

ニューラルネットワークによる日射量予測と それを利用した太陽熱/深夜電力給湯システムの運用

A Method for Forecasting Insolation Using Artificial Neural Network
and Operation of a Solar Thermal/Night-only Electricity Hot-water Supply System

見目喜重*¹ 中山洋展*² 滝川浩史*³ 榊原建樹*⁴
Yoshishige KEMMOKU Hironobu NAKAYAMA Hirofumi TAKIKAWA Tateki SAKAKIBARA

Abstract

It is desirable that the forecast error is as small as possible for the operation of a solar thermal utilization system. A new method for forecasting the insolation is investigated in this paper. An artificial neural network is developed using meteorological data at many observatories around a target site. Using the multiple regression method, the number of observatories are discussed so that the forecast error decreases. The target site is Omaezaki, Shizuoka prefecture in Japan. The neural network is constructed every month, kinds of meteorological data being parameter. The results show that (1) meteorological data at fifteen observatories are enough, while the distribution of those observatories are different every month, (2) the optimal input data are mean values of atmospheric pressure of previous morning and afternoon (case A-3), (3) the annual forecast error of this method is 0.12, while that of the previous method (which is based on the weather forecast) is 0.14. If the atmospheric pressure of next day would be input to this neural network (case B-3), the annual forecast error can be reduced to 0.10.

A solar thermal/night-only electricity hot-water supply system is operated with the forecasted insolation. The simulation results over one year show that the annual electric charge in case A-3 is reduced by 13% compared with case of the conventional operation (without forecast) and also it can be reduced by 25% in case of B-3.

キーワード：日射量予測, 晴天指数, ニューラルネットワーク, 広域の気象データ, 運用シミュレーション
Key Words: Forecasting insolation, Clearness index, Neural network, Meteorological data over wide area
Operation simulation

1. はじめに

太陽熱利用システムでは、1日に得られる太陽エネルギーがその日の天候により大きく変動するため、他のエネルギー源を併用しなければならない。筆者らは、太陽熱/深夜電力給湯システムを対象に日射量予測を利用したシステムの運用法を提案し、その有効性を検証してきた⁽¹⁾⁽²⁾。

日射量予測に関しては、これまでにも、予測対象地点のみの気象データを利用した日射量予測法⁽³⁾⁽⁴⁾や、天気予報を利用した日射量予測法⁽⁵⁾を提案してきた。しかし、システムの運用への日射量予測の利用をより効果的なものにするために、より精度の高い日射量予測法の開発が望まれて

いる。

本論文では、日射量予測の精度の向上を目的として、複数地点の気象データを利用したニューラルネットワークによる予測法を提案し、予測に有効な入力データ（データの種類、データ利用地点）を検討する。構築した予測モデルを用いて日射量を予測し、その結果と天気予報を利用した日射量予測法などの結果とを比較する。

さらに、太陽熱/深夜電力給湯システムを対象として、提案する日射量予測法による予測日射量をシステムの運用法に適用した場合のシミュレーションを行い、その実用性を評価する。

2. 日射量と晴天指数

本研究では、対象地点のある翌日の1日に得られる日積算日射量を、前日の24時、すなわち翌日の午前0時に予測することとした。

日積算日射量は、天候だけではなく、季節による影響を受ける。そのため、本研究では、日積算日射量を大気外日積算日射量で規格化した晴天指数（式(1)）⁽⁶⁾を予測する

*1 豊橋創造大学経営情報学部メディア・ネットワーク学科講師
(〒440-8512 豊橋市牛川町松下20-1)

e-mail: kemmoku@sozo.ac.jp

*2 豊橋技術科学大学大学院生

*3 豊橋技術科学大学電気・電子工学系助教授

*4 豊橋技術科学大学電気・電子工学系教授

(原稿受付：2002年1月17日)

こととした。

晴天指数

$$= \frac{\text{日積算日射量 (計測値ないし予測値) [kWh/d]}}{\text{大気外日積算日射量 (計算値) [kWh/d]}} \quad (1)$$

図 1 には、御前崎の晴天指数の年変化 (1998 年) を示す。同図に示すように、晴天指数は毎日の天候により 0.1 ~ 0.8 の範囲で変動するものの、季節による違いは見られない。

