

経済産業省 御中

令和5年度 流通・物流の効率化・付加価値創出に係る基盤構築事業
(IoT技術を活用したサプライチェーンの効率化及び食品ロス削減の事例創出)
報告書

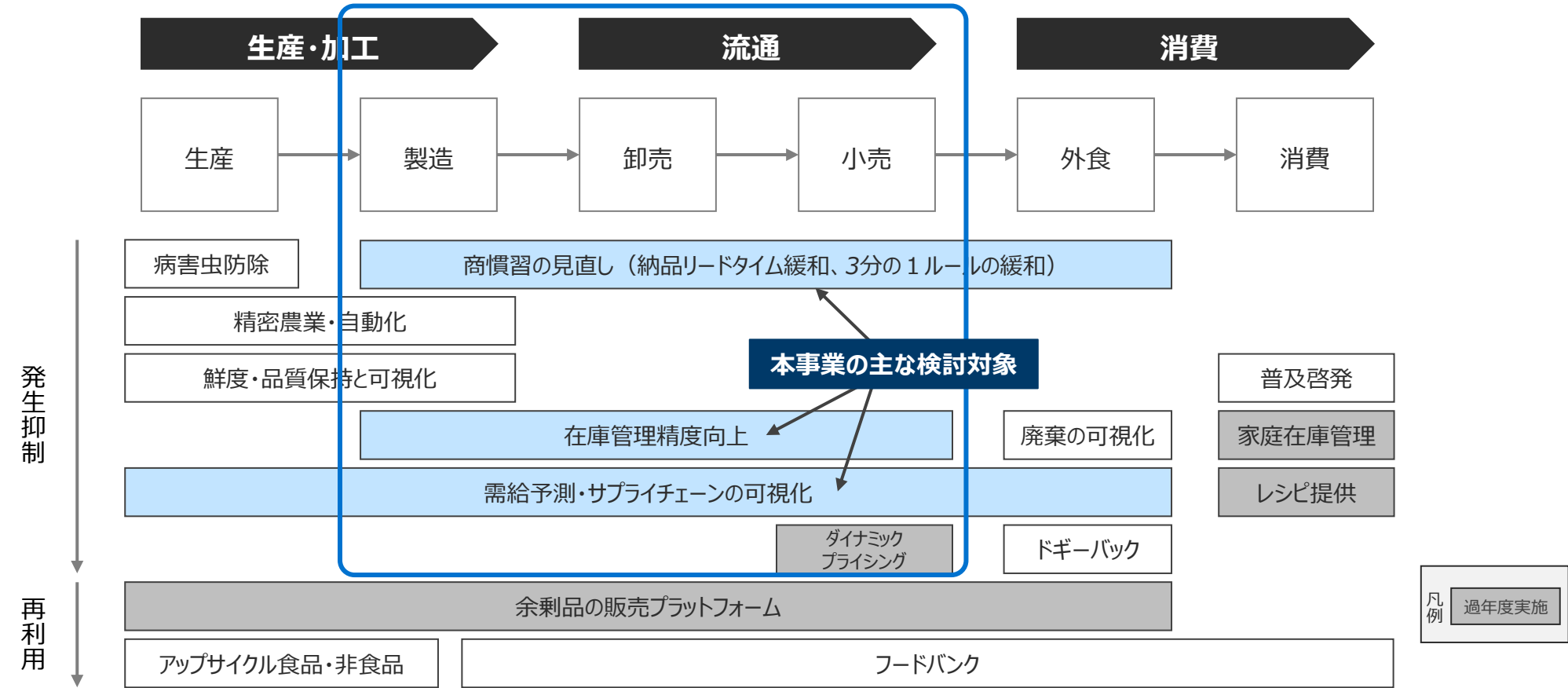
2024.3.25
株式会社日本総合研究所
リサーチ・コンサルティング部門

1章 事業の目的・概要	02
2章 IoT技術の活用やデータ連携等によるサプライチェーンの効率化及び食品ロス削減の可能性検討	07
サプライチェーンにおける現状の整理	
本事業で取り組む課題の特定	
課題解決の方向性：本事業における実証実験の目的と可能性	
3章 実証実験の実施 実証①ID-POSを活用した需要予測による小売業の発注精度向上に関する実証実験	14
小売業の発注精度向上に向けた2つのアプローチ	
ID-POSを需要予測に用いることによって想定されるメリット：POSを用いた既存需要予測との比較	
【メイン実証】	21
実証の概要と期待される成果	
実証に向けての事前準備	
効果検証：実証の成果	
【サブ実証（机上）】	54
実証の概要と期待される成果	
実証に向けての事前準備	
効果検証：実証の成果	
両実証成果を踏まえた小売業における需要予測の活用ポイントと導入にあたっての課題	
4章 実証実験の実施 実証②需要予測に基づく小売業の発注データを活用した生産計画の精度向上に関する実証実験	76
実証のコンセプトと目指す姿	
実証の概要と期待される成果	
実証に向けての事前準備	
効果検証：実証の成果	
導入にあたっての課題と今後期待される成果	
5章 総括	88
IoT技術を活用した製・配・販の各層を越えたサプライチェーンのあり方検討	

1章 事業の目的・概要

1. 事業の目的

- I o T 技術を活用したサプライチェーンの効率化及び食品ロス削減の事例創出として、過年度の事業においては「ダイナミックプライシング」「余剰品プラットフォーム」「家庭在庫管理」「レシピ提供」など主にサプライチェーンの川下（小売・消費）を対象としてきた。
- 本年度はより川上（製造・卸売・小売）に目を向け、データ連携や食品ロス発生における現状と課題を整理したうえで、製・配・販の各層を越えたIoT技術の活用方法、サプライチェーンのあり方について検討し社会実装につなげるべく、実証事業を行うこととする。



出所：株式会社日本総合研究所作成

2. 実施事項

- ・ 本事業ではまずサプライチェーンの効率化及び食品ロス削減に向けた課題整理を行ったうえで、IoT技術の活用やデータ連携による課題解決の可能性について検討。
- ・ その後、上記可能性を検証すべく実証実験を行い、成果や社会実装に向けた課題・ポイントを報告書として整理。

事業内容		
（１）ＩｏＴ技術の活用やデータ連携等によるサプライチェーンの効率化及び食品ロス削減の可能性検討		
① サプライチェーン全体におけるＩｏＴ技術の活用やデータ共有等のあり方整理		
② 実証実験の仕様検討		
（２）実証実験の実施	メイン実証	サブ実証（机上）
実証① ID-POSを活用した需要予測による小売業の発注精度向上に関する実証実験		
I システムの設計・開発/ 実施環境準備	●	●
II 実証実験運用設計・テスト	●	●
III 実証の実施	●	●
IV 効果検証	●	●
実証② 需要予測に基づく小売業の発注データを活用した生産計画の精度向上に関する実証実験		
I システムの設計・開発	●	
II 実証実験運用設計・テスト	●	
III 実証の実施	●	
IV 効果検証	●	
（３）報告書の作成		
報告書の作成		

出所：株式会社日本総合研究所作成

3. スケジュール

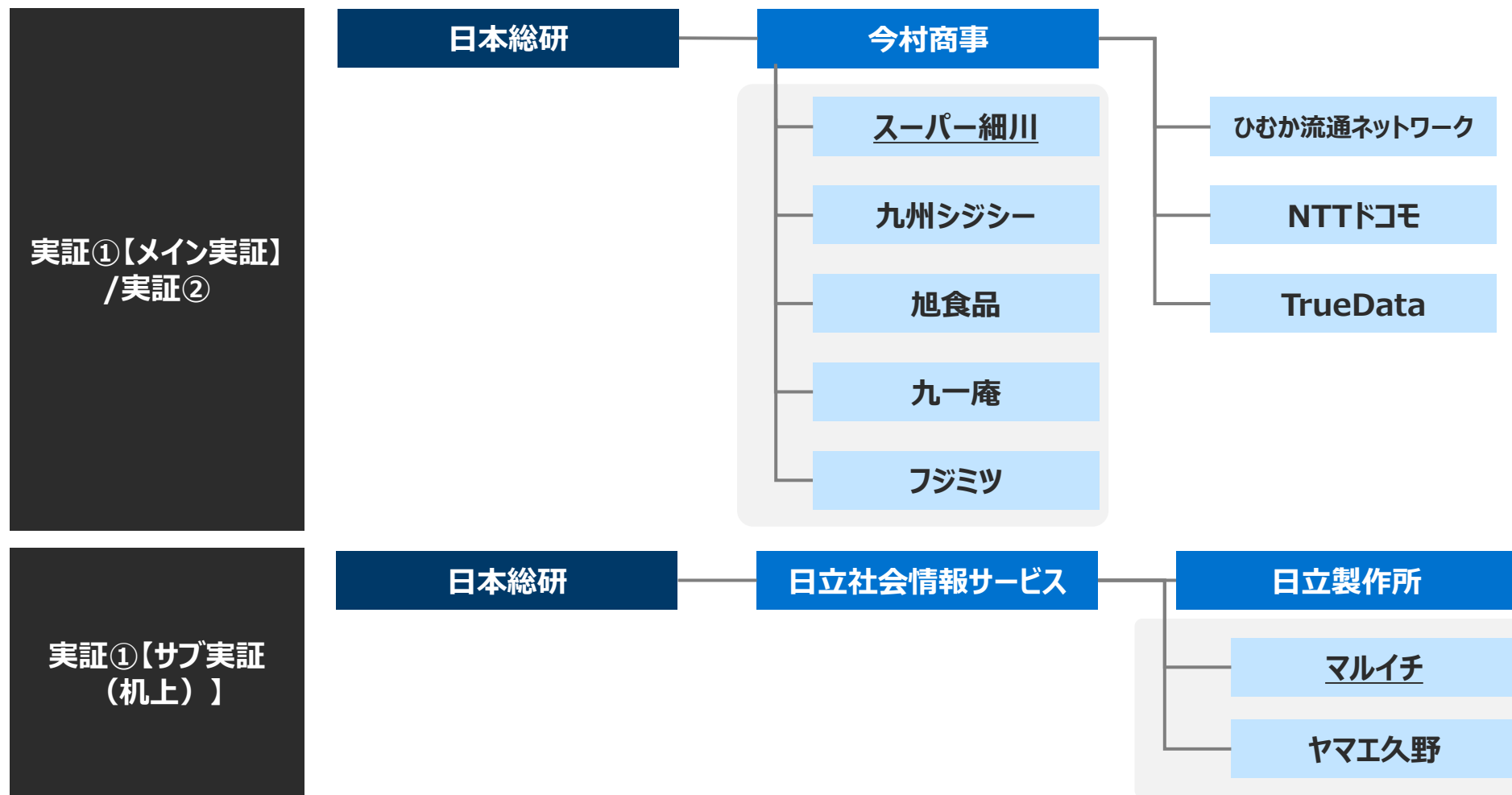
・ スケジュールは以下のとおり。

事業内容	タスク	2023年					2024年		
		8月	9月	10月	11月	12月	1月	2月	3月
(1) I o T技術の活用やデータ連携等によるサプライチェーンの効率化及び食品ロス削減の可能性検討	① サプライチェーン全体における I o T 技術の活用やデータ共有等のあり方整理	検討							
	② 実証実験の仕様検討		検討						
(2) 実証実験の実施 ① ID-POSを活用した需要予測による小売業の発注精度向上に関する実証実験	I システムの設計・開発			設計・開発準備					
	II 実証実験運用設計・テスト			運用設計	運用準備	テスト			
	III 実証の実施						実証実験の実施		
	IV 効果検証				実証前データ収集		検証準備	効果検証	
(2) 実証実験の実施 ② 需要予測に基づく小売業の発注データを活用した生産計画の精度向上に関する実証実験	I システムの設計・開発			設計・開発・環境準備					
	II 実証実験運用設計・テスト			運用設計	運用準備	テスト			
	III 実証の実施						実証実験の実施		
	IV 効果検証				実証前データ収集		検証準備	効果検証	
(3) 報告書の作成	報告書の作成							骨子作成	作成完了

出所：株式会社日本総合研究所作成

4. 実施体制

- 各実証実験の実施体制は以下のとおり。■は外注先、■は協力先。
- 内は流通業者、下線は実証実験の実施小売業者。

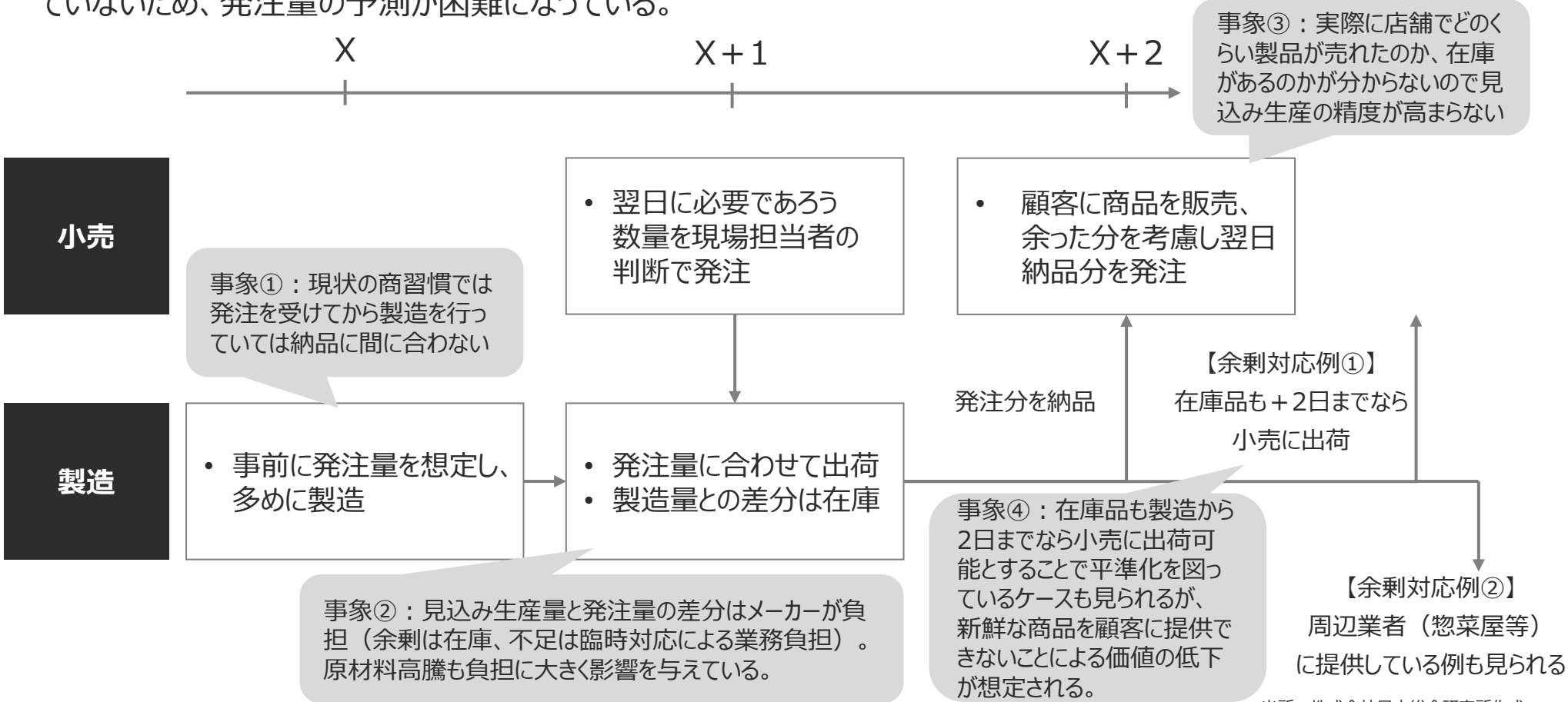


出所：株式会社日本総合研究所作成

2章 IoT技術の活用やデータ連携等によるサプライチェーンの効率化及び 食品ロス削減の可能性検討

1-1. 食品サプライチェーンの現状：①製造業視点での好ましくない事象

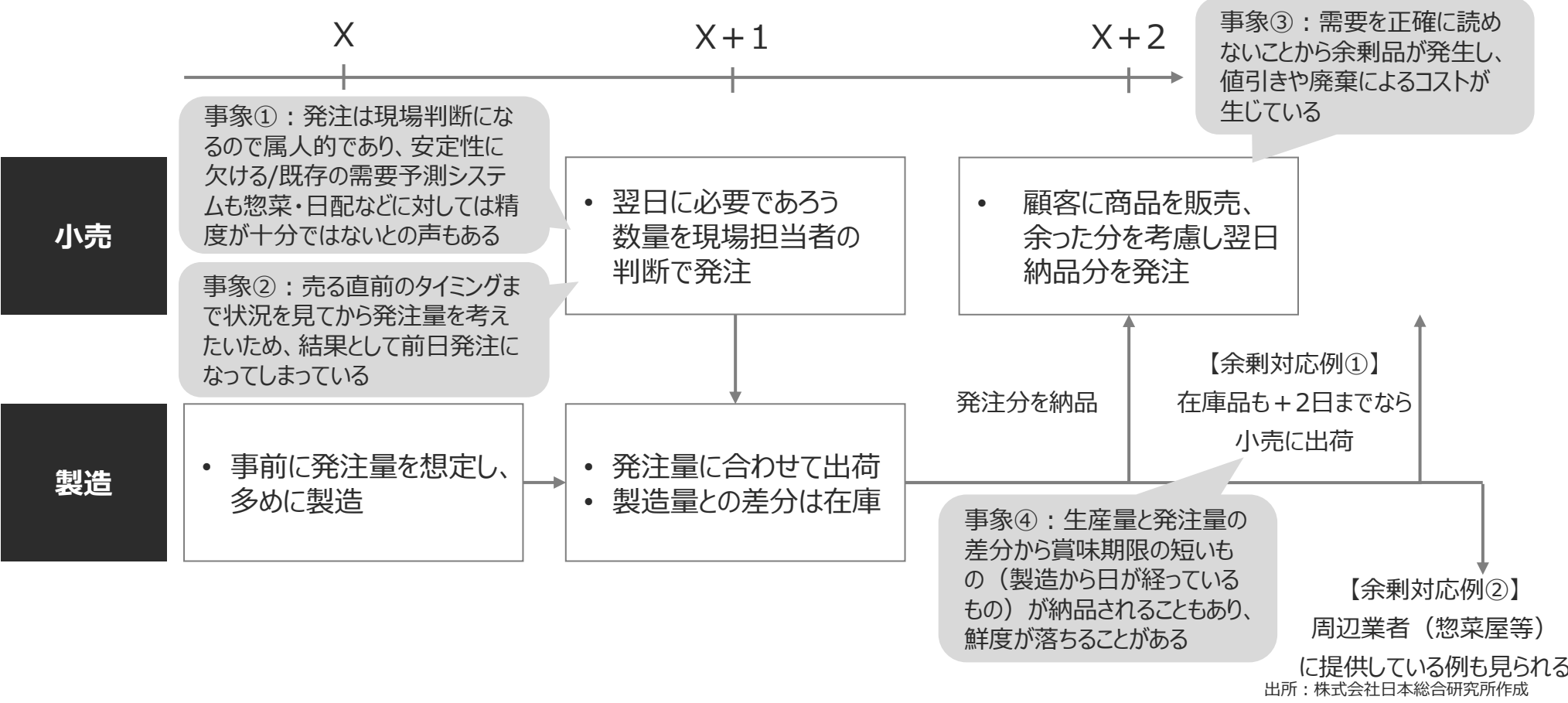
- 消費期限の短い日配品などの食品は現状の商習慣では発注を受けてから製造を行ってはいは納品に間に合わないことから、見込みで生産を行っている。
- そのため、見込みでの生産量と実際の発注量に差分が生じ、それをメーカー負担でカバーしているのが現状。特に賞味期限の短い食材だと長く在庫を持ってないことから、運用で工夫はしているものの平準化が難しい。
- また、製造業からは自社が納品した製品がどの程度売れており、小売店にどのくらい在庫として残っているかが把握できていないため、発注量の予測が困難になっている。



出所：株式会社日本総合研究所作成

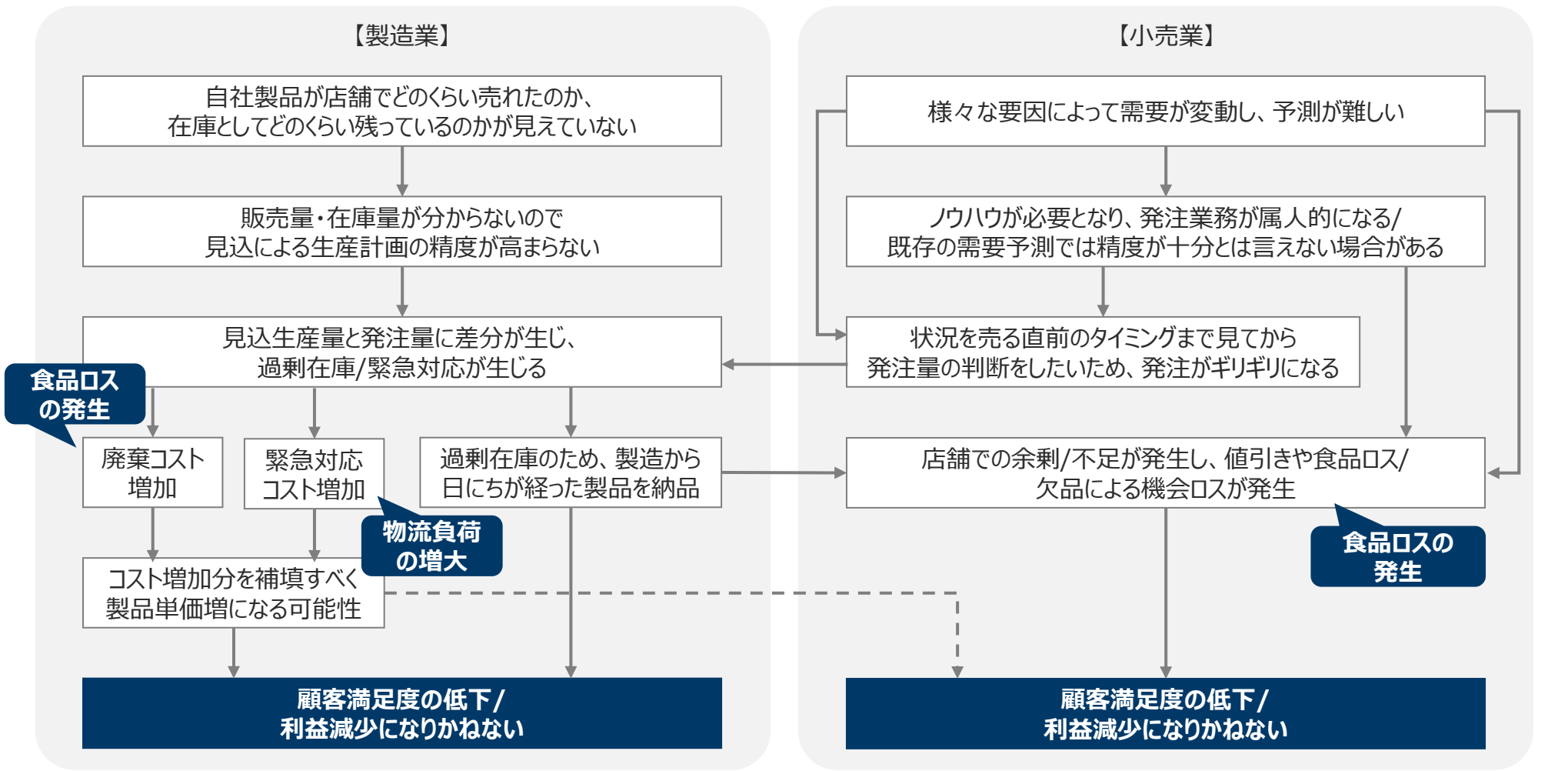
1-2. 食品サプライチェーンの現状：②小売業視点での好ましくない事象

- 小売業としては需要を正確に予測できないことから過剰に発注をしてしまい、余剰による値引き・廃棄が発生している。
- そのため、少しでも需要を正確にしようと発注を売るギリギリのタイミングで行うことから前日発注となってしまう、それが製造業の負担や鮮度の落ちる製品の納品につながっている。
- また、需要予測自体も現場担当に任されており、属人的な業務となっている点も懸念される。また、一部小売業者では需要予測システムを導入しているケースも見られるが、日配や惣菜などの消費期限の短い食品では精度が十分ではないとの声もある。



1-3. 食品サプライチェーンにおける好ましくない事象の整理

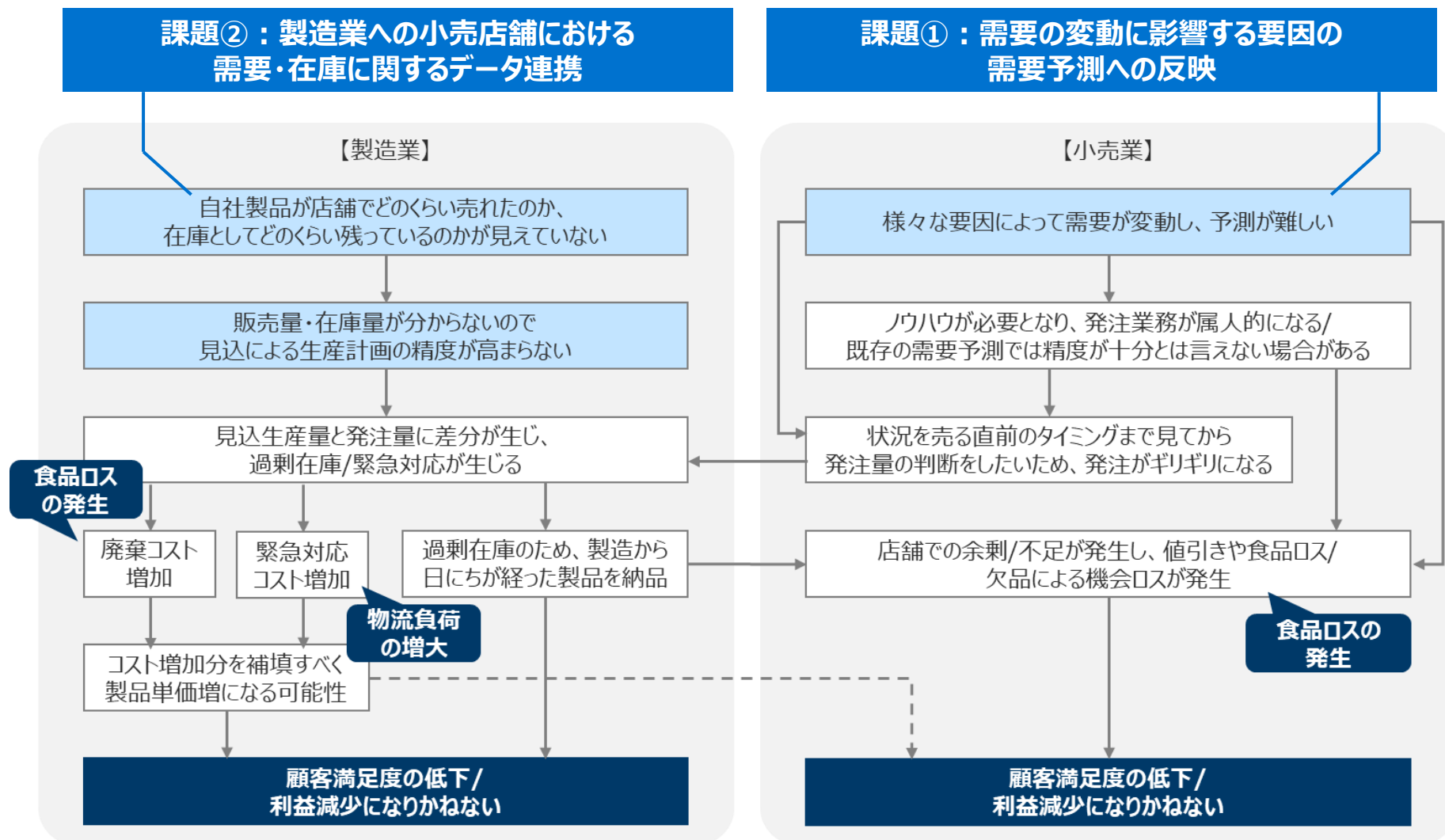
- ・ 製造業・小売業それぞれで発生している事象について、サプライチェーン全体のつながりとして整理。
- ・ 非効率なサプライチェーンが原因で食品ロスの発生、さらには顧客満足度低下・利益減少につながっている。



出所：株式会社日本総合研究所作成

2-1. 本事業で取り組む課題の特定

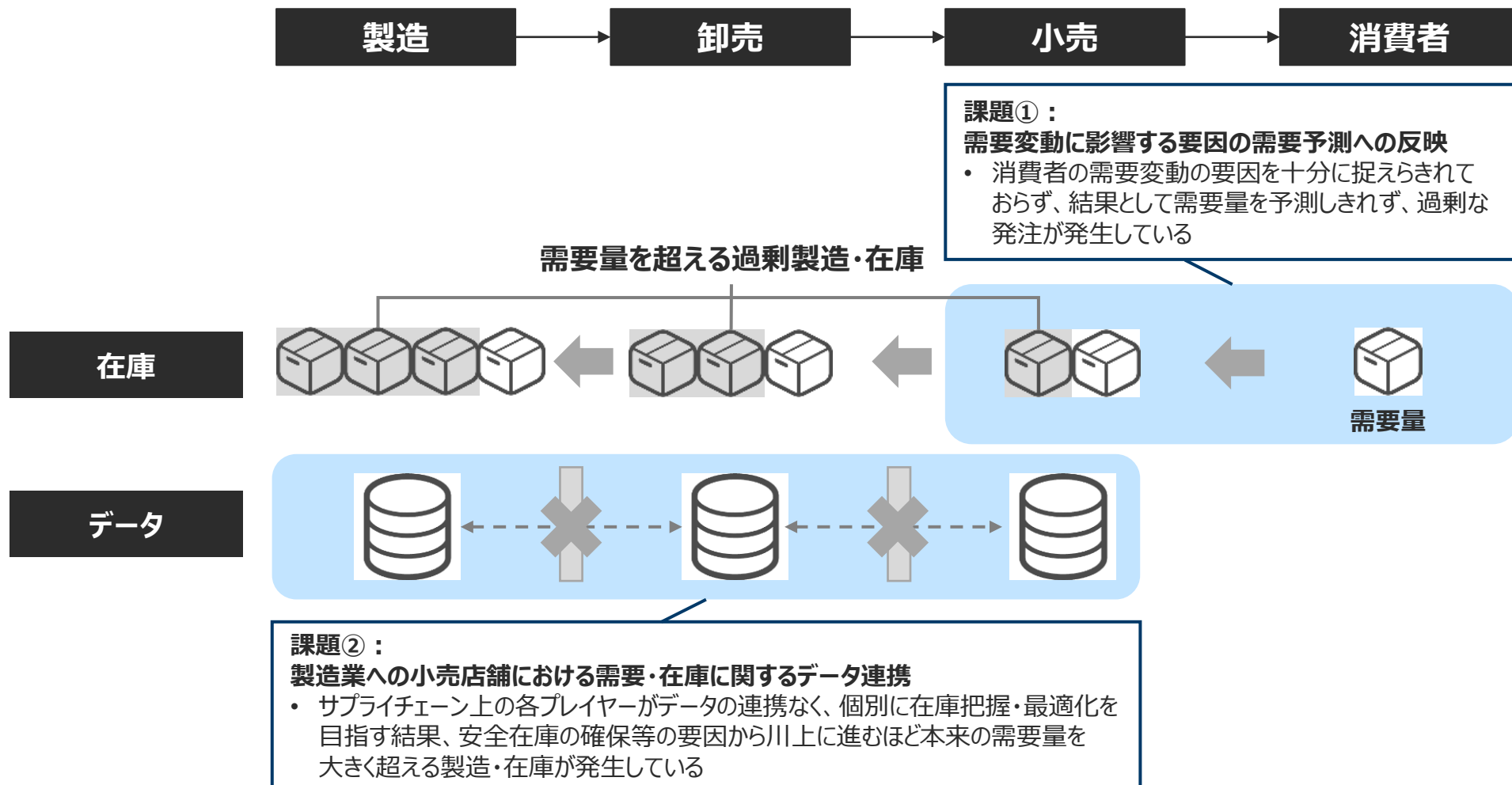
- サプライチェーンの非効率/食品ロスを生み出す根本要因に着目し、以下2つを本事業で取り組む課題として設定。



