

特定 KPI に基づくサプライチェーン中のボトルネックの発見

川畑 芳篤[†] 細川 雄太^{††} 藤田 桂英^{†††}

^{†††} 東京農工大学大学院 工学府

^{†††} 東京農工大学大学院 工学研究院

E-mail: [†] s198355z@st.go.tuat.ac.jp, ^{††} hosokawa@katfujilab.tuat.ac.jp, ^{†††} katfujic@cc.tuat.ac.jp

あらまし デジタルトランスフォーメーション (DX) の到来を迎え、サプライチェーン (SC) ネットワークの現場から様々な情報をセンシングし、シミュレーションなどにより SC のボトルネック (BN) を見つけ出すことが可能となりつつある。SC ネットワークにおいては、各製造工場間の処理能力のアンバランスが BN を発生させ市場への製品の供給能力不足による売上機会損失リスクを SC 全体として発生させる大きな問題となる。そこで、本研究ではサプライチェーンマップと各ノードのシンプルな製造 KPI のみを用いたシミュレーションにより、最終的な生産量や各工場の稼働率などを予測することが可能なシミュレータを開発した。また、需要が SC 全体の供給能力を上回り供給不足が発生している状況において、滞留した在庫量を基に SC 中の BN を検知する手法を提案する。さらにもう一つの検知手法として、シミュレーションを生かし顧客からの需要を仮想的に下げることによって得られたノードごとの稼働率を基にボトルネック度を読み取る手法を提案する。想定されるシナリオにおけるシミュレーションと BN 検知能力の評価を実験結果を基に行った。

キーワード サプライチェーンマネジメント, シミュレータ, ボトルネック検知

Detection of the bottleneck within the supply chain from the specific KPI

Yoshiatsu KAWABATA[†], Yuta HOSOKAWA^{††}, and Katsuhide FUJITA^{†††}

^{†††} Graduate School of Engineering, Tokyo University of Agriculture and Technology

^{†††} Institute of Engineering, Tokyo University of Agriculture and Technology

E-mail: [†] s198355z@st.go.tuat.ac.jp, ^{††} hosokawa@katfujilab.tuat.ac.jp, ^{†††} katfujic@cc.tuat.ac.jp

Abstract It would be possible to obtain the digital data on the shop floor with the arrival of the DX era. Those data will enable us to find the bottleneck of the supply chain (SC) network with using simulations. It would be a serious issue if there were an unbalance of the processing capacities of the factories that may cause the bottleneck and making the opportunity loss of the product sales from this SC network. We created the simulator to estimate the total amount of the production and the rate of utilization of each factory, only with using the SC node relation map and the simple KPIs of the production. This paper discusses and proposes the approaches to identify the bottleneck from the remained quantities of the work in processes (WIP) between the nodes. Also this paper proposes the method to detect the magnitude of how much each node is close to the bottleneck, from the rate of utilization under the low demand exploiting the simulator function.

Key words Supply Chain Management, Simulator, Bottleneck Detection

1. 背景

サプライチェーン (SC) において、販売機会損失リスクを避けるため、需要のある所へ商品をジャストインタイム (JIT) で送り届けることが求められている [1]。しかし、現実世界の需要は絶えず変動するため、予想を超えて売れすぎた際でも、供給側の複数の工場や工程 (ノード) が一糸乱れず市場の需要変動に直ちに追従して増産するのは困難なことが多い [2]。この理

由は、各ノードで処理能力の変動に対する柔軟性が異なるためである。消費者からの需要に見合った増産対応しきれないノードが SC ネットワーク中に存在すれば、そこが SC 全体の供給能力のボトルネック (BN) となるため、SC ネットワークの関連する参加者全てに販売機会の損失を与える。このため各ノードは注文もない時点で将来の欠品を恐れて製造し在庫を積み上げてしまい、バランスシートを棄損してしまうことも多い [3]。SC ネットワークのオーナーがカイゼン専門家チームを送り込

