

# リテールテックソリューション セミナー

株式会社NTTデータ数理システム

シミュレーション＆マイニング部  
数理ソリューション部

# 本セミナーについて

## 本日のトピック

### 1. 会社紹介

業務の効率化

### 2. リテールテックとは

消費者のモデリング

### 3. 発注量・製造量・値段の最適化

### 4. (番外編)消費者エージェント

### 5. まとめ

リテールテックの基礎知識と  
ビジネスに活用するためのコツについて、  
当社事例を交えてお伝えします



# 1. NTTデータ数理システム ご紹介

# 会社概要

会社名	株式会社NTTデータ数理システム
所在地	東京都新宿区信濃町35 信濃町煉瓦館1階
資本金	5,600万円 (NTTデータ100%出資)
従業員数	約120名 (内80%が技術者)
沿革	
1982年4月 株式会社 数理システム 設立 2012年2月 NTTデータグループ入り 2013年9月 株式会社NTTデータ数理システム に社名変更	

## Mission

数理科学とコンピュータサイエンスにより  
社会のあらゆる問題を解決する



# 事業と強み

## 4つの事業と5つの強み

### 自社開発パッケージソフトウェア

受託への適用・業務組込み活用

### 分析コンサルティング

相互連携

### 受託開発

高度分析技術の蓄積・統合

### データサイエンス教育

導入実績 8,000社以上  
数理科学のプロ集団としての豊富な経験・取引実績

自社開発・自社サポート  
による柔軟なサービス

NTTデータグループとの事業連携による  
包括的なサービス提供

戦略・技術的なデータ分析コンサルティング、データサイエンス教育による  
伴走型サポート

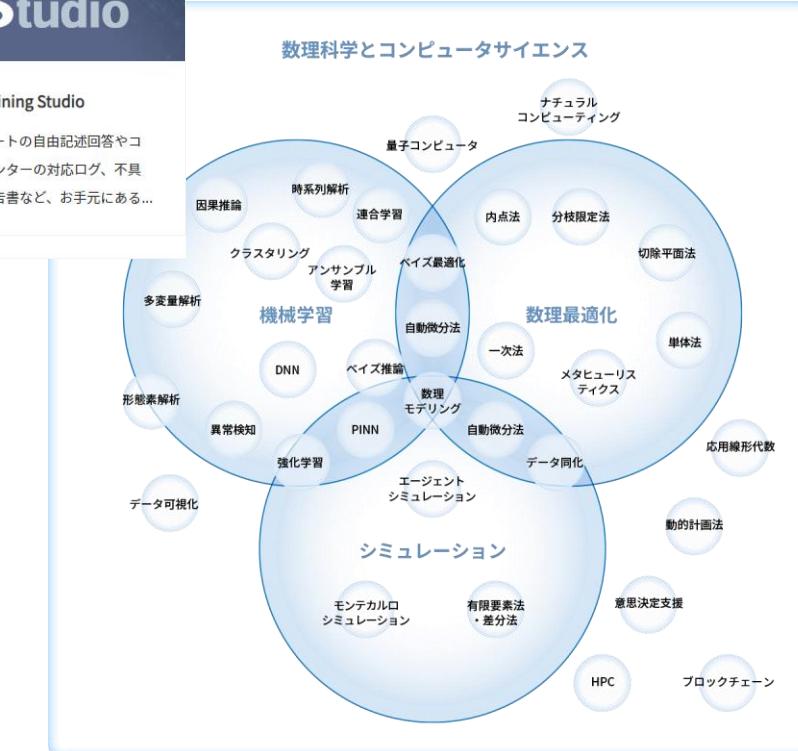
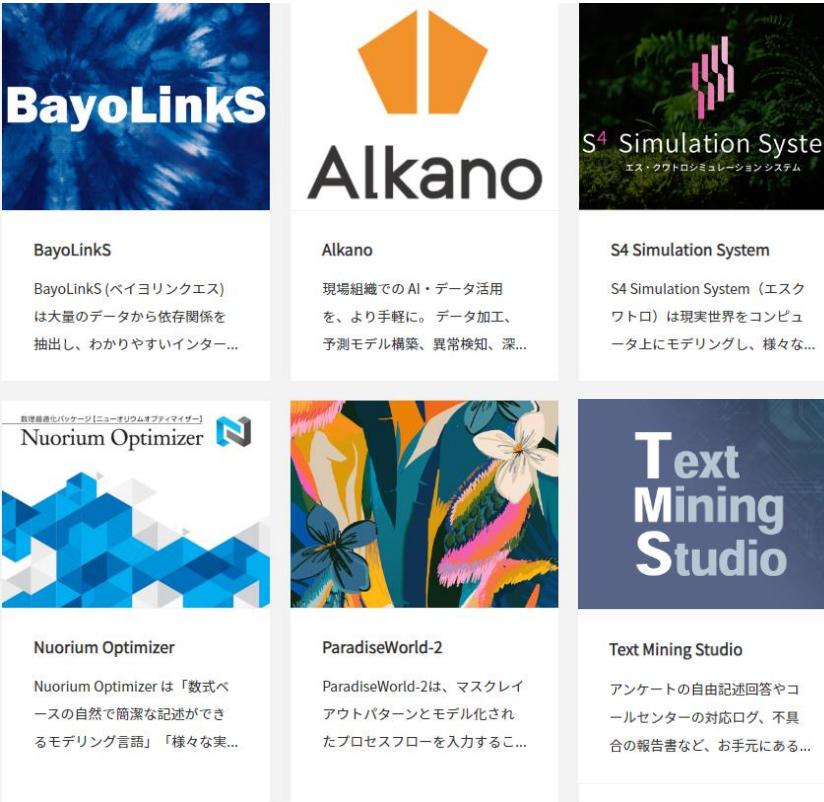
# 事業内容と対象領域

## 主な事業内容

- パッケージソフトウェア開発・販売
- ソフトウェアのカスタマイズ・受託開発
- データの分析技法や開発コンサルティング
- データサイエンティスト育成

## 対象領域

- AI、機械学習、深層学習、データサイエンス
- 統計解析、データマイニング、テキストマイニング
- 数理計画、数理最適化
- シミュレーション（離散、連続、エージェント）
- 知識データベース、言語処理、科学技術計算等



# NTTデータ数理システムの強み

Data Scientist 総勢 100名以上

## 01 豊富な実績に裏付けされた「コンサルティング力」

当社製品の導入実績 **8,000** 社 以上  
数理科学のプロ集団としての豊富な経験・取引実績

## 02 さまざまな得意分野で活躍する「データサイエンティスト」が多数在籍

さまざまな得意分野とこだわりを持つ幅広いタイプのデータサイエンティストが所属  
お客様のプロジェクトの段階や技術領域などにマッチするデータサイエンティストをご提案

