

大空間構造の屋根葺き材の耐風設計における 次世代風荷重評価システムの開発研究

植松 康^{*1}
鶴石 楽^{*2}
本郷 剛^{*3}
菊池浩利^{*4}

梗 概

近年、大空間構造の屋根葺き材として膜がよく用いられる。そのような風の動的作用に対して敏感な屋根葺き材(緊結部を含む)の耐風設計において、建設地における風向特性の考慮、さらには、信頼性設計や疲労設計などにも対応可能な「次世代風荷重評価システム」を、系統的な風洞実験に基づく風圧係数のデータベース、ニューラルネットワーク、並びに、非正規確率過程のシミュレーションを組み合わせることにより提案する。なお、本研究では大空間構造の代表的形状として球形ドームと円弧屋根を対象とする。

1. はじめに

近年、多目的ホールやスポーツ施設など大空間構造が各地に建設されている。大スパン化を実現するためには、屋根重量は小さい方が好ましく、屋根葺き材として膜や薄い金属板が使われることが多い¹⁾。特に、最近ではデザインや省エネルギー(透光性)の観点から膜が多用される。そのような屋根葺き材では、一般に自重が小さいだけでなく面外剛性が低い²⁾ため、風圧変動(風の動的荷重効果)の影響を受けやすい。また、大きく変動する風力の作用下では、応力集中が発生する緊結部では、疲労損傷が設計上クリティカルとなる場合も予想される。しかし、建築基準法(建設省告示)や日本建築学会・建築物荷重指針など、現行の設計体系では、屋根葺き材の風荷重評価において全風向中の最大及び最小ピーク風圧係数の期待値を用いているため、ピーク風圧の確率分布や風圧変動の繰り返し特性を考慮できず、信頼性や疲労損傷に対する検討ができない。また、建設地の強風の風向特性を考慮することもできず、一般には設計荷重を過大評価する結果となっている。1998年の建築基準法改正後、設計体系が従来の仕様規定型から性能規定型にシフトしつつあり、構造物や部材がもつ性能評価が重要になってきた。そのためにはピーク風圧係数の確率分布に関する情報が必要となるが、それを風洞実験で得るには膨大な経費と時間を要する。よって、風洞実験を行わずに疲労損傷、風向特性、性能評価などに対応できる新しい風荷重評価システムの開発が望まれている。

本研究では、様々な要求に応えられるような新しい風荷重評価システム(本論文では、「次世代風荷重評価システム」と呼んでいる)を提案する。まず、系統的な風洞実験に基づき、風圧係数の統計量のデータベースを構築する。次に、そのデータベースとニューラルネットワークを利用することで、データベースに含まれない条件下並びに屋根上任意点での風圧の統計量の推定を行う。さらに、予測された風圧係数の統計量を用い、非正規性を有する確率過程を簡便にシミュレーションする方法を確立する。これにより、外装材の設計において風圧の時刻歴データを直接使用することも可能である。さらに、時刻歴を解析することで、ピーク値の確率分布や変動風圧の繰り返し特性をも評価することが可能となり、信頼性設計、疲労設計にも応用できる。また、このようなシステムを構築することで、設計に要する時間と経費を節約することが可能となる他、専門知識のない設計者でも誤りなく風荷重を設定できると期待される。

本研究で提案する風荷重評価システムは、原理的にはいかなる建物の屋根にでも壁面にでも適用可能である。しかし、初めに述べたように、風の動的荷重効果が設計上特に重要となるのは、大空間構造の屋根葺き材であり、合理的な風荷重評価に対するニーズが最も高い。大空間構造のうち、実設計においてもよく用いられる基本的な形状は球形ドームと円弧屋根である。このような曲面屋根の場合、風圧場の特性が陸屋根や切妻屋根のように風向や場所によって急激に変化することはなく、著しい

*1 東北大学未来科学技術共同研究センター 教授
*2 東北大学大学院工学研究科都市・建築学専攻 大学院生
*3 鹿島建設株式会社 技術研究所 上席研究員
*4 清水建設株式会社 技術研究所 主任研究員

非正規性を示すこともない²⁾。従って、ニューラルネットワークによる予測精度が高く、また、非正規確率過程のシミュレーション方法も簡略化できると考えられる。このような観点に立ち、本研究では球形ドームと円弧屋根を対象とすることとした。

正規確率過程および非正規確率過程のシミュレーション方法については、Kumar & Stathopoulos³⁾により FFT に基づく方法が提案された。これは、Seong & Peterka⁴⁾が提案した位相モデルを応用したものである。Kumar & Statopoulos⁵⁾は、その後シミュレーションの簡便化を図っている。この手法は、比較的簡便で適用性の広い手法であるが、パワースペクトルの近似式のほか、平均風圧係数、RMS 変動風圧係数(標準偏差)、Skewness、Kurtosis といった風圧の統計量が必要になる。本研究では Kumar & Statopoulos⁵⁾の方法を基本とし、曲面構造の風圧場の特性を考慮した上で一層の簡便化を図る。また、シミュレーションに必要な統計量は系統的な風洞実験に基づき構築されたデータベースとニューラルネットワーク(以下、NNとも表す)を用いて推定する。本研究で提案する風荷重評価システムのフローは以下のようなものである(図1参照)。

- (1) 対象建物、形状、測定点、気流条件などの選択
- (2) 風圧係数の統計量の設定
 - ①形状や気流などの条件が風洞実験条件と一致する場合:
風洞実験より求めた風圧係数の統計量データを使用
 - ②条件が風洞実験条件と異なる場合:
シミュレーションに必要な風圧係数の統計量を NN で推定
- (3) 非正規確率過程のシミュレーション
- (4) シミュレーション結果の解析
 - ①ピーク風圧係数の確率分布(信頼性設計への応用)
 - ②変動風圧の繰り返し特性(疲労設計への応用)
 など

2. 風洞実験及び風圧係数統計量のデータベース

2.1 球形ドームに関する風洞実験の概要

球形ドームに作用する風圧に関する風洞実験は、鹿島建設(株)技術研究所のゲッチングン型回流式境界層風洞で行なわれたものである⁶⁾。風洞の測定部断面は、高さ 2.0m×幅 2.5m、長さ 18.0m である。実験気流は、Counihan タイプのスパイヤーとラフネスブロックおよびソウを用いて作成した地表面粗度区分 II および IV⁷⁾に相当する二種類の境界層乱流(以下、気流 II、気流 IVと呼ぶ)である。乱れのスケールから判断すると、気流の幾何学的縮尺率は 1/400~1/500 である。

本実験で用いる模型の概要を座標系と共に図2に示す。模型のスパン(直径)は $D=267\text{mm}$ であり、ライズ f および軒高(円柱部分の高さ) h を、ライズ・スパン比 $f/D=0\sim 0.5$ (5種類)、軒高・スパン比 $h/D=0\sim 1$ (17種類)の範囲で変化させた。圧力測定孔は、模型頂部を中心として 10mm 間隔、 10° ピッチで同心円状に設けられた計 433 点である(図2(b)参照)。

風圧測定は多点風圧測定システム(Zoc 社製、23B/8Px MUXLESS、最大圧力レンジ $\pm 2.5\text{kPa}$)で行った。サンプリング周波数は 1kHz で全点同時測定した。模型の風圧孔から風圧センサーまでは内径 1.4mm、長さ 80cm のビニールチューブで結ばれており、このチュービングによる風圧信号の歪みは、500Hz まで応答がフラットとなるよう、デジタルフィルターを用いて補正した。各計測でのデータ数はそれぞれ 32,768 である。得られた時刻歴データは屋根平均高さ $H (= h + f/2)$ での速度圧 $q_H (= 1/2\rho U_H^2)$: ρ は空気密度、 U_H は高さ H での平均風速)で基準化し、風圧係数 C_p として表した。なお、実験風速は模型がない場合のターンテーブル中心上、高さ 267mm の位置で 10m/s である。 U_H と D で定義されるレイノルズ数は $Re = 9.4 \times 10^4 \sim 1.8 \times 10^5$ 、高さ H における乱れの強さは高さによって変わり、 $I_{uH} = 0.12 \sim 0.20$ (気流 II) および $0.12 \sim 0.27$ (気流 IV) である。