み BN のスループットを改善したいと思った場合でも、正しい BN が簡単に見つかるとは限らない。もし、BN 以外のノードに対して改善を行い製造能力を増強出来たとしても SC 中に余分な中間在庫が増えるだけで、真の BN の製造能力が改善しない限りは消費者へ届く数量には全く影響を与えず無駄な活動でしかない。よって広大な SC ネットワークの中から正しい BN を検出することは SC ネットワークの全ての関係者にとって非常に重要な課題となる。

一方、デジタルトランスフォーメーション (DX) の到来を迎え、SC ネットワークの現場の様々な情報をセンシングすることが可能となりつつある [4]。今後、それらのセンシングした情報を整理し、シミュレーション等で予測することで、SC 全体の効率が改善することが考えられる [5]。特に、ダッシュボードのような一元管理された BN の見える化は、製造業に限定されずあらゆる SC において求められている [6]。

そこで本研究では真の BN を見つけ出す手法を開発するために、全体としての生産量や各工場の稼働率などを予測することが可能なシミュレータを製作する。このシミュレータを用いて、SC 中の BN を検知するための手法を提案する。具体的には顧客の需要が SC 全体の供給能力を上回り供給不足が発生している状況において、各ノード前後の在庫数量より、SC ネットワークの BN を検出する。さらにシミュレーションにより顧客からの需要を下げることで得られた各ノードの稼働率がスループットの少ない順番であるボトルネック度 (BN 度) と見なせることを示す。

本実験では、各ノードごとのパフォーマンス KPI の一事例を設定する。予備実験として BN の定義に従ってその KPI の数値をノードごとに変更して個別にシミュレーションを行い個別のノードのスループットを改善することで全体のスループットに直接影響を与えているノードを特定する。さらに最もインプット側の中間在庫が積み上がったノードが BN であると仮定し、それらが予備実験で特定した BN と一致するかどうかを確認する。また、顧客からの注文が少ない状況を作り出しその状況下でノードごとの稼働率が高い順番に BN 度と判定する手法を評価する。これによって見つけ出された一番の BN が予備実験の BN と一致するかどうかを確認する。また一番の BN 以外のノードも BN 度という形で表現出来るため、複数のノードへ改善活動を行う余裕がある場合にはこの BN 度の大きさを改善活動の優先順位と見なせる¹。

以下に、本論文の構成を示す。まず、本論文で対象とする問題を示す。次に、SC ネットワークにおける BN 検出の関連研究を示し、新たに BN 検出に有効な 2 つの指標の提案を行う。その後、シミュレーションにより、提案した検出手法が正しく BN を検出出来ていることを示す。最後に、本論文のまとめと今後の課題を示す。

(注1)：なお、現実世界では一番の BN を改善し、SC ネットワーク全体のスループットがある程度は増加したとしてもやがて頭打ちになる。それはこれまでの BN がもはや一番の BN ではなくなり、別のノードが新たな BN となったためである。よって改善を続けるためには一番の BN が現在はどこなのかを絶えず探し続ける必要がある [2]

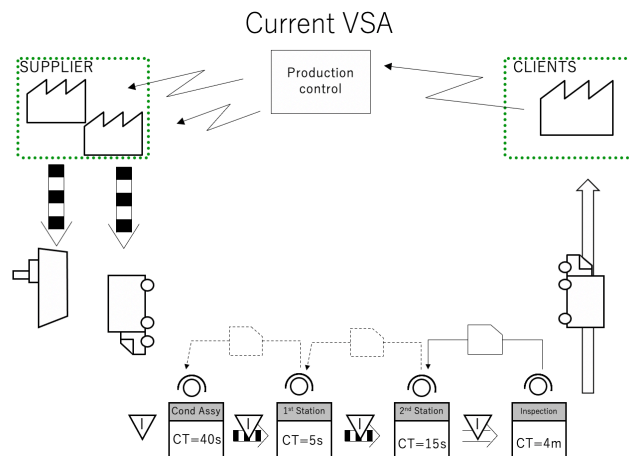


図 1 VSA 例

2. 関連研究

通常のインダストリアルエンジニアリングでは、BN を探すためには下記の方法が有名である。

(1) 全ての品目の生産バランスと各々の品目のサイクルタイムなどから生産のために工場をどれだけ稼働させれば良いかを計算し、それと各工程が保有しているマンパワーと比較する手法 [7]。

