

複数地点のデータを用いた風速予測へのGMDH理論の適用に関する研究

Application of GMDH Theory for Wind Velocity Prediction
with Data Measured at Multiple Points

古田均*・瀬戸口光宏**

Hitoshi FURUTA, Mitsuhiro SETOGUCHI

*工学博士 関西大学教授 関西大学総合情報学部総合情報学科

**修士（情報学） 株式会社シーエーシー 先端技術研究室

In this paper, an attempt is made to develop a method that can predict wind velocities with the data measured at multiple points. The method is based on GMDH and Chaos theory. For analysis, learning and verification, the observation data of wind velocity are used, which had been measured in Osaka City for three years to control air pollution. Numerical examples are presented to illustrate the applicability of the proposed method.

1 はじめに

現在、都市域における大気汚染は深刻なものとなっている。大気汚染の原因となっている主な物質として、二酸化硫黄・浮遊粒子状物質・窒素酸化物・一酸化炭素・光化学オキシダントなどがあげられる。これらの物質に対し、環境庁が行政の目標にしているものに環境基準がある。この基準をもとに二酸化硫黄と一酸化炭素については、産業公害対策や自動車規制が行われ、今日においては環境基準をほぼ満たすようになっている。ところが残りの三つ、特に窒素化合物に関しては未だ悪化傾向にあり、予断を許さない状態である。窒素化合物の発生源は自動車や工場・事業場から一般家庭にまで広がっている。国を中心とし、地方自治体でもこの窒素化合物に対し、様々な方策を施している。

大気汚染防止法では都道府県知事に大気汚染の状況の常時監視を義務づけている。大阪府においては大阪府がこの対象となっており、大阪府環境保健局環境部（現大阪府都市環境局）がその監視にあたっている。大阪府域における大気汚染状況を把握するため自動測定機により、先述の大気汚染物質の他に風速・風向、温度・湿度、日照量などの気象データの常時測定を行っている。汚染物質が風によって運ばれ、その過程で反応を起こし、光化学スモッグの発生・酸性雨など、種々の大気汚染現象を起こすことは広く知られていることである。しかし、これらの気象関係のデータは現在はまだ大気汚染濃度の計算等には使用されていないのが

現状である。これらの気象関係のデータを有効に利用できれば、大気汚染物質の濃度の変化の過程の把握や、光化学スモッグに関する注意報や警報の発令や解除などに有用であると考えられる。

以前の研究¹⁾において、不規則な振る舞いを見せる「風」の同定および予測に、GMDH理論やカオス理論などのソフトコンピューティング手法が有効であることが示された。そこで本研究では、まず1地点で得られたデータのみを利用して予測を行い、次に複数地点で得られたデータを用いて、より高い精度の予測を行うことを試みる。

2 ソフトコンピューティング手法

本研究においては、GMDH理論やカオス理論などのソフトコンピューティング手法を用いる。ソフトコンピューティングとは、1979年にファジィ集合論の創始者であるL.A.Zadehによって提唱された概念である。コンピューティングがハードウェアとソフトウェアの両方の進歩に支えられていたものを、ソフト面において、人間の持つ適度な寛容性を特徴とする情報処理機能を分析し、それを手本とし、新しい手法やアルゴリズムを作り出す考え方である。

GMDHはGroup Method of Data Handlingの略で、ニューラルネットワークの一種である。GMDHは多項式多様体に基づいているため、複雑な構造を持つデータの解析に有用である。本研究において、GMDHを用いて、各地点における風速・風向の予測、複数地点の風向・風速の関係の同定を行う。各

地点の風速・風向予測においては、得られる時系列は一つなので、一定の遅れ時間を取り、四つの入力変数と一つの出力変数を作成し、それを用いて同定・予測を行う。また、複数地点の風速・風向間の関係の同定、予測においては、各地点において得られたデータを同様に一定の遅れ時間を取り、数個の入力変数を作成し、予測の対象となる地点における時系列データを出力変数とし、同定・予測を行う。

カオス理論を用いて、その系の同定・予測を行う際には埋め込み・局所再構成などの手順を踏む必要がある。いくつもの局所再構成法が知られているが、本研究においては代表的なもののひとつである、近傍差分を用いた決定論的非線形予測手法（以下近傍差分法と記す）を用いる。

3 1 地点のデータのみを使用した風速・風向予測

3.1 本研究で用いるデータ

本研究では、平成9年4月から平成12年3月までに大阪市の大気汚染常時監視測定局のうちの5つの測定局にて、地上17mから19mの点で得られた風速・風向のデータを使用した。測定は正毎時の前後5分ずつの10分間測定を行い、その平均値をその時刻における値としている。

