

日日射量曲線の予測に基づいた 予測日積算日射量の誤差低減

A Forecasting-Error Reduction of Daily Total Insolation
by Integration of Forecasted Daily Solar Irradiance Curve

桶真一郎*¹
Shinichiro OKE

村田浩之*²
Hiroyuki MURATA

滝川浩史*³
Hirofumi TAKIKAWA

榊原建樹*³
Tateki SAKAKIBARA

Abstract

Daily total insolation forecast with higher precision is required for more efficient operation of energy supply system utilizing solar energy. Conventional insolation forecasts are considered to be not precise enough to apply to the operation in such system. The present paper presents a new method to reduce the forecasting error of insolation, named ERDI method. "ERDI" means Error Reduction method of Daily total Insolation by integrating the forecasted daily solar irradiance curve. The method provides more precise daily total insolation than conventional forecast method. A forecasting-error of daily total insolation was reduced by the following three steps. First, the daily total insolation forecasted by neural network was simply distributed into the daily solar irradiance according to daily change of solar elevation curve. Second, the daily solar irradiance curves were modified using correction curves that were obtained from difference between measured and forecasted solar irradiance curves. Different correction curves were prepared for every clearness index and every season. Finally, integration of modified daily solar irradiance curve resulted in modified daily total insolation. It was confirmed that ERDI method could reduce forecasting-error of daily total insolation (%MAE) from 36% to 19%.

キーワード：日積算日射量予測，ニューラルネットワーク，予測誤差低減，太陽高度，晴天指数

Keywords: Daily total insolation forecast, neural network, forecasting-error reduction, solar elevation, clearness index

1. はじめに

太陽エネルギー変換装置である太陽光発電 (PV) 装置や太陽熱集熱装置の出力は日射量に左右される。これらの装置を含んで構成された電力および/あるいは熱供給システムを，ランニングコストやCO₂排出量削減の面から効率的に運転するためには，日射量を事前に予測することが望ましい^(1,2)。たとえば，太陽熱と深夜電力とを併用したシステムでは，精確に予測した日積算日射量を利用して運転制御した場合，電気料金を最大30%以上削減できるであろうということが報告されている⁽³⁾。しかし，従来の日射量予測法は，大陸性の気候で日射が安定している海外での実績^(4,5)は高いが，気象が変化に富む我が国における

実績はまだ十分でない。例えば，深尾らのメソ気象モデルを用いた予測法^(6,7)では，積算日射量の予測誤差が30~45%程度であり，実用上十分な精度とは言えない。従って，日射量のより精確な予測が求められている。

これまでに，筆者らのグループでは，日射量，風速，および気圧に関し，ニューラルネットワーク (NN) や重回帰分析を用いた予測手法を提案してきた⁽⁸⁻¹⁵⁾。翌日の日積算日射量については，予測気圧を入力としたNN予測法の場合，予測誤差は29%であった⁽¹⁰⁾。本論文では，翌日の日積算日射量予測における誤差をさらに減少するための手法を新しく考案した。これを，ERDI (Error Reduction method of Daily total Insolation by integrating the forecasted daily solar irradiance curve)と呼ぶことにする。ERDI法とは，一旦予測した日積算日射量の誤差を減少させることによって，より精確な日積算日射量を求める方法である。まず，一旦予測した日積算日射量と等しくなるように，太陽高度と連動した日日射量曲線 (一日の1時間毎の日射量の変化を示す曲線) を生成し，次に，日々の天候の違いと，一日の間の天候の

*1 豊橋技術科学大学工学部教務職員
(〒411-8580 豊橋市天伯町雲雀ヶ丘1-1)
e-mail: oke@eee.tut.ac.jp

*2 豊橋技術科学大学大学院工学研究科修士学生

*3 豊橋技術科学大学工学部助教授

*4 岐阜工業高等専門学校校長
(構成受付：2006年12月28日)

