

都市河川内水域における短時間局地的豪雨に 対応した瞬時浸水予測手法の開発

DEVELOPMENT OF REAL-TIME AND IMMEDIATE FLOOD FORECASTING
METHOD FOR LOCALLY HEAVY RAINFALL IN URBANIZED INNER BASIN

木村誠¹・城戸由能²・中北英一³

Makoto KIMURA, Yoshinobu KIDO, Eiichi NAKAKITA

¹正会員 工修 株式会社日水コン 中央研究所 (〒163-1122 東京都新宿区西新宿6-22-1)

²正会員 工博 京都大学准教授 防災研究所 (〒611-0011 京都府宇治市五ヶ庄)

³正会員 工博 京都大学教授 防災研究所 (〒611-0011 京都府宇治市五ヶ庄)

Recently, locally heavy rainfall occurs frequently at highly urbanized area, and causes serious personal accidents, so importance of flood forecasting system is growing in order to reduce damage of inundation. However, flood forecasting that secured lead-time for evacuation is extremely difficult, because the rainfall flows out immediately.

This study aims to develop "the statistical model with pattern classification" as real-time and immediate flood forecasting method to predict inundation directly from rainfall information without computing hydraulic physical process, and evaluates usefulness of the method through case study in urban drainage areas.

Key Words : *real-time flood forecasting, locally heavy rainfall, pattern classification, neural network, urban area*

1. はじめに

近年、局地的な集中豪雨（いわゆるゲリラ豪雨）が多発し、2008年に神戸と東京で集中豪雨による深刻な事故が生じるなど、その対応が課題となっている。また、都市河川内水域では高度な地下利用（地下鉄、地下街、地下施設）が行われており、人命救護の観点からリアルタイムの浸水予測情報を用いた冠水防止活動や早期避難等の自助対策支援の必要性・重要性が高まっている。

現状、都市河川内水域のリアルタイム浸水予測には、地表面と地下の管渠の水の挙動を物理的に解析するモデル（以下、物理モデルという）が適用されている^{1,2)}。しかしながら、特に局地的豪雨に伴う都市の浸水予測は、その精度確保のために都市が有する複雑な雨水流出・浸水発生機構を数値モデルによって精細に表現し、解析することが求められる一方で、局地的豪雨はその時間的・空間的な集中性より、地上雨量計はもちろんのことレーダ雨量計によっても早期に適切な補足を行うことが難しく、仮に補足できたとしても降雨から雨水流出までの時間が極めて短いという課題を有している。このため、近年、解析環境の向上に伴って対応可能なレベルは向上し

ているものの、計算に時間を要する物理モデルを用いた浸水予測手法では、自助行動に必要なリードタイムを確保しつつ、信頼しうる精度で都市の浸水状況を予測・発信することは極めて困難であるのが実状であり、より短時間に面的な浸水状況を評価できる手法の開発が切に求められている。

短時間で浸水予測を行う手法としては、物理的な計算を逐次行わず、種々の降雨状況に対応した実績あるいは解析結果による浸水状況を事前にデータベース化しておき、類似した状況を逐次参照する方法、いわゆる事前計算法が提案されている³⁾。しかし、この手法では様々な降雨状況に対して柔軟に追従できないため、特に空間的な集中性を有する局地的豪雨の浸水再現には限界がある。

このような背景をふまえ、本研究では、近年多発する短時間局地的豪雨に対する減災対応を図る視点から、都市河川内水域を対象とし、逐次かつ瞬時に、面的な浸水危険度の予測を行うことを目的とした実時間浸水予測手法を検討した。具体的には、計算負荷が大きい雨水流出過程を物理的に逐次計算する手法ではなく、雨量情報などから浸水状況を直接的に評価する手法を提案するとともに、実際の都市内水域に提案手法を適用し、その有用性を確認した。