風速のデータは、単位が 10^{-1}m/s の整数値で得られ、風向のデータは、全方向を16方位としカームの状態と合わせて、17通りの値を持つ。それぞれの値は0001を北北東、0002を北東と、順に時計回りに与えられており、0016が北を表し、0017はカームを意味する。カームとは、無風状態のことであるが、風速のデータと対比すると、風速が 0.3m/s 以下のときに風向データではカームを示している。

風向データと風速データそれぞれに、測定機の異常や調整中のために欠測が存在している。平成9年度のデータには欠測が少なく、連続して欠測しているのはせいぜい5つ程度であった。1点における同定においては、データは連続的な時系列であることが求められるため、多少の補間を行っている。補間は、簡単のため前後のデータの平均値で行っている。しかし、平成10年度のデータは連続して40件以上の欠測があったため、補間を行わず、欠測の起こる手前までの7473件を本研究にて構築したシステムの実証用データとして使用する。また、平成11年度のデータは、上述の理由のため、平成10年度からの連続性が失われているので、今回はデータとしては用いていない。

よって、同定には平成9年度のデータ8760件を用い、平成10年度4月の風向・風速の予測を行う。

3.2 GMDHによる同定および予測

3.2.1 データの加工を行わない場合

風速・風向データそれぞれ8760件を用い入出力変数を生成する。1件目から8756件目までを入力変数1(x_1)、2件目から8757件目までを入力変数2(x_2)とし、同様の手順で入力変数を4つ作成する。また5件目から8760件目までを出力変数(y)とし、それぞれ8756のデータを持つ変数とした。次にこの内のそれぞれ最初の8000件を学習用データとし、残り756件を評価用データとし、同定を行う。風速・風向のそれぞれの予測結果を図-1・図-2に示す。

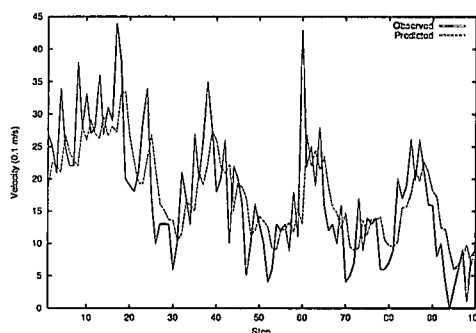


図-1: 予測結果 (GMDH、風速、加工無し)

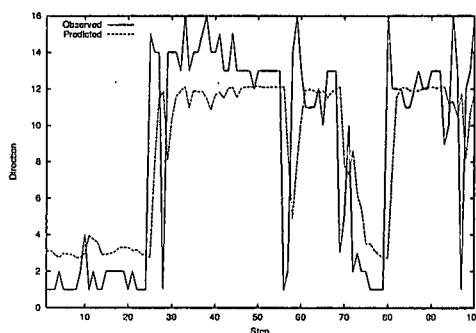


図-2: 予測結果 (GMDH、風向、加工無し)

3.2.2 風速・風向データの加工を行った場合

データが風速・風向のままであると、風向のデータにおいて、連続性が失われるという問題があった。そこで、三角関数を用いることにより、それぞれのデータから東西方向の成分と南北方向の成分とに分割を行い、それぞれの成分の同定および予測を行い、得られた予測結果を再び風速と風向に変換することにより、風向をデータで表すことによる不連続性の解消を試みた。

ここで行ったデータの加工は、風速の値を vel_{obs} 、風向の値を dir_{obs} 、東西成分を ew_{obs} 、南北成分を ns_{obs} とし、式(1)、式(2)にて、東西・南北のそれぞれのベクトル成分に変換を行う。

$$ew_{obs} = \begin{cases} 0 & dir_{obs} = 17 \text{ のとき} \\ vel_{obs} \cdot \sin(\frac{1}{8}\pi \cdot dir_{obs}) & \text{それ以外のとき} \end{cases} \quad (1)$$

$$ns_{obs} = \begin{cases} 0 & dir_{obs} = 17 \text{ のとき} \\ vel_{obs} \cdot \cos(\frac{1}{8}\pi \cdot dir_{obs}) & \text{それ以外のとき} \end{cases} \quad (2)$$