(2) 各工程の間に溜まった中間在庫の量を基に BN の場所を推定する方法 [2]。

(3) 稼働率の高いノードが BN であると推定する方法

(4) バリューストリーム分析 (VSA)：現状の物の流れと情報の流れを図 1 のように描き将来あるべき流れへと業務を変革するために製造業を中心に用いられている分析手法 [8]。

しかし、上記の手法はそれぞれ一長一短あり (1) は各品目の製造比率の変動に対応しづらいために計算が不正確になる場合がある。(2) は原因であるスループットのアンバランスを見ずに結果である溜まった在庫の数量を指標とするためそもそも最上流のノードが BN であった場合に BN を検知できない。(2)、(3) は、混流生産の場合に実際には必要な部品を十分に供給出来ていないにも関わらず市場が求めている別の商品が工程の後ろに在庫として滞留している場合がある。その場合実際は BN であるにも関わらずその違う部品の在庫を基にこの工程の処理能力は十分であると誤判断しかねない。また、ある瞬間のスナップショットのように捉えた在庫量は長期的スパンで見ると例外的である可能性もある。最も判断に悪影響を与えるケースとしては、市場からの注文が無いままに製造を行うことで見かけ上の稼働率を上げ、販売に関係のない在庫の山を作り上げることでキャッシュを無駄遣いし、かつ真の BN を見えづらくしてしまうこともある。また押込生産か引取生産かによって溜まった在庫の量がそもそもノード間処理能力バランスの判断に使えない場合もある。(4) はそもそも BN を明示することが得意でなく、一直線にノードが連なった生産ラインでは BN を見つけやすいがアマゾン河のような多くの支流を集める大河のような生産ラインでは BN が見えづらいという欠点を持つ。さら

に、VSA の作成に非常にスキルと労力が必要でその描画範囲を広げることや、作成の自動化も困難である。

近年製造業のスマート化に関する研究が進んでいる。IoT の導入に伴い得られる製造にまつわる情報の収集・分析を機械・工場・ERP レベルなど様々な関係者のために応用する試みである。インダストリー 4.0 と呼ばれる現場レベルの試みとしてはネットワーク化、リアルタイムでの現場の見える化、自動化などがある。リソースの状態を把握し、工具管理を行い、自動セットアップを支援する [5]。製造業にとっての永遠の課題である在庫についてはブルウィップ効果を制御するための研究も行われている [9]。人工知能関連研究が進むに連れて、最適効率での運用を目指し機械学習やシミュレーションを製造業へ応用する研究も増えている [10]。特に、バッチ・納品期日・製造能力・機械稼働率・中間在庫数量などを有機的に考慮して製造スケジュールを作成する研究などが注目に値する [11]。

3. ボトルネック検知のためのサプライチェーンシミュレータ

ノード間の関連性設定

我々の開発したシミュレータではノードを連結して SC ネットワークを構築する。計算力の許す限りノード数は自由に設定可能である。あるノードが完成品を製造するためのインプット部品の種類数や、それらの種類ごとの必要数量、一バッチで一つのノードが製作する完成品数も自由に設定可能である。複数の完成品が一バッチで作成される場合は、個数が足りる限りはその製品を複数の送り先に送付するように設定することも可能である。全体のノードがツリーのように連結され最後に完成品が完成すると顧客へと送り届けられ、顧客からの注文は満足させられる。

注文と製品の流れ

複数の異なるレイヤーのノードの間で、部品の流れを繰り返しのステップで取り扱う。このシミュレータでの製造方式については、市場が求めている不必要な作業を行うことでの見せかけの稼働率アップを排除するため、引取生産方式とする。顧客は完成品メーカーへ定期的に注文を行う。完成品メーカーはその製造に必要な子部品を必要数量上流に向かって発注する。その受注情報を見た Tier1 の各ノードはさらに上流の Tier2 へ必要な部品の数量を発注する。最も上流の Tier は十分な量の原材料を持つ。ノードは上流からの全ての必要なインプット材料部品が揃えば製造を開始するが、必要な部品が到着していなければ部品を待ちアイドル状態となる。