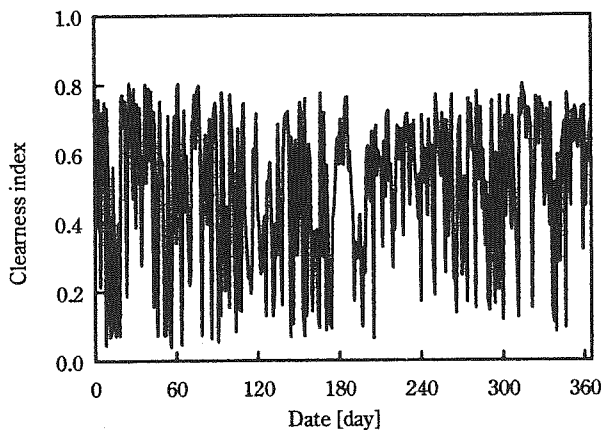


Fig.1 Annual variation of clearness index (1998, Omaezaki)

図 1 晴天指数の年変化 (1998, 御前崎)

晴天指数の予測には、月ごとの気圧配置の影響を強く受けるため、予測モデルは各月ごとに構築した。

使用した気象データは、気象官署において計測された時別値データ (SDP: 気象官署の地上気象観測データ) である。

3. 予測モデル

3.1 ニューラルネットワーク・モデルの構造

非線形の対応関係にも適用できるニューラルネットワーク (NN) が、電力需要や降水量、風速などの予測に用いられている⁽⁶⁾⁽⁷⁾。本研究でも、NN をベースに予測モデルを構築した。そのモデルの構成を図 2 に示す。NN の出力 (目的変数) データは、予測対象地点における翌日の晴天指数であり、入力 (説明変数) データは予測対象地点および広域の観測地点の気圧データである。NN の中間層は 1 層とし、各層のユニット数を次のように設定した。

- ・入力層ユニット数: (観測地点数) × (気圧データ数)
- ・中間層ユニット数: (入力層ユニット数) × 1/3
- ・出力層ユニット数: 1

NN の学習はバックプロパゲーション (BP) により行った。通常の BP では、最急降下法により、各学習回ごとに

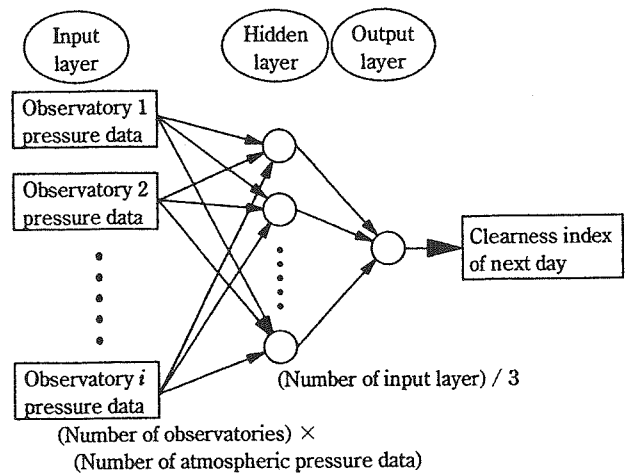


Fig.2 Construction of neural network for clearness index forecast.

図 2 晴天指数予測のためのニューラルネットワークの構成

誤差を急速に減少させる勾配方向を計算して各ユニットのウェイトを修正するため、ローカルミニマムに陥るおそれがある。そこで、本研究では、その学習回に求めた勾配方向だけでウェイトを修正するのではなく、その前の学習回で求めた勾配方向 (古い勾配方向) と共役な勾配方向によりウェイトを修正する共役勾配法⁽⁸⁾を採用した。共役方向の生成には、Polak - Ribiere⁽⁸⁾の公式を用いた。

3.2 入力データの選定

予測対象地点の晴天指数に強く影響を及ぼす気象要因として、対象地点およびその周辺の広域の観測地点における晴天指数や気圧が挙げられる。しかしながら、予測に有効な入力データの組み合わせに関する予備的な検討を行った結果、両者を組み合わせた場合よりも、気圧だけを入力データとして使用した場合の方が予測誤差は低減した⁽⁶⁾。そこで、入力データとして気圧データだけを用いることとし、予測に有効な気圧データの組み合わせ方を検討した。

まず、前日までの気圧データから、翌日の晴天指数を予測するために、以下の 3 つの組み合わせを検討した。

- ケース A-1 : 前々日の平均気圧, 前日の平均気圧
- ケース A-2 : 前日の平均気圧
- ケース A-3 : 前日の午前の平均気圧, 前日の午後の平均気圧