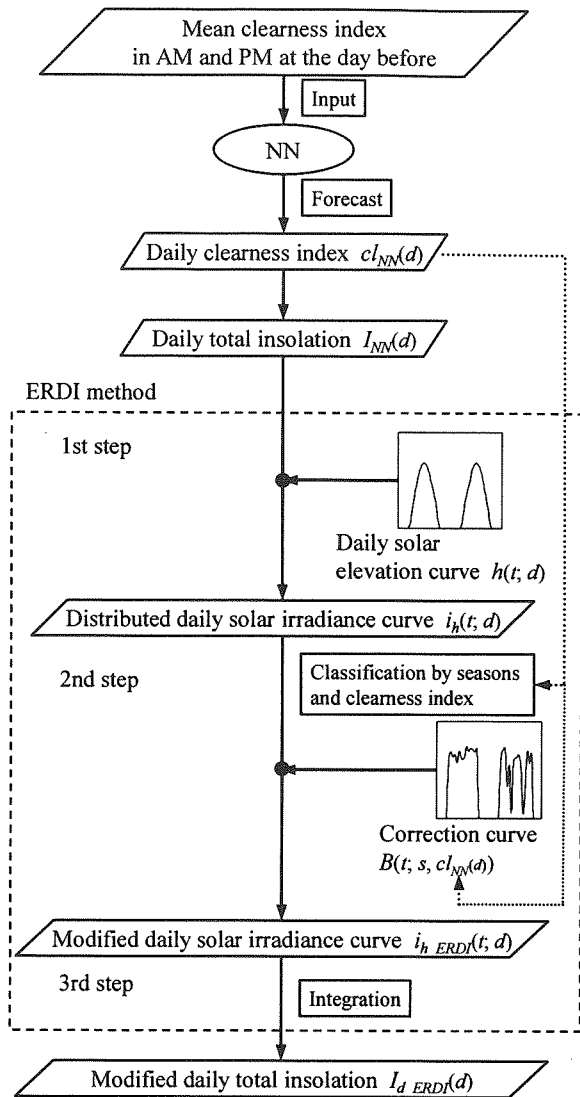


Fig.1. Higher precision forecast algorithm of daily total insolation; ERDI after NN.

変化を考慮してその曲線を変形し、最後に、その曲線を積分する。天候の変化を示す指標としては晴天指数を用いた。なお、本論文では予測対象日の午前 0 時を予測時点とし、その後 24 時間の積算日射量を予測した。以下、ERDI 法の詳細を示すとともに、同手法を評価する。

2. 気象データ

本論文における 1 時間毎の日射量は、1995~1999 年の気象官署の地上気象観測データ (SDP データ) 内の水平面全天日射量 (以下、これを単に日射量と呼ぶ) とした。SDP データには全国 155 地点の気象データが収録されているが、日射量を計測している地点はそのうちの 67 地点である。本論文では、日射量を計測している地点の一つである静岡県御前崎を予測対象とした。

3. 予測手法

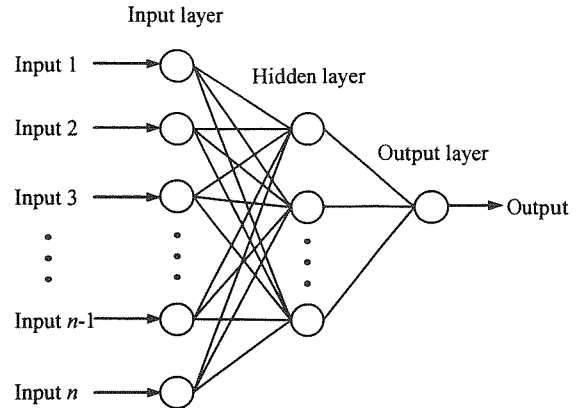


Fig.2. 3-layers neural network used in this study.

