

COVID-19ショックによるグローバル・サプライ チェーンとわが国の雇用への影響

藤 田 渉

Abstract

The global turmoil caused by the novel coronavirus (COVID-19) has led to curfews and travel restrictions in many countries. This disrupted production in many countries, caused ports and other places to shutdown, and had a significant impact on modern economic systems that rely on multilateral supply chains.

This also had a significant impact on Japan, bringing unprecedented changes to the international trade environment of Japan, which is heavily dependent on international supply chains, including disruptions at loading ports, destinations, ports and transportation, and domestic production and transportation. In particular, the import disruption has also affected the employment situation.

From the perspective of imports, the fluctuations in the import value of each industry may seem uncorrelated at first glance, but if we consider it as an irregular oscillation caused by the propagation of many internal and external factors, the fluctuation of the import value is due to the trend based on actual data, the real value signal, alone lacks phase information. Therefore, we converted the data into an analytic function using the Hilbert transform and applied CHPCA (Complex Hilbert Principal Component Analysis).

As a result of the analysis, it was found that during the period when the impact of COVID-19 in the Japan was large, there was a special tendency compared to the period before and after it, and it was likely that multiple vibrations occurred while influencing each other.

Keywords : COVID-19, global supply chain, import, employment, CHPCA

1 はじめに

本研究は、COVID-19ショック以降のグローバル・サプライチェーン（GSC, Global Supply Chain）の動揺とその影響を、わが国の雇用および、それと関連する指標から観測し、ショックの前後での変化およびショック自体の特徴を分析することを目的としている。そして指標としての貿易統計、特にGSCと密接に関わる輸入額の変動推移と、国内雇用との関係に着目した。

ここでは、過去の経済ショックとの相違から、輸入を通じた各国・地域でのショックの輻輳に注目し、多体の振動と揺動的な現象である可能性を論じた。そしてEOF（経験的直交関数による主成分解析, Empirical Orthogonal Function Analysis）やCHPCA（複素ヒルベルト主成分分析, Complex Hilbert Principal Component Analysis）といった解析信号分析手法の適用を通じて、異なる産業分野や輸入品目であっても共通する変動があることを論じ、またそのショックの前後におけるGSCの変化の可能性を論じた。

2 COVID-19ショックとGSC, そして貿易

グローバル・サプライチェーン（GSC）、およびその進展についてはEscaith・猪俣（2017）等に詳しい。GSCとしての概念が確立する以前の、中間財貿易研究の前史については藤田（2013）に概説を述べている。

世界貿易額に占める「輸出額+輸入額」の急伸は中間財貿易の増加と捉えられてきた。1990年代にその比率が40%を越えると急激に伸張したが、2008年にピークを打つと、その後は比率については横ばい状態になる。

特に変化が大きかった東アジア圏では、既に1980年代から急激に伸張し、2007、2008年頃に70%弱でピークを迎えると、その後漸減傾向となる。

分母である地域のGDPの成長自体が著しいこと、中間財も含めて現地生

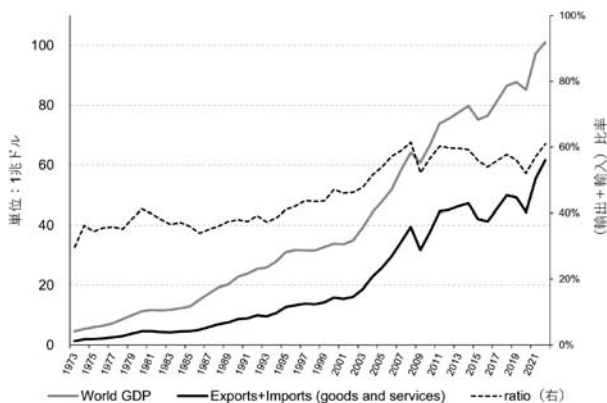


図1 対GDP輸出入総額の比率推移，世界経済（1973年～2022年）（注1）

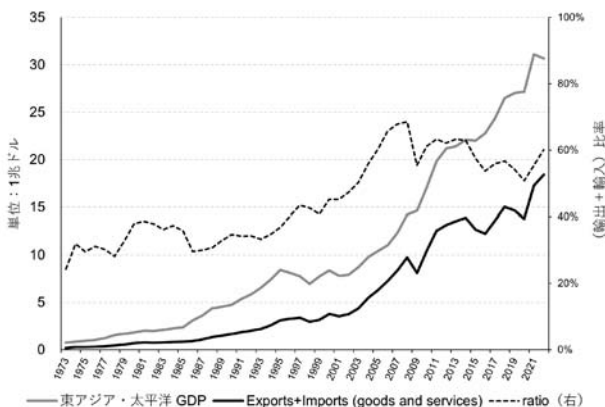


図2 対GDP輸出入総額の比率推移，東アジア・太平洋（1973年～2022年）（注2）

（注1） The World Bank World Development Indicators (WDI) より作成，使用系列は Worldの Exports of goods and services(current US\$), Imports of goods and services (current US\$), GDP (current US\$)

（注2） 同上WDIより作成，使用系列は East Asia & Pacificの Exports of goods and services (current US\$), Imports of goods and services (current US\$), GDP (current US\$)

産が定着したことなどがその理由と考えられる。

このような、国際的なサプライチェーン、GSCの展開が進む中で、わが国の輸出入はどのような推移をたどってきたのか、また過去においても今回のCOVID-19によるショックに比することができるような事象が起きていたのかを振り返ってみよう（経済産業省（2020））。図3にその推移を示す。

- ・リーマンショックから世界金融危機（the 2008 financial crisis）は、世界連鎖的な信用収縮による金融危機であった。国内では大和生命保険の倒産、農林中央金庫の大幅評価損程度と考えられたが、円高進行による対米輸出産業からのダメージとともに、貿易決済代金を準備できない国々への輸出縮小により、輸出入とも大きな衝撃を受けることになった。しかしながら、サプライチェーンへの直接的打撃では無かった。
- ・3.11（東日本大震災、Great East Japan earthquake）では、国内サプライチェーンへの打撃が主であり、グローバル・サプライチェーン

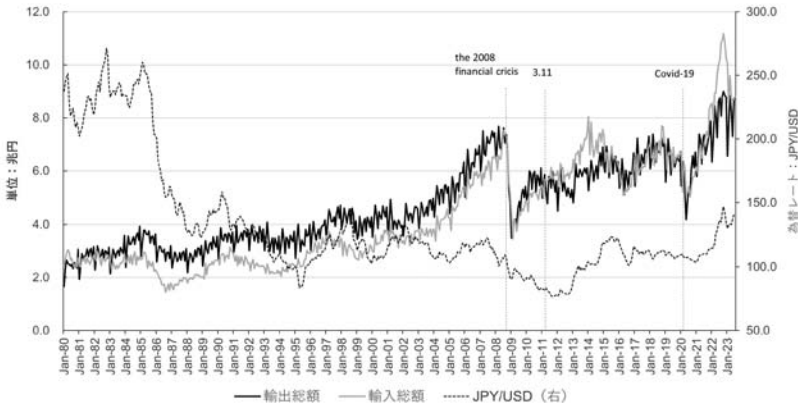


図3 輸出入総額の月別推移（円ベース、1980年～2023年2月）（注3）

（注3）「財務省貿易統計，輸出入額の推移（地域（国）別）」、「月別推移，日本銀行主要時系列統計データ表，為替相場（東京インターバンク相場）（月次，スポット，17時時点/月中平均）」より作成

(GSC) への影響は一時的かつ限定的であった。このため輸出入のショックも限定的であった(水尾・高見(2020))。

- COVID-19ショックでは、国内生産だけでなく、GSCを構成する各国の生産および積み地、仕向地の港湾および運輸に多大な影響があり、全面にGSCへの影響が大きかった。また各国別に感染と混乱の波は位相が異なっており、その波及は輻輳的であったと考えられる。

では、COVID-19ショックによる影響をどうとらえるのか、そしてその期間わが国の生産のどの部分に影響を及ぼしているのか、輸入変動に焦点を絞って見ていこう。

図3より、2010年以降の推移を抜き出したものが、図4である。

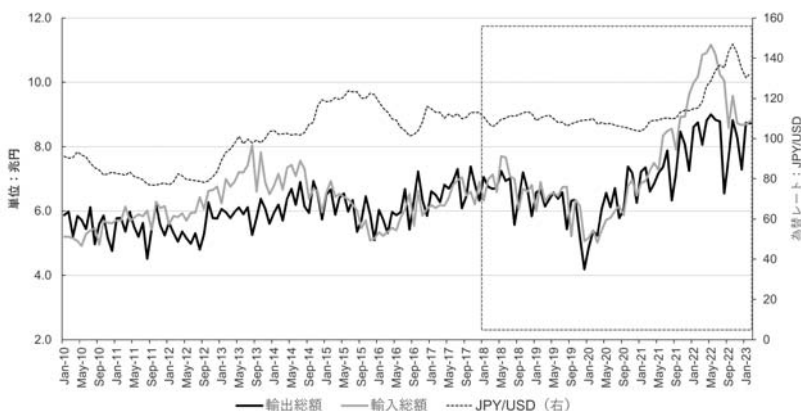


図4 輸出入総額の月別推移(円ベース, 2010~2023年2月)(注4)

以上から、COVID-19ショックとして分析すべき期間の判断と、その前後の期間の設定を考える。

図4において、ショック前の比較的安定的に推移していた時期(2017~2019年)、2020年初のショックによる急減の時期、そして2021年以降の再び増加

(注4) データは図3と同じ

している時期が見えている。

ただし、2022年2月のロシアによるウクライナ侵攻等の影響もあり、それ以降のエネルギーをはじめとする輸入品目の価格上昇は目立っているが、2021年からの円安傾向もあり、実際の輸入物価は2020年末から顕著になっている。

図4の2018年以降の枠で囲った部分をさらに抽出する(図5)。右縦軸の為替レートと輸入物価指数を共有させるために、図4と縦方向の縮尺が異なっている。

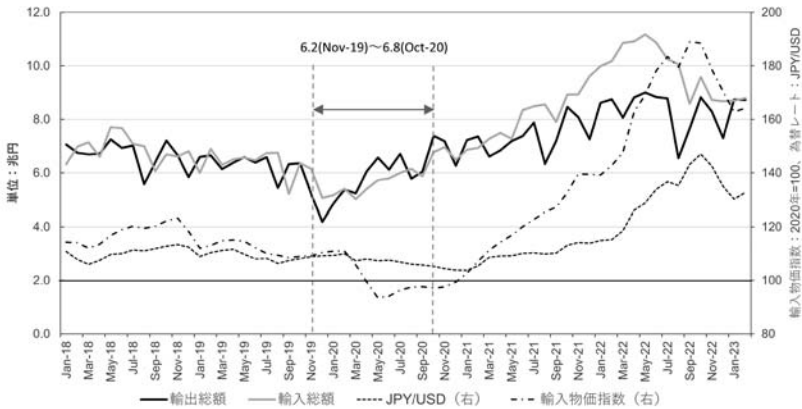


図5 輸出入総額の月別推移(円ベース, 2018~2023年2月)(注5)

COVID-19は国内では2020年1月15日に初めて感染が確認^(注6)されているが、国際的には2019年11月には中華人民共和国武漢市で謎の症例として報道されていた^(注7)。

(注5) データは図3共通に、日銀による輸入物価指数(円ベース月次総平均, 2020年=100)を重ねたもの

(注6) 厚生労働省報道発表資料(2020年1月16日)「新型コロナウイルスに関連した肺炎の患者の発生について(1例目)」https://www.mhlw.go.jp/stf/newpage_08906.html, NHKより報道

(注7) CNN(2020年1月7日)「原因不明のウイルス性肺炎, 中国・武漢で感染者

円ベースの輸入額の変化を見たとき、ショックの様相は2019年11月の6.2兆円をピークに急落し、これを回復したのは2020年8月の6.2兆円であるが、すぐに低落し、回復後に再度低落が見られなくなったのは11月の6.8兆円以降であった。

従って、ショックを受けた状態の期間は2019年11月から回復した2020年10月の1年間程度と見ることもできるが、輸入物価が2020年3月に底(93.5)を打ってからの上昇傾向を考慮すると、円ベースの回復ではなく、実質的な回復とはドルベースで判断するべきであろう。

変動自体は相対的なものなので、円ベースの分析で十分であり、また部門別データの把握などを考えれば円ベースの方が有利ではある。ただし、国際的に輸入額回復を見るにはドルベースの視点が必要と考える。

このため分析期間把握のため、図4、図5に相当する推移をドルベースで表示したものを次に示す（それぞれ図6、図7に対応）。

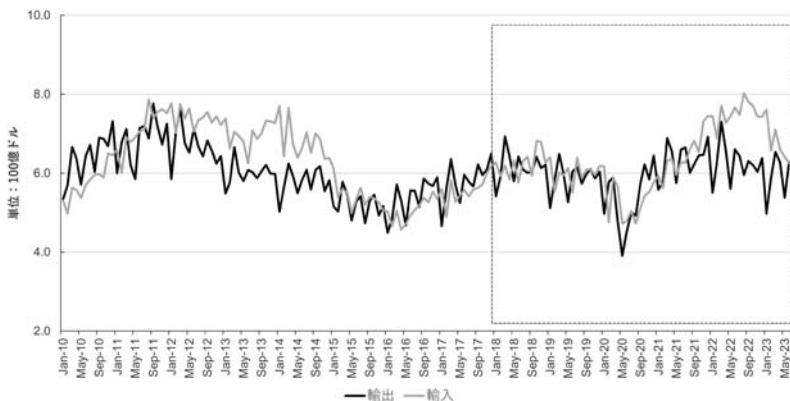


図6 輸出入総額の月別推移（US\$ベース，2010～2023年2月）（注8）

続出 新型コロナウイルスか」

<https://www.cnn.co.jp/world/35147669.html>

（注8）JETRO「ドル建て貿易概況，日本の月次貿易動向総括表」より作成

輸出入額をドルベースで表示すると、2021年以降のエネルギー価格上昇などの輸入額の増加は現れているが、円安傾向も含めた円ベースでの輸入物価上昇の効果は消えて、ショック期間とその前後の期間が明確になっている。

ここで円ベースの時と同様に、図6の2018年以降の枠で囲った部分を抽出したものが(図7)である。

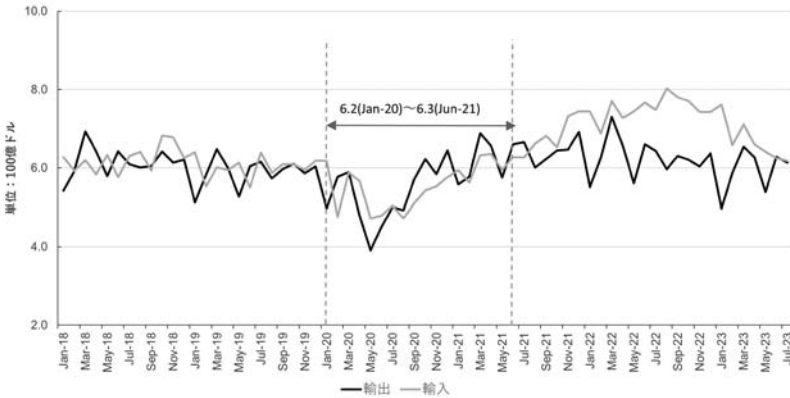


図7 輸出入総額の月別推移 (US\$ベース, 2018~2023年2月) (注9)

ドルベースの輸入額の変化を見たとき、ショックの様相は2020年1月の617.3億ドルをピークに急落し、これを回復したのは2021年3月の631.9億ドルであるが、間もなく低落し、回復後に再度低落が見られなくなったのは6月の626.8億ドル以降であった(7月に626.5億ドル、0.3億ドル減になっているが、顕著な低落とは見なしていない)。

従って、ドルベースでのショックを受けた状態の期間は2020年1月から回復した2021年6月の1年半(18ヶ月)と見るのが妥当であるとした。これに伴い、前後の期間はそれぞれ2018年7月から2019年12月、2021年7月から2022年12月の、共に18ヶ月とする。

(注9) データは図6と同じ

3 輸入変動の雇用への影響

GSCに深く関わる輸入の動向は、生産活動にも大きく影響を及ぼす。輸入額と鉱工業生産指数との関係を図8に示す。

なお両者の変動の関係を確認するために、輸入額の減少期をハッチングされた帯で強調してある。

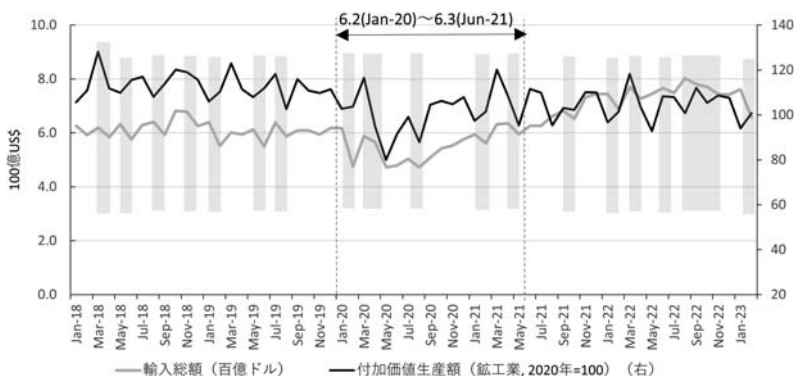


図8 輸入額 (US\$ベース) と鉱工業生産指数 (2020年=100) の月別推移 (2018～2023年2月) (注10)

おおよそ輸入の減少に連動して鉱工業生産も減少するか、ずれて増加傾向を見せるとしてもまだ底の部分の近傍であることが分かる。COVID-19の大きな影響は、2020年3月～5月期、次いで7月～8月期に生じているのが確認できる。2020年1月～2月の輸入額減少においては、鉱工業生産はまだ踏みとどまっている感がある。

