《令和3年度卒業研究論文》

陽性者数の増減に係る

人流・雪等の直接・間接効果

The variation of daily new cases could have direct or indirect effects of foot traffic, snow, and others

三重大学 生物資源学部 共生環境学科

地球環境学教育コース

気象・気候ダイナミクス研究室

518376 山下 将大 指導教員:立花 義裕 教授

目次

第1章緒論4
第2章使用データ
2-1 新規陽性者数
2-2 気象データ
2-3 人流データ
2-4 電力供給実績量
2-5 日経平均株価(日経 225)
第3章方法9
3-17日間走查中央值
3-2 潜伏期間の考慮と感染拡大の波の定義
3-3 曲線近似
3-4 季節調整
3-5 同月同曜日平均
3-6 ARIMA モデル
3-7 構造方程式モデリング
3-7-1 パス解析
3-7-2 適合度指標

第4章 結果・考察19
4-1 全国
4-2 北海道
4-3 道内都市
第5章結論
謝辞
参考・引用文献
補足
S-1 Google の人流データ
S-2 理論疫学モデル
S-3 パス図の解釈
S-4 適合度指標と線形代数
S-5 適合度指標の数式表現

第1章緒論

日本人の死因の上位に数えられる脳血管疾患の発症と気象状態には関係があり,患者は前線や低気 圧の接近,気温の変化に注意すべきといわれる.¹⁾また,日々の気象の変化はめまいや倦怠感,頭痛,気分 の不調の現れやすさと関係すると考えられており,これらを専門とする予報や医薬品も存在する.²⁾他 方,日々の気象の変化のみならず,気候変動に伴う気温上昇など,長期的な気象の変化は病原体の耐熱 性を向上させることに寄与し,新たな疾患の脅威となる可能性も指摘されている.³⁾

さて,新たな疾患として無視できないのが SARS-CoV-2 である. 我が国はこれまでに幾度となく感染 拡大に見舞われた. 過去には緊急事態宣言, まん延等防止重点措置, 飲食店の営業制限, いわゆる「時短 営業」といった施策により人々の行動を制限し, 感染症の流行を妨げる試みがなされてきた. ⁴⁾ また, 諸外国においても都市封鎖, いわゆる「ロックダウン」等の対策が実施され, SARS-CoV-2 の流行に際 しては人流の抑制が重要であるという見解が全球的に浸透してきたと考える.

しかしながら, SARS-CoV-2 の世界的流行は, 今なお終息の兆しが見えず, 連日のように新規陽性者 数の速報や予測に関する話題を耳にする. 流行の初期には疫学的な要素を重視した従来の理論疫学モ デル (SIR・SEIR) による予測が試みられたが, 最近では人流や気象要素を加味した新しいモデルも 考案されている.⁵このような予測に先立ち, これまでに感染症と人口, 健康状態と気象といった1対1 の関係性が記され, 予測時の参考とされてきた.⁶⁻⁹しかし, こうした研究は2要素間の直接的な関係 のみを取り上げ, 間接的な効果を検討していない. 加えて, 海外の都市や人口が多い都府県のみに焦点 を当てていること, 感染拡大の極めて早い時期のみを対象としている点から対象期間や地域が限定的 であり, とりわけ, 我が国における気象・気候, 人流等の社会的要素と陽性者数の増減に焦点を当てた ものは数少ない. そのため, 陽性者数の増減に関係する種々の因子の検討は十分であるとは言えない.

また, 感染症と気象については, デング熱¹⁰⁾ といった熱帯地方に特有な疾患を対象とした研究は多いが, 降雪地域における感染症と気象に焦点を当てたものは見当たらない. しかしながら, SARS-CoV-2 への感染は気候を問わず全球規模で発生している. それゆえ, 熱帯のみならず, 降雪地域を対象とした検討も行うべきと考える.

そこで,本研究では第1に過去の陽性者数の増減に係る気象要素と人流等の社会的な要素の直接効 果,間接効果の高低を統計的に調べ,全国,北海道における傾向を知ること,第2に道内都市(札幌・旭 川)を対象に降雪と陽性者数の増減の関係に迫ることの2点を目的とした.

なお,陽性者数の増減とは,陽性者数と近似曲線の値の差のことを指し,本研究では感染症の流行が 理論疫学モデル等で描かれる曲線に沿って増加,または減少することを仮定し,陽性者数が曲線の値 から逸脱した場合に,その高低を説明する要素を統計的に見出すことを上記の第1,第2の共通の目的 とした.

4



Fig.1 天気痛予報(株式会社ウェザーニューズ)



Fig.2 まん延防止等重点措置の適用状況(西日本新聞社)

第2章使用データ

2-1 新規陽性者数¹¹⁾

2020/01/15~2021/02 /28 までの期間を対象として,厚生労働省の HP より,全国,北海道における新規 陽性者数のデータを取得した.また,道内都市のデータは札幌市,旭川市の HP より,それぞれの自治体 が公表している値を入手した.

2-2 気象データ¹²⁾

はじめに,全国,北海道の統計解析では全国の気象官署 157 地点,北海道の 22 地点それぞれの日平均 気温,日寒暖差(日最高気温と日最低気温の差),前日差(ある日の最高気温とその前日の最高気温 の差)の気候値(1991~2020)からの偏差を算出し,その平均値を用いた.

次に,道内都市の解析では札幌,旭川における日平均気温(以下,平均気温と表記),日寒暖差(以下,寒暖差と表記),前日差の3つの要素に降雪量の日合計(以下,降雪量と表記),日最深積雪(以下,最深積雪と表記)のデータを追加した.なお,降雪量と最深積雪は生データとした.

