



導入効果の高い時系列予測AIとは
～当社が掲げる「時系列予測2.0」の紹介～



2022年2月15日

株式会社アイ・ティ・イノベーション
高度先端技術部 伊藤 成顕

1 時系列予測の説明

2 時系列予測モデルの活用事例

3 導入効果を高める時系列予測の検証方法

4 まとめ

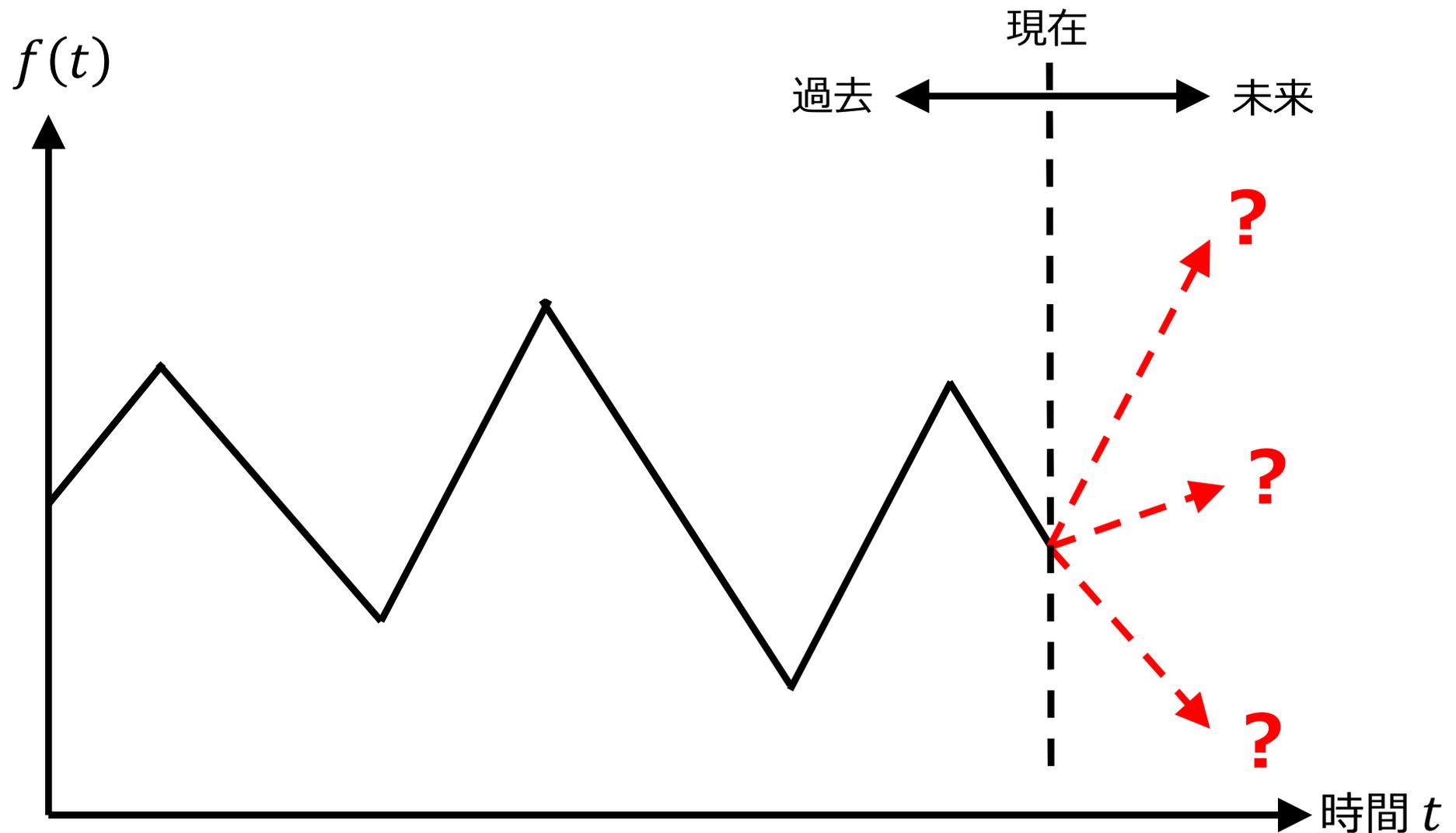


1. 時系列予測の説明

1 時系列予測の説明

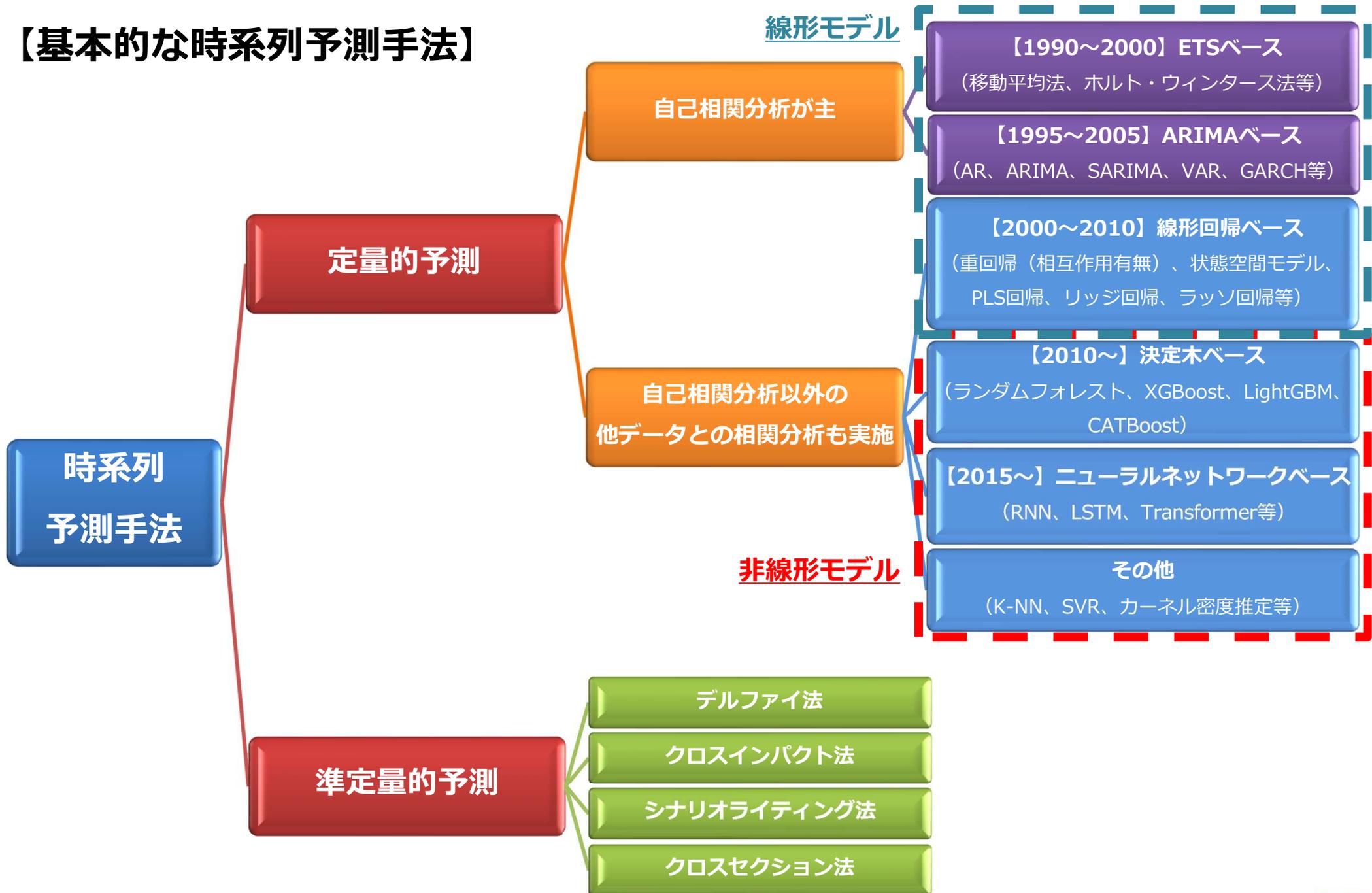
【時系列予測とは？】

時間的な連続性を持つ過去の実績データから未来の数値・傾向を予測するものを「時系列予測」と呼ぶ。



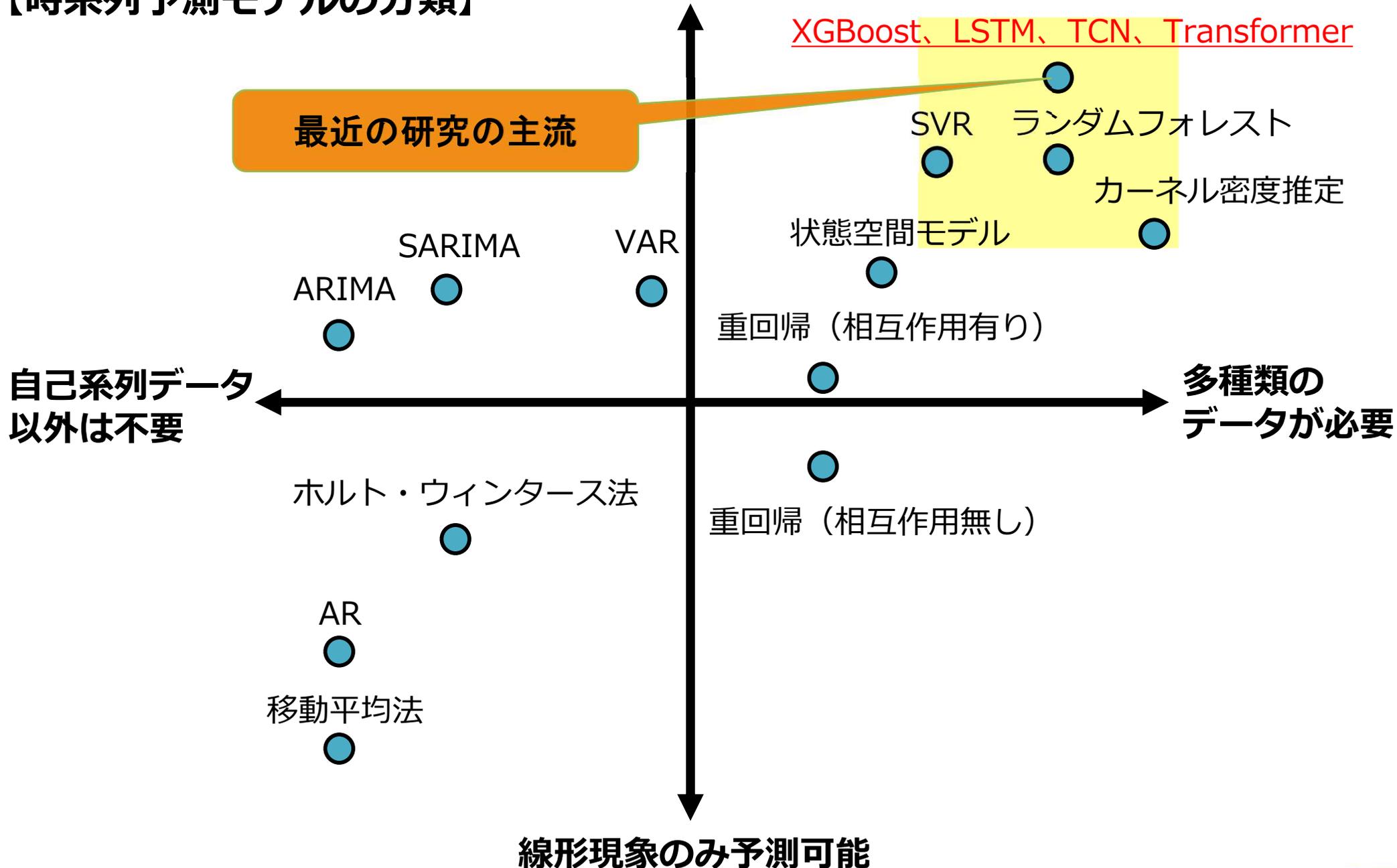
1 時系列予測の説明

【基本的な時系列予測手法】



1 時系列予測の説明

【時系列予測モデルの分類】 非線形現象でも予測可能





2. 時系列予測モデルの活用事例

2 時系列予測モデルの活用事例

【各業界での時系列予測モデル活用事例】

	時系列予測モデルの活用事例
交通業界	<ul style="list-style-type: none">・ 自動運転への活用（他車の車線変更予測など）・ 交通渋滞予測・ タクシーの旅客数予測・ 自動車部品の異常予測 など
小売業界	<ul style="list-style-type: none">・ 製品の需要予測・ ECサイトでのレコメンド・ 原材料の価格予測 など
通信業界	<ul style="list-style-type: none">・ 通信トラフィック予測・ セキュリティ対策 など
金融業界	<ul style="list-style-type: none">・ 株価予測・ デフォルト予測・ ポートフォリオ分析 など
...	...