さらに品目別の輸入状況を見てみる。

財務省貿易統計から COVID-19ショック期、およびその前後期 (先に設定した、第Ⅰ期(前期)：2018年7月から2019年12月、第Ⅱ期(ショック期)：

(注10) 経済産業省「鉱工業指数(生産)品目別原指数【月次】付加価値額生産(2020=100.0)」より、輸入データは図6と同じ

2020年1月から2021年6月、第Ⅲ期（後期）：2021年7月から2022年12月）の品目別輸入状況を作成したものを、表1に示す。

表1 COVID-19ショック期とその前後期の輸入額（10億円）（注11）

Ⅰ期 Jul-18~Dec-19			Ⅱ期 Jan-20~Jun-21			Ⅲ期 Jul-21~Dec-22		
総額	119,788	(%)	総額	105,293	(%)	総額	161,499	(%)
Code 27	27,390	22.9	Code 27	18,214	17.3	Code 27	43,587	27.0
85	16,715	36.8	85	16,215	32.7	85	22,365	40.8
84	11,791	46.7	84	11,041	43.2	84	13,378	49.1
90	4,659	50.6	30	5,020	48.0	30	7,364	53.7
30	4,413	54.2	90	4,273	52.0	26	6,116	57.5
87	3,981	57.6	26	4,073	55.9	90	5,269	60.7
26	3,583	60.6	87	3,447	59.2	87	4,108	63.3
29	2,775	62.9	71	3,080	62.1	71	3,977	65.7
39	2,725	65.1	29	2,577	64.5	39	3,387	67.8
62	2,437	67.2	39	2,513	66.9	29	3,385	69.9
61	2,358	69.1	61	1,883	68.7	61	2,489	71.5
71	2,114	70.9	62	1,862	70.5	44	2,447	73.0
3	1,959	72.5	2	1,645	72.0	62	2,245	74.4
44	1,783	74.0	3	1,586	73.5	3	2,199	75.7
2	1,781	75.5	44	1,478	74.9	2	2,136	77.1
76	1,394	76.7	94	1,351	76.2	☆ 28	2,073	78.3
94	1,371	77.8	76	1,178	77.3	76	1,968	79.6
88	1,364	79.0	73	1,112	78.4	72	1,900	80.7
72	1,294	80.0	☆ 63	1,055	79.4	38	1,750	81.8
73	1,269	81.1	☆ 38	1,041	80.4	10	1,712	82.9
28	1,245	82.1	72	1,007	81.3	★ 94	1,649	83.9
16	1,105	83.1	10	993	82.3	73	1,488	84.8
95	1,056	84.0	95	984	83.2	95	1,436	85.7
42	1,040	84.8	28	979	84.2	12	1,237	86.5
38	987	85.6	16	977	85.1	16	1,230	87.2
10	986	86.5	24	882	85.9	42	1,060	87.9
64	887	87.2	42	823	86.7	40	964	88.5
24	851	87.9	12	791	87.5	64	931	89.1
12	775	88.6	40	776	88.2	24	919	89.6
40	766	89.2	64	729	88.9	★ 63	895	90.2
63	636	89.7	★ 88	684	89.5	88	812	90.7
22	600	90.2	8	577	90.1	☆ 75	763	91.2

（注11）品目コードは財務省関税局「輸入統計品目表（実行関税率表）」、品目別輸入額は財務省貿易統計「品別国別表」による

実行関税表では品目コードは96項目あるが、およそ輸入額上位32品目で輸入総額の約90%になる。また、上位4品目で約50%を占める。特に品目コードとしては、

- ・第27類：鉱物性燃料及び鉱物油並びにこれらの蒸留物，歴青物質並びに鉱物性ろう
- ・第85類：電気機器及びその部分品並びに録音機，音声再生機並びにテレビジョンの映像及び音声の記録用又は再生用の機器並びにこれらの部分品及び附属品
- ・第84類：原子炉，ボイラー及び機械類並びにこれらの部分品
- ・第90類：光学機器，写真用機器，映画用機器，測定機器，検査機器，精密機器及び医療用機器並びにこれらの部分品及び附属品
- ・第30類：医療用品
- ・第87類：鉄道用及び軌道用以外の車両並びにその部分品及び附属品
- ・第26類：鉱石，スラグ及び灰

は、多少順位は変動しても最上位にあることは、ほとんど変化しない(以下、品目コードの「第・類」は省略することがある)。

なお、これら上位品目は、直感的には27(原油・LNG・石炭)，85(集積回路，スマートフォン・基地局)，84(コンピューター，ターボジェット，半導体製造装置)，90(医療用機器，測定機器，光ファイバー)，30(ワクチンや医薬品)，87(自動車と部品)，26(鉄鉱石，銅鉱石)のように、代表的な製品や、部品や原材料を想定しておいても良いだろう。

これらは国別品目表を集計して、主要な4 digitでの品目から抽出した細品目を参考にしている。

表1に示した各期約90%を占める品目もほとんど変動は無いが、期が変わったときに大きく順位が変動した品目があり、5位以上順位が上がった品目は「☆」マークを、逆に5位以上順位が下がった品目は「★」マークを付けてある。

I 期から II 期

- ・ ☆第63類：紡織用繊維のその他の製品，セット，中古の衣類，紡織用繊維の中古の物品及びぼろ
- ・ ☆第38類：各種の化学工業生産品
- ・ ★第88類：航空機及び宇宙飛行体並びにこれらの部分品

II 期から III 期

- ・ ☆第28類：無機化学品及び貴金属，希土類金属，放射性元素又は同位元素の無機又は有機の化合物
- ・ ★第94類：家具，寝具，マットレス，マットレスサポート，クッションその他これらに類する詰物をした物品並びに照明器具（他の類に該当するものを除く。）及びイルミネーションサイン，発光ネームプレートその他これらに類する物品並びにプレハブ建築物
- ・ ★第 63類：（既出）

同様に，63（マスク，リネン），38（診断用試薬），88（航空機と部品），28（ヘリウム・シリコン・リチウム），94（家具・シート・椅子）と代表しても良いだろう。これらも前期同様に国別品目表を集計して，主要な 4 digit での品目から抽出した細品目である。

63はショック期に急激に輸入額が伸張し，その後再びこれまでの位置に戻った品目である。主要細品目であるマスクなどの需要が急激に伸びたか，価格が高騰したといった理由が容易に予想できるが，ショック期が過ぎるとそれらの要因が消えたということであろう。

これに対して38はショック期に輸入額が伸張し，ショックの後も輸入額が低減しなかったものである。逆に88はショック期に輸入額が低減し，ショックの後も輸入額が戻らなかったものになる。

38には診断用試薬などが含まれており，それらを需要する体制が固まるとみるべきと考えられ，88は航空機やそれらの部品が含まれているので，移動に関する需要が低減して，それがまだ回復しないなどの要因が考えられ

る。

28は各期を通じて伸張している品目であり、半導体やバッテリーの素材が含まれており、現在も増加中の産業需要と考えられよう。94はショック後に低下が目立った品目であるが、円ベースでの輸入額では低下したわけではない(1371⇒1351⇒1649(十億円)/18ヶ月間)。

これらのショック期を挟む前後3期間の輸入品目を比較した場合、実はショック期を含めてその前後ではほとんど順位に変化がない。生産や出荷に混乱があっても、構造的な変化を引き起こすほどでは無かった可能性がある。しかし、輸入の変動が生産の変動に直結していたことは確実であるので、GSCのノードの組み替えが生じたかどうかについては、この後さらに検討を行うことになる。

GSCの揺動を背景にした輸入の変動があり、またそれが国内生産に影響を及ぼすならば、それは雇用にも作用してくるはずである。ここではそれに関していくつかの分析を加えたい。

厚生労働省(2013)によれば、失業率と他の経済指標の関係を以下のように示している。

- 新規求人数(ラグ: 6ヶ月)
- 鉱工業生産指数(ラグ: 4ヶ月)
- 雇用人員判断DI(ラグ: 1四半期)
- 実質GDP実績(ラグ: 1四半期)
- 有効求人倍率(ラグ: 3ヶ月)

ここで、雇用人員判断DI以外はすべて季節調整値である。またこの中では雇用人員判断DIと有効求人倍率との当てはまりが良いとしている。さらに、日経平均株価とは相関低いとも指摘している。

なお、これはCOVID-19ショック以前の分析であり、再確認が必要であろう。

まず雇用状況の説明として着目する有効求人倍率の推移をしてみる(図

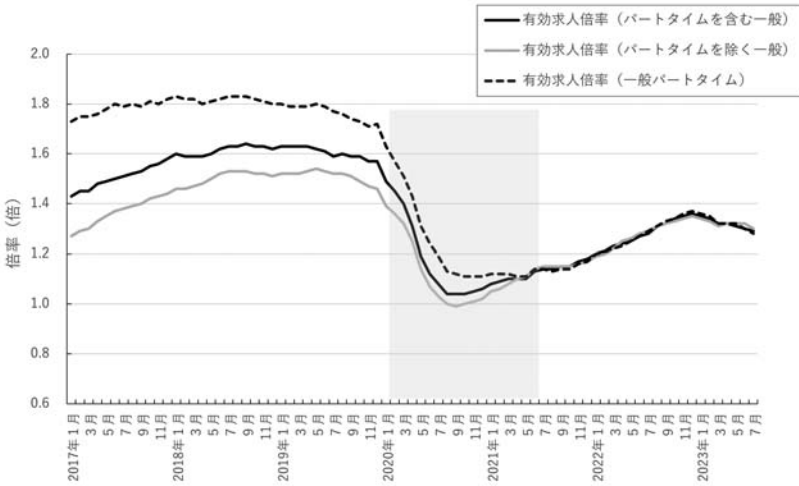


図9 有効求人倍率（季節調整値）の月次推移（2017年～2023年7月）（注12）

9)。

パートタイムを含む一般の有効求人倍率はCOVID-19ショックで急減する。その後2020年8月で底を打ち（2020年1月：1.49⇒2020年8月：1.04）回復基調になるが、その後は1.4を越えることは無い。輸入も生産も回復したが雇用に関しては有効求人倍率は回復していない。

使用したデータの性質を確認するために、有効求人倍率の実数と季節調整値の関係を図10に示す。

有効求人倍率の実数を見る限り、季節的には1、2月ごろにピークがあり、また5、6月頃に底がある、という変動パターンはショックの期間を通じてあまり変化していない。しかし、2020年はその底は7、8月まで続くという現象が生じている。かなりの減退が生じたことは間違いが無いだろう。

（注12）厚生労働省「一般職業紹介状況（職業安定業務統計）有効求人倍率（季節調整値）」

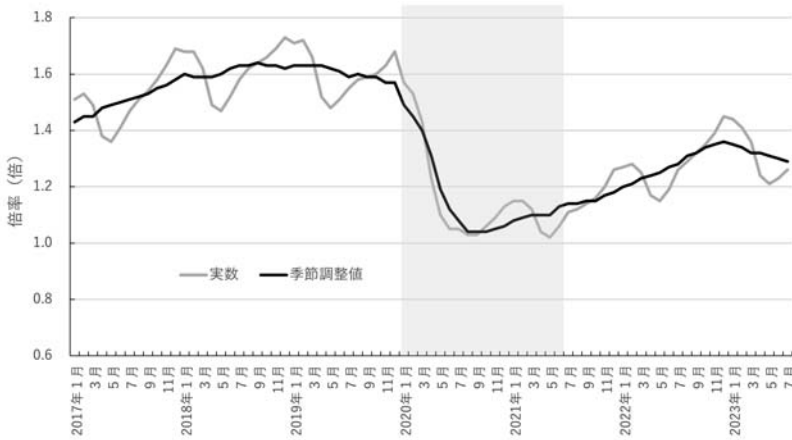


図10 有効求人倍率（実数・季節調整値）の月次推移比較（2017年～2023年7月）（注13）

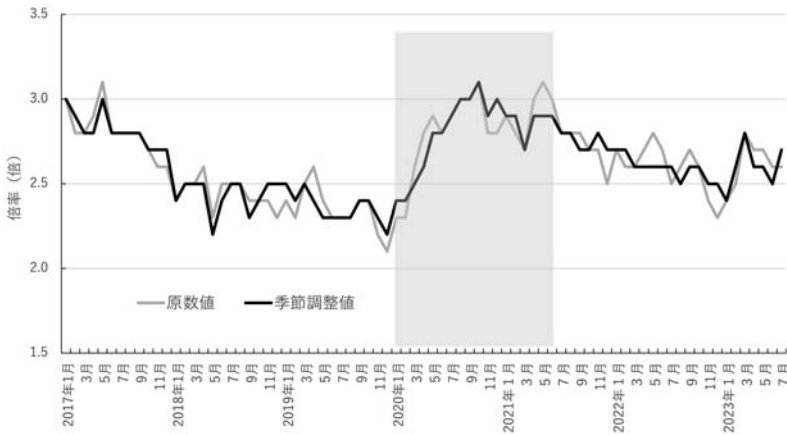


図11 完全失業率（原数値・季節調整値）の月次推移（2017年～2023年7月）（注14）

（注13）使用データは図10と同じ

（注14）総務省統計局「労働力調査（基本集計），完全失業率（季節調整値）等の長期時系列データ」より作成

次は、この有効求人倍率と失業率の関係を、時系列上で追って確認してみよう。厚生労働省（2013）の指摘の再確認が目的である（図11）。

まず、労働力調査（基本集計）による完全失業率データ上の変動を見て見る。COVID-19ショックによる変動の前後を見ると、2020年2月（2.4）から急速に悪化し、10月には最悪になっている（3.1）。その後徐々に改善され、2023年1月には一旦ショック前の数値に戻っている（2.4）。

図10と図11を比較すれば、有効求人倍率はショック前の値に回復していないが、完全失業率は時間はかかったが回復してきている。また有効求人倍率の底は2020年8月であるが、完全失業率のピークは10月であり、遅延がある。

さらに、有効求人倍率と失業率の時系列上の動きを比較してみよう。このために次のような工夫を施したグラフを作成した（図12）。

このグラフでは、有効求人倍率（季節調整値）と完全失業率（季節調整値）



図12 有効求人倍率（季節調整値）と完全失業率（季節調整値、反転値）の長期月次推移比較（2000年～2023年7月）（注15）

（注15）厚生労働省「一般職業紹介状況（職業安定業務統計）有効求人倍率（季節調整値）」、総務省統計局「労働力調査（基本集計）、完全失業率（季節調整値）等の長期時系列データ」より作成

の長期推移を比較するに当たって、完全失業率のデータを縦軸方向に反転させている。これは失業率と有効求人倍率は負の相関を持つためである。これにより、両者の位相（山頂、谷底の比較）は視覚的に比較しやすくなっている。

世界金融危機による2008年の悪化ぐらいまでは、有効求人倍率のピークもボトムも完全失業率（反転値）のそれに先行している。しかし2009年以降はそれほど位相のずれは目立たなくなっている。その後、COVID-19ショックでは有効求人倍率のボトムが1ヶ月ほど早く生じている（2020年9月求人倍率：1.04、10月失業率：3.1）。また回復後のピークも1ヶ月ほど有効求人倍率の方が先行している（2022年12月求人倍率：1.36、2023年1月失業率：2.4）。

さらに上記のCOVID-19ショック期の動向を確認するために、当該時期とその後を抜き出したものを示す（図13）。完全失業率のデータを縦軸方向に反転させているのは前図と同じである。遅延期間の短縮が明確に分かる。

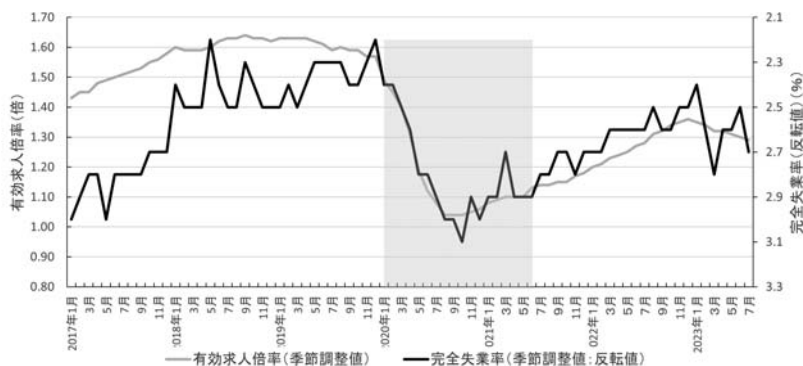


図13 有効求人倍率（季節調整値）と完全失業率（季節調整値、反転値）の月次推移比較（2000年～2023年7月）（注16）

（注16） 図12と同じデータより作成

ここで、さらにCOVID-19ショックの前後で、有効求人倍率と完全失業率の関係に変化があるかどうかをさらに分析する。

方法としては、厚生労働省（2013）当時の分析では3ヶ月の遅延が観測されていた、ということから、逆に3ヶ月の遅延を前提とすると、逸脱が生じるかどうかを見ると言う方法である。

有効求人倍率と完全失業率によって散布図を生成させ、回帰的なパターンからの逸脱を検出する。

この有効求人倍率と完全失業率の関係については、比較のために、図14は3ヶ月先行する有効求人倍率との関係を、図15は当該月のデータ同士の関係

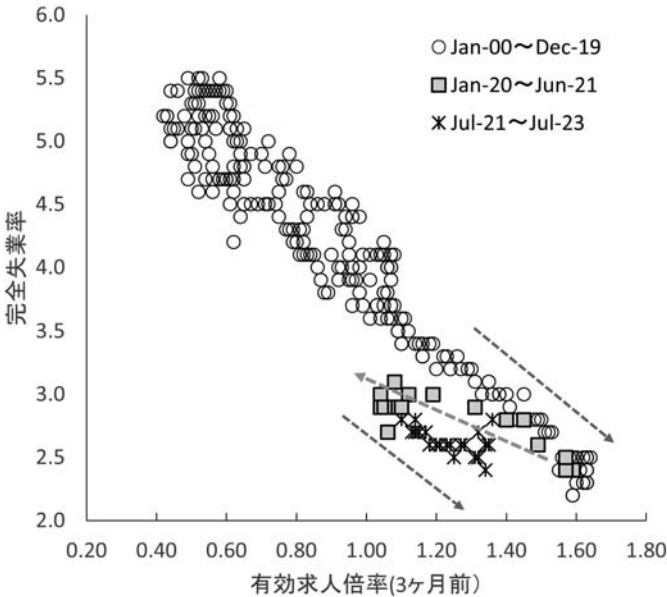


図14 有効求人倍率（3ヶ月先行）－完全失業率（2000年～2023年7月，月次，季節調整値）（注17）

（注17）図12と同じデータより作成，いずれも季節調整値

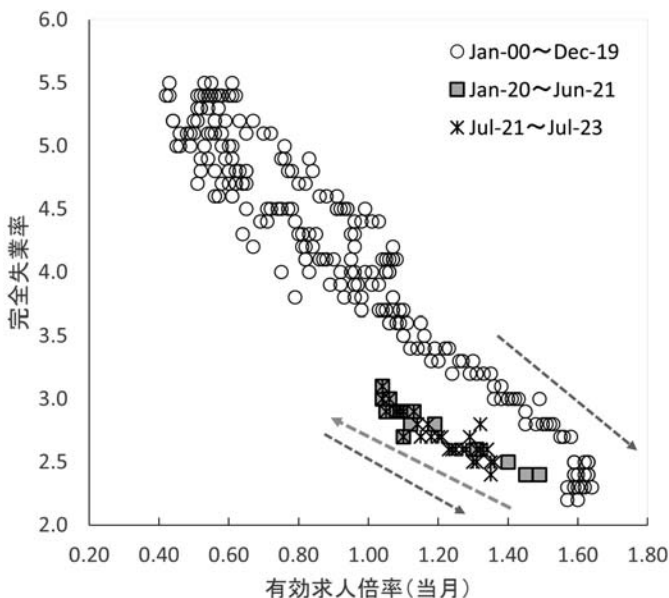


図15 有効求人倍率(当月)–完全失業率(2000年~2023年7月, 月次, 季節調整値)(注18)

を示している。

2019年までのデータを見る限り、図14の3ヶ月先行する有効求人倍率のグラフの方が幅の広がりには少ない。また、COVID-19ショックでは、2019年12月までの回帰パターンから徐々に剥がれるように乖離して行き、回復期には平行した位置であらたな回帰パターンを形成している。ちょうどローマ字のZを右に傾けて斜めにしたようなパターンになっている。

