

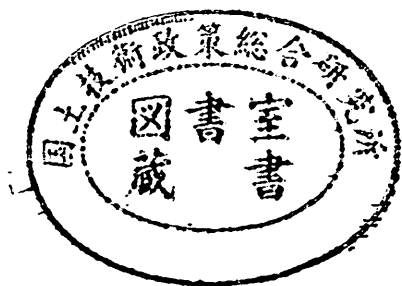
運輸省港湾技術研究所

港湾技術研究所 報告

REPORT OF
THE PORT AND HARBOUR RESEARCH
INSTITUTE
MINISTRY OF TRANSPORT

VOL. 35 NO. 1 MAR. 1996

NAGASE, YOKOSUKA, JAPAN



港湾技術研究所報告 (REPORT OF P. H. R. I.)

第35巻 第1号 (Vol.35, No.1), 1996年3月 (Mar.1996)

目次 (CONTENTS)

1. Wave Height and Fraction of Breaking Waves on a Bar-Trough Beach
—Field measurements at HORS and Modeling—
.....Yoshaki KURIYAMA and Yasushi OZAKI.....1
(バー型海岸における波高と碎波率の岸沖分布
—波崎海洋研究施設における現地観測とモデルの開発—
.....栗山善昭・尾崎 靖)
2. 護岸越波量における波の多方向性の影響
.....平石哲也・望月徳雄・佐藤一央・丸山晴広・金澤 剛・榎本達也.....39
(Effect of Wave Directionality on Overtopping at Seawall
.....Tetsuya HIRAISHI, Norio MOCHIZUKI, Kazuo SATO, Haruhiro MARUYAMA,
Tsuyoshi KANAZAWA, and Tatsuya MASUMOTO)
3. 沖波の方向スペクトルの出現特性 (第2報) —いわき沖における7か年方向スペクトル統計—
.....清水勝義・永井紀彦・橋本典明.....65
(On the Properties of the Directional Wave Spectra Observed in Deep Seas
— 2nd Report:7-Year Statistics of Directional Wave Spectra of Iwaki —
.....Katsuyoshi SHIMIZU, Toshihiko NAGAI, Noriaki HASHIMOTO)
4. 主成分分析とカルマンフィルタを用いた統計的波浪予測手法の適用性について
.....橋本典明・永井紀彦・清水勝義・菅原一晃.....91
(On the Reliability of the Statistical Wave Forecasting through Kalman Filtering
Combined with Principal Component Analysis
.....Noriaki HASHIMOTO, Toshihiko NAGAI, Katsuyoshi SHIMIZU,
and Kazuteru SUGAHARA)
5. 港湾構造物の円弧すべり解析における最適な安全率に関する研究
.....土田 孝・湯 恰新.....117
(The Optimum Safety Factor For Stability Analysis of Harbour Structures by Use of
the Circular Arc Slip Method
.....Takashi TSUCHIDA, Tang Yi Xin)
6. 市区町村間の道路距離と時間を用いた三大湾の港湾貨物背後流動特性の解析
.....池田秀文・布川恵啓・村田利治・竹下正俊・奥田 薫・岡野秀男.....147
(A Quantitative Analysis on Characteristics of the Land Transport Flow of Port Cargo
through Three Major Bays
.....Hidefumi IKEDA, Yoshihiro NUNOKAWA, Toshiharu MURATA, Masatoshi TAKESHITA,
Kaoru OKUDA, and Hideo OKANO)
7. アジア圏域を軸とした21世紀の日本の海運像
[CALSによるコンテナ流動ネットワークとアジアが結ぶ世界高速コンテナ航路の形成]
.....高橋宏直.....189
(The Vision of Japanese Marine Transportation in the 21 Century From a View Point of Asian Area
.....Hironao TAKAHASHI)

4. 主成分分析とカルマンフィルタを用いた 統計的波浪予測手法の適用性について

橋本典明*・永井紀彦**・清水勝義***・菅原一晃***

要 旨

港湾工事や荷役の安全確保、最適な施工管理あるいは航行船舶の安全確保等のためには的確な波浪予測が不可欠である。波浪予測手法としては、波浪推算法を用いる方法と統計モデルを用いる方法がある。この内、波浪推算法を用いる方法では、広域の気象情報が必要で、計算に際しては比較的大規模なシステムが必要であって多くの費用や専門知識を要することが一般である。一方、統計モデルを用いる方法は、専門知識を必要とせず、比較的容易に波浪予測を実施できる利点がある。

既往の統計的波浪予測手法としては、重回帰式や多変量自己回帰式等の回帰式を用いる方法や分割表を用いる判別型モデルなどの種々の方法が提案されている。しかしながら、既往の回帰式を用いる方法では予測波高が観測波高より遅れて変動する重大な欠点を有し、また、判別型モデルでは予測波高を具体的な数値として推定できない等の難点があり、実用に供し得る信頼性の高い統計的波浪予測手法は未だ提案されていない。

本報告は、既往の統計的波浪予測手法の問題点を種々検討し、実用的かつ信頼性の高い統計的波浪予測手法として、新たに主成分分析とカルマンフィルタを組み合わせたモデルを提案するものである。本方法の適用性、妥当性は5年分の気象・海象データを用いて数値的に検討されている。検討結果によれば、本方法は実用上許容できる誤差範囲内で数日先の波高を予測し得ることが確認されている。

キーワード：波浪予測，波浪推算，カルマンフィルタ，主成分分析，波浪観測

* 水工部 海洋エネルギー利用研究室長

** 水工部 海象調査研究室長

*** 水工部 主任研究官

4. On the Reliability of the Statistical Wave Forecasting through Kalman Filtering Combined with Principal Component Analysis

Noriaki HASHIMOTO* , Toshihiko NAGAI**
Katsuyoshi SHIMIZU*** and Kazuteru SUGAHARA***

Synopsis

Wave forecast information is fundamental for safety operation of working vessels for port construction. There are two different kinds of methods for wave forecasting. One is a numerical model of wind and wave interaction. The other is an empirical model based on a statistical relationship between the weather and the wave data obtained in the past. The former method has often been used for wave hindcasting. The reliability of the models has been also discussed to some extent. Practical computation with these models, however, requires a special knowledge of both atmospheric and wave systems and a large investment in the computation. The latter method utilizes simple regression equations or relationships and does not need sophisticated knowledge in the process of practical computation. Because of the advantage of the latter method, several statistical models have been proposed so far. The most popular conventional models for the latter method are the multiple regression model, multi-variable autoregressive model and a model with the use of contingency table. The reliability of these statistical models have been also examined to have found unfavorable behavior of the conventional statistical models.

In this report, a new statistical wave forecasting model through Kalman filtering combined with principal component analysis is proposed. The reliability of the model is examined through simulation based on 5-year wave data and weather maps. The examination shows that the reliability of short-term wave forecasting is satisfactory enough for practical use.

Key Words : Wave Forecasting, Wave Hindcasting, Kalman Filter, Principal Component Analysis, Wave Observation.

* Chief, Ocean Energy Utilization Laboratory, Hydraulic Engineering Division.

** Chief, Marine Observation Laboratory, Hydraulic Engineering Division.

*** Senior Research Engineer, Hydraulic Engineering Division.

目 次

要 旨

1. はじめに	95
2. 本研究で対象とする波浪予測の意味	95
3. 気象・海象データ解析	95
3.1 気象・海象データの収集	95
3.2 気象・海象データの特徴	96
4. 既往の統計的波浪予測手法の問題点	100
5. 主成分分析とカルマンフィルタを用いた統計的波浪予測手法	100
5.1 状態空間モデルとカルマンフィルタ	101
5.2 カルマンフィルタを用いたトレンド成分の分離	102
5.3 主成分分析を用いた気圧の時空間データの変換	103
5.4 カルマンフィルタを用いた時変係数型波浪予測式	106
6. 波浪予測および予想結果の検討	106
7. おわりに	114
参考文献	115

1. はじめに

港湾工事や荷役の安全確保、最適な施工管理あるいは航行船舶の安全確保等のためには的確な波浪予測が不可欠である。波浪予測手法としては、波浪推算法を用いる方法と統計モデルを用いる方法がある。この内、波浪推算法を用いる方法では、広域の気象情報が必要で、計算に際しては比較的大規模なシステムが必要であって、一般に多くの費用や専門知識を要する。一方、統計モデルを用いる方法は、専門知識を必要とせず、比較的容易に波浪予測を実施できる利点がある。

既往の統計的波浪予測手法としては、重回帰式（須田ら、1983、小舟ら、1987）や多変量自己回帰式（小舟ら、1990）等の回帰式を用いる方法、あるいは分割表を用いる判別型モデル（小舟ら、1990、駒口ら、1994）など種々の方法が提案されている。

この内、既往の回帰式を用いる方法では、一般に説明変数に風速や気圧あるいは観測有義波高等を用い、目的変数の予測波高との間に単純な関係性を仮定したものが多く、簡単ゆえに各地で実際に適用されてきた。しかしながら、このような方法では数値的な観点から見ても説明変数間の多重共線性（説明変数相互間の線型独立性が低い）の問題等、幾つかの問題点を含んでおり、また、予測波高が観測波高より遅れて変動する重大な欠点も有していた。

一方、判別型モデルにも同様に多くの解決すべき問題が含まれているが、本方法はもともと予測波高を具体的な数値として推定できない難点があり、このため、これまでも実際に適用された事例は多くない。

このように、これまでも幾つかの統計的波浪予測手法が提案されてきたにもかかわらず、実用に供し得る信頼性の高い統計的波浪予測手法は未だ提案されていない。より信頼性の高い実用的な統計的波浪予測手法を開発するためには、各変数の動特性や相互関係を詳細に検討し、これらの特性を明示的に考慮した合理的な統計モデルを作成し、その適用性を検討する必要がある。

本報告では、先ず、既往の統計的波浪予測手法の問題点を種々検討している。次に、それら既往の方法に含まれている問題点を解消する実用的な統計的波浪予測手法として、主成分分析とカルマンフィルタを組み合わせた新しい波浪予測モデルを提案している。さらに、1980年～1984年の気象・海象データを使用し、このモデルにより日本沿岸の広い範囲を対象として波浪予測を行い、本方法の妥当性、適用性を検討している。

2. 本研究で対象とする波浪予測の意味

最初に本報告で対象とする波浪予測の「予測」の意味を明確にしておく。予測とは一般に現時点で得られている種々の情報をもとに、情報が全く得られていない未来の状態を推定することを言う。しかしながら、本報告では予測対象時刻までの気象情報は既知として扱う。ただし、波浪情報は現時点までの情報のみが得られているものとする。すなわち、120時間先の波浪を予測しようとする場合、120時間先までの予報天気図は入手しており、これとは別に現時点までの波浪観測値を保有しているものと仮定して波浪予測を行う。

気象の予測に関する研究は気象庁をはじめ種々の調査・研究機関で鋭意実施されており、現在急速に研究が進展している。近年、数日先までの天気予報は以前に比べてかなり正確に行えるようになってきた。また、気象庁から気象関連会社を通じ、GPV（グリッドポイントバリュウ）と言われる格子点上の気圧や風などの種々の気象情報がユーザーの要求する形態で配信されようとしている。したがって、本研究はこのような周辺状況を背景として、気象に関する正確な予報が与えられる場合に、この情報と現時点までの波浪情報を用いて未来の波浪を予測する方法を検討するものである。

現在、気象庁により波浪予測が行われ、テレビやラジオの天気予報で発表されている。気象庁の波浪予報も予報天気図をもとに波浪推算法により予測されたものであり、この意味では、本研究の波浪予測の意味と同等である。したがって、本報告で述べる波浪予測手法の精度は、本方法の精度のみならず、気象の予測精度にも依存するが、これも含めた検討は今後の課題とし、本報告では確定された正確な気象情報を用いて波浪予測精度の検討を行った。なお、既往の波浪予測に関する研究も、ほとんどがこの「予測」の意味で波浪予測の精度を検討したものである。

3. 気象・海象データ解析

本章では4.以降で既往の統計的波浪予測手法の問題点を把握し、新しい統計的波浪予測手法の開発のための検討を具体的に行うため、本研究で用いた気象・海象データの特性について検討する。

3.1 気象・海象データの収集

統計的波浪予測手法の開発およびその適用性を検討するため、日本沿岸の主要港湾の内、図-1に示す代表6

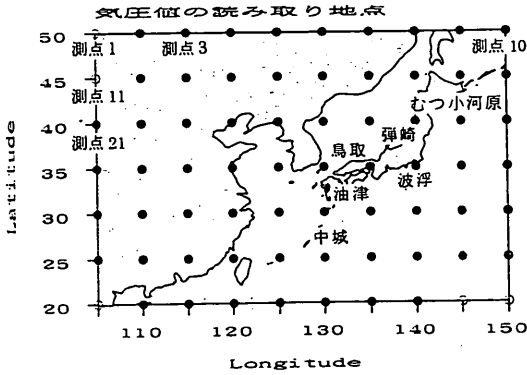


図-1 波浪予測対象地点と気圧の読み取り地点
(気圧測点番号は左上部より右方向へ順に1,2,・・・)