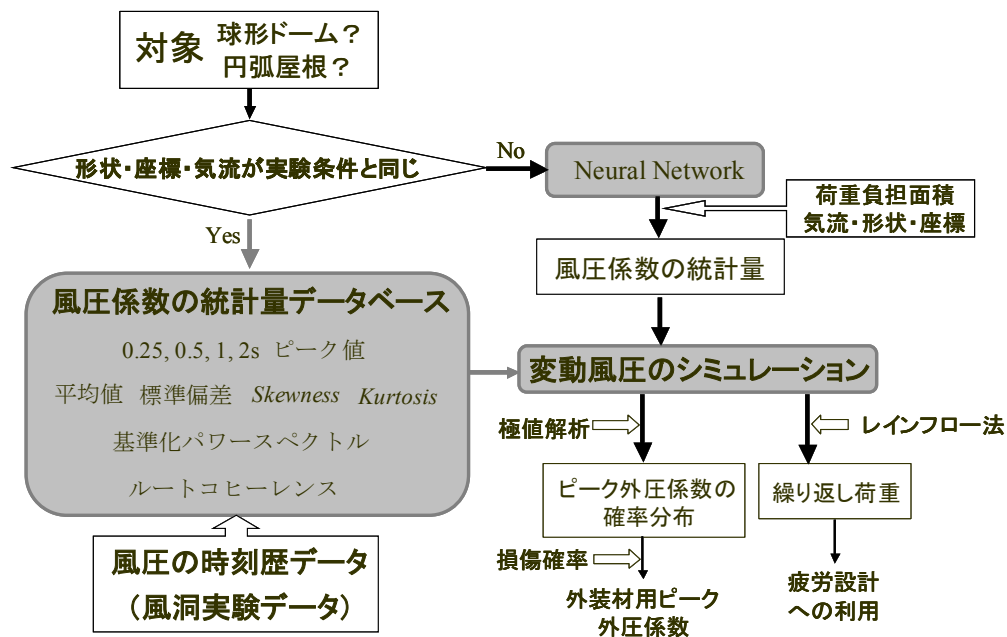
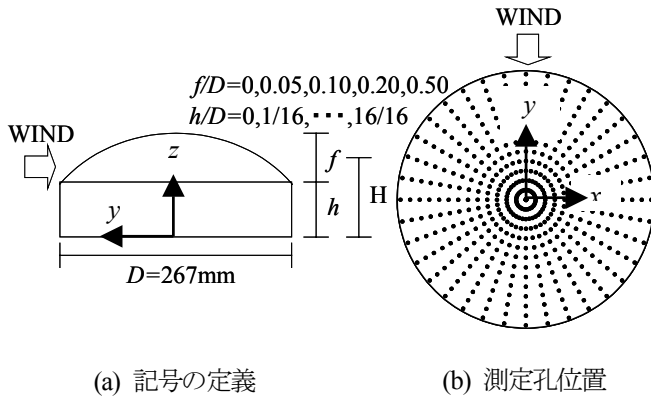


図1 提案する風荷重評価システム



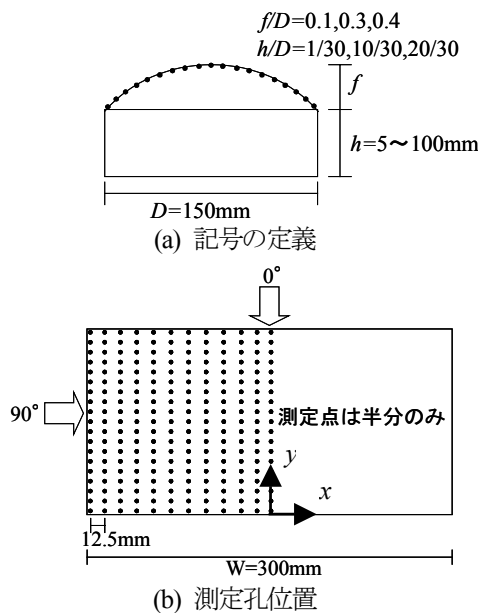
(a) 記号の定義 (b) 測定孔位置
図2 風洞実験模型 (球形ドーム)

2.2 円弧屋根に関する風洞実験の概要

円弧屋根に作用する風圧に関する風洞実験は、清水建設(株)技術研究所の回流型耐風実験用境界層風洞で行なわれた。風洞の測定部断面は、高さ 2.1~2.4m (可変)×幅 2.6m、長さ 18.9m である。実験気流は、球形ドームの場合と同様、地表面粗度区分ⅡおよびⅣに相当する 2 種類の境界層乱流である。

実験模型の概要を記号および座標系とともに図 3 に示す。スパンは $D=150\text{mm}$ 、桁行方向長さは $W=300\text{mm}$ である(平面アスペクト比は 2)。ライズ f および軒高 h は、ライズ・スパン比 $f/D=0.1\sim 0.4$ (3 種類)、軒高・スパン比が $h/D=1/30\sim 20/30$ (3 種類)の範囲で変化させた。圧力測定孔は、図 3(b)に示すように、屋根の 1/2 領域に設けられた計 228 点である。

風圧測定は、データ数 32,768 (228 点同時測定)、サンプリング周波数 1kHz で行った。得られた時刻歴データは屋根平均高さ H での速度圧 q_H で基準化し、風圧係数 C_p として表した。チュービング補正は、計測システムの応答特性(ゲインと位相差)に基づき、周波数領域で行った。円弧屋根の場合、風向を考慮する必要があるため、風向は図 3(b)に示すように、 $0^\circ\sim 90^\circ$ まで 5° ピッチで変化させた。なお、実験風速は $U_H=10\text{m/s}$ である。乱れの強さは、 $I_{uH}\approx 0.16$ (気流Ⅱ)および 0.19 (気流Ⅳ)である。

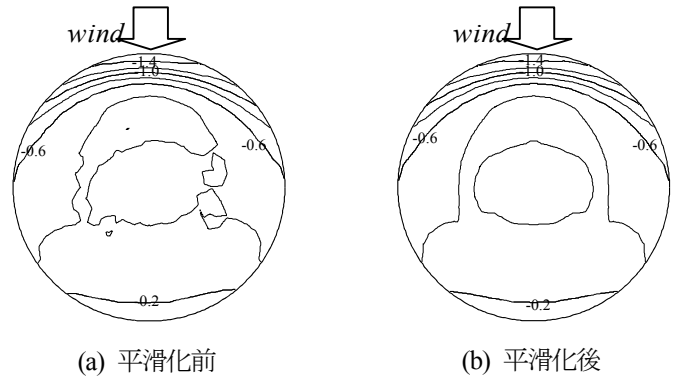


(a) 記号の定義 (b) 測定孔位置
図3 模型形状と測定点位置 (円弧屋根)

2.3 風圧係数の統計量

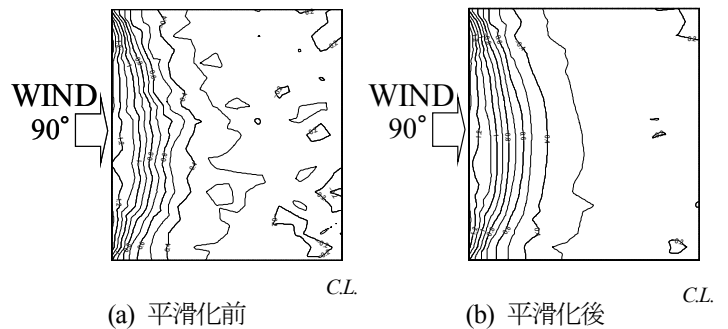
風圧係数の時刻歴シミュレーションに必要な統計量は、平均風圧係数、変動風圧の確率密度関数の 2~4 次モーメント(分散、Skewness、Kurtosis)、パワースペクトルである。また、屋根葺き材およびその緊結部の荷重負担面積は様々であり、規模効果を考慮した荷重評価が必要である。変動風圧がほぼ均質であると考えられる場合、荷重負担面積 A_c の効果は、変動風圧のルートコヒーレンスを指数関数で近似した場合のディケイファクター k を介して、代表点で測定されたピーク風圧の平均化時間 T_a と関連づけられる⁸⁾。そこで、本研究ではいくつかの平均化時間 (0.25、0.5、1.0、2.0s) に対するピーク外圧係数とディケイファクターも考慮し、それぞれデータベース化する。

実験から得られた風圧係数の統計量には様々なノイズが含まれている。そのため、例えば球形ドームの平均風圧係数分布を見てみると、図4(a)に示すように、実験データを直接使ってコンター図を描くと、細かいノイズを多く含んだものとなる。また、本来分布は風向に平行な中心線に関して対称となるべきであるが若干の非対称性を示す。そこで、本研究では、風圧係数の統計量をデータベース化するに当たり、3 次スプライン関数を用いた周方向分布の平滑化と中心線に関する対称化を行った(図 4(b))。これにより、データ量が 1/2 になるという利点もある。



(a) 平滑化前 (b) 平滑化後
図4 球形ドームの平均風圧係数分布 ($f/D=0.05, h/D=6/16$, 気流Ⅱ)

円弧屋根の場合も同様に、長方形の周に沿った分布に対し 3 次スプライン関数を用いて各種統計量の平滑化を行った。図 5 に平均風圧係数分布の例を示す。



(a) 平滑化前 (b) 平滑化後
図5 円弧屋根の平均風圧係数分布 ($f/D=0.1, h/D=1/30$, 気流Ⅳ)