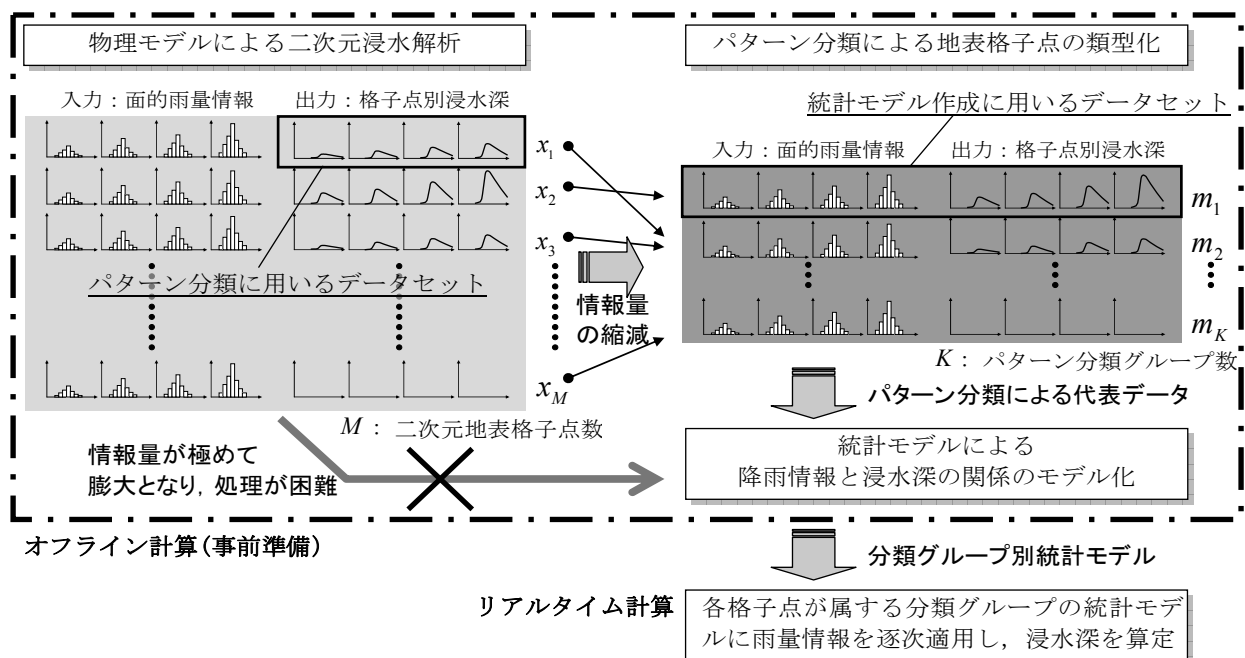


図-1 瞬時浸水予測手法のコンセプト

2. 瞬時浸水予測手法の概要

(1) 提案手法のコンセプト

本研究で提案する浸水予測手法は、下水道の整備等、都市化が高度に進展した内水域を対象として、局地的豪雨に伴う浸水深の面的分布状況を瞬時に評価する手法を想定する。これを考慮すれば、開発する手法には以下に示す要件が求められる。

- 自助対策支援への活用を想定すると、面的に位置する個々の住宅や地下施設の入口地点の浸水評価が必要となる。これより、精細な空間解像度（10m格子程度）の面的浸水状況がリアルタイム（逐次かつ瞬時）で算出できること。
- 都市の浸水現象は局所域（管渠能力）～中域（周辺地形・周辺浸水状況）～広域（放流先河川、幹線管渠・ポンプ排水能力）等の様々な空間スケールの要因が複合的に影響して生じる。この影響が表現できること。
- 空間的な偏在性を有し、流域内外のどの地点で生じるか予期できない局地的豪雨（以下、偏在性降雨という）による浸水現象が表現できること。

これら要件をふまえ、本研究では流域特性や降雨特性に応じて変化する浸水発現特性に柔軟に対応するため、河川の特定点における水位予測等に広く用いられている「統計モデル」を地表二次元格子の各地点へ適用し、空間的・経時的な雨量情報と各地表格子点における浸水状況の関係を表現する。ただし、統計モデルを作成するためには多くの浸水実績データ（教師データ）が必要であるのに対し、一般に浸水実績資料は不足しており、その精度にも課題があることから、精度確保に必要となる

十分な教師データを確保することは困難である。また、各地表格子点への統計モデル適用を想定する場合、流域の規模や格子の大きさに応じて数千～数十万に及ぶ膨大な地点に対するモデル適用・作成が必要となることから、作業量を考慮すると単純な適用は困難である。これら課題のうち前者に対しては、物理モデルと同程度の精度確保を図る視点に立ち、物理モデルによって事前に降雨規模や空間分布状況が異なる種々の局地的豪雨における浸水状況を解析した結果（浸水深の計算値）を教師データとして適用する。また後者に対しては、パターン分類手法によって浸水状況が相似した地点を類型化することで統計モデル適用作業の省力化を図る。