日寒暖差 = T_{MAX} - T_{MIN}

前日差 = T_{MAX}(Today) - T_{MIN}(Yesterday)

2-3 人流データ ¹³⁾⁻¹⁴⁾

全国, 北海道の解析には Google モビリティレポートに記載されている人流データを用いた. これは, SARS-CoV-2 の感染拡大の前後における下記の①~⑥の場所における人流の変化の割合を表したもの である. なお, このデータの内容と各カテゴリに属する施設等の記述は本紙末尾の補足に譲る.

Table.1 全国・北海道の人流データの区分

 小売店と娯楽施設 	② 食料品店と薬局
③ 公園	④ 公共交通機関 (地下鉄・バス・電車など)
⑤ 職場	⑥ 住居

また, Googleの人流データの最小単位は都道府県別であった. そのため, 道内都市の解析では都市規 模のデータが存在する Agoop 社のデータを採用した. これは, 北海道の HP にて無償公開されており, 札幌, 旭川の下記の駅とその周辺における 9:00, 15:00, 20:00の人出を表したものである. また, 札幌で は下記 7 つの平均値を, 旭川では旭川駅とその周辺の人出を人流データとして用いた(Table.2, Fig.3). なお, Google, Agoop の人流データはともに携帯電話等の電子機器の位置情報に由来するものである.

Table.2 道内都市の人流データ

札幌…	札幌, 新さっぽろ, すすきの, 大通, 麻生, 北 24 条, 琴似
旭川…	旭川



Fig.3 道内都市と人流データの所在

2-4 電力供給実績量 14)-24)

日本国内の主要 10社(北海道電力,東北電力,東京電力,中部電力,北陸電力,関西電力,中国電力,四 国電力,九州電力,沖縄電力)が公表している 9:00, 12:00, 15:00, 18:00, 21:00 における電力供給実績量 の値を用いた.

2-5 日経平均株価(日経 225)²⁵⁾

陽性者数の増減に関係する社会変容を検討するための1要素として,日経平均株価(日経 225)の 終値を用いた.日経平均株価は日本の株式市場の変化を表す代表的な指数の1つであり,東京証券取引 所市場第一部(東証一部)に上場している225銘柄の平均株価のことである.

また,株価には四本値(始値,終値,安値,高値)の4つの値が存在し,順に,最初に取引された値,最 後に取引された値,最も安く取引された値,最も高く取引された値を意味する.

第3章方法

3-17日間走查中央值

2-1 に記した新規陽性者数のデータに関して,7日間走査中央値をとった.この値は当日とその前後 3日の中央値を表すもので,移動平均値に類似したものである.例えば,2/10から2/16について,2/13を 当日として,その7日間走査中央値を取ったとすれば2/10,2/11,2/12,2/13,2/14,2/15,2/16の7日間の 中央値が2/13の陽性者数として扱われる.

なお,陽性者数のデータに関してはクラスター事例や自治体の報告漏れや取り下げによる増減が含 まれる可能性がある.これらの情報は自治体やメディア等により公表されることがあるが,そのすべ てを個々に除去することは容易ではない.時系列データの取り扱いにて,データの変動を滑らかにす る手法の1つに移動平均値があるが,この方法ではクラスター事例による陽性者数の極端な増加や報 告漏れや取り下げによる陽性者数の変化により計算後の値が極端に増減する可能性がある.そこで, 上述の事例を外れ値と見なして,外れ値に頑健である走査中央値を採用した.

3-2 潜伏期間の考慮と感染拡大の波の定義

2-1 に記した陽性者数のデータに関して, Q Li, et al. (2020)²⁰に基づき, SARS-CoV-2の潜伏期間を 考慮し, 陽性者数の値を5日間繰り上げた. この処理により, 例えば, 2020/03/16の陽性者数は5日間前 倒しとなり, 2020/03/11の陽性者数として取り扱われる.

次に,繰り上げたデータの7日間走査中央値(当日±3日の中央値)を取り,その値が最小となった ところまでを1つの波と捉えて,全国データを第1波(2020/01/11~2020/05/20),第2波

(2020/05/21~2020/09/18), 第3波 (2020/09/19~2021/02/22) に,北海道のデータを前半部

(2020/01/11~2020/07/01), 後半部(2020/07/02~2021/02/22) へと細分した.

道内都市のデータに関しても7日間走査中央値を算出したが,道内都市の解析では降雪と陽性者数の増減の関わりを検討するために,データの期間を降雪期間のみに限定した.札幌管区気象台²⁷⁾が公表している「北海道の初雪などの観測状況」より,札幌,旭川における初雪の日を確認し,当該日から 走査中央値が最小となった日までを対象期間とした.これにより,札幌,旭川の期間はそれぞれ, 2020/11/04 ~ 2021/02/23,2020/11/04 ~ 2021/02/26となった.



Fig.4 全国の陽性者数の推移と波の定義

3-3 曲線近似

陽性者数のデータを複数の期間へと細分した後に曲線近似を行った. 一般に, 物事の流行りから廃 れまでの推移は曲線で示され, 例えば, 感染症の拡大・収束の様子は SIR モデル (SIR: S: Susceptible, I: Infectious, R: Recovered) や SEIR モデル (SEIR: S: Susceptible, E: Exposed, I: Infectious, R: Recovered) といった理論疫学モデル²⁸⁾⁻²⁹⁾にて表される. これらのモデルで描かれる曲線のうち, 感染 を表す I (Infectious) の曲線は双曲線正割関数 (*Sech x*) と形が相似である (補足参照).

 $\bigcirc y = \operatorname{sech} x$ (双曲線正割関数)

$$y = \frac{2}{Aexp(Bx) + Cexp(-Dx)}$$

上記の数式を用いて,各波の陽性者数の推移に対する近似曲線を求め,その差を算出した.近似には 最小二乗法を用い,上記 A, B, C, Dの4つのパラメーターを推定した.

