

2020 年度卒業論文

新型コロナウイルス感染症が宅配需要に与えた
影響の分析とブロックチェーンによるトークン
エコノミーの可能性
～2030 年の物流に向けて～

2021 年 2 月 3 日

慶應義塾大学

経済学部経済学科 4 年

長倉大輔研究会

学籍番号 21706229

要 昂輝

要旨

2020年、経済全体が新型コロナウイルス感染症の影響を大きく受けた。日本の物流業界も例外ではない。日本における2030年の物流が2021年現在の物流業界の課題を克服しているべきならば、以前から指摘されていた「人手不足」や「トラックの積載効率低下」や「再配達による業務効率低下」などの問題をできるだけ改善することに加え、新型コロナウイルス感染症が物流に与えた影響を分析し対策、対応していく必要がある。

本稿では2030年の物流の可能性を考え、新型コロナウイルス感染症が日本の宅配需要に与えた影響の分析と物流の新しい経済圏の提案を行う。まず、2020年の日本の宅配需要にコロナウイルスがもたらした影響を統計的に分析する。具体的には直近5年間の宅配需要を時系列分析し、「コロナウイルスがなかった場合どのようになっていたか」を予測、可視化する。さらに、コロナウイルスをダミー変数として扱い、「年々増加する宅配需要をコロナウイルスがさらに加速させたと言えるのか」を仮説検定によって検証する。分析の結果、この仮説は棄却され、「コロナウイルスが宅配需要の増加を加速させたとは言えない」という結論に至った。次に、物流業界の新しいサプライチェーンシステムとしてブロックチェーン技術の可能性を示す。ブロックチェーン技術の根本的仕組みとトークンエコノミーの重要性を考慮し、その具体的利用方法を2種類提示する。新世代webブラウザ”Brave”の仕組みを参考に、今までなかった物流中心のデジタル経済圏の可能性を示す。2030年の物流に向けて、新たな課題（新型コロナウイルス感染症の影響）と従来の課題（業務効率低下や環境への影響）それぞれに対し分析、考察していく。

尚、本論文を執筆する上で、長倉大輔教授に多くのご指導をいただいた。ここに感謝の意を表す。本論文の内容に対する責任は全て筆者に帰する。

1. はじめに

国土交通省の『2020年代の総合物流施策大綱に関する有識者検討会提言』（2020）によると、物流は、国民生活や産業競争力、地域創生を支える重要な社会インフラであり、新型コロナウイルス感染症の流行など社会環境の大きな変化の中にあっても、決して途切れさせず、その機能を十分に発揮させていく必要がある。さらにその提言の中でこの物流の機能を維持するために、2020年12月時点の日本が直面する課題を5つ挙げている。1つ目が「人口減少の本格化や労働力不足への対応」、2つ目が「災害の激甚化・頻発化と国民の安全・安心の確保」、3つ目が「Society5.0の実現によるデジタル化・イノベーションの強化」、4つ目が「地球環境の持続可能性の確保やSDGsへの対応」、5つ目が「新型コロナウイルス感染症への対応」である。また、国土交通省の『物流を取り巻く現状について』（2018）では、物流の小口多頻度化によるトラックの積載効率の低下、『宅配事業と国際物流の現状と課題』（2018）では再配達増加による業務効率の低下や二酸化炭素排出量の増加が指摘されている。

2030年の物流がこれらの課題を少しでも克服しているために、本稿では新型コロナウイルス感染症が日本の宅配需要に与えた影響の分析と物流の新しい経済圏の提案を行う。2章では、新型コロナウイルス感染症が宅配需要に与えた影響を定量化し、さらに「新型コロナウイルス感染症は増加する宅配需要をさらに加速させたと言えるのか」を統計学的に検証する。3章では、トラックの積載効率低下や業務効率低下の改善、さらにはSDGs達成に貢献する可能性を持つような、ブロックチェーン物流経済を具体的に2パターン提示し比較検討してみる。4章では、全体の考察を述べる。

2. 宅配需要とコロナウイルスの関係

2020年、世界中で新型コロナウイルス感染症（以下コロナ）が流行しあらゆる業界が大きな影響を受けている。日本の物流も例外ではないだろう。2020年2月13日、国内で初めて感染者が死亡し、27日に安倍首相が全国の小中学校に臨時休校要請の考えを公表した。4月7日に7都府県に緊急事態宣言が発令され、16日には全国に拡大された。リモートワークや外出自粛が呼びかけられる中、宅配需要はどのように変化しているのか、コロナが日本の宅配需要に与えた影響を可視化できないかと考えた。

この章では、2-1~2-3でSARIMAモデル、Dickey-Fuller検定、Ljung-Box検定の概要を説明し、2-4以降で直近5年間の宅配件数の時系列データを使って実証分析する。実証分析では、コロナ前までのデータからSARIMAモデルを作り、それを使ってコロナ期（本稿に

おいては 2020 年 2 月～10 月とする) の予測値と実測値でどれくらい差が出るかを確認する。さらに、「コロナウイルスが宅配件数の増加を大きく加速させた」という仮説を統計学的に検証する。

