

### 3-3-4 ニューラルネットを用いた東京上空における電離圏変動の予測システム

#### 3-3-4 *Using a Neural Network to Make Operational Forecasts of Ionospheric Variations and Storms at Kokubunji, Japan*

中村真帆 丸山 隆 師玉康成

NAKAMURA Maho, MARUYAMA Takashi, and SHIDAMA Yasunari

#### 要旨

国分寺 (35°N, 139°E) 上空における電離圏観測結果から、ニューラルネットを用いて東京上空の 24 時間先までの電離圏嵐を含む電離圏変動の実用的な予測モデルを開発した。電離圏遅延量は電離圏電子密度とともに日々変動し、時に電離圏嵐と呼ばれる現象によって大きく変動する。電離圏嵐の発生は太陽活動の極大期にむかって頻発するようになるが、局所的で複雑な現象であり、これまで実用のレベルで電離圏嵐を含む電離圏変動を予測することは難しかった。そこで過去の研究から得られた事実や長年蓄積された観測データを利用して、複雑な現象の特徴抽出が得意である、誤差逆伝播アルゴリズムを用いたニューラルネットワークを構築した。入力には太陽の変動を表す太陽黒点数や太陽フラックス ( $F_{10.7}$ )、地磁気活動を表す柿岡 K 指数を用いた。特に K 指数については過去の大きな電離圏嵐の発生前の地磁気変動パターンを解析した結果、電離圏嵐を引き起こす地磁気変動に地方時依存性を見いだした。そこで本研究では、新たに  $\Sigma'K$  (K 指数の 12 時間分の総和) を定義し、電離圏嵐予測のためにより効果的な入力としたニューラルネットを構成して、約 11 年の太陽周期 2 サイクル分 (1960 - 1984) の電離圏観測データを学習した。

An operational model was developed for forecasting ionospheric variations and storms at Kokubunji (35°N, 139°E), 24 hours in advance, by using a neural network. The ionospheric critical frequency ( $f_oF_2$ ) shows periodic variabilities from days to the solar cycle length and also shows sporadic changes known as ionospheric storms caused by geomagnetic storms (of solar disturbance origin). The neural network was trained for the target parameter of  $f_oF_2$  at each local time and input parameters of solar flux, sunspot number, day of the year, K-index at Kakioka. The training was conducted using the data obtained for the period from 1960 to 1984. The method was validated for the period from 1985 to 2003. The trained network can be used for daily forecasting ionospheric variations including storms using prompt daily reports of K-index, sunspot number, and solar flux values available on-line.

#### [キーワード]

電離圏, 電離圏嵐, ニューラルネットワーク, 地磁気活動指数  
 Ionosphere, Ionospheric storm, Neural network, Geomagnetic index

## 1 はじめに

2010年現在太陽活動は極小の折り返し点を通過し次の極大期に向かって再び活動を活発化させようとしている。太陽活動が活発になると地球をとりまく磁気圏は太陽表面で起こる爆発現象(太陽フレアなど)の度に大きく擾乱し、地球の超高層大気へエネルギーを流入させ、その結果電離圏の電子密度も大きく変動することがある。電離圏は高度約80 kmから上は1000 km程度まで広がる広大なプラズマ領域で、人類にとっては短波伝播を用いた無線通信の反射層として長く活用されてきた。近年ではスペースシャトルや人工衛星が電離圏領域及びその上空を飛翔している。衛星電波は電離圏を通過して地上に届くため、太陽活動の影響で電離圏が変動すると衛星測位などの衛星の電波利用に強く影響を及ぼす。

電離圏の急激な電子密度変動は電離圏嵐と呼ばれ、密度が減る場合を負相電離圏嵐(ネガティブストーム)、密度が増加する場合を正相電離圏嵐(ポジティブストーム)と区別する。ネガティブストームのメカニズムは、極域へのエネルギーの流入による熱圏中性大気の熱膨張によって中性大気粒子の高度分布が変わり、電離圏高度では温度上昇による酸素原子(O)の増加よりも窒素分子(N<sub>2</sub>)の増加が大きくなることで電離圏電子密度の再結合係数が増え、電子密度の減少を引き起こす<sup>[1]</sup>と考えられている。一方、ポジティブストームのメカニズムはN<sub>2</sub>/O比では説明できず、プラズマがなんらかの原因で高高度まで移動したときに、N<sub>2</sub>の密度が低下するため再結合定数が低くなり、日中電離生成が行われている間に生成率の高い180 km付近からのプラズマが高高度へと供給され、F層電子密度が通常より上昇することによって説明される<sup>[1]</sup>。電離圏高度の上昇の原因は主に二つ考えられており、一つは、磁気圏に起源をもつ東向電場による $\mathbf{E} \times \mathbf{B}$ ドリフトで生じる磁力線直角方向上向き運動<sup>[2]</sup>、もう一つは、極域から赤道に向かう水平面内の熱圏風によって中性大気粒子とイオンの衝突を通じて磁力線方向に生じる上向き運動<sup>[3]</sup>である。しかし超高層大気の常時観測は難しく、電離圏嵐の負相/正相を含めた正確な予測はいまだ実現されていない。本研究では電離圏嵐を含む電離圏変動を、太陽活動や地磁気活

動指数等を入力としたニューラルネットワークを用いて、経験的に予測する実用的なシステムを開発することを目的とする。

人工ニューラルネットワーク(以下NN)とは動物の脳神経を模した計算アルゴリズムで、複雑な現象の特徴抽出が得意な仕組みとして近年幅広い分野で利用されている。ある現象について、現象の原因となる複数の要素を入力とし、結果としての現象を出力としてそれらの関係性を学習することができる(関数近似能力)<sup>[4]</sup>。電離圏変動は複雑な自然現象のため入力候補としては多くのものが挙げられるが、NNで学習するためには質の安定した長期間のデータが必要となる。またデータ量が増えれば増えるだけ学習には膨大な時間がかかってしまうため、ある程度取捨選択や工夫が必要となる。太陽活動に起因する電離圏の周期的な変動の要因としての入力には、太陽活動の周期変動を示す、太陽黒点数や太陽フラックス等を用いる。一方電離圏嵐の発生は、ほとんどの場合磁気圏が乱れた後に呼応する形で起こる事がわかっており、本研究では磁気圏変動を表す地磁気活動指数、K指数と呼ばれる指数を入力として用いる。

以下に学習に用いた多層ニューラルネットワークの構成と学習アルゴリズム及び入出力について解説し(2)、学習の結果とその評価を示す(3)。最後に開発した予測システムの運用について紹介し(4)まとめを行う(5)。

## 2 電離圏変動予測 NN モデルの構築

### 2.1 多層パーセプトロンと誤差逆伝播法

本研究ではフィードフォワード型の3層パーセプトロンを学習に用いた。図1にNNの構成を示す。学習のターゲットとなる教師信号及び各入力要素については次項以降で詳しく述べることとし、ここではNNの学習のしくみについて述べる。

3層パーセプトロンは入力層と出力層の間に隠れ層と呼ばれる層をひとつ持っており、すべてのユニットは隣り合う層のすべてのユニットと結合している。ユニットは結合荷重と呼ばれるそれぞれの重みを表現する量を持っており、結合荷重を調整することで学習を行う。