近似曲線の値と陽性者数の値の差は疫学に基づく値と陽性者数の差を表す.繰り返しになるが,この値は緒論末尾にて述べた陽性者数の増減にほかならない.なお,全国(第1波,第2波,第3波),および,北海道(前半部,後半部)では曲線近似を行った全データを用いたが,道内都市(札幌,旭川)では曲線近似を行った後に降雪期間のみを抽出した(Fig.5, Fig.6).







Fig.6 札幌の曲線近似

3-4 季節調整

電力消費は夏季,冬季における冷暖房の使用に代表されるように季節変動がある.そのため,これに 伴う電力供給量にも季節変動が反映されうると考えた.そこで,電力供給実績量のデータには四半期 (第1半期:4~6月,第2半期:7~9月,第3半期:10~12月,第4半期:1~3月)ごとの変動があると 仮定して,元々のデータを季節変動成分,残差,トレンドへと分解して季節調整を実施した.具体的な 処理としては,元データから季節変動成分を差し引くことで季節調整済みデータを作成した.

なお,季節調整は2-4に掲げた主要10社のデータについて,感染拡大以前(2019/01/01~2020/12/31)と対象期間(2020/02/15~2021/02/16)のそれぞれを対象として実施した.

3-5 同月同曜日平均

道内都市の人流データおよび,電力供給実績量のデータには曜日ごとの多少がある.また,平日・土 日祝日による変動も含まれうる.そこで,これらのデータに対して, SARS-CoV-2の感染拡大以前

(2019/01/01 ~ 2020/12/31)のデータを用い,各月,曜日ごとの平均値を算出した.以後,この基準値のことを同月同曜日平均と呼ぶ. SARS-CoV-2 感染拡大以前の同月同曜日平均と感染拡大以後の値から,上記 2 つのデータの増減を算出した.なお,祝日の場合は日曜日平均の値と比較した.

また, Google のデータの形式が感染拡大前後の変化の割合であったのに対して, 道内都市の人流デ ータは人数の形式であった. そこで, 道内都市の人流データに同月同曜日平均と対象期間 (2020/02/15 ~ 2021/02/26)の値を併せて, 人流の増減を表す割合データとなるように処理した. 加えて, 電力供給 実績量のデータには季節調整済みデータを用い, 全国では主要 10 社の電力供給実績量の偏差の合算 値を, 北海道では北海道電力の偏差を算出した.

3-6 ARIMA モデル³⁰⁾

株式市場の開放日が月曜日から金曜日であるため,日経平均株価のデータには土日祝日の値が存在 しない.そこで,日経平均株価の過去データ(1991/01/04 ~ 2021/02/22)を学習データとして,AR(自 己回帰モデル)と MA(移動平均モデル)を掛け合わせた ARIMA モデル(自己回帰和分移動平均モ デル)により,土日祝日の値を信頼係数95%にて点推定して,先述の陽性者数,気象,人流,電力供給実 績量のデータと標本数が合うようにデータを補填した.なお,補足として,ARIMA モデルは時系列デー タの推定に用いられる一般的なモデルの1つであることを申し添える.

3-7 構造方程式モデリング

3-7-1 パス解析

陽性者数の増減に係る人流,気象要素の直接効果・間接効果を検討するために全国(第1波,第2波, 第3波),北海道(前半部,後半部),道内都市(降雪期間)のそれぞれに対して,Rのパッケージ "*lavaan*"を利用し,最小二乗法による母数の推定を行った.また,本研究では偏相関係数,標準偏回帰 係数を算出したが,これらの係数は下記の数式により算出される.なお,偏相関係数に関しては,対象 とする2つの要素以外の要素の影響をすべて取り除いたものを算出したため1次の偏相関係数を拡 張したn次の偏相関係数となる.また,パス解析では全国,北海道,道内都市という3つの画分ごとに 対象とする変数が変わり,それに伴い説明変数,応答変数も変わる.そのため,下記の各数式における 記号(*xやy*)の説明は列挙しきれず,その表記を割愛した.

○ *r_{xy·z}* = 1 次の偏相関係数³¹⁾

$$r_{12\cdot 3} = \frac{r_{12} - r_{13}r_{23}}{\sqrt{(1 - r_{13}^2)(1 - r_{23}^2)}}$$

○ r_{12*34…(n+2)} = n 次の偏相関係数³¹⁾

$$r_{12*34\cdots(n+2)} = \frac{r_{12*34\cdots(n+1)} - r_{1(n+2)*34\cdots(n+1)}r_{2(n+2)*3\cdots(n+1)}}{\sqrt{\left(1 - r_{1(n+2)*34\cdots(n+1)}^{2}\right)\left(1 - r_{2(n+2)*34\cdots(n+1)}^{2}\right)}}$$

〇 β = 偏回帰係数³²⁾⁻³⁵⁾

$$\beta = \frac{\sum_{i=1}^{N} (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^{N} (x_i - \bar{x})^2}$$

〇β* = 標準偏回帰係数³²⁾⁻³⁵⁾

$$\beta^* = \beta \sqrt{\frac{SS_x}{SS_y}} = \beta \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N} (x_1 - \bar{x})^2}{\sum_{i=1}^{N} (y_1 - \bar{y})^2}}$$

SS_x: 変数 x の平方和, SS_v: 変数 y の平方和

次に,解析結果を表すパス図を作成した.パス図における各変数の呼称と表記は Table.3 の通りである.また,以後,パス図が登場するが,この図の解釈については補足を参照されたい.

なお,以上の実施には R, version 4.0.4 (R Core Team, 2021)³⁶と Ωnyx³⁷を使用した.

