

海洋波の波高の確率特性と soft computing 手法

を用いた短期波浪予測に関する研究

2000 年 1 月

太田 隆夫

目次

第1章 緒論	1
1. 1 研究の背景	1
1. 2 研究の目的および論文の構成	3
参考文献	5
第2章 ゼロクロス法で定義した不規則波の波高の確率特性	7
2. 1 概説	7
2. 2 包絡線理論	7
2. 2. 1 不規則波に対する包絡線の定義	7
2. 2. 2 包絡線と波高の確率分布	9
2. 3 擬似包絡線による包絡線理論の修正と波高の確率分布	12
2. 3. 1 擬似包絡線	12
2. 3. 2 波高の確率分布	16
2. 4 ゼロクロス波の波高の定義に基づく確率分布	18
2. 4. 1 波高を定義する諸量の確率特性	18
2. 4. 2 ゼロクロス波高の確率分布	21
2. 5 結語	27
参考文献	28
第3章 高波浪継続期間における波高の出現特性	29
3. 1 概説	29
3. 2 波浪の連続観測データの基礎的特性	30
3. 2. 1 観測データの概要と気象特性	30
3. 2. 2 波浪観測データの波別解析とスペクトル解析	33
3. 3 波高の出現特性の検討	40
3. 3. 1 水位変動の数値シミュレーション	40
3. 3. 2 解析対象とする波浪データ期間の設定	44
3. 3. 3 波高の出現特性	46
3. 4 波浪観測点のデータを用いた波高の出現特性の推定	50
3. 5 結語	53
参考文献	55

第4章	カオス理論に基づく波浪予測	57
4.1	概説	57
4.2	有義波高データのカオス性の検討	57
4.2.1	時間遅れ座標による軌道の再構成	57
4.2.2	再構成軌道の幾何学的特性	62
4.2.3	再構成軌道の力学的特性	67
4.2.4	再構成軌道における時間発展の方向特性	71
4.2.5	サロゲートデータ法	73
4.3	観測データのカオス性に基づく波浪予測	78
4.3.1	局所ファジィ再構成法	78
4.3.2	局所ファジィ再構成法による有義波高予測の結果	81
4.4	結語	85
	参考文献	87
第5章	ニューラルネットワークを用いた波浪予測	89
5.1	概説	89
5.2	ラジアル基底関数ネットワークによる波浪予測	89
5.2.1	ラジアル基底関数ネットワーク (RBFN)	89
5.2.2	RBFN を用いた自己回帰モデルによる予測	93
5.2.3	RBFN を用いた重回帰モデルによる予測	100
5.3	一般的な階層型ニューラルネットワークによる波浪予測	112
5.3.1	階層型ニューラルネットワークと誤差逆伝播法	112
5.3.2	重回帰モデルによる予測	115
5.4	結語	120
	参考文献	121
第6章	結論	123

第1章 緒論

1. 1 研究の背景

“寄せてはかえし 寄せてはかえし かえしては寄せる幾千億の昼と夜. その間も波はたゆみなく鳴りつづけ, さわぎつづけてきたのだった.” (光瀬 龍「百億の昼と千億の夜」より)

約 46 億年前に地球が誕生し, それから 6 億年を経た頃にはすでに海が形成されていたといわれる. 当時の海の状態や海水の組成は現在とは随分異なっていたであろうが, やはりそこには絶え間ない波が存在していたに違いない. 海は徐々に姿を変えつつも, その後 40 億年の長きにわたって地球上に存在し, 無数の生物すべての源であり続けてきた. 人類もその生物の 1 つであり, 歩んできた歴史は海と深く関わっている. そして海が刻んできた長い時に比べればほんの一瞬にも満たない間に, 我々は自身の母胎である海の本質的な姿を解き明かしつつある.

海で起こる現象のうち, 顕著かつ我々と密接なものはおそらく‘波’であろう. 海の波 (波浪) の本質はその不規則性にあるといっても過言ではなく (そのため‘不規則波’が同義的に使われる), かの Rayleigh 卿に‘海洋波に関する基本的法則は, いかなる法則性も欠如している点にある’ (光易, 1995) と言わせたほどである. それ故に何らかの法則性をその中に見出そうとする試みが続けられてきたのも事実である. 波浪は空間的にも時間的にも不規則に変化する現象であるが, 観測の容易さなどの理由から時間変動を取り扱うことが多い. 時間的に変動する現象は, ある一定時間 (期間) の計測を行うことにより, 統計量として扱うことができる. 波浪の統計的性質については, 変動の時間的スケールによりおおよそ次のように分類して解析される (合田, 1985). ①短期波浪統計: 秒オーダーの波の変化の統計 ②波候 (中期波浪) 統計: 時間オーダーの波の変化の統計 ③長期波浪統計: 数十年間にわたる統計 ①で対象となるのはゼロクロス法などで定義した 1 波ごとの波高および周期, ②では有義波高および有義波周期 (場合によっては平均波向), ③では有義波高の年最大値などである. 波候統計, 長期波浪統計に対しては現時点では観測データに基づいて検討を行うしかないが, 短期波浪統計においてはデータの定常性を仮定できることもあって理論的取り扱いがなされている. 短期波浪統計に関する理論を最初に発表したのは Longuet-Higgins (1952) である. この論文で, Rice (1944, 1945) が通信における雑音の解析に用いた包絡線理論を波浪に適用し, 水位変動の周波数スペクトルが狭帯域である場合にゼロクロス波の振幅の確率分布が Rayleigh 分布となることを示した. また, Cartwright and Longuet-Higgins (1956) は, 正規分布に従う水位変動の極

大値の確率分布を導き、その極限（周波数スペクトルの帯域幅がゼロ）として Rayleigh 分布を得ている。このように、Rayleigh 分布は狭帯域スペクトルである場合の振幅の確率分布として導かれたものであるが、現地観測や数値シミュレーション（たとえば、Goda,1970）の結果、スペクトルの帯域幅に関係なく波高の確率分布はほぼ Rayleigh 分布となることが認められるようになった。ゼロクロス波の波高は、1 波中の水位の最大点と最小点の振幅の和と定義されるが、この定義とスペクトルの帯域幅の影響を考慮した波高の確率分布を Tayfun（1981,1983）が提案している。ただしその分布は、広帯域スペクトルの場合に Rayleigh 分布とかなり異なった形状となる。これらのような理論的研究に対して、Forristall（1978）はメキシコ湾岸で観測されたハリケーンによる高波浪期間の連続データを解析し、波高の確率分布が Rayleigh 分布とわずかに異なる Weibull 分布で表せるとした。また、この解析結果は波高の大きな領域で Rayleigh 分布が過大な出現確率を与えることを示している。以上のように、若干の不適合性が指摘されながらも、Rayleigh 分布は波高の確率分布として広く認められている。しかし、広帯域スペクトルの場合も含めた理論的な波高の確率分布は未だ明らかにされていない。

一方、海の波に関して実用上我々が最も必要とする情報は、近い将来における波浪状況である。時々刻々変化する波浪そのものを予測することは不可能であるから、ある時間内の波浪状況の代表値を予測することになる。この代表値は通常、有義波高（場合によっては有義波周期も）であり、これを直接あるいは間接に予測する方法が編み出されてきた。波浪は基本的に風によって発生するため、いずれの方法でもこの両者の関係をどのように表現するかが焦点となっている。歴史的には Sverdrup and Munk（1947）の方法が最初のもので、これは有義波高と有義波周期を風域の条件などにより求めるモデルである。また、Pierson, Neumann and James（1955）は風の場合と波浪の周波数スペクトルとの関係を定式化し、有義波高および有義波周期の計算に用いた。現在、波浪予測業務などに用いられている方法は、波浪の方向スペクトルの時間的・空間的な変動を記述するエネルギー平衡方程式を基礎とする数値モデルである。このモデルは波浪の非線形性をどのように扱うかにより、第1から第3世代の3つに分類され（たとえば、磯崎・鈴木、1999）、現在日本の気象庁が用いているのは第3世代に属するモデルである。予測の精度はモデルの世代を経るごとに向上し、現在では実用上の大きな問題はないといえる。しかし、従来から①気象学等の専門知識が必要である、②計算量が膨大で多くの時間と費用を要する、などが指摘されている。②については、計算手法の工夫と計算機性能の向上によりかなり改善されてきたが、それでも海岸および港湾工事の現場サイドでは、簡便な波浪予測モデルへの要求が依然としてある。この要求に対して、重回帰モデル（須田・湯沢；1983、小舟ら；

1987) や多変量自己回帰モデル (小舟ら, 1990), カルマンフィルタを用いたモデル (橋本ら, 1995) などの統計的波浪予測手法が提案されている。これらのモデルでは, 説明変数 (入力データ) として気圧, 風速, 過去の波浪データが用いられる。ただし, 用いるデータの種類はモデルにより異なっている。また, 青野ら (1993) は, 予測対象地点以外の波浪観測データのみで重回帰モデルを作成し, これによる波浪予測を行った。その他, 後藤ら (1993) は波浪の発達, 伝播, 減衰といった物理過程を代数方程式で表し, その係数を重回帰解析により決定して予測式とする方法 (物理因子重回帰モデル) を提案している。これらのうち重回帰モデルと多変量自己回帰モデルでは, 予測対象地点の波浪観測データが説明変数に含まれているために, 高波浪の立ち上がりで観測値に対して遅れを生じるという問題が指摘されている。その他のモデルはこの問題をほぼ解決しているが, 予測モデル構築のためのデータ作成に労力を要するなど, 主に利用の簡便性に問題が残されている。

1. 2 研究の目的および論文の構成

上述のように, 短期波浪統計においては, 広帯域スペクトルの場合を含めて理論的な波高の確率分布を導くことが課題となっている。その目的の1つは, スペクトルの帯域幅に関係なく波高の確率分布が Rayleigh 分布もしくはそれに近い分布となるという事実を説明することである。もう1つの目的は, 波高の大きな波の信頼できる出現確率を与える分布を見出すことである。前述のように Forristall (1978) は, 波高の大きな領域で Rayleigh 分布は過大な出現確率を与えるとしているが, それとは逆に過小であるとの結果を示している研究 (たとえば, 安田ら, 1993) もある。また, 1.1 に示したように波浪統計は変動の時間的スケールにより3つのカテゴリーに分類されるが, それぞれが無関係に存在するわけではない。たとえば, 構造物に対する設計波の波高の決定は長期波浪統計で取り扱う問題であるが, その基本となるデータは有義波高である。したがって, 有義波高が短期間の波浪の特性をどのように代表する値であるか, 言い換えれば考慮すべき大きな波と有義波高の関係, を明確にしておく必要がある。この点で短期波浪統計と長期波浪統計が結び付けられる。ただし, 短期波浪統計においては通常, 取り扱うデータの定常性を前提としていることに注意が必要である。実際の海を考えた場合, 波浪場の状況は時間とともに変化し, 統計量である有義波高も変動する。したがって, Forristall (1978) が用いたような高波浪期間を通じたデータは非定常であり, この場合に波高の出現確率がどのような分布で表されるのかは明らかでない。

本研究の内容は, 大きく2つに分けられるが, その1つは波高の確率特性に関する検討である。上述のことより, ここでは広帯域スペクトルの場合を含めた波高の確率分布の誘

導と、高波浪期間における波高の出現特性の検討および確率分布の推定を目的とする。まず、第2章では定常性を前提に、不規則波をゼロクロス法で解析した場合の波高の確率分布を導く。従来から波高の確率特性を論じる際に用いられてきた包絡線理論の問題点を指摘するとともに、これを修正する方法を示し Tayfun (1981,1983) が用いた波高の定義に基づいてその確率分布を導く。また、ゼロクロス波の波高の定義を再検討し、この定義を構成する諸量の確率特性を明らかにした上で波高の確率分布の導出を行う。第3章では、非定常性を前提とした波高の確率分布の理論的誘導が困難なことから、波浪の連続観測データを用いて、高波浪期間における波高の出現特性の検討および確率分布の推定を行う。また、数少ない連続観測データを補うことを目的に、数値シミュレーションデータを用いることの可能性を検討する。そのため、数値シミュレーションデータが連続観測データにおける波高の出現特性を再現し得ることの検証を行う。この結果を受けて、波浪観測点で記録された高波浪期間に対して数値シミュレーションを行い、その期間における波高の出現特性および確率分布を推定する。

本研究における第2の目的は、簡便な波浪予測モデルの開発である。1.1 に述べたように、従来の統計的波浪予測法は主として利用の簡便性に問題を残している。これに対処するために、第4章および第5章では、ファジィ、カオスおよびニューラルネットワークといった soft computing とよばれる手法を用いて波浪予測モデルの開発を試みる。第4章では、カオス理論に基づく時系列予測法の適用性について検討する。この予測法は、ある時系列データがカオス性を有するならば、その時系列を生じさせているシステムは非線形な決定論的法則に従うものであり、観測された時系列から逆にその法則を推定して予測を行うというものである。この予測法を用いるには、観測された時系列データのカオス性の検証が必要であり、日本沿岸の波浪観測点で得られた有義波高データを対象に解析を行う。その結果により、カオス理論に基づく予測法として局所ファジィ再構成法（五百旗頭ら、1994,1995）を用いて、その有義波高予測への適用性を検討する。第5章では、ニューラルネットワークを用いた波浪予測モデルの適用性を検討する。従来の統計的予測モデルで用いられている回帰式に代えて、ニューラルネットワークにより入力データと出力データとの関係を表現する。予測の対象を有義波高とし、自己回帰モデルおよび重回帰モデルを作成する。また、使用するネットワークモデルは、一般的によく用いられる階層型ニューラルネットワーク（たとえば、中野、1989）とラジアル基底関数ネットワーク（片山ら、1992； 鋳田ら、1993）である。これらのネットワークモデルと有義波高データ、重回帰モデルにおいてはさらに気圧データを用いて予測モデルを作成し、その有義波高予測への適用性を検討する。

第6章では、本研究で得られた結果を要約するとともに、残された課題について述べ結論とする。

参考文献

- 青野利夫・後藤智明・佐藤典之（1993）：沿岸波浪観測値を利用した重回帰波浪予測，
海岸工学論文集，第40巻，pp. 156-160.
- 五百旗頭 正・菅家正康・藤本泰成・鈴木新悟（1994）：局所ファジィ再構成法によるカオスの振る舞いをする時系列データの短期予測，第10回ファジィシステムシンポジウム論文集，pp. 391-394.
- 五百旗頭 正・菅家正康・藤本泰成・鈴木新悟（1995）：カオスの時系列の短期予測のための局所ファジィ再構成法，日本ファジィ学会誌 Vol. 7, No. 1, pp. 186-194.
- 磯崎一郎・鈴木 靖（1999）：波浪の解析と予報，東海大学出版会，274 p.
- 片山 立・梶谷雄治・鎌田海平・西田行輝（1992）：自己増殖型ラジアル基底関数による非線形ダイナミカルシステムの同定と予測，計測自動制御学会システム3部会合同シンポジウム講演論文集，pp. 187-194.
- 鎌田海平・梶谷雄治・片山 立・藤山晃治・西田行輝（1993）：自己増殖型ラジアル基底関数による非線形ダイナミカルシステムの次元推定，第9回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp. 241-244.
- 合田良實（1985）：波浪の統計的性質について，土木学会論文集，第357号/II-3，pp. 1-12.
- 後藤智明・柴木秀之・青野利夫・片山 忠（1993）：波浪予測を目的とした物理因子重回帰モデル，土木学会論文集 No. 473/II-24，pp. 45-53.
- 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，pp. 1-42.

- 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.
- 中野 馨 監修 (1989) : ニューロコンピュータ, 技術評論社, 318 p.
- 橋本典明・永井紀彦・清水勝義・菅原一晃・久高将信・田中 聡 (1995) : 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, 海岸工学論文集, 第 42 巻, pp. 336-340.
- 光易 恒 (1995) : 海洋波の物理, 岩波書店, 210 p.
- 安田孝志・森 信人・吉元博文 (1993) : 山形県由良沖の 3 測点同時波形データに基づく Freak wave の特性, 海岸工学論文集, 第 40 巻, pp. 91-95.
- Cartwright, D. E. and M. S. Longuet-Higgins (1956) : The statistical distribution of the maxima of a random function, Proc. Roy. Soc., Ser. A, Vol. 237, pp.212-232.
- Forristall, G. Z. (1978) : On the statistical distribution of wave heights in a storm, Journal of Geophysical Research, Vol. 83, No. C5, pp. 2353-2358.
- Goda, Y. (1970) : Numerical experiments on wave statistics with spectral simulation, Rept. Port and Harbour Res. Inst., Vol. 9, No. 4, pp. 3-57.
- Longuet-Higgins, M. S. (1952) : On the statistical distributions of the heights of sea waves, Jour. Marine Res., Vol.11, No.3, pp. 245-265.
- Pierson, W. J., Jr., G. Neumann and R. W. James (1955) : Practical methods for observing and forecasting ocean waves by means of wave spectra and statistics, U. S. Navy Hydrogr. Office, Pub. No. 603.
- Rice, S. O. (1944) : Mathematical analysis of random noise, Bell Syst. Tech. J., 23, pp. 282-332.
- Rice, S. O. (1945) : Mathematical analysis of random noise, Bell Syst. Tech. J., 24, pp. 46-156.
- Sverdrup, H. U. and W. H. Munk (1947) : Wind, sea, and swell. Theory of relations for forecasting, U. S. Navy Hydrogr. Office, Washington, No. 601, 44 p.
- Tayfun, M. A. (1981) : Distribution of crest-to-trough wave height, J. Wtrway., Port, Coast., and Oc. Eng., ASCE, 107, (WW3), pp. 149-156.
- Tayfun, M. A. (1983) : Effects of spectrum band width on the distribution of wave heights and periods, Ocean Eng., Vol.10, No.2, pp. 107-118.

第2章 ゼロクロス法で定義した不規則波の波高の確率特性

2.1 概説

不規則波形をゼロクロス法で解析した場合、波高の確率分布は Rayleigh 分布と良好な適合性をもつことが、数多くの観測、実験を通じて確かめられている。Rayleigh 分布は、不規則波が狭帯域の周波数スペクトル（以下、周波数スペクトルをスペクトルと表記する）を有する場合の‘振幅’の確率分布として Longuet-Higgins (1952) により初めて適用されたものである。したがって、広帯域スペクトルの場合のみならず、厳密には狭帯域スペクトルの場合であっても、Rayleigh 分布は理論的に求められた‘波高’の確率分布ではない。しかし実験、波浪観測、数値計算の結果は、若干の相違はあるものの、ゼロクロス法で波高を定義する限り、スペクトル幅に関係なく Rayleigh 分布に近い分布となる。波浪統計の分野では、この事実の理論的裏付け、すなわち広帯域スペクトルをもつ不規則波の波高の確率分布を理論的に導くことが、いまもなお課題となっている。また、ゼロクロス波の波高の確率分布は Rayleigh 分布で十分であるとする意見もあるが、データとの適合性が確認されているのは分布形状の主要部分のみであり、波高の非常に大きな部分での適合性は不明である。構造物の耐久設計や信頼性解析のためには、波高の大きな波の信頼できる出現確率が必要である。これに対しては、ゼロクロス波の波高の定義に忠実に、かつできる限り厳密に波高の確率分布を求めていくことが方策の一つであると思われる。Tayfun (1981, 1983) は Rayleigh 分布を適用する際の前提条件を再検討し、スペクトル形状の影響を考慮した‘波高’の確率分布を導いているが、この分布は広帯域スペクトルの場合に Rayleigh 分布とかけ離れた形状を示す。Tayfun の方法は、ゼロクロス波の‘波高’を定義してその確率分布を導いたものであるが、狭帯域の仮定の下に許される波別解析法への包絡線理論の適用範囲をかなり越えている部分があり、これが大きな誤差を生じる原因と考えられる。本章では、まず広帯域スペクトルの条件下で波別解析に包絡線理論を用いる際に起こる問題点を明らかにするとともに、それを修正する方法を示して波高の確率分布を導く。つぎに、ゼロクロス波の波高の定義に立ち返り、この定義を構成する諸量の確率特性を明らかにした上で、波高の確率分布の導出を試みる。

2.2 包絡線理論

2.2.1 不規則波に対する包絡線の定義

ここではまず包絡線の定義について述べる。従来、不規則波の包絡線としては Rice (1954) あるいは Dugundji (1958) の定義によるものが用いられてきた。これらの定義

においては、まず不規則波を無数の成分波の重ね合わせとしてつぎのように近似する。

$$\eta(t) = \sum_{n=1}^{\infty} c_n \cos(2\pi f_n t + \varepsilon_n) \quad (2.1)$$

ここに、 c_n ：第 n 成分波の振幅、 f_n ：第 n 成分波の周波数、 ε_n ：第 n 成分波の初期位相角である。さらに、式 (2.1) をつぎのように変形する。

$$\begin{aligned} \eta(t) &= \sum_{n=1}^{\infty} c_n \cos(2\pi f_n t - 2\pi \bar{f} t + \varepsilon_n + 2\pi \bar{f} t) \\ &= Y_c(t) \cos 2\pi \bar{f} t - Y_s(t) \sin 2\pi \bar{f} t \end{aligned} \quad (2.2)$$

ここに、

$$Y_c(t) = \sum_{n=1}^{\infty} c_n \cos(2\pi f_n t - 2\pi \bar{f} t + \varepsilon_n) \quad (2.3)$$

$$Y_s(t) = \sum_{n=1}^{\infty} c_n \sin(2\pi f_n t - 2\pi \bar{f} t + \varepsilon_n) \quad (2.4)$$

である。式 (2.2) より次式が得られる。

$$\eta(t) = R(t) \cos\{2\pi \bar{f} t + \phi(t)\} \quad (2.5)$$

ここに、

$$R(t) = \{Y_c^2(t) + Y_s^2(t)\}^{1/2} \quad (2.6)$$

$$\phi(t) = \tan^{-1} \left\{ \frac{Y_s(t)}{Y_c(t)} \right\} \quad (2.7)$$

であり、式 (2.6) が Rice による包絡線の定義である。つぎに、式 (2.3)、(2.4) を展開する。

$$\begin{aligned} Y_c(t) &= \sum_{n=1}^{\infty} c_n \left\{ \cos(2\pi f_n t + \varepsilon_n) \cos 2\pi \bar{f} t + \sin(2\pi f_n t + \varepsilon_n) \sin 2\pi \bar{f} t \right\} \\ &= \eta(t) \cos 2\pi \bar{f} t + \hat{\eta}(t) \sin 2\pi \bar{f} t \end{aligned} \quad (2.8)$$

$$\begin{aligned} Y_s(t) &= \sum_{n=1}^{\infty} c_n \left\{ \sin(2\pi f_n t + \varepsilon_n) \cos 2\pi \bar{f} t - \cos(2\pi f_n t + \varepsilon_n) \sin 2\pi \bar{f} t \right\} \\ &= \hat{\eta}(t) \cos 2\pi \bar{f} t - \eta(t) \sin 2\pi \bar{f} t \end{aligned} \quad (2.9)$$

ここに、 $\hat{\eta}(t)$ は $\eta(t)$ のヒルベルト変換であり、次式で定義される。

$$\hat{\eta}(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\eta(\tau)}{t-\tau} d\tau \quad (2.10)$$

実際の計算においては、 $\hat{\eta}(t)$ はつぎのようにして求められる。すなわち、 $\eta(t)$ のフーリエ変換

$$F(f) = \int_{-\infty}^{\infty} \eta(t) \exp(-i2\pi ft) dt \quad (2.11)$$

を用いると、 $\hat{\eta}(t)$ のフーリエ変換 $\hat{F}(f)$ は次式で与えられる。

$$\hat{F}(f) = \begin{cases} -iF(f) & f > 0 \\ 0 & f = 0 \\ +iF(f) & f < 0 \end{cases} \quad (2.12)$$

したがって、 $\hat{F}(f)$ を逆フーリエ変換すれば $\hat{\eta}(t)$ を求めることができる。式(2.8)、(2.9)より次式を得る。

$$R(t) = \left\{ Y_c^2(t) + Y_s^2(t) \right\}^{1/2} = \left\{ \eta^2(t) + \hat{\eta}^2(t) \right\}^{1/2} \quad (2.13)$$

式(2.13)の第3項はDugundjiによる包絡線の定義であり、上式よりRiceの包絡線と等価であることがわかる。以下では $R(t)$ をRiceの包絡線とよぶ。この包絡線の振幅の確率分布はRayleigh分布となる(たとえば、合田, 1990)。Rayleigh分布はつぎのように表される。

$$p(x) = 2x \exp(-x^2) \quad (2.14)$$

ここに、 $x = R/R_{rms}$ である。

2.2.2 包絡線と波高の確率分布

不規則波の振幅あるいは波高の確率分布は、包絡線と以下のように関係づけて議論される。図-2.1は不規則波形とそれに対する包絡線を模式的に示したものである。図からわかるように、ゼロクロス波の最大点(峰)と最小点(谷)はほぼ包絡線上にある。したがって水位の最小点($t=t_1$)および最大点($t=t_2$)の値($\eta(t_1)$, $\eta(t_2)$)はそれぞれの時刻の包絡線振幅で置き換えることができ、図-2.1でのゼロダウンクロス波の波高 H は $t=t_1$ と $t=t_2$ における包絡線振幅の和で与えることができる。

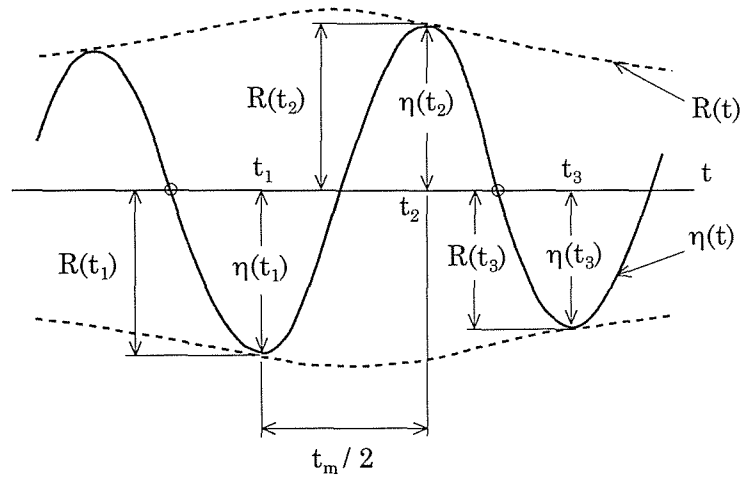


図-2.1 波高の定義に関する諸量

$$H = R(t_1) + R(t_2) \quad (2.15)$$

狭帯域スペクトルの場合，包絡線はきわめて緩やかに変化し，

$$R(t_1) \cong R(t_2) \cong R(t_3) \quad (2.16)$$

と仮定することができる．したがって式 (2.15) は

$$H \cong 2R(t_1) \quad (2.17)$$

となる．狭帯域の場合，ゼロクロス点間の最大点および最小点の位置はほぼ等間隔と見なせることから，最大点あるいは最小点は包絡線上にほぼ等間隔に分布することになる．したがって，式 (2.17) の H の確率分布は包絡線の確率分布と同じ Rayleigh 分布で与えられる．しかし，狭帯域スペクトルの仮定を取り除くと式 (2.16)，(2.17) は成立しない．Tayfun (1981, 1983) はゼロクロス波高の定義に立ち返り，式 (2.15) を用いて波高の確率分布を誘導した．すなわち，ゼロクロス波の最大点の位置は振幅の大きな部分でも，小さな部分でも一様に分布し，最小点の位置は最大点の位置より平均周期 t_m の半分だけ離れた点となる．したがって最大（小）点の振幅の確率分布は Rayleigh 分布となる．水位の最大（小）点の値と，同じ時刻での包絡線振幅との差は，スペクトルの帯域幅に関するパラメータ ν の 2 乗のオーダーであり (Tayfun, 1989b)，この誤差の範囲で最大（小）点振幅と包絡線振幅とを置き換えることができる．ただし， ν は次式で与えられる．

$$\nu = \left(\frac{m_0 m_2}{m_1^2} - 1 \right)^{1/2} \quad (2.18)$$

ここに、 m_n ($n=0,1,\dots$) は不規則波のスペクトル $S(f)$ の n 次モーメントである。仮定より波高は、

$$H = R(t) + R(t + t_m/2) \quad (2.19)$$

で与えられる。ここに t_m は平均周期で、Tayfun (1981, 1983) は

$$t_m = m_0/m_1 \quad (2.20)$$

で定義される値を用いている。式 (2.19) の両辺を $H_{\text{rms}} = 2R_{\text{rms}}$ で割って正規化し

$$\xi = (\xi_1 + \xi_2)/2 \quad (2.21)$$

とする。仮定より ξ_1 , ξ_2 はともに Rayleigh 分布に従う。両者の特性、仮定を満たす結合確率分布として Tayfun (1981, 1983) は次式で与えられる 2 次元 Rayleigh 分布 (Rice; 1954, Kimura; 1980) を用いた。

$$p(\xi_1, \xi_2) = \frac{4\xi_1\xi_2}{1-\kappa^2} \exp\left(-\frac{\xi_1^2 + \xi_2^2}{1-\kappa^2}\right) I_0\left(\frac{2\kappa\xi_1\xi_2}{1-\kappa^2}\right) \quad (2.22)$$

ここに、 I_0 は 0 次の第 1 種変形ベッセル関数、 κ は ξ_1 と ξ_2 の相関パラメータで、次式で与えられる (Battjes ら, 1984)。

$$\kappa = (\mu_{13}^2 + \mu_{14}^2)^{1/2} / m_0 \quad (2.23)$$

ここに、

$$\mu_{13} = \int_0^\infty S(f) \cos 2\pi(f - \bar{f})\frac{t_m}{2} df \quad (2.24)$$

$$\mu_{14} = \int_0^\infty S(f) \sin 2\pi(f - \bar{f})\frac{t_m}{2} df \quad (2.25)$$

$$\bar{f} = m_1/m_0 \quad (2.26)$$

式 (2.21) より、

$$\xi_2 = 2\xi - \xi_1 \quad (2.27)$$

であり、これを式 (2.22) に代入して ξ と ξ_1 の結合確率分布を求める。この結合確率分布を用いて ξ の確率分布は次式のように与えられる。

$$p(\xi) = 2 \int_0^{2\xi} p(\xi_1, 2\xi - \xi_1) d\xi_1 \quad (2.28)$$

図-2.2 はこのようにして導かれた波高の確率分布を示すもので、不規則波のスペクトルとして次式の正規化した Wallops スペクトルを用いた。

$$S(f) = (f/f_p)^{-r} \exp\left[r/4 \left\{1 - (f/f_p)^{-4}\right\}\right] \quad (2.29)$$

ここに、 f_p はスペクトルのピーク周波数である。 $r=5$ の場合が十分発達した風波のスペクトルである Pierson-Moskowitz スペクトルに対応する。 $r=10$ はかなり狭帯域のスペクトルに対応する。 図からわかるように、広帯域スペクトルの場合には Rayleigh 分布とかなりかけ離れた形状を示し、実測値との対応もよくない。この原因として、ここでは以下の2つを考える。

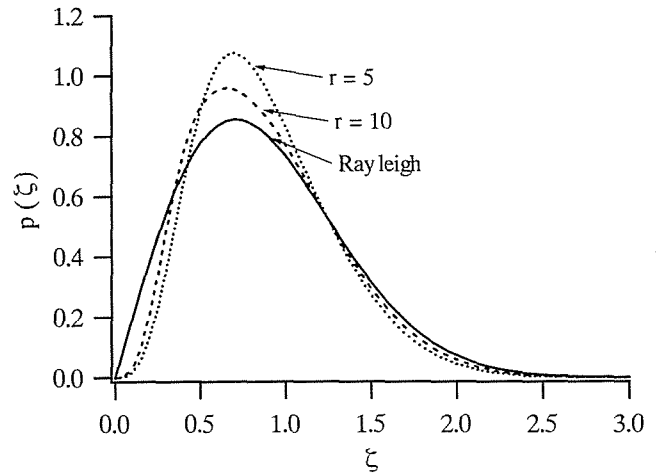


図-2.2 Tayfun による波高の確率分布

- 1) 広帯域スペクトルの場合、Rice の包絡線はゼロクロス波の峰

と峰、谷と谷を滑らかに結んだような波形にならず、両点間でかなり大きく変動する。したがって、 ξ_1 と ξ_2 の確率特性としてこの包絡線のものを用いることはできない。

- 2) ξ_1 と ξ_2 の2点の相関特性を計算する際、式 (2.24) , (2.25) を一律に用いることはできない。すなわち波高の大きな領域では周期はほぼ一定と考えてよいが、波高の小さな領域では両者に相関があり、仮に Tayfun のモデルを使う場合でも、 ξ_1 , ξ_2 の値が小さい場合には両者の間隔は平均的に $t_m/2$ より小さくなる。

次節ではこれらの問題点に対する方策を示し、ゼロクロス波の波高の確率分布を導く。

2. 3 擬似包絡線による包絡線理論の修正と波高の確率分布

2.3.1 擬似包絡線

2.2 で述べたように、Rice の包絡線は広帯域スペクトルの場合、ゼロクロス波の1周期間に大きく変動する。図-2.3 (a) に広帯域スペクトル ($r=5$) の場合の不規則波形 (実線) と包絡線 (点線) を示すが、ゼロクロス波の最大点と最小点の間に複数の極値を有する複雑な包絡線となっている。一方、図-2.3 (b) は、狭帯域スペクトル ($r=10$) の場合であるが、ゼロクロス波の最大点と最小点をほぼ滑らかに結んでいる。包絡線理論ではゼロクロス波の水位の最大 (小) 点を同じ時刻における包絡線の振幅で置き換えて検討を行う。このため包絡線の振幅とゼロクロス波の最大 (小) 点水位の確率特性は等しいことが要求

される。したがって、図-2.3

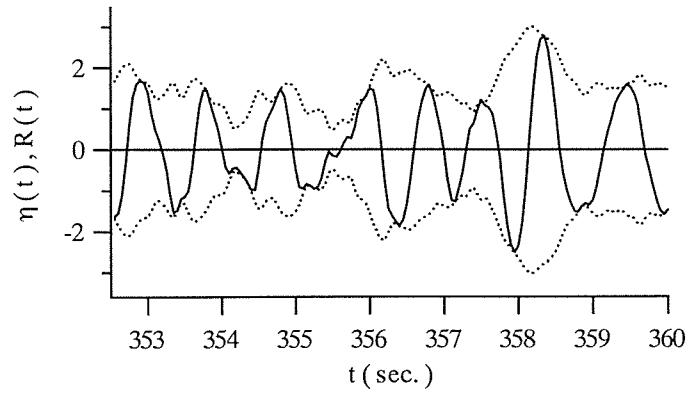
(a) のように2点間で包絡線の大きな変動がある場合、基本的な仮定が成立していないことになる。この観点からすれば広帯域スペクトルの場合、Riceの包絡線で水位の振幅を代表させることは好ましくない。そこでこの包絡線に代わって、より滑らかに最大点(最小点)を結ぶ線を用いて包絡線とすることを考える。ここでは各点を3次のスプライン関数を用いて結び、包絡線とすることを試みる。スプライン関数による包絡線の計算手順は以下のようである。まず、スペクトルをもとにシミュレートした不規則波形 η をゼロダウンクロス法で処理して水位の最大点、最小点の位置、振幅を求める。つぎに η'

$= |\eta|$ として最小点をゼロクロス点間の最大点となるようにし、各最大点を通るスプライン関数を計算して包絡線とする。不規則波形のシミュレーションは逆FFT法によるが、ここでこの方法について簡単に述べる。不規則波形 $\eta(t)$ が式(2.1)のように表されると考えると、第 n 成分波の振幅 c_n は不規則波のスペクトル $S(f)$ より次式で与えられる。

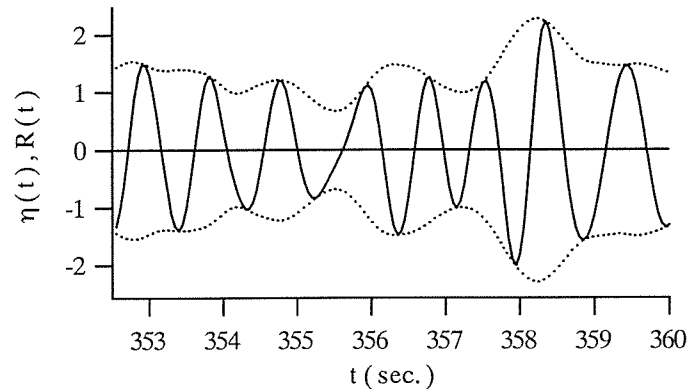
$$c_n = \sqrt{2S(f_n)df} \quad (2.30)$$

式(2.30)を式(2.1)に代入して展開するとつぎのようになる。

$$\begin{aligned} \eta(t) &= \sum_{n=1}^{\infty} \left(\sqrt{2S(f_n)df} \cos \varepsilon_n \cos 2\pi f_n t - \sqrt{2S(f_n)df} \sin \varepsilon_n \sin 2\pi f_n t \right) \\ &= \sum_{n=1}^{\infty} (a_n \cos 2\pi f_n t + b_n \sin 2\pi f_n t) \end{aligned} \quad (2.31)$$



(a) $r=5$



(b) $r=10$

図-2.3 不規則波形と Rice の包絡線

ここに、 $a_n = \sqrt{2S(f_n)df} \cos \varepsilon_n$, $b_n = -\sqrt{2S(f_n)df} \sin \varepsilon_n$ である。

ただし、初期位相角 ε_n は $[0, 2\pi]$ の一様乱数で与えられる。一方、逆フーリエ変換は、

$$g(t) = \sum_{n=1}^{\infty} G(f) \exp(i2\pi f_n t) = \sum_{n=1}^{\infty} \{G(f) \cos 2\pi f_n t + iG(f) \sin 2\pi f_n t\} \quad (2.32)$$

であるから、式 (2.32) の実部に a_n を、虚部に b_n を代入すると、式 (2.31) の計算が行われることになる。式 (2.32) の計算に逆 FFT を用いると、わずかな演算時間で不規則波の計算値を得ることができる。不規則波のシミュレーションは、サンプリング間隔 $\Delta t = 0.05s$ 、計算点数 $N=8192$ として、これを 30 ケース行う。また、不規則波のスペクトルとしては、式 (2.29) の Wallops スペクトルで $r=4,5,6,7,8,9,10,15,20$ としたものをいい、いずれの場合もピーク周波数 f_p を $1.0Hz$ とする。図-2.4 に不規則波形 η 、Rice の包絡線 R (点線) およびスプライン関数による包絡線 SP を示す。スペクトルは $r=5$ としたときのものである。図からわかるように、 R よりも SP のほうが変動が少なく、より‘包絡線らしく’見える。したがっ

て、式 (2.21), (2.22) の ξ_1 と ξ_2 との相関特性としては R から求められるものよりも、 SP から求められるものを用いるほうが望ましいと考えられる。ただし、 SP の確率特性は、 R のように不規則波のスペクトル $S(f)$ から一義的に与えられるものではなく、

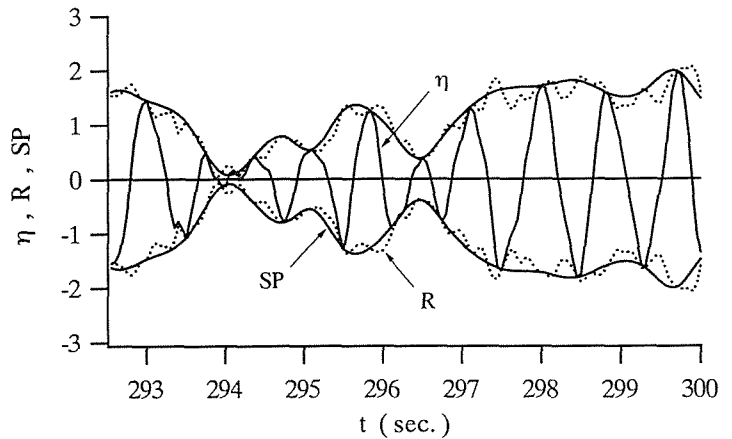


図-2.4 Rice, スプラインによる包絡線 ($r=5$)

この時点では不明である。そこでここでは、包絡線振幅の

確率分布は基本的には Rayleigh 分布で十分近似できること、包絡線のスペクトルが等しければその確率特性も等しいことを前提に、 SP の確率特性を推定する。そのために、まず、 SP と等価な Rice の包絡線を計算する。Rice の包絡線のスペクトル $E(f)$ は、つぎの Tayfun (1989a) による近似式で与えられる。

$$E(f) = {}_1\Psi_1 + {}_1\Psi_2 + {}_1\Psi_3 \quad (2.33)$$

ここに、

$${}_1\Psi_1 = \frac{\pi}{4m_0} \int_0^\infty S(u)S(u+f) du \quad (2.34)$$

$${}_1\Psi_2 = \frac{1}{4\pi m_0} \int_0^\infty {}_1\Psi_1(u)[{}_1\Psi_1(|u-f|) + {}_1\Psi_1(u+f)] du \quad (2.35)$$

$${}_1\Psi_3 = \frac{1}{\pi m_0} \int_0^\infty {}_1\Psi_1(u)[{}_1\Psi_2(|u-f|) + {}_1\Psi_2(u+f)] du \quad (2.36)$$

である。SP のスペクトルは、シミュレートした包絡波形より FFT 法（自由度 50）で計算した 30 ケースの平均をとる。このようにして求めた SP のスペクトルと一致する $E(f)$ を求めるために、 $S(f)$ の帯域幅を変化させる。帯域幅を変える方法としては、Longuet-Higgins (1984) にならって、 $S(f)$ の値があるレベル以下となる周波数帯でスペクトルをゼロとする方法を用いる。その結果、 $r=5$ の場合、 $S(f)$ の値が $S(f_p)$ の 12% 以下となる周波数帯でスペクトルをゼロとしたときのスペクトル $S'(f)$ から計算した $E(f)$ と、SP のスペクトルとがほぼ一致した。図-2.5 に $E(f)$ と SP のスペクトル（点線）を、図-2.6 に狭帯域化した不規則波のスペクトル $S'(f)$ を示す。この結果より、SP はかなり狭帯域化したスペクトルの不規則波に対する Rice の包絡線と近い特性をもつことがわかる。 $r=4$ から 20 の他の場合についても同様の検討を行い、SP のスペクトルはいずれの場合も、Rice の包絡線より狭帯域の $E(f)$ に対応することがわかった。その結果をまとめたのが図-2.7, 2.8 である。図-2.7 は、スペクトルの形状パラメータ r と、スペクトルをゼロとするレベル

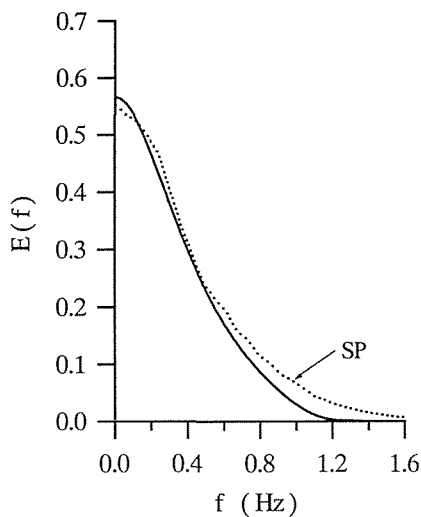


図-2.5 包絡線のスペクトル
($r=5$)

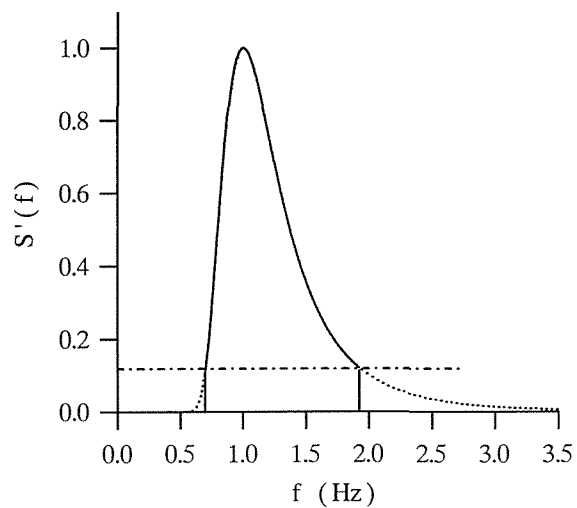


図-2.6 スペクトルの狭帯域化
($r=5$)

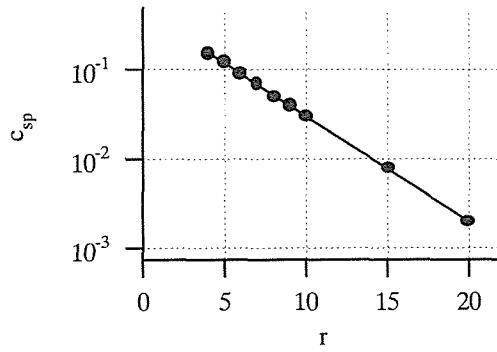


図-2.7 狭帯域化の基準 (その1)

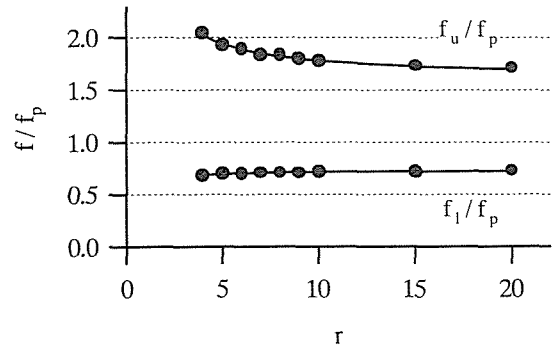


図-2.8 狭帯域化の基準 (その2)

の値と $S(f_p)$ との比をとってある。この図の直線は、データに対して最小 2 乗法により当てはめたもので、縦軸の値を c_{sp} とすると、

$$\log_{10} c_{sp} = -0.118r - 0.343 \quad (4 \leq r \leq 20) \quad (2.37)$$

で表される。図-2.8 は、狭帯域化したスペクトルにおける上限の周波数および下限の周波数と r との関係を示したものである。この図の縦軸は、上限あるいは下限の周波数と f_p との比をとってある。図中の曲線は最小 2 乗法によるもので、狭帯域化したスペクトルの上限の周波数を f_u 、下限の周波数を f_l とするとつぎのように表される。

$$f_u/f_p = 1.61/r + 1.62 \quad , \quad f_l/f_p = -0.186/r + 0.735 \quad (4 \leq r \leq 20) \quad (2.38)$$

以上の結果より、2 点の包絡線振幅の相関パラメータ (式 (2.23) から (2.26)) を求める際には、式 (2.37) あるいは (2.38) を基準として狭帯域化したスペクトルを用いる。

2.3.2 波高の確率分布

2.2 で問題点の 2) として挙げたように、波高の小さな領域では波高と周期の間に相関があり、波高が小さくなれば周期も短くなる (たとえば、合田, 1977)。前述のように、Tayfun (1981, 1983) はゼロクロス波の最大点と最小点の間隔を平均周期 t_m の半分に固定して波高の確率分布を求めており、波高と周期の相関は考慮していない。この点に対処するため、Longuet-Higgins (1983) の波高 (原論文では振幅) と周期の結合分布に関する理論を用いて、ゼロクロス波の周期に及ぼす波高の影響を導入する。この理論によれば波高と周期の結合分布は次式で与えられる。

$$p(h, t) = \frac{4h^2}{\pi^{1/2} v t^2} \frac{\exp\left[-h^2 \left\{1 + (1 - 1/t)^2 / v^2\right\}\right]}{1 + (1 + v^2)^{-1/2}} \quad (2.39)$$

ここに、 h は H_{rms} で正規化した波高、 t は t_m で正規化した周期である。式 (2.39) より周

期の条件付き確率分布 $p(t|h)$ を求め、 $\partial p(t|h)/\partial t = 0$ とおくと、周期の最頻値 t_{mode} はつぎのように求められる。

$$t_{mode} = \frac{2}{1 + (1 + 4v^2/h^2)^{1/2}} \quad (2.40)$$

本来ならば波高ごとの条件付き確率 $p(t|h)$ の平均値を用いる方が望ましいが、式 (2.39) でこれを計算すると、理論の不備のために無限大となる。したがって、ここでは式 (2.40) の最頻値を波高ごとの代表周期として用いる。

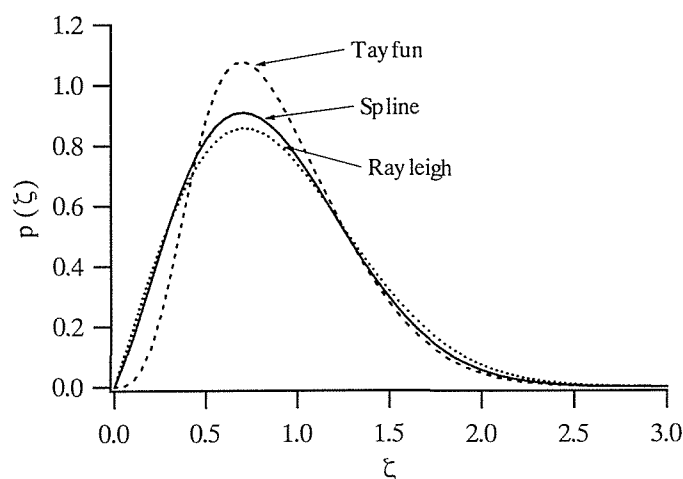
2.3.1 の結果も併せて、以下のように波高の確率分布を求める。

1) $S(f)$ には 2.3.1 で述べたように

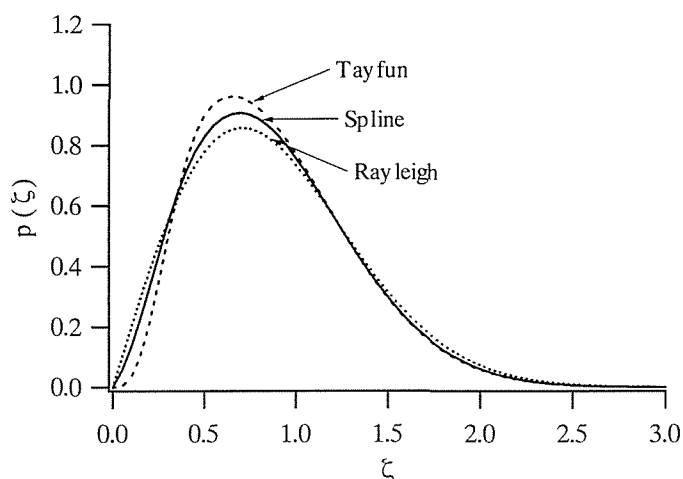
狭帯域化したスペクトル $S'(f)$ を、 t_m には式 (2.40) で与えられる値を用いて、式 (2.23) から (2.26) により κ を計算する。ただし、式 (2.40) の v は狭帯域化しない元のスペクトルから計算する。なぜなら、式 (2.40) は不規則波の性質を表すものであり、 v はその波のスペクトルから求められるべきものである。