これに対して、図15の当該月同士のデータの散布図では、やや幅の広がりが緩いことと、COVID-19のショックの後には、初めから平行した位置に低落と回復が同じパス上を辿るパターンが形成されている。この場合は、ローマ

(注18) 図12と同じデータより作成、いずれも季節調整値

字のUを左斜めに倒したようなパターンである。

現実問題としては3ヶ月前に突然の経済ショックを予想して求人があらかじめ変化するなどということは考えがたく、COVID-19ショックまでは図14のように有効求人倍率が3ヶ月ほど先行していたが、ショックの後は構造が変わって、現在まで図15のグラフのショック以降の新たな部分のように、それほど先行せず求人倍率と失業率が相関するパターンを、旧パターンに対して平行に下方シフトして形成していると思われる。

簡単に言えば、ショック以前は図14のグラフ、ショック以降は図15のグラフということである。

さらに、図15のグラフのショック以降では、求人が絞られた上でも同様の失業率改善を達成できていると考えるべきかもしれない。またショックによる雇用環境の悪化と回復は同じパスの上を辿っており、雇用の構造は破壊されずに保存されていたとも考えられるだろう。すなわち、ショックの前後での環境変化は、それほど大きくなかった可能性がある。これはGSC要因ならば、国外に起因するものが多いわけで、国内においては積み地と仕向地の当該国の事情を勘案してチェーンのノードを選択するだけならば、ショックが相当長引かない限り、国内体制の大幅な変更は不要であるからである。

以上、COVID-19ショックが雇用の特性に与えた影響を確認したので、さらに雇用と輸入の関係についての分析を行う。

図16は第2次石油ショック以降の長期に及ぶ、わが国の月次の輸入総額(円ベース)と有効求人倍率(季節調整値)の関係を示したものである。意図的に長期にした目的は、わが国がGSCに依存するようになる以前と、GSCの一環となった後の相違を明確に示すためである。

なお、輸入にはGSC関連の中間財だけでなくエネルギーや食料等も含まれているので、生産とそれに伴う消費の伸張という全体的な傾向も考慮に入れて議論することになる。

図16を詳細に見ると、COVID-19ショック以前、2019年12月以前には、

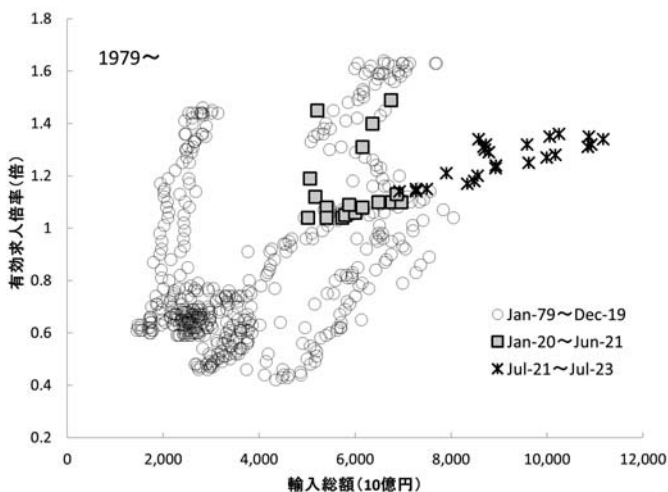


図16 輸入総額－有効求人倍率（季節調整値）（1979年～2023年7月，月次）（注19）

①（3兆円－0.6倍）の周辺に多量に凝集するマーカー，またそこから②（3兆円－1.4倍）まで垂直に往復するマーカーのパス，また③（4兆円－0.4倍），④（4兆円－0.8倍），⑤（5兆円－1.3倍）の辺りから，それぞれ右斜め上方向に伸びるパス，そして⑥（7兆円－0.9倍）辺りから（6兆円－1.2倍）辺りまで，曲線を描いて上方に伸びるパスを識別することができる。

おおよそ，正の相関が見られない①や②の時期は，GSC的な輸入どころか，あるいはフラグメンテーション的な中間財貿易でさえも大きくは目立たない時期であったと推測される。これが，③，④，⑤のパスが見られる時期は，明らかに輸入に依存した生産活動が雇用と正の相関があり，単純な中間財貿易からGSCに組み込まれていったと推測される。

（注19）財務省貿易統計「輸出入額の推移（地域（国）別），月別推移」，厚生労働省「一般職業紹介状況（職業安定業務統計）有効求人倍率（季節調整値）」より作成

特殊なパターンは⑥であるが、これは輸入額はそれほど変化しない、あるいは多少低下するものの有効求人倍率が確実に上昇していった時期である。2013年から2016年頃の期間に相当し、金融緩和や企業の安心感や公共投資の回復などにより輸出に依存しない経済の回復と雇用の改善が見られたとする内閣府（2013）、内閣府（2014）等の概説に沿っているものと考えられる。

なお、COVID-19ショックにおいては、輸入総額、有効求人倍率ともに低下するが（左下方向に移動）、一旦、底を打った後は⑦（5兆円－1.0倍）付近から（12兆円－1.2倍）方向に緩やかな右上がり直線的に変化している。

③④⑤の右上がりの傾きよりかなり緩やかであり、輸入額の増加があっても円安のために円表示では錯覚する可能性があるため、この後、ドルベースでも確認する。

図16は長期であるために、COVID-19ショック近辺での特徴が隠れる可能

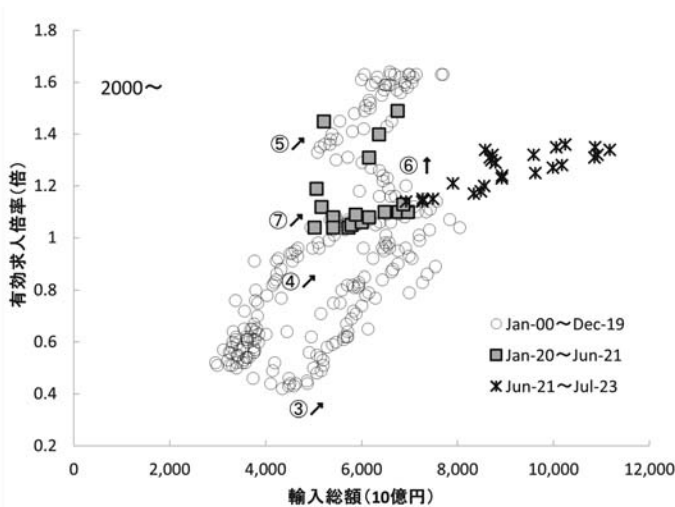


図17 輸入総額－有効求人倍率（季節調整値）（2000年～2023年7月，月次）（注20）

（注20） 図16と同じ

性もあるので、2000年以降のデータによる図17を示しておこう。③～⑦のパ
ス・パターンの番号も記入した。

為替レートのために、円ベースの輸入総額と有効求人倍率の関係が歪んで
表示される可能性もあるので、それを確認するためにドルベースの輸入額を
用いた散布図、図18を作成した。データは2010年からの月次データである。

表示マーカーが少なくなったので、各年次1月のポイントにラベルを表示

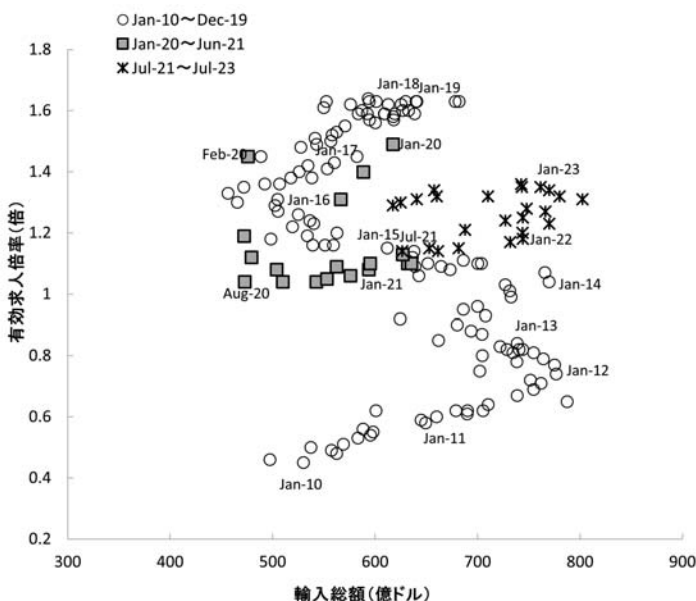


図18 輸入総額(ドル)－有効求人倍率(季節調整値) (2010年～2023年7月,月次) (注21)

してある。おおよその推移は追えるはずである。なお、ほとんどが2010年以
前のパスである④は消えていることに注意。

比較のために円ベースの同期間のグラフも示す (図19)。

ドル表示 (図18) の場合は、輸入増加とともに有効求人倍率が増加してい

(注21) 財務省貿易統計「輸出入額の推移(地域(国)別)、月別推移」、JETRO「ド
ル建て貿易概況、日本の月次貿易動向総括表」より作成

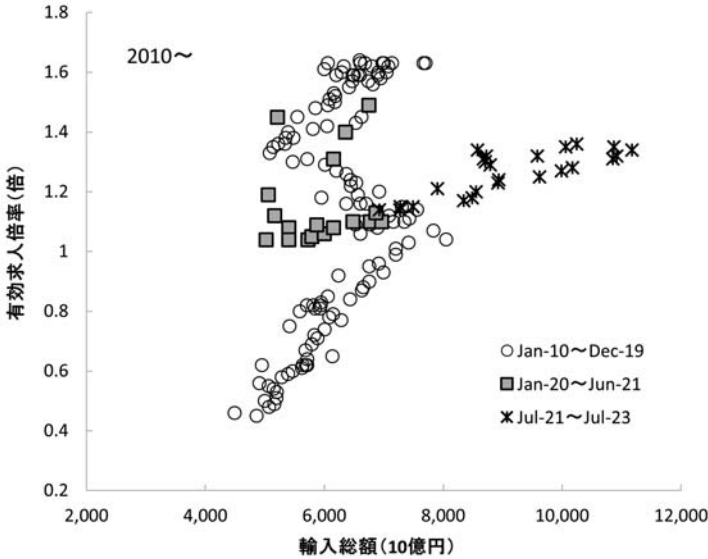


図19 輸入総額－有効求人倍率（季節調整値）（2010年～2023年7月，月次）（注22）

く右上がりのパスの傾斜は，円表示（図19）のパス間の場合ほど違いは生じていない。円表示での③，⑦の差はドル表示ではほとんど感じられない。なお両図は横軸のスケールが異なっているので，同じ図内でのパスの比較を述べていることに注意。

また，円表示では③の方が⑤より傾斜が急であったが，ドル表示では⑤の方が傾斜がやや急になっている。

GSCを構成する企業は為替レートの変動リスクは当然ヘッジしていると考えられるので，いずれにしても短期的なショックがあってもノードの一端である国内企業は，国際的な各ノードの機能が回復すれば淡々と取引と生産を開始し，必要ならば雇用も増やしているという事実が示されているのでは

（注22） 図16と同じ

ないか。

その意味では、ショック後の⑦のパスは、ショック期以降も含んだ上でシンプルな右上がりのパスになっており、同時にショック直前の⑤のパスとそれほど変わらない右上がりパターンになっているということは、COVID-19ショックの前後で、それほどGSCは大きく変動していないという推測を支持している可能性が高い。

4 輸入額の変動の解析

今回のCOVID-19ショックでは、GSCを構成する国々における供給制約は単独では無く、相互に供給制約と需要減・需要増が位相をずらしながら生じていると容易に予想可能である。わが国は需要端でもあり、またGSCのノードでもある。

世界中で多数のノード間でショックとショック緩和が位相をずらしながら生じ(輻輳)、またそれがわが国の輸入額に反映したと考えられる。いわば、複雑な振動系の現象であった可能性が高い。

しかし、振動の問題と考えたときに、輸入額(実信号)には位相情報が欠けている。このため振幅と位相の瞬時情報を二つとも備える解析信号での分析(CHPCA, 複素主成分分析)を行い、相互に関係して振動している品目群を抽出し、COVID-19ショックによるGSCの揺動と、ショック前後の変化の程度を調べてみる。

まず、主成分の形で、共通の要因で輸入変動している品目があるかどうか、事前分析として素のPCA(主成分分析)で見してみる。

先に輸入額の回復状況からCOVID-19ショック期間、およびその前後の期間をそれぞれ18ヶ月ずつ設定したが、それをそのまま分析用にも用いる。

- ・ I : 2018年7月~2019年12月(事前)
- ・ II : 2020年1月~2021年6月(ショック期)

・Ⅲ：2021年7月～2022年12月（事後）

また分析する変数は、「財務省貿易統計，輸出入額の推移（地域（国）別）」から，輸入額，期間，品目コード（2 digitで01～97，96品目^(注23)）で抽出した，それぞれ18ヶ月分の輸入額データ系列であり，期ごとに96変数×18サンプルのデータセットを用意することになる。金額単位は原データは千円であるが，作成したデータセットでは百万円にしてある。分散等の値はこの単位から算出されている。

時系列データのPCAは問題があり，川崎（2001）にあるように，「多変量時系列においては，個体を表す添え字を時間の添え字に読み替えることで，形式的には主成分分析・因子分析を行うことは可能であるが，このような形式的な適用については古くから問題点が指摘され」，「独立同一の多変量正規分布からの標本という前提で構築される主成分分析・因子分析の推測理論は，その前提が時系列データの特性とは相容れない」とされる。

ただし，この段階でのPCA適用は，このあとのCHPCAとの比較準備と，同じ条件の金額単位のデータ系列であり，それぞれの輸入規模は品目によって大きく異なるため，どのような品目間で同じ主成分にはなりにくいか，などの情報を得るためである。

通常のPCA分析パッケージ^(注24)では，

- ・各主成分の寄与率（降順）についての情報
 - － standard deviation（第 r 主成分の分散）
 - － proportion of variance（第 r 主成分の寄与率）
 - － cumulative proportion（同，累積寄与率）
- ・主成分負荷量（principal component loading）

(注23) 77が欠番であるため，品目の詳細に関しては，財務省関税局「輸入統計品目表(実行関税率表)」を参照，分析時点の使用表は2023年4月1日版，https://www.customs.go.jp/tariff/2023_04_01/index.htm

(注24) ここでのPCAではRのprcomp () 関数を用いた

・主成分得点 (principal component score)

が標準的に出力される。すべて同等の金額単位のデータなので **Scaling** の必要は無い可能性もあるが、比較のために **Scaling** と **No-Scaling** の両方の場合の分析を行っている。分析の出力のサンプル例 (ショック期間中) を以下に示す。

2020. Jan-2021. Jun (18mos.)

Scaling ## PC 1 PC 2 PC 3 PC 4 PC 5 PC 6 PC 7
Standard deviation 6.158 3.438 3.043 2.991 2.261 2.175 1.945
Proportion of Variance 0.395 0.123 0.096 0.093 0.053 0.049 0.039
Cumulative Proportion 0.395 0.518 0.615 0.708 0.761 0.810 0.850

No-Scaling ## PC 1 PC 2 PC 3 PC 4 PC 5
Standard deviation 2.73E+05 1.36E+05 6.24E+04 5.04E+04 3.06E+04
Proportion of Variance 0.724 0.180 0.038 0.025 0.009
Cumulative Proportion 0.724 0.903 0.941 0.966 0.975

 各主成分の分散、寄与率、そして累積寄与率が出力されるが、**Scaling** を行った分析では、第7主成分まで見ても累積寄与率は90%を越えることはなかった。これは他の期でも同様であった。実際、96品目もの輸入データを **Scaling** すると、それぞれの無関係に見える変動のために有効な主成分を取り出すのは非常に難しいと考えられる。

これに対して **No-Scaling** のケースでは、先の表1でも示したように、上位輸入額の品目の金額が非常に大きいため (上位4品目で輸入総額の約5割、上位30品目程度で約9割)、これらに牽引された形で各主成分が出現した可能性が高い。第二主成分で寄与率は90%を越える。

以下、主成分寄与率、主成分負荷量についての分析結果を示す。 **Scaling** のケースでは寄与率がまとまらないが、 **No-Scaling** では第2主成分で寄与

率がほぼ飽和することから、ともに第2主成分までの結果をまとめてある。

表2 PCA (寄与度, 累積寄与度)

Proportion of Variance (第2主成分まで)						
期	△ Scaling			No-Scaling		
	PC 1	PC 2	累積	PC 1	PC 2	累積
2018.Jly-2019.Dec (18mos.)	0.355	0.125	0.479	0.741	0.168	0.910
2020.Jan-2021.Jun (18mos.)	0.395	0.123	0.518	0.724	0.180	0.903
2021.Jly-2022.Dec (18mos.)	0.573	0.096	0.669	0.954	0.025	0.978

次に主成分負荷量を示す。

表3 PCA (主成分負荷量)

絶対 値順		PC Loading (PC 1)										
		△ Scaling					No-Scaling					
		2018.Jly ~2019.Dec		2020.Jan ~2021.Jun		2021.Jly ~2022.Dec		2018.Jly ~2019.Dec		2020.Jan ~2021.Jun		2021.Jly ~2022.Dec
1	x73	0.92	x73	0.91	x55	0.98	x27	11167	x27	13738	x27	20299
2	x55	0.88	x55	0.77	x19	0.96	x73	2385	x76	1664	x73	7749
3	x37	0.72	x37	0.73	x73	0.93	x85	2227	x85	1663	x38	2810
4	x92	0.58	x92	0.63	x37	0.84	x03	2009	x73	1586	x85	2447
5	x38	0.53	x19	0.58	x92	0.83	x39	1774	x26	1534	x39	1900
絶対 値順		PC Loading (PC 2)										
		△ Scaling					No-Scaling					
		2018.Jly ~2019.Dec		2020.Jan ~2021.Jun		2021.Jly ~2022.Dec		2018.Jly ~2019.Dec		2020.Jan ~2021.Jun		2021.Jly ~2022.Dec
1	x86	1.04	x13	1.01	x13	0.84	x87	3797	x87	23009	x31	20621
2	x31	0.74	x34	0.70	x49	0.73	x88	2889	x71	7019	x87	14853
3	x51	0.48	x87	0.69	x18	0.40	x90	1503	x90	2057	x88	3117
4	x18	0.47	x51	0.60	x74	0.38	x27	1452	x16	1411	x90	2898
5	x49	0.47	x91	0.50	x87	0.38	x86	1128	x39	1123	x49	1809

Scalingしたものは主成分ごとの寄与率が低すぎるので採用しにくいですが、参考のために併載してある（△付き）。 x に続く番号は変数としての2 digit 品目コードである。主成分負荷量は符号が付いているが、絶対値順に並べてある(注25)。

2期以上、上位5位に出てこない変数にはハッチングがなされている。上位に現れる変数の多くはショックの前後期を通じて出現している。ただし、5位に入らなくてもすぐ下の順位にあることも多い。

この状況をさらに詳しく見るために、主成分軸別で主成分負荷量を2次元に表示してみる(図20)。

固有ベクトルのグラフでも同様の議論ができるが、主成分負荷量は固有ベクトルに分散の正の平方根を乗じたもので、より極端に性質が見えると考えられる。左側がScaling, 右側がNo-Scalingで比較可能になっている。