地点(むつ小川原, 弾崎, 鳥取, 波浮, 油津, 中城)を対象として, 1980年~1984年の5年分の波浪観測データを用いて検討を行った。また, 気象データとしては1980年~1984年の9時および21時の天気図をもとに, 図-1に示す500kmの格子上の測点で読みとられた気圧値を用いて検討した。これらのデータは以下で統計的波浪予測モデルを作成するための, またモデルの妥当性を検討するための基本データとして用いられる。図-1に示す気圧測点の格子間隔は, 波浪推算法(一般に50km或いは100km格子間隔が用いられている)に比べてかなり粗い。これは, 統計的波浪予測手法においては, 互いに相関の高い説明変数をモデルに組み込むことにより, 説明変数間の多重共線性(線形独立性が低い)による悪影響が生じるため, 敢えて粗めのデータを用いたためである。なお, 解析に際しては, 1980年~1981年の2年分のデータを事前処理(学習)に使い, 1982年~1984年の3年分を対象として波浪予測を行い, 予測精度を検討した。

なお, 既往の統計的波浪予測手法には広い範囲の長期間の風向・風速データを用いたモデルも提案されている。しかしながら, 風向・風速は一般に局所的な特性が強く, また海上のデータを収集することが困難である。そこでここでは, 天気図から読みとることが容易な気圧値のみを用いることとした。

3. 2 気象・海象データの特性

統計モデルを用いた波浪予測手法を開発するに際しては, 事前に各データの特性やデータ相互間の特性を検討しておく必要がある。

(1) 気圧と有義波高の経時変化

図-2は弾崎, むつ小川原, 波浮, 鳥取, 油津, 中城

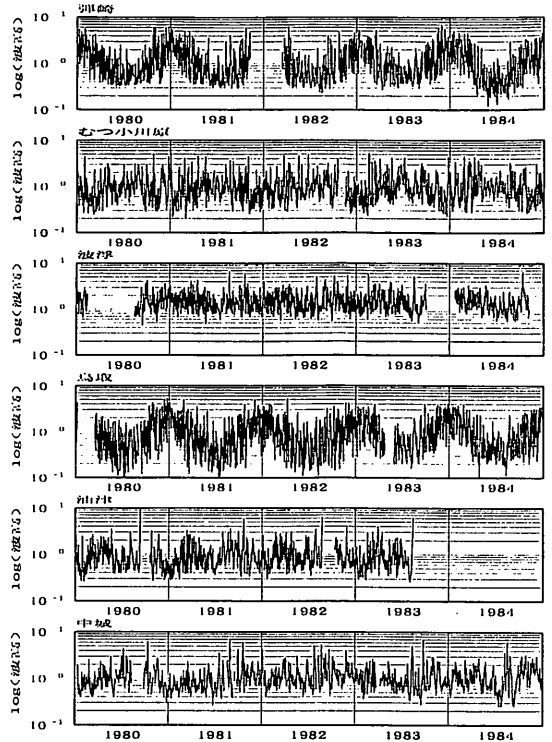


図-2 波浪予測対象地点の波浪観測値(有義波高の対数変換値 $\log_{10} H_{1/3}$)の時系列

の1980年~1984年の5年間に観測された有義波高 $H_{1/3}$ を対数変換した $\log_{10} H_{1/3}$ の経時変化を示したものである。有義波高 $H_{1/3}$ は負値を取らず, また一般に対数正規分布あるいはワイブル分布に近い分布を示すことが知られている。したがって, 対数変換して得られた $\log_{10} H_{1/3}$ はほぼ正規分布に近い特性を示すことから, このような変換を行った。以下の解析では, 有義波高 $H_{1/3}$ をそのまま扱うことはなく, $\log_{10} H_{1/3}$ と変換して取り扱う。このようにすることによって, 有義波高 $H_{1/3}$ が負値を取らないという条件が自動的に満たされるため, このような考慮が不要になる利点もある。

図-2の弾崎や鳥取の例に見られるように, 日本海側の波浪は1年周期の季節変動が卓越し, 冬に高波浪で, 夏に静穏となる特徴的なパターンを示す。一方, むつ小川原, 波浮, 油津や中城のように太平洋側に位置する観測地点では, 1年周期のパターン以外にも, 1年に2周期あるいはそれ以上の周期の変動パターンが含まれているように見える。これは春期や秋期の約1週間を周期とする気象擾乱や夏期~秋期に襲来する台風などの顕著な気象擾乱の影響が現れているためである。

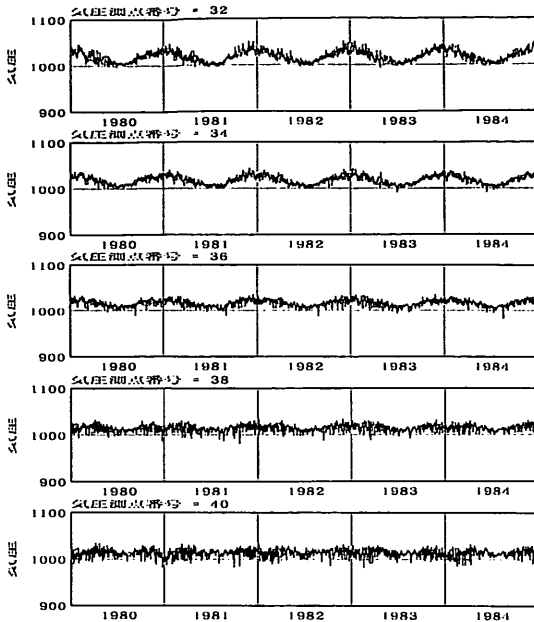


図-3 気圧の時系列 (北緯35度線上の気圧測点)

図-3は図-1に示す気圧測点の内、北緯35度上の測点(No. 32, 34, 36, 38, 40)の気圧値の経時変化を示したものである。ユーラシア大陸上の気圧値(No.32, 34)には1年周期の明瞭な変動が見られる。一方、太平洋上の気圧測点(No.38, 40)ではこの変動はあまり明瞭ではなく、むしろ1年に2周期のパターンが含まれているように見える。

図-4は図-1に示す気圧測点の内、東経135度上の測点(No.7, 27, 47, 67)の気圧値の経時変化を示したものである。

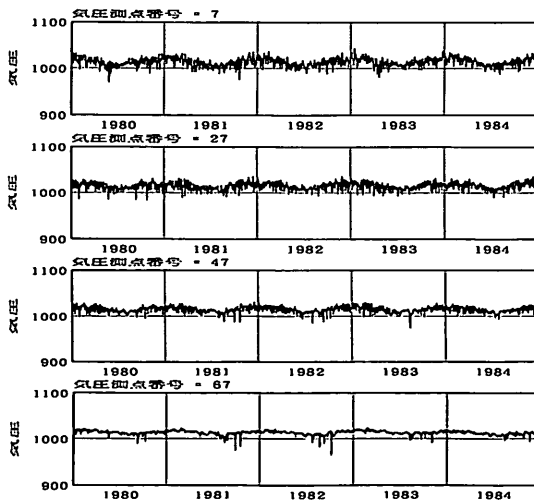


図-4 気圧の時系列 (東経135度線上の気圧測点)

である。緯度が高いほど気圧の時間変動が激しく、様々な周期の変動が含まれている。低緯度(No.67, 北緯20度)の気圧値の変動は高緯度の気圧変動に比べて変動の幅は小さいが、主に6~9月に低い値がスパイクノイズのようにランダムに現れている。これらは熱帯性低気圧あるいは台風に起因するものである。

(2) 気圧の自己相関係数

統計的波浪予測手法の内、重回帰式や多変量自己回帰式などの回帰式を用いる波浪予測手法は、図-3や図-4に示した気圧値の複数の時系列データから図-2に示した有義波高の時系列を単純な回帰式によって予測する方法である。この場合、回帰式を作成する際の基礎となる量が、各変量間の相関係数あるいは自己相関係数や相互相関係数である。以下ではこれらについて簡単に述べる。

図-5は1980年~1984年までの全気圧値を用いて計算した自己相関係数である。図-5ではそれぞれの気圧測点の位置関係が分かるように図-1の気圧測点に対応した位置にそれぞれの測点の自己相関係数を示している。図-5の横軸は日単位で、最大10日間のタイムラグの範囲で自己相関係数を示している。図-5に見られるように気圧の自己相関係数の形状は場所により異なり、北東に位置する気圧測点の自己相関係数は2~3日で小さな値に減衰するが、それ以外の測点では自己相関係数はタイムラグの増大によってもほとんど減衰せず、高い相関を示したままである。これは、それらの測点では顕著な長周期成分が含まれているためである。

図-6は7日分の移動平均によって得られた長周期成分(トレンド成分)を除去した気圧の時系列変動の自己相関係数を示したものである。図-5と異なり、いずれの測点の自己相関係数も約1日で相関係数の正負が反転し、約2.5日頃に負のピークを示している。より周期性の強い時系列であれば正負が交互に繰り返す減衰振動型の自己相関係数を示すはずであるが、図-6の結果はタイムラグが約5日目ではほぼ0に近くなり、特徴的な減衰振動パターンは現れていない。なお、前報(小舟ら, 1990)では、自己相関係数を月別や季別にも算出し、その特性を検討している。そこでは、月別あるいは季別に自己相関係数を算出する場合、通年で算出する場合に比べて自己相関係数には周期性が明瞭に現れ、特徴的な減衰振動パターンを示すことが報告されている。