## 03 お客様の意見を反映した「製品開発」

完全自社開発だからこそできる、お客様の声を反映した製品開発を実現  
お客様からのフィードバックを迅速に次期開発へ反映し、かゆいところに手が届く機能群を実装



数理科学を信じ、  
数理科学を乗りこなす

シミュレーション＆マイニング部  
**伊藤 孝太郎**  
リサーチャータイプ



お客様が納得する分析結果を出し続ける

データマイニング部  
**中道 祐希**  
アナリストタイプ



データサイエンスにおける研究と実用の二刀流

シミュレーション＆マイニング部  
**村田 智也**  
トップ研究者タイプ



数理最適化の技術に夢をみる

数理計画部  
**藤井 浩一**  
トップ研究者タイプ



AIプロジェクトを生産的に推進する

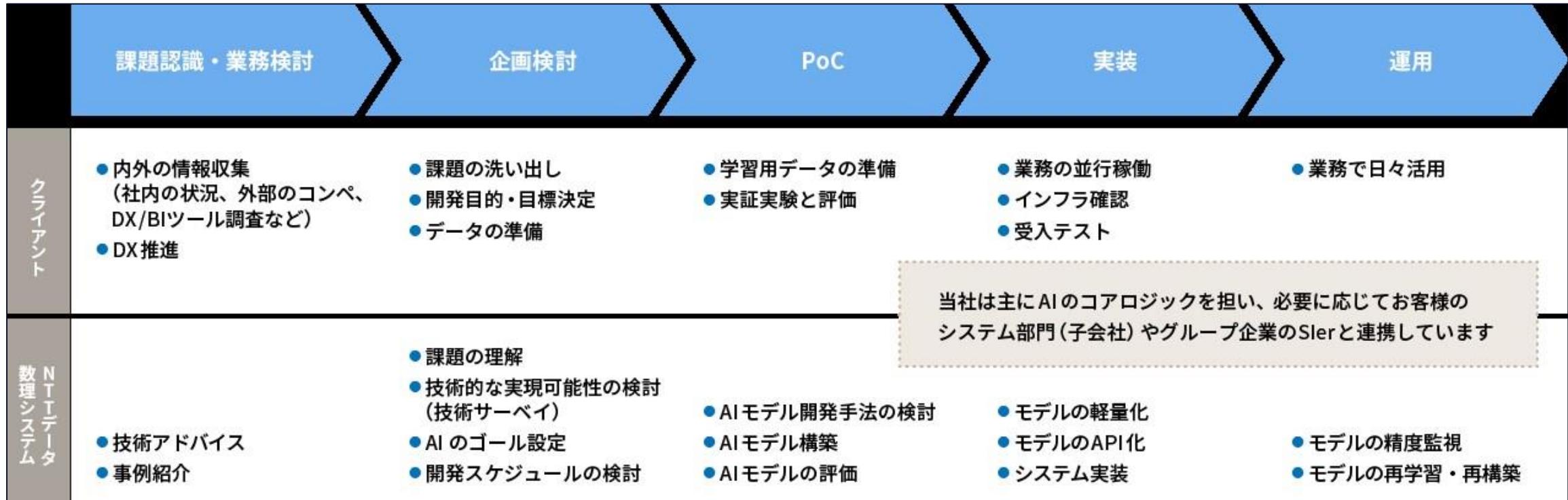
数理工学部  
**大場 拓慈**  
アナリストタイプ



プロジェクトの成功に邁進する

数理ソリューション部  
**佐藤 誠**  
コンサルタントタイプ

# NTTデータ数理システムのビジネスイメージ



## 数理システム保有の基礎技術

機械学習

数理最適化

データ分析

シミュレーション

## ロジックをお客様がご所望の形式で提供

- 実行ライブラリ・モジュールとして
- GUIを伴った独立したアプリケーションとして
- R, Python を援用した実行スクリプトとして

## 現実課題のソリューションへ



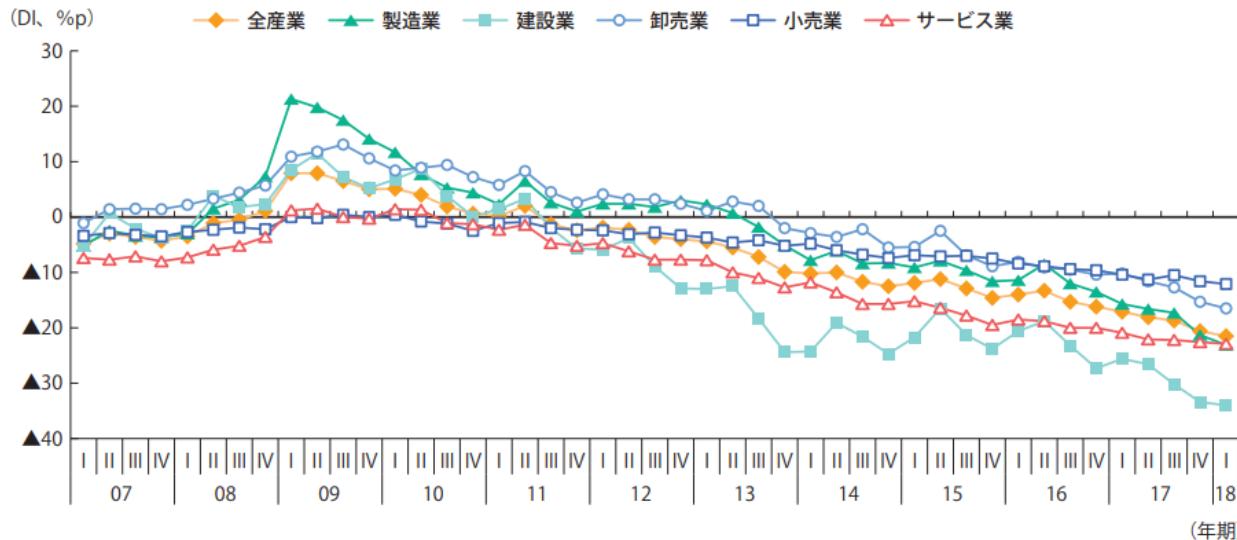


## 2. リテールテックとは

# 小売業における問題意識

より多様な顧客ニーズにより効率的にアプローチする必要がある

## 人手不足



## 多様な購買体験



従業員数過不足数DIとは、従業員の今期の状況について、「過剰」と答えた企業の割合（%）から、「不足」と答えた企業の割合（%）を引いたもの。

中小企業庁・(独) 中小企業基盤整備機構「中小企業景況調査」

# リテールテックとは？

## 業務効率化と価値創造の2つの側面

リテールテックとは何ですか？簡潔に教えてください。



リテールテック（Retail Tech）とは、小売業において業務効率の向上や顧客体験の改善を目的として、先進的なデジタル技術やデータ分析を活用することを指します。具体例には、POSシステム、電子商取引、顧客関係管理（CRM）システム、AI、IoTなどが含まれます。



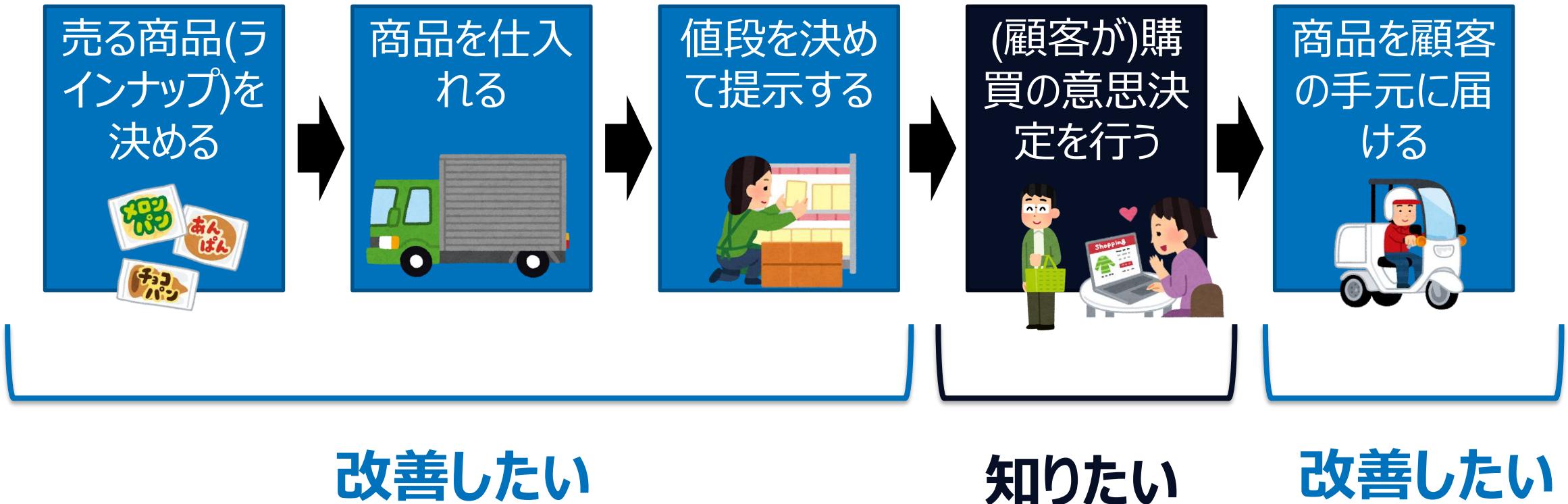
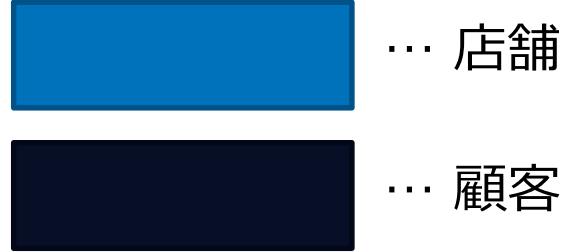


