

緊急事態宣言による電力需要曲線の変化の推計

－ 人工ニューラルネットワークを用いた推計 －

永富 悠*、相澤 なつみ*、岡林 秀明*、松尾 雄司*

要旨

新型コロナウイルス感染症（COVID-19）の拡大に伴い、諸外国では経済活動の自粛および都市封鎖（ロックダウン）と呼ばれる強力な措置が実施され、経済活動に大きな影響を与えている。そして、その結果としてエネルギー需要も大きく減少していることが指摘されている。日本でも COVID-19 の拡大に伴い外出自粛の奨励を経て、緊急事態宣言が発出されるに至った。本稿では、日本を対象に COVID-19 の拡大と緊急事態宣言に伴うエネルギー需要への影響について特に毎時の電力需要への影響に着目し、分析を行った。分析には弊所で開発した人工ニューラルネットワークを用いることで気温を含む気象条件等を考慮した予測値を評価し、これと実績値と比較することで緊急事態宣言による電力需要曲線の変化を推計した。

分析より、東京エリアでの4月の電力需要の減少幅は約3.8%、5月は約9.5%と推計された。緊急事態宣言に伴う電力需要への影響は地域によって異なるが、感染者数の増加が大きい大都市圏においてより大きな影響が窺える。また、一日の時間帯別に見ても電力需要への影響は地域毎に違いがあり、地域の産業構造などを反映したものと考えられる。

1. はじめに

新型コロナウイルス感染症（COVID-19）の拡大に伴い、諸外国では経済活動の自粛および都市封鎖（ロックダウン）と呼ばれる措置が実施され、経済活動に大きな影響を与えている。また、エネルギー需要も経済活動の低迷や都市封鎖に伴う自宅待機の拡大によって幅広い部門で大きく減少している。日本でも COVID-19 の拡大によって、4月7日には東京都、埼玉県、千葉県、神奈川県、大阪府、兵庫県、福岡県の7都府県を対象に緊急事態宣言を発出し、広範囲な自粛を求めることとなった。その後、4月16日に緊急事態宣言が全都道府県に拡大されるなど、日本においても COVID-19 の拡大およびそれに伴う経済活動の低迷によってエネルギー需要についても大きな影響が指摘されている。

COVID-19 の拡大に伴う電力需要への影響に関する報告事例として、我孫子（2020）¹は、東京電力パワーグリッド管内について4月下旬時点で例年比10%弱減少したと分析している。他に資源エネルギー庁（2020）²は、2020年4月の需要実績の前年度と比較して気象補正無で▲9.2%～▲1.1%（例：東京エリアは▲4.2%）、気象補正有で▲5.0～▲1.1%（例：東京エリアは▲4.0%）と報告している。また、気象協会は、2020年6月11日付の電気新聞の紙面³において、気温の違いを考慮しても平日の需要は過去数年に比べて10%程度落ちていることを指摘し、企業活動の停滞や自粛がその要因であると分析している。COVID-19 の拡大とそれに伴う緊急事態宣言

*（一財）日本エネルギー経済研究所

¹ 我孫子 尚斗, (2020). 新型コロナによる電力需要への影響. <https://www.mri.co.jp/knowledge/mreview/202006-1.html>

² 資源エネルギー庁, (2020), 電力需給に関連する事項について,

https://www.meti.go.jp/shingikai/enecho/denryoku_gas/denryoku_gas/pdf/025_07_00.pdf

³ 電気新聞, 新型コロナで需要1割減, 2020年6月11日

による電力需要の影響を正確に分析するためには、気温含む気象条件の補正が重要である。これについて我孫子は過去3年分の同時期の日平均気温と1日の電力需要データから予測しており、気象協会は過去5年のデータより日平均気温と需要の関係から近似曲線を用いて分析している。なお、資源エネルギー庁の分析については気象補正の詳細は不明である。

本稿では、日本について COVID-19 の拡大と緊急事態宣言によるエネルギー需要への影響について、特に毎時の電力需要への影響に着目し、分析を行った。分析にあたり弊所で開発した人工ニューラルネットワークを用いることで気温を含む気象条件等を考慮した予測値を評価し、これと実績値と比較することで緊急事態宣言による電力需要曲線の変化を推計した。

2. 推計方法及び使用データ

2-1 推計方法：人工ニューラルネットワークを用いた電力需要曲線推計モデル

本稿では、人工ニューラルネットワーク (Artificial Neural Network: ANN) を用いた電力負荷曲線推計モデルを用いて COVID-19 の拡大、もしくは緊急事態宣言がなかった場合の電力需要曲線を推計し、それを電力需要の実績値と比較することにより、緊急事態宣言が電力需要曲線に与えた影響を推計した。ANN は機械学習の手法の中でも近年最も多く用いられているものの一つであり、電力需要予測に適用する研究例も多く公表されている。これは過去の「入力データ」と「出力データ」の組を多数用意し、それを「学習」させることによって予測モデルを作成し、それに新たな入力データを与えることで、それに対応する出力データを得るものである。本稿で用いたモデルは、以下のデータ (詳細は附録1を参照) を扱うものである。

入力データ：その日の暦データ (年、月、日、曜日及び祝日) 及び気象データ (気温、降水量及び全天日射量の24時間値)

出力データ：電力需要 (24時間値)