2.4 変動風圧のパワースペクトル

シミュレーションにおいてパワースペクトルは平均風圧係数や rms 変動風圧係数とは異なり、最終的な結果にそれ程大きな影響を及ぼさないことが既往の研究により示されている³⁾。また、パワースペクトルの場合、そのままデータベース化するとデータ量が莫大となってしまう実用的ではない。従って、簡単な式で近似することが有効であると考えられる。風圧のパワースペクトルの近似については、これまでもいくつかの提案があるが(例えば、野口・植松²⁾、本研究では簡便さを考慮して Kumar & Stathopoulos⁹⁾が提案した式を参考に、次式を採用する。

$$\frac{S_p(f)}{\sigma_p^2} = a_1 \exp\left(-c_1 \frac{f\sqrt{DH}}{U_H}\right) + a_2 \exp\left(-c_2 \frac{f\sqrt{DH}}{U_H}\right) \quad (1)$$

ここに、 f は周波数、 σ_p は風圧変動の標準偏差、 a_1 、 a_2 、 c_1 、 c_2 は定数である。上式の第1項目および第2項目は、それぞれ低周波数域および高周波数域の形状に対応する。風速変動が風圧変動に直接影響を及ぼす領域では、風圧変動も正規的であり、パワースペクトルにおいて、低周波数域での値が大きく、高周波数域での減衰が大きい。一方、流れが剥離し、剥離渦の影響が大きい領域では、風圧変動の非正規性が比較的強く、パワースペクトルの値は低周波数域で小さく、高周波数域で比較的大きくなる。そのような風圧変動の性状は係数 a_1 、 a_2 、 c_1 、 c_2 の値に反映される。

(1)式で近似するためには、4つの係数 a_1 、 a_2 、 c_1 、 c_2 を実験結果に基づいて決定する必要がある。最小二乗法など様々な方法が考えられるが⁹⁾、本研究では最も簡単な方法として以下の方法を採用する。

まず、パワースペクトル密度の定義より次式が成り立つ。

$$\int_0^{\infty} \frac{S_p(f)}{\sigma_p^2} df = 1 \quad (2)$$

これに(1)式を代入して計算すると、最終的に次式を得る。

$$\frac{U_H}{\sqrt{DH}} \frac{a_1 c_2 + a_2 c_1}{c_1 c_2} = 1 \quad (3)$$

次に、 $f\sqrt{DH}/U_H \rightarrow 0$ のとき $S_p(f)/\sigma_p^2$ は一定値 S_0 に漸近し、

$$S_p(f)/\sigma_p^2 \rightarrow a_1 + a_2 = S_0 \quad (4)$$

となる。ここに、 S_0 の値は実験結果から容易に定めることができる。

低周波数域では(1)式の第2項目の寄与は小さいので、

$$S_p(f)/\sigma_p^2 \approx a_1 \exp\left[-c_1(f \cdot \sqrt{D \cdot H} / U_H)\right] \quad (5)$$

となる。一方、高周波数域では第1項目の寄与が小さく、

$$S_p(f)/\sigma_p^2 \approx a_2 \exp\left[-c_2(f \cdot \sqrt{D \cdot H} / U_H)\right] \quad (6)$$

従って、 $\ln[S_p(f)/\sigma_p^2]$ を $f \cdot \sqrt{D \cdot H} / U_H$ に対してプロットすると、低周波数域および高周波数域でそれぞれ直線的になる。直線で近似できる周波数域を適切に定めると、直線の勾配より c_1 および c_2 が決定できる。この際、最小二乗法を用いる。

最後に、(3)式と(4)式を連立させて解けば a_1 および a_2 が求まり、全ての係数が決定する。このようにして求めた4つの係数をデータベース化することで、データベースの容量を大幅に削減することができる。

以下、球形ドームと円弧屋根それぞれについて具体的にしてみる。

(1) 球形ドームの場合

球形ドームのパワースペクトルについては、風向直角方向の変化が小さいことを考慮し²⁾、中心線上の27点に対して計算して近似を行った。中心線上以外の点でシミュレーションを行う場合には、最も近い y 座標値をもつ中心線上の点の値を用いることとする。図6に、ドームの風上および風下端(右側の図において●で示した点)でのパワースペクトルについて、実験結果と近似式の比較を示す。これより、全体として良好に近似できていることが分る。

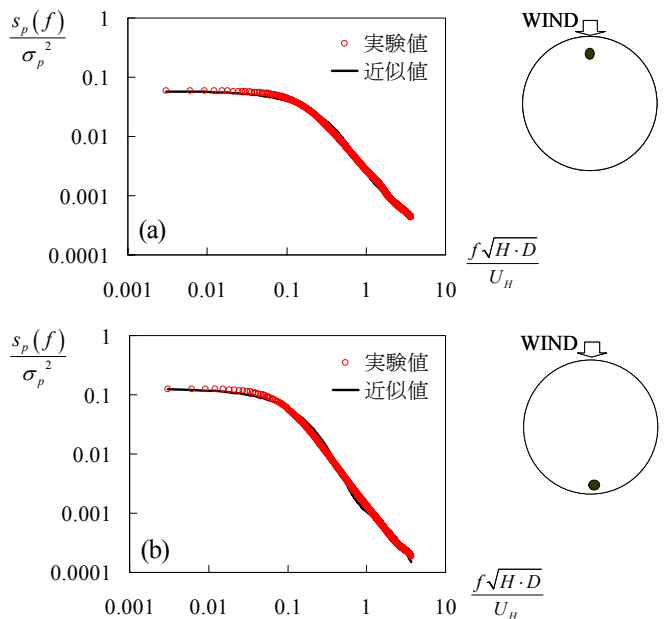


図6 球形ドームのパワースペクトルの近似 ($fD = 0.1$, $hD = 4/16$, 気流II)

(2) 円弧屋根の場合

円弧屋根の場合、風圧場の特性が風向の影響を受けるため、パワースペクトルは全測定点について計算し、それぞれ近似を行った。図7に結果の例を示す。上段は斜め方向からの風の場合の風下端、下段は桁行面に正対する風向の場合の風上端(図中●印の点)での結果である。いずれも(1)式は実験結果を良好に近似している。

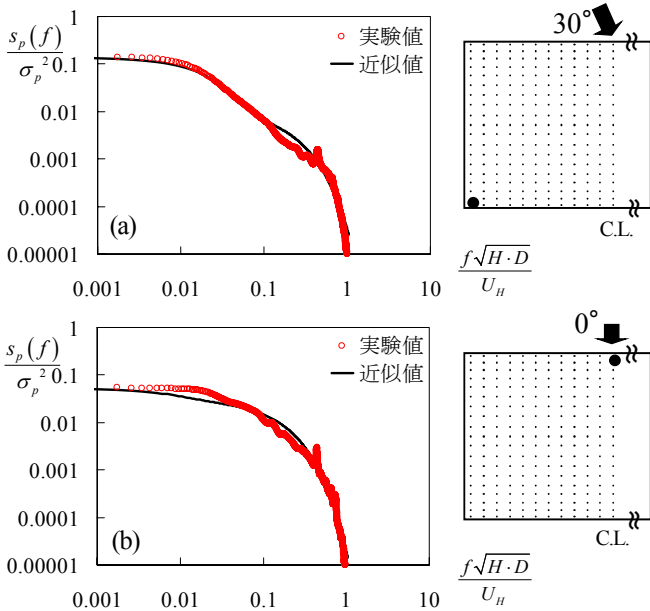


図7 円弧屋根のパワースペクトルの近似
($f/D = 0.1, h/D = 1/30, \text{気流IV}$)

3. ニューラルネットワークによる風圧係数統計量の推定

3.1 ニューラルネットワークの概要

シミュレーションには、風圧係数の統計量として、平均値、標準偏差、Skewness、Kurtosisが必要になる。気流条件(特に乱れの強さ)、屋根形状(ライズ・スパン比、軒高・スパン比)、荷重評価点(x, y 座標)などの条件が一致するデータがデータベースにない場合、シミュレーションに先立ちこれらの値を推定しなければならない。推定方法として最も簡単な方法は線形補間であるが、本問題のように様々なパラメータが非線形に影響する場合には推定精度が悪くなる。そこで、本研究ではそのような複雑な挙動を示す現象に適した方法としてニューラルネットワーク(NN)を利用する。NNとは、生物の神経細胞素子ニューロンをモデル化したユニットによって構成される人工システムの総称である。NNには様々なモデルが提案されているが¹⁰⁾、迅速に出力が得られ、後で追加されるデータにも柔軟に対応できるシステムを構築するために、階層型ネットワークの1つである Cascade Correlation Learning Network (以下 CCLN)を用いる。

