

平成 27 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 28 年 2 月 29 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..... | 3 |
| 1.4 | 平成 27 年度事業計画..... | 4 |
| 1.4.1 | 実施内容の概要..... | 4 |
| 1.4.2 | 業務実施フロー..... | 8 |
| 1.5 | 報告書の記述方針..... | 8 |
| 2. | 食品分野での課題整理..... | 10 |
| 2.1 | 食品業界全体..... | 10 |
| 2.2 | メーカー..... | 13 |
| 2.3 | 卸・流通..... | 17 |
| 2.4 | 小売..... | 19 |
| 2.5 | まとめ..... | 20 |
| 3. | 気象データの利用方法..... | 22 |
| 3.1 | 気象観測値..... | 22 |
| 3.1.1 | 利用した観測値..... | 22 |
| 3.1.2 | 地点データの扱い方..... | 24 |
| 3.1.3 | エリアデータの扱い方..... | 27 |
| 3.2 | 気象予測値..... | 30 |
| 3.2.1 | 利用した予測値..... | 30 |
| 3.2.2 | 統計手法による修正..... | 31 |
| 3.3 | まとめ..... | 41 |
| 4. | 需要予測モデルの高度化..... | 43 |
| 4.1 | メーカーの解析..... | 43 |
| 4.1.1 | 市場規模解析の考え方と結果の一例..... | 44 |
| 4.1.2 | 物流データ解析の考え方と結果の一例..... | 56 |
| 4.2 | 小売の解析..... | 63 |
| 4.2.1 | 体感気温の作成..... | 65 |
| 4.2.2 | 商品カテゴリ分類..... | 72 |
| 4.2.3 | 店舗カテゴリ分類..... | 77 |
| 4.2.4 | 需要予測関連ソフトの開発検討..... | 80 |

| | | |
|-------|-------------------------------|-----|
| 4.2.5 | 人工知能技術を用いた消費者行動の予測検討 | 84 |
| 4.3 | まとめ | 90 |
| 4.3.1 | メーカーの解析 | 90 |
| 4.3.2 | 小売の解析 | 90 |
| 5. | 実証実験 | 92 |
| 5.1 | CO ₂ 削減量の計算方法 | 92 |
| 5.1.1 | LCAによるCO ₂ 発生量の求め方 | 92 |
| 5.2 | サプライチェーン全体での情報共有 | 102 |
| 5.2.1 | 実証実験（日配品） | 102 |
| 5.2.2 | 実証実験（つゆ） | 107 |
| 5.3 | サプライチェーン内の輸送方法の変更 | 110 |
| 5.3.1 | 実証実験（コーヒー） | 110 |
| 5.3.2 | 事例解析による二酸化炭素削減効果の試算（炭酸飲料） | 115 |
| 5.3.3 | 事例解析による二酸化炭素削減効果の試算（麦茶） | 126 |
| 5.4 | サプライチェーン内の流通期限の変更 | 133 |
| 5.5 | まとめ | 135 |
| 5.5.1 | サプライチェーン全体での情報共有 | 135 |
| 5.5.2 | サプライチェーン内の輸送方法の変更 | 135 |
| 5.5.3 | サプライチェーン内の流通期限の変更 | 136 |
| 6. | ビジネスシステムの構築検討 | 137 |
| 6.1 | ビジネスモデル構想 | 137 |
| 6.1.1 | 概要 | 137 |
| 6.1.2 | 外部環境 | 138 |
| 6.1.3 | 事業の進め方 | 140 |
| 6.1.4 | CPFR | 143 |
| 6.1.5 | 連携に必要なサービス機能 | 145 |
| 6.2 | ITシステムの設計 | 146 |
| 6.2.1 | 基本的な考え方 | 146 |
| 6.2.2 | システム概念図 | 147 |
| 6.2.3 | 機能概要 | 148 |
| 6.3 | まとめ | 155 |
| 6.3.1 | ビジネスモデル構想 | 155 |
| 6.3.2 | ITシステムの設計 | 155 |
| 7. | 平成27年度の成果と平成28年度の計画 | 156 |
| 7.1 | 平成27年度の成果 | 156 |
| 7.1.1 | 食品分野での課題整理 | 156 |

| | | |
|-------|---------------------------|-----|
| 7.1.2 | 気象データの利用方法..... | 158 |
| 7.1.3 | 需要予測モデルの高度化(メーカーの解析)..... | 159 |
| 7.1.4 | 需要予測モデルの高度化(小売の解析)..... | 161 |
| 7.1.5 | 実証実験..... | 164 |
| 7.1.6 | ビジネスシステムの構築検討..... | 166 |
| 7.2 | 平成 28 年度の計画..... | 169 |
| 7.2.1 | 情報の見える化..... | 169 |
| 7.2.2 | 情報の個社利用..... | 169 |
| 7.2.3 | 情報の連携利用..... | 169 |

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。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。本節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

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 642 万トンで世界全体の食糧援助量（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（2014 年）。また、需要量以上の商品を生産した結果、配・販（小売・流通業等）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」に起因して余剰に発生する二酸化炭素排出量も大きな問題とされている（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 に示す通り製（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日々の売上が気象と関連が深い日配品や、②特定の気象状況（季節）にのみ売上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。

(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、もって産業競争力を高め、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、「賞味期限の年月表示化／リードタイム最適化」や、「流通 BMS 導入・拡大」への試みを行っているが、平成 25 年度の製・配・販連携協議会の「製・配・販による情報連携の現状と課題、方向性について」では、今後の課題として需要変動時期において、製・配・販が適切な情報連携を行うことが重要と指摘されている。

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、需要予測の不完全性、製・配・販の注文量のミスマッチを解決するため、①需要予測モデルを高度化して、②製・配・販で連携・共有し、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」する在庫量を最適化し、「輸送」の最適化を図る。

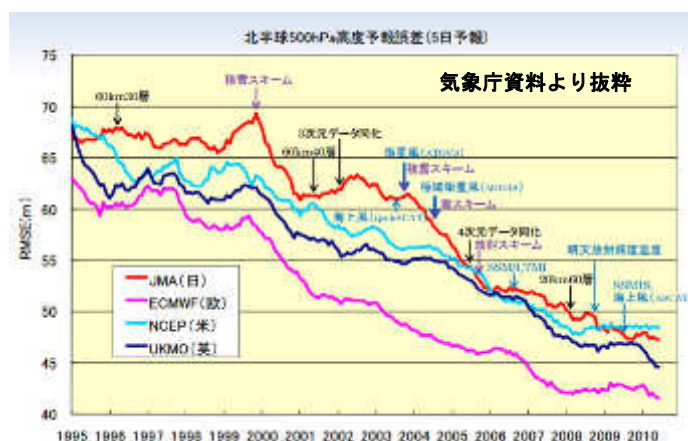


図 1.1 近年の気象予報精度の変遷

需要は流行によって変化する消費者の購買行動など多くの不確定要素から成り立っており、その予測には課題が存在する。しかし、需要を決定する因子の中で気象情報は唯一、物理学的に予測可能である。近年では、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は大きく改善した(図1.1参照)。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、細かな長期の売上予測も可能となってきた。そこで、本事業では近年、高度化された気象情報を核に需要予測モデルを高度化し、製・配・販の連携につなげ、ビジネスシステムの構築を検討する。

1.3 事業概要

本事業は、平成26年度～28年度にわたる3年計画の2年目として実施する。平成26年度は「平成26年度次世代物流システム構築事業」に採用され、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)のデータを中心に気象利用可能性の調査を行った。

平成27年度は、対象地域・対象商品を拡大し、人工知能技術を活用して、ID-POSやSNSのツイート情報を解析して需要予測モデルの高度化を行う。これによって単なる需要予測ではなく消費者の購買行動を予測できることが期待される。新たに大手の小売業者(コンビニ:株式会社ローソン、スーパーマーケット:株式会社バロー)が参加し、製・配・販の連携によってどのようにムダが削減できるかを検討する。ここでは、流通会社も含めモーダルシフトにも取り組む。また、将来の事業化に向けて、ビジネスモデルの構想ならびにシステム設計を行う。

平成28年度は、実際に気象情報を利用して生産・発注調整などを行う社会実験を実施する。また、将来の事業化に向けたサプライチェーンプラットフォームの構築検討を行う計画である。3年計画のフローを図1.2に示す。

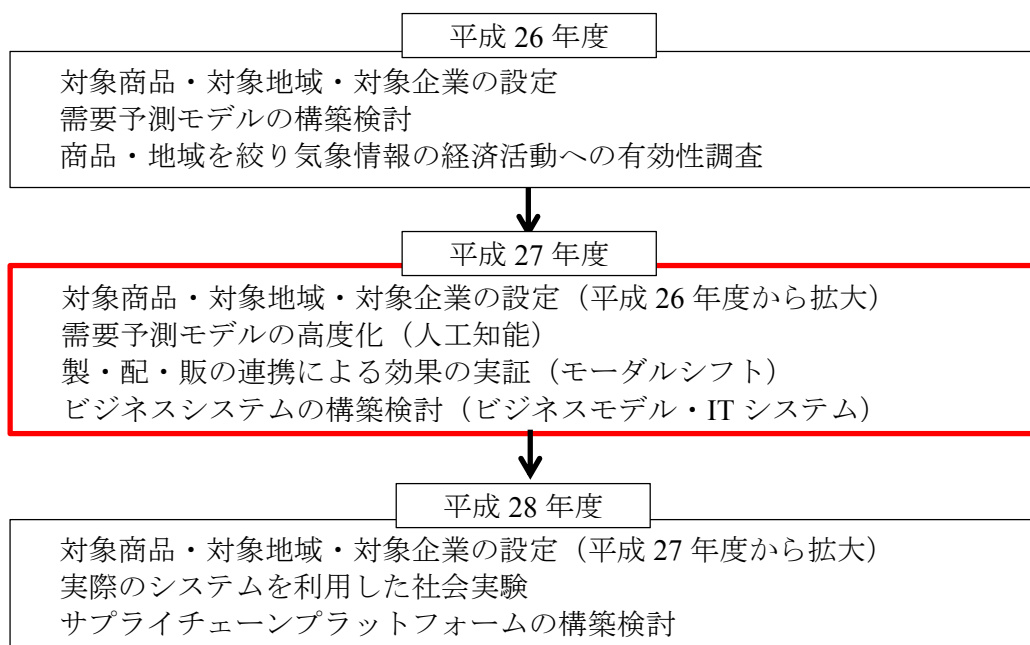


図1.2 3年計画のフロー図(赤枠が本年度)

1.4 平成 27 年度事業計画

1.4.1 実施内容の概要

(1) 対象商品・対象地域・対象企業の設定

平成 27 年度は対象商品・対象地域・対象企業の拡張を行った。

対象商品は、平成 26 年度は日配品を豆腐、季節商品をつゆ（冷やし中華つゆ・鍋つゆ）として検討を行ったが、平成 27 年度は表 1.2 のように拡張し、季節商品では飲料も対象とした。

対象地域は、平成 26 年度は関東地方に限定して検討を行っていたが、平成 27 年度は全国に拡張して検討を行った。

平成 26 年度、平成 27 年度の事業参加者を表 1.3 に示す。製造業では飲料メーカーやつゆメーカーを中心に参加企業が拡張し、卸・流通業者では船会社である川崎近海汽船が参加、小売業では平成 26 年度にはオブザーバーであったローソンが本格的に参加し、バローやカメガヤなど大手小売店も参加することとなった。また、平成 26 年度には参加していなかったシステム関連事業者や学術研究機関が参加することとなり、平成 26 年度は 9 社であった参加事業者が 26 社に拡張した。

表 1.2 対象商品

| 項目 | | 平成 26 年度 | 平成 27 年度 |
|------|-----|----------------|----------------------------------|
| 日配品 | | 豆腐 | 豆腐 小売解析では全商品 |
| 季節商品 | つゆ | 冷やし中華つゆ 鍋つゆ | 冷やし中華つゆ 鍋つゆ そうめんつゆ そばつゆ |
| | 飲料 | | 炭酸飲料 コーヒー 麦茶 |
| | その他 | | 小売解析では全商品 |

赤文字は平成 27 年度に追加した商品カテゴリ

表 1.3 事業参加者 (50 音順)

| 項目 | 平成 26 年度 | 平成 27 年度 |
|--------|--|---|
| 製造業 | 株式会社 Mizkan 相模屋食料株式会社 | 株式会社 Mizkan 株式会社伊藤園 キッコーマン食品株式会社 相模屋食料株式会社 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 |
| 卸・流通業 | 国分株式会社 | 国分グループ本社株式会社 川崎近海汽船株式会社 |
| 小売 | 株式会社ココカラファインヘルスケア 国分グローサーズチェーン株式会社 一般社団法人新日本スーパーマーケット協会 株式会社ローソン (オブザーバー) | 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 株式会社カメガヤ 株式会社マルエイ 一般社団法人新日本スーパーマーケット協会 |
| 関連事業者 | 株式会社アットテーブル (オブザーバー) 株式会社シグマクス (オブザーバー) | サントリービジネスエキスパート株式会社 株式会社アットテーブル 株式会社シグマクス 株式会社あおぞら銀行 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 |
| 学術研究機関 | | 国立研究開発法人産業技術総合研究所 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 |

赤文字は平成 27 年度からの参加者

(2) 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**を考慮したモデルの検討を行った。信頼性は予測モデルの精度向上によって実現される。汎用性は、小売店では多くの商品・店舗が存在するが、これらの多店舗・多品目の予測に対応可能な需要予測を検討した。このような検討を行うことで、POSデータの蓄積が十分でなく、需要予測モデルを構築するコストを負担できない**事業規模の比較的小さい小売にも応用可能**となる。また、**ID-POSデータ**や**SNSデータ**を利用することで、需要の予測をするだけでなく、消費者の販売行動を予測することを検討した。網羅性は、食品だけでなく、気象感応度の高い日用雑貨など様々な商品にも応用できるモデルを目指した。

信頼性を保ちつつ汎用性や網羅性のあるモデルの構築には、最適なカテゴライズや機械学習が必要であり、従来の説明変数などを用いる需要予測モデルでは十分とは言えない。そこで、産業技術総合研究所人工知能研究センターや国立情報学研究所、早稲田大学など**人工知能技術の研究者**と連携してモデル構築の検討を行った。

(3) 製・配・販の連携による効果の実証

製・配・販の注文量のミスマッチは、各企業が協力関係・利害関係にある中で、それぞれが自社に必要な需要予測を行い、その予測情報の共有が不十分なために生じるムダである。模式図を図 1.3 に示す。現在は、例えばメーカーが生産量を決定する際、消費者の最終需要を予測するだけでなく、卸や小売の販売行動も予測する必要があるが、これが予測を困難にしている。ここで、**製・配・販が協働で高度な需要予測モデルを開発して情報を共有していれば、注文量のミスマッチによるムダは解消される**（図 1.4）。本事業では、豆腐や冷やし中華つゆについて、実際に気象予測を利用した需要予測を行うことで、食品ロスが削減できることを実証した。

また、サプライチェーン全体で情報共有をすることで、**最適な輸送方法の選択**も可能になる。現在は、需要予測の精度やリードタイムが十分でなく、商品の輸送には主にトラックが利用されているが、長期の気象や需要予測を共有することでより環境負荷の低い輸送手段である船舶輸送への**モーダルシフト**が可能になる。さらに船舶輸送においては、高精度な気象・海象予測（海上風、波浪、海潮流）を共有することにより、**最適航路を選定することで燃費削減効果を得る**ことも可能になる。本事業では、コーヒーを対象に、気象情報を利用してモーダルシフトの実行が可能であることを実証した。

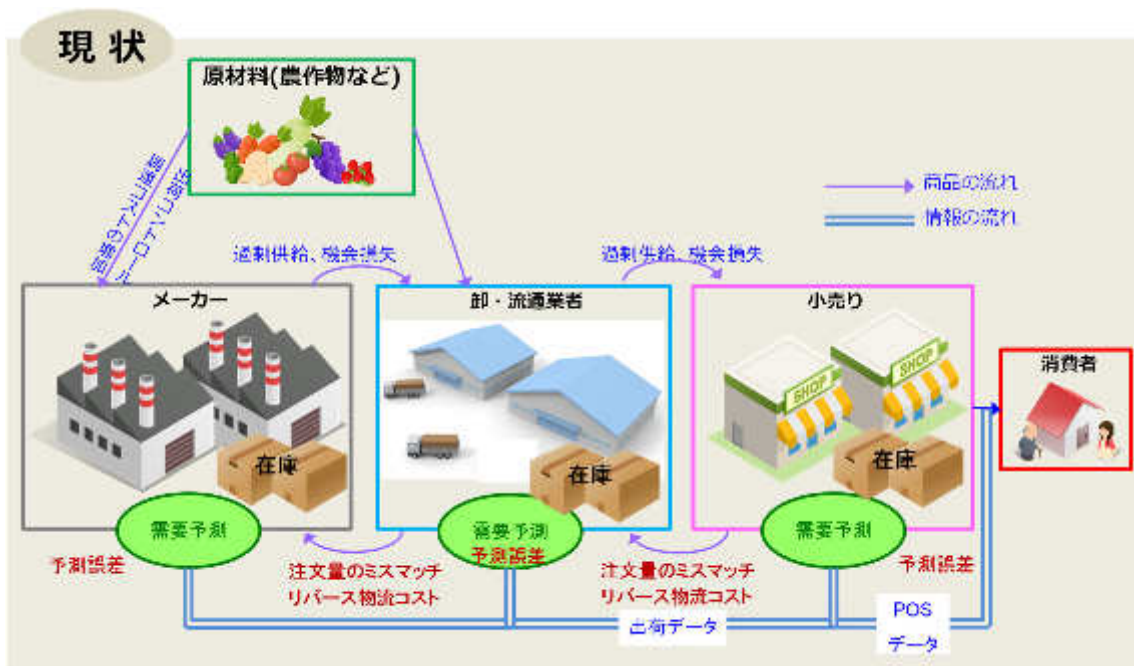


図 1.3 現状のサプライチェーンのイメージ図

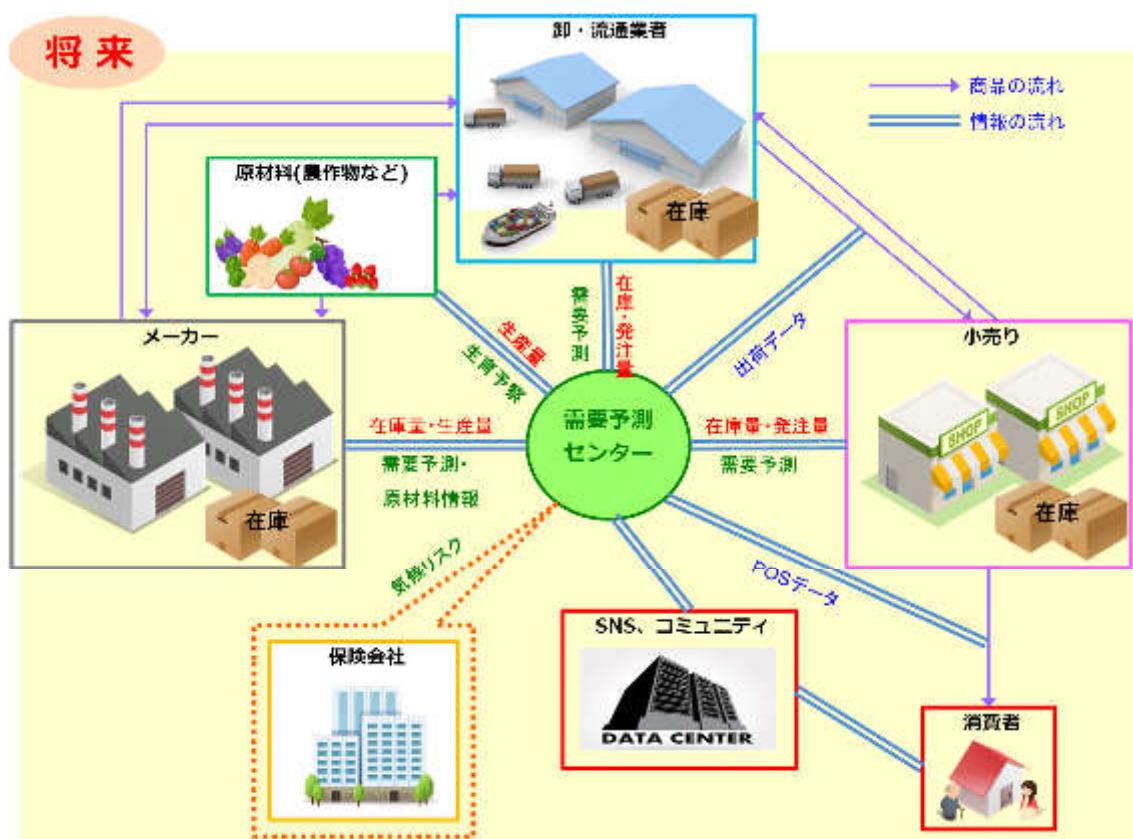


図 1.4 将来のサプライチェーンのイメージ図

(4) ビジネスシステムの構築検討

需要予測モデルを高度化して製・配・販で連携していくためには、各事業体における課題を把握した上で、その課題を解決するためのビジネスシステムを構築し運用していく必要がある。ビジネスシステムの構築検討では、**ビジネスモデルを構想**した上でそのビジネスモデルに必要な **IT システムの設計**を行った。

1.4.2 業務実施フロー

平成 27 年度の実施フローを図 1.5 に示す。

1.5 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示し、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、図においてもグラフの縦軸の値などを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。

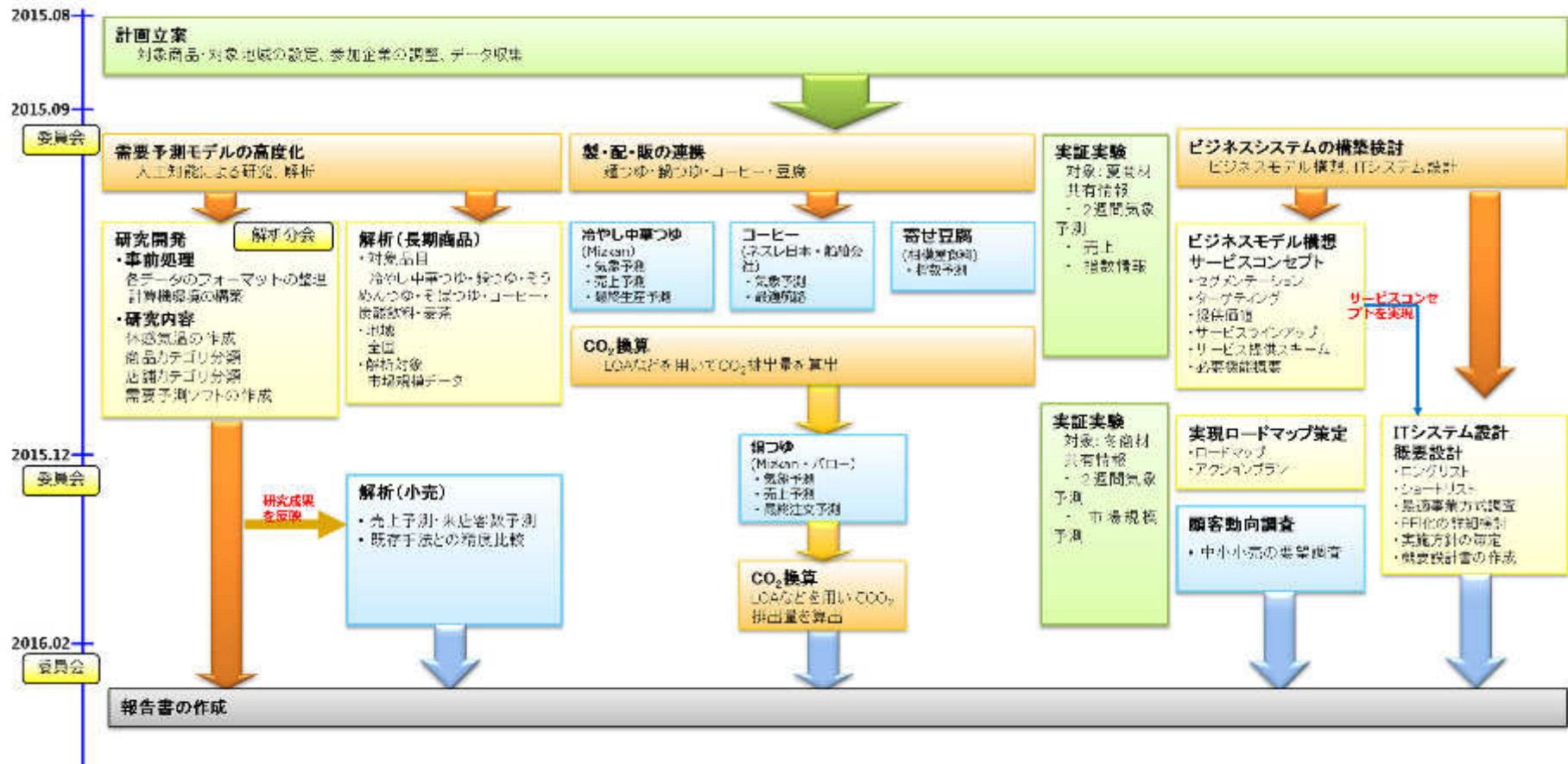


図 1.5 平成 27 年度の実施フロー

2. 食品分野での課題整理

本章では、食品業界全体の課題を俯瞰した上で、製（メーカー）、配（卸・流通業者）、販（小売）の各業態に存在する課題について整理する。

2.1 食品業界全体

現在、食品業界では、食品ロスの削減が大きな課題となっている。食品産業における可食部廃棄量割合（食品ロス）は図 2.1 に示すようにメーカーで 42.7%、卸 3.8%、小売 17.5%の割合で生じている（平成 24 年度）。また、表 1.1 で示したように売上高物流コスト比率は製・配・販ともに 5%以上と全業種平均の 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な課題となっている。食品ロスを発生させていることと物流コストを押し上げている要因は、最適生産がなされていないこと（注文量のミスマッチ）、最適在庫が達成されていないこと（在庫配置のミスマッチ）の 2 点に大別できる。

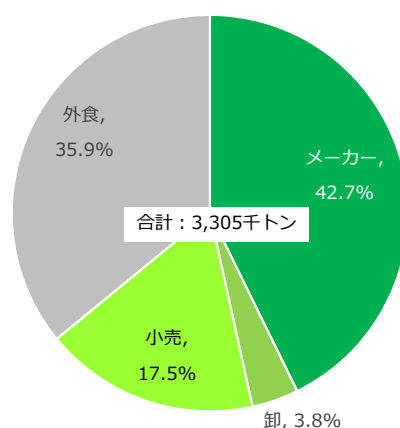


図 2.1 食品産業における可食部廃棄量割合（平成 24 年度）

最適生産が達成されていないことは、平成 26 年度の本事業報告書でも述べた通り、需要予測の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）に表れている。このリバース物流コストは、一般に、消費者に近い小売業やメーカーの需要の読み違いに端を発すると言われている。これらの読み違いに加えて、いわゆる「特売」などの販売計画、卸売業者・物流部門による計画的な買いだめ・備蓄などの人為的要因によって、ミスマッチのボリュームは、サプライチェーンの川下から川上に行くにしたがって増幅していく傾向がある（ブルウィップル効果）。

つまり、需要の不確実性によって生じた発注と見込み生産のミスマッチが原因で、在庫の最適化が崩れ、図 1.3 のような物流のムダによるリバース物流コストが生じている

と言える。

最適在庫が達成されていないことは、企業の物流部門におけるいわゆる「横持ち」などとして表れる場合がある。横持ちとは、広義ではイレギュラーな物流全般のことを意味するが、狭義では各出荷拠点における需要量と在庫量のミスマッチによって生じた在庫量の不足やだぶつきを解消するための配送のことを指し、企業の物流コストの一定割合を占めている。一般に、製造業における製品の生産や出荷の判断は、前週や前年同曜日の実績を参考に行われている。しかし、出荷量は各年によって大きく変動するため過去の実績にもとづく予測では十分な精度を確保できない。また、出荷量の予測が正確でなかった場合は特に在庫量の不足やだぶつきが発生し、横持ちが増大する傾向がある。本現象の模式図を図 2.2 に示す。

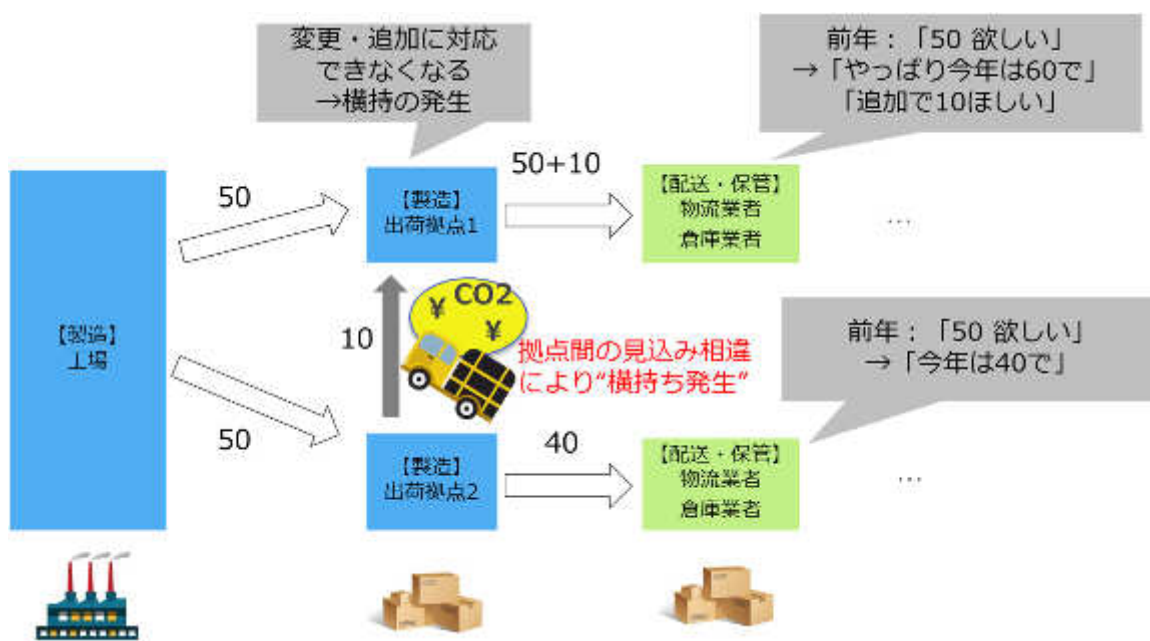


図 2.2 横持ちの模式図

これらの現象には、特売や販売計画、あるいは在庫の配置ミスといった人為的要因も作用しているが、需要を予測することの不確実性は気象変化に起因するケースも少なくない。特に、①日々の売上が気象と関連が深い日配品や、②特定の気象状況（季節）にのみ売上が増加する季節商品で、この不確実性が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持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。

需要予測の不確実性は、消費者の販売行動や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、前述の通り、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年間で気象予測の誤差が大きく改善した。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実運用されるようになった。2012年12月には予報業務の法改正によって、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の規制が緩和され、民間事業者による細かな長期の売上予測も可能となってきた。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ことを目的とする。

次節以降でメーカー、卸・流通、小売の各企業が抱える課題を、気象データを用いた需要予測の活用を念頭に置いて整理し、目指すべきゴールを具体化する。

2.2 メーカー

(1) 全体

メーカーは、サプライチェーンの最上流部に位置しており、受注生産だけでなく見込み生産を行っている場合がある。しかし、見込み生産の場合は、卸・小売からの「注成交量を予測」することになり、予測は困難になる。注成交量を予測するための判断材料は、前年実績や前週実績などを踏まえた担当者の経験や勘に依存するところが大きい。小売の特売や販売促進などによる人為的要因に大きく左右されるため、定量的な生産量の判断指標を持っている企業は少ない。

前年実績にもとづくオペレーションに従うと、前年に立ち上がりが遅かった場合、翌年の欠品リスクが高くなる傾向がある（例：梅雨明けが前年よりも早かった場合）。同様に、前年の落ち込みが遅かった場合、翌年の廃棄のリスクが高くなる傾向がある（例：残暑が前年ほど続かなかった場合）。前年実績を用いたオペレーションは、一般的な季節変動、トレンドを加味できる点で有用だが、気象変動の不確実性を考慮できないため、予測精度が低下している。また、前週実績にもとづくオペレーションは、急な需要の増減に振り回されるリスクが高い。

このように過去の実績をもとにした担当者の判断にもとづいてオペレーションが行われているため、在庫配置においても実際の市場の需要と誤差が生じ、食品ロスや機会ロスが発生する傾向がある。その結果生じるのが、前節で述べた食品の廃棄や、「横持ち」などの物流のムダである。以下、日配品（豆腐）、つゆ、飲料のカテゴリごとに、これまでのヒアリング・取り組みを通じて聞いた、企業の抱える課題を整理する。

(2) 日配品（豆腐）

現状の商品と気象の関係や課題を明らかにすべく、日配品メーカーにヒアリングを実施した。結果を下記に示す。

a) 特徴

夏季に冷奴、冬季に厚揚げの需要が高い。賞味期限が短いため、卸は通さずメーカーに直接納入していることが多い。

b) 気象による影響

暑い時期に冷奴、寒い時期に厚揚げが売れる、など豆腐の中でも種類によって季節特性が異なる。

c) 現在のオペレーション

消費者の最終需要ではなく、小売からの注成交量を予測して生産を行っている。見込み生産による食品ロスが生じている。需要予測は数人のチームによって、経験と勘によって行っている。

d) 課題

気象の変化による需要変動に大きく左右される商品であり、売れ残りのリスクを抱えている。廃棄経費のほか、廃棄をした豆腐の製造にかかった人件費や原材料の輸送コストなども損失である。また、小売の特売に暑さ・寒さなどの影響が重なった場合、注文量の変動が特に大きくなる。

e) 気象利用可能性（仮説）

生産量の調整に利用できる可能性がある。また、小売と協業し注文量ではなく店頭における商品の売れ行きを把握することで、見込み生産を減少できる可能性がある。

(3) 季節商品（つゆ）

つゆメーカーにヒアリングを実施した。結果を下記に示す。

a) 特徴

つゆ製品の特徴としては、そばつゆのようにオフシーズンでも一定の需要があるものと、鍋つゆ、冷やし中華つゆ、そうめんつゆのようにオフシーズンでの需要がほぼゼロになるものの2つに大別できる。

b) 気象による影響

夏商材（冷やし中華つゆ、そうめんつゆ、そばつゆ）は、2013年のように梅雨明けが早く7月上旬から猛暑になると急激に受注が増え、欠品リスクが高まることが特徴である。逆に2014年、2015年のようにお盆明けから低温基調となると、在庫がだぶつく可能性がある。冬商材（鍋つゆ）は、気温が低いとよく売れる商品である。冬季においては、「鍋」そのものの需要だけではなく、気象を要因とした野菜の店頭価格の上下によっても売れ行きが大きく左右される（例：暖冬で葉物の生産が増え価格が下がると鍋の需要が上がる、など）。

c) 現在のオペレーション

現在のオペレーションとしては、前年や直近数年間の出荷量実績にトレンド（市場全体の伸び）を加味して、生産を行っている。また、営業部門が定める売上目標も重要な要素である。各企業や部署によって課題は異なるが、代表的な課題として以下が挙げられる。

- ・ シーズン最終生産において、該当シーズン中の売上総量の予測を正確に行うことで、食品ロスを削減する
- ・ ゴールデンウィークやお盆、年末年始など長期休暇の前に、該当期間中の対象商品の売上総量の予測を行うことで最適在庫を実現する。

つゆは生産工程が長いことから、生産調整に利用する場合、需要予測に求められるリードタイムが比較的長いと言える。

d) 課題

企業にヒアリングを行ったところ、オフシーズンでも一定の需要のあるもの(そばつゆなど)については、ピークにかけて多めに製造するため、欠品のリスクは少ない。一方、オフシーズンでの需要がほぼゼロになる商品(冷やし中華つゆなど)については、翌年まで賞味期限が持たないため、廃棄などによるコストが生じる可能性がある。立ち上がり時期の急激な需要の伸びによる欠品のリスクは前者・後者共通の課題である。

e) 気象利用可能性(仮説)

生産量と在庫量の調整に利用できる可能性がある。つゆは特定の季節に需要が集中するため、ピークに向けた立ち上がり時期と季節最終盤の生産量の決定が重要である。需要予測を行うことで、機会ロス回避、廃棄ロス回避の両面で生産調整・在庫調整に取り組める可能性がある。

(4) 季節商品(飲料)

同様に、飲料メーカーにヒアリングを実施した。結果を下記に示す。

a) 特徴

製品の特徴として、年間を通して一定の需要があるが、夏季の伸びが大きく、気温の経過や急激な変化によって市場規模が大きく変動する。

b) 気象による影響

ある地域で気温上昇によって需要が高まると、トラックが手配できず商品が届けられないことによる機会ロスや、横持ちのようなイレギュラーな代替手段による輸送コストなどが生じている。

c) 現在のオペレーション

前年実績や前週実績をベースにしている場合が多い。気温・日照などの気象要素を考慮している企業もあるが、明確な基準は持たず定性的に加味している場合がほとんどである。生産過程としては、飲料の生産だけではなくペットボトル等の包材の調達に時間がかかり、全体で1~2ヶ月を要する。一方、在庫配置は最短で1週間程度で調整することが可能である。内訳としては、実際にトラックで輸送している時間よりも在庫調整の判断にかかる時間や、ケースが満載になるのを待つ時間の方が長い場合もある。鉄道・フェリー等への輸送手段の切り替えには手配の都合もあり、更に日数が必要となる。

d) 課題

一般的に生産コストの占める割合は全体の製造・輸送過程にかかるコストに比べて小さく、需要変動は生産よりも物流に影響している傾向がある。b)で述べたように、ある地域、特に北海道や九州で需要が急激に高まった際に、商品を本州

で生産している場合、これらの機会ロスや輸送コストが増大する。欠品を恐れるあまり、航空機を手配して飲料商品を得意先に納入する場合もある。その他、飲料メーカーは自社の自動販売機を抱えていることが多い。保温に期限があること、一度切り替えると元に戻せないことなどから、HOT と COLD の切り替えに苦慮しているケースもある。

e) 気象利用可能性（仮説）

おもに在庫や物流の最適化に利用でき、一部は生産調整にも利用できる可能性がある。北海道や九州の需要を早期に把握できれば、モーダルシフトによって CO₂ 排出量削減、コスト削減効果が得られる見込みがある。また、気象の差異による市場規模の大小が事前に入手できれば、最適在庫や生産調整に活用できる可能性もある。シェア競争も同時に考慮する必要があるが、気象データを利用することによって需要変動の不確実性を少しでも抑えることができれば、シェア拡大等の戦略も打ちやすくなると考えられる。

2.3 卸・流通

(1) 卸

現状のオペレーションと気象の関係や課題を明らかにすべく、卸企業にヒアリングを実施した。結果を下記に示す。

a) 特徴

メーカーと小売の間に位置する卸は、小売の販売計画を予測して発注・在庫等の判断を行っている。多種多様な商品を扱っている。

b) 気象による影響

飲料・アイスクリームなど売上が気象に影響を受ける商品を多様に扱っている。

c) 現在のオペレーション

過去の小売からの受注実績、メーカーへの発注実績などから需要を予測し担当者が判断している。

d) 課題

小売に対して欠品を起こすことが許されないため、メーカーに対して見込みの発注を行う傾向がある。発注量の適正化のためのメーカーや小売との連携が課題である。

e) 気象利用可能性（仮説）

リテールサポートの機能が希薄になっていると言われるが、需要予測データによって製・配・販を繋ぐ役割を担う可能性がある。

(2) 流通

流通企業にヒアリングを実施した。結果を下記に示す。

a) 特徴

トラックを中心とした交通手段によって、荷主（メーカー）に指定された拠点から拠点までの物流を担う。

b) 気象による影響

需要における変化を直接的に意識はしていないようだが、積雪や大雨による交通障害に影響を受けることが多い。船舶の場合、海象に大きな影響を受ける。

c) 現在のオペレーション

荷主に依頼を受けてから車両・ドライバーを手配する。トラックの手配のリードタイムは数日程度と言われる。

d) 課題

近年は流通業界でのドライバー不足によって、荷主にとってトラックの手配が困難になっている。

e) 気象利用可能性（仮説）

事前の在庫調整、モーダルシフトにおける利用可能性がある。鉄道輸送については、数ヶ月前からダイヤが組まれているため柔軟な便数の増減などは難しいが、空いている貨車にコンテナを積みこむことなどは短い期間でも可能である。船舶は、手配に時間がかかるが、一度に大量の荷物を積み込むことができること、ドライバーの人件費がかからないことがメリットである。気象を利用した需要予測によって、これらの交通手段を、リードタイムと目的地から組み合わせて選択することでコスト削減・CO₂排出量削減につながる可能性がある。

2.4 小売

現状のオペレーションと気象の関係や課題を明らかにすべく、小売（スーパーマーケット、コンビニエンスストア、ドラッグストア）に対して、ヒアリングを実施した。

a) 特徴

日々消費者が訪れる現場でオペレーションを行っている。扱う商品が多いことも特徴である。

b) 気象による影響

気象による影響としては、降水によって来店客数が左右されると言われている。また、同一チェーンでもマイカーでの来店が多い郊外店、鉄道利用者の多い駅前店などの店舗の特性の差異によって、気象による作用は異なる。気象以外の要因としては、周辺の競合店の価格に左右される傾向がある。

c) 現在のオペレーション

注引量は担当者（多くの場合は店長）の経験と勘に依存し、シーズン終盤での欠品や売れ残りに繋がっている。

d) 課題

時々刻々と変化する売り場の管理となるため、発注担当者も含めて多忙で、的確な注引量のコントロールができていない場合もある。扱う商品数の多さも、特定の日配品、季節商材ごとのきめ細やかな販売・発注計画を難しくしている。いわゆるPOSデータの取得は早くから進められていたが、日々詳細にデータを解析するようなシステム、人的資源を持っている企業は少ない。

e) 気象利用可能性（仮説）

最終消費者との接点であり、品揃え確保のため食品ロスより機会ロスの方が課題である。扱う品目が多く単品の需要予測だけでは効果が薄い。そのため、季節ごと、商品のカテゴリごとの気象感応度を整理できれば、特売や販売促進のタイミング、棚づくりを考える上での指標になり得る。これらの静的なデータに、リアルタイムの気象予測データを掛け合わせて利用することで、よりタイムリーな販売戦略が適用できる可能性がある。また、上述の店舗の特性に応じた指標も組み合わせれば、エリアごと、店舗ごとの気象予測データの利用も可能になるほか、店舗の進出計画にも活用できる可能性がある。

その他、生産量・出荷量等の最終判断は人に依存する傾向のあるメーカーと比較して、自動発注システムの普及が進んでいるのも小売業の特徴である。安全在庫量と前週の販売実績等を組み合わせて運用していることが多いが、ここに気象予測データを用いたパラメータを加えることで注引量の精度を高めることができる可能性もある。発注において人間の判断を挟まないことから、自動発注システムによって気象データ利用の効果測定が行いやすいことが期待される。

2.5 まとめ

2.2 から 2.4 の内容をまとめるとメーカー・卸・小売業の課題は表 2.1 のようになる。

表 2.1 製・配・販課題まとめ

| | 一般的な課題 | 気象利用可能性 |
|------|---|--|
| メーカー | <ul style="list-style-type: none"> ・ 消費者の最終需要ではなく、卸・小売の注文量を予測することで在庫量を判断している。小売の販売計画の影響も大きく受ける。(全般) ・ 見込み生産による廃棄ロスが生じている。(日配品) ・ 梅雨明けが早く急に卸・小売からの受注が増えると欠品リスクが高まる。(つゆ・飲料) ・ お盆明けに気温が低い状態が続くと、在庫が余り、廃棄リスクが高まる。(つゆ) ・ 地域ごとの需要の差異によって、在庫調整にミスマッチが生じ、横持ちによる輸送コストが発生している。(飲料) | <ul style="list-style-type: none"> ・ 日々の気象を用いた需要予測データを利用して、小売の注文量ではなく、店頭における商品の売れ行きを把握することで、見込み生産を減らすことができる可能性がある。 ・ 生産・物流担当者が、前年実績や前週実績など様々な因子を考慮して、経験と勘で判断を行っているため、需要量(注文量)とのミスマッチが生じている。需要を決定する因子の中で唯一、物理学的に予測可能な気象を用いた需要予測データをオペレーションに利用することで、生産量・在庫配置のぶれを少なくすることができる可能性がある。 |
| 卸・流通 | <ul style="list-style-type: none"> ・ 小売の注文量を予測することで、メーカーに対する発注量を決定するため、見込み発注になっている。(卸) ・ 人手不足によってドライバーの確保が難しくなっている。(流通) | <ul style="list-style-type: none"> ・ 需要予測データを利用したリテールサポートを実施できる可能性がある。 ・ 現状トラック中心の物流となっているが、荷主が事前に需要の高まりを予測することで、鉄道・フェリーへのモーダルシフトを行うことができる可能性がある。 |
| 小売 | <ul style="list-style-type: none"> ・ 消費者の最終需要を予測できず、見込み発注を行っている。 ・ 常に人手が足りず、POS データを需要予測に活用する余裕がない。 | <ul style="list-style-type: none"> ・ 季節ごと、商品のカテゴリごとの気象感応度を整理することで、特売や販売計画、棚づくりを考える上での指標になる可能性がある。 ・ 静的な指標に、リアルタイムの気象予測データを掛け合わせて利用することで、よりタイムリーな販売戦略が実施できる可能性がある。 |

これらの課題を解決するための取り組みには、個社で取り組めるもの、製・配・販の連携によって実現できるものの2つがある。

メーカーの個社での取り組みとして考えられるのは、生産量の最適化（日配品・つゆ・飲料）、各物流拠点における在庫量の最適化（つゆ・飲料）、横持ちの解消（飲料）などが挙げられる。卸・流通では、発注量・在庫量の適正化が考えられる。小売では、同じく発注量・在庫量の適正化のほか、多種多様な商品・店舗・顧客の気象による影響を加味した販売計画などが期待される。

個社だけの取り組みは、アクションは起こしやすいが、本来は、製・配・販で同じ需要予測データを見るという連携を取ることで、卸・小売の発注量を最適化することが望ましい。つゆのヒアリング結果に記載の通り、メーカーにとっては、卸・小売との関係上、欠品を起こすわけにはいかないという思いがあり、「増産は可能だが、減産は難しい」という意見が強い。食品業界全体の生産量を最適化するには、製・配・販のコンセンサスが不可欠である。

本事業では、物流コストが大きい日配商品や季節商品の中で気象による感応度の高い商品を対象に、高度な需要予測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章にて気象データの利用方法、4章、5章にて気象による感応度の高い商品の解析、参加企業との取り組み（個社ならびに製・配・販連携）の実証実験結果を示す。

3. 気象データの利用方法

本章では、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。

3.1 気象観測値

本節では、気象観測値の利用方法について記述する。

気象データの利用では、販(小売)は店舗の存在する地点データを利用するが、配(卸)や製(メーカー)はそれぞれの拠点ごとのエリアデータを利用する。そこで、利用する観測値を決定し、地点データとエリアデータの利用方法を検討した。

3.1.1 利用した観測値

本事業では、①AMeDAS、②気象官署、③レーダー観測による値を利用した。本項では観測値の内容を記す。各観測における観測内容を表 3.1 ならびに(1)～(3)に示した。

表 3.1 各観測における観測内容

| 項目 | 観測項目 |
|--------|--|
| AMeDAS | 風向・風速・気温・日照時間・降水量・積雪深 |
| 気象官署 | 風向・風速・気温・日照時間・降水量・積雪・降雪の深さ・気圧・湿度・日射量・視程・大気現象(霧・雷など)・ 天気・雲の形や量 ※すべての要素を観測していない箇所もあり |
| レーダー | 反射強度・動径風速 |

(1) AMeDAS

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」と表現される。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い、気象災害の防止・軽減に重要な役割を果たしている。

本事業では AMeDAS の風向・風速・気温・日照時間を利用して解析を行った。これらの要素を観測している観測所は図 3.1 左に示すように全国に約 840 か所存在しており、約 21km 間隔で存在している。

(2) 気象官署

気象官署は気象台や測候所の観測値であり、図 3.1 左に示すように全国約 150 か所に存在しており、風向・風速・気温・日照時間に加え、湿度や日射量、天気などの観測も行っている。

(3) レーダー

気象レーダーは、アンテナを回転させながら電波（マイクロ波）を発射し、半径数百 km の広範囲内に存在する雨や雪を観測するものである。発射した電波が戻ってくるまでの時間から雨や雪までの距離を測り、戻ってきた電波（レーダーエコー）の強さから雨や雪の強さを観測する（図 3.2）。また、戻ってきた電波の周波数のずれ（ドップラー効果）を利用して、雨や雪の動きすなわち降水域の風を観測することができる。現在のレーダー配置と観測範囲を図 3.1 右に示す。

気象庁ではこの気象レーダーで観測したデータと、AMeDAS で直接観測した雨量等を組み合わせることにより、正確できめ細かな雨量の分布（解析雨量）を作成しており、本事業ではその解析雨量を利用した。

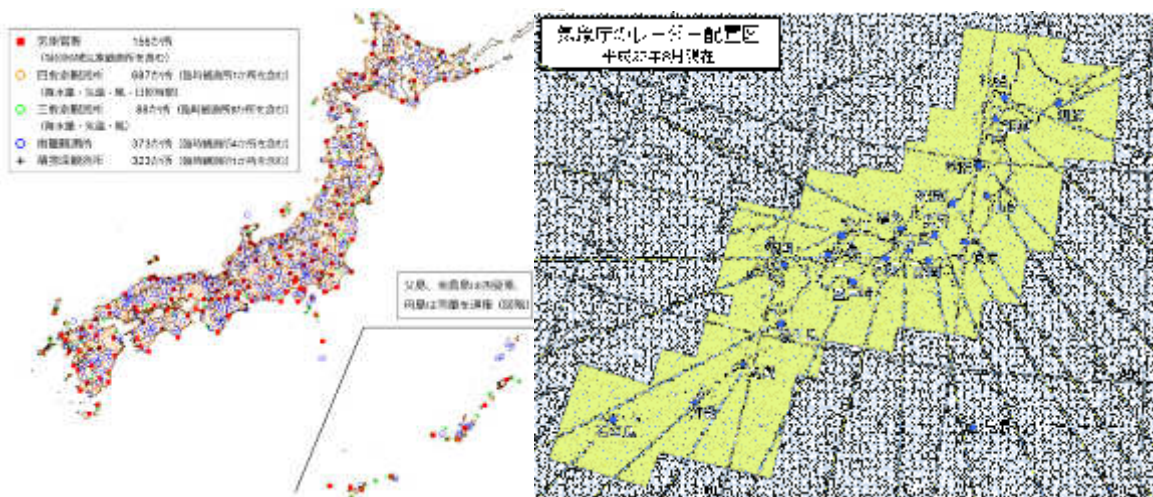


図 3.1 AMeDAS・気象官署・レーダーの観測網

(左：AMeDAS・気象官署の観測網、右：レーダーの配置、気象庁 HP から抜粋)

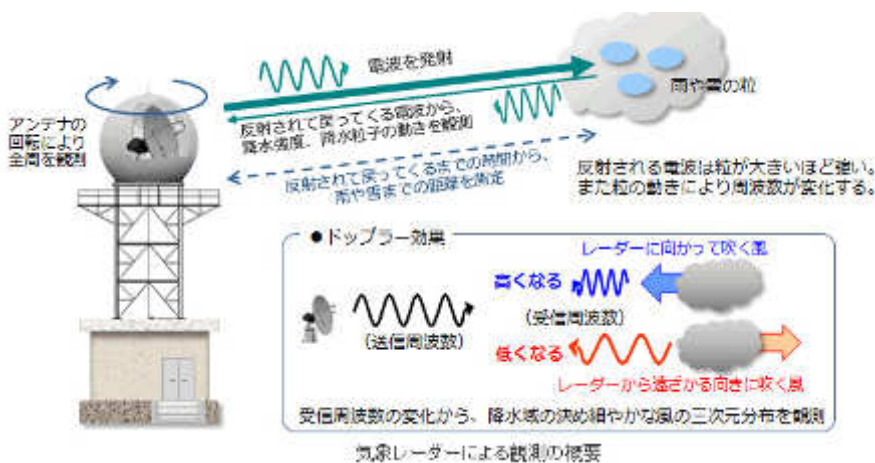


図 3.2 気象レーダーによる観測手法（気象庁 HP から抜粋）

3.1.2 地点データの扱い方

(1) 気温

気温は AMeDAS 観測値を利用するが、AMeDAS 観測値は空間的に離散的なデータであるため各地点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 3.3 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 3.3 の例では 20°C となり確からしい内挿となる。また、気温は標高が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。

$$W(R) = \max\left(\frac{1}{1 + 9(R/R_i)^2} - 0.1, 0.0\right) \quad 3-1$$

$$W_{Di} = 1 / \sum_{i=1}^n W(R_{ij}) \quad 3-2$$

$$\phi^A = \phi^G + \sum_{i=1}^n W(R_i)W_{Di}(\phi_i^O - \phi_i^G) / \sum_{i=1}^n W(R_i)W_{Di} \quad 3-3$$

| | |
|----------|----------------------|
| R | : 影響半径 (定数: 30km) |
| R_i | : 小売店から観測点までの距離 (km) |
| 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 (—) |
| ϕ^G | : 気象要素のゲス値 (—) |
| ϕ^O | : 気象要素の観測値 (—) |

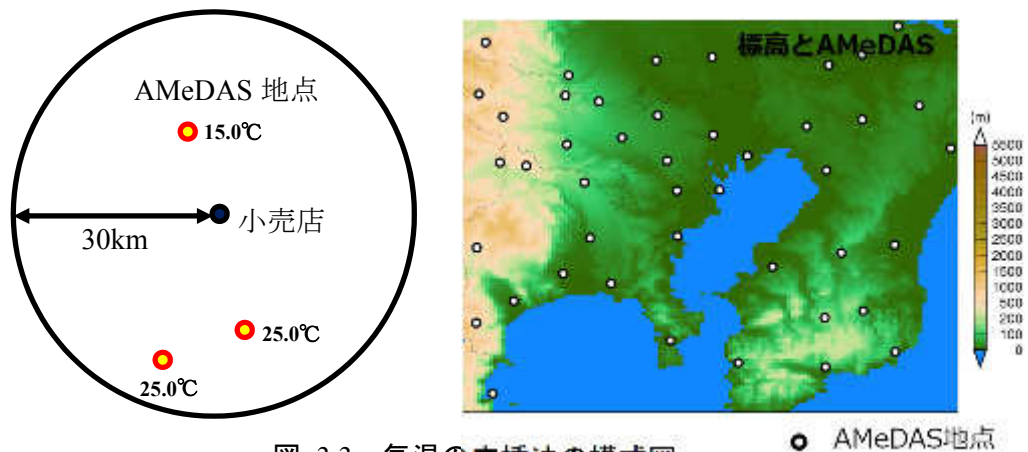


図 3.3 気温の内挿法の模式図

(2) 湿度

湿度は気象官署のデータを利用した。ただし、湿度は水蒸気量と気温、気圧から決定される量であるため、地点内挿の際は、①水蒸気量を地点内挿、②気温・気圧を地点内挿、③湿度の計算という手法から求めた。

(3) 雨

雨は解析雨量から求めた。AMeDAS にも雨の観測値はある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 3.4 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 分に一度発表される、約 1km メッシュの情報である。

