太陽光発電のパネル表面温度による電力量の予測精度の向上

池田 咲也[1]　杉本 一彦[2]　串田 高幸[1]

概要：太陽光発電の発電量は天気や時期に影響するため, 日によって発電量が異なる. 晴れの日の発電量を 100 %とすると, 曇りの日だと約 40 %, 雨の日だと約 10 %ほどまで低下する. 日本では 1 年間の中で 7 月〜8 月に日射量が高くなるが, 発電効率が 1〜2 割ほど低下してしまう. 理由として, 太陽光パネルはパネルの表面温度が 25 ℃を超えると, 表面温度が上昇するごとに電圧が低下し, 結果的に発電量が低下するためである. 本論文では, IoT デバイスを用いて天気予報と太陽光パネル付近の気温と表面温度にどのような相関関係があるのか調査を行い, 求めた相関関係を用いて向こう 3 日あたりの発電量の低下量を天気予報の気温から予測するシステムを提案する. 同じ太陽光発電の発電量予測として, 天気予報の雲量を基に予測している手法がある. 先述の既存手法と, 提案手法を比較し, 予測精度がどれほど上がったのかを評価とする.

1.　はじめに

背景

近年, IoT の普及が急激に増大しており, 2025 年の IoT デバイス普及台数は 416 億台にもなると予測がされている [1]. IoT とは「Internet of Things」の略称で, 日本語では「モノのインターネット」と呼ばれる [2]. そして IoT デバイスとは, IoT に使用される機器であり, 機器同士がローカルのネットワーク, もしくはインターネットで接続し, 情報や制御のやり取りが可能である [3]. IoT デバイスにはセンサを取り付けることが可能であり, これらは屋外で使用されるケースも多くある. 例えば温度, 湿度, 光度センサがある [4]. その場合, 外部電源に接続されていない IoT デバイスは一次電池を用いて駆動しているのが一般的である [5]. しかし, 一次電池は蓄電している電力量に限りがあり, 使い切ってしまった場合, ユーザーが電池を交換しなければデバイスを稼働し続けることができない. そこで用いられる電力の供給方法が, 外部電源から供給がなくても連続した稼働し続けることが可能な太陽光発電である [6]. 近年, 太陽光発電による太陽光パネルの普及は急増している [7]. 国際エネルギー機関（IEA）が発表した世界における 2019 年までの太陽光発電の累積発電量では, 日本は 3 位で 63.0GW である. 太陽光発電にはいくつか特徴があり, まず気候により発電量が変動してしまうことが挙げられる [8]. 理由として太陽光には直達光と散乱光がある [9]. 直達光とは太陽から直接受ける光のことで, 晴天時に太陽光パネルが吸収する光である. 散乱光とは太陽光が雲内部で反射や屈折, 散乱した光であり, 曇りの日や雨天時に太陽光パネルが吸収する光である. 太陽光発電はこの直達光が強い時に発電量が上昇する傾向があり, 散乱光では光の強度が低いため, 発電量が低くなってしまう. もう 1 つの特徴として, 太陽光パネルはパネルの表面温度が 25 ℃を超えると, 1 ℃上昇するごとに電圧が低下し, 発電量が低下することである [10]. そのため日本では 1 年間の中で 7 月〜8 月の日射量が高い期間, 太陽光パネルの表面温度が 50〜70 ℃まで上昇してしまうため, 発電量が 1〜2 割ほど低下してしまう.

課題

課題として 2 つ述べる. 1 つ目は太陽光パネルの表面温度についてである. 太陽光パネルはパネルの表面温度が 25 ℃を超えると, 1 ℃上昇するごとに電圧が低下し, 発電量が低下する. そのため表面温度がどれほどになるかを考慮せず発電量予測を行う場合, 予測した発電量は実際の発電量と異なった値になる. 太陽光パネルの出力容量 1kW あたりの予測される 1 日の平均発電量は約 2.7kWh と言われている. しかし, これはあくまで平均であり, 表面温度による発電量の低下を考慮すると実際の発電量は大きく下回った値になる.

