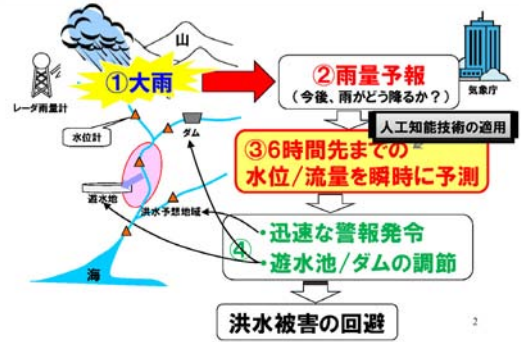


人工知能を活用した洪水予測手法

新たな洪水予測技術
「人工知能技術を活用した洪水予測手法」

独立行政法人土木研究所 水災害・リスクマネジメント国際センター
JFEエンジニアリング株式会社

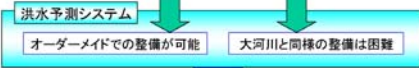
洪水予測を基盤とした防災強化



洪水予測の課題と開発の狙い

【観測設備の整備状況】

	大河川	中小河川
水位計	○	○
地上雨量計	○	△
流量計	○	×

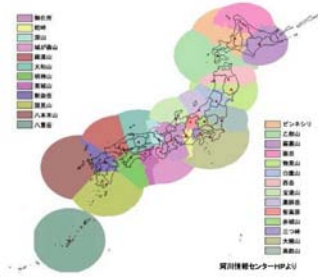


開発の狙い

人工知能技術を活用し、効率的に水位予測システムを整備
レーダ雨量データを活用し、面的な雨量分布を把握することで、局所的大雨に対応

レーダサイトマップ

- 1kmメッシュデータをリアルタイム配信
- 地上雨量計の無い地点の雨量も把握可能



人工知能によるデータ学習

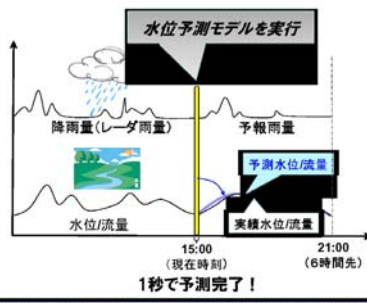
従来手法



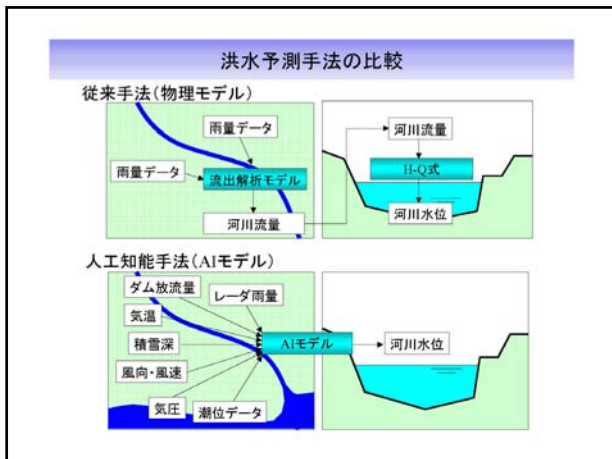
WinmuSe



人工知能による洪水予測計算イメージ



今後、1分雨量データが提供された場合にも対応可能

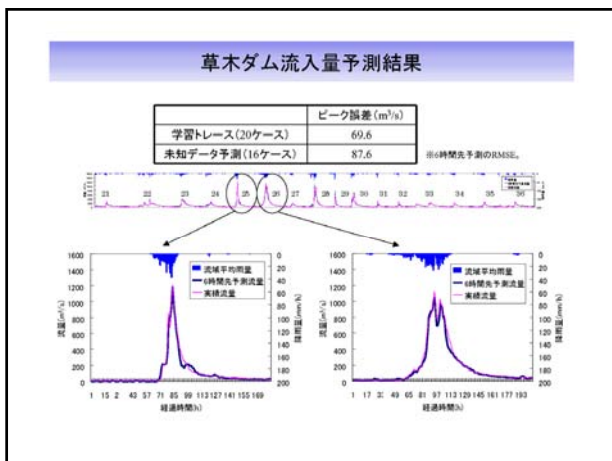


洪水予測手法の比較

	従来手法 (物理モデル)	人工知能手法 (AIモデル)
流量観測、現地調査、H-Q式構築	必要	不要
レーダ雨量、潮位、ダム、融雪等の影響因子反映	難解	容易
モデル構築時間	長い	短い
予測計算時間	長い	短い
物理的解釈	可能	不可能
効果的な適用先	・大川での様々な制御を含む予測 ・河川整備計画	・中小河川でのリアルタイム予測 ・防災利用

