

令和 6 年度食品ロス削減緊急対策モデル支援事業
需要予測の高度化とダイナミックプライシング
を活用した食品ロス削減

令和 6 年度
報告書

令和 8 年 3 月 31 日

一般財団法人 日本気象協会

令和6年度食品ロス削減緊急対策モデル支援事業

需要予測高度化によるダイナミックプライシング

を利用した食品ロス削減

目次

1.	はじめに	1
1.1	事業の背景	1
1.2	事業の目的	2
1.3	事業の概要	3
2.	業務設計と初期分析.....	7
2.1	現状業務課題の把握.....	7
2.1.1	現状業務のヒアリング	7
2.1.2	初期分析.....	12
2.2	課題解決手法の検討.....	23
2.2.1	新たな業務プロセス.....	23
2.2.2	新たなオペレーションシステム.....	25
3.	机上検証（PoC）	28
3.1	対象の設定	28
3.2	予測モデルの構築.....	30
3.3	予測精度検証.....	39
3.3.1	来店客数予測.....	40
3.3.2	需要予測.....	43
3.3.3	計画数量推奨.....	46
3.3.4	値引推奨.....	47
4.	実証実験（PoB）	50
4.1	システム構築.....	50
4.2	実証実験の結果評価.....	57
4.2.1	評価指標と評価方法.....	57
4.2.2	比較期間の各指標の推移.....	58
4.2.3	機能評価.....	59
4.2.4	KPI の評価.....	65
4.2.5	事業成果.....	68
4.2.6	課題	70
4.3	社会実装していくための要件整理.....	72

5. まとめ	73
5.1 事業内容の設計.....	73
5.2 机上検証	76
5.2.1 対象の設定.....	76
5.2.2 予測モデルの構築.....	76
5.2.3 精度検証.....	77
5.3 実証実験	82

1. はじめに

1.1 事業の背景

我が国では令和5年度の推計値で食品ロスが年間464万トン発生している。その内訳は、食品製造業108万トン、食品小売業48万トンであり、製造業・小売業が全体の34%を占める。食品ロスは令和4年度に平成12年度比の半減目標を達成したものの、今後はさらなる削減が求められている。

製造業や小売業における廃棄は、食品の製造工程で発生する食品廃棄物や売れ残りによる食品ロスに加え、流通各段階における需要予測の精度不足によっても発生している。近年は、気象をはじめとする各種データの整備が進むとともに、AIを活用した高度な予測手法が開発されており、これらを活用した需要予測の高度化は食品ロス削減に有効である。

しかし、需要予測を高度化しても、消費者需要の変化を完全に予測することはできない。そのため、予測誤差が生じた場合の代替策も併せて整備する必要がある。近年は、賞味期限内の商品をフードバンクや子供食堂へ提供し、食品ロスを回避する取り組みが進められている。一方で、賞味期限0日など極めて賞味期限が短い商品については期限の制約からこうした提供が難しい。したがって、このような商品では、店舗で在庫状況や賞味期限を踏まえて適切に値引を行うなど、販売方法を工夫して売り切ることが重要となる。

また、サプライチェーンの連携不足は生産性低下の大きな原因である。小売業は直近の売上や在庫を確認して発注するため、日配品などでは製造業が納品可能なリードタイムより短いリードタイムで発注する傾向がある。その結果、製造業は小売業の発注を予測して原料調達・生産を行う見込み生産を余儀なくされ、予測精度が十分でない場合には過剰生産や緊急対応が発生し、生産性低下につながる（図1.1）。この課題は、受発注のリードタイムを延長し、需給情報を事前に連携することで改善が可能である。

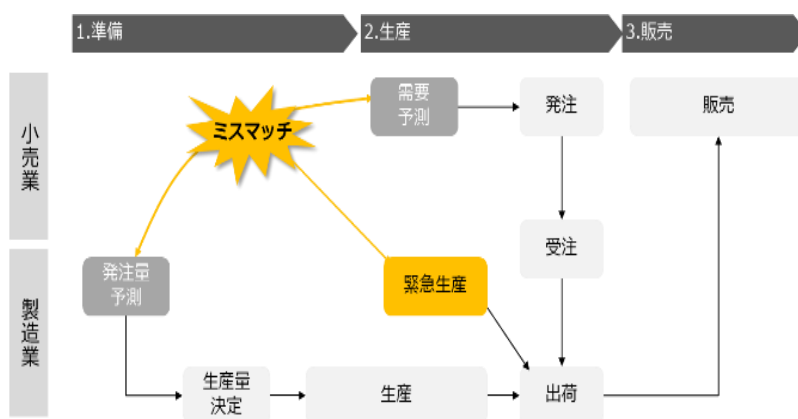


図 1.1 製造業と小売業の注文量のミスマッチの模式図

1.2 事業の目的

本事業では、前項の市場ニーズを考慮して、①フードサプライチェーンにおける需要予測の高度化・活用、②ダイナミックプライシングによる販売方法等の工夫を行い、食品ロス削減を実現することを目的とする。下記にそれぞれの取り組みに関する詳細を示す。

(1) フードサプライチェーンにおける需要予測の高度化・活用

小売業における販売実績に加え、気象、人流データを収集し、AI を活用して需要予測モデルを高度化することで、小売業の食品ロス削減を目指す。また、図 1.2 に示すように製造業と小売業が連携し、受発注リードタイムを延長する仕組み（CPFR¹）を構築することで、製造業の生産性向上を目指す。

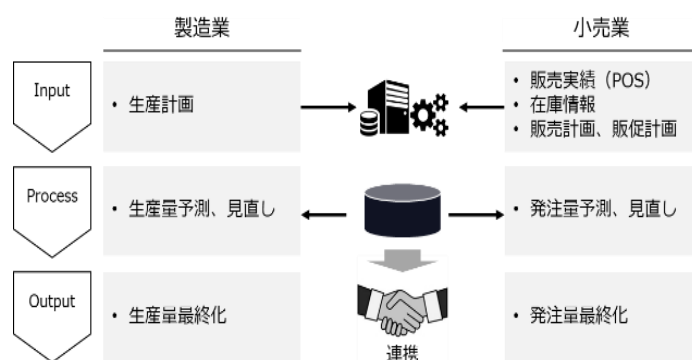


図 1.2 CPFR の運用イメージ

(2) ダイナミックプライシングによる販売方法等の工夫

小売業における在庫状況をデータ連携によって把握し、AI・IoT などを利用したダイナミックプライシングモデルで適切に価格設定を行い、食品ロス削減を目指す。

¹ CPFR とは「Collaborative Planning, Forecasting and Replenishment」の略で、「協働計画・予測・補充」を意味し、小売業者と製造業者が連携して、商品供給の計画、在庫管理、販売予測、商品の補充などを行う仕組み。CPFR の主な目的は、サプライチェーン全体の効率を高め、過剰在庫や在庫切れを減らすことである。

1.3 事業の概要

(1) 対象商品

食品分野は、売上高物流コスト比率が表 1.1 に示すとおり製造業・卸売業・小売業ともに 5%以上を占め、全業種平均の 4.70%を大きく上回っており²、物流の最適化が重要な分野である。

その中でもオペレーションにおいて最も課題が大きい商品群は、賞味期限が短く毎日配送が必要で売れ残った商品は廃棄せざるを得ない日配品である。日配品における課題は、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、流通各段階で注文量のミスマッチが生じていることと考えられる。

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%

(2) 対象企業

本事業では CPFR の効果検証をするため、小売業と製造業の連携実証実験を行う。小売業としてはスーパーマーケットを運営している株式会社バローホールディングス（以降、バロー）、製造業としてはバローに原材料を納品している株式会社ダイエンフーズ（以降、ダイエンフーズ）、惣菜などを納品している中部フーズ株式会社（以降、中部フーズ）、業務統括、コンサルティングとして一般財団法人日本気象協会（以降、日本気象協会）、システム構築・客数予測はソフトバンク株式会社（以降、ソフトバンク）が参加して事業を行った（表 1.2）。

表 1.2 令和 5 年度事業 参加企業の一覧

項目	業態	役割
一般財団法人 日本気象協会	コンサルティング	業務統括、客数予測、需要予測 計画数量、値引推奨量算出
株式会社ダイエンフーズ	原材料メーカ	原材料をバローに納入
中部フーズ株式会社	製造メーカ	加工品をバローに納入
株式会社バロー ホールディングス	小売業	店舗運営
ソフトバンク株式会社	システム	クラウドシステム構築、客数予測

² 平成 26 年度物流コスト調査報告書 日本ロジスティクスシステム協会

また、本事業では関係する食品企業（バロー、中部フーズ、ダイエルフーズ）、システム関連事業者（ソフトバンク）、コンサルティング事業者（日本気象協会）及び学識経験者で構成される検討会を設置し、実証・調査の結果を踏まえて、普及に当たっての課題や改善策などについて検討を行った。検討会の内容を表 1.3 に参加者を表 1.4 に示す。

表 1.3 検討会の内容

項目	業態	役割
第 1 回検討会	2025 年 7 月 29 日	業務設計・初期分析の報告 PoC/PoB に向けた課題整理
第 2 回検討会	2025 年 10 月 23 日	PoC の結果報告 PoB に向けた課題整理
第 3 回検討会	2026 年 3 月 3 日	PoB の結果報告 展開に向けた課題整理

表 1.4 検討会参加者の一覧

区分	氏名	所属組織	所属部門
学識経験者	須山 憲之	東洋大学	経営学部マーケティング学科
製造メーカー	大石 剛	中部フーズ	経営企画部
	河合 秀樹	中部フーズ	デリカ事業部 SM 販売部
原材料メーカー	中世古 元康	ダイエルフーズ	営業部
小売業	芳尾 聡一郎	バロー	流通技術本部システム部
システム	羽田 司	ソフトバンク	次世代戦略事業本部
	清水 貴大	ソフトバンク	次世代戦略事業本部
	中村 大樹	ソフトバンク	広域法人第一営業本部
コンサルティング	森 康彰	日本気象協会	気象 DX 事業部
	中野 俊夫	日本気象協会	気象 DX 事業部
	吉開 朋弘	日本気象協会	気象 DX 事業部
	鈴木 はるか	日本気象協会	気象 DX 事業部
	伊藤 紀基	日本気象協会	気象 DX 事業部
	小池 崇子	日本気象協会	気象 DX 事業部
	Tay HaoLei	日本気象協会	気象 DX 事業部
	Antonov Lev	日本気象協会	気象 DX 事業部

(3) 参加企業における課題

需要予測の精度が十分でないことに起因する過剰生産の一例として 2024 年 10 月 1 日から 11 月 10 日の全店舗平均の降雨量、来店客数、店内調理品の売上、廃棄量及び値引率の時系列データを図 1.3 に示す。ここで値引率とは値引金額/販売金額とした。バローなどのスーパーマーケットでは降雨日に消費者の外出が減少するため、来店客数も減少する傾向がある。一方、店内調理品については、前日に経験と勘に基づいて原材料を発注し、当日の午前中から生産を開始しているが、担当者は日々の売上動向を考慮しているものの、消費者の行動変容を引き起こす降雨の影響までは十分に織り込めていない場合がある。図 1.3 の 11 月 1 日には降雨により来店客数が減少したにも関わらず、生産量が十分に調整されず、結果として廃棄量及び値引率が大きく増加していた。このように店舗において過剰発注・過剰生産が発生すると、原材料の在庫水準が乱れ、製造業への発注量の変更が生じることで、製造業においても在庫過剰が発生するなど、サプライチェーン全体の生産性低下につながる。

したがって、まず小売業の発注量及び生産量を最適化し、その情報を事前に製造業へ連携することがサプライチェーン全体の最適化において重要であると考えられる。また、それでもなお生産量が過大となり商品が余剰となる場合には、値引率を最適化して売り切り、廃棄量を削減することが重要である。

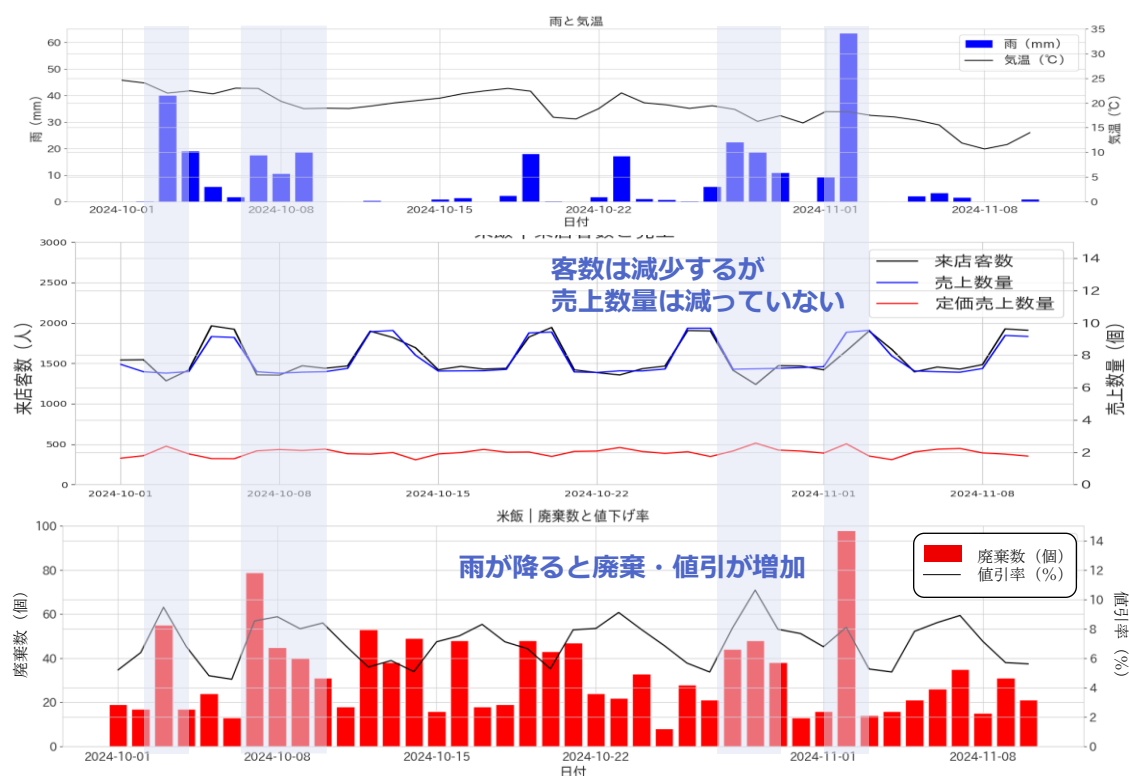


図 1.3 在庫過剰の一例

(4) 本事業における実施内容

本事業では、まず現状業務課題のヒアリングを行って業務変革の方向性を検討し、計画数量推奨モデル、ダイナミックプライシング（以下、値引推奨という）モデルを構築し、机上検証により精度を確認した上で、実証実験を実施した。図 1.4 に調査フローを示す。

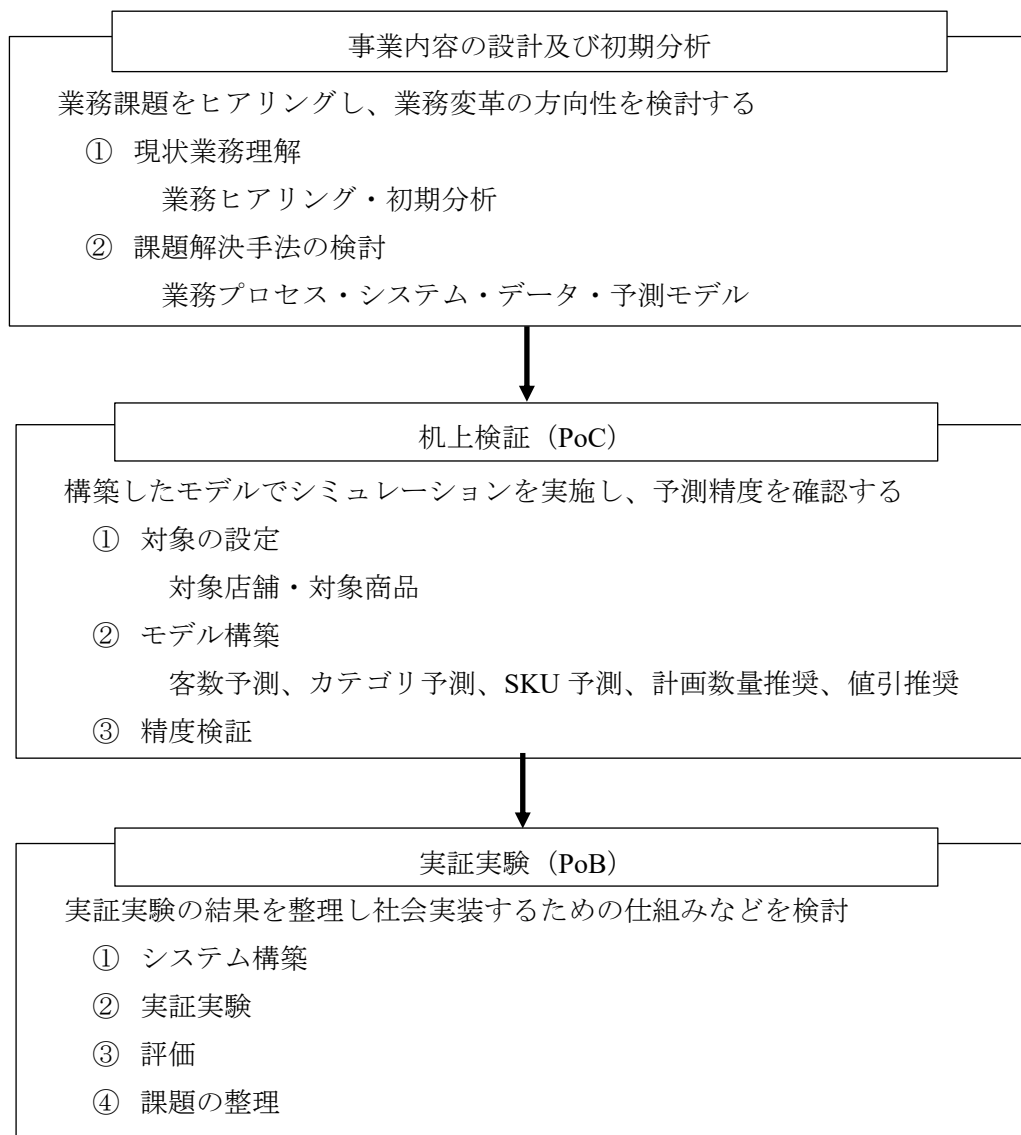


図 1.4 調査フロー

2. 業務設計と初期分析

本章では、現状業務のヒアリング、初期分析から現状業務課題を把握し、課題解決に向けた業務プロセス、システム、データについて検討した。

2.1 現状業務課題の把握

現状業務課題の把握のため、本部、店舗へのヒアリング、各種データを使った初期分析を実施した。

2.1.1 現状業務のヒアリング

(1) 本部ヒアリング

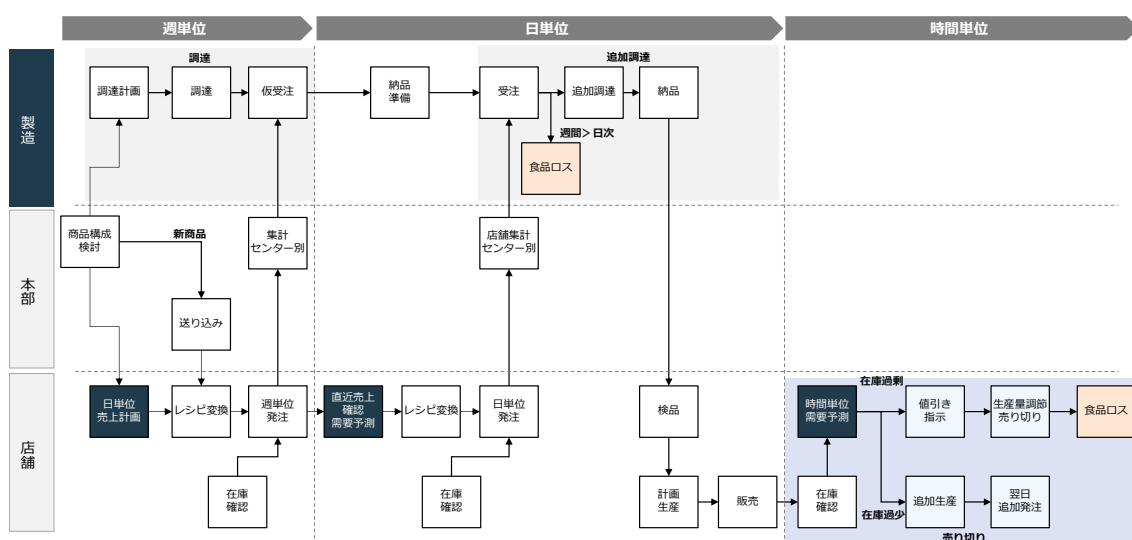
本部ヒアリングは、表 2.1 のとおり、経営企画、店舗運営の責任者から現状のオペレーションの課題、変革の方向性などについてヒアリングを実施した。

表 2.1 本部ヒアリング概要

項目		内容	備考
目的		経営企画、店舗運営の責任者から現状のオペレーションの課題、変革すべき方向性についてヒアリングを実施	
日付		2025 年 3 月 18 日～6 月 10 日までの隔週火曜日	
ヒアリング	対象者	中部フーズ	経営企画・店舗運営責任者 システム担当者
		バロー	システム担当者
	時間	各 1 時間	—
	内容	・オペレーション内容 ・オペレーション課題	—

現状の店舗・本部・製造業の業務プロセスを図 2.1 に示す。現在のオペレーションでは、まず本部が商品構成を決定し、その内容を製造業及び店舗に連携する。これを受けて、店舗は日単位の売上計画を策定し、製造業に対して週単位の発注を行う。製造業はこの発注に基づき、原材料の調達やシフト調整などを行った上で生産を開始する。一方、店舗では直近の売上動向に応じて在庫量の変動するため、その在庫変動を補正する目的で、納品日の 1 日前に修正発注を実施している。

そこで、製造業及び店舗の双方のオペレーションを最適化するためには、①発注リードタイムを長期化した上で店舗の発注精度を向上させること、②値引推奨を活用して商品を適切に売り切ること、の2点が必要であると考えられる。



8

(2) 店舗ヒアリング

店舗ヒアリングは表 2.2 のとおりバローの運営するスーパーマーケットの 2 店舗を訪問し、発注責任者を対象に実施した。ヒアリング内容は、現在の店内調理品の生産・発注、値引の考え方などとした。

表 2.2 店舗ヒアリング概要

項目		内容	備考
目的		実際の発注担当者から、現在の店内調理品の生産・発注・値引における課題、発注システムへの要望などをヒアリングし、予測モデル構築や実証実験に活かすこと	
日付		2025 年 4 月 16 日（水）	
店舗		2 店舗	大規模店舗
ヒアリング	対象者	発注・生産・値引担当者	
	時間	1～2 時間	店舗視察、ヒアリング 値引作業
	内容	・発注、生産に関する考え方 ・値引の課題、考え方 ・計画数量推奨・値引推奨に対する要望	—
訪問者		予測モデル構築者 システム構築者	—

店舗ヒアリングの結果、現在の店内調理品の生産・発注、値引の考え方は、以下のとおりであった。

生産計画は毎週月曜日に、翌週 1 週間分を対象として策定する。この計画に基づいて人員配置を決定するため、計画策定後に変更を加えることは困難である。弁当類は午前中に生産するため、当日の売れ行きを見ながら生産量を調整することは基本的にはできない。ただし、炒飯など一部商品については追加生産が可能であり、フラッシュデータ³により当日それまでの売上を確認した上で、追加生産の可否を判断している。

生産計画の策定に当たっては、各商品の発注ロットを考慮する必要がある。例えば、多様な弁当に用いられる白飯は 5000g、とんかつは 12 食といったロットで設定されている。ロット単位で仕入れた原材料の余剰分は単品商品として販売することも可能であるが、その単品商品が食品ロスとなる可能性がある。特に寿司ネタは使い切る必要があるため小型店舗ではロスが発生しやすい傾向がある。

販売促進（以下、「販促」という）については、2 週間前に SV⁴から計画が通知される。販促では対象商品がチラシなどに掲載されるため、売上が大きく増加する傾向がある。ただし、販促対象商品を売場の中心に配置する場合と通常どおりに配置する場合とでは、売上の増加幅が大きく異なる。このため、店舗側には売場展開を含めて売上を適切にコントロールすることが求められる。

新商品については過去の売上実績が存在しないため需要予測が困難である。そこで、新商品では SV から販売目標が示され、その目標に基づいて計画を立案する。顧客から予約が入った場合には、予約分を踏まえて生産量を増加させる必要がある。この予約データは店舗内で共有する仕組みはあるものの本部には連携されていない。また、正月やお盆の特別商品のよう、特定期間・特別商品については本部で生産量を決定する場合もある。この場合には、計画に従って本部から原材料が供給される。

生産計画から原材料の発注への変換については、レシピ換算に基づいて発注を行うシステムが導入されており、店舗では生産量は決定する一方で、発注量への変換自体は行っていない。しかしながら、生産計画の立案に当たっては、原材料の発注ロットなどを考慮する必要があるため、店舗担当者の作業負担は大きい。

値引は商品単位ではなくカテゴリ単位で判断している。これは、消費者はある商品が売り切れていても同一カテゴリ内に代替商品が存在すればそれを購入すると考えられるためである。カテゴリは、米飯（弁当、スナック）、寿司（いなり・助六、高額、巻き、握り、その他）に分類される。値引判断に当たっては、同一カテゴリの商品群の売れ行きが通常より

³ フラッシュデータ（Flash Data）とは、速報値として日中リアルタイムで取得できる売上・客数などの短周期データ。確報データとはことなる速報データで、営業時間途中のデータを把握してオペレーションの変更の決定に利用される。

⁴ SV（supervisor の略）とは、複数店舗を管理・指導する役職。担当店舗の売上・利益・客数・在庫などのモニタリングを実施し、店舗担当者へオペレーションのアドバイスを実施する。

悪い場合には値引を増やし、逆に通常よりも良い場合には値引を抑制する。判断基準は店舗ごとに異なるものの、全体の半数が売れる時間である折り返し時間や、時間帯ごとの販売目安数量などをもとに、経験と勘によって設定されている。値引は高価格帯の商品から実施する。これは高価格帯の商品が売れ残った場合は利益率の低下につながるためである。降雨日には来店客数が減少し、全体の売上も低下することから、通常より早い時刻から値引を開始する。特に大雨の日には、朝から店舗担当者によるその場の判断（インプロ⁵など）で値引を実施する場合もある。

ある店舗における米飯の生産・値引のスケジュールを図 2.2 に示す。本店舗は 21 時閉店であり、米飯については 11 時 30 分までに生産を完了し、昼食需要に対応した販売を行う。13 時から 14 時頃に全体の半数を販売し折り返し時間を迎える。15 時頃には、商品が不足している場合に限り、炒飯など一部商品で追加対応を行うが、通常は 17 時から値引を開始し、売れ行きに応じて段階的に 10 から 30% の値引を実施する。閉店 30 分から 1 時間前までに売れ残った商品については、すべて 50% 値引を実施し売り切りを図る。もともと、50% 値引や廃棄は利益率を低下させる要因となるため、できる限り回避する必要がある。そのため、50% 値引を実施する前段階における値引を適切にコントロールし、値引の最適化を図ることが重要である。

以上を踏まえ、本事業では、この 16 時から 19 時の値引について、現行オペレーションを大きく変更することなく改善可能な領域として検討した。

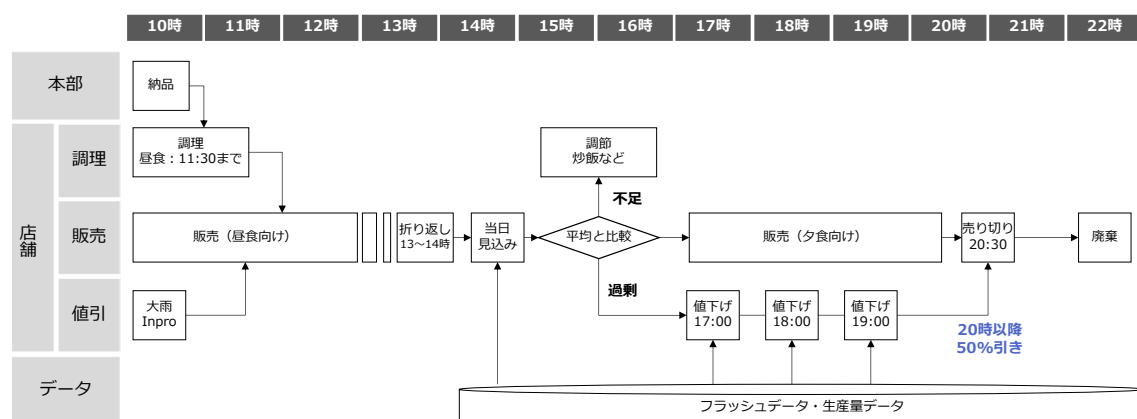


図 2.2 生産・値引スケジュールの一例（米飯）

⁵ インプロ（In-Promotion の略）とは、売り場内プロポーションで本部企画のオフィシャルな販促ではなく現場発のマイクロ販促。パローでは場内アナウンスと値引がセットで実施されている。

2.1.2 初期分析

店内調理品の売上や値引、廃棄の傾向を分析するために、表 2.3 の条件で初期分析を実施した。期間は直近の 1 年 3 か月のデータを利用し、カテゴリは米飯・寿司とし、店舗は全店舗を対象とした。

表 2.3 初期分析の条件

項目	内容
期間	2024 年 1 月 1 日～2025 年 3 月 31 日
カテゴリ	米飯・寿司
店舗	全店舗

(1) 売上変動

店内調理品における年間の全店舗日売上の週別平均値及び曜日別平均値を図 2.3 に、全店舗平均来店客数の週別平均値及び曜日別平均値を図 2.4 に示す。週別平均値については、複数年のデータを用いて、第 1 週を 1 月 1 日から 1 月 7 日までの平均値、第 52 週を 12 月 24 日から 12 月 30 日までの平均値として算出し、図示した。

店内調理品の売上は日平均 10 万円弱であるが、お盆及び正月には売上が大きく増加していた。一方、寿司の売上が大きく増加する節分やひな祭りの時期には、店内調理品全体の売上に大きな変化はみられなかった。これは、節分やひな祭りのような需要増加期には、製造キャパシティの大きい工場に対応しており、店内調理では対応していないためである。曜日変動については、月曜日から金曜日までの平日は約 7 万円であるのに対し、土日には約 12 万円まで増加していた。この変動は、スーパーマーケットでは来店客数が土日に増加するためである。店内調理品の売上は来店客数と同様の変動を示しており、曜日による客単価の差は大きくない。以上を踏まえ、売上を予測する際は、始めに来店客数を予測し、次にその予測値を利用して売上を予測するモデルを構築することが有効であると考えられる。

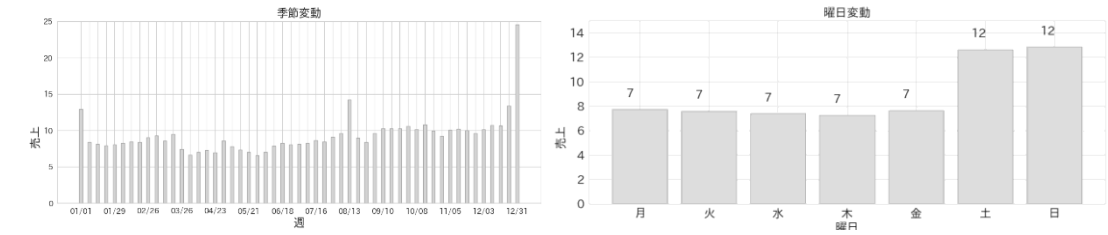


図 2.3 売上の動き（左：週別平均売上、右：曜日別平均売上）

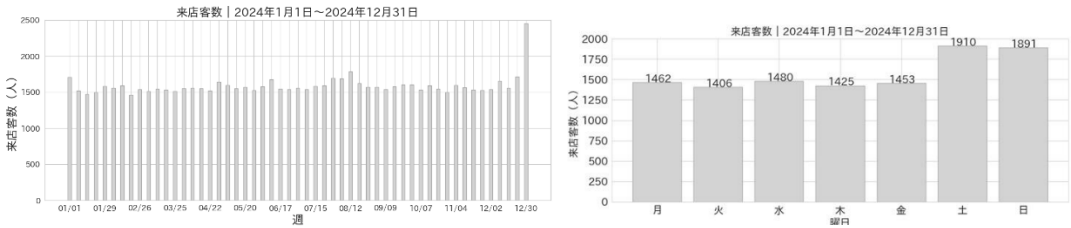


図 2.4 来店客数の動き（左：週別平均来店客数、右：曜日別平均来店客数）

(2) 各カテゴリの動き

米飯カテゴリ及び寿司カテゴリの年間の売上と廃棄の推移を図 2.5 に示す。米飯カテゴリは年末年始に売上が大きく増加しており、2024 年 1 月 1 日から 2025 年 3 月 31 日の売上は継続的に増加している傾向がみられた。一方、寿司カテゴリは 2024 年 1 月 1 日から 2025 年 3 月 31 日にかけては売上規模に大きく変化はなく、年末年始に加えてお盆も売上が増加していた。これは、米飯カテゴリでは来店客数の増加に連動して年末年始に売上が増加しているのに対し、寿司カテゴリは年末年始やお盆において、来店客数の増加に加えて一人当たりの購買数も増加しているためと考えられる。