ステップ手順

注文を受けると、最も上流の Tier において事前に設定された平均リードタイム (μ : そのノードが製造を完了させるために必要なステップ数) と標準偏差 (σ) を基にガウス分布で今回の注文に必要なリードタイムが設定され製造を開始する。設定されたステップ数の経過後に部品の製造は完了し、次の工程に発送される。次の工程のノードは上流から流れてきた必要な部品が全て揃った時点で製造を開始し、こちらも同様に今回の製造完了のために必要なステップ数が事前設定された μ と σ を

基にロットごとに設定される。事前に設定された総ステップ数を全て終えた段階で、顧客が受け取った完成品や中間在庫の数量の推移をデータとして取得することができる。一ステップの業務手順サイクルには、全てのノードの持つ最新の受注情報を更新し、生産活動を行い、完成品があれば次工程へ発送し、次の生産を開始するかどうかを確認する工程が含まれる。

このシミュレータでは下記の変数を入力とする。

- 全てのノードの間の部品の入出力関係
- ノードへの入力部品の個数とノードからの完成品の出力個数
- 各ノードの平均リードタイム (μ)
- 各ノードのリードタイムの標準偏差 (σ)

4. ボトルネック検出手法の提案

シミュレーションに基づいて SC の BN を検出する手法として、本研究では以下の二つの手法を提案する。

4.1 手法 1: インプット側の在庫量

最初に提案するのは全てのステップを終えた時点での在庫の多さから BN を求める手法である。BN の判断基準は下記の通りとする。

- 完成品メーカーを含む全ての Tier のうち、インプット側において原材料在庫を一番多く保有しているノードを BN とする。
- ノードの上流側の在庫が全て 0 でないこと。製造遅れの原因が上流からの部品が届いていないことである場合は、たとえ一部の原材料で多くの在庫を抱えていたとしても処理能力の不足による真のボトルネックとは言えないためである。
- ただし最上流の Tier はスループットの処理能力の不足によって上流側に在庫が溜まる構造ではないため BN の候補からは除く。

4.2 手法 2: 低需要時の稼働率

本実験ではシミュレータを利用するため、各ノードの処理能力である μ と σ は変更しないままで、仮想的に市場からの注文量を自由に変動させることができる。前提として供給側は注文がない場合は不要な在庫を作らずアイドル状態になる設定にした。この前提で顧客からの注文頻度を下げ不況や商品の不評などでの低需要状態を再現しその状況下での各ノードの稼働率を比較する。これによってノードごとの稼働率がスループット量に直結すると推定し、全てのステップ終了時までの稼働率が高いノードの順番に BN 度が高いと判定する手法を提案する。

5. 実験

5.1 実験シナリオ

本研究では、一種類の完成品のみを生産すると設定する。ノード間の関係性については全ての Tier のノードが最終的に完成品メーカーへと繋がる。今回は全てのノードで一つずつの完成品が組み合わされてアSEMBルされる SC チェーンを設計した。各ノードは製造後の完成品在庫を持たず、製造次第次のノードの注文を満たすために発送する。各ノードでの不良品の発生率