2-1. SARIMA モデルの概要

この節では AVILENAITREND(2020)に基づいて SARIMA モデルを説明する。

まず定常な時系列に対するモデルとして AR モデル、MA モデル、ARMA モデル、ARIMA モデルを説明し、最後に SARIMA モデルを説明する。

AR モデル (自己回帰モデル) とは、自己共分散・自己相関と同様にその系列の過去の値で回帰を行うモデルである。一般形は次式で表される。 c は定数、 φ_i は回帰係数、 ε_t は t 時点でのノイズ、 σ_ε は ε_t の分散である。 t 時点での値 y_t が $y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}$ によって回帰されている。このように p 時点過去までの値を使う AR モデルを $AR(p)$ モデルと表す。

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \varphi_i y_{t-i} + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$$

次に MA モデル (移動平均モデル) とは、一般形が次式で表されるモデルである。ここで、 θ_j は回帰係数である。過去のノイズ ε_{t-j} で回帰している。 q 時点過去までのノイズを使う MA モデルを $MA(q)$ モデルと表す。

$$y_t = c + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$$

$AR(p)$ モデルと $MA(q)$ モデルを組み合わせたモデルが $ARMA(p, q)$ モデルであり、一般形は次式である。AR に MA を加えたことで柔軟性が高まり、定常な時系列に対しては強力な説明力と予測力を持つ。

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \varphi_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$$

ARMA モデルは定常な時系列モデルであり、非定常な時系列は定常な時系列に変換してから ARMA モデルに当てはめる必要がある。 d 階差分をとった系列に対して $ARMA(p,q)$ を考えたモデルを $ARIMA(p,d,q)$ と表す。このモデルは(d 次式のトレンド) + (定常部分)といえる場合に有効である。

ARIMA モデルに周期成分を取り入れたモデルを SARIMA モデルと呼ぶ。SARIMA モデルは、時系列方向の説明に $ARIMA(p,d,q)$ モデルを使うだけでなく、周期方向の説明にも $ARIMA(p,d,q)$ モデルを使うという考えに基づいている。SARIMA モデルには合計 7 個の次数が存在する。時系列方向の $ARIMA(p,d,q)$ (この p,d,q を order と呼ぶ) と季節差分方向の $ARIMA(P,D,Q)$ (この P,D,Q を seasonal order と呼ぶ) に加えて周期 s が存在する。例えば、それぞれの次数が 0 または 1 しかとらないとしても、 $2^7 = 128$ 通りものモデルを考える必要がある。組み合わせ爆発の問題を回避するために、SARIMA モデルでは周期 s を作図や自己相関関数から決め打ちし、季節差分の P,D,Q を小さく抑えるといった手法がしばしば取られる。後述する実証分析でもこの手法を利用して SARIMA モデルを推定している。

7つの次数(p,d,q,P,D,Q,s)の組み合わせをどのように決めるか。 s を決め打ちしたとしても次数は 6 つ残る。何か数値的な「モデルの良さ」を表す指標があればその指標を使って最適な組み合わせを選定することができる。その指標として AIC と BIC を紹介する。

赤池弘次(1996)『AIC と MDL と BIC』に従って AIC と BIC を簡潔に説明すると、まずそれぞれの定義は以下ようになる。符号の関係から、AIC も BIC も小さければ小さいほど良いモデルと評価できる。

$$AIC = (-2)最大対数尤度 + 2(パラメータ数)$$

$$BIC = (-2)最大対数尤度 + k \log n$$

BIC は、パラメータの値に比べて最尤推定値の誤差幅が極度に小さく、有意なパラメータとそうでないものが容易に識別できる状況に対応するモデルから得られている。これに対し AIC は、有意性がようやく認められる程度のパラメータの取り扱いに注目し、誤差の影響に埋没しそうなところまでモデル化の可能性を追求している。後述の実証分析では、AIC の値をより重要視しながら BIC の値も併せて次数の組み合わせを選定する。

SARIMA モデルは季節性が強い時系列データと相性が良い場合が多い。西村・梶谷・多々納(2012)は SARIMA モデルにダミー変数を組み込み「震災が観光入込客数に与える影響」を定量分析した。2-5 では、次に説明する Dickey-Fuller 検定や Ljung-Box 検定を利用して単純な SARIMA モデルを推定し、2-6 では、西村・梶谷・多々納(2012)の論文に倣い、コロナウイルスをダミー変数(コロナ前が 0、コロナ期間が 1 となるような変数)として組み

込んだ SARIMA モデルによる定量分析を行っている。

2-2. Dickey-Fuller 検定

この節では田中(2006)と廣松・浪花・高岡(2006)と福地・伊藤(2011)の書籍に基づき、Dickey-Fuller 検定を説明する。

Dickey-Fuller 検定とは、時系列データが単位根過程かどうかを検定する手法である。単位根過程とは、原系列 y_t が非定常過程でかつ差分系列 $\Delta y_t = y_t - y_{t-1}$ が定常過程であるものである。単位根過程は、経済学においては、さまざまな経済現象の公平性や効率性を表すものとして使われている。単純な例として、1次の自己回帰過程

$$y_t = a_1 y_{t-1} + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim W.N(\sigma^2)$$

において、 $a_1 = 1$ を検定することを考える。両辺から y_{t-1} を引くと

$$\Delta y_t = \gamma y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$\gamma = a_1 - 1$$

