

平成 28 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 29 年 2 月 28 日

一般財団法人 日本気象協会



平成 28 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

## 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	事業の概要 .....	4
1.3.1	全体像 .....	4
1.3.2	平成 26 年度事業の概要.....	5
1.3.3	平成 27 年度事業の概要.....	6
1.3.4	平成 28 年度事業の概要.....	8
1.4	報告書の記述方針.....	20
2.	需要予測モデルの高度化.....	21
2.1	気象予測モデルの検討.....	21
2.1.1	気象予測手法.....	21
2.1.2	気象予測内容.....	23
2.1.3	気象予測精度結果.....	28
2.2	需要予測モデルの検討.....	32
2.2.1	需要予測手法の高度化.....	33
2.2.2	体感気温.....	39
2.2.3	需要予測の応用.....	46
2.3	まとめ .....	50
2.3.1	気象予測モデルの検討.....	50
2.3.2	需要予測モデルの高度化.....	51
2.3.3	体感気温.....	51
2.3.4	需要予測の応用.....	51
3.	実証実験 .....	52
3.1	個社利用実証実験.....	52
3.1.1	需要予測の利用.....	52
3.1.2	最終生産量予測.....	61
3.2	連携利用実証実験.....	62
3.2.1	連携利用実証実験の概要.....	63
3.2.2	モーダルシフト.....	63
3.2.3	販売促進.....	67

3.2.4	終売オペレーション	71
3.2.5	CPFR	76
3.3	まとめ	89
3.3.1	成果	89
3.3.2	課題	89
4.	ビジネスシステムの構築	90
4.1	事業化構想	90
4.1.1	事業計画	90
4.1.2	仕組みの構築	92
4.2	ITシステムの構築	94
4.2.1	Webシステムの紹介	94
4.2.2	Webシステムの利点	97
5.	成果と課題	99
5.1	成果	99
5.1.1	平成28年度の成果	99
5.1.2	事業全体の成果	111
5.2	事業の課題	115
5.2.1	需要予測情報を企業の生産活動に活用するための課題	115
5.2.2	需要予測情報共有化による連携の促進に向けた課題	115

## 1. はじめに

### 1.1 事業の背景

東日本大震災以降、省エネルギー対策の抜本的強化が必要となる中で、わが国の最終エネルギー消費量の約 2 割を占める運輸部門の省エネルギー対策を進めることが重要視されている。

地域における物流システムの効率化による CO<sub>2</sub> 排出削減に向けて、地域性や顧客ニーズを踏まえた共同輸配送など、荷主と連携して行う物流効率化を支援し、これにより得られた成果を他地域での取り組みに活用することにより、効果的な CO<sub>2</sub> 排出削減を目指す。

具体的には荷主と連携して行う省エネルギーに資する物流業務の効率化を進めるとともに、非効率な物流慣行を改善することにより、地方企業の物流コストおよびリードタイムを削減する。

### 1.2 事業の目的

本事業の目的は、食品業界における物流の省エネルギーを実現することである。本項では食品業界の物流の現状と課題を整理し、課題の解決策を提示する。

#### (1) 食品業界の物流の現状と課題

現在、食品業界では、本来食べられるのに廃棄されている「食品ロス」が年間約 632 万トンで世界全体の食糧援助量（約 320 万トン）を大きく上回っており深刻な課題となっている。また、需要量以上の商品を生産した結果、配（卸・流通業）・販（小売）から製（メーカー）への返品が行われているのが現状であり、加工食品・日用雑貨における年間の返品額は約 1691 億円に達しているとみられている。加えて、「食品ロス」に起因する余剰に発生する二酸化炭素排出量も大きな問題である（製・配・販連携協議会）。

また、食品分野は、売上高物流コスト比率が表 1.1 に示すとおり製（メーカー）・配（卸）・販（小売）ともに 5%以上を占め、全業種平均の 4.70%を大きく上回っており（平成 26 年度 物流コスト調査報告書、JILS）、物流の最適化が重要な分野である。また、物流コストの中においては、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 3.46%を占めている。

表 1.1 食品分野の売上高物流コスト比率（JILS 物流コスト調査報告書）

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	8.16%	5.56%	6.81%	5.42%

これらの課題がもっとも顕著な商品は、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。

これらのムダが生じているのは、現在は製・配・販の各企業が独自に POS（販売時点情報管理）データに基づいて需要予測を行っているが、①需要予測精度が十分でない、②製・配・販各社による需要予測及びその予測に用いるデータが十分に共有されておらず各流通段階で注文量のミスマッチが生じているためと考えられる。

そこで、本事業はこれまでの分断されたサプライチェーン（図 1.1）から、連携するサプライチェーン（図 1.2）に変革することを目的とする。

## (2) 課題の解決策

これまで、これらの課題を解決するため、物流拠点の見直しや、積載率の向上、在庫削減などの試みが行われてきた。しかし、これら各企業が個別に実践する試みには限界があり、抜本的なムダの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る必要がある。

サプライチェーン全体での効率化を図る試みとしては、消費財分野における製・配・販の連携により、サプライチェーン・マネジメントの抜本的なイノベーション・改善を図り、更に産業競争力を高め、豊かな国民生活への貢献を目指す試みとして「製・配・販連携協議会」が設立されている。ここでは、「賞味期限、納品期限の見直し」や、「終売プロセス見直し」、「配送最適化」への試みを行っているが、平成 27 年度の製・配・販連携協議会の「日用品の製・配・販事業者の連携による返品削減に向けた取り組み実施の手引書」では、今後の課題として需要に応じて、発注・在庫数を適正にコントロールすることが重要と指摘されており、そこでは天候・気温などで調整することが推奨されている。

そこで、本事業では、需要変動の大きい商品である日配品や季節商品を対象に、需要予測の精度を向上し、製・配・販の注文量のミスマッチを解決するエコシステムを確立するため、①需要予測モデルを高度化して、②製・配・販の連携による実証実験を行い、③ビジネスシステムを構築検討する。これにより、物流機能の「情報」を高度化し、「保管」する在庫量や「輸送」の最適化を図る。

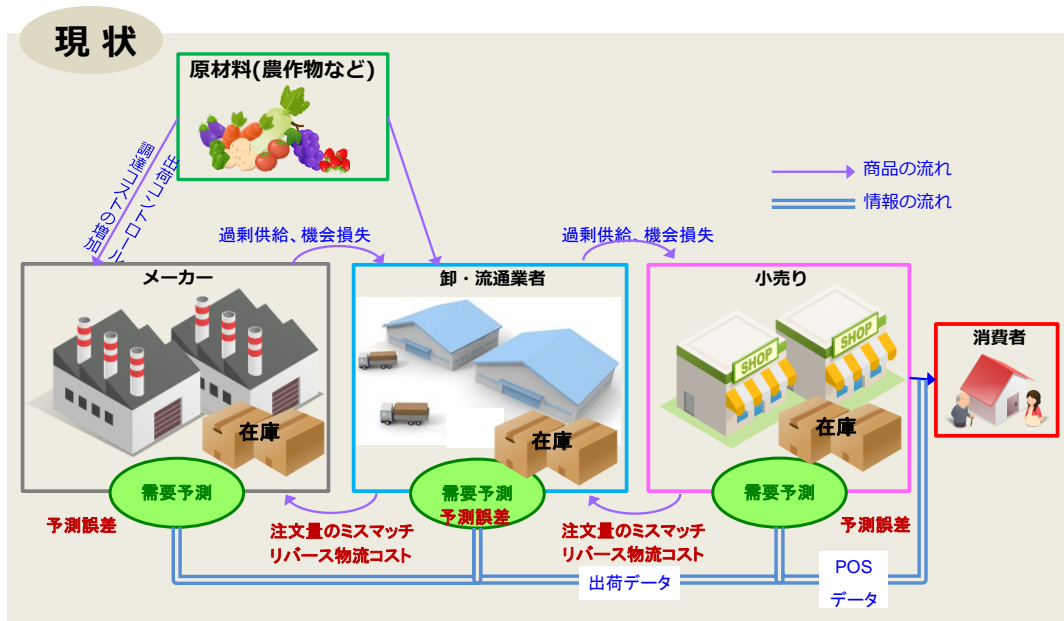


図 1.1 現状のサプライチェーンのイメージ図

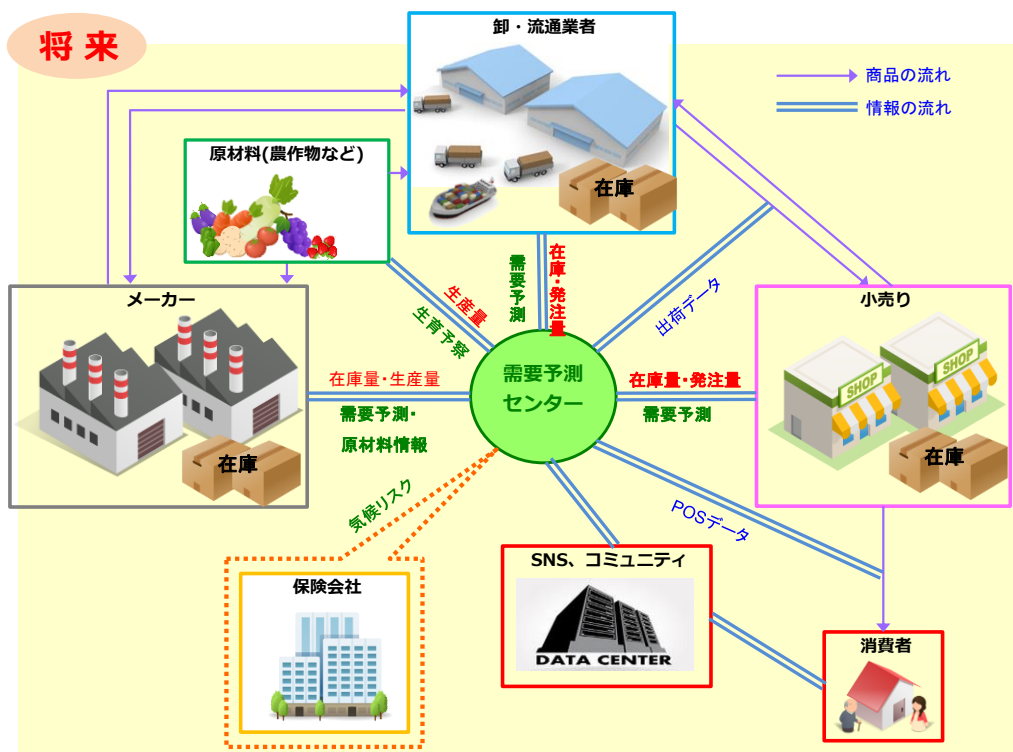


図 1.2 将来のサプライチェーンのイメージ図

### 1.3 事業の概要

#### 1.3.1 全体像

本事業は、平成 26 年度から「次世代物流システム構築事業」に採用され、平成 26 年度～28 年度にわたる 3 年計画として実施しており、本年度はその 3 年目である。

平成 26 年度は、「情報の見える化」を主題に事業を行った。ここでは、気象情報の経済活動への有効性調査として、対象地域・対象商品を絞った上でメーカー（製）のデータを中心に解析ベースで実証実験を行った。

平成 27 年度は、「情報の個社利用」を主題に事業を行った。ここでは、対象地域・対象商品を拡大し、人工知能技術を活用して需要予測モデルの高度化を行い、実際に商品を動かして実証実験を行い、気象情報をオペレーションに利用した場合の効果を評価した。また、本事業を持続可能な事業として確立するため、ビジネスモデルを策定し、システム設計を行った。

平成 28 年度は、「情報の連携利用」を主題に事業を行った。ここでは、平成 27 年度に開発した人工知能などの技術をさらに高度化し、高度化した需要予測モデルを用いて、製・配・販が連携して情報を活用する実証実験を行い、連携を実施することによる効果を評価した。また、平成 28 年度は事業の最終年度であるため、事業開始するためのビジネスシステムの構築検討を行い、運用システムの構築を行った。平成 26～28 年度の 3 年計画のフローを図 1.3 に示す。



図 1.3 3 年計画のフロー図



### 1.3.2 平成 26 年度事業の概要

平成 26 年度は対象地域を関東地方、対象商品を季節商品の冷やし中華つゆ・鍋つゆ、日配品の豆腐に絞って事業を行った（表 1.2）。その結果、気象情報と POS データなどのビッグデータを解析し、高度な需要予測を行うことで、余剰に生産している冷やし中華つゆの約 40%（最終生産量比）、豆腐の約 30%を削減することができ、これにより物流分野で排出される二酸化炭素が削減できることを確認した。

表 1.2 平成 26 年度事業 対象地域・対象商品・対象企業の一覧

項目	内容
対象領域	関東地方
対象商品	季節商品：冷やし中華つゆ・鍋つゆ、日配品：豆腐
対象企業	製造業：Mizkan、相模屋食料 卸・流通業：国分 小売：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

季節商品の冷やし中華つゆのシミュレーションでは、市場規模との連動性の強い一商品を対象に、各年によってばらつきが大きく予測困難である季節終盤の最終生産量の解析を行った。ここでは、「現在どのような気温であるか」より「どのような経緯をたどりこの気温にいたっているか」を示す「実効気温」や「消費者心理」などを考慮することで、気温だけを利用する場合の決定係数 0.59 から決定係数 0.97 に向上することが分かった（図 1.4）。また、その解析式を利用することで食品ロス（余剰生産量）や不要に発生している二酸化炭素を約 40%削減できることが分かった。

日配品の豆腐のシミュレーションでは、夏場に消費量が大きく増加する一商品を対象として日々の発注量の解析を行ったところ、気象を利用することで食品ロスや不要に発生している二酸化炭素を約 30%削減できることが分かった。

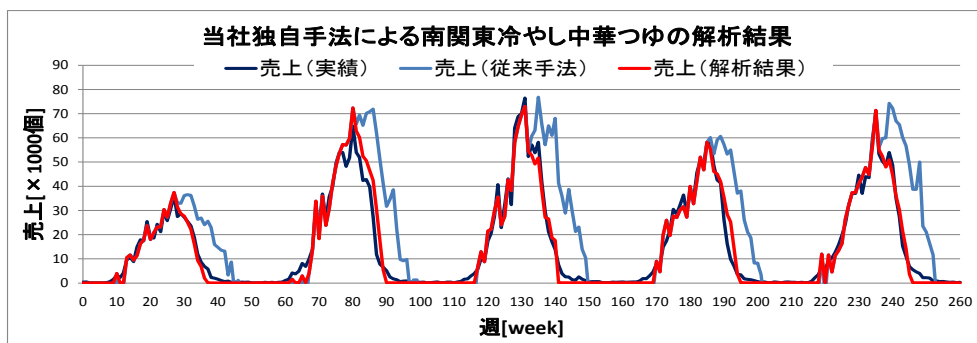


図 1.4 冷やし中華つゆの解析結果

### 1.3.3 平成 27 年度事業の概要

平成 27 年度は対象商品に飲料などを加え対象地域を全国に、参加者も拡張して事業を行った。解析では SNS データや人工知能技術を用いて需要予測モデルの高度化や体感気温の作成を行い、実証実験では実際に商品を動かして気象をオペレーションに利用する効果を評価した。ビジネスモデルの構築検討ではビジネスモデルを構想し、IT システムの設計を行った。

#### (1) 解析の成果

解析では SNS のツイートデータを利用して体感気温の作成を行った。この結果、人の感じる気温は現在の気象状況だけでなく前日からの変化や平年との差などに影響することが分かり、その関係式を定式化することに成功した（図 1.5）。

また、人工知能技術を用いて来店客数を対象に需要予測モデルを構築したところ従来手法の相関係数 0.72 に対し、0.86 と精度が向上することが分かった（図 1.6）。

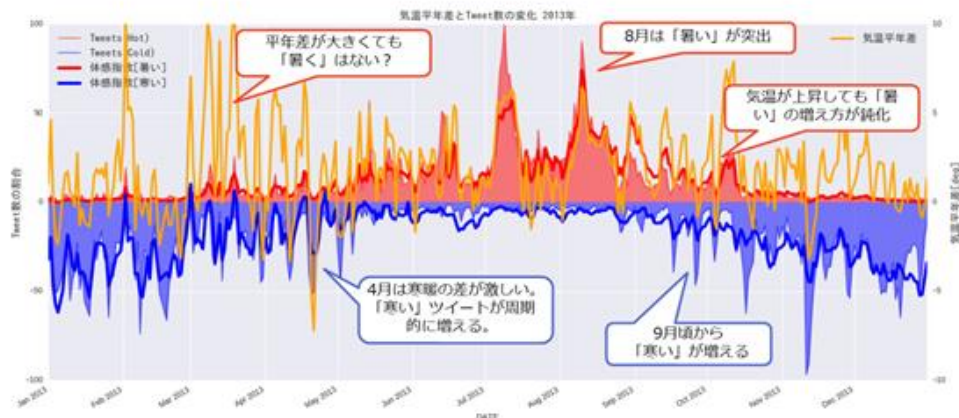


図 1.5 体感気温の計算結果の一例

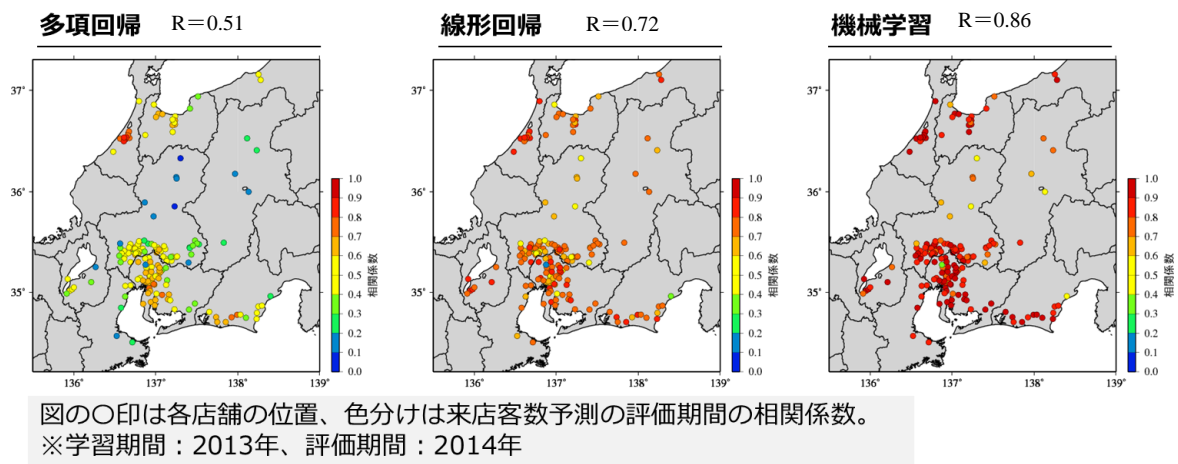


図 1.6 需要予測モデルの比較

## (2) 実証実験の成果（個社利用）

実証実験では、気象予測・需要予測を実際のオペレーションに利用することで、冷やし中華つゆでは20%弱、豆腐では約30%、食品ロスを削減することに成功した。また、気象予測のリードタイムを長期化することでペットボトルコーヒーを対象にモーダルシフトを促進し、約48%二酸化炭素排出量の削減を実現した。

実証実験では、各社に気象予測・海象予測・需要予測情報を配信し、その情報をもとにオペレーションを変更し無駄削減を図った。送信データ例を図1.7に示す。

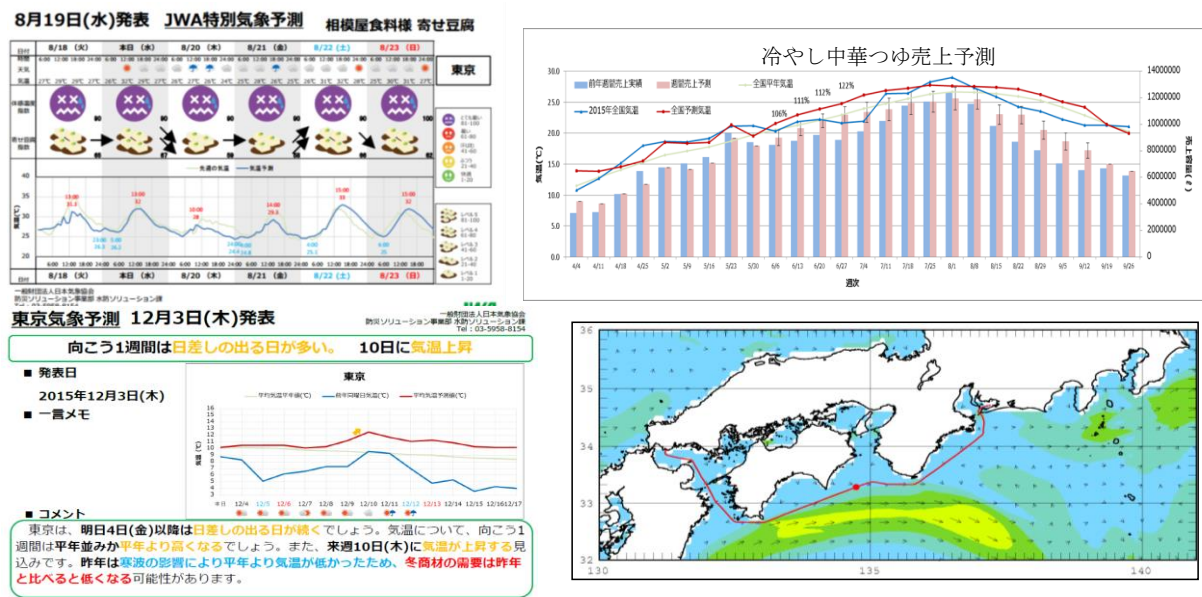


図 1.7 実証実験で送信した情報例

## (3) ビジネスモデルの構築検討・IT システムの設計の成果

ビジネスモデルの構築検討では表1.3の項目を検討した。また、ビジネスモデルを実現するためのITシステムの設計を行った。

表 1.3 ビジネスモデルの構築検討内容

項目	内容
STP モデル	セグメンテーション、ターゲティング、ポジショニング
外部環境	市場規模の算出、顧客課題の整理
ロードマップ	情報入手による価値、連携のステップ
連携方法	現状の課題、課題の解決方法、製配販全体への展開
連携に必要なサービス機能	データ収集、サービスラインナップ

#### 1.3.4 平成 28 年度事業の概要

平成 28 年度の対象商品・対象地域・対象者を表 1.4 に示す。今年度は新たな小売業が参加し、取り扱うデータも増加したことから、「ビッグデータ×人工知能」の活用により**需要予測モデルの高度化**に取り組んだ。また、今年度のテーマである「情報の連携利用」として**製・配・販の連携による実証実験**の実施を行った。さらに、平成 29 年度以降の事業化を見据えて**ビジネスシステムの構築検討**を実施した。

表 1.4 商品・エリア・参加企業

項目		平成 26 年度	平成 27 年度に追加	平成 28 年度に追加
対象商品	季節商品	冷やし中華つゆ・鍋つゆ	アイスコーヒー・そうめん・そばつゆ・冷やし麺を含む気象感応度の高い数十品	気象感応度の高いあらゆる商品
	日配品	豆腐		
対象地域		関東	全国	全国
対象者	製	株式会社 Mizkan 相模屋食料株式会社	ネスレ日本株式会社、キッコーマン食品株式会社、ポッカサッポロフード&ビバレッジ株式会社、株式会社伊藤園	不二製油株式会社
	配	国分グループ本社株式会社	川崎近海汽船株式会社	
	販	株式会社ココカラファイ ンヘルスケア 国分グローサーズチェーン株式会社	株式会社ローソン 株式会社パローホールディングス 株式会社マルエイ 株式会社カメガヤ	株式会社京王ストア 株式会社タイヨー
	関連企業		株式会社シグマクス、株式会社アットテーブル、株式会社あおぞら銀行、サントリービジネスエキスパート株式会社、イーシームズ株式会社、インフォマティカ・ジャパン株式会社、株式会社チェンジ、株式会社サン・プランニング・システムズ	株式会社内田洋行 株式会社リンク 株式会社不満買取センター
	団体	一般社団法人新日本スーパーマーケット協会		
学識経験者		立教大学、東京都市大学 気象庁、テクニカルソリューションズ株式会社		
研究者			国立研究開発法人産業技術総合研究所人工知能研究センター 大学共同利用機関法人情報・システム研究機構 国立情報学研究所 早稲田大学	

※平成 27 年度までに参加した企業・研究機関は平成 28 年度も参加

### (1) 需要予測モデルの高度化

需要予測モデルの高度化では、信頼性、汎用性、網羅性をコンセプトとし、人工知能技術を用いて高度化した。今年度は、信頼性については平成 27 年度に作成した需要予測モデルを基礎にビッグデータ及び人工知能の活用で精度向上を検討した。汎用性については平成 27 年度に作成した体感気温を利用してより多くの商品に共通的に利用できる需要予測モデルの構築を目指した。網羅性については食品だけでなくドラッグストアで扱っているヘルスケア商品などの解析を行った。各項目のコンセプトを表 1.5 に示す。

表 1.5 検討のコンセプト

項目	内容
信頼性	需要予測モデルを人工知能モデルなどの技術を利用して高度化した。平成 27 年度に作成した需要予測モデルを基礎に、ビッグデータ×人工知能で精度向上を行った。モデルの構築では、研究者に参加を呼びかけ、人工知能技術を取り入れた予測式を作成した。
汎用性	現在プロジェクトに参加してデータ解析を行っている企業や商品だけでなく、汎用的に提供可能な情報を作成するため、各小売店・商品をカテゴライズした上で解析を行った。あらゆる商品に対応可能な指標として、平成 27 年度に開発した体感気温の高度化を行った。
網羅性	できるだけ多くの小売に参加していただき、製・配・販の連携可能性の拡張を実施した。平成 27 年度は食品を中心に扱ったがドラッグストアのヘルスケアの商品なども対象とした。

検討では、**産官学の連携**を図り、産業技術総合研究所・東京都市大学・早稲田大学・国立情報学研究所の人工知能研究者と共同研究を行った。本事業で共同研究を行う研究機関を表 1.6 に示す。

表 1.6 人工知能に関わる共同研究を行う研究機関

大学	担当者
産業技術総合研究所	本村陽一副研究センター長
東京都市大学	大谷紀子教授
国立情報学研究所	市瀬龍太郎准教授
早稲田大学	後藤正幸教授、山下遥助教、三川健太研究員

小売店を対象にした需要予測モデルの構築では、数千SKUの商品に対応する需要予測モデルを構築しなければならない。そこで、図 1.8 に示すように汎用的に予測するため変数選択やフィッティングをパターン化した需要予測モデルの構築を目指した。

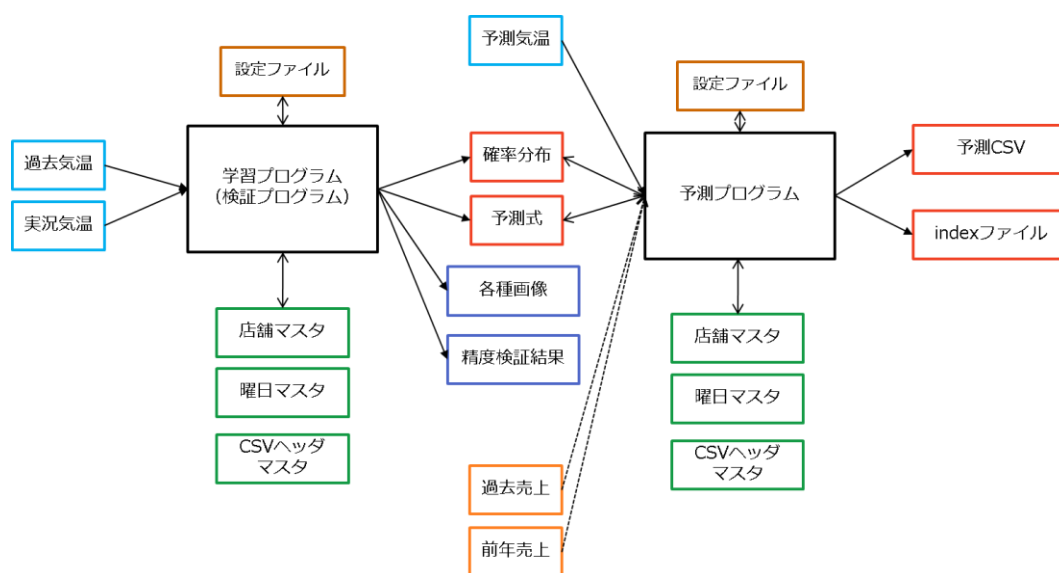


図 1.8 需要予測システムのイメージ

## (2) 製・配・販の連携による実証実験

実証実験では、①情報の個社利用、②情報の連携利用の2種類の実証実験を実施した。「情報の個社利用」では各社で情報を利用することによってCO<sub>2</sub>排出量削減を目指し、「情報の連携利用」では製配販が連携して情報を利用することによってCO<sub>2</sub>排出量削減を実現した。一般的には「情報の個社利用」で効果を確認してから「情報の連携利用」に展開が可能であるため、平成27年度までに個社利用の実績のある商品を対象に連携利用を実施した。現在の各商品のステージを表1.7に示す。

表 1.7 各商品のステージ

	情報の見える化	情報の個社利用	情報の連携利用
平成26年度	豆腐 つゆ	—	—
平成27年度	飲料など	豆腐 つゆ	コーヒー
平成28年度	—	豆腐・つゆ 飲料など	豆腐 つゆ コーヒーなど

### a) 情報の個社利用

豆腐・つゆ・飲料などを対象に情報の個社利用を検討した。サプライチェーンにおけるビジネスニーズとしては、①長期、②中期、③短期と分けることができる。これらに対応する情報として、表 1.8 に示すように長期は月単位、中期は週単位、短期は日単位の情報を整備して配信を行った。情報の利用では、各企業内においても業務は生産・物流・営業・販売部門など多岐にわたっており、部署を横断して利用を促進した。利用シーンとしては、サプライチェーンの川上に存在する製造業は長期の予測が重要で、川下に存在する小売業は短期の予測が重要となる傾向がある。

表 1.8 サプライチェーンにおけるビジネスニーズ

項目	リードタイム	必要な予測	利用シーン (例)		
			生産	物流	販売
長期	数か月	6ヶ月予測 (月単位)	包材・原材料の確保 人の配置 生産調整	倉庫・トラックの確保	販売計画
中期	数週間	1ヶ月予測 (週単位)	生産の微調整	拠点間の物流 在庫最適化	プロモーションの強化
短期	数日	5日予測 (時単位)	生産量の決定 (日配品)	小売店への物流	棚割り 発注量の確定

送信する情報例（長期・中期・短期）を図 1.9 に示す。

長期の予測では夏商材・冬商材に分けて、該当季節の気象予測と需要予測情報を配信した。ここでは、平成 27 年度に開発した気象庁と欧州中期予報センター（以下、ECMWF）のモデルアンサンブルを利用している。また、アンサンブルモデルから誤差幅を算出した上でブレ幅の予測も行う。ブレ幅を予測することで、売り切れを防ぐ生産量や売れ残りを防ぐ生産量を算出することが可能になった。

中期の予測では平成 27 年度に開発した全国 8 地点（札幌・仙台・東京・静岡・名古屋・大阪・広島・福岡）の 2 週間の気温予測を配信した。現在、一般に公開されている情報としては 1 週間~10 日のものが多いが、これを 2 週間に長期化することで意思決定を早めることが可能になる。

短期の予測では、指数化した需要予測情報や前日同曜日からの気温変化、平成 27 年度に開発した体感気温を配信した。体感気温は SNS データから解析した人間の「暑い」「寒い」という感覚を数値化した情報で、商品の売上に直結していることが分かっており、小売業や日配品のメーカーのオペレーションに利用できる。

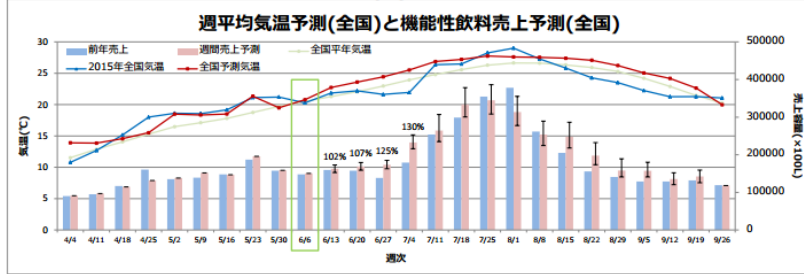


長期予測

JWA気象売上予測(全国)

一般財団法人日本気象協会  
防災ソリューション事業部 水防ソリューション課  
Tel: 03-5958-8154

■ 発表日 2016年6月10日(金) ■ 商品名 機能性飲料



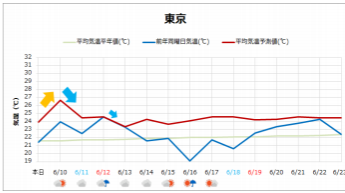
東日本や西日本では梅雨入りが発表されましたが、来週と再来週は平年より気温が高くなるでしょう。機能性飲料の需要は来週は2%、再来週は7%程度高くなる見込みです。それ以降は前年の気温が平年より低かったため、需要は大幅に高くなる見込みです。

中期予測

東京気象予測 06月09日(木)発表

全般に気温は高めで推移。

- 発表日 2016年06月09日(木)
- 一言メモ

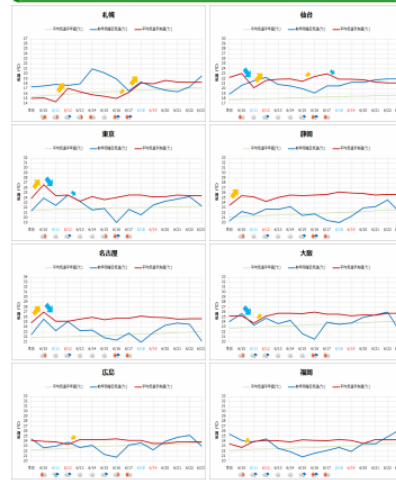


■ コメント  
気温は、明日10日(金)にかけて急上昇するでしょう。その後は緩やかに下降しますが、平年を上回る気温が続く見込みです。夏食材の需要が高まると予想されます。天気は、気圧の谷や遅った空気の影響で曇りが多く、12日(日)と16日(木)頃は雨が降るでしょう。

一般財団法人日本気象協会  
防災ソリューション事業部 水防ソリューション課  
Tel: 03-5958-8154

全国気象予測 06月09日(木)発表

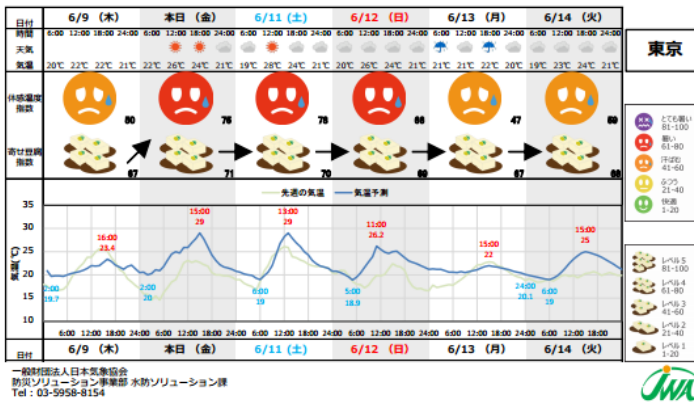
気温は、北海道では10日頃まで平年並みの平年を下回りますが、その他の地方では、平年並みか平年を上回る見込みです。特に東京の気温は、梅雨・低気圧に代わって平年並み大きく上昇し、夏食材の需要が高まると予想されます。天気は、気圧の谷や遅った空気の影響で、曇りが多くなり、考慮と来週の後半は雨の降るころが多くなってでしょう。



一般財団法人日本気象協会  
防災ソリューション事業部 水防ソリューション課  
Tel: 03-5958-8154

短期予測

6月10日(金)発表 JWA特別気象予測 相模屋食料様 寄せ豆腐



一般財団法人日本気象協会  
防災ソリューション事業部 水防ソリューション課  
Tel: 03-5958-8154

JWA

図 1.9 送信する情報のイメージ

## b) 情報の連携利用

コーヒー・豆腐・つゆなどを対象に情報の連携利用を検討した。現在のサプライチェーンにおいては、製造業が生産調整を行う場合、情報共有が十分でないため「注文量のミスマッチ」が生じている。また、製造業の所有している製品情報や特性を販売計画に活かすことができていないため、気象状況に応じた適切な販売行動が実施されておらず「消費者への安定供給」が妨げられている。連携利用によってこれらの問題を解決する手法を検討した。

連携利用では、①枠組の検討、②小売データの解析、③業務設計、④情報共有オペレーション、⑤結果の評価、⑥課題の検討を行った。図 1.10 にフロー図を、連携のイメージを図 1.11 に示す。