学習アルゴリズムは誤差逆伝播法と呼ばれるもので、教師信号と出力の自乗誤差和が最小となる

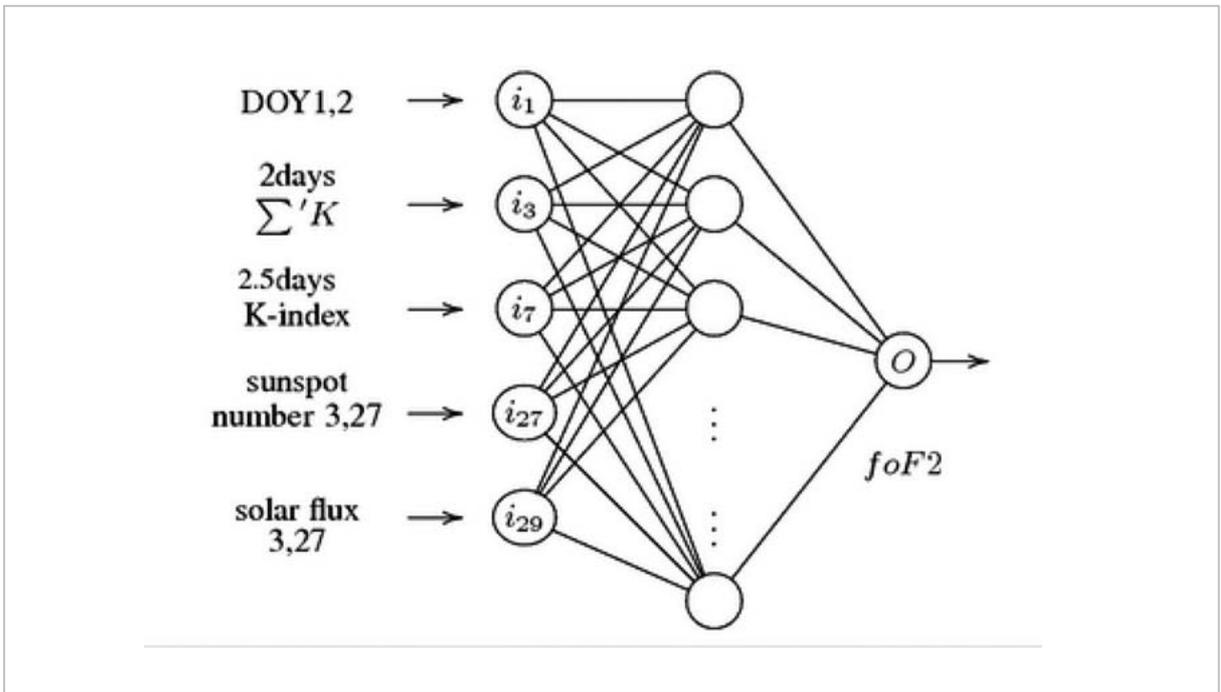


図1 ニューラルネットワークの構成

ような結合荷重の組み合わせを学習の繰り返しによって求める。結合荷重の調整量は学習の過程で出力から入力に向けて逆向きに伝播されネットワークの更新を行う。以下に誤差逆伝播法のアルゴリズムを示す。ただし、本研究で構成したネットワークの出力は一つだが、一般的に出力は複数あってもよい。アルゴリズムでは出力が複数(m)ある場合を示す[5]。

入力数  $n$ 、出力数  $m$  のネットワークにおいて、すべてのユニットが結合荷重  $\omega$  を持つとする。また入力には  $n+1$  番目の要素としてしきい素子と呼ばれるユニットを導入する。

1. すべての結合荷重  $\omega_{ji}$  ( $i = 1, \dots, n+1; j = 1, \dots, m$ ) の初期値をランダムに小さな値に設定する。さらに学習率  $\eta$  ( $0 < \eta \leq 1$ ) を設定する。
2. 入力パターンベクトル  $i_p = (i_{p1}, \dots, i_{pn}, 1)$  と対応する目標出力  $t_p = (t_{p1}, \dots, t_{pm})$  を与える。
3. 与えられた結合荷重  $\omega_{ji}$  ( $i = 1, \dots, n+1; j = 1, \dots, m$ ) と入力パターンベクトル  $i_p$  により、入力層から出力層に向けて各ユニットの出力

$$O_{pj} = f \left( \sum_{i=1}^{n+1} \omega_{ji} i_{pi} \right), j = 1, \dots, m$$

を計算する。ただし  $f$  はロジスティック関数である。

4. 得られた出力  $O_{pj}$  と目標出力  $t_{pj}$  ( $j = 1, \dots, m$ ) を用いて、出力層から入力層に向けて、パターン  $p$  に対するユニット  $j$  の誤差  $\delta_{pj}$  を計算する。ここで  $\delta_{pj}$  は、出力層のユニットと隠れ層のユニットに区別して、それぞれ次のように求められる。出力層のユニットに対しては

$$\delta_{pj} = \beta o_{pj} (1 - o_{pj}) (t_{pj} - o_{pj}),$$

隠れ層のユニットに対しては

$$\delta_{pj} = \beta o_{pj} (1 - o_{pj}) \left( \sum_k \delta_{pk} \omega_{jk} \right)$$

とする。  $\sum_k$  はユニット  $j$  が出力を送っている次の層のユニット  $k$  すべてに対する和をとる。

5. 結合荷重の修正量  $\Delta_p \omega_{ji} = \eta \delta_{pj} o_{pj}$  を用いて出力層から入力層に向けて結合荷重  $\omega_{ji}$  を各層ごとに

$$\omega_{ji} \leftarrow \omega_{ji} + \Delta_p \omega_{ji}$$

により修正する。

6. すべての学習パターンに対する 2 乗誤差  $E$  が設定値以下になれば学習が終了したと判断して終了する。そうでなければ、すべての学習パターンに対して手順 2 から 5 までの操作を繰り返す。

## 2.2 教師信号 F2 層臨界周波数 (foF2)

本研究では NN の教師信号として電離圏変動の様子を代表するパラメータ、F2 層臨界周波数 (foF2) を用いる。foF2 とはイオノゾンデ (図 2) と呼ばれる垂直打ち上げ方式のレーダー観測から得られるパラメータで、イオノゾンデ観測により生成されるイオノグラム (図 3) から読み取られるパラメータの一つである。イオノグラムとはレーダーの掃引した電波の反射高度を、横軸を周波数、縦軸に高度を取ってプロットしたもので、電離圏電子密度の高度プロファイルとなっている。得られたイメージから F 層高度の臨界周波数を読み取ったのが foF2 で、日本では稚内、国分寺、山川、沖縄の 4 カ所にて過去 50 年以上の観測の歴史を持つ。反射周波数は電子密度に換算することができ [3]、電離圏プラズマの生成を支配する太陽活動の影響が大きく現れる。

foF2 の一般的な振る舞いや周期変動を図 4 に示す。図 4 は上から foF2、太陽黒点数、太陽フラックスの観測データを 1990 年から 2004 年まで 14 年間についてプロットしたものである。長期変動として、黒点数や太陽フラックスと foF2 の変動が連動していることがよくわかる。foF2 は一年



図2 10C 型イオノゾンデ送受信機

では春秋にピークを持ち、太陽活動の極大期には極小期の数倍にまで増加する。

foF2 データはイオノゾンデの 15 分観測で一日 96 個のデータを得られるが、学習には 20 年以上のデータを用いるので、1 時間値 (一日 24 データ) を使った。学習には 1960 年から 2002 年までのイオノグラム読み取りデータ [6] から foF2 を抽出し、その期間での最大値で規格化した値を学習に用いた。