(3) 気圧と有義波高の相互相関係数

図-7は鳥取の有義波高の対数変換値 $\log_{10} H_{1/3}$ と気

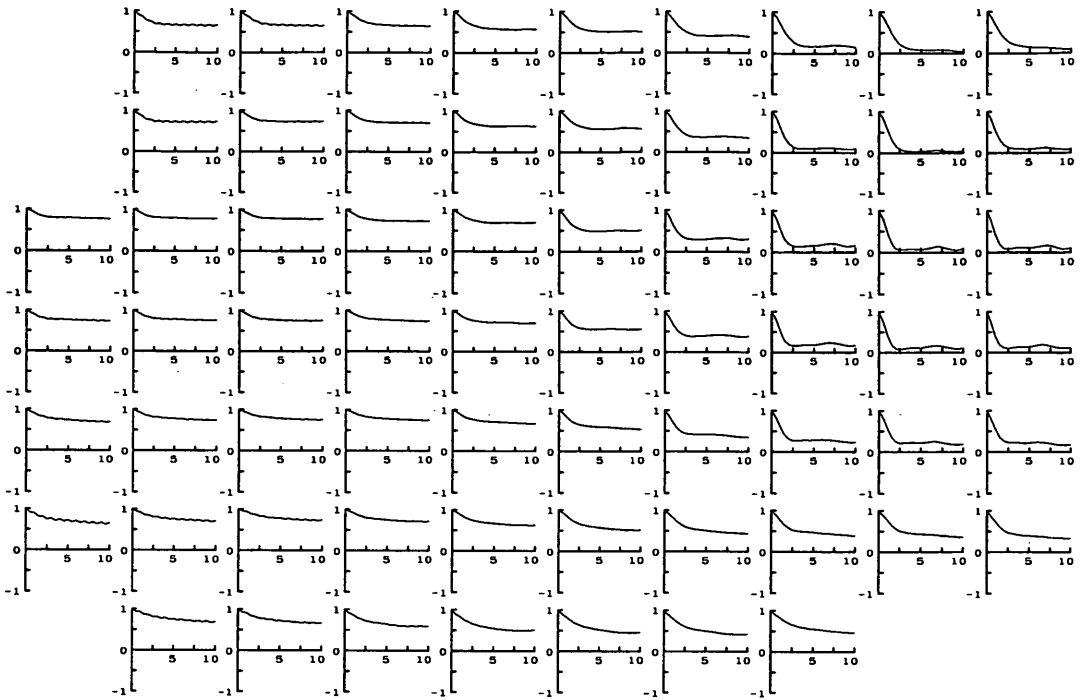


図-5 気圧の自己相関係数

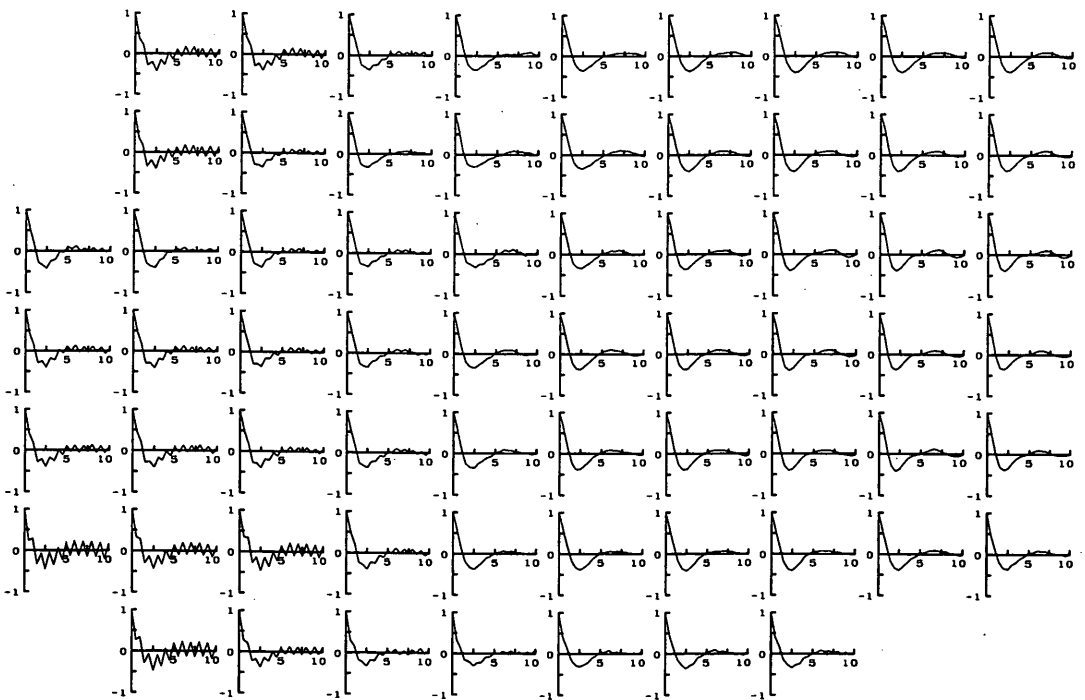


図-6 長周期成分を除去した気圧の自己相関係数

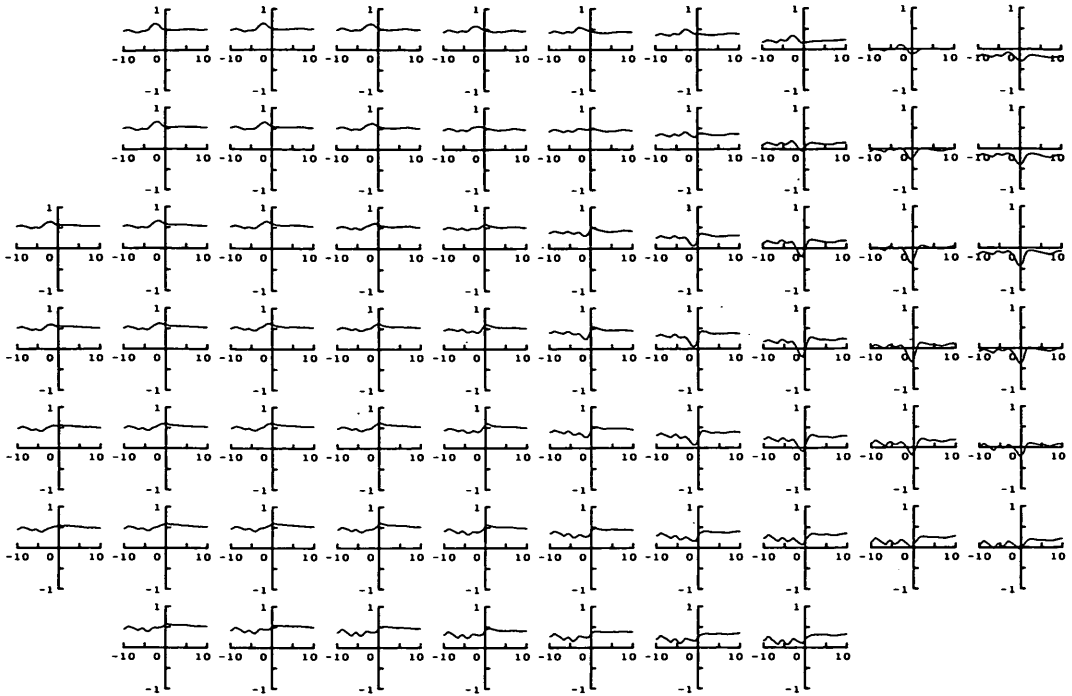


図-7 鳥取の有義波高と気圧の相互相関係数

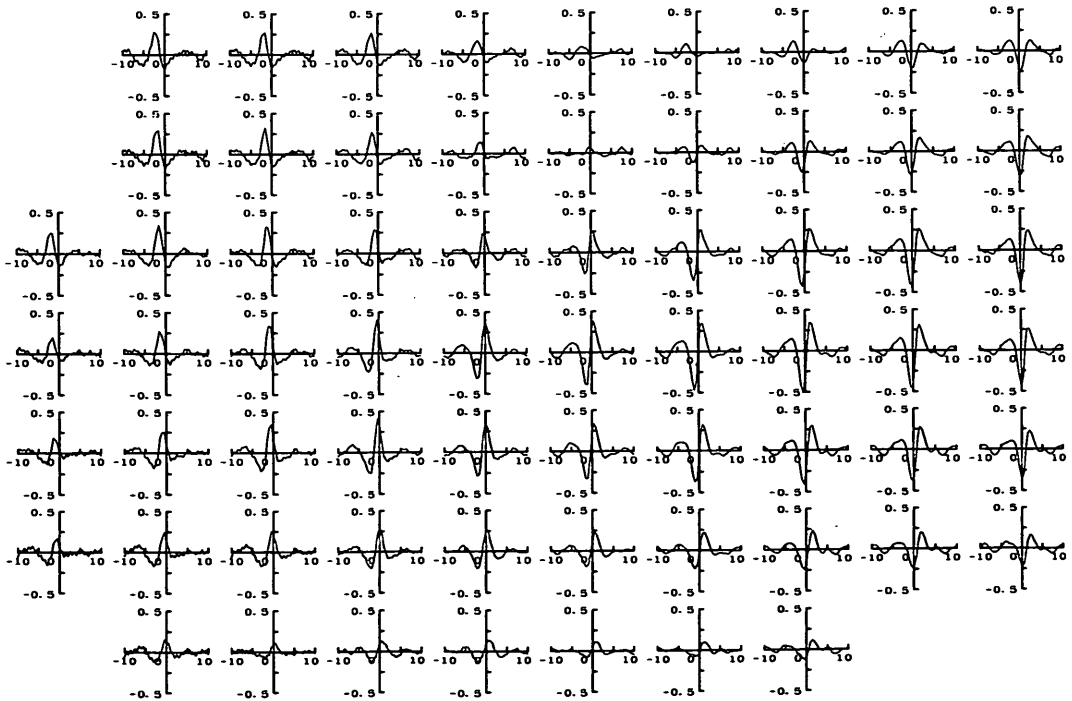


図-8 鳥取の有義波高と長周期成分を除去した気圧の相互相関係数

圧の相互相関係数を示したものである。気圧測点の位置により相互相関係数は異なる形状を示している。西方の気圧測点の相互相関係数は常に正值で約0.5を示しており、また、タイムラグの大小による相互相関係数の変動幅は小さく、タイムラグの負の領域で若干の振動が見られる程度である。一方、東方に位置する測点では、相互相関係数の絶対値は小さく、西方の相互相関係数に比べてやや明瞭な振動が見られる。相互相関係数のこのような特徴は、各測点の気圧に含まれる長周期成分の特性や気圧測点と波浪観測点との位置関係によるものである。いずれにしても、図-7は図-5の自己相関係数と同様に、気圧や有義波高の時系列に含まれている長周期成分の影響のため、図-5や図-7に示す10日程度のタイムラグの範囲では両者の相互関係はあまり明確には把握できていない。

図-8は気圧および鳥取の有義波高の対数変換値から、図-6と同様に長周期成分を除去した時系列データを用いて、両者間の相互相関係数を算出したものである。図-8では相互相関係数の正負のピーク値が明確に現れ、両者間のタイムラグのズレも明確で、図-7に比べ、両者の相関関係が明瞭に把握できる。なお、図-8で用いた気圧値は500kmの粗い格子間隔で読み取られたにもかかわらず、各々の相互相関係数は広い範囲で類似した形状を示している。

4. 既往の統計的波浪予測手法の問題点

ここでは、3.で示した気圧値や有義波高の特性をもとに既往の統計的波浪予測手法の問題点を簡単に概観する。

波浪推算法では一般に天気図より読み取られた格子点上の気圧値から風場が推定され、これを元に波浪場の時間的・空間的発達・減衰が計算される。波浪推算法で用いられるこのような格子点上の気圧値をそのまま統計モデルを用いた波浪予測手法に用いれば、3.でも述べたように格子点上の気圧値が相互に高い相関を有することから多重共線性（線形独立性が低い）の問題が生じ、格

子点上の気圧値はそのままでは必ずしも有用な説明変数とはなり得ない。一方、多重共線性の問題を避けるために、粗い格子間隔の気圧値を用いれば、波浪を予測するために重要な台風や低気圧などの気圧場の空間変動を見逃すことになる。

既往の手法には、このような問題を解消する目的で、予測時刻以前の観測波高を説明変数に含ませて気圧格子間隔を粗くしたモデルや、予測誤差の時系列を用いて予測波高を補正するモデル等が提案されている。しかしながら、これらの方法では1期先の予測誤差は見かけ上小さくなるものの、実際には、逆に予測波高が観測波高にオーバーフィッティング（過学習）する傾向が生じ、実測波高に対する予測波高の遅れがより顕著に現れる等の問題が生じる。

また、気圧や有義波高（有義波高の対数変換値）の時系列変動をスペクトル解析すると、これらは年変動を含む広い周波数帯域にスペクトルを有している。数日先の短期的な波浪予測を実施する際に、これらの広い周波数帯域を有するデータをそのまま用いれば、3.で示したように、気圧と有義波高の相互相関係数はタイムラグの広い範囲に広がり、これが数日程度の短期波浪予測を対象とした予測式の中ではバイアスを生ずる要因となって、予測精度が低下すると考えられる。

より信頼性の高い実用的な統計的波浪予測手法を開発するためには、各変数の動特性や相互関係を詳細に検討し、上述した諸特性を明示的に考慮した合理的な統計モデルを作成し、その適用性を検討する必要がある。

5. 主成分分析とカルマンフィルタを用いた統計的波浪予測手法

4.で述べた問題点を種々検討し、新たに主成分分析とカルマンフィルタを組み合わせ、図-9に示すフローで波浪予測を実施する統計的波浪予測手法を開発した。

図-9に示すように、本方法では最初にカルマンフィルタによるトレンドモデルによって、気圧に含まれる長周期成分と短周期成分をリアルタイムで分離する。さら

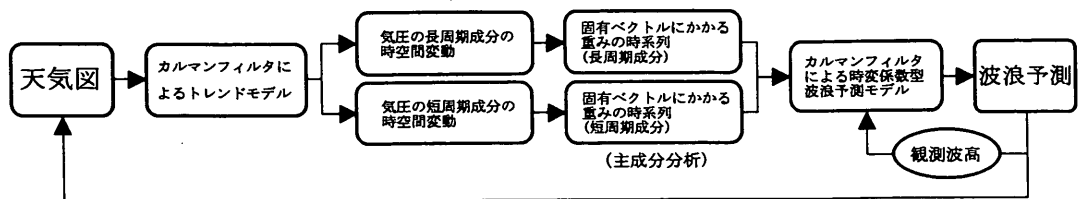


図-9 主成分分析とカルマンフィルタを組み合わせた波浪予測フロー

に、これらの成分を予測対象期間以前のデータで主成分分析して得られたそれぞれの固有ベクトル上に展開し、別のデータに変換する。この時に固有ベクトルにかかる重み(係数)を説明変数として、カルマンフィルタで構成される時変係数型波浪予測式を用いて波浪予測を実施する。

気圧情報を主成分分析した固有ベクトル上に展開したのは、格子点上の気圧情報を直交する他の情報に変換することによって、多重共線性の問題を軽減するためである。また、時変係数型波浪予測式としたのは、波浪場の季節変動等のゆるやかな変化を予測誤差から検知し、モデルの中に組み込むためである。

以下では、図-9に示したフローに従ってその内容を具体的に述べて行くが、まず時系列解析で用いられる様々なモデルを統一的に取り扱うことができる状態空間モデルと、状態空間モデルの状態推定を逐次的に効率よく行うためのカルマンフィルタについて述べ、その後で図-9のフローに従って解説して行くこととする。

5. 1 状態空間モデルとカルマンフィルタ

(1) 状態空間モデルの概要 (北川, 1993)

時系列解析で用いられるARモデル(自己回帰モデル), MAモデル(移動平均モデル), ARMAモデル(自己回帰移動平均モデル)等の種々のモデルは状態空間モデルによって統一的に扱うことができる。また、時系列解析の多くの問題が状態空間モデルの状態推定の問題として定式化できる。

いま、 y_n を l 次元の観測ベクトルの時系列とし、この時系列を次のようなモデルで表現する。

$$x_n = F_n x_{n-1} + G_n v_n \quad (\text{システム方程式}) \quad (1)$$

$$y_n = H_n x_n + w_n \quad (\text{観測方程式}) \quad (2)$$

ここに、 x_n は状態変数で、直接には観測できない k 次元のベクトル、 v_n はシステムノイズで、平均ベクトル O 、分散共分散行列 Q_n に従う正規白色雑音、 w_n は観測ノイズで平均ベクトル O 、分散共分散行列 R_n に従う正規白色雑音、 F_n 、 G_n 、 H_n はそれぞれ $k \times k$ 、 $k \times l$ 、 $l \times k$ の行列である。

式(1)と(2)で表されるモデルを状態空間モデルと呼び、式(1)はシステム方程式(システムモデル)、式(2)は観測方程式(観測モデル)と呼ばれる。状態空間モデルは次のように2通りの解釈ができる。

まず、式(2)の観測方程式を時系列 y_n が観測される仕

組みを表現する回帰モデルと考えると、状態 x_n はその回帰係数となる。このとき、式(1)のシステム方程式はその回帰係数の時間的な変化の様子を表現するモデルとなる。

一方、状態ベクトル x_n を推定すべき信号と考えると、システム方程式は信号の発生メカニズムを表すモデル、観測方程式はその信号を実際に観測するとき信号が変換されノイズが加わる様子を表すものと解釈される。

(2)カルマンフィルタの概要 (北川, 1993)

カルマンフィルタとは、式(1)および(2)で表される状態空間モデルにおいて、 y_n の観測値に基づいて状態 x_n の推定を行う逐次計算アルゴリズムであり、以下に示す1期先予測とフィルタを交互に繰り返すことにより、状態が逐次求められる。