大区分	小区分	データ名称	パス図中の表記
疾患	疾患	陽性者数の増減	陽性者数
気象	気象	日平均気温	平均気温
		日寒暖差	寒暖差
		前日差	前日差
		降雪量	降雪量
		日最深積雪	最深積雪
人流	人流	小売店と娯楽施設	小売・娯楽
	(全国・北海道)	食料品店と薬局	食料・薬
		公園	公園
		公共交通機関	乗換駅
		(地下鉄・バス・電車など)	
		職場	職場
		住居	住居
	人流	9:00の人流	人流 (9:00)
	(道内都市)	15:00の人流	人流 (15:00)
		20:00 の人流	人流 (20:00)
社会	電気	9:00の電力供給実績量	電力 (9:00)
		12:00 の電力供給実績量	電力 (12:00)
		15:00の電力供給実績量	電力 (15:00)
		18:00の電力供給実績量	電力 (18:00)
		21:00 の電力供給実績量	電力 (21:00)
	経済	日経平均株価 (日経 225) 終値	日経 225

Table.3 各種要素の呼称と表記

3-7-2 適合度指標

3-7-1 のパス解析では, 個々のパスの有意確率(p値)と適合度指標の高低から当てはまりの良さを 評価した.また,本研究では単一の適合度指標を用いて偏った結果となることを防ぐために5つの適合 度指標を用いた.以下にこれらの指標とそれらの意味を簡潔に記す.なお,各指標の数式を用いた表現 は補足を参照されたい.

適合度指標	意味
CFI	独立モデルとの比較に基づく指標.
	一般に, 0.95 以上であればよいモデルと判断する.
GFI	残差の大きさや分散の説明率に基づく指標.
AGFI	値の大きさは GFI ≧ AGFI であり,1 に近いほど当てはまりが良いとする.
SRMR	残差の大きさや分散の説明率に基づく指標.
	0に近いほど良好と判断する.
RMSEA	非心度に基づく指標.
	0.1 以上で当てはまりが悪いと判断し, 0.05 以下を良好とする.

Table.4 適合度指標の種類³⁸⁾⁻⁴⁴⁾

第4章 結果·考察

4-1 全国

第4章では全国,北海道,道内都市の3つの画分を対象としたパス解析の結果を示す.各パス図には 気象要素から人流に架かるパス,人流間のパスなど,種々の経路が散見されるが,本章では気象,人流, 陽性者数の増減(以下,陽性者数と表記)の3要素に焦点を当て,気象要素から陽性者数に係る直接効 果あるいは間接効果を検討した.なお,簡単のために,パス図中の矢印のうち直接効果を示すものを赤 紫色で,間接効果を表すものを緑色で表した.

はじめに,全国における第1波,第2波,第3波のパス図を示す.Fig.7(a)より,第1波では平均気温, 寒暖差が直接的に陽性者数と関係していた可能性が見出された.また,パス係数の符号から,平均気 温の上昇は陽性者数の増加に作用したが,他方,寒暖差の増大は陽性者数の減少に作用した可能性が 示唆された.なお,本結果は平均気温と新規陽性者数との関連性を述べた先行研究^{6,8)}と異なる.我が 国や海外都市を対象とした先行研究では平均気温の低下が陽性者数の増加に作用した可能性が述べ られている.この要因として,これらの研究は感染拡大の極めて早い時期のみを解析対象としている ために標本数が十分ではなかったこと,および,これらの研究では新規陽性者数そのものを対象とし ているが,本研究では陽性者数の増減に焦点を当てており,対象が異なるために差異が生じたと考え る.

次に, Fig.7(b)より,第2波では寒暖差が人流を介して間接的に陽性者数と関係していた可能性が 示唆された.このような寒暖差の人流を介した陽性者数への間接効果は一連のパス係数の積で表され, この効果を概算すると-0.11であった.この値は第1波における寒暖差から陽性者数に係る直接効果に 比べてやや小さいが,ともにパス係数の符号が負であることから第2波でも第1波と同様に.寒暖差の 増大は陽性者数の減少に作用した可能性が示された.

他方,第3波では人流から陽性者数に架かるパスのみが見られ,第1波,第2波で認められた平均気 温,寒暖差から陽性者数に架かるパスは無かった(Fig.7 (c)).

なお, 適合度指標により各波のパス図を評価すると十分な当てはまりであった(Table.5).



(a) 全国1波のパス図



(b) 全国 2 波のパス図



(c) 全国 3 波のパス図

Fig.7 全国のパス図

[要素の色] 淡青: 気象, 赤: 人流, 白: 人流, シアン: 陽性者数
[数字] 黒字: パス係数, 青字: 決定係数
[矢印] 片矢印: 因果関係, 両矢印: 共変関係
[p 値] * p<0.1, ** p<0.01, *** p<0.001

Table.5 全国の適合度指標の高低

適合度指標	第1波	第2波	第3波
CFI	1.000	1.000	1.000
GFI	0.994	0.999	1.000
AGFI	0.983	0.990	0.998
SRMR	0.043	0.014	0.018
RMSEA	0.000	0.000	0.000

4-2 北海道

Fig.8(a)より,前半部では全国の第1波と同様に平均気温,寒暖差の陽性者数に係る直接効果が見 受けられた.また,パス係数の符号も第1波と同様であった.他方,後半部では人流と気象の関わりのみ が示され,気象から陽性者数に架かるパスは無かった.なお,適合度指標によりパス図を評価すると十 分な当てはまりであった(Table.6).

しかしながら, 全国, 北海道のパス図にはパスの向きやパス係数の符号から判断して常識に反する 部分も見受けられた. この理由として, 標本数, 変数の不足や直接観察されない要素, すなわち, 潜在因 子の存在が考えられる.