本研究で提案する瞬時浸水予測手法のコンセプトを図-1に示す。提案手法はパターン分類によって浸水特性が類似した地表格子点を類型化し、情報を縮約したうえで統計モデルを適用する手法と総括できる。以下に本手法の概要を示す。

(2) 浸水特性が類似した地点の分類方法

a) 適用するパターン分類手法⁴⁾

本研究では浸水特性が類似した地表格子点を分類する手法として、代表的なパターン分類手法である「K-平均法」を適用する。ただし、K-平均法は各分類グループのデータ数（本研究の場合、地表格子点数）が概ね均等となるように分類されるという特性がある。そこで、個々の地表格子点の浸水特性をより適切に反映し、必要に応じてグループ間の濃淡を考慮した分類を行うため、分類間のデータ分布の違いが表現可能な「EM法」の適用も試み、これら手法の比較によって本研究に適した分類手法の選定を行う方針とする。

K-平均法は各分類グループの中心をそれに属するデータの平均値で表し、分類中心と各データ間のユークリッド距離の総和を最小化することによって、各データが属する分類グループを決定する方法である。

$$\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{n_k} \|x_i - m_k\|^2 \rightarrow \min \quad (1)$$

$$x_i = (x_i(1), x_i(2) \cdots, x_i(t)), m_k = (m_k(1), m_k(2) \cdots, m_k(t))$$

ここに K : 分類数, n_k : 分類 k に属するデータ数(地表格子点数), x_i : データベクトル(各格子点の解析浸水深), m_k : 分類 k の中心ベクトル, t : ベクトルの大きさ(計算時間数), $\|x_i - m_k\|$: ベクトル間の距離(ノルム)である。

一方, EM法は各分類グループが異なる分布で構成される混合分布で表現できると仮定し, EM法(最尤法に基づく期待値最大化法)によって混合分布のパラメータを同定したうえで, 分布のあてはめによって各データが属する分類グループを決定する方法である。

$$p(x) = \sum_{k=1}^K \alpha_k p(x|k), p_i(x|k) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma_k)^{d/2}} \exp\left\{-\frac{\|x - \mu_k\|^2}{2\sigma_k^2}\right\}$$

$$\text{ただし, } \int p(x)dx = 1, \sum_{k=1}^K \alpha_k = 1, 0 \leq \alpha_k \leq 1 \quad (2)$$

ここに $p(x)$: 混合分布関数, α_k : 分類 k の重み係数, μ_k, σ_k : 分類 k が属する正規分布の平均と分散である。

b) パターン分類数の決定

パターン分類の適用により地表格子点の代表的な浸水状況が分類グループ内の地表格子点に一律あてはめられることになるため, 分類数が少ないほど分類・縮約に伴う誤差は相対的に大きくなる。しかし, 統計モデル作成の負荷を考えると地表格子点を縮約する分類数は極力少ない方が望ましい。このため, 分類数は浸水情報の利用用途から規定される必要精度を勘案しつつ設定することが基本となる。本研究では一つの指標として, パターン分類数と誤差の関係を整理し, 分類数の増加によっても顕著な誤差改善が見込めなくなる分類数を適値とする。

c) パターン分類に用いるデータ

本研究で対象とする局地的豪雨の再現を図る場合, このような豪雨時の特性を反映した分類が求められるため, 本来は空間分布を有する偏在性降雨時の浸水状況を用いて分類を行うことが望ましい。しかし, 地表格子間の雨量条件を同一としないと浸水状況を基にした適正な分類はできない。このため, 代替策として全域一様で降る降雨を想定し, その状況下の浸水状況によってパターン分類を行う方針とする。すなわち, パターン分類では考慮されない局地的豪雨条件下の浸水特性も, 一様降雨条件下での浸水特性によって概ね分類できると想定して各地表格子地点を類型化する。