8

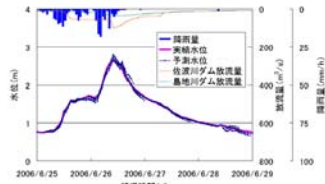
- ### 適用事例
- 【検証サイト】**
- ・利根川水系草木ダム流入量予測 (群馬県)
 - ・佐波川水位予測 (山口県)
 - ・遠賀川水位予測 (福岡県)
 - ・鶴見川水位予測 (神奈川県)
 - ・酒匂川水位予測 (静岡県/神奈川県)
 - ・御笠川水位予測 (福岡県)
- 【検証項目】**
- ・異なる流域 (ダム、大中小、都市型、感潮域等) での検証
 - ・レーダー雨量を用いた検証
 - ・最適なデータ入力方法の検討
 - ・超過洪水の検証
 - ・予報雨量誤差の影響評価
- 9



佐波川水位予測結果

	平均雨量モデル 誤差 (m)	メッシュ雨量モデル 誤差 (m)
学習トレース	0.0016	0.0021
未知データ予測	0.0018	0.0020

※新橋水位地点の結果。
※4時間先予測のRMSE。



新橋地点水位 (423.1km²)

⇒ダムを含む河川流域において水位を予測できることを確認。

鶴見川水位予測



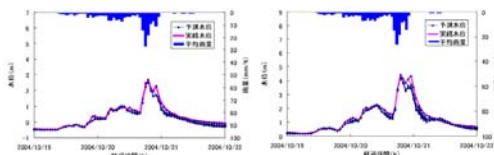
鶴見川 (流域面積235km²)

14

鶴見川水位予測結果

	平均雨量モデル 誤差 (m)	メッシュ雨量モデル 誤差 (m)
学習トレース	0.0062	0.0081
未知データ予測	0.0088	0.0179

※落合橋水位地点の結果。
※4時間先予測のRMSE。



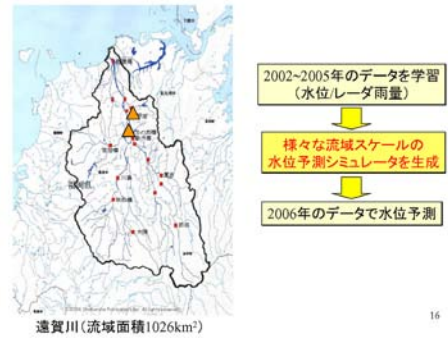
寺家橋水位地点 (26km²)

落合橋水位地点 (112km²)

⇒都市型河川において水位を予測できることを確認。

15

遠賀川水位予測



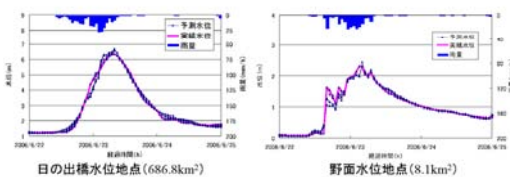
遠賀川 (流域面積1026km²)

16

遠賀川水位予測結果

	平均雨量モデル 誤差 (m)	メッシュ雨量モデル 誤差 (m)
学習トレース	0.0082	0.0129
未知データ予測	0.0087	0.0146

※日の出橋地点の結果。
※4時間先予測誤差を評価。



日の出橋水位地点 (686.8km²)

野面水位地点 (8.1km²)

⇒様々な流域スケールで水位を予測できることを確認。

17

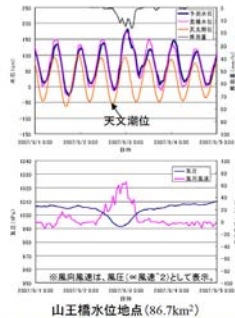
御笠川水位予測



御笠川 (二級河川、流域面積94km²)

18

御笠川水位予測結果



⇒感潮域で水位を予測できることを確認。

19

酒匂川水位予測



2004~2005年のデータを学習
(水位・レーダ雨量)

ダム下流域の
水位予測シミュレータを生成

2006年のデータで水位予測

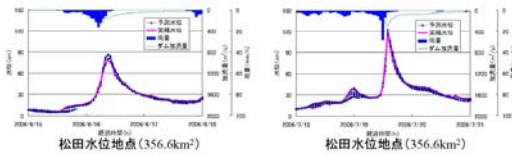
酒匂川 (流域面積582km²)