2 時系列予測モデルの活用事例

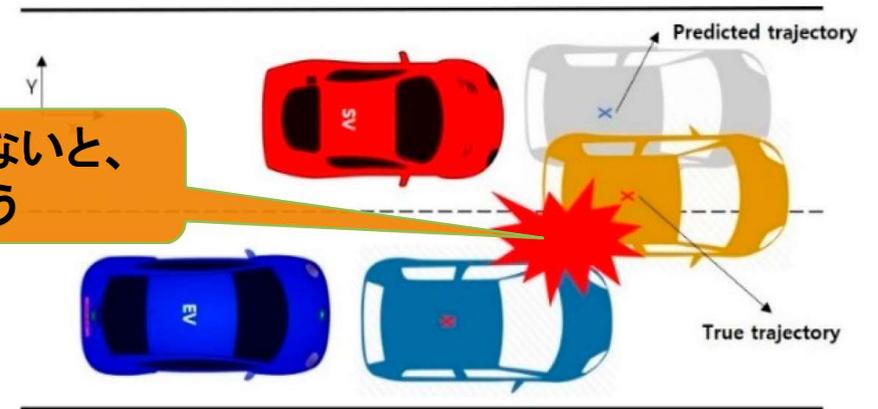
【交通業界での時系列予測モデル活用事例】

Dongho Choi, Janghyuk Yim, et al., "Machine Learning-Based Vehicle Trajectory Prediction Using V2V Communications and On-Board Sensors" Electronics **2021**, 10(4), 420; <https://doi.org/10.3390/electronics10040420>

<目的・用途>

車両衝突の回避・軽減するための周囲車両軌道予測

車線変更を的確に時系列予測しないと、
車線変更時に衝突してしまう



<使用データ>

- SAE J2735 BSM Part1/Part2に基づくV2Vデータ
(緯度・経度・ハンドル角・速度・加速度など)
- 車載カメラ
- Lidar



(a) EV's sensor configuration



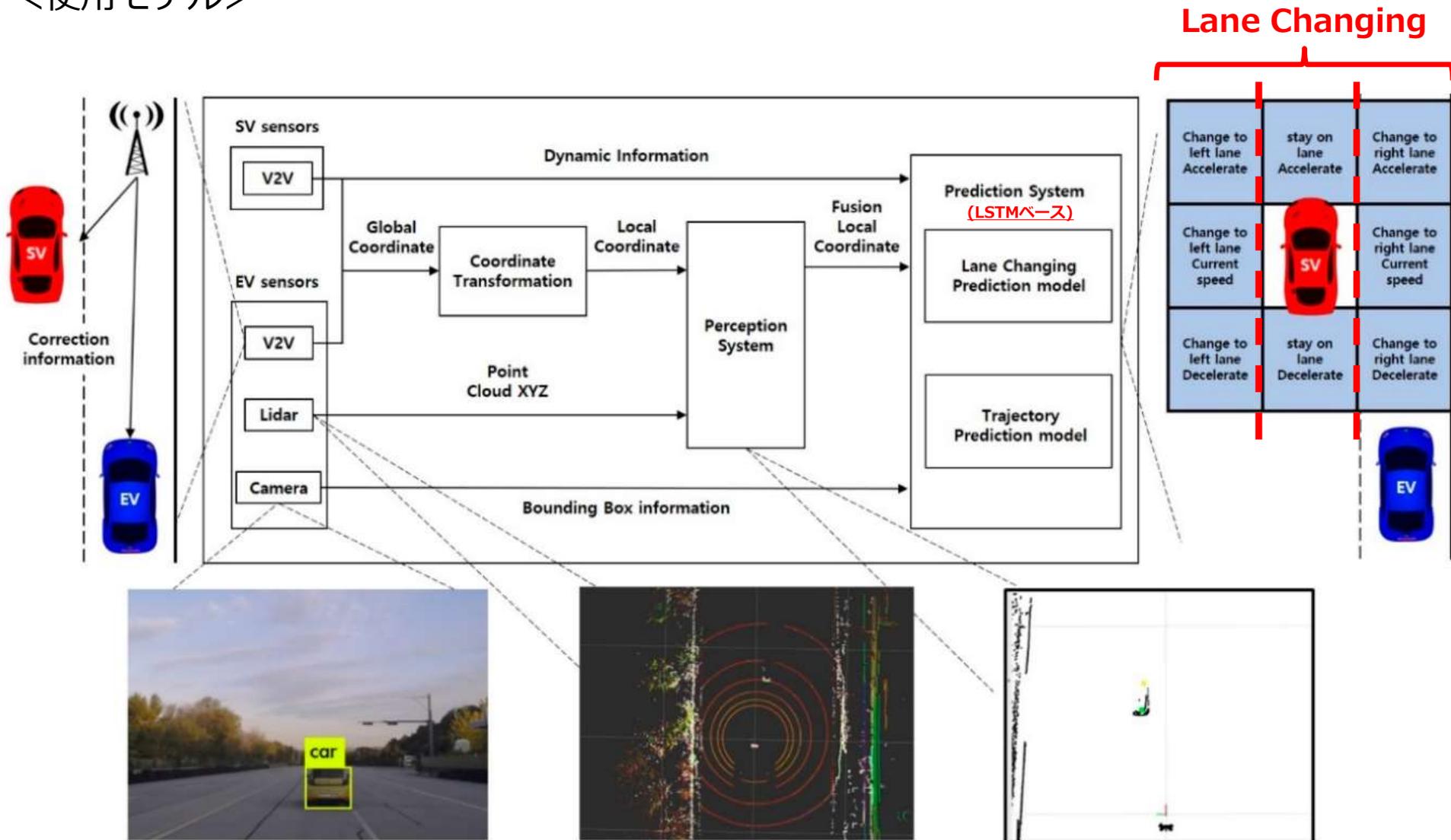
(b) SV's sensor configuration

2 時系列予測モデルの活用事例

【交通業界での時系列予測モデル活用事例】

Dongho Choi, Janghyuk Yim, et al. , "Machine Learning-Based Vehicle Trajectory Prediction Using V2V Communications and On-Board Sensors" Electronics **2021**, 10(4), 420; <https://doi.org/10.3390/electronics10040420>