出所：株式会社日本総合研究所作成

2-2. 本事業で取り組む課題の詳細

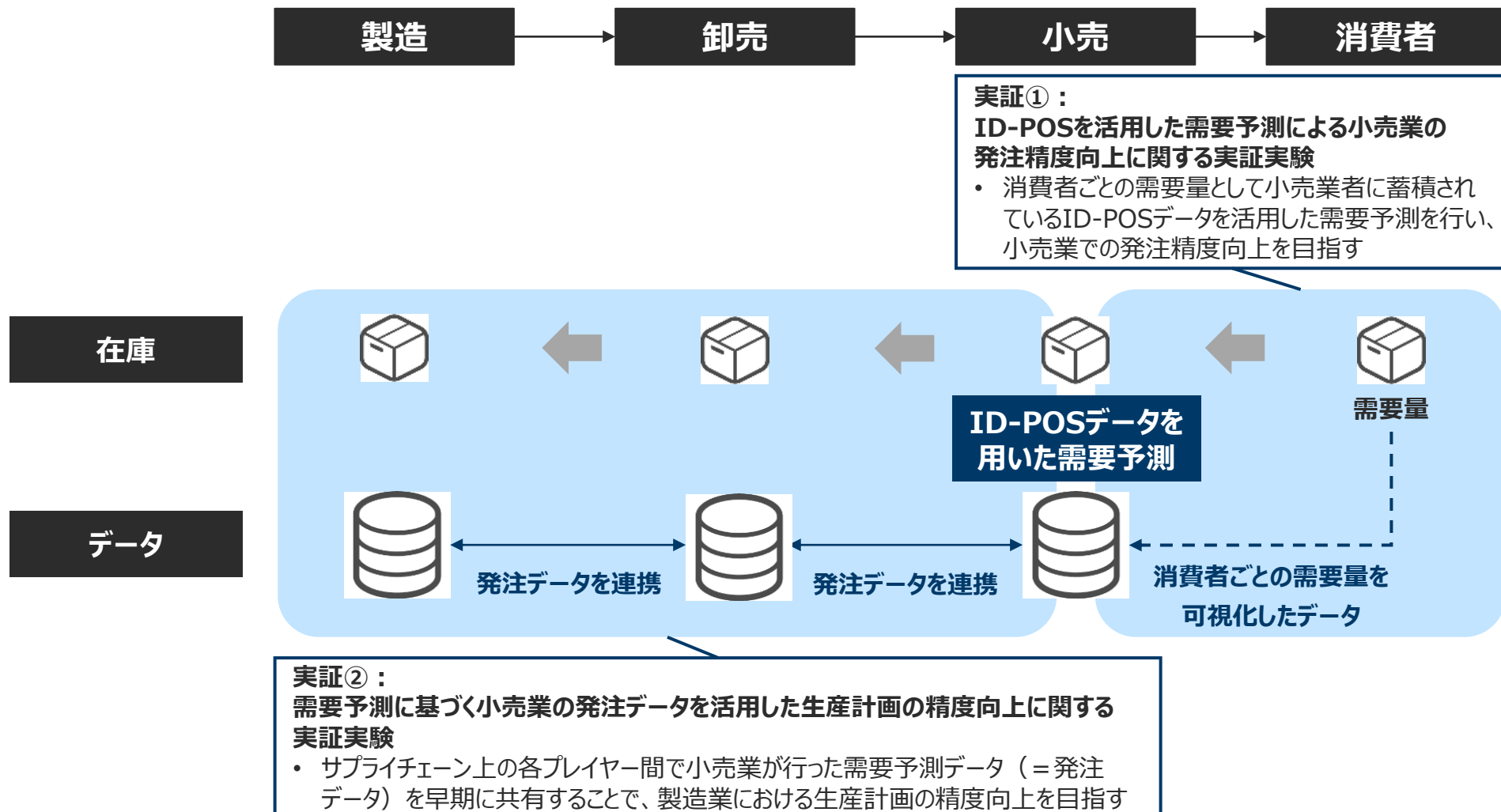
- ・ 小売としては消費者の需要変動の要因を十分に捉えきれておらず、結果として需要量と差のある発注を行ってしまう。
- ・ さらにサプライチェーン上のプレイヤー間でのデータ連携がないことから川上に進むほど製造・在庫・発注量と需要量との差が拡大していく。



出所：株式会社日本総合研究所作成

3. 課題解決の方向性：本事業における実証実験の目的と可能性

- ・ 小売業における発注精度の向上を目指し、ID-POSデータを活用した需要予測を行う。
- ・ さらに精度を高めた需要予測結果をサプライチェーン上で共有し、早期に川上から最終消費者の需要量を見えるようにすることで、製造業における生産計画の精度向上の可能性を検証したい。



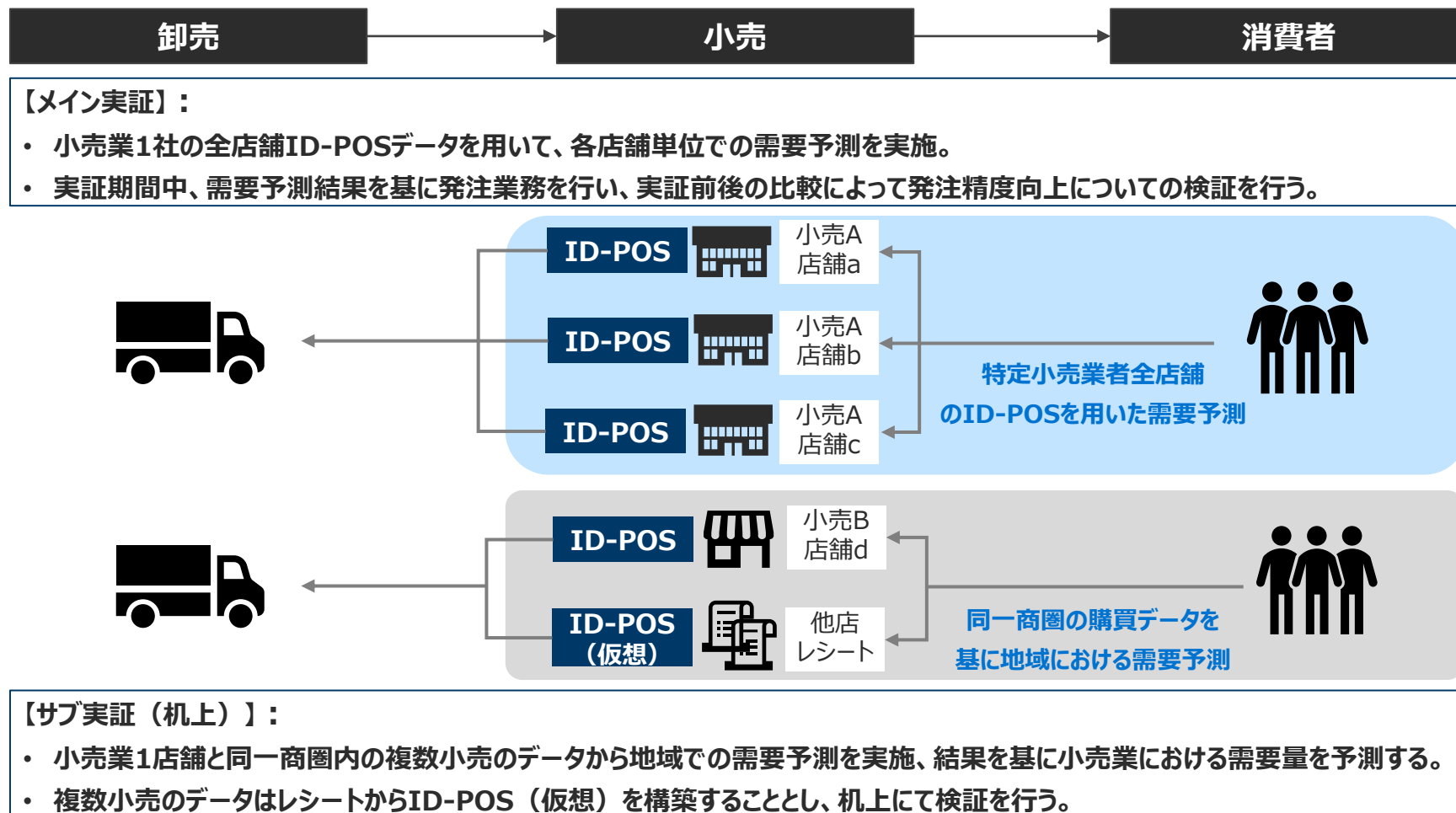
出所：株式会社日本総合研究所作成

3章 実証実験の実施

実証①ID-POSを活用した需要予測による小売業の発注精度向上に関する実証実験

1. 実証①のコンセプト：小売業の発注精度向上に向けた2つのアプローチ

- 【メイン実証】では小売業1社のID-POSデータを基に需要予測を実施、実証期間中は実際に予測結果を基に小売業から発注を行い、需要予測前後での発注精度の比較を行う。
- 【サブ実証（机上）】では同一商圈内の小売業複数社の購買データを取りまとめ、地域単位での需要予測を実施することで発注精度が向上するかについて、机上にて検証を行う。

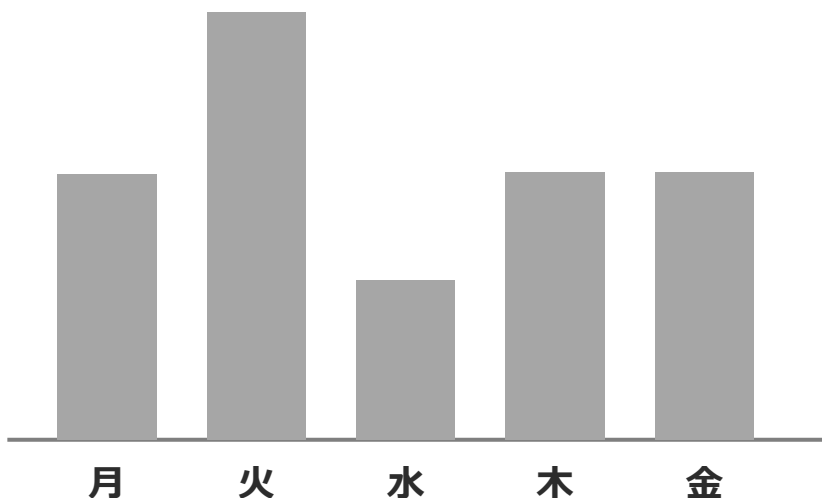


出所：株式会社日本総合研究所作成

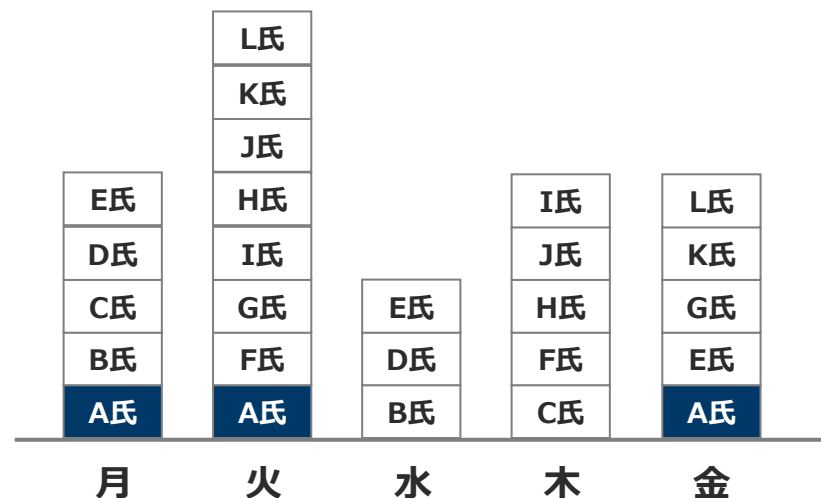
2-1. ID-POSを用いた需要予測：①POSとID-POSの違い

- ID-POSとPOSの大きな違いとして、ID-POSは顧客の識別が可能であることから顧客単位での購買動向を把握することが可能となる。

通常POSによる商品Aの日次売上個数



ID-POSによる商品Aの日次売上個数



- 通常POSの場合、分かるのは「何が」「いつ」「どのくらい」売れたのかのみ。

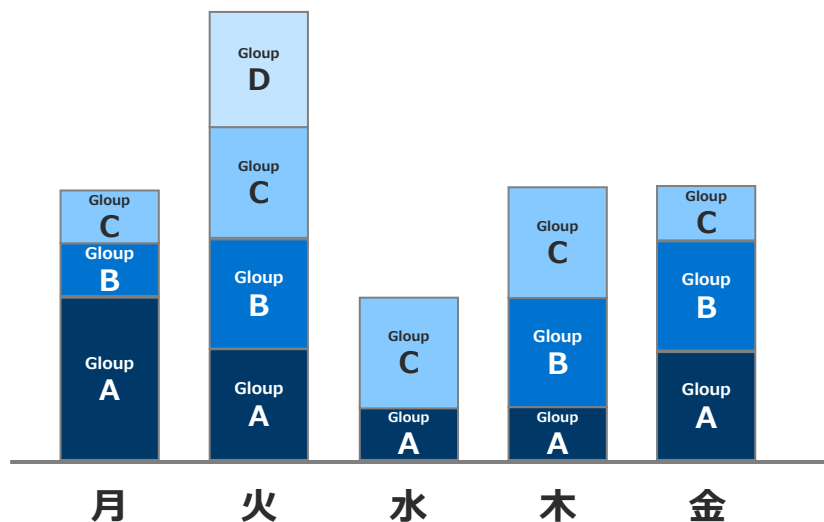
- ID-POSの場合、加えて「**誰が（どういう人が）**」購入したかが判る。
- 例えば、売れている製品がリピート客中心なのか、新規顧客中心なのかといった製品単位での分析も可能
- また、週3回商品Aを購入している「**A氏**」が**どういう属性の人なのか**を分析することで販促活動にも利用が出来る。

出所：株式会社日本総合研究所作成

2-2. ID-POSを用いた需要予測：②ID-POSを用いることによる予測精度向上の期待

- ID-POSを用いることで、購入顧客を属性ごとにグルーピングすることが可能となる。
- 各グループの特性を把握した上でグループ単位での需要予測を行うことで、顧客全体での予測より精度が高まることが期待される。

ID-POSによる商品Aの日次売上個数（グルーピング後）

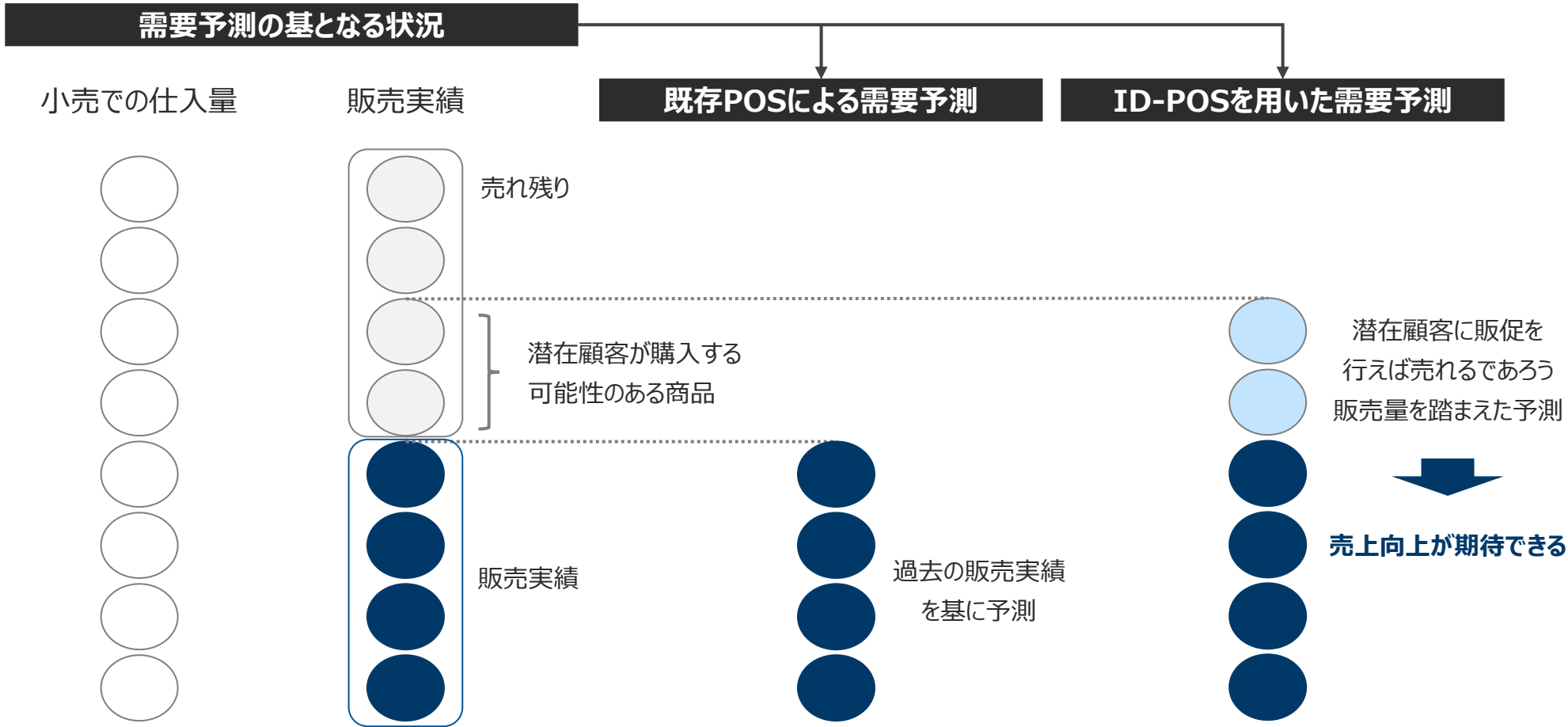


- A氏、B氏、…と顧客ごとに個別で属性を仕分けていくと、ある程度の意味のあるグルーピングが可能となる。
- そのうえで、各グループの特性を把握する。例えば、「商品Aをなぜ週3回買っているのか」（どういうライフスタイルなのか、天候の影響をどの程度受けるのか、特売などにどの程度左右されるか）など。
- グループごとにこうした特性を把握することで、「Group Aは今日も商品Aを買ってくれるのか」を予測する。（天候、ライフスタイル予測、店舗のキャンペーン予定など）
- こうすることで、顧客全体での需要予測に比べ、Group単位での予測が可能になり、**需要予測の偏差が小さくなる（＝需要予測精度の向上）**と期待できる。

出所：株式会社日本総合研究所作成

2-3. ID-POSを用いた需要予測：③ID-POSを用いることによる売上向上の期待

- ID-POSを用いて顧客をグルーピングすることで、購買意向のある顧客グループの把握が可能となり、当該グループ内の未購入者を潜在顧客として認識することが出来るようになる。
- そのため、既存POSによる需要予測は過去の販売実績以上の予測を行うことは難しいのに対し、ID-POSによる需要予測では販促活動の提案を含めた未来の需要の予測が可能となり、売上向上が期待できる。

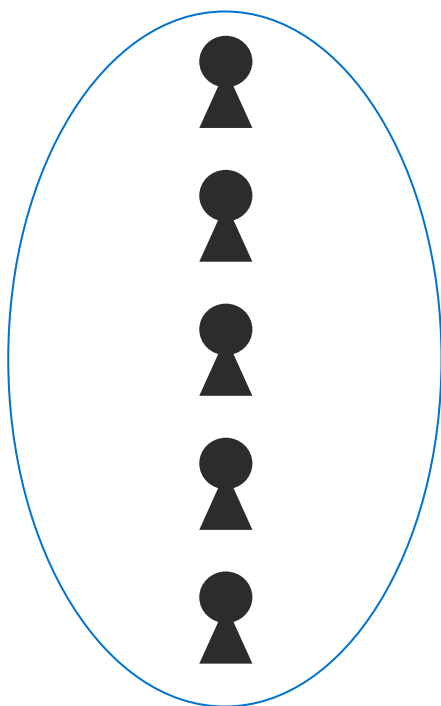


出所：株式会社日本総合研究所作成

2-3. ID-POSを用いた需要予測：④商圈単位で需要予測を行う意義

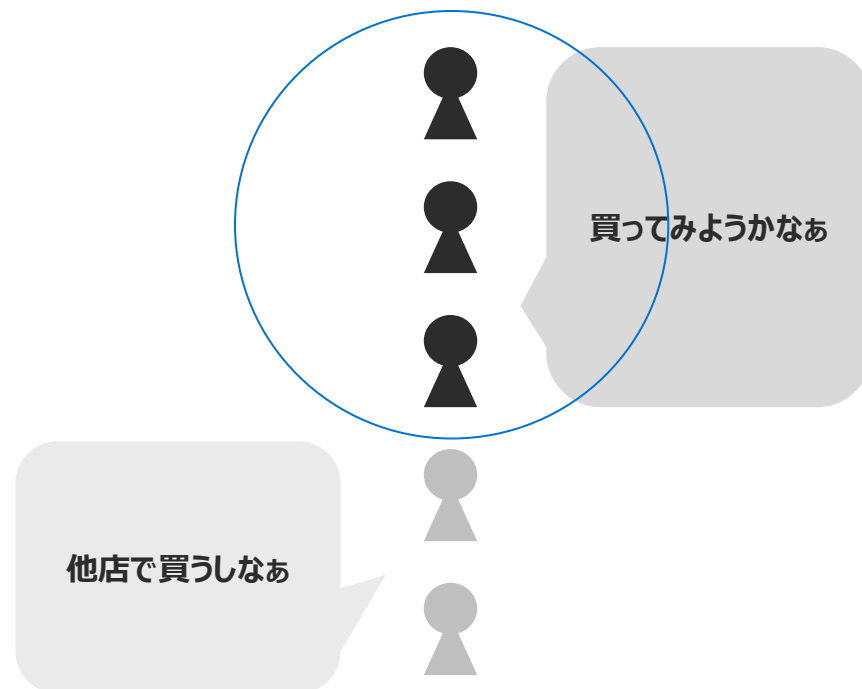
- 自社ID-POSを活用した需要予測では潜在顧客を含む需要量の把握が可能であるが、同じ商圈内での購買情報と合わせて分析することによって、**地域全体での購買傾向や需要量の予測が可能となる。**
- **地域の購買傾向・需要量を踏まえることで、小売各社による需要予測の精度がさらに高まる可能性がある。**

自社ID-POSのみを活用



- 当該小売における需要量を5人として推計

自社ID-POS + 他店購買情報



- 地域における需要量を5人として推計
- その上で当該小売における需要量は3人と推計

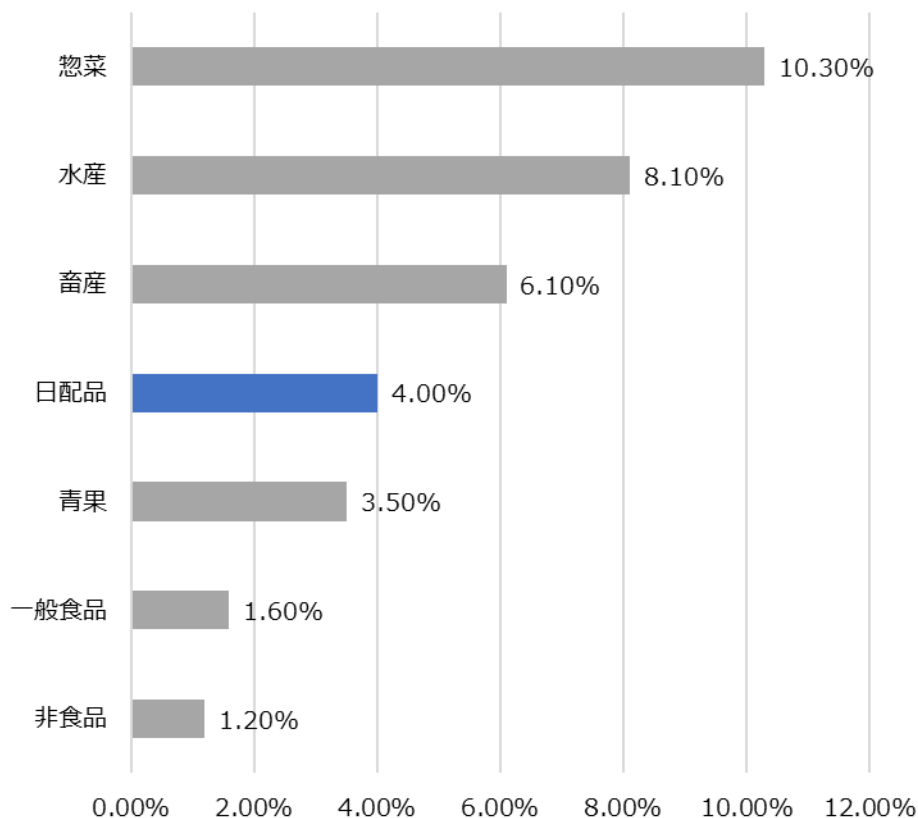
精度が高まる可能性を検証

出所：株式会社日本総合研究所作成

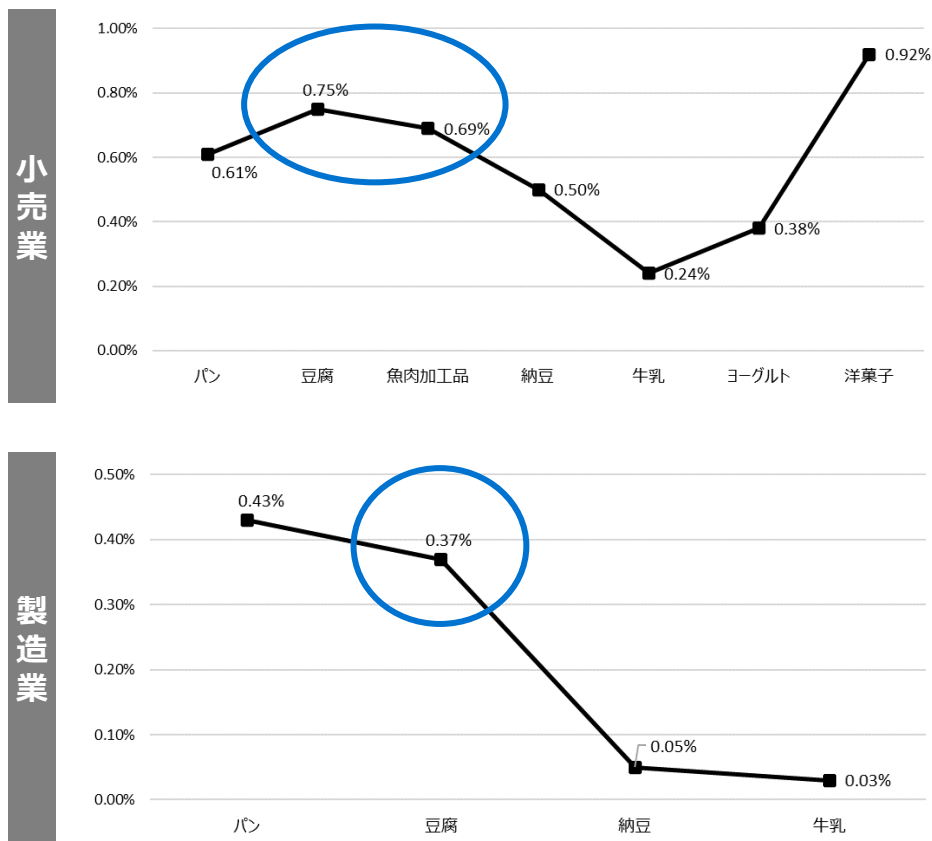
(参考) 本実証の対象商品カテゴリー

- 小売業で一般的な食品よりも高い割合でロスが発生している日配品、中でも小売業・製造業の両社で食品ロスが発生しており、データ連携による食品ロス削減が見込みやすい和日配を本実証の対象とする。

小売業における商品カテゴリー別のロス発生率



小売業・製造業における日配カテゴリー別のロス発生率



- 日配品は小売業において、一般食品よりもロス率の高い商品カテゴリーの一つ。
- 中でも和日配は製造業・小売業の両社でロスが発生しており、サプライチェーン全体での取り組みが求められる。

出所：一般社団法人全国スーパーマーケット協会「2023年次統計調査」（左図）、公益財団法人流通経済研究所「これまでのワーキングチームによる 食品ロス実態調査結果、および事例の紹介」（右図）を基に株式会社日本総合研究所作成

3章 実証実験の実施

実証①ID-POSを活用した需要予測による小売業の発注精度向上に関する実証実験

【メイン実証】

1-1. メイン実証の概要

- メイン実証はスーパー細川の3店舗で2024年1月22日から実施。
- 製品カテゴリーとして、賞味期限が短く食品ロスが発生しやすい和日配（豆腐・練り物・揚げ）を対象とする。

実施期間	予測期間：2024年1月22日～2024年2月23日（33日間/納品日は2024/1/24～2024/2/25） インプットデータの取得期間：2022年11月1日～2023年2月28日（前年度秋冬の需要データ）
対象商品	和日配（豆腐・練り物・揚げ 計15SKU）
実施店舗	スーパー細川 万田店・沖代店・豊前店 計3店舗
検証項目	1．小売店舗による発注精度の向上 • 発注精度の向上：精度評価スコアの向上 • 機会損失の削減：欠品率・値下げ販売率の低下 • 食品ロスの削減：廃棄率の低下 2．小売店舗における業務負担の軽減 • 発注業務負荷の低減 3．業績の向上 • 対象カテゴリー/SKU単位での小売店舗の売上向上 • 売上向上/廃棄等コスト削減による粗利向上
検証方法	2024年1月8日～1月21日（実証実験開始前）のデータと比較

出所：株式会社日本総合研究所作成

1-2. 実証実施の流れ

- ・ 実証開始前の準備として店舗×SKUごとの需要予測モデルの構築及びID-POS分析による棚割の変更を行う。
- ・ 実証期間中はID-POSデータを自動で取り出しシステムがモデルを用いて需要予測を行い、発注業務担当者に共有。
- ・ 担当者は予測結果を参考に発注量を決定する。 ※本実証では実証②とのつながりを考慮し、2日後の発注量を予測・決定

実証開始前の準備

■ 棚割の最適化

- ・ ID-POS分析によって各商品の売上ポテンシャルを把握し、棚割変更を行う。
- ・ 本来もっと売れるであろう商品の棚を拡張し、売れない商品の棚を縮小することで、**需要予測による需要量を棚割り構成上並べられない、もしくは空きが目立つような事態を防ぐ。**

■ 需要予測モデルの構築

- ・ 対象とする15SKUそれぞれについて、3店舗ごとの需要を予測するためのモデル（算出式）を構築する。
- ・ 実証期間中は本モデルにデータを取り込むことで**自動で需要量の予測が可能**となる。

実証期間中

■ 需要予測結果を基にした発注

- ・ 作成したモデルを用いて、**自動で2日後の需要量を予測**する。
- ・ 需要量を発注担当者が確認し、その結果を基に発注量を決定する。担当者が確認することで、明らかなエラー等による欠品・過剰発注を防ぐ。