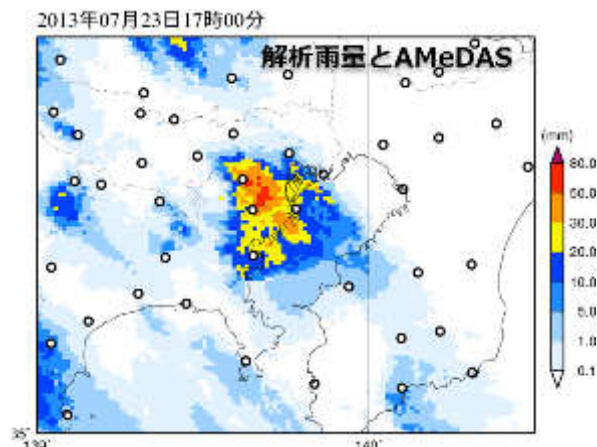


図 3.4 解析雨量（色）と AMeDAS（○印）の分布

(4) 日射量

日射量は気象官署の日射量や AMeDAS の日照時間の観測値から推計した全天日射量を利用し、地点内挿を行った。日照時間の値から日射量を推定する手法は日本気象協会が開発した「アメダス推定日射量」を用いている。

3.1.3 エリアデータの扱い方

製造業や卸・流通業が生産・流通・在庫を考慮する際は、ある1地点のデータだけでなくエリアで積算されたデータが重要である。たとえば、メーカーから卸（小売）への商品の輸送を例にとると、メーカーは流通拠点に在庫を持ち、そこから卸（小売）に商品を配送するため、流通拠点に紐づいた卸（小売）全体の需要量を予測して在庫量を決める必要がある。そこで、本事業では、①全国を12エリアに分割し、②エリアごとに気象情報を集計して解析・予測を行うこととした。

(1) エリアの分割

全国エリアの分割を以下に示す。このエリアの分割は全国の売上を集計しているインテージのエリア定義と同一とした。エリアの内訳を表 3.2、図 3.5 に示す。

表 3.2 エリア定義

| エリア | 都道府県 |
|--------|-----------------------|
| 北海道エリア | 北海道 |
| 東北エリア | 青森、岩手、宮城、秋田、山形、福島 |
| 関東エリア | 茨城、栃木、群馬、山梨 |
| 京浜エリア | 埼玉、千葉、東京、神奈川 |
| 信越エリア | 新潟、長野 |
| 北陸エリア | 富山、石川、福井 |
| 東海エリア | 岐阜、静岡、愛知、三重 |
| 近畿エリア | 滋賀、京都、大阪、兵庫、奈良、和歌山 |
| 中国エリア | 鳥取、島根、岡山、広島、山口 |
| 四国エリア | 徳島、香川、愛媛、高知 |
| 九州エリア | 福岡、佐賀、長崎、熊本、大分、宮崎、鹿児島 |
| 沖縄エリア | 沖縄 |

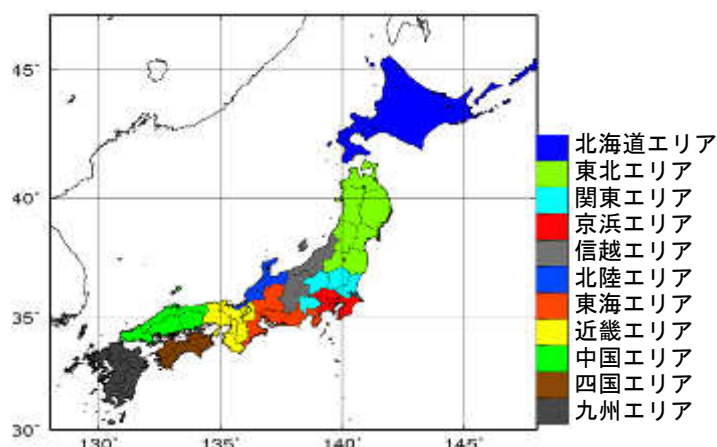


図 3.5 エリアの分割（沖縄エリアを除く）

(2) エリアごとの気象情報の集計手法

配（卸）や製（メーカー）の必要とするエリアごとの気象情報では、「各生産拠点や流通拠点における代表的な値」が重要である。そのため、単純に面積按分した平均値ではなく、購入量に関連した平均値である必要がある。そこで、購入量は人口と密接な関係があると仮定して、エリアごとの気象情報としては人口重み付き平均値を利用することとした。

人口重み付き平均値の考え方を図 3.6 に示す。この例では、人口の多い A 市では相対的に気温が高く、人口の少ない B 市や C 市では相対的に気温が低い。このような気温状況で対象商品が夏場に売れる商品であった場合、A 市で気温が高いため需要は増加し、B 市や C 市では需要は増加しないと考えられる。ここで、A 市は人口が多いことを加味すると、このエリアでは気温上昇に伴って需要は増加することが考えられる。このように、製（メーカー）や配（卸）が気温を利用する場合、エリア内で人口の多い場所（この事例では A 市）の重みを人口に比例して考慮することとした。

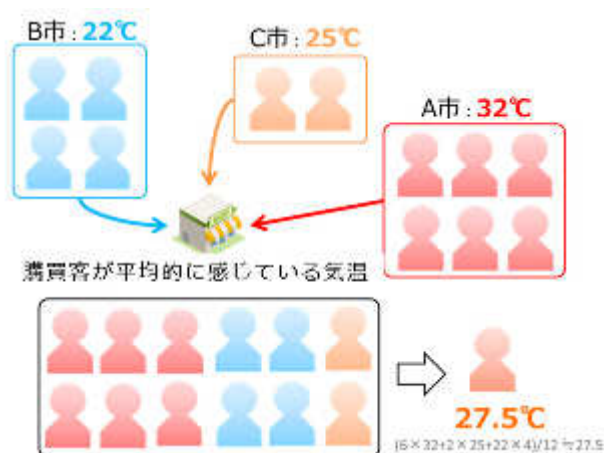


図 3.6 人口重み付き平均の考え方

人口重み付き平均気温を作成する際は、以下の手順で行った。

- AMeDAS 地点のうち、過去 5 年間で観測地点が変更した地点を取り除く
- 各自治体について割り当てる AMeDAS 地点の決定。この際、距離だけでなく各自治体の気候（標高や海からの距離）なども考慮して割り当てを行った。
- 各自治体の人口を割り当てた後、集計を行う。

京浜エリアの人口重み付き平均気温の計算例を図 3.7 に示す。人口は都市部に集中していることが分かる。したがって、AMeDAS 地点ごとの人口のリストでは、府中・江戸川臨海など都市部に位置する観測点にもっとも多く人口が割り当てられていることが分かる。ここで、観測地点「東京」に人口が割り当てられていないのは、AMeDAS 地点東京は、2015 年に観測地点が移動になったためである。このように移動になった

観測地点を外すことで、エリア気温の経年変化を追うことが可能になる。

図 3.8 にもっとも人口割り当ての大きい「府中」と、人口の少ない神奈川県「三浦」京浜エリア全体の人口重み付き平均気温の 2014 年の推移を示す。夏場は海沿いの三浦では相対的に気温が低く、人口重み付き平均気温は府中の気温と近い動きをしていることが分かる。

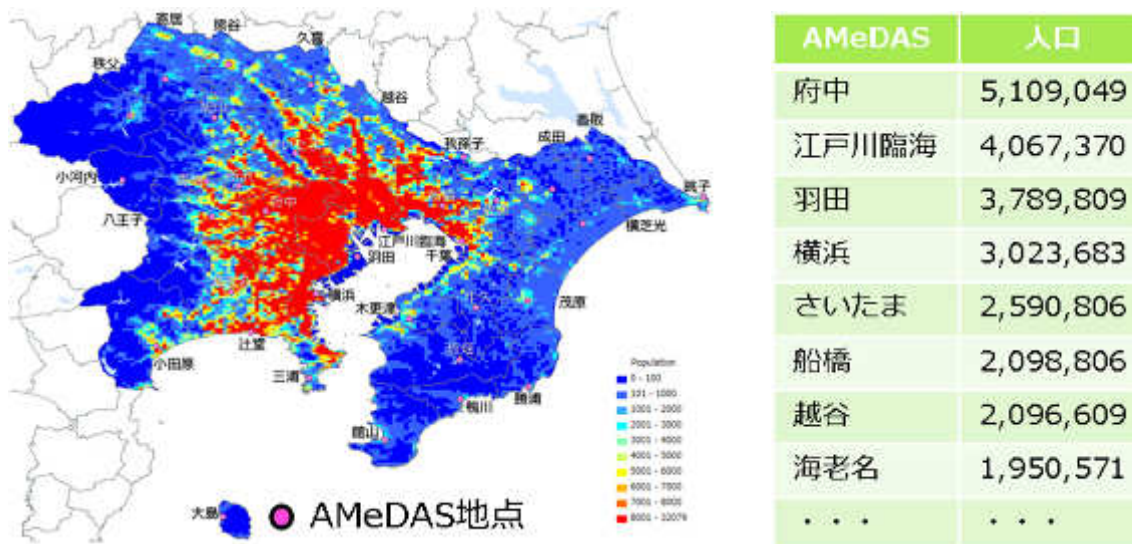


図 3.7 京浜エリアの人口重み付き平均気温の求め方

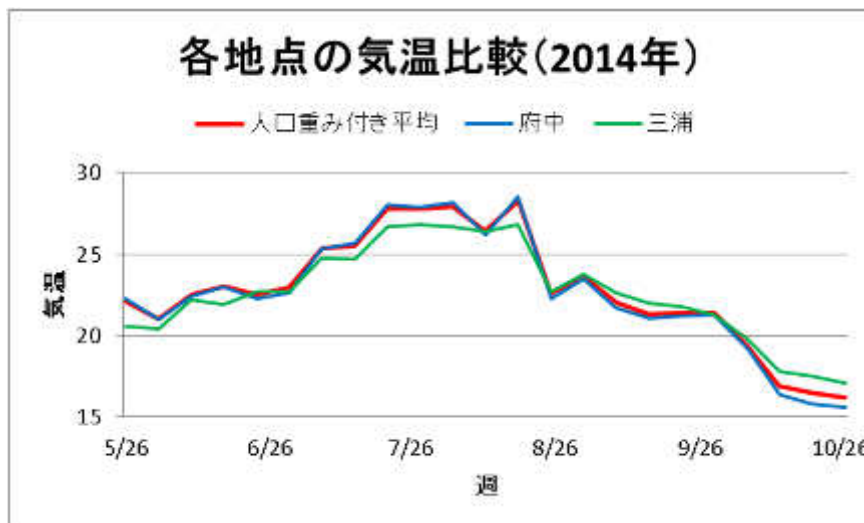


図 3.8 各地点の気温比較と人口重み付き平均気温

3.2 気象予測値

本節では、気象観測値の利用方法について記述する。本事業では気象予測は、気象庁と ECMWF（欧州中期予報センター）のデータを利用した。しかし、数値予報センター（気象庁や ECMWF）の実施する予報値は、格子点化したモデル地形を使用しており実際の地形とは異なる。その結果、系統的な誤差を持っており、そのまま利用することはできない。そこで、統計手法を実施して誤差の修正を行い、精度検証を行った。

3.2.1 利用した予測値

気象予測は、目的に応じて異なる数値モデルが利用されている。数値予報モデルは、一般的に格子間隔の細かいほど精度は高くなるが、計算時間が長くなってしまいうというトレードオフの関係がある。そこで、リードタイムが短い場合は格子間隔の細かいモデルが利用され、リードタイムが長くなると格子間隔の粗いモデルが利用される。また、リードタイムが1週間以上の場合は、1つの初期値から緻密な計算を行う決定論的手法では精度が劣化するため、アンサンブル予測（集団予測）と言われる手法が利用される。

本事業では、気象庁と ECMWF の予測値を利用した。短期予測については、日本付近は気象庁がもっとも詳細に計算を行っており精度が高いため、気象庁の予測値のみを利用した。一方、長期予測については、図 1.1 で示したように世界でもっとも精度の高い ECMWF（図 1.1）と日本付近の精度が高い気象庁のデータの双方を利用した。両者の予測値の期間ごとの詳細を表 3.3 に示す。

表 3.3 利用した予測値

| 項目 | | 気象庁 | ECMWF |
|-----|--------|------------|-----------------------------------|
| 短期 | 種類 | GSM ガイダンス | — |
| | 予測時間 | 84 時間 | |
| | 時間分解能 | 1 時間 | |
| | 配信格子間隔 | 0.25×0.2 度 | |
| 中期 | 種類 | 1 週間アンサンブル | Atmospheric Model high resolution |
| | 予測時間 | 11 日 | 10 日 |
| | 時間分解能 | 12 時間 | 6hourly |
| | 配信格子間隔 | 2.5×2.5 度 | 0.125×0.125 度 |
| 中長期 | 種類 | 1 ヶ月アンサンブル | Atmospheric Model low resolution |
| | 予測時間 | 33 日 | 32 日 |
| | 時間分解能 | 1 日 | 6hourly |
| | 配信格子間隔 | 2.5×2.5 度 | 0.5×0.5 度 |
| 長期 | 種類 | 3 ヶ月アンサンブル | Seasonal 7-month forecast |
| | 予測時間 | 120 日 | 7month |
| | 時間分解能 | 1 ヶ月 | 6hourly |
| | 配信格子間隔 | 2.5×2.5 度 | 0.75×0.75 度 |

3.2.2 統計手法による修正

(1) 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、誤差が生じる。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値に変換して精度向上を図るという手法（ガイダンス）が行われている。本検討においても、気象庁および ECMWF が発行する数値予報結果に対して、観測値を用いて統計処理を行うこととした。

統計処理は、Model Output Statistics（MOS：数値予報モデル出力を統計的手法で対象地点の予測を求める方法）で修正を施した。修正は以下のように実施した。

(a) 年の分割

年を4期に分け各期間で係数を求めた。（12～2月、3～5月、6～8月、9～11月）

(b) 従属解析期間

MOSの因子計算に用いる年数は3年とした（2011年12月～2014年11月）

(c) 精度検証

精度検証は4要素（風・気温・雨・日照時間）を観測しているすべての AMeDAS 地点を対象とした。

(d) 説明変数

説明変数として使うのはアンサンブル平均値の初期値から7日目までの予測値とし、期間中の全サンプルの平均と標準偏差で正規化したものを対象とした。

(e) 説明変数の選択

説明変数の組み合わせは、同一要素（合成要素を含む）は高度間で相関が強いので同一要素はいずれか一つの高度とし、いくつかの組み合わせで全地点平均の決定係数の高いものを選ぶようにして絞り込んだ。予測因子の絞り込みにおける対象期間は、予測誤差が大きく出ると想定される冬季（12月～2月）を選んだ。要素のうち、風については東西風と南北風より北西風成分と北東風成分の方が高低気圧の位置との関係性が強いと考えられるので、これらを風の要素とする。よって、気象庁については候補要素として気温、湿度、北西風、北東風、降水量、海面気圧または高度の6種とした。ECMWFについては湿度がないため5要素とした。

(f) モデルアンサンブル

気象庁と ECMWF のデータを利用して、モデルアンサンブルを行った。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。

ここで、各手法の精度検証などについては、①平均二乗誤差（以降、RMSE）、②平均誤差（以降、BIAS）、③相関係数（以降、R）、④決定係数（以降、R²）を利用した。各統計値の算出方法を以下に示す。

① RMSE

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2} \quad 3-4$$

X_i : 観測値 (—)
 Y_i : 計算値 (—)
 N : 全予報数 (個)

② BIAS

$$\text{BIAS} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - Y_i) \quad 3-5$$

\bar{X} : 観測値の平均値 (—)
 \bar{Y} : 計算値の平均値 (—)

③ R

$$R = \frac{\sum_1^N (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_1^N (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_1^N (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad 3-6$$

④ R²

$$R^2 = R \times R \quad 3-7$$

長期の気象予測では、予測可能性のもっとも高い要素は気温である（天候リスクマネジメントへのアンサンブル予報の活用に関する調査、気象庁、平成 14 年）。また、各商品の需要は地上気温に関係が高いことが「平成 26 年度次世代物流システム構築事業」で示されている。そこで、本事業では統計処理は地上気温を対象に行うこととし、目的変数を地上気温、説明変数を予測値の各要素値として、もっとも地上気温の予測精度の高くなる組み合わせを求めた。

気象庁アンサンブルの統計処理に用いた予測因子の組み合わせと地上気温統計値の決定係数（アメダス全地点平均）を表 3.4 に示す。予測誤差が大きくなる想定される 12～2 月の値で検証した。選択されたもっとも精度の高い説明変数は、降水量、地上気温、700hPa 湿度、850hPa 北西風、850hPa 北東風及び 500hPa 高度であった。

これらの要素で計算を行った各期間の決定係数は、12～2 月 0.667、3～5 月 0.895、6～8 月 0.811、9～11 月 0.865 と 12～2 月がもっとも精度は低く、3～5 月がもっとも精度は高かった。

表 3.4 予測因子の組み合わせと決定係数
期間（気象庁：2011 年～2014 年、12 月～2 月）

| 降水量 | 気温 | | 湿度 | 北西風 | | 北東風 | | 高度 | 決定係数 |
|-----|----|----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|--------------|
| | 地上 | 地上 | 850 | 700 | 850 | 700 | 850 | 700 | |
| ○ | | | | | | ○ | | ○ | 0.222 |
| ○ | ○ | | ○ | | | ○ | | | 0.612 |
| ○ | | ○ | | | | ○ | ○ | ○ | 0.623 |
| ○ | ○ | | | | | ○ | ○ | ○ | 0.639 |
| ○ | ○ | | ○ | | | ○ | | ○ | 0.639 |
| ○ | ○ | | ○ | | | ○ | ○ | ○ | 0.641 |
| ○ | ○ | | ○ | ○ | | ○ | | ○ | 0.667 |

同様に ECMWF についても検討を行った結果、以下のように気象庁と同様に 850hpa の風成分を用いるのが精度が高いことが分かった。これらの要素で計算を行った各期間の決定係数は、12～2 月 0.754、3～5 月 0.893、6～8 月 0.841、9～11 月 0.931 と 12～2 月がもっとも精度は低く、9～11 月がもっとも精度は高かった。

表 3.5 予測因子の組み合わせと決定係数
期間（ECMWF：2011 年～2014 年、12 月～2 月）

| 降水量 | 気温 | 北西風 | | 北東風 | | 高度 | 決定係数 |
|-----|----|-----|-----|-----|-----|-----|--------------|
| | 地上 | 850 | 500 | 850 | 500 | 500 | |
| ○ | ○ | | ○ | | ○ | ○ | 0.645 |
| ○ | ○ | ○ | | ○ | | ○ | 0.680 |

(2) 精度検証

検証は、全 AMeDAS 地点で気象庁と ECMWF それぞれの単独モデル、モデルアンサンプルの比較を行った上で、エリア平均気温の精度評価を行った。

(a) 気象庁・ECMWF の比較

全 AMeDAS 地点で、気象庁・ECMWF の比較を行った (図 3.9)。BIAS (平均誤差) は、統計処理前は気象庁の過大評価に対し ECMWF は過小評価となっていたが、統計処理を行うことで 0 に近くなり大きな差はなかった。RMSE (平均二乗誤差) は、統計処理を行うことによって ECMWF の方が誤差は小さくなっていた。これは、以下の 2 つが理由と考えられる。

- ① 図 3.10 に示すように ECMWF は配信格子間隔が約 50km と気象庁の約 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。
- ② 気象庁は大気モデルを使用しているが、ECMWF は大気海洋結合モデルであり、海の影響を詳細に表現できる。

以上から、気象庁と ECMWF を比較した場合は、統計処理を行うと大きな違いはないものの、少し ECMWF の方が精度は高いと考えられる。

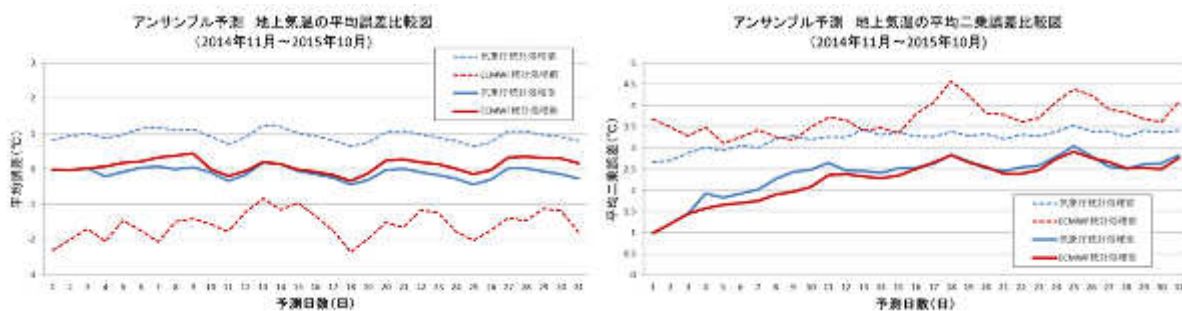


図 3.9 気象庁・ECMWF の統計前と統計後の精度比較
(左：BIAS (平均誤差)、右：RMSE (平均二乗誤差))

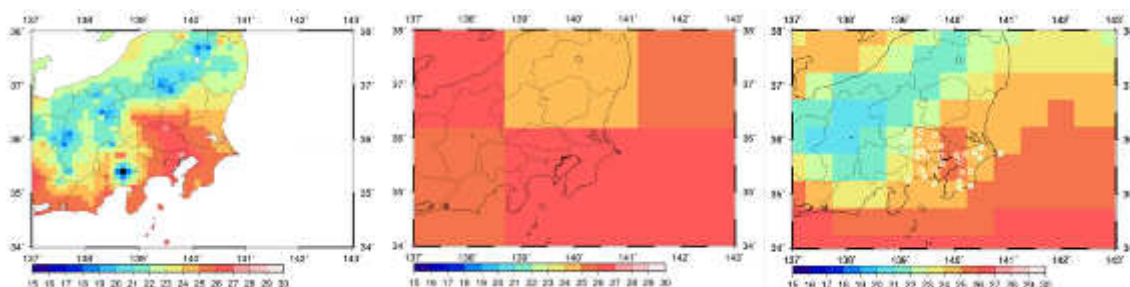


図 3.10 観測値と各モデルの気温分布
(左：観測値、中：気象庁、右：ECMWF)

(b) 単独モデルとモデルアンサンブルの比較

次に気象庁と ECMWF それぞれの単独モデルと、モデルアンサンブルの精度を検証した。ここでは、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 3.11 にモデルアンサンブルと単独モデル（気象庁・ECMWF）の比較結果を示す。BIAS では、気象庁のモデルが正の BIAS、ECMWF のモデルが負の BIAS の傾向があるが、モデルアンサンブルはもっとも誤差が小さくなっていった。一方、RMSE については、ECMWF とモデルアンサンブルが同程度に小さくなっており、総合的にみるとモデルアンサンブルがもっとも精度が高いことが分かる。

したがって、本事業ではモデルアンサンブルを利用することとした。

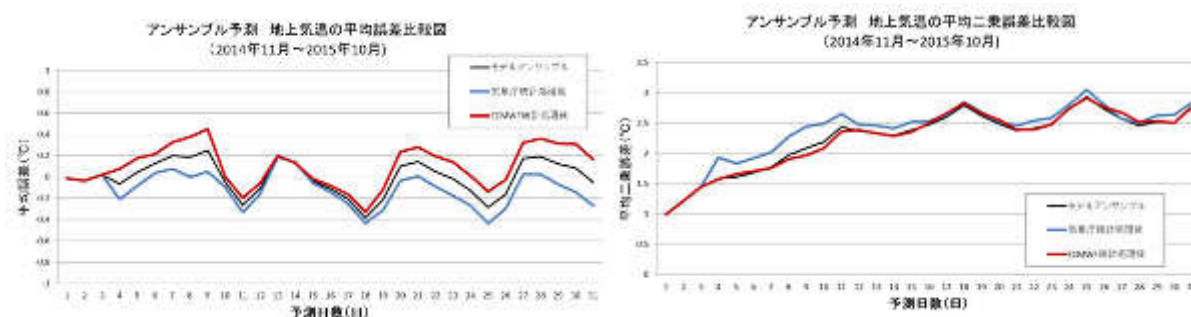


図 3.11 気象庁・ECMWF・モデルアンサンブルとの精度比較
 (左：BIAS (平均誤差)、右：RMSE (平均二乗誤差))

(c) エリア平均気温の精度評価

モデルアンサンブル予測のエリア平均気温の精度評価を行った。ここでは、以下の条件で検証を行った。気温はエリアの人口重み付き平均気温とし、予測日は気象庁の1ヶ月アンサンブル予測発表日である木曜日に合わせ、予測対象は製（メーカー）・配（卸）の商習慣に合わせて、月曜日から日曜日の平均とした。仕様を表 3.6 に示す。したがって、第1週目の予測は予測開始4日目～10日目までの平均値となる。また比較対象として、過去の観測値をもとにした平年値を用いた。

表 3.6 エリア平均気温予測の仕様

| 項目 | 内容 |
|------|-------------|
| 地域 | 人口重み付き平均気温 |
| 初期時刻 | 木曜日 |
| 平均時間 | 月曜日～日曜日の週平均 |

従属期間である 2010～2013 年の京浜エリアの週平均エリア平均気温の 1 週間予測値と実績値、平年値の時系列と散布図を図 3.12 に示す。予測値は平年より気温が上昇・下降することを予測することができていた。散布図を見ても、平年値の場合は気温 30℃に近い時期や、気温 5℃以下の時期の精度が十分でないのに比較すると、予測値は精度が向上していることが分かる。統計値でも、平年値は決定係数 0.964、RMSE1.65℃に対し、予測値は決定係数 0.985、RMSE1.03℃と精度が向上していることが分かる。独立期間である 2014 年の京浜エリアの 1 週間予測気温の予測値と実績値、平年値の時系列と散布図を図 3.13 に示す。独立事例においても、平年値より気温が上昇した時や下降した時を予測することができていた。統計値でも、平年値は決定係数 0.964、RMSE1.65℃に対し、予測値は決定係数 0.985、RMSE1.03℃と精度が向上していることが分かる。一方、2014 年のお盆以降の気温下降を予測することができていなかった。これは、2014 年の京浜エリアはお盆以降に雨が降り気温が低下したが、このような急激な降雨による気温低下はアンサンブルの手法では予測することが困難な事象であり、今後の課題である。

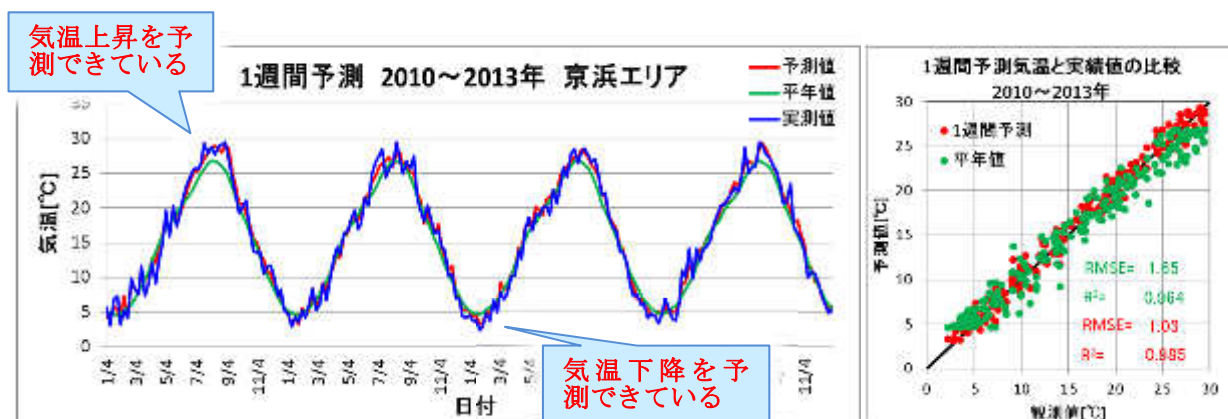


図 3.12 京浜エリアの 1 週間予測気温の予測値と実績値・平年値の比較
(2010～2013 年、左：時系列図、右：散布図)

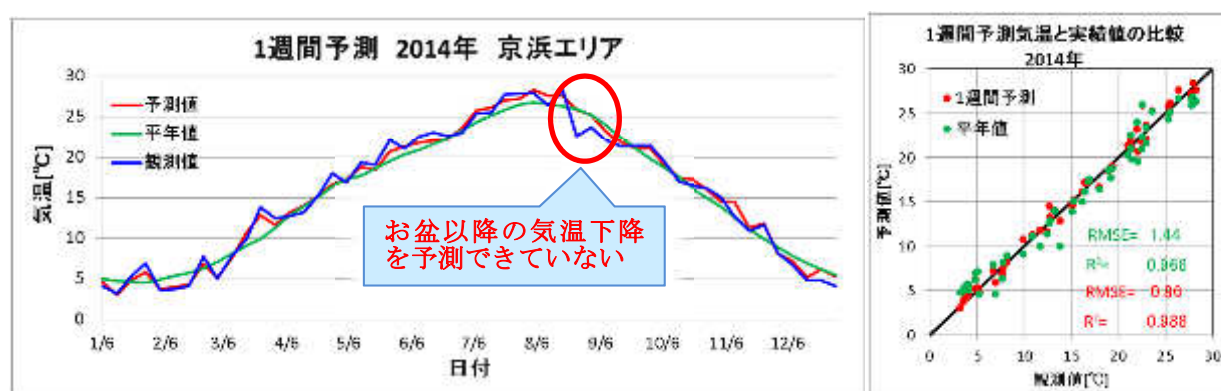


図 3.13 京浜エリアの 1 週間予測気温の予測値と実績値・平年値の比較
(2014 年、左：時系列図、右：散布図)

京浜エリアの2～4週間予測の週平均エリア平均気温の時系列と散布図を図 3.14に示す。平年値の RMSE が 1.65°C に対し、2 週間予測は 1.42°C 、3 週間予測は 1.56°C 、4 週間予測は 1.65°C であった。決定係数は平年値が 0.96 に対し、2 週間予測が 0.97 、3 週間・4 週間予測が 0.96 であり、3 週間予測までは気象予測の方が精度は高い結果であった。時系列図を見ると、2010 年の夏場の気温上昇については2～4 週予測ともに予測できているが、2012 年冬の気温低下については、2 週間予測は予測できているが4 週間予測では予測ができておらず、精度が予測時間とともに低下していることが分かる。

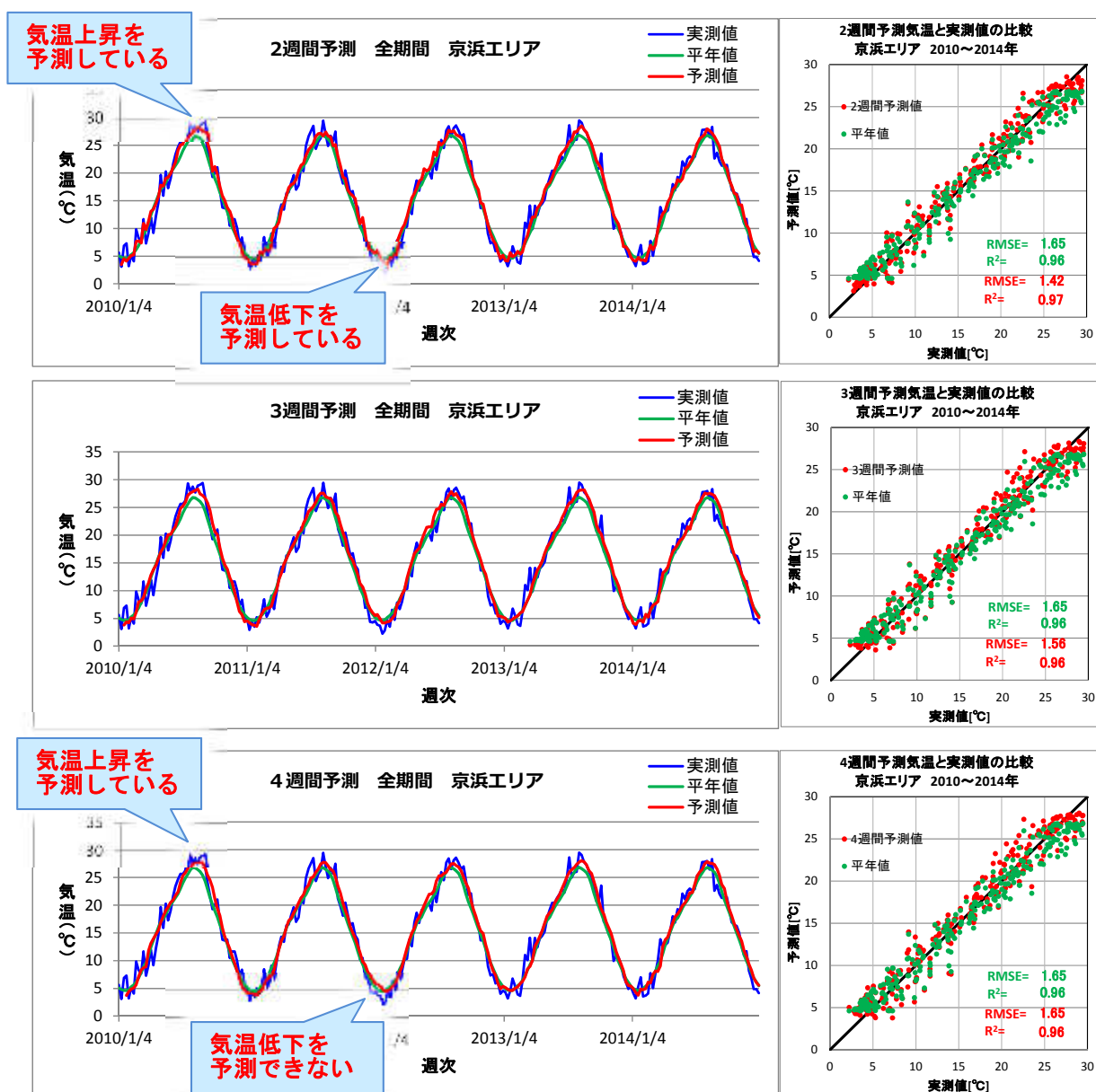


図 3.14 京浜エリアの2～4週間予測気温の予測値と実績値・平年値の比較 (2010～2014年、左：時系列図、右：散布図)

1～4週各エリアの週平均エリア平均気温の精度を表 3.7 に示す。平年値を比較対象とし、平年値よりも精度が高いものを赤文字で、平年値よりも精度が低いものを青文字とした。

1～3週間予測をみると、すべてのエリアで RMSE が平年値よりも小さく、BIAS も半数以上のエリアで平年値よりも 0℃に近くなっており、平年値を利用するよりも精度が高いことが分かる。一方、4週間予測では RMSE・BIAS とともに平年値と大きな違いはなく同程度の精度であると考えられる。

したがって、**週平均エリア平均値で見ると気象予測は3週間予測までは平年値より精度が高い**と言える。

表 3.7 各エリアの1～4週間週平均エリア平均気温の予測精度（2010～2014年）

| エリア | 平年値 | | 1週間予測 | | 2週間予測 | | 3週間予測 | | 4週間予測 | |
|-----|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| | BIAS (℃) | RMSE (℃) | BIAS (℃) | RMSE (℃) | BIAS (℃) | RMSE (℃) | BIAS (℃) | RMSE (℃) | BIAS (℃) | RMSE (℃) |
| 北海道 | -0.41 | 1.89 | 0.21 | 1.09 | 0.25 | 1.55 | 0.28 | 1.77 | 0.33 | 1.86 |
| 東北 | -0.18 | 1.70 | 0.34 | 0.98 | 0.37 | 1.42 | 0.41 | 1.60 | 0.45 | 1.71 |
| 関東 | -0.37 | 1.73 | 0.21 | 1.04 | 0.22 | 1.48 | 0.23 | 1.63 | 0.25 | 1.75 |
| 京浜 | -0.31 | 1.65 | 0.20 | 1.03 | 0.19 | 1.42 | 0.20 | 1.56 | 0.22 | 1.65 |
| 信越 | -0.13 | 1.71 | 0.17 | 0.95 | 0.18 | 1.41 | 0.22 | 1.61 | 0.25 | 1.72 |
| 北陸 | -0.11 | 1.81 | 0.13 | 1.04 | 0.10 | 1.49 | 0.15 | 1.65 | 0.19 | 1.74 |
| 東海 | -0.25 | 1.57 | 0.16 | 0.88 | 0.19 | 1.32 | 0.24 | 1.47 | 0.28 | 1.57 |
| 近畿 | -0.13 | 1.59 | -0.02 | 0.88 | 0.00 | 1.33 | 0.04 | 1.49 | 0.06 | 1.58 |
| 中国 | -0.11 | 1.61 | -0.11 | 0.90 | -0.11 | 1.33 | -0.08 | 1.48 | -0.08 | 1.57 |
| 四国 | -0.04 | 1.50 | -0.03 | 0.85 | -0.03 | 1.26 | 0.00 | 1.40 | 0.00 | 1.48 |
| 九州 | 0.27 | 1.61 | 0.34 | 0.95 | 0.36 | 1.39 | 0.41 | 1.54 | 0.42 | 1.62 |

赤文字：予測値の方が精度は高い、青文字：平年値の方が精度は高い

製（メーカー）や配（卸）では、物流拠点ごとに商品を管理しておりエリアごとによいような気温変化が発生するかを予測することが重要である。そこで、面的に気温変化を予測できているかを検証した。検証は、6～9月で麦茶の需要がもっとも変化した表 3.8 の日付を対象とした。麦茶の売上はインテージ SRI データの全国売上を利用した。インテージの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。図 3.15 に麦茶の全国売上の 2010 年から 2014 年にかけての変化を示す。

麦茶は例年、夏場に需要が増加しているが、需要量が最大になる前にもっとも大きな変化があることが分かる。需要がもっとも大きく変化した週を見ると、梅雨明けが発生するタイミングとおよそ一致していたことが分かる。

表 3.8 検証週における気温上昇の特徴

| 日時 | 特徴 | 備考 |
|--------------------|-----------------|--------------|
| 2010 年 7 月 19～25 日 | 全国的に気温上昇 | 前週に全国的に梅雨明け |
| 2011 年 6 月 20～26 日 | 西日本中心に気温上昇 | — |
| 2012 年 7 月 23～29 日 | 東日本・北日本を中心に気温上昇 | 東日本・北日本で梅雨明け |
| 2013 年 7 月 8～14 日 | 東海地区を中心に気温上昇 | 西日本で梅雨明け |
| 2014 年 7 月 21～27 日 | 北日本を中心に気温上昇 | 東日本・北日本梅雨明け |

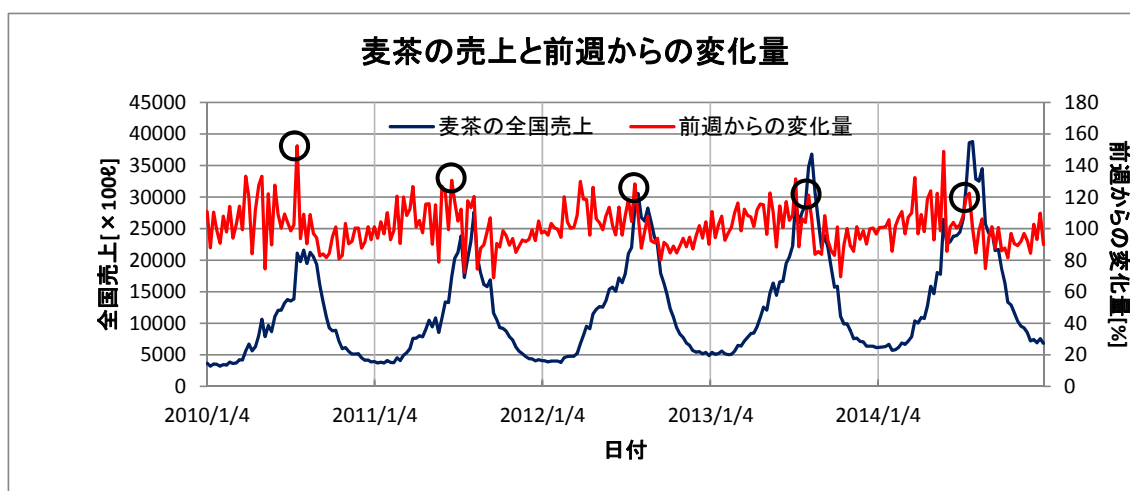


図 3.15 麦茶の売上と前週からの変化量

気温が大きく変化した時期の各エリアの前週との気温差を色分けしたものを図 3.16 に示す。

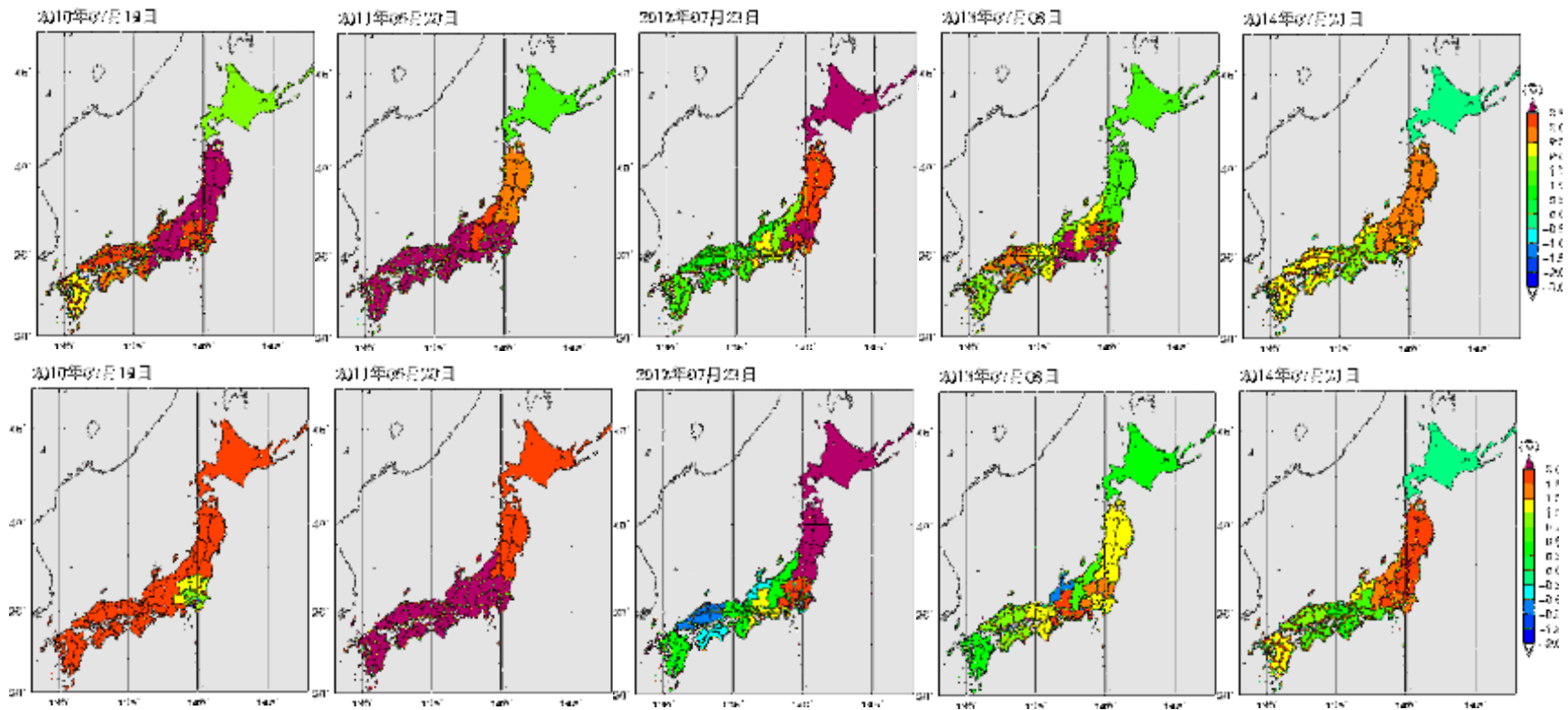


図 3.16 各エリアの前週からの週平均エリア平均気温変化
(上：実績、下：1週間予測)

梅雨明け時は太平洋高気圧の勢力が強くなることで発生するが、気温上昇は全国的に一律に起きるのではなく、エリアごとの差があることが分かる。特に2012年7月23～29日は関東から東北中心、2013年7月8～14日は東海エリア中心、2014年7月21～27日の東北中心とエリアによって気温上昇は2～3℃の差が生じていた。

週平均エリア平均変化量の1週間予測値を見ると、2012年の関東から東北中心、2013年の東海エリア中心、2014年の東北中心の気温上昇を予測していたことが分かる。しかし、図3.16では図化する際、変化が分かりやすいように実測値は0.5℃単位で、予測値は0.3℃単位で色分けして図化した。

これは、アンサンブル予測では各メンバーの平均値を予測値としており、確率密度分布は平均値のまわりに集中し、平均値からのずれや前週からの変化を過小評価する傾向があるためである(図3.17)。したがって、定性的にどのエリアで気温が変化するかは予測することができるが、定量的にどれだけ変化するかを予測する場合は注意が必要である。特に大きな変化が生じている場合は、その変化を過小評価する傾向がある。

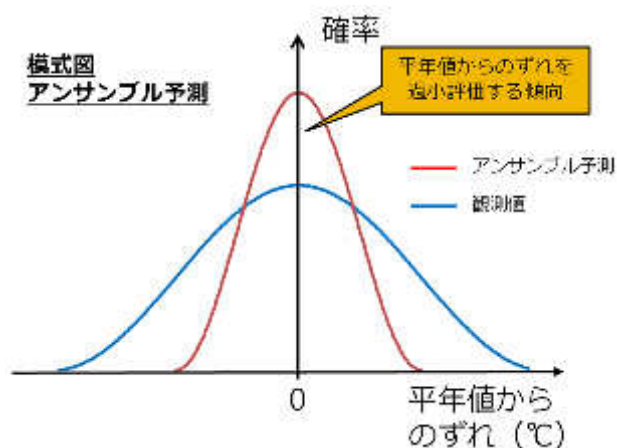


図 3.17 アンサンブル予測の特徴の模式図

今後、気象予測を利用して需要予測を行って各商品売上の予測をする場合は、上記の特徴を加味した上でオペレーションに利用する必要がある。ただし、上記のような表現の工夫によって「今後は〇〇のエリアで需要が増加する」などを定性的に把握することができ、「〇〇のエリアで需要が増加するため在庫を増やす」や、「〇〇のエリアでは需要が増加し、△△のエリアでは需要が減少するため△△から〇〇エリアに横持ちを行っておく」などの利用方法が考えられる。

3.3 まとめ

本章では、気温データの利用方法として、気象観測値と気象予測値の利用方法についてまとめた。

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することとした。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必要があるためエリア毎の気象データを利用することとした。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平均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、1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く、モデルアンサンブルをすると各単独モデル（ECMWF・気象庁）を利用するより精度が高くなることが分かった。また、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。また、各エリアの前週からの変化量の予測は、実際の変化の分布を予測できていることが分かった。

4. 需要予測モデルの高度化

本章では、需要予測モデルの高度化に取り組んだ結果を示す。

4.1 節では、平成 26 年度業務において開発した需要予測モデルを多品目・多地域に展開して汎用性を検証した結果を示す。平成 26 年度業務では豆腐などの日配品、冷やし中華つゆ、鍋つゆなどの季節商品の関東地方の需要予測を実施したが、今年度は商品およびエリアを拡大し、気象情報の利用可能性の汎用性の検討を行った。

また 4.2 節では、小売店のレシートデータや ID-POS データ、また SNS データを利用した新たな需要予測モデルの構築を検討した結果を示す。具体的には、人工知能技術を活用した多品目・多店舗に対応可能な需要予測モデルの構築の検討や、消費者心理に直結する「体感気温」の検討の結果である。

4.1 メーカーの解析

ここではメーカーの解析結果を示す。商品については、夏季に需要が拡大する飲料(炭酸飲料、麦茶、コーヒー)を選定した。以下、気象との関係性が汎用的であるか、需要の増減を予想することができたかを確認する。2 章で述べたように、飲料メーカーは在庫配置の適正化に課題を抱えていることから、本節で得られた結果をもとに、4.1.2 では参加企業の在庫量の最適化に向けたオペレーションに利用可能かを評価する。

4.1.1 市場規模解析の考え方と結果の一例

市場規模解析の考え方を以下の表 4.1 に、解析の手順を図 4.1 にそれぞれ示す。ここでは飲料の中の炭酸飲料、麦茶、コーヒーの3品目を例に挙げ、解析結果を示す。

表 4.1 メーカーの市場規模解析に使用したデータ一覧

| 項目 | 内容 | |
|--------|---|---------------------------------|
| 対象商品 | 炭酸飲料（機能性炭酸飲料を含む） 麦茶（600ml 前後のペットボトル） コーヒー（900ml ペットボトル） | |
| 売上データ | インテージ SRI 週次市場規模データ （2010年～2014年の5年分） | |
| 気象データ | 観測 | AMeDAS 人口重み付け気温データ |
| | 予測 | モデルアンサンブル予測気温データ （ECMWF、気象庁） |
| 対象エリア | 全国 12 エリア 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 | |
| 解析内容 | (1) 気象利用可能性調査 (2) 予測可能性調査 (3) 需要予測精度調査 | |
| 精度評価指標 | 決定係数、RMSE | |



図 4.1 市場規模解析のフロー

(1) 気象利用可能性調査（従属事例検証）

始めに、商品毎の市場規模の売上を気象情報により説明可能であるかを把握するため、気象利用可能性調査を実施した。気象利用可能性調査は、2010年～2013年の4年間の市場規模データと気温の観測値から解析式を作成し、その解析式と実際の売上を比較することにより行った。なお、解析式の作成には、気温以外に、「気温による消費者心理の転換点の解析」や、「実効気温」（「現在どのような気温か」だけでなく、「どのような経緯をたどってこの気温になったか」を様々な角度から算出した指数）などの昨年度の成果を推定モデルに組み込み、商品ごとに最適な解析式の推定を行った。

表 4.2 に、炭酸飲料、麦茶、コーヒーの3品目における気象利用可能性調査の結果を示す。各品目ともにほぼ全てのエリアで決定係数が0.9以上の高い値となっており、これらの商品の市場規模が気温により説明可能であることが確認された。

また、代表して京浜エリアの市場規模と気温および解析式を比較した時系列図を図 4.2、解析式と市場規模を比較した散布図を図 4.3 にそれぞれ示す。年によって異なる、暦や過去の実績等では表現することができない市場規模のピークの時期、回数の違いなどを、気温を利用した解析値は前述の高い相関で連動性を捉えていることが分かる。

以上の結果から、炭酸飲料・麦茶・コーヒーの市場規模は、エリアに関わらず汎用的に気象情報との相関が認められた。

表 4.2 全エリアの気象利用性可能性調査結果（2010～2013年）

| | 炭酸飲料 | | 麦茶 | | コーヒー | |
|-----|------|-----------------|------|-----------------|------|-----------------|
| | 決定係数 | RMSE (×100ℓ) | 決定係数 | RMSE (×100ℓ) | 決定係数 | RMSE (×100ℓ) |
| 北海道 | 0.91 | 529.52 | 0.94 | 88.60 | 0.94 | 184.34 |
| 東北 | 0.90 | 1269.02 | 0.98 | 92.89 | 0.99 | 291.08 |
| 関東 | 0.93 | 976.16 | 0.96 | 168.63 | 0.98 | 280.63 |
| 京浜 | 0.94 | 2373.90 | 0.98 | 302.72 | 0.98 | 603.59 |
| 信越 | 0.94 | 406.77 | 0.98 | 56.80 | 0.98 | 153.16 |
| 北陸 | 0.95 | 232.59 | 0.98 | 30.01 | 0.98 | 122.00 |
| 東海 | 0.95 | 1239.58 | 0.98 | 129.42 | 0.99 | 521.52 |
| 近畿 | 0.96 | 1192.26 | 0.99 | 119.74 | 0.98 | 748.49 |
| 中国 | 0.95 | 629.96 | 0.99 | 49.95 | 0.98 | 329.98 |
| 四国 | 0.94 | 361.56 | 0.98 | 32.71 | 0.98 | 172.08 |
| 九州 | 0.94 | 1114.24 | 0.98 | 76.41 | 0.98 | 245.29 |
| 沖縄 | 0.95 | 73.07 | 0.92 | 6.65 | 0.85 | 10.46 |

赤文字：決定係数 0.9 以上

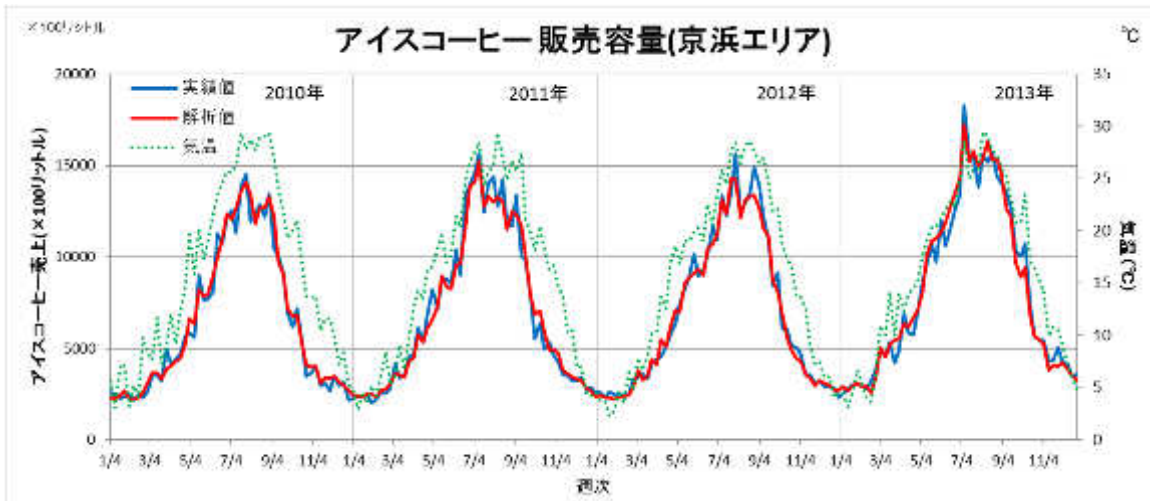
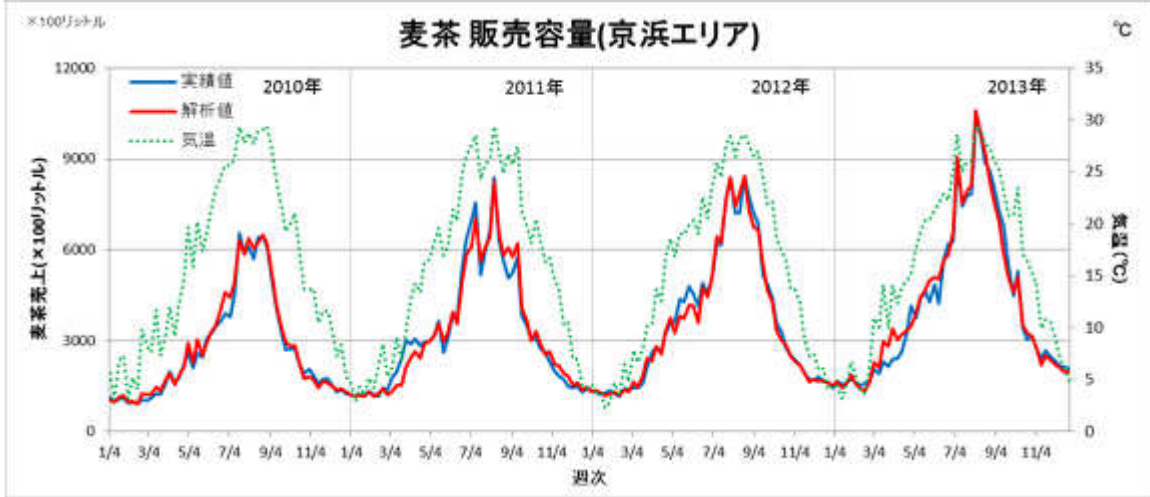


図 4.2 飲料の市場規模と気温・解析値の関係(京浜エリア、2010~2013年)
 (上段：炭酸飲料、中段：麦茶、下段：コーヒー)