本稿では非常事態宣言による電力需要の変化を推計するため、まず COVID-19 の拡大前の状況について2012年1月1日から2020年3月1日までの入力・出力データを用いてモデルを学習させ、そのモデルに感染拡大後の日の入力データを入れて2020年5月31日までの出力データを得、それを実績値と比較している。モデルとしては、既報^{4,5}において用いたものを修正して利用した。モデルの概要を附録2に示す。

2-2 使用データ

本稿では、既報を踏まえて日本国内の10送配電電力会社のエリアごとに分析を行った。入力データとしてはその日の暦データ (年、月、日、曜日及び祝日) 及び気象データ (気温、降水量及び全天日射量の24時間値) を用いて出力データとして電力需要 (24時間値) を分析する。これより、暦データ及び気象データを考慮する形で電力需要を分析している。このように気温を含む気象条件等を考慮した予測値と実績値を比較することで、COVID-19 の拡大及び緊急事態宣言の発出に伴う影響をより正確に分析可能となる。

使用データの概要、出所などについては附録1に示す。

⁴ 松尾雄司, 大谷公哉, 柴田智文, 寄田保夫, 川上恭章, 永富悠, (2018). 人工ニューラルネットワークを用いた短期電力需要予測 — 国内10地域を対象とした検討 —. <http://eneken.ieej.or.jp/data/8106.pdf>

⁵ 柴田智文, 大谷公哉, 寄田保夫, 川上恭章, 永富悠, 松尾雄司, (2019). 人工ニューラルネットワークによる電力需要予測の影響要因評価 — 学習条件による影響 —, 『エネルギー・資源学会論文誌』, 40(5), pp. 144-153.

3. 評価結果

3-1 エリア毎の比較

本節では、まず地域毎の評価結果を示す。代表地域として東京エリアおよび電力需要の減少幅が最も大きい中部エリアの結果について詳細に示す。その後、次節において各エリアの結果を横並びで比較する。

3-1-1 東京エリア

東京エリアは日本国内で COVID-19 の感染者数が最も多く、緊急事態宣言に先立って外出自粛の呼びかけが実施されていた。また、同エリアは電力需要が国内で最大のエリアであり、特にオフィスや商業などの業務部門の需要が大きいため、外出自粛による電力需要への影響が大きいことが想定されるエリアである。

評価結果より、4月の東京の電力需要（実績値と推計値の推移）については、緊急事態宣言以前では推計値と実績値の差は大きくない（図 3-1）。その後、4月7日の緊急事態宣言発出後から実績値と推計値の差が広がり、4月後半にかけてその差が大きくなっている（図 3-2）。これより、緊急事態宣言後の外出自粛等の徹底や小売業や飲食業等の休業や製造業の事業休止などによって電力需要への影響が拡大していったと考えられる。

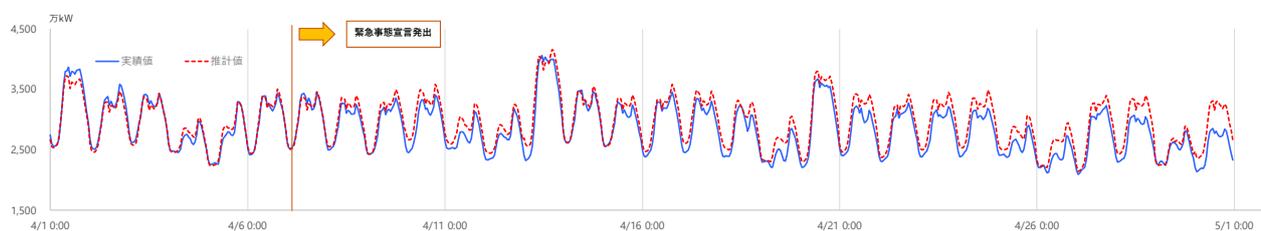


図 3-1 東京エリアの電力需要（実績値と推計値の推移）（4月）

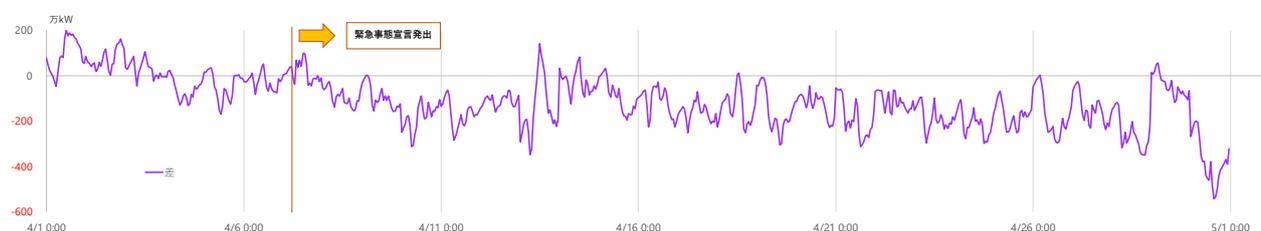


図 3-2 東京エリアの電力需要（実績値と推計値の差）（4月）

その後、5月に入り、推計値と実績値の差は更に拡大しており、大型連休中には電力需要が大きく抑制された（図 3-3、図 3-4）。外出自粛に伴う大型連休のレジャー等の自粛や連休中のイベントの中止などにより、東京エリアの人々の活動が大きく制限されたことが電力需要の減少につながったと言える。連休明けについても5月4日に緊急事態宣言が31日まで延長されることが発表されたことで、大型連休中の自粛が延長される形で電力需要の減少が継続したと言える。その後、5月25日に東京エリアに於ける緊急事態宣言の解除が発表されており、解除の決定以前からの解除観測などより、5月下旬にかけて電力需要の減少幅が縮小していることが窺える。