＜使用モデル＞



2 時系列予測モデルの活用事例

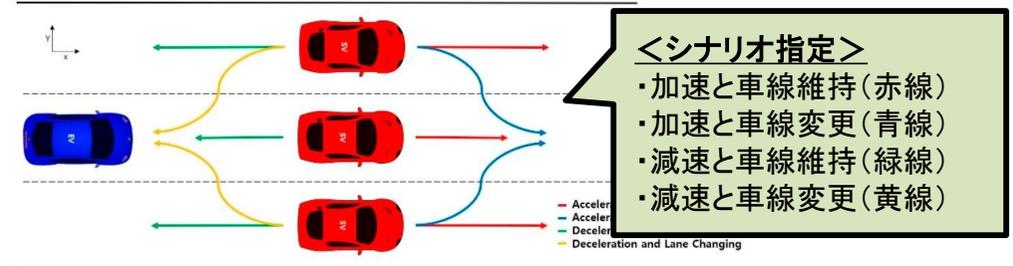
【交通業界での時系列予測モデル活用事例】

Dongho Choi, Janghyuk Yim, et al., "Machine Learning-Based Vehicle Trajectory Prediction Using V2V Communications and On-Board Sensors" Electronics **2021**, 10(4), 420; <https://doi.org/10.3390/electronics10040420>

<データ取得環境>

高速道路環境と同様の環境下で、実際の車両の運転軌跡が収集されている。加速と車線維持、加速と車線変更、減速と車線維持、減速と車線変更の4つのシナリオを指定したのみで、運転軌道のデータ収集を行う為の他指示（例：速度等）は指定していない。

【実証実験に使用したサーキット】

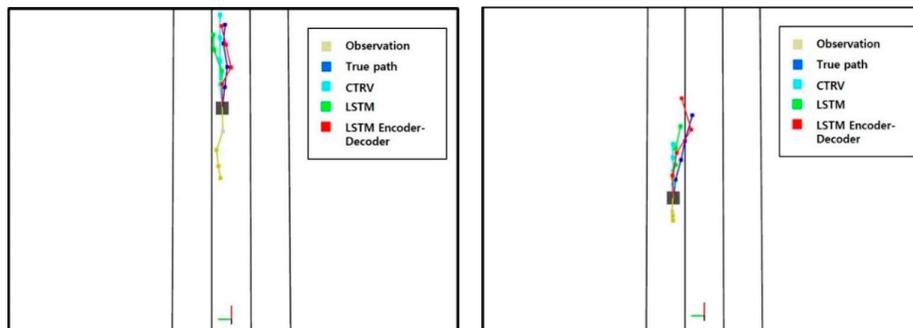


Scenario	Number of Trajectory
Acceleration and Lane-Keeping	242
Acceleration and Lane-Changing	230
Deceleration and Lane-Keeping	231
Deceleration and Lane-Changing	229

データ数は同程度

<適用結果>

各予測軌道



車線変更予測の精度

Prediction Horizon (s)	Trajectory Prediction Model		
	CTRV (%)	LSTM (%)	LSTM Encoder-Decoder (%)
0.5	87.21	86.74	87.18
1	88.32	88.81	89.46
1.5	82.24	87.01	91.83
2	80.93	86.84	90.87

約90%の精度

2 時系列予測モデルの活用事例

【小売業界での時系列予測モデル活用事例】

Pawan Kumar Singh, Yadunath Gupta, et al. , "Fashion Retail: Forecasting Demand for New Items", arXiv:1907.01960v1 [cs.OH](2019).

<目的・用途>

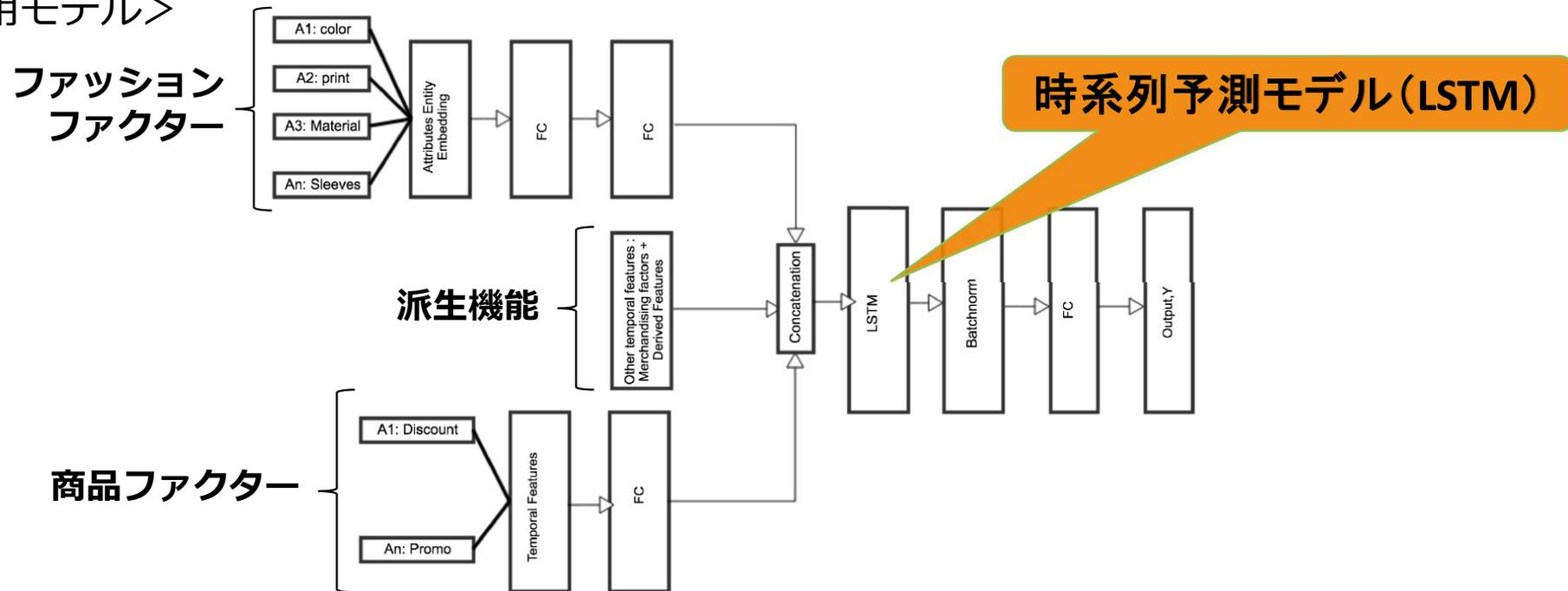
ファッションにおける新商品の需要予測

<使用データ>

- ・ファッションファクター：色、素材などファッション関連の属性
- ・商品ファクター：割引率、プロモーションの経過日数など
- ・派生機能：衣服の特徴、トレンド、季節性、類似スタイルの数など



<使用モデル>



2 時系列予測モデルの活用事例

【小売業界での時系列予測モデル活用事例】

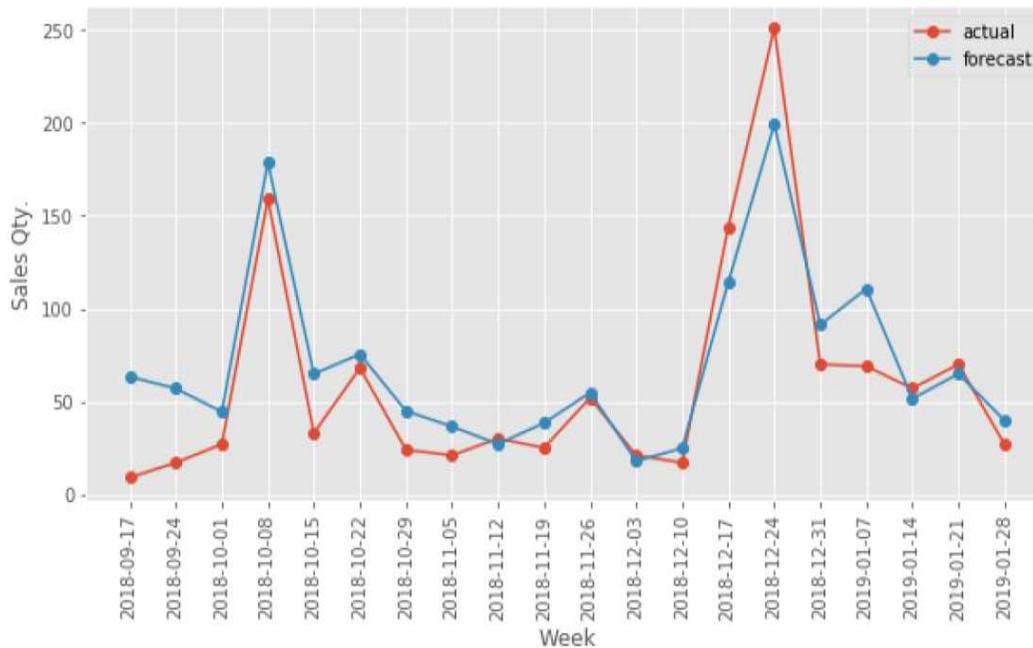
Pawan Kumar Singh, Yadunath Gupta, et al. , "Fashion Retail: Forecasting Demand for New Items", arXiv:1907.01960v1 [cs.OH](2019).