【商品A：店舗①】

- ・ 過去売上
- ・ 曜日
- ・ 天気
- ・ 通常/値引
- ・ …

自動

需要予測
モデル

自動

2日後の
需要量

確認

発注担当者

決定

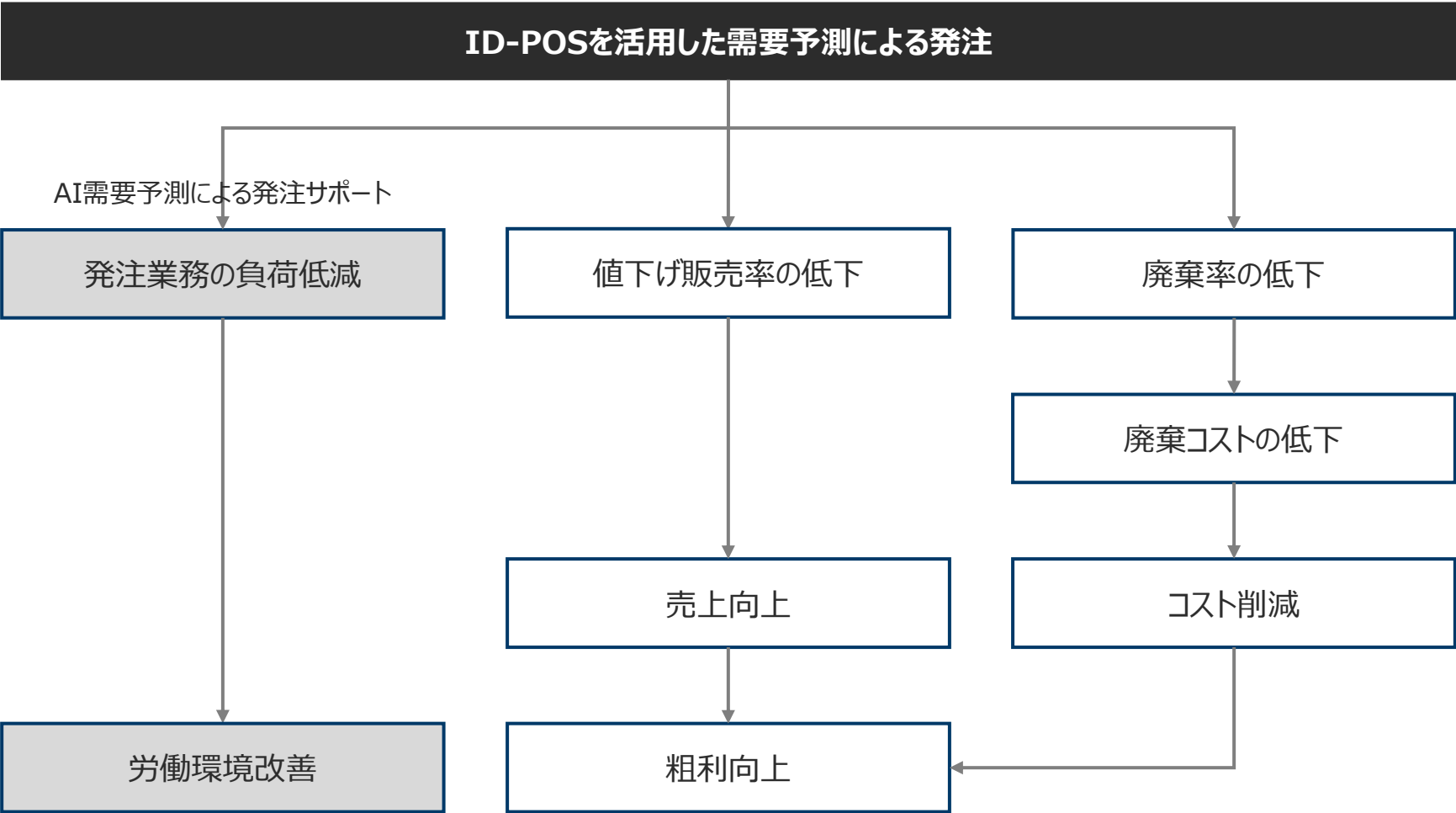
2日後の
発注量

出所：株式会社日本総合研究所作成

2. 検証項目

- 本実証ではID-POSを活用した需要予測を行うことによる小売店舗による発注精度の向上及び粗利の向上について、定量データを基にした検証を行う。
- また、需要予測データを用いた発注を行うことによる担当者の業務負荷低減についても定性的に検証を行う。

 : 定性的に検証



出所：株式会社日本総合研究所作成

3. 実証対象商品（1/3）

- ご協力いただくスーパー細川で扱っている和日配のうち、九州シジシー経由で納品が行われている以下の15SKUを本実証の対象商品として設定。（豆腐：6SKU 練り物：6SKU 揚げ：3SKU）

JAN	企業名	商品名	部門名	カテゴリ名	発注単位	賞味期限 (製造後)	商品画像
4560279381294	九一庵	九一庵 手焼きやきとうふ 3 0 0 g	和日配	豆腐	1	8日	
4560279382413	九一庵	トクセレ木綿豆腐 3 5 0 g	和日配	豆腐	1	7日	
4560279382420	九一庵	トクセレ絹ごし豆腐 3 5 0 g	和日配	豆腐	1	7日	
4902818001513	丸美屋	トクセレ トントン奴とうふ 1 5 0 g * 3	和日配	豆腐	1	17日	
4902905020670	マルキン	元気とうふ有機栽培小分け絹ごし 8 0 g * 4	和日配	豆腐	1	15日	

商品画像：各社HPより引用

3. 実証対象商品（2/3）

- ご協力いただくスーパー細川で扱っている和日配のうち、九州シジシー経由で納品が行われている以下の15SKUを本実証の対象商品として設定。（豆腐：6SKU 練り物：6SKU 揚げ：3SKU）

JAN	企業名	商品名	部門名	カテゴリ名	発注単位	賞味期限 (製造後)	商品画像
4962933500315	九一庵	九一庵 国産木綿300g	和日配	豆腐	1	7日	
4902150368596	ニッスイ	WB 活きちくわ26g*4	和日配	練り物	1	9日	
4902150370360	ニッスイ	まるごとおいしい太ちくわ135g（3本）	和日配	練り物	1	9日	
4902519007371	フジミツ	フジミツ トクセレ 蒲鉾（赤）80g	和日配	練り物	1	9日	
4902519022558	フジミツ	トクセレ やきぬき（赤）80g	和日配	練り物	1	9日	

商品画像：各社HPより引用

3. 実証対象商品（3/3）

- ご協力いただくスーパー細川で扱っている和日配のうち、九州シジシー経由で納品が行われている以下の15SKUを本実証の対象商品として設定。（豆腐：6SKU 練り物：6SKU 揚げ：3SKU）

JAN	企業名	商品名	部門名	カテゴリ名	発注単位	賞味期限 (製造後)	商品画像
4902519071129	フジミツ	フジミツ トクセレいつもおいしいかに風 4 本	和日配	練り物	1	7日	
4902519071372	フジミツ	サラダガジュシー小 6 2 g	和日配	練り物	1	8日	
4965833424132	三好食品	トクセレ もちもち食感絹厚揚げ 2 個	和日配	揚げ	1	6日	
4965833424163	三好食品	トクセレ すしあげ 8 枚	和日配	揚げ	1	6日	
4965833810140	三好食品	焼いておいしい絹厚揚げ 4 個	和日配	揚げ	1	9日	

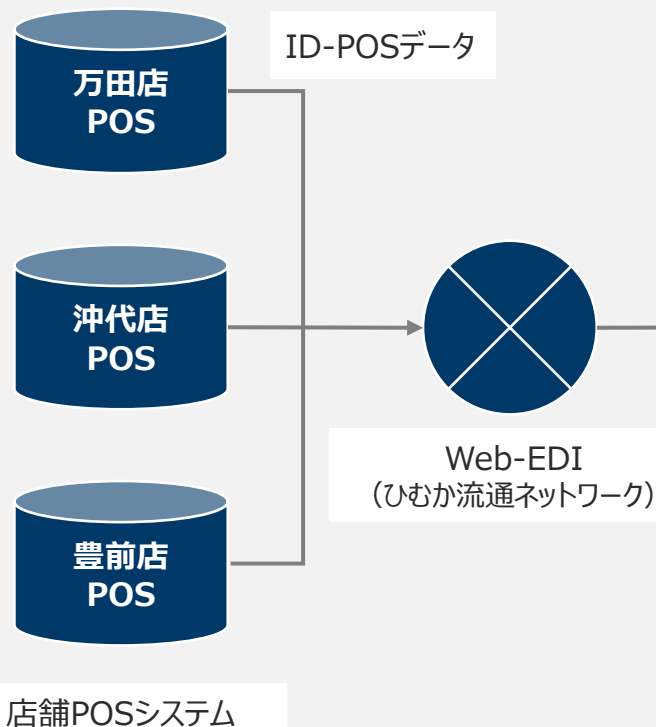
商品画像：各社HPより引用

4-1. 実証に向けての事前準備：①既存システムとの連携

- ・ 需要予測モデルを構築するため、各店舗のID-POSデータを自動で収集できるよう既存システムとの連携を行う。
- ・ データの蓄積にあたってはクラウドサービスを積極的に活用し、データ量の増加等に柔軟に対応できる環境を構築する。
- ・ 需要予測モデルの構築にあたってはAIプラットフォームを活用。

◆括弧内は企業・サービス名

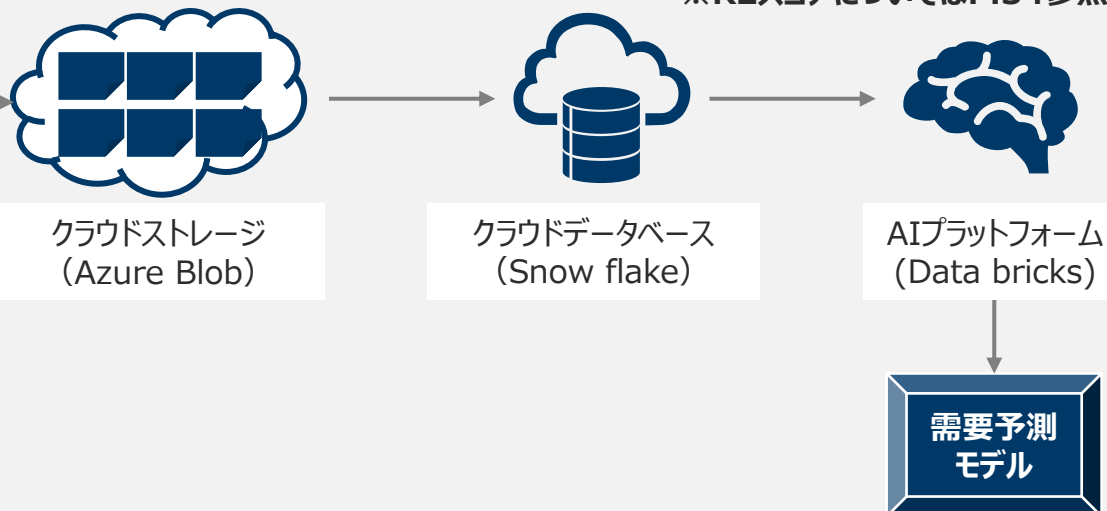
【スーパー細川 既存システム】



【需要予測のための連携システム】

- ・ クラウド上のストレージに各店舗の日々のID-POSデータを蓄積し、同じくクラウド上でデータベース化を行う。
- ・ 分析にはAIプラットフォームを活用、データベース上のデータを読み込みAIを用いて需要予測精度が最大となるように分析を行い、需要予測モデルを構築する。本実証では評価基準としてR2スコア※を採用。
- ・ システムは全て費用面等を考慮し、既存のweb上のサービスを活用して実施。

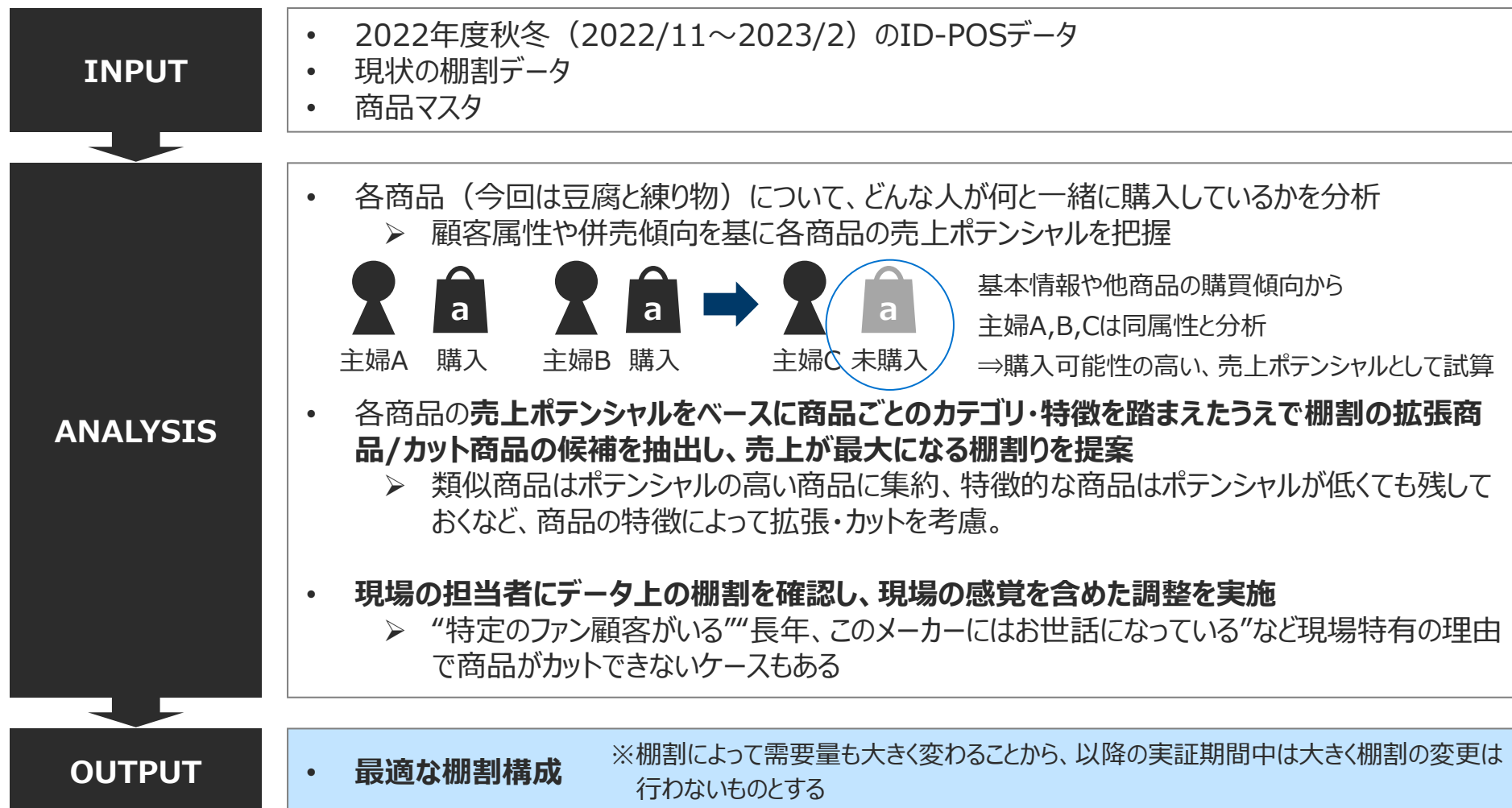
※R2スコアについてはP.34参照



出所：株式会社日本総合研究所作成

4-2. 実証に向けての事前準備：ID-POSを活用した棚割の最適化

- 各店舗での昨年度の同時期売上に関するID-POSデータを用いて各商品の売上ポテンシャルを把握、商品カテゴリやSKU数を考慮しつつ現時点で最適な棚割構成に変更を行った。
- 棚割変更後の売上を実証期間前のデータとして比較対象とする。



出所：株式会社日本総合研究所作成

(参考) 棚割の変更 : 変更前



撮影：スーパー細川万田店

(参考) 棚割の変更 : 変更後



撮影：スーパー細川万田店

(参考) 棚割変更による成果

- 全体と比較して和日配の業績は良く、特に豆腐・揚げ物カテゴリーは顕著に効果が表れている。
- 練り製品は一部大きく売上を落としているカテゴリーもあるが、前月よりは持ち直している状況であり、世間の購買意欲の変化の影響が強いと想定される。

昨年11月対比 (売上の増減)		全店	万田店	沖代店	豊前店
全部門		1.7%	2.4%	5.1%	-2.4%
和日配		2.4%	4.0%	5.4%	-2.0%
水物	豆腐	13.7%	11.3%	17.2%	13.9%
練り製品	揚げ物	16.8%	17.1%	20.2%	12.1%
	竹輪	8.3%	2.3%	19.0%	6.5%
	蒲鉾	11.6%	7.0%	24.7%	7.8%
	珍味蒲鉾	-18.2%	-26.8%	3.1%	-26.9%
	その他	-16.3%	-11.6%	-10.8%	-30.7%

【九一庵様コメント】

- 豆腐カテゴリーについて、弊社商品が売上・粗利向上に寄与できたことは大変うれしいです。
- 特に今年の11月は暖冬ということで鍋需要が低く、豆腐需要も低下の見通しの中でこの増加は私の中ではかなりすごい数字です。
- 売れる商品が売れる場所に展開することで粗利を稼ぐことを示す良い機会になると思います。

昨年10月対比 (売上の増減)	全店	万田店	沖代店	豊前店
豆腐	6.0%	3.4%	9.9%	6.2%
揚げ物	3.4%	13.3%	3.8%	-12.7%
竹輪	6.1%	1.0%	-1.9%	23.1%
蒲鉾	8.6%	4.6%	17.1%	6.6%
珍味蒲鉾	-20.6%	-20.7%	1.3%	-39.5%
その他	-15.7%	-24.4%	-13.2%	-3.4%

珍味蒲鉾・その他練り製品は10月度の売上減少も大きく、
世間の購買意欲の低下が大きな影響を与えていると思われる。

出所：株式会社日本総合研究所作成

4-3. 実証に向けての事前準備：需要予測モデルの構築

- 対象となる15SKUについて、店舗（3店舗）×“定番時”or“フェア等による値引き時”の全60モデルを作成。
- モデル構築においては“豆腐フェア”などの既決の値引きのみを考慮し、賞味期限間近による値引きは考慮しない。

※一部、特定の店舗では扱えないものを除く。表中数字はモデルNo。

	豆腐	練り物	揚げ	小計
対象モデル数	30	20	10	60

JAN	企業名	商品名	部門名	カテゴリ名	万田店		沖代店		豊前店	
					通常	値引き	通常	値引き	通常	値引き
4560279381294	九一庵	九一庵 手焼きやきとうふ 3 0 0 g	和日配	豆腐	1	2	3	4		
4560279382413	九一庵	トクセレ木綿豆腐 3 5 0 g	和日配	豆腐	5	6	7	8	9	10
4560279382420	九一庵	トクセレ絹ごし豆腐 3 5 0 g	和日配	豆腐	11	12	13	14	15	16
4902818001513	丸美屋	トクセレ トントン奴とうふ 1 5 0 g * 3	和日配	豆腐	17	18	19	20	21	22
4902905020670	マルキン	元気とうふ有機栽培小分け絹ご 8 0 g * 4	和日配	豆腐	23	24			25	26
4962933500315	九一庵	九一庵 国産木綿 3 0 0 g	和日配	豆腐	27	28	29	30		
4902150368596	ニッスイ	WB 活きちくわ 2 6 g * 4	和日配	練り物	31	32	33	34	35	36
4902150370360	ニッスイ	まるごとおいしい太ちくわ 1 3 5 g （3本）	和日配	練り物	37	38			39	40
4902519007371	フジミツ	フジミツ トクセレ 蒲鉾（赤） 8 0 g	和日配	練り物	41	42	43	44		
4902519022558	フジミツ	トクセレ やきぬき（赤） 8 0 g	和日配	練り物			45	46		
4902519071129	フジミツ	フジミツ トクセレいつもおいしいかに風 4本	和日配	練り物			47	48		
4902519071372	フジミツ	サラダがジュシー小 6 2 g	和日配	練り物					49	50
4965833424132	三好食品	トクセレ もちもち食感絹厚揚げ 2 個	和日配	揚げ	51	52			53	54
4965833424163	三好食品	トクセレ すしあげ 8 枚	和日配	揚げ	55	56	57	58		
4965833810140	三好食品	焼いておいしい絹厚揚げ 4 個	和日配	揚げ					59	60

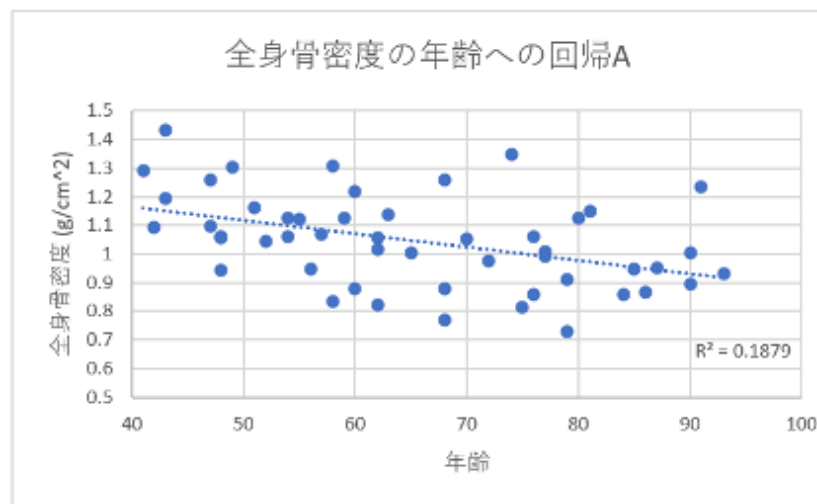
出所：今村商事分析結果を基に株式会社日本総合研究所作成

(参考) 需要予測モデル構築の流れ：R2スコアについて

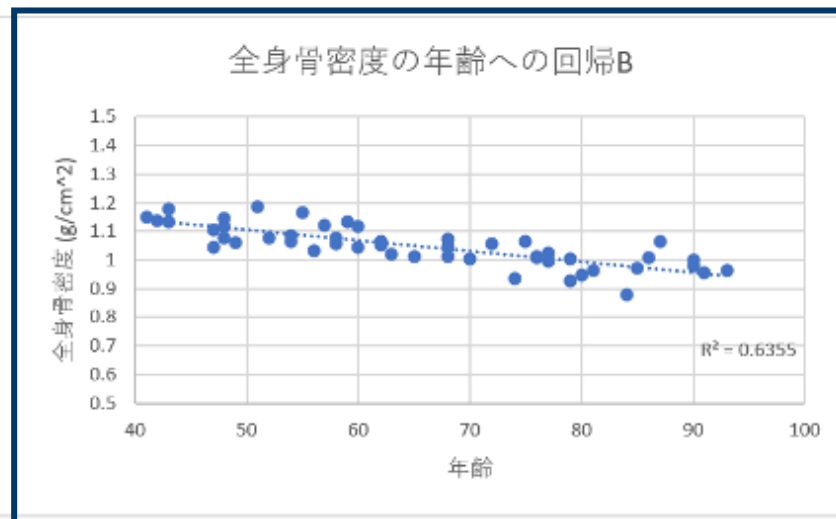
- 需要予測精度の評価スコアとして本実証ではR2スコアを用いている。
- R2スコアは予測の精度を測る一般的なスコアであり、回帰分析において目的変数の観測値（今回の場合は実際の販売量）に対する目的変数の予測値（需要予測量）の説明力を表す指標。
- 0から1までの値をとり、1に近いほど予測の精度が高いと言える。**業界等を問わず一般的にR2スコアが0.7以上だと、その予測モデルは当てはまりが良いとされていることから、本実証においては精度0.7以上を基準として需要予測モデルを生成。**

参考：R2スコアの説明力

- R2スコアが0.6以上の右図は説明力が非常に高い予測モデル（大半のデータが点線上に位置づけられている）であると見てとれる。



R2スコア 0.18



R2スコア 0.63

出所：「いちばんやさしい、医療統計」HP公開情報を基に株式会社日本総合研究所作成

(参考) 需要予測モデル構築の流れ：プロセスの全体像

- AIプラットフォームを使用して需要予測モデルを生成。
- 需要予測モデルのプロセスは、①データの準備、②モデルのトレーニングと評価、③モデルのデプロイメントの3つ。

1.データの準備 (Data Preparation and Preprocessing) :

- **データ収集**：過去の売上データ（22年11月12月・23年1月2月）、単価情報、販売促進、値引き、天気情報等、対象商品の相関性を分析します。
- **データクレンジング**：欠損値の処理、異常値の検出と修正、エラーの修正を行います。
- **特徴エンジニアリング**：時間的特徴（月、週、曜日など）、ラグ特徴、移動平均などの追加の特徴を生成します。
- **データの分割**：トレーニングセット、バリデーションセット、テストセットにデータを分割します。

2.モデルのトレーニングとハイパーパラメータのチューニング (Model Training and Hyperparameter Tuning) :

- **アルゴリズムの選択**：AutoMLにより複数の機械学習アルゴリズムを自動的に試し、最適なものを選択します。
- **ハイパーパラメータの最適化**：AutoMLによりモデルのパラメータを調整して、予測精度の最大化を目指します。

3.モデルのデプロイメントと運用 (Model Deployment and Operation) :

- **モデルのデプロイメント**：検証されたモデルを実際の運用環境にデプロイします。
- **パフォーマンスのモニタリング**：本番環境でモデルのパフォーマンスを継続的に監視し、必要に応じて調整します。
- **フィードバックループ**：実際の需要と予測の比較を通じて、モデルが最新のデータに基づいて継続的に学習し改善できるようにします。

（参考）需要予測モデル構築の流れ：①用いるデータの調整

- SKUごとに需要予測のアルゴリズムを生成しますが、その精度は、元となるデータセットがポイント。
- ID-POSデータも活用しつつ3つのパターンを発見し、データを投入することで、精度の高いモデルを生成。

※下記パターン1はID-POSデータなし、パターン2/3はID-POSデータあり

パターン1

- 定番と特売を分ける
- 対象SKUの過去14日販売数量／平均売価／最高売価・最低売価
- 曜日
- 対象サブカテゴリ内の購入頻度の高い商品の平均売価／最高売価・最低売価

パターン2

- 定番と特売を分ける
- 対象SKUの過去14日販売数量／平均売価／最高売価・最低売価
- 曜日
- **対象SKUの併売率が高いサブカテゴリの過去14日販売数量（ID-POSデータ）**

パターン3

- 定番と特売をわける
- 対象SKUの過去14日販売数量／平均売価／最高売価・最低売価
- 曜日
- **対象SKUの併売率が高い単品の過去平均売価／最高売価・最低売価（ID-POSデータ）**

(参考) 需要予測モデル構築の流れ：②データの準備

- 対象商品：中板のモデルケースを以下に示す。
- まずはパターン1のデータを用いて需要予測モデルを構築すべく、データの準備を行う。



パターン1

- 定番と特売を分ける
- 対象SKUの過去14日販売数量／平均売価／最高売価・最低売価
- 曜日
- 対象サブカテゴリ内の購入頻度の高い商品の平均売価／最高売価・最低売価

target	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	0_AvgPrice	0_MaxPrice	0_MinPrice	0_yobi	0_add_heikin	0_add_MAX	0_add_MIN	0_add_heikin2	0_add_MAX2	0_add_MIN2	0_add_heikin3	0_add_MAX3	0_add_MIN3
10	7	6	5	8	3	11	11	11	8	5	6	6	3	14	130	130	130	3	98	98	98	198	198	198	148	148	148
0	10	7	6	5	8	3	11	11	11	8	5	6	6	3	117	117	117	4	90.857143	98	88	180.352941	198	178	143.454545	158	142
7	4	10	7	6	5	8	3	11	11	11	8	5	6	6	130	130	130	5	98	98	98	198	198	198	158	158	158
7	7	4	10	7	6	5	8	3	11	11	11	8	5	6	130	130	130	6	98	98	98	198	198	198	158	158	158
12	7	7	4	10	7	6	5	8	3	11	11	11	8	5	130	130	130	7	88	88	88	198	198	198	148	148	148
5	12	7	7	4	10	7	6	5	8	3	11	11	11	8	130	130	130	1	88	88	88	198	198	198	158	158	158
10	5	12	7	7	4	10	7	6	5	8	3	11	11	11	130	130	130	2	88	88	88	198	198	198	158	158	158
5	10	5	12	7	7	4	10	7	6	5	8	3	11	11	130	130	130	3	109	109	109	198	198	198	148	148	148
1	5	10	5	12	7	7	4	10	7	6	5	8	3	11	119.166667	130	117	4	99.65	109	98	183.454545	198	178	142	142	142
6	6	5	10	5	12	7	7	4	10	7	6	5	8	3	130	130	130	5	109	109	109	198	198	198	154	158	126
6	6	6	5	10	5	12	7	7	4	10	7	6	5	8	130	130	130	6	109	109	109	198	198	198	158	158	158
11	6	6	6	5	10	5	12	7	7	4	10	7	6	5	130	130	130	7	88	88	88	198	198	198	141.076923	148	118
10	11	6	6	6	5	10	5	12	7	7	4	10	7	6	130	130	130	1	107.95	109	88	198	198	198	158	158	158
8	10	11	6	6	6	5	10	5	12	7	7	4	10	7	130	130	130	2	109	109	109	198	198	198	151.142857	158	126
4	8	10	11	6	6	6	5	10	5	12	7	7	4	10	130	130	130	3	109	109	109	198	198	198	145.272727	148	118
0	4	8	10	11	6	6	6	5	10	5	12	7	7	4	117	117	117	4	98	98	98	179.25	198	178	134.666667	158	79
12	5	4	8	10	11	6	6	6	5	10	5	12	7	7	130	130	130	5	109	109	109	198	198	198	154.235294	158	126
9	12	5	4	8	10	11	6	6	6	5	10	5	12	7	130	130	130	6	106.884615	109	54	198	198	198	154.8	158	126
9	9	12	5	4	8	10	11	6	6	6	5	10	5	12	130	130	130	7	109	109	109	198	198	198	148	148	148
11	9	9	12	5	4	8	10	11	6	6	6	5	10	5	130	130	130	1	109	109	109	198	198	198	158	158	158
4	11	9	9	12	5	4	8	10	11	6	6	6	5	10	130	130	130	2	109	109	109	198	198	198	154	158	126
11	4	11	9	9	12	5	4	8	10	11	6	6	6	5	130	130	130	3	109	109	109	198	198	198	148	148	148
0	11	4	11	9	9	12	5	4	8	10	11	6	6	6	117	117	117	4	99.1	109	98	179.818182	198	178	139.576923	158	79

出所：今村商事分析結果を基に株式会社日本総合研究所作成

(参考) 需要予測モデル構築の流れ：③モデルの評価

- AutoMLにより複数の機械学習アルゴリズムを自動的に試し、最適なものを選択。
- 本実証では需要予測モデルの精度を評価する際にはR2スコアを用いることとし、スコアが0.7（精度70%）以上のモデルが出来れば一旦終了、それ以下の場合はデータセットからやり直す。**

▼ AutoML

✓ 設定 ————— ✓ 学習 ————— 3 評価

概要 警告 (1)

学習用データセット: default.admin02_forecast_lag_neri_buz
ターゲット列: target
評価メトリクス: val_r2_score
タイムアウト: 20分

AutoML評価 ✓ 完了
すべてのランが完了し、以下のテーブルに追加されました。特定のランをクリックすると、詳細が表示されます。

最適なval_r2_scoreのモデル
モデルを登録してデプロイする準備が整いました。または、以下のテーブルの Source 列にあるノートブックをクリックして変更を加えるために、モデルトレーニングのソースコードにアクセスします。

[最適なモデルのノートブックを表示](#) [データ探索用ノートブックを表示](#)

① AutoMLで生成されたノートブックをMLflowアーティファクトとして保存できるようになりました。こちらをクリックして詳細を表示。

説明 編集

Q metrics.rmse < 1 and params.model = "tree" ⓘ 作成時刻 ▼ 状態: アクティブ ▼ データセット ▼ 並び替え: val_r2_score ▼

列 ▼

テーブル チャート 評価 **プレビュー**

							Metrics	Tags
							val_r2_score	model_type
☐	☐	Run Name	Created	Duration	Source	Models	0.5793144...	xgboost_re...
☐	☐	secretive-tern-715	✓ 23分前	5.7s	Noteboo...	sklearn	0.5793144...	xgboost_re...
☐	☐	calm-jay-424	✓ 10分前	9.2s	-	sklearn	0.5741280...	xgboost_re...
☐	☐	trusting-mole-237	✓ 22分前	5.7s	-	sklearn	0.1860891...	xgboost_re...
☐	☐	nimble-skink-512	✓ 21分前	5.4s	-	sklearn	0.16978218...	xgboost_re...