(a) 北海道前半部のパス図



(b) 北海道後半部のパス図

Fig.8 北海道のパス図

[要素の色] 淡青: 気象, 赤: 人流, 白: 人流, シアン: 陽性者数 [数字] 黒字: パス係数, 青字: 決定係数 [矢印] 片矢印: 因果関係, 両矢印: 共変関係 [p 値] * p<0.1, ** p<0.01, *** p<0.001

Table.6 北海道の適合度指標の高低

適合度指標	前半部	後半部
CFI	1.000	1.000
GFI	0.992	0.996
AGFI	0.971	0.975
SRMR	0.040	0.036
RMSEA	0.000	0.000

4-3 道内都市

Fig.9(a)より,札幌では降雪量,最深積雪の増大はそれぞれ 20:00の人流を媒介して,間接的に陽性 者数の減少,増加をもたらした可能性が見出された.このような降雪量,最深積雪の人流を介した陽性 者数への間接効果を概算すると,それぞれ-0.05,0.22であった.他方,20:00の人流から陽性者数へのパ ス係数は 0.35 であり,札幌における陽性者数の増減に関係する各要素の効果は降雪量,最深積雪の間 接効果に比べて,人流の直接効果のほうが高いことが分かった.

一方で, Fig.9(b)より, 旭川では降雪量, 最深積雪がそれぞれ人流を経由せず, 陽性者数に対して直接的に作用していた.また, 札幌のパス図で見られた人流から陽性者数に架かるパスが存在せず, 降雪量, 最深積雪の直接効果のみが認められた.

以上より,両都市では間接効果,直接効果という形態の違いはあるが,降雪量,最深積雪は陽性者数の 増減と無関係ではないことが明らかになった.この形態の違いは札幌,旭川における雪の降り方の違 いや地下鉄や路線バス等の交通網の発展度合の差によるものと考える.

また,パス係数の符号から,札幌,旭川ともに降雪量の増加が陽性者数を減少させたこと,最深積雪の 増大が陽性者数の増加に作用した可能性が示唆された.

なお,適合度指標によりパス図を評価すると十分な当てはまりであった(Table.7).



(b) 旭川

Fig.9 道内都市(降雪期間)のパス図

[要素の色] 淡青: 気象, 白: 人流, シアン: 陽性者数 [数字] 黒字: パス係数, 青字: 決定係数 [矢印] 片矢印: 因果関係, 両矢印: 共変関係 [p 値] * p<0.1, ** p<0.01, *** p<0.001

Table.7 道内都市の適合度指標

適合度指標	札幌	旭川
CFI	1.000	1.000
GFI	0.997	0.992
AGFI	0.991	0.968
SRMR	0.033	0.045
RMSEA	0.000	0.013

第5章結論

本研究ではパス解析により,第1に全国,北海道を対象に過去の陽性者数の増減に係る気象要素と人 流等の社会的な要素の直接効果,間接効果の高低を検討した.また,第2に道内都市(札幌・旭川)を 対象として降雪と陽性者数の増減の関わりを考察した.

はじめに,全国,北海道の結果より,気温と陽性者数の増減に関して,全国の第1波,第2波および,北 海道の前半部では気象が直接または間接的に陽性者数の増減に関係した可能性が示唆された.他方, 全国の第3波,北海道の後半部では気象と陽性者数の増減に架かる有意なパスは見出されなかった.こ れより,初期の感染拡大時には気象が陽性者数の増減に影響したが,後の感染拡大時には気象に取っ て代わり,人流等の別の要素が陽性者数の増減に関係した可能性が示された.この要因として,ウイル スの変異による温度耐性の変化や SARS-CoV-2 の蔓延に対する人々の慣れや行動変容が考えられる.

次に, 道内都市の結果より, 札幌, 旭川ではともに降雪が陽性者数の増減に関係したことが示唆され た.しかし, パス係数の符号を確認すると, 両都市ともに降雪量は負であったが, 最深積雪は正であった. また, 札幌では降雪量, 最深積雪がともに 20:00 の人流を介して陽性者数の増減に作用したが, 旭川で はこれらが直接, 陽性者数の増減と関わっていた. すなわち, 降雪と陽性者数の増減の関係は札幌では 間接効果として現れたが, 旭川では直接効果として現れたといえる. この差は両都市にて雪の降り方 が異なること, 2都市における地下鉄や路線バス等の公共交通機関の発達の程度が異なることに由来 すると考える.

謝辞

本研究を進めるにあたり,研究意義,研究価値,論理構成などに関して,大変熱心なご指導をいただ きました立花義裕教授には深く感謝いたします.また,地球環境学教育コースの先生方には,中間発表, 最終発表において,データ処理や統計に関して,貴重なご意見をお寄せいただきました.これらの機会 を通じて,多彩な意見・考えに触れ,それらを研究へと反映することで少なからず内容に磨きをかけ ることができたと認識しています.ここに感謝の意を表します.

さらに, 気象・気候ダイナミクス研究室の皆様におかれましては, 日々の研究ゼミにおける指摘や 統計手法のご教授, また, 中間発表, 最終発表の打ち合わせや発表練習, そして, 発表の要旨やパワーポ イントの理解や色彩, デザインに関する助言等を多数お寄せいただき, 大変お世話になりました. 新潟 大学理学部の安藤雄太特任助教, また, 同研究室の春日悟研究員, 加藤茜氏, 中村祐貴氏, 竹端光希氏, 松 田佳奈氏, 山中晴名氏, 加えて, 同期や後輩の皆様に感謝いたします.