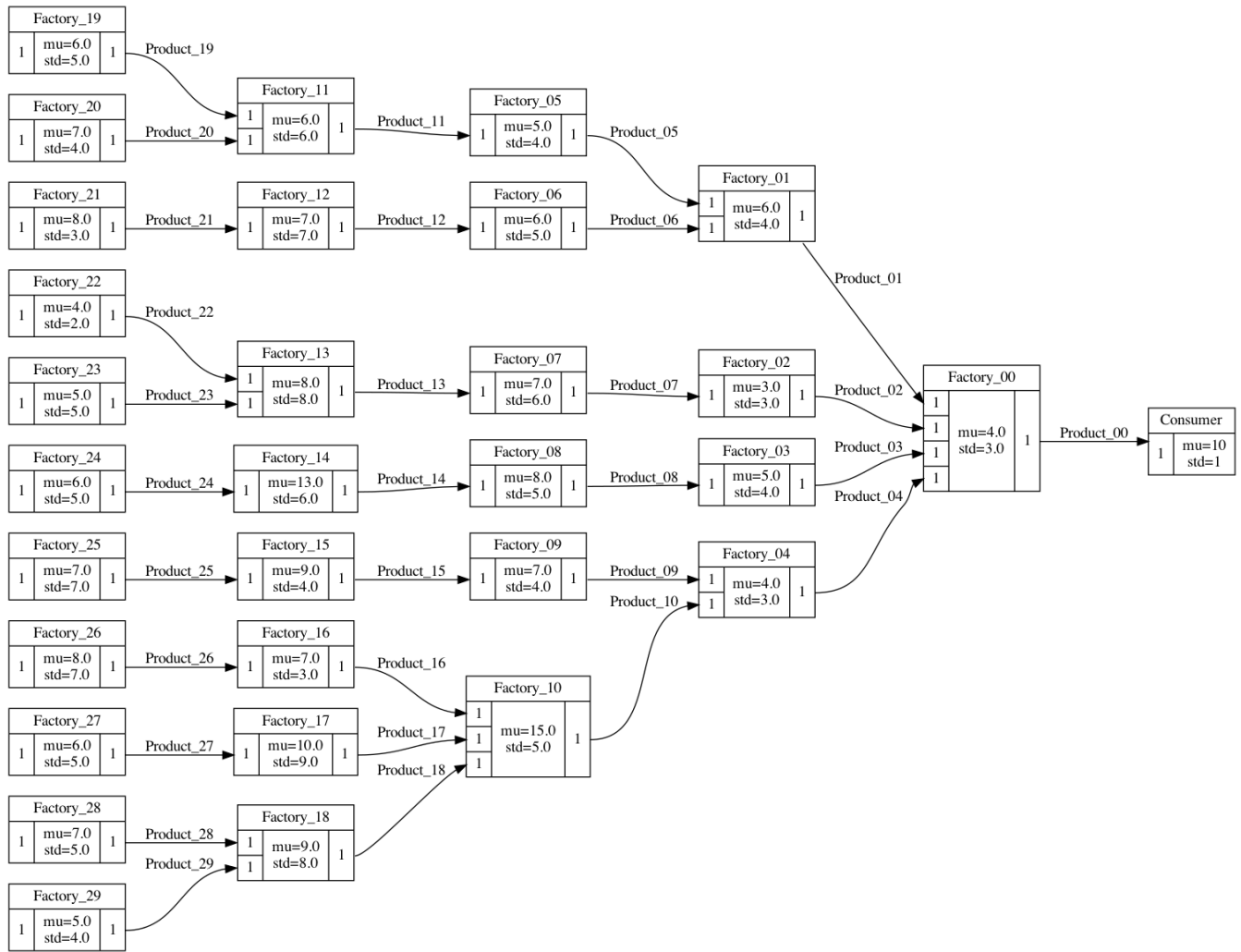


図2 実験のためのサプライチェーンネットワークの構造
(各ノードボックス左下の数字は製造に必要なインプット数量, 右下の数字は出力される完成品の数量を示す)

は0とする。各ノードは受注量に必要な分だけの子部品を上流のノードに発注する。よってSC中の中間在庫は全て注文が確定されたものばかりとなる。顧客は発注しても完成品在庫がないためすぐに商品を受け取ることはなく、最上流からKPIに従ったスピードで部品が流れ下り完成品メーカーが製造を終了し納品されるまで待つ必要がある。これらに伴い、オーダーのない注文のために稼働するノードは無いという状況を作りだす。

図2は本シミュレーションで用いるノード間の関係と各KPIの数値のシナリオを示している。Factory_00が完成品メーカー。Factory_01~04がTier1。Factory_05~10がTier2。Factory_11~18がTier3。最上流のTier4がFactory_19~29であり、Tier4は原材料を最初からインプット側に十分に保有しているとする。図の表記法としては合計30個の各ノードボックスの上部にノードの名前を記載した。ノードボックスの中央下部に各ノードが処理を終えるまでの(μ)と(σ)、各ボックスの右側の下流側の矢印の横に各ノードからの完成品の名前、ボックス右下には各ロットに製造される完成品の数量、左下にはその製造のための各インプット部品の必要数量を示している。統計的誤差を排除するため本実験は100回行いその結果を比較する。実験に

