

〈一般研究課題〉 住宅における分散電源導入時の
電力品質維持・向上に関する研究
助成研究者 愛知工業大学 雪田 和人



住宅における分散電源導入時の 電力品質維持・向上に関する研究

雪田 和人
(愛知工業大学)

1. はじめに

2005年に第3回気候変動枠組条約締約国際会議（COP3）における京都議定書が発効された。その結果、我が国は、1990年を基準として約6%の二酸化炭素の排出を削減しなければならない。この二酸化炭素の削減を受けて昨年、省エネルギー法が改正されている。ここでライフラインの一つである電気エネルギーに注目すると、地球温暖化防止に貢献するエネルギーとして、太陽光発電システム、風力発電システム、燃料電池などの分散電源が電力系統に導入されつつある。この分散電源の2010年までの政府導入目標は、太陽光発電が482万kW、風力発電が300万kWであり、各々2002年の約7.6倍および約6.5倍である。したがって、今後益々系統へ分散電源の導入が増加してくるものと予想される。これら分散電源は、環境に配慮されているものの、自然エネルギーであるために出力変動が激しいので、①電力供給の安定性、供給信頼度、電力品質の維持・向上、②安価な電力供給、③環境負荷の低減、④需要家の利便性の向上が必要不可欠の問題としてある。

本研究では、特に太陽光発電、風力発電、燃料電池発電などの環境調和型電力エネルギーシステムが導入された場合について注目し、特に住宅における電気エネルギーの安定供給と品質向上について研究を行う。

本研究の具体的な内容としては、気象情報を用いた太陽光発電ならびに風力発電システムの発電量予測手法と電力品質維持装置として蓄電池の導入について検討を行った。特に電力品質に関しては、電力品質解析装置を用いて、実際の太陽光発電、風力発電ならびに品質維持のために蓄電池が導入された場合での計測を行った。これら研究項目の中から本報告では、特に気象情報を用いた太陽光発電ならびに風力発電システムの発電量予測手法について説明をする。

2. 広域的気象データ活用による風速の時間変化予測

風速予測に関して、ニューラルネットワークを用いた予測システムを構築した。予測の前処理として、学習データの選択としてパターンマッチングを用いた。広域気象データとして、天気図およびアメダス10分値データを用いて風速の時間変化予測を行い、予測結果の検討を行った。

2.1 予測システムに用いる教師データと類似天気日の抽出

(1) 予測に用いる教師データ

ニューラルネットワークを用いて予測や推定などを行う場合、教師データを用いたシステムの学習が必要である。ニューラルネットワークの学習に用いるデータは予測に用いるデータ類似したものを用いることにより予測精度向上が期待できる。本研究では、ニューラルネットワークに用いる入力データとして、予測対象日と類似した天気図を抽出することを試みた。以下に、天気図データの作成と類似天気日の抽出のためのパターンマッチング法を示す。

(2) 天気図データベースの作成

気圧配置や前線の有無は天候に大きな影響を与える。本研究における天気図データベースは、気象年鑑の中の天気図日記に掲載されている1999年～2001年における9時の天気図を用いて作成した。

作成方法は、1日の天気図を256 (16×16) ブロックに区切り、2項目 (気圧、前線) をデータ化する。各ブロックに、表1に示されるような気圧の値を980hPaから1036hPaまで4hPa毎に分けられた値を与える。そうすることにより1日の行列データ(16×16)を得ることができる。前線については、寒冷前線、温暖前線、停滞前線、閉塞前線、前線がない場合の5種類を数値変換し、種類と有無の関係をデータ化する。

(3) パターンマッチング手法

予測対象日の気圧 P_{0i} 、前線 Z_{0i} と過去の比較すべき天気日の気圧 P_i 、前線 Z_i から、天気図の類似度を表す評価指標 J_i を算出する。

$$J_i = \sum_{i=1}^{256} |P_{0i} - P_i| + |Z_{0i} - Z_i| \quad (1)$$

式(1)で示す評価指数 J_i が最も0に近い天気図がデータベースから類似天気図として抽出される。

図1は予測日として用いた天気図である。同天気図について、表1および表2を用いて得られた行列を図2に示す。このような行列データについて、過去の天気図データを用いて、式(1)により、評価指標 J_i を算出する。この J_i の値が0に近ければ近いほど対象日の天気図と類似していることになる。

