく全体発注量を直接解析する方がよいことが分かる。

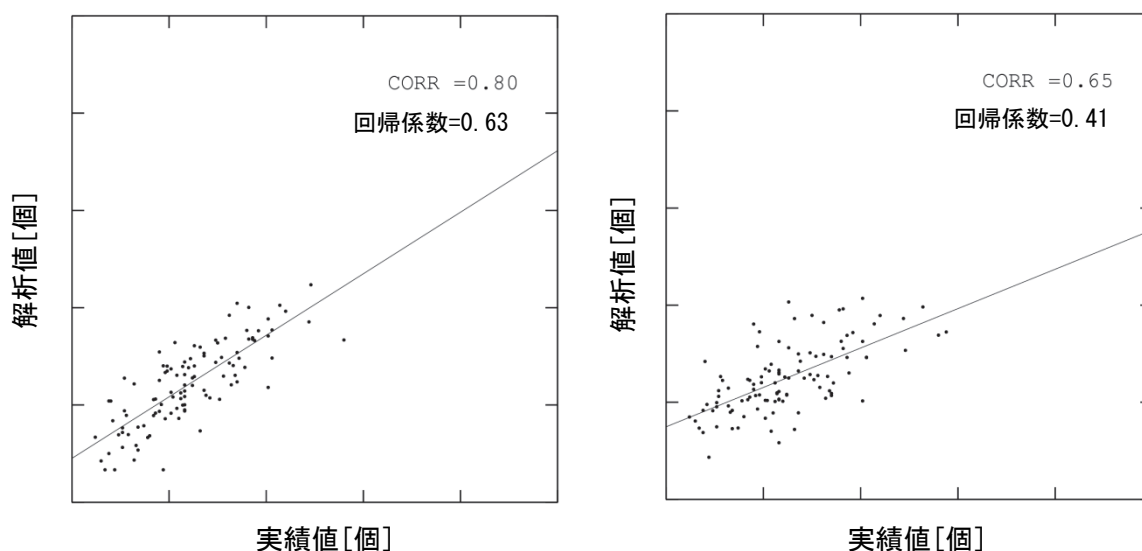


図 3.30 実績値と解析値の散布図（特売なし）

（左：全体の発注量を解析する手法、右：各店舗の発注量を積み上げる解析手法）

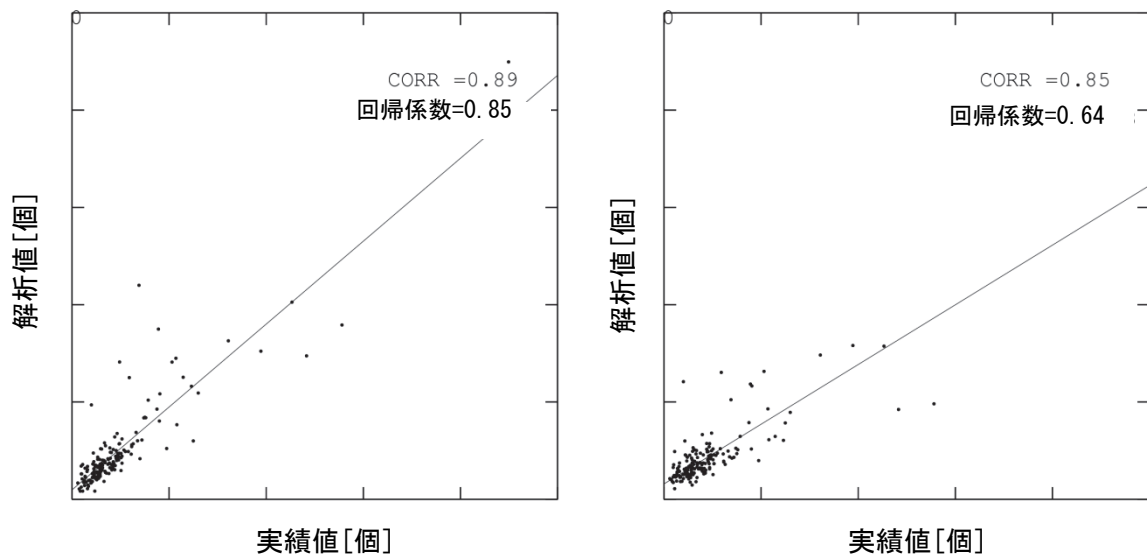


図 3.31 実績値と解析値の散布図（特売あり）
 （左：全体の発注量を解析する手法、右：各店舗の発注量を積み上げる解析手法）

3.5 実証実験 食品ロス削減量の算出

実証実験として対象商品の予測を行った。相模屋食料では、表 3.9 のタイムスケジュールで生産量決定を行っている。このスケジュールで予測データを利用するには、夕方に翌々日出荷量の予測を出す必要がある。

そこで、豆腐の場合には夕方に翌々日の出荷量を予測することとした。

表 3.9 オペレーションのタイムスケジュール

時間	行動
午前中	翌日の生産数（翌々日出荷量）を計画
午後	翌日の出荷量の確認
	翌々日の出荷量の予測見直し
夕方	翌日の生産数（翌々日出荷量）を決定
夕方～夜中	翌日の出荷

翌々日の気象データを予測するには、GSM ガイドンスの利用が考えられる。GSM ガイドンスの仕様を表 3.10 に示す。ここでは、上記のタイムスケジュールと GSM ガイドンスが初期時刻から 4 時間遅れで配信されることを考慮して、9 時発表の GSM ガイドンスを利用することにした。

表 3.10 GSM ガイドンスの仕様

項目	内容
予測時間	81 時間
予測頻度	4 回/日（初期時刻：03,09,15,21 時）
配信時刻	初期時刻+4 時間
要素	気温（3～84 時間、1 時間間隔）
	雨（5km メッシュ）

GSM ガイドンスの精度を把握するため、表 3.10 の条件で予測精度の検証を行った。売上が発生する時間で重みを付けた気温とした。予測精度結果を図 3.32 に示す。

GSM ガイドンスは翌々日の気温を概ね予測することができていた。大きく外していたのは 2014 年 4 月 20 日（予測日 4 月 18 日）の予測で、この日は南東風により曇りや雨になり東日本の太平洋側では低温となり最高気温が 2 月並みのところもあった。このような急激な低温現象については 2 日前の予測では外れることもあるが、その他の日は大きく外れることはなく RMSE は 1.82℃であった。

表 3.11 予測精度の検証

項目	内容
対象期間	2014 年 4 月 1 日～9 月 30 日
対象要素	翌々日の重み付き気温

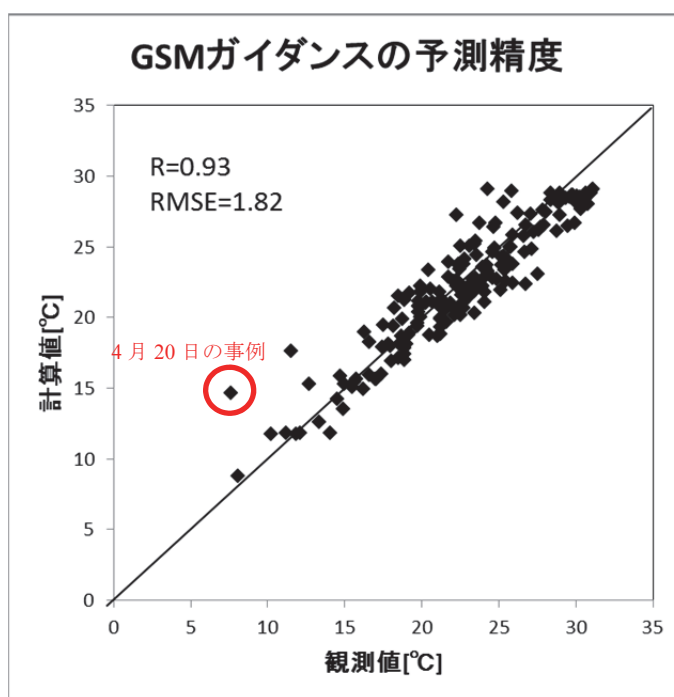


図 3.32 GSM ガイドンスの予測精度

前記の GSM ガイダンスを用いて商品 A の発注量予測を行った。予測結果は 3.4.2 (図 3.26) で示した解析結果と大きく変わらず、相関係数 0.89、RMSE は 560 個であった。これは相模屋食料の予測値よりも約 15%改善していることが分かる。

豆腐の場合、発注は前日に実施されるものであり、発注者は翌日の気象予報を見ただけで売上を予測して発注を行う。したがって、実測値より予測値と関係が深い結果になったと考えられる。

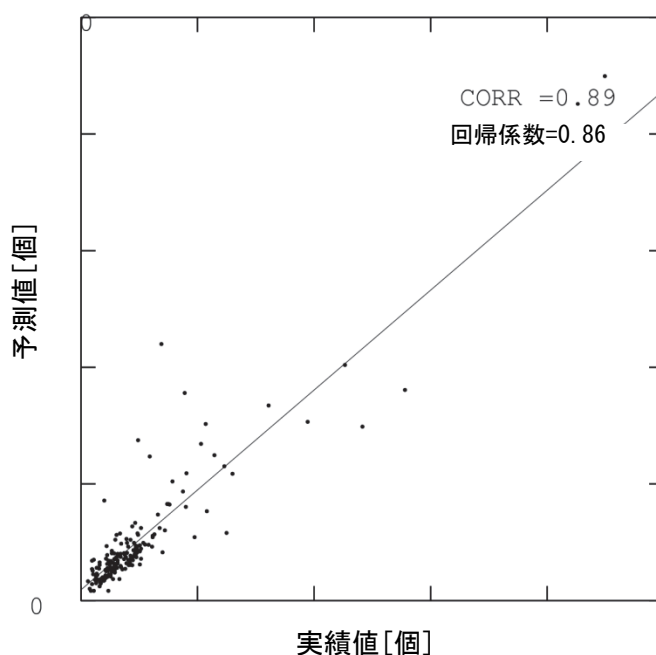


図 3.33 GSM ガイダンスを用いた商品 A の発注量予測

表 3.12 各手法の予測精度

項目	相関係数 (一)	RMSE (個)	食品ロス率
相模屋食料の予測	0.86	669	24.3%
解析	0.88	577	16.3%
予測	0.89	560	16.0%

3.6 安全在庫の考慮

安全在庫では、テクニカルソリューション株式会社の APIM⁷を利用した。安全在庫にはいろいろな種類があり、正解は1つではない。値の決め方はそれぞれの種類ごとにその特質に応じた計算を個別に行った後に、最終的な安全在庫を確率的重ね合せ計算により算出することになる。

古典理論では、“需要変動または補充期間の不確実性を吸収するために必要とされる在庫”（JIS Z8141）として定義され、ただ1つの値があると考えられていたが、実際にはいくつもの種類がある。その中で、APIM に実装されている標準的な安全在庫は以下に示す通りである。

(1) 需要変動対応安全在庫

日ごとの出荷数や販売数、あるいは製造現場での使用数などの需要が一定ではないことに対応して保有する安全在庫である。需要数が常に一定ならば、毎日一定数の商品を用意すればいいので安全在庫は不要であるし、売れ残りの在庫も発生することはない。つまり、この安全在庫は需要変動により不足する心配があるときに不足しそうな分だけ保有する在庫である。

(2) リードタイム変動対応安全在庫

供給能力が不安定なため、あるいは余力不足で着手待ちが発生する場合に、生産リードタイムや調達リードタイムは一定にならず変動する。輸送・物流リードタイムは交通事情や税関での待ち時間のために安定しない。そのようなリードタイム変動として現れる供給能力変動を吸収するために保有する在庫である。

(3) 需要予測誤差吸収安全在庫

今回の生産でまかなう需要量を予測して、必要量を生産指示や発注をするが、これが外れると在庫が足りなくなったり余ったりする。需要予測値が少なすぎて在庫が足りなくなる場合に備えて保有するか、逆に余る分を差し引き調整する在庫が需要予測誤差吸収安全在庫である。

(4) 在庫予測誤差吸収安全在庫

生産品目や調達品目が倉入れされるのは何週間か何カ月か先の将来の時点になるが、その時点における在庫量を予測して、その値を起点に生産・調達の必要数量を決める必要がある。この予測誤差を吸収するための安全在庫である。

(5) 歩留変動対応安全在庫

生産したものがすべて良品とならない場合があるので、通常は歩留りを考慮した生産計画を立てる。この歩留りが安定していれば不足分を割り増しするだけでいいが、歩留りが変動する場合は、その変動により生じる過不足に対応する安全在庫が必要になる。

(6) 納入過不足対応安全在庫

生産能力の不足や、取引先のなんらかの都合によって、発注量を満足しない数量が納

⁷ テクニカルソリューションズ株式会社が開発した適正在庫算出システム

入されることがある。過剰な場合もある。その過不足に対応する安全在庫である。

(7) 納入遅れ対応安全在庫

入荷が決められた納入日に遅れる場合、入荷されるまでの間は手持ち在庫で対応しなくてはならない。その不足分に対応する安全在庫である。

【個別安全在庫の重ね合わせ計算】

APIMでは、これら7種類の安全在庫を個別・精密に計算し、その後それぞれの値の確率的重ね合わせ計算を行って最終的な安全在庫を算出する。7つの値の単純な足し算にはならず、確率理論に基づく重ね合わせ計算が必要になる。

需要変動対応安全在庫とリードタイム変動対応安全在庫は、リードタイム中需要量変動対応安全在庫として重ね合わせ計算され、その計算結果に基づき発注点が算出される。

定期発注方式安全在庫の算出においては、需要予測誤差吸収安全在庫と在庫予測誤差吸収安全在庫、歩留変動対応安全在庫、納入過不足対応安全在庫、納入遅れ対応安全在庫をそれぞれ個別に計算した後、確率的に重ね合わせ計算を行って最終的な安全在庫を算出する。

MRP⁸安全在庫は需要変動対応安全在庫とリードタイム変動対応安全在庫の重ね合わせ計算結果と需要予測誤差吸収安全在庫、歩留変動対応安全在庫、納入過不足対応安全在庫、納入遅れ対応安全在庫の重ね合わせ計算結果とを2段階に分けて重ね合わせ計算して算出する。補充点や定期納入方式安全在庫も同様の重ね合わせ計算を行う。

⁸ 工場などで使われる生産管理手法の一つ。資材所要量計画

3.7 二酸化炭素ロス削減量の算出

食品ロス削減量はトンキロ法⁹で算出した。3.5 で示した手法によると食品ロス率は相模屋食料 24.3%、本事業による手法 16.0%であった。ここから、原材料輸送・廃棄輸送・焼却に関わる二酸化炭素発生量を算出した。算出に関わる係数を表 3.13 と表 3.14 に示す。

表 3.13 各輸送過程における二酸化炭素発生量

	重量・距離		発生量		原単位			
	重量 (g)	距離 (km)	値	単位	車種・積載率	排出係数 (kg-CO ₂ e)	単位	出典
原材料輸送	非表示	150	非表示	kg-CO ₂ e	10 トン・62%	0.149	tkm	CFP
廃棄輸送	非表示	10	非表示	kg-CO ₂ e	10 トン・62%	0.149	tkm	CFP

注：相模屋食料の秘密保持に関わる部分は非表示とした

表 3.14 廃棄処分過程における二酸化炭素発生量

	重量・容積		発生量		原単位			
	値	単位	値	単位	排出係数		単位	出典
焼却	非表示	g	非表示	kg-CO ₂ e	0.0334	kg-CO ₂ e	kg	CFP

注：相模屋食料の秘密保持に関わる部分は非表示とした

これらの二酸化炭素発生量から算出した二酸化炭素ロス削減量は以下のようになり、本事業のように予測を高度化することで二酸化炭素ロスが削減されることが分かる。

表 3.15 二酸化炭素ロス削減量の算出

項目	相模屋食料	本事業
食品ロス率	24.3%	16.0%
二酸化炭素ロス削減量	883CO ₂ -kg	582CO ₂ -kg

⁹ トンキロ法とは、貨物輸送量 [トンキロ] に、省エネ法告示で定められたトラックの最大積載量と積載率から求められる数式により算出される燃料使用原単位をかけて算定する手法。

4. 季節商品の検討

季節商品は該当季節の気温の変化により販売数が大きく変化する傾向があるため、需要予測が非常に重要となっている。本事業で扱う季節商品は、賞味期限は長いものの特定の季節に需要が集中する商品を選定し本章で検討した。

4.1 対象商品の選定

対象商品は季節商品の中でも気象状況によって売上変化が大きな商品から選定することとした。気象状況によって売上変化が大きな季節商品を表 4.1 に示す。この中でも暑い時期・寒い時期の代表的な商品として麺つゆ・鍋つゆを選定した。対象商品のデータについては、株式会社 Mizkan（本社：愛知県半田市）のご協力をいただいた。

表 4.1 気象状況によって売上変化が大きな季節商品

項目	内容
暑い時に売上が増加する商品	冷やし中華つゆ・乾麺・ビール・お茶・清涼飲料水など
寒い時に売上が増加する商品	鍋つゆ・シチュー・ココア・紅茶・のど飴など

麺つゆの国内消費量については、年間消費金額は 2013 年の家計調査からの推定で以下と考えられる。

年間支出金額(つゆ・たれ 3370 円)× 全世帯数 5759 万世帯 = 194,078 百万円

また、めんつゆ類の販売量は種類食品統計月報などから得ることができるが、近年は消費量が伸び続けており、今後も需要予測の重要性は増してくると考えられる。

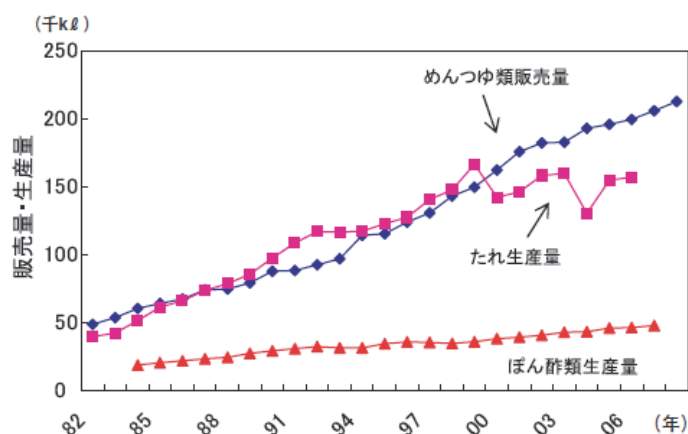


図 4.1 めんつゆ・たれ類の生産量の推移

4.2 冷やし中華つゆの解析

本事業では、麺つゆの中から特に気温感応度が高い冷やし中華つゆを対象に解析を行った。

4.2.1 市場規模データの解析

(1) 冷やし中華つゆと気温の関係性

冷やし中華つゆと気温の関係を図 4.2 に示す。気温と売上の関係性は強いが、冷やし中華の売上が減少する時期と気温が低下する時期は一致しているとは言えないことが分かる。売上と気温の相関係数は全期間では 0.77 であったが、売上の上昇時期の相関係数は 0.92、売上の低下時期の相関係数は 0.74 と、売上が低下する時期は気温との関係性が低下することが分かった。ここで、簡便のため、気温上昇時期は 1~7 月まで、気温低下時期を 8~12 月とした。

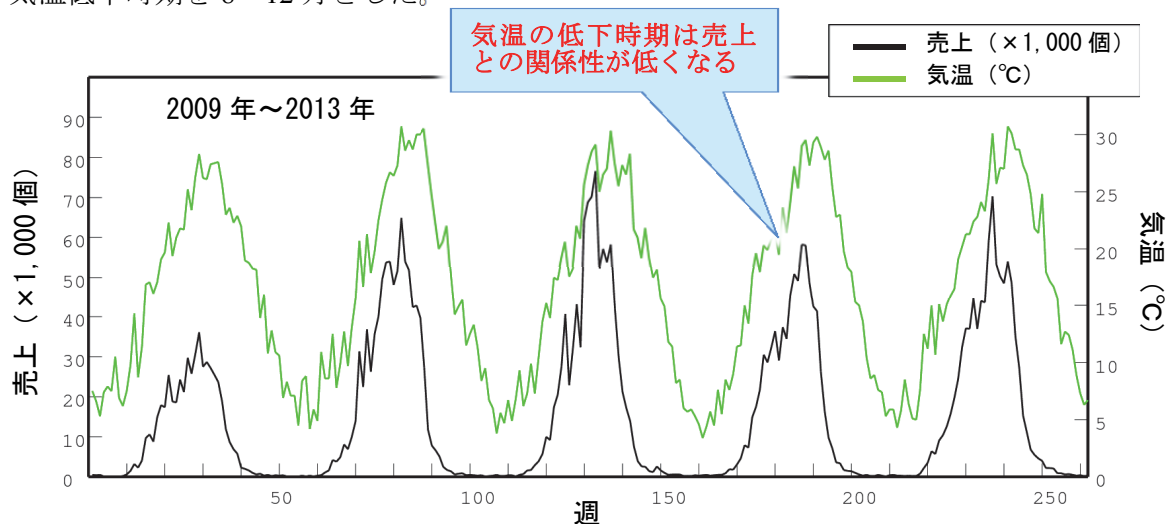


図 4.2 冷やし中華つゆと気温の関係

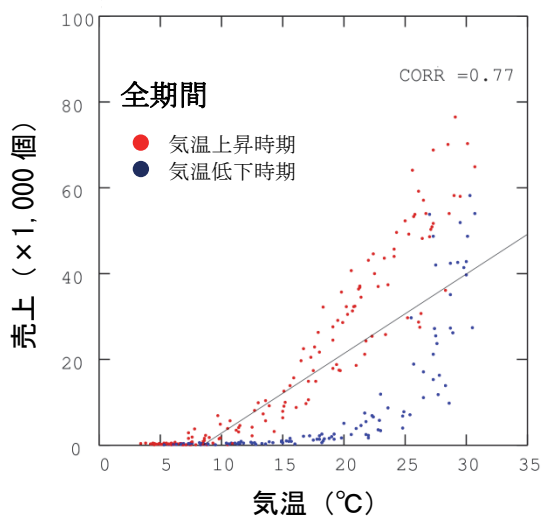


図 4.3 気温と冷やし中華つゆの売上の散布図

(2) 冷やし中華つゆの売り上げ解析

冷やし中華つゆを従来の気温による回帰式の統計手法で解析した場合の相関係数は0.77（決定係数0.59）であった。しかし、この程度の精度であれば実際の生産量の調整に利用することは困難であると考える。そこで、詳細な解析を加え、本事業独自に需要推定統計手法の開発を図った。

本手法では、気温以外に「気温による消費者心理の転換点解析」や「実効気温」などを推定モデルに取り込み、最適な需要推定統計モデルを構築した。各年の売り上げと需要推定統計値の比較を図4.4～図4.5に示す。本手法による需要推定統計モデルは売上の変化傾向を再現することができていた。

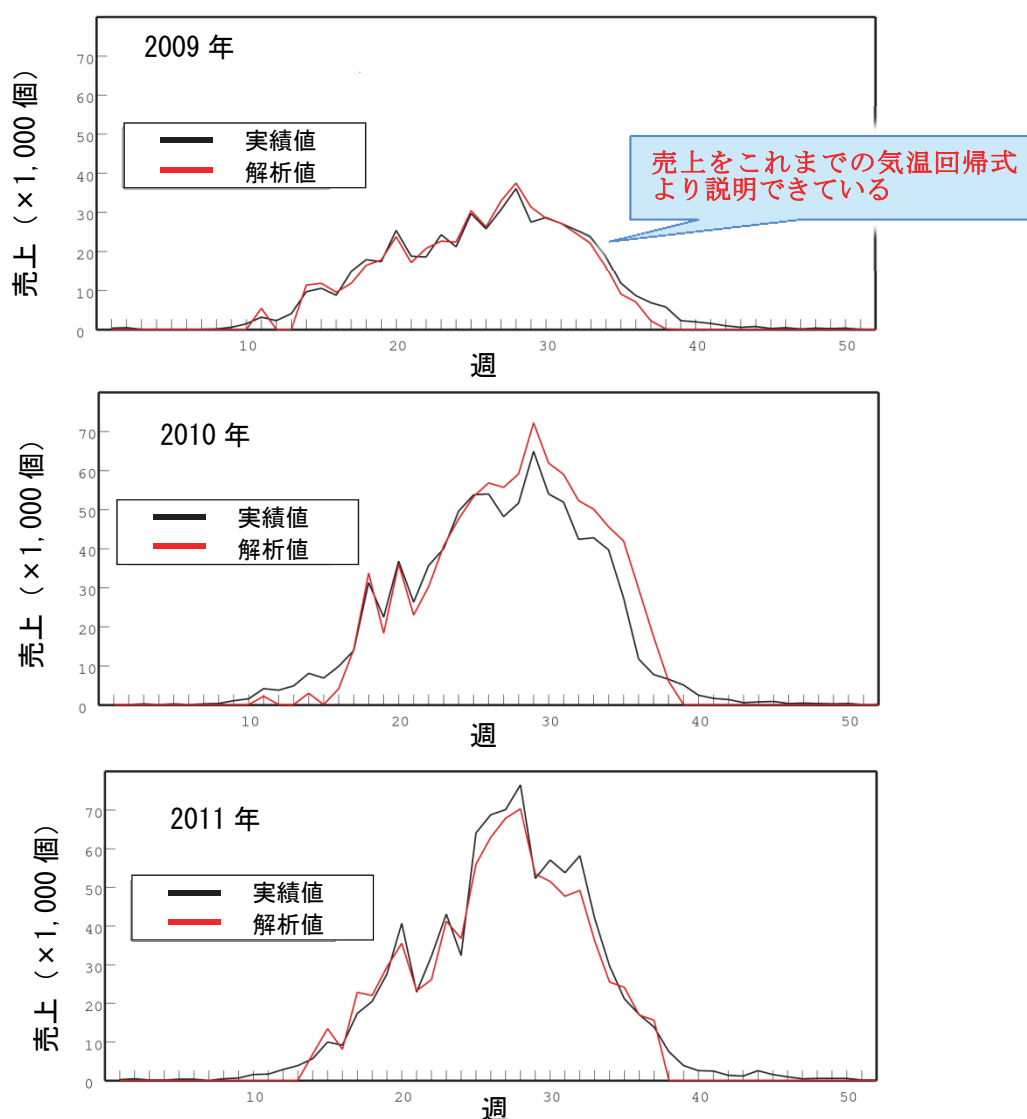


図 4.4 各年の冷やし中華つゆの売上の需要推定統計値と実績値
(上：2019年、中：2010年、下：2011年)

