

AI を活用したダム最適運用システム

AI Utilized Dam Optimal Operation System

渡辺 直樹 WATANABE Naoki JFE エンジニアリング DX 本部 DX 推進センター デジタルソリューション部
ソリューション事業推進グループマネージャー
鷹合 隆栄 TAKAGO Ryuei 北陸電力株式会社 再生可能エネルギー部 水力土木チーム
鈴木 雅子 SUZUKI Masako JFE エンジニアリング DX 本部 DX 推進センター デジタルソリューション部
葉玉 論 HADAMA Satoru JFE エンジニアリング DX 本部 DX 推進センター デジタルソリューション部
営業企画グループマネージャー

要旨

JFE エンジニアリングと北陸電力株式会社（以下、北陸電力）は、近年、水力発電量の増加や治水機能の強化が求められているダム管理者の業務を DX 化により支援することを目的とし、JFE エンジニアリングが自社開発した人工知能ソフトウェア WinmuSe[®]と北陸電力が保有するダム運用ノウハウを統合したダム最適運用システムを共同開発した。本稿では、最新の WinmuSe の概要とダム最適運用システムの機能について紹介する。

Abstract:

JFE Engineering and Hokuriku Electric Power Company jointly developed optimal operation system for dams that integrates artificial intelligence software WinmuSeTM developed by JFE Engineering and dam operation know-how of Hokuriku Electric Power Company, for the purpose of supporting the work of dam managers who are required to increase hydroelectric power generation and strengthen flood control by DX. This paper introduces the latest WinmuSe and functions of optimal operation system for dams.

1. はじめに

近年、台風や線状降水帯等による豪雨は、日本各地で毎年のように洪水被害をもたらしており、河川流域における治水機能としてのダム運用に対する社会的関心が高まっている。特に平成 30 年 7 月の豪雨以降、内閣府主導で治水ダム管理者との治水協定締結が進められ、従来の治水ダムのみならず治水ダムにも洪水調整機能が求められる方向にある。一方で、日本政府は 2050 年を目標としてカーボンニュートラルを表明し、発電時に CO₂ を排出しない水力発電がクリーンエネルギーとして脚光を浴びており、各電力会社は水力発電量の増加に取り組んでいる。こうした状況の中でダムの運用は従来に比べ煩雑化・複雑化し、ダム管理者の業務負担が増加する傾向にある。少子高齢化が進む我が国において今後人員増強が見込めない中、ワークライフバランスの確保と増加業務への対応を両立するためには DX による業務効率化・業務自動化が不可欠と考えられる。

今回、北陸電力および JFE エンジニアリングは、ダム管理者の業務を支援する DX ソリューションとして、北陸電力が持つ長年のダム運用ノウハウと JFE エンジニアリングが自社開発した人工知能ソフトウェア WinmuSe^{®1)} を融合し、「ダム最適運用システム」^{2,3)} を開発した。

本稿では、まず最新の WinmuSe の概要について説明し、次にダム運用支援システムを紹介、最後に「ダム最適運用システム」の今後の展開について記載する。

2. WinmuSe[®]概要

WinmuSe は独自アルゴリズムにより大量のデータを高速かつ高精度に解析する汎用的な AI ソフトウェアであり（図 1）、主に時系列データを扱う各種インフラ分野で多くの実績を上げている⁴⁻¹⁴⁾。