併せて, 筆者の対象は他者が研究している純粋な気象現象に関するものではなく, 感染症, 人流, 気 象といった種々の要素を含む複合的なもの, いわば, いささか特殊なテーマでありました. しかしなが ら, 皆様の助言, ご指導により, このような形としてまとめ上げることができました. 終わりに, 本研究 の遂行において, 関わっていただいたすべての皆様に重ねて, 感謝申し上げます. 下記に,参考・引用文献として用いた新聞,書籍,論文等の情報を示した.なお,URLはすべて 2022 年 3 月 1 日にアクセスし有効であることを確認した.

1) 病は気象から, 日本経済新聞, 2007-01-21, 朝刊, p.10, 日経テレコン

URL:https://t21.nikkei.co.jp/g3/ATCD017.do?keyPdf=20070121NKMMZ4UK0000B7%5CNKM%5C10%5 C10%5C01%5C%5C1965%5CY%5C%5C2007%2F0121%2F20070121NKMMZ4UK0000B7.pdf%5CPDF %5C20070121%5C708645eb&analysisIdentifer=fromSearchArt&analysisPrevActionId=ATCD016

2)株式会社ウェザーニューズ,天気痛予報

URL: https://weathernews.jp/s/pain/

3) 病原体, 気温上昇で耐熱性, 日本経済新聞, 2021-09-05, 朝刊, p.26, 日経テレコン

URL:https://t21.nikkei.co.jp/g3/ATCD017.do?keyPdf=20210905NKMMY130102301%5CNKM%5C26%5C 26%5C001%5C%5C1997%5CY%5C%5C2021%2F0905%2F20210905NKMMY130102301.pdf%5CPDF%5 C20210905%5C8fe22bd8&analysisIdentifer=fromSearchArt&analysisPrevActionId=CMNUF10

4) まん延防止 3 月 6 日まで延長 福岡、佐賀、鹿児島など政府決定, 西日本新聞, 2022-2-19, 西日本 新聞 me

新聞 me

URL: https://www.nishinippon.co.jp/item/n/879046/

5) Rashed E.A. and Hirata, A (2021) One-Year Lesson: Machine Learning Prediction of COVID-19 Positive Cases with Meteorological Data and Mobility Estimate in Japan. *Int. J. Environ. Res. Public Health*, 18, 5736.
6) Rosario DKA, et al. (2020) Relationship between COVID-19 and weather: Case study in a tropical country. *Int J Hyg Environ Health*, 229, 113587.

7) M. Ujiie, et al. (2020) Effect of temperature on the infectivity of COVID-19. *Int. J. Infect. Dis*, **95**, 301-303.

8) Rashed, E.A., et.al. (2020) Influence of Absolute Humidity, Temperature and Population Density on COVID-19 Spread and Decay Durations: Multi-Prefecture Study in Japan. *Int. J. Environ. Res. Public Health*, 17, 5354.

9) Kodera S, et.al. (2020) Correlation between COVID-19 Morbidity and Mortality Rates in Japan and Local Population Density, Temperature, and Absolute Humidity. *Int J Environ Res Public Health*, 17, 5477.
10) Pei-ChihWu, et al. (2007) Weather as an effective predictor for occurrence of dengue fever in Taiwan. *Acta Tropica*, 103, 50-57.

11) 厚生労働省, 新規陽性者数の推移(日別)

URL: https://www.mhlw.go.jp/stf/covid-19/open-data.html

12) 気象庁, 過去の気象データ

URL: https://www.data.jma.go.jp/obd/stats/etrn/index.php

13) Google, COVID-19 コミュニティモビリティレポート

URL: https://www.google.com/covid19/mobility/?hl=ja

14) 北海道,新北海道スタイル

URL: https://newhokkaidostyle.jp/top/

15) ほくでんネットワーク,過去の電力使用状況データ

URL: http://denkiyoho.hepco.co.jp/area_download.html

16) 東北電力ネットワーク, 過去実績データ

URL: https://setsuden.nw.tohoku-epco.co.jp/download.html

17) 東京電力パワーグリッド,過去の電力使用実績データ

URL: https://www.tepco.co.jp/forecast/html/download-j.html

18) 中部電力パワーグリッド, 過去実績データ

URL: https://powergrid.chuden.co.jp/denkiyoho/

19) 北陸電力送配電,電力使用状況データ

URL: https://www.rikuden.co.jp/nw/denki-yoho/index.html

20) 関西電力送配電,電力使用状況データ

URL: https://www.kansai-td.co.jp/denkiyoho/

21) 中国電力ネットワーク,供給区域の需給実績

URL: https://www.energia.co.jp/nw/service/retailer/data/area/

22) 四国電力送配電,四国エリアの需給データ

URL: https://www.yonden.co.jp/nw/denkiyoho/download.html

23) 九州電力送配電,電力使用状況データ

URL: https://www.kyuden.co.jp/td_power_usages/pc.html

24) 沖縄電力,過去の電力使用実績

URL: https://www.okiden.co.jp/denki2/dl/

25) Macrotrends LLC, Nikkei 225 Index

URL: https://www.macrotrends.net/2593/nikkei-225-index-historical-chart-data

26) Q Li, et al. (2020) Early Transmission Dynamics in Wuhan, China, of Novel Coronavirus–Infected Pneumonia. *N Engl J Med*, **382**, 1199-1207.

