

自律分散型サプライチェーンにおける発注者の 意思決定の違いがサプライチェーンの経済性に 及ぼす影響の調査

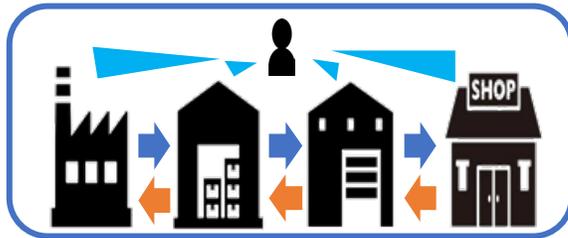
東京理科大学 創域理工学部 経営システム工学科
石垣研究室 学部4年 嶋村 光騎 小野百合香

目次

- 01 研究背景
- 02 先行研究
- 03 研究目的
- 04 ビールゲーム分析
- 05 シミュレーション構築・分析
- 06 結論

2種類のサプライチェーンモデル

中央集権型モデル — ➤ Chen et al.(2000) [1, 2]

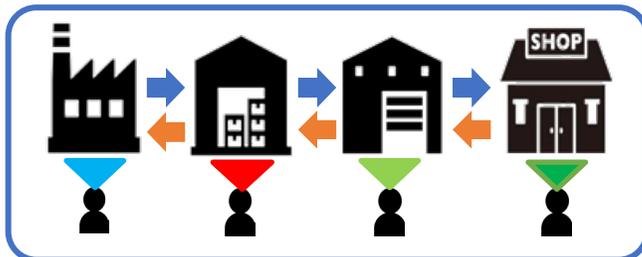


➡ モノの流れ
 ⬅ 情報の流れ

サプライチェーン全体を中央管理者が集中的に管理し、一元的に意思決定を行う

- サプライチェーン全体のパフォーマンス向上
- ▲ 各段階別にみるとパフォーマンスが悪い部分がある

自律分散型モデル — ➤ Ponte et al.(2017) [3]



➡ モノの流れ
 ⬅ 情報の流れ

サプライチェーンの各段階が自律的に意思決定をする

- 各段階による自身のパフォーマンス向上
- 企業間の合意があれば公平性に関する交渉や協力など柔軟に対応が可能
- ▲ 各段階の発注者の意思決定によりブルウィップ効果が発生する

本研究で扱うサプライチェーンモデル

近年、複数の企業と同時に取引することから全体で協力する**中央集権型モデル**は難しい

← 本研究では**自律分散型モデル**に着目！

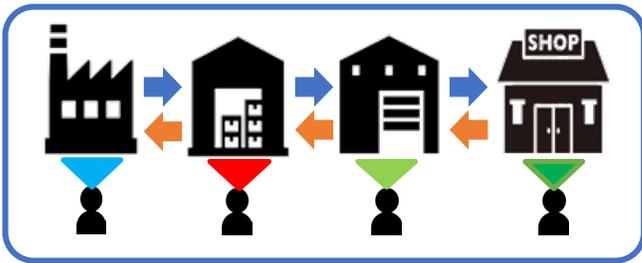
モノの流れ
情報の流れ

中立的に

パフォーマンス向上

各段階別にみるとパフォーマンスが悪い部分がある

自律分散型モデル — Ponté et al.(2017) [3]



→ モノの流れ
← 情報の流れ

サプライチェーンの各段階が自律的に意思決定をする

- 各段階による自身のパフォーマンス向上
- 企業間の合意があれば公平性に関する交渉や協力など柔軟に対応が可能
- ▲ 各段階の**発注者の意思決定**により**ブルウィップ効果**が発生する

在庫管理における経済的意思決定



在庫保管費・品切れ費を考慮した発注行動

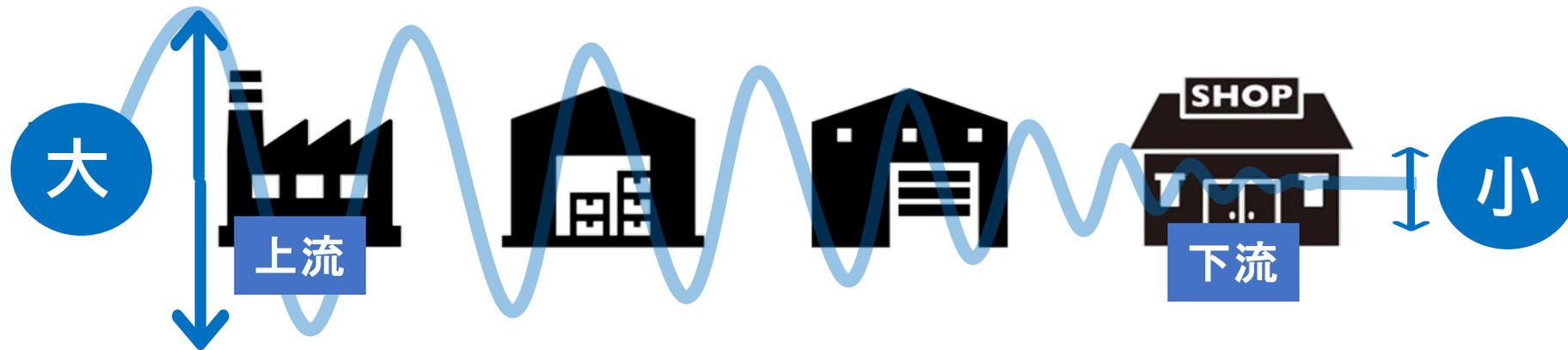
損失回避を考慮した発注行動

サプライチェーン上で在庫管理は重要な課題

ブルウィップ効果とは

ブルウィップ効果 [4]

サプライチェーンの下流では**需要変動**が小さいのに
上流では必要以上に変動が大きくなる現象



サプライチェーンのパフォーマンスに多大な悪影響を及ぼし、過剰な在庫レベルなどの
関連コストの増加をもたらす

Lee(1997) [5]

ブルウィップ効果はサプライチェーンマネジメントが抱える最大の課題の1つ

ブルウィップ効果抑制の限界

Mehrdokht (2024)[6]

ブルウィップ効果は、SCの業務上の性質と発注者の意思決定の行動特性に起因する

ブルウィップ効果の業務上の原因への緩和策は、理論上ブルウィップ効果を低減 [5, 7]

✘ 完全には排除できない [8, 9]

✓ 本研究では、発注者の意思決定者の行動特性に着目！

行動要因と在庫管理の関連研究

Cannella et al.(2018) [10]

- 個人のリスク選好が在庫管理に与える影響を分析
調査結果から異なるリスク回避度の発注者が多段階SCに与える影響をシミュレーションを用いて調査
(リスク回避度の差は、安全在庫にのみ影響を及ぼすとしエージェントを構築)

意思決定理論に基づいてシステムを制御するには、比較的複雑な構造を持った確率モデルが必要
本村ら(2000) [11]

 このシミュレーションには確率モデルが含まれていない！

行動要因と在庫管理の関連研究

Tajima(2023) [12]

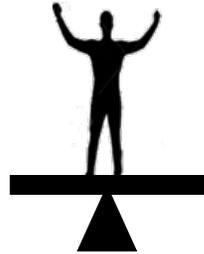
— 多段階SCにおける各企業の自律分散的行動をモデル化し
部分的協力が経済性に与える影響をシミュレーションを用いて分析した

在庫管理に対する**リスクの思考**により戦略タイプを分類

□ リスク回避型

一定の在庫量を保ち、品切れが発生しないよう行動する戦略

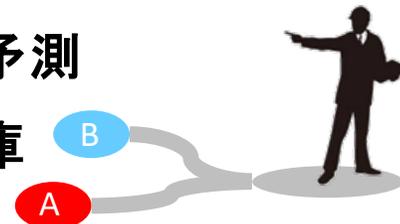
- ✓ 移動平均予測
- ✓ 高い安全在庫



□ リスク愛好型

過剰在庫を減らし、必要最低限の在庫を保有するよう行動する戦略

- ✓ 指数平滑化予測
- ✓ 低い安全在庫



🚩 エージェントの行動は実データから定量的に定められていない

本研究の目的

	ビールゲーム 分析	意思決定 確率モデル	MAS
Cannella[10]	○	×	○
Tajima[12]	×	×	○
本研究	○	○	○

本研究の目的



発注者の意思決定の違いが自律分散型サプライチェーンの経済性にどのように影響するか、意思決定の確率モデルを考慮したマルチエージェントシミュレーションを用いて調査する

本研究の流れ

Step1 サプライチェーンにおける発注者のリスク思考を定量化して分類

Step2 リスク選好による発注行動の定量化(パラメータの最適化)

Step3 ベイジアンネットワークを用いた発注行動の確率モデル構築

Step4 モデル化したエージェントを用いてシミュレーションの構築・分析

Step1 リスク回避度による分類

Step1 サプライチェーンにおける発注者のリスク思考を定量化して分類

Step2 リスク選好による発注行動の定量化(パラメータの最適化)

Step3 ベイジアンネットワークを用いた発注行動の確率モデル構築

Step4 モデル化したエージェントを用いてシミュレーションの構築・分析

リスク回避度の測定方法

リスク回避度の測定

本研究ではBeckerら(2018)により提案されたBDM法を採用 [13]

「10%の確率で当たりとなり、1万円の賞金が貰えますが、外れた場合には何も貰えないくじがあります。このくじが200円で売られていた場合、買いますか？ 買いませんか？」