0.5793144...
0.5741280...
0.1860891...
0.16978218...

精度が低い
ため、やり直し

出所：今村商事分析結果を基に株式会社日本総合研究所作成

(参考) 需要予測モデル構築の流れ：④データの再準備

- lift値（併売率）とconfidence（信頼度）が高い商品を選択し、また毎日購入実績がある商品であることや、日によって単価が変わる商品と、複数のパターンで投入データを準備。
- 対象商品（今回は中板）を購入する客層や、料理メニューも想定しながら、親和性を分析。

パターン3

- 定番と特売をわけ
- 対象SKUの過去14日販売数量／平均売価／最高売価・最低売価
- 曜日
- 対象SKUの併売率が高い単品の平均売価／最高売価・最低売価

categorynm	sub_categorynm	confidence	total	lift
分析練り	4952951000027中板	1	0.047281666	21.14984709
null	null	0.856269113	0.54887218	1.560051946
その他葉茎類	2023097000000白菜（1／4）	0.685015291	0.322151533	2.12637601
エノキ	6エノキ	0.648318043	0.322729902	2.008856444
バラ売り(練製品)	4952951326356天プラ（ミニ）	0.611620795	0.188259109	3.248824439
キュウリ	11きゅうり（バラ）	0.596330275	0.291064199	2.048792938
キャベツ	1キャベツ	0.593272171	0.299016773	1.984076565
もやし	4992993010073名水美人	0.5382263	0.19346443	2.782042667
インスタアペーカリー	62ペーカリー（2）	0.50764526	0.318825911	1.592233387
大根	7大根	0.504587156	0.215731637	2.338957621
人参	4935482121003にんじん	0.486238532	0.22238288	2.186492645
レタス	4レタス	0.464831804	0.229612493	2.024418614
シメジ	4985761100014ブナシメジ	0.458715596	0.193898207	2.365754709
特殊卵	4536993840034トクセレ 九州彩卵 赤玉（	0.452599388	0.242336611	1.867647595
かもめグループ	2016801000000カモメグループ1	0.44648318	0.189849624	2.351772792
その他りんご	15りんご	0.443425076	0.206477733	2.147568508
大根	2024121000000大根（2 L）	0.440366972	0.175679584	2.506648545

出所：今村商事分析結果を基に株式会社日本総合研究所作成

(参考) 需要予測モデル構築の流れ：⑤モデルの再構築・評価

- ID-POSデータを需要予測に取り入れることで精度が向上し、Metrics0.8を超えるモデルを生成。
- ※本ケースはID-POSが精度向上に寄与した例だが、パターン1（ID-POSなし）で十分な精度になるSKUも存在。

▼ AutoML

① 設定 ② 学習 ③ 評価

概要 警告 (2)

学習用データセット: default.admin02_forecast_lag_neri_buz
ターゲット列: target
評価メトリクス: val_r2_score
タイムアウト: 20分

AutoML評価 完了
すべてのランが完了し、以下のテーブルに追加されました。特定のランをクリックすると、詳細が表示されます。

最適なval_r2_scoreのモデル
モデルを登録してデプロイする準備が整いました。または、以下のテーブルの Source 列にあるノートブックをクリックして変更を加えるために、モデルトレーニングのソースコードにアクセスします。

[最適なモデルのノートブックを表示](#) [データ探索用ノートブックを表示](#)

① AutoMLで生成されたノートブックをMLflowアーティファクトとして保存できるようになりました。 [こちら](#) をクリックして詳細を表示。

説明 編集

Q metrics.rmse < 1 and params.model = "tree" 作成時刻 状態: アクティブ データセット 並び替え: val_r2_score

列

						Metrics	Tags
	Run Name	Created	Duration	Source	Models	val_r2_score	model_type
☐	angry-crane-135	5分前	5.2s	Notebook...	sklearn	0.8067389...	random_for...
☐	gifted-calf-132	2分前	5.2s	-	sklearn	0.7986069...	random_for...
☐	unique-rook-572	5分前	5.6s	-	sklearn	0.7965058...	random_for...
☐	capricious-asp-811	5分前	5.2s	-	sklearn	0.7920018...	random_for...

0.8を超えるモデルを生成
⇒予測精度が向上

Metrics	Tags
val_r2_score	model_type
0.8067389...	random_for...
0.7986069...	random_for...
0.7965058...	random_for...
0.7920018...	random_for...

出所：今村商事分析結果を基に株式会社日本総合研究所作成

(参考) 需要予測モデル構築の流れ：⑥モデルの完成

- 最終的に全60モデルにおいて、R2スコアが0.7を超えるモデルを構築。
- なお実証期間中のデータを入れるとR2スコアは低下する可能性が高いため、期間中もモデルの更新を行うこととする。

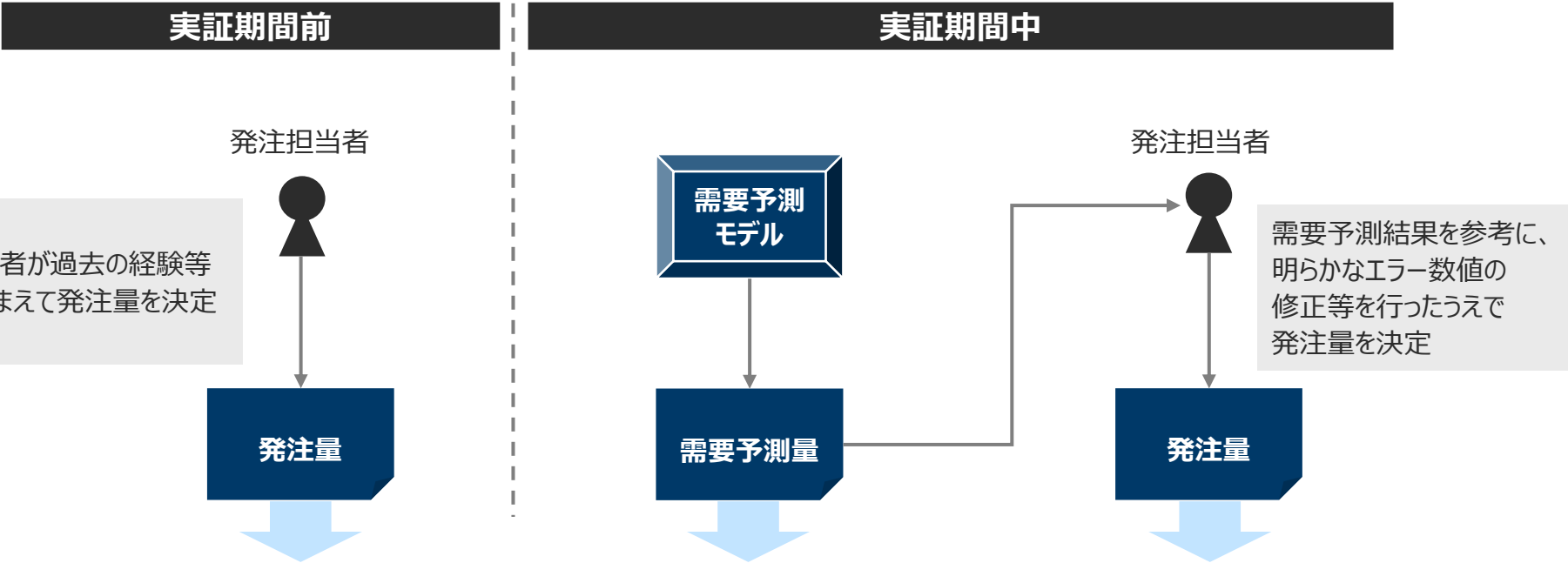
<需要予測パターン管理表>

JAN	企業名	商品名	部門名	カテゴリ名	万田店		沖代店		豊前店	
					通常	値引き	通常	値引き	通常	値引き
4560279381294	九一庵	九一庵 手焼きやきとうふ 3 0 0 g	和日配	豆腐	0.87	0.76	0.77	0.95		
4560279382413	九一庵	トクセレ木綿豆腐 3 5 0 g	和日配	豆腐	0.93	0.86	0.76	0.86	0.82	0.95
4560279382420	九一庵	トクセレ絹ごし豆腐 3 5 0 g	和日配	豆腐	0.99	0.91	0.77	0.90	0.81	0.93
4902818001513	丸美屋	トクセレ トントン奴とうふ 1 5 0 g * 3	和日配	豆腐	0.76	0.98	0.71	0.90	0.84	0.98
4902905020670	マルキン	元気とうふ有機栽培小分け絹ごし 8 0 g * 4	和日配	豆腐	0.77	0.87			0.78	0.82
4962933500315	九一庵	九一庵 国産木綿 3 0 0 g	和日配	豆腐	0.79	0.87	0.72	0.89		
4902150368596	ニッスイ	WB 活きちくわ 2 6 g * 4	和日配	練り物	0.90	0.95	0.87	0.95	0.77	0.89
4902150370360	ニッスイ	まるごとおいしい太ちくわ 1 3 5 g (3 本)	和日配	練り物	0.81	0.73			0.75	0.9
4902519007371	フジミツ	フジミツ トクセレ 蒲鉾 (赤) 8 0 g	和日配	練り物	0.75	0.96	0.84	0.97		
4902519022558	フジミツ	トクセレ やきぬき (赤) 8 0 g	和日配	練り物			0.77	0.97		
4902519071129	フジミツ	フジミツ トクセレいつもおいしいかに風 4 本	和日配	練り物			0.79	0.75		
4902519071372	フジミツ	サラダがジューシー小 6 2 g	和日配	練り物					0.78	0.94
4965833424132	三好食品	トクセレ もちもち食感絹厚揚げ 2 個	和日配	揚げ	0.75	0.96			0.7	0.87
4965833424163	三好食品	トクセレ すしあげ 8 枚	和日配	揚げ	0.88	0.88	0.82	0.95		
4965833810140	三好食品	焼いておいしい絹厚揚げ 4 個	和日配	揚げ					0.89	0.91

出所：今村商事分析結果を基に株式会社日本総合研究所作成

5-1. 精度に関する効果検証：検証における比較対象パターンと比較項目

- ・ 検証期間中は需要予測モデルを用いて需要予測を行ったのちに、発注担当者に確認をいただいた上で発注を行った。
- ・ そのため、本検証では「ヒトのみによる発注」「需要予測モデルのみ」「需要予測 + ヒトによる発注」の3パターンが存在する。「需要予測モデルのみ」については実際には発注を行っていないため、廃棄や売上については比較対象としない。



パターン		「ヒトのみによる発注」	「需要予測モデルのみ」 (発注はしていない)	「需要予測 + ヒトによる発注」
比較項目	発注量・予測量と販売量の整合	●	●	●
	廃棄/値引き	●	×	●
	売上・粗利	●		●

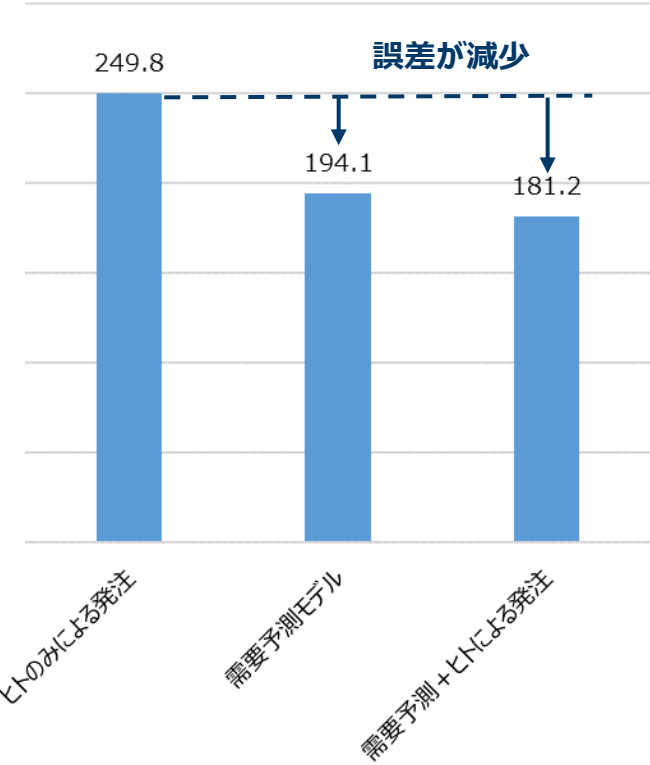
出所：株式会社日本総合研究所作成

5-1-1. 精度に関する効果検証：①予測需要量（平均誤差による比較）

- 予測した需要量・発注量と販売実績の差分を比較すると、「**需要予測＋ヒトによる発注**」の誤差が**1日181.2個と最も小さく、需要予測の精度が高いことが示された**。また、「**需要予測モデル**」も「**ヒトのみによる発注**」と比較すると**十分な精度向上が見られている**。
- 検証期間中においては「**需要予測モデル**」がエラー値を出すこともあり、ヒトを介することで精度が高まっているが、**今後実施期間（学習期間）を延ばすことによって、「需要予測モデル」の更なる精緻化が期待される**。

※平均誤差は予測・発注量と販売実績の差分の絶対値を平均して算出。単位は“個”。

1日あたりの平均誤差（対象15SKU）



店舗別×パターン別×SKU別の1日あたり平均誤差

		万田店			沖代店			豊前店		
		ヒトのみ	需要予測	予測＋ヒト	ヒトのみ	需要予測	予測＋ヒト	ヒトのみ	需要予測	予測＋ヒト
九一庵	九一庵 手焼きやきとうふ300g	2.6	1.7	1.6	1.9	1.6	1.6			
九一庵	トクセレ木綿豆腐350g	6.5	6.6	5.8	17.7	5.9	8.1	13.9	5.7	5.4
九一庵	トクセレ絹ごし豆腐350g	4.0	9.6	8.2	13.0	4.2	6.0	9.1	6.0	9.2
丸美屋	トクセレ トントン奴とうふ150g*3	5.1	4.9	6.4	14.0	5.6	4.8	29.6	9.7	7.6
マルキン	元気とうふ有機栽培小分け絹ごし80g*4	4.1	2.6	2.8				7.5	3.3	3.1
九一庵	九一庵 国産木綿300g	2.4	2.3	2.2	2.9	1.5	1.5			
ニッスイ	WB 活きちくわ26g*4	7.6	13.4	12.3	25.6	14.1	13.0	8.9	11.9	12.8
ニッスイ	まるごとおいしい太ちくわ135g(3本)	2.4	9.7	6.5				4.3	4.0	5.9
フジミツ	フジミツ トクセレ 蒲鉾(赤)80g	7.6	10.3	7.5	8.3	3.4	3.7			
フジミツ	トクセレ やきぬき(赤)80g				8.6	5.3	4.2			
フジミツ	フジミツ トクセレいつもおいしいかに風4本				2.9	6.1	3.3			
フジミツ	サラダがジュシー小62g							3.2	1.2	1.1
三好食品	トクセレ もちもち食感絹厚揚げ2個	6.1	7.6	7.6				1.9	5.4	4.8
三好食品	トクセレ すしあげ8枚	9.6	12.1	11.4	13.4	13.9	10.3			
三好食品	焼いておいしい絹厚揚げ4個							5.1	4.5	2.6
合計		58.0	80.8	72.3	108.3	61.7	56.6	83.5	51.6	52.4

出所：今村商事分析結果を基に株式会社日本総合研究所作成

5-1-1. 精度に関する効果検証：①予測需要量（R2スコアによる比較）

- モデルが予測した需要量を基に担当者が発注を行うことで、約8割のモデルでヒトと同等以上の精度が見られた。
- 「ヒトのみによる発注」が前日発注、「モデルを用いたヒトによる発注」が2日前発注という点も踏まえると、**2日前でもこれまでの前日発注と同等以上の精度で発注が可能になる**ということは非常に有意義な結果であると考える。

※精度の比較はR2スコアを用いて実施。実績を目的変数、予測量・発注量を説明変数としてスコアを算出
※※「需要予測モデルのみ」及び「需要予測＋ヒトによる発注」は2024/2/5-25、「ヒトのみによる発注」は2024/1/8-21のデータを利用
※※※表中のパーセンテージは「ヒトのみによる発注」と比較した際に精度が同等、もしくは向上したSKUの割合で算出

		実証中（モデルのみ）	実証中（モデル＋ヒトによる発注）
全体		80.0% (24/30)	80.0% (24/30)
カテゴリー	豆腐	86.7% (13/15)	86.7% (13/15)
	練り物	80.0% (8/10)	80.0% (8/10)
	揚げ	60.0% (3/5)	60.0% (3/5)
店舗	万田店	63.6% (7/11)	63.6% (7/11)
	沖代店	100% (10/10)	90.0% (9/10)
	豊前店	66.7% (7/9)	77.8% (8/9)

- 全体
 - 全体では「需要予測モデルのみ」「モデル＋ヒトによる発注」共に、「ヒトのみによる発注」と比較して**80%の対象製品で同等以上の精度**が見られた。
- カテゴリー
 - 「豆腐」カテゴリーが最も精度向上の割合が高く、需要予測を用いた人による発注では**86.7%のモデルでの精度向上**が見られた。
 - 一方で「揚げ」は需要予測モデルのみでは60%しか精度が向上せず、人の発注で十分な精度が出ているカテゴリーは精度向上が難しいことが見て取れた。
- 店舗
 - 店舗別でみると沖代店が最も成果が高く、「需要予測モデルのみ」では全てのSKUにおいて「ヒトのみによる発注」と同等かそれ以上の精度が見られた。
 - 店舗ごとに精度向上の値は異なるが、いずれの店舗においても「ヒトのみによる発注」と比較して精度が向上**することが見て取れる。

出所：今村商事分析結果を基に株式会社日本総合研究所作成

(参考) 精度に関する効果検証：店舗別×パターン別×SKU別のR2スコア

・「ヒトのみによる発注」と比較してR2スコアは伸長しているが、数値としては十分でなく精度向上の余地が見られる。

※精度の比較はR2スコアを用いて実施。実績を目的変数、予測量・発注量を説明変数としてスコアを算出

※※濃青は「ヒトのみによる発注」より精度が向上（+0.1以上）、薄青は同程度（±0.1未満）、灰色は精度が低下（-0.1以上）したモデルを指す

企業名	商品名	カテゴリ名	2024/1/8-21（ヒトのみによる発注）		
			万田店	沖代店	豊前店
九一庵	九一庵 手焼きやきとうふ300g	豆腐	0.03	0.01	
九一庵	トクセレ木綿豆腐350g	豆腐	0.06	0.23	0.32
九一庵	トクセレ絹ごし豆腐350g	豆腐	0.40	0.00	0.01
丸美屋	トクセレ トントン奴とうふ150g*3	豆腐	0.10	0.00	0.03
マルキン	元気とうふ有機栽培小分け絹ごし80g*4	豆腐	0.00		0.01
九一庵	九一庵 国産木綿300g	豆腐	0.57	0.03	
ニッスイ	WB 活きちくわ26g*4	練り物	0.82	0.00	0.52
ニッスイ	まるごとおいしい太ちくわ135g（3本）	練り物	0.25		0.07
フジミツ	フジミツ トクセレ 蒲鉾（赤）80g	練り物	0.02	0.12	
フジミツ	トクセレ やきぬき（赤）80g	練り物		0.04	
フジミツ	フジミツ トクセレいつもおいしいかに風4本	練り物		0.10	
フジミツ	サラダがジューシー小62g	練り物			0.06
三好食品	トクセレ もちもち食感絹厚揚げ2個	揚げ	0.27		0.62
三好食品	トクセレ すしあげ8枚	揚げ	0.58	0.02	
三好食品	焼いておいしい絹厚揚げ4個	揚げ			0.26

2024/2/5-18（需要予測モデルのみ）			2024/2/5-18（モデル+ヒトによる発注）		
万田店	沖代店	豊前店	万田店	沖代店	豊前店
0.09	0.67		0.1	0.05	
0.30	0.22	0.30	0.16	0.11	0.38
0.20	0.18	0.03	0.03	0.01	0.08
0.70	0.22	0.11	0.38	0.23	0.01
0.19		0.03	0.06		0.01
0.32	0.33		0.81	0.31	
0.77	0.03	0.16	0.52	0	0.43
0.10		0.40	0		0.13
0.08	0.34		0.05	0.25	
	0.03			0.06	
	0.01			0.04	
		0.25			0.26
0.19		0.09	0.33		0.52
0.45	0.59		0.42	0.39	
		0.05			0.57

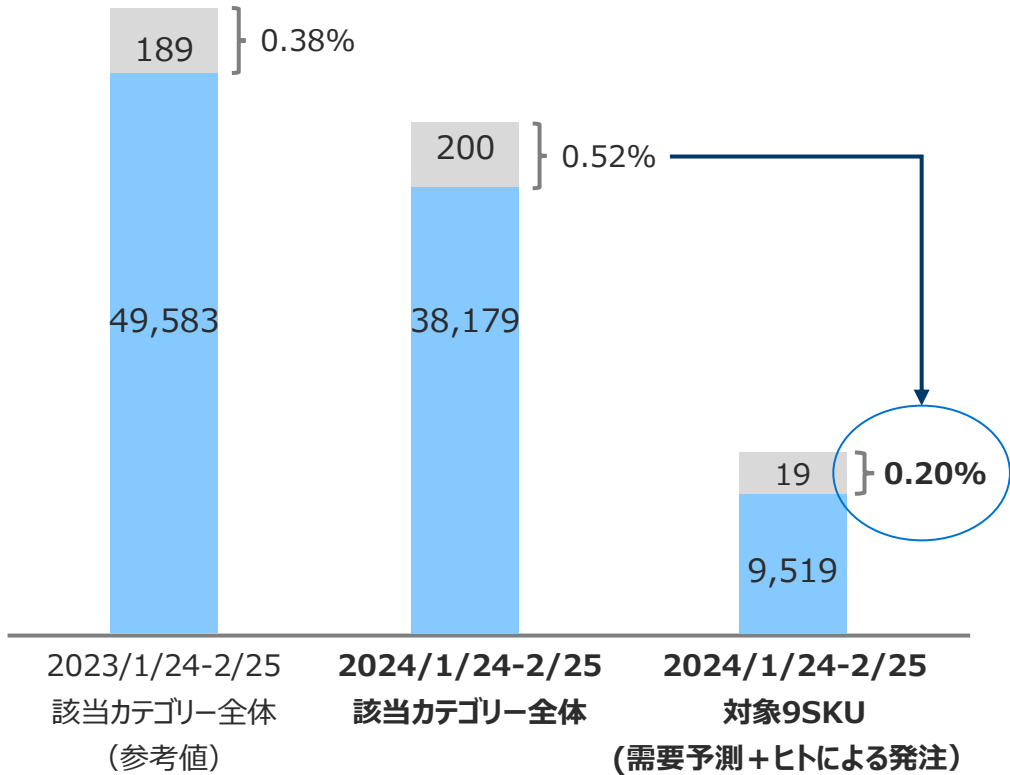
5-1-3. 精度に関する効果検証：②廃棄率

- ・ 実証期間中、各和日配カテゴリーの廃棄率が増加している中、**実証対象商品についてはいずれのカテゴリーにおいてもカテゴリー全体と比較して低い廃棄率**となっている。

※表中の薄青は販売数量、灰色は廃棄数量。廃棄率は廃棄数量÷（販売数量＋廃棄数量）で算出

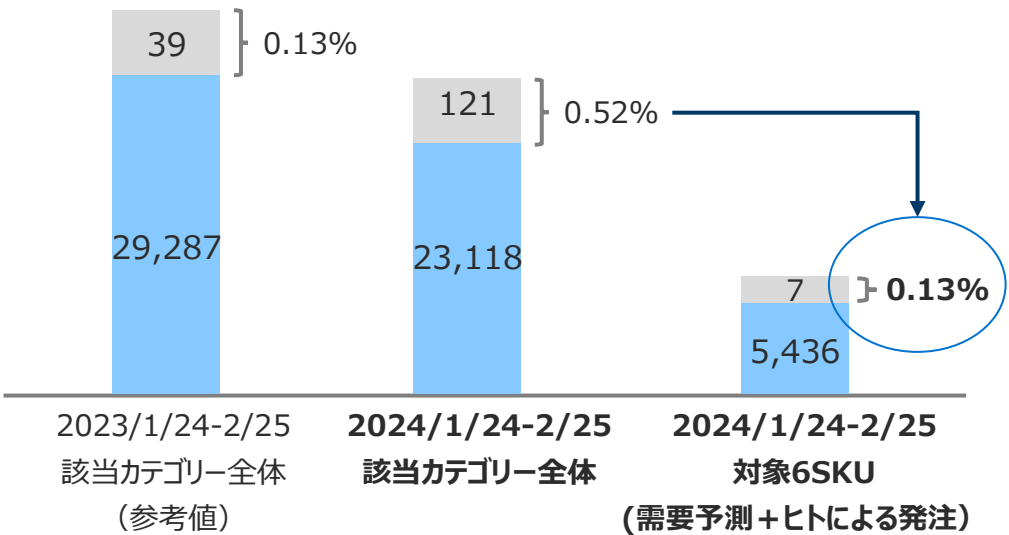
豆腐・揚げの販売・廃棄量

- ・ いずれの期間においても、**対象SKUの廃棄率はヒトのみによる発注と比較して大きく減少**



練り物の販売・廃棄量

- ・ 実証期間中、対象SKUの廃棄率は**期間中の同カテゴリー他製品より大幅に廃棄率が減少**
- ・ 実証期間前のヒトのみによる発注と比較しても同程度を維持



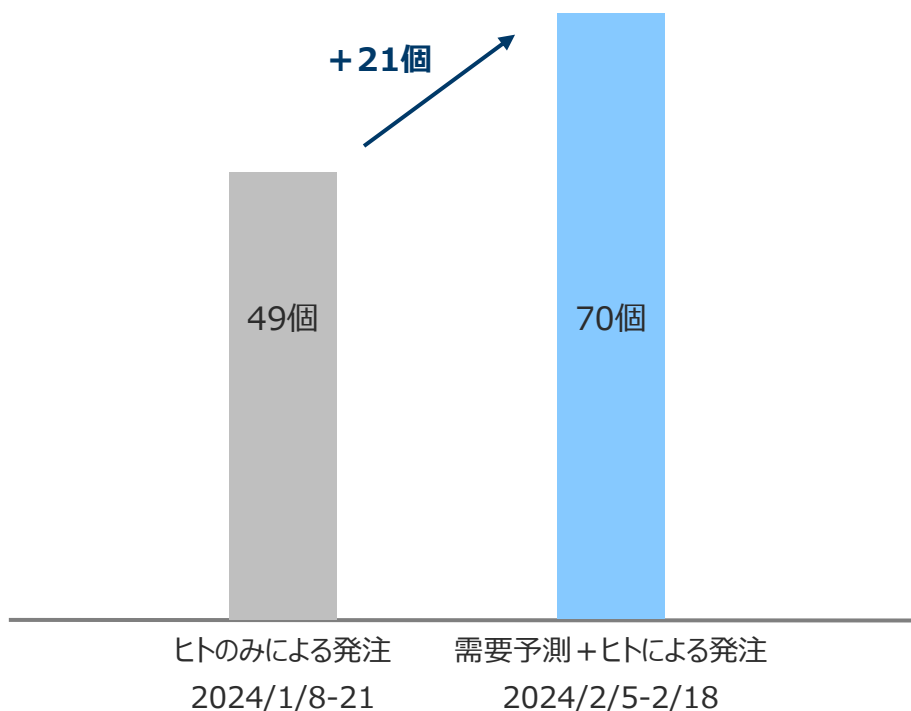
出所：今村商事分析結果を基に株式会社日本総合研究所作成

5-1-2. 精度に関する効果検証：③値下げ販売：豆腐・揚げ

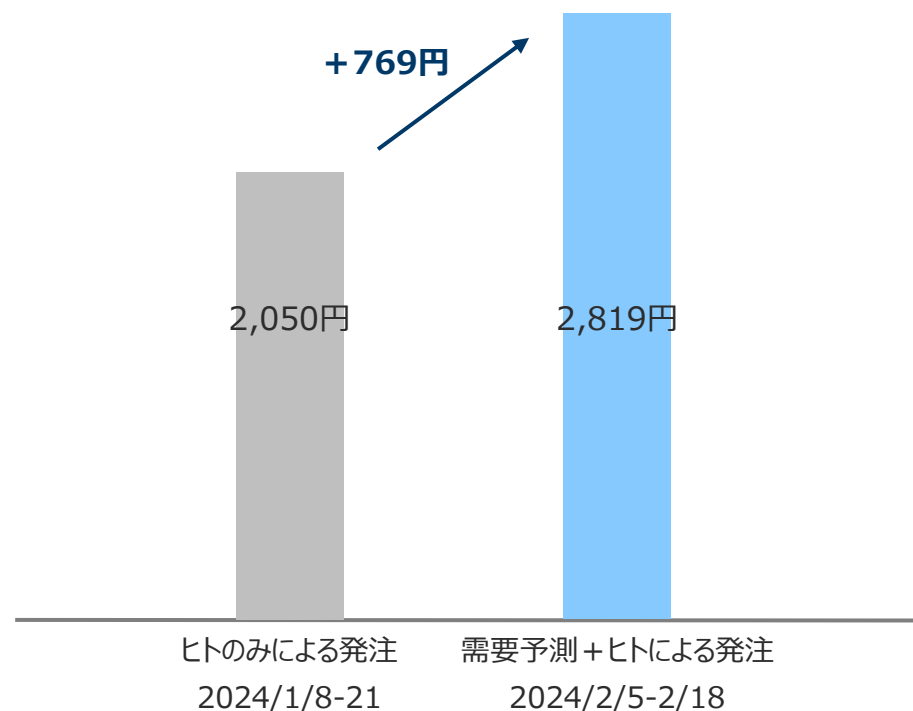
- ・ 個数・金額ともに実証中は値引きが増加。金額では「豆腐」「揚げ」9SKUで2,819円の値引き販売額となっている。
- ・ これはID-POSによる需要予測が潜在顧客を考慮し、多めに発注する傾向にあることに起因していると考えられる。