(3) 降雨情報より浸水深を算定する統計モデル

a) 統計モデルの作成方針

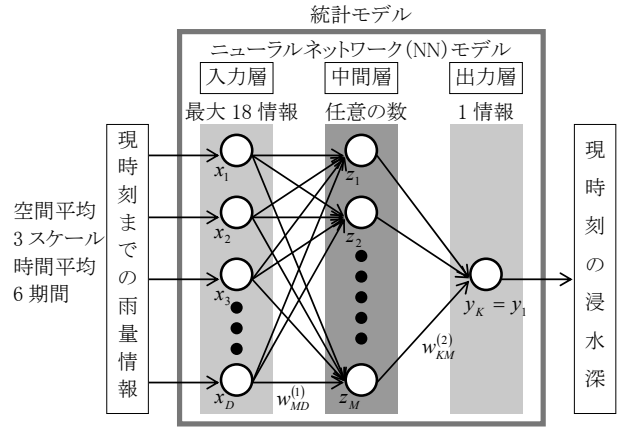


図-2 本研究で適用する統計モデルの構造

本研究では, 局地的豪雨を適切に捕らえるため, レーダ雨量計による面的雨量情報の適用を想定し, 物理モデルを用いた浸水予測と同様, 現時刻までの面的雨量情報と現時刻のメッシュ地点の浸水深の関係を表現する統計モデルを作成する。すなわち, 将来時刻の浸水状況は, 予測雨量情報の入力によって行うモデルを想定する。

統計モデルはパターン分類による分類グループ毎に作成する。ただし, 分類されたデータ群の全てを用いてモデルを作成すると平均的な浸水状況を再現するモデルとなり, 浸水評価に際して危険側の結果を与える。このため, 分類グループ内の最大浸水深を与える地表格子地点の降雨情報と浸水深を代表データとし, 本データを用いて統計モデルを作成する。

b) 適用する統計モデルと入力情報

統計モデルは, まず, 線形モデルである重回帰モデルの適用を試みる。ここで, モデルに入力とする雨量情報は, 様々な空間スケールが都市浸水現象に影響を及ぼすことをふまえ, 局地的豪雨の時間的特性, 空間的特性を網羅する雨量情報として以下に示す18雨量を適用する。

- 時間雨量情報 6種類: 現時刻(5分), 10, 30, 60, 90, 120分平均雨量
- 空間雨量情報 3種類: 格子地点雨量, 面平均雨量×2スケール(中域, 広域)

なお, 一般に関係性の表現に対する寄与度が低い情報を用いると統計モデルの再現精度(汎化能力)が劣化する。よって, 情報量を極力縮減する視点に加え, 各地点の浸水発生に寄与する雨量情報の時・空間スケールを把握する視点から, 入力雨量情報を情報量基準(AIC)で評価することによって入力情報の最適化(取捨選択)を試みる。

一方, 重回帰モデルでは有意な結果が得られない場合, 再現性の向上を図るため, 降雨と浸水現象の非線形性が表現可能なニューラルネットワークモデル⁵⁾(NNモデル)を適用する。NNモデルは脳神経系の情報処理機構を模倣した数理モデルであり, 与えられたデータに基づく学習を通して必要とする情報処理を実現する。

本研究で適用するNNモデルは, 水文現象の再現に多く

表-1 NNモデルの検討ケース及び採用値

項目	設定値	採用値
層の数	一般的な構造	3層
入力情報数	・全18雨量情報 ・最適化による入力情報の削減	削減した入力情報
中間層のニューロン数	・入力情報数×1 ・入力情報数×2	入力情報数×1
パラメータの初期状態	・100～1000 ケース, 100 ケース 間隔で検討	100 ケース
学習回数	・100～1000 回, 100 回間隔で 検討	100 回
学習方法	解の探索に優れる手法	準ニュートン法

※着色は検討により設定した項目

空間分布特性 表-2 適用降雨（教師データ）

一様降雨	流域一様 ※計画降雨波形のみに適用
偏在性降雨	降雨中心×4（概ね500haに1箇所、移動なし） 強度分布：降雨中心より同心円で低減（固定）

時間変化特性

no	降雨波形	降雨規模 年超過確率	總雨量 mm	降雨強度 mm/hr	
				10分	1時間
計画降雨					
1	中央集中	1/10	104.6	114.6	53.4
2	中央集中	1/20	119.5	122.5	59.6
3	中央集中	1/30	131.9	129.3	64.7
4	中央集中	1/50	142.6	138.2	69.6
5	中央集中	1/100	159.4	147.1	76.4
実績豪雨					
1	中央集中	1/20	64.5	147.0	60.5
2	中央集中	1/100	75.3	103.5	74.8
3	中央集中	1/100	106.0	120.0	78.0
4	中央集中	1/100超過	86.0	174.0	85.5
5	前方集中	1/100超過	159.5	126.0	88.5