買う



買ってもいい最大価格は？

買わない



いくらまで安くなったら買う？

期待値を変えずに9パターンの当選確率と当選額で質問を行った

Cramer et al.(2002) [14]

$$RA = \frac{aZ - p}{\frac{1}{2}(aZ^2 - 2aZp + p^2)}$$

a: 当選確率
Z: 当選額
p: 回答額

分類方法

RA=正 リスク回避型
RA=0 リスク中立型
RA=負 リスク愛好型

リスク回避度の測定結果



本研究では当選確率が10%～50%におけるRAを分析対象としてその平均値を個人のリスク回避度とした

分析対象:東京理科大学経営システム工学科の学生101名

表1.リスク回避度による分類結果

リスク回避度	低 (愛好型)	中 (中立型)	高 (回避型)
人数[人]	8	7	86

Step2 発注行動の定量化

Step1 サプライチェーンにおける発注者のリスク思考を定量化して分類

Step2 リスク選好による発注行動の定量化(パラメータの最適化)

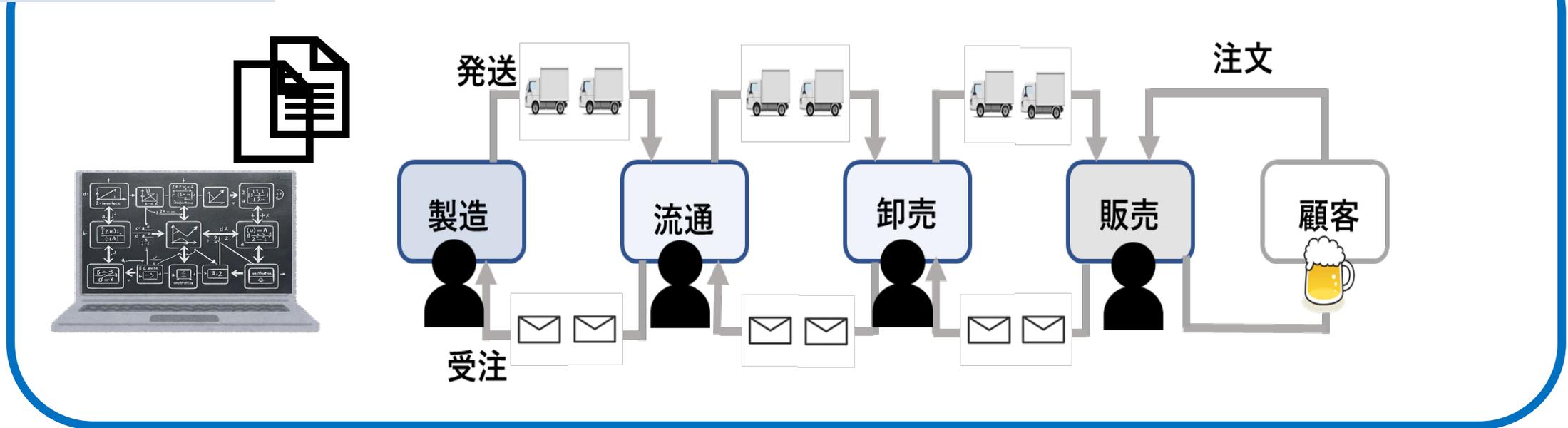
Step3 ベイジアンネットワークを用いた発注行動の確率モデル構築

Step4 モデル化したエージェントを用いてシミュレーションの構築・分析

ビールゲーム分析

ビールゲームとは

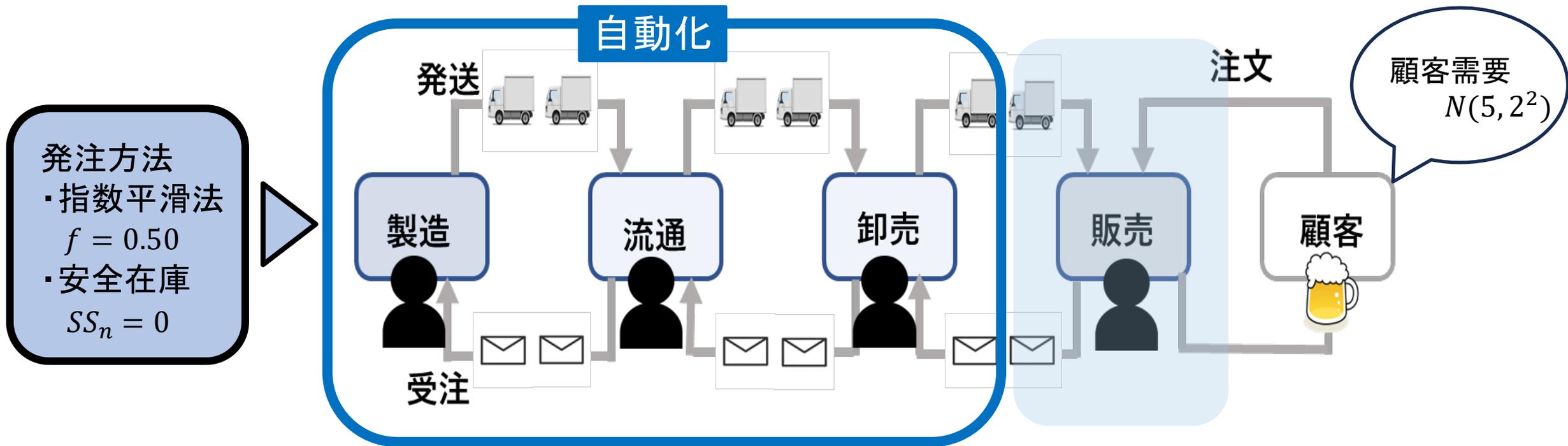
ビールゲーム [15] 4人のプレイヤーがサプライチェーン内の企業に扮して発注行動を行うゲーム



- プレーヤーの意思決定過程を実際に分析することで、リスク回避の傾向と発注戦略を明らかにすることが可能

本研究で用いるビールゲーム

本研究では一人版ビールゲームモデルを構築



リスク回避と意思決定との関係を明確化するために
全被験者が小売でシミュレーション

パラメータ最適化の分析手法

予測量は指数平滑化予測か移動平均予測のどちらかに従うと仮定



移動平均予測 $F_n(t) = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^{m-1} D_n(t-i)$

指数平滑化
予測 $F_n(t) = f * D_n(t-1) + (1-f) * F_n(t-1)$
 $= F_n(t-1) + f * \{D_n(t-1) - F_n(t-1)\}$

パラメータ m, f を変数として誤差を求める

パラメータ最適化の分析手法

分析手法 $E(t) = (O_n(t) + I_n(t) - F_n(t + 1) - SS_n)^2$

$E(t)$; 二乗誤差, $O_n(t)$; 発注量, $I_n(t)$; 在庫量
 $F_n(t)$; 予測量, SS_n ; 安全在庫量

🔍 $F_n(t)$ と SS_n の数値の組み合わせを変えて、**最小二乗誤差平均**を求める

f : 指数平滑係数



m : 移動平均係数



SS_n : 安全在庫



パラメータ最適化の分析結果(愛好型)

表2.指数平滑化予測を用いた誤差

愛好型	安全在庫	指数平滑係数	最小二乗誤差	リスク回避度
1	0	0.35	91.567	-0.000423
2	0	0.50	1539.839	-0.000366
3	0	0.65	93.300	-0.000257
4	0	0.65	39.967	-0.000143
5	0	0.65	58.167	-0.000096
6	0	0.65	19.667	-0.000050
7	0	0.35	22.667	-0.000019
8	4	1.00	40.677	-0.000019
平均値	1	0.60	238.231	

表3.移動平均予測を用いた誤差

愛好型	安全在庫	移動平均係数	最小二乗誤差	リスク回避度
1	0	6	30.888	-0.000423
2	0	10	503.619	-0.000366
3	0	10	17.381	-0.000257
4	0	7	39.967	-0.000143
5	0	10	47.048	-0.000096
6	2	9	15.227	-0.000050
7	0	7	9.792	-0.000019
8	4	1	34.533	-0.000019
平均値	1	8	87.307	

平均最小二乗誤差が小さいのは、移動平均予測を用いたもの

愛好型の発注行動は、安全在庫**1**,移動平均予測で係数が**8**の時に最も近い

パラメータ最適化の分析結果(回避型)

表4.指数平滑化予測を用いた誤差(一部抜粋)

回避型	安全在庫	指数平滑係数	最小平均二乗誤差	リスク回避度
1	11	0.05	13.733	0.000486
2	1	0.20	14.367	0.000381
3	0	0.05	7.533	0.000521
~				
83	9	0.05	9.633	0.000133
84	7	0.05	5.467	0.000420
85	12	0.05	7.800	0.000458
86	9	0.05	2.667	0.000381
平均値	6	0.19	119.527	

表5.移動平均予測を用いた誤差(一部抜粋)

回避型	安全在庫	移動平均係数	最小平均二乗誤差	リスク回避度
1	13	7	13.000	0.000486
2	0	8	8.913	0.000381
3	0	6	6.280	0.000521
~				
83	10	10	4.333	0.000133
84	8	9	1.000	0.000420
85	13	8	2.217	0.000458
86	9	9	1.273	0.000381
平均値	8	7	63.416	