(1期先予測)

$$x_n |_{n-1} = F_n x_{n-1} |_{n-1} \quad (3)$$

$$V_n |_{n-1} = F_n V_{n-1} |_{n-1} F_n^t + G_n Q_n G_n^t \quad (4)$$

(フィルタ)

$$K_n = V_n |_{n-1} H_n^t (H_n V_n |_{n-1} H_n^t + R_n)^{-1} \quad (5)$$

$$x_n |_{n-1} = x_n |_{n-1} + K_n (y_n - H_n x_n |_{n-1}) \quad (6)$$

$$V_n |_{n-1} = (I - K_n H_n) V_n |_{n-1} \quad (7)$$

ここに、

$$x_n |_{j-1} = E(x_n | Y_{j-1})$$

$$V_n |_{j-1} = E(x_n - x_n |_{j-1})(x_n - x_n |_{j-1})^t$$

で、 $E(\cdot)$ は期待値である。すなわち、 $x_n |_{j-1}$ は観測値 $Y_{j-1} = (y_1, \dots, y_{j-1})$ に基づいて状態 x_n の推定を行う際の x_n の条件付き期待値である。また、 $V_n |_{j-1}$ はその分散共分散行列である。ただし、カルマンフィルタで直接取り扱うのは式(4)~(7)に示されるように $j=n-1$ の場合(1期先予測)と $j=n$ の場合(フィルタ)のみである。

いま、状態空間モデル、式(1)、(2)において y_n の次元が $l=1$ で、 w_n の分散が $R_n = \sigma^2$ で一定とすると、

$$V_n |_{n-1} = \sigma^2 \bar{V}_n |_{n-1}, \quad V_n |_{n-1} = \sigma^2 \bar{V}_n |_{n-1}$$

$$Q_n = \sigma^2 \bar{Q}_n, \quad \bar{R} = 1$$

よって新たに $\tilde{V}_{n|n}$, $\tilde{V}_{n|n-1}$, \tilde{Q}_n および \tilde{R} を定義すると、これらのパラメータを用いても式(3)~(7)は同一の結果を与える。したがって、 $\tilde{R}=1$ とくと状態の平均 $x_{n|n-1}$, $x_{n|n}$ は何ら変化しない。したがって、 R_n が時間的に変化しない場合には、 $R=\sigma^2$ が未知数の場合にも $\tilde{R}=1$ とにおいてカルマンフィルタを適用できる。そこで以下では、便宜的に $R_n=\sigma_n^2$ で一定とし、観測ノイズとシステムノイズを新たに $\tilde{R}=1$, $\tilde{Q}_n=\sigma_n^2/\sigma_n^2 I$ としてトレードオフパラメータ σ_n^2/σ_n^2 のみを制御パラメータとして解析を行った。

5. 2 カルマンフィルタを用いたトレンド成分の分離

波浪予測を実施する場合、数日先までの気圧情報は気象庁や気象関連会社から入手可能である。しかしながら、それらのデータをもとに図-6や図-8で用いた移動平均を適用しようとする場合、移動平均は内挿による平滑化であるため、最新の気圧情報には適用することができない。そのため、最新の気圧情報を入力すると同時にそのデータをリアルタイムで長周期成分と短周期成分とに分離可能な方法を考案する必要がある。これはカルマンフィルタによって可能であり、以下のように行われる。

いま観測値 y_n はトレンド成分 t_n に様々な変動成分 w_n が加わったものと仮定すれば、

$$y_n = t_n + w_n \quad (\text{観測方程式}) \quad (8)$$

と表される。ここに、 w_n は平均0、分散 σ^2 の正規白色雑音である。トレンド成分 t_n は時間差分オペレータを Δ^k とすれば次式で表される。

$$\Delta^k t_n = v_n \quad (9)$$

ここに、 v_n は平均0分散 τ^2 の正規白色雑音である。

時間差分オペレータ Δ^k としては、1次および2次の場合について検討し、ここでは2次の差分オペレータを用いることとした。このとき式(9)は次式で表される。

$$t_n - 2t_{n-1} + t_{n-2} = v_n \quad (\text{システム方程式}) \quad (10)$$

式(8)と(10)はそれぞれ式(2)と(1)に対応する状態空間モデルであり、式(3)~(7)のカルマンフィルタによって状態 t_n (トレンド成分)をリアルタイムで推定することができる。

図-10(a)~(c)は、このようにして測点26の気圧の時系列からトレンド成分(長周期成分)を分離した結果である。(a), (b), (c)はそれぞれトレードオフパラメータ σ_n^2/σ_n^2 を0.01, 0.001, 0.000001として計算した結果である。 σ_n^2/σ_n^2 を小さくすればするほど、トレンド成分の

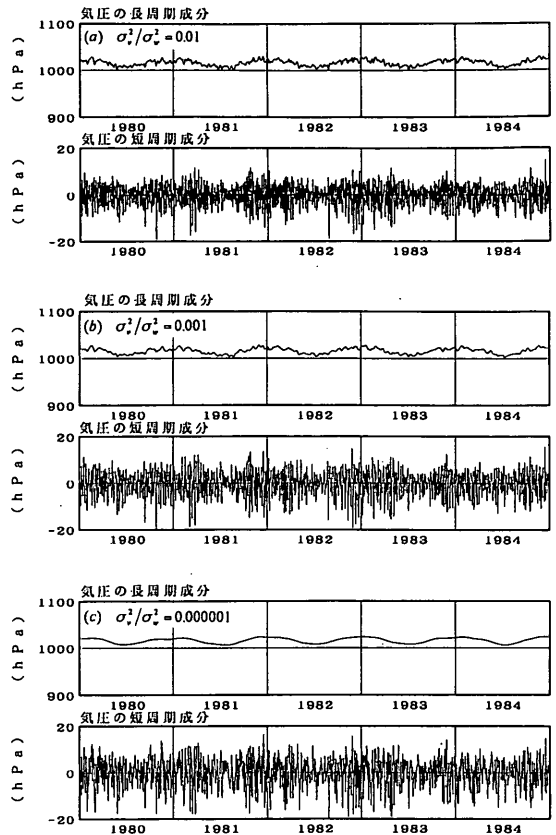


図-10 カルマンフィルタによる気圧のトレンド成分の分離の一例
(a) $\sigma_n^2/\sigma_n^2=0.01$, (b) $\sigma_n^2/\sigma_n^2=0.001$,
(c) $\sigma_n^2/\sigma_n^2=0.000001$

時間変動が小さく抑えられるため、図-10(c)に見られるように、(a)や(b)に比べてより滑らかなトレンド成分が検出される。

図-11はカルマンフィルタによって分離されたトレンド成分の特性を検討するため、トレンド成分(長周期成分)とその残差成分(短周期成分)をスペクトル解析した結果を示したものである。図-11の右図は気圧測点26のデータを $\sigma_n^2/\sigma_n^2=0.001$ としてトレンド成分を分離したデータをスペクトル解析した例である。また、図-11の左図は右図と同じ条件でむつ小川原の有義波高の対数変換値を処理し、そのスペクトル解析結果を示したものである。図-11に見られるようにカルマンフィルタによってリアルタイムで分離されたトレンド成分とその残差は、特定の周波数を境界として短周期成分と長周期成分とに分離されるのではなく、長周期成分も短周期成分もある範囲の周波数成分の変動を共有して分離される。

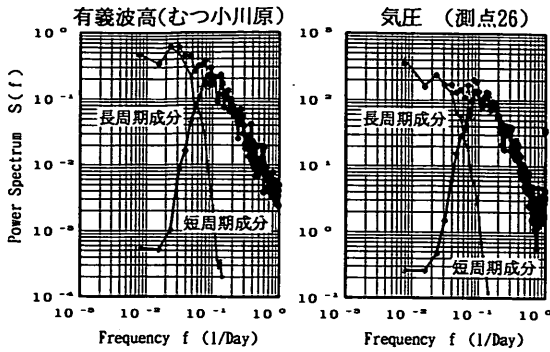


図-11 有義波高の対数変換値と気圧値のスペクトルの一例 ($\sigma_1^2/\sigma_2^2=0.001$)

図-11の例ではほぼ2週間に相当する周波数近傍で短周期成分のエネルギーと長周期成分のエネルギーが分離されており、図-10(b)からもその傾向が把握できる。なお、当然のことながら、図-11の分離結果は σ_1^2/σ_2^2 の大小によって変化し、小さな σ_1^2/σ_2^2 を指定すれば、長周期変動成分のスペクトルはより低周波数側へ移動する。

図-12はむつ小川原の有義波高の対数変換値と測点36の気圧値との相互相関係数と、カルマンフィルタによってトレンド成分を除去した両者間の相互相関係数の相違を比較したものである。図-12(a)はトレンド成分の分離をせずに算出した相互相関係数、(b)はトレンド成分を分離して算出した相互相関係数である。図-12(a)と(b)を比べると、(a)では相互相関係数はタイムラグの広い範囲に負の相関を示し、極値はあまり明確ではない。一方、(b)では相互相関係数の正負のピークが明確に現れ、両者間のタイムラグのズレも明確で、タイムラグの増加とともに相互相関係数の絶対値が小さくなっている。このように(b)は(a)に比べ、両者間の相関関係が明瞭に把握できることが分かる。これは図-7と図-8の関係と同様の結果である。

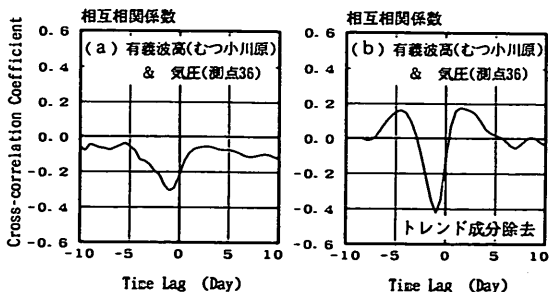


図-12 有義波高の対数変換値と気圧値との相互相関係数 ($\sigma_1^2/\sigma_2^2=0.001$)

相互相関係数は複数の波動量間の相互関係を表す基本的な量であり、両者の関係を表す回帰式にはその特性がそのまま反映される。また、精度の良い予測式(回帰式)を作成する際に重要な量は、波浪諸元の変動に関して先行する指標や遅れの指標である。これは相互相関係数に現れるタイムラグを有する明確な正負のピークである。したがって、数日先の短期的な波浪予測を実施するための精度の良い回帰式を作成するためには、相互相関係数に含まれる短期的な先行指標や遅れ指標をうまく抽出することが必要である。図-7と図-8や図-12の(a)と(b)の関係に見られるように、トレンド成分を分離して扱うことは、このような短期的な先行指標や遅れ指標をうまく抽出し、また短期波浪予測に重要性の低い長周期成分が混在することにより生じる予測式のバイアスの影響を軽減するのに有効である。

このように、3~5日先の短期波浪予測を実施する場合、より精度の良い予測値を得るためには、対象とする時間スケールの現象を抽出し、それによって予測式を作成する必要がある。しかしながら、冬季の日本海側の高波浪に見られるように、季節的な長周期変動成分も無視できず、実際には両者を同時に考慮した予測が必要である。これがトレンドモデルで短周期成分と長周期成分を分離した理由であり、以下ではそれぞれの成分が独立の要因として予測式が作成される。

5. 3 主成分分析を用いた気圧の時空間データの変換

前節ではカルマンフィルタによって気圧の時系列データを長周期成分と短周期成分とにリアルタイムで分離する方法について述べた。しかしながら、長周期成分を除去して得られた気圧値と有義波高の対数変換値との相互相関係数は、図-8に見られるように、500kmの粗い格子間隔で読み取られた気圧値を用いたにもかかわらず、広い範囲で類似の形状を示した。これは気圧データが相互に従属性の高いデータであることを意味している。

3. や4. でも述べたように各格子点上の気圧値が相互に高い相関を有する場合、すなわち多重共線性(線形独立性が低い)の問題が生じる場合、格子点上の気圧値はそのままでは必ずしも有用な説明変数とはなり得ない。一方、多重共線性の問題を避けるために、粗い格子間隔の気圧値を用いれば、波浪を予測するために重要な台風や低気圧などのスケールの小さい気圧場の空間変動を見逃すことになる。

そこでここでは、このような問題を軽減する目的で、気圧場の時空間変動を互いに直交するベクトル上に展開し、気圧場の時空間変動に各々のベクトルが寄与する大

きを新たな説明変数として導入することとした。これは以下に述べる主成分分析を用いることによって可能である。

いま、気圧の時空間分布を平均値と標準偏差で正規化し、これを $P_{z,t} = P(x, y, t)$ で表す。また、 $P_{z,t}$ がある固有ベクトル $e_{n,z}$ 上で表されるとすると $P_{z,t}$ は次式で表される。

$$P_{z,t} = \sum C_{n,t} e_{n,z} \quad (11)$$

ここに、

$$\sum e_{m,z} e_{n,z} = \delta_{m,n} \quad (12)$$

である。気圧の時空間分布の共分散行列を A とすると、その i, j 成分は次式で表される。

$$a_{i,j} = \frac{1}{n_z n_t} \sum_{t=1}^{n_t} P_{i,t} P_{j,t} \quad (13)$$

このとき、式(11)中の固有ベクトル $e_{n,z}$ は次式から求められる。

$$A = \lambda_n e_{n,z} \quad (14)$$

ここに、 λ_n は固有値である。係数 $C_{n,t}$ は固有ベクトルの直交性を利用して次式で求められる。

$$C_{n,t} = \sum P_{z,t} e_{n,z} \quad (15)$$

次節の5.4に示すカルマンフィルタを用いた時変係

数型波浪予測式では式(15)の $C_{n,t}$ が説明変数として用いられる。

実際の波浪予測に際しては、図-1に示す全領域の気圧値を用いるのではなく、指定した範囲内の格子点上の気圧値3~4日分をまとめて行列 $P_{z,t}$ として主成分分析する。すなわち、対象範囲内の気圧の空間変動の3~4日分の経時変化を説明する固有ベクトル $e_{n,z}$ と係数 $C_{n,t}$ を求め、この係数 $C_{n,t}$ が説明変数として用いられる。これは、図-1の各々の測点の気圧値は空間的に互いに高い相関を有しているが、個々の測点の気圧値は時間的にも互いに高い相関を有しているため、少しでも説明変数の数を減らす目的で、空間的な変動を説明するベクトルではなく、時間的な変動も含ませて、時間的・空間的な変動を説明するための主成分分析を行ったためである。