### 3. 発注量・製造量・値段の最適化

# 小売業の典型的な業務フローと業務変革

リテールテックの大きな目的の一つは

**顧客の行動を知り、合わせて各業務フロー変革すること。**

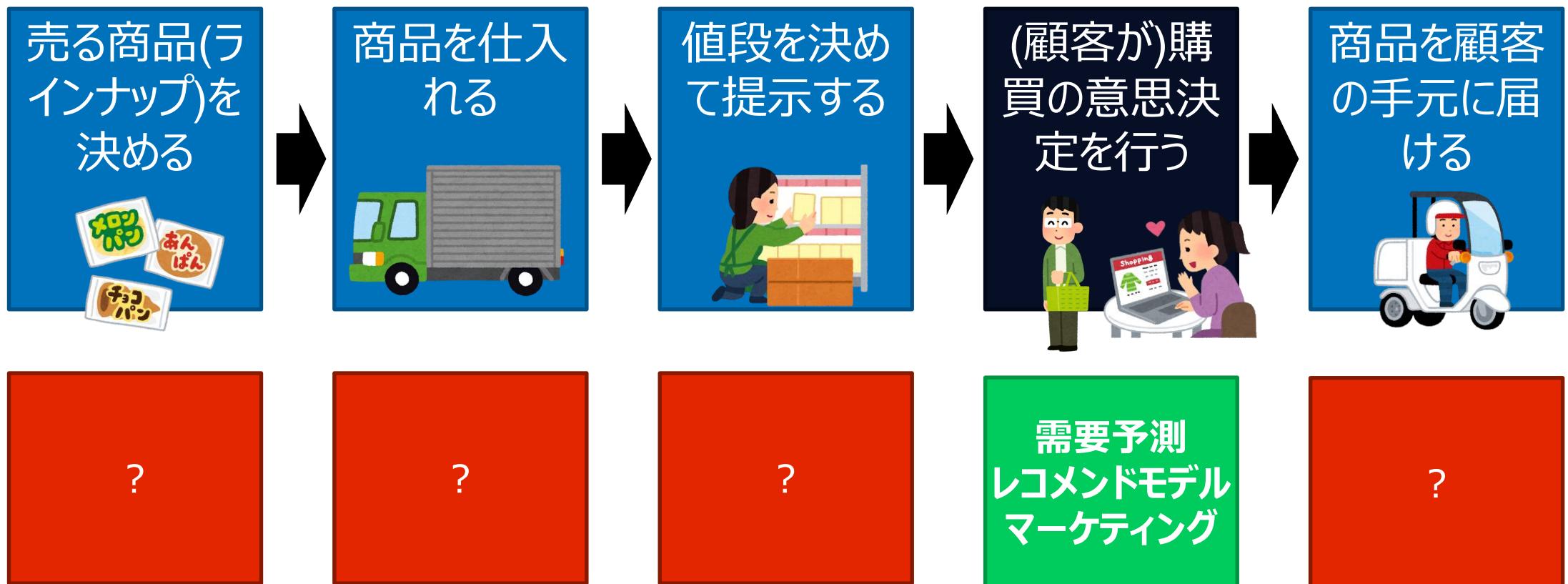


# 小売業の典型的な業務フローと業務変革

データを利用すると、顧客行動をモデリング・予測(Predict)することが可能。

需要予測やレコメンドモデル、データを利用したマーケティングなど。

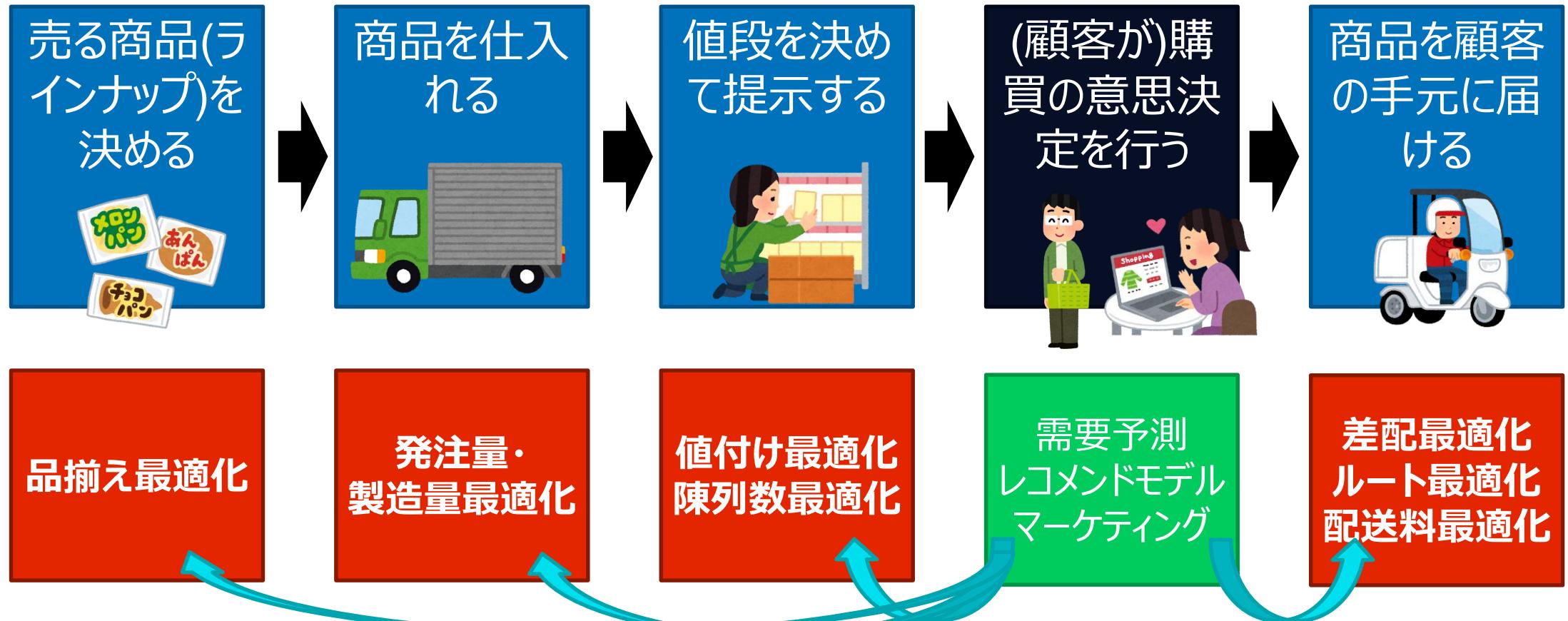
“やってみた”で終わってしまい、実際の業務変革へつながらないことも。



# 小売業の典型的な業務フローと業務変革：Predict then Optimize

顧客行動の予測(Predict)に基づき、各業務フローを最適化(Optimize)  
⇒ Predict then Optimize

“やってみた”で終わらない、現実的で具体的な業務変革(DX)へ



# 発注量・製造量・価格の最適化

## 共通するのは二律背反の構図

作りすぎると、売り切れない。

値下げしないと、売り切れない。



品切れすると、機会を逃す。

値下げし過ぎは、利益がでない。



# Predict then Optimizeのポイント

Optimize -> Predict の順に状況を整理する。