2) 式 (2.28) により波高の確率分布を算定する。ただし、式 (2.28) の積分は数値積分による。

図-2.9 (a), (b) は、このようにして導いた波高の確率分布である。実線がスプラインの包絡線によるもの、破線が Tayfun によるもの、点線が Rayleigh 分布である。図からわかるように、Tayfun の結果よりかなり Rayleigh 分布に近い結果が得ら



(a) $r=5$



(b) $r=10$

図-2.9 波高の確率分布の比較

れている。また、 $r=5, 10$ の両方でほぼ等しい結果となっている。

2. 4 ゼロクロス波の波高の定義に基づく確率分布

2.4.1 波高を定義する諸量の確率特性

2.3 では主として、広帯域スペクトルの場合の包絡線が有する問題点に関して検討を行った。この結果を踏まえて、さらに本節ではゼロクロス波の波高の定義に対してより忠実に波高の確率分布を導くことを目的とする。

まず、波高の定義に関して再検討する。図-2.10 に不規則波形 $\eta(t)$ とそれに対する包絡線 $R(t)$ 、および波高を定義する諸量を示す。図中の R_{mj} ($j=1,2,3$) は、 η がゼロクロス点間で最大あるいは最小となる時刻 t_j における包絡線の振幅 ($R_{mj}=R(t_j)$) である。ゼロクロス波の波高は、1周期内の水位の最大値と最小値の差で定義される。すなわち、ゼロダウンクロス法の場合、図-2.10 の1波目の波高 H_1 は、

$$H_1 = \eta(t_1) + \eta(t_2) \quad (\eta(t_j) > 0) \quad (2.41)$$

で定義される。2.2 で述べたように、波高の確率特性を論じる際には、ゼロクロス波の最小点と最大点を同時刻の包絡線振幅で置き換える。すなわち、波高は

$$H_1 = R_{m1} + R_{m2} \quad (2.42)$$

で与えられ、2.3 ではこの定義に基づいて波高の確率分布を導いた。しかしより厳密には、ゼロクロス波の最大(小)点の水位と、同時刻の包絡線振幅との差を考慮する必要がある。図-2.10 の δ_j はこの差を表している。2.2 にも述べたように、 δ_j は v^2 のオーダーとなる(Tayfun, 1989b)。 δ_j を考慮すると、波高は次式のように与えられる。

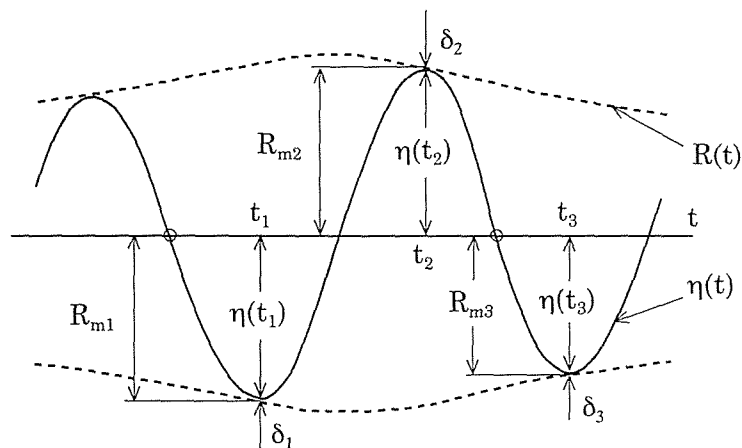


図-2.10 波高を定義する諸量

$$H_1 = (R_{m1} + R_{m2}) - (\delta_1 + \delta_2) \quad (\delta_j > 0) \quad (2.43)$$

式 (2.43) のように波高を定義してその確率分布を導く場合、まず R_m と δ の確率分布を明らかにする必要がある。2.3 でもそうしたように、 R_m の確率分布としては Rayleigh 分布が用いられているが、これにはつぎのような問題があると考えられる。包絡線振幅 R の理論的確率分布が Rayleigh 分布となることには問題はないが、この時系列から不等間隔でサンプリングした R_m が Rayleigh 分布に従うかどうかは明かでない。すなわち、 $R(t)$ からの等間隔なサンプルデータの確率分布が Rayleigh 分布となることは計算でも確認できるが、振幅の最大 (小) 点の間隔は $O(v)$ のばらつきをもつ (Longuet-Higgins, 1957) ため、 R_m が Rayleigh 分布に従うという保証はない。したがって、 R_m の理論的確率分布は導かれておらず、また δ の確率分布についても同様である。そこで本節では、 R_m と δ の確率分布を数値シミュレーションデータにより検討し、それらの近似的な分布を求めて波高の確率分布の誘導に用いる。 R_m と δ の確率分布を検討するために、不規則波形 $\eta(t)$ の数値シミュレーションを行う。2.3 に述べた逆 FFT 法 (式 (2.1), 式 (2.30) ~ (2.32)) を用い、サンプリング間隔 $\Delta t = 0.05s$, 計算点数 $N = 8192$, スペクトルのピーク周波数 $f_p = 1.0Hz$ とし、1つのスペクトル形に対して乱数を変えて 20 ケースの計算を行う。スペクトル $S(f)$ は Wallops スペクトル (式 (2.29)) で、形状パラメータを $r = 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 15, 20$ の 9 種類とする。不規則波形はゼロダウクロス法で処理し、ゼロクロス点間の最小値と最大値およびそれらが出現した時刻 t_1, \dots, t_j, \dots を求める。また、不規則波の包絡線は Dugundji (1958) の定義 (式 (2.13)) に基づき、式 (2.12) によるヒルベルト変換を用いて計算する。シミュレーションデータのうち、まず図-2.11 に包絡線振幅 $R(t)$ の相対度数分布を示す。スペクトルの形状パラメータは $r = 5$ である。 $R(t)$ の理論的確率分布は Rayleigh 分布であるが、データとの対応性の検証にはより一般的な Weibull 分布を用いる。Weibull 分布はつぎのように与えられる。

$$p(x) = \frac{\alpha}{2\beta} x^{\alpha-1} \exp\left(-\frac{x^\alpha}{2\beta}\right) \quad (2.44)$$

ここに、 α , β は形状母数および尺度母数である。シミュレーションデータから累積相対度数を求め、それに対して Weibull 分布を当てはめる。母数の推定には最小 2 乗法を用いる。その結果、図-2.11 のデータに対しては $\alpha = 2.027$, $\beta = 0.6389$ を得た。図-2.11 の実線は、これらの値をもつ Weibull 分布である。 $x = R/\bar{R}$ としたとき、式 (2.44) において $\alpha = 2.0$, $\beta = 2/\pi = 0.637$ の場合が Rayleigh 分布であるから、 R の確率分布はほぼ理論と一致しているといえる。また、他のスペクトル形状の場合でも r の値にかかわらず $\alpha = 2.0$, $\beta = 0.64$

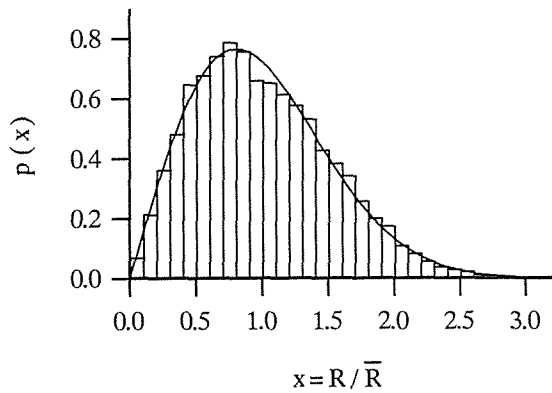


図-2.11 R の度数分布 (r=5)

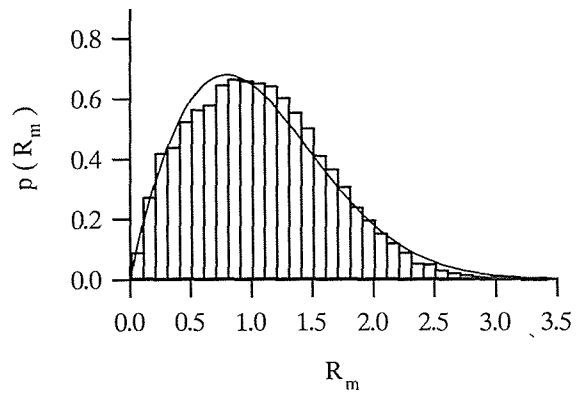


図-2.12 R_m の度数分布 (r=5)

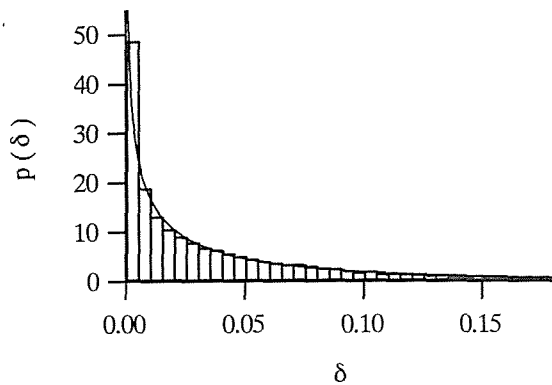


図-2.13 delta の度数分布 (r=5)

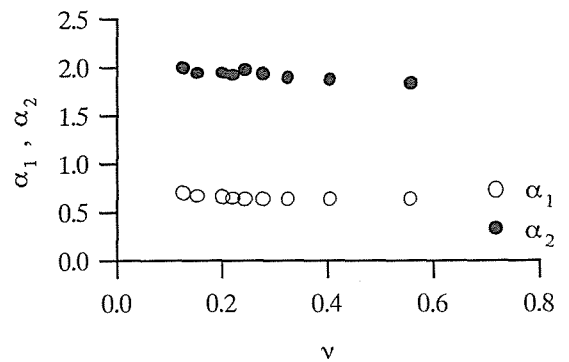


図-2.14 形状母数の推定値

付近の値が得られ、 $R(t)$ の分布がいずれの場合も Rayleigh 分布に従うことが確認された。つぎに、図-2.12 に R_m の相対度数分布 ($r=5$ の場合) を示す。ただし、 R_m の正規化は行っていない。このデータに対して Weibull 分布を当てはめたところ、 $\alpha_2=1.864$ 、 $\beta_2=0.6975$ という値を得た。図中の実線がこれらの値をもつ Weibull 分布である。図-2.13 には δ の度数分布 ($r=5$ の場合) を示すが、 δ についても正規化していない。このデータに対しても Weibull 分布の当てはめを試みたところ、 $\alpha_1=0.6394$ 、 $\beta_1=0.06427$ を得た。図中にこれらの値をもつ Weibull 分布を実線で示したが、データとの対応は良好である。他のスペクトル形状の場合についても、 R_m と δ の度数分布に対して検討を行い、図-2.14 に示すような結果を得た。図中の \circ は δ の相対度数分布に対する形状母数 α_1 、 \bullet は R_m の相対度数分布に対する形状母数 α_2 である。また、図の横軸は ν の値であり、この値の大きい方から $r=4\sim 20$ の順に値を示してある。図からもわかるように、 ν の値が大きくなるにつれ α_1 、 α_2 とともに減少する傾向がみられる。また、表-2.1 にはシミュレーションデータから

得られた形状母数および尺度母数と、 δ および R_m の平均値を示している。以上の解析より、これまで Rayleigh 分布で近似していた R_m の相対度数分布は、Rayleigh 分布より若干平坦な分布形をとることがわかった。この点が上で述べた

表-2.1 Weibull 分布の母数の推定値

r	v	α_1	β_1	α_2	β_2	$\bar{\delta}$	\bar{R}_m
4	0.5571	0.6325	0.08851	1.829	0.8209	0.08469	1.154
5	0.4041	0.6394	0.06549	1.864	0.7081	0.05435	1.062
6	0.3247	0.6418	0.05158	1.898	0.6354	0.03802	0.9959
7	0.2768	0.6430	0.04337	1.939	0.5738	0.02891	0.9459
8	0.2444	0.6394	0.03840	1.975	0.5247	0.02356	0.9037
9	0.2205	0.6467	0.03316	1.921	0.4893	0.01955	0.8677
10	0.2018	0.6546	0.02936	1.941	0.4568	0.01701	0.8395
15	0.1514	0.6690	0.02041	1.941	0.3610	0.01043	0.7432
20	0.1256	0.6942	0.01511	1.988	0.3029	0.00775	0.6854

$R(t)$ からの不等間隔サンプリングの影響であると考える。

2.4.2 ゼロクロス波高の確率分布

前項で R_m と δ の確率分布が Weibull 分布で近似できることを確認したが、式 (2.43) のように波高を定義してその確率分布を導くためには、さらにつぎの3点について検討しなければならない。すなわち、

- 1) 隣合う包絡線振幅 R_{mj} と R_{mj+1} との結合確率分布； $p(R_{mj}, R_{mj+1})$
- 2) 隣合う δ_j と δ_{j+1} との結合確率分布； $p(\delta_j, \delta_{j+1})$
- 3) $R_s = (R_{mj} + R_{mj+1})$ と $\delta_s = (\delta_j + \delta_{j+1})$ との結合確率分布； $p(R_s, \delta_s)$

である。まず、1) については、 R_{mj} と R_{mj+1} とともに表-2.1 に示した α_2 , β_2 の Weibull 分布で近似する。また、 R_{mj} と R_{mj+1} との時間間隔はゼロクロス波の平均周期の半分程度であり、この程度の間隔では R_{mj} と R_{mj+1} は相関をもつ。周辺分布として式 (2.44) を満たし、かつ互いに相関をもつという条件だけでは結合確率分布を特定することはできないが、ここではこれらの条件を満たす次式の2次元 Weibull 分布 (Kimura, 1981) を、 R_{mj} と R_{mj+1} との結合確率分布として用いる。

$$\begin{aligned}
 p(R_{mj}, R_{mj+1}) = & \frac{\alpha_2^2}{4(\beta_2^2 - \rho^2)} R_{mj}^{\alpha_2-1} R_{mj+1}^{\alpha_2-1} \\
 & \cdot \exp \left\{ -\frac{\beta_2 (R_{mj}^{\alpha_2} + R_{mj+1}^{\alpha_2})}{2(\beta_2^2 - \rho^2)} \right\} I_0 \left(\frac{R_{mj}^{\alpha_2/2} R_{mj+1}^{\alpha_2/2}}{\beta_2^2 - \rho^2} \rho \right)
 \end{aligned}
 \tag{2.45}$$

ここに、 I_0 は0次の第1種変形ベッセル関数である。 ρ は R_{mj} と R_{mj+1} の相関パラメータで

次式で表される.

$$\rho = \kappa \beta_2 \quad (2.46)$$

ここで, κ は 2.3 の結果を用いて以下のように与えられる.

$$\kappa = (\mu_{13}^2 + \mu_{14}^2)^{1/2} / m_0 \quad (2.47)$$

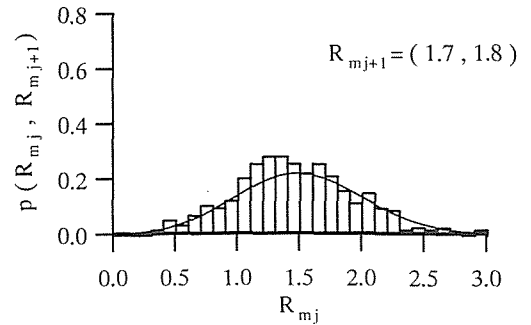
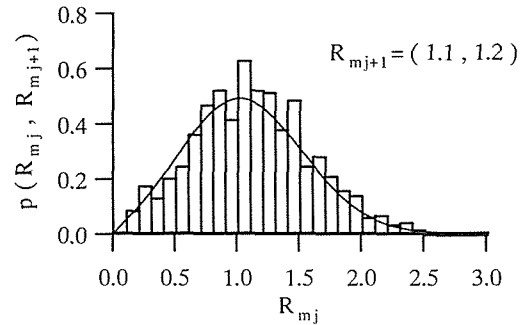
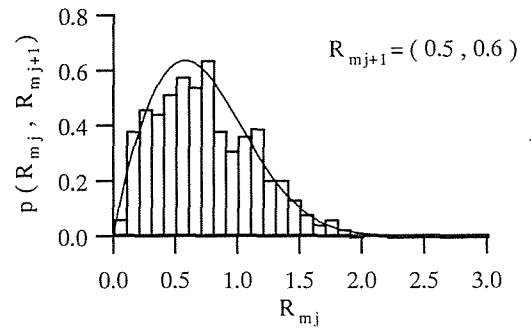
$$\mu_{13} = \int_{f_l}^{f_u} S(f) \cos 2\pi(f - \bar{f}) \frac{t_m}{2} df \quad (2.48)$$

$$\mu_{14} = \int_{f_l}^{f_u} S(f) \sin 2\pi(f - \bar{f}) \frac{t_m}{2} df \quad (2.49)$$

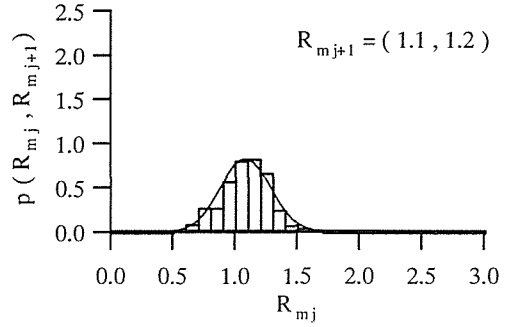
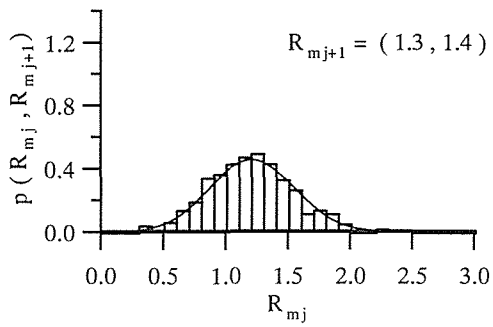
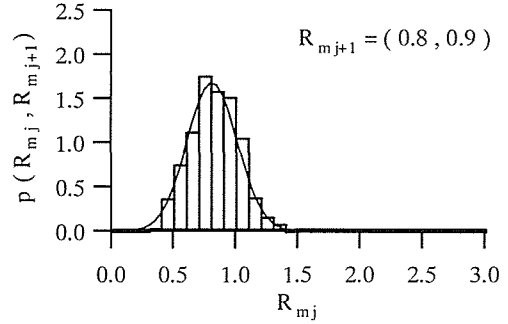
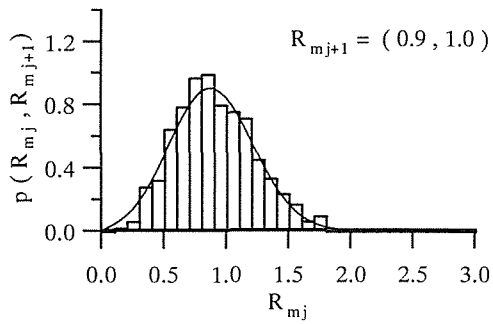
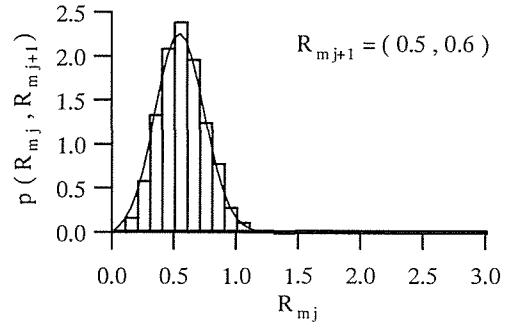
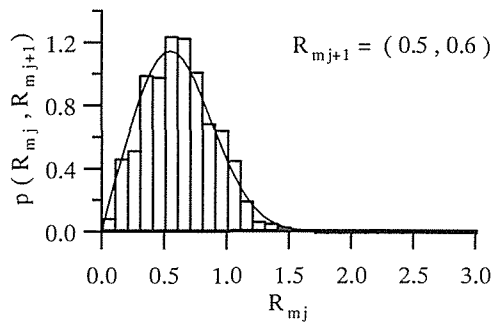
$$f_l = (-0.186/r + 0.735) f_p, \quad f_u = (1.61/r + 1.62) f_p \quad (4 \leq r \leq 20) \quad (2.50)$$

ここに, t_m は $(m_0/m_2)^{1/2}$ で定義されるゼロクロス波の平均周期である. 図-2.15 (a) から (c) に数値シミュレーションデータから求めた R_{m_j} と $R_{m_{j+1}}$ の結合分布 (ヒストグラム) と, 2次元 Weibull 分布 (実線) との比較を示す. (a) は $r=5$, (b) は $r=10$,

(c) は $r=20$ の場合であるが, いずれも両者の対応は良いことがわかる. この他のスペクトル形においても同様の良好な適合性が確認された. つぎに 2) については, δ_j と δ_{j+1} はともに表-2.1 に示した α_1, β_1 の Weibull 分布で近似できる. また, シミュレーションデータから求めた両者間の相関係数は, 図-2.16 の \circ で示すように, およそ 0.2 であった. しかし, 図-2.17 にも示すように, δ_j と δ_{j+1} との相関は弱く, したがってここでは δ_j と δ_{j+1} は互いに独立であると考えられる. これより, 両者の結合確率分布はそれぞれの確率分布の積で与えられる.



(a) $r=5$



(b) $r=10$

(b) $r=20$

図-2.15 R_{mj} と R_{mj+1} の結合分布と 2次元 Weibull 分布との比較

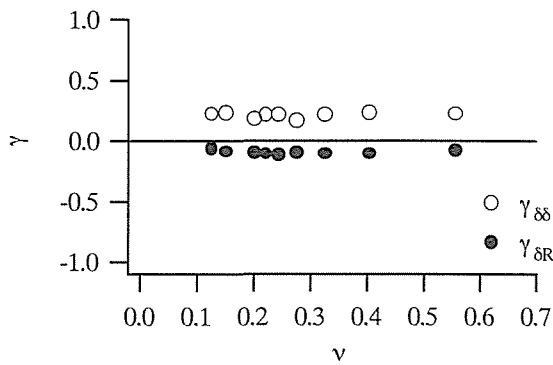


図-2.16 δ と R の相関係数

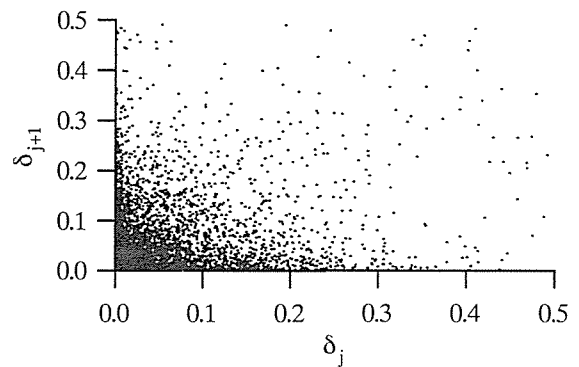


図-2.17 δ_j と δ_{j+1} の分布

$$p(\delta_j, \delta_{j+1}) = \frac{\alpha_1^2}{4\beta_1^2} \delta_j^{\alpha_1-1} \delta_{j+1}^{\alpha_1-1} \exp\left\{-\frac{1}{2\beta_1}(\delta_j^{\alpha_1} + \delta_{j+1}^{\alpha_1})\right\} \quad (2.51)$$

図-2.18 (a) から (c) に数値シミュレーションデータから求めた δ_j と δ_{j+1} の結合分布（ヒストグラム）と式 (2.51)（実線）との比較を示す．(a) は $r=5$ ，(b) は $r=10$ ，(c) は $r=20$ の場合であるが，いずれも両者の対応は良い．この他のスペクトル形においても同様の良好な適合性が確認された．3) については，まず $R_s = (R_{mj} + R_{mj+1})$ と $\delta_s = (\delta_j + \delta_{j+1})$ との相関係数を求めたところ，図-2.16 に●で示すように，0.1 程度の負の相関がみられた．しかしこの値は小さいので， R_s と δ_s は独立であると考えられる．したがって R_s と δ_s との結合確率分布は，それぞれの確率分布の積で与えられる．

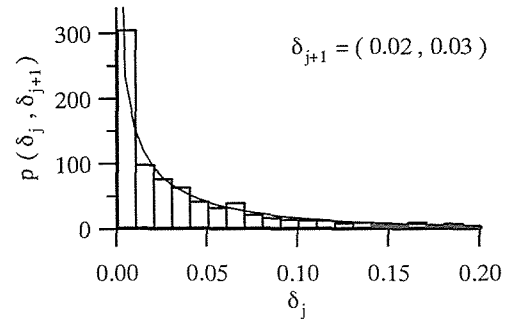
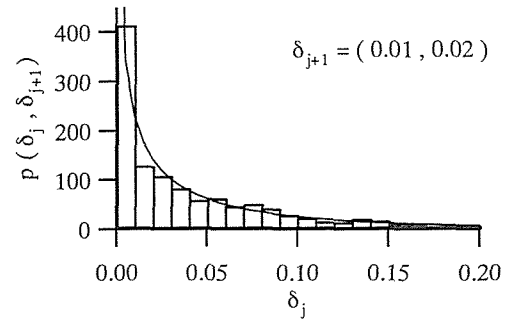
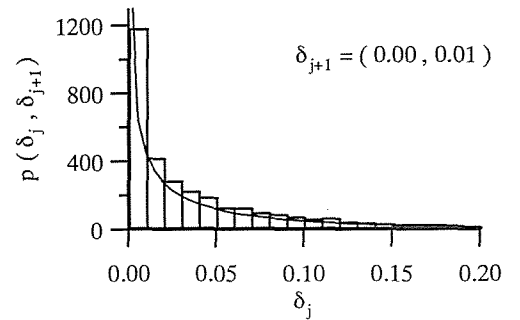
以上の結果をもとに波高の確率分布をつぎのように導く．まず，式 (2.43) において R_m の項と δ の項に分けて考える． R_s の確率分布は式 (2.45) を用いて次式のように表される．

$$p(R_s) = \int_0^{R_s} \frac{\alpha_2^2}{4(\beta_2^2 - \rho^2)} R_{mj}^{\alpha_2-1} (R_s - R_{mj})^{\alpha_2-1} \cdot \exp\left[-\frac{\beta_2}{2(\beta_2^2 - \rho^2)} \{R_{mj}^{\alpha_2} + (R_s - R_{mj})^{\alpha_2}\}\right] \cdot I_0\left[\frac{R_{mj}^{\alpha_2/2} (R_s - R_{mj})^{\alpha_2/2}}{\beta_2^2 - \rho^2} \rho\right] dR_{mj} \quad (2.52)$$

ただし， R_{mj} の積分範囲は $R_{mj+1} = R_s - R_{mj} \geq 0$ および $R_{mj} \geq 0$ という条件による．つぎに， δ_s の確率分布は式 (2.51) を用いて次式で表される．

$$p(\delta_s) = \int_0^{\delta_s} \frac{\alpha_1^2}{4\beta_1^2} \delta_j^{\alpha_1-1} (\delta_s - \delta_j)^{\alpha_1-1} \cdot \exp\left[-\frac{1}{2\beta_1} \{\delta_j^{\alpha_1} + (\delta_s - \delta_j)^{\alpha_1}\}\right] d\delta_j \quad (2.53)$$

δ_j の積分範囲は，上と同様に $\delta_{j+1} = \delta_s - \delta_j \geq 0$ および $\delta_j \geq 0$ により決まる．ゼロクロス波の波高 H は， $H = R_s - \delta_s$ であり，上述のように R_s と δ_s は互いに独立であると考えられる．したがっ



(a) $r=5$

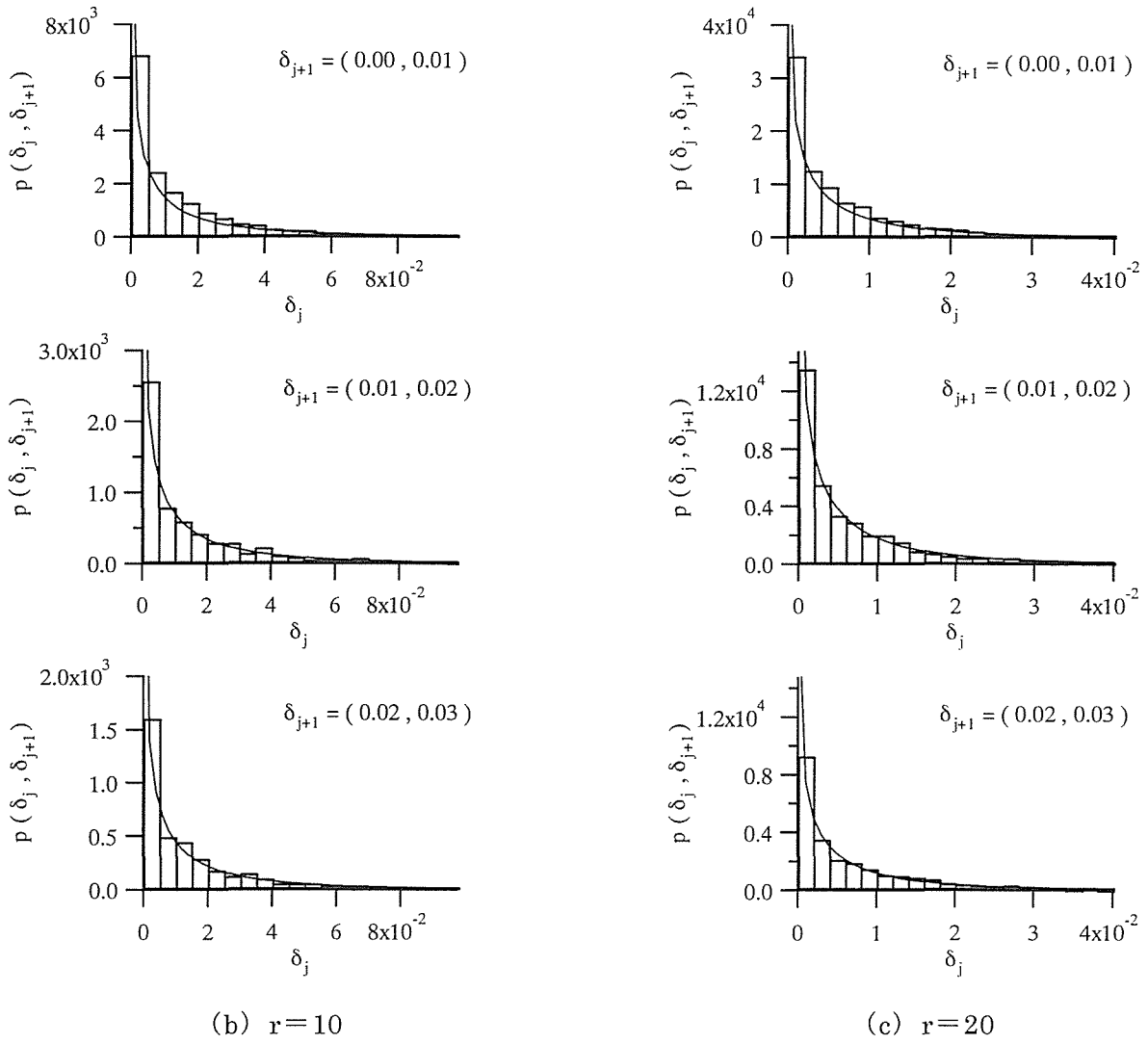
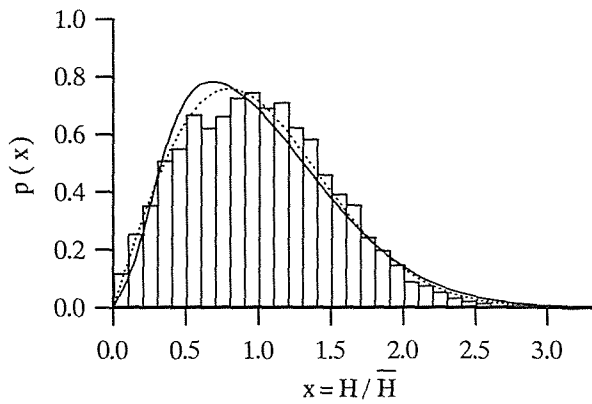


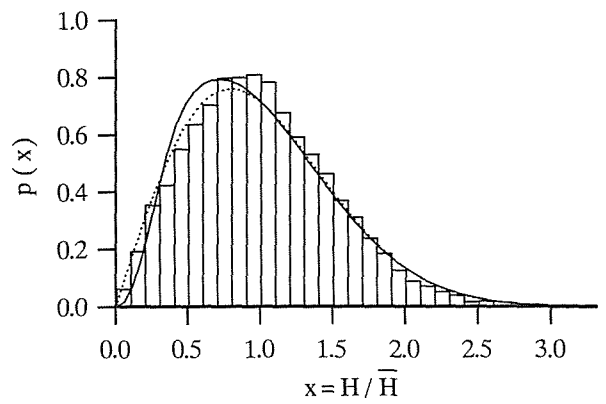
図-2.18 δ_j と δ_{j+1} の結合分布と式(2.51)との比較

て、 R_s と δ_s の結合確率分布は $p(R_s)$ と $p(\delta_s)$ の積で与えられ、これを用いて H の確率分布が次式のように得られる。

$$\begin{aligned}
 p(H) &= \int_H^\infty \int_0^{R_s} \frac{\alpha_2^2}{4(\beta_2^2 - \rho^2)} R_{mj}^{\alpha_2-1} (R_s - R_{mj})^{\alpha_2-1} \\
 &\cdot \exp\left[-\frac{\beta_2 \{R_{mj}^{\alpha_2} + (R_s - R_{mj})^{\alpha_2}\}}{2(\beta_2^2 - \rho^2)}\right] I_0\left[\frac{R_{mj}^{\alpha_2/2} (R_s - R_{mj})^{\alpha_2/2}}{\beta_2^2 - \rho^2}\right] dR_{mj} \\
 &\cdot \int_0^{R_s-H} \frac{\alpha_1^2}{4\beta_1^2} \delta_j^{\alpha_1-1} (R_s - H - \delta_j)^{\alpha_1-1} \exp\left[-\frac{\delta_j^{\alpha_1} + (R_s - H - \delta_j)^{\alpha_1}}{2\beta_1}\right] d\delta_j dR_s
 \end{aligned} \tag{2.54}$$

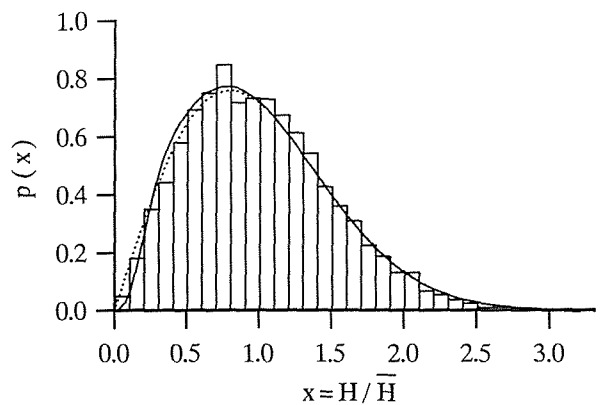


(a) $r=5$



(b) $r=10$

R_s の積分範囲は、 $\delta_s = R_s - H \geq 0$ および $R_s \geq 0$ という条件により決まる。式 (2.54) を数値積分により計算した結果、図-2.19 (a) から (c) に実線で示す波高の確率分布を得た。ただし、図-2.19 の横軸は平均波高で正規化した値をとっており、式 (2.54) の数値積分の結果をこれに合わせて補正してある。図-2.19 (a) は $r=5$ 、(b) は $r=10$ 、(c) は $r=20$ の場合で、シミュレーションデータ（ヒストグラム）との比較を Rayleigh 分布（点線）と併せて示す。図より、スペクトルの帯域幅による分布形状の違いが小さく、いずれも Rayleigh 分布に近い形状となっていることがわかる。また、狭帯域になるにしたがって Rayleigh 分布との差異が小さくなる。ただし、(a) で実線とヒストグラムの対応があまりよくないが、相対度数分布が図のように double-peak 型になっていることが原因の一つであると考えられる。図-2.20 には、式 (2.54) の確率分布およ



(c) $r=20$

図-2.19 波高の確率分布

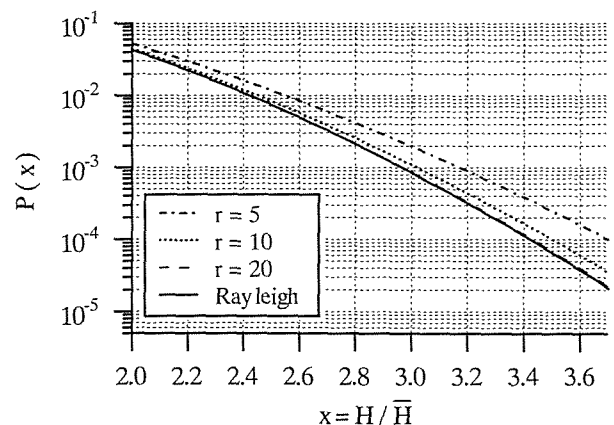


図-2.20 波高の超過確率

Rayleigh 分布の超過確率を示した。図中の一点鎖線が $r=5$ ，点線が $r=10$ ，破線が $r=20$ ，実線が Rayleigh 分布の場合であり， $r=5$ での波高の大きな波の出現確率が Rayleigh 分布よりかなり大きくなっている。

2. 5 結語

本章では，不規則波をゼロクロス法で解析した場合の波高の確率分布について検討を行った。まず，従来より波高の確率分布を論じる際に用いられてきた包絡線理論の問題点を指摘し，擬似包絡線を導入することでこれを修正してゼロクロス波の波高の確率分布を導いた。つぎに，ゼロクロス波の波高の定義をより厳密に満たすように，波高の定義に関する諸量の確率分布を検討した上で，それらに基づいて波高の確率分布を導いた。本章で得られた結果を以下に要約する。

- 1) Rice の包絡線の代わりに，ゼロクロス波の最大（小）点を通る 3 次スプライン関数を用いた包絡線を導入し，数値シミュレーションによりその確率特性を検討した。その結果，スプライン関数による包絡線のスペクトルは，狭帯域化した場合の Rice の包絡線のスペクトルとほぼ等価であることがわかった。また，スペクトルを狭帯域化する基準を定式化した。
- 2) 1) の基準により狭帯域化したスペクトルを用い，ゼロクロス波の最大点および最小点と同時刻の包絡線振幅の和を波高と定義して，その確率分布を導いた。その際には波高と周期の相関も考慮した。得られた波高の確率分布は，スペクトルの帯域幅に関係なくいずれも Rayleigh 分布に近い形状となった。
- 3) ゼロクロス波の波高の定義に関する要素として，包絡線振幅とゼロクロス波の最大（小）点との差を新たに導入し，その確率分布が Weibull 分布で近似できることを数値シミュレーションにより確認した。また，ゼロクロス波の最大（小）点と同時刻の包絡線振幅の確率分布は，Rayleigh 分布よりも幅の広い分布形となり，これも Weibull 分布で近似できることがわかった。
- 4) 3) の結果と 1) の狭帯域化基準を用い，ゼロクロス波の波高の定義により厳密にその確率分布を導いた。得られた分布は，スペクトルの帯域幅に関係なくいずれも Rayleigh 分布に近い形状となった。また，広帯域スペクトルの場合に，波高の大きな波の出現確率が Rayleigh 分布を上回る結果を得た。

参考文献

- 合田良實 (1977) : 波浪観測記録による周期と波高の結合分布の解析, 港研資料, No.272, 19 p.
- 合田良實 (1990) : 港湾構造物の耐波設計, 鹿島出版会, 333 p.
- Battjes, J. A. and G. Ph. van Vledder (1984) : Verification of Kimura's theory for wave group statistics, Proc. 19th ICCE, pp. 642-648.
- Dugundji, J. (1958) : Envelopes and pre-envelopes of real wave forms, IRE Trans. on Information Theory, IT-4, pp. 53-57.
- Kimura, A. (1980) : Statistical properties of random wave groups, Proc. 17th ICCE, pp. 2955-2973.
- Kimura, A. (1981) : Joint distribution of the wave heights and periods of random sea waves, Coastal Engineering in Japan, Vol.24, pp. 77-92.
- Longuet-Higgins, M. S. (1952) : On the statistical distributions of the heights of sea waves, Jour. Marine Res., Vol.11, No.3, pp. 245-265.
- Longuet-Higgins, M. S. (1957) : The statistical analysis of a random moving surface, Phil. Trans. Roy. Soc. London, A, No.966, Vol.249, pp. 321-387.
- Longuet-Higgins, M. S. (1983) : On the joint distribution of wave periods and amplitudes in a random wave field, Phil. Trans. Roy. Soc. London, A, Vol.389, pp. 241-258.
- Longuet-Higgins, M. S. (1984) : Statistical properties of wave groups in a random sea state, Phil. Trans. Roy. Soc. London, A, Vol.312, pp. 219-250.
- Rice, S. O. (1954) : Mathematical analysis of random noise, selected papers on noise and stochastic process, N. Wax, ed., Dover, New York, N. Y., pp. 133-294.
- Tayfun, M. A. (1981) : Distribution of crest-to-trough wave height, J. Wtrway., Port, Coast., and Oc. Eng., ASCE, 107, (WW3), pp. 149-156.
- Tayfun, M. A. (1983) : Effects of spectrum band width on the distribution of wave heights and periods, Ocean Eng., Vol.10, No.2, pp. 107-118.
- Tayfun, M. A. and Jen-Men Lo (1989a) : Wave envelope and related spectra, J. Wtrway., Port, Coast., and Oc. Eng., ASCE, 115, No.4, pp. 515-533.
- Tayfun, M. A. and Jen-Men Lo (1989b) : Envelope, phase and narrow-band models of sea waves, J. Wtrway., Port, Coast., and Oc. Eng., ASCE, 115, No.5, pp. 594-613.

第3章 高波浪継続期間における波高の出現特性

3.1 概説

低気圧や台風あるいは季節風により、数時間から数十時間にわたって高波浪の状態が継続することがあり、時として防波堤や護岸等の海岸構造物に被害を及ぼす。これに対処するために、1つには高波浪が続いている期間における波高の統計学的特性を知り、それに十分耐え得る構造物を計画する必要がある。2章で述べたように、これまでの研究により海洋波の波高の確率分布は、ほぼ Rayleigh 分布で表せることが知られている。Rayleigh 分布が適用できることを導く過程ではいくつかの前提条件が設けられており、波浪の統計的な性質が時間的に変化しない、つまり定常であるということがその1つとなっている。しかし、実際の波浪場では平均波高や有義波高などの統計量が時々刻々と変化する（非定常である）ため、ある程度以上の時間にわたる観測データに対する波高の確率分布が Rayleigh 分布となる保証はない。とはいうものの、非定常性を前提にして波高の確率分布を理論的に導くことは困難であると思われる。したがって、どのような分布に従うかも含めて、波高の出現特性について検討するには、高波浪の継続期間中に連続観測した水位変動のデータを解析する方法が有力となる。3章における目的の1つは、連続観測データを解析し、高波浪時における波高の出現特性を検討することである。これまでも同様の検討を行った研究（たとえば、Forristall, 1978）があるが、水位変動の連続観測データがあまり多くないため、その解析結果がある程度の普遍性をもつまでには至っていない。そこで本章では、連続観測データを補うことを目的に、数値シミュレーションデータを用いて高波浪時の波高の出現特性を推定することの可能性についても検討する。日本で現在行われている通常の波浪観測は、1時間あるいは2時間毎に20分間の水位変動を測定し、そのデータから有義波高、有義波周期などを求め観測データとして記録するというものである。ここでは、これらの有義波諸元と水位変動の周波数スペクトル（以下、スペクトルと表記する）を用いて水位の時間変動をシミュレートする方法をとる。本節以下、3.2では連続観測データの基礎的特性を、3.3では数値シミュレーション法とデータの解析結果について述べる。シミュレーションデータと観測データから得られる波高の出現特性を比較することにより、数値シミュレーションの有用性を検討する。3.4では波浪観測地点で得られた高波浪時の有義波諸元をもとに水位変動のシミュレーションを行い、波高の出現特性を推定する。

3. 2 波浪の連続観測データの基礎的特性

3.2.1 観測データの概要と気象特性

3.1 にも述べたように、本章では連続観測された水位変動のデータを用いる。この連続観測データは、運輸省船舶技術研究所の「浮遊式海洋構造物の開発研究」に関連して得られたものである。波浪データの解析(主に方向スペクトルに関して)は吉元・安藤ら(1990)、研究全体については吉元・加藤(1992)が報告している。波浪観測は、1986年9月から1990年6月までの約4年間行われた。観測地は、図-3.1に示す山形県鶴岡市由良港の北西沖約3kmの海域であり、海底(水深43m)に3台の超音波式波高計が設置された。図-3.2に波高計の位置関係を示す。また、同一海域に係留された浮遊式海洋構造物POSEIDON号において海面上19.5mの風向、風速の連続記録も同時に得られている。このうち、ここで用いるデータを表-3.1に示す。表-3.1には、連続観測データ7ケースのそれぞれのデータコード(以下、各ケースはデータコードで表す)、観測年月日、観測開始時刻、連続観測継続時間、データ数を示している。水位変動のサンプリング間隔はいずれ



図-3.1 観測地点

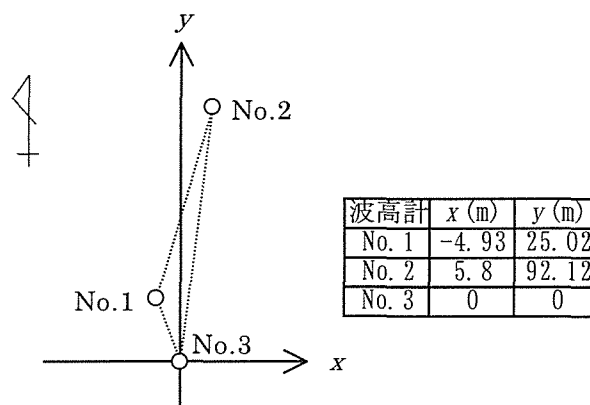


図-3.2 波高計の設置位置

表-3.1 由良沖での連続波浪観測データ

データコード	観測年月日	開始時刻	継続時間	データ数
D70831	1987. 8. 31	18:18	21:40:09	78009
D71124	1987. 11. 24	8:12	23:45:47	85547
D71217	1987. 12. 17	10:13	22:25:54	80754
D80109	1988. 1. 9	18:18	37:41:05	135665
D80202	1988. 2. 2	16:13	24:45:12	89112
D81214	1988. 12. 14	10:33	30:04:41	108281
D00125	1990. 1. 25	16:34	23:44:18	85458

も 1.0 秒である。これらのうち、D70831 は大型で強い台風 12 号（最低気圧 955hPa）が対馬海峡から宗谷海峡へ直線的に移動したときのデータである。その他のデータは、冬型気圧配置によって生じた強風で風波が発達したときのものである。これらについて、観測期間とその前後の天気図（森田・森，1996）から読み取った気象状況を以下に示す。

D71124：低気圧が沿海州から発達しながら東進（最低気圧 980hPa）。

D71217：低気圧がサハリンの東海上で発達（最低気圧 980hPa）。中国黒龍江省付近に高気圧（1034hPa）。

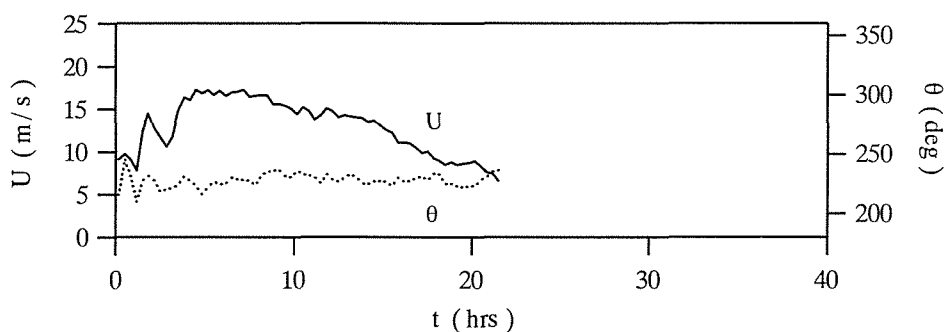
D80109：低気圧が北海道の東海上から千島列島に沿って発達しながら移動（最低気圧 956hPa）。バイカル湖付近に高気圧（1042hPa）。

D80202：低気圧が日本海北部からオホーツク海へ発達しながら移動（最低気圧 970hPa）。黄海に高気圧（1028hPa）。

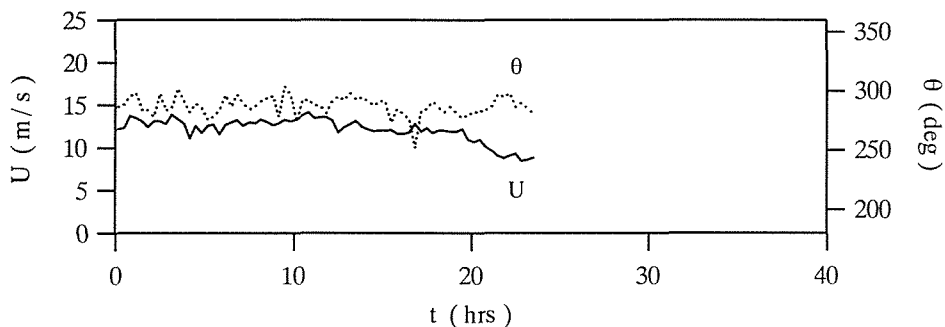
D81214：北海道の西海上で低気圧が発達（最低気圧 986hPa）。モンゴル東部に高気圧（1048hPa）。

D00125：千島列島に沿って発達しながら移動してきた低気圧がサハリン南海上で停滞（最低気圧 984hPa）。バイカル湖付近に高気圧（1056hPa）。

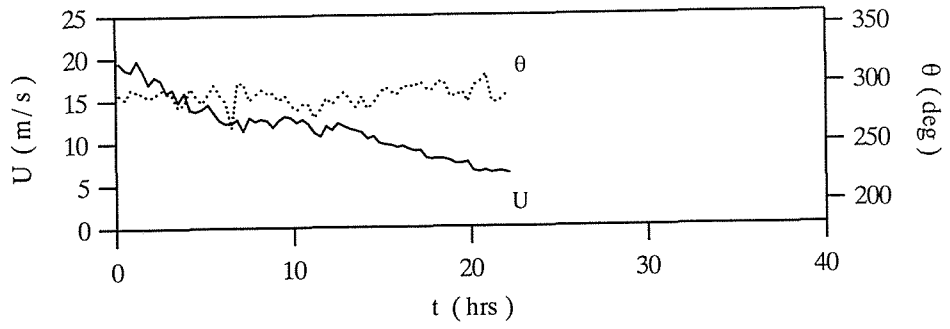
また、図-3.3 (a) から (f) に、観測期間中の平均風向および平均風速の経時変化を示す。