## 2.3 入力パラメータ

電離圏の周期的な変動は大まかには、3 つの周期変動成分の重ねあわせと考えることができる。太陽の 11 年周期に伴う 11 年変動と、季節に伴う季節変動及び日照に伴う日変動である。NN への

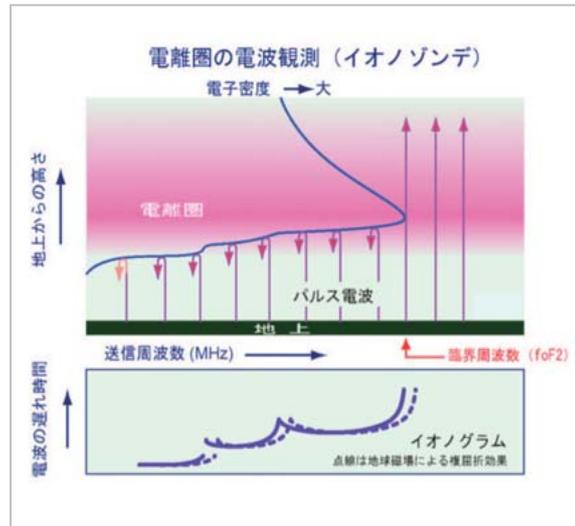


図3 電離圏観測のしくみ

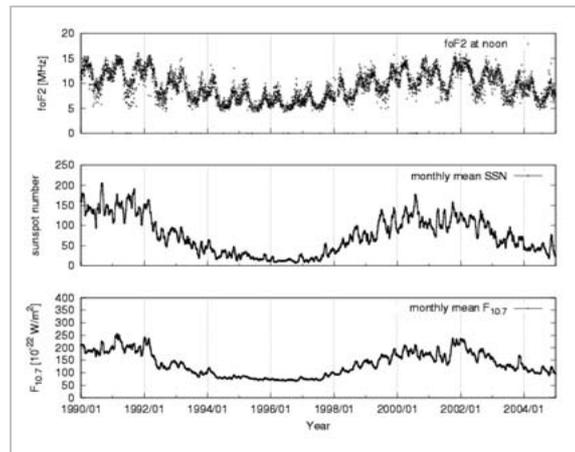


図4 電離圏の長期変動

入力としてはこれら3つの周期的な変動に加えて、電離圏嵐の原因となる地磁気変動の入力も必要となる。以下に各入力パラメータについての解説と、学習のために行った数値的な処理について詳述する。

### 2.3.1 太陽黒点数

太陽は約11年程度の周期でその活動度が変動し、それに伴ってF層電離圏電子密度の生成に寄与する太陽極端紫外線(EUV: extreme ultraviolet)なども変動する。そのため、電離圏は太陽活動の影響を強く受ける。太陽活動度を表す指標の1つとして太陽黒点数(sun spot number)がある。太陽フレアやコロナガス噴出(CME: coronal mass ejection)などの活動現象は太陽の磁場が強い場所、つまり黒点で起きることが分かっている。黒点はしばしば複数個が集まった状態で現れることが多く、このような黒点の集まりは黒点群と呼ばれる。太陽全面にみえるすべての黒点群中にある一つ一つの黒点の総数をf、黒点群の数をg、観測者や望遠鏡の違いを補正する係数k、を用いて太陽黒点相対数Rが次式のように定義される。

$$R = k(10g + f) \quad (1)$$

約11年周期の太陽活動周期において、Rが最大のときを太陽活動極大期、最小のときを太陽活動極小期と呼ぶ。Rは11年周期だけでなく、太陽の自転に起因する27日の周期でも変動する。黒点数の観測データは300年以上前から、評価式(1)に従って一貫して集積されている定量的なデータであり、変動の周期性については統計的に高い精度が保証されている[7]ためNNの入力データに適している。本研究では1960年からの一日一つのデータを取得[8]し1960年から2002年までの最大値で規格化して入力とした。また日々データでは学習がよく収束しなかったので前後3日と27日でそれぞれ平滑化した数値を黒点数の2つの入力とした。

### 2.3.2 太陽フラックス

太陽活動のもう一つの指標として太陽フラックス( $F_{10.7}$ )がある。これは地球に降り注ぐ、波長10.7 cm (2800 MHz)の太陽電波強度をオタワで測定したもので $10^{-22}$  (W/m<sup>2</sup>Hz)単位で表す。一日

に一つの観測データが得られる。 $F_{10.7}$ も1960年からのデータ[9]を用いて、最大値で規格化したものを入力とした。また黒点数と同様に日々データのみでは値の変動が激しく、学習の収束がよくなかったので、3日及び27日平均を取って平滑化したデータを入力として用いたところよく収束するようになった。

### 2.3.3 季節変動

太陽活動の次に大きな電離圏変動の要因は季節変動である。緯度経度と太陽との位置関係による太陽光の入射量の変化が電離圏の生成に大きく影響する。季節変動の入力としてDays of Year (DOY)を用いる。DOYを用いるにあたって、1から365日(あるいは366日)とした繰り返しを用いると、365から1へ戻るときに落差が激しくなる。データの不連続を避けるため、以下に示すようにsinとcosをそれぞれ取った二つの入力データDOY1、DOY2として扱う。またニューラルネットに学習させるためにそれぞれの入力を0から1の範囲に収まるように正規化した。

$$DOY1 = \frac{\left( \sin\left( doy \cdot \frac{\pi}{180} \right) + 1 \right)}{2} \\ (doy = 1, 2, \dots, 365)$$

$$DOY2 = \frac{\left( \cos\left( doy \cdot \frac{\pi}{180} \right) + 1 \right)}{2} \\ (doy = 1, 2, \dots, 365)$$

### 2.3.4 日変動

日照の変化に伴う日変動については学習データが膨大になるため、24に区分される各地方時一時間値について個々に学習を行うことで実現した。それぞれ全く個別に学習を行い、実行時には出力データを時間順に並べる。学習時には、各一時間値における学習期間の最大値によって正規化した。

### 2.3.5 地磁気活動K指数

太陽活動及び季節変動による周期的な変動については、太陽の観測データやDOYの入力ではほぼ再現されると考えられるが、電離圏嵐のような突発的な変動については、その原因となる地磁気変動を入力に加えなければならない。太陽の突発的な変動が磁気圏を介して電離圏に影響を及ぼすまで

には、1-2日程度の遅れがある。この遅れを利用して、1日程度前の情報をニューラルネットで学習することにより、予測を行うことが可能となる。

様々な磁気圏擾乱を定量的に把握する目的で、全世界をカバーする地磁気観測所ネットワークから様々な地磁気活動指数が提案され、利用されている。極域のオーロラ発生の様子をモニターするAE指数や磁気嵐時に発達するリングカレントの変動を表すDst指数、中緯度域の地磁気活動度を表すap指数とその線形変換であるKp指数[10]など多岐にわたる。Kp指数は、各地のローカルな地磁気活動指数であるK指数を平均化して、地球全体の地磁気活動を表す指数として広く用いられており、電離圏変動を引き起こす原因である地磁気擾乱の発生をモニターできるため、ニューラルネットによる電離圏変動の学習には入力として適していると考えられる。実際に欧州域で行われている電離圏変動研究ではapあるいはKpを用いたものが多い[12]-[14]。しかしこれらの指数には速報性がなく、値が確定するまでに時間がかかる。一方Kp指数を定めるために用いられるK指数のうち、日本の柿岡地磁気観測所で観測されている柿岡K指数[15]については、毎日その速報値が翌日の午前中に発表されており、いち早く予測への入力として用いることが出来る。本研究ではより実用的な予測が出来るシステムの構築を目指すため、地磁気活動指数の入力としてはK指数を用いることにした。また、KやKp指数よりも磁気圏からのエネルギー流入を敏感に反映するAE指数も本来なら入力に加えるべきだが、現在、AE指数暫定値としてデータベース化されている期間が充分でない。そのため、ニューラルネットで必要とされる学習が不足する恐れがあるため、本研究では用いない。もう数年もデータが揃えば、AE指数を入力として用いることが出来る。