翌日の晴天指数に最も影響を与える気象要因として、その翌日の気圧配置が考えられる。現段階では、翌日の気圧配置を高い精度で予測する手法は完成されていないが、翌日の気圧配置が晴天指数にどの程度の影響を与えるのかを確認するために、翌日の平均気圧が完全に予測できるとの想定の下で、以下の 3 つの組み合わせを検討した。

- ケース B-1 : 前々日の平均気圧, 前日の平均気圧, 翌日の平均気圧
- ケース B-2 : 前日の平均気圧, 翌日の平均気圧
- ケース B-3 : 翌日の平均気圧

3.3 観測地点の選定

予測に利用する観測地点は, 日射強度を測定している全国 67 地点の気象官署から, 重回帰分析を用いた変数増加法により選定した。変数増加法は, 変数選択を行う際, 多重共線性を避けながら, 多くの独立変数から有用な少数個の独立変数を探索的に選択するための手法の 1 つである。

まず, 利用する観測地点数 n を予測対象地点とその他の観測地点 1 地点の合計 2 地点とし, 66 通りの地点の組み合わせについて回帰係数を推定し, その誤差 (推定誤差) が最小となる組み合わせを選定する。次に, n を 3 とし, $n=2$ で選択した 2 地点に他の 1 地点の観測地点を組み合わせ, 推定誤差が最小となる組み合わせを 65 通りの組み合わせの中から選定する。そのような選定作業を n を増大させながら行い, 誤差が最小となる地点数と地点を選定する。

図 3 には, 変数増加法によりデータ利用地点数を増大させた場合の誤差の変化の例を示す (入力データ: ケース A-3)。地点数が 15 までは, 地点数の増加による誤差の減少幅が大きいものの, それを過ぎると地点数の増加に伴う誤差の減少量は小さくなり, 地点数が 40 を超えると誤差は減少しなくなる。そうした結果から, 本研究では, 予測に利用する観測地点数を 15 地点とした。

このようにして選定した観測地点の例を図 4 に示す。同図 (a) に示すように, 1 月の場合には, 選定地点は東西南北の広範囲に分散している。これは, 西高東低の気圧配置を反映しているものと考えられる。また, 同図 (b) に示す

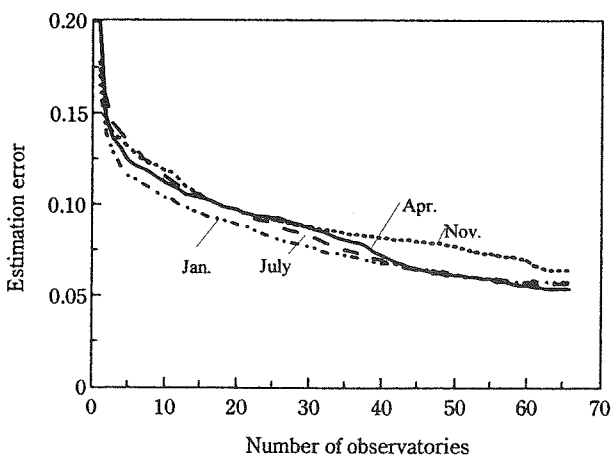
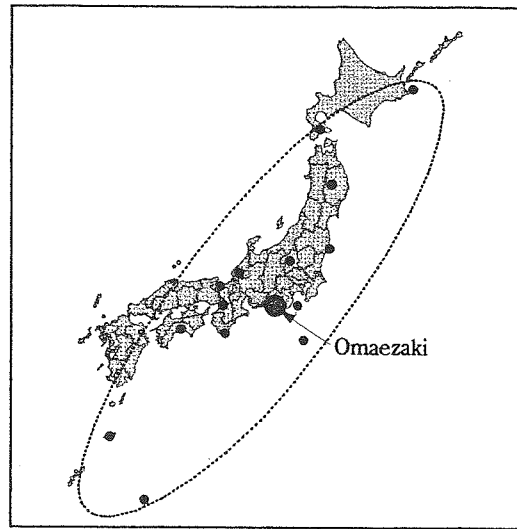


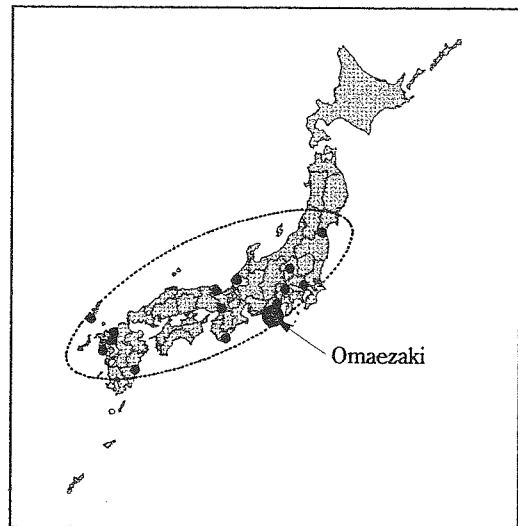
Fig.3 Relation between the estimated error and the number of observatories.