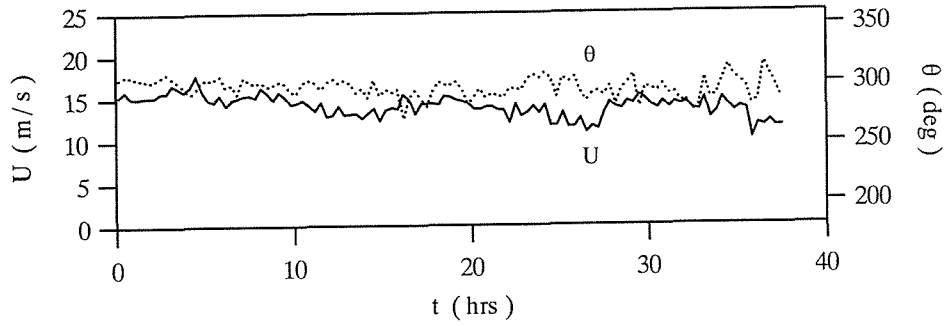
(a) D70831



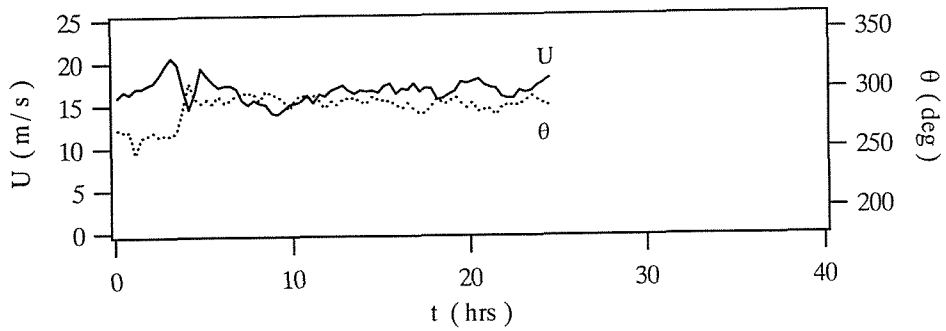
(b) D71124



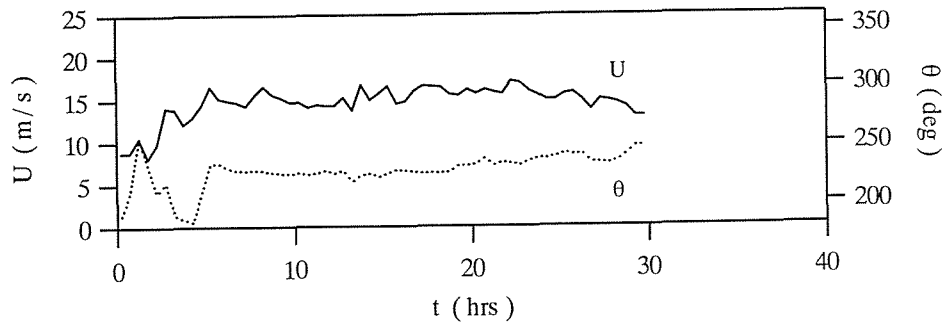
(c) D71217



(d) D80109



(e) D80202



(f) D81214

図-3.3 平均風向, 平均風速の経時変化

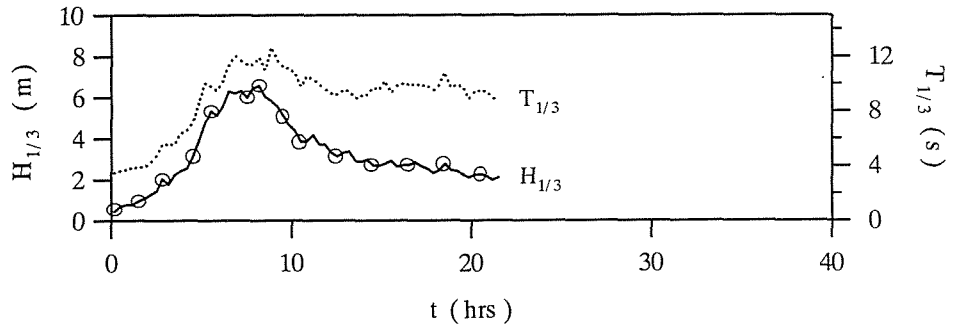
(a) から (e) は 20 分間ごと、(f) は 30 分間ごとの値をプロットしたものである。図中の点線は平均風向 θ を、実線は平均風速 U を表す。D00125 については、入手したデータに風向・風速データが含まれていなかったため、図を作成できなかった。これらの図より、風向は D70831, D81214 を除いて WSW (247.5°) から NW (315°) の範囲で変動し、風速については 6 (m/s) から 21 (m/s) の範囲にある。D71124, D80109 および D80202 では比較的安定した風速が長時間にわたって続いていることがわかる。

3.2.2 波浪観測データの波別解析とスペクトル解析

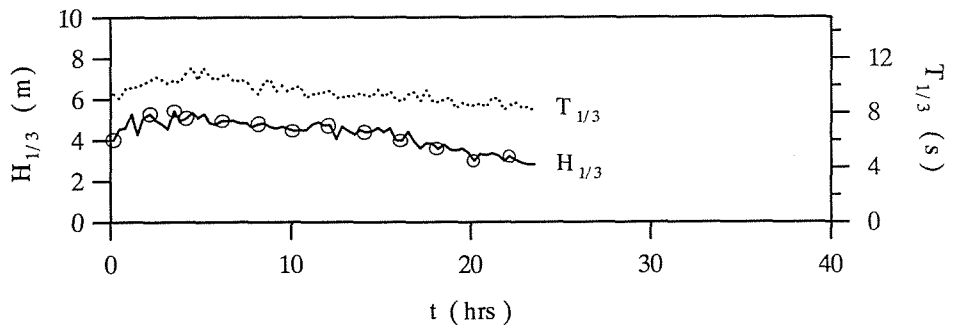
(a) 波別解析

波浪の連続観測データの基礎的な解析として、まず波別解析を行う。連続データを 20 分間の区間に分割し、区間ごとに平均水位の補正を行った後、ゼロダウクロス法を用いて解析する。その結果の 1 つとして得られる有義波高、有義波周期の経時変化を図-3.4

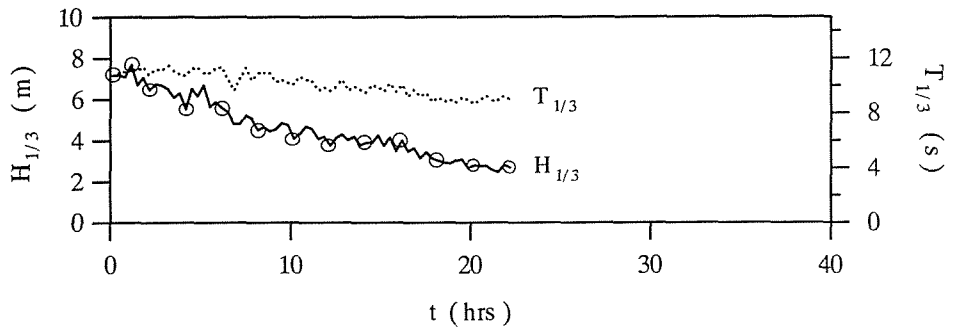
(a) から (g) に示す。図中の実線は有義波高 $H_{1/3}$ を、点線は有義波周期 $T_{1/3}$ を表す。D70831 では、観測開始から約 8 時間で有義波高が 0.5m から 7.0m 近くまで発達し、そのピークを越えるとほぼ 2 時間で急激に 4.0m 程度まで減衰する。さらに、その後は、ゆるやかに減衰し、最終的に約 2.0m となる。D71217 では、観測開始時の $H_{1/3}=7.5\text{m}$ 付近から観測終了時の $H_{1/3}=2.5\text{m}$ までおよそ 22 時間にわたって、ほぼ減衰し続けている。D81214 については、観測開始時の $H_{1/3}=0.5\text{m}$ 付近から 13 時間かけて 5.5m あたりまで発達し続け、以降 24 時間目くらいまでは細かな変動を繰り返しながらほぼ一定となることがわかる。他の 4 ケースについては、上記の 3 ケースに比べると変化が少なく、いずれも 10 時間から 12 時間程度のほぼ定常と見なし得る期間が存在する。有義波周期については、有義波高の変動との対応が見られるが、全般的に変化が少ない。つぎに、波別解析で得られる第 2 の結果として、20 分間ごとの各区間における波高の出現頻度を求める。ただし、すべての区間についてこれらを計算するのは煩雑であるので、以下のように計算対象とする区間を設定する。すなわち、D70831, D81214 の有義波高が発達している期間においては、観測開始直後の 1 区間と有義波高が最大となる 1 区間に加えて、有義波高が設定した値に近くなる時の 1 区間を選択する。D70831 では $H_{1/3}=1.0\text{m}$ から 6.0m の間で 1.0m 間隔の値、D81214 では $H_{1/3}=1.0\text{m}$ から 5.0m の間で 1.0m 間隔の値を設定する。ただし、D70831 では $H_{1/3}=3.0\text{m}$ から 5.0m になる時間が短いため、 $H_{1/3}=4.0\text{m}$ に対応する区間を選択していない。また D81214 では、 $H_{1/3}=3.0\text{m}$ から 4.0m になる時間が長いため、この期間をほぼ 3 等分するように選択する。さらに、有義波高のピーク以降では、2 時間おきの区間を選択する。また、その他のケースについては、観測開始直後の 1 区間を始点にして、2 時



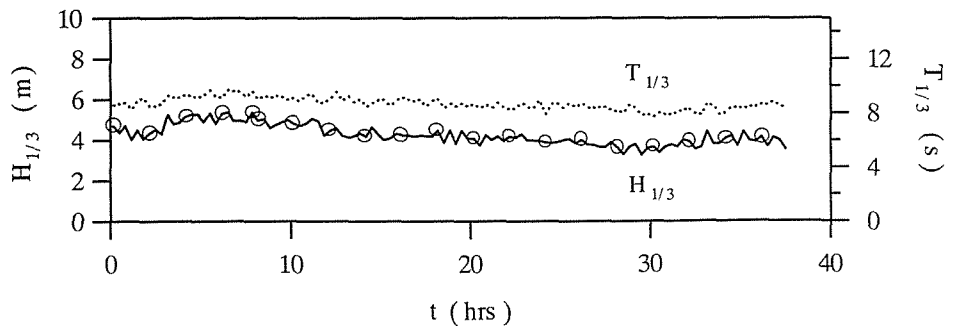
(a) D70831



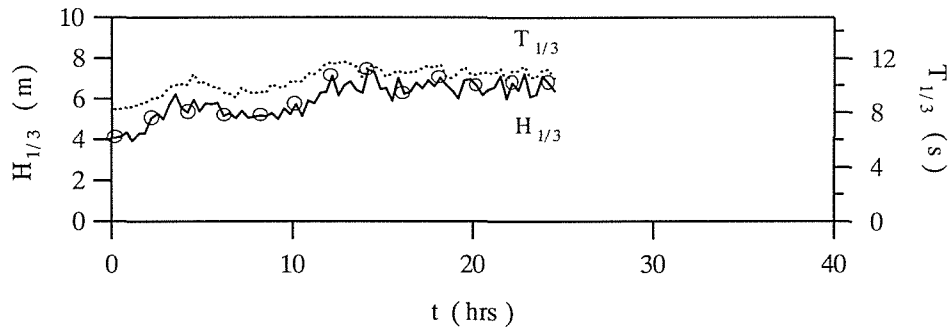
(b) D71124



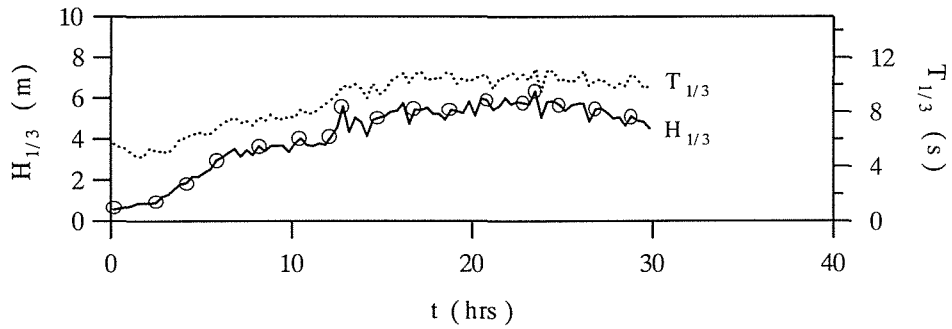
(c) D71217



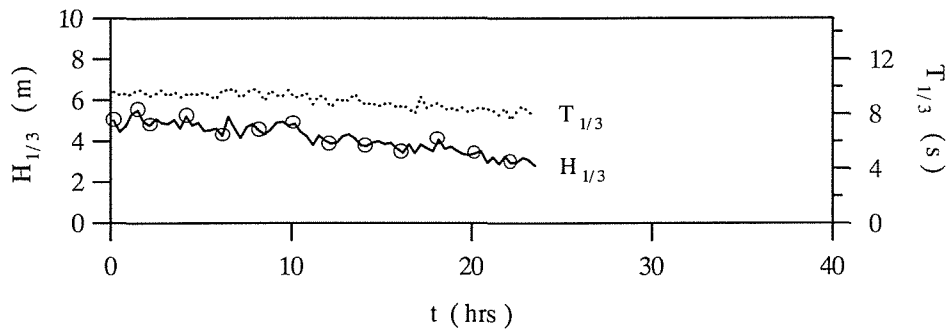
(d) D80109



(e) D80202



(f) D81214



(g) D00125

図-3.4 有義波高および有義波周期の経時変化

間おきの区間を選択する．このように選定した対象区間を図-3.4の実線上に○で示す．これらの区間について求めた波高の相対度数分布の一例として，D71124の解析結果を図-3.5に示す．ただし，このデータにおける対象区間のうち初めの9区間の図である．図の横軸は波高を各区間の平均波高で無次元化した値，縦軸は各階級の相対度数を階級幅で割った値を示している．また，各図中の数字は20分間ごとに区分けした区間の番号を表している．この図より，ヒストグラムとRayleigh分布（実線）との対応は必ずしもよい

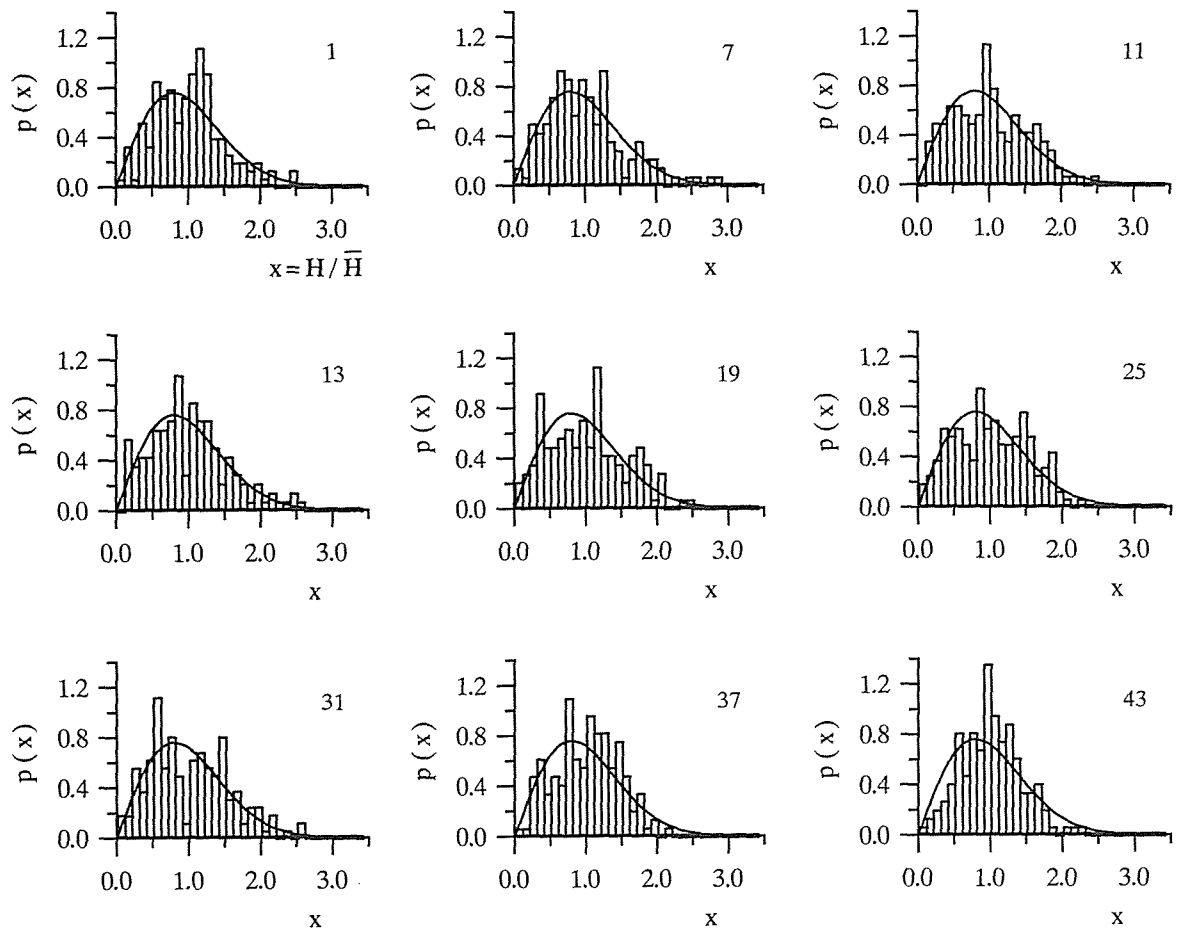


図-3.5 波高の相対度数分布と Rayleigh 分布 (D71124)

とはいえないことがわかる。これは 20 分間のデータに含まれるゼロクロス波の数が、130 から 200 程度と比較的少ないためであると考えられる。他の 6 つのデータについては図は掲載していないが、同様の結果となっている。

(b) スペクトル解析

つぎに、水位変動の連続観測データのスペクトル解析を行う。ここでも 20 分間ごとのすべての区間について解析を行うのではなく、(a) に述べた対象区間に対して水位変動のスペクトルを求める。スペクトルの推定には FFT 法を用い、三角形フィルタによって平滑化する (自由度 20)。各区間のスペクトルの一例として、D71124 の解析結果を図-3.6 に示す。ただし、図-3.4 (b) に示した解析対象区間のうち、初めの 8 つの区間のスペクトルである。図の横軸は周波数、縦軸はスペクトル密度で、実線が観測データのスペクトルである。図中の数字は 20 分間ごとに分割した区間の番号を表している。またこの図には、

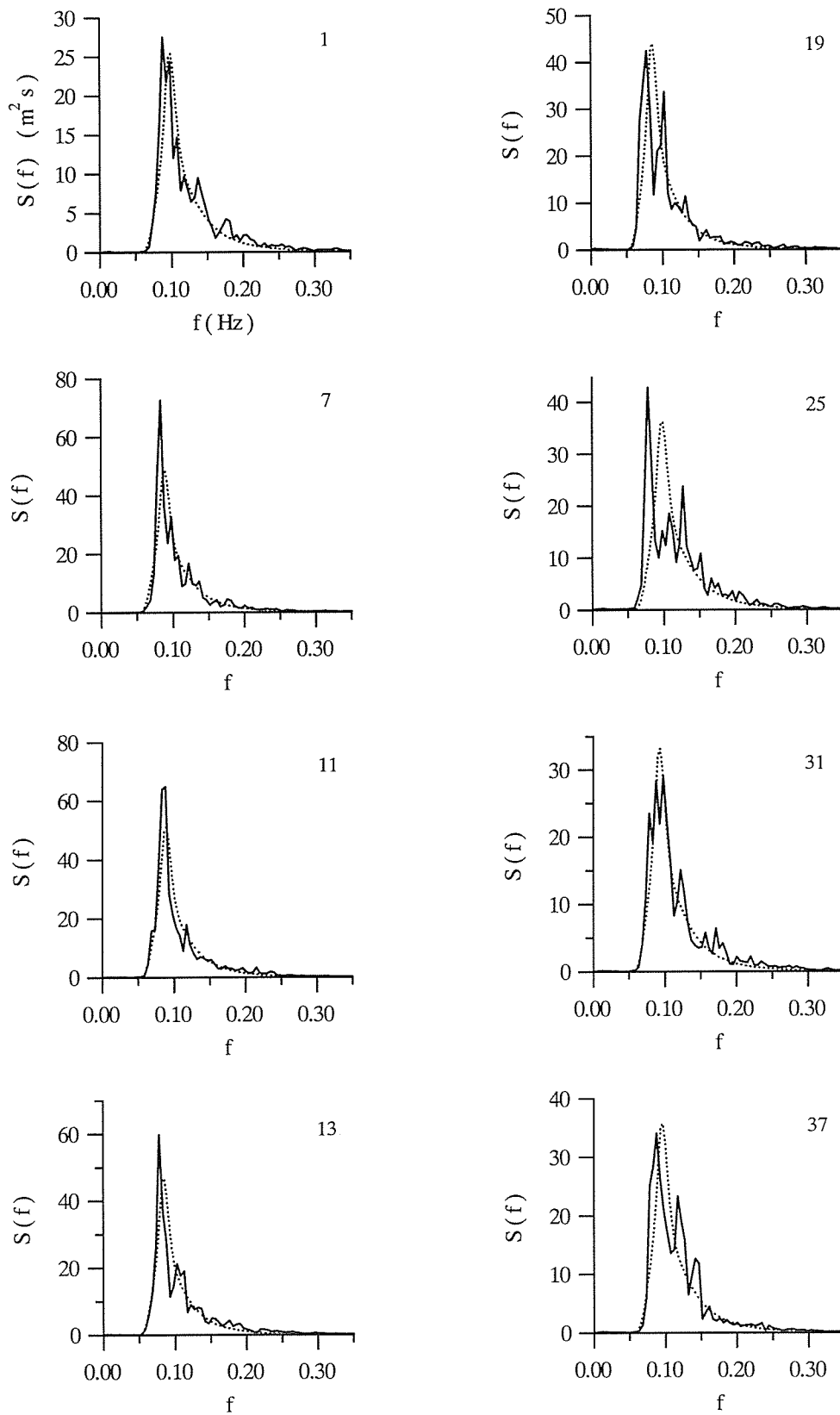


図-3.6 スペクトルの比較 (D71124)

(実線：観測データ，点線：JONSWAP ($\gamma=2.0$))

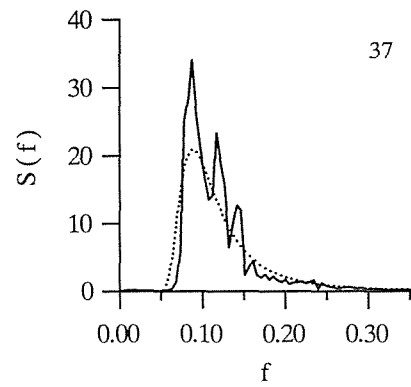
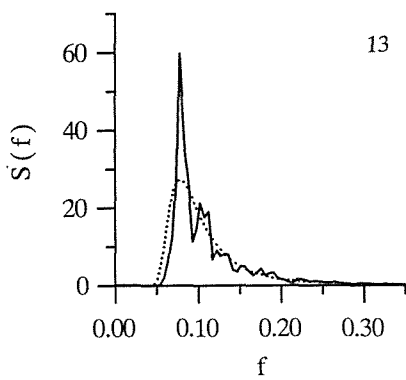
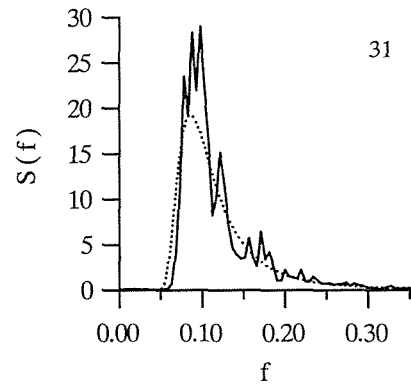
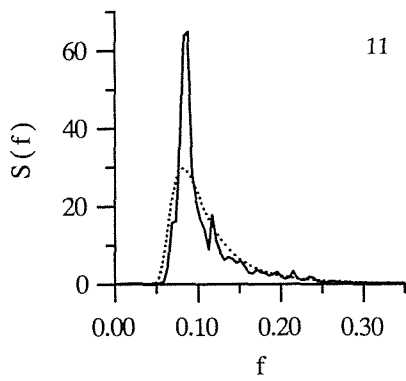
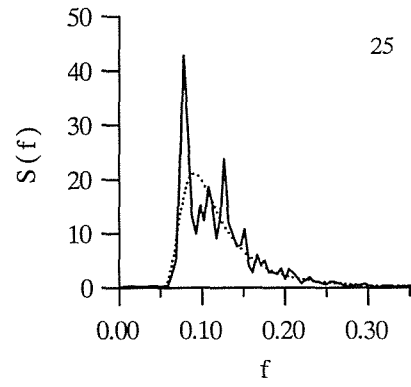
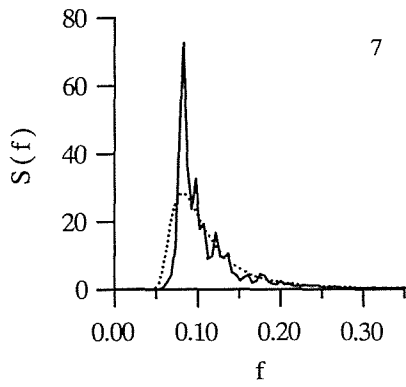
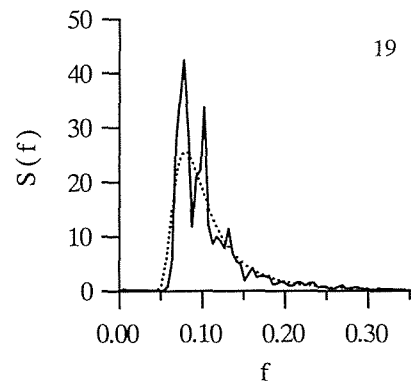
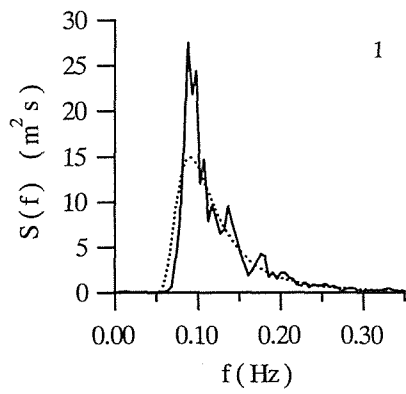


図-3.7 スペクトルの比較 (D71124)
 (実線：観測データ，点線：Wallops (r=4.0))

波浪のスペクトルの標準形としてよく用いられる JONSWAP スペクトル (点線) を併せて示している。JONSWAP スペクトルは、波高と周期をパラメータとすると次式のように表される (合田, 1990)。

$$S(f) = \beta_j H_{1/3}^2 T_p^{-4} f^{-5} \exp[-1.25(T_p f)^{-4}] \gamma^{\exp[-(T_p f - 1)^2 / (2\sigma^2)]} \quad (3.1)$$

ここに、

$$\beta_j \cong \frac{0.0624}{0.230 + 0.0336\gamma - 0.185(1.9 + \gamma)^{-1}} (1.094 - 0.01915 \log \gamma) \quad (3.2)$$

$$T_p \cong \frac{T_{1/3}}{1 - 0.132(\gamma + 0.2)^{-0.559}} \quad (3.3), \quad \sigma \cong \begin{cases} 0.07 & : f \leq f_p \\ 0.09 & : f > f_p \end{cases} \quad (3.4)$$

であり、 T_p はスペクトル密度が最大となるときの周期である。このスペクトルは、ピークの鋭さを表す γ とその効果の及ぶ範囲を規定する σ を導入しているのが特徴であり、 γ の値が大きくなるにつれてピークが鋭くなる。図-3.6 には $\gamma=2.0$ としたときの JONSWAP スペクトルを示している。式 (3.1)、(3.3) の有義波高と有義波周期は観測データから求められた値を用いた。さらに、図-3.7 には観測データのスペクトルと Wallops スペクトルとの比較を示す。Wallops スペクトルも波浪の標準的なスペクトルとしてよく用いられるもので、JONSWAP スペクトルと同様に波高と周期をパラメータとすると、次式のように与えられる (合田, 1990)。

$$S(f) = \beta_w H_{1/3}^2 T_p^{1-r} f^{-r} \exp\left[-\frac{r}{4}(T_p f)^{-4}\right] \quad (3.5)$$

ここに、

$$\beta_w \cong \frac{0.06238 r^{(r-1)/4}}{4^{(r-5)/4} \Gamma[(r-1)/4]} \left[1 + 0.7458(r+2)^{-1.057}\right] \quad (3.6)$$

$$T_p \cong \frac{T_{1/3}}{1 - 0.283(r-1.5)^{-0.684}} \quad (3.7)$$

であり、 $\Gamma[\]$ はガンマ関数である。Wallops スペクトルでは、ピーク周波数より高周波側の平衡領域の傾きが可変であることが特徴の1つであり、図-3.7 には、 $r=4.0$ の場合のスペクトル形が示されている。有義波高と有義波周期は、JONSWAP スペクトルと同様に観測データから求められた値を用いている。これらの図より、JONSWAP スペクトルの方が観測データのスペクトルとの適合度がよいことがわかる。ただし、この図からはわかりに

くいが，ピークより高周波側にほぼ f^{-4} に比例する平衡領域があり，したがってその部分では $r=4.0$ の Wallops スペクトルの方がよく合うようになる．他の 6 つのデータについても，図-3.4 に示した対象区間についてスペクトル解析を行ったが，いずれも同様の結果を得ている．

3. 3 波高の出現特性の検討

3.3.1 水位変動の数値シミュレーション

(a) スペクトルの選択

概説で述べたように，この章での目的の 1 つは，高波浪時の波高の出現特性を検討することである．もう 1 つの目的は，通常の波浪観測データである有義波の諸元をもとに水位変動の数値シミュレーションを行い，このデータにより波高の出現特性を検討することの可能性を探ることである．このためには，連続観測データから得られる波高の出現特性に対して，シミュレーションデータから得られる波高の出現特性がどの程度一致するのかを確認する必要がある．水位変動をシミュレートするにはスペクトルを決めなければならないが，これは有義波高・有義波周期と式 (3.1) から (3.3)，あるいは式 (3.5) から (3.7) に含まれるスペクトル形状に関するパラメータを決定することに他ならない．3.2.2 (b) に述べたように，ここで用いる連続観測データのスペクトルに対しては，JONSWAP スペクトルが適合することを確認したが，さらに形状パラメータ γ の値を決める必要がある．図-3.6, 3.7 では，時間的にほぼ等間隔にとった区間のスペクトルを示したが，ここでは各データのうちで有義波高が最も大きくなるあたりのスペクトルに注目する．図-3.8, 3.9 に D71217 で有義波高が最大となる前後の区間におけるスペクトルを示す．各図の実線は各区間 (20 分間) の観測データのスペクトルで，図中の数字は区間の番号である．また，図-3.8 では $\gamma=2.0$ ，図-3.9 では $\gamma=3.3$ とした JONSWAP スペクトル (点線) と比較している．このデータにおいては 4 番目の区間で有義波高が最大 ($(H_{1/3})_{\max}=7.70\text{m}$) となっている．1, 3 および 4 番目の区間では $\gamma=3.3$ の方が適合しているが，全体的にはどちらがよく合っているか判断は難しい．他の 6 つのデータでもほぼ同様の結果であるが， $\gamma=2.0$ の適合度が若干よいと思われるため，以下ではこの値を採用する．

(b) 有義波高・有義波周期の決定

日本における主な波浪観測は気象庁と運輸省港湾局が実施しているものであり，前者は 1 時間ごと 20 分間，後者は 2 時間ごと 20 分間の水位変動を観測し，そのデータから有義波高・有義波周期などを求めている．しかし，水位変動の連続観測に対応する数値シミュ

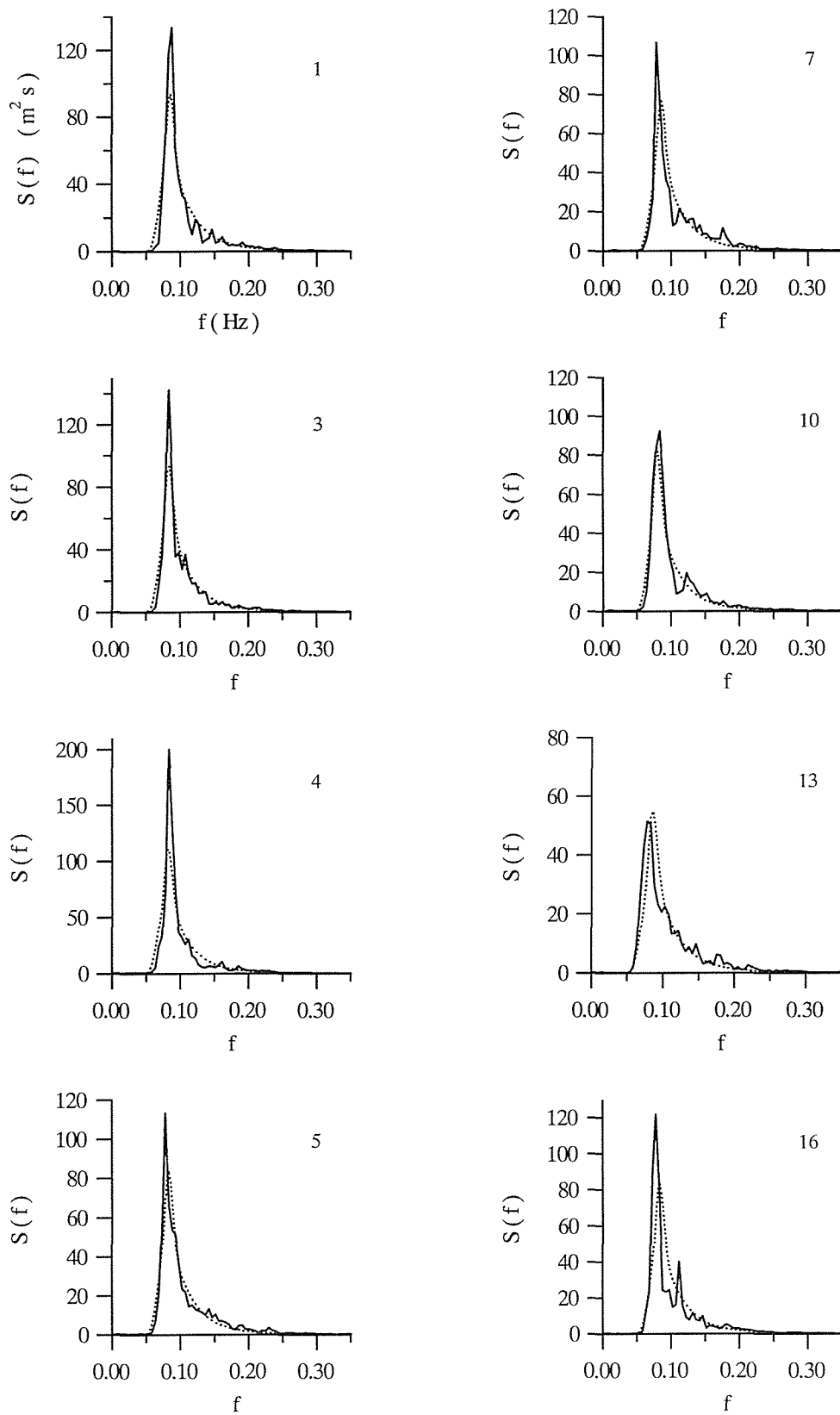


図-3.8 高波浪時のスペクトル (D71217)
 (実線：観測データ，点線：JONSWAP ($\gamma=2.0$))

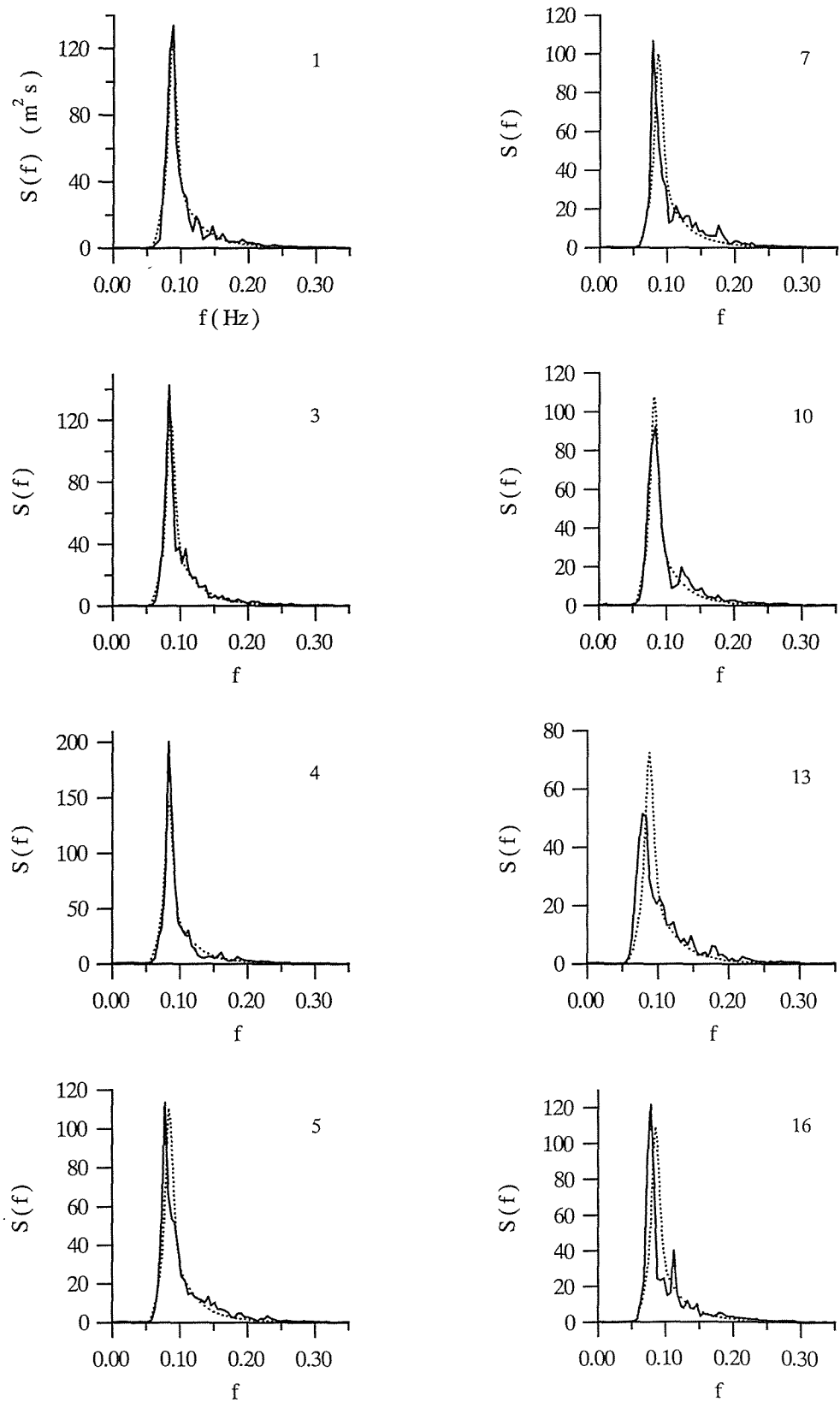
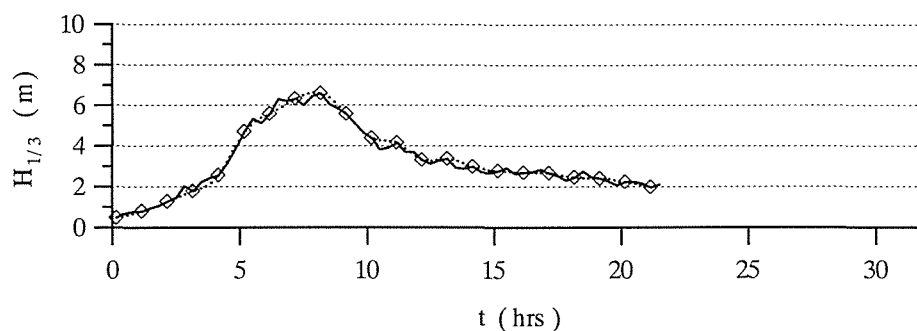
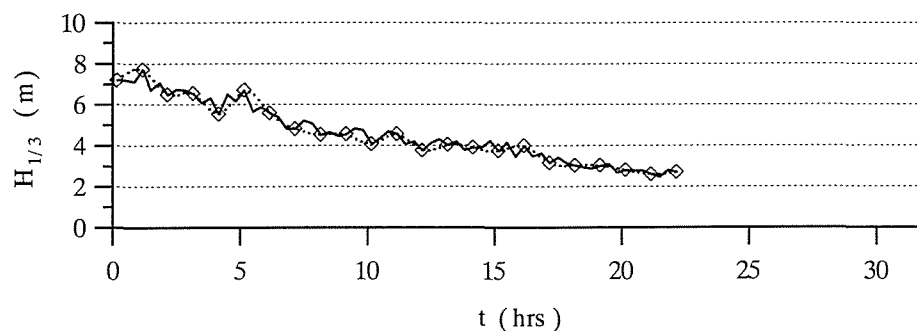


図-3.9 高波浪時のスペクトル (D71217)
 (実線：観測データ，点線： JONSWAP ($\gamma=3.3$))



(a) D70831



(b) D71217



(c) D81214

図-3.10 有義波高のスプライン補間

レーションを行おうとする場合、実際の波浪場では時々刻々状態が変化していることを考えると、1時間あるいは2時間にわたって同じ有義波諸元を用いることは合理的でないと思われる。そこで、変化に対処することを目的に、有義波高・有義波周期のデータを補間して時間変化特性を考慮できるようにする。補間の方法にもいくつかあるが、ここでは3次スプライン関数による補間法を用いる。補間を行う場合でもデータの時間間隔は短い方が当然望ましいので、気象庁のデータを想定して1時間ごとの有義波高・有義波周期のデ

ータをスプライン補間する．ここでは，波の発達あるいは減衰過程を含むデータ（D70831, D71217, D81214）に対してスプライン補間を行う．図-3.10（a）から（c）に有義波高に対する結果を示す．図中の実線は連続観測データから求めた20分間ごとの有義波高で，図-3.5（a），（c）および（f）の実線と同じものである．マーカー（◇）は1番目の区間を始点にして1時間ごとの値を表しており，この点を通るようにスプライン関数を決める．決定されたスプライン関数によりマーカー間を3等分する点の値を求めると，20分ごとの有義波高が得られることになる．それらの点を結んだものが図中の点線である．実線と点線との一致度は，1時間ごとの点のとり方（始点をどこにするか）にもよるが，図-3.10に示す結果からは有義波高の変化をほぼ捉えていると考えられる．また，有義波周期に対するスプライン補間も同様の結果を得ていることから，以下ではスプライン補間法で求められる20分ごとの有義波諸元を用いて，水位変動の数値シミュレーションを行う．

（c）数値シミュレーション法

3.3.1（a）で決定されたスペクトル形状パラメータと，（b）の方法で与えられる20分ごとの有義波諸元を用いて，連続観測データに対応する水位変動の数値シミュレーションを行う．水位変動のシミュレーション法としては，2章で述べたのと同じ逆FFTによる成分波の線形重ね合わせを用いる．シミュレーションデータを連続観測データに対応させるため，サンプリング間隔および1区間（20分間）あたりの水位の計算点数を観測データに合わせる．すなわちサンプリング間隔 $\Delta t=1.0\text{s}$ ，水位の計算点数を1200とする．ただし，一般的なFFTではデータ数が 2^m に限定されるため， $m=11$ として2048点の水位を計算し，初めの1200個を1区間（20分間）分のシミュレーションデータとする．

3.3.2 解析対象とする波浪データ期間の設定

この章での目的は，高波浪が継続しているときの波高の出現特性を検討することである．したがって，1区間（20分間）だけのデータではなく，ある基準によって決定した期間全体を解析の対象とする．ここでは有義波高の基準値を設定し，これを超える期間として解析対象期間を定義する．有義波高の基準値についてはつぎのように考える．1つの高波浪継続期間における最大波高 $(H_{\max})_{\max}$ は，その期間中で最大の有義波高 $(H_{1/3})_{\max}$ となる区間（20分間）で現れるとは限らない．一例として，図-3.11にD80109における各区間の最大波高 H_{\max} と $H_{1/3}$ の変化を示す（ただし， $(H_{\max})_{\max}$ と $(H_{1/3})_{\max}$ の前後の区間を抜粋）．図中の実線（▲付）は各区間での H_{\max} ，点線（+付）は有義波高を表している．この章で用いている7つの連続観測データの場合， $(H_{\max})_{\max}$ が $(H_{1/3})_{\max}$ となる区

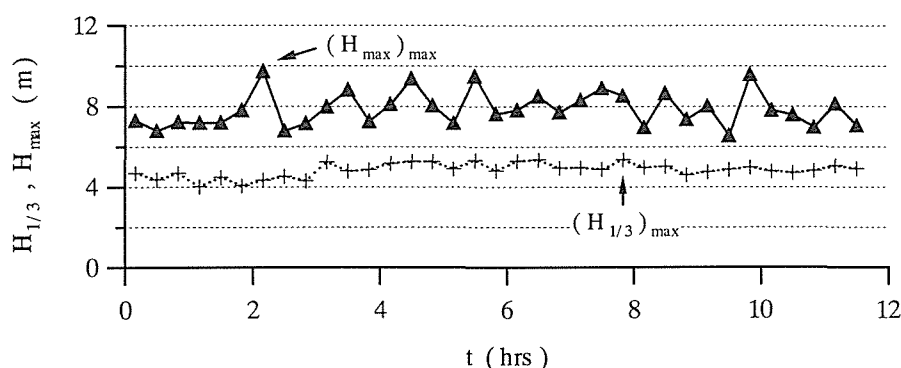


図-3.11 最大波高と有義波高の変化 (D80109)

表-3.2 解析対象とするデータの期間

データ	$(H_{1/3})_{\max}$ (m)	基準値 (m)	連続観測データ		スプライン補間データ	
			対象期間 (時刻)	時間	対象期間 (時刻)	時間
D70831	6.59	5.0	5:20~9:40	4時間20分	5:20~9:40	4時間20分
		5.5	6:00~9:20	3時間20分	6:00~9:20	3時間20分
		6.0	6:20~8:40	2時間20分	6:40~9:00	2時間20分
D71217	7.70	5.5	0:00~6:20	6時間20分	0:00~6:20	6時間20分
		6.0	0:00~5:20	5時間20分	0:00~6:00	6時間
		6.5	0:00~3:20	3時間20分	0:00~3:20	3時間20分
D81214	6.35	4.0	12:00~30:00	18時間	12:00~29:20	17時間20分
		5.0	14:40~28:20	13時間40分	15:00~28:20	13時間20分

間で発生しているのは1つ (D71217) だけである。他の6つのデータで $(H_{\max})_{\max}$ が出現した区間の $H_{1/3}$ と $(H_{1/3})_{\max}$ との比を求めたところ、0.81 から 0.97 の範囲にあった。もちろん、考慮すべき大きな波は $(H_{\max})_{\max}$ を与える波だけではないが、上述のことを踏まえて、有義波高の基準値の下限は $0.8 \times (H_{1/3})_{\max}$ を目安として設定する。ここでは、図-3.10 に示した3つのデータ (D70831, D71217 および D81214) を用いるが、D70831 に対しては $H_{1/3}=5.0, 5.5, 6.0$ (m), D71217 では $H_{1/3}=5.5, 6.0, 6.5$ (m), D81214 では $H_{1/3}=4.0, 5.0$ (m) を基準値とする。このうち D71217 の 5.5m と D81214 の 4.0m は $0.8 \times (H_{1/3})_{\max}$ を下回っているが、参考のために基準値に加える。これらの基準値により決定した解析対象期間を表-3.2 に示す。水位変動のシミュレーションは、この表のうち、‘スプライン補間データ’ に示した期間で 20 分間ごとの計算を行う。したがって、連続観測データと異なり各区間の継目で水位が不連続となるが、その影響はここでは考えない。以上の期間において水位変動のデータをゼロダウncロス法で解析し、各種代表波の波高および波高の相対度数を求める。ただし、シミュレーションデータは区間 (20 分間)

ごとにゼロダウクロス法で解析し、波高データを表-3.2 の期間についてまとめるという方法をとる。

3.3.3 波高の出現特性

水位変動の連続観測データとシミュレーションデータから、表-3.2 に示した期間における最大波高 H'_{\max} ($= (H_{\max})_{\max}$)、1/10 最大波高 $H'_{1/10}$ および有義波高 $H'_{1/3}$ の代表波高と、波高の相対度数分布を求めた。表-3.3 に各データでの解析対象期間ごとに代表波高を示す。この表の右端の欄は、表-3.2 の期間における有義波高 $H'_{1/3}$ と水位変動の rms 値 (η'_{rms}) との比を示しており、Rayleigh 分布から求められる値は 4.004 である。この表から、 H'_{\max} の差は大きいですが、 $H'_{1/10}$ 、 $H'_{1/3}$ および $H'_{1/3}/\eta'_{\text{rms}}$ は比較的良好に合っていることがわかる。つぎに、相対度数分布に対して Weibull 分布を当てはめることを考える。Weibull 分布は波浪統計においてもよく用いられる統計分布で、確率密度関数が次式のように与えられる。

$$f(x) = \begin{cases} \frac{\alpha}{\beta} (x - \delta)^{\alpha-1} \exp\left[-\frac{(x - \delta)^\alpha}{\beta}\right] & , x \geq \delta \\ 0 & , x \leq \delta \end{cases} \quad (3.8)$$