階層型ネットワークはユニットが層状に入力層、中間層、出力層とグループ化され、信号がグループ間を特定の方向にのみ伝わるような構造を成す。入力層には入力パラメータ数分のユニットが、出力層には予測対象となる出力数分のユニットが配置される。中間層ユニット数、レイヤー(層)数は対象とする問題の複雑さによって変化する。個数を増やせば、より複雑な問題にも

対応できるようになる。CCLNはFahlman & Lebie¹¹⁾により開発されたもので、最も基礎的な学習システムである Back-Propagation Learning (以下 BP と表す)の問題点や限界を克服した学習システムである。CCLNの基本的な理論は、まず2層のネットワークから始めて、二乗誤差が最小になるようにトレーニングする。得られた誤差が十分に小さければトレーニングを終了する。大抵の場合、誤差はある程度以下にはならないので、重み係数を固定した上で入力層ユニットと出力層ユニットのすべてに結合する中間層ユニットを追加する。二乗誤差判定基準を用いて新しい重み係数をトレーニングする。得られた誤差が許容値を上回っていれば、さらに中間層ユニットを追加し、入力層ユニットと出力層ユニットに結合させる。既存のネットワークによる誤差との相関を最大にするように新たに追加した中間層ユニットと入力層ユニットとの結合、および、それまでに追加された中間層ユニットとの結合を作る。これは新たに追加されたユニットが、既存の中間層ユニットが表現している関数を学習するのを防ぐためである。このようにして、逐次中間層ユニットを追加しトレーニングを重ねる。結果として、CCLNによるネットワークはBPに比べて学習回数が少なく済むというメリットがある。また、CCLNは追加学習に適しており、既にトレーニングされたネットワークに新しい情報を付加することもできる。

問題に合わせて適切に設定しなければならない項目は以下の通りである。本研究では、風圧係数の各統計量について、上記の各パラメータを変化させたときのネットワークの挙動を分析し、最適と思われる値に設定する。

(1) 学習係数 η 、最大変化量 μ 、重み変更抑制係数 λ

Quickprop algorithm を使用しているネットワークのトレーニングに必要な学習条件であり、学習速度、トレーニングの収束に関わる。

(2) Output type

応答関数のことで、応答関数としては(7)式に示す Sigmoid 関数が一般的である。本研究で扱うプログラムでは、出力のとる値の範囲にフレキシブルに対応するために、Sigmoid 関数の最大、最小値(S_{\max}, S_{\min})の幅を適宜変更する。

$$f(s) = \frac{S_{\max} - S_{\min}}{1 + e^{-s}} + S_{\min} \quad (7)$$

(3) Weight Range

Weight Range は重み係数のとる最大幅で、対象とする問題の分散の大きさによって変更する必要があると考えられる。

(4) Error Index Threshold

Error Index Threshold は学習の収束を判定する基準となる値である。一般に、学習の収束の判定には誤差二乗和の値そのものを用いるが、本研究で用いるプログラム内では式(8)で与えられる Error Index を用いる。

$$ErrorIndex = \frac{\sqrt{\left\{ \sum_k (target_k - output_k)^2 \right\} / k}}{std_dev} \quad (8)$$

分子はトレーニング用データパターン1つにおける平均誤差で(k はパターン数)、それをターゲットデータの標準偏差で除したものである。この値がユーザーの設定する値 **Error Index Threshold** を下回れば学習は終了する。

(5) Epoch 数

一般的なNNでは学習回数と呼ばれるが、本研究で用いるプログラムではこれをインプットフェーズとアウトプットフェーズに分け、**Number of Input Epoch**、**Number of Output Epoch**としている。それぞれインプットフェーズでの最大学習回数とアウトプットフェーズでの最大学習回数を表し、プログラム実行時にユーザーが入力する。

3. 2 球形ドームの風圧係数の統計量推定

図8に、球形ドームの風圧係数の統計量を推定するためのネットワーク構造を示す。入力パラメータには、軒高スパン比 h/D 、ライズ・スパン比 f/D 、測定点の x 座標と y 座標(いずれも、スパン D で基準化)に加え、乱れ強さ I_{uh} を設定する。出力にはシミュレーションに必要な平均風圧係数 $C_{pmean, rms}$ 変動風圧係数 C_{prms} 、Skewness S_k 、Kurtosis K_u のいずれかを設定する。すなわち、推定したい統計量それぞれについて別々にネットワークを構成する。

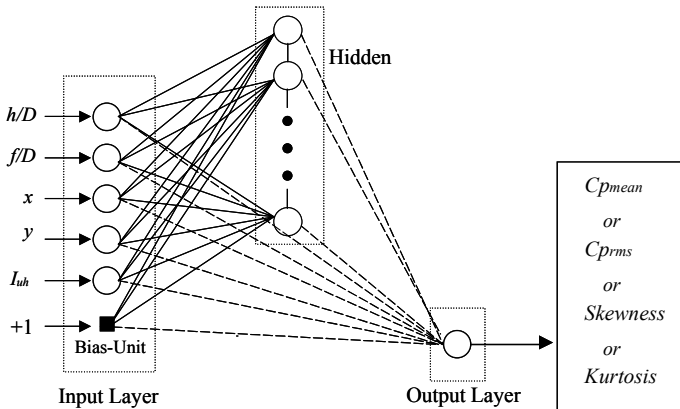


図8 球形ドームの風圧係数統計量推定のネットワーク

球形ドームの場合、風圧係数の統計量データベースには、実験ケース 170 ケース(気流2種類、ライズ・スパン比 f/D 5種類、軒高・スパン比 h/D 17種類(ただし、 $f/D=0$ の場合のみ16種類)、測定孔 230 点で、計 38,640 個のデータがある。このうちテスト用データとして、気流2種類、 f/D 5種類、 h/D 1種類、測定孔 46 点で計 $2 \times 5 \times 1 \times 46 = 460$ 個のデータを用いる。トレーニングには、全データからテストに用いる f/D 、 h/D 、測定点を除いた 29,072 個のデータを用いる(表1)。

表1 トレーニングおよびテスト用データの数(球形ドーム)

| | トレーニング | テスト |
|-----------------|----------|--------|
| 測定点 | 184 点 | 46 点 |
| $h/D, f/D$, 気流 | 158 ケース | 10 ケース |
| データ | 29,072 個 | 460 個 |

最適な学習条件を得るためには、NN 内のパラメータを問題に合わせて適切に設定する必要がある。ここでは、Epoch 数、学習係数 η の調整により、最適な学習条件を検討する。Epoch 数とは各フェーズでの最大学習回数のことであり、学習係数は学習速度に関する値である。図9は、平均風圧係数について、Epoch 数の違い(10、100、250)による学習曲線の違いを示す。学習曲線の縦軸は **Error Index**、横軸は中間層のユニット数である。このように Epoch 数を徐々に変化させ、学習曲線の挙動を把握した上で最適値を定める。

次に、図10は学習係数 η の違い(0.02、0.2、0.5)による学習曲線の違いを示す。学習曲線に及ぼす η の影響は比較的小さい。Epoch 数と同様、 η を徐々に変化させ、最適値を定めた。

各統計量に対し、Epoch 数と学習係数の最適値を、トレーニングフェーズとテストフェーズにおける **Error Index** の値と共に表2にまとめて示す。

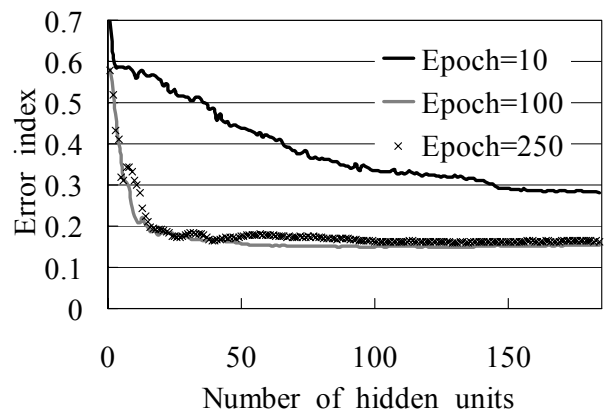


図9 平均風圧係数に対する Epoch 数別の学習曲線

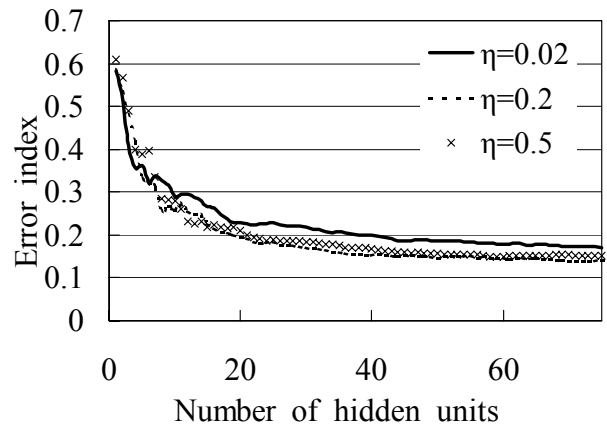


図10 平均風圧に対する学習係数 η 別の学習曲線

表2 風圧係数の各統計量に対する最適な学習係数と Epoch 数 ($E.I. = Error Index$)

| 統計量 | η | Epoch 数 | $E.I.(training)$ | $E.I.(test)$ |
|-------------|--------|---------|------------------|--------------|
| C_{pmean} | 0.2 | 80 | 0.114 | 0.142 |
| C_{prms} | 0.2 | 100 | 0.171 | 0.341 |
| S_k | 0.2 | 250 | 0.312 | 0.467 |
| K_u | 0.2 | 250 | 0.434 | 0.499 |