空間分布特性 表-3 適用降雨（評価データ）

偏在性降雨	降雨中心×1（評価ブロック内） 強度分布：実績分布 ×2（固定）
-------	-------------------------------------

時間変化特性

no	降雨波形	降雨規模 年超過確率	総雨量 mm	降雨強度 mm/hr	
				10分	1時間
1	中央集中	1/10	60.5	93.0	56.0
2	中央集中	1/30	77.0	120.0	64.0
3	中央集中	1/100	82.5	135.0	78.5
4	中央集中	1/100超過	104.0	138.0	87.0
5	中央集中	1/100超過	116.0	174.0	110.0
6	前方集中	1/10-1/20	69.8	102.0	57.8
7	前方集中	1/100	130.5	102.0	74.0
8	前方集中	1/100超過	146.3	147.0	81.8
9	後方集中	1/20	129.5	90.0	61.0
10	後方集中	1/100超過	181.0	141.0	85.5

適用され十分な再現性が得られることが確認されている、3層構造を有した「階層型ネットワークモデル」を採用する（図-2）。なお、一般にNNモデルは表-1に示す要因が再現性に影響を及ぼすことが確認されている。本研究では浸水再現に適したNNモデルを構築するため、各項目の影響検討結果をふまえて表-1に示す値を設定する。

c) 統計モデル作成に用いるデータ

本研究では、様々な局地的豪雨への対応を図るため、様々な空間分布特性と時間変化特性を有する降雨データを用意し、本雨量情報とこれを物理モデルの入力として得られる解析浸水深を統計モデルの作成用データ（教師データ）として用いる。なお、近年、レーダ雨量計を用

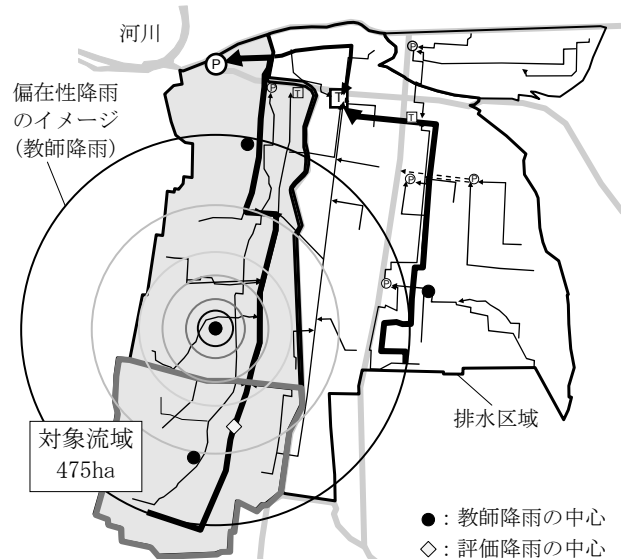


図-3 対象流域及び偏在性降雨のイメージ

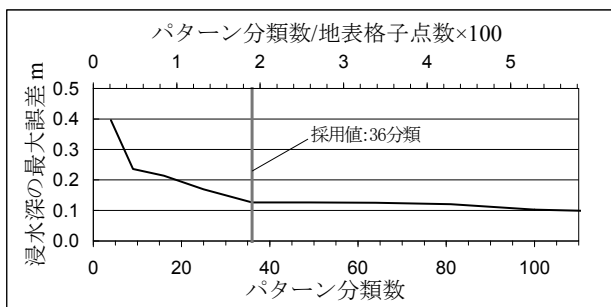
いた雨量観測の高度化によって面的雨量データの蓄積が進んでいるものの、浸水が生じる規模の雨量データを多数用意することはまだ困難と考えられる。よって、モデル作成作業の汎用化・簡素化を図る視点より、計画降雨を主としたモデル降雨の適用を基本とする。適用するモデル降雨は統計モデルの再現精度と適用する降雨データ数、空間分布特性（降雨中心の位置、空間的な強度分布）、時間変化特性（降雨強度の大きさ、降雨波形）の関係を確認し、その結果をふまえて表-2に示す45降雨を採用した。具体的には、空間分布特性として一様降雨および図-3に示す4箇所を降雨中心とする偏在性降雨を、時間変化特性として降雨規模と波形が異なる各5種類の計画降雨と実績降雨を教師データとして用いた。また、提案手法の検証のための評価データとして、教師データとは異なる地点を中心とする既往実績10豪雨を用いた（図-3、表-3）。