ここに、 α : 形状母数、 β : 尺度母数、 δ : 位置母数である。また、 $\alpha=2$ 、 $\beta=4/\pi$ 、 $\delta=0$ とすると、

$$f(x) = \frac{\pi}{2} x \exp\left(-\frac{\pi}{4} x^2\right) \quad (3.9)$$

となり、これは2章に示した Rayleigh 分布である。また、Weibull 分布の分布関数 $F(x)$ は次式で与えられる。

表-3.3 代表波高の比較

データ	基準値 (m)	H'_{\max} (m)		$H'_{1/10}$ (m)		$H'_{1/3}$ (m)		$H'_{1/3}/\eta'_{\text{rms}}$	
		meas.	sim.	meas.	sim.	meas.	sim.	meas.	sim.
D70831	5.0	10.86	11.83	7.32	7.48	5.91	5.96	3.763	3.797
	5.5	"	"	7.51	7.69	6.11	6.20	3.765	3.814
	6.0	"	"	7.73	7.85	6.29	6.42	3.760	3.827
D71217	5.5	14.73	12.63	8.20	8.16	6.57	6.53	3.807	3.786
	6.0	"	"	8.35	8.22	6.71	6.57	3.804	3.785
	6.5	"	"	8.60	8.61	6.98	6.87	3.815	3.788
D81214	4.0	11.13	10.55	6.65	6.49	5.32	5.14	3.748	3.781
	5.0	"	"	6.83	6.72	5.49	5.36	3.751	3.777

$$F(x) = 1 - \exp\left[-\frac{(x-\delta)^\alpha}{\beta}\right] \quad (3.10)$$

式 (3.10) で $\delta=0$ として変形すると,

$$\frac{1}{1-F(x)} = \exp\left(\frac{x^\alpha}{\beta}\right) \quad (3.11)$$

となる. この両辺の対数を 2 回とると,

$$\log \log \frac{1}{1-F(x)} = \alpha \log x - \log \beta \quad (3.12)$$

と書き直すことができる. さらに

$$Y = \log \log \frac{1}{1-F(x)}, \quad X = \log x, \quad -B = -\log \beta \quad (3.13)$$

とおけば, 式 (3.12) は以下のような直線の式となる.

$$Y = \alpha X - B \quad (3.14)$$

連続観測データとシミュレーションデータを解析して得られた波高の累積相対度数を, 式 (3.13) の $F(x)$ として Y の値を計算し, X に対してプロットしたのが図-3.12 である. この図には D81214 の基準値が 5.0m のケースに対する結果が示されている. ただし, 波高を区間 (20 分間) ごとの水位変動の rms 値 (η_{rms}) で無次元化している. 図中の \circ は連続観測データから得た値, \triangle はシミュレーションデータから得た値である. 両者ともプロットした点はほぼ直線上にあり, したがって波高の累積相対度数分布を Weibull 分布で表せることがわかる. そこでつぎに,

Weibull 分布の形状母数 α と尺度母数 β を推定することを考える. 母数を推定するには, 最小 2 乗法, 最尤法などを用いる方法があるが, ここでは変動係数に基づく推定法 (たとえば, 山内, 1972) を採用する. この方法は, 母変動係数が形状母数のみで表されることを利用するもので, 標本数 n が大きい場合

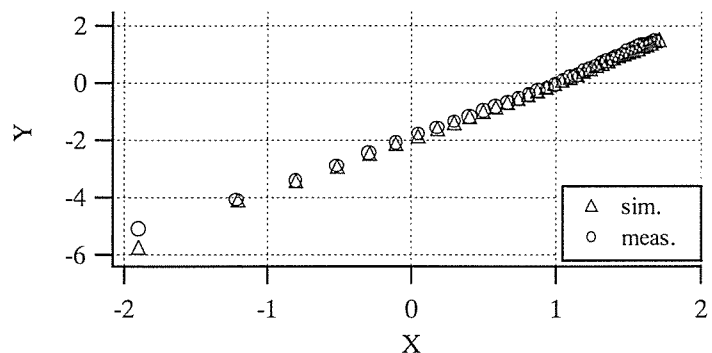


図-3.12 Weibull 確率紙へのプロット
(D81214, 基準値 5.0m)

に用いることができる。母変動係数と形状母数の関係は次式のようになる。

$$CV.(x) = \frac{\sqrt{\Gamma\left(\frac{2}{\alpha}+1\right) - \Gamma^2\left(\frac{1}{\alpha}+1\right)}}{\Gamma\left(\frac{1}{\alpha}+1\right)} \quad (3.15)$$

標本変動係数から α が求まれば、 β は式(3.16)を用いて推定される。

$$\beta = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^\alpha \quad (3.16)$$

波高のデータ数(標本数)は、最少でも820であることから、上記の母数推定法を用いることは可能であると思われる。区間(20分間)ごとの η_{rms} で無次元化した波高データに対して推定された母数を表-3.4に示す。形状母数は、連続観測データとシミュレーションデータのいずれのケースも2.0以上であり、D71217の2

表-3.4 Weibull分布の母数

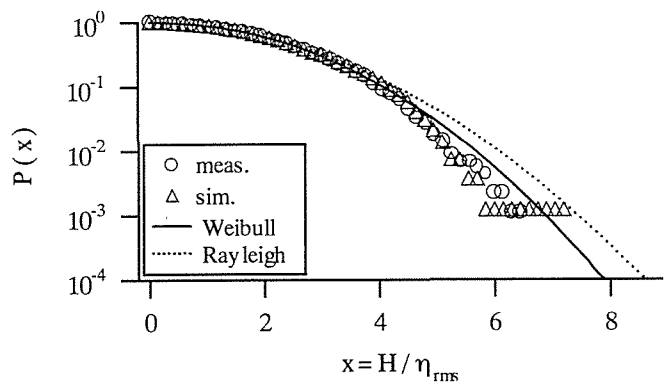
データ	基準値(m)	形状母数 α		尺度母数 β	
		meas.	sim.	meas.	sim.
D70831	5.0	2.067	2.101	7.751	8.193
	5.5	2.110	2.083	8.171	8.062
	6.0	2.077	2.099	7.812	8.270
D71217	5.5	2.018	2.130	7.360	8.514
	6.0	2.026	2.134	7.448	8.577
	6.5	2.077	2.093	8.042	8.155
D81214	4.0	2.056	2.069	7.545	7.849
	5.0	2.051	2.057	7.531	7.752

ケースを除いて、両者は近い値となっている。尺度母数は、値のばらつきが大きく連続観測とシミュレーションの値も合っているとはいえない。Forristall(1978)は、ハリケーンによる高波浪時のデータを解析して $\alpha=2.126$ 、 $\beta=8.42$ という値を報告しているが、形状母数に関しては概ねそれよりもRayleigh分布($\alpha=2.0$ 、 $\beta=8.0$)に近い値となっている。また、安田ら(1995a)は、本章で用いたのと同じデータを別の目的で解析し、定常とみなせる期間についていずれのデータでも $\alpha \approx 2.10$ となることを報告しているが、これに比べても小さな値が多い。つぎに、相対度数分布から超過確率を求め、表-3.4の母数のWeibull分布およびRayleigh分布との比較を行う。Weibull分布およびRayleigh分布の超過確率は、それぞれ以下の式で与えられる。

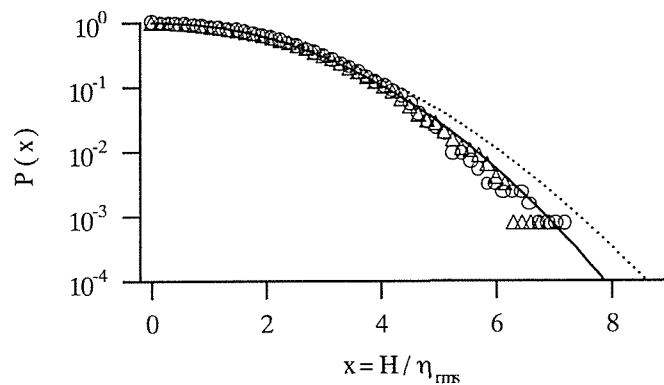
$$P_W(x) = 1 - F(x) = \exp\left(-\frac{x^\alpha}{\beta}\right) \quad (3.17)$$

$$P_R(x) = \exp\left(-\frac{x^2}{8}\right) \quad ; \quad x = H/\eta_{rms} \quad (3.18)$$

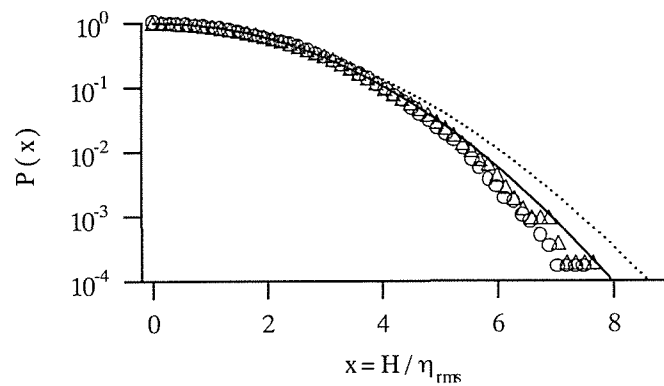
図-3.13 (a) から (c) に各データに対する結果を示す。(a) は D70831 の基準値 6.0m, (b) は D71217 の基準値 6.5m, (c) は D81214 の基準値 5.0m のケースである。図中の○は連続観測データから求めた超過確率, △はシミュレーションデータから求めた超過確率, 実線はシミュレーションデータに当てはめた Weibull 分布, 点線は Rayleigh 分布である。いずれのケースでも, 波高の小さい領域ではすべてのデータが重なっているが, $x > 4.5$ の領域では Rayleigh 分布が過大となっている。これは Forristall (1978) が示したのと同様の結果である。シミュレーションデータに当てはめた Weibull 分布は, 波高の超過確率によく適合しているが, (a) では $x > 5.0$, (c) では $x > 6.0$ の領域でわずかに過大となる傾向が見られる。また, 連続観測データとシミュレーションデータの超過確率は, どのケースでもよく一致している。これより, 数値シミュレーションのデータから得られる波高の出現特性は, 連続観測データのそれをほぼ再現していることがわかる。



(a) D70831



(b) D71217



(c) D81214

図-3.13 波高の超過確率

3. 4 波浪観測点のデータを用いた波高の出現特性の推定

本節では、3.3 に示した数値シミュレーションの手法を用いて、通常の波浪観測データから高波浪継続期間の波高の出現特性を推定する。波浪観測データとしては、気象庁による沿岸波浪観測データ（1997）を用いる。気象庁による沿岸波浪観測は国内 11 ヲ所で行われており、現在では1時間ごと 20 分間（正時前 25 分から正時前 5 分）の水位データより有義波、1/10 最大波および最大波の波高・周期を計算し、観測データとして記録している。観測センサーは超音波式波浪計で、いずれの地点も水深 50m 前後の海底に設置されている。データのサンプリング間隔は 0.25 秒もしくは 0.5 秒である。このデータのうち、ここでは日本海沿岸の 4 地点（松前、温海、経ヶ岬、鹿島）でのものを用いる。図-3.14 に観測地点の位置を示す。本節では、各地点の高波浪記録のうち、順位が上位であるデータを対象とする。入手したデータは、各地点の観測開始時から 1997 年 12 月 31 日までのものであるが、一部は 3 時間ごとの観測値であり、また毎時観測になった時期も地点によって異なる。毎時観測の記録で欠測やデータ異常などの問題のないもののうち、最も上位のデータを選択した結果を表-3.5 に示す。表中の順位は、各地点の全データ中の順位である。天気図（森田・森（1996）

から読み取った各期間の気象状況は以下のである。

- ・ 1995 年 11 月 7 日～10 日（松前、鹿島）：7 日から 8 日にかけて、低気圧が朝鮮半島付近から北東へ進みながら猛烈に発達（最低気圧 948hPa）。9 日はサハリン付近に停滞し、10 日にかけて衰えながらカムチャッカ半島南岸へ移動。
- ・ 1994 年 2 月 21 日～25 日（温海）：21 日から 22 日にかけて、低気圧が本州（東海地方）から北海道の太平洋岸を猛烈に発達しながら移動（最低気圧 954hPa）。23 日には根室半島沖で勢力を弱め、その後 25 日

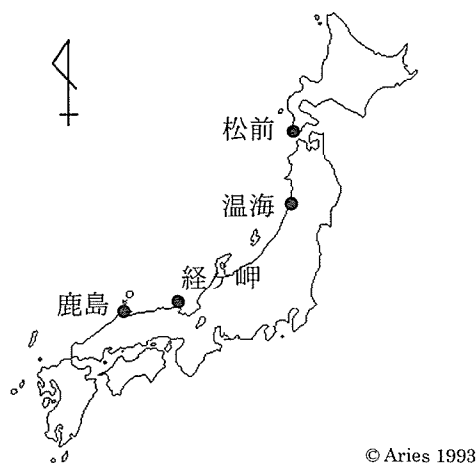
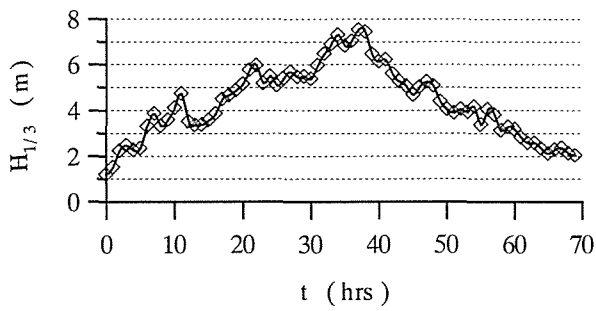


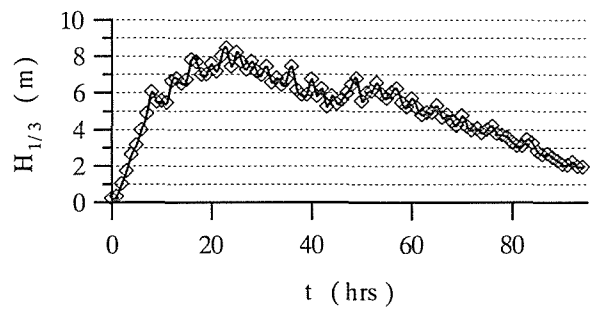
図-3.14 観測地点の位置

表-3.5 選択したデータの概要

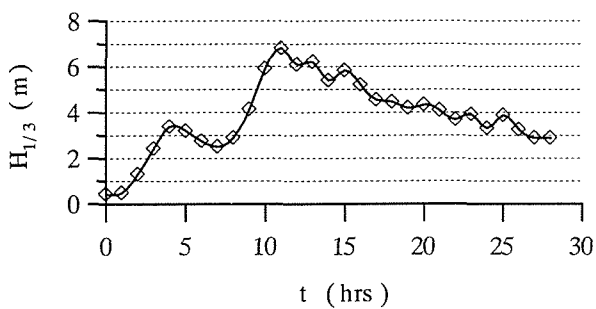
観測点	データの期間	(H _{1/3}) _{max} (m)	順位
松前	1995. 11. 7. 22" ~ 11. 10. 19"	7. 53	2
温海	1994. 2. 21. 17" ~ 2. 25. 15"	8. 46	1
経ヶ岬	1990. 12. 11. 12" ~ 12. 12. 16"	6. 81	5
鹿島	1995. 11. 7. 19" ~ 11. 9. 12"	6. 20	4



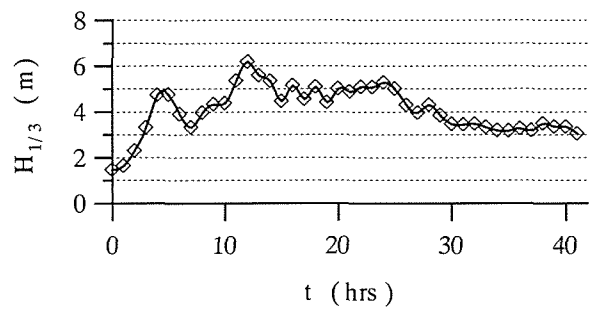
(a) 松前 ('95.11)



(b) 温海 ('94.2)



(c) 経ヶ岬 ('90.12)



(d) 鹿島 ('95.11)

図-3.15 有義波高データ

にかけては大陸から高気圧が張り出し冬型気圧配置となる。

- ・1990年12月11日～12日(経ヶ岬):低気圧が発達しながら日本海中央部および本州(関東地方北部)を横断し、本州東海上へ移動(最低気圧984hPa)。

この期間の有義波高・有義波周期の観測データに対してスプライン補間を行い、20分間ごとの値を求める。図-3.15(a)から(d)に有義波高の観測データ(◇)とスプライン補間の結果(実線)を示す。高波浪期間における有義波高の最大値($H_{1/3} \text{max}$)の80%を目安に有義波高の基準値を設定して、水位変動の数値シミュレーションを行う期間を決める。

表-3.6に対象となる期間を示す。シミュレーションにおいては、サンプリング間隔 Δt を観測に合わせて0.5秒とし、逆FFT法により $2^{12}=4096$ 点の水位を求め、初めの2400点を1区間(20分間)

表-3.6 シミュレーションの対象期間

観測点	基準値(m)	対象期間(月.日 時)	時間
松前	6.0	11. 9 5:00～ 9 15:40	10時間40分
	6.5	11. 9 6:00～ 9 13:20	7時間20分
温海	7.0	2. 22 8:20～ 23 0:40	16時間20分
経ヶ岬	5.5	12. 11 21:40～ 12 4:00	6時間20分
	6.0	12. 11 22:00～ 12 1:40	3時間40分
鹿島	5.0	11. 8 5:40～ 8 9:40	4時間

表-3.7 代表波高および Weibull 分布の母数

観測地	基準値 (m)	H'_{\max} (m)		$H'_{1/3}$ (m)		$H'_{\max} / (H'_{1/3})_{\max}$	形状母数 α	尺度母数 β
		meas.	sim.	meas.	sim.			
松前	6.0	14.55	15.02	6.75	6.78	1.995	2.009	7.515
	6.5	"	"	7.00	7.02	"	1.992	7.345
温海	7.0	14.40	15.86	7.54	7.51	1.875	2.033	7.675
経ヶ岬	5.5	12.20	11.99	6.06	5.94	1.761	2.007	7.448
	6.0	"	"	6.27	6.23	"	2.000	7.272
鹿島	5.0	10.66	10.68	5.62	5.58	1.723	2.102	8.396

のシミュレーションデータとする。3.3.2 で述べたようなデータ解析を行い、代表波高および波高の相対度数分布を求める。ただし、相対度数分布を求める際には、波高を各期間（20 分間）の η_{rms} で無次元化している。表-3.7 に各期間における最大波高 H'_{\max} 、有義波高 $H'_{1/3}$ と、相対度数分布に当てはめた Weibull 分布の形状母数および尺度母数を示す。 H'_{\max} の 'meas.' は、表-3.6 の各期間において観測（1 時間ごと 20 分間の）で得られた最大波高（ $(H_{\max})_{\max}$ ）であり、 $H'_{1/3}$ の 'meas.' は、各期間での有義波高観測値の平均値である。また、7 列目の $H'_{\max} / (H'_{1/3})_{\max}$ は、シミュレーションデータの H'_{\max} と、観測データの有義波高の最大値（表-3.5 参照）との比を表している。この表より、松前と温海のケースではシミュレーションによる H'_{\max} が観測値を大きく上回っていることがわかる。しかし、各期間で観測された有義波高の最大値との比（7 列目）は 1.7 から 2.0 の間であり、1 時間ごと（20 分間）の観測で得られた有義波高の最大値（ $(H'_{1/3})_{\max}$ ）の 2 倍を超える波高は出現していない。構造物に対する設計波の決定には $H_{\max} = (1.6 \sim 2.0) H_{1/3}$ という関係式（たとえば、合田，1990）が用いられるが、上記の結果もこの範囲内にある。また、当てはめた Weibull 分布の形状母数は、表-3.4 の結果とは異なり 2.0 に近い値となるケースが多い。尺度母数については、ばらつきが大きいのは表-3.4 と同じであるが、鹿島を除いて 8.0 を下回っている。図-3.16 (a) から (d) に、シミュレーションデータから求めた超過確率と、表-3.7 の母数の Weibull 分布（式 (3.17)）および Rayleigh 分布（式 (3.18)）との比較を示す。△はシミュレーションデータ、実線は Weibull 分布、点線は Rayleigh 分布である。どのケースでも当てはめた Weibull 分布はシミュレーションデータとよく合っている。ただし、鹿島の結果は図-3.13 で見られたのと同様に、 $4.5 < x < 6.5$ の領域で Weibull 分布をわずかに下回っている。また、松前では波高の大きな領域で、Weibull 分布と Rayleigh 分布の両方を上回る出現確率の波が存在する。安田ら（1993, 1994, 1995a,b）は、このような波を freak wave と呼んでおり、観測データに基づいて検討を行っている。しかし上述のように、 $(H'_{1/3})_{\max}$ の 2 倍以上の波高とはなっておらず、

従来の設計波の基準を超えるものではない。

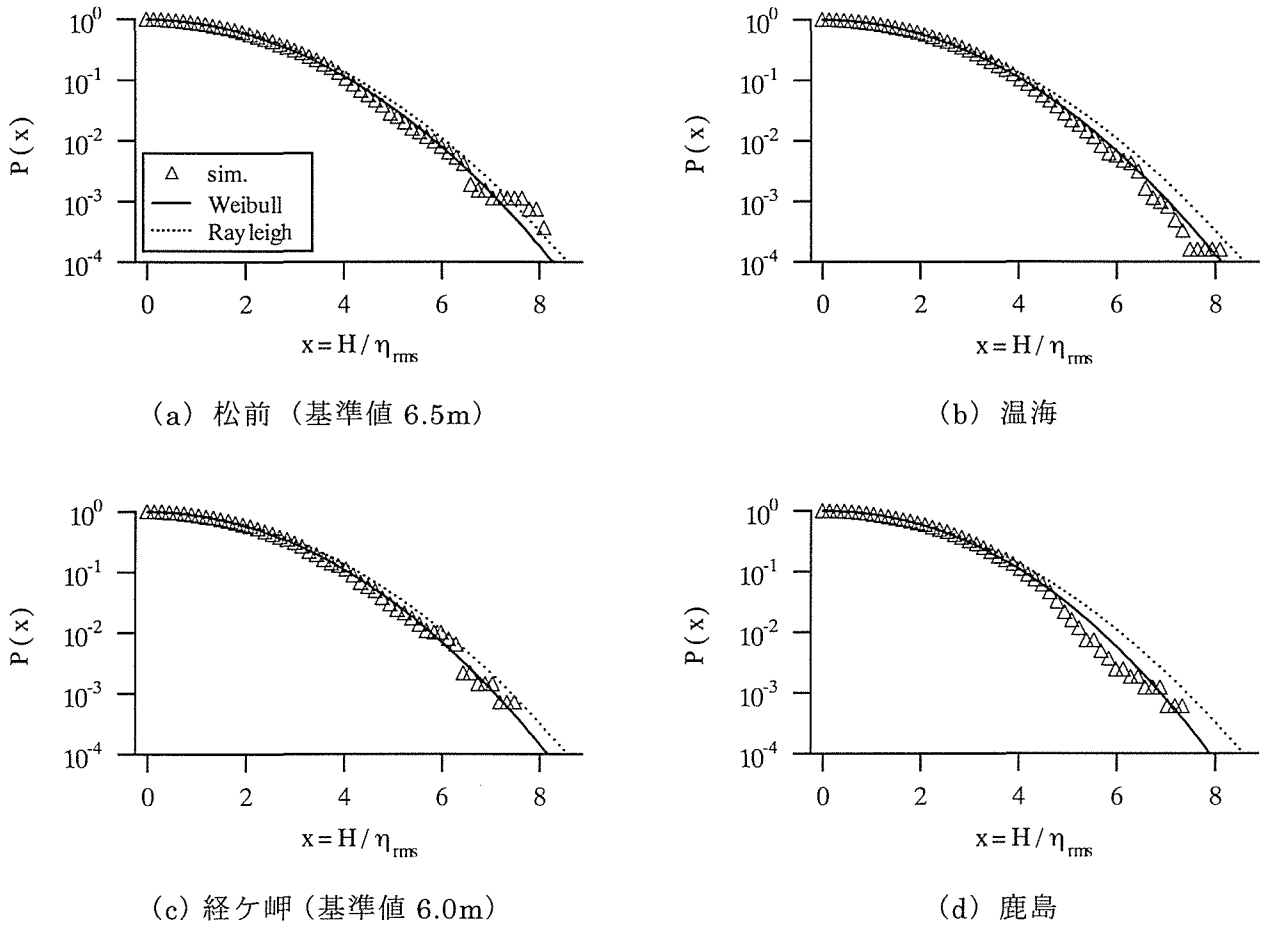


図-3.16 波高の超過確率

3. 5 結語

本章では、高波浪時における波高の出現特性について検討を行った。そのために、まず日本海において観測された高波浪時の水位変動の連続データを入手し、その解析を行った。さらに、あまり多くはない連続観測データを補うことを目的に、有義波諸元と水位変動のスペクトルに基づいて水位変動の数値シミュレーションを行い、そのデータを用いて波高の出現特性を推定することの可能性についても検討した。また、通常の波浪観測で得られた高波浪時の有義波諸元を用いてシミュレーションを行い、その期間における波高の出現特性の推定を行った。本章で得られた結果をまとめると以下のようなものである。

- 1) 水位変動の連続観測データを 20 分間の区間に分割し、波別解析とスペクトル解析を行った。スペクトル解析の結果として、ここで用いたデータに対しては JONSWAP ス

- ベクトルがよく適合し、さらに、形状パラメータ γ を2.0とすればよいことを確認した。
- 2) 有義波高に対して基準値を設定して、その値を超える期間を解析対象とし、連続観測データから代表波高および波高の相対度数分布を求めた。相対度数分布に対して Weibull 分布を当てはめたところ、8 ケースすべてで形状母数が 2.0 以上 (2.018~2.110) となった。
 - 3) 水位変動の数値シミュレーションデータの有効性を検討するために、連続観測データから1時間ごとの有義波諸元を抽出し、これをスプライン補間して求めた20分ごとの有義波諸元と、JONSWAP スペクトル ($\gamma=2.0$) を用いてシミュレーションを行った。このデータから求めた代表波高は、最大波高を除いて連続観測データから求めたものとほぼ一致した。相対度数分布に対して当てはめた Weibull 分布の形状母数は、8 ケースすべてで 2.0 以上 (2.057~2.134) であり、2 ケースを除いて連続観測データに対する値に近い値となった。また、波高の超過確率も連続観測データとよく一致しており、これらのことより数値シミュレーションデータから得られる波高の出現特性は、連続観測データのそれをほぼ再現していると考えられる。さらに、当てはめた Weibull 分布は、超過確率において波高の大きな領域でわずかに過大となるものの、データとよく適合することを確認した。Rayleigh 分布はすべてのケースで、波高の大きな領域に対して過大であった。
 - 4) 日本海沿岸の波浪観測地点 (松前, 温海, 経ヶ岬, 鹿島の4地点) で得られた高波浪時の有義波データ (1時間ごと) と JONSWAP スペクトル ($\gamma=2.0$) を用いて水位変動の数値シミュレーションを行った。波高の相対度数分布に対して当てはめた Weibull 分布の形状母数は、6 ケース中5ケースで 2.0 以上であり、Weibull 分布の適合性は良好であった。また、シミュレーションデータによる最大波高が、観測データ (1時間ごと) による最大波高を大きく上回るケースがあること、波高の大きな領域において、当てはめた Weibull 分布と Rayleigh 分布の出現確率を上回る波が存在する場合のあることが示された。ただし、シミュレーションによる最大波高と、観測データの有義波高の最大値 ($(H_{1/3})_{\max}$) との比は 1.7 から 2.0 の間であり、構造物に対する設計波の基準として用いられる最大波高と有義波高との関係式の範囲内にある。

参考文献

- 合田良實（1990）：港湾構造物の耐波設計，鹿島出版会，333 p.
- 森田正光・森 朗（1996）：10年天気図，小学館，479 p.
- 安田孝志・森 信人・吉元博文（1993）：山形県由良沖の3測点同時波形データに基づく Freak wave の特性，海岸工学論文集，第40巻，pp. 91-95.
- 安田孝志・森 信人・中山晋一・赤羽 透・吉元博文（1994）：日本海における巨大 Freak wave 出現時の気象・海象特性とその発生原因，海岸工学論文集，第41巻，pp. 36-40.
- 安田孝志・中山晋一・宮田達磨（1995a）：巨大 Freak wave を含む観測波の母集団分布特性とその発生機構について，海岸工学論文集，第42巻，pp. 256-260.
- 安田孝志・中山晋一・吉元博文（1995b）：冬期季節風下の巨大 Freak wave の時間・空間波形特性，海岸工学論文集，第42巻，pp. 251-255.
- 山内二郎 編（1972）：統計数値表，日本規格協会，729 p.
- 吉元博文・安藤定雄・小林健太郎（1990）：浮遊式海洋構造物の実海域実験 その3. 実験海域の波方向スペクトルについて，日本造船学会論文集，第168号，pp. 253-260.
- 吉元博文・加藤俊司（1992）：浮遊式海洋構造物の実海域実験 VII. 設計値と実測値，船舶技術研究所報告別冊，pp. 109-140.
- Forristall, G. Z. (1978) : On the statistical distribution of wave heights in a storm, *Journal of Geophysical Research*, Vol. 83, No. C5, pp. 2353-2358.
- 気象庁監修／（財）気象業務支援センター発行（1997）：沿岸波浪観測データ（1997年版）
CD-ROM

第4章 カオス理論に基づく波浪予測

4.1 概説

1章で述べたように、従来の波浪予測法はエネルギー平衡方程式に基づく決定論的手法と、重回帰モデルなどの統計的手法とに大別できる。それぞれに対して問題点が指摘されているが、両者に共通するものとして利用の簡便性の問題が挙げられる。本章では、この問題を解決するための方法として、入力となる時系列データのカオス性に基づく予測法に着目する。この方法において予測を行う具体的な手順は統計的手法に近いものであるが、広い意味で決定論的な手法の範疇に入る。この方法では第1に、時系列データがカオス性を有するならば、その時系列は決定論的な非線形力学系から生じたものであると考える。第2に、その力学系の状態変化を支配する法則（ダイナミクス）を時系列データから逆に推定し、予測を行う。カオスの特徴の一つとして、「遠い将来における状態が全く予測できない」ことが挙げられるが、「ある臨界時間」までは現在の状態に依存した決定論的因果性が残っているため、予測の成り立つ可能性があると考えられる。この方法を時系列予測に用いるには、当然のことながら観測された時系列データのカオス性を判定する必要がある。このためのデータの解析法としていくつかの方法が提案されているが、現在のところ決定的なものはない。したがって、1つの方法でカオス性の判定を行うのではなく、いくつかの解析法による結果で判断する必要がある。時系列データがカオス性をもつと判定されれば、カオス理論に基づく時系列予測法（決定論的非線形予測法）を適用することができる。次節では時系列データのカオス性を調べるための方法と、それによる有義波高データの解析結果について述べる。4.3ではカオス理論に基づく時系列予測法として局所ファジィ再構成法（五百旗頭ら、1994,1995）を取り上げ、有義波高予測への適用性を検討する。

4.2 有義波高データのカオス性の検討

4.2.1 時間遅れ座標による軌道の再構成

ここでは、本章を通して基本となるデータの処理法について述べる。

まず、 n 次元力学系の任意の時刻における状態は、 n 個の状態変数によって記述することができる。この n 個の状態変数をすべての時刻において n 次元空間内にプロットできれば、力学系の状態がどのように変化していくのかがわかることになる。 n 次元空間内にプロットした点をつなげたものを軌道と呼び、この軌道が一定の空間内に閉じこめられているとき、アトラクタが存在するという。力学系の状態によってアトラクタは点、閉曲線、閉曲面などの形態をとるが、カオスの状態ではそのいずれでもない奇妙な形となり、スト

レンジアトラクタと呼ばれる。このとき、軌道は自己相似構造をもつ（フラクタルである）ことが特徴である。ここで、ストレンジアトラクタとしてよく知られている Lorenz アトラクタ（たとえば、合原一幸，1994）を例に挙げる。Lorenz アトラクタは、以下に示す連立常微分方程式の解の軌道である。

$$\frac{dx}{dt} = \sigma y - \sigma x \quad (4.1)$$

$$\frac{dy}{dt} = -xz + rx - y \quad (4.2)$$

$$\frac{dz}{dt} = xy - bz \quad (4.3)$$

ここに、 x, y, z は系の状態変数、 σ, r, b は定数、 t は連続な時間である。この方程式は対流現象をモデル化したもので、Lorenz 方程式と呼ばれている。実際にはこの方程式を数値的に解くことになるが、ここでは $\Delta t = 0.005$ として Runge-Kutta 法によって計算を行う。また、 (x, y, z) の初期値は $(0.05, 0, 0)$ 、定数の値を ($\sigma = 10, r = 28, b = 8/3$) とする。図-4.1 に、Lorenz 方程式の変数 x, y, z の解を示す。Lorenz 方程式の場合、連続的でありかつ不規則な挙動を示していることがこの図から分かる。図-4.2 は、図-4.1 に示した解を 3次元空間にプロットして直線で結んだものであり、これが Lorenz アトラクタとよばれるものである。このようなストレンジアトラクタの軌道はある決まった範囲内を永久に

動き続けるが、二度と同じところを通過することはない。ここに示した Lorenz アトラクタは、系の状態変数のすべてを用いて表した例である。これに対して、実験や観測によっ

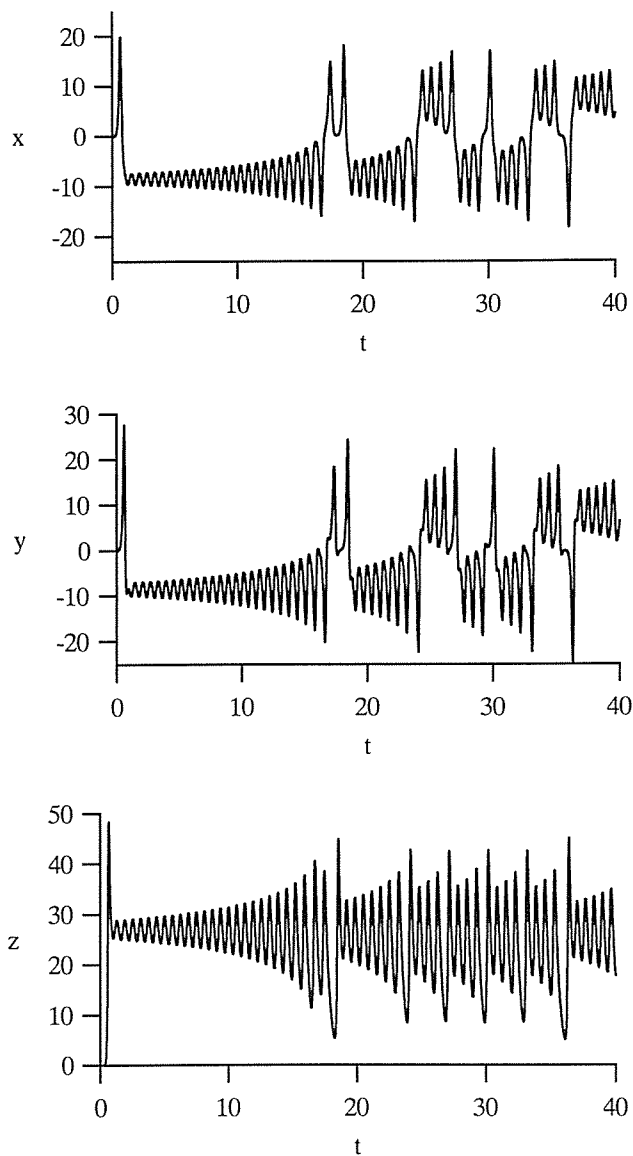


図-4.1 Lorenz 方程式の解

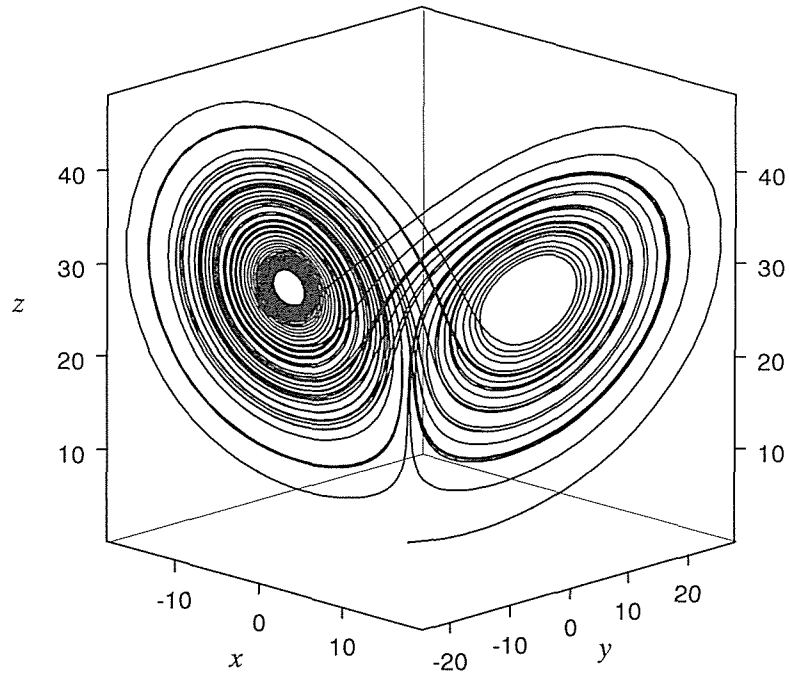


図-4.2 Lorenz アトラクタ

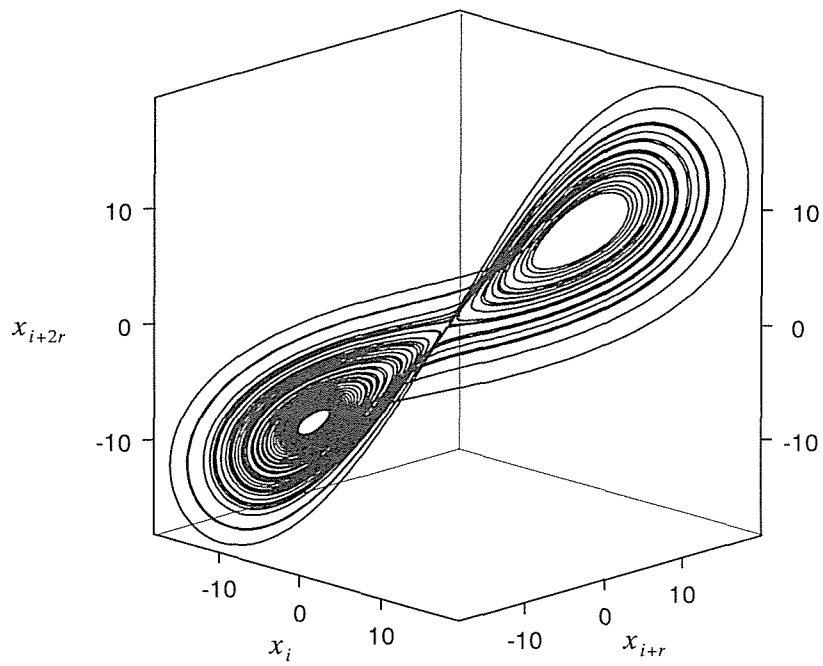


図-4.3 x の解から再構成した Lorenz アトラクタ

て得られた時系列データは、 (x_1, x_2, \dots, x_t) と表される 1 個の状態変数のデータである。この時系列を発生させた力学系が n 次元であるとすれば、もとの n 次元空間における力学系の軌道と等価な軌道を再構成する必要がある。このために時系列データから一定の時間遅れごとの差分を用いて軌道を再構成する手法が用いられる。具体的には、時系列データ $\{x_t\}$ からつぎのような m 次元ベクトルを作成する。

$$\begin{aligned} X_1 &= (x_1, x_{1+r}, \dots, x_{1+(m-1)r}) \\ X_2 &= (x_2, x_{2+r}, \dots, x_{2+(m-1)r}) \\ &\vdots \\ X_t &= (x_t, x_{t+r}, \dots, x_{t+(m-1)r}) \end{aligned} \quad (4.4)$$

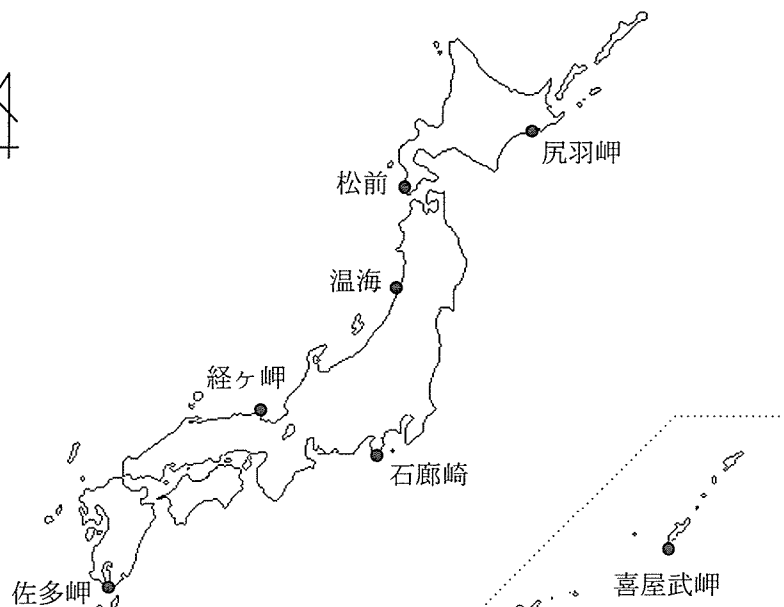
ここに、 r ：時間遅れの大きさ、 m ：軌道再構成を行う空間の次元である。これらのベクトルは m 次元空間内の点を表し、その点を結ぶことにより軌道が再構成される。このように軌道を再構成する空間を状態空間という。このとき m が $2n+1$ 以上であれば、再構成された軌道はもとの軌道の埋め込みであること、つまり、もとのアトラクタの構造が保存されることが Takens (1981) により証明されている。ここで、Lorenz 方程式の解のうち、 x の時系列データ (図-4.1 参照) を用いてアトラクタを再構成する。Takens に従えば、埋め込みが成立するには 7 次元の状態空間を必要とすることになるが、ここでは視覚的にアトラクタの再構成を捉えるために、3 次元状態空間にアトラクタを再構成する。まず、式 (4.4) において、 $r=10$ 、 $m=3$ として x の時系列からベクトル $X_i = (x_i, x_{i+r}, x_{i+2r})$ ($i=1, 2, \dots$) を作る。この点をプロットし線をつなぐと図-4.3 のようにアトラクタが再構成される。図-4.2 との比較により、再構成されたアトラクタがもとのアトラクタの構造を保存していることがわかる。このように再構成される軌道の特性を調べることにより、もとの時系列のカオス性を判定することが考えられる。すなわち、時系列がカオスであれば、ある条件下で再構成された軌道はストレンジアトラクタの特性を有する。その幾何学的特性は自己相似構造をもつ (フラクタルである) ことであり、力学的特性は軌道不安定性を示すことである。したがって、再構成した軌道の幾何学的特性と力学的特性により、時系列データのカオス性に関する情報を得ることができる。再構成軌道の幾何学的特性については 4.2.2 で、力学的特性については 4.2.3 で述べる。4.2.4 では力学的特性を評価する別の方法について、4.2.5 では 4.2.2 から 4.2.4 の方法で得られる結果の統計的解析法について論じる。このように、時系列データのカオス性について検討する際には、軌道の再構成というデータ処理が基本となる。上述のように軌道の再構成は式 (4.4) によって行うが、この式中の時間遅れ r の決定が重要となる。 r の決定においては、以下のことを考慮する

必要がある（たとえば，長島・馬場，1992）。

- ・ r が小さすぎると，独立な成分が小さく軌道が直線状となり，アトラクタの特徴の判定が難しくなる
- ・ r が大きすぎると，カオスに特有の軌道不安定性のためにノイズが拡大されて，誤差が多く取り込まれる

また， r の決定法としては，①観測された時系列データの平均周期の数分の1とする，②時系列データの自己相関関数が最初にゼロとなる時間，または最初に極小値をとる時間とする，などが挙げられる（たとえば，合原一幸，1993）。

先に述べたように，本節では有義波高の時系列データを解析の対象とする．ここで使用するのは気象庁沿岸波浪観測データ（1997）で，このうち，尻羽岬（1991年1月～1997年12月），松前（1993年1月～1997年12月），温海（1990年10月～1994年12月），石廊崎（1993年7月～1997年12月），経ヶ岬（1988年8月～1990年12月），佐多岬（1995年1月～1997年12月），喜屋武岬（1991年10月～1994年12月）の有義波高データである．図-4.4に波浪観測点の位置を示す．このデータは1時間毎に観測された20分間の水位変動（サンプリング間隔は0.25秒または0.5秒）から求められたものである．上記の期間のデータ取得率は尻羽岬99.8%，松前99.8%，温海99.3%，石廊崎99.8%，経ヶ岬99.3%，佐多岬99.5%，喜屋武岬99.8%である．なお，上記のデータには欠測期間がある



© Aries 1993

図-4.4 波浪観測点の位置

が、解析への影響を小さくするために連続6回以下の欠測に対しては線形補間を行い、それ以上の欠測は観測波高をゼロとした。本節での解析に用いるデータについては、このうち欠測が少なくかつ観測年ができるだけ新しいもので、また各地点のデータ数ができるだけ同じになるように配慮し、尻羽岬；1995年1月～1997年12月、松前；1995年1月～1997年12月、温海；1990年10月～1992年12月、石廊崎；1995年1月～1997年12月、経ヶ岬；1988年8月～1990年12月、佐多岬；1995年1月～1997年12月、喜屋武岬；1992年1月～1994年12月とした。温海の2年3カ月分（データ数19752個）、経ヶ岬の2年5カ月分（21192個）の2つを除くと、他の観測地点でのデータは3年分（26304個）である。

4.2.2 再構成軌道の幾何学的特性

4.2.1でも述べたように、時系列データのカオス性を判定する方法の1つとして、再構成軌道の幾何学的特性を調べる方法が提案されている。これは、再構成軌道が自己相似構造をもつ、すなわちフラクタルであるならば、もとの時系列データはカオス性をもつとするものである。Grassberger and Procaccia (1983)は相関積分を求めて、再構成軌道の構造を調べる手法を示した。時系列データから再構成された軌道上の一点を X_i とすると、相関積分は次式のように定義される。

$$C^m(\varepsilon) = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N H(\varepsilon - |X_i - X_j|) \quad (4.5)$$

ここに、 $H(t)$ は Heaviside 関数であり、次式で表される。

$$H(t) = \begin{cases} 1 & (t \geq 0) \\ 0 & (t < 0) \end{cases} \quad (4.6)$$

また、 $|X_i - X_j|$ はベクトル X_i, X_j 間の距離を表し、ユークリッド距離あるいは絶対値距離が用いられる。状態空間内の2つのベクトルを $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$, $X_j = (x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jm})$ とすると、

$$|X_i - X_j| = \sqrt{\sum_{k=1}^m (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (4.7)$$

あるいは

$$|X_i - X_j| = \sum_{k=1}^m |x_{ik} - x_{jk}| \quad (4.8)$$

であるが、ここでは式(4.8)を用いる。この相関積分の具体的な計算手順は以下のようで

ある.