図 11～図 14 は各統計量の NN による予測値と実験値を比較したものである。テスト用に選んだ 460 個のデータに対する結果がプロットされている。図中、各統計量に対して実験値の範囲の 10% 程度を推定の誤差範囲と考え、許容誤差の幅を破線で示した。 C_{pmean} については全データ中 99% が実験値 ± 0.15 の範囲内に、 C_{pms} については 96% が実験値 ± 0.05 の範囲内に収まっている。また Skewness S_k については許容範囲を実験値 ± 0.3 として 91%、Kurtosis K_u については許容範囲を実験値 ± 0.5 として 76% が許容範囲内となっている。 S_k 、 K_u については C_{pmean} や C_{pms} に比べて予測精度が劣る。これは、 S_k や K_u が C_{pmean} や C_{pms} に比べて測定点や各種条件の違いによって大きく変化するケースが多いことによると考えられる。いま、ピーク風圧係数を考えてみると、 C_{pmean} や C_{pms} の精度はピーク値の精度に直接関連するが、 S_k や K_u は、後に示すように、位相特性に関連するパラメータ b を介して間接的に関連するため、予測精度が多少劣っても最終的な結果にはそれほど大きな影響を与えないものと考えられる。この点に関しては後に検討結果を示す。

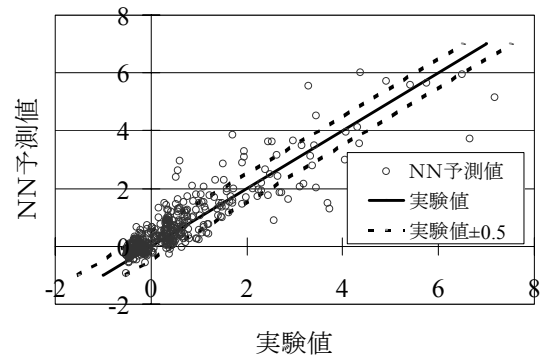


図 14 K_u に対する NN の予測精度

3.3 円弧屋根の風圧係数の統計量推定

図 15 に円弧屋根の風圧係数統計量を推定するためのネットワーク構造を示す。入力パラメータには、軒高スパン比 h/D 、ライズ・スパン比 f/D 、測定点の x 座標と y 座標、乱れ強さ I_{uh} に加え、風向 ($\cos\theta$, $\sin\theta$) を設定する。出力には球形ドームの場合と同様、平均風圧係数、rms 変動風圧係数、Skewness、Kurtosis のいずれかであり、それぞれの統計量について別のネットワークとする。

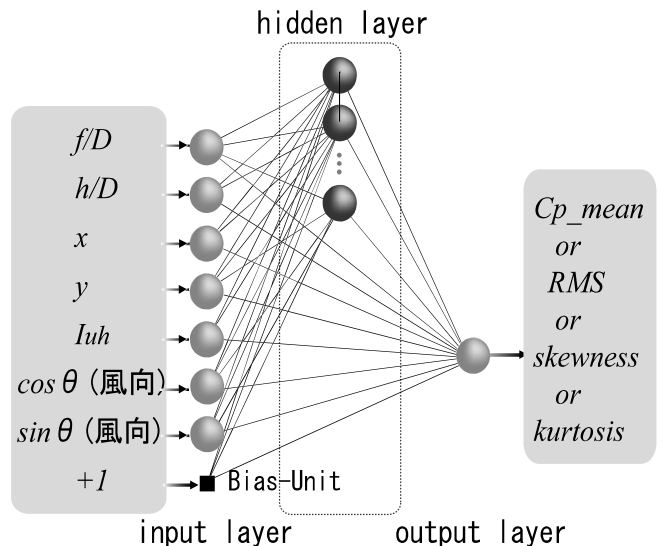


図 15 円弧屋根の風圧係数統計量推定のためのネットワーク

円弧屋根に関して構築した風圧係数統計量のデータベースには、実験ケース 18 種類 (気流 2 種類、 f/D 3 種類、 h/D 3 種類)、測定点 228、19 風向で、合計 $2 \times 3 \times 3 \times 228 \times 19 = 77,976$ 個のデータがある。このうちテスト用に、気流 2 種類、 f/D 3 種類、 h/D 3 種類、1 風向、測定点 45 で合計 $2 \times 3 \times 3 \times 1 \times 45 = 810$ 個のデータを用いた。トレーニング用には、全データからテストに用いる気流、 f/D 、 h/D 、測定点、風向の組合せを除いた 58,644 個のデータを用いた (表 3 参照)。

ネットワークの挙動など、基本的な生状は球形ドームの場合と同様であり、学習係数や Epoch 数など、各種パラメータの設定は全く同様に行う。ここでは、平均風圧係数に関する結果だけを示す。

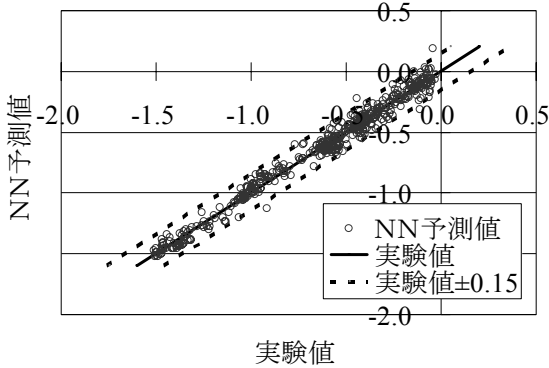


図 11 C_{pmean} に対する NN の予測精度

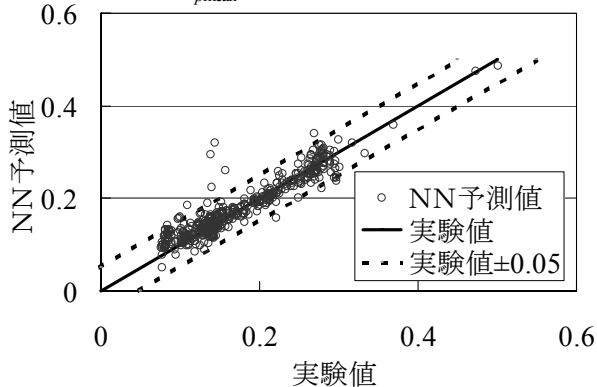


図 12 C_{pms} に対する NN の予測精度

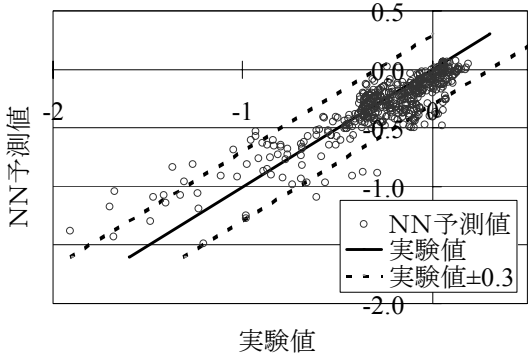


図 13 S_k に対する NN の予測精度

表3 トレーニングおよびテスト用のデータ数 (円弧屋根)

| | トレーニング | テスト |
|----------|--------|-----|
| 気流、形状、風向 | 324 | 18 |
| 測定点 | 181 | 45 |
| データ個数 | 58,644 | 810 |

図 16 に Epoch 数の違いによる学習曲線を示す。図は、平均風圧係数について、最大中間ユニット数を 200 とし、Epoch 数を 1、10、100 と変化させたときの学習曲線である。このような検討の結果、Epoch 数は 250 が最適と判断された。図 17 は、テストデータに対して、構築されたネットワークを使って予測した結果と実験結果を比較したものである。許容範囲を実験値の範囲の約 10%程度とすると(この場合、実験値 ± 0.3)、全データ中の 95%が許容範囲内に入っており、先に示した球形ドームの場合とほぼ同様である。