NN と ERDI 法を用いた日積算日射量予測の誤差削減アルゴリズムを Fig.1 に示す。同図に示すように、同方法では、ひとまず、NN を用いて日積算日射量を予測し、次に、ERDI 法に従って予測日積算日射量に含まれる誤差を減少する。以下、この方法の手順を説明する。

3.1 NNによる日積算日射量予測

これまでに、予測対象地点に応じて適当な気象観測地点を選択し、その地点の過去の気象データを用いて日積算日射量を予測する手法を開発してきた⁽⁸⁻¹¹⁾。予測誤差が最小になったのは、文献(10)、(11)において示した方法で 10 地点を選定し、それらの地点における予測時点の 24 時間前から 12 時間前まで (予測対象日前日午前) の平均晴天指数および同 12 時間前から予測時点まで (予測対象日前日午後) の平均晴天指数を、NN の学習用および入力データとして用いた場合であった^(10, 11)。また、予測に用いた NN は、図 2 に示すような 3 層構造のフィードフォワード NN であった。今回は、まず、この手法を用いて日積算日射量を予測した。

なお、日積算日射量の季節変動を除去するため、NN の教師データには、日積算日射量を大気外日積算日射量で規格化して求めた一日の晴天指数を用いた^(3, 10, 11)。従って、NN から出力されるのは一日の予測晴天指数 $cl_{NN}(d)$ であり、それに大気外日積算日射量を乗じて、予測日積算日射量 $I_{NN}(d)$ を得た。

3.2 ERDI 法

前節で述べた方法は、予測日一日の積算日射量を、日中の日射量の時間変化を考慮せず、一つの値として予測する方法である。この日射量の時間変化を考慮しない点が、予測誤差の原因の一つであると推察した。そこで、一日の日射量の変化を精度よく予測できれば、日積算日射量の予測誤差を減少できると考えた。そこで、Fig.1 に示す第 1 ステップ、第 2 ステップの 2 つのステップで日射量曲線を予測した。第 1 ステップは、予測日積算日射量から、太陽高度曲線と相似形の第 1 近似・日射量曲線を生成するステップ、第 2 ステップは、第 1 近似・日射量曲線に対し、天候を考慮した補正を施し、より現実的な日射量曲線を予測するステップである。

Fig.3 に示すように、晴天日 (1991 年 8 月 2 日, 晴天指数:

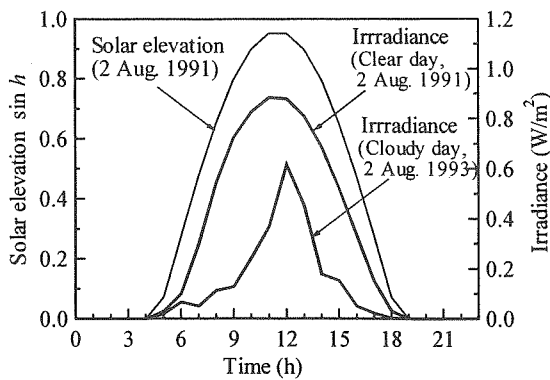
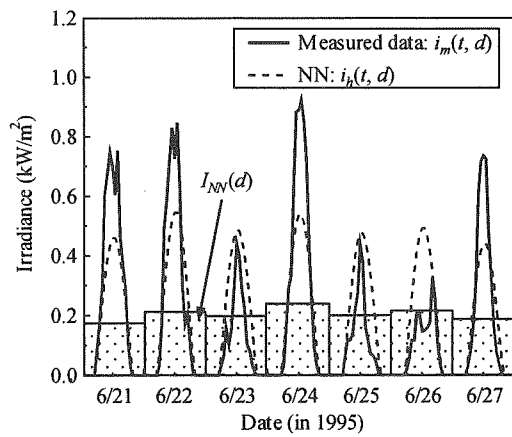
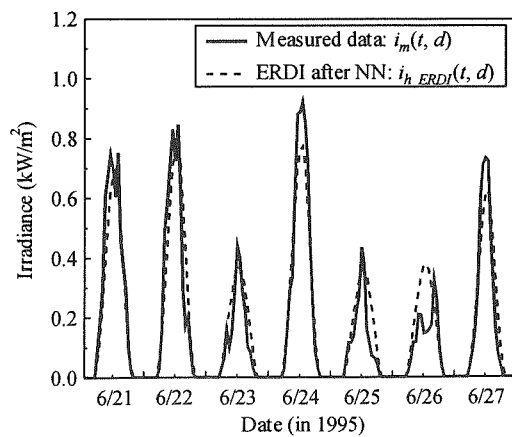


Fig.3. Daily solar elevation curve and daily solar irradiance curves in clear day and cloudy day.