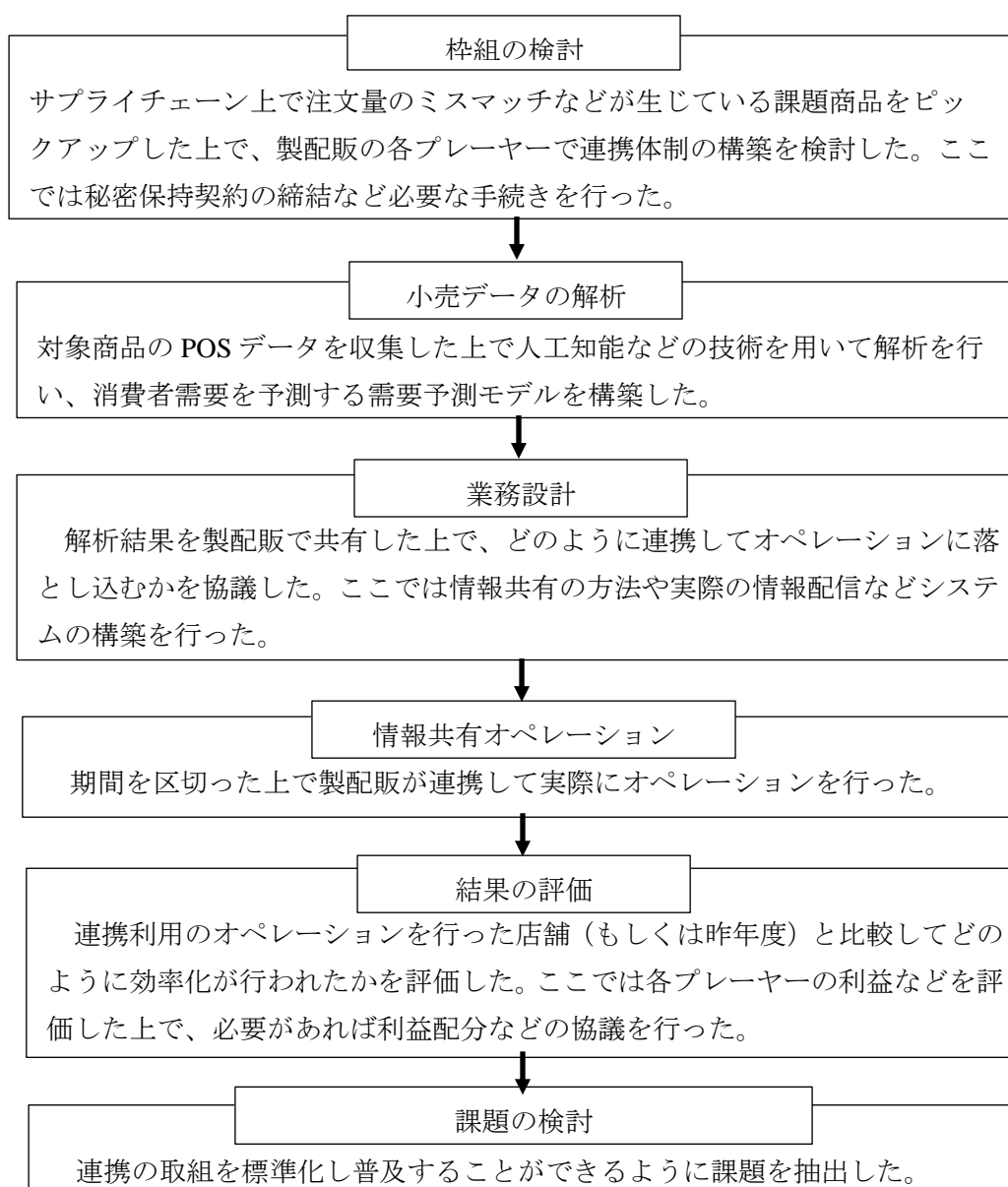


図 1.10 情報の連携利用フロー図

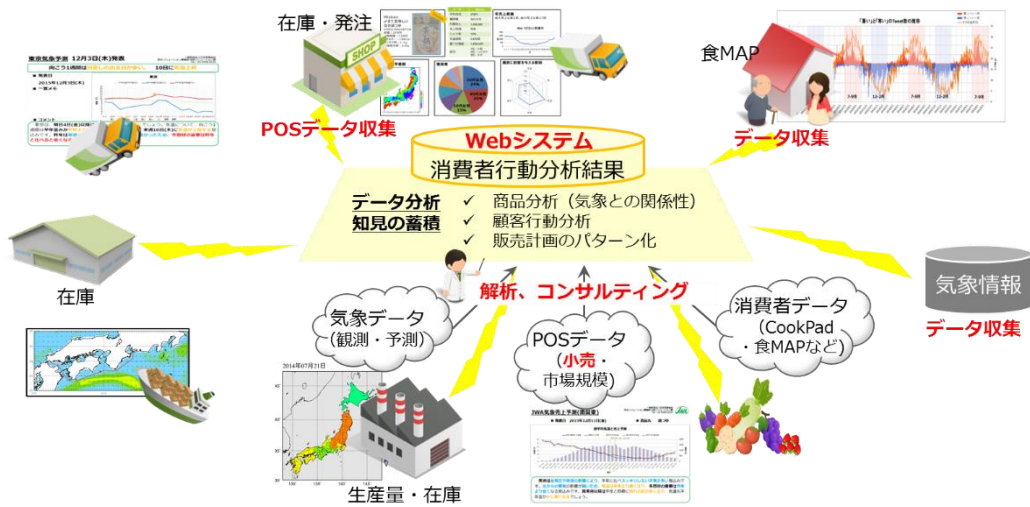


図 1.11 連携利用のイメージ図

連携の一例として CPFR (Collaborative Planning Forecasting and Replenishment) の模式図を 図 1.12 に示す。CPFR は、小売業と製造業が協力しながら (Collaborative)、商品における計画 (Planning) から予測 (Forecasting)、補充 (Replenishment) までを行う統合的なビジネス・プロセスである。従来は各社で需要予測を行い情報共有が十分でないため、製造業は小売業からの発注に対応するため多めに生産していた。CPFR では、小売業と製造業が売上・販促計画・在庫・生産計画などの情報を共有し、それらの情報をもとに需要予測を行い最適な発注量を決定し全体最適化を目指すことが可能になる。

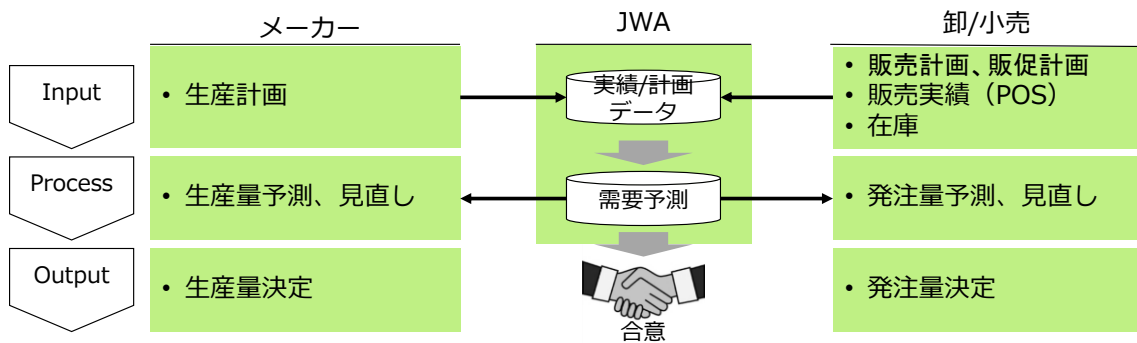


図 1.12 需要予測の共有方法の一例

本事業では豆腐を対象に CPFR を実施した。豆腐では、図 1.13 に示すように、製造業は小売業からの発注量を予測して生産を行う「見込み生産」を行っている。その際、製造業の予測した小売からの発注量と実際の発注量に誤差があった場合は、「注文量のミスマッチ」となり食品ロスが発生する。また、小売業は消費者の需要を予測して発注を行っているが、小売業の予測した需要と実際の需要に誤差があった場合は、やはり食品ロスが発生する。このように、現在は製造業と小売業、予測は2箇所で行われており、それぞれで誤差が生じて食品ロスが発生している。

一方、CPFR を実施することで、需要予測情報を共有した場合は予測が1箇所となりサプライチェーン全体で廃棄も減少する。一方、連携では設計によって全体最適は実現するがリスクが偏在する可能性もあり、これらの調節も含めて評価を行う必要がある。

本事業ではどのような連携を行うかを含めて検討を行った。

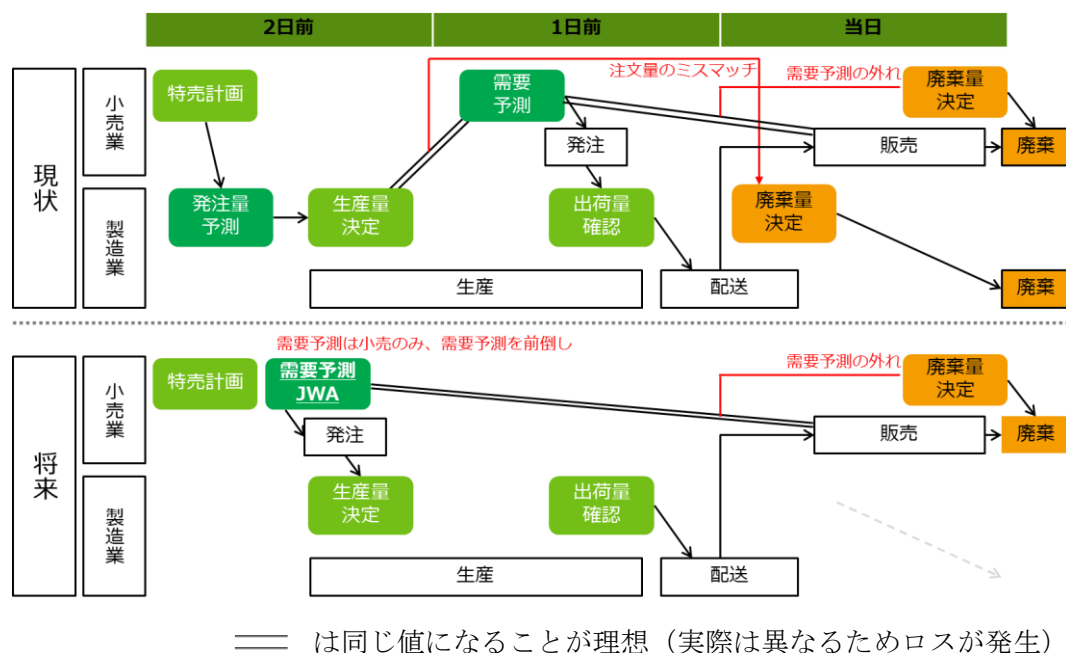


図 1.13 現状のサプライチェーンの問題点と解決方法の一例

### (3) ビジネスシステムの構築検討

本プロジェクトでは、平成 29 年度からテスト事業を開始する。そこで、平成 28 年度は、ビジネスの構造・事業体などを構成するビジネスシステムを構築し、事業化で必要となる IT システムの構築を行った。

#### ① 事業化構想

本プロジェクトを事業化するにあたり、平成 27 年度はビジネスモデルの構築として STP モデル（セグメンテーション・ターゲティング・ポジショニング）を検討した。平成 28 年度は、事業計画、仕組構築を行った。

仕組構築では詳細業務設計や体制、事業体構築を行う。マーケティング・プロモーションプラン策定では営業戦略や広報・メディア戦略などを策定した。

#### ② 事業化で必要となる IT システムの構築

本プロジェクトを事業開始した際は、需要予測センターを設立してサプライチェーンの各社に情報配信を行う。平成 27 年度は「IT システムの設計」を行ったが、平成 28 年度は「IT システムの構築」を行う。平成 27 年度に設計したシステム概念図を図 1.14 に示す。

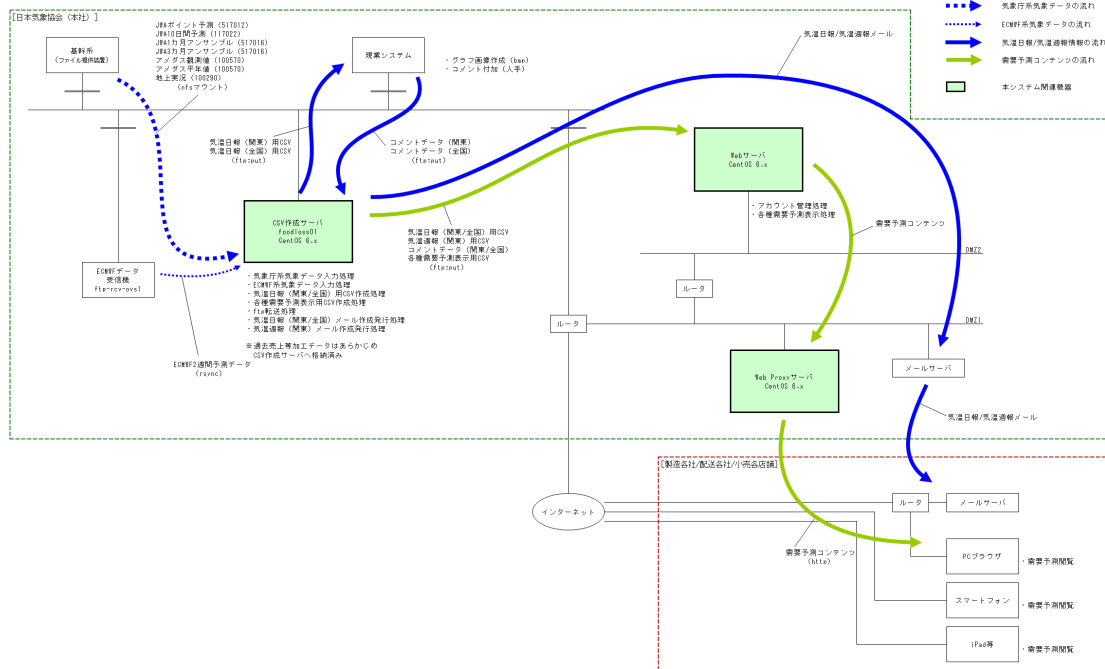


図 1.14 システムの概念図（平成 27 年度に行った設計）

本システムでの主な機能は、①CSV 作成機能、②コンテンツ転送機能、③メール作成機能、④Web 表示機能となる。CSV 作成機能では表示メニューの種類ごとに CSV ファイルを作成した。コンテンツ転送機能では、CSV 作成機能で出力された CSV ファイルを Web サーバへ ftp(put)する機能を設けた。CSV ファイルが出力されるフォルダの its ファイルを一定間隔で監視し、更新があった場合に CSV ファイルを転送する。メール作成機能は CSV 作成サーバ上で動作し、各社に予測結果を配信した。メール配信を行うことによって、常に情報にアクセスすることが可能になる。Web 表示機能は CSV 作成機能で作成した情報を Web 表示する。表示画面一覧は表 1.9 である。

表 1.9 表示画面一覧

画面名		予測期間	備考
気象予測	全国マップ	5日先予報	
		2週間予報	ログイン後の初期表示
		1カ月予報	
		3カ月予報	
	地域別グラフ	5日先予報	
		2週間予報	
		1カ月予報	
		3カ月予報	
	地域別表形式	5日先予報	
		2週間予報	
		1カ月予報	
		3カ月予報	
需要予測	全国マップ	5日先予報	メニュー遷移後の初期表示
		長期予報	メニュー遷移後の初期表示
	地域別グラフ	5日先予報	
		長期予報	
	地域別表形式	5日先予報	
		長期予報	
店舗予測	気象	地域マップ	メニュー遷移後の初期表示
		府県別マップ	
		府県別表形式	
	需要	地域マップ	
		府県別マップ	
		府県別表形式	

#### 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、表などでは「非表示」と記述した。



## 2. 需要予測モデルの高度化

### 2.1 気象予測モデルの検討

本節では、本事業で利用した気象観測値と気象予測値について概要を説明する。

#### 2.1.1 気象予測手法

##### (1) 現在の気象予測の概要

現在、日本国内で目にする気象予測は、気象庁または国内の民間気象事業者から発表されているものが大半である。これらは一般市民向け、特定事業者向け、予報事業者向けの3種に大別される。それぞれの用途・入手方法・種類について、図 2.1 に示す。なお、予報事業者とは、民間気象事業者のうち予報の認可を取得した事業者である。

種類	一般市民向け	特定事業者向け	予報事業者向け	
用途	一般の方の日常・防災利用	特定事業者の業務利用	予報事業者の予測利用	
入手方法	気象庁・民間気象会社から無償で閲覧	民間気象会社から有償で入手	気象庁から有償で入手 + ECMWFから有償で入手	
種類	天気予報	季節予報 週間予報(府県) ピンポイント天気	ピンポイント天気 (任意地点・任意時刻) 報道向け(新聞天気図)	ガイダンス情報 高層天気図
	文書情報	概況文 予報土解説	特定向け概況文 予報コンサル	週間予報支援図 予報支援解説
	防災情報	注意報・警報 台風・地震・火山・津波	危険度情報 運行管理情報	
	観測値	気象衛星・気象レーダー AMeDAS・地上天気図	水位情報・Webカメラ 独自観測情報 (自治体雨量計・独自観測設備)	気象レーダー 気象衛星
	予測値	ピンポイント予測	ピンポイント予測 (任意地点・独自モデル) 雨量・流量予測 積雪・着雪・融雪予測 発電量予測	数値予報 アンサンブル予測
	統計値	平年値、気候値 過去記録	超過確率・確率年 履歴順位(任意地点)	
	その他	指数情報(一般向け)	指数情報(特定向け) 需要予測情報	

図 2.1 気象情報の一覧

本事業で用いる気象予測データは、予報事業者が入手している気象庁、欧州中期予報センター（以降、ECMWF と呼ぶ）のアンサンブル予測データをもとに、食品を中心とした経済活動に応用できるよう計算・加工したデータある。一般向けに提供される「天気マーク」のような定性情報と異なり、定量的なデータであることが特徴である。これまで、専門性の高い気象情報を必要とする特定事業者は電力・鉄道・道路会社、地方自治体など公共性の高い事業者に限られていた。今後、長期予測の高度化によって、定量的かつ専門的な気象データが、食品業界をはじめ幅広い分野で活用されることが期待される。

## (2) 予測手法

本事業では、気象観測値については、AMeDAS、気象官署、レーダーのデータを利用している。また、気象データの利用では販（小売）の各店舗では地点データを利用するが、製（メーカー）・配（卸）では、在庫や流通拠点ごとのデータを利用するためエリア毎の気象データを利用している。エリア毎の気象データは、各エリアの観測値を人口重み付き処理することで作成した。

気象予測値については、2日までの予測では気象庁 GSM ガイダンスを利用し、2週間先までの予測は日々更新される ECMWF の単独モデル、2週間以上の予測では気象庁・ECMWF 双方によるアンサンブル予測を利用することとした。各予測値を精度評価すると ECMWF の方が気象庁より精度は高い。これは、ECMWF は配信格子間隔が約 50km であり気象庁の約 250km と比較して細かく標高の違いや海陸の違いを表現することができること、ECMWF は大気海洋結合モデルであり海の影響を考慮した予測であること、の 2 点によるものと考えられる。

さらにこれら 2 つの単独モデルについて、モデルアンサンブル処理をすると各単独モデルを利用するより精度が高くなることが分かった。モデルアンサンブルとは、モデルの不完全性を前提とし複数のモデル（気象庁・ECMWF）の結果を集合とする数値予報である。

図 2.2、図 2.3 で示すように、モデルアンサンブルから求めた週平均・エリア平均気温の精度評価を行った結果、3週間予測までは平年値を利用するより精度は高いことが分かった。（「平成 27 年度次世代物流システム構築事業」より）。

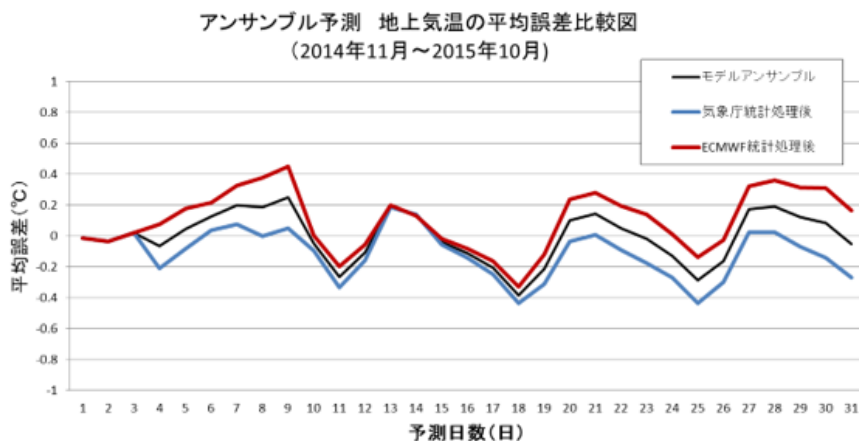


図 2.2 気象庁・ECMWF・モデルアンサンブルとの精度比較 BIAS（平均誤差）

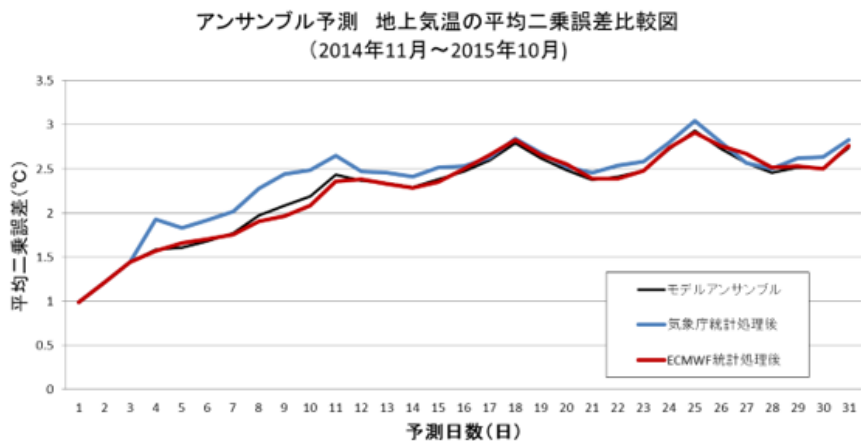


図 2.3 気象庁・ECMWF・モデルアンサンブルとの精度比較 RMSE（平均二乗誤差）

### 2.1.2 気象予測内容

本事業では、予測の間隔やリードタイムごとに、日次予測、週次予測、月次予測に分けて、需要予測でのデータの利用ならびに実証実験参加企業への提供を行った（表 2.1）。週次予測（4 週間先まで）、月次予測（3 ヶ月先まで）において、2.1.1(2)で述べたモデルアンサンブル手法によって計算した値を利用した。配信エリアについては需要予測で用いる株式会社インテージの集計値（SRI 週次市場規模）に合わせて、図 2.4 に示す全国 11 エリアとした。

以下、それぞれの予測データについて説明する。

表 2.1 気象予測の一覧

	日次予測	週次予測	月次予測
リードタイム	14日	4週	3ヶ月
使用データ	ECMWF	気象庁、ECMWF	気象庁、ECMWF
配信間隔	毎日13~14時	毎週金曜日	毎月中旬
予測間隔	日単位	週単位	月単位
空間区分	地点データ	全国11エリア※	全国11エリア※
内容	日平均気温	人口重み付き 平均気温	人口重み付き 平均気温

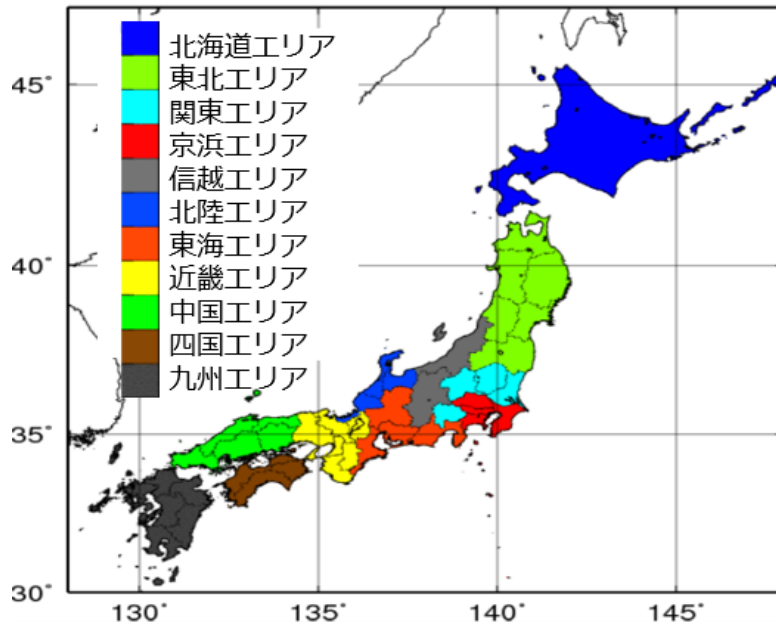


図 2.4 全国 11 エリア

### (1) 日次予測

計算に利用しているデータは、ECMWFの2週間アンサンブルメンバーGPVのみである。日次予測のみ気象庁データを利用していない。これは、気象庁の週間アンサンブル予報のデータが11日先までと短く、格子間隔も粗いためである。データの仕様ならびに使用している要素について、表 2.2 にまとめた。

表 2.2 利用した予測値（日次予測）

項目	気象庁	ECMWF
発行頻度	利用せず	1日2回
予報期間		360時間
予報間隔		3時間(6日先まで)、6時間
格子間隔		0.25度
GPV領域		日本付近(6日先まで)、日本広域
使用する地上値要素		気温、降水量、日射量、露天温度、海面気圧、東西風速、南北風速、全雲量、最高気温、最低気温
使用する気圧面要素		850hPa 東西風速、同南北風速、500hPa 高度

計算したデータを、PDFにて配信したデータフォーマットは図 2.5 の通りである。日平均気温で提供した。別途、8日先までの天気予報、平年値・前年同曜日気温、矢印での変化傾向を表示した。

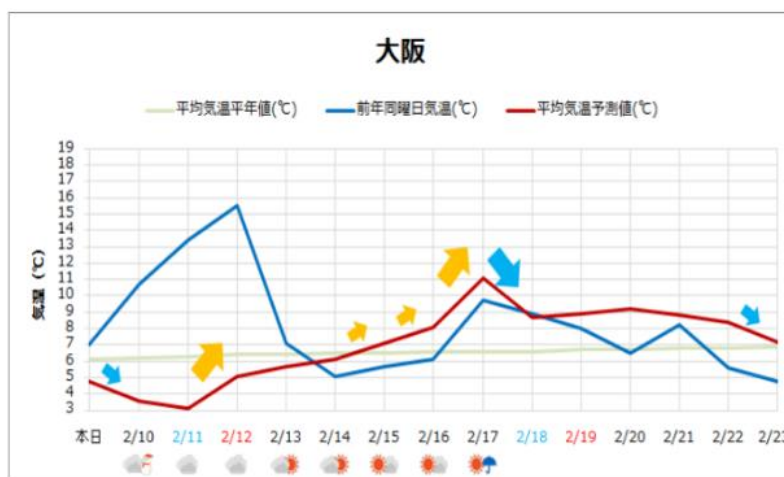


図 2.5 配信した日次予測（平均気温）の一例

## (2) 週次予測

計算に利用しているデータは、ECMWFの1ヶ月アンサンブルメンバーGPVと気象庁の1ヶ月アンサンブルメンバーGPVである。両者でモデルアンサンブル処理を行っている。ECMWFデータの発行を待って、毎週金曜日に更新している。データの仕様ならびに使用している要素について、表2.3にまとめた。

表 2.3 利用した予測値（週次予測）

項目	気象庁	ECMWF
発行頻度	週1回（木曜）	週2回（火曜、金曜）
予報期間	33日	768時間（32日）
予報間隔	1日	6時間
格子間隔	2.5度	0.5度
GPV領域	全球	日本付近
使用する地上値要素	気温、降水量、海面気圧	気温、降水量
使用する気圧面要素	1000,850,700,500,300,200,100 hPaの 高度、気温、東西風速、 南北風速、相対湿度 (200hPa,100hPaには含まない)	850hPa 東西風速、同南 北風速、500hPa 高度

計算したデータを、PDFにて配信したデータフォーマットは図2.6の通りである。実証実験参加企業の主力商品カテゴリの需要予測と合わせて、日平均気温を週単位で提供した。グラフ化したのは全国の平均気温のみだが、別途エリアごとの週次予測をCSVで提供した。

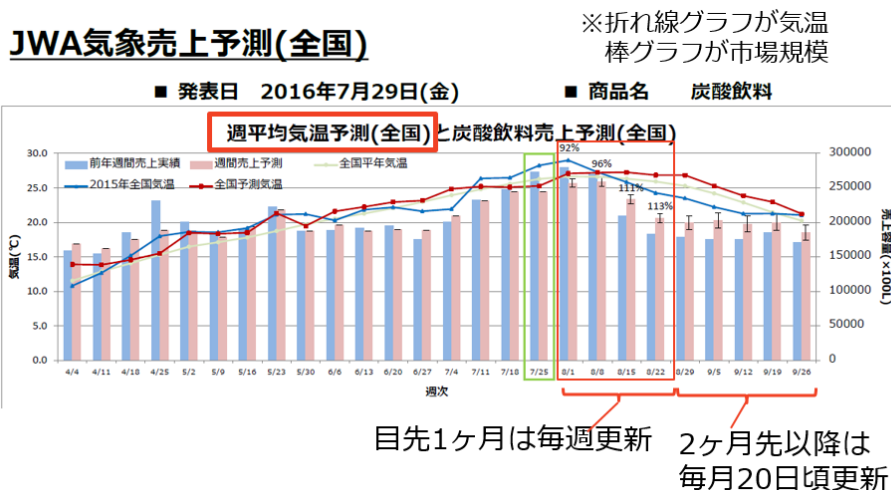


図 2.6 配信した週次予測（平均気温）の一例

### (3) 月次予測

計算に利用しているデータは、ECMWF の 7 ヶ月アンサンブルメンバー-GPV と気象庁の 3 ヶ月アンサンブルメンバー-GPV である。両者でモデルアンサンブル処理を行っている。気象庁データの発行を待って、毎月 20 日頃に更新している。データの仕様ならびに使用している要素について、表 2.4 にまとめた。

表 2.4 利用した予測値（月次予測）

項目	気象庁	ECMWF
発行頻度	月 1 回（毎月 20 日頃）	月 1 回（毎月 8 日）
予報期間	120 日	5160 時間（約 7 ヶ月）
予報間隔	1 日	6 時間
格子間隔	2.5 度	0.75 度
GPV 領域	全球	3 領域分割
使用する地上値要素	降水量、海面気圧	気温
使用する気圧面要素	950,500,200,100hPa の高度、気温、東西風速、南北風速、相対湿度（200hPa,100hPa には含まない）	なし

計算したデータを、まとめ（見通しの概要）、平年差（エリア別）、前年の状況、前年差（エリア別）の資料に整理して、実証実験参加企業に提供した。前年差のフォーマットを図 2.7 に示す。図化したのは月次の平均気温（平年差、前年差）のみだが、別途エリアごとの 3 ヶ月先までの週次予測を CSV で提供した。

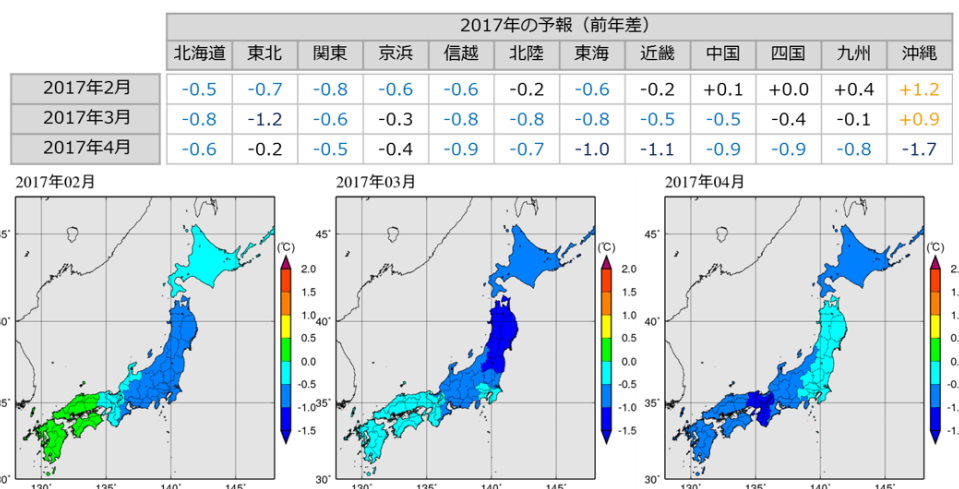


図 2.7 配信した月次予測（平均気温）の一例（前年差）

## 2.1.3 気象予測精度結果

### (1) 2016年の気象について

気象庁ホームページでは、2016年の日本の天候は以下のようにまとめられている<sup>1</sup>。

- ・ 北日本の秋を除き、全国的に高温傾向が続いた。年平均気温は東・西日本、沖縄・奄美でかなり高く、北日本で高かった。東日本では、平年差+1.0℃と1946年の統計開始以降で2004年と並び、最も高かった。
- ・ 北日本では、8月に台風第7号、第11号、第9号、第10号が相次いで上陸し、大雨や暴風となった。
- ・ 秋は、低気圧や前線、台風の影響を受けやすく、西日本中心に全国的に日照時間が少なく、西日本では降水量もかなり多かった。

気温に着目すると月単位・旬単位では、以下の傾向が見られた。

- ・ 全国的に前年と比較すると夏から秋（6、8、9、10月）は昨年より気温が高かった。特に西日本でその差が顕著だった。
- ・ 東京では7月下旬、11月上旬、下旬以外の旬平均気温は平年よりも高かった（図2.8）
- ・ 前年2015年に次いで観測史上2番目に暑い5月となった（東京）。
- ・ 7月上旬に梅雨前線が離れ全国的に猛暑となったが、その後梅雨らしい天気に戻りした。特に東日本で、梅雨明けが遅れた（関東では平年比8日遅れ＝確定値）。
- ・ お盆以降に気温の降下した2015年と異なり、全国的に残暑傾向となった。10月に入っても暑さが続き、10月上旬に東京で2回真夏日となった（観測史上2回目）。

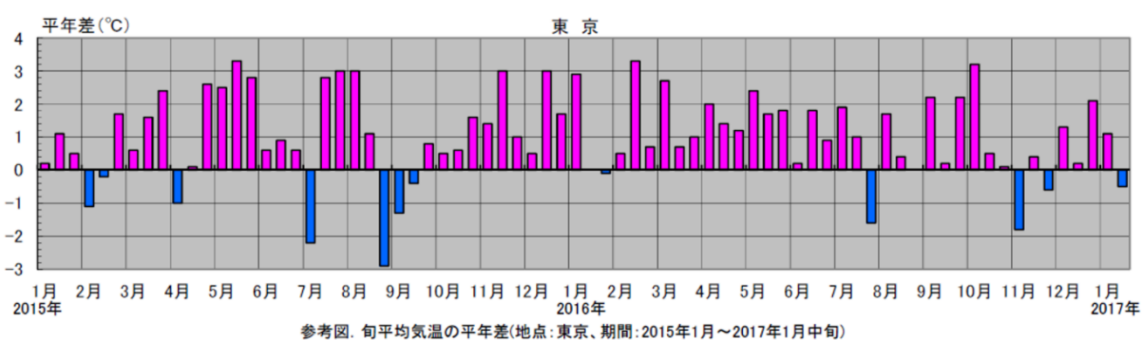


図 2.8 東京の旬別平均気温の平年差

これらの状況を踏まえて、2.1.2 で説明した日次、週次、月次の気象予測がどのような精度だったかを検証する。

<sup>1</sup> 引用元) 気象庁 (日本の年の天候 対象期間: 2016年)



(2) 日次予測

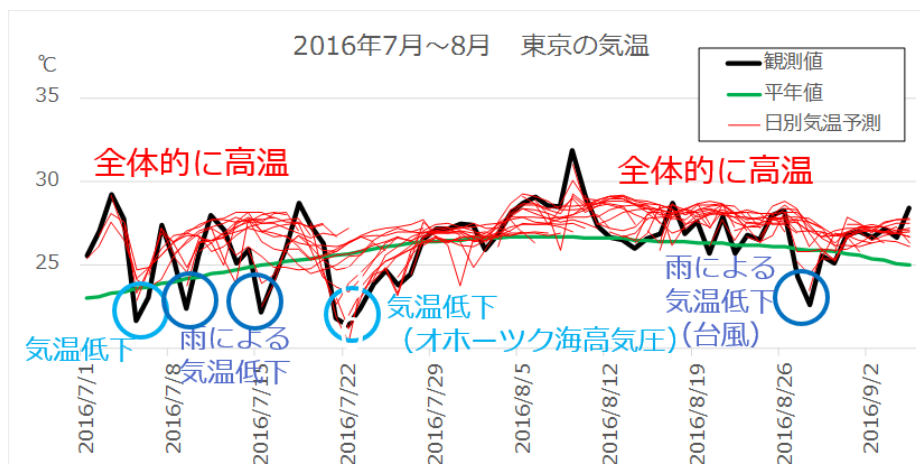


図 2.9 日次予測の推移（東京）

日次予測は東京で検証した。図 2.9 の赤色線は 7 月 1 日から各日の 14 日先までの日別気温予測、黒色線は東京の観測値である。赤色線と黒色線が収束している日付は、2 週間前から精度良く気温の傾向を把握していたことを示す。逆に、赤色線と黒色線がばらけている日付は、直前になるまで気温傾向が把握できなかったことを表す。