表1 気圧変換表

Atmospheric pressure [hPa]	Change value	Atmospheric pressure [hPa]	Change value
$P_i < 980$	0	$1008 < P_i < 1012$	8
$980 < P_i < 984$	1	$1012 < P_i < 1016$	9
$984 < P_i < 988$	2	$1016 < P_i < 1020$	10
$988 < P_i < 992$	3	$1020 < P_i < 1024$	11
$992 < P_i < 996$	4	$1024 < P_i < 1028$	12
$996 < P_i < 1000$	5	$1028 < P_i < 1032$	13
$1000 < P_i < 1004$	6	$1032 < P_i < 1036$	14
$1004 < P_i < 1008$	7	$P_i < 1036$	15

表2 前線変換表

Kind of the front	Change value
None	0
Cold front,	1
Warm front	2
Stationary front	3
Occluded front	4

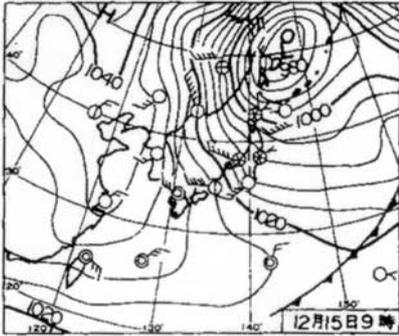


図1 天気図 (2001年12月15日)

0	0	1	2	2	2	2	1	1	1	0	0	1	1	1	1	16
0	0	0	1	2	2	1	2	2	4	4	2	1	2	1	2	26
0	0	0	0	1	1	0	1	3	5	7	6	3	0	2	3	32
0	0	0	0	0	1	0	1	3	5	7	6	5	2	1	3	34
0	0	0	0	0	1	0	0	2	4	6	6	6	4	1	2	32
0	0	0	0	1	1	0	1	2	4	5	6	4	2	0	2	27
0	0	0	0	1	1	2	1	0	0	2	3	5	4	2	0	21
1	1	1	1	1	1	2	0	0	2	1	3	3	2	0	2	20
1	1	1	1	1	1	2	0	0	0	1	2	2	0	1	1	15
1	1	1	1	1	1	2	0	0	1	1	1	0	0	0	1	12
1	0	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	13
0	0	1	1	1	1	2	1	1	1	0	0	0	0	1	1	10
0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1	1	12
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	15
0	1	1	1	0	0	1	2	2	2	1	1	1	1	1	1	16
1	1	2	2	1	1	1	2	2	2	1	1	1	1	1	1	22
total																
323																

図2 天気図行列データ (2001年12月15日)

(4) パターンマッチング結果

天気図データベースを用いてパターンマッチングを行った。図1で示した2001年12月15日を予測対象日として類似天気図を抽出した。評価指標 J_L が最小として抽出された1999年12月11日の天気図である。図1と図3は全体的な気圧配置が類似しており、オホーツク海沖に位置する気圧の中心やそれを取り巻く等圧線など、良く似ている。

先の予測対象日として取り上げた2001年12月15日および類似天気日として抽出された1999年12月11日について、両日の風速変化を調べた。その結果を図4に示す。なお、図中の風速値は10分間隔で得られたものである。同図から、両日の風速値は若干異なるものの変化パターンの類似性が確認できる。また、両日の各時間に対応する風速値の相関を調べた。その結果を図5に示す。相関図からも、両風速値変化の類似性が確認できる。同様の比較を別の予測対象日について調べた結果を図6および図7に示す。これらの図からも、予測対象日と類似天気日における風速変化の類似性が確認できる。