27) 札幌管区気象台, 雪の初日 2021 寒候年(2020 年 8 月~2021 年 7 月)

URL: http://www.data.jma.go.jp/sapporo/tenki/snow-frost-ice/snow_previous.html

28) 鈴木 絢子, 西浦 博, (2020) 感染症の数理モデルと対策, 日内会誌 109 (11) 2276-2280

29) 垣田 高夫, 大町 比佐栄 (1990) 日本評論社, 微分方程式で数学モデルを作ろう

30) 金 明哲 (2007) 森北出版, R によるデータサイエンス

31) 日下部 眞一 (2013) Spurious Correlations Revisited : A second-order partial correlation is useful for the

test of causal relation among social variables. 広島大学大学院総合科学研究科紀要. II, 環境科学研究, 8, 1-16

32) 豊田 秀樹 (2012) 東京図書, 回帰分析入門—R で学ぶ最新データ解析

33) 豊田 秀樹 (2017) 東京図書,もうひとつの重回帰分析

34) 高遠 節夫 ほか (2013) 大日本図書, 新確率統計

35) 永田 靖, 棟近雅彦 (2001) サイエンス社, ライブラリ新数学大系 E20 多変量解析法入門

36) R Core Team (2021) R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical

Computing, Vienna, Austria.

37) Ωnyx- Structural Equation modeling

URL: https://onyx-sem.com/

38) 星野 崇宏 ほか (2005) 構造方程式モデリングにおける適合度指標とモデル改善について: 展望と

シミュレーション研究による新たな知見. 行動計量学, 32(2)209-235

39) 豊田 秀樹 (2015) 東京図書, 共分散構造分析 [R 偏] 構造方程式モデリング

40) 緒賀 郷志 (2019) 東京図書, R による心理・調査データ解析 第2版

41) 豊田 秀樹 (1998) 朝倉書店, 共分散構造分析 入門編―構造方程式モデリング (統計ライブラリー)
42) 豊田 秀樹 (2003) 朝倉書店, 共分散構造分析 疑問編―構造方程式モデリング (統計ライブラリー)
43) 豊田 秀樹 (2012) 朝倉書店, 共分散構造分析 数理編―構造方程式モデリング (統計ライブラリー)
44) 宇佐美 広介 ほか (2015) 培風館, 実例詳説 線形代数

補足

S-1 Google の人流データ¹³⁾

本データは Google モビリティレポートに記載されている様々なカテゴリの場所における移動傾向 を地域別にまとめたものであり,同レポートは Google アカウントのロケーション履歴の設定(デフォ ルトではオフ)をオンにしているユーザーから集計されたデータを集計のうえ,匿名化したものを用 いて作成されたものである.

本データは Table.1 に示したように人流を 6 つのカテゴリの場所へと分類している. Google では類 似する特性を持つ場所を同じカテゴリに含めており, 例えば, 食料品店と薬局は生活に必要不可欠な 訪問場所としてみなされる傾向があるため, 同一のカテゴリに集約されている.

また,6 つのカテゴリには多様な場所が含まれ,中にはカテゴリ名からは推測しにくいものもある. 以下に, Google の HP に記されている,推測しにくい2 つのカテゴリに属する場所の一部を示した.な お, Google によれば,通常,公園とは正式な国立公園のことを指し,地方にある一般的な屋外施設は同 カテゴリの対象としないことにしている.

Table.8 推測しにくいカテゴリの一部

大分類	場所の例
公園	庭園, 城, 国有林, キャンプ場, 展望台
公共交通機関	地下鉄駅, 海港, タクシー乗り場, サービスエリア, レンタカー代理店

さらに、本データを構成する集団は定常ではなく、時間経過とともにロケーション履歴の設定の変 更や移住、あるいはリモートワークの選択などにより、集団が変化する可能性がある.また、各カテゴ リに属する場所に対する Google の認識が変わる可能性もある.例えば、店舗の移動や起業、廃業等に伴 い、Google が特定の地域の店舗に関する情報を更新した場合がこれに該当する.

S-2 理論疫学モデル²⁸⁾⁻²⁹⁾

感染の拡大・収束の様子を表す理論疫学モデルとして, SIR モデルや SEIR モデルが知られている. これらのモデルで表される曲線のうち,I(感受性)の曲線の形状は双曲線正割関数(*Sech x*)と相似 である.実際に Fig.5, Fig.6 にて赤色で示した近似曲線と SIR, SEIR モデルの I の曲線を見比べると形 状が類似していることが見て取れる.なお,補足として,これらのモデルを表す数式と,簡単のために, 1000人からなる架空の集団内にて1人の感染者が出た場合,その集団における100日間のS(感受 性), E(露呈), I(感染性), R(回復)の推移を表したものを掲載した.

$$\begin{cases} \frac{dS(t)}{dt} = -\beta S(t)I(t) \\ \frac{dI(t)}{dt} = \beta S(t)I(t) - \gamma I(t) \\ \frac{dR(t)}{dt} = \gamma I(t) \end{cases}$$

β: 単位時間当たりの感染率, γ: 単位時間当たりの回復や隔離による除去率



Fig.10 SIR モデル

上:モデルを表す数式,下:架空の集団における人口の推移

$$\begin{cases} \frac{dS(t)}{dt} = -\beta S(t)I(t) \\ \frac{dE(t)}{dt} = \beta S(t)I(t) - \varepsilon E(t) \\ \frac{dI(t)}{dt} = \varepsilon E(t) - \gamma I(t) \\ \frac{dR(t)}{dt} = \gamma I(t) \end{cases}$$

β:単位時間当たりの感染率, γ:単位時間当たりの回復や隔離による除去率 ε:感染性待ち時間の逆数



Fig.11 SEIR モデル

上: モデルを表す数式,下:架空の集団における人口の推移



Fig.12 架空データのパス図

ここでは,架空のデータを用いて作成した図を例に挙げて,パス図の解釈について述べた.上記のパ ス図は本編と同様,4つの要素(人流,気象,社会,陽性者数)を含むものであり,図からそれぞれの 変数間の関わりがうかがえる.