図-13は主成分分析して得られた気圧の時空間変動の第1~4主成分の固有ベクトルを例示したものである。実際の計算では、図-1の1/4~1/2程度の狭い範囲の気圧の時空間変動データを用い、短周期成分と長周期成分のそれぞれについて主成分分析した結果を用いて波浪予測するが、ここでは説明の便宜上、図-1の全領域のデータを用い、トレンド成分を分離せずに主成分分析した結果を示している。図-13では左側から右方向へ順に第1主成分、……、第4主成分を示している。また、各列の(a), (b), (c)の3つの図は、主成分分析して得られた各主成分のベクトルを、それぞれもとの時刻上に投影したもので、上段の(a)は予測対象時刻のベクトル成分、

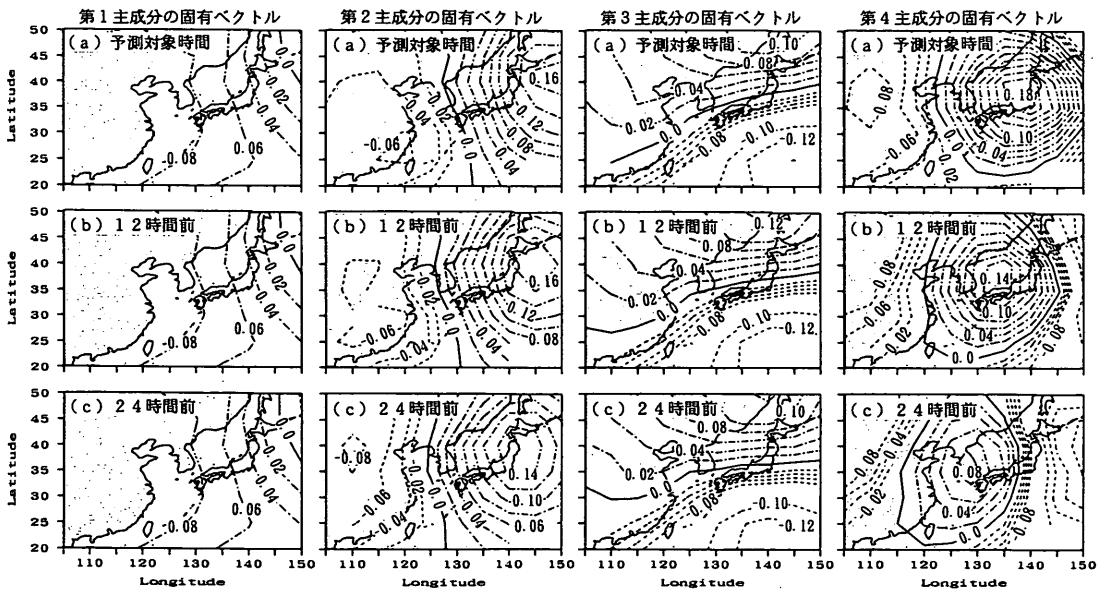


図-13 気圧の時空間変動の固有ベクトルの一例

中段(b)は予測対象時刻の12時間前のベクトル成分, 下段(c)は予測対象時刻の24時間前のベクトル成分を表している。図-13に見られるように, 第1主成分の(a)~(c)はいずれも同じ値を示している。すなわち, 各時刻で同じベクトル成分を示していることから空間的に変動する成分は含まれていない。したがって, 第1主成分は気圧の空間変動の平均値を表す成分であろうと解釈される。同様に, 第2主成分は気圧場が西から東へ移動するパターンを表している。第3主成分は, 気圧場が南から北へ

移動するパターンを表している。また, 第4主成分は気圧場が発達しながら南西から北東へ移動するパターンを表している。このように気圧場の時空間変動は図-13に示すような幾つかの独立したパターンの線形重ね合わせで表現され, 後で示す時変係数型波浪予測式では, 図-13に例示した各主成分の固有ベクトルにかかる重み(係数 $C_{n,t}$)が説明変数として用いられる。

図-14は式(15)を用いて係数 $C_{n,t}$ を計算し, その内の第1主成分~第4主成分の係数を例示したものである。図-13では第1主成分は空間的変動は含まれていなかったが, 図-14の係数は1年周期で変動している。すなわち, 第1主成分は空間的には変動しないが, 時間的には1年周期で変動する成分であることが分かる。第2主成分の係数は, あまり明瞭ではないが, 季節的な周期性が含まれているように見える。

前にも述べたように, 以上の計算例(図-13, 図-14)は本節で具体的な説明を行うための便宜上, 図-1の全領域のデータを用いて計算した例を示したものである。実際の計算では, 図-1の全気圧測点のデータを用いるのではなく, 図-8に例示した相互相関係数を参考にして, 予測対象地点と相関の高い気圧測点を選択して主成分分析を行っている。図-15は実際に予測精度を検討するために本研究で用いた気圧測点をそれぞれ予測対象地点毎に示したもので, 図中の●がそれぞれの予測対象地点毎に用いた気圧測点である。

また, 実際の計算では, 5. 2で分離して得られた気圧の長周期成分と短周期成分のそれぞれを用いて主成分

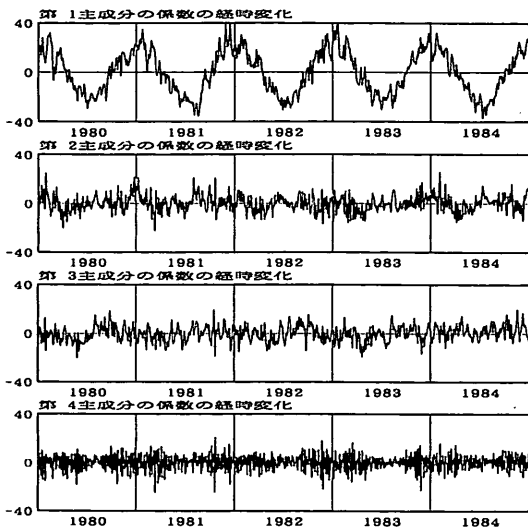


図-14 各主成分の重み係数の一例

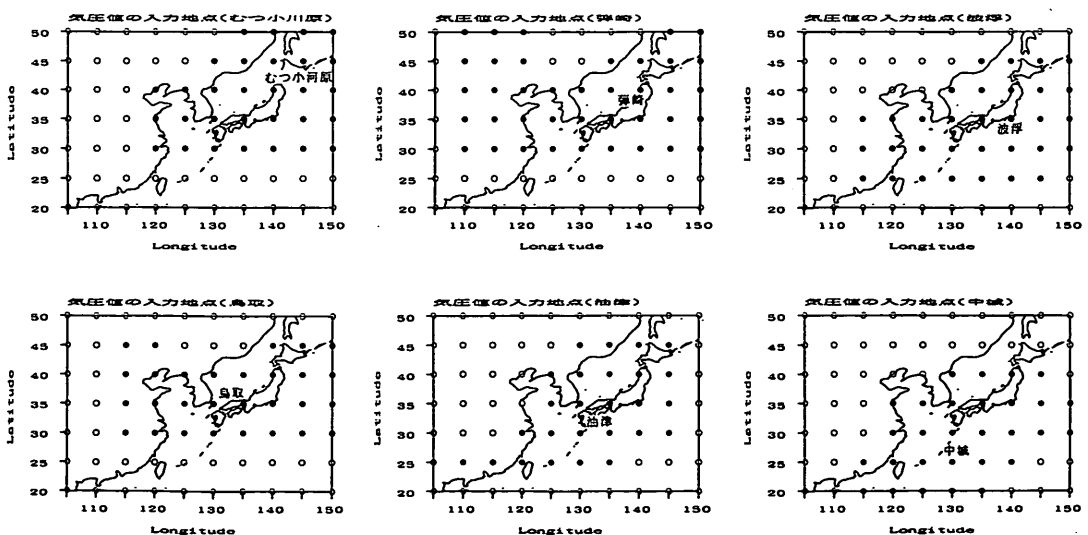


図-15 予測対象地点別の気圧データの入力地点

分析を行う。この内、長周期成分の時空間変動はわずか3～4個の主成分で全変動の95%以上が説明でき、短周期成分も元の情報の半数程度の成分で同等の変動が説明できる。したがって、例えば全変動の95%を説明する成分の係数を説明変数として用いれば、元の情報よりも説明変数の数を大幅に減らすことが出来る。また、結果として予測精度は向上する。そこでここでは、図-15に示した指定領域内の3日分の気圧変動の95%を説明する主成分を算出し、この重み(係数 $C_{n,t}$)を次節で述べる波浪予測で用いている。

5. 4 カルマンフィルタを用いた時変形数型波浪予測式

前節の5. 3までの計算で、3～5日先までの短期波浪予測を実施するために有効な説明変数の選択が行われた。本節ではそれらの説明変数を用いて波浪予測を行うための回帰式を作成する。説明変数には、気圧の短周期成分のみならず長周期成分も使い、季節変動等の長周期的な特性も考慮したい。そこでここでは、回帰式を時変係数型波浪予測式とし、以下に示すカルマンフィルタを利用することにより、波浪場の季節変動等のゆるやかな変化を予測誤差から検知し、これを回帰式の中に組み込むモデルを採用した。

有義波高 $H_{1/3}$ を予測するための説明変数を z_i として、波高予測式を次式で与える。

$$\log_{10} H_{1/3} = a_0 + \sum_{i=1}^N a_i z_i + \varepsilon \quad (16)$$

ここに、 a_i は未知係数、 ε は予測誤差で平均0、分散 σ^2 の正規白色雑音であると仮定する。なお、有義波高 $H_{1/3}$ を対数変換して予測式を作成したのは、式(16)の右辺は説明変数の線形結合で表現されており、中心極限定理により、正規分布に近い分布を示すと考えられ、また、有義波高 $H_{1/3}$ は一般に対数正規分布あるいはワイブル分布に近い分布であることを考慮したものである。ここで、 $y_n = \log_{10} H_{1/3}$ 、 $x_n = (a_0, a_1, \dots, a_N)^t$ 、 $H_n = (1, z_1, z_2, \dots, z_N)$ 、 $w_n = \varepsilon$ と置くと、式(16)は次式で表される。

$$y_n = H_n x_n + w_n \quad (\text{観測方程式}) \quad (17)$$

また、波高予測式(16)中の係数 a_i が時間的に緩やかに変化するとすれば、

$$\Delta^k x_n = v_n \quad (18)$$

で表される。ここに、 v_n は平均0、分散共分散行列 Q に従う正規白色雑音である。

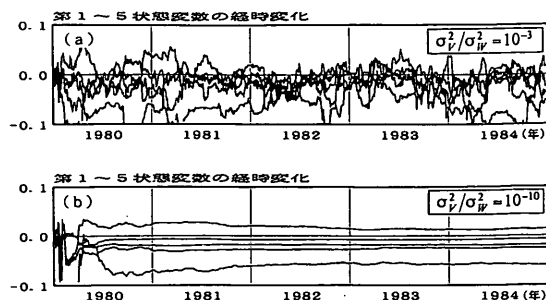


図-16 状態変数の経時変化の一例

時間差分オペレータ Δ^k は、1次および2次の場合について検討し、ここでは1次の差分オペレータを用いることとした。このとき式(18)は次式で表される。

$$x_n - x_{n-1} = v_n \quad (\text{システム方程式}) \quad (19)$$

式(17)、(19)にカルマンフィルタ、式(3)～(7)を適用する場合、トレードオフパラメータ σ_y^2/σ_v^2 の設定が問題となる。図-16はトレードオフパラメータ σ_y^2/σ_v^2 の値の相違による状態 $x_n = (a_0, a_1, \dots, a_N)^t$ の変動の相違を比較したものである。図-16(a)に見られるように、 σ_y^2/σ_v^2 を大きめに設定すれば、状態 x_n はモデルを観測データ y_n にフィットさせるため柔軟に変化する。逆に σ_y^2/σ_v^2 を小さめに設定すれば、図-16(b)に見られるように、状態 x_n は学習初期の激しい変動の後は緩やかにしか変化しない。このように σ_y^2/σ_v^2 の大小によって状態 x_n の変動の大きさがかなり異なるため、次章では σ_y^2/σ_v^2 の値を変えて波浪予測を行い、予測精度の相違について検討する。