※期間・曜日をあわせるため実証期間前は2024/1/8（月）-21（日）、実証期間中は2024/2/5（月）-18（日）で分析を実施

豆腐6SKU + 揚げ3SKUの値引き販売個数



豆腐6SKU + 揚げ3SKUの値引き販売額



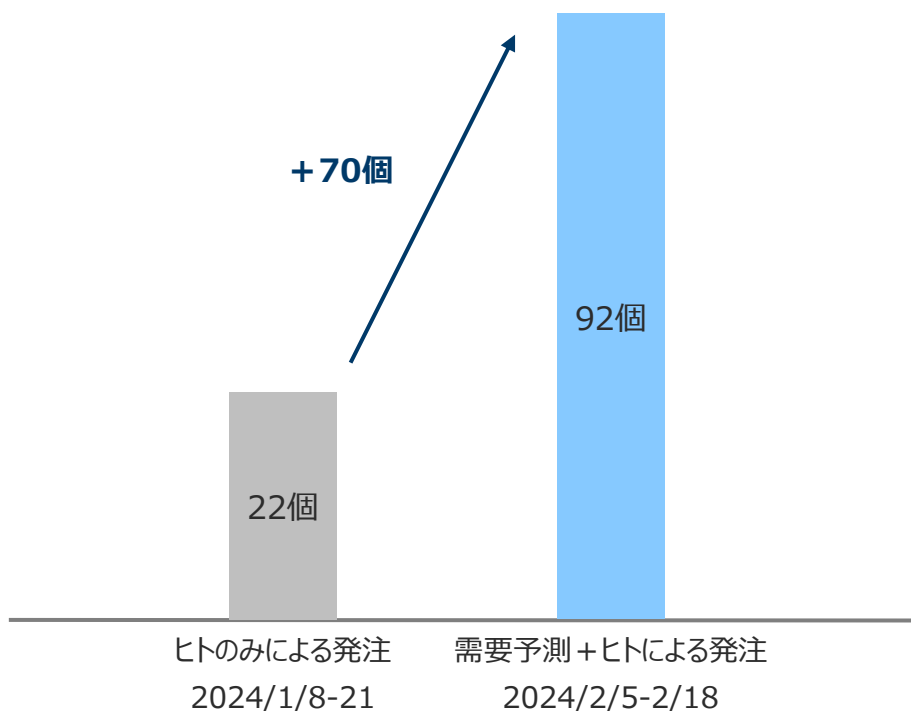
出所：今村商事分析結果を基に株式会社日本総合研究所作成

5-1-2. 精度に関する効果検証：③値下げ販売：練り物・揚げ

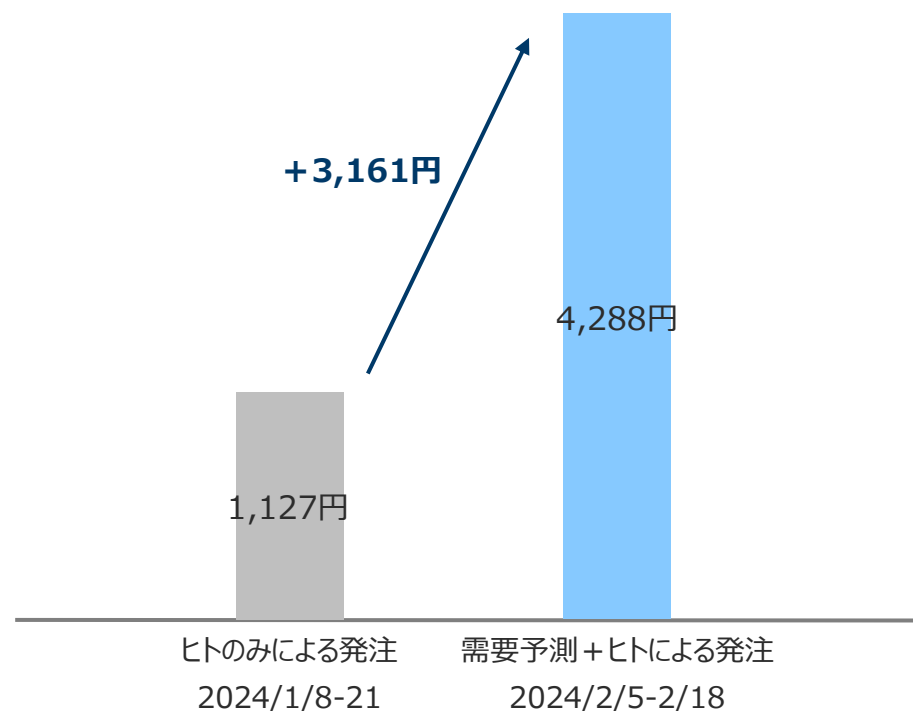
- 「練り物」カテゴリについてはさらに傾向が顕著であり、**実証期間中に値下げ販売品は数量・金額ともに大きく増加。**
- 金額では「練り物」6SKUの合計で4,288円の値引き販売額となっている。

※期間・曜日をあわせるため実証前は2024/1/8（月）-21（日）、実証中は2024/2/5（月）-18（日）で分析を実施

練り物6SKUの値引き販売個数



練り物6SKUの値引き販売額



出所：今村商事分析結果を基に株式会社日本総合研究所作成

5-2. 業務負荷に関する効果検証：発注担当者ヒアリング

- ご協力いただいた発注担当者目線でもAIを用いた需要予測モデルを用いることで発注業務の効率化、将来的には自動化が期待できるとしている。
- さらにAIは今以上の精度向上も望むことが出来る一方で、人材は減少、経験者でも今のAIと同等の精度であることを考えると発注業務はAIに任せ、他の人がやるべき業務に注力することがあるべき姿であると言えるのではないかと。



■ 発注業務負荷の軽減

- 需要予測の初期は需要予測結果に外れ値も多く、チェックが必要だったことから自分ではじめから予測をする際と比較して業務負荷が減った印象はなかったが、後半は**需要予測の精度も高まってきたせいか、そのままの数値で発注が出来ることも増えた**印象。
- どこまでAIを信用できるか、という点もあるが**将来的には完全自動化も可能**なのではないかと思う。発注業務が効率化されると、商品の品出し等の他の業務に時間を当てることが可能になるので非常に魅力的。

■ 発注担当者の育成負荷の軽減

- 発注業務は属人的と言われるが、特に**日配品は需要予測が難しく「慣れ」が必要**。間違えて何度も経験して学んでいく。そのため担当変更になると需要予測の精度が一気に落ちる。これが**自動発注や発注担当のアシストをAIがしてくれるとなると従業員の育成負荷がかなり減る**のではないかと。
- 



■ 業務負荷軽減・効率化によるメリット

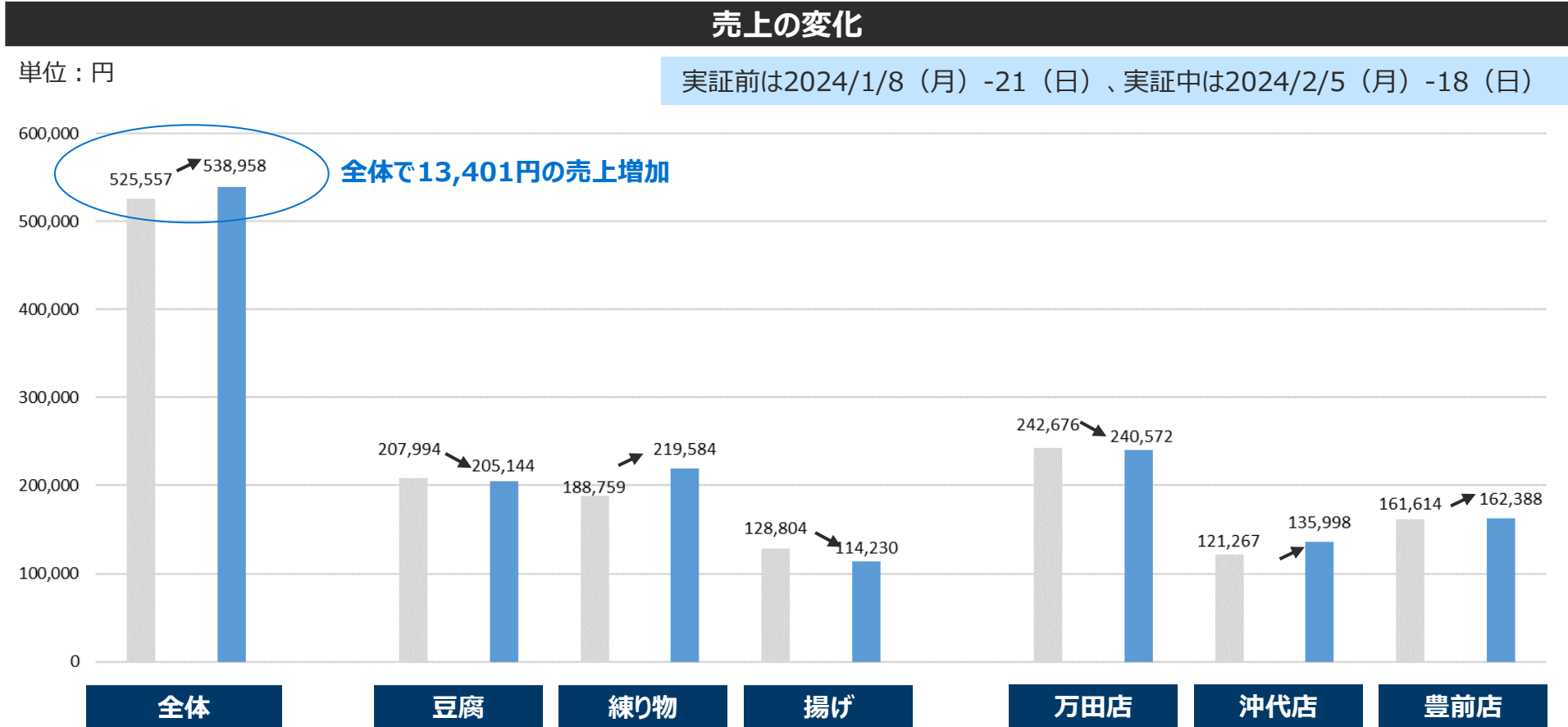
- 商品の品出しが丁寧に出来ることで売り場をキレイに保つことが出来る。（消費者が買いやすい売り場を維持できる）
- 担当者が休みになった場合の事前発注や差配、必要に応じての休日出勤対応が不要になる。
- 賞味期限チェックの精度が高まり、値引きシールの貼り忘れなどによる食品ロス発生の可能性を下げられる。

出所：今村商事分析結果を基に株式会社日本総合研究所作成

5-3-1. 業績に関する効果検証：売上への影響

- 対象SKU全体として実証期間前と比較して売上は向上する結果となった。
- カテゴリーで見ると、「豆腐」はほぼ横ばい、「練り物」は総じて売上が向上、「揚げ」は総じて売上が減少。

※表中の薄青は実証期間中、灰色は実証期間前の対象15SKUの売上



出所：今村商事分析結果を基に株式会社日本総合研究所作成

5-3-1. 業績に関する効果検証：店舗別×SKU別の売上

各店舗の発注担当者も需要予測による売り場の変化や成果について好意的な反応を示してくださっており、**需要予測を販促に活かす**ことで更なる売上向上が期待される。

実証前は2024/1/8（月）-21（日）、実証中は2024/2/5（月）-18（日）

(金額:円)			万田		沖代		豊前		合計		差分	
			実証前	実証中	実証前	実証中	実証前	実証中	実証前	実証中		
4560279381294	九一庵	九一庵 手焼きやきとうふ 3 0 0 g	6,278	7,218	4,022	5,790			10,300	13,008	2,708	豆腐
4560279382413	九一庵	トクセレ木綿豆腐 3 5 0 g	16,662	18,004	11,228	10,728	16,900	15,554	44,790	44,286	-504	
4560279382420	九一庵	トクセレ絹ごし豆腐 3 5 0 g	19,406	20,608	9,758	8,560	18,792	18,258	47,956	47,426	-530	
4902818001513	丸美屋	トクセレ トントン奴とうふ 1 5 0 g * 3	20,802	22,156	16,764	16,632	27,210	23,980	64,776	62,768	-2,008	
4902905020670	マルキン	元気とうふ有機栽培小分け絹ごし 8 0 g * 4	7,176	8,418			10,298	8,344	17,474	16,762	-712	
4962933500315	九一庵	九一庵 国産木綿 3 0 0 g	17,588	15,030	5,110	5,864			22,698	20,894	-1,804	練り物
4902150368596	ニッスイ	WB 活きちくわ 2 6 g * 4	53,004	42,306	28,546	39,416	29,998	32,640	111,548	114,362	2,814	
4902150370360	ニッスイ	まるごとおいしい太ちくわ 1 3 5 g (3 本)	8,278	22,440			14,790	30,596	23,068	53,036	29,968	
4902519007371	フジミツ	フジミツ トクセレ 蒲鉾 (赤) 8 0 g	25,116	20,562	7,762	11,488			32,878	32,050	-828	
4902519022558	フジミツ	トクセレ やきぬき (赤) 8 0 g			9,188	11,412			9,188	11,412	2,224	
4902519071129	フジミツ	フジミツ トクセレいつもおいしいかに風 4 本			3,445	4,194			3,445	4,194	749	揚げ
4902519071372	フジミツ	サラダガジュシー小 6 2 g					8,632	4,530	8,632	4,530	-4,102	
4965833424132	三好食品	トクセレ もちもち食感絹厚揚げ 2 個	26,110	22,874			13,300	14,064	39,410	36,938	-2,472	
4965833424163	三好食品	トクセレ すしあげ 8 枚	42,256	40,956	25,444	21,914			67,700	62,870	-4,830	
4965833810140	三好食品	焼いておいしい絹厚揚げ 4 個					21,694	14,422	21,694	14,422	-7,272	
合計			242,676	240,572	121,267	135,998	161,614	162,388	525,557	538,958	13,401	

豆腐の棚は、従業員と消費者からみても、印象と雰囲気が変わった。ID-POSという消費者のデータを使った棚割をすることで、結果消費者が買いたいと思うものが買いやすい売り場になった。

「まるごとおいしい太ちくわ」はAI需要予測によって人間が行うよりも多く発注されており、ほんとに売れるのかと思っていたら想像以上に売れた。AI需要予測は「売れる売り場」を予測することが出来る。

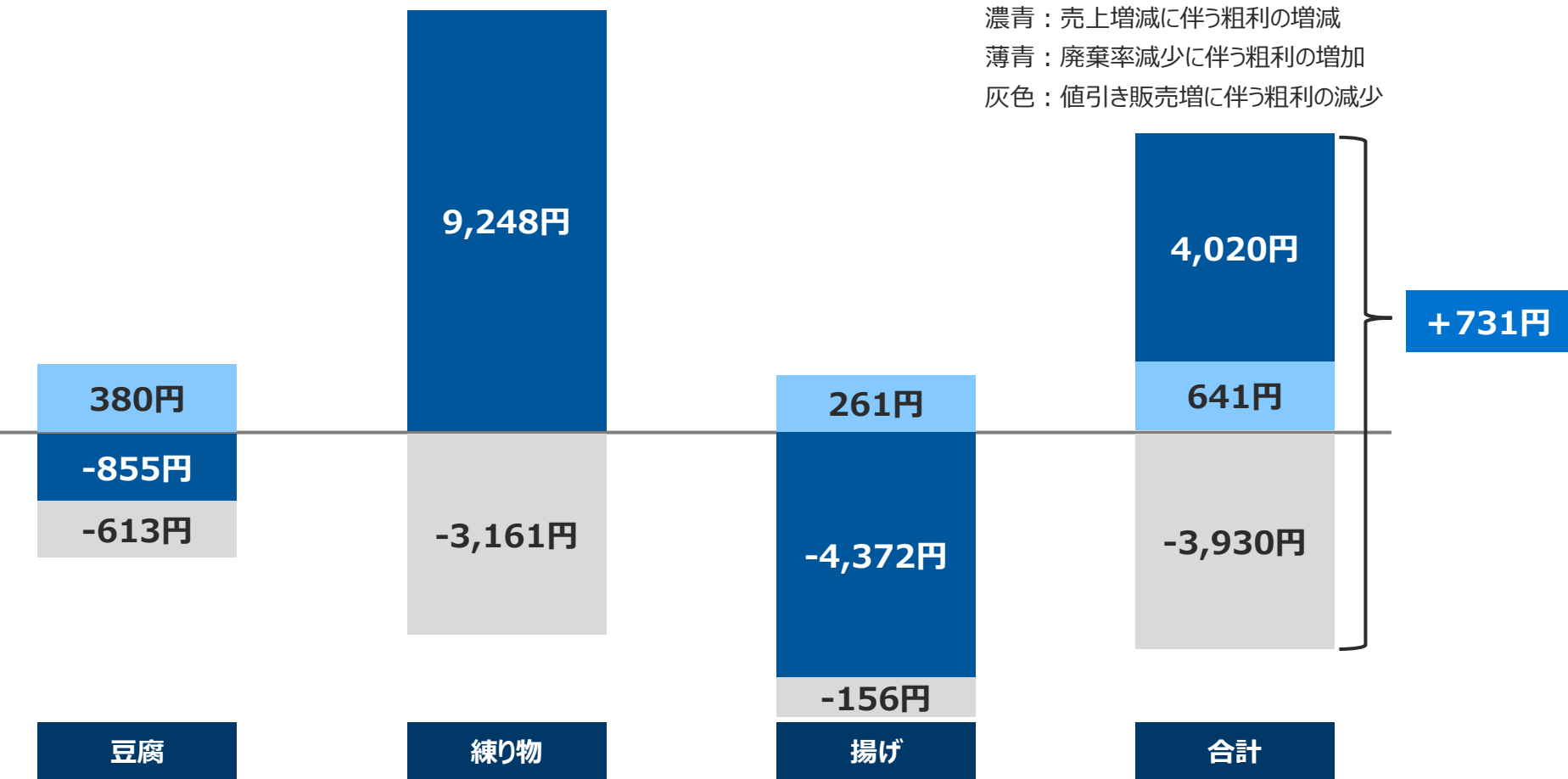
出所：今村商事分析結果を基に株式会社日本総合研究所作成

5-3-2. 業績に関する効果検証：粗利への影響

- 売上増減/値引き販売増加/廃棄率低下に伴う粗利への影響を試算した結果、実証前と同程度の金額となった。
- 需要予測モデルの精度向上、予測結果を踏まえた販促活動等によって本数値はさらに改善されることが期待される。

※対象商品を一律粗利率30%、廃棄率を豆腐・揚げのカテゴリーは金額ベースも数量と同様に一律実証前0.38%⇒実証中0.2%へ減少として試算

需要予測モデルを用いた2日前発注による粗利への影響



出所：今村商事分析結果を基に株式会社日本総合研究所作成

6.【メイン実証】：成果サマリ

【ID-POSを活用した需要予測を用いた小売業における発注精度の向上について】

- 小売業において特に食品ロスの発生が多い商品カテゴリーの一つである和日配（豆腐・練り物・揚げ）を対象に検証を行った。
- ID-POSを活用した需要予測を発注業務に組み込むことで、これまで発注担当者が経験によって行っていた発注と比較して、対象15SKUのうちの80%において同等かそれ以上の発注精度となることが示された。**
 - 精度向上の成果として「発注量と販売実績の誤差」「廃棄率」「売上/粗利」のいずれにおいても数値の改善が見られた。
 - 特に**既存の需要予測システムにおいては発注量を抑えてしまう等の声が聞こえ、結果として販売量の低下が懸念されるなか、売上/粗利の向上も実現できた点は大きな成果**である。
- 一方で「値引き販売率」に関しては数値が悪化（増加）しており、これはID-POSによる需要予測が潜在顧客を考慮し、多めに発注する傾向にあることに起因していると考えられる。
 - この点は単に需要予測が外れたという捉え方ではなく、“販売促進の対象”と捉えることも出来ることから小売店における販促活動の参考となればと考える。
- 本実証を通じてID-POSによる需要予測を行うことで発注精度が向上することが示されたが、**IoT技術による需要予測はまだまだ発展途上であり、データ量が拡大していくことで今後さらに精度が高まっていくことが想定される。**さらに、マーケティングへの活用等、**需要予測結果の使い方を工夫することで廃棄・値引き販売を減らすことが可能となり、更なる精度向上も期待される。**
 - 一方でヒトによる発注精度はどれだけ経験を積んでも限界がある。昨今の労働環境改善への高い注目や人手不足といった外部環境を考えると、需要予測をはじめとする発注業務はIoT技術を用いることによる効率化・自動化を積極的に進めていくべき領域であると言える。

【ID-POSを活用した需要予測導入・普及にあたってのポイント・課題について】

- 本実証ではスーパー細川様のご協力のもと、需要予測を用いた発注を実現することが出来たが、実際の現場では担当者の理解が得られず導入が難しい・導入しても使われないという可能性が十分に想定される。
- そういった事態を避けるためにも、導入期においては本実証のように担当者とIoT技術の併用を前提とし、IoT技術による需要予測の信頼性を高めていく期間が必要と考える。
- また、導入にあたってはシステムの構築・既存システムとの連携も必要である。この点、**web上にあるクラウドストレージやデータベースサービスを活用することで構築の手間や費用を大きく抑えることが可能**である。

出所：株式会社日本総合研究所作成

3章 実証実験の実施

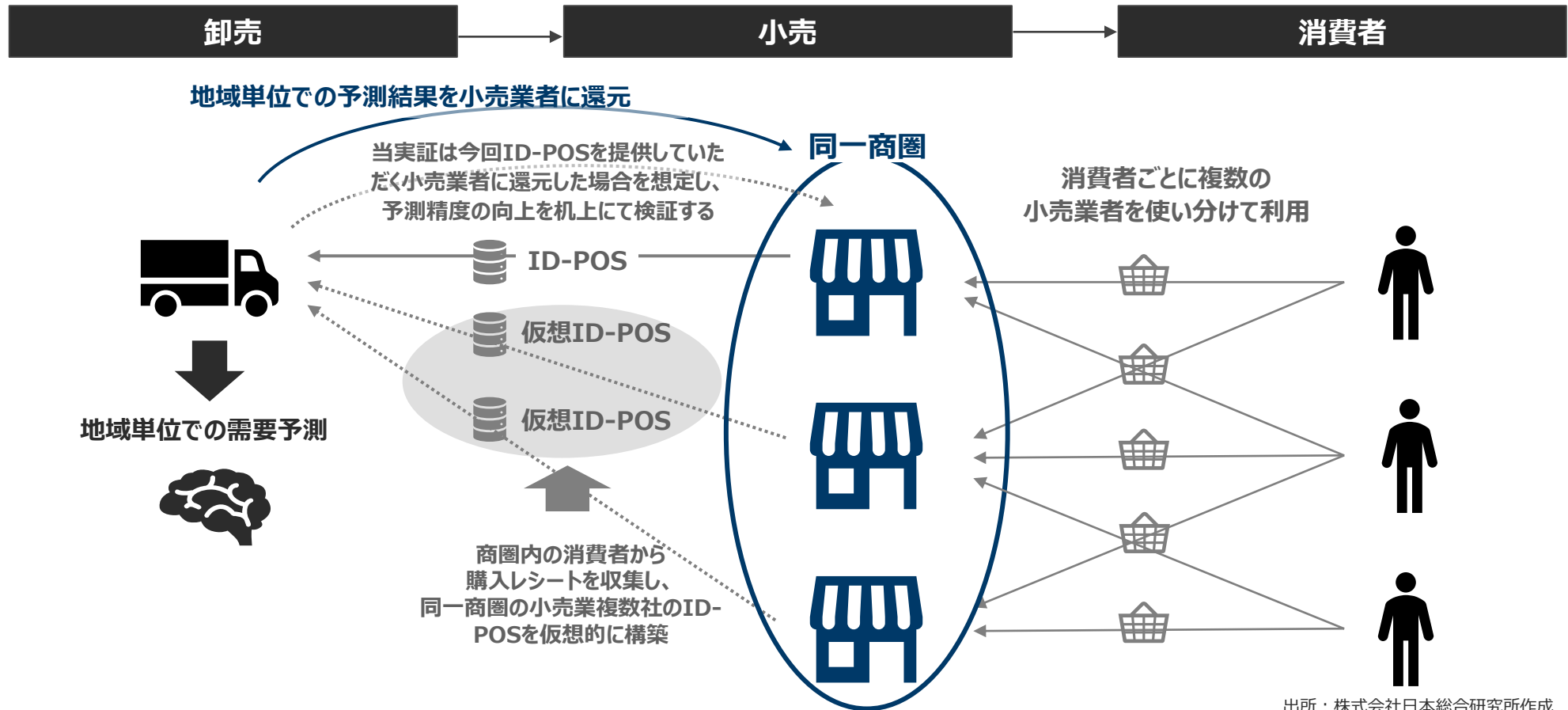
実証①ID-POSを活用した需要予測による小売業の発注精度向上に関する実証実験

【サブ実証（机上）】

1-1. サブ実証（机上）の目的

- サブ実証では、同一商圈内の小売業複数社の購買データを取りまとめ、地域単位での需要予測を実施することで発注精度が向上するかについて、机上にて検証を行う。
- なお当実証は、小売業1社のID-POSと同一商圈の小売業複数社の仮想ID-POS※を用いて、地域単位での需要予測を行い、卸売業者が商圈内の小売業者に予測結果を還元した場合を想定し、予測精度向上の効果を検証する。

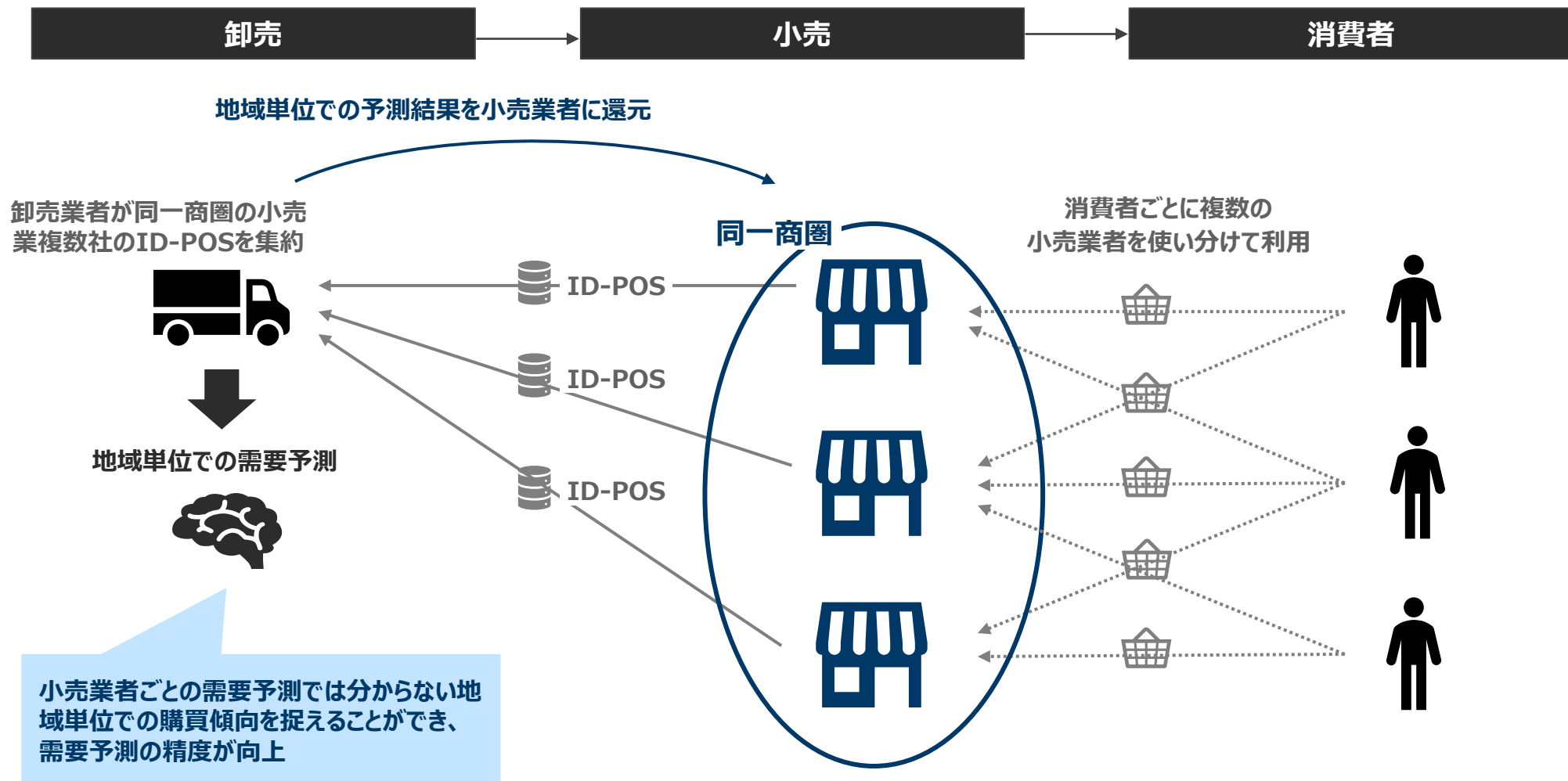
※同一商圈内の消費者から小売業複数社での食品を含む購入レシートを収集し、同一商圈の小売業複数社のID-POSを仮想的に構築



出所：株式会社日本総合研究所作成

1-2. 地域単位での需要予測によって期待される影響

- 卸売業者が、商圈内のID-POSを取りまとめて需要予測を行うことで、小売業者ごとの需要予測では分からない地域単位での購買傾向を捉えることができ、予測精度の向上が期待される。
- 商圈全体での需要予測の精度が向上することで、食品ロスを更に減らせると考えられる。

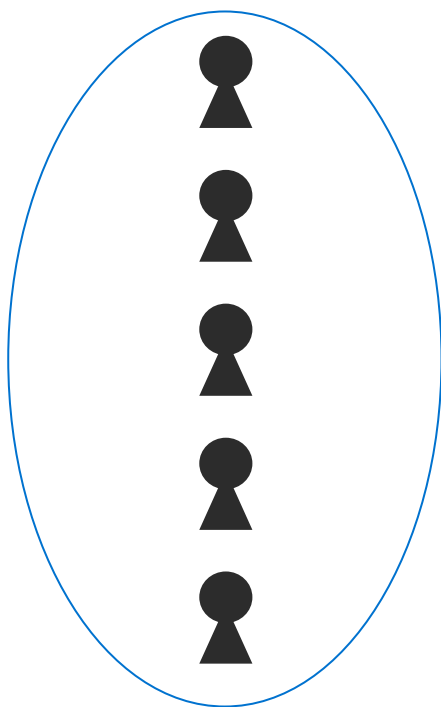


出所：株式会社日本総合研究所作成

(再掲) ID-POSを用いた需要予測：④ 商圈単位で需要予測を行う意義

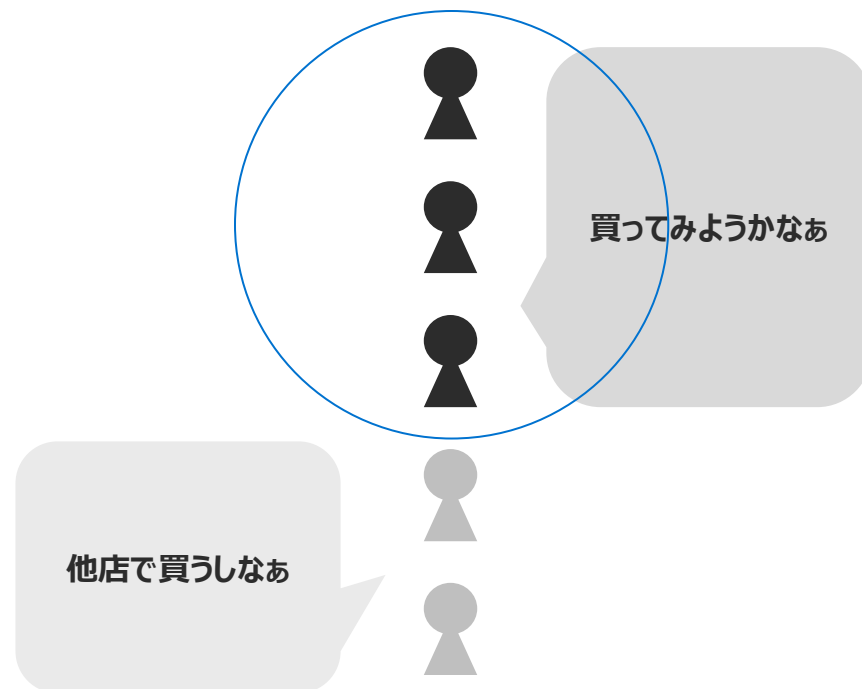
- 自社ID-POSを活用した需要予測では潜在顧客を含む需要量の把握が可能であるが、同じ商圈内での購買情報と合わせて分析することによって、**地域全体での購買傾向や需要量の予測が可能となる。**
- **地域の購買傾向・需要量を踏まえることで、小売各社による需要予測の精度がさらに高まる可能性がある。**

自社ID-POSのみを活用



- 当該小売における需要量を5人として推計

自社ID-POS + 他店購買情報



- 地域における需要量を5人として推計
- その上で当該小売における需要量は3人と推計

精度が高まる可能性を検証

出所：株式会社日本総合研究所作成

1-3. サブ実証（机上）の概要

- サブ実証はスーパーマルイチ 一の宮店のID-POS及び、同一商圈の小売業複数社の仮想ID-POS※を基に、2024年3月6日～2024年3月10日の期間で机上検証を実施。