全体的な高温傾向の場合は 10 日前程度からでも比較的精度よく捉えられているが、青い丸で囲んだように、1～2 日間の気温低下については数日前にならないと把握できていないことがわかる。これらのリードタイムの違いは、発生する現象の違いに起因する。

検証内容・結果を表 2.5 にまとめた。

表 2.5 日次予測検証結果

項目	内容
地点	東京
期間	夏 7 月 1 日～9 月 15 日
観測値	気象庁
予測できること	<ul style="list-style-type: none"> <li>太平洋高気圧による気温上昇や冬型の気圧配置による気温低下など全体的な傾向は 10 日前程度から把握できる</li> <li>低気圧通過による雨（7 月 5 日など）やオホーツク海高気圧など、場の変化による気温低下は 5 日前くらいから把握できる</li> </ul>
予測が困難なこと	<ul style="list-style-type: none"> <li>台風の通過に伴う局地的な雨による気温低下は 2～3 日前にならないと把握できない</li> </ul>

### (3) 週次予測

週次予測は、京浜エリア、近畿エリアで検証した。図 2.10 の黄色系、赤色系の線が該当週に対して行った週次予測の結果である。黒色線が 2016 年の観測値、緑色線は平年の値である。左側が実際の気温についてのグラフ、右側が前年との比較という切り口で表現したグラフである。図の見方については日時予測と同様である。

8～10月の高温傾向、11月の寒気の吹き出しによる気温の低下（京浜エリア）などは、4週間前でも把握できていることがわかる。一方、7月のオホーツク海高気圧、8～9月の台風による気温低下は前週でも捉え切れていない。前年との違いで見ると、7月の一時期を除き精度が高いことがわかる。 検証内容・結果を表 2.6 にまとめた。

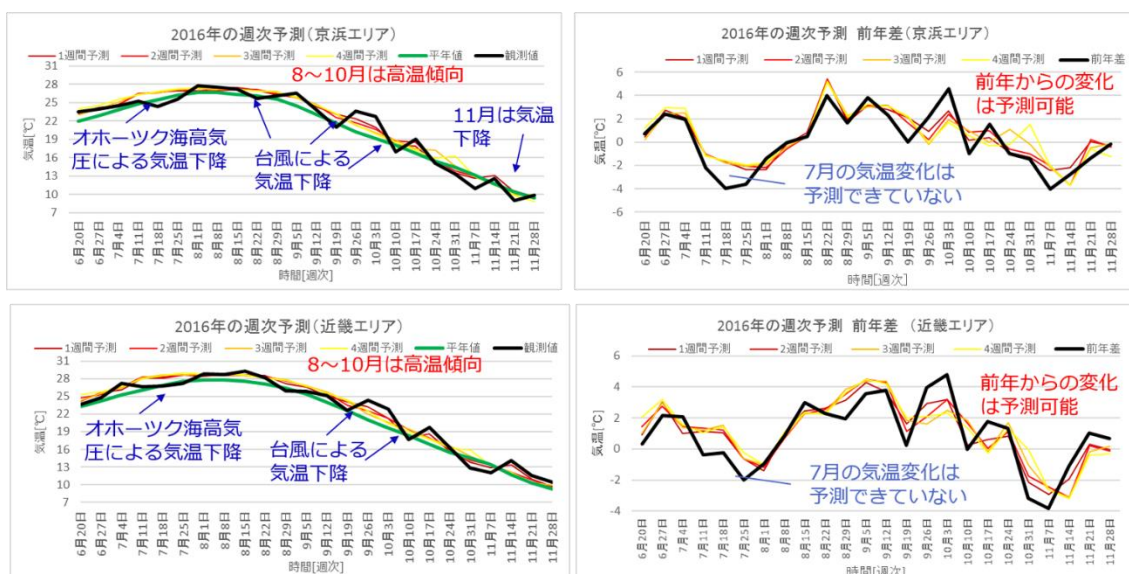


図 2.10 週次予測の推移（京浜エリア、近畿エリア）

表 2.6 週次予測検証結果

項目	内容
地点	京浜エリア、近畿エリア
期間	2016年6月20日～11月28日週
観測値	気象庁観測値を人口重み付け処理
予測できること	<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ 今年夏場の太平洋高気圧による気温上昇や11月の寒気の吹き出しによる気温低下など、全体的な傾向は4週間前から予測できる。</li> <li>✓ 前年からの変化という切り口では7月の一時期を除いて精度が高い。</li> </ul>
予測が困難なこと	<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ オホーツク高気圧や台風は、比較的スケールの小さな現象であり、小さい現象による気温低下は週間予測では予測が困難。</li> </ul>

#### (4) 月次予測

月次予測は、京浜エリア、近畿エリアで検証した（図 2.1）。表中の「予測 ○ヶ月」の数字が、該当月に対して○ヶ月前に平年差、前年差でそれぞれ予測していた値を表す。「平年差」、「前年差」の列が、実際の観測値である。

8～10月の高温傾向、11月の低温傾向は3ヶ月前でも捉えられていることがわかる。特に、9月の残暑、11月の急激な気温低下といった顕著な事象も把握できている。一方、7月については、気温の上昇を過大に予測していた（特に京浜エリア）。

検証内容・結果を表 2.7 にまとめた。

##### 京浜エリア

	実測	前年	平年	平年差	予測			前年差	予測		
					1ヶ月	2ヶ月	3ヶ月		1ヶ月	2ヶ月	3ヶ月
6月	22.1	21.8	21.3	+0.8	+1.4	+1.1	-	+0.3	+1.0	+0.8	-
7月	25.1	25.9	24.9	+0.4	+2.1	+2.2	+1.5	-0.8	+1.1	+1.2	+0.5
8月	27.4	26.4	26.4	+1.0	+0.9	+1.0	+0.9	+1.0	+0.9	+1.0	+0.9
9月	24.3	22.4	23.0	+1.3	+1.2	+1.1	+1.0	+1.9	+1.8	+1.7	+1.6
10月	18.7	18.1	17.4	+1.2	+0.4	+0.7	+0.4	+0.6	-0.3	0.0	-0.3
11月	11.2	13.7	12.1	-0.9	-0.6	-0.7	-0.5	-2.5	-2.2	-2.3	-2.1

##### 近畿エリア

	実測	前年	平年	平年差	予測			前年差	予測		
					1ヶ月	2ヶ月	3ヶ月		1ヶ月	2ヶ月	3ヶ月
6月	22.5	22.0	22.4	+0.2	+1.7	+1.5	-	+0.5	+2.1	+1.9	-
7月	27.0	26.2	26.2	+0.8	+2.0	+2.0	+0.8	+0.8	+2.0	+2.0	+1.8
8月	28.4	27.5	27.5	+0.9	+0.9	+1.3	+0.9	+0.8	+0.9	+1.3	+1.3
9月	24.8	22.3	23.8	+1.0	+1.5	+1.4	+1.0	+2.5	+3.0	+2.9	+2.8
10月	19.3	17.7	17.7	+1.6	+1.1	+1.0	+1.6	+1.6	+1.1	+1.0	+1.0
11月	12.3	14.2	12.1	+0.2	0.0	-0.3	+0.2	-1.9	-2.1	-2.4	-2.1

図 2.11 月次予測結果

表 2.7 月次予測検証結果

項目	内容
地点	京浜エリア、近畿エリア
期間	2016年6～11月
観測値	気象庁観測値を人口重み付け処理
予測できること	✓ 2016年度のラニーニャによって夏場の高温傾向など、大きな気温の変化傾向は3ヶ月前から予測できる。
予測が困難なこと	✓ 7月のオホーツク高気圧による大規模な気温低下など、スケールの小さな現象による気温低下は予測が困難。

## 2.2 需要予測モデルの検討

需要予測モデルの高度化では、信頼性、汎用性、網羅性をコンセプトとし、人工知能技術を用いて高度化を実施した。今年度は、信頼性については平成 27 年度に作成した需要予測モデルを基礎にビッグデータ×人工知能で精度向上を検討し、汎用性については平成 27 年度に作成した体感気温を利用してより多くの商品に共通的に利用できる需要予測モデルの構築を目指し、網羅性については食品だけでなくドラッグストアで扱っているヘルスケア商品などの解析を行った。各項目の内容を表 2.8 に示す。

表 2.8 検討のコンセプト

項目	内容
信頼性	需要予測モデルを人工知能モデルなどの技術を利用して高度化した。平成 27 年度に作成した需要予測モデルを基礎に、ビッグデータ×人工知能で精度向上を行った。モデルの構築では、研究者に参加を呼びかけ、人工知能技術を取り入れた予測式を作成した。
汎用性	現在プロジェクトに参加してデータ解析を行っている企業や商品だけでなく、汎用的に提供可能な情報を作成するため、各小売店・商品をカテゴライズした上で解析を行った。あらゆる商品に対応可能な指標として、平成 27 年度に開発した体感気温の高度化を行った。
網羅性	できるだけ多くの小売に参加していただき、製・配・販の連携可能性の拡張を実施した。平成 27 年度は食品を中心に扱ったがドラッグストアのヘルスケアの商品なども対象とした。

検討では、産官学の連携を図り、産業技術総合研究所・東京都市大学・早稲田大学・国立情報学研究所の人工知能研究者と共同研究を実施した。本事業で共同研究を実施した研究機関を表 2.9 に示す。

表 2.9 人工知能に関わる共同研究を行う研究機関

大学	担当者
産業技術総合研究所	本村陽一副研究センター長
東京都市大学	大谷紀子教授
国立情報学研究所	市瀬龍太郎准教授
早稲田大学	後藤正幸教授、山下遥助教、三川健太研究員

### 2.2.1 需要予測手法の高度化

ここでは、本事業で開発した需要予測モデルの高度化に関する検討結果を示す。平成 27 年度には従来の説明変数モデルに機械学習手法を取り入れることにより精度の向上を達成したが、今年度は説明変数の工夫や価格の情報を取り込むことにより予測モデルの改良を実施した。また、実証実験への利用を想定し、小売店の単品・単店・日次の需要予測モデルを構築した。また、将来的な自動発注システムへの展開を見据え、深層学習技術（Deep Learning）を利用した汎用的な需要予測モデルの構築を行った。

## (1) 季節商品の需要予測モデル

ここでは、季節商品における需要予測モデルの精度検証を行った結果を示す。表 2.10 に、精度検証の概要を示す。季節商品の需要予測は平成 27 年度にも実施したが、今年度はその予測モデルに価格や気温変化などの要素を加えることで、精度向上を達成した。

図 2.12 に飲料カテゴリの需要予測結果の一例を示す。平成 27 年度にはテスト期間の決定係数 0.49（相関係数 0.70）であった精度が、今年度の手法では決定係数 0.76 まで向上している。時系列図を見ても平成 27 年度に捉えられていなかった突発的なピークを反映する事ができており、安定した結果となっている事が分かる。

表 2.10 需要予測精度の検証概要

項目	内容
対象商品	バロー様のある店舗の飲料カテゴリ日次販売数
学習期間	2013 年 1 月～12 月
テスト期間	2014 年 1 月～12 月
予測手法	機械学習 (Random Forest)
説明変数	販売数過去実績、日平均気温、曜日、カテゴリ内平均売価

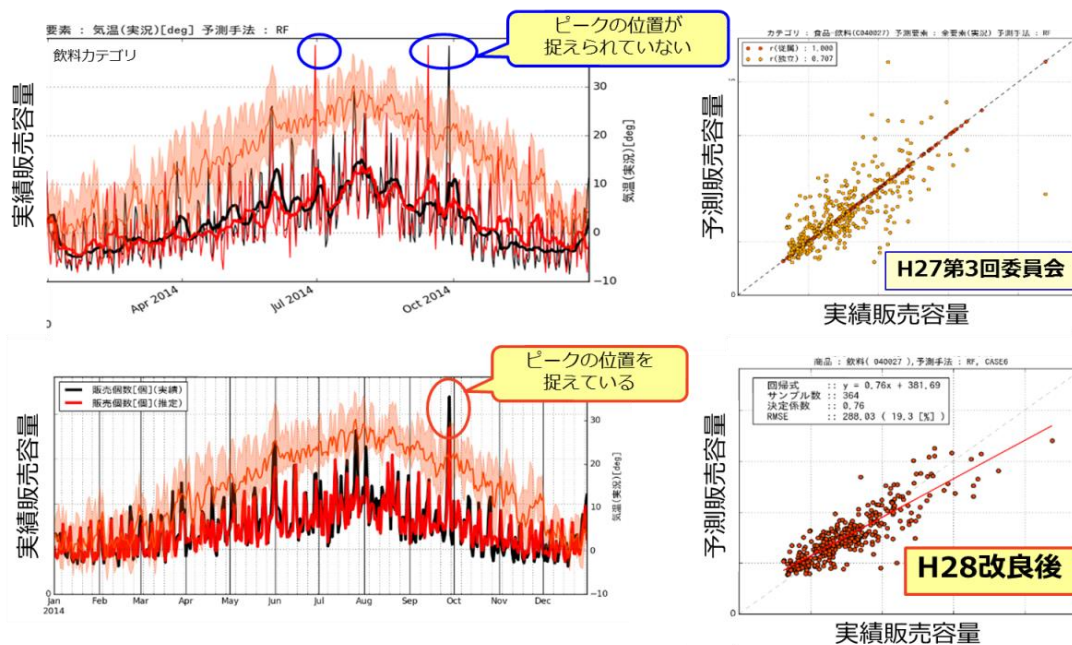


図 2.12 季節商品の需要予測モデルの精度検証  
(黒線：実績販売容量、赤線：気象を利用した推定値)

## (2) 日配品の需要予測モデル

ここでは、日配品の需要予測モデルの概要を示す。日配品の需要予測では、曜日や特売などの影響が顕著に表れるため、従来の説明変数モデルでは精度の確保が難しい。そこで本事業では、機械学習手法を用いて曜日や価格の条件を取り入れることで日次の需要予測精度の向上を検討した。表 2.11 に例として、第 3 章の実証実験（CPFR）に利用した日配品の需要予測モデルの概要を示す。

表 2.11 日配品の需要予測モデルの概要

項目		備考
手法		機械学習（Random Forest）
収集データ期間		2013 年 1 月 1 日～2015 年 12 月 31 日（3 年間）
粒度		単品、店ごと、日単位
商品		なめらか木綿（定番商品） 焼いて美味しい絹厚揚げ（特売商品） 来店客数
説明変数	売上	販売実績、販売価格
	気象	気温（平均、最高、最低、変化）、降水量、降雪量
予測データ		JWA ポイント予測

※ JWA ポイント予測とは日本気象協会が独自に行っている 8 回/日更新される予測

需要予測結果の一例として、ある店舗のなめらか木綿の 2015 年 10 月 1 日～12 月 31 日の予測値を示す。ここでは気象を完全に予測できたと仮定して検証を行った。なめらか木綿は、図 2.13 に示すように曜日の影響を受けて変動し週末に売上が増加する。また、気温と逆相関の関係で、気温が下がる時に売上が増加し、気温が上がる時に売上が減少する。予測結果を見ると、予測値はその売上変動を表現できていることがわかる。予測値の相関係数は 0.73（決定係数 0.53）とある程度の精度であることが確認された。

同様に来店客数予測結果の一例を示す。来店客数は豆腐だけでなく、あらゆる商品の売上に影響する指数であるが、図 2.14 に示すように曜日の影響を受けて変動し週末に来店客数は増加する傾向がある。また、店舗にもよるが一般的には雨や雪が降ると客数が減少する。予測結果を見ると、予測値はその変動を表現できていることが分かる。予測値の相関係数は 0.81（決定係数 0.66）と豆腐の需要よりも精度が高いことが分かっている。

- ・ 時期：2015年10月1日～12月22日
- ・ 商品：なめらか木綿
- ・ 完全予測を仮定した精度検証

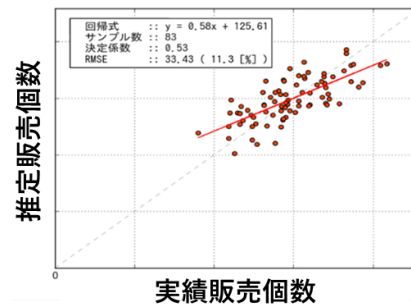
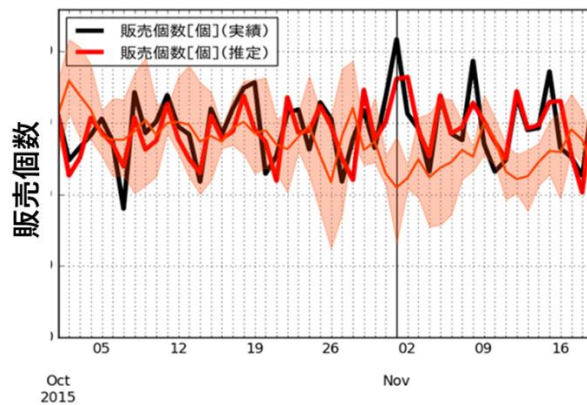


図 2.13 日配品の需要予測結果の一例

(黒線：実績販売容量、赤線：気象を利用した推定値)

- ・ 時期：2015年10月1日～12月22日
- ・ 商品：来店客数予測
- ・ 完全予測を仮定した精度検証

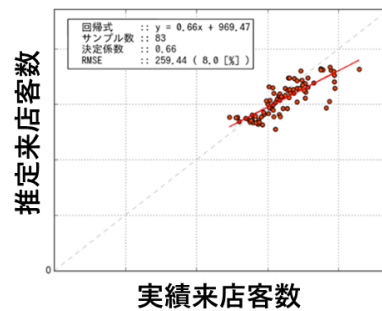
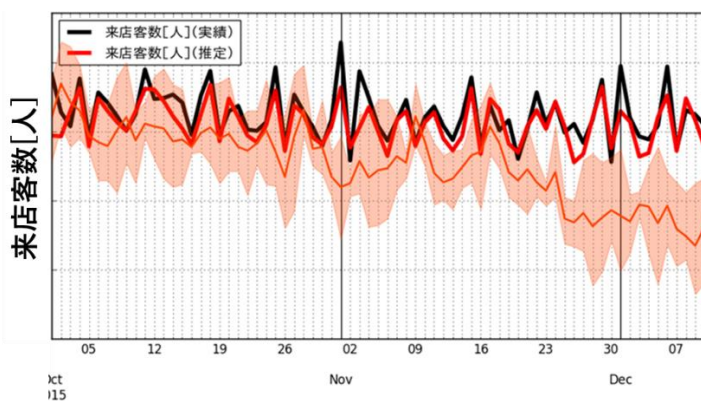


図 2.14 来店客数予測結果の一例

(黒線：実績来店客数、赤線：気象を利用した推定値)



### (3) 汎用的需要予測モデルの構築

ここでは、汎用的な需要予測モデルの構築検討を行った結果を示す。小売店を対象にした需要予測モデルの構築では、数百店舗×数千商品に対応する需要予測モデルを構築しなければならない。そうなるそれぞれの店舗・商品に対して予測式を構築する事が必要となり、データ量・計算量が膨大となる上に各店舗・商品の需要予測を実施することは難しい。そこで本事業では、将来的な自動発注システムの構築を考え、Deep Learning を用いて汎用的な需要予測を行うモデルの構築検討を行った（図 2.15）。

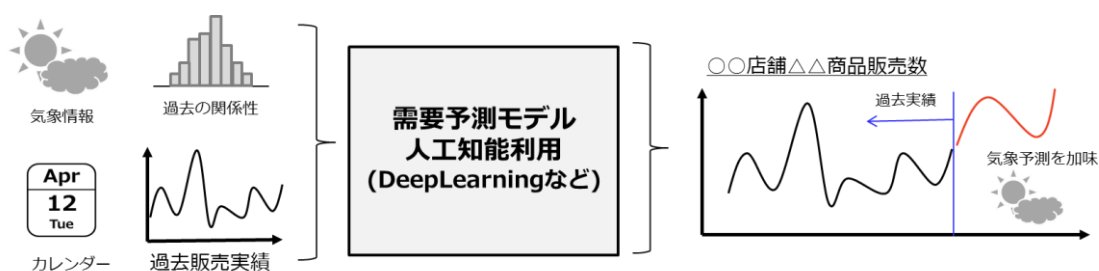


図 2.15 汎用的な需要予測モデルイメージ

需要予測モデルの構築概要と問題設定の概要を表 2.12 および図 2.16 に示す。ここではバロー様の全店舗における飲料カテゴリの翌日の販売数を予測するモデルの構築を実施した。過去 28 日間の全店の販売実績および気象属性・日付属性が分かっていたという前提で、翌日の気象条件を与えた場合に翌日の各店舗の飲料カテゴリ販売数(前週比)が 5 階級のどこに分類されるかという条件でモデルの構築と精度検証を実施した。

表 2.12 汎用的な需要予測モデルの構築概要

項目	備考	
手法	ロジスティック回帰 (Logistic Regression) 機械学習 (Random Forest) 深層学習 (Deep Learning)	
収集データ期間	2013 年 1 月 1 日～2014 年 12 月 31 日 (2 年間)	
粒度	カテゴリ、店ごと、日単位	
目的変数	バロー様全店舗 飲料カテゴリ販売数前週比 (0～70%、70～90%、90～110%、110～130%、130%～ の 5 階級に分類)	
説明変数	売上	販売実績
	気象	平均気温、降水量、日射量、風速、相対湿度
	日付	曜日 (平日 / 休日)

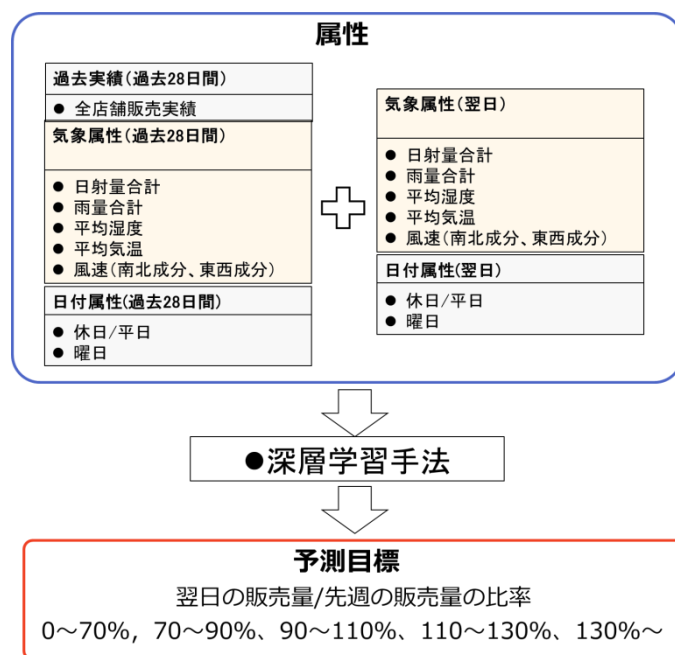


図 2.16 問題設定の概要

予測精度の結果の一例を以下の表 2.13 に示す。目的変数である 5 段階の販売数の予測と実績が一致した割合(的中率)で評価を行ったところ、従来のロジスティック回帰では47%、機械学習の49%に比べ、今回開発した深層学習による手法では60%と従来手法に比べて約10%の精度向上が見られた。現段階では未だ検討段階であるが、今後の実用化への展開として、深層学習の有用性が示されたと考えられる。

表 2.13 汎用的需要予測モデルの精度検証

モデル	予測精度 (的中率[%])
ロジスティック回帰 (Logistic Regression)	47%
機械学習 (Random Forest)	49%
深層学習 (Deep Learning)	60%

## 2.2.2 体感気温

### (1) 体感気温の利用効果

人は季節によって同じ気温でも感じ方が異なる。例えば5月に30度を記録した場合は非常に暑く感じるが、8月に30度を記録した場合は体が暑さに慣れているため5月よりも暑さを感じない。このような「体感気温」は商品の需要と因果関係があり、この数値化は気象と売上の関係を把握する上で非常に重要な指標であると考えられる。体感気温の数値化を行うことができれば、既存の客観的な観測値を利用するよりも高精度な需要予測が可能となり、同時に新たな発見や施策のヒントとなる情報が得られる事が期待される。

平成27年度に、Twitterの位置情報つきツイートデータを用いた体感気温の作成検討を行ったが、今年度は機械学習を利用した高度化を試みた。

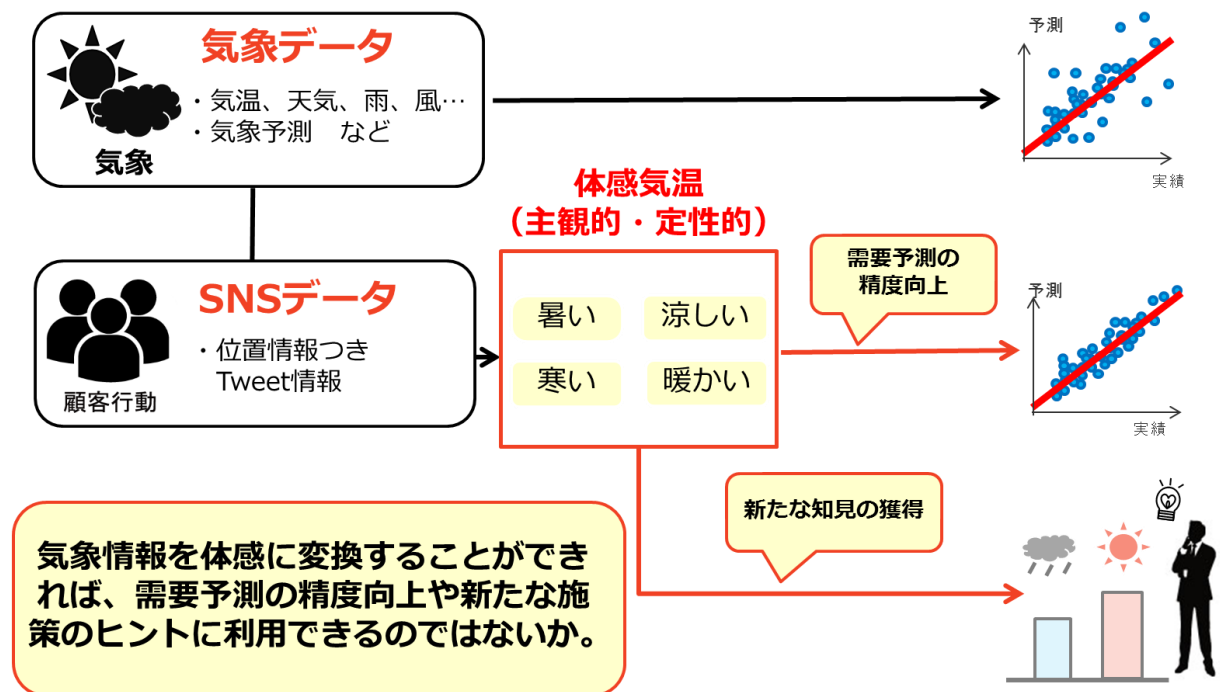


図 2.17 体感気温の期待される効果

## (2) 体感気温の高度化

体感気温の作成に使用したデータを表 2.14 に示す。人の気持ち（体感）を表すデータとして、2012年9月～2015年9月の位置情報付きツイートデータを収集した。説明変数となる気象情報にはアメダス東京地点の同期間の観測値を利用した。収集したツイート情報から「暑い」「寒い」を含むツイート数を日毎に集計し、全体のツイート数に対する割合をその日の実質的な「暑さ」「寒さ」として、気象要素による説明を試みた。図 2.18 にそれぞれのツイート割合と気温との関係を示す。これより、「暑い」「寒い」それぞれのツイート数は気温の変動に連動しており、夏期(7～9月)以外の「暑い」、冬期(12～2月)以外の「寒い」ツイートも一定量存在することが分かる。

表 2.14 「体感気温の作成」収集データ

	項目	担当者
ツイートデータ	情報	日本語位置情報付きツイートデータ (1/10 サンプルング、リツイート除く)
	期間	2012年9月～2015年9月
	ツイート数	約1600万ツイート
気象データ	情報	アメダス観測値（東京） (日平均気温・日合計降水量・日平均相対湿度 ・日平均風速・日最深積雪・日合計全天日射量) 日平均気温平年値 (関東地区アメダス観測値から人口重み付け平均)
	期間	2012年9月～2015年9月

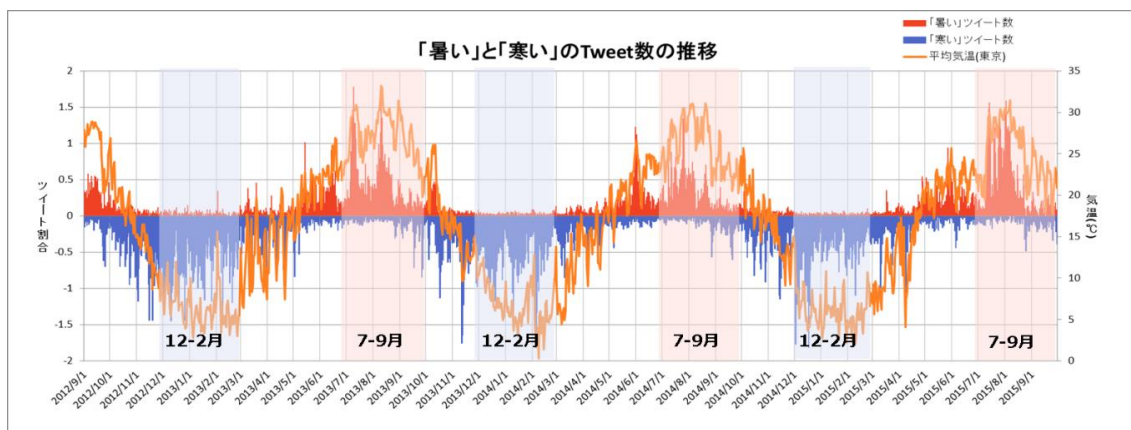


図 2.18 「暑い」「寒い」ツイートの特性

体感気温の作成の考え方を図 2.19 に示す。例えば平均気温が 29℃だった 2 日間で「暑い」を含むツイート数に大きな違いが生じた場合、気温による効果に加え、過去からの気温の変化や湿度・風速や日射などの気温以外の要因がその日の「暑さ」に関連していると考えられる。そこで今回の検討では、まずツイート割合を平均気温で説明し、そこで説明できない変動要因を気温以外の要因で説明するという 2 段階のアプローチを試みた。なお、気温以外の要因については、時期によって影響する要因が異なる事が考えられるため、機械学習により判定を行った。

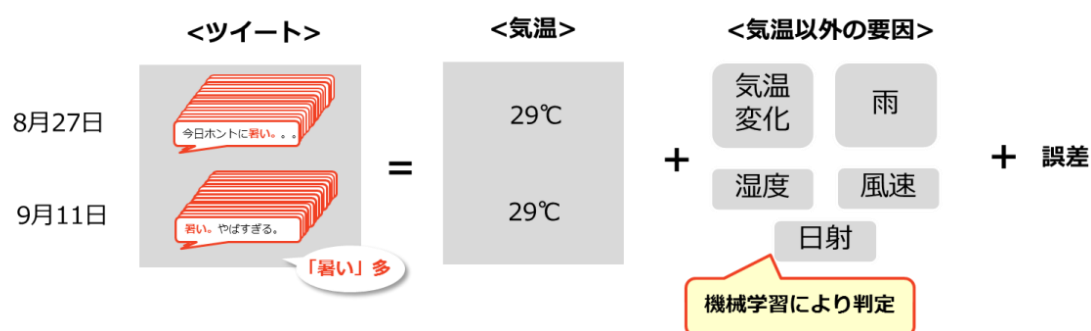
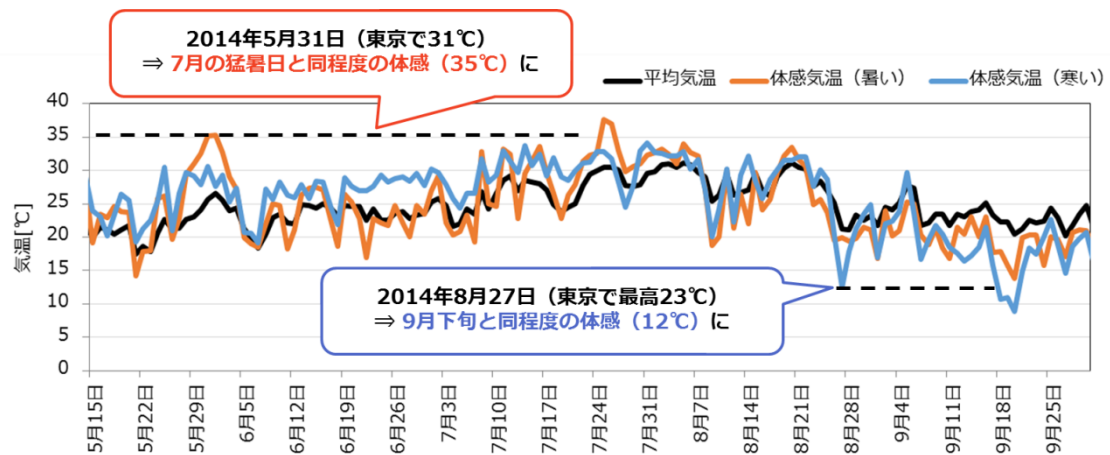


図 2.19 体感気温作成の考え方

作成した結果の例を図 2.20 に示す。これを見ると、2014 年の 5 月 31 日に東京で 31℃を記録した日の暑さを表す体感気温が 35℃で表されており、7 月の猛暑日と同程度の体感として表されている事が分かる。また、8 月 27 日に最高気温が 23℃を記録した日に、寒さを表す体感気温が 12℃となり、9 月下旬と同程度の体感として表されている事が分かる。

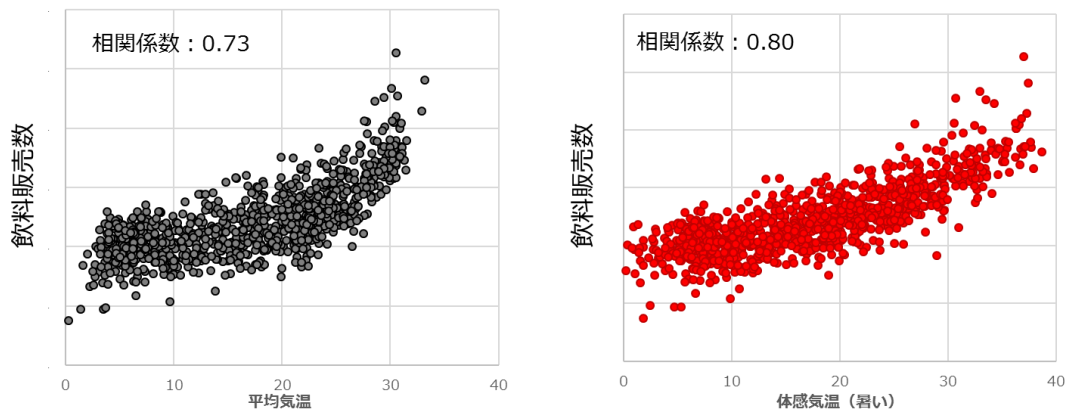
このように、今回の手法により 5 月の 30℃と 8 月の 30℃の感じ方の違いが適切に表現できており、気象予測を利用することで夏前の急な暑さや冬前の寒さを表現することが可能になる事が期待される。

図 2.21 には飲料の販売数と平均気温および体感気温の比較を行った結果を示す。飲料の販売数は気温によって曲線的に変化するが、体感気温を導入した事により飲料の販売数と体感気温が直線的に対応しており、相関係数も 0.73 から 0.80 へと向上していることが分かる。よって体感気温の利用が需要予測の精度向上へ繋がる事が示唆された。



**夏前の暑さや冬前の寒さを気温に変換して表現する事に成功**

図 2.20 体感気温の作成結果の例(2014年5月～9月)



**体感気温を利用することで、飲料の需要と気温の相関が向上  
需要予測精度も従来の気温や体感気温に比べて向上**

**5月～6月の急な「跳ね」のタイミングの予測に期待大**

図 2.21 平均気温および体感気温と飲料の販売数量の関係  
(左図：平均気温－飲料販売数、右図：体感気温－飲料販売数)

### (3) 新たな知見の獲得

本項のはじめに、体感気温の導入効果として「需要予測の精度向上」と「新たな知見の獲得」の2点がある事を述べた。ここでは人工知能技術と SNS データを活用した「新たな知見の獲得」の可能性を示す。

ここでは Word2vec という人工知能技術を利用して、単語同士の意味を推測することを試みた結果を示す。Word2vec とは自然言語処理技術の一つで、単語群から単語同士の類似性を学習する技術である(図 2.22)。これにより意味の足し算引き算が可能になり、例えば『日本』の『東京』は『中国』の何か? というような問いに対して『北京』という回答を返すことが可能になる(東京は日本の首都という関係性を学習し、中国の首都にあたる語句を返している)。

本事業では、この技術を用いてツイートデータを解析し、人の体感に関連する語句(「暑い」「寒い」「カサカサ」など)と類似性の高い商品の抽出を行った。

#### ■ word2vecとは

- 自然言語処理技術の一つ。
- 単語を**特徴量ベクトル**で表すことにより、単語同士の**類似度を計算**することが可能。
- また、ある単語と他の単語の関係性を確立し、**単語の意味を推測**することができる。

#### ■ 利用例

- 「日本」の「東京」は「中国」の? ⇒ 「北京」
- 「慶応大学」の「福澤諭吉」は「早稲田大学」の? ⇒ 「大隈重信」

#### 「日本」と関連した単語

単語	類似度(距離)
中国	0.76
韓国	0.71
ロシア	0.60
台湾	0.54
:	:

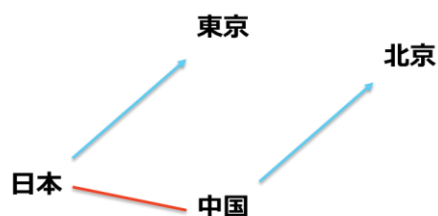


図 2.22 Word2vec の概要

図 2.23 に気温に関連する単語を抽出した結果を示す。例えば「暑い」と「飲む」の2つの単語に関連する単語を抽出したところ、ビール・アクエリアス・麦茶といった飲料が主に抽出されており、納得できる結果となっていることが分かる。同様に「雨」と「買う」の2語に関連する単語として「傘」や「レインシューズ」といった「雨の日に買いそうな商品」が抽出されており、頷ける結果になっている。また、Word2vec の特徴を活かして「暑い時の冷やし中華は寒い時の何か？」という検索をかけた結果を示す。これによると焼きそば・ゴーヤチャンプルなど、「考えたことが無いけれども言われてみればそうかもしれない」、という印象を受ける単語が抽出された。

➤ 関連語句の意味を解析

- ✓ Tweet情報の単語から、「暑い」「寒い」に関連する語句をピックアップ
- ✓ AI技術(Word2vec)により意味の変換を実施した。

暑い+飲む	寒い+食べる	雨+買う
ビール	カップラーメン	傘
スプロッカ	パタピー	スキズ
アクエリアス	テリタマ	レインシューズ
麦茶	肉まん	雨具
ヘルシア	カップめん	スノーブーツ

**AI技術をSNSデータに適用することで、天候と商品の関連性を類推することに成功。**

暑い時の冷やし中華は 寒い時の？		寒い時のおでんは 暑い時の？	
焼きそば	納豆	茶碗蒸し	焼きいも
ゴーヤチャンプル	スーラータンメン	おにぎり	焼き豚
淋鶏	うどん	はんぺん	あんころ餅
坦々	トマト	唐揚げ	キムチ
チャーハン	カレーライス	紅鮭	スパサラ
ワンタン	鶏肉	焼き鳥	ビーフジャーキー(?)