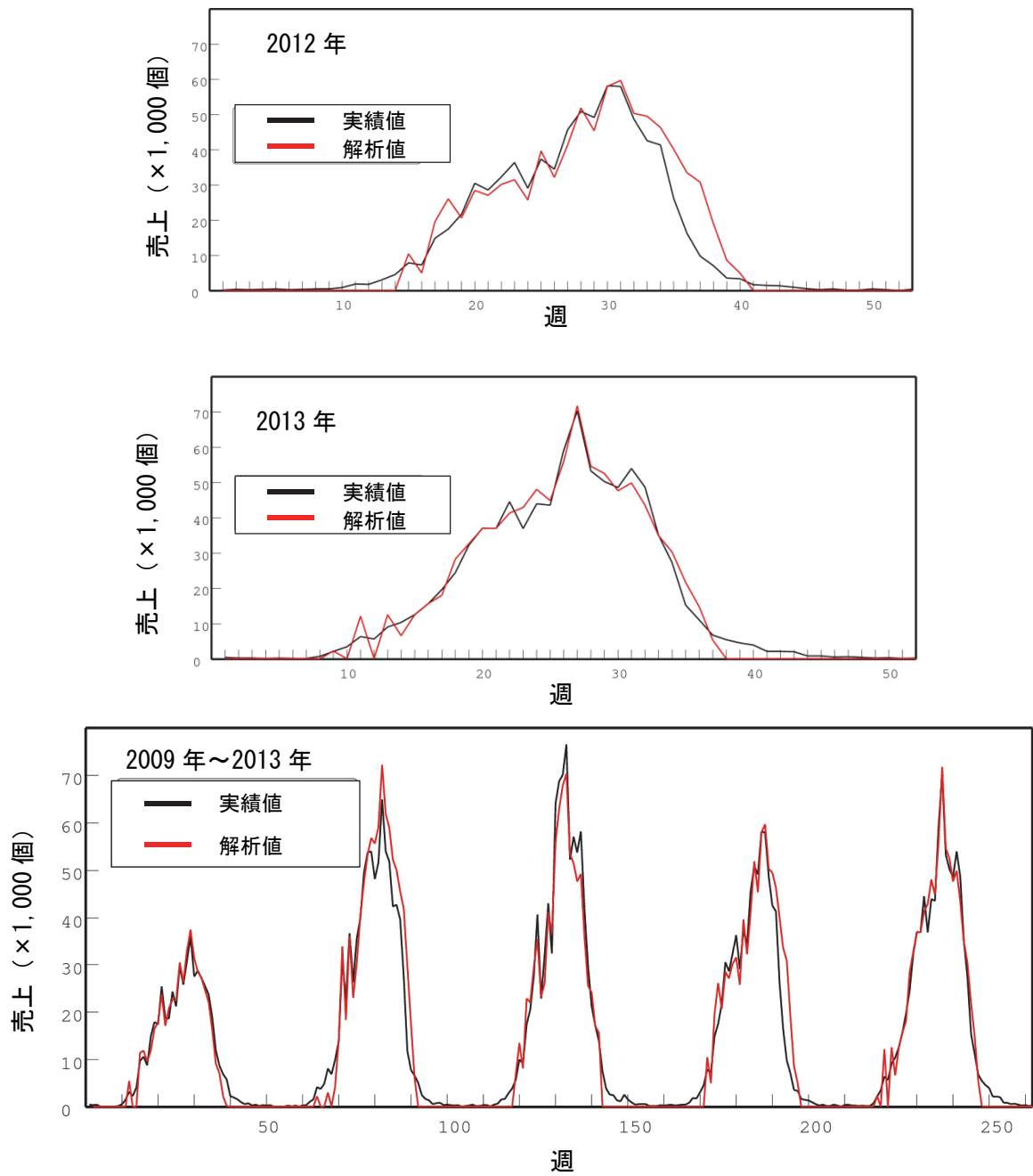


図 4.5 各年の冷やし中華つゆの需要推定統計値と売上実績値
 (上：2012年、中：2013年、下：2009～2013年)

冷やし中華つゆの売上の需要推定統計値と実績値の散布図を図 4.6 に示す。相関係数は 0.984 (決定係数は 0.97) であり、気温による回帰式の統計手法の相関係数 0.77 (決定係数 0.59) より飛躍的に精度が向上していた。ここで決定係数とは、統計式によって求められた値が実際の売り上げをどの程度、説明できるか(寄与度)を表すものである。決定係数 0.97 の場合、97%の売り上げは気象をもとにした本手法で説明できることを意味している。

また、従来手法の気温による回帰式の統計手法では、決定係数が 0.59 であったが、これは従来手法では説明できない部分が 41%もあることを示す。一方、本手法では説明できない部分が 3%となっており、精度が大幅に向上したことが確認できる。

以上から、「**気温の時系列変化が分かれば、冷やし中華つゆの売上はほぼ正確に推定できる**」と言える。

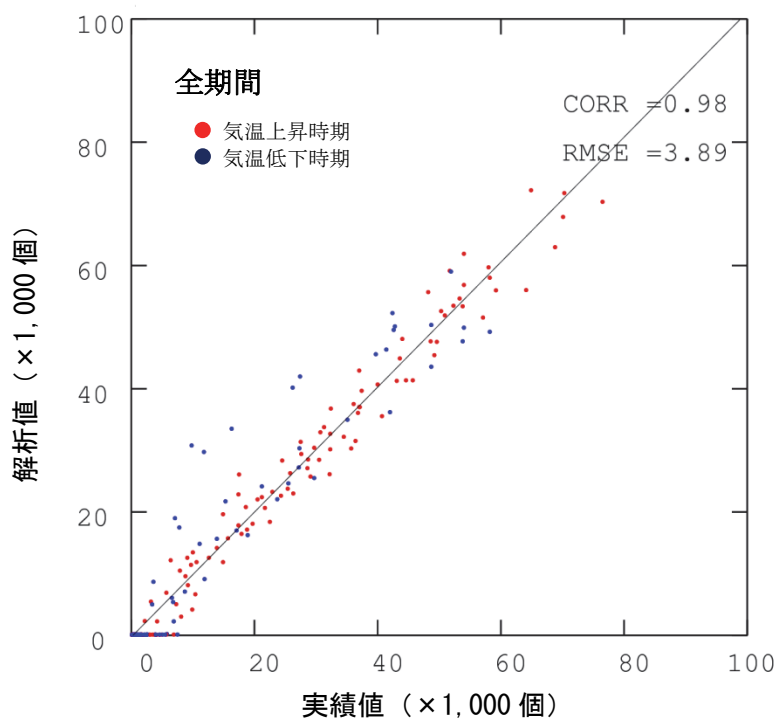


図 4.6 冷やし中華つゆの売上の需要推定統計値と実績値の散布図
(2009~2013 年)

(3) その他の麺つゆの解析

冷やし中華つゆの解析と同じようにその他の麺つゆについても解析を行った。それぞれの検討結果を次に示す。

・ 麺つゆ

麺つゆと気温の関係を図 4.7 に示す。気温と売上の関係性は強いが、麺つゆの売上が減少する時期と気温が低下する時期は一致しているとは言えないことが分かる。また、正月前に売上が上昇することが分かる。これは、年越しそば用の需要であると考えられる。

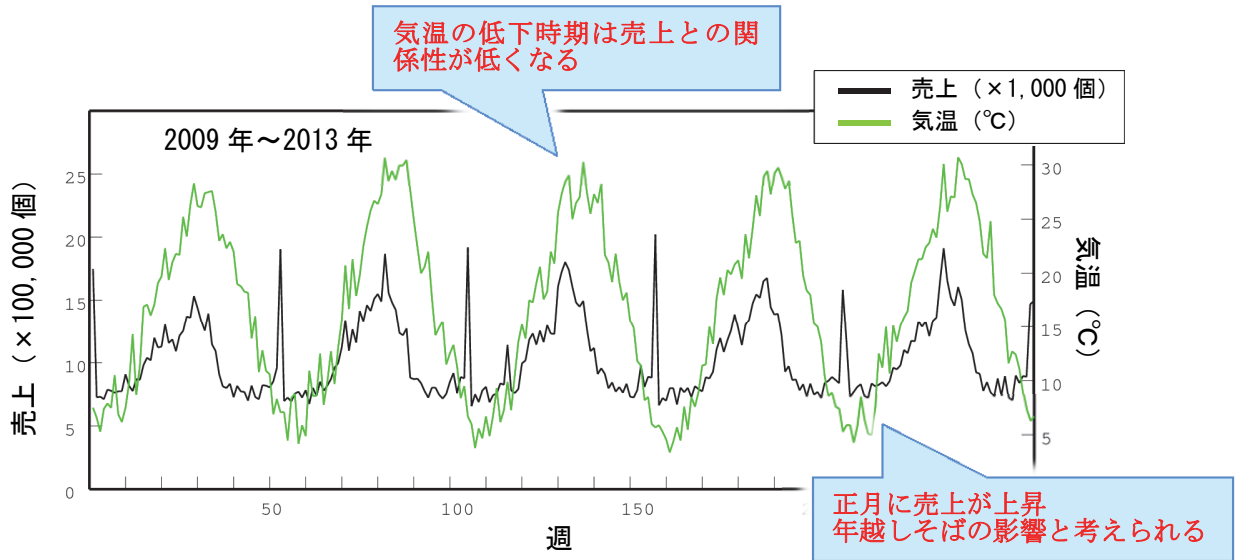


図 4.7 麺つゆと気温の関係

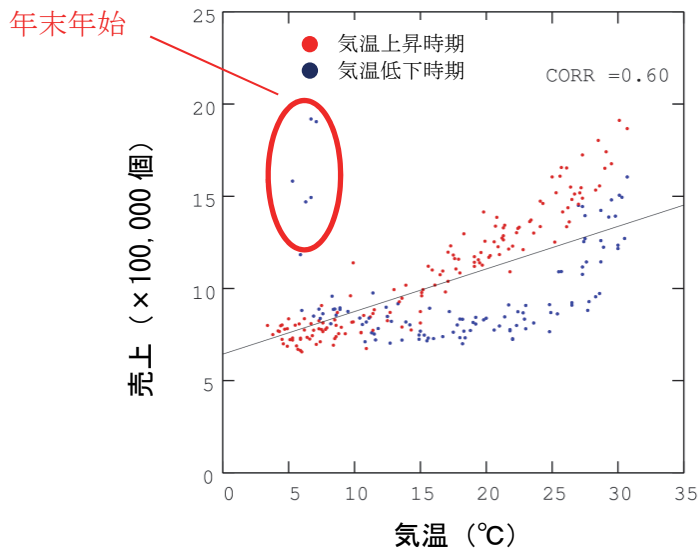


図 4.8 気温と売上の散布図

麺つゆの計算結果を図 4.9 に示す。売上解析は、相関係数は 0.96、決定係数は 0.93 であった。冷やし中華つゆの解析よりは決定係数は低くなっていたが、93%の売上は気象で説明することができることが分かった。

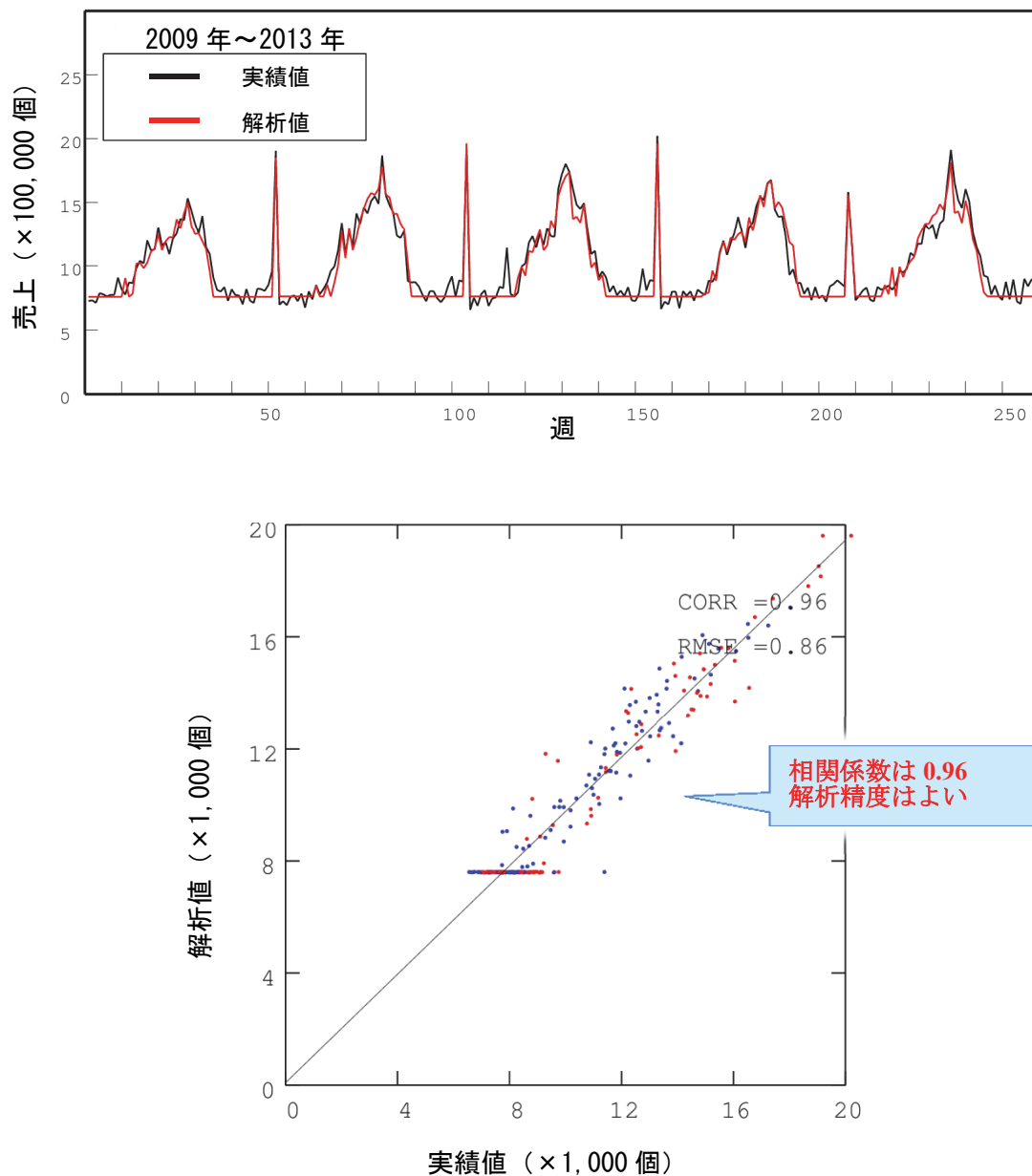
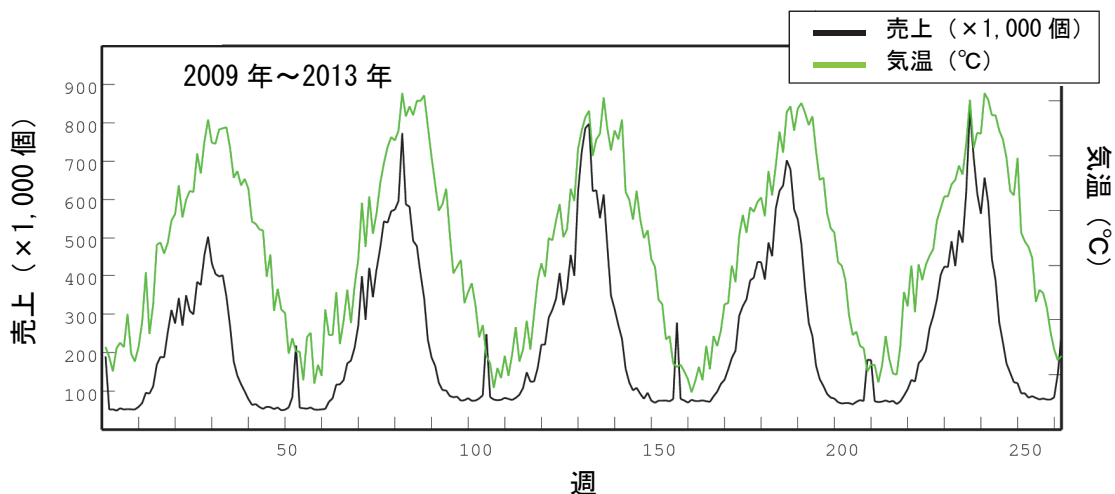


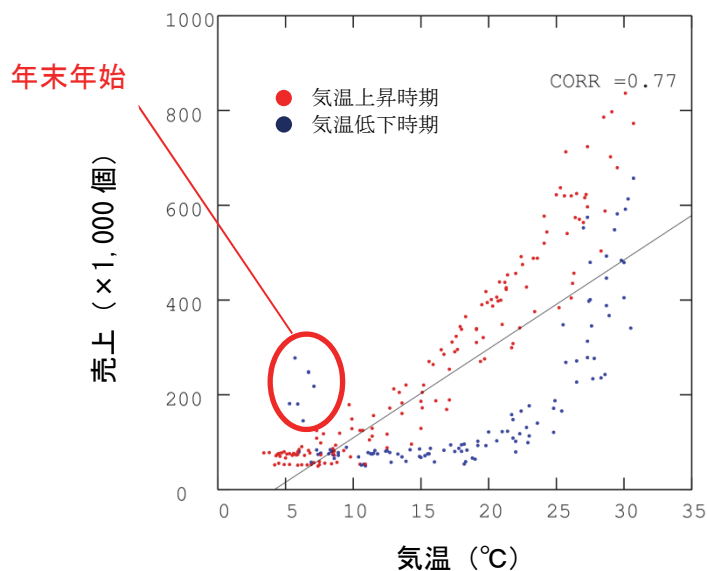
図 4.9 麺つゆの需要推定統計結果

・ 麺つゆ（ストレート）

ストレート麺つゆと気温の関係を図 4.10 に示す。気温と売上の関係性は強いが、冷やし中華つゆと同様に売上が減少する時期と気温が低下する時期は他のつゆ同様に一致しているとは言えない。また、ストレート麺つゆでは麺つゆと比較して正月前の上昇はそれほど大きくなかった。



・ 図 4.10 ストレート麺つゆと気温の関係



・ 図 4.11 気温と売上の散布図

麺つゆ（ストレート）の計算結果を図 4.12 に示す。売上解析は、相関係数は 0.98、決定係数は 0.96 であった。決定係数は冷やし中華つゆと同様に 0.96 であり 96%の売上は気象で説明することができることが分かった。

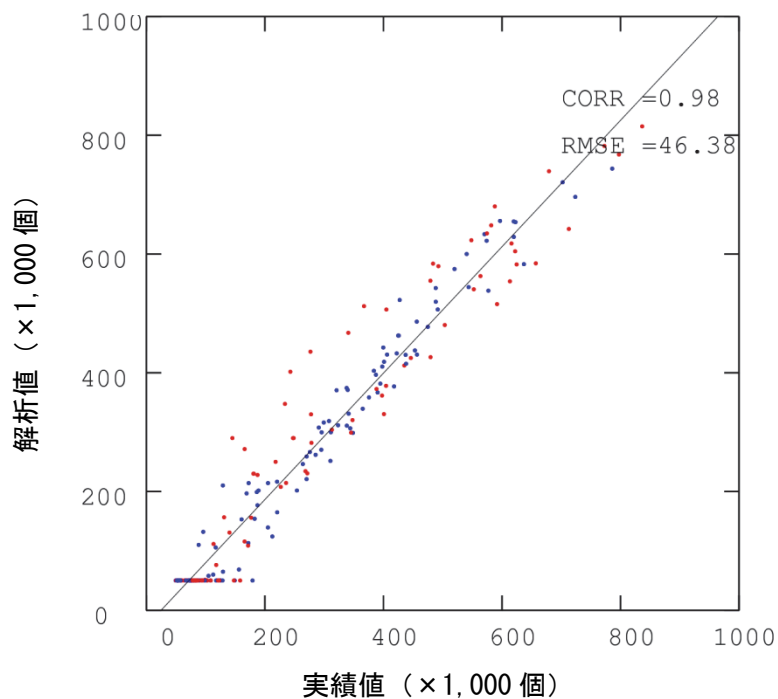
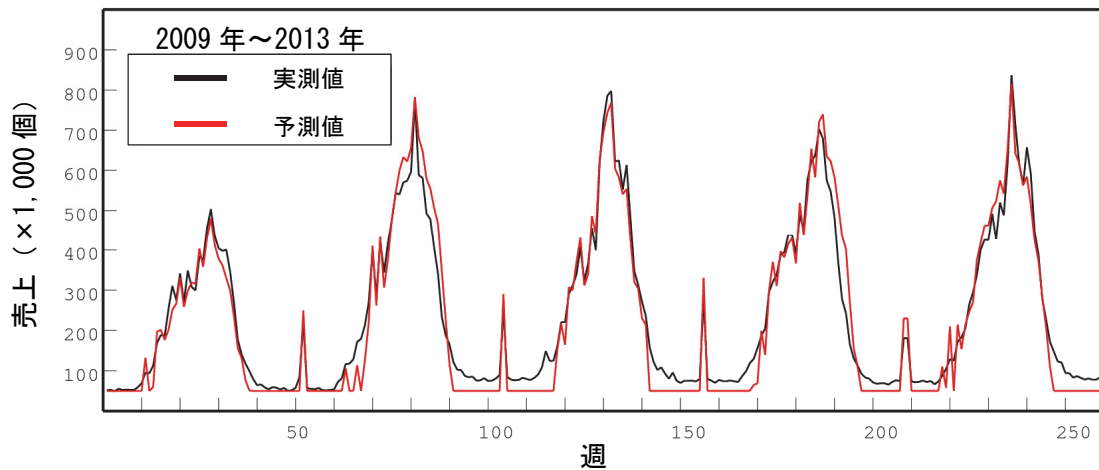


図 4.12 ストレート麺つゆの需要推定統計結果

・ 2倍濃縮つゆ

2倍濃縮つゆと気温の関係を図 4.13 に示す。冷やし中華つゆ、麺つゆ、ストレート麺つゆなどと比較して気温と売上の関係性が強くなかった。気温と売上の相関係数を見ると 0.36 であり、これまでの冷やし中華つゆ (0.77)、麺つゆ (0.60)、ストレート麺つゆ (0.77) と比較すると低かった。また、正月前に強い需要があり、その売上が年間の最大売上を記録していた。

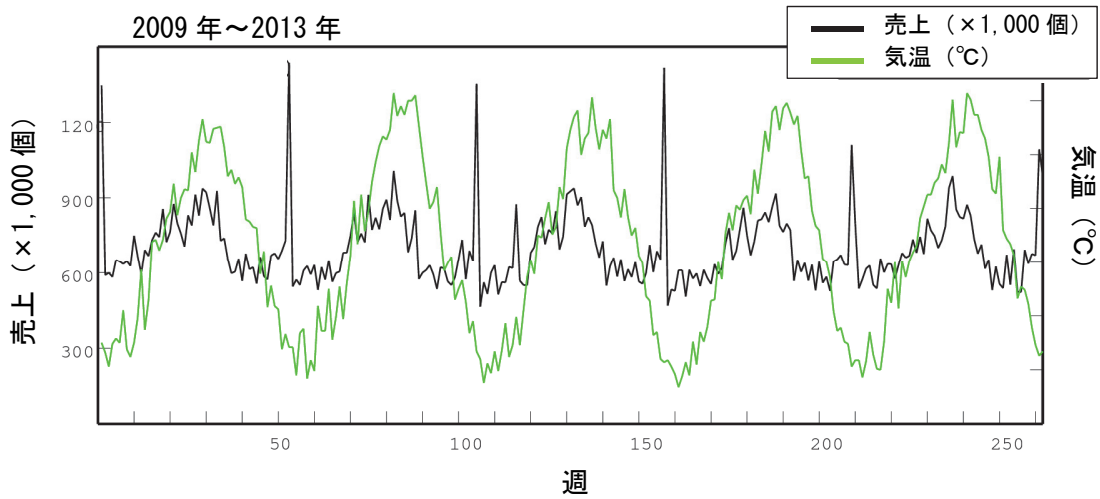


図 4.13 2倍濃縮つゆと気温の関係

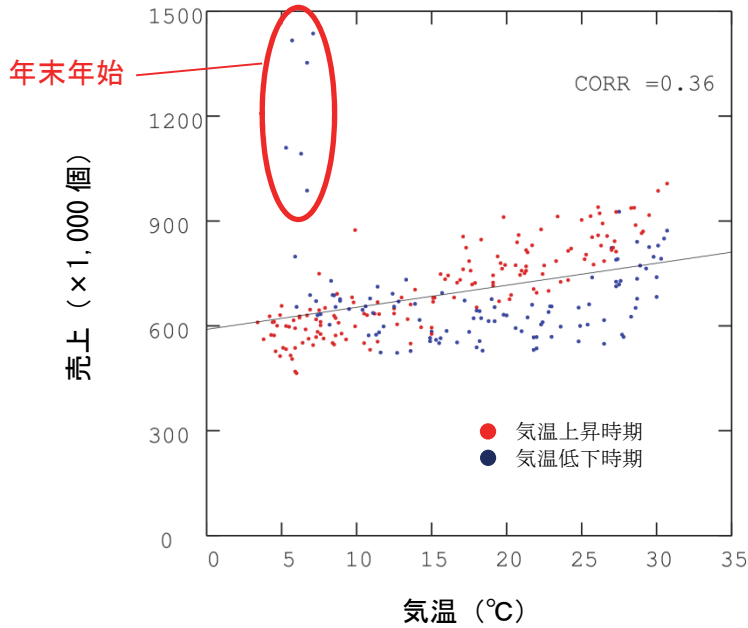


図 4.14 気温と売上の散布図

2倍濃縮つゆの計算結果を図4.15に示す。売上解析は、相関係数は0.90、決定係数は0.82であった。冷やし中華、麺つゆ、ストレート麺つゆと比較すると気温との相関が低かったため、決定係数も0.82であった。しかし、82%の売上は気象で説明することができるため、夏場の売上の急減などに利用することは可能であると考えられる。

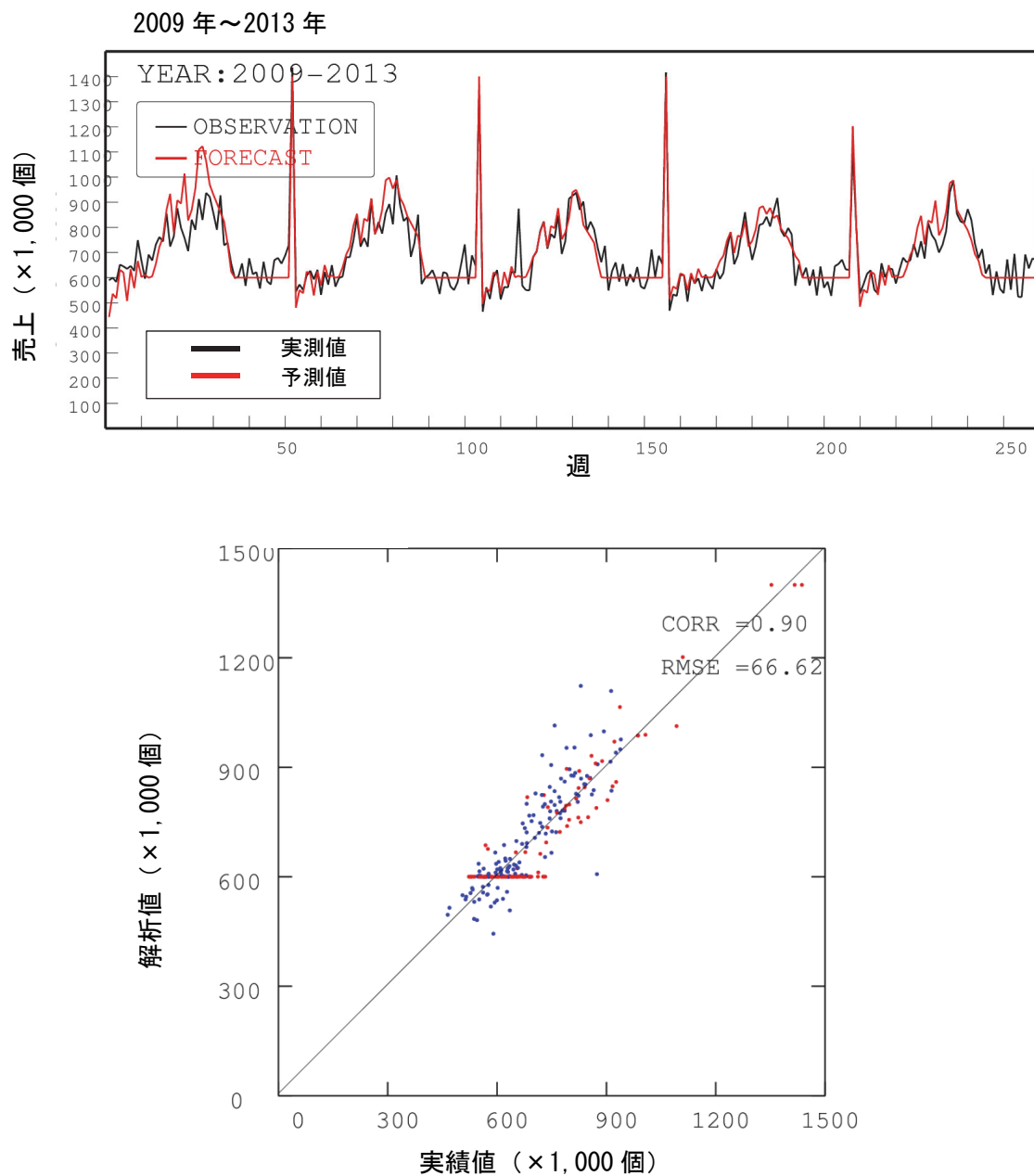


図 4.15 2倍濃縮つゆの需要推定統計結果

・高濃縮

高濃縮のカテゴリーと気温の関係を調査した結果、気温との相関係数は 0.06 とほとんど関係がないことが分かった。そこで、本事業では、高濃縮カテゴリーとの解析は対象外とする。