- 1) m 次元空間において, 再構成された軌道の一点 X_i ($i=1,2,\dots,N$) を考える
- 2) 残りの $(N-1)$ 点に対して, X_i を中心とした半径 ε の m 次元超球内に入る点 X_j ($j=1,2,\dots,N: i \neq j$) の個数をカウントする
- 3) 1), 2) の手順を軌道上のすべての点について繰り返す

この相関積分の値が m 次元超球の半径 ε の適当な領域で,

$$C^m(\varepsilon) \propto \varepsilon^{\nu(m)} \quad (4.9)$$

と表し得るとき, $\nu(m)$ は相関指数とよばれる. 式 (4.9) の両辺の対数をとると,

$$\log C^m(\varepsilon) \propto \nu(m) \log \varepsilon \quad (4.10)$$

となり, 軌道を $\varepsilon_1 \leq \varepsilon \leq \varepsilon_2$ で観測したとき式 (4.10) が成立すれば, 再構成した軌道はこの範囲で自己相似性をもつと考えられる. この場合, $\nu(m)$ は横軸に $\log \varepsilon$, 縦軸に $\log C^m(\varepsilon)$ をとってプロットしたグラフにおける直線部分の傾きで与えられる. 軌道を再構成する空間の次元 m を上げながら $\nu(m)$ を計算したとき, 実際の力学系の次元よりも m の値が小さければ軌道はその状態空間をほぼ埋め尽くすと考えられ, $\nu(m)$ は m にほぼ等しくなる. m が増加するにつれ $\nu(m)$ がある値 D_0 に漸近すれば, その値が相関次元となる. 相関次元はフラクタル次元を表すものの一つで, 再構成された軌道がある一定の相関次元をもつならば, 軌道を構成するもとの時系列データはカオスである可能性を有すると判定される. すなわち, もとの時系列データは決定論的非線形力学系から生じたものであり, その力学系の次元は D_0 以上であると推定される. この方法を用いて時系列データを解析する場合, まず時間遅れの大きさ r を決定する必要がある. 先に述べたように, r の決定法の一つとして, 時系列データの自己相関関数が最初にゼロとなる時間, または最初に極小値をとる時間が提案されている. 図-4.5 に各地点での有義波高の自己相関係数 (自己相関関数を 2 乗平均で正規化したもの) を示す. 自己相関係数の値が最初に極小値をとる時間を調べたところ, 尻羽岬 87 時間, 松前 91 時間, 温海 175 時間, 石廊崎 57 時間, 経ヶ岬 62 時間, 佐多岬 143 時間, 喜屋武岬 166 時間となり, 値はまちまちである. また大きな値 (4 日から 1 週間程度) をとる地点が少なくないこと, 予備的な検討で r を 100 時間程度にしても, それより小さな r の場合と相関積分の結果に差が見られなかったことから, この方法による r の値の決定は行わない. ここでは, r の値を 10, 20, 30, 40, 50 時間の 5 通りとし, また m の値を 5, 6, 7, 8, 9, 10, 12, 14, 16, 18, 20, 22, 24, 26, 28, 30, 35 の 17 通りとして再構成された軌道について相関積分を計算した. 図-4.6 (a) から (g) は, 相関積分の結果として $\log_2 \varepsilon$ と $\log_2 C^m(\varepsilon)$ との関係を示したグラフの一例である. グラフの直線部分 ($-10 \leq \log_2 C^m(\varepsilon)$

≤ -4 の辺り) の傾きから相関指数を求め、 m との関係を示したのが図-4.7 (a) から (g) である。各地点とも $r=10$ の場合に相関指数の収束傾向が見られ、その他の r の場合でも収束が見られる箇所があるが、いずれの地点のデータについてもカオス性は明確でない。

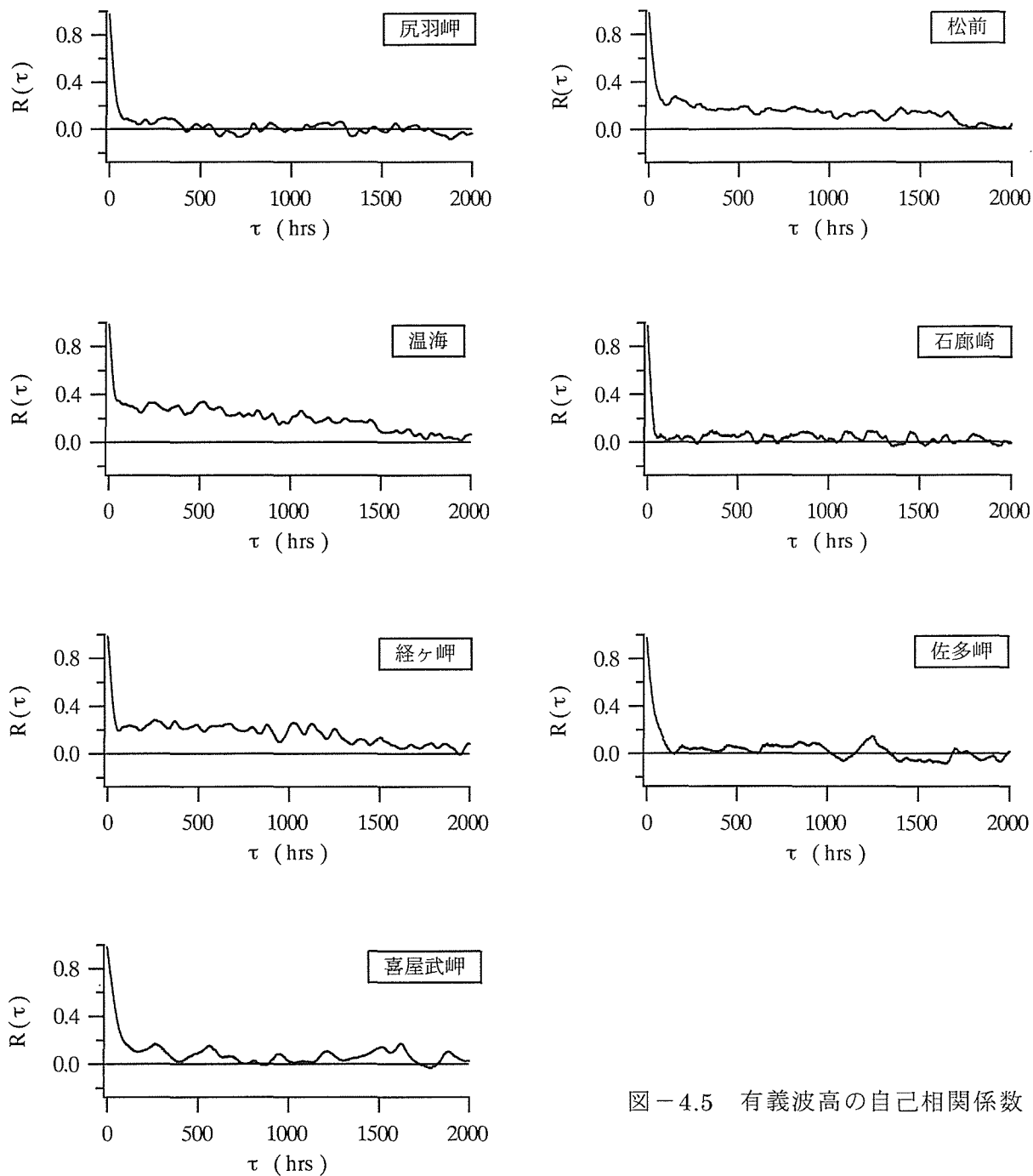
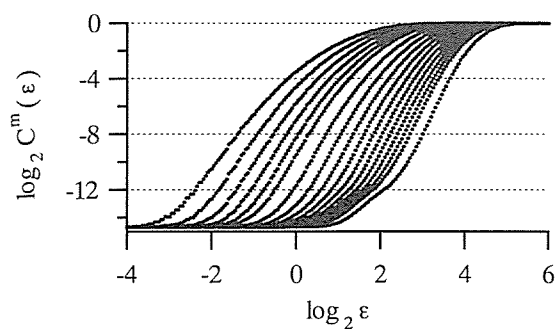
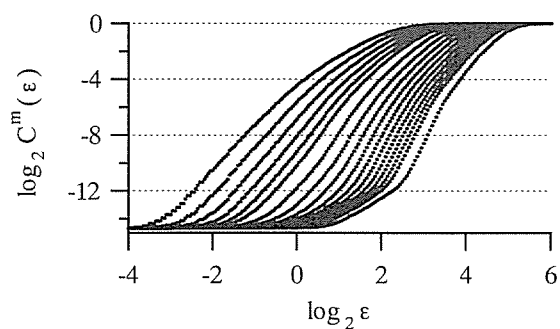


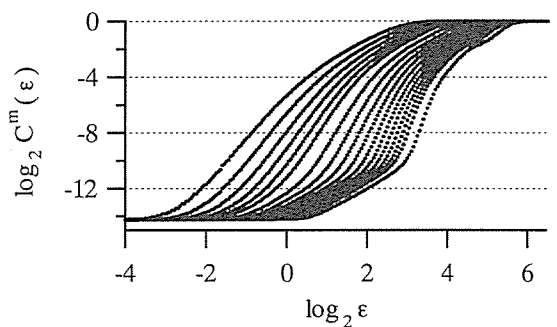
図-4.5 有義波高の自己相関係数



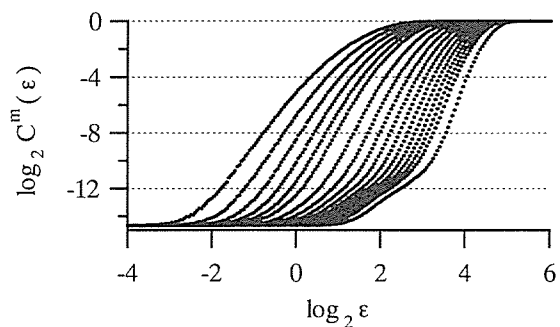
(a) 尻羽岬 ($r=10$)



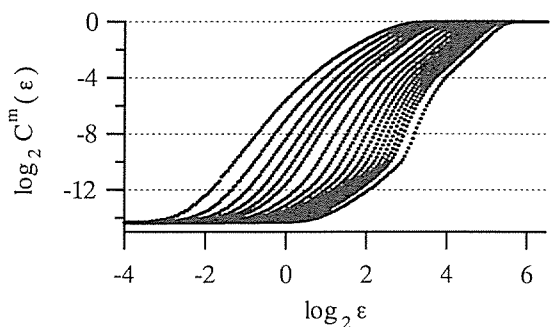
(b) 松前 ($r=20$)



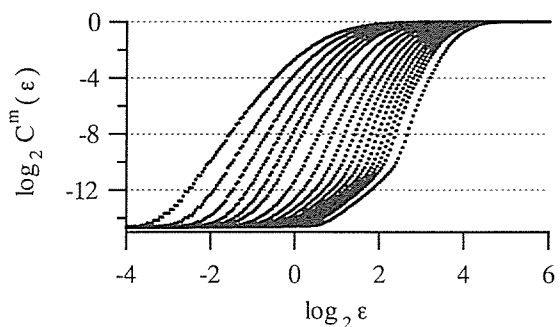
(c) 温海 ($r=30$)



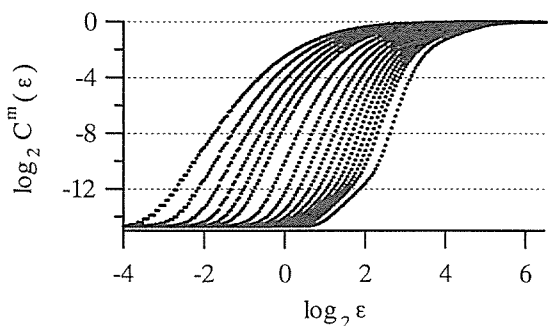
(d) 石廊崎 ($r=20$)



(e) 経ヶ岬 ($r=30$)

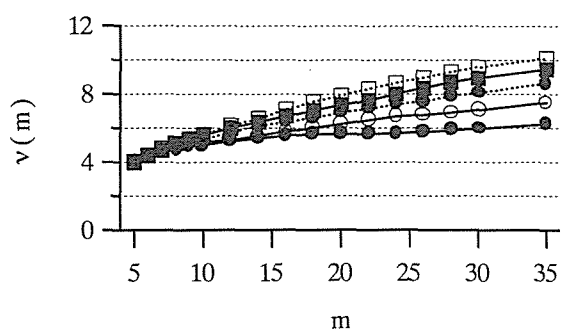


(f) 佐多岬 ($r=50$)

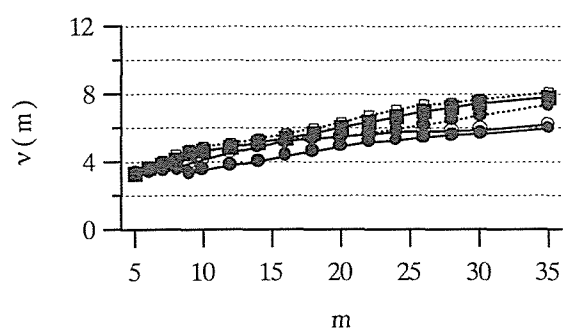


(g) 喜屋武岬 ($r=10$)

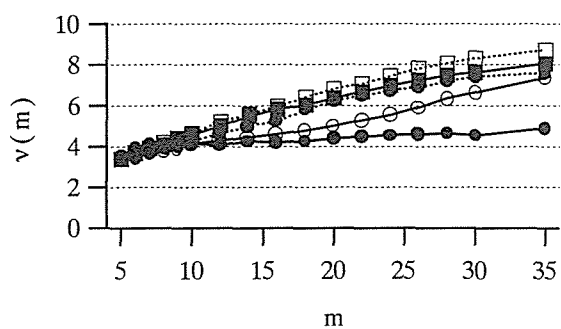
図-4.6 相関積分の結果



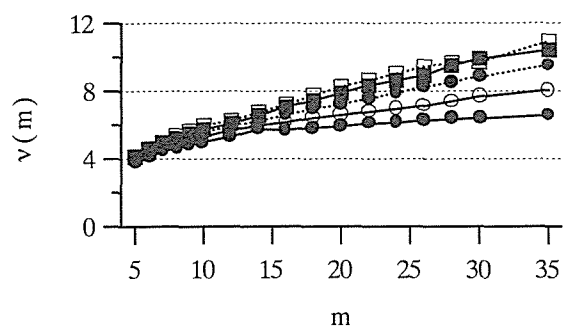
(a) 尻羽岬



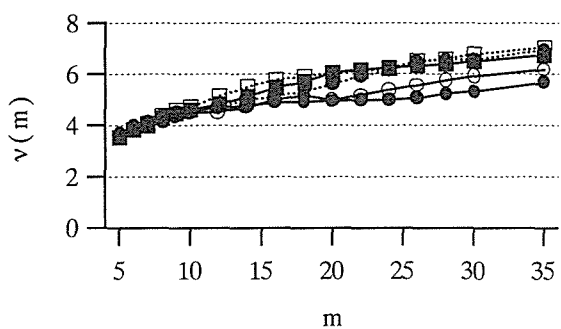
(b) 松前



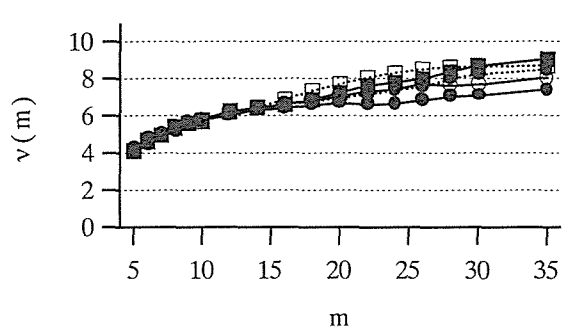
(c) 温海



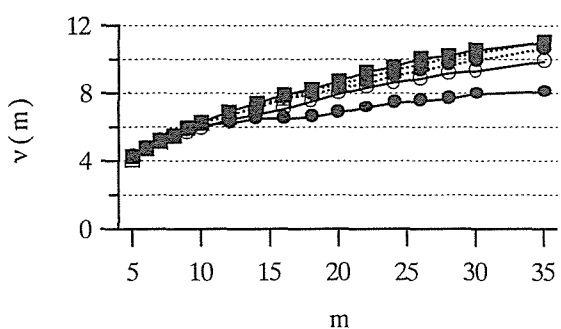
(d) 石廊崎



(e) 経ヶ岬



(f) 佐多岬



(g) 喜屋武岬

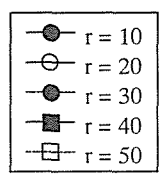


図-4.7 相関指数の変化

4.2.3 再構成軌道の力学的特性

4.2.2 で述べた相関積分を用いる方法は、再構成した軌道の幾何学的な特性により時系列データのカオス性を判定するもので、状態空間に構成した軌道が自己相似構造をもつというカオスの特徴に基づいている。この方法はアルゴリズムが比較的簡単なため広く用いられているが、以下のような問題が指摘されている。

- ・相関積分のグラフにおける直線部分の客観的決定法がない。すなわち、直線の当てはめに主観が入り、場合によっては大きな誤差を生じてしまうことがある
- ・直線の当てはめに関する誤差の評価は可能であるが、推定された相関次元そのものの誤差の評価ができない

そこで本項では、再構成した軌道の力学的特性について検討を行う。これは、カオスのもう1つの特徴である軌道不安定性を評価する量を求めて、時系列データのカオス性を判定しようとするものである。軌道不安定性とは、軌道上のある1点とそのごく近傍の点に注目してそれらの動きを追跡したとき、両者の距離が指数関数的に増加していく性質を意味する。この変化（増加）率を表すのがリアプノフ指数であり、これを多次元系に拡張したのがリアプノフスペクトルである。以下、その定義および計算法について合原（1993）に従って概説し、続いて時系列データに対する計算法（Sano and Sawada, 1985；Sato ら, 1987）について述べる。

(a) リアプノフスペクトル

一般の n 次元離散力学系

$$\mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{F}(\mathbf{x}_t, \boldsymbol{\mu}) \quad \mathbf{x}_t \in R^n \quad (4.11)$$

を考える。ここに、 \mathbf{x}_t は時刻 t における系の状態、 $\boldsymbol{\mu}$ はパラメータベクトル、 \mathbf{F} は n 次元写像である。カオスを生み出す力学系では一般に、不安定方向と安定方向が存在する。例として、2次元力学系に半径 δ の微小円を与えたとき、1回写像されることによって、たとえば、縦方向には引き伸ばされ、横方向には押しつぶされて楕円となる。このとき、縦（横）方向に対する指数的拡大（縮小）率 λ_1 (λ_2) を考えることができる。このときの各方向の伸び率 λ_1, λ_2 をリアプノフ指数といい、これらの組がリアプノフスペクトルである。リアプノフスペクトルの計算法は以下のようなものである。まず、 \mathbf{x}_t における微小変位を $\delta \mathbf{x}_t$ とすると、

$$\mathbf{x}_{t+1} + \delta \mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{F}(\mathbf{x}_t + \delta \mathbf{x}_t) \quad (4.12)$$

と表される。右辺をテーラー展開するとつぎのようになる。

$$F(\mathbf{x}_t + \delta \mathbf{x}_t) = F(\mathbf{x}_t) + \delta \mathbf{x}_t \left. \frac{\partial F}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}_t} + \dots \quad (4.13)$$

式 (4.13) の右辺第 1 項は $F(\mathbf{x}_t) = \mathbf{x}_{t+1}$ であるから、第 2 項までを式 (4.12) に代入すると、 $\delta \mathbf{x}_t$ に関する写像を得る。

$$\delta \mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{DF}(\mathbf{x}_t) \delta \mathbf{x}_t \quad (4.14)$$

ここに、 $\mathbf{DF}(\mathbf{x}_t)$ は点 \mathbf{x}_t における F のヤコビ行列であり、 F の第 i 成分を F_i 、 \mathbf{x}_t の第 j 成分を x_j とすれば、つぎのように表される。

$$\mathbf{DF}(\mathbf{x}_t) = \begin{bmatrix} \frac{\partial F_1}{\partial x_1} & \frac{\partial F_1}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial F_1}{\partial x_n} \\ \frac{\partial F_2}{\partial x_1} & \frac{\partial F_2}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial F_2}{\partial x_n} \\ \vdots & \dots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial F_n}{\partial x_1} & \frac{\partial F_n}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial F_n}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad (4.15)$$

ここで、式 (4.14) における微小変位として、互いに直行する単位ベクトルの組 $\mathbf{u}_1(t), \dots, \mathbf{u}_n(t)$ を与え、各ベクトルの変化を見る。すなわち、

$$\mathbf{e}_i(t+1) = \mathbf{DF}(\mathbf{x}_t) \mathbf{u}_i(t) \quad (4.16)$$

により、 $\mathbf{e}_i(t+1)$ ($i=1, 2, \dots, n$) を求める。その結果、 $\mathbf{e}_i(t+1)$ は安定な方向につぶされることになる。これを避けるために式 (4.17) のグラム・シュミットの直交化によって $\mathbf{e}_i(t+1)$ を直交化した $\mathbf{e}'_i(t+1)$ を求め、式 (4.18) の新しい正規直交系 $\mathbf{u}_i(t+1)$ ($i=1, 2, \dots, n$) へと変換する。

$$\mathbf{e}'_i(t+1) = \mathbf{e}_i(t+1) - \sum_{j=1}^{i-1} \langle \mathbf{e}_i(t+1), \mathbf{u}_j(t+1) \rangle \mathbf{u}_j(t+1) \quad (4.17)$$

$$\mathbf{u}_i(t+1) = \frac{\mathbf{e}'_i(t+1)}{|\mathbf{e}'_i(t+1)|} \quad (4.18)$$

ここで、 \langle, \rangle は内積を表す。つぎに、各ベクトル $\mathbf{u}_i(t+1)$ ($i=1, 2, \dots, n$) を式 (4.16) により写像する過程を繰り返す。これにより得られる $\mathbf{e}'_i(t)$ の系列を用いて、リアプノフスペクトル λ_i ($i=1, 2, \dots, n$) は次式で与えられる。

$$\lambda_i = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} \log |\mathbf{e}'_i(t)| \quad (4.19)$$

このリアプノフスペクトルにおいて、少なくともリアプノフ指数の最大値（最大リアプノフ指数）が正であれば、式（4.11）の解はカオスの特徴である軌道不安定性を有する。

(b) 時系列データにおけるリアプノフスペクトル

(a) に示した手順は、定式化された力学系に対するものである。実験や観測で得られた時系列データでは、もとの力学系そのものが未知であり、式（4.15）のヤコビ行列を求めることはできない。しかし、再構成した軌道のある一点に注目すれば、その近傍には他の点が存在し、これらの点との変位ベクトルを式（4.14）の微小変位ベクトルと見なすことができる。そして、これらの点がつぎのステップにおいてどれだけ変化したかを評価することでヤコビ行列を推定する (Sano and Sawada, 1985)。まず再構成された軌道上の一点 \mathbf{X}_t を中心に、微小半径 ε の m 次元空間内の超球を考える。この超球に入る軌道上の他の点 \mathbf{X}_{k_i} を M 個 ($i=1,2,\dots,M$) 選び出し、 \mathbf{X}_t に対する M 個の点の変位ベクトル $\mathbf{y}_i = \mathbf{X}_{k_i} - \mathbf{X}_t$ を微小変位ベクトルとみなす。時間 τ の経過後を考えると、 \mathbf{X}_t は $\mathbf{X}_{t+\tau}$ に、 \mathbf{X}_{k_i} は $\mathbf{X}_{k_i+\tau}$ に変化する。したがって、時刻 $t+\tau$ での変位ベクトルを \mathbf{z}_i とすると、 $\mathbf{z}_i = \mathbf{X}_{k_i+\tau} - \mathbf{X}_{t+\tau}$ となる。ここで、超球の半径と時間 τ が十分に小さいとすると、 \mathbf{y}_i と \mathbf{z}_i の関係は線形近似が可能であり、ある行列 \mathbf{G}_t を用いて $\mathbf{z}_i = \mathbf{G}_t \mathbf{y}_i$ と表せる。 \mathbf{G}_t は式（4.15）のヤコビ行列の近似とみなすことができ、最小 2 乗法により次式のように与えられる。

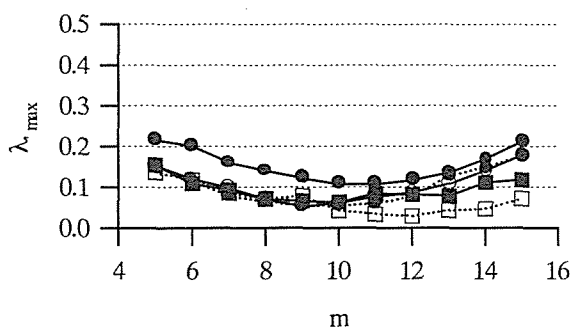
$$\mathbf{G}_t \mathbf{V} = \mathbf{C} \quad ; \quad V_{jl} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M y_{ij} y_{il} \quad , \quad C_{jl} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M z_{ij} y_{il} \quad (4.20)$$

ここに、 V_{jl} : 行列 \mathbf{V} の第 jl 成分、 C_{jl} : 行列 \mathbf{C} の第 jl 成分、 y_{ij} : \mathbf{y}_i の第 j 成分、 z_{ij} : \mathbf{z}_i の第 j 成分 ($j,l=1,2,\dots,m$) である。この \mathbf{G}_t を式（4.16）の DF とし、式（4.17）から（4.19）の計算により、時系列データに対するリアプノフスペクトルが求められる。

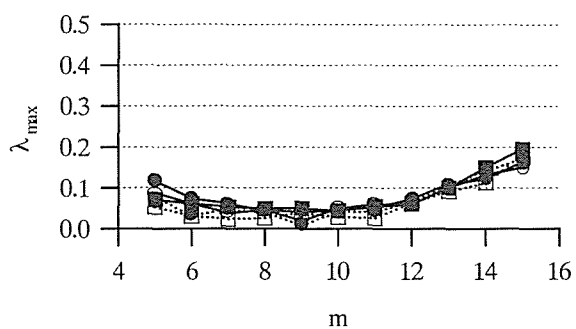
(c) 時系列データにおける最大リアプノフ指数 (Sato ら, 1987 ; 長島・馬場, 1992)

この方法において、注目点とその近傍の点の距離が時間とともに増加していく様子を表そうという基本的な考え方は (a), (b) と同じである。ある注目点とその近傍の点について、現在と一定時間後の 2 点間距離の比を計算し、これを数多くの点について行い平均するというものである。具体的にはまず、再構成した軌道上の点の集合でなるべく近い 2 点 \mathbf{X}_{t_j} , \mathbf{X}_{k_j} のペアを作る。この 2 点の時間変化を追いながら τ 間隔の距離の比

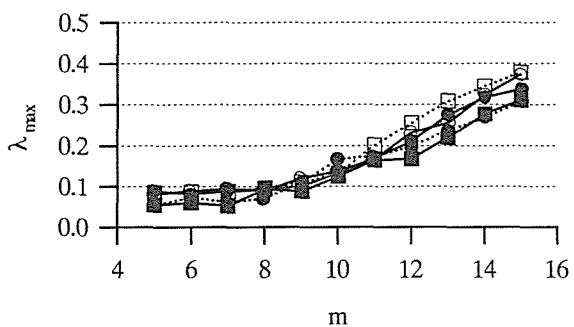
$$\Lambda_j(t, \tau) = \frac{|\mathbf{X}_{t_j+\tau} - \mathbf{X}_{k_j+\tau}|}{|\mathbf{X}_{t_j} - \mathbf{X}_{k_j}|} \quad (4.21)$$



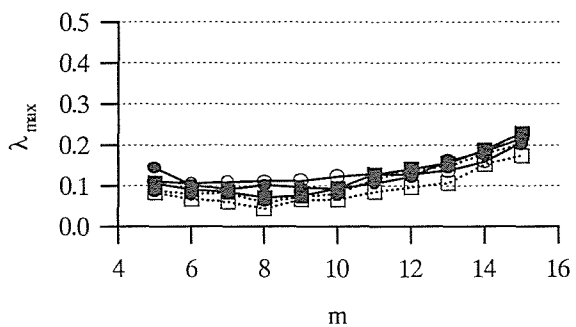
(a) 尻羽岬



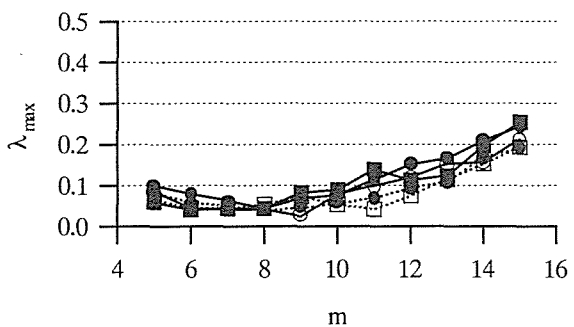
(b) 松前



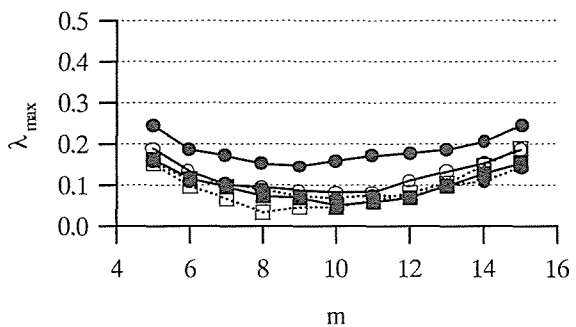
(c) 温海



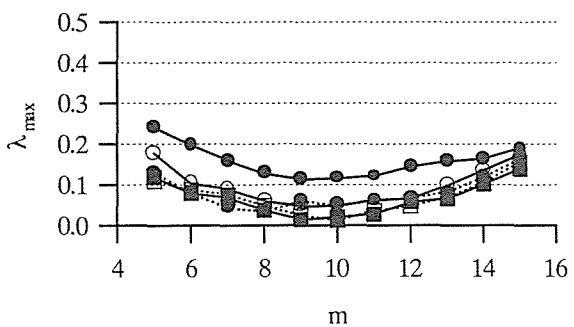
(d) 石廊崎



(e) 経ヶ岬



(f) 佐多岬



(g) 喜屋武岬

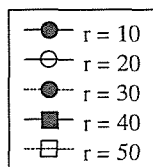


図-4.8 最大リアプノフ指数

を求め、多数のペア ($j=1,2,\dots,N$) について次式のような平均操作を行う。

$$\langle \log \Lambda(t, \tau) \rangle = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \log \Lambda_j(t, \tau) \quad (4.22)$$

これにより、 τ の間のリアプノフ指数に相当する値

$$\lambda(t, \tau) = \frac{1}{\tau} \langle \log \Lambda(t, \tau) \rangle \quad (4.23)$$

を求める。この値は最大リアプノフ指数の評価となる。この方法は (b) の方法よりも簡単に計算に要する時間も短い。

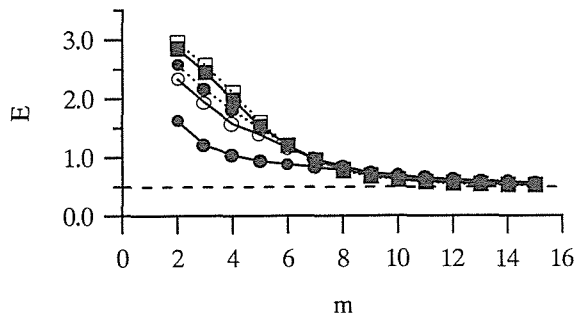
ここでは (b) の方法を用い、これにより求めた最大リアプノフ指数を図-4.8 (a) から (g) に示す。軌道再構成の遅れ時間 r を 10,20,30,40,50 時間の 5 通り、埋め込み次元 m を 5 から 15 の 11 通り、式 (4.19) の N を 600 として計算を行った。これらの図から各地点のいずれの場合も最大リアプノフ指数は正值となっており、温海と経ヶ岬を除いては $m=10$ の辺りで概ね変化が緩やかになっていることがわかる。よって、この結果からは各地点のデータともカオスである可能性をもつと考えられる。

4.2.4 再構成軌道における時間発展の方向特性

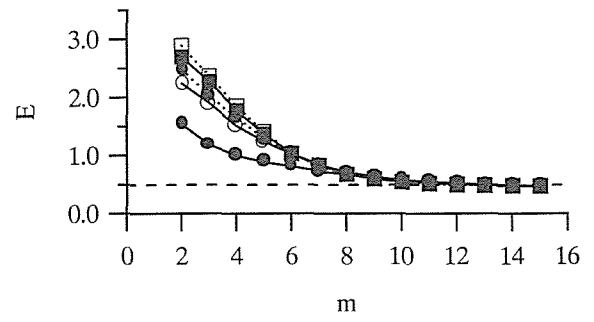
4.2.2, 4.2.3 で述べた方法は、時系列データのカオス性を調べるのに広く用いられてきたが、相関積分には先述のような問題点があり、4.2.3 に示したリアプノフ指数の求め方に対しても、明らかにカオスでないデータに対して正值を与える場合のあることが指摘されている。本項では、再構成軌道の力学的特性を検討するもう 1 つの方法を用いて、有義波高データの解析を行う。この方法は、近接した軌道の方向が局所的に揃っているならばカオスであるという基準によるものである。以下に、Kaplan and Glass (1993) および Wayland ら (1993) による時系列解析方法について述べる。まず、再構成した軌道上で M 個の点 X_{i_i} を無作為に選択し、それらの各々について K 個の近接点 X_{i_j} ($i=1,\dots,M; j=1,\dots,K$) を見つける。時間 τ 経過後の各点を $X_{i+\tau,j}$ とし、 $W_{i,j} = X_{i+\tau,j} - X_{i_j}$ と定義する。時系列がカオスであるならば、適当な時間スケール τ で見た場合に $W_{i,j}$ の方向が揃っていることになる。 $W_{i,j}$ の方向の分散を次式で定義される E の値で評価する。

$$E = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K \frac{|W_{i,j} - \langle W_i \rangle|^2}{|\langle W_i \rangle|^2} \quad (4.24)$$

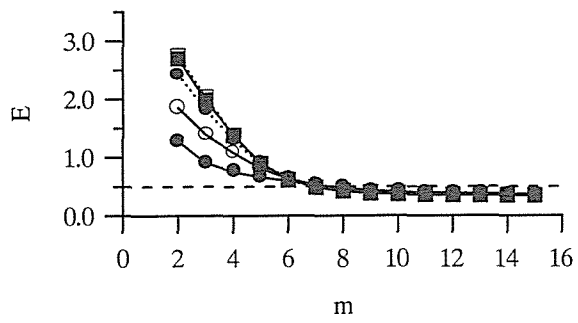
$$\langle W_i \rangle = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K W_{i,j} \quad (4.25)$$



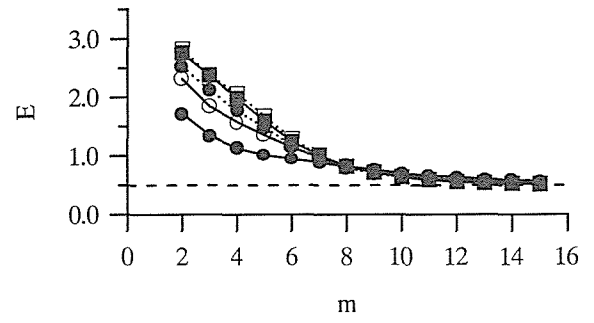
(a) 尻羽岬



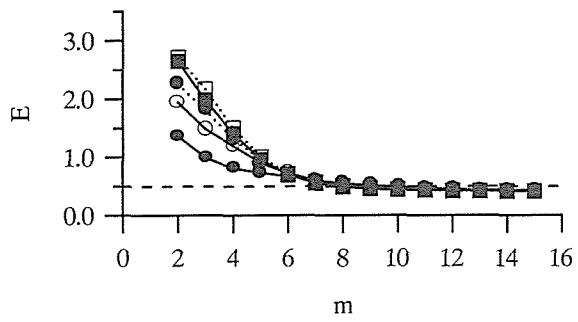
(b) 松前



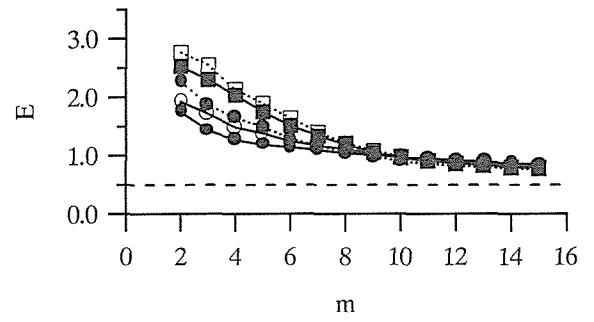
(c) 温海



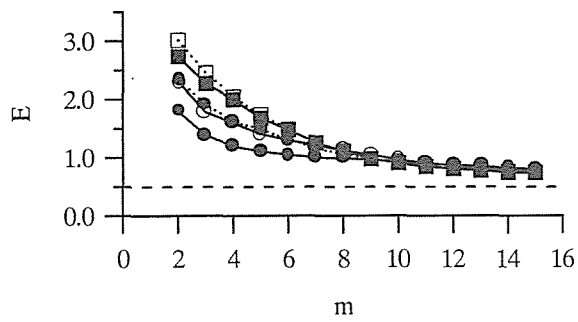
(d) 石廊崎



(e) 経ヶ岬



(f) 佐多岬



(g) 喜屋武岬

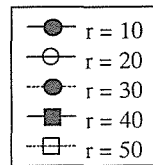


図-4.9 E の変化

時系列の決定論的側面が見えるにつれて E は 0 に近づき、 τ を小さく設定しておく、アトラクタの次元に近い m で E の小さな値として検出される。逆に決定論性がないホワイトノイズの場合は、 m を大きくしても $E \approx 1$ となる。 E の推定誤差を小さくするために M 個の E の中央値を採用する。この方法により有義波高データの解析を行うが、軌道再構成の時間遅れ r を 10, 20, 30, 40, 50 時間の 5 通り、埋め込み次元 m を 2 から 15 の 14 通りとする。また、抽出する軌道上の点の数 $M=8000$ 、時間スケール $\tau=5$ 、近接点数 $K=4$ として計算を行う。その結果を図 4.9 (a) から (g) に示す。各地点とも m を大きくしていくと E は小さくなり、0.5 前後で収束傾向のあることがわかる。宮野 (1998) は、 $E \leq 0.5$ ならば時系列は決定論的ダイナミクスによって生成しているものと見なすことができるとしている。ただし、この基準は理論的に導かれたものではない。図より、松前、温海、経ヶ岬の日本海側 3 地点は 0.5 を下回っており、尻羽岬、石廊崎、佐多岬、喜屋武岬の 4 地点は 0.5 を少し上回っている。宮野の基準に従えば日本海側 3 地点のデータはカオスである可能性が示されたが、他の 4 地点については否定的である。

4.2.5 サロゲートデータ法

4.2.2 から 4.2.4 では、時系列データのカオス性を評価するための方法について述べ、それらにより求められる数値を示した。それらの数値によりカオス性の有無を推定するのであるが、数値そのものあるいは推定結果はどの程度信頼できるものかという情報は得られていない。ここでは、サロゲートデータ法とよばれる方法を用いて、前項までの方法で得られる結果の解析を行う。この方法は、統計的解析における仮説検定の一種である。仮説検定の目的は、母集団について仮定された命題を標本に基づいて検証することであり、仮説が有意であるか否かに応じて、それを棄却するかあるいは棄却しないかを決定するものである。本節では有義波高データのカオス性について検討してきたが、カオス的挙動を示すための主要因は非線形性である。時系列データの非線形性を示唆することは、時系列データがカオスであるということを示すよりも容易である。この項では、時系列データの線形性を主体とした帰無仮説を採用し検定を行う。したがって、仮説が棄却されれば時系列データの非線形性が示唆されることになる。

サロゲートデータ法では、まず、ある帰無仮説にしたがって作成された N 個のサロゲートデータに対する統計量 Q_{Hi} ($i=1, 2, \dots, N$) と、もとの時系列データ (以下、オリジナルデータと表記) に対する統計量 Q_0 を求める。この統計量は、前項までに述べた相関次元、リアプノフ指数、 E などである。そして Q_0 が Q_{Hi} の分布から十分離れていれば帰無仮説を棄却することができる。ここで用いる帰無仮説は、Theiler ら (1992) が提案した以下の

ものである。

- ①オリジナルデータは時間的な相関をもたない（まったくのランダムデータである）
- ②オリジナルデータは時間的な相関を持ち、自己相関関数のみで特徴付けられる
- ③オリジナルデータは、非線形で静的な変換を施す関数に、入力として線形なデータを与えたときの出力値である（もともと線形なデータが、一種の非線形なフィルターを通過することによって非線形性を示すようになった）

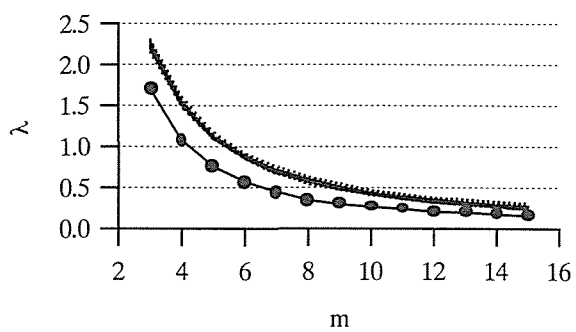
これらの帰無仮説に対応するサロゲートデータの作成法は、以下に示すようなものである。

- ①オリジナルデータをランダムに混ぜ合わせる
- ②オリジナルデータのスペクトルを求め、同じスペクトルをもつデータを逆フーリエ変換により計算する
- ③オリジナルデータを、②で作成したサロゲートデータにおける大きさの順に従うように並べ替える

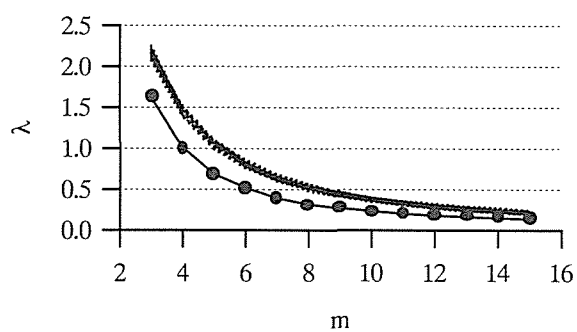
①の方法は、オリジナルデータが時間的な相関をもたないという仮説に対応するものである。オリジナルデータをランダムに混ぜ合わせれば時間的な相関構造が破壊されることになり、これをサロゲートデータとすればよい。ただし、平均値や分散は保存される。このサロゲートは *random-shuffle surrogate*（以下、RSS と略す）とよばれる。

②の方法は、オリジナルデータが時間的な相関をもち、かつ自己相関関数のみで特徴付けられるという仮説に対応する。オリジナルデータと同じスペクトルをもつようにフーリエ成分波を決めて重ね合わせることにより、サロゲートデータを作成できる。具体的な計算法は、2.3.1 に示した不規則波のシミュレーション法（式 (2.30) から (2.32)）と同様である。オリジナルデータと同じスペクトルであることから自己相関特性も一致し、平均値と分散も保存される。このサロゲートは *phase-randomized surrogate*（以下、PRS）、あるいは *Fourier transformed surrogate* とよばれる。

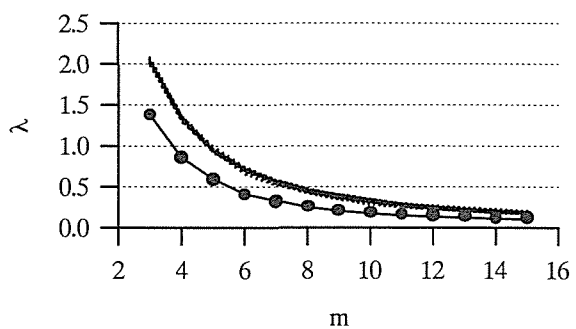
③の方法は、線形系から生じた時系列が観測者に届くまでの過程で、静的・非線形な変換を受けたものがオリジナルデータであるという仮説に対応する。この方法では、オリジナルデータを②の方法で作成されたサロゲートデータ（PRS データ）の大きさ順に従うように並べ替えることで、データが作られる。具体的には、まずオリジナルデータと PRS データを昇順または降順に並べ替える。並べ替えた PRS データの 1 番目（最大値 or 最小値）がたとえば、もとのデータ並びの 100 番目であるとするれば、ここで作成するサロゲートデータの 100 番目にはオリジナルデータの 1 番目（最大値 or 最小値）が入る、という操作（Schiff ら、1994）を行う。この方法で作成されたサロゲートデータの平均値と分散は、オリジナルデータのものと同じし、自己相関特性も概ね保存される。このサロゲート



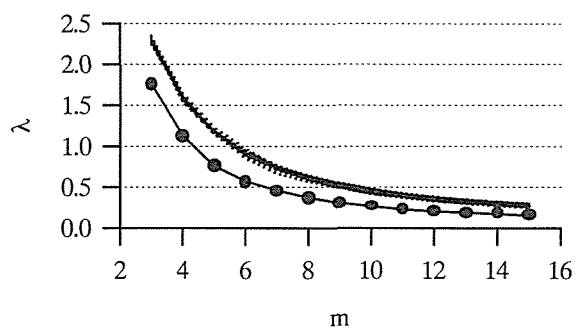
(a) 尻羽岬



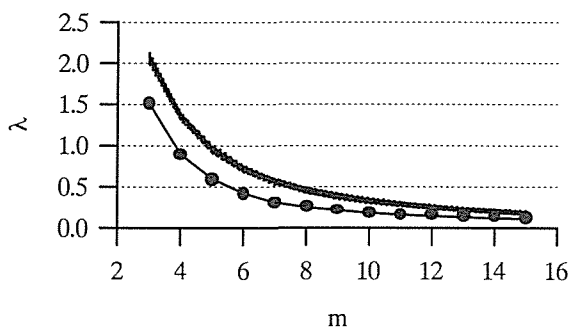
(b) 松前



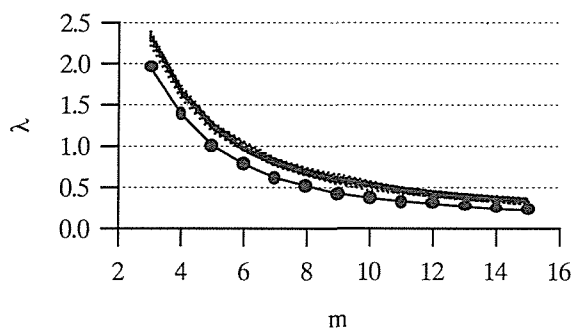
(c) 温海



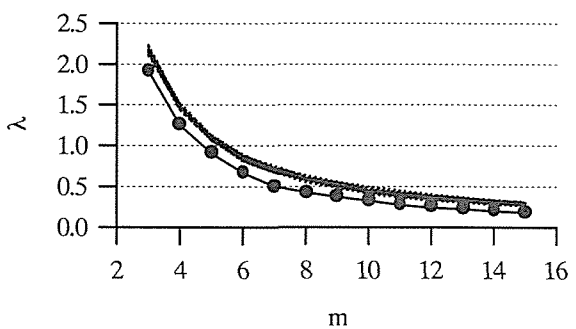
(d) 石廊崎



(e) 経ヶ岬



(f) 佐多岬



(g) 喜屋武岬

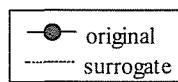
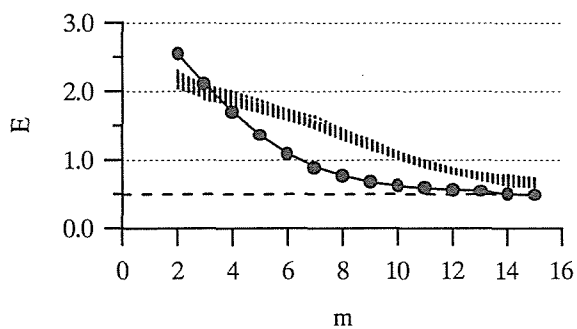
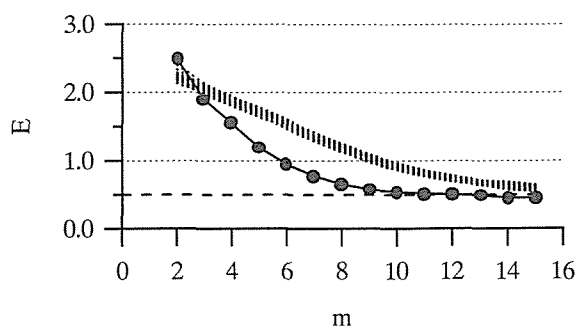


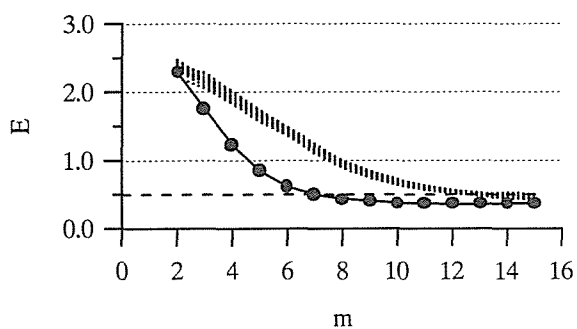
図-4.10 FSS データに対する
リアプノフ指数



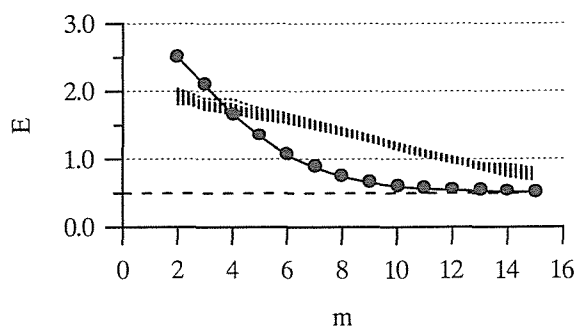
(a) 尻羽岬



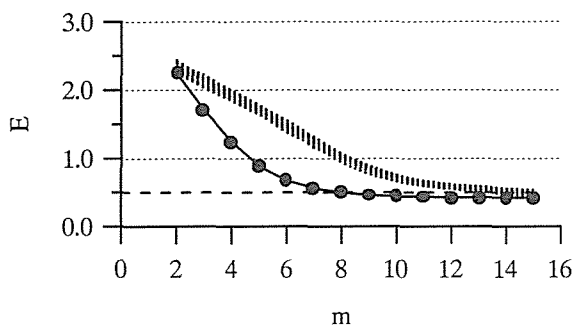
(b) 松前



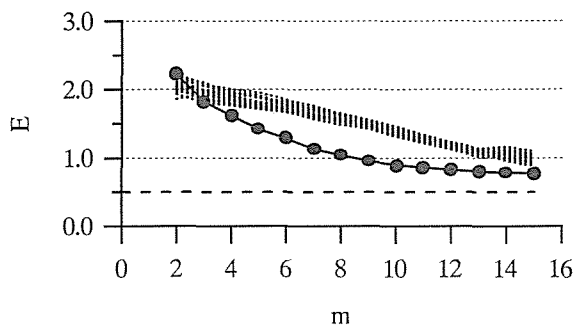
(c) 温海



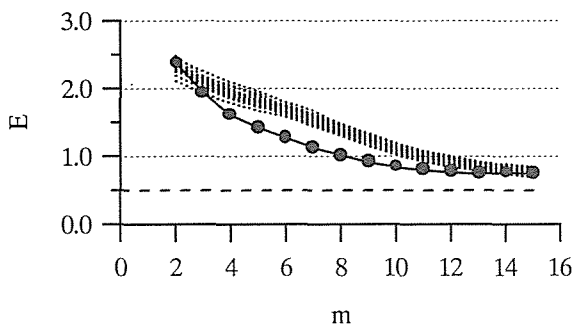
(d) 石廊崎



(e) 経ヶ岬



(f) 佐多岬



(g) 喜屋武岬

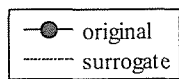


図-4.11 FSS データに対する E の値

は Fourier shuffle surrogate (以下, FSS) とよばれる.

ここでは有義波高データの非線形性に関する検定を行うことを目的としているため, ②と③の方法によるサロゲートデータを用いて, 4.2.3 (c) に述べた方法によるリアプノフ指数と, 4.2.4 で述べた E の計算を行う. 計算を行うにあたり, まず7地点の有義波高データ (オリジナルデータ) に対して, PRS データと FSS データを 20 ずつ作成した. ここで用いる有義波高のデータ数と, 1つのサロゲートのデータ数は, ともに $2^{14}=16384$ 個とした. 軌道の再構成次元は, リアプノフ指数の計算においては 3~15 の 13 通り, E の計算においては 2~15 の 14 通りとし, 時間遅れ r は 30 時間のみとした. また, リアプノフ指数の計算においては, 式 (4.22) の N を 600, 式 (4.21) から (4.23) の τ を 1 とした. FSS データに対するリアプノフ指数の計算結果を図-4.10 (a) から (g) に, E の計算結果を図-4.11 (a) から (g) に示す. PRS データに対する結果も, これらの図とほぼ同じである. 図より, リアプノフ指数ではオリジナルデータとサロゲートデータに対する結果は離れていることがわかる. E では低次元側で両者が交差し, また高次元側で接近しているが, その間では異なった値となっている. ただし, ここには示していないが, PRS データに対する E の結果のうち, 喜屋武岬では $4 \leq m \leq 10$ で両者がかなり接近し, $m=11$ 付近で交差している. つぎに, これらのデータをもとに仮説検定を行う. サロゲートデータに対する統計量が正規分布に従うものと仮定すると, 次式で定義される量が検定の評価基準となる (Theiler ら, 1992).

$$S = \frac{|Q_o - \mu_s|}{\sigma_s} \quad (4.26)$$

ここに, Q_o : オリジナルデータの統計量, μ_s : サロゲートデータの統計量の平均値, σ_s : サロゲートデータの統計量の標準偏差である. $S=1.96$ とすると, 有意水準 5% の検定を行うことになる (Ikeguchi and Aihara, 1997). 再構成次元ごとに S の値を求めたところ, リアプノフ指数では PRS, FSS の全ケースで 1.96 以上 (最小値は 2.73) となり, 帰無仮説②と③の両方を棄却する結果となった. E では, 主として再構成次元の低い ($m=2 \sim 4$) 場合に帰無仮説が棄却されないケースがみられる. 喜屋武岬では, PRS データに対して 4 ケース ($m=3, 10, 11, 12$), FSS データに対して 3 ケース ($m=2, 14, 15$) で棄却されなかった. しかし, ほとんどのケースで両方の帰無仮説が棄却される結果となっていることから, 各観測点における有義波高データの非線形性が示唆されたものと考えられる.