米飯カテゴリ及び寿司カテゴリの時間帯別売上金額を図 2.6 に示す。両カテゴリとも昼 11 時から 12 時、夕方 17 時から 18 時と 2 回のピークが見られるが、米飯カテゴリは昼のピークが顕著に大きくなっていた。これは、米飯カテゴリでは昼食需要が中心である一方、寿司カテゴリでは昼食需要と夕食需要が同程度であるためである。

また、廃棄量は寿司カテゴリの方が多い傾向がみられた。これは、寿司カテゴリでは夕食需要への対応のため午後にも売上のピークがあり、夕方以降に商品が多く残りやすく、そのことが売れ残りや廃棄の発生につながっていると考えられる。したがって、需要予測を行う際は、カテゴリごとに分類して予測することが有効であると考えられる。

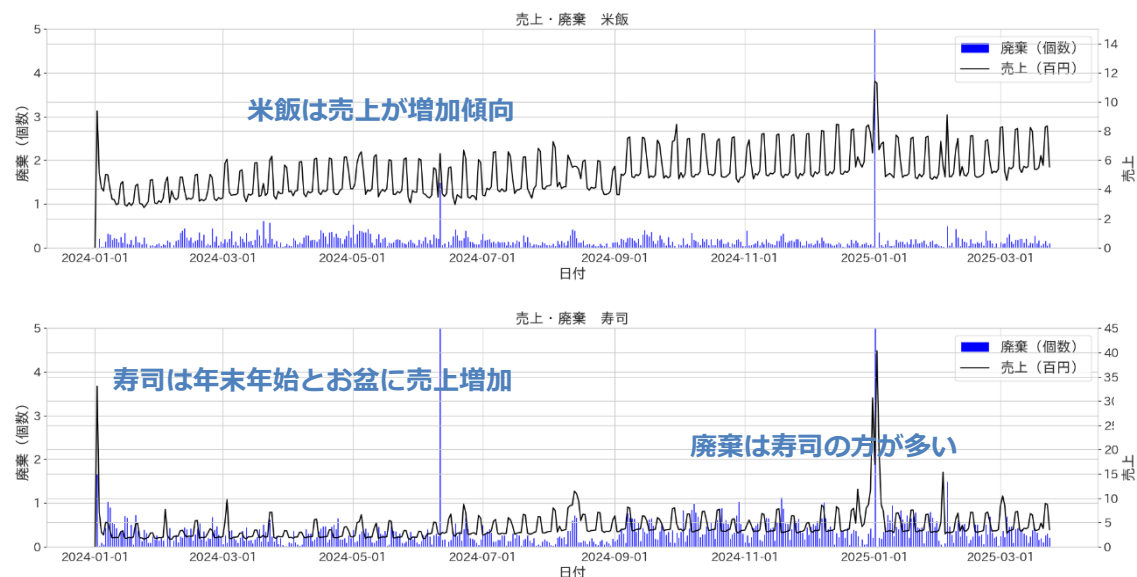


図 2.5 各カテゴリの売上推移（上：米飯、下：寿司）

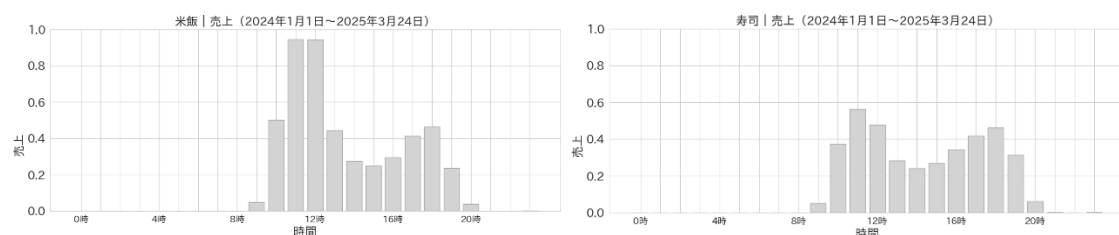


図 2.6 各カテゴリの時間帯別売上（左：米飯、右：寿司）

(3) 欠品

各商品の最終販売時刻を整理し、米飯カテゴリおよび寿司カテゴリにおける最終販売時刻の出現度数をヒストグラムとして図 2.7 に示す。

米飯カテゴリは主として昼食需要に対応して生産されるため、売り切れ時間が早い傾向がある。しかし、米飯カテゴリの中には最終販売時刻が 13 時前になっている商品も存在した。これは、昼食需要に対応する商品であるにもかかわらず、売上のピークを迎える前に欠品している状況を示していると考えられる。

一方、寿司カテゴリは昼食需要及び夕食需要に対応して生産されるため、売り切れ時間が遅い傾向にある。しかし、寿司カテゴリの中にも最終販売時刻が 16 時前となっている商品が存在しており、同様に欠品が発生している状況が示唆される。

以上のように、経験と勘に基づく需要予測のもとで生産を行った場合、商品によっては欠品が発生していることが分かる。そこで、本事業では AI を活用して需要予測を高度化し、その予測結果に基づいて計画数量を算出することで、生産量の最適化を図ることとした。

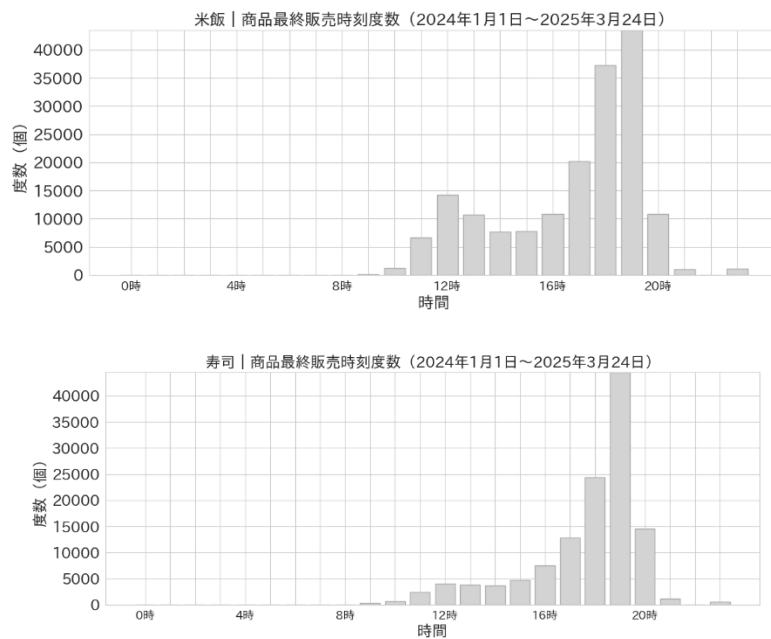


図 2.7 最終販売時刻（上：米飯カテゴリ、下：寿司カテゴリ）

(4) 値引と廃棄

米飯カテゴリと寿司カテゴリにおける平均売上数（個数）と値引販売率及び廃棄率の関係を図 2.8、図 2.9 に示す。ここで、値引販売率は値引を実施している商品の比率で値引個数/販売個数とした。値引販売率は米飯カテゴリが 30.5%、寿司カテゴリが 38.7%であり、寿司カテゴリの方が高かった。これは、米飯カテゴリが主として昼食需要に対応しているのに対し、寿司カテゴリは昼食需要に加えて夕食需要にも対応しており、閉店前の売り切り時間帯に商品が残りやすいためである。売上と値引販売率の関係をみると、売上の大きい商品の値引販売率が低い傾向がみられた。これは、人気の高い商品ほど閉店時点まで売れ残りにくいことを示している。

廃棄率は米飯カテゴリが 0.3%、寿司カテゴリが 1.4%であり、寿司カテゴリの方が高かった。これも値引販売率と同様に寿司カテゴリでは昼食需要に加え夕食需要にも対応していることが一因であると考えられる。廃棄率が最も高かった海鮮中巻は年間販売日数が 50 日程度の商品であり、特定の時期にのみ販売されているため、固定的な需要が形成されにくく、廃棄率が高くなっていると考えられる。また、かんぴょう巻きについても廃棄率が高い傾向がみられた。高価格帯の商品は、廃棄になることを避けるため、優先的に値引が行われる。その一方で、低価格帯の巻物などの商品は閉店間際まで残りやすいことが要因と考えられる。本事業では、生産量の適正化に加え、値引推奨により適切に値引を実施することで廃棄の減少と過剰な値引の減少を目指す。

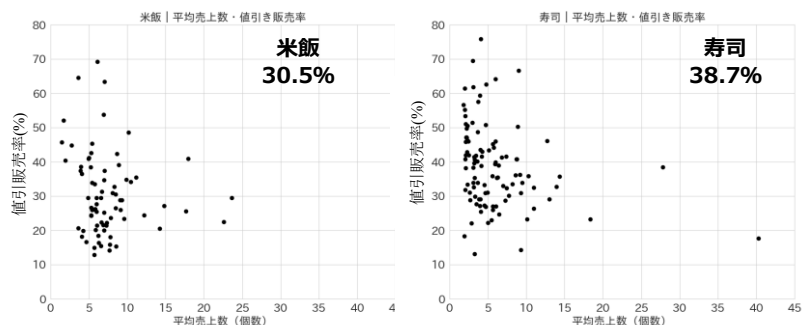


図 2.8 米飯と寿司の値引販売率

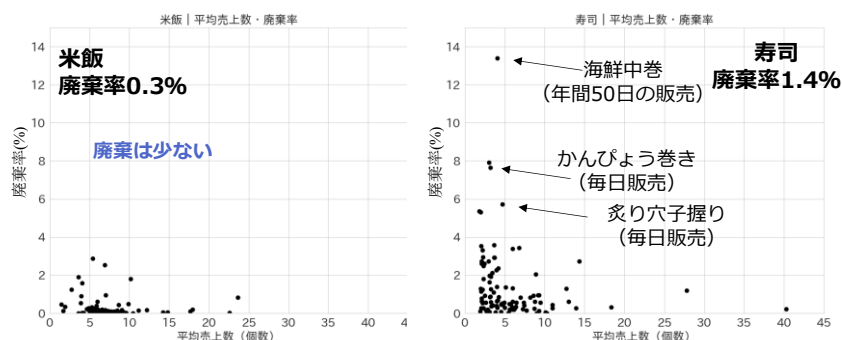


図 2.9 米飯と寿司の廃棄率

(5) 降雨と値引・廃棄

気象と値引や廃棄との関係を整理するために、降雨時における値引及び廃棄の状況を分析した。この例として、図 2.10 に 2024 年 10 月 1 日から 11 月 10 日における全店舗平均の降雨量、来店客数、店内調理品の売上、廃棄量及び値引率の時系列データを示す。バローなどのスーパーマーケットでは降雨日に消費者の外出が減少するため、来店客数も減少する傾向がある。一方、店内調理品については前日に経験と勘に基づいて原材料を発注し、当日の午前中から生産を開始しているが、担当者は日々の売上動向は考慮するものの、消費者の行動変容を引き起こす降雨の影響まで十分に織り込めていない場合がある。図 2.10 に示す 11 月 1 日には、降雨により来店客数が減少したにもかかわらず、生産量が十分に調整されず、結果として廃棄量及び値引率が大きく増加していることが分かる。

したがって、本事業では降雨を考慮した来店客数予測を行った上で、その予測結果を用いて需要予測を実施し、計画数量を算出することとした。

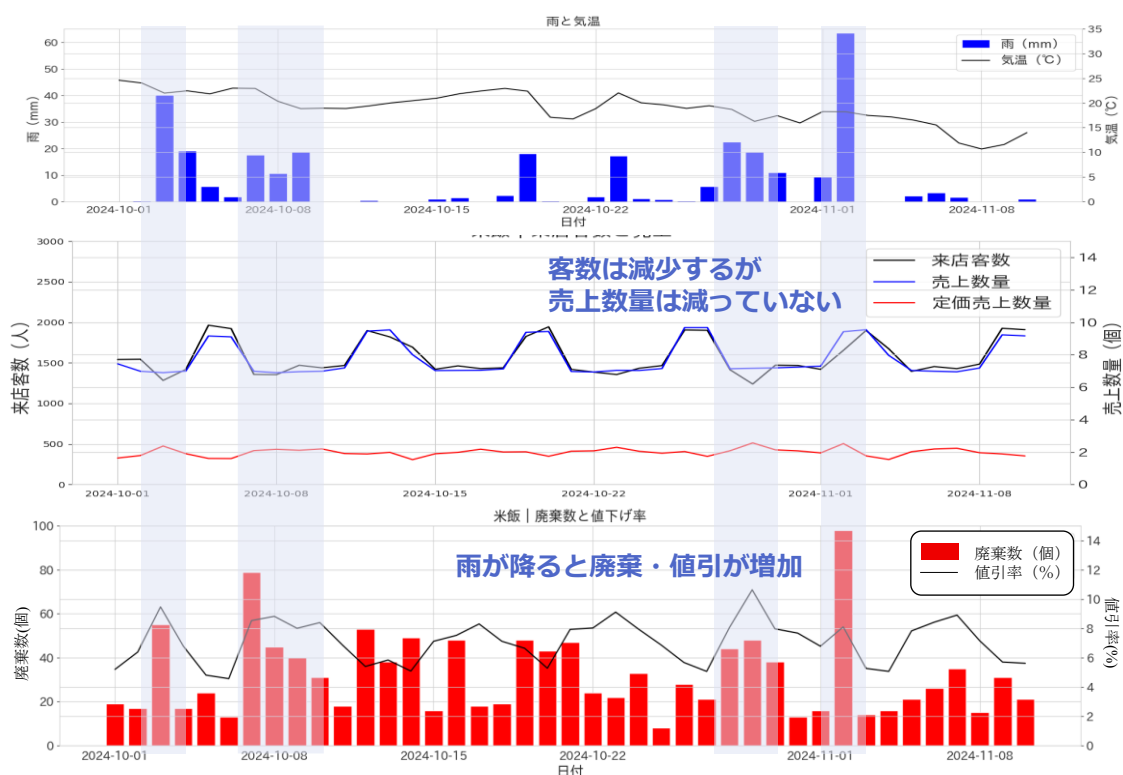


図 2.10 降雨と廃棄・値引率

(6) 売上の時間変化

カテゴリ別の平均的な売上の時間推移を図 2.11 に示す。ここでは、各カテゴリについて、時間ごとの売上総額、累積売上率（開店時を 0%、閉店時を 100%とする）及び平均的な値引販売率を示す。

米飯カテゴリでは、昼食需要が多いため 11 時台及び 12 時台の売上が最も大きく、13 時時点で累積売上率は 50%に達している。値引は 16 時頃から開始され、その後徐々に増加し、20 時にはほぼすべての商品が値引対象となっていた。

寿司カテゴリでは、11 時台に売上が最大値となっている一方、16 時から 19 時にかけても売上が増加しており、全体として見ると昼食需要よりも夕食需要の方が大きいことが分かる。そのため、13 時時点の累積売上率は 40%にとどまり、米飯カテゴリと比較して売上の立ち上がりが遅い傾向がみられた。値引は 16 時頃から開始され、その後徐々に増加し、20 時にはほぼすべての商品が値引対象となっており、値引販売率の推移については米飯カテゴリと同様の傾向であった。

このように、各カテゴリによって販売時間帯には差が見られる一方、値引開始時刻はおおむね同一であった。これは、販売時間帯の違いが消費者需要の差に起因するのに対し、値引開始時刻は店舗担当者が残り営業時間と商品数を踏まえて判断しているため、カテゴリごとの差異が生じにくいと考えられる。

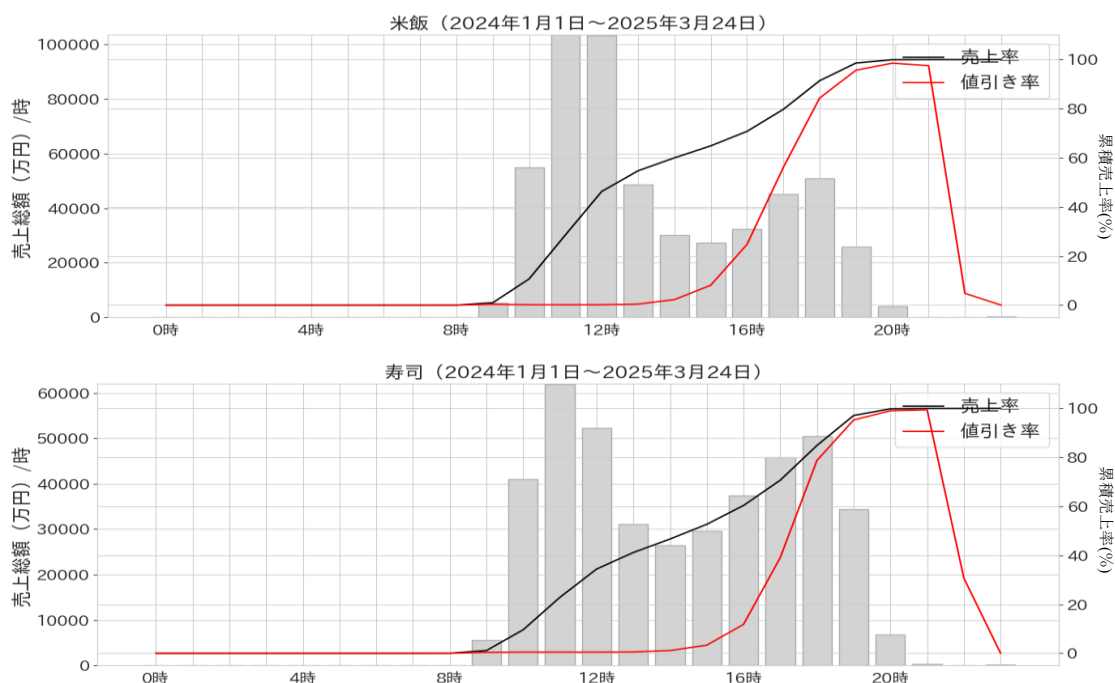


図 2.11 売上の時間変化（上：米飯カテゴリ、下：寿司カテゴリ）

(7) 値引過剰商品と欠品商品の売上推移

値引過剰商品、欠品商品、平均的な商品について売上の時刻推移を比較した。この結果を図 2.12 に示す。ここで、値引過剰商品とは最終的に利益率がマイナスとなる 50%以上の値引が実施された商品を指し、欠品商品とは 16 時時点で売り切れている商品を指す。

米飯カテゴリの平均的な売上推移では、13 時時点で 50%以上が販売され、19 時にはほぼすべての商品が販売されていた。一方、値引過剰商品は 16 時の時点で販売率が 30%程度にとどまっており、残りの営業時間数が短くなり、値引対象商品数が徐々に増加していく 17 時以降に 70%を販売していた。これは、定価では販売が十分に進まず、値引によって売り切ったと考えられる。これに対し、欠品商品は 12 時時点で販売率が 80%程度、16 時時点で 100%に達しており、早い段階で欠品していた。寿司カテゴリは、米飯カテゴリと比較して販売時間が遅くなる傾向はあるものの、値引過剰商品及び欠品商品の販売推移は米飯カテゴリと同様に、早い時間帯から平均的な販売推移と乖離していた。

したがって、本事業では計画数量の予測精度を向上させることで、早い段階で販売率が過剰に低い商品又は高い商品が発生しないようにコントロールする。また、それでもなお販売率が高い商品又は低い商品が生じた場合には、値引を最適化することで各商品の売上を調整することとした。

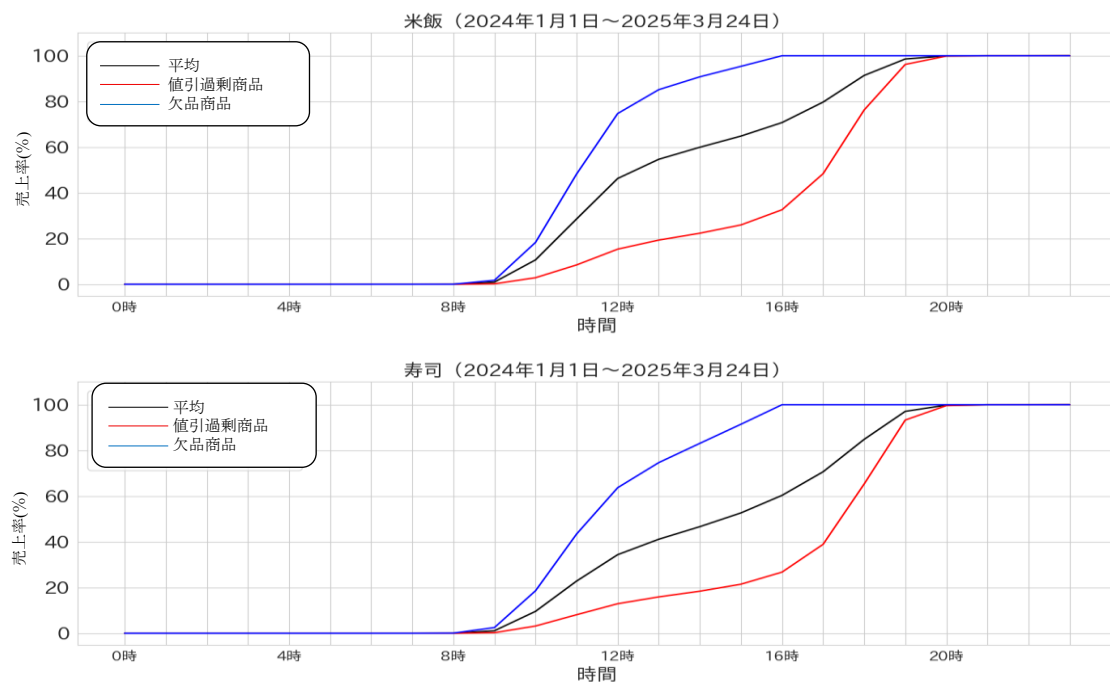


図 2.12 値引過剰商品と欠品商品の売上推移の違い
(上：米飯カテゴリ、下：寿司カテゴリ)

(8) 模範店における値引の状況

適切な値引を実施している事例として模範的な店舗（模範店という）での販売率と値引率の状況を整理した。模範店はバローが運営する店舗のうち最も利益率が高く安定している店舗を選定し、以下では模範店 A として表記する。模範店 A における 2024 年 1 月 18 日の各商品の 18 時時点までの販売率と 19 時時点の値引率を表 2.4 に示す。表は販売率の低い順に並べており、販売率が低い商品ほど、その時点で売れ残りが多いことを示している。なお、販売率を 18 時時点、値引率を 19 時時点とした理由は、店舗において 19 時時点で値引率を決定する際に確認するフラッシュデータは 18 時までの販売実績を集計したものであるためである。

この日、30%値引が実施された商品は「だし自慢ロースかつ重」のみであったが、該当商品の販売率は 42.1%であり、販売率が 2 番目に低い商品であった。一方、10%値引が実施された商品は、「ロコモコ丼」「台湾風ピリ辛焼きそば」の 2 商品であり、それぞれの商品の販売率は 66.7%、75.0%と比較的高かった。

以上から、模範店 A では販売率を一定程度考慮して値引を実施していることが示唆される。ただし、販売率が最も低い「手作りのり弁（唐揚げ）」が 20%値引となっているなど販売率と値引率が必ずしも単純な反比例関係にあるわけではない。これは、値引率を経験と勘に基づいて決定しているため、すべての商品の販売率を十分に考慮して設定できていないことに加え、各商品の売れ行き特性なども影響していると考えられる。

そこで、本事業では、値引推奨モデルで各商品の販売率を踏まえて値引率を決定するとともに、商品ごとの特性も一定程度考慮することとした。

表 2.4 各商品の販売率と値引率
(店舗：模範店、カテゴリ：米飯、日付：2024 年 1 月 18 日)

項目	販売率 (18 時)	残商品数 (18 時)	実績値引率 (19 時)
手作りのり弁（唐揚げ）	25.0%	9	20%値引
だし自慢ロースかつ重	42.1%	11	30%値引
中華丼	50.0%	6	20%値引
鉄板焼き風香ばしソース焼きそば	66.7%	4	20%値引
ロコモコ丼	66.7%	2	10%値引
台湾風ピリ辛焼きそば	75.0%	2	10%値引
手作りのり弁（白身フライ）	75.0%	3	20%値引
ふんわり屋台風お好み焼き（豚玉）	83.3%	2	20%値引
人気のスナック	87.5%	1	20%値引

(9) カテゴリ販売率と値引率の関係（19時・米飯の例）

模範店 A の米飯カテゴリの販売率と値引率の関係について分析した。各日・各商品の 18 時時点までの販売率と 19 時時点の値引率の散布図を図 2.13 に示す。18 時時点の販売率と 19 時時点の値引率の関係を分析したのは、値引推奨モデルにおいて、ある時点までの販売実績データを用いて、それ以降の値引率を設定する必要があるためである。図 2.13 を見ると、18 時までの販売率が高いほど 19 時の価格は高い、すなわち値引率が小さい傾向はみられるものの、明確な関係があるとは言い難い。これは、①人気のある商品は販売率が低くても値引率が小さく設定される場合があること、②高価格帯の商品は売れ残りを防ぐためより大きく値引される場合があること、③値引は店舗担当者がシールを貼付して実施するが貼付可能なシールの枚数には限りがあること、などの要因により、必ずしも販売率の低い商品ほど多く値引されているわけではないためである。

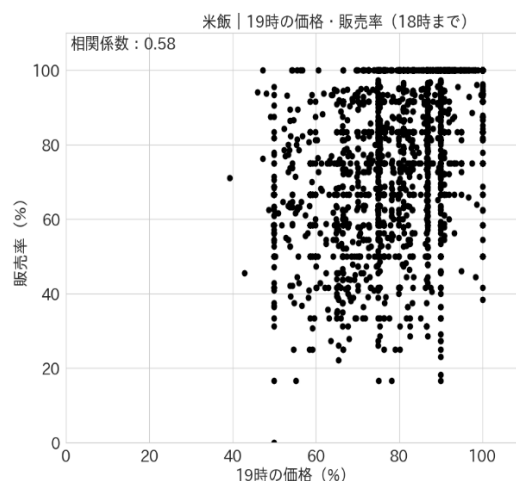


図 2.13 販売率と値引率との関係
(米飯カテゴリ)

ヒアリングによると、店舗担当者は値引シールを貼付できる枚数に制約がある中でも、可能な限り商品を売り切って廃棄を削減するため、販売率の高い日には値引積算量を小さくし、販売率の低い日には値引積算量を大きくしている。その結果、販売率の高い日には値引数や値引率が低下し、販売率の低い日には値引数や値引率が増加する傾向がある。この関係を確認するため、18 時時点における販売率と 19 時時点における値引積算量の関係を図 2.14 に示す。ここで、値引積算量とは、10%の値引を 1、20%の値引を 2、30%の値引を 3 とし、その合計値を算出した指標である。散布図を見ると販売率が低い日ほど値引積算量が大きくなる傾向がみられ、相関係数も -0.88 と強い負の相関を示していた。これは、担当者が、その日の米飯カテゴリ全体の販売率を考慮しながら各商品の値引水準を調整していることを示している。したがって、値引推奨モデルを構築する際は、まずカテゴリごとの値引積算量を当日のカテゴリ販売率に基づいて設定し、その後、カテゴリ内の各商品に対して値引量を配分する手法が有効であると考ええる。

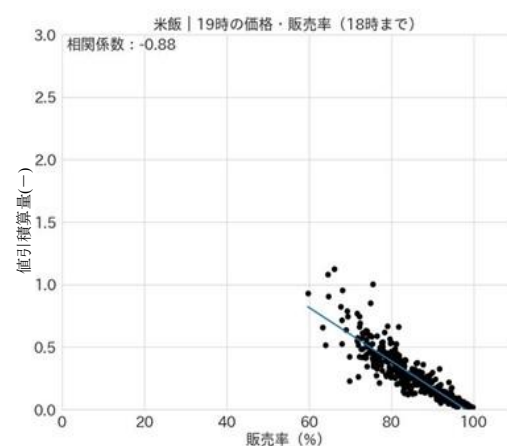


図 2.14 販売率と値引積算量の関係
(米飯カテゴリ)

次に各カテゴリの値引積算量と販売の関係进行分析するため、各カテゴリの値引積算量と販売率の関係を分析した。カテゴリの分類は、米飯、寿司（高額）、寿司（巻き）、寿司（握り）、寿司（その他）、寿司（いなり）とした。各カテゴリにおける18時の販売率と19時の値引積算量の関係を図 2.15 に示す。

18 時時点の販売率と 19 時時点の値引積算量の間には、いずれのカテゴリにおいても一定の関係がみられた。特に、米飯、寿司（いなり）、寿司（巻き）、寿司（その他）では相関係数-0.6 以下となっており、比較的強い負の相関が確認された。一方、寿司（高額）や寿司（握り）では、その関係は相対的に弱かった。これは、寿司（高額）や寿司（握り）では、季節によって多様な商品が存在することに加え、平日と祝日とで商品ラインナップが大きく変化するため、販売率と値引の関係が安定しにくいと考えられる。

したがって、値引推奨モデルでは、カテゴリごとに異なる推定式を設定し、それぞれの特性に応じて値引積算量を算出する必要があると考えられる。

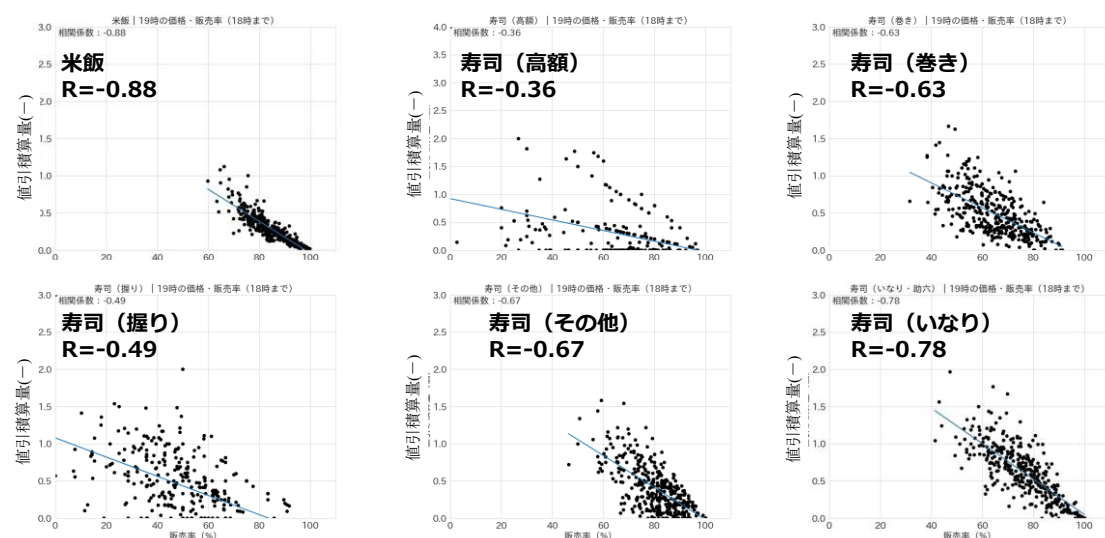


図 2.15 各カテゴリの18時の販売率と19時の値引積算量

次に各時刻の値引と販売の関係进行分析するため、異なる時刻の販売率と値引積算量の関係を分析した。各カテゴリにおける 16 時時点の販売率と 17 時時点の値引積算量の関係を図 2.16 に示す。

16 時時点の販売率と 17 時時点の値引積算量の関係は、18 時時点の販売率と 19 時時点の値引積算量の関係と比較して相関係数の絶対値が低下しており、関係が弱くなっていることが分かる。これは、16 時時点では販売終了までの時間がより多く残されており、店舗側のオペレーションの自由度が高いためと考えられる。一方、この中でも米飯カテゴリは相関係数-0.69 と一定の関係が見られた。これは、米飯カテゴリでは昼食需要の比重が大きいため、17 時時点で当日の売れ行きの傾向をある程度把握できるためと考えられる。