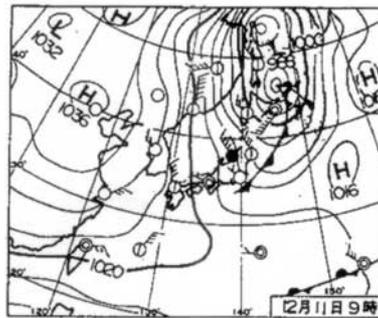


図3 図1に類似した天気図 (1999年12月11日)

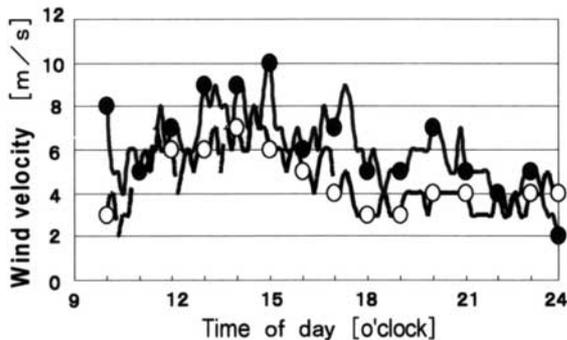


図4 類似天気日の風速変化の比較

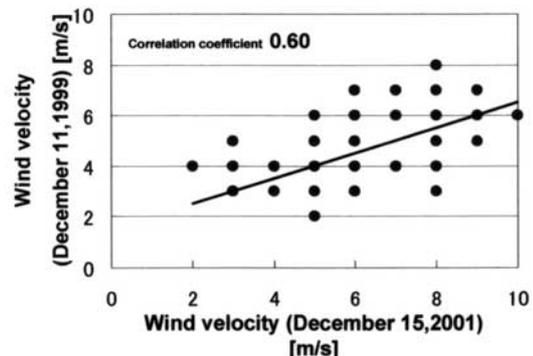


図5 風速の相関図 (2001年12月15日及び1999年12月11日)

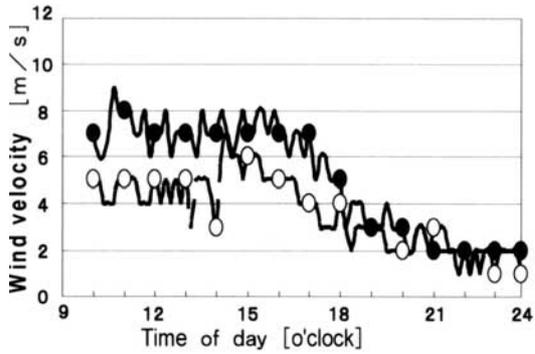


図6 類似天気日の風速変化の比較
(2001年12月26日と1999年12月23日)

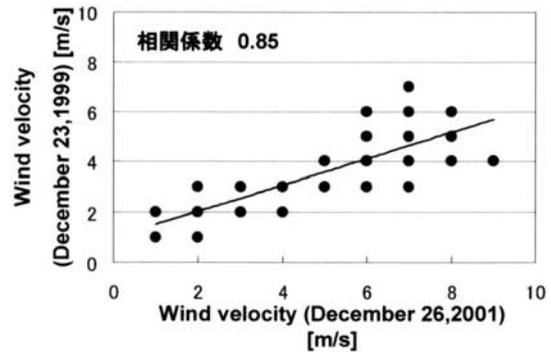


図7 類風速の相関図
(2001年12月26日及び1999年12月23日)

3. 予測システムの構成

風速予測のために図8に示すニューラルネットワークを用いた。入力層として、対象地点で観測された現時点($t=0$)、10分前($t=-\Delta t$)、20分前($t=-2\Delta t$)...、50分前($t=-5\Delta t$)における風速値の6ユニットを用いた。出力層は、1時間後($t=6\Delta t$)の風速値として対応させた1ユニットを用いた。ここで、 Δt は風速データのサンプリングであり、10分である。中間層は1層で、予測時間と計算時間との両面から試行錯誤により、中間層は6ユニットとした。