## 2. Optimize

- ・ 目標指標を決定する。

利益を最大化

- ・ 最適化する対象を決定する。

発注量

値下げ額

- ・ 最適化に影響を与える要素を洗い出す。

需要

値下げ額ごとの  
需要

…

## 1. Predict

- ・ どのような顧客行動を予測できれば、施策を最適化できるか確認。
- ・ 手元のデータから予測可能か確認。

# 発注量・製造量を最適化する

シンプルなPredict then Optimizeの例

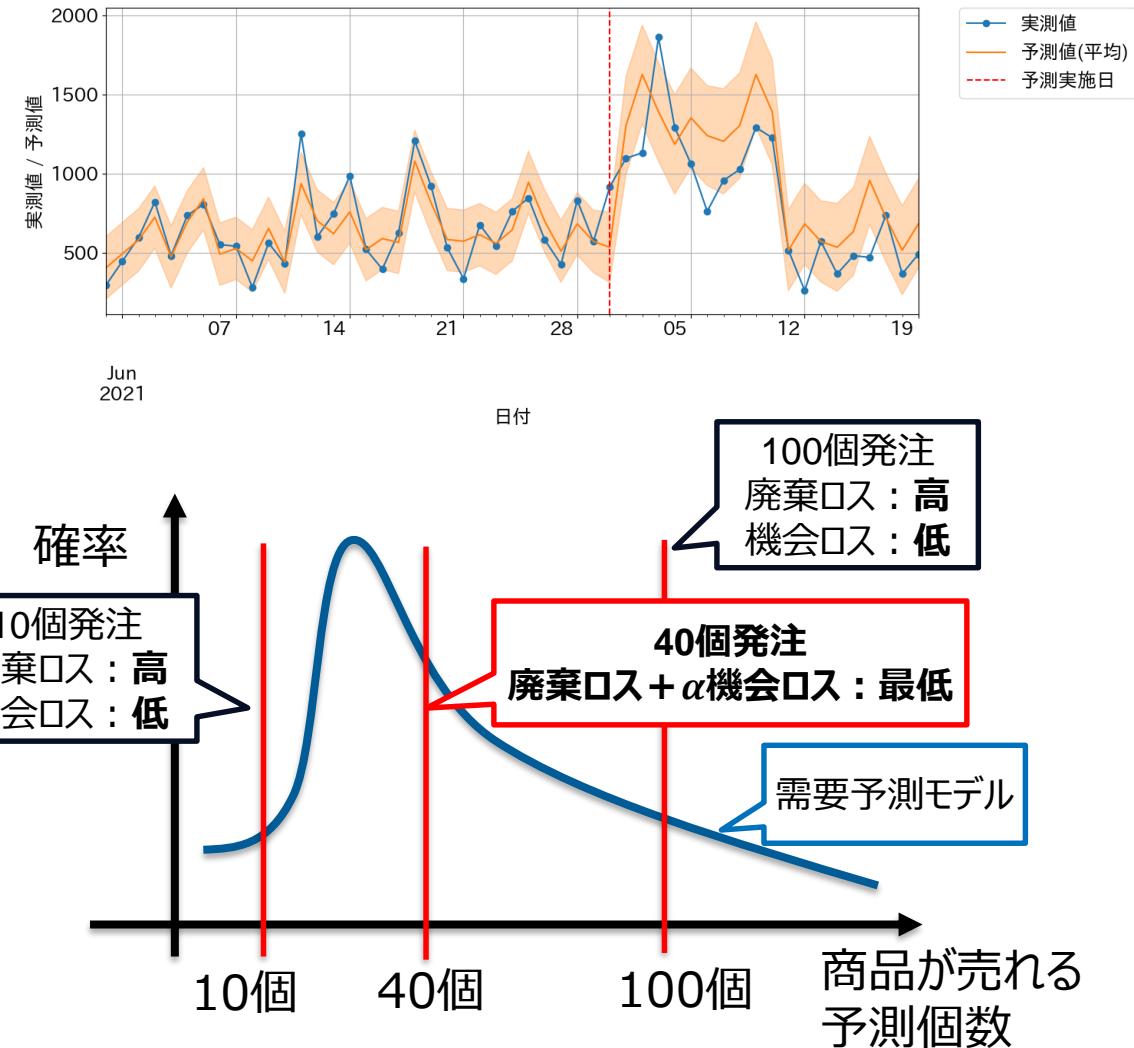
## 1. Predict

- 自社製品の購買ログを利用し、日々の売上個数を予測する需要予測モデルを構築する。
- 可能であれば、予測のばらつきも推定できるモデリングを行う。

## 2. Optimize

- 目的：廃棄ロスと機会ロスの最小化
- 最適化対象：発注量
- 発注のタイミングで、需要予測をもとに、発注数ごとの廃棄ロスおよび品切れによる機会ロスを算出。ロスを最小化する最適な発注数を決定する。

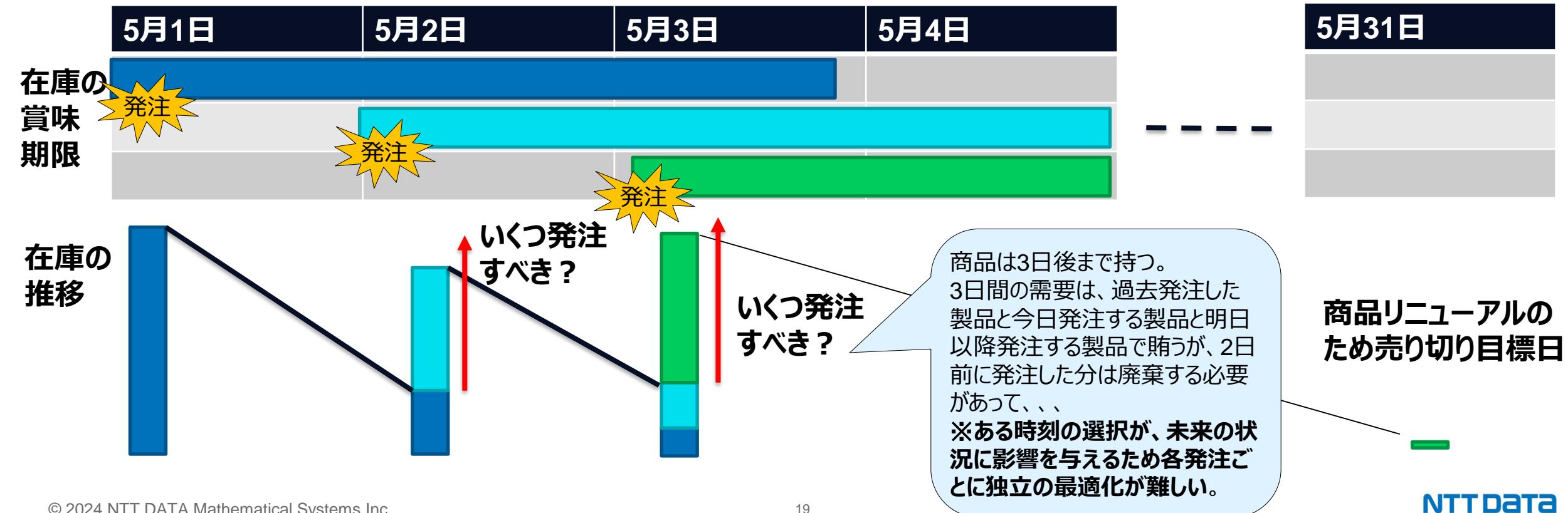
※ 廃棄ロスの大きさは企業によってさまざまであり、需要予測の期待値と同じ数製品を発注するというオペレーションが、KPIの観点で必ずしも最適とは限らない。