平均最小二乗誤差が小さいのは、移動平均予測を用いたもの

回避型の発注行動は、安全在庫**8**,移動平均予測で係数が**7**の時に最も近い

パラメータ最適化の分析結果

$N(5, 2^2)$	リスク回避型	リスク愛好型
安全在庫	8	1

安全在庫の公式

今回:2

今回:4

今回:1

$$\text{安全在庫} = \text{安全係数(欠品許容率)} \times \text{需要の標準偏差} \times \sqrt{(\text{リードタイム} + \text{発注間隔})} \dots(1)$$

✓ 安全在庫から逆算して、欠品許容率を算出

$N(5, 2^2)$	リスク回避型	リスク愛好型
発注方法	移動平均	移動平均
予測に用いる係数	$m = 7$	$m = 8$
欠品許容率(%)	97.72	59.78

Step3 ベイジアンネットワークを用いた発注行動分析

Step1 サプライチェーンにおける発注者のリスク思考を定量化して分類

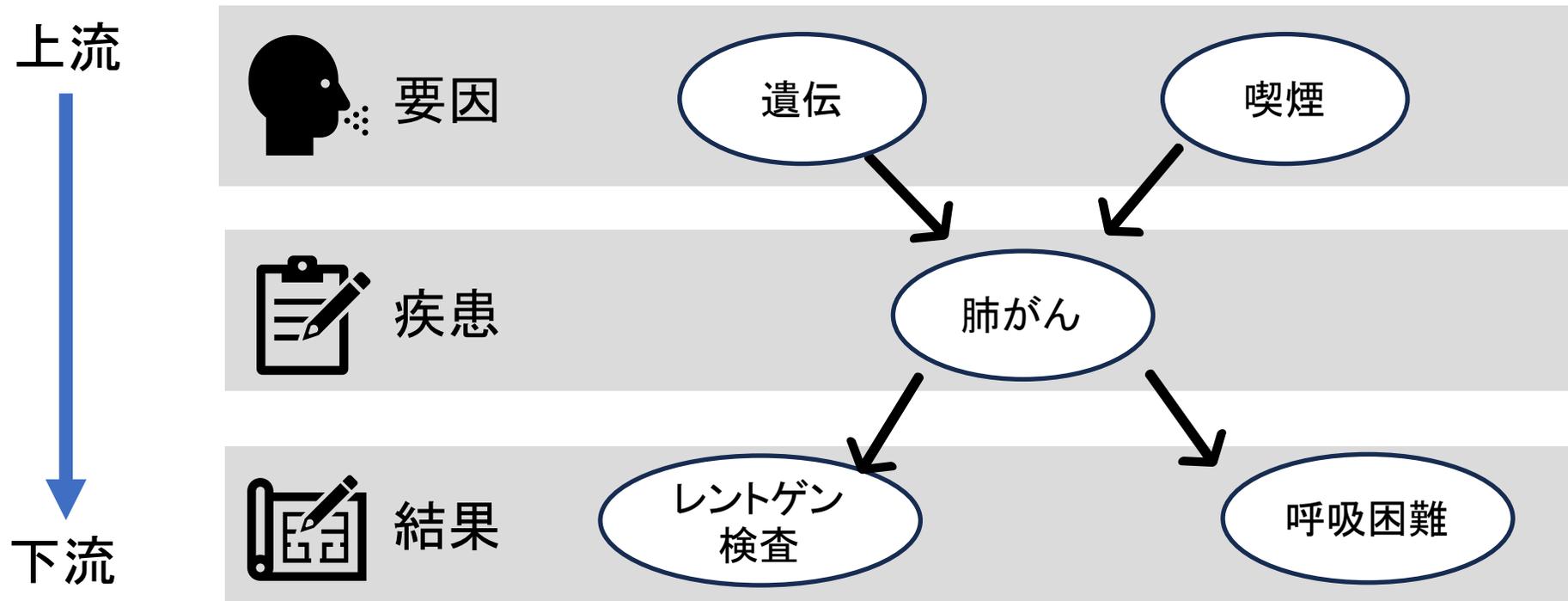
Step2 リスク選好による発注行動の定量化(パラメータの最適化)

Step3 ベイジアンネットワークを用いた発注行動の確率モデル構築

Step4 モデル化したエージェントを用いてシミュレーションの構築・分析

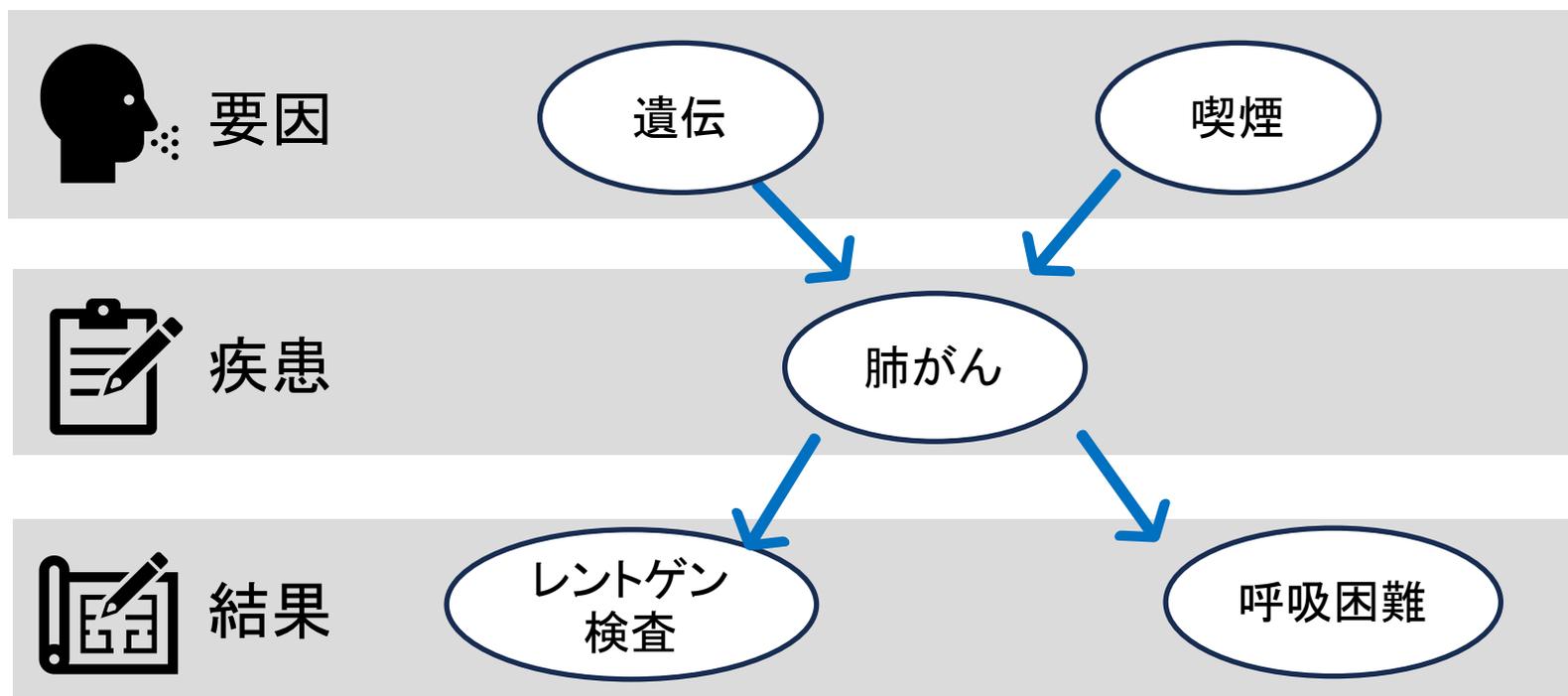
ベイジアンネットワークとは

- 確率変数間の依存関係をグラフ構造として記述し、個々の確率変数間の関係を条件付確率として記述したネットワーク構造を使って問題対象を表現する**確率モデル** [16]
- 因果構造を有向グラフによるネットワークとして表し、その上で確率推論を行うことで複雑かつ不確実な事象の起こりやすさやその可能性を予測する