すでに寄与率の問題があるScalingの方は、2軸の間に丸く凝集し、どの主成分にも効果が散逸してしまっていることが分かる。これは固有ベクトルを図示した方が顕著であるが、分散の正の平方根を乗じた主成分負荷量であってもその傾向が変わらないことを示している。

これに対してNo-Scalingの方は、もともと全く同じ条件で観測された同一単位の変数群であるので、Scalingしない方が良いという判断もできる。問題があるとすれば極端に分散が大きい変数があり、それが全体の傾向を引きずることである。

No-Scalingのグラフを見ると、変数 x_{27} と x_{87} 、これは品目コード27（原油・LNG・石炭）と87（自動車と部品）であるが、最も輸入額の大きい27（原油・LNG・石炭）、および輸入額10位以内には入ってくるが輸入額自体は27の数分の一以下であるものの、わが国の代表的な産業に関わる87（自動車と部品）がそれぞれ第一主成分（PC1）と第二種成分（PC2）の最も主

(注25) 以下、「絶対値」を省略することがある

成分負荷量の大きな変数となっている。これ自体は興味深いことである。

このNo-Scalingでの主成分負荷量の絶対値の上位は、PC 1では他にx73, x85があり、PC 2ではx88, x90, そして一回しか出現しなかったが最上位になったx31がある。

ここでScaling, No-Scalingともに主成分負荷量の絶対値が上位の品目を整理しておこう(注26)。

• PC 1 (Scaling)

- 第73類：鉄鋼製品
- 第55類：人造繊維の短繊維及びその織物
- 第19類：穀物、穀粉、でん粉又はミルクの調製品及びベーカリー製品
- 第37類：写真用又は映画用の材料
- 第92類：楽器並びにその部分品及び附属品
- 第38類：既出（診断用試薬）

• PC 2 (No-Scaling)

- 第86類：鉄道用又は軌道用の機関車及び車両並びにこれらの部分品、鉄道又は軌道の線路用装備品及びその部分品並びに機械式交通信号用機器（電気機械式のものを含む。）
- 第13類：ラック並びにガム、樹脂その他の植物性の液汁及びエキス
- 第31類：肥料
- 第34類：せっけん、有機界面活性剤、洗剤、調製潤滑剤、人造ろう、調製ろう、磨き剤、ろうそくその他これに類する物品、モデリングペースト、歯科用ワックス及びプラスターをもととした歯科用の調製品
- 第49類：印刷した書籍、新聞、絵画その他の印刷物並びに手書き文

(注26) 本稿では冗長であるが品目コードを参照する機会毎に、新しく登場するコードを説明する方法をとる、理由は、単に財務省関税局の実行関税率表を参照、では全体のイメージを捉えることは困難と考えるためである

書，タイプ文書，設計図及び図案

- －第51類：羊毛，織獣毛，粗獣毛及び馬毛の糸並びにこれらの織物
- －第87類：既出（自動車と部品）
- －第18類：ココア及びその調製品
- －第74類：銅及びその製品
- －第91類：時計及びその部分品

多くの細品目名の列挙を含む品目名が長いものは，列挙の先頭，あるいは輸入額上位の細品目名で代表して，イメージを持ちやすくしておこう。

31については肥料といっても窒素・リン・カリウムの内，2成分以上のもの，また単一成分のものなどの区分があるが，31（肥料）と考えておいてよいだろう。73については鋼板などより鉄構造物や部品が多いが，これも73（鉄鋼製品）でイメージしておいてよいだろう。

86は輸入細品目の輸入額上位から，86（コンテナ，軌道用保守車両）としている。

残りはそのままか短縮で，55（人造繊維織物），19（穀物，穀粉等），37（写真映画材料），92（楽器と部品付属品），13（ラック，ガム等），34（せっけん等），49（印刷物等）51（羊毛等），18（ココア等），74（銅とその製品），91（時計と部品）などとイメージしておく。

・PC 1（No-Scaling）

- －第27類：既出（原油・LNG・石炭），
- －第73類：既出（鉄鋼製品）
- －第76類：アルミニウム及びその製品
- －第85類：既出（集積回路，スマートフォン・基地局）
- －第38類：既出（診断用試薬）
- －第3類：魚並びに甲殻類，軟体動物及びその他の水棲無脊椎動物
- －第39類：プラスチック及びその製品
- －第26類：鉱石，スラグ及び灰

• PC 2 (No-Scaling)

- 第87類：既出（自動車と部品）
- 第31類：既出（肥料）
- 第88類：既出（航空機と部品）
- 第71類：天然又は養殖の真珠，貴石，半貴石，貴金属及び貴金属を張った金属並びにこれらの製品，身辺用模造細貨類並びに貨幣
- 第90類：既出（医療用機器，測定機器，光ファイバー）
- 第16類：肉，魚，甲殻類，軟体動物若しくはその他の水棲無脊椎動物又は昆虫類の調製品
- 第86類：既出（コンテナ，軌道用保守車両）
- 第49類：既出（印刷物等）

ここで，3，26，71は，は輸入細品目の輸入額上位から，3（魚肉・冷凍魚，甲殻類），26（鉄鉱石，銅鉱石），また71は白金，金などの貴金属が中心であるが，触媒用なども多いと考えられるので，71（貴金属・レアメタル）とイメージすればよいだろう。

また残りは短縮かそのまま，76（アルミ・同製品），39（プラスチックと製品），88（航空機と部品），16（肉魚等調整品）のようにイメージしておく。

表3で既出品目に輸入額上位が多いのは，輸入の変動により分散も大きいためであると考えられる。

ただし，2主成分で寄与率が90%を超えるNo-Scalingであっても，固有ベクトルのグラフ，あるいは図20のグラフを見る限り，27と87が突出しており，背景を知らずにグラフを見る限り異常値処理を考えかねない状態であることは間違いない。

27と87以外の品目の情報もある程度入った状態での分析結果が必要では無いかと考えられる。

このPCAでの分析結果の問題点を考慮して，(Complex Hilbert Principal

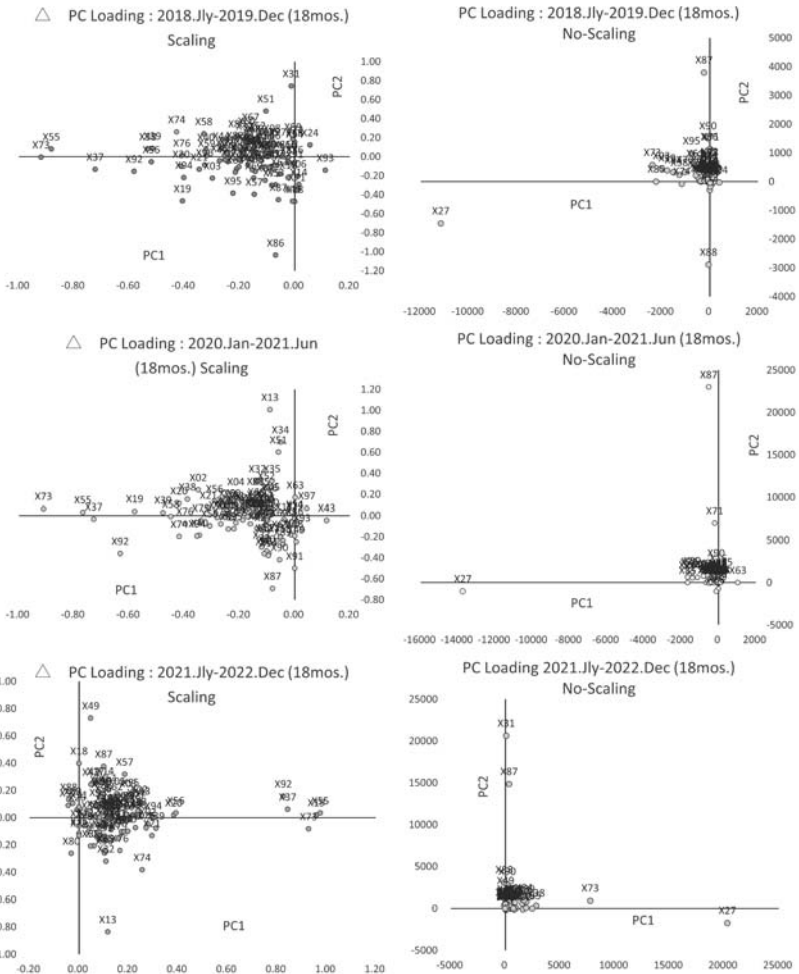


図20 PCA（主成分負荷量）

Component Analysis, 複素主成分分析)を導入して、改善を図る。

CHPCAの適用の前に、ショックおよび、その前後の期間の品目別の輸入額の変動をNo-Scalingのままの場合と、その一部をScalingした場合で再確認してみよう。

図21はこれまでも使用してきた財務省関税局の国別品目別の輸入額データであるが、その変動を確認するために複数の品目別のグラフを重畳したものである。最上段の縦軸が4兆円までであるグラフは全品目（96品目）中、期間輸入総額の上位30品目のグラフを重ねたものである。特に輸入額が大きい品目を除いては、重なり合って全容は見にくくなっている。

このため中段のグラフは縦軸を2兆円までにして、ショック期間として設定した2020年1月～2021年6月までの変化を見やすくするために、上位10品目程度を抜き出してグラフを重畳したものである。それでも何とか識別できる品目は、

- ・第27類：既出（原油・LNG・石炭）
- ・第85類：既出（集積回路，スマートフォン・基地局）
- ・第84類：既出（コンピューター，ターボジェット，半導体製造装置）
- ・第30類：既出（ワクチンや医薬品）

程度である。残りは重なり合って識別が難しい。

さらに下段のグラフでは、上記の中段のグラフで識別できた一番下位の品目である第30類がショック期間にトップに来るように、縦軸を4000億円まで抑えて、改めてそこから上位10品目のグラフを重ねたものである。これらは以下の品目である。

- ・第90類：既出（医療用器械，測定機器，光ファイバー）
- ・第26類：既出（鉄鉱石，銅鉱石）
- ・第87類：既出（自動車と部品）
- ・第71類：既出（貴金属・レアメタル）
- ・第29類：有機化学品
- ・第39類：既出（プラスチックと製品）
- ・第61類：衣類及び衣類附属品（メリヤス編み又はクロセ編みのものに限る。）
- ・第62類：衣類及び衣類附属品（メリヤス編み又はクロセ編みのものを

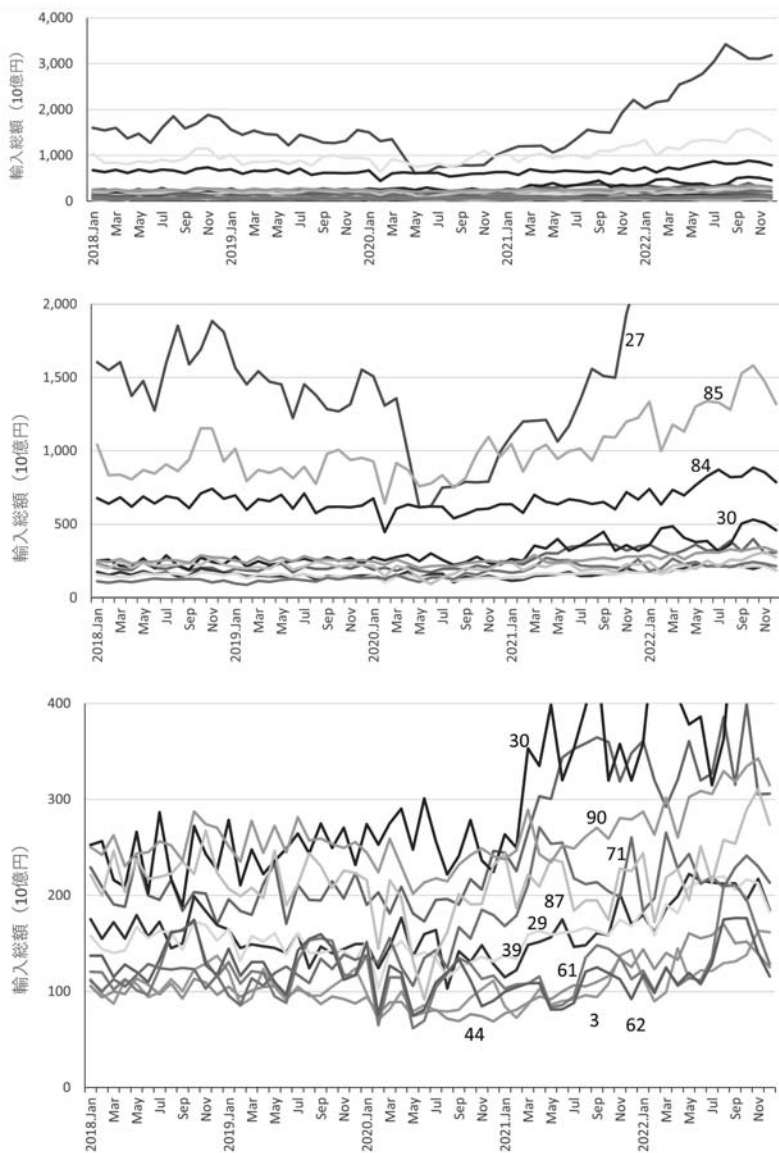


図21 輸入額上位品目の月次輸入額推移 (No-Scaling, 2018年~2022年)

除く。)

- ・第3類：既出（魚肉・冷凍魚，甲殻類）
- ・第44類：木材及びその製品並びに木炭

品目別に詳細を調べると，29（有機化学品）はそのままでイメージすればよい。また，44（木材と木製品）のように短縮してイメージすればよいものもあるが，61，62の定義は直感的ではないが，61（ニット類の新品衣料），62（ニット類以外の新品衣料）とイメージしておこう。下着類などはほとんど61に入る。実際は非常に細分化されている。

図21を見ると，2020年1月の急減は同期している品目は多いが，それ以外で山谷が揃っているかどうかは見方によるだろう。

このままNo-ScalingでPCAを行えば，第1主成分（PC1）では27（原油・LNG・石炭）の影響が突出して大きくなり，また第2主成分（PC2）では87（自動車と部品）や90（医療用器械，測定機器，光ファイバー）などに大きく影響を受けることになると考えられる。

さらに，図22は同じく財務省関税局の国別品目別の輸入額データであるが，今度はCOVID-19ショック期間中（2020年1月～2021年6月）に限定して，品目別輸入額の分散が大きな品目群を抽出して，比較のためにそのデータを特にScaling（標準化）したものの重畳グラフである。

Scaling（標準化）は品目別に，「(月次輸入額－期間平均) / 期間標準偏差」で計算している。

図22の最上段は分散値上位30品目の変動を重畳したものであり，中段はその中で最上位10品目，下段はさらにそれに次ぐ10品目を抽出したグラフである。

輸入額そのままの図21よりも，品目間の変動が比較しやすいはずである。

- ・図22中段
 - －第26類：既出（鉄鉱石，銅鉱石）
 - －第27類：既出（原油・LNG・石炭）

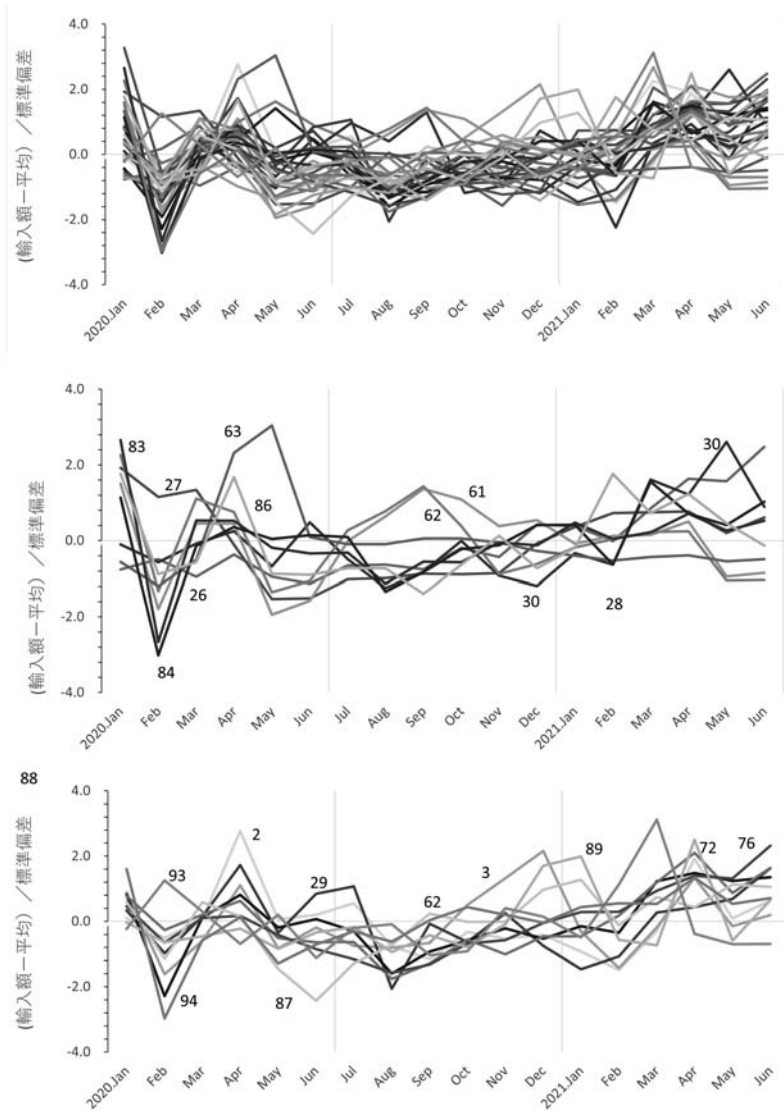


図22 輸入額分散値上位品目の月次輸入額推移（標準化，2018年1月～2021年6月）

- －第30類：既出（ワクチンや医薬品）
- －第61類：既出（ニット類の新品衣料）
- －第62類：既出（ニット類以外の新品衣料）
- －第63類：既出（マスク，リネン）
- －第83類：各種の卑金属製品
- －第84類：既出（コンピューター，ターボジェット，半導体製造装置）
- －第86類：既出（コンテナ，軌道用保守車両）
- ・図22下段
 - －第2類：肉及び食用のくず肉
 - －第3類：既出（魚肉・冷凍魚，甲殻類）
 - －第29類：既出（有機化学品）
 - －第39類：既出（プラスチックと製品）
 - －第72類：鉄鋼
 - －第76類：既出（アルミ・同製品）
 - －第87類：既出（自動車と部品）
 - －第89類：船舶及び浮き構造物
 - －第93類：武器及び銃砲弾並びにこれらの部分品及び附属品
 - －第94類：既出（家具・シート・椅子）

83は貴金属以外の金属製品であり，83（建築物等の金具や錠）とイメージしておこう。

以下，2（肉類），72（鉄鋼），89（船舶等），93（武器・弾薬等）とイメージすることにする。

図21と比較すれば，スケールを合わせることにより品目間の増減は比較しやすくなったが，これも2020年1月の急減以外で山谷の明瞭な一致や反転，あるいは時間遅れや先行に相当するようなズレは容易には把握できない。

