

科学研究費助成事業 研究成果報告書

平成 29 年 6 月 19 日現在

機関番号：14301

研究種目：挑戦的萌芽研究

研究期間：2014～2016

課題番号：26630226

研究課題名（和文）短編的な観測情報を利用した長期水文再解析データの作成

研究課題名（英文）Reanalysis and Reproduce of Long-term Hydrologic Data using Limited Observation

研究代表者

Kim Sunmin (Kim, Sunmin)

京都大学・工学研究科・准教授

研究者番号：10546013

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 2,900,000円

研究成果の概要（和文）：本研究では、流量再解析データを作成するために、Kinematic Wave流出モデル、Tankモデル、Artificial Neural Network（人工神経網）モデルをそれぞれ作成しテストを行った。その中で、ANNモデルが非常に高い応用性を示したため、研究ではANNモデルを用いた長期間流量データおよび水位データ作成を集中的に行った。奈良俣ダム流域における融雪流出を考慮した長期流出量データの作成、韓国のGeum川の上流水位データを用いた下流水位データを作成した。ANNモデルにより高い精度の再計算流量および再計算水位データを作成することが可能であった。

研究成果の概要（英文）：This study tested various hydrologic model such as, Kinematic Wave model, Tank model, Artificial Neural Network model (ANN), to reproduce and reanalysis the long-term hydrologic data, especially for river discharge data. Among those tested hydrological models, ANN model provides plausible results with its modeling flexibility and estimation performance. ANN model allows us to model by linking any variables that are related without physical connectivity and physical concept behind. First application was on the long-term dam inflow estimation for Naramata Dam reservoir at the upper basin of the Tone river. Second application was on water stage estimation by utilizing the water stage information from neighboring water gauge stations. Both results provide prominent results to reproduce hydrologic data for long-term data reanalysis.

研究分野：水工学

キーワード：水文データ 再解析

1. 研究開始当初の背景

水文学・水工学・水資源工学の分野では、降水量・河川水位・流量など観測データを確保することが最も主要なことであり、この分野の中で全ての研究に必要な観測データを収集することから始まる。しかし、世界中で比較的に入水文観測データが十分整備されている日本の流域においても、河川流量および河川水位のデータは短編的に存在する場合が多い。

特に、中小河川の観測地点では水位データのみ観測されているか、または流量データが存在しても最近数年間のみの短期間データになっている観測地点が多くて、信頼性を持った水文モデリングおよび長期間に亘る水文解析を行うことが困難である場合がしばしばある。結局、観測データが豊富な状況だと思われる日本の流域を対象として水文解析および水文モデリングを行う際にも、活用可能なデータを収集・整理し、またその中で解析可能な地点および期間を選択するには多くの作業と努力が必要とされる。されに、対象地域をアジアの開発途上国にすると、観測データの不在問題はより深刻な状況になり、水文解析が可能なデータが収集可能な地域はその数が極めて限られており、関連の研究を進めることにおいて大きな壁になっている。

2. 研究の目的

本研究では、短編的に存在する水文データを最大活用し、水文モデルと水理モデルを用いたモデル再解析により、利根川流域に対して、長期間の流量再解析データを構築する。流量再解析データは、30年以上の流量データを、(1)既存の流域基準点のみならず、(2)水位データのみ観測されている観測点、(3)短編的流量データしか存在しない観測点、そして(4)観測データが存在しないが、水工計画などで流量データが望ましい地点に対して構築したものである。また、再解析データの作成において、様々なデータ活用レベルを想定し、観測データの収集が極めて困難であるアジアの流域に対して適用可能な手法を模索・開発する。

3. 研究の方法

今まで気象分野の再解析データは様々な種類で作成・公開され、関連の研究へ大事な基礎データとして活用されている。例えば、気象庁の全休気候再解析データである JRA25 および JRA55、そして、世界の地点雨量データを収集してグリッドフォーマットの長期間雨量データとして構築した APHRODITE などがある。しかし、再解析の概念を利用した流量データは今まで存在していない。

本研究では、世界初の流量再解析データを作成することを目的として、まず利根川流域の全ての観測点と基準点に対して長期間の流量データを作成する。例えば、図1のよう

な部分流域では、比較的に入期間の観測データが存在する地点 に対して水文モデリングおよびパラメータ同定を行い、また短期間の観測データが存在する地点 に対して存在する観測データを再現しつつ存在しない過去のデータをモデルで再解析、最後に今まで観測データが存在していなかった地点 に対しても合成の流量再解析データを作成する。