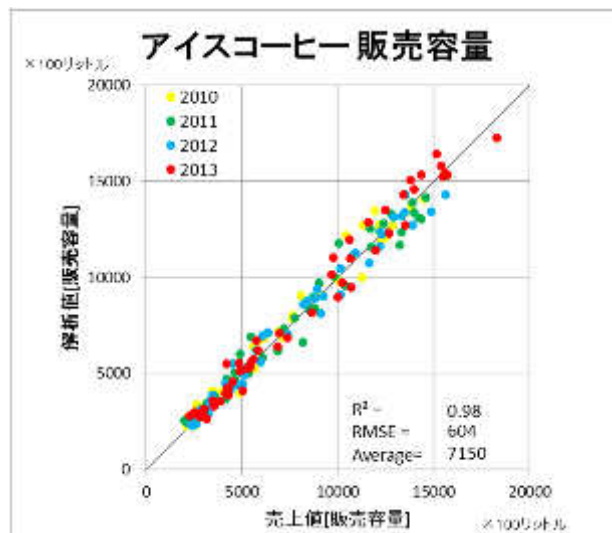
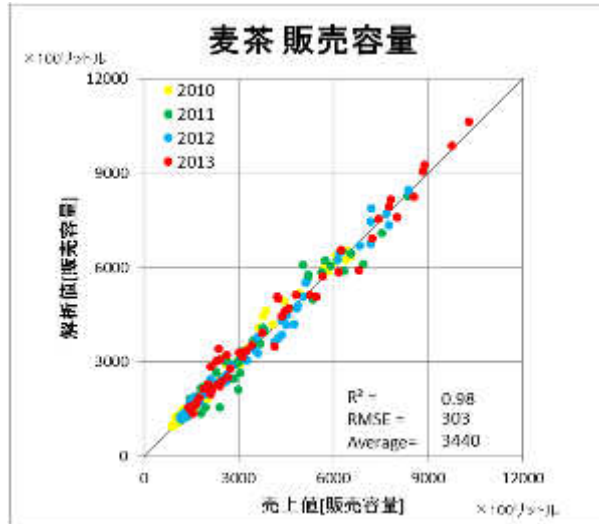
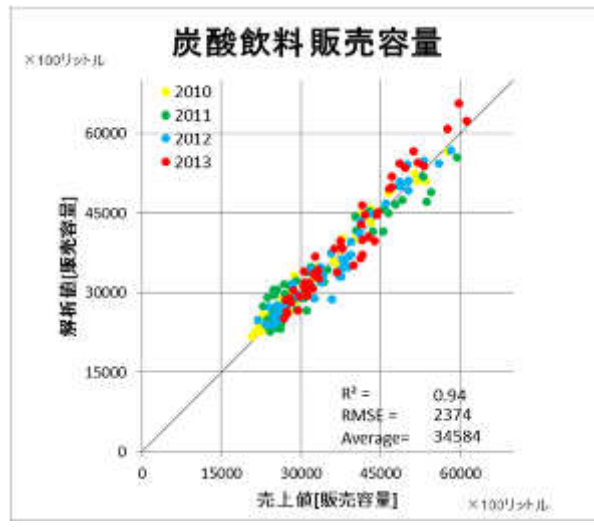


図 4.3 飲料の市場規模と解析値の散布図（京浜エリア、2010～2013 年）
（上段：炭酸飲料、中段：麦茶、下段：コーヒー）

(2) 予測可能性調査（独立事例検証）

4.1.1(1)の結果より、炭酸飲料、麦茶、コーヒーの飲料 3 品目について、市場規模が気象を用いて説明可能であることが確認された。しかし需要予測を行う際には、将来の売上を予測する必要があるため、解析式の予測可能性についても検証を行う必要がある。ここでは 2010～2013 年を学習期間として作成した解析式を、2014 年の気温観測値に当てはめて 2014 年の需要予測を行った結果の精度検証を行った。精度の参考として、既存の飲料の生産・在庫配置のオペレーションの参考にされると言われる前年実績を用いた推測値との比較により実施した。なお、2014 年の商品需要のトレンドについては、その年のピーク時以前の市場規模も加味して計算を行った。

表 4.3 に、京浜エリアにおける予測可能性の調査結果を示す。炭酸飲料・麦茶・コーヒーのどの商品においても、前年の実績値を利用した場合と比較して 2014 年の気温観測値から推定した結果の方が高い精度で推定できていることが分かる。

図 4.4 には京浜エリアの時系列図を示している。2014 年は 2013 年と比べて残暑が短かったため 8 月中旬以降に需要が急に低下しているが、気温の実績値を使用した赤線はその低下を上手く表していることが分かる。また、図 4.5 には前年実績からの推定値と、2014 年の気温観測値から推定した結果をそれぞれ 2014 年の実績売上と比較した散布図を示している。これらの結果からも、前年実績からの推定値に比べて気温を利用した推定値の方が高い精度で推定できていることが分かる。

表 4.3 京浜エリアの予測可能性調査結果（2014 年）

| 京浜エリア | 前年実績から推定 | | 2014 年の気温観測値から推定 | |
|-------|----------|--------------|------------------|--------------|
| | 決定係数 | RMSE (×100ℓ) | 決定係数 | RMSE (×100ℓ) |
| 炭酸飲料 | 0.76 | 5692.02 | 0.89 | 4471.09 |
| 麦茶 | 0.87 | 1133.28 | 0.98 | 534.76 |
| コーヒー | 0.93 | 1394.34 | 0.98 | 816.40 |

赤文字：前年実績からの推定値と比較して精度が高い

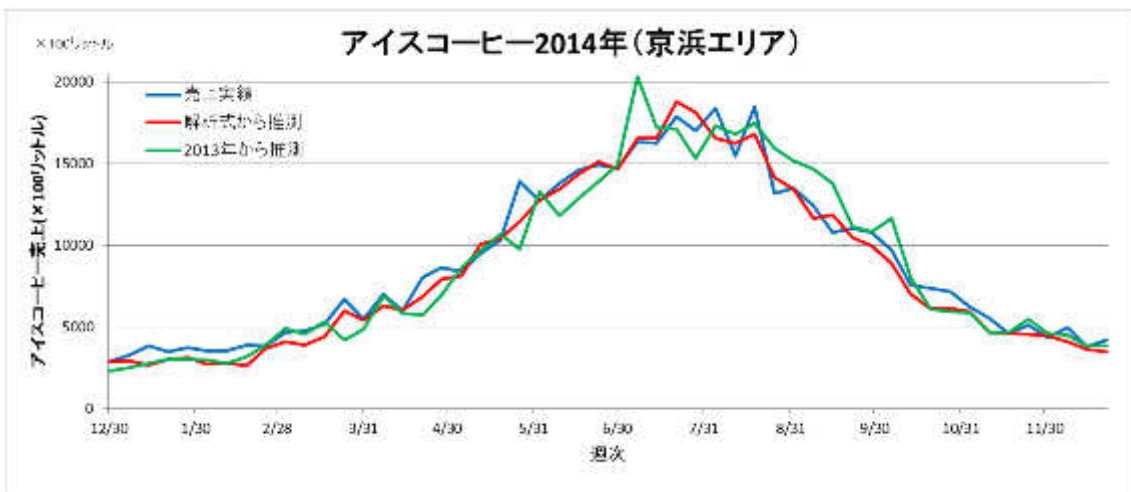
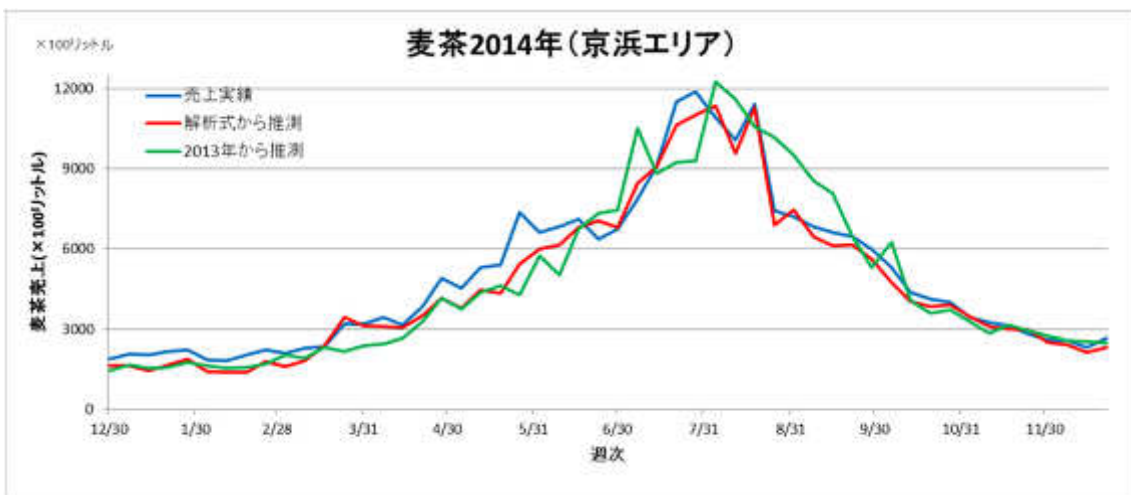
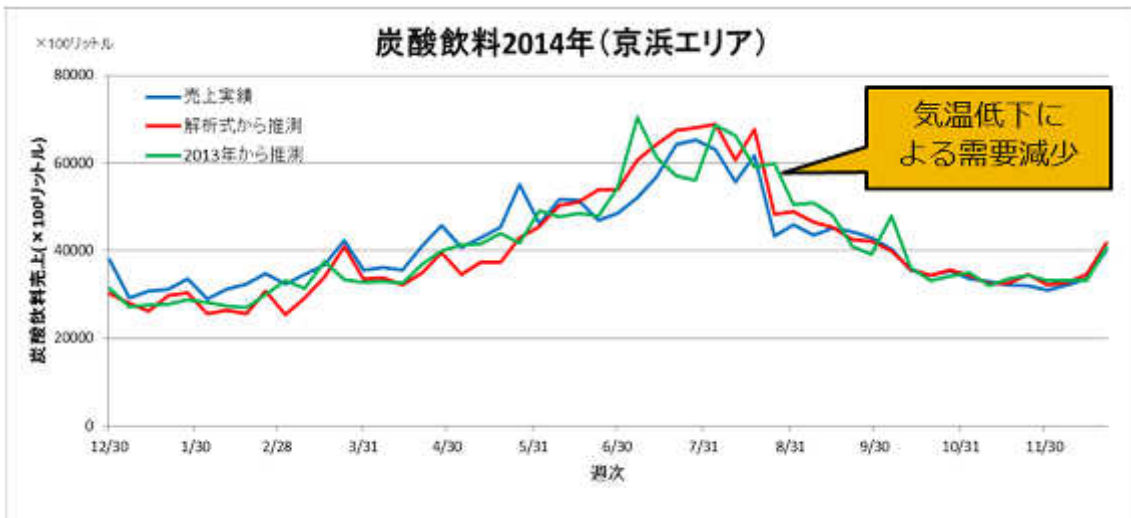


図 4.4 2010～2013 年で作成したモデルを用いた 2014 年の解析値 (京浜エリア)
 (上段：炭酸飲料、中段：麦茶、下段：コーヒー)

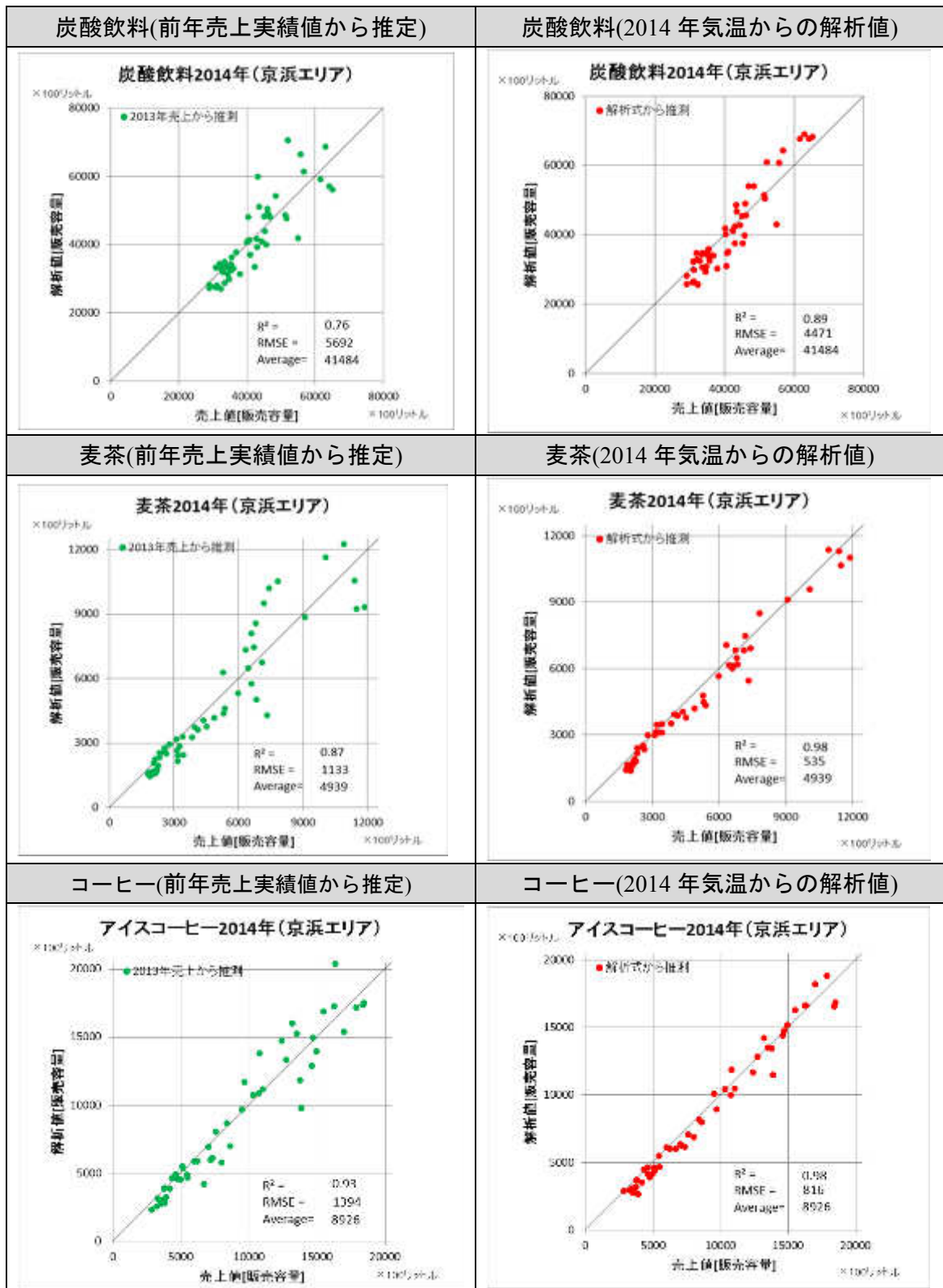


図 4.5 前年実績からの推測値と2014年市場規模の散布図(左)と2014年の気温からの推定値と2014年市場規模の散布図(右)(京浜エリア)

表 4.4 には、全国 12 エリアにおいて同様の検証を行った結果を示している。これから、京浜エリアに限らず全国的に前年実績による推定値よりも 2014 年の気温を用いて推定した結果の方が精度は高いことが分かる。

以上の結果より、炭酸飲料・麦茶・コーヒーの 2014 年の市場規模は、前年実績の値を利用するよりも気温観測値を利用した方が精度は高いことが示された。

表 4.4 全 12 エリアの予測可能性調査結果 (2014 年)

| | 炭酸飲料 | | | | 麦茶 | | | | アイスコーヒー | | | |
|-----|----------|---------|--------------|---------|----------|---------|--------------|--------|----------|---------|--------------|---------|
| | 前年実績から推測 | | 2014年の気温から推定 | | 前年実績から推測 | | 2014年の気温から推定 | | 前年実績から推測 | | 2014年の気温から推定 | |
| | 決定係数 | RMSE | 決定係数 | RMSE | 決定係数 | RMSE | 決定係数 | RMSE | 決定係数 | RMSE | 決定係数 | RMSE |
| 京浜 | 0.76 | 5692.02 | 0.89 | 4471.09 | 0.87 | 1133.28 | 0.98 | 534.76 | 0.93 | 1394.34 | 0.98 | 816.40 |
| 北海道 | 0.68 | 1341.18 | 0.80 | 1161.39 | 0.89 | 158.70 | 0.96 | 116.39 | 0.91 | 376.32 | 0.94 | 283.38 |
| 東北 | 0.71 | 2251.45 | 0.79 | 2110.29 | 0.81 | 349.58 | 0.95 | 178.96 | 0.94 | 860.87 | 0.96 | 793.14 |
| 関東 | 0.75 | 2139.51 | 0.88 | 1525.05 | 0.75 | 605.47 | 0.88 | 389.44 | 0.94 | 554.58 | 0.96 | 484.65 |
| 信越 | 0.75 | 929.64 | 0.83 | 798.37 | 0.87 | 161.81 | 0.97 | 94.36 | 0.95 | 275.36 | 0.96 | 255.52 |
| 北陸 | 0.72 | 583.10 | 0.88 | 425.93 | 0.86 | 103.78 | 0.96 | 51.52 | 0.94 | 354.18 | 0.97 | 256.96 |
| 東海 | 0.78 | 3028.54 | 0.85 | 2541.41 | 0.87 | 538.27 | 0.96 | 266.83 | 0.97 | 1027.24 | 0.98 | 718.85 |
| 近畿 | 0.89 | 2700.50 | 0.93 | 1939.15 | 0.91 | 453.00 | 0.96 | 306.10 | 0.95 | 1369.76 | 0.96 | 1243.63 |
| 中国 | 0.77 | 1570.95 | 0.90 | 912.97 | 0.90 | 177.90 | 0.96 | 134.97 | 0.93 | 884.81 | 0.96 | 506.42 |
| 四国 | 0.82 | 774.86 | 0.89 | 521.64 | 0.84 | 140.89 | 0.91 | 85.02 | 0.95 | 407.95 | 0.97 | 257.58 |
| 九州 | 0.81 | 2788.00 | 0.88 | 1875.55 | 0.88 | 260.42 | 0.94 | 188.01 | 0.97 | 475.79 | 0.96 | 396.37 |
| 沖縄 | 0.88 | 202.12 | 0.95 | 123.32 | 0.77 | 17.05 | 0.77 | 16.44 | 0.80 | 22.48 | 0.91 | 20.04 |

赤文字：前年実績からの推定値と比較して精度が高い

(3) 需要予測精度調査

4.1.1(1)～(2)より、飲料（炭酸飲料・麦茶・コーヒー）の市場規模は気象を利用して説明可能であり、前年実績を利用するよりも気温の観測値を利用した方が推定精度は高いことが分かった。

そこで本項目では、実際に過去の気象予測データ（気象庁、ECMWF のモデルアンサンブル予測(3.2 で解説)) を用いて同様の計算を行い、当時の気象予測を用いて炭酸飲料・麦茶・コーヒーの需要予測が可能だったかを評価する。これにより気温の予測誤差も加味した実際の需要予測精度の評価を行うことができる。なお、気象予測の予測期間は1～4週間先とし、予測データを受信するタイミングの都合上、「毎週金曜日」を発表日として、「翌週月曜～日曜」を「1週間後」として予測しているものとする（2・3・4週間後についても同様）。

表 4.5 に、京浜エリアにおける 2014 年の需要予測精度の検証結果を示す。前項で検証した過去の気温観測値を利用した場合の精度は高いが、気温の予測誤差を加味した場合においても、前年売上実績を利用するより精度が高いことが分かる。

図 4.6 には京浜エリアの時系列図を示している。8月中旬の気温低下は、1週間先予測を利用すると少し精度は落ちるが、それでも前年実績を利用した値（緑線）より実績値の推移を精度よく表していることが分かる。図 4.7 には前年実績からの推定値と、2014年の気温観測値から推定した結果をそれぞれの飲料の2014年の市場規模と比較した散布図を示している。これらの結果からも、予測誤差を考慮した場合でも前年実績からの推定値に比べて推定精度が良いことが分かる。

表 4.5 京浜エリアにおける需要予測の精度検証結果（2014年）

| 利用データ | 炭酸飲料 | | 麦茶 | | コーヒー | |
|----------|------|-----------------|------|-----------------|------|-----------------|
| | 決定係数 | RMSE (×100ℓ) | 決定係数 | RMSE (×100ℓ) | 決定係数 | RMSE (×100ℓ) |
| 過去の気温観測値 | 0.89 | 4471.09 | 0.98 | 534.76 | 0.98 | 816.40 |
| 前年売上実績 | 0.76 | 5692.02 | 0.87 | 1133.28 | 0.93 | 1394.34 |
| 1週間予測気温 | 0.83 | 5390.00 | 0.95 | 690.23 | 0.97 | 987.70 |
| 2週間予測気温 | 0.79 | 5794.09 | 0.93 | 792.48 | 0.96 | 1114.42 |
| 3週間予測気温 | 0.78 | 5938.53 | 0.93 | 801.83 | 0.95 | 1184.85 |
| 4週間予測気温 | 0.78 | 5961.82 | 0.93 | 807.08 | 0.95 | 1168.17 |

赤文字：前年実績から予測した場合と比較して精度が高い

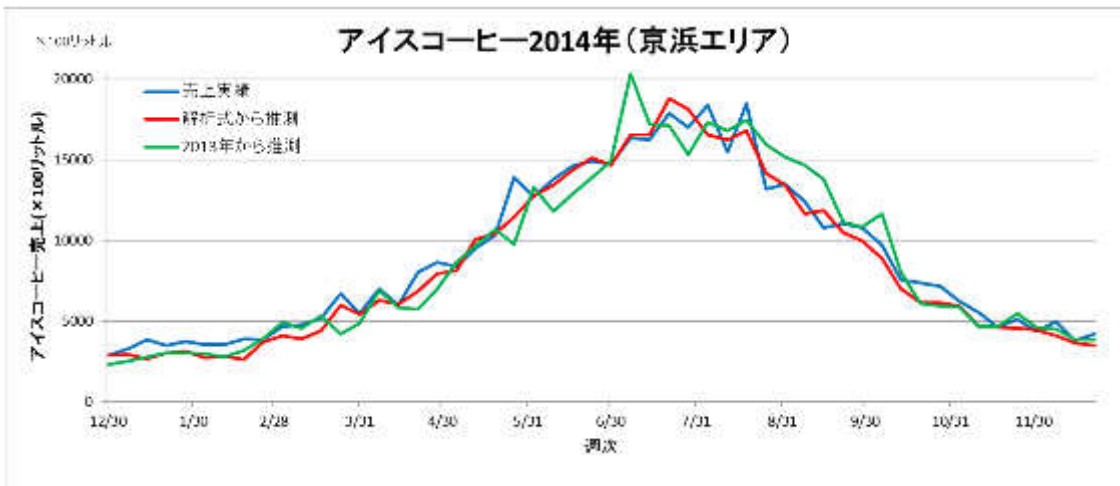
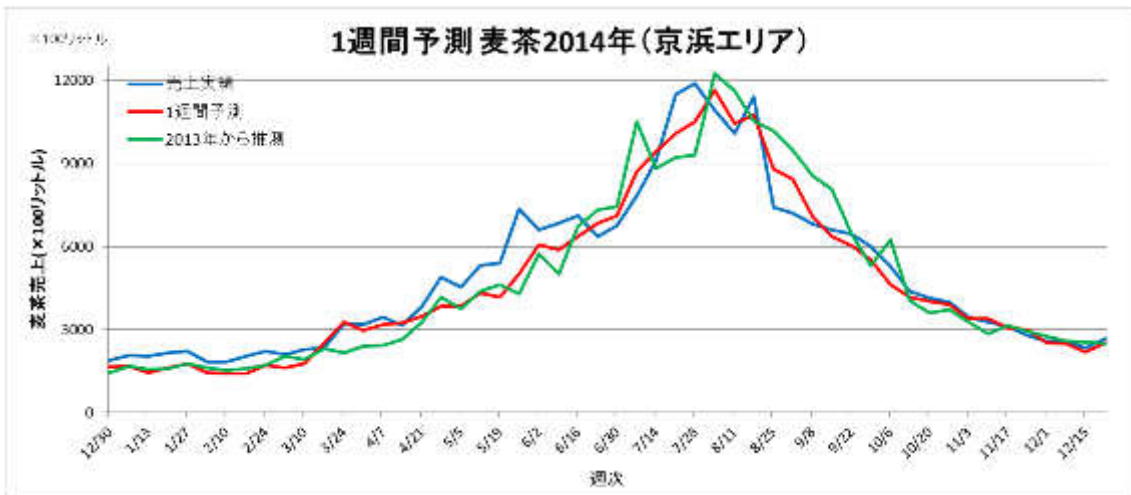
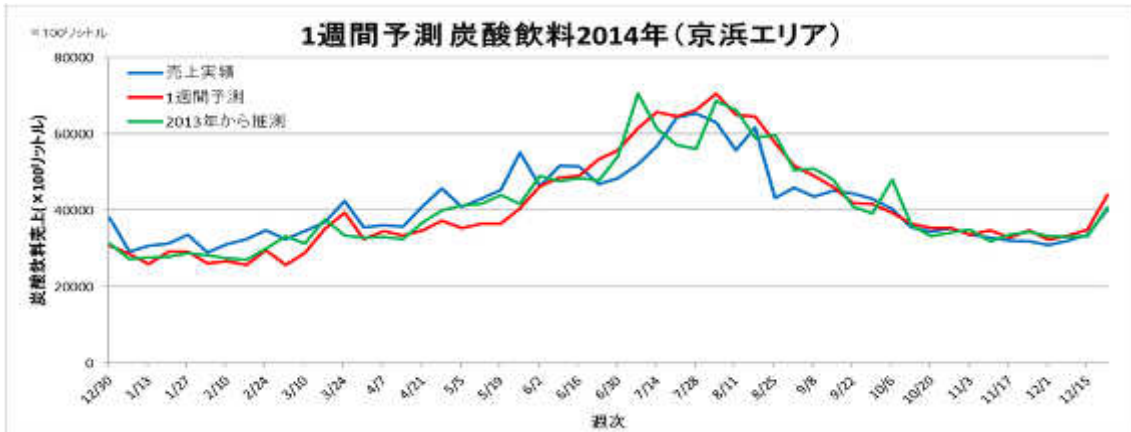


図 4.6 京浜エリアにおける 2014 年の市場規模の時系列図
 (上段：炭酸飲料、中段：麦茶、下段：コーヒー)
 青線：2014 年市場規模実績値、緑線：前年実績からの推定値、
 赤線：1 週間先気温予測値からの推定値

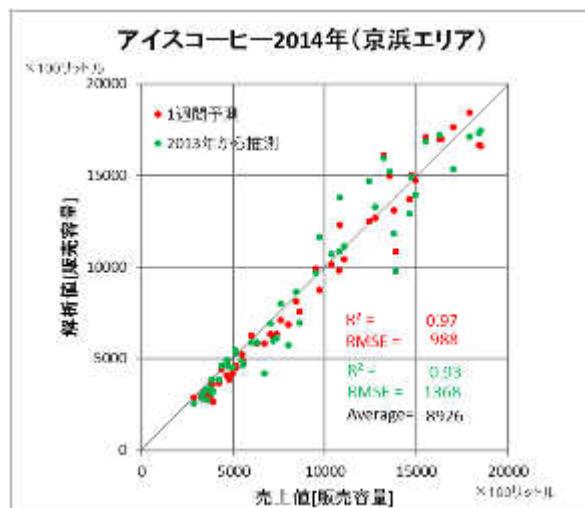
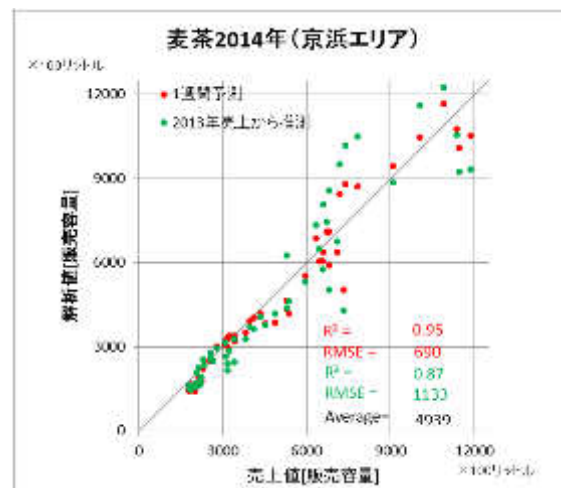
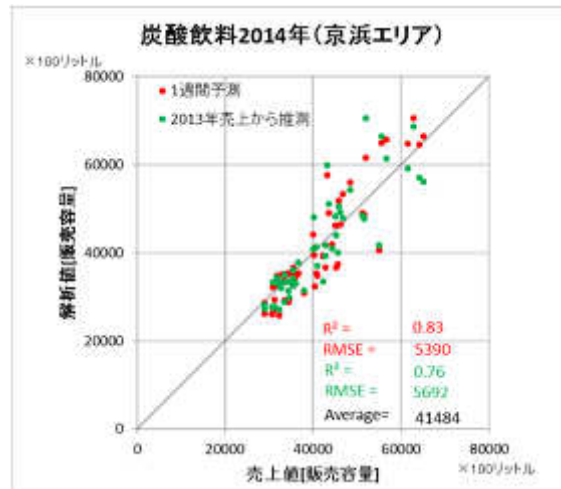


図 4.7 前年実績からの推定値(緑)・1週間予測利用解析値(赤)と市場規模の散布図
(京浜エリア、2014年)
(上段：炭酸飲料、中段：麦茶、下段：コーヒー)

表 4.6～表 4.8 に、各商品の全国 12 エリアに需要予測精度の検証結果を示す。これより、炭酸飲料では 1 週間先、麦茶・コーヒーでは 4 週間先までの市場規模の予測について、前年実績などの経験をもとにした推定値よりも利用可能性が高いことが示された。

表 4.6 全国 12 エリアにおける需要予測の精度検証結果（2014 年、炭酸飲料）

| 炭酸飲料 | 2013から推測 | | 1週間予測 | | 2週間予測 | | 3週間予測 | | 4週間予測 | |
|------|----------|---------|-------|---------|-------|---------|-------|---------|-------|---------|
| | 決定係数 | RMSE | 決定係数 | RMSE | 決定係数 | RMSE | 決定係数 | RMSE | 決定係数 | RMSE |
| 京浜 | 0.76 | 5692.02 | 0.83 | 5390.00 | 0.79 | 5794.09 | 0.78 | 5938.53 | 0.78 | 5961.82 |
| 北海道 | 0.68 | 1341.18 | 0.74 | 1283.36 | 0.72 | 1324.20 | 0.71 | 1338.34 | 0.72 | 1312.85 |
| 東北 | 0.71 | 2251.45 | 0.75 | 2324.87 | 0.72 | 2386.23 | 0.72 | 2416.14 | 0.72 | 2466.64 |
| 関東 | 0.75 | 2139.51 | 0.82 | 1851.39 | 0.78 | 1970.92 | 0.77 | 2020.07 | 0.77 | 2072.05 |
| 信越 | 0.75 | 929.64 | 0.77 | 925.56 | 0.74 | 960.17 | 0.74 | 977.00 | 0.74 | 990.56 |
| 北陸 | 0.72 | 583.10 | 0.80 | 530.02 | 0.78 | 545.87 | 0.79 | 552.60 | 0.79 | 566.18 |
| 東海 | 0.78 | 3028.54 | 0.79 | 2983.57 | 0.76 | 3197.89 | 0.76 | 3233.05 | 0.75 | 3296.98 |
| 近畿 | 0.89 | 2700.50 | 0.89 | 2309.35 | 0.87 | 2548.05 | 0.87 | 2633.19 | 0.87 | 2666.86 |
| 中国 | 0.77 | 1570.95 | 0.84 | 1151.12 | 0.81 | 1238.53 | 0.82 | 1263.38 | 0.82 | 1280.83 |
| 四国 | 0.82 | 774.86 | 0.83 | 645.62 | 0.80 | 697.36 | 0.80 | 707.80 | 0.80 | 721.66 |
| 九州 | 0.81 | 2788.00 | 0.83 | 2300.84 | 0.80 | 2423.80 | 0.81 | 2478.18 | 0.81 | 2505.37 |
| 沖縄 | 0.88 | 202.12 | 0.93 | 136.21 | 0.90 | 151.82 | 0.89 | 152.89 | 0.90 | 147.96 |

表 4.7 全国 12 エリアにおける需要予測の精度検証結果（2014 年、麦茶）

| 麦茶 | 2013から推測 | | 1週間予測 | | 2週間予測 | | 3週間予測 | | 4週間予測 | |
|-----|----------|---------|-------|--------|-------|--------|-------|--------|-------|--------|
| | 決定係数 | RMSE | 決定係数 | RMSE | 決定係数 | RMSE | 決定係数 | RMSE | 決定係数 | RMSE |
| 京浜 | 0.87 | 1133.28 | 0.95 | 690.23 | 0.93 | 792.48 | 0.93 | 801.83 | 0.93 | 807.08 |
| 北海道 | 0.89 | 158.70 | 0.95 | 127.71 | 0.94 | 132.27 | 0.94 | 132.83 | 0.94 | 129.76 |
| 東北 | 0.81 | 349.58 | 0.92 | 217.81 | 0.91 | 234.32 | 0.91 | 230.12 | 0.91 | 237.40 |
| 関東 | 0.75 | 605.47 | 0.84 | 453.91 | 0.83 | 459.00 | 0.83 | 465.82 | 0.83 | 468.44 |
| 信越 | 0.87 | 161.81 | 0.94 | 113.62 | 0.93 | 127.50 | 0.92 | 124.18 | 0.92 | 124.16 |
| 北陸 | 0.86 | 103.78 | 0.93 | 68.73 | 0.92 | 73.23 | 0.92 | 73.85 | 0.91 | 78.94 |
| 東海 | 0.87 | 538.27 | 0.94 | 330.32 | 0.92 | 363.22 | 0.92 | 372.23 | 0.92 | 377.17 |
| 近畿 | 0.91 | 453.00 | 0.94 | 341.54 | 0.94 | 348.65 | 0.94 | 346.32 | 0.94 | 352.32 |
| 中国 | 0.90 | 177.90 | 0.94 | 147.71 | 0.94 | 148.19 | 0.94 | 139.55 | 0.94 | 138.11 |
| 四国 | 0.84 | 140.89 | 0.89 | 96.80 | 0.88 | 102.50 | 0.88 | 101.13 | 0.88 | 101.41 |
| 九州 | 0.88 | 260.42 | 0.91 | 224.57 | 0.91 | 229.55 | 0.91 | 234.30 | 0.91 | 235.64 |
| 沖縄 | 0.77 | 17.05 | 0.76 | 16.57 | 0.76 | 16.51 | 0.76 | 16.48 | 0.76 | 16.44 |

表 4.8 全国 12 エリアにおける需要予測の精度検証結果（2014 年、コーヒー）

| アイスコーヒー | 2013から推測 | | 1週間予測 | | 2週間予測 | | 3週間予測 | | 4週間予測 | |
|---------|----------|---------|-------|---------|-------|---------|-------|---------|-------|---------|
| | 決定係数 | RMSE | 決定係数 | RMSE | 決定係数 | RMSE | 決定係数 | RMSE | 決定係数 | RMSE |
| 京浜 | 0.93 | 1394.34 | 0.97 | 987.70 | 0.96 | 1114.42 | 0.95 | 1184.85 | 0.95 | 1168.17 |
| 北海道 | 0.91 | 376.32 | 0.94 | 288.40 | 0.93 | 290.82 | 0.93 | 295.15 | 0.92 | 305.93 |
| 東北 | 0.94 | 860.87 | 0.96 | 841.96 | 0.95 | 816.41 | 0.95 | 838.61 | 0.95 | 868.83 |
| 関東 | 0.94 | 554.58 | 0.96 | 550.11 | 0.95 | 547.10 | 0.94 | 591.01 | 0.95 | 596.89 |
| 信越 | 0.95 | 275.36 | 0.97 | 232.37 | 0.97 | 234.37 | 0.96 | 257.54 | 0.96 | 272.94 |
| 北陸 | 0.94 | 354.18 | 0.96 | 273.66 | 0.96 | 269.50 | 0.96 | 295.69 | 0.96 | 313.25 |
| 東海 | 0.97 | 1027.24 | 0.98 | 745.38 | 0.97 | 854.35 | 0.97 | 937.27 | 0.97 | 971.61 |
| 近畿 | 0.95 | 1369.76 | 0.97 | 1225.81 | 0.96 | 1356.19 | 0.95 | 1389.54 | 0.95 | 1423.73 |
| 中国 | 0.93 | 884.81 | 0.96 | 540.24 | 0.96 | 566.43 | 0.96 | 602.39 | 0.96 | 624.34 |
| 四国 | 0.95 | 407.95 | 0.97 | 292.45 | 0.96 | 312.32 | 0.96 | 328.78 | 0.96 | 335.06 |
| 九州 | 0.97 | 475.79 | 0.97 | 388.72 | 0.96 | 400.19 | 0.97 | 409.43 | 0.97 | 412.77 |
| 沖縄 | 0.80 | 22.48 | 0.90 | 19.71 | 0.90 | 19.72 | 0.89 | 19.33 | 0.89 | 19.08 |

赤文字：前年実績から予測した場合と比較して精度が高い

青文字：前年実績から予測した場合より精度が低い

4.1.2 物流データ解析の考え方と結果の一例

前項で得られた結果と、炭酸飲料、麦茶をそれぞれ主力商品の一つとして扱っている参加企業 A 社、参加企業 B 社の物流データとを組み合わせ、気象を用いた需要予測によって物流段階で何らかの策をとり得たエリア、タイミングについて考察する。実際の物流面での改善策、ならびに CO₂ 削減量の効果測定については 5 章にて検証を行う。

なお、今後、需要と市場規模、企業の特定期商品の売上は比例関係にあると考えて解析を行う。

(1) 炭酸飲料

a) 解析方法

解析は以下の手順で行った。イメージを図 4.8 に示す。

① 需要変動の面的分布の把握

まず、最終需要である市場規模データと気象の分布図の関係性を評価する。全国的に一様に需要が増加する時期ではなく、エリア毎の違いが生じる時期に着目する。

② 横持量と需要変動の関係性の把握

次に、商品における横持量について図化する。横持ち（2 章参照）は事前の在庫配置が完全でなく、想定以上の需要があった場合に発生するものである。①と合わせて、気象による需要の変化が原因で起きたと思われる横持ちの事例を抽出し、仮説立てを行う。

② オペレーション改善の提案ならびに効果測定（5 章）

企業から受領した物流データを検証した上で、①の仮説で着目したエリア・時期における、気象を用いた需要予測活用の改善案を提案する。その上で、CO₂ 削減効果と利用可能性を評価する。

なお、参加企業 A 社から提供を受けた物流データは 2013～2014 年のものであったが、横持量が全体の 20%を超えた 2013 年（2014 年は 10%程度）に着目して解析を行った。

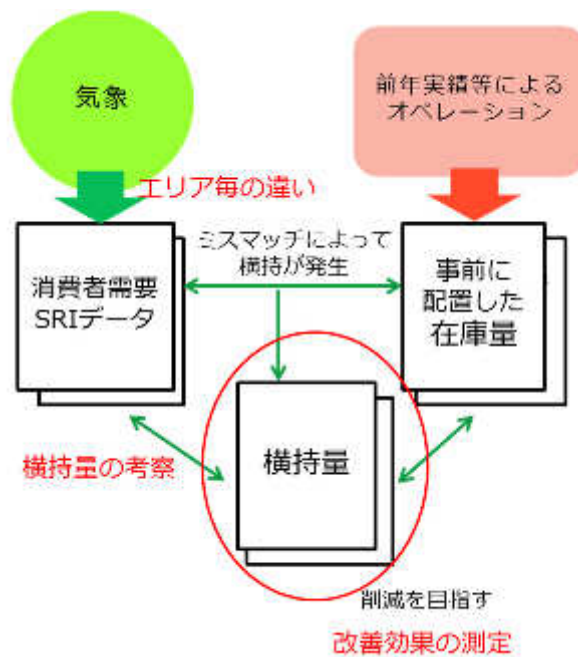


図 4.8 炭酸飲料需要・物流解析イメージ

b) 需要変動・横持量の面的分布の把握

まず、7月から9月の炭酸飲料の市場規模、気温の前週比を図化した結果を図 4.9～図 4.11 に示す。

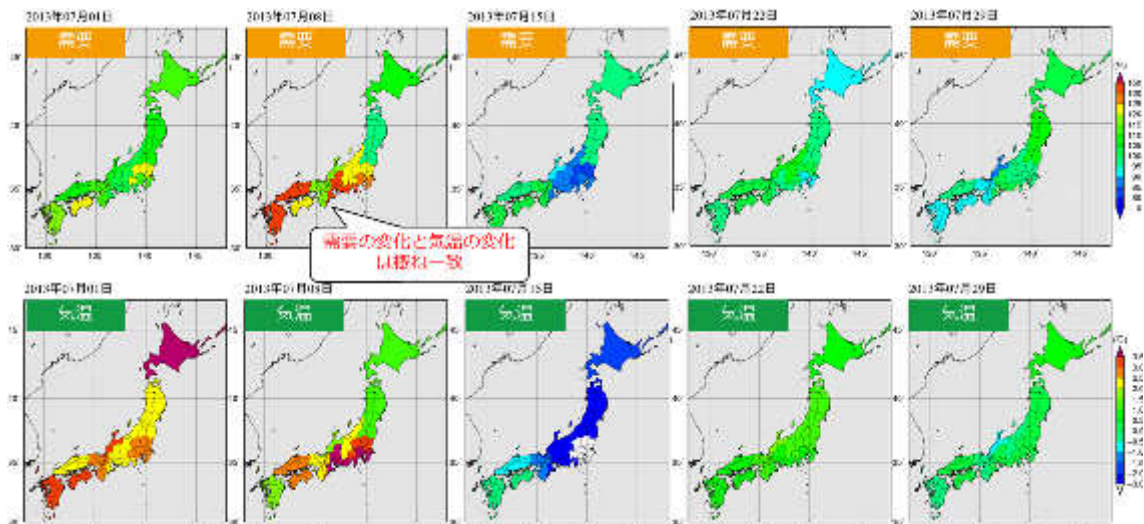


図 4.9 炭酸飲料市場規模の前週比と気温の前週差（2013年7月）

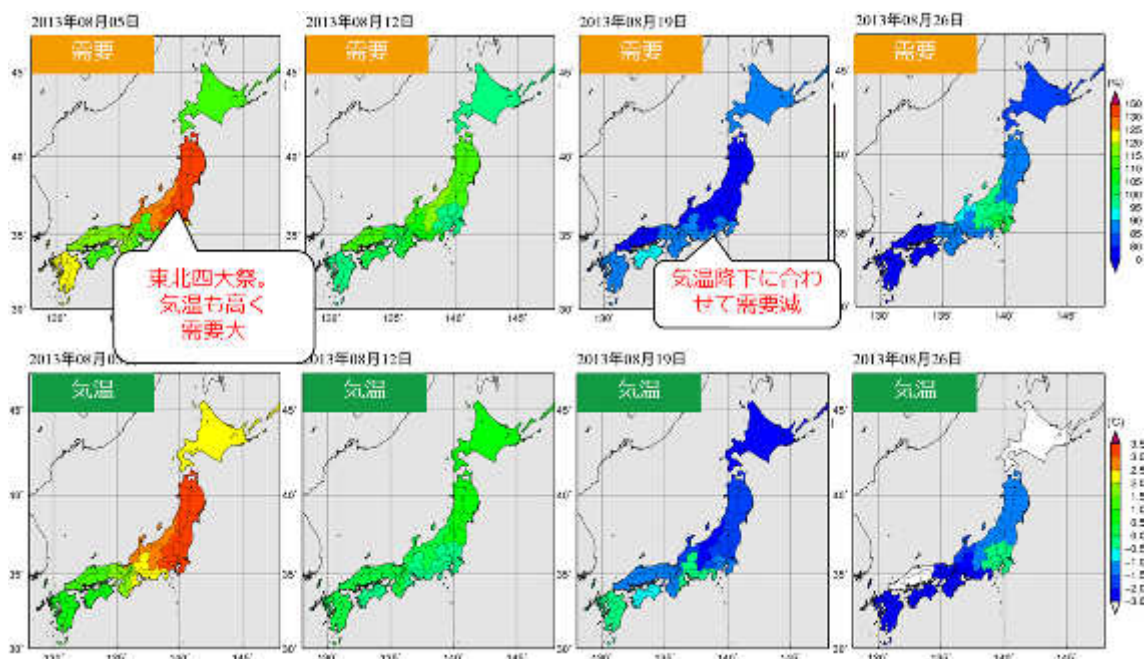


図 4.10 炭酸飲料市場規模の前週比と気温の前週差 (2013年8月)

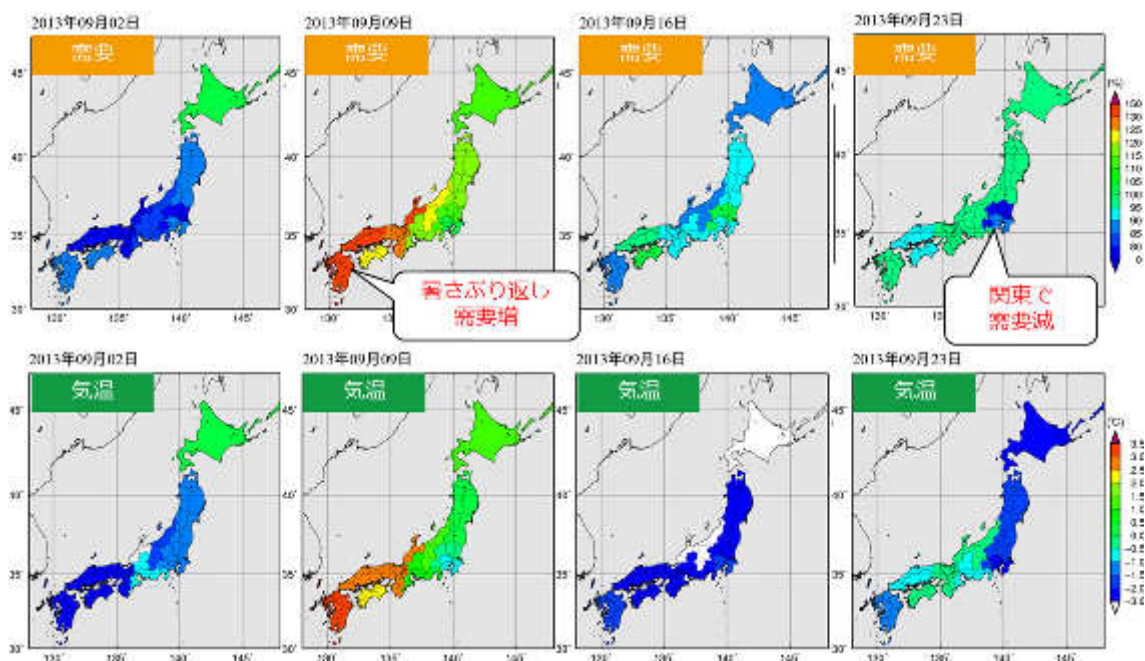


図 4.11 炭酸飲料市場規模の前週比と気温の前週差 (2013年9月)

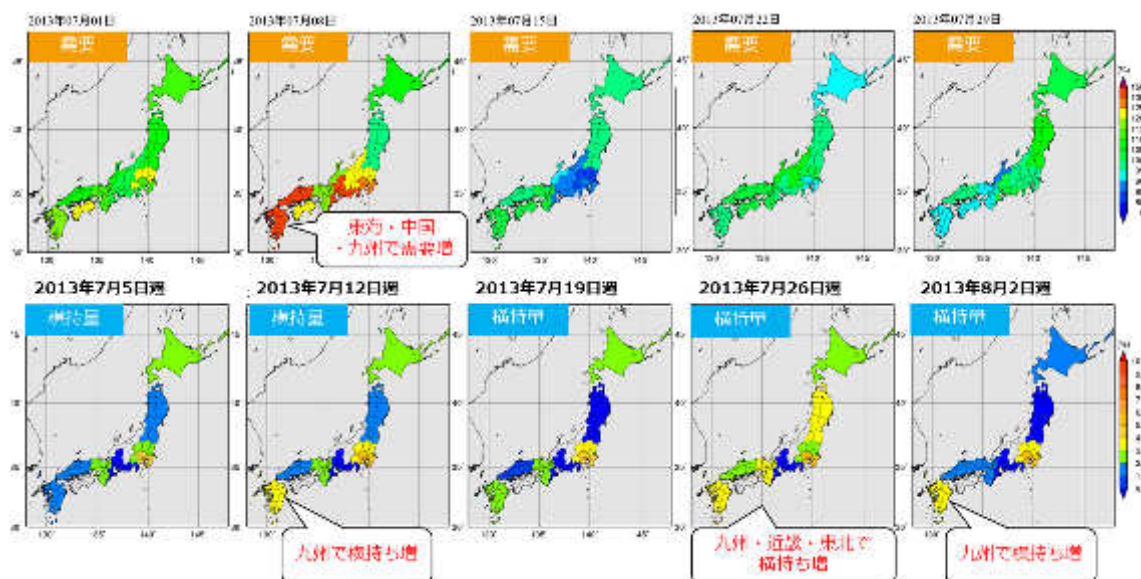


図 4.12 炭酸飲料市場規模の前週比と行き先別横持量の平年比率（2013年7月）

※京浜エリアは、6月中旬以降一定の横持ち（2%以上）が発生している

※関東エリアは一大物流拠点となっており年間を通じて横持ちが発生している

→上記2エリアは考察対象としない（以下、同様）

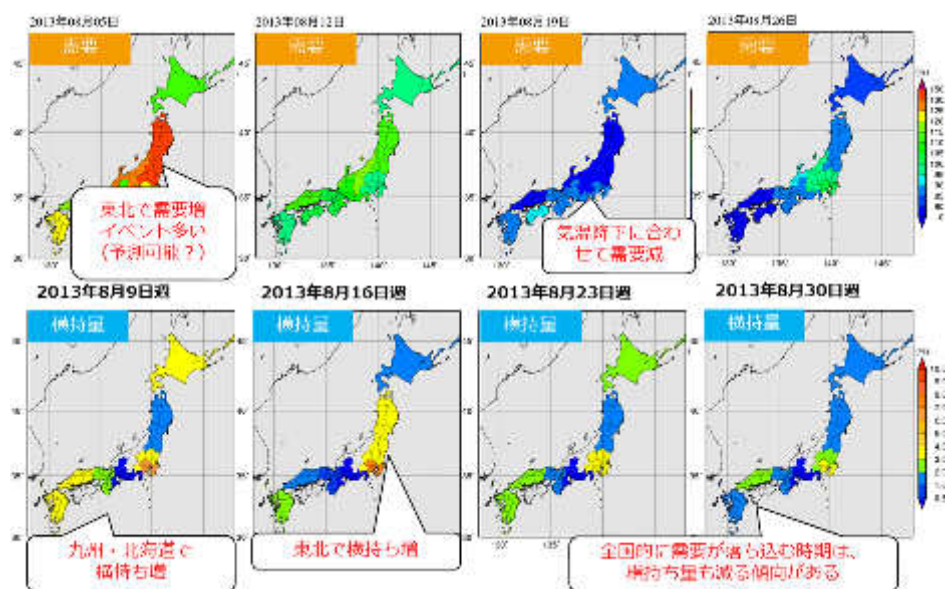


図 4.13 炭酸飲料市場規模の前週比と行き先別横持量の平年比率（2013年8月）

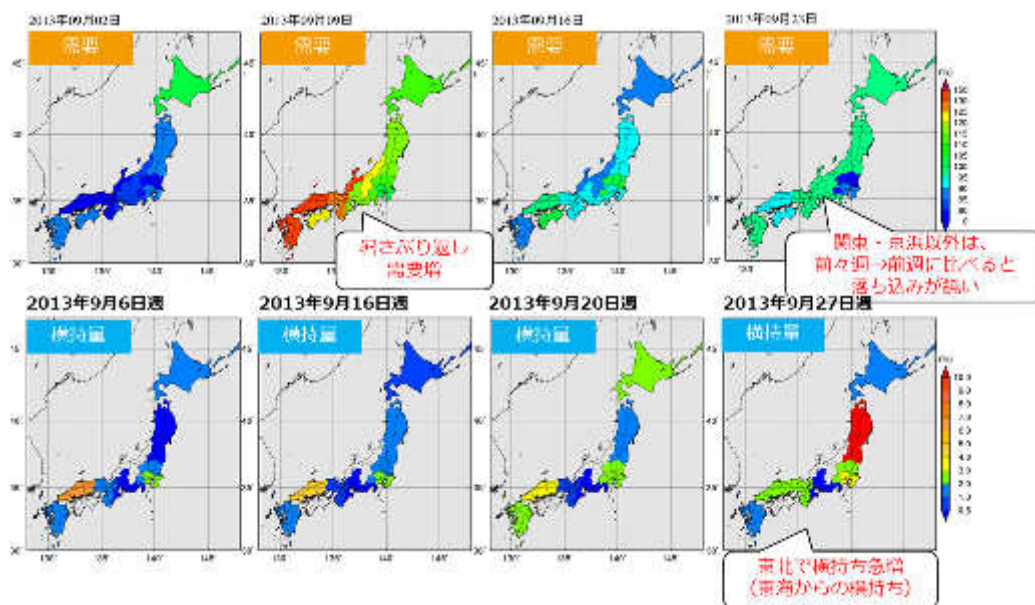


図 4.14 炭酸飲料市場規模の前週比と行き先別横持量の平年比率（2013 年 9 月）

2013 年は梅雨明けが早く、7 月上旬から関東・京浜～九州地区にかけて猛暑となった。図 4.9、図 4.12 を見ると、7 月 1 日週（A）から同 8 日週にかけての気温、需要の伸びと九州エリアでの横持ちが目立つ。5 章では、企業から受領したデータをもとに更なる考察を加え、同時期の「九州エリアの在庫配置において、気象を用いた需要予測データを利用して横持ちを解消できなかったか（仮説）」について検証する。

(2) 麦茶

a) 解析方法

解析は炭酸飲料と同様の手順で行った。

b) 需要変動・横持量の面的分布の把握

7月と9月の麦茶の市場規模、気温の前週比を図化した結果を図 4.15、図 4.16 に示す。8月については、次に考察する横持量において、お盆の影響によって、明らかに需要と連動性のない動きが目立ったため省略する。なお、横持ちのデータは参加企業 B 社から入手した日次データを市場規模データと同じ週次の形に加工し、利用した。

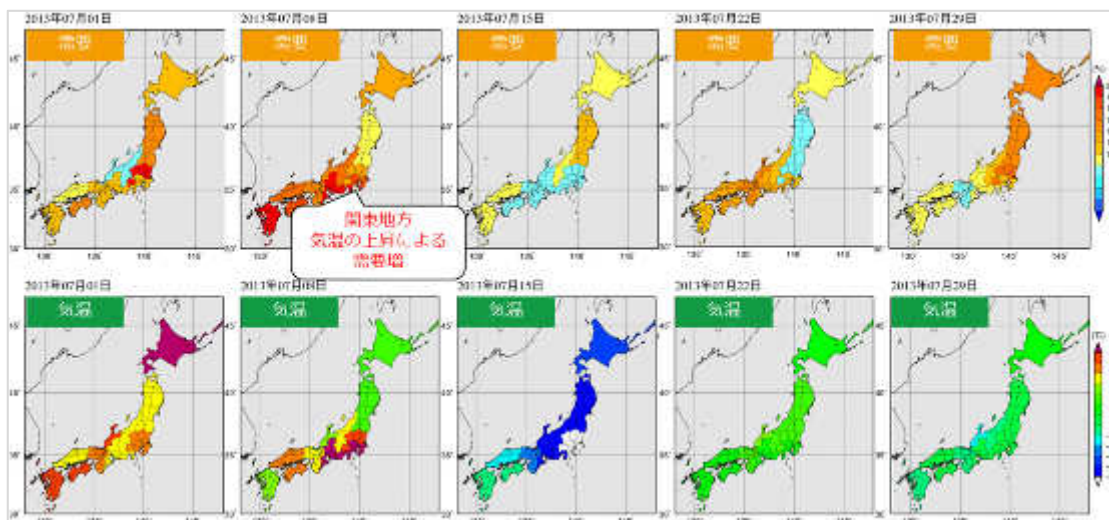


図 4.15 麦茶市場規模の前週比と気温の前週温度差 (2013 年 7 月)