(Input data case : A-3)

図 3 推定誤差とデータ利用地点数との関係 (ケース : A-3)



(a) 1月



(b) 7月

Fig.4 Examples of observatories used for a forecast model.

(Input data case : A-3)

図 4 選定された観測地点の例

(入力ケース : A-3)

ように, 7 月の場合には, 選定地点は御前崎とほぼ同緯度の地点に分散している。これは, 梅雨前線の動きを反映しているものと思われる。

このように, 選定地点は, 季節により大きく異なる。

3.4 評価方法

NN を使用して予測モデルを構築する場合, 学習効果の妥当性および汎化能力の有無を評価しなければならない。その際に, 評価用データの選択次第で評価が大きく変わらなないように留意する必要がある。そうした評価方法として, Cross Validation 法 (CV 法) ⁽⁴⁾ がある。ここでは, その中でも計算負荷が軽減できる v -fold CV 法を用いた。

v -fold CV 法は, 所有するデータをほぼ同じ大きさの v

個の部分集合に分割し、このうち1つを評価用に、残り(v-1)を学習用データとして割り当てて予測モデルを構築し、合計v通りで評価を行う方法である。本研究では、6年間(1993~1998年)の気象データを用いた関係上、1年間の気象データを1つの部分集合として分割した6-fold CV法(v=6)を採用し、5年分のデータを学習用に、1年分のデータを評価用にそれぞれ割り当てた。その学習用データと評価用データの分割の組み合わせを変化させ、合計6通りで評価を行った。

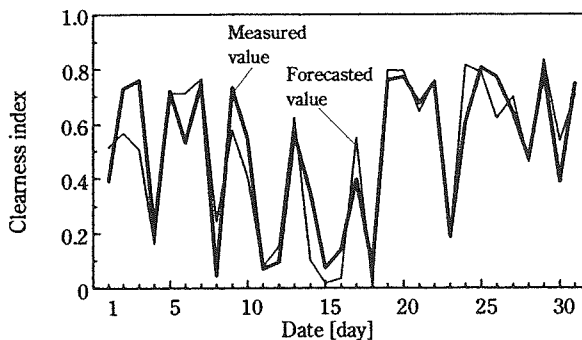
予測誤差は、式(2)に示す平均誤差により評価した。ここで、kは各組み合わせにおける評価用データ数である。予測モデルを各月ごとに構築したため、kの値は一ヶ月の日数(28~31)となる。

$$\text{平均誤差} = \frac{1}{k} \sum |\text{予測値} - \text{実測値}| \quad (2)$$

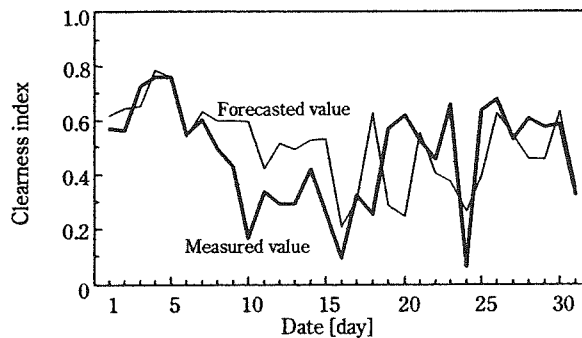
4. 翌日晴天指数の予測結果

4.1 時系列結果

入力データをケースA-3とした場合の晴天指数の予測の時系列結果を図5に示す。同図から、1月においては、計測値は激しく変動しているにもかかわらず、予測値は計



(a) 1998年1月



(b) 1998年7月

Fig.5 Time series results of forecasted values by NN and measured values (Input data case : A-3).