おけるシミュレーションは一業務手順サイクルを10,000ステップ繰り返す。

5.2 本シナリオにおけるボトルネック

本シナリオにおける正しいBNを発見するために、一つのノードのみの μ と σ のパラメータを共に20%改善したシミュレーションを30個のノードそれぞれについて行った。もしパラメータを改善したノードがBNでない場合、SCネットワーク全体が処理した結果の総スループットは改善しないはずである。一方、もしBNであった場合は、実験の総スループットが増えるはずである。

それぞれのノードのパラメータ変更結果は、図3の通り、Factory_10の改善を行った場合のみで顧客が受け取った総数が著しく増加した。以上から、本SCネットワークの正しいBNはFactory_10のノードであることがわかる。この検出結果を正解とすることで、提案する二つの手法の評価を行う。なお、正解となるBNの検出手法は、膨大な時間のシミュレーションが必要であるとともに、現実世界では手動で測定することができない手法である。

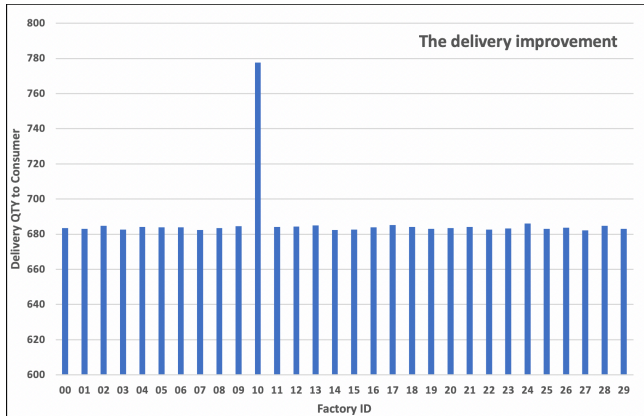


図3 各ノードを20%改善した場合の総 Delivery 数

表1 手法1と手法2の正答率

手法	正答率
手法1: ノード前後の在庫数量	99%
手法2: 不況時の稼働率	100%

5.3 シミュレーション結果

表1は各手法の正答率を示している。手法1では99%, 手法2では100%の正答率であった。

手法1:

実験終了時のノード上流側での在庫数量を基に判断した場合は、100回のシミュレーション中99回においてFactory_10がBNであるという結果が得られた。残りの1回はFactory_00がBNであると誤って判定されたため、該当ノードについての在庫数量の詳細推移を調査した。必要としている4つの部品のうち一つは大半のステップにおいて在庫数が0であったため、このノードはボトルネックとは見なすべきではない。しかし、たまたま確率のばらつきで一つの在庫を持ってしまった稀な場合に、上記の条件ではBNと判断されてしまった。したがって、より正確にBN判定を出すためには、さらに上記の条件を洗練させる必要がある。本実験では市場からの注文が存在する限り供給側は製造を続ける。この際ノード間でスループットのアンバランスがあれば処理能力の低いノードの上流に在庫として原材料が溜まるため、在庫数量をBN判断に用いることができた²。

手法2:

低需要時の平均稼働率を用いた場合、図4のようにトップのBNは100回のシミュレーション中100回とも正しくFactory_10と検知された。二番目のBNはFactory_14であると95回/100回判定され残り5回はFactory_17だった。三番目のBNは同様に95回/100回でFactory_17で残りの5回でFactory_14だった。以上から、手法1よりも簡単に、そして順位情報も含めてBN度を判断できることを示した。

(注2): なお、純粋な在庫数量をもとにBN度を比較することは適当ではない。自動車工場においてエンジンが一つ余っていることとタイヤが3本余っていることの影響度は等しくはない。完成品に換算して何台分の部品が在庫として余っているのかを部品表を基に判断しなければならない。