図 2.23 気温に関連する単語の解析

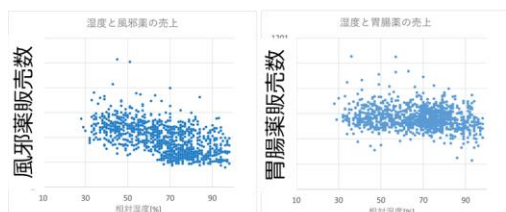


また、図 2.24 には「湿度」に関連する単語を抽出した結果を示す。これによると「乾燥」や「カサカサ」と「飲む」に関連のある単語としてアクエリアスやスポーツドリンクが抽出されている一方で、整腸剤や下剤など、意外性のある単語が抽出されている。「乾燥している時に整腸剤が売れる」という発想は簡単には思い浮かばないが、実際に胃腸薬の販売数と湿度の散布図を見ても、負の相関（湿度が低い時に販売数が多い）ことが分かる。乾燥に関連する語句としてパブロン等の風邪薬も抽出されていることから、「乾燥すると風邪をひく人が増え、それによりお腹を壊す人が増えるのではないか？」という仮説を立てることが可能になる。

この知見を小売店のマーケティングに直結させるためには詳細な調査が必要となるが、人工知能技術を活用することにより、今まで考えたことが無い切り口でデータを見るきっかけとなり、新たな施策のヒントになる知見を得ることができると考えられる。

➤ 「湿度」に関連する商品

- ✓ Tweet情報の単語から「カサカサ」「ジメジメ」に関連する語句をピックアップ



気温が下がる&乾燥する  
↓  
風邪をひく  
↓  
お腹を壊しやすい？

乾燥+飲む	カサカサ+飲む	ジメジメ+食べる
麦茶	ビオフェルミン	冷や飯
硬水	イソジン	カブメン
アクエリアス	イブプロフェン	フルグラ
スポーツドリンク	ソーダ	カップラーメン
ファンタグレープ	パブロン	御飯
チオピタ	整腸剤	汁物
コーラ	麦茶	フライド
生水	アクエリアス	雑炊
イソジン	キレートレモン	オールブラン
ヘルシア	下剤	シーチキンマヨ
整腸剤	コーラック	納豆

乾燥した時に整腸剤？

図 2.24 湿度に関連する単語の解析

## 2.2.3 需要予測の応用

### (1) 商品カテゴリ分類

ここでは商品カテゴリ分類の解析結果の概要について示す。平成 27 年度にはスーパーマーケットで販売される商品の平均気温と商品販売数をカテゴリ分類した結果を掲載したが、今年度はドラッグストアの売上データに対して実施した。商品カテゴリ分類の手法の概要を図 2.25 に示す。

#### ▶ 商品カテゴリ分類の手法

POSデータ（レシートデータ）から売上と気象感応度の高い商品を調査。それぞれを高いものから順番に並べ、ABCとランク付けを行う。

売上が高く、気象感応度も高いAAの商品が気象を利用する価値があると想定

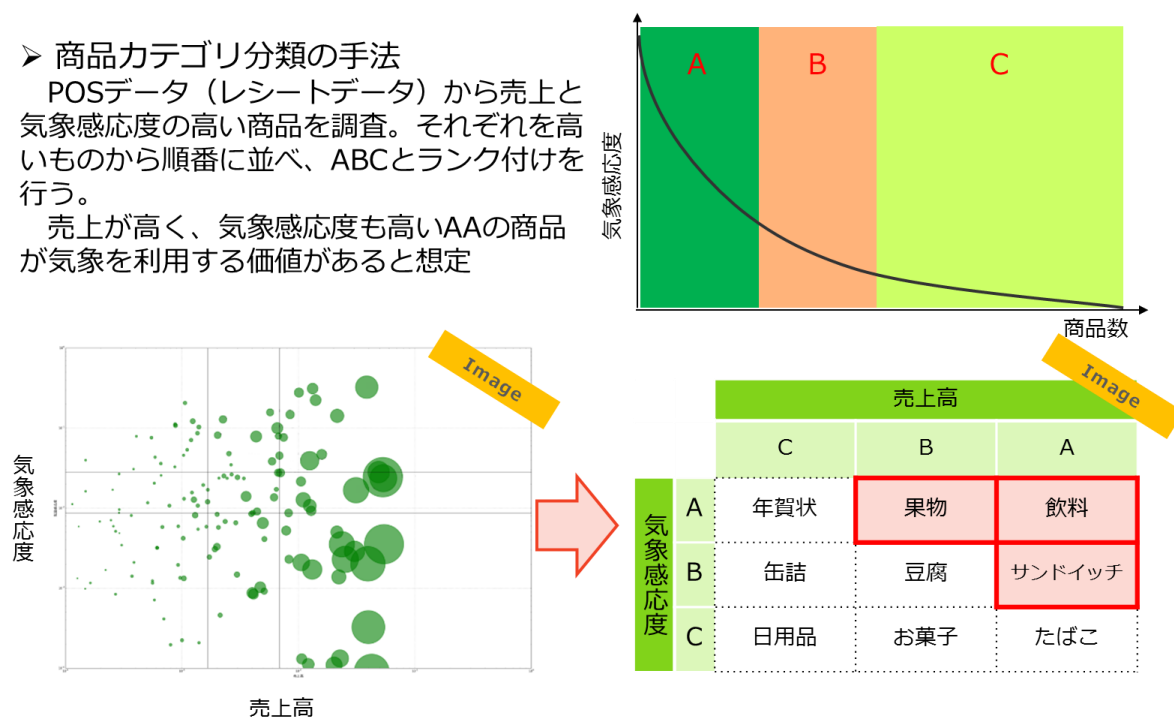


図 2.25 商品カテゴリ分類の概要

表 2.15 および図 2.26 は、ドラッグストアのある店舗を対象に商品カテゴリ分類を実施した結果の一例である。横の列は売上個数が多い順に、縦の列は気温との相関が高い順にそれぞれ A→B→C とランク付けを実施している。その結果、気象感応度が高い商品に制汗剤や殺虫剤・皮膚疾患用品やメンズシートなど、ドラッグストアならではの医薬品が分類された。これらの売上は食品に劣らず気温との相関が高く、気象データを利用した需要予測により予測精度が向上することが期待される。

表 2.15 ドラッグストアにおける商品カテゴリ分類の実施結果

少 ← 売り上げ個数 → 多

	C	B	A
高 ↑ 気象感応度	A ミューゼバス用具 バランス・アレルギー ベビー衣料	カイロ系 殺虫 メンズシート	アイス 制汗剤 皮膚疾患
↓ 低	B 他便利品 KA)メンズ KO)アスタブラン	果実酒 肩こりシップ ロスビール	インスタント食品 ロスその他雑酒 スタンダードヘアケア
	C セルフチェック コンビニ チルド その他ヘアアクセサリー関連品	筆記 ソックス 100mlドリンク	豆菓子・珍味 輸入たばこ全店共通 パン

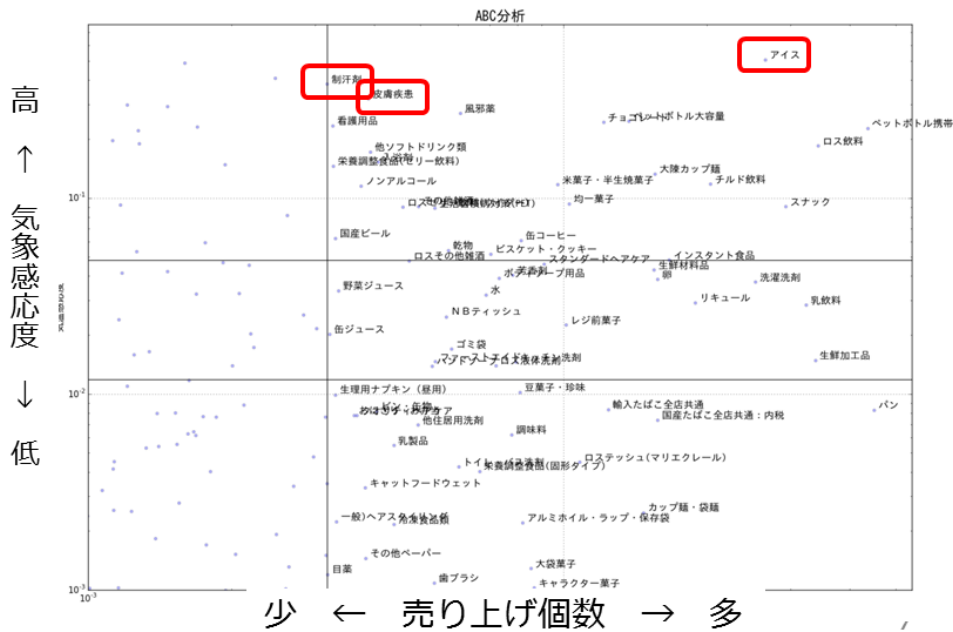


図 2.26 ドラッグストアにおける商品カテゴリ分類の実施結果

## (2) 気象パターンと売上パターンの比較

小売店の店舗において需要予測を利用する際には、パート・アルバイト従業員が誰でも理解できるように情報を単純化する必要がある。ここでは前項で作成した体感気温と平均気温の関係に基づいて「暑い日」「通常の日」「寒い日」を定義し、特に「暑い日」「寒い日」に売れ行きが伸びる商品カテゴリの特定を行った。

ここでは2013年1月1日から2014年12月31日における体感気温と実平均気温の関係を基準にして各日に「暑い日」「通常の日」「寒い日」のいずれかのラベル付けを行い、それぞれのラベルに該当する日に特に売れ行きが伸びる商品カテゴリの特定を行った結果を示す。まず期間内の各日の「暑い」を表す体感気温 $S_t^{hot}$ と平均気温 $T_t$ の差をとり、 $U_t^{hot} = S_t^{hot} - T_t$ の計算を行った。その後 $U_t^{hot}$ の一週間の移動平均をとり（これを $U_t^{hot(m)}$ とする）、そこからの差 $\tilde{U}_t^{hot} = U_t^{hot} - U_t^{hot(m)}$ を計算した。この $\tilde{U}_t^{hot}$ に基づいて各日のラベル付けを行い、「暑い日」「通常の日」「寒い日」の分類を行った。以下では「暑い」を表す体感気温 $S_t^{hot}$ の式を示しているが、「寒い」を表す体感気温 $S_t^{cold}$ についても同様の分類を行った。

$$l_t = \begin{cases} 1(\text{寒い日}) & \text{if } \tilde{U}_t^{hot} \leq -\sigma_{\tilde{U}_t^{hot}} \\ 2(\text{通常の日}) & \text{if } -\sigma_{\tilde{U}_t^{hot}} < \tilde{U}_t^{hot} \leq \sigma_{\tilde{U}_t^{hot}} \\ 3(\text{暑い日}) & \text{if } \sigma_{\tilde{U}_t^{hot}} < \tilde{U}_t^{hot} \end{cases} \quad 2-1$$

$\sigma_{\tilde{U}_t^{hot}} : \tilde{U}_t^{hot}$ の標準偏差

上記の分類の結果、2013年1月1日から2014年12月31日の各日が以下の表 2.16 のような日数に分類された。全体の約半数が「通常の日」に分類され、残りの半数を「暑い日」が「寒い日」に分かれる結果となった。季節別に見ると9～12月には寒い日が多く、残りの季節では暑い日・寒い日が交互に現れるような分類となった。

表 2.16 「暑い日」「通常の日」「寒い日」の分類結果（2013年～2014年）

分類	暑い日	通常の日	寒い日
日数	187日	336日	207日

この分類に基づき、それぞれのカテゴリの日に売れる商品カテゴリの抽出を行った。「暑い日」「寒い日」に売上が大きかったカテゴリ及び売上伸び率（全体平均からの該当カテゴリの売上上昇率）を表 2.17 に示す。これによると暑い日には飲料、サラダなどの商品が売れ筋となっており、寒い日には菌茸・鍋や冷凍食品、鮮魚などの伸びが大きくなっている。

このように体感気温をそのまま利用するのではなく、解釈を行いやすい形でパターン化することにより、小売店にとって利用しやすい情報となることが考えられる。今回の結果は通年を通した「暑い日」「寒い日」の分類を実施したが、3 章では 2 月～3 月の平日・休日別に気象をパターン化し、気温によっておすすめ商品を変更する実証実験の取り組みを紹介する。

表 2.17 「暑い日」「寒い日」の売れ筋商品（2013 年～2014 年）

暑い日		寒い日	
カテゴリ	伸び率	カテゴリ	伸び率
飲料	118%	菌茸・鍋	120%
季節・その他	118%	冷凍食品	109%
葉物・妻物	109%	鮮魚	109%
サラダ	107%	練り製品	105%
土物	107%	卵	105%

## 2.3 まとめ

本章のまとめを以下に示す。

### 2.3.1 気象予測モデルの検討

- ✓ 気象庁の予測モデルとヨーロッパ (ECMWF) の予測モデルをモデルアンサンブルにより組み合わせた独自の気象予測モデルの作成を行った。
- ✓ 2週間先までの日次、4週間先までの週次、3ヶ月先までの月次予測の3種類の予測情報を開発し、実証配信を実施した。
- ✓ 2016年における気象予測精度の検証を実施したところ、以下のような考察が得られた。

#### 予測できること

- 【日次】太平洋高気圧による気温上昇や冬型の気圧配置による気温低下など全体的な傾向は10日前程度から把握できる
- 【日次】低気圧通過による雨(7月5日)やオホーツク海高気圧など、場の変化による気温低下は5日前くらいから把握できる
- 【週次】今年夏場の太平洋高気圧による気温上昇や11月の寒気の吹き出しによる気温低下など、全体的な傾向は4週間前から予測できる。
- 【週次】前年からの変化という切り口では7月の一時期を除いて精度が高い。
- 【月次】2016年度のラニーニャによって夏場の高温傾向など、大きな気温の変化傾向は3ヶ月前から予測できる。

#### 予測が困難なこと

- 【日次】台風の通過に伴う局地的な雨による気温低下は数日前にならないと把握できない
- 【週次】オホーツク高気圧や台風は、比較的スケールの小さな現象であり、小さい現象による気温低下は週間予測では予測が困難。
- 【月次】7月のオホーツク高気圧による大規模な気温低下など、スケールの小さな現象による気温低下は予測が困難。

### 2.3.2 需要予測モデルの高度化

- ✓ 季節商品の需要予測モデルに価格や気温変化などの変数を加え、機械学習による需要予測を実施したところ、従来手法に比べて予測精度の改善が見られた(従来手法：相関係数 0.7、今回手法：相関係数 0.87)。
- ✓ 単店・単品・日次の日配品の需要予測モデルを構築し、豆腐および来店客数の需要予測モデルの需要予測精度で相関係数 0.7~0.8 の精度が得られた。
- ✓ 深層学習技術を用いた汎用的需要予測モデルの構築を行い、従来の機械学習手法に比べて 10%程度精度が向上した。

### 2.3.3 体感気温

- ✓ Twitter の位置情報付きツイートから「暑い」「寒い」という体感の情報を抽出し、それらを気象要素で説明する「体感気温」の作成を行った。
- ✓ その結果、5月の急激な気温上昇と8月末の気温低下時に、それぞれ7月下旬、9月下旬に相当する「暑さ」「寒さ」の表現を行うことが可能となった。
- ✓ 作成した体感気温と飲料の販売量を比較したところ、平均気温との比較に比べて相関が向上した。
- ✓ 人工知能技術 (Word2vec) を用いて SNS のつぶやき情報から「暑い時に飲むもの」や「寒い時に食べるもの」の抽出を行った。また、「暑い時の冷やし中華は寒い時の？」という意味の演算技術を利用し、新たな示唆が得られる可能性を示した。
- ✓ 湿度と関連性の高い商品を抽出したところ、「乾燥すると風邪を引く人が増えて整腸剤が売れる」という新たな示唆となる情報が得られた。

### 2.3.4 需要予測の応用

- ✓ ドラッグストアの販売商品の商品カテゴリ分類を行い、食品以外のカテゴリにも気象情報を活用することができる可能性が示された。
- ✓ 気象パターンに応じて売上が変化する商品を整理することで、より日々のオペレーションへ活用しやすい情報を作成する事ができた。

### 3. 実証実験

本章では、本事業で実施した実証実験の内容と結果について記述する。実証実験は、単独企業で需要予測情報を利用する個社利用と、複数企業が協力して需要予測情報を利用する連携利用の2種類を実施した。

#### 3.1 個社利用実証実験

本節では本事業で実施した、個社の実証実験の内容と結果について記述する。個社利用の実証実験は、表 3.8 に示すように、①需要予測（競合商品を含む市場規模全体の予測）と②最終生産量予測の2種の実証実験を行った。

表 3.1 実証実験の内容

	① 需要予測	② 最終生産量予測
時期	2016年夏	2016年夏
参加企業	メーカー複数社	Mizkan
対象商品	飲料	つゆ
手法	実証	実証

##### 3.1.1 需要予測の利用

###### (1) 対象商品

本項では、平成27年度に需要予測式を開発した商品のうち、飲料3商品と、つゆ1商品の需要予測の精度と、実証実験に参加した企業からヒアリングした利用方法・効果等について記述する。なお、商品名については企業オペレーションに関わる部分があるため、本報告書では飲料A、B、Cと表記する。

###### (2) 需要予測精度

需要予測は、気象と各商品の市場規模売上の関係式を作成し、1ヶ月気象予測、3ヶ月気象予測を利用して需要予測を行った。ここで、市場規模の売上とは、各商品の売上ではなくその商品が含まれるカテゴリ全体の売上と定義されており、株式会社インテージの集計値（SRI 週次市場規模）を利用した。市場規模は、単品商品の流行などによる売上変動や、安売りなどの影響を受けず、消費者の需要と関係が深いと考えられる。需要予測は全国を11エリアに分けて予測した（図 3.1）。



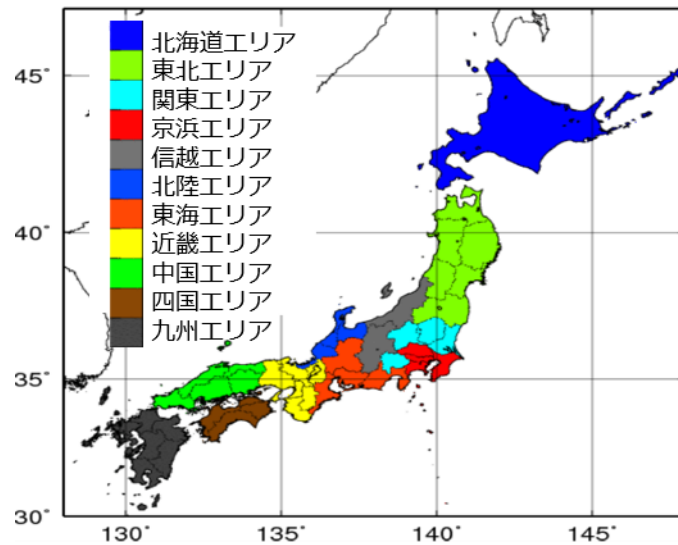


図 3.1 需要予測エリア

2016年夏の飲料3商品とつゆ1商品の全国合計の需要予測精度を表3.2に、うち代表して飲料A、Bの京浜エリア・近畿エリア・全国の需要予測の推移を図3.2に示す。図中の黒色線が2016年夏の商品カテゴリの市場規模実績で、黄色系、赤色系の線が該当週に対して行った需要予測の結果である。また、青色線は昨年度の商品カテゴリの市場規模実績であり、前年通りのオペレーションをしていた場合の指標になる目安である。

2016年夏は需要増加期の6月～7月上旬は気温が前年より高く売上が増加し、需要ピーク期の7月下旬は気温が前年より下がったため売上は前年度より減少し、売上下降期の8月以降は残暑の影響で気温が前年より上がり売上が増加した。

飲料Aでは、その傾向を再現することができており、明らかに前年度のデータを利用してオペレーションを実施するより精度は高いことが分かる。これは前年からの気温変化を予測することができており、気温と需要の関係性を正確に評価することができていたためと考えられる。

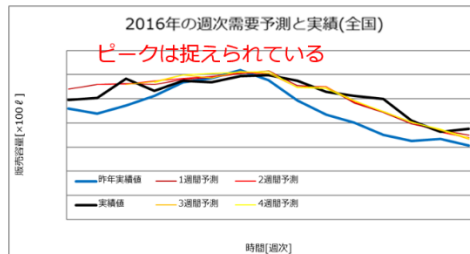
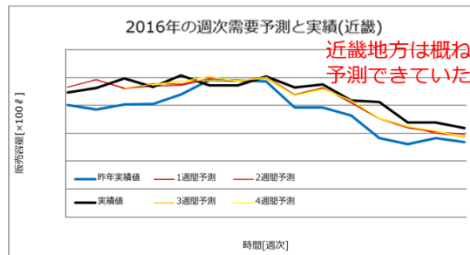
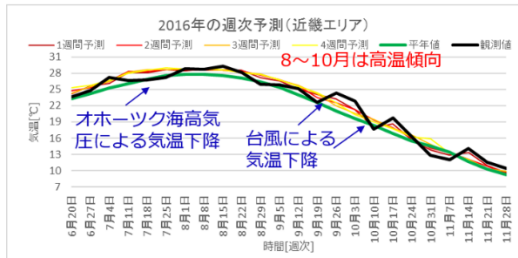
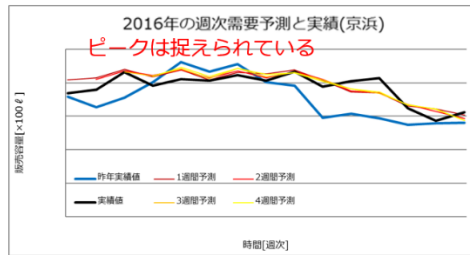
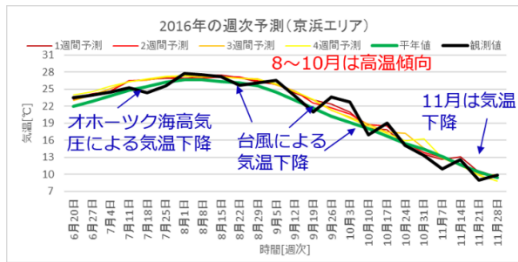
一方で、7月下旬の気温低下を過小評価していたためピーク時の精度が十分ではなかった。これは、7月下旬はオホーツク海高気圧の影響で気温が低下したが、このような台風やオホーツク高気圧など比較的スケールの小さな現象は長期予測では捉えられないためである。また、飲料Bではピーク時の売上が過小評価していた。これは、飲料Bでは流行の影響で気温では説明できないほど、売上が増加したためと考える。

表 3.2 需要予測の商品ごとの需要予測の評価（京浜）

	飲料 A	飲料 B	飲料 C	つゆ A
対象期間	2016年6月～9月			
対象エリア	京浜			
2週間先決定係数	0.77	0.77	0.49	0.91
4週間先決定係数	0.77	0.90	0.59	0.93
前年実績決定係数	0.40	0.59	0.42	0.86

表 3.3 需要予測の商品ごとの需要予測の評価（近畿）

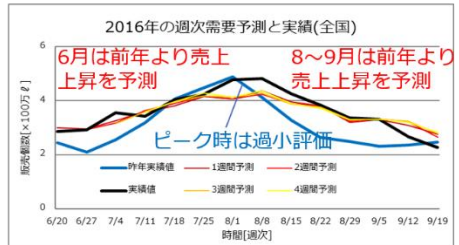
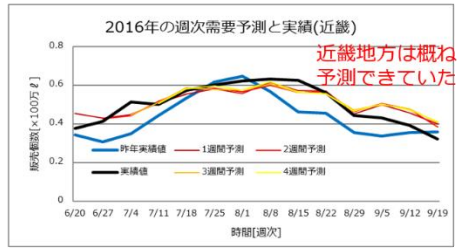
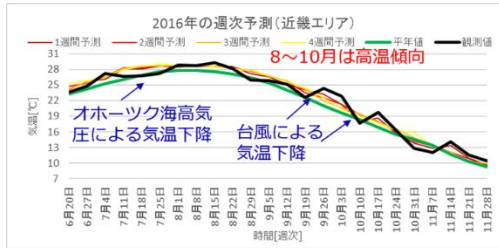
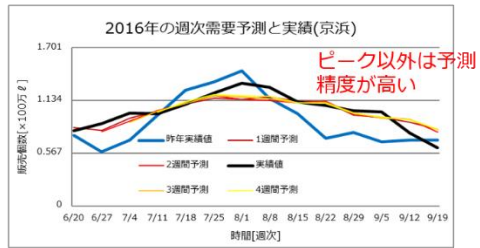
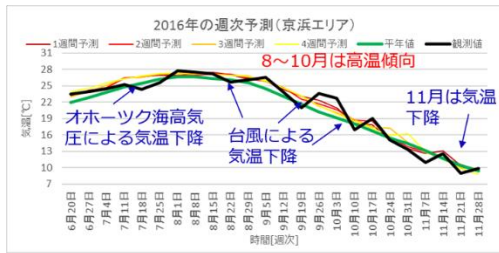
	飲料 A	飲料 B	飲料 C	つゆ A
対象期間	2016年6月～9月			
対象エリア	近畿			
2週間先決定係数	0.90	0.80	0.64	0.94
4週間先決定係数	0.92	0.92	0.66	0.96
前年実績決定係数	0.75	0.70	0.65	0.91



参考) 気温予測

需要予測(飲料A)

図 3.2 需要予測の推移の一例 (2016年、飲料A)



参考) 気温予測

需要予測(飲料B)

図 3.3 需要予測の推移の一例 (2016年、飲料B)

以上の結果から、需要予測により予測可能な点と予測できない点を特徴を以下の表 3.4 に整理した。

表 3.4 2016 年度夏の需要予測精度の特徴

項目	内容
予測できること	<ul style="list-style-type: none"><li>・前年からの気温変化によって生じる需要変化</li></ul> 気象予測により前年からの需要変化を事前に予測することが可能になる
予測できないこと	<ul style="list-style-type: none"><li>・気温以外の影響による需要変動</li><li>・スケールの小さな現象（台風やオホーツク海高気圧）などの影響による気温・需要変動</li></ul>

### (3) 利用方法とその効果

実証実験では、参加企業に対して毎週金曜日にそれぞれの商品カテゴリ（飲料 A~C、つゆ A）の週次の需要予測の配信を行った。配信したデータのサンプルを図 3.4、図 3.5 に示す。また、2 章で紹介した気象予測（日次、週次、月次）を合わせて配信した。

## JWA気象売上予測(全国)



■ 発表日 2016年7月29日(金) ■ 商品名 飲料C

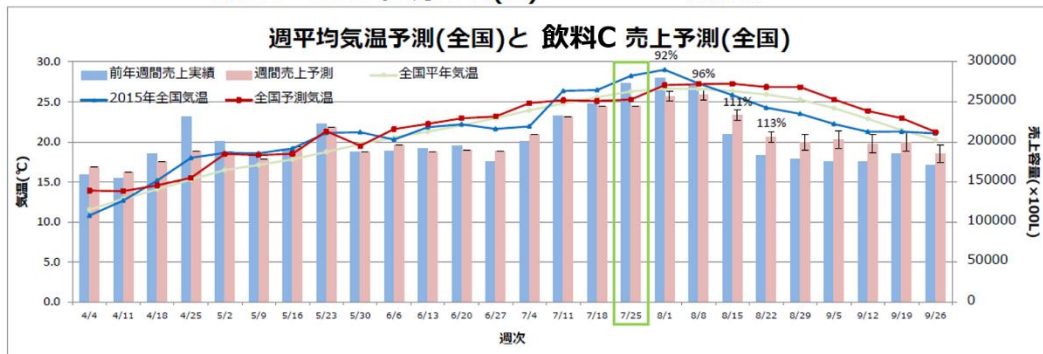


図 3.4 毎週金曜日に配信した需要予測の一例（飲料 C。PDF は全国の総需要）

日付	全国	全国	北海道	北海道	東北	東北	関東	関東	京浜	京浜	信越	信越	北陸	北陸	東海	東海
	前年実績	需要予測	前年実績	需要予測	前年実績	需要予測	前年実績	需要予測	前年実績	需要予測	前年実績	需要予測	前年実績	需要予測	前年実績	需要予測
4/4	158392.0	169190.9	10993.7	11068.6	14237.6	15422.6	12733.9	13988.0	40071.5	42149.0	5737.8	6399.7	3480.8	3743.8	19656.1	20690.7
4/11	155024.5	162508.9	10203.0	10833.2	13975.1	14934.9	12480.2	12956.0	40017.3	40271.6	5471.6	5934.5	3373.0	3479.6	19591.1	20422.7
4/18	184617.2	175214.4	12426.2	11729.6	16445.1	16893.2	15156.1	14078.1	45909.2	43726.0	6588.3	6414.8	4002.3	3808.4	23287.8	21700.9
4/25	231683.0	188476.7	14463.9	11428.1	22385.4	17281.8	20005.7	16038.0	57378.0	47272.3	9263.4	7253.7	5388.2	4101.4	29088.3	24658.1
5/2	201015.3	187019.4	13045.1	12323.8	17571.1	16558.6	16232.7	15190.9	50008.1	47645.3	7525.3	6884.6	4316.4	4131.3	25454.9	23981.1
5/9	182384.2	178680.8	10806.8	11376.4	15686.3	15493.1	16292.1	15538.4	48858.3	47080.8	6717.1	6773.8	4017.9	3771.3	22667.8	22701.4
5/16	190885.3	194160.6	12040.1	13061.6	18395.3	18195.2	15596.2	15234.7	48496.1	47409.8	6813.8	7119.9	3965.7	4104.3	23132.9	24058.9
5/23	222835.7	218438.9	12973.4	14182.8	18171.5	19810.4	18674.7	18341.2	54666.0	53726.4	7812.5	7965.7	4695.5	4751.7	30283.5	28404.4
5/30	168893.9	187090.7	12123.9	12087.9	16775.2	17089.6	15695.2	15539.6	47822.7	46607.8	6370.8	6566.4	3852.3	4082.2	24248.3	23664.5
6/6	168578.3	186219.0	11563.5	11965.9	16911.2	17811.2	16530.3	15411.8	47489.0	48358.3	7399.8	7327.0	4467.8	4391.6	23426.1	24569.2
6/13	181883.4	187525.4	14344.6	12146.5	17438.4	16562.9	14566.5	14937.8	47956.7	47759.3	7201.0	6838.0	4138.1	4056.8	23754.6	23556.3
6/20	195379.1	188524.8	11695.6	12588.2	17709.6	17500.2	16491.4	15425.6	48513.4	46837.1	6924.7	6999.6	4071.1	4166.0	25338.6	23801.3
6/27	175701.6	188498.8	11900.8	13235.8	16253.1	17299.0	13360.8	15259.0	42488.6	46380.7	6650.9	6897.8	3880.5	4099.4	21973.2	23426.7
7/4	200246.7	209625.1	14240.8	12682.2	18801.4	16536.1	15776.1	15864.6	47415.5	51862.9	7189.2	7278.3	4185.5	4575.9	24408.8	21730.3
7/11	232807.8	231492.2	14255.1	14432.9	21149.6	18580.2	19900.7	17915.1	60448.6	57601.7	8632.1	7807.3	5297.2	4981.3	28660.9	30407.8
7/18	247622.1	244436.1	15120.6	14089.7	20886.8	20284.8	21397.8	19851.1	64600.3	59340.4	9386.7	8802.3	5790.1	5181.9	31592.9	32051.7
7/25	272953.3	244065.3	16664.1	15170.5	24381.4	22478.3	22506.1	19731.2	67474.6	59141.2	9921.6	9192.9	5682.3	5385.1	37117.2	29859.2
8/1	279278.4	256887.6	16290.8	15930.0	26027.0	25167.7	22466.3	21600.4	66491.3	60556.6	10763.2	9888.7	6439.3	5726.2	34580.1	30574.7
8/8	269249.7	259054.6	16217.2	16086.3	27147.3	26051.6	21364.6	20245.1	60460.8	58055.0	10967.4	10838.3	6303.9	6207.3	35807.7	32955.6
8/15	208908.9	233321.5	12840.8	14128.6	17393.6	20120.1	15055.6	18223.3	52335.8	58226.7	7331.4	6594.8	4413.6	5285.0	28088.2	29781.3
8/22	182599.5	206394.9	12247.6	13357.8	13264.5	17017.0	12059.3	15675.0	40870.0	48692.7	6539.0	7560.3	4463.7	4751.5	25910.8	26809.0
8/29	178536.7	189312.9	12258.1	13226.0	15275.7	17072.6	13069.2	14969.7	46241.9	50906.6	8468.7	7442.0	3966.3	4419.8	23472.4	25127.9
9/5	175156.6	202496.6	12647.5	12837.8	14019.8	17785.0	12734.5	15249.9	43751.5	49760.5	8114.9	7474.8	3605.4	4464.4	22860.1	26252.6
9/12	174813.3	187693.9	11984.0	12785.3	15338.4	17180.9	13416.6	15328.8	43489.3	49006.8	8197.6	7222.6	3597.6	4378.8	22500.3	25597.9
9/19	185354.6	195504.8	13617.5	12639.7	16215.5	16906.0	13165.8	14552.3	44027.9	48480.1	6232.9	7177.3	3864.2	4396.2	23198.1	26311.0
9/26	171399.7	185112.3	10688.8	11124.3	14643.1	15253.1	13223.3	14031.3	44843.5	46714.7	5472.9	6518.6	3538.8	4001.3	21485.7	24780.2