(a) Daily solar irradiance curves which are similar to daily solar elevation curve generated by distributing daily total insolation.



(b) Modified daily solar irradiance curves.

Fig.4. Forecast of daily solar irradiance curve.

0.61) の日射量曲線は、太陽高度曲線と相似である。第 1 ステップはこの関係を利用し、次式のように、 d 日 t 時における太陽高度 $h(t, d)$ を用いて 1 時間ごとの日射量 $i_h(t, d)$ を求める係数 $A(d)$ を求めた。

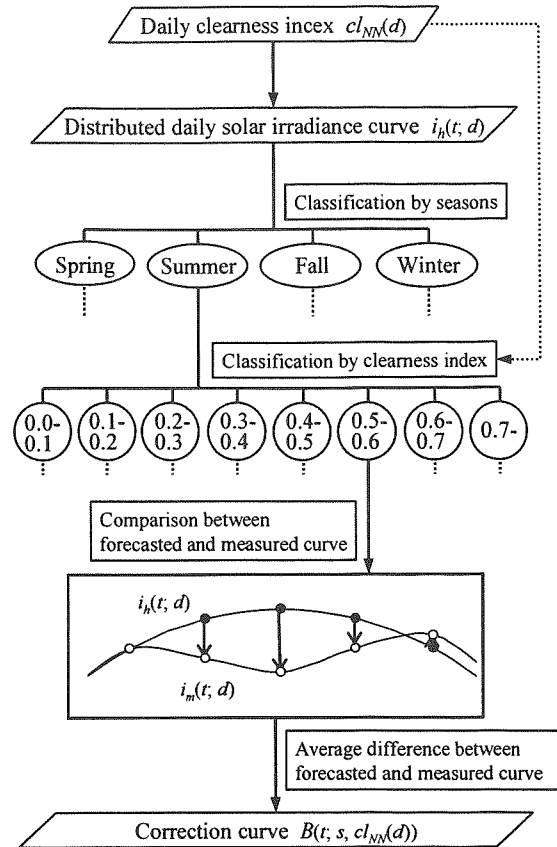


Fig.5. Preparation of correction curves of ERDI method for each class of clearness index.

$$i_h(t; d) = A(d) \cdot h(t; d) \quad (1)$$

なお、 $i_h(t, d)$ は、その積算値が NN による予測日積算日射量 $I_{NN}(d)$ と一致するようにした。すなわち、

$$I_{NN}(d) = \sum_{t=0}^{23} i_h(t; d) \quad (2)$$

である。この様子を示すのが Fig.4(a) である。同図中の棒グラフの面積および曲線は、それぞれ、NN による予測日積算日射量 $I_{NN}(d)$ 、実測・日射量曲線 $i_m(t, d)$ 、および第 1 近似・日射量曲線 $i_h(t, d)$ を表している。式(2)が示すように、第 1 近似・日射量曲線の内側の領域の面積は、図中の棒グラフの面積と等しい。従って、NN による日積算日射量 $I_{NN}(d)$ に誤差が全く含まれないとすると、第 1 近似・日射量曲線 $i_h(t, d)$ は実測・日射量曲線 $i_m(t, d)$ とほぼ一致するはずである。しかし、Fig.4(a) から、実際にはそうならないことがわかる。これは、日射量は天候の変化に依存するので、実際の日射量曲線は太陽高度曲線のように滑らかではないからである。たとえば、Fig.3 に示す曇天日 (1993 年 8 月 2 日、晴天指数: 0.18) の実測・日射量曲線は、晴天日のそれとは異なり、太陽高度曲線との相似性が低い。加えて、予測日積算日射量には相当の誤差が含まれているため、曇天日だけでなく、Fig.4(a) の 6 月 24 日のような晴天日においても、第 1 近似・日射量曲線と実測・日射量曲線とは完全には重ならない。

