

# IoT センサーを用いた植物栽培データの自動収集 と土壌含水率予測

石橋 潤時<sup>1</sup> 井手 伊織<sup>2</sup> 成 凱<sup>1,a)</sup>

**概要:** 近年、農業就業人口減少に伴い、センサーや IoT に代表されるデータ活用型のスマート農業技術が注目を集めている。従来の経験や勘に頼った農作業がデータに基づく効率的なものへと変化している。しかし、植物の種類や土壌特性、気温や湿度などの環境要因によって水分量の変化が異なり、土壌の水分状態を正確に測定し、データに基づいて今後の水分変化を正確に予測することが難しい。本研究では、IoT センサーを用いて植物栽培データを自動的に収集し、適切な前処理を施したのち、含水率予測を行う手法を提案する。前処理手法として、外れ値除去、平滑化処理、datetime 型の数値変換を行った。含水率予測方法として、回帰モデルによる回帰分析を採用し、実験による評価を行った。

## Prediction of Soil Moisture Content Based On Plant Cultivation Data Collected Through IoT Sensors

### 1. はじめに

近年、農業就業人口減少に伴い、センサーや IoT に代表されるデータ活用型のスマート農業技術が注目を集めており、従来の経験や勘に頼った農作業がデータに基づく効率的なものへと変化している [1][2]。スマート農業技術を導入した農家では作業時間の短縮やコスト削減といった経済的なメリットが確認されており、大規模農場や商業的な農業経営においては非常に高い導入効果が報告されている [3]。しかし、スマート農業技術の普及は主に大規模な農家を対象としており、小規模農家や家庭菜園への展開は十分には進んでおらず、スマート農業技術を導入する機会が限られている。

植物栽培に影響する要素が多様ではあるが、なかでも適切な水分量を管理することが重要である。植物が枯れる主な原因の一つは灌水の失敗であり、過剰な灌水是根腐れを引き起こし不足した灌水是植物の生育を阻害する。灌

水のタイミングや量を適切に決定するには、土壌含水率を正確に把握することが必要である [4]。植物の種類や土壌特性、気温や湿度などの環境要因によって水分量の変化が異なり、土壌の水分状態を正確に測定しデータに基づいて今後の水分変化を正確に予測することが難しい。土壌含水率の測定方法について様々な先行研究がなされている [5][6][7][8][9][10]。しかし、測定されたデータを機械学習の手法で分析し、含水率を予測する研究はまだ少ない。

本研究では、植物栽培データの自動収集装置を構築し収集されたデータを用いた土壌含水率予測を試みる。植物栽培データ自動収集装置において、温度センサーや湿度センサー、照度センサー、土壌湿度センサー、環境センサーを含む IoT システムを開発する。センサーから気温データ、空気の湿度データ、照度データ、土壌湿度データを時間とともに記録する。そのうえ、回帰モデルを用いて土壌含水率の予測を行い、土壌の状態と変化を正確に把握することにより、適切なタイミングでの灌水を行うための大切な情報を提供する。

### 2. 植物栽培と水管理の基本

植物を生育するために必要な主な要素は、光、水、空気、温度、養分の 5 つである。これらの要素を適切な量とバランスで供給し、植物の生育に適した環境を整える行為を植

<sup>1</sup> 九州産業大学理工学部情報科学科  
Department of Information Science  
Kyushu Sangyo University,  
2-3-1, Higashi-ku, Fukuoka, 813-8503, Japan

<sup>2</sup> 九州産業大学大学院情報科学研究科  
Graduate School of Information Science  
Kyushu Sangyo University

a) chengk@is.kyusan-u.ac.jp

物栽培という。植物栽培での育て方には「地植え」、「鉢植え」、「ハイドロカルチャー」、「テラリウム」、「アクアリウム」などがある。

表 1: 植物ごとの灌水タイミング

植物名	灌水のタイミング	栽培上の注意事項
バジル	土壌表面が乾いたとき	寒さに弱いため冬には注意
ナス	土壌表面が乾く前	水切れに弱いため、毎朝確認を行う
サボテン	完全に乾いた後	季節によって灌水のタイミングが大きく異なる
ミント	常に土壌を湿らせる	繁殖力がとても強いいため注意
モンステラ	土壌表面が乾いたとき	寒さに弱いため冬には注意

## 2.1 植物ごとの灌水タイミング

植物には植物ごとに好む環境や灌水の量、灌水のタイミングがあり、同じ植物でも植物の生長具合によって変化する場合がある。植物ごとの灌水タイミングの違いを表 1 に示す。一般的には「土壌の表面が乾いたとき」が灌水のタイミングと言われているが、それぞれの植物に合ったタイミングがあるため、植物に合ったタイミングで灌水を行わなければならない。ニンジンなどの野菜は灌水の間隔が短いものが多く、観葉植物は長いものが多い。それぞれの植物が好む灌水のタイミングを知ることが重要であり、これを知るには土壌含水率と土壌の水ポテンシャルを知ることが重要である。