行ラベル	30459.csv	30519.csv	30539.csv	30559.csv	30619.csv	30638.csv	30658.csv	30717.csv	30737.csv	30756.csv	30816.csv
Factory_00	0.215	0.2211	0.2231	0.2176	0.2181	0.2281	0.2216	0.2249	0.2237	0.2247	0.2283
Factory_01	0.3256	0.3266	0.3227	0.3287	0.3267	0.3152	0.3159	0.3137	0.3253	0.3163	0.332
Factory_02	0.1903	0.196	0.188	0.1898	0.1976	0.1936	0.1938	0.1945	0.1847	0.1957	0.1947
Factory_03	0.2843	0.3003	0.286	0.3013	0.3021	0.2879	0.2911	0.2919	0.3025	0.2872	0.2863
Factory_04	0.2198	0.2271	0.2328	0.2147	0.2255	0.2258	0.2307	0.2196	0.2253	0.2245	0.2229
Factory_05	0.2942	0.2967	0.2979	0.2831	0.287	0.2858	0.2914	0.2808	0.288	0.3046	0.2836
Factory_06	0.355	0.3637	0.3583	0.3591	0.3609	0.3618	0.3641	0.3421	0.35	0.3598	0.3723
Factory_07	0.4318	0.409	0.414	0.4277	0.4309	0.4304	0.4218	0.4215	0.4302	0.4228	0.4195
Factory_08	0.4383	0.4154	0.4277	0.4353	0.4178	0.4132	0.4217	0.4218	0.414	0.4362	0.4257
Factory_09	0.3661	0.3608	0.3536	0.365	0.3554	0.3629	0.3619	0.3462	0.3653	0.3629	0.3684
Factory_10	0.7528	0.7499	0.7622	0.7593	0.741	0.7317	0.7494	0.7507	0.74	0.7641	0.7435
Factory_11	0.3999	0.385	0.3773	0.3843	0.3765	0.399	0.4057	0.4091	0.408	0.3941	0.3883
Factory_12	0.4743	0.471	0.4416	0.4647	0.4597	0.4575	0.4502	0.48	0.4452	0.4634	0.4675
Factory_13	0.5142	0.5242	0.5088	0.5282	0.5163	0.5612	0.5294	0.5227	0.5399	0.547	0.5189
Factory_14	0.686	0.6563	0.6508	0.6658	0.6454	0.6559	0.6574	0.6246	0.645	0.6774	0.6429
Factory_15	0.4561	0.4447	0.4527	0.4445	0.4593	0.4252	0.4412	0.4516	0.4486	0.4484	0.4482
Factory_16	0.3313	0.3396	0.34	0.3326	0.3436	0.3479	0.3431	0.3393	0.3389	0.3436	0.3446
Factory_17	0.618	0.6369	0.6343	0.6249	0.6355	0.6011	0.6266	0.6457	0.6403	0.6186	0.6436
Factory_18	0.5287	0.5469	0.575	0.5597	0.5537	0.5679	0.5555	0.5563	0.5443	0.5505	0.5647
Factory_19	0.3603	0.3532	0.3659	0.364	0.3474	0.3717	0.3532	0.3676	0.354	0.3697	0.3545

図4 稼働率から求めたBN度の表の一部
(ピンク: BN度一番, 黄色: BN度二番, 緑: BN度三番)

表2 手法2での稼働率TOP3のノード

順位	Name	登場率
Top bottleneck	Factory_10	100%
2nd bottleneck	Factory_14	95%
3rd bottleneck	Factory_17	95%

6. 議論

現実世界では限られた時間の中、在庫数量を基にノードの上流側で中間在庫が積み上がっている場所がBNであると判断することが多い。しかし、それはしばしば不正確である。なぜなら、積み上げられた在庫は市場からの注文とは別の商品の中間在庫である可能性があるからである。その場合、本来必要な商品を十分作れているにも関わらず積み上げられた不要な在庫をもとにそのノードがBN判定されてしまうかもしれない。