以上から、値引推奨モデルの構築に当たっては、時間帯毎・カテゴリ毎に異なる推定式を設定し、それぞれの条件に応じて値引積算量を算出する必要があると考えられる。

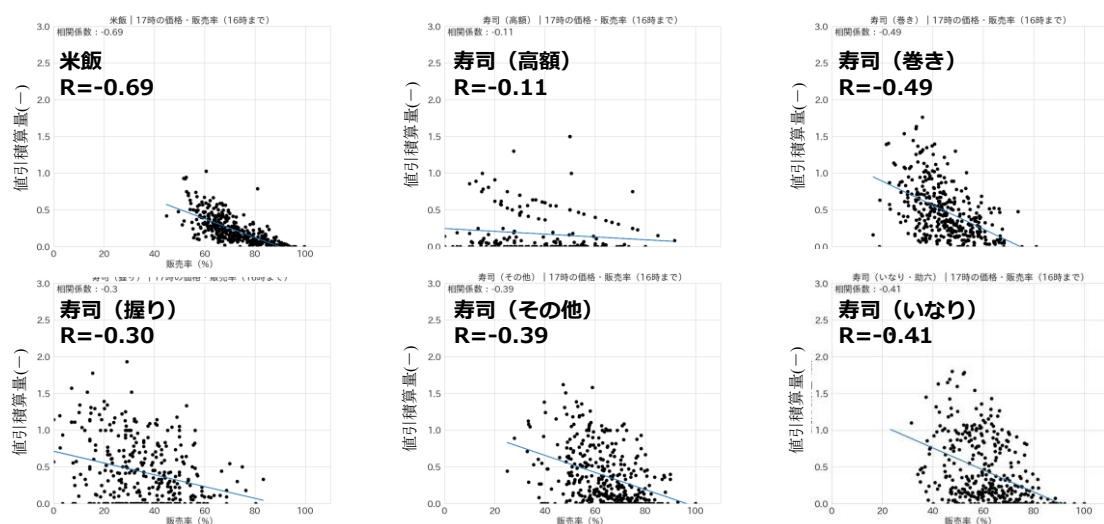


図 2.16 各カテゴリの 16 時の販売率と 17 時の値引積算量

2.2 課題解決手法の検討

前項の初期分析を踏まえ、現状業務課題を解決するため、どのような業務プロセスを設定すべきか、その業務プロセスにはどのようなデータ・システム・モデルが必要であるか検討した。

2.2.1 新たな業務プロセス

現状の業務課題としては、2.1 項に示した以下の2点が挙げられる。

- ① 発注リードタイムを長期化した上で、店舗の発注精度を向上させること
- ② 値引推奨モデルにより、商品を適切に販売すること

そこで、本事業では①の課題を解決するため、図 2.17 に示すように日次発注の削減を図ることとした。従来、店舗では納品の1日前に、原材料在庫を考慮しながら発注量を調節していたため、製造側では店舗からの発注確定前に納品準備をする必要があった。これに対し、発注リードタイムを3日以上に延長することにより、製造側は店舗からの発注内容を確認した上で納品準備を行うオペレーションへ変更することが可能になる。これにより、シフトの最適化や調達の最適化などを通じて、製造業の生産性の向上が期待される。

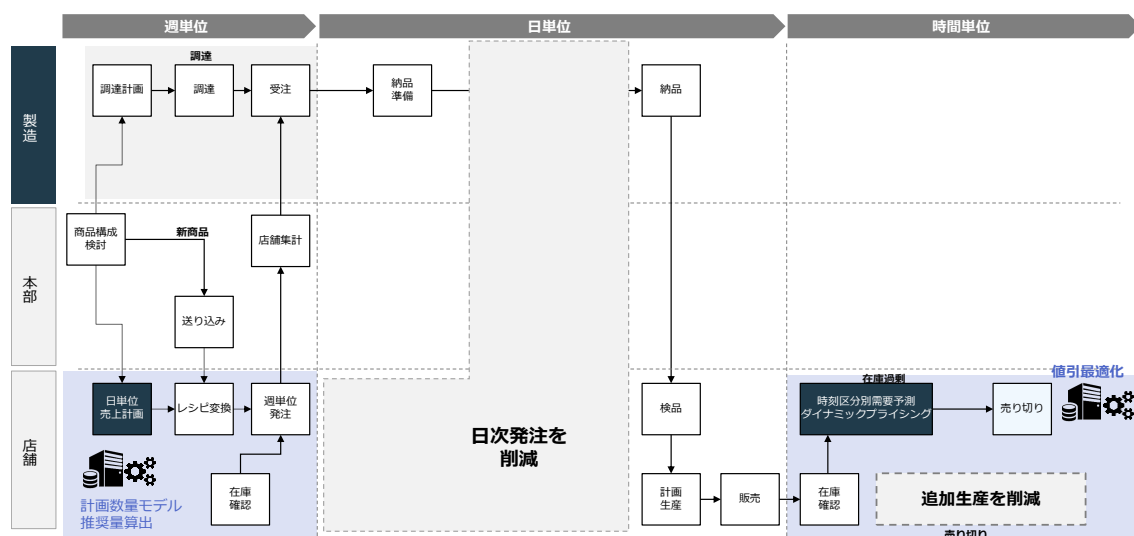


図 2.17 新たな発注業務プロセス

日次発注を削減し週次発注のみに移行するため、図 2.18 に示すとおり、火曜日に次週 1 週間分の発注を行うこととした。この発注方法では、例えば日曜日分の発注は前週火曜日に行うこととなるため、発注リードタイムは 12 日になる。リードタイムが 12 日に及ぶ場合、前週同曜日における売上や利益の実績が確認できないことに加え、売上に大きな影響を与える降雨の予測精度も低下するなど発注精度の低下を招くおそれがある。

そこで、本事業では火曜日に翌週 1 週間の発注量を決定することを基本としつつ、週末（金曜日・土曜日・日曜日）の生産量については、当週火曜日時点の予測に基づいて設定することとした。これによって、発注リードタイムを 6 日以上確保しながら、特に売上規模の大きい週末の生産量を適正化することが可能になる。



図 2.18 発注・生産のタイムスケジュール

次に②の課題を解決するため図 2.19 に示す新たな値引業務プロセスを検討した。従来は、経験や勘に基づき、販売状況を踏まえて生産及び値引を実施していたが、その結果として廃棄の増加、値引の増加及び欠品の発生といった課題が生じていた。本事業では、計画数量の最適化により追加生産を削減するとともに、時間帯別の生産データ及び売上データを取得し、商品ごとの販売率を踏まえて値引を最適化する値引推奨モデルを導入する。これにより、各商品の売り切りを最適化し、廃棄の削減が期待される。

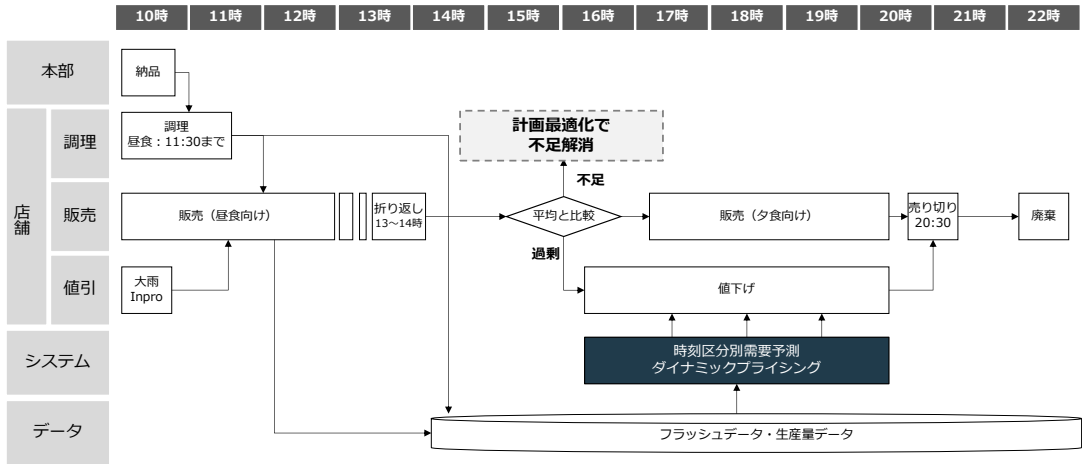


図 2.19 新たな値引業務プロセス

2.2.2 新たなオペレーションシステム

新たな業務プロセスとして、発注量の最適化、値引量の最適化を実現するために、構築すべきシステム・データ・モデルを検討した。

(1) システム

新たなシステムでは、店舗と工場を連携する仕組みを構築し、発注リードタイムを長期化した上で発注量を最適化するとともに、店舗における生産量及び販売量の情報を活用して値引の最適化を実施する必要がある。構築するシステムのイメージを図 2.20 に示す。新たなシステムを構築することで、下記のメリットが期待される。

- 従来は経験や勘に基づいてオペレーションが実施されていた。システム化により共通のオペレーションを実施できるようになり、本部の各施策を店舗への確に反映することが可能になる。
- 従来は店舗からの発注リードタイムが 2 日と短かったため、工場では店舗からの発注量を見込んで納品準備を進める必要があった。発注リードタイムを 3 日以上に長期化することで、工場における計画的な生産が可能となり、調達及びシフトの最適化を通じて生産性の向上が期待される。
- 従来は店舗において生産計画及び値引判断に係る作業負担が生じていた。新たなシステムにより計画数量推奨及び値引推奨が算出されることで、店舗担当者の作業負担の軽減が期待される。

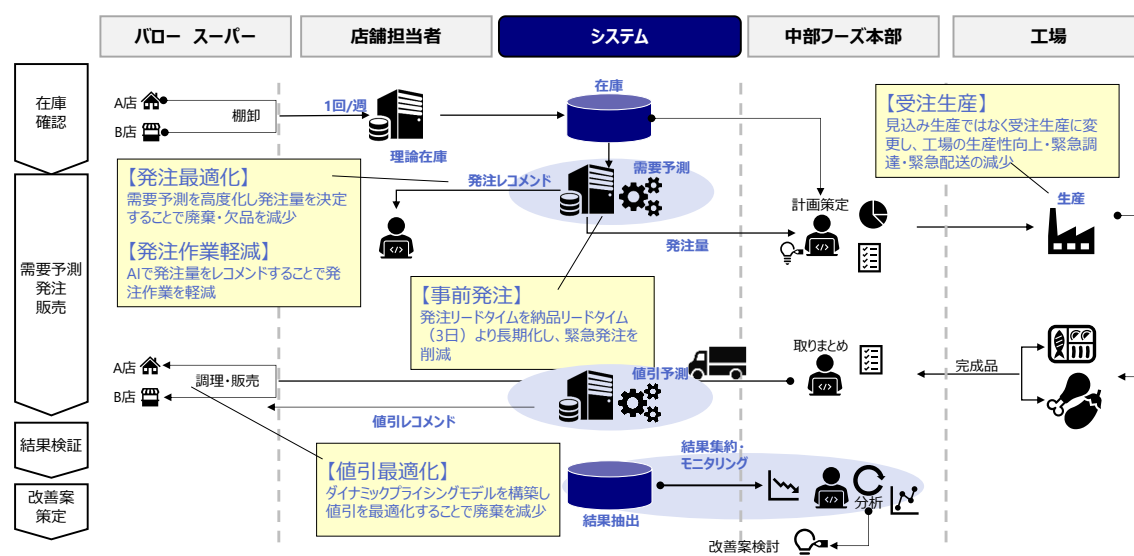


図 2.20 新たなシステムのイメージ

(2) データ

新たなシステムでは、店舗（バロー）・工場（中部フーズ）及びサードパーティのデータを収集し、計画数量推奨及び値引推奨を算出する。本システムで利用するデータを表 2.5 に示す。これらのデータを収集・活用することにより、以下のメリットが期待される。

- 従来は生産量及び値引量の算出に当たり、各店舗のデータのみを用いていた。店舗データに加えて、工場データ及びサードパーティのデータを複合的に活用することにより、推奨結果の精度向上が期待される。
- 従来は降雨などの影響について、各店舗担当者が経験や勘に基づいて考慮していたため、十分に活用できていなかった。1km メッシュの詳細な気象観測データ及び予測データを AI モデルに取り込むことで、より高精度に活用することが可能となる。
- 従来は来店客数の予測についても各店舗担当者が経験や勘に基づいて判断していた。パッケージシステムであるソフトバンクの来店客数予測を活用することで予測精度の向上が期待される。来店客数予測は一般的な業務要件であり、多様なチェーン及び店舗で活用されているパッケージシステムの適用効果が見込まれる分野である。

表 2.5 新たなシステムで利用したデータ

項目	データ	内容
バロー	販売実績データ	各商品の販売時間、販売数、販売金額
	生産実績データ	各商品の生産時間、生産数
	来店客数データ	各店舗の来店客数
	店舗マスタ	店舗情報
	廃棄データ	各商品の廃棄
中部フーズ	商品マスタ	商品情報（カテゴリ、賞味期限など）
	店別商品マスタ	各店舗での取り扱い有無
	店休日マスタ	各店舗の休日データ
	レシピマスタ	原材料と商品の関係
	販促マスタ	各店舗・各商品の販促データ
	仕入れデータ	各店舗・各商品の仕入れデータ
	本部発注データ	本部からの発注データ
日本気象協会	気象データ	店舗周辺の気象情報
ソフトバンク	来店客数予測データ	各店舗の来店客数予測
その他	暦	曜日、祝祭日など

(3) モデル

本事業では、これまで経験や勘に基づいて実施していた業務をモデル化し、自動化することにより、精度向上及び生産性向上を目指す。本システムにおいて業務自動化のために構築するモデルを表 2.6 に示す。これらのモデルを構築することにより、以下のメリットが期待される。

- 従来は経験や勘に基づいて生産量を設定していた。計画数量推奨モデルを構築することで、生産量をより適切に設定することが可能となる。これにより、過剰な値引や廃棄の削減を通じて店舗の利益率向上が期待される。また、欠品の削減を通じて売上の向上も期待される。
- 従来は各店舗担当者が経験や勘に基づいて値引量を決定していたため、全商品の状況を踏まえて価格を設定することは困難であった。予測モデルを活用することで全商品の状況を把握した上で価格を設定することが可能となる。これにより、過剰な値引による利益率の低下や、過小な値引による廃棄の発生が抑制されることが期待される。

表 2.6 構築するモデル

項目	内容
計画数量推奨モデル	各店舗・各商品の計画数量推奨値を算出する。各店舗では各日付・各商品の生産量を決定し、その生産に必要な原材料を工場に発注するオペレーションを実施している。 生産量の予測精度が低下すると過剰発注による原材料の廃棄や値引販売が発生し、過小発注による欠品が発生する。
値引推奨モデル	各店舗・各商品の値引推奨量を算出する。各店舗では各時間・各商品の値引量を決定し、値引シールを商品に貼付するオペレーションを実施している。 値引精度が低下すると過剰値引による利益率の圧迫、過小値引による廃棄が発生する。

3. 机上検証（PoC）

本章では机上検証について記載する。机上検証では対象店舗や対象商品を設定し、計画数量推奨、値引推奨モデルを構築し、過去のオペレーションを再現できているか検証した。

3.1 対象の設定

(1) 対象店舗

本事業の対象店舗を図 3.1 に示す。バローの店舗は、関西エリア、北陸エリア、愛知・岐阜・三重エリア、静岡・長野エリア、関東エリアなど幅広い地域で運営されている。全店舗が同じシステム・データ構造で運営されているが、エリアによって消費者の嗜好が異なるため、販売される商品の傾向は異なる。そこで、本事業では本システムがどのエリアでも適用可能であるかを分析するため、様々なエリアから 20 店舗を選択して対象とした。

一方、店舗は規模によってオペレーションの実施方法が異なる。大型の店舗では、様々な商品を陳列して消費者が商品選択できる品揃えをしているが、小型の店舗では商品数を絞って展開している。また、大型の店舗では販売数は原材料の発注ロットより十分に大きいため、計画数量推奨に従って発注が可能だが、小型の店舗では原材料の発注ロットより需要が小さい場合は、計画数量推奨量にかかわらず最低ロットの発注となる。値引についても、大型店舗は商品の販売進捗に合わせて値引率を決定しているが、小型店舗では店舗担当者が少ないため値引率の調整は困難となる。そこで、本事業では中型・大型の店舗を対象とした。

ただし、対象店舗の中には生産量データを連携できていない店舗が 7 店舗存在した。そこで、生産量データが連携できている 13 店舗は計画数量推奨と値引推奨の両方を行い、連携できていない 7 店舗は計画数量推奨のみを実施した。

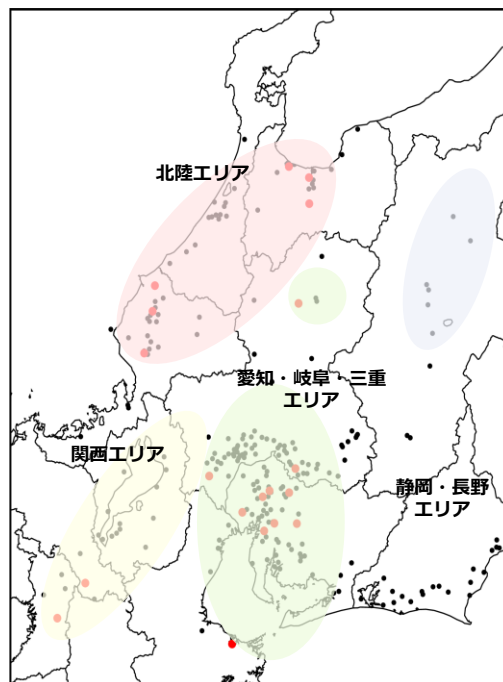


図 3.1 対象店舗

(2) 対象商品

計画数量推奨及び値引推奨の対象商品は、店内調理の米飯と寿司とした。対象商品の一覧を表 3.1、表 3.2 に示す。米飯は、お弁当に加えて、たこ焼きや鉄板焼き・焼きそばなどで構成されるスナックが含まれている。寿司は、巻きずしや握りずしに加え、いなり・助六などが含まれている。

表 3.1 米飯カテゴリの対象商品

商品ID	商品名	商品ID	商品名	商品ID	商品名
0200000060414	とろー屋台風たこ焼	02000000061877	店内鉄板焼き 自家製お好み焼き	0200000062414	ねぎだく！たこ焼き
0200000060814	だし自慢！ローズかつ重	0200000060828	温玉焼鳥丼	0200000061879	鉄板焼き 焼うどん
0200000060842	旨み豚立つパンバーグステーキ弁当	0200000060970	ぶっかけそば	0200000061835	特製大盛りカツカレー
0200000060933	あんぱく天津飯	0200000060862	フランク&チキンのジャンバラヤ	0200000060866	三元豚ロースかつ弁当（ソース）
0200000060826	本気の鮭丼	0200000060977	ぶっかけうどん	0200000062814	ローズカツ丼（ミニ）
0200000060934	国産若鶏のぶり辛和え弁当	0200000060833	白めし	0200000060918	生クリーム入りトロロ卵のオムライス
0200000060832	鉄板焼き風香ばしソース焼きそば	0200000060851	海老フライの和風あんかけ丼	0200000062925	奥三河鶏の鶏めしとだし巻き
0200000060847	台湾風どり辛焼きそば	0200000061857	旨みたっぷり！あさりめし重	0200000065818	グリルドハンバーグ洋食弁当
0200000060944	ふんわり屋台風お好み焼き（豚玉）	0200000065884	鉄板ぶり辛台湾メン	0200000060865	炒飯&台湾焼きそばセット（肉餃子）
0200000060919	中華丼	0200000060835	自家製唐揚げたし巻き弁当	0200000062865	炒飯&台湾焼きそばセット（ねぎ餃子）
0200000060966	手作りのり丼（白身フライ）	0200000060916	3 種類の旨辛麻婆豆腐丼	0200000060801	赤飯
0200000060892	三元豚カツカレー	0200000060840	ロコモ丼	0200000062930	自家製煮豚丼
0200000060821	若鶏西京焼きとだし巻重	0200000060870	若鶏と茄子甘酢あんのみんまる弁当	0200000065885	茄子と豚肉の味噌炒め丼
0200000060850	三元豚ロースかつ弁当（八丁味噌）	0200000065858	自家製煮豚炒飯	0200000064852	ポテトサラダ
0200000061853	旨だし焼きうどん	0200000060889	二層キャベツメンチのみんまる弁当	0200000065923	鉄板焼きサボリタン
0200000060950	バラっと五目炒飯	0200000060848	炒飯&焼きそばセット	0200000060868	スバグッティー（ナポリタン）
0200000060879	海老天丼とうどんのセット	0200000060907	五目あんかけ焼きそば	0200000061832	手作りおはぎ（ミックス）
0200000060838	和風おろし唐揚げ弁当	0200000065859	旨辛海老の【黒】炒飯	0200000064857	ほうれん草のお浸し
0200000062879	海老天丼とそばのセット	0200000061829	手作りおはぎ（つぶあん）	0200000062927	奥三河鶏の鶏めし（小）
0200000060964	海老天と海鮮かき揚げの天丼	0200000061969	カレーライス（中辛）	0200000062837	【特盛】特製カツカレー
0200000062878	ソースカツ丼とそばのセット	0200000060812	New スナックコンボ	0200000060927	奥三河鶏の鶏めし
0200000060878	ソースカツ丼とうどんのセット	0200000060990	自家製ハンバーグロコモコプレート	0200000064854	味付け塩ゆで玉子
0200000060809	厚切り鮭西京焼き弁当	0200000060952	お好み焼きセット（焼きそば）	0200000064851	玉子焼き
0200000060827	オムライスプレート	0200000060895	人気のスナック盛り合わせ	0200000060930	自家製煮豚丼
0200000060968	手作りのり丼（唐揚げ）	0200000060939	大海老天重	0200000061830	手作りおはぎ（きなこと）

表 3.2 寿司カテゴリの対象商品

商品ID	商品名	商品ID	商品名	商品ID	商品名
0200000060644	1 2 種の握り寿司盛り合わせ	0200000061695	かつぱ巻	0200000064620	寿司盛り合わせ 吉祥
0200000060752	極たまごろたき中巻	0200000060656	サラダスび太巻	0200000063620	鯛握り
0200000060796	サラダ巻（カニマヨ入り）	0200000060697	焼そば太巻	0200000063612	六子握り
0200000060739	やりいし握り	0200000060685	寿司サンド	0200000063614	数の子握り
0200000061639	9 種具材の海鮮丼	0200000060687	とろたく中巻	0200000061760	まぐろたっぷり盛り
0200000062792	上鉄火巻	0200000061696	かんぴょう巻	0200000060702	ふっくら旨いなり寿司
0200000060667	彩り爛漫ちらし寿司	0200000063613	玉子握り	0200000063632	まるずいかに軍艦
0200000060689	サーモンマヨ握り	0200000062677	彩り爛漫ちらし寿司（特大）	0200000062775	パーティー手巻寿司セット（2 0 本）
0200000060625	牛カルビのキンパ風巻	0200000065750	アトランテックサーモン盛り合わせ（生）	0200000060623	彩り海鮮ちらし寿司
0200000063775	パーティー手巻寿司セット（1 0 本）	0200000060660	極太しれカツ巻	0200000060738	極たまごろたき太巻
0200000060605	握り寿司 みのり	0200000060640	鉄火・かつぱ巻	0200000063606	アトランテックサーモン握り
0200000062749	にぎわい彩り手まり寿司セット	0200000061640	バラ海鮮丼	0200000061700	三色巻（かつぱ・かんぴょう・しんこ）
0200000062619	てまり寿司とうどんのセット	0200000060792	鉄火巻	0200000064621	寿司盛り合わせ 慶祝
0200000062620	てまり寿司とそばのセット	0200000060713	甘み引き立つ簀沢いなり	0200000060791	助六寿司
0200000061649	まぐろねぎとろ丼	0200000062711	生サーモンづし（握り）	0200000060604	細巻バイキング（かに風味サラダ）
0200000061637	サーモン丼	0200000061650	煮込み六子丼	0200000063602	いか握り
0200000060653	まぐろ太巻	0200000060610	まぐろの簀沢巻き（天然南まぐろ入）	0200000063603	いか下足握り
0200000061604	海老がたっぷり！ごろごろ海老カツ巻	0200000063625	サラダ軍艦（ホッキ貝サラダ）	0200000063616	いくら軍艦
0200000060749	にぎわい彩り手まり寿司 セット	0200000060662	サーモンサラダ太巻（生サーモン使用）	0200000063617	うに軍艦
0200000062644	1 2 種の握り寿司盛り合わせ（2 人前）	0200000061699	ツナきゅうり巻	0200000060710	まぐろたたき巻
0200000060717	握り寿司 華	0200000063611	北海道つぶ貝握り	0200000063618	ねぎとろ軍艦
0200000060698	海鮮太巻	0200000060706	太巻	0200000063635	炙り六子握り
0200000061698	納豆巻	0200000062717	握り寿司 華（2 人前）	0200000063604	サーモンにぎり
0200000060756	極太サーモン中巻	0200000062740	炙り六子握り	0200000063605	焼ハラス握り
0200000060758	ちらし寿司とうどんのセット	0200000060745	まぐろたたき中巻	0200000063649	とびに軍艦
0200000060663	海鮮太巻（かに入り）	0200000061761	サーモンたっぷり盛り	0200000063628	カレイ昆布メ握り
0200000062758	ちらし寿司とそばのセット	0200000064619	お寿司盛り合わせ 集（つどい）	0200000063607	たに握り
0200000062667	彩り爛漫ちらし寿司（大）	0200000063623	はたて握り	0200000062647	サーモンサラダ太巻
0200000060661	サーモン太巻	0200000063627	いわし握り（北海道産いわし）	0200000060690	サーモン中巻
0200000061645	北海丼	0200000063621	ぶりとろ握り	0200000063637	かにみそ軍艦
0200000063608	えび握り	0200000063600	まぐろ握り	0200000063601	本まぐろ握り
0200000060620	匠味の清福巻	0200000063631	生サーモン握り	0200000063641	海鮮中巻
0200000060646	生サーモンづし（握り・太巻）	0200000061697	しんこ巻	0200000060684	六子きゅうり中巻
0200000063633	かつおたたき握り	0200000060746	まぐろづし	0200000063645	カレイ塩メ握り
				0200000063619	えび軍艦

3.2 予測モデルの構築

本事業では AI を利用して需要予測を高度化し、計画数量を算出するとともに、値引推奨モデルにより値引の最適化を行う。この計算フローを図 3.2 に示す。

生産量の最適化に当たっては、来店客数予測、売上予測（カテゴリ予測→SKU 予測）、計画数量推奨からなる 4 階層のモデル構成とした。来店客数予測については、サービス業において多くの店舗で重要となる一般的な業務要件であることからパッケージモデルであるサキミル⁶を利用した。パッケージモデルは導入スピードが速く、特定の業務要件に対して高い精度を有するという特徴がある。売上予測については、カテゴリ予測から SKU 予測へとつなぐ 2 段階の構成とした。これは、各商品が共通の特徴を有するカテゴリに分類可能であり、同一カテゴリ内では消費者が購入を希望する A 商品が欠品している場合に同カテゴリの B 商品を購入する代替関係が成立すると考えられるためである。また、カテゴリ全体の売上は来店客数と連動する一方で、各 SKU の売上は個別商品の人気などにより大きく変動すること、この構成を採用した理由である。計画数量推奨は、SKU 予測の結果を基に、直近の利益率や販売終了時刻を考慮して数量を最適化したものである。この計画数量推奨の結果からレシピ換算により発注量を算出した。

値引推奨モデルでは、計画数量推奨に基づいて生産された商品について、当日の販売率が低い商品から順に値引を行い、各商品が閉店までに売り切れるように価格を最適化した。

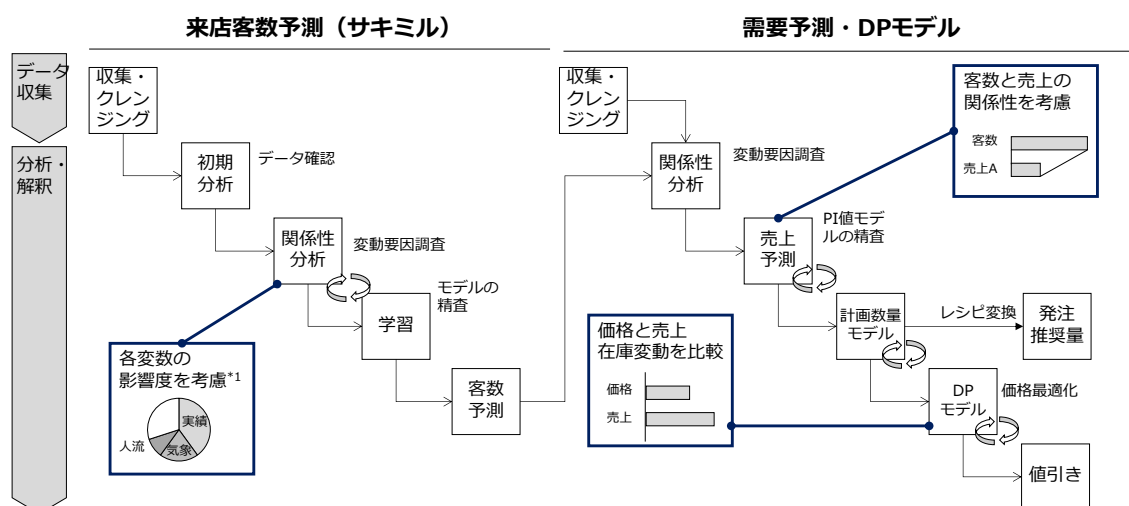


図 3.2 計算フロー

⁶ サキミルはソフトバンク株式会社、一般財団法人日本気象協会が開発した人流や気象のデータを活用した AI（人口知能）による需要予測サービス。

<https://www.softbank.jp/biz/services/analytics/sakimiru/>

(1) 来店客数予測

来店客数予測モデルには『AI 需要予測サービス「サキミル」』を活用した。サキミルは図 3.3 に示すとおり、日本全国の人流統計データ、気象データをデータベースとして保持し、汎用的な AI モデルを搭載したサービスである。本サービスでは、予測プロセスを自動化することにより、モデル構築コストを抑制することが可能となっている。また、様々な企業に来店客数予測を提供し、その予測を通じて得られた課題を収集・解決することで、予測モデルの継続的な高度化を図っている。そのため、各企業が独自にモデルを開発する場合と比較して、より低コストかつ高精度な予測を提供することが可能になっている。

利用するデータは、各企業の過去実績データに加え、店舗情報（駐車場台数、売場面積、レジ台数）、暦情報（曜日・祝祭日など）、人流統計データ、気象データ及び企業固有の販促情報である。人流統計データは個人のプライバシーに最大限配慮し、個人が特定されないよう匿名化、推計処理及び統計加工を施したデータであり、ソフトバンクの携帯電話基地局から得られる数千万台の端末位置情報を基に全国約 1 億 2 千万人規模に拡大推計した性別・年代・訪問者区分などを全国 500m メッシュで整備している。気象データについては、気温（最高気温・最低気温・平均気温）・日射・風速・降雨・降雪・湿度・天気の観測値に加え、日本気象協会独自の予報モデルである「SYNFOS」や国内外の複数の気象機関による予測モデルの出力を収集し、これらの予測データに対して、各モデルの特性を踏まえた統計処理を行うことで精度を向上させ、14 日先までの予測データを 1km メッシュで整備している。

来店客数予測モデルでは、これらの各種データを組み合わせて独自の説明変数を作成し、AI モデルを用いて直近 15 か月の各店舗データを同時に学習している。これにより、人手では把握が困難な複雑な関係を考慮できるだけでなく、強い降雨や降雪のように各店舗単独では学習データが不足しやすい事象についても、予測に反映することが可能となっている。

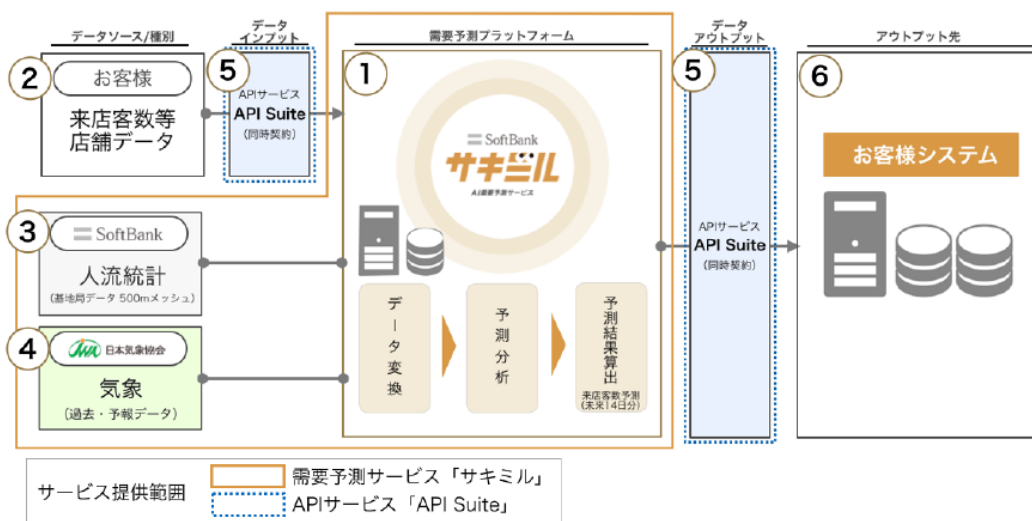


図 3.3 『AI 需要予測サービス「サキミル」』の模式図

(2) カテゴリ予測

カテゴリ予測（カテゴリ別商品需要予測）では、類似した特徴を有する商品を集計した上で需要予測を行う。こうしたカテゴリ内では、ある商品が売り切れた場合に、消費者が同一カテゴリ内の代替商品を購入する傾向がある。また、カテゴリ全体の供給数量が消費者需要に対して相対的に多い場合には値引額の総計が大きくなり、反対にカテゴリ全体の供給数量が少ない場合には売り切れが多く発生する。そこで、本事業におけるカテゴリ予測では、まず定価販売数量を予測し、さらに平均的な値引率を考慮することで全体売上数量を予測することとした。定価販売数量、全体の売上数量、来店客数及び降雨の関係の一例を図 3.4 に示す。