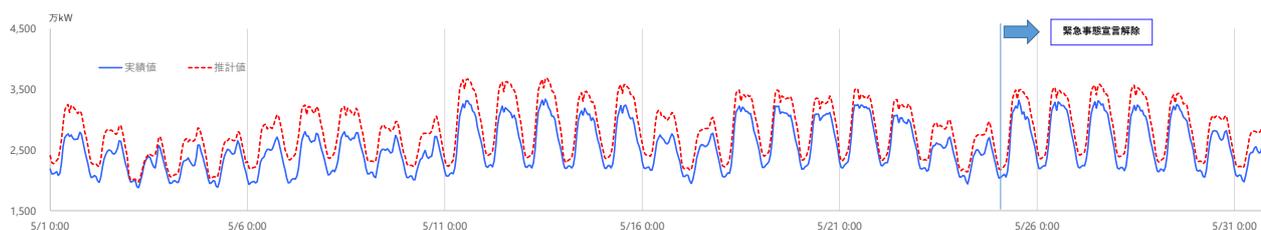


図 3-3 東京エリアの電力需要（実績値と推計値の推移）（5月）

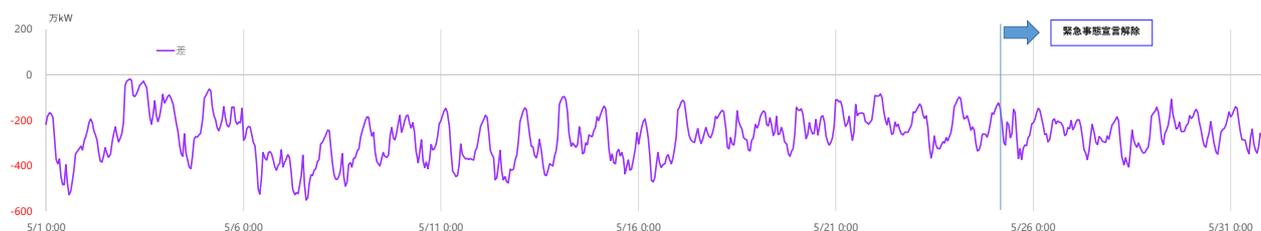


図 3-4 東京エリアの電力需要（実績値と推計値の差）（5月）

以上より、東京エリアでは特に緊急事態宣言発出後に電力需要が減少し始め、4月末からの大型連休明けにかけて電力需要の減少が大きくなっていったことが窺える。その後、緊急事態宣言の解除に向かって電力需要の削減幅が徐々に縮小していく傾向であった。東京エリアの4月の電力需要減少幅は推計値に対して約3.8%、5月は約9.5%と推計された（表 3-2、表 3-3）。

3-1-2 中部エリア

中部エリアは日本国内での COVID-19 の拡大初期段階において感染者の拡大が見られたエリアであり、4月10日に愛知県が独自の緊急事態宣言を発出したエリアである。また、自動車産業や航空機関係などの製造業を抱えるエリアであり、電力需要についても産業部門の占める割合が大きいエリアである。

評価結果より、4月の中部の電力需要（実績値と推計値の推移）については、緊急事態宣言以前から推計値と実績値の差が徐々に拡大している（図 3-5）。その後、4月16日の緊急事態宣言の対象地域の拡大を受けて中部エリアも対象となったことを受けて実績値と推計値の差が広がり、4月後半にかけてその差が徐々に拡大している（図 3-6）。これより、中部エリアでは緊急事態宣言の発出以前より、愛知県独自の取り組みや国内外に広がる製造業のサプライチェーンの影響を含めて産業全体の活動量の低下の影響もあり、4月を通じて電力需要の減少影響があったと言える。更に大型連休にかけて製造業関連に加えて、小売業や飲食業等の休業等も広がることで電力需要への影響が拡大していったと考えられる。