図 3.5 配信した需要予測の一例（飲料 C。CSV はエリア別）

これらのデータを配信した実証実験参加企業に、夏商材のピークが過ぎた2016年9月～10月にかけてヒアリングを行った。ヒアリング結果を表3.5に示す。

表 3.5 需要予測・気象予測の利用方法と効果・問題点等（2016年）

	内容
利用方法	<p><u>飲料</u></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>・ 需要予測を生産計画の参考とした。</li> <li>・ 週次、月次の気象予測を生産計画、売上見込みの作成、在庫計画の参考とした。</li> </ul> <p><u>つゆ</u></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>・ 週次の需要予測を最終生産量の参考とした</li> <li>・ 日次の気象予測を物流オペレーションの参考とした。</li> </ul>
感想 (効果・ 問題点等)	<p><u>飲料</u></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>・ 6月、8月はオペレーションに使えると言える予測結果だった。</li> <li>・ 需要予測をもとに、9月追加生産を実施できた。需要期を過ぎた9月に製造を追加することは大きな決断であった。</li> <li>・ 9月の予測が当たっていたのはありがたかった。9月は季節の変わり目であり、重要視している。</li> <li>・ 7月の誤差は今後使っていく上では厳しいという印象を持った。</li> <li>・ 9月の残暑で需要予測が有効だったが、7月の予測が外れたことで信頼しきれなかった。結果論だが、もっと需要予測を信頼してもよかった。</li> </ul> <p><u>つゆ</u></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>・ 最終生産量の決定に対しての参考資料に利用することができた。8～9月の残暑を予測することができていた。</li> </ul>

全般に、あくまで参考情報ではあるが、実証実験を通じて、需要予測ならびに気象予測をオペレーションに利用することの効果や問題点が把握できた。通常、食品メーカーでは前年実績を指標にすることが多いため、2014年、2015年が低温だった8月後半～9月の残暑を事前に把握できたことは効果的であった。逆に、梅雨明けの時期にあたる7月は、東日本を中心に、需要予測・気象予測ともに精度が低かった。

上記を踏まえて、今後の需要予測の情報の利用にむけた課題を以下のようにまとめた(表3.6)。

表 3.6 需要予測情報の利用にむけた課題

主体	課題
データ提供側	<ul style="list-style-type: none"> <li>・ 商品カテゴリによる市場全体の伸びが、前年までのトレンドだけでは説明できない場合があり、流行などの効果を取り入れる仕組みが必要である。</li> <li>・ 時間単位としてはメーカーの生産・物流のオペレーションとの親和性が低い。日次の気温予測データは日々更新するメリットがある。移動平均によって気温の上下動を均して表示するなど、表現の工夫も求められる。</li> </ul>
データ利用側	<ul style="list-style-type: none"> <li>・ 7月の出荷実績が予測を下回ったため、9月の残暑による需要の伸びをオペレーションに生かしきれなかった企業があった。需要予測の元データになっている気象予測データの特長(例：梅雨明けの予測が困難、等)を共有すること、ピーク前半の印象に左右されずに意思決定を行うことなどが求められる。</li> <li>・ 需要予測は市場規模全体について行っているため、商品カテゴリから自社の個別商品に置き換えるロジックが必要である。</li> <li>・ データの精度向上だけでなく、需要予測に応じて柔軟に生産・物流等を調整できる企業内の体制構築が必要である。</li> <li>・ 需要予測を参考情報ではなくトリガーとして利用するために、予測が「はずれた」場合のオペレーションのリスクヘッジを確立する必要がある。</li> </ul>



### 3.1.2 最終生産量予測

#### (1) 対象商品

商品 : 冷やし中華つゆ

内容量 : 150ml、360ml

商品の性質：夏場に需要が集中し、秋以降はほとんど需要がない商品であり、季節最終盤の生産調整の需要予測が重要である。次年まで賞味期限がもたず、引き取り手がないために廃棄や返品によるコストが生じる。ただし、需要が立ち上がる時期の急激な需要の伸びによる欠品のリスクは課題となる。

#### (2) 最終生産量予測について

実証実験での予測対象は、冷やし中華つゆ出荷量（数量）の「最終生産量（シーズン終盤までの週次の出荷量の総計）」として、シーズンが終わった際の廃棄ロスの削減を目的として取り組んだ。需給調整という観点からは、第n週の需要量というよりも、n月まで（冷やし中華の場合では9月）の出荷量の総和という指標が有効である。

週次の出荷量の予測手法としては、本事業で構築した、市場規模全体の予測を行う解析モデルを応用した。具体的には、Mizkan から受領した過去数年分の対象商品の出荷量の実績から、過去の気温の観測値を主な変数として、予測式を開発した。出荷量予測結果を図 3.6 に示す。

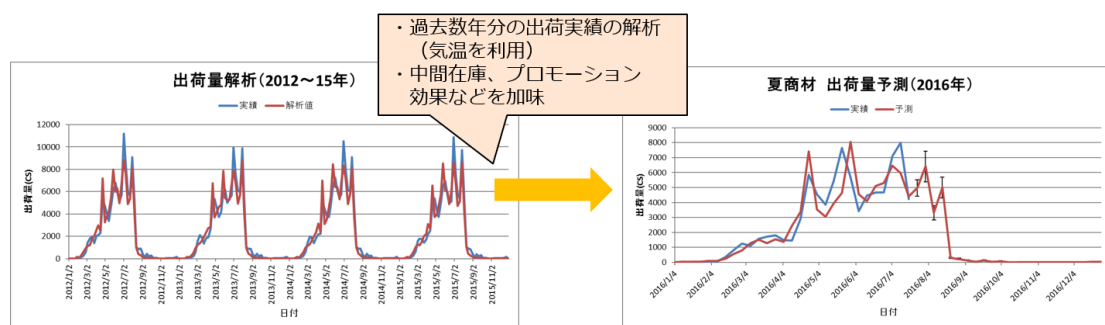


図 3.6 出荷量予測結果

#### (3) 利用方法とその効果

##### データの送信・利用

図 3.7 のフォーマットで最終生産量予測のデータ配信を行った。なお、元データとなる週次の気温予測は振れ幅の情報を持つので、上振れ・下振れした場合の生産量予測も併記した。

Mizkan では、これらのデータを7月末の最終生産量の判断に利用した。

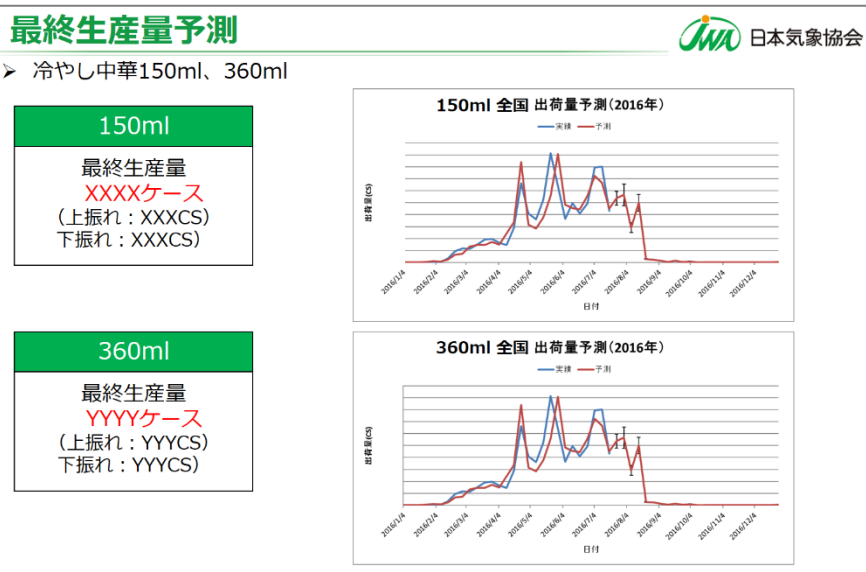


図 3.7 最終出荷量予測の一例（データはグラフ含めて架空の数値とした）。

これらのオペレーションの変更によって以下の効果が得られた。課題と合わせて表 3.7 にまとめる。

表 3.7 需要予測活用に向けた効果と課題（2016 年）

	内容
効果	<p><b>最終廃棄数量の削減</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>150ml 商品において、昨年と比較して減少した。</li> <li>360ml 商品において8月末の在庫を見ると前年比約35%と大幅な削減が達成され、9月末の在庫についても前年比約6%と極小化した。</li> </ul>
課題	<ul style="list-style-type: none"> <li>生産能力、商品政策、販促連動もあり、市場予測を直接オペレーションへ落とし込むことは難しい状況であった。卸様、小売り様との連携も踏まえた取り組みが必要。</li> </ul>

CO<sub>2</sub>削減量

二酸化炭素ロス削減量は、以下の式で算出した。その結果、冷やし中華つゆの二酸化炭素ロス削減量は14tonとなった。

$$\text{二酸化炭素ロス削減量} = \text{食品ロス削減量} \times 1 \text{ 商品あたりの CO}_2 \text{ 発生量}$$

**3.2 連携利用実証実験**

平成 27 年度までは個社利用を中心に実証実験を行い、個社利用では気象を利用することによりオペレーションが改善することが示された。H28 年度は、個社だけでなく連携利用で

の実証実験を実施した。

### 3.2.1 連携利用実証実験の概要

連携利用の実証実験は、①モーダルシフト、②販売促進、③終売オペレーション、④CPFRの4種類を実施した。それぞれの内容を表 3.8 に示す。

表 3.8 連携利用実証実験の一覧

	モーダルシフト	販売促進	終売オペレーション	CPFR
商品	飲料	生鮮	鍋つゆ	豆腐
企業	ネスレ日本 川崎近海汽船	Mizkan 国分グループ本社 京王ストア	Mizkan パロー	相模屋食料 タイヨー
時期	夏季	2017年2月	2017年1~2月	2016年11~12月

### 3.2.2 モーダルシフト

#### (1) 枠組み

モーダルシフトはネスレ日本（メーカー）、川崎近海汽船（流通）と協力して実証実験を行った。対象商品は飲料とした。

ペットボトルコーヒーは図 3.8 に示すように気象感応度が高く、気温が上がると売上も増加する商品である。生産リードタイムは数ヶ月と長く、需要変動はあるものの年間を通じて需要は存在するため食品ロスはほとんど発生しない。しかし、需要量が大きいため在庫を保持するコストがかかり在庫や物流の最適化が重要な商品である。

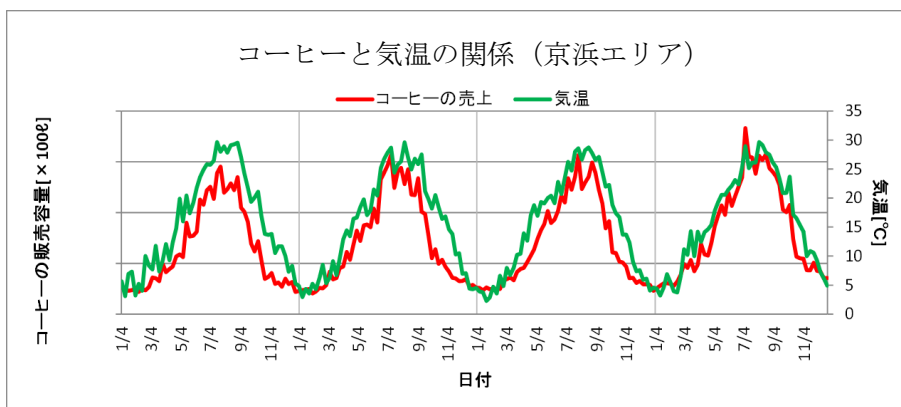


図 3.8 ペットボトルコーヒーの売上と気象の関係

一方で、近年は物流分野ではモーダルシフト（図 3.9）を推進する動きが強まっている。高齢化にともないトラックドライバーの平均年齢の上昇が進むと同時に若年層でのドライバー希望者が減少しており、将来的にドライバー不足が懸念されている状況にある。したがって、「二酸化炭素排出量の低減による環境保護の取り組み」だけでなく、「ドライバー不足の状況下で少人数による大量輸送を実現し、産業インフラの維持を実現できる取り組み」としても、モーダルシフトは物流業界だけではなく広く産業界からも大きな期待が寄せられているからである。

しかし、モーダルシフトを行うためには輸送時間が長くなるため、綿密な輸送計画と輸送量の決定を早期に実施する必要がある。通常は気象庁などから発表される 1 週間気象予測を利用してオペレーションを実施しているが、船舶輸送を実施するためには意思決定を早める必要があり 2 週間程度の気象予測が求められている。

また、モーダルシフトを行った場合も、日本近海の船舶輸送では海流の影響を受け、航路計画によって燃料消費量が異なるため、海象予測を利用して最適な航路選択をすることが求められている。

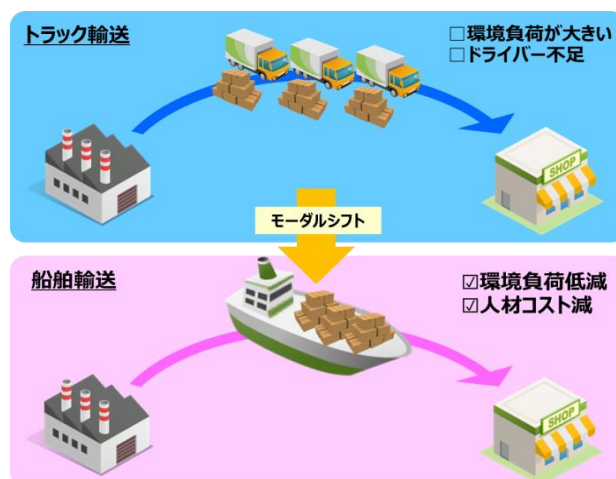


図 3.9 モーダルシフトの模式図

## (2) 実証実験内容

実証実験では、日本気象協会が「平成 26 年度次世代物流システム構築事業」で開発した 2 週間気温予測を、ネスレ日本に配信した。ネスレ日本では最新の気象予測をもとに製品の補充数量や日程の調整を行うことで、在庫レベルの圧縮と欠品のゼロ化を推進した。また、生産拠点から距離のある九州方面への出荷において内航船の利用を推進し、環境負荷の低減を図った。

一方、川崎近海汽船では、日本気象協会が「平成 26 年度次世代物流システム構築事業」で開発した簡易版 ECoRO を利用し、海象予測（海上風、波浪、海潮流）を配信し、内航船の省エネルギー運航を図った。

### (3) 情報内容

情報は各地域の2週間気温予測と海象予測を配信した。

2週間気温予測では、表3.9の内容で日々、情報送信を行った。飲料の需要は季節変化をするため、前年の売上実績が参考になる場合がある。そこで、2週間気温予測情報は前年同曜日の気温変化と合わせて送信した(図3.10)。また、梅雨明けや台風、急激な気温変化など特徴のある状況の場合は、コメントなどで注意喚起を行った。ネスレ日本では、この情報を利用することによりこれまでの気象庁の1週間予測を利用するより意思決定を早め、モーダルシフトを推進した。

表 3.9 2週間気温予測の内容

項目	内容
対象地点	札幌・仙台・東京・静岡・名古屋・大阪・広島・福岡
要素	気温(予測、前年同曜日)、変化傾向、平年値 コメント付き
配信	1回/日 13~14時
配信方法	メール

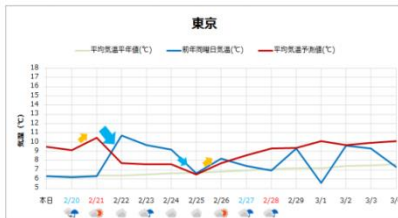
#### 東京気象予測 02月19日(金)発表

気温は、平年を上回る状態が続く。

■ 発表日  
2016年02月19日(金)

■ 一言メモ

■ コメント



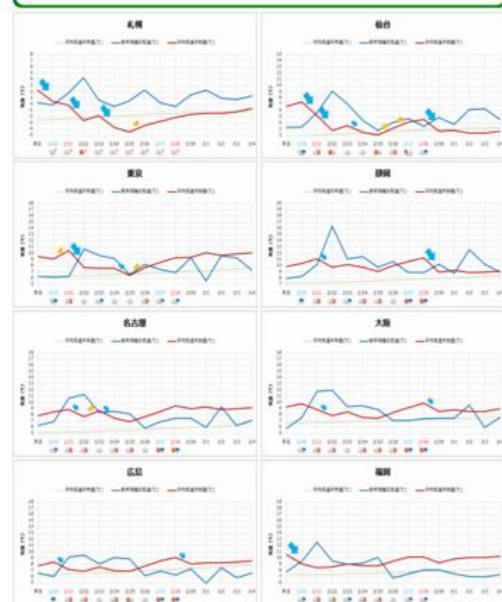
気温は、平年を上回っています。21日~24日は下降傾向となって、25日は平年並みとなりますが、再び上昇傾向となって、平年を上回る状態が続く見込みです。天気は、20日は低気圧が本州の南岸を東進するため、雨が降り、23日は気圧の谷の影響で、一時雨が降るでしょう。

一般財団法人 日本気象協会  
防災ソリューション事業部  
〒100-8558 東京都千代田区千代田  
Tel:03-5566-8154



#### 全国気象予測 02月19日(金)発表

気温は、北日本では24日まで下降傾向となり、その後は上昇傾向となるでしょう。北海道では23日から27日は平年を下回り、冬巻きの需要が高くなることが予想されます。その他の地域は、平年を上回る状態が続くでしょう。天気は、20日は低気圧が本州の南岸を東進するため、全国的に雨が降り、23日は気圧の谷の影響で、曇りや雨となる所が多いでしょう。



一般財団法人 日本気象協会  
防災ソリューション事業部  
〒100-8558 東京都千代田区千代田  
Tel:03-5566-8154



図 3.10 2週間気温予測の配信例

川崎近海汽船に送信した海象情報の配信内容を表 3.10 に示す。また、配信例として最適航路・海潮流・海上風・波浪を図 3.11 に示す。海上風・波浪・海潮流については、船からの観測値を利用してデータ同化を行い、より精度の高い情報を構築した。

表 3.10 簡易版 ECoRO の配信内容

情報	モデル	解像度	更新頻度	予測時間
海上風	Synfos JWA	計算用 (約 3.7 km) 表示用 (約 10 km)	8 回/日	96 時間
波浪	JWAve JWA		1 回/日	
海潮流	JCOPE JAMSTEC	表示用 (約 10 km)	30 分ごと	
海霧	ひまわり霧	表示用 (約 10 km)		

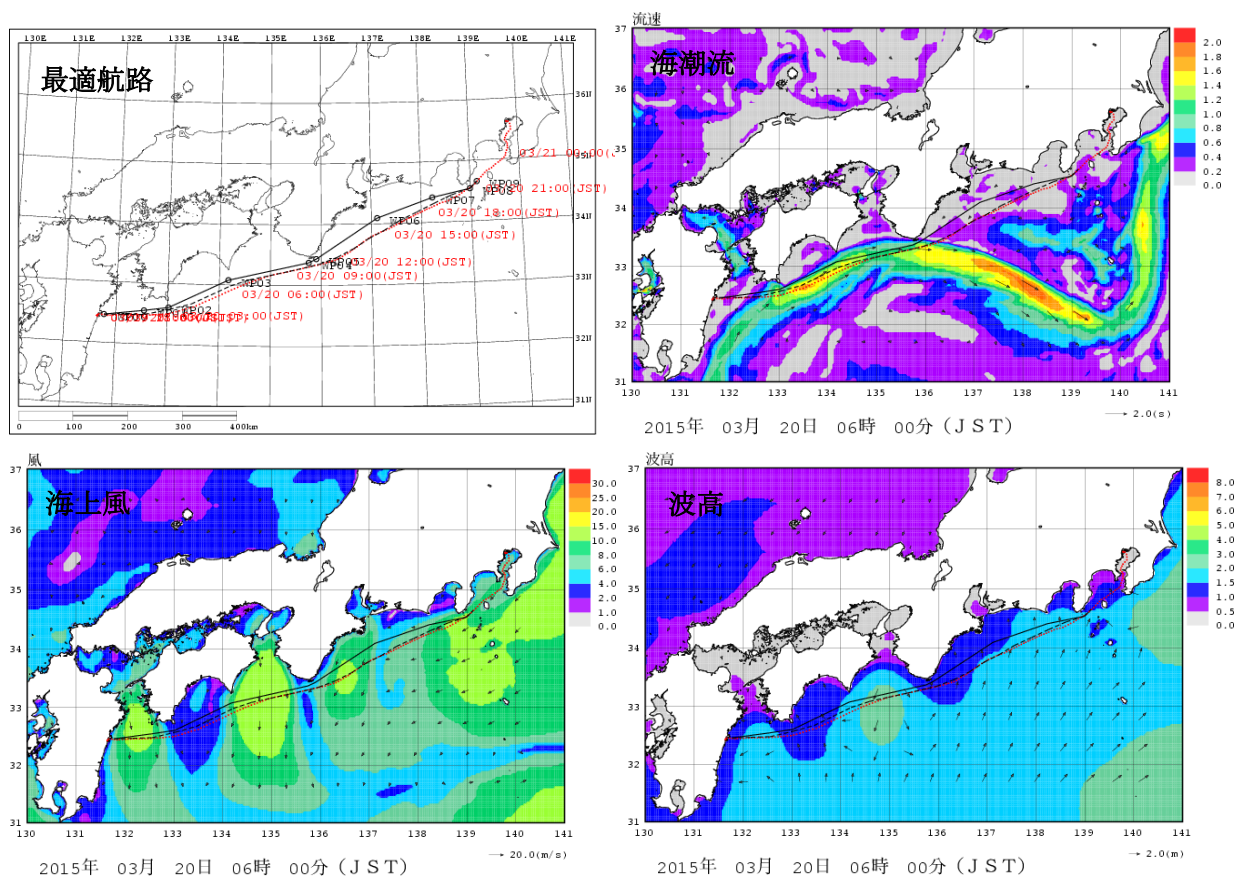


図 3.11 簡易版 ECoRO で送信した情報

#### (4) 結果

二酸化炭素ロス削減量は、モーダルシフトと省エネルギー運航のそれぞれについて以下の式で算出した。削減量は事業前の2014年度と比較した値を示す。

$$\begin{aligned} \text{モーダルシフト} &= \text{貨物量} \times \text{貨物1トン当たりのCO}_2\text{削減量 (0.0628 tCO}_2\text{/t)} \\ \text{省エネルギー運航} &= \text{総CO}_2\text{発生量} \times \text{削減率 (3.5\%)} \end{aligned}$$

その結果、サプライチェーン内の輸送方法の変更による二酸化炭素ロス削減量は147.5tonとなった。

### 3.2.3 販売促進

#### (1) 枠組み

販売促進は Mizkan（メーカー）、国分グループ本社（卸）、京王ストア（小売）と協力して実証実験を行った。対象商品は売上変動が大きく、日単位のオペレーションが可能な精肉・鮮魚・青果（生鮮三品）とした。また、加工食品の中でも冬場に季節変動の大きな鍋つゆなどの製品も対象とした。

小売店の売上は気象状況によって大きく変動するが、この売上変動を予測しオペレーションに活かすことができないために、食品ロス・機会ロスが発生している。そこで、本実証実験では、気象による各商品の売上変動を解析し、日々の予測を行った上で、棚割りなどを変更することとした。

気象による各商品の売上変動の解析では、期間を限定した上で気象のパターン分けを行い、それぞれのパターンにおける各商品の売上変動を調査することで行った。

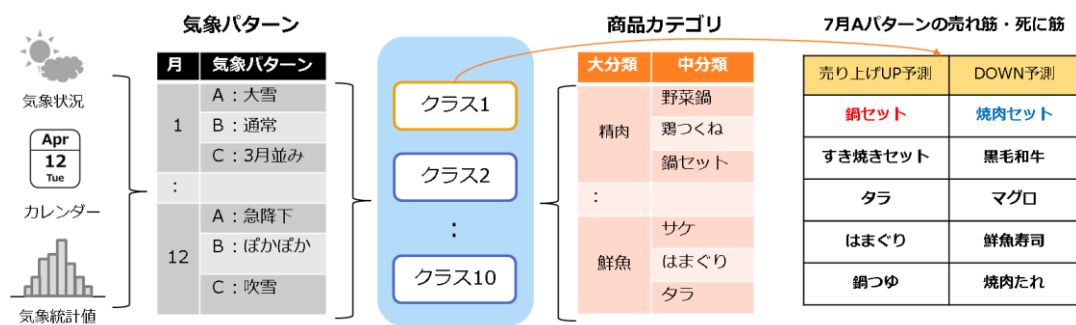


図 3.12 気象状況と売上の関係性解析のイメージ

## (2) 実証実験内容

実証実験では、時期を冬から春の季節の端境期である2～3月とし、2～3月における各気象パターンにおける売上を整理した上で、毎週月曜日と木曜日に5日分の気象情報と気象パターンを配信した。

解析では、対象期間を2014～2015年の2月・3月とし、京王ストアの売上を対象に、気象パターンを「寒い」「肌寒い」「快適」「暖かい」に分け、その気象パターンにおける売上を整理した。気象データは東京のAMeDAS観測値を利用し、売上データは京王ストア全店舗の精肉・鮮魚・青果・加工食品を対象とした。

表 3.11 販売促進実証実験利用データ

項目	内容
期間	2014～2015年 2月、3月
気象データ	AMeDAS 観測値（東京） 気温・湿度・日射量・風速
売上データ	京王ストア全店舗の精肉・鮮魚・青果・加工食品

気象パターンは式2-1に示すPMVを利用し、表3.13の分類とした。出現回数を見ると、2～3月では快適がもっとも多く、次いで、肌寒い、暖かい、寒いの順となっていた。

$$\begin{aligned}
 PMV = & [0.303Exp(-0.036M + 0.028)]\{(M - W) - 3.05 \\
 & \cdot 10^{-3}[5733 - 6.99(M - W) - P_a] - 0.42[(M - W) - 58.15] \\
 & - 1.7 \cdot 10^{-5} \cdot M(5867 - P_a) - 0.0014M(34 - P_a) - 3.96 \\
 & \cdot 10^{-8}f_{cl}[(t_{cl} + 273)^4 - (t_r + 273)^4] - f_{cl}h_c(t_{cl} - t_a)\}
 \end{aligned} \tag{3-1}$$

M	: 代謝率 ( $W/m^2$ )
W	: 有効動力 ( $W/m^2$ )
$P_a$	: 大気圧 ( $Pa$ )
$t_{cl}$	: 衣服の気温 ( $^{\circ}C$ )
$t_r$	: 平均気温 ( $^{\circ}C$ )
$f_{cl}$	: 衣服被覆係数 (—)
$h_c$	: 熱伝導係数 ( $W/m^2K$ )

表 3.12 PMV と気象のパターン分け (2014年～2015年 2月・3月)

	寒い	肌寒い	快適	暖かい
PMV の値	$PMV \leq -2$	$-2 < PMV \leq -1$	$-1 < PMV \leq 1$	$1 < PMV$



出現回数	14 日	56 日	93 日	15 日
------	------	------	------	------

結果の一例を表 3.13 に示す。2 月の精肉では、気温が上がると厚切りの焼肉（炒め物）用の肉が売れ、気温が下がると薄切りの鍋用の肉が売れる。このように、すべての単品商品についてこの解析を行った上で、気象パターンごとの売れ筋商品の整理を行った。

表 3.13 結果の一例 各気象パターンにおける精肉の売上（2 月の休日）

カテゴリ		寒い	肌寒い	快適	暖かい
しゃぶしゃぶ	牛	87.1%	102.4%	101.8%	88.0%
	豚	105.5%	105.1%	97.3%	91.4%
焼肉	牛	89.2%	97.7%	102.9%	99.6%
	豚	66.5%	101.5%	100.3%	112.2%

### (3) 情報内容

情報は日本気象協会から京王ストアに月曜日と木曜日にデータを送信した。送信情報の概要を表 3.14 に示す。

表 3.14 送信情報の概要

項目	内容
送信日	月曜日（水曜日～日曜日のデータ） 木曜日（金曜日～火曜日のデータ）
送信時期	2 月 13 日～3 月 27 日
送信方法	メール
送信内容	気温、風速、相対湿度、PMV、該当するカテゴリ 今週の気象状況の見通し

明日17日(金)は暖かくなるでしょう。その後は急速に下降し、肌寒い日が続くでしょう。

	2/17(金)	2/18(土)	2/19(日)	2/20(月)	2/21(火)
天気	☀️晴れのち曇り	☀️晴れのち曇り	☀️晴れのち曇り	☁️曇りのち晴れ	☁️曇りのち晴れ
気温(℃)	5.8 12.3 18.1 12.3	5.3 11 7.3 4.3	1.7 9.3 8.1 4.5	1.9 9.3 10.9 6.2	3 9.6 10.9 6.2
湿度	76 76 72 68	62 60 58 68	64 54 48 62	68 56 68 74	82 58 62 76
風速	3.5 m/s	3.5 m/s	4.8 m/s	3.3 m/s	4.0 m/s
PMV	-0.23	-1.01	-1.21	-0.66	-1.02
カテゴリ	快適	肌寒い	肌寒い	快適	肌寒い

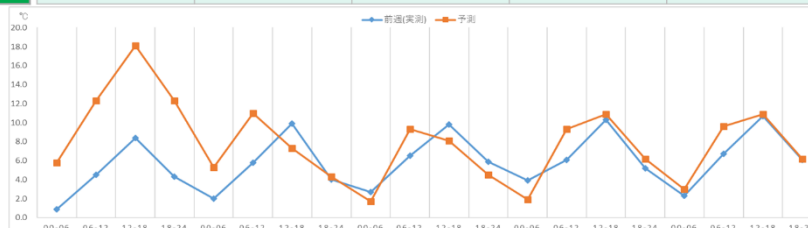


図 3.13 送信情報の一例

### 3.2.4 終売オペレーション

本項では、鍋つゆの終売オペレーションについて実施した実証実験の概要を示す。この実証実験は、株式会社バローホールディングスの店舗で販売している株式会社 Mizkan の鍋つゆの季節終盤の販売数を予測し、マークダウンコストの適正化を図る目的で実施した。実証実験の概要を表 3.15 に、実施スケジュールを図 3.14 に示す。なお、本実証実験は実際の店舗オペレーションの変更は行わず、机上検討として実施した。

表 3.15 終売オペレーション実証実験の概要

項目	内容
目的	終売オペレーションの適正化
対象商品	株式会社 Mizkan ベまで美味しいシリーズ (とんこつしょうゆ、ごま豆乳)
時期	2017年1月~2月 (鍋つゆの終了時期)
情報配信	2017年1月27日、2月3日、10日、17日
対象店舗	スーパーマーケットバロー 代表3店舗
利用データ	鍋つゆ在庫量実績 気象予測、鍋つゆの需要予測
実施内容	1. 需要予測モデルの構築 2. 需要予測情報の配信 3. 昨年度の同店舗の在庫実績との比較

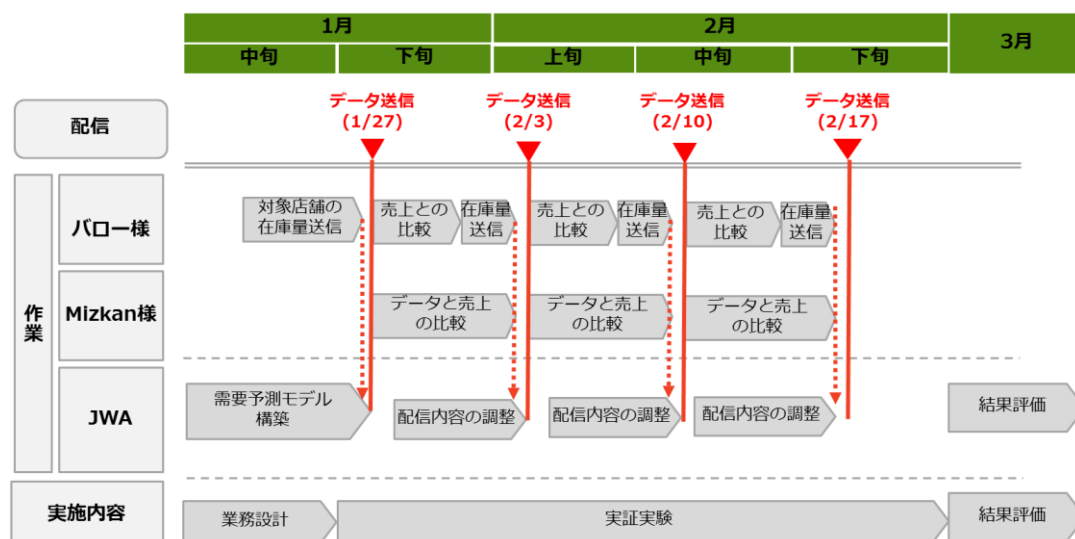


図 3.14 集売オペレーション実証実験スケジュール

### (1) 需要予測モデルの構築

はじめに実証実験に利用する需要予測モデルの構築を行った。モデルの構築条件を表 3.16 に示す。2009 年度～2014 年度の 6 年間の販売実績を用いて、2015 年度のバロー全店舗合計の週次の販売数および代表店舗の日次の販売数の需要予測を行った。説明変数には過去の売上実績と気温、値引率を使用した。

図 3.15、図 3.16 に結果の一例として全店舗のごま豆乳鍋つゆの週次需要予測の結果を示す。これより、全店舗の週次の需要予測では決定係数が 0.9 を超え、市場規模解析と同様の高精度で需要予測ができていることが分かる。これにより、実績データの店舗数と期間が十分に整っていれば、小売チェーン店の需要予測精度も市場規模解析同様に行うことができることが示唆された。この需要予測モデルでは値引きによる需要の変動も表現する事ができるため、どのタイミングでマークダウンを行うことが適切かシミュレーションを行うことが可能となる。

なお、今回の実証実験では 3 月末までの日次の予測情報の配信を行った。

表 3.16 終売オペレーション実証実験の需要予測モデルの構築

項目	内容
データ期間	学習期間：2009 年度～2014 年度 テスト期間：2015 年度 ※各年度の区切りは 9 月～5 月
商品	Mizkan ベまで美味しいシリーズ (ごま豆乳、とんこつしょうゆ)
店舗	全店舗合計週次販売個数 店舗別日次販売個数 (代表 3 店舗)
説明変数	前年実績売上、平均気温、値引率
予測手法	週次：トレンド、周期、不規則変動 日次：機械学習
利用データ	鍋つゆ在庫量実績 気象予測、鍋つゆの需要予測

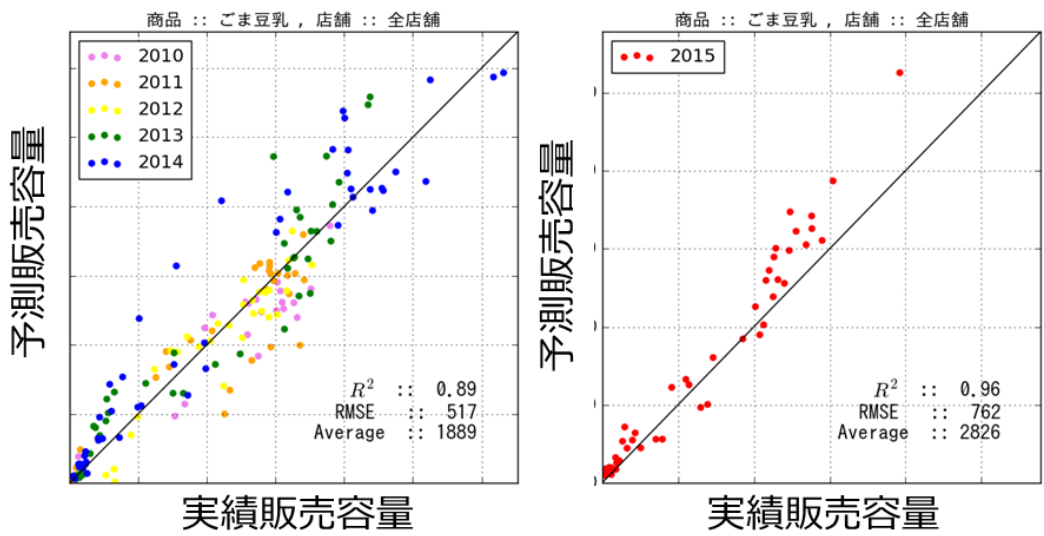


図 3.15 バロー全店舗のごま豆乳鍋つゆの実績販売数と予測販売数の散布図  
(左図：学習期間、右図：テスト期間)

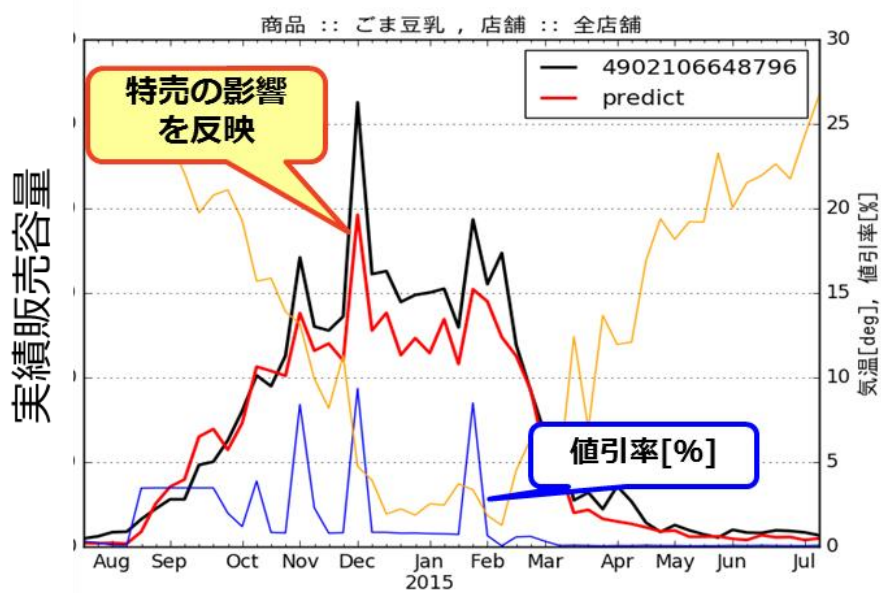


図 3.16 バロー全店舗のごま豆乳鍋つゆの実績販売数と予測販売数の時系列図(2015 年度)

## (2) 情報配信

実証実験内で配信した情報のサンプルを以下に示す。配信した内容は、この先の気象予測、対象店舗の鍋つゆの販売予測に基づく在庫量予測の 2 種類である。在庫量予測については、現行シナリオ（全く値引きを行わない場合）および売り切りシナリオ（天候に応じて値引きを実施した場合の予測）の 2 種類を提示した。売りきりシナリオについては、今後の気温の傾向からどのタイミングでマークダウンを行うことが適切か、という想定を行うことを目的として実施した。今回の実証実験では利益率の最大化シナリオ等は含めていないが、将来的には「この先の気温の傾向からどのタイミングでどの程度マークダウンを行うことが利益率の最大化につながる」というシナリオの提示が可能になると考えられる。

図 3.17 に実証実験で配信した気温の予測情報、図 3.18 には在庫量の予測情報を示す。気温情報では今後の日次の気温の変化を 2 週間先まで示し、気温が上下するタイミングを提示した。

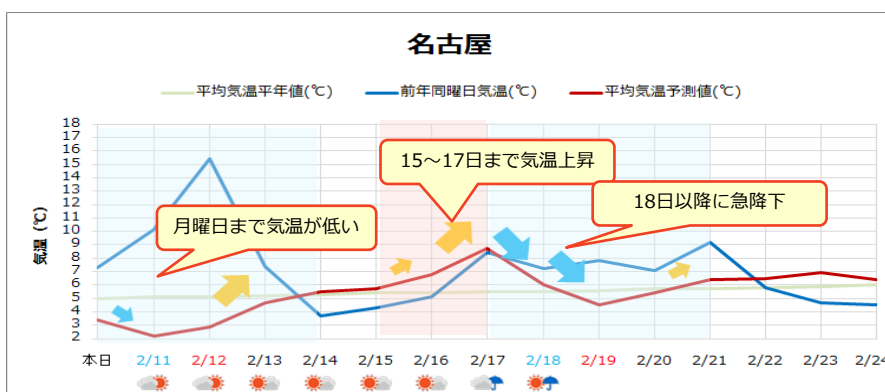
図 3.18 では気温を基にした需要予測情報と前日までの在庫実績を用いて、マークダウンを全く行わない場合の各商品の終売予定日を示し、その中で一部商品・店舗を抽出し、「平均気温が 5 度以下となる日に値下げを行った場合」や「前日より気温が下がった日に値下げを行った場合」などの価格シナリオを提示する形で終売日の想定を行った。

## 今後の気温予測(日次)



### ▶ この先2週間の日次気温予測

- 11～13日まで平年より低い気温の推移となる見込みです。今週末は**日本海側で積雪が多くなる見込み**です。
- 低気圧の通過により、**2月15～17日にかけて気温が上昇し、18日以降に気温が下がるでしょう。**



Confidential

Japan Weather Association All Rights Reserved.