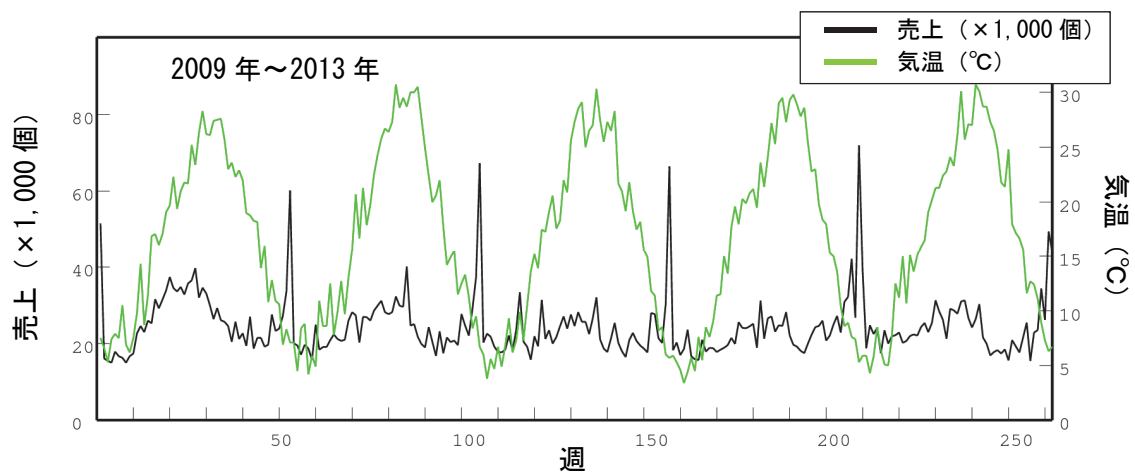


図 4.16 高濃縮カテゴリーと気温の関係

各カテゴリーの解析精度を以下に示す。冷やし中華と麺つゆ、麺つゆ（ストレート）は相関係数 0.96～0.98 で精度よく解析できることが分かる。麺つゆ（2倍濃縮）についても、気温との相関係数は 0.36 と低いが、需要推定統計モデルの統計値との相関は 0.90 と高い精度で解析できることが分かった。これは正月補正を行っているためと考えられる。一方、麺つゆ（高濃縮）については、気温との相関がほとんどなかったため、解析対象外とした。

表 4.2 各カテゴリーの解析精度

項目	気温との相関係数	解析手法の相関係数
冷やし中華	0.74	0.98
麺つゆ	0.60	0.96
麺つゆ（ストレート）	0.77	0.98
麺つゆ（2倍濃縮）	0.36	0.90
麺つゆ（高濃縮）	0.06	対象外

4.2.2 対象商品の解析

対象商品は、株式会社 Mizkan の冷やし中華つゆとし、その中でも市場規模データとの連動性の高い一商品を選択した。データ連動性については、株式会社 Mizkan では全国単位で生産調整を行っているため、日本全国の出荷量総量が市場規模データと連動性の高い商品を選択した。

(1) 出荷量と市場規模の売上の関係

図 4.17 に、対象商品の出荷量（全国）と市場規模の売り上げの関係性を示す。ただし、市場規模と出荷量の売り上げの絶対値が異なるため、異なる軸を利用しているが、経営情報のため縦軸の値は削除している。

全国出荷量の動きは、市場規模データと連動していることが分かる。

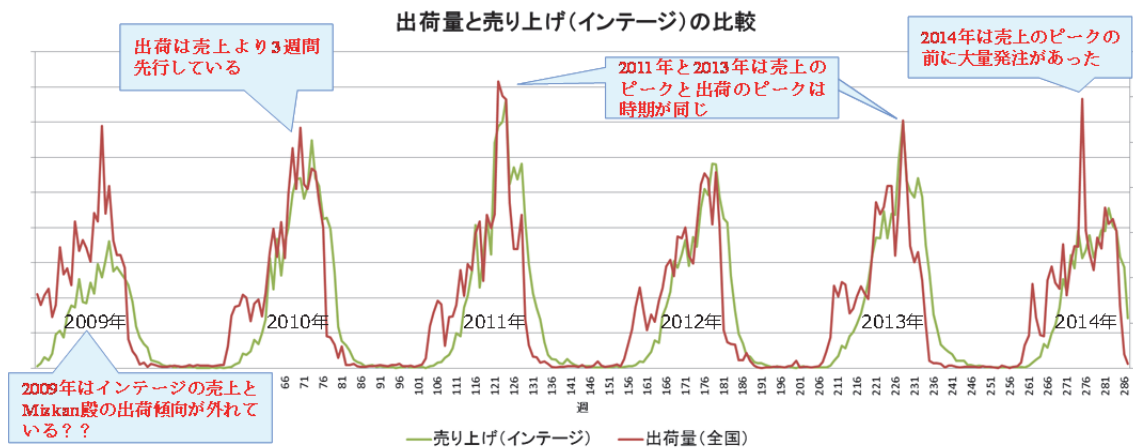


図 4.17 市場規模の売り上げと出荷量（全国）の時系列変化
（市場規模のと出荷量の軸は異なる）

上記の図では、以下の点が重要と考えられる。

出荷量と市場規模の時系列の関係

出荷量は市場規模の売り上げと比較して3週間ほど先行する。これは、商品がメーカーから出荷して卸・小売と流通し、店頭に並ぶまでのタイムラグであると考えられる。したがって、このタイムラグが一定であれば市場規模から出荷量は予測できると考えられる。

出荷量と市場規模が連動しない場合（2009年）

2010~2014年は出荷量と市場規模が連動していることが確認できるが、2009年では連動性が十分見られなかった。これは、2009年当時は現在とは商環境が異なっているため、同じように比較をすることが困難であることを示している。したがって、本検討では2009年を対象外とした。

売上ピークと出荷量ピークの一致（2011年・2013年）

出荷量は市場規模より3週間先行するはずだが、2011年と2013年は市場規模の売り上げピーク時期と出荷量のピーク時期が一致していた。これは、売上ピークの前に出荷しておくべきところであったが、売上の急進から出荷が間に合わなかったと考えられる。このような問題に対しては、製・配・販で協力することで解決できると考える。

突発的な売上ピーク

2014年は市場規模と出荷量はほとんどの期間で連動しているが、6月上旬に突発的な出荷量ピークが存在した。これは、小売からの大量発注があったためであり、このような動きの場合は予測困難となる。

(2) 出荷量と在庫の解析

対象商品の出荷量（全国）と在庫の時系列変化を図 4.18 に示す。ただし、在庫量と出荷量では絶対値が異なるため、異なる軸を利用しているが経営情報のため縦軸の値は削除している。

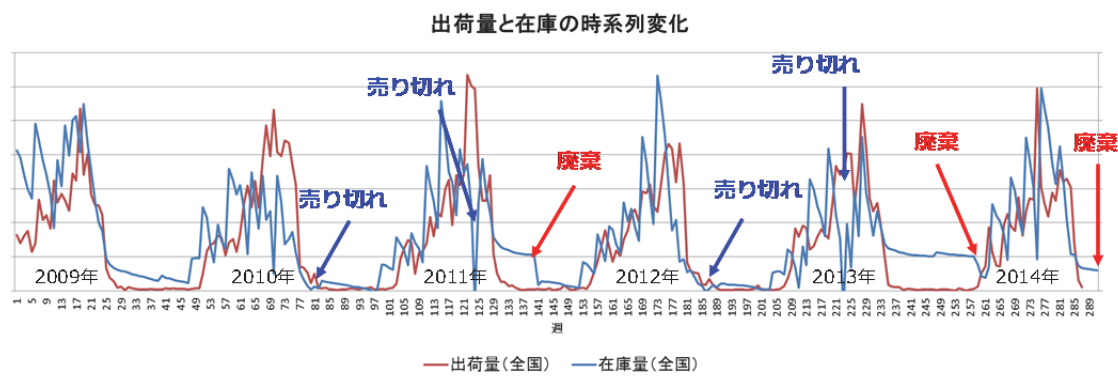


図 4.18 出荷量（全国）と在庫の時系列変化
（出荷量と在庫量の軸は異なる）

上記の図より、以下に示す点が重要であると示唆される。

売上ピーク時期の売り切れ

2011年と2013年は売上のピーク時期に売り切れが発生していた。この年の市場規模と出荷量の時系列データ（図 4.17）では、タイムラグが発生しておらず、卸からの緊急発注が行われ、在庫がなくなったことが分かる。このような売り切れに対しては、需要予測を用いて製・配・販が協力することで解消できると考える。

最終生産後の売り切れ（2010,2012年）・廃棄（2011,2013,2014年）

本商品では在庫を持って越年することはない。したがって、余剰生産量は食品ロスとして廃棄され、生産量が不足した場合は売り切れとして工場を再稼働することとなる。図 4.18 から 2010、2012 年は最終生産後に売り切れが生じて工場を再稼働しており、2011、2013、2014 年は廃棄が行われていることが分かる。最終生産量における廃棄量をまとめると表 4.3 になる。廃棄量は以下の式で求めた。売り切れを起こして工場を再稼働した場合は廃棄量がマイナスの値とした。これを見ると、2011 年 23.1%、2013 年 23.5%、2014 年 16.1%と約 20%の廃棄が発生していることが分かる。

工場を再稼働していない場合

$$(\text{廃棄割合}) = (\text{廃棄量}) / (\text{最終生産以降の出荷量})$$

工場を再稼働した場合

$$(\text{廃棄割合}) = (\text{廃棄量} - \text{再生産で作成した量}) / (\text{最終生産以降の出荷量})$$

表 4.3 廃棄量と売り切れ量

年	廃棄割合と売り切れ割合
2010 年	-6.9%（工場 2 回稼働）
2011 年	23.1%
2012 年	-7.3%（工場 3 回稼働）
2013 年	23.5%
2014 年	16.1%

4.2.3 実証実験 食品ロス削減量の算出

本項では、対象商品においてどのように最終生産量を設定すれば食品ロスが削減できるかを検討した。

(1) 最終生産の予測手法

最終生産量の決定のフローを図 4.19 に示す。株式会社 Mizkan のオペレーションでは、最終生産量を 7 月中旬に決定する。そこで最終生産量の決定日は 7 月 20 日の直近の月曜日とした。また、最終生産量は予測日から 12 月 31 日までの出荷量を予測することとした。

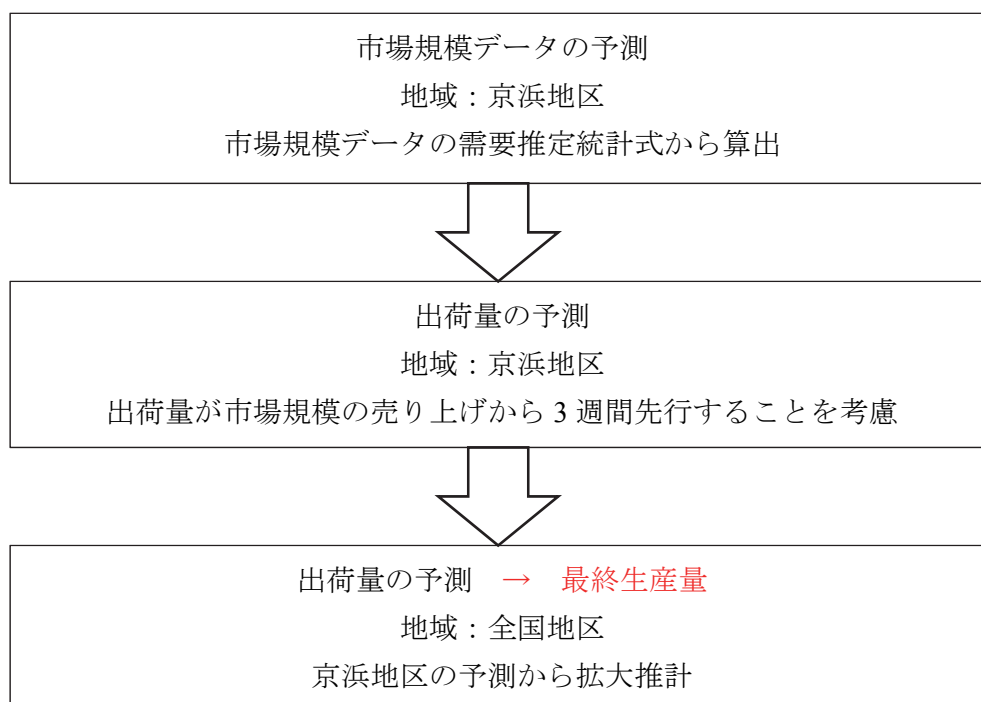


図 4.19 食品ロス削減量の算出フロー

① 市場規模の売上予測

市場規模の売上は、本事業で作成した需要推定統計式で 97%の売上を説明できることが分かっている。ここで、需要推定統計式には、気象などで説明できないパラメータとして年補正係数が存在する。年補正係数は、年による冷やし中華の売上の経年変化を表現するものであり、これは社会情勢や流行の影響を受けていると考えられ、気象では説明できない。そこで、市場規模の売上予測はこの年補正係数のみ求めることができれば可能であると言える。

年補正係数は、予測日より前の売上から求めることとする。2013 年を例にその求め方を図 4.20 に示す。2013 年の 7 月 15 日に予測を行うと仮定した場合は、7 月 15 日までの売上で年補正係数を決定し、その係数を用いて 7 月 15~12 月 31 日の予測を行うこととした。冷やし中華つゆは、早い年では 7 月 15 日に売上のピークを迎えており、遅い年では売上のピークはまだ迎えていない。したがって、売上のピークを迎えているか、そうでないかを予測することで予測精度は大きく異なると考えられる。

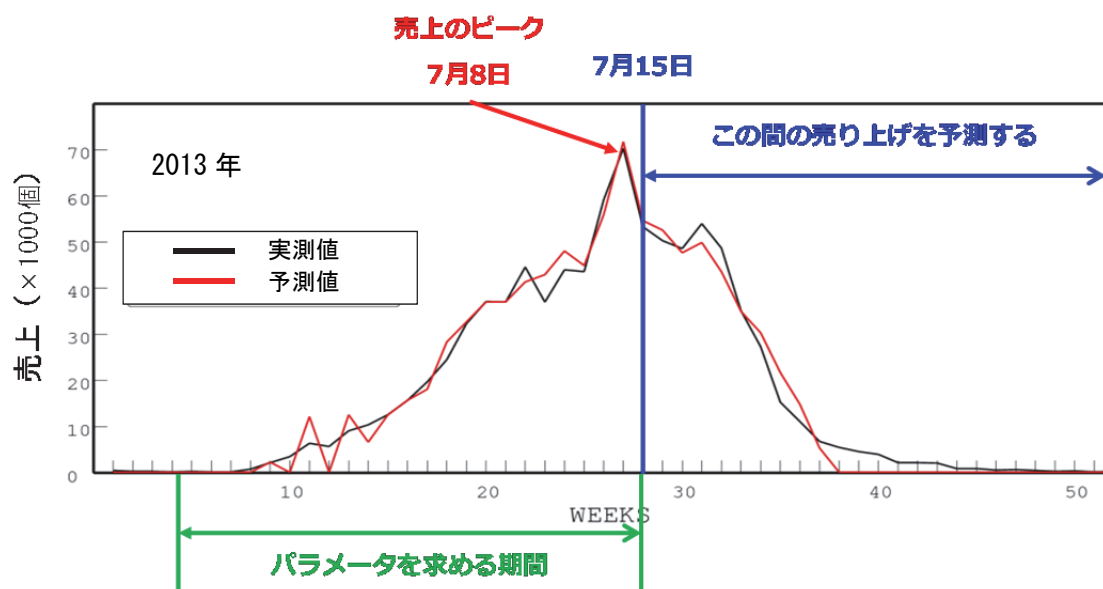


図 4.20 年補正係数の求め方

② 出荷量（京浜地区）の予測

出荷量の予測は、市場規模の売上と出荷量の売上が約 3 週間ずれることを考慮して、3 週間ずらした予測を行うこととした。

③ 出荷量（全国）の予測

全国出荷量は京浜地区の出荷量の変化と同じであると仮定し、京浜地区の出荷量に係数をかけることで拡大推計することとした。

(2) 利用する気象データ

利用する気象データを表 4.4 に示す。当日までの年補正係数を求める部分については気象観測値を利用し、1 か月までの予測については、2 章で検討したように、気象庁と ECMWF のモデルアンサンブルの結果を利用することとした。1 か月以降の予測は、気象庁から 3 か月予測や暖候期・寒候期予測が発表されているが、本予測では売上の減少している時期で重要性は低いことから平年値を利用することとした。

表 4.4 利用する気象データ

時期	利用する気象データ
~当日まで	AMeDAS 観測値
当日~1 か月後	気象庁・ECMWF モデルアンサンブル結果
1 か月後~	平年値

ここで、最終生産量を決定する際の日付は、7 月 20 日の直近の月曜日であるため、以下のようなようになる。一方、気象庁 1 か月アンサンブル予測は木曜日発表のため。以下のような初期時刻を利用することとする。

表 4.5 利用する気象データ

年	予測日	気象予測の初期時刻
2010 年	7 月 19 日	7 月 15 日
2011 年	7 月 18 日	7 月 14 日
2012 年	7 月 16 日	7 月 12 日
2013 年	7 月 15 日	7 月 11 日
2014 年	7 月 14 日	7 月 10 日

図 4.21 に 2010～2014 年の該当日のモデルアンサンブルの予測値を示す。2010 年は予報期間中を通して平均気温より高い傾向があったが、アンサンブル予測値もその傾向を示していた。2011 年と 2012 年は予報期間前半に気温が高く 1 週間後に気温が大きく落ち込んでいたが、予測はその傾向を示してはいるものの気温の大幅な下降を表現することはできていなかった。2013 年は予報期間前半に気温が高く、1 週間後に平年並みに変化していたが、その傾向は再現することができていた。2014 年は期間を通して気温が高く 1 週間後に平年並みに気温が下がっていたが、その傾向を再現することはできていた。

以上から、本アンサンブル予測は気温の変化傾向を概ね再現できていることが確認できる。ただし、2011 年や 2012 年の気温の大幅な下降については表現することができなかった。

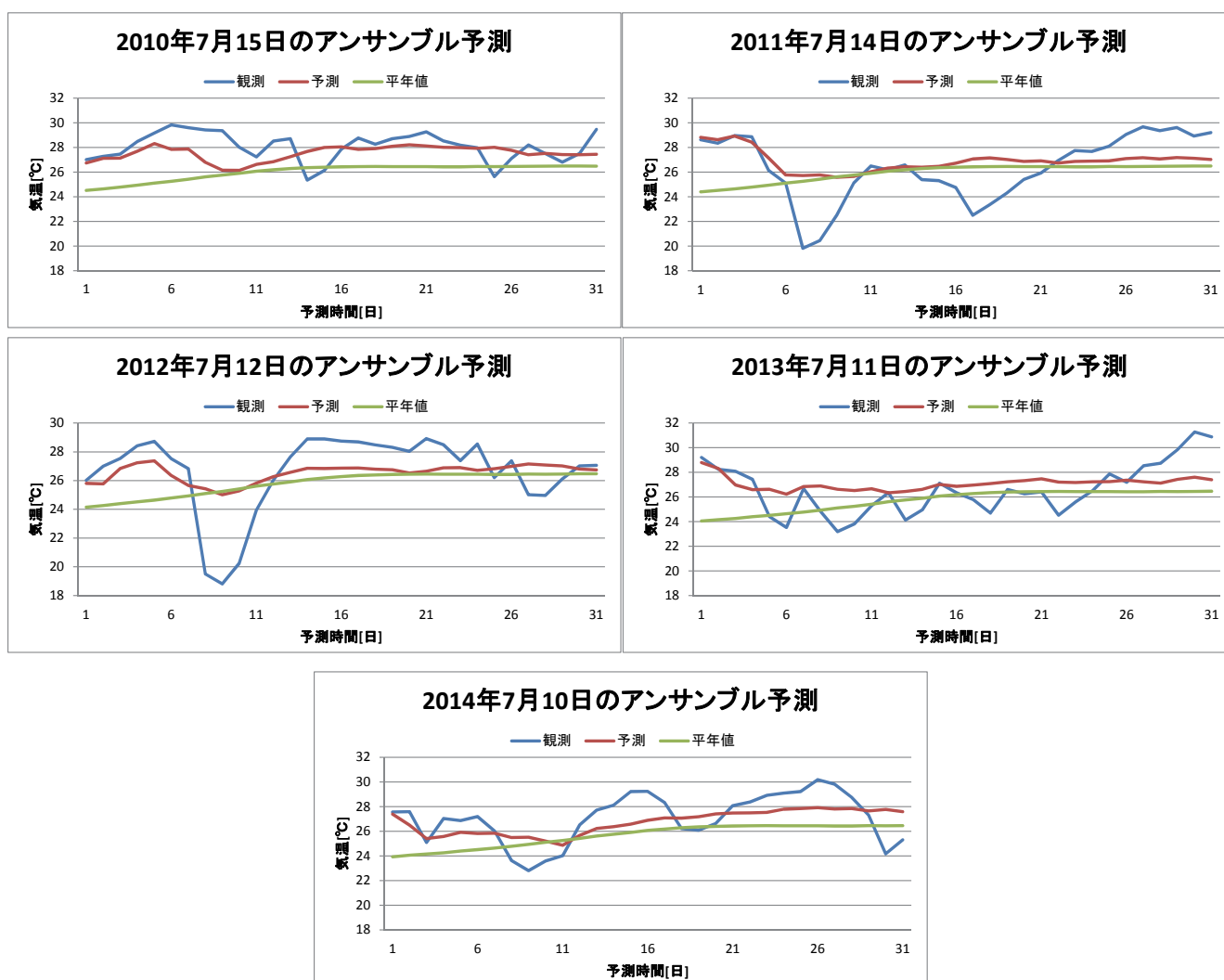


図 4.21 各年のモデルアンサンブルの予測値と観測値の時系列

(3) 食品ロス削減量の計算

食品ロス削減量の計算では、①気象情報を完全に予測できると仮定した場合（完全予測）、②平年値を利用する場合（平年値利用）、③気象予測値を利用した場合（予測）の3通りの計算を行った。

表 4.6 予測手法の一覧

予測手法	利用する気象データ
完全予測	AMeDAS 観測値
平年値利用	平年値
予測	表 4.4 の気象情報

① 完全予測

気象が完全に予測できると仮定して予測を行った場合の予測結果を表 4.7 に示す。ただし、2014 年については、出荷量のピークの前に大量発注があり、出荷量と売り上げとの連動性が低かったため対象外とした。

気温が完全に予測できたと仮定した場合は、京浜地区の市場規模の売上はもっとも大きく外した時で-6.8%であり、誤差幅を（最大廃棄量－最大売り切れ量）とすると 8.5%となっていた。また、そこから出荷量と売上のタイムラグを考慮した京浜地区の出荷量予測では誤差幅が 11.1%、全国の出荷量では誤差幅が 8.1%となっていた。一方、株式会社 Mizkan の実際のオペレーションでは誤差幅が 30.8%となっており、気象予測を利用することでこの誤差幅を減少させることができると言える。

表 4.7 完全予測の食品ロス量

年	廃棄割合	市場規模 (京浜地区)	出荷量 (京浜地区)	出荷量 (全国)
2010 年	-6.9%	-1.4%	-1.1%	-0.2%
2011 年	23.1%	0.6%	10.0%	7.7%
2012 年	-7.3%	1.7%	6.9%	7.9%
2013 年	23.5%	-4.6%	-0.8%	6.8%
2014 年	16.1%	-6.8%	-	-

② 平年値利用

気象予測に平年値を利用した場合の予測結果を表 4.8 に示す。平年値を利用した場合は、2011 年以外は全国出荷量がマイナスとなっていた。これは、近年は気温が平年値より高い傾向にあり、平年値を利用する場合は気温を低めに予測することとなり需要を過小評価するためと考えられる。例として 2010 年について考慮すると、この年は期間中を通して気温が平年値より高い傾向にあり、平年値から予測した市場規模・出荷量(京浜地区・全国)が過小評価となっていることが分かる。

ただし、全国出荷量における誤差幅を算出すると 15.8%となっており、株式会社 Mizkan のオペレーションである 30.8%より精度は向上していた。これは、平年値を利用した場合でも、需要推定統計値を高度化したため出荷量予測の精度が向上するためと考える。

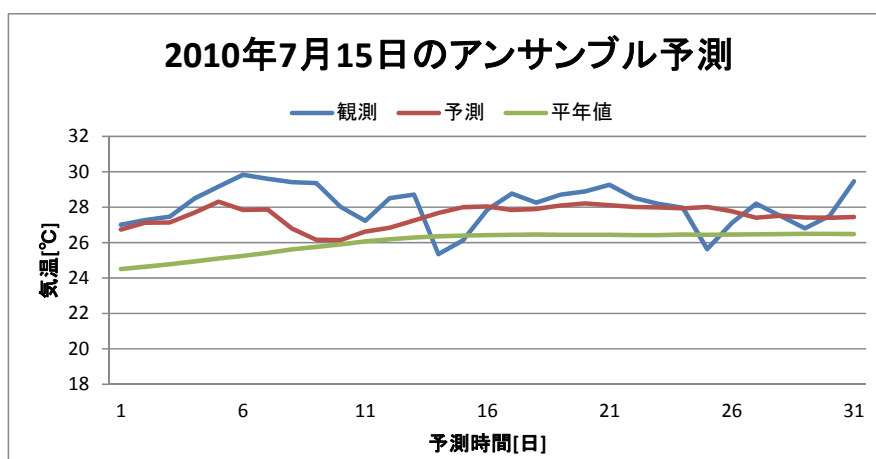


図 4.22 2010 年の気象状況

表 4.8 平年値から予測した食品ロス量

年	廃棄割合	市場規模 (京浜地区)	出荷量 (京浜地区)	出荷量 (全国)
2010 年	-6.9%	-6.5%	-8.2%	-7.4%
2011 年	23.1%	3.1%	10.4%	8.1%
2012 年	-7.3%	-11.3%	-8.4%	-7.7%
2013 年	23.5%	-10.2%	-10.4%	-3.7%
2014 年	16.1%	-7.3%	-	-