はじめに,パス図中の数字に注目されたい.図には黒色と青色の2種類の数字がある.このうち,黒色の数字はパス係数を表し,青色の数字は決定係数を表す.

次に矢印について言及する. 図中には両矢印, 片矢印の2つが混在している. 例えば, 人流と社会の間 に配置された矢印は両矢印であるが, 社会と陽性者に架かる矢印は片矢印である. 両矢印は共変関係 を表し, 片矢印は因果関係を意味する.

続いて, 変数間の関係性について述べる. 本編でも述べた内容ではあるが, 上記パス図のうち, 人流, 気象, 陽性者の3要素に注目されたい. これらのうち, 人流, 気象から陽性者に架かる矢印に注目すると, その経路は2種類存在する. それらは図にて赤色で示した気象から陽性者数に直接架かるパス, および, 緑色で示した気象が人流を経由して, 間接的に陽性者数に架かるパスの2つである. このうち, 前者を直接効果, 後者を間接効果と呼ぶ. 直接効果, 間接効果の高低はパス係数の大小で表現することが可能である. なお, 直接効果は単一のパス係数で表されるのに対して, 間接効果はパス係数の積で表される. このことを上記のパス図にて検討すると, 陽性者に関係する効果に関して, 気象からの直接効果は0.50, 気象・人流による間接効果は0.31 (0.72×0.43) であり, 本事例では気象が人流を媒介した間接効果よりも気象由来の直接効果のほうが高いと解釈される.

S-4 適合度指標と線形代数³⁹⁾⁻⁴⁴⁾

S-5 に示した適合度指標の式中には行列に関する項がある.以下では,後に現れる共分散行列,逆行列,トレースに関して簡潔に書き表した.はじめに,共分散行列についてである.これは共分散を並べたものであり,例えば,標本共分散行列は下記のように書ける.なお,行列中の*i*,*j*,*n*は要素の番号を意味する.

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} s_{11} & \cdots & s_{1j} & \cdots & s_{1n} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ s_{i1} & \cdots & s_{ij} & \cdots & s_{in} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ s_{n1} & \cdots & s_{nj} & \cdots & s_{nn} \end{bmatrix}$$

次に, GFI の式中に現れる逆行列と式変形に用いたその性質, および, トレース(正方行列の対角成 分の和)について記した. なお, パス解析に用いたデータは多変量データであり, 適合度指標の算出時 に現れる行列はより複雑なものとなるが, ここでは簡単のために 2 次正方行列 A を例にとり, これら の項目を示した.

$$\boldsymbol{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}$$

○ 逆行列 **A**⁻¹

$$A^{-1} = \frac{1}{a_{11}a_{22} - a_{12}a_{21}} \begin{bmatrix} a_{22} & -a_{12} \\ -a_{21} & a_{11} \end{bmatrix}$$

○ 逆行列の性質(Ⅰは単位行列)

$$A A^{-1} = I$$

○ tr (A) (行列 A のトレース)

$$tr(A) = \sum_{i=1}^{2} a_{ii} = a_{11} + a_{22}$$

S-5 適合度指標の数式表現³⁸⁾⁻⁴³⁾

適合度指標の数式はパス解析における母数の推定方法によってその形が異なる場合がある.しかし ながら,豊田によると,それらの違いによりモデルの実質科学的な解釈が左右されることは少ないと いう.本章では母数の推定方法に最尤法を選択した場合の適合度指標を記した.これらの数式の詳細 に関しては参考・引用文献を参照されたい.なお,最尤法は最小二乗法とともにパス解析にて多用さ れる推定方法の1つである.

 \bigcirc CFI (Comparative fit index)

CFI =
$$1 - \frac{\max(\chi^2 - df, 0)}{\max(\chi_0^2 - df_0, 0)}$$

df: 分析モデルの自由度, df_0 : 独立モデルの自由度 χ^2 : 分析モデルのカイ 2 乗値, χ_0^2 : 独立モデルのカイ 2 乗値 max (A, B): A, B のうち大きい方を返す関数

 \bigcirc GFI (Goodness of fit index)

$$GFI = 1 - \frac{tr\left(\left(\Sigma(\widehat{\boldsymbol{\theta}})^{-1}\boldsymbol{S} - \boldsymbol{I}\right)^{2}\right)}{tr\left(\left(\Sigma(\widehat{\boldsymbol{\theta}})^{-1}\boldsymbol{S}\right)^{2}\right)}$$

 $S:標本共分散行列, \Sigma(\hat{ heta}): 推定された共分散行列$ <math>I: 単位行列 $A^{-I}: 行列 A の逆行列, tr (A): 行列 A のトレース$

○ AGFI (Adjusted goodness of fit index)

$$AGFI = 1 - \frac{n(n+1)}{2df} (1 - GFI)$$

n: 観測変数の個数 df: 分析モデルの自由度 GFI: 適合度指標 ○ SRMR (Standardized root mean square residual)

$$SRMR = \sqrt{\frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{i} \left(r_{ij} - \frac{\hat{\sigma}_{ij}}{s_i^2 s_j^2} \right)^2}$$

n: 観測変数の個数

 r_{ij} : 標本相関行列の ij 要素, $\hat{\sigma}_{ij}$: 推定された共分散行列 $\hat{\Sigma}$ の ij 要素

 s_i :標本共分散行列Sのi番目の対角要素, s_j :標本共分散行列Sのj番目の対角要素

○ RMSEA (Root mean square error of approximation)

$$RMSEA = \sqrt{\max\left\{\frac{\chi^2 - df}{(N-1)df}, 0\right\}}$$

N:標本数

df: 分析モデルの自由度

χ²:分析モデルのカイ2乗値

χ² – df: 非心度(理想的なモデルと分析者が仮定したモデルの乖離を表す値)