2 つ目は天気予報から取得した雲量による発電予測の実験を行い, OpenWeatherAPI から取得される天気予報の雲量データを用いて, 雲量ごとに発電量を分け, 各雲量における発電量の確率分布を求めることで雲量データをもとに発

1　東京工科大学コンピュータサイエンス学部
〒 192–0982 東京都八王子市片倉町 1404-1
2　東京工科大学大学院バイオ・情報メディア研究科コンピュータサイエンス専攻
〒 192–0982 東京都八王子市片倉町 1404-1

© 2082 Cloud and Distributed Systems Laboratory

電量の予測を行った. 雲量ごとにおける発電量の確率分布を図 1 に示す.

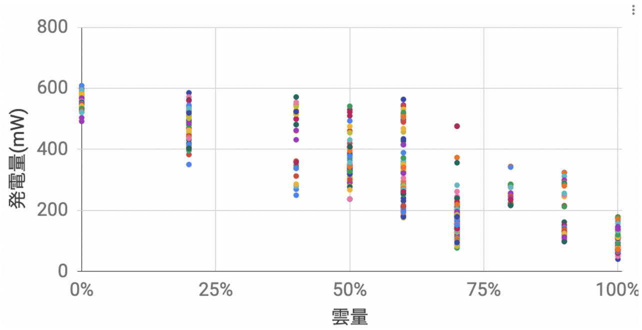

図 1 雲量ごとの発電量分布

この各雲量における発電量の確率分布を見ると, 雲量が少ない時ほど発電量が高く, 雲量が多い時ほど発電量が低いことがわかる. しかし, 全体的に約 50〜200mW ほどばらつきがある. そのため雲量による予測だけでは信頼性が低い. またこの手法には 1 つ目の課題と同様に, 表面温度による効率低下を考慮していないため, この手法で予測すると実際より多く発電量が予測される可能性がある.

各章の概要

第 2 章では太陽光発電の関連研究について述べる. 第 3 章では提案するシステムについて述べる. 第 4 章では提案したシステムの実装や実験環境について述べる. 第 5 章では実験の評価と分析について述べ, 第 6 章では提案したシステムの議論を述べる. 第 7 章で研究のまとめを行う.

2. 関連研究

太陽光発電における発電量予測の研究で, 過去の発電量と日々の天気予報から発電量を予測する論文がある [11]. この研究の目的は電力供給会社の運営をより良いものにするための研究であり. 運営していく上で発電量予測は必要不可欠だと述べられている. 研究内容は雲量, 風速, 湿度, 気温から発電量を予測するシステムで, 実験は 2016 年 5 月 1 日〜2016 年 8 月 31 日までの期間であり, 測定時刻は毎日 6:00〜17:00 の 11 時間である. しかし研究結果として, 実際にデータを取得できたのは雲量による発電量予測のみで, 風速, 湿度, 気温による予測まで至らなかった.

次に 1 時間以内, 1 時間先, 1 日先, 1 週間先の太陽光発電における発電量の予測を提案している論文がある [12]. 世界中で太陽光発電の導入が急速に進んでいる中で, 電力会社や電力取引を行っている事業者も発電量予測を必要としており, 主に 1 時間以内の発電量から 1 ヶ月先の発電量までの予測が必要とされている. この研究ではそういったニーズに着目し, 日射量で 1 時間以内から 1 ヶ月先の発電量を予測している. 研究結果は 1 時間以内の予測での誤差は 15 %, 1 日〜3 日後の予測の誤差が 20 %であり, 4 日後以降は予測ができない結果となった.