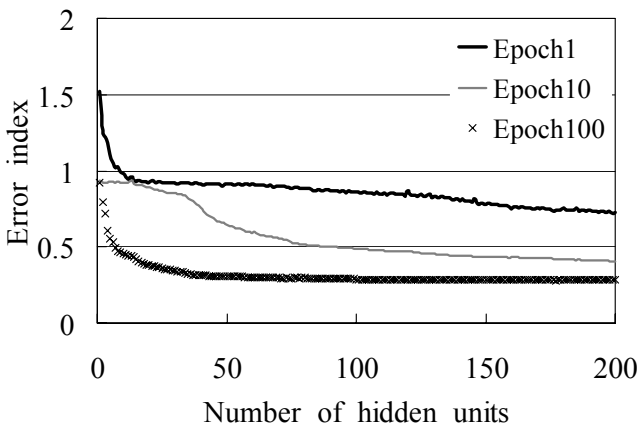


図 16 平均風圧係数に対する Epoch 数別の学習曲線

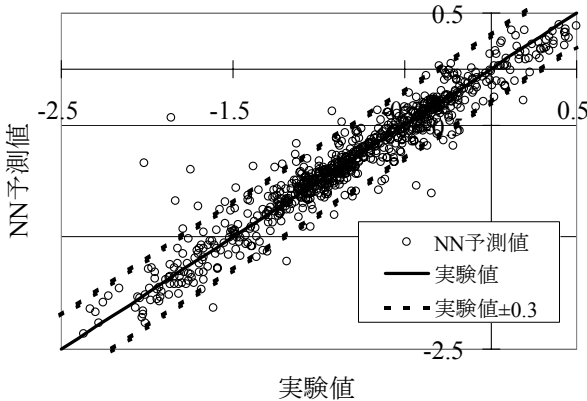


図 17 $C_{p,mean}$ に対する NN の予測精度

4. 非正規確率過程の時刻歴シミュレーション

4.1 シミュレーションの概要

シミュレーションには、Kumar & Stathopoulos⁹⁾が提案した方法を基本とし、球形ドームや円弧屋根に作用する風圧場の特性を考慮しながら簡略化を図る。シミュレーションのフローを図 18 に示す。まず、パワースペクトルから振幅を計算し、次にスパイク的なピークをシミュレーションできるような位相を与える。このス

パイク的なピークの発生頻度や大きさを制御するパラメータが b であり、その値は実験で得られた Skewness S_k と Kurtosis K_u に基づき決定される。具体的には、 b を徐々に変化させてシミュレーションを行い、得られた時刻歴から計算される S_k と K_u が実験値に最も近くなるように(誤差の二乗和が最小となるように)決定する。以下に具体的な計算方法を示す。

(1) フーリエ振幅($\sqrt{I_k}$)の生成方法

前述したパワースペクトル $S_p(f)$ の近似式(1)を用いる。まず、次式に示すように、周波数 f を適当な分割数で離散化する。

$$f_k = k\Delta f, \quad 1 \leq k \leq n/2 \quad (9)$$

ここに、 Δf は周波数刻みで、サンプリング周波数を f_s 、 n をサンプル数とすると、

$$\Delta f = 1/T = f_s / n \quad (10)$$

ただし、 $T = n/f_s$ は時刻歴の長さを表す。ところで、(1)式は正の周波数のみに対する片側スペクトルである。シミュレーションでは両側スペクトル $S_m(f_k)$ を用いるの必要があり、両者の関係は、

$$S_m(f_k) = S_p(f_k) / 2 \quad (f_k = k\Delta f, \quad 1 \leq k \leq \frac{n}{2})$$

$$= S_p(f_k) / 2$$

$$(f_k = (n-k)\Delta f, \quad \frac{n}{2} + 1 \leq k \leq n-1)$$

$$= 0 \quad (f_k = 0) \quad (11)$$

この $S_m(f_k)$ を用いると、 $\sqrt{I_k}$ は次式で与えられる。

$$\sqrt{I_k} = n\sqrt{S_m(f_k)\Delta f} \quad (12)$$

(2) 位相 ϕ_k の生成方法:

時刻歴の非正規性を特徴づける確率密度関数の高次特性 (Skewness や Kurtosis) は位相特性の影響を受ける。従って、位相 ϕ_k を適切にモデル化することによって、ターゲットとする時刻歴波形をシミュレーションできることになる。ターゲット波形の DFT (離散フーリエ変換) の振幅はそのまま、位相部分に一定の確率分布(発生頻度と大きさ)に従って発生するパルスよりなる時刻歴波形を DFT の位相で置き換えることによって、ターゲット波形と同様の確率特性を有し、かつ、非正規性を特徴付けるスパイク的なピークをもつ時刻歴波形をシミュレーションできる。まず、"preliminary signal" と呼ばれるパルスをもつ時刻歴波形 Y_t を次式によりシミュレーションする。

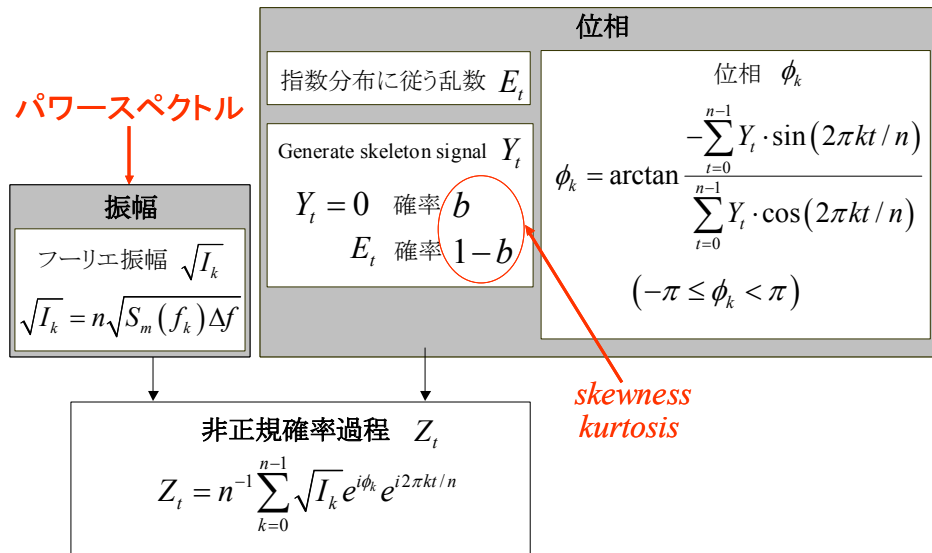


図 18 シミュレーションのフロー

$$\begin{aligned}
 Y_t &= 0 \quad (\text{確率 } b) \\
 &= E_t \quad (\text{確率 } 1-b, (\text{ただし, } 0 \leq b \leq 1))
 \end{aligned} \quad (13)$$

次に、位相 ϕ_k を次式で与える。

$$\phi_k = \arctan \frac{-\sum_{t=0}^{n-1} Y_t \cdot \sin(2\pi kt/n)}{\sum_{t=0}^{n-1} Y_t \cdot \cos(2\pi kt/n)} \quad (-\pi \leq \phi_k < \pi) \quad (14)$$

ここに、 b はスパイク的なピークの発生頻度や大きさを制御するための確率パラメータ、 E_t は指数分布に従う不規則変数である。シミュレーションにおいては、ターゲット波形の非正規性に基づき b の値を適切に定める必要がある。

(3) シミュレーション方法

非正規確率過程 Z_t は、上で生成された $\sqrt{I_k}$ および ϕ_k を用い、次式によってシミュレーションされる。

$$Z_t = n^{-1} \sum_{k=0}^{n-1} \sqrt{I_k} e^{i\phi_k} e^{i2\pi kt/n}, \quad t=0,1,\dots,n-1 \quad (15)$$

ここに、 n は時刻歴の長さ(データ数)、 $2\pi/n$ は基本周波数(フーリエ周波数)である。

(4) パラメータ b の決定方法

非正規確率過程のシミュレーションで最も重要な働きをするのがパラメータ b である。これは、時刻歴の変動特性(風圧の場合、建物形状、測定点位置、気流特性など)に依存する。従って、実験データに基づいて最適値を決める必要がある。Kumar & Stathopoulos⁹⁾ は S_k と K_u を用いて以下のように決定した。

すなわち、実験データから計算された S_k と K_u をそれぞれ S_{k0} および K_{u0} と表す。 b を 0~1 の範囲で少しずつ変化させてシミュレーションを行い、シミュレートされた時刻歴から Skewness と Kurtosis (S_k, K_u) を計算する。それぞれの b に対して、誤差の二乗和 $\Delta = (S_k - S_{k0})^2 + (K_u - K_{u0})^2$ を計算する。そして、 Δ の最小値を与える b を最適値とする。また、 S_{k0} と K_{u0} の関係を見ると、両者は無関係ではなく、比較的強い相関が見られる。すなわち、 S_{k0} が大きい測定点では K_{u0} も大きい。Skewness と Kurtosis の b による変化については、本研究でも同様の挙動が観察された。図 19 に結果の一例を示す(ただし、 K_u は 3 を減じた値で示した)。