## 2.2 土壌含水率と含水率への影響要素

土壌含水率は、土壌の水分量を測る重要な指標の一つである。含水率の定義について説明する。体積 ( $cm^3$ )  $V$  の土壌を採取し、その重さ ( $g$ ) を  $W$  とする。この中に  $W_s$  の土粒子の重さ、 $W_w$  の水分の重さを含む。この意味で  $W$  を湿土重、 $W_s$  を乾土重と呼ぶ。このとき、

$$w = \frac{W_w}{W_s} \quad (1)$$

を含水比といい、100 倍して%で表す。この  $w$  は水分量を表示するのによく用いられ、J.I.S 規格にも規定されている。

また、式 2 で重量基準含水率を定義する。

$$u = \frac{W_w}{W} = \frac{W_w}{W_s + W_w} = \frac{w}{1 + w} \quad (2)$$

さらに、体積を基準にした含水率は体積基準含水率と呼び、単に体積含水率とも呼ばれる。本論文は、これより以降、含水率というときすべて重量基準含水率を意味する。

土壌含水率は植物の生育に必要な水分供給能力を決定す

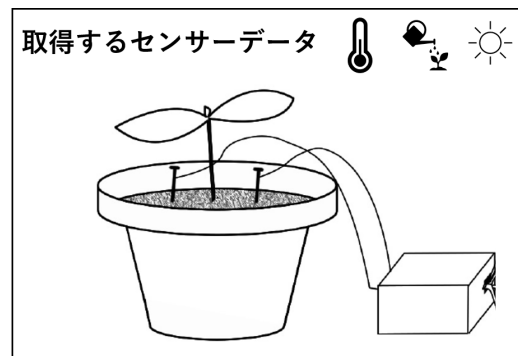


図 1: 植物栽培データ自動収集装置イメージ図

る重要な指標であり、その変動は環境条件によって大きく左右される。風は土壌表面からの水分蒸発を促進する要因である。風速が高まると土壌表面の水分は速やかに失われ、特に表層が乾燥しやすくなるため、含水率は大幅に低下する。気温と空気の相対湿度も含水率に影響を与える。高温時には蒸発が促進されるため、含水率の減少速度が増加する。湿度は、土壌表面から大気中への水分移動を決定する要因である。

日射量は土壌温度を上昇させる主因となり、間接的に含水率に影響を及ぼす。日射量が増加することで土壌温度が上昇し、水分の蒸発が促進される。特に露出した土壌では日射による影響が大きく、含水率の低下が顕著である。また、土の深さも含水率に大きな影響を与える要因である。一般的に、表層の土壌は大気の影響を直接受けるため、含水率の変動が大きい。一方、土壌の深部に進むにつれて蒸発や外部環境の影響が減少するため、含水率は比較的安定する傾向にある。

さらに、土壌の種類や構造によっても深さごとの含水率の変化は異なる。例えば、砂質土壌では水分が深部に浸透しやすく、表層の含水率が低下しやすい。一方で、粘土質土壌では水分の浸透が遅いため、深さによる含水率の違いが顕著になる。

## 3. 植物栽培データの自動収集

本研究では、屋内外環境における土壌含水率をデータ自動収集装置を開発する。そのうえ、集めたデータを用いて含水率の予測を行えるようにする。含水率の予測はパターンを用意し、季節や天気に合わせて活用することを想定している。

### 3.1 栽培データ自動収集装置

植物栽培データ自動収集装置は図 1 に示すように構成される。実験機材には Raspberry Pi、A/D(Analog/Digital)コンバータ (MCP3002)、土壌湿度センサー (YL-69)、温湿度センサー (DHT11)、照度センサー (LM393 LDR)、環境センサー (2JCIE-BU) が含まれる。土壌湿度の測定に加えて、含水率の変化に影響を与える要素である気温、空気の

湿度、光の照度を測定する。

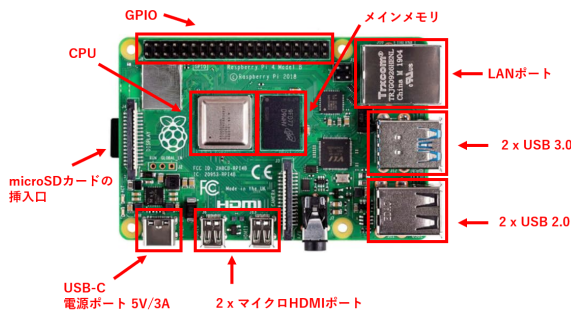


図 2: Raspberry Pi 4 Model B

Raspberry Pi は教育用として開発されたマイクロコンピュータである (図 2)。一番の特徴はハードウェアと繋げやすいことであり、価格も数千~2 万円程度で購入できる特徴がある。また、消費電力が少ないためサーバーとして運用することなどが可能である。

Raspberry Pi とセンサー等の電子部品を繋ぐコネクタは GPIO であり、GPIO を通じてセンサー、LED、モーターなどを接続して、プログラムによって直接制御できる。GPIO コネクタは合計で 40 本のピンがある。GPIO を構成するピンは、次の 3 つの主要な機能に分類される。電源を供給する電源ピン、電圧の基準となるグランド (GND) ピン、汎用入出力 (I/O) ピンの 3 つである。電源ピンは 3.3V と 5V を供給する。

A/D(Analog/Digital) コンバータとして MCP3002 を利用する。これは A/D 変換を行うための電子部品である。この A/D コンバータは 0 から 1023 の整数のメモリでアナログ入力を読み取る。0 が 0V に対応し、1023 が 3.3V に対応している。センサー等の電子部品と Raspberry Pi の間に SPI や I<sup>2</sup>C などの通信方法がある。どの通信方式を用いるかは用いる A/D コンバータの種類によって決まる。