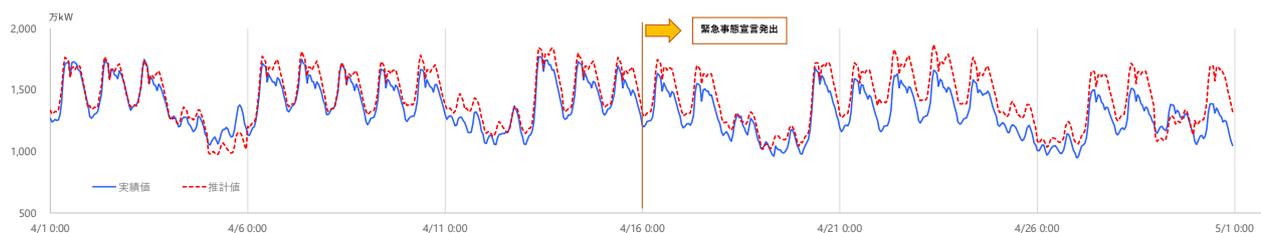


図 3-5 中部エリアの電力需要（実績値と推計値の推移）（4月）

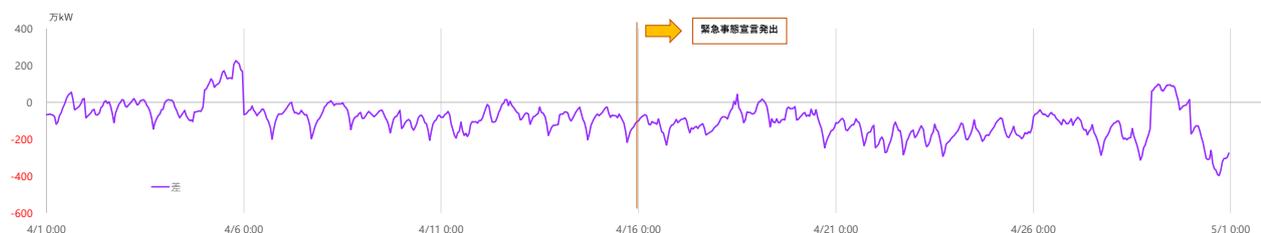


図 3-6 中部エリアの電力需要（実績値と推計値の差）（4月）

5月に入り、推計値と実績値の差が4月よりも更に拡大しており、大型連休中に電力需要が大きく抑制されたと言える（図 3-7、図 3-8）。これは、東京エリアと同様に外出自粛に伴うレジャー等の自粛や連休中のイベン

トの中止などにより、人々の活動が大きく制限されたことが電力需要の減少につながったと考えられる。大型連休中の5月4日に緊急事態宣言が31日まで延長されることが発表されたものの、中部エリアでは新規感染者数の増加速度が鈍化していたことで早期に緊急事態宣言が解除されるとの観測もあり、大型連休明けから徐々に電力需要減少幅が縮小した。その後、5月14日の緊急事態宣言の解除が発表され、5月下旬にかけて電力需要の減少幅が縮小した。

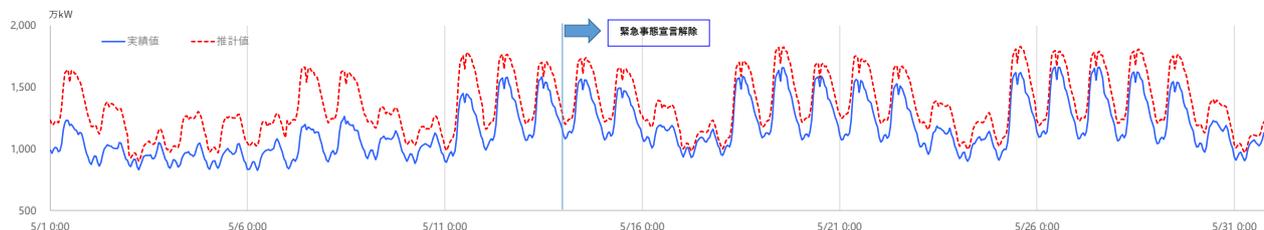


図 3-7 中部の電力需要（実績値と推計値の推移）（5月）

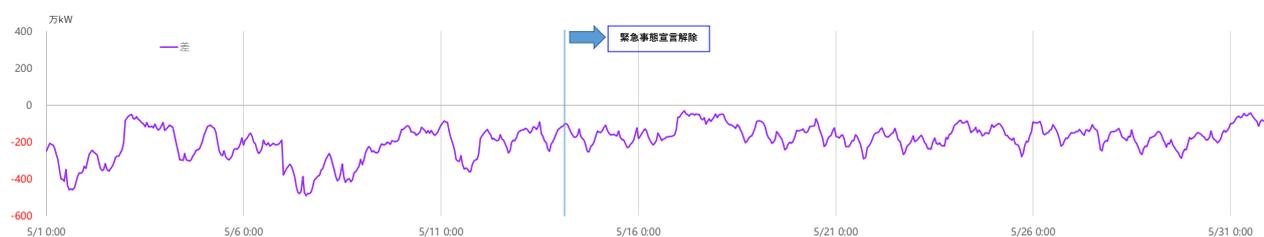


図 3-8 中部エリアの電力需要（実績値と推計値の差）（5月）

以上より、中部エリアでは特に緊急事態宣言発出以前より電力需要が減少し始めており、これが4月末からの大型連休明けにかけて大きくなっていったことが窺える。その後、大型連休明けの緊急事態宣言の解除に向かって電力需要の削減幅が徐々に縮小していく傾向であった。また、中部エリアの4月の電力需要減少幅は約6.4%、5月は約14.0%と推計された（表3-2、表3-3）。

3-1-3 東京エリアと中部エリアの一日の需要曲線の比較

東京エリアと中部エリアでの分析結果より、いずれも緊急事態宣言の影響等により電力需要が減少した。特に中部エリアでは電力需要の減少幅が他エリアに比較して大きく、COVID-19に伴う外出自粛ならびに産業への影響が大きいエリアであったと言える。

電力需要曲線の変化については、緊急事態宣言がない状況を想定した推計値に対して緊急事態宣言発令時の毎時の電力需要の変化を分析すると、東京エリアは比較的フラットに5%から10%程度減少しているのに対して、中部エリアでは特に17時前後で15%を超える需要減が見られており、時間による電力需要への影響の違いが窺える（図3-9）。本分析はエリア全体のマクロの電力需要データを用いた分析であるため時間帯別の電力需要の変化について部門別もしくはエリア内の地域別まで踏み込んだ分析は難しい。部門別の違いに関する一つの仮説としては、中部エリアでは電力需要に占める製造業の割合が大きいため、他のエリアでも考えられる小売業や飲食業等の休業の影響に加えて製造業の需要の変化が全体の時間帯別需要の変化により大きく影響を与えているのではないかと考えたことも考えられる。