となり、帰無仮説 $a_1 = 1$ を検定することは $\gamma = 0$ を検定することと同じになる。すなわち

帰無仮説 $H_0: \gamma = 0$, 対立仮説 $H_1: \gamma < 0$ である。統計量の値が小さいとき H_0 は棄却され、「単位根なし」が採択される。パラメータ γ の最小2乗推定量を $\hat{\gamma}$ で表すと、 $\hat{\gamma}$ の t 統計量 $t_{\hat{\gamma}}$ を検定統計量として用いる。しかしこの検定統計量は帰無仮説のもとで t 分布に従わず、Dickey-Fuller 分布に従うことが知られている。後述の実証分析では、Dickey-Fuller 検定で帰無仮説が棄却され、時系列データが定常過程であることを確認している。

2-3. Ljung-Box 検定

この節では廣松・浪花・高岡(2006)の書籍に基づき Ljung-Box 検定について説明する。

Ljung-Box 検定とは、推定したモデルが本当に適切かどうかを診断するための手法である。推定したモデルが適切ならば、そのモデルから計算される残差系列は無相関であると考えられる。Ljung-Box(1978)による Q 統計量

$$Q(K) = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{1}{n-k} r_k^2$$

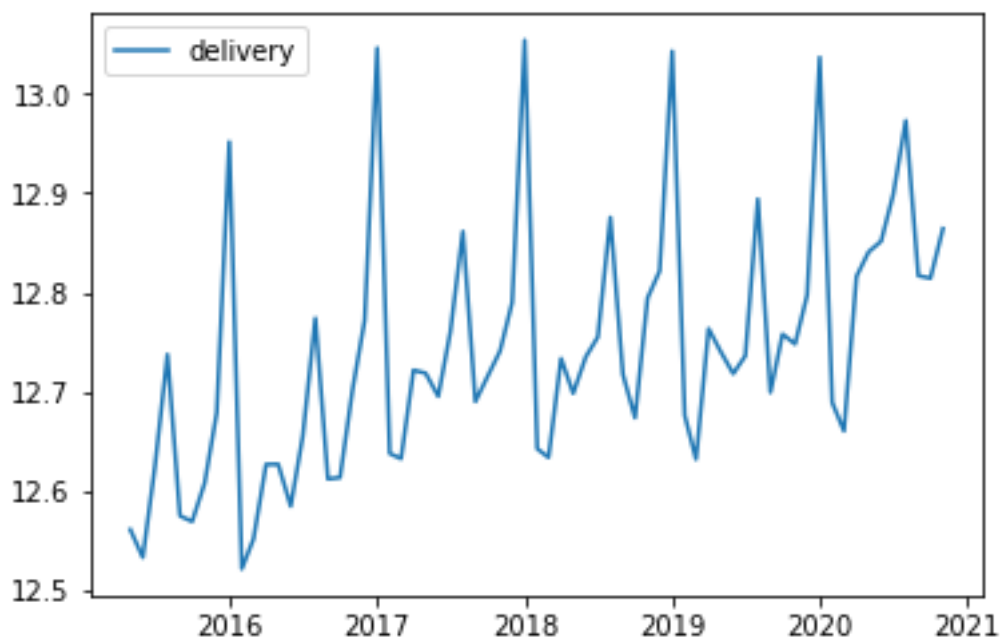
がカイ二乗分布表から得られる理論値より小さいときは、計算に用いられた残差の自己相

関関数は有意でない、すなわち無相関であると判定できる。逆に、理論値より大きい場合は、残差の自己相関関数はある傾向を示している可能性があり、選択されたモデルに改良の余地が残されていると判断する。上式において K は計算に用いる自己相関関数の値の数、 r_k は標本自己相関関数の値を表している。