※スーパーマルイチ 一の宮店の利用者21名における予測期間中の小売業複数社での購入レシートを基に、同一商圈の小売業複数社のID-POSを仮想的に構築

実施期間	実証実験期間（予測対象期間）：2024年3月6日～2024年3月10日（5日間） 予測に使う入力データの取得期間：2023年12月12日～2024年3月5日（約3ヶ月）
対象商品	和日配（豆腐・揚げ 計14SKU）
実施店舗	スーパーマルイチ 一の宮店 ※当実証では、仮に地域での需要予測結果を活用した場合を想定し、小売業1社で検証する
検証概要	1. スーパーマルイチ 一の宮店における対象商品の商品別販売量を以下2パターンの方法で予測する ①スーパーマルイチの販売・発注実績等を用いた既存予測システム※による需要予測 ※日立製作所の需要予測システム Hitachi Digital Solution for Retail（HDSR） ②スーパーマルイチのID-POS及び、同一商圈の小売業複数社の仮想ID-POS※を用いた地域単位での需要予測 ※スーパーマルイチ 一の宮店の利用者21名における予測期間中の小売業複数社での購入レシートを基に、同一商圈の小売業複数社のID-POSを仮想的に構築 2. 上記の需要予測結果を比較することで、地域での需要予測による予測精度の向上を机上検証する
検証項目	1. 地域での需要予測による予測精度の向上 ・ 予測精度の向上：平均誤差（予測販売量と実際の販売量との差分）の低下 ・ 食品ロスの削減：廃棄数の低下 ・ 機会損失の削減：値下げ販売数の低下 2. 業績の向上 ・ 廃棄数や値下げ販売数の低下による粗利向上

出所：株式会社日本総合研究所作成

1-4. 実証実施の流れ

- ・ 既存の需要予測システムを用いた需要予測及び、需要予測結果に基づく机上検証を実施。

ID-POSを用いた需要予測

- **需要予測のインプットデータの準備**
 - ・ スーパーマルイチの店舗データ（ID-POS、発注データ等）
スーパーマルイチから需要予測のため、直近3ヶ月分のID-POS及び発注データ、商品マスタ等を受領
 - ・ 同一商圈の小売業複数社の仮想ID-POS
マルイチ 一の宮店の利用者21名に実証モニターとして協力いただき、予測期間中における食品を含む全ての購入レシートを受領
上記購入レシートを読み取り、ID-POSと同一構造のデータセットとし、同一商圈の小売業複数社のID-POSを仮想的に構築
- **既存の需要予測システムによる販売量の予測**
 - ・ 日立製作所の需要予測システムHitachi Digital Solution for Retail（HDSR）を用いて、以下2つの需要予測を実施し、需要予測結果を比較することで、右記の机上検証を行う
 - ①スーパーマルイチの販売・発注実績等を用いた既存予測システムの需要予測
 - ②スーパーマルイチのID-POS及び、同一商圈の小売業複数社の仮想ID-POSを用いた地域単位での需要予測

需要予測結果に基づく机上検証

- **需要予測結果を基にした机上検証**
 - ・ ①、②それぞれ需要予測の結果通りに、発注・入荷すると仮定し、在庫数、販売数、廃棄数、値下げ販売数等の商品の出入りのシミュレーションを実施
 - ・ 廃棄数は、これまでの廃棄・発注情報から「入荷日から廃棄までの期間」を推定し算出
 - ・ 値下げ販売数は、これまでの消費期限間近による値下げ情報（入荷から値下げ販売までの期間及び値下げ金額）を基に値下げタイミングを推定し算出
 - ・ 上記シミュレーション結果を基に、①と②を比較することで、予測精度の向上と業績の向上を机上検証する
 - ・ 予測精度の向上は、平均誤差※を比較
※平均誤差は、販売実績と、入荷実績または予測販売数との差分の絶対値を平均して算出
 - ・ 業績の向上は、シミュレーション上の廃棄数、値下げ販売数、欠品数の増減に伴う粗利の増減を比較

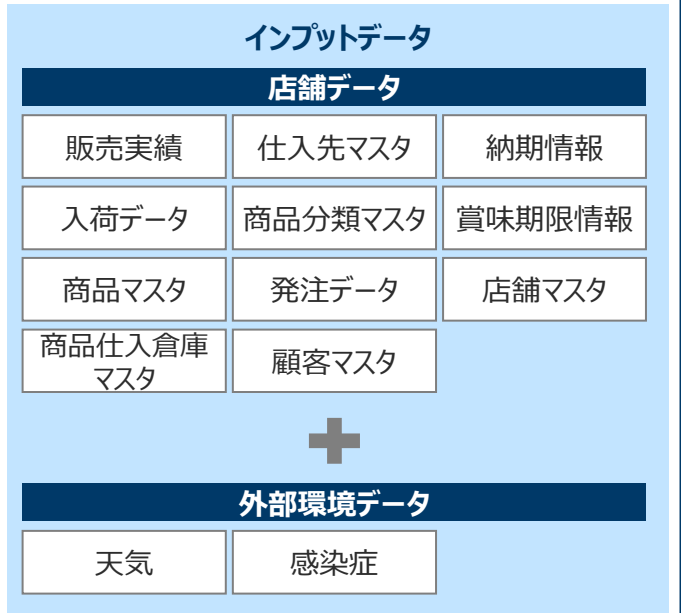
出所：株式会社日本総合研究所作成

1-5. 需要予測の方法

- サブ実証では、①既存予測システムの需要予測と②地域単位での需要予測の2つの需要予測を実施。
- 上記2つはインプットデータに違いがあり、地域単位の需要予測では、ID-POSと仮想ID-POSに基づく商圈情報（商圈内の消費者属性×SKU別の購買率）をインプットデータに活用。

①スーパーマルイチの販売・発注実績等を用いた「既存予測システムの需要予測」の方法

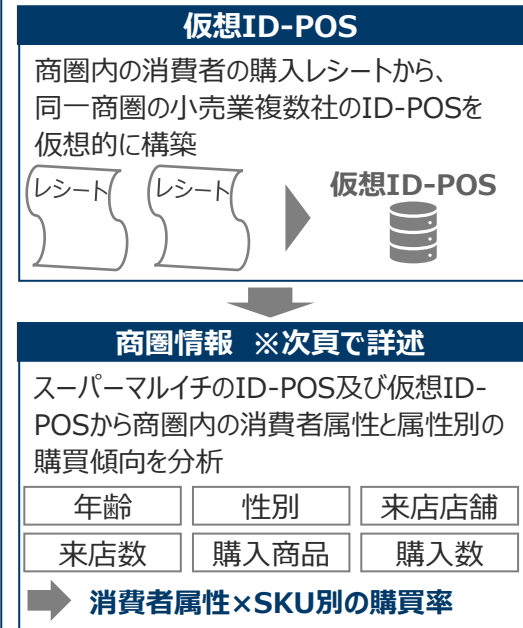
- マルイチの宮店における**2023年12月12日から2024年3月5日までの店舗データと、外部環境データ**をインプットデータに活用



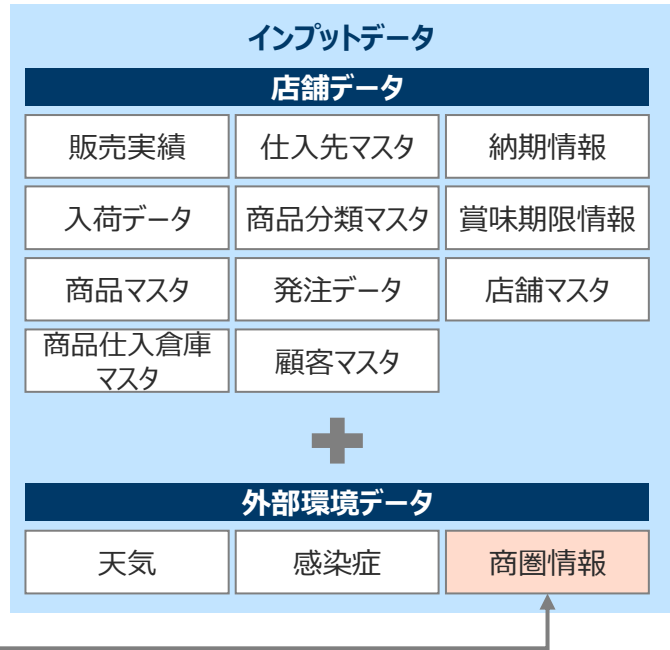
日立製作所の需要予測システムを用いて、上記インプットデータからSKU別の販売量を予測

②スーパーマルイチのID-POS + 仮想ID-POSを用いた「地域単位での需要予測」の方法

- マルイチの宮店の利用者のうち、主要顧客セグメント（30～50代女性）の21名にご協力いただき、収集した**2024年3月6日～2024年3月10日の食品を含む全ての購入レシートから、ID-POSと同一構造のデータセットを作成し、仮想ID-POSを構築**
- ID-POS及び仮想ID-POSから、**商圈内にどういった消費者が購買しているかを分析し、消費者の属性ごとのSKU別の購買率を商圈情報として、需要予測システムのインプットデータに追加**



日立製作所の需要予測システムを用いて、上記インプットデータからSKU別の販売量を予測



出所：株式会社日本総合研究所作成

1-6. 商圈情報の詳細

- 商圈内の消費者の購買動向を表す商圈情報は、スーパーマルイチのID-POS及び仮想ID-POSを基に、以下の3つのステップで構築。

Step.1 対象商品における 商圈内の消費者属性の分析

- 対象商品（14SKU）の購買傾向について、スーパーマルイチのID-POS及び仮想ID-POSから、性別、年齢、来店店舗、来店数、購入商品、購入数のパターンを分析。
- 購買傾向から、以下の16の消費者属性に分類。

	コア年齢※×女性	コア年齢×男性	コア以外の年齢×女性	コア以外の年齢×男性
購入数が一定以上× 対象店利用率が一定以上	属性1	属性2	属性3	属性4
購入数が一定以上× 対象店利用率が一定未満	属性5	属性6	属性7	属性8
購入数が一定未満× 対象店利用率が一定以上	属性9	属性10	属性11	属性12
購入数が一定未満× 対象店利用率が一定未満	属性13	属性14	属性15	属性16

※購買層からコア年齢を30～50歳を想定

Step.2 消費者属性×SKU別の 平均購買率の分析

- 消費者属性ごとに本実証の対象SKU別の購買傾向（1日・1人当たり購入金額・購入点数など）を算出。
- 上記を基に本実証期間における消費者属性×SKU別の平均購買率（商品をどのくらい購入する可能性があるかの割合）を推定。

Step.3 予測モデルの作成

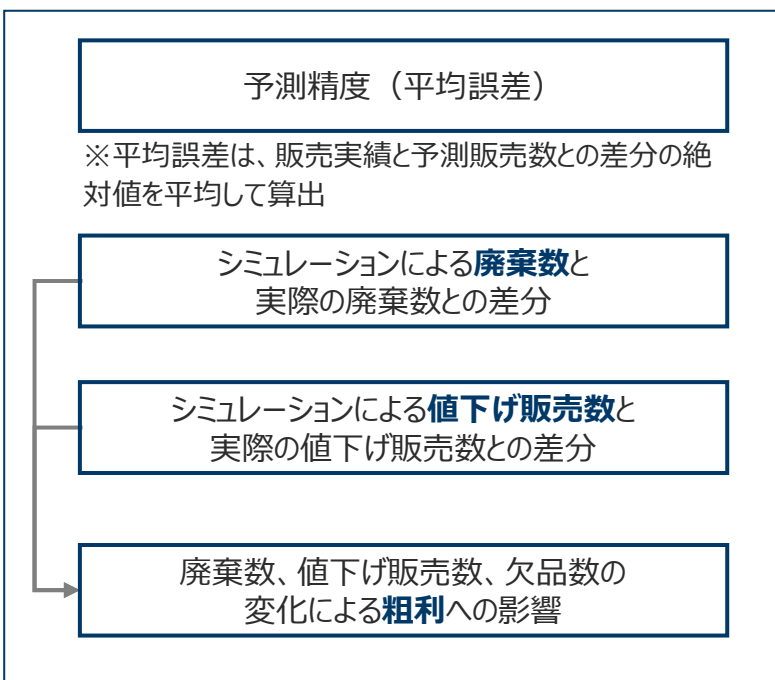
- 上記の商圈情報（消費者属性×SKU別の平均購買率）をインプットデータとして、実証実験期間前（2024年3月1日～3月5日）の予測を行い、予測値が当期間の実際の販売量に近くなるように、需要予測モデルを作成。

出所：株式会社日本総合研究所作成

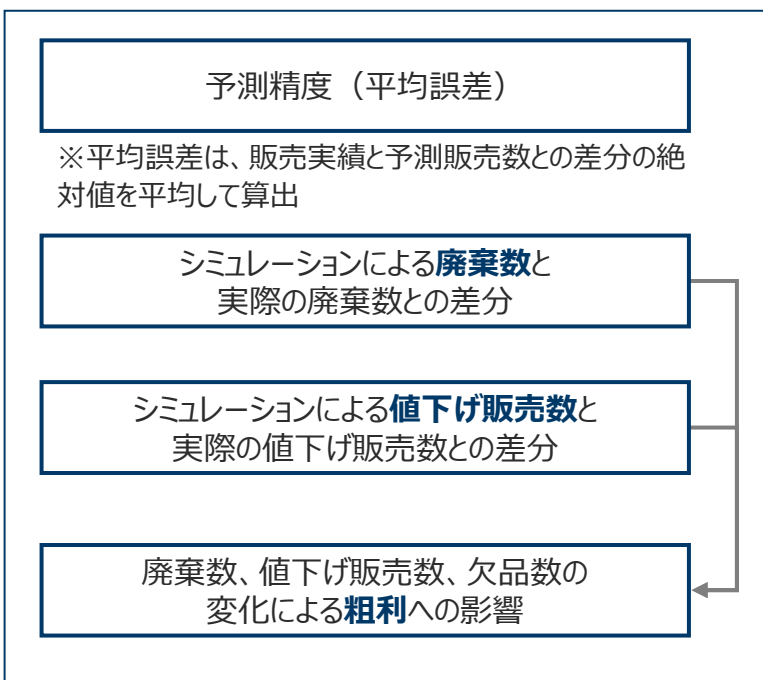
2. 検証項目

- 本実証では、①既存予測システムによる需要予測と②地域単位での需要予測の予測結果通りに発注・入荷した場合のシミュレーションを実施し、①と②を比較することで予測精度の向上と業績の向上を机上検証する。
- 具体的には、予測精度として平均誤差、廃棄数・値下げ販売数の低下を比較し、業績として廃棄数・値下げ販売数・欠品数の変化による粗利への影響を比較検証する。

①スーパーマルイチの販売・発注実績等を用いた「既存予測システムによる需要予測」のシミュレーション結果



②スーパーマルイチのID-POS＋仮想ID-POSを用いた「地域単位での需要予測」のシミュレーション結果



①と②を比較し、

- ・予測精度の向上
- ・廃棄数の低下
- ・値下げ販売数の低下
- ・粗利の向上

の検証を行う

出所：株式会社日本総合研究所作成

3. 実証対象商品

- ご協力いただくスーパーマルイチで扱っている賞味期限が短く、食品ロスが発生しやすい商品カテゴリとして和日配（豆腐・揚げ）を選定し、特に廃棄数が多い以下の14SKUを本実証の対象商品とした。

商品番号	商品名	カテゴリ名	容量規格
1	財部 もめん豆腐	豆腐	3 5 0 g
2	財部 油揚げ	揚げ	2 枚入
3	さとの雪 もめん小分けで 2 回分	豆腐	1 5 0 G x 2
4	永峰 ピーナッツ豆腐カップ	豆腐	2 0 0 G
5	ワイエムフーズ くらし良好 玉子とうふ	豆腐	6 5 g x 3
6	財部豆腐 焼き豆腐	豆腐	2 5 0 g
7	さとの雪 美味しいとうふ絹ごし	豆腐	1 7 5 g x 2
8	財部豆腐 昔ながらの豆腐小分け	豆腐	2 個組
9	男前豆腐 特濃ケンちゃん	豆腐	9 0 g x 3
10	相模屋食料 たんぱく質のとれる濃厚豆乳たっぷりスンド	豆腐	1 セット
11	相模屋食料 山椒がピリっときいた麻婆豆腐	豆腐	1 パック
12	平川食品 とっても濃い豆腐	豆腐	2 5 0 g
13	相模屋食料 あさりの旨味！海鮮スンドゥブ	豆腐	1 パック
14	藤田 有機大豆 1 0 0 %絹	豆腐	1 パック

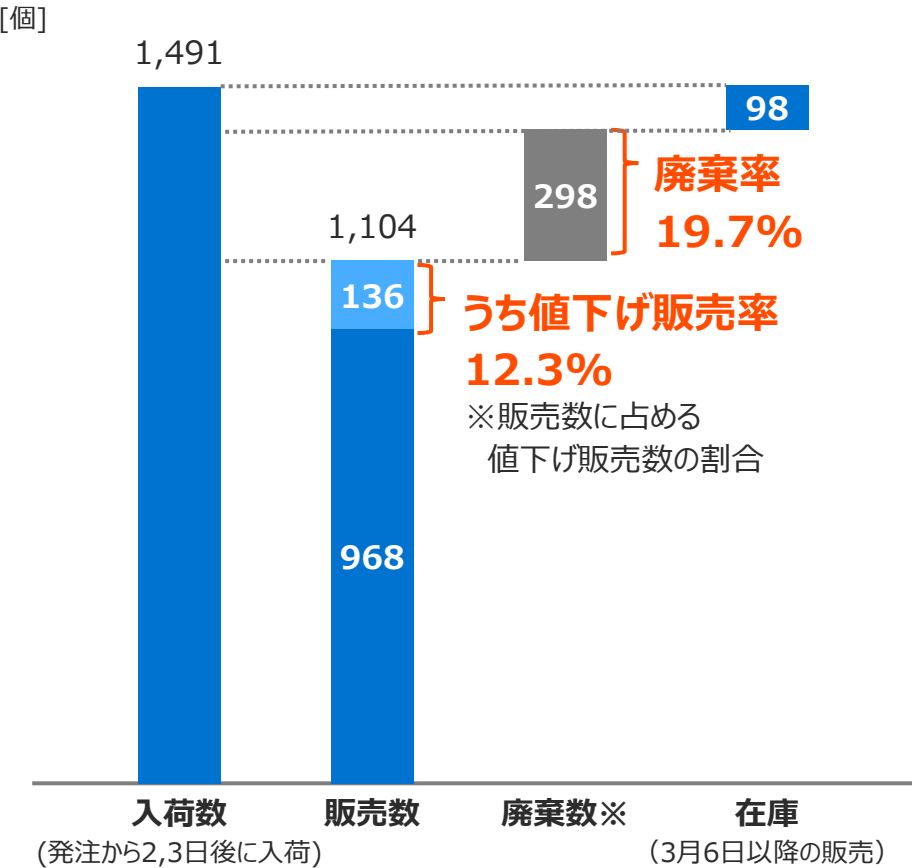
出所：株式会社日本総合研究所作成

4-1. 効果検証に向けた現状分析：入荷・販売・廃棄状況

- スーパーマルイチ 一の宮店では、対象商品14SKUの廃棄率が19.7%、うち値下げ販売率が12.3%であり、入荷数うち、およそ3割を値引き販売か廃棄をしている状況。

実証期間前（2月1日～3月5日）の入荷・販売・廃棄総数

対象商品：和日配（豆腐・揚げ）の中でも特にロスが多い14SKU



SKU別の販売・廃棄数

商品番号	商品名	販売数	うち値下げ販売率	廃棄率
1	財部 もめん豆腐	326	2.1%	13.4%
2	財部 油揚げ	142	22.5%	30.3%
3	さとの雪 もめん小分けで2回分	134	9.7%	17.1%
4	永峰 ピーナッツ豆腐カップ	124	29.8%	15.0%
5	ワイエムフーズ くらし良好 玉子とうふ	90	1.1%	28.0%
6	財部豆腐 焼き豆腐	79	6.3%	30.3%
7	さとの雪 美味しいとうふ絹ごし	60	3.3%	27.5%
8	財部豆腐 昔ながらの豆腐小分け	43	18.6%	26.9%
9	男前豆腐 特濃ケンちゃん	30	6.7%	10.0%
10	相模屋食料 たんぱく質のとれる濃厚豆乳たっぷりスンド	25	44.0%	0.0%
11	相模屋食料 山椒がピリっときいた麻婆豆腐	17	58.8%	7.5%
12	平川食品 とっても濃い豆腐	14	42.9%	25.0%
13	相模屋食料 あさりの旨味！海鮮スンドゥブ	13	7.7%	6.3%
14	藤田 有機大豆100%絹	7	14.3%	20.0%

>20% >40%

※廃棄数は「入荷日から廃棄までの期間」を推定し算出

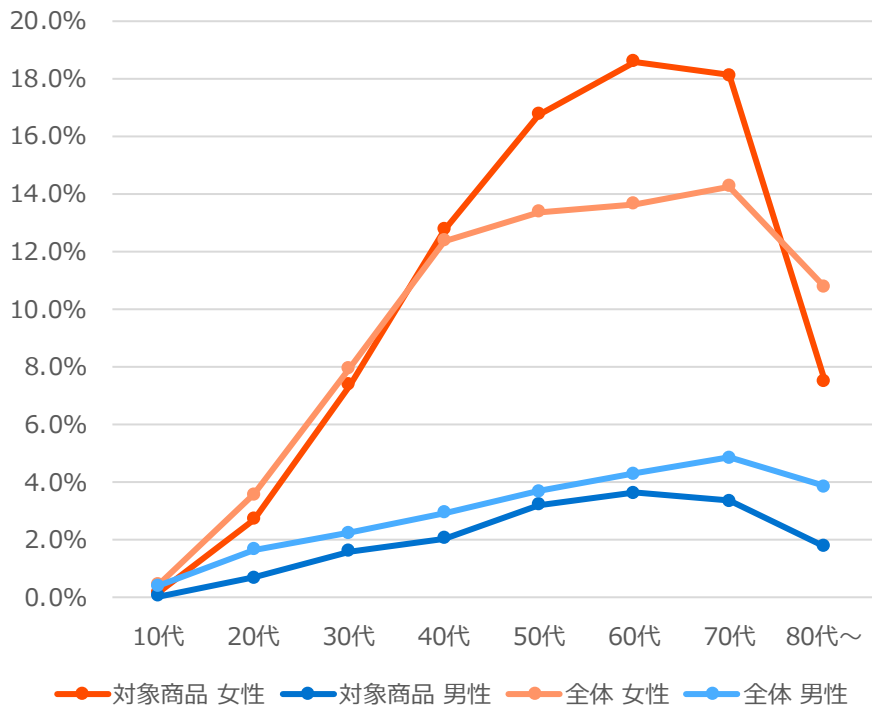
出所：株式会社日本総合研究所作成

4-1. 効果検証に向けた現状分析：顧客属性

- マルイチ 一の宮店では、40～70代の女性顧客が大多数を占めている。対象商品では、その傾向が特に顕著。
- また、購入しているユーザーに偏りが強い傾向にあり、約25%のユーザーで全体の半分以上の購入数を占めている。
- 対象商品14SKUは廃棄率と値引販売率が多い商品ではあるが、上記の通り、根強いファンがいると考えられるため、継続して販売することが望ましく、在庫の適正化及び食品ロスの削減が重要。

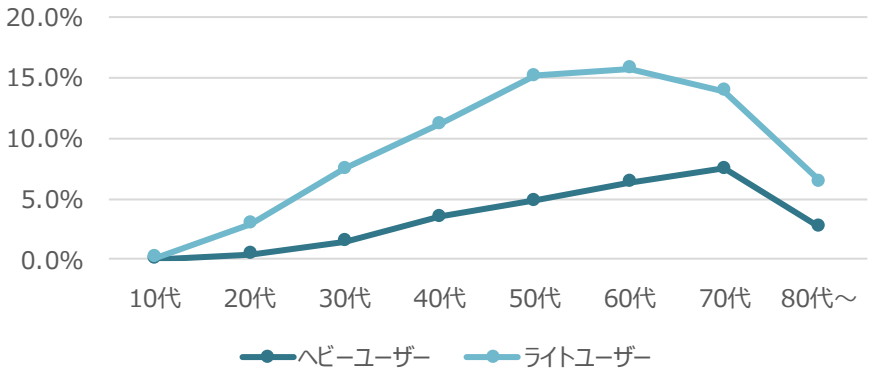
顧客層（年齢・性別）

- 対象商品の購入者層は、40～70代の女性に偏っている
- 全体に比べ、女性の割合が高い傾向



顧客層（購入回数）

- 全体の約25%を占めるヘビーユーザーは、全体の購入回数の半分以上を占めている



※ヘビーユーザー：購入回数 5回以上、ライトユーザー：購入回数 5回未満
※期間：2月1日～3月10日

	ユーザー割合	購入回数	購入回数割合
ヘビーユーザー	24.9%	1,363回	53.5%
ライトユーザー	75.1%	1,186回	46.5%

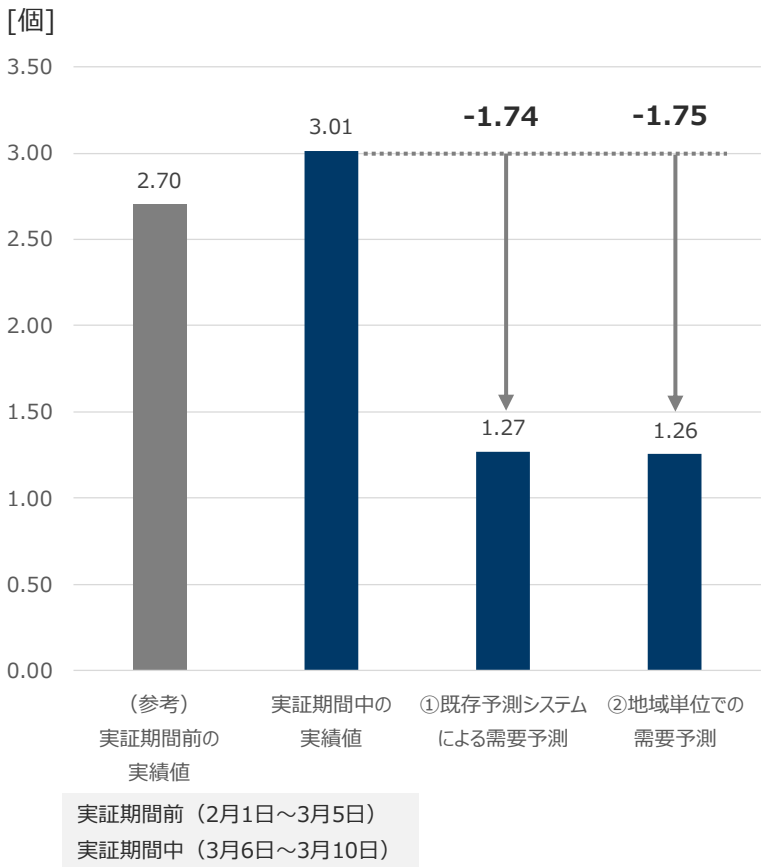
出所：株式会社日本総合研究所作成

4-2. 精度に関する効果検証：予測需要量（平均誤差による比較）

- 予測販売数と販売実績の差分を比較すると、「②地域単位での需要予測」の誤差が1日1.26個と、「①既存予測システムによる需要予測」と同等以上の精度であることが確認された。

実証期間中の1日あたりの平均誤差

平均誤差は、販売実績と、入荷実績または予測販売数との差分の絶対値を平均して算出。



日別×SKU別の誤差（販売実績との差分の絶対値）

：予測①と②で、差がある項目

	日付	商品番号														平均誤差
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	
実績値	3月6日	10	6	10	3	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	2.64
	3月7日	10	6	0	3	0	4	0	0	10	0	0	2	0	0	2.50
	3月8日	10	6	10	4	12	0	6	3	0	0	0	0	0	0	3.64
	3月9日	0	6	10	3	0	6	0	3	0	8	8	0	0	2	3.29
	3月10日	0	8	10	4	0	6	6	0	0	0	0	0	8	0	3.00
① 既存予測システムによる需要予測	3月6日	3	2	0	3	3	0	2	0	2	1	0	1	1	1	1.36
	3月7日	3	4	1	2	2	2	1	0	0	1	1	1	1	1	1.43
	3月8日	3	0	1	0	1	1	2	2	1	0	0	0	1	1	0.93
	3月9日	1	1	2	2	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1.00
	3月10日	5	2	0	1	1	3	2	1	1	1	5	1	0	0	1.64
② 地域単位での需要予測	3月6日	3	2	0	2	3	0	2	1	2	1	0	1	1	1	1.36
	3月7日	3	4	1	2	2	1	1	0	0	1	1	1	1	1	1.36
	3月8日	3	0	1	0	1	2	2	2	1	0	0	0	1	1	1.00
	3月9日	1	1	2	3	0	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1.00
	3月10日	5	2	0	2	1	3	2	1	0	0	5	1	0	0	1.57

出所：株式会社日本総合研究所作成

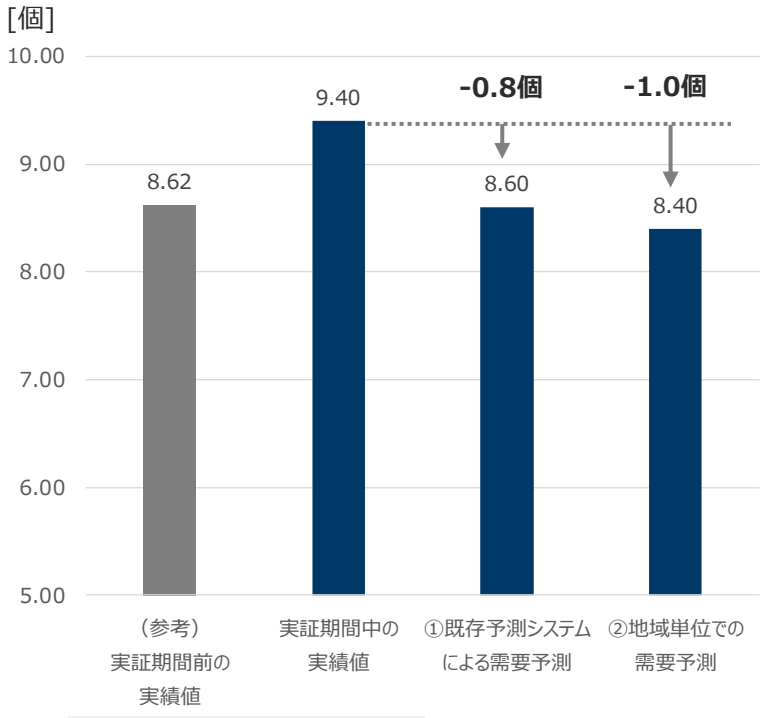
4-2. 精度に関する効果検証：廃棄数

- 実証期間中の1日あたりの廃棄数は、実績値と比べ「①既存予測システムによる需要予測」が-0.8個に対し、「②地域単位での需要予測」では-1.0個であり、廃棄数をより削減できることが示された。

実証期間中の1日あたりの廃棄数

廃棄数は、在庫のうち、右表の「入荷日から廃棄までの日数」が経過した商品を全て廃棄すると仮定して算出。

（例えば、入荷日から廃棄までの日数が4日の商品を、3月5日に10個入荷し、入荷日から起算して4日後の3月9日に3個売れ残った場合は、廃棄数3個と算出）



実証期間前 (2月1日～3月5日)
実証期間中 (3月6日～3月10日)

SKU別の廃棄数

■ : 実績値と予測結果で差がある商品 ■ : 入荷日から廃棄までの日数が5日（実証期間）を超える商品

商品番号	入荷日から廃棄までの日数※	廃棄数		
		実績値	①既存予測システムによる需要予測	②地域単位での需要予測
1	4日	25	25	25
2	4日	0	0	0
3	5日	5	3	3
4	4日	0	1	0
5	9日	0	0	0
6	9日	2	2	2
7	5日	6	3	3
8	5日	9	9	9
9	12日	0	0	0
10	13日	0	0	0
11	12日	0	0	0
12	9日	0	0	0
13	11日	0	0	0
14	12日	0	0	0
合計	—	47	43	42