衛星画像からの雲の動きの追跡を行った論文では, 太陽光発電の発電量を予測することは, 様々な太陽光設備や気象条件があるため予測は難しいが, 予測の不正確さは大きな経済的損失や電力系統の信頼性の問題に繋がるため, 太陽光発電の発電量の予測を行った [13]. 研究内容は放射状基底関数を用いて, 1 分から 60 分の時間軸で雲の特徴を抽出し, 1 分ごとに直達日射量の平均を予測する方法である. 研究結果は 1 時間後の発電量の予測は誤差 5 %未満, 1 日後の予測は誤差 10 %未満とかなり誤差の低い結果となった. しかし, 夏季 (7 月〜8 月) における発電量予測では誤差が大きく, 夏季における発電量予測の信頼性向上が課題と言える.

太陽光発電における発電量予測の研究では, 日射量, 周囲温度, 降水量, 風速, 気圧, 相対湿度, 表面温度の環境パラメータを用いて発電量を予測する論文である [14]. この研究では太陽光パネルが配置されている場所の緯度や経度, 海面からの距離まで考慮しており, 人工ニューラルネットワーク (Artificial neural network) モデルを採用している. このモデルは ANN モデルと呼ばれ, 入力値を目的の値に変換する汎用的な入出力システムである. データ取得時間は 7:00〜18:00 の 11 時間である. 研究結果は日射量のより高い日は誤差が 0.74 %, 日射量の少ない日は誤差が 19.79 %未満という結果が出た. しかし, 環境パラメータを多く取り入れているが, なぜそれぞれの環境パラメータが予測に必要であるのか詳細に記載されておらず, それぞれのデータが予測に繋がっているのか不明確であった.

太陽光パネルの温度を冷却させ 25 ℃以下を保つことで発電量の低下を事前に防ぐ論文がある [15]. この研究では太陽光発電の発電量効率を高めるために, 発電中に発生する余分な熱を冷却ファンで取り除くことで発電量を向上させる研究である. 研究結果は冷却無しの場合の発電量の最小値と最大値は 8.35 %と 11.46 %で, 冷却有りの場合の発電量の最小値と最大値 12.26 %と 13.27 %となった. つまり結果として 3.91 %発電量を向上させたことにはなるが, 発電量の予測は不可能である.

3. 提案方式

本論文では, 太陽光パネルの表面温度の上昇による発電量の低下量を求め, 発電量を予測する. 提案内容を図 2 に示す. まず雲量による発電量予測で, 全体の発電量を予測する. この予測では, 表面温度の上昇による発電量の低下が考慮されていないため, 実際の発電量より多く見積もった予測となる. そのため表面温度から発電量の低下量を予

© 2082 Cloud and Distributed Systems Laboratory

測し, 雲量から予測された発電量に補正することで, 実際の発電量に近い予測が可能となる.

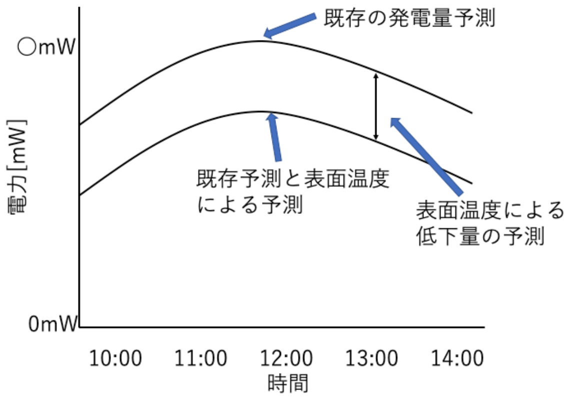

図 2　提案内容

基礎実験

提案方法を成立させるため, 基礎実験として以下の 3 つの実験を行った.

- 太陽光パネル付近の気温と, 表面温度センサを用いて計測した太陽光パネルの表面温度の相関関係を求める実験
- 太陽光パネルの表面温度と, 電力計センサで計測された電力の相関関係を求める実験
- OpenWhetherAPI から取得できる天気予報と, 太陽光パネルの表面温度の相関関係を求める実験
- OpenWhetherAPI から取得できる 1 日〜3 日前の天気予報と, 気温センサを用いて計測した太陽光パネル付近の気温の相関関係を求める実験

基礎実験を行った日時, 時間帯, 雲量, 計測間隔を表 1 に示す.