次に得られた予測値を式 (3) ~ (5) を用いて風向と風速のデータに再変換を行う。ただし、予測結果として得られた東西成分、南北成分の値をそれぞれ ew_{pre} 、 ns_{pre} 、変換後の風速、風向をそれぞれ vel_{pre} 、 dir_{pre} 、風向の変換を行うための一時変数を dir_{temp} とする。

$$vel_{pre} = \sqrt{ew_{pre}^2 + ns_{pre}^2} \quad (3)$$

$$dir_{temp} = \left(\frac{1}{2}\pi - \tan^{-1} \frac{ns_{pre}}{ew_{pre}} \right) / \frac{1}{8}\pi \quad (4)$$

$$dir_{pre} = \begin{cases} dir_{temp} & dir_{obs} > 0 \text{ のとき} \\ dir_{temp} + 16 & \text{それ以外のとき} \end{cases} \quad (5)$$

風速・風向のデータの加工を施し、GMDHにより予測を行った結果を図-3・図-4に示す。

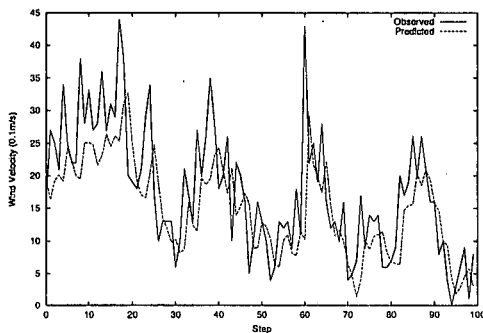


図-3: 予測結果 (GMDH、風速、加工有り)

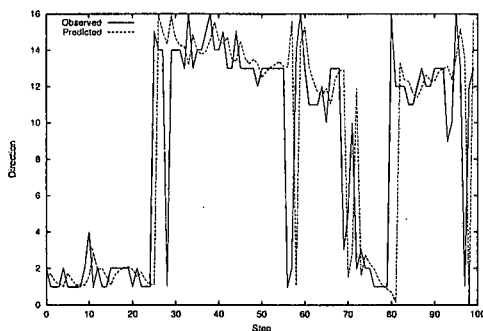


図-4: 予測結果 (GMDH、風向、加工有り)

3.3 カオスによる同定および予測

3.3.1 風速・風向データの加工を行わない場合

近傍差分法を用いて、平成9年度の風速データ8760件を用い、次元数を2から10、遅れ時間3でアトラクタを構成し、探索する近傍点の個数を3から10で平成10年度のデータ100件の短期予測を行うと、次元数2、遅れ時間3、近傍点6のときが最も予測精度が高かった。その結果を図-5に示す。

次に、平成9年度の風向データ8760件を用い、次元数を2から10、遅れ時間3でアトラクタを構成し、探索する近傍点の個数を3から10で平成10年度のデータ100件の短期予測を行うと、次元数3、遅れ時間3、近傍点6のときが最も予測精度が高かった。その結果を図-6に示す。

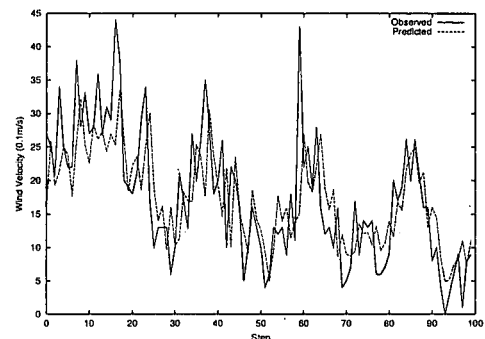


図-5: 予測結果 (近傍差分法、風速、加工無し)

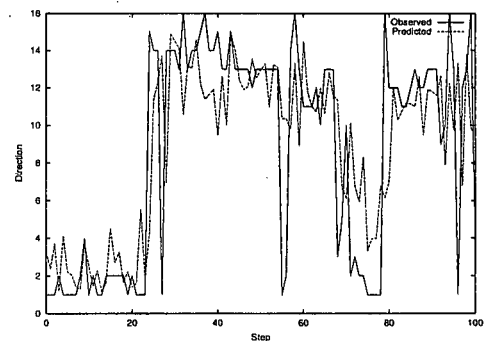


図-6: 予測結果 (近傍差分法、風向、加工無し)