2

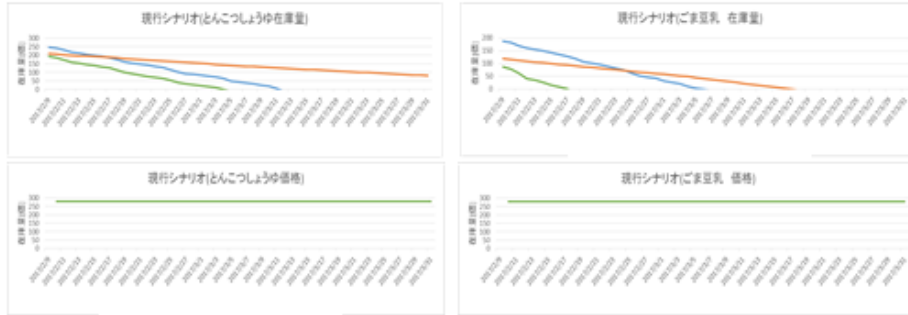
図 3.17 終売オペレーション実証実験配信情報(気温予測)

## 今後の鍋つゆの在庫量予測(現行シナリオ)

### ▶ 現行シナリオ(マークダウンなし)

全くマークダウンしない状況では、終売予定日は以下の予測です。

商品名	A店	B店	C店
とんこつしょうゆ	○月○日	○月○日	○月○日
ごま豆乳	○月○日	○月○日	○月○日



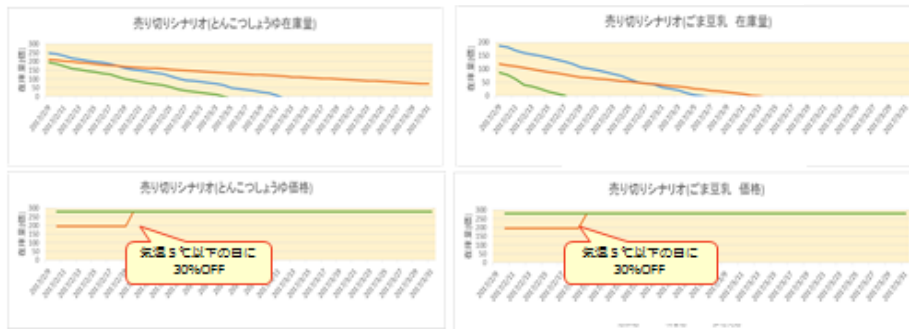
Confidential

## 今後の鍋つゆの在庫量予測(売り切りシナリオ)

### ▶ 売り切りシナリオ(B店 2品)

B店のとんこつしょうゆ・ごま豆乳を気温が5℃以下の日に30%値引した場合

商品名	A店	B店	C店
とんこつしょうゆ	○月○日	○月○日	○月○日
ごま豆乳	○月○日	○月○日	○月○日



Confidential

図 3.18 終売オペレーション実証実験配信情報(需要予測)

(上段：現行シナリオ、下段：売り切りシナリオ)

### 3.2.5 CPFR

#### (1) 枠組み

対象商品は冷蔵が必要で日々生産する日配品である豆腐とし、相模屋食料（メーカー）、タイヨー（小売）と協力して実証実験を行った。

メーカーにおいては、豆腐の生産には 2 日かかるが小売店からの発注は前日にあるため見込み生産をせざるを得ない商品である。しかし、小売店からの発注量は曜日や特売、気象によって大きく変動する。したがって、この発注量を日々、予測してオペレーションを実施している。H27 年度事業では、気温や体感気温、豆腐の売上指数などの情報を配信することで、発注量予測の精度を 30% 向上させることができた。しかし、それでも発注量予測には誤差が発生しており、その誤差によってムダが生じている。メーカーでは小売業の発注に対してできる限り欠品を起こさないようにオペレーションを実施しているため、予測が外れた場合は食品ロスが発生することになる。

一方、小売店においては、消費者による購買数を予測して仕入れを行っており、この購買予測に誤差があった場合は、食品ロス・機会ロスが発生する。しかし、消費者の購買量は曜日や特売、気象によって変動する。特に雨や雪の場合は来店客数が減少するため、売上も大きく減少する。現在は各店舗の担当者が経験と勘で需要予測した上で発注量を決定しており、発注担当者によってブレが生じ、変動の大きな要素である気象の効果を考慮できていない。したがって、小売店では豆腐の需要予測の精度向上・自動化が課題となっている。

これらの問題を解決する方法として、CPFR (collaborative planning forecasting and replenishment) を実施した。CPFR では、小売店の需要予測をメーカーと共有することで SCM 全体を効率化する手法である (図 3.19)。本実証実験では、まず小売店の需要予測を人工知能と気象予測を利用することによって高度化し、需要予測を 1 日前倒ししてメーカーの見込み生産を受注生産に変更する。

これによって、小売店の需要予測高度化によるオペレーション向上、メーカーの受注生産による食品ロス減少が期待される。

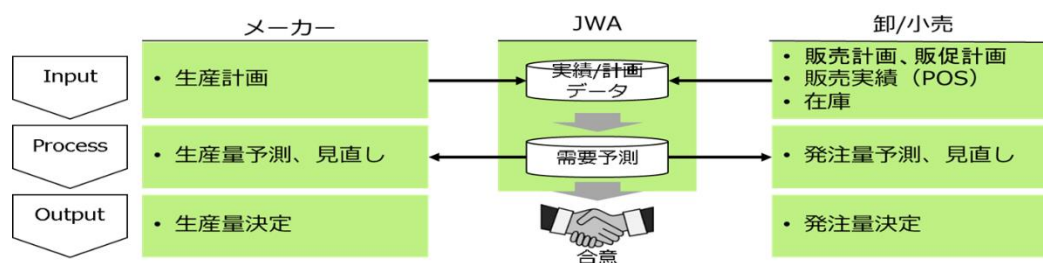


図 3.19 CPFR の概念図



本実証実験でメーカー（相模屋食料）と小売業（タイヨー）が CPFR を実施する際のイメージ図を図 3.20 に示す。

現状では、小売が特売計画を立てその情報をメーカーに伝える。メーカーは生産に 2 日かかるため小売からの発注量を予測して生産を行う。この際、売り切れを防ぐため少し多めに生産を行う。1 日前、小売業は消費者の購買量を予測し現時点の在庫を考慮して発注行為を行う。このメーカーの発注量予測と小売の需要予測のずれがあった場合は食品ロスが発生する。一方、小売業においても需要予測と実際の消費者の購買量にずれがあった場合は食品ロスや機会ロスが発生する。このように、現状では予測は 2 箇所で行われ、どちらにおいても誤差があった場合はロスが発生する状況になる。

実証実験では、小売の需要予測を 1 日前倒しし、その需要予測をメーカーと共有する。これによって需要予測は 2 箇所から 1 箇所に変更となり、メーカーは見込み生産から受注生産に変更になる。その結果、メーカー側の食品ロスは大きく削減できることが可能になる。一方、小売業は在庫リスクを 1 日余分に持つことになり、在庫の考え方を再構築する必要がある。しかし、本実証実験では需要予測に人工知能と気象予測を利用することで高度化し、精度を向上させることで、在庫リスクを吸収し従来と同様のオペレーションを目指すものである。

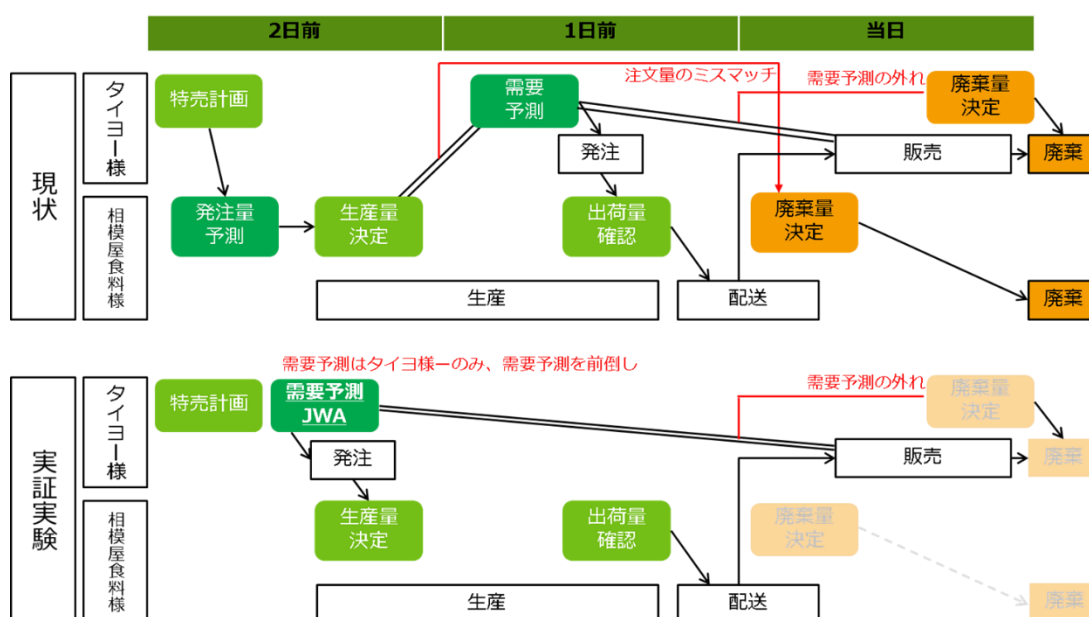


図 3.20 受発注のイメージ図

## (2) 実証実験内容

実証実験の概要を表 3.17 に示す。

対象商品は「滑らか木綿」と「焼いて美味しい絹厚揚げ」とした。なめらか木綿は定番商品であり、かつ賞味期限が約 1 週間と長いため、小売店ではある程度の在庫を持ちながら運用しており、食品ロスや機会ロスは発生していない。焼いて美味しい絹厚揚げは特売の際に売上が通常時の数倍となる商品であるが、売れ行きのよい商品のため、こちらも食品ロスや機会ロスは発生していない。本実証実験では、従来のオペレーションでは小売店で食品ロスや機会ロスの発生していない商品を対象に、需要予測を前倒した場合にオペレーション上、問題が発生しないかを検証した。

対象店舗は全店舗とした。これは、小売店がメーカーに発注する際は、全店舗の合計値を発注しているため、本実証実験でも全店舗の売上を予測した上でその合計値をメーカーと共有した。

日々のオペレーションでは、日々、日本気象協会がタイヨーから前日までの売上と今後の特売情報を受信し、気象予測を取り込んだ上で人工知能を利用して需要予測を行い、タイヨーに送信して発注量を協議し合意した上で相模屋食料に送付し、三社で合意するというスケジュールで実施した。日々の情報送信スケジュールを図 3.21 に示す。

また、日々の情報の送受信では、閉域網で情報の送受信を行った上でウイルスチェックなど検疫を行うなどセキュリティの高い状況で実験を行った。日々の情報の送受信のイメージを図 3.22 に示す。

表 3.17 実証実験の概要 (CPFR)

項目	内容	備考
店舗	全店舗	タイヨーの 32 店舗
対象商品	なめらか木綿 焼いて美味しい絹厚揚げ	滑らか木綿：定番商品 焼いて美味しい絹厚揚げ：特売商品
期間	11 月 20 日～12 月 12 日	11 月 1～10 日：需要予測準備期間 11 月 11～20 日：連携準備期間
解析に利用したデータ	各店舗の売上、在庫量 特売計画、気象	各店舗の過去売上実績、 特売は需要予測に利用 在庫量は発注量を求めるために利用
共有したデータ	2 日後の全店舗合計発注量	各店舗の予測を合計
発注方法	先付けオンライン発注	通常時とは異なる事前発注

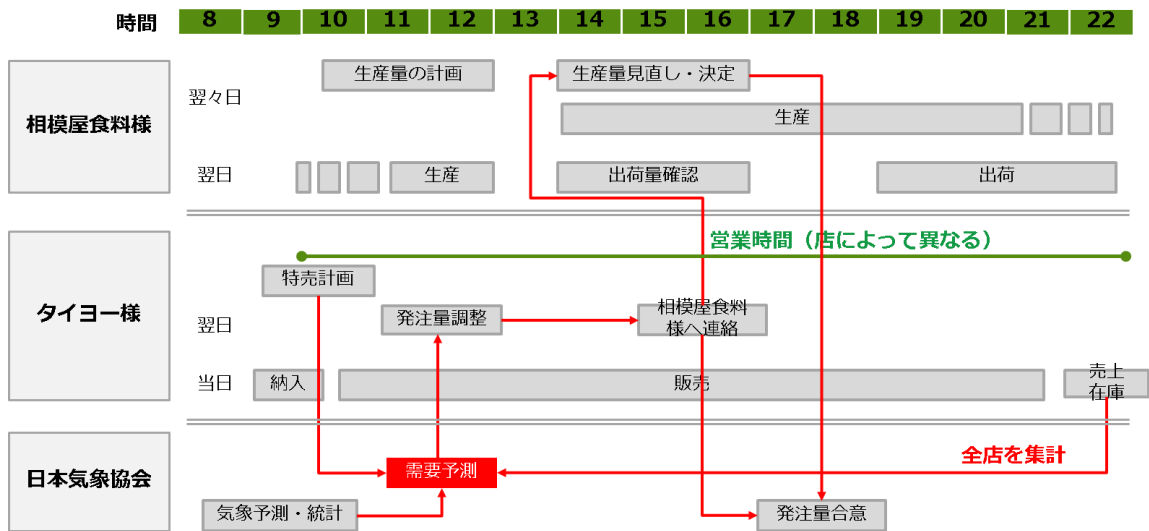


図 3.21 日々の情報送信スケジュール

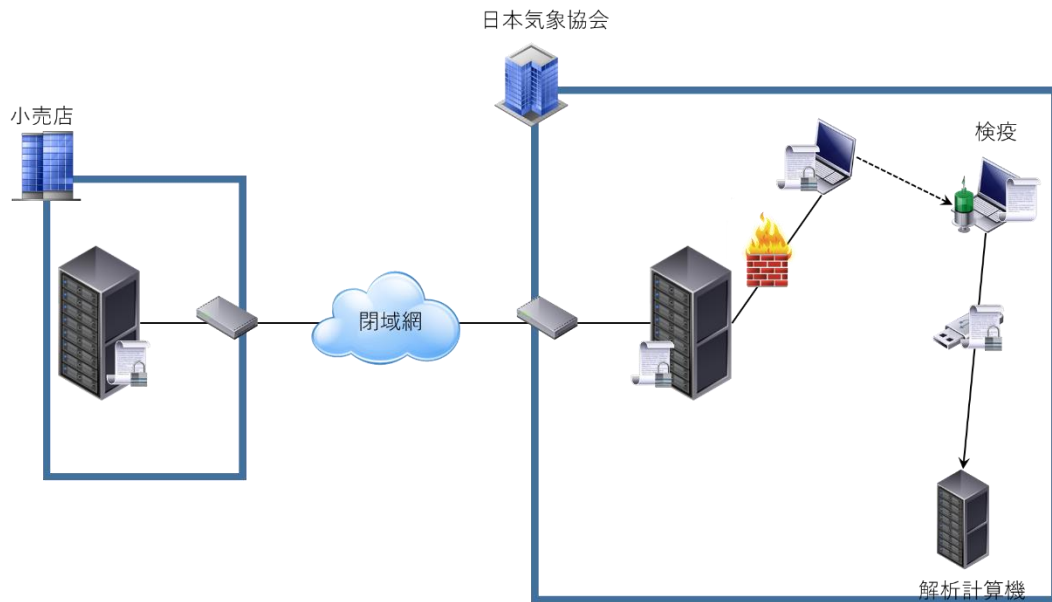


図 3.22 情報送受信の手法

### (3) 予測手法

本実証実験では第 2 章で開発した人工知能（機械学習）を考慮した需要予測手法を利用して予測式を作成し、日本気象協会の独自予測である JWA ポイント予測を利用して需要予測を行った。説明変数には、売上データは販売実績と販売価格を、気象データは気温と降水量・降雪量を利用した。また、付加的価値として需要変動に大きな影響のある来店客数の予測も行った。予測手法の概要を表 3.18 に示す。

表 3.18 予測手法の概要

項目		備考
手法		機械学習（Random Forest）
収集データ期間		2013 年 1 月 1 日～2015 年 12 月 31 日（3 年間）
粒度		単品、店ごと、日単位
商品		なめらか木綿（定番商品） 焼いて美味しい絹厚揚げ（特売商品） 来店客数
説明変数	売上	販売実績、販売価格
	気象	気温（平均、最高、最低、変化）、降水量、降雪量
予測データ		JWA ポイント予測

※ JWA ポイント予測とは日本気象協会が独自に行っている 8 回/日更新される予測

日々の予測は、①前日までの売上データから機械学習手法で予測式を見直し、②特売計画・気象予測データを入力し需要予測を行い、③需要予測値から最適在庫・現在在庫を考慮して発注量を算出し、④定められた発注単位、発注範囲などを考慮して修正した。

需要予測値から発注量を求める手法を、式 3-2 に示す。ここで、最適在庫はこれまでのタイヨ一のオペレーションを参考に決定した。また、定められた発注単位は、なめらか木綿は 1 ケース単位（24 個）、焼いて美味しい絹厚揚げは 1 個単位とした。

$$f_o(t) = f_d(t) + S_{opt} - S(t) \quad 3-2$$

$f_o$	: 発注量（個）
$f_d$	: 需要量（個）
$S_{opt}$	: 最適在庫（個）
$S$	: 在庫量（個）

需要予測結果の一例として、A店のなめらか木綿、2015年10月1日～12月31日の予測値を示す。ここでは気象を完全に予測できたと仮定して検証を行った。なめらか木綿は、図 3.23 に示すように曜日の影響を受けて変動し週末に売上が増加する。また、気温と逆相関の関係で、気温が下がる時に売上が増加し、気温が上がる時に売上が減少する。予測結果を見ると、予測値はその売上変動を表現できていることがわかる。予測値の相関係数は 0.73（決定係数 0.53）とある程度の精度であることが確認された。

同様に来店客数予測結果の一例として A 店の同時期の予測値を示す。来店客数は豆腐だけでなく、あらゆる商品の売上に影響する指数であるが、図 3.24 に示すように曜日の影響を受けて変動し週末に来店客数は増加する傾向がある。また、店舗にもよるが一般的には雨や雪が降ると客数が減少する。予測結果を見ると、予測値はその変動を表現できていることが分かる。予測値の相関係数は 0.66（決定係数 0.81）と豆腐の需要よりも精度が高いことが分かっている。

A 店以外の店舗についても同様に精度検証を行った。各店舗の精度比較を図 3.25 に示す。各店舗も A 店と同程度の精度を確保できており、本予測結果はオペレーションも可能であると評価した。

- ・店舗：A 店
- ・時期：2015 年 10 月 1 日～12 月 22 日
- ・商品：なめらか木綿
- ・完全予測を仮定した精度検証

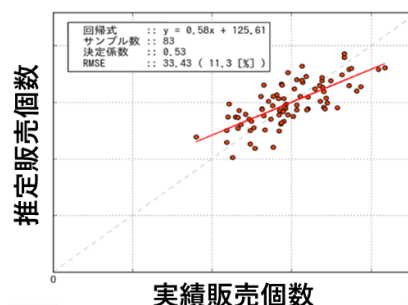
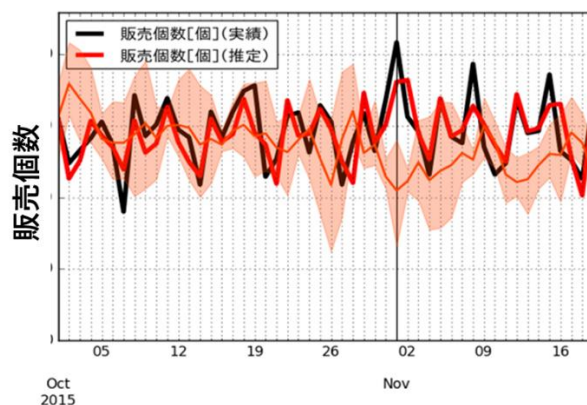
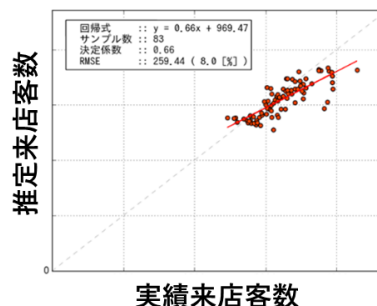


図 3.23 需要予測結果の一例（店舗：A 店）  
（黒線：実績販売容量、赤線：気象を利用した推定値）

- ・店舗：A 店
- ・時期：2015 年 10 月 1 日～12 月 22 日



- 商品：来店客数予測
- 完全予測を仮定した精度検証

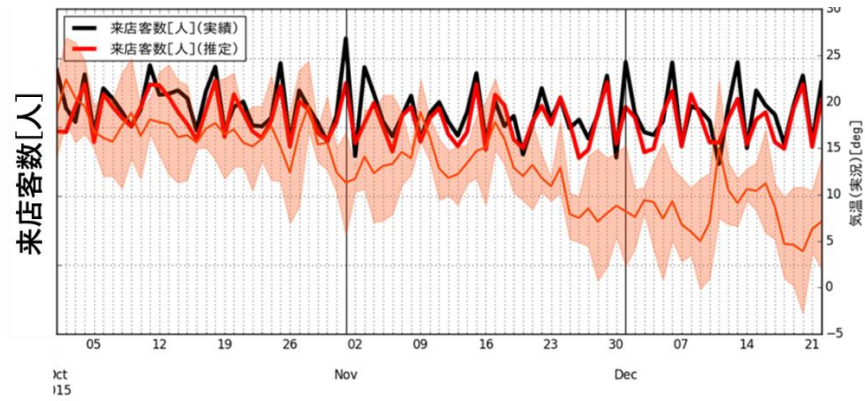


図 3.24 来店客数予測結果の一例（店舗：A 店）  
 （黒線：実績来店客数、赤線：気象を利用した推定値）



図 3.25 各店舗の需要予測精度  
 （左：なめらか木綿、右：来店客数）

#### (4) 情報内容

情報内容としては、小売店には各店舗の売上予測を配信し、メーカーには全店舗合計の予測値を配信した。小売店とは売上データなども送信するため受配信専用のサーバを通してデータを共有し、メーカーにはメールで配信した。小売店・メーカーとの受配信データの概要を表 3.19 に示す。ここで特別注文とは、小売店に弁当屋や旅館などから特別に発注が来るような場合であり、本実証実験ではこの特別注文によって生じる需要予測の誤差も CPFR による誤差として扱った。

小売店へ送った配信データの例を表 3.20 に示す。発注日が 2016 年 11 月 21 日に対し納品日が 11 月 23 日になっているように、本実証実験では 2 日前発注とした。

表 3.19 受配信データの概要

項目	小売店	メーカー
店舗	各店舗	各店舗・全店舗合計
受信データ	前日までの需要実績 来店客数実績 特売計画 特別注文	なし
配信データ	需要予測、発注量予測 来店客数予測	発注量 特別注文
時間	12 時	15 時
配信方法	FTP-PUT	メール

表 3.20 配信データ例（豆腐需要予測）

納品日	発注日	Jan コード	店舗番号	店舗名	予測数	発注単位	発注ケース	発注バラ数
2016/11/23	2016/11/21	4974168100017	20	A	285	24	12	288
2016/11/23	2016/11/21	4974168100017	24	B	325	24	14	336
.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.

## (5) 結果

従来は、メーカーでは小売店からの発注量を予測して生産を行っていたが、実証実験では、小売店の需要予測を 2 日前に変更し共有することで見込み生産を受注生産に変更した。

定番商品のなめらか木綿における、従来と実証実験のメーカーの売上予測結果の予測精度を表 3.21 に、時系列を図 3.26～図 3.27 に示す。従来手法ではメーカーの発注量予測は実際の発注量とは誤差が生じており、その誤差は売上平均値に対して 8.0%であった。一方、実証実験では誤差はほとんど発生しておらず平均値に対して 0.4%となっていた。これは、見込み生産を受注生産に変更したため、メーカーは予測をする必要がなくなり、誤差が減少したと考えられる。その結果、メーカーでは生産量を最適化することができ、オペレーションが効率化した。

ここで、0.4%分は誤差が生じていたが、これは旅館や弁当屋から特別に生じた発注であり、これらは事前合意していないものについても対応した。

表 3.21 予測結果の精度（前年と実証実験の比較）

時期	BIAS	RMSE	誤差率
前年	-134.8 個	518.6 個	8.0%
実証実験	-10.3 個	25.1 個	0.4%

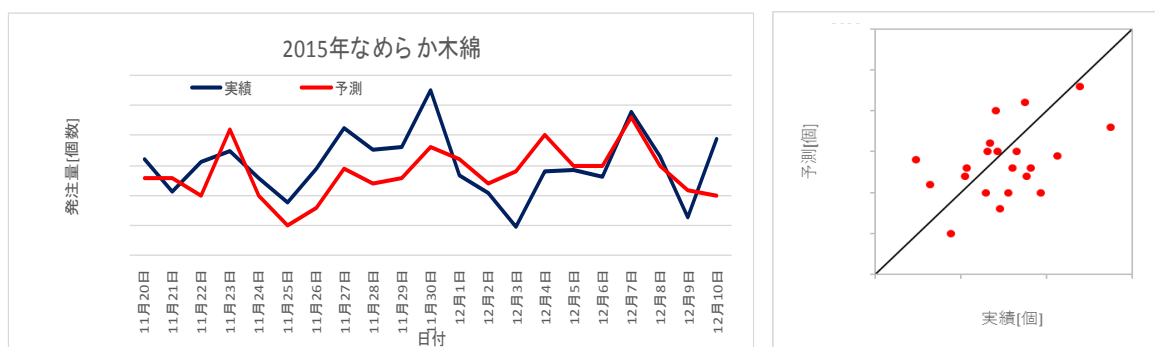


図 3.26 従来のメーカーの発注量予測  
(2015 年、商品：なめらか木綿)



図 3.27 実証実験のメーカーの発注量予測



(2016 年、商品：なめらか木綿)

小売店ではこれまでは1日前の発注であったが、実証実験では2日前の発注に変更した。豆腐は賞味期限が約1週間あるため、小売店では在庫を持ちながらオペレーションを行っており、需要予測は実際の売上の95~110%を目標としている。95~110%としているのは、売上より発注量が少ない場合は売り切れ（機会ロス）となるため、少し過大に予測を行っているからである。

2015年の小売店の発注量と実際の売上の比較図を図3.28に示す。発注量と需要予測は概ね同程度の値を示しているが、日によっては需要変動と発注量に大きなずれが生じている時も存在した。BIAS101%、RMSEは737個であり、実際の売上の95~110%の範囲内に収まった確率は48%であった。一方、発注を1日前倒しした実証実験ではBIAS106%、RMSE647個、範囲内は52%であり、昨年とのオペレーションと同等の結果であった。しかし、相関係数は前年0.21から実証実験0.58と大きく向上していた。これは、実証実験中の11月24日、関東では降雪が観測され、来店客数が減少したため売上が低下したが、実証実験では気象を利用して予測を行うため降雪による来店客数の減少と、それに伴う売上の減少を予測することができたからと考えられる。実証実験中の来店客数の予測結果を図2.14に示す。11月24日に来店客数の減少を予測していたことが分かる。このように、実証実験では人工知能を考慮した需要予測を導入することで来店客数予測も付加的に得られるというメリットがあると言える。

また、前年までのオペレーションと同様に食品ロスや機会ロスも発生しておらず、ローコストオペレーションを徹底できる企業文化であれば、発注を1日前倒してもオペレーション上の問題は発生しないことが証明された。

表 3.22 予測結果の精度（前年と実証実験の比較）

時期	相関係数	BIAS	RMSE	範囲内
前年	0.21	101%	737 個	48%
実証実験	0.58	106%	647 個	52%

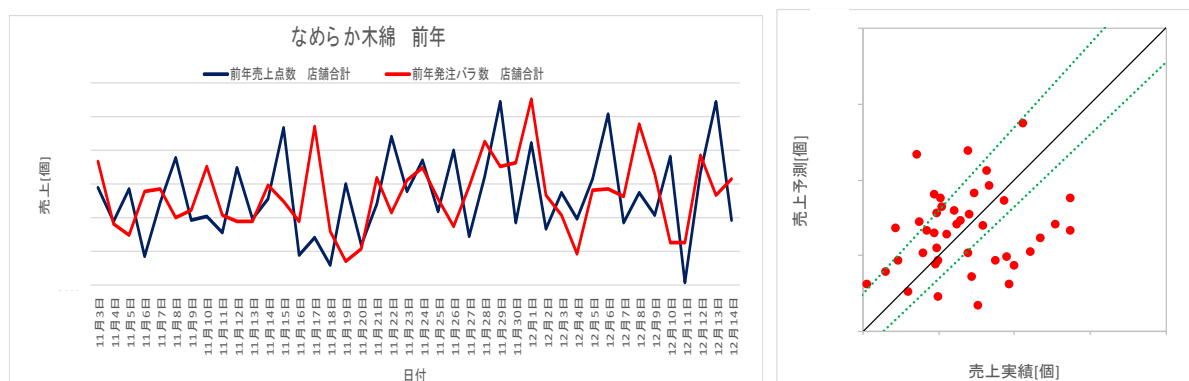


図 3.28 前年の小売店の発注量と需要予測  
(2015年、商品：なめらか木綿)

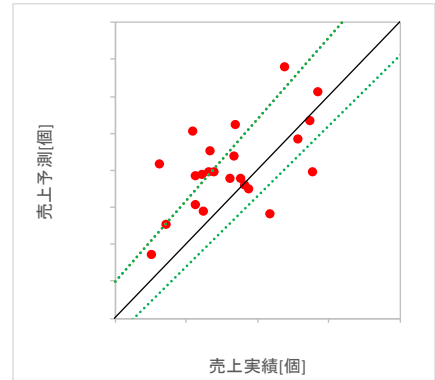
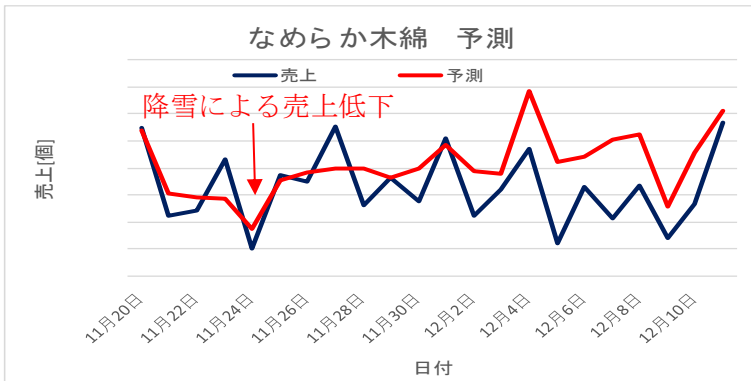


図 3.29 実証実験の小売店の発注量と需要予測  
(2015年、商品：なめらか木綿)

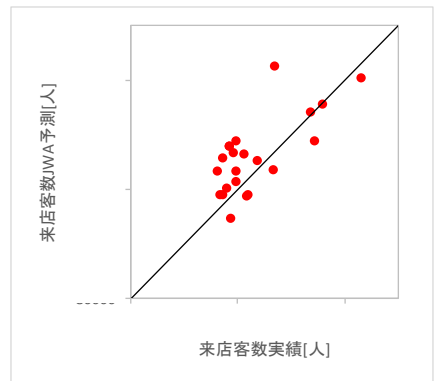
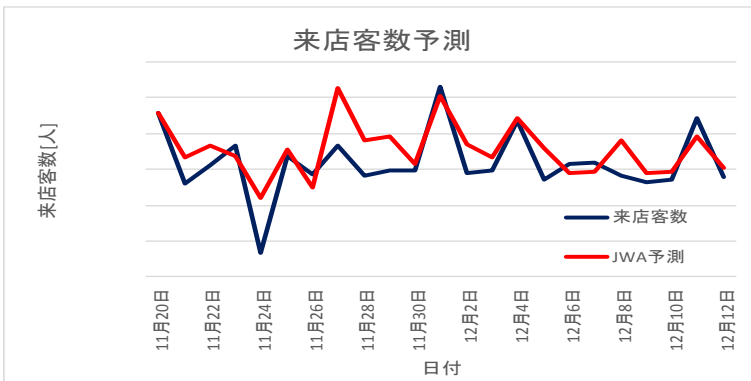


図 3.30 実証実験の小売店の来店客数と来店客数予測

サプライチェーン全体で見ると、メーカーでは見込み生産が受注生産になることで予測誤差が 8.0%から 0.4%に減少するなどオペレーションが効率化される。一方、小売店では企業内の在庫・陳列基準が明確であり、ローコストオペレーションを徹底できる企業文化であれば、発注を一日前倒ししてもオペレーション上の問題は発生しない。また、付加的要素として気象情報を加味した精度の高い来店客数予測が得られるので、レジ部門や直接製造である生鮮部門の人件費といったコストや過剰生産を最適化するための指標になることも十分に期待できる。