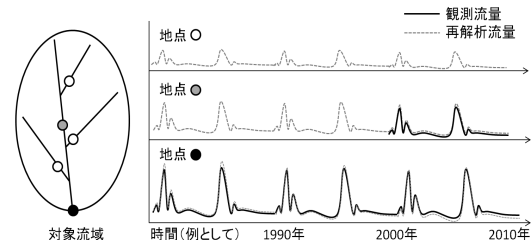


図1. 流量再解析データのイメージ図

利根川流域に対して長期間の流量データを作成するには以下の基本手順に従う。

(1) 観測データの収集：長期間の降水量データ、観測点の位置、水位観測データ、流量観測データ、水位・流量関係曲線、水利用データ、ダムなどの水工構造物に関する情報、ダムなどによる水調節データ、洪水記録など対象流域の河川流量に関わる全てのデータ・情報を収集する。

(2) 水文モデルの作成およびパラメータ同定：対象流域に対して適切な水文モデルを作成し、モデルのパラメータを同定する。パラメータ同定の際には、部分流域または土地利用などの流域の空間特性、そして流域特性の時間的な変化を考慮して、必要であれば複数のパラメータセットを準備する。

(3) 長期間の流量再解析データの作成：水文モデルによる長期間の流量計算を行い、利根川流域に対する流量再解析データを作成する。再解析データには、観測データの不確実性、モデルの不確実性、パラメータの不確実性を考慮し、誤差範囲および信頼区間などの不確実性情報を共に提供する。

4. 研究成果

本研究では流量再解析データを作成するために、Kinematic Wave 流出モデル、Tankモデル、Artificial Neural Network (人工神経網) モデルをそれぞれ作成しテストを行った。その中で、Artificial Neural Network モデルが期待以上の応用性を示したため、研究の後半部では ANN モデルを用いた長期間流量データおよび水位データ作成を集中的に行った。

最終的に ANN モデルを中心に長期流出解析を行った理由は、物理的な背景を考慮しなくても関連性があるデータの組み合わせで対象となる地点の流量または水位を推定することが可能である ANN モデルの特徴が本研究で非常に有効活用できたからである。

本報告書では、(1) Artificial Neural Network モデルの概要を説明した後、成功的に結果を得た(2) 奈良俣ダム流域における融雪流出を考慮した長期流出量データの作成、(3) 韓国の Geum 川の上流水位データを用いた下流長期水位データの作成に関して研究成果を述べる。

(1) Artificial Neural Network モデル
人工神経回路網 (ANN) は、McCulloch and Pitts (1943) が提案した Perceptron の概念から始めて(図2. 参照) 1980 年代に数学的に確立された誤差逆伝播法 (Back Propagation) を基にして 1990 年代に第 1 のブームを起こした。当時のその新たな概念は様々な工学分野でも研究されて、例えば米土木学会 (ASCE) は 2000 年度に「Artificial Neural Networks in Hydrology」のタイトルで基本理論 (Part I) と応用事例 (Part II) をまとめた二つのレビューペーパーを掲載することまで至った。

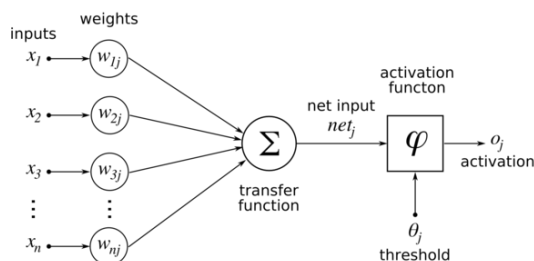


図2 . Perceptron の概念図 . 人工神経回路網 (Artificial Neural Network) の基本単位になる。

しかし、当時の誤差逆伝播法だけでは複数の隠れ層を最適化することが不可能であったため単純な構造の神経網のみ活用可能であり、応用計算分野では回帰モデルの一種類として取り扱われた。

その中で、2006 年と 2007 年に提案された複数の深層学習アルゴリズムにより、そして数十年前と比べて爆発的にアップグレードされた現在の計算機能力と情報・データの蓄積により、2010 年代に入って ANN は新たな展開を作っている。ANN の深層学習アルゴリズムは、複数の隠れ層を学習可能にすることのみならず、関連性がありゆる様々な入力情報を与えればその中で必要な情報だけ取り上げてその特徴を圧縮した上で出力との最適な関連性を結びつくものである。これは、必要な情報と特徴を人が設計してその後最適な関連性だけ結びつけてくれた既存の ANN と次元が異なるアルゴリズムである。この数年の間、ANN による映像認識、手書き文字認識、音声認識などは既に日常生活に普通に活用されている技術になっている。