③ アンサンブル予測を利用

気象予測にアンサンブル予測値を利用した場合の予測結果を表 4.9 に示す。アンサンブル予測値を利用した場合は平年値よりも精度が向上していた。例として 2010 年の出荷量予測を図 4.23 に示す。図 4.22 に示したように、気温は平年値より高かったがアンサンブル予測はその高温を予測することができており、1 か月間はアンサンブル予測を利用する方が売上も多く予測していた。その結果、平年値を利用した場合は-7.4%の誤差であったが、アンサンブルを利用した場合は-5.4%と誤差が縮小した。

アンサンブル予測を利用した場合は、京浜地区の市場規模の売上はもっとも大きく外した時で-9.7%であり、誤差幅を（最大廃棄量－最大売り切れ量）とすると 14.8%となっていた。また、京浜地区の出荷量予測では誤差幅が 19.9%、全国の出荷量では誤差幅が 17.0%となっていた。一方、株式会社 Mizkan の実際のオペレーションでは誤差幅が 30.8%となっており、気象を利用することでこの誤差幅を大幅に減少させることができると考える。

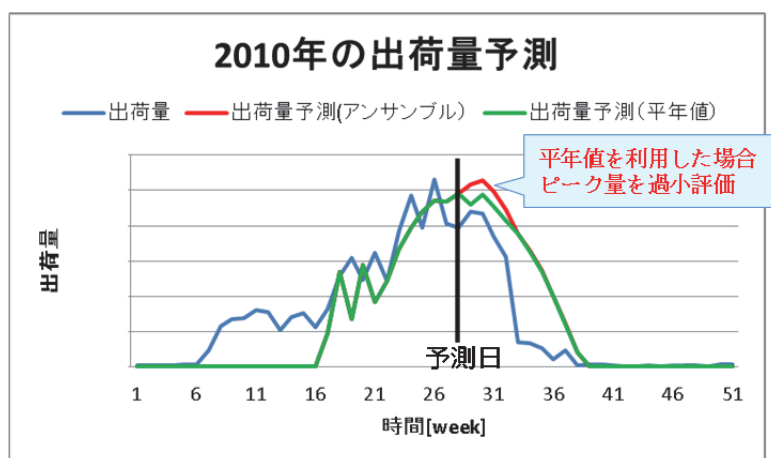


図 4.23 2010 年の予測値

表 4.9 アンサンブル予測値から予測した食品ロス量

年	廃棄割合	市場規模 (京浜地区)	出荷量 (京浜地区)	出荷量 (全国)
2010 年	-6.9%	-1.4%	-6.3%	-5.4%
2011 年	23.1%	5.1%	11.7%	9.4%
2012 年	-7.3%	-9.7%	-8.2%	-7.6%
2013 年	23.5%	-4.5%	-4.6%	2.8%
2014 年	16.1%	-4.2%	-	-

4.2.4 二酸化炭素ロス削減量の算出

二酸化炭素ロス削減量は、まず、対象商品 1 個のライフサイクルにおいて発生する二酸化炭素量をライフサイクルアセスメント（以下 LCA）によって求め、食品ロス削減量から二酸化炭素ロス削減量を求めた。また、LCA による二酸化炭素量と輸送ステージによって発生する二酸化炭素量を比較した。

(1) 算出方法

本計算では LCA 手法を用いて、「冷やし中華のつゆ」のライフサイクルにおける以下の範囲の二酸化炭素発生量の計算を実施した。

なお、計算上、そのライフサイクルを図 4.24 に示すように、「A：原材料製造・輸送ステージ」、「B：商品製造・輸送ステージ」、「C：使用済み容器回収・廃棄ステージ」、「D：返品輸送・廃棄ステージ」の 4 つに分類した。

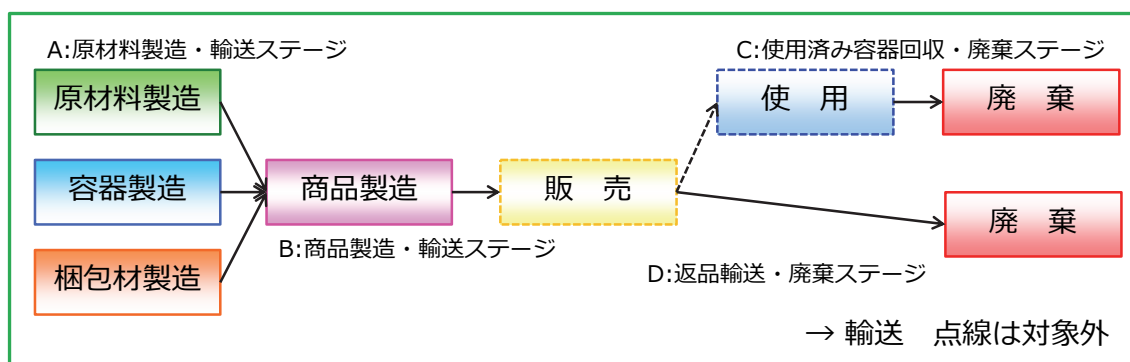


図 4.24 製品製造のライフサイクル

また、「A：原材料製造・輸送ステージ」については、原材料の上流（例えば、原材料の採取等）も計算範囲に含めた。各ステージにおいて検討した項目を表 4.10 に示す。

表 4.10 各ステージにおける検討事項

ステージ	項目	内容
A	原材料製造	原材料（中身）の製造
	原材料の輸送	原材料（中身）の工場へ輸送
	容器包装材の製造	容器包装材（びん・キャップ・ラベル・段ボール）の製造
	容器包装材等の輸送	容器包装材の工場への輸送
	梱包材の製造	梱包材（段ボール）の製造
	梱包材の輸送	梱包材の輸送
B	商品の製造	商品の製造
	商品の輸送	商品の工場から保管場所（流通拠点）への輸送
C	使用済み包装材の回収（廃棄処理施設への輸送）	使用済みのビン・キャップ等の包装材の回収及び廃棄物処理施設への輸送
	使用済み包装材の廃棄処理	使用済み包装材の廃棄処理
D	売れ残り商品の廃棄処理場への輸送	売れ残り商品の保管場所から工場への輸送
	売れ残り商品の廃棄処理	売れ残り商品の工場から廃棄物処理施設への輸送

二酸化炭素排出原単位について

LCA 手法を用いた二酸化炭素発生量の計算においては、上流や下流ステージの二酸化炭素発生量が入手できない場合、部品等の重量を乗ずることによって二酸化炭素発生量を導くことが可能な二酸化炭素排出原単位を用いることとした。

本計算では以下の資料に掲載されている二酸化炭素排出原単位を用いることとした。

○「カーボンフットプリントコミュニケーションプログラム 基本データベース ver. 1.01（国内データ）」一般社団法人産業環境管理協会 ⇒【原単位名：CFP】

※<https://www.cfp-japan.jp/calculate/verify/data.html>

○「食品関連材料 CO₂ 排出係数データベース」2010 年 10 月 15 日、味の素グループ版

※<http://www.ajinomoto.com/jp/activity/environment/lc-co2/> ⇒【原単位名：味の素】

○「3R 行動見える化ツール」に係る 3R 行動原単位の算出方法<別冊>」平成 26 年 3 月、環境省 ⇒【原単位名：3R 見える化】

※http://www.env.go.jp/recycle/circul/3r_visu-tool/pdf/3r_method.pdf

(2) 対象商品のデータ

対象商品のデータは、株式会社 Mizkan から公表されている資料、既存の文献等のデータを参考にシナリオモデルを設定して二酸化炭素発生量の計算を実施した。また、中身や容器包装材の重量については、表 4.11 のように実際の商品を入手して重量等の計量を実施した。

表 4.11 対象商品の中身や容器包装材の重量

	重量 (g)	内訳	重量 (g)
総重量	282.0	中身	173.0
		ガラスびん	101.4
		キャップ (PP)	7.0
		紙ラベル	0.6

中身である冷やし中華のつゆについては原材料名は記載されているが、原材料毎の重量あるいは容積のデータは公表されていないため、以下の冷やし中華つゆのレシピにある原材料、重量、容積を用いた。

表 4.12 冷やし中華つゆの一般的なレシピ

原材料及び分量	重量 (g)	容積 (ml)
酢 大さじ 6	90	90
しょうゆ 大さじ 8	144	120
ごま油 大さじ 4	48	60
砂糖 大さじ 4	36	—
酒 大さじ 4	60	60

※出典：<http://www.kyounoryouri.jp/>

※重量及び容積の換算の出典：http://www.benricho.org/doryoko_cup_spoon/

(3) 各ステージにおける二酸化炭素発生量

「A：原材料製造・輸送ステージ」、「B：商品製造・輸送ステージ」、「C：使用済み容器回収・廃棄ステージ」、「D：返品輸送・廃棄ステージ」の各ステージにおける二酸化炭素発生量を算出した。

A 原材料製造・輸送ステージ

商品1本当たりの各原材料製造過程（原料採取等の上流側を含む）における二酸化炭素発生量は表 4.13 のとおりである。なお、発生量は、「重量・容積」×「排出係数」によって算出した。

表 4.13 各原材料製造過程における二酸化炭素発生量

	重量・容積		発生量		原単位			
	値	単位	値	単位	排出係数		単位	出典
酢	非表示	ml	非表示	kg-CO ₂ e	0.356	kg-CO ₂ e	l	CFP
しょうゆ	非表示	ml	非表示	kg-CO ₂ e	0.785	kg-CO ₂ e	l	CFP
ごま油	非表示	g	非表示	kg-CO ₂	2.12	t-CO ₂	t	味の素
砂糖	非表示	g	非表示	kg-CO ₂ e	1.34	kg-CO ₂ e	kg	CFP
酒	非表示	ml	非表示	kg-CO ₂	0.829	t-CO ₂	kl	味の素

注：株式会社 Mizkan の秘密保持に関わる部分は非表示とした

商品工場への各原材料輸送における二酸化炭素発生量の計算では、各原材料の製造工場からの輸送距離を決定する必要があるが、本事業では工場は近県にあると仮定し、片道 150km と仮定した。また、考慮するのは片道のみとし、輸送に係るトラックは 10 トントラックを用い、原材料については積載率 62%（「荷主のための省エネ法ガイドブック」の平均積載率の値）とした。なお、酢については、同工場にて製造しているとし、輸送距離は 0km とした。商品 1 本当たりの中身輸送の二酸化炭素発生量は表 4.14 のとおりである。なお、発生量は、トンキロ法を用いて、「重量」×「輸送距離」×「排出係数」によって算出した。

表 4.14 各原材料輸送過程における二酸化炭素発生量

	重量・距離		発生量		原単位			
	重量 (g)	距離 (km)	値	単位	車種・積載率	排出係数 (kg-CO ₂ e)	単位	出典
酢	非表示	0	非表示	-	-	-	-	-
しょうゆ	非表示	150	非表示	kg-CO ₂ e	10 トン・62%	0.149	tkm	CFP
ごま油	非表示	150	非表示	kg-CO ₂ e	10 トン・62%	0.149	tkm	CFP
砂糖	非表示	150	非表示	kg-CO ₂ e	10 トン・62%	0.149	tkm	CFP
酒	非表示	150	非表示	kg-CO ₂ e	10 トン・62%	0.149	tkm	CFP

注：株式会社 Mizkan の秘密保持に関わる部分は非表示とした

商品 1 本当りの容器製造（原料採掘等の上流側を含む）の二酸化炭素発生量は表 4.15 のとおりである。容器製造にはラベルの印刷における二酸化炭素発生量も含めることとした。なお、発生量は、「重量・面積（ラベル）」×「排出係数」によって算出した。

表 4.15 各容器製造過程における二酸化炭素発生量

	重量・面積		発生量		原単位			
	値	単位	値	単位	排出係数	単位	出典	
ガラスビン	非表示	g	非表示	kg-CO ₂ e	0.993	kg-CO ₂ e	kg	CFP
キャップ (PP)	非表示	g	非表示	kg-CO ₂ e	1.49	kg-CO ₂ e	kg	CFP
紙ラベル	非表示	g	非表示	kg-CO ₂ e	1.77	kg-CO ₂ e	kg	CFP
印刷 (水性)	非表示	cm ²	非表示	kg-CO ₂ e	0.0603	kg-CO ₂ e	m ²	CFP

注：株式会社 Mizkan の秘密保持に関わる部分は非表示とした

商品工場への容器輸送における二酸化炭素発生量の計算では、ガラスびん・キャップ等の製造工場からの輸送距離のデータが必要になるが、製造工場は近県にあると仮定し、片道 150km とした。また、考慮するのは片道のみとし、輸送に係るトラックは 10 トントラックを用い、ガラスびんと紙ラベルは積載率 50%、かさ比重の軽いキャップは積載率 25%とした。商品 1 本当りの容器輸送の CO₂ 発生量は表 4.16 のとおりである。なお、発生量は、トンキロ法を用いて、「重量」×「輸送距離」×「排出係数」によって算出した。

表 4.16 各容器輸送過程における二酸化炭素発生量

	重量・距離		発生量		原単位			
	重量 (g)	距離 (km)	値	単位	車種・積載率	排出係数 (kg-CO ₂ e)	単位	出典
ガラスビン	非表示	150	非表示	kg-CO ₂ e	10 トン・50%	0.178	tkm	CFP
キャップ (PP)	非表示	150	非表示	kg-CO ₂ e	10 トン・25%	0.313	tkm	CFP
紙ラベル	非表示	150	非表示	kg-CO ₂ e	10 トン・50%	0.178	tkm	CFP

注：株式会社 Mizkan の秘密保持に関わる部分は非表示とした

商品 1 本当たりの梱包材製造（原料採取等の上流側を含む）の二酸化炭素発生量は以下のとおりである。梱包材は段ボールのみとし、梱包用フィルムは考慮しないものとした。なお、発生量は、「重量」×「排出係数」によって算出した。

表 4.17 各梱包材製造過程における二酸化炭素発生量

	重量		発生量		原単位			
	値	単位	値	単位	排出係数		単位	出典
段ボール	非表示	g	非表示	kg-CO ₂ e	1.13	kg-CO ₂ e	kg	CFP

注：Mizkan の秘密保持に関わる部分は非表示とした

商品工場への梱包材輸送における CO₂ 発生量の計算では、段ボールの製造工場からの輸送距離のデータが必要になるが、製造工場は近県にあると仮定し、その距離を片道 150km とした。また、考慮するのは片道のみとし、輸送に係るトラックは 10 トントラックを用い、積載率 50% とした。

商品 1 本当たりの梱包材輸送の二酸化炭素発生量は表 4.18 のとおりである。なお、発生量は、トンキロ法を用いて、「重量」×「輸送距離」×「排出係数」によって算出した。

表 4.18 各梱包材輸送過程における二酸化炭素発生量

	重量・距離		発生量		原単位			
	重量 (g)	距離 (km)	値	単位	車種・積載率	排出係数 (kg-CO ₂ e)	単位	出典
段ボール	非表示	150	非表示	kg-CO ₂ e	10 トン・50%	0.178	tkm	CFP

注：Mizkan の秘密保持に関わる部分は非表示とした

B 商品製造・輸送ステージ

商品製造(冷やし中華のつゆの製造、充填等)における二酸化炭素発生量の計算では、商品製造工場のエネルギー使用量等データが必要であるが、株式会社 Mizkan の Web サイト (<http://www.mizkan.co.jp/company/group/office/domestic.html>) に掲載されている常温品生産工場の生産量当たりの二酸化炭素発生量の値である 79.5kg-CO₂/t(2012 年度実績)を使用することとした。なお、株式会社 Mizkan の栃木工場においては、原材料の酢も製造されているが、上記の二酸化炭素発生量には含まれていないものとした(酢の製造時の二酸化炭素発生量は中身製造・輸送ステージに含めた)。

商品 1 本当りの商品製造の二酸化炭素発生量は表 4.19 のとおりである。なお、発生量は、「重量」×「排出係数」によって算出した。

表 4.19 商品製造過程における二酸化炭素発生量

	重量 (中身)		発生量		原単位			
	値	単位	値	単位	排出係数	単位	出典	
商品	非表示	g	非表示	kg-CO ₂	79.5	kg-CO ₂	t	※

※出典： <http://www.mizkan.co.jp/company/group/office/domestic.html>

注：株式会社 Mizkan の秘密保持に関わる部分は非表示とした

商品工場から保管場所(流通拠点)への輸送における二酸化炭素発生量の計算では、商品工場から保管場所への輸送距離のデータが必要になるが、保管場所は首都圏にあると仮定して片道 200km とした。また、考慮するのは片道のみとし、輸送に係るトラックは 10 トントラックを用い、積載率 62% (「荷主のための省エネ法ガイドブック」の平均積載率の値) とした。なお、輸送に使用されるパレット等については、繰り返し使用できるものとして考慮しないものとした。

商品 1 本当りの梱包材輸送の二酸化炭素発生量は以下のとおりである。なお、発生量は、トンキロ法を用いて、「重量」×「輸送距離」×「排出係数」によって算出した。

表 4.20 商品輸送過程における二酸化炭素発生量

	重量・距離		発生量		原単位			
	重量 (g)	距離 (km)	値	単位	車種・積載率	排出係数 (kg-CO ₂ e)	単位	出典
商品 (総重量 + 段ボール)	非表示	200	非表示	kg-CO ₂ e	10 トン・62%	0.149	tkm	CFP

注：株式会社 Mizkan の秘密保持に関わる部分は非表示とした

C 使用済み容器回収・廃棄ステージ

使用済み容器の回収（ここでは自治体による回収）における二酸化炭素発生量の計算では、自治体の廃棄物・資源回収の距離のデータが必要になるが、ここではその距離を、「3R 見える化」の原単位を参考にして 50km とした。回収はガラスびん（紙ラベルを含む）とキャップに分け、回収に係るトラックは 2 トントラックを用い、ガラスびん（紙ラベルを含む）は積載率 50%、かさ比重の軽いプラスチック廃棄物（キャップ）は積載率 25%とした。回収容器 1 本当たりの容器回収の二酸化炭素発生量は表 4.21 のとおりである。なお、発生量は、トンキロ法を用いて、「重量」×「輸送距離」×「排出係数」によって算出した。ただし、商品輸送に用いた段ボールは販売店舗からリサイクルルートに乗る、中身については購買者の家庭で消費されるとして、考慮しないものとした。

表 4.21 使用済み容器回収過程における二酸化炭素発生量

	重量・距離		発生量		原単位			
	重量 (g)	距離 (km)	値	単位	車種・積載率	排出係数 (kg-CO ₂ e)	単位	出典
ガラスびん +紙ラベル	非表示	50	非表示	kg-CO ₂ e	2 トン・50%	0.51	tkm	CFP
キャップ (PP)	非表示	50	非表示	kg-CO ₂ e	2 トン・25%	0.896	tkm	CFP

注：株式会社 Mizkan の秘密保持に関わる部分は非表示とした

廃棄処分については、ガラスびんと紙ラベルは破砕処理までとし、キャップ (PP) は焼却処理を行うこととした。キャップ (PP) の燃焼由来の二酸化炭素発生量については、「3R 見える化」の原単位を参考に、自治体の焼却施設では、その一部がエネルギー回収されるものとして 2.44E+00kg-CO₂/kg の値を用いた。

回収容器 1 本当たりの廃棄処分の二酸化炭素発生量は表 4.22 のとおりである。なお、発生量は、「重量」×「排出係数」によって算出した。

表 4.22 廃棄処分過程における二酸化炭素発生量

		重量		発生量		原単位			
		値	単位	値	単位	排出係数		単位	出典
ガラスびん +紙ラベル	破砕	非表示	g	非表示	kg-CO ₂ e	0.00908	kg-CO ₂ e	kg	CFP
キャップ (PP)	焼却	非表示	g	非表示	kg-CO ₂ e	0.0334	kg-CO ₂ e	kg	CFP
	燃焼 由来	非表示	g	非表示	kg-CO ₂	2.44	kg-CO ₂	kg	3R 見 える化

注：株式会社 Mizkan の秘密保持に関わる部分は非表示とした

D 返品輸送・廃棄ステージ

返品輸送における二酸化炭素発生量の計算では、返品ルート距離のデータが必要になるが、ここでは保管場所（流通拠点）から商品工場に戻され（200km）、さらに、商品工場から廃棄物処理施設へ輸送されこととし、商品工場からその距離を「3R 見える化」の原単位を参考にして 50km とした。回収に係るトラックは商品輸送と同様に、10 トントラックを用い、積載率 62%（「荷主のための省エネ法ガイドブック」の平均積載率の値）とした。返品 1 本当たりの返品輸送の二酸化炭素発生量は表 4.23 のとおりである。発生量は、トンキロ法を用いて、「重量」×「輸送距離」×「排出係数」によって算出した。

表 4.23 返品輸送過程における二酸化炭素発生量

	重量・距離		発生量		原単位			
	重量 (g)	距離 (km)	値	単位	車種・積載率	排出係数 (kg-CO ₂ e)	単位	出典
商品（総重量 +段ボール）	非表示	250	非表示	kg-CO ₂ e	10 トン・62%	0.149	tkm	CFP

注：株式会社 Mizkan の秘密保持に関わる部分は非表示とした

廃棄処分については、契約している産業廃棄物処理施設のエネルギー使用量等データが必要になるが、入手できなかったため、CFP の原単位を主に用いることとした。ガラスびんと紙ラベルは破碎処理まで、キャップ（PP）は焼却処理を行うこととし、中身については、ここでは中見をそのまま排水処理するものとした。ただし、排水処理の原単位がないため、下水処理の原単位を用いることとした。また、キャップ（PP）の燃焼由来の二酸化炭素発生量については、「3R 見える化」の原単位を参考にしたが、民間の焼却施設ではエネルギー回収されないものとして、3.10E+00kg-CO₂/kg の値を用いた。回収容器 1 本当たりの廃棄処分の二酸化炭素発生量は以下のとおりである。発生量は、「重量・容積」×「排出係数」によって算出した。ただし、返品輸送に用いた段ボールは販売店舗からリサイクルルートに乗るものとして考慮しないものとした。

表 4.24 廃棄処分過程における二酸化炭素発生量

		重量・容積		発生量		原単位			
		値	単位	値	単位	排出係数	単位	出典	
中身	排水処理	非表示	ml	非表示	kg-CO ₂ e	0.479	kg-CO ₂ e	m ³	CFP
ガラスびん +紙ラベル	破碎	非表示	g	非表示	kg-CO ₂ e	0.00908	kg-CO ₂ e	kg	CFP
キャップ (PP)	焼却	非表示	g	非表示	kg-CO ₂ e	0.0334	kg-CO ₂ e	kg	CFP
	燃焼由来	非表示	g	非表示	kg-CO ₂	3.10	kg-CO ₂	kg	3R 見える化

注：株式会社 Mizkan の秘密保持に関わる部分は非表示とした

(4) 一本当たりの二酸化炭素発生量

返品率を10%にした場合の商品1本当たりの二酸化炭素発生量は表4.25のとおりである。二酸化炭素発生量は「A：原材料製造・輸送ステージ」が全体の86.9%、そのステージの原材料製造が46.5%、容器製造が35.3%を占めるという結果になった。また、全ての輸送工程を合わせると、本計算では全体の4.95%を占めるという結果になった。

ただし、1本当たりの二酸化炭素発生量は、秘密保持の観点から報告書には記載しないこととした。

表 4.25 各ステージの二酸化炭素発生量

項目	内容	二酸化炭素発生量 (kg-CO ₂)	各割合	ステージ 毎の割合
A：原材料製造・輸送ステージ	原材料製造	非表示	45.82%	83.57%
	原材料輸送	非表示	0.90%	
	容器製造	非表示	34.98%	
	容器輸送	非表示	0.94%	
	梱包材製造	非表示	3.37%	
	梱包材輸送	非表示	0.08%	
B：商品製造・輸送ステージ	商品製造	非表示	4.27%	6.76%
	商品輸送	非表示	2.69%	
C：使用済み容器回収・廃棄ステージ	容器回収	非表示	0.81%	5.71%
	容器廃棄処分	非表示	5.08%	
D：返品輸送・廃棄ステージ	返品輸送	非表示	0.34%	3.96%
	返品廃棄処分	非表示	0.71%	
合計		非表示	100.00%	100.00%

注：株式会社 Mizkan の秘密保持に関わる部分は非表示とした

(5) 二酸化炭素ロス削減量の算出

前項で求めた1本当たりの二酸化炭素発生量を用いて、二酸化炭素ロス削減量を算出。株式会社 Mizkan のオペレーションで売り切れが発生した2010年、2012年は工場を稼働しており、商品による二酸化炭素ロスは少ないが、工場を稼働するための二酸化炭素が発生している。ただし、この二酸化炭素量は算出できないことから、食品ロスが発生した2011年、2013年を対象に二酸化炭素削減量を算出した。

その結果、Mizkanの二酸化炭素ロスは28,838 kg-CO₂であったのに対し、本手法では8,935 kg-CO₂となっており、約70%の削減となった。また、物流部門に着目すると、Mizkanの二酸化炭素は1,427 kg-CO₂、本手法では442kg-CO₂であった。

表 4.26 理想化した条件での二酸化炭素削減量

年	食品ロス		二酸化炭素ロス削減量	
	Mizkan	本手法	Mizkan	本手法
2010年	-6.9%	8.8%	-	-
2011年	23.1%	9.4%	14,161kg-CO ₂	4,710kg-CO ₂
2012年	-7.3%	9.3%	-	-
2013年	23.5%	2.8%	14,677kg-CO ₂	4,225kg-CO ₂
計			28,838 kg-CO ₂	8,935kg-CO ₂

4.3 鍋つゆの解析

次に気温との関係性が高いと考えられる鍋つゆについて解析を行った。

4.3.1 市場規模データの解析

(1) 鍋つゆと気温の関係性

鍋つゆと気温の時系列変化を図 4.25 に、散布図を図 4.26 に示す。鍋つゆの売上は①売上増加時、②安定期、③売上減少期の3期間で気温との関係性が異なる結果となった。そこで、各期間に分けて解析を行った。

売上増加時は気温との相関が高いため気温のみで説明することとし、安定期は正月補正を施した上で気温を考慮し、売上下降時は冷やし中華つゆと同様に実効気温を考慮して解析することとした。

表 4.27 各期間における売上と気温の関係

期間	相関係数	気温との関係性
売上増加時	-0.96	気温との相関は高い
安定期	-0.19	気温との相関は低い・お正月の影響を受ける
売上下降時	-0.86	気温との相関は十分ではない 実効気温などを考慮する必要がある
全体	-0.73	