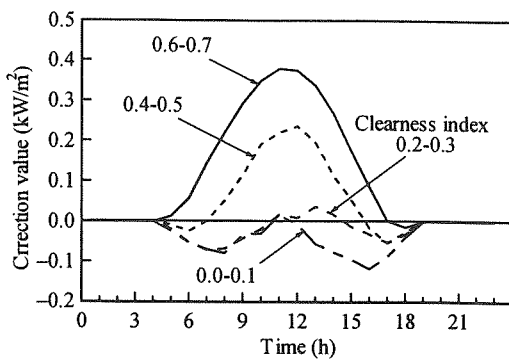


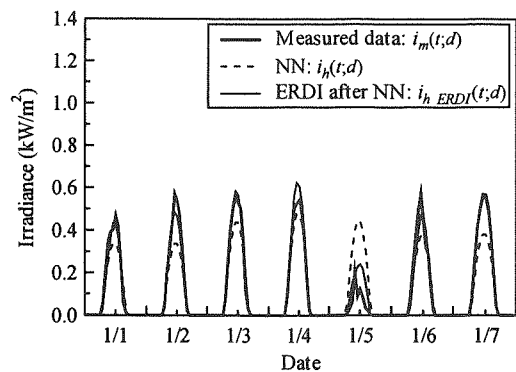
Fig.6. Example of correction curves $B(t, s, cl_{NN}(d))$ of ERDI method for each class of clearness index in summer.

ERDI 法の第 1 ステップでは予測誤差に変化はない。第 2 ステップにおいて、第 1 近似・日射量曲線 $i_h(t, d)$ を天候を考慮して変形し、結果的にその積算値である最終予測日積算日射量の誤差を減少する。Fig.5 に、第 1 近似・日射量曲線を変形する加減補正曲線の生成アルゴリズムを示す。今回、天候の状態を示すパラメータとして利用したのは、日積算日射量を大気外日積算日射量で規格化して求めた、一日の晴天指数である。晴天指数が取りうる値の範囲は 0~1 だが、雲一つ無い快晴の場合でも一日の晴天指数が 0.8 を上回ることはほとんどない。なお、一日の晴天指数が 0.4 以上のおおむね好天、それ以下のおおむね曇天と考えてよい。また、天候の変化のパターンは季節によって異なる。そこで、一日の予測晴天指数 $cl_{NN}(d)$ および季節 s をパラメータとした加減補正曲線 $B(t, s, cl_{NN}(d))$ を前もって準備し、それを第 1 近似・日射量曲線 $i_h(t, d)$ に加算することによって、補正予測・日射量曲線 $i_{h_ERDI}(t, d)$ を求めた。これを式(3)に示す。

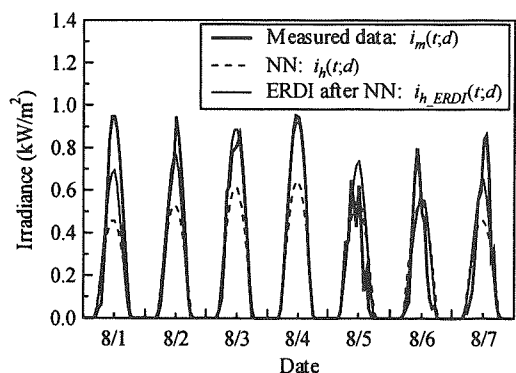
$$i_{h_ERDI}(t, d) = i_h(t, d) + B(t, s, cl_{NN}(d)) \quad (3)$$

ここで、季節 s は 4 分類 (春季, 夏季, 秋季, 冬季)、一日の晴天指数 $cl_{NN}(d)$ は 8 分類 (0.0-0.1, 0.1-0.2, ..., 0.6-0.7, 0.7 以上) とし、計 32 通りに分類した加減補正曲線 $B(t, s, cl_{NN}(d))$ を作成した。太陽高度曲線と相似形の第 1 近似・日射量曲線 $i_h(t, d)$ に加減補正曲線 $B(t, s, cl_{NN}(d))$ を加算すると、Fig.4(b) に示した例のように、天候によってさまざまな形状をした補正予測・日射量曲線 $i_{h_ERDI}(t, d)$ が得られる。