なお、教師データの空間分布特性は、降雨中心から同心円状に降雨強度が低減するモデル的な空間分布形状を設定するものとし（図-3）、既往実績豪雨のDAD解析より整理した平均的な低減特性を降雨期間中一律固定として設定した。また、評価データの空間分布特性は、代表的な実績豪雨2ケースの強度分布を設定した。

一方、メッシュ別の浸水深を算定する物理モデルは、様々な評価手法や評価レベルの組み合わせを検討した結果より、都市内水氾濫の再現性を有し、計算負荷が比較的小さい「地表面：50mメッシュ二次元氾濫ポンドモデル＋下水道：一次元準幹線モデル」を用いた。

(4) 検討対象流域

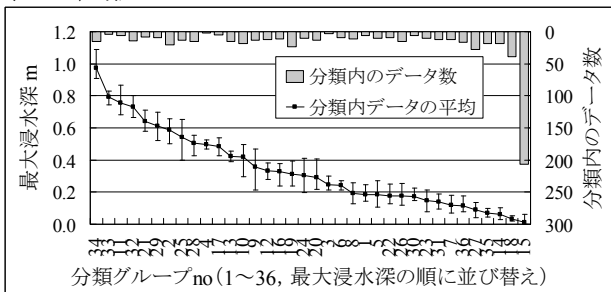
以上の提案手法の有用性を検証するため、土地利用や下水道整備等、都市化が高度に進んだ内水域として大阪市のA処理区上流域475haを対象とした（図-3）。本流域は雨水の全てを合流式下水道で収集し、最下流のポンプ場で地先河川へ排除する形態となっている。



最大誤差: 分類内の各データとクラスタ中心の差の最大値

図-4 分類手法・分類数と誤差, 情報量基準の関係

a) K-平均法



b) EM法

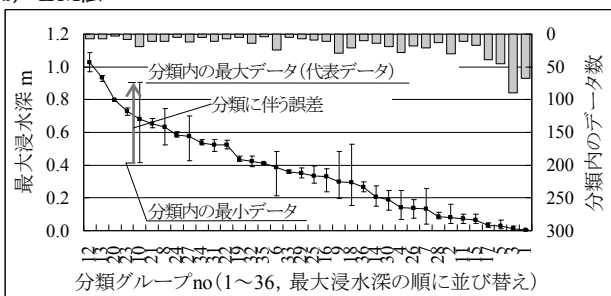


図-5 パターン分類結果 (最適ケース)

3. 提案手法の適用 (ケーススタディ)

(1) パターン分類結果

物理モデルによる解析浸水深をもとに、K-平均法により分類数をパラメータとしてパターン分類を行った結果を図-4に示す。これより、パターン分類数を大きくするほど分類に伴う最大浸水深の差(誤差)は低減するが、ある程度分割すれば概ね横ばいの傾向となることが確認できる。本研究では評価の目的よりこの誤差の低減傾向に着目し、低減傾向の変局点である[36分類]を採用した。この場合、パターン分類によって当該地区の地表格子1,891地点の浸水状況が36種類の代表パターンで表現でき、情報量を大きく縮減することが可能となる。

また、各分類グループの誤差を確認するとともに、本研究の目的に即した分類手法を選択するため、K-平均法とEM法によるパターン分類結果を比較した結果を図-5に示す。これより、K-平均法では各分類グループに概ね等分にデータが割り当てられ、グループ間の誤差が概ね均等となるのに対し、EM法はその特性から分類間の誤差のばらつきが大きく、一部の分類グループでK-平均法よ