6. 波浪予測および予測結果の検討

図-15で示したように各港毎に適当な領域を定め、この領域内の気圧測点の値を用いて各港毎の有義波高を予測した。すなわち、この指定領域内の気圧値を用いて5. 2で述べたトレンド成分の分離および5. 3で述べた主成分分析を行い、5. 4で述べた時変係数型波浪予測式を用いて予測した。波浪予測に際しては、2. で述べたように、波浪推算と同様に、波浪観測値は現時刻まで、天気図は予測対象時刻まで与えられると仮定して予測した。また、主成分分析に際しては、指定領域内の3日分の気圧変動の95%を説明する主成分を算出し、この重み(係数 $C_{n,t}$)を波浪予測式の説明変数として用いた。なお、予測精度の検討方法には種々の方法があるが、ここでは単に予測波高と有義波高の相関係数および予測波高と有

義波高の誤差の標準偏差（予測誤差）を用いて検討した。

図-17は波浪予測の有効性を検討するための一つの目安として、むつ小川原を対象に、パーシステンスモデルを用いて波浪予測した結果を示したものである。パーシステンスモデルとは、現在の状態が未来にもそのまま続くとする方法で、予測値として現在の観測値をそのまま用いる方法である。すなわち、この方法は何も予測しなかったことと同等であり、本報告では何らかの方法により予測したことの効果を計る基準として用いている。図の縦軸は予測波高、横軸は観測波高で、いずれも対数軸で表示している。図-17では(a)~(j)の順に12, 24, 36, 48, 60, 72, 84, 96, 108, 120時間先の予測値と観測値の関係を散布図で表している。また、各図の下には予測値と観測値の相関係数も示している。図-17に見られるように、12時間先の予測波高と観測波高の相関係数は0.84と高い値を示しているが、24時間先では0.65, 36時間先では0.50と著しく相関係数が低下しており、120時間先では-0.02まで低下している。図-17の散布図から判断すると、パーシステンスモデルは12時間先までの予測には適用可能であるが、それ以上先の予測には適用不可である。

本報告で述べた主成分分析とカルマンフィルタを組み合わせ合わせた波浪予測手法の妥当性を検討するために、表-1に示す4種類の条件を用いて波浪予測を行い、予測精度の検討を行った。(a)と(b)は気圧値のトレンド成分の分離および主成分分析をせずに気圧値をそのまま説明変数として用いた場合で、(a)は $\sigma_p^2/\sigma_{\epsilon}^2=10^{-3}$ 、(b)は $\sigma_p^2/\sigma_{\epsilon}^2=10^{-10}$ として波浪予測を行った例である。また、(c)と(d)は気圧値のトレンド成分の分離および主成分分析を導入した例で、それぞれ(a)、(b)と同様に、(c)は $\sigma_p^2/\sigma_{\epsilon}^2=10^{-3}$ 、(d)は $\sigma_p^2/\sigma_{\epsilon}^2=10^{-10}$ として波浪予測を行った例である。

図-18は表-1(a)の条件で波浪予測した結果である。図-17と同様に、各予測対象時刻毎に予測値と観測値との散布図を示している。図-18と図-17を比べると、波浪予測の効果が現れ、12時間先では相関係数が0.86とやや増大しているほか、全ての予測対象時刻で図-18の方が図-17の相関係数よりも高い相関係数を示している。しかしながら、24時間先では相関係数が0.72, 36時間先では0.61と予測対象時刻の延長とともに相関係数が低下しており、本方法(a)の実用上の適用は24時間先までが限界であろう。

図-19は表-1(b)の条件で波浪予測した結果である。すなわち、図-18と同じ条件で、トレードオフパラメー

タの値のみを変えて予測した例である。各図の意味は図-18と同じである。図-19は図-18と異なり全ての予測対象時刻で同じ結果を示している。これはトレードオフパラメータを $\sigma_p^2/\sigma_{\epsilon}^2=10^{-10}$ と小さく設定したためである。すなわち、トレードオフパラメータが小さいため、図-16で示したように、状態 $x_n=(a_0, a_1, \dots, a_N)$ は緩やかにしか変化しない。この変化は図-19の最長の予測対象時刻である120時間の範囲内では極めて小さな変化であるため、結果として予測対象時刻によらず同じ回帰式を用いたこととなり、このような結果になったのである。なお、図-19では相関係数が0.55~0.58と低いほか、散布図の傾向も図中の実線と異なる勾配の傾向を示しており、實際上、適用不可である。

図-20は表-1(c)の条件で波浪予測した結果を示したものである。すなわち、気圧値のトレンド成分の分離および主成分分析を導入し、トレードオフパラメータを $\sigma_p^2/\sigma_{\epsilon}^2=10^{-3}$ として予測した例である。図-20を図-18と比べると、図-20は図-18と類似した傾向を示している。しかしながら、詳細に比較すると、図-20では12時間先と24時間先の予測値と観測値の相関係数はそれぞれ0.83と0.70で図-18に比べてやや低い値を示しているものの、36時間先よりも長期の予測結果は図-18の結果よりも良好である。特に、図-20では48時間先より長期の予測では相関係数はほぼ一定でほとんど低下していないことが特徴的である。

図-18~図-20で示した散布図のみでは、表-1に示した波浪予測条件の相違による予測精度の差異、特に予測波高と観測波高との時間的なズレなどの特性はあまり明瞭には把握できない。そこで、予測波高と観測波高を時系列で示したものが図-21と図-22である。図-21は図-18に対応するもので、表-1(a)の条件で波浪予測した結果の一例である。図中の実線は観測波高を示し、●は予測波高を表している。図-21に見られるように、気圧値にトレンド成分の分離と主成分分析を導入せずにカルマ

表-1 統計的波浪予測手法の予測条件

	トレンド成分の分離 および主成分分析	トレードオフパラメータ $\sigma_p^2/\sigma_{\epsilon}^2$
(a)	×	10^{-3}
(b)	×	10^{-10}
(c)	○	10^{-3}
(d)	○	10^{-10}