最初の急減ショック，および漸増する回復傾向と，時たま出現する統一感のない少数の品目間の山谷の一致や隣接といったことは認識でき，それが先

のNo-ScalingのPCAに多少ともなり影響を及ぼしては推測できよう。しかし、これらの一見相関の少なそうな変動は世界的なCOVID-19ショックがGSCを通じて相互に影響し合った結果であり、決して無関係では無いことは「経験的」に認知されている、

これらの多数の時系列データに相互に影響を及ぼしていることを示す共通したパターンは計測できるのだろうか(注27)。

経済産業省(2020)では、当初は中国発、次いで欧米発による複数回のGSCの寸断が生じたこと、それには産業特性と国・地域の特性が影響したと指摘している(注28)。

以下、その論旨に沿えば、その産業特性と国・地域特性の両方に関連するGSCの要素は、生産体制、物流、人の移動、そして財・サービス自体の性質あり、これが複雑に変動することにより、各地でのGSCの寸断や停止が顕在化したとする。

生産体制ではGSCの中で中間財の生産拠点の集中度が致命的であり、物流においては、陸上輸送、倉庫、海上輸送、航空輸送のいずれかが阻害されてもGSCは混乱をきたす。

また人の移動の規制は、都市と地方に分断され復帰できない労働者や、季節労働者不足、越境通勤者の遮断などを引き起こし、生産活動を阻害し、GSCに大きな影響を及ぼす。

さらに生産に関与する労働者のみならず、医療や警察消防、さらには港湾管理者の不足や通関業務の停止遅滞による物流の影響も大きい。港湾でのコンテナ荷下ろし荷揚げの遅滞や停止は、コンテナ船の大規模な滞留を招き、

(注27) Mizuno et al. (2021) の邦文紹介では、こういったことを「多数の時系列データ間にある時間的な先行と遅れを伴う共動的なパターンを見出すことはきわめて重要であるが、単純な時間遅れや先行(ラグやリード)を導入するだけでは分析上の限界がある。」と表現している。

(注28) 第1部第1章「コロナショックで激変した世界経済」、第2部第1章「コロナショックが明らかにした世界の構造」等

乗組員の交代も不能になり、船とコンテナが戻ってこないためにコンテナ回転率が極端に低下し、平常化した地域からの物流も停止させてしまうことになる（国土交通省（2021））。

これらから、2020年1月のショックによる輸入量急減だけでなく、期間を通じてある地域での生産体制、物流、人の移動の何らかの障害が、さらに様々なパスを通じて別な地域、あるいは元の地域へ環流して影響を及ぼすという、複雑な玉突き現象が生じていることが「経験的」に分かっており、それが各ノードの「揺動」という振動的な現象を起こすことになる。そして、輸入データの変動は各品目が決して独立では無く、どこかのノードやパスにおけるショックが繰り返し繰り返し直達したり遅延したり、またその遅延の速度を変化させながら伝わっている、というショックが「輻輳」する振動系を想定する必要がある。

このとき問題となるのは、実際に観測された輸入額データには、振動として考えた場合、振幅の情報だけであり、伝わってくる揺動の「位相情報」は含まれていないということである。このために元の輸入額データ（実信号、*real value signal*）から瞬時振幅情報と瞬時位相情報の二つを持つ複素信号（解析信号、*analytic function*）に変換する必要がある。

さらにこの複素信号を用いて、あらためて複素領域での主成分解析を行うことになる。

これらの研究はEOF（経験的直交関数による主成分解析、*Empirical Orthogonal Function Analysis*）、CHPCA（複素ヒルベルト主成分分析、*Complex Hilbert Principal Component Analysis*）などの分析分野として応用されている。

EOFとしての研究は、インド洋のモンスーンと太平洋の貿易風の相互作用と伝播特性を解析したBarnett（1983）を始めとして、Horel（1984）やHannachi et al.（2007）などがよく知られている。国内の先行研究でも複素主成分解析やCHPCAとして北野・間瀬（1999）、マーケティングや経済

分野では国内でも吉川他（2016）、Mizuno et al.（2021）などがある。

もとの実信号 $x(t)$ （ここでは品目別輸入額の時系列データ）から瞬時振幅 $A(t)$ と瞬時位相 $\theta(t) = \omega(t)t$ を求めるためには $(\omega(t) : \text{角速度})$ 、実信号 $x(t)$ を複素平面上で捉えた上で、その位相を90度 $=\frac{\pi}{2}$ 遅延させる、別な言い方をすれば、実数領域の時系列信号に対してその直交信号を作り出す、という作業が必要になる。

しかし、単純に90度遅延させようとしても、それは周波数に依存するわけであり、実観測データの周波数などは分かるはずもない。しかしこれを可能にする方法の重要な一つがヒルベルト変換（Hilbert transform）である。

良く知られているヒルベルト変換の方法は、概念的にはFFT（高速フーリエ変換, Fast Fourier transform）とIFFT（逆高速フーリエ変換, Inverse Fast Fourier transform）を組み合わせたアルゴリズムである。実際の計算ではともに離散変換が用いられる（DFT, IDFT）。

時間領域での実信号（観測データ） $x(t)$ をFFTにより周波数領域へ変換した周波数スペクトルを $X(\omega)$ とする。ここで実信号から変換された $X(\omega)$ の周波数スペクトルが左右対称であることを巧妙に用いて、片側スペクトルだけで $x(t)$ と同じ情報量を持つことから、正の周波数領域だけスペクトル $S(\omega)$ を取り出す。そしてそれをIFFTすればヒルベルト対 $y(t)$ が求められる。これは $y(t)$ が $x(t)$ と $=\frac{\pi}{2}$ シフトしているように結果的に畳込関数が作成されたことになる。この過程が結果的にヒルベルト変換になっている。これにより解析信号、

$$z(t) = x(t) + iy(t) = A(t)e^{i\theta(t)} = A(t)\exp(i\omega(t)t)$$

が求められる。

以上は工学分野では良く知られた事項であるが、他領域の研究者が多く参考にする小野測器（2106）では、以上の内容を次のように整理している。

- ・実関数（実信号）からは瞬時振幅と瞬時位相を同時に求めることはで

きない

- ヒルベルト変換を用いて実信号を複素時間信号に変換することで瞬時振幅と瞬時位相を同時に求めることができる
- 実関数とそのヒルベルト変換した関数を、それぞれ実部と虚部とした複素関数を解析信号と呼ぶ
- 解析信号は、負の周波数成分を持たない関数であり、この性質を利用して比較的簡単に実関数 $x(t)$ から、その解析信号 $z(t)$ を求めることができる

本研究ではヒルベルト変換から解析信号を取り出す過程はRの `analyticFunction` パッケージを用いた(注29)。関連する文献は脚注のパッケージのドキュメント内を参照。

さらに複素ヒルベルト主成分分析についてはPCAと同様にRの `prcomp` 関数を用いている。以下、分析結果を示す。なお、この場合も `Scaling` されたデータによる分析と、同条件の輸入額データでそのまま `No-Scaling` で行った分析を比較のために併載している。

表4 CHPCA (寄与度, 累積寄与度)

Proportion of Variance (第2主成分まで)						
期	Scaling			No-Scaling		
	PC 1	PC 2	累積	PC 1	PC 2	累積
2018.Jly-2019.Dec (18mos.)	0.967	0.020	0.987	0.771	0.155	0.926
2020.Jan-2021.Jun (18mos.)	0.726	0.185	0.911	0.793	0.133	0.926
2021.Jly-2022.Dec (18mos.)	0.641	0.232	0.873	0.959	0.023	0.982

表4にCHPCAでの寄与率の分析結果を示す。PCAの場合の結果である表2と比較すると、`Scaling`、`No-Scaling`ともに第2主成分までではほぼ90%

(注29) <https://rdrr.io/cran/spectral/man/analyticFunction.html>

表5 CHPCA (主成分負荷量)

		PC Loading (PC 1)											
		Scaling			No-Scaling								
絶対 値順		2018.Jly	2020.Jan	2021.Jly	2018.Jly	2020.Jan	2021.Jly						
		-2019.Dec	-2021.Jun	-2022.Dec	-2019.Dec	-2021.Jun	-2022.Dec						
1		x92	278.20	x19	16.68	x56	70.17	x27	8727	x27	9640	x27	14878
2		x44	64.72	x01	6.11	x95	38.55	x73	3383	x02	3644	x73	11317
3		x37	33.00	x92	4.35	x19	34.11	x03	2920	x73	2540	x38	4060
4		x55	5.14	x20	3.28	x55	23.17	x39	2479	x74	2158	x39	2834
5		x20	4.86	x37	2.89	x61	16.03	x02	2203	x76	2009	x19	2697
6		x41	3.88	x74	2.83	x81	14.01	x38	1697	x39	1966	x02	2248
7		x19	3.36	x57	2.32	x92	11.03	x74	1636	x94	1775	x03	2244
8		x93	2.79	x73	2.29	x59	7.67	x76	1617	x26	1764	x95	1578
9		x22	2.75	x55	2.20	x74	6.17	x95	1575	x40	1478	x55	1339
10		x73	1.90	x23	2.16	x57	5.94	x61	1082	x95	1276	x20	1237
		PC Loading (PC 2)											
		Scaling			No-Scaling								
絶対 値順		2018.Jly	2020.Jan	2021.Jly	2018.Jly	2020.Jan	2021.Jly						
		-2019.Dec	-2021.Jun	-2022.Dec	-2019.Dec	-2021.Jun	-2022.Dec						
1		x14	257.18	x86	22.77	x13	94.63	x87	5747	x87	25102	x31	30059
2		x49	146.49	x32	22.34	x67	27.21	x88	4505	x71	8308	x87	23930
3		x35	85.65	x69	13.40	x53	18.75	x90	1561	x90	4321	x88	8504
4		x92	62.20	x52	11.70	x87	14.65	x31	1440	x88	3864	x86	5093
5		x86	43.62	x71	9.48	x88	11.00	x86	1398	x16	2921	x90	2932
6		x53	39.35	x13	9.47	x31	6.97	x71	1171	x31	1979	x49	2843
7		x13	23.04	x51	7.37	x69	6.34	x72	889	x68	1972	x71	2768
8		x67	13.02	x14	7.05	x86	3.83	x68	814	x32	1673	x38	1656
9		x31	10.74	x34	6.61	x35	3.74	x32	791	x72	1521	x72	982
10		x36	5.28	x31	5.06	x14	2.61	x89	732	x86	1454	x03	934

に達している。特に、Scaling の場合の寄与率がPCA のときと比較して劇的に向上している。No-Scaling の方はほとんど変わらない。

次に、表5では、Scaling, No-Scaling とともに第1主成分と第2主成分について、主成分負荷量の絶対値が大きい順に並べてある。

この表5では、2期以上に出現しない品目については薄いグレーのハッチングで識別している。まず気づくこととしてScalingでは、第1主成分も第

2 主成分も期ごとに品目と順位は大きく変動してしまっている。これはPCAの場合(表3)は上位5品目で見ても比較的品目の出現は安定していたのに対して、CHPCAの場合は上位5位の範囲の品目でも、期ごとに大きく変化している。

これに対して、NO-Scalingでは、まず出現する品目が比較的安定していることと、上位についてはPCAの場合と共通するものが多い。

以上からは、PCAでは検知できなかった主成分を構成する集団をScalingによるCHPCAでは大幅に改善できて検知できたことになる。

問題はCHPCAがそれを本当に検知できたのか、偶然によりグルーピングしたのかということであろう。Mizuno et al. (2021) などではネットワーク的な把握を同時に行うことを主張している。これは当然発生する偶然の一致を避けるためであろう。

本研究の対象はGSCを通じて日本に輸出され、またそれらを中間財としてGSCの一環として付加価値を付けて輸出しているので、わが国をノードの一つとするネットワークであることは確かではあるが、他国・地域まで包含するネットワークの全容は個別企業水準まで分解しなければ分からない。

このため、わが国がGSCのノードであるという視点から、CHPCAの結果と、そこで検知された品目の輸入元、すなわちわが国への輸出国リストとの突き合わせ、またPCAとCHPCAの分析結果の付き合わせ、さらにCHPCAにおけるScalingとNo-Scalingの結果、それぞれを比較して総合的に判断する必要があるだろう。

CHPCAでScalingとNo-Scalingそれぞれの場合で、各主成分を構成する主成分負荷量の絶対値が上位10位について、その輸入元の国・地域の構成を整理した。期間はショック期間である2020年を選んだ。Scalingの場合の結果(表6)とNo-Scalingの場合の結果(表7)をそれぞれ示す。

さらに主成分負荷量を複素平面に表示したグラフ、Scalingの場合の結果(図23)とNo-Scalingの場合の結果(図24)をそれぞれ示す。

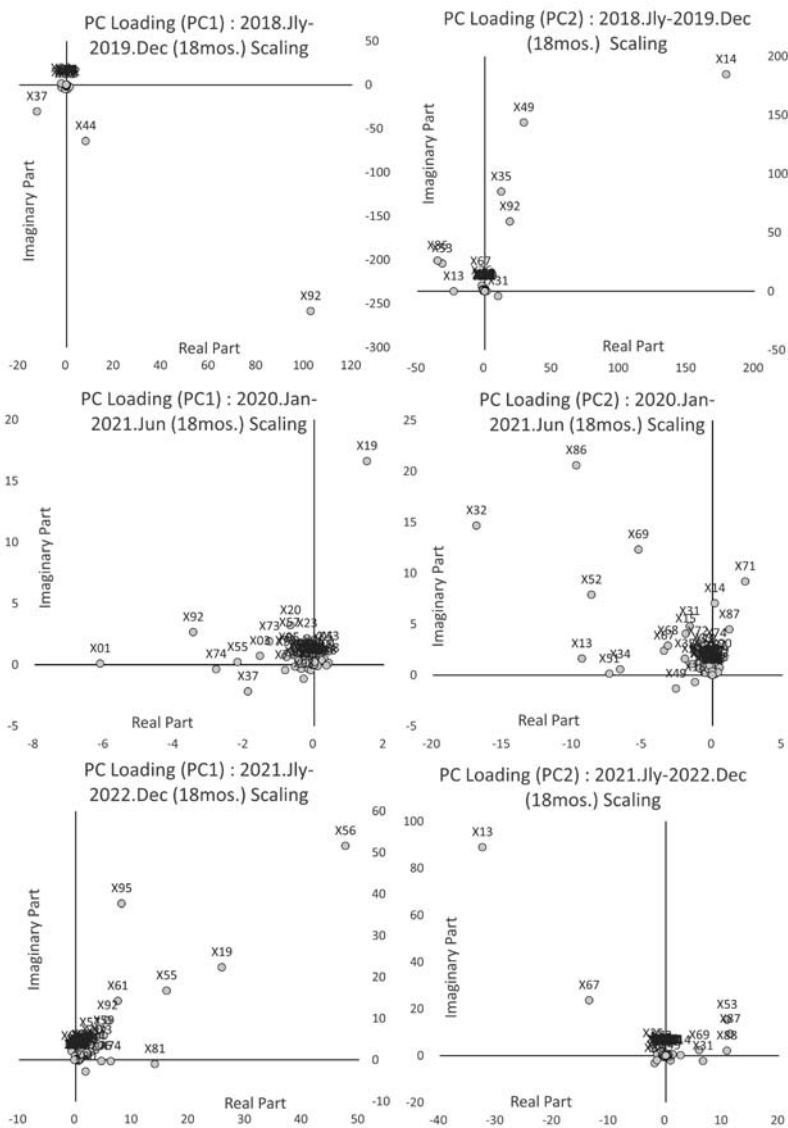


図23 CHPCA（主成分負荷量）Scaling

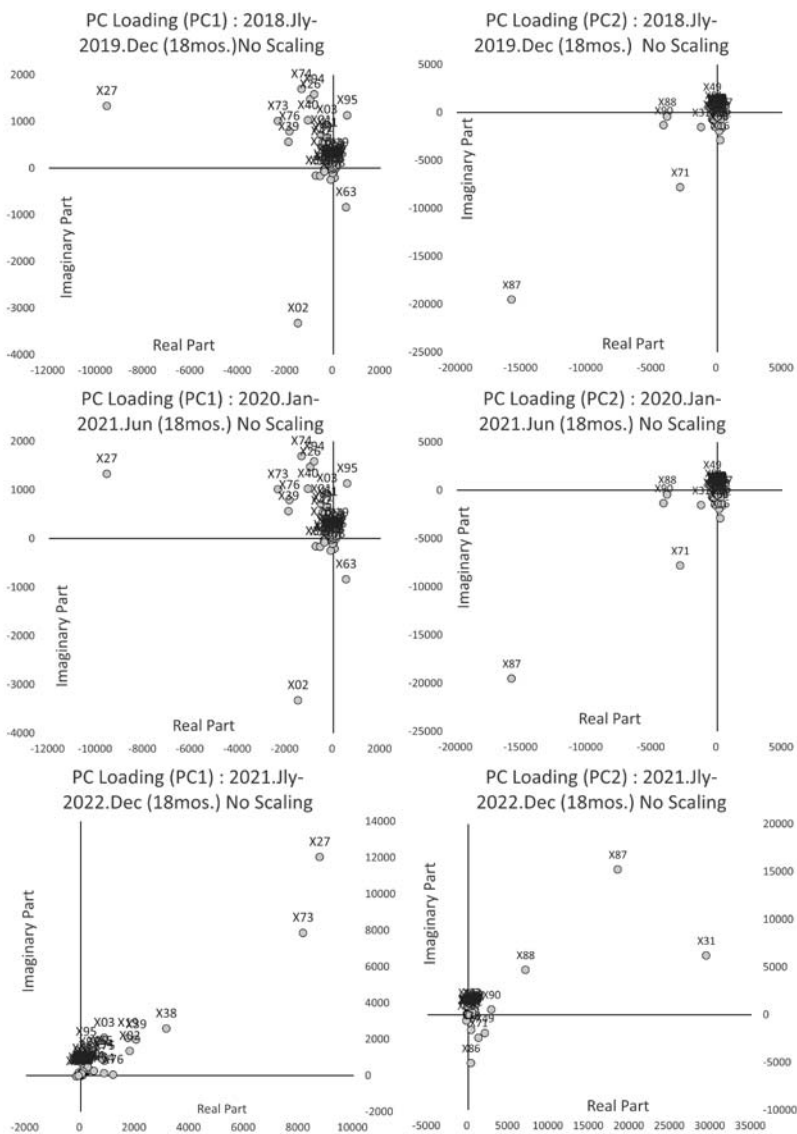


図24 CHPCA (主成分負荷量) No-Scaling

以上のCHPCAでの分析結果の表示の方法を整理すれば以下のようになる。

- CHPCAによる主成分負荷量を複素平面上のグラフに図示。Scalingの場合の期別・主成分別（図23，グラフ6枚），およびNo-Scalingの場合の期別・主成分別（図24，グラフ6枚）の2図に分かれている。
- ショック期間中の2020年におけるCHPCAによる主成分別(PC 1，PC 2)の主成分負荷量の絶対値上位10品目について，それぞれ輸入元と輸入額のシェア，およびHHI^(注30)を示す。これもScalingの場合（表6），およびNo-Scalingの場合（表7）の2表に分かれている。
- 上表においては，ScalingとNo-Scaling共通の品目についてはcodeと行がXXのようにハッチングされ，PCAとCHPCA共通の品目はcodeに●が付与されている。