K指数は、地磁気擾乱の度合いを0から9までの整数で表わし、世界時で3時間毎に一日8点の指数が計算される。なお柿岡K指数には日変動成分が残っている[16](Kp指数では平均化され取り除かれている)が、ニューラルネットで学習するにあたって、K指数は2.5日分の20指数を入力として用いる。学習時には最大値9で正規化した数値を用いる。さらに一日分8点のK指数

を合計したものを $\Sigma K$ と呼び、その日の擾乱度を示す指数として用いられている。柿岡地磁気観測所では、 $\Sigma K$ から地磁気擾乱の度合いを表1のように表している[17]。 $\Sigma K$ は地磁気擾乱の度合いをよく表すが、電離圏嵐に与える地磁気変動の影響は地方時で大きく変わってくる事が知られており[1]、本研究では効果的に地方時の依存性を入力に加えるため、過去に起こった大きな電離圏嵐について10例ほど抽出し、電離圏嵐を引き起こしたと思われる地磁気変動パターンの重ねあわせ解析を行った。結果を図5に示す。図の横軸は地方時で、電離圏嵐発生前の3.5日分のK指数の変動パターンを重ねあわせたものである。縦軸は合計されたK指数の和であり、件数あたりの標準偏差をエラーバーで示している。解析の結果、電離圏嵐が発生する前日の4番目から7番目のK指数(図中矢印で示した場所)が普段のレベルよりも卓越するという結果が得られた。この結果を基に、本研究ではK指数の一日8点の指数を4-7

表1 地磁気擾乱度と $\Sigma K$

地磁気擾乱度	Kの範囲
極めて静穏	6以下
やや静穏	7~11
平常状態	12~17
やや擾乱	18~23
極めて擾乱	24以上

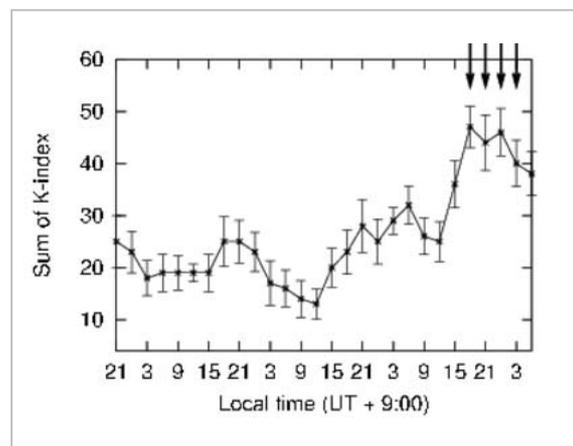


図5 大きな電離圏嵐発生前の地磁気K指数変動パターンの重ねあわせ解析

番目の4点の和と8番目と次の日の1-3番目の和の二つに分け入力として用いることにした。この4点の和を $\Sigma'K$ と定義し、2日分の $\Sigma'K$ を学習の入力値に加える。なお $\Sigma'K$ についても取りうる最大値の36で規格化した。

## 2.4 ネットワークの構成及び学習パラメータ

ネットワークは全30入力1出力の3層構造で、教師信号にfoF2の一時間値を用いるが、各時間に分けて計24個のNNを構成して学習を行い、実行時には各NNからの出力を時間順に並べて用いる。なお結合荷重の初期値は乱数を用いてランダムな小さい値(-0.5~0.5)に設定した。

入力と出力が決定すればネットワークが構成できるが、実際にNNで学習を行うにあたって、学習を収束させるには各学習パラメータを適当に決めてやる必要がある。パラメータには学習の速度を決める学習モーメンタムや、学習に用いるデータのパターン数及びネットワークの隠れ層の数などがある。これらパラメータについては学習の結果を確認しながら何度も学習を行い、試行錯誤して決定した。表2に、本研究で用いた学習パラメータをまとめる。

学習の終了判定として、論理的にはある誤差の値を設定しておき、学習誤差が設定値以下になったところで学習の終了と判定する[5]などが考えられる。しかし、実際の学習では誤差の値だけをみて学習がうまく行っているかどうかは分かりにくい。そこで目標学習誤差を非常に小さな値に設定し、学習回数を多く取ることにして学習中の自乗誤差と汎化誤差の推移をモニターすることにした。汎化誤差とは、学習に用いていないデータに対する自乗誤差であり、学習の汎化能力の指標となる。学習とともに自乗誤差は漸次的にある値へ収束するように下がり続けるが、観測値との汎化誤差は一般的にはあるところから増えていく。これは過学習と呼ばれる現象で、学習していないデータについての汎化能力が落ちていると考えられる。そこで本研究では各地方時(LT: local time)での学習について、汎化誤差が増え始めた点を最もよく学習出来た回数として記録し、その時点での結合荷重を実行に用いた。このようにして得られた学習回数は全時間帯で7000回前後であった。

表2 学習パラメータ

学習率	0.32
学習モーメンタム	0.02
学習パターン数	8760 (24年分)
隠れ層のユニット数	200

## 3 学習の結果と評価

ここでは太陽活動に伴う周期変動の再現性を見るために、数十年単位、季節、日変動単位の学習結果を示し(3.1)、電離圏の経験モデルIRIから得られる結果との誤差比較を行う(3.2)。また電離圏嵐の負相/正相を含めた再現例と予測のスコアを示す(3.3)。

### 3.1 周期変動の再現性

#### 3.1.1 長周期変動(太陽活動11年周期)の再現

最初に長期変動再現の様子を図6に示す。図6は学習に用いていない1985年から1996年について、観測値であるfoF2の一時間値(中段)とニューラルネット(NN)による一時間値の出力(下段)の比較である。上段に太陽黒点数(実線)と太陽フラックス(点線)の3日平均の変動の様子も同時に示す。NNによる出力は、観測値であるfoF2が太陽活動の約11年周期に同期して変動している様子をよく再現している。また11年変動だけでなく、年変動や季節変動についても再現されている様子がわかる。ところでNNによる出力は観測値に比べて値の散乱が少なくなっている。このことは、極端な値の増減、つまり電離圏嵐などの異常時にNNが必ずしも追従できていないことを表している。

#### 3.1.2 季節変動と日変動の再現

次に季節変動、日変動の再現の様子を見るために、7日間のプロットを図7に示す。図7は、太陽活動の極大期であった1992年(右)と極小期であった1985年(左)についてそれぞれ3月(上段)、8月(中段)、10月(下段)から比較的地磁気活動が静穏であった7日間を抽出して、観測値(点線)とNNによる出力(青い実線)を比較したものである。極大期及び極小期での標準的な値が、季節ごとによくNNによって再現されている様子がわかる。

