

第 部門 気象情報と人工知能手法を利用した長期流量予測に関する研究

京都大学工学部地球工学科	学生員	○和田 健太郎
京都市役所		野原 大督
京都大学防災研究所	正会員	小尻 利治
京都大学防災研究所	正会員	浜口 俊雄

1. はじめに

近年、世界各地で水災害の発生が報告されており、渇水災害は洪水災害と並び、水災害の中でも主要な問題として認識されている。今後より良い渇水対策を行っていくためには、貯水池等の効率的運用が不可欠である。そのためには、流域での将来の流況の予測精度を向上させることが必要となってくる。そこで本研究では、最終的には長期流況を考慮した貯水池操作を目的としながら、まずは、AI 手法を用いて長期流況の予測を行った。また、予測誤差を考慮することにより、より高い精度での長期流況予測手法を確立することを図った。また、適用に際しては淀川水系日吉ダムのデータを用いた。

2. 降水予測

将来における渇水の可能性を捕らえるために、向こう3ヶ月間の流況予測を行った。流況予測では、まず、3ヶ月先までの降水状況を予測した。降水状況の予測は、各気象台発表の中・長期気象予報を用いた予測手法を基本とし、降水量予測は流域における過去の降水量の統計値を用いてベイズ論的に推論を行う。しかし、近年これらの長期気象予報では、3段階の階級を用いた予測情報に加えて、各階級が実際に出現する確率の予測値が発表されている(確率予報)。そこで本研究では、長期気象予報を用いた降水予測における不確実性をより小さくするため、ベイズの定理にファジィ理論を取り入れることによってこの各階級の出現率を予測に加味した。以上のような方法を用いて、平年値との比で分けられた各降水ランクの発生確率の期待値をとることにより、確率予報を考慮した予測値を算出した。

3. 流入量予測

ニューラルネットワーク(ANN)、遺伝的プログラミング(GP)、GP を用いて構造推定した ANN(GPNN)の3手法を用いて流入量の予測を行った。

3.1 ANN による予測

ANN とは、脳の神経細胞ネットワークのモデルを用いた人工システムの総称である。本研究では、その中でパーセプトロン型のネットワークを用いる。これはいくつかの層からなる階層的なもので、各層は適当な数のユニットからなり、層内の結合は入力層から出力層へ向けての一方向のみである。入力層を除く各層のユニットから重みつき入力を受けて、その総和を計算し、それが設定された応答関数を経て出力となる。パーセプトロンの学習は、出力結果と教師信号との誤差が最小となるように結合係数を更新していくことであり、本研究ではバックプロパゲーション法(誤差逆伝播学習法)を用いた。

3.2 GP による予測

GP は遺伝的アルゴリズム(GA)を拡張したもので、GA の考え方を多く用いる。GA は、進化論的な考え方に基づいてデータを操作し、最適化の問題や学習、推論を扱う手法であり、近年盛んに活用されている。基本的な仕組みは、交叉や逆位、突然変異などの選択と呼ばれる操作によって適合度の高いものを次の世代に反映させ、集団全体として見たときの適合度を上げていくというものである。GP は、複雑な数式や概念、関係などを木構造で扱えるように GA の手法を拡張したものであり、数式を木構造で表現することで GP の探索操作を関数形探索に利用でき、本研究ではこれを流入量予測に利用した。

3.3 GPNN による予測

ANN の構造決定には論理的でない要素も多く、入力層の要素決定や中間層の数の決定などは、試行錯誤によるものが多い。この人工知能モデルをより論理的の根拠を持つものにするにはこの部分を改良する必要があると考えられる。そこで本研究では、ANN の入力層の要素決定に GP を用いることにした。具体的には、GP モデルで探索した関数に用いられている入力値の数の統計をとり、その結果よく用いられている入力値を流入量予測において相関性が高いと考え、それを基に ANN の入力層を構成した。統計結果を図 1 に示す。図 1 において上位 4 つを相関が高いと考え、GPNN の入力層を構成した。また、入力層の構造の変化をより予測結果に反映させるため、出力層の構造も変えて予測を行った。ANN, GP, GPNN の 3 手法による流入量予測の結果の一例を図 2 に示す。