4.3 観測データのカオス性に基づく波浪予測

4.3.1 局所ファジィ再構成法

4.2 では、各地で観測された有義波高データのカオス性について検討を行った。そこで得られた結果は、データのカオス性を明確に肯定するものではなかったが、カオスの主要因である非線形性についてはそれを示す結果を得られたと考える。ここまでに得られた情報だけでは、データのカオス性を判定するには不十分であるが、全く否定的な結果でもないことから、本節ではカオス理論に基づく時系列予測法（決定論的非線形予測法）を有義波高予測に用いることを試みる。この予測法においては、まず時系列データが決定論的な非線形力学系より生じたものであると考える。さらにこの力学系の状態変化を支配する法則（ダイナミクス）を時系列データから逆に推定し、これを用いて予測を行う。本研究では、 m 次元空間に再構成した軌道を小さな区間に分けて、それぞれの区間ごとに局所的なダイナミクスを推定する方法を用いる。これには多くの手法が提案されていて、たとえば海岸工学の分野では Vittori (1992) が線形近似の方法を用いて潮位変動の予測を行っている。この方法は式 (4.20) で与えられる行列 G_t を局所的なダイナミクスとして予測を行うものである。ここでは、状態変化の非線形性を取り込める五百旗頭ら (1994, 1995) による局所ファジィ再構成法を用いる。これは局所的なダイナミクスをファジィ推論により抽出しようとする方法である。以下にその概要を述べる。いま、最新の観測データを含む m 次元ベクトルを X_t 、その近傍のベクトルの集合を X_{ki} とし、 X_{ki} の時間 τ 後の集合を $X_{ki+\tau}$ とする。観測された時系列データの振る舞いがカオスであれば、状態 X_{ki} の τ 後の状態 $X_{ki+\tau}$ への変化は決定論に従ったダイナミクスに基づいていると考えられる。このダイナミクスは、 X_{ki} 、 $X_{ki+\tau}$ を用いて次式のように言語的に表される。

$$\text{if } X_{kT} \text{ is } X_{ki} \text{ then } X_{kT+\tau} \text{ is } X_{ki+\tau} \quad (4.27)$$

ここに、 X_{kT} : m 次元状態空間における X_t の近傍のデータベクトルを表す集合、 $X_{kT+\tau}$: X_{kT} の時間 τ 後のベクトルを表す集合である。 X_{ki} は X_t の近傍のベクトルであるから、 τ が決定論的因果性を失う時間幅以内であれば、状態 X_t から $X_{t+\tau}$ へのダイナミクスを、状態 X_{ki} から $X_{ki+\tau}$ へのダイナミクスと近似的に等価であると仮定できる。 m 次元状態空間に埋め込まれたアトラクタがなめらかな多様体であるとき、 X_t から $X_{t+\tau}$ への軌道は、 X_t から X_{ki} への距離によって影響されると考えられる。すなわち、 X_t から近い X_{ki} の軌道ほど X_t から $X_{t+\tau}$ への軌道に及ぼす影響が大きいと考えることができる。ここで、 X_{ki} 、 $X_{ki+\tau}$ を

$$\begin{aligned} X_{ki} &= (x_{ki}, x_{ki+r}, \dots, x_{ki+(m-1)r}) \equiv (x1_{ki}, x2_{ki}, \dots, xm_{ki}) \\ X_{ki+\tau} &= (x_{ki+\tau}, x_{ki+\tau+r}, \dots, x_{ki+\tau+(m-1)r+\tau}) \equiv (x1_{ki+\tau}, x2_{ki+\tau}, \dots, xm_{ki+\tau}) \end{aligned} \quad (4.28)$$

と表し、 m 次元状態空間における第 j 成分に注目すると、式 (4.27) は次式のようなになる。

$$\text{if } a_{j_{ki}} \text{ is } x_{j_{ki}} \text{ then } a_{j_{ki+\tau}} \text{ is } x_{j_{ki+\tau}} \quad (4.29)$$

ここに、 $a_{j_{ki}} : \mathbf{X}_{ki}$ の m 次元状態空間における第 j 成分、 $a_{j_{ki+\tau}} : \mathbf{X}_{ki+\tau}$ の m 次元状態空間における第 j 成分である。 \mathbf{X}_t から $\mathbf{X}_{t+\tau}$ への軌道は、 \mathbf{X}_t から \mathbf{X}_{ki} への距離によって非線形な影響を受けるが、この関係をファジィ推論のもつ内挿能力および局所近似能力を用いて表す。そのために式 (4.29) をファジィ関数により表現すると、

$$\text{if } a_{j_{ki}} \text{ is } \tilde{x}_{j_{ki}} \text{ then } a_{j_{ki+\tau}} \text{ is } \tilde{x}_{j_{ki+\tau}} \quad (4.30)$$

となる。また、

$$\mathbf{X}_t = (x_t, x_{t+r}, \dots, x_{t+(m-1)r}) \equiv (x1_t, x2_t, \dots, xm_t) \quad (4.31)$$

と表すと、 \mathbf{X}_t の時間 τ 後のベクトル $\mathbf{X}_{t+\tau}$ に対する予測値 $\hat{\mathbf{X}}_{t+\tau}$ の第 j 成分は、式 (4.30) の $a_{j_{ki}}$ に x_{j_t} を代入してファジィ推論を行うことにより、 $a_{j_{ki+\tau}}$ として求めることができる。具体的な例として、軌道を再構成する空間の次元 $m=3$ 、遅れ時間 $r=4$ 、近傍のベクトル数 $N=3$ の場合を考える。それぞれのベクトルをつぎのように表す。

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_t &= (x_t, x_{t+4}, x_{t+8}) \equiv (x1_t, x2_t, x3_t) \\ \mathbf{X}_{k1} &= (x_{k1}, x_{k1+4}, x_{k1+8}) \equiv (x1_{k1}, x2_{k1}, x3_{k1}) \\ \mathbf{X}_{k2} &= (x_{k2}, x_{k2+4}, x_{k2+8}) \equiv (x1_{k2}, x2_{k2}, x3_{k2}) \\ \mathbf{X}_{k3} &= (x_{k3}, x_{k3+4}, x_{k3+8}) \equiv (x1_{k3}, x2_{k3}, x3_{k3}) \\ \hat{\mathbf{X}}_{t+\tau} &= (\hat{x}_{t+\tau}, \hat{x}_{t+4+\tau}, \hat{x}_{t+8+\tau}) \\ \mathbf{X}_{k1+\tau} &= (x_{k1+\tau}, x_{k1+4+\tau}, x_{k1+8+\tau}) \equiv (x1_{k1+\tau}, x2_{k1+\tau}, x3_{k1+\tau}) \\ \mathbf{X}_{k2+\tau} &= (x_{k2+\tau}, x_{k2+4+\tau}, x_{k2+8+\tau}) \equiv (x1_{k2+\tau}, x2_{k2+\tau}, x3_{k2+\tau}) \\ \mathbf{X}_{k3+\tau} &= (x_{k3+\tau}, x_{k3+4+\tau}, x_{k3+8+\tau}) \equiv (x1_{k3+\tau}, x2_{k3+\tau}, x3_{k3+\tau}) \end{aligned} \quad (4.32)$$

式 (4.30) で表されるファジィルールは、以下のようなになる。

第 1 成分：

$$\left. \begin{aligned} \text{if } a_{1_{ki}} \text{ is } \tilde{x}_{1_{k1}} \text{ then } a_{1_{ki+\tau}} \text{ is } \tilde{x}_{1_{k1+\tau}} \\ \text{if } a_{1_{ki}} \text{ is } \tilde{x}_{1_{k2}} \text{ then } a_{1_{ki+\tau}} \text{ is } \tilde{x}_{1_{k2+\tau}} \\ \text{if } a_{1_{ki}} \text{ is } \tilde{x}_{1_{k3}} \text{ then } a_{1_{ki+\tau}} \text{ is } \tilde{x}_{1_{k3+\tau}} \end{aligned} \right\} \quad (4.33)$$

第 2 成分：

$$\left. \begin{array}{l} \text{if } a_{2_{ki}} \text{ is } \tilde{x}_{2_{k1}} \text{ then } a_{2_{ki+\tau}} \text{ is } \tilde{x}_{2_{k1+\tau}} \\ \text{if } a_{2_{ki}} \text{ is } \tilde{x}_{2_{k2}} \text{ then } a_{2_{ki+\tau}} \text{ is } \tilde{x}_{2_{k2+\tau}} \\ \text{if } a_{2_{ki}} \text{ is } \tilde{x}_{2_{k3}} \text{ then } a_{2_{ki+\tau}} \text{ is } \tilde{x}_{2_{k3+\tau}} \end{array} \right\} \quad (4.34)$$

第3成分：

$$\left. \begin{array}{l} \text{if } a_{3_{ki}} \text{ is } \tilde{x}_{3_{k1}} \text{ then } a_{3_{ki+\tau}} \text{ is } \tilde{x}_{3_{k1+\tau}} \\ \text{if } a_{3_{ki}} \text{ is } \tilde{x}_{3_{k2}} \text{ then } a_{3_{ki+\tau}} \text{ is } \tilde{x}_{3_{k2+\tau}} \\ \text{if } a_{3_{ki}} \text{ is } \tilde{x}_{3_{k3}} \text{ then } a_{3_{ki+\tau}} \text{ is } \tilde{x}_{3_{k3+\tau}} \end{array} \right\} \quad (4.35)$$

また、 X_{k1} 、 X_{k2} 、 X_{k3} は X_t を中心とした近傍のベクトルであるので、ファジィルール式 (4.33) ~ (4.35) の前件部におけるメンバーシップ関数は、図-4.12 のようになる。ただし、この図は第1成分に対するメンバーシップ関数で、第2、3成分に対する関数もこれと同様である。図中の ε_1 は第1成分における近傍範囲を表す。この範囲に近傍データが必要な数だけ存在する場合は、それらを使用することができる。しかし、そうでない場合、 x_{1_t} を中心としこれと最も遠い $x_{1_{kN}}$ までの距離をメンバーシップ関数の台集合の1/2とする。また、こ

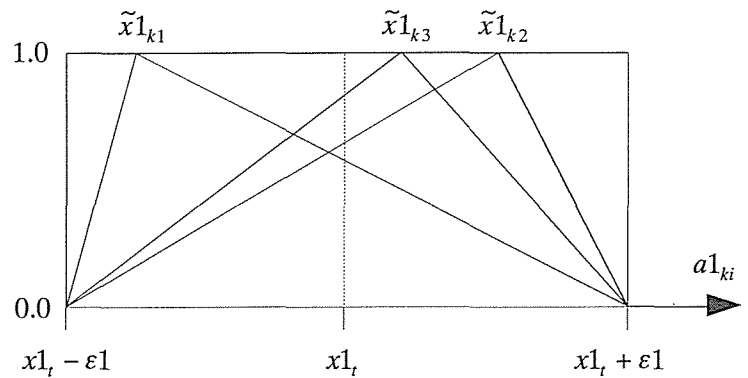


図-4.12 前件部メンバーシップ関数

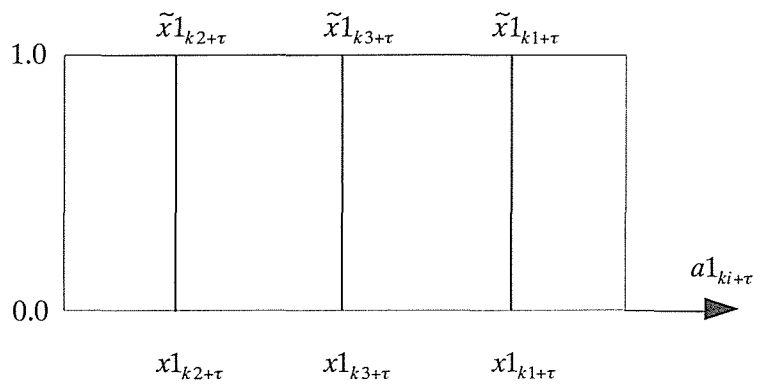


図-4.13 後件部メンバーシップ関数

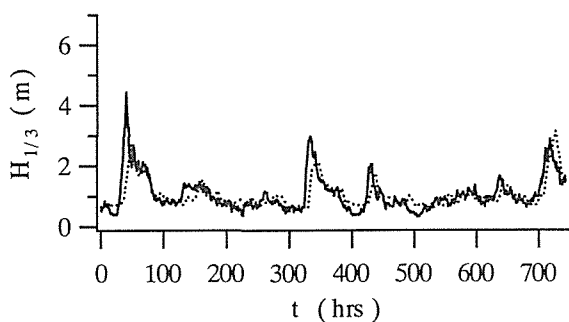
こでは後件部のメンバーシップ関数を、図-4.13のようなシングルトンとする。以上のようなファジィルールとメンバーシップ関数で表現されたダイナミクスに対し、 $a_{1_{ki}} = x_t$ 、 $a_{2_{ki}} = x_{t+4}$ 、 $a_{3_{ki}} = x_{t+8}$ を入力データとしてファジィ推論を行うと、

$$\left. \begin{aligned} \hat{x}_{t+\tau} &= a1_{ki+\tau} \\ \hat{x}_{t+4+\tau} &= a2_{ki+\tau} \\ \hat{x}_{t+8+\tau} &= a3_{ki+\tau} \end{aligned} \right\} \quad (4.36)$$

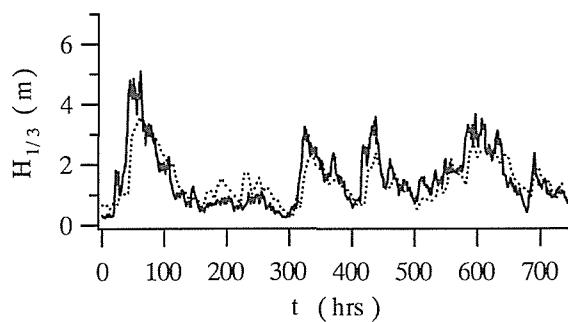
となる。もとの時系列データ x_t の時間 τ だけ先の予測値 $\hat{x}_{t+\tau}$ は、 $a1_{ki+\tau}$ として求められる。さらに、非ファジィ化の操作を行うことで $\hat{X}_{t+\tau}$ の各成分が数値として与えられ、その第3成分が時系列の最新データから時間 τ だけ後の予測値となる。非ファジィ化の方法としては、一般に重心法とよばれる手法（たとえば、菅野，1988）を用いる。この方法では、図-4.12の前件部メンバーシップ関数により与えられる重み（ $x1_t$ を通る鉛直線上の値）を後件部メンバーシップ関数に掛け合わせ、それらの重心位置を求めて推論結果（出力値）とする。この手順を各成分について行い、予測値を求める。

4.3.2 局所ファジィ再構成法による有義波高予測の結果

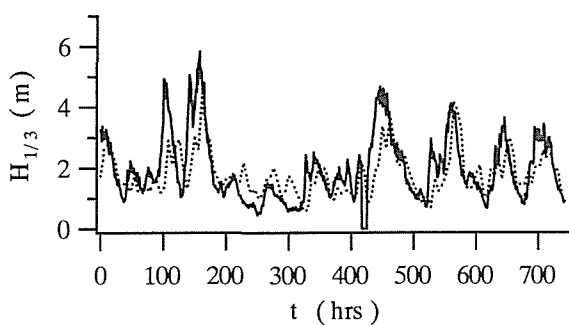
前項に述べた局所ファジィ再構成法を用いて、有義波高の予測を行う。そのためには、軌道を再構成する際の時間遅れ r と、軌道を再構成する空間の次元 m を決定する必要がある。相関指数の変化を示した図-4.7より、各地点とも $r=10$ で収束傾向が見られるが、 $r=10$ では有義波高データの自己相関関数の値が高いことから、 $r=20$ 以上で比較的収束していると思われる値を採用する。その結果、尻羽岬； $r=20$ ，松前； $r=20$ ，温海； $r=30$ ，石廊崎； $r=20$ ，経ヶ岬； $r=40$ ，佐多岬； $r=50$ ，喜屋武岬； $r=40$ とした。 m については、上記の r の場合に $v(m)$ の値が6～11程度であることから、これ以上の値をとる必要がある。図-4.8に示したように、温海と経ヶ岬を除いて、 m が10～12の範囲で最大リアプノフ指数の変化が小さいこと、また図-4.9のように E の値が $m \geq 10$ で変化が小さくなっていることから、 $m=12$ として各地点における予測を行う。有義波高の予測は、尻羽岬1997年，松前1997年，温海1994年，石廊崎1997年，経ヶ岬1990年，佐多岬1997年，喜屋武岬1994年の1,4,7,10月で、6時間後および12時間後の値を対象とする。予測値は0,6,12および18時の6時間毎に求める。予測に際して、経ヶ岬については予測を実施する時刻から過去1年5カ月間の有義波高データを、他の地点については同じく2年間のデータを用いる。図-4.14(a)から(g)に6時間後予測の結果、図-4.15(a)から(g)に12時間後予測の結果の一部を示す。図中の実線は観測値、点線は予測値である。これらの図は、各地点の予測対象月のうち、最も大きな有義波高が観測された月の予測結果である。6時間後予測の両者の対応は比較的良いが、高波浪の立ち上がりの遅れが見られる。12時間後予測ではさらに立ち上がりの遅れが目立つようになる。また、表-4.1には予測の的中率を示すが、これは後藤ら(1993)にならい、次式で与えられる基準を用い



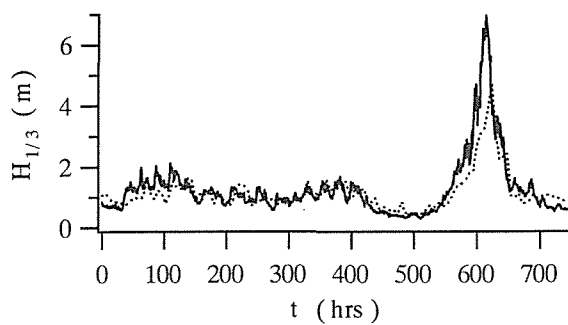
(a) 尻羽岬 ('97.1)



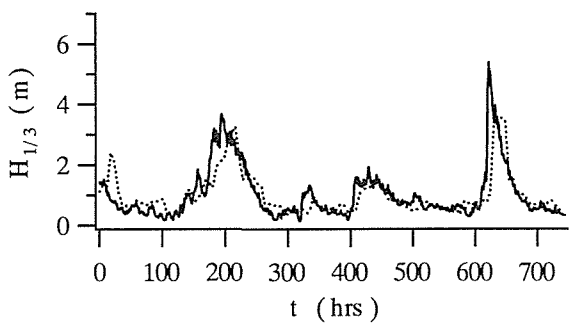
(b) 松前 ('97.1)



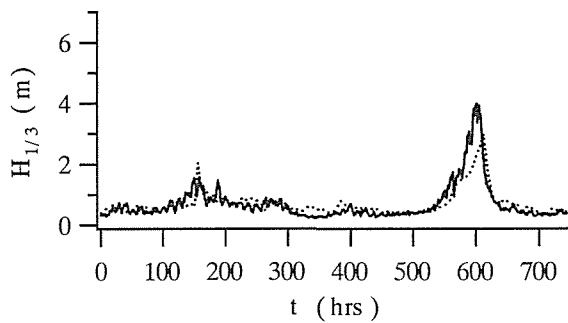
(c) 温海 ('94.1)



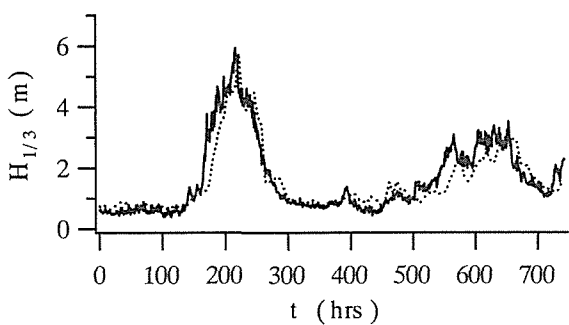
(d) 石廊崎 ('97.7)



(e) 経ヶ岬 ('90.10)

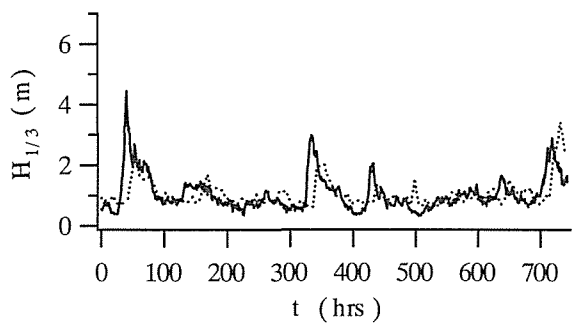


(f) 佐多岬 ('97.7)

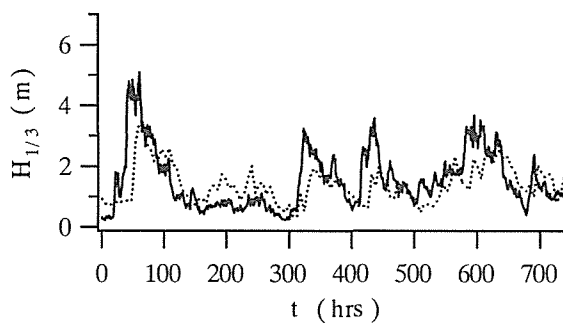


(g) 喜屋武岬 ('94.10)

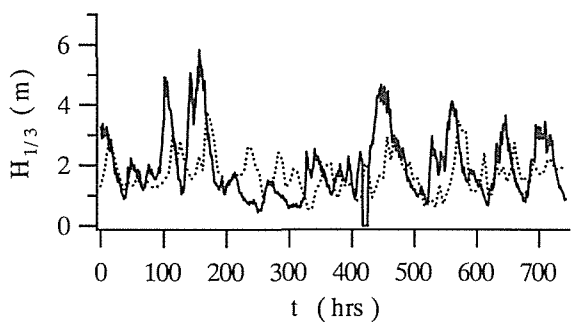
図-4.14 6時間後予測の結果



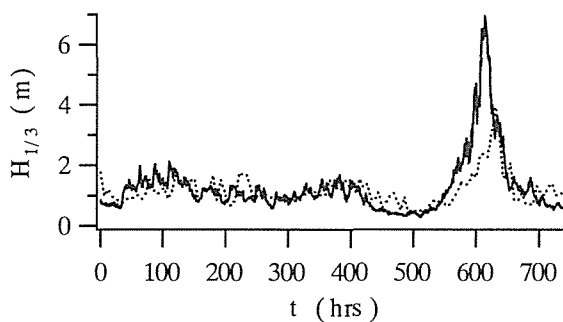
(a) 尻羽岬 ('97.1)



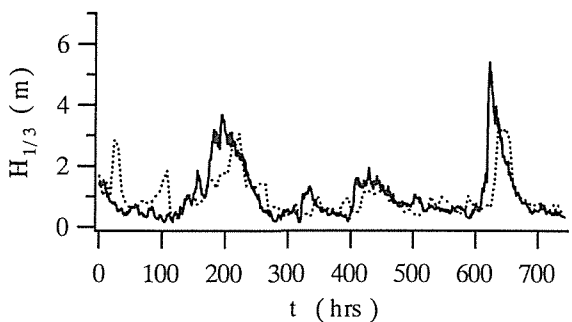
(b) 松前 ('97.1)



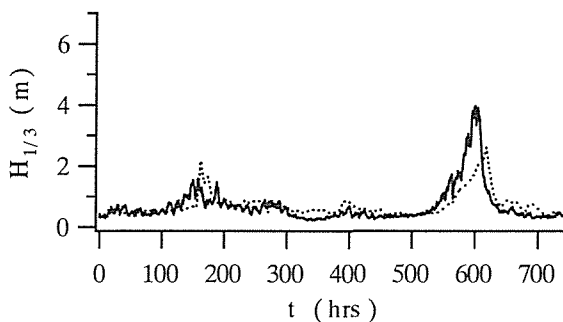
(c) 温海 ('94.1)



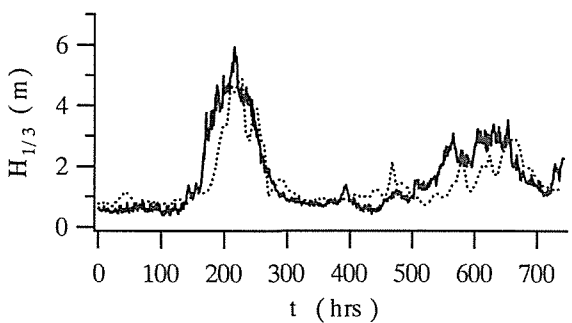
(d) 石廊崎 ('97.7)



(e) 経ヶ岬 ('90.10)



(f) 佐多岬 ('97.7)

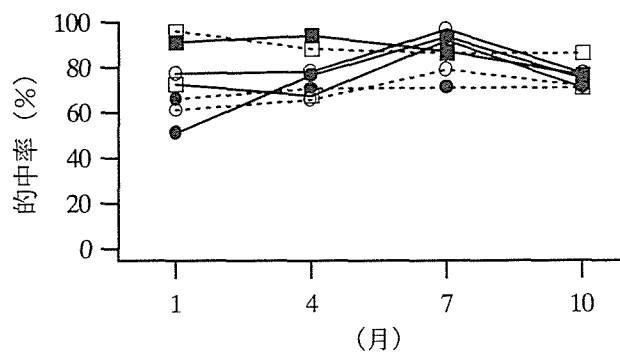


(g) 喜屋武岬 ('94.10)

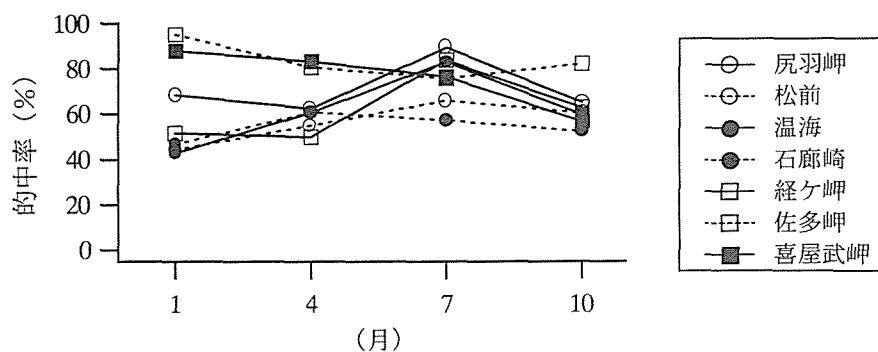
図-4.15 12時間後予測の結果

表-4.1 有義波高予測の的中率（％表示）

波浪観測点	予測対象	1月	4月	7月	10月
尻羽岬	6時間後	77.4	78.3	96.8	77.4
	12時間後	68.5	62.5	89.5	65.3
松前	6時間後	61.3	65.8	79.0	71.8
	12時間後	44.4	55.0	66.1	60.5
温海	6時間後	50.8	76.7	93.5	75.0
	12時間後	42.7	60.8	83.1	59.7
石廊崎	6時間後	66.1	70.8	71.0	71.0
	12時間後	46.8	60.8	57.3	52.4
経ヶ岬	6時間後	72.6	67.5	91.9	71.0
	12時間後	51.6	50.0	83.9	62.9
佐多岬	6時間後	96.0	88.3	86.3	86.3
	12時間後	95.2	80.8	75.8	82.3
喜屋武岬	6時間後	91.1	94.2	87.1	76.6
	12時間後	87.9	83.3	76.6	56.5



(a) 6時間後予測



(b) 12時間後予測

図-4.16 予測の的中率

て求めたものである。

$$\begin{aligned} |H_p - H_o| \leq 0.3(m) & \quad [H_o \leq 1.0(m)] \\ |H_p - H_o| / H_o \leq 0.3 & \quad [H_o > 1.0(m)] \end{aligned} \quad (4.37)$$

ここに、 H_o ：有義波高の観測値， H_p ：有義波高の予測値である。式(4.37)で表される範囲に入る予測値の数の、全予測数に対する割合を的中率とした。また、図-4.16(a)，(b)に表-4.1の的中率を6時間後予測と12時間後予測に分けて示した。太平洋側の尻羽岬，石廊崎，佐多岬はともに1997年を予測対象としたが、表-4.1，図-4.16からわかるように的中率に大きな差が生じる場合がある。日本海側の松前，温海，経ヶ岬では、予測対象の年は異なっているが、基本的に冬期波浪(1月)の的中率が低くなっている。喜屋武岬は太平洋側に属するのか不明であるが、10月を除いて波高の変動が比較的緩やかだったこともあり、概ね高い的中率となっている。

4. 4 結語

本章では、より簡便な波浪予測モデルの開発を目的に、カオス理論に基づく時系列予測法の有義波高予測への適用について検討を行った。この方法を用いるには、時系列データのカオス性を検証する必要があるため、これまでに提案されている主だった検証法により有義波高データの解析を行った。また、時系列予測法として局所ファジィ再構成法に着目し、その適用性を検討した。本章で得られた結果を要約すると以下のようなものである。

- 1) 日本沿岸の波浪観測点(計7点)における有義波高の観測データに対して時間遅れ座標による軌道の再構成を行い、この軌道について相関積分、リアプノフ指数、時間発展方向の分散を求めることにより、有義波高データのカオス性の判定を試みた。相関積分による結果は、一部のデータに対してカオスである可能性を示したが、全体的には明確にそれを支持するものではなかった。リアプノフ指数による結果は、いずれのデータもカオスである可能性を示した。時間発展方向の分散は、日本海側の観測点でのデータについては肯定的な結果であるが、その他の観測点でのデータに対しては否定的な結果となった。
- 2) カオスの挙動を示す主要因である非線形性の有無を有義波高データについて検討した。本章では、時系列データの線形性を主体とした帰無仮説を採用し、これに従うように作成したデータに基づいて仮説検定を行うという手法(サロゲートデータ法)を用いた。これによる結果は、大半のケースで帰無仮説が棄却され、有義波高の非線形性を示唆するものであった。ただし、喜屋武岬のデータでは、時間発展方向の分散に対す

る全ケースの 1/4 で帰無仮説が棄却されなかった。

- 3) カオス理論に基づく時系列予測法（決定論的非線形予測法）の有義波高予測への適用を試みた。力学系の局所的な支配法則の推定法として局所ファジィ再構成法を用い、6 時間後および 12 時間後の有義波高予測を行った。その結果は、各地点とも高波浪の立ち上がりの遅れを示すものであった。太平洋側の 3 地点（尻羽岬、石廊崎、佐多岬）では予測対象とした期間が同じであったが、予測の的中率は大きく異なる場合がある。日本海側では冬期波浪の的中率が低い値となった。

参考文献

- 合原一幸 編著 (1993): ニューラルシステムにおけるカオス, 東京電機大学出版局, 361p.
- 合原一幸 編 (1994): カオスセミナー, 海文堂出版, 242p.
- 五百旗頭 正・菅家正康・藤本泰成・鈴木新悟 (1994): 局所ファジィ再構成法によるカオスの振る舞いをする時系列データの短期予測, 第 10 回ファジィシステムシンポジウム論文集, pp. 391-394.
- 五百旗頭 正・菅家正康・藤本泰成・鈴木新悟 (1995): カオス的時系列の短期予測のための局所ファジィ再構成法, 日本ファジィ学会誌 Vol. 7, No. 1, pp. 186-194.
- 後藤智明・柴木秀之・青野利夫・片山 忠 (1993): 波浪予測を目的とした物理因子重回帰モデル, 土木学会論文集 No. 473/II-24, pp. 45-53.
- 菅野道夫 (1988): ファジィ制御, 日刊工業新聞社, 183p.
- 長島弘幸・馬場良和 (1992): カオス入門-現象の解析と数理-, 培風館, 165p.
- 宮野尚哉 (1998): カオスと時系列解析, 数理科学 No.416, pp. 62-69.
- Grassberger, P. and I. Procaccia (1983): Characterization of strange attractors, *Physical Review Letters*, Vol. 50, No. 5, pp. 346-349.
- Ikeguchi, T. and K. Aihara (1997): Lyapunov spectral analysis on random data, *International Journal of Bifurcation and Chaos*, Vol. 7, No. 6, pp. 1267-1282.
- Kaplan, D. T. and L. Glass (1993): Coarse-grained embeddings of time series: random walks, Gaussian random processes, and deterministic chaos, *Physica D* 64, pp. 431-454.
- Sano, M. and Y. Sawada (1985): Measurement of the Lyapunov spectrum from a chaotic time series, *Physical Review Letters*, Vol. 55, No. 10, pp. 1082-1085.
- Sato, S., M. Sano and Y. Sawada (1987): Practical method of measuring the generalized dimension and the largest Lyapunov exponent in high dimensional chaotic systems, *Prog. Theor. Phys.* Vol. 77, No. 1, pp. 1-5.
- Schiff, S. J., T. Sauer and T. Chang (1994): Discriminating deterministic versus stochastic dynamics in neuronal activity, *Integrative Physiological and Behavioral Science*, Vol. 29, No. 3, pp. 246-261.
- Takens, F. (1981): Detecting strange attractors in turbulence, *Lecture Notes in Mathematics*, 898, pp. 366-381.

Theiler, J. S. Eubank, A. Longtin, B. Galdrikian and J. D. Farmer (1992) : Testing for nonlinearity in time series: the method of surrogate data, *Physica D* 58, pp. 77–94.

Vittori, G. (1992) : On the chaotic structure of tide elevation in the lagoon of Venice, *Proc. 23rd ICCE*, pp. 1826–1839.

Wayland R., D. Bromley, D. Pickett and A. Passemante (1993) : Recognizing determinism in a time series, *Physical Review Letters*, Vol. 70, pp. 580–582.

気象庁監修／(財)気象業務支援センター発行(1997)：沿岸波浪観測データ(1997年版)
CD-ROM

第5章 ニューラルネットワークを用いた波浪予測

5.1 概説

1章でも述べたように、従来の簡便な波浪予測法として、重回帰式や多変量自己回帰式を用いた統計モデル（須田・湯沢；1983，小舟ら；1990）が挙げられる。これらの方法の問題点として、高波浪時の立ち上り遅れが指摘されているが、その他に比較的多くのデータ（有義波高，気圧および風速）を必要とすることも問題の1つであるといえる。さらに，入力（説明変数）と出力（目的変数）との関係を線形関数で表しているという制約もある。波浪などの自然現象を対象とする場合，仮に回帰的なモデルでその変動が記述できるとしても，入出力間の関係は非線形関数で表現するほうがより一般的である。ただし，現象のメカニズムが明確でない場合は，ある特定の非線形関数を選択する根拠がないことになる。このような場合には，関数を陽に仮定せずに学習という操作で現象の特徴抽出を行っていくニューラルネットワークの適用が考えられる。本章では，従来の統計モデルのような制約がなく，より少数のデータで作成できる予測モデルとして，ニューラルネットワークを用いた回帰的モデルに着目し，これによる波浪予測について検討する。次節以降，5.2ではニューラルネットワークの1つであるラジアル基底関数ネットワーク（片山ら，1992；鋤田ら，1993）を用いて，自己回帰モデルおよび重回帰モデルを構築し，波浪予測を行う。ついで，5.3では一般的によく用いられている階層型ニューラルネットワークによる重回帰モデルを作成し，その波浪予測への適用性を検討する。

5.2 ラジアル基底関数ネットワークによる波浪予測

5.2.1 ラジアル基底関数ネットワーク（RBFN）

ここで用いる予測モデルは基本的には次式で表されるものである。

$$y_s = f(\mathbf{x}_n) \quad (5.1)$$

ここに，

$$\mathbf{x}_n = (x_1, x_2, \dots, x_n) \quad , \quad \mathbf{y}_s = (y_1, y_2, \dots, y_s) \quad (5.2)$$

である。 x_1, x_2, \dots が入力データ（説明変数）， y_1, y_2, \dots が出力データ（目的変数）であり，従来の統計モデルにおいてもこれらの関係式は同じである。ただし，従来の統計モデルでは式(5.1)の関数 f が1次関数に限定される。ここでは， N 組の入出力データ組 $(\mathbf{x}_n^1, \mathbf{y}_s^1)$ ， \dots ， $(\mathbf{x}_n^N, \mathbf{y}_s^N)$ が与えられたもとで，ニューラルネットワークにより関数 f を同定することを考える。一口にニューラルネットワークと言っても，現在ではいくつものタイプがある。

本節ではこのうち、ラジアル基底関数ネットワーク（Radial Basis Function Network, 以下, RBFNと表記する）を用いる。ただしこの場合, $s \geq 2$ であるときには, 出力 y_s の各成分が $[-1, 1]$ に正規化されていることが前提となる。図-5.1 にネットワークの基本構造を示す。中間層の各ユニットには, 入力層からのデータに対する出力を決める基底関数が組み込まれている。基底関数としては, 図-5.2 に示すようなガウス関数をベースにしたものを用いることが多く, その重ね合わせ（線形結合）で任意関数を近似する。このネットワークモデルでは, 出力値 \bar{y}_j ($j=1, \dots, s$) はつぎのように与えられる。

$$\bar{y}_j = \sum_{k=1}^m w_{jk} \mu_k(x_n, a_k, b_k) \quad (5.3)$$

ここに, $\mu_k(\cdot)$: k 番目の基底関数, m : 中間層ユニット数, w_{jk} : k 番目の中間層ユニットから j 番目の出力層ユニットへの経路に対する重み係数, x_n : 入力データのベクトル, a_k : ガウス関数の中心値のベクトル, b_k : ガウス関数の幅を表すパラメータのベクトルである。さらに, 基底関数は式 (5.4), (5.5) で与えられる。

$$\mu_k(x_n, a_k, b_k) = \prod_{i=1}^n A_{ik}(x_i, a_{ik}, b_{ik}) \quad (5.4)$$

$$A_{ik}(x_i, a_{ik}, b_{ik}) = \exp \left\{ -\frac{(x_i - a_{ik})^2}{b_{ik}} \right\} \quad (5.5)$$

式 (5.3) から (5.5) で, ネットワークを構成するパラメータは, 重み係数 w_{jk} , ガウス関数の中心値 a_{ik} および幅のパラメータ b_{ik} であり, 与えられた入出力データ組に合うように

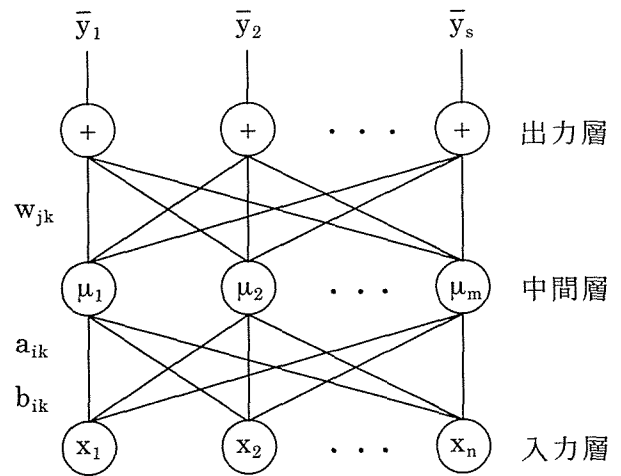


図-5.1 ネットワークの基本構造

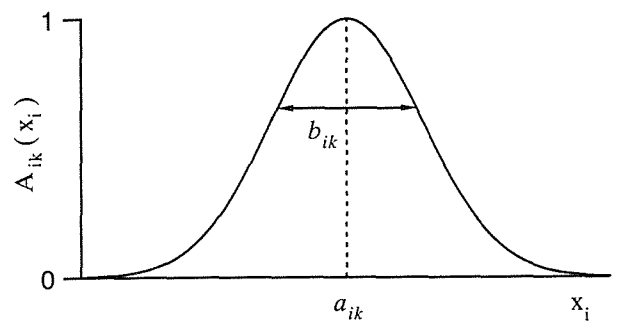


図-5.2 ガウス関数

パラメータを調整することにより、ネットワークが構築される。このパラメータの調整過程を学習とよび、そのためのデータを学習データ（あるいは教師データ）という。学習法として一般によく用いられているのは、5.3 で述べる誤差逆伝播法であるが、RBFN ではこれよりも高速な学習が可能であると言われている。また、比較的少数の基底関数で必要な近似精度を得られる可能性のあることが RBFN の特徴とされている。ネットワークを構築するには、パラメータの学習の他に中間層ユニット数をいくつにするかということも問題になる。従来のネットワークモデルでは、中間層ユニット数を変えてそのつど学習を行い、誤差が最小となるユニット数を採用するという試行錯誤的な方法が用いられてきた。ここでは、1 回の学習過程の中で自動的に中間層ユニット数を増やす方法（片山ら、1992）を用いて、必要な個数を決定する。これによる関数の同定は以下の 2 つの過程から構成される。

- ① 中間層ユニット数が固定されたもとでのパラメータの学習過程
 - ② パラメータの学習による誤差の低減が小さくなった段階で中間層ユニットを 1 つ増やし、誤差の最大絶対値を与える入出力データを中心とする新たな基底関数を発生させる過程
- 以下に関数の同定の手順について述べる。中間層ユニット数が m の場合、学習の対象となるパラメータベクトルをつぎのように定義する。

$$\begin{aligned}
 \mathbf{a}_k &= (a_{1k}, a_{2k}, \dots, a_{nk}) & (k=1, \dots, m) \\
 \mathbf{a}^m &= (a_1, a_2, \dots, a_m) \\
 \mathbf{b}_k &= (b_{1k}, b_{2k}, \dots, b_{nk}) & (k=1, \dots, m) \\
 \mathbf{b}^m &= (b_1, b_2, \dots, b_m) \\
 \mathbf{w}_k &= (w_{1k}, w_{2k}, \dots, w_{sk}) & (k=1, \dots, m) \\
 \mathbf{w}^m &= (w_1, w_2, \dots, w_m)
 \end{aligned} \tag{5.6}$$

このとき、 N 個の入出力データ組に対し、同定問題 $P(m)$ をつぎのように定式化できる。

$$\min_{(\mathbf{a}^m, \mathbf{b}^m, \mathbf{w}^m)} E_m(\mathbf{a}^m, \mathbf{b}^m, \mathbf{w}^m) = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N \sum_{j=1}^s (y_j^p - \bar{y}_j^p)^2 \tag{5.7}$$

ここに、 E_m : 評価関数、 y_j^p : p 組目の入力データ \mathbf{x}_n^p に対する j 番目の出力データ、 \bar{y}_j^p : \mathbf{x}_n^p を入力したときの RBFN による j 番目の出力値である。 $P(m)$ の最適解を $(\mathbf{a}^m, \mathbf{b}^m, \mathbf{w}^m)$ すると、実現すべき誤差 $\varepsilon > 0$ が与えられたもとでの全体の同定問題は、

$$E_m(\mathbf{a}^m, \mathbf{b}^m, \mathbf{w}^m) < \varepsilon \tag{5.8}$$

を満足する最小の中間層ユニット数 m と、そのときの $(\mathbf{a}^m, \mathbf{b}^m, \mathbf{w}^m)$ を求めることになる。このような問題は一般に勾配法によって解くことができる。評価関数 E_m のパラメータ a_{ik}, b_{ik}, w_{jk} に関する勾配は、式 (5.9) から (5.11) で与えられる。

$$\frac{\partial E_m}{\partial a_{ik}} = \frac{-2}{b_{ik}} \sum_{p=1}^N \sum_{j=1}^s w_{jk} \mu_k(\mathbf{x}_n^p, \mathbf{a}_k, \mathbf{b}_k) (y_j^p - \bar{y}_j^p) (x_i^p - a_{ik}) \quad (5.9)$$

$$\frac{\partial E_m}{\partial b_{ik}} = \frac{-1}{b_{ik}^2} \sum_{p=1}^N \sum_{j=1}^s w_{jk} \mu_k(\mathbf{x}_n^p, \mathbf{a}_k, \mathbf{b}_k) (y_j^p - \bar{y}_j^p) (x_i^p - a_{ik})^2 \quad (5.10)$$

$$\frac{\partial E_m}{\partial w_{jk}} = - \sum_{p=1}^N \mu_k(\mathbf{x}_n^p, \mathbf{a}_k, \mathbf{b}_k) (y_j^p - \bar{y}_j^p) \quad (5.11)$$

本節では、勾配法として最も基本的な最急降下法を用いるが、その場合の学習則は以下のようになる。

$$a_{ik}(h+1) = a_{ik}(h) - \alpha_h \frac{\partial E_m}{\partial a_{ik}} \quad (5.12)$$

$$b_{ik}(h+1) = b_{ik}(h) - \alpha_h \frac{\partial E_m}{\partial b_{ik}} \quad (5.13)$$

$$w_{jk}(h+1) = w_{jk}(h) - \alpha_h \frac{\partial E_m}{\partial w_{jk}} \quad (5.14)$$

ここに、 h : 学習の繰り返し回数、 α_h : 繰り返し回数 h のときの学習係数である。最急降下法において、 α_h は固定ではなく学習の繰り返しごとに値が変化する。 α_h の値は1次元探索法により決定するが、ここでは1次元探索法として黄金分割法（たとえば、町田・小島，1989）を用いる。つぎに、中間層ユニット数を固定して学習を進めても評価関数 E_m の減少効果がほとんど見込めなくなった段階で、中間層ユニットを1つ増やしてそれに対応する新規の基底関数を発生させる。N個の学習データのうち、ネットワーク出力値との誤差の絶対値が最大となるデータに着目し、この学習データの入力値を中心とする基底関数を発生させる方法をとる。この方法に基づいた全体の同定問題に対する手順を以下に示す。

① N個の学習データに対して、最急降下法により $(\mathbf{a}^m(h), \mathbf{b}^m(h), \mathbf{w}^m(h))$ から

$(\mathbf{a}^m(h+1), \mathbf{b}^m(h+1), \mathbf{w}^m(h+1))$ を計算する。ここで、 h は中間層ユニット数が m のときの学習回数を表す。

② 学習回数が $(h+1)$ のときの評価関数値が ε より小さければ、そのときの m が式 (5.8) を満たす最小の中間層ユニット数であり、 $(\mathbf{a}^m(h+1), \mathbf{b}^m(h+1), \mathbf{w}^m(h+1))$ を $(\mathbf{a}^m, \mathbf{b}^m, \mathbf{w}^m)$ として採用し終了する。

③ 評価関数の減少率が許容値 ε_1 より小さければ④へ進み、 ε_1 以上であれば①へ戻る。

④入出力データ (x_n^p, y_s^p) ($p=1, \dots, N$)のうち、すでにガウス関数の中心値として選択されたもの以外で、絶対値誤差が最大となる入出力データを (x_n^q, y_s^q) とするとき、 $(m+1)$ 個目の基底関数を以下のように発生させる。

$$\begin{aligned} a_{i,m+1} &= x_i^q & (i=1, \dots, n) \\ b_{i,m+1} &= b_0 & (i=1, \dots, n) \\ w_{j,m+1} &= y_j^q - \bar{y}_j^q & (j=1, \dots, s) \end{aligned} \quad (5.15)$$

ここで、 b_0 は、ガウス関数のパラメータの初期値として与えられている定数である。

$(m+1)$ 個目の基底関数を上記のように設定し、①へ戻る。新規の基底関数以外の基底関数に含まれるパラメータには、直前の学習過程で得られている値を使用する。

以上の手法による関数同定の基本性能を確認するため、片山ら (1992) にならってつぎのような滑らかな 1 変数 (非線形) 関数の同定を行う。ここで用いる関数は

$$y = \exp(0.4x) \sin(4x) \quad , \quad -\pi \leq x \leq \pi \quad (5.16)$$

で与えられる。学習データは、まず x を $[-\pi, \pi]$ の一様乱数で与え、それに対する y を式

(5.16) で求めて 1 組の入出力データとする。学習データ数を 200 とし、

上述の手順で関数の同定を行った結果を図-5.3 に示す。実線が式

(5.16) の関数を表し、+が $[-\pi, \pi]$ を等間隔に刻んだ値を学習終了後の RBFN に入力したときの出力値

である。学習終了の条件は $E_m < 0.5$ で、終了時の中間層ユニット数は 9、

総学習回数は 225 であった。図より、高精度な関数同定ができてい

ることがわかる。

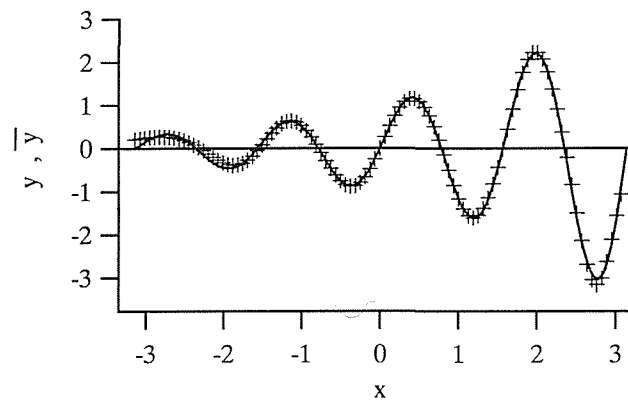


図-5.3 簡単な非線形関数の同定

5.2.2 RBFN を用いた自己回帰モデルによる予測

5.2.1 で説明した RBFN を用いて、まず最も基本的な自己回帰モデルを作成する。このモデルにおいて時刻 t での出力 $y(t)$ は、それ以前の観測値を $y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n)$ とすると、次式で表される。

$$y(t) = f\{y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n)\} \quad (5.17)$$

この式の関数 f を RBFN により同定する。ここでは、有義波高データを対象とし、まず学習データの作成を行う。

(a) 学習データの作成

ここで用いるデータは、運輸省港湾局による全国港湾海洋観測資料のうち、鳥取港における 1984 年 1 月から 1989 年 10 月までの 2 時間毎の有義波高データである。この期間のデータ取得率は 99.6% である。また、欠測の影響を小さくするために、連続 8 回以下の欠測に対しては線形補間を行い、それ以上の欠測は観測波高をゼロとした。ここでは、自己回帰予測モデルを考えているので、学習データの入出力データともに有義波高となる。一組の学習データは、ある時刻 t の有義波高データを中心に、それを含めた過去の n 個を入力データ、時刻 t より後の s 個を出力データとして構成される。また、5.2.1 に述べたように、 $s \geq 2$ の場合、出力データは $[-1, 1]$ であることが前提条件となっている。そのため、有義波高の常用対数をとって学習データを作成する。有義波高が 10m を越えることは稀であり（鳥取港では 1979 年～1996 年の間に記録されていない）、10cm を下回ることも少ないことが常用対数を採用した理由である。上述のデータから、欠測が少なく、10cm 未満の観測値がない期間を選択して以下の学習データを作成する。

① '87 年 12 月と '88 年 1 月、'88 年 3 月と 4 月、6 月と 7 月、9 月と 10 月の各 2 ヶ月分のデータから 500 組の学習データ

また、比較のためにつぎの 2 通りの学習データも作成する。

② 有義波高データから周期変動成分を除いたものを用いた学習データ

③ '87 年 1 月と '88 年 1 月、'87 年 4 月と '88 年 4 月、'87 年 7 月と '88 年 7 月、'87 年 10 月と '88 年 10 月の有義波高データから各 500 組の学習データ

②については、以下のように考える。まず、図-5.4 に有義波高の全データの常用対数値を示すが、はっきりとした周期的な変動が見られる。日本海沿岸においては、冬期の高波浪、夏期の低波浪というパターンが明確であり、図-5.4 はこの季節変動を示している。また、図-5.5 で●

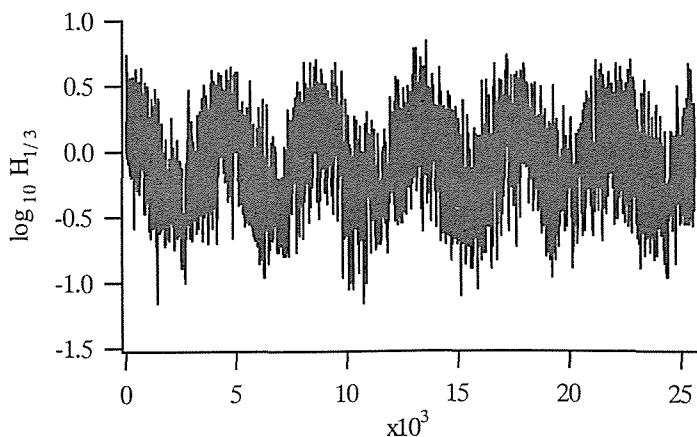


図-5.4 有義波高の常用対数

付の実線は有義波高の常用対数の月平均値を表しており、その変動が周期的であることがわかる。このうち、特に3月から4月と、年によっては9月と10月にかけて、月平均値が大きく変化している。これが予測モデルに影響を及ぼすかどうかを検討するために、この変動成分を取り除くことを考

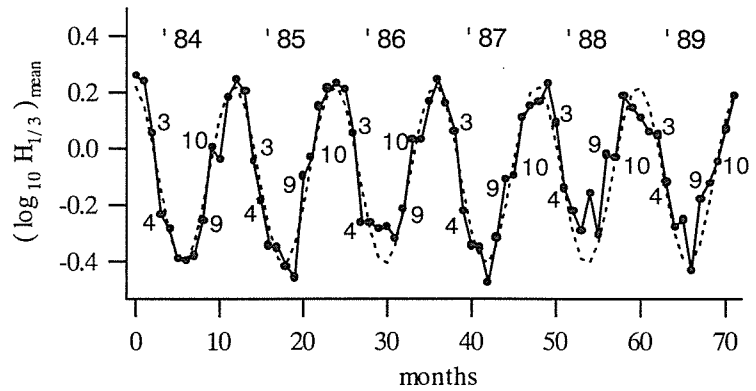


図-5.5 月平均値の変動

える。ここでは、Soares and Ferreira (1995) の方法に基づいて、周期変動成分を取り除く。図-5.5 に示した月平均値のうち、'84年1月から'87年12月までをフーリエ変換した結果、12ヵ月周期の成分が卓越したことから、その係数値を用いて次式のようにモデル化した。

$$u(t) = -0.0920 + 0.311 \cos\left(\frac{2\pi}{12}t\right) - 0.0547 \sin\left(\frac{2\pi}{12}t\right) \quad (5.18)$$

図-5.5の破線は式(5.18)の値を示しているが、'88年1月以降も含めて観測値との対応はよい。特に3月と4月は、どの年もよく一致している。ただし、式(5.18)は月平均値を与えるものであるから、これをもとに1つずつの有義波高データに対する周期変動成分を考える。たとえば、1年(365日)分のデータ個数 n_d は4380であり、これで1周期(2π)分になる。式(5.18)の位相で $t = \tau n_d$ とおくと、 $\tau = 12/4380$ となる。式(5.18)は上述の48ヵ月の月平均値データから得たもので、この期間の有義波高データ数は17532である。したがって、 $\tau = 0.002738$ となり、各有義波高データに対する周期変動成分は次式で与えられる。

$$u(n_t) = -0.0920 + 0.311 \cos\left\{\frac{2\pi}{12} \times 0.002738(n_t - n_c)\right\} - 0.0547 \sin\left\{\frac{2\pi}{12} \times 0.002738(n_t - n_c)\right\} \quad (5.19)$$

ここで、 n_t は1月1日0時のデータをゼロとした番号、 n_c は式(5.18)の月平均値がその月の中心になるようにする数で、平均的な半月分のデータ数(182または183)である。有義波高の常用対数から式(5.19)の値を差引くことにより、周期変動成分を除くことが

できる. 図-5.6 に, 図-5.4 のデータから周期変動成分を取り除いたものを示す. この方法で得られるデータのうち, '88年3月と4月のデータから学習データを作成する.