3.3.2 風速・風向データの加工を行った場合

GMDHを使用した予測と同様に、風向データの不連続性の解消のため、それぞれのデータの加工を行い、風速・風向の予測を試みた。

同定・予測に用いるデータはデータの加工を行わないときに用いたものと同じものを用い、それぞれの予測を行った。その結果を図-7・図-8に示す。

3.4 本節のまとめ

1地点における予測に関しては、GMDH・カオスともに風速・風向の予測において、データの加工を行わない場合、風速はある程度予測ができるもの

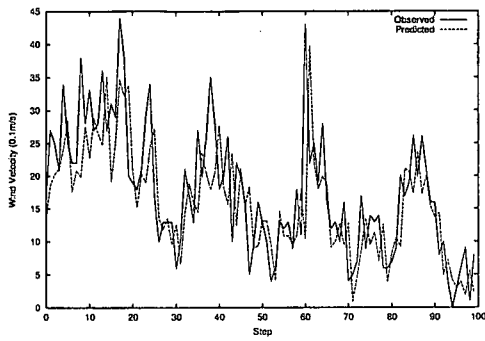


図-7: 予測結果 (近傍差分法、風速、加工有り)

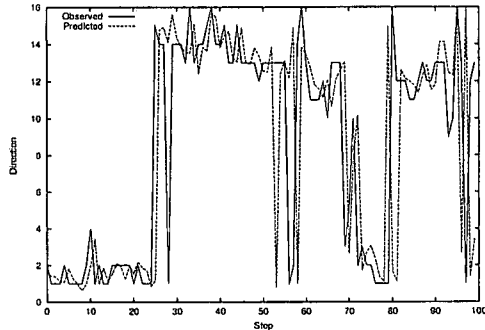


図-8: 予測結果 (近傍差分法、風向、加工有り)

の、風向の予測においては、十分な精度の予測ができなかった。

そこで、風速・風向のデータに加工を行い、東西・南北のベクトル成分に分割を行い、それぞれの成分の予測を行い、再び風速・風向のデータに変換したところ、ともに良好な結果を得ることができた。このことは、データに加工を行わない場合、風向データにおいて、風向を示す1から16は連続しているものの、17がカームを表すことと、16と1との間の本来の連続性が欠如していたものが、ベクトルに分割することにより、風向データの不連続性が解消されたためであると考えられる。

このとき、GMDHに比べ、カオスによる予測の方が若干精度が高かったので、1地点で得られたデータのみを用いて予測を行うときにはカオスを用いる。

4 複数地点のデータを用いた風速・風向予測

本節において、複数地点のデータを用いた風速・風向の予測を行う。その際、各地点におけるデータを用いて、西区における風速・風向の予測を行うが、大阪市内における風速の成分を活用するため、また、各地での予測を十分な精度で行うため、前節で行ったデータの加工を行い、風速・風向を東西・南北のベクトル成分に分割し、それぞれを予測して風速・風向への再変換を行う。

複数地点の風速・風向予測の手順として、3段階の操作を行う。

手順1

まず、予測の対象となる大気汚染常時監視測定局である西区堀江小学校 (以下、「西区」と記す) における風速・風向と、北区済美小学校 (以下、「北区」)、此花区此花区役所 (以下、「此花区」)、大正区平尾小学校 (以下、「大正区」)、生野区勝山中学校 (以下、「生野区」) における風速・風向との関係をGMDHを用いて同定を行う。ここで、前節において行った加工を行い、東西成分と南北成分の関係を同定するものとする。

手順2

次に、それぞれの測定局における予測を行う。その際の予測手法については、前節において予測制度の高かったカオス理論を用いる。

手順3

最後に、手順2によって得られた予測値を、手順1によって得られたモデルに代入し、西区の風速・風向の推定を行う。このことによって、複数地点の風速・風向のデータから西区の風速・風向の予測が行われる。

4.1 予測

4.1.1 手順1

北区、此花区、大正区、生野区で測定されたデータを入力変数、西区で測定されたデータを出力変数として同定を行う。同定には平成9年の全ての観測値、8760件を用い、最初の8000件を学習用データ、残りの760件を評価用データとして用いる。前節において、風速・風向のデータからの予測は困難であったため、東西成分と南北成分に分割して同定を行う。

東西成分

まず、それぞれの観測局の風速・風向のデータから式(1)を用いて、東西成分のデータを得る。得られた東西成分のデータから同定を行う。次に評価用データを用いて、西区の東西成分と、他の4つの測定局の東西成分の値から推定した値を図-9に示す。また、同様に評価用データの最後の60件を用いて、西区の東西成分と、他の4つの測定局の東西成分から推定した値を図-10に示す。