### 3.2 植物栽培データ収集の為に IoT センサー

本節では、植物栽培データ自動収集装置に用いるセンサーについて述べる。用いるセンサーの本体を図 3 に示す。

土壌湿度センサー (YL-69) は、土壌の相対湿度を測定するために設計されたセンサーである。デジタル出力 DOUT は、デジタルスイッチとして、可変抵抗による閾値で HIGH/LOW を出力する。閾値の設定はセンサーにあるネジで調整する。A/D コンバータを介して接続したアナログ出力 AOUT は、より正確な土壌湿度の値を測定することができる。本研究では、より正確な土壌湿度の値を測定するために A/D コンバータを用いて測定を行う。アナログ出力で受け取れる値はセンサーに流れる電圧と電圧を 0~1023 に変換した値である。

温湿度センサー DHT11 は温度測定、湿度測定、通信機能を搭載した温度湿度センサーである。センサーの構成は

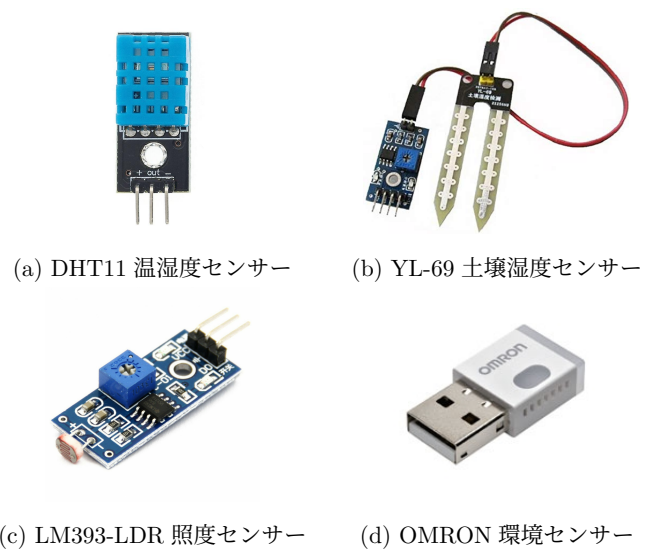


図 3: 本システムに採用したセンサーのまとめ

温度測定には NTC サーミスタ、湿度測定に高分子膜湿度センサーが用いられている。このセンサーは相対湿度の変化に応じて高分子膜に含まれる水分の量が変化し、これにより誘電率が変化することから相対湿度を測定する

照度センサー LM393 LDR は光の強さによって抵抗値が変化する照度センサーである。明るさが増すと抵抗が小さくなり、暗くなると抵抗が大きくなる。デジタル出力 DOUT は、デジタルスイッチとして、可変抵抗による閾値で HIGH/LOW を出力する。閾値の設定はセンサーにあるネジで調整する。AD コンバータを介して接続したアナログ出力 AOUT は、正確な光量の値を測定することができる。

環境センサー OMRON 2JCIE-BU は、気温・空気の湿度・気圧・照度・騒音・eTVOC・3 軸加速度を毎秒測定し出力する環境センサーである。測定するときに時刻情報を取得することが可能である。専用のライブラリを活用することで A/D コンバータを用いることなく正確な値を測定することができる。しかし 2JCIE-BU を利用するためには、Raspberry Pi の USB に挿入した後に Raspberry Pi に 2jcie-bu を認識させなければならない。認識させる方法は Raspberry Pi 上の LXTerminal で FTDI のドライバと 2JCIE-BU を関連づけることで認識できる。

### 3.3 土壌含水率の正確な測定

含水率の予測を行うためには含水率の正確な測定が重要である。そこで図 3.2 で紹介した土壌湿度センサー (YL-69) の動作を実際に確認を行った。評価に用いる土である乾燥土を 50g 用意し、以下の手順で測定を行った。(1) 土を紙コップに入れる。(2) 土の重量の 10% ずつ水を加え、よく混ぜる。(3) センサーを土に挿入し、出力電圧を測定する。(4) 上記の手順を 5 回繰り返す。センサーの動作電圧は 3.3V に設定し、含水率とセンサー出力の関係は以下の

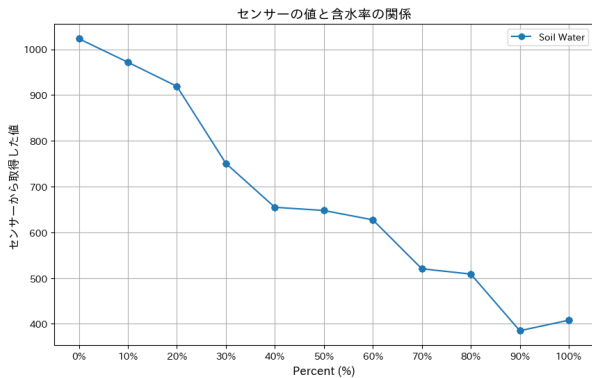


図 4: 土壌湿度センサー動作評価結果

ような傾向を示した。

- 含水率 0~20% : センサー値は 900 以上
- 含水率 40~60% : センサー値は 600~700
- 含水率 70%以上 : センサー値は 600 以下

$v \in [0, 1023]$  をセンサー出力値として、以下の式 (3) に基づき、センサー値から含水率  $u(\%)$  を計算する。

$$u = \begin{cases} 0.23v & (v \leq 450) \\ 0.15v & (450 < v \leq 600) \\ 0.08v & (600 < v \leq 700) \\ 0.04v & (700 < v \leq 800) \\ 0.022v & (800 < v \leq 900) \\ 0.011v & (900 < v \leq 950) \\ 0 & (v > 1000) \end{cases} \quad (3)$$