ANN モデルの大きな特徴は、物理概念を利用しなくても関連性がある入力と出力因子を結びつけることが可能になることである。出力と

次元や単位が異なる入力を活用することが可能になることだけでなく、質量保存など物理量が保存されていない場合でも学習により精度の高い関連性を結びつけることが可能になる。本研究では物理モデルの概念がなくても活用できる ANN モデルの特徴を最大限活用した。

(2) 奈良俣ダム流域における融雪流出を考慮した長期流出量データの作成

利根川上流域のダム流域は冬期間大雪による積雪と春期の融雪により大量の流出が発生する特徴がある。しかし、十分観測点を設置している日本の場合でも降雪、積雪、融雪を観測することは非常に困難になっており、例えば奈良俣ダム流域でもダム流入量と降雪・降雨量のバランスが合わない問題点を持っている。本研究で調べた結果、奈良俣ダム流域の降雪量はダムの流入量を満たすに多く過小算定されている。特別な観測装置を置いた実験流域ではない一般的な観測点では、降雪量が数十パーセント過小算定される傾向があると言われている。

本研究では、従来の物理モデルを用いた場合には入力・出力の物理量関係(質量保存、連続方程式など)が合わない場合でも精度の高い結果を算定することが可能な ANN モデルを活用して流出計算を行った。ANN モデルの入力データは、奈良俣ダム流域で積雪を観測する観測点がなかったことから藤原ダム流域で観測されている気象データを利用した(図3. 参照)。対象流域のみならず関係を結びつけることが可能な観測データから出力を推定可能なのが ANN モデルの最大の特徴である。



図3 . 利根川上流の奈良俣ダム流域および藤原ダム流域の位置図

奈良俣ダムの流入量を推定するために活用した入力データの気象因子は、降水量、降雪量、積雪深、気温、風速、日照量の 6 個の因子である。ANN モデルで推定した出力は奈

良俣ダムへの日流入量である．図4に奈良俣ダム流入量算定のために作成したANNモデル概念図を示した．気象因子の観測期間が長いことから，一度ANNモデルを作成することにより長期の流量データを作成することが可能になる．

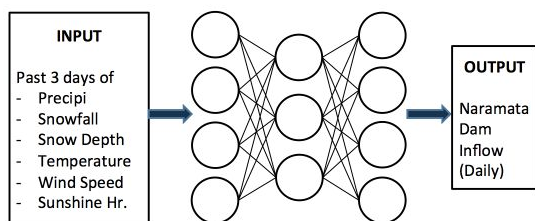


図4．奈良俣ダム ANN モデルの入力・出力

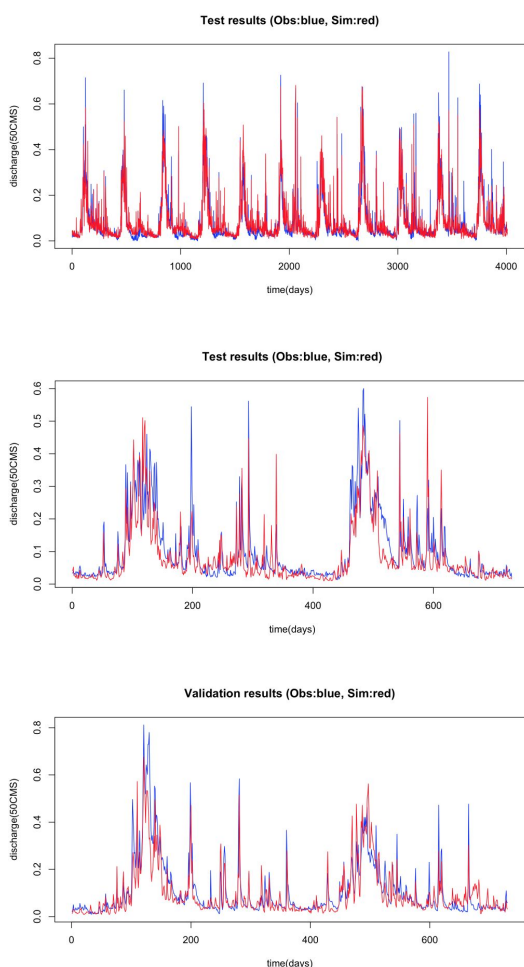


図5．奈良俣ダム流入量推定のためのANNモデル計算結果，Up: Training (1994~2003) results (RMSE= 0.0446 @50cms), middle: Testing (2004~2005) results (RMSE= 0.0559 @50cms), Down: Validation (2006~2007) results (RMSE= 0.0602 @50cms)