2024 年 11 月 2 日は降雨の影響により来店客数が減少し、定価販売数量も減少しているが、全体売上数量には大きな変化がみられなかった。これは値引販売数量が増加しているためである。本モデルでは値引販売比率を適正化した上で利益額の最大化を図るため、まず定価販売数量を予測し、その後、平均値引率を考慮して全体売上数量に換算する処理を行うことで、値引の適正化も併せて目指した。

一方、カテゴリ別の売上は人気商品の有無によって売上が大きく変動する場合があるなど、来店客数と比較して変動幅が大きい。そこで、直近の売上変動によって生じる予測誤差については、BIAS 補正も実施した。

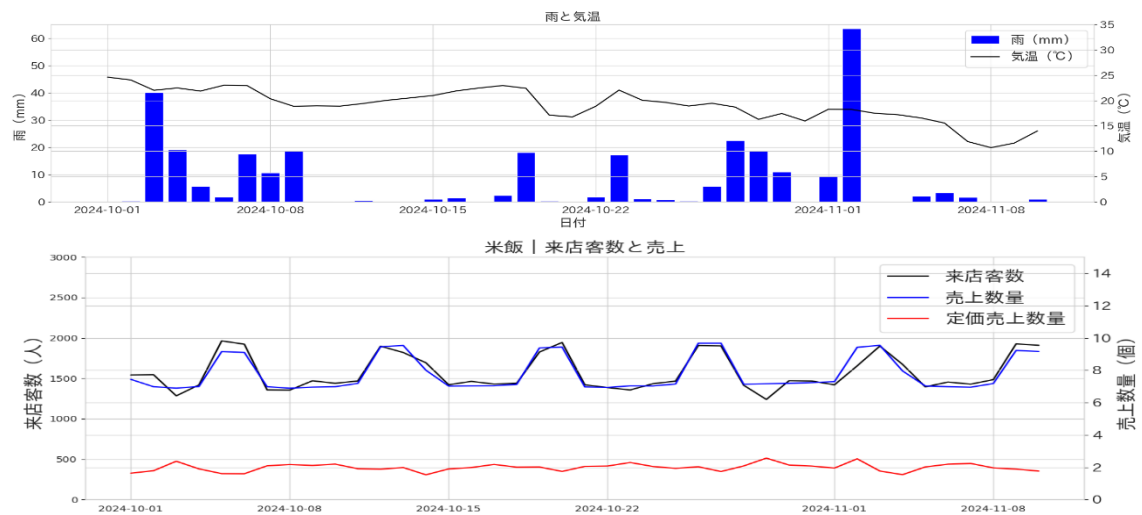


図 3.4 降雨時の定価販売数量、売上数量及び来店客数の関係

(3) SKU 予測

SKU 予測は、図 3.5 に示すように各カテゴリ内における商品の構成比を推定することで予測を行った。SKU 予測においては、各店舗での取扱商品の有無や曜日によって売上が大きく変動するため、各商品の特徴や直近の売上データが重要となる。さらに、各商品の売上動向は季節、曜日及び店舗所在地などによっても大きく変化することから、過去の売上情報、暦情報及び直近の変化傾向を考慮して予測を実施した。

また、店舗、時期及び商品によっては、売上を増加させるために販促が実施される。販促による売上増加効果は販促が重点的に実施された場合に大きく、そうでない場合には小さいなど、店舗の意思決定によって大きく変動する。そこで、販促実施時の売上は店舗運用の影響を強く受けると考え、本事業では販促時の対応は店舗の判断に委ねることとした。そのため、販促実施時のデータは学習データから除外し、販促を実施しない場合の予測値を出力することとした。

商品の中には常時陳列されて販売される商品と、不定期に販売される商品が存在する。また、店舗所在地による消費者嗜好の違いにより、同一商品であっても陳列される店舗と陳列されない店舗が存在する。そこで、これらの情報については、商品陳列情報としてマスターデータで連携した。

さらに、各商品の売上は消費者嗜好の変化によって大きく変動する。このため、SKU 予測では、直近 1 週間の予測誤差（BIAS）を考慮して修正を行った。

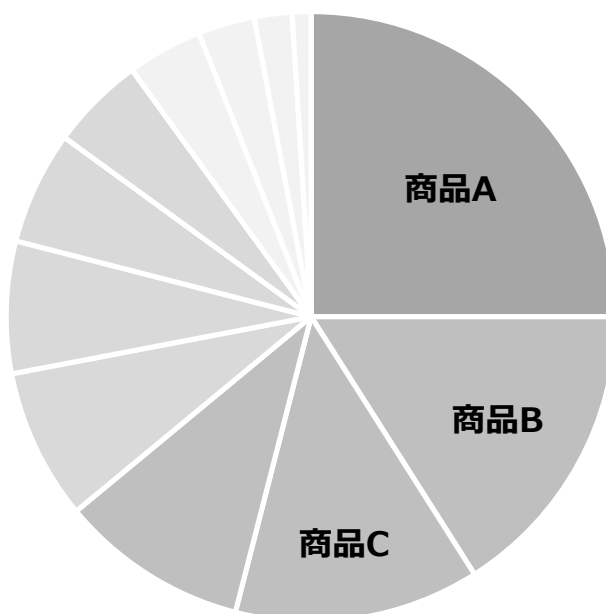


図 3.5 SKU 予測のイメージ

(4) 計画数量推奨モデル

計画数量推奨モデルでは、①直近の利益率及び最終販売時刻、②各原材料のロットを考慮する必要がある。

各商品の需要は消費者嗜好の変化により大きく変動する場合がある。このような変化は過去の売上実績を学習して予測を行う AI 需要予測システムでは十分に表現できないことがある。こうした例では、予測誤差が拡大し、廃棄や欠品が発生する場合がある。そこで、本事業では直近の利益率及び最終販売時刻を考慮して計画数量を補正することとした。具体的には、直近に値引や廃棄が発生し利益率が低下している商品については計画数量を減少させる。一方で、最終販売時刻が早い商品については需要が残っている時間帯に売り切れが発生していると判断し計画数量を増加させた。利益率の低下については、当該商品の直近 1 週間の平均利益率を算出し、その値が-20%以下となった場合には計画数量を減少させることとした。また、最終販売時刻については、米飯カテゴリでは 13 時以前、寿司カテゴリでは 16 時以前に最終販売時刻を迎えた商品について、消費者需要が存在している時間帯に売り切れが発生していると判断し、計画数量を増加させることとした。こうした直近の利益率及び最終販売時刻を考慮することで、各商品の販売率ができる限り同様のペースで進み、利益率も一定の水準に収れんすることを目指した。

また、物流面では商品を 1 個単位で配送すると梱包サイズが変動し効率が低下する。このため、一定ロットの商品を 1 梱包として取り扱うことで、物流の効率化を図っている。そこで、本事業では各原材料のロットを考慮して計画数量を算出することとした。例えば「三元豚のロースかつ弁当（八丁味噌）」「三元豚のロースかつ弁当（ソース）」では共通原材料である「やわらかロースとんかつ 12 枚」を利用している。これらの商品はいずれも 1 食あたり 1 枚のとんかつを使用するため、合わせて 12 食単位となるように生産数量を設定する必要がある。このように、SKU 予測の結果を基に、各原材料のロットを考慮して推奨量への変換を行った。

物流スケジュールについては、工場出荷品では業者ごとに納品リードタイムが異なるが、店内調理品はすべて翌日納品であるため、本事業では考慮対象としていない。

発注に当たっては、本計画数量推奨の結果をレシピに基づいて原材料所要量に変換し、製造業へ発注を行った。発注スケジュールは、前出の図 2.18 に示すように火曜日に翌週 1 週間の発注を行うこととした。これにより、すべての曜日において納品リードタイムを 6 日以上確保することができる。また、製造側では、リードタイムの長期化により、シフトや原材料調達の最適化が可能となり生産性の向上が期待される。

(5) 値引推奨モデル

値引推奨モデルは、図 3.6 に示すとおり、まず各種データを読み込み、その時刻までの販売率に基づいて各カテゴリの値引積算量を予測する。次に、当日の 17 時以降の来店客数予測を踏まえて値引積算量を調整し、これを SKU ごとに配分した上で、各店舗に業務用チャットを通じて値引推奨量を配信した。

同一カテゴリ内であっても商品特性によって売上の傾向が異なるため、値引手法もそれに応じて変更する必要がある。各サブカテゴリの特徴を表 3.3 に示す。米飯カテゴリでは、弁当は昼食需要が中心である一方、たこ焼きやお好み焼きなどスナックは手軽に食べることができるため夕食需要も存在する。寿司カテゴリでは、いなり・助六はスナックと同様に昼食需要及び夕食需要の双方が存在し、巻き寿司は閉店間際まで需要が続く傾向がある。また、店舗運営上、高価格帯の商品は廃棄が発生した場合の損失が大きいため、通常商品と比較して早い段階で値引を実施する必要がある。このようにサブカテゴリごとに需要が発生する時間帯や損失規模が異なることから、本事業ではこれらの特性を考慮した値引推奨モデルを構築した。

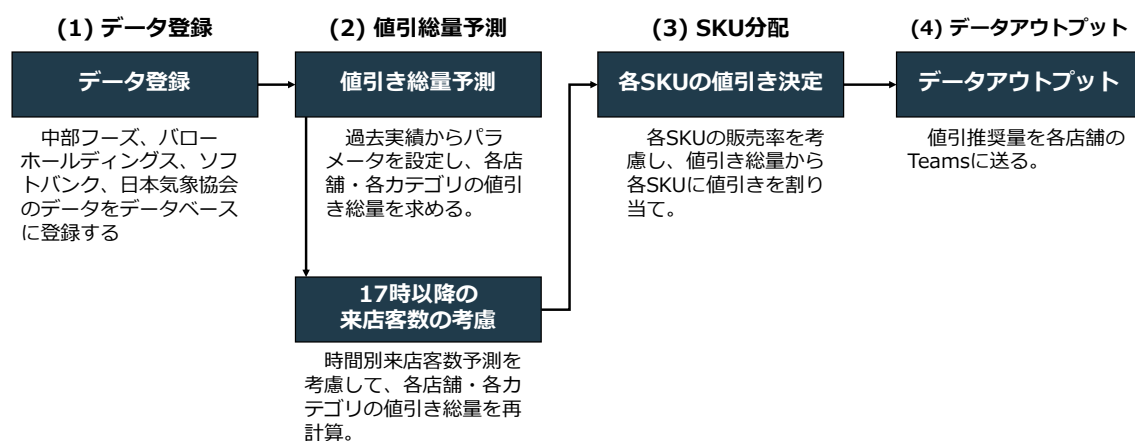


図 3.6 値引推奨モデルの計算フロー

表 3.3 各サブカテゴリの特徴

カテゴリ	サブカテゴリ	特徴
米飯	弁当	昼食需要が中心、販売率が高い
	スナック	昼食需要が中心だが、夕食需要もある
寿司	いなり・助六	夕食需要中心だが、需要は早めの傾向
	高額	売れ残ると損失が大きいため早めに値引が必要
	握り	寿司カテゴリの平均的な動きと連動
	巻き	単価も低く、最後まで販売
	その他	寿司カテゴリの平均的な動きと連動

A) データ登録

値引推奨で利用するデータを表 3.4 に示す。値引推奨では日単位のマスタ、販売データに加え、時間単位の生産量・販売量・来店客数実績・来店客数予測データを利用した。

各データの連携スケジュールは、日単位のデータは 7 時に連携し、生産量・販売量など時間単位のデータは毎時 40 分に連携した。ただし、来店客数実績は 7 時、来店客数予測は 10 時に時間単位のデータを一括で連携した。

値引推奨は、値引を実施するのが 15 時からで、閉店 1 時間前には全商品が 50%値引となるため、15～閉店 1 時間前まで 1 時間ごとに配信した（閉店は 20 時と 21 時の店舗が混在）

表 3.4 値引推奨モデルに利用するデータ

項目	時間 粒度	連携 時間	利用方法
生産量	時間	毎時	各商品の販売率を求めるために利用 (販売率=販売量/生産量)
販売量		毎時	
来店客数予測	時間	10:00	当日の来店客数が過去の来店客数より増加する場合は 値引量を減少
来店客数実績	時間	7:00	
値引パラメータ	固定	—	値引量を求めるためのパラメータ
販売データ	日	7:00	過去の販売・値引・廃棄データ
店舗マスタ	日	7:00	対象店舗一覧
商品マスタ	日	7:00	対象商品一覧
店別商品マスタ	日	7:00	各店舗の販売対象商品一覧
値引推奨	時間	毎時	各店舗の販売対象商品一覧

B) 値引積算量予測

初期分析の結果、売上及び利益率が最も安定している模範店 A のオペレーションでは各カテゴリの販売率が低い場合に値引積算量を増加させていることが確認されている（図 3.9）。そこで、本事業では、この模範店のオペレーション方法を基に値引推奨モデルを構築し、それを全店舗に展開していくことでオペレーションの標準化を図ることとした。各カテゴリの値引積算量を算出する式を式 3-1 に示す。本式では、販売率と値引率の関係を線形回帰により表現し、これに販売積算量を乗じることで、各店舗の販売数量に応じた値引積算量を算出することとした。各カテゴリの係数は模範店における過去のオペレーション実績に基づいて推定した。

また、降雨などにより来店客数が減少する場合は売上が低下するため、値引量を増やして売り切りを図る必要がある。そこで、17 時以降の来店客数が通常よりも減少すると予測されている場合は、値引積算量を増加させることとした（式 3-2）。なお、17 時以降の来店客数については、サキミルの時間別来店客数予測を利用した。

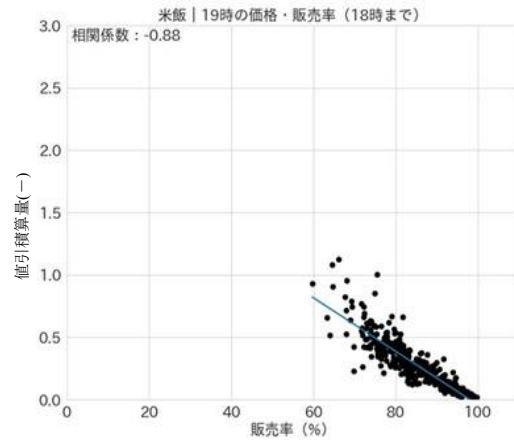


図 3.7 販売率と値引積算量の関係
(米飯カテゴリ)

$$dc_{total} = (a + b * p_{total}) * sales_{total} \quad 3-1$$

dc_{total} : カテゴリ全体の値引積算量 (-)
 $Sales_{total}$: カテゴリ全体の販売量 (個)
 p_{total} : カテゴリ全体の値引率 (-)
 a, b : 係数 (-)

$$D'(t) = D(t) + \alpha \bar{D} \left(\frac{C_{17}(t)}{\bar{C}_{17}} - 1 \right) \quad 3-2$$

$C_{17}(t)$: 当日の 17 時以降の来店客数 (人)
 $\bar{C}_{17}$: 平均的な 17 時以降の来店客数 (人)
 $D(t)$: 当日の値引総数 (個)
 $\bar{D}$: 平均的な値引積算量 (-)
 D' : 変更後の値引積算量 (-)
 α : 係数 (-)

C) SKU 分配

各 SKU の値引率の分配に当たっては、販売率の低い商品から順に値引率を割り当てることとした。予測時点において販売率が低い商品はより大きな値引率を設定して売り切る必要があるためである。そこで、各値引率に対応する販売率の閾値を設定し、その閾値に基づいて妥当な値引率を割り当てることとした。各 SKU の値引率算出フローを図 3.8 に示す。

各 SKU への値引率の配分では、まず販売率の低い順に商品を並べ、値引積算量予測式で算出した値引積算量予測式を順次割り当てる。最も販売率の低い商品については、あらかじめ設定した閾値に基づいて値引率を決定し、30%値引であれば残りの値引積算量から 3、20%値引であれば 2、10%値引であれば 1 を減算する。次に 2 番目に販売率の低い商品について同様の計算を行い、残りの値引積算量が 0 になるまでこの処理を繰り返す。これにより、値引積算量を販売率の低い商品から優先的に配分することが可能になる。ただし、常に高い値引率が必要となる商品については、販売率に一定の補正値を加えることで、商品特性を考慮することとした。

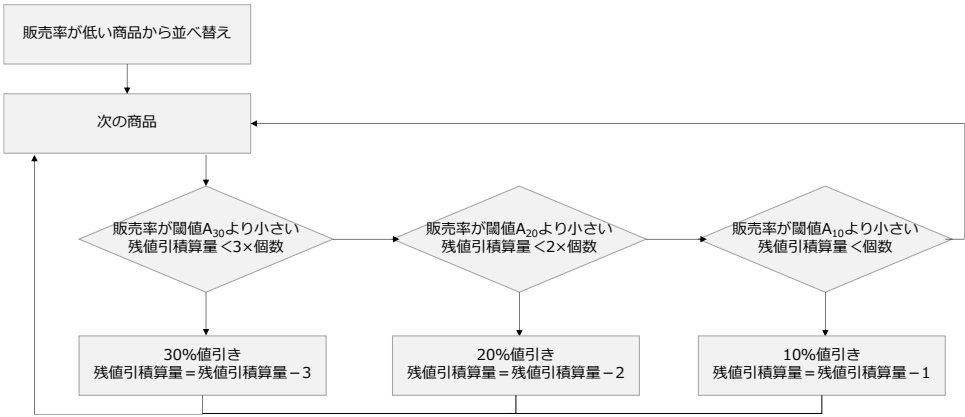


図 3.8 SKU 分配のフロー図

D) データアウトプット

結果は図 3.9 に示すように、各商品の値引推奨量を算出し各店舗に業務用チャットで送信した。

2025年12月24日 16時00分 値引き推奨量

お疲れ様です。2025年12月24日、16時00分の値引き推奨量が作成されました。

米飯

時間	商品番号	商品名	値下げ率
16:00	0804	チキン南蛮弁当	10
16:00	0835	自家製唐揚げ弁当	10
16:00	3891	ジャンボメンチのり弁 (国産米)	10
16:00	0827	よくばり！オムライスプレート	10
16:00	4591	赤飯と栗おこわ弁当 (国産米)	20
16:00	4584	醤油揚げ鶏甘辛たれ弁当 (国産米)	20
16:00	0895	人気のスナック盛り合わせ	10
16:00	0832	鉄板焼き風香ばしソース焼きそば	10
16:00	2414	ねぎだく！たこ焼き	10
16:00	0907	五目あんかけ焼きそば	10
16:00	0414	とろーり屋台風たこ焼	10
16:00	0944	ふんわり屋台風お好み焼き (豚玉)	10

寿司 (いなり)

時間	商品番号	商品名	値下げ率
16:00	3978	ふくらみいなり 7 貫 (国産米)	10
16:00	0733	サラダ助六 (国産米)	10

寿司 (高級)

時間	商品番号	商品名	値下げ率
16:00	3775	パーティー手巻寿司セット	10
16:00	0625	牛カルビのキンパ風巻	10
16:00	0644	握り寿司 彩	10
16:00	4775	パーティー手巻寿司セット	10
16:00	1667	具たっぷり太巻 (生サーモン)	10
16:00	2644	握り寿司 彩 (二人前)	10
16:00	0616	具たっぷり太巻 (えび)	10
16:00	1664	具たっぷり太巻 (えび)	20
16:00	0628	サーモンづくし	20

寿司 (巻き)

時間	商品番号	商品名	値下げ率
16:00	0796	サラダ巻 (ソナマヨ入り)	10
16:00	1699	ツナきゅうり巻	20
16:00	1698	北海道産ひきわり納豆巻	10
16:00	1695	かつぱ巻	10
16:00	1696	かんぱよう巻	10
16:00	0685	寿司サンド	10
16:00	3685	寿司サンド (二人前)	10

図 3.9 配信結果の一例

3.3 予測精度検証

予測精度検証は、表 3.5 に示すように来店客数予測、需要予測、計画数量推奨、値引推奨で実施した。来店客数予測・需要予測は 2024 年で精度検証した上で実装したが、計画数量推奨・値引推奨は時間別来店客数予測のデータが必要であったため、来店客数予測・需要予測実装後の 2025 年 11 月 1 日～12 月 7 日で検証した。

表 3.5 検証内容

項目		店舗	期間
来店客数予測	日別	対象店舗	2024 年 11～12 月
	時間別	対象店舗	
需要予測	カテゴリ予測	対象店舗	
	SKU 予測	対象店舗	
計画数量推奨		対象店舗	2025 年 11～12 月
値引推奨		対象店舗	

3.3.1 来店客数予測

(1) 日別予測

日別来店客数予測は計画数量推奨に用いる。計画数量推奨では、毎週火曜日に当週金・土・日及び次週月・火・水・木を予測する。火曜日時点では月曜日までの来店客数実績を取得可能であるため、月曜日を基点としたリードタイム4日から10日における来店客数予測の精度検証を行った。日別来店客数予測と実績の散布図及び時系列を図 3.10 に示す。

散布図を見ると予測値はおおむね $Y=X$ の直線上に分布しており、高い精度で予測できていることが分かる。全店舗合計の時系列図を見ると、平日においては水曜日に来店客数が増加する傾向、また土日に来店客数が大きく増加する傾向を再現できていた。さらに、12月中旬以降、年末に向けて来店客数が増加する傾向についても、一定程度再現できていた。一方で、12月14日及び15日は過小評価の傾向がみられた。これは、12月中旬以降には年末準備に伴い「おせち」の販売などが実施されたことが要因と考えられ、この影響を事前に予測することは難しいためと考えられる。また、11月26日には降雨の影響により来店客数が減少していたが、この状況については予測により再現されていた。これは、来店客数予測に気象予測データを利用しているためと考えられる。

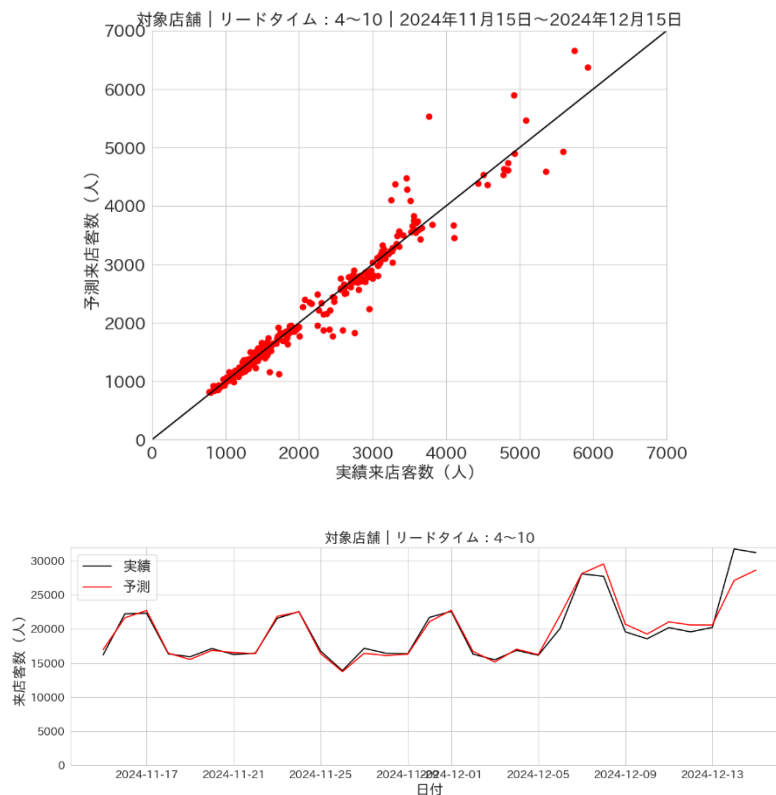


図 3.10 日別来店客数予測結果
(上：散布図、下：全店舗合計の時系列図)

(2) 時間別予測

2024 年 11 月 15 日から 12 月 15 日における対象店舗の時間別来店客数予測の精度検証結果を図 3.11 に示す。時間帯別の予測値についても、散布図上でおおむね $Y=X$ の直線上に分布しており、実績値を概ね再現できていた。Mean Absolute Error（以下 MAE という。）は 8.9 人であった。1 店舗（青点）については過大評価の傾向がみられたが、これは店舗リニューアルの影響によるものと考えられる。リニューアル直後は来店客数が大きく増加する傾向があり、その影響を学習データに取り込んだ結果、予測値が過大になったものと考えられる。

リニューアルなどが実施される場合には、一定量のデータが蓄積されるまで予測精度が安定しにくいため、値引推奨や計画数量推奨を直ちに適用するのではなく、当面は店舗担当者の経験と勘を踏まえてオペレーションを実施することが適切であると考えられる。

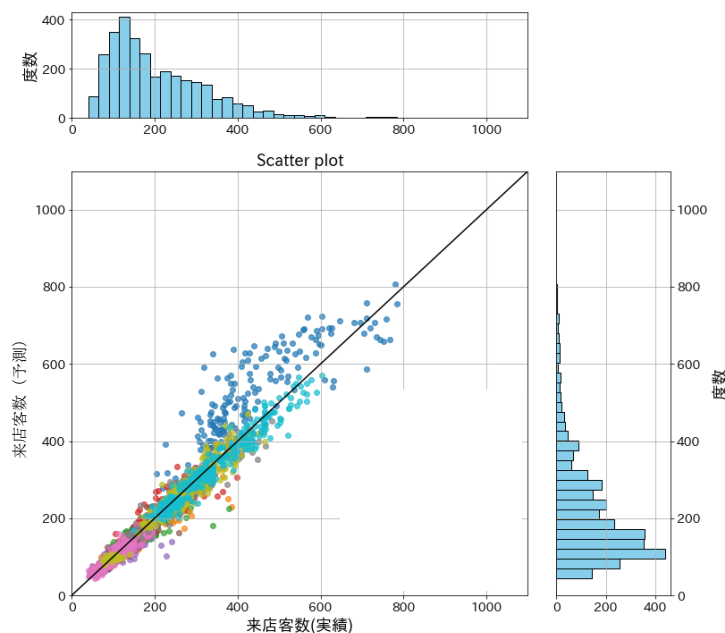


図 3.11 時間別来店客数予測の予測結果
(リードタイム：1 日)

時間別来店客数予測は各時間帯の来店客数を個別に予測するため、日別来店客数予測と比較して計算コストが高い。そこで、気象予測などを入力値として利用する効果を検証するために、日別来店客数予測を一定の比率で時間帯別に按分して算出した時間別来店客数予測との比較検証を行った(図 3.12)。この結果、日別来店客数予測を時間按分した予測値は、時間別来店客数予測と比較してバラツキが大きく、MAE も 9.9 人と誤差が大きかった。これは、時間別来店客数予測では、直近の時間帯別来店客数の変化や、時間帯別の降雨量などを考慮して予測を行っているため、より高い精度が得られているためと考えられる。

実際に降雨のあった 2024 年 11 月 26 日の A 店における時間別来店客数の推移を図 3.13

に示す。この日は15時頃から降雨が観測され、20時には時間雨量15mmの強い降雨が観測されていた。晴天日であれば夕方に来店客数が増加し18時頃にピークに達するが、この日は降雨の影響により来店客数のピークが17時となり、18時以降の来店客数は通常時より大きく減少した。このとき、時間按分による予測では、晴天日と同様に来店客数のピークを18時に予測しており、実績に対して大きく過大評価していた。一方、時間別来店客数予測（青線）では、15時以降の来店客数の減少を予測できており、やや過大評価は残るものの時間按分による予測と比較して精度が向上していることが分かる。

以上から、来店客数予測は時間別に予測を行い、その予測結果を考慮して値引推奨を行うことで、より高精度な値引推奨が可能になると考えられる。

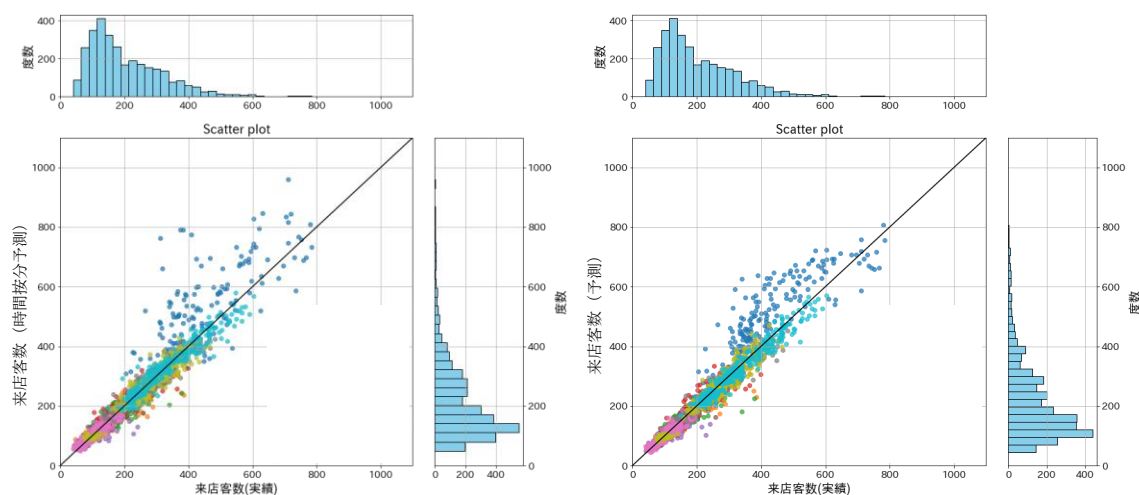


図 3.12 時間別来店客数予測の予測結果（リードタイム：1 日）
（左：日別予測の時間按分、右：時間別予測）

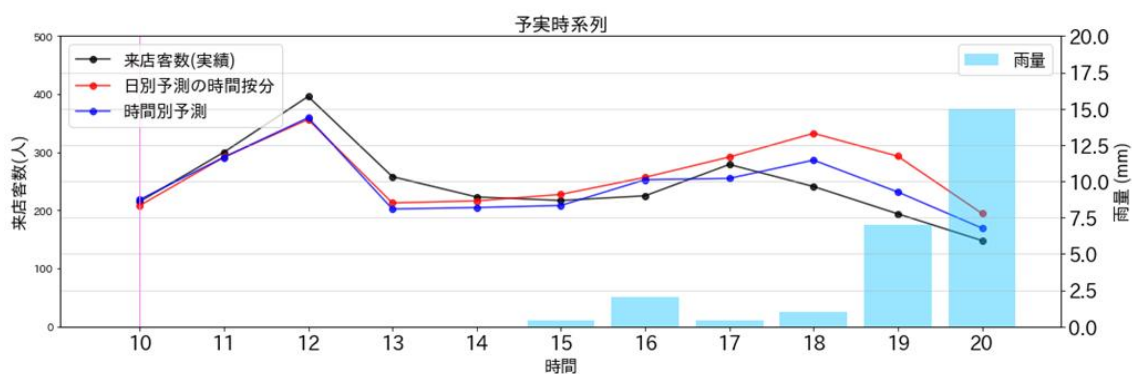


図 3.13 A 店の時間別来店客数予測
（2024 年 11 月 26 日）

3.3.2 需要予測

需要予測の検証は来店客数予測の検証と同様に、2024年11月15日から12月15日まで実施した。カテゴリは米飯とした。これは、寿司には同じ商品コードで異なる価格の一物二価の商品があるためである。

(1) カテゴリ予測

米飯カテゴリ予測の散布図及び時系列図を図 3.14 に示す。予測対象期間は、火曜日時点で当週金曜日から次週木曜日までとし、リードタイムは3日から9日とした。

各店舗・各日付の散布図を見ると、予測値はおおむね $Y=X$ の直線上に分布しており、一定の精度で予測できていることが分かる。これは来店客数予測の結果を基にカテゴリ予測を実施しているためと考えられる。全店舗合計の時系列においても、平日と休日の違いなどに伴う売上変動を概ね再現できていた。11月26日の降雨時には、需要予測では売上の減少を予測していたものの、実績では降雨の影響はほとんど見られず、結果として過小評価となっていた。これは、経験と勘に基づく現行オペレーションでは降雨による売上低下を十分に考慮せずに生産を行い、その後の値引で対応しているためと考えられる。この需要予測を適用することにより、降雨による売上低下を事前に見込んだ生産計画が可能となり、降雨日における利益率の低下の抑止が期待される。