#### 4. 回帰分析による含水率予測

土壌含水率 (%) と灌水からの経過時間を入力とする回帰モデルを用いた機械学習によって、灌水後の含水率を推定し土壌が乾くタイミングを算出する。複数の回帰モデルを用いて含水率を推定することで、一日の中でも大きく変動する気象条件によって変化する微細な土壌状態の変化も考慮している。予測された含水率を基に、過剰な灌水または灌水不足を防ぎ効率的な水資源管理を実現する。植物の最適なタイミングでの灌水の判断材料を提供することを目的とする。

土壌含水率予測モデルを構築するために、以下の通り、屋内環境と屋外環境における天候条件の違いに基づいて実験を行う。

- **屋内環境** : 風による空気の循環を排除し土壌のが乾燥する速度を計測する。曇天・雨天時の気象条件で、土壌が乾燥する速度を深さの異なる 2 箇所計測する。1 箇所は土の表面から約 1cm の深さ、もう 1 箇所は土の表面から約 3cm の深さである。
- **屋外環境** : 晴天時の気象条件で、土壌が乾燥する速度を深さの異なる 2 箇所計測する。1 箇所は土の表面

から約 1cm の深さ、もう 1 箇所は土の表面から約 3cm の深さである。

今回の実験では土の種類は 1 種類のみで行った。これらのパターンによるデータを基に灌水後の土壌の乾燥タイミングを予測する回帰モデルによる学習を行い、結果を評価する。

#### 4.1 データの前処理

機械学習モデルによる精度の高い予測を行うためには、収集したデータの質を向上させることが重要である。本研究では、土壌湿度センサーおよび環境センサーから取得したデータに対して複数の前処理を行う。具体的には、外れ値と異常値の除去、および移動平均法を用いた平滑化処理を行いノイズの影響を低減し、データの信頼性と一貫性を向上させる。また、回帰モデルの入力は数値のみであるため日付データを数値化するための正規化を行う。

センサーから取得されるデータには、様々な要因によって異常な値が含まれる可能性がある。電気的なノイズ、通信エラー、またはセンサー自体の一時的な異常動作などが原因で、実際の土壌含水率や環境状態を測定値が正しく取得できない場合がある。これらのデータをそのまま解析に使用すると、モデルの精度を著しく低下させるため、以下の基準に基づいてデータを除去する。

##### 4.1.1 外れ値・異常値の除去

外れ値とは、データの分布から大きく逸脱した値を指す。本研究では、標準偏差を基準とした外れ値の検出手法を用いる。具体的には、各時系列データに対して平均値と標準偏差を計算し、以下の条件を満たすデータポイント  $x_i$  を外れ値として判定する。

$$|x_i - \mu| > k \cdot \sigma \quad (4)$$

ここで  $\mu$  は平均値、 $\sigma$  は標準偏差、 $k$  は外れ値の閾値を示す係数である。閾値  $k$  はデータの特성에応じて適切に設定する。また、センサーの異常により、計測値が「0」を示す場合がある。このような場合は異常値としてデータを除去する。

#### 4.2 移動平均法による平滑化

外れ値と異常値を除去した後の時系列データに対して、短期的な変動を抑えデータの長期的な傾向を明瞭にするために移動平均法 (Moving Average, MA) を用いた平滑化処理を行う。センサーデータにはノイズや瞬間的な変動が含まれるため、前処理を行わずに解析を行うとモデルが適切に学習できない可能性があるためである。

#### 4.3 日付データの正規化

正規化とはデータを一定の範囲にスケールし、異な

るスケールのデータを統一する処理である。正規化により機械学習アルゴリズムが異なる範囲やスケールのデータによる影響を受けづらくなり、安定した学習が可能となる。今回は日付を 0 から 1 の範囲にスケーリングするために「Min-Max normalization」という方法を用いる。

#### 4.4 含水率の予測モデル

本研究では、計測した含水率の時間的変化を予測するために、時間を説明変数、含水率を目的変数とする回帰モデルの利用を試みる。回帰モデルは、説明変数の数により、単回帰と重回帰に分けられる。さらに、説明変数と目的変数の関係を表す関数により、線形回帰、多項式回帰、指数回帰などがある。本研究では、多項式回帰モデルを用いる。多項式回帰モデルは以下で表す。

$$y_n = a_0 + a_1x_n + \dots + a_mx_n^m + \epsilon_n \quad (5)$$

数式 (5) で、 $m$  は多項式の次数、 $a_j$  は回帰係数と呼ぶ。 $m = 1$  のときは直線、 $m = 2$  のときは 2 次式となる。

多項式の次数は低すぎると現象を十分に表現できないが、高すぎると過剰適合を起こす。次数を適切に選ぶことが重要で、次数選択の問題と呼ばれる。予測の観点からモデルの良さを評価し、次数を自動的に選択するための評価基準として情報量規準 AIC(赤池情報量規準) や BIC(ベイズ型情報量規準) を用いることができる。

$m$  次の多項式回帰モデルの場合、 $N$  をデータ数、 $\sigma_m^2$  は  $m$  次の多項式回帰モデルの残差分散とすると、AIC と BIC は (共通の定数を無視すると) 次のように定義される。

$$AIC_m = N \log 2\pi\sigma_m^2 + 2(m+2) \quad (6)$$

$$BIC_m = N \log 2\pi\sigma_m^2 + (m+2) \log N \quad (7)$$

右辺の第 1 項はデータからの乖離を、第 2 項はパラメータ数を増やすことによるモデルの複雑さへのペナルティ項と考える。データからの乖離は次数を増やすと減少する一方、ペナルティ項は増大するため、通常適当な次数で最小となる。

#### 4.5 予測結果の評価基準

機械学習のモデルがどれだけ良くしているかを測定するプロセスである。回帰モデルの評価指標として  $R^2$ 、MAE、MSE、RMSE がある。この 5 つの評価指標の特徴について述べる。