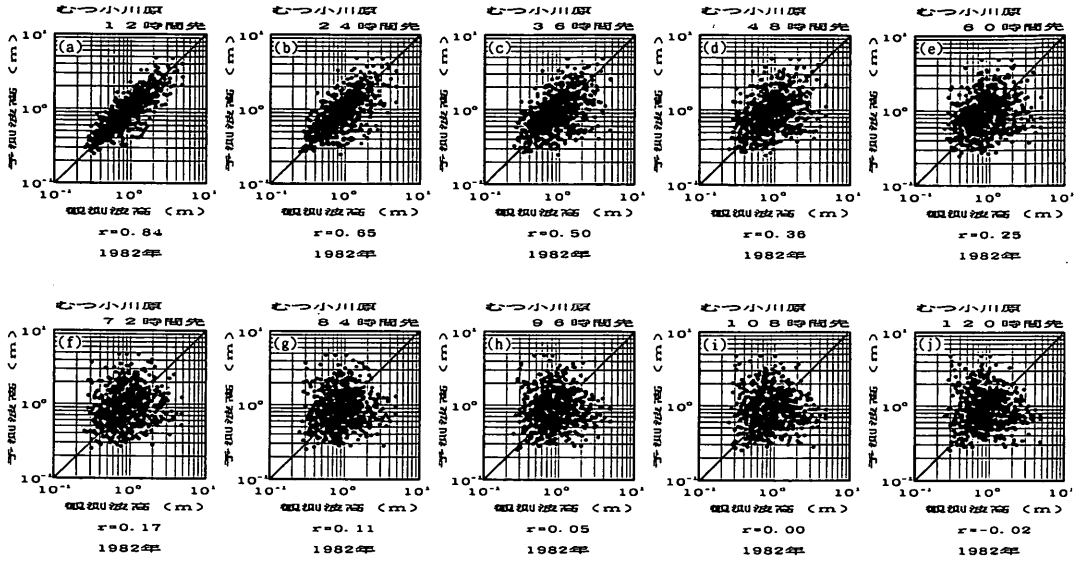


図-17 パーシステンスモデルを用いた場合の予測対象時刻別の予測精度の相違

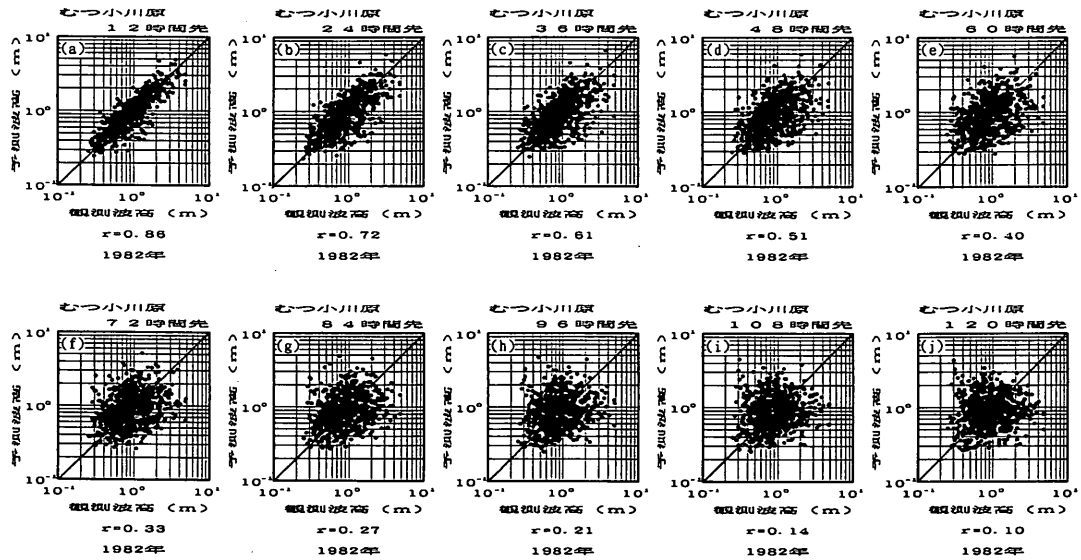


図-18 表-1(a)の条件で予測した場合の予測対象時刻別の予測精度の相違

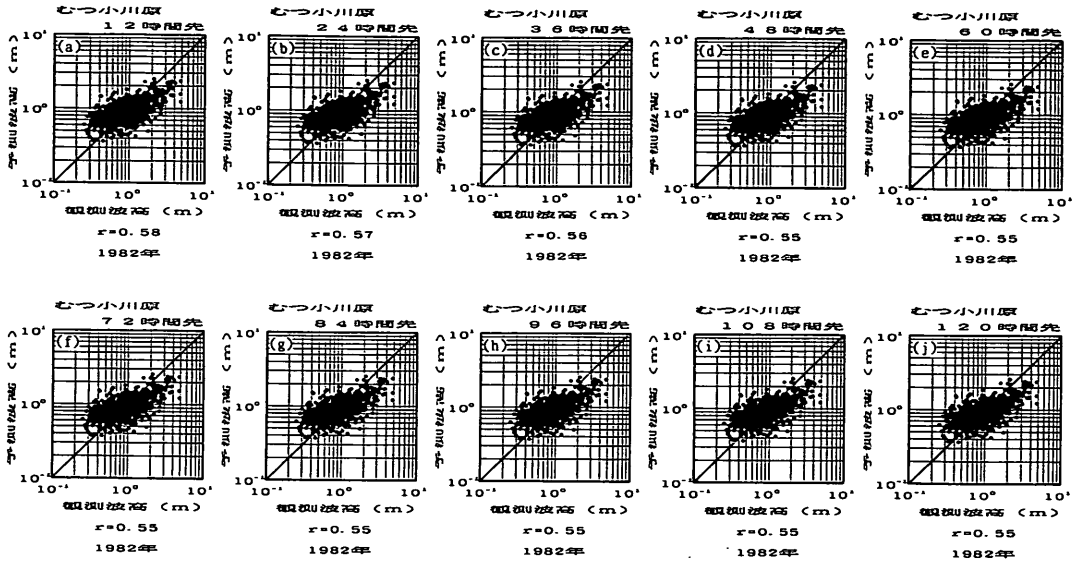


図-19 表-1 (b)の条件で予測した場合の予測対象時刻別の予測精度の相違

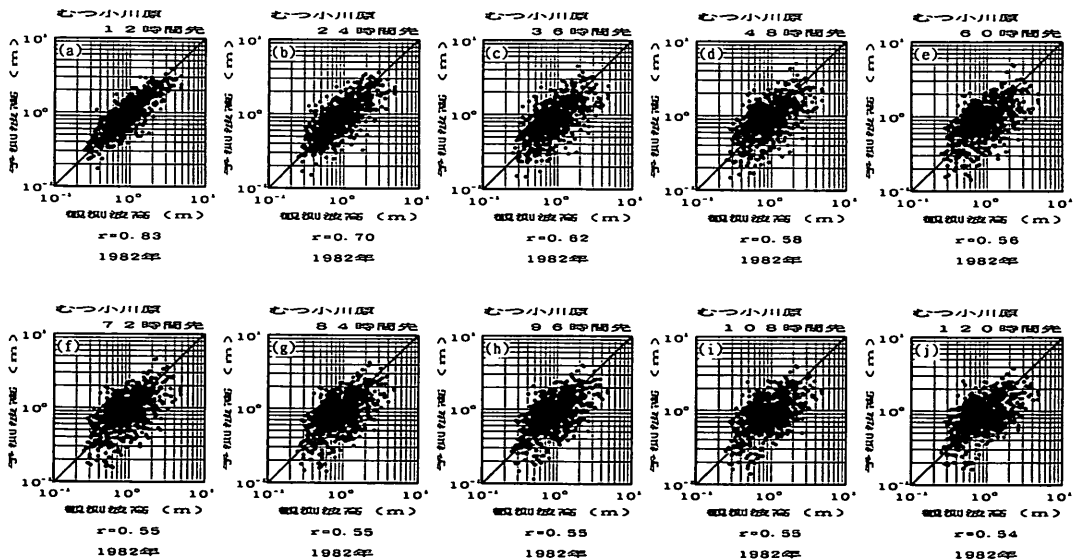


図-20 表-1 (c)の条件で予測した場合の予測対象時刻別の予測精度の相違

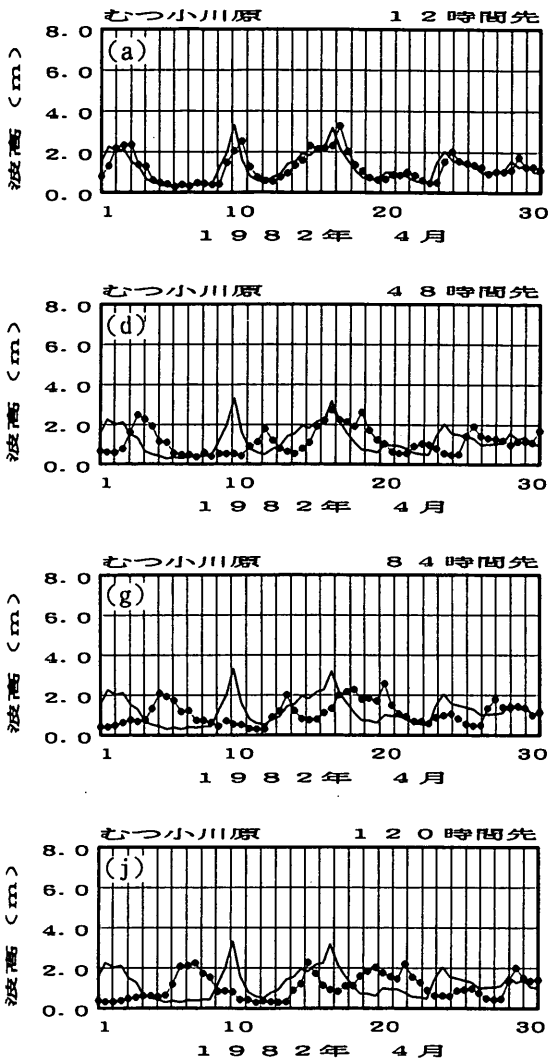


図-21 表-1 (a)の条件で予測した場合の予測対象時刻別の予測波高の時系列

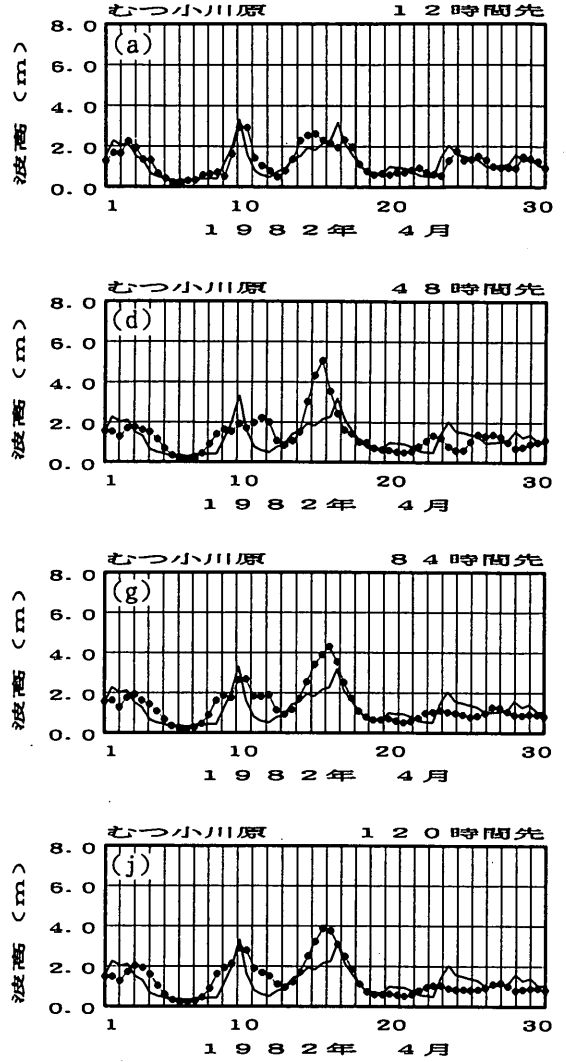


図-22 表-1 (c)の条件で予測した場合の予測対象時刻別の予測波高の時系列

ンフィルタによる時変係数型波浪予測式で予測した結果は、顕著な予測値の時間遅れが生じる。図-21では予測対象時刻の延長に比例して予測値と観測値のズレ幅が増大しており、この意味では本方法は波浪を予測したことにはなっていない。すなわち、図-18では見かけ上図-17のパーシステンスモデルよりも相関係数が向上しているものの、実際には現在の観測値を未来の予測値として扱うパーシステンスモデルと同様の特性を示していることが分かる。

図-22は図-20に対応するもので、表-1 (c)の条件で波浪予測した結果の一例である。すなわち、気圧値にトレンド成分の分離と主成分分析を導入し、さらにカルマン

フィルタによる時変係数型波浪予測式で予測した結果である。図-22に見られるように、このケースでは12時間先の予測値を除き図-21に見られた予測値と観測値との明確な時間的ズレは生じていない。むしろ予測値の方が観測値よりも先行している場合もある。また、12時間先の予測値に時間的遅れが生じた箇所が見られるが、これは既に48時間先や84時間先の予測で知り得た変動であり、この意味では予測値の観測値に対する時間遅れは無いと言える。なお、予測対象時刻の延長とともに予測精度が低下する一般的傾向は認められるものの、例えば84時間先と120時間先では予測精度の低下はほとんど認められず、図-20に見られた傾向を反映している。

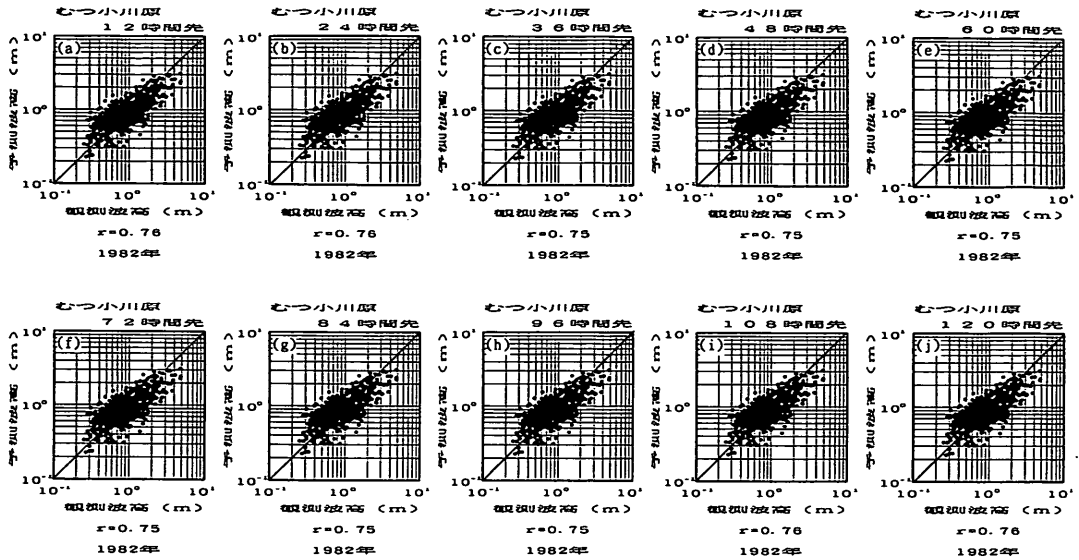


図-23 表-1 (d)の条件で予測した場合の予測対象時刻別の予測精度の相違

図-23は表-1 (d)の条件で波浪予測した結果を図-20と同様に散布図で示したものである。図-23は図-19と同様に全ての予測対象時刻で同じ結果を示している。これは前述したように、トレードオフパラメータを $\sigma_p^2/\sigma_o^2=10^{-10}$ と小さく設定したため、120時間の範囲では状態 $x_n=(a_0, a_1, \dots, a_N)^T$ の変動が極めて小さいためである。すなわち、結果として観測波高の依存度が小さくなり、気圧情報のみで波高が予測されているためである。いずれにしても、予測精度は図-19に比べて大幅に改善され、相関係数は120時間先の予測値であっても0.76を示しており、実用上適用可能な範囲にある。

図-24は図-23に対応する時系列図である。このケースの場合には図-23で見られたように、全ての予測対象時刻ではほぼ同じ予測結果を示すため12時間先と120時間先の2ケースの予測結果のみを示した。図-24の12時間先の予測値に予測波高が遅れて変動しているように見える箇所があるが、前述のように、この変動は既に120時間前に予測されており、この意味では予測が遅れている訳ではない。現地において120時間先の波浪予測が図-24の精度で実施可能であれば、これは実用上十分許容し得る誤差範囲内であり、この意味では本方法は実用に供し得る方法であると言える。

図-18～図-24の結果から、本報告で述べた主成分分析とカルマンフィルタを組み合わせた波浪予測手法の妥当性が確認できた。また、本方法ではトレードオフパラメータ σ_p^2/σ_o^2 の値によって予測精度に差が生じることが明かとなった。そこでさらに具体的に σ_p^2/σ_o^2 が予測

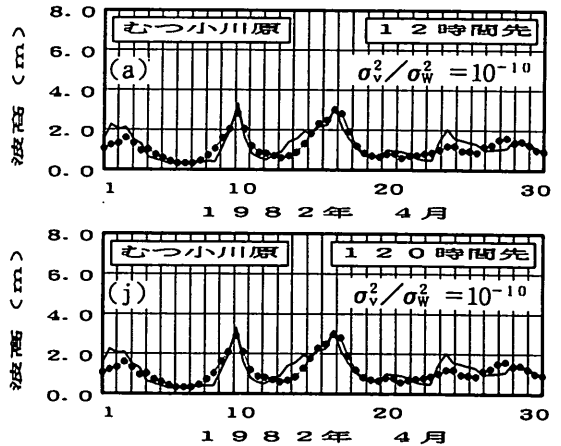


図-24 表-1 (d)の条件で予測した場合の予測対象時刻別の予測波高の時系列

精度に及ぼす影響を検討するため、種々の σ_p^2/σ_o^2 を用いて波浪予測を行った。ただし、ここでの計算は表-1の(c)や(d)と同様にトレンド成分の分離や主成分分析を導入して実施した。

図-25は、むつ小川原を対象として σ_p^2/σ_o^2 の値の相違による予測対象時間毎の予測誤差(誤差の標準偏差)を示したものである。図-25に見られるように、 σ_p^2/σ_o^2 の値によって予測精度は異なり、12時間先の予測誤差は $\sigma_p^2/\sigma_o^2=10^{-3}$ の場合に最小となるが、数日先の予測では $\sigma_p^2/\sigma_o^2=10^{-5}$ や 10^{-10} の場合の方が精度が高くなる。これは $\sigma_p^2/\sigma_o^2=10^{-3}$ では状態 x_n が観測波高にオーバー