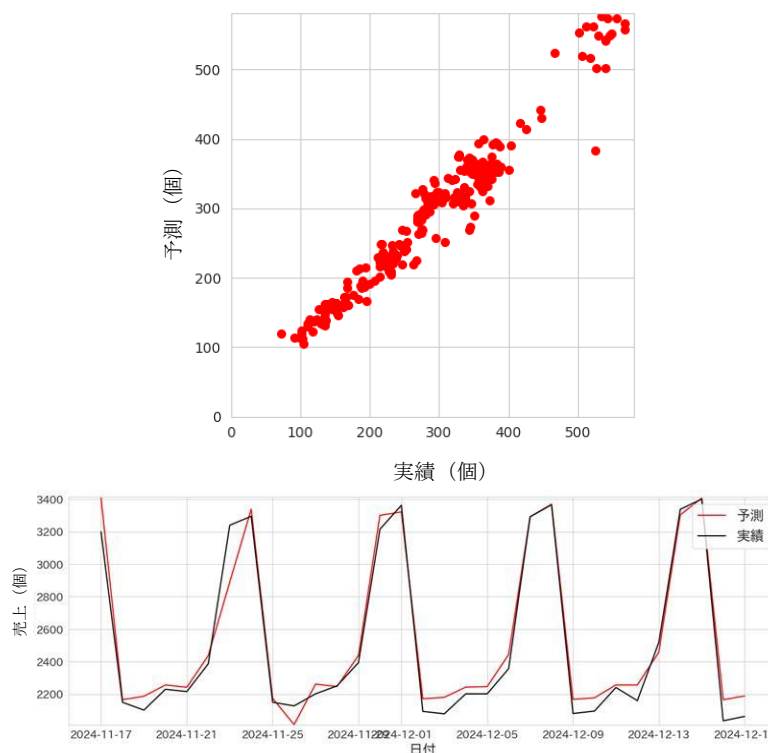


図 3.14 カテゴリ予測の散布図と時系列図（カテゴリ：米飯）
（上：散布図、下：全店舗合計売上の時系列図）

(2) SKU 予測

SKU 予測の散布図を図 3.15 に示す。SKU 予測はカテゴリ予測を入力値とし、各商品の構成比を推定することで算出しているが、その予測結果はカテゴリ予測と比較してバラツキが大きかった。これは、商品単位では、消費者嗜好の変化、流行、価格などの個別要因により売上が大きく変動することを示している。特に売上実績が 50 個以上となるような売上の大きい日において、過小評価となる傾向がみられた。これは、販促などが実施されている日に商品価格や宣伝効果の影響により売上が大きく増加したためと考えられる。このような売上変動は店舗や商品によって異なり、販促の実施方法に大きく左右される。そこで、本事業では、販促実施日における売上は店舗の販売方針によって大きく変動すると考え、店舗側で必要に応じて需要予測結果を補正することとした。

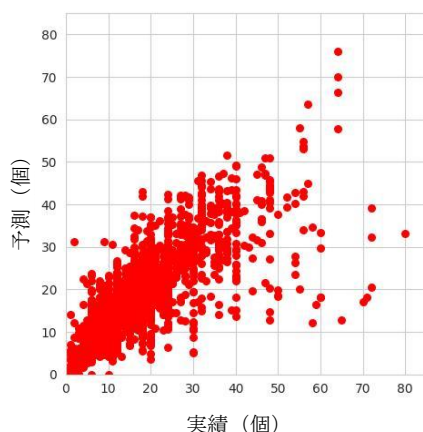


図 3.15 SKU 予測の散布図（カテゴリ：米飯）

各 SKU の全店舗合計売上の時系列図を図 3.16 に示す。各店舗・各日付において数十商品の予測を実施しているが、ここでは売上上位の商品を対象として図示する。

「だし自慢！ロースカツ重」は土日に売上が増加する一方、「三元豚カツカレー」は土日に顕著な売上増加はみられないなど商品ごとに売上変動の特徴は異なっているが、その傾向は概ね再現できていた。

一方で、「だし自慢！ロースカツ重」については土日の売上を過大評価し、「鉄板焼き風香ばしソース焼きそば」については平日の売上を過大評価する傾向があった。これは、SKU 予測において利益率も考慮して学習を行っており、利益率が高い傾向にある商品については売上を増加させる方向に予測値が補正される仕組みとなっているためである。この仕組みにより、店舗の利益率改善が期待できる。

また、「ふんわり屋台風お好み焼き（豚玉）」は 12 月 7 日、8 日、14 日及び 15 日の週末に、「本気の鮭弁」は 11 月 24 日に大きく過小評価していた。これは、これらの日付において当該商品の販促が実施されていた影響によるものと考えられる。本事業では、販促実施日については店舗側で予測を補正することを前提としており、モデルでは販促を実施しない

場合の売上を予測しているためである。

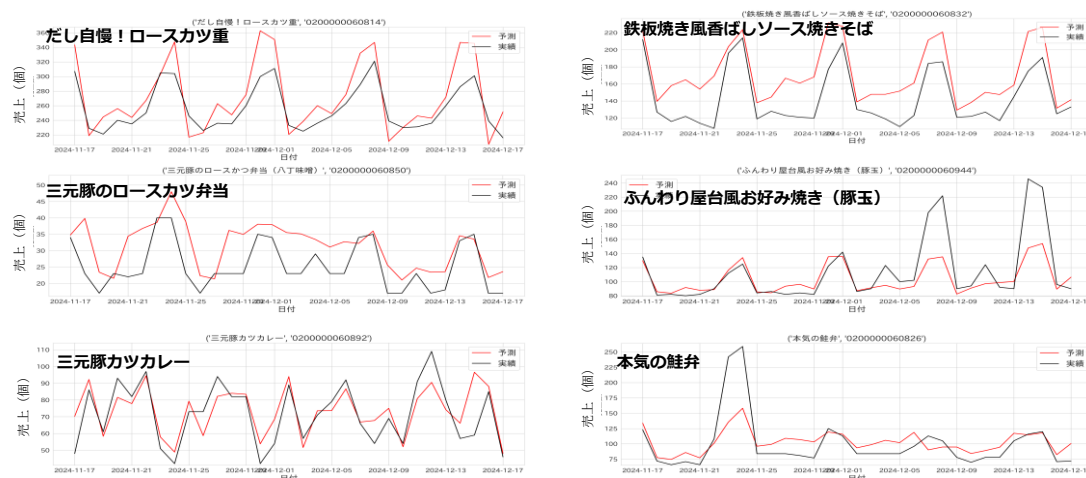


図 3.16 各 SKU の全店舗合計売上の時系列図（売上上位の商品）

次に模範店 A の売上の時系列図を図 3.17 に示す。対象商品は図 3.16 と同一とした。

「ふんわり屋台風お好み焼き（豚玉）」を見ると、販促を実施している 12 月 7 日、8 日、14 日、15 日を除けば、売上は概ね一定で推移していた。これは、店舗では経験や勘に基づくオペレーションを実施しているため、個別商品の細かな売上変動まで考慮して生産や販売を調整することが難しいことを示している。需要予測システムを構築した場合には、すべての商品の売上変動について、利益率も踏まえながら機械的かつ網羅的に推定することが可能とある。

一方、「三元豚カツカレー」についても売上は概ね一定で推移していたが、これは同商品に使用しているとんかつに発注ロットが設定されているためである。需要予測の段階では発注ロットを考慮していないため予測値は変動するが、これについては計画数量推奨において考慮することとした。

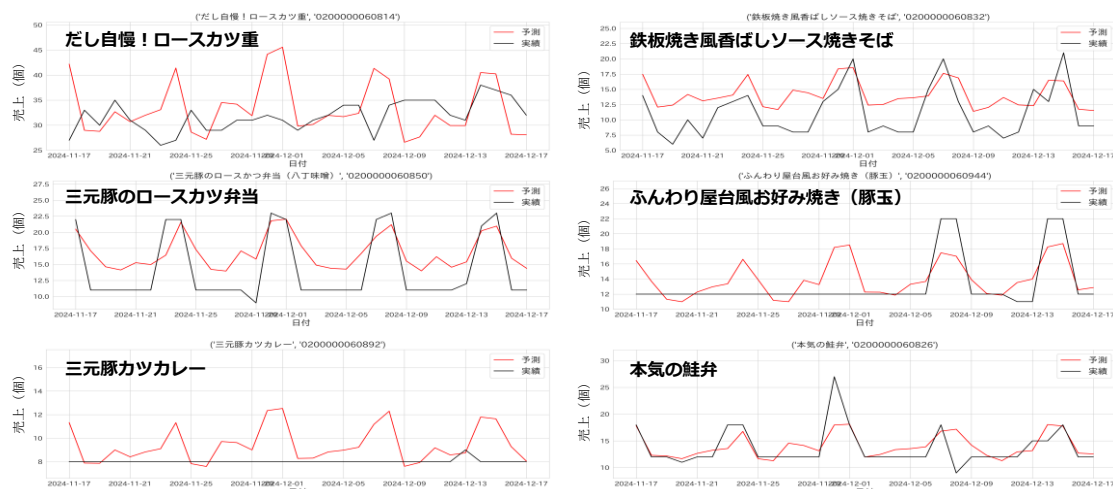


図 3.17 模範店 A の売上の時系列図（売上上位の商品）

3.3.3 計画数量推奨

模範店 A における計画数量推奨量を図 3.18 に示す。図には、実績に加え需要予測値（SKU 予測）及び計画数量推奨量を示している。

「三元豚カツカレー」、「三元豚ロースかつ弁当（八丁味噌）」「三元豚ロースかつ重」は、共通原材料である「やわらかロースとんかつ 12 枚」を使用している。このため、これらロースとんかつを使用する全商品のレシピ換算後の合計数量は、12 で割り切れる数量とする必要がある（上記 3 商品以外にも当該原材料を使用する商品が存在する）。一方、「ふんわり屋台風お好み焼き」、「本気の鮭丼」及び「鉄板焼き香ばしソース焼きそば」の原材料については、ロットを考慮する必要がない。

需要予測値と計画数量推奨量を比較すると、ロットを考慮する必要のない「本気の鮭丼」では両者は概ね一致していた。一方、「鉄板焼き風香ばしソース焼きそば」では需要予測値と計画数量推奨量に一定の差がみられた。これは、当該商品について 11 月中旬に値引が多く実施され、利益率が低下していたことから、利益最大化の観点に基づき、利益率の低い商品の計画数量を減少させたためである。

また、ロットを考慮する必要のある「三元豚ロースかつ弁当」では、需要予測値は日々変動しているものの、ロット制約を考慮した計画数量推奨量では、平日は 12 個、休日は 24 個となっていた。これは、共通原材料である「やわらかロースとんかつ 12 枚」を使用しているため、12 個単位で発注する必要があるためである。同様に、「三元豚カツカレー」及び「だし自慢！ロースかつ重」についても、各商品の原材料のロットに合わせた変動となっていることが分かる。

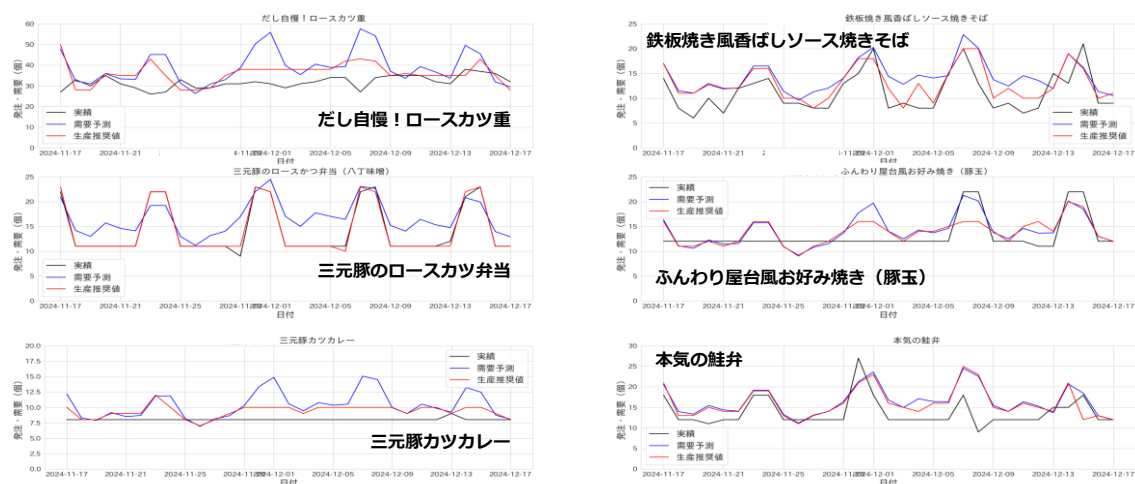


図 3.18 模範店 A の計画数量推奨量

3.3.4 値引推奨

値引推奨の検証は、需要予測の検証期間とは異なる 2025 年 9 月 5 日から 9 月 25 日を対象として実施した。これは、時間帯別の生産データ・売上データ、来店客数データ及び来店客数予測データについて、過去までさかのぼって取得することができなかったためである。

模範店 A における 17 時時点の各カテゴリの値引積算量の時系列図を図 3.19 に示す。17 時は値引開始時刻に当たり、この時点では商品がまだ多く残っている状況にある。

値引積算量は日によって大きく変動しており、その傾向はカテゴリごとに異なっていた。例えば、米飯カテゴリでは値引量は平日に多く、週末に少ない傾向がみられ、9 月 11 日（木）に最大、9 月 15 日（祝日・月）に最小となっていた。一方、寿司（高額）では、値引量は平日に少なく週末に多い傾向がみられ、9 月 14 日（日）に最大となっていた。これは、米飯カテゴリでは休日に生産量が不足しやすいため値引量が減少する一方、寿司（高額）は週末により多く生産する傾向があるため値引量が増加しているものと考えられる。

値引推奨量を見ると、米飯カテゴリでは平日に増加し週末に減少する傾向、寿司（高額）では週末に増加する傾向をそれぞれ再現できていることが分かる。また、寿司（巻き）では 9 月下旬にかけて売上が低下傾向にあり、それに伴って値引が増加している状況についても再現できていた。

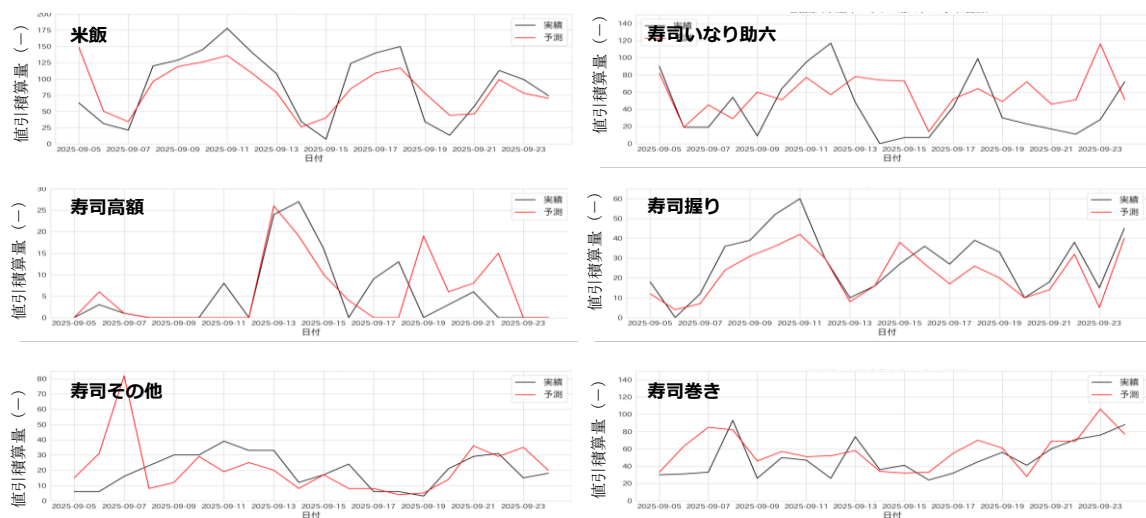


図 3.19 模範店 A の 17 時の値引実績と値引推奨

次に模範店 A における 19 時時点の値引積算量の時系列図を図 3.20 に示す。模範店 A の閉店時刻は 21 時であるため、20 時時点で残っている商品は基本的に 50%値引の対象となる。50%値引では利益率がマイナスとなることから、19 時時点の値引によって商品を売り切ることが重要となる。

19 時の値引積算量を見ると、米飯カテゴリでは最大でも 80 個程度であり、17 時時点の値引積算量と比較して減少していることが分かる。これは、値引積算量が「値引率/10×商

品数」で算出される指標であり、19 時時点では対象となる商品数が減少しているためである。17 時時点と同様に、米飯カテゴリでは平日に値引量が大きく、週末に減少する傾向がみられた。一方、寿司（高額）では平日に値引量が少なく週末に増加していた。これは、平日は週末と比較して弁当類が売れ残りやすい一方、週末は寿司（高額）の生産量が増加するためと考えられる。

値引推奨量についても、平日と週末で異なる動きを概ね再現できていた。その他のカテゴリについても、日々の変動を一定の精度で予測できていた。これは、時間帯別の生産量及び商品売上を考慮することにより、売れ残っている商品数を把握し、それに基づいて値引推奨量を算出できているためと考えられる。

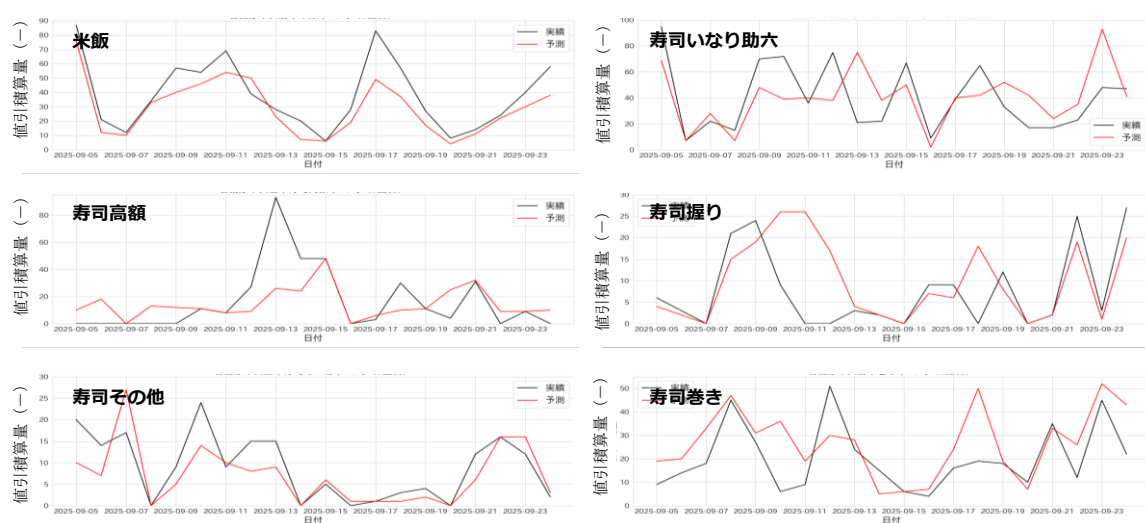


図 3.20 模範店 A の 19 時の値引実績と値引推奨

店舗 B における値引実績と値引推奨の比較を図 3.21 に示す。この店舗では、模範店 A とは異なる傾向がみられ、米飯カテゴリ及び寿司（高額）のいずれについても曜日による明確な変動はみられなかった。本事業では模範店 A で構築した予測式を全店舗に適用しているが、値引推奨はこのような異なる変動傾向についても概ね再現できていた。これは、模範店 A で構築した式が、残っている商品数に応じて値引数を決定する構造となっており、一定の汎用性があるものと考えられる。

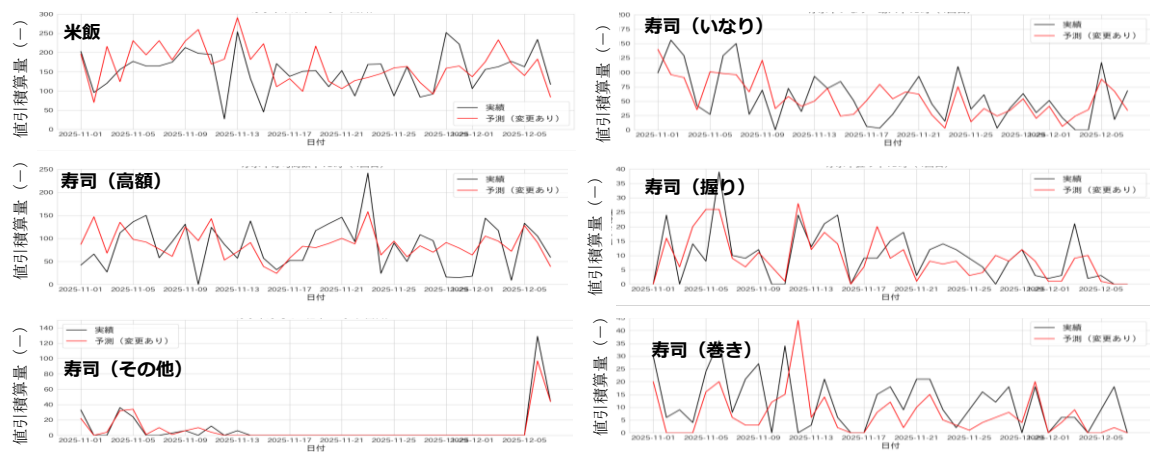


図 3.21 店舗 B の 19 時の値引実績と値引推奨

4. 実証実験 (PoB)

4.1 システム構築

本事業では、実証実験 (PoB) を行うために、前項までに検討したシステムを Amazon.com が提供するクラウドコンピューティングサービスである AWS (Amazon Web Services) 上に構築した。

システム構成図を図 4.1 に示す。本システムでは AWS の Tokyo Region において各社からデータを収集し、S3⁷に格納した上でデータベース (Aurora) に登録する。次に、データベースにアクセスして動作する計画数量推奨モデル及び値引推奨モデルを EC2⁸で実行し、最終アウトプットである推奨量を S3 に出力する。その後、この推奨量を店舗へ連携する。また、プログラムでエラーが発生した場合は、AWS CloudWatch を介して各社の関係者にメールで通知される。さらに、AWS Osaka Region にはデータのバックアップを保持している。

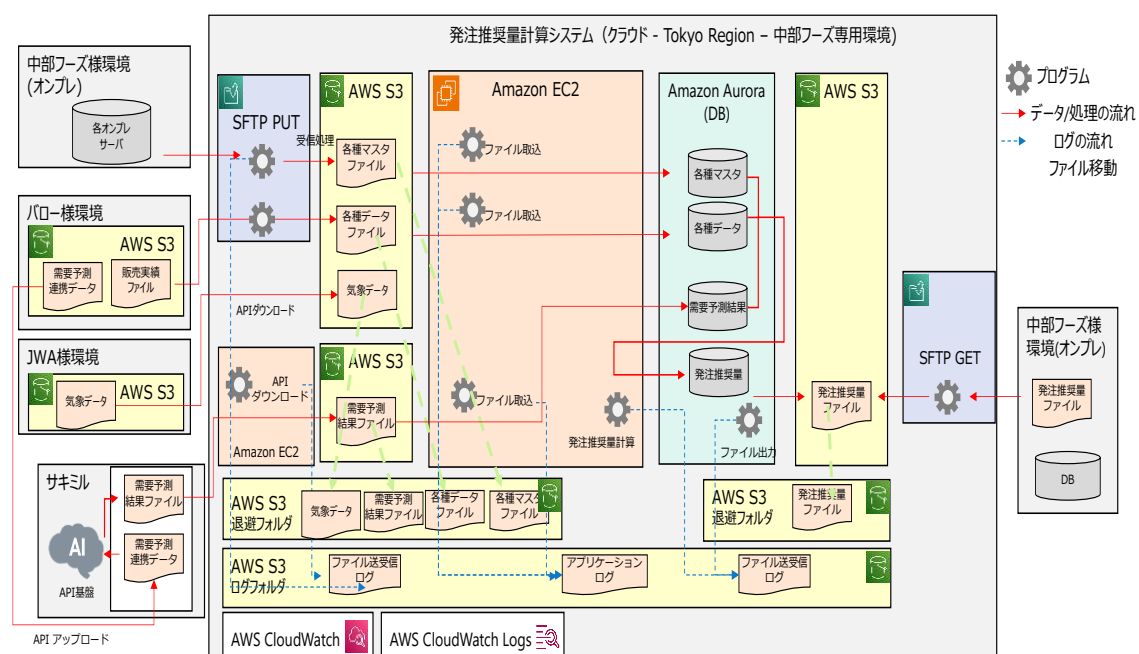


図 4.1 システム構成図

システム内で取り扱うデータ一覧を表 4.1 に示す。本システムでは、中部フーズ、パロー、ソフトバンク及び日本気象協会からデータを収集し、入力データとして利用する。また、需要予測結果、計画数量推奨、値引推奨及びログを出力データとする。

小売業であるパローからは、トランザクションデータとしてレシートデータ、来店客数デ

⁷ Amazon Simple Storage Service の略称。AWS が提供するサービスに含まれる機能の一つで、オブジェクトストレージサービスの一種であり、データを保存することができる。

⁸ Amazon Elastic Compute Cloud の略称。AWS が提供するサービスに含まれる機能で、仮想サーバを構築できる。

ータ、廃棄データ及び生産データを、マスタデータとして店舗マスタを収集した。製造業である中部フーズからは、トランザクションデータとして本部生産データを収集した。これは、通常商品については店舗から発注している一方で、新商品などについては店舗が経験や勘に基づいて発注量を決定することが難しく、本部で発注量を決定しているためである。また、マスタデータとして、店舗マスタ、商品マスタ、店別商品マスタ、店休日マスタ及び販促マスタを収集した。ここで、店別商品マスタとは、各店舗で陳列する商品リストを示すものである。

サードパーティデータとしては日本気象協会から気象の観測データ及び予測データを、ソフトバンクからサキミルによる来店客数予測データ（日別・時間別）を収集した。気象データについては、各店舗に対応する最高気温・最低気温・平均気温、日射量、風速、風向、降雨量、降雪量、相対湿度、天気及び体感気温などのデータを収集した。サキミルは、人流統計データ、気象データ、企業データ及び暦データなどを利用して来店客数予測を配信するサービスであり、本事業ではリードタイム 14 日の日別来店客数予測データ及びリードタイム 3 日の時間別来店客数予測データを取得した。

表 4.1 システム内のデータ一覧

データ名	管理会社	更新時刻	ファイル名	内容
販売実績データ（日）	パロー	7:00	TORIHAKI_YMD.csv	前日のレシートデータ
販売実績データ（時）		毎時	TORIHAKI_HOUR_HH_YMD.csv	当日のレシートデータ
廃棄データ		7:00	HAIKI_YMD.csv	前日の各店舗・各商品の廃棄量
生産量データ		毎時	PRODUCT_INSTORE_HH_YMD.csv	当日の生産量
来店客数データ（日）		7:00	KYAKUSUU_YMD.csv	前日の各店舗の来店客数（日）
来店客数データ（時）		7:00	KYAKUSU_HOUR_YMD.csv	前日の各店舗の来店客数（時間）
店舗マスタ 1		7:00	SHOP_MASTER1_YMD.csv	店舗情報一覧
本部生産データ		7:00	OKURIKOMI_INSTORE_YMD.csv	本部からの各店舗・各商品の発注量
店舗マスタ 2		7:00	SHOP_MASTER2_YMD.csv	店舗情報一覧 2
商品マスタ		7:00	ITEM_MASTER_YMD.csv	商品情報一覧
店休日マスタ		7:00	HOLIDAY_YMD.csv	各店舗の店休日一覧
店別商品マスタ		7:00	SHOP_ITEM_YMD.csv	各店舗の取り扱い商品一覧
販促マスタ		7:00	HANSOKU_INSTORE_YMD.csv	各店舗・各商品の販促一覧
レシピマスタ		7:00	RECIPE_YMD.csv	レシピマスタ一覧
客数予測データ（日）	ソフトバンク	10:00	SAKIMIRU_YMD.csv	前日初期値の各店舗の来店客数予測
客数予測データ（時）		10:00	SAKIMIRU_HOUR_YMD.csv	前日初期値の各店舗の来店客数予測
気象観測値データ	日本気象協会	7:00	OBS_DAILY_YMD.csv	前日の各店舗の気象観測値
気象予測値データ		7:00	FCT_DAILY_YMD.csv	当日初期値の各店舗の気象予測値
カテゴリ予測データ		11:00	CATEGORY_FCT_YMD.csv	当日初期値の各店舗・各カテゴリの需要予測
SKU 予測データ		11:30	SKU_FCT_YMD.csv	当日初期値の各店舗・各商品の需要予測
計画数量推奨量データ		12:30	RECOMMEND_INSTORE_YMD.csv	当日初期値の各店舗・各商品の発注推奨量
値引推奨量データ		15-19	DP_INSTORE_YMD.csv	当日の各店舗・各商品の値引推奨量
ログ		12:30	LOG.csv	システムログ

これらのデータの動きを図 4.2 に示す。収集された入力データは、まず発注・値引推奨システム（AWS）の S3 に保存し、その後、データベースに登録する。続いて、計画数量・値引推奨モジュールで計画数量推奨、値引推奨及びログを算出し、その結果を S3 に保存した上で店舗システムへ送信し、店舗担当者に連携する。

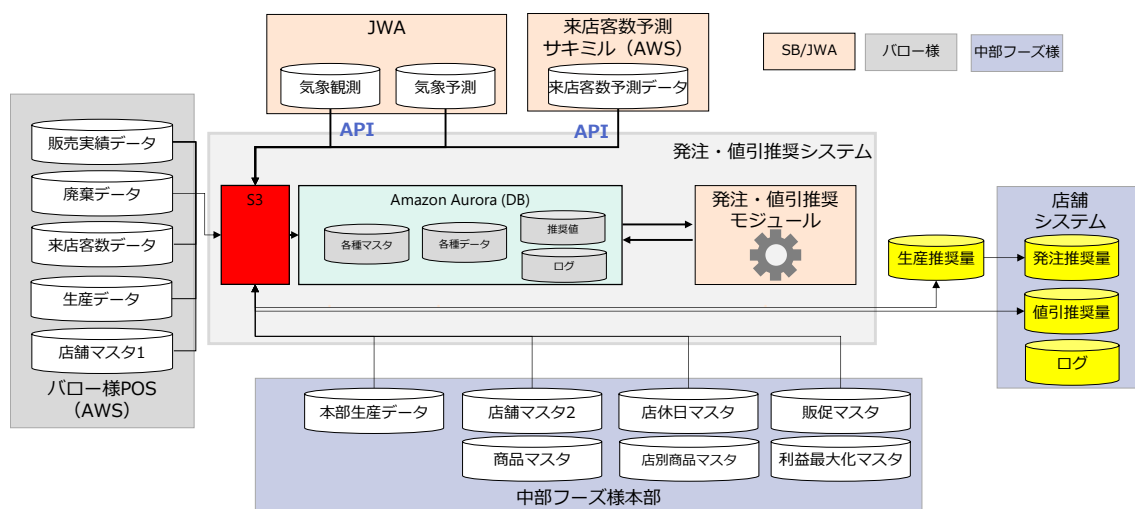


図 4.2 データの動き

データ取り込み処理を図 4.3 に示す。マスタデータ及びトランザクションデータは各社で従来利用されているフォーマットで受信し、データ整形処理を行った上でデータベースに登録した。ここでエラーが生じた場合はログに出力するとともに、エラー内容を各社にメールで通知することとした。

データベースには2年分のデータを保持し、それ以前のデータは削除した。データベースへの登録については、マスタデータは毎回全件連携した上で更新対象データを抽出して登録した。一方、トランザクションデータは差分連携により登録した。

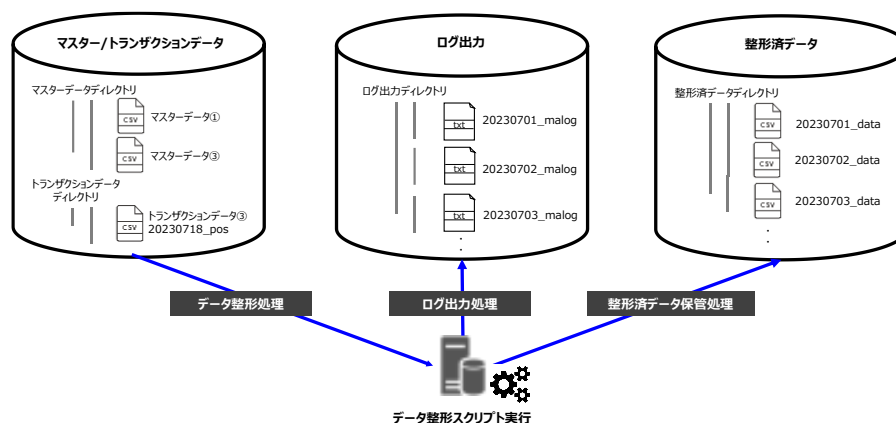


図 4.3 データ取り込み処理

データ連携・計算スケジュールを図 4.4 に示す。バロー、中部フーズ及びソフトバンクから日データは 7:00 に連携し、異常が生じた場合は 10:00 に再連携を実施した。気象データは最新の予測値を 10:00 に連携した。時間データは毎時 40 分に前時間までのデータを連携した。計画数量推奨値は 11:00 から計算を開始、12:00 に結果を出力し、店舗に連携した。値引推奨量は毎時連携とした。ただし、店舗の閉店時間によって値引の進捗が異なるため、21 時閉店の店舗は 16:00、17:00、18:00、19:00 に、20 時閉店の店舗は、15:00、16:00、17:00、18:00 に連携した。