表 1　基礎実験を行った環境

日時	時間帯	雲量	計測間隔
2021 年 7 月 21 日	9:00〜15:00	雲量 0〜20	1 分
2021 年 7 月 26 日	11:00〜15:00	雲量 0〜20	1 分
2021 年 7 月 28 日	9:00〜15:00	雲量 0〜20	1 分

まず太陽光パネル付近の気温と, 表面温度センサを用いて計測した太陽光パネルの表面温度の相関係数を図 3 に示す. 実験結果から相関係数は 0.60 ということがわかった. 太陽光パネル付近の気温が上昇傾向がある場合, 表面温度も上昇していることがわかる. また太陽光パネル付近の気温が 28〜30 ℃の間, 表面温度が 32〜53 ℃というばらつきが出てしまった. 原因として考えられるのは気温センサである BME280 を, 太陽光パネルに直接取り付けたため, データにばらつきが出てしまったためだと考えられる. 解決策として BME280 ではなく, 表面温度を測定可能なサーミスタを太陽光パネルに取り付けることで, より精度の高いデータを取れることが挙げられる.

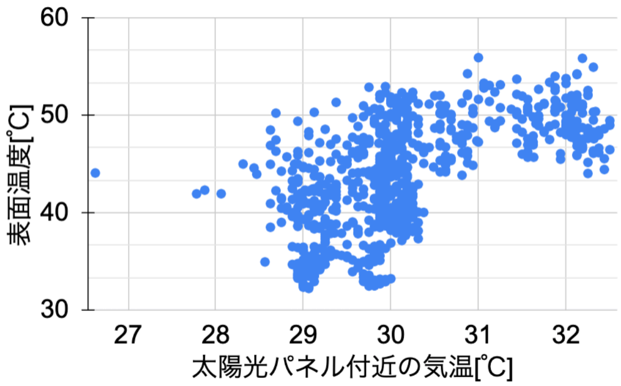

図 3　太陽光パネル付近の気温と表面温度の散布図

次に太陽光パネルの表面温度と, 電力計センサで計測された電力の関係性を表した散布図を図 4 に示す. 実験は 100 オームの負荷を取り付けて行い, 相関係数は 0.68 となった. 図 4 より表面温度が 40 ℃付近まで上昇すると, 発電量が横ばいになった. これは電圧が低下していると同時に電流が上昇しているため, 電圧の低下量より電流の増加量の方が高いためである.

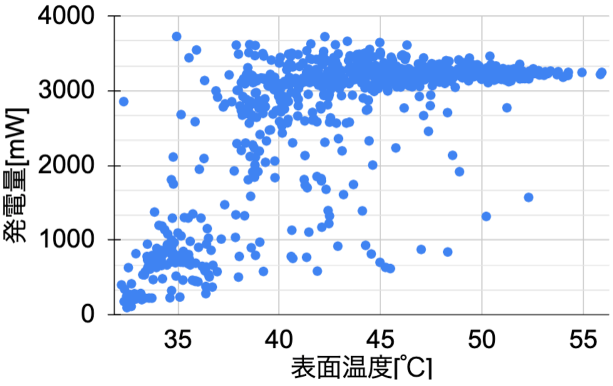

図 4　表面温度と電力の散布図

次に OpenWhetherAPI から取得できる天気予報と, 太陽光パネルの表面温度の関係性を表した散布図を図 5 に示す. 図 5 より太陽光パネル付近の気温を考慮せず, 天気予報と表面温度との関係を計測すると, 天気予報の気温が 32 ℃が続いていても表面温度が 43 ℃から 57 ℃まで上昇していることがわかる. 実験結果から相関係数は 0.19 であり, 相関が低いのは太陽光パネル付近の気温を考慮しなければ相関関係が低いということがわかる. また, 前述でも挙げたように気温センサである BME280 を, 太陽光パネルに直接取り付けたためだと考えられる. 今後サーミスタを用いて取得される温度のばらつきを減らし, 相関係数が高くなることが見込まれる.