一つのノードが一台の完成品のために違う数量の材料部品を必要とする場合には、同じ数量の在庫を理由としてBN度が同じと判断することも間違いである。完成品何台分に相当する在庫なのかに基づきBN度を判断する必要があるため、全ての完成品ごとの部品構成表情報なしに単純に在庫数量を基にBN度を正確に判断することは困難である。この部品構成表情報を分析することは混流生産の工場では非常に多くの工数が必要となる。また、一番上流のTierがBNであった場合にはそのインプット側の在庫量からはBNであるとの判定が下せない。

以上から、顧客からの注文がSC全体の供給能力よりも劣っている低需要状態をシミュレートすることにより、その際の稼働率が高い順番にBN度を判断する方法を提案した。この手法はプロダクトミックスの比率や各々のサイクルタイムや製造数量、部品構成表などを考慮しない。各ノードの最長リードタイム(クリティカルパス)の情報のみを統計的に収集することで最上流Tierまで含めた広いノード範囲でBN度の順位や程度を判断することが可能となる手法である。このため、この手法の利便性は高いと考えられる。今回のSCマップの各ノードは一つの工場の内部の各工程であると思えることも可能であり、別々の工場であると思えることも可能である。よって現実世界の広大な範囲のSC分析に対して応用性が高いといえる。

今後の課題として、複数のノードが同時に同程度にBNであ

る例外的なケースへの対応を考える必要がある。また、リードタイムの統計を用いることにより動的なリアルタイムの BN 度表示に対しては親和性が低いことへの対応も考慮する必要がある。

7. 結 論

本研究ではサプライチェーンマップと各製造工場の製造 KPI からシミュレーションにより、最終的な生産量や各工場の稼働率などを予測することが可能なシミュレータを開発した。また、好景気等に伴い顧客の需要が SC 全体の供給能力を上回り供給不足が発生している状況において、SC 中の BN の検知手法を提案した。さらに、想定されるユースケースのシミュレーションと BN 検知能力の評価を行い、提案した手法は十分な正答率で BN を検出することができた。

文 献

- [1] 大野退一, トヨタ生産方式, ダイヤモンド社, 1978
- [2] Eliyahu M. Goldratt, The Goal, North River Press, MA, 1984
- [3] 大鹿靖明, 堕ちた翼 ドキュメント JAL 倒産, 朝日新聞出版, 2010
- [4] Oztemel, E., Gursev, S. J., Literature review of Industry 4.0 and related technologies. *Intell Manuf* 31, 127–182 (2020). <https://doi.org/10.1007/s10845-018-1433-8>
- [5] Yoon, S., Um, J., Suh, SH. et al. Smart Factory Information Service Bus (SIBUS) for manufacturing application: requirement, architecture and implementation. *J Intell Manuf* 30, 363–382 (2019). <https://doi.org/10.1007/s10845-016-1251-9>
- [6] Stefanovic, D., Stefanovic, N. Methodology for modeling and analysis of supply networks. *J Intell Manuf* 19, 485–503 (2008). <https://doi.org/10.1007/s10845-008-0098-0>
- [7] Nigel Slack, Stuart Chambers, Robert Johnston, OPERATIONS MANAGEMENT fifth edition, P106-109, 209-214, FT Prentice Hall, USA
- [8] John Shook, Mike Rother, Value-Stream Mapping Workshop Participant Guide, Lean Enterprise Institute, Boston, 2019
- [9] Jeong, K., Hong, JD. The impact of information sharing on bullwhip effect reduction in a supply chain. *J Intell Manuf* 30, 1739–1751 (2019). <https://doi.org/10.1007/s10845-017-1354-y>
- [10] Chaturvedi, A.R., Hutchinson, G.K. Nazareth, D.L. A synergistic approach to manufacturing systems control using machine learning and simulation. *J Intell Manuf* 3, 43–57 (1992). <https://doi.org/10.1007/BF01471750>
- [11] Shwetank Parihar, Chandan Bhar, Development of Framework for Mitigating Production Bottleneck Related Risks: A Case Study on Thermosetting Plastic Products Manufacturing Firm, *Management Insight*, Vol XII, NO-2, DEC 2015