バイジアンネットワークによる分析の流れ①

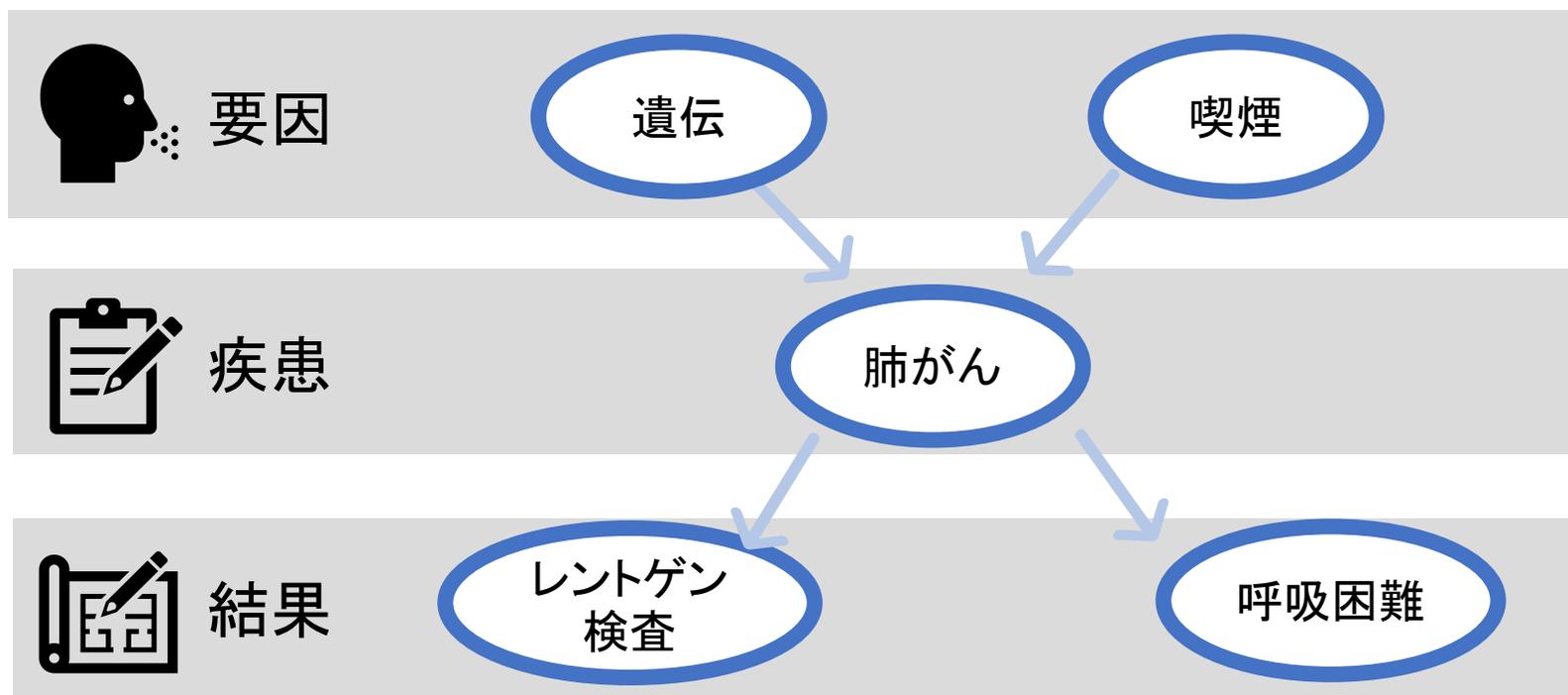
Step1 因果構造の仮説

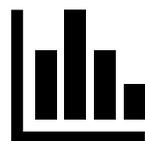


 文献・データから因果構造の仮説を立てる

バイジアンネットワークによる分析の流れ②

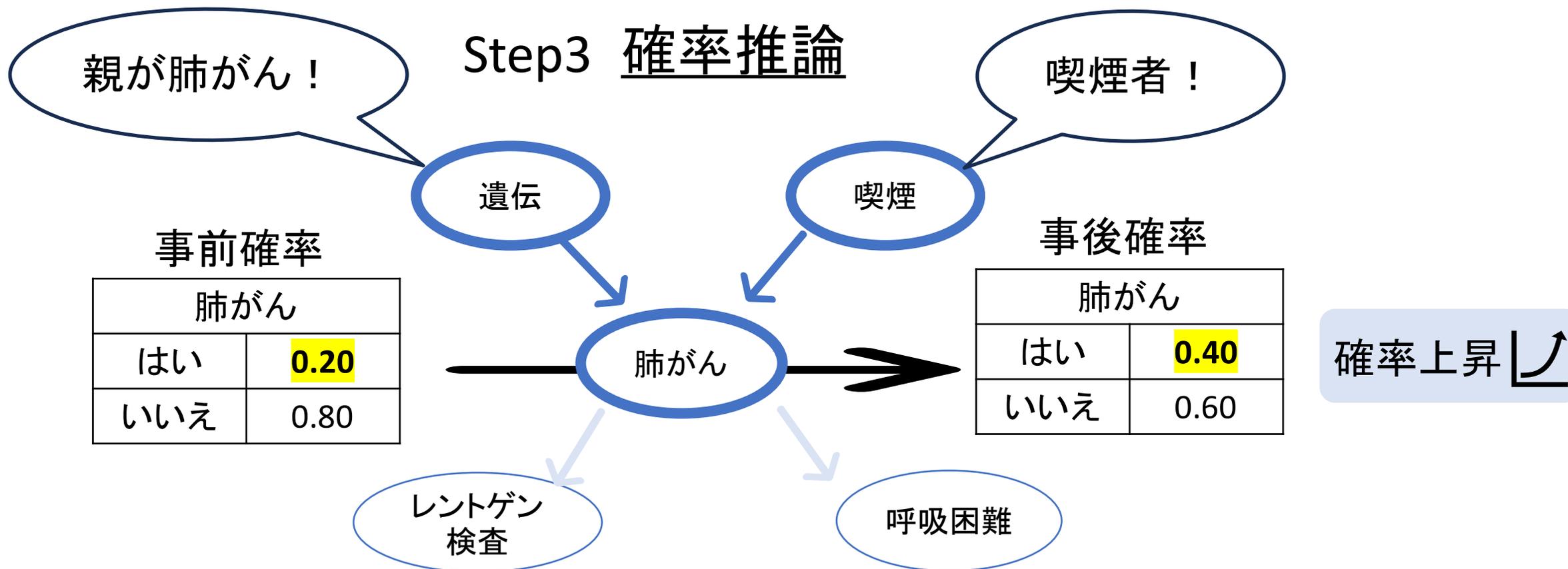
Step2 データに基づき構造学習



 データからノード間の関係を学習

ベイジアンネットワークによる分析の流れ③

Step3 確率推論

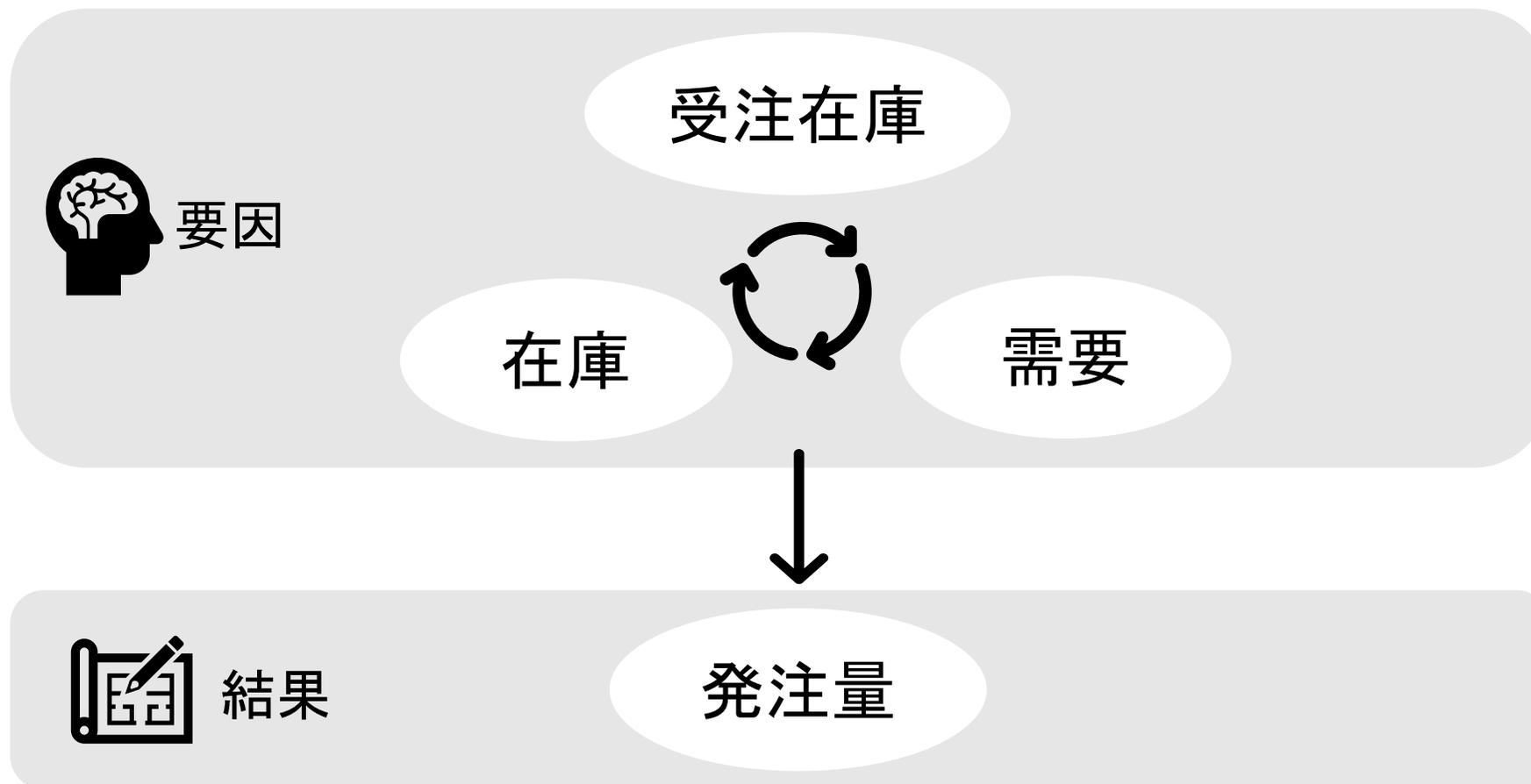


ある条件にしたとき、確率がどう変化するかで分析

ベイジアンネットワークを用いて意思決定確率モデルの構築

因果関係の仮説

在庫と需要の関係は発注量を変化させる [6]



バイジアンネットワークモデルの構築①

表6.実際に集計したビールゲームのデータ(一部抜粋)

在庫	受注在庫	発注量	需要
0	23	5	4
0	24	5	4
0	8	0	6
2	15	5	6
10	7	5	2
3	15	4	2
6	10	5	2

表7.各変数の離散化後の状態

変数	離散化後
在庫	多い/中/少ない
受注在庫	多い/中/少ない
発注量	多い/中/少ない
需要	多い/中/少ない

バイジアンネットワークモデルの構築②

表8.各変数の離散化値の範囲

変数	離散化値	範囲
在庫	多い	10-
	中	4-9
	少ない	0-3
受注在庫	多い	21-
	中	15-20
	少ない	0-14
発注量	多い	6-
	中	4-5
	少ない	0-3
需要	多い	6,7
	中	4,5
	少ない	2,3

バイジアンネットワーク分析ソフト

◆ 使用ソフトウェア

The logo for BayoLinkS, featuring the text "BayoLinkS" in a bold, white font against a dark blue background with a subtle pattern of interconnected nodes and lines, representing a Bayesian network.