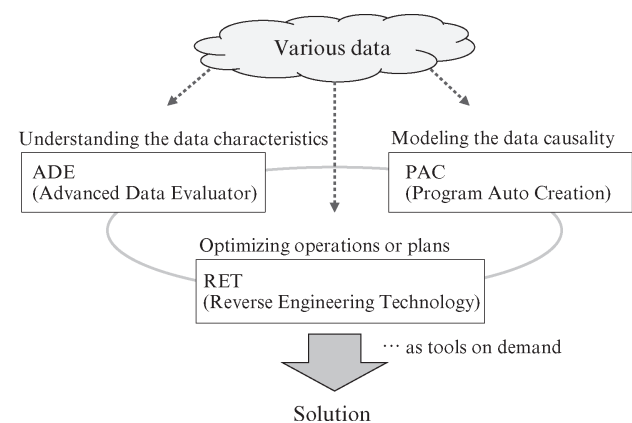


図 1 WinmuSe[®]概要

Fig. 1 Overview of WinmuSeTM

WinmuSeを構成する中核エンジンを以下に示す。

- PAC (Program Auto Creation)
データ間の因果関係を数式化し、予測モデルを自動的に作成する。
- RET (Reverse Engineering Technology)
人間の代わりに仮想シミュレーション環境上で試行錯誤し、最適方策を導出する。
- ADE (Advanced Data Evaluator)
データ群に内在する特徴の抽出や、データのグルーピング等を行うデータ分析ツール。

2.1 時系列予測エンジン (PAC)

時系列予測とは、時系列データに内在する因果関係を分析し、将来のデータを予測するものである。図2に示すとおり、まず時系列データに含まれるターゲット(目的変数)と境界条件(説明変数)との因果関係を実績データにより学習し、予測モデル(複雑な数式群により構成された関数)を同定する。具体的には、式(1)の入出力関係を記述する未知の関数 f を学習により特定する。

$$T_{t+1} = f(T_t, T_{t-1}, T_{t-2}, \dots, B_{t+1}, B_t, B_{t-1}, \dots) \quad \dots (1)$$

T : ターゲット

B : 境界条件

t : 時刻

次に、特定された関数 f (=予測モデル)に対して境界条件を入力し、ターゲットの予測値を算出する。また、学習後に蓄積された実績データの追加学習を適時実行することにより、最新データに対する高い予測精度を維持できる。

学習エンジンは、適用する問題の特性に応じて複数のアルゴリズムから適切なものを選定するが、いずれも広義のDNN(Deep Neural Network)構造を独自解法で決定するものである。各アルゴリズムの特徴を以下に示す。

- PAC 1: 汎用学習型
遺伝的プログラミングにより最適化されたGMDH

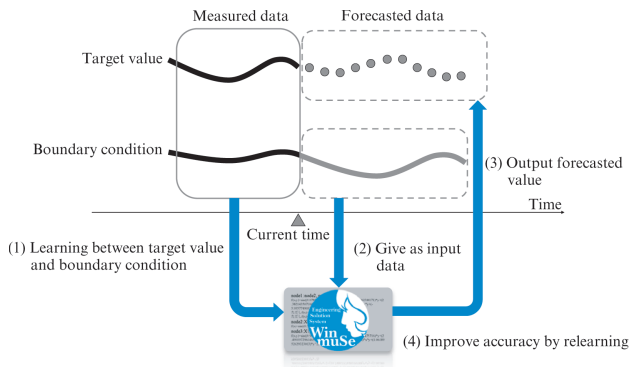


図2 時系列予測の概要

Fig. 2 Overview of time series data forecasting

(Group Method of Data Handling)のネットワーク構造。大規模なデータ次元をコンパクトに処理する独自の数学体系を実装。あらゆる時系列データ向け。

- PAC 2: オンライン学習型
実時間での高速学習に特化したネットワーク構造。固定周期の時系列データ向け。
- PAC 3: 物理モデル学習型
物理現象を記述する偏微分方程式を基にしたネットワーク構造。物理現象の時系列データ向け。

2.2 時系列最適化エンジン (RET)

時系列最適化は、ある系における状態量を望ましい状態にするための操作量を導出するものである。図3に示すとおり、あるプラントプロセスにおいて、モニタリング量(目的関数)を所定の目標範囲内で運用するために、さまざまな制約の下で、各機器の最適な操作パターンを策定する問題などに適用される。具体的には、式(2)で定式化された操作変数 x を最適化計算により特定する。

$$\max: f(x) \quad \dots \dots \dots (2)$$

$$\text{subject to: } g(x) \leq 0$$

$$h(x) = 0$$

$$a \leq x \leq b$$

x : 操作変数(操作パターン)