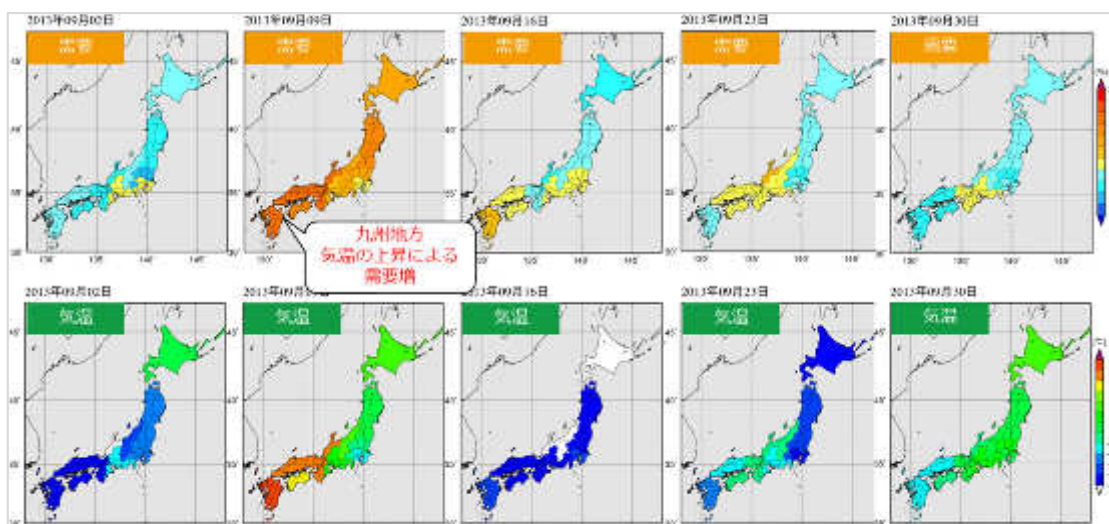


図 4.16 麦茶市場規模の前週比と気温の前週温度差 (2013 年 9 月)

次に、需要の前週変化と麦茶のそれぞれのエリア行きの横持量の対平年比（年間を1としたときの割合）を図化した結果を図 4.17、図 4.18 に示す。

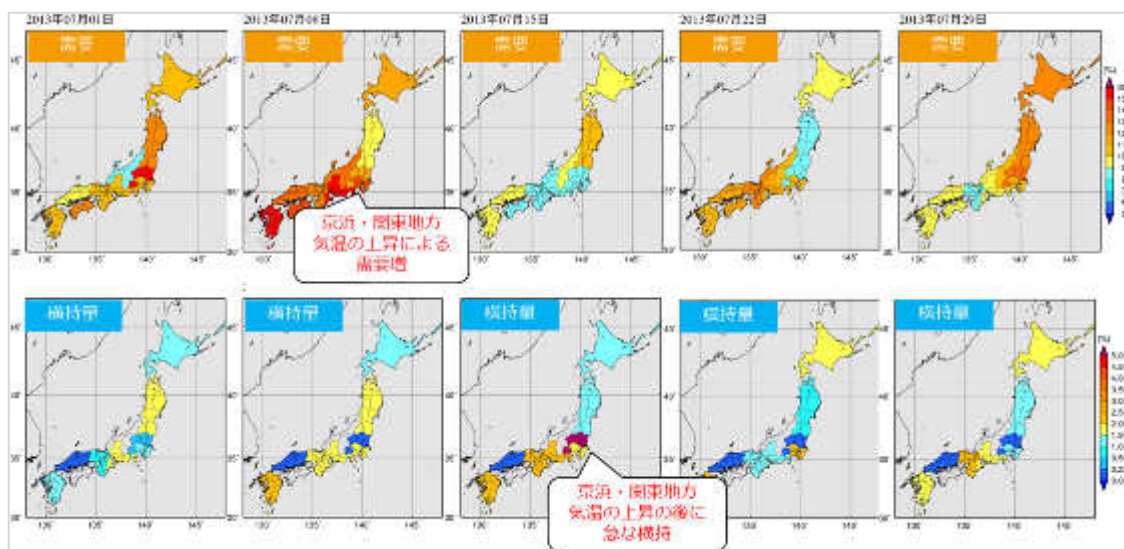


図 4.17 麦茶市場規模の前週比と行き先別横持量の平年比率（2013年7月）

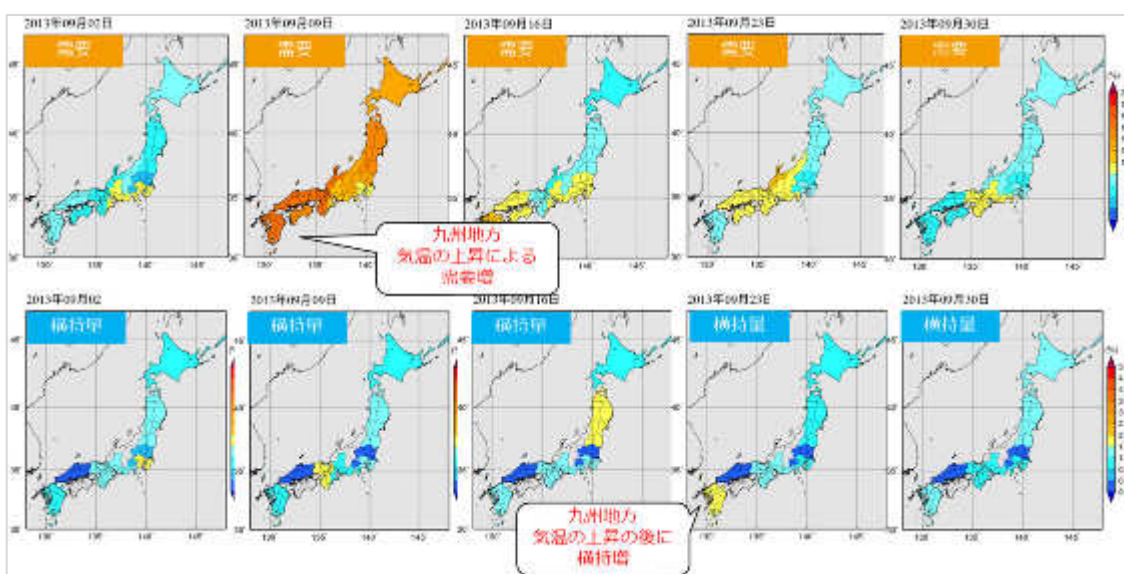


図 4.18 麦茶市場規模の前週比と行き先別横持量の平年比率（2013年9月）

図 4.17 を見ると、7月8日週の関東エリア以南の需要の伸びと、翌15日週の関東エリアでの横持ちの発生が目立つ。5章では、便宜上、一大消費地である京浜エリアと物流拠点である関東エリアを同一エリアと見なし、企業から受領したデータをもとに更なる考察を加え、同時期の「関東・京浜エリアの在庫配置において、気象を用いた需要予測データを利用して横持ちを効率化できなかったか（仮説）」について検証する。

4.2 小売の解析

ここでは、小売店および消費者のデータを利用した解析結果を示す。図 4.19 にそれぞれの解析のコンセプトを示す。

小売店はメーカーに比べて店舗数や商品数が非常に多いことが特徴である。多い所では1店舗あたりの商品数が数千品目、1チェーン店あたりの店舗数が数万店に及ぶ小売店も存在する。また、気象に限らず販売計画や周囲のイベントなどで売上が大きく左右されることも特徴である。

小売店における需要予測では、上記のような多店舗・多品目の予測に対応可能な、汎用的な需要予測を行うことが重要である。そこで本事業では小売業における気象情報の利用可能性調査を目的とし、商品と店舗のカテゴリ分類を行い、それぞれのカテゴリに応じた汎用的な需要予測手法の構築検討を行った。

また、小売店の売上と消費者の購買行動は密接に関係しているため、本業務では消費者の購買行動に関する解析を実施した。夏商材や冬商材の購買意欲は消費者心理の影響を大きく受けていると考えられ、その影響は年齢や性別によっても多様であることが考えられる。そこで、ここでは消費者の心理を把握するために SNS データや ID-POS データから消費者の心理や購買特性を推定し、気象条件が消費者の購買行動へ与える影響の調査を行った。



Point

- ✓ 商品数が多い (数千~数万品目)
- ✓ 店舗数が多い (数百~数万店)
- ✓ 需要の変動が複雑
(気象・販促・イベント…)

小売の解析の目的

汎用的な需要予測手法の確立

アプローチ

1. 商品群の気象感応度調査(商品カテゴリ分類)
2. 店舗群の売上傾向分類(店舗カテゴリ分類)
3. カテゴリ毎の需要予測式(カテゴリ別需要予測)の作成



Point

- ✓ 気候の変化に影響される
- ✓ 人によってニーズが異なる
(年齢・性別・所得・家族構成etc…)

消費者の解析の目的

気象条件による顧客購買行動の分析

アプローチ

4. 顧客の購買行動に直結する気温(体感気温)の作成
5. 気象条件による購買行動の分析(顧客行動分析)

図 4.19 小売店と消費者の解析の目的

具体的な解析内容を表 4.9 に示す。各項目の考え方と解析結果の一例については後に詳述する。

表 4.9 小売店・消費者の解析項目一覧

| 項目 | 内容 |
|----------|--|
| 商品カテゴリ分類 | <p>小売店の数千～数万品目の商品の中から、気象との関連性が高い商品を分析する。</p> <p>活用方法：天候に応じた発注量調整、商品の特徴の把握</p> |
| 店舗カテゴリ分類 | <p>店舗立地による気象の影響の違いを分析し、店舗をカテゴリライズすることで、需要予測手法のパターン化を行う。</p> <p>活用方法：地域の気候特性を活かした需給調整</p> |
| 体感気温の作成 | <p>消費者の体感(購買行動)に直結する気象要因の分析を行う。</p> <p>活用方法：需要傾向の事前把握、予測モデルへの導入</p> |
| 顧客行動分析 | <p>気象の影響による消費者の購買行動の変化を見つける</p> <p>活用方法：顧客毎の購買行動の特徴把握</p> |

4.2.1 体感気温の作成

ここでは消費者の解析の一つである「体感気温の作成」について解説を行う。

(1) 考え方

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、小売店やメーカーの運用にも役に立つ情報になると考えられる。

体感気温の数値化は様々な手法が提案されているが、SNSのツイートデータを解析し、「実際に人の感じる」体感気温の作成を行った例はない。そこで本事業では、Twitterの位置情報付きツイートデータを解析し、人々が「暑い」「寒い」と感じる気象条件を抽出したうえで体感気温が作成できるか検討した。また、それらの体感情報を気温・湿度・日射量・降水量・風速等の気象情報と紐づけることで、「暑い」「寒い」と感じる状況が各気象要素の組み合わせにより説明可能かどうか検討した。

この検討を行うことにより、気象と売上に相関がみられるあらゆる商品の需要予測に利用することができ、消費者心理を反映した需要予測情報の高度化につながることを期待される。体感気温作成のイメージを図4.20に示す。

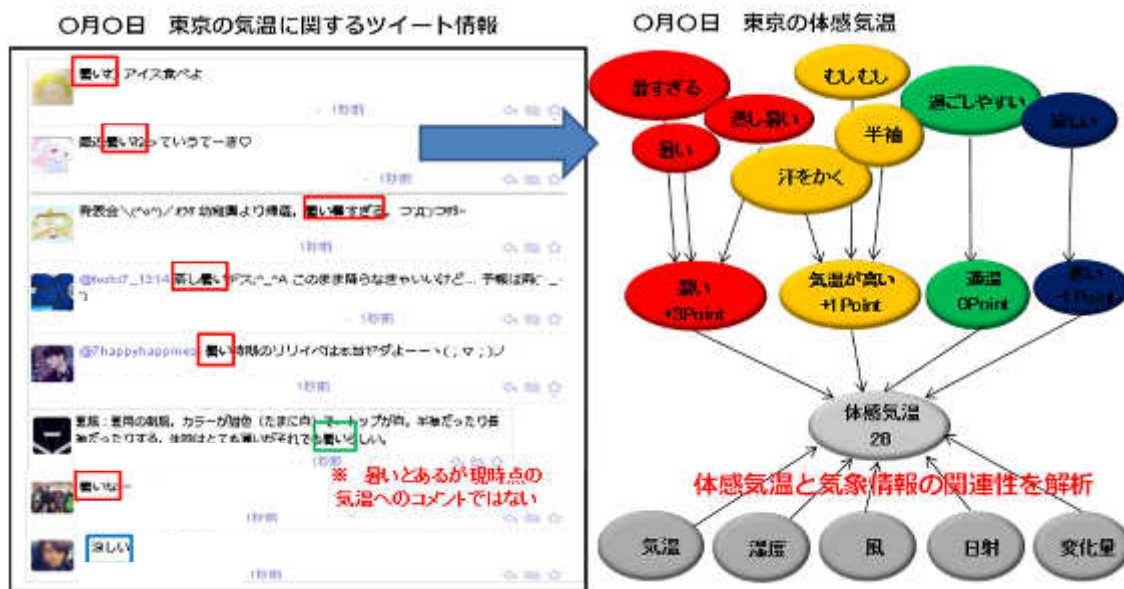


図 4.20 体感気温作成のイメージ

(2) 結果の一例

体感気温の検討を行った結果の一例を以下に示す。

a) データ収集

体感気温の検討を行うにあたり、消費者の体感・感情を表す情報として Twitter に投稿された位置情報付きツイートデータを収集した。また、気象情報として東京地点のアメダス観測値等を収集した。収集したデータの一覧を以下の表 4.10 に示す。

表 4.10 「体感気温の作成」収集データ

| データ | 項目 | 内容 |
|---------|-------|---|
| 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 |

b) 「暑い」「寒い」が含まれるツイートの特性

まず収集したツイート情報から、「暑い」「寒い」という文字が含まれるつぶやきを抽出し、日別にツイート数をカウントした。その結果、「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った(図 4.21)。

また、期間中で「暑い」というツイートが最も多かった日は2014年7月26日の全国的な猛暑の日で、「寒い」というツイートが最も多かった日は2014年12月17日の寒波の日であり、ツイート情報内の「暑い」「寒い」という情報は体感的な「暑さ」「寒さ」を反映する指標として妥当であることが分かった。これらの特徴を図 4.22 にまとめた。

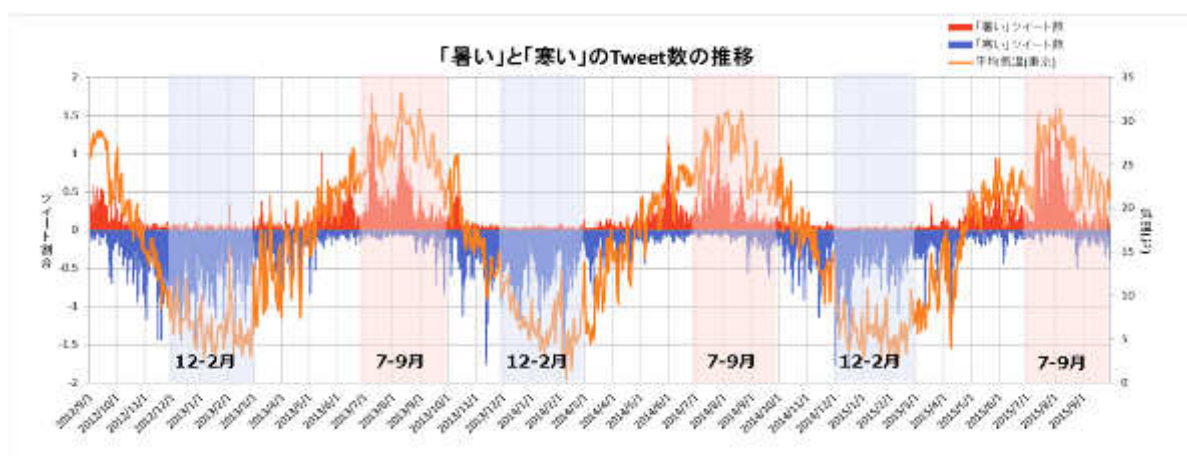


図 4.21 「暑い」と「寒い」の Tweet 数の推移

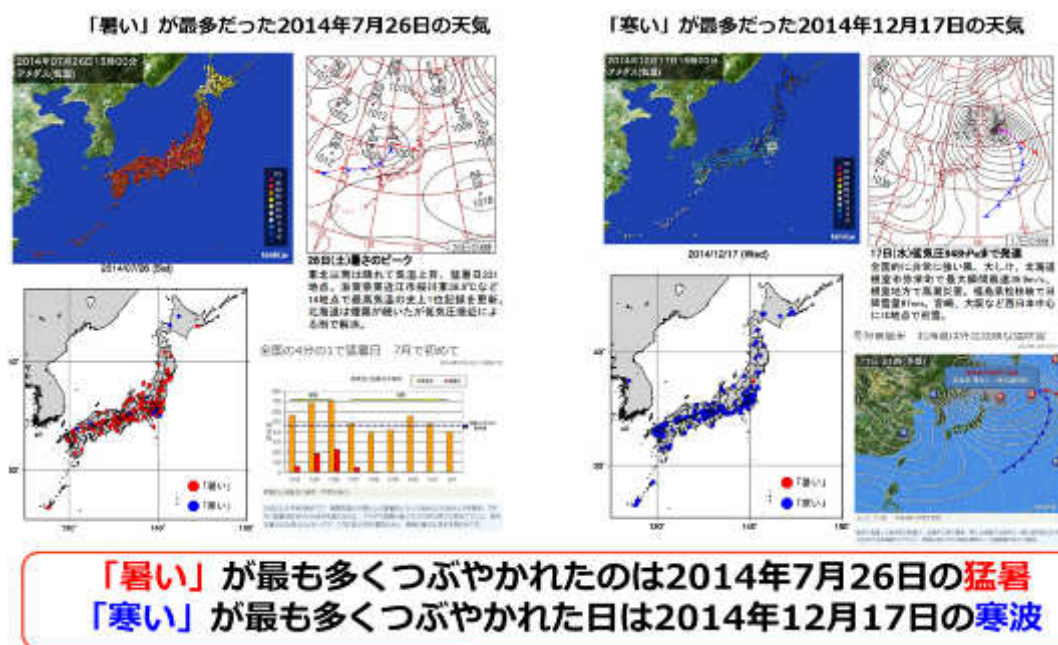


図 4.22 「暑い」「寒い」ツイートの特性

c) 「暑い」「寒い」と関連性が高い単語

ここでは、人工知能技術（形態素解析・クラスタリング）を利用して、「暑い」「寒い」のツイートが最多であった2014年7月26日と2014年12月17日の両日のデータを用いて、「暑い」「寒い」という単語と関連性が高い単語群をリストアップした。その結果、「暑い」と関連が高い単語は「今日」、「明日」、「花火」などの単語が含まれていた。「花火」は「暑さ」を連想させるものであり、「今日」は、「暑い」と感じたその日につぶやきが行われていると推察される。また、「寒い」と関連性が高い単語は「注意報」「大雪」「なだれ」などであり、12月17日の猛烈に発達した低気圧に関する情報と関連しているものと思われる。図 4.23 は関連性を視覚的に表現したイメージである。



図 4.23 「暑い」と関連性が高い単語（上段）

「寒い」と関連性が高い単語（下段）

※2014年7月26日と2014年12月17日の2日間につぶやかれた位置情報付きツイートデータを対象に

人工知能技術を活用してそれぞれのキーワードと関連性が高い語句を抽出

d) 「暑さ」「寒さ」の指数検討

ここでは気象の各種要素（気温・湿度・日射量など）を利用して日次の「暑い」「寒い」が含まれるツイート数を定量的に表現する検討を行った。これらのツイート数の推移は客観的な気温等の情報よりも人間の体感を反映した数値であると考えられるため、これらのツイート数を気象要素で表現することが可能になれば、気象予測情報から人間の体感を予測することが可能になり、顧客の購買行動へより直接的に結びつく指標を作成することが期待される。

体感を表す気象情報を作成する際に着目した考え方を以下の表 4.11 に示す。本事業では体感を表す指標を「状態・変化・心理」の3つに分類し、それぞれ下記の要素で説明することを試みた。

再現の結果を図 4.24 に示す。時系列図の黒線は「暑い」「寒い」のツイート数の全ツイート数に占める割合を示し、赤線、青線は各日の気象要素を用いて「暑い」「寒い」のツイート数を推定した結果を示している。ツイート数のピークの高さを過小評価している部分はあるが、「暑い」では決定係数 0.77、「寒い」では決定係数 0.67 と、高精度で推定できていることが分かる。このように推定した各日の「暑い」「寒い」の推定値のことを、ここでは「体感指数」と呼ぶことにする。

また、図 4.25 には 2013 年と 2015 年の気温平年差と体感指数の時系列図を示す。ツイート割合の変化（網掛け部）を体感指数（赤実線と青実線）が精度よく追跡していることが読み取れる。

このような日々の体感の変化に着目した指数情報は、客観的な気象情報よりも日々の購買行動に直結した気象情報として、需給調整に役立つ情報となることが期待される。

表 4.11 体感に即した気象情報作成の際の着目点

| 内容 | 考え方の例 |
|-------------------|--|
| 状態による 暑さ・寒さ | ただいだけで暑い・寒いと感じる → <u>気温・日射量・湿度などにより表現</u> |
| 変化による 暑さ・寒さ | 前日からの気温変化により暑い・寒いと感じる → <u>気温・日射量などの変化により表現</u> |
| 心理や習慣による 暑さ・寒さ | 例年からの差や時期のズレにより暑い・寒いと感じる → <u>過去の気温の経緯などにより表現</u> |

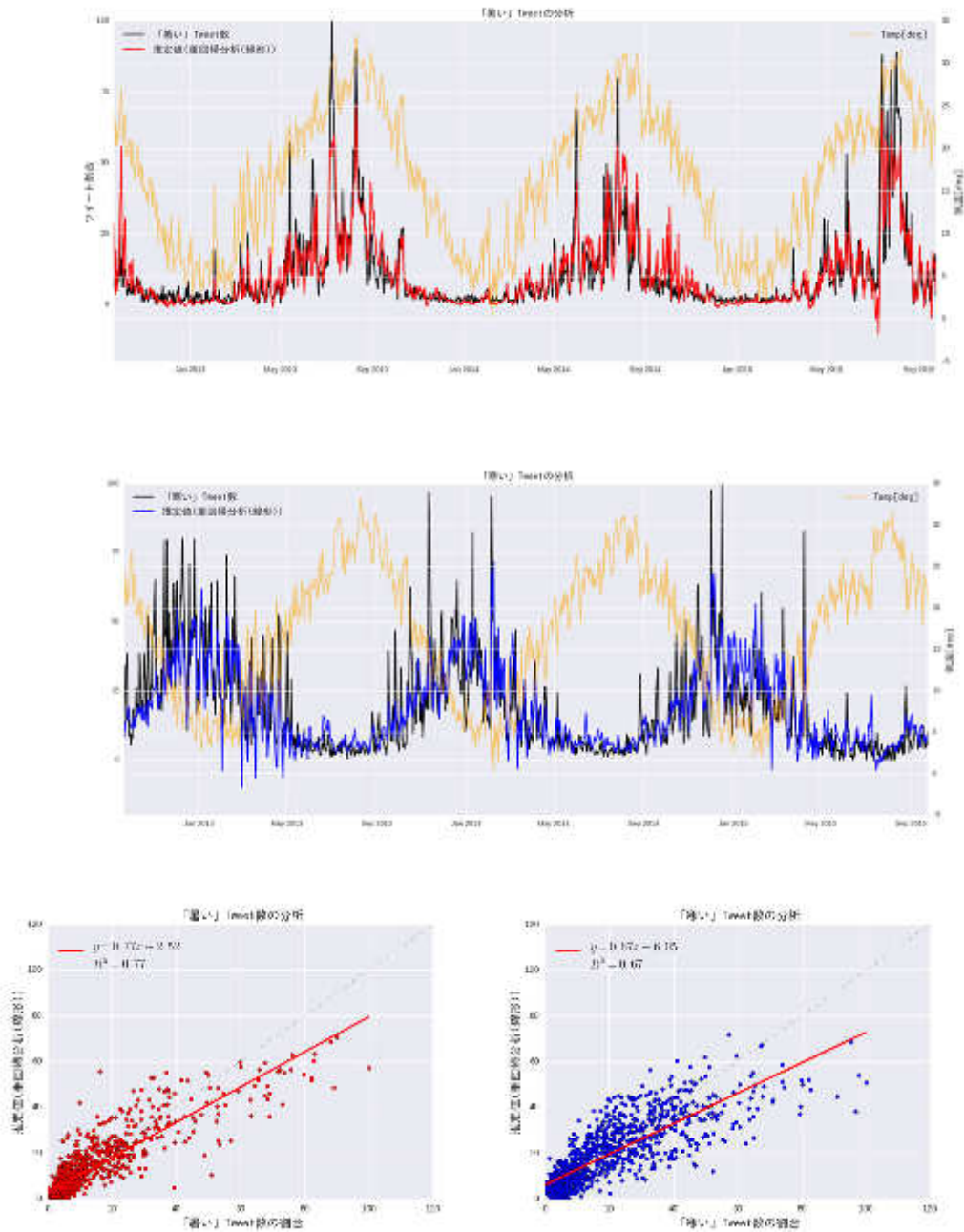


図 4.24 「暑い」「寒い」の日次ツイート数の再現結果
 (上段：時系列図(暑い)、中段：時系列図(寒い)、
 下段左：散布図(暑い)、下段右：散布図(寒い))

※「暑い」「寒い」のツイート割合を目的変数(黒線)とし、同じ日の気象要素を用いて推定した結果(赤線・青線)を示している。

オレンジの線はアメダス東京地点の平均気温を示す。

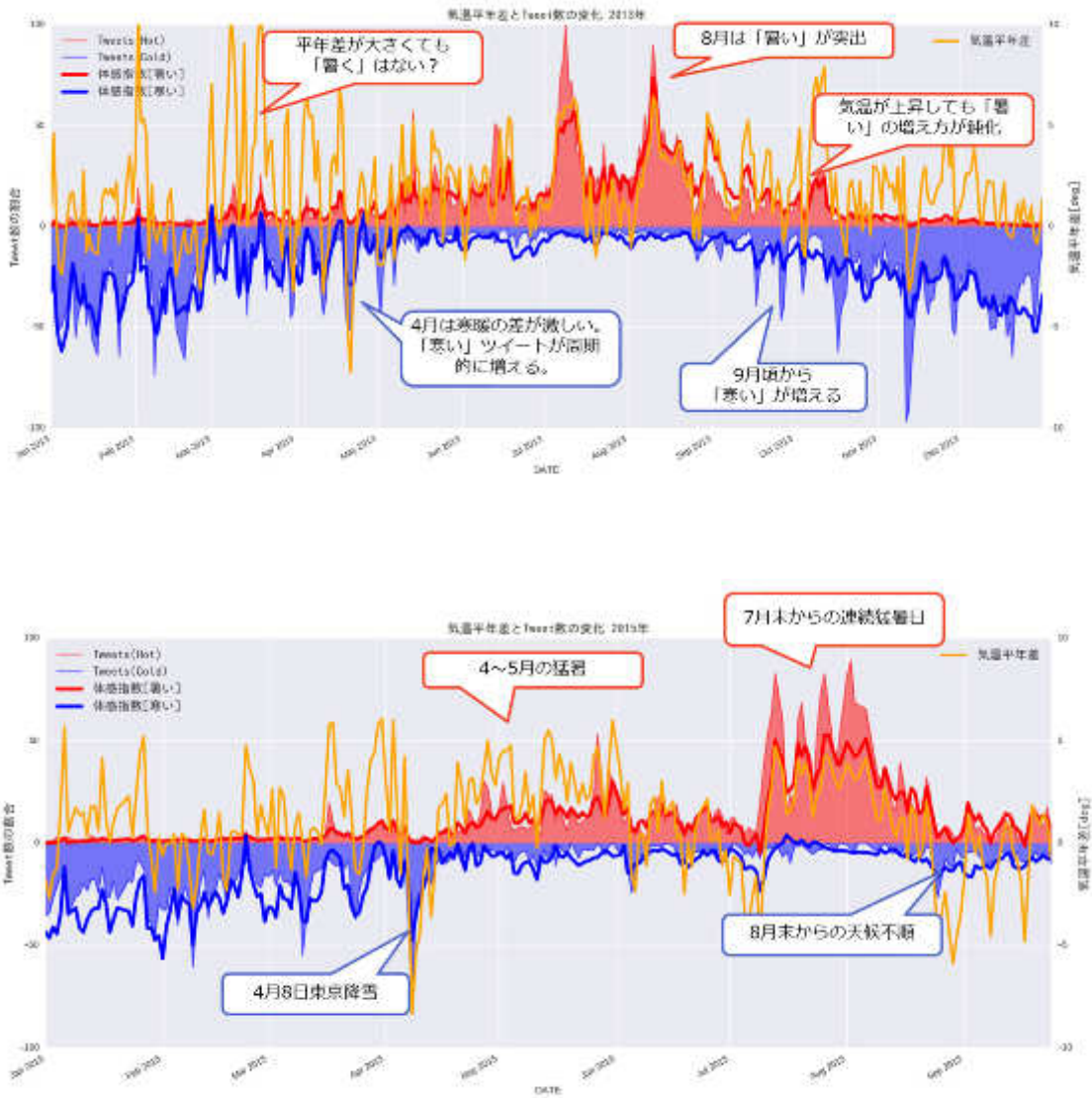


図 4.25 気温平年差とツイート数の再現結果の時系列図
(上段：2013年、下段：2015年)

4.2.2 商品カテゴリ分類

ここでは小売店の解析の一つである「商品カテゴリ分類」について解説を行う。

(1) 考え方

小売店の従業員の日々の業務は多岐にわたり、需要予測や発注業務に割くことができる時間は限られている。この限られた時間で、どのような商品に対して気象情報を利用すればもっとも効果的であるかを解析しておくことで、業務の効率化が可能になり、食品ロスや機会ロスを効果的に削減できることが期待される。

そこで、本事業ではスーパーマーケットで販売されている商品について、各商品の気象感応度を整理し、商品のカテゴリ分類の検討を行った。また、気象感応度と売上のマトリクスを作成し、どのような商品に気象データを利用することで効率化なオペレーションが可能であるか、基礎的な調査を実施した。解析のイメージを図 4.26 に示す。

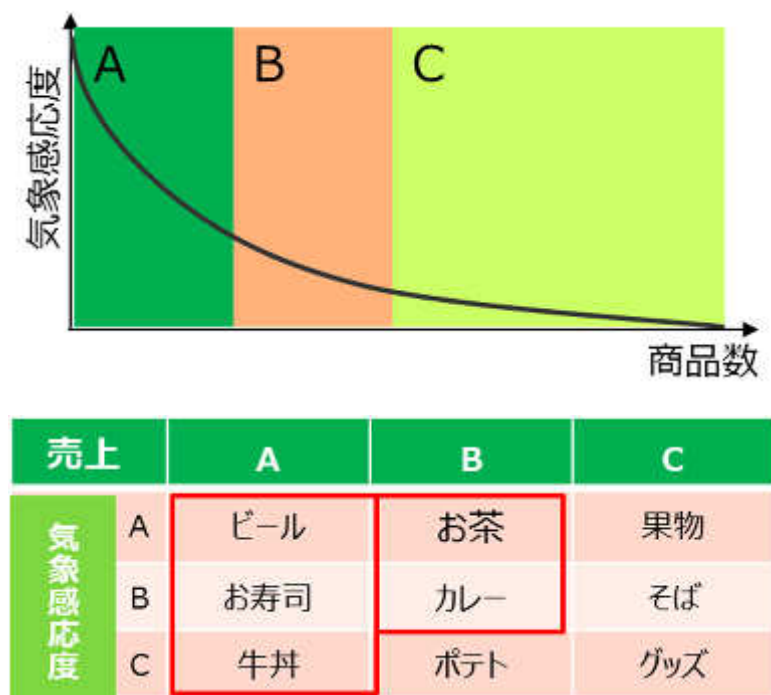


図 4.26 商品カテゴリ分類のイメージ

(2) 結果の一例

商品カテゴリ分類を行った結果の一例を示す。

a)商品カテゴリ分類の方法

株式会社バローのとある店舗において、2013年～2014年の2年間のレシートデータを利用して商品カテゴリ分類を実施した。表 4.12 に使用したデータの一覧を示す。

表 4.12 商品カテゴリ分類に使用したデータ一覧

| 項目 | 内容 |
|-------|-------------------|
| データ | 株式会社バロー レシートデータ |
| 期間 | 2013年1月～2014年12月 |
| 売上データ | 商品カテゴリ毎の日販売個数、売上額 |
| 気象データ | 日平均気温 |
| 分析内容 | ABC分析（気温感応度、売上高） |

b)売上高の ABC 分析結果

商品カテゴリ別に 2013 年から 2014 年の 2 年分の売上高のランキングを作成した結果を示す。各分類における 2 年分の売上高を積算し、売上高の大きいものから分類別に並べた。次にすべての総売上高を 1 としたときの相対売上高を大きい方から積算し、売上高の上位 70%を占める分類までを A、70~95%に入る分類を B、それ以外の分類を C として、ABC 分析を実施した(図 4.27)。その結果、「鮮魚、豚肉、加工肉」などの分類がカテゴリ A に分類された(表 4.13)。

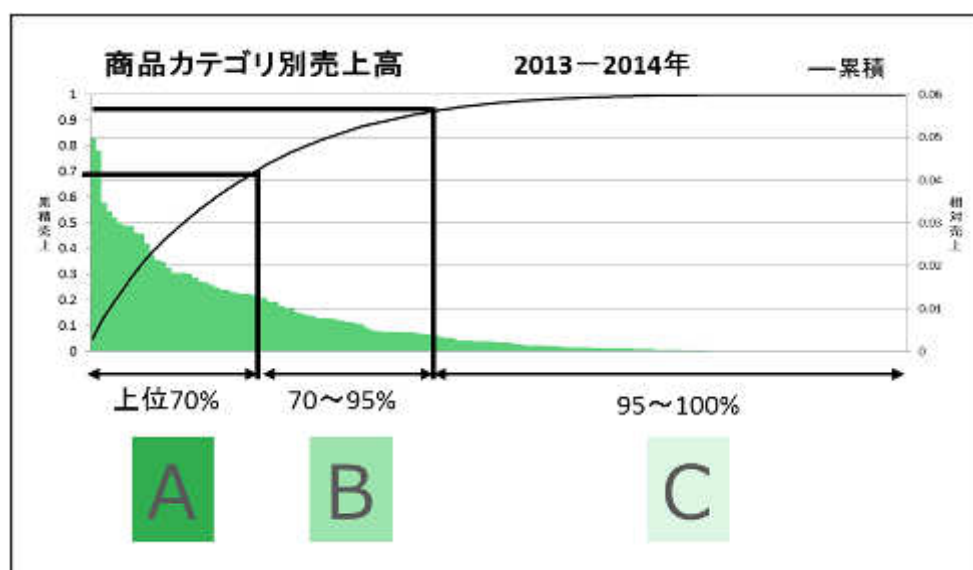


図 4.27 売上高に関する ABC 分析結果

表 4.13 売上高に関する ABC 分析結果 (各カテゴリ名の抜粋)

| カテゴリ | 分類名 |
|------|--------------------------|
| A | 鮮魚、豚肉、加工肉、調味料、サラダ など |
| B | アイスクリーム、清酒、ビール、貝 など |
| C | 芳香剤、線香・ローソク、メロン、果物ギフト など |

c) 気温感応度に関する ABC 分析結果

続いて気温と日販売個数との関係における ABC 分析を実施した結果を示す。商品カテゴリ毎に日平均気温と日販売個数の2年分の値を比較した散布図から決定係数を計算し、決定係数の値を「気温感応度」として ABC 分析を行った。ここで、A、B のカテゴリ数に差が生じないように、A の閾値を上位 80%、B の閾値を上位 80~95% と設定した。

分析の結果、最も気温感応度が高いカテゴリ A には「葡萄、梨、桃、みかん、乳飲料、清涼飲料」などが分類される結果となった（図 4.28、表 4.14）。

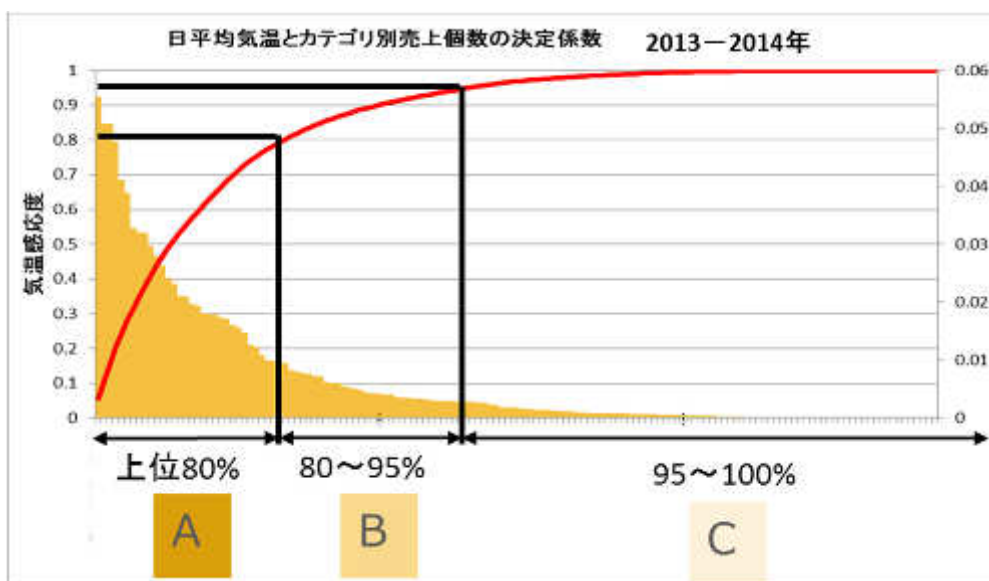


図 4.28 気温感応度に関する ABC 分析結果

表 4.14 気温感応度に関する ABC 分析結果（各カテゴリ名の抜粋）

| カテゴリ | 分類名 |
|------|--|
| A | 葡萄、桃、梨、みかん、乳飲料、清涼飲料、練り製品、清酒、ビール、水物、加工野菜 など |
| B | 豆腐・あげ、食パン、牛乳、米飯、惣菜 など |
| C | 和菓子、洋菓子、牛肉、豚肉、とり肉、加工肉、調味料、缶詰 など |

d)商品カテゴリ分類の結果(売上高と気温感応度の ABC 分析)

(c)で実施した売上高と気温感応度の ABC 分析の結果を集約し、一覧にした結果を表 4.15 に示す。その結果、売上高の上位 70%に分類され、気温感応度の上位 80%に分類される AA カテゴリの商品は、「乳飲料、清涼飲料、鍋、嗜好品、飲料、練り製品」などのカテゴリが入ることが分かった。このカテゴリに入る商品は、売上が大きく、気温の変化の影響が大きい商品群であるため、気象情報を利用したオペレーションを重点的に導入すべき商品群であると言える。次に、気象感応度は大きいが発上はそれほど大きくないカテゴリ (AB カテゴリ: アイスクリューム、清酒など)、売上高は大きいが発上感応度はそれほど大きくないカテゴリ (BA カテゴリ: 食パン、サラダなど) へと、取り組み状況に応じて気象情報を活用すると効果的であると考えられる。

このような分類を実施することは、取り扱う商品数が多い小売店の需要予測に有効であると考えられるため、今後の事業の中で様々な小売店において実施すべき分析事項である。

表 4.15 商品カテゴリ分類の結果

| 売上 気温 | A (上位70%) | B(70-95%) | C(95%~) |
|------------------|---|---|---|
| A 80% | 乳飲料、清涼飲料、鍋、嗜好品、飲料、練り製品 等 | アイスクリーム、清酒、ビール、貝、加工野菜、みかん、葡萄、桃、梨、こんにやく 等 | 惣菜パン、果実酒、発泡酒、ノンアルコール、高級菜、文具、衣料、メロン、スイカ、和日記子フト 等 |
| B 80% -95% | 食パン、菓子パン、牛乳、サラダ、葉物、妻物、土物、乾物、焼き菓子、惣菜、豆腐・あげ 等 | リキコール、オビ・カビ、輸入果物、スナック、中華 等 | ドーナツ、フランスパン、甘味果実酒、食品干フト、お漬物、線香、ローソク、電池、干フト、切手、はがき 等 |
| C 95%~ | 乳製品、冷凍食品、デザート、牛肉、鶏肉、とり肉、加工肉、海鮮、惣菜、季節野菜、調味料、缶詰、たばこ、種卵、卵、漬物 等 | 和菓子・洋菓子、花、入浴、台湾産食品、カンキョウ、りんご、ドライフルーツ、バナナ、納豆 等 | 食パン、サンドイッチ、ケーキ、ワイスオー、ブランデー、食品干フト、豆・佃煮 等 |

4.2.3 店舗カテゴリ分類

ここでは小売店の解析の一つである「店舗カテゴリ分類」について解説を行う。

(1) 考え方

小売業の各店舗は、店舗の立地条件や気象特性によって売上の変動状況が異なる。そのため個別店舗の需要予測を行う場合は、それぞれの店舗に適した予測式を立てる必要がある。しかし数百店～数千店の店舗をそれぞれ個別に扱う事は計算負荷や運用面を考えると非常に困難である。そこで同じような気象条件および売上変動をする店舗をカテゴリ分類することを考えた。

図 4.29 に店舗カテゴリ分類のイメージを示す。個別店舗を気象や人口の特徴が類似する店舗のグループに分けることで、より汎用的な需要予測が可能になることが考えられる。ここでは、各店舗の売上データと立地の特徴（人口、標高）や気象情報から店舗のクラスタリングを行い、合計 10 個のカテゴリに分類した。

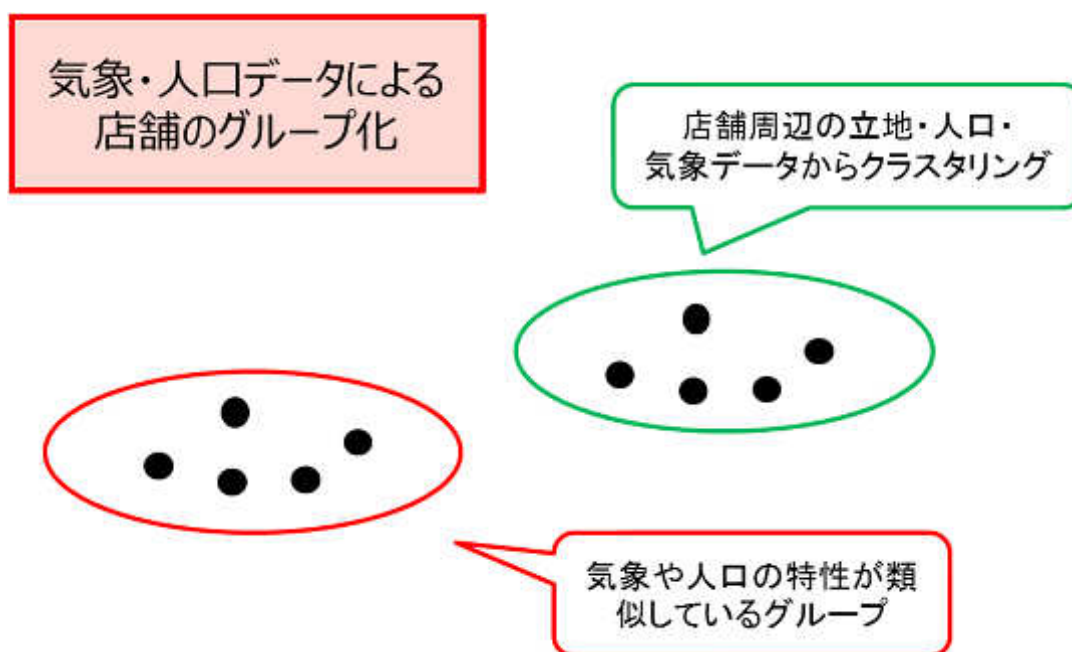


図 4.29 店舗カテゴリ分類のイメージ

(2) 結果の一例

a) 利用データ

店舗カテゴリ分類に利用したデータの一覧を表 4.16 に示す。商品カテゴリ分類の際と同様に、売上データは株式会社バローの2年分のレシートデータを利用した。商品カテゴリ分類の際は代表1店舗のデータを使用した。ここでは店舗毎の特性を使用するため、図 4.30 に示す全店舗のデータを利用した。

気象データは店舗位置周辺のアメダス観測値および解析雨量から内挿した表 4.16 記載の6要素を用いた。

表 4.16 店舗カテゴリ分類に使用したデータ一覧

| 項目 | 内容 |
|-------|--|
| 売上データ | 株式会社バロー レシートデータ |
| 期間 | 2013年1月～2014年12月 |
| 店舗 | 約200店舗※ |
| 気象データ | 各店舗位置における日次気象情報 (平均気温、降水量、アメダス推定日射量、 相対湿度、東西風速、南北風速) |

※開始期間・終了期間は店舗によって異なる

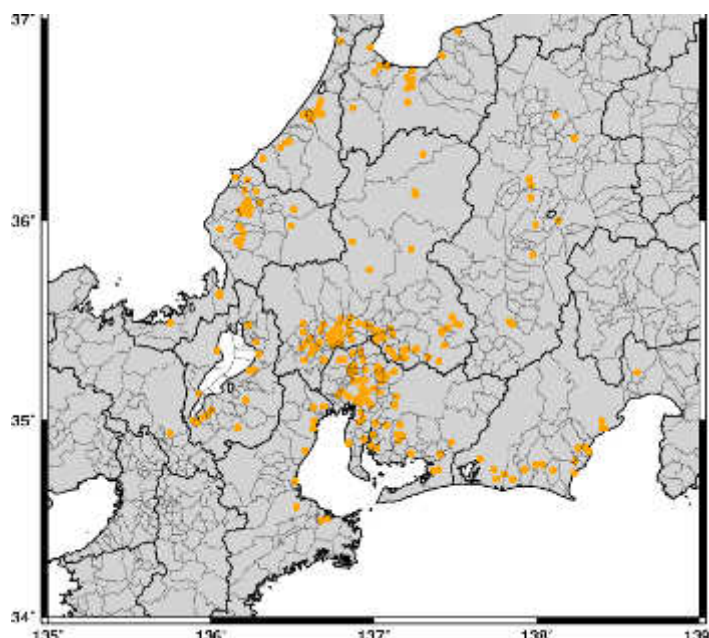


図 4.30 バロー店舗位置

b)店舗カテゴリ分類の実施

店舗カテゴリ分類の結果を図 4.31 に示す。各店舗の気象条件と周辺人口の情報を用いて、類似店舗を 10 種類のカテゴリへと分類した。この結果を見ると、長野県内の店舗は同じカテゴリに属しているが、必ずしも近い地域の店舗が同一カテゴリに分類されているわけではなく、日本海側の店舗と太平洋側の店舗など、様々な地域から類似店舗が選定されていることが分かる。このようにクラスタリングを行うことで、個別店舗の需要予測ではなく、ある程度類似した店舗カテゴリを考慮した需要予測が可能になる。

店舗分類の結果

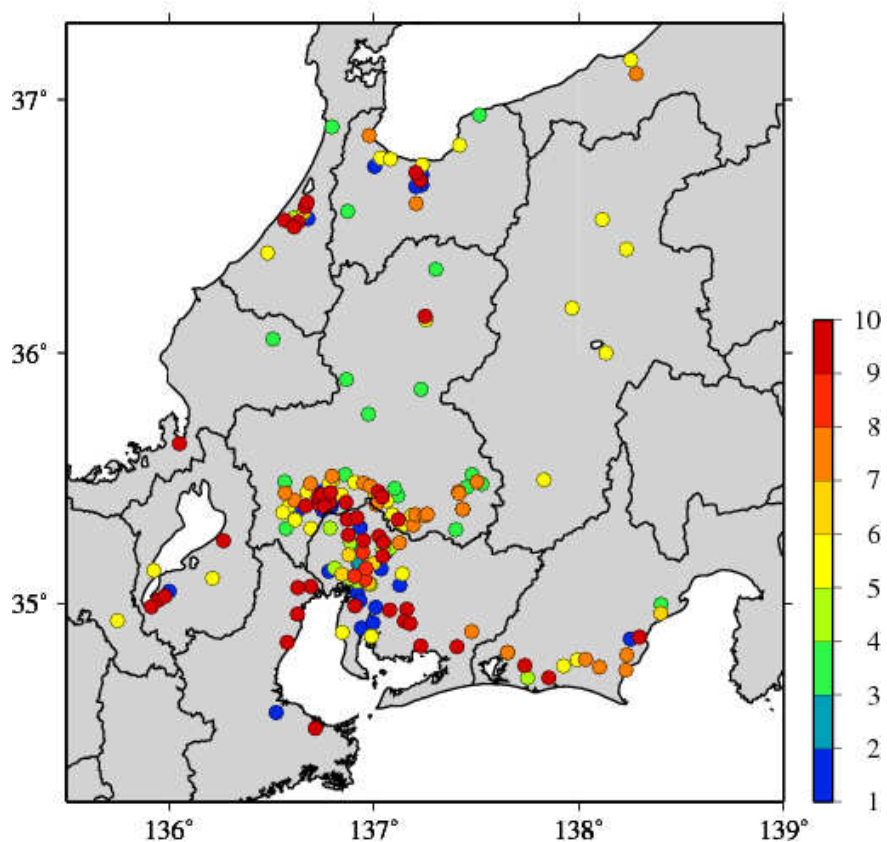


図 4.31 バロー店舗における店舗カテゴリ分類の結果
※店舗位置をカテゴリ毎に色分けして表示

4.2.4 需要予測関連ソフトの開発検討

ここでは、小売店向けの汎用的な需要予測が可能な「需要予測ソフトの開発の検討」を行った。

(1) 考え方

小売店における需要予測は、メーカーに比べて商品数と店舗数が非常に多いことが特徴であり、数千品目、数千店舗ともなると、人間の目を通してパラメータ調整等の作業を行うことが非常に困難である。そこで本事業では株式会社バローのおよそ 200 店舗を対象に、汎用的な需要予測情報を提供することが可能な「需要予測ソフト」の開発検討を行った。

本事業で将来構築する予定の需要予測ソフトのイメージを図 4.32 に示す。気温や日射量などの各種気象要素と POS データ、レシートデータ、また店舗カテゴリ・商品カテゴリ・体感気温などを入力データとして組み込むことで、各カテゴリの商品需要や来店客数を計算することを考えている。計算アルゴリズムには人工知能技術を取り入れ、大量の商品・店舗に対して人の手が入らなくとも汎用的な需要予測を実現することができるソフトの開発を目指す。実際の運用時には気象予測情報を利用して日々の運用に最適なタイミングで提供するシステムを構築する予定である。

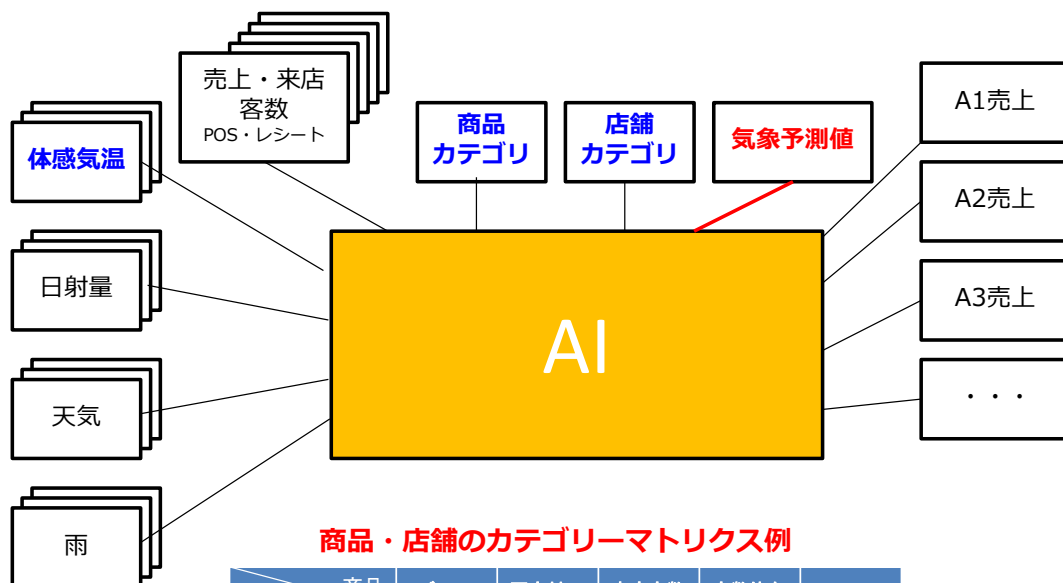


図 4.32 作成予定の需要予測ソフトのイメージ

(2) 結果の一例

a) 需要予測手法

ここでは、商品売上を左右する日々の来店客数の予測を行った。予測および検証の処理フローを図 4.33 に示す。使用したデータは上記表 4.16 に示した通りで、レシートデータから計算した日次の来店客数を目的変数とした。説明変数には各種気象要素および曜日属性を取り入れた。各店舗の 2013 年のデータを訓練データとして予測式を作成し、2014 年の 1 年間の気象観測値および曜日属性に当てはめることで 1 年分の来店客数の推定を行った。予測の汎用性を検証するため、2014 年の日次の来店客数予測の全店舗平均値により精度評価を行った。

予測手法は、人工知能技術を利用した機械学習手法、従来の統計手法を利用した線形回帰、多項回帰の合計 3 種類の手法を比較した。なお、予測の際には前項で分類した店舗カテゴリの結果を考慮し、カテゴリ毎に需要予測を実施した。

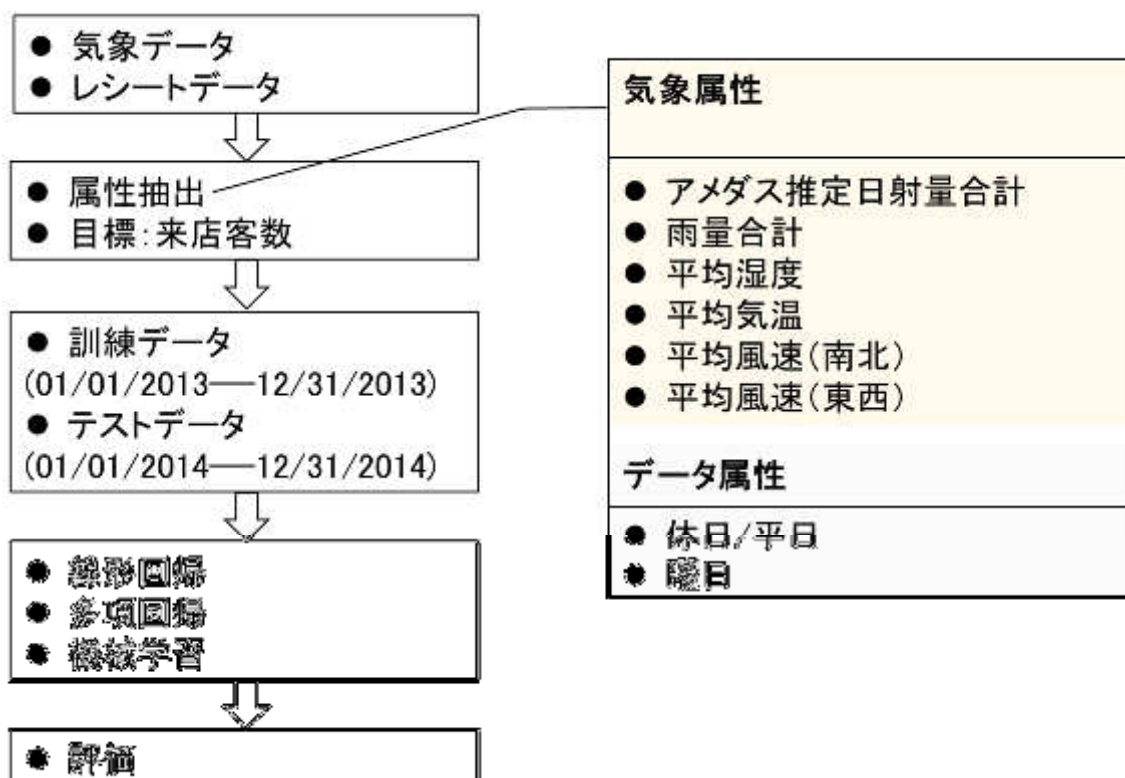


図 4.33 来店客数予測処理フロー

b)精度検証結果

3種類の予測手法を用いて、テストケース（2014年）の来店客数予測の相関係数の全店舗平均値を計算した結果を表 4.17 に示す。機械学習を利用した予測手法の精度が最も高く、相関係数が全店舗平均で 0.86 となった。