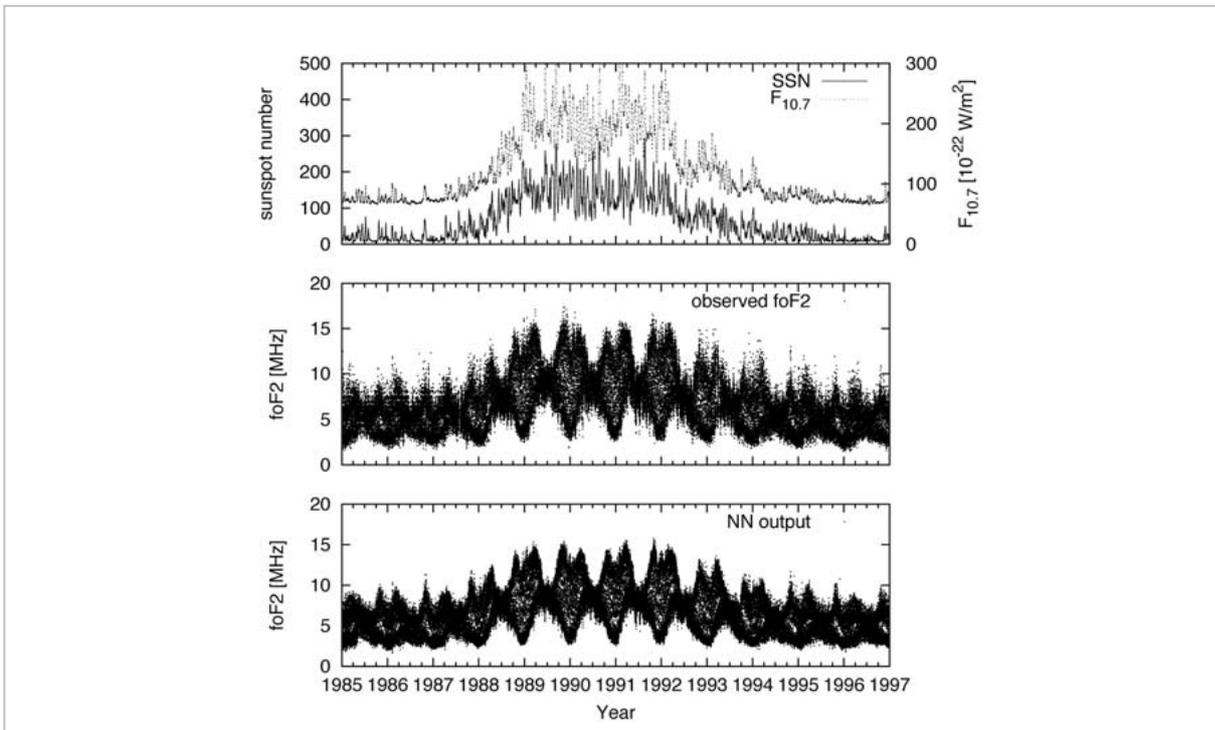


図6 長周期変動の再現

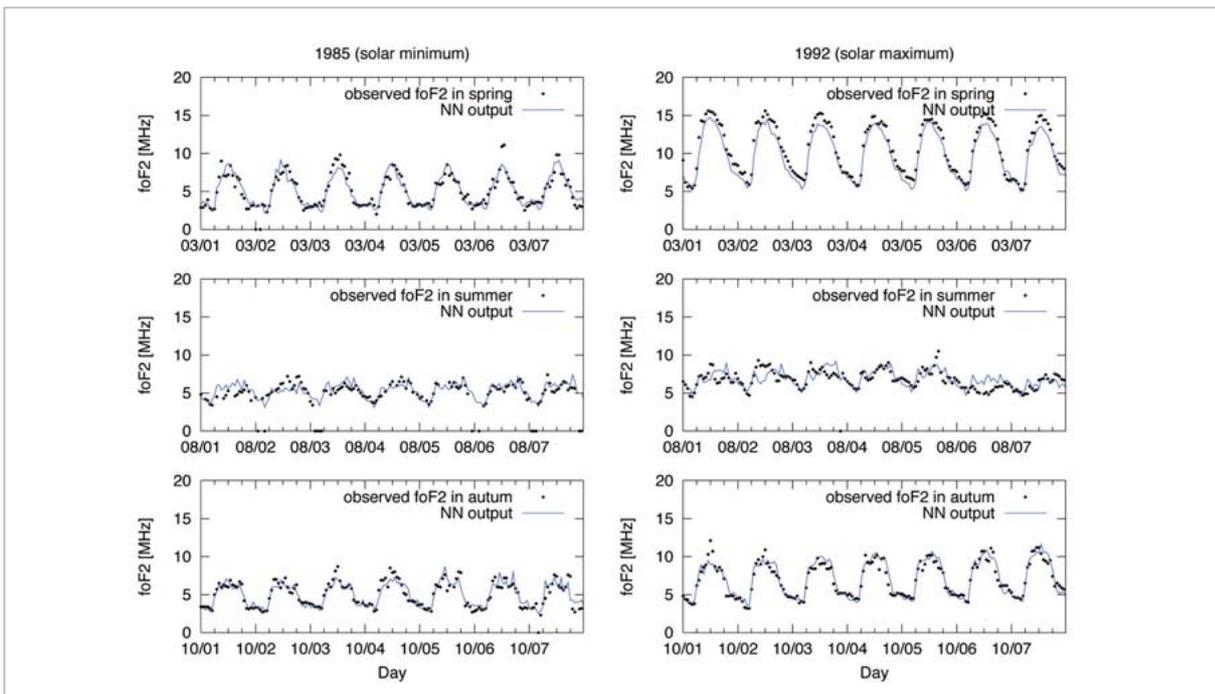


図7 季節・日変動の再現

### 3.2 経験モデル(IRI)との比較

広く一般的に用いられている電離圏経験モデル IRI (international reference ionosphere) [18] との比較を行う。IRI では K 指数の代わりに ap 指数と呼ばれる地磁気指数を用いて磁気圏からの影響を

表している。IRI を用いて、NN と同期間 (1985 - 1996) について、同じ一時間値で出力を行った。NN と IRI の同期間における二つの出力について実際の観測値との自乗誤差を二つの方法で比較した。最初に比較期間の各年毎の観測値との相関係

数をそれぞれに算出して比較した(図8)。IRI による出力では太陽活動の極大期で誤差が大きくなり相関係数が 0.76 まで下がったが、NN では極大・極小期を通して相関係数が平均して 0.92 を上回る結果となった。

次に極大期と極小期における、各 LT 毎の自乗誤差の比較を行った(図9)。

図9によると極大期(左)及び極小期(右)両方の春秋の期間で、ほとんどの時間帯を通じて NN の方が精度よく再現していることがわかる。春と秋は電子密度が一年を通して高くなる季節である。また IRI(上)の出力については極大期、極小期双方で、夕方前後に誤差の大きくなる時間帯がある。一方、NN の出力では地方時による誤差の偏りはそれほど見られない。IRI において誤差の偏りが見られる理由としては、日本を含むアジア域での観測データが不足していることなどが考えられる。