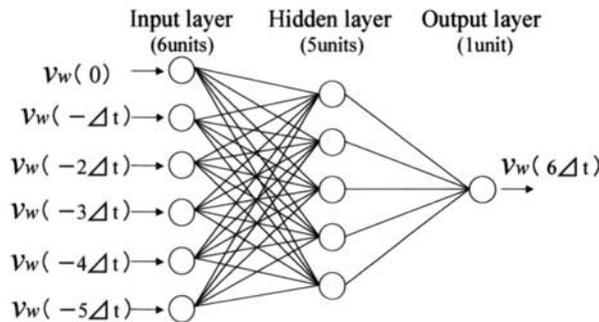


図8 風速変動予測システム

4. 風速予測結果

(1) 学習および予測に用いたデータ

学習に用いるデータは2001年12月で、風力エネルギーとして有効な平均風速4m/s以上の日を予測に用いる。予測対象地点として名古屋気象台(海拔51m, 地上高18m)を取り上げた。前章により抽出した類似天気日の風況データを用いて10分間隔でニューラルネットワークの学習を繰り返した。学習後の予測システムを用いて予測対象日の9時の時点から予測を開始し、10分間隔で逐次1時間先の風速予測を行った。

表3にニューラルネットワークの学習に用いたデータおよび予測に用いたデータを示す。また対象地点において10分毎($\Delta t=10$ 分)に風速の観測データは得られている。

表3 学習および予測に用いたデータ

Order of similarity	Date	Note
—	12/15/2001	used to forecast
1	12/11/1999	used to training
2	12/13/2000	used to training
3	12/21/2001	used to training

(2) 予測結果

得られた風速変化の予測結果を図9～図12に示す。これらの図において、予測値を○印、実績値を●印で各々示す。

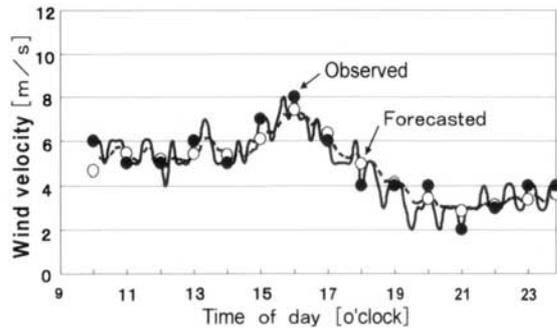


図9 風速時間変動予測
(2001年12月10日)

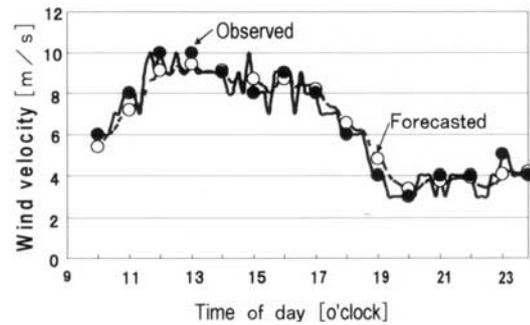


図10 風速時間変動予測
(2001年12月11日)

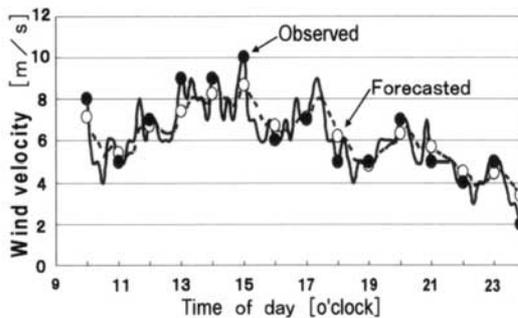


図11 風速時間変動予測
(2001年12月15日)

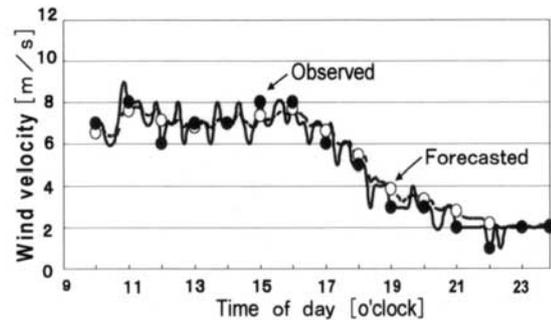


図12 風速時間変動予測
(2001年12月26日)