BayoLinkS

バイジアンネットワーク構築支援システム



BayoLinkS ver.9.2.1 (NTTデータ数理システム社製)

- ↓ 構造学習アルゴリズム : Greedy Strategy(欲張り法)
- ↓ 評価基準 : AIC(赤池情報量)
- ↓ 確率推論 : LoopyBP
- ↓ 正規化 : MAP
- ↓ 欠損処理 : ペアワイズ法

バイジアンネットワーク分析結果①

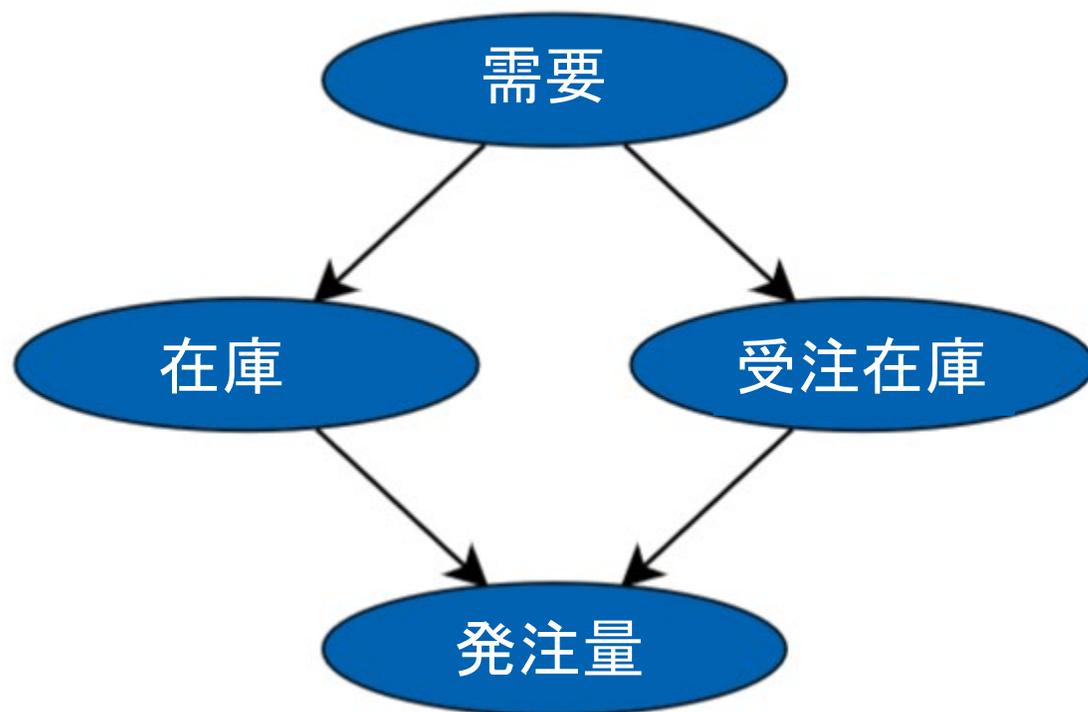


表9,発注量の相互情報量

変数名	相互情報量
受注在庫	0.0873
在庫	0.0321

図1,バイジアンネットワーク実行図



表6より発注量の意味決定は、**在庫**よりも**受注在庫**の影響を受けることが分かった

バイジアンネットワーク分析結果②

表10,発注在庫が小さい時

	発注量	事前確率	事後確率
在庫 小	小	0.277	0.512
	中	0.400	0.366
	大	0.322	0.122
在庫 中	小	0.277	0.324
	中	0.400	0.405
	大	0.322	0.270
在庫 多	小	0.277	0.667
	中	0.400	0.208
	大	0.322	0.125

表11,発注在庫が中の時

発注量	事前確率	事後確率
小	0.277	0.191
中	0.400	0.298
大	0.322	0.511
小	0.277	0.151
中	0.400	0.491
大	0.322	0.358
小	0.277	0.200
中	0.400	0.636
大	0.322	0.164

表12,発注在庫が多い時

発注量	事前確率	事後確率
小	0.277	0.125
中	0.400	0.354
大	0.322	0.521
小	0.277	0.125
中	0.400	0.354
大	0.322	0.521
小	0.277	0.220
中	0.400	0.458
大	0.322	0.322



在庫と受注在庫の相互関係が発注量に及ぼす影響が分かった

Step4 シミュレーションの構築・分析

Step1 サプライチェーンにおける発注者のリスク思考を定量化して分類

Step2 リスク選好による発注行動の定量化(パラメータの最適化)

Step3 ベイジアンネットワークを用いた発注行動の確率モデル構築

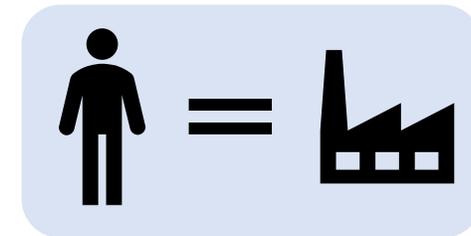
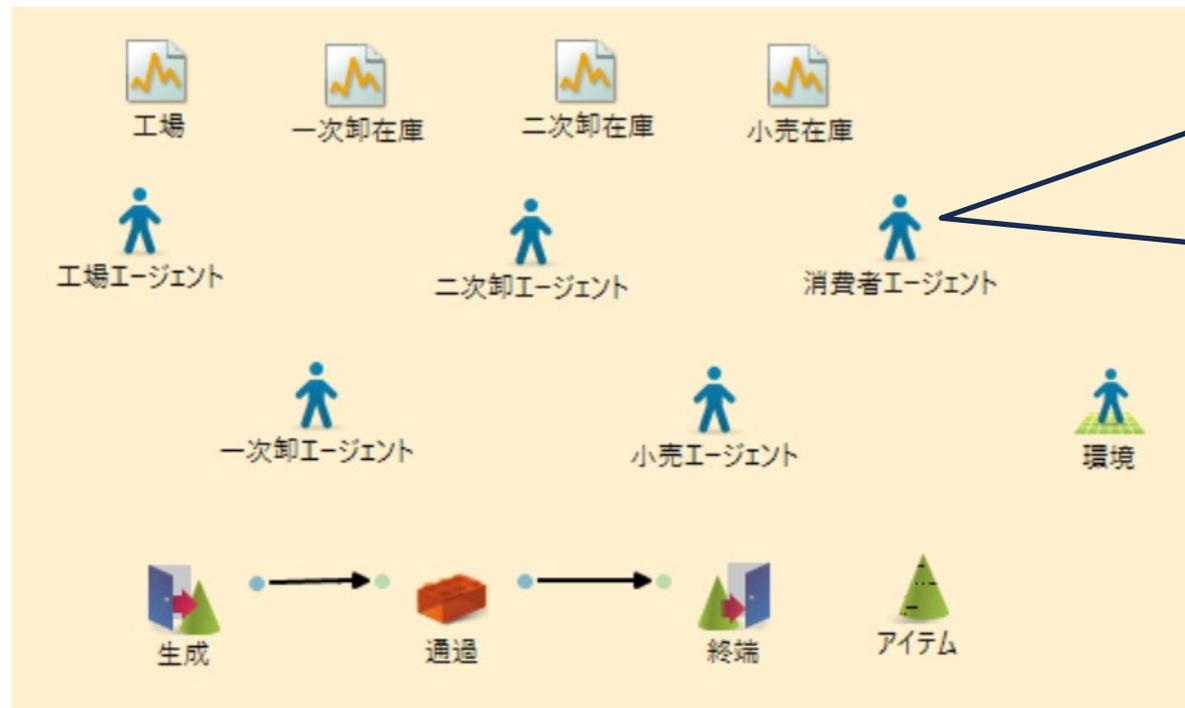
Step4 モデル化したエージェントを用いてシミュレーションの構築・分析