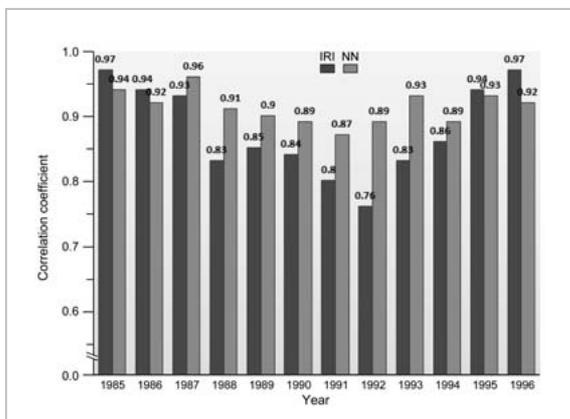


図8 ニューラルネットによる出力と観測値及び IRI モデルと観測値との相関係数の 12 年間(1 ソーラーサイクル)の比較

### 3.3 電離圏嵐の再現性

#### 3.3.1 電離圏嵐の予測例

以下にネガティブストーム及びポジティブストームの予測成功例を 3 例ずつ示す。図 10 から図 15 は全て電離圏嵐発生日を含む 3 日間のプロットで、それぞれの上段に K 指数の推移、中段に観測された foF2(赤点)、ニューラルネットによる foF2 予測値(青点線)及び観測値の前後 27 日間の中央値(黒線)を示している。また最下段は、ニューラルネットの実行において地磁気活動が静穏に推移したと仮定(K 指数の入力を全て 1 とする)したときの予測値と実際の K 指数を用いた NN による予測値との差分を表示している。静穏時よりも減少すると予測した場合を青棒、増加すると予測した場合を赤棒で示した。

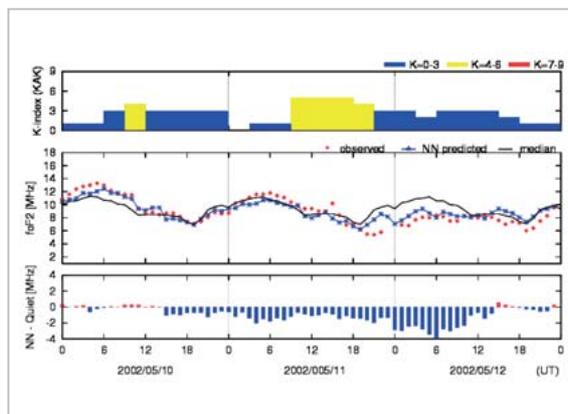


図10 ネガティブストームを予測した例1: 2002年5月12日

上段は K 指数、中段は観測値 foF2(赤点)と NN による出力(青点線)および観測値の月中央値(実線)、下段はニューラルネットで K を一定値(K=1)に固定した場合の出力との差分による変動予測(赤が静穏時よりも増加、青が減少傾向の予測を示す)。以下同様。

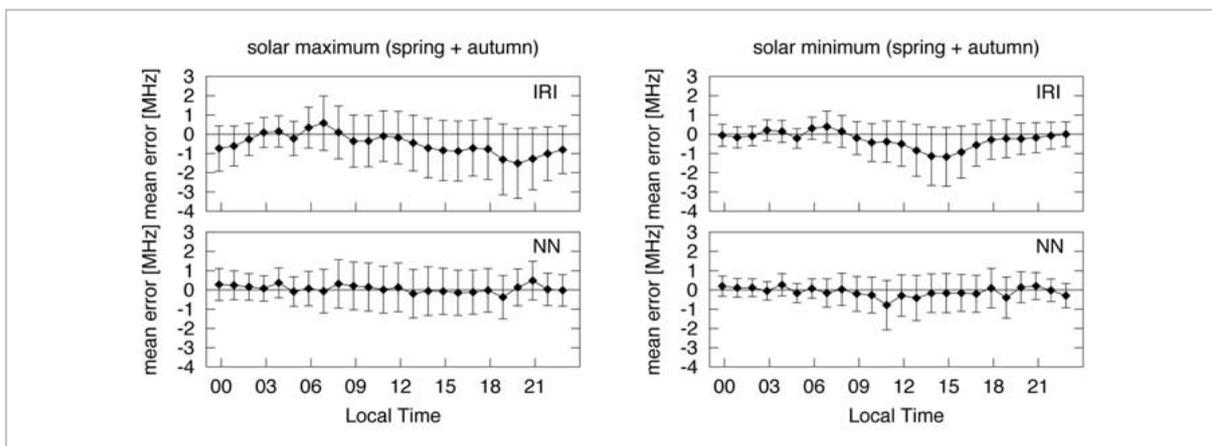


図9 極大期及び極小期の春と秋におけるニューラルネットと IRI モデルの各地方時での自乗誤差の比較

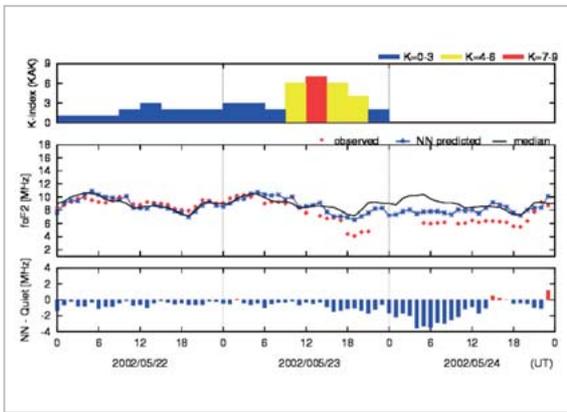


図 11 ネガティブストームを予測した例 2 : 2002年5月24日

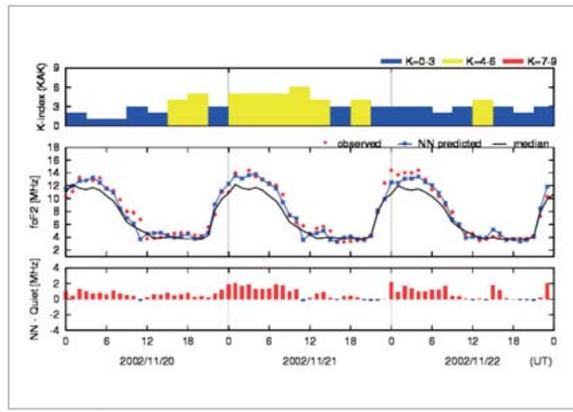


図 13 ポジティブストームを予測した例 1 : 2002年11月22日

上段はK指数、中段は観測値 foF2 (赤点) と NN による出力 (青点線) および観測値の月中央値 (実線)、下段はニューラルネットで K を一定値 (K=1) に固定した場合の出力との差分による変動予測 (赤が静穏時よりも増加、青が減少傾向の予測を示す)。以下同様。