以上から、需要予測を一日前倒しした上で共有し CPFR を実施することによって、サプライチェーン全体は最適化されると考えられる（表 3.23）。

仮にこのメーカーの発注量予測の改善部分が CO<sub>2</sub>削減にそのままつなぐと仮定すると、CO<sub>2</sub>削減量は 4.8 トンとなる。

表 3.23 各企業における CPFR の効果

企業	オペレーションの変更	効果
メーカー	見込み生産が受注生産に変更	予測誤差が 8.0%から 0.4 に オペレーション効率化の効果あり
小売	発注を一日前倒し	ローコストオペレーションでは、オ ペレーション上の問題なし 来店客数予測が得られる

### 3.3 まとめ

#### 3.3.1 成果

本事業では需要予測を、商品需要と気象の関係性を評価し気象予測を利用することにより高度化した。その結果、長期の需要予測では、多くの企業が参考にしてきた前年の売上より精度が高く、短期の需要予測でも従来と比較して需要変動をよい精度で予測できることが分かった。

個社利用では、長期の需要予測を利用することにより、生産調整による機会ロス・食品ロスの回避や、在庫調整によるオペレーションの最適化、需要の変化を捉えた販売促進などに有用であることが分かった。冷やし中華つゆは夏の需要期が終了すると売上が大きく落ち込むため最終生産を行った商品のうち売れ残った商品は廃棄せざるを得ない商品である。そこで、本事業で開発した需要予測を用いて最適な最終生産量を決定し生産調整を行った結果、在庫量が減少しムダに発生している二酸化炭素約 14 トンの削減を実現した。

連携利用では、短期の需要予測を高度化して共有化する CPFR により、メーカーの見込み生産を受注生産に変更することで発注量予測の精度が大きく向上することが分かった。一方、小売では需要予測を一日前倒しする必要があるが、ローコストオペレーションを徹底できる企業文化であれば、発注を一日前倒してもオペレーション上の問題は発生せず、来店客数予測など付加的利益も発生しており、サプライチェーン全体で見ると生産性向上が達成されることが分かった。メーカーの発注量予測精度の向上がそのまま食品ロス削減につながると仮定すると二酸化炭素削減量は 4.8 トンとなった。また、平成 27 年度から実施しているモーダルシフトをさらに推進することにより、二酸化炭素を 147.5 トン削減することができた。このように、一社だけでは解決できない問題を業種の壁を越えた連携により解決できることを示すことができたのは大きな成果と考える。

#### 3.3.2 課題

需要予測の利用における課題としては、気象予測を軸とした需要予測はトータルでは精度が向上するものの外れるリスクも存在することである。前年度の売上などを参考にするオペレーションが確立されている中、そのオペレーションをリスクの存在する中で変革することは困難な場合がある。したがって、オペレーション変革を考慮する際には、需要予測の精度を単年度や単月など短期ではなく複数年・複数月のトータルで考慮する、もしくは、これらのリスクをヘッジするための仕組みを構築していくことが必要と考えられる。

連携利用においては、CPFR は一定の効果があることが示されたが、メーカーが納入している小売のうち一社だけが実施しても大きな効果は得られない。そこで、今後は単独企業でも効果が出る PB などを対象にする、メーカーが納入している多くの小売に参加していただくなどを考える必要がある。また、CPFR ではメーカーに利益が大きい手法であるため、利益の分配などを考える必要がある。

## 4. ビジネスシステムの構築

本事業では、平成 29 年度からテスト事業を開始する。そこで、平成 28 年度は、ビジネスの構造・事業体などを構成するビジネスシステムを構築し、事業化で必要となる IT システムの構築を行った。

### 4.1 事業化構想

本事業を事業化するにあたり、平成 27 年度はビジネスモデルの構築として STP モデル(セグメンテーション・ターゲティング・ポジショニング)を検討した。平成 28 年度は、事業計画、仕組構築、マーケティング・プロモーションプラン策定を行った。

#### 4.1.1 事業計画

##### (1) 事業背景の整理

事業計画を策定するにあたり、本事業の社会的・技術的背景を整理した。

##### ① 経済効率化の必要性

現在、食品業界では、本来食べられるのに廃棄されている「食品ロス」が年間約 632 万トンで世界全体の食糧援助量(約 320 万トン)を大きく上回っており深刻な課題となっている。また、需要量以上の商品を生産した結果、配(卸・流通業)・販(小売)から製(メーカー)への返品が行われているのが現状であり、加工食品・日用雑貨における年間の返品額は約 1691 億円に達しているとみられている。加えて、「食品ロス」に起因する余剰に発生する二酸化炭素排出量も大きな問題である(製・配・販連携協議会)。

また、近年我が国で急速に進行している「少子高齢化」の影響で生産年齢人口(15~64 歳の人口)は 2010 年の 63.8%から減少を続け、2017 年には 60%台を割った後、2060 年には 50.9%になると予測されている(総務省平成 24 年版情報通信白書、2012)。生産年齢人口の減少は労働現場での人手不足をもたらし、企業の生産活動における経済効率化が重要課題となってきている。

##### ②温暖化による気象変化

2014 年から 2016 年にかけて 3 年連続で世界の平均気温が最高記録を更新するなど、地球温暖化が進んでいる。地球温暖化により、猛暑や暖冬、集中豪雨といった異常気象の発生頻度や強度が変化し、これまでにない気象現象が発生しやすくなることが懸念されている。したがって、これまでのように過去の経験則にもとづいた判断では、企業での適切な生産活動を維持できなくなる可能性がある。

##### ③気象予測技術の発展

各数値予報センターの全球予報の北半球 500hPa 高度の全球予報の精度を図 4.1 に示す。

年々、気象予測の精度が向上している様子がわかる。また、欧州中期予報センター (ECMWF) の精度が他の期間に比べて精度が突出してよい。近年の IT 技術の進展により日本国内においても海外の気象データの取得が容易になってきており、より精度の高い気象予測情報を利用することができる。

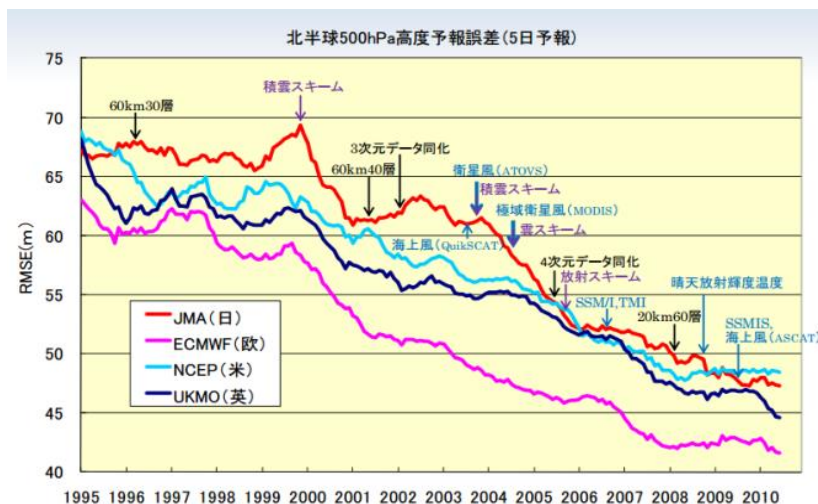


図 4.1 各数値予報センターの全球予報の北半球 500hPa 高度の RMSE に関する年変化 (気象庁資料より引用)

以上のように、より精度の高い気象予測情報を活用することで、従来の「経験」や「勘」に頼っていた生産計画の策定を客観的なデータにもとづいて行い、企業の生産活動での効率化、生産性向上へ寄与することが可能になりつつある。

## (2) 想定顧客と顧客提案価値

以上の背景を踏まえ、本事業での事業計画として、想定される顧客とサービス提供（顧客価値提案）を以下のように整理した。

### ■想定顧客

- ・メーカー（食品に限らない）
- ・卸
- ・小売り

### ■サービス提供（顧客価値提案）

- ・個別企業向けソリューション事業
  - 日配品生産調整による食品ロス削減
  - 季節商品生産計画による食品ロス・機会ロス削減

季節商品需給調整による食品ロス・機会ロス削減  
 季節商品配送計画最適化による物流コスト削減  
 最適在庫配置による在庫管理費削減

- ・SCM を活用した企業間連携支援事業
  - CPFR 支援サービス<sup>2</sup>（製配販連携）
  - リテールサポートサービス（製販または配販連携）
  - モーダルシフト支援サービス（製配連携）

#### 4.1.2 仕組みの構築

##### (1) 本事業で提供可能な気象情報

本事業で提供可能な気象予測情報の一覧を図 4.2 に示す。また、予測エリアの分類を図 4.3 に示す。

	月次予測	週次予測	日次予測
予測頻度	1回/月	1回/週	1回/日
予測時間	3ヶ月	4週間	2週間
利用データ	気象庁・ECMWF		ECMWF
地域	エリアデータ		地点データ
予測内容	人口重み付き平均気温		気温
利用方法	生産計画	生産調整	物流

図 4.2 提供可能な気象情報

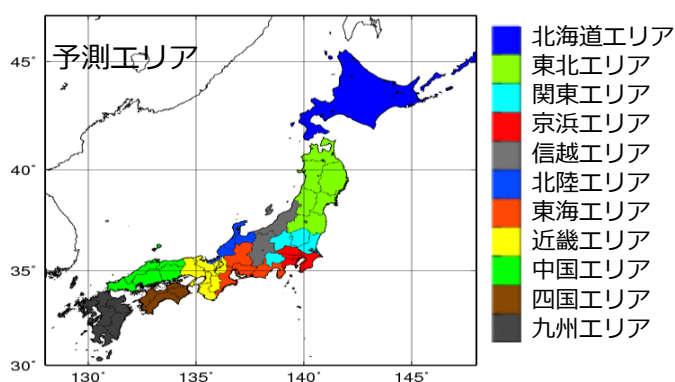


図 4.3 予測エリアの分類

<sup>2</sup> 需要予測情報をメーカー、卸、小売で共有し、欠品防止と在庫削減を両立させることを目指す取り組み



(2) サプライチェーンにおける需要予測情報の活用シーン

図 4.2 に示した気象情報を活用することで、需要予測情報についても「月次」「週次」「日次」の各単位で作成し、提供することが可能になる。それぞれの需要予測情報は、例えば月次予測は「生産計画」の段階、週次予測は「需給調整」、日次予測は「物流情報（配送計画の検討）」に利用することが考えられる。

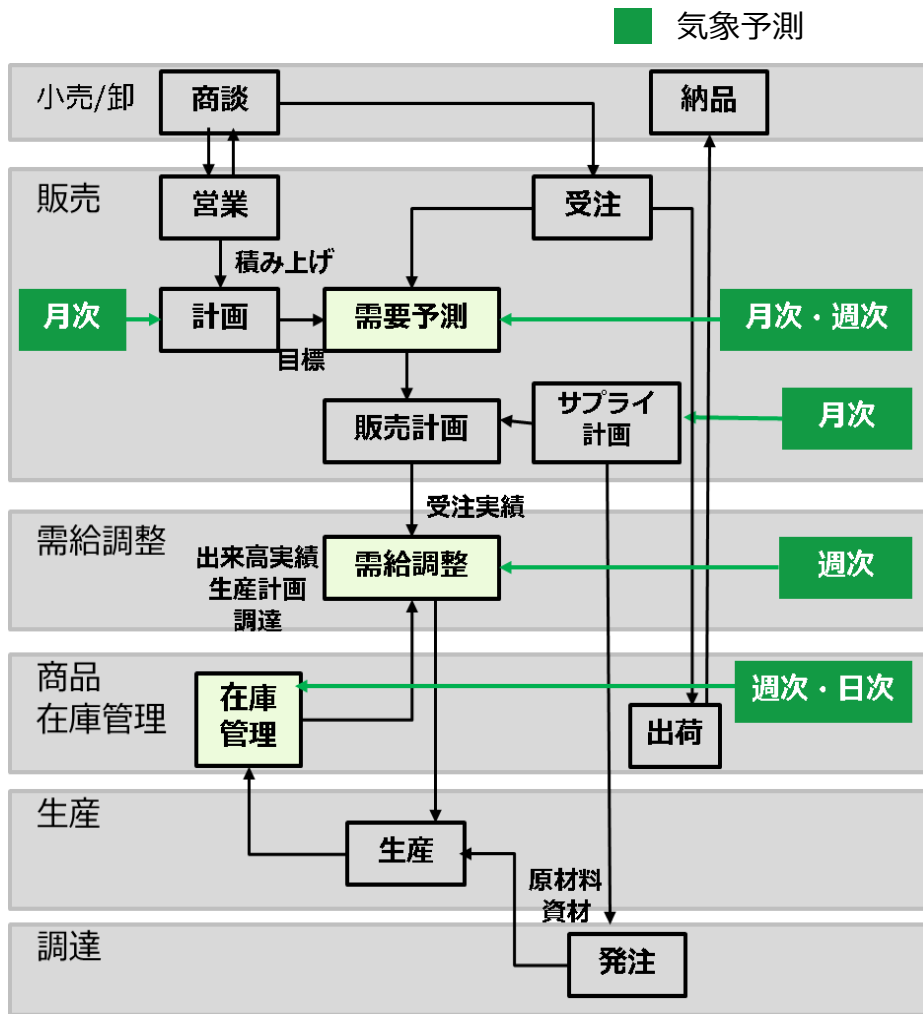


図 4.4 メーカーの生産活動のフローと気象及び需要予測情報の活用例

## 4.2 ITシステムの構築

### 4.2.1 Webシステムの紹介

前節で検討した事業計画、仕組み構築を実現するため、本事業で構築した Web システムを紹介する。設計の概要については、「平成 27 年度次世代物流システム構築事業」報告書にて記した。

Web システムで表示できる項目は、表 4.1 の通りである。

表 4.1 Web システム表示仕様

メニュー	予測種別	表示要素	表示形式	地点 エリア	データ仕様
気象予測	5 日先予報	日平均気温 最高/最低気温 前日差 前年同曜日差	マップ グラフ 表	札幌 仙台 前橋 東京 長野 金沢 名古屋 大阪 広島 高知 福岡 那覇（地点）	時間単位 1 日 1 回更新 1 日前～5 日先
	2 週間予報	日平均気温 前日差、平年差 前年同曜日差	同上	同上	日単位 1 日 1 回更新 2 週間前～ 2 週間後
	1 ヶ月予報	日平均気温 前日差、平年差 前年同曜日差	同上	北海道 東北 関東 京浜 信越 北陸 東海 近畿 中国 四国 九州 沖縄	日単位 週 1 回更新 1 ヶ月前～1 ヶ月後
	3 ヶ月予報	週平均気温 前週差、平年差 前年同週差	同上	同上	日単位 月 1 回更新 3 ヶ月前～3 ヶ月後
需要予測	季節商品	市場規模	同上	同上	同上
店舗予測	5 日先予報	気温等	マップ	任意の地点ごと	1 日 1 回更新 1 日前～5 日先

気象予測については全て気温データであるが、前日差や前年同曜日差など切り口を変えて表示できるのが特徴である。また、データ仕様記載の通り、直近の過去のデータも表示できる。5 日先予報、1 ヶ月予報の地点はプログラムの設定ファイルを書き換えることで変更が可能である。

また、いずれの画面からでも表示している内容・データを、PDF、CSV で出力できる仕

様となっている。

主な画面を図 4.5 から図 4.9 に示す。いずれのメニュー、予測種別（店舗予測除く）でも全国マップ>エリア別グラフ・表画面という画面構成になっている。図 4.5、図 4.6 にプルダウンや再生ボタンなどの操作に関わる機能について概要を示した。

外部リンク

~天気で物流を変える~ 商品需要予測プロジェクト

商品需要予測プロジェクトとは

TOP > 気象予測 > 2週間予測 > 全国MAP

TOP (2週間予測・全国MAPへのリンク)

2週間予測 全国MAP

更新日付: 2017年01月27日(金)

表示日付: 2017年01月27日(金)

マップ表示欄

メニュー選択プルダウン (現在は気象予測のみ)

予測選択プルダウン  
5日先予測/2週間予測/  
1ヶ月予測/3ヶ月予測  
を選択する

要素選択プルダウン  
(予測期間によって異なる)

エリア選択プルダウン  
(12エリア別のグラフ  
・表画面へ)

帳票出力ボタン  
(全国版のPDF,CSV出力)

気象予報士  
コメント  
表示欄

時間操作ボタン

外部リンク

■ポイント・気温は、2日(木)頃まで全国的に変動が大きいです。平年並みか、やや高い気温で推移するところが多い見込みです。・特に、九州地方は変動が大きく、29日(日)に急上昇し平年を大きく上回りますが、31日(火)には急下降し平年を下回るでしょう。・一時的に冬服材の需要が高まる見込みです。・天気は、北海道は冬の気圧配置が続くため、雪の降る日が多いでしょう。・29日(日)~30日(月)は東日本と西日本で、4日(土)は中国地方や九州地方で、気圧の谷の影響を受け、曇りがたりやすくなり、雨が降る見込みです。

この見方について(PDF) | 平均気温について(PDF)

企業情報 | 天気予報専門サイト tenki.jp | 気象予報士が今の天気を解説 | 日直予報士

10日観天気・ポイント予報 | 長期予報 (気象庁発表) | 過去の天気

気象情報 | 桜情報 | 紅葉情報

図 4.5 TOP画面（気象予測、全国マップ）と操作機能概要

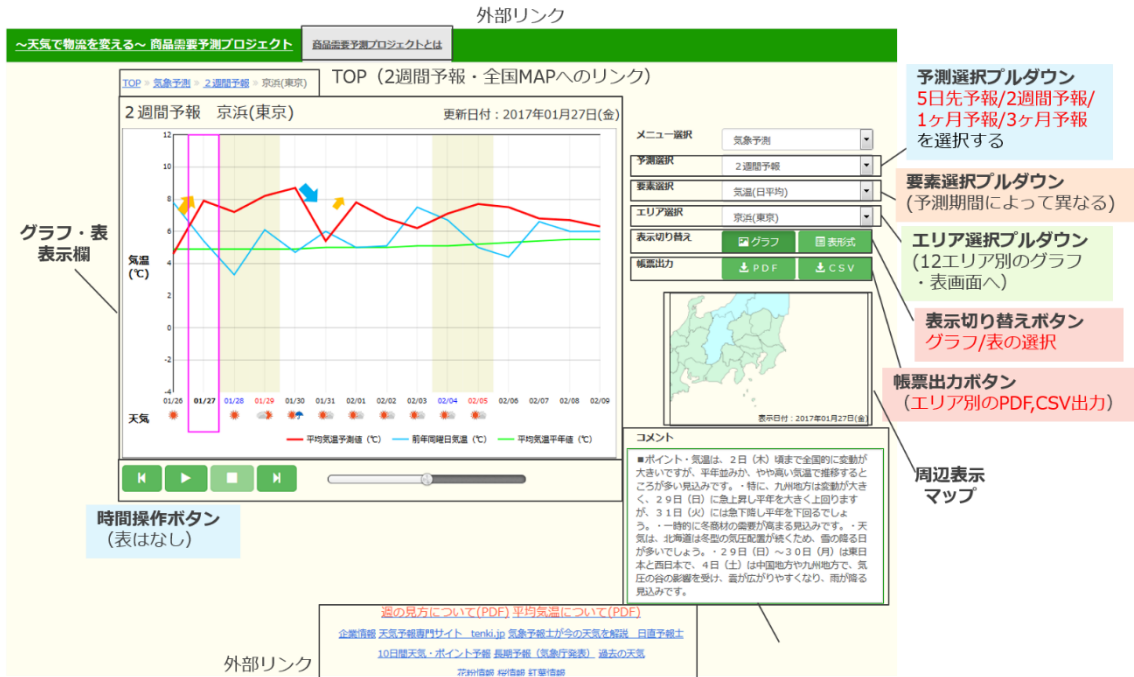


図 4.6 エリア別グラフ画面 (気象予測、2週間予報) と操作機能概要



図 4.7 エリア別表画面 (気象予測、3ヶ月予報) の一例

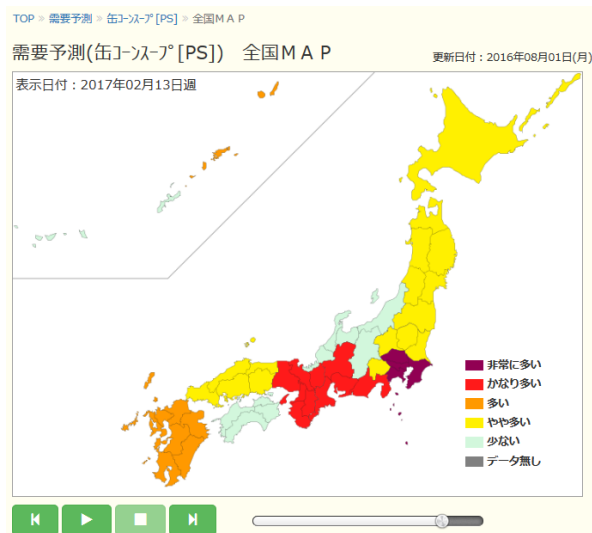


図 4.8 全国マップ（需要予測）の一例



図 4.9 店舗予測の一例

#### 4.2.2 Web システムの利点

2章、3章で示した通り、本事業の実証実験ではメール配信で気象予測データおよび需要予測データの提供を行った。合わせて配信した Web システムのメリットとしては以下が挙げられる。

- 表示要素ごとに切り口（前日差、前年同週差など）を自由に切り替えられる  
→企業が着目したい観点で気温のデータを確認できる  
（例：メーカーは前年同週実績を指標にしていることが多い）
- 過去の気温の経過がわかる  
→直近の市場規模の動向に気温がどれだけ影響しているか定性的に把握できる

- ・ エリアごとにマップで気温・需要の動向が図示できる  
→全国での気温の違いが把握でき、在庫配置などの指標になる
- ・ エリアごとにグラフで図示できる  
→自社の商圈、担当エリアの市場の動向が時系列で視覚的に捉えられる

特に Web システムをよく見ていたという飲料メーカーの担当者に、利用方法・効果などについてヒアリングを行った。表 4.2 に内容をまとめる。

表 4.2 Web システムに関するヒアリング結果（飲料メーカー）

項目	内容
利用方法	<ul style="list-style-type: none"> <li>・ 売上（流通企業からの受注量、自動販売機等の売上）の予測</li> <li>・ イベント等の来場者数の予測</li> <li>・ 製造拠点等での電力需要予測（中長期）など</li> </ul> <p>上記のような気温との相関の高いと考えられる事象に関して気温情報を参考にした。</p>
Web による効果	<ul style="list-style-type: none"> <li>・ 更新頻度が高く、WEB ベースで簡単に見ることができ、使いやすいこと</li> <li>・ 3ヶ月先までの気温予測が「数値」として把握できること</li> <li>・ 前年との対比が表現されていることから、前年比ベースの計画に反映しやすいこと</li> <li>・ エリアごとの担当者（特に自動販売機）が自分の担当エリアについてあらゆる期間・切り口で確認できること</li> <li>・ 5日先までであれば日別で最高気温・最低気温についても把握できること</li> </ul>
要望	<ul style="list-style-type: none"> <li>・ より詳細な地域での情報</li> <li>・ 数値のプラスマイナスの振れ幅の表現</li> </ul>

今後は、メーカーに限らず多くの利用者の意見・要望等を聞き、システムを改良していく予定である。

## 5. 成果と課題

### 5.1 成果

#### 5.1.1 平成 28 年度の成果

今年度のプロジェクトの成果を以下にとりまとめる。

##### (1) 需要予測モデルの高度化

###### a) 気象予測モデルの検討

- ✓ 気象庁の予測モデルとヨーロッパ (ECMWF) の予測モデルをモデルアンサンブルにより組み合わせた独自の気象予測モデルの作成を行った。
- ✓ 2 週間先までの日次、4 週間先までの週次、3 ヶ月先までの月次予測の 3 種類の予測情報を開発し、実証配信を実施した。
- ✓ 2016 年における気象予測精度の検証を実施したところ、以下のような考察が得られた。

##### 予測できること

- 【日次】太平洋高気圧による気温上昇や冬型の気圧配置による気温低下など全体的な傾向は 10 日前程度から把握できる。
- 【日次】低気圧通過による雨 (7 月 5 日) やオホーツク海高気圧など、場の変化による気温低下は 5 日前くらいから把握できる (図 5.1)。
- 【週次】今年夏場の太平洋高気圧による気温上昇や 11 月の寒気の吹き出しによる気温低下など、全体的な傾向は 4 週間前から予測できる。
- 【週次】前年からの変化という切り口では 7 月の一時期を除いて精度が高い (図 5.2)。
- 【月次】2016 年度のラニーニャによって夏場の高温傾向など、大きな気温の変化傾向は 3 ヶ月前から予測できる。

##### 予測が困難なこと

- 【日次】台風の通過に伴う局地的な雨による気温低下は数日前にならないと把握できない。
- 【週次】オホーツク高気圧や台風は、比較的スケールの小さな現象であり、小さい現象による気温低下は週間予測では予測が困難。
- 【月次】7 月のオホーツク高気圧による大規模な気温低下など、スケールの小さな現象による気温低下は予測が困難。

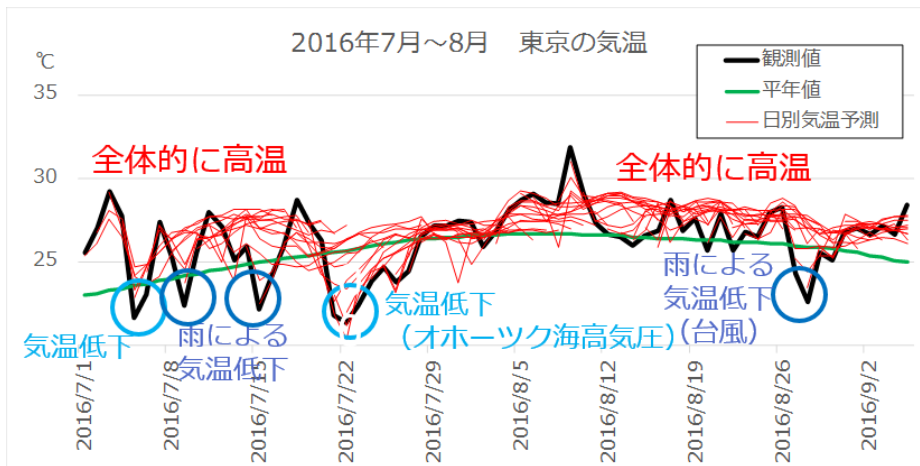


図 5.1 日次予測の推移（東京）

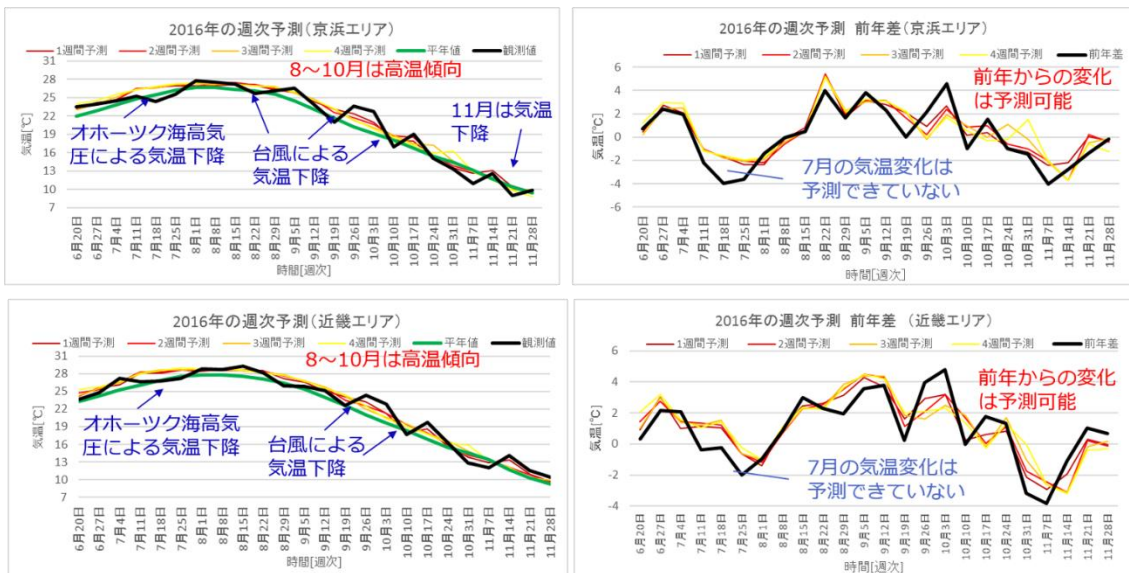


図 5.2 週次予測の推移（京浜エリア、近畿エリア）

b) 需要予測モデルの高度化

- ✓ 季節商品の需要予測モデルに価格や気温変化などの変数を加え、機械学習による需要予測を実施したところ、従来手法に比べて予測精度の改善が見られた（従来手法：相関係数 0.7、今回手法：相関係数 0.87）（図 5.3）。
- ✓ 単店・単品・日次の日配品の需要予測モデルを構築し、豆腐および来店客数の需要予測モデルの需要予測精度で相関係数 0.7~0.8 の精度が得られた（図 5.4）。
- ✓ 深層学習技術を用いた汎用的需要予測モデルの構築を行い、従来の機械学習手法に比べて 10%程度精度が向上した。



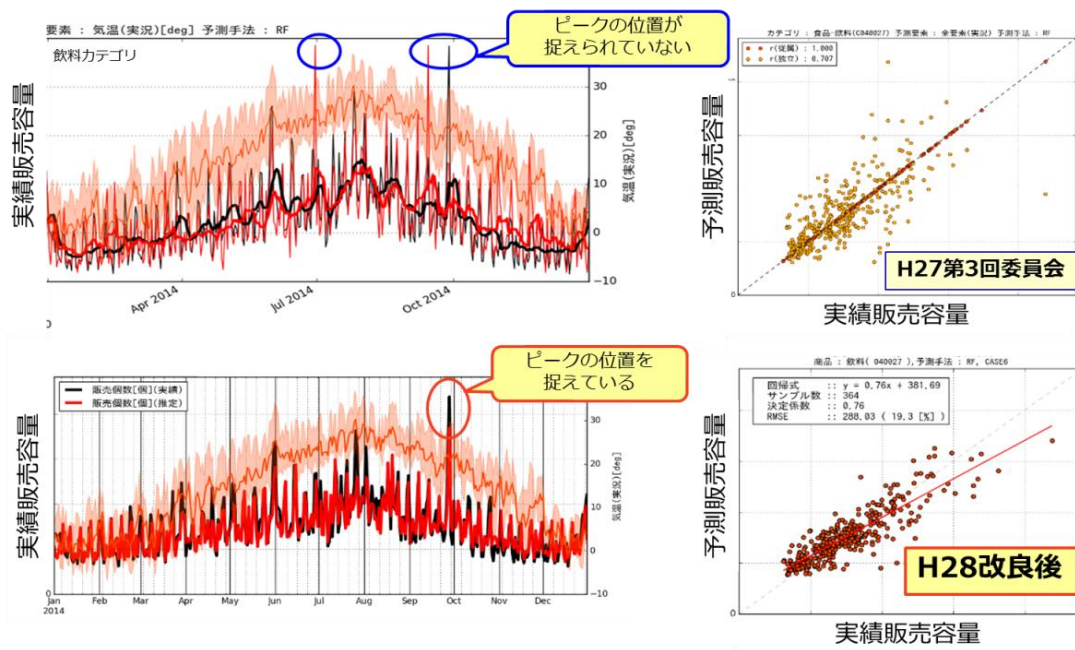


図 5.3 季節商品の需要予測モデルの精度検証

- ・ 時期：2015年10月1日～12月22日
- ・ 商品：来店客数予測
- ・ 完全予測を仮定した精度検証

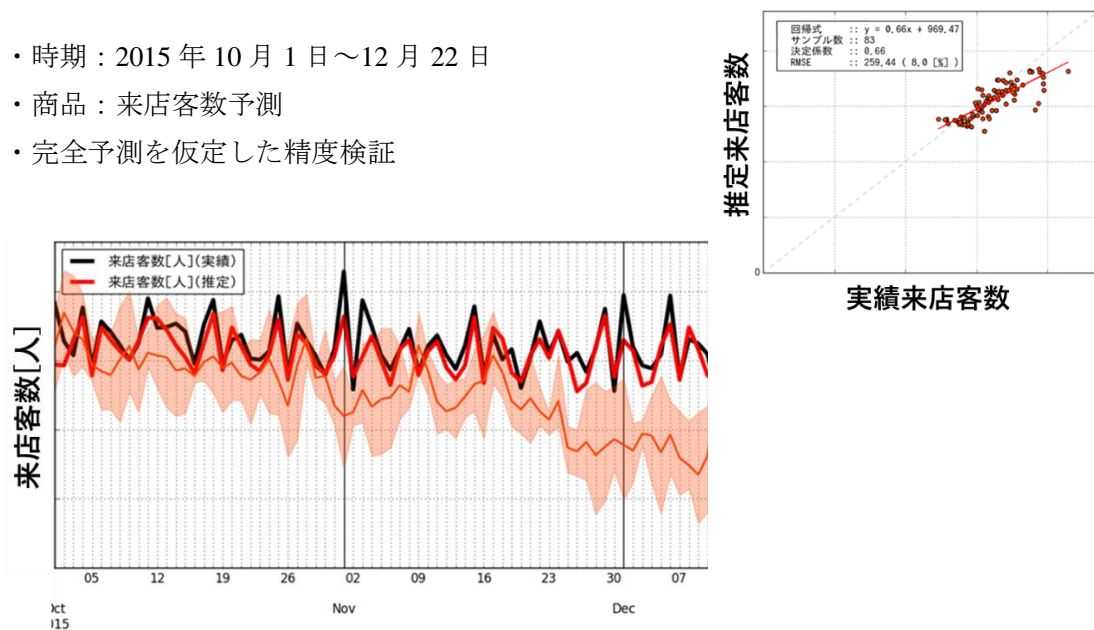
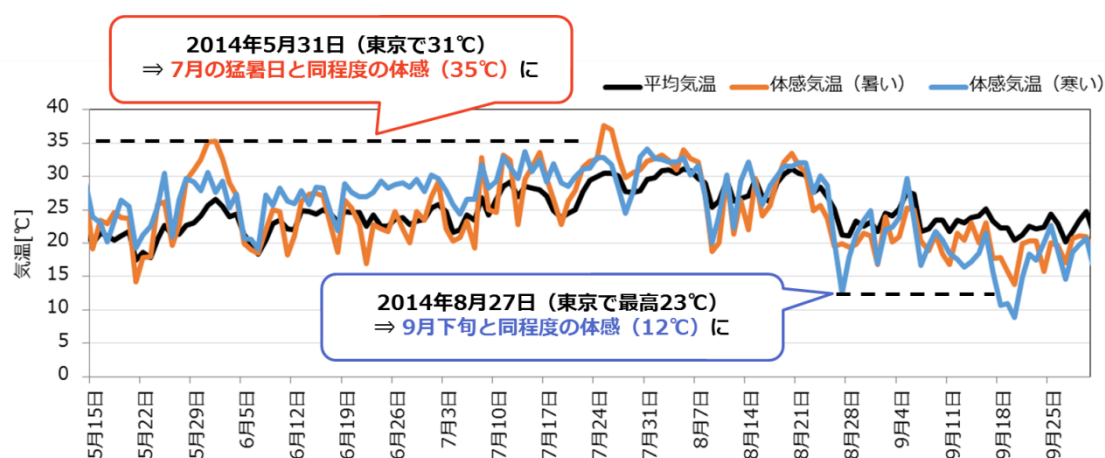


図 5.4 来店客数予測結果の一例  
(黒線：実績来店客数、赤線：気象を利用した推定値)

c) 体感気温

- ✓ Twitter の位置情報付きツイートから「暑い」「寒い」という体感の情報を抽出し、それらを気象要素で説明する「体感気温」の作成を行った。

- ✓ その結果、5月の急激な気温上昇と8月末の気温低下時に、それぞれ7月下旬、9月下旬に相当する「暑さ」「寒さ」の表現を行うことが可能となった（図 5.5）。
- ✓ 作成した体感気温と飲料の販売量を比較したところ、平均気温との比較に比べて相関が向上した。
- ✓ 人工知能技術（Word2vec）を用いて SNS のつぶやき情報から「暑い時に飲むもの」や「寒い時に食べるもの」の抽出を行った。また、「暑い時の冷やし中華は寒い時の？」という意味の演算技術を利用し、新たな示唆が得られる可能性を示した。
- ✓ 湿度と関連性の高い商品を抽出したところ、「乾燥すると風邪を引く人が増えて整腸剤が売れる」という新たな示唆となる情報が得られた。



**夏の暑さや冬前の寒さを気温に変換して表現する事に成功**

図 5.5 体感気温の作成結果の例(2014年5月～9月)

- d) 需要予測モデルの応用
- ✓ ドラッグストアの販売商品の商品カテゴリ分類を行い、食品以外のカテゴリにも気象情報を活用することができる可能性が示された。
  - ✓ 気象パターンに応じて売上が変化する商品を整理することで、より日々のオペレーションへ活用しやすい情報を作成することができた。