マルチエージェントシミュレーション分析ソフト

◆ 使用ソフトウェア

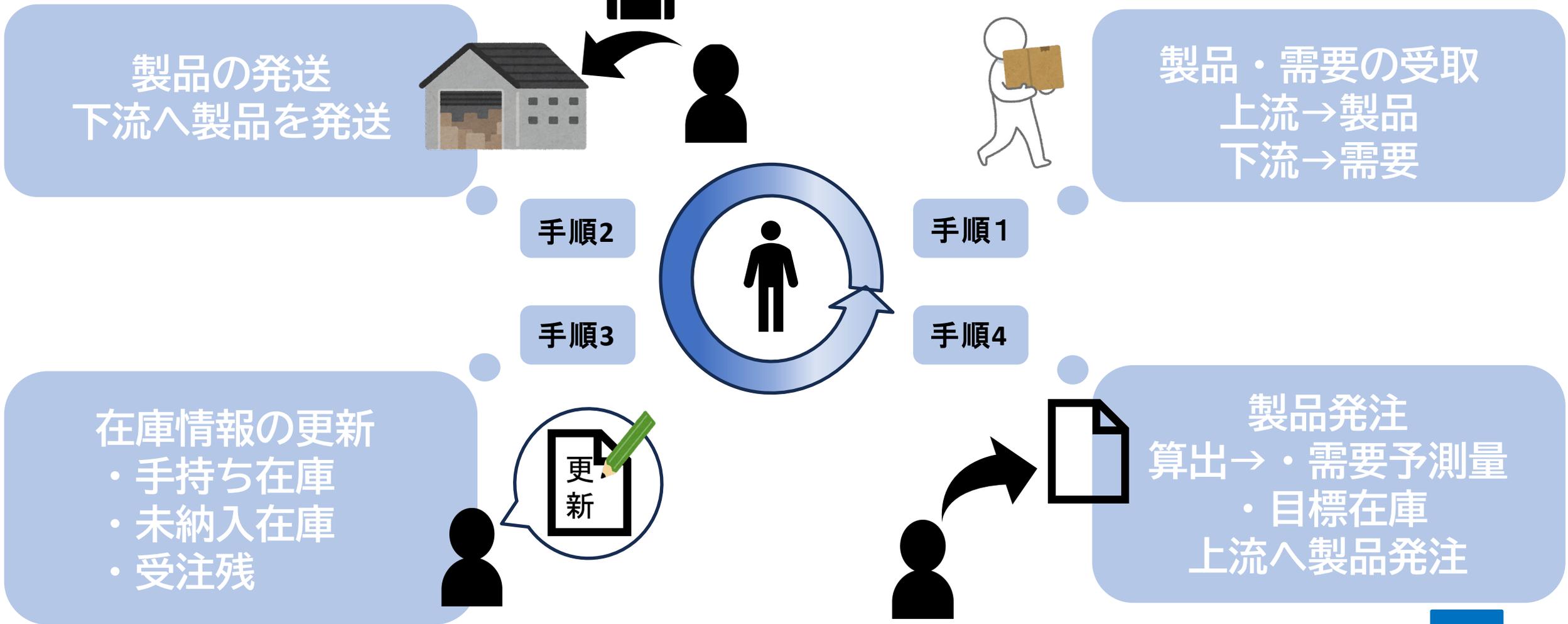


S⁴ Simulation System ver.6.4.0 (NTTデータ数理システム社製)



非同期エージェントに
消費者・小売・卸売・工場
の役割を与え
多段階SCを再現！

マルチエージェントにおける発注者の行動



マルチエージェントシステムにおける定式化

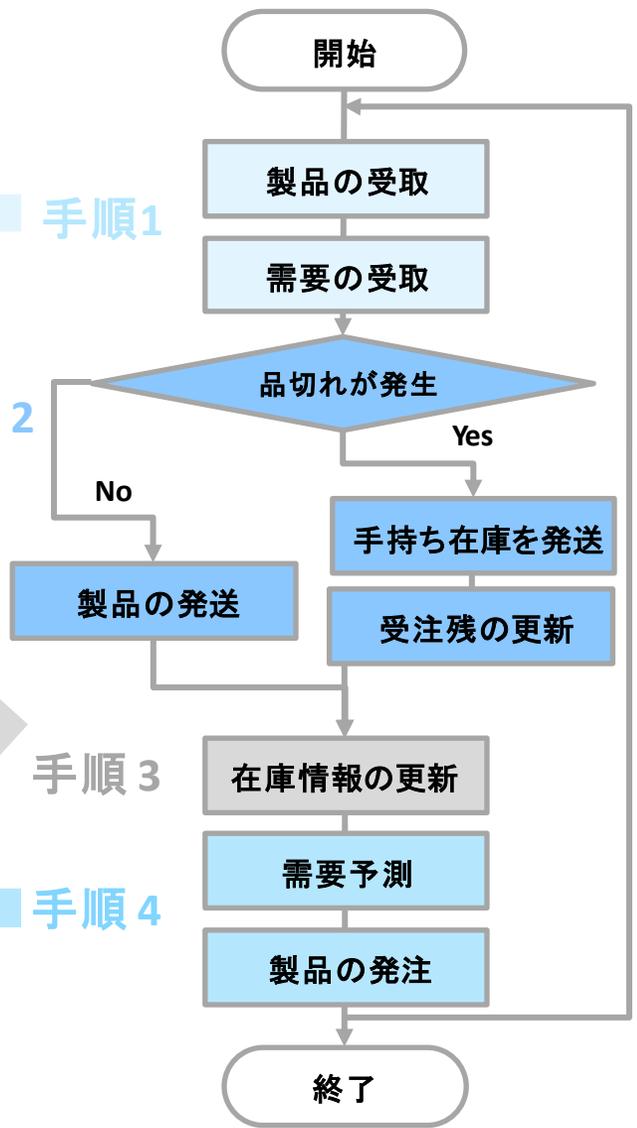
納入量	$R_n(t) = \begin{cases} S_{n-1}(t-l), & n \geq 2 \\ O_n(t-l), & n = 1 \end{cases}$
需要量	$D_n(t) = O_{n+1}(t-1)$
手持在庫	$I_n(t) = I_n(t-1) + R_n(t) - S_n(t)$
発送量	$S_n(t) = \min\{D_n(t) + B_n(t-1), I_n(t-1) + R_n(t)\}$
受注残	$B_n(t) = B_n(t-1) + D_n(t) - S_n(t)$
受注在庫量	$W_n(t) = W_n(t-1) + O_n(t-1) - R_n(t)$
移動平均予測	$F_n(t) = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^{m-1} D_n(t-i)$
指数平滑化予測	$F_n(t) = f * D_n(t-1) + (1-f) * F_n(t-1)$ $= F_n(t-1) + f * \{D_n(t-1) - F_n(t-1)\}$
目標在庫量	$Y_n(t) = a * F_n(t) + SS_n + (l-1) * F_n(t)$ $= l * F_n(t) + SS_n$
発注量	$O_n(t) = \max\{Y_n(t) - [I_n(t) - B_n(t) + W_n(t)], 0\}$

手順1

手順2

手順3

手順4



n: サプライチェーン内の階層 N: 総階層数
 l: リードタイム t: 時間 SS_n: 安全在庫
 a: 発注間隔 m: 移動平均期間 f: 平滑化係数

$N = 4$ (工場: n = 1; 一次卸: n = 2;
 二次卸: n = 3; 小売: n = 4)

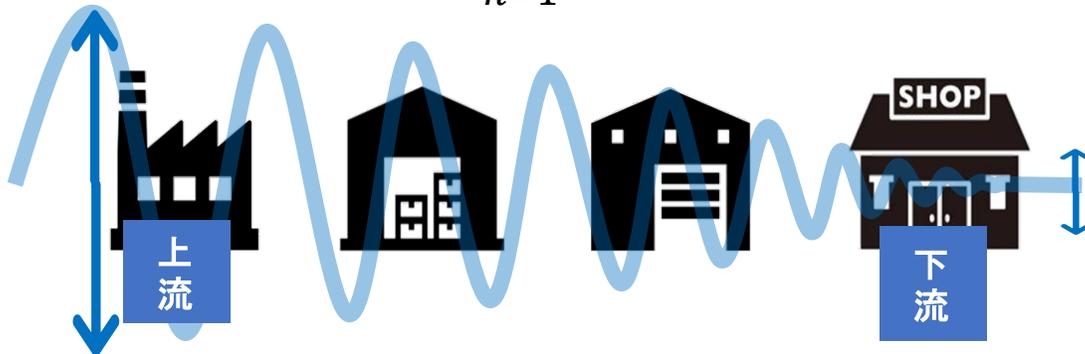
サプライチェーンの経済性の評価方法

ブルウィップ比率

発注量と需要量の分散の比率で定義され
平均値で調整する

$$[BE_n]_{t=1}^{t=T} = \left[\frac{Var(O_n)/Avg(O_n)}{Var(D_n)/Avg(D_n)} \right]_{t=1}^{t=T}$$

$$[BE_{SC}]_{t=1}^{t=T} = \prod_{n=1}^N [BE_n]_{t=1}^{t=T}$$



総費用

各プレイヤーの在庫保管費と品切れ費を考慮する

$$TC_{SC} = p * \sum_{n=1}^N [I_n]_{t=1}^{t=T} + q * \sum_{n=1}^N [B_n]_{t=1}^{t=T}$$