# 発注量・製造量を最適化する

実際の業務では、さまざまな要素が“Optimize”に影響し、各時刻(日時)ごとに独立に最適化することは難しい。

- ✓ ある時刻の発注が、売れ残り在庫を通して次の時刻の最適な発注量へ影響する。
- ✓ 各製品には“賞味期限”が存在する。
- ✓ 製品のリニューアル等で、既存製品の“売り切り”目標時期が存在する。



# 発注量・製造量を最適化する

## ～コンビニエンスストアにおけるホットスナック商品の陳列数最適化の事例～

As is

カンによる商品の補充

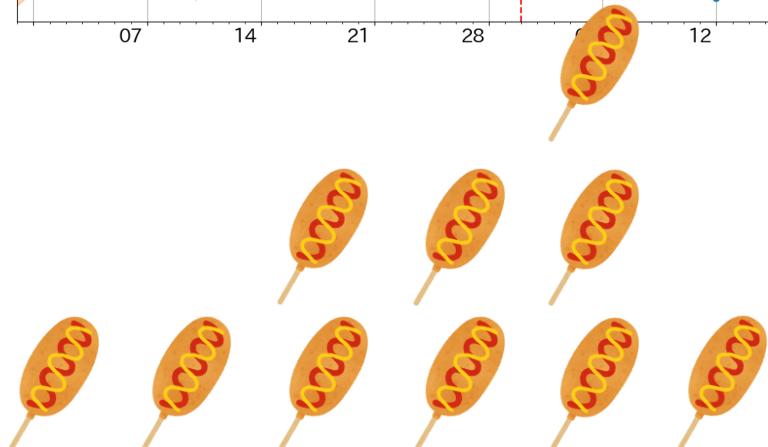
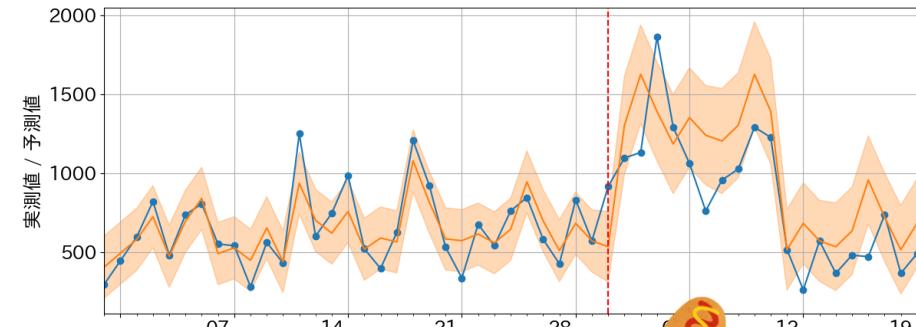
品切れや廃棄の発生



To be

需要に合わせた補充量最適化

未来の需要と現在の在庫を加味  
利益を最大化する補充量を決定



# 発注量・製造量を最適化する ～コンビニエンスストアにおけるホットスナック商品の陳列数最適化の事例～

## 1. Predict

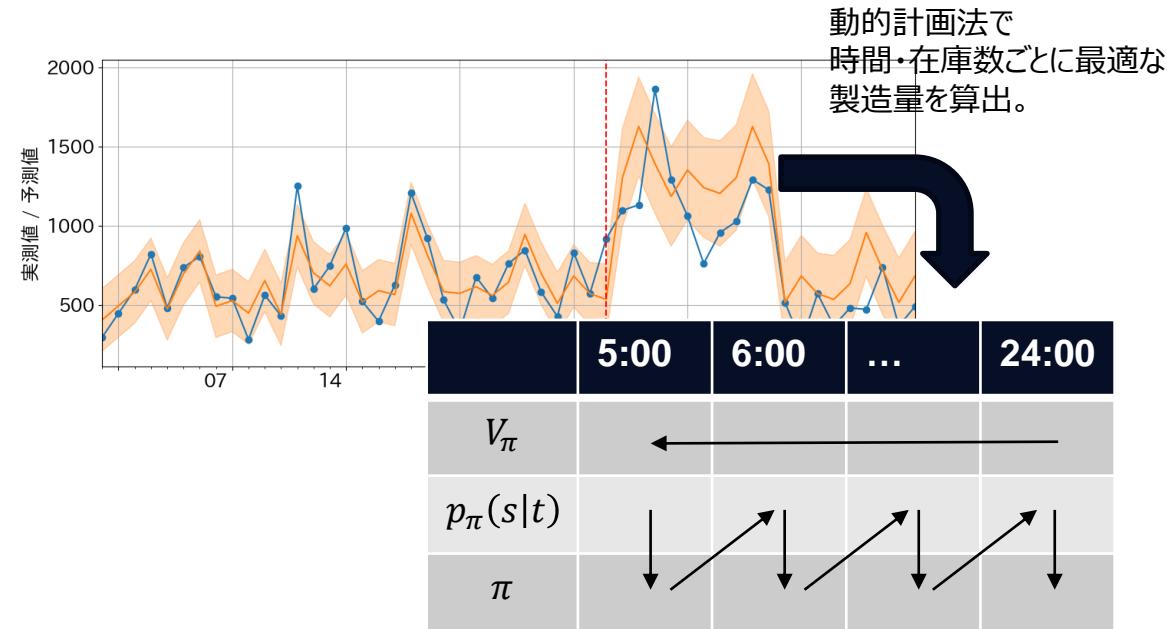
- 各時刻の売上個数を予測する需要予測モデルを構築する。

## 2. Optimize

- 目的：1日のホットスナック業務の利益の最大化およびフードロスの最小化
- 最適化対象：各時刻の補充量
- 各時刻の需要予測結果をもとに、各時刻・各在庫数ごとのホットスナック製造量を動的計画法を利用し最適化。

### 外部発表実績

2024年度 人工知能学会 [1F5-GS-10-05] 小売店舗のフードロス削減と収益向上に向けた離散時間陳列数最適化アルゴリズムの開発 中村 暢佑<sup>1</sup>、藤内 亮<sup>2</sup>、松下 亮祐<sup>2</sup>、梅垣 優<sup>2</sup>、関口 智樹<sup>1</sup> (1. 株式会社セブン&アイ・ホールディングス、2. 株式会社NTTデータ数理システム)



### ポイント：動的計画法

各時刻の選択が、次の時刻に影響を与えるタイプの系列(時刻ごとの製造量等)を最適化する最適化手法。最終的な状態(売り切り時刻)から逆算して、各時刻の最適な選択を計算する。