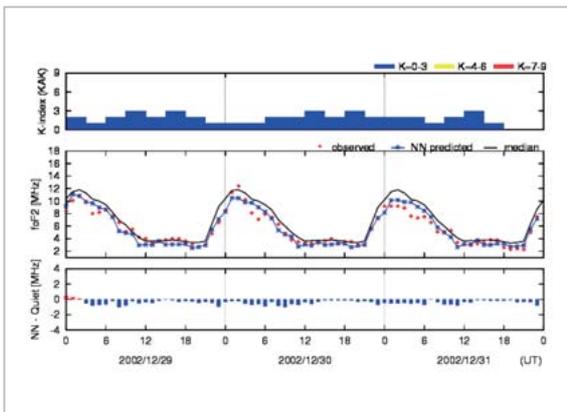


図 12 ネガティブストームを予測した例 3 : 2002年12月31日

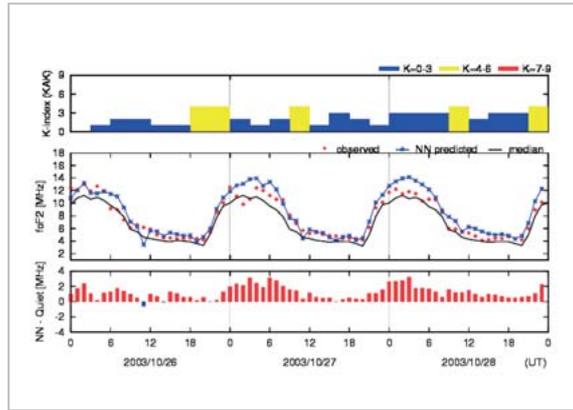


図 14 ポジティブストームを予測した例 2 : 2003年10月28日

図 10 から図 12 は、ネガティブストームの予測に成功した 3 例を示す。図 10 と図 11 は、磁気嵐が発生から 2 日後に電離圏ネガティブストームが発生したイベントを予測した例である。両例とも 2 日目の昼から夕方にかけて K 指数が 3 以上の値で推移している。特に図 11 では 2002 年 5 月 22 日に 4 番目の K 指数 (18 - 20 LT) が 6 まで、5 番目の K 指数 (21 - 23 LT) が 7 まで上昇している。これは図 5 で示した重ねあわせ解析から得られた、前日、前々日の磁気変動パターンの傾向と一致する。一方図 12 は、2002 年 12 月 29 - 31 日に発生した比較的穏やかなネガティブストームの予測例である。一日の K 指数の和 ( $\Sigma K$ ) をとってみても、12 月 28 - 31 日の 4 日間で、20、16、11、11 と推移している。柿岡地磁気観測所による地磁気擾乱度を示した表 1 によれば、4 日間の  $\Sigma K$  は比較的穏やかな擾乱であったことが分かる。このことから、太陽活動の約 27 日周期で起こるコロ

ナホールによる周期的な地磁気擾乱を予測したものと考えられる。

次に、図 13 から図 15 はポジティブストームの予測に成功した 3 例を示す。2002 年 11 月 20 日から 22 日にかけての例 (図 13) では、20 日に K 指数が 5 まで上がり、その後二日間、同程度のレベルの地磁気擾乱が継続する。これらの磁気擾乱に続いて電離圏では数日間のポジティブストームが発生した。中段のメディアン値 (実線) と観測値 (赤点) の比較から、電離圏電子密度の増加は夜間は起こらず、昼間のみ発生していた様子が分かる。このような、地方時依存性もニューラルネットでよく再現された。図 14 と 15 は、2003 年 10 月 28 日に強い太陽フレアが発生して、磁気圏擾乱及び

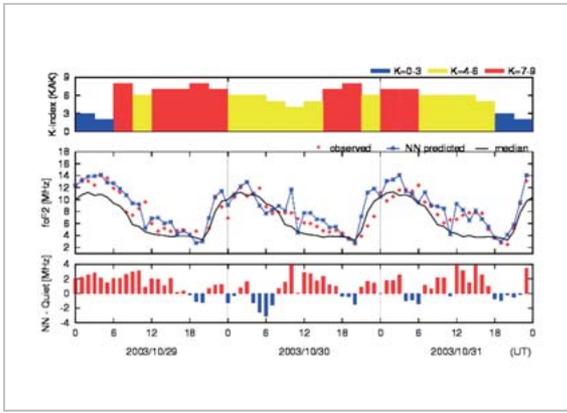


図15 ポジティブストームを予測した例3：2003年10月31日

電離圏擾乱が3日間ほど続いた例である。このイベントは2003年10月28日11:51 UTに太陽フレアの強度がX17.2と異常に高い値を示し、後に「ハロウィーンイベント」と名付けられた、史上まれに見る大きな磁気嵐イベントである。地磁気擾乱はその後、10月29日6:11 UT (15:11 JST)まで続いた[19]。電離圏はこの地磁気擾乱に反応して激しく乱されたが、NNはその擾乱の様子を広い範囲で概ね予測することが出来た。このような激しいイベントでは、電離圏電子密度の増減が激しく乱れるため衛星測位などに影響を及ぼすことが予想される。この例のように、NNによって少なくとも激しい擾乱の発生が予測されたことは、電離圏嵐予測システムを構築する上で意義があると考える。

### 3.3.2 電離圏嵐予測スコア

予測精度について総合的な考察を行うために、観測値を元にした電離圏擾乱指数  $\delta_{obs}$  を新たに導入する。 $\delta_{obs}$  は、ある日の日中朝6時から18時までのfoF2の平均値と月中央値との差とする。 $\delta_{obs}$  が、1 MHz以上の日をポジティブストーム発生日、-1 MHz以下の日をネガティブストーム発生日とする。また  $0.6 \text{ MHz} \leq |\delta_{obs}| \leq 1 \text{ MHz}$ 、を準擾乱日とし、上下0.6 MHz以内を静穏日とした。ニューラルネットの出力に対しても同様に擾乱指数  $\delta_{NN}$  を定義した。表3に  $\delta_{obs}$  と  $\delta_{NN}$  の対応表を示す。評価に用いた11年間(4383日間)のうち、ネガティブストームが観測されたのが225日で、そのうちニューラルネットでもネガティブストーム及び準擾乱日(ネガティブ)と予測された日が93日、逆にポジティブに予測したのが準擾乱日

表3 電離圏嵐の予測精度

Obs \ NN	Negative	Weak Negative	Quiet	Weak Positive	Positive
Negative	<b>48</b>	32	112	12	9
Weak Negative	45	<b>40</b>	171	30	11
Quiet	119	191	<b>2262</b>	254	158
Weak Positive	10	22	463	<b>81</b>	40
Positive	3	4	171	38	<b>57</b>

(ポジティブ)も含めて13日、特に擾乱は起きない(静穏範囲)と予測した日が119日あった。一方、ポジティブストームが観測されたのは275日で、そのうちニューラルネットがポジティブと予測したのが準擾乱日を含めて97日、逆にネガティブと予測した日が20日、擾乱は起きないと予測したのが158日であった。静穏日については全体で3179日あり、そのうち2262日についてはほぼ0.6 MHz以内で予測が行えていたことになる。表の太字は予測が当たった場合の件数で、4383日中2488日(56.8%)であった。ハッチがけされているマスは、予測が大きく外れたケースで4383日中661日(15.1%)、それ以外の白い枠で細字のマスは、大きくはないが予測が外れたケースとなる。

## 4 ニューラルネットによる予測システムの公開

実用的な電離圏変動予測に求められる機能として以下の点が挙げられる。

- 可能な限り最新(準リアルタイム)の情報を提供
- データを自動的に更新してウェブで公開するシステム
- 電離圏変動の推移を把握するために3日程度の表示
- 値の変化が正常か異常かが分かるように観測値及び月中央値を表示

これらの条件を満たすために、入力として用い

る太陽黒点数[8]とソーラーフラックス[9]及び地磁気 K 指数[15]について Web 上で一日一回更新される情報を、自動的に取得してニューラルネットへの入力としてデータベースへ追加するシステムを作成した[20]。ニューラルネットは一日一回自動的に各データベースへデータを取りにいき、予測を実行して更新、同時に外部公開しているサーバー上に予測値プロットを更新する。現在は独立行政法人情報通信研究機構 電波伝搬プロジェクトの HP (<http://wdc.nict.go.jp/>) にて公開されている(図 16)。