2-4. 実証分析のデータ

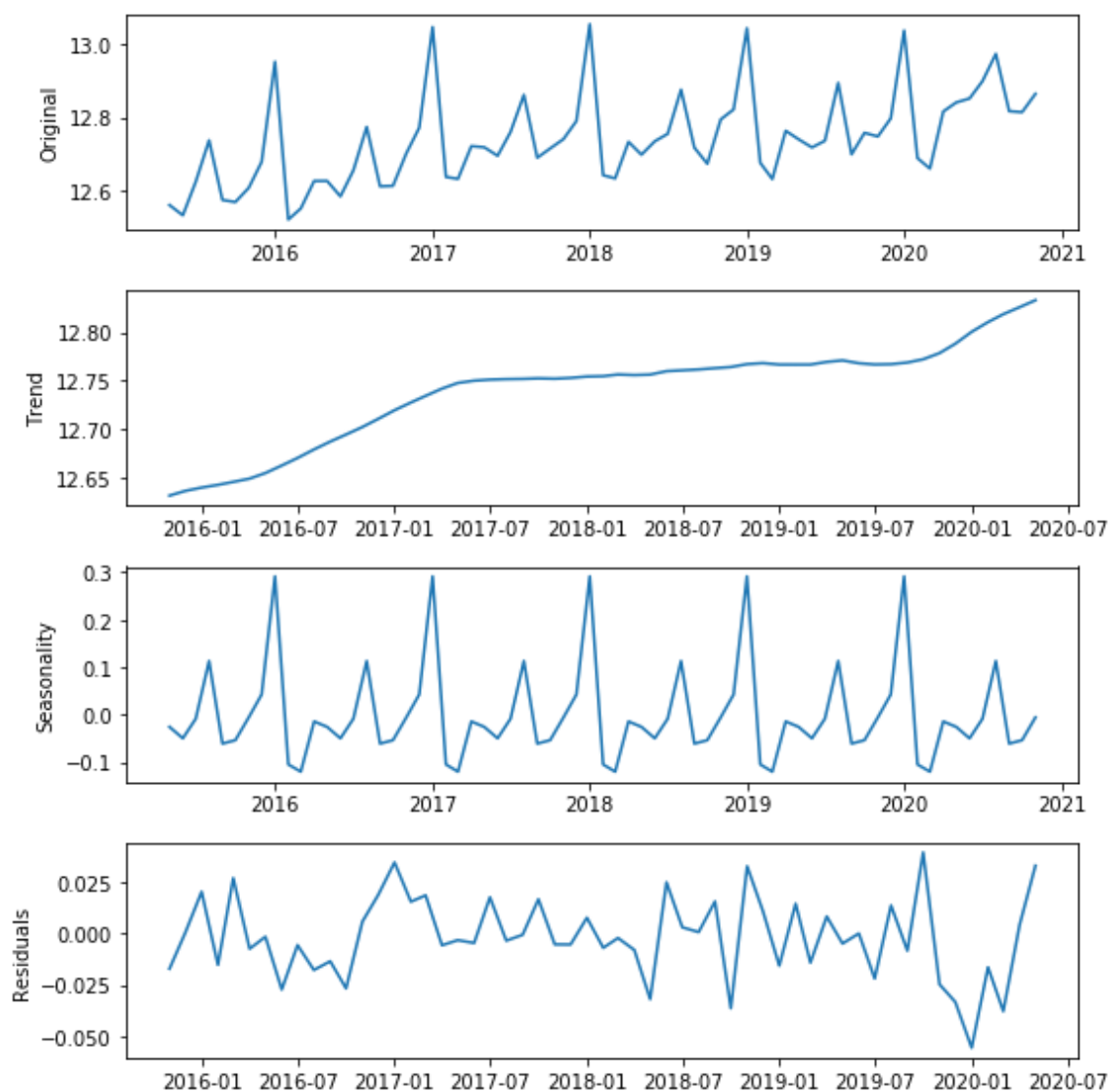
今回の分析では、国土交通省の『トラック輸送情報報告書』より 2015 年 4 月から 2020 年 10 月までの調査対象 14 社の宅配便取扱個数を月次データとして取得した。図 1 が、分析対象となる宅配件数の時系列データを対数化し、プロットしたものである。

図 1 宅配件数 対数化プロット図 (2015/4~2020/10)



この時系列データ全体の傾向を確認すると図 2 のようになった。上から元データ、トレンド、季節性、残差を表している。トレンドは右肩上がりでやはり季節性も強い。そこで SARIMA モデルでの推定が適切である可能性が高いとわかる。

図 2 宅配データ全体の傾向



ここで、コロナ前までのデータ（本研究では2015/4～2020/1とする）を用意、対数化し、季節性を省き、Dickey-Fuller検定を行った。表1がその結果である。

表1 コロナ前のデータでDickey-Fuller検定

Results of Dickey-Fuller Examination:	value
Test Statistic	-8.068698E+00
p-value	1.570722E-12
#Lags Used	0.000000E+00
Number of Observations Used	4.500000E+01
Critical Value (1%)	-3.584829E+00
Critical Value (5%)	-2.928299E+00
Critical Value (10%)	-2.602344E+00
dtype:	float64

Test Statistic < Critical Value(1%)より定常性を持つことが確認された。

2-5. コロナ前のデータで SARIMA モデルの作成と予測

2-4 のコロナ前までのデータから SARIMA モデルを作る。月次データのため周期 $s = 12$ と決めうちする。 p, d, q, sp, sd, sq ($order = (p, d, q)$ 、 $seasonal\ order = (sp, sd, sq)$) について、 p は 1,2,3、 q は 0,1,2,3、 d, sp, sd, sq はそれぞれ 0,1 を取り得るとして、この中（全部で 192 通り）から最適な組み合わせを選ぶ。本研究では最適とは、AIC が最も小さいことであるとす。参考のため BIC も算出する。上から、AIC の値が小さい順に並べた組み合わせが表 2 である。

表 2 次数の組み合わせ候補

	model	AIC	BIC
①	order=(1,1,0), season=(1,0,1)	-184.564	-177.427
②	order=(2,0,1), season=(1,0,1)	-184.494	-173.789
③	order=(2,0,0), season=(1,0,1)	-184.032	-175.111
④	order=(1,0,1), season=(1,0,1)	-183.033	-174.112