# 応用：商品の値段を最適化する

～スーパーにおける惣菜の値段の最適化(ダイナミックプライシング)の事例～

As is

## カンによる値下げ額・タイミングの決定

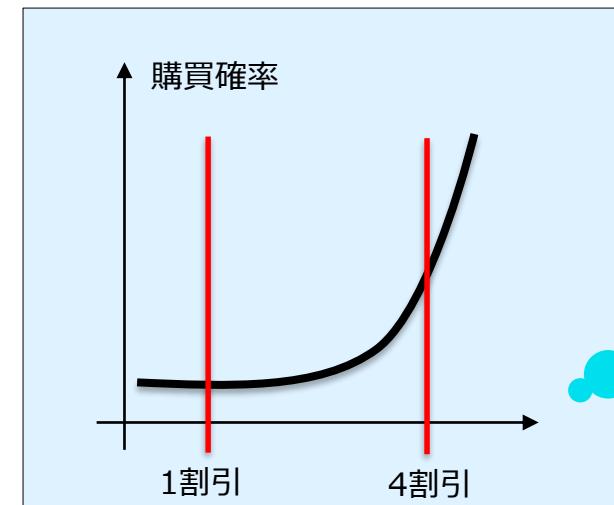
過剰な値下げによる損失  
売れ残りによる廃棄ロス



To be

## 需要に合わせた補充量最適化

未来の需要と現在の在庫を加味  
利益を最大化する補充量を決定



次の1時間では1割引だと一つ、4割引だと4つ売れそう。  
4時間後までに20個売りきるためにには、、、

# 応用：商品の値段を最適化する

～スーパーにおける惣菜の値段の最適化(ダイナミックプライシング)の事例～

## 1. Predict

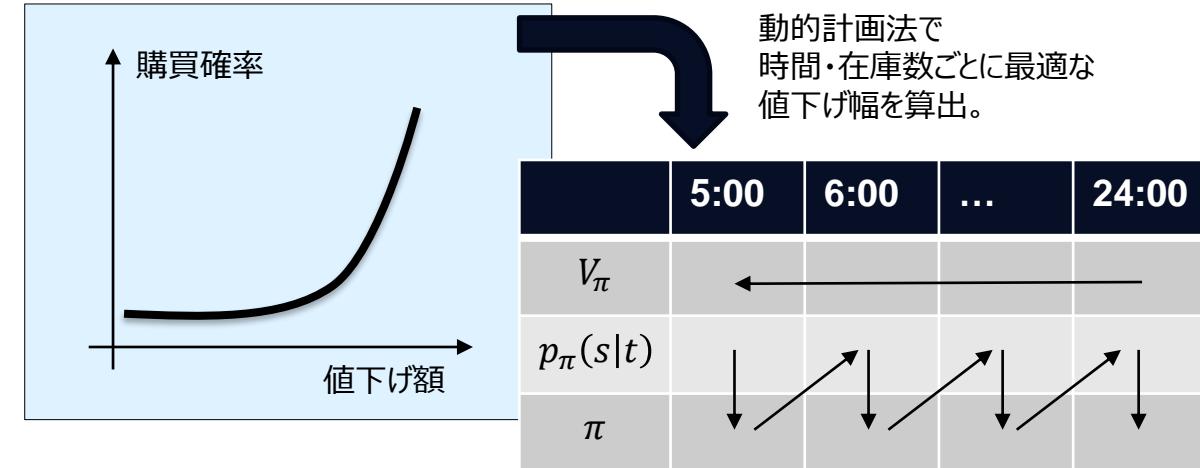
- 各時刻において値下げ額毎の需要量（いわゆる需要曲線・価格弹性）を予測する。

## 2. Optimize

- 目的：1日で売り切るまたは廃棄する前提で、利益の最大化およびフードロスの最小化
- 最適化対象：各時刻の値下げ幅
- 価格変動に対する需要感度をもとに、商品・時間・在庫数ごとに最適な値下げ金額を動的計画法によって算出する。

### 外部発表実績

2023年度 人工知能学会 [2N5-GS-10-04] スーパーマーケットにおける店舗の利益最大化のための値引き最適化アルゴリズムの開発 中村 暢佑<sup>1</sup>、梅垣 優<sup>2</sup>、藤内 亮<sup>2</sup>、大坪 舜<sup>2</sup>、伊藤 孝太朗<sup>2</sup>、関口 智樹<sup>1</sup>、石川 信行<sup>1</sup> (1. 株式会社セブン&アイ・ホールディングス、2. 株式会社NTTデータ数理システム)



## ポイント：価格弹性の予測

動的計画法を実行するため、各時刻の値下げ幅が次の時刻の在庫数に与える影響を計算する必要がある。したがって各時刻の単なる需要量だけでなく、どれだけ値下げすればいくつ売れるか、という価格弹性を含めて推定する。

# ビジネス活用の注意点

とことん具体的に、とことん現実的に、現場へ届ける。  
システムが出力する最適な施策を現場へどのように届けるか常に考慮する。

抽象的な概念

具体的な施策

施策の実行

動的計画法

顧客  
モデリング

価格弹性

システムが出力



どのように現場へ  
届けるか？



## まとめ

- ✓ **Predict then Optimize**のポイントは、
  - 施策へ影響を与える要素を洗い出すこと
  - 施策へ影響を与える顧客の行動を正しくモデリングすること
- ✓ **需要予測×動的計画法**は、製造量や発注量の最適化だけでなく、ダイナミックプライシングなど時刻ごとに需要に即して様々な量を調整するソリューションに最適なフレームワーク。
- ✓ **最適な施策を出力するシステムの構築**だけでなく、**施策の実行まで見据えたビジネスフローの構築**が、リテールテック成功の鍵