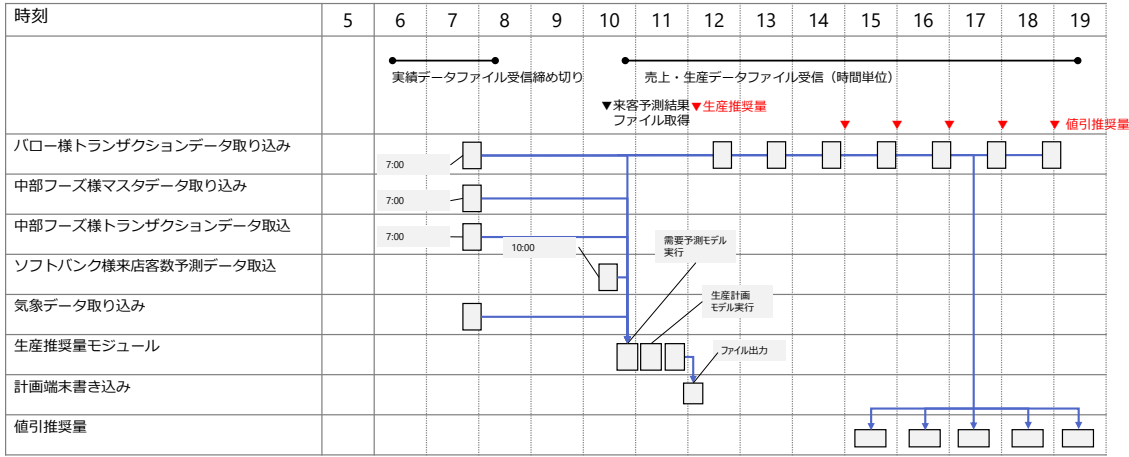


図 4.4 データ連携スケジュール

計画数量推奨値、値引推奨量については、店舗側がその妥当性に疑問を持つ場合がある。この場合、各店舗や SV が本部またはベンダーに推奨値の値について問い合わせることになるが、本部やベンダーがすべての問い合わせに個別対応することは困難である。

そこで、本事業では各店舗からの問い合わせに対応するため、生成 AI を活用した支援システムを構築することとした。システムの模式図を図 4.5 に示す。本システムでは、各種データが格納されたデータベースを生成 AI に MCP⁹を介して連携し、店舗からの問い合わせに対して回答を行う店舗運営 AI エージェントを作成した。生成 AI として OpenAI が提供する GPT を利用し、システムの構造、予測式の考え方及びデータベースの構造に関する情報を与え、各店舗からの問い合わせに対応できるようにした。店舗は店舗ごとに設定された ID でログインし、UI を通じて質問をする設計とした。

本システムを構築することにより、店舗や SV からの質問に対して、いつでも回答することが可能になり、複数店舗から同時に問い合わせがあった場合にも対応できるようになる。また、データベースと連携することで、一般的な説明にとどまらず、各店舗の状況に応じた回答を行うことが可能となる。もっとも、本システムはあらゆる質問に対応するものではなく、計画数量推奨、値引推奨、気象及び来店客数など業務に関係する質問に限定して対応することとした。

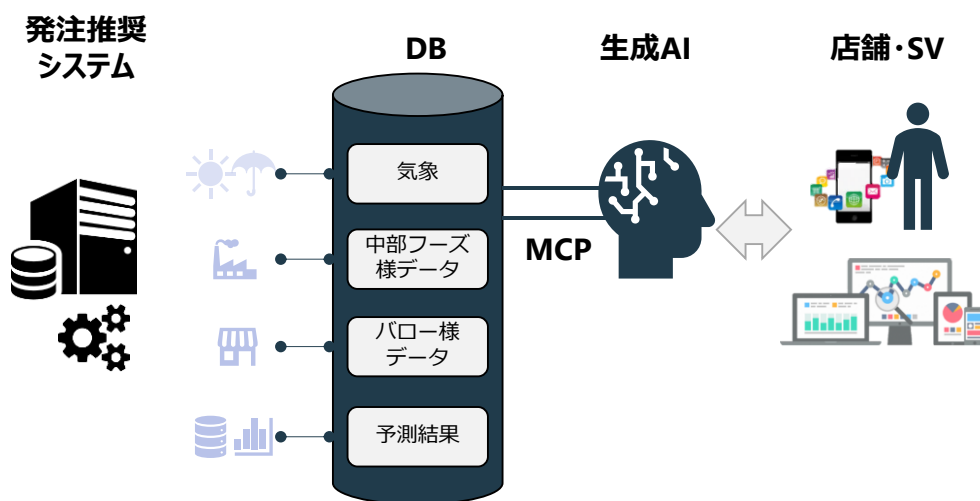


図 4.5 生成 AI を利用した店舗運営 AI エージェント

⁹ MCP (Model Context Protocol) は AI モデルと外部ツールやデータソースをつなぐためのオープンプロトコル。ホスト、クライアント、サーバの 3 つの主要なコンポーネントで構成され、AI モデルが外部のリソースやツールと効率的に連携できるようにするための共通のルールを提供する。

来店客数及び売上に関する質問への回答例を図 4.6 に示す。ここでは売上が 1 週間前と比較して減少した理由について質問した。回答では、全店舗の売上合計が前週と比べてどの程度減少したかが算出されている。また、このとき、当日の天気は降雨、1 週間前の天気は晴れであった。生成 AI は降雨により来店客数が減少する傾向を踏まえ、降雨が来店客数を減少させ、その結果として売上が減少したことを示している。このように、データベース上のデータを参照しつつ、売上減少の要因も考慮した回答が提示されており、店舗からの質問に対して十分に対応できると考えられる。

10月16日の売上は、1週間前と比較して落ちていました。その理由は何ですか？

> 過程を表示

主な理由は「来店客数の減少（天候による影響）」と見えます。根拠を短く示します。

- 売上（全店舗合計）
 - 2025-10-09（晴） 約 6,104 円 / 人
 - 2025-10-16（雨） 約 6,252 円 / 人 → 差額 - 約 148 円 (-4.17%)
- 来店客数（全店舗合計）
 - 2025-10-09 約 1,000 人
 - 2025-10-16 約 1,000 人 → 差分 - 約 60 人 (-6.44%)

客単価（売上 ÷ 来店客数）

- 2025-10-09: 約 6,104 円 / 人
- 2025-10-16: 約 6,252 円 / 人 → +148 円 (+2.4%)（客単価の上昇で一部は埋めているが、来店客数減少をカバーしきれず売上減に）

天候（店舗郵便番号 504-0843 の観測）

- 2025-10-09: 降水量 0.0 mm（晴）
- 2025-10-16: 降水量 25.8 mm（雨）

結論（短く）

- 10月16日の売上減は主に「来店客数の減少（約6.4%減）」が原因で、これは同日の強い雨（降水量25.8 mm）と整合します。客単価は逆に上がっており、購買単価の上昇で部分的に相殺されていますが合計では減少しています。

メッセージを入力してください。

図 4.6 生成 AI の回答例（来店客数と売上）

計画数量推奨値に対する回答例を図 4.7 に示す。計画数量推奨値に関する質問に対しては、推奨量、需要予測、過去 1 週間平均の利益率、値引率及び 1 週間前の売り切れ時刻をもとに回答している。1 週間前の売り切れ時間が 14 時であったことから、利益最大化の観点に基づき計画数量推奨値が増加していることを示しており、予測モデルの構造を理解した上で回答できていることが分かる。

0200000061695の1月4日の推奨量が8なのはなぜですか？

> 過程を表示

以下はデータベースの最新版を基にした回答です（対象日: 2026-01-04、参照テーブル: shp_parameter_recommend_instore、使用した最新版の update_date = 2025-12-30）。

要点（変数名は日本語で記載）

- 推奨量（recommend）: 8
- 需要予測（fct_sku）: 約 6.51 → 四捨五入: 7（元値 6.5139）
- 過去1週間平均の利益率（benefit7）: 28%（元値 28.27 → 四捨五入: 28）
- 値引率（loss7）: 38%（元値 38.10 → 四捨五入: 38）
- 1週間前の売り切れ時間（soldout7）: 14 時間

なぜ推奨量が 8 か（要約）

- モデルの主因は **需要予測 (fct_sku)** で、この日の最新パラメータでは予測需要が約 6.5。
- 推奨量は予測値を切り上げ/安全余裕を取る挙動があり、さらに **過去1週間の売り切れ履歴 (soldout7=14h)** があるため、供給不足を避ける目的で予測を上回る設定（6.5 → 8）になっています。
- 収益・割引事情（benefit7=28%, loss7=38%）を踏まえ、利益性は確保しつつも過去の値引実績があるため極端な過補充は避け、最終的に 8 が推奨値として出力されています。

図 4.7 生成 AI の回答例（計画数量推奨値）

値引推奨量に対する回答例を図 4.8 に示す。値引推奨量に関する質問に対しては、その時点の値引率、販売率、該当カテゴリの値引積算量及び今後の来店客数が平均値からどの程度乖離するかを基に回答している。該当商品の当日の販売率が高いことから値引推奨量が低く設定されていること、また、来店客数予測が平均値を下回ることからカテゴリ全体の値引積算量は増加することも示されており、予測モデル構造を理解した上で回答できていることが分かる。

 2025年12月23日17時の本気の鮭丼の値引率は10%でしたが、なぜですか？

以下、ルールどおり**数字を示して**短く説明します（重要箇所は太字）。

- 確認した値（2025-12-23 17:00 / shop_id=1184 / 本気の鮭丼）
 - 値引率（shp_dp_instore.discount）：10%
 - 販売率（shp_parameter_dp.sales_rate）：91.66666666666666%
 - 値引総量（shp_parameter_dp.dc_total）：36.877171068259116
 - 予測来店客数 / 平均来店客数: forecast_customer = 856、mean_customer = 903.04034
- なぜ 10% なのか（因果を簡潔に）
 - システムはまずカテゴリの値引総量（dc_total）を決め、次に**販売率の低い商品から順に 10/20/30% を割り当てる仕様**です（低い販売率ほど高い割引が優先）。
 - 当該SKUは **販売率が高い（約91.67%）ため割引優先度は低い**。その結果、割当は「低優先の商品で高割引（20/30%）が割り当てられた後」、当該SKUには **最小段階の10%が割り当てられた**ということです。
 - 16時→17時で dc_total は 52.15 → 36.88 に減少していますが、**17時のカテゴリ内割当の進み具合（他SKUがどれだけ割当を消費したか）次第で、販売率の高いSKUにも一律に10%が付く場合がある**ため、本件では 10% が出力されました。
 - また forecast < mean（856 < 903）で来店減を示しますが、dc_total の増減はカテゴリ構成・利益最適化等も影響するため、単純に来店減 = dc_total 増 とはならない点に注意してください。
- 一文まとめ（短く）
 - 本気の鮭丼は販売率が高く優先度が低い**ため、カテゴリ内の割当状況で「到達した最小段階（10%）」が付与された。
- 補足（必要なら実証できます）

図 4.8 生成 AI の回答（値引推奨量）

4.2 実証実験の結果評価

流通分野では常に環境変化が起きているため、前年や直近と比較すると環境変化の影響を強く受け、本事業の施策による効果と環境変化による効果を分離することが困難となる。そこで、本事業における実証実験の結果評価にあたっては A/B テスト¹⁰を実施するため、対象 20 店舗に加え、同規模かつ同地域に位置する比較 20 店舗を設定した。実証期間は 2025 年 1 月 23 日から 3 月 12 日までの 7 週間とし、比較期間は直近の 5 週間とした（ただし、正月期間の 2025 年 12 月 29 日から 2026 年 1 月 4 日は除く）。

4.2.1 評価指標と評価方法

評価指標（KPI）は、売上・利益・廃棄・欠品及び作業時間とした。売上・利益・廃棄及び欠品については、「比較店舗における対象期間の比較期間に対する比率」と「対象店舗における対象期間の比較期間に対する比率」との変化率に基づいて評価した。効果試算の計算方法を表 4.2 に示す。なお、作業時間については、対象店舗における比較期間と対象期間の発注作業時間を比較して評価した。

ここで、利益・廃棄及び欠品の計算方法は以下のとおりとした

- ・ 利益は売上から「定価×コスト比率」を差し引いて計算した。コスト比率には、仕入れ費及び人件費を含め、カテゴリごとに一定の比率を設定した。
- ・ 廃棄数は計画数量推奨値を提供している商品に限定して集計した（新商品など店舗において計画数量を判断している商品は除外した。）。
- ・ 欠品は米飯カテゴリについては 13 時前に売り切れた回数、寿司カテゴリについては 17 時まで売り切れた回数とした。

表 4.2 効果試算の計算方法

期間	比較店舗	対象店舗
比較期間	A	B
対象期間	C	D
比率	$E=B/A$	$F=D/C$
効果	—	$F-E=(AD-BC)/AC$

¹⁰ A/B テストはマーケティングや製品開発等の分野で広く利用される手法で、2 つ（またはそれ以上）のバージョンの要素を準備して、どちらがより効果的かを評価する手法。本実証実験では AI 需要予測と自動発注を利用した店舗と利用しなかった店舗を比較することで、AI 需要予測と自動発注の効果を抽出することが可能になる。

4.2.2 比較期間の各指標の推移

比較期間における対象店舗及び比較店舗の売上・利益・廃棄及び欠品の時系列図を図 4.9 に、各 KPI の目標値を表 4.3 に示す。対象店舗と比較店舗は同一地域に所在し、かつ同程度の規模を有する店舗を設定した。売上は比較店舗の方が 6.0% 高く、利益も 8.1% 高かった。一方、廃棄については、対象店舗は比較店舗より 260% 多かった。これは、対象店舗は廃棄に課題を有する店舗を選定したためである。欠品については、対象店舗の方が 3.9% 少なかった。これは、対象店舗は比較店舗より商品を多く陳列する傾向があり、欠品が少ない一方で廃棄が多いオペレーションになっているためと考えられる。

現状の計画数量は、①需要予測から必要量を算出する、②各商品の必要量を原材料所要量に変換する、③現状の原材料在庫を考慮する、④原材料を発注する、という 4 段階の作業により算出している。この計画作業に要している時間について、対象各店舗へヒアリングを行ったところ、平均で週当たり 126.8 分であった。

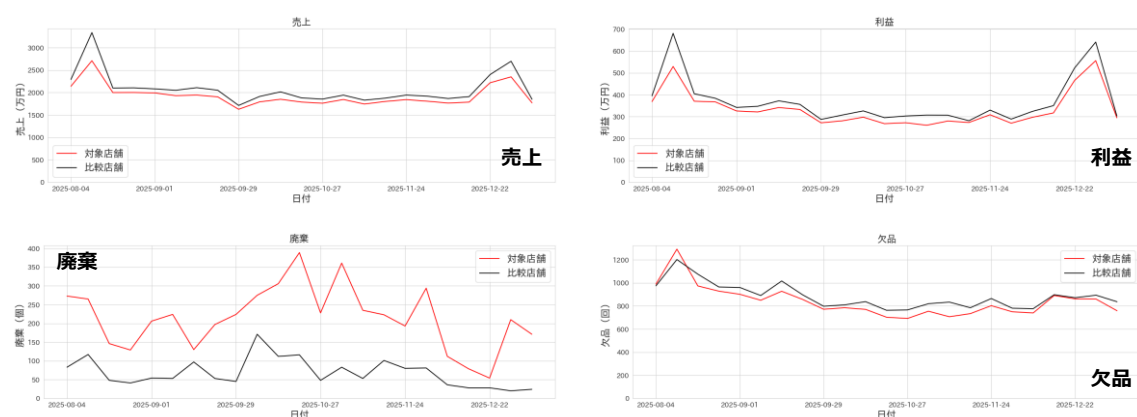


図 4.9 比較期間の各指標の推移
(左上：売上、右上：利益、左下：廃棄、右下：欠品)

表 4.3 各 KPI の目標値

項目	売上 (円)	利益 (円)	廃棄 (個)	欠品 (回)	作業時間
比較店舗	99,480,487	17,884,798	197	4165	—
対象店舗	93,486,706	16,437,581	710	4002	126.8 分
比率	-6.0%	-8.1%	+260%	-3.9%	—

4.2.3 機能評価

本事業で構築したシステムの機能である来店客数予測、計画数量推奨量、値引推奨量及び利益最大化について評価した。

(1) 来店客数予測

対象期間中における対象店舗の日別来店客数予測の実績値と予測値の散布図を図 4.10 に、対象店舗の来店客数合計値と降雪量の時系列図を図 4.11 に示す。ここで予測値は、実際のオペレーションに合わせて、毎週火曜日に予測した当週金曜日・土曜日・日曜日及び次週月曜日・火曜日・水曜日・木曜日の値を用いている。

実績値に対する予測値はおおむね $Y=X$ の直線上に分布しており、一定の精度で予測できていた。時系列変化を見ると平日に来店客数が少なく休日に増加する傾向も再現できていた。2月8日は日曜日であったが、北陸地方を中心に降雪があり、来店客数は前週同曜日と比較して大きく減少していた。一方、来店客数予測では、気象データを説明変数として用いているため、前週同曜日と比較して来店客数が減少することを予測できていた。

一方、2026年2月3日は節分の日で、店舗では恵方巻が販売されたため来店客数が大きく増加していたが、この状況は予測では再現できていなかった。このような特異日は店舗の販売方針によって売上が大きく変動するため、来店客数予測、計画数量推奨量及び値引推奨量による自動化は困難である。そこで、本事業では、これらの日については店舗判断によるオペレーションとし、検証対象から2026年2月2日、3日及び4日は除外することとした。

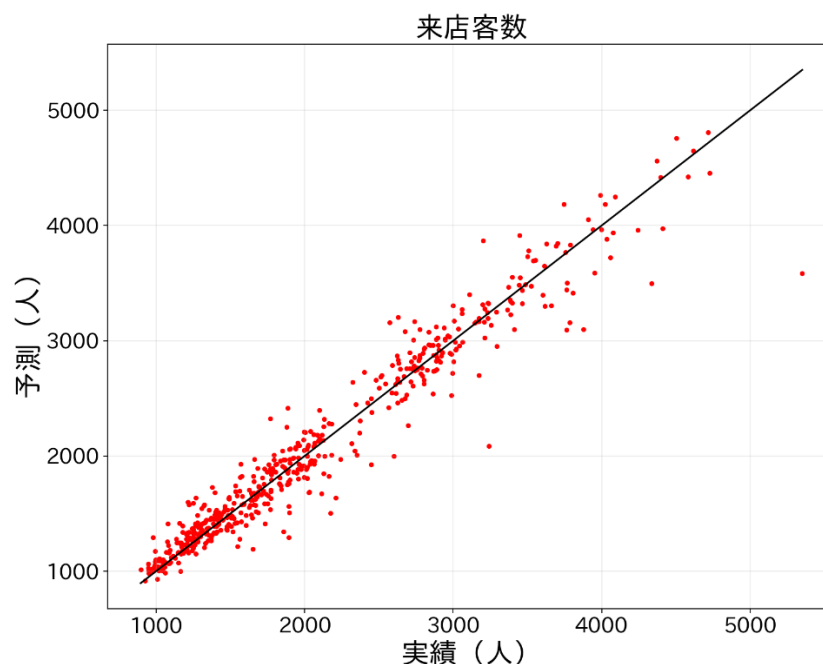


図 4.10 来店客数予測の散布図

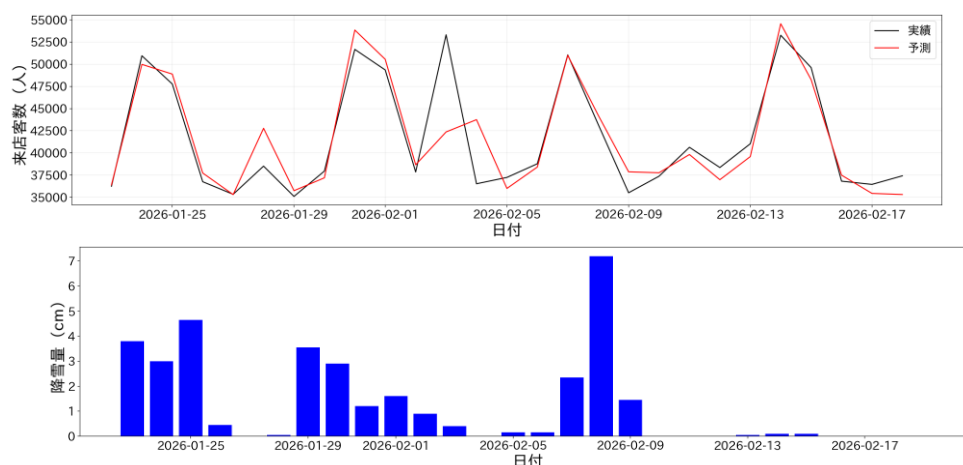


図 4.11 対象店舗の合計来店客数の時系列変化と降雪量の時系列図
(上：来店客数予測、下：降雪量)

降雪のあった 2 月 8 日の日降雪量の観測値と予測値を図 4.12 に示す。なお、2 月 8 日の予測は火曜日である 2 月 3 日に実施するが、気象予測にはその前日初期値のデータを用いているため、ここでは 2 月 2 日時点の 6 日予測と比較した。

2 月 8 日には、北陸地方を中心に 20cm 以上の降雪があり、岐阜県東部においても 10cm 以上の降雪が観測された。リードタイム 6 日の予測を見ると、北陸地方における 20 cm 以上の降雪及び岐阜県東部における 10cm 以上の降雪を概ね予測できていることが分かる。来店客数予測では、この降雪予測を説明変数と利用しているため、来店客数の減少を予測できたと考えられる。

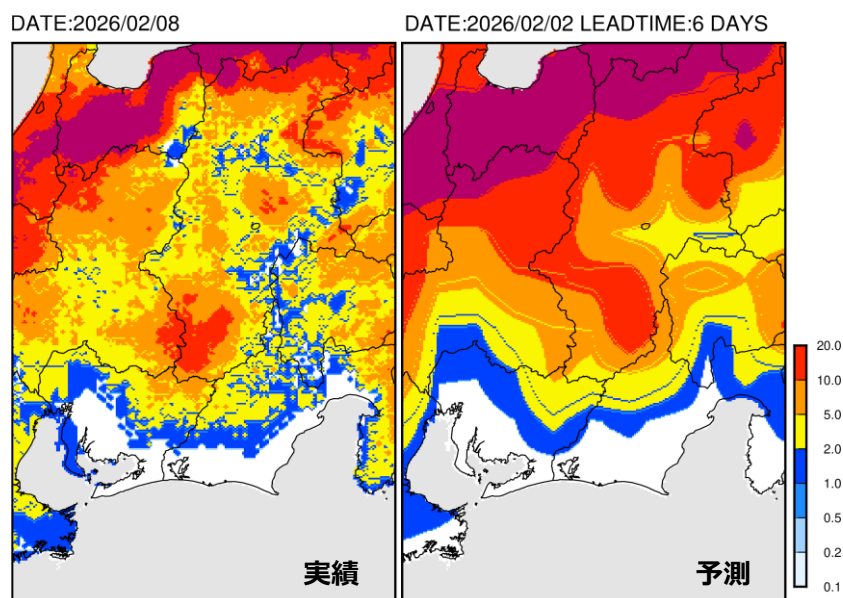


図 4.12 日降雪量 (単位：cm、左：実績、右：実績)

2月8日の対象20店舗の平均時間別来店客数と時間別降雪量の時系列図を図4.13に示す。比較対象として、1週間前であり、降雨及び降雪が観測されていない2月1日の時間別来店客数の時系列図も併せて示す。1週間前の2月1日には、11時時点の時間別来店客数が約300人であり、13時にかけてやや減少するものの、その後、夕方にかけて再び来店客数が増加していた。一方、2月8日には午前中を中心に降雪があったため、11時の来店客数は約250人と大きく減少していたが、来店客数予測ではこの状況を概ね再現できていた。

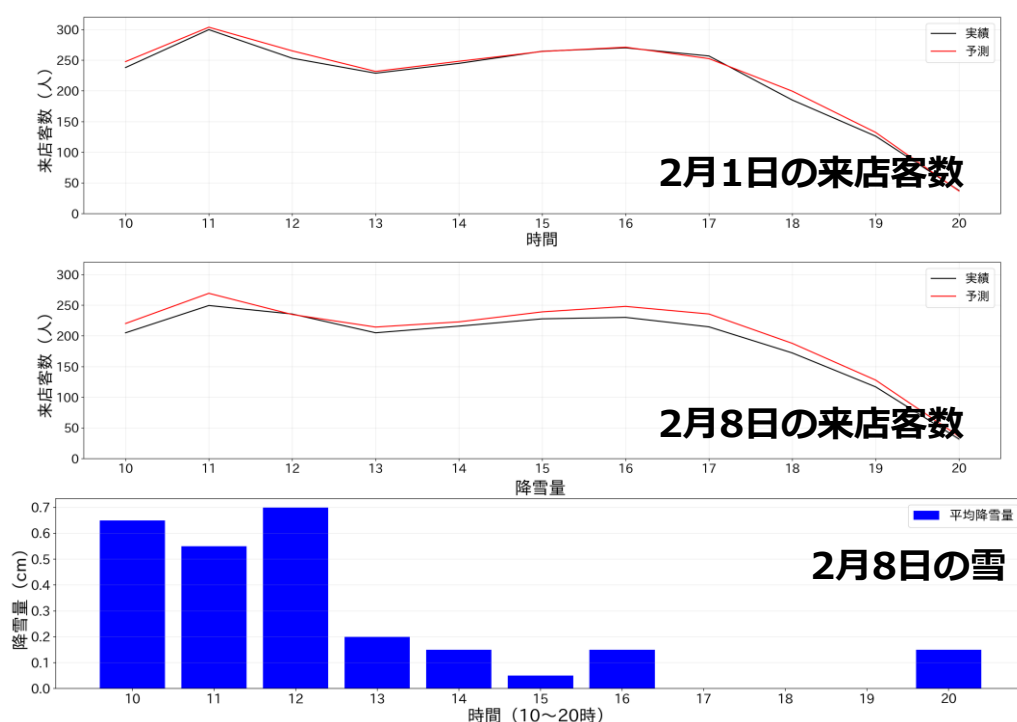


図 4.13 来店客数と降雪の時間変化

(上：2月1日の来店客数の時間変化、中：2月8日の来店客数の時間変化、
下：2月8日の降雪の時間変化)

(2) 計画数量及び値引推奨量の利用状況

計画数量推奨量の利用状況を確認するため、2026 年 2 月 16～19 日（月曜日～木曜日）の対象店舗・対象商品の販売数量と計画数量推奨量の散布図を図 4.14 に示す。散布図では、おおむね $Y=X$ の近傍に分布しており、計画数量に基づいて生産が行われていることが分かる。ただし、計画数量と販売数量が完全に一致しない原因として、以下が考えられる。

- ・ 販促対象商品については、店舗が計画数量を決定している。
- ・ 同一商品 ID であっても、入数が異なる商品が存在している。
- ・ 計画数量推奨値では、すべての原材料ロットを考慮できていないため、原材料の端数が余剰となる場合には店舗側で数量を修正している。
- ・ 廃棄が発生した場合には販売数量と計画数量は一致しない。
- ・ 店内調理品については、販売状況を見ながら店舗が数量を調整する場合がある。
- ・ 店舗オペレーション上、人手不足により計画どおりに生産できない場合がある。

今後、計画数量推奨値の活用をさらに進めていくためには、①レシピマスタを整備し、商品別の計画数量から原材料所要量に変換した上で原材料ロットを考慮できるようにすること、②マスタを整備し、入数の異なる商品を別商品として管理すること、などが必要である。

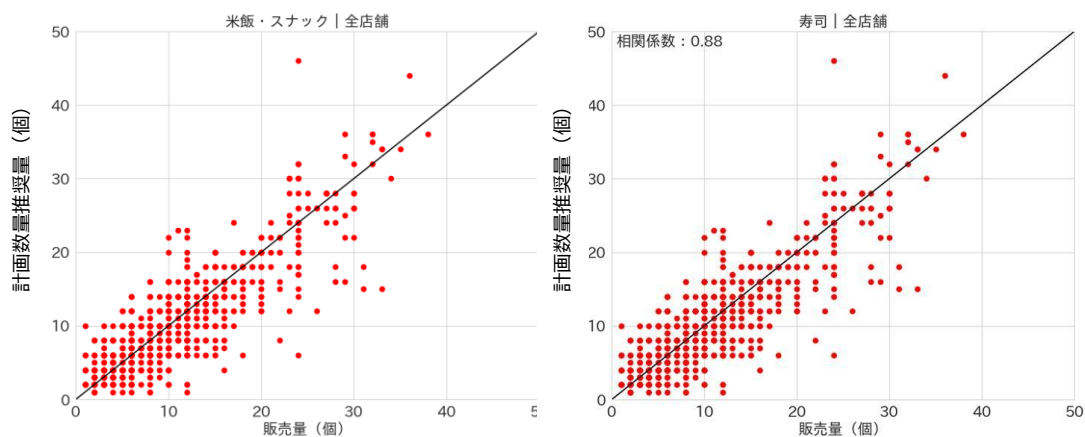


図 4.14 計画数量推奨量の利用状況
(左：米飯・スナック、右：寿司)

次に値引推奨量の利用状況を確認するため、各カテゴリにおける 17 時時点の対象店舗の値引積算量の時系列を図 4.15 に示す。値引推奨は 20 時閉店の店舗では 15 時、16 時、17 時及び 18 時に、21 時閉店の店舗は 16 時、17 時、18 時及び 19 時に実施するため、両者の中央時点に当たる 17 時を対象として図示した。

時間帯が遅くなるほど、すべての商品を値引して販売する傾向が強まるが、17 時時点では商品も多く残っているため、値引の自由度は高い。寿司（いなり・助六、巻き、握り、その他）については、値引推奨と値引実績が概ね同様の変動をしており、値引推奨が実際のオペレーションに活用されていたことが分かる。2 月 18 日には、寿司（その他）の商品の売れ行きが悪かったため値引が多く発生していたが、値引推奨量は、この状況を踏まえて増加していることが確認された。

一方、米飯・スナックでは、値引推奨量が過剰な傾向がみられた。これは、米飯・スナックは昼食需要が中心であるため、17 時時点では既に売り切れている商品も多く、店舗担当者は実際の売れ行きを見ながら、値引量を推奨値よりも抑えて運用したためと考えられる。

アンケートでは、「値引推奨により作業が効率化された」「これまでは 15 時など早い時間帯から値引を実施していなかったが、値引推奨量に沿って値引を行ったところ、余剰となりそうな商品も早めに販売でき、売り切りの最適化につながった」など肯定的な意見が得られた。

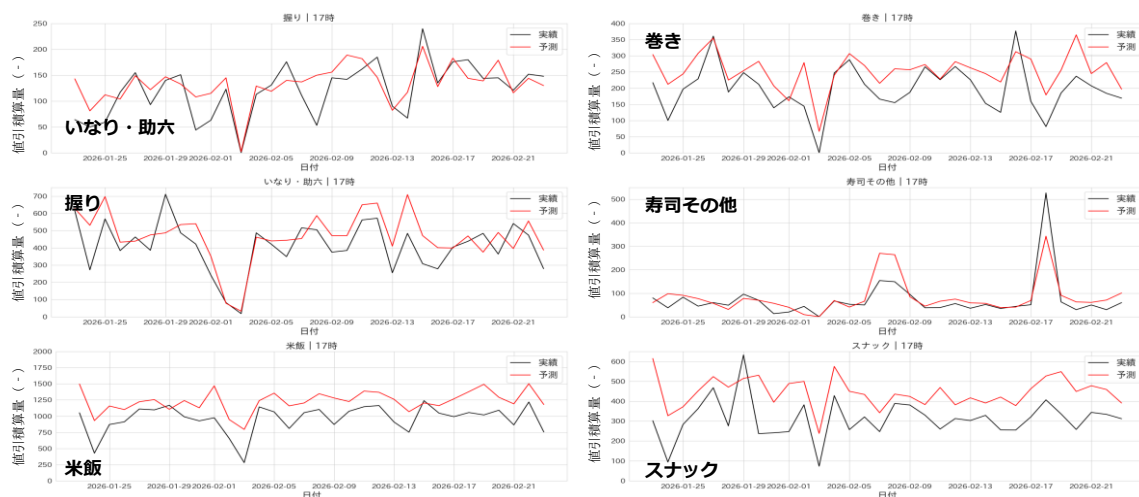


図 4.15 値引積算量の時系列図（左上：寿司（いなり・助六）、右上：寿司（巻き）、
左中：寿司（握り）、右中：寿司（その他）、左下：米飯、右下：スナック）

(3) 利益最大化

利益最大化の一例として2月16日（月）における一部店舗の結果を表4.4に示す。対象として月曜日を選択したのは、火曜日に計画数量推奨量を出力する際、前日の月曜日の販売状況を考慮して計画数量を算出しているためである。

A店の「とろーり屋台風たこ焼き」は前週10個生産し、すべて定価で販売されていたことから、次週の推奨量は14個に増加され、その結果、すべて定価で完売した。また、「だし自慢！ロースかつ重」は前週に13個すべてが定価で販売され12時時点で売り切れていたため、次週の推奨量は18個に増加され利益の増加が確認できた。一方、「上鉄火巻き」は前週11個が販売されたものの（定価6個、値引5個、半額2個）、利益率が低かったため、次週の推奨量は8個に減少された。その結果、半額まで値引されることなく売り切れ、利益の増加につながった。

このように、早い時間に売り切れた商品や、すべて定価で販売されるなど利益率が高い商品については、計画数量推奨量を増加させることで販売金額及び利益額の双方を増加させることができている。一方、閉店1時間前まで売れ残り、50%値引が発生した商品については、計画数量推奨量を減少させることで利益額の増加が可能であることが分かる。

ただし、E店の「サラダ助六」のように、前週26個が販売され（定価15個、値引11個、半額6個）、利益率が低かったため推奨量を20個に減少させた場合であっても、さらに売れ行きが悪化し、利益率が低下する例も存在する。しかし、このような商品についても前週と同じ計画数量を維持した場合には、さらに利益が悪化する可能性が高いと考えられる。