加減補正曲線 $B(t, s, cl_{NN}(d))$ は、第 1 近似・日射量曲線 $i_h(t, d)$ と実測日射量曲線 $i_m(t, d)$ との時間ごとの差を、前記の季節および晴天指数ごとの分類に従い、数年分平均したものである。この算出には、予測対象年以外の第 1 近似・日射量曲線および実測・日射量曲線を用いた。つまり、本論文では 1995~1999 年の 5 年を対象としているため、たとえば 1995 年の予測に適用した加減補正曲線は、残りの 4 年分、すなわち 1996~1999 年の第 1 近似・日射量曲線と実測・日射量曲線との差の平均とした。Fig.6 に、夏季における加減補正曲線の例を示す。予測晴天指数が 0.4 以上とおおむね好天となることを予測するような



(a) January, 1997



(b) August, 1997

Fig.7. Daily solar irradiance curves forecasted by NN only and with ERDI method as well as measured data.

場合には、昼間の日射量がより大きくなるような補正值となる。一方、予測晴天指数が 0.3 以下と、やや天候が不順となることを予測するような場合には、日射量がより小さくなるような補正值となる。これは、NN による日積算日射量予測の段階で、おおむね好天となることを予測した場合には負の誤差が、やや天候が不順となることを予測した場合には正の誤差がそれぞれ発生する傾向にあることに起因している。

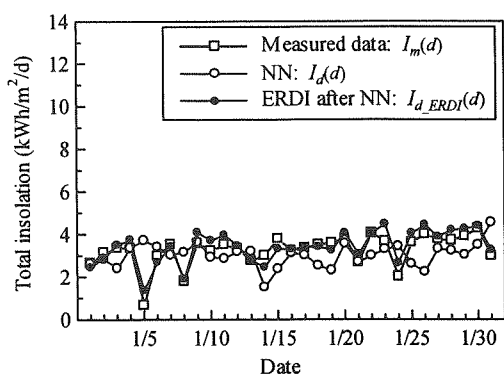
最後に、第 3 ステップで補正予測・日射量曲線 $i_{h_ERDI}(t, d)$ を式(4)のように日積算し、補正予測日積算日射量 $I_{d_ERDI}(t, d)$ を得た。

$$I_{d_ERDI}(d) = \sum_{t=0}^{23} i_{h_ERDI}(t, d) \quad (4)$$

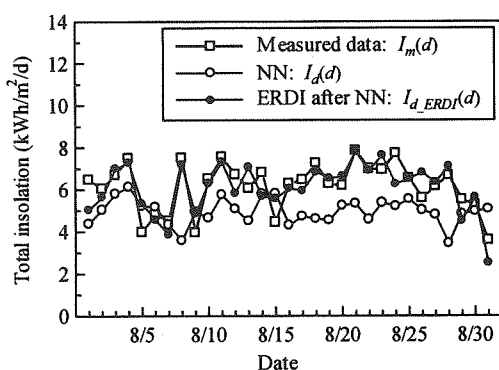
4. 結果の検討

4.1. 予測結果の例

Fig.7 に、1997 年 1 月および 8 月の実測・日射量曲線 $i_m(t, d)$ 、第 1 近似・日射量曲線 $i_h(t, d)$ 、および補正予測・日射量曲線 $i_{h_ERDI}(t, d)$ を示す。同図から、どちらの月においても、NN で求めた値を単純分布させた $i_h(t, d)$ よりも ERDI 法で補正した



(a) January, 1997



(b) August, 1997

Fig.8. Daily total insolation forecasted by NN only and with ERDI method as well as measured data.

$i_{h_ERDI}(t, d)$ の方が $i_m(t, d)$ に近いことがわかる。 $i_h(t, d)$ は、天候が良好な日には実測値より小さすぎ、天候が不順な日には大きすぎる。一方、ERDI法で補正すると、より実測に近い日射量曲線が得られた。