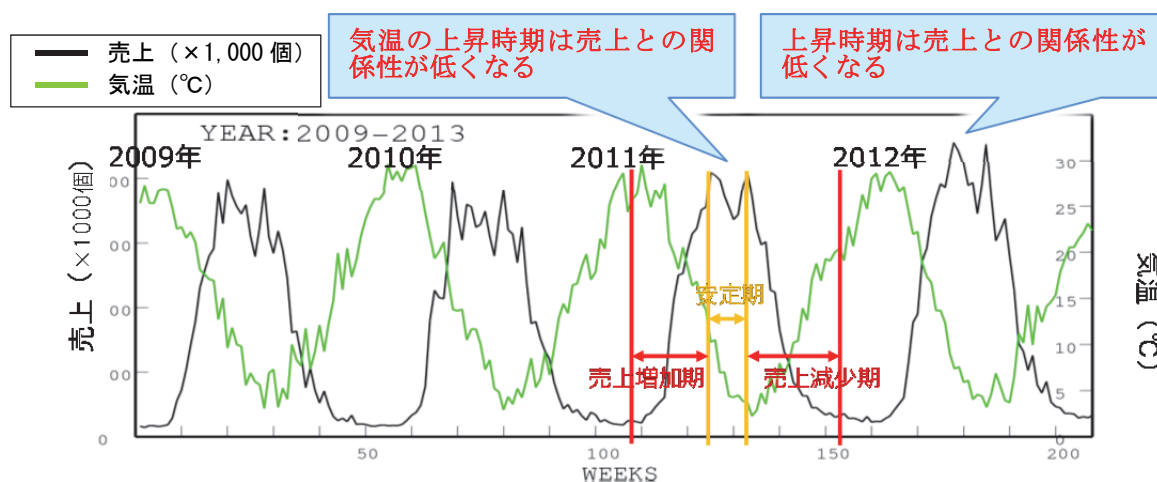


図 4.25 鍋つゆと気温の関係

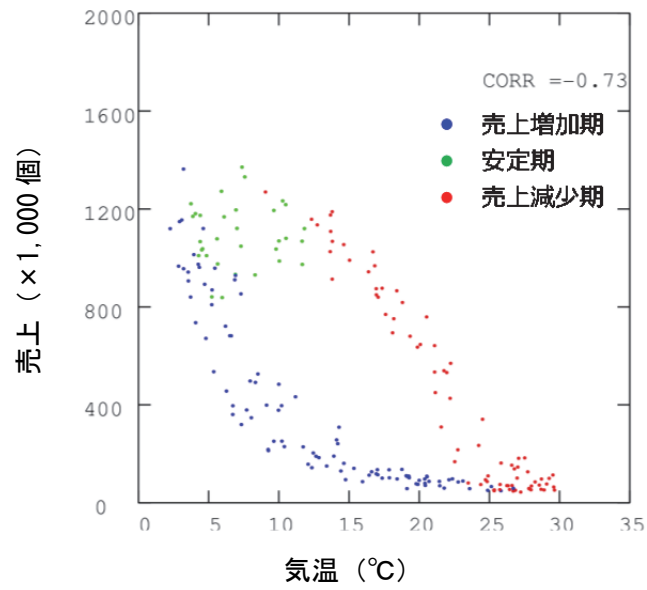


図 4.26 気温と鍋つゆの売上の散布図

(2) 鍋つゆの売上解析

鍋つゆを従来の気温による回帰式の統計手法で解析した場合、相関係数は-0.73であった。しかし、この程度の精度であれば実際の生産量の調整に利用することは困難である。そこで、気温以外の「気温による消費者心理の転換点解析」や「実効気温」などを考慮し、本事業独自の統計解析手法を開発した。各年の売り上げと解析値の比較を図4.27に示す。本手法による解析はそれぞれの期間において売上の変化傾向を再現することができていた。

本解析手法の相関係数は0.985（決定係数0.97）であり、冷やし中華つゆと同様の精度があることが確認された。

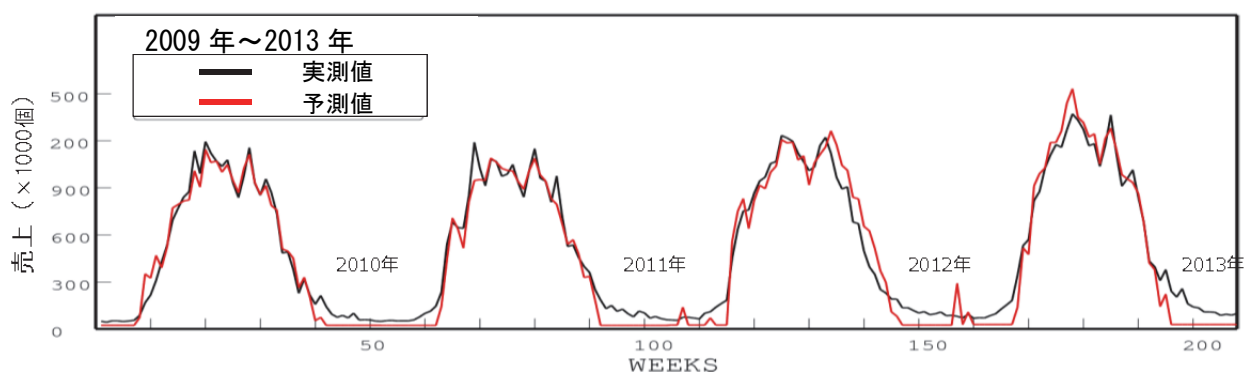


図 4.27 各年の鍋つゆの売上の解析値と実績値

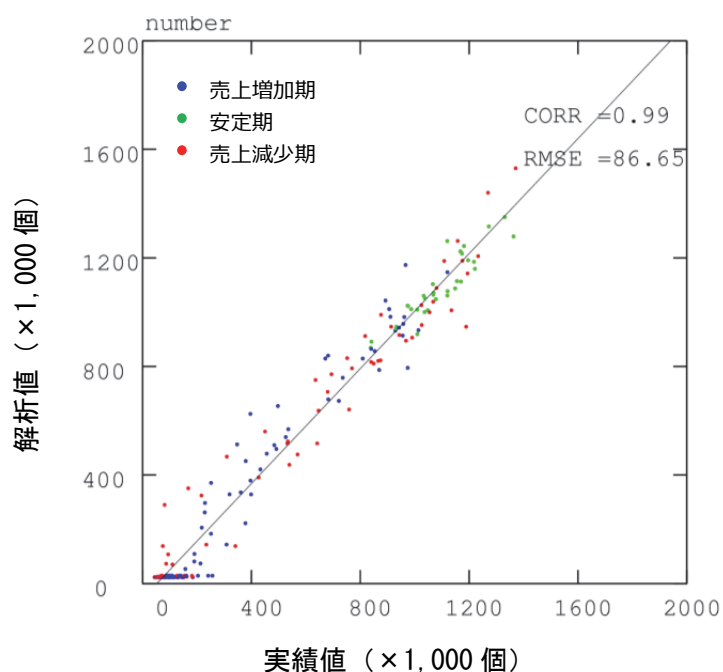


図 4.28 鍋つゆの売上の解析値と実績値の散布図（2009～2013年）

鍋つゆにはサブカテゴリーとして①辛味系、②濃厚、③あっさりなどがある。そこで、これらのカテゴリーごとに売上がどのような違いがあるのかを調査するため、辛味系とあっさり系で比較を行った。比較図を図 4.29 に示す。

辛味系とあっさり系では売上傾向に以下の違いがあった。

- ・ あっさり系は第 1 ピークで売上が増加するが、辛味系は第 2 ピークでもっとも売上が増加する傾向がある。
- ・ あっさり系は冬場を超えると需要が急減してほぼ 0 になるが、辛味系は冬場以外でも需要がある。

したがって、実際のオペレーションでは、第 1 ピーク付近で気温が低下する場合はあっさり系の生産をより増加させる必要があり、第 2 ピーク付近で気温が低下する場合は辛味系の生産をより増加させる必要がある。また、辛味系については、冬場の終了時に在庫をある程度抱えていても、春夏にも売上が期待できることが分かる。

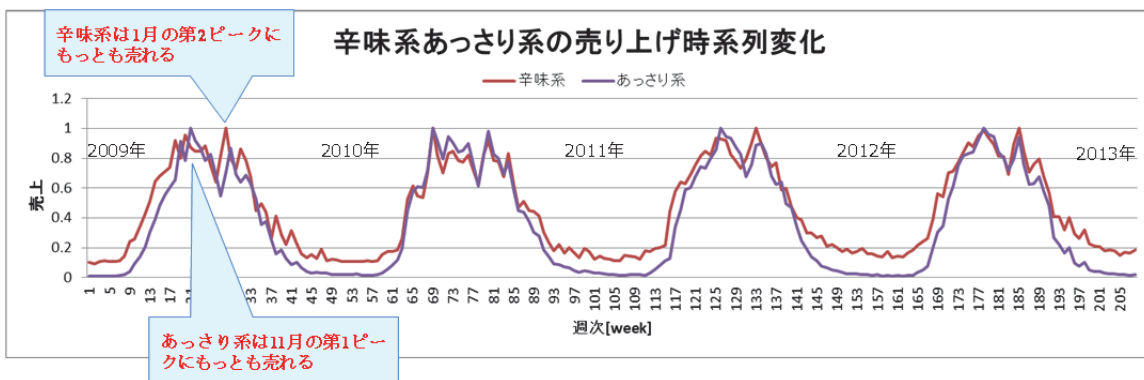


図 4.29 鍋つゆのサブカテゴリー辛味系とあっさり系の比較

5. 小売業の解析

最終消費者が購買活動を行う小売業における需要予測は重要な要素である。ここでは、コンソーシアムにデータをご提供頂いた国分グロースーズチェーン株式会社と株式会社ココカラファインヘルスケアの 2 社のデータを用いて売上予測に関する解析検討を行う。

5.1 実施概要

小売業向けの需要予測では、気象情報を用いて直接的に最終需要が変動することを想定する方法や、来店客数予測を介在させることで最終需要を求める方法が考えられる。

後者は、店舗に来る客数を予測した上で、さらに消費行動に影響を及ぼす気象要因を予測しようとする考えである（図 5.1）。



図 5.1 小売業向けの需要予測の概念図

来店客数を精度よく予測することができれば、来年以降対象品目を増やした場合においても予測の基本情報として有効に用いることができる可能性がある。そこで今回は、気象情報を用いて直接的に需要を予測する手法とともに、来店客数予測を介在させて需要を予測する手法も合わせて検討し、比較検討を行った。

なお、表 5.1 に各チェーンの品目ごとの廃棄割合（廃棄量/(売上量+廃棄量)）を示した。この表に示すように、麺つゆ及び鍋つゆは食品廃棄が発生していなかったため、廃棄が発生していた豆腐のみを以後の解析対象とした。

表 5.1 各チェーンの品目ごとの廃棄割合（廃棄量/(売上量+廃棄量)）

チェーン名	豆腐廃棄割合	麺つゆ廃棄割合	鍋つゆ廃棄割合
国分グロースーズチェーン	3.4%	0%	0%
ココカラファインヘルスケア	0.2%	0%	0%

5.2 資料の収集整理

国分グローサーズチェーン株式会社と株式会社ココカラファインヘルスケアのご協力のもと、下記の資料を収集した。

(国分グローサーズチェーン株式会社)

■対象期間：2013年12月1日～2014年11月30日

■対象店舗：10店舗

■データリスト

- ・商品マスターテーブル（商品リスト、豆腐29品目、つゆ18品目(ミツカン社製品4品目)）
- ・来店客数（対象店舗・対象期間の来店客数）
- ・豆腐・つゆの納品売上（納品数量、納品金額、売上数量、売上金額）
- ・豆腐・つゆの廃棄（廃棄数量、廃棄金額）

(株式会社ココカラファインヘルスケア)

■対象期間：2013年10月1日～2014年9月30日

■対象店舗：10店舗

■データリスト

- ・商品テーブル（豆腐2品目（全て相模屋食料様製品）、つゆ6品目（全てミツカン社製品））
- ・来店客数（対象店舗・対象期間の来店客数）
- ・豆腐・つゆの売上など実績（売上数量・金額、仕入数量、廃棄数量）

収集対象とした店舗と付近のアメダスの分布図を図 5.2 に示した。今回は南関東域にまたがる合計23店舗のデータを収集した。

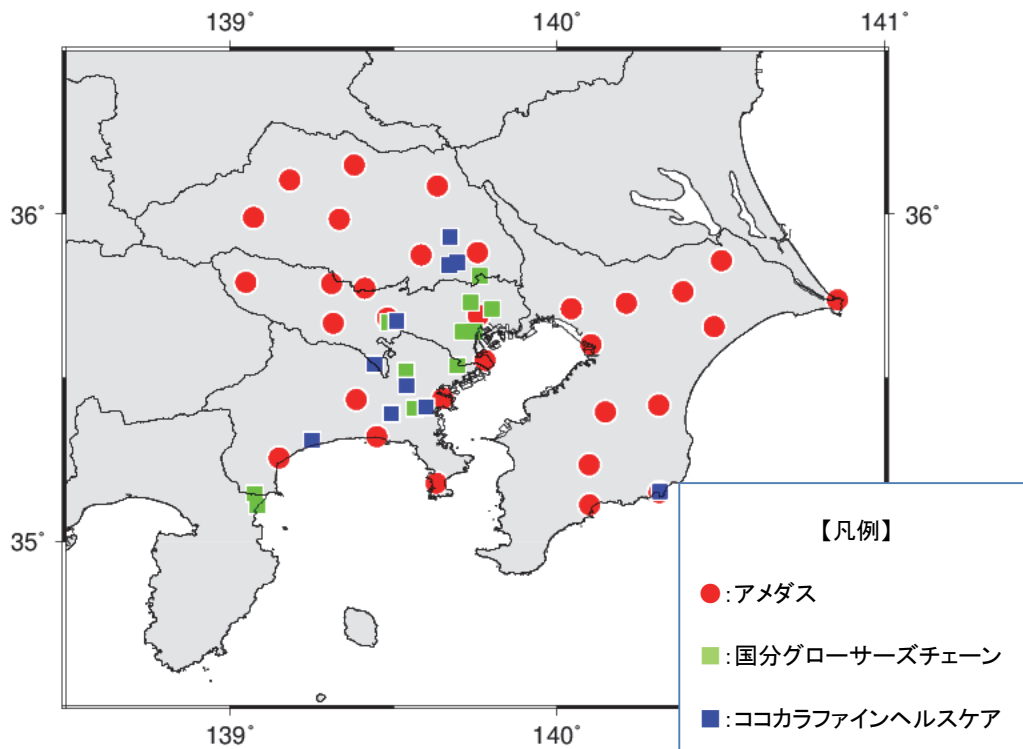


図 5.2 収集対象とした店舗と付近のアメダスの分布図

なお、実施する来店客数予測および売上予測に用いる気象データにはすでに収集してある GSM ガイダンスを使用した。

5.3 小売業における売上の特徴

チェーンごとの豆腐の売り上げと気象の時系列を図 5.3 に示す。豆腐の売上数量は年間を通じて大きな変動はなく、季節変動をする日平均気温との間には直接的な相関関係は見られず、年末年始、ゴールデンウィーク、お盆などの、時期ごとの特徴的な動きや降雨日や降雪日の前後に売上数量が減るといった離散的な影響が認められた。一方、後述するように国分グローサーズチェーンでは来店客数の曜日変動が大きく、それに連動するように豆腐の売上数量も曜日変動していた。

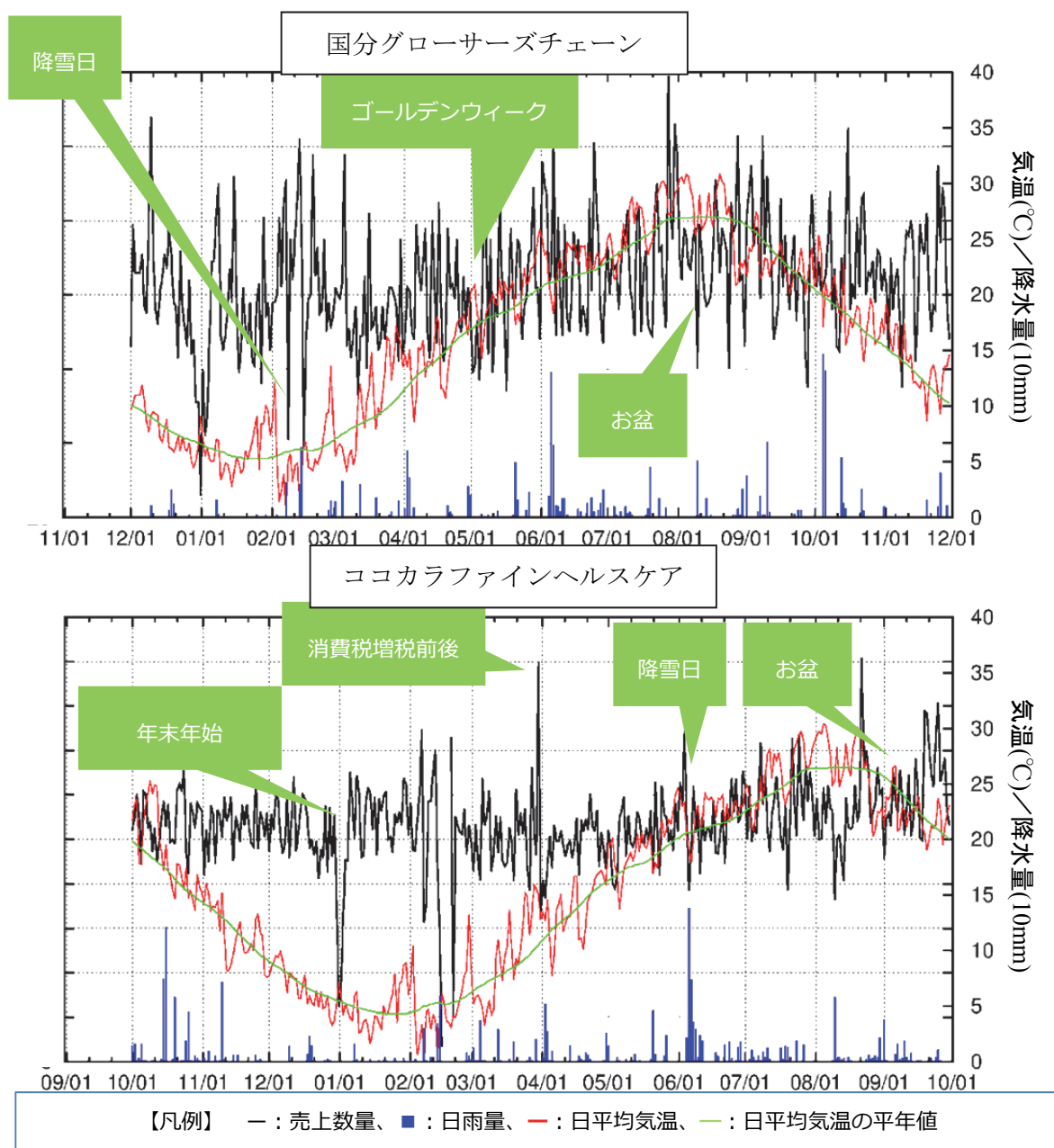


図 5.3 チェーンごとの豆腐の売上数量と気象の推移

(上図：国分グローサーズチェーン株式会社、
下図：株式会社ココカラファインヘルスケア)

次に、豆腐の各チェーンの売上数量と来店客数および売上数量と日平均気温との相関係数を表 5.2 に示す。売上数量との相関は、日平均気温との関係よりも来店客数との関係のほうが高くなっていた。当日の売上数量との相関関係について、その他にも当日の各種要素の単要素について調査したが、売上数量と来店客数との相関係数が最も高い結果となった。

表 5.2 豆腐の各チェーンの売上数量と来店客数および売上数量と日平均気温との相関係数

品目	チェーン	来店客数	日平均気温
豆腐	国分グローサーズチェーン	0.460	0.203
	ココカラファインヘルスケア	0.578	0.264

続いて、売上数量と来店客数および売上数量と日平均気温との相関関係について年間の変動を調査した。当該日を中心前後 15 日分の合計 31 日分のデータを用いて売上数量と来店客数および売上数量と日平均気温との相関係数を求めた。豆腐の売上数量と来店客数との関係は年間を通して正の相関となっている。一方、売上数量と日平均気温との相関係数は日平均気温が低いほど豆腐の売上数量が大きくなる冬季と、日平均気温が高いほど豆腐の売上数量が大きくなる夏季に分かれ、季節によって豆腐の売上数量と日平均気温との関係は時期によって特徴が大きく異なることがわかる(図 5.4 を参照)。



【凡例】
 - : 来店客数と豆腐売上数量との相関係数 (当該日と前後15日の31日分のデータを使用)
 - : 日平均気温と豆腐売上数量との相関係数 (当該日と前後15日の31日分のデータを使用)
 - : 日平均気温
 - : 日平均気温の平年値

図 5.4 当該日と前後 15 日データの売上数量と来店客数および売上数量と日平均気温との相関関係の年間推移 (国分グローサーズチェーン株式会社)

5.4 来店客数の特徴

チェーンごとの来店客数と気象の時系列を図 5.5 に示した。国分グローサーズチェーンの来店客数は曜日の変動が大きい一方で、ココカラファインヘルスケアの来店客数は曜日の影響はあまり大きくなかった。

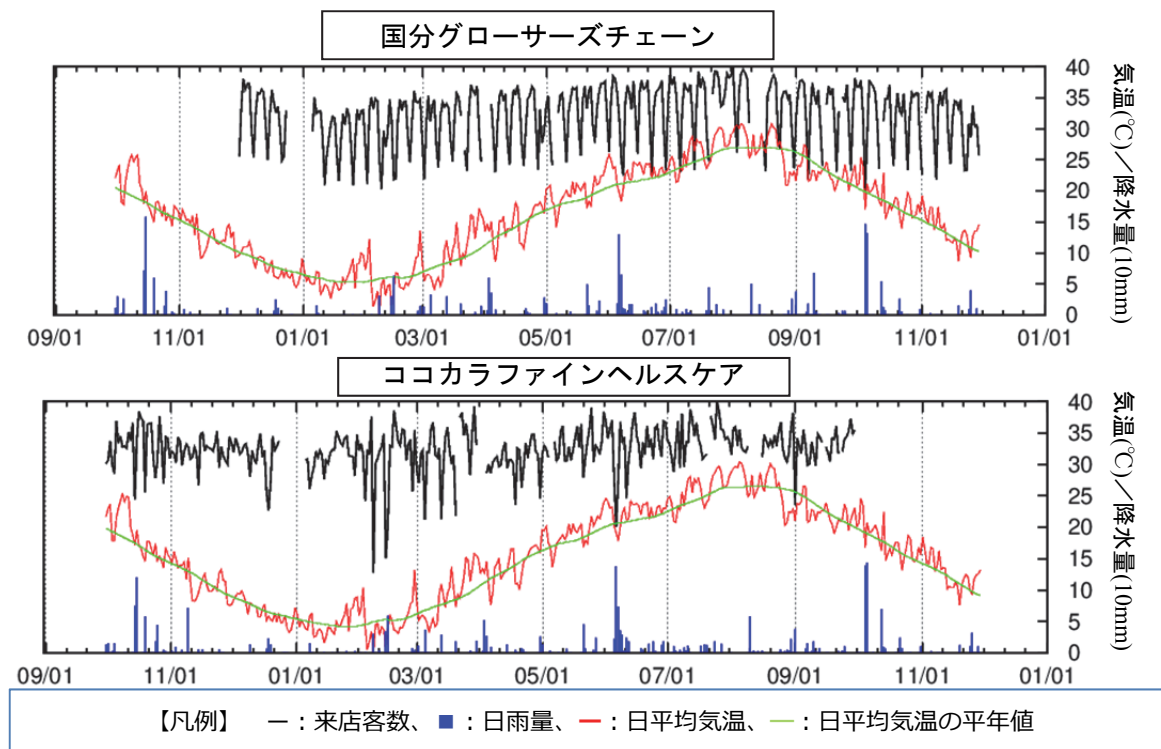


図 5.5 チェーンごとの来店客数と気象の推移

(上図：国分グローサーズチェーン株式会社、

下図：株式会社ココカラファインヘルスケア)

チェーンごとの曜日変動をより詳細に調べるために、図 5.6 に各チェーンの来店客数を 1 日ずつずらして自己相関をとった結果を示す。曜日変動の大きいと考えた国分グローサーズチェーン株式会社との来店客数は、ずらした日数が 7 日の時に再び相関係数 0.60 を上回るピークが認められ、曜日変動の影響が強いことがわかる。一方で、曜日変動の小さいと考えた株式会社ココカラファインヘルスケアの来店客数ではずらした日数が 7 日の時に明確なピークが認められず、曜日変動の影響は小さいことがわかる。

来店客数自己相関

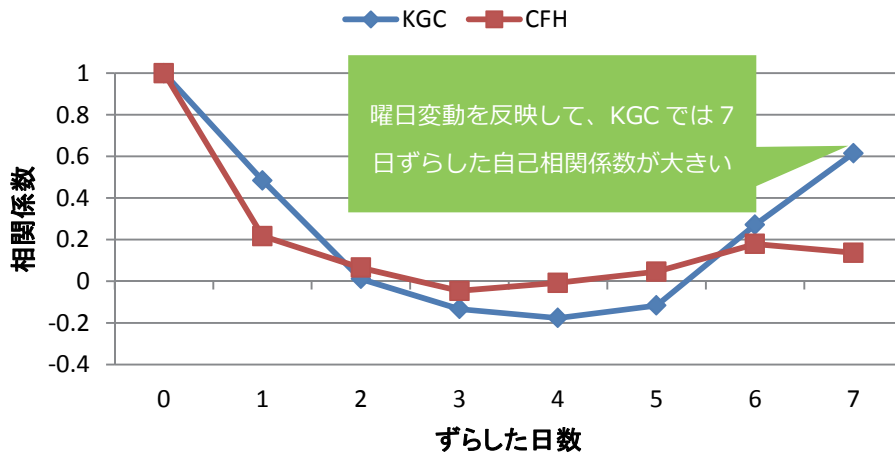


図 5.6 チェーンごとの来店客数のずらし日数に対する自己相関

チェーンごとの来店客数の特異日を抽出するために、図 5.7 では各チェーンの来店客数について当日の来店客数を前後 2 週間の同じ曜日の平均からの差で評価して時系列で示した。このグラフでは、当該日の来店客数が前後の同じ曜日の来店客数の平均と同程度であれば 1 となり、当該日の来店客数が前後の同じ曜日の来店客数の平均よりも少なければ 1 を下回り、当該日の来店客数が前後の同じ曜日の来店客数の平均よりも多ければ 1 を上回る。図中で赤文字の吹き出しで示した日はカレンダーに由来する特異日で、解析から除外した。一方、図中で白文字の吹き出しで示した日は気象の影響が強いと認められたものである。当該日が降雨日や降雪日となっていたものに加えて、降雪日の翌日なども来店客数が著しく少ないことなどがわかった。

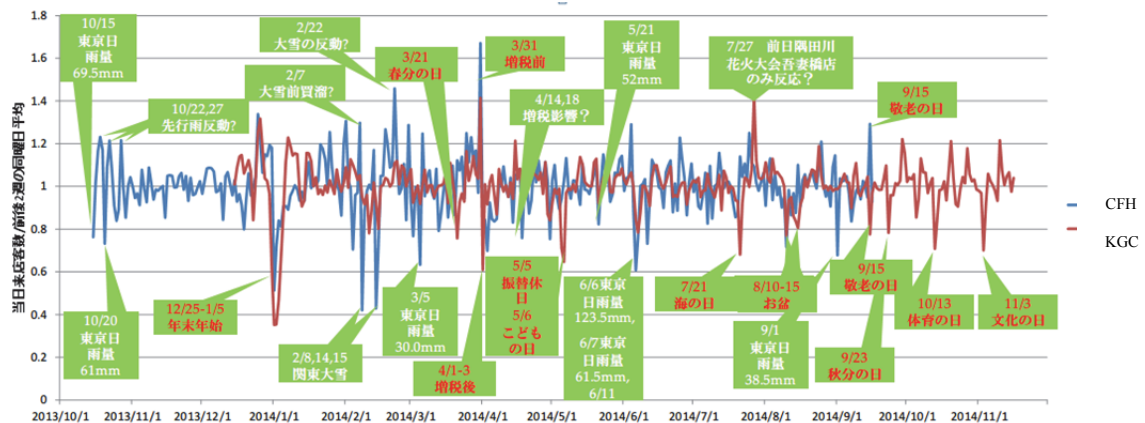


図 5.7 チェーンごとの来店客数の前後 2 週間の同曜日平均からの差の推移

5.5 来店客数の予測

前節での来店客数の特徴を踏まえて、来店客数データを収集した2チェーンの23店舗のそれぞれの店舗について来店客数予測を行った。

検討の手順としては、まず実況値をベースとした売上数量に対し気象情報ならびに前日までの来店客数や売上数量等の関係式を作成し（解析）、気象予測値を用いた2日先までの予測を実施した。