図5 NNによる予測値と計測値の時系列 (入力データケース:A-3)

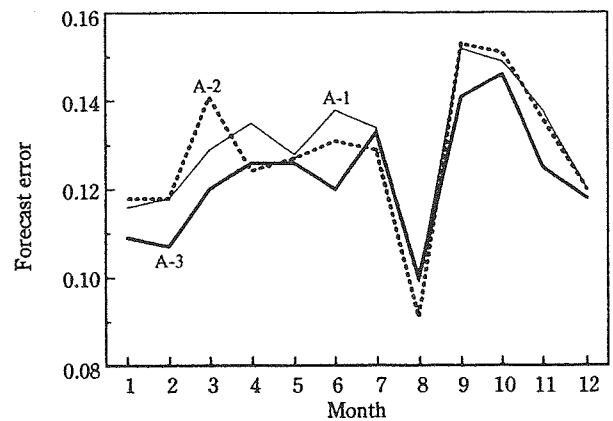


Fig.6 Monthly average forecast error for different input data cases (Input data case : A-1, A-2, A-3).

図6 入力データを変えた場合の月別平均予測誤差 (入力データケース:A-1, A-2, A-3)

測値によく追従していることが分かる。しかし、7月においては、8~15日や18~20日のように、予測値が計測値と大きく異なる日が見られる。

4.2 予測誤差

入力データをケースAとしたときの晴天指数予測の月別平均誤差を図6に示す。どのケースにおいても、予測誤差は、8月に最小となり、7,9および10月には最大となっている。8月は晴天の日が多く、従って比較的容易に予測できる。一方、7,9,10月は梅雨前線・秋雨前線の動きが日射量に大きな影響を与える。それらの月では、例えば図4(b)に示したように、前線の動きを予測に反映するように観測地点を選定しているが、予測誤差の低減にはさらなる改善が必要であると言える。年間を通して見た場合、予測誤差が最小となる入力データケースは、前日の午前と午後の平均気圧を入力するケースA-3である。このことから、翌日の晴天指数の予測には、前日の半日ごとの気圧の変化が重要になることが分かる。

5. 他の予測法との比較

提案した予測法を評価するために、以下に述べる他の予測法と比較した。

5.1 平均値予測法および持続予測法

平均値予測法とは、ある月の平均晴天指数をその月の予測値とする手法である。平均値予測法では、予測値はどの月においてもその月の平均値にとっているため、予測誤差が極端に大きくなることはないが、毎日、高い精度で予測することができない。

持続予測法は、前日の晴天指数が翌日も持続するであろうとする予測手法であり、前日の晴天指数がそのまま予測値となる。持続予測法では、晴天指数の日ごとの変動が小

さすれば誤差が非常に小さくなるが、変動が大きいと、誤差が大きくなる。

5.2 天気予報を利用した予測法

天気予報では、天気は「晴れ後曇り」のように、「晴」「曇り」などの天気種類と、「後」「時々」などの時間に関する接続詞・副詞とにより表現される。そこで、各天気種類に対して基本となる晴天指数の値を過去のデータから決定し、その基本晴天指数と各接続詞・副詞に関して気象庁が定義している意味に従って決定した係数との積和をとって翌日の晴天指数としている⁶⁾。

例えば、基本晴天指数を、「晴れ」は 0.63、「曇り」は 0.31 のように過去のデータから決定した場合、「晴れ後曇り」では晴天指数の予測値は、

$$0.63 \cdot (1 - 1/2) + 0.31 \cdot 1/2 = 0.47$$

となる。

5.3 比較

本論文で提案した NN による予測（入力データケース A-3）と他の予測法との比較を図 7 に示す。なお、同図には、翌日の平均気圧（計測値）を入力データとしたケース B-3 の結果も示す。

平均値予測法および持続予測法では、春・秋期に予測誤差が急増し、その値は 0.25 にも達する。これに対して、天気予報を利用した予測法およびケース A-3 では、年間を通して予測誤差は 0.15 以下である。また、ケース A-3 と天気予報を利用した予測法とを比較すると、12 ヶ月中 8 ヶ月、予測誤差はケース A-3 の方が小さく、特に冬季は大幅に減少している。年平均予測誤差は、天気予報を利用した予測法では 0.136 であり、ケース A-3 では 0.124 である。なお、翌日の平均気圧を入力したケース B-3 では、年平