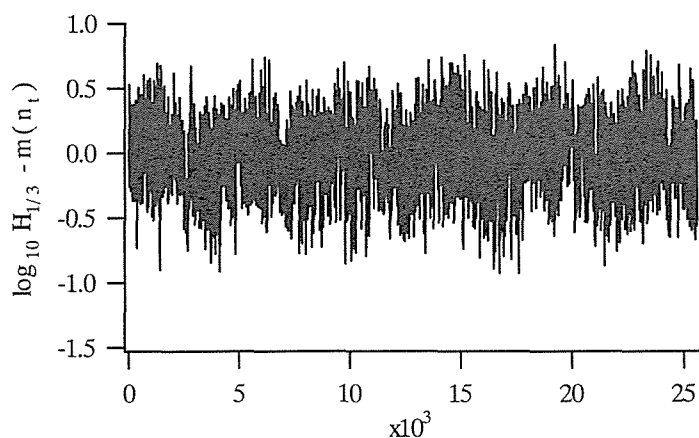


図-5.6 周期変動成分を除いた有義波高の常用対数

(b) 学習および予測の結果

(a) で述べた①の各2ヶ月間の有義波高データから, 入力データ数 n を3~6, 出力データ数 s を3とした4通りの学習データを作成した. また, '87年12月・'88年1月のデータからは, n と s をともに4~6とした3通りの学習データも予備的に作成した. 学習過程においては, 中間層ユニット数 m を $[1, 2n]$ の範囲で増加させ, 学習終了後の評価関数値が最小となる m を

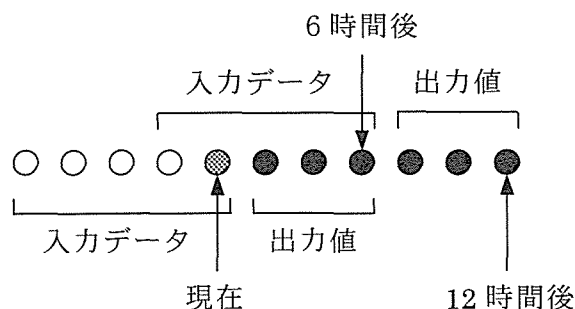


図-5.7 予測値の計算手順 (模式図)

選択する. 各学習データに対して1つ選択されるRBFNにより, 6時間後および12時間後の有義波高予測を行う. 予測対象期間は, '87年12月・'88年1月のデータに対して'89年1月, '88年3月・4月に対して'89年4月, '88年6月・7月に対して'89年7月, '88年9月・10月に対して'89年10月である. この予測モデルでは, 2時間毎の有義波高を

表-5.1 学習および予測の誤差 (その1)

n	'87.12,'88.1 / '89.1		'88.3,4 / '89.4		'88.6,7 / '89.7		'88.9,10 / '89.10		n,s	'87.12,'88.1 / '89.1	
	学習誤差	予測誤差	学習誤差	予測誤差	学習誤差	予測誤差	学習誤差	予測誤差		学習誤差	予測誤差
3	11.0 (m=6)	0.264 0.566	8.50 (m=6)	0.129 0.250	9.51 (m=6)	0.0282 0.0392	5.86 (m=5)	0.320 0.553	3	11.0 (m=6)	0.264 0.566
4	10.7 (m=8)	0.255 0.556	7.95 (m=8)	0.123 0.248	9.12 (m=7)	0.0286 0.0442	5.85 (m=8)	0.320 0.572	4	17.8 (m=8)	0.267 0.525
5	10.3 (m=10)	0.253 0.546	8.00 (m=10)	0.126 0.253	9.17 (m=10)	0.0334 0.0487	6.07 (m=8)	0.360 0.603	5	25.0 (m=10)	0.273 0.551
6	9.96 (m=11)	0.265 0.546	7.93 (m=12)	0.132 0.263	9.24 (m=10)	0.0396 0.0469	5.88 (m=12)	0.369 0.604	6	35.4 (m=12)	0.297 0.576

入出力データとして学習を行っているので、RBFN の出力値 \bar{y}_3 は最新の入力データから 6 時間後の値となる。たとえば $s=3$ の場合、1 回目の RBFN 出力をつぎの入力（の一部）とすると、その出力値 \bar{y}_3 が 12 時間後の値となる。図-5.7 に予測値の計算手順を模式的に示す（図は $n=5, s=3$ の場合）。また表-5.1 に、学習誤差として学習終了後の評価関数値を、予測誤差として予測値と観測値との 2 乗誤差の平均値を示す。学習誤差の欄の（）

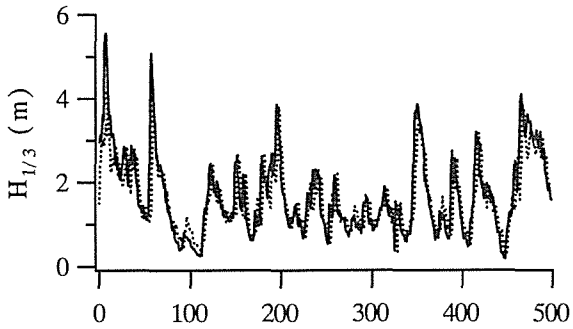


図-5.8 (a) 学習結果 ('87.12,'88.1)

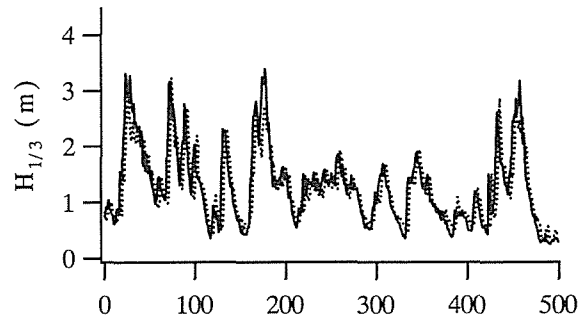


図-5.9 (a) 学習結果 ('88.3,4)

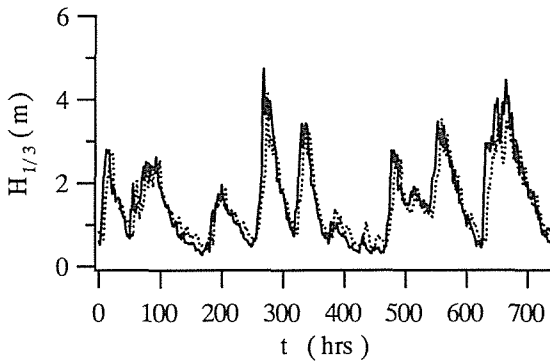


図-5.8 (b) 6 時間後予測 ('89.1)

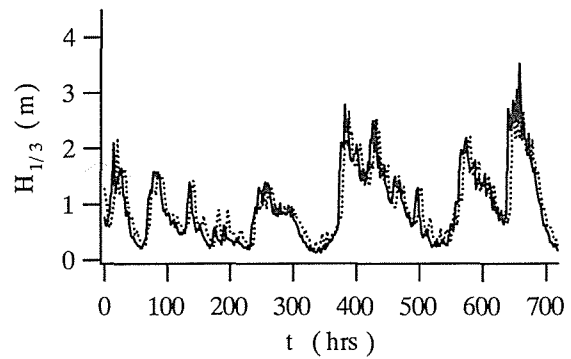


図-5.9 (b) 6 時間後予測 ('89.4)

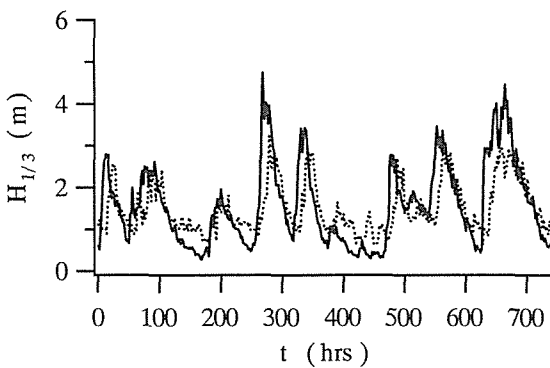


図-5.8 (c) 12 時間後予測 ('89.1)

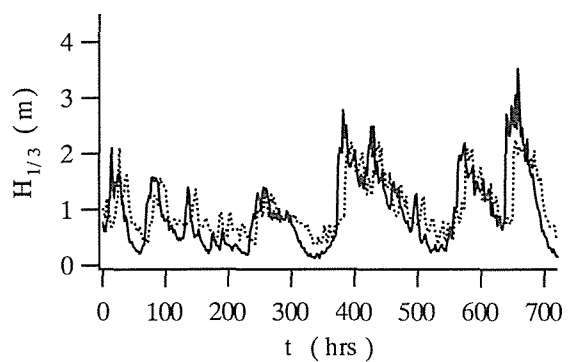


図-5.9 (c) 12 時間後予測 ('89.4)

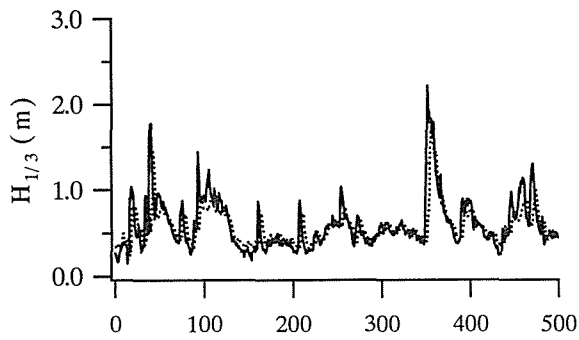


図-5.10 (a) 学習結果 ('88.6,7)

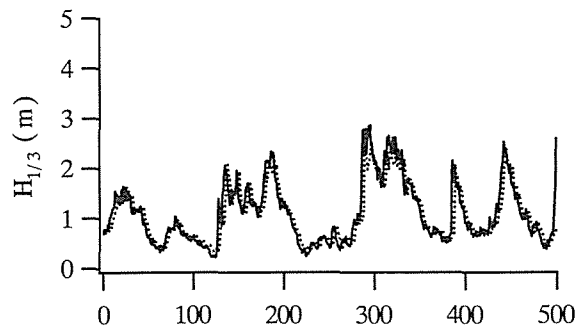


図-5.11 (a) 学習結果 ('88.9,10)

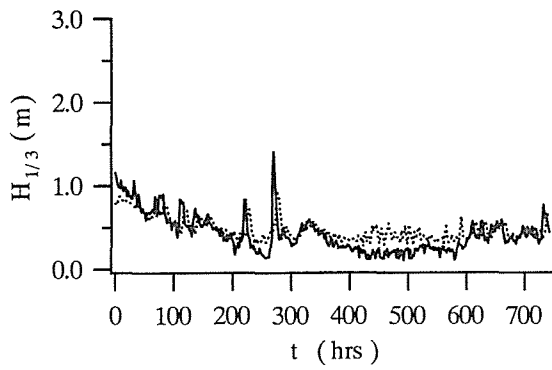


図-5.10 (b) 6時間後予測 ('89.7)

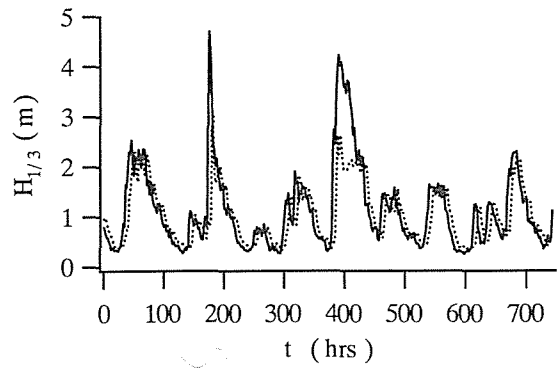


図-5.11 (b) 6時間後予測 ('89.10)

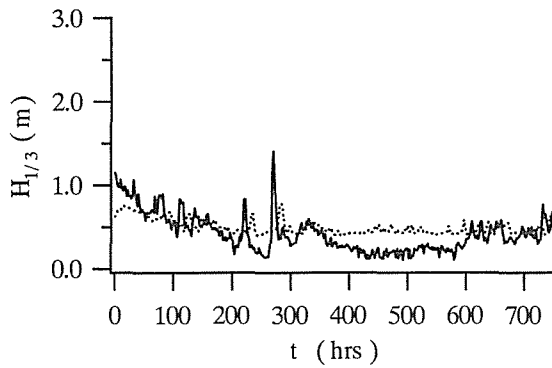


図-5.10 (c) 12時間後予測 ('89.7)

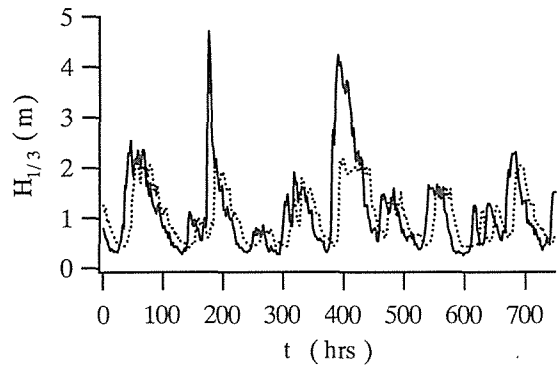


図-5.11 (c) 12時間後予測 ('89.10)

内は中間層ユニット数であり、予測誤差の欄の上段は6時間後予測，下段は12時間後予測に対する値である。この結果より，同一期間における学習および予測結果に大きな差がないことがわかる。図-5.8 から 5.11 には学習結果と予測結果の波形を示した。図-5.8 (a) は，'87年12月・'88年1月のデータによる学習の結果であり， $n=5$ ， $s=3$ ， $m=$

10 の場合である。図中の実線は出力データ（観測値）の y_3 ，点線は RBFN の出力値 \bar{y}_3 を示す。図-5.8 (b), (c) はこの RBFN による'89年1月の予測結果で，(b) が6時間後予測，(c) が12時間後予測である。図中の実線は観測値，点線は予測値を表している。図-5.9 (a) は'88年3月・4月のデータによる学習の結果で， $n=4$ ， $s=3$ ， $m=8$ の場合である。(b), (c) は'89年4月の予測結果を示している。同様に，図-5.10 (a) は'88年6月・7月のデータによる学習結果 ($n=3$ ， $s=3$ ， $m=6$)，(b), (c) は'89年7月の予測結果であり，図-5.11 (a) は'88年9月・10月のデータによる学習結果 ($n=3$ ， $s=3$ ， $m=5$)，(b), (c) は'89年10月の予測結果である。いずれの学習結果においても，RBFN の出力値は学習データの出力データとよく一致しているが，わずかに時間的なずれが見られる。本来，学習結果では時間軸方向の全体的なずれは生じないはずであり，ここに示したすべてのケースでずれが生じている原因は明らかでない。予測結果では，観測値との差異（縦軸方向の）も見られるが，それ以上に時間的なずれ（遅れ）が目立っている。予測結果のずれの原因としては，学習結果に見られるずれがそのまま反映されていることと，従来の統計モデルと同じように予測モデルにおいて最新の入力データの影響が大きく，これに引きずられる形で予測値が遅れることが考えられる。表-5.2 には，前項 (a) で述

表-5.2 学習および予測の誤差 (その2)

'88.3,4 / '89.4 (n=4, s=3)		'87.1,'88.1 / '89.1 (n=5, s=3)		'87.4,'88.4 / '89.4 (n=4, s=3)		'87.7,'88.7 / '89.7 (n=3, s=3)		'87.10,'88.10 / '89.10 (n=3, s=3)	
学習誤差	予測誤差	学習誤差	予測誤差	学習誤差	予測誤差	学習誤差	予測誤差	学習誤差	予測誤差
8.12 (m=8)	0.182 0.326	7.94 (m=10)	0.247 0.572	10.7 (m=8)	0.143 0.281	14.6 (m=6)	0.0207 0.0284	11.3 (m=5)	0.277 0.509

表-5.3 予測の的中率 (その1)

(%)

	'89.1 ('87.12,'88.1)		'89.4 ('88.3,4)		'89.7 ('88.6,7)		'89.10 ('88.9,10)		'89.1 ('87.12,'88.1)		
	n	6時間後	12時間後	6時間後	12時間後	6時間後	12時間後	6時間後	12時間後	n,s	6時間後
3	79.3	50.8	81.1	60.0	93.5	90.1	72.3	52.7	3	79.3	50.8
4	78.2	50.0	80.6	58.3	93.0	85.2	72.0	51.6	4	78.2	53.8
5	78.2	50.8	80.0	56.7	89.0	79.0	71.5	51.6	5	77.7	50.8
6	77.2	52.7	79.2	53.3	84.1	82.3	74.5	50.5	6	78.8	55.4

表-5.4 予測の的中率 (その2)

(%)

'89.4 ('88.3,4) (n=4, s=3)		'89.1 ('87.1,'88.1) (n=5, s=3)		'89.4 ('87.4,'88.4) (n=4, s=3)		'89.7 ('87.7,'88.7) (n=3, s=3)		'89.10 ('87.10,'88.10) (n=3, s=3)	
6時間後	12時間後	6時間後	12時間後	6時間後	12時間後	6時間後	12時間後	6時間後	12時間後
78.9	57.5	75.3	42.7	83.1	69.4	95.7	93.3	77.4	61.0

べた②, ③の学習データに対する結果を示した. 周期変動を除いた'88年3月・4月のデータに関して, 学習誤差 8.12 (表-5.2の左端の欄) は表-5.1の結果 (n=4の場合) である 7.95 とほぼ同じであることから, 図-5.5に示したように平均値が大きく変化するデータでも予測モデルの作成に影響しないといえる. ただし, '89年4月に対する予測誤差の点では周期変動を除かない方がよい結果を与えている. 予測対象の月と同じ月の過去2年のデータを用いた場合については, 学習誤差は1月を除いて表-5.1の値よりも大きくなっている. 予測誤差は, 7月と10月の場合に表-5.1よりも小さくなっているが, 全体的に有意な差があるとはいえない. また, 表-5.3, 5.4には, 第4章で用いた基準(式(4.37))により求めた予測的中率(%表示)を示す. 表-5.3と5.1, 表-5.4と5.2がそれぞれ対応している. 予測誤差の大小関係と的中率のそれとは必ずしも対応していないが, 上で述べたのと同じ傾向を示している.

5.2.3 RBFNを用いた重回帰モデルによる予測

5.2.2では有義波高データのみを用いた自己回帰モデルによる検討を行った. 予測結果は観測値に対して時間的遅れを示すものであり, 自己回帰モデルの限界を表しているとも考えられる. 本項では, 有義波高以外のデータを用いて重回帰モデルを作成し, これによる有義波高の予測を行う. ここで用いる重回帰モデルは, 時刻 t での出力を $y(t)$, それ以前の時刻 $(t-u)$ での別のデータを $x_1(t-u), x_2(t-u), \dots, x_n(t-u)$ とすると, つぎのように表される.

$$y(t) = f\{x_1(t-u), x_2(t-u), \dots, x_n(t-u)\} \quad (5.20)$$

5.2.2と同様にこの式の関数 f を RBFN により同定する. ここで用いる RBFN の基本構造を図-5.12に示すが, 図-5.1との相違点は出力層のユニットが1つ ($s=1$) になっていることである. この RBFN では, その出力値 \bar{y} は次式のように与えられる.

$$\bar{y} = \sum_{k=1}^m w_k \mu_k(x_n, a_k, b_k) \quad (5.21)$$

ここに, w_k : k 番目の中間層ユニットから出力層への経路に対する重み係数である. 基底関数 μ_k は式 (5.4), (5.5) と同じものである.

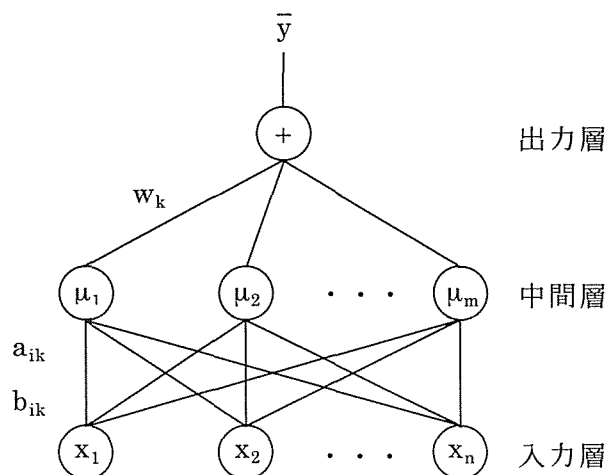


図-5.12 RBFNの基本構造

る。学習の対象となるパラメータベクトルは、式 (5.6) において \mathbf{w} に関するベクトルを

$$\mathbf{w}^m = (w_1, w_2, \dots, w_m) \quad (5.22)$$

のみにしたものとなる。N 個の入出力データ組に対する同定問題 $P(\mathbf{m})$ は次式で表される。

$$\min_{(\mathbf{a}^m, \mathbf{b}^m, \mathbf{w}^m)} E_m(\mathbf{a}^m, \mathbf{b}^m, \mathbf{w}^m) = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N (y^p - \bar{y}^p)^2 \quad (5.23)$$

ここに、 y^p : p 組目の学習データにおける出力データ、 \bar{y}^p : p 組目の入力データに対する RBFN の出力値である。評価関数 E_m のパラメータ a_{ik}, b_{ik}, w_k に関する勾配は、以下のようなになる (鋤田ら, 1993)。

$$\frac{\partial E_m}{\partial a_{ik}} = \frac{-2w_k}{b_{ik}} \sum_{p=1}^N \mu_k(\mathbf{x}_n^p, \mathbf{a}_k, \mathbf{b}_k) (y^p - \bar{y}^p) (x_i^p - a_{ik}) \quad (5.24)$$

$$\frac{\partial E_m}{\partial b_{ik}} = \frac{-w_k}{b_{ik}^2} \sum_{p=1}^N \mu_k(\mathbf{x}_n^p, \mathbf{a}_k, \mathbf{b}_k) (y^p - \bar{y}^p) (x_i^p - a_{ik})^2 \quad (5.25)$$

$$\frac{\partial E_m}{\partial w_k} = - \sum_{p=1}^N \mu_k(\mathbf{x}_n^p, \mathbf{a}_k, \mathbf{b}_k) (y^p - \bar{y}^p) \quad (5.26)$$

以上の式と 5.2.1 に示した学習則 (式 (5.12) ~ (5.14)) および手順により関数の同定を行う。

(a) AIC (赤池情報量規準) によるモデル選択

学習結果から予測のためのネットワークモデルを選択する際、5.2.2 では中間層ユニット数の範囲を設定し、その中で学習誤差が最小となるものを採用した。ここでは以下に述べるニューラルネットワークにおける AIC (たとえば、豊田, 1996) を用いてモデルの選択を行う。この節で用いているような 3 層のニューラルネットワークにおいては、その中間層ユニット数を多くすれば任意の関数を任意の精度で近似できることが理論的に証明されている。したがって、学習データに対しては 2 乗誤差がほとんどないネットワークを構成することも理論上は可能である。しかし学習データに対する近似度が高くても、そのネットワークが学習データ以外の未知のデータに対してよい近似を与えるとは限らない。そこで、学習データにもそれ以外のデータにも最もよい近似を与えるには、中間層ユニット数をどれだけにするかという問題になる。また、モデルの次数(入力データ数)や、重回帰モデルの場合は入力としてどのデータを選べばよいかという問題も生じてくる。統計の分野では、従来から AIC などの情報量規準によりモデル選択を行う方法がよく用いられている。ここでは和田・川人 (1991) にならって、ニューラルネットワークの AIC を以下のよ

うに導く。まず、ネットワークの出力値 \bar{y} と、学習データのうちの出力データ y との関係をつぎのように考える。

$$\begin{aligned} y &= \bar{y} + \varepsilon \\ &= \sum_{k=1}^m w_k \mu_k(\mathbf{x}_n, \mathbf{a}_k, \mathbf{b}_k) + \varepsilon \end{aligned} \quad (5.27)$$

ここで誤差 ε を平均 0、分散 σ^2 の正規分布に従うものと仮定する。 $(y - \bar{y})$ と ε は同じ分布に従うことから、 w_k, μ_k を既知としたときの y の確率密度関数はつぎのようになる。

$$\begin{aligned} f(y) &= f(y | w_k, \mu_k, \sigma^2) \\ &= \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{1/2}} \exp\left\{-\frac{(y - \bar{y})^2}{2\sigma^2}\right\} \end{aligned} \quad (5.28)$$

N 個の学習データに対する尤度関数 L は次式で与えられる。

$$\begin{aligned} L &= \prod_{p=1}^N \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{1/2}} \exp\left\{-\frac{(y^p - \bar{y}^p)^2}{2\sigma^2}\right\} \\ &= \left(\frac{1}{2\pi\sigma^2}\right)^{N/2} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{p=1}^N (y^p - \bar{y}^p)^2\right\} \end{aligned} \quad (5.29)$$

したがって、対数尤度関数 LL は、

$$LL = -\frac{N}{2} \log(2\pi\sigma^2) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{p=1}^N (y^p - \bar{y}^p)^2 \quad (5.30)$$

となる。学習結果として得られたパラメータを $\tilde{w}_k, \tilde{\mathbf{a}}_k, \tilde{\mathbf{b}}_k$ とすると、誤差 ε の分散 σ^2 の推定量はつぎのように求められる。

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N (y^p - \tilde{y}^p)^2 \quad (5.31)$$

ここに、 $\tilde{y}^p = \sum_{k=1}^m \tilde{w}_k \mu_k(\mathbf{x}_n, \tilde{\mathbf{a}}_k, \tilde{\mathbf{b}}_k)$ である。したがって、対数尤度関数は、

$$LL = -\frac{N}{2} \log\left\{\frac{2\pi}{N} \sum_{p=1}^N (y^p - \tilde{y}^p)^2\right\} - \frac{N}{2} \quad (5.32)$$

と表される。一方、AIC は、

$$\text{AIC} = -2 \times (\text{モデルの最大対数尤度}) + 2 \times (\text{モデルのパラメータ数})$$

で定義される。式 (5.32) より、2乗誤差の和が最小となるときに対数尤度は最大となる。

学習においては、2乗誤差の和が小さくなるようにパラメータを決定することから、学習終了時のパラメータ推定値を用いた場合に対数尤度が最大になると考える。したがって、図-5.12のような構造をもつニューラルネットワークのAICは次式のように与えられる。

$$AIC = N \log \left\{ \frac{2\pi}{N} \sum_{p=1}^N (y^p - \tilde{y}^p)^2 \right\} + N + 2m(2n+1) \quad (5.33)$$

ここに、 m ：中間層ユニット数、 n ：入力層ユニット数である。この式で与えられるAICの値が最小となるネットワークモデルを最適な予測モデルとする。ここでは、学習過程の各中間層ユニット数に対してAICを計算する。その結果より、AICが最小となる中間層ユニット数を見出し、そのRBFNが最適であるとして有義波高の予測に用いる。

(b) 重回帰モデルに用いる学習データの作成

従来の重回帰モデルでは、入力データ（説明変数）として有義波高、気圧、風速が用いられてきた。このうち有義波高は、予測対象地点の予測時刻以前（12時間あるいは24時間前など）の値が用いられており、出力（目的変数）である有義波高との相関も一般に高い。そのため、予測モデルにおける影響力が大きく、特に高波浪の立ち上がりで予測値が観測値に対して時間的に遅れることの原因ともなる。風速については、陸上で観測したデータでは海陸風や周囲の地形など局所的な影響を受けていることがあり、却って予測精度を下げる可能性もある。気圧は有力なデータであるが、予測対象地点の周辺に設定した数十点における気圧値を天気図から読み取る（須田・湯沢；1983，小舟ら；1990），という労力の要る作業を伴う。また、どの点のデータを入力とするかの選択も問題となる。ここでは、土屋ら（1984）の方法を参考にして入力データを選択し、RBFNを用いた有義波高予測モデルの作成を試みる。土屋らは日本海側の地点を対象に、有義波高、風速、さらに日本海沿岸各地および日本海対岸（韓国，ロシア）の数地点間の気圧差を入力（説明変数）とする重回帰モデルを提案している。これは日本海が閉じた海域に近く、その周囲に気象観測点があること、また問題となる高波浪が主に冬期の季節風によって起こることを考慮したものである。日本海における冬期季節風は、よく知られている西高東低の気圧配置による気圧傾度力が主な原因となって発生する。したがって、日本海沿岸の冬期波浪に対しては、東西方向の気圧差をもとに波浪予測を行い得る。この観点より、気圧差を主な入力データとする有義波高予測モデルの作成を行う。ただし、日本海対岸（土屋らはプサン，ウラジオストックおよびアムグの3地点を選択している）のデータは入手が難しく、また観測も3時間毎（日本では後述のように1時間毎）であるので、国内の日本海沿岸各地間の気圧差のみを用いる。ここで用いるデータは、気象庁の沿岸波浪観測データ（1997）の



© Aries 1993

図-5.13 波浪および気圧の観測点

うち、日本海沿岸の松前、温海、経ヶ岬、鹿島、福江島における有義波高データと、同じく気象庁による地上気象観測原簿過去データ（1996a,b）および気象庁年報（1996,1997,1998）に収録されている気象官署（155カ所）でのデータのうち、稚内、函館、輪島、鳥取、浜田、巖原、福江における気圧データを用いる。これらの観測点を図-5.13に示すが、気圧データを用いる地点については土屋らの研究を参考にして決定した。入手したデータは、波浪観測データについては各地点での観測開始から1997年12月31日まで、気圧データについては1989年4月1日から1997年12月31日までのものである。気圧データはすべて1時間毎の観測値であるが、波浪データはある時期まで3時間毎の観測を行っており、1時間毎の観測となった時期も地点により異なる。また波浪データでは欠測となっている部分もある。これらのデータから、RBFNの学習データとして採用するものを選択するが、上記の理由により使用可能なデータの期間は限られる。各波浪観測点で、毎時観測となった以降のデータのうち、有義波高の欠測が少ない期間を抽出した結果、表-5.5のようになった。ここでは冬期波浪を主な対象としていることから、10月から翌年3月までの期間としている。また、有義波高データでは表-5.5の期間にも欠測があるが、その影響を小さくするため、連続6回以下の欠測に対しては線形補間を行い、

それ以上の連続欠測では有義波高の値をゼロとする。つぎに、表-5.5 に示した期間における気圧差データの選択を行う。気圧差をとる地点の組合せは、土屋らを参考にして以下の14組について考える。

- ・ 稚内 ⇔ 函館, 輪島, 巖原, 福江
- ・ 函館 ⇔ 輪島, 巖原, 福江
- ・ 輪島 ⇔ 浜田, 巖原, 福江
- ・ 鳥取 ⇔ 巖原, 福江 ・ 浜田 ⇔ 巖原, 福江

表-5.5 有義波高データの期間

波浪観測点	データの期間
松前	'94.10.1~'95.3.31, '95.10.1~'96.3.31, '96.10.1~'97.3.31
温海	'91.10.1~'92.3.31, '93.10.1~'94.3.31, '96.10.1~'97.3.31
経ヶ岬	'91.10.1~'92.3.31, '93.10.1~'94.3.31, '94.10.1~'95.3.31
鹿島	'94.10.1~'95.3.31, '95.11.1~'96.3.31
福江島	'92.10.1~'93.3.31, '95.10.1~'96.3.31, '96.10.1~'97.3.31

上述のように基本的に西高東低の気圧配置を考えているため、上の組合せで西側の気圧値から東側の気圧値を引いたものを気圧差データとする。気圧差データの選択においては、各波浪観測点における有義波高データとの相互相関係数を求めて判断基準とする。表-5.5の期間における、気圧差データと有義波高データとの相互相関係数の最大値、およびそのときのラグ τ を表-5.6 (a) から (d) に示す。ここでは気圧差データに対する有義波高データの応答性が問題となるため、気圧差の変化が有義波高の変化に対して先行する場合に τ を正としている。また、これらの表で空欄になっているところは、気圧差をとった2地点が波浪観測点に対してはるか東側に位置している場合である。このような組合せでは、気圧差の変化が有義波高の変化に対して先行することはあり得ないと考えて、計算を省略した。また、表には示していないが、福江島についての結果は以下の通りである。

福江島 ⇔ 巖原~浜田 : $R=0.73, \tau=0$ ('92.10~'93.3), $R=0.72, \tau=1$ ('95.10~'96.3),
 $R=0.73, \tau=0$ ('96.10~'97.3)

福江島 ⇔ 福江~浜田 : $R=0.64, \tau=2$ ('92.10~'93.3), $R=0.64, \tau=4$ ('95.10~'96.3),
 $R=0.61, \tau=3$ ('96.10~'97.3)

これらの結果から気圧差データを選択するが、その際の方針はつぎのようなものである。すなわち、6時間後および12時間後の有義波高を予測対象(出力)とし、6時間後予測については $\tau \geq 6$ でなるべく6に近く、かつ相関が高い気圧差データを、12時間後予測に対しては $\tau \geq 12$ でなるべく12に近く、かつ相関が高い気圧差データを入力データとして選択する。さらに、使用できるデータのうち、なるべく新しいものを予測用のデータとし、それを除くデータの中で相互相関係数が大きいものを、RBFNの学習用データとする。6時

表-5.6 (a) 相互相関係数の最大値とラグ (松前)

	'94.10~'95.3		'95.10~'96.3		'96.10~'97.3	
	R	τ (時間)	R	τ (時間)	R	τ (時間)
函館~稚内	0.58	0	0.15	0	0.49	-1
輪島~稚内	0.77	3	0.33	1	0.73	3
巖原~稚内	0.75	5	0.42	6	0.76	5
福江~稚内	0.75	6	0.43	7	0.77	7
輪島~函館	0.65	4	0.68	4	0.67	4
巖原~函館	0.59	7	0.67	9	0.64	8
福江~函館	0.59	8	0.68	11	0.65	10
浜田~輪島	0.36	15	0.54	19	0.43	18
巖原~輪島	0.35	16	0.53	20	0.43	20
福江~輪島	0.39	18	0.56	21	0.48	20
巖原~鳥取	0.28	17	0.48	22	0.39	21
福江~鳥取	0.35	20	0.54	24	0.46	21
巖原~浜田	0.23	18	0.40	24	0.34	22
福江~浜田	0.34	21	0.51	27	0.45	23

表-5.6 (b) 相互相関係数の最大値とラグ (温海)

	'91.10~'92.3		'93.10~'94.3		'96.10~'97.3	
	R	τ (時間)	R	τ (時間)	R	τ (時間)
函館~稚内	0.24	-12	0.36	-8	0.22	-6
輪島~稚内	0.60	1	0.73	2	0.61	2
巖原~稚内	0.72	8	0.80	8	0.76	8
福江~稚内	0.70	10	0.79	9	0.75	9
輪島~函館	0.75	4	0.85	4	0.78	4
巖原~函館	0.79	10	0.87	10	0.85	10
福江~函館	0.77	12	0.85	11	0.84	11
浜田~輪島	0.61	17	0.75	16	0.70	15
巖原~輪島	0.65	19	0.75	17	0.71	16
福江~輪島	0.65	21	0.74	19	0.71	18
巖原~鳥取	0.60	21	0.69	19	0.66	17
福江~鳥取	0.63	24	0.68	21	0.67	20
巖原~浜田	0.58	25	0.60	21	0.57	19
福江~浜田	0.62	28	0.60	24	0.62	24

表-5.6 (c) 相互相関係数の最大値とラグ (経ヶ岬)

	'91.10~'92.3		'93.10~'94.3		'94.10~'95.3	
	R	τ (時間)	R	τ (時間)	R	τ (時間)
函館~稚内						
輪島~稚内						
巖原~稚内	0.37	1	0.60	2	0.54	6
福江~稚内	0.34	2	0.58	3	0.53	8
輪島~函館						
巖原~函館	0.56	4	0.72	5	0.64	8
福江~函館	0.52	6	0.69	6	0.62	9
浜田~輪島	0.51	10	0.66	9	0.60	11
巖原~輪島	0.59	11	0.68	11	0.64	13
福江~輪島	0.53	12	0.63	13	0.60	16
巖原~鳥取	0.63	12	0.65	12	0.61	14
福江~鳥取	0.54	15	0.58	15	0.57	17
巖原~浜田	0.63	14	0.57	15	0.55	17
福江~浜田	0.49	21	0.49	19	0.51	21

表-5.6 (d) 相互相関係数の最大値とラグ (鹿島)

	'94.10~'95.3		'95.11~'96.3	
	R	τ (時間)	R	τ (時間)
函館~稚内				
輪島~稚内				
巖原~稚内	0.53	-2	0.34	-6
福江~稚内	0.53	0	0.35	-6
輪島~函館				
巖原~函館	0.62	0	0.80	-2
福江~函館	0.61	2	0.79	-1
浜田~輪島	0.64	3	0.80	2
巖原~輪島	0.67	5	0.83	4
福江~輪島	0.65	8	0.81	5
巖原~鳥取	0.64	7	0.80	5
福江~鳥取	0.63	11	0.78	7
巖原~浜田	0.58	10	0.71	7
福江~浜田	0.59	14	0.70	10

間後予測に対する予測用データの期間と学習用データの期間および内容を表-5.7 (a) に、12 時間後予測に対するデータの期間および内容を表-5.7 (b) に示す。ただし、最も西側の波浪観測点である福江島については、すべてのケースで $\tau < 6$ であるため、学習および予測を行うことはできない。また鹿島についても、 $\tau \geq 12$ となる組み合わせが1つしかないため、12 時間後予測は不可能であると判断する。表-5.7 の期間のうち、データの欠測なども考慮してさらに予測対象期間と学習データを作成するための期間を以下のように設定する。

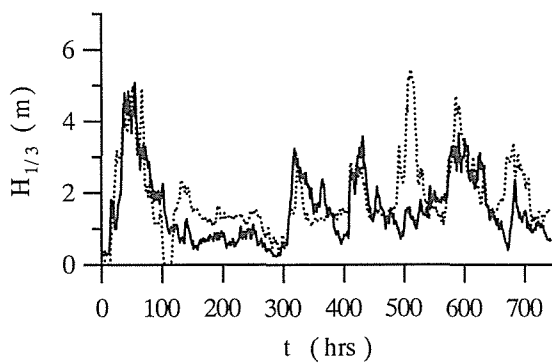
- ①松前：予測対象；'97.1, 学習データ；'96.1 ②温海：予測対象；'97.1, 学習データ；'94.2
 ③経ヶ岬：予測対象；'95.1, 学習データ；'94.2 ④鹿島：予測対象；'96.1, 学習データ；'95.1
 学習データは、表-5.7 に示した気圧差のある時刻における値を入力データとし、その時刻から6（12）時間後の（対象地点における）有義波高を出力データとして構成される。基準となる時刻を1時間ずつずらしていき学習データ組を作成するが、ここではデータ組

表-5.7 (a) 6 時間後予測に対する予測用および学習用データ

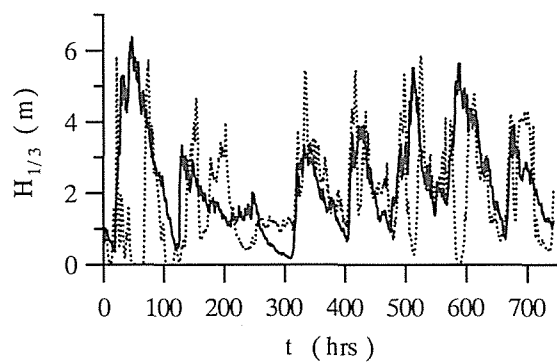
波浪観測点	予測用データの期間	学習用データの期間と内容
松前	'96.10 ~ '97.3	'95.10~'96.3；福江～稚内，福江～函館， 厳原～函館 の気圧差
温海	'96.10 ~ '97.3	'93.10~'94.3；福江～稚内，福江～函館， 厳原～稚内，厳原～函館 の気圧差
経ヶ岬	'94.10 ~ '95.3	'93.10~'94.3；福江～函館，厳原～輪島， 浜田～輪島 の気圧差
鹿島	'95.10 ~ '96.3	'94.10~'95.3；福江～輪島，福江～鳥取， 厳原～鳥取，厳原～浜田 の気圧差

表-5.7 (b) 12 時間後予測に対する予測用および学習用データ

波浪観測点	予測用データの期間	学習用データの期間と内容
松前	'96.10 ~ '97.3	'95.10~'96.3；福江～輪島，厳原～輪島， 浜田～輪島 の気圧差
温海	'96.10 ~ '97.3	'93.10~'94.3；福江～輪島，厳原～輪島， 厳原～鳥取，浜田～輪島 の気圧差
経ヶ岬	'94.10 ~ '95.3	'93.10~'94.3；福江～輪島，福江～鳥取， 厳原～鳥取 の気圧差



(a) 松前 ('97.1)



(b) 温海 ('97.1)

図-5.14 予測結果 (6時間後予測)

数を 500 とし, このデータを用いて RBFN の学習を行う. また, 学習過程においては 5.2.1 に述べたように中間層ユニット数を自動的に増やしていくが, 最適なユニット数は前項(a) に示した AIC が最小となる場合を選択する. 学習により得られる RBFN を用いて予測を行うには, そのための入力データが必要であり, これには学習で用いたのと同じ地点間の予測対象期間における気圧差データを用いる. これを RBFN に入力して得られる出力値を, 6時間後および12時間後の有義波高予測値とする.