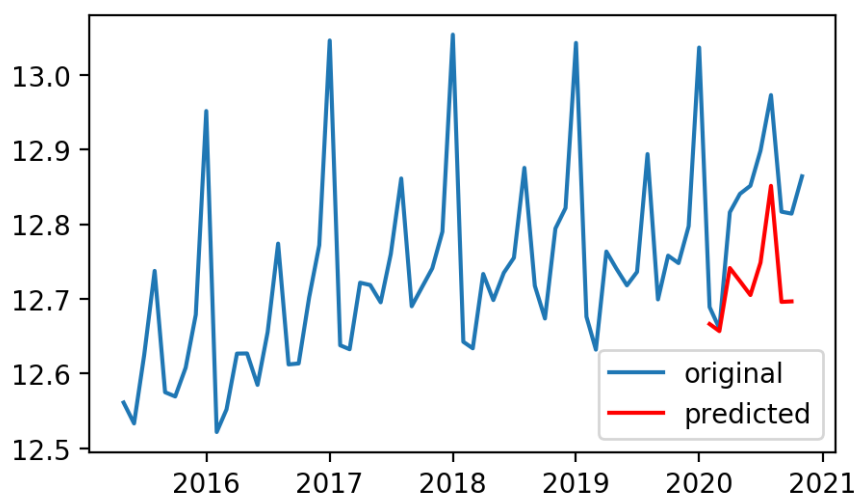
この組み合わせを上から順にあてはめ、それぞれ Ljung-Box 検定する。Ljung-Box 検定の帰無仮説は 10 次の自己相関まで 0 である。すると、①～③のモデルでは「自己相関係数が 0 である」という帰無仮説が棄却されたが、④で棄却されなくなった。表 3 を見ると、④のみ 1～10 次すべての p 値が 0.05 より大きくなっていることがわかる。よって、④のモデルを採用することにする。

表3 ①～④それぞれのLjung-Box検定結果

①	Q	p-value	②	Q	p-value	③	Q	p-value	④	Q	p-value
1	5.589782	0.018066	1	8.663176	0.003247	1	12.55165	0.000396	1	0.000562	0.981088
2	5.610187	0.060501	2	8.670929	0.013096	2	12.56158	0.001872	2	0.001491	0.999255
3	5.643589	0.130298	3	8.690256	0.033706	3	12.57862	0.005642	3	0.032947	0.998425
4	5.64677	0.227126	4	8.695332	0.069183	4	12.58202	0.013509	4	0.050522	0.999686
5	5.649803	0.341799	5	8.700556	0.121621	5	12.58874	0.027553	5	0.050802	0.99997
6	5.651689	0.463316	6	8.700635	0.191127	6	12.58876	0.050052	6	0.050946	0.999997
7	5.673507	0.578346	7	8.706298	0.274436	7	12.59772	0.082538	7	0.051254	1
8	5.708407	0.679857	8	8.713984	0.366995	8	12.60466	0.126195	8	0.071046	1
9	5.733122	0.766303	9	8.730606	0.462504	9	12.61727	0.180703	9	0.107548	1
10	5.742416	0.83642	10	8.734133	0.5575	10	12.62191	0.245586	10	0.107656	1

④のモデルでコロナ期間の予測をし、予測値と実測値がどれだけ異なるかを図3で可視化した。赤線が予測値である。この赤線は、もしコロナなどが無く宅配需要が例年の増加通りの変化をしていたらどうなっていたらどうか、ということを表している。

図3 コロナ前までのデータから予測した結果



2-6. コロナを切片ダミー変数として再度検証

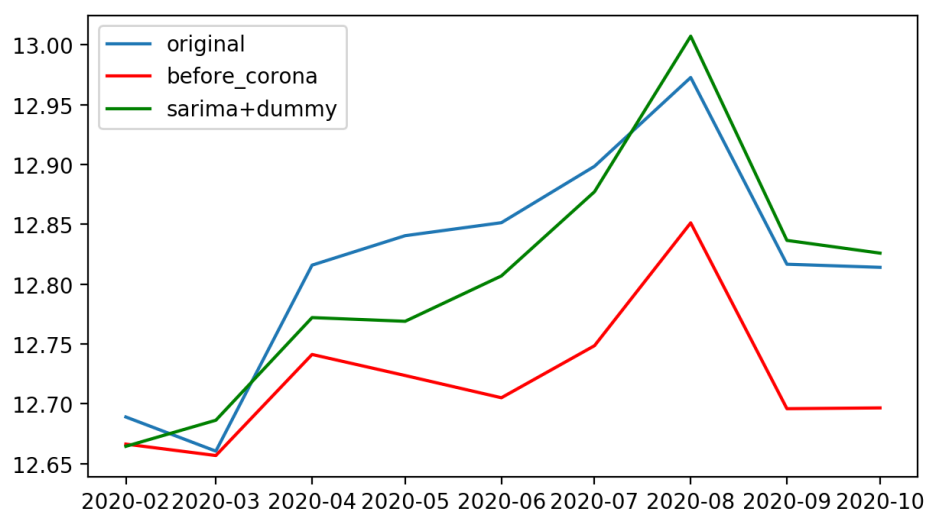
コロナ前後で切片ダミー変数を設定し（2020年2月以降のみ1を取りそれ以外は0を取る）、それを入れたSARIMAモデルを作成した。SARIMAモデルの作成までのやり方は2-4と同様である。AIC、BICがともに小さく、かつLjung-Box検定で帰無仮説が棄却されなかったモデルは表4のようになった。