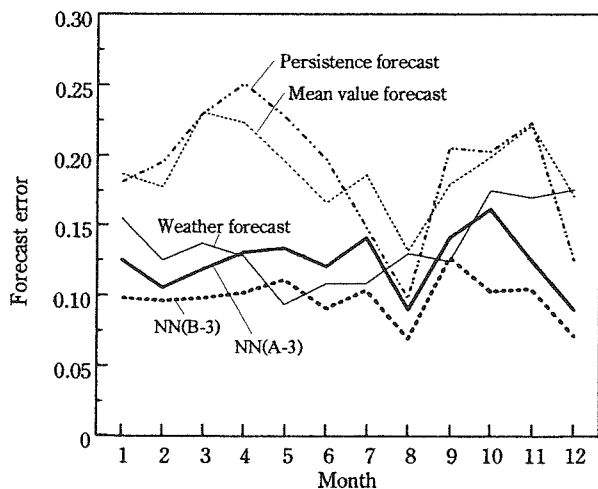


Fig.7 Comparison between the proposed method and other methods.

図7 本提案による予測法とその他の予測法との比較

均予測誤差は 0.098 まで低減する。そのことから、翌日の平均気圧が高い精度で予測できれば、予測精度をさらに改善できることが分かる。

6. 太陽熱/深夜電力給湯システムの運用への日射量予測の適用

本研究で提案した日射量予測法の実用性を評価するために、太陽熱/深夜電力給湯システムの運用に適用してみた。

6.1 システムの構成

太陽熱/深夜電力給湯システムの構成を図 8 に示す。システムの導入対象には、福祉施設（収容人員：50 人）を取りあげた。給湯は、全て入浴に利用するものとし、出湯時刻を毎日 19 時、給湯量を 5 m³/day、給湯温度を 50 °C とした。このために必要となる熱量が給湯負荷である。

集熱器（100 m²）で加熱された温水は、蓄熱槽（5 m³）を介して給湯負荷に供給される。翌日の太陽熱だけで 50 °C に加熱できない分は、前もって電気ヒータ（50 kW）で深夜に加熱しておく。

なお、晴天指数は傾斜角 0° の値を予測したため、本論文では、集熱器の設置角度を 0° とした。

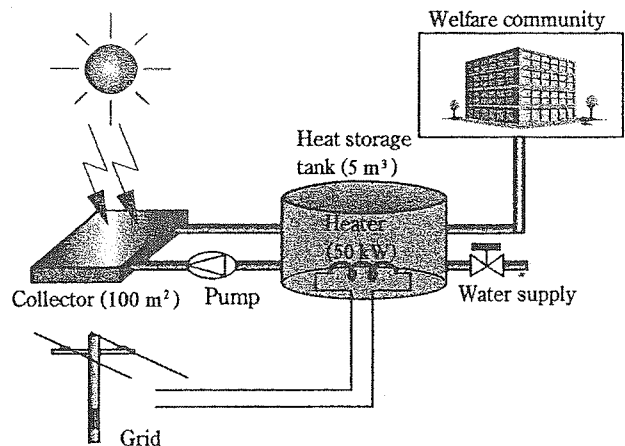


Fig.8 Construction of solar/night-only electricity hot-water supply system.

図8 太陽熱/深夜電力給湯システムの構成

6.2 システムの運用法の概要

日射量予測を利用しない運用法（従来法）および日射量予測を利用した運用法を概説する。

従来法では、翌日の日射量に関係なしに、毎日、朝 7 時に蓄熱槽温度が 50 °C に達するように深夜電力時間帯（0 ~ 7 時）に一定出力で蓄熱槽を加熱する。昼間時間帯は、19 時まで 50 °C を保つように太陽熱と電気ヒータとで蓄熱槽を保温する。

日射量予測を利用した運用法では、まず、翌日の予測日射量を用いて、翌日昼間に得られる太陽熱を計算する。給

湯負荷から太陽熱を引いた分を深夜電力で賄う。

6.3 システムの運用結果

日射量を予測しない運用法（従来法）および予測した運用法で年間シミュレーション（1995年）を行い、年間電気料金を計算した結果を図9に示す。

従来法では、電気料金は37万円に達し、その内25万円は深夜電力量料金である。

本論文で提案したケースA-3のデータで予測した日射量を入力することで、電気料金を従来の83.7%まで削減することができる。また、翌日の気圧予測を高精度で実現できれば（ケースB-3）75.0%まで、電気料金を削減することが可能になる。