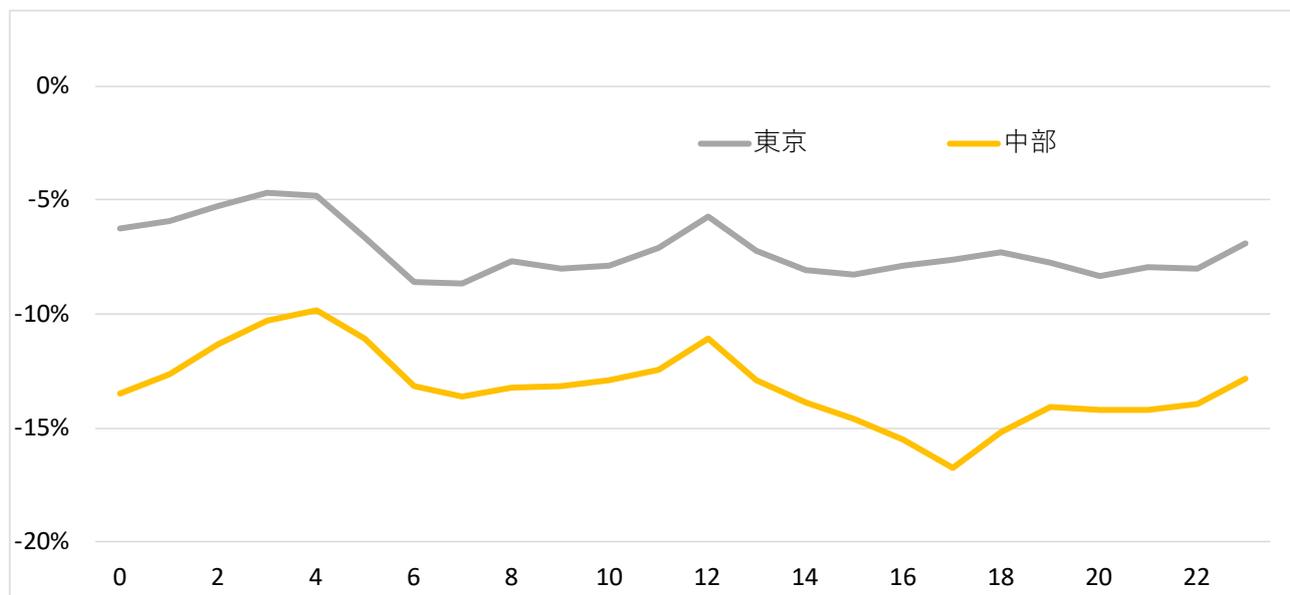


図 3-9 推計値に対する緊急事態宣言発令期間中における電力需要の時間帯別変化率
(東京エリアと中部エリア)

3-2 エリア間の比較

本節では、各エリアの分析結果を月ごとに比較することで、地域間の違いおよび緊急事態宣言含む新型コロナウイルス対策の進展に伴う影響の変化について示す。

3-2-1 3月の電力需要

3月は特に大都市圏および北海道を中心に感染者の増加が見られていたが、緊急事態宣言は発出されておらず、各自治体の取り組みや自粛の奨励と言う形で経済活動への影響、電力需要への影響が出た時期であった。電力需要の影響も比較的軽微であるが、東京、関西エリアでは他エリアよりもやや需要の減少幅が大きい。

表 3-1 3月の電力需要の平均値 (万 kW)

	実績値	推計値	変化率	(参考) 2019年実績
北海道	367	367	0.0%	370
東北	950	962	-1.2%	977
東京	3,167	3,209	-1.3%	3,195
中部	1,507	1,521	-0.9%	1,556
北陸	341	341	0.0%	351
関西	1,588	1,620	-2.0%	1,662
四国	304	302	0.7%	308
中国	674	681	-1.0%	690
九州	931	940	-0.9%	949
沖縄	77	78	-0.9%	76

(出所) 2019年実績は2020年と比較して曜日調整を行った期間の値。以下同様

3-2-2 4月の電力需要

4月に入り、4月7日に7都府県を対象にした緊急事態宣言が発出され、続く4月16日の緊急事態宣言が全都道府県に拡大されたことにより、全国的な対策の進展と幅広く外出の自粛が求められた。この結果、3月と比較して需要への影響の地域差が拡大しており、中部、関西、沖縄の減少幅が大きい。

表 3-2 4月の電力需要の平均値 (万 kW)

	実績値	推計値	変化率	(参考) 2019年実績
北海道	325	330	-1.6%	323
東北	876	879	-0.3%	873
東京	2,853	2,966	-3.8%	2,910
中部	1,346	1,439	-6.4%	1,386
北陸	314	319	-1.6%	312
関西	1,453	1,528	-4.9%	1,493
四国	282	281	0.2%	275
中国	615	603	2.0%	616
九州	860	879	-2.2%	862
沖縄	74	78	-5.2%	82