##### 4.5.1 $R^2$ による予測機能の評価方法

決定係数  $R^2$  (R-squared) とは、統計学や機械学習などで使用される評価指標の 1 つである。 $R^2$  は、モデルが出力の変動をどれだけ説明できるかを示す指標である。

$R^2$  は以下の計算式で求められる。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (8)$$

数式 (8) で、各  $y_i$  は実際の出力の値、 $\hat{y}_i$  はモデルによる予測値、 $\bar{y}$  は出力の平均値、 $n$  はデータポイントの数を表す。

一般的に  $0 \leq R^2 \leq 1$  の範囲で評価され、1 に近いほどモデル性能が良いことを示す。ただし  $R^2$  は外れ値の影響を受けやすいため、他の評価指標と併用することが推奨される。

##### 4.5.2 MAE による予測機能の評価方法

平均絶対誤差 MAE (Mean Absolute Error) とは、回帰モデルの性能を評価するための指標の 1 つである。MAE は予測値と実測値との絶対値の平均を計算し、モデルの予測が実際のデータとどれだけ離れているのかを示す。

MAE は以下の計算式で表される。

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (9)$$

数式 (9) で、 $n$  はデータポイントの数を表し、 $y_i$  は実際の出力の値、 $\hat{y}_i$  はモデルによる予測値を表す。

MAE は絶対値を用いているため、予測誤差の単位に敏感でないという特徴がある。また MAE は外れ値がある場合でも、その影響を比較的受けにくいという特徴がある。

##### 4.5.3 MSE, RMSE による予測機能の評価方法

予測値と正解の差 (残差) の二乗をサンプルごとに足し上げられたものを残差平方和 (sum of squared errors: SSE) と言う。そしてそれを最後にサンプル数で割ることで得られるものが平均二乗誤差 MSE (Mean Squared Error) である。

MSE は以下の計算式で表される。

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (10)$$

数式 (10) で、 $n$  はデータポイントの数を表し、 $y_i$  は実際の出力の値、 $\hat{y}_i$  はモデルによる予測値を表す。MSE はサンプルで分かりやすい指標のため、さまざまなアルゴリズムの性能評価に使用される。

平均二乗偏差 RMSE (Root Mean Squared Error) とは、回帰モデルの性能を評価する指標の 1 つである。RMSE は予測値と実測値との差の平方の平均を計算し、その後平方根をとることで、誤差の絶対値の平均を示す。

RMSE は以下の計算式で表される。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (11)$$

数式 (11) で、 $n$  はデータポイントの数を表し、 $y_i$  は実際の出力の値、 $\hat{y}_i$  はモデルによる予測値を表す。

RMSE は誤差を平方するため、元のデータと同じ単位を持つ。平方を用いているため、大きな誤差が生じた場合に影響が大きくなるため、外れ値の影響を考慮することができる。

## 5. 実験結果と考察

本節では植物栽培データ自動収集装置によるセンサーデータの収集から含水率の予測結果について述べる。

実験手順は、以下の通りである。(1) **植物栽培データ収集**：植物栽培データ自動収集装置を開発し、植物栽培や土壌含水率に関するセンサーデータを収集する。(2) **センサーデータの前処理**：収集したセンサーデータを機械学習に適した形式に変換する。(3) **含水率の予測**：前処理されたデータと回帰モデルを用いて含水率の予測を行う。(4) **予測結果の評価**：MSE などの手法を用いて予測結果の評価を行う。(5) **予測結果と評価の可視化**：含水率の予測結果とその評価を視覚的に表現する。

データ収集の環境としては、表 2 に示すように晴れの日の屋外パターンと曇り・小雨のときの屋内パターンの 2 つの植物栽培データを収集した。それぞれの環境において含水率の推移を分析しモデルを訓練する。

表 2: データ収集の環境

	天気	気温	相対湿度	土表面	土中
屋内	曇天・雨天	25°C	61%	約 1cm	約 3cm
屋外	晴天	31°C	36%	約 1cm	約 3cm

屋外で晴れの日に測定した際における前処理済みのデータを図 5a に示す。屋内で曇り・小雨の日に測定した際の前処理済みのデータを図 5b に示す。土表面の含水率は青線、土中の含水率は赤線で示しており、合わせて空気湿度 2 種類（緑）、気温 2 種類（水色）を表示している。

晴れの日の屋外での含水率の変化を図 5a に示している。晴れの日の屋外では 12 以降に含水率の急激な減少が起き、夕方以降は含水率の減少がなくなった。次の日の朝まで土中の含水率は変化しなかったが、土の表面の含水率は上昇した。この現象は土の表面が乾燥した後に水を与えずに含水率が増加する自然現象が原因であると考えられる。

具体的には土の表面の水分が蒸発したことにより土中の水分を吸い上げる毛細管現象が起きたと思われる。土の表面の含水率が減少し、pF 値が高くなり水分張力が高くなり、pF 値が低い水分が多い土から水分を吸い上げたのではないかと考えられる。次の日の朝から温度が上がり湿度が下がった後に、含水率が再び減少して含水率が 0% となった。