予測精度の評価として、各チェーンの解析、1日予測、2日予測の相関係数およびRMSEを算出して、予測の連動性の良さと誤差の大きさを評価した。RMSEについては、平均来店客数で除して、平均的な誤差の相対値として表現した。

来店客数の予測結果を図5.8に示す。来店客数の相関係数は解析で概ね0.8以上、誤差は解析で概ね10%となっており、予測を含めても誤差はほぼ15%未満となっていた。中でも、来店客数の曜日変動が大きい店舗1、店舗9、店舗11などは良好に予測できていた。

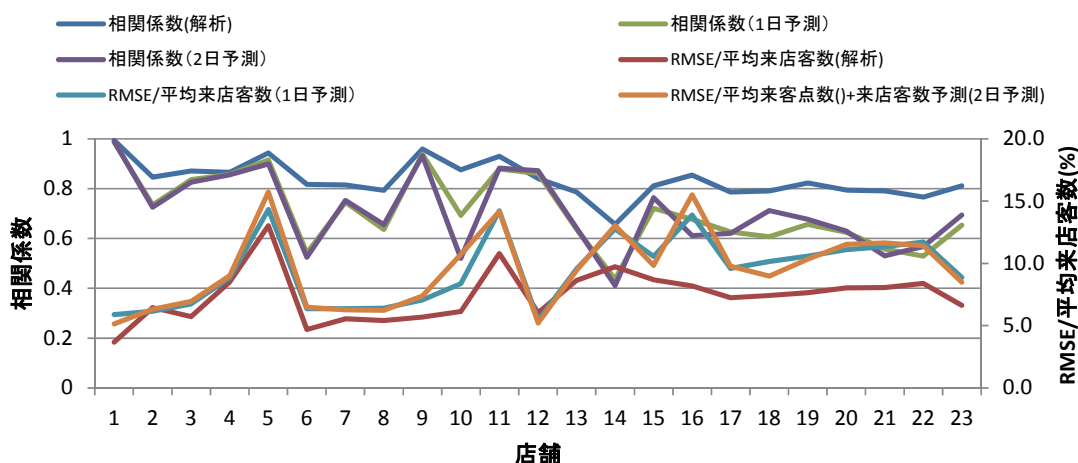


図 5.8 各店舗に対する来店客数予測の相関係数と RMSE

次に、最も精度の良かった店舗1と最も精度の悪かった店舗5の来店客数予測の解析の状況を図5.9に示す。曜日変動が大きい店舗1では概ね良好に予測が行われていた一方で、曜日の変動が小さい店舗17では前後の時系列にないような急激な変動に追従できていないところがあった。

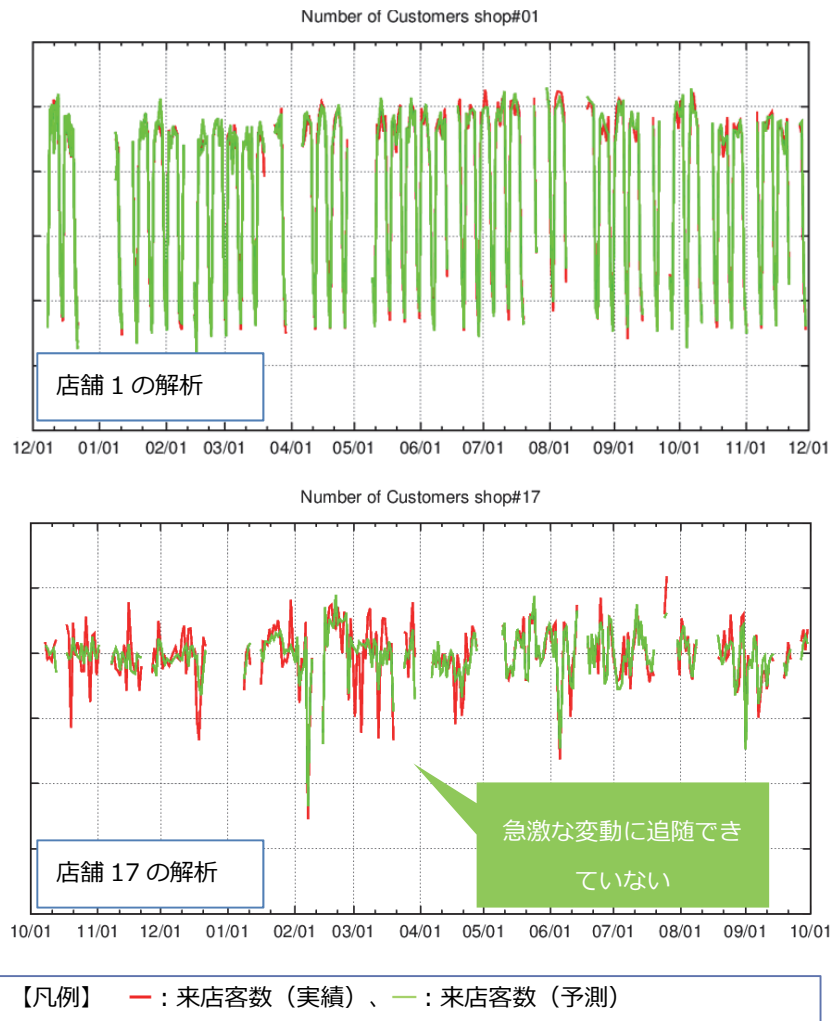


図 5.9 店舗 1 と店舗 5 の来店客数解析の時系列

5.6 売上の予測

豆腐の売上予測の手法として、以下の二手法を試行した。

- ①気象情報などから来店客数予測を介在させ、売上予測を実施するもの。
- ②気象情報などから直接売上予測を実施するもの。

検討の手順としては、まず実況値をベースとした売上数量に対し気象情報ならびに前日までの来店客数や売上数量等の関係式を作成し（解析）、気象予測値を用いた 2 日先までの予測を実施した。

予測精度の評価として、各チェーンの解析、1 日予測、2 日予測の相関係数および RMSE を算出して、予測の連動性の良さと誤差の大きさを評価した。

図 5.10 に二手法のそれぞれによる売上予測のチェーン別の精度を示した。売上予測は相関係数で概ね 0.7 程度であった。なお、来店客数を用いる方法と用いない方法との二手法の精度を比較すると、来店客数を用いた手法の精度のほうが全体的に良くなっていた。

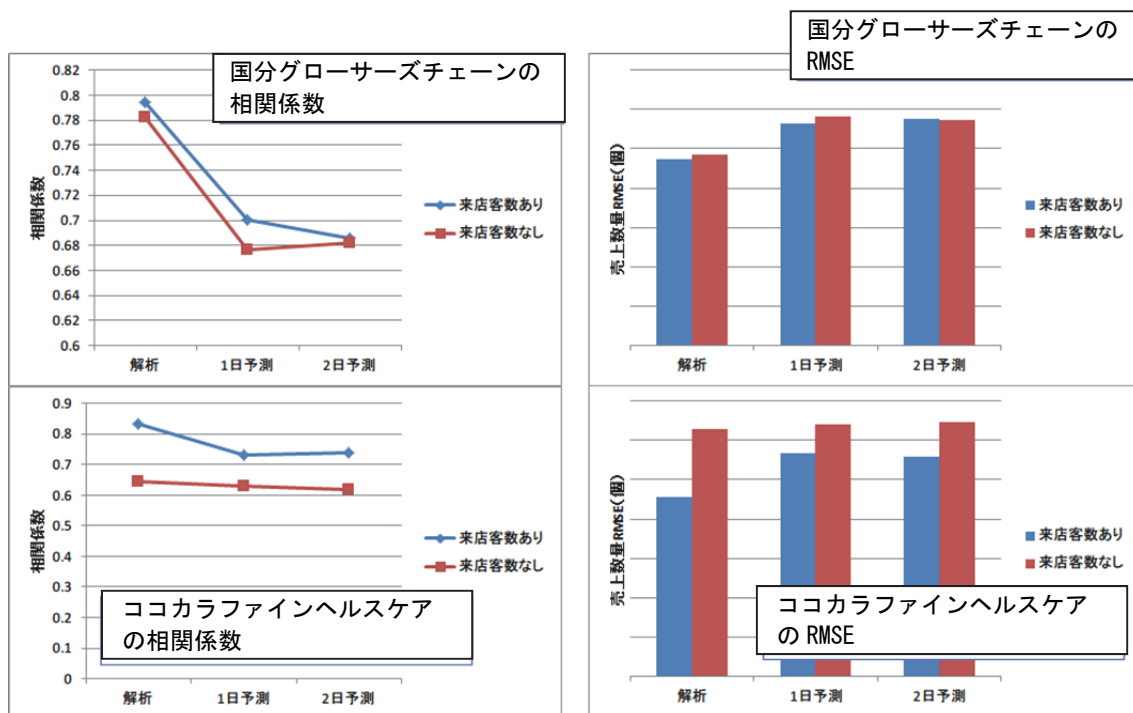


図 5.10 各チェーンに対する売上予測の相関係数と RMSE

5.7 小売業の解析のまとめ

本章の小売業の解析で得られた成果を以下にまとめた。

- ・国分グローサーズチェーン株式会社と株式会社ココカラファインヘルスケアのご協力を得て、小売業における売上高予測を実施した。
- ・実況値を用いて統計的な関係を結んだ後に、気象庁 GSM ガイダンスを用いた予測を実施した。
- ・売上高予測を実施する際に、
 - ①気象情報を用いて来店客数を介在させて売上予測を行う方式と、
 - ②気象情報から直接売上予測を行う方式
 の精度を比較したが、前者の方式の精度がより高いことが示された。
- ・副産物として得られた来店客数予測は、次年度以降も小売業解析で重要となる可能性がある。

今回実施できなかった事項を含めて、残る課題は以下のとおりである。

- ・在庫量データを含めた廃棄量に係る検討を行っていない。在庫量は売上予測に大きく影響を及ぼす有用なデータであるので次年度詳細に解析する予定である。
- ・収集した個別店舗の売上数量が少なかったために、店舗ごとの売上予測が今回は不十分であった。来年度は店舗数を増やして、店舗の特性を踏まえた売上予測を検討していく予定である。
- ・購買タイミングを適切に把握した予測を行うことでより効果的な予測情報を作成できる可能性があり、時別の来店客数や売上の予測を検討することもとても重要である。
- ・来店客数は現在の各チェーンではどうやって行われているのか、どういう予測が必要とされているのかなど、小売業が必要としている情報の把握が必要である。来年度はこれらの情報を収集するとともに具体的な予測情報の仕様を決める予定である。

6. アンケート調査

現在、食品流通業界で需要予測がどのような商品に求められているか、また、どのような問題があると認識されているかを知るため、広くアンケートを実施した。アンケートはスーパーマーケットトレードショー2015 の会場内で配布し、全業種向けと小売業向けの2種類を実施した。全業種向けはデリカテッセントレードショーに参加している食品業界の人すべてに、小売業向けは現在、小売業に勤めていて発注に関する知識のある人に限定した。実施したアンケートの回収枚数などを表 6.1 に示す。アンケートはすべて対面で対象者の了解のもとで行った。

表 6.1 アンケートの実施

項目		内容
実施した日		2015年2月10～12日
場所		デリカテッセントレードショー
回収した枚数	全業種向け	94通
	小売業向け	25通

6.1 全業種向けアンケート

6.1.1 アンケートの内容

全業種向けのアンケートでは、必要とされている需要予測情報のリードタイムと対象商品についてアンケートを行った。また、それと合わせ、気象情報を必要とするならばどのような気象情報が必要かについてアンケートを行った。実際に配布したアンケート内容を図 6.1 に示す。

アンケートにご協力お願いします

日本気象協会は新日本スーパーマーケット協会と共同で「需要予測の精度向上による食品ロス削減及び省エネ物流プロジェクト」を立ち上げました。本事業では、食品流通業界において製・配・販が協働で高度な需要予測を開発し、気象要因の機会ロス・食品ロスを削減する試みを行っております。アンケートにご協力お願いします。

下記にチェックをお願いします。

性別 男 女

年齢 20歳以下 21~30歳 31~40歳 41~50歳

51~60歳 60歳以上

所属する業界 小売 卸 メーカー その他 ()

問1 需要予測情報があれば活用されますか？

利用する需要予測にチェックしてください

不要 1日予測 1週間予測 1か月予測 (複数回答可)

問2 不要以外を選択された方で、どんな商品の需要予測情報が必要ですか？

豆腐 麺つゆ 鍋つゆ 牛乳 パン 冷麺 練製品

ビール ホット飲料 乾麺 その他 ()

(複数回答可)

問3 あなたが扱う商品に関して、どのような気象情報が必要ですか？

天気 気温 湿度 降雨 降雪 霜 雷 風

日照 その他 () (複数回答可)

このアンケートは、一般財団法人日本気象協会と一般社団法人新日本スーパーマーケット協会が共同で行っている「需要予測の精度向上による食品ロス削減及び省エネ物流プロジェクト」の事業で実施するものです。

図 6.1 実施したアンケート（全業界向け）

6.1.2 アンケートの回答

アンケートの有効回答数は94通であった。アンケート回答者の性別・年齢・業種の構成を図6.2に示す。

男女比は男性が76%、女性が20%であった。年齢別にみると、31～40歳が31%でもっとも多く、次に41～50歳が21%であり、以下、21～30歳、51～60歳の順であった。業種は、小売業がもっとも多く34%、メーカーが29%、卸が21%であった。その他の業種としては、官公庁や飲食店、マスコミや生鮮野菜の生産者が存在した。

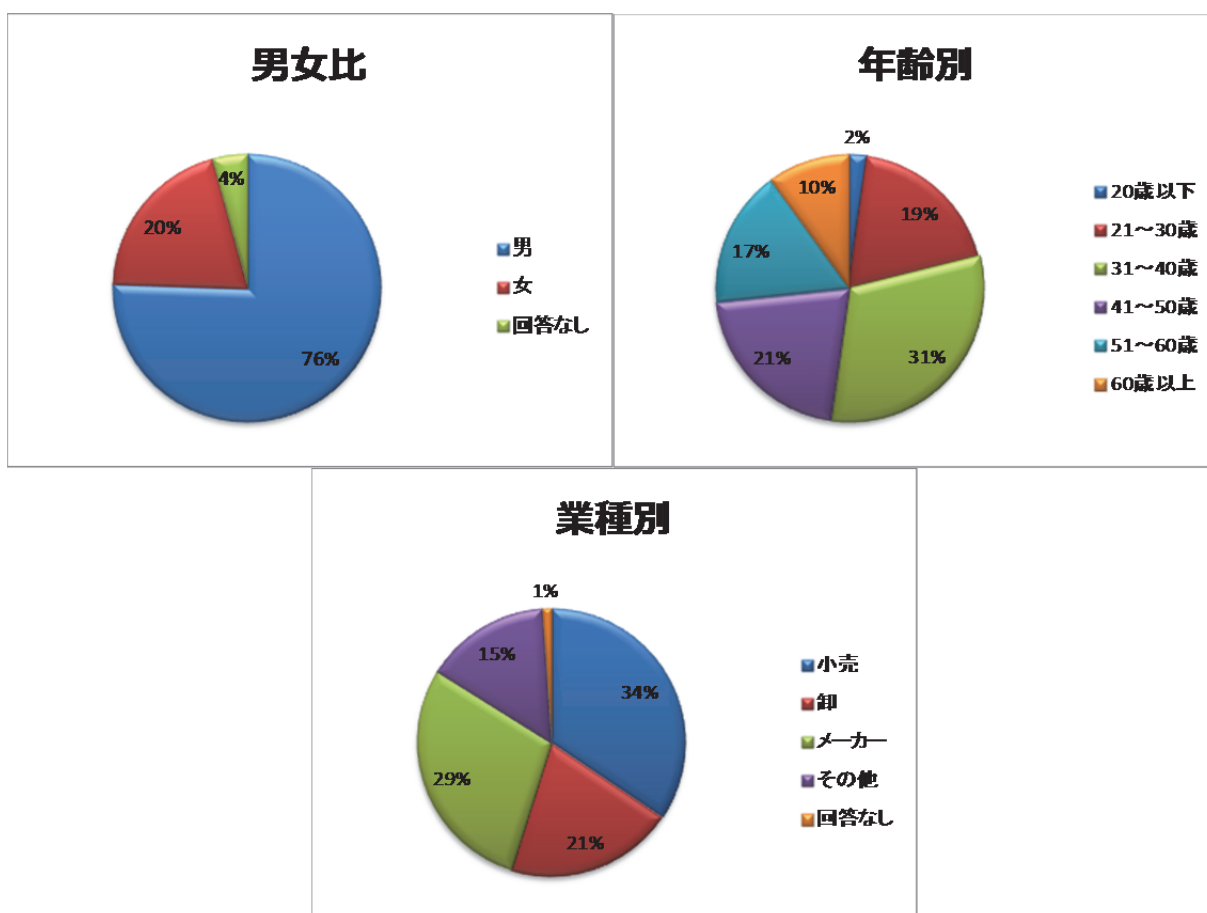


図 6.2 アンケート回答者の構成

需要予測が必要な商品としては、もっとも多かったのは豆腐で 11%、次に練製品で 10%であった。麺つゆ・鍋つゆはそれぞれ 4%、6%であったが、これは季節商品のため、日々の需要予測の必要性が低いためと考えられる。その他の商品としては、食品全般との回答が多く、次いで生鮮との回答が多かった。

必要な需要予測としては、不要は 6%と少数で、短期予測である 1～3 日予測は合計 25%、1 週間予測がもっとも多く 27%であった。長期予測の 2 週間～1 か月予測は 20%で、全体の 50%を超えていた。メーカーや小売店では週間で計画を建てる場合もあるため、1 週間予測がもっとも求められていた。本事業では、1～3 日の短期商品と、2 週間～1 か月の長期商品に注目して解析を行ってきたが、今後は 1 週間予測についても注目して解析を行う必要がある。

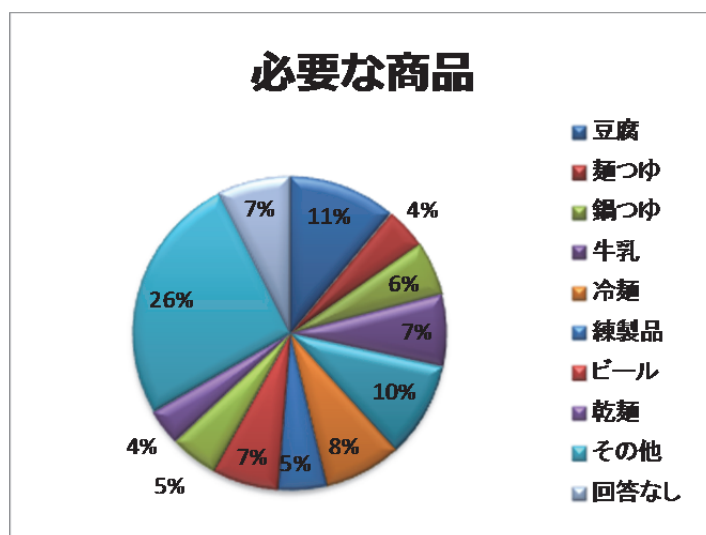


図 6.3 需要予測が必要な商品

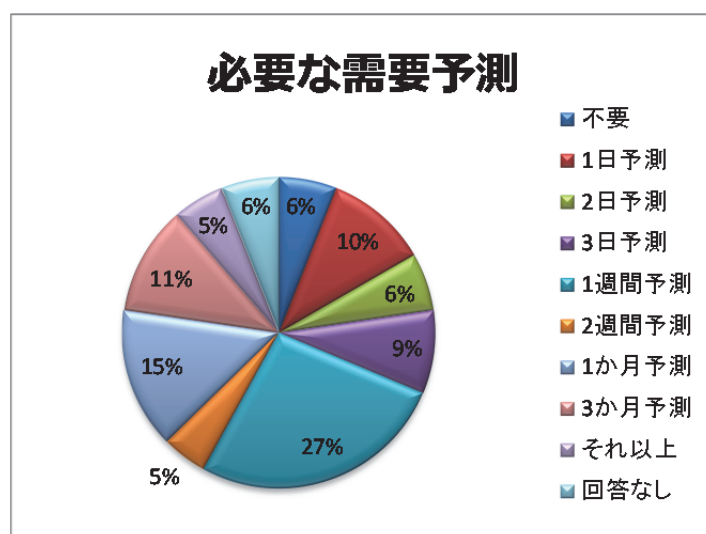


図 6.4 必要な需要予測情報

また、需要予測が必要な商品として挙げられたものを表 6.2 に示す。これまで対象として考えてきた加工食品や生鮮に加え、カイロや制汗剤などの食品以外の季節商品についても需要予測を望む声があった。

また、実際の商品以外についても、照明のオペレーションや販売促進に利用したいとの意見があった。

表 6.2 需要予測が必要な商品

項目	内容
加工食品	チルド飲料・弁当・酒・焼肉・鍋・惣菜・寿司・冷凍品
生鮮	農林水産物（肉・魚）・野菜・果物
加工品（食品以外）	カイロ・ハンドクリーム・UV・制汗剤・薬・殺虫剤
その他	販促・照明オペレーション

6.2.1 アンケートの回答

豆腐・麺つゆ・鍋つゆのロス率を以下に示す。豆腐では、1～5%のロス率であり、平均すると約 2%であった。0%と回答した小売業もあったが、これは機会ロスが発生していると考えられる。 麺つゆ・鍋つゆは同程度であったが、ロス率 8%と回答した企業もあったが、平均すると約 1%であった。これは季節終盤のみにロスが発生するためと考えられる。

また、これらの問題に対して、小売業は発注数のコントロールとマークダウンで対処していることが分かった。

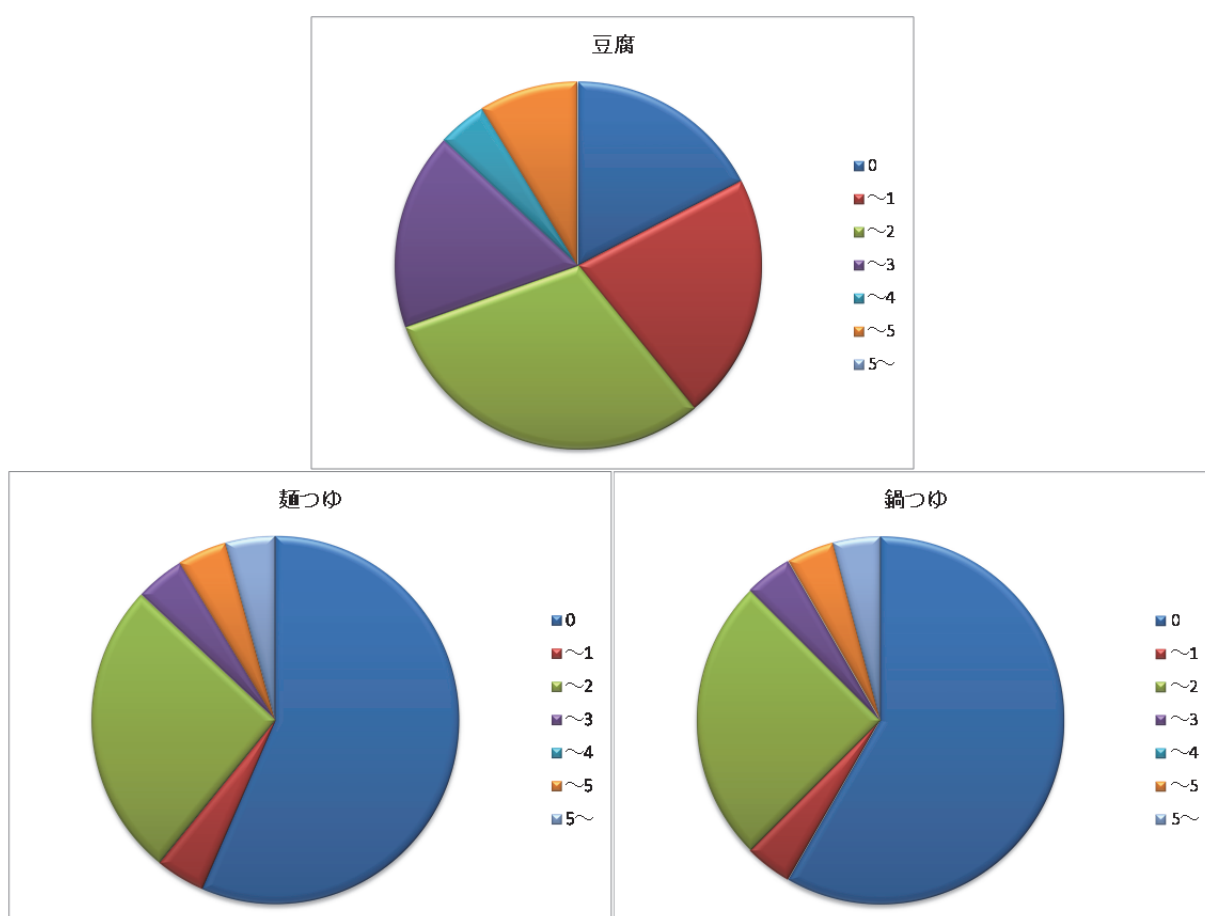


図 6.6 小売アンケート結果（豆腐・麺つゆ・鍋つゆのロス率）

7. 今年度の成果と課題・2015年度の計画

7.1 今年度の成果

今年度のプロジェクトの成果を以下に取りまとめる。

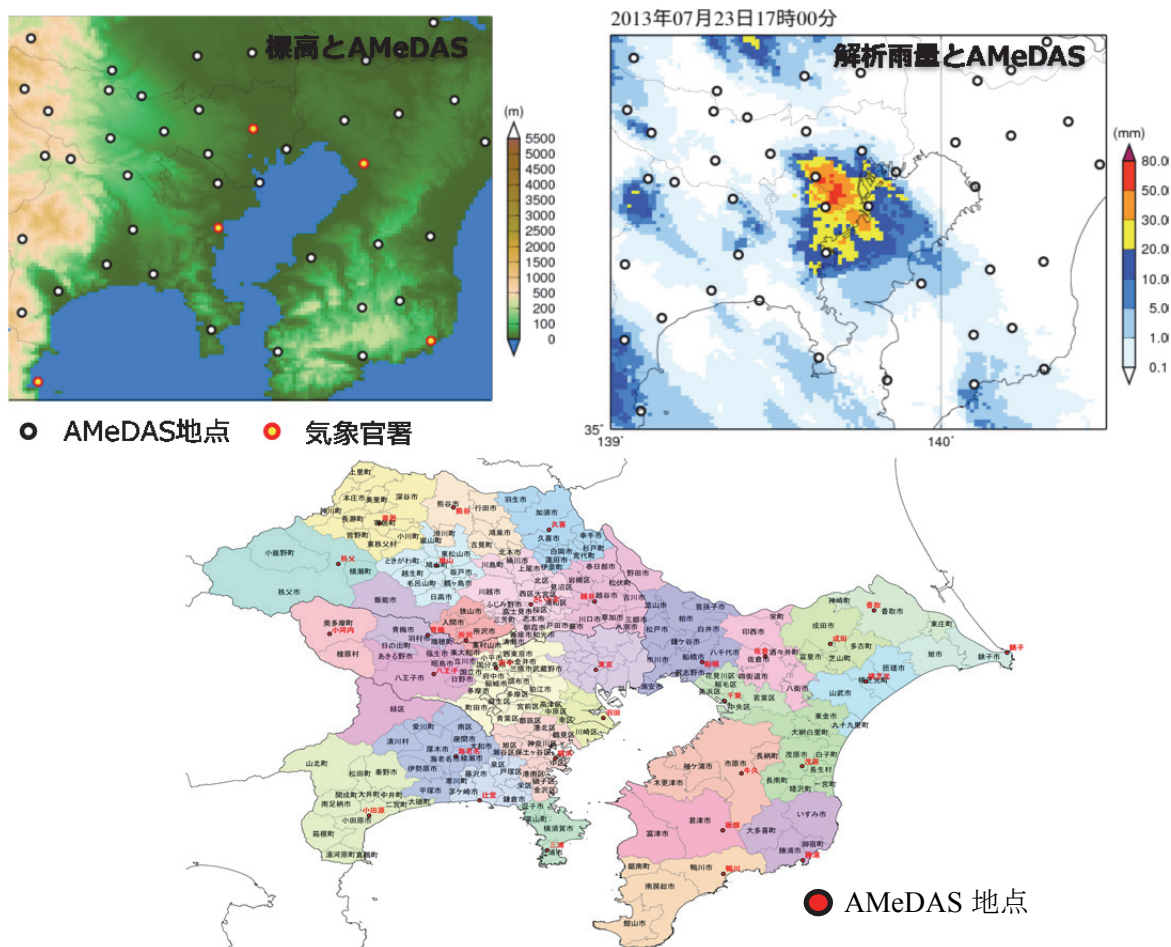
7.1.1 気象データの利用方法

気象データの利用方法では、気象観測値と気象予測値について検討を行った。

(1) 気象観測値

気象観測値の利用では、日配品については店舗ごとの解析を行うため時間・空間に細密なデータを利用する必要がある。そこで、気温・湿度などについては AMeDAS・気象官署観測値を利用することとした。AMeDAS 観測値から各店舗への内挿については、離散的なデータであることを考慮して観測点密度を考慮した内挿を行った。