f : 目的関数

g : 等号制約関数

h : 不等号制約関数

最適化エンジンは、適用する問題の特性に合わせて適切な手法を選定している。各アルゴリズムの特徴を以下に示す。

- RET 1: 進化計算型
操作パターンを遺伝子配列として再定義し、生物進化を模擬した手法により遺伝操作(選択, 交叉, 突然変異)を

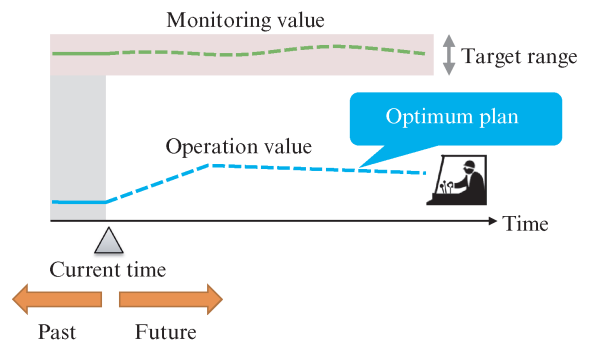


図3 時系列最適化の概要

Fig. 3 Overview of time series data optimization

繰り返し行うことで最適な遺伝子配列（＝最適な操作パターン）に進化させる。

・RET2: 強化学習型

ある事象の状態に対してその望ましさを表す報酬条件をあらかじめ関数として設定し、AI エージェントが仮想環境上でさまざまなシナリオケースにおける操作パターンを試行することにより得られる報酬を用いて、状態に適した操作パターンを学習する。

3. AIを活用したダム最適運用支援システム

WinmuSe の時系列予測/最適化エンジンを活用した AI 活用ソリューションの最新事例として、JFE エンジニアリングと北陸電力が共同開発した「ダム最適運用システム」について紹介する。

3.1 ダム最適運用システムの概要

集中豪雨等の発生によりダムへの流入量が増加し、貯水容量を超えることが予想される場合には、図4に示すようにダムの洪水吐ゲートからの放流が必要になる。適切な放流操作を行うためには、気象により変動する流入量を正確に予測することが重要であり、北陸電力は自社で配置した観測網と予測システムを所有し、メンテナンスと予測精度の向上に取り組んできた。一方、近年の洪水頻度の増加に加え、就労人口の減少に伴うダム運用技術の伝承者の減少や再エネの重要性の高まりを受け、より精度の高い流入量予測が必要な状況にある。そこで、JFE エンジニアリングと北陸電力は、AIを活用したダム最適運用システム（以下、ダム運用AI）の開発に取り組むこととした。

ダム運用AIは、雨量を入力条件としてダムへの正確な流入量を予測し、その流入量をもとに最適なダム放流量と発電使用水量を提案するものである。本開発は、ダム流入量予測、単独ダムの最適運用、連ダムの最適運用の3段階に分けて実施しており、以降、各段階の内容について説明する。



図4 浅井田ダムからの放流の様子
Fig. 4 Scene of ASAIDA dam discharge

3.2 ダム流入量予測

第1段階では、神通川水系上流部に位置する北陸電力の浅井田ダム（岐阜県飛騨市）を対象として、流入量予測モデルを構築した。

従来のシステムは、図5に示すように、詳細なメッシュに分割された分布型出水モデルを用いて流入量を予測していた。ダム流域の土層厚や斜面勾配など設定パラメータ数が膨大であり、精度向上のためのパラメータ調整にも労力を要していた。具体的には、浅井田ダムの集水地域およびその周辺に配置した自社観測網について毎年点検・データ整理を実施し、技術者がメッシュごとの降雨量、流入量、流下時間のパラメータについて、洪水時のピーク流量時点で合致するように調整し、精度向上を図ってきた。

ダム運用AIの流入量予測は、図6に示すように、パラメータの分析・評価をAIが実施し、ピーク流量時点を含む全期間を対象として雨量、流入量、時間の関係式を構築できる。そのため、従来の観測網の維持を簡素化（廃止含む）することが可能となる。

流入量予測モデルの学習には、2016年度までの10ヵ年分（2016年度の洪水ケースは除外）の浅井田ダム管理データ（上流域の雨量、水位、ダム流入量等）を用いた。予測モデルの実用性は、学習対象から除外した2016年度の洪水ケースの雨量データを予測モデルに入力し、計算された流入量