曇り・小雨のときの屋内での含水率の変化は図 5b に示している。曇り・小雨のときの屋内では気温が常に一定で、相対湿度が高い時間が長かった。屋外とは異なり灌水を

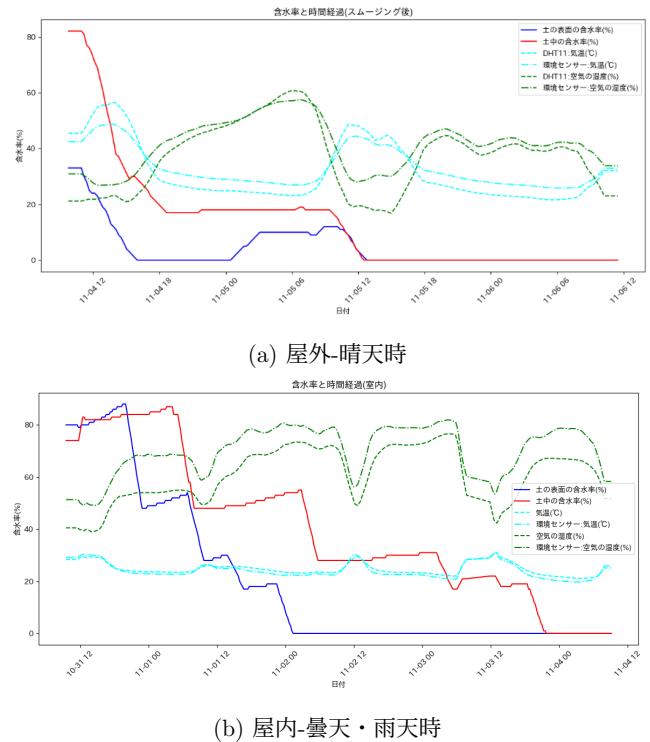


図 5: スムージング処理を施した後のセンサーデータ

行った日は夕方以降から含水率が減少し始めた。

屋外と比べて気温が低く、相対湿度が高かったことから含水率の減少速度が低下したと思われる。屋外と同じく土の表面の含水率が上昇したときが 2 回あった。屋外と比べて含水率の減少速度が遅いためこの現象が複数回起きたのではないかと考えている。

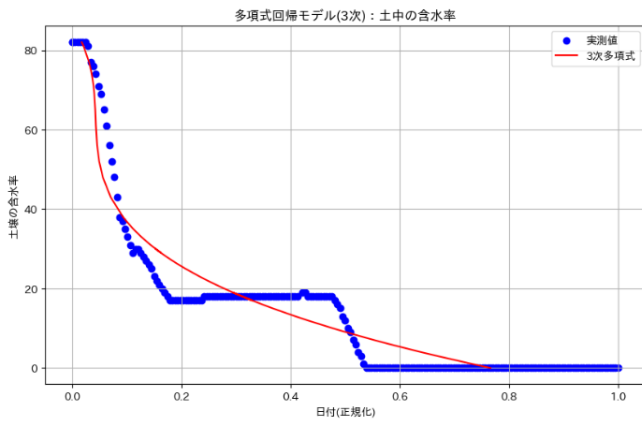
### 5.1 実験結果

多項式回帰モデル (2~5 次) で、パターン別の土の表面と土中の含水率の予測を行った結果の評価を表 3 にまとめた。表 3 から全体的な傾向として次数が増加するほど  $R^2$  が増加し、MSE が減少し、AIC の値が小さくなる傾向があることが分かる。

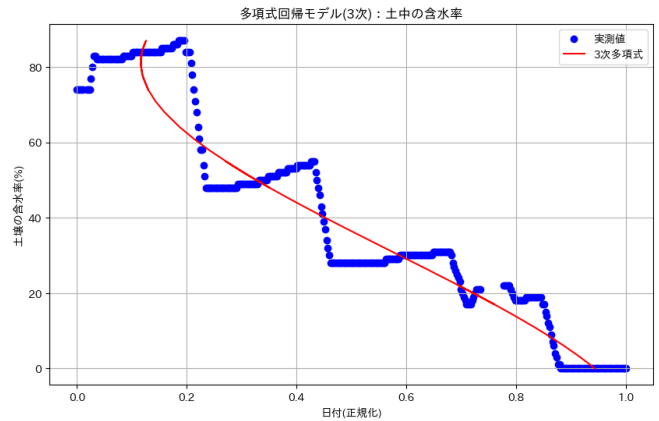
AIC の計算の結果で得られた最適な次数を用いて、それぞれのパターンで予測を行った結果をまとめた図を図 7 に示す。屋外での土の表面の含水率の予測を行った際の最適な次数は 5 である。その結果を図 7c に示す。屋外での土中の含水率の予測を行った際の最適な次数は 3 である。その結果を図 7a に示す。屋内での土の表面の含水率の予測を行った際の最適な次数は 5 である。その結果を図 7d に示す。屋内での土中の含水率の予測を行った際の最適な次数は 4 である。その結果を図 7b に示す。

3 次多項式を用いた多項式回帰モデルの予測結果をまとめた図を図 6 に示した。

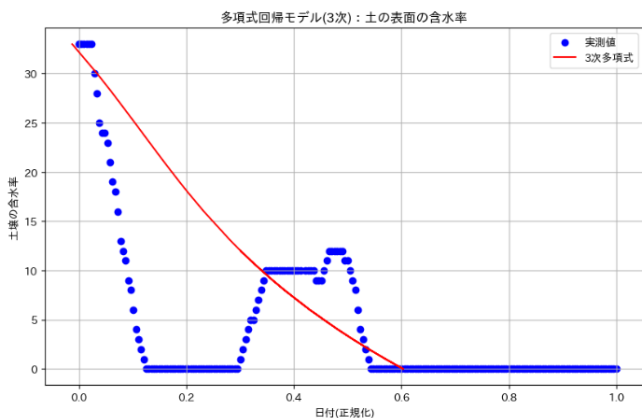
土の表面の含水率が土中の含水率の約半分に対応する 10% に増加したときは夜中 0 時から翌日の朝 3 時の間であることが図 5a から確認できた。毛細管現象による屋外の



