

## 機械学習を活用した農業用水需要の予測手法

## Machine learning application for measurement of agricultural water needs

槻瀬 誠

Makoto TSUKISE

## 1. はじめに

近年、電子計算機の性能向上及び情報通信技術の発達に伴い、深層学習を含む、いわゆる機械学習に関する研究が進み、過去に観測した値から将来とりうる値を予測する手法が製造業、サービス業等に広く取り入れられている。一方で、農業用水の水管理については、営農形態、作付け品種、天候などにより水需要が変化するため、特に供給主導型の水管理を行う地域では、需要と供給の不一致から無効放流などが生じることもある。そこで、地域の水利用の効率化に資することを目的として、機械学習を活用して気象条件を用いた水需要の予測を試みた。

## 2. 方法

(1) **モデル地区の選定** 水需要を予測するために、実際に農業用水を利用している地域をモデル地区として、三重県中部に広がる中勢用水を選定し、地区内の幹線水路（2路線）及び頭首工（4カ所）の取水量の実績を目的変数（以下目的データ）として採用した。目的データは中勢用水土地改良区が観測した2009年から2015年までの各施設の配水量及び取水量データ（ $\text{m}^3/\text{s}$ ）を使用した。

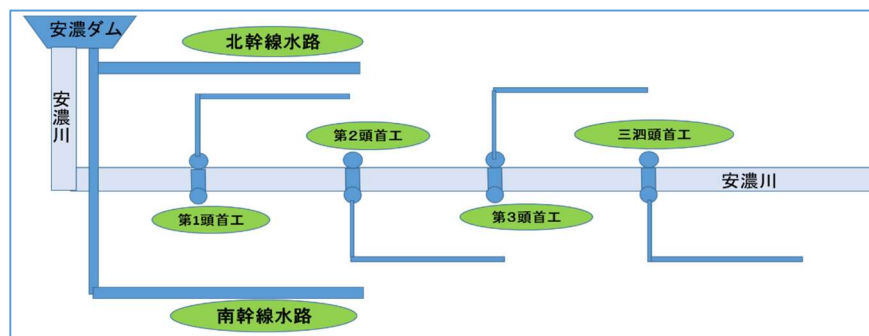


Fig.1 中勢用水地区概要図

## Schematic diagram of Chusei water district

(2) **観測データの選定** 水需要を予測するにあたり、説明変数となるデータ（以下説明データ）の種類を検討した。選定に当たっては、①観測頻度が高い、長期間の情報が得られる、②欠測の恐れが低い、③観測データの取得が容易である、等を念頭に、気象庁が観測している降雨量( $\text{mm}/\text{day}$ )、最高気温( $^{\circ}\text{C}$ )、日照時間( $\text{hour}/\text{day}$ )を採用した。津観測所で観測された2009年から2015年までのデータを使用した。

(3) **機械学習の手法** 機械学習を行うにあたり、採用する予測手法及び予測モデルを検討した。説明データ及び予測データが連続的な情報であることから、LSTM(Long Short-Term Memory)を予測手法として採用した。予測モデルの構成は予測日における目的データを過去の説明データから予測することを目的とし、説明データ（降水量、気温、日照時間）の予測日前日から過去60日間分を1セットとして入力層とし、隠れ層を128、予測日の取水量(以下予測データ)を出力する出力層を1

農林水産省近畿農政局, Ministry of Agriculture, Forestry and Fisheries Kinki Regional  
Agricultural Administration Office

Keyword 機械学習, 水管理, 予測

とした。最適化手法については Adam、損失関数（実測データと予測データの差となる損失を求める手法）は平均二乗誤差、学習係数は 0.01 を採用し、機械学習ライブラリは Keras 及び Tensorflow を使用した。学習回数はバッチサイズ（一度に入力するデータセット数）を 60 とし、エポック数（学習を行う回数）を 100, 200 及び 400 とし、3 パターンにおける各エポック数と学習の進捗について比較した。説明データ及び目的データは日付順に整理し、欠測データを除いた 2079 日分のデータについて訓練用と検証用に 2 対 1 の割合で分割した。訓練データをモデルに入力し、損失関数が収束することを確認した。