## 5 まとめ

本研究では、ニューラルネットを用いて東京上空での 24 時間程度先までの電離圏変動予測を行うシステムを構築した。本システムは電離圏の標準的な周期変動だけでなく、電離圏嵐の正相/負相の突発性の変動にも対応した 24 時間先までの予測を含んでおり、短波通信及び衛星通信利用での実用に耐えるシステム構築を目指した。

電離圏電子密度は極端紫外線によるプラズマ生成と大気化学反応による消滅とのバランスで決まることが分かっており、太陽活動が大きく関わっている。また太陽面爆発などの突発的な擾乱は、地球磁気圏を乱し電離圏の突発的な変動の引

き金となる。これらの事実を基に、太陽の変動を表す太陽黒点数や太陽フラックス、地磁気活動を表す K 指数などを入力としたニューラルネットを用いて、太陽活動 2 周期分(1960 - 1984)の電離圏変動を学習した。学習に用いたニューラルネットは 3 層パーセプトロンによる誤差逆伝播法を用いて、学習入力の組み合わせや学習パラメータについて多くの試行を重ね、最適な学習を探った。パラメータの調整などを探っていく過程において、大きなニューラルネットワークの安定な学習のためにはどうしても学習回数が必要になってくること、更に最終的な学習結果を左右するのは入力パラメータの組み合わせの取捨選択が重要であることなどが経験から明らかになっていった。本研究では、 $\Sigma K$  を新たに定義し、入力として加えることで電離圏嵐の予測精度を高めることができた。学習の評価は学習に用いていない期間(1985 - 1996)について行い、その結果太陽活動に伴う約 11 年の長期変動、年変動、季節変動及び日変動までをよく学習することができ、現在標準的に用いられている IRI モデルよりも良い精度でモデル化することができた。電離圏嵐についても多くの事例について電子密度の増加/減少を含めた予測を行うことができるようになった。しかし電離圏嵐の予測は失敗するケースも多く、予測確率向上に向けて今後も更なる改良が必要となる。将来的には太陽風データや地磁気嵐発生の時間変動を入力として用いた、より電離圏嵐予測の精度を高めたシステムを構築することや、東京上空だけでなく電離圏観測のある北海道から鹿児島、沖縄についても同様のシステムを開発することが望まれる。これらが実現すれば、これからますます高まる衛星通信の利用において電離圏遅延量のモデル化や障害予測、対策などに役立つことができると期待する。

## 謝辞

宇宙環境計測グループの皆様、イオノグラムデータを提供する WDC for Ionosphere の皆様、柿岡 K 指数を提供する柿岡地磁気観測所の皆様に感謝いたします。

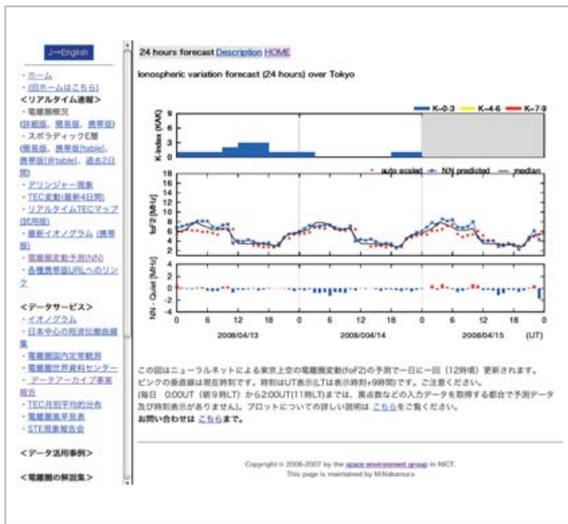


図 16 電離圏変動予測の Web 公開の様子

## 参考文献

- 1 G. W. Pröls, "Ionospheric F-region storms", Vol.2 of Handbook of Atmospheric Electrodynamics, CRC Press, 1995.
- 2 N. Matuura, "Theoretical models of ionospheric storms", Space Sci. Rev., Vol.13, pp.124-189, 1972.
- 3 恩藤忠典, 丸橋克英(編), "宇宙環境科学", ウエーブサミット講座, オーム社, 2000.
- 4 K. Funahashi, "On the approximate realization of continuous mappings by neural networks", Neural Networks, Vol.2, pp.183-192, 1989.
- 5 坂和正敏, 田中雅博, "ニューロコンピューティング入門", 森北出版, 1, 1997.
- 6 World Data Center for Ionosphere, 2000, <http://wdc-c2.nict.go.jp/>.
- 7 Memcalc, 百問百答, <http://www.gms-jp.com/MemCalcHP/4-1.htm>.
- 8 Pierre Cugnon, "SIDC RWC Belgium World Data Center for the Sunspot Index", 4 2002. <http://sidc.oma.be/index.php3/>.
- 9 Solar radio monitoring programme, <http://www.nrc-cnrc.gc.ca/eng/services/hia/radio-monitoring.html>
- 10 京都大学大学院理学研究科附属地磁気世界資料解析センター, <http://swdcwww.kugi.kyoto-u.ac.jp/wdc/Sec3.html>.
- 11 O. Altinay, E. Tulunay, and Y. Tulunay, "Forecasting of ionospheric critical frequency using neural networks", Geophys. Res. Lett., Vol.24, pp.1467-1470, 1997.
- 12 P. Wintoft and Lj. R. Cander, "Ionospheric foF2 storm forecasting using neural networks", Phys. Chem. Earth, Vol.25, No.4, pp.267-273, 2000.
- 13 L. A. Williscroft and A. W. V. poole, "Neural networks, foF2, sunspot number and magnetic activity", Geophys. Res. Lett., Vol.23, No.24, pp.3659-3662, December 1996.
- 14 E. O. Oyeyemi, A. W. V. Poole, and L. A. McKinnel, "On the global short-term forecasting of the ionospheric critical frequency foF2 up to 5 hours in advance using neural networks", Radio Sci., Vol.40, No.RS6012, 2005. doi:10.1029/2004RS003239.
- 15 柿岡地磁気観測所, <http://www.kakioka-jma.go.jp/>.
- 16 T. Yumura, "On the "three-hour-range indices" K at Kakioka", Memoirs of the Kakioka Magnetic Observatory, Vol.6, pp.1-17, 1951.
- 17 K. Koike, "Statistics of the k-index", Kakioka Magnetic Observatory, Gijutsu Hokoku, Vol.31, pp.32-46, 1991.
- 18 D. Bilitza, K. Rawer, L. Bossy, and T. Gulyaeva, "International reference ionosphere-past, present, future", Adv. Space Res., Vol.13, No.3, pp.3-23, 1993.
- 19 M. A. Abdu, T. Maruyama, I. S. Batista, S. Saito, and M. Nakamura, "Ionospheric responses to the October 2003 superstorm: Longitude/local time effects over equatorial low and middle latitudes", J. Geophys. Res., Vol.112, No.A10306, 2007, doi:10.1029/2006JA012228.
- 20 M. I. Nakamura, T. Maruyama, and Y. Shidama, "Using a neural network to make operational forecasts of ionospheric variations and storms at Kokubunji, Japan", Earth Planets Space, Vol.59, pp.1231-1239, 2007.



なかむら まほ  
**中村真帆**

新世代ネットワーク研究センター光・  
時空標準グループ専攻研究員  
博士（工学）  
超高層大気、情報工学

まる やま たかし  
**丸山 隆**

上席研究員 博士（工学）  
超高層大気物理

しだま やすなり  
**師玉康成**

信州大学大学院総合工学系研究科教授  
博士（工学）  
非線形系形式化数学