表 4.4 利益最大化の一例

店舗名	商品	2月9日の結果	2月16日の推奨量	結果
A店	とろーり屋台風たこ焼き	定価10個	推奨14個に増	14個定価で完売
	だし自慢！ロースかつ重	定価13個、12時売切	推奨18個に増	利益増加
	上鉄火巻き	定価6個、値引5個（半額2個）	推奨8個に減	利益増加
B店	とろーり屋台風たこ焼き	定価11個、値引9個（半額7個）	推奨18個に減	利益増加
	サーモンマヨ握り	定価4個、13時売切	推奨6個に増	6個定価で完売
	サラダ巻き（ツナマヨ入り）	定価8個、値引9個（半額9個）	推奨9個に減	利益増加
C店	握り寿司 彩	定価12個、値引4個	推奨18個に増	利益増加
	上鉄火巻き	定価7個、値引3個	推奨12個に増	利益増加
D店	とろーり屋台風たこ焼き	定価9個、12時売切	推奨10個に増	10個定価で完売
	カレーライス（中辛）	定価7個、値引3個（半額3個）	推奨6個に減	利益増加
E店	サラダ助六	定価15個、値引11個（半額6個）	推奨20個に減	減らしたが利益悪化
	上鉄火巻き	定価8個、値引5個（半額5個）	推奨10個に減	利益増加

4.2.4 KPI の評価

対象店舗と比較店舗における売上・利益・廃棄及び欠品の平均値の推移を図 4.16 に示す。売上の時系列を見ると、期間前半の平日においては対象店舗の売上は比較店舗より低い水準にあるが、期間後半の平日には対象店舗を上回る日がみられるなど、相対的に増加していることが分かる。

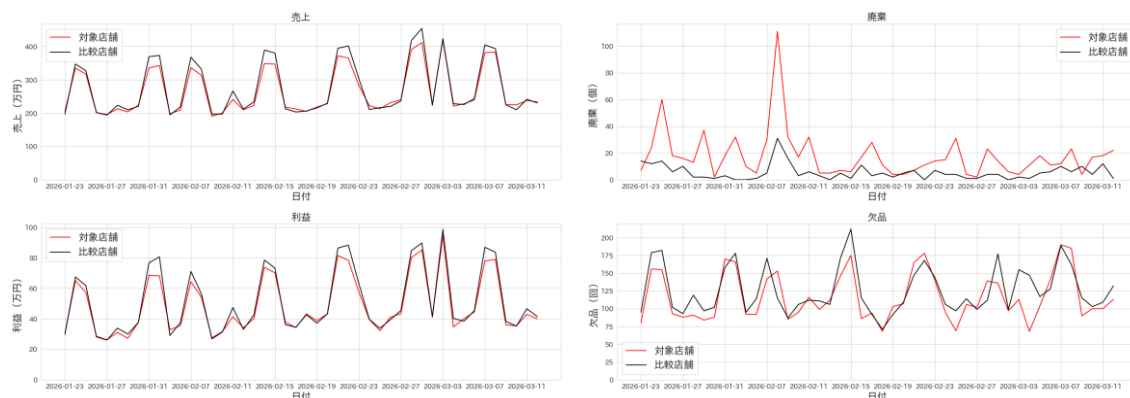


図 4.16 対象店舗と比較店舗の各種 KPI の時系列図（生データ）
（左上：売上、左下：利益、右上：廃棄、右下：欠品）

ただし、比較店舗と対象店舗では、売上・利益・廃棄及び欠品の絶対水準が必ずしも一致していないため比較は困難である。そこで、水準の異なるデータ同士を比較しやすくするため、各 KPI について、比較期間における日平均値を 100 とした相対変化を図 4.17 に示す。

売上については、生データで確認したとおり、期間前半は対象店舗と比較店舗が同程度で推移していたが、期間後半には、特に平日を中心として対象店舗の売上が相対的に増加していることが分かる。これは、利益最大化の効果により、売り切れの早い商品や利益率の高い商品の計画数量を増加させたためと考えられる。

利益については、対象店舗では全期間を通じて平日の利益が比較店舗より増加する傾向がみられた。一方、週末については期間前半には比較店舗より利益が低下している日も存在したが、期間後半には比較店舗を上回る傾向がみられた。これは、利益最大化の効果により利益率が平準化され、休日の利益率が改善したためと考えられる。

廃棄については、期間前半の 1 月下旬には対象店舗の廃棄が比較店舗より増加していたが、期間後半にかけて減少していた。これは、期間前半にはマスタの整備が十分でなく、20 時閉店の店舗が 21 時閉店として扱われたため、値引推奨が十分に機能していなかったことによるものである。値引推奨が機能した期間後半では廃棄は減少していることが分かる。一方、北陸地方で大雪が観測された 2 月 8 日については、大雪そのものは予測できていたものの、廃棄の削減にはつながらなかった。これは、来店客数の減少自体は予測していたが、その減少幅を見積もることができなかったためである。また、本システムでは過去の大雪時

の実績を学習して計画数量を予測しているが、過去の大雪時にも過剰生産の傾向がみられていた。このため、その傾向を学習した結果、予測値も過剰生産寄りになった可能性があると考えられる。したがって、今後は大雪などの特異事象に対しては、通常の予測結果に加えて、計画数量をさらに削減するなどの運用上の工夫が必要である。また、廃棄は販促を実施している商品で多く発生していた。例えば1月29日のA店における「とろーり屋台風たこ焼き」では、計画生産推奨量17個に対し生産量58個、廃棄5個となっていた。2月7日のB店における「8種具材の海鮮丼」では計画数量推奨量0個に対して生産量30個、廃棄7個が発生していた。これは、販促時は店舗ごと・商品ごとに影響が異なり、店舗の販売意思が強く介在するため、計画数量推奨量は参考値として最終的には店舗判断で生産を実施していたことが要因と考えられる。ただし、すべての販促を事前に把握することはできないため、評価に当たっては販促実施時も含めて集計している。

欠品については、期間前半は対象店舗と比較店舗で同程度であったが、期間後半には減少する傾向がみられた。本システムでは、米飯・スナックについては13時までに売り切れた商品、寿司については16時までに売り切れた商品の計画数量を増加させる仕組みを導入していることから、その効果により期間後半で欠品が減少したと考えられる。

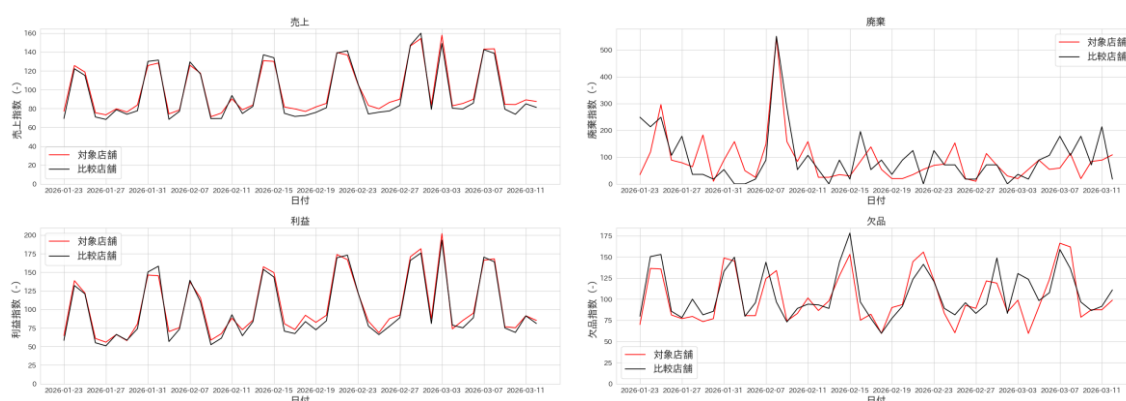


図 4.17 対象店舗と比較店舗の各種 KPI の時系列図（比較時期の平均値を 100）
（左上：売上、左下：利益、右上：廃棄、右下：欠品）

売上・利益・廃棄及び欠品の評価は表 4.2（効果試算の計算方法）に基づいて実施した。ただし、期間前半においては、マスタ整備上の問題により閉店時刻の設定に課題があり、節分終了後の2月6日（金）から3月12（木）までの5週間を評価対象期間とした。売上・利益・廃棄及び欠品の評価結果を表 4.5 から表 4.8 に示す。

KPI の評価結果は、売上が2.91%増加、利益が4.09%増加、廃棄が12.59%減少、欠品が3.19%減少となっており、売上及び利益は増加し、廃棄及び欠品は減少した。一般に、廃棄を減らすためには計画数量を減少させる必要があり、その結果として欠品が増加するなど廃棄と欠品の間にはトレードオフの関係がある。しかし、本事業では計画数量を適切にコントロールするとともに、値引推奨により値引を制御することで、廃棄と欠品の双方を減少さ

せることができた。また、売上を増加させると廃棄も増加し、結果として利益を圧迫する場合があるなど、売上、廃棄及び利益の間にもトレードオフの関係が存在する。本システムでは、売上及び利益を増加させながら、同時に廃棄を減少させることが可能であることが確認された。

さらに、推奨量を活用することにより、計画数量の算出作業時間は週当たり 126.8 分から 80.5 分に短縮された。アンケートにおいても、計画数量担当者から「計画作業が楽になった」との意見が得られた。一方で、販促対応、原材料ロットの考慮及び入数の異なる商品の取り扱いなどについては、引き続き作業時間を要しており、さらなる削減の余地があると考えられる。

表 4.5 本システムによる売上への効果

期間	単位	比較店舗	対象店舗
比較期間	円/店/日	142,115	133,552
対象期間	円/店/日	139,629	135,104
比率	%	98.25	101.16
効果	%	—	+2.91

表 4.6 本システムによる利益への効果

期間	単位	比較店舗	対象店舗
比較期間	円/店/日	25,550	23,482
対象期間	円/店/日	26,561	25,372
比率	%	103.96	108.05
効果	%	—	+4.09

表 4.7 本システムによる廃棄への効果

期間	単位	比較店舗	対象店舗
比較期間	個/店/日	0.281	1.014
対象期間	個/店/日	0.266	0.830
比率	%	94.42	81.83
効果	%	—	-12.59

表 4.8 本システムによる欠品への効果

期間	単位	比較店舗	対象店舗
比較期間	回/店/日	5.96	5.72
対象期間	回/店/日	6.29	5.86
比率	%	105.74	102.55
効果	%	—	-3.19

表 4.9 本システムによる作業時間への効果

期間	単位	対象店舗
比較期間	分/週	126.8
対象期間	分/週	80.5
効果	%	-36.5

4.2.5 事業成果

本事業では、①フードサプライチェーンにおける需要予測を高度化・活用、②ダイナミックプライシングによる販売方法等の工夫を行い、食品ロス削減を図った。それぞれの効果について整理する。

(1) フードサプライチェーンにおける需要予測の高度化・活用

本事業では、小売業における販売実績に加え、気象データ及び人流データを収集し、AIを活用して需要予測モデルの高度化を行った。需要予測モデルは来店客数予測、売上予測（カテゴリ予測→SKU 予測）及び計画数量推奨からなる 4 階層のモデル構成とした。来店客数予測及びカテゴリ予測については、実績値と予測値の散布図を見ると概ね $Y=X$ の直線上に分布しており、高い精度で予測できていた。SKU 予測については、販促実施時に過小評価となるなどややバラツキが大きくなる傾向がみられたものの、実績値と予測値の散布図では概ね $Y=X$ の直線上に分布しており、一定の精度で予測できていた。計画数量推奨については、売り切れの早い商品や利益率の高い商品の推奨量を増加し、値引の多い商品の推奨量を減少させるなど、利益最大化の仕組みが機能していることを確認した。

この計画数量推奨量を用いて計画を立案し、レシピ変換を行って発注した結果、廃棄は 12.59%減少し、欠品は 3.19%減少した。また、売上は 2.91%増加、利益は 4.09%増加し、計画作業時間は 36.5%減少した。一般に、廃棄と欠品の間にはトレードオフの関係があるが、本事業では計画数量を適切にコントロールすることにより、廃棄と欠品の双方を減少させることが可能となった。

また、本事業では上記需要予測を用いて受発注リードタイムを延長する仕組みを構築した。現時点ではバロー約 240 店舗のうち 20 店舗のみに適用されているため、製造業への波及効果までは確認できていない。しかし、本事業に先行して実施した工場出荷品では、リードタイムを延長し見込み生産から受注生産に変更することで、緊急発注が月平均 1.5 回減少

し、仕掛品の廃棄も改善されている。本仕組みを全店舗に展開することで、製造業への波及効果についても確認できると考えられる。

(2) ダイナミックプライシングによる販売方法等の工夫

本事業では、小売業における在庫状況をデータ連携によって把握し、AI・IoTなどを活用したダイナミックプライシング（値引推奨）モデルにより、適切な価格設定を行った。値引推奨では、時間帯別の売上データ及び生産データを収集し、各カテゴリの販売率に基づいてカテゴリごとの値引積算量を予測した。次に、各SKUの値引率については、算出した値引積算量を各SKUの販売率の低い商品から順に割り当てることとした。その後、各商品の値引推奨量は業務チャットを通じて店舗に配信され、店舗担当者が値引シールを貼付することで値引を実施した。

各カテゴリの値引積算量予測の推移は、閉店 3 時間前など値引の自由度が高い時間帯においても、実績の値引積算量の推移と概ね一致しており、一定の予測精度が確認された。

この値引推奨量を用いて日々の値引を実施した結果、廃棄は 12.59%減少した。計画数量推奨量と値引推奨量を同時に配信していたため、それぞれの寄与度を定量的に切り分けることは難しい。一方で、アンケートでは「値引推奨により作業が効率化された」「これまで 15 時などの早い時間帯から値引を実施していなかったが、値引推奨量に沿って値引を行ったところ、余剰となりそうな商品も早めに販売でき、売り切りの最適化につながった」など、肯定的な意見が得られた。

4.2.6 課題

本事業の PoC 及び PoB により、AI を活用して計画生産推奨量及び値引推奨量を算出することで、売上及び利益の増加、廃棄及び欠品の減少、ならびに計画作業時間の短縮による生産性向上が可能であることを確認した。一方で、今後改善すべき課題についても明らかになった。以下に本事業を通じて明らかとなった課題を整理する。

(1) リードタイム

本事業では火曜日に翌週月曜日から日曜日の計画数量推奨量を算出し、その推奨量に基づいてレシピ変換を行い、発注を実施する仕組みとしている。また、当週金曜日・土曜日・日曜日の生産量については、当該火曜日時点の計画推奨量により修正する運用としている。例えば 2 月 18 日（水）の計画数量推奨量は 2 月 10 日（火）に算出されるため、利用する気象予測の初期値はその前日の 2 月 9 日時点のものとなる。

一方、一般に気象予測はリードタイムが長くなるほど予測精度が低下する傾向がある。2 月 18 日の事例では、東海地方の南海上に低気圧が通過し、東海地方では 20mm/日以下の弱い降雨が観測された。しかし、2 月 9 日時点の 2 月 18 日の予測では、この低気圧は本州付近を通過し東海地方で 50mm/日以上降雨があると予測されており、降雨を過大に見積もっていた。このように、リードタイムが 1 週間を超え気象予測の精度を確保することが難しい場合は、来店客数予測の精度にも影響を及ぼす可能性がある。

今後の課題として、気象予測による精度低下を改善するために、計画数量推奨を週 1 回ではなく週 2 回に変更するなど、製造業に過度な負担をかけない範囲でリードタイムを短縮する必要がある。

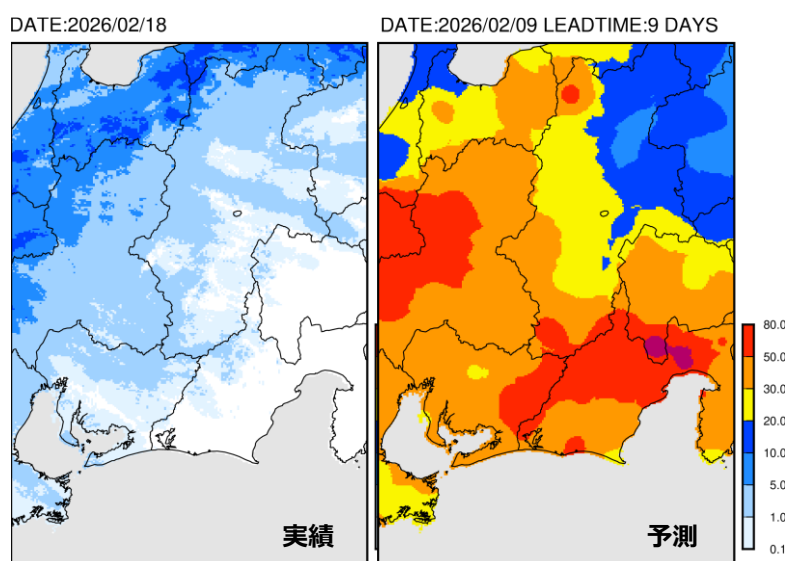


図 4.18 2026 年 2 月 18 日の降雨予測（初期日：2 月 9 日）

(2) 計画数量推奨量と店舗生産量の乖離

本実証実験では、図 4.14 に示したとおり、計画数量推奨量と店舗生産量は必ずしも一致していない。この誤差要因について、①店舗判断で変更すべき要因、②計画数量推奨量に反映すべき要因、③調整不能な要因の 3 つに分類した。この結果を表 4.10 に示す。

店内調理品については、日々の売れ行きを店舗が直接確認できるため、想定していなかった変化（例えば、地域のイベントや急な豪雨）があった場合には、店舗判断で生産量を変更することが可能である。また、担当者の体調不良などにより十分なシフトを組めなかった場合には、店舗判断により生産量を減少させるなど柔軟な対応が必要となる。

また、本実証実験では、同一商品 ID に対して入数の異なる商品が存在しており、販売実績データからは、どの入数の商品が販売されたのかを識別することができなかった。このため、本実証実験では一定の比率で各入数の計画数量を算出したが、各入数商品の実際の販売動向を把握できないため、予測精度は十分とはいえない。今後の課題としては、入数の異なる商品についても別の商品 ID を設定し、それぞれ個別に予測する必要がある。また、本実証実験では、すべての原材料のロットを考慮することができていない。この課題については、上記の「同一商品 ID に入数の異なる商品が存在する」という課題を解決した上で、レシピマスタを整備し、原材料所要量を算出できるようにするとともに、原材料ロットに応じた発注へ変更する必要がある。さらに、本実証実験では販促についてはインスタプロモーションなど、店舗の販売意思によって変動する要因であることから、店舗判断により生産量を決定していた。しかし、販促実施時には廃棄も多く発生していることから、今後は販促時における計画数量についても算出する必要があると考えられる。

表 4.10 計画数量推奨量と店舗生産量の誤差の要因

項目	内容
店舗判断で変更すべき要因	・ 当日の販売状況を見て店舗が修正 ・ 人手不足によって生産できない場合は店舗が修正
推奨量で反映すべき要因	・ 同一商品 ID に入数の異なる商品が存在 ・ 発注量を原材料ロットに調整 ・ 販促の計画数量
調整不能な要因	・ 廃棄

(3) 値引推奨量の展開

本実証実験では対象店舗を 20 店舗設定したが、7 店舗では生産量が連携されていない。このため、13 店舗のみ値引推奨の実証実験を実施した。今後は、システムを変更し、すべての店舗の生産量の連携を実施し、値引推奨を計算できる環境を構築する必要がある。

4.3 社会実装していくための要件整理

本事業では、限定的な期間及び店舗において実証実験を実施した。今後、より広く社会実装を促進するためリードタイム延長やダイナミックプライシングによる食品ロス削減を推進する仕組み等について追加的に整理する。

(1) 情報連携のルール化

各企業がリードタイムを延長し、需給情報を連携していくためには、既存の受発注・生産及び物流に関する業務プロセスを見直す必要がある。こうしたプロセス変革にはシステム改修、運用変更及び教育などのコストが発生するため、参加企業が投資に見合うメリットを享受できることが前提となる。一般に、CPFR には製造側にとって生産平準化や原材料ロス抑制などのメリットが明確である。しかし、小売側は「発注精度低下リスク」や「業務負担増」により導入効果が見えにくいという欠点がある。そこで、本事業では、小売側に自動発注を導入し、発注リードタイムを延長しつつ、欠品・廃棄及び作業工数の改善を実現した。社会実装に当たっては、連携事業に参加する各社が得る便益を定量化し、便益配分について合意形成できる仕組みが必要である。

(2) ベストプラクティスの発信

社会実装を進めるには、成功事例を「再現可能な型（テンプレート）」として蓄積し、横展開できる状態にする必要がある。本事例のように、AI を活用してリードタイムを延長しつつ、廃棄及び欠品の削減、売上及び利益の増加が可能であることを、A/B テスト等の検証設計と併せて示し、業界内で共有していくことが重要である。

また、成功要因（データ要件・例外運用・KPI 管理・現場定着）を明文化し、導入条件と運用手順を一体的に公開することで、他社・他地域への展開を加速することができる。

(3) データ標準化

原材料、製造業、小売業及び物流を横断して最適化を実施するためには、企業間でやり取りするデータの標準化が不可欠である。現状では、流通の各段階において商品 ID やマスタ項目の統一が十分ではなく、企業間連携やデータ統合の障壁となっている。

現在、経済産業省が主導する「フィジカルインターネット」などの取り組みにおいて、マスタの統一化・共通化が進められている。連携をさらに高度化するためには、業界や企業の枠を超えて、データ定義・粒度・更新ルール及び連携方式まで含めた標準化を進める必要がある。

5. まとめ

5.1 事業内容の設計

事業内容の設計では、現状業務のヒアリング、初期分析から現状業務課題を把握し、課題解決に向けて業務プロセス、システム、データについて検討した。

(1) 現状業務課題の把握

ヒアリングは本部・店舗を対象に実施し、現状のオペレーションには以下の課題があることが明らかになった。

- ・ 店舗からの発注は 1 週間前に実施されるものの納品日の 1 日前に修正発注されている（図 5.1）。このため、製造業は 1 週間前の発注内容を基に見込みで納品準備を進める必要があり生産性の低下につながっている。
- ・ 店舗では、経験や勘に基づいて生産計画を立案し、発注を実施しているが、消費者嗜好の変化や降雨などの影響を十分に考慮できていないため、廃棄や欠品が発生している。
- ・ 生産計画と実際の販売傾向が異なる場合には、値引を実施して売り切る必要があるが、これも経験や勘に基づいて行われているため各商品の販売状況を踏まえた最適化は実現できていない。
- ・ 店舗における原材料発注では原材料ロットを考慮する必要があり、各商品のレシピを踏まえて生産計画を立案するのは作業負担が大きい

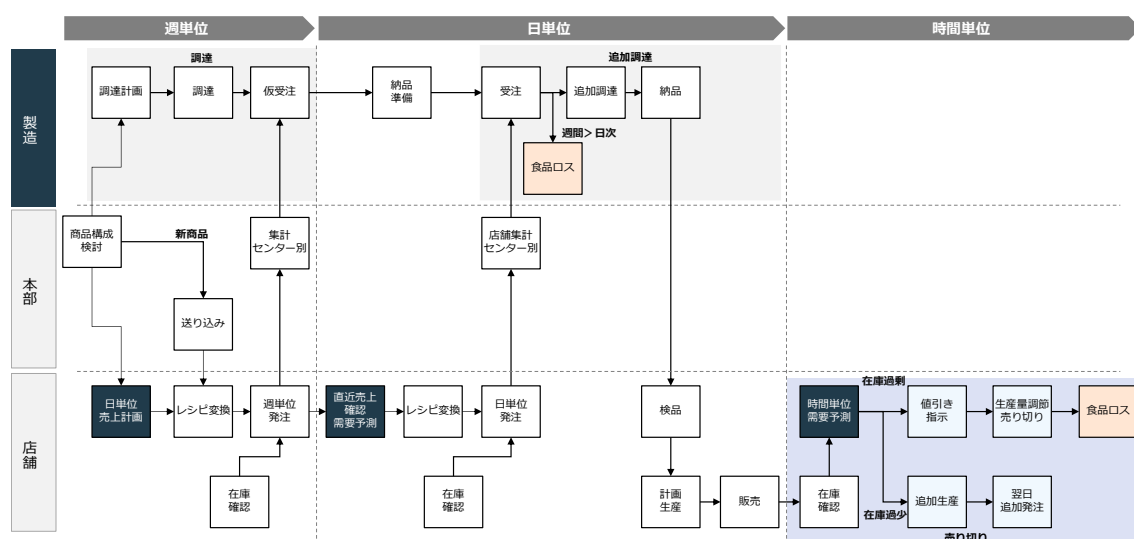


図 5.1 現状業務プロセス

初期分析では各種データを用いて現状業務における課題の確認を行った。その結果、以下の課題が明らかとなった。

- ・ 最終販売時刻が 16 時より前となっている商品が約 30% 存在しており、欠品が発生していると考えられる。特に寿司は夕食需要が大きく売れ残りが発生しやすいため、値引率 38.7%、廃棄率 1.4% と米飯と比較して高い。
- ・ 降雨時には来店客数が減少しているにもかかわらず、売上は大きく減少せず、値引及び廃棄が増加しており、生産が過剰となる傾向がみられる。したがって、降雨などを考慮して計画数量を最適化する必要がある。
- ・ 値引過剰商品は 12 時頃など早い時間帯から販売率が低く、欠品商品は販売率が高くなっていた。したがって、計画数量を最適化した上で、値引も最適化する必要がある。

(2) 課題解決に向けた業務プロセス・データ・システム

これまでの業務プロセスでは日単位の修正発注が行われていたため、製造業における生産性の低下が生じていた。そこで、本事業では図 5.2 に示すように、日単位の修正発注を削減し、3 日以上前に発注量を確定することとした。

これにより、従来は見込みに基づいて納品準備を行っていた製造業において、事前に確定した発注情報に基づく準備が可能になり、シフトの最適化及び調達の最適化を通じて生産性の向上が期待される。

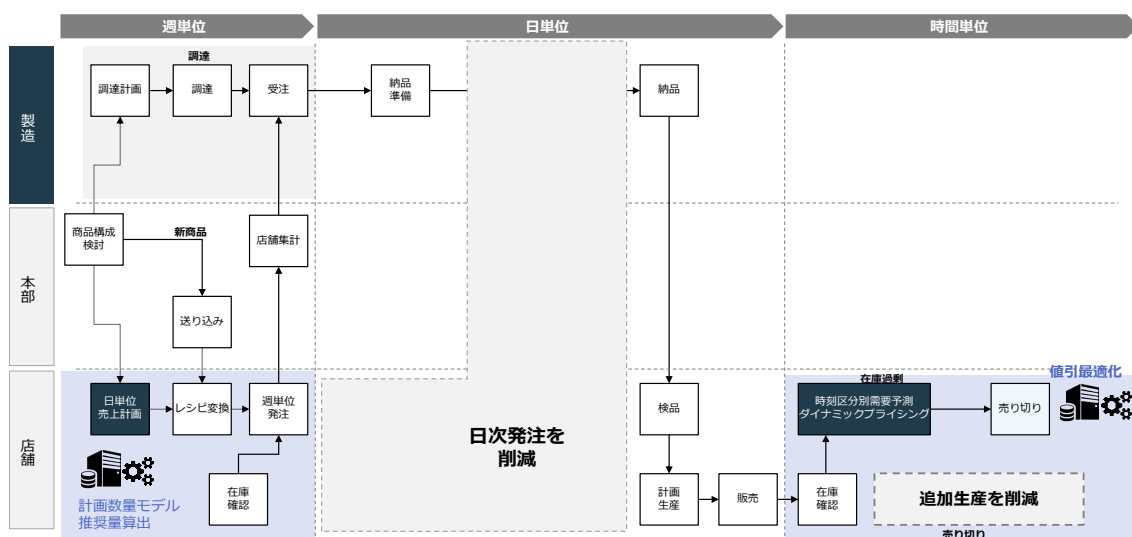


図 5.2 新たな発注業務プロセス

新たなシステムは、店舗・本部及び工場がシステムを介して連携し、計画数量及び値引の最適化を行う（図 5.3）。システム化により、これまで経験や勘に基づいて行ってきた計画数量の設定及び値引判断を標準化することが可能となり、自店舗のデータだけでなく他店

Baro スーパー

店舗担当者

システム

中部マズ本部

工場

在庫確認

A店
B店

棚卸

1回/週

在庫

理論在庫

発注レコメンド

需要予測

【発注最適化】
需要予測を高度化し発注量を決定することで廃棄・欠品を減少
【発注作業軽減】
AIで発注量をレコメンドすることで発注作業を軽減

【事前発注】
発注リードタイムを納品リードタイム(3日)より長期化し、緊急発注を削減

発注量

計画策定

【受注生産】
見込み生産ではなく受注生産に変更し、工場の生産性向上・緊急調達・緊急配送の減少

生産

完成品

取りまとめ

値引予測

値引レコメンド

調理・販売

A店
B店

【値引最適化】
ダイナミックプライシングモデルを構築し値引を最適化することで廃棄を減少

結果集約・モニタリング

結果抽出

改善案検討

結果検証

改善案策定

表 5.1 新たなシステムで利用したデータ

75

5.2 机上検証

机上検証では対象店舗や対象商品を設定し、計画数量推奨モデル、値引推奨モデルを構築し、過去のオペレーションを再現できているか検証した。

5.2.1 対象の設定

対象店舗を図 5.4 に示す。本事業ではモデルの汎用性を検証するため様々なエリア及び規模の店舗を対象として設定した。ただし、小型店舗では原材料の発注ロットに対して需要が小さい場合があり、計画数量推奨量にかかわらず最小ロットで発注する必要があるため対象外とした。

対象商品は、店内調理の米飯及び寿司とした。米飯には弁当に加えて、たこ焼き、鉄板焼き、焼きそばなどで構成されるスナックが含まれている。また、寿司には、巻きずしや握りずしに加え、いなり・助六などが含まれている。

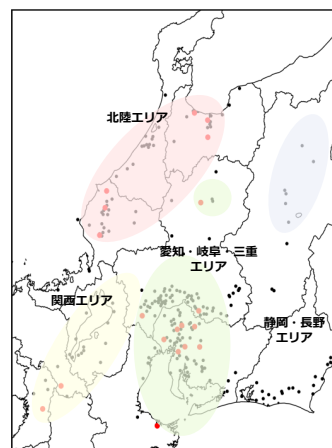


図 5.4 対象店舗

5.2.2 予測モデルの構築

需要予測では、図 5.5 に示すよう到来店客数予測、売上予測（カテゴリ予測→SKU 予測）及び計画数量推奨からなる 4 階層のモデル構成とした。来店客数予測では店舗への来店客数を予測し、カテゴリ予測では共通の特徴を有するカテゴリ全体の売上を予測し、SKU 予測ではカテゴリ内の各商品の構成比率を予測する。さらに、計画数量推奨では利益率や販売終了時間を考慮した最適化予測を行った。このように 4 階層に分けて予測を行うことで、多段階の需要構造を踏まえた予測が可能になる。

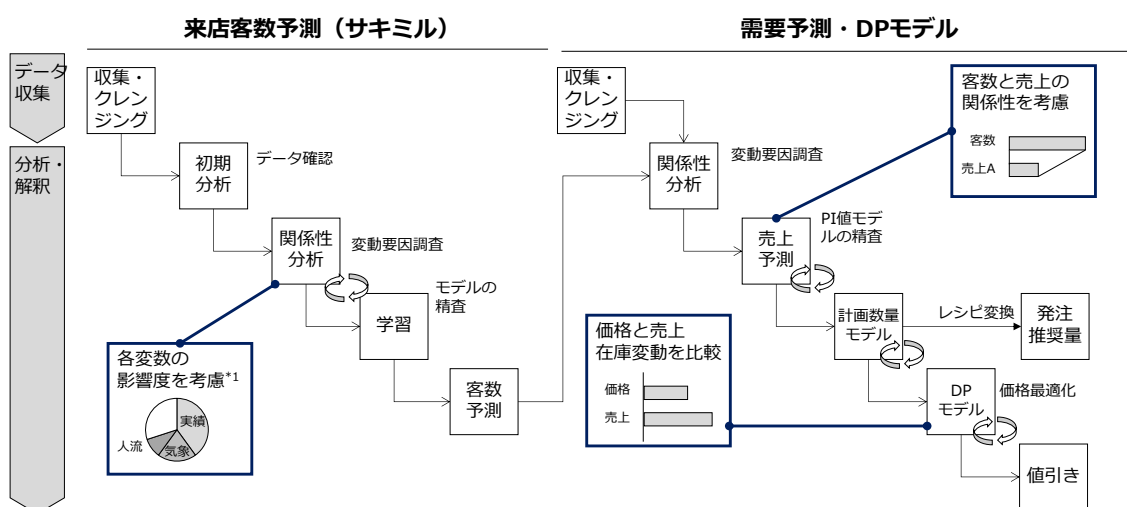


図 5.5 計算フロー

来店客数予測については、サービス業における一般的な業務要件であることからパッケージモデルである『AI 需要予測サービス「サキミル」』を利用した。サキミルは、日本全国の人流統計データ及び気象データをデータベースとして保持し、汎用的な AI モデルを搭載したサービスであり、低コストで高精度な予測が可能なシステムである。