奈良俣ダム流域に対して作成したANNモデルから推定したダム流入量を図5に示した．ANNモデルを作成し，制度の高い結果を得るためには十分なデータを用いて様々な条件でモデルを作成しテストする必要がある．テストで確認したモデルはもう一度確認計算

を行うことでモデルの信頼性を確認する必要がある．ANNモデルは非常に高い非線形性を表現できるアルゴリズムであるため，学習計算結果を用いて基本的なモデルの完成度を確認，テスト計算結果を用いて最適なモデルの選択，確認計算結果を用いてモデルの一般的な活用性を確認することができる．すなわち，ANNモデルを作成して活用するためには，学習 (training)，テスト (testing)，確認 (validation) の3段階の計算を行い，それぞれ観測の値など真値と比較・検討する必要がある．図5 (上)では学習結果 (1994~2003, RMSE= 0.0446 @50cms)，図5 (中)ではテスト結果 (2004~2005, RMSE= 0.0559 @50cms)，図5 (下)では確認結果 (2006~2007, RMSE= 0.0602 @50cms)を示している．各計算結果から分かるように，モデルの計算結果としては観測データと比較して非常に高い精度の推定結果を示している．

注目すべきポイントは，季節ごとに異なる奈良俣ダム流域の流出特性を単一のANNモデルを利用して再現できたことである．従来の物理モデルを用いる場合は冬季の融雪による流出と夏季の大雨による流出特性が異なるためそれぞれの特徴を表現可能な異なるモデルを作成することが一般的である．しかし，ANNモデルを利用することで異なる流出特性を合わせて高い精度のダム流入量を再現することが可能になった．

ANNモデルを用いる場合のもう1つの長点は，物理概念を利用しなくても関連性がある入力と出力因子を結ぶことが可能になることである．ANNモデルでは，出力と次元や単位が異なる入力を活用することが可能であることだけでなく，物理量が保存されていない場合でも学習により精度の高い関連性を結びつけることが可能になる．前述のように今回作成した奈良俣ダム流域のANNモデルは過小算定されている降雪量を用いて，降雪量に補正量などを導入しなくてもダムの流入量を精度よく推定することが可能であった．

(3) 韓国の Geum 川の水位データの作成

もう1つの事例として，河道の上流域での観測情報を用い下流域の観測情報を作成することに挑戦した．水文観測点，特に水位を観測する観測点は流量観測を定期的に行い，水位・流量関係式を持続的に確認・更新する必要がある．大きな洪水や定常の持続的な流出により河道の形が少しずつ変更するからである．変更された河道の形状で既存の水位・流量関係式をそのまま利用する場合は算定流量の誤差が大きくなるべきである．また新たに設置された水位観測点はその地点における水位・流量関係式を決定するまで活用することができない問題点もある．

本研究では，上流域と下流域にある複数の水位観測点の関連性をANNモデルに学習させ，ある1つの観測点が存在しない期間に対して，または予測できなかった欠測などの場合

でも、相互保的に観測データを推定可能なアルゴリズムを作成した。対象にした河道は韓国のGeum川にあるSutong Hotan Okcheon, Songcheonの4つの観測点である。Songcheon水位観測点はHotan観測点とOkcheon観測点の間にある支流河川で設置されている。