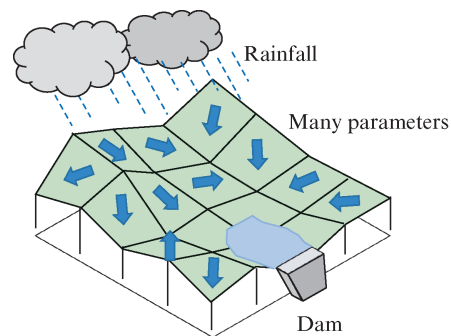


図5 従来の流入量予測

Fig. 5 Conventional inflow forecast

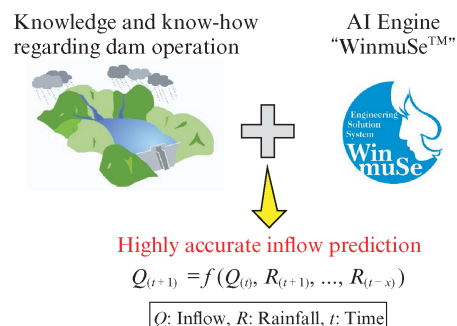


図6 AI活用による流入量予測の関連図

Fig. 6 Relational equation of inflow forecast by utilizing AI

の予測値と実際の浅井田ダム流入量を比較することにより判断した。図7に示すように、主要な出水に関して、予測精度（RMSE: 二乗平均平方根誤差）が従来と比較して大幅に向上しており、実用的であることが確認できたことから、図8に示すクラウドシステムを構築し、実運用に向けて流入量予測配信を開始した。

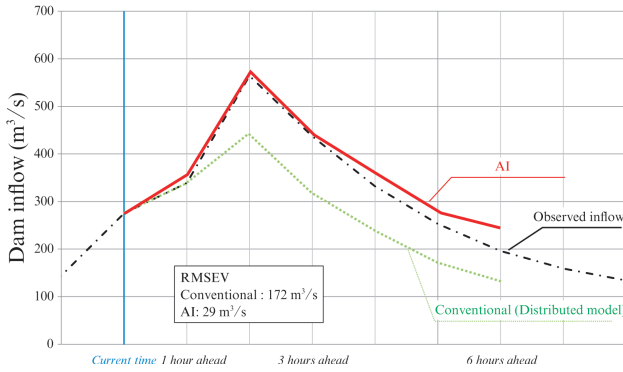


図7 AI活用による流入量予測
Fig. 7 Inflow forecast by utilizing AI

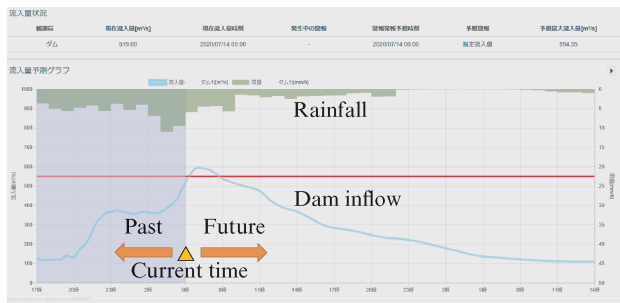


図8 ダム流入量予測システム画面
Fig. 8 Web screen of dam inflow forecasting system

3.3 単独ダムの最適運用

第2段階では、第1段階と同じ浅井田ダムを対象とし、図9に示すように、洪水吐ゲート操作と発電運用も含めたダム運用AIを開発した。

浅井田ダムは貯水容量が少なく、洪水開始時の早期ダム放流（ダム水位低下）、洪水終了時の無効放流（発電に使用しないゲート放流）および水位未回復が発電所の発電出力と発電電力量の減少に直結するため、システム支援による確実な治水・利水操作を目標とした。