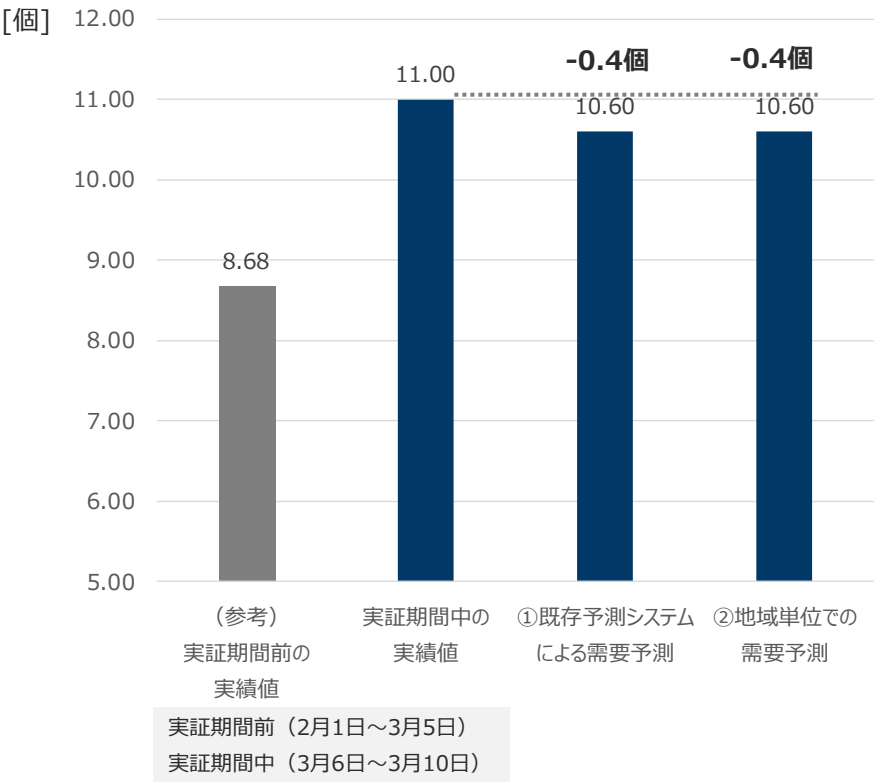
※入荷日から廃棄までの日数は、これまでの廃棄・発注情報（廃棄・発注のサイクル）を基に推定
出所：株式会社日本総合研究所作成

4-2. 精度に関する効果検証：値下げ販売数

- 実証期間中の1日あたりの値下げ販売数は、「①既存予測システムによる需要予測」と「②地域単位での需要予測」とともに、実績値と比べ-0.4個であり、僅かに値下げ販売数を削減できる結果となった。
- ただし、値下げ販売数が増加した商品（商品番号4, 8）があり、実証期間前の実績値よりも発生量が多いため、一概に需要予測によって値下げ販売数が低下するとは言い切れない。

実証期間中の1日あたりの値下げ販売数

値下げ販売数は、廃棄日に販売した商品を値下げして販売したと仮定して算出。（例えば、3月9日に廃棄予定の商品が2個あり、3月9日に当商品が2個以上売れた場合、値下げ販売数2個と算出。1個売れた場合は値下げ販売数1個と算出）



SKU別の値下げ販売数

■：実績値と予測結果で差がある商品

商品番号	値下げ販売数		
	実績値	①既存予測システムによる需要予測	②地域単位での需要予測
1	32	27	27
2	0	0	0
3	11	10	10
4	0	4	3
5	0	0	0
6	2	2	2
7	2	1	1
8	6	7	8
9	0	0	0
10	0	0	0
11	0	0	0
12	1	1	1
13	1	1	1
14	0	0	0
合計	55	53	53

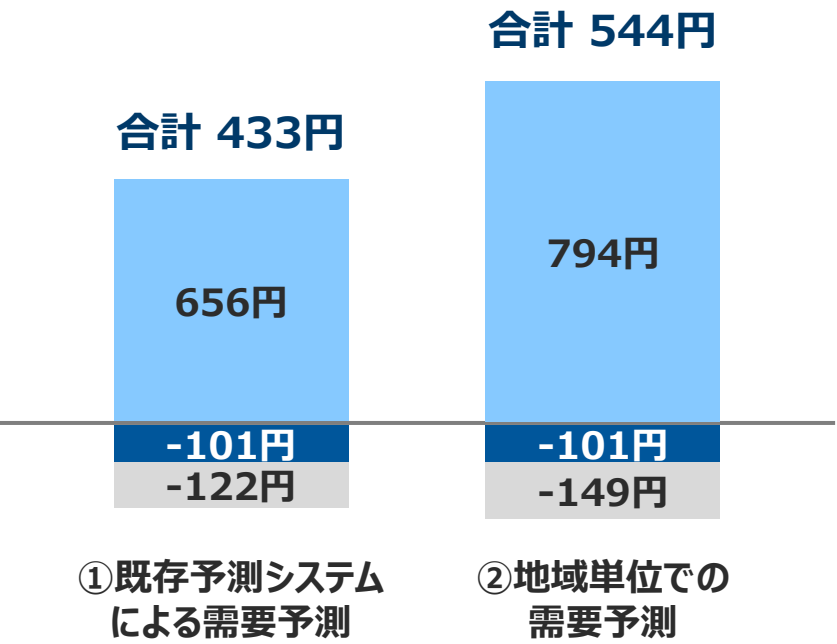
出所：株式会社日本総合研究所作成

4-3. 業績に関する効果検証：粗利への影響

- 廃棄数・値下げ販売数の低下、在庫切れによる販売数の低下に伴う粗利への影響を試算した結果、②地域単位での需要予測では合計544円、①既存予測システムによる需要予測では合計433円となった。
- ②地域単位での需要予測は、在庫切れの発生や値引きによる損失の拡大も確認され、課題もあるが、廃棄数・値引き販売数の低下及び粗利の向上が確認され、今後、需要予測モデルの精度向上により改善が期待される。

粗利への影響

- 販売数変化に伴う粗利の増減
- 廃棄数減少に伴う粗利の増加
※右表の廃棄分販売相当額を廃棄に係る粗利の増減と仮定
- 値引販売数変化に伴う粗利の増減



カッコ内の数字は、実績値との差分

	販売数	値引き前 販売金額	うち値引き 販売数	値引き 総額	廃棄数	廃棄分 の販売 相当額※
実績値	170	20,762	55	-1,380	47	-6,033
①既存予測システム による需要予測	169 (-1)	20,661 (-101)	53 (-2)	-1,502 (-122)	43 (-4)	-5,377 (+656)
②地域単位での 需要予測	169 (-1)	20,661 (-101)	53 (-2)	-1,529 (-149)	42 (-5)	-5,239 (+794)

仕入数の減少に伴い、
在庫切れが発生し①と②
ともに販売数が1個減少

うち値引販売数は減少したものの、単価
が高い商品の値引き販売数が増加し、
①より②の値引きによる損失の拡大

※廃棄分の販売相当額は、廃棄数×販売単価により算出

出所：株式会社日本総合研究所作成

4-4. 地域での需要予測に関する小売業者へのヒアリング

- 小売業者のシステム担当者からは、日配品は特に需要予測の精度向上が重要であり、予測精度向上の効果次第では、「地域での需要予測」についても今後検討したいという声があった。

小売業者の
システム担当者



■ 地域単位での需要予測に期待する価値

- 日持ちする商品は、実際の販売量とズレが生じても、ある程度販売の調整が効くが、日配品は販売量とのズレがロスに直結してしまうため、需要予測精度の向上が特に重要であり、予測精度向上の効果次第では、「地域単位での需要予測」についても検討したい。
- 日配品の中でも、単価が高く、販売量が少ない商品は、比較的在庫切れの懸念は小さく、廃棄数や値下げ販売数の削減が重要と考えており、今後「地域単位での需要予測」等による削減量の増加に期待している。

■ 地域単位での需要予測の懸念点

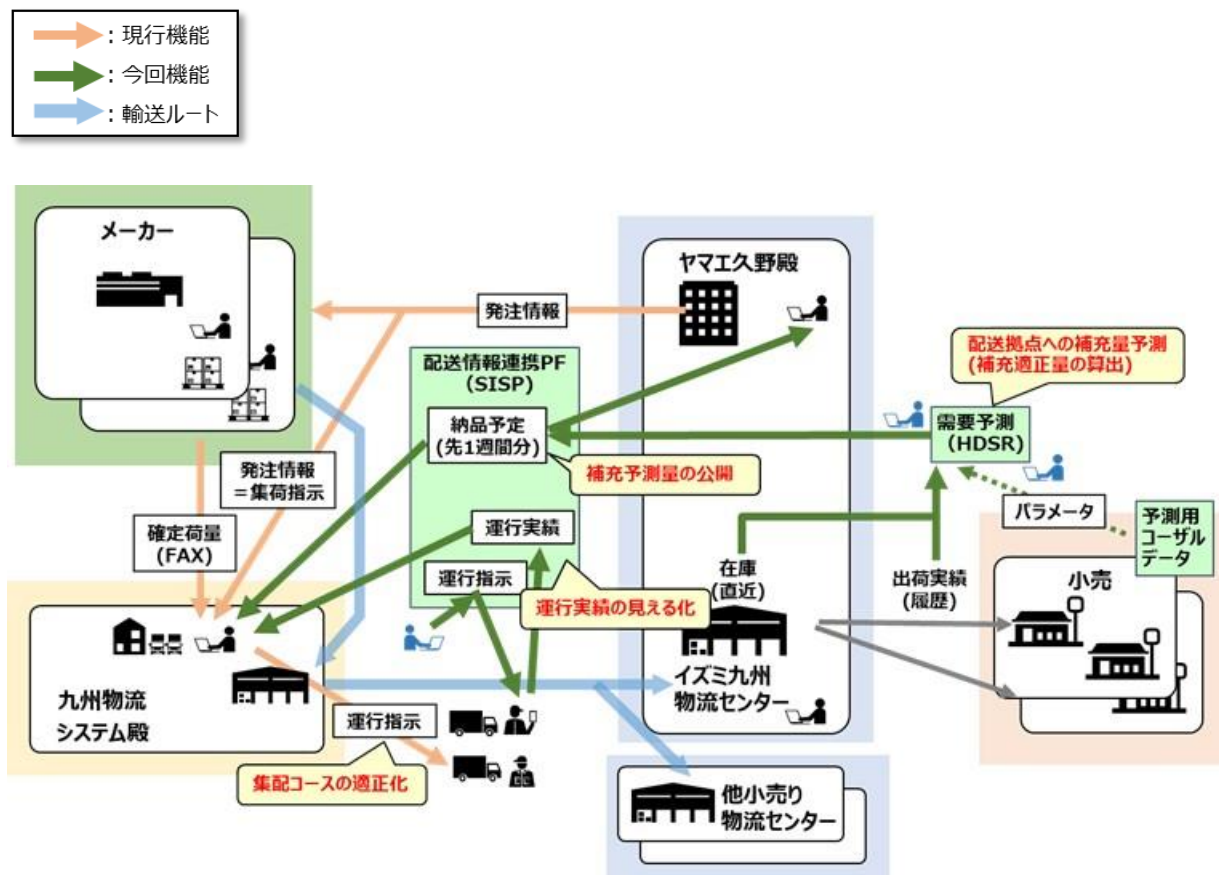
- 日配品は予測精度向上に加えて、発注頻度の削減も重要。発注頻度が増えることで、現場での品出しに係る業務が増加するため、発注頻度を削減または維持したまま、発注ができる需要予測システムが望ましい。
- 卸売業者の在庫が適正化されることによって、臨時の追加発注ができなくなる懸念がある。
- 需要予測にID-POSを活用することで、購買情報(POS)よりも情報量が多くなるため、需要予測システムの障害の増加への懸念がある。

出所：マルチ担当者ヒアリングを基に株式会社日本総合研究所作成

(参考) 需要予測結果を利用した物流業務の効率化検証：概要

- サブ実証で想定する「卸売業者による地域単位での需要予測」が実現することで、卸売業者は需要予測結果を活用して荷量を予測し、発注リードタイムを長くすることができ、物流負荷を低減できる可能性がある。
- 本検証では、小売業者から卸売業者への発注量の予測結果を利用し荷量予測を実施した場合を想定し、物流業務の効率化の効果を机上にて検証する。

物流業務の効率化検証の全体像



Step.1

卸売業者（ヤマエ久野様）の出荷実績を基に、小売業者から卸売業者への発注量を予測

Step.2

発注量の予測結果を基に、荷量予測を行い、物流業者（九州物流システム様）における運行計画シミュレーションを実施

Step.3

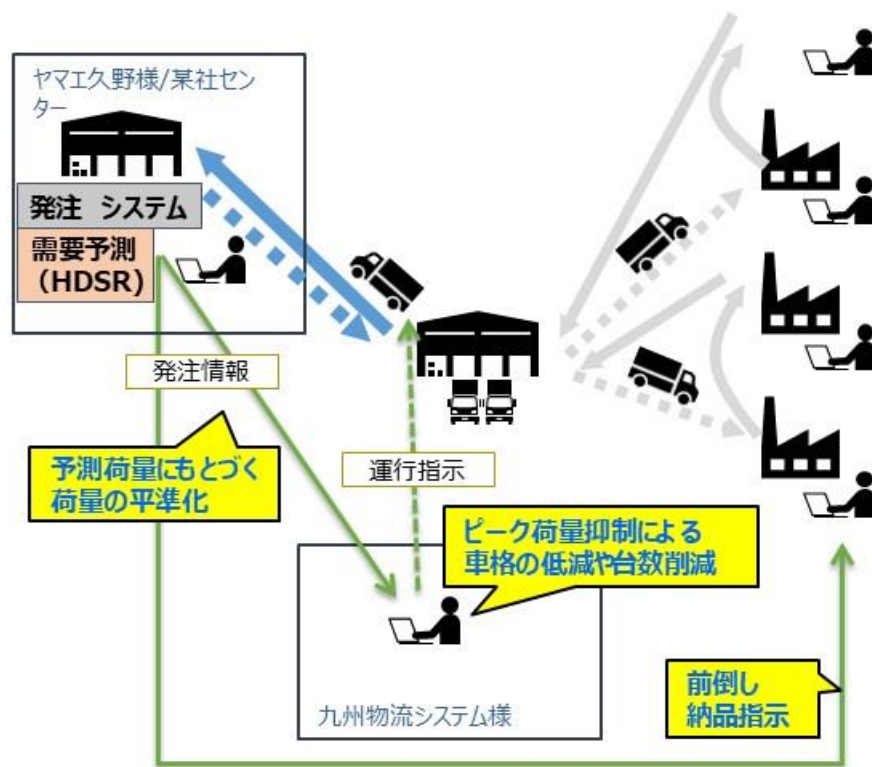
上記の運行計画シミュレーションの結果と実際の運行実績を比較することで、物流業務の効率化を机上にて検証する

出所：株式会社日立社会情報サービス分析結果を基に株式会社日本総合研究所作成

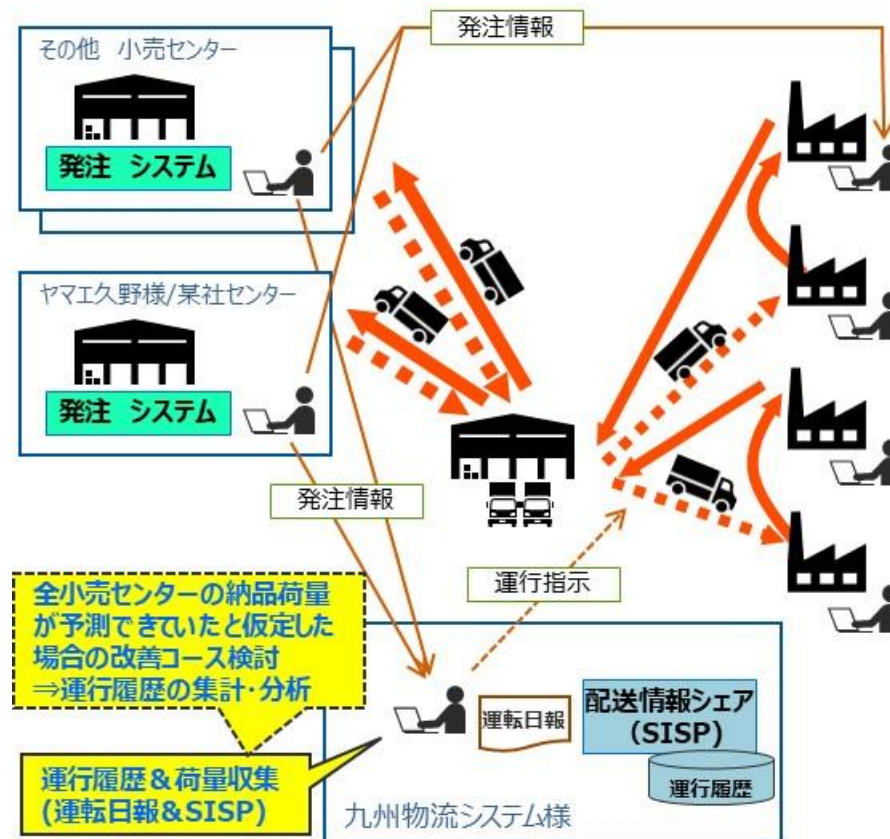
(参考) 需要予測結果を利用した物流業務の効率化検証：検証内容

- 物流業務の効率化検証では、①予測荷量を物流業者に事前公開することによる台数削減の検証と、②予測荷量に基づく集荷コース見直しによる運行効率向上の検証の2つを実施。

① 予測荷量を物流業者に事前公開することによる台数削減の検証



② 予測荷量に基づく集荷コース見直しによる運行効率向上の検証



出所：株式会社日立社会情報サービス分析結果を基に株式会社日本総合研究所作成

(参考) 需要予測結果を利用した物流業務の効率化検証：検証結果

- ・ 予測荷量を物流業者に事前効果することにより、積載率を20%向上し、車両を44%削減できることが示された。
- ・ また、予測荷量に基づく集荷コース見直しにより、移動距離が135km削減できることが確認された。

① 予測荷量を物流業者に事前公開することによる 台数削減の検証

予測荷量を事前に利用し、荷量の平準化と車型の適正化を図ることで、積載率を20%向上させ、車両を44%削減できることが示された。

日別・荷主別納品荷量（最大積載量に基づく削減台数）

日付	曜日	納品荷量 (伝票換算)	積載量 (日報)	車両① 中型	車両② 大型	車両③ 大型	車両④ 大型	合計	積載率	車両① 3.2t	車両② 13.0t	車両③ 13.0t	車両④ 13.0t	平均
20240213	火	14,750		2,000	12,500	—	—	14,500	63%	96%	—	—	—	90%
20240214	水	12,607		2,000	12,000	—	—	14,000	63%	92%	—	—	—	86%
20240215	木	11,255		2,000	12,000	—	3,000	17,000	63%	92%	—	23%	—	58%
20240216	金	7,193		—	7,500	—	—	7,500	—	58%	—	—	—	58%
20240217	土	5,765		—	—	6,000	—	6,000	—	—	46%	—	—	46%
20240218	日	—		—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
20240219	月	4,847		—	6,500	—	—	6,500	—	50%	—	—	—	50%
20240220	火	18,101		—	11,000	—	10,000	21,000	—	85%	—	77%	—	81%
20240221	水	14,973		3,000	0	2,000	13,000	18,000	94%	0%	15%	100%	—	43%
20240222	木	9,150		—	11,000	—	—	11,000	—	85%	—	—	—	85%
20240223	金	—		—	—	—	—	0	—	—	—	—	—	—
20240224	土	9,344		—	8,000	9,000	—	17,000	—	62%	69%	—	—	65%
20240225	日	—		—	—	—	—	0	—	—	—	—	—	—
20240226	月	10,269		—	11,500	—	—	11,500	—	88%	—	—	—	88%
20240227	火	11,389		—	11,500	—	—	11,500	—	88%	—	—	—	88%

： 積載量の最大化で削減可能な運行便

運行便 36便 ⇒ 16便削減
便数 44%の削減

② 予測荷量に基づく集荷コース見直しによる 運行効率向上の検証

同一方面に複数便で集配に向かうパターンと集配先の組合せが最適でないパターンのコース見直しを行うことで、それぞれ80km、55kmの移動距離が削減できることが確認された。

同一方面に複数便で集配に向かうパターンのコース見直し



集配先の組合せが最適でないパターンのコース見直し



出所：株式会社日立社会情報サービス分析結果を基に株式会社日本総合研究所作成

5.【サブ実証（机上）】：成果サマリ

【地域単位での需要予測による発注精度の向上について】

- ・ 同一商圏内の小売業複数社の購買データを取りまとめ、地域単位での需要予測を実施することで発注精度が向上するかについて、小売業1社のID-POSと同一商圏の小売業複数社の仮想ID-POS※を用いて、机上で検証を行った。
※同一商圏内の消費者から小売業複数社での食品を含む購入レシートを収集し、同一商圏の小売業複数社のID-POSを仮想的に構築
- ・ 上記の地域単位での需要予測と既存予測システム※による需要予測について、需要予測の結果通りに、発注・入荷すると仮定しシミュレーションを行った結果、地域単位での需要予測は既存予測システムと同等以上の予測精度であることが確認され、廃棄数を削減できることが示された。
※日立製作所の需要予測システム Hitachi Digital Solution for Retail (HDSR)
- ・ また、値引き販売数については、2つの需要予測ともに実証期間中の実績値（3月6日～3月10日）と比べると、僅かに値下げ販売数を削減できる結果となったが、対象SKUの実証期間前（2月1日～3月5日）の実績値より増加していたことから、需要予測による値下げ販売数の低下の効果は確認できなかった。
- ・ 粗利については、廃棄数の削減による効果が大きく粗利が向上することが確認された。ただし、仕入れの減少に伴い、本実証では在庫切れが発生することがあり、地域単位での需要予測における予測モデルの改善が必要と考えられる。
- ・ 本実証を通じて、小売業1社のID-POSと同一商圏の小売業複数社の仮想ID-POSを用いた仮想的な地域単位での需要予測において、発注精度が向上することが示されたが、**IoT技術による需要予測はまだまだ発展途上であり、データの使い方の工夫やデータ量が拡大していくことで今後さらに精度が高まっていくことが想定される。**

【地域単位での需要予測の導入・普及にあたってのポイント・課題について】

- ・ 本実証ではスーパーマルチ様のご協力のもと、地域での需要予測を用いた発注の机上検証を行ったが、今後、卸売業者がID-POSを取りまとめて、商圏内の小売業者に予測結果を還元することについて、小売業者への説明が不十分で、自社情報が他社に活用されてしまうこと等の懸念が発生してしまう可能性がある。
- ・ そういった事態を避けるためにも、卸売業者が地域単位での需要予測を行う想定においては、出力される情報の透明性を確保することが必要であり、また卸売業者が担う以外のアプローチによる、ID-POSを活用した地域単位での需要予測の方法を検討・検証をしていくことが必要と考える。

3章サマリ：実証①を踏まえた小売業における需要予測の活用ポイントと導入に向けた課題

【ID-POSを活用した需要予測を用いた小売業における発注精度の向上について】

- メイン実証/サブ実証の成果から、**ID-POSを活用した需要予測を小売業の発注業務に組み込むことによって、発注の精度が向上し、廃棄ロスの削減や業務の効率化に貢献する**ことが示された。
 - 小売業が保有するID-POSを分析、需要予測に活用することによって利用顧客の属性や購買動向が従来のPOS以上に詳細に把握することが可能となり、精度が高まったと考えられる。
- また、ID-POSを用いた需要予測を基にした発注を行っても売上・粗利が減少することではなく、**従来の需要予測に対する“需要予測は過去の販売実績を基に行うことから発注量を減らす傾向にあり、売上が減少する可能性が懸念される”とする一部の声を払拭する結果**も得られた。
 - むしろID-POSを用いた需要予測は潜在顧客を含めた需要の予測を行うことから、商品によってはヒトによる発注以上の発注を行い、実際に売上が向上するケースも見られた。このため、ID-POSを活用した需要予測は販促活動や売れる売り場作りにも活用できると考えられる。
- 加えて、**地域の商圈単位での需要予測についても小売業者が保有するID-POSの活用が有用**であることが示された。
 - 地域全体の生活者の購買動向を捉え、まとめて需要予測を行うことで地域全体でのロス削減が見込まれ、結果として個々の小売業者の発注精度向上にも寄与する可能性があることが示唆された。
- **ID-POSを活用した需要予測は今後も技術発展と共に精度が向上し、発注担当者を大きくサポートする**存在になる。
 - これによって担当者は売り場の構築など本来もっと時間をかけたい業務へ注力することが可能となることから、**需要予測の導入は単にロス削減を狙うのみではなく、売り場の活性化につながる**ことが期待される。

【ID-POSを活用した需要予測導入・普及にあたってのポイント・課題について】

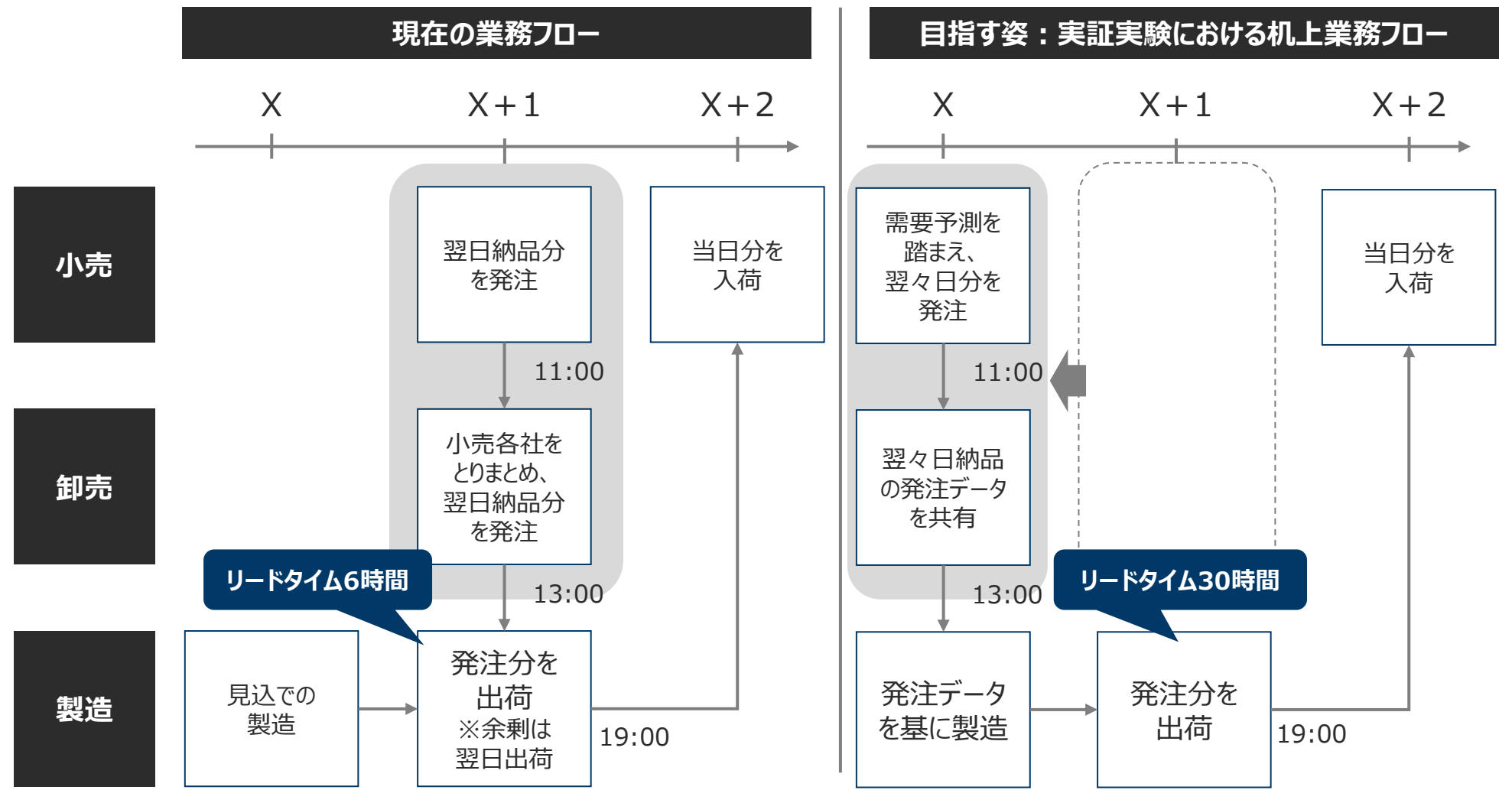
- 上記メリットがあるとはいえ、小売業者にとって需要予測システムを構築・導入することは、費用面・運用面での懸念があることは十分に理解できる。
 - 費用に関しては**web上の既存サービスを活用・連携させることで低減することが可能**である。
 - システム運用については必要に応じてIT人材登用、もしくは外部委託が必要になるが、**一案として需要予測を卸売業者に委ねる手法**もあり得るのではないか。
 - ✓ 卸売業者が小売業者のID-POSを用いて需要予測を行い、小売業者に予測値を返し、小売業者はその値を基に発注量を確定する。これによって**システム運用は卸売業者が主となって行うことで人材の効率化が可能となり、小売業者の負担は大きく軽減**される。
 - ✓ 小売業者から得たデータを基に**卸売業者が管轄する地域単位での需要予測を行うことで需要予測の精度の向上**も期待される。

4章 実証実験の実施

実証②需要予測に基づく小売業の発注データを活用した生産計画の精度向上に関する実証実験

1. 実証②のコンセプトと目指す姿

- 実証②では実証実験①のメイン実証によって精度が向上した需要予測結果を踏まえた発注データを基に、通常の業務フローよりも1日早く製造業に発注量を連携、リードタイム長期化による生産計画精度向上を目指す。



出所：株式会社日本総合研究所作成

2-1. 実証②の概要

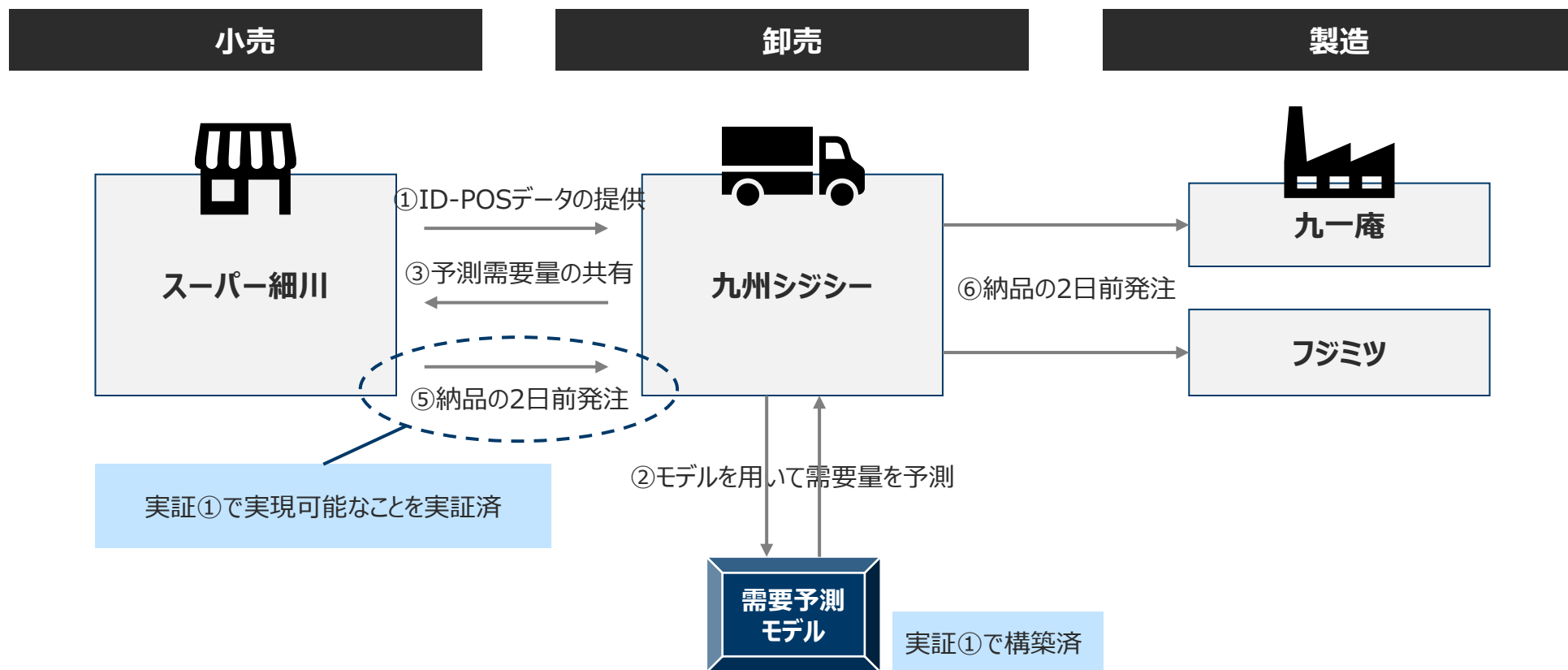
- ・メイン実証と連動する形で、実証①で精度が高まったスーパー細川発注データを卸売業者及び製造業者に共有。
- ・本実証では実際の製造量等は変更せず、実データと検証用データの比較による机上検証を行う。