Scalingの場合の表6では以下のようなことが分かる。

- 第1主成分（PC 1）において，PCAで得られた主成分負荷量上位5品目は，順位は大幅に変わったものの，すべてCHPCAの主成分負荷量上位10品目に出現している（●付きの品目，19，92，37，73，55）。
- PCAでの品目に対して，中国自体は全輸入額のトップではあるが，その中でも18～57%という高シェアな品目が新たに加わっている。
- 第2主成分（PC 2）では，PCAで得られた主成分負荷量上位5品目の内，3品目のみがCHPCAの主成分負荷量上位10品目に出現している（●付きの品目，13，51，34）。
- PCAでの品目に対して，入れ替わる，または新たに加わった品目はほとんど中国がトップシェアの品目である。
- この表はScalingの場合であるが，第1主成分（PC 1）でNo-Scaling

(注30) ハーフィンダール・ハーシュマン指数 (Herfindahl-Hirschman Index)，輸入額の各国シェア（%値）の平方和をとる，本来は企業の独占・寡占の分析に用いる指数であるが，集中度ということで利用する（経済産業省（2020）参照）

と共通する品目は、74と73の2品目である。

- ・同様に第2主成分(PC2)でNo-Scalingと共通する品目は、86, 32, 71, 31の4品目であり、内3品目は上位5位にある。

第2主成分(PC2)において、No-Scalingとの共通品目が下位、PCAとの共通品目は上位に来ていることから、中国からの輸入シェアが大きいことで影響を与えるような品目は、それほど影響しなかった可能性がある。

表6 CHPCA (Scaling) 主成分別の主成分負荷量絶対値上位10品目の国別輸入額上位5国・地域(2000年)

PC 1 Scaling											
Code	HHI	1	(%)	2	(%)	3	(%)	4	(%)	5	(%)
●19	851	中国	15.9	韓国	11.9	シンガポール	11.8	イタリア	9.8	USA	7.5
1	1,556	USA	31.7	豪州	16.2	アイルランド	10.3	カナダ	8.9	英国	6.2
●92	1,794	中国	30.7	インドネシア	20.3	USA	18.2	フランス	5.9	ドイツ	5.7
20	2,044	中国	40.5	USA	16.9	タイ	5.6	韓国	5.0	イタリア	4.7
●37	2,689	USA	45.9	中国	19.8	韓国	7.7	台湾	7.6	ドイツ	6.6
74	954	中国	18.1	タイ	15.5	台湾	12.1	韓国	7.8	USA	7.6
57	4,563	中国	66.6	タイ	6.8	ベトナム	5.9	イラン	3.8	インド	2.9
●73	3,449	中国	56.6	韓国	10.5	台湾	6.3	USA	5.8	ベトナム	5.2
●55	1,666	インドネシア	31.3	中国	18.6	韓国	11.3	タイ	10.6	USA	7.0
23	1,082	中国	19.5	USA	18.9	タイ	12.5	インドネシア	8.0	ブラジル	7.7

PC 2 Scaling											
Code	HHI	1	(%)	2	(%)	3	(%)	4	(%)	5	(%)
86	1,943	中国	38.1	オーストリア	14.5	イタリア	10.0	ドイツ	9.0	スイス	5.2
32	1,314	中国	28.7	ドイツ	12.5	USA	9.1	台湾	9.0	インド	8.9
69	1,817	中国	38.8	ベトナム	7.4	韓国	7.0	タイ	6.9	USA	6.8
52	1,291	中国	24.8	インドネシア	16.2	パキスタン	11.3	インド	9.6	USA	9.4
71	1,051	南ア	25.0	USA	11.8	ロシア	9.6	韓国	8.3	インドネシア	6.5
●13	855	中国	16.0	韓国	12.4	デンマーク	10.9	USA	10.1	フランス	7.6
●51	2,772	中国	43.4	イタリア	28.3	英国	6.1	インド	3.7	タイ	3.5
14	2,935	インドネシア	48.0	マレーシア	19.7	中国	12.8	スリランカ	6.9	インド	3.8
●34	1,145	中国	22.8	USA	17.8	韓国	10.1	ドイツ	8.1	タイ	7.2
31	2,389	中国	44.5	カナダ	15.8	マレーシア	7.9	USA	5.3	韓国	5.3

ハッチング **XX**はScalingとNo-Scaling共通の品目code, ● **XX**はPCAとCHPCA共通の品目code

同じく、No-Scalingの場合の表7では以下のようなことが分かる。

- 第1主成分(PC1)において、PCAで得られた主成分負荷量上位5品目のうち4品目がCHPCAの主成分負荷量上位10品目中出现している(●付きの品目, 27, 73, 76, 26)。85は上位10品目から外れてる。順位は73と76が入れ替わっただけでおおよそ同じである。
- PC1では、Scalingの場合と同様に、中国が18~76%という高シェアな品目が新たに加わっている。
- 第2主成分(PC2)では、PCAで得られた主成分負荷量上位5品目の内、4品目がCHPCAの主成分負荷量上位5品目中に出現している(●付きの品目, 87, 71, 90, 16)。順序も同じである。
- PC2でも入れ替わる、または新たに加わった品目はほとんど中国がトップシェアの品目であるか、29~59%の高シェアの品目である。ただしこれらは上位10品目中、下位に集中している。
- すでに述べたように、第1主成分(PC1)でScalingと共通する品目は、74と73の2品目であり、第2主成分(PC2)でScalingと共通する品目は、86, 32, 71, 31の4品目であり、内3品目は上位5位にある。

全体的に見て、PCAで各主成分が説明した品目は、ほぼCHPCAでも出現する(上位10品目中、ScalongのPC1で5品目、PC2で3品目、No-ScalingのPC1で4品目、PC2でも4品目)ので、CHPCAはPCAで見落としがちであった品目を検出していると考えるべきで、全く新しい品目が出現しているわけではない。その意味では位相情報は限定的であったと考えられる。

CHPCAにおいてScalingとNo-Scalingを比較すると、両方のPC1で共通する品目は10品目中2品目(73, 74)、PC2では4品目(86, 32, 71, 31)になっている。PC1ではPCAではほとんど主成分が見つからない状況が、CHPCAでは劇的に寄与率の高いPC1が検出されたが、PCAの場合よりも

表7 CHPCA (No-Scaling) 主成分別の主成分負荷量絶対値上位10品目の国別輸入額
上位5国・地域(2000年)

PC 1 No-Scaling											
Code	HHI	1	(%)	2	(%)	3	(%)	4	(%)	5	(%)
● 27	1,179	豪州	21.3	サウジ	16.8	UAE	14.8	カタール	8.6	USA	7.3
2	1,728	USA	32.5	豪州	17.5	カナダ	14.4	ブラジル	7.7	メキシコ	5.9
● 73	3,449	中国	56.6	韓国	10.5	台湾	6.3	USA	5.8	ベトナム	5.2
74	954	中国	18.1	タイ	15.5	台湾	12.1	韓国	7.8	USA	7.6
● 76	1,054	中国	25.4	ロシア	10.4	豪州	9.1	UAE	7.6	タイ	6.5
39	1,589	中国	33.6	USA	12.2	台湾	9.0	韓国	9.0	タイ	8.7
94	4,048	中国	62.1	ベトナム	12.0	台湾	4.2	タイ	2.8	マレーシア	2.7
● 26	1,737	豪州	32.5	チリ	19.2	ブラジル	12.9	カナダ	7.7	ペルー	6.5
40	1,289	中国	19.1	タイ	19.0	インドネシア	17.3	マレーシア	13.2	ベトナム	5.3
95	5,803	中国	75.6	ベトナム	7.3	台湾	3.7	USA	3.6	タイ	2.4

PC 2 No-Scaling											
Code	HHI	1	(%)	2	(%)	3	(%)	4	(%)	5	(%)
● 87	1,052	ドイツ	20.8	中国	18.5	タイ	10.0	USA	7.7	英国	5.4
● 71	1,051	南ア	25.0	USA	11.8	ロシア	9.6	韓国	8.3	インドネシア	6.5
● 90	1,196	USA	25.7	中国	18.2	ドイツ	8.4	アイルランド	6.0	タイ	4.5
88	3,984	USA	59.9	フランス	17.9	ドイツ	5.6	韓国	4.5	カナダ	3.4
● 16	2,722	タイ	36.6	中国	35.0	ベトナム	8.5	USA	8.4	インドネシア	3.3
31	2,389	中国	44.5	カナダ	15.8	マレーシア	7.9	USA	5.3	韓国	5.3
68	3,664	中国	58.7	USA	12.4	韓国	5.2	ドイツ	2.9	タイ	2.8
32	1,314	中国	28.7	ドイツ	12.5	USA	9.1	台湾	9.0	インド	8.9
72	2,027	韓国	40.0	中国	14.4	台湾	10.9	カザフスタン	6.3	ブラジル	3.9
86	1,943	中国	38.1	オーストリア	14.5	イタリア	10.0	ドイツ	9.0	スイス	5.2

ハッチング XXはScalingとNo-Scaling共通の品目code, ● XXはPCAとCHPCA共通の品目code

輸入額という面では主要貿易品目が上位から少なく（PCAでの負荷量トップの73は2000年輸入額で724（10億円）に対し、CHPCAでのトップの19は147(10億円))になっている。何が起きているのか背景を確認するために、Scalingでの表6の2000年の品目別月次輸入額からScalingの上でCHPCAを適用して導出された第1主成分(PC1)で負荷率上位の品目について、原データ(品目別月次輸入額)、それをScalingしたもの、さらにヒルベルト変換

によって導出した包絡線（ここではさらにこれをScalingしている）（注31）の
3種類をグラフにして比較してみる（図25）。

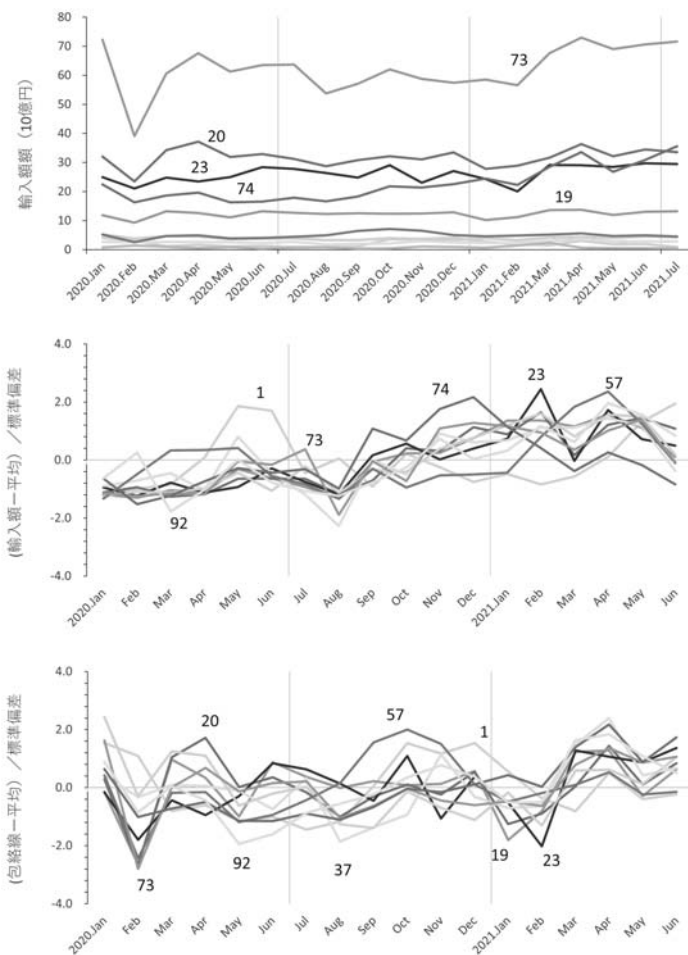


図25 上：原データ，中：Scaling，下：包絡線(Scaling)（2000年，CHPCA，Scaling，PC1，負荷率上位品目）

（注31）実信号 $x(t)$ をヒルベルト変換して得られた解析信号の絶対値 $|z(t)|$

図25の上段のグラフは、Scalingした場合のCHPCAにおけるPC1の主成分負荷率上位の品目について、まずショック期間内の原データの変化を示している。これはNo-Scalingの分析で入力するものと同じ形式になる。最も輸入額が大きい品目73（鉄鋼製品）は、輸入全体から見れば第20位前後である。20位前後までの累積輸入額は総輸入額の80%程度である。重要な品目であるが総輸入額全体を左右するほどの輸入額ではない。

そして主成分負荷量順で取り上げた他の品目は、さらにその半分程度かそれ以下になっている。

この原データをScaling（標準化）したものが中段のグラフである。これはScalingでのPCAに入力させたデータの形式になる。2000年8月の谷などである程度は位相が揃うところがあるが、山谷の合致や進み遅れが明瞭に見えるというわけではない。またScalingのPCAで上位に検出されていたのは、この内73（鉄鋼製品）と74（銅とその製品）のみである。なお、74は5位には入っていないかった。

下段は原データをヒルベルト変換して導出した解析信号の絶対値である包絡線（envelope、瞬時振幅）である。CHPCAの内部で扱われる複素数である解析信号の変動を、実数の時間軸－振幅の空間に投影したものである。中段のScalingデータと比較すると、ある幅の中に納まって変動しているようにも見える。またその幅の鞘（あるいはパイプと言うべきか）の縁（包絡線群の包絡線とも言うべきか）を描いているデータが、19、1、92、20、37といった表6に示したScalingでのCHPCAによる第1主成分（PC1）に対して主成分負荷量大きい品目群であるようである。

制約無しで分析したことにより、偶然の相関や過剰検出の恐れを考慮する必要があるだろう。ここで登場した品目は以下ようになる。

- ・第19類：既出（穀物、穀粉等）
- ・第1類：動物（生きているものに限る。）
- ・第92類：既出（楽器と部品付属品）

- ・第20類：野菜，果実，ナットその他植物の部分の調製品
- ・第37類：既出（写真映画材料）
- ・第74類：既出（銅とその製品）
- ・第57類：じゅうたんその他の紡織用繊維の床用敷物
- ・第73類：既出（鉄鋼製品）
- ・第55類：既出（人造繊維織物）
- ・第23類：食品工業において生ずる残留物及びくず並びに調製飼料

1（動物），20（野菜果実），57（絨毯），23（食品屑）とイメージする。これらと74（銅とその製品）がPCAでの結果に加わり，大幅に寄与度が向上したことになる。

2 digitの品目だけではなく4 digit以下の細品目にも着目する必要はあり，GSCのネットワーク情報を制約条件にして分析する必要はあるだろう。ただし表6に示すように，積み出し地が中国であり，そのシェアが大きい品目も多いので，中国における生産と日本に至るまでの物流の状況が類似していた可能性もある。包絡線では特に2000年1月のショックの同調を始めとして，同4・5月，8月，10月，2001年1・2月，4・5月などの同調がうかがわれる。

これらが中国での生産，物流の途絶や混乱，あるいは季節的な変動による影響としても，このScaling操作なり，主成分の信頼性や安定性を検討する必要がある。その準備段階として，PCAでは割愛していた主成分得点（Score）について考えてみる。

図26および図27は，それぞれScalingとNo-Scalingでの主成分得点の複素平面上での推移を示したものである。

ScalingとNo-Scalingそれぞれの図は，二つの主成分PC1，PC2について，3期分の主成分得点の軌跡を複素平面上に描いてある（各，計6面ずつ）。各サンプルの月次年次が記されているので，軌跡の経路を追うことができる。

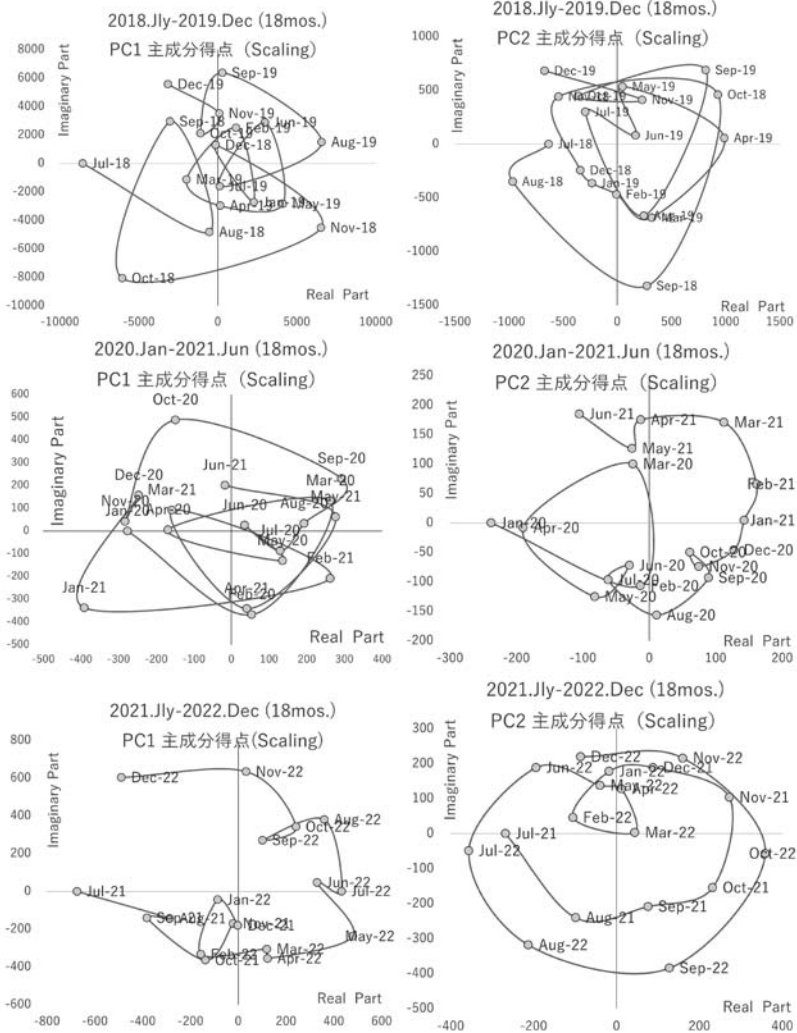


図26 CHPCA主成分得点 (Scaling)