3-2-3 5月の電力需要

5月に入り、大型連休中の外出の自粛によってレジャー関連の経済活動が縮小したことで同期間では全てのエリアで電力需要の大きな減少が見られた。連休明けの5月14日から緊急事態宣言は段階的に解除され、同月25日には東京、神奈川、千葉、埼玉の1都3県と北海道について緊急事態宣言が解除されたことで、全国で緊急事態宣言が解除された。全国的に見ても大型連休中の大幅な需要の落ち込みから、緊急事態宣言の解除観測等を受けて連休明け頃から電力需要の低減幅は徐々に縮小した。地域間の比較では、中部、関西、中国の電力需要の落ち込みが大きい。

表 3-3 5月の電力需要の平均値 (万 kW)

	実績値	推計値	変化率	(参考) 2019年実績
北海道	285	297	-4.3%	295
東北	757	826	-8.4%	815
東京	2,553	2,822	-9.5%	2,848
中部	1,162	1,352	-14.0%	1,355
北陸	258	286	-9.9%	288
関西	1,296	1,462	-11.4%	1,456
四国	256	267	-4.3%	265
中国	529	593	-10.8%	585
九州	790	848	-6.8%	855
沖縄	84	91	-7.5%	87

以上の結果より、地域毎の電力需要の変化を時系列で見ると、東京、中部、関西の大都市圏において緊急事態宣言の影響も含めて需要の減少幅が拡大したことが窺える(図 3-10)。緊急事態宣言の影響も含めて COVID-19 対策による電力需要への影響は各地域の産業の構成や気象条件の違い等によって差が生まれたものと考えられる。今後、COVID-19の拡大を抑えながら経済活動を再開して行くにあたり、いわゆる“新しい生活様式”の実

践が奨励されているが、この中で電力需要にどのような影響が出るかが注目される。

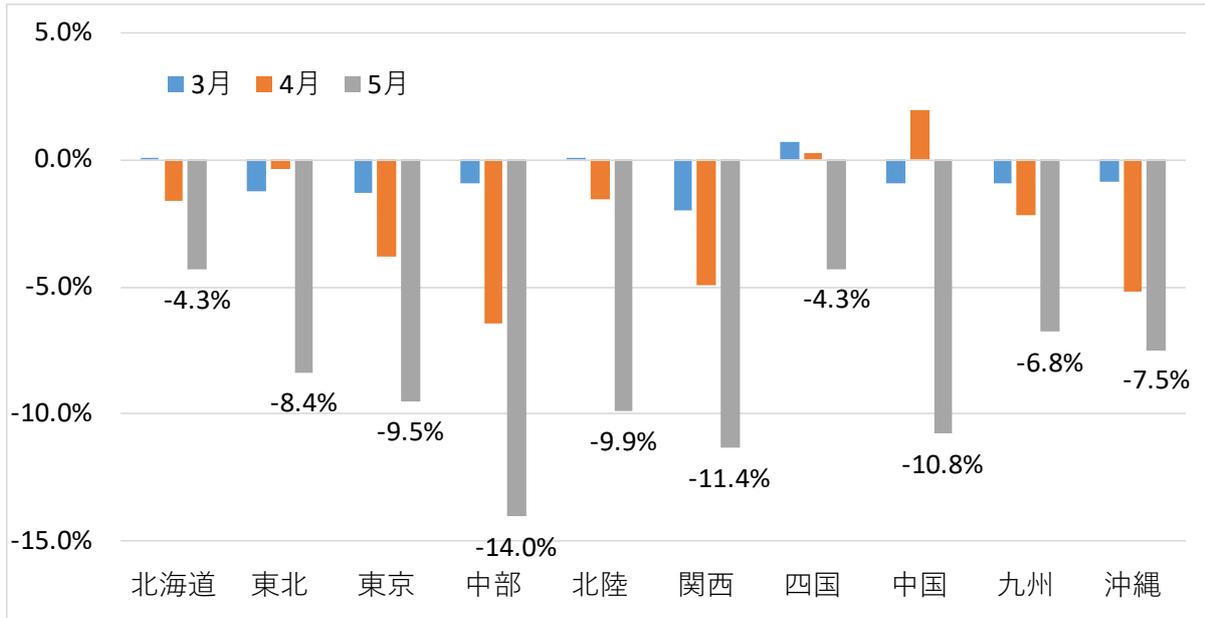


図 3-10 推計値に対する実績値の変化率（各月平均値）

3-2-4 一日の需要曲線の 10 エリアの比較

3-1-3 項の分析を踏まえて、一日需要曲線の変化について一日の変化の平均値からの乖離を示した(図 3-11)。図 3-11 より、一日の中でも早朝は需要の減少幅が一日の平均より小さいため値としてはプラスになるが、夕方に向かって削減幅が大きくなり平均を下回る、より大きな需要減が発生している傾向にある。これより、人の活動量が多い時間帯においてより大きく需要が減少していると言える。また、例えば中部エリアについては一日の中でも特に 17 時前後の削減幅が大きいことは 3-1-3 項で示したとおりであるが、10 エリアで比較すると他に中国エリアや四国エリアも同時時間帯で需要の減少幅が大きいことが見て取れる。

緊急事態宣言に伴う電力需要の変化については月単位などでの影響の分析に加えて、本分析で示したような時間毎の違いなどについて踏み込んで分析することで緊急事態宣言、自粛、またテレワーク等の新たな生活様式が電力需要に及ぼす影響について、より詳細に分析することが期待される。