(c) 学習および予測の結果

(b) で述べたデータを用いて学習および予測を行った. まず, 表-5.7 に示したすべての気圧差データ (各予測対象地点に対して3つないし4つのデータ) を入力とした場合, どのケースでも学習による RBFN の構築は可能であった. AIC を用いて決定した RBFN による予測結果の一例を図-5.14 (a), (b) に, 予測結果から式 (4.37) で求められる的中率を表-5.8 に示す. 図-5.14 の実線は観測値, 点線は予測値である. これらからわかるように, 松

表-5.8 予測精度 (その1)

波浪観測点	6時間後予測		12時間後予測	
	中間層ユニット数	的中率 (%)	中間層ユニット数	的中率 (%)
松前	9	44.6	5	32.3
温海	10	33.2	6	35.9
経ヶ岬	7	62.8	9	60.4
鹿島	4	61.0		

表-5.9 予測精度 (その2)

波浪観測点	6時間後予測		12時間後予測	
	中間層ユニット数	的中率 (%)	中間層ユニット数	的中率 (%)
松前	7	59.1	6	34.9
温海	6	66.8	4	43.0

前と温海で予測精度がよくない。そこでこの2地点については、入力データ数を変えて(たとえば1つ減らして2つまたは3つの気圧差データを用いて)同様の検討を行った。さらに松前では、入力データとして気圧差だけでなく、松前の有義波高(気圧差と同時刻の値)を加えたケースも試みた。その結果、松前の6時間後予測については、福江～函館・厳原～函館の気圧差と有義波高としたケース、12時間後予測では厳原～輪島・浜田～輪島の気圧差としたケースでの的中率が最もよくなった。また、温海の6時間後予測では、福江～函館・厳原～函館の気圧差とした場合、12時間後予測では厳原～鳥取・浜田～輪島の気圧差とした場合となった。表-5.9にこれらのケースの的中率を、図-5.15, 5.16に学習および予測結果を示すが、12時間後予測の的中率はあまり改善されていない。また、図-5.17, 5.18は、それぞれ経ヶ岬と鹿島の学習および予測結果(表-5.8のケース)である。いずれの図においても、実線が観測値、点線がRBFNの出力値である。6時間後予測での学習結果は、どのケースでも観測値の変動をよく捕らえているが、12時間後予測での学習結果はそれに比べ誤差が大きくなる。12時間後予測に対する結果で誤差が大きくなる原因としては、採用した気圧差データと有義波高データとの相関が、6時間後予測のデータに比べ低くなっていることが挙げられる。また、ラグが12時間よりもかなり大きくなっている

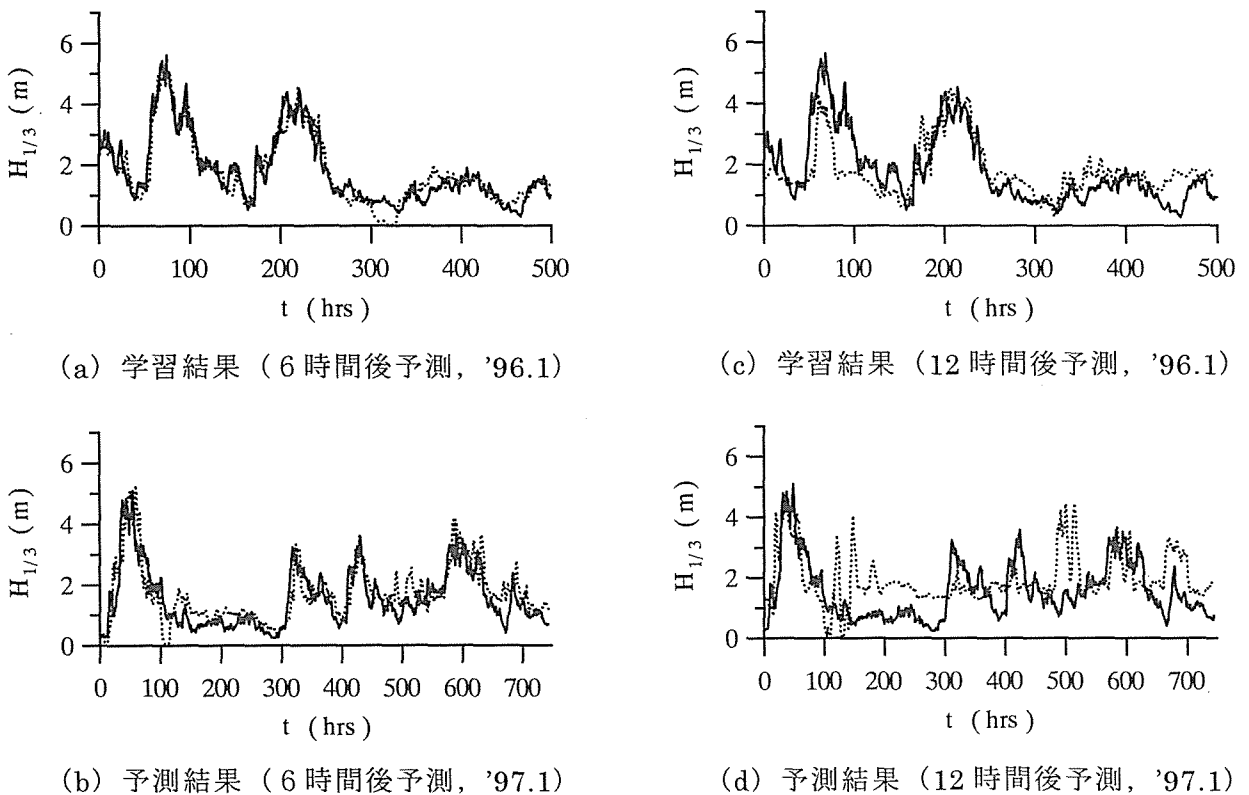
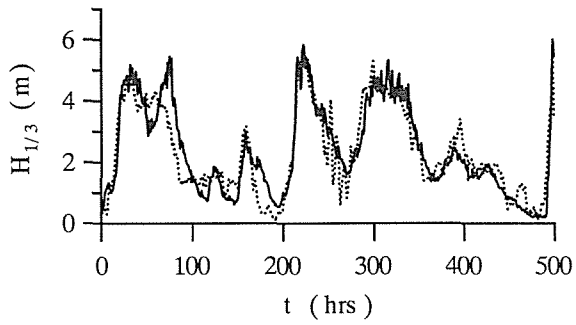
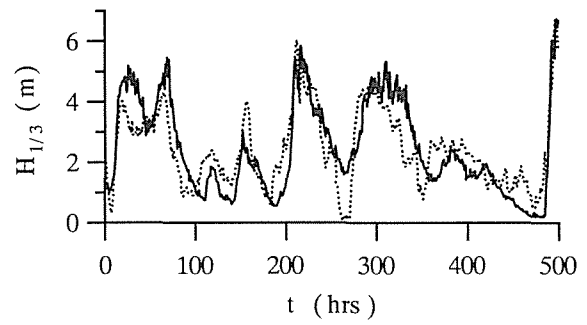


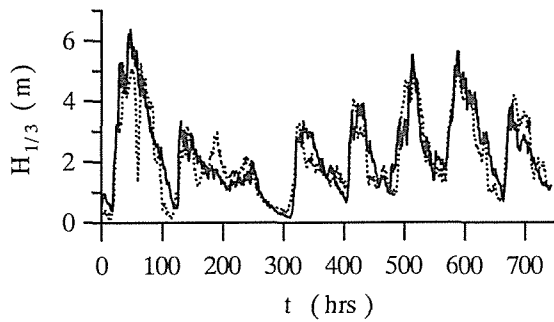
図-5.15 学習および予測の結果(松前)



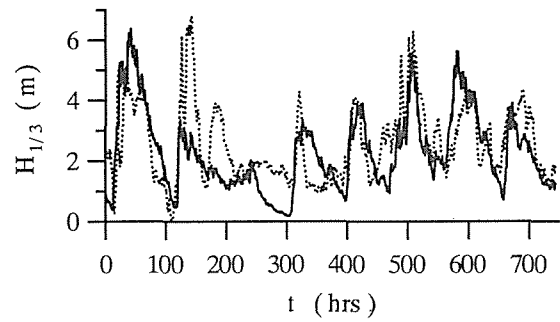
(a) 学習結果 (6 時間後予測, '94.2)



(c) 学習結果 (12 時間後予測, '94.2)

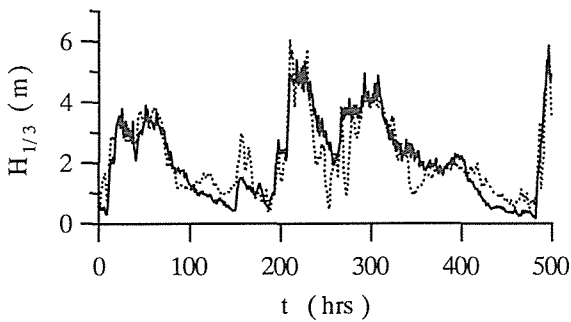


(b) 予測結果 (6 時間後予測, '97.1)

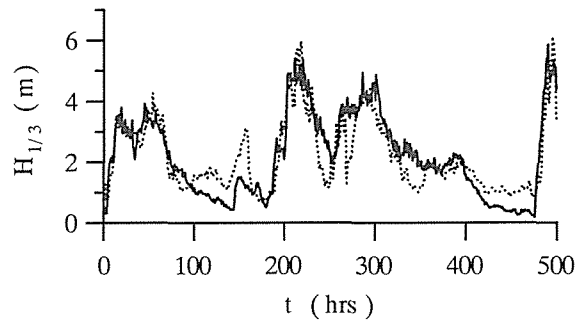


(d) 予測結果 (12 時間後予測, '97.1)

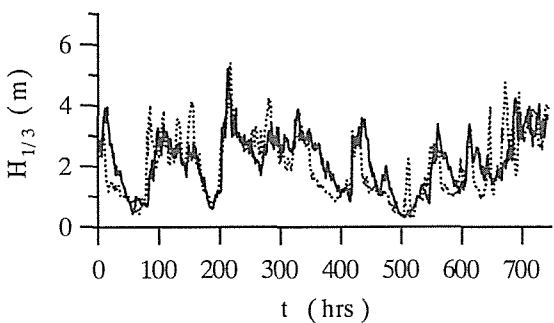
図-5.16 学習および予測の結果 (温海)



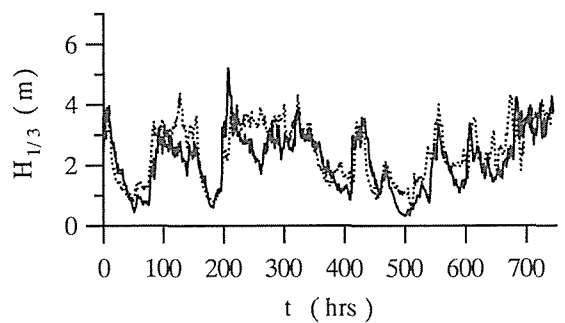
(a) 学習結果 (6 時間後予測, '94.2)



(c) 学習結果 (12 時間後予測, '94.2)

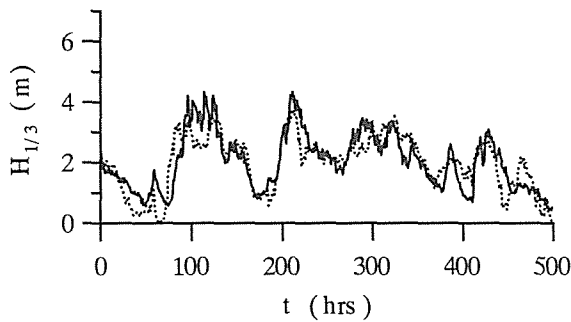


(b) 予測結果 (6 時間後予測, '95.1)

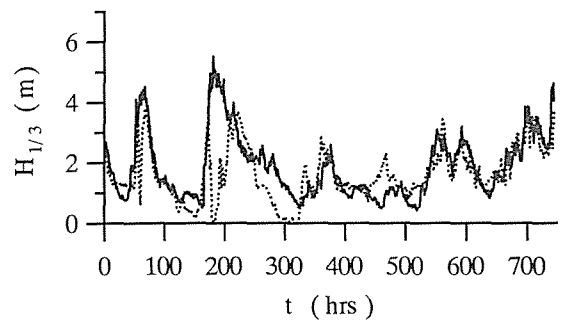


(d) 予測結果 (12 時間後予測, '95.1)

図-5.17 学習および予測の結果 (経ヶ岬)



(a) 学習結果（6時間後予測，'95.1）



(b) 予測結果（6時間後予測，'96.1）

図-5.18 学習および予測の結果（鹿島）

場合があることも影響していると考えられる。予測結果については、温海の6時間後予測で観測値に比較的良好な結果が得られており、高波浪の立ち上がりでの遅れも小さい。その他のケースでは観測値と合わない大きな変動が見られる。松前では6時間後予測の入力として有義波高データが含まれているため、その影響で立ち上がり遅れが生じている。12時間後予測については、松前と温海で6時間後予測と比較して誤差が大幅に増加している。この原因としては、上に述べた学習誤差の増加、予測用データにおける気圧差と有義波高との相関の低下およびラグの増加が考えられる。また温海については、経ヶ岬よりも相関の高いデータを採用しているにもかかわらず、予測的中率が低くなっている。ただし、この原因については明らかにできていない。

5.3 一般的な階層型ニューラルネットワークによる波浪予測

5.3.1 階層型ニューラルネットワークと誤差逆伝播法

5.2では、ラジアル基底関数ネットワーク(RBFN)を用いて自己回帰モデルおよび重回帰モデルを作成し、有義波高予測への適用性について検討した。本節では、比較の意味も含めて、一般的によく用いられている階層型ニューラルネットワークと誤差逆伝播法(たとえば、中野, 1989)による予測モデルを作成し、有義波高の予測を試みる。図-5.19に本節で用いるネットワークの基本構造を示す。前節で使用したRB

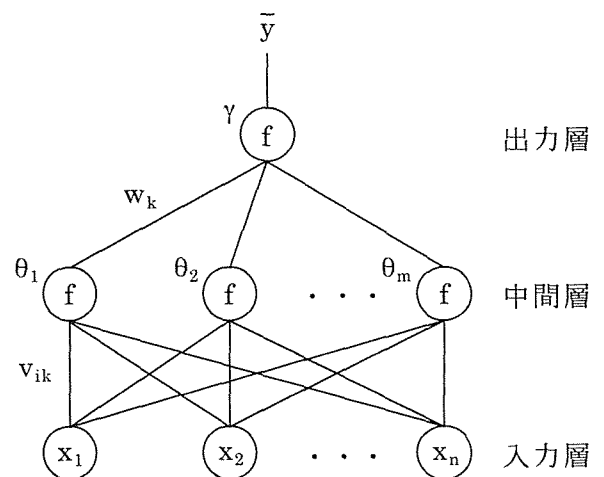


図-5.19 ネットワークの基本構造

FN (図-5.12 参照) も階層型ニューラルネットワークの一種であるから構造的には同じであるが、各経路の係数の設定と中間層および出力層のユニットに組み込まれている関数が異なる。このネットワークモデルでは、その出力値 \bar{y} はつぎのように与えられる。

$$\bar{y} = f(S) \quad , \quad S = \sum_{k=1}^m w_k H_k - \gamma \quad ,$$

$$H_k = f(U_k) \quad , \quad U_k = \sum_{i=1}^n v_{ik} x_i - \theta_k \quad (5.34)$$

ここに、 S : 出力層ユニットへの入力、 w_k : 中間層第 k ユニットから出力層への経路の重み係数、 H_k : 中間層第 k ユニットからの出力、 γ : 出力層ユニットに対する閾値、 U_k : 中間層第 k ユニットへの入力、 v_{ik} : 入力層第 i ユニットから中間層第 k ユニットへの経路の重み係数、 x_i : i 番目の入力データ、 θ_k : 中間層第 k ユニットに対する閾値である。また、中間層および出力層からの出力値を与える関数 f として、次式で与えられるシグモイド関数を用いる。

$$f(X) = \frac{1}{1 + \exp(-2X/u_0)} \quad (5.35)$$

図-5.20 にシグモイド関数を示すが、この図は $u_0=2.0$ の場合である。 u_0 が大きくなるにつれ傾きが急になる。つぎに、 N 個の入出力データ組 (学習データ) に対する評価関数 E_t は次式のようなになる。

$$E_t = \sum_{p=1}^N E_p = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N (y^p - \bar{y}^p)^2 \quad (5.36)$$

ここに、 y^p : p 組目の学習データにおける出力データ、 \bar{y}^p : p 組目の入力データに対するネットワークの出力値であり、 E_p は 1 個の学習データに対する 2 乗誤差を表す。この評価関数を小さくするようにパラメータ w_k 、 γ 、 v_{ik} および θ_k を調整していく過程が学習であり、RBFN の場合と同様に最急降下法を用いる。評価関数 E_t の w_k 、 γ 、 v_{ik} 、 θ_k に関する勾配は以下のように与えられる。

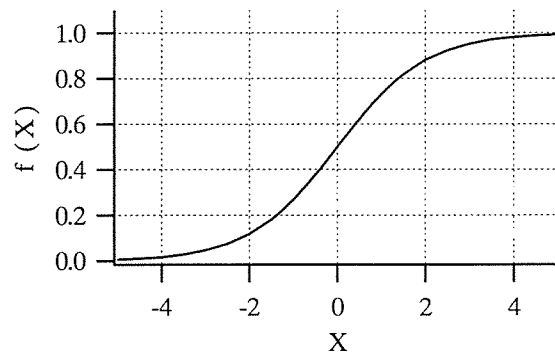


図-5.20 シグモイド関数

$$\frac{\partial E_t}{\partial w_k} = \frac{2}{u_0} \sum_{p=1}^N (\bar{y}^p - y^p) \bar{y}^p (1 - \bar{y}^p) H_k^p \quad (5.37)$$

$$\frac{\partial E_t}{\partial \gamma} = -\frac{2}{u_0} \sum_{p=1}^N (\bar{y}^p - y^p) \bar{y}^p (1 - \bar{y}^p) \quad (5.38)$$

$$\frac{\partial E_t}{\partial v_{ik}} = \left(\frac{2}{u_0} \right)^2 \sum_{p=1}^N (\bar{y}^p - y^p) \bar{y}^p (1 - \bar{y}^p) w_k H_k^p (1 - H_k^p) x_i^p \quad (5.39)$$

$$\frac{\partial E_t}{\partial \theta_k} = -\left(\frac{2}{u_0} \right)^2 \sum_{p=1}^N (\bar{y}^p - y^p) \bar{y}^p (1 - \bar{y}^p) w_k H_k^p (1 - H_k^p) \quad (5.40)$$

ここに、 H_k^p : p 組目の学習データに対する中間層第 k ユニットからの出力、 x_i^p : p 組目の学習データにおける i 番目の入力データである。これらの勾配を用いて、学習における各パラメータの調整量は次式のようなになる。

$$\delta w_k = -\alpha \frac{\partial E_t}{\partial w_k}, \quad \delta \gamma = -\alpha \frac{\partial E_t}{\partial \gamma}, \quad \delta v_{ik} = -\alpha \frac{\partial E_t}{\partial v_{ik}}, \quad \delta \theta_k = -\alpha \frac{\partial E_t}{\partial \theta_k} \quad (5.41)$$

ここに、 α は学習係数で、固定値ではなく学習の繰り返しごとに 1 次元探索法により決定される。1 次元探索法としては、RBFN と同様に黄金分割法を用いる。この学習の過程においては中間層ユニット数は固定で、設定した回数だけ式 (5.41) で表される調整を繰り返す。このような学習法は誤差逆伝播法とよばれ、ここに示したのはそのうちの一括修正法である。このネットワークモデルによる関数同定の基本性能を見るために、式 (5.16) と同様な非線形関数の同定を行う。ただし、本節のネットワークではユニットからの出力を決定する関数としてシグモイド関数を用いていることから、出力値は $[0,1]$ に限定される。したがって、値域が $[0,1]$ となるような次式の関数を用いる。

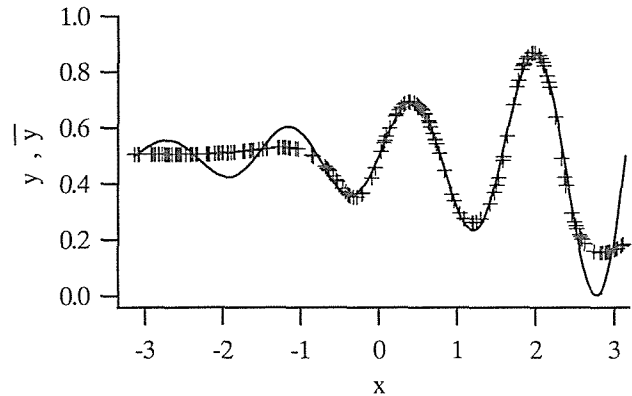


図-5.21 簡単な非線形関数の同定

$$y = \frac{1}{2} \{0.33 \exp(0.4x) \sin(4x) + 1\}, \quad -\pi \leq x \leq \pi \quad (5.42)$$

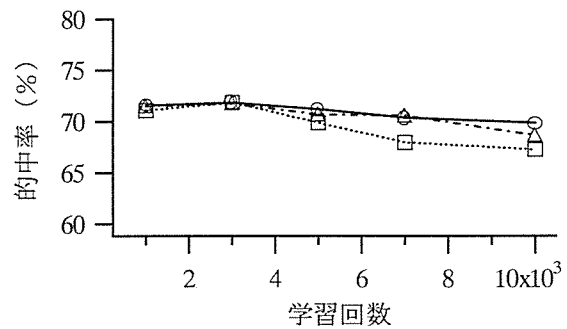
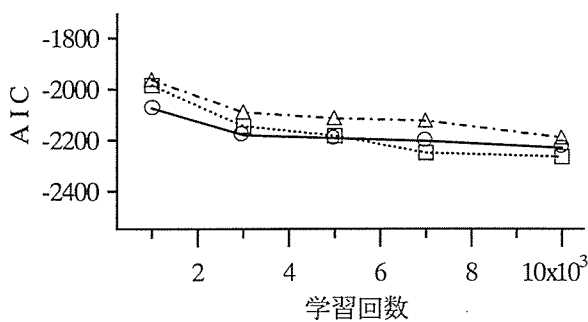
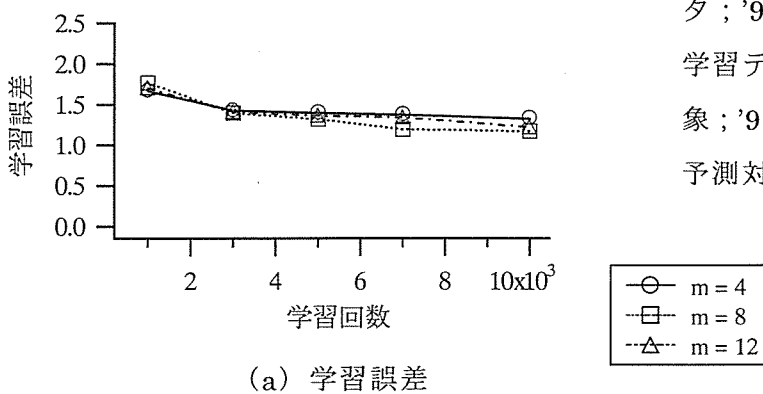
学習データは、入力 x を $[-\pi, \pi]$ の一様乱数で与え、それに対する出力 y を式 (5.42) で

求めて1組のデータとする。学習データ数を200とし、関数の同定を行った結果を図-5.21に示す。実線が式(5.42)の関数を表し、+が学習終了後のネットワークの出力値である。図は中間層ユニット数7、学習回数5000の場合で、中間層ユニット数を5~10と変えたうち学習誤差が最小のものである。因みに中間層ユニット数7で学習回数10000とした場合も、誤差は若干減少するが学習結果はこの図とほとんど同じである。ネットワークの出力は関数の形を大まかには捕らえているが、 $x < -1$ と $x > 2.5$ の部分で誤差を生じている。また、RBFNの結果に比べて、学習回数は20倍以上であるが関数同定の精度は逆に低くなっている。

5.3.2 重回帰モデルによる予測

5.3.1に述べたニューラルネットワークを用いて重回帰モデルを作成し、有義波高予測への適用性を検討する。学習用および予測用データとしては表-5.7(a),(b)に示したものと、予測対象期間と学習データを作成するための期間も5.2.3に述べたのと同様とする。予測対象期間と学習データを作成するための期間については以下に再掲する。

- ①松前：予測対象；'97.1，学習データ；'96.1
- ②温海：予測対象；'97.1，学習データ；'94.2
- ③経ヶ岬：予測対象；'95.1，学習データ；'94.2
- ④鹿島：予測対象；'96.1，学習データ；'95.1



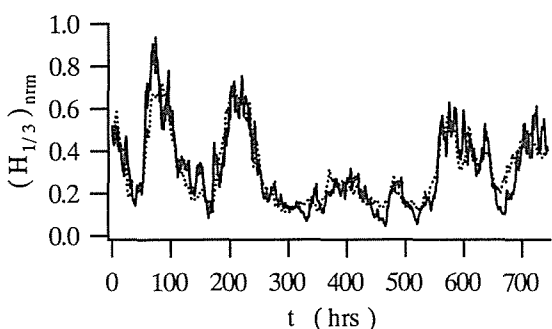
(a) 学習誤差

(b) AIC

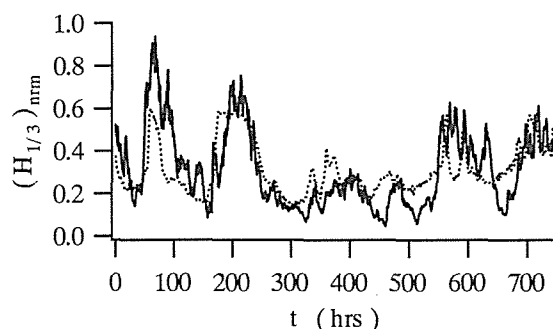
(c) 予測的中率

図-5.22 中間層ユニット数と学習回数の影響

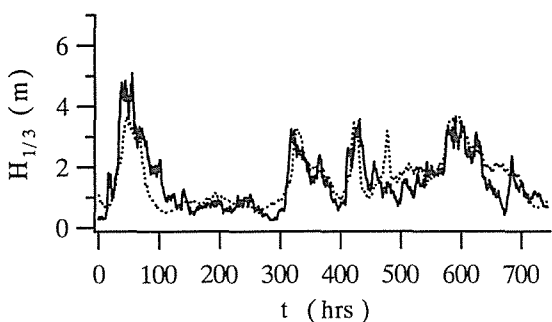
ただし、学習データは1ヶ月分のデータを使用して作成するため、1月においてはデータ組数が744、2月においては672となる。つぎに、学習回数と中間層ユニット数の設定であるが、本節のネットワークモデルではどちらも試行錯誤的に決めるしかない。そのため、学習データにおいて気圧差データと有義波高データの相関が最も高い温海を例に、学習回数および中間層ユニット数と予測精度について検討した。温海の6時間後予測（入力データ数4）において、中間層ユニット数を4、8、12の3通り、学習回数を1000、3000、5000、7000、10000の5通りとし、学習および予測を行った。ただし、ここで用いるネットワークモデルでは、出力値が $[0,1]$ に限定されるため、学習データの出力データがこの範囲に収まるようにその最大値より大きい整数値（ I_1 ）で正規化している。また、入力データには明確な制限はないが、気圧差の変動が大きいいため、 $[-1,1]$ となるようにその最大値より大きい整数値（ I_2 ）で正規化する。予測の際には、学習時と同じ整数値（ I_2 ）で気圧差を除して入力とし、得られた出力値に I_1 を乗じて予測値とする。図-5.22 (a) から (c) に学習誤差、AIC、予測的中率の結果を示す。予測的中率は式(4.37)で求められた値である。学習誤差とAICはどのケースでも学習回数が増えるにつれ減少している。予測的中率はどのケースでも学習回数3000のときが最も高くなっている。学習回数がある



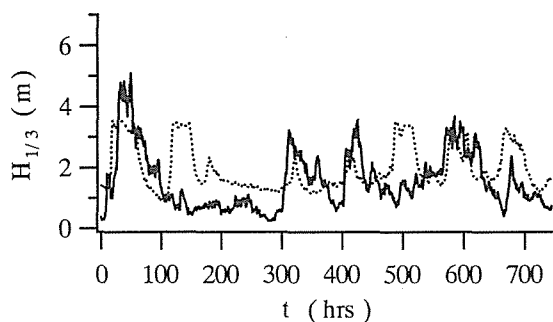
(a) 学習結果（6時間後予測，'96.1）



(c) 学習結果（12時間後予測，'96.1）

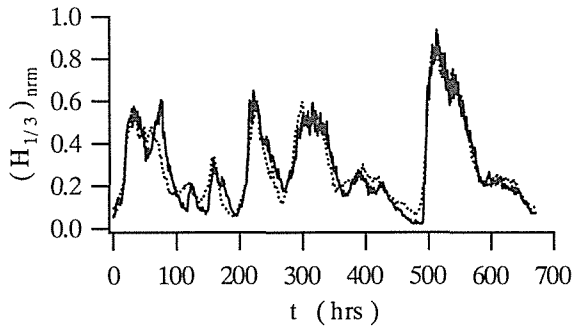


(b) 予測結果（6時間後予測，'97.1）

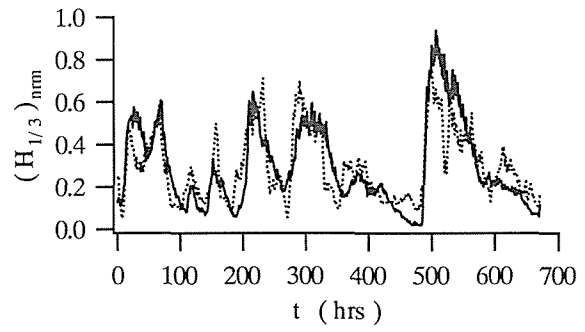


(d) 予測結果（12時間後予測，'97.1）

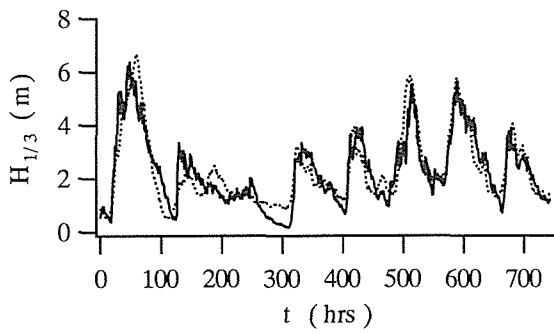
図-5.23 学習および予測の結果（松前）



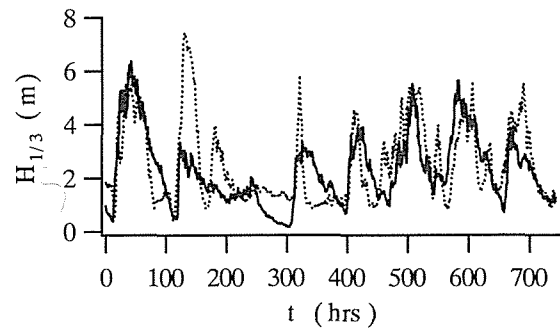
(a) 学習結果 (6時間後予測, '94.2)



(c) 学習結果 (12時間後予測, '94.2)

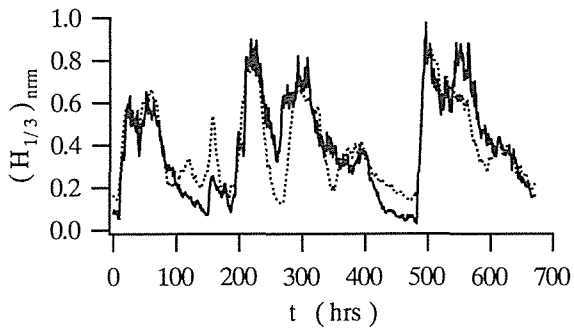


(b) 予測結果 (6時間後予測, '97.1)

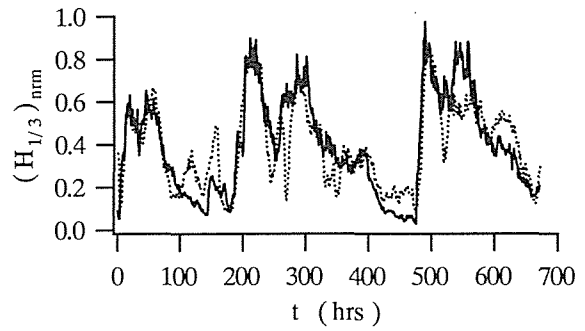


(d) 予測結果 (12時間後予測, '97.1)

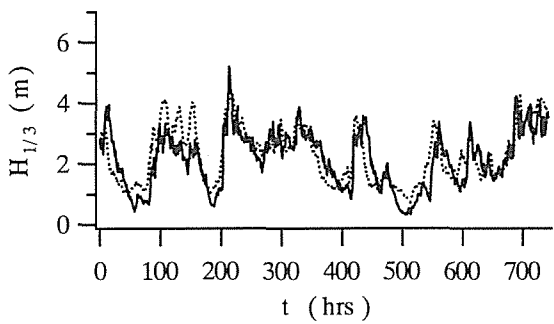
図-5.24 学習および予測の結果 (温海)



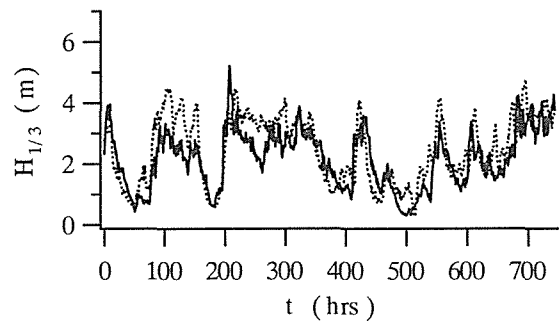
(a) 学習結果 (6時間後予測, '95.1)



(c) 学習結果 (12時間後予測, '95.1)

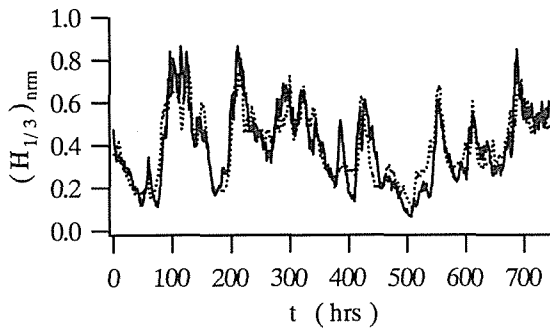


(b) 予測結果 (6時間後予測, '95.1)

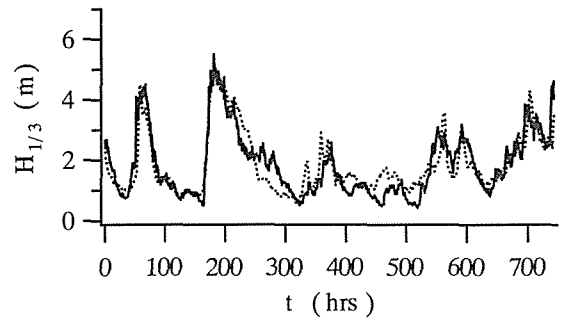


(d) 予測結果 (12時間後予測, '95.1)

図-5.25 学習および予測の結果 (経ヶ岬)



(a) 学習結果 (6時間後予測, '95.1)



(b) 予測結果 (6時間後予測, '96.1)

図-5.26 学習および予測の結果 (鹿島)

程度以上になると予測精度が低下するのは、一般に過学習とよばれている現象である。この結果より、ここでは学習回数を 3000 とする。また、学習誤差が m によってあまり差がないため、AIC はほぼ m の値によって決まる。これによれば最適な m の値は 4 となるが、予測的中率がどのケースでも大差ないこと、中間層ユニット数を入力層ユニット数 (n) の 2 倍としてよい結果を得ている研究 (間瀬ら, 1994) もあることから、ここでは $m=2n$ とする。図-5.23 から 5.26 に松前、温海、経ヶ岬および鹿島の学習ならびに予測の結果を示す。図中の実線は観測値、点線はニューラルネットワークの出力値であり、学習結果は正規化した有義波高を示している。6時間後予測での学習結果は、どのケースでも観測値の変動をよく捕らえており、12時間後予測での学習結果も RBFN (図-5.15 から 5.18) に比べて、観測値と合わない大きな変動が減少している。予測結果についても同様のことがいえる。表-5.10 には予測的中率を示すが、表-5.8 と比較すると、RBFN よりも予測精度が概ね高いことがわかる。また、RBFN では松前と温海において、入力データの組合せを変えて表-5.9 のような結果を得ているが、同じ入力データをここでのネットワークモデルに用いた場合の結果を表-5.11 に示す。松前の6時間後予測に対

表-5.10 予測的中率 (その1)

波浪観測点	6時間後予測		12時間後予測	
	中間層ユニット数	的中率 (%)	中間層ユニット数	的中率 (%)
松前	6	59.5	6	34.9
温海	8	71.9	8	43.0
経ヶ岬	6	65.5	6	54.8
鹿島	8	72.4		

表-5.11 予測的中率 (その2)

波浪観測点	6時間後予測		12時間後予測	
	中間層ユニット数	的中率 (%)	中間層ユニット数	的中率 (%)
松前	6	70.4	4	37.0
温海	4	68.7	4	46.6

表-5.12 予測対象と学習用データの組合せ

波浪観測点	予測対象	学習用データ (気圧差)
松前	'96.10, 6時間後	'95.10; 福江~稚内, 福江~函館, 厳原~函館
	'97. 3, "	'96. 3; "
	'96.10, 12時間後	'95.10; 福江~輪島, 厳原~輪島, 浜田~輪島
	'97. 3, "	'96. 3; "
温海	'96.10, 6時間後	'95.10; 福江~稚内, 福江~函館, 厳原~稚内, 厳原~函館
	'97. 3, "	'96. 3; "
	'96.10, 12時間後	'95.10; 福江~輪島, 厳原~輪島, 厳原~鳥取, 浜田~輪島
	'97. 3, "	'96. 3; "
経ヶ岬	'94.10, 6時間後	'93.10; 福江~函館, 厳原~輪島, 浜田~輪島
	'95. 3, "	'94. 3; "
	'94.10, 12時間後	'93.10; 福江~輪島, 福江~鳥取, 厳原~鳥取
	'95. 3, "	'94. 3; "
鹿島	'95.11, 6時間後	'94.11; 福江~輪島, 福江~鳥取, 厳原~鳥取, 厳原~浜田
	'96. 3, "	'95. 3; "

表-5.13 予測的中率 (10月および3月)

波浪観測点	予測対象	6時間後予測		12時間後予測	
		中間層ユ ニット数	的中率 (%)	中間層ユ ニット数	的中率 (%)
松前	'96.10	6	64.7	6	50.1
	'97. 3	6	58.7	6	37.3
温海	'96.10	8	49.3	8	34.4
	'97. 3	8	50.8	8	29.5
経ヶ岬	'94.10	6	50.3	6	52.6
	'95. 3	6	43.2	6	52.7
鹿島	'95.11	8	61.8		
	'96. 3	8	67.6		

的中率が高くなっているが、その他のケースでは表-5.9 および 5.10 の結果と大きな差はない。このことより、ここで用いたネットワークモデルは RBFN ほど入力データに鋭敏ではないといえる。このモデルにより、さらに 10月 (データの都合上、鹿島のみ 11月) と 3月の予測を試みた。予測対象と学習用データの組合せを表-5.12 に、予測の結果としての的中率を表-5.13 に示す。学習結果はここに示していないが、1月 (あるいは 2月) の場合に比べ全体的に誤差が大きくなっている。また、表-5.13 より 1月の予測結果 (表-5.10) と比較して的中率が低下しているケースの多いことがわかる。この原因としては、気圧差と有義波高の相関が 1月 (または 2月) よりも低くなっていることが挙げられる。

ただし、松前の'96年10月や鹿島のように、表-5.10よりも中率が高くなっていたり、あまり変わらないケースもあることから、データの組合せによって改善される可能性がある。

5.4 結語

本章では、ニューラルネットワークを用いた波浪予測について検討を行った。ネットワークモデルとして、ラジアル基底関数ネットワーク（RBFN）と一般的な階層型ネットワークを用い、RBFNでは自己回帰および重回帰モデルを、階層型ネットワークでは重回帰モデルを作成して、有義波高の予測を行った。本章で得られた結果を要約すると以下のようである。

- 1) RBFNによる有義波高に関する自己回帰予測モデルは作成可能であるが、学習結果および予測結果は観測値に対して時間的な遅れを生じる。また、入力としての有義波高データに含まれる周期変動成分は、予測モデルに影響を及ぼさない。
- 2) 日本国内の東西方向の気圧差を入力データに用い、日本海沿岸における冬期波浪を対象として、RBFNによる重回帰予測モデルを作成した。学習結果は観測値の変動をよく捕らえており、予測結果も6時間後予測の場合に比較的良好な結果が得られているケースがある。また、自己回帰モデルで見られた時間的な遅れ、特に高波浪の立ち上がりの遅れは、ほぼ解消されている。12時間後予測では、気圧差と有義波高の相関の低下、および両者間のラグの増加により予測精度が下がる。ただし、この場合でも高波浪の立ち上がり遅れはあまり見られない。
- 3) 2)と同じデータに対して、一般的な階層型ニューラルネットワークにより重回帰予測モデルを作成した。学習結果、予測結果ともRBFNに比べ概ね改善されており、6時間後予測については、ほぼ実用的な予測精度が得られている。また、RBFNと比較して入力データに対する鋭敏さが低いことも示された。さらに、この予測モデルにより10月（鹿島のみ11月）および3月の予測も行ったが、冬期よりも予測精度が下がるケースが多かった。この原因は、気圧差と有義波高の相関の低下にあると考えられるが、学習用データの組合せによって改善される可能性がある。

参考文献

- 片山 立・梶谷雄治・鍬田海平・西田行輝（1992）：自己増殖型ラジアル基底関数による非線形ダイナミカルシステムの同定と予測，計測自動制御学会システム3部会合同シンポジウム講演論文集，pp.187-194.
- 鍬田海平・梶谷雄治・片山 立・藤山晃治・西田行輝（1993）：自己増殖型ラジアル基底関数による非線形ダイナミカルシステムの次元推定，第9回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.241-244.
- 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，pp.1-42.
- 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.
- 土屋義人・鹿島遼一・鈴木義和・近藤浩右・泉 雄士（1984）：日本海中部沿岸における波浪の相関予測法，第31回海岸工学講演会論文集，pp.149-153.
- 豊田秀樹（1996）：非線形多変量解析-ニューラルネットによるアプローチ，朝倉書店，174p.
- 中野 馨 監修（1989）：ニューロコンピュータ，技術評論社，318p.
- 間瀬 肇・坂本雅信・酒井哲郎・後藤仁志（1994）：ニューラルネットワークを用いた捨石防波堤の安定性評価，海岸工学論文集，第41巻，pp.761-765.
- 町田東一・小島紀男（1989）：FORTRAN 応用数値計算，東海大学出版会，268p.
- 和田安弘・川人光男（1991）：新しい情報量規準と Cross Validation による汎化能力の推定，電子情報通信学会論文誌（D-II），Vol. J74-D-II，No.7，pp.955-965.
- Guedes Soares, C., and A.M. Ferreira (1995) : Analysis of seasonality in non-stationary time series of significant wave height, Computational Stochastic Mechanics, ed. P.D. Spanos, Balkema, pp.559-568.
- 気象庁監修／(財)気象業務支援センター発行(1996a)：地上気象観測原簿過去データ(1989年4月～1991年) CD-ROM
- 気象庁監修／(財)気象業務支援センター発行(1996b)：地上気象観測原簿過去データ(1992年～1994年) CD-ROM
- 気象庁監修／(財)気象業務支援センター発行(1996c)：平成7年 気象庁年報 CD-ROM
- 気象庁監修／(財)気象業務支援センター発行(1997a)：沿岸波浪観測データ(1997年版) CD-ROM

気象庁監修／（財）気象業務支援センター発行（1997b）：平成8年 気象庁年報 CD-ROM

気象庁監修／（財）気象業務支援センター発行（1998）：平成9年 気象庁年報 CD-ROM

第6章 結論

本研究では、海洋波（不規則波）の波高の確率特性ならびに、簡便な波浪予測モデルの開発とその適用性について検討を行った。前者においては、広帯域スペクトルの場合も含めて、ゼロクロス法で定義した波高の確率分布を導出し、さらに高波浪が継続する期間での波高の出現特性および確率分布の推定を行った。後者においては、ファジィ、カオス、ニューラルネットワークの soft computing と総称される手法を用いて予測モデルを構築し、それらの有義波高予測への適用を試みた。ここでは、本研究で得られた結果を要約し、また残された課題について述べて結びとする。

第1章では、本研究の背景となるこれまでの研究の流れについて概説するとともに、それらの問題点を整理した。これを受ける形で本研究の目的を挙げ、本論文の構成を記した。

第2章では、不規則波をゼロクロス法で解析した場合の波高の確率分布について検討を行った。まず、波高の確率分布を論じる際に用いられてきた包絡線理論の問題点を指摘し、擬似包絡線を導入することでこれを修正して波高の確率分布を導いた。つぎに、ゼロクロス波の波高の定義をより厳密に満たすように、波高の定義に関する諸量の確率特性を検討した上で、それらに基づいて波高の確率分布を導いた。第2章で得られた主要な結果は以下のものである。

- 1) スプライン関数による擬似包絡線の確率特性は、スペクトルを狭帯域化した場合の Rice の包絡線とほぼ等価であることがわかった。また、スペクトルを狭帯域化する基準を定式化した。
- 2) 1) の基準により狭帯域化したスペクトルを用い、波高と周期の相関を考慮した波高の確率分布を導いた。得られた分布はスペクトルの帯域幅に関係なく Rayleigh 分布に近い形状となった。
- 3) ゼロクロス波の波高の定義を再検討し、それを構成する各要素の確率分布が Weibull 分布で近似できることを示した。この結果と1) の狭帯域化基準を用いて波高の確率分布を導いた。得られた分布はスペクトルの帯域幅に関係なく Rayleigh 分布に近い形状となり、広帯域スペクトルの場合に波高の大きな波の出現確率が Rayleigh 分布を上回った。

第3章では高波浪時の波高の出現特性について検討を行った。ここでは日本海において観測された高波浪時の水位変動の連続データを入手し、その解析を行った。さらに、あまり多くはない連続観測データを補うことを目的に、有義波諸元と水位変動のスペクトルに基づいて水位変動の数値シミュレーションを行い、そのデータを用いて波高の出現特性を

推定することの可能性についても検討した。また、通常の波浪観測で得られた高波浪時の有義波諸元を用いてシミュレーションを行い、その期間における波高の出現特性の推定を行った。第3章で得られた主要な結果を以下に示す。

- 1) 連続観測データのスペクトルに対しては、形状パラメータ $\gamma=2.0$ のJONSWAPスペクトルがよく適合した。
- 2) 有義波高に対して基準値を設定し、その値を超える期間について連続観測データから波高の相対度数分布を求めた。この相対度数分布にWeibull分布を当てはめたところ、すべてのケースで形状母数が2.0以上となった。
- 3) スプライン補間により求めた有義波諸元とJONSWAPスペクトルを用いて水位変動の数値シミュレーションを行い、そのデータから得られる波高の出現特性が連続観測データの特徴をほぼ再現し得ることを確認した。また、シミュレーションデータから求めた波高の相対度数分布に当てはめたWeibull分布は、連続観測データ、シミュレーションデータともによく適合した。Rayleigh分布はすべてのケースで、波高の大きな領域に対して過大な出現確率を与える結果となった。
- 4) 日本海沿岸の波浪観測点における高波浪時の有義波諸元により数値シミュレーションを行い、波高の相対度数分布に対してWeibull分布がよく適合することを確認した。ただし、波高の大きな領域でWeibull分布とRayleigh分布による出現確率を上回る波が存在するケースがあった。

第4章では、より簡便な波浪予測モデルの開発を目的に、カオス理論に基づく時系列予測法の有義波高予測への適用について検討を行った。この方法を用いるには、時系列データのカオス性を検証する必要があるため、これまでに提案されている主だった検証法により有義波高データの解析を行った。また、時系列予測法として局所ファジィ再構成法に着目し、その適用性を検討した。第4章で得られた主要な結果は以下のようである。

- 1) 日本沿岸の波浪観測点における有義波高データのカオス性について、相関積分、リアプノフ指数、時間発展方向の分散を求めて検討した。相関積分の結果は、一部でカオスである可能性を示すものの、全体的には明確でなかった。リアプノフ指数による結果は、いずれのデータもカオスである可能性を示した。時間発展方向の分散は、日本海側のデータで肯定的な結果であるが、その他の観測点のデータでは否定的な結果となった。
- 2) カオスの挙動を示す主要因である非線形性の有無を、サロゲートデータ法により有義波高データについて検討した。その結果は、大半のケースで帰無仮説が棄却され、有義波高データの非線形性を示唆するものであった。ただし、喜屋武岬のデータでは、

時間発展方向の分散に対する全ケースの 1/4 で帰無仮説が棄却されなかった。

- 3) 局所ファジィ再構成法による有義波高予測の結果は、各地点とも高波浪の立ち上がりの遅れを示すものであった。太平洋側の 3 地点（尻羽岬、石廊崎、佐多岬）では予測対象とした期間が同じであったが、予測の的中率は大きく異なる場合がある。日本海側では冬期波浪の的中率が低い値となった。

第 5 章では、ニューラルネットワークを用いた波浪予測について検討を行った。ネットワークモデルとして、ラジアル基底関数ネットワーク（RBFN）と一般的な階層型ニューラルネットワークを用い、RBFN では自己回帰および重回帰モデルを、階層型ニューラルネットワークでは重回帰モデルを作成して、有義波高の予測を行った。第 5 章で得られた主な結果を以下に示す。

- 1) RBFN による有義波高に関する自己回帰モデルは作成可能であるが、学習結果および予測結果は観測値に対して時間的な遅れを生じた。また、入力としての有義波高データに含まれる周期変動成分は、予測モデルに影響を及ぼさないことがわかった。
- 2) 日本国内の東西方向の気圧差を入力データに用い、日本海沿岸における冬期波浪を対象として、RBFN による予測モデルを作成した。学習結果は観測値の変動をよく捕らえており、予測結果も 6 時間後予測の場合に比較的良好な結果が得られているケースがあった。また、自己回帰モデルで見られた時間的な遅れ、特に高波浪の立ち上がりの遅れは、ほぼ解消された。12 時間後予測では、気圧差と有義波高の相関の低下、および両者間のラグの増加により予測精度は下がるが、高波浪の立ち上がり遅れはあまり見られなかった。
- 3) 2) と同じデータに対して、一般的な階層型ニューラルネットワークにより予測モデルを作成した。学習結果、予測結果とも RBFN に比べ概ね改善されており、6 時間後予測についてはほぼ実用的な予測精度が得られた。また、RBFN と比較して入力データに対する鋭敏さが低いことも示された。さらに、この予測モデルにより 10 月（鹿島のみ 11 月）および 3 月の予測も行ったが、気圧差と有義波高の相関の低下により冬期よりも予測精度が下がるケースが多い結果となった。

最後に、残された課題について述べる。第 2 章では、広帯域スペクトルの場合でも Rayleigh 分布に近い形状の波高の確率分布が得られたが、細部の適合性については改善すべき点がある。たとえば観測、実験および数値シミュレーションデータによる波高の相対度数分布は、そのピークが Rayleigh 分布に比べて若干波高の大きい方にシフトする傾向があるが、第 2 章で得られた分布ではその傾向を表せていない。第 3 章では、入手できた連続観測データが日本海側のみであったことから、太平洋側については検討が行われてい

ない。現在行われている通常の波浪観測の生データ公開も含めて、連続観測データの収集および公開を望みたい。第4章では、現在体系が整いつつある、カオス理論に基づく手法を用いたが、元来の対象は低次元カオスであり適用限界は明確にされていない。この意味で、高次元カオスも含めて取り扱える手法の開発を待たなければならない。第5章では、日本海沿岸の冬期波浪を主対象に予測を行ったが、他の季節（夏期）および太平洋沿岸における予測が残されている。ただし、その場合には入力データについて改めて検討する必要がある。また、気圧データだけでなく、たとえば低気圧や台風の移動パターンなど、従来の統計的手法では扱われていなかったデータを入力とすることも考えられる。

謝 辞

著者の学生当時から現在に至るまで一貫して懇切にご指導・ご教示いただき、本論文をとりまとめる機会を与えてくださいました鳥取大学工学部 木村 晃教授に心から感謝の意を表します。

本論文に関して有益なご意見を賜りました鳥取大学工学部 野田英明教授、河合 一教授、細井由彦教授ならびに香川大学工学部 白木 渡教授に深くお礼申し上げます。

著者の恩師かつ上司、そして先輩である鳥取大学工学部 松見吉晴助教授には、常に温かい助言、励ましのことばを頂戴いたしました。ここに、深く感謝申し上げます。鳥取大学工学部 松原雄平助教授、黒岩正光助手ならびに鳥取大学総合情報処理センター 大野賢一助手には、折にふれ激励していただいたことに心から謝意を表します。

本論文に関する研究を行うに当たっては、鳥取大学工学部社会開発システム工学科海洋開発工学研究室の当時学生 大木則彦氏（現岡山市役所勤務）、福島正宣氏（現(株)東和科学勤務）、白神健司氏（現運輸省勤務）、稲田真由子氏（現アサヒコンサルタント(株)勤務）、赤松是伸氏（現青年海外協力隊員）ならびに鳥取大学大学院生 萩 義紀君に協力していただきました。ここに記して感謝いたします。

運輸省船舶技術研究所 星野邦弘氏ならびに（財）電力中央研究所 森 信人博士は、貴重な波浪の連続観測データをご提供くださいました。また、徳島大学工学部 野田 稔助手には、気象庁年報などの CD-ROM からのデータ読み取りに関して、関西地区海岸水理基礎研究会の先生方には研究内容に対して、それぞれご助言をいただきました。皆様にお礼申し上げます。

最後に、本論文の作成にご助力いただいた海洋開発工学研究室の諸氏に謝意を表します。

END