### 3. 結果と考察

学習のエポック数と損失を Table.1 に、400 エポックの損失の推移を Fig.2 に示す。訓練データの予測結果と実測データの差は平均平方二乗誤差を用いると 0.286(m<sup>3</sup>/s)となった。同様に検証データを用いて予測した結果と実測データの差は 0.0191(m<sup>3</sup>/s)となった。400 エポックで学習したモデルを使用し、検証データを用いた出力した予測データと実測データの比較を Fig.3 に示す。Fig.3 では、予測データと実測データのグラフの形状が類似しており、取水量が大きく変化する 4 月、8 月等の変化点についても変化を概ね予測していると思われる。また、訓練データにモデルが最適化される、過学習の問題については、検証データにおいて訓練データ以上の精度が得られたことから、回避することができたと推測できる。

エポック	損失	平均平方二乗誤差 (m <sup>3</sup> /s)	
		訓練データ	検証データ
100	0.191	0.437	0.338
200	0.0807	0.284	0.0264
400	0.082	0.286	0.0191

Table.1 エポック数と損失の変化  
Change of the values of epoch and loss

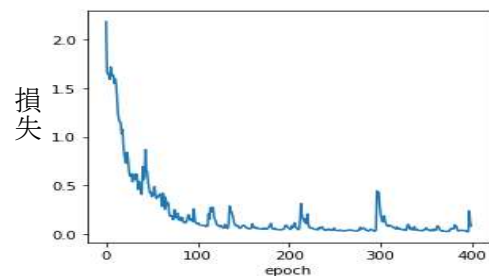


Fig.2 損失の推移  
Changes in loss value

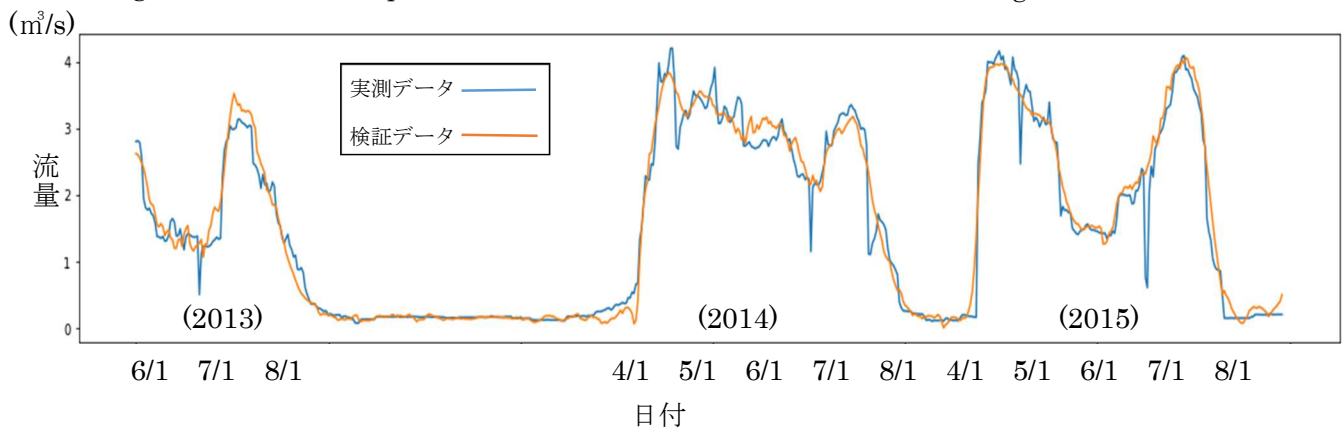


Fig.3 検証データと実測データの比較  
Comparison of test data and actual measurements

### 4. おわりに

本事例では、気象データを用いて機械学習による水需要予測の可能性を示すことができた。今後は水管理以外でも農業農村工学分野で適用できそうな事例を見つけ、機械学習の有効性を検証していくことが必要と考える。

謝辞 中勢用水土地改良区からは水管理データを提供いただいた。ここに記して深く謝意を表す。