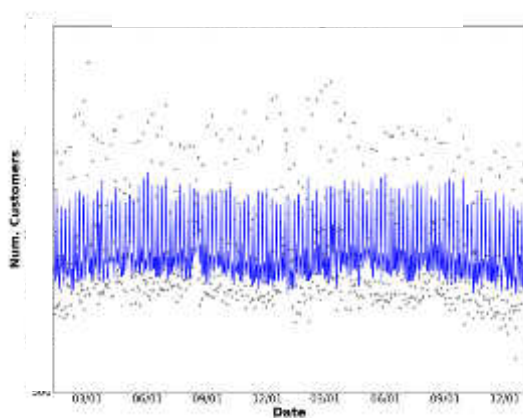
また、図 4.34 に代表店舗における時系列図と、相関係数の分布図を比較した結果を示す。この図からも、全体的に①の手法による予測精度が高いことが分かる。

以上の結果から、店舗カテゴリを考慮して人工知能（機械学習）を使用した予測手法を用いることで、汎用的な需要予測が可能になることが分かった。

表 4.17 来店客数予測精度の手法による比較（独立事例相関係数全店舗平均値）

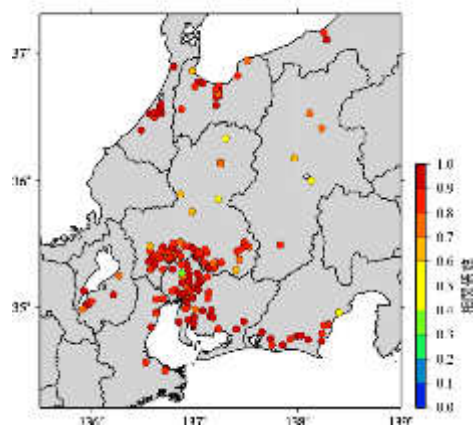
| 予測手法 | 相関係数 |
|-------|--------|
| ①機械学習 | 0.8593 |
| ②線形回帰 | 0.7238 |
| ③多項回帰 | 0.5052 |

①機械学習

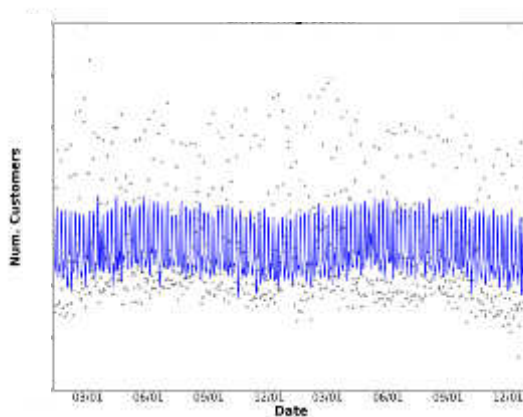


①機械学習

相関係数(来店客数)

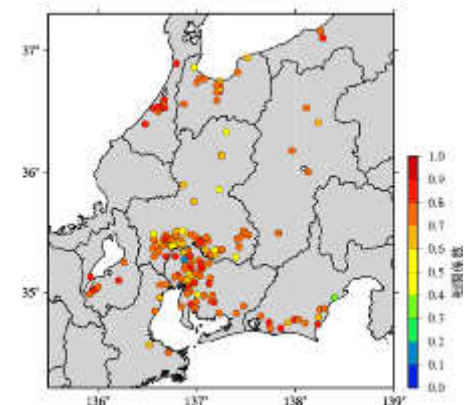


②線形回帰

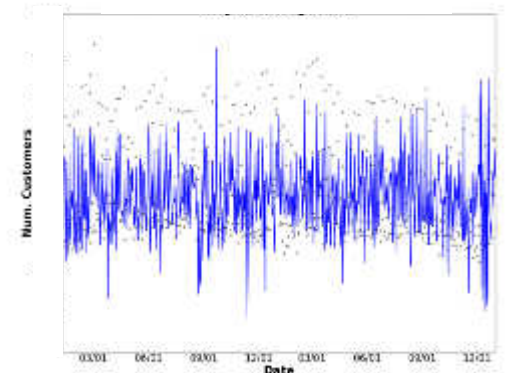


②線形回帰

相関係数(来店客数)



③多項回帰



③多項回帰

相関係数(来店客数)

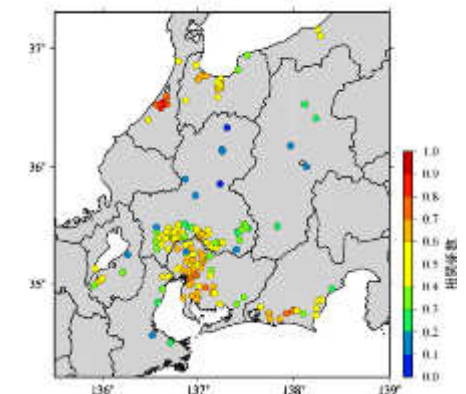


図 4.34 代表 1 店舗の来店客数予測の時系列図(左)
および店舗毎の相関係数の分布図(右)

※時系列図の○印は各日の来店客数、青線はその予測結果を示す。

(学習期間：2013 年、テスト期間：2014 年)

4.2.5 人工知能技術を用いた消費者行動の予測検討

ここでは、消費者の解析の一つである「顧客行動分析」の解説を行う。

(1) 考え方

商品の売上を予測する場合、商品売上などの POS データを分析した上で需要予測モデルを構築する手法が一般的であるが、需要が発生する契機になるのは消費者の考え方や購買行動であり、この消費者行動の変化を捉えることが重要であると考えられる。消費者行動は気象状況によって変化すると考えられるため、それらの消費者行動を表現するためには、消費者に紐付けられた ID-POS データの解析を行うことが必要である。そこで本事業では気象状況によって消費者の購買行動がどう変化するか、気象状況と ID-POS データの紐付けを行い、気象変化による顧客行動の分析を行った。

分析手法を以下に示す。はじめに ID-POS データから顧客毎の来店頻度を分析し、来店頻度毎に顧客のカテゴリ分類を行った。次に曜日や気象状況と組み合わせることによって、来店頻度が異なる顧客層ごとに、影響する要因をベイジアンネットワークにより分析した。

ベイジアンネットワークは人工知能技術の一つであり、与えられたデータから関係の強い変数間を有向矢印で結び、変数ごとの因果関係を自動的に発見することができる方法である。また、各変数の条件を設定した際の予測計算も可能であり、インターネット検索におけるレコメンドシステムなどの要素技術として利用されている。

分析の際の仮説を図 4.35 に示す。例えば毎日のように来店する顧客は、いつも通っているため「当日の天気が悪ければ行かない、天気が良ければ行く」など、天気の影響を受けやすいのではないかと考えた。一方で週に 1 回程度の来店頻度の顧客は、天気の影響よりも曜日の影響（毎週土曜日）などが来店頻度に大きく影響するのではないかと考えた。

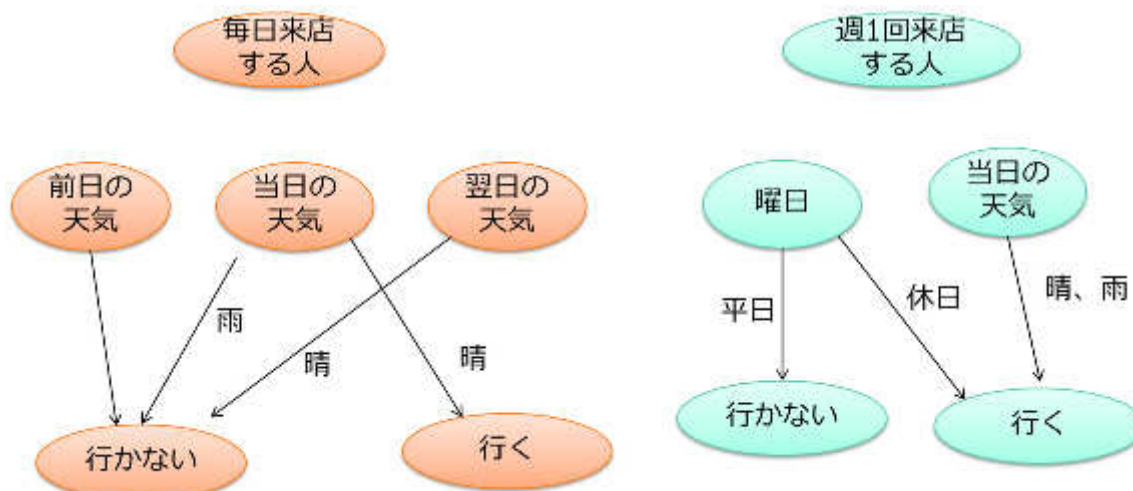


図 4.35 来店頻度の違いによる来店判断の仮説

(2) 結果の一例

a)利用データ

収集したデータの一覧を表 4.18 に示す。本業務では、とある小売店の 2009 年の 1～2 月の ID-POS データを利用して解析を行った。気象データについては、前項の解析と同様に、各店舗位置における日次の気象データを利用した。

表 4.18 顧客行動分析に利用したデータ一覧

| 項目 | 内容 |
|------------|--|
| ID-POS データ | 2009 年 1～2 月の全店舗ジャーナルデータ |
| 店舗情報 | 店舗の位置情報・店名・住所 |
| 気象データ | 各店舗位置における日次気象情報 (平均気温、降水量、アメダス推定日射量、相対湿度、東西風速、南北風速) |

c) 来店頻度と客単価の分析

郊外に存在する店舗 A と都市部の駅前にある店舗 B の来店客数の推移傾向と気温の関係を図 4.36 に示す。気温の下降幅が大きい 2 月 16 日付近で、郊外型の店舗では来店客数が増加し、駅前の店舗では来店客数が減少するなど、店舗によって来店客数と気温の関係には違いが出ていることが分かる。

また、時間帯別の来店客数の頻度を図 4.37 に示す。郊外型の店舗 A では 11 時台と 17 時台にピークがある M 字型のグラフになっているが、駅前店舗 B では 11～17 時まで各時間ともに一定数の客数が来店しており、来店時間帯にも違いが生じていることが分かる。また、駅前の店舗 B は 18 時台のばらつきが小さく、通勤電車の影響を受けていることが推察される。

図 4.38 に、それぞれの店舗の来店回数と一回当たりの客単価の頻度を表した図を示す。この図を見ると、来店頻度が多い顧客ほど 1 回あたりの客単価が低く、来店頻度の多い顧客層は店舗 B の方が郊外型よりも多いことが読み取れる。

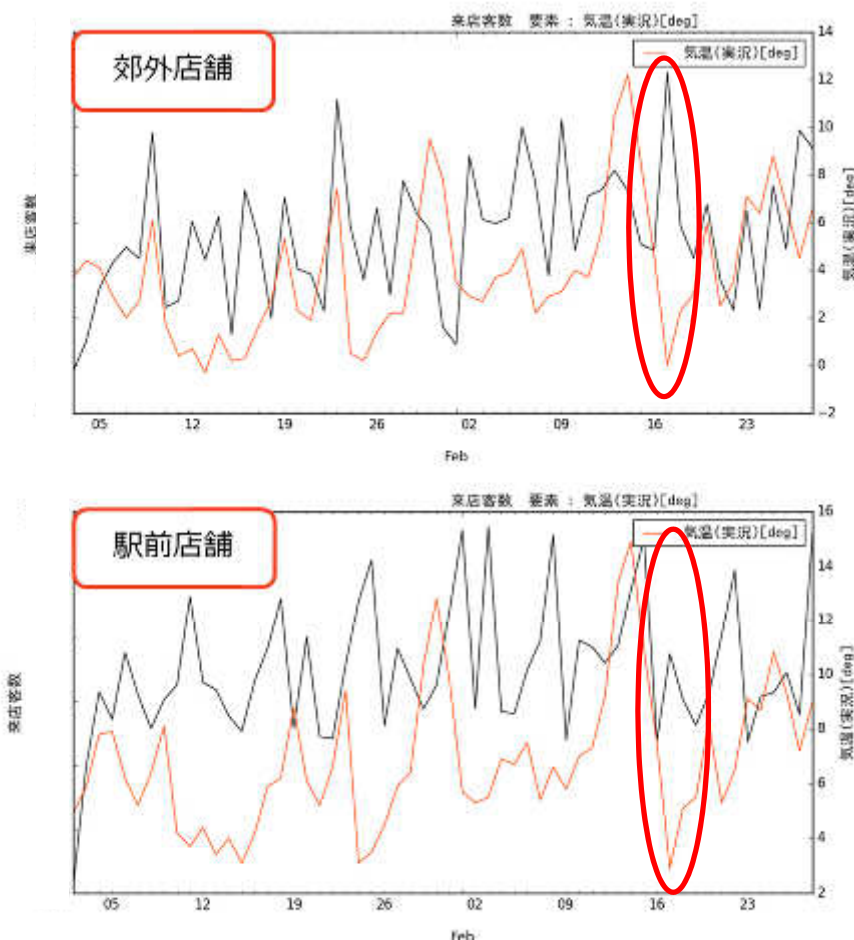


図 4.36 郊外店舗 A と駅前店舗 B の来店客数と気温の関係

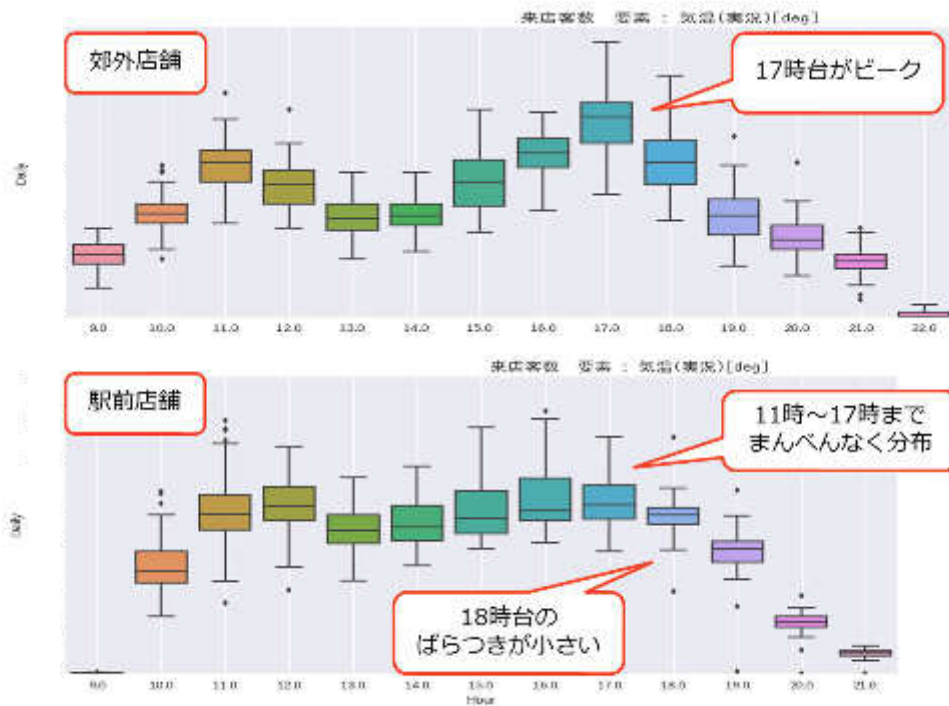


図 4.37 郊外店舗 A と駅前店舗 B の時間帯別来店客数の推移

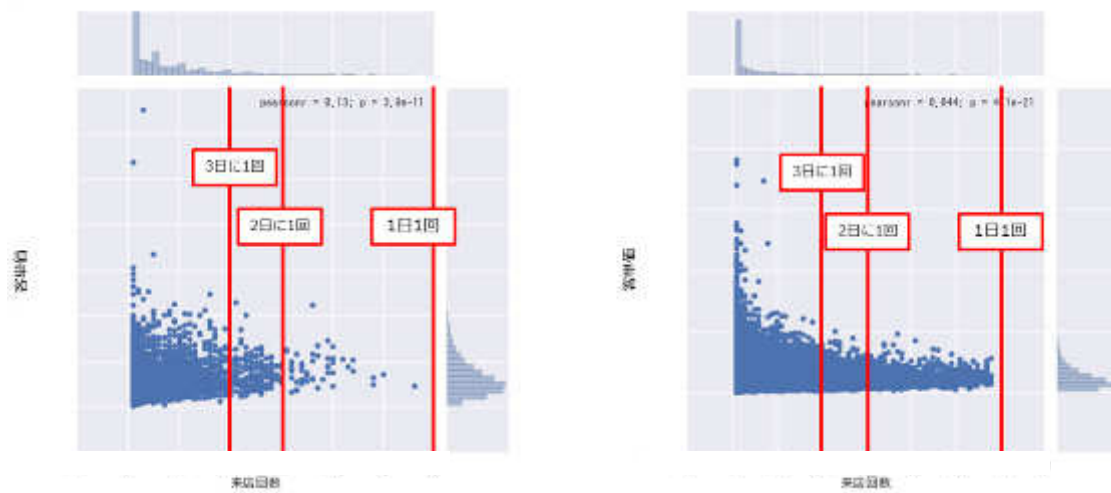


図 4.38 来店回数と一回来店あたりの客単価の頻度分布および散布図
(左：郊外店舗 A、右：駅前店舗 B)

c)人工知能を利用した顧客行動分析

ベイジアンネットワークを利用した解析結果の一例を示す。収集した ID-POS データから来店日時とその時の気象条件に関するフラグを作成し、顧客 ID ごとに来店頻度と客単価のフラグを付けて顧客カテゴリ毎にどのような要因が影響しているのか、ネットワーク図による可視化を行った。表 4.19 に、利用した特性情報の一覧を示している。

その結果の一例を図 4.39 に示す。来店回数が週に 1 回、週に 2 回程度である顧客に影響を及ぼしている要因は、「平日」・「時間帯」等の要素であり、ほぼ毎日通っている顧客には「時間帯」が主な影響要因であると考えられる。

また、気象要素で来店頻度に与える影響として、「前日日射量」が「2 日に 1 回程度来店する顧客」に影響を与えるという結果が得られた。これは 2 日に 1 回程度来店する人は前日の日射量(前の日の天気)の影響を受けていると解釈することができる。前日日射量の影響は他の顧客カテゴリには影響していないため、週に 2~3 回来店している顧客が、前日に天気が悪かった場合に「今日はやめて明日にしておこう」「昨日は天気が悪くて行けなかったから今日は行かなければ」などの心理が働いていることが推察される。この結果は当初の仮説と一致しており、気象要因が顧客行動へ与える変化の影響の一例として、日々のオペレーション策定の材料になる情報であると考えられる。

今後は気象要因が顧客の性別や来店時間帯へ与える影響の調査など、より精緻な分析を実施する予定である。

表 4.19 顧客行動分析に利用した情報一覧

| 項目 | 内容 |
|---------|-----------------------|
| 来店日時フラグ | 来店の有無、時間帯、曜日（平日、休日） |
| 気象情報フラグ | 雨量、気温、日射量 (※前日も考慮) |
| 来店傾向フラグ | 1 回あたりの客単価、来店頻度 |

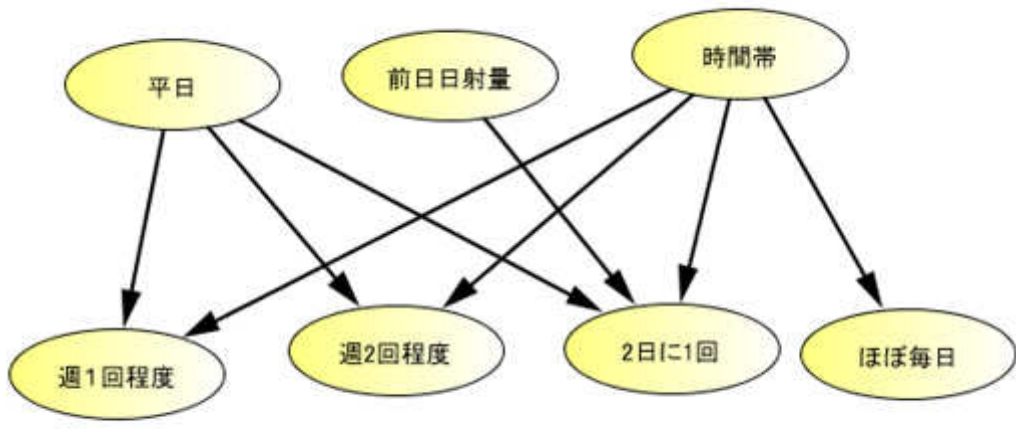


図 4.39 来店頻度毎の顧客に影響する要因分析結果の一例

4.3 まとめ

本章のまとめを以下に示す。

4.3.1 メーカーの解析

(1) 市場規模解析

- ✓ 炭酸飲料・麦茶・コーヒーの市場規模解析により、気温は市場規模の需要の推移と高い相関が認められることが確認された。
- ✓ 4週間先の気象予測データを利用した場合においても、独立事例において前年度の需要から推定した場合よりも高精度で予測できることが確認された。

(2) 面的需要分布

- ✓ 炭酸飲料・麦茶・コーヒーの需要変動および横持量を面的に可視化する分布図を作成した。
- ✓ 物流のミスマッチのうち、気象による需要変化が原因で起きたと思われる事例を抽出して、仮説立てを行った。

4.3.2 小売の解析

(1) 体感気温の作成

- ✓ Twitter のツイート情報から「暑い」「寒い」という単語が含まれるツイートの日別個数を集計し、各種気象要素で説明可能かどうか検討を行った。
- ✓ 人工知能技術を活用して、「暑い」「寒い」と関連性の高い単語群を抽出したところ、「寒い」において「注意報、風雪、なだれ」など関連性の高い単語が上位に抽出された。
- ✓ 既存の体感気温指標は「状態」を示すものであり、より体感に即した情報は「変化」や「慣れ」の要素を加味する必要があることが分かった。
- ✓ 「変化」や「慣れ」の要因を加味した「暑い」「寒い」ツイートの変化をおおよそ再現する指標として体感指数を導出した。

(2) 商品カテゴリ分類

- ✓ バローのレシートデータを利用して、売上と気象感応度の ABC 分析を実施した。その結果、売上高では「鮮魚、豚肉、加工肉」、気象感応度では「みかん、葡萄、梨、桃、飲料」などが上位に分類された。
- ✓ それぞれのカテゴリを合成した一覧表を作成したところ、売上高も高く気温感応度のも高い AA カテゴリの商品として、「乳飲料、清涼飲料、鍋、嗜好品、飲料、練り製品」などの商品が入る結果となった。

(3) 店舗カテゴリ分類

- ✓ 株式会社バローの全店舗を対象に、各店舗の売上データと立地の特徴及び気象条件からクラスタリングを行い、店舗を 10 カテゴリに分類した。

(4) 需要予測関連ソフトの開発検討

- ✓ 小売店の多品目・多店舗の需要予測に対応可能な汎用的な需要予測ソフトの開発検討を行った。
- ✓ 人工知能技術の一つである機械学習を利用した予測手法と既存の回帰分析手法を用いて、約 200 店舗における来店客数の予測を行った。
- ✓ その結果機械学習を利用した予測手法の精度が最も高く、2014 年の日次の来店客数の相関係数が全店舗平均で 0.86 の精度となった。

(5) 顧客行動分析

- ✓ 気象と顧客行動の変化の関係を調査するために、ID-POS データを利用した顧客行動分析を行った。
- ✓ 郊外型の店舗と駅前の店舗の 2 店舗に置いて、来店頻度と客単価の違いを調査したところ、双方の来店頻度や購買層に違いが見られた。
- ✓ ベイジアンネットワークを利用して来店行動に影響を与える要素を調査したところ、「前日日射量」が「2 日に 1 回程度来店する顧客」に影響を与えるという結果が得られた。

5. 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。

本事業では表 5.1 に示すように、実証実験として①サプライチェーン全体での情報共有、②サプライチェーン内の輸送方法の変更、③サプライチェーン内の流通期限の変更の3種類の実験を実施した。

サプライチェーン全体での情報共有やサプライチェーン内の輸送方法の変更については実証実験を行い、サプライチェーン内の流通期限の変更については解析ベースで行った。

表 5.1 実証実験の内容

| | サプライチェーン全体での情報共有 | サプライチェーン内の輸送方法変更 | サプライチェーン内の流通期限の変更 |
|------|------------------|---|--------------------|
| 時期 | 2015 年夏 | 2015 年夏 2013 年夏 | 2015 年冬 |
| 参加企業 | Mizkan 相模屋食料 | ネスレ日本 川崎近海汽船 参加企業 A 社 参加企業 B 社 | 参加企業 C 社 Mizkan |
| 対象商品 | 冷やし中華つゆ 寄せ豆腐 | コーヒー 炭酸飲料 麦茶 | 鍋つゆ |
| 手法 | 実証 | 実証 解析ベース | 解析ベース |

5.1 CO₂削減量の計算方法

本事業では、CO₂削減量はライフサイクルアセスメント手法（以下 LCA）で求めた。輸送における CO₂発生量についてはトンキロ法を利用して「重量」×「輸送距離」×「排出係数」で求め、原材料や包材における CO₂発生量については「重量・容積」×「排出係数」などで求めた。

5.1.1 LCA による CO₂発生量の求め方

本事業では、寄せ豆腐・麺つゆ・鍋つゆについて LCA を利用しているが、ここでは麺つゆを対象に 1 商品あたりの CO₂発生量の求め方を記載する。

(1) 対象商品

対象商品は Mizkan 「寄せ鍋つゆ 750g」とした。

(2) 計算の概要

本計算では LCA 手法を用いて、「よせ鍋つゆ」のライフサイクルにおける以下の範囲の CO₂ 発生量の計算を実施した。計算上、そのライフサイクルを図 5.1 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。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 5.2 に示す。

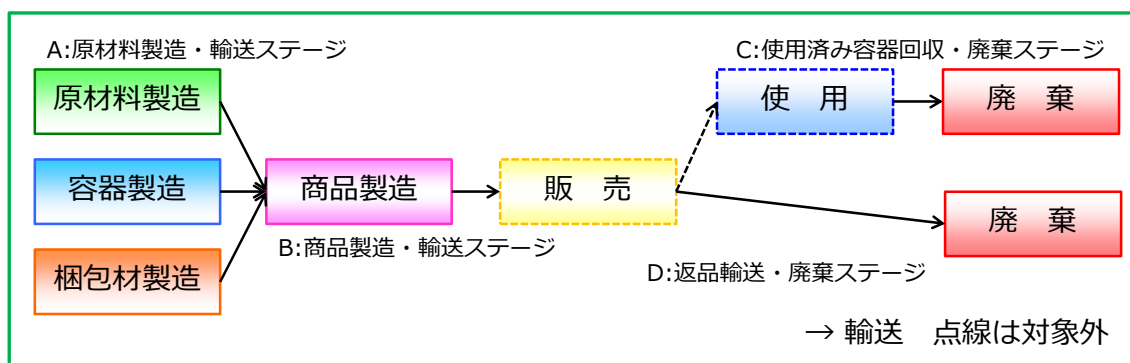


図 5.1 商品のライフステージ

表 5.2 輸送時に発生する 1 個当たりの CO₂ 発生量

| ステージ | 項目 | 内容 |
|------|------------------------|--------------------------|
| a | 原材料の輸送 | 原材料（中身）の工場へ輸送 |
| | 容器包装材等の輸送 | 容器包装材（パック・段ボール）の工場への輸送 |
| b | 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） | 使用済みのパックの回収及び廃棄物処理施設への輸送 |
| d | 売れ残り商品の工場への輸送 | 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場への輸送 | 売れ残り商品の工場から廃棄物処理施設への輸送 |

LCA 手法を用いた CO₂ 発生量の計算においては、上流や下流ステージの CO₂ 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 CO₂ 発生量を導くことが可能な CO₂ 排出原単位を用いることとなるが、本計算では以下の資料に掲載されている CO₂ 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

(3) 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 5.3 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。中身である寄せ鍋つゆについては原材料名は記載されているが、原材料毎重量あるいは容積のデータは公表されていないため、表 5.4 の寄せ鍋つゆのレシピにある原材料、重量、容積を用いた。

表 5.3 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 | 762.25 | 中身 | 750.0 |
| | | パック | 12.25 |

表 5.4 寄せ鍋つゆの一般的なレシピ

| 原材料及び分量 | 重量 (g) | 容積 (ml) |
|-----------------|--------|---------|
| 水 カップ 2+1/2 | 750 | 750 |
| 昆布 (8cm 四方) 1 枚 | 15 | — |
| みりん カップ 1/4 | 86.25 | 75 |
| しょうゆ カップ 1/2 | 172.5 | 150 |
| 塩 小さじ 1/2 | 4.5 | 3.75 |
| 削り節 20g | 30 | — |

※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/

※昆布は水 1L に対して 20g 使用とした

(出典：<http://www.gyoren.or.jp/cooking/howto/konbu01.html>)

※蒸発や濾した際に失う水分があるため、上記重量を集計しても 500ml (比重は同じとした場合 500g) とならない

(4) CO₂発生量の計算結果

「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」、「c：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5.5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 5.5 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 | | | 出典 |
|------|-------|----|-----|----------------------|-------|----------------------|----------------|-----|
| | 値 | 単位 | 値 | 単位 | 排出係数 | 単位 | | |
| 水 | 非表示 | ml | 非表示 | kg-CO ₂ e | 0.348 | kg-CO ₂ e | m ³ | CFP |
| 昆布 | 非表示 | g | 非表示 | kg-CO ₂ | 2.00 | t-CO ₂ | t | 味の素 |
| みりん | 非表示 | ml | 非表示 | kg-CO ₂ | 0.537 | t-CO ₂ | kl | 味の素 |
| しょうゆ | 非表示 | ml | 非表示 | kg-CO ₂ e | 0.785 | kg-CO ₂ e | L | CFP |
| 塩 | 非表示 | g | 非表示 | kg-CO ₂ e | 0.106 | kg-CO ₂ e | kg | CFP |
| 削り節 | 非表示 | g | 非表示 | kg-CO ₂ | 9.55 | t-CO ₂ | t | 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CO₂発生量の計算では、各原材料の製造工場からの輸送距離のデータが必要になるが、それらの工場は生産地（昆布：北海道、しょうゆ：千葉、削り節：愛媛）や近県の間屋（塩：埼玉）にあると仮定し、その概算の距離をルート検索のサイト（<http://www.navitime.co.jp/drive/>）を用い設定した。なお、水の輸送距離は0km、みりんはミツカンにて製造しているため輸送距離は0km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、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。

商品1本当たりの中身輸送の二酸化炭素発生量は表5.6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 5.6 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 |
| 水 | 非表示 | 0 | 非表示 | - | - | - | - | - |
| 昆布 | 非表示 | 800 | 非表示 | kg-CO ₂ e | 10 トン・62% | 1.49E-01 | tkm | CFP |
| みりん | 非表示 | 0 | - | - | - | - | - | - |
| しょうゆ | 非表示 | 60 | 非表示 | kg-CO ₂ e | 10 トン・62% | 1.49E-01 | tkm | CFP |
| 塩 | 非表示 | 50 | 非表示 | kg-CO ₂ e | 10 トン・62% | 1.49E-01 | tkm | CFP |
| 削り節 | 非表示 | 930 | 非表示 | kg-CO ₂ e | 10 トン・62% | 1.49E-01 | 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 本当当たりの容器製造(原料採掘等の上流側を含む)の二酸化炭素発生量は表 5.7 の通りである。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 5.7 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 |
| パック (HDPE 分) | 非表示 | g | 非表示 | kg-CO ₂ e | 1.85 | kg-CO ₂ e | kg | CFP |
| パック (アルミ蒸着フィルム分) | 非表示 | cm ² | 非表示 | kg-CO ₂ e | 0.0841 | kg-CO ₂ e | m ² | CFP |
| 印刷 | 非表示 | cm | 非表示 | kg-CO ₂ e | 0.0276 | kg-CO ₂ e | m | 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 (群馬県) への容器輸送における CO₂ 発生量の計算では、容器の製造工場からの輸送距離のデータが必要になるが、その工場は近県にあると仮定し、その距離を 150km (片道) 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 本当当たりの容器輸送の CO₂ 発生量は表 5.8 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 5.8 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 |
| パック | 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表 5.9 の通りである。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 5.9 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：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 本当りの梱包材輸送の二酸化炭素発生量は表 5.10 の通りである。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 5.10 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：株式会社 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（よせ鍋のつゆの製造、充填等）における CO₂ 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になるが、入手できなかったため、Mizkan の Web サイトに掲載されている常温品生産工場の生産量当たりの CO₂ 発生量の値である 80.9kg-CO₂/t（2014 年度実績）を使用することとした。なお、Mizkan では原材料の一つである「みりん」も製造されているが、上記の CO₂ 発生量には含まれていないものとした（「みりん」の製造時の CO₂ 発生量は中身製造・輸送ステージに含めている）。

商品 1 本当当たりの商品製造の二酸化炭素発生量は表 5.11 の通りである。なお、発生量は、「重量」×「排出係数」によって算出した。

表 5.11 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 | 80.9 | 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は消費地の岐阜県内にあると仮定し、その概算の距離をルート検索のサイト（<http://www.navitime.co.jp/drive/>）を用い、450km（片道）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、原材料と同様、積載率は 62%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 本当当たりの梱包材輸送の二酸化炭素発生量は表 5.12 の通りである。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 5.12 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 | 450 | 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 CO₂ 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。回収に係るトラックは 2 トントラックを用い、容器（パック）はかさ比重が軽いので積載率 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 5.13 の通りである。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 5.13 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 |
| パック | 非表示 | 50 | 非表示 | kg-CO ₂ e | 2 トン・25% | 8.96E-01 | 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、パックは焼却処理を行うこととした。パックの燃焼由来の CO₂ 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 2.44kg-CO₂/kg の値（HDPE の燃焼）を用いた。なお、燃焼由来分はパック重量の 8 割分（アルミを 2 割と仮定とした為）とした。

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 5.14 の通りである。なお、発生量は、「重量」×「排出係数」によって算出した。

表 5.14 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 |
| パック (HDPE) | 焼却 | 非表示 | g | 非表示 | kg-CO ₂ e | 0.334 | 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 CO₂ 発生量の計算では、返品ルート of 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% とした。

返品 1 本当当たりの返品輸送の二酸化炭素発生量は表 5.15 の通りである。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 5.15 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、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、ここでは中身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、3.10kg-CO₂/kg の値を用いた。回収容器 1 本当当たりの廃棄処分の二酸化炭素発生量は表 5.16 の通りである。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 5.16 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 |
| パック (HDPE) | 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

(5) 1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5.17の通りである。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78.83%、そのステージの原材料製造が69.64%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9.76%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 5.17 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 | 69.64% | 78.83% |
| | 原材料輸送 | 非表示 | 1.10% | |
| | 容器製造 | 非表示 | 4.65% | |
| | 容器輸送 | 非表示 | 0.05% | |
| | 梱包材製造 | 非表示 | 3.31% | |
| | 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 | 8.89% | 16.57% |
| | 商品輸送 | 非表示 | 7.68% | |
| c：使用済み容器回収・廃棄ステージ | 容器回収 | 非表示 | 0.07% | 3.28% |
| | 容器廃棄処分 | 非表示 | 3.21% | |
| d：返品輸送・廃棄ステージ | 返品輸送 | 非表示 | 0.85% | 1.31% |
| | 返品廃棄処分 | 非表示 | 0.46% | |
| 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

5.2 サプライチェーン全体での情報共有

本節では、サプライチェーン全体での情報共有による実証実験の内容と結果について記述する。本事業では、表 5.18 に示すように対象商品を日配品とつゆ、飲料を対象に実証実験を行った。

表 5.18 サプライチェーン全体での情報共有による実証実験

| | 日配品 | つゆ |
|---------------------|-----------|-----------|
| 時期 | 2015 年夏 | 2015 年夏 |
| 参加企業 | 相模屋食料 | Mizkan |
| 対象商品 | 寄せ豆腐 | 冷やし中華つゆ |
| 手法 | 実証 | 実証 |
| CO ₂ 削減量 | 187ton | 1.5ton |

5.2.1 実証実験（日配品）

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重要な商品である。

その中でも豆腐は生産工程で大豆を水に漬ける必要があるため、生産リードタイムが1～2 日と日配品の中では長い商品である。したがって、小売からの発注を確認してから生産を行う受注生産ではなく、見込み生産を行わなければならない。また、日配品では機会ロスが発生しないようにオペレーションを行っているため需要予測が重要となり、需要予測が外れた場合は食品ロスが発生する構造にある。豆腐の市場規模の売上は図 5.2 に示すように気象との関係性が深く、気象状況を考慮した需要予測が必要である。

そこで、本事業では豆腐を対象に気象を考慮した需要予測を行い、食品ロスを削減することを目的に実証実験を行った。

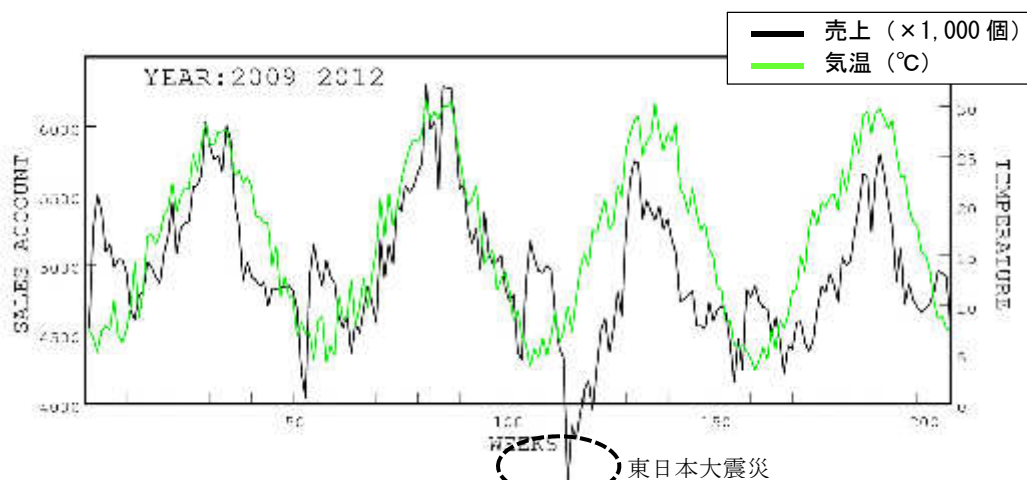


図 5.2 白豆腐の売上と気温の時系列変化（SRI 市場規模データ）

(1) 実証実験内容

実証実験では、気象情報をもとに需要予測の精度を向上させ、食品ロス削減を目指した。豆腐は定番商品でもあるため、日常的に消費されている木綿豆腐や絹豆腐は気象に連動した変化は少ない。一方、夏場に限定して発売される「冷奴」に特化した商品などは気象に連動して大きく変化することが分かっている。そこで、本事業ではもっとも気象感応度の高い寄せ豆腐を対象に実証実験を行った。実証実験の内容を表 5.19 に示す。

実証実験中は、寄せ豆腐の需要予測を行い、1回/日メールで情報配信を行った。

表 5.19 実証実験の内容（日配品）

| 項目 | 内容 |
|-------|-----------------|
| 企業 | 相模屋食料 |
| 商品 | 寄せ豆腐 |
| 時期 | 2015年7月1日～9月30日 |
| データ送信 | 1回/日 |
| 送信方法 | メール配信 |
| 予測項目 | 日々の寄せ豆腐の売上 |

(2) 情報構築

情報構築では、①日配品特有の問題を解決する情報、②利用者のニーズに対応した情報の作成を行った。

① 日配品特有の問題を解決する情報

日配品特有の問題の一つに、製品を日々納入するため小売店の日々のオペレーションや曜日の影響を受けることがある。日々のオペレーションでは特売と言われる価格変化やチラシなどのプロモーションがあり、売上はそれらのオペレーションに大きく影響を受ける。したがって、曜日や特売の影響を取り除いた上で気象に連動する部分のみを抜き出して解析を行った。

曜日や特売の影響を取り除く前の寄せ豆腐の販売実績を図 5.3 に示す。販売実績は大きく変動しており、気温との強い関係性は見られない。これは、特売もしくは曜日の影響を強く受けているためと考えられ、この売上进行を気象から予測することは非常に困難である。

曜日や特売の影響を取り除いた寄せ豆腐の販売実績と解析結果を図 5.4 に示す。曜日や特売の影響を取り除くと、販売数の変動は小さくなり気温との関係性を導き出すことが可能になる。気温を考慮した解析結果は、決定係数 0.94 で販売個数を説明することができており、気象で連動する部分の寄せ豆腐の売上は予測できることが分かる。

本事業ではこの気象で連動する部分の寄せ豆腐の売上进行を指数化して、日々、送信することとした。

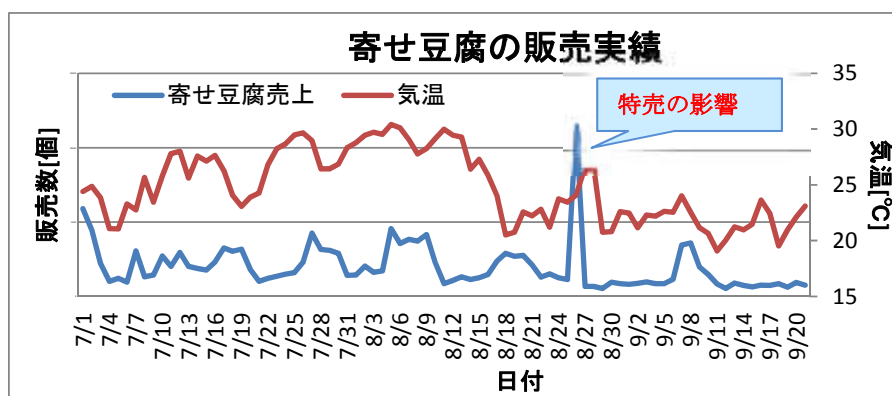


図 5.3 寄せ豆腐の販売実績

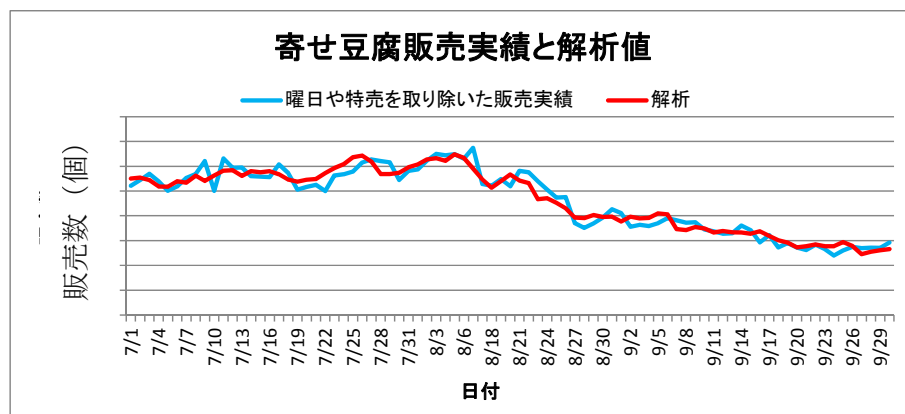


図 5.4 寄せ豆腐の曜日や特売を取り除いた販売実績と解析

② 利用者ニーズに対応した情報作成

実際に情報を活用するためには、データを利用する担当者の従来のオペレーションの延長線上で利用可能で、かつ有用な情報であることが重要である。そこで、データを利用する担当者と協議の上で以下の情報作成を行った。

- ・ 日配品の売上は、前日からの気温変化や曜日に依存するため前日からの気温や前週の気温変化を合わせて表示することとした。
- ・ 豆腐の売上は、絶対的な気温だけでなく人がどのように気温を感じているかを表す「体感気温」などにも依存するため、体感気温を合わせて表示することとした。
- ・ 豆腐の売上は、日中の気温の上昇などにも影響して売上が変化するため、天気情報も合わせて表示することとした。
- ・ 担当者がすぐに理解できるように、豆腐の売上の変化傾向を5段階に分けて矢印で表示することとした。

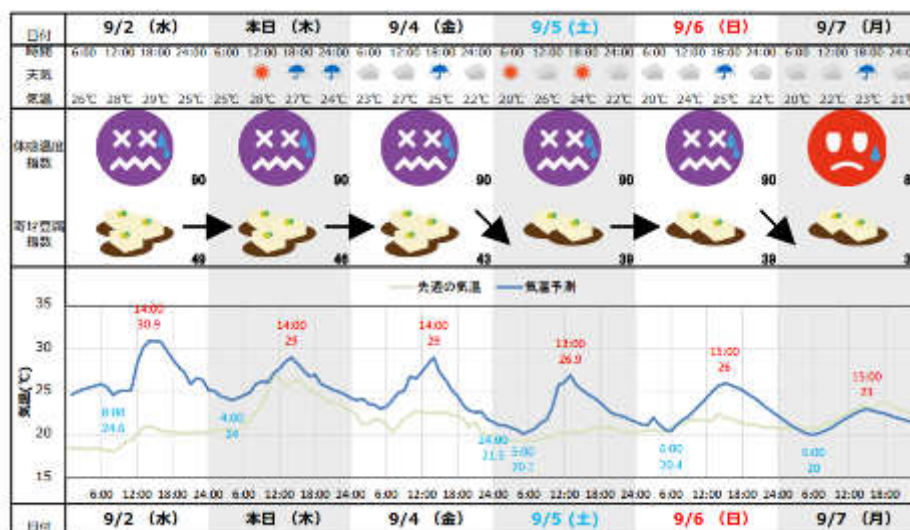


図 5.5 送信した情報（寄せ豆腐）

(3) 食品ロス削減量

食品ロスは、前年度のオペレーションと比較して約 30%削減された。これは、情報を日々送った結果だけでなく、担当者が情報を利用したオペレーションの計画 (Plan)、情報を利用したオペレーション (Do)、情報の利用方法の検証 (Check)、さらなるオペレーションの改善 (Action) を行った結果と考えられる。

本実証実験では、情報を日々送受信した上で利用することによってオペレーションが改善する外的効果に加えて、**利用方法を意見交換しながら情報を構築する過程で生まれる担当者の気象への考え方の変化などの内的効果が大きいことが分かった。**

(4) 二酸化炭素ロス削減量

二酸化炭素ロス削減量は、以下の式で求めた。

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

その結果、日配品の二酸化炭素ロス削減量は187tonとなった。

5.2.2 実証実験（つゆ）

つゆは、生産リードタイムが数週間であり、夏場は冷やし中華つゆ、冬場は鍋つゆと特定の季節に需要が集中する傾向にある。需要は特定の季節に集中するが季節終了後に大きく減少するため、終売の需要予測を行うことが重要な商品である。また、リードタイムが数週間と長いため機会ロスが発生する可能性もあり、最適在庫も課題となっている。

その中でも、冷やし中華つゆは夏場に需要が集中し、秋以降はほとんど需要がない商品のため、季節最終盤の生産調整の需要予測が重要である。また、冷やし中華つゆの市場規模の売上は図 5.6 に示すように気温との関係性が深く、気象状況を考慮した需要予測が重要である。そこで本事業では、冷やし中華つゆを対象に気象を考慮して季節最終盤の需要予測を行い、食品ロスを削減することを目的に実証実験を行った。

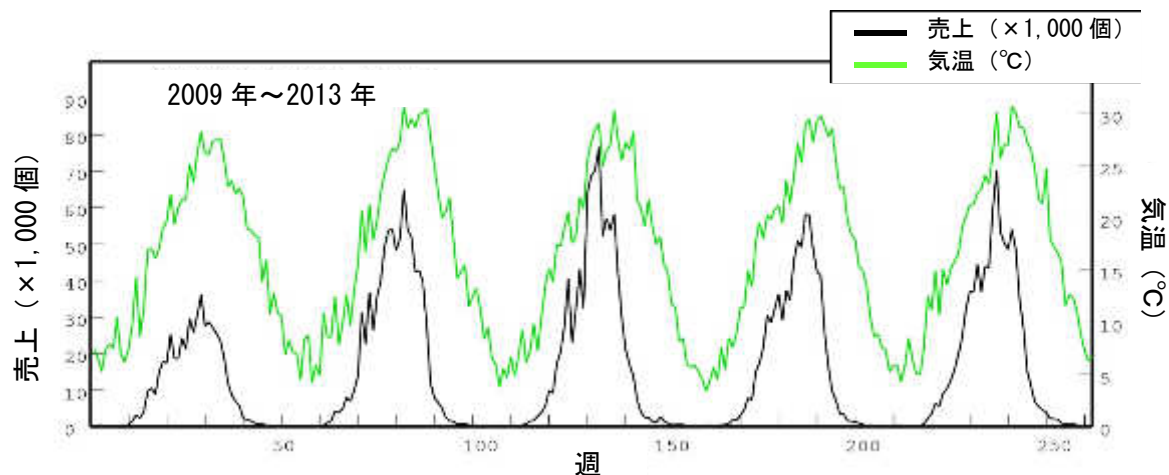


図 5.6 冷やし中華の売上と気温の関係（SRI 市場規模）

(1) 実証実験内容

実証実験では、気象情報をもとに需要予測の精度を向上させ、食品ロス削減を目指した。2015年の夏に需要予測情報を週に1回配信し、特に重要な季節最終盤については、最終生産前に適正な生産量を求めて配信を行った。

表 5.20 実証実験の内容（つゆ）

| 項目 | 内容 | |
|------|---------------------|--------------|
| | 毎週のデータ送信 | 季節最終盤 |
| 対象企業 | Mizkan | |
| 商品 | 冷やし中華つゆ 150ml | |
| 時期 | 2015年6月～9月 毎週金曜日 | 季節最終盤（最終生産前） |
| 予測項目 | 週別の売上 | 残りの季節の売上総計 |

(2) 情報構築

冷やし中華つゆの生産リードタイムは数週間であるため、1ヶ月間のエリア別週別の積算売上量を算出した。解析では、「平成26年度次世代物流システム構築事業」で構築した、消費者心理の転換点や実効気温などを考慮した解析モデルを利用した。解析結果を図5.7に示す。解析結果の決定係数は0.97と、売上の97%を気象で説明ができることが分かっている。この解析結果から、Mizkanの冷やし中華つゆ150mlとの関係性を求めた上で、需要予測を行った。

実証実験中に送信した情報を図5.8に示す。前年同時期の気温と冷やし中華の売上実績と今年の気温と売上予測を、コメントを加えて配信した。

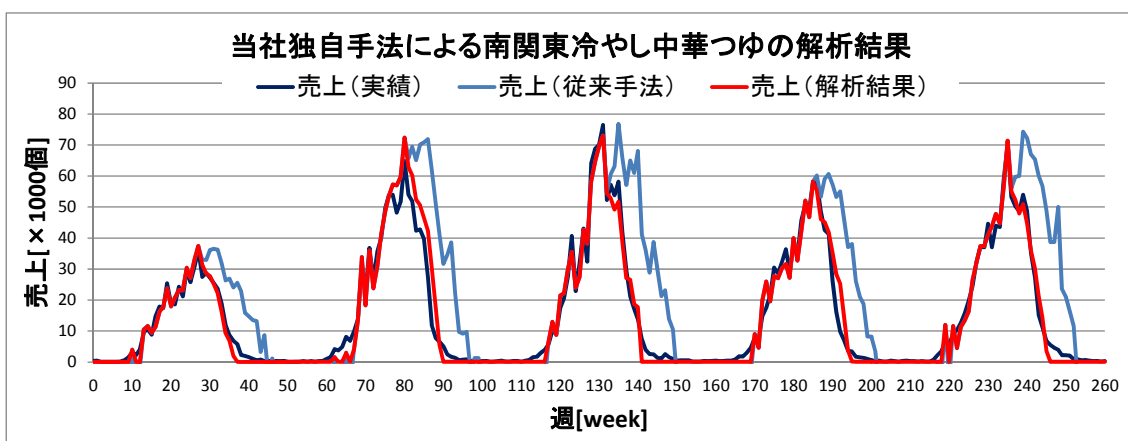


図 5.7 冷やし中華つゆの解析結果
(平成26年度次世代物流システム構築事業の結果から抜粋)

株式会社Mizkan様

来週は気温が上昇し、以降は平年並の見込み。 **台風の動向に注意!**

■ 発表日
2015年7月10日(金)

■ 商品名
冷やし中華つゆ

■ コメント



今回は梅雨前線の影響で日差しが少なく、あまり気温が上昇しませんでした。今週末から気温が上昇し、来週は平年以上となる見込みです。来週末あたりに台風11号が接近する可能性があるため、強風や豪雨に注意が必要です。梅雨明けは平年より遅くなり、気温は平年並となる日が多くなりそうです。

図 5.8 実証実験中に配信した情報

(3) 食品ロス削減量

前年度のオペレーションと比較して最終在庫が約20%弱削減されたことを確認した。これらの成果は、需要予測情報の精度向上・配信の効果（外的要因）だけでなく、「気象は需要予測に有用である」ことへの理解が進んだこと（内的要因）により達成された結果と考えられる。

(4) 二酸化炭素ロス削減量

二酸化炭素ロス削減量は、以下の式で求めた。

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

その結果、つゆの二酸化炭素ロス削減量は1.5tonとなった。

5.3 サプライチェーン内の輸送方法の変更

本事業では飲料を対象にサプライチェーン内の輸送方法の変更の実証実験を行った。飲料は、生産リードタイムが1~2カ月と長く、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。また、4.2.2 商品カテゴリ分類でも示したように飲料は、販売されている商品の中でもっとも気象利用の効果が高い商品であることが分かっている。

5.3.1 実証実験（コーヒー）

コーヒーは、図 5.9 に示すように気象感応度が高く夏場に需要が集中する傾向があり、夏場の物流・在庫最適化が重要である。コーヒーは通常はトラックで輸送されるが、遠方に輸送する際はコストや環境負荷を考慮して船舶などを利用する場合もある（モーダルシフト）。モーダルシフトの考え方を図 5.10 に示す。