2017年度の洪水をもとに、洪水の始点～終点で、ダム運用AIによる流入量予測、ダム放流量（水位）、発電使用水量の提案値と、実際に行われたダム運用記録を比較したところ、1回の洪水開始から終了までの期間で約100万kWh発電量を増やせる可能性を確認した。図10に示すように、ダム運用AIは、洪水終了時の判断を正確に行い、発電使用水量を早期に回復することにより発電量の増加を実現して

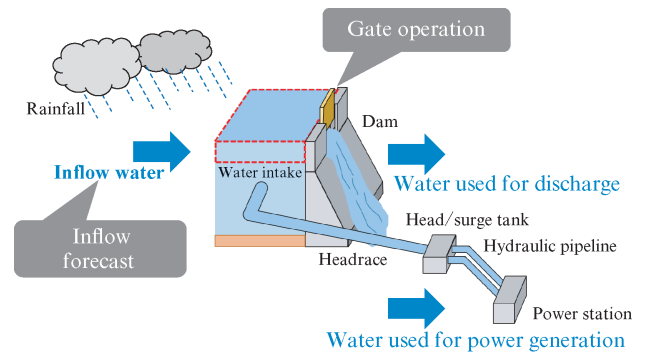


図9 水力発電ダムの運用
Fig. 9 Operation of hydroelectric dams

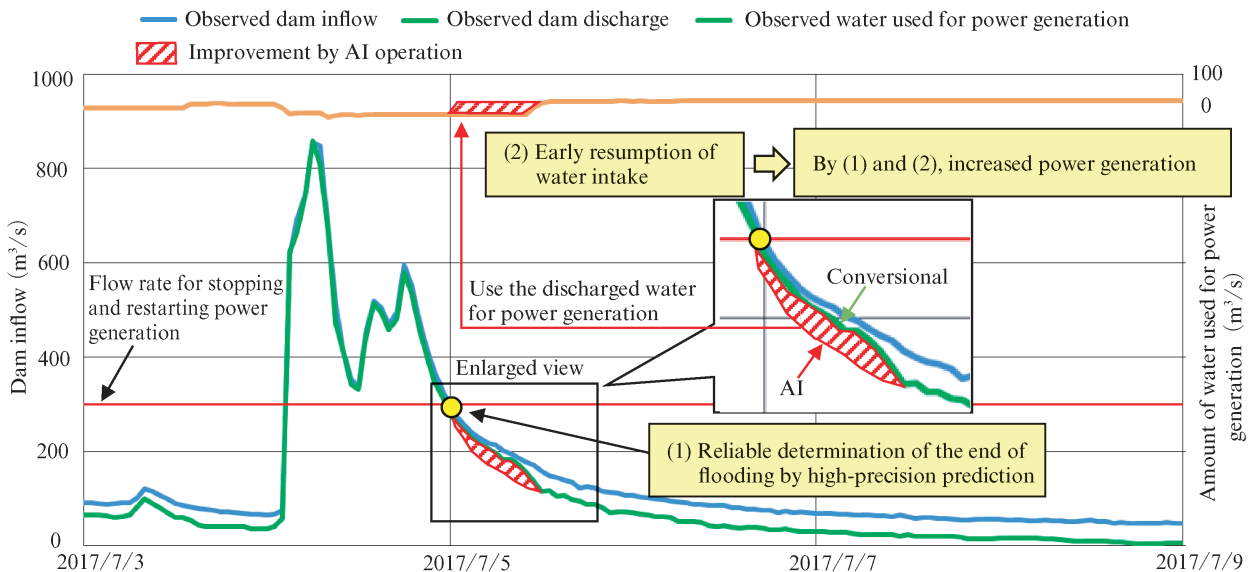


図10 AI操作による発電電力量の増加
Fig. 10 Increase in power generation by AI operation

いる。また、最大7回/年（至近5ヵ年）の洪水頻度および治水・利水操作の確実な実施の効果は洪水終了時の水位回復であること（洪水開始時は急激出水に対する安全性の観点からゲート放流を優先）などを考慮し、年間約500万kWhの発電電力量増加を見込んでいる。

3.4 連ダムの最適運用

第3段階では、浅井田ダムを含む同一水系のダム群（上流より、浅井田ダム、新猪谷ダム、神一ダム、神二ダム、神三ダムの計5ダム）に適用範囲を拡大した。図11に解析対象である神通川水系の流域系統図を示す。