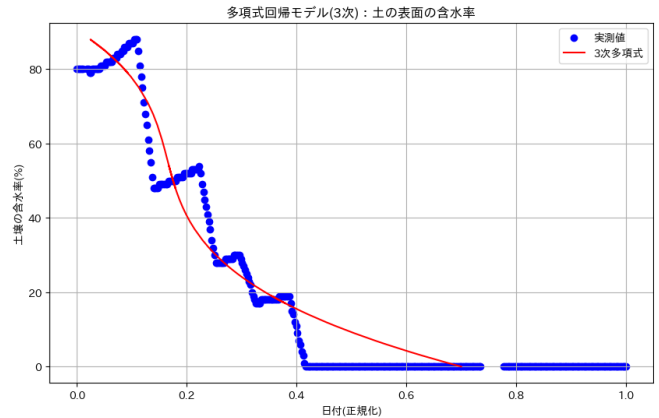
(a) 晴天時の屋外・土中



(b) 曇天・雨天時の屋内・土中



(c) 晴天時の屋外・土の表面



(d) 曇天・雨天時の屋内・土の表面

図 6: 多項式回帰モデルを用いた土壌含水率の予測結果

表 3: 評価指標の値をまとめた表

場所	2 次			3 次		
	$R^2$	MSE	AIC	$R^2$	MSE	AIC
屋外・表面	0.326	0.058	-586.9	0.327	0.058	-585.0
屋外・土中	0.850	0.013	-897.7	0.858	0.012	-906.5
屋内・表面	0.941	0.005	-2006.9	0.941	0.005	-2005.0
屋内・土中	0.869	0.011	-1707.0	0.899	0.008	-1804.2
場所	4 次			5 次		
	$R^2$	MSE	AIC	$R^2$	MSE	AIC
屋外・表面	0.350	0.056	-590.3	0.370	0.054	-594.8
屋外・土中	0.858	0.012	-905.0	0.858	0.012	-903.0
屋内・表面	0.943	0.005	-2016.7	0.955	0.004	-2072.4
屋内・土中	0.907	0.008	-1834.4	0.907	0.008	-1832.6

土の表面の含水率は変化が非線形かつ複雑なため、単回帰モデルと多項式回帰モデルでは土の表面が完全に乾くまでの予測が難しいと考えられる。

AIC の評価での最適な次数による予測 (図 7c) を確認すると、ロンゲ現象が発生していることが分かった。次数の候補が多かったため、過学習したモデルを最適と判断してしまったのではないかと考えられる。次数の候補を絞るかその他の評価基準を用いることで過学習したモデルを最適な次数と判断し

ないように改良が加えられると考えられる。

一方多項式回帰モデルは 4 次までは次数が増加するにつれて  $R^2$ , MSE, AIC の値が増加し、4 次多項式が最も高い評価指標の値を示した。しかし図 7d を確認すると、含水率が 80% 付近で回帰曲線が過剰にフィットしておりロンゲ現象が発生していると思われる。これは、次数の候補が多かったことで過学習を引き起こし、観測データを過剰に追従した結果と考えられる。次に評価指標の値が高い 3 次多項式の結果を見ると含水率が 0% 付近では実測値とのズレがあるが、その他の実測値と大きなズレがないため含水率が 10% になるまでの予測はできていると考えられる。

## 5.2 考察

今回は単回帰モデルよりも多項式回帰モデルが全体的に評価が高かった。しかしモデルに関わらず屋外での土の表面の含水率の予測の評価は  $R^2$ , MSE とともに低かった。土の表面が完全に乾くタイミングは予測の精度が高い一方でその他のタイミングでは精度が低下する傾向が見られた。

屋内の土中の含水率の予測には多項式回帰モデル (3 次) が最適であると考えられる。3 次モデルは過学習のリスクが低く、全体的な予測精度が高いため、実用的な予測モデ