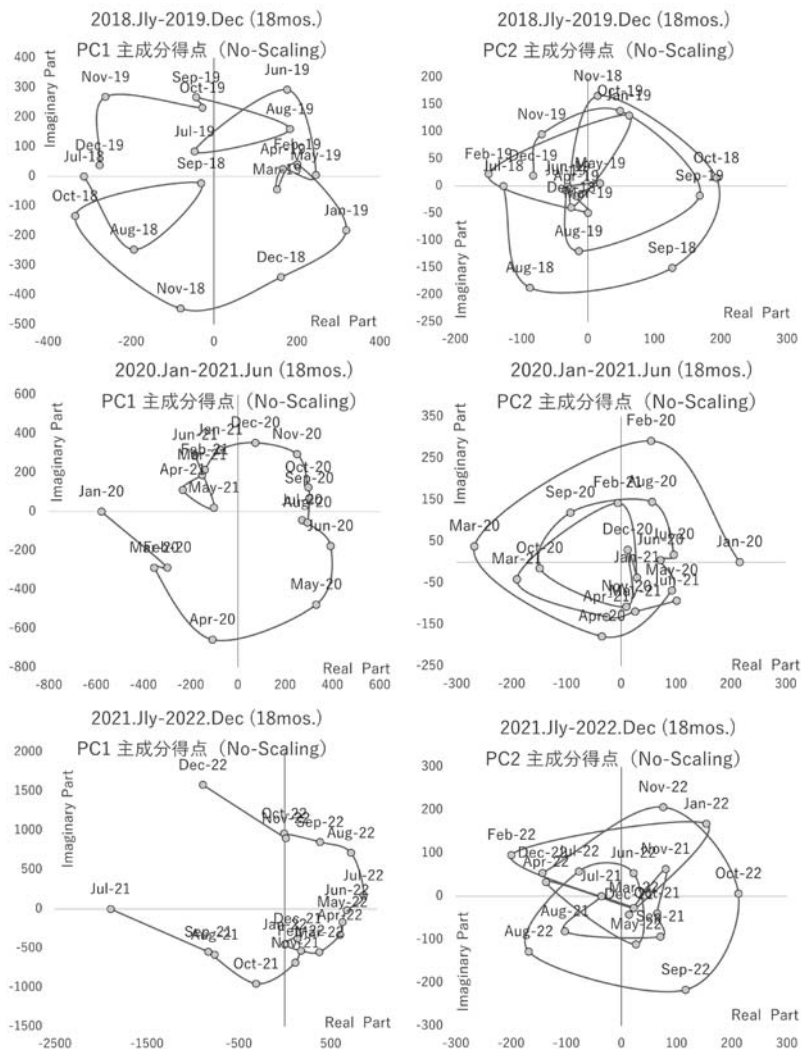


図27 CHPCA主成分得点 (No-Scaling)

主成分得点はPCAで生成された主成分上における変数の値と説明される。この分析ではある月次の輸入総額ベクトルは、96成分の輸入品目別の月次輸入額からなる多次元のベクトルであるが、それがPCAにより生成されたPC 1とPC 2を採用した場合、その2つの軸であるPC 1とPC 2上で新たな値を持ち、2成分（2次元）ベクトルになると考えれば良いだろう。この新たな座標上の値が主成分得点である。

単純なPCAでは主成分が n 個ならば n 次元となり、2主成分ならば2次元で平面上でイメージしやすいが、CHPCAではこの主成分得点も複素数になるので、主成分が2個であっても変数の値は実部と虚部で4個になり位相を持つ。それが図26および図27である。

複素平面上では以下のような特徴が出ている。

- ・振幅と位相を持つ解析信号群の共通した動きを代表する主成分も、同じく振幅と位相を持つ。主成分を構成する解析信号群を代表する振動の主たるモードが支配的ならば、主成分得点の軌道は円弧を描くように回転する。
- ・円弧状の軌道が何回転もしているならば、解析信号群に共通した動きが位相を回転しながら繰り返されているということなので、大きな振動のモードが何周期か繰り返されていることになる。
- ・主成分を構成する解析信号群を代表する振動の、従属的なモードもそこそこの強さがあれば、主成分得点の軌道は、主たるモードの軌道に小さな円弧や逆行やスパイクなどが加わる。
- ・軌道の半径が収縮して、原点付近に凝集している場合は、そこでは主成分はあまり説明されておらず、軌道の半径が伸張している所に引張られて主成分ができていく可能性がある。すなわち解析信号群の共通した動きがある所と無い所に分かれており、たまたま共通した大きな動きの一部分だけで主成分が代表されてしまい、不安定な結果になっている可能性がある。

図26と図27では、Scalingに比較してNo-Scalingの方が軌道がシンプルである。PC 1についてはScalingでは軌跡を目視で簡単に追えるのはショック後の第Ⅲ期になってからである。また、回転と言っても歪みが大きい。No-ScalingではPC 1は少数の小さなループがあるものの、単純な回転に思える。しかしScalingでもNo-Scalingでも3期の軌跡の形状はかなり変化が著しい。

PC 2ではScalingもNo-Scalingもそれほど複雑な歪みはない。しかしScalingよりNo-Scalingの方が特徴がはっきりとしている。No-Scalingでのショックの前後、第Ⅰ、Ⅲ期では原点近くでの凝集が見られるが、第Ⅱ期は非常に綺麗な3重のループを描いている(注32)。これは非常に特徴的なことであると考えられる。ショック期とショックの前後の特徴が出ていると考えられる。

ここで、この主成分得点を用いて、CHPCAの分析結果について安定性を検証してみる。これは周波数が関係する波動・振動系の分析ではよくある、元の観測値に人工の「ノイズ」を重畳させて、同様の結果が安定して得られるかどうかの検証である。またどの程度までのノイズに耐えられるかという検証もある。さらに進めると、元の観測値をマスクングするノイズをどう除去するかというフィルタの議論にもなる。

方法としてはPCA、CHPCAで用いた品目別輸入額の月次データそれぞれの系列にホワイトノイズを重畳させ、主成分分析を何回も繰り返し、その結果の変化を比較して、わずかなノイズでも大幅に分析結果が左右されるようなモデルは（この場合は主成分を）棄却する。

今回は徐々にノイズを強化させていく方法は採用せず、各期の品目別輸入額の系列に対して、その最大値の10%をとって、単純のその値を用いて±10%の幅の乱数を発生させて元の系列に重畳した。当然、品目別に、またテスト

(注32) 2021年末期まで分析期間を拡大すると4重のループに近くなる

毎にすべて異なる乱数が毎回重畳されている。

当初は100回の試験を用意したが10回程度ではほぼ結果が出ているので、それを図28に示す。

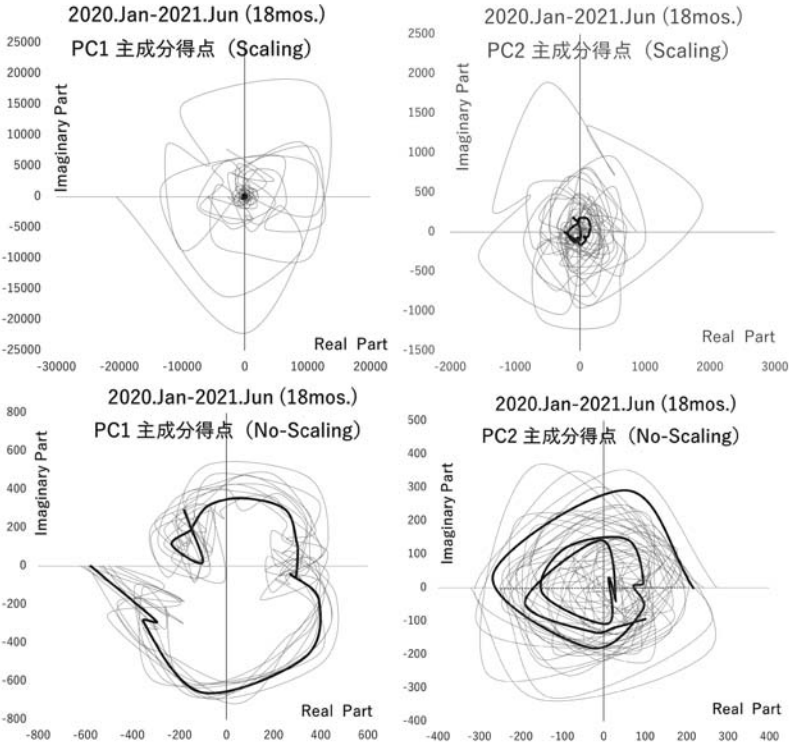


図28 ショック期のノイズ重畳によるテスト結果の比較（観測値：太線，ノイズ重畳のテストは10回分：細線）

図28では代表としてショック期間中のデータに対して、ショック期での Scaling の場合と No-Scaling の場合の 2 通りについて、それぞれ PC 1 と PC 2 での結果を示している。太い軌跡が本来の輸入データによるもので、細い軌跡はノイズを乗せたデータによる分析である。合計11回分の結果が重ね合わせて描かれている。

この結果、以下のような考察が得られている。

- **Scaling**の場合は、ノイズ（乱数）によって主成分得点の範囲が極端に大きくなるケースが出てくる。これはPC 1もPC 2も同様である。また主成分得点の軌跡もその度に様々な形状になる。全く安定しない。
- **No-Scaling**の場合は、PC 1もPC 2も、ノイズが乗っても多少の軌跡の形状の揺らぎは生じるものの、原データでの軌跡から大きく逸脱することはない。PC 2ではノイズ有りの時の軌跡がばらついているように見えるが、個々の試行での軌跡は互いに多少ずれているだけで形状の大きな変化はない。
- **No-Scaling**のPC 1での主成分得点の軌跡は、27(原油・LNG・石炭)の解析信号の複素平面上のグラフに位相が異なる（約180度）だけであらう。輸入額が群を抜いて最大である27の変動にすべて引きずられている可能性が高い（図29、左図）。なお、PC 2で主成分負荷量最大の87（自動車と部品）の解析信号の軌跡は、PC 2の主成分得点のグラフとは異なる形状をしており、主成分は他の品目の効果も

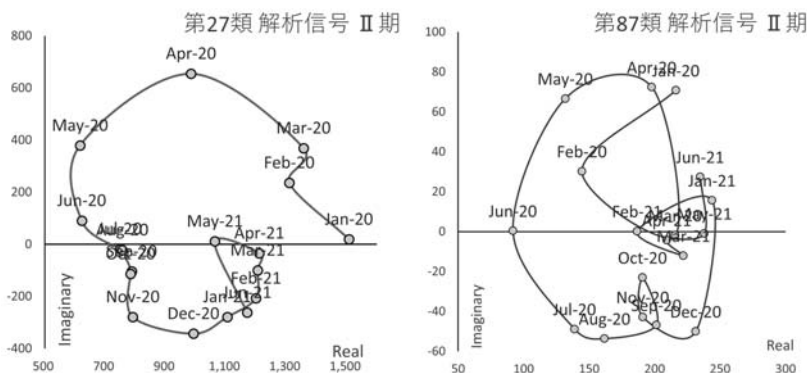


図29 解析信号（第27類・第87類）

多く含まれている。

すでに指摘してきたことも含め、Scalingではそれほど輸入額が大きくない多くの品目の変動を拾ってしまう過剰な反応をしている可能性がある。しかし中国起源のショックを起因する変動を伝えているものを集めている可能性があるとするれば、本来の分析の趣旨に沿うものではあるが、ノイズ重畳への反応が極端であり、その不安定さからは、偶然集まった品目が主成分に反映している可能性は否定できない。

Scalingの場合のCHPCAが、単純なPCAを改善していた事は間違いないので、事前にGSCネットワークのサーベイから品目を選別するとか、さらに細品目（4 digit以上）を抜き出すといった、制約を課する方法を検討するべきであろう。また、これは今後の研究における課題となる。

これに対してNo-Scalingでは非常に良好な分析結果が得られている。しかし、PC1での27（原油・LNG・石炭）の強い影響力といったものが、他の重要な情報をマスキングしてしまっている可能性もあり、異常値の判断や、特定の品目を抜いた場合どうなるかなどの対策を考慮する必要がある、これも今後の研究課題となろう。

No-ScalingのPC2では、ショック前後の主成分得点のスコア同士が類似し、対してはショック期間は綺麗な回転形状の軌跡を見せた。これも事前の品目スクリーニングの課題などは残るが、一つの成果として判断したい。

さらに分析の安定性を検証するために、上記のノイズを乗せた毎回のCHPCAの主成分負荷量の品目や順位がどのように変動したかをチェックしている（表8、表9）。

表8はScalingの場合のテストの結果の要約である。2つの主成分、PC1とPC2での結果を並べてある。それぞれの主成分について、最も左にあるNo-Noiseの列が、元のデータでCHPCAを行ったときの主成分負荷量の絶対値の順位である。その右側に10本の列があり1から10まで付番されている。これが毎回全系列に異なる乱数を重畳したデータでCHPCAを行ったと

表8 ショック期のノイズ重量によるテスト結果 (Scaling)

No- Noise	Scaling PC 1										Scaling PC 2												
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
1	19	●92	●38	●37	●37	●19	2	●76	●76	●55	22	1	86	92	●15	●86	●86	●13	●33	●13	36	●86	●33
2	1	●55	●23	●19	●93	●55	●20	●73	74	●92	●19	2	32	●32	●51	90	●32	●86	2	●86	●51	●32	●49
3	92	21	●37	●1	●1	44	●92	●92	●55	●57	●57	3	69	18	●32	●68	●15	●14	36	●32	●52	●71	●86
4	20	9	40	●73	●19	●37	●55	●37	●23	38	●95	4	52	●52	●86	●32	●13	●72	●13	●31	●15	●69	●71
5	37	●74	56	●5	●92	60	●73	●19	●37	20	21	5	71	●86	●13	●51	●31	●35	●51	●67	●32	38	●13
6	74	●73	●19	●92	●55	80	●37	81	●92	●76	●55	6	13	●13	38	●13	●67	●32	14	●15	●86	●49	●14
7	57	●1	●73	●55	●57	62	21	●1	81	3	25	7	51	●87	●49	●67	●49	●34	●15	●69	●14	20	●51
8	73	60	●74	●57	21	●73	●19	●55	●73	●73	●73	8	14	●15	●68	●31	93	●69	●87	73	18	57	●52
9	55	●19	●92	●74	●73	●43	●93	25	75	75	2	9	34	●14	●67	●49	●69	●52	49	●49	●49	36	57
10	23	●20	●20	●43	80	●1	●74	40	20	●19	●1	10	31	●68	●87	●15	53	90	●32	●34	●33	92	91
11	03	●23	2	38	22	74	●95	2	40	●37	●20	11	87	●34	●37	●52	71	54	●67	88	74	●13	●67
12	95	38	75	40	●43	●92	●94	74	61	4	●74	12	15	74	●52	●69	●33	15	69	●51	91	●33	19
13	93	●76	●55	●93	40	41	61	●57	●1	80	●37	13	68	●71	●14	●14	●87	●67	●86	●19	●67	●67	●31
14	43	40	1	21	●76	40	●7	38	2	21	●94	14	67	●67	●31	●33	36	71	●31	●52	●31	●51	●69
15	75	●37	39	●23	●23	●20	39	●94	43	●1	●76	15	72	●69	●69	●87	90	●68	●52	18	●68	●68	70
16	5	●93	●93	●76	2	2	●76	80	●5	40	3	16	49	50	90	89	●34	88	88	●72	●87	55	●87
17	94	22	5	●20	20	25	40	●95	●19	39	38	17	74	36	●33	37	●68	●19	91	2	89	●31	74
18	76	61	58	39	38	38	●23	58	38	62	●92	18	35	●51	50	71	●14	●51	20	●68	●71	16	●32
19	6	●94	●94	44	3	●76	●5	●43	58	60	●93	19	33	●31	88	74	37	●31	●34	89	●35	●19	88
20	7	●43	●57	58	●95	81	38	●93	39	●94	75	20	19	●49	●71	●34	●72	●49	16	91	88	●15	89

きの主成分負荷量の順位になる。

元のデータでの上位20品目と同じ品目が出現したとき、●が付加され、どのくらい共通した品目が上位20に出現したか、その数を試行の付番の下に記し、それらの平均値を表頭の右側に記してある。

ScalingのPC1では、元データでの上位20品目がノイズを重畳した10回の試行で20以内に出現する回数は、平均で12.7回になっている。

また、元のデータ (No-Noise) でのトップである品目19 (穀物、穀粉等) が、ノイズを重畳した10回の試行の中で、どの順位に現れたかを見やすくするように各試行で19にハッチングがなされている。1位から17位まで、比較的上位に出現するものの、ほとんどの試行で順位も、他の出現品目もはばらばらである。

ScalingのPC2では、元データでの上位20品目がノイズを重畳した10回

の試行で20位以内に出現する回数は、平均で15.1回になっている。またNo-Noiseの元のデータでの負荷量最上位の86（コンテナ，軌道用保守車両）は比較的上位に現れるものの，全体的にほとんどの試行で順位や出現品目はばらばらであることはPC 1の場合と同様である。

この表でまとめた結果は一見それほど差が無いように見えたとしても，主成分得点の軌跡にすると，図28の上段のグラフのように，まとまりのない状態になっていることに注意する必要がある。

これに対して，表9はNo-Scalingでのテストの結果を整理したものである。

No-ScalingのPC 1では，元データでの上位20品目がノイズを重畳した10回の試行で20以内に出現する回数は，平均で18.4回，PC 2では17.9回であり，Scalingの場合より大幅に安定している。

表9 ショック期のノイズ重畳によるテスト結果（No-Scaling）

No-Noise	Scaling PC 1										Scaling PC 2												
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均18.4	No-Noise	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均17.9
1	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	1	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87
2	2	2	2	2	39	73	2	2	73	2	2	2	71	71	71	90	71	71	71	90	71	71	71
3	73	26	2	39	76	76	2	73	39	2	73	3	90	88	90	90	88	90	16	90	71	88	88
4	74	94	94	73	26	94	76	76	73	39	76	4	88	90	16	88	16	16	31	88	88	90	16
5	76	73	76	74	40	74	94	39	76	26	26	5	16	72	31	16	71	88	90	16	16	16	31
6	39	76	63	26	73	2	40	74	74	76	74	6	31	16	88	72	86	68	88	68	31	68	39
7	94	74	74	38	74	40	95	94	94	94	39	7	68	31	72	31	68	72	72	32	68	73	2
8	26	39	95	40	94	26	26	95	40	74	40	8	32	68	2	68	49	32	49	31	39	86	68
9	40	95	3	76	95	95	39	26	26	40	94	9	72	73	68	73	32	39	2	39	72	39	72
10	95	40	40	95	39	3	42	40	95	3	38	10	86	86	32	33	73	33	32	72	32	49	49
11	63	3	73	63	63	63	74	63	3	95	95	11	73	38	39	32	3	15	39	86	3	49	73
12	3	42	1	94	3	73	63	3	63	61	63	12	39	33	86	39	33	2	73	2	89	31	70
13	1	63	39	62	38	42	1	1	42	63	42	13	49	39	73	38	38	86	68	73	86	70	86
14	38	62	42	61	1	75	62	20	38	92	61	14	2	32	33	49	39	73	33	33	73	13	3
15	61	1	62	42	61	19	92	38	1	1	1	15	33	2	89	2	13	3	86	70	33	2	38
16	92	38	20	1	42	38	20	55	61	75	3	16	70	94	15	86	94	31	89	13	49	89	32
17	42	61	44	75	44	55	38	42	92	38	92	17	13	15	49	89	89	89	15	3	2	67	89
18	55	75	92	44	20	1	55	19	55	42	44	18	89	49	70	70	72	70	3	15	38	94	33
19	75	19	55	3	62	61	3	75	44	55	20	19	15	70	94	15	31	38	94	49	94	34	15
20	44	55	38	92	55	62	61	61	20	44	62	20	38	13	38	74	69	94	74	94	70	3	67