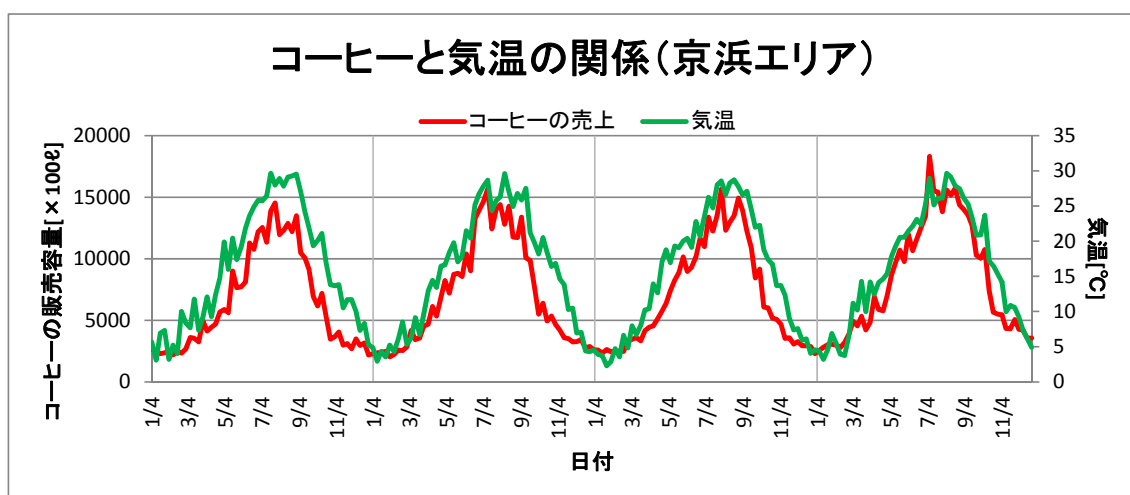


図 5.9 コーヒーの売上と気温の関係

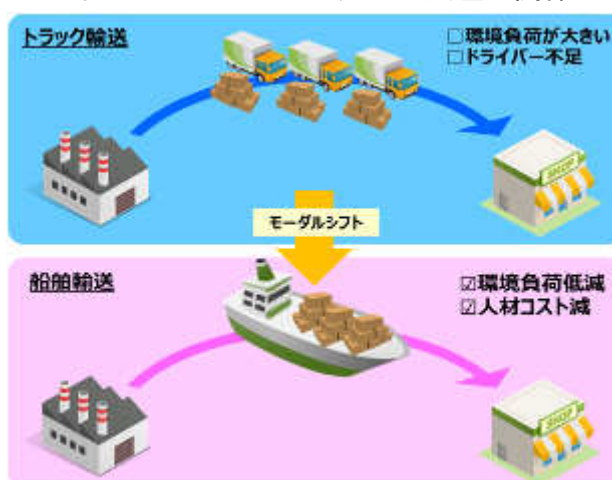


図 5.10 モーダルシフトの考え方

近年はモーダルシフトを推進する動きが強まっている。近年は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への就職を希望する人数が減少しており、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。

一方、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。

(1) 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。

※内航船向け最適航海計画支援システム：

<http://www.jwa.or.jp/service-business/service/45.html>

(2) 情報構築

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5.21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5.11)。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 5.21 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 |

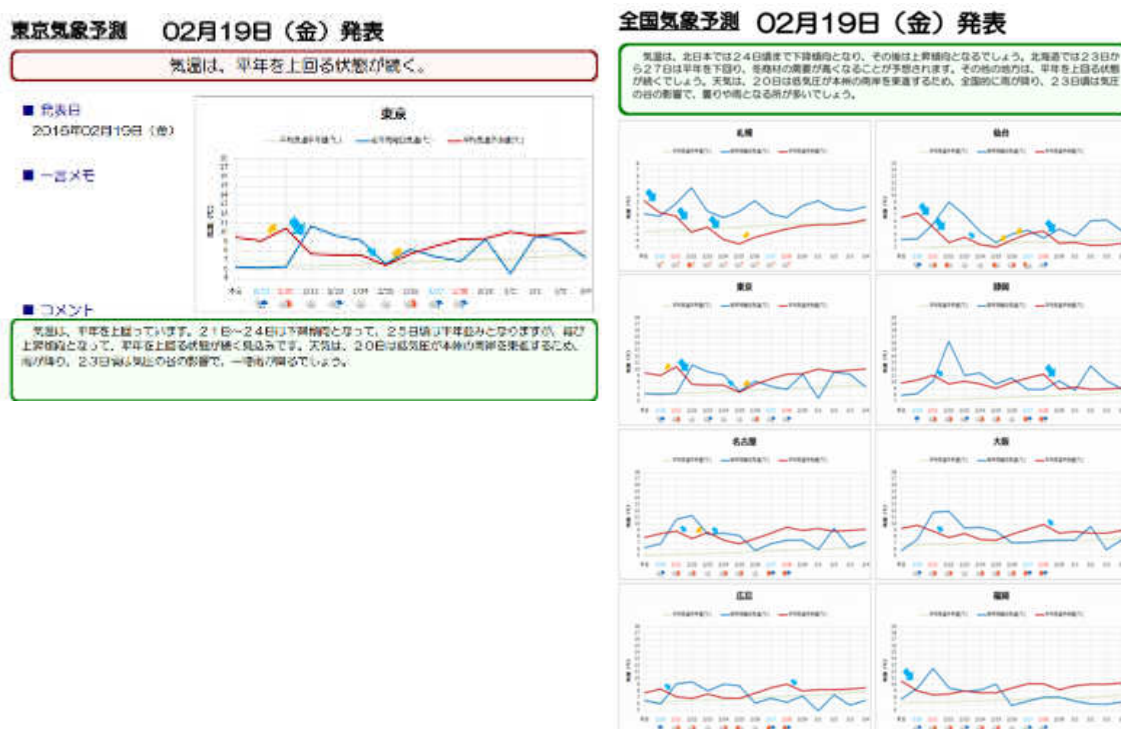


図 5.11 2週間気温予測の配信例

川崎近海汽船に送信した海象情報の配信内容を表 5.22 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 5.12 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 5.22 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) | | |

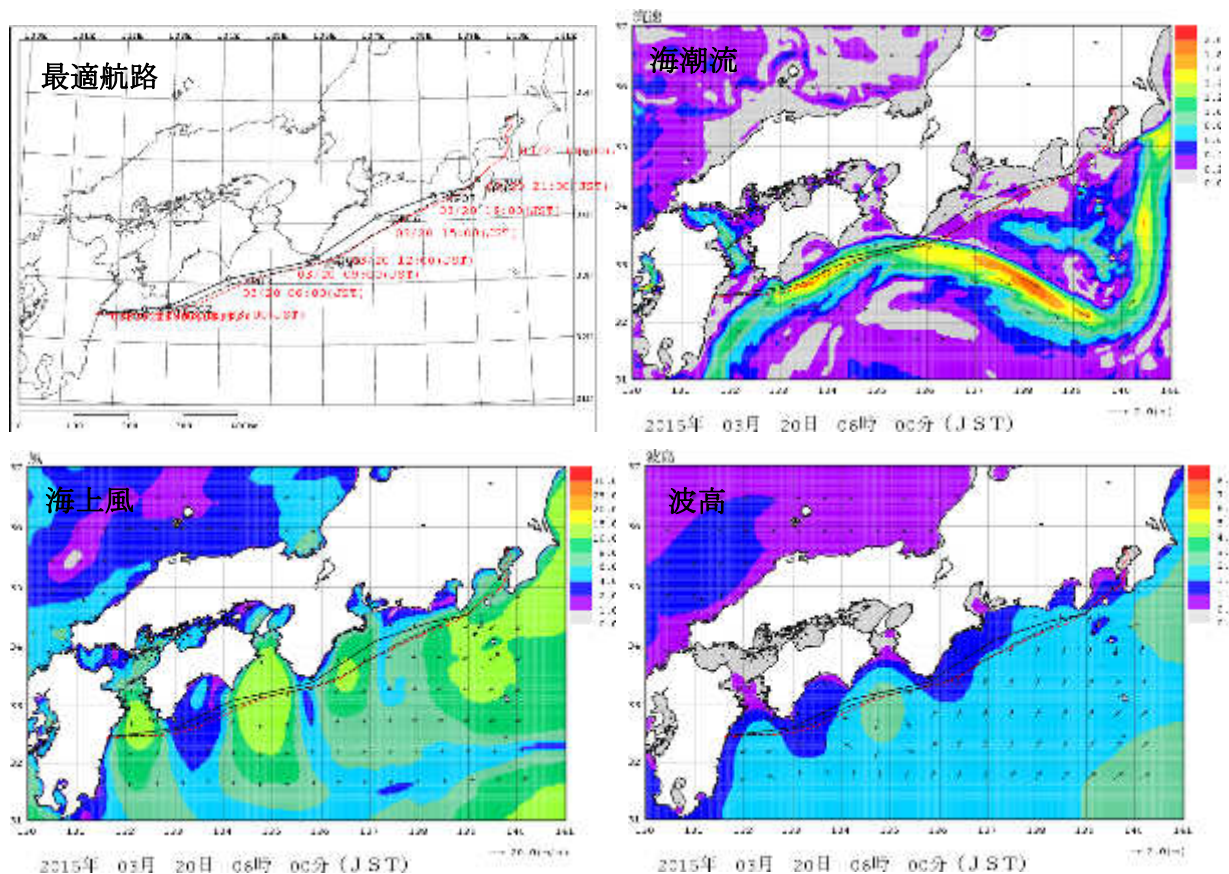


図 5.12 簡易版 ECoRO で送信した情報

(3) モーダルシフト・経済運航実施量

モーダルシフトは、関東～九州のコーヒー輸送に適用し、その船舶には簡易版 ECoRO を導入した。

(4) 二酸化炭素ロス削減量

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。

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

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 **101.4ton** となった。

5.3.2 事例解析による二酸化炭素削減効果の試算（炭酸飲料）

ペットボトルの炭酸飲料は図 5.13 で示すように気象感応度が高く、夏場に需要が集中する傾向があり、夏場の売上は気温に大きく左右される。また、気温変動の地域差によって売上も地域ごとに異なる変化をするため、在庫量や物流の最適化が重要な商品である。

本項では参加企業 A 社の炭酸飲料 X を対象に、物流の最適化が可能であるか検討した。

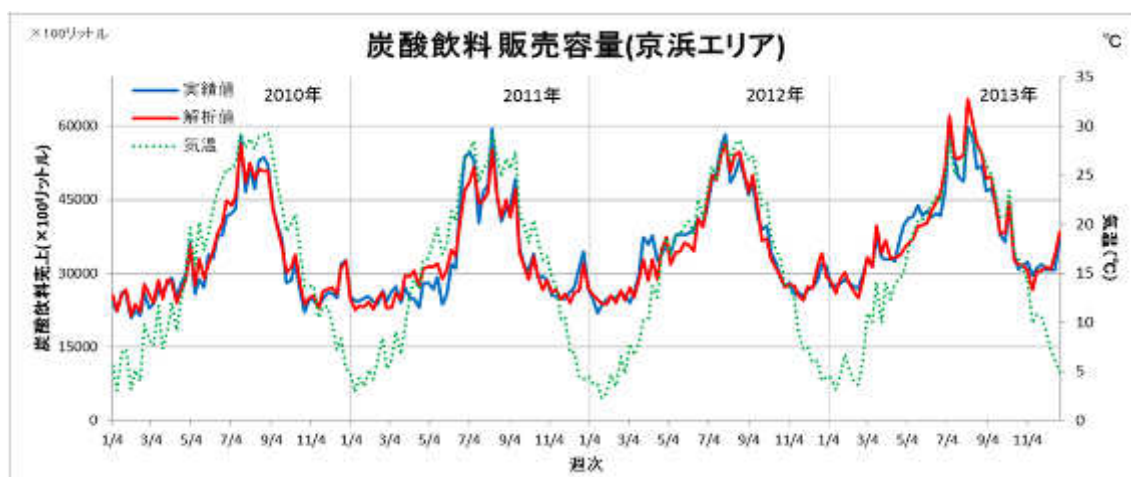


図 5.13 炭酸飲料の売上と気温、気象による解析式（図 4.2 の再掲）

4.1.2 では参加企業 A 社の 2013 年夏の炭酸飲料 X における横持ちが、在庫配置のミスマッチによって発生したと仮定して九州エリア（7 月）に着目した。

九州エリアでの 7 月 8 日週の、急激な需要の高まりは図 4.9、図 4.12 上段で示した通りである。商品 X は定番商品の一つで、夏季に売上が伸びる商品である。市場規模と商品の売上の間には連動性があるものと考えられる。

この在庫配置のミスマッチが生じた原因として考えられるのは、一般にメーカーでもっとも参考にされていると言われる「前年実績をベースにしたオペレーション」である。図 5.14 は、7 月 8 日週の炭酸飲料の前年比と商品 X の横持ち量（年間比）である。九州エリアにおいて、前年に比べて需要が 1.3 倍以上になっており、「前年実績をベースにしたオペレーション」によって在庫の不足が生じた可能性がある。炭酸飲料 X は、「九州の売上比率は高くない」商品である。九州エリアにおいては、商品 X の販売量の実数が少なかったため、炭酸飲料の急な需要の増大による作用が特に大きく、横持ちの発生につながったのではないかと考えられる。

横持ちは、移動距離だけを考えても、無駄な動きであるが、急な需要によって発生する稼働であるため、通常利用している大型トレーラーではなく、小型トラックを用いたり、場合によっては航空機を利用したりする場合もある。原則、横持ちは、メーカーに

とって、「なくしたい」あるいは「効率化したい」と考えている輸送であると言える。

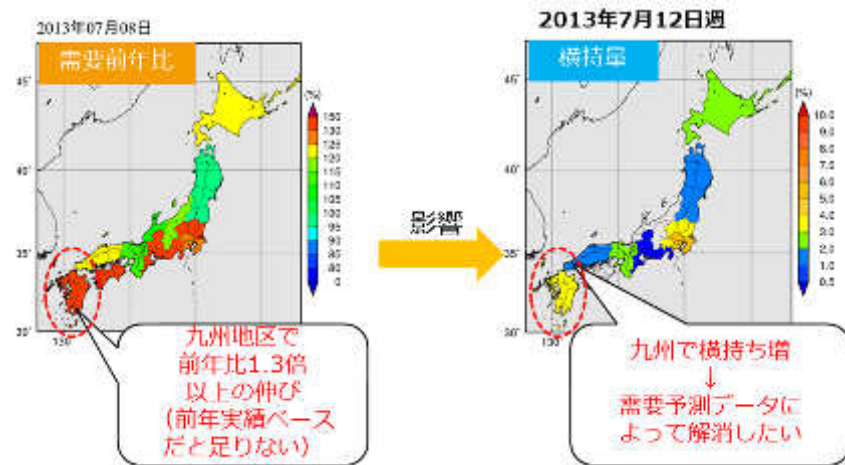


図 5.14 7月8日週の炭酸飲料の前年比と商品 X の横持量

本事業では、気象を用いた需要予測データによって、事前に需要の地域差を把握し、最適在庫を実現することを目指す。図 5.15 は、需要予測データを用いずに、前年実績等にもとづいて担当者が在庫配置を行ったことによって生じた物流のムダを表した模式図である。この図では、前年比を東日本：西日本で 50:50 だったとして、前年の在庫比率をもとに配分を行ったところ、翌年、気象の影響で需要が 60:40 となり、横持ちが生じていることを表している。図 5.16 は、本事業で目指す、需要予測データを用いて事前に需要の差に応じた最適在庫を行い、横持ちを解消することを表す模式図である。

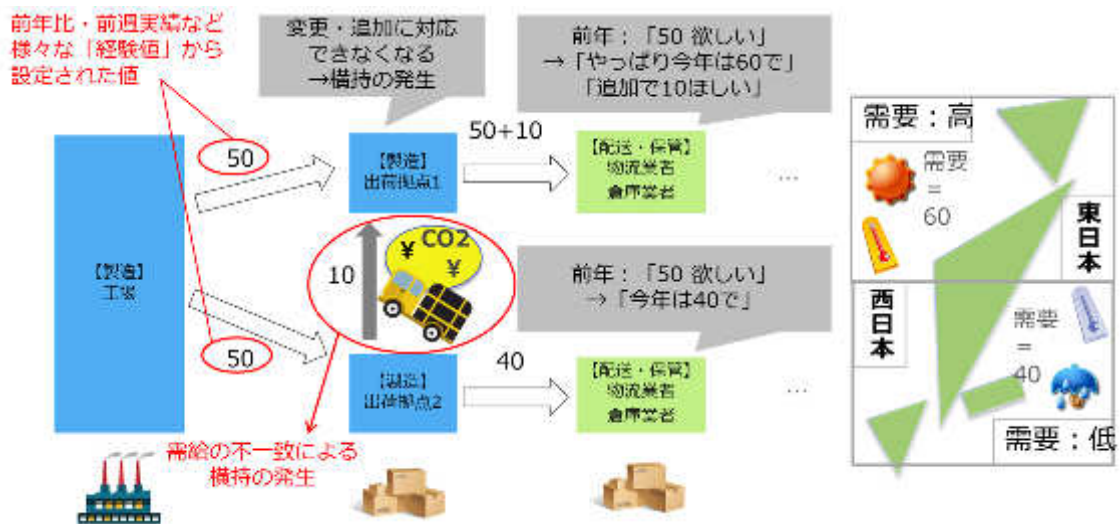


図 5.15 需要の地域差を予測できないことによる横持ちの発生（現状）

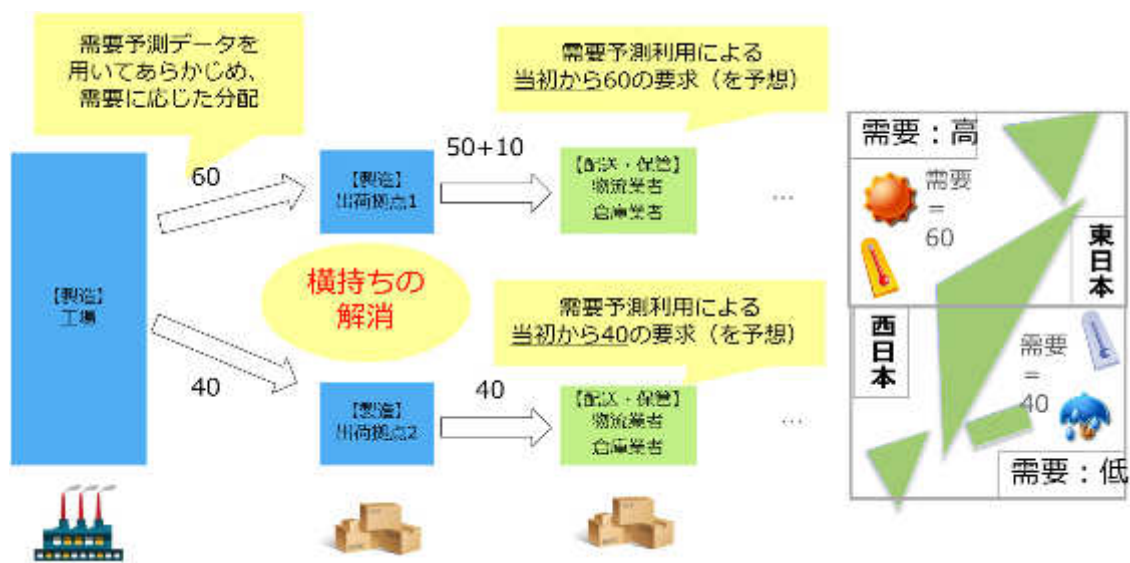


図 5.16 事前に需要の地域差を把握することによる最適在庫（理想）

また、出荷・横持データが「金曜始まり」（市場規模データ・気温データは「月曜始まり」）だったことから、「カレンダーのずれ」については、図 5.17 の通り、市場規模の増加（気温の高まり）が先行してから横持ちが発生する、と仮定することにした。これは、横持ちは、市場規模の増加によるエリア別の品薄・欠品によって発生しているためである。便宜上、市場規模データを A 週（A）、企業データを B 週（B）と呼び、A 週の月曜～日曜の影響を、B 週の金曜～木曜が後追いで受ける、と考える。

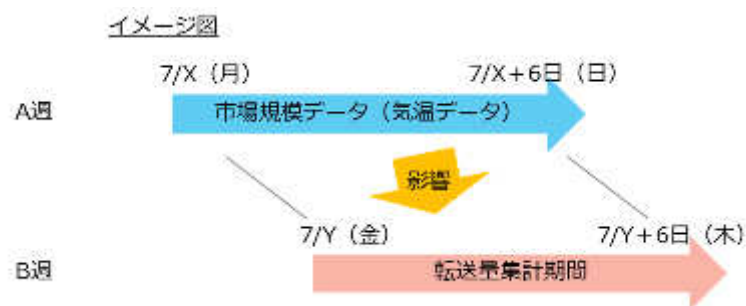


図 5.17 市場規模データ・企業データのずれの考え方

(1) 事例解析内容

本項ならびに次項では、これらの課題を念頭に、以下のフローで課題解決の提案を行う。(2)にて、解析ベースで 二酸化炭素削減量を算出する。

- ・ 企業・商品ごとの物流データを整理し、通常の配送とイレギュラーな配送（横持ち）の状況を把握する

- ・ 当時、事前（1週間前・2週間前・4週間前）に需要を把握できたと仮定して、どういったオペレーションに切り替えができたか提案する

a) 物流データの検証

企業から提供を受けたデータから、九州エリアに対する正常な配送、横持ち配送の全体像を理解した上で、2013年7月8日週（A）前後の状況を整理する。

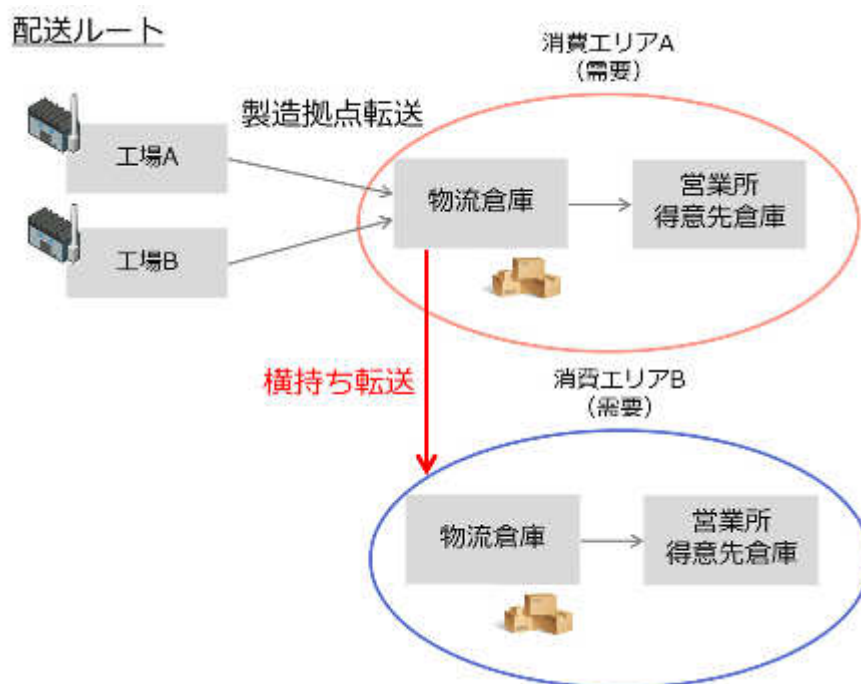


図 5.18 商品 X の配送フロー（現状）

商品 X は、工場で生産された後、一度物流倉庫に運ばれ、その後、消費されるエリアの営業車や得意先倉庫に出荷されるという流れがメインである。商品 X の輸送フローの模式図を図 5.18 に示す。工場から物流倉庫までの輸送を、「製造拠点転送」と呼んでいる。一部、在庫配置のミスマッチなどが生じたときに発生するのが「横持ち転送」である。図 5.18 の赤色線のように、物流倉庫間の移動を示す。製造拠点転送が正常な配送、横持ち転送がイレギュラーな配送である。今回解析に利用するデータは、これら2つの輸送の、週次の拠点ごとの数値（ケース数）である。なお、本事業では、市場規模データに合わせるため、便宜上、北海道、東北、関東、京浜、信越、北陸、東海、近畿、中国、四国、九州、沖縄のエリアに分けて考えることにした（5.3.3 も同様）。

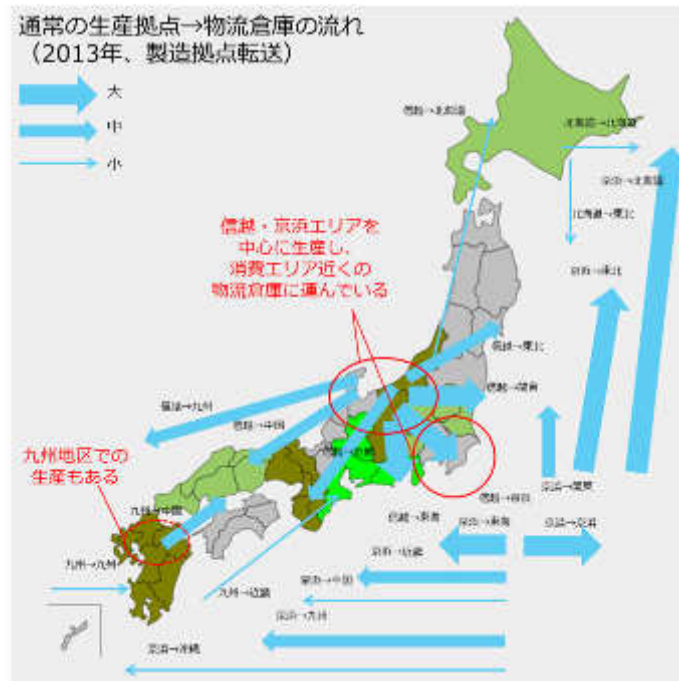


図 5.19 商品 X の正常な配送の流れ (2013 年、製造拠点転送)

図 5.19 は年間の製造拠点転送のエリア別の動きである。矢印の出発点が生産拠点、行き先が消費エリアの近くの物流倉庫である。この図を見ると、商品 X は信越・京浜エリアを中心に生産し、全国の消費エリア近くの物流倉庫に運ばれていることがわかる。一部北海道、九州エリアでの生産もある。

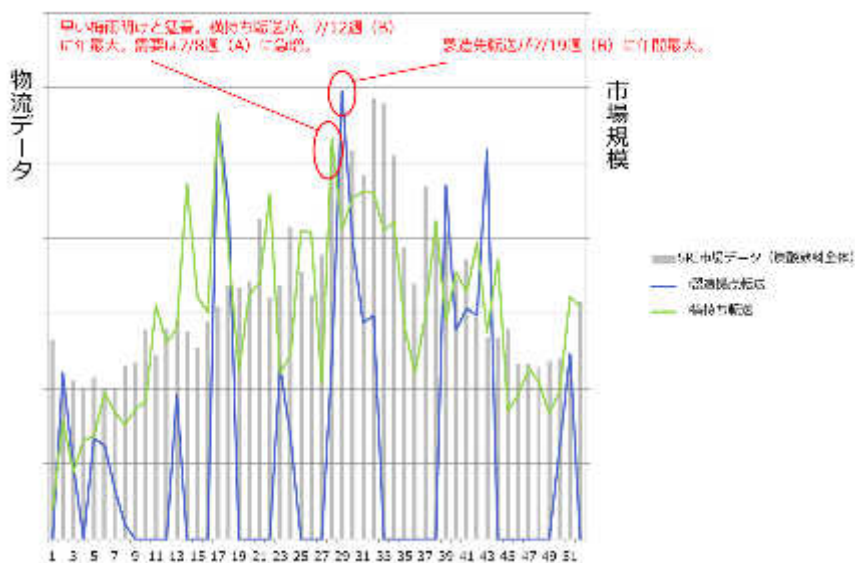


図 5.20 商品 X 九州エリア行き物流データと九州エリア市場規模データ (2013 年)

図 5.20 は、2013 年一年間の九州エリア行きの商品 X の物流データと九州エリアの市場規模の推移である。青色線が製造拠点転送、緑色線が横持ち転送である。

横持ちの増えている 7 月 12 日週 (B) に対応する 7 月 8 日週 (A) は、4.1.2 でも示した通り、気温の上昇とともに九州エリアで市場規模が拡大している。これは例年より早い梅雨明けによって猛暑となったためと考えられる。イレギュラーな横持ちは、7 月 12 日週 (B) に年間最大数、同 7 月 19 日週にもそれに匹敵するケース数が生じている。正常な輸送とされる製造拠点転送は同 7 月 19 日週に年間最大数を記録しているが、同 7 月 12 日週はその約半数にとどまっております、同週においては横持量が上回っている。従来のオペレーションでは需要を満たせず、別の拠点から横持ちを行ったことがうかがえる。図 5.14 で示したような前年度の売上実績をベースにした在庫配置を行っていた場合、上記の横持ちが生じていた可能性がある。

b) オペレーションの改善策の提案

次に、これらのデータを踏まえて改善策の提案を行う。その後の計算を簡便にするため、以下の制約を設けた。

1. 在庫コスト、積み下ろしコストは考慮しない。
2. モーダルシフトは行わず、全てトラックで輸送するものとする。
3. 生産量調整は行わない。

これらの制約下での理想は、「横持ちを行わずに、事前に正常輸送である製造拠点転送のみで最適な在庫配置を実現すること（出荷先の調整のみで対応する）」である。模式図を図 5.21 に示した。図 5.22 は、2013 年 1 年間の九州エリアに対する年間の製造拠点転送、横持ち転送（上）の生産拠点ごとの割合と、中国エリアに対する年間の製造拠点転送量（下）である。生産調整を行わない場合、九州エリアに対する製造拠点転送の内訳は、42%が京浜エリア、48%が信越エリアからの輸送、10%が九州エリア内の輸送であり、これらが年間を通じて一定の割合であると考えられる。

在庫調整については、本節の冒頭で述べた通り、生産調整に比べてリードタイムが短いことが特徴である。1~2 週間前に需要予測データを入手していた場合、図 5.21 のようなオペレーションが可能だったと考える。

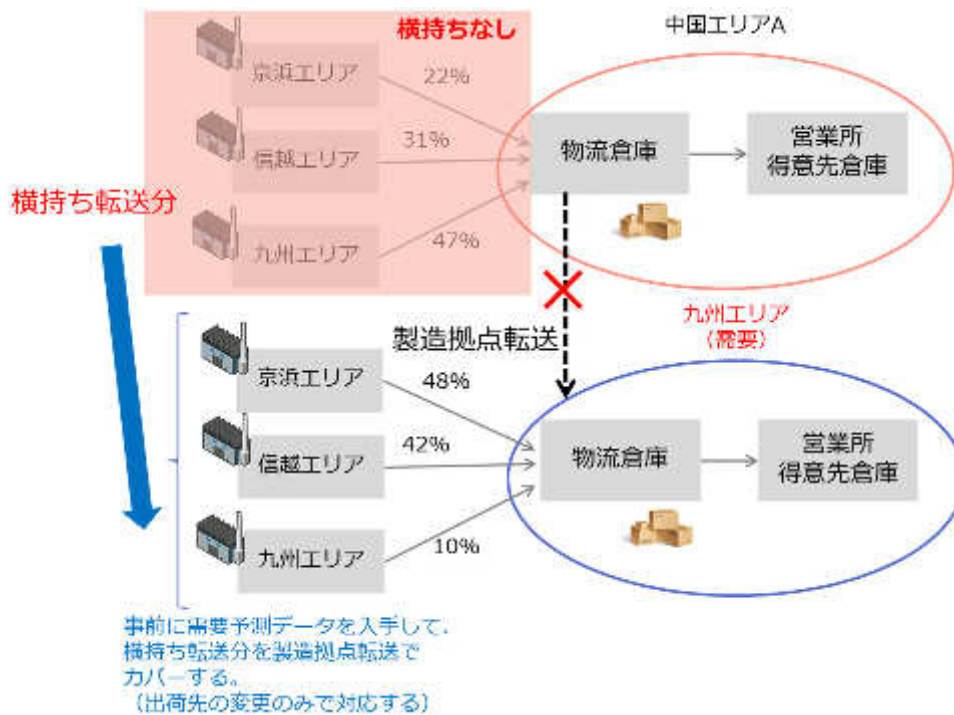


図 5.21 需要予測データを用いて横持量をすべて製造拠点転送に切り替えられた場合のイメージ (2013年7月、九州)

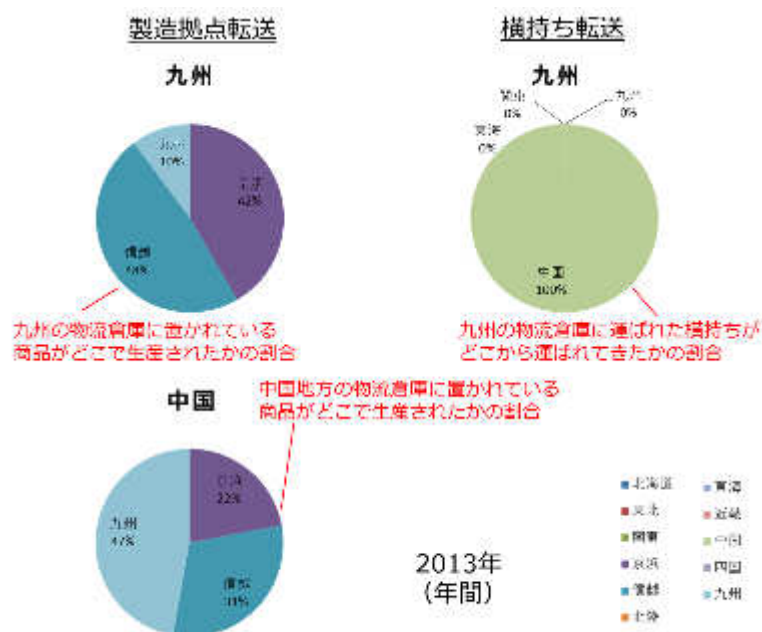


図 5.22 九州エリアに対する年間の製造拠点転送量・横持ち転送の生産拠点別割合 (上) と九州エリアに横持ちを供給する中国エリアに対する年間の製造拠点転送量の生産拠点別割合 (下) (2013年)

(2) 二酸化炭素削減量の試算

次に、該当期間に、事前に需要予測データを把握してオペレーションを切り替えた場合の二酸化炭素削減量の算出を行う（需要予測データは「完全」と考える）。二酸化炭素削減量の算出において、拠点間の距離については、物流倉庫の位置は考慮せず、代表都市間の距離を表 5.23 の通り定義する。

表 5.23 各拠点間の距離

| 拠点 A | 拠点 B | 距離 (km) |
|------|------|---------|
| 長野 | 福岡 | 1031 |
| 東京 | 福岡 | 1091 |
| 東京 | 広島 | 809 |
| 長野 | 広島 | 749 |
| 広島 | 福岡 | 282 |
| 福岡 | 福岡 | 0 |

図 5.22 で示した製造拠点転送の割合と、これらの数字を用いて、現状、ならびに事前の在庫配置の最適化を行った場合の、1 ケースあたりの平均輸送距離を算出する。また、「同じ量を九州にまで運ぶ際に生じた総輸送量」を「トンキロ」で算出した。トラック輸送時の CO₂ 発生量は以下の式で求めた。

$$\text{トラック輸送時の CO}_2 \text{ 発生量} = \text{貨物量} \times \text{輸送距離} \times \text{排出係数}$$

図 5.23 の通り、現在のオペレーション（前年実績ベース）による 1 ケースあたりの平均輸送距離は 829 km である。

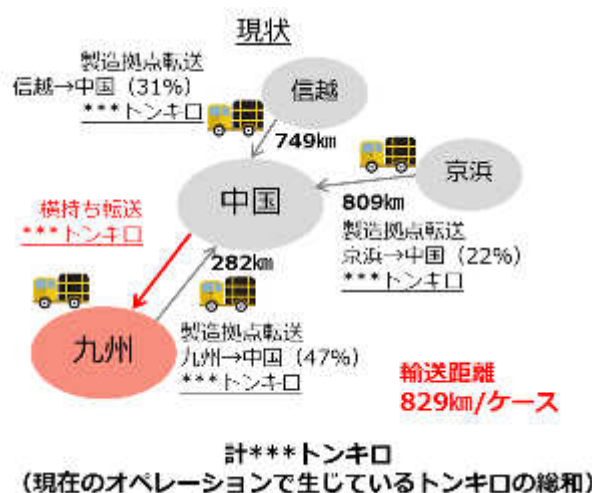


図 5.23 現在のオペレーションで生じた輸送量（横持ちあり）

図 5.24 の通り、需要予測データを用いて、事前に 2 週間の横持ちを全て製造拠点転送で配置できた場合の 1 ケースあたりの平均輸送距離は 953 km である。図の通り、横持ちの総量は大きいですが、現在発生している横持ちにおける輸送距離が短く（中国エリア→九州エリア）1 ケース辺りの平均輸送距離が増えており、現在の制約下では需要予測データが完全だったとしても効果が出ないことがわかる。

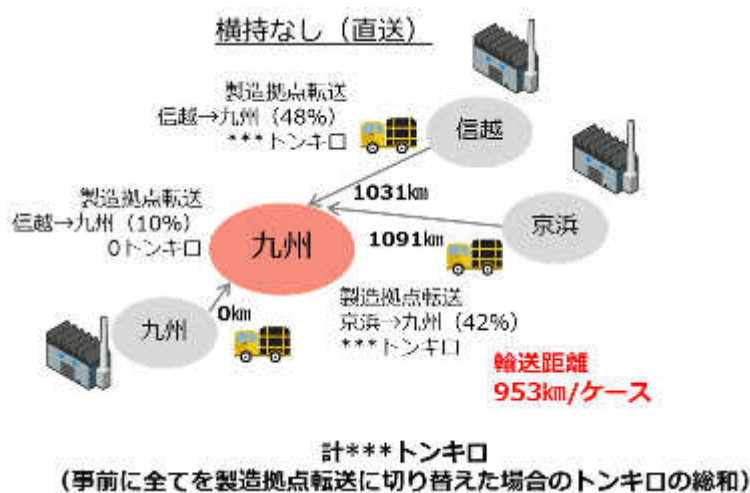


図 5.24 需要予測データを用いて横持ち量をすべて製造拠点転送に切り替えられた場合に生じた輸送量（横持ちなし）

図 5.24 の輸送量が図 5.23 よりも増えてしまったのは、九州での生産割合が少なかったためである。ここで、(1) b)で設けた「3. 生産量調整は行わない」の制約を考慮せずに、製造拠点転送と生産調整を併用すると考える。

図 5.25 は、需要予測データを用いて九州エリアでの生産量を増やした上で、2 週間の横持ちのすべてを製造拠点転送に切り替えられた場合の模式図である。現状 10% である九州エリア行きの製造拠点転送の割合を 50% に上昇させると考えた（便宜上、京浜エリアと割合がトレードオフ関係にあるとする）。この場合、1 ケースあたりの平均輸送距離は 517 km である。

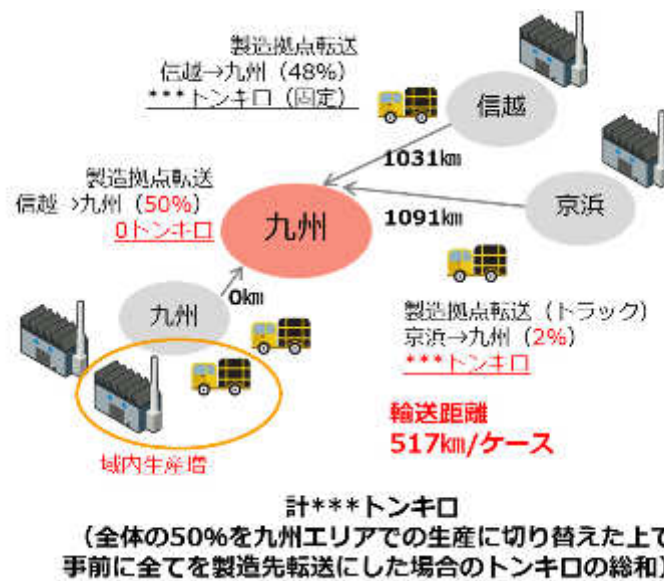


図 5.25 需要予測データを用いて九州エリアでの生産調整を行い、
 横持量のすべてを製造拠点転送に切り替えられた場合の効果
 (九州エリア内の生産を 50%にした場合)

仮に 4 週間前時点で九州地方の需要の高まりが把握できた場合、全体生産量の 50% を九州で行うように切り替えることができれば、現在の輸送体制のままだも 37.6% の CO₂ 削減効果 (全てを切り替えられた場合 3.96 トン) がある。また、50% と置いた割合を変化させていくと表 5.24 のように削減効果が変化する。

表 5.24 九州エリア内生産の割合による CO₂ 削減効果の違い

| 九州エリア内 生産率 (京浜エリアとトレー ドオフすると考える) | CO ₂ 削減効果 | CO ₂ 削減量 (※) (2 週間計) |
|---|----------------------|------------------------------------|
| 30% | 11.3% | 0.82t |
| 40% | 24.5% | 2.39t |
| 50% | 37.6% | 3.96t |

(3) 需要予測利用可能性

ここで、4.1.1 (2) で作成した需要予測データを使用して、7月8日週・15日週 (A) の九州エリアの事例に関して検討する。

表 5.25 は九州エリアにおいて、気象予測を利用して需要予測を行った場合と前年実績から予測した場合を比較したものである。この時の九州エリアの天候の特徴として、梅雨明けが例年よりも早く、急に猛暑になったことが挙げられる。7月8日週 (A) に比べて同7月15日週の精度が高いのは、梅雨明けによる気温の上昇を1週遅れながらも捉えられていたことによるものと考えられる。九州北部の梅雨明け平日は「7月19日ごろ」であり、梅雨が平年よりもやや早く明けることは、当時の予測モデルでも捉えられていたと言える。

「2週間計」(赤文字箇所) は、7月8日週 (A)、同15日週の2週間合計で見た場合の、市場規模実績と解析値の関連である。需要の伸びのボリュームを捉え切れてはいないが、「半月程度」の期間で見れば、4週間先予測であっても、前年実績を用いたオペレーションよりは、例年より早い需要の高まりを捉えている。

「2週間計」で見ると、前年実績にもとづくオペレーションでは、19.3%需要量を過小評価していたものが、15.7%の過小評価に改善されており、改善率は $(19.3-15.7)/19.3=18.7\%$ であった。したがって、一般にリードタイムが長いとされる生産調整においても、4週間先予測を用いて最大で18.7%の横持ちを削減できた可能性がある。すなわち、生産調整と在庫配置の最適化を組み合わせることで、

表 5.24 より、 $3.96 \times 0.187 = 0.74$ トンの CO₂ を削減できる可能性があることを示唆している (九州エリアの生産割合が50%の場合)。

生産量調整は2章でも述べた通り、卸・小売との調整が重要となる。個社でも取り組むことは可能だが、製・配・販の連携によって、更なる横持ち解消の効果が期待される。

表 5.25 需要予測データ利用時の精度
予測値/実績との差

| 対象期間 (A週/B週) | 2週間先 予測 | 4週間先 予測 | 前年実績 による予測 |
|-------------------|---------------|---------------|---------------|
| 7月8日週 /7月12日週 | -20.2% | -19.9% | -22.6% |
| 7月15日週 /7月19日週 | -12.4% | -11.3% | -16.0% |
| 2週間計 | -15.5% | -15.7% | -19.3% |

5.3.3 事例解析による二酸化炭素削減効果の試算（麦茶）

ペットボトルの麦茶は図 5.26 で示すように気象感応度が高く、夏場に需要が集中する傾向があり、夏場の売上は気温に大きく左右される。また、気温変動の地域差によって売上も地域ごとに異なる変化をするため、在庫量や物流の最適化が重要な商品である。本項では参加企業 B 社の麦茶を対象に、物流の最適化が可能であるか検討した。

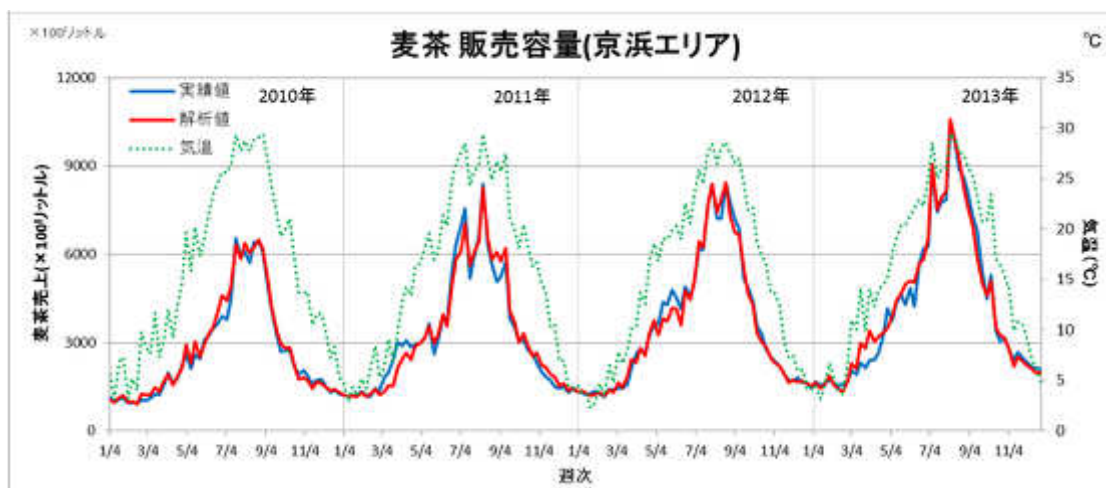


図 5.26 麦茶の売上と気温、気象による解析式（図 4.2 の再掲）

ある地域に急激な売上変動が発生した場合、最適在庫を実現するために流通を変更する必要がある。通常は図 5.27 に示すように卸や小売への配送では、最も近い生産拠点・出荷拠点から配送が行われる。一方、最適在庫が崩れて在庫量が逼迫した場合は、図 5.28 に示すように最近傍以外の生産・出荷拠点から横持ち転送が行われる。この横持ち転送は通常の配送ルートにはない遠距離輸送となるため、コスト・環境負荷が高くなる。そこで、気象予測を利用することで遠距離の横持ち輸送を削減し、CO₂を削減できるか検討した。

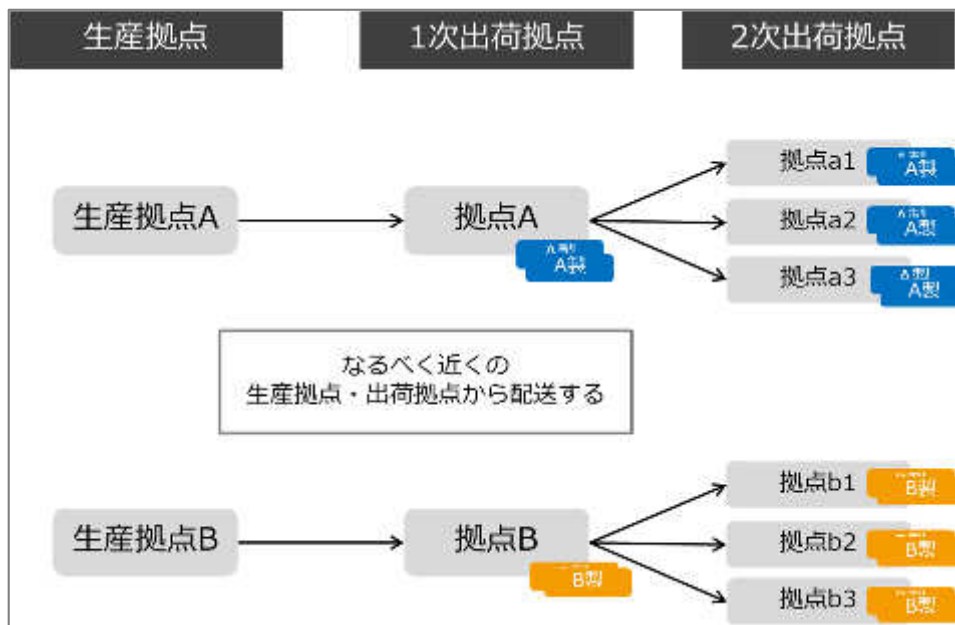


図 5.27 通常配送イメージ図

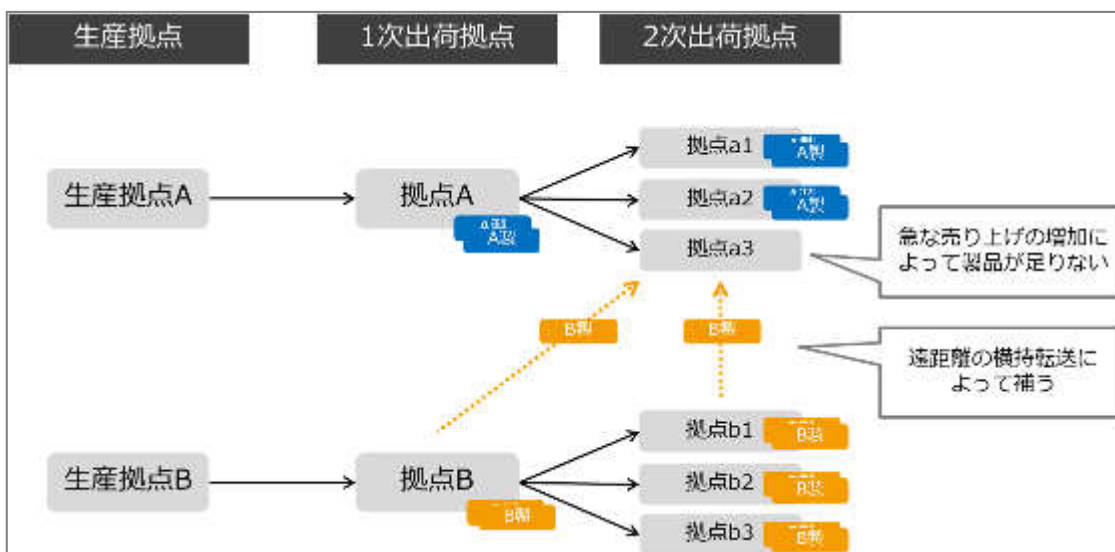


図 5.28 横持ち転送イメージ図

参加企業 B 社での麦茶生産拠点は関東、近畿、中国にあり、そこから各地域へ配送している。その際の輸送手段は、早くて手配等で柔軟な対応ができるトラック輸送で行われている。配送フローの模式図を図 5.29 に示す。

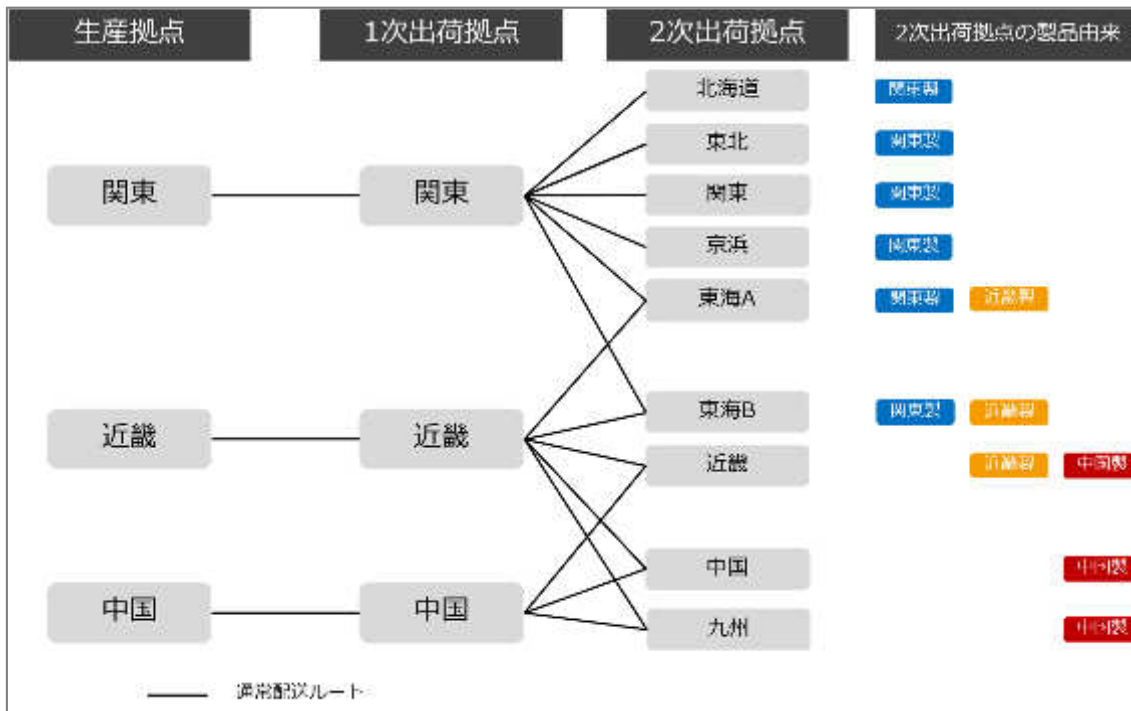


図 5.29 参加企業 B 社の通常配送と製品由来図

参加企業 B 社の横持ち転送を改善して CO₂ を削減する方法として、

- ・ 事前に気温と需要を予測することによって生産調整を行い、横持ち転送そのものを削減する方法（生産調整による削減→5.3.2 にて言及）
- ・ 事前に気温と需要を予測することによって、横持配送の手段を CO₂ 発生量の少ない輸送手段に変更する方法（転送手段変更による削減）

が考えられる。

参加企業 B 社では、2つの方法のうちの下段の方法「転送手段の変更による削減」について検討した。

(1) 事例解析内容

事例解析では、ある事例を取り上げてその時発生した横持ち転送をトラックから鉄道貨物に変更した際の CO₂ 削減効果について検証する。

取り上げる事例は、2013 年 7 月 8 日週に発生した気温変動の地域差によって生じた 2013 年 7 月 15 日週の横持ち転送である。図 5.30 で示す様に 7 月 8 日週に関東・京浜エリアで顕著な気温上昇があった。それに伴って同じ週の同エリアの需要が高まっていることが分かる。そして、その次の週に前週の売上を補うために同エリアへの遠距離の横持ち転送が発生している。この 7 月 15 日週の同エリアの遠距離の横持ち転送は近畿エリア、中国エリアから発生しており、そのイメージ図を図 5.31 に示す。また、図 5.32 に同エリアの市場規模と同エリアへの遠距離の横持転送量を示す。