表4 ダミー変数を入れた際の最適モデル

model	AIC	BIC
order=(2,1,1), season=(1,0,1)	-205.094	-191.435

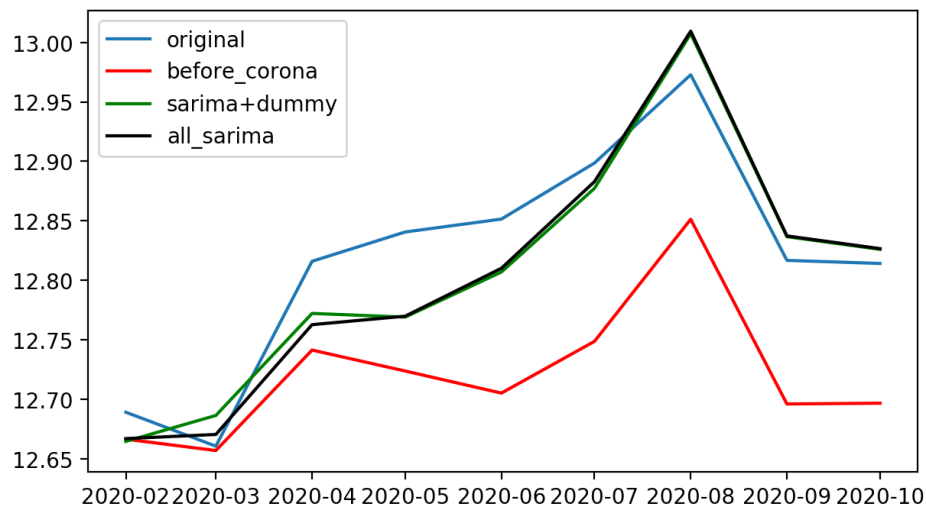
このモデルを使ってコロナ期間の予測を行うと、図4のようになった。ここで、青線は実測値、赤線はコロナ前のデータのみから予測した予測値（2-4と同じ）、緑線はコロナ前後でのダミー変数を含めた SARIMA モデルの予測値を表している。

図4 切片ダミーを入れた SARIMA モデルの予測値



緑線はダミー変数としてコロナ期間のデータを含んでいるため赤線より精度が良くなった。念のため、コロナウイルスを切片ダミー変数とせずに2015年4月～2020年10月までの全データから単純に SARIMA モデルを作成した場合も黒線としてプロットしてみる。(図5)

図5 切片ダミーを入れず全データから作成したモデルで予測



グラフを見た限り黒線は緑線にかなり近いようなので、ダミー変数は機能しているのか（有意であるのか）を考える。もしダミー変数が有意ならば、「コロナウイルスが宅配データの増加を大きく加速させた」と言うことができる。

表5 Statespace Model Results

column	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.0975]
dummy	0.0175	0.022	0.786	0.432	-0.026	0.061

表5の Statespace Model Results を見ると、 $P>|z|$ の値が0.432で0.05より大きいためこの切片ダミー変数の有意性は認められず、コロナウイルスの影響を切片変化で捉えることはできなかった。今回、コロナを切片ダミー変数としてSARIMAに組み込んだモデルでは、コロナが宅配需要の増加を加速させたと言い切ることはできなかった。

3. 物流中心の経済圏

2030年、ブロックチェーンのトレーサビリティや改竄不可能性などの理由から物流業界にもブロックチェーン技術が利用される可能性が高い。この章では、ブロックチェーン技術を使って物流業界の現状課題を解決する可能性を示す。具体的には、DAppsである次世代型Webブラウザ”Brave”のトークンインセンティブの仕組みを参考に、物流中心のトークンエコノミーを提案する。最後にそれらのメリットや現実的課題も考察する。

3-1. ブロックチェーン技術の概要

ブロックチェーンの簡単な仕組みと特徴を FLOC(2019)の書籍に基づいて説明する。

まずブロックチェーンの簡単な構造について説明する。ブロックチェーンは「ブロック」と呼ばれるデータを数珠状につなげた形をしている。複数の取引データをひとまとまりにして、ブロックとしてまとめる。このときブロックには関連する複数のデータ（ブロックヘッダという）も同時に格納される。ブロックヘッダには、同じブロックに格納されている取引データを要約したデータやタイムスタンプなどのメタデータも含まれる。このブロックヘッダの要約されたデータが、次のブロックのブロックヘッダに格納される。こうして、あるブロックから1つ前のブロックへの「リンク」が出来上がる。これをすべてのブロックに対して連鎖的に行うことで、ブロックチェーン全体で整合性を保つことが可能になっている。

次にこの構造がもたらす4つの大きな特徴を紹介する。1つ目が「改竄への耐性が強い」、2つ目が「障害や攻撃があってもダウンしない」、3つ目が「特定の誰かを特別に信じなくてもサービス利用できる」、4つ目が「低コストである」ということである。

3-2. スマートコントラクトと DApps の概要

この節では、スマートコントラクトと DApps について FLOC(2019)と POL(2020)に基づいて説明する。

3-1 のブロックチェーンの特徴を幅広い分野で活かせるように開発されたのがスマートコントラクトである。スマートコントラクトとは、「契約の当事者同士で交わされた合意内容について、条件が満たされれば当事者がいなくとも自動的に実行される仕組み」のことである。そして、このスマートコントラクトを利用し、より複雑な処理を記述することで実現したのが分散型アプリケーション (DApps(Decentralized Applications)) である。DApps には、特定の管理者不在の状態ですべてのサービスを管理するために、「トークンによるインセンティブ設計」が必要である。「トークンによるインセンティブ設計」とは、トークンを獲得または支払う一連の流れのシステムと人間の行動心理を利用して不正を防ぐものである。たとえばビットコインでは、ブロックチェーンは管理者が不在、だからマイニングで管理する、するとマイナーにマイニングしてもらいモチベーションが必要になる、ゆえにその報酬として仮想通貨(トークン)を渡す、といった仕組みになっている。仮にマイナーが自分のマイニン