カテゴリ予測は、日々のカテゴリ全体の定価販売数を予測し、平均的な割引率を考慮して全体の数量を推定するモデルである。定価販売数量を予測することで、値引によって喚起される売上を除いた、本来の需要を把握することが可能である。

SKU 予測はカテゴリ内における商品構成比を予測するモデルである。商品構成比は直近の売上傾向・曜日及び販促などの情報を基に各 SKU の比率を算出する。これらの変数を考慮することで、季節、曜日及び販促による商品構成の変化を反映した予測が可能となる。

計画数量推奨は直近の利益、最終販売時刻及び各原材料のロットを考慮し、SKU 予測の結果を生産量へ変換するモデルである。本モデルにより、季節や消費者嗜好の変化によって利益率が低下している商品の生産量を抑制し、最終販売時刻が早く欠品している商品の生産量を増加させることが可能となる。

値引推奨モデルは、各カテゴリの値引積算量を予測し、その値引積算量を各商品に割り当てるモデルとした。値引積算量予測では降雨などの影響によりカテゴリ全体の売上が変動する状況进行评估し、各商品の割り当てにおいては同一カテゴリ内でも販売率が相対的に低い商品の値引量を増加させる。これにより、各カテゴリ及び各商品の販売率を一定の水準に保つことが可能となる。

5.2.3 精度検証

(1) 来店客数予測

来店客数予測の精度検証では、日別来店客数予測及び時間別来店客数予測について検証を実施した。それぞれの散布図を図 5.6 に示す。日別予測・時間別予測のいずれについても予測値はおおむね $Y=X$ の直線上に分布しており一定の精度で予測できていることが分かる。また、時間別来店客数予測は日別来店客数予測を時間按分した予測値と比較して、精度が向上することも確認された。

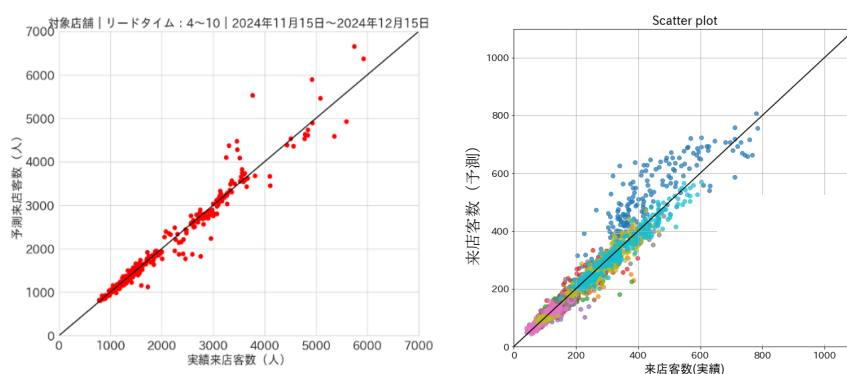


図 5.6 来店客数予測の精度検証（左：日別来店客数、右：時間別来店客数）

(2) 需要予測（カテゴリ予測）

カテゴリ予測の精度検証では、米飯カテゴリを対象として予測を実施した。カテゴリ売上の実績と予測の散布図及び時系列図を図 5.7 に示す。散布図では、予測値はおおむね $Y=X$ の直線上に分布しており、一定の精度で予測できていることが分かる。全店舗平均値の時系列図においても、平日と休日における変動を概ね再現できていた。一方、11月26日については降雨の影響により予測値が過小評価となっていた。実績値では降雨が観測されていない日と同程度の販売数量となっていたが、この日は商品が余り、大きな値引を実施したため利益率が低下していた。本予測を導入することで販売数量をより適正に抑制し、利益率を改善できると考えられる。

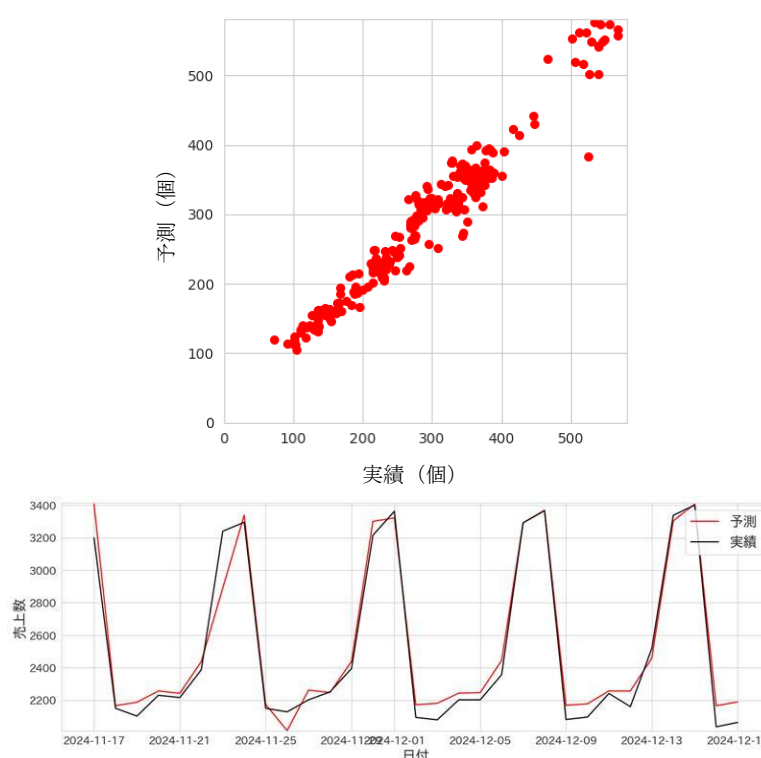


図 5.7 カテゴリ予測の散布図と時系列図（カテゴリ：米飯）
（上：散布図、下：全店舗合計売上の時系列図）

(3) 需要予測 (SKU 予測)

SKU 予測の検証では、米飯カテゴリに属する各商品の需要予測を実施した。各商品の実績と予測値の散布図を図 5.8 に、代表的な 6 商品について各店舗平均値の時系列図を図 5.9 に示す。SKU 予測は来店客数予測やカテゴリ予測と比較してバラツキが大きかった。これは、消費者嗜好の変化や価格など、それぞれの商品の個別要因によって売上が大きく変動するためである。特に、売上実績が 50 個以上となるような売上が大きい商品において、予測値が過小となる傾向がみられた。これは、販促などの影響によるものと考えられる。販促時の売上変動は各店舗の販促行動によって大きく左右されるため、本事業では販促実施時の生産量は店舗判断により決定することとした。

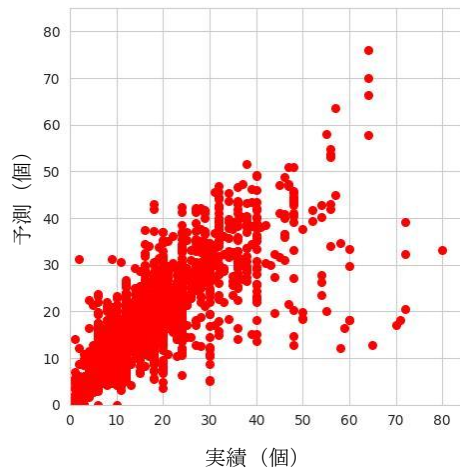


図 5.8 SKU 予測の散布図 (カテゴリ：米飯)

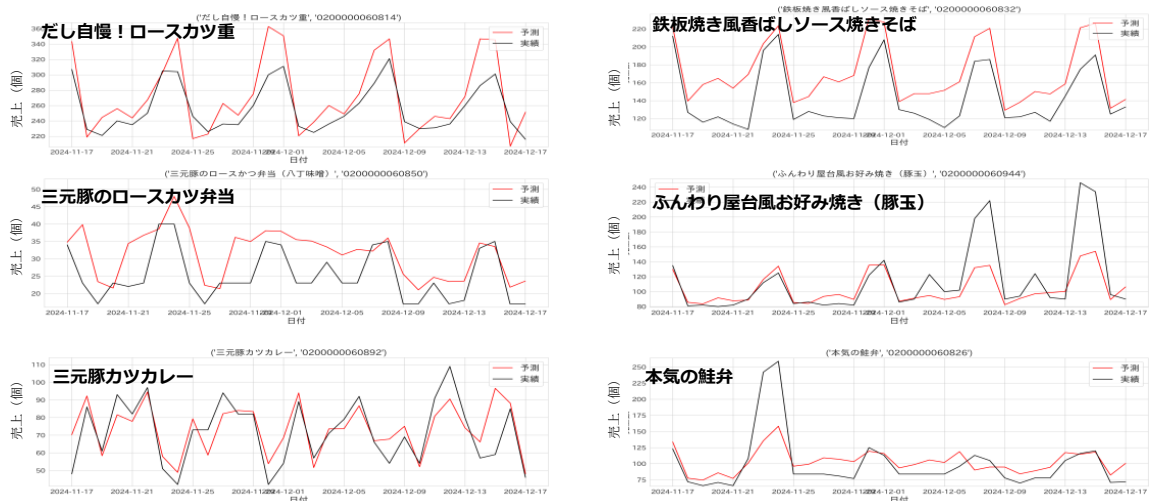


図 5.9 各 SKU の全店舗合計売上の時系列図 (売上上位の商品)

(4) 計画数量推奨

模範店 A における計画数量推奨量を図 5.10 に示す。図には、実績に加え需要予測値 (SKU 予測) 及び計画数量推奨量を示している。

「三元豚カツカレー」、「三元豚ロースかつ弁当 (八丁味噌)」「三元豚ロースかつ重」は、共通原材料である「やわらかロースとんかつ 12 枚」を使用している。このため、これらロースとんかつを使用する全商品のレシピ換算後の合計数量は、12 で割り切れる数量とする必要がある (上記 3 商品以外にも当該原材料を使用する商品が存在する)。一方、「ふんわり屋台風お好み焼き」、「本気の鮭丼」及び「鉄板焼き香ばしソース焼きそば」の原材料については、ロットを考慮する必要がない。

需要予測値と計画数量推奨量を比較すると、ロットを考慮する必要のない「本気の鮭丼」では両者は概ね一致していた。一方、「鉄板焼き風香ばしソース焼きそば」では需要予測値と計画数量推奨量に一定の差がみられた。これは、当該商品について 11 月中旬に値引が多く実施され、利益率が低下していたことから、利益最大化の観点に基づき、利益率の低い商品の計画数量を減少させたためである。

また、ロットを考慮する必要のある「三元豚ロースかつ弁当」では、需要予測値は日々変動しているものの、ロット制約を考慮した計画数量推奨量では、平日は 12 個、休日は 24 個となっていた。これは、共通原材料である「やわらかロースとんかつ 12 枚」を使用しているため、12 個単位で発注する必要があるためである。同様に、「三元豚カツカレー」及び「だし自慢！ロースかつ重」についても、各商品の原材料のロットに合わせた変動となっていることが分かる。

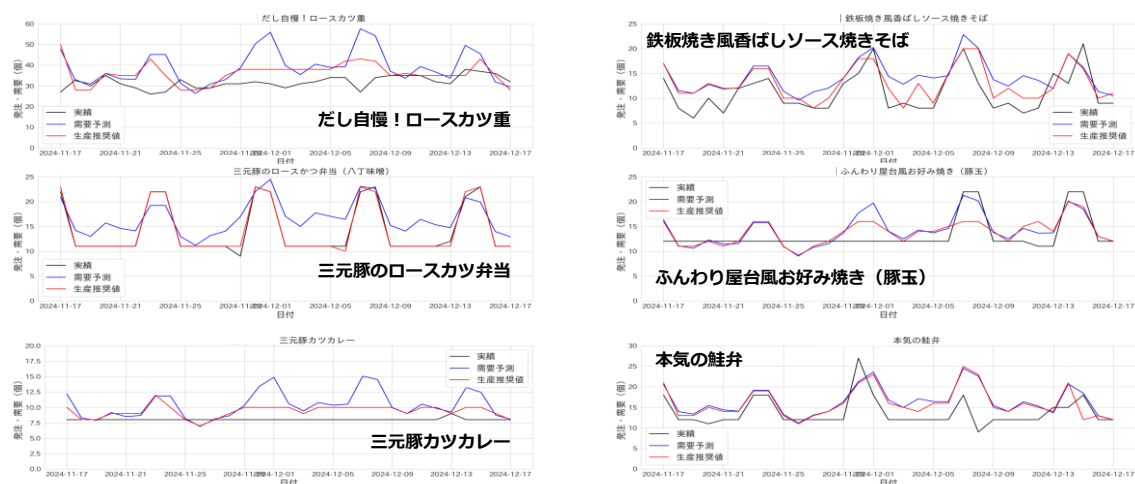


図 5.10 模範店 A の計画数量推奨量

(5) 値引予測

模範店 A における 19 時時点の各カテゴリの値引積算量の実績値と予測値の時系列を図 5.11 に示す。模範店 A の閉店は 21 時であるため、20 時時点に残っている商品は基本的に 50%値引の対象となる。50%値引では利益率がマイナスとなることから、19 時時点の値引によって商品を売り切ることが重要となる。

19 時時点の値引積算量を見ると、米飯カテゴリでは最大 80 程度であり、17 時時点の値引積算量と比較して減少していた。これは、値引積算量が「値引率/10×商品数」により算出される指標であり、19 時時点では対象となる商品数が減少しているためである。17 時時点と同様に、米飯カテゴリでは平日に値引量が多く、週末に減少する傾向がみられた。一方、寿司（高額）では平日に値引量が少なく週末に増加していた。これは、平日は週末と比較して弁当類が売れ残りやすい一方、週末は寿司（高額）の生産量が増加するためと考えられる。

値引推奨量についても、平日と週末で異なる動きを概ね再現できていた。その他のカテゴリについても、日々の変動を一定の精度で予測できていた。これは、時間帯別の生産量及び商品売上を考慮することにより、売れ残っている商品数を把握し、それに基づいて値引推奨量を算出できているためと考えられる。

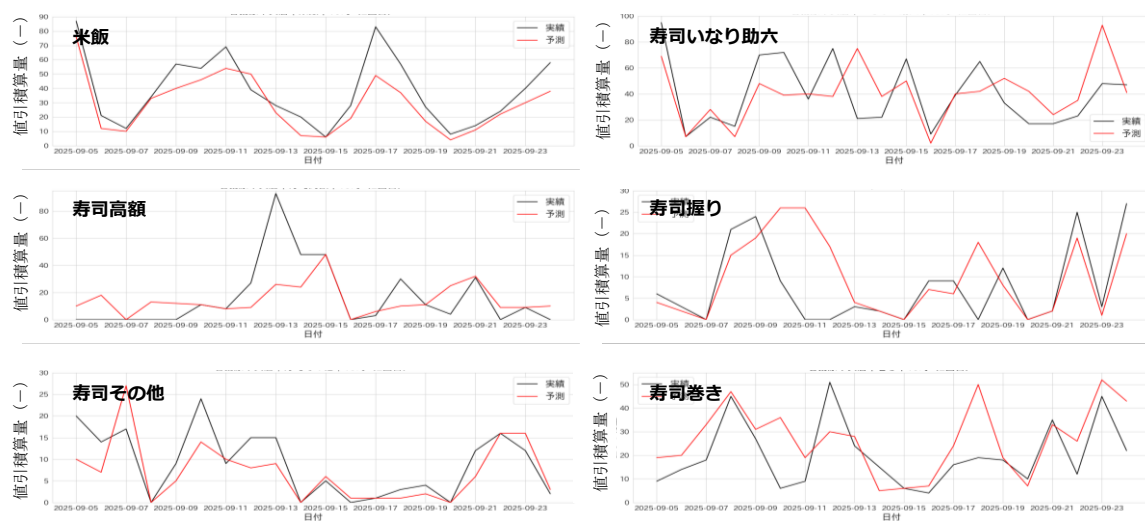


図 5.11 模範店 A の 19 時の値引実績と値引推奨

5.3 実証実験

(1) システム構築

実証実験を実施するため、クラウドコンピューティングシステム AWS で構築した。システム構成図を図 5.12 に、利用したデータを表 5.2 に示す。

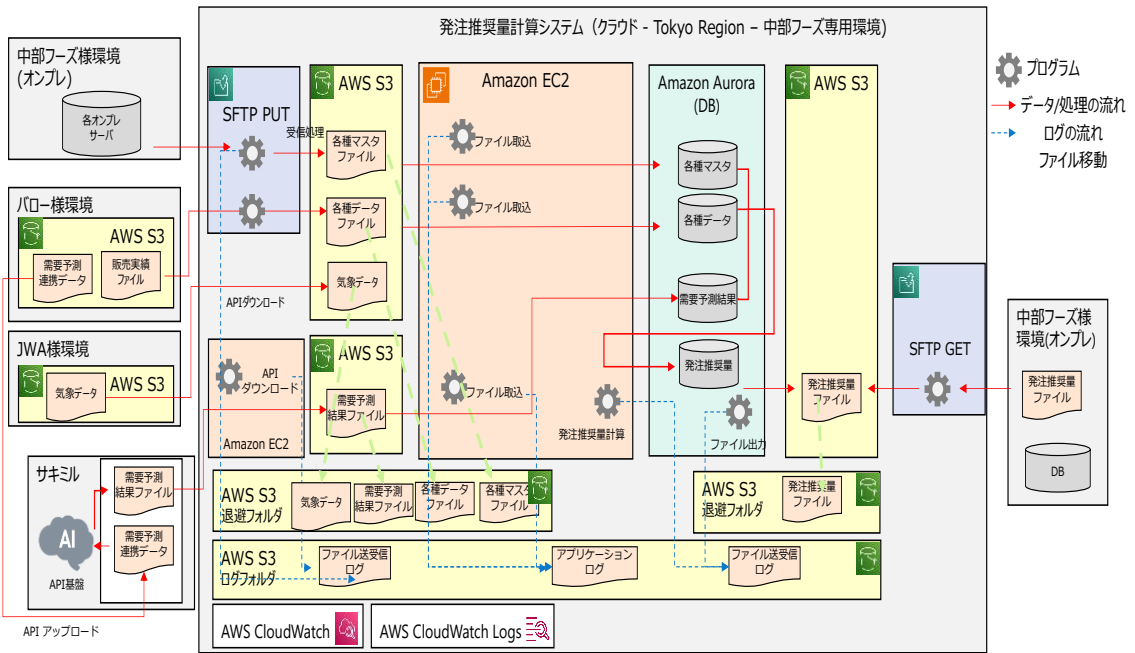


図 5.12 システム構成図

表 5.2 利用したデータ

管理会社	データ項目
バロー	販売実績データ（日）、販売実績データ（時）、廃棄データ 生産量データ、来店客数データ（日）、来店客数データ（時） 店舗マスタ
中部フーズ	本部生産データ、店舗マスタ、商品マスタ、店休日マスタ、店 別商品マスタ、販促マスタ、レシピマスタ
ソフトバンク	客数予測データ（日）、客数予測データ（時）
日本気象協会	気象観測値データ、気象予測値データ カテゴリ予測データ、SKU 予測データ 計画数量推奨量データ、値引推奨量データ

また、店舗とのコミュニケーション手段として、図 5.13 に示す店舗からの問い合わせに対して回答を行う店舗運営 AI エージェントを構築した。併せて、週 1 回のアンケートを実施し、値引推奨及び計画数量推奨に関する課題を収集するとともに、改善を図った。

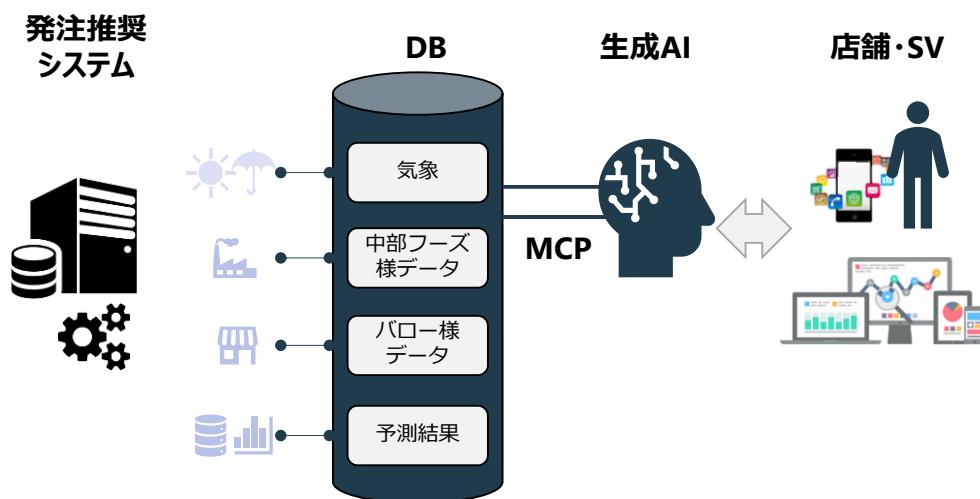


図 5.13 生成 AI を利用した店舗運営 AI エージェント

(2) 実証実験の結果評価

結果評価は対象 20 店舗に加え、同規模かつ同地域に位置する比較対象 20 店舗を設定し AB テストにより実施した。比較期間は実証実験開始前の直近 5 週間とし、対象期間はマスタの課題解消後の 2 月 6 日から 3 月 12 日の 5 週間とした。

比較店舗と対象店舗では、比較期間における売上・利益・廃棄及び欠品の水準が必ずしも一致していない。そこで、水準の異なるデータを比較しやすくすることを目的として、各 KPI について比較期間の日平均値を 100 とした相対変化を図 5.14 に示す。

売上については、期間前半は対象店舗・比較店舗とも同程度で推移していたが、期間後半には特に平日を中心として対象店舗の売上が増加していることが分かる。利益については、対象店舗では、全期間を通じて平日の利益が比較店舗より増加する傾向がみられた。一方、週末については期間前半には利益が低下する日も存在したが、期間後半には比較店舗を上回る傾向がみられた。これらの売上及び利益の増加は、利益最大化の効果により、売り切れが早い商品や利益率の高い商品の計画数量を増加させたためと考えられる。

廃棄については、期間前半の 1 月下旬には、対象店舗の廃棄が比較店舗より増加していたが、期間後半にかけて減少していた。これは、期間前半はマスタ整備が十分でなく、20 時閉店の店舗が 21 時閉店として扱われたため、値引推奨が十分に機能していなかったことによるものである。値引推奨が機能した期間後半には廃棄は減少していることが分かる。一方で、廃棄は販促を実施している商品で多く発生していた。例えば 1 月 29 日 A 店における「とろーり屋台風たこ焼き」では計画生産推奨量 17 個に対して生産量 58 個、廃棄 5 個と

なっていた。また、2月7日B店の「8種具材の海鮮丼」では計画数量推奨量0個に対して生産量30個、廃棄7個が発生していた。これは、販促は店舗ごと・商品ごとに影響が異なり店舗の販売意思が強く介在するため、計画数量推奨量を参考値として最終的には店舗判断で生産を実施していたことが要因と考えられる。このため、販促実施時に発生したこれらの廃棄については、十分に削減することができていない。

欠品については、期間前半は比較店舗と対象店舗で同程度であったが、期間後半は減少する傾向がみられた。本システムでは、米飯・スナックは13時までに売り切れた商品、寿司については16時までに売り切れた商品の計画数量を増加させる仕組みを導入していることから、その効果により期間後半で欠品が減少したと考えられる。

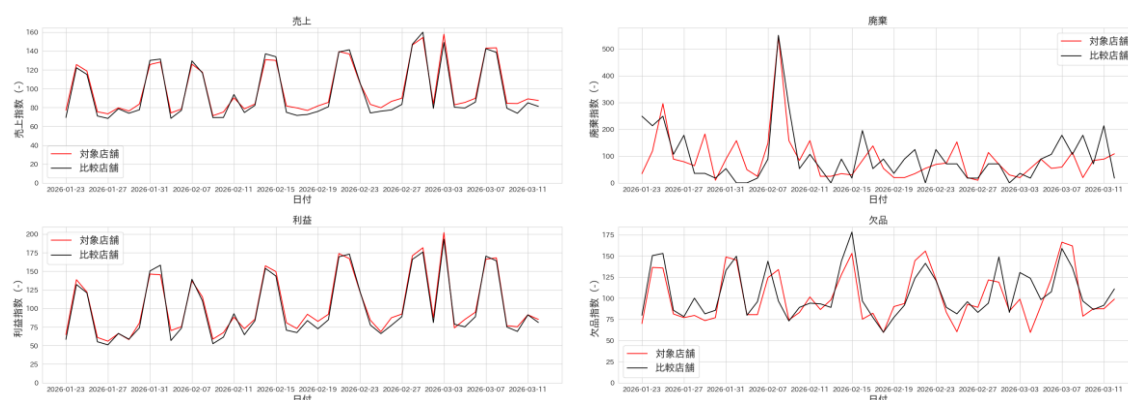


図 5.14 対象店舗と比較店舗の各種 KPI の時系列図（比較時期の平均値を 100）

（左上：売上、左下：利益、右上：廃棄、右下：欠品）

売上・利益・廃棄及び欠品の評価結果を表 5.3 から表 5.7 に示す。KPI の評価結果は、売上が 2.91%増加、利益が 4.09%増加、廃棄が 12.59%減少、欠品が 3.19%減少となっており、売上及び利益の増加と廃棄及び欠品の減少を達成した。一般に廃棄を減らすためには計画数量を減少させる必要があり、その結果として欠品が増加するなど廃棄と欠品の間にはトレードオフの関係がある。しかし、本事業では計画数量を適切にコントロールするとともに、値引推奨により値引を制御することで、廃棄と欠品の双方を減少させることが可能となった。また、売上を増加させると廃棄も増加し、結果として利益を圧迫する場合があるなど、売上、廃棄及び利益の間にもトレードオフの関係が存在する。本システムにより、売上及び利益を増加させつつ、廃棄を減少させることが可能であることが確認された。さらに、計画数量の算出作業時間は推奨量を利用することにより週当たり 126.8 分から 80.5 分に短縮された。アンケートにおいても、計画数量担当者から「計画作業が楽になった」との意見が得られた。一方で、販促対応、原材料ロットの考慮及び入数の違う商品の取り扱いなどについては、引き続き作業時間を要しており、さらなる削減の余地があると考えられる。

表 5.3 本システムによる売上への効果

期間	単位	比較店舗	対象店舗
比較期間	円/店/日	142,115	133,552
対象期間	円/店/日	139,629	135,104
比率	%	98.25	101.16
効果	%	—	+2.91

表 5.4 本システムによる利益への効果

期間	単位	比較店舗	対象店舗
比較期間	円/店/日	25,550	23,482
対象期間	円/店/日	26,561	25,372
比率	%	103.96	108.05
効果	%	—	+4.09

表 5.5 本システムによる廃棄への効果

期間	単位	比較店舗	対象店舗
比較期間	個/店/日	0.281	1.014
対象期間	個/店/日	0.266	0.830
比率	%	94.42	81.83
効果	%	—	-12.59

表 5.6 本システムによる欠品への効果

期間	単位	比較店舗	対象店舗
比較期間	回/店/日	5.96	5.72
対象期間	回/店/日	6.29	5.86
比率	%	105.74	102.55
効果	%	—	-3.19

表 5.7 本システムによる作業時間への効果

期間	単位	対象店舗
比較期間	分/週	126.8
対象期間	分/週	80.5
効果	%	-36.5

(3) 事業成果

本事業では、①フードサプライチェーンにおける需要予測を高度化・活用、②ダイナミックプライシングによる販売方法等の工夫、の2つに取り組み、食品ロス削減を図った。

フードサプライチェーンにおける需要予測を高度化・活用については、各種データを収集し、来店客数予測、売上予測（カテゴリ予測→SKU 予測）及び計画数量推奨からなる4階層のモデルを構築した。実証実験では、この計画数量推奨量を用いて計画を立案し、レシピ変換を行った上で発注した結果、廃棄は12.59%減少し、欠品は3.19%減少した。また、売上は2.91%増加、利益は4.09%増加するとともに、計画作業時間は36.5%減少した。一般に、廃棄と欠品の間にはトレードオフの関係があるが、本事業では計画数量を適切にコントロールすることにより、廃棄と欠品の双方を減少させることが可能となった。また、本事業では上記需要予測を用いて受発注リードタイムを延長する仕組みを構築した。現時点ではバロー約240店舗のうち20店舗のみに適用しているため、製造業への波及効果までは確認できていない。しかし、本事業に先行して実施した工場出荷品では、リードタイムを延長し見込み生産から受注生産に変更することで、緊急発注が月平均1.5回減少し、仕掛品の廃棄も改善されている。今後、本仕組みを全店舗に展開することで、製造業への波及効果についても確認できると考えられる。

ダイナミックプライシングによる販売方法等の工夫については、小売業の時間別データを収集し、値引推奨に基づいて適切な価格設定を行った。値引推奨モデルは、各カテゴリの販売率に基づいてカテゴリごとの値引積算量を予測し、算出した値引積算量を各SKUのうち販売率の低い商品から順に割り当てることとした。この値引推奨量を用いて日々の値引を実施した結果、廃棄は12.59%減少した。計画数量推奨量と値引推奨量を同時に配信していたため、それぞれの寄与度を定量的に切り分けることは困難である。一方、アンケートでは「値引推奨により作業が効率化された」「これまでは15時などの早い時間帯から値引を実施していなかったが、値引推奨量に沿って値引を行ったところ、余剰となりそうな商品も早めに販売でき、売り切りの最適化につながった」など、肯定的な意見が得られた。

(4) 課題

本事業を通じて明らかになった課題は、①リードタイム、②計画数量推奨量と店舗生産量の乖離、③値引推奨量の展開の3点である。

本事業では納品リードタイムを3日から9日に設定した。しかし、一般に気象予測はリードタイムが長くなるほど予測精度が低下する傾向にある。そのため、リードタイムが1週間を超え気象予測の精度を確保することが難しい場合には、来店客数予測の精度にも影響を及ぼす事例が確認された。今後は、気象予測精度の低下を抑制するために、計画数量推奨の実施頻度を週1回ではなく週2回に変更するなど、製造業に過度な負担をかけない範囲でリードタイムを短縮する必要がある。

本事業の実証実験では、計画数量推奨量と店舗生産量が一致していなかった。その要因の

一つとして、同一商品 ID に対して入数の異なる商品が存在している点が挙げられる。このため、販売実績データからは、どの入数の商品が販売されたのかを識別することができず、予測精度が低下する傾向がみられた。今後は、入数の異なる商品についても別の商品 ID を設定し、それぞれを個別に予測する必要がある。また、計画数量推奨量の算出に当たっては、すべての原材料のロットを考慮することができていないという課題あった。今後は、レシピマスタを整備し、原材料所要量を算出できるようにするとともに、原材料ロットに応じた発注へ変更する必要がある。さらに、販促時には店舗判断により生産量を決定していたが、販促実施時には廃棄も多く発生していた。今後は、販促実施時においても計画数量推奨を算出する必要がある。

本実証実験では対象店舗を 20 店舗設定したが、このうち 7 店舗では生産量が連携されていなかった。このため、値引推奨の実証実験は 13 店舗のみで実施した。今後は、システムを改修し、すべての店舗において生産量を連携できるようにするとともに、値引推奨を算出できる環境を構築する必要がある。

(5) 社会実装していくための要件整理

本事業では、限定的な期間及び店舗において実証実験を実施した。今後、より広く社会実装を促進するためリードタイム延長や値引推奨による食品ロス削減を推進する仕組み等について追加的に整理する。

・ 情報連携のルール化

各企業がリードタイムを延長し、需給情報を連携していくためには、既存の受発注・生産及び物流に関する業務プロセスを見直す必要がある。こうしたプロセス変革にはシステム改修、運用変更及び教育などのコストが発生するため、参加企業が投資に見合うメリットを享受できることが前提となる。一般に、CPFR には製造側にとって生産平準化や原材料ロス抑制などのメリットが明確である。しかし、小売側は「発注精度低下リスク」や「業務負担増」により導入効果が見えにくいという欠点がある。そこで、本事業では、小売側に自動発注を導入し、発注リードタイムを延長しつつ、欠品・廃棄及び作業工数の改善を実現した。社会実装に当たっては、連携事業に参加する各社が得る便益を定量化し、便益配分について合意形成できる仕組みが必要である。

・ ベストプラクティスの発信

社会実装を進めるには、成功事例を「再現可能な型（テンプレート）」として蓄積し、横展開できる状態にする必要がある。本事例のように、AI を活用してリードタイムを延長しつつ、廃棄及び欠品の削減、売上及び利益の増加が可能であることを、A/B テスト等の検証設計と併せて示し、業界内で共有していくことが重要である。

また、成功要因（データ要件・例外運用・KPI 管理・現場定着）を明文化し、導入条件と

運用手順を一体的に公開することで、他社・他地域への展開を加速することができる。

- ・ **データ標準化**

原材料、製造業、小売業及び物流を横断して最適化を実施するためには、企業間でやり取りするデータの標準化が不可欠である。現状では、流通の各段階において商品 ID やマスタ項目の統一が十分ではなく、企業間連携やデータ統合の障壁となっている。

現在、経済産業省が主導する「フィジカルインターネット」などの取り組みにおいて、マスタの統一化・共通化が進められている。連携をさらに高度化するためには、業界や企業の枠を超えて、データ定義・粒度・更新ルール及び連携方式まで含めた標準化を進める必要がある。