連ダムの場合、上流ダムのゲート操作や発電使用水量が下流ダムの流入量に影響するため、各ダムの流入量予測モデルを統合した水系シミュレータをもとに、5ダムの合計発電量を一括で最大化する全体最適化を行う必要がある。

最適ダム操作情報は、図12に示すクラウドシステムでダムごとにゲート放流量、発電使用水量のグラフにより可視化し、各ゲートの開度や1分ごとの詳細操作も表示可能である。

2021年度の洪水を対象に、ダム運用AIによる流入量予測、ダム放流量（水位）、発電使用水量の提案値と、実際に行われたダム運用記録を比較検証中であるが、主要な出水期について一定程度の発電量増加が確認できている。

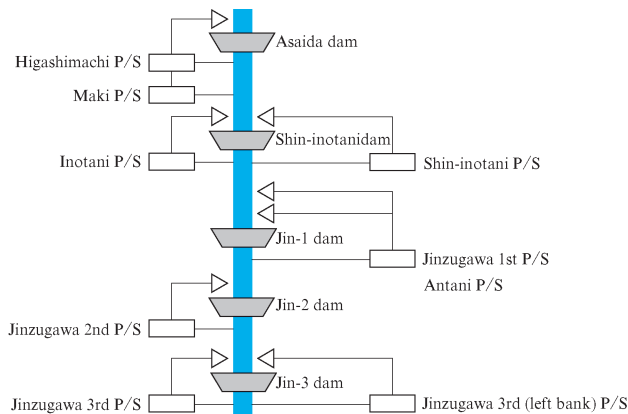


図11 神通川水系の流域系統
Fig. 11 Jinzu River basin system

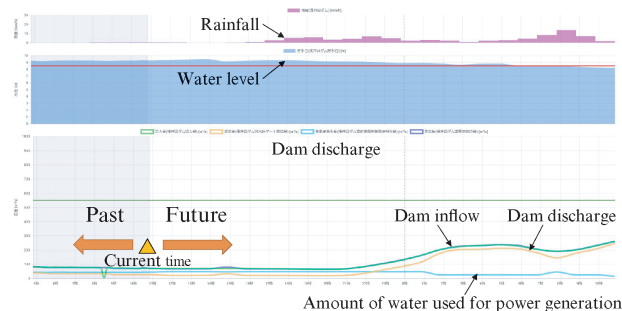


図12 ダム運用AIシステム画面
Fig. 12 Web screen of dam operation AI system

4. 今後の展開

4.1 汎用版ダム運用AIシステム

JFE エンジニアリングと北陸電力は、ダム運用AIシステムを適用するダムの対象を拡大するとともに、さまざまなダムに導入可能な汎用版ダム運用AIシステムを他のダム運用事業者向けに展開していく。

また、最新鋭のAI技術を取り込みながら本システムを常に高度化・進化させ、CO₂を排出しない水力発電電力量の大幅な増加に向けて継続的に取り組んでいく。

4.2 デジタルツイン/デジタルパラレル

今回紹介したダム運用AIシステムは、実績データをリアルタイムで連携し、現在から未来までのダムの状態を高速かつ高精度に予測、最適な運用方策を提案するものであることから、デジタルツインの一種と位置付けられる。

また、本システムは、1つのシナリオケースを瞬時に計算可能な高速性を有しているため、複数のシナリオケースを複数並列で計算することも可能である。例えば、急な降雨の増加や減少による影響や、ダム操作方法の違いによる影響など、さまざまな想定シナリオを複数同時に計算することで、より安全かつ最適な運用を支援することが可能となる。

これは、図13に示すように、現実空間と仮想空間が一对一で関連付けられたコンセプトがデジタルツインと呼ばれているのに対し、現実空間と仮想空間が一对複数で関連付けられていることから「デジタルパラレル」と新しく定義し、次世代のソリューションとして展開していく。