＜データ取得環境＞

インドの大手ファッション企業であるMyntra(ミントラ)の販売データ過去2年分を使用。

＜適用結果＞

全体的に予測精度の高い商品



【Tシャツの予測精度】

wMAPE=0.6

【クルタ（インドの民族衣装）の予測精度】

wMAPE=0.64

⇒ **wMAPEは約60%**



3. 導入効果を高くする時系列予測の検証方法

3 導入効果を高くする時系列予測の検証方法

様々な分野において、時系列予測モデルが研究開発されている。
しかし、現実は・・・

導入してみたものの、
導入効果が想定より
低い・・・



PoC の3観点

1. 効果・効用の検証

設計コンセプトの**効果、効用**を実際に得られるかの検証

2. 技術的実現性の検証

導入する**技術が実現可能なもの**かの検証

3. 具体性の検証

コンセプトが要求する**仕様、課題の実現の具体性**を検証

PoC（概念実証）段階での検証が不足

3 導入効果を高くする時系列予測の検証方法

【時系列予測AIで代替する業務フロー】

- ①将来予測 ②予測結果の分析 ③分析結果やリソースなどを基に、何かしらの戦略で行動



③の検討時間が最も必要
⇒③のモデル化まで行わないと、十分な効果が得られない

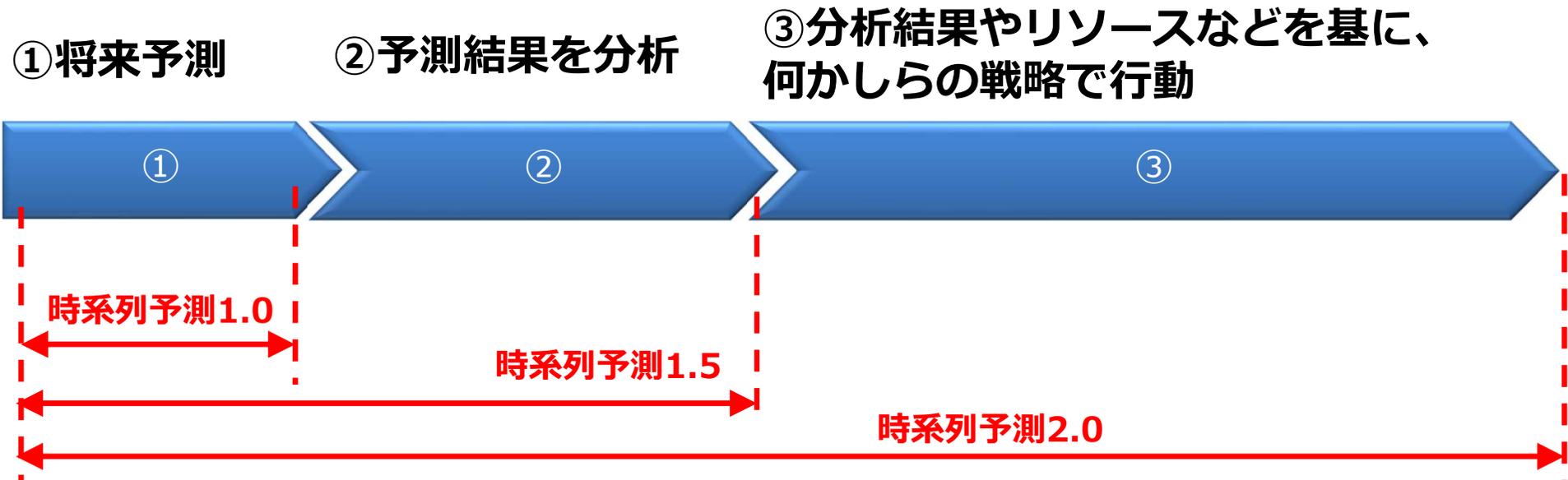
上のような場合もあれば、



①の検討時間が最も必要
⇒①のモデル化のみで十分な導入効果が得られる

第一段階として、**AIで代替する業務フロー内容を正確に把握することが重要！！！！**

3 導入効果を高くする時系列予測の検証方法



<時系列予測1.0~2.0の定義>

- ①のみの対応：時系列予測1.0
- ①~②の対応：時系列予測1.5
- ①~③の対応：時系列予測2.0

⇒ 時系列予測1.0~2.0のPoC検証で注意すべき内容を解説

3 導入効果を高くする時系列予測の検証方法

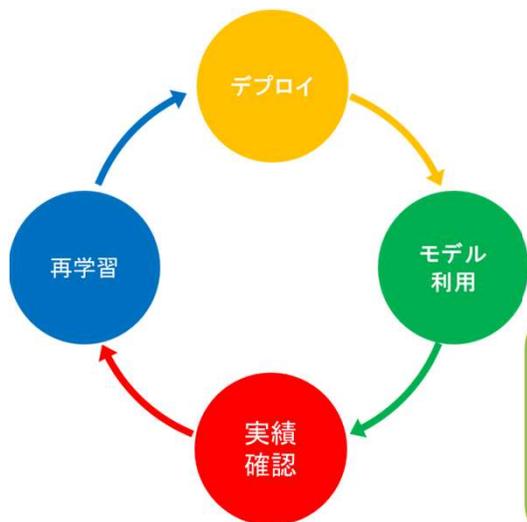
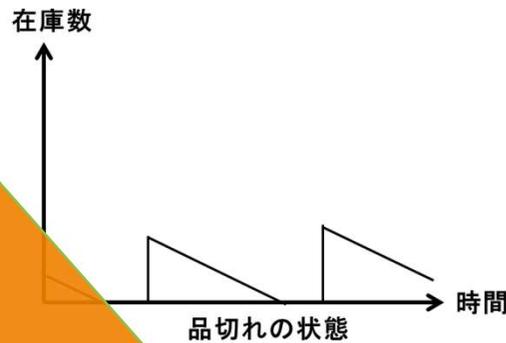
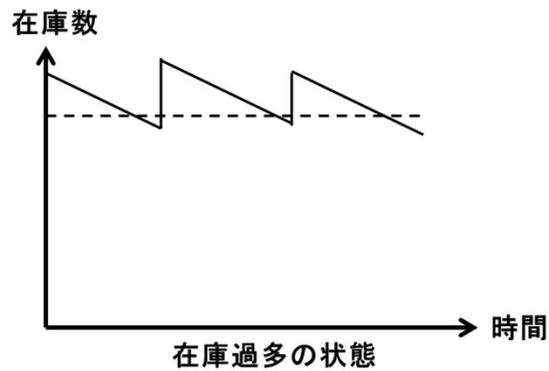
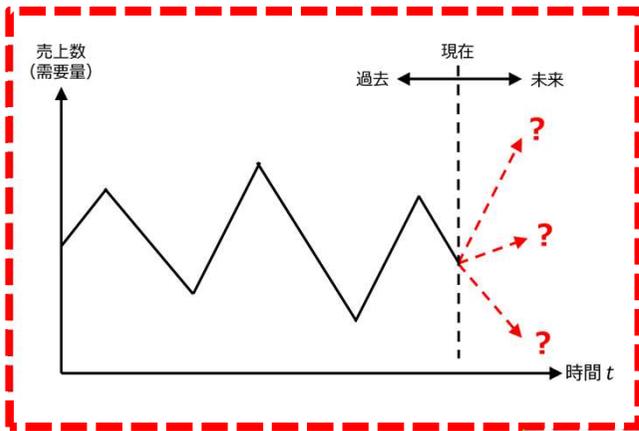
① 将来予測