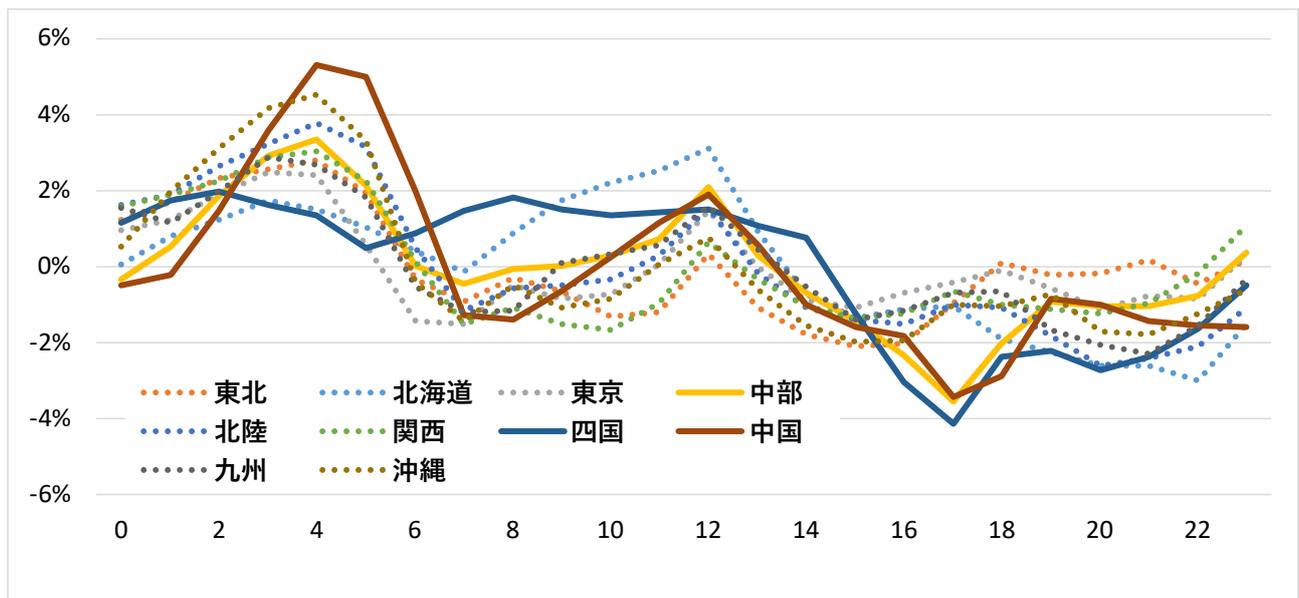


図 3-11 緊急事態宣言発令期間中における電力需要の時間帯別変化率の平均からの乖離

4. まとめ

本稿では、日本について緊急事態宣言によるエネルギー需要への影響、特に毎時の電力需要への影響に着目し、分析を行った。分析ツールとして弊所が開発した人工ニューラルネットワークを用いた電力需要分析モデルを用いることで気象条件等を考慮した予測値を評価し、実績値と比較することで緊急事態宣言による電力需要曲線の変化を推計した。

分析より、緊急事態宣言に伴う電力需要への影響は地域によって異なるが、感染者数の増加が大きい大都市圏においてより大きな影響が窺える。また、電力需要への影響について一日の時間帯別に見ても地域毎に違いがあり、地域の産業構造などを反映したものと考えられる。緊急事態宣言の解除に伴って電力需要の減少幅が縮小しつつ有る傾向も窺えるが、今後 COVID-19 の感染拡大の第二波、第三波の可能性も指摘される中で、緊急事態宣言に伴う自粛の取り組みおよび、それを踏まえた“新しい生活様式”の実現によって毎時の電力需要も今までとは異なる形で定着していくことが考えられる。

附録1 利用データの詳細

本稿で用いたデータの概要は以下の通りである。

- 暦データ（年、月、日、曜日及び祝日）
- 気象データ（気温、降水量及び全天日射量の24時間値）：気象庁HPより作成
- 電力需要（24時間値）：一般送配電事業者発表資料より作成

表附 1-1 電力需要分析データ一覧

地域	収録期間	データ 日数	データ 欠損日数
北海道	2012/1/1-2020/5/31	3,038	36
東北	2012/1/1-2020/5/31	2,610	464
東京	2012/1/1-2020/5/31	3,045	29
中部	2012/1/1-2020/5/31	3,035	39
北陸	2012/1/1-2020/5/31	3,067	7
関西	2012/1/1-2020/5/31	3,066	8
中国	2012/1/1-2020/5/31	3,065	9
四国	2012/1/1-2020/5/31	3,067	7
九州	2012/1/1-2020/5/31	3,069	5
沖縄	2012/1/1-2020/5/31	1,978	1,096