これらの図から、いずれも予測値は実績値に比較的近い値であると言える。図9および図12では全体的に風速変化は一樣であり、予測結果はいずれも実績に近い。また図10および図11についてみれば、風速変化は比較的大きいけれども、予測値は実績値に近く、同じような変化パターンを示している。

これらの予測結果を定量的に比較するために、式(2)でまず予測の瞬時値を求め表4に示す。同表には、平均風速の実績値と予測値も併記した。

$$\text{誤差率} = \frac{\sum_{i=1}^n |v_{fi} - v_{oi}|}{\sum_{i=1}^n v_{oi}} \times 100 \quad [\%] \quad (2)$$

ここで、 v_{fi} および v_{oi} は風速の予測値および実績値である。

表4 風速変化予測誤差

Day for forecast	Average wind speed [m/s]		Forecast error margin rate [%]
	Observed value	Forecast value	
2001/12/10	4.9	4.8	10.2
2001/12/11	6.5	6.4	8.8
2001/12/14	5.9	5.8	9.6
2001/12/15	6.2	6.1	11.1
2001/12/26	5.3	5.2	8.1
2001/12/30	7.4	7.3	9.8
Average	6.0	6.0	9.6

表4によれば、平均風速4m/s以上として予測対象を選んでいるが、例として取り上げた12月の風速の平均値はいずれも6m/s前後であり、予測値と実績値は殆ど同じ値となっている。予測誤差では最大で11.1%、平均9.6%で予測できており、比較的良い風速変化予測が得られている。

(3) 風力エネルギーからみた予測誤差

上述した予測結果を風力エネルギーからみて、比較検討する。風速 v [m/s], 空気密度 ρ [kg/m³], 受風面積 A [m²]のとき、得られる風力エネルギー P [W]は次式で与えられる。

$$P = \frac{1}{2} \times \rho \times A \times v^3 \quad (3)$$

空気密度は基準状態として1.293[kg/m³], 受風面積は単位面積当りとするため1[m²]とした。前章から得られた風速の予測結果を用いて式(3)により得られた風力エネルギーを予測値として算出した。風力エネルギーの予測誤差を求めて表5に示す。同表には、風力エネルギー平均値[W/m²]の実績値、予測値および予測誤差[%]をそれぞれ示した。なお予測誤差の算出は式(2)と同様に瞬時値誤差として求めている。

表5 風力エネルギー予測結果

Date	Wind velocity energy [W/m ²]		Error margin rate [%]
	Observed value	Forecast value	
12/10/2006	87.6	91.2	22.9
12/11/2006	233.9	239.0	17.8
12/14/2006	169.2	171.4	19.9
12/15/2006	170.0	173.3	27.0
12/26/2006	137.3	136.9	18.9
12/30/2006	285.9	291.7	19.9
Average	180.7	183.9	21.1

5. 太陽光/風力ハイブリッド型発電システムの発電量予測

蓄電システムを有した太陽光発電ならびに風力発電からなるハイブリッド型発電システムを有効利用するために、翌日の発電量をニューラルネットワークにより予測をした。実際に、愛知工業大学5号館屋上に設置されているハイブリッド型システムなどを一例として検討したので以下に述べる。

5.1 太陽光発電/風力発電ハイブリッド型発電システム

(1) システム概要

本研究で検討に用いた独立型ハイブリッド発電システムの外形を図13に示す。本システムは、定格出力600Wのダウンウインド型の風力発電と240Wの太陽光発電システムから構成されて

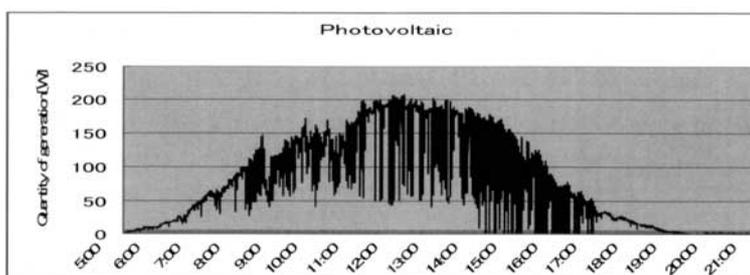
いる。また蓄電装置としては、容量24V600Ahのディープサイクルバッテリーを有している。