② 予測結果を分析

③ 分析結果やリソースなどを基に、何かしらの戦略で行動



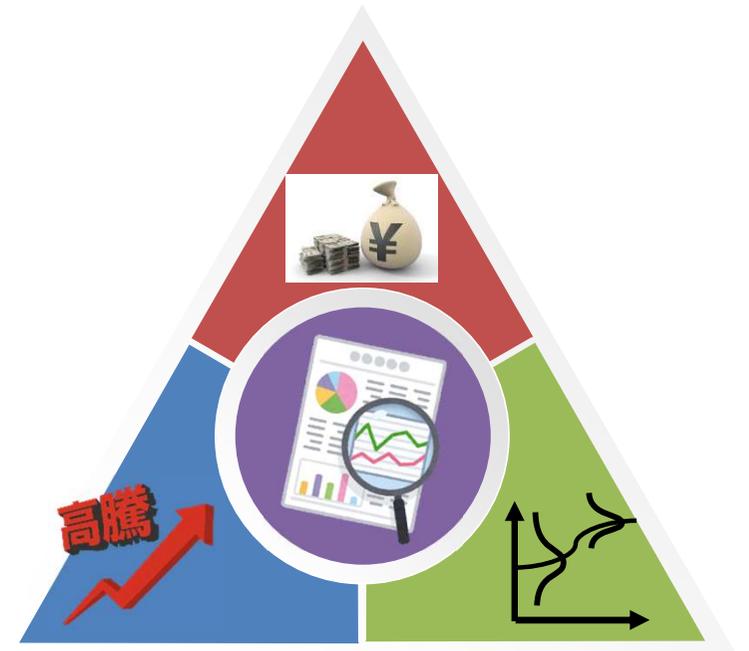
<需要予測AIを用いた在庫適正化のPoC検証内容>



<一般的なPoC検証>

①が重要という前提で、予測精度しか検証していない。

発注する為の資金繰り

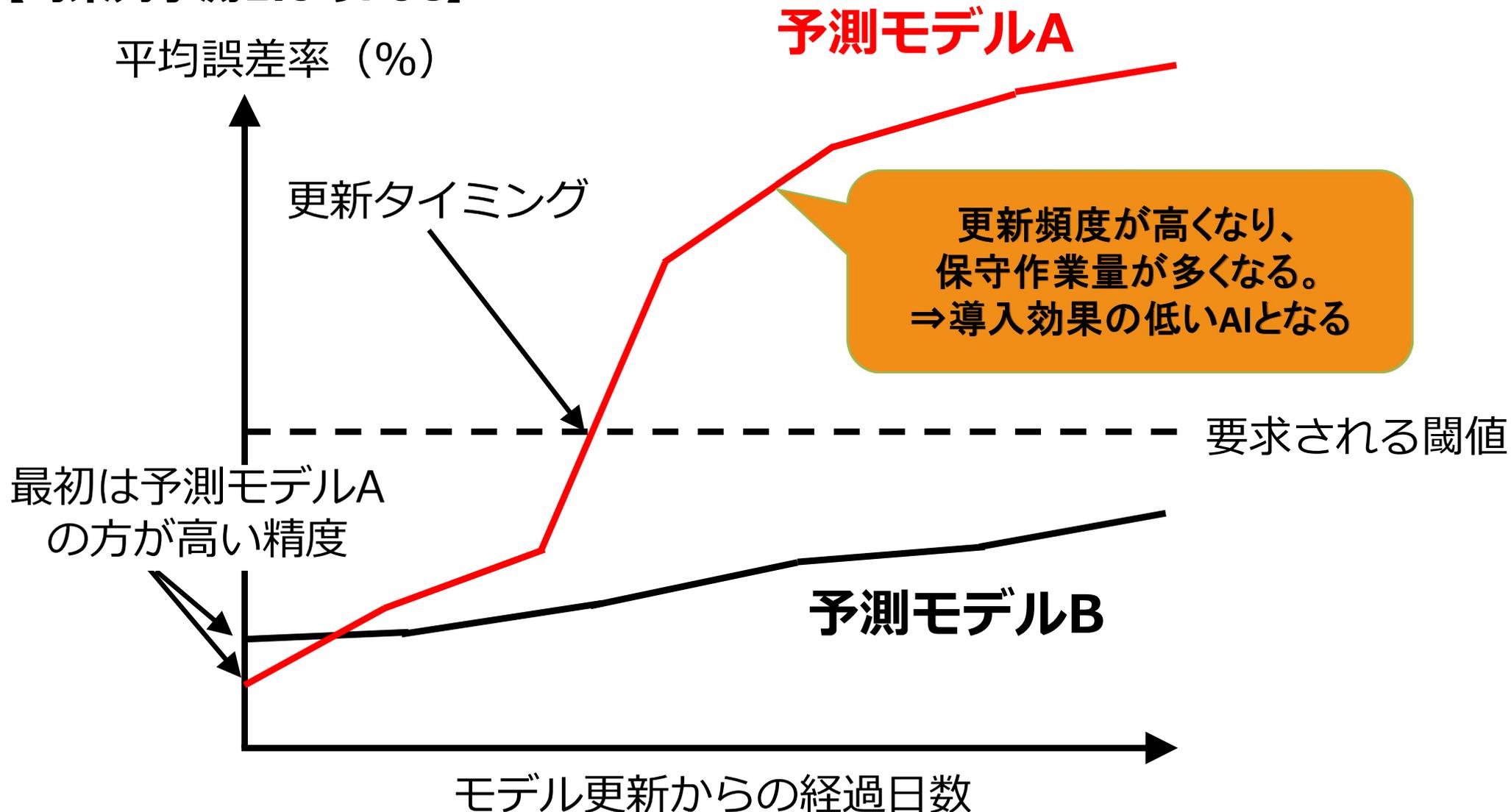


原料価格

各時点の予測誤差

3 導入効果を高くする時系列予測の検証方法

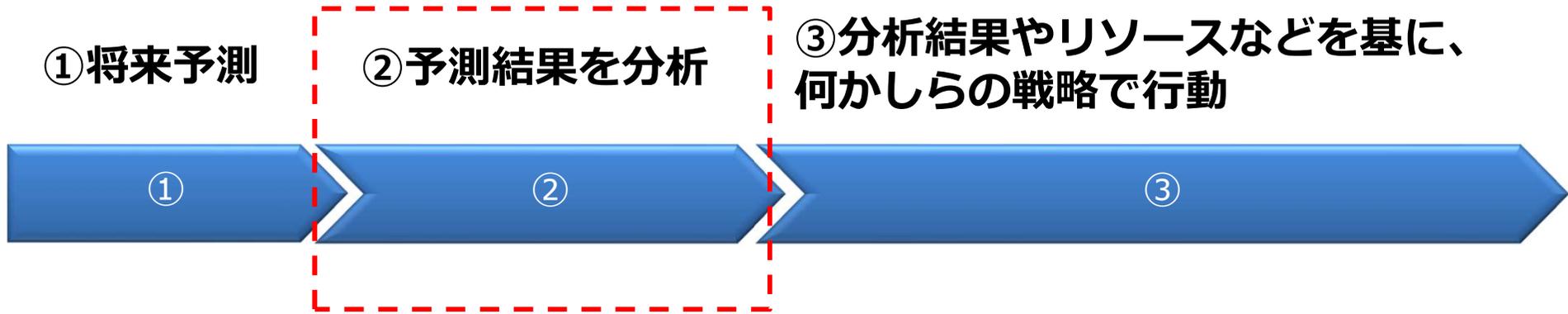
【時系列予測1.0のPoC】



時系列予測1.0のPoC検証時、モデル更新日からの経過日数に関する検証も必要！！

3 導入効果を高くする時系列予測の検証方法

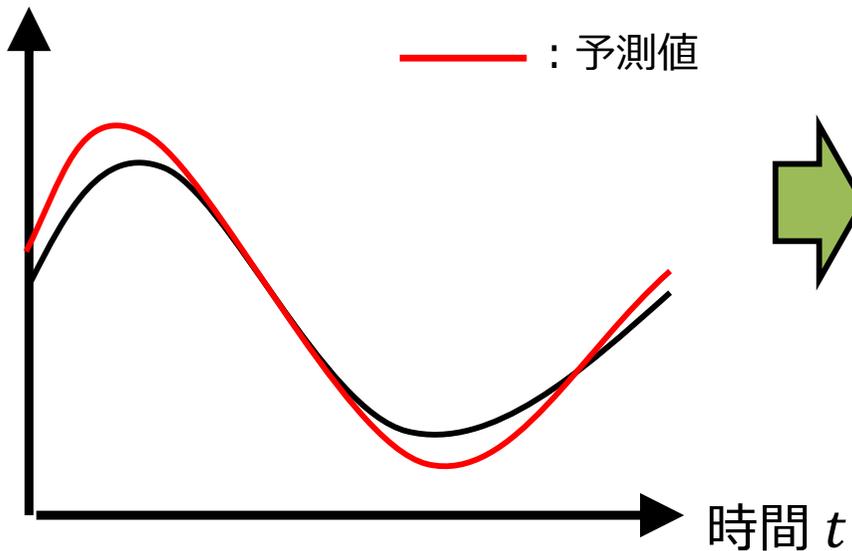
【時系列予測1.5のPoC】



<一般的に見られるPoC検証時の評価>

予測と実績の誤差のみを評価している。

商品売上



誤差評価

指標	特徴
MAE $\frac{\sum_{t=1}^T y_t - \hat{y}_t }{T}$	外れ値の影響を受けにくい誤差評価方法 (誤差にラプラス分布を仮定)
RMSE $\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (y_t - \hat{y}_t)^2}{T}}$	外れ値の影響を受けやすい誤差評価方法 (誤差に正規分布を仮定)
ME $\frac{\sum_{t=1}^T (y_t - \hat{y}_t)}{T}$	誤差の偏りを考慮した誤差評価方法
MAPE $\frac{100}{T} \sum_{t=1}^T \left \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right [\%]$	MAEに基づく相対的誤差評価方法 ※1 実績値が0の場合には適用不可 ※2 予測が実際よりも高い場合に重いペナルティを課している
RMSPE $100 \times \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left(\frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right)^2} [\%]$	外れ値の影響を受けやすい相対的評価として利用出来る誤差評価方法
sMAPE $\frac{100}{T} \sum_{t=1}^T \frac{ \hat{y}_t - y_t }{(y_t + \hat{y}_t)/2} [\%]$	非対称の影響(上記※2参照)を減らしたMAPE評価
DW $\frac{\sum_{t=2}^T (\varepsilon_t - \varepsilon_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^T \varepsilon_t^2}, \varepsilon_t = y_t - \hat{y}_t$	誤差の偏りを評価する誤差評価方法 ※ Dwが2前後でランダムとみなせる。
決定係数 $R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T (y_t - \hat{y}_t)^2}{\sum_{t=1}^T (y_t - \bar{y})^2}, \bar{y} = \frac{\sum_{t=1}^T y_t}{T}$	誤差の程度(精度)を評価する誤差評価方法