一方、雨については、近年、局地豪雨など AMeDAS 地点の観測密度ではとらえきれない現象が増加していることから解析雨量を利用することとした。また、京浜地区の解析においては、各商品の売上は人口と比例すると考え、各自治体の人口を最近傍の気温観測地点に割り当て、人口重み付き平均気温を作成して解析した。



(2) 気象予測値

短期予測は MSM ガイダンスと GSM ガイダンスを利用し、長期予測は気象庁と ECMWF のアンサンブル予測を利用することとした。短期予測と長期予測で利用する気象予測データをエラー! 参照元が見つかりません。～エラー! 参照元が見つかりません。に示す。

表 7.1 本事業で利用する短期予測

気象モデル	格子間隔	頻度	予測時間	要素
MSM ガイダンス	5km	8 回/日	39 時間	雨・天気・etc
	AMeDAS 地点			気温・湿度
GSM ガイダンス	20km	4 回/日	84 時間	雨・天気・etc
	AMeDAS 地点			気温・湿度

表 7.2 アンサンブル予報サービス

発行機関	内容	予報時間
気象庁	週間予報メンバー別全球格子点値	11 日
	1 ヶ月予報メンバー別全球格子点値	1 ヶ月
ECMWF	Atmospheric Model low resolution 15-day forecast	15 日
	Atmospheric Model low resolution 32-day forecast	1 ヶ月

アンサンブル予測は、格子間隔も粗く予測値をそのまま利用することはできないため、統計処理を行う必要がある。そこで、簡易的な統計処理である確率密度補正手法と、高度な統計手法として確率密度補正+重回帰手法について比較をおこなった。

図 7.2 に、気象庁と ECMWF のアンサンブル予測について、①統計処理を行わない場合 (GPV オリジナル)、②確率密度補正手法、③重回帰手法、それぞれの手法について予測時間ごとの精度を示す。重回帰手法では、確率密度補正済みの地上気温に加え、上空の要素などを考慮した。

気象庁アンサンブルは、配信格子間隔が 2.5 度 (約 250km) と粗いため GPV オリジナルの誤差は 2.5~3.5 度と大きいですが、統計処理によって誤差は大幅に減少することが分かる。確率密度補正手法と重回帰手法を比較すると、重回帰手法の方が精度は高かった。

一方、ECMWF は、GPV オリジナルでは気象庁より誤差は小さかった。これは、配信格子間隔が 25km と気象庁よりも小さいためである。統計処理は、重回帰手法がもっとも精度は高かった。

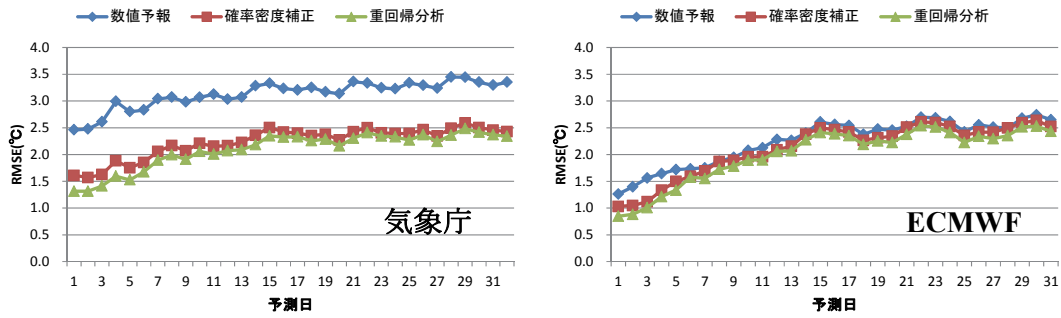


図 7.2 統計手法の精度（左：気象庁、右：ECMWF）

また、図 7.3 に示すように気象庁アンサンブルと ECMWF アンサンブルの精度を比較すると、大きな差は存在しないことが分かる。一方、気象庁アンサンブルと ECMWF アンサンブルをモデルアンサンブルすると、特に予報後半において各モデルの精度よりも向上することが分かった。

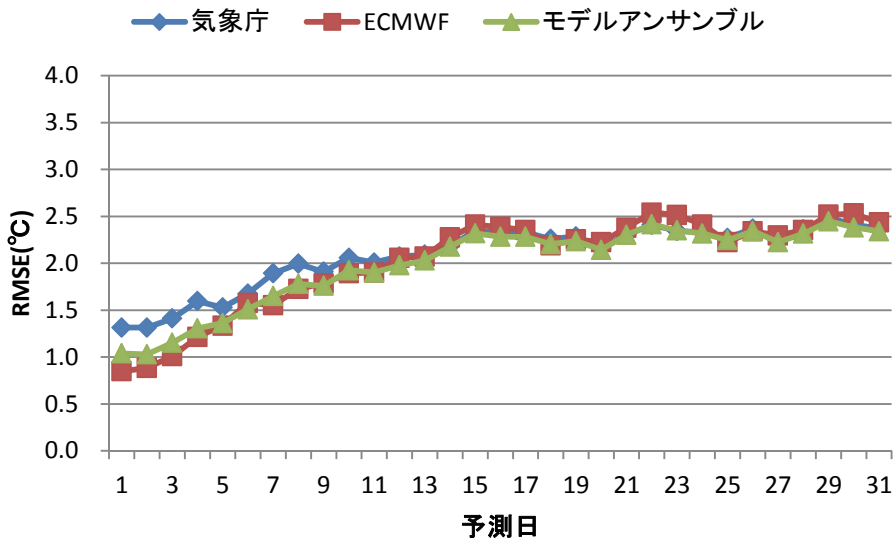


図 7.3 各モデルを利用した場合の精度

7.1.2 日配品の検討

(1) 対象商品の選定

日配品の検討では、気象状況によって売上変化が大きく、生産に時間がかかるため事前予測がもっとも必要な商品である豆腐・厚揚げ・油揚げを対象商品とした。

(2) 市場規模データの解析

市場規模データの解析では、インテージのSRI販売個数データを利用して、白豆腐・厚揚げ・油揚げの解析を行った。

白豆腐の解析では、豆腐の売上は気温と連動しており、気温が上昇すると売上が増加、気温が低下すると売上が下降していることが分かった。これらの関係性を考慮した上で需要推定統計手法を作成したところ決定係数は0.81であった。厚揚げ・油揚げもそれぞれ決定係数0.85、0.86であった。

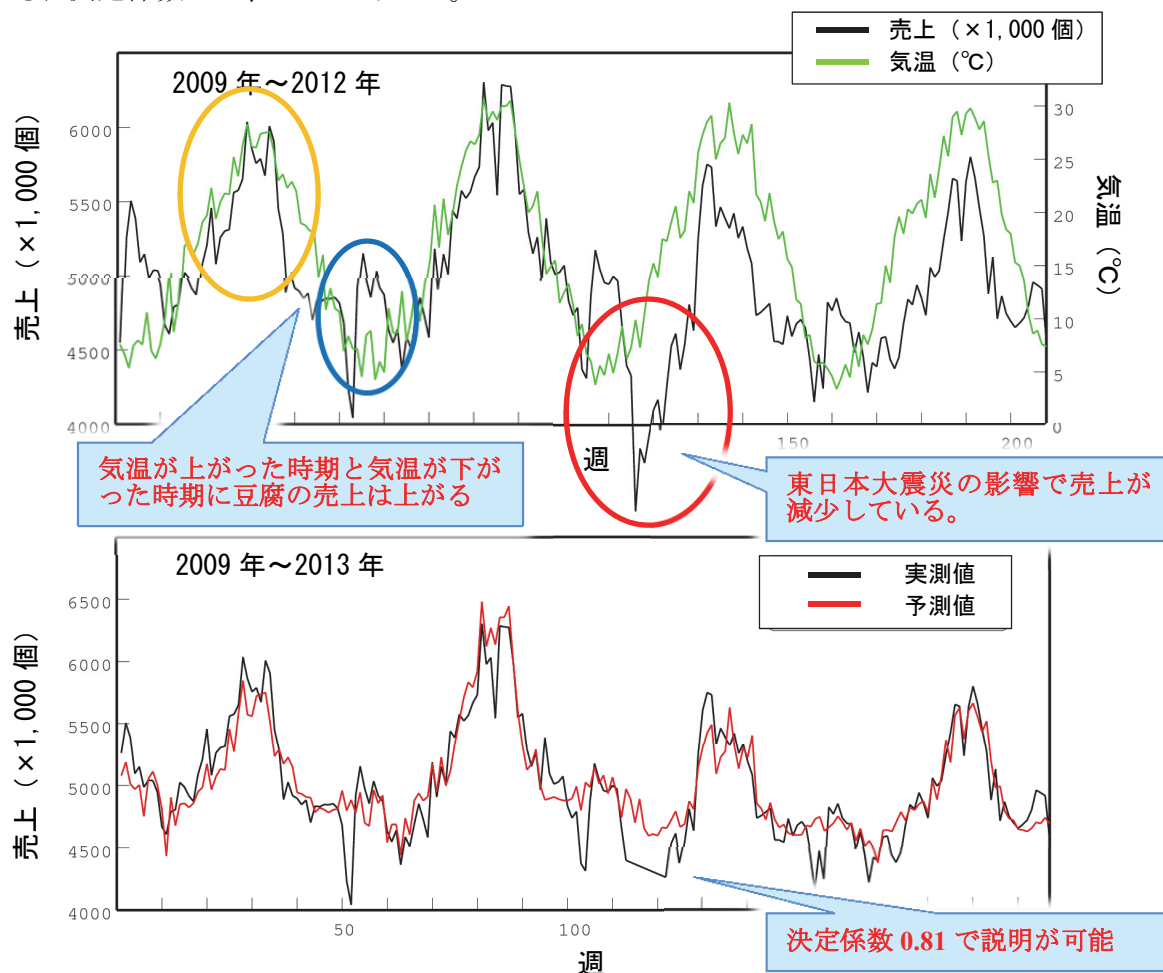


図 7.4 白豆腐の市場規模データの需要推定統計結果
(上：白豆腐の売上と気温の関係、下：白豆腐の需要推定統計結果)

(3) 対象商品の解析

対象商品には、木綿や絹などの定番商品と気象感応度の高い商品を選定した。定番商品の解析では、気温の変化とは連動せず一定の売上があることが分かった。これは、定番商品は固定客がいるためと考えられる。しかし、定番商品は雨や曜日、特売によって変動があり、来店客数を解析することで精度は向上することが分かった。Aチェーンにおける絹豆腐の相模屋食料の予測は二乗平均誤差が605個であったが、需要推定統計式の誤差は474個であった。

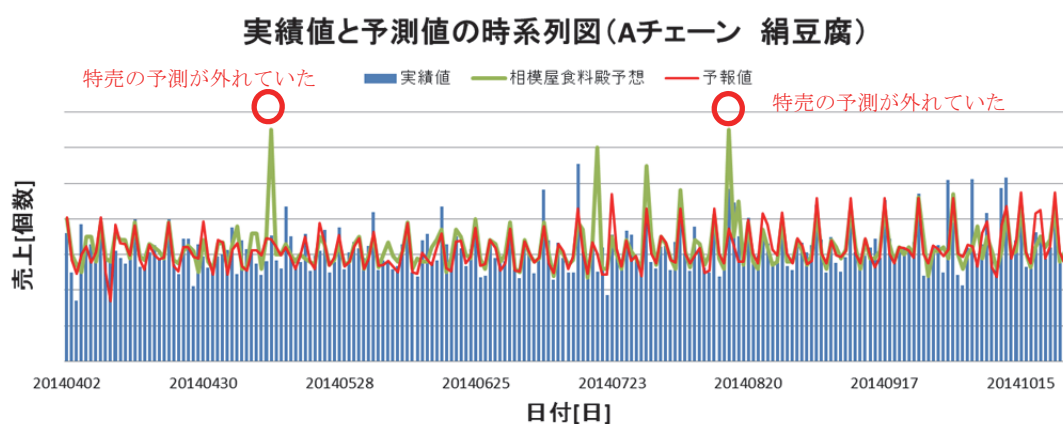


図 7.5 実績と需要予測結果の時系列変化 (A チェーン)

気象感応度の高い商品については、特売日を除いて、まず定番商品と同様に雨や曜日による影響を考慮したうえで、気温による影響、特売の影響を加味することとした。需要推定統計では説明変数モデルを利用したが、どの要素がどの程度、発注量に寄与しているかを調査し、精度向上に寄与した要素を検討した結果、表 7.3 に示すものが選定された。寄与率は、「現在、どのような気温であるか」よりも、「どのような経過を辿りこの気温に至っているか」が重要であることが分かった。気温の単純な関係だと相関係数 0.39 であったが、本解析式の結果は相関係数 0.80 となり、単純な気温だけでなく様々な因子を考慮することで精度は向上することが示された。

表 7.3 売上に関する要素

要素	考慮する効果
気温	当日の気温によって変動する量
トレンドとの気温差	気温のトレンドからの変化量
気温の変化傾向	気温が上昇すると人体はその気温に慣れる 例：一度、気温が上昇してから下がった場合は同じ気温でも暑さを感じない
前日の売れ行き	市場のセンチメントによって変動する量 例：ある時期を越えたら売上はのびなくなる

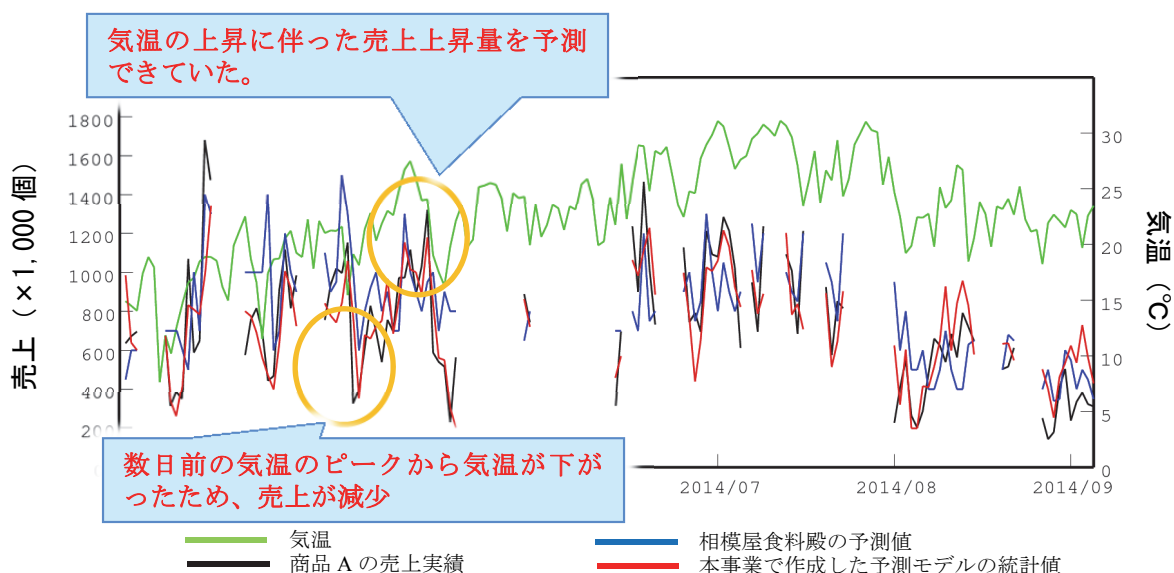


図 7.6 商品 A の売上時系列図 (特売を除く)

(4) 実証実験 食品ロス削減量の算出

実証実験では、気象感応度の高い商品で行った。相模屋食料のオペレーションでは予測は2日前の夕方に必要となっている。そこで、GSM ガイダンスを利用して予測を行った。

GSM ガイダンスの各店舗の総売り上げで重みをつけた2日後の売上の多い時間の重み付き気温は、相関係数 0.93、平均二乗誤差 1.82 個であり、高い精度で予測できていると言える。もっとも外れていたのは2014年4月20日であったが、これは東日本の太平洋側で2月並みとなる低温事例であり、特別な状況でない限りは予測が可能であると考えられる。

商品 A の売上予測では平均二乗誤差 560 個であり、需要推定統計の平均二乗誤差 577 個とほとんど変わらない結果であった。これは、チェーン A の発注量は気象予測を考慮した上で前日に実施されているものであり、実際の気象を考慮して発注されたものでない。そのため、実測値で解析した結果と予測値を利用した結果に大きな違いは生じなかったと考えられ、相模屋食料の予測と比較して、本手法による予測の有効性が確認された。

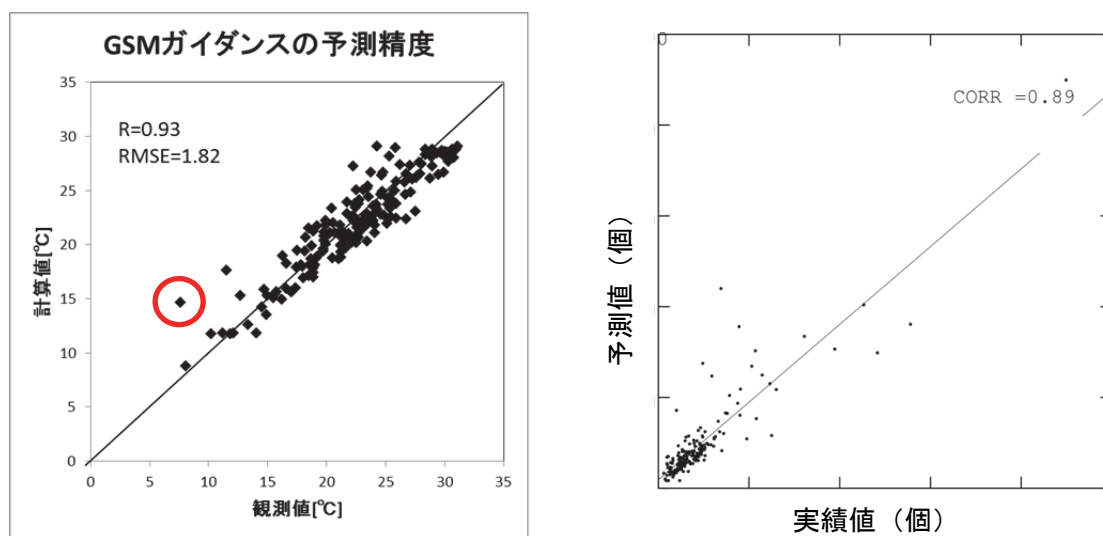


図 7.7 2014年4月1日～9月30日の予測精度
(左：GSM ガイダンスの2日後日中気温、右：商品 A の2日後注文量予測)

表 7.4 各手法の予測精度

項目	相関係数 (—)	RMSE (個)	食品ロス率
相模屋食料の予測	0.86	669	24.3%
解析	0.88	577	16.3%
予測	0.89	560	16.0%

(5) 二酸化炭素ロス削減量の算出

二酸化炭素品ロス削減量はトンキロ法で原材料輸送・廃棄輸送・焼却に関わる二酸化炭素発生量を算出した。算出に関わる係数を表 7.5～表 7.6 に示す。

表 7.5 各輸送過程における二酸化炭素発生量

	重量・距離		発生量		原単位			
	重量 (g)	距離 (km)	値	単位	車種・積載率	排出係数 (kg-CO ₂ e)	単位	出典
原材料輸送	非表示	150	非表示	kg-CO ₂ e	10 トン・62%	0.149	tkm	CFP
廃棄輸送	非表示	10	非表示	kg-CO ₂ e	10 トン・62%	0.149	tkm	CFP

注：相模屋食料の秘密保持に関わる部分は非表示とした

表 7.6 廃棄処分過程における二酸化炭素発生量

	重量・容積		発生量		原単位			
	値	単位	値	単位	排出係数		単位	出典
焼却	非表示	g	非表示	kg-CO ₂ e	0.0334	kg-CO ₂ e	kg	CFP

注：相模屋食料の秘密保持に関わる部分は非表示とした

これらの二酸化炭素発生量から算出した二酸化炭素ロス削減量は表 7.7 のようになり、本事業のように予測を高度化することで二酸化炭素ロスが削減されることが分かる。

表 7.7 二酸化炭素ロス削減量の算出

項目	相模屋食料	本事業
食品ロス率	24.3%	16.0%
二酸化炭素ロス削減量	764CO ₂ -kg	504CO ₂ -kg

以上から、当初目標としていた二酸化炭素ロス削減率 5%を達成することができ、本事業による削減効果が示された。

7.1.3 季節商品の検討

(1) 対象商品の選定

対象商品は、季節商品の中でも気象状況によって売上変化が大きな商品から選定することとし、暑い時期・寒い時期の代表的な商品として麺つゆ・鍋つゆを選定した。

(2) 市場規模データの解析

市場規模データの解析では、インテージの SRI 販売個数データを利用して、麺つゆ・鍋つゆの解析を行った。

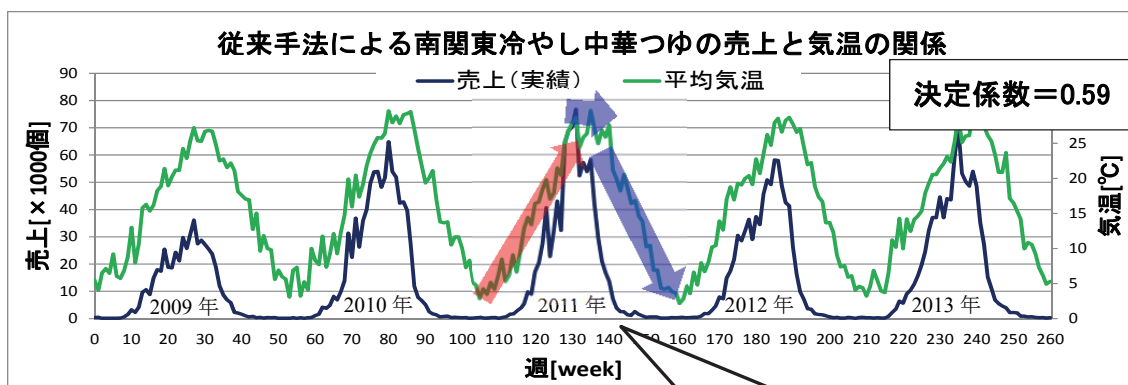
麺つゆの売上は気温と連動しており、気温が上昇すると売上が増加、気温が低下すると売上が下降する傾向はあった。しかし、図 7.8 に示すように売上上昇時は気温と売上の関係は相関係数 0.92 と高かったが、売上下降時は相関係数 0.74 と関係性が低下することが分かった。

そこで、需要推定統計モデルでは、①気温による消費者心理の転換点解析、②実効気温などを考慮することにより精度向上を図った。その結果、従来の気温による回帰式の統計モデルでは決定係数 0.59 であったが、本手法では決定係数 0.97 に向上することが示された。

また、鍋つゆでは売上上昇時・売上低下時に加えて、売上安定期を考慮することによって冷やし中華つゆと同様の精度を確保することができた。

表 7.8 各商品の需要推定統計式の解析精度

項目	気温との相関係数	解析手法の相関係数
冷やし中華	0.74	0.98
麺つゆ	0.60	0.96
麺つゆ (ストレート)	0.77	0.98
麺つゆ (2倍濃縮)	0.36	0.90
鍋つゆ	-0.73	0.98



売上増加時は気温と連動するが
売上減少時は気温と連動しない

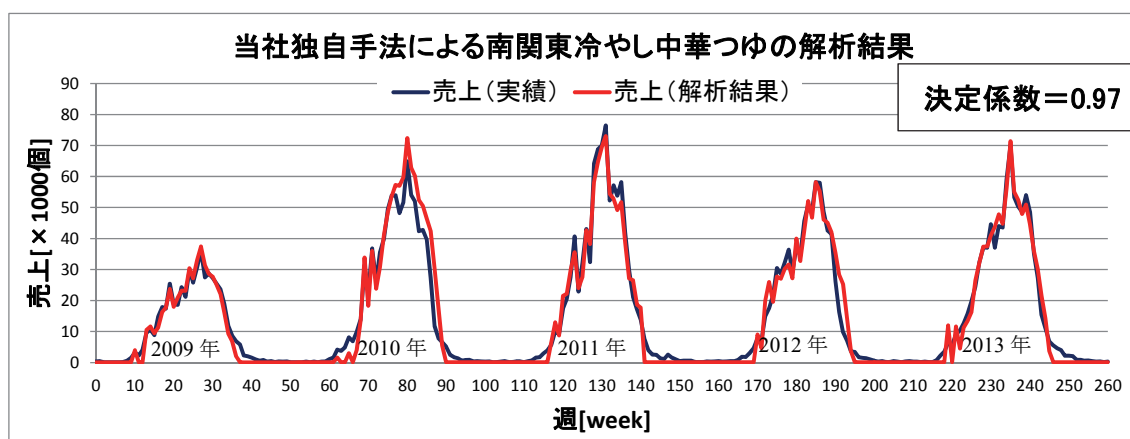


図 7.8 冷やし中華つゆの市場規模データの需要推定統計結果
(上：冷やし中華つゆの売上と気温の関係、下：冷やし中華つゆの需要推定統計結果)