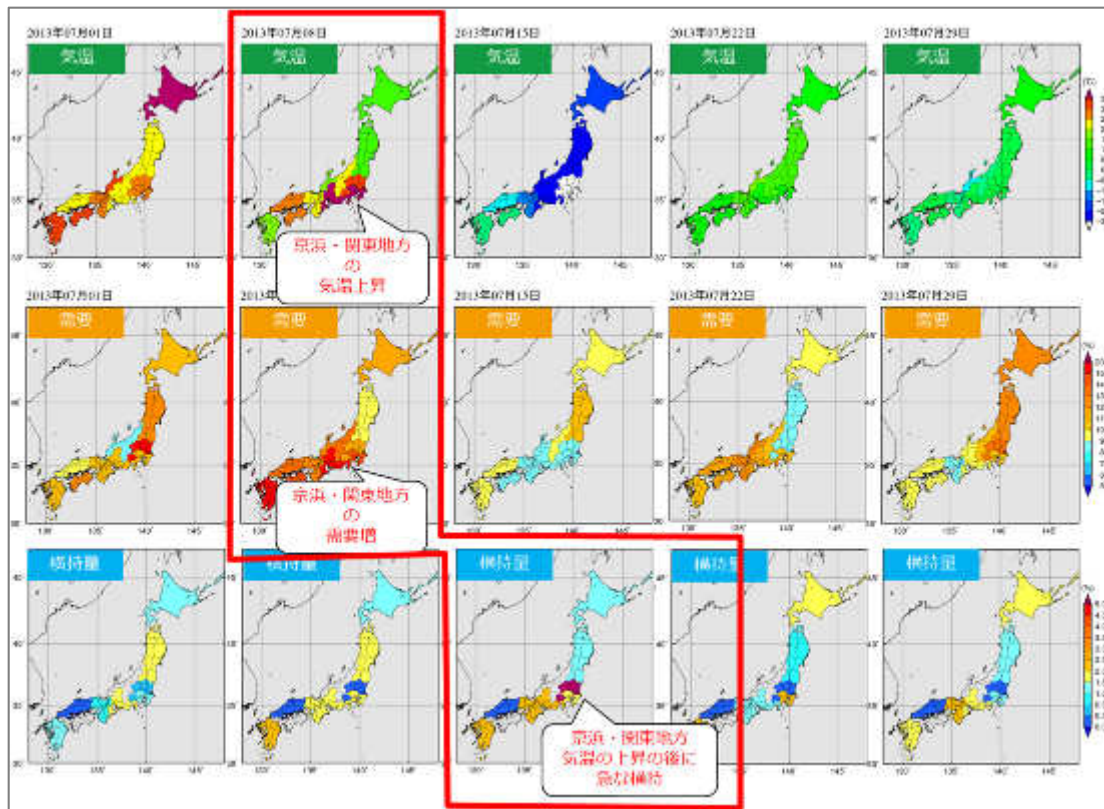


図 5.30 7月における気温の前週比、麦茶の市場規模の前週比、遠距離横持ち転送の移入量

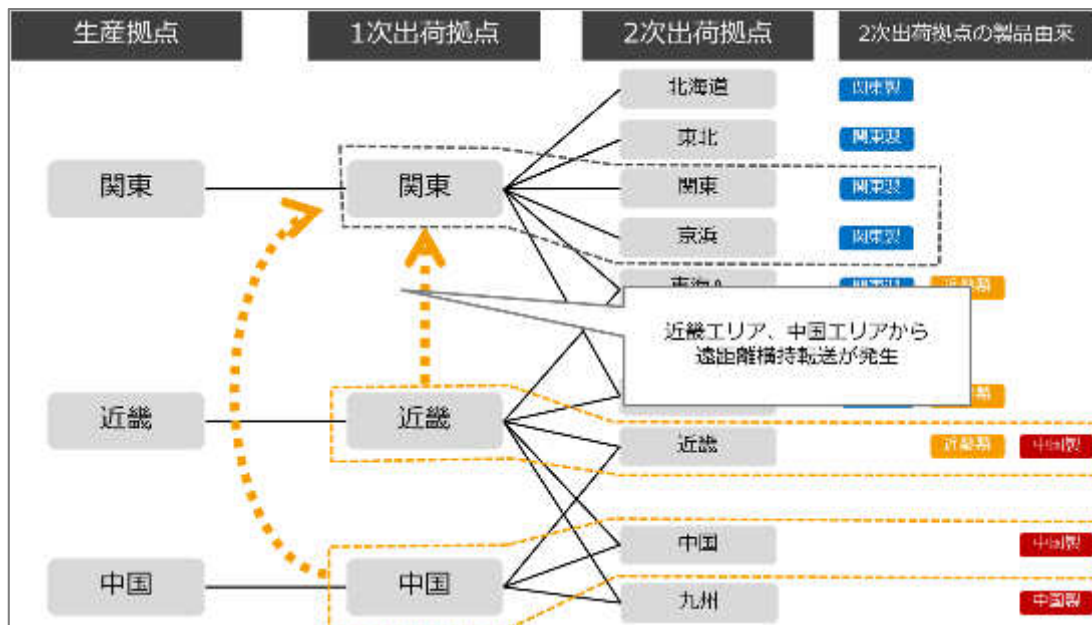


図 5.31 7月15日週近畿エリア・中国エリアから関東・京浜エリアへの遠距離横持ち転送のイメージ

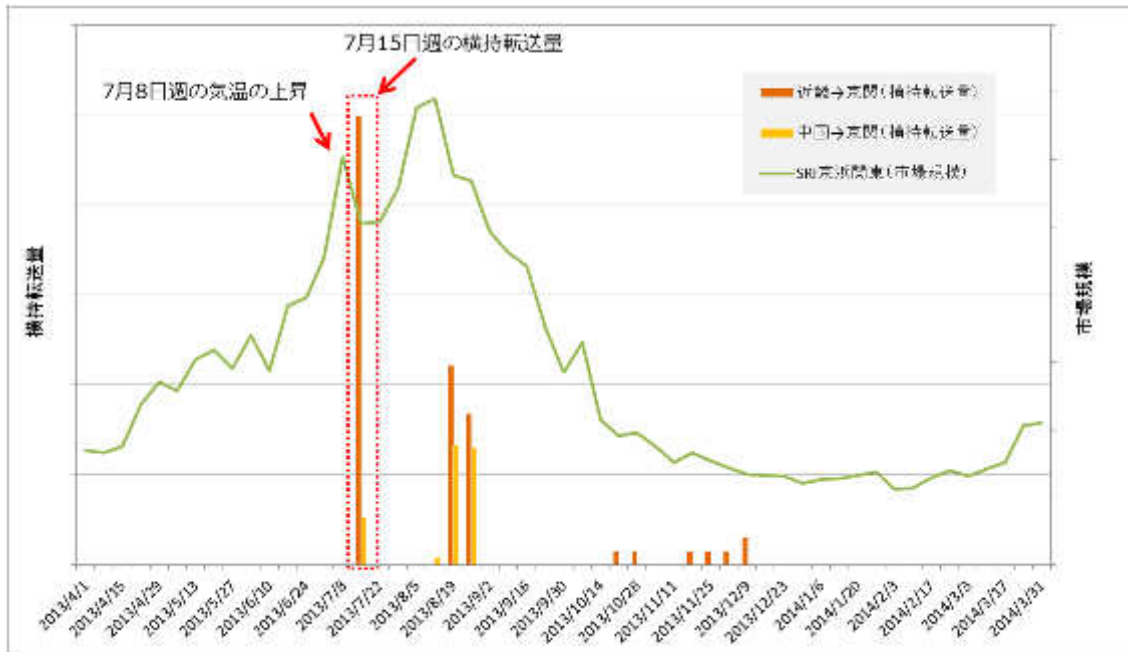


図 5.32 2013 年度の関東・京浜エリアの市場規模と
関東・京浜エリアへの遠距離の横持ち転送量

(2) 二酸化炭素削減量の試算

二酸化炭素削減量は以下の式で算出した。

二酸化炭素削減量

$$= \text{トラック輸送時の CO}_2 \text{ 発生量} - \text{鉄道貨物輸送時の CO}_2 \text{ 発生量}$$

$$\text{トラック輸送時の CO}_2 \text{ 発生量} = \text{貨物量} \times \text{輸送距離} \times \text{排出係数}$$

$$\text{鉄道貨物輸送時の CO}_2 \text{ 発生量} = \text{貨物量} \times \text{輸送距離} \times \text{排出係数}$$

その結果、7月15日週の遠距離横持ち転送をすべてトラック輸送から鉄道貨物輸送に変更した場合の二酸化炭素削減量は81.0トンとなる。しかし、気象予測の誤差などを考慮すると、事前にすべての輸送を鉄道貨物輸送に変更することは現実的ではない。

そこで、鉄道貨物輸送へ変更した割合毎のCO₂削減効果とCO₂削減量を表5.26に示す。仮に50%の麦茶を鉄道貨物輸送が実施できた場合、二酸化炭素削減量は40.5トンとなる。

表 5.26 トラックから鉄道貨物輸送へ変更した場合の CO₂ 削減量

| 鉄道 (鉄道貨物輸送) | 鉄道に変更した場合の CO ₂ 削減効果 | 鉄道に変更した場合の CO ₂ 削減量 (t) |
|----------------|------------------------------------|---------------------------------------|
| 0% | 0% | 0.0 |
| 10% | 8.85% | 8.1 |
| 20% | 17.70% | 16.2 |
| 30% | 26.54% | 24.3 |
| 40% | 35.39% | 32.4 |
| 50% | 44.24% | 40.5 |
| 60% | 53.09% | 48.6 |
| 70% | 61.94% | 56.7 |
| 80% | 70.78% | 64.8 |
| 90% | 79.63% | 72.9 |
| 100% | 88.48% | 81.0 |

(3) 需要予測利用可能性

ここで、4.1.1 (2) で作成した需要予測データを使用して、7月8日週の関東・京浜エリアの事例に関して検討する。

表 5.27 は同エリアにおいて、気象予測を利用して需要予測を行った場合と前年実績から予測した場合を比較したものである。実際のオペレーションでは、15.7%需要量を過小評価していたものが、13.3%の過小評価に改善されており、改善率は $(15.7-13.3)/15.7=15.3\%$ であった。したがって、**最大で 15.3%の横持ちを削減でき、12.6 トンの CO₂ を削減できる可能性がある**ことを示唆している。

ただし、前年実績にもとづくオペレーションでは生産能力や輸送能力にも横持量は依存することから、改善量はもう少し低くなると考えられる。

今後は、気象予測は平年と比較した変動量を過小評価することから、この過小評価を考慮した予測を構築していく必要があると考える。

表 5.27 需要予測データ利用時と前年比によるオペレーションの精度比較
(関東・京浜エリア)

| | 1週間予測 | 前年実績から予測 | 改善率 |
|-----------|--------|----------|-------|
| 実績との差 (%) | -13.3% | -15.7% | 15.3% |

5.4 サプライチェーン内の流通期限の変更

本事業では、鍋つゆを対象にサプライチェーン内の流通期限の変更の実証実験を行った。鍋つゆは、冬場に需要が集中し、春以降はほとんど需要がない商品のため、季節最終盤の仕入れ量調整が重要であり、仕入れ量が多すぎる場合は小売店でマークダウンコストもしくは廃棄が発生する。また、鍋つゆは、4.2.2 商品カテゴリ分類でも示したようにもっとも気象利用の効果が高い商品でもある。

本節では、参加企業 C 社（小売店）を対象に鍋つゆの売上の解析を行い、サプライチェーン内の流通期限の変更によりどのような効果が出るかを検証した。

鍋つゆの市場規模の売上が図 5.33 に示す。市場規模の鍋つゆの売上は気温との関係性が深く、気象状況を考慮した需要予測が重要であることが分かる。したがって、本節では C 社の売上とエリアの市場規模の売上を比較した上で、仕入れ計画を変更することによって食品ロスや CO₂ をどの程度、削減できるかについて解析ベースで検討を行った。

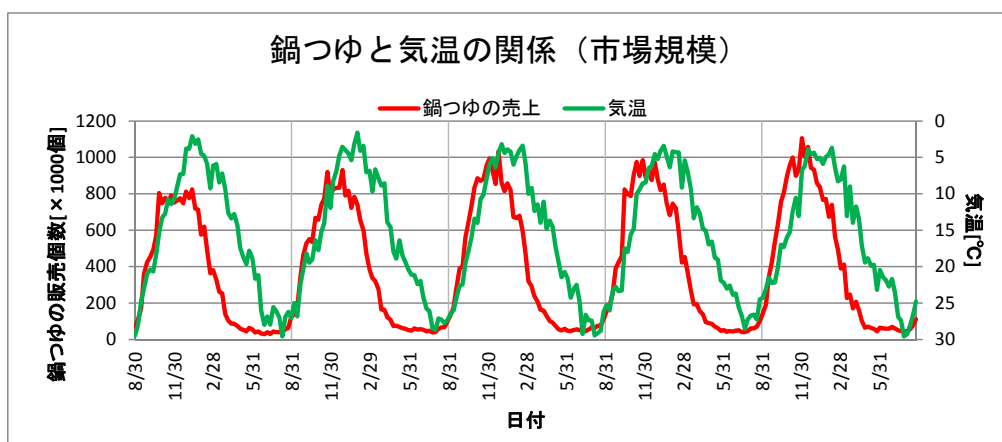


図 5.33 鍋つゆと気温の関係（市場規模）

(1) 実証実験内容

実証実験では、小売店 C 社の鍋つゆを対象に、一定期間の販売計画と売上の関係性を解析した上で、解析ベースの計算として、環境を理想化した上で食品ロス・二酸化炭素削減量の算出を行った。

市場規模の売上はエリア内の平均的な売上を示しており、「特売などのオペレーションを行わなかった場合に売れる量」と考えられ、一方小売店の売上はチェーン全体の売上の積算値で「特売などのオペレーションを行った結果に売れた量」と考えられる。そこで、小売店 C 社の 2013 年 9 月～2014 年 4 月の店舗売上と市場規模の関係性の解析を行った。

その結果、小売店の売上は市場規模と大きなかい離はないが、2 月以降は市場規模より売れていることが分かった。これらの関係を考慮した上で余っている在庫を効率的に処分するオペレーションを想定し、解析ベースで実証実験を行った。

(2) 効率化による食品ロス削減量（解析ベース）

鍋つゆの在庫は、仕入れ・売上のバランスから発生する。仕入れでは、1 回における仕入れ量を多くするほど物流コストは下がるが、在庫を多く抱え食品ロスやマークダウンコストの発生可能性が増加するというトレードオフの関係性がある。

そこで、これまで 12 月に行っていた最終仕入れを 1 月中旬に変更すると仮定した上で、1 月以降に特売によって在庫をコントロールし、食品ロスやマークダウンコストをどのくらい減少することができるかを解析ベースで算出した。ただし、小売店 C では食品ロスはほとんど発生していないことから、ある一定以上のコストダウンをした商品については特売をしなければ売れなかった商品としてロスにカウントし、この量を減らすことを目的とした。

その結果、解析ベースでは、これまである一定以上の特売をしなければ売れなかった商品数を 7.9%減少させることができることが分かった。

(3) 二酸化炭素ロス削減量（解析ベース）

二酸化炭素ロス削減量は、以下の式で求めた。

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

その結果、**サプライチェーン内の流通期限の変更における二酸化炭素ロス削減量は 7.1 トン**となった。

5.5 まとめ

本章のまとめを以下に示す。

5.5.1 サプライチェーン全体での情報共有

(1) 日配品

相模屋食料の寄せ豆腐を対象に実証実験を行った。日配品の売上は、製品を日々納入するため小売店の日々のオペレーションや曜日の影響を受けて変動する。日々のオペレーションでは特売と言われる価格変化やチラシなどのプロモーションがある。したがって、曜日や特売の影響を取り除いた上で気象に連動する部分のみを抜き出して情報を作成した。また、利用者のニーズに合わせ、前週からの気温変化や体感気温、天気なども合わせて送信した。

その結果、前年度と比較して食品ロスを約 30%、CO₂ 排出量を 187 トン削減した。これは、情報を日々送った結果だけでなく、担当者が情報を利用したオペレーションの計画 (Plan)、情報を利用したオペレーション (Do)、情報の利用方法の検証 (Check)、さらなるオペレーションの改善 (Action) を行った結果と考えられる。本実証実験では、オペレーションの改善効果は、情報を日々送受信した上で利用することによってオペレーションが改善する外的効果より、**利用方法を意見交換しながら情報を構築する過程で生まれる担当者の気象への考え方の変化**などの内的効果の方が大きいことが分かった。

(2) つゆ

Mizkan の冷やし中華つゆを対象に実証実験を行った。つゆは、生産リードタイムが数週間であり、特定の季節に需要が集中する傾向にある。また、需要は季節終了後に大きく減少するため、終売の需要予測を行うことが重要な商品である。本実証実験ではエリア別週別に積算売上量を算出し、週に 1 回情報配信を行った。

その結果、前年度のオペレーションと比較して最終在庫を約 20%弱、CO₂ 排出量を 1.5 トン削減した。本実証実験でも「気象は需要予測に有用である」ことへの理解が進んだことで達成されたと考えられる。

5.5.2 サプライチェーン内の輸送方法の変更

ネスレ日本のコーヒーを対象に実証実験を行った。飲料は、生産リードタイムが 1~2 カ月と長く、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。

通常、商品はトラックで輸送されるが、意思決定を早期化することで環境負荷の低い船舶に変更することが可能である (モーダルシフト)。ネスレ日本ではこれまで気象庁の 1 週間予測を利用してオペレーションを行ってきた。本実証実験では、「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、意思決定を早期化することでモーダルシフトの推進を実現した。また、船会社には「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 を利用して海象予測を配信することで内航船の省エネルギー運航を実現した。その結果、CO₂ 排出量を 101.4 トン削減した。

参加企業 A 社の炭酸飲料 X を対象に、横持ち解消に向けた実証実験（解析ベース）を行った。2013 年 7 月の九州エリアの横持ちの場合、事前の最適在庫だけでは効果が得られなかったが、九州エリア内での生産量増加と組み合わせることで、CO₂ 排出量を 0.7 トン削減できることが分かった。

参加企業 B 社の麦茶を対象に、横持ちの効率化に向けた実証実験（解析ベース）を行った。2013 年 7 月の京浜関東エリアの横持ちの場合、トラック輸送から鉄道貨物輸送へのモーダルシフトを行うことで、CO₂ 排出量を 12.6 トン削減できることが分かった。

5.5.3 サプライチェーン内の流通期限の変更

小売店 C 社の鍋つゆを対象に実証実験を行った。鍋つゆは、冬場に需要が集中し、春以降はほとんど需要がない商品のため、季節最終盤の仕入れ量調整が重要であり、仕入れ量が多すぎる場合は小売店でマークダウンコストもしくは廃棄が発生している。

そこで、これまで 12 月に行っていた最終仕入れを 1 月中旬に変更すると仮定して、1 月以降に特売によって在庫をコントロールして削減できる食品ロスを算出した。その結果、解析ベースでは、これまである一定以上の特売をしなければ売れなかった商品数を 7.9%減少させ、CO₂ 排出量を 7.1 トン削減できることが分かった。

6. ビジネスシステムの構築検討

本プロジェクトでは、平成 28 年度までを実証実験期間とし、平成 29 年度からは事業として継続することを計画している。事業継続のためには、適切なビジネスモデルを構築する必要がある。また、需要予測の共通利用に際しては、適切なシステムの存在が不可欠である。

以上の観点から「ビジネスモデル構想」について検討するとともに「IT システムの設計」を実施した。

6.1 ビジネスモデル構想

6.1.1 概要

ビジネスモデル検討に際し、現在の需給のミスマッチによる過剰な食品ロス発生における「問題点」ならびに「解決の方向性」や「周辺環境」について図 6.1 に示す。商品の売上が商材によって気象に大きく依存することは古くから知られており、いわゆるウェザーマーチャндаイジングとして大手のスーパーやコンビニエンスストアでは気象情報と POS システムと連動した仕組みが構築されている。しかしながら、気象はあくまでも「個社」によるクローズした利用にとどまっており、各社連携による「食品ロス削減」には十分生かされているとは言えない。

本プロジェクトはこの問題に焦点をあて解決策を見出すものであるが、事業として気象を活用した食品ロス削減のためのサービスを継続させるためには、本問題における周辺環境をより深堀し、そのうえで将来的なサービス像を描く必要がある。本項目ではこの流れに基づき、本問題における「外部環境」について分析した。この分析に基づき、今後の「事業の進め方」ならびに事業の「サービスイメージ」をとりまとめた。

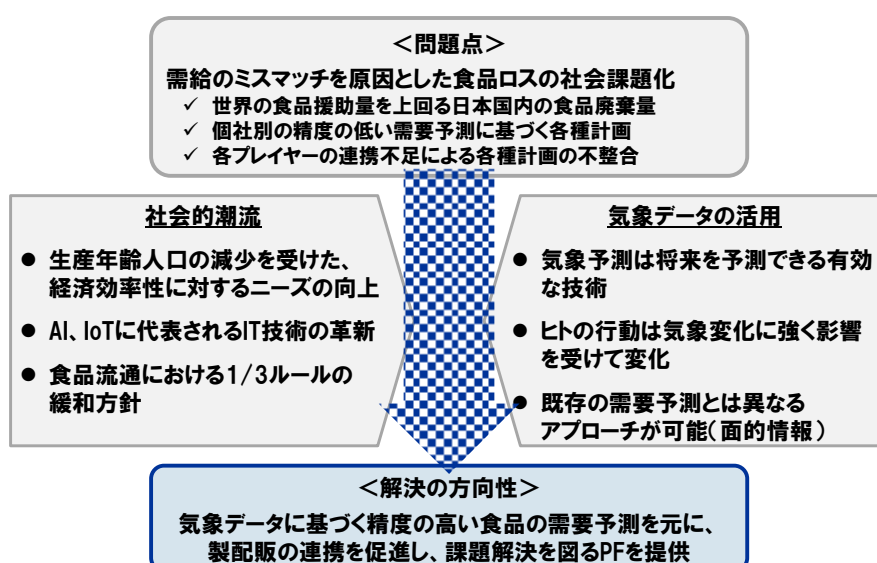


図 6.1 本プロジェクトにおける問題点および解決の方向性と周辺環境

食品産業における業界別の可食部廃棄量割合ならびに本事業における事業可能性について図 6.2 に示す。本項目では「食品ロス削減」という目的に基づき、食品ロスに対するインパクトの大きさ（=可食部廃棄量の多さ）と需要予測の適用可能性を踏まえ、食品メーカー及び小売を主要な対象業界として設定した。

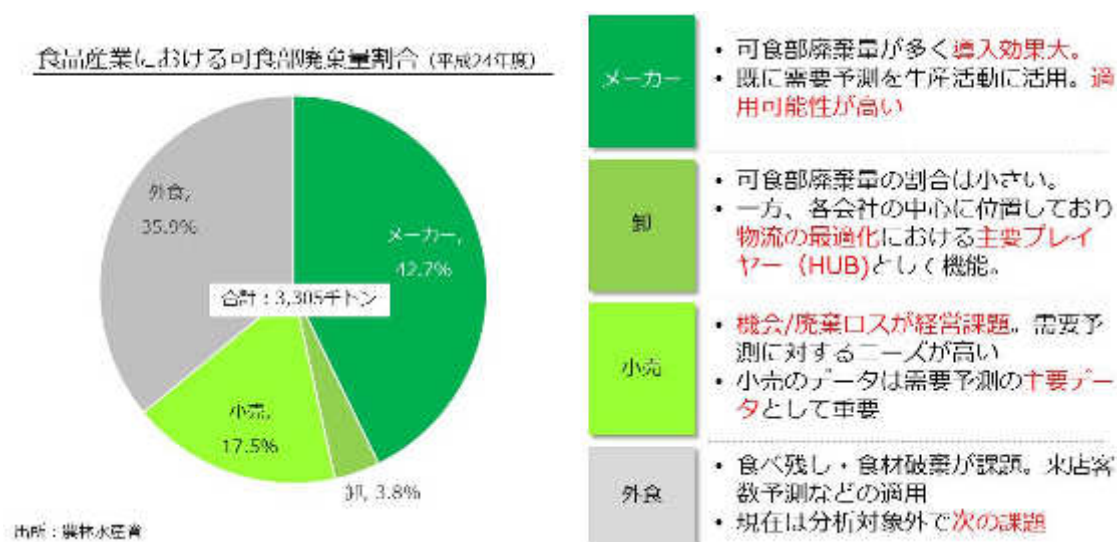


図 6.2 各業界の可食部廃棄量割合および各業界における事業可能性

6.1.2 外部環境

(1) 市場規模

本プロジェクトの実証実験により、需要予測が 10%改善すると在庫削減率 5%を実現できることがメーカーからのヒアリングにより明らかとなっている。この削減率を実現した場合のコンソーシアム参加各社の「企画・開発」「製造」「保管配送」「販売」ステージにおける経費としての効果を見積もり、まずは、個社における削減効果額を算出した。そのうえで、各社における市場シェア率から逆算し対象市場全体の削減額を算出した。この削減額全体を市場規模として定義する。ベースの金額は 2014 年度のものとした。また、本事業の市場年平均成長率(CAGR)は、3%と仮定した。試算手順を図 6.3 に示す。

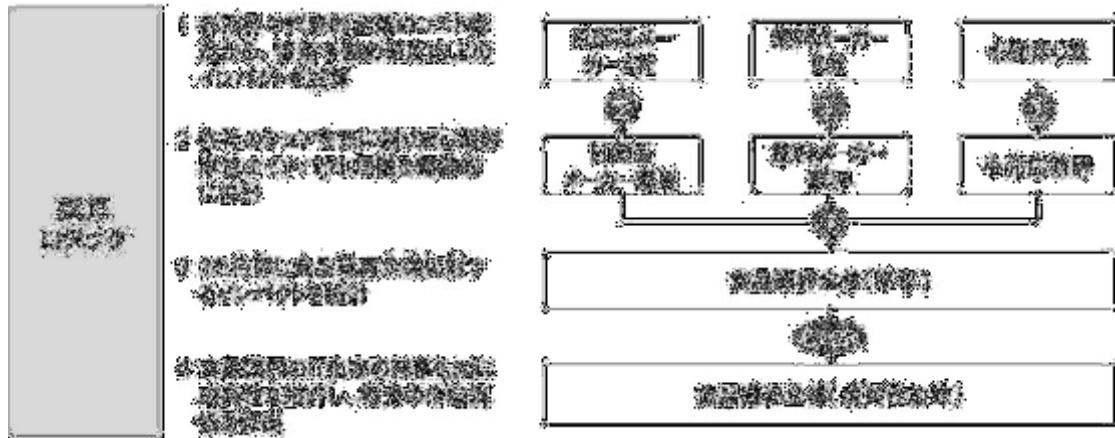


図 6.3 市場規模算出手順

以上の手順により試算した推定市場規模は図 6.4 に示す通り、成長を続けるものと推定される。また、市場規模の合計額は 2014 年度において 401 億円に達すると推定される。

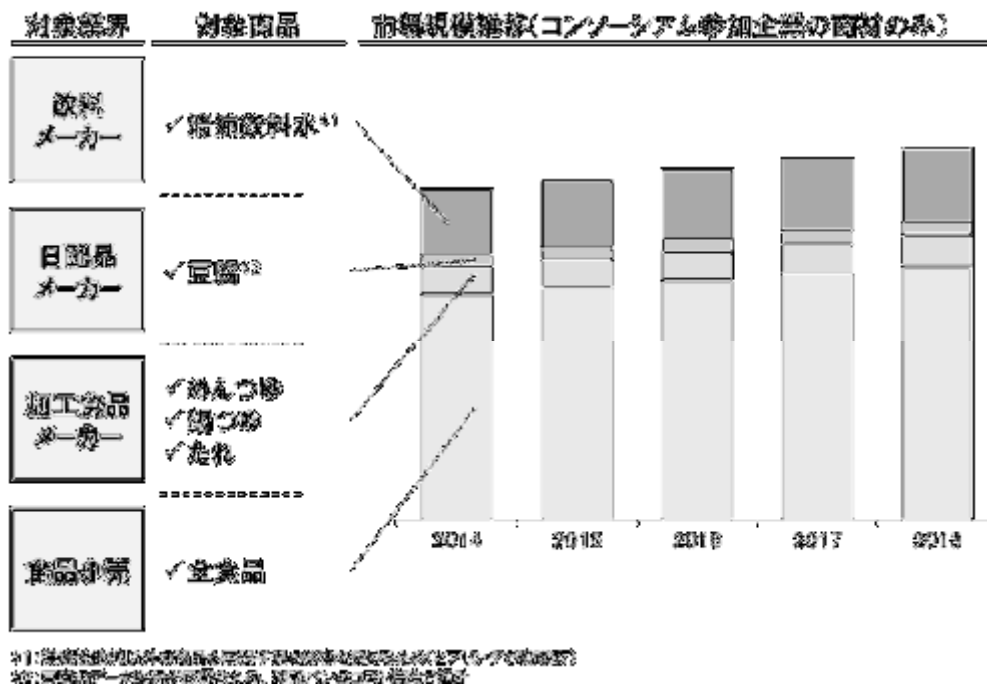


図 6.4 推定市場規模 (2014 年)

(2) 顧客の課題

生産・在庫の最適化を実現するためには、情報価値を最大化する設計と顧客の業務プロセスの再構築が必要になると考えられる。この考えを基に各社へのヒアリングや文献調査を実施した。SCM(Supply Chain Management)における課題を図 6.5 に示す。

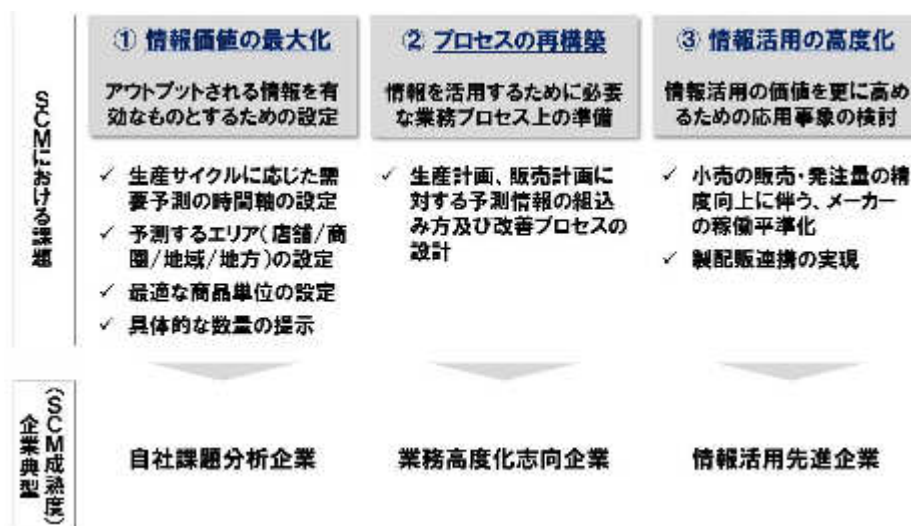


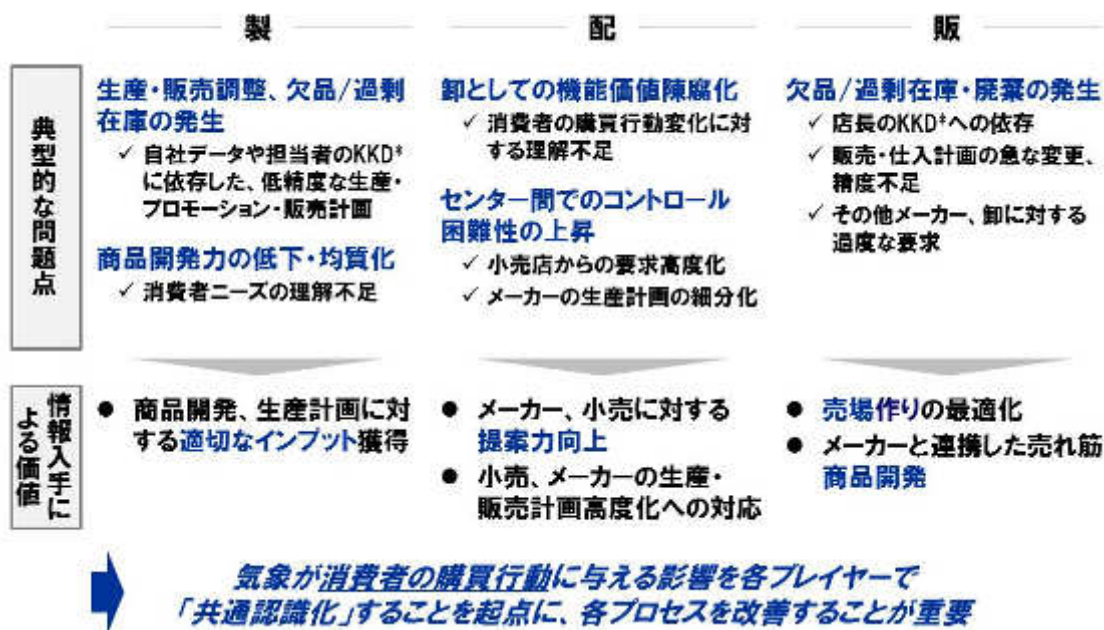
図 6.5 SCMにおける課題

6.1.3 事業の進め方

(1) 情報入手による価値

食品ロスを低減させていく上では、商品開発、生産・販売計画、物流、売場作りに至るサプライチェーン全体のマネジメント能力を向上させ、“きちんと物が売れる”状態を作ることが重要である。

本事業では、気象が消費者の購買行動に与える影響を把握し、各プレイヤーで「共通認識化」することを起点に、各プレイヤーのSCMプロセスを改善していく。以下の図 6.6 に、サプライチェーンの製配販別にみた典型的な問題点ならびに情報入手による価値を示す。



※KKD…経験・勘・度胸

図 6.6 製配販別にみた典型的な問題点ならびに情報入手による価値

(2) 連携のステップ

本事業において食品ロス削減を進めるうえでは各業界の連携が欠かせない。しかしながら、連携がほとんど実施されていない現状から理想的な連携事業を実現することは現実的に困難と想定される。よって図 6.7 に示すような手順を経て連携を進めることが必要と考えられる。

本年度の事業で一部連携マッチングは実施されそれぞれの企業間で話し合いがもたれた。次年度はこの動きをさらに広めることを目指す。またマッチングに関する協議が進みつつあるケースについては実際の情報提供に基づき需要予測だけでなく可能な範囲での情報共有を実施する。そのうえで課題を明らかにした後に、本格的なオペレーション連携のステージへ進めることとする。



図 6.7 ステップ毎の連携

なお、連携実現にあたっては、参加各社にメリットがある仕組みとすることも重要である。連携が実現した場合、各業界においてどのようなメリットが現れるかステップ別にまとめた(図 6.8)。また、このようなメリットを生み出すためには、以下の機能をサービスに組み込むことも考慮すべきである。

- ・ 顧客が個社単独では取得困難なデータを幅広く提供
- ・ 幅広いデータを元にした価値の高い情報を提供
- ・ 製配販各プレイヤーの情報とオペレーションを連携したサービスを提供
- ・ 製配販各プレイヤーの利害関係が調整される機能

| 全体への効果 | | 各プレイヤーへの影響 | | |
|--------------------|--|---|---|-------------------------------|
| | | 製 | 配 | 販 |
| Step1 情報連携 | <ul style="list-style-type: none"> ・ 需給調整によるロス・コスト削減 ・ 商品開発による新たな収益源の獲得 | 販売実績と需要予測の組み合わせによる生産計画精度向上 ✓ 原料調達量最適化による原価削減と柔軟な価格設定 ✓ 廃棄ロスの削減 流通在庫情報の取得による在庫配量最適化 顧客情報活用による新商品開発 | 生産計画の把握による積込率向上・庫内作業効率化による余剰コストの削減 店頭在庫、販売実績を把握することで小売店からの緊急発注に対し柔軟に対応 | 卸/メーカーのリテールサポートによる売上向上 |
| Step2 オペレーション連携 | <ul style="list-style-type: none"> ・ 配送に関する更なるコスト削減 ・ 顧客需要に合わせた商品開発による収益拡大 | 小売との共同物流 ✓ 工場運出荷による物流コスト削減 生産計画の共同立案 ✓ 廃棄ロスの削減 小売との共同商品開発 ✓ PB、コラボ商品の創出 | 小売との配送計画の共同立案 ✓ 配送ルート最適化 ✓ 配送時間・配送回数最適化によるコスト削減 | メーカーとの共同商品開発 ✓ PB、コラボ商品の創出 |

図 6.8 連携による各業界のメリット

6.1.4 CPFR

(1) 現状と課題

連携サービスを実現するうえで、連携サービスの一つであるCPFR(協力; Collaborative/計画; Planning/予測; Forecasting/補充; Replenishment)について整理する。CPFR自体は1995年末にウォールマートストアーズとワーナーランバート(現ファイザー)の間で実施されたCFAR(collaborative forecast and replenishment)に端を発し、ここにカテゴリマネジメント=商品企画や販売促進計画(planning)を加えたプロセスがCPFRである。

構想自体は古くからあるものの、システム導入やオペレーション変更に対する投資対効果が不明確なため、現状では共同での計画策定までは進んでいないのが現状である。

- ・ 定義：製配販の各プレイヤーが共同で販売予測、納入予測を行い、各社責任を持った生産・在庫・補充計画を策定する仕組み
- ・ 課題：様々なコストが必要だが、a)~c)のような問題から投資対効果が不明確なため、製配販での情報共有のみにとどまり、共同での計画策定は未達成
 - a) 新規システム構築・データ整備の手間・費用が必要
 - b) オペレーション変更や、社員教育にかかる手間・コストが必要
 - c) 機会ロス削減を通じた売上向上や、廃棄ロス削減によるコスト削減に対する効果が不明確

(2) 課題解決の方向性

(1)の課題は“投資対効果の不明確さ”に集約される。従って、提供形態・サービス内容・サービススキーム・商材の工夫により導入の簡易さと投資対効果の明確化を実現することがCPFRの導入推進には必要と考えられる。今後、以下の図6.9による手順で解決を図っていく必要があると考える。

| 課題 | 事例・ヒアリングに基づく解決の方向性 |
|-----------------------|--|
| ① 新システム構築 データ整備コスト | 提供形態 ✓ 既存システムからのインターフェース構築のみとし、PFへのアクセスにより共同作業を実現 |
| ② オペレーション 変更・教育 | サービス展開 ステップ ✓ 初期的にはPF上での自動的な共同計画策定により、現状のプロセスの手順・回数に大きな変更のない形で提供 ✓ 効果が明確化された段階でBPRへの展開を模索 ・ 自動発注システムや共同商品開発等のオペレーション連携まで拡大 |
| ③ 投資対効果 | サービススキーム ✓ 効果最大化の為、N:Nでの連携が必須。 ✓ 卸・コーポラティブチェーンを活用し小売を束ねた連携が効率的と想定 |
| | ターゲット商材 ✓ 効果が出やすく、顧客の意向を汲んだ商材をターゲットとする ・ 売上の割合の大きい商材 ・ 季節性の高い商材 ・ これから伸ばしたい商材 |

図 6.9 CPFR の課題解決の方向性

(3) 製×販への適用

CPFR をメーカーと小売間で実現するケースを考える。図 6.10 に CPFR 実施時のフローを示す。需要予測センターは、製販共通の需要予測を元に、共同で責任をもって生産計画を策定するための DB、分析機能、各種情報の表示機能を提供することとなる。

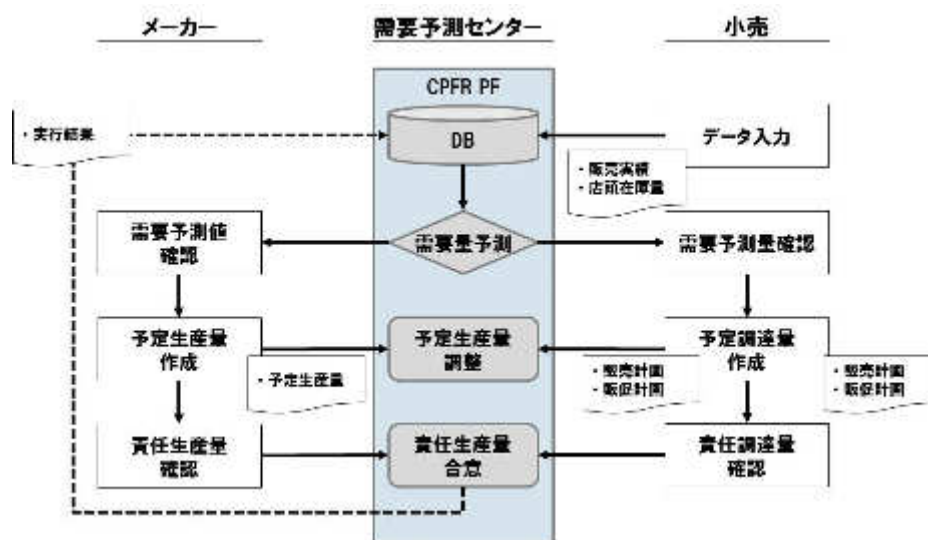


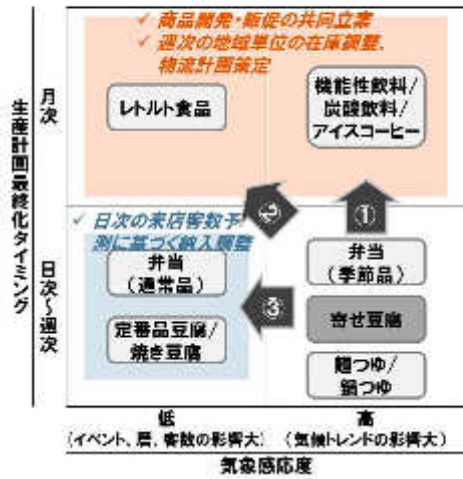
図 6.10 CPFR の製配販全体への展開

(4) 製配販全体への展開

食品ロス削減を効果的に進めるうえでは、CPFR についても製配販の業界全体に適用することが望ましい。ただし、各社の商材の特徴は様々であり、試行的に実施する製×販のケースをそのまま適用することは困難である。各社に適用を検討する際には、気象データがもつ特徴（時間軸、範囲）と商材毎の特徴を掛け合わせ、施策を検討していく必要がある。図 6.11 に、製×販のケースと、CPFR を全商品に拡張する場合の相違点や連携施策をまとめた。現状の気象予測は精度の点から、リードタイムが長い商材の生産調整に適用することは難しい。よって生産計画最終化タイミングが月次単位となる商材については、在庫調整や物流調整に気象情報を適用し「横持ち」におけるムダを無くしていくことなどが考えられる。

商材毎の特徴(コンソーシアムメンバー)

「寄せ豆腐」との相違点と施策案



| 相違点 | 連携施策案 |
|--|--|
| ① 生産計画に気象情報の適用は困難 一旦決定した生産計画の変更は困難 需給逼迫時は出荷調整で対応 | ・ 週単位の需要予測を元に、地域単位の在庫備在調整や物流計画の策定(製配) ・ 商品開発や販促計画の共同立案を実施(製販) |
| ② ①条件に加え、気候トレンドよりも日次の客数や層、イベントの影響大 | ・ 週単位の需要予測を元に、地域単位の在庫備在調整や物流計画の策定(製配) ・ 商品開発や販促計画の共同立案を実施(製販) |
| ③ 気候トレンドよりも日次の客数や層、イベントの影響大 | ・ 時間帯別天気予報+イベント情報を元に客数予測を行い、納入タイミング及び量を調整(製販/配販) |

図 6.11 CPFR の製配販全体への展開時における留意点と施策

6.1.5 連携に必要なサービス機能

連携に際しては、気象だけでなく需要予測に必要となる各種データを収集・整備し、サービスの継続的な開発とユーザビリティの追及、柔軟かつ拡張性の高いインフラを構築することが重要となる。この場合、事業主体が全ての機能を有することが困難な場合は、適宜、得意分野を有する企業とパートナーを組み展開することも有用である。

図 6.12 に、連携に際し必要となるサービス機能を示す。なお、各企業とも戦略上重要となる情報を表に出すことは難しいといった事情も、システムを設計の際には考慮する必要がある。

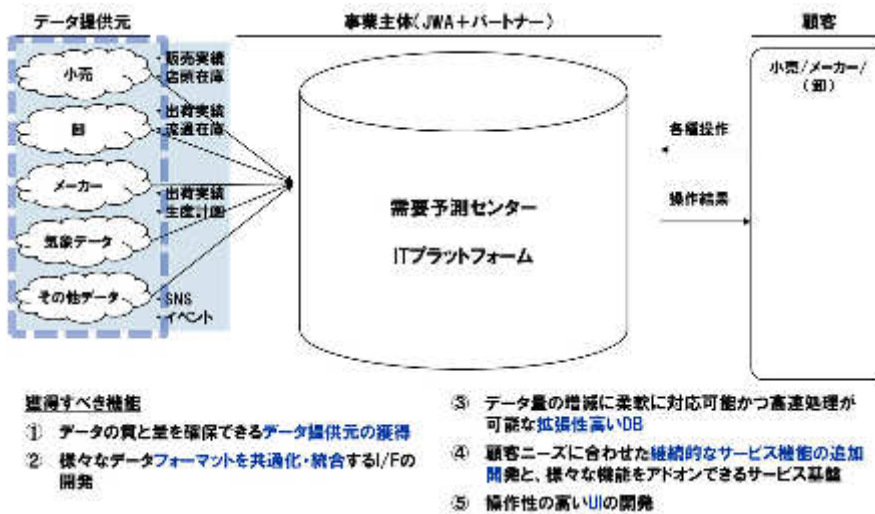


図 6.12 連携に際し必要となるサービス機能

6.2 IT システムの設計

本プロジェクトを事業化した際は、6.1.4 で示したように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を配信することを想定している。この需要予測センターでは、効率的な情報連携をするため IT 基盤を利用したプラットフォームが必要である。本事業では、6.1 で示したビジネスモデルを、安定かつ効果的に利用するためのシステム設計を行った。本節では、設計の概念、機能等についてまとめる。なお、IT システムは個社での利用を想定するが、画面に表示される多くの情報は、図 6.13 に示す通り、製・配・販の担当者が同時に閲覧するものである。来年度の実証実験フェーズでは、「同じ情報を見る」という連携を行うことの効果の測ることを念頭に置く。

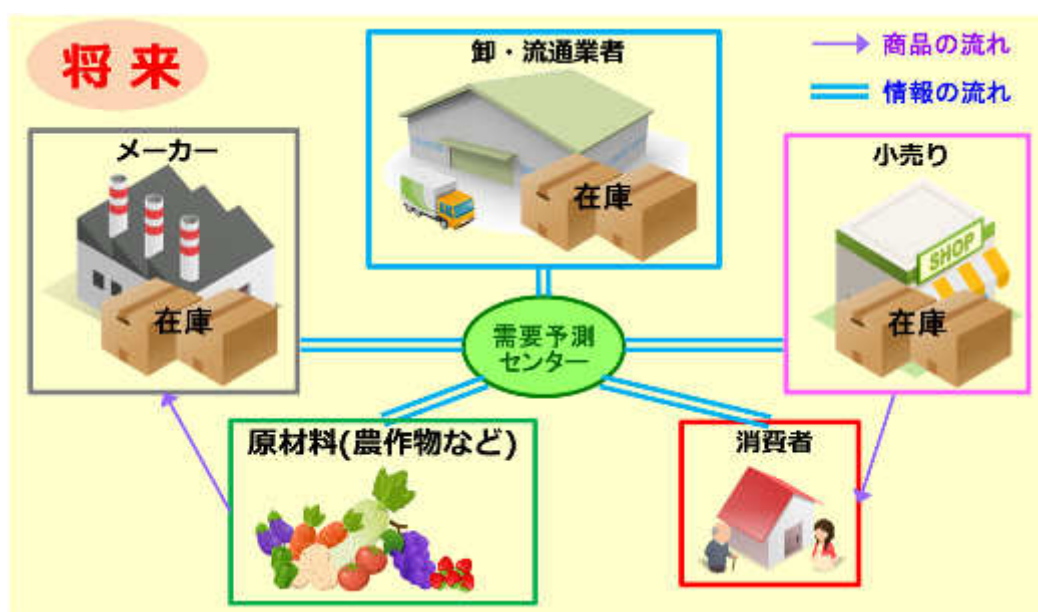


図 6.13 需要予測センターを中心としたプラットフォームの模式図

6.2.1 基本的な考え方

本システムでは気象情報を活用した需要予測データの作成ならびに表示を行い、生産・物流の最適化を図るプラットフォームを構築することが目的となっている。このため将来的には顧客の売上データや販売計画などと連携していくことを想定する。来年度の実証実験におけるシステムは、データ提供機能（閲覧機能）に主眼を置いた仕組みであり、オフライン・オンライン問わず直接顧客の POS データなどと接続することはない。ただし、一部は小売店の過去の売上データを使用することから、セキュリティ面を考慮した設計を行う必要がある。

たとえば、顧客に関するデータは、ネットワーク的にセキュリティ性のより高い場所（いわゆる Trust やプライベートネットワークと言われる領域）に配置することや、データ自体を暗号化等の加工を行ない、そのままでは意味のないデータとして格納するな

どといった設計が考えられる。

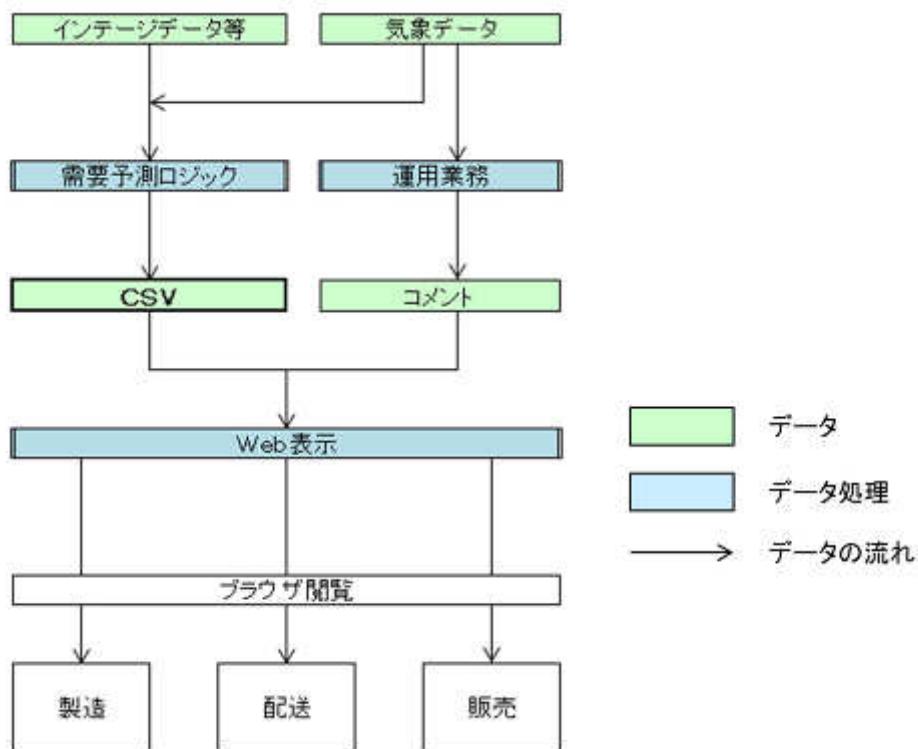
インターネットから接続を受ける領域には Proxy サーバを立て、不正なアクセスを跳ね返すような構成とする。

Web サーバでは、閲覧権限やデータアクセス制御を ID/パスワードを使用した仕組みとすることも必須となる。このように、将来の事業化を見据えながら、セキュリティ性が高く、かつ効率的なシステムの要件定義を行う。また、Web 表示で使用するデータは、あらかじめ CSV 形式に加工しておく仕組みを基本とすることである。これを行なうことで、Web サーバ内の顧客データは表示で使用する必要最小限のデータのみとなる。セキュリティを確保するだけでなく、表示速度の向上が見込まれるメリットもある。

6.2.2 システム概念図

使用する元データは、気象データや過去の売上データ、気象予報士によるコメントの 3 種類である。これらを組み合わせて処理して、平均気温の長期予報、商品ごとの需要予測を作成する。主たる機能は、平均気温予測、需要予測データの表示である。その他、長期予測以外の気象データ（天気予報、過去の気温など）や、過去の売上データ、ならびに気象予報士によるコメントを表示する機能を持つ。

利用者が閲覧するまでの流れを模式化すると図 6.14 のようになる。



6.2.3 機能概要

(1) 機能一覧

本システムの機能は下記の通りである。

- ・ データ取得・処理機能
- ・ コメント入力機能
- ・ CSV 作成機能
- ・ Web 画面表示機能
- ・ メール配信機能

(2) 使用するデータ

本システムで使用する主な気象データは下記の通りである。

- ・ アメダス観測値
- ・ アメダス平年値
- ・ 地上実況
- ・ ポイント予測（日本気象協会作成）
- ・ 10日間予測（日本気象協会作成）
- ・ ECMWF2週間予測
- ・ JWA1ヶ月アンサンブル
- ・ JWA3ヶ月アンサンブル

また、需要予測で使用するデータは上記に加えて次の通りである。

- ・ インテージ SRI 週次市場規模データ
- ・ 小売店舗別売上データ

(3) 表示機能

本システムは Web ブラウザにより表示を行う。表示画面の一覧は表 6.1 の通りである。

表 6.1 表示画面一覧

| 画面名 | 予測期間 | 備考 |
|----------------|--------|--------------|
| ログイン画面 | — | |
| 平均気温（全国マップ）画面 | 5 日先予報 | |
| | 2 週間予報 | ログイン後の初期表示 |
| | 1 ヶ月予報 | |
| | 3 ヶ月予報 | |
| 平均気温（地域別グラフ）画面 | 5 日先予報 | |
| | 2 週間予報 | |
| | 1 ヶ月予報 | |
| | 3 ヶ月予報 | |
| 平均気温（地域別表形式）画面 | 5 日先予報 | |
| | 2 週間予報 | |
| | 1 ヶ月予報 | |
| | 3 ヶ月予報 | |
| 需要予測（全国マップ）画面 | 1 ヶ月予報 | メニュー遷移後の初期表示 |
| | 3 ヶ月予報 | |
| 需要予測（地域別グラフ）画面 | 1 ヶ月予報 | |
| | 3 ヶ月予報 | |
| 需要予測（地域別表形式）画面 | 1 ヶ月予報 | |
| | 3 ヶ月予報 | |

画面表示の個別のサンプルは(5)に掲載するが、標準的な画面構成は図 6.15 の通りである。

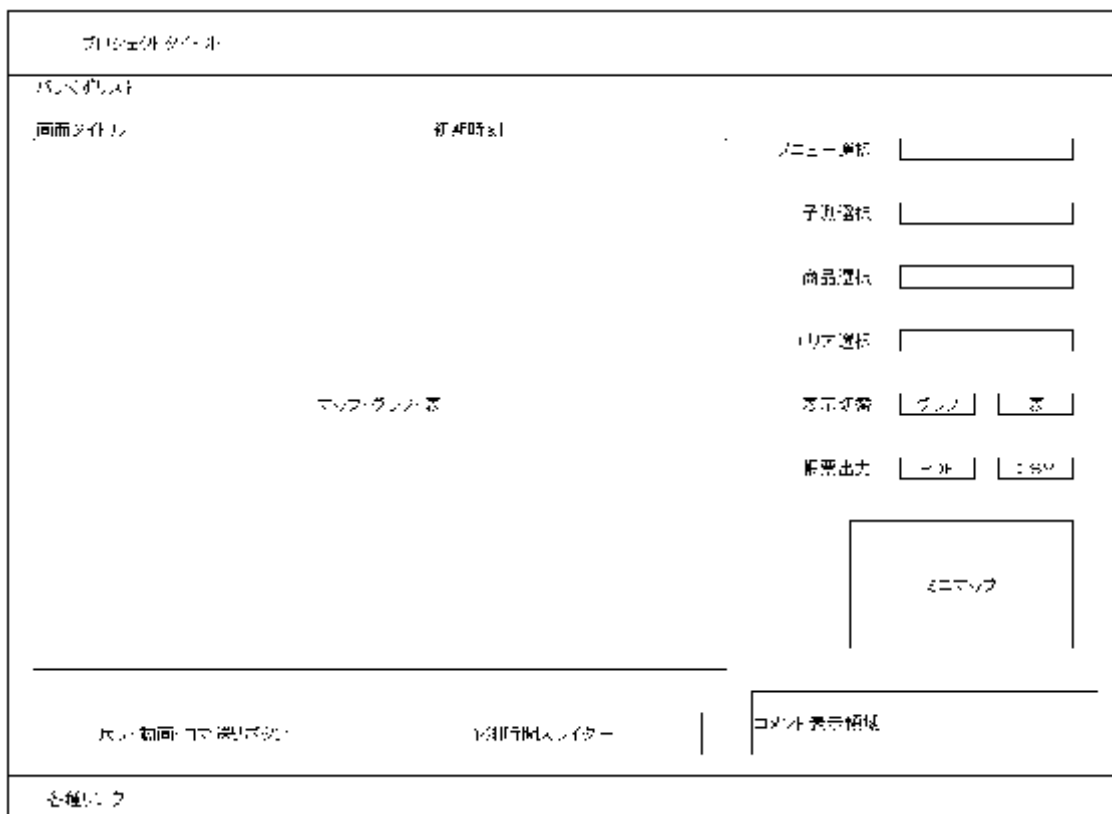


図 6.15 画面構成概念図

画面左から中央にかけてメインのマップやグラフ、表形式を表示する。

下部には動画ボタンや時間スライダーなどを設け、予測時間の表示を前後することが可能となっている。

画面右側には表示項目の選択が可能な操作領域となっている。メニュー選択は、プルダウンにより平均気温予測、需要予測の2種類が選択可能となっている。予測選択は予測期間の選択ができ、5日先予測や2週間予測など表示メニューにより変わってくる。商品選択は需要予測で有効となる。エリア選択は全国を含め北海道、東北、関東、京浜、信越、北陸、東海、近畿、中国、四国、九州、沖縄の12地域から選択が可能である。

表示切り替えボタンで時系列グラフ表示と表形式表示を切り替えることができる。また、帳票ボタンにより、表示で使用しているデータをCSV形式でダウンロードすることやPDFによる出力（表形式の場合を除く）が可能となっている。