(2) 予測例

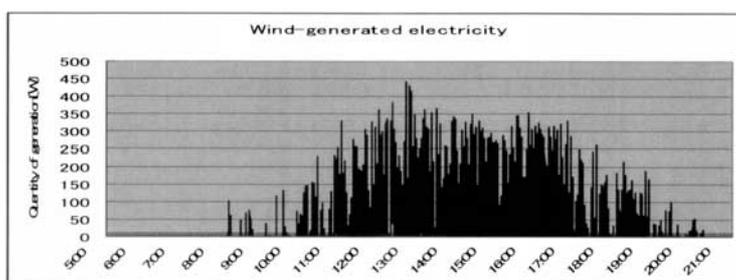
図13に示す風力・太陽光ハイブリッド発電システムについて、一日の発電電力変化の一例を図14に示す。同図においては、太陽光発電システムの発電量ならびに風力発電システムの発電出力を各々示している。なおサンプリング周期は2秒である。同図からもわかるように、この日については太陽光発電ならびに風力発電共に良好に発電電力が得られていることが分かる。



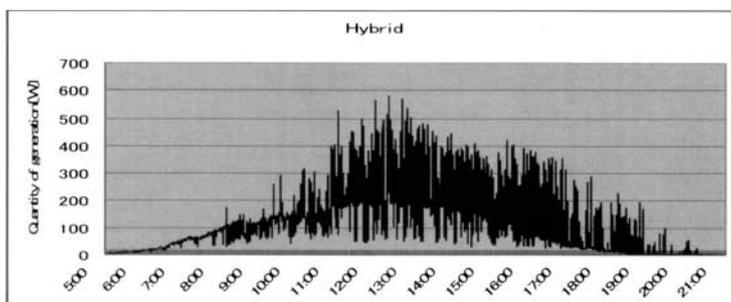
図13 太陽光発電/風力発電のハイブリッドシステム



(a) Output of PV



(b) Output of Wind Mill



(c) Total Generation

図14 一日の発電電力変化の一例

5.2 翌日の発電量予測

(1) 予測システム

図15に、太陽光ならびに風力のハイブリット型発電システムの翌日発電量予測をするニューラルネットワークの構成図を示す。ニューラルネットワークの入力層には、予測日と予測日前日の天候、最高気温と平均気温、予測日前日の一日の発電電力量を用いた。また、中間層は15ユニットとし出力層は1ユニットとしている。

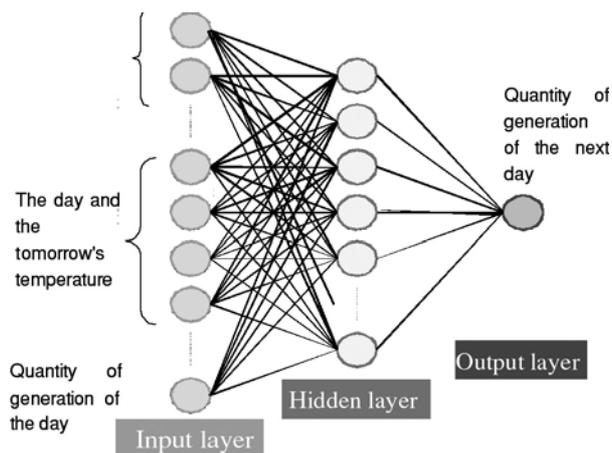


図15 本研究で用いたニューラルネットワークの構成

(2) 予測例

図14に示すモデルシステムについて、2002年6月ならびに7月の実測データを対象として、図15に示すニューラルネットワークを用いて検討を行った。具体的には、2002年6月6日から7月15日までのデータを学習に用いて、7月16日から1週間の予測をした。ここでニューラルネットワークの学習回数は、10,000回としている。