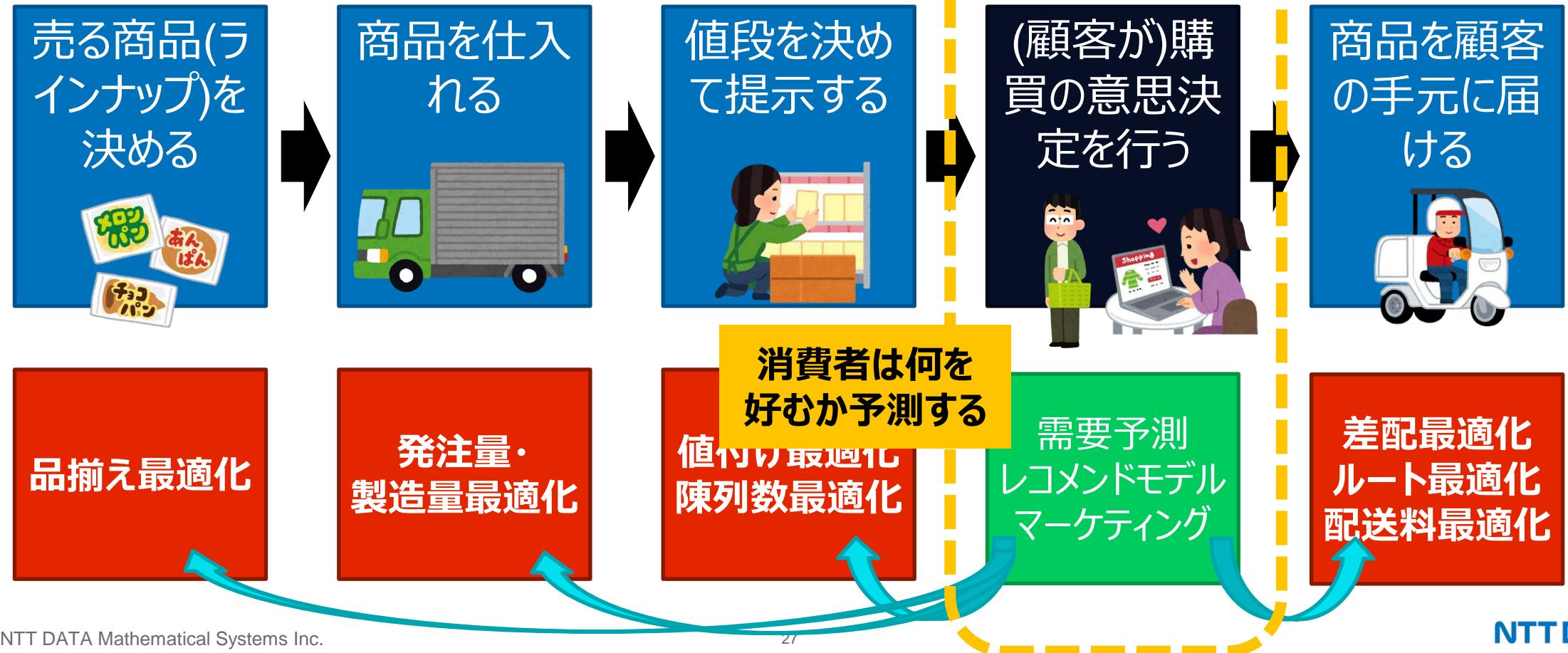


### 3. (番外編) 消費者エージェント

# Predict then Optimize

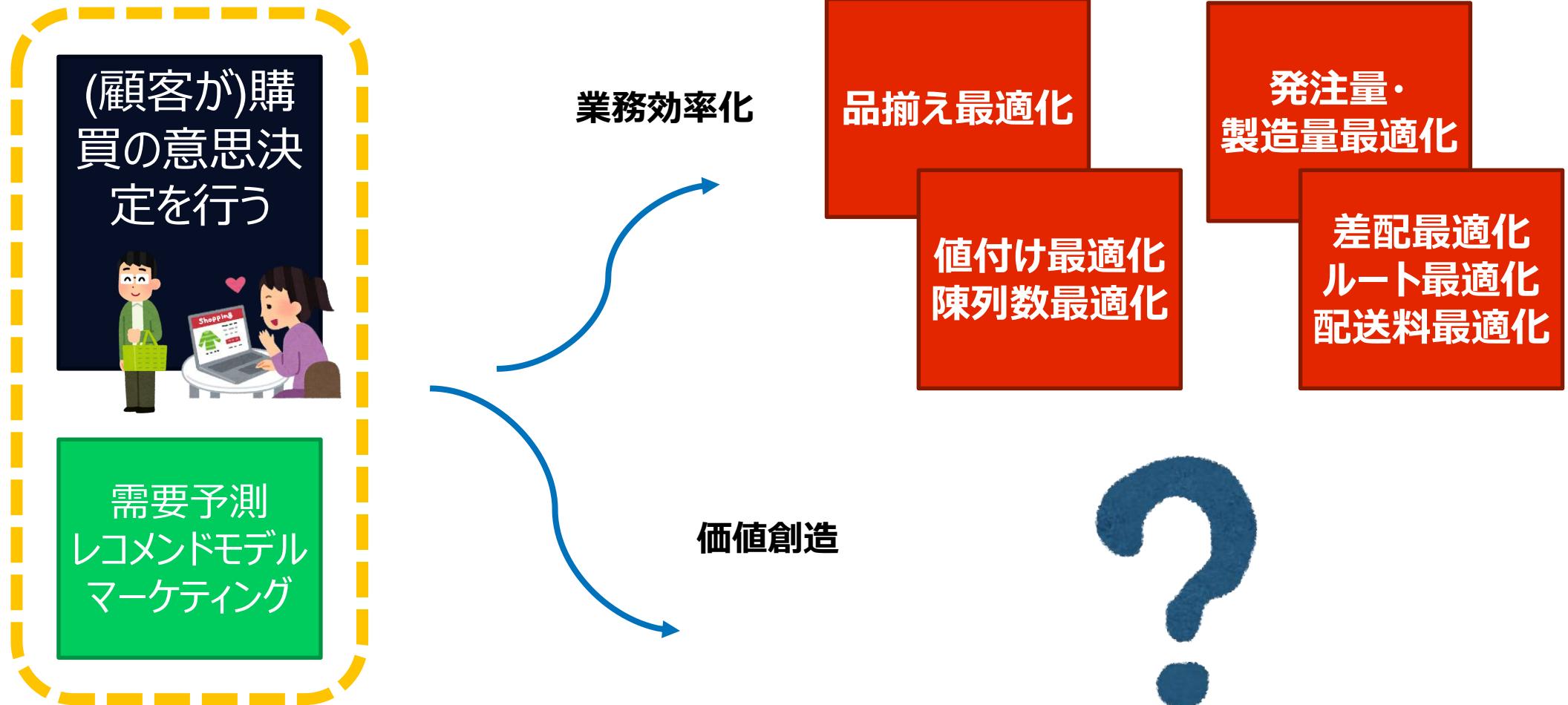
顧客行動の予測(Predict)に基づき、各業務フローを最適化(Optimize)する。⇒ Predict then Optimize

“やってみた”で終わらない、現実的で具体的な業務変革(DX)へ



# 小売業と価値創造

顧客のモデリングを新たな価値創造につなげることはできないか？



# 消費者のモデル化の新パラダイム

## 消費者エージェント：大規模言語モデル(LLM)による消費者のモデル化

次のようなペルソナを持つ消費者になりきって質問に答えてください。

=====

30代

男性

プログラマ

都内在住

=====

300円で梅干しが3つ入ったおにぎりが職場近くのコンビニで発売されていた場合、購入したいと思いますか？



はい、購入したいと思います。以下が理由です：

1. **便利さ:** 職場近くのコンビニで手軽に購入できるため、忙しいときにも便利です。
2. **値段:** 300円で梅干しが3つ入ったおにぎりは、量と値段のバランスが良いと思います。

# LLMは本当に顧客行動を模倣しているのか

## どのようなプロンプトを入力すると信頼に足る消費者モデルが得られるか

次のようなペルソナを持つ消費者になりきって質問に答えてください。

=====

30代

男性

プログラマ

都内在住

=====

300円で梅干しが3つ入ったおにぎりが職場近くのコンビニで発売されていた場合、購入したいと思<sup>す</sup>か？

次の人物になりきって答えてください。

=====

全知全能の神

=====

1年後の天気を教えて下さい。



本質的に、やっていることは同じ。

- ✓ 上のプロンプトの回答は下のプロンプトに対する回答と比較して、**信頼に足る情報と言えるのか？**
- ✓ **どのようなプロンプトを入力すれば消費者を模倣していると信頼できるのか？**

# LLMを利用した消費者エージェントの性能を調査した実験

1. MovieLens(映画サイトのログ)から20ユーザをサンプリング
2. 各ユーザの最後のa個の行動(映画の閲覧)を検証用データとして除外。
3. 20個のLLMエージェントに、各ユーザと同じ順番で、閲覧した映画名を入力。
4. 各LLMエージェントに除外したa個の映画と別のb個の映画のリストを提示。好みの映画a個を選択させる。
5. エージェントが選択したリストの中で実際にユーザが閲覧した映画の割合を集計。

Wang, Lei, et al. "Recagent: A novel simulation paradigm for recommender systems." *arXiv preprint arXiv:2306.02552* (2023).

## a=2 b=3の実験の例

### 実際の消費者行動

#### 閲覧映画

STAR WARS

ホビット

マトリックス

...