一方、予測誤差0%で日射量予測が可能になれば、従来法と比較して電気料金を65.9%まで削減できる。

以上の結果から、本研究で提案した日射量予測法が、実用上の点からも有効であることが分かる。

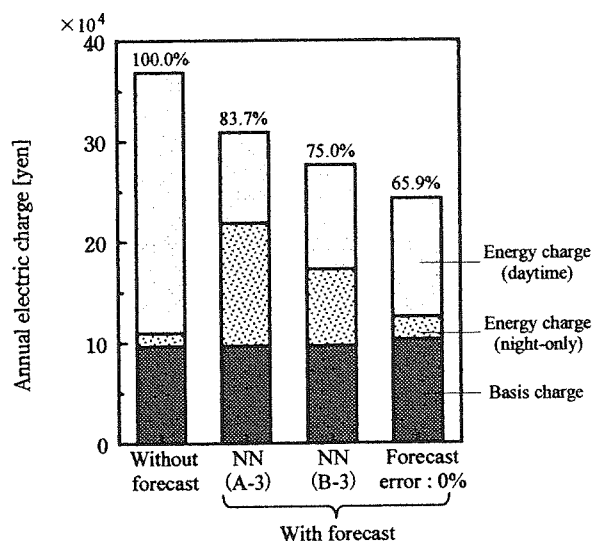


Fig.9 Comparison of annual electric charge of operation methods without and with forecasting insolation.

図9 日射量を予測しない運用法と予測する運用法の電気料金の比較

7. まとめ

日射量予測の予測誤差をより小さくするために、本論文では、複数地点の気象データを利用したニューラルネットワークによる予測手法を提案し、予測に有効な入力データの種類、およびデータ利用地点を検討した。その結果、予測誤差を最小とする入力データは、前日の午前および午後の平均気圧（ケースA-3）となった。また、予測に有効なデータ利用地点は、季節により大きく異なった。なお、一タ利用地点数は、季節によらず、15地点程度が妥当であ

ることが分かった。

提案したケースA-3の予測誤差は、天気予報を利用した予測法よりも、12ヶ月中8ヶ月で小さくなり、また年平均予測誤差も0.136から0.124へと低減した。なお、提案手法に翌日の平均気圧（ケースB-3）を入力できれば、年平均予測誤差は0.098まで削減可能である。

次に、日射量予測を利用した太陽熱/深夜電力給湯システムの運用に、ケースA-3による予測日射量を入力してシミュレーションを行い、その実用性を検討した。その結果、ケースA-3の予測日射量を用いることで、日射量予測を利用しない従来の運用法と比較して、年間電気料金を13%削減できた。また、ケースB-3の予測日射量を用いた場合には、年間電気料金を25%削減できた。

以上のように、本論文で提案した日射量予測手法は、これまでの日射量予測法と比較して予測誤差が低減でき、それを利用すれば太陽熱/深夜電力給湯システムがより経済的に運用できることが判明した。

参考文献

- (1) 見目 他, 翌日の日射量を予測した太陽熱/電力給湯システムの運用, 電気学会論文誌 B, 119-B-10(1999), 1056-1063
- (2) 見目 他, 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, 120-B-6(2000), 831-837
- (3) 織田 他, 多段階ニューラルネットワークを用いた日射量予測, 電気学会論文誌 B, 117-B-8(1997), 1146-1151
- (4) Y.Kemmoku et al., Daily Insolation Forecasting using a Multi-stage Neural Network, Solar Energy, 66-3(1999), 193-199
- (5) 中川 他, 日本各地において天気概況から推定した晴天指数の誤差率, 太陽エネルギー, 23-4(1997), 45-51
- (6) M.C.Pereira and A.Rabl, The Average Distribution of Solar Radiation Correlations between Diffuse and Hemispherical and Between Daily Hourly Insolations, Solar Energy, 22(1979), 155-164
- (7) 小野田 他, 翌日最大電力需要における最適なニューラルネットワーク構成の決定法, 電気学会論文誌 B, 118-B-5(1998), 497-504
- (8) 嘉数 他 訳, ニューラル・コンピューティング-上級編-(1998), 森北出版, 113-128
- (9) W.H.Press et al./丹慶 他 訳, Numerical Recipes in C [日本語版], 技術評論社(1994), 282-312
- (10) 中山 他, 翌日の日積算日射量の予測に有効な気象データ, 平成12年度電気関係学会東海支部連合大会講演論文集(2000), 55, 浜松
- (11) 喜多一, ニューラルネットワークの汎化能力, システム/情報/制御, 36-10(1992), 625-633