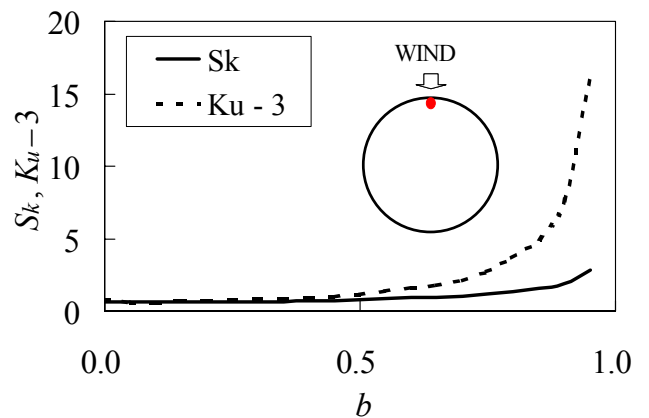


図 19 b の変化に対する Skewness および Kurtosis の変化 (球形ドーム: $f/D = 0.1, h/D = 0.25$, 気流 II, 風上端の点)

4. 2 シミュレーション方法の簡略化

Kumar & Stathopoulos⁵⁾の方法によってパラメータ b の最適値を決定するには、 b を 0 から 1 の範囲で非常に細かく分割し(例えば 0.01 刻み)、それぞれの b に対して図 18 に示したフローに従って時刻歴波形をシミュレーションしなければならない。この場合、 b の最適値を決定するためには非常に多くの計算を要する。しかも、それぞれの b に対して複数回の結果のアンサンブル平均をとる必要がある。例えば、刻みが 0.01 であるとする。1 つの b に対して 10 回ずつ計算するとすれば、合計 1,000 回の計算が必要となり、計算時間が長くなってしまふ。ところで、球形ドームや円弧屋根の場合、Kumar & Stathopoulos⁵⁾が対象とした陸屋根や切妻屋根に比べて、 S_k や K_u の大きさは小さい。しかも、図 19 から分るように、 b が 1 に近い範囲を除けば、一般に b による変化は小さい。本研究では、このような特徴を利用し、 b を 0.1 刻みで変化させて計算し、その結果を 3 次スプライン関数により近似することで簡略化を図った。

4. 3 シミュレーション結果

(1) シミュレーション結果に及ぼす S_k および K_u の影響

3. 2 で述べたように、ニューラルネットワークによる S_k および K_u の予測精度は C_{pmean} や C_{pms} に比べて劣る。そこで、シミュレーション結果の S_k および K_u に対する感度を検討した。設計上最も重要である負のピーク風圧係数 C_{pmin} に関する結果の一例を図 20 に示す。これは、実験で得られた S_k および K_u の値に対し、それぞれ独立に変化させたときの C_{pmin} の相対的な変化を表す。 S_k や K_u の値が $\pm 50\%$ 程度まで変化しても、 C_{pmin} の値の違いは高々 5% 程度である。従って、シミュレーション結果の S_k や K_u に対する感度は鈍く、ニューラルネットワークの予測精度が多少悪くても最終的な結果には大きな影響は及ぼさないと考えられる。

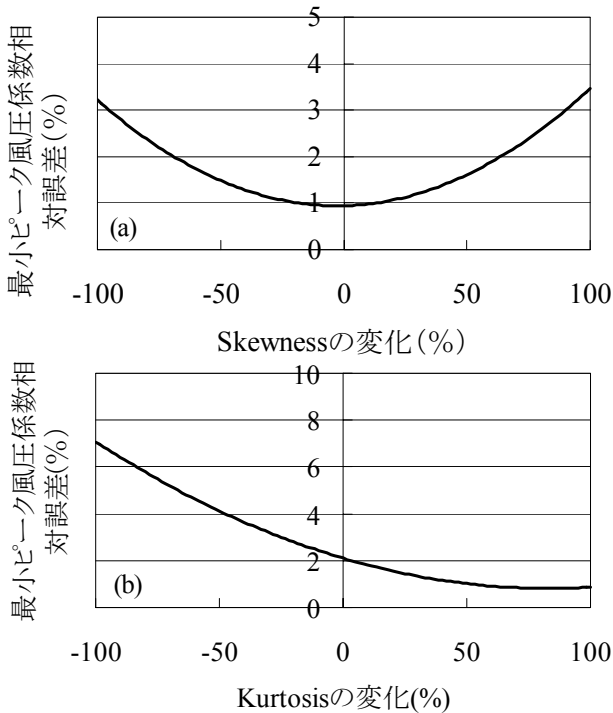


図 20 C_{pmin} のシミュレーション結果に及ぼす S_k と K_u の影響
(球形ドーム; $f/D = 0.2, h/D = 9/16, x/D = 0, y/D = -1/4$)

(2) 統計量の予測値

球形ドームの風圧係数の統計量について、時刻歴シミュレーション波形から求めた値と風洞実験結果との比較例を表 4 示す。測定点 1 は頂点、測定点 192 は風下端部の点である(下図参照)。表 4 の結果より、シミュレーション結果は実験結果とほぼ一致しており、本研究で提案した方法が妥当であることを示している。

表 4 実験値とシミュレーション値の比較
(球形ドーム: ($f/D = 0.2, h/D = 0.25$, 気流 II))

| | C_{pms} | C_{pmax} | C_{pmin} | S_k | K_u |
|---------------|-----------|------------|------------|--------|-------|
| (a) Point 1 | | | | | |
| 実験値 | 0.226 | -0.394 | -1.872 | -0.385 | 3.065 |
| Simulation | 0.211 | -0.395 | -1.685 | -0.436 | 3.057 |
| 誤差 | 0.015 | 0.001 | -0.187 | 0.051 | 0.008 |
| (b) Point 192 | | | | | |
| 実験値 | 0.126 | 0.208 | -0.742 | -0.647 | 4.225 |
| Simulation | 0.120 | 0.154 | -0.732 | -0.661 | 4.212 |
| 誤差 | 0.006 | 0.054 | -0.010 | 0.014 | 0.013 |



次に、シミュレーション結果の精度を検証するため、球形ドームを対象に、全モデルについて図 21 に示す測定点(92点)での風圧係数をシミュレーションした。図 22、23 は、 $f/D = 0.2, h/D = 0.25$, 気流 II の例で、最大および最小ピーク風圧係数について、シミュレーション結果と風洞実験結果を比較したものである。シミュレーション結果は、最大ピーク風圧係数については実験値 ± 0.1 の範囲内に 94% が、最小ピーク風圧係数については実験値 ± 0.2 の範囲内に 95% が収まっており、精度が高いことが分る。

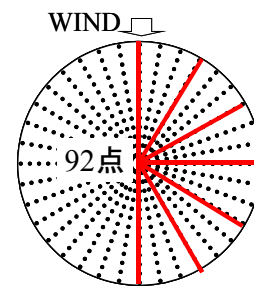


図 21 シミュレーションを行う測定点(実線上の点)

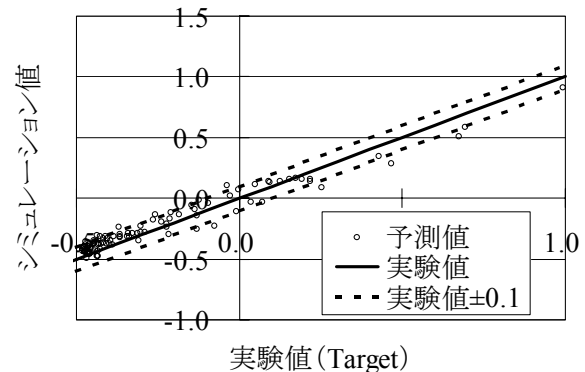


図 22 最大ピーク風圧係数に対するシミュレーションの精度

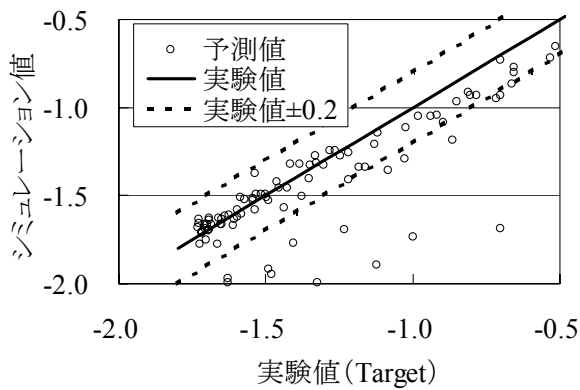


図23 最小ピーク風圧係数に対するのシミュレーションの精度

5. 本システムの耐風設計への応用

本システムを用いてシミュレーションした長時間にわたる風圧の時刻歴を各種解析と組み合わせることで、性能設計、疲労設計など、より合理的な耐風設計に必要な情報を得ることができる。特に、変動風圧の繰り返し特性に関する情報は、疲労を検討する上で重要である。以下、いくつかの応用例を示す。