グしているブロックチェーンを使って不正した場合、そのブロックチェーンのマイニング報酬として受け取っている仮想通貨の価格が下落してしまう。「わざわざ自分の報酬として受け取れる仮想通貨の価値を下げる人はいない」という行動心理を利用した経済的合理性でサービスを成立させている。

3-3. Web ブラウザ”Brave” の概要

DAppsの1つである次世代型Webブラウザ”Brave”をCrypto Times(2020)とPOL(2020)に従って説明する。Braveはブロックチェーンの特性を活かし、プライバシーを重視した設計になっていると言われている。また、非常にわかりやすいトークンシステムが設計されていて、構造自体がさまざまな分野に応用できる。3-4では物流に当てはめている。

Braveは従来のweb広告システム(Google Chromeなど)とは異なり、標準機能として第三者の配信する不要な広告をブロックしている。そのため従来よりもWebページの読み込みが非常に速いというメリットがある。また、通常広告を配信するための個人データは企業が保持するが、Braveはその情報を保持せず、ユーザーのデバイス上でのみ管理する。したがって個人データを無関係の第三者に勝手に販売される心配もない。Braveのデフォルトブロックを解除し、広告を閲覧したユーザーに閲覧の対価としてBraveの独自通貨BATが支払われる。BATは広告クリエイターや他のwebサイトに寄付することが可能となっている。ユーザーは広告視聴でBATを獲得し、クリエイターはユーザーからの寄付によりBATを獲得し、広告主はBATでクリエイターから広告枠を購入するという、BATを中心とした経済圏になっている。

Braveが作った新たな経済圏における最大の特徴は「広告の閲覧という行為に対しても価値を与えるようにしたこと」である。ユーザーが広告を閲覧すると、広告収入の70%がユーザーに、30%がBraveに分配される仕組みになっている。興味のない広告を無理やり見せられる必要がなくユーザー自身が閲覧する広告を決めるという点では、Braveでは閲覧者(ユーザー)が主役になっていると言える。

3-4. 仮想物流トークンエコノミー

物流業界においてBraveのようなトークンエコノミーを作ることはできるのか。消費者が主体でトークンを獲得し続けたいと思い、さらに消費者以外にもメリットがあるようなトークンインセンティブを設計することはできるのか。ここでは2種類の仮想の経済圏パ

ターンを提示したい。

まず1つ目が「効率重視パターン」である。これは、現在指摘されている「トラックの積載効率の低下」や「再配達増加による業務効率の低下」といった課題に向けて作られる。まず、消費者は運送業者のタイミングで配達される選択をすればトークンを獲得できる。たとえば、Aさんが販売サイトで購入したある商品について翌日や翌々日でなくとも2週間以内に配達されればよいと思っていた場合、2週間以内に運送業者のタイミングで配達されることを許可することでトラックの積載効率は改善され、そのトラックの輸送費の差額分から一部がトークンとしてAさんに還元される。また、運送業者に再配達をさせなかったことでも後日トークンを獲得することができる。従来にはなかった、「再配達をさせない」という行為に対しても価値を付与する。従来、数百円単位の送料の差別化で配達のタイミングをずらしていたが、トークンは1円未満の単位で授受される。したがって消費者は今までよりも適切な金銭的価値を得ることができる。獲得したトークンは支払いの一部として利用したり、販売サイトのプレミアム会員になるのに使用したりできる。このトークンはその経済圏で流通する「仮想通貨」であるため、ユーザーが増加しそのトークンを獲得する人が増加すれば、そのトークンの価値（価格）も上昇していく。運送業者としては輸送コストの減少や業務効率の向上といったメリットを享受できるだけなく、その経済圏に属していることでユーザーからの需要自体もますます増加する可能性をもつ。また、トラックの積載効率が向上することで、輸送における二酸化炭素排出量が抑えられ地球にもやさしいシステムであるとも言える。

2つ目が「環境重視パターン」である。これは環境を第一に考えて作られる。現在、商品にラベリングされているecoマークをより効果的に活用する目的もある。まず、消費者はエコバッグの利用や地産地消などのエコ活動という行為に対してトークンが付与される。さらにecoマークの付いた商品を購入することでもトークンを獲得できる。使用用途は「効率重視パターン」と同じでいいだろう。この場合は「環境に良い行動をする」ことに対して価値が付与されている。この経済圏が広がっていくことで、環境に良い行動をする人は増加しそれがさらに環境に好影響を及ぼすといったサイクルになる。

「環境重視パターン」は消費者にとっては大きなメリットがあるが、運送業者や販売サイト・メーカーにとってはほとんどメリットがないため「効率重視パターン」の方がより現実的であると言える。また、ecoマークはすでに多くの商品にラベリングされ流通しているため、これから流通するecoマーク商品をブロックチェーンに組み込んだとしても、同じecoマークがついた商品であるにも関わらずトークンが貰えるものと貰えないものが一時的にでき多少の混乱や障害が生まれてしまうことも予想される。そういった意味でも将来ブロックチェーンが物流や宅配に利用される形としては「効率重視パターン」に近いものだろう