Fig.8に、1997年1月および8月の実測日積算日射量 $I_m(d)$ 、NNによる予測日積算日射量 $I_{NN}(d)$ 、およびERDI法で補正した補正予測日積算日射量 $I_{d_ERDI}(d)$ を示す。同図から、どちらの月においても、 $I_{NN}(d)$ より $I_{d_ERDI}(d)$ の方が $I_m(d)$ に近いことがわかる。特に、日射量が大きくなる8月において顕著である。同図に示した期間において、 $I_{NN}(d)$ に含まれる平均絶対誤差(MAE)を、式(5)を用いて求めたところ、1月：3.0 kWh/m²/d、8月：3.9 kWh/m²/dであったが、 $I_{d_ERDI}(d)$ のそれは、それぞれ0.9 kWh/m²/d、1.4 kWh/m²/dに減少した。また、1月の月積算誤差は23.8 kWh/m²から9.7 kWh/m²に、8月のそれは47.9 kWh/m²から18.9 kWh/m²に、それぞれ約60%程度減少した。

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{d=1}^n |I_f(d) - I_m(d)| \quad (5)$$

ここで、 n はサンプル数、 $I_f(d)$ は予測日積算日射量である。

4.2 ERDI法の効果

Fig.9に日積算日射量予測における5年間の月積算誤差を示す。

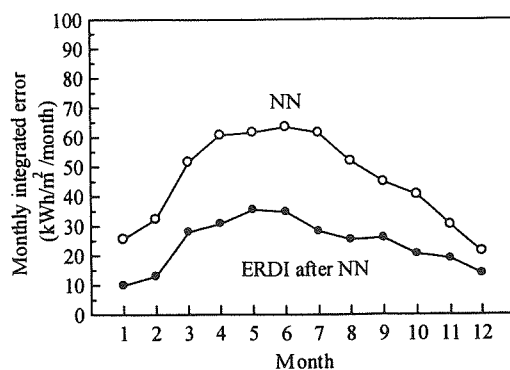


Fig.9. Monthly integrated error of NN only and with ERDI method.

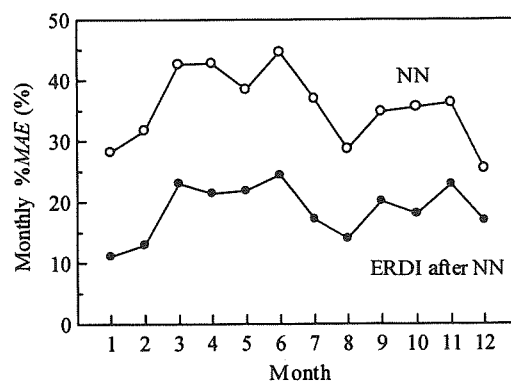


Fig.10. Monthly %MAE of NN only and with ERDI method.

同図から、ERDI法を適用すると、全ての月で誤差が大きく減少することがわかる。NNのみの場合は、他の季節よりも日射量の変動が激しい春季から夏季における誤差が非常に大きい。それに対して、ERDI法を適用した場合は、春季の誤差も他の季節とそれほど違いがない。月ごとの予測精度のばらつきは、NNのみでは最大42 kWh/m²もあったが、ERDI法を適用すると、最大25 kWh/m²になった。これは、年間を通して安定した精度で予測できることを示している。また、年積算誤差は、NNのみの場合は546 kWh/m²/yに達するのに対して、ERDI法を適用すると272 kWh/m²/yと半減した。

Fig.10に、式(6)を用いて求めた予測結果の月ごとの平均絶対誤差率(%MAE)を示す。同図から、NNのみの場合、%MAEは最高40%以上であったが、ERDI法を適用すると最高20%程度にまで減少したことがわかる。本論文の予測対象である御前崎は太平洋側に位置しているため、晴天が多く天候が安定している冬季の%MAEが小さい。8月の%MAEが冬季と同じように小さいのは、他の月よりも日射量が大きいためである。また、年間の%MAEは36%から19%に減少した。

$$\%MAE = \frac{1}{n} \sum_{d=1}^n \frac{|I_f(d) - I_m(d)|}{I_m(d)} \times 100 \quad (6)$$

5. まとめ

日積算日射量の予測誤差の低減を目的として、ERDI 法を考案した。ERDI 法とは、まず NN で予測した日積算日射量と一致するように、太陽高度曲線を利用して第 1 近似・日射量曲線を生成し、その曲線に日々の天候の違いと、一日の間の天候の変化を反映した加減補正曲線を加算して補正予測・日射量曲線を求めることで、日射量の時間変動を考慮し、結果的に日積算日射量の予測誤差を減少する手法である。加減補正曲線は、季節ごとおよび天候ごとに求めた。天候の指標は晴天指数とした。NN による予測日積算日射量に ERDI 法を適用すると、季節を問わず予測誤差が減少した。特に、春季から夏季における誤差が大きく減少した。なお、本論文では最初の日積算日射量予測に NN 法を用いたが、他の方法を用いて予測した日積算日射量に ERDI 法を適用することも可能である。