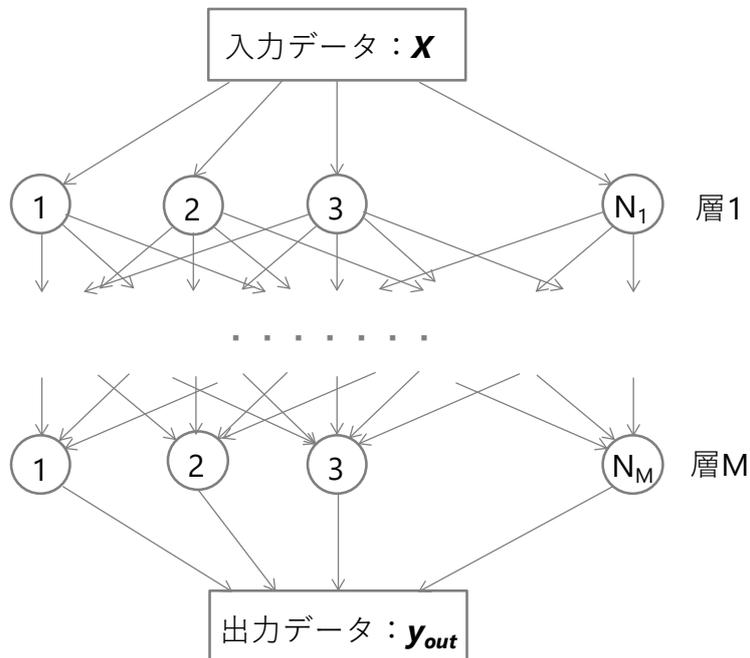
(出所) 各社HP、公表資料より作成、データの欠損は取得漏れによる。

表附 1-2 気象データ対象都市

地域	都市	地域	都市
北海道	札幌	関西	大阪
東北	仙台	中国	広島
東京	東京	四国	高松
中部	名古屋	九州	福岡
北陸	富山	沖縄	那覇

附録2 人工ニューラルネットワークを用いた電力需要曲線推計モデル

本稿では、筆者らが電力需要予測のために開発した ANN による予測モデルを修正して利用した。ANN は入力ベクトルと目標値（スカラーまたはベクトル）との間の非線形な関係を、多量のデータを用いて機械に学習させる手法の一つである。その概念図は図附 2-1 のように表される。



図附 2-1 多層人工ニューラルネットワークの概念図

ここでは、入力層と出力層の間に M 層の中間層（隠れ層）が設定され、 n 番目の層は N_n 個のノード（ニューロンと呼ばれる）によって構成される。即ち、 M や N_n の大小によって、モデルの規模（複雑さ）が決定される。いま入力データが N_0 次元のベクトル $\mathbf{y}_0 = \mathbf{X}$ で表され、 n 番目の中間層が N_0 次元のベクトル \mathbf{y}_n で表されるとすると、各層の間に次の形の関係式を想定することにより、入力データ \mathbf{X} から出力データ $\mathbf{y}_{out} = \mathbf{y}_{M+1}$ が逐次的に計算されることになる。

$$\mathbf{y}_{n+1} = \phi(\mathbf{w}_n \mathbf{y}_n + \mathbf{b}_n) \quad n \in \{0, 1, \dots, M\} \quad (\text{附 2-1})$$

ここで ϕ は活性化関数と呼ばれる非線形の関数であり、行列 \mathbf{w}_n とベクトル \mathbf{b}_n はウェイト及びバイアスと呼ばれるパラメータである。この活性化関数の非線形性によって複雑な事象をモデル化し、精度の良い予測を行うことが可能となる。

ニューラルネットワークの学習に際しては、学習データとして大量の入力データ \mathbf{X} と出力データ（教師データ） \mathbf{Y} の組を用意する。そして、入力データをネットワークに与え、得られた出力データと教師データとの誤差（多くの場合、 \mathbf{y}_{out} と \mathbf{Y} の間の二乗ユークリッド距離が用いられる）を最小にするように、 \mathbf{w}_n と \mathbf{b}_n が最適化される。ここでは勾配降下法によってこの最適問題を解くことが一般的であり、最初に乱数によって \mathbf{w}_n と \mathbf{b}_n の初期値を定め、そこから最適な \mathbf{w}_n と \mathbf{b}_n を目指して勾配を降下してゆく。このため、初期値の与え方によって結果がある程度異なるものとなることに注意する必要がある。本稿で用いたモデルでは ϕ としてはソフトプラス関数 $\phi(x) = \log(1 + e^x)$ を使い、また層数 M は 3、各層のニューロン数 N_i は 30 としている。また勾配降下法としては Adam を用いた。

ここでは \mathbf{X} としてある日 (d 日) の暦データ（年、月、日、曜日及び祝日）及び気象データ（気温、降水量及

び全天日射量の 24 時間値) を用い、 Y として d 日の電力需要 24 時間値を用いた。暦データについては年、月、日はその自然数値そのものを用い、曜日については日曜を 0、月曜を 1、・・・、土曜を 7 とする。また祝日については、その日が国民の祝日もしくは 12 月 29 日～1 月 3 日、8 月 13 日～16 日の期間内であれば 1、それ以外であれば 0 とする。更に、暦データ・気象データ・電力需要データの全ての値を次式に従って規格化し、モデルの入出力データとした。

$$x_t = \frac{X_t - \bar{X}}{X_{max} - X_{min}} \quad (\text{附 2-2})$$

ここで X_t はもとの値、 \bar{X} 及び X_{max} 、 X_{min} はそれぞれ X_t の平均値、最大値及び最小値、 x_t はモデルの入出力データの値である。

なお本稿で用いたモデルは、選択的アンサンブル平均法 (試行回数 20 回) を用いている。この方法の詳細については、本文中で示した既報を参照されたい。

お問い合わせ: report@tky.ieej.or.jp