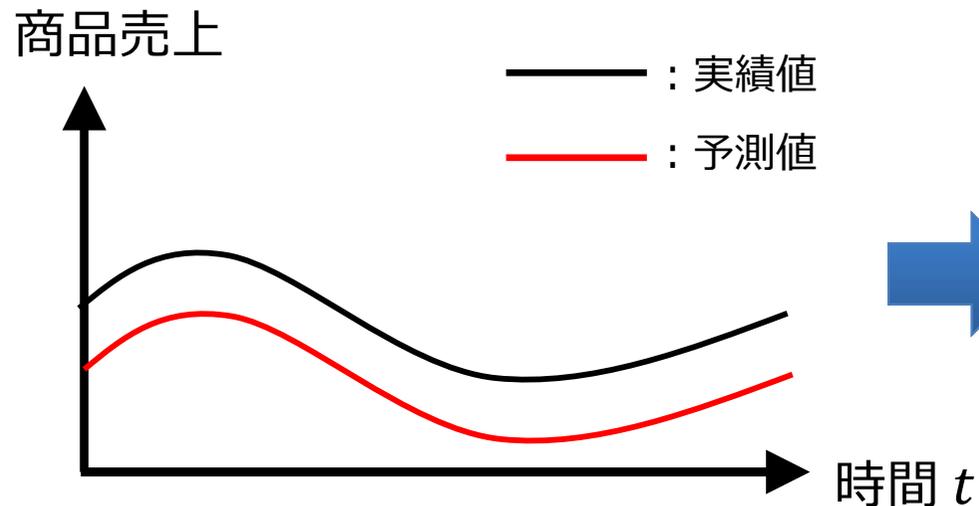
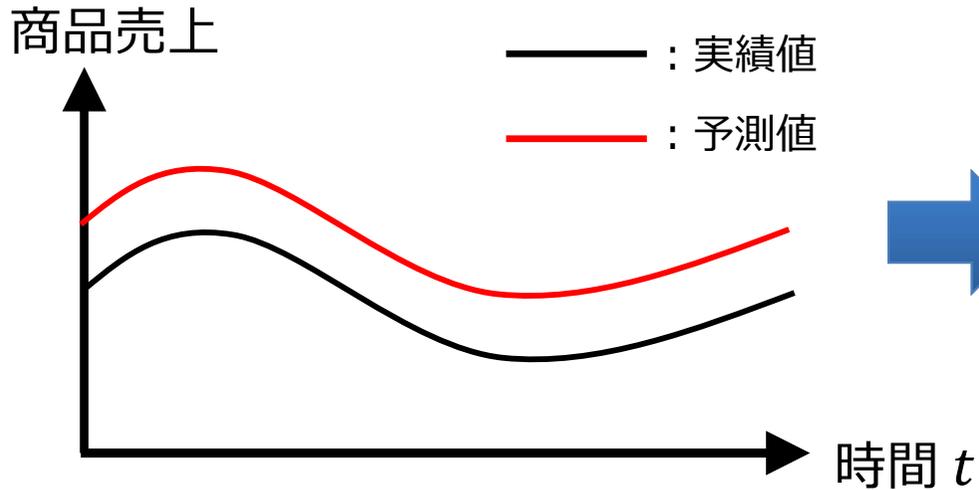
3 導入効果を高くする時系列予測の検証方法

【時系列予測1.5のPoC】

予測精度がゼロになることは無い！！

⇒予測の外し方によって、AI導入効果が低くなってしまいう可能性も有る。

<例：需要予測AIを用いた適正在庫>



MAPEは同一

$$\frac{100}{T} \sum_{t=1}^T \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| [\%]$$

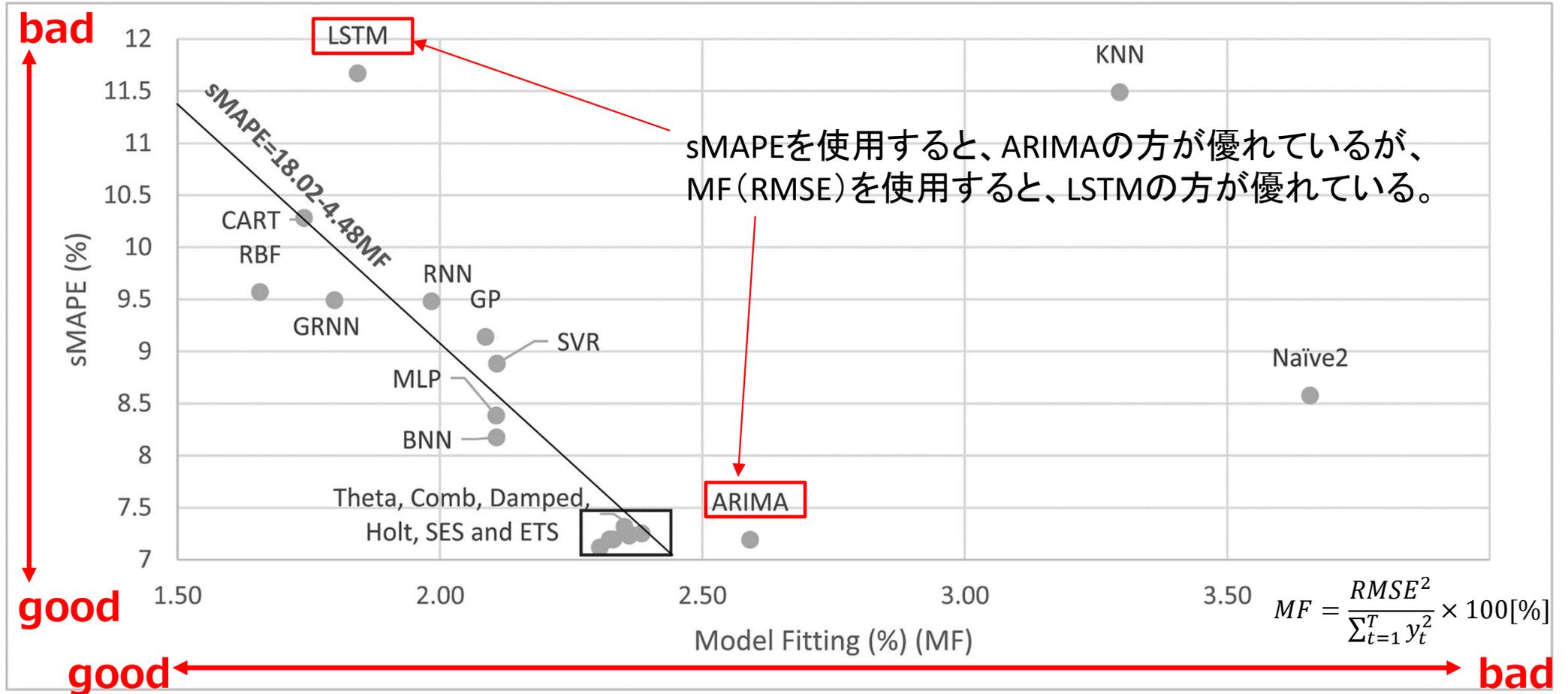
3 導入効果を高くする時系列予測の検証方法

【時系列予測1.5のPoC】

“Statistical and Machine Learning forecasting methods: Concerns and ways forward”

March 2018 PLoS ONE 13(3) DOI: 10.1371/journal.pone.0194889

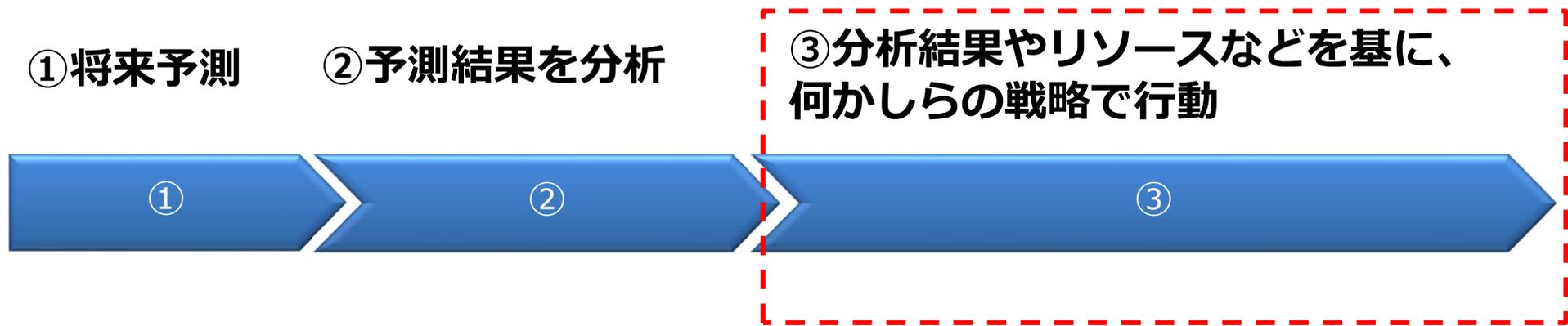
$$sMAPE = \frac{100}{T} \sum_{t=1}^T \frac{|\hat{y}_t - y_t|}{(|y_t| + |\hat{y}_t|)/2} [\%]$$