図16は、本研究での予測結果と実績値を示している。また図17は、このときの予測誤差を示している。両図より全体として予測値が実績値よりも高い値を示していることがわかる。誤差の平均は13.1%で、特に、このとき7月17日の予測値が大きく実績よりも高い値である。この日の誤差を除けば平均で8.7%であった。7月17日の天候データを確認すると、午前中は"雷"であり、午後"曇り"となっている。また学習データに、"雷"の天候は少なかったため予測誤差が高くなったと考えられる。天候の急変が大きな予測誤差の原因にもなっている。

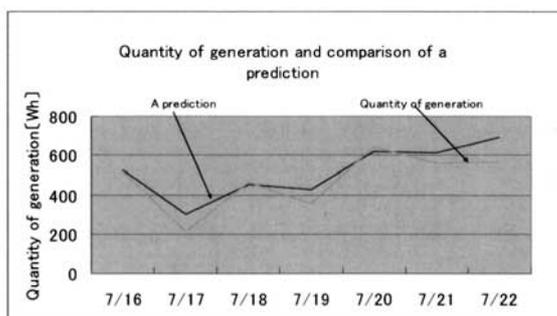


図16 発電量の予測結果と実績値

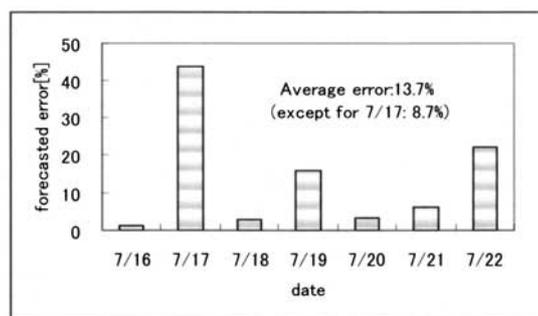


図17 発電量予測誤差

6. あとがき

地球温暖化抑制のための風力エネルギー有効利用を目的として、ニューラルネットワークによる風速変動予測システムを構築した。予め、教師データを用いてニューラルネットワークの学習を必要としており、教師データの選択の良否が予測精度に大きく影響する。本報告では、教師データの選定に関して、予測対象日に類似した天気日の抽出を行い、予測精度の向上を図った。さらに、風力・太陽光ハイブリッド型発電システムの発電量予測を試みた。本報告の主な内容は以下の通りである。

- (1) 類似天気日を抽出するために、天気図データベースを作成し、予測対象日を入力することにより、類似天気日が容易に抽出されることを可能にした。
- (2) 類似天気日について、風速値は若干異なるものの、風速変化のパターンは比較的類似していることが確認できた。
- (3) 10分値風速データをニューラルネットワークの入力情報として用いることにより、風速予測システムが構築できた。10分間隔で60分先までを予測した結果では風速の瞬時値誤差は平均9.6%、最大11.1%であった。
- (4) 風速エネルギーからみた予測結果では、瞬時値誤差は平均21%、最大27%であった。
- (5) 風力・太陽光ハイブリッド型発電システムの翌日の発電量予測では、ニューラルネットワークの入力情報として、予測日と予測日前日の天候、最高気温と平均気温、予測日前日の一日の発電電力量を用いた。雷雨などを除けば、発電量予測誤差は8%程度で予測できることが確認できた。

参考文献

- (1) 杉原他：「特集 新エネルギーの集中導入」, 太陽エネルギー, 平成16年6月
- (2) 牛山他：「特集 風力発電システムの現状・将来」 太陽エネルギー, 平成16年5月
- (3) 甲斐:「風力発電の系統連系について」 電学誌, Vol.124, pp 27－31, No.1, 2004
- (4) 松宮：「風力発電普及のための研究開発と規格」 電学誌, Vol.124, pp 17－21, No.1, 2004
- (5) 後藤, 一柳, 水野, 松村, 鬼頭:「天気図データベースを活用したパターンマッチング方式による太陽エネルギーの総量予測」 電学B, 114-10, pp1073-1074(1994-10)
- (6) 気象庁：「気象年鑑・1999年～2001年版」(1999～2001)
- (7) 気象庁：「アメダス10分値データ」(1999～2001)