南北成分

東西成分と同様に、それぞれの観測局の風速・風向のデータから式(2)を用いて、南北成分のデータを得る。得られた南北成分のデータから同定を行う。次に評価用データを用いて、西区の南北成分と、他の4つの測定局の南北成分の値から推定した値を図-11に示す。また、同様に評価用データ

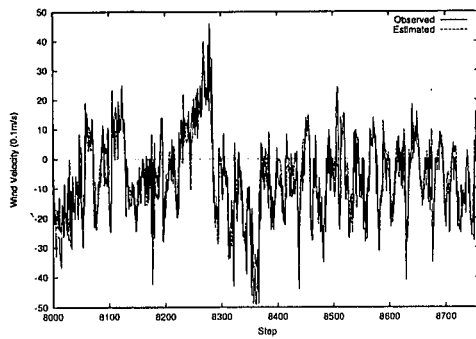


図-9: 東西成分の実測値とGMDHによる推定値 1

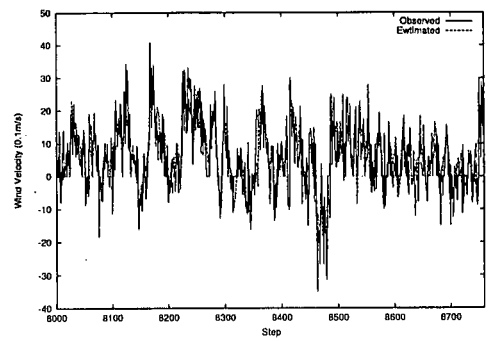


図-11: 南北成分の実測値とGMDHによる推定値 1

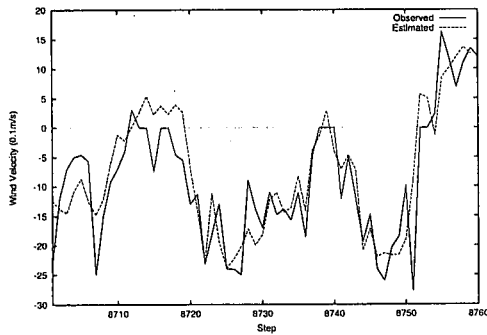


図-10: 東西成分の実測値とGMDHによる推定値 2

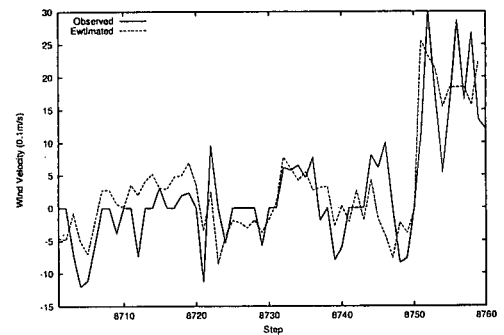


図-12: 南北成分の実測値とGMDHによる推定値 2

の最後の60件を用いて、西区の南北成分と、他の4つの測定局の南北成分から推定した値を図-12に示す。

4.1.2 手順2

北区、此花区、大正区、生野区における同定には、平成9年度のデータ8760件を用いた。それぞれにおける、各成分の実測値とカオスによる予測値を図-13～図-16に示す。

4.1.3 手順3

手順1で得られた推定モデルに、手順2で得られた各観測局における予測値を代入して、西区における予測を行う。得られた予測値を風速・風向に変換した結果を図-17、図-18に示す。また、複数地点のデータを用いて東西成分・南北成分の予測を行った結果と実測値、西区におけるデータのみを用いて東西成分・南北成分の予測を行った結果と実測値との相関係数を表-1に示す。