実施期間	2024年1月22日～2024年2月23日（33日間） ※実証①メイン実証と連動
対象商品	和日配（豆腐・練り物 計5SKU）
実施企業	【製造業】九一庵（豆腐）、フジミツ（練り物） 【卸売業】九州シジシー、旭食品 【小売業】スーパー細川
検証項目	1. 製造業における生産計画精度の向上 食品ロスの削減：在庫・廃棄率の低下 2. 製造業における出荷業務負担の軽減 発注から出荷までの時間が長期化されることによるミスの低減、負担軽減 3. 卸売業への影響（定性的に検証） 配送計画の効率化
検証方法	実証期間中の生産・出荷・廃棄等の実データと検証用データの比較による机上検証

出所：株式会社日本総合研究所作成

2-2. 実証②の全体像

- 本実証のポイントは卸売業者である九州シジシーが中心となって需要予測を行い、小売業者～製造業者間のデータ共有の橋渡しの役割を果たすことにある。
- これは将来的に本取組みを拡大させていくにあたり、小売業者ごとに需要予測を行うよりも卸売業者が取りまとめた方がシステム環境の構築の観点から効率がよく、取引先に拡大しやすいと考えたためである。

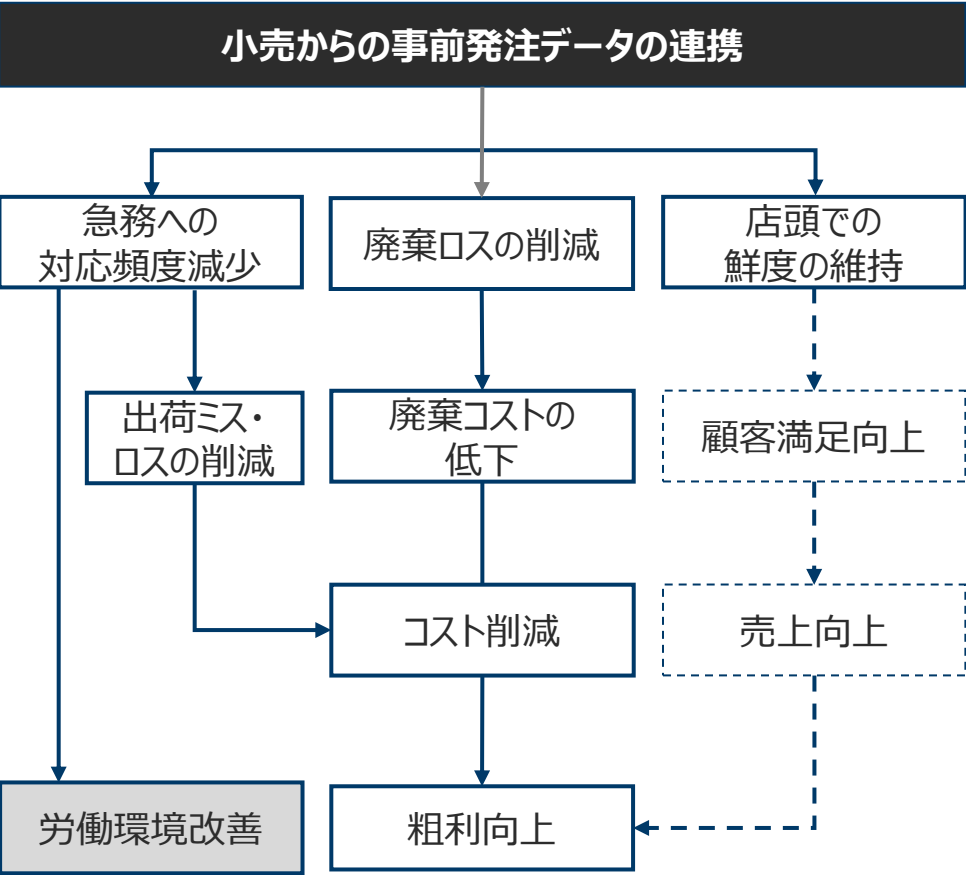


出所：株式会社日本総合研究所作成

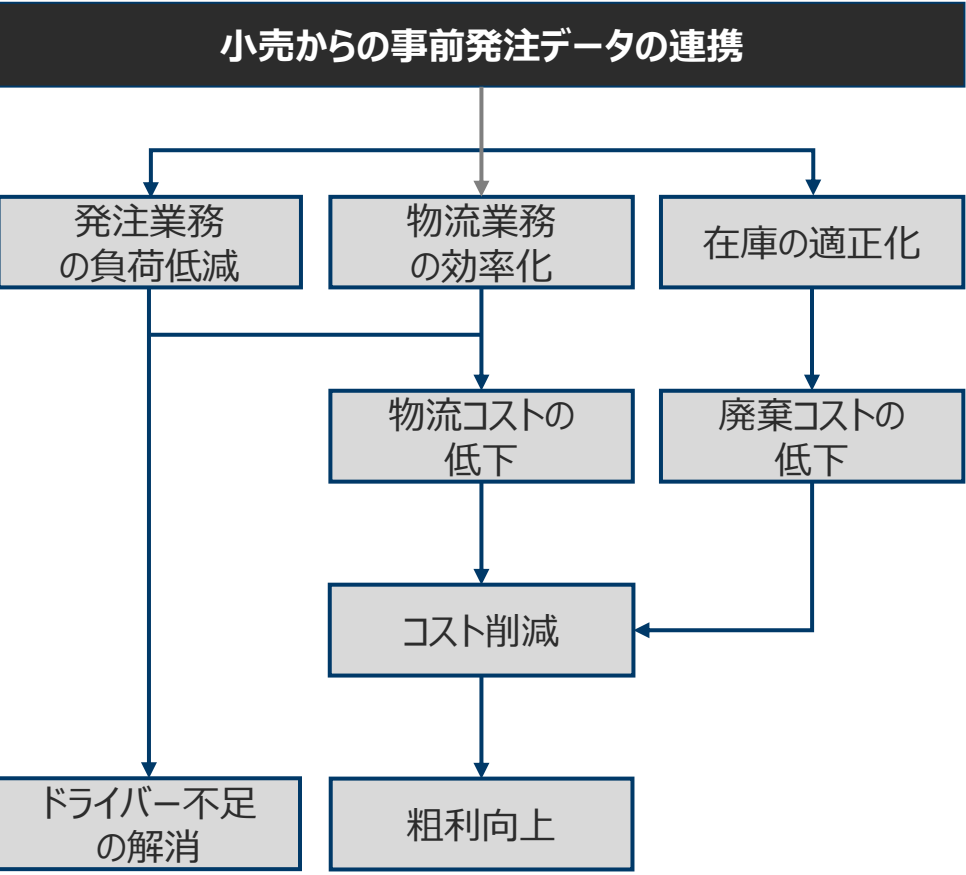
3. 検証項目

- 小売から事前に発注データがされることによって製造業者の生産計画の精度向上に伴うメリットだけでなく、卸売業者の物流の効率化に伴うメリットについても定性的に検証を行う。

■ 製造業者に想定されるメリット □ : 定性的に検証



■ 卸売業者に想定されるメリット □ : 定性的に検証



出所：株式会社日本総合研究所作成

4-1. 実証に向けての事前準備：①対象商品の選定

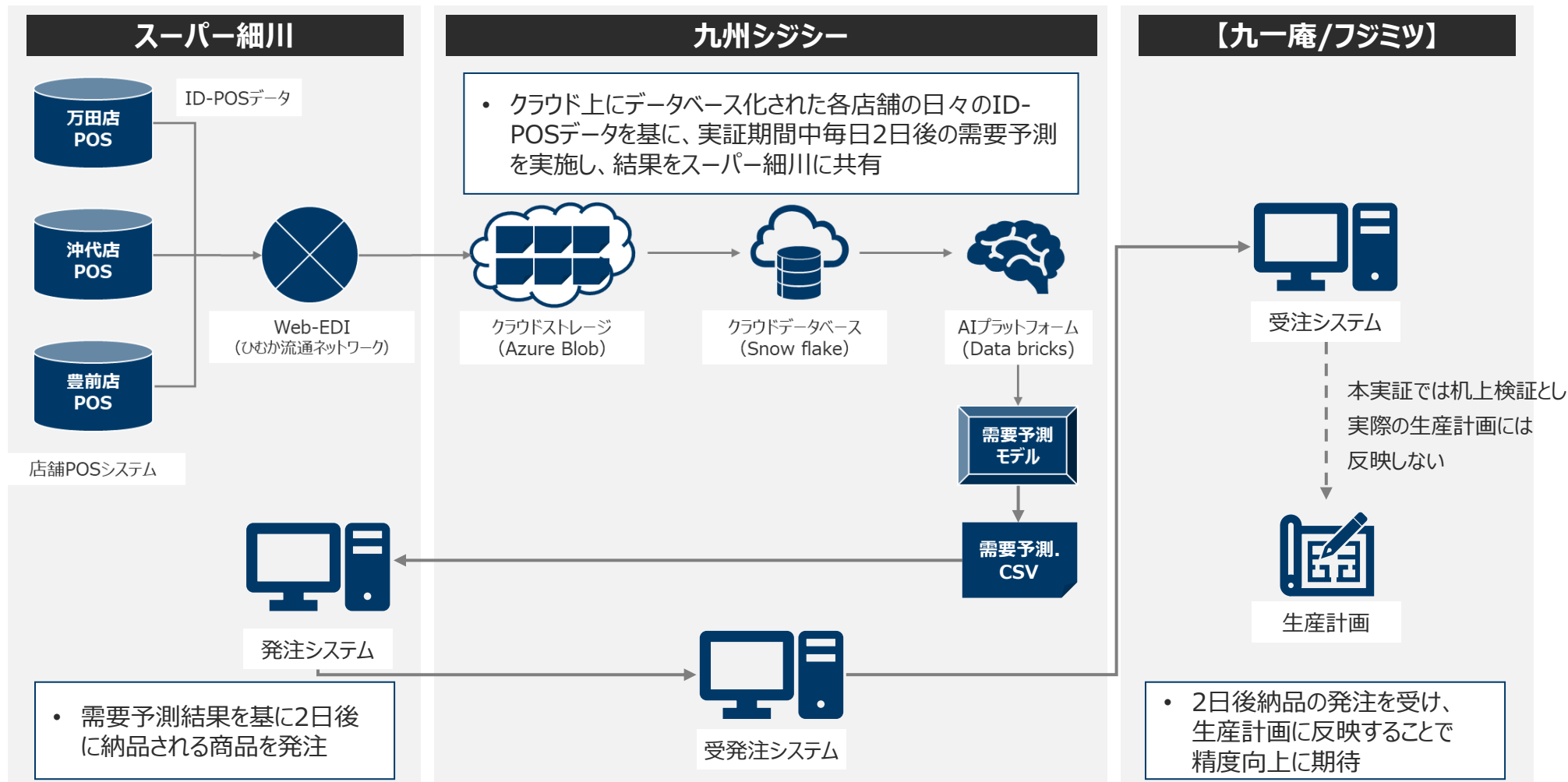
- 実証①で需要予測の対象とした製品のうち、九一庵/フジミツが九州シジシー経由で扱っているトクセレシリーズの5SKUを実証の対象商品として選定。

JAN	企業名	商品名	部門名	カテゴリ名	発注単位	賞味期限 (製造後)	商品画像
4560279382413	九一庵	トクセレ木綿豆腐 3 5 0 g	和日配	豆腐	1	7日	
4560279382420	九一庵	トクセレ絹ごし豆腐 3 5 0 g	和日配	豆腐	1	7日	
4902519007371	フジミツ	フジミツ トクセレ 蒲鉾 (赤) 8 0 g	和日配	練り物	1	9日	
4902519022558	フジミツ	トクセレ やきぬき (赤) 8 0 g	和日配	練り物	1	9日	
4902519071129	フジミツ	フジミツ トクセレいつもおいしいかに風 4 本	和日配	練り物	1	7日	

出所：九一庵/フジミツ商品情報を基に株式会社日本総合研究所作成

4-2. 実証に向けての事前準備：②システム連携

- スーパー細川からID-POSを抽出し、需要予測を行うまでのクラウドサービスを九州シジシー内に設け、2日後の需要予測結果が自動でスーパー細川に届くようにシステムを連携させる。
- その後のフローは通常の発注業務と同様だが、**2日後の発注**を行っている点のみ通常と異なる。

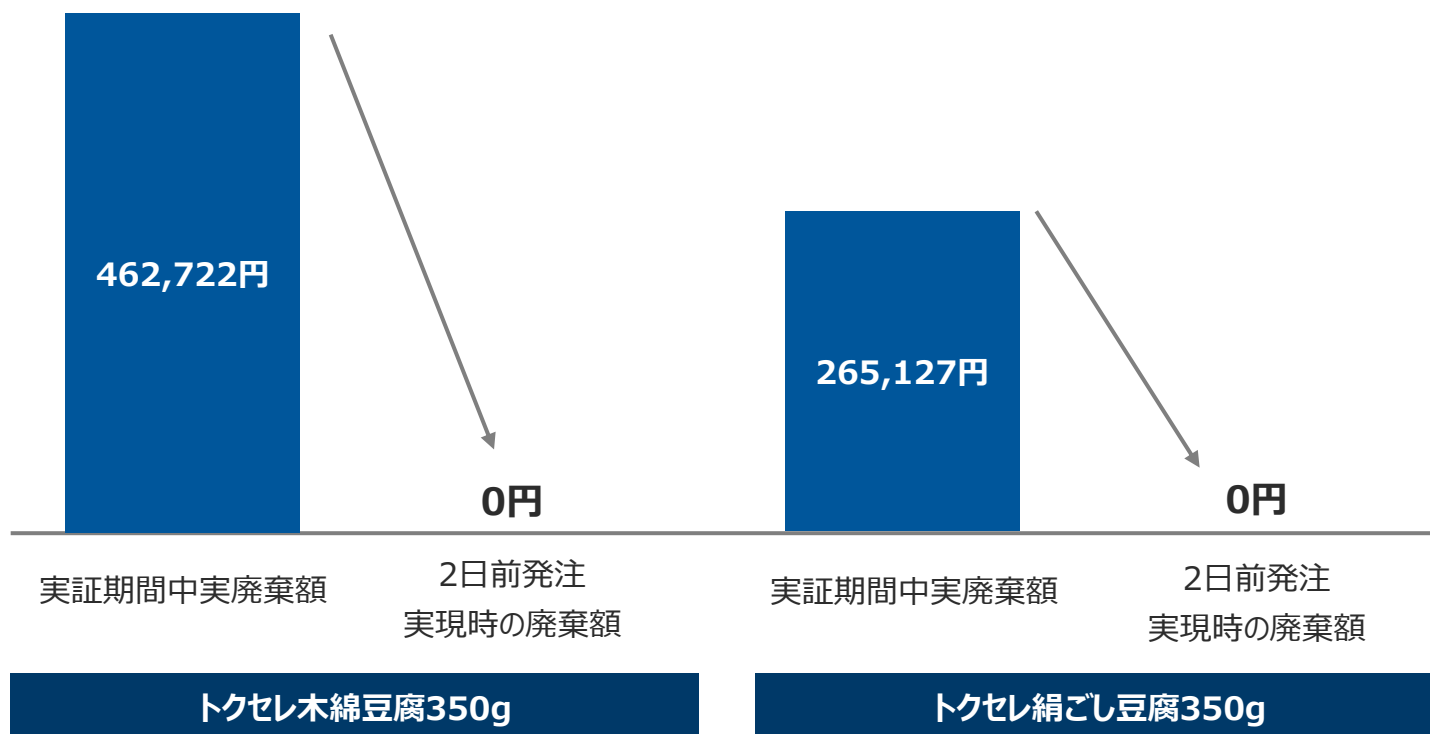


出所：株式会社日本総合研究所作成

5-1-1. 生産精度向上に関する効果検証：①廃棄ロスの削減（九一庵）

- ・ 九一庵では過剰生産が多くなっており、九州シジシーで扱うトクセレ 2 SKUのみで廃棄ロスの1割を占めているとのこと。
- ・ 2日前発注によるロス削減によってこれらの廃棄ロスが解消され、実証期間中で約73万円の効果が期待される。
- ・ 実証①も含めた実証の結果、スーパー細川において需要予測モデルを用いることで2日前発注が可能であることが示された。
- ・ 製造業者としてはスーパー細川のみが2日前発注になったとしても生産量を変えることは出来ないことから、**本検証では仮に“九州シジシーの加盟企業が同様に2日前発注が実現”とした際の製造ロス削減量を机上で試算した。**

九一庵における廃棄ロス削減効果（試算）



出所：九一庵提供資料を基に株式会社日本総合研究所作成

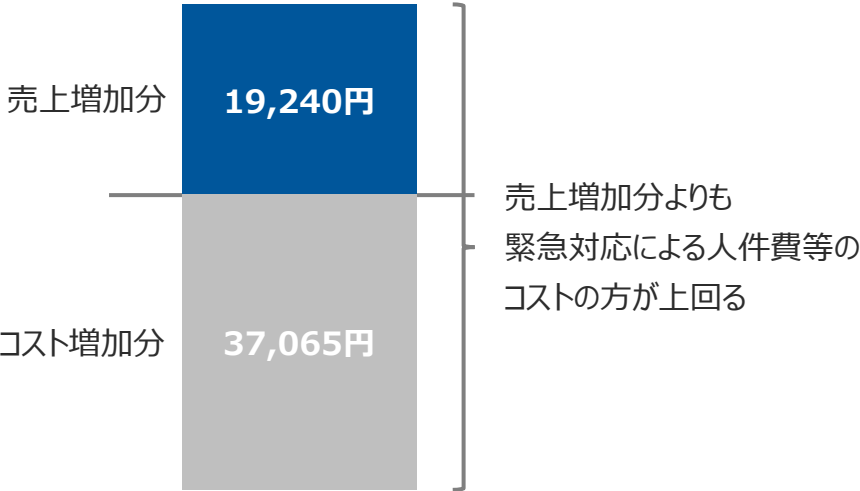
5-1-2. 生産精度向上に関する効果検証：②急務対応等への影響（九一庵/フジミツ）

- 九一庵では生産不足時には緊急での製造対応を行っており、1回発生すると約18,000円の赤字となる。但し、緊急対応は廃棄以上に手間がかかることから過剰生産を基本としており、発生頻度は元々低い。
- またフジミツでは直前発注による出荷遅延が発生しており、生産計画の精度向上によってその解消が期待される。

生産不足による緊急対応（九一庵試算）

- 見込み生産量が少なく、在庫不足が生じた際には追加での製造を急遽行う必要がある。この場合、1回対応を行うにあたり、**17,825円の赤字**となる。
- ただし、本事象は年間を通じて5回程度しか生じていない。これは**追加製造の方が廃棄と比較して圧倒的に手間がかかることから、なるべく欠品は生じさせずに過剰に生産を行っている**ためである。

1ロット追加で生産を行った場合



出荷遅延による緊急対応（フジミツ試算）

- 2日前発注による計画生産が可能となった場合には、締切直前まで卸からの発注を待って対応することによる出荷便の遅延もなくなることが想定される。
- 出荷遅延は実証期間中18日発生しており、その影響を時給換算すると**約11,160円のコスト**となる。

	実証期間中実績	机上想定
出荷遅延発生日数	18日	0日
遅延時間	5時間35分	0分

出荷に携わる人件費として**約11,160円削減**

出所：九一庵/フジミツ提供資料を基に株式会社日本総合研究所作成

5-1-3. 生産精度向上に関する効果検証：③店頭での鮮度維持（フジミツ）

- フジミツでは製造から2日後まで出荷を行っているため、廃棄ロスはあまり発生していないとのこと。しかし、**製造2日後出荷になると、その分だけ小売業者側での販売期間が短くなり、また店頭での鮮度も落ちることから、極力製造翌日出荷を行いたい意向がある。**
- 2日前発注に伴う生産計画の精度向上が実現すると基本的には製造2日後出荷は解消されると想定される。
- 九一庵同様、製造業者としてはスーパー細川のみが2日前発注になったとしても生産量を変えることは出来ないことから、**本検証では仮に“九州シジシーの加盟企業が同様に2日前発注が実現”とした際の製造2日後出荷解消を机上で試算した。**
- 実証期間中、対象3SKUについて合計で**87,069円相当の製造2日後出荷**が行われていた。

【実証期間中の実績】

製造2日後での出荷量：87,069円



【実証期間中の机上検証】

製造2日後での出荷量：0円



全て製造翌日以内での出荷が可能

出所：フジミツ提供資料を基に株式会社日本総合研究所作成

5-2. 卸の物流効率化に対する想定効果

- ・ 製造業者側での成果を基に卸業者の担当者にヒアリングを実施した結果、業務の効率化・機会損失の低下という点での効果が期待されるとの意見をいただいた。
- ・ 特に業務の効率化においては2024年問題が騒がれる中、物流負荷低減の一手となる可能性がある。

物流に関する想定効果

【適正人員の配置】

- ・ 配送予定の物量が事前に分かることで最適な人員配置を行うことが可能になり、ピーク時の追加人員や閑散期の人員削減も事前に予定することが可能となる。
- ・ 最適な人員配置を行うことによって**急な残業・過重労働といった現象が減り、労働環境の改善、従業員のモチベーション向上も期待**される。

【作業の効率化】

- ・ ピッキング作業計画を効率的に立てることができ、ルートのも最適化が可能
- ・ 過剰在庫を抑えることでスペースの有効活用、作業人員の削減が可能。

【物流計画の最適化】

- ・ 商品配送計画も効率的に立てることが可能となり、**配送遅延の減少や配送コストの削減が期待**できる。

商品部に関する想定効果

【商品不良・欠品の低減】

- ・ 出荷までの時間に余裕が生じるため、商品を出荷前にチェックすることが可能となり、商品不良の低減ができる。
- ・ またメーカー側での欠品率が減ることで卸が過剰に在庫を持っておく必要性が減るとともに、小売への欠品対応の減少が期待できる。
- ・ 上記内容の改善によって、**小売からの信頼獲得にもつながる。**

【問い合わせの低減】

- ・ 発注数量の誤りによる臨時対応などの回数、商品過不足に関する問い合わせも同様に減少すると想定される。

【売上の増加】

- ・ 欠品率・商品不良がなくなることによって**売上機会の損失を防ぐ効果が期待**され、売上増加につながる。

出所：九州シジシー担当者ヒアリングを基に株式会社日本総合研究所作成

4章サマリ：実証②を踏まえた成果と普及に向けた課題

【小売業の発注データを活用した生産計画の精度向上について】

- 小売業の発注データを通常より早く、具体的には納品の2日前に製造業者に共有することは、特に日配品メーカーの生産計画にとっては非常に意義が大きいことが示された。
- 日配品の場合、**納品の2日前に小売・卸からの発注量を共有されることによって納品リードタイムが延伸され、受注生産体制を築くことが可能となる。これによって従来生じていた見込み生産による過剰生産や不足時の臨時対応が不要**となる。
 - 具体的な本実証の成果として、豆腐製造業者1社が特定の卸売業者1社に納品している豆腐2SKUが受注生産となった場合、**実証期間約1か月の期間で約70万円分の廃棄ロス削減（同期間出荷量の約5-7%）効果と推計**された。
 - また、臨時対応等の手間の削減効果として「**生産不足による臨時生産**」や「**出荷遅延による緊急対応**」についても**不要となり、当該業務にかかる人件費及び対応手続きが不要**となることが示された。
- また、本実証では受注生産の実現によって、現状は製造してから2日後まで出荷を行っていた製品が全て製造翌日での出荷が可能になることも示された。
 - 本実証では効果を検証できなかったが、上記対応は小売店の店頭における製品の鮮度向上や小売店での販売期間の延長につながり、結果として製造業・小売業両社を通しての売上向上につながるものと想定される。

【普及にあたってのポイント・課題について】

- 製造業者にとって、小売業から発注データを早期に共有してもらうこと、それによって製造から納品までのリードタイムが拡大することはメリットが大きく、本取組みを行う意義は大きい。
- 一方で、**本成果を得るためには小売業1社の協力だけでは難しく、製造業者が納品している地域単位・卸単位での取組みが必要**となる。
 - その場合、小売業者に対してこれまでの商習慣上通例となっている前日発注から、納品の2日前発注への変更をいかに受け入れてもらえるかがポイントとなる。そのため、**納品2日前発注であっても小売業者にとつてのデメリット（発注誤差に伴う廃棄・欠品の増加）が生じないこと**、対して**実施の際にはサプライチェーン上のメリットが大きいこと**を認識してもらう必要がある。
 - なお前者については実証①の成果、後者については実証②の成果が大きいかせるものと考えている。

5章 総括

IoT技術を活用した製・配・販の各層を越えたサプライチェーンのあり方検討

【実証成果の振り返りと期待される姿】

- 本実証を通じて**ID-POSを用いた需要予測を行うことによって小売業における発注精度が向上し、さらに地域単位で需要予測を行うことでその精度が高まる**ことが示された。また納品2日前発注の実現可能性についても、需要予測モデルを活用することで現状のヒトによる前日発注と同等以上の精度での発注が可能であるという結果となった。
- また、ID-POSを用いた需要予測は単に過去の情報を基に需要を予測するのではなく、今後の可能性も見据えた予測が可能であり、売り場の活性化につながることも示唆された。
- 前述のとおり、AIによるID-POSを活用した需要予測モデルはまだまだ発展途上であり、技術発展や読み込むデータ量の拡大によってさらに精度は高まっていくものと想定される。一方でヒトによる需要予測精度向上には限界があることから、今後は**AIが発注業務を大きくサポート、担当者の発注業務負荷を減らしていき、担当者は売上向上につながる売り場の整備等の業務に専念すべき**と考える。
- 加えて、**納品2日前発注が実現し発注データを事前に製造業に共有することが可能となれば製造業の生産計画の精度も高まり、廃棄ロス削減・業務負荷低減が可能**となることも推計上示された。
- これによって**小売業者は鮮度の高い製品の取り扱いが可能、小売業者での販売期間の長期化にもつながることから売上向上にも寄与する**ものと期待される。
- また、見方を変えれば2日分まとめた発注といったことも可能になる。これにより、**現状毎日行っている発送・納品の頻度を減らすことも可能となり、物流面での負荷が低減され、2024年問題の解決に向けた一手となる可能性も期待**される。

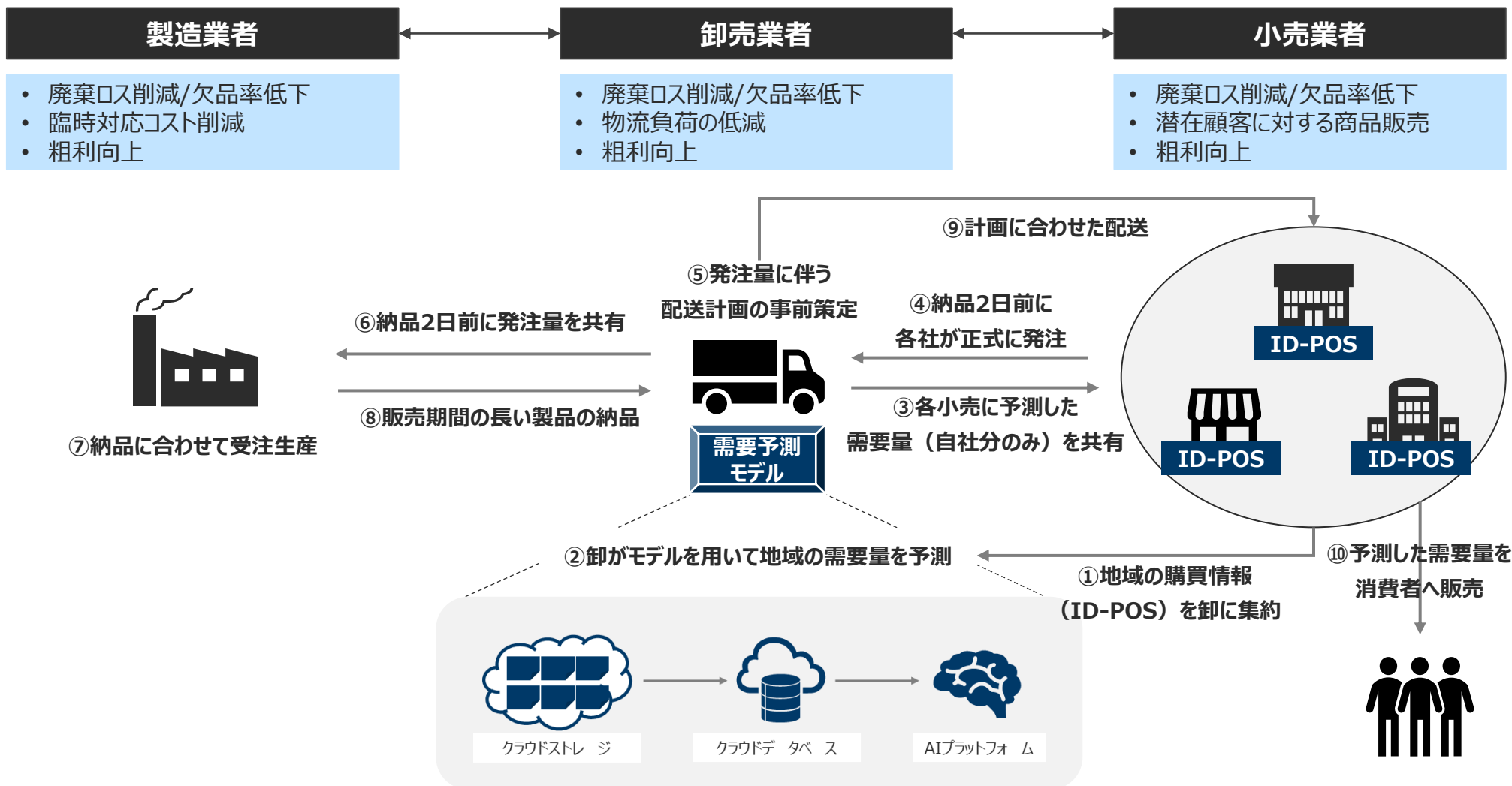
【製・配・販の各層を越えたサプライチェーンのあり方検討（一例の提示）】

- 一方で上記の実現に向けては**小売業各社での需要予測システムの導入による負担増や地域での小売業・卸売業・製造業者間でのデータ連携及び商習慣の変更に対する抵抗**といった課題が指摘される。
- これらの課題を解消し、食品ロス削減に資する製・配・販の各層を越えたサプライチェーンのあり方として、以下のような卸売業者の役割拡大も一例として可能性があるのではないかと考える。（※次ページにイメージ図記載）
 - 卸売業者が自社で納品を行う地域の複数小売のID-POSを集約し、地域単位での需要予測を行う。そのうえで各小売業者に対して予測した需要量を共有し、各小売業者はその情報を基に発注量を納品2日前までに決定・発注する。発注を受けた卸売業者はこれまで通り、発注を受けたその日のうちに製造業者に発注量を共有し、その情報を基に製造業者は製造量を決定する。
 - 上記の流れであれば需要予測システムは卸売業者が導入をすればよいことから小売業者の負担が軽減され、かつweb上の共有サービスを活用することで各データもサプライチェーン間で容易に共有が可能となる。

出所：株式会社日本総合研究所作成

IoT技術を活用した製・配・販の各層を越えたサプライチェーンのあり方検討（一例）

- ・ 商圏内の需要予測から発注量の製・配・販での共有まで、卸売業者がサプライチェーン間をつなぐコーディネーターとしての機能を有する姿を一例として提示する。



出所：株式会社日本総合研究所作成