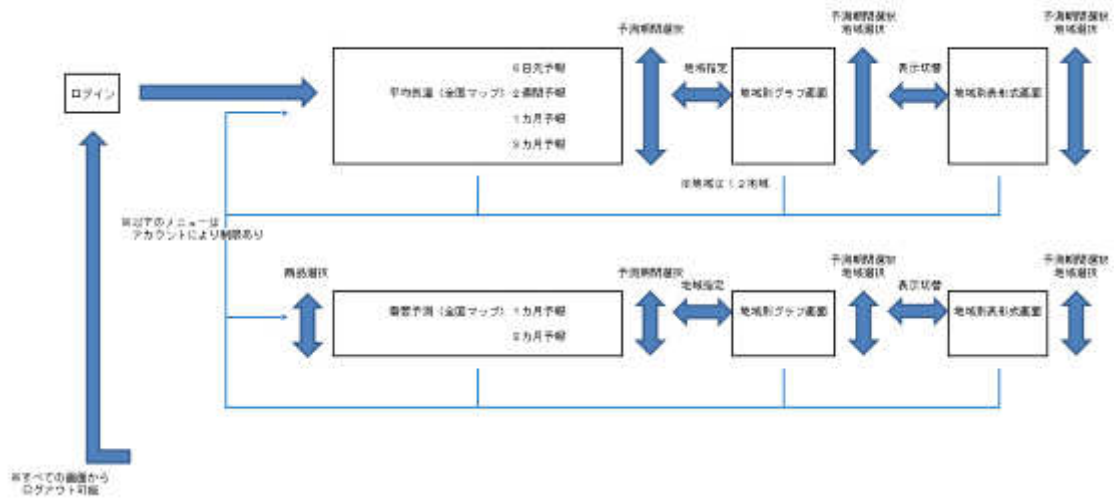


図 6.16 画面遷移図

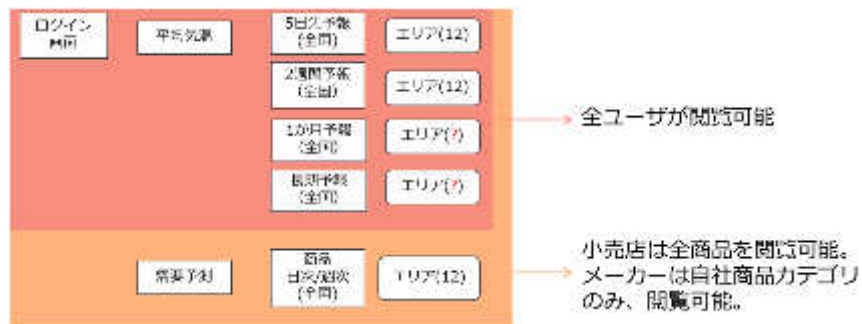


図 6.17 アクセス制御イメージ

ブラウザ表示機能の画面遷移は図 6.16 の通りである。また、アクセス制御のイメージを、図 6.17 に示した。

ログイン後の初期表示は平均気温全国マップの2週間予報画面となる。予測期間は2週間予報の他に5日先予報、1ヶ月予報、3ヶ月予報がある。マップ画面からマウスクリック等により地域を選択すると時系列グラフ画面に遷移する。さらに表示切り替えを行なうことにより表形式の画面に遷移する。

需要予測画面はログイン時に使用したアカウントにより制御がかかる仕組みとなっており、閲覧可能なメニューが制限される。需要予測画面には1ヶ月予報と3ヶ月予報があり、平均気温と同様に地域を選択すると時系列グラフ画面に遷移する。また表示切り替えを行なうことにより表形式の画面に遷移する。

アクセス制御については、平均気温については、全てのユーザーが閲覧可能なものとする。商品カテゴリごとの需要予測は、メーカーは自社が扱う商品カテゴリのみ、小売は全てのカテゴリの閲覧が可能なものとする。

すべての画面からログアウトが可能であり、ログアウト後はログイン画面に戻る。

(4) システム構成案

これらの機能を実現するための一連の処理をシステム構成に反映したものが、図 6.18 である。構築を検討しているサーバは、CSV 作成サーバ、コメント入力サーバ、Web サーバ、Proxy サーバ、メールサーバの 5 つである。各サーバを簡単に説明すると次のようになる。

「CSV 作成サーバ」は、気象データや過去の売上データなどから表示処理で使用する、長期予報、商品ごとの需要予測データなどの CSV ファイルを作成するプログラムが動作するサーバである。

「コメント入力サーバ (仮)」は、気象データから本事業の主旨を理解した気象予報士が判断して適切なコメントを入力する仕組みとなっている。作成されたコメントは CSV 作成サーバに出力される。

「Web サーバ」は CSV ファイルやコメントをもとに表示を行ない、ブラウザで閲覧表示が可能となるためのサーバである。「Proxy サーバ」は Web サーバのアクセスにおけるセキュリティ確保のため設置する。

メール配信は「メールサーバ」を経由して配信される。

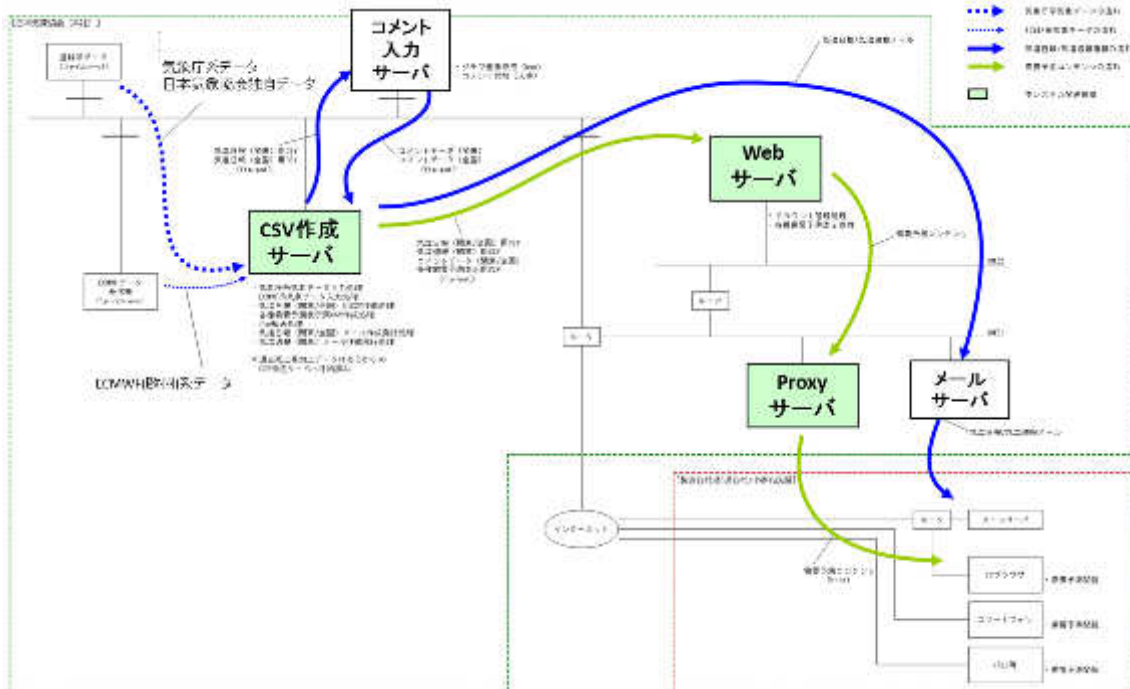


図 6.18 システム構成案

(5) 画面サンプル

最後にいくつか画面案 (平均気温) を図 6.19 から図 6.22 に列挙する。なお、これらはイメージであり、リリースまでのユーザーインターフェースの調整において変更される可能性がある。

- ・ 5日先予報サンプル（グラフ画面/表形式）

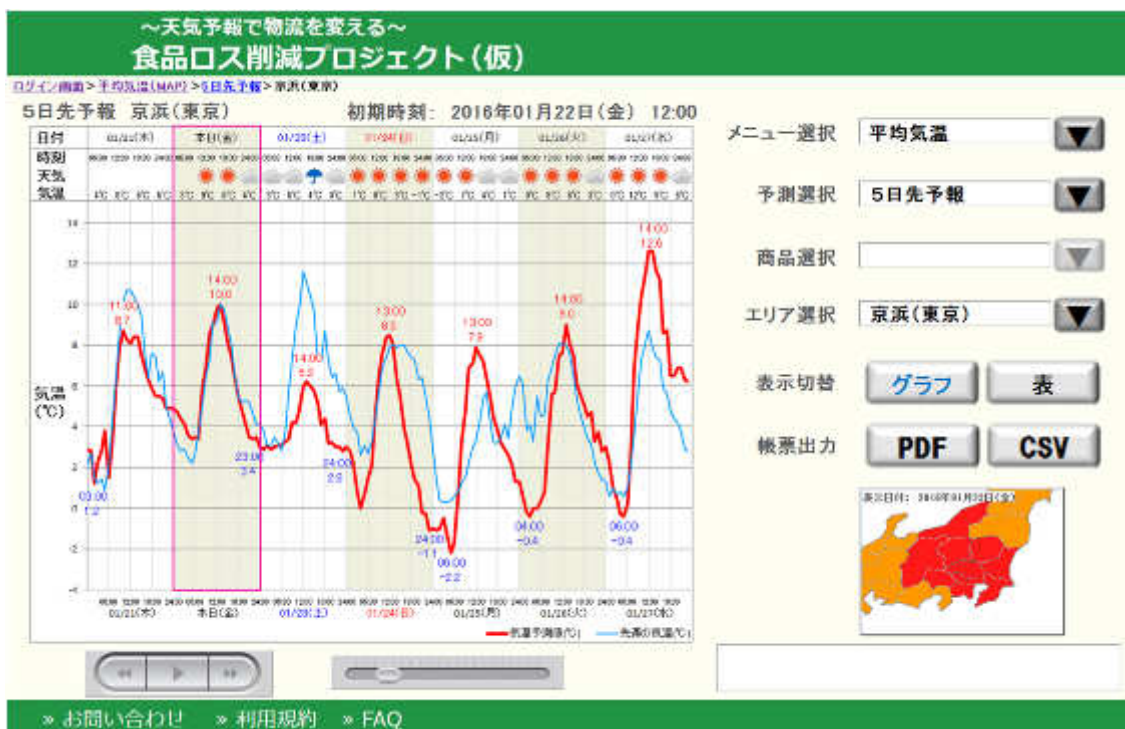


図 6.19 5日先予報グラフ画面



図 6.20 5日先予報表形式画面

- ・ 2週間予報サンプル（グラフ画面）

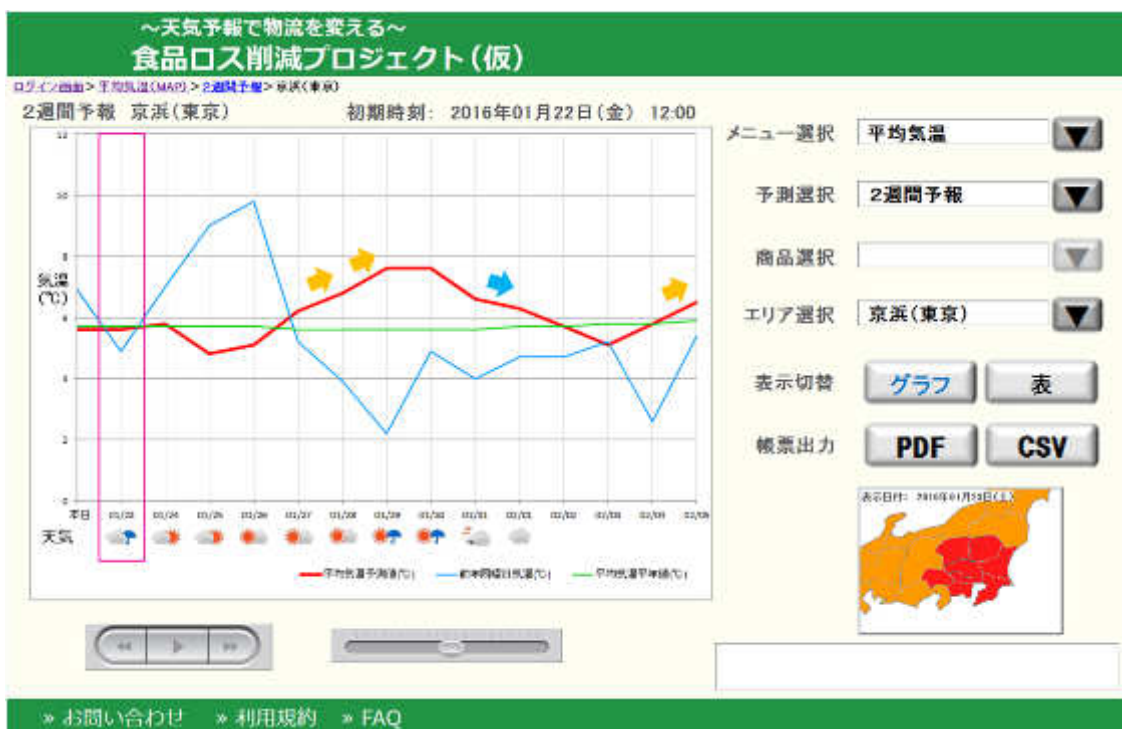


図 6.21 2週間予報グラフ画面

- ・ 1ヶ月予報サンプル（グラフ画面）

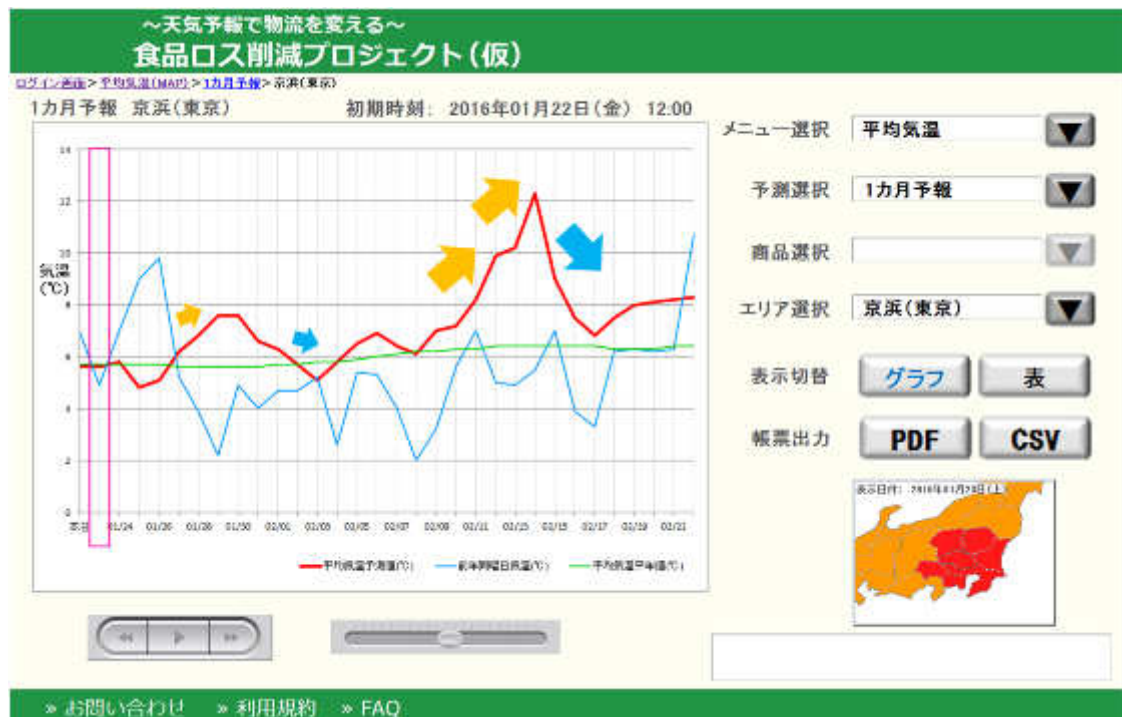


図 6.22 1ヶ月予報グラフ画面

6.3 まとめ

6.3.1 ビジネスモデル構想

本プロジェクトを継続的に持続させるためのビジネスモデル構想をとりまとめた。主な結論を以下に記す。

- ✓ 情報活用による食品ロス削減により各企業とも「企画・開発」「製造」「保管配送」「販売」それぞれのステージで省力化が図られ、その合計額は 2014 年度において 401 億円に達すると推定される。
- ✓ 共通の需要予測情報入手のメリットは「製」「配」「販」で異なるものの確実に存在する。分析の結果、「情報の可視化」「連携・支社内調整」「社外調整・高度化」のそれぞれの段階において、情報の共有によりどのような価値を創出できるかについての将来像を見出すことができた。また、気象が消費者の購買行動に与える影響を各社が「共通認識」して各社が各業務プロセスを改善することにより「製」「配」「販」連携は進むものと考えられる。
- ✓ 「製」「配」「販」連携による共通の気象情報にもとづく需要予測情報の活用はサプライチェーン改善において重要である。その一方、既に各社で異なるシステムが運用されていることやオペレーション変更には多大なコストを要すること等から、連携を現時点で全事業分野において実現することは非常に困難である。まずは個社間で連携が可能なところから試行的にサービスを実施し、その試行を拡張することが望まれる。

6.3.2 IT システムの設計

ビジネスモデル構想を実現するための IT システムの設計を実施した。主な実施項目を以下に示す。

- ✓ データ入手から需要予測データを構築し閲覧するまでの流れを整理した。
- ✓ 全体システムの概要図を作成し、各サーバ間のデータの流れをとりまとめた。
- ✓ システムの「機能一覧」「外部データ連携機能」「CSV 作成機能」「表示機能」「コメント入力機能」「メール配信機能」の要件定義を実施した。
- ✓ Web 閲覧画面案を作成した。

7. 平成 27 年度の成果と平成 28 年度の計画

7.1 平成 27 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。

7.1.1 食品分野での課題整理

メーカー・卸・小売の企業へのヒアリングの実施も含めて、食品分野における課題を表 7.1 の通り整理した。

表 7.1 食品分野での製・配・販の課題

| | 一般的な課題 | 気象利用可能性 |
|------|---|--|
| メーカー | <ul style="list-style-type: none"> ・ 消費者の最終需要ではなく、卸・小売の注文量を予測することで在庫量を判断している。小売の販売計画の影響も大きく受ける。(全般) ・ 見込み生産による廃棄ロスが生じている。(日配品) ・ 梅雨明けが早く急に卸・小売からの受注が増えると欠品リスクが高まる。(つゆ・飲料) ・ お盆明けに気温が低い状態が続くと、在庫が余り、廃棄リスクが高まる。(つゆ) ・ 地域ごとの需要の差異によって、在庫調整にミスマッチが生じ、横持ちによる輸送コストが発生している。(飲料) | <ul style="list-style-type: none"> ・ 日々の気象を用いた需要予測データを利用して、小売の注文量ではなく、店頭における商品の売れ行きを把握することで、見込み生産を減らすことができる可能性がある。 ・ 生産・物流担当者が、前年実績や前週実績など様々な因子を考慮して、経験と勘で判断を行っているため、需要量(注文量)とのミスマッチが生じている。需要を決定する因子の中で唯一、物理学的に予測可能な気象を用いた需要予測データをオペレーションに利用することで、生産量・在庫配置のぶれを少なくすることができる可能性がある。 |
| 卸・流通 | <ul style="list-style-type: none"> ・ 小売の注文量を予測することで、メーカーに対する発注量を決定するため、見込み発注になっている。(卸) ・ 人手不足によってドライバーの確保が難しくなっている。(流通) | <ul style="list-style-type: none"> ・ 需要予測データを利用したりテールサポートを実施できる可能性がある。 ・ 現状トラック中心の物流となっているが、荷主が事前に需要の高まりを予測することで、鉄道・フェリーへのモーダルシフトを行うことができる可能性がある。 |
| 小売 | <ul style="list-style-type: none"> ・ 消費者の最終需要を予測できず、見込み発注を行っている。 ・ 常に人手が足りず、POS データを需要予測に活用する余裕がない。 | <ul style="list-style-type: none"> ・ 季節ごと、商品のカテゴリごとの気象感応度を整理することで、特売や販売計画、棚づくりを考える上での指標になる可能性がある。 ・ 静的な指標に、リアルタイムの気象予測データを掛け合わせて利用することで、よりタイムリーな販売戦略が実施できる可能性がある。 |

これらの課題を解決するための取り組みには、個社で取り組めるもの、製・配・販の連携によって実現できるものの2つがある。

メーカーの個社での取り組みとして考えられるのは、生産量の適正化（日配品）、各物流拠点における在庫量の最適化、生産量の最適化（つゆ）、横持ちの解消（飲料）、などが挙げられる。卸・流通では、発注量・在庫量の適正化が考えらえる。小売では、同じく発注量・在庫量の適正化のほか、多種多様な商品・店舗・顧客の気象による影響を加味した販売計画などが期待される。

個社だけの取り組みは、アクションは起こしやすいが、本来は、製・配・販で同じ需要予測データを見るという連携を取ることで、卸・小売の発注量を最適化することが望ましい。つゆのヒアリング結果に記載の通り、メーカーにとっては、卸・小売との関係上、欠品を起こすわけにはいかないという思いがあり、「増産は可能だが、減産は難しい」という意見が強い。食品業界全体の生産量を最適化するには、製・配・販のコンセンサスが不可欠である。

本事業では、物流コストが大きい日配品や季節商品の中で気象による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。

7.1.2 気象データの利用方法

気温データの利用方法として、気象観測値と気象予測値の利用方法について整理した。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することとした。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、生産や在庫、物流の拠点ごとのデータを利用する必要があるためエリア毎の気象データを利用することとした。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平均することで作成した（図 7.1）。

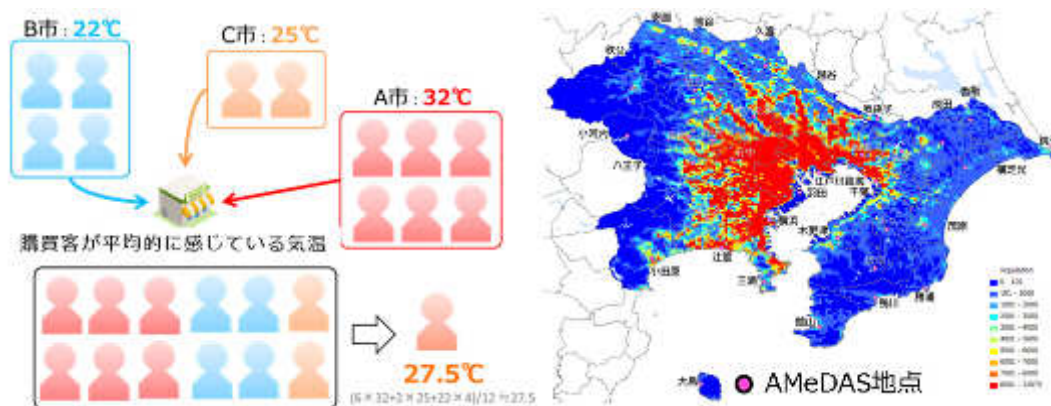


図 7.1 京浜エリアの人口重み付き平均気温の求め方と京浜エリアの人口分布

気象予測値については、2 日までの予測では GSM ガイダンスを利用し、1 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く、モデルアンサンブルをすると各単独モデル（ECMWF・気象庁）を利用するより精度が高くなることが分かった（図 7.2）。また、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よりも精度が高いことが分かった。また、各エリアの前週からの変化量の予測では、実際の変化量の分布を予測できることが分かった。

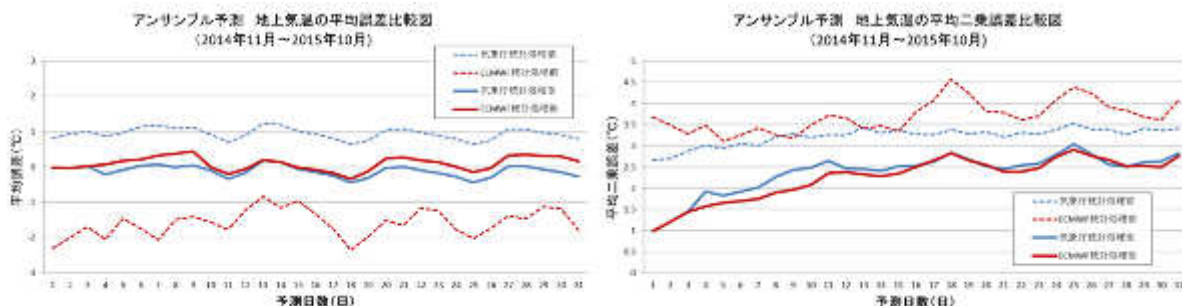


図 7.2 気象庁・ECMWF の統計前と統計後の精度比較（左：BIAS（平均誤差）、右：RMSE（平均二乗誤差））

7.1.3 需要予測モデルの高度化(メーカーの解析)

ここでは、平成 26 年度業務において開発した需要予測モデルが他の品目や地域に展開可能かどうかを検証するために、飲料（炭酸飲料・麦茶・コーヒー）の市場規模データの解析を実施した。

(1) 市場規模解析

炭酸飲料・麦茶・コーヒーの市場規模の解析を行った結果、エリア・商品に関わらず汎用的に気象情報に高い相関が認められた。また、実際の気温予測データを利用した解析により、麦茶・コーヒーでは 4 週間先までの市場規模の予測について、前年実績などの経験をもとにした推定値よりも利用可能性が高いことが示された（図 7.3、表 7.2）。

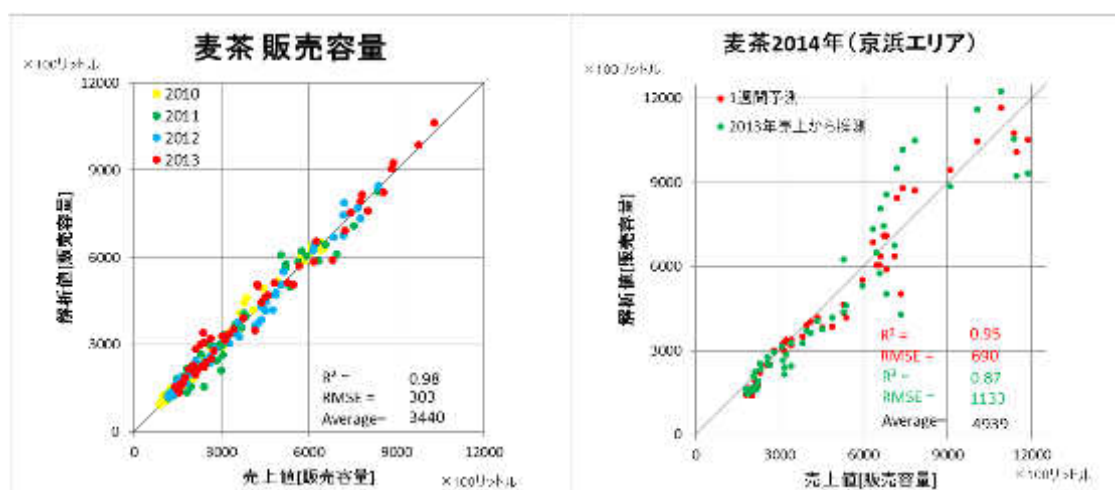


図 7.3 (左) 市場規模と解析値の散布図 (麦茶、京浜エリア、2010～2013 年)、
(右) 前年実績からの推定値(緑)・1 週間予測利用解析値(赤)と市場規模の散布図
(麦茶、京浜エリア、2014 年)

表 7.2 全国 12 エリアにおける需要予測の精度検証結果 (2014 年、麦茶)

| 麦茶 | 2013から推測 | | 1週間予測 | | 2週間予測 | | 3週間予測 | | 4週間予測 | |
|-----|----------|---------|-------|--------|-------|--------|-------|--------|-------|--------|
| | 決定係数 | RMSE | 決定係数 | RMSE | 決定係数 | RMSE | 決定係数 | RMSE | 決定係数 | RMSE |
| 京浜 | 0.87 | 1133.28 | 0.95 | 690.23 | 0.93 | 792.48 | 0.93 | 801.83 | 0.93 | 807.08 |
| 北海道 | 0.89 | 158.70 | 0.95 | 127.71 | 0.94 | 132.27 | 0.94 | 132.83 | 0.94 | 129.76 |
| 東北 | 0.81 | 349.58 | 0.92 | 217.81 | 0.91 | 234.32 | 0.91 | 230.12 | 0.91 | 237.40 |
| 関東 | 0.75 | 605.47 | 0.84 | 453.91 | 0.83 | 459.00 | 0.83 | 465.82 | 0.83 | 468.44 |
| 信越 | 0.87 | 161.81 | 0.94 | 113.62 | 0.93 | 127.50 | 0.92 | 124.18 | 0.92 | 124.16 |
| 北陸 | 0.86 | 103.78 | 0.93 | 68.73 | 0.92 | 73.23 | 0.92 | 73.85 | 0.91 | 78.94 |
| 東海 | 0.87 | 538.27 | 0.94 | 330.32 | 0.92 | 363.22 | 0.92 | 372.23 | 0.92 | 377.17 |
| 近畿 | 0.91 | 453.00 | 0.94 | 341.54 | 0.94 | 348.65 | 0.94 | 346.32 | 0.94 | 352.32 |
| 中国 | 0.90 | 177.90 | 0.94 | 147.71 | 0.94 | 148.19 | 0.94 | 139.55 | 0.94 | 138.11 |
| 四国 | 0.84 | 140.89 | 0.89 | 96.80 | 0.88 | 102.50 | 0.88 | 101.13 | 0.88 | 101.41 |
| 九州 | 0.88 | 260.42 | 0.91 | 224.57 | 0.91 | 229.55 | 0.91 | 234.30 | 0.91 | 235.64 |
| 沖縄 | 0.77 | 17.05 | 0.76 | 16.57 | 0.76 | 16.51 | 0.76 | 16.48 | 0.76 | 16.44 |

(2) 面的需要分布

ここでは物流量に関する課題（横持ち転送）への検討として、炭酸飲料・麦茶・コーヒーの需要変動および横持量を面的に可視化する分布図を作成した。炭酸飲料・麦茶において、物流のミスマッチのうち、気象による需要変化が原因で起きたと思われる事例を抽出し、「在庫配置において、気象を用いた需要予測データを利用して横持ちを解消できなかったか」という仮説立てを行った（図 7.4、図 7.5）。需要変化が顕著であった時期・エリアに着目し、時系列データの検証を行った。

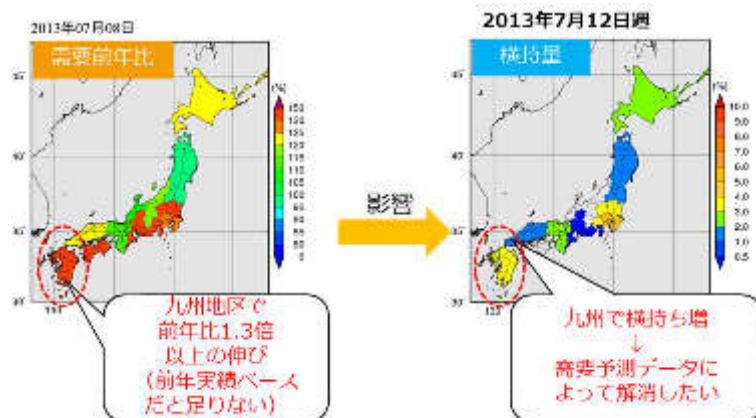


図 7.4 2013年7月8日週の炭酸飲料の前年比と商品 X の横持ち量

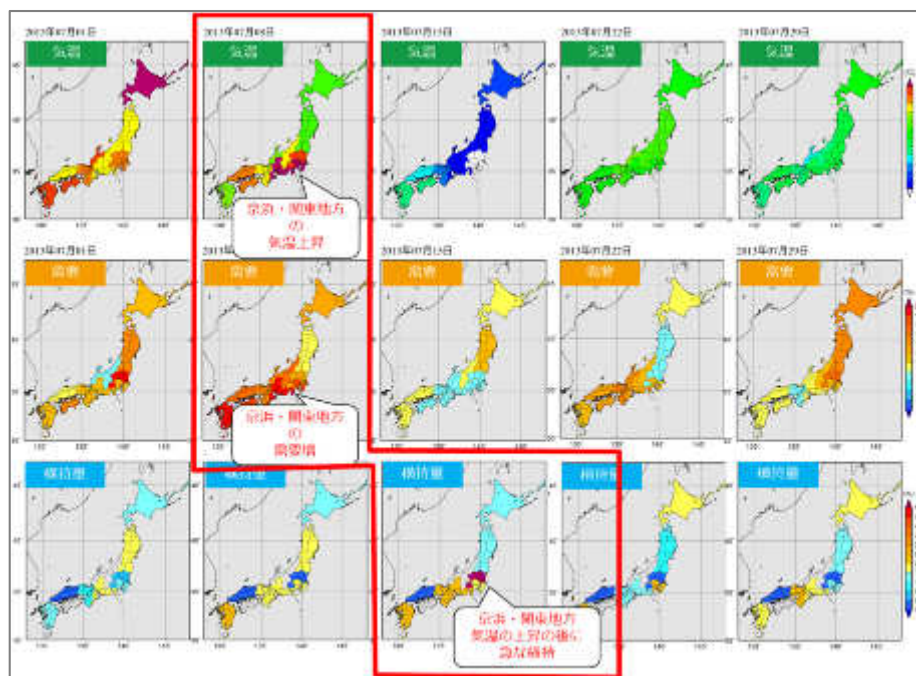


図 7.5 2013年7月における気温の前週比、麦茶の市場規模の前週比、遠距離横持ち転送の移入量

7.1.4 需要予測モデルの高度化(小売の解析)

ここでは、小売店のレシートデータやID-POS データ、また SNS データを利用した新たな需要予測モデルの構築検討を行った。解析には人工知能技術を活用した多品目・多店舗に対応可能な需要予測モデルの構築検討や、消費者心理に直結する「体感気温」の検討を行った。

(1) 体感気温の作成

Twitter のツイート情報から、客観的な気象観測よりも商品の需要に直結すると考えられる指標として「体感気温」の作成検討を行った。「暑い」「寒い」という単語が含まれるツイートの日別個数を集計し、各種気象要素で説明を行うことで、「暑い」「寒い」ツイートの変化をおおよそ再現する指標として体感指数を導出した。「暑い」については決定係数 0.77、「寒い」については決定係数 0.67 と高精度で推定することが可能となった(図 7.6)。

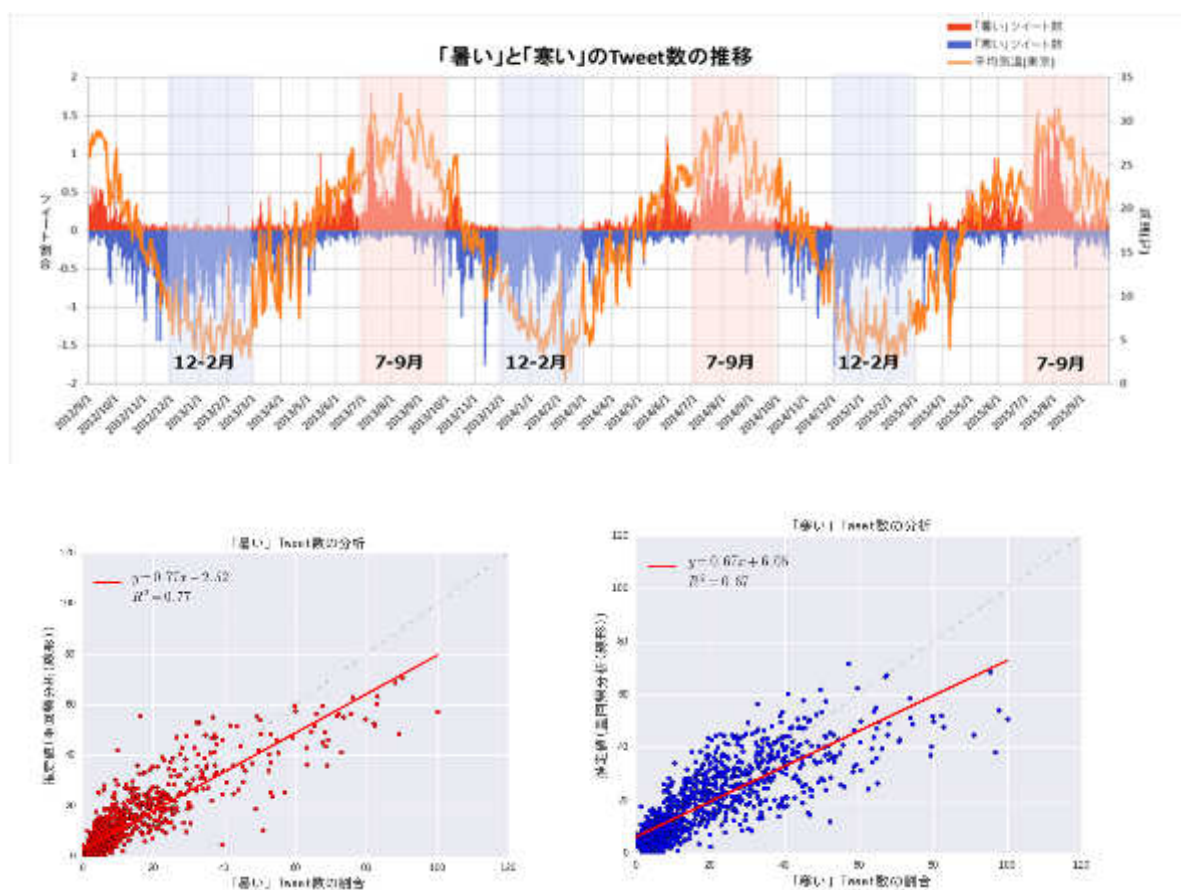


図 7.6 「暑い」「寒い」の日次ツイート数と気象要素による再現結果
(上段: 「暑い」「寒い」ツイート数の時系列図、
下段左: 散布図(暑い)、下段右: 散布図(寒い))

(2) 商品カテゴリ分類

株式会社バローのレシートデータを利用して、売上と気象感応度の ABC 分析を実施した。その結果、売上高では「鮮魚、豚肉、加工肉」、気象感応度では「みかん、葡萄、梨、桃、飲料」などが上位に分類された。

それぞれのカテゴリを合成した一覧表を作成したところ、売上高も高く気象感応度も高い AA カテゴリの商品として、「乳飲料、清涼飲料、鍋、嗜好品、飲料、練り製品」などの商品が入る結果となった（表 7.3）。これにより、小売店の大量の品目の中から、気象感応度も高く売上も高い、気象情報を重点的に活用すべき商品を特定することが可能になった。

表 7.3 商品カテゴリ分類の結果

| 売上 気温 | A (上位70%) | B(70-95%) | C(95%~) |
|------------------|--|---|---|
| A 80% | 乳飲料、清涼飲料、鍋、嗜好品、飲料、練り製品 等 | アイスクリーム、清酒、ビール、貝、加工野菜、みかん、葡萄、桃、梨、こんにゃく 等 | 野菜パン、果実酒、発泡酒、ノンアルコール、魚惣菜、文具、衣料、メロン、スイカ、和風パンフレット 等 |
| B 80% -95% | 食パン、菓子パン、牛乳、サラダ、栗物、妻物、土物、乾物、焼き菓子、惣菜、豆腐・あげ 等 | リトコール、オび・かび、輸入果物、スナック、中華 等 | ドーナツ、フランスパン、甘味実酒、食品パンフレット、芳香剤、殺菌、ローソク、電池、ギフト、切手、はがき 等 |
| C 95%~ | 乳製品、冷凍食品、デザート、牛肉、豚肉、とり肉、加工肉、鮮魚、塩干魚、季節野菜、調味料、出汁、たばこ、麺類、卵、漬物 等 | 和菓子・洋菓子、花、入浴、台所消耗品、カンキョウ、りんご、ドライフルーツ、バナナ、納豆 等 | 食パン、サンドイッチ、ケーキ、ウイスキー、ブランデー、野菜ギフト、豆・佃煮 等 |

(3) 店舗カテゴリ分類

株式会社バローの全店舗を対象に、各店舗の売上データと立地の特徴及び気象条件からクラスタリングを行い、店舗を 10 カテゴリに分類した（図 7.7）。これにより、個別店舗ではなく、類似した店舗カテゴリを考慮した需要予測が可能になった。

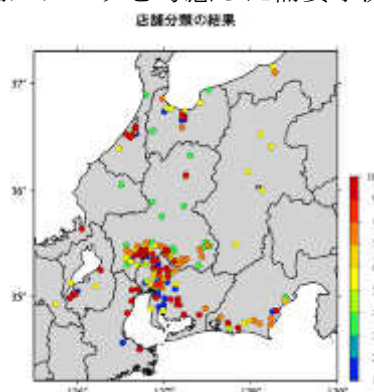


図 7.7 バロー店舗における店舗カテゴリ分類の結果

(4) 需要予測関連ソフトの開発検討

ここでは小売店の多品目・多店舗の需要予測に対応可能な汎用的な需要予測ソフトの開発検討を行った。人工知能技術の一つである機械学習を利用した予測手法と既存の回帰分析手法を用いて、約 200 店舗における来店客数の予測を行った。その結果、機械学習を利用した予測手法の精度が最も高く、2014 年の日次の来店客数の相関係数が全店舗平均で 0.86 の精度となった (図 7.8)。

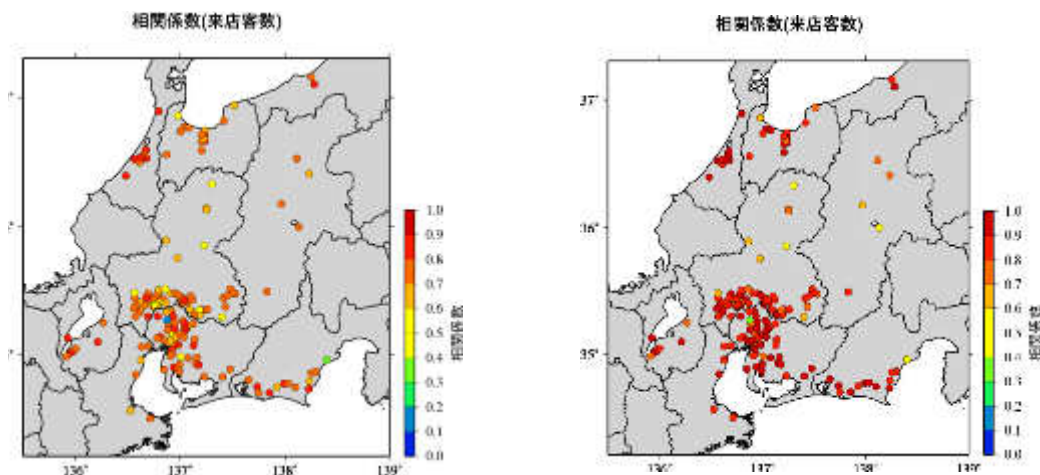


図 7.8 店舗毎の来店客数予測の相関係数の分布図
(左：線形回帰、右：機械学習)

(5) 顧客行動分析

気象と顧客行動の変化の関係を調査するために、ID-POS データを利用した顧客行動分析を行った。郊外型と駅前の店舗の 2 店舗において、来店頻度と客単価の違いを調査したところ、双方の来店頻度や購買層に違いが見られた。また人工知能技術のベイジアンネットワークを利用して来店行動に影響を与える要素を調査したところ、「前日日射量」が「2日に1回程度来店する顧客」に影響を与えるという結果が得られた。

これを商品カテゴリや気象予測情報と組み合わせることで、気象による需要変動を先読みして、気象による需要変動時に小売店から消費者への施策を行うことが可能になる。要因分析の模式図を図 7.9 に示す。

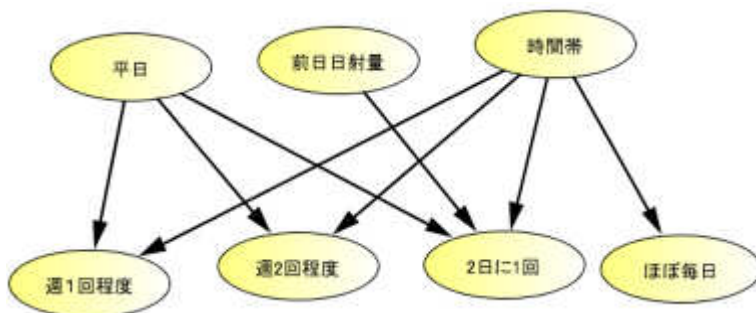


図 7.9 来店頻度毎の顧客に影響する要因分析結果の一例

7.1.5 実証実験

(1) サプライチェーン全体での情報共有

a) 日配品

相模屋食料の寄せ豆腐を対象に実証実験を行った。日配品の売上は製品を日々納入するため、小売店の特売や曜日の影響を受けて変動する。そこで、曜日や特売の影響を取り除いた上で気象に連動する部分のみを抜き出して解析を行い、需要予測モデルを構築して日々、予測値を配信した。また、利用者のニーズに合わせ、前週からの気温変化や体感気温、天気なども合わせて送信した。

その結果、前年度と比較して食品ロスを約 30%、CO₂ 排出量を 187 トン削減した。これは、情報を日々送った結果だけでなく、担当者が情報を利用したオペレーションの計画 (Plan)、情報を利用したオペレーション (Do)、情報の利用方法の検証 (Check)、さらなるオペレーションの改善 (Action) を行った結果と考えられる。本実証実験では、オペレーションの改善効果は、情報を日々送受信した上で利用することによってオペレーションが改善する外的効果より、利用方法を意見交換しながら情報を構築する過程で生まれる担当者の気象への考え方の変化などの内的効果の方が大きいことが分かった。

b) つゆ

Mizkan の冷やし中華つゆを対象に実証実験を行った。つゆは、生産リードタイムが数週間であり、特定の季節に需要が集中する傾向にある。また、需要は季節終了後に大きく減少するため、終売の需要予測を行うことが重要な商品である。本実証実験ではエリア別週別に積算売上量を算出し、週に 1 回情報配信を行った。

その結果、前年度のオペレーションと比較して最終在庫を約 20%弱、CO₂ 排出量を 1.5 トン削減した。本実証実験でも各企業の「気象は需要予測に有用である」ことへの理解が進んだことによって達成されたと考えられる。

(2) サプライチェーン内の輸送方法の変更

ネスレ日本のコーヒーを対象に実証実験を行った。飲料は、生産リードタイムが1～2カ月と長く、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。

通常、商品はトラックで輸送されるが、意思決定を早期化することで環境負荷の低い船舶に変更することが可能である（モーダルシフト）。ネスレ日本ではこれまで気象庁の1週間予測を利用してオペレーションを行ってきた。本実証実験では、「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、意思決定を早期化することでモーダルシフトの推進を実現した。また、船会社には「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 を利用して海象予測を配信することで内航船の省エネルギー運航を実現した。その結果、CO₂ 排出量を 101.4 トン削減した。

また、参加企業 A 社の炭酸飲料、参加企業 B 社の麦茶を対象に 2013 年 7 月の事例解析を行った。事前に需要予測を入手することによって、生産調整やモーダルシフトを併用することで、無駄な物流である横持ちを解消あるいは効率化できる可能性を示唆した。

(3) サプライチェーン内の流通期限の変更

小売店 C の鍋つゆを対象に実証実験を行った。鍋つゆは冬場に需要が集中し、春以降はほとんど需要がない商品のため、季節最終盤の仕入れ量調整が重要である。仕入れ量が多すぎる場合は小売店でマークダウンコストもしくは廃棄が発生している。

そこで、これまで 12 月に行っていた最終仕入れを 1 月中旬に変更すると仮定して、1 月以降に特売によって在庫をコントロールして削減できる食品ロスを算出した。その結果、解析ベースでは、これまである一定以上の特売をしなければ売れなかった商品数を 7.9% 減少させ、CO₂ 排出量を 7.1 トン削減できることが分かった。

7.1.6 ビジネスシステムの構築検討

(1) ビジネスモデル構想

本プロジェクトを継続的に持続させるためのビジネスモデル構想をとりまとめた。食品ロス削減により各企業とも「企画・開発」「製造」「保管配送」「販売」それぞれのステージで省力化が図られ、その市場規模合計額は2014年度において401億円に達すると推定されることが分かった。

また、共通の需要予測情報入手のメリットを「製」「配」「販」それぞれについて整理し、分析した結果、「情報の可視化」「連携・支社内調整」「社外調整・高度化」のそれぞれの段階において、情報の共有によりどのような価値を創出できるかについての将来像を見出すことができた。また、気象が消費者の購買行動に与える影響を各社が「共通認識」して各社が各業務プロセスを改善することにより「製」「配」「販」連携は進むものと考えられる。その一方で、既に各社で異なるシステムが運用されていることやオペレーション変更には多大なコストを要すること等から、連携を現時点で全事業分野において実現することは非常に困難である。

そのため、まずは個社間で連携が可能なところから試行的にサービスを実施しながら必要なサービスを共有する「情報連携」を進め、将来的にCPFRのような「オペレーション連携」へと拡張していくことが事業の実現可能性を高める施策であるという考えに至った（図7.10）。



図 7.10 ステップ毎の連携イメージ

(2) IT システムの設計

ビジネスモデル構想を実現するための IT システムの設計を実施した。将来的に連携に際して必要となる需要予測センターの IT プラットフォーム (図 7.11) を達成するために、ここではその 1 歩目となる「情報連携」に必要なシステムの要件定義を実施した。また、情報連携に必要な Web 表示システムの「5 日先予報グラフ画面」「5 日先予報グラフ帳票」などの主要な画面案を作成した (図 7.12)。

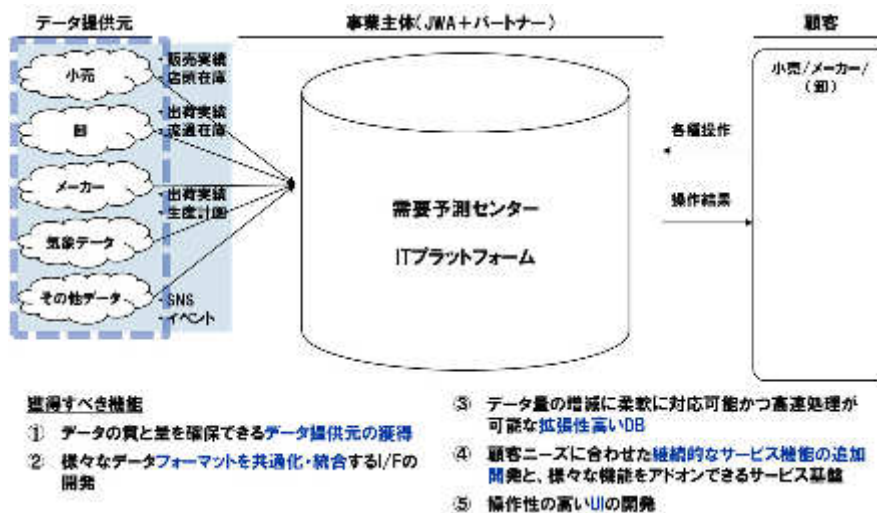


図 7.11 連携に際し必要となるサービス機能

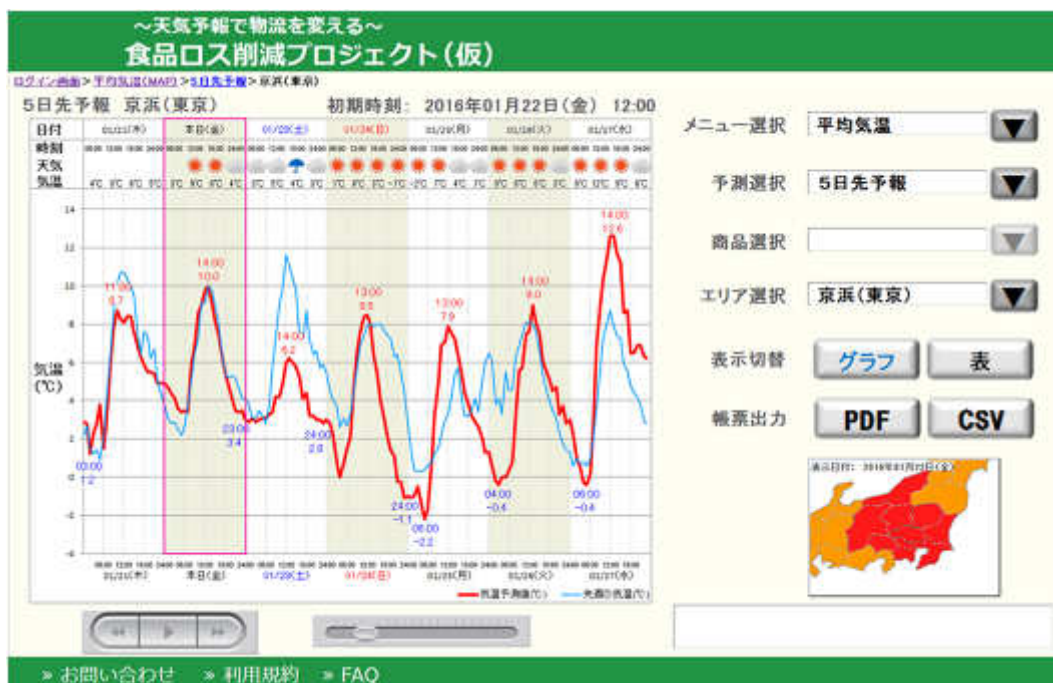


図 7.12 Web 表示システム画面案

7.1.7 事業の効果

本事業の実証実験による二酸化炭素削減量の総量は 289.9 トンであった。そのうち、モーダルシフトによる削減量 101.4 トンは製造業と流通業の連携による削減効果で、商慣行の改善による効率化の効果と言える。

また、これらの取り組みが各商品にかかわるすべての企業に拡張したと仮定して試算した場合、二酸化炭素削減量は 2033 トンとなった。それぞれの削減効果を表 7.4 に整理する。

表 7.4 二酸化炭素削減効果

| 項目 | 結果 |
|-----------------------|----------|
| 省エネルギー効果、二酸化炭素排出量削減効果 | 289.9 トン |
| 商慣行の改善による効率化の効果 | 101.4 トン |
| 事業展開や将来的な波及性に関する効果 | 2033 トン |

7.2 平成 28 年度の計画

平成 27 年度は、需要予測モデルを高度化して、製・配・販で連携・共有し、ビジネスシステムを構築検討した。平成 28 年度はさらに連携を推進する。各事業者の連携を進めるためには、まず各社で「情報の見える化」を実現した上で「情報の個社利用」を行い、最終的に「情報の連携利用」と段階を踏む必要がある。平成 28 年度は、連携の各段階において以下の取り組みを行う計画である。

7.2.1 情報の見える化

情報の見える化では、人工知能を利用した需要の可視化方法を検討する。

- ・ 人工知能を利用した情報の大量生産・知見の発見
- ・ 個社が必要とする個別情報の試作とその適切な表現方法の検討

例として、メーカー向けには自社商品の横持ちマップ、卸向けには商品需要の特徴をとらえた商品の売れ行きテーブル、小売向けには商品や店舗のカテゴリ分類や、消費者行動・体感気温などの消費者の情報が挙げられる。

7.2.2 情報の個社利用

情報の個社利用では、Web システムを活用した面的需要予測情報の活用を検討する。

- ・ Web システムによる気象予測情報、需要予測情報の配信
- ・ 個社で情報を閲覧し情報利用の PDCA サイクルをまわして利用可能性検討

平成 29 年度以降の事業化に向けた Web システムのプロトタイプを利用して実証実験を行う。これまで実証実験を実施していない卸・小売についても実施する。メーカーについては、面的な情報の活用により今年度の課題の解決策を検討する。

7.2.3 情報の連携利用

情報の連携利用では、製・配・販で連携する実証実験を本格的に行う。

- ・ コンソーシアムメンバー内の企業連携のマッチングの実施
- ・ 需要予測情報を共有することによる実証実験の推進
- ・ モーダルシフトの推進に加え、共同販促、CPFR 等の新規枠組みを検討

平成 29 年度以降の事業化を見据え、実運用に近いレベルでの情報連携に取り組む。そこで新たな課題抽出と解決を行い、事業化に必要な環境整備を行う。