($p < q$)

n : サプライチェーン内の階層 t : 時間 Var : 分散値
 N : 総階層数 D_n : 需要量 B_n : 受注残 Avg : 平均値
 O_n : 発注量 I_n : 手持ち在庫 T : 総時間
 p : 在庫保管費(円/個・日) q : 品切れ費(円/個・日)

在庫と発注量の関係のモデル化

表13, 在庫と受注在庫と発注量の関係

	受注在庫 小	受注在庫 中	受注在庫 多
在庫 小	小	大	大
在庫 中	中	中	大
在庫 多	小	中	中

発注量

発注量小 → 通常よりも発注量を減らす

発注量中 → 需要の平均に近い発注をする

発注量大 → 通常よりも発注量を増やす

エージェント特性の構築

表14,先行研究での各エージェント特性

Tajima(2023)	リスク回避型	リスク愛好型
発注方法	移動平均	指数平滑
予測に用いる係数	$m = 10$	$f = 0.36$
安全在庫	40	5

表15,本研究での各エージェント特性

本研究	リスク回避型	リスク愛好型
発注方法	移動平均	移動平均
予測に用いる係数	$m = 7$	$m = 8$
欠品許容率(%)	97.72	59.78
在庫と発注量の関係	表13参照	

Step2

Step3



Step2, Step3で求めた結果から、各エージェント特性を再構築

従来研究とのシミュレーション精度分析



シミュレーション精度は、ビールゲームの発注データとの二乗誤差で評価

在庫と発注量の関係の定義

※ビールゲームの顧客需要は $N(5, 2^2)$

発注量小 → 発注量-1

発注量中 → 4

発注量大 → 発注量+1

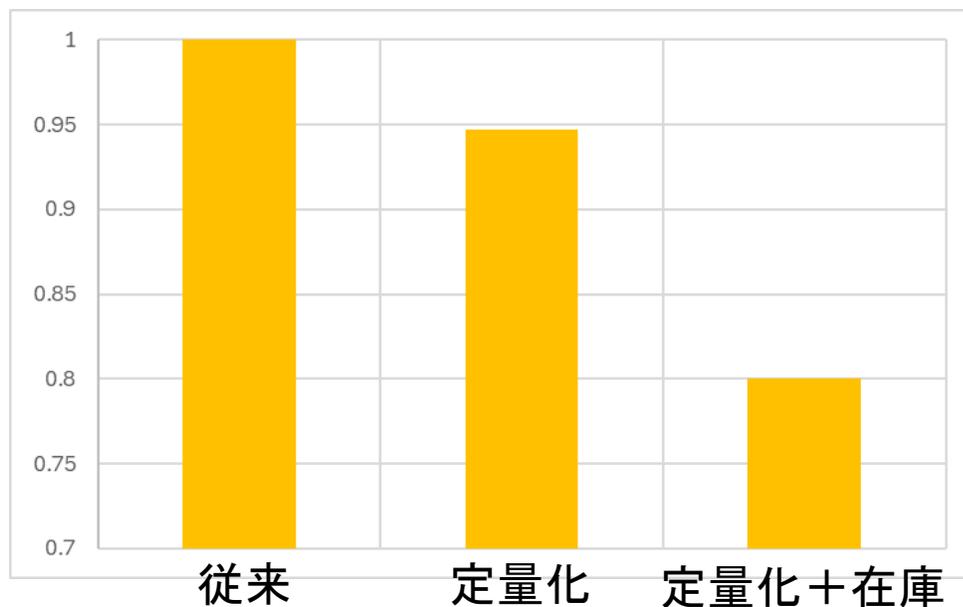


図2, 愛好型のシミュレーション比較

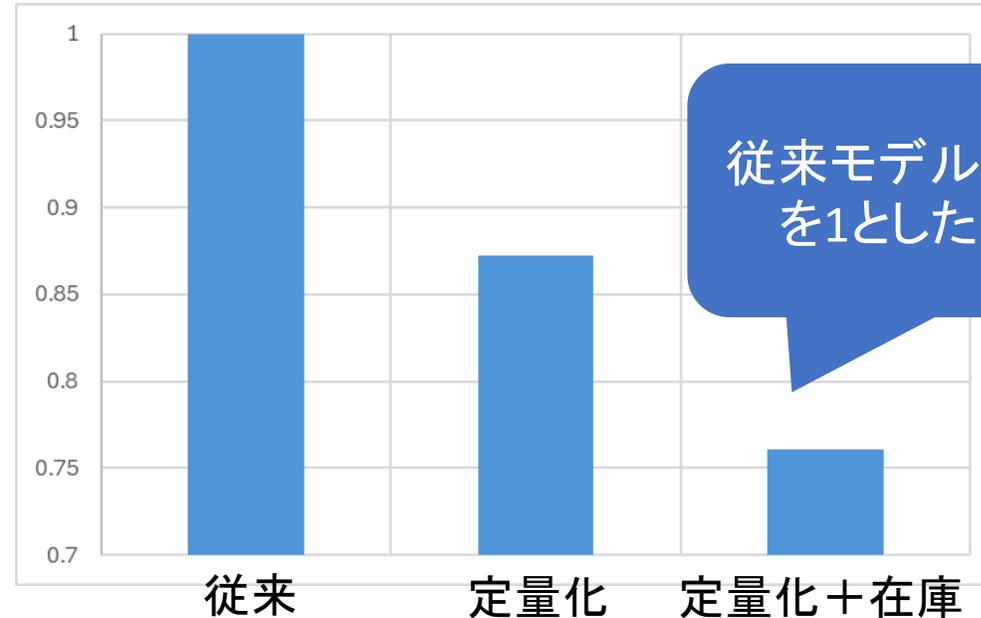


図3, 回避型のシミュレーション比較

従来研究とのシミュレーション精度分析の結果



シミュレーション精度は、ビールゲームの発注データとの二乗誤差で評価

在庫と発注量の関係の定義

※ビールゲームの顧客需要は $N(5, 2^2)$

発注量小 → 発注量-1

発注量中 → 4

発注量大 → 発注量+1

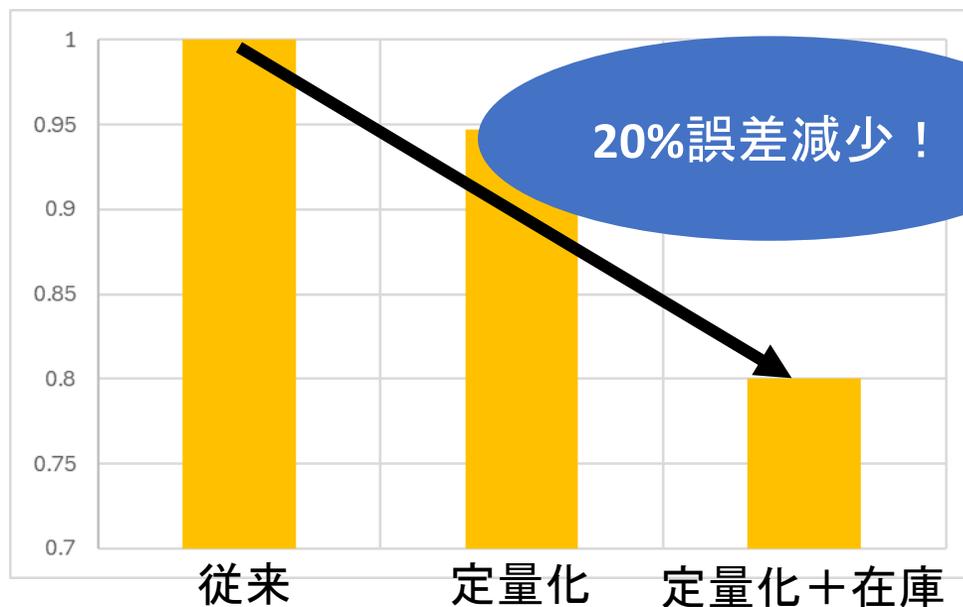


図2, 愛好型のシミュレーション比較

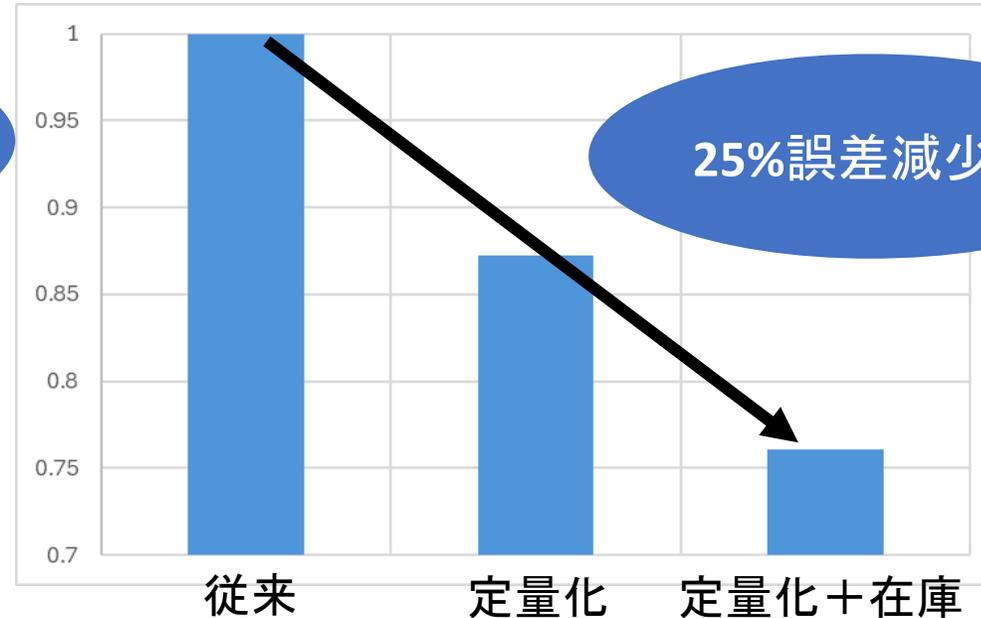


図3, 回避型のシミュレーション比較

シミュレーションモデルの環境構築



シミュレーションを用いて、多段階SCにリスク選好が与える影響を調査！



シミュレーション実験環境

✓ 顧客需要 : $U(70,90)$

✓ シミュレーション数: $T = 500$

✓ リードタイム: $l = 4$

✓ 在庫保管費: $p = 1$ (円/個・日)