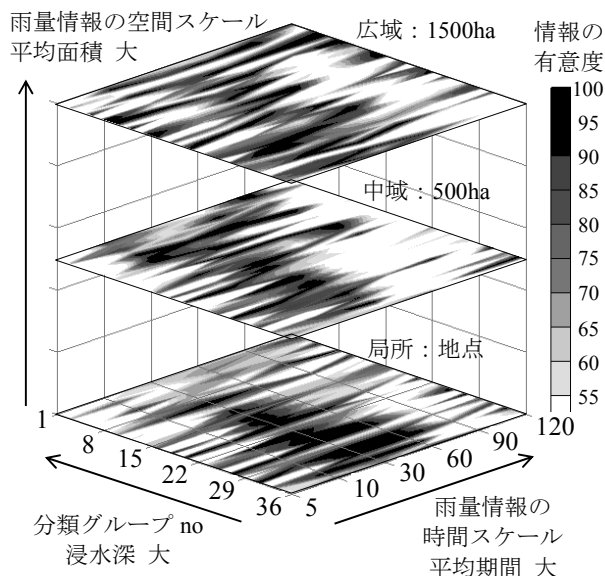


図-6 雨量情報の分析結果

りも大きな誤差が生じる結果となっている。本結果より、分類手法としてはK-平均法が適していると判断した。

(3) 重回帰モデルの適用と最適化

代表データについて重回帰モデルを適用し、情報量基準(AIC)を指標として入力雨量情報の重要度(有意度)を整理した結果を図-6に示す。これより、対象流域では浸水特性に係わらず時間スケール10~60分雨量の有意度が高く、特に浸水が大きいグループでは中域~広域の空間スケールと60分を超過する長い時間スケールの雨量情報が高い有意度を示した。本整理結果を基に各分類グループの入力雨量情報を最適化し、全18雨量情報を平均11情報に削減した。

最適化した重回帰モデルによる浸水再現性を確認するため、物理モデルによる解析値と比較した結果を図-7aに示す。これより、教師データの再現性は比較的良好なものの評価データの再現性は不十分であり、重回帰モデルは実用上、適用できないことを確認した。

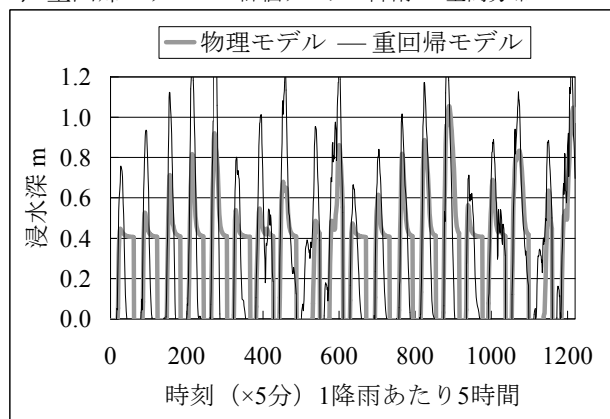
(4) ニューラルネットモデルの適用と最適化

重回帰モデルの再現性が不十分であることから、非線形モデルであるNNモデルの適用を試みた。NNモデルを適用した結果を図-7bにあわせて示す。NNモデルの適用によって物理モデルの解析浸水深の再現性が大きく向上し、経時傾向を良好に再現できている。また、評価データの中には教師データを上回る規模の降雨(no5)も含まれるが、このような降雨でも良好に浸水状況が再現できている。これは、雨量情報と浸水特性の関係が統計モデルによって十分に表現できているためと推察される。

(5) パターン分類を用いた統計モデルの検証

本研究で提案・構築したパターン分類を用いた統計モデルによって浸水深を評価し、物理モデルによる解析浸

a) 重回帰モデル 評価データ10降雨×2空間分布



b) NNモデル 評価データ10降雨×2空間分布

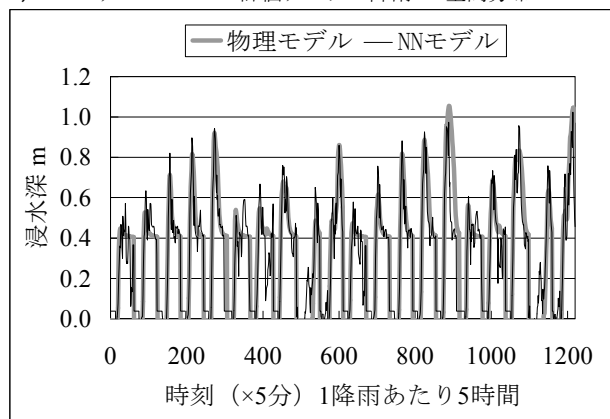


図-7 統計モデルによる浸水再現結果(no34グループの例)