(1) 極値解析

現在一般的に行われている屋根葺き材(緊結部を含む)の耐風設計では、全風向中の最大・最小ピーク値の期待値が用いられる。通常の風洞実験では、数個から10個程度の10分間最大・最小ピーク風圧係数を求め、そのアンサンブル平均を用いる。このような方法では、期待値はある程度の精度で予測可能であるが、ピーク値の確率分布を精度よく予測することはできない。屋根葺き材耐力の確率分布が与えられたとしても、ピーク風圧係数の確率分布が精度よく与えられなければ、正しい信頼性評価や性能評価はできない。ピーク風圧係数の確率分布を精度よく予測するためには多くのデータが必要になり、それを風洞実験で得るには膨大な時間が必要となる。一方、本システムを用いれば必要な数だけのデータを容易に得ることができる。

図24は、球形ドームの風上端部の測定点における最小ピーク風圧係数の確率分布関数(非超過確率)を計算したものである。太い実線はシミュレーションで得られた200個のデータを用い、

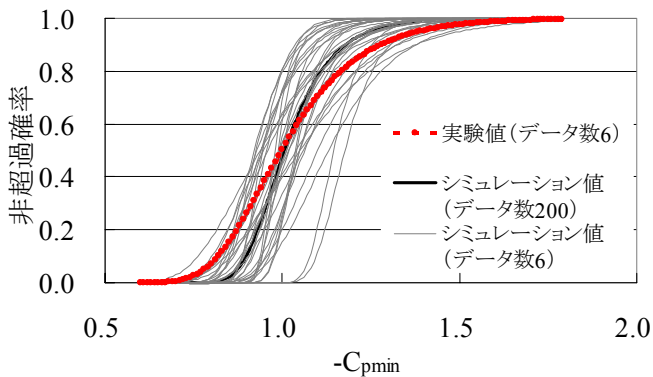


図24 最小ピーク風圧係数の非超過確率
(球形ドーム; $f/D=0.2, h/D=4/16$, 気流II)

Gumbelの積率法で求めた結果である。細い実線は、それらを6個ずつ組み合わせて33組のデータセットを作り、Lieblein¹²⁾の提案したBLUEで推定した結果である。さらに、比較のため6個の風洞実験結果を用いて同様に推定した結果も併せて示した。6個ずつのシミュレーション結果を用いた推定では、非超過確率曲線は太い実線のまわりに分布しているが、ばらつきの幅はかなり大きい。実験結果についても同様である。これより、6個程度のデータでは非超過確率の推定精度はかなり落ちることが分る。

(2) 荷重サイクルの解析

シミュレーションで得られた時刻歴波形にレインフロー法を適用すれば、最大・最小ピーク風圧係数だけでなく、時刻歴に含まれる各波形成分の平均値と振幅を求めることができる。10分間には様々な平均値と振幅をもつ波形が多く含まれるが、それぞれいくつかの階級に分ければ風圧変動の頻度分布を得ることができる。図25は、球形ドーム頂点の風圧変動に適用した例である。なお、この図で頻度は10分間内の総繰り返し階級で基準化されている。すなわち、相対頻度分布で表されている。このような荷重の頻度分布に影響係数を乗ずれば、屋根葺き材やその緊結部に作用する応力度あるいは歪度の頻度分布を容易に計算できる。さらに、マイナー則あるいは修正マイナー則などを適用すれば、疲労設計が可能となる。

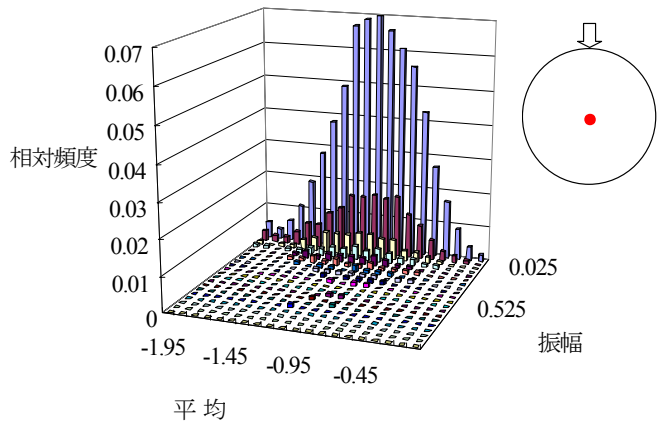


図25 レインフロー法による頻度分布例
(球形ドーム; $f/D=0.2, h/D=4/16$, 気流II, 頂点)

6. おわりに

本論文では、球形ドームと円弧屋根の屋根葺き材およびその緊結部を対象とし、多点風圧のデータベース、ニューラルネットワーク、非正規確率過程のシミュレーションを利用したコンピュータ支援の新しい風荷重評価システムを提案した。球形ドームや円弧屋根に作用する風圧の特性を考慮した上で、システムを構成する各要素技術の最適化を図った。実験結果との比較により、本システムの有効性を述べ、概ね妥当な結果が得られることを示した。本論文では、冗長さを避けるため、主として球形ドームについて述べたが、円弧屋根についても概ね同様の結果が得られている。今後、ソフト化を図って行きたい。

謝 辞

本研究の一部は(財)能村膜構造技術振興財団の研究助成金(平成17年)によるものである。また、球形ドームの風洞実験においては鹿島建設(株)技術研究所の土谷 学氏に、円弧屋根の風洞実験に際しては清水建設(株)技術研究所の日比一喜氏に多大なご協力を頂いた。ここに記し、感謝の意を表す。

[参考文献]

- 1) 植松 康、曾根孝行、野口満美：日本における空間構造の形状・構造特性と耐風設計法、日本風工学会論文集、No.95、pp.107-116、2003.
- 2) 野口満美、植松 康：球形ドームの外装材用風荷重評価のための変動風圧モデル、第18回風工学シンポジウム論文集、pp.353-358、2004.
- 3) K.S. Kumar and T. Stathopoulos: Synthesis of non-Gaussian wind pressure time series on low building roofs, *Engineering Structures*, Vol. 21, pp. 1086-1100, 1999.
- 4) Seong, S.H. and Peterka, J.A.: Digital generation of surface-pressure fluctuations with spiky feature, *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, Vol. 73, 1998, pp. 181-192.
- 5) K.S. Kumar and T. Stathopoulos: Generation of local wind pressure coefficients for the design of low building roofs, *Wind and Structures, An International Journal*, Vol.4, No.6, pp. 455-468, 2001.
- 6) 本郷 剛: 球形屋根に作用する風圧力に関する実験的研究, 東北大学博士学位論文, 1995年1月.
- 7) 日本建築学会: 建築物荷重指針・同解説, 2004年9月.
- 8) Y. Uematsu and N. Isyumov: Peak gust pressures acting on the roof and wall edges of a low-rise building, *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, Vol. 77 & 78, pp. 217-231, 1998.
- 9) K.S. Kumar and T. Stathopoulos: Spectral density functions of wind pressures on various low building geometries, *Wind and Structures, An International Journal*, Vol. 1, No. 3, pp. 203-223, 1998.
- 10) 例えば、J. デイホフ(桂井浩訳); ニューラルネットワークアーキテクチャ入門、森北出版, 1992年4月.
- 11) S.E. Fahlman. and C. Lebiere: The Cascade-Correlation Learning Architecture, *Advances in Neural Information Processing Systems II*, Morgan Kaufmann, pp. 524-532, 1990.
- 12) J. Lieblein: Efficient methods of extreme-value methodology, National Bureau of Standards, U.S. Department of Commerce, NBSIR 74-602, October 1974.

Proposal of a new computer-assisted wind load evaluation system for the design of cladding of spatial structures

Yasushi Uematsu¹⁾
Raku Tsuruishi²⁾
Tsuyoshi Hongo³⁾
Hirotohi Kikuchi⁴⁾

SYNOPSIS

Roof cladding is usually designed based on the worst peak pressure coefficients irrespective of wind direction. Furthermore, the specifications are usually based on the expected values of the peak pressure coefficients. Neither the probability distribution of the peak pressure coefficients nor the peaks other than the largest one are considered. Therefore, they are not suitable for fatigue and risk-consistent designs. The present study proposes a new computer-assisted wind load evaluation system for the design of roof cladding of spatial structures. This system provides wind loads for the design of cladding and its fixings without carrying out any further wind tunnel experiment. An aerodynamic database, artificial neural network and time-series simulation technique are employed in the system.

*1 Professor, New Industry Creation Hatchery Center, Tohoku University

*2 Graduate Student, Department of Architecture and Building Science, Tohoku University

*3 Supervisory Research Engineer, Kajima Technical Research Institute

*4 Chief Researcher, Institute of Technology, Shimizu Corporation