(3) 対象商品の解析

対象商品は冷やし中華つゆの市場規模と連動性の高い商品を選択した。対象商品 A の市場規模と出荷量、在庫量の関係を図 7.9 に示す。

商品 A の出荷量は市場規模の売上と連動しており、市場規模の売上から 3 週間先行することが分かった。しかし、2011 年や 2013 年など市場規模の売上が急増する時期には出荷量は先行しておらず、卸からの緊急発注によって在庫が 0 となり売り切れ（機会ロス）を起こしていることが分かる。この機会ロスについては、正確な予測値があれば製・配・販の協力によって解決できると考えられる。

また、麺つゆは在庫を持ったまま越年はできないため、最終生産後は 2010 年、2012 年は売り切れが発生、工場を再稼働した。2011 年、2013 年、2014 年は余剰生産量（食品ロス）が発生していた。最終出荷量に対する余剰生産量の比率は、2011 年は 23.1%、2013 年は 23.5%、2014 年は 16.1%であった。したがって、最終生産量の正確な予測値があればこの食品ロスを削減することは十分可能であると考えられる。

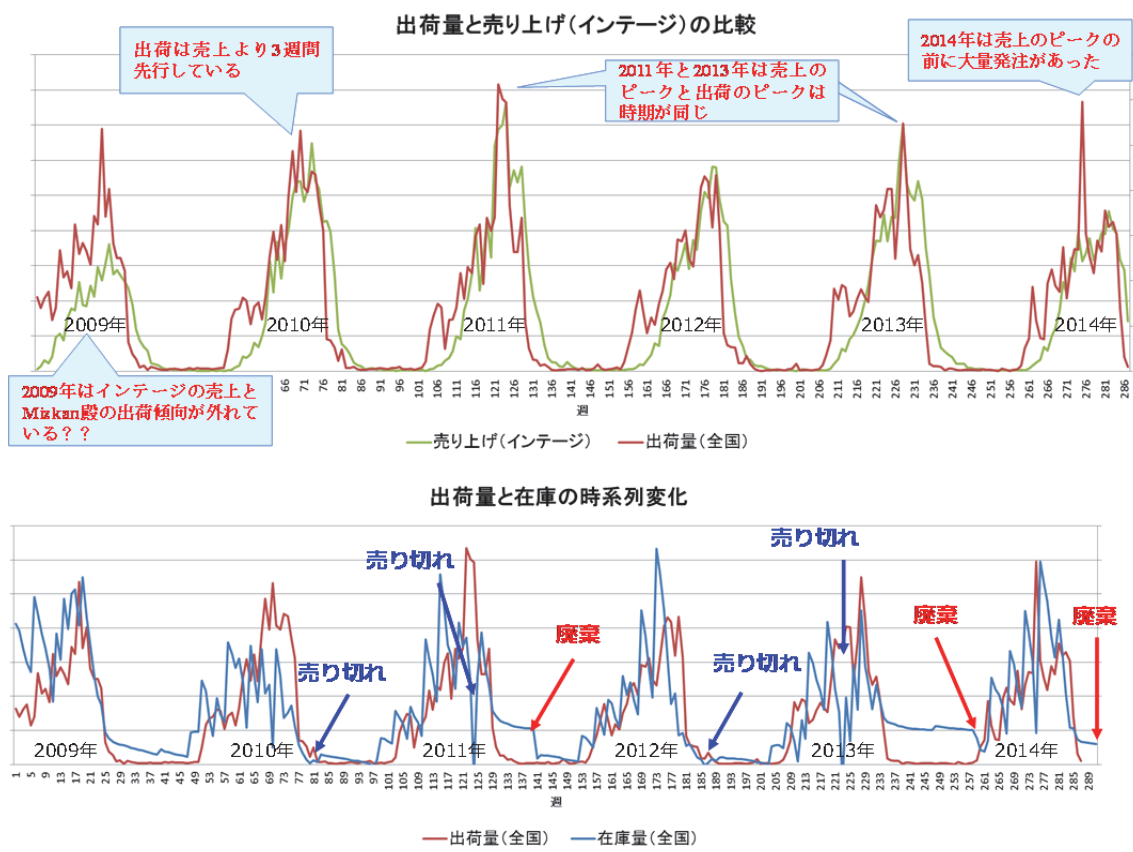


図 7.9 対象商品の出荷量・在庫量の関係

(4) 実証実験 食品ロス削減量の算出

実証実験は冷やし中華つゆの市場規模と連動性の高い商品で行った。株式会社 Mizkan のオペレーションでは最終生産量は7月中旬に行うことから、7月20日の直近の月曜日に行うこととした。

予測については、観測値を利用した完全予測、平年値を利用した場合、アンサンブル予測を利用した場合について比較を行った。各手法の予測精度を表 7.9 に示す。株式会社 Mizkan のオペレーションでは最大の余剰生産量から売り切れ量を引いた値では 30.8%であったが完全予測では 8.1%、アンサンブル予測を利用した場合は 17.0%となっており、本事業の結果を利用することにより食品ロスを減少できることを示唆している。

2010年を例にすると、平年値を利用した場合は誤差が-7.4%となっていた。これは、図 7.10 に示すように2010年は予測日から1ヶ月間は期間を通して気温が高かったが平年値ではその高温を予測できず、誤差が大きくなったと考えられる。一方、アンサンブル予測ではその高温状況を予測できていたため、売上の上昇を予測することができ誤差を減少できたと考えられる。

表 7.9 各手法の食品ロス量（全国出荷量）

年	Mizkan	完全予測	平年値	アンサンブル予測
2010年	-6.9%	-0.2%	-7.4%	-5.4%
2011年	23.1%	7.7%	8.1%	9.4%
2012年	-7.3%	7.9%	-7.7%	-7.6%
2013年	23.5%	6.8%	-3.7%	2.8%

網掛けは平年値とアンサンブル予測で精度のよい方

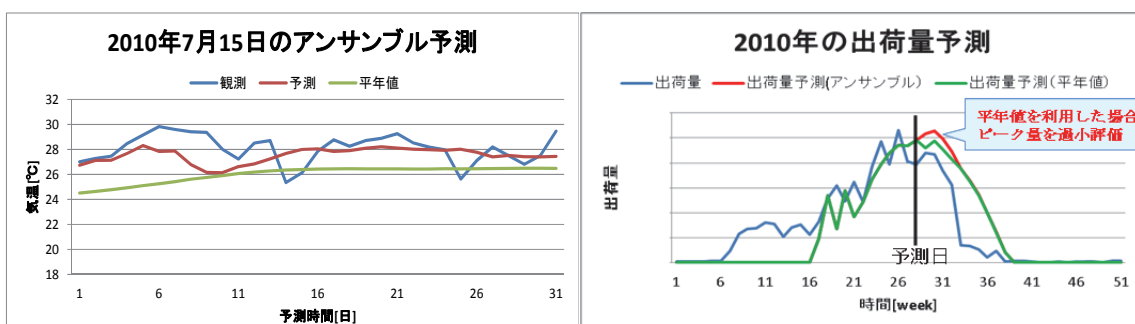


図 7.10 2010年のアンサンブル予測と売上予測

(5) 二酸化炭素ロス削減量の算出

二酸化炭素発生量は、ライフサイクルアセスメントから求めた。ライフサイクルを「A：原材料製造・輸送ステージ」、「B：商品製造・輸送ステージ」、「C：使用済み容器回収・廃棄ステージ」、「D：返品輸送・廃棄ステージ」の4つに分類して、検討した二酸化炭素発生の項目を表 7.10 に示す。

二酸化炭素発生量は「A：原材料製造・輸送ステージ」が全体の 86.9%、そのステージの原材料製造が 46.5%、容器製造が 35.3%を占めるという結果になった。また、全ての輸送工程を合わせると、全体の 4.56%を占めるという結果になった。

表 7.10 各ステージにおける検討事項

ステージ	項目	内容
A	原材料製造	原材料（中身）の製造
	原材料の輸送	原材料（中身）の工場へ輸送
	容器包装材の製造	容器包装材（びん・キャップ・ラベル・段ボール）の製造
	容器包装材等の輸送	容器包装材の工場への輸送
	梱包材の製造	梱包材（段ボール）の製造
	梱包材の輸送	梱包材の輸送
B	商品の製造	商品の製造
	商品の輸送	商品の工場から保管場所（流通拠点）への輸送
C	使用済み包装材の回収（廃棄処理施設への輸送）	使用済みのビン・キャップ等の包装材の回収及び廃棄物処理施設への輸送
	使用済み包装材の廃棄処理	使用済み包装材の廃棄処理
D	売れ残り商品の廃棄処理場への輸送	売れ残り商品の保管場所から工場への輸送
	売れ残り商品の廃棄処理	売れ残り商品の工場から廃棄物処理施設への輸送

1 本当たりの二酸化炭素発生量を用いて、二酸化炭素ロス削減量を算出。Mizkan のオペレーションで売り切れが発生した 2010 年、2012 年は工場を稼働しており、商品による二酸化炭素ロスは少ないが、工場を稼働するための二酸化炭素が発生している。ただし、この二酸化炭素量は算出できないことから、食品ロスが発生した 2011 年、2013 年を対象に二酸化炭素削減量を算出した。

その結果、Mizkan の二酸化炭素ロスは 27,799 kg-CO₂ であったのに対し、本手法では 8,613 kg-CO₂ となっており、約 70% の削減となった。また、物流部門に着目すると、Mizkan の二酸化炭素は 1,267 kg-CO₂、本手法では 393 kg-CO₂ であった。

表 7.11 理想化した条件における二酸化炭素削減量

年	食品ロス		二酸化炭素ロス削減量	
	Mizkan	本手法	Mizkan	本手法
2010 年	-6.9%	8.8%	-	-
2011 年	23.1%	9.4%	13,651kg-CO ₂	4,540kg-CO ₂
2012 年	-7.3%	9.3%	-	-
2013 年	23.5%	2.8%	14,148kg-CO ₂	4,073kg-CO ₂
計			27,799 kg-CO ₂	8,613 kg-CO ₂

以上のように、冷やし中華つゆについても豆腐と同様に二酸化炭素ロス削減効果が得られることが分かった。

7.1.4 小売業の解析

小売業向けの需要予測では、気象情報を用いて直接的に最終需要が変動することを想定する方法や、来店客数予測を介在させることで最終需要を求める方法が考えられる。後者は、店舗に来る客数を予測した上で、さらに消費行動に影響を及ぼす気象要因を予測しようとする考えである。来店客数を精度よく予測することができれば、来年以降対象品目を増やした場合においても予測の基本情報として有効に用いることができる可能性がある。そこで今回は、気象情報を用いて直接的に需要を予測する手法を行うとともに、来店客数予測を介在させて需要を予測する手法も合わせて検討した。

表 7.12 に各チェーンの品目ごとの廃棄割合（廃棄量/(売上量+廃棄量)）を示した。この表に示すように、麺つゆ及び鍋つゆは食品廃棄が発生していなかったため、廃棄が発生していた豆腐のみを以後の解析対象とした。

表 7.12 各チェーンの品目ごとの廃棄割合（廃棄量/(売上量+廃棄量)）

チェーン名	豆腐廃棄割合	麺つゆ廃棄割合	鍋つゆ廃棄割合
国分グローサーズチェーン	3.4%	0%	0%
ココカラファインヘルスケア	0.2%	0%	0%

(1) 資料の収集整理

国分グローサーズチェーン株式会社と株式会社ココカラファインヘルスケアのご協力のもと、各チェーンの豆腐、麺つゆ、鍋つゆの売上数量などの販売データの他、来店客数などのデータを収集した。

(2) 小売業における売上の特徴

豆腐の売上数量は年間を通じて大きな変動はなく、季節変動をする日平均気温との間には直接的な相関関係は見られず、年末年始、ゴールデンウィーク、お盆などの、時期ごとの特徴的な動きや降雨日や降雪日の前後に売上数量が減るといった離散的な影響が認められた。一方、後述するように国分グローサーズチェーンでは来店客数の曜日変動が大きく、それに連動するように豆腐の売上数量も曜日変動していた。

豆腐の各チェーンの売上数量と来店客数および売上数量と日平均気温との相関係数を表 7.13 に示す。売上数量との相関は、日平均気温との関係よりも来店客数との関係のほうが高くなっていた。

表 7.13 豆腐の各チェーンの売上数量と来店客数および売上数量と日平均気温との相関係数

品目	チェーン	来店客数	日平均気温
豆腐	国分グローサーズチェーン	0.460	0.203
	ココカラファインヘルスケア	0.578	0.264

(3) 来店客数の特徴

チェーンごとの来店客数と気象の時系列を図 7.11 に示した。国分グローサーズチェーンの来店客数は曜日の変動が大きい一方で、ココカラファインヘルスケアの来店客数は曜日の影響はあまり大きくなかった。その他、当該日が降雨日や降雪日となっていたものに加えて、降雪日の翌日なども来店客数が著しく少ないことなどがわかった。

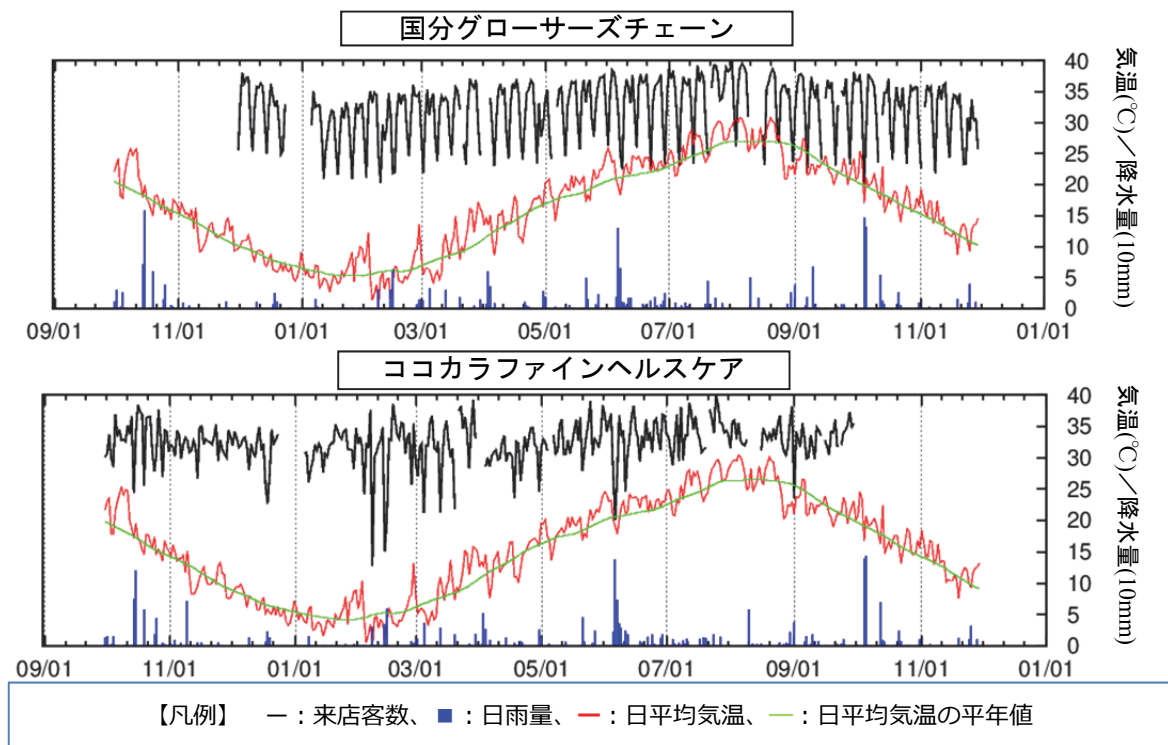


図 7.11 チェーンごとの来店客数と気象の推移
 (上図：国分グローサーズチェーン株式会社、
 下図：株式会社ココカラファインヘルスケア)

(4) 来店客数の予測

前節での来店客数の特徴を踏まえて、来店客数データを収集した2チェーンの23店舗のそれぞれの店舗について来店客数予測を行った。来店客数の予測結果を図7.12に示す。来店客数の相関係数は解析で概ね0.8以上、誤差は解析で概ね10%となっており、予測を含めても誤差はほぼ15%未満となっていた。中でも、来店客数の曜日変動が大きい店舗1、店舗9、店舗11などは良好に予測できていた。

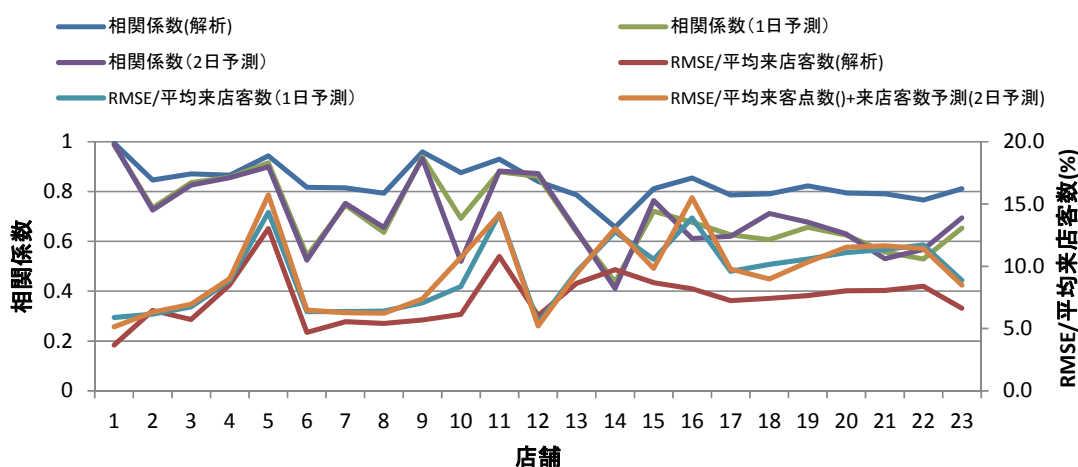


図 7.12 各店舗に対する来店客数予測の相関係数と RMSE

(5) 売上の予測

豆腐の売上予測の手法として、以下の二手法を試行した。

- ①気象情報などから来店客数予測を介在させ、売上予測を実施するもの。
- ②気象情報などから直接売上予測を実施するもの。

図7.13に二手法のそれぞれによる売上予測のチェーン別の精度を示した。売上予測は相関係数で概ね0.7程度であった。なお、来店客数を用いる方法と用いない方法との二手法の精度を比較すると、来店客数を用いた手法の精度のほうが全体的に良くなっていた。

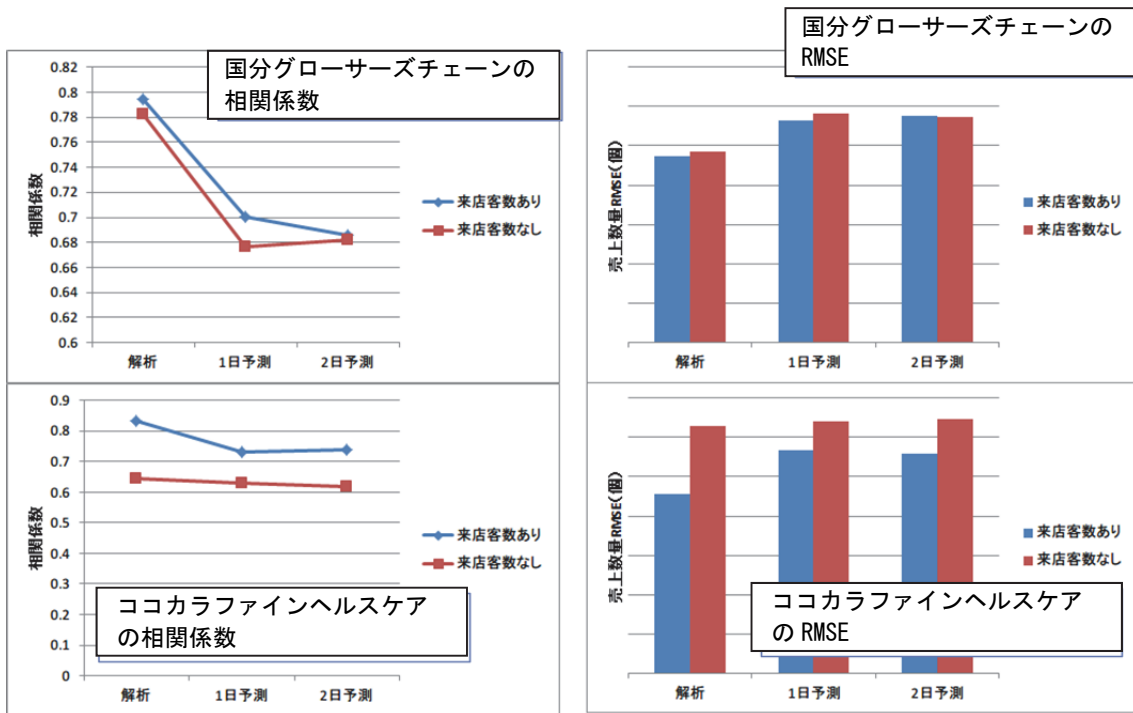


図 7.13 各チェーンに対する売上予測の相関係数と RMSE

7.1.5 アンケート調査

現在、食品流通業界で需要予測がどのような商品に求められているか、また、どのような問題があると認識されているかを知るため、広くアンケートを実施した。アンケートは全業種向けと小売業向けの2種類を実施し、全業種向けは製・配・販に関連する職業に属する人、小売業向けは小売業に勤めていて発注に関する知識のある人に限定して行った。実施したアンケートの回収枚数などを表 7.14 に示す。

表 7.14 アンケートの実施

項目		内容
実施した日		2015年2月10～12日
場所		デリカテッセントレードショー
配布した枚数	全業種向け	94通
	小売業向け	25通

需要予測が必要な商品としては、もっとも多かったのは豆腐で11%、次に練製品で10%であった。麺つゆ・鍋つゆはそれぞれ4%、6%であったが、これは季節商品のため、日々、食品ロスが発生しづらいためと考えられる。その他の商品としては、食品全般との回答が多く、次いで生鮮との回答が多かった。

必要な需要予測としては、不要は6%と少数で、短期予報である1～3日予報は合計25%、1週間予報がもっとも多く27%であった。長期予測の2週間～1か月予報は20%で、全体の50%を超えていた。メーカーや小売店では週間で計画を建てる場合もあるため、1週間予報がもっとも求められていた。

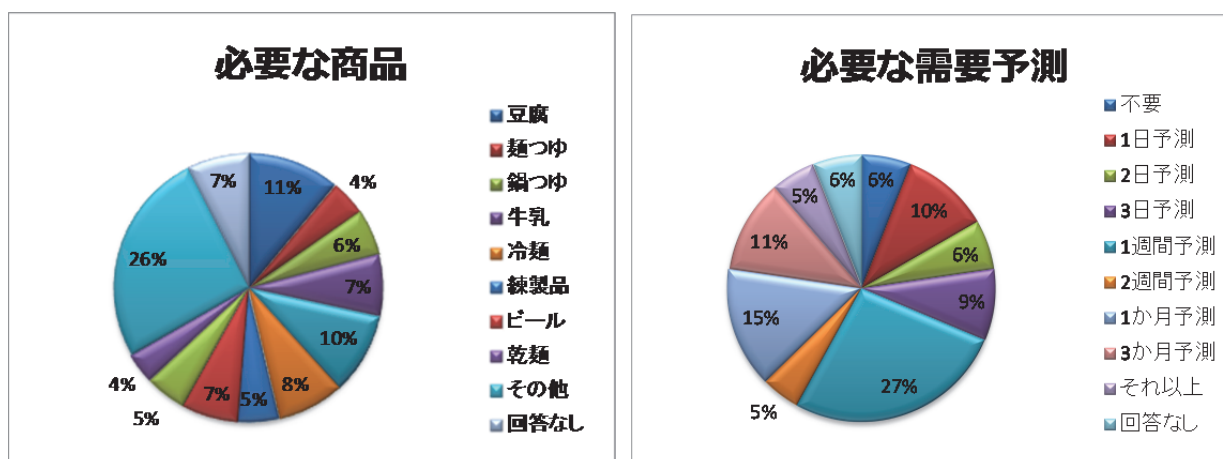


図 7.14 アンケート結果
(需要予測が必要な商品と、予測時間)

7.2 課題

7.2.1 製・配・販の連携

今年度は市場規模のデータとメーカーのデータを中心に解析を行った。これは、大きな規模で売上傾向を把握した上で各店舗の予測を行う方がより精度が高いと考えたためである（ブルウィップルの効果）。

しかし、解析結果を実際のオペレーションに利用する場合は、卸や小売と協力せずにメーカーだけの取り組みであれば効果は限定的であり、大きなロス削減にはつながらない。今後は、高精度な売上予測値を作成し、製・配・販でデータ共有してロス削減を行う必要がある。

製・配・販の協力のためには、売上予測値を共有するための仕組みが必要であり、2015年度は売上予測値を共有するためのシステム設計を行う。

7.2.2 市場規模と連動しない部分の解析（プロモーションの考慮）

冷やし中華つゆの解析では、シェアの拡大が少ないため市場規模の売上予測をそのまま商品に適用することができ、食品ロス削減が可能であることを示した。しかし、すべての商品がシェアの拡大が少ない安定的な市場ではなく、商品によってはシェアの獲得に向け各企業がプロモーションを行っている市場も存在する。そのような市場の場合は、市場規模の売上予測だけでは不十分で、プロモーションの影響についても解析しておく必要がある。

7.2.3 離散的なデータの解析（人工知能）

気温などの連続的データについては、説明変数モデルに利用することによって売上予測の精度が向上することが本事業でも示された。しかし、説明変数モデルはデータが正規分布に従うと仮定しており、曜日・祝日・雨などの離散的なデータについては利用が制限される。一方で、曜日・祝日・雨などは小売の来店客数の予測には非常に重要であり、これらの扱い方の検討は重要である。

そこで、2015年は離散的なデータを扱うため、人工知能モデルまたは一般化線形モデルなどについて解析を加える。

7.3 2015 年度の計画

7.3.1 商品・エリアの拡大

2015 年度は、今年度から対象地域・対象商品・対象企業を拡大する予定である。商品・エリア・参加企業の計画を表 7.15 に示す。次年度は、株式会社ローソンの扱っている冷やし麺を解析対象に加える。また、現在はスーパーマーケットと交渉中であり、小売業としてスーパーマーケットの参加を予定している。

表 7.15 商品・エリア・参加企業

項目		2014 年度	2015 年度に追加予定
対象商品		季節商品：冷やし中華つゆ・鍋つゆ 日配品：豆腐	冷やし麺、 その他（交渉中）
対象地域		関東	全国
対象企業	メーカー	株式会社 Mizkan 相模屋食料株式会社	(交渉中)
	卸	国分株式会社	
	小売	株式会社ココカラファインヘルスケア 国分グロースーズチェーン株式会社	株式会社ローソン スーパーマーケット（交渉中）
	関連企業		株式会社シグマクシス 株式会社アットテーブル その他（交渉中）
	団体	新日本スーパーマーケット協会	
	実施主体	一般財団法人日本気象協会	

7.3.2 多面的解析の検討及び CO₂ 削減の再確認

市場規模に連動しない部分の解析検討・人工知能などの手法を取り入れた予測検討を試みる。

7.3.3 実験案の計画策定

本事業では 2016 年度に製・配・販の連携を考慮した実証実験を行う予定である。そこで、ビジネスモデル創出を念頭において、どのように IT を利用すべきか基本設計を行う。