5. おわりに

本稿では、近年の豪雨被害および水力発電の推進状況を背景として、北陸電力とJFE エンジニアリングが共同開発したダム運用AIシステムと、その今後の展望について紹介した。

今後もAI、シミュレーション技術や運転支援システムのさらなる高度化・進化を推進し、ダム事業者等が抱える課題に対して最良のソリューションを提供していく所存である。

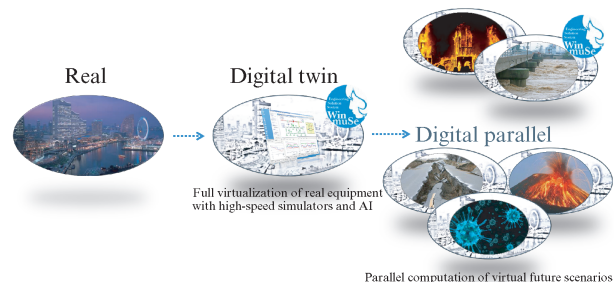


図13 デジタルパラレルコンセプト
Fig. 13 Concept of digital parallel

参考文献

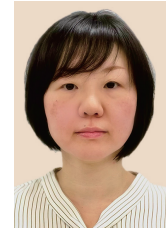
- 1) JFE エンジニアリング. muSe でプラントの最適運転を支援. エンジニアリング・ビジネス. 2004, vol. 24, no. 22, p. 6-7.
- 2) 鷹合隆栄. 水力部門(ダムを有する水力発電所)におけるAIの活用. Intel Energy Forum 2021.
- 3) 鷹合隆栄, 石本匠, 鈴木雅子. 「ダム最適運用システム」の開発. 電気現場. 2020, vol. 59, no. 702, p. 52-57.
- 4) 佐藤律夫, 山根総一郎ほか. ガスパイプライン運転支援システム. NKK 技報. 2000, no. 170, p. 41-47.
- 5) ガス導管網設備計画・運転支援システム「WinGAIA」. JFE 技報. 2004, no. 3, p. 75.
- 6) 山根総一郎, 佐藤律夫. ガスパイプライン異種ガス対応非定常流送解析シミュレータの開発. JFE 技報. 2006, no. 14, p. 60-64.
- 7) 佐藤律夫, 山根総一郎. ガス導管網供給設備計画・運転支援システム「Win GAIA®」の高度化. JFE 技報. 2010, no. 25, p. 36-40.
- 8) 深見和彦, 今村仁紀, 奥野義博, 山根総一郎, 渡辺直樹, 瀬戸口忠臣, 山口以昌, 園田克樹, 古本直行. 人工知能技術を活用した洪水予測手法の開発. 土木研究所共同研究報告書. 2009, no. 390, 280p.
- 9) 渡辺直樹, 山根総一郎, 今村仁紀, 深見和彦. 遺伝的プログラミングを活用した洪水予測技術の開発～草木ダム及び佐波川におけるケーススタディ～. 河川技術論文集. 2008, vol. 14, p. 47-52.
- 10) Watanabe, N.; Fukami, K.; Imamura, H.; Sonoda, K.; Yamane, S. Flood Forecasting Technology with Radar-Derived Rainfall Data Using Genetic Programming. 2009 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN2009).
- 11) Watanabe, N.; Yamane, S.; Sonoda, K.; Yamada, T. Model Identification of Unsteady Flow Using Genetic Programming. World City Water Forum 2009 (WCWF2009).
- 12) 渡辺直樹, 山根総一郎, 相馬聖二. 遺伝的プログラミングを活用した感潮河川におけるリアルタイム水位予測～横浜市帷子川を対象とした事例研究～. 第22回水文・水資源学会研究発表会. 2009, セッションID18.
- 13) 渡辺直樹, 深見和彦. 人工知能技術を活用した洪水予測技術の開発. ぼんぷ. 2010, no. 43, p. 4-8.
- 14) 製品・技術紹介: 人工知能技術を活用したリアルタイム洪水予測システム「WinmuSe® Caesar」. JFE 技報. 2011, no. 27, p. 70-71.



渡辺 直樹



鷹合 隆栄



鈴木 雅子



葉玉 諭