水深の平面分布状況と比較した結果を図-8に示す。これより、本研究で提案した手法は物理モデルによる浸水状況を十分に再現できており、その有用性が確認できる。

4. おわりに

本研究では局地的豪雨の減災支援の視点から面的浸水状況をリアルタイム（逐次かつ瞬時）で予測する手法を提案し、その有用性を確認した。本手法は事前に準備が必要であるものの、計算に数分～数時間を要する物理モデルを用いた予測手法¹⁾と比べると、まさに瞬時に浸水状況を評価することが可能である。また、本報では面的な浸水状況を評価するために分類手法を用いたが、地下街入口やアンダーパス等の懸案箇所に直接統計モデルを適用し、リスク評価を行うこともできる。さらに、本手法は統計モデルを用いるため、過去の雨量と現時点浸水の定式化を図ることで、現時点の雨量から将来時刻の浸水の評価しうる予測モデルが構築できる可能性もあり、さらなるリードタイムの確保に資することが期待できる。

今後は、実用化に向けて、国交省河川局が配備を進めているXバンドMPレーダによって観測される時間的空間的に高解像度の雨量情報を用いて、様々な局地的豪雨現象時の再現性・適用性の検証を進める予定である。

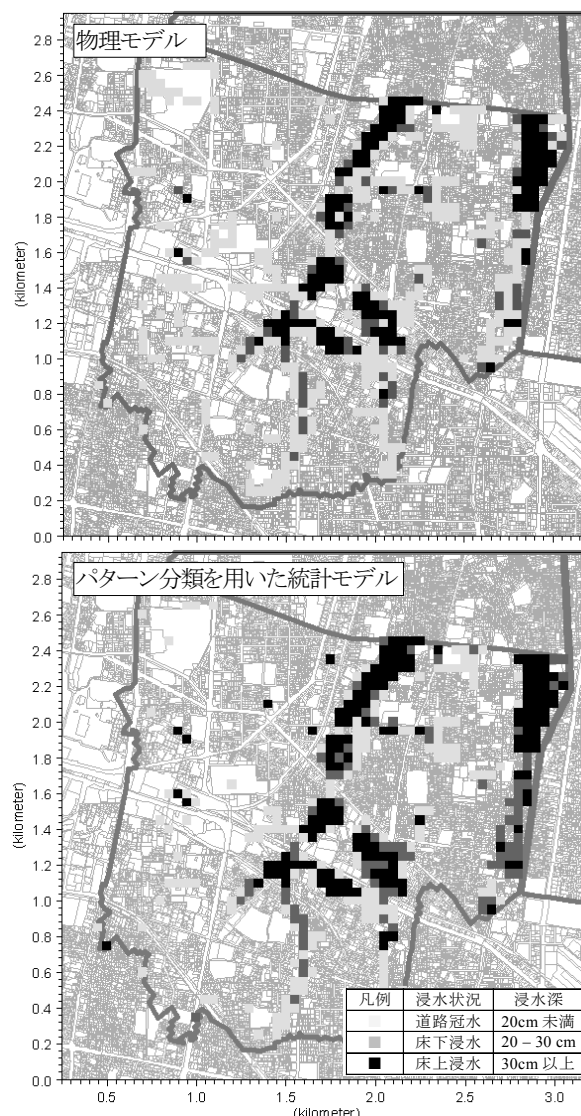


図-8 最大浸水深の比較(評価データ:no8降雨の例)

謝辞：本研究に際し、大阪市建設局下水道河川部より施設データの提供を頂いた。また、本研究は国土交通省河川技術研究開発制度（河川技術分野）の助成金を受けた。ここに記して謝意を表します。

参考文献

- 1) 木村誠，城戸由能，中北英一，都市内水域における局所集中豪雨に対応したリアルタイム浸水予測手法に関する基礎的検討，水工学論文集，第55巻，pp. 931-936，2011.
- 2) 国土交通省河川局，リアルタイム浸水予測シミュレーションの手引き(案)，2005.
- 3) 国土交通省河川局，洪水予報（はん濫水の予報）に関するガイドライン，河川事業関係例規集，pp. 1345-1355，2010.
- 4) 神宮敏弘，データマイニング分野のクラスタリング手法(1)，人工知能学会誌，第18巻，第1号，pp. 59-65，2003.
- 5) 萩原克幸：ニューラルネットワークの基礎と理論的に重要な課題，プラズマ・核融合学会誌，第82巻，第5号，pp282-286，2006.

(2011. 5. 19受付)