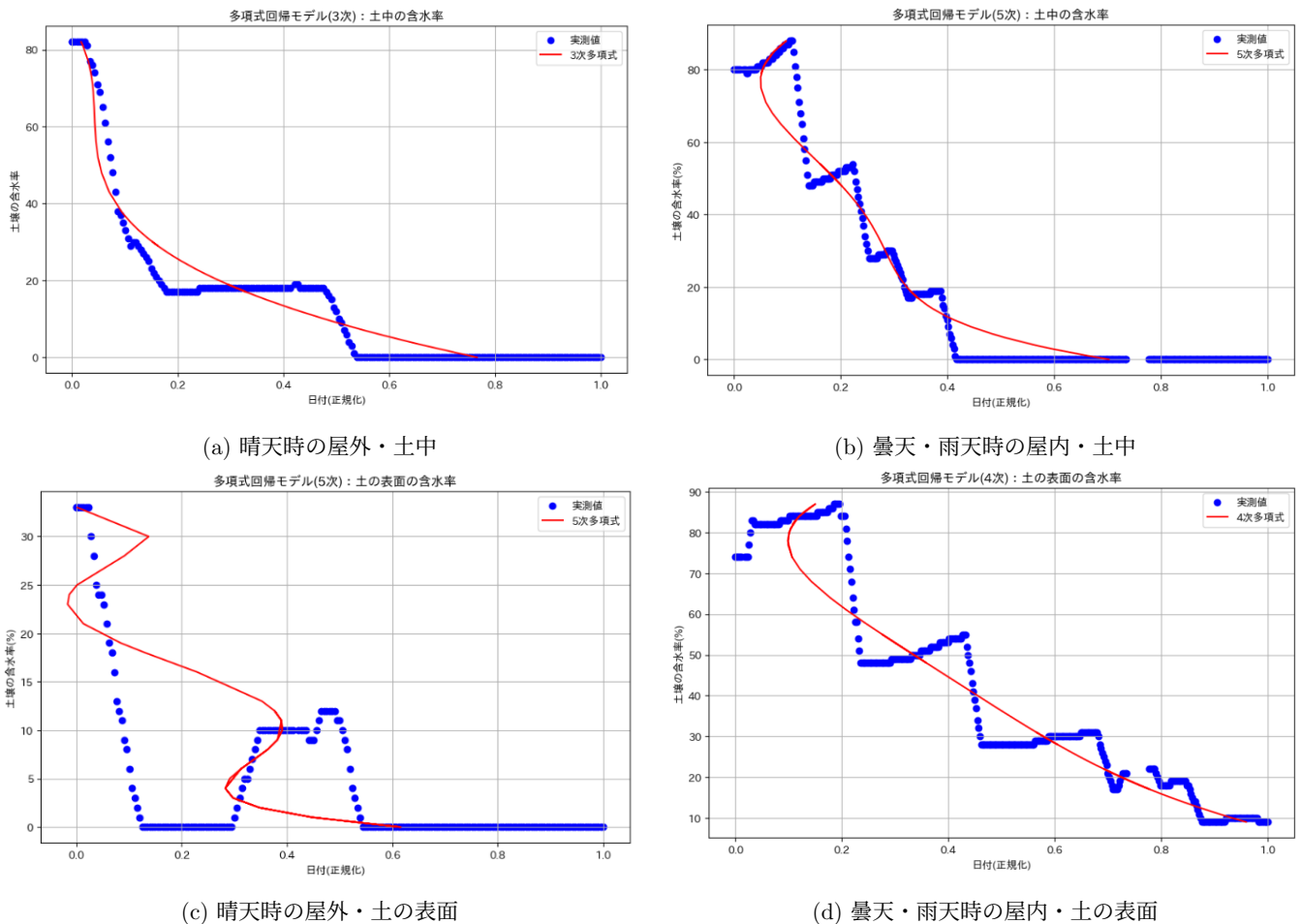


図 7: AIC の計算により最適化された次数を用いた土壌含水率の予測結果

ルではないかと考えられる。

## 6. 終わりに

本研究では植物栽培データ自動収集装置の実装を行い植物栽培データを収集し、そのデータを用いた収集パターン別の含水率の予測を行い、含水率と灌水後の経過時間による予測の精度について分析を行った。主な工程として、植物栽培データ自動収集装置の実装、パターン別のデータ収集、データの前処理、含水率の予測、予測結果の評価を行った。土壌含水率の変化は非線形的であり、多くの場合単回帰モデルより多項式回帰モデルが評価指標の値が高かった。しかし、含水率の予測という観点から単回帰モデルが多項式回帰より特徴を捉えている場合もあった。

今後の課題として、植物を植えた場合には植物が水分を吸収する影響や、根の成長による土壌構造の変化などが含水率への影響を評価することが挙げられる。

## 参考文献

- [1] 阿美咲良, 大村愛花, 池田直矢, 長谷川有貴: 「農村 DX」の取り組み, 電気学会誌, Vol. 140, No. 12, pp. 790-793 (オンライン), DOI: 10.1541/ieejjournal.140.790 (2020).
- [2] 安岡澄人: スマート農業の推進, 日本ロボット学会誌, Vol. 35, No. 5, pp. 362-365 (オンライン), DOI: 10.7210/jrsj.35.362 (2017).
- [3] 梅本雅: スマート農業導入の経済効果と採算規模, 農研機構 (2023).
- [4] 望月秀俊: 体積含水率のモニタリングに基づく水田転換畑の圃場排水性の定量的評価法, 農業農村工学会論文集, Vol. 89, No. 2, pp. I.279-I.290 (2021).
- [5] 堀内将人, 井上頼輝, 松下直幹, 吉田卓司: 不飽和土壌の収脱着反応特性への含水率の影響に関する実験的検討, 土木学会論文集, No. 452, pp. 1-10 (1992).
- [6] 堀野治彦, 丸山利輔: TDR による土壌の体積含水率および電気伝導度の測定について, 土壌の物理性, Vol. 65, pp. 55-61 (1992).
- [7] 近藤純正: 降雨による表層土壌中の含水率の時間変化, 水文・水資源学会誌, Vol. 6, No. 4, pp. 336-343 (1993).
- [8] 宮本輝仁, 筑紫二郎: 土壌の体積含水率-比誘電率関係への混合誘電特性モデルの適用, 農業土木学会論文集, Vol. 2000, No. 206, pp. 193-198 (2000).
- [9] 岩城昂琉, 宮本大哉, 新浜優貴, 宮本和哉, 黒木太司: AM ラジオ放送波利用土壌含水率推定における IoT ネットワーク構築, *IEICE Conferences Archives*, The Institute of Electronics, Information and Communication Engineers (2023).
- [10] 木下拓真, 黒木太司, 宮本和哉: 土壌含水率推定を目的とした含水土壌の中波帯複素誘電率計測とその表面インピーダンス, 電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌), Vol. 143, No. 8, pp. 776-777 (2023).