評価指標によって最適モデルが変わる為、
最終的な目標値（在庫量など）で分析することが重要！！

3 導入効果を高くする時系列予測の検証方法

【時系列予測2.0のPoC】



<例：商品の需要予測～実際の発注>

- ・現在の在庫量や原材料価格などを考慮。
- ・期待値・確率・標準偏差などを戦略に組み込む。

⇒ 「囚人のジレンマ」的な状況も発生し、単純な予測だけでは対応困難。



単純な予測・分析だけでなく、
複雑な制御を行える「強化学習」への拡張性が必要！！

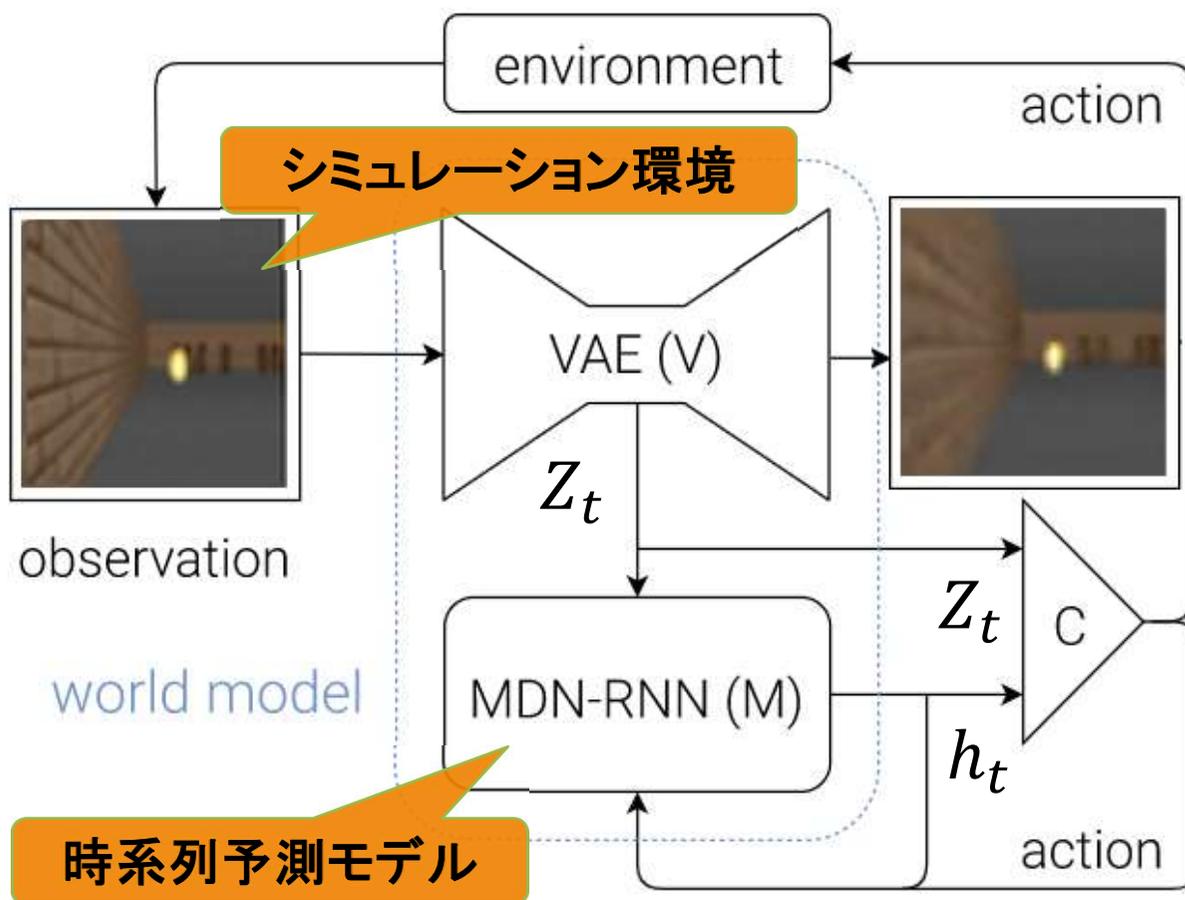
3 導入効果を高くする時系列予測の検証方法

【数年前の強化学習に関する研究動向】

<例：World Model>

次状態の潜在変数を予測するモデルを用いることで、環境の遷移の予測を考慮した状態表現を獲得している。

⇒ 環境変化やタスク変化に上手に対応し、汎化性能を高める



VAE：状態を復元可能な潜在変数 z を学習

MDN-RNN：次世代の潜在変数を予測

Controller：潜在変数 z とMDN-RNNの隠れ層 h から行動を出力

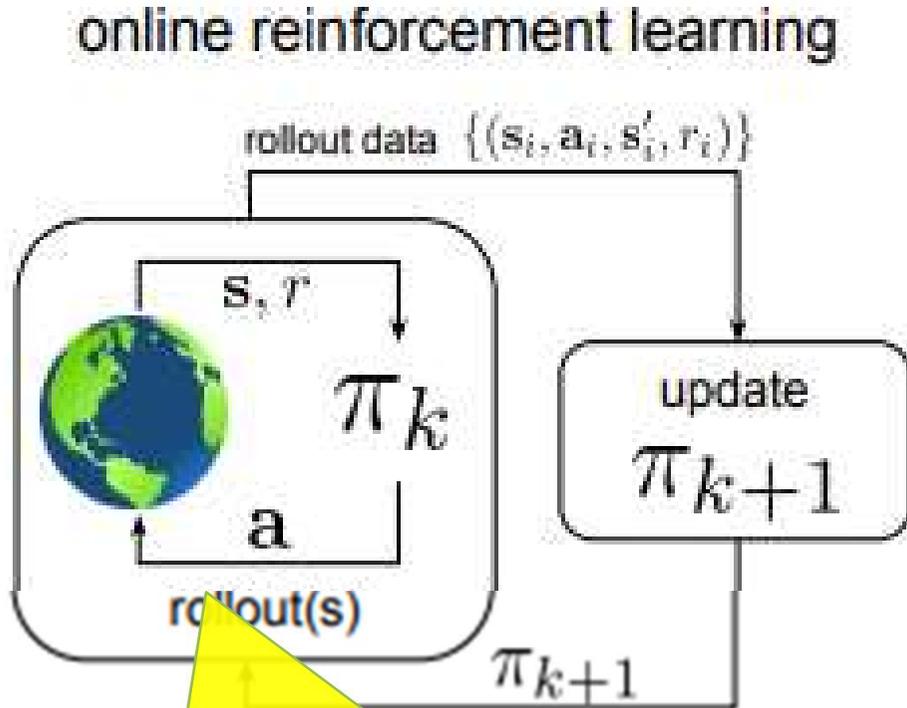
Table 1: CarRacing-v0 results over 100 trials.

Method	Average Score
DQN [66]	343 ± 18
A3C (continuous) [36]	591 ± 45
A3C (discrete) [41]	652 ± 10
Gym Leader [44]	838 ± 11
V model	632 ± 251
V model with hidden layer	788 ± 141
Full World Model	906 ± 21

David Ha and Jürgen Schmidhuber. "World Models." arXiv preprint arXiv:1803.10122, 2018

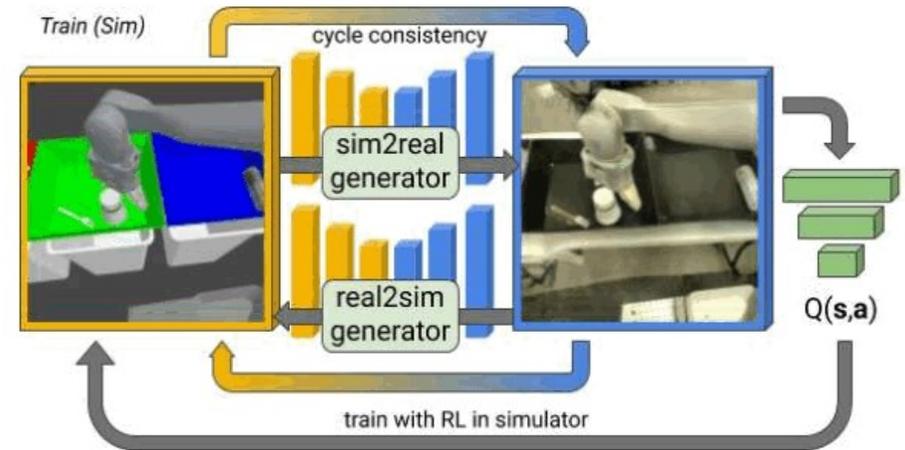
3 導入効果を高くする時系列予測の検証方法

【最近の強化学習に関する研究動向】



シミュレーション環境で、モデル改善を行い、スコアや計算効率を高くする研究が多かった。
⇒ 強化学習を実用化させる為には、データドリブンな強化学習手法を考える必要が有る。

<方法① : Sim2Real>



Kanishka Rao, Chris Harris, Alex Irpan, Sergey Levine, Julian Ibarz, Mohi Khansari. "RL-CycleGAN: Reinforcement Learning Aware Simulation-To-Real" arXiv preprint arXiv:2006.09001

<方法② : オフライン強化学習>

Reinforcement Learning with Online Interactions



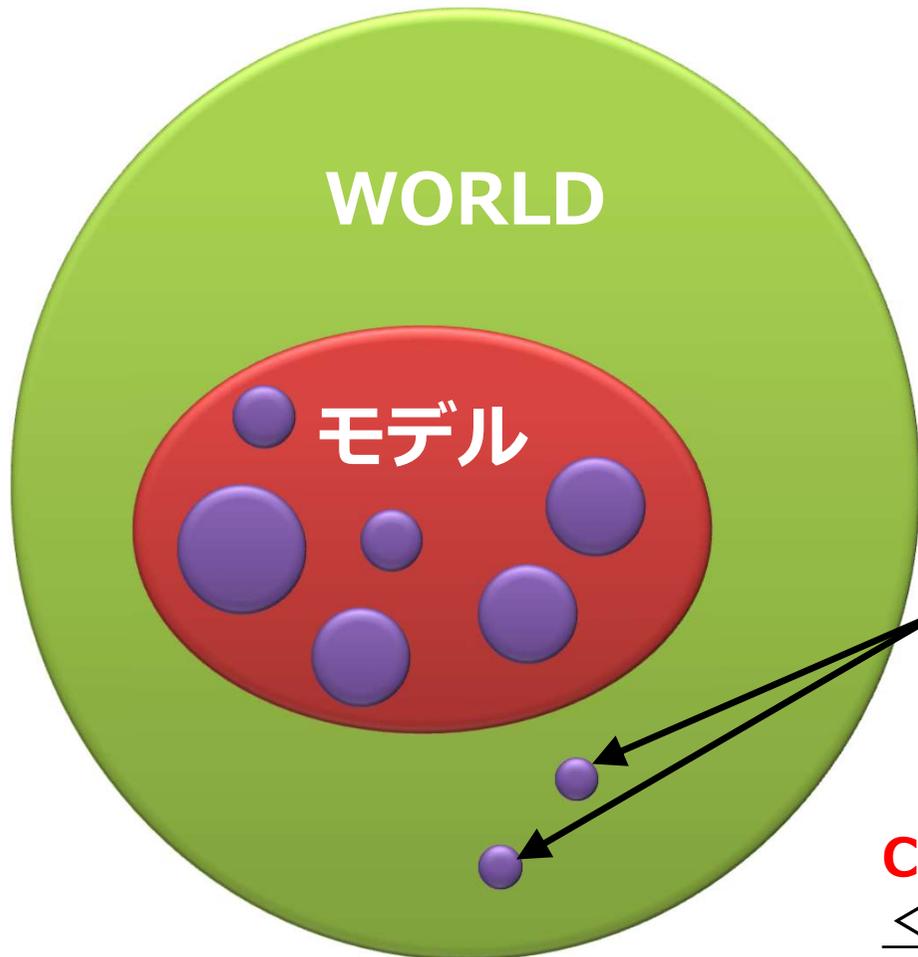
Offline Reinforcement Learning



<https://offline-rl.github.io/>より引用

3 導入効果を高くする時系列予測の検証方法

【最近の強化学習に関する研究動向（オフライン強化学習）】



凡例)