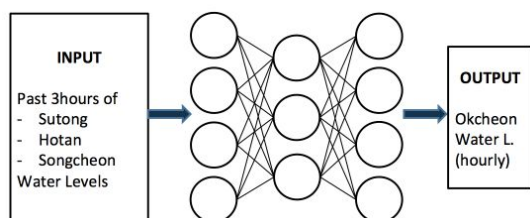


図6 . Okcheon GS の ANN モデル入力・出力

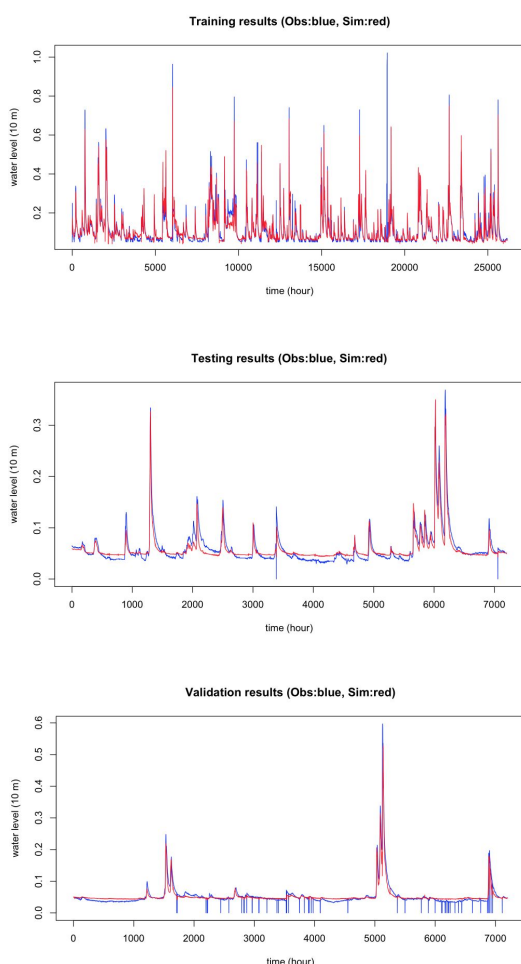


図7 . Okcheon GS の水位推定のための ANN モデル計算結果 , Up: Training (2000~2012) results (RMSE= 0.0325 @10m), middle: Testing (2013~2014) results (RMSE= 0.0118 @10m), Down: Validation (2015~2016) results (RMSE= 0.0138 @10m)

図6にANNモデル作成のための入力・出力の情報を示した。ここでは上流域での観測情報を用いてOkcheon観測点の観測水位を再現した結果を中心に説明する。しかし、ANNモデルを活用することで下流域の観測データを用いて上流域の水位や流量を推定するこ

とも可能である。すなわち、上流域と下流域にある複数の水位観測点の関連性をANNモデルに学習させ、ある1つの観測点が存在しない期間に対して相互保的に観測データを推定可能である。

奈良俣ダム流域での適用事例と同様に、ANNモデルを作成して、学習、テスト、確認の3段階の計算を行い、それぞれ観測の値など真値と比較・検討した。図7ではOkcheonGSの水位推定のためのANNモデル計算結果を、学習結果(2000~2012, RMSE= 0.0325 @10m), テスト結果(2013~2014, RMSE= 0.0118 @10m), 確認計算結果(2015~2016, RMSE= 0.0138 @10m)でそれぞれ示している。結果から分かるように、上流域と下流域の水位の関連性を用いたANNモデルは様々な応用事例に対して精度の高い再解析データを作成することが可能であった。

Artificial Neural Network (ANN)モデルは1990年代に一度の応用ブームがあったが、当時の計算能力不足とデータ不足のために、そしてANNアルゴリズムに対する理解不足のために十分活用できてなかった。本研究では、近來の十分な計算能力と様々な活用データを用いて、そして新たに提案された様々なANN学習テクニックを活用して、精度の高いANNモデルを活用することができて、長期の水文再解析データを容易に作成することが確認できた。

5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

〔雑誌論文〕(計 0件)

2017年6月、2件の論文を作成中である。

〔学会発表〕(計 3件)

Sunmin Kim, Yasuto Tachikawa, and Eiichi Nakakita: Reanalysis of Long-term Discharge Data in a Snow Dominant Region, AOGS 2016 Annual Meeting, Beijing, China, August 01-04, 2016.

Sunmin Kim, Yasuto Tachikawa, and Eiichi Nakakita: Reconstruction of Long-term Discharge Data in a Snow Dominant Region considering Uncertainty in Snow Measurement, AGU 2016 Fall Meeting, San Francisco, USA, December 15-18, 2016.

Sunmin Kim, Yasuto Tachikawa, and Eiichi Nakakita: Reanalysis on Daily Discharge in Snow Dominant Region considering Uncertainty in Snow Measurement, Potsdam, Germany, March 06-08, 2017.

6. 研究組織

(1)研究代表者

Kim, Sunmin (Kim, Sunmin)
京都大学・大学院工学研究科・准教授
研究者番号：10546013