20

酒匂川水位予測結果

	平均雨量モデル 誤差 (cm)	メッシュ雨量モデル 誤差 (cm)
学習トレース	2.43	8.49
未知データ予測	2.35	13.63

※数日水位地点の結果、
※4時間先の予測誤差を評価。

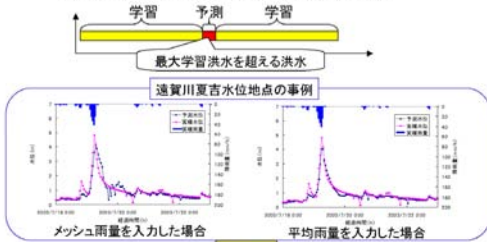


⇒ダム下流域において水位を予測できることを確認。

21

最大学習洪水を超える洪水の予測精度検証

最大出水データを除外したデータを学習し、最大出水を予測



・平均雨量を入力の方が予測安定性が高い。
・やや低めの予測となるケースが多い。

※ただし、最大出水の学習により、相当出水規模の予測精度を確保可能。²²

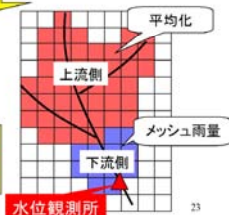
メッシュ雨量と平均雨量の入力

【平均雨量とメッシュ雨量の比較】

	平均雨量	メッシュ雨量
雨量分布の把握	△	○
雨量・水位の因果関係同定	○	△

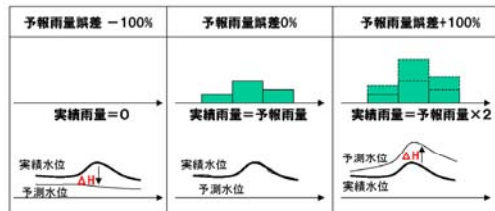
メッシュ雨量・平均雨量を
組合せた入力方式
を考案

流域スケールに関係なく
2割をメッシュ雨量、8割を平均雨量
とした場合に予測精度が高くなる。



23

予報雨量誤差と予測水位変化量の関係

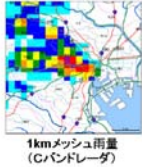


・予測水位変化量 (ΔH) の平均値 \propto 予報雨量誤差
標準偏差 \propto (予報雨量誤差)²

・流域面積: 大 \Rightarrow 1~2時間先の平均値・標準偏差は変化なし。
小 \Rightarrow 1~2時間先の平均値・標準偏差も大きく変化。

24

XバンドMPレーダーへの適用

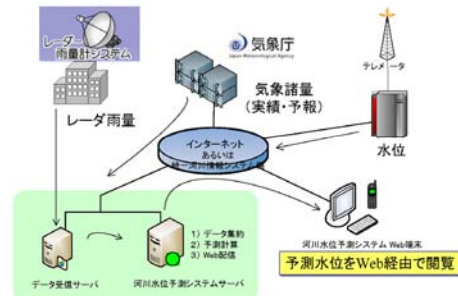


特徴

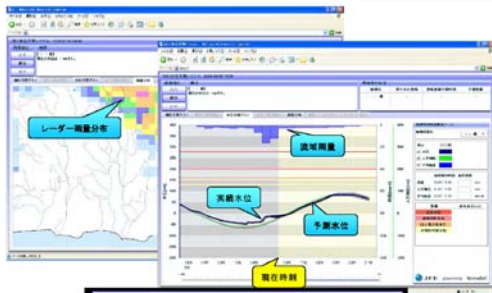
- 従来レーダーより高精度かつ高速に降雨を観測。
(250mの解像度、1分ごとのデータを観測)
- H22年度から関東・北陸・中部・近畿で試験運用。
(7月より一般公開)

今後、ゲリラ豪雨の捕捉性に優れた「XバンドMPレーダー」を用いた洪水予測への適用も期待される。

Web配信型リアルタイム洪水予測システム構成例



Web配信型リアルタイム洪水予測システム画面例



最新の予測水位をインターネットで配信し、効果的な水防活動を支援。

まとめ(1)

人工知能技術を活用した洪水予測の検証結果

- ①様々な流域での洪水予測
 - ・ダム、大中小、都市河川、感潮域等の流域において、水位・流量とその影響因子(レーダー雨量、ダム放流量、潮位等)のデータを学習し、高精度なモデルを構築。
- ②超過洪水の予測安定性
 - ・平均雨量を用いることにより予測安定性が向上。
 - ・予測がやや低めとなるケースを確認。
 - ・最大出水データを学習することにより予測精度を確保可能。
- ③レーダー雨量の入力最適化
 - ・メッシュ雨量を適切な入力配分比は、平均8割、メッシュ2割。
- ④予報雨量誤差の影響
 - ・予報雨量誤差に対し、予測水位変化量の平均値は一次比例、標準偏差は二次比例となる。
 - ・流域スケールが大きくなるほど雨量誤差の影響が弱れて生じる。

まとめ(2)

人工知能技術を活用した洪水予測の特徴

- 実績データからモデルを短時間に生成
 - ・物理的解釈が困難な流域において適用可能。
 - ・観測整備網が十分でない全国の河川・ダムに直ちに適用可能。
- 予測水位を即時に計算(物理モデルより数百倍高速)
 - ・最新の観測・予報データを用いたリアルタイム予測が可能
 - ・高スペックな計算サーバが不要。
 - ・様々な降雨シナリオに基づく避難決定サポートが可能。