と考えられる。

では、「効率重視パターン」ではどのような現実的課題が考えられるか。まず初期費用が大きいことがあげられる。これは金銭面的なことだけではない。たとえば、もしすべての商品に対してそれぞれの最適な輸送ルートを考えなければいけないならば、工場出荷時から消費者に配達されるまですべてブロックチェーンで追わなければならない、おのずとその経済圏に巻き込まれる組織の範囲が大きくなる。言い換えれば、数多くの組織の了承を得なければこのシステムは存在、発展していかない。経済圏の構築自体が非常に難しい。また、日本では仮想通貨に対して比較的法規制が厳しいと言われているため法整備の問題も残されている。さらには現在三井物産を始めさまざまなブロックチェーン実証実験が行われているとはいえ、複雑な物流をブロックチェーン上で実装するのは当然難しく技術的課題も多分にある。

4. おわりに

本研究では2030年の物流を見据えるため、2章で新型コロナウイルス感染症が宅配に与えた影響を定量化した。コロナ前のデータからコロナが存在しなかったら宅配需要はどのように変化していたかをSARIMAモデルを使って可視化した。さらにコロナを切片ダミー変数として組み込んだモデルでは「コロナが増加する宅配需要を加速させたとは言い切れない」という検定結果を得た。この研究は今後、コロナが収束するまで、また収束したあとのデータが入手できればさらに応用や改良ができる。今後の課題としては宅配需要の増加の要因分析やコロナを係数ダミー変数としてモデルに組み込んだ定量分析があげられる。要因分析に関しては分析対象をより狭く、また地域別にしてそれらの様々な時系列データから実態把握に迫る必要がある。係数ダミー変数をも考慮したモデルがどのような予測をし、本研究と同じ仮説検定をした場合どうなるのかという点も今後研究していきたい。

物流が新型コロナウイルス感染症や災害からの影響、業務効率の低下をできるだけ避けるために、ブロックチェーン技術の導入が囁かれている。3章ではそのブロックチェーン技術を導入した際に生じるトークンエコノミーの可能性と、考えられる具体的形態を示した。現在、仮想通貨や中央銀行デジタル通貨が注目を集めるなか、ブロックチェーン技術を基にサービスが提供されるDAppsが物流業界でも利用され始めるのは自然な流れである。2030年の物流で、ブロックチェーンから生じるトークンエコノミーを利用する手法を取っているのか、または全く異なる手法で現状抱えている課題を克服していくのか見守っていく必要がある。

5. 参考文献

- 国土交通省,「2020年代の総物流施策大綱に関する有識者検討会提言」,(2020.12.23),
(<https://www.mlit.go.jp/seisakutokatsu/freight/content/001379824.pdf>),2021.1.13
- 国土交通省,「物流を取り巻く現状について」,(2018.10.11)
(<https://www.mlit.go.jp/common/001258392.pdf>),2021.1.13
- 国土交通省,「宅配事業と国際物流の現状と課題」,(2018.1.24)
(<https://www.yuseimineika.go.jp/iinkai/dai181/siryou181-3.pdf>),2021.1.14
- 国土交通省,「トラック輸送情報報告書」,(2020.12.25)
(https://www.mlit.go.jp/k-toukei/truck_houkoku.html), 2020.12.26
- 西村泰紀・梶谷義雄・多々納雄一(2012),「震災が観光入込客数に与える影響に関する定量分析」,『土木学会論文集 D3 (土木計画学)』68巻5号(土木学会),pp.267~276.
- 赤池弘次(1996),「AIC と MDL と BIC」,『オペレーションズ・サーチ:経営の科学』41巻7号,pp.375~378.
- 田中勝人(2006),『現代時系列分析』,(岩波書店)
- 廣松毅・浪花貞夫・高岡慎(2006),『経済時系列分析』,(多賀出版)
- 福地純一郎・伊藤有希(2011),『Rによる計量経済分析』,(朝倉書店)
- FLOC(2019),『あたらしいブロックチェーンの教科書』,(翔泳社)
- AVILENAITREND,「定常時系列の解析に使われる ARMA モデル・SARIMA モデルとは?」,(2020.4.14)
(https://ai-trend.jp/basic-study/time-series-analysis/sarima_model/),2021.1.2
- Analytics Vidhya,“A comprehensive beginner’s guide to create a Time Series Forecast (with Codes in Python and R)”(2016.2.16),
(<https://www.analyticsvidhya.com/blog/2016/02/time-series-forecasting-codes-python/>),2021.1.8
- deep blue,「はじめての時系列分析①python」(2019.10.8),
(<https://deepblue-ts.co.jp/%E7%B5%B1%E8%A8%88%E5%AD%A6/introduction-to-time-series-analysis/>), 2021.1.8
- Crypto Times,「Brave ブラウザは稼げる次世代高速ブラウザ!特徴・評判・使い方を徹底解説」(2020.9.29),(<https://crypto-times.jp/bravebrowser/>),2020.12.26

Techtec, "Proof of Learning" (2020),
(<https://pol.techtec.world/blockchain-usecase>), 2020.12.26