謝辞

本研究の一部は、文部科学省 21 世紀 COE プログラム「インテリジェントヒューマンセンシング」および豊橋技術科学大学未来ビークルリサーチセンター研究プロジェクトの援助により行われた。

参考文献

- (1) 見目, 江渡, 中川, 河本, 榊原: 「数日先までの日射量を予測した太陽熱・電力ハイブリッド給湯システムの運用法」, 電気学会論文誌 B, Vol.120, No.6, pp.831-837, 2000
- (2) 桶, 見目, 滝川, 榊原: 「民生施設への太陽光・熱コージェネシステム導入によるライフサイクル CO₂ 排出削減」, 電気学会論文誌 B, Vol.123, No.11, pp.1365-1372, 2003
- (3) 見目, 中山, 滝川, 榊原: 「ニューラルネットワークによる日射予測とそれを利用した太陽熱深夜電力給湯システムの運用」, 太陽エネルギー, Vol.28, No.6, pp.27-32, 2002
- (4) A. Sozen, E. Arcaklioglu, M. Ozalp: "Estimation of solar potential in Turkey by artificial neural networks using meteorological and geographical data", Energy Conversion & Management, Vol.45, pp.3033-3052, 2004
- (5) S. Cao, J. Cao: "Forecast of solar irradiance using recurrent neural networks combined with wavelet analysis", Applied Thermal Engineering, Vol.25, pp.161-172, 2005
- (6) 深尾, 大澤, 安田: 「メソ気象モデル MM5 を用いた局地気象場のデータベース化とその精度検証」, 土木学会地球環境委員会第 11 回地球環境シンポジウム論文集, pp.111-116, 2003
- (7) K. Fukao, T. Ohsawa, S. Shimada, T. Yasuda: "Database of local meteorological fields simulated with mesoscale model MM5 its validation", Journal of Global Environment Engineering, Vol.10, pp.129-136, 2004
- (8) S. Oda, Y. Kemmoku, S. Nakagawa, T. Sakakibara: "Insolation forecasting by a multi-stage neural network", Electrical Engineering, Vol.125, No.4, pp.26-33, 1998
- (9) Y. Kemmoku, S. Oda, S. Nakagawa, T. Sakakibara: "Daily insolation forecasting using a multi-stage neural network", Solar Energy, Vol.66, No.3, pp.193-199, 1999
- (10) 桶, 見目, 滝川, 榊原: 「ニューラルネットワークによる気圧予測を介した日射量予測」, 太陽風力エネルギー講演論文集 2004, pp.53-56, 2004
- (11) S. Oke, Y. Kemmoku, H. Takikawa, T. Sakakibara: "Influence of atmospheric pressure on insolation forecast using artificial neural network", Proceedings of ISES Asia-Pacific 2004, pp.121-127, 2004
- (12) 桶, 見目, 滝川, 榊原: 「ニューラルネットワークを用いた翌日平均気圧の予測」, 平成 16 年度電気関係学会東海支部連合大会講演論文集, O-157, 2004
- (13) 村田, 桶, 見目, 滝川, 榊原: 「日射量および気圧データを用いた重回帰分析による 1 時間後の日射量の予測」, 平成 17 年度電気関係学会東海支部連合大会講演論文集, O-100, 2005
- (14) 伊藤, 桶, 見目, 滝川, 榊原: 「ニューラルネットワークと遺伝プログラミングによる数時間平均風速予測」, 太陽風力エネルギー講演論文集 2005, pp.363-366, 2005
- (15) 桶, 伊藤, 見目, 滝川, 榊原: 「ニューラルネットワークを用いた風速予測における気圧データの導入」, 太陽エネルギー, Vol.32, No.6, pp.39-44, 2006