3.4 3 手法による予測結果の誤差比較

3 手法による流入量予測結果の誤差比較を行った。比較の方法としては、各手法それぞれ、向こう 3 ヶ月の予測結果を半旬(5 日)ごとに観測値と比較して誤差を求め、それらを同半旬どうし適用期間分足し合わせることで誤差を時系列にグラフで表し検証した。本研究では誤差を平均誤差(MAE)と 2 乗平均平方根誤差(RMSE)に変換し、比較及び検証を行った。ここでは MAE の結果を図 3 に示す。

4. 予測誤差の推定

予測には誤差が発生する。本研究で提案している GPNN をより良いモデルにするため、流入量予測において生じる誤差を推定し、最終目的である貯水池操作をより適切に行うことができるようになることを目指した。誤差推定にはローカルリニアモデル(LLM)を用いた。LLM は、時系列データを位相空間に埋め込んでその中に探索点を配置し、近隣点の動きを利用して線形回帰を行うものである。また、近隣点の動きをより正確に取り入れるため、LLM にファジィ理論を組み込んだ。誤差推定の結果の一例を図 4 に示す。また、誤差考慮前後の流入量予測誤差の変化を図 5 に示す。

5. まとめ

本研究では GP を用いて構造推定した ANN(GPNN)による長期流況予測手法を提案し、その結果を ANN, GP による予測結果と比較した。また LLM を用いた誤差推定によって GPNN をより良いモデルにすることを目指した。結果としては、GPNN の精度が最も良いという成果が得られた。しかしながら誤差推定においては、誤差を時系列データとして LLM を用いて挙動を追ったが、良い結果を得ることはできなかった。今後は誤差推定手法の改良も含めてより良い流況予測手法を確立し、効果的な貯水池操作支援システムの開発を目指す。

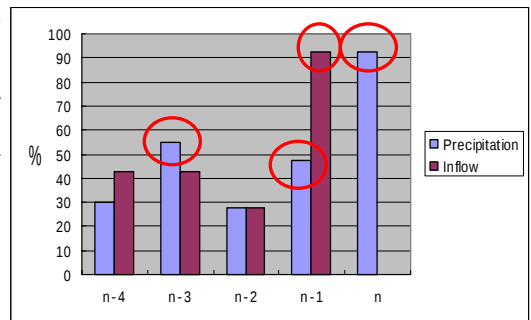


図 1 第 n 期流入量予測に対する相関

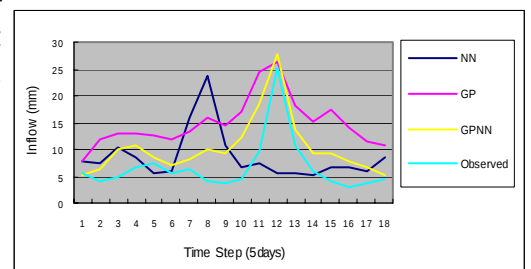


図 2 3 手法による流入量予測の結果例

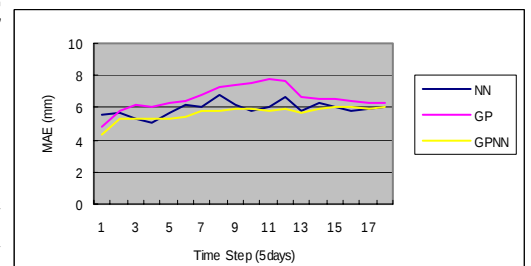


図 3 流入量予測の平均誤差

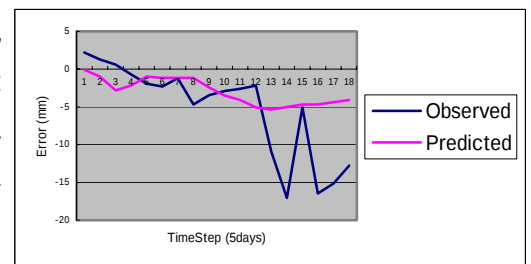


図 4 LLM による誤差推定の結果例

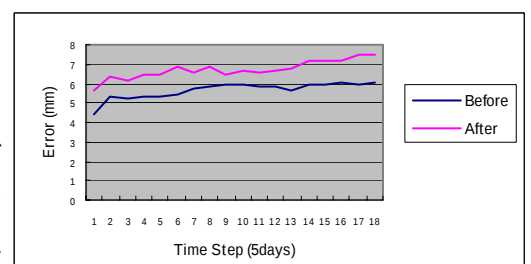


図 5 誤差考慮前後の流入量予測の平均誤差