また、元のデータ (No-Noise) でのトップである PC 1 での品目27 (原油・LNG・石炭) について、ノイズを重畳した10回の試行の中でハッチングしているのは前表と同じであるが、すべてトップになっている。

No-Scaling の PC 2 でも、No-Noise の元のデータでの負荷量最上位の87(自動車と部品) もすべてトップで出現している。

ともに全体的に試行別に比較しても順位や出現品目は比較的安定している。この結果が主成分得点の軌跡において、図28の下段のグラフのように、ノイズの影響は安定的になっていることと対応している。

分析の最後に、本研究の目的の一つでもある、ショック期間の前後での変化について議論しておきたい。CHPCAの結果で最も安定していた No-Scaling での PC 2 の数値を用いて検討してみよう。

表10は、CHPCAで求めたショック前後の第 I 期2018年7月～2019年12月と、第 III 期2021年7月～2022年12月で、No-Scaling での PC 2 の主成分負荷量の絶対値順に品目を並べた表側に、さらにショック前後の状況を際立たせるために、2019年、2022年の単年のみに絞った品目別の輸入元の情報を付け加えたものである。2022年に絞ったことは、ショックの影響はかなり緩和され、次の段階になっている可能性があるからである。

前後2期の品目順位に組み合わせた輸入データは、それぞれ2019年と2022年の品目別輸入額、HHI (ハーフィンダール・ハーシュマン・インデックス, Herfindahl-Hirschman Index), および品目別国別輸入額の上位2ヶ国とそのシェアである(注33)。

HHIについては先に参考のため一度使用しているが、ここでも輸入国の各国シェア(%)の平方和をとって、輸入元の集中度を見るのに使うことになる。このような使い方は、経済産業省(2020)などでも使われており、それを参考にしている。

(注33) 本表は2019年と2022年のデータであり、図6、図7はショック期間中の2000年についての表

表10 COVID-19ショック期間の前後における変化 (No-Scaling, PC 2, 2019年・2022年)

	2019年 No-Scaling PC 2				2022年 No-Scaling PC 2							
	(10億円)	HHI	1位 (%)	2位 (%)	(10億円)	HHI	1位 (%)	2位 (%)				
87	2,590	1,289	ドイツ	27.3	中国	18.1	2,907△	1,160▼	中国	23.1	ドイツ	20.2
88	915	3,925	USA	55.1	フランス	29.1	421	3,545▼	USA	52.7	フランス	26.1
90	3,082	1,287	USA	27.9	中国	17.5	3,672△	1,198▼	USA	24.7	中国	19.8
31	84	2,385	中国	44.5	カナダ	16.2	226△	1,750▼	中国	33.1	カナダ	20.0
86	33	2,188	中国	41.9	イタリア	10.4	49△	2,276	中国	41.2	オーストリア	18.1
71	1,400	892	南ア	21.7	USA	11.2	2,671△	1,461	南ア	33.6	USA	12.1
72	840	1,881	韓国	37.4	中国	16.2	1,342△	1,526▼	韓国	30.2	中国	19.2
68	168	3,726	中国	59.1	USA	12.4	172△	3,969	中国	61.9	USA	9.0
32	163	1,175	中国	24.2	USA	16.3	194△	1,067▼	中国	21.3	USA	15.8
89	76	1,161	リベリア	19.6	ノルウェー	15.2	46	1,348	パナマ	23.0	USA	15.9
16	720	2,859	中国	38.0	タイ	36.0	876△	2,731▼	中国	36.9	タイ	34.9
49	109	2,212	シンガポール	39.2	中国	21.5	99	1,687▼	中国	26.3	シンガポール	23.7
73	834	3,276	中国	54.8	韓国	12.1	1,040△	3,595	中国	58.1	韓国	9.3
13	39	855	中国	16.2	USA	13.1	50△	729▼	中国	11.6	デンマーク	11.5
3	1,258	657	チリ	12.2	中国	10.6	1,528△	667	チリ	12.2	USA	10.9
91	378	5,015	スイス	66.8	中国	23.2	384△	5,666	スイス	73.1	中国	17.6
70	250	1,870	中国	36.0	USA	18.6	305△	2,173	中国	40.7	USA	18.6
94	911	3,803	中国	60.1	ベトナム	11.3	1,157△	4,139	中国	62.8	ベトナム	12.3
39	1,763	1,434	中国	30.4	USA	12.0	2,394△	1,494	中国	32.0	USA	11.4
18	109	937	マレーシア	18.7	シンガポール	15.5	143△	868▼	シンガポール	17.0	マレーシア	15.2
67	24	4,918	中国	68.5	フィリピン	13.1	32△	4,587▼	中国	66.0	フィリピン	13.4
69	133	1,947	中国	40.8	USA	7.4	166△	1,968	中国	40.9	ベトナム	8.7
38	644	1,194	USA	25.3	中国	18.6	1,315△	1,333	USA	23.5	中国	22.3
2	1,182	1,621	USA	30.3	豪州	18.5	1,478△	1,584▼	USA	30.5	豪州	15.9
33	396	1,108	フランス	20.4	中国	14.0	461△	1,176	フランス	17.8	韓国	17.3
15	156	1,322	マレーシア	26.8	インドネシア	16.0	269△	2,031	マレーシア	41.0	インドネシア	12.9

ハッチング XXは他方の年のみ, XXは両年にはなく2020年にある品目
△: 輸入額が増加した品目, ▼: HHIが低下した品目

HHIが大きく変動することはGSCの再編に大きく関係することになる。

表10では、前後の2期分の20位内の品目だけではなく、どちらかの期のみ
に出現した品目、さらにショック期前後の期に出現した品目だけではなく、
ショック期のみに出現した品目も追加してあり、全容が見えるようになって
いる。これらはハッチングで区別されている。また表側の順位はショック前
の第I期の順位に統一している。

・まず、2019年に比較して2022年では円安進行や資源価格の高騰なども

あり、ほとんどの品目では円ベースの輸入額は上昇している（26品目中24品目）

- 円ベースでも減少したのは、89（船舶等）と49（印刷物等）のみ
- 輸入元の順位が変化したのは既出の89（船舶等）、49（印刷物等）および87（自動車と部品）、18（ココア等）であり、最上位の87についてはドイツと中国の順位が逆転している。
- 輸入額が増加したがHHIが低下したのは、87（自動車と部品）、90（医療用機器、測定機器、光ファイバー）、31（肥料）、72（鉄鋼）、32、16（肉魚等調整品）、13（ラック、ガム等）、18（ココア等）、67、02（肉類）の10品目
- HHIの低下自体は、26品目中12品目
- 輸入額減少でHHI上昇は、89（船舶等）のみ
- 2019年上位10品目基準中でHHI低下は6品目、2022年上位10品目基準中でHHI低下は4品目^(注34)

2019年基準では、わずかなりとも集中度が下がった品目が出現したが、2022年基準では上位10品目に限れば逆にHHI上昇の品目が順位を上げたということになる。

また重要な87（自動車と部品）でリスクの高い中国がドイツと順位を逆転し1位になっている。

主成分での重要性、細品目での動向、GSCネットワークのモデルとの対比などからさらに分析を深める必要があるだろう。またロシアのウクライナ侵攻などの国際情勢緊張もあり、2023年以降での追跡的な分析も必要になるだろう。

(注34) 2022年の上位10品目の順位は、31, 87, 88, 90, 49, 71, 38, 72, 3 (表5)

5 おわりに

本研究ではCOVID-19ショック期間は2020年1月からドルベースで輸入が回復した2021年6月の1年半（18ヶ月）とした。そして、GSCと日本との関係を輸入という側面に限定して、COVID-19ショックの特徴と、その前後での変化をどこまで分析可能かを検討した。

まず貿易データの分析では、ショック期を挟む前後3期間の輸入品目を比較した場合、実はショック期を含めてその前後ではほとんど品目とその順位には変化がない。すなわち、生産や出荷に混乱があっても構造的な変化を引き起こすほどでは無かった可能性が高かった。

しかし、輸入の変動が生産の変動に直結していたことは確実であるので、輸入品目データ以外でのショック前後の変化をより詳しく分析した。生産の変動を媒介として、日本の雇用はGSCの揺らぎと結びついている。輸入も生産もショック期が過ぎると回復したものの、雇用に関しては重要な指標である有効求人倍率は回復していない。

COVID-19ショックまでは季節調整値ベースでは有効求人倍率が完全失業率より3ヶ月ほど先行していた。しかしショックが起きると構造が変わり、現在まで図15のグラフのショック以降の新たな部分のように、それほど先行せず、求人倍率と失業率が相関するパターンが、ショック前の旧パターンに対して平行に下方シフトして形成されていることが分かった。

下方シフトについては、求人が絞られた上でも同様の失業率改善を達成できていると考えるべきかもしれない。またショック後の雇用環境の悪化と回復は同じパスの上を辿っており、ヒステリシスは生じていなかった。ショックは比較的短期間であったために雇用の構造自体は破壊されずに保存されていたとも考えられるだろう。

さらに、輸入額と有効求人倍率の関係（図16等）を見ると、生産、ひいては雇用が輸入額と相関を持つ時期と、それ以前の時期が明確に分かれている

ことが見て取れる。中間財貿易からGSCの影響が顕著になってくる時期は2000年頃である。即ち輸入額と有効求人倍率が明確な相関を持ち始める。

それ以降は景気回復の度に輸入額が増加すると有効求人倍率も増加する右上への正の相関が見られるが、輸入に関係なく有効求人倍率が上昇する2013年から2016年頃の特異な回復パスも見られた。そして、その後、その上行パスの終端を始点として再び輸入額と相関するが、COVID-19ショックにより一気に左下へ後退し、また再び右上に成長を始めた。

有効求人倍率－完全失業率の関係で、ショック後はそれまでの回帰直線から左下にパスがシフトして、相対的に低い求人倍率でもほとんど遅延すること無くショック前の失業率に回復したパターンと同様に、この輸入額－有効求人倍率の関係でも相対的に低い求人倍率にシフトしたものの再び正の相関方向にパスが伸びていく。

ショックの前後で求人倍率だけ低下したポイントを始点として、失業率の回復も、輸入額の増加も始まるパターンはどちらの関係でも類似であり、ショック期間が短かったので生産の構造の変化は小さかった可能性がある。

そして、以上のデータ・ファインディングをもとに、輸入データの系列にはショックの前後と最中にはどのような変動があったのか、実信号である輸入額データ系列をヒルベルト変換することにより複素数である解析信号に変換して、CHPCA（複素ヒルベルト主成分分析）を用いて分析を行った。

共通の変動を重視するためにScalingする場合と、輸入額という共通で不変な条件を重視するためにNo-Scalingの場合に分けて、それぞれショックの前後と最中、それぞれ18ヶ月ずつの3期で分析を行った。

単純なPCAと比較してCHPCAではScalingの場合もNo-Scaling場合も、共に2主成分までで約9割の主成分累積寄与を実現した。それぞれの主成分に関して主成分負荷量の絶対値で品目を上位から並べると、相対的にScalingでは不安定でNo-Scalingでは安定した品目構成を表している。

さらにサンプル毎の主成分得点を複素平面上に軌跡を描かせ、それらを比

較したとき、Scalingの場合もNo-Scalingの場合でも第1主成分(PC1)は複雑な軌跡から単純な軌跡に変化し、第2主成分(PC2)は比較的目視しやすいシンプルな回転をしていた。

特にNo-ScalingでのPC2では、ショックの前後の軌跡が類似するのに対して、ショック期間中にはほとんど乱れていない明確な回転を見せるという、極めて特徴的な軌跡が現れた(図27)。

さらに主成分の安定を確認するため、原データにノイズ(乱数)を重畳し、破綻の可能性をテストした。なお本論中ではこのテストはショック期間中のみを示している。

テストの結果は、Scalingではノイズ重畳の主成分得点の軌跡がほとんど原データの軌跡に収束しないという深刻な結果となり、順位の低い相対的に少額な輸入品目を多数拾ってしまい、わずかなデータの振幅の変化を過剰に捉えて敏感に主成分を決定してしまっている可能性を示した。異なるノイズが重畳するテストの度に主成分を構成する品目の順位は大きく変化してしまうと同時に、主成分得点の軌跡は互いに無関係な拡大収縮を生じている。このため、GSCのネットワークを考慮して品目制約をかけることや、GSCの内容を反映した細品目を抽出するなどの今後の研究課題が出てきている。

これに対してNo-Scalingではノイズを重畳していても軌跡は安定しており、また前述のように主成分負荷量の絶対値の上位品目やその順位も安定しており、分析結果を採用すべきと判断した。

しかしながらNo-Scalingでの第1主成分(PC1)は、極端に輸入額の大きい27(原油・LNG・石炭)のデータに引っ張られており、その主成分得点の軌跡と、この第27類品目の輸入額をヒルベルト変換して導出した解析信号の複素空間上での軌跡と比較すると、位相は異なるがほぼ同形になることが示された。

そして、ショックの前、最中、後と、時間が推移する度にPC1の主成分得点の軌跡がシンプルになってくるのは、円安と国際的な燃料価格の上昇か

ら、円ベースの27の輸入額が急激に上昇を続け、変動に支配的になっていったためと考えられる。

このためNo-Scalingでの第1主成分(PC1)は輸入額の大きな品目を異常値として除去した組み合わせをいくつか候補として作成した上で再度分析すべきなどの課題が生じた。

以上から、No-Scalingでの第2主成分(PC2)は87(自動車と部品)を主成分負荷量の最上位とし、さらに安定した品目から作られる興味深い主成分となった。特に図27で示され、図28でテストされた、ショック区期間中(2020年1月~2021年6月)における主成分得点の回転形状とその安定度は、多くの品目の共通する要因による明確なモードを検出した有力な主成分として考えることができると判断した。

このNo-ScalingでのPC2の主成分得点の軌跡は、上述のようにショック期の前後では類似の軌跡を描いており、一見ショックの前後での変化は少ないように見えるが、主成分負荷量の絶対値の順位変動、その構成品目の輸出額自体の変化、さらにその品目の輸入元の国の順位とそのシェア、そしてそこから計算される集中度の指標であるHHIを比較することにより、さらにショック前後の変化の可能性を考察した。

比較の結果はショックの前後は円安等もあり、ほとんどの品目で輸入額は上昇している。それでも2019年で負荷量上位の品目では、2022年にはHHIが低下し、集中度が緩和されたものも多かった(上位10品目中6品目)。しかしその順位は多少変動しており、2022年には上位10品目中で4品目に減少することとなった。

これらすべてを考察すると、GSC要因ならば、国外に起因するものが多いわけで、国内においては積み地と仕向地の当該国の事情を勘案してチェーンのノードを選択するだけならば、ショックが相当長引かない限り、国内体制の大幅な変更は不要であり、それが雇用にも影響して低落パスと回復パスが同じになるし、またNo-ScalingのPC2のような主成分の負荷量上位の内

訳があまり変化しないことに関係するだろう。

ただ個別の品目をチェックしていくと2019年から3年経た2022年では、輸入元の集中度が下がる、すなわちなんらかのGSCの組み替えが生じている品目が増加した可能性がある。しかし、それらの品目の重要度が多少変動した結果、GSCの脆弱性はあまり改善していないということではないだろうか。

いまだ定性的な議論が多いGSCの変動について、輸入という視点で限定するものの、本研究は定量的なアプローチの端緒になり得たと考える。

なお、データ公表時期等の問題から本論文では付加価値ベースの貿易統計や国際産業連関表との対比は行わなかったが、今後は組み合わせることは必要になると考えている。

なお本論文は科学研究費補助金（福澤：研究課題20K01708：基盤研究（C）「アジア地域におけるサプライチェーンと雇用の変化に関する総合的研究」）の研究分担による成果の一部である。

参考文献

- Barnett, T. P. (1983) "Interaction of the Monsoon and Pacific Trade Wind System at In-terannual Time Scales Part I: The Equatorial Zone," *Monthly Weather Review*, Vol. 111, No. 4, p. 756-773, April.
- Escaith, Hubert・猪俣哲史 (2017) 「第1章大量消費からグローバルなサプライチェーンへ」, 『東アジアの貿易構造と国際価値連鎖：モノの貿易から「価値」の貿易へ』, 7-15頁, IDE-JETRO.
- Hannachi, Abdel, Ian T. Jolliffe, and David B. Stephenson (2007) "Empirical orthogonal functions and related techniques in atmospheric science: A review," *International Journal of Climatology*, Vol. 27, p. 1119-1152, May.
- Horel, J. D. (1984) "Complex Principal Component Analysis: Theory and Examples," *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, Vol. 23, No. 12, p. 1660-1673, December.
- Mizuno, Makoto, Hideaki Aoyama, and Yoshi Fujiwara (2021) "Untangling the complexity of market competition in consumer goods. A complex Hilbert PCA analy-

- sis," *PLOS ONE*, Vol. 16, No. 10, March, URL: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0245531>.
- 内閣府 (2013) 「平成25年度年次経済財政報告—経済の好循環の確立に向けて—」, 7月.
- (2014) 「平成26年度年次経済財政報告—よみがえる日本経済, 広がる可能性—」, 7月.
- 北野利一・間瀬肇 (1999) 「複素主成分解析の変動データへの応用」, 『京都大学防災研究所年報. B』, 第42巻, 第B-2号, 369-379頁, 4月.
- 厚生労働省 (2013) 「失業率と他の経済指標の関係」, 6月, URL: https://www.mhlw.go.jp/seisakunitsuite/bunya/koyou_roudou/koyou/roudou_report/dl/20130628_02.pdf.
- 吉川悠一・家富洋・青山秀明・吉川洋 (2016) 「景気・為替レート・物価変動の連関ダイナミクス」, 『RIETI Discussion Paper Series』, 第16-J-046号, 5月.
- 国土交通省 (2021) 「コンテナ不足問題に関する政府における取組」, 4月, URL: <https://www.meti.go.jp/press/2021/05/20210507003/20210507003-4.pdf>, コンテナ不足問題に関する情報共有会合.
- 小野測器 (2106) 「基礎からの周波数分析 (29) —「ヒルベルト変換と解析信号」」, 『計測コラム』, 第180号, 9月, URL: https://www.onosokki.co.jp/HP-WK/eMM_back/16_09_26.htm#M_column.
- 川崎能典 (2001) 「多変量時系列に対する主成分・因子分析」, 『統計数理』, 第40巻, 第1号, 109-131頁.
- 水尾佑希・高見博 (2020) 「新型コロナウイルス感染拡大に伴うサプライチェーンへの影響とその対応策」, 『財務総研スタッフ・レポート』, 6月, URL: https://www.mof.go.jp/pri/publication/research_paper_staff_report/staff06.pdf, 財務総合政策研究所.
- 経済産業省 (2020) 「通商白書2020」.
- 藤田渉 (2013) 「貿易構造の変化による産業構造への影響分析—輸出誘発輸入と輸入制約耐性から測る空洞化の進捗—」, 『経営と経済』, 第93巻, 第1-2号, 121-200頁, 9月.