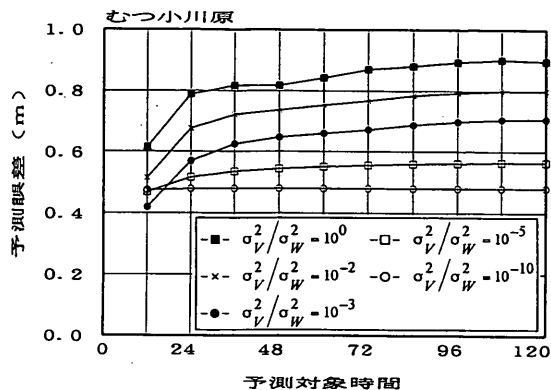


図-25 の相違による予測精度の相違

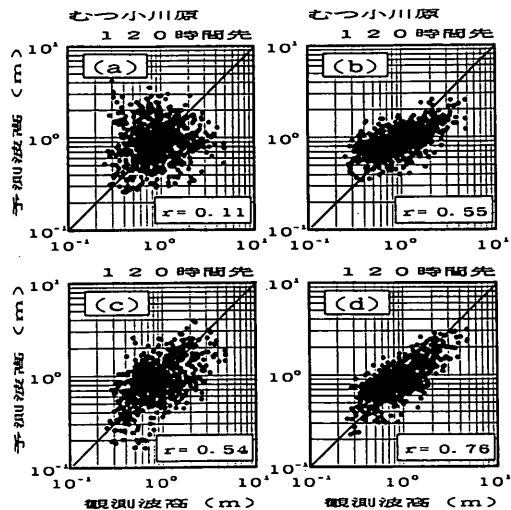


図-26 波浪予測法の相違による予測精度の相違

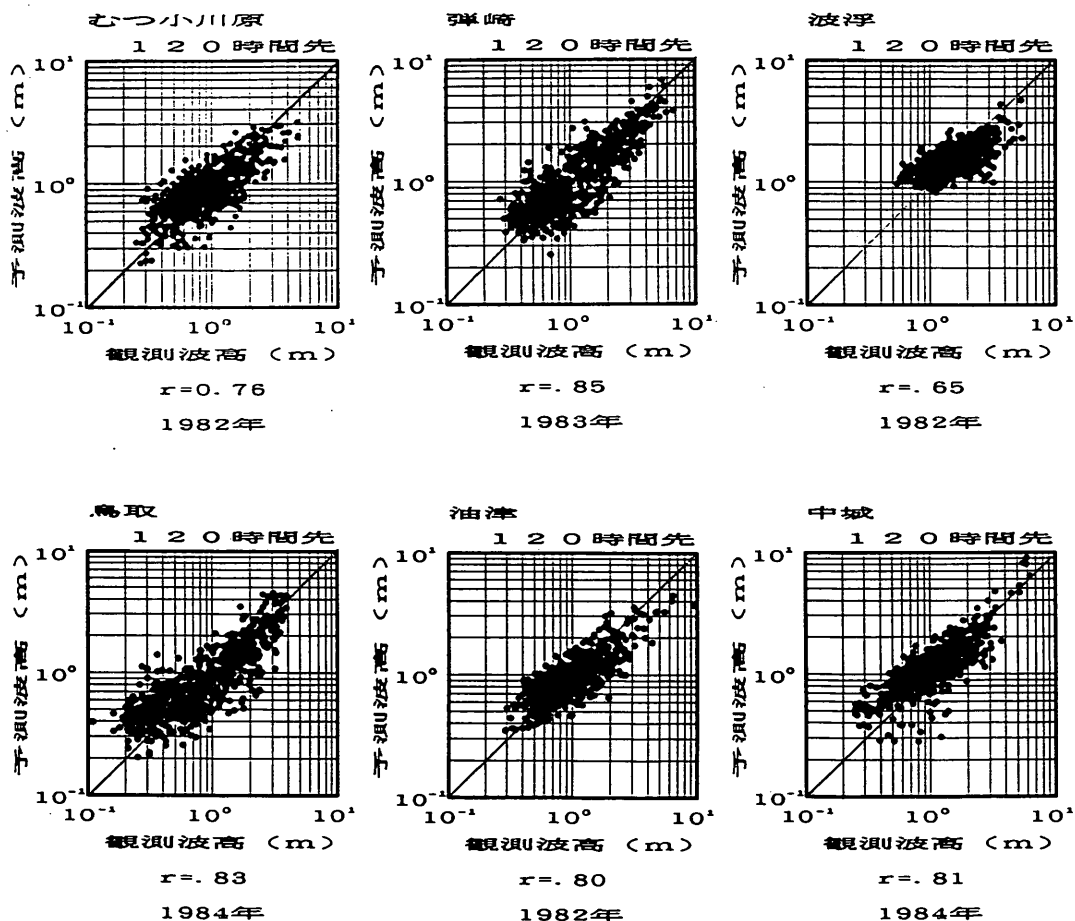


図-27 各地点別の予測精度の比較 (120時間先予測)

フィッティング (過学習) する傾向があるためである。すなわち、数日先の波浪予測を実施するためには、目先 (12時間先) の予測誤差を最小化することは、必ずしも好ましいことではなく、事例のどの点にモデルをうまく適合させるべきかというような事前の検討が重要であることを示唆している。

図-26は、重複するが、むつ小川原を対象として、表-1の4種類のモデルで波浪予測した結果の内、120時間先の予測値と観測波高との散布図を比較し易いように再度並べたものである。図-26(a), (b)は気圧値のトレンド分離および主成分分析をせずに、気圧値をそのまま説明変数として予測した例で、(a)は $\sigma_p^2/\sigma_w^2=10^{-3}$ 、(b)は $\sigma_p^2/\sigma_w^2=10^{-10}$ とした場合の結果である。また、(c)、(d)は気圧値のトレンド分離および主成分分析を導入し

た例で、それぞれ $\sigma_p^2/\sigma_w^2=10^{-3}$ 、 $\sigma_p^2/\sigma_w^2=10^{-10}$ の場合の結果である。図-26(d)に見られるように、本論文で示した方法では、適当なパラメータ σ_p^2/σ_w^2 を選択することにより、実用上許容できる誤差範囲内で数日先の波高を予測し得ることが分かる。

以上では紙数および説明の便宜上、むつ小川原の波浪予測結果のみを用いて、主成分分析とカルマンフィルタを組み合わせた統計的波浪予測手法の諸特性について述べてきた。前述したように、本研究では、むつ小川原以外にも弾崎、鳥取、波浮、油津、中城を対象として同様な検討をしている。図-27はこれら6地点の120時間先の予測波高と観測波高の関係を散布図で示したものである。ただし、図-27では観測データの欠測が少ない1年分の波浪予測結果のみを示している。いずれの地点の計

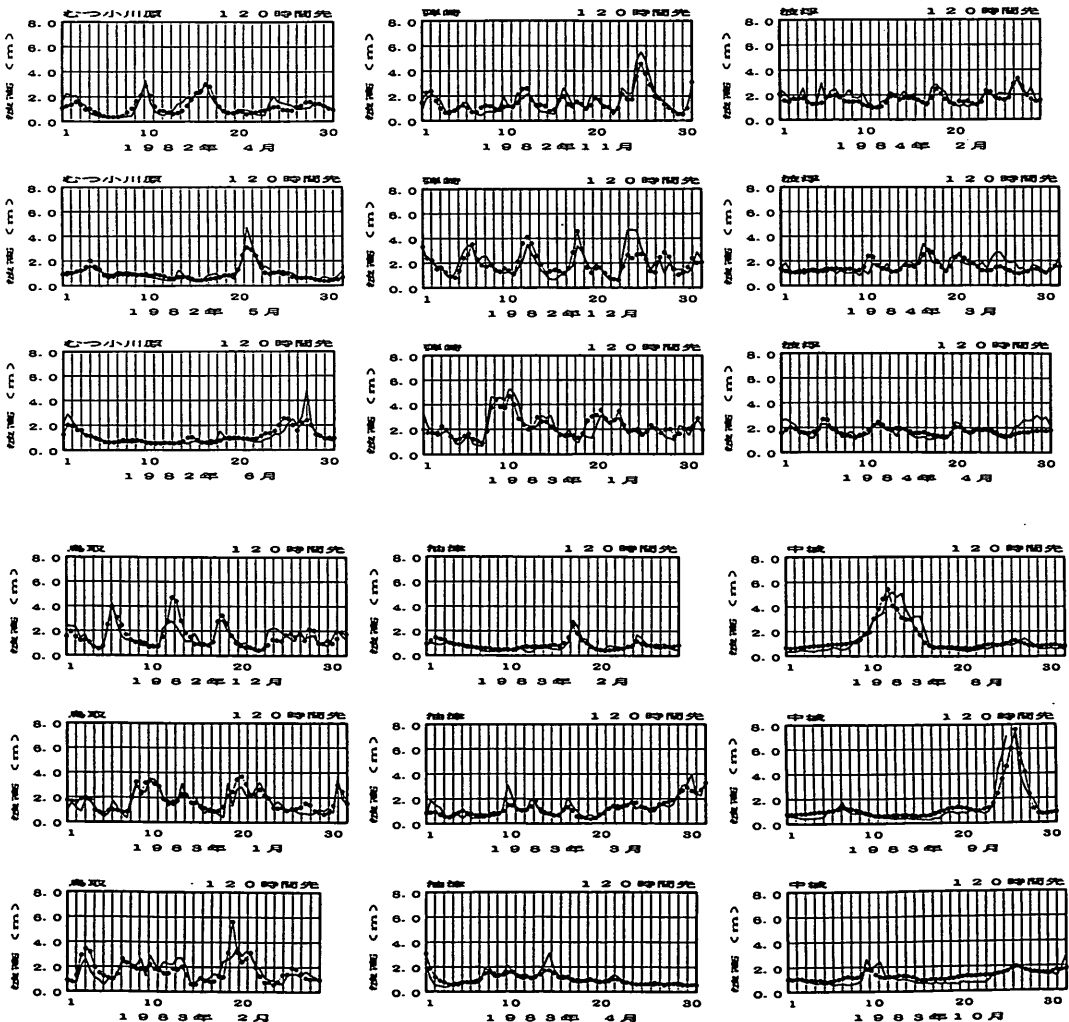


図-28 各地点別の時系列による予測精度の比較 (120時間先予測)

算でも事前に図-25と同様な図を作成し、3～5日先の予測精度があまり低下しない $\sigma_{\text{e}}^2/\sigma_{\text{a}}^2$ を選択して波浪予測を実施した。

図-28は前記の6地点の120時間先の予測波高と観測波高を時系列で比較したもので、予測対象期間中の任意の連続する3カ月分を示したものである。図-28では予測波高が妥当と思われる場合や不妥当と思われる場合が混在しているように見えるが、この結果が既に120時間前に得られているとすれば、これらはかなり高精度な予測結果であると言えよう。

なお、図-27では、波浮を除く5地点で予測精度は良好で、特に弾崎、鳥取、油津、中城では120時間先の予測波高と観測波高との相関係数が80%以上の高精度を示している。図-27の波浮の例と比べると、図-28の例では波浮が他の地点と比べて特に精度が低いようには見えないが、波浮が他の地点と比べて精度が低い理由は今後さらに詳細に検討する必要がある。考えられる理由としては、波浮の波浪観測データは元々平均波高が高く、他の観測点のデータと特性がやや異なっているためか、用いた気圧測点の選択が妥当ではなかったためか、選択した主成分が妥当ではなかったためか、あるいは $\sigma_{\text{e}}^2/\sigma_{\text{a}}^2$ の選択が妥当ではなかったためか等、種々の原因が考えられる。いずれにしても、今後、さらに適用対象地点を広げ、種々の検討を重ねることにより、本方法はより実用的かつ高精度な統計的波浪予測手法として確立できるものと期待される。

7. おわりに

主成分分析とカルマンフィルタを組み合わせた統計的波浪予測手法は、3～5日先の短期波浪予測を実施する場合、同じ情報を説明変数とする既往の統計的波浪予測手法よりも予測精度が格段に向上する。本方法で予測される波高は、カルマンフィルタのトレードオフパラメータ（時変係数の変動の大きさを制御するパラメータ）の大きさにより異なった特性を示し、妥当なパラメータの大きさを設定すれば、一期先の予測誤差は最小ではないものの、予測誤差の予測ステップ数への依存度が小さくなり、数ステップ先（3日～5日先）の予測値も実用上許容できる誤差範囲内で予測可能である。

本報告で提案した主成分分析とカルマンフィルタを組み合わせた統計的波浪予測手法は現時点でも実務に適用可能と思われるが、実際には検討すべき幾つかの課題が残されている。まず、気圧測点の選択の問題である。本報告では、各気圧測点と予測対象地点の有義波高の対数

変換値との相互相関係数をもとに適当な判断によって気圧測点を選択した。今後、より合理的かつ客観的な気圧測点の選択方法を検討する必要がある。また、主成分の選択の問題も重要である。主成分分析して得られた全ての主成分をそのまま用いて波浪予測すれば、これは元の情報をそのまま用いて予測することと等価となり主成分分析を導入したことの意味がなくなる。したがって、主成分分析したことの意味を正しく理解し、主成分を導入したことの利点を明確にした上で、より合理的な主成分の選択基準を作成する必要がある。さらに、本報告ではトレンド成分の分離においてカルマンフィルタにより約2週間程度を目安に長周期成分を分離して検討した。どの程度の長周期成分を分離するのが妥当かの検討は本報告では特に行っておらず、今後の課題である。最後に、今回の検討は500kmの粗い格子間隔で読み取られた気圧値を用いて検討しており、予測精度にも限界があった。今後の検討に際しては、より細かい格子間隔で読み取られた気圧値を用いての検討も行う必要がある。今後、これらの幾つかの課題について検討することにより、本報告で述べた主成分分析とカルマンフィルタを組み合わせた統計的波浪予測手法は、さらに実用的かつ信頼性の高い予測法として確立し得るものと期待される。

なお、本報告で提案した波浪予測手法は有義波高のみを予測するモデルで、有義波周期や波向は予測できない。しかしながら、本報告で用いた方法をスペクトルの各エネルギー成分に適用する形に修正すれば、各成分毎のエネルギーを本方法と同様に予測することによってスペクトル形状が予測可能となり、ひいては有義波周期も予測可能な形に拡張できる。また、本報告では単純な線形回帰式を用いてカルマンフィルタによる時変係数型波浪予測式を構成したが、将来的にはニューラル・ネットワークを用いた波浪予測も有望である。今後、この方面の研究も精力的に進めて行く予定である。

謝 辞

本研究の取りまとめに際しては、港湾技術研究所小舟浩治水工部長には、種々適切な助言、御指導を頂いた。ここに記して深甚の謝意を表します。また、本報告で用いた波浪観測データの取得に努力して頂いた各港湾建設局関係各位に謝意を表するとともに、今後さらなる御協力を御願ひする次第です。

(1995年11月29日受付)

参 考 文 献

- 須田 熙・湯沢 昭(1983)：波浪予測に基づく外海シーバースの待ち行列に関する基礎的研究，土木学会論文報告集，第339号，pp.177～185.
- 小舟浩治・橋本典明・亀山 豊・久高将信(1987)：重回帰式を用いた波浪予測手法の適用について，第34回海岸工学講演会論文集，pp.167～171.
- 小舟浩治・橋本典明・亀山 豊(1990)：統計モデルを用いた波浪予測手法の適用性に関する検討，港湾技研資料，No.673，42p.
- 駒口友章・佐藤勝弘・後藤智明・青野利夫(1994)：カテゴリカルモデルを利用した波浪予測の適用性，海岸工学論文集，第41巻，pp.211～215.
- 北川源四郎(1993)：時系列解析プログラミング，岩波書店，390p.