DUNE

バービー



STAR WARS

ホビット

マトリックス

DUNE

バービー



LLM

私が見たいと思う映画は、  
**DUNE**  
**バービー**  
です。

データ元の消費者が実際に視聴した映画  
を当てることができれば、LLMは  
消費者をうまくモデルリングしているといえる。

あなたは、30代男性です。次のような映画を視聴した  
消費者になりきって質問に答えてください。

=====

**STAR WARS、ホビット、マトリックス**

=====

つぎの中から観たいと思う映画を2つ選んでください。

=====

**DUNE、バービー、もののけ姫、君の名は、呪怨**

=====

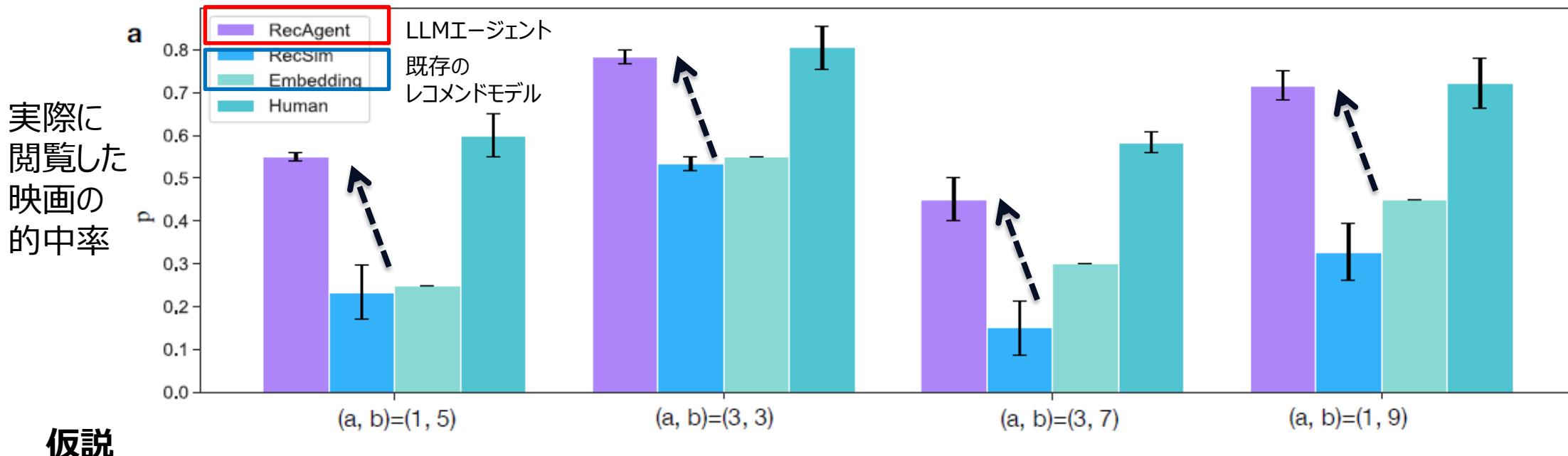
実際に観たa件

実際に観ていないb件

# LLMを利用した消費者エージェントに関する実験

LLMはレコメンドモデルよりも消費者の好みを模倣できている。

どの設定でも既存レコメンドモデルよりも高い的中率



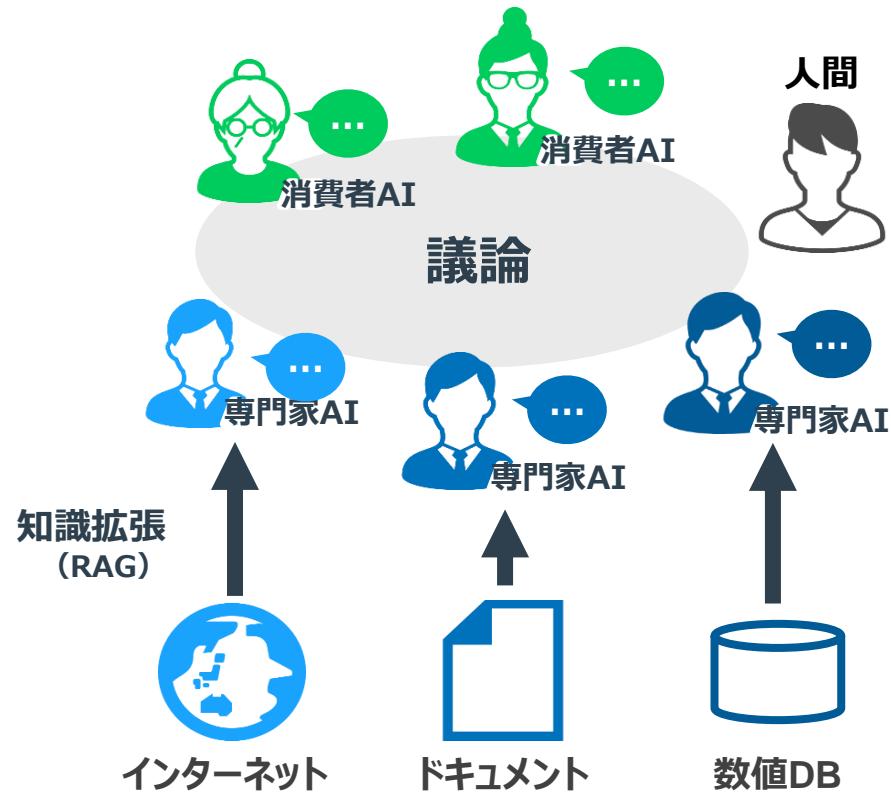
「STAR WARS」や「マトリックス」という単語はLLMの学習データに含まれている可能性が高く、言語モデルの学習を通して映画の好みの相関も学習している可能性がある。逆に、JANコードや商品idなど単語として意味を持たない商品の購買データを利用する顧客エージェント構築には別の工夫が必要と考えられる。

Wang, Lei, et al. "Recagent: A novel simulation paradigm for recommender systems." *arXiv preprint arXiv:2306.02552* (2023).

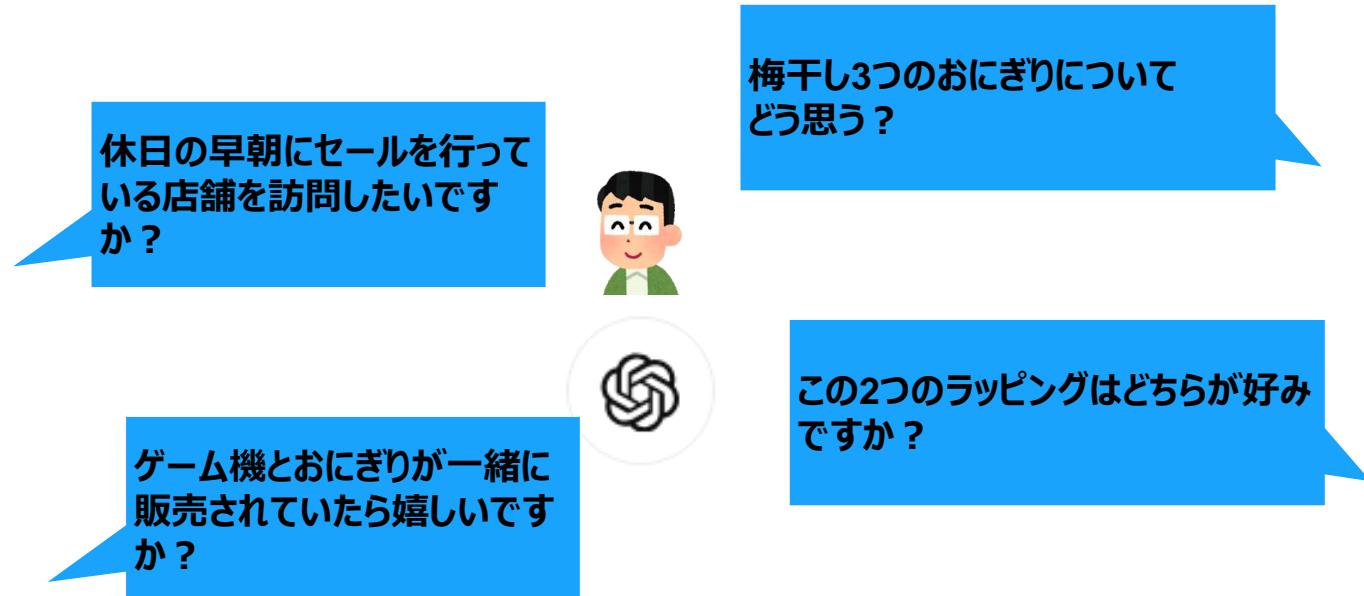
# LLM消費者エージェントを利用したリテールテック

## 新商品や新販売体験の探索に活用

### LLMエージェントによる商品企画会議



### 消費者エージェントを利用したマーケティング



#### 外部発表実績

2024年度 人工知能学会 [4G3-GS-2-05] LLM マルチエージェントを用いたアイディエーション応用とアイデア評価手法に関する研究  
田中 孝明<sup>1</sup>、大坪 舜<sup>2</sup>、伊藤 孝太朗<sup>2</sup>、畠山 卓也<sup>1</sup>、安齋 佑司<sup>1</sup>、長坂 知明<sup>1</sup>、松井 崇<sup>1</sup>、石川 信行<sup>1</sup> (1. 株式会社博報堂テクノロジーズ、2. 株式会社NTTデータ数理システム)

## まとめ

- ✓ 消費者のモデル化の新パラダイムとしてLLMが台頭
- ✓ シチュエーションによっては既存の機械学習技術より優れた性能を示す。
- ✓ これまでにないリテールテックへの応用が開拓されつつあり、価値創造へのヒントに。



## 4. まとめ

## リテールテック

- ✓ リテールテックとは小売業において**業務変革と価値創造を目指すテクノロジー**の総称。
- ✓ 業務効率化には**Predict then Optimize**というフレームワークが重要。
- ✓ 顧客モデリングの新しいパラダイムとして**LLMエージェント**が出現。さまざまな価値創造へつながる可能性。



NTT DATA