## (2) 製・配・販の連携による実証実験

- a) 情報の個社利用  
(需要予測の利用)

- ✓ 2016年夏は需要増加期の6月～7月上旬は気温が前年より高く売上が増加し、需要ピーク期の7月下旬は気温が前年より下がったため売上は前年度より減少し、売上下降期の8月以降は残暑の影響で気温が前年より上がり売上が増加した(図5.6)。
- ✓ 飲料Aでは、その傾向を再現することができており、明らかに前年度のデータを利用してオペレーションを実施するより精度は高いことが分かる。これは前年からの気温変化を予測することができており、気温と需要の関係性を正確に評価することができていたためと考えられる。

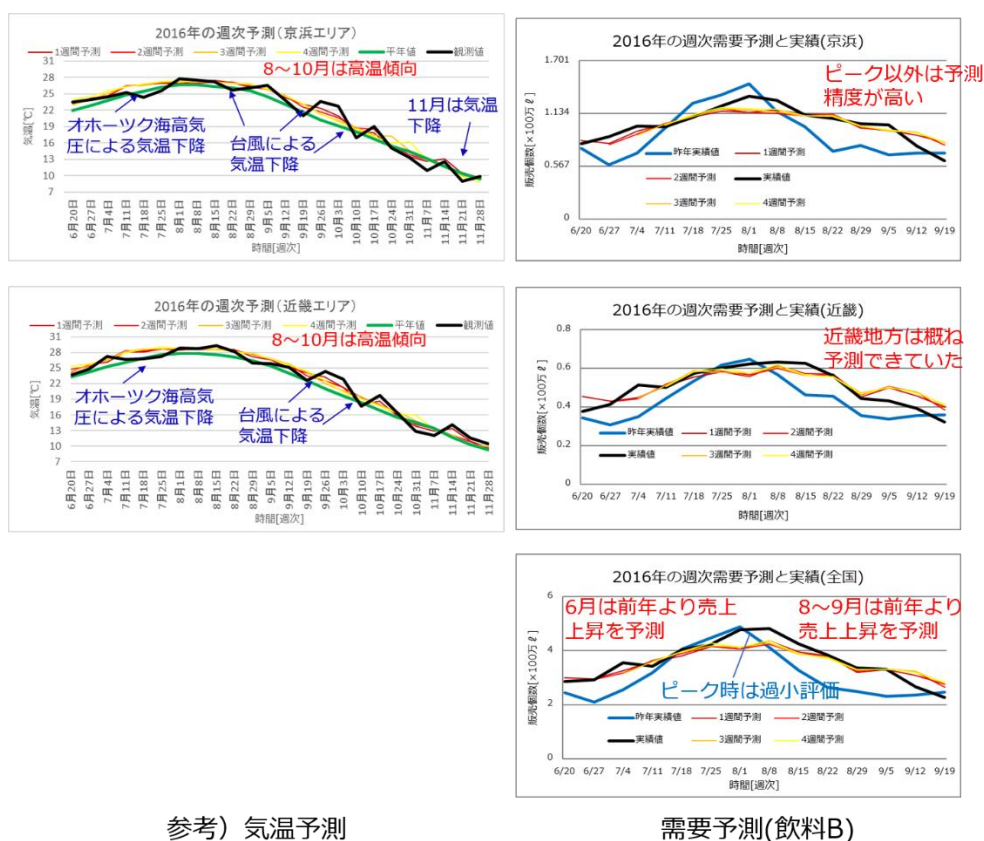


図 5.6 需要予測の推移の一例 (2016年、飲料B)

(最終生産量予測)

- ✓ シーズンが終わった際の廃棄ロスの削減を目的として、冷やし中華つゆ出荷量(数量)の「最終生産量(シーズン終盤までの週次の出荷量の総計)」を予測する実証実験を行った。最終廃棄数量は、150ml商品で昨年と比較して減少し、360ml商品で8月末時点の在庫が前年比約35%と大幅な削減となり、9月末の在庫についても前年比約6%と極小化した。
- ✓ 課題としては、生産能力、商品政策、販促連動もあり、市場予測を直接オペレーションへ落とし込むことは難しい状況であった。卸、小売りとの連携も踏まえた取り

組みが必要である。

## b) 情報の連携利用

連携利用の実証実験は、①モーダルシフト、②販売促進、③終売オペレーション、④CPFRの4種類を実施した。

### (モーダルシフト)

- ✓ モーダルシフトはネスレ日本（メーカー）、川崎近海汽船（流通）と協力して実証実験を行った。対象商品は飲料とした。
- ✓ 実証実験では、2週間気温予測をネスレ日本に配信し、製品の補充数量や日程の調整を行うことで、在庫レベルの圧縮と欠品のゼロ化を推進した。また、生産拠点から距離のある九州方面への出荷において内航船の利用を推進し、環境負荷の低減を図った。一方、川崎近海汽船には海象予測（海上風、波浪、海潮流）を配信し、内航船の省エネルギー運航を図った。
- ✓ サプライチェーン内の輸送方法の変更による二酸化炭素ロス削減量は 147.5ton となった。

### (販売促進)

- ✓ 販売促進は Mizkan（メーカー）、国分グループ本社（卸）、京王ストア（小売）と協力して実証実験を行った。対象商品は売上変動が大きく、日単位のオペレーションが可能な精肉・鮮魚・青果（生鮮三品）とした。また、加工食品の中でも冬場に季節変動の大きな鍋つゆなどの製品も対象とした。
- ✓ 2月の精肉では、気温が上がると厚切りの焼肉（炒め物）用の肉が売れ、気温が下がると薄切りの鍋用の肉が売れる結果が得られた（表 5.1）

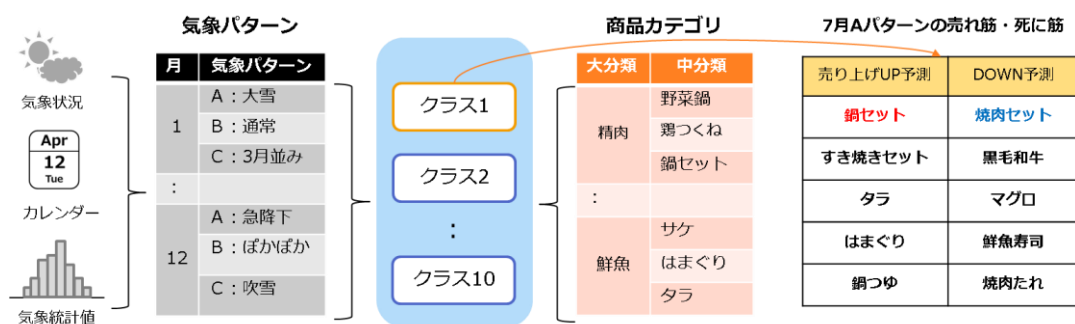


図 5.7 気象状況と売上の関係性解析のイメージ

表 5.1 結果の一例 各気象パターンにおける精肉の売上（2月の休日）

カテゴリ		寒い	肌寒い	快適	暖かい
しゃぶしゃぶ	牛	87.1%	102.4%	101.8%	88.0%

	豚	105.5%	105.1%	97.3%	91.4%
焼肉	牛	89.2%	97.7%	102.9%	99.6%
	豚	66.5%	101.5%	100.3%	112.2%

(終売オペレーション)

- ✓ 株式会社バローホールディングスの店舗で販売している株式会社 Mizkan の鍋つゆの季節終盤の販売数を予測し、マークダウンコストの適正化を図る目的で実施した。本実証実験は実際の店舗オペレーションの変更は行わず、机上検討として実施した。
- ✓ 全店舗のごま豆乳鍋つゆの週次需要予測の結果例を図 5.8 に示す。この需要予測モデルでは値引きによる需要の変動も表現する事ができるため、どのタイミングでマークダウンを行うことが適切かシミュレーションを行うことが可能となる。

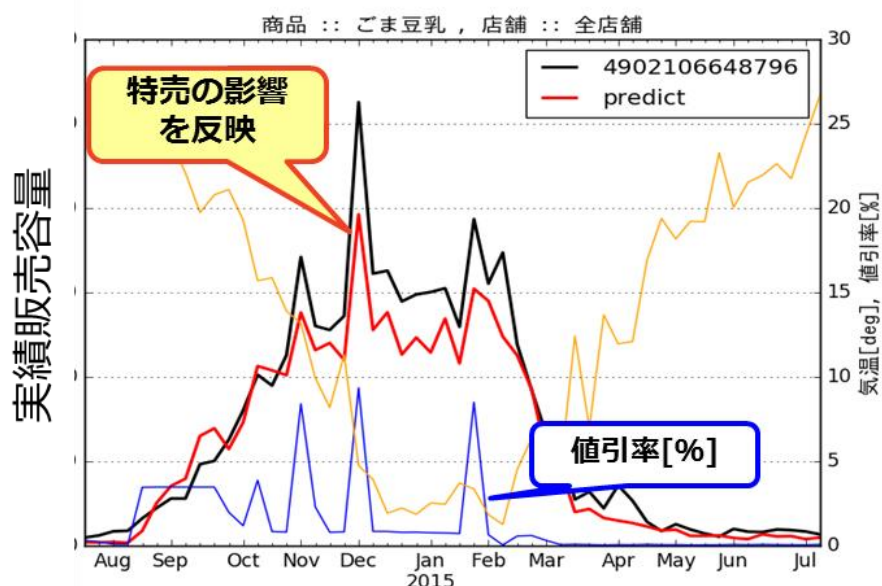


図 5.8 バロー全店舗のごま豆乳鍋つゆの実績販売数と予測販売数の時系列図(2015 年度)

(CPFR)

- ✓ 対象商品は冷蔵が必要で日々生産する日配品である豆腐とし、相模屋食料（メーカー）、タイヨー（小売）と協力して実証実験を行った。CPFR では、小売店の需要予測をメーカーと共有することで SCM 全体を効率化する手法である（図 5.9）。
- ✓ 本実証実験では、まず小売店の需要予測を人工知能と気象予測を利用することによって高度化し、需要予測を 1 日前倒ししてメーカーの見込み生産を受注生産に変更する。これによって、小売店の需要予測高度化によるオペレーション向上、メーカーの受注生産による食品ロス減少が期待される。
- ✓ 実証実験では、小売の需要予測を 1 日前倒しし、その需要予測をメーカーと共有し

た(図 5.10)。これによって需要予測は2箇所から1箇所に変更となり、メーカーは見込み生産から受注生産に変更になる。その結果、メーカー側の食品ロスを大きく削減することが可能になる。

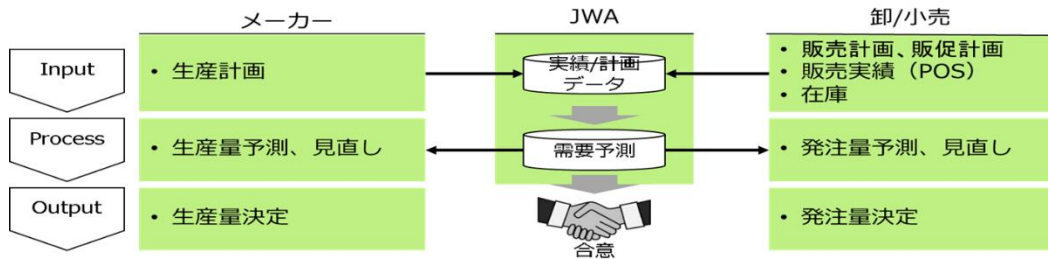


図 5.9 CPFR の概念図

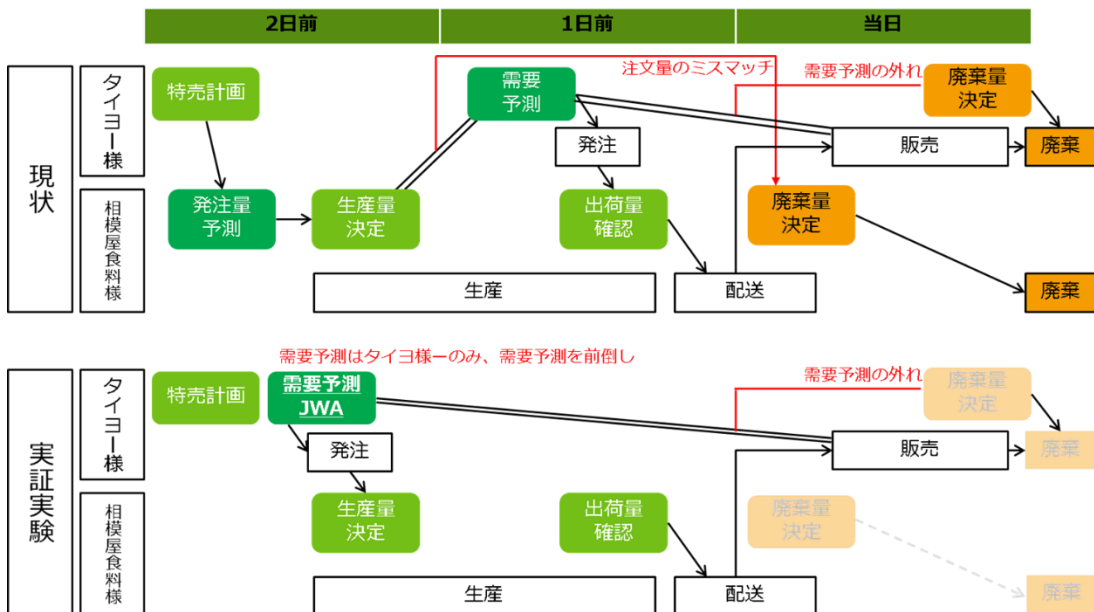


図 5.10 受発注のイメージ図

- ✓ 「なめらか木綿」を対象に、従来と実証実験のメーカーの売上予測結果の時系列を図 5.11～図 5.12 に示す。従来手法ではメーカーの発注量予測は実際の発注量とは誤差が生じていたが、実証実験では誤差はほとんど発生していない。これは、見込み生産を受注生産に変更したため、メーカーは予測をする必要がなくなり、誤差が減少したと考えられる。その結果、メーカーでは生産量を最適化することができ、オペレーションが効率化した。
- ✓ 2015年の小売店の発注量と実際の売上の比較図を図 5.13 に示す。発注量と需要予測は概ね同程度の値を示しているが、日によっては需要変動と発注量に大きなずれが

生じている時も存在した。BIAS101%、RMSEは737個であり、実際の売上の95~110%の範囲内に収まった確率は48%であった。一方、発注を1日前倒した実証実験ではBIAS106%、RMSE647個、範囲内は52%であり、昨年のオペレーションと同等の結果であった。

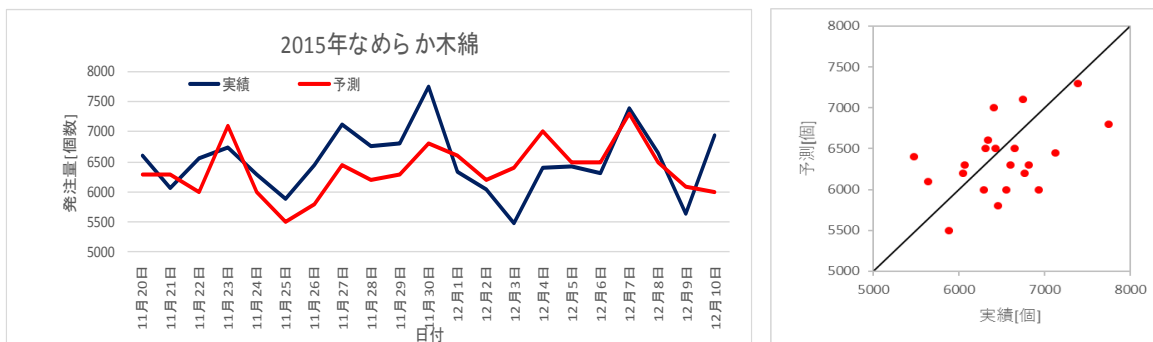


図 5.11 従来のメーカーの発注量予測  
(2015年、商品：なめらか木綿)

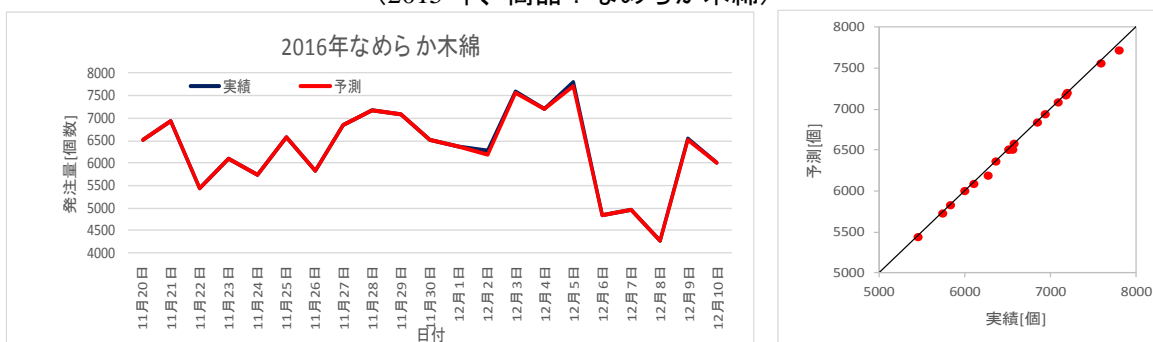


図 5.12 実証実験のメーカーの発注量予測 (2016年、商品：なめらか木綿)

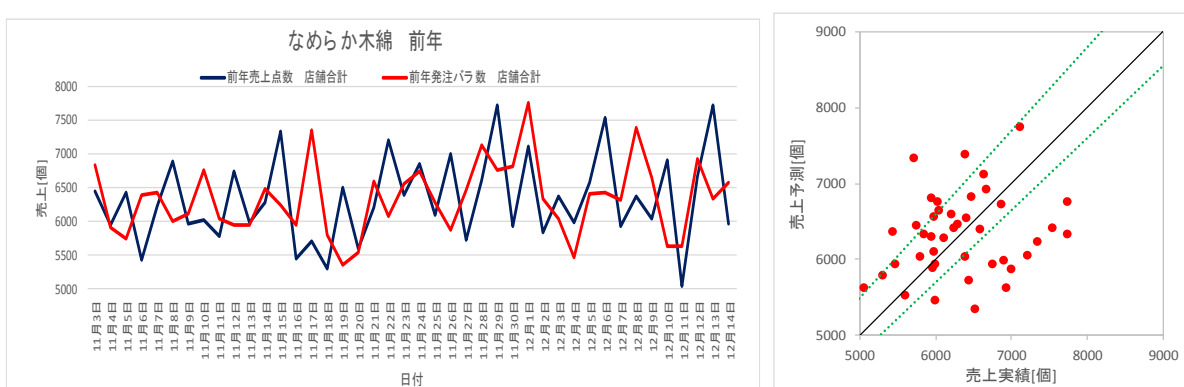


図 5.13 前年の小売店の発注量と需要予測 (2015年、商品：なめらか木綿)

- ✓ 需要予測を1日前倒した上で共有し CPFR を実施することによって、サプライチェーン全体は最適化されると考えられる (表 5.2)。

表 5.2 各企業における CPFR の効果

企業	オペレーションの変更	効果
メーカー	見込み生産が受注生産に変更	予測誤差が 8.0% から 0.4 に オペレーション効率化の効果あり
小売	発注を一日前倒し	ローコストオペレーションでは、オ ペレーション上の問題なし 来店客数予測が得られる

### (3) ビジネスシステムの構築検討

#### ③ 事業化構想

本事業での事業計画として、想定される顧客とサービス提供（顧客価値提案）を以下のように整理した。

##### ■ 想定顧客

- ・メーカー（食品に限らない）
- ・卸
- ・小売り

##### ■ サービス提供（顧客価値提案）

- ・個別企業向けソリューション事業
  - 日配品生産調整による食品ロス削減
  - 季節商品生産計画による食品ロス・機会ロス削減
  - 季節商品需給調整による食品ロス・機会ロス削減
  - 季節商品配送計画最適化による物流コスト削減
  - 最適在庫配置による在庫管理費削減
- ・SCM を活用した企業間連携支援事業
  - CPFR 支援サービス（製配販連携）
  - リテールサポートサービス（製販または配販連携）
  - モーダルシフト支援サービス（製配連携）

「月次」「週次」「日次」の各単位で需要予測情報を作成し、提供することが可能なシステムを構築した。それぞれの需要予測情報は、例えば月次予測は「生産計画」の段階、週次予測は「需給調整」、日次予測は「物流情報（配送計画の検討）」に利用することが考えられる。



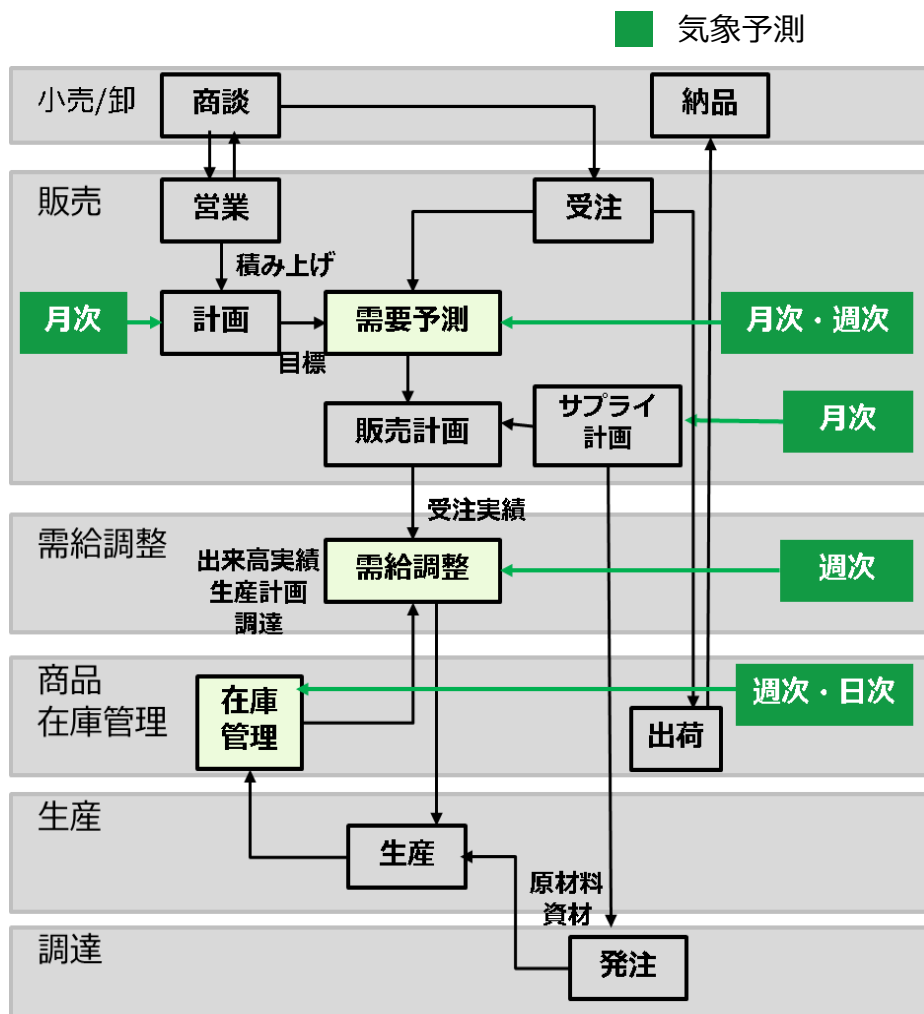


図 5.14 メーカーの生産活動のフローと気象及び需要予測情報の活用例

#### ④ 事業化で必要となる IT システムの構築

表 5.3 Web システム表示仕様に示す内容を表示できる web システムを構築した。

表 5.3 Web システム表示仕様

メニュー	予測種別	表示要素	表示形式	地点 エリア	データ仕様
気象予測	5 日先予報	日平均気温 最高/最低気温 前日差 前年同曜日差	マップ グラフ 表	札幌 仙台 前橋 東京 長野 金沢 名古屋 大阪 広島 高知 福岡 那覇 (地点)	時間単位 1 日 1 回更新 1 日前～5 日先
	2 週間予報	日平均気温 前日差、平年差 前年同曜日差	同上	同上	日単位 1 日 1 回更新 2 週間前～ 2 週間後
	1 ヶ月予報	日平均気温 前日差、平年差 前年同曜日差	同上	北海道 東北 関東 京浜 信越 北陸 東海 近畿 中国 四国 九州 沖縄	日単位 週 1 回更新 1 ヶ月前～1 ヶ月後
	3 ヶ月予報	週平均気温 前週差、平年差 前年同週差	同上	同上	日単位 月 1 回更新 3 ヶ月前～3 ヶ月後
需要予測	季節商品	市場規模	同上	同上	同上
店舗予測	5 日先予報	気温等	マップ	任意の地点ごと	1 日 1 回更新 1 日前～5 日先

いずれのメニュー、予測種別（店舗予測除く）でも全国マップ>エリア別グラフ・表画面という画面構成になっている（図 5.15）。

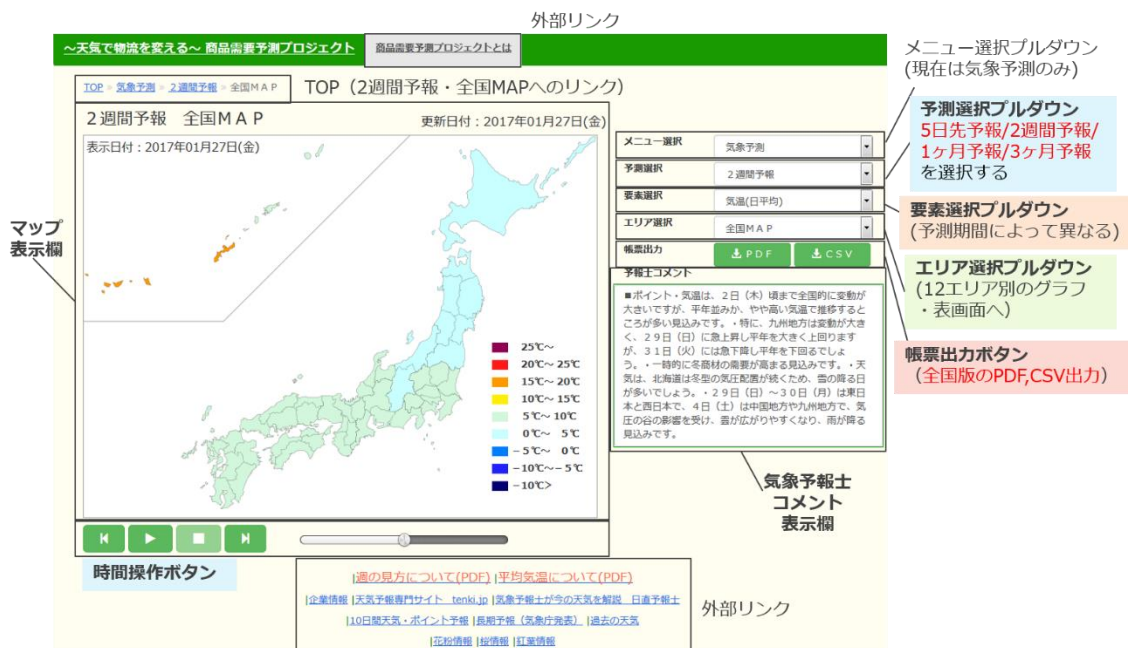


図 5.15 TOP 画面（気象予測、全国マップ）と操作機能概要

### 5.1.2 事業全体の成果

本事業は「次世代物流システム構築事業」に採用され、平成 26 年度～28 年度にわたる 3 年計画として実施してきた。平成 26～28 年度の 3 年計画のフローを図 5.16 に示す。

平成 26 年度は、「情報の見える化」を主題に事業を行った。気象情報の経済活動への有効性調査として、対象地域・対象商品を絞った上でメーカー（製）のデータを中心に解析ベースで実証実験を行った。

平成 27 年度は、「情報の個社利用」を主題に事業を行った。対象地域・対象商品を拡大し、人工知能技術を活用して需要予測モデルの高度化を行い、実際に商品を動かして実証実験を行い、気象情報をオペレーションに利用した場合の効果を評価した。また、本事業を持続可能な事業として確立するため、ビジネスモデルを策定し、システム設計を行った。

平成 28 年度は、「情報の連携利用」を主題に事業を行った。平成 27 年度に開発した人工知能などの技術をさらに高度化し、高度化した需要予測モデルを用いて、製・配・販が連携して情報を活用する実証実験を行い、連携を実施することによる効果を評価した。また、平成 28 年度は事業の最終年度であるため、事業開始するためのビジネスシステムの構築検討を行い、運用システムの構築を行った。

本事業に参加した企業・団体の一覧を表 5.4 に示す。

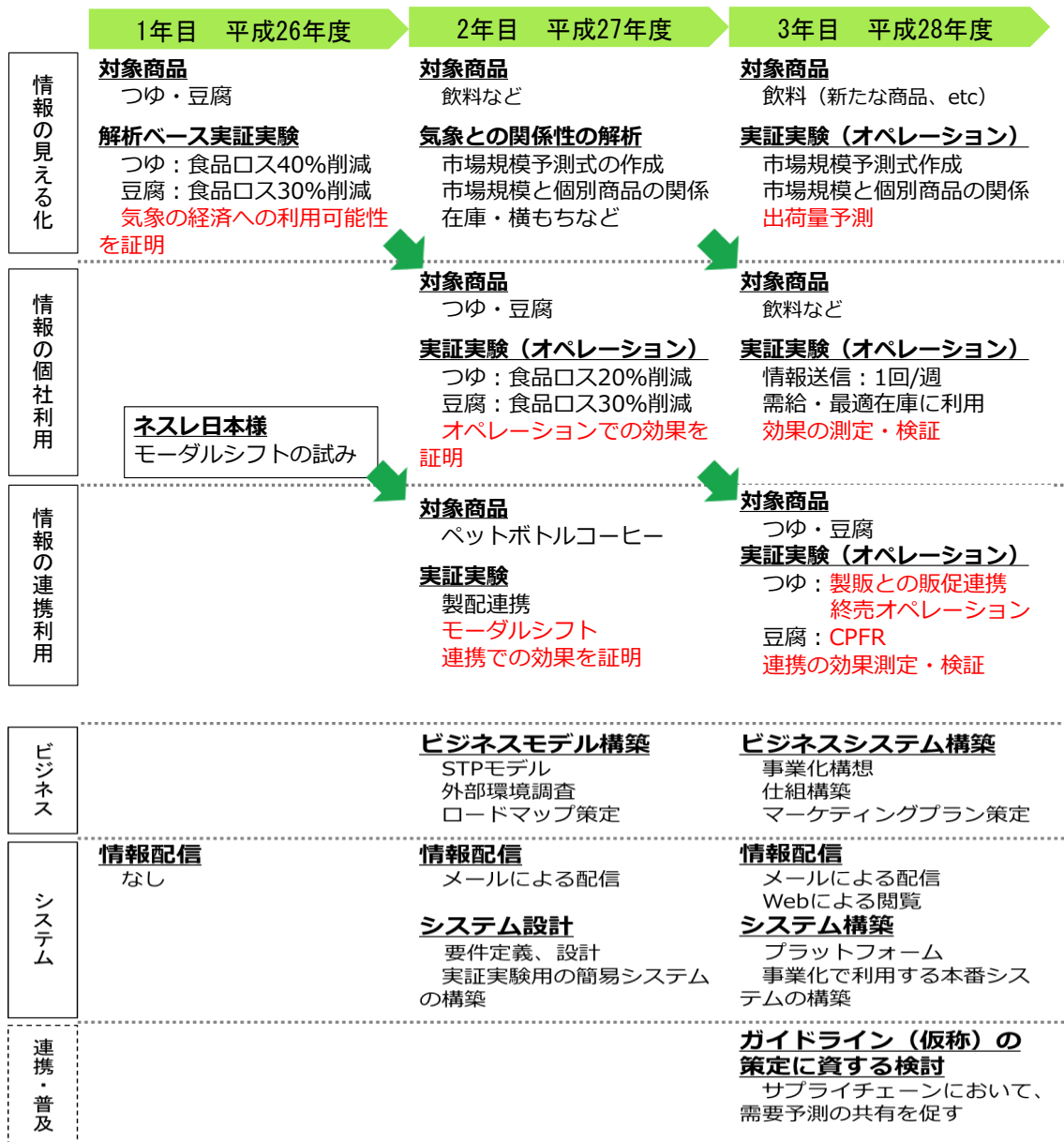


図 5.16 3年間の実証実験のまとめ

表 5.4 本プロジェクトの参加企業・団体の一覧

種別	企業・団体名	役割
製造	株式会社 Mizkan、相模屋食料株式会社、キッコーマン食品株式会社、ネスレ日本株式会社、ポッカサッポロフード&ビバレッジ株式会社、株式会社伊藤園、不二製油株式会社	
卸・流通	国分グループ本社株式会社、川崎近海汽船株式会社	
小売	CVS : 株式会社ローソン、国分グローサースチェーン株式会社 スーパー : 株式会社バローホールディングス、株式会社マルエイ、株式会社タイヨー、株式会社京王ストア ドラッグ : 株式会社ココカラファインヘルスケア、株式会社カメガヤ	データ提供 実証実験の効果測定
関連企業	株式会社アットテーブル、株式会社シグマクシス、株式会社あおぞら銀行、サントリービジネスエキスパート株式会社、イーシームズ株式会社、株式会社不満買取センター	データ提供 ビジネスモデル
システム	インフォマティカ・ジャパン株式会社、株式会社チェンジ、株式会社サン・プランニング・システムズ、株式会社内田洋行、株式会社リンク	システム構築
団体	一般社団法人新日本スーパーマーケット協会	小売動向調査
学識経験者	立教大学、気象庁、東京都市大学、テクニカルソリューションズ株式会社	運営支援
研究者	国立研究開発法人産業技術総合研究所人工知能研究センター 国立情報学研究所 早稲田大学	解析支援

本事業で目指したことと達成したことを図 5.17 にまとめる。

	目指したこと	達成したこと
経済効率化	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ <b>気象情報を経済へ</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>✓ 唯一将来を予測できる気象を利用して経済効率化を目指す。</li> <li>✓ ECMWFの予測値を利用して気象予測を高度化</li> <li>✓ 人工知能×気象で需要予測を高度化</li> </ul> </li> <li>➤ <b>社会問題の解決</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>✓ 需要予測を利用し、オペレーションを変更することで、食品ロス・二酸化炭素排出量を削減する。</li> </ul> </li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ <b>気象情報の経済への活用</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>✓ 解析ベースで気象利用可能性を証明し、実際に気象を利用したオペレーションを実施</li> </ul> </li> <li>➤ <b>気象予測の精度向上</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>✓ ECMWFの予測を利用してモデルアンサンブルを構築、リードタイムの長期化</li> </ul> </li> <li>➤ <b>需要予測の精度向上</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>✓ 人工知能×気象予測で需要予測の精度向上</li> <li>✓ SNSデータを利用して体感気温を作成</li> </ul> </li> <li>➤ <b>食品ロス削減</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>✓ 日配品の豆腐で食品ロス約30%削減</li> <li>✓ 季節商品の麺つゆで食品ロス約20%削減</li> </ul> </li> </ul>
連携	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ <b>新たな価値の創出</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>✓ 気象をHUBに業種の壁を超えた連携を推進する。</li> <li>✓ 製・配・販で需要予測を共有してSCM全体を効率化する</li> </ul> </li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ <b>コンソーシアムの構築</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>✓ 製配販の約30社が参加するコンソーシアムの構築と運営</li> </ul> </li> <li>➤ <b>製配販連携の実施</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>✓ 製配が連携してモーダルシフトを実現</li> <li>✓ 製配販が連携して経済効率化する枠組みを構築</li> </ul> </li> </ul>

図 5.17 本事業で目指したことと達成したこと

## 5.2 事業の課題

### 5.2.1 需要予測情報を企業の生産活動に活用するための課題

需要予測の利用における課題としては、気象予測を軸とした需要予測はトータルでは精度が向上するものの外れるリスクも存在することである。これまで前年度の売上などを参考にするオペレーションが確立されている中、そのオペレーションをリスクの存在する中で変革することは困難な場合がある。したがって、オペレーション変革を考慮する際に、需要予測の精度を単年度や単月など短期ではなく複数年・複数月のトータルで考慮する、もしくは、これらのリスクをヘッジするための仕組みを構築していくことが考えられる。

### 5.2.2 需要予測情報共有化による連携の促進に向けた課題

連携利用においては、CPFR は一定の効果があることが示されたが、メーカーが納入している小売のうち一社だけが実施しても大きな効果は得られない。そこで、今後は単独企業でも効果が出るPBなどを対象にすることやメーカーが納入している多くの小売に参加していただくことが必要である。CPFR ではメーカーに利益が大きい手法であるため、利益の分配などを考える必要がある。