✓ 品切れ費: $q = 2$ (円/個・日)

✓ 発注間隔: $a = 1$

シミュレーションモデルの環境構築

(1)式を用いて、欠品許容率からU(70,90)時の安全在庫を算出

表16,U(70,90)の時の各エージェント特性

本研究	リスク回避型	リスク愛好型
発注方法	移動平均	移動平均
予測に用いる係数	$m = 7$	$m = 8$
安全在庫	23	3
在庫と発注量の関係	以下参照	

在庫と発注量の関係の定義

発注量小 → 発注量-15 発注量中 → 70 発注量大 → 発注量+15

シミュレーションモデルの相互関係分析

表17. BW比率と各段階における費用(ブルウィップ比率が小さい順)

	総費用	品切費	在庫費	BW比率	工場	1次卸	2次卸	小売
saas	182,466	145426	37040	14.1	36,447	23,934	45,522	76,564
ssas	206,858	170203	36655	14.1	36,447	31,801	53,784	84,827
sasa	191,386	154360	37025	14.2	36,423	23,936	54,516	76,511
sssa	215,901	179240	36661	14.2	36,423	31,861	62,811	84,806
~								
aasa	195,919	154360	41558	16	40,956	23,936	54,516	76,511
assa	220,434	179240	41193	16	40,956	31,861	62,811	84,806
aaaa	179,062	137318	41744	18.6	40,971	24,433	45,830	67,829
asaa	203,091	161784	41306	18.6	40,971	32,151	53,983	75,986

シミュレーションモデルの相互関係分析

表18.BW比率と各段階における費用(総費用が小さい順)

	総費用	品切費	在庫費	BW比率	工場	1次卸	2次卸	小売
<i>saaa</i>	174,519	137,318	37,201	15.6	36,428	24,433	45,830	67,829
<i>aaaa</i>	179,062	137,318	41,744	18.6	40,971	24,433	45,830	67,829
<i>saas</i>	182,466	145,426	37,040	14.1	36,447	23,934	45,522	76,564
<i>aaas</i>	186,957	145,426	41,530	15.8	40,937	23,934	45,522	76,564
~								
<i>sssa</i>	215,901	179,240	36,661	14.2	36,423	31,861	62,811	84,806
<i>assa</i>	220,434	179,240	41,193	16.0	40,956	31,861	62,811	84,806
<i>ssss</i>	224,410	187,825	36584	14.5	36,437	31,618	62,662	93,693
<i>asss</i>	228,912	187,825	41087	14.9	40,940	31,618	62,662	93,693

シミュレーションモデルの分析結果・考察

シミュレーション結果

- リスク愛好型(S)が多い場合
 - 発注量変動が抑えられ、**ブルウィップ効果が減少**
 - 一方で**品切れが増加**
- リスク回避型(a)が多い場合
 - 高い安全在庫が確保されるため**品切れが減少**
 - 一方で発注量変動が大きくなり、**総費用が増加**

考察

- 発注行動の最適な組合せは、シミュレーション条件やコストによって変化
 - 在庫保管費が高い→愛好型が有利
 - 品切れ費が高い→回避型が有利



回避型と愛好型組み合わせることで費用とBWEのバランスが実現

本研究のまとめ



本研究の目的

発注者の意思決定の違いが自律分散型サプライチェーンの経済性にどのように影響するか、意思決定の確率モデルを考慮したマルチエージェントシミュレーションを用いて調査する

結果

- サプライチェーンにおける**発注者のリスク思考を定量化**して分類できた
- 意思決定の**確率モデル**を考慮したマルチエージェントシミュレーションを構築できた
- 発注者の意思決定の違いが**自律分散型SCの経済性に与える影響**を調査できた

今後の課題

- 需要予測を使用した場合の発注行動の分析を行うこと
- さらに複雑な意思決定の確率モデルの構築を行うこと

参考文献

- [1] Chen, F., Drezner, Z., and Ryan, J. K., "Quantifying the bullwhip effect in a simple supply chain: The impact of forecasting, lead times, and information." *Management science*, Vol.46, No.3, pp.436-443. (2000)
- [2] Chen, F., Ryan, J. K., and Simchi-Levi, D. "The impact of exponential smoothing forecasts on the bullwhip effect." *Naval Research Logistics (NRL)*, Vol.47, No.4, pp.269-286. (2000)
- [3]Ponte, B., Wang, X., De la Fuente, D. and Disney, S. M. ,‘Exploring nonlinear supply chains: the dynamics of capacity constraints’, *International Journal of Production Research*, Vol. 55, pp. 4053-4067. (2017)
- [4] Forrester, Jay W. "Industrial Dynamics. A major breakthrough for decision makers." *Harvard business review*, Vol.36, No.4, pp.37-66. (1958).
- [5] Lee, H. L., Padmanabhan, V., and Whang, S. "The bullwhip effect in supply chains." *Sloan management review*, Vol.38, pp.93-102. (1997).
- [6]Mehrdokht,P. Arunachalam Narayanan, Matthew F. KEBLIS.” Decision Bias and Bullwhip Effect in Multiechelon Supply Chains: Risk Preference Models”, *IEEE TRANSACTIONS ON ENGINEERING MANAGEMENT*,Vol.71,pp.9229-9243,(2024)

参考文献

- [7] H. L. Lee, V. Padmanabhan, and S. Whang, “Information distortion in a supply chain: The bullwhip effect,” *Manage. Sci.*, vol. 50, no. 12, pp. 1875–1886, 2004.
- [8] T. Tokar, J. A. Aloysius, and M. A. Waller, “Supply chain inventory replenishment: The debiasing effect of declarative knowledge,” *Decis. Sci.*, vol. 43, no. 3, pp. 525–546, 2012.
- [9] D. Y. Wu and E. Katok, “Learning, communication, and the bullwhip effect,” *J. Oper. Manage.*, vol. 24, no. 6, pp. 839–850, Dec. 2006.
- [10] Cannella S., Di Mauro C., Dominguez R., Ancarani A., Schupp F. (2018). A exploratory study of risk aversion in supply chain dynamics via human experiment and agent-based simulation. *International Journal of Production Research*.
- [11] 本村 陽一 : “特集「ベイジアンネット」ベイジアンネットソフトウェア”, *人工知能学会誌*, Vol.17, No.5, pp.559-565, (2002)
- [12] TAJIMA Erika, ISHIGAKI Aya, TAKASHIMA Ryuta, NISHIDA Hajime, OKAMOTO Takuya, effectiveness of a Multi-Agent Cooperation Game in a Multi-Stage Supply Chain, *Journal of Japan Industrial Management Association* 73 (4E), 234-250, (2023)

参考文献

- [13] Michael Becker-Peth, Ulrich W. Thonemann and Torsten Gully. “A note on the risk aversion of informed newsvendors.” *Journal of the Operational Research Society*, 69 (2018) 1135–1145.
- [14] J.S. Cramer, , J. Hartog, , N. Jonker, , C.M. Van Praag. “Low risk aversion encourages the choice for entrepreneurship: an empirical test of a truism.” *Journal of Economic Behavior and Organization*, 48 (2002) 29–36.
- [15] S. Kamal Chaharsooghi, Jafar Heydari, S. Hessameddin Zegordi. “A reinforcement learning model for supply chain ordering management: An application to the beer game” *Decision Support Systems* 45 (2008) pp.949–959
- [16] 本村 陽一 : “特集「ベイジアンネット」ベイジアンネットソフトウェア”, *人工知能学会誌*, Vol.17, No.5, pp.559-565, (2002)

補足資料 リスク回避度測定に使われたアンケート

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	
5													aかb、どちらか一つに回答してください。
6													
7													それぞれの設問に対しYESかNOか選び、YESの場合には設問a、NOの場合には設問bに回答し。右の回答欄に記入してください。
8													
9													設問
10													1
11													10%の確率で当たりとなり、 1万円 の賞金がもらえますが外れた場合には何ももらえないくじが
12													あります。このくじが200円で売られていた場合、買いますか？買いませんか？
13													
14													YESと考えた人
15													a
16													買ってもいい最大価格はいくらですか？
17													
18													NOと考えた人
19													b
20													いくらまで安くなったら買いますか？
21													
22													2
													上記のくじの当選確率が 20% 、当選金額が 5000円 の場合、買いますか？買いませんか？
													YESと考えた人