WORLD (現実世界)



強化学習モデル



データ

※大きさはデータ数を表す

【従来の問題点】

価値（報酬）が高くてデータ数が少ない為、
モデルに取り込み出来ない。



Conservative Q-Learning (略称 : CQL)

＜報酬設計方針＞

- 一般的なTD誤差最小化
- データ数の少ない不確実性の高い部分で過大評価を抑制
- 本来価値の高いところを過小評価しすぎてしまうことを回避

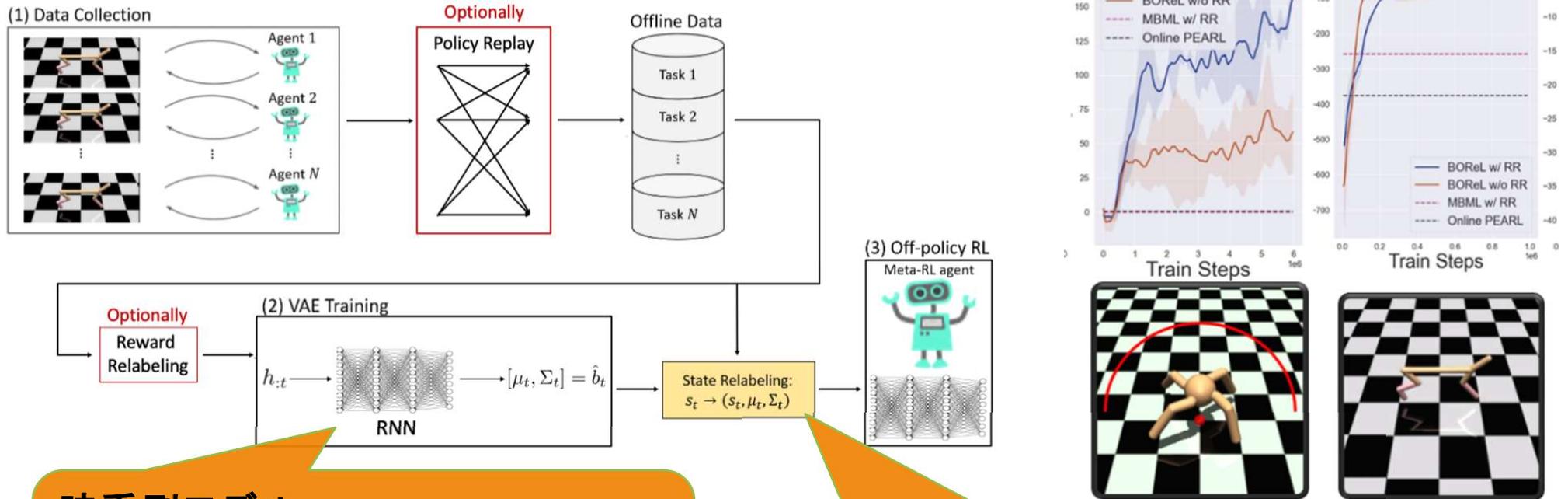
Aviral Kumar, Aurick Zhou, George Tucker and Sergey Levine. "Conservative Q-Learning for Offline Reinforcement Learning". ICML2020.

3 導入効果を高くする時系列予測の検証方法

【最近の強化学習に関する研究動向（オフライン強化学習）】

Ron Dorfman, Idan Shenfeld and Aviv Tamar. , "Offline Meta Learning of Exploration" arXiv preprint arXiv:2008.02598

Bayesian Offline RL (BOReL)



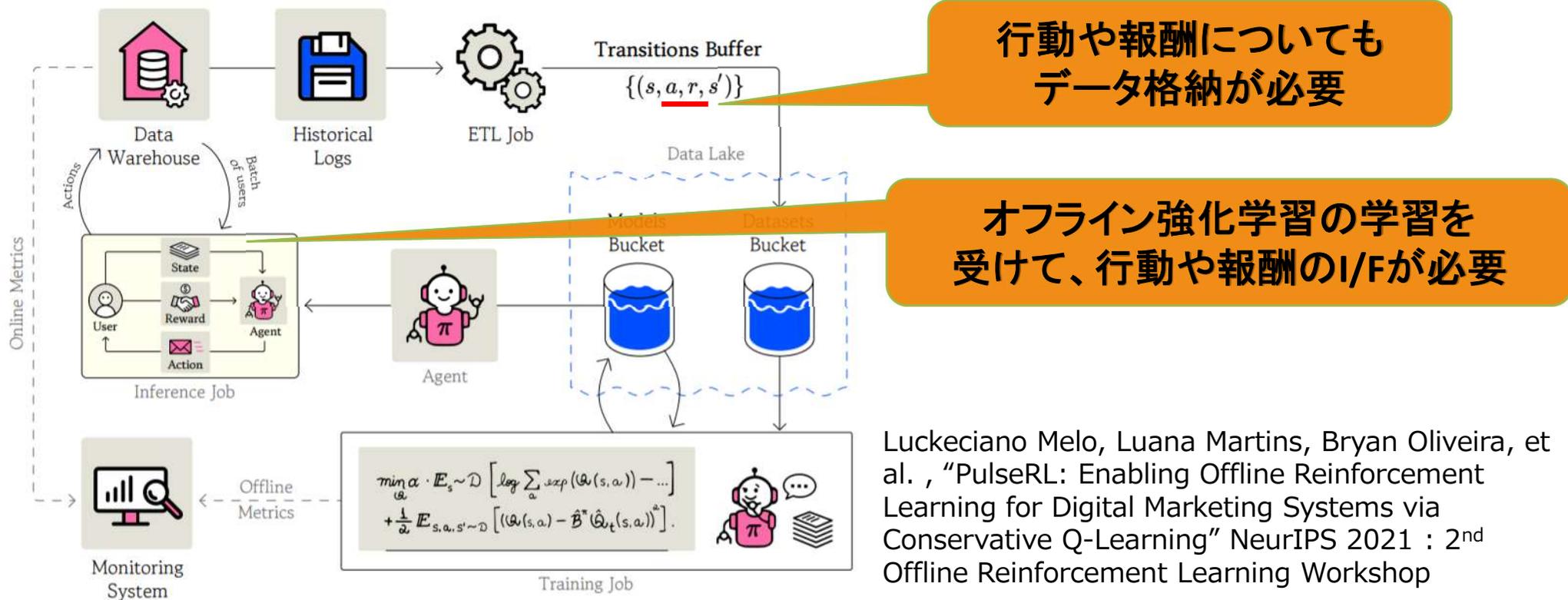
時系列モデル
※潜在変数が予測状態になっているかは、論文内で言及無し

時系列モデルの特徴量とデータセットをマージさせた状態量

近年、データ分布を考慮したCQLの論文発表を皮切りに、時系列モデルを用いたオフライン強化学習などの研究も盛んに行われている。

3 導入効果を高くする時系列予測の検証方法

【最近の強化学習に関する研究動向（オフライン強化学習）】



近い将来、時系列予測2.0は実現可能と言われている。
しかし、Sim2Realとオフライン強化学習のどちらに優位性があるか、
現在まだ解明されていない。

そこで、両方とも対応可能なように
拡張性の取れたシステムを構築してPoC検証する必要性が有る。



4. まとめ

① 時系列予測モデル

- 時系列予測モデルの分類
⇒LSTM、Transformerなど

② 時系列モデルの活用事例

- 自動車の車線変更予測
- アパレルの需要予測 など

③ 導入効果を高める時系列予測の検証方法

- AIで代替すべき業務フローを正確に捉えること
- 時系列予測1.0～2.0を念頭に置いてPoCを進める



導入効果のより高い時系列予測のAI活用を実現

ご清聴ありがとうございました



DX推進のご相談は
お気軽にアイ・ティ・イノベーションへ



AI・ビッグデータ開発支援



DX戦略/構想企画



ITアーキテクチャ
デザイン/変革



プロジェクト
マネジメント/PMO



国内研修/海外研修



方法論・ツール



株式会社アイ・ティ・イノベーション

〒108-0075 東京都港区港南4-1-8 リバージュ品川 5F

E-mail: info@it-innovation.co.jp

※  は、株式会社アイ・ティ・イノベーションの登録商標です。
※ 本文中の会社名、商品名は各社の商標または登録商標です。

方法の如何を問わず、全部もしくは一部の無断での複製・転載を禁じます。