表-1: 相関係数表

	複数地点の使用	西区のデータのみ
東西成分	0.8493	0.7870
南北成分	0.7603	0.7285

4.2 本節のまとめ

複数地点のデータを用いる予測においては、データは元の風速・風向ではなく、東西・南北成分に分

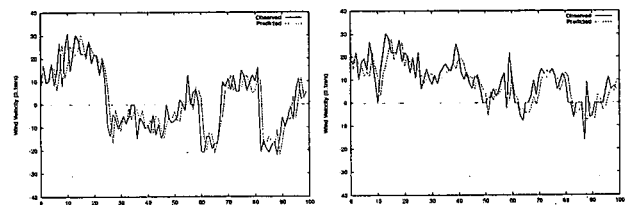


図-13: 北区、東西・南北

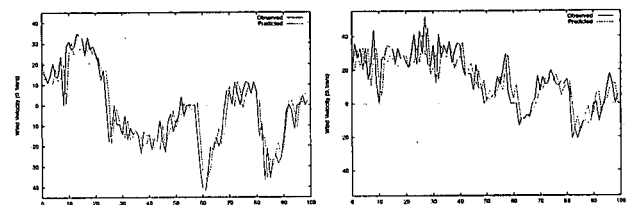


図-14: 此花区、東西・南北

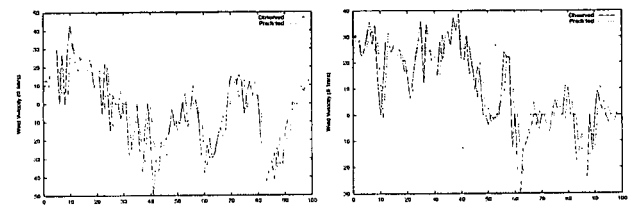


図-15: 大正区、東西・南北

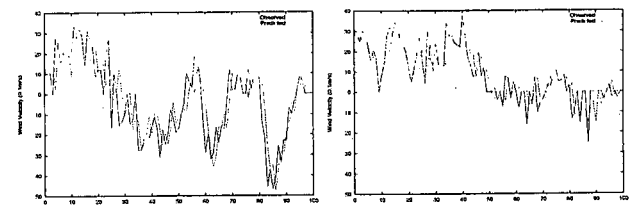


図-16: 生野区、東西・南北

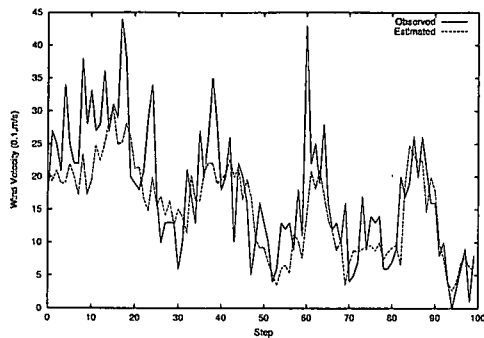


図-17: 西区における1時間後の風速の実測値と予測値

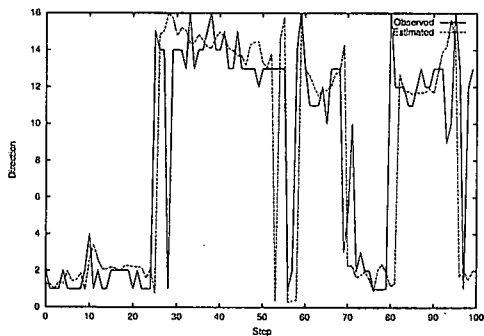


図-18: 西区における1時間後の風向の実測値と予測値

割したものを用いた。各観測局間のそれぞれの成分の関係がよく同定できていたことと、カオス理論を用いた各観測局における短期予測の精度が高かったことから、1時間後の予測は高い精度で実現できた。本研究においては、表-1からも、西区1地点だけのデータを用いた予測結果と比較して、複数地点のデータを用いた場合の方が実測値との相関が強く、複数地点のデータを用いた予測を行うことにより、高精度の予測を行うことができる可能性を示すことができた。

5 結論

複数の観測局間のデータの関係を GMDH で同定し、それぞれの観測局にて予測を行い、その結果から1地点の予測を行った。1時間後の予測に関しては、非常に良い結果が得られたため、このシステムの有効性が示されたと言える。

しかし、実際には光化学スモッグに関する警報の発令や解除に有用な予測を行うには、6時間以上先の予測が望まれる。このことについては、風速・風向の同定にベクトル多項式を用いることや、ベイジアンネットワークなどの推論手法を用いるなど、今後も改良の余地はあると思われる。またデータについても、もっと細かい時間単位で計測されたデータ、風向に関しては32方向あるいはさらに細かく区分されているデータ、風速についても有効桁数の大きいデータが得られれば、より正確な予測ができると考えられる。

参考文献

- 1) 古田均、瀬戸口光宏：風速予測のためのカオス理論と GMDH 理論の適用に関する研究, 第6回システム最適化シンポジウム講演論文集, pp.65-70, 土木学会, 1999.12.
- 2) 田中洋、横田哲也、畑中章秀：都市域における風特性マップの作成法, 日立造船, 1998.
- 3) 奈良重俊、ピーターディビス：カオスと知的情報処理, ジャストシステム, 1994.9.
- 4) 林 勲：GMDH, 日本ファジィ学会誌 Vol.7, No.2, pp.270-274, 1995.
- 5) 大阪市：環境入門&環境基本条例, 1996.