© 2082 Cloud and Distributed Systems Laboratory

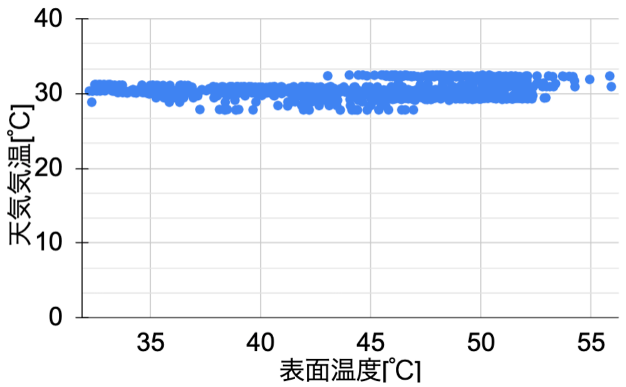

図 5 天気予報と表面温度の散布図

最後に OpenWeatherAPI から取得できる 1 日〜3 日前の天気予報と，気温センサを用いて計測した太陽光パネル付近の気温の相関関係について述べる．OpenWeatherAPI は 3 日後までの天気を予測できるため，取得した太陽光パネル付近の気温が 1 日〜3 日前の OpenWeatherAPI の予測とどれほど気温差があるのかを求める．実験日時は 2021 年 7 月 21 日，7 月 26 日，7 月 28 日の 9:00, 12:00, 15:00 であり，比較する天気予報は OpenWeatherAPI から予測された 1 日〜3 日前の同日同時間の気温である．それぞれの日の 9:00, 12:00, 15:00 の気温と，1 日〜3 日前を比較したグラフを図 6 に示し，結果をまとめた数値を表 2 に示す．なお，OpenWeatherAPI における天気予報は当日を含めて 4 日先まで取得することができる．また天気予報データの間隔は 3 時間ごととなっている．

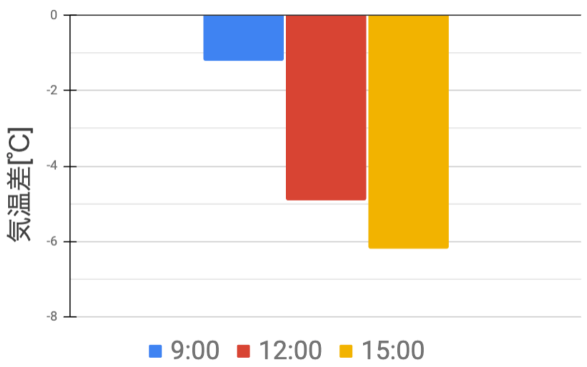

図 6 7 月 21 日，7 月 26 日，7 月 28 日の気温差

実験を行った結果，9:00 の 1 日前の平均誤差は-0.97 ℃，2 日前の平均誤差は-1.78 ℃，3 日前の平均誤差は-0.875 ℃，12:00 の 1 日前の平均誤差は-4.68 ℃，2 日前の平均誤差は-5.17 ℃，3 日前の平均誤差は-4.85 ℃，15:00 の 1 日前の平均誤差は-6.22 ℃，2 日前の平均誤差は-6.48 ℃，3 日前の平均誤差は-5.84 ℃であった．マイナスは実際の太陽光パネル付近の気温と比較して天気予報の気温が低いことを表している．結果から太陽光パネル付近の気温より，天気予報で予測される気温の方が低い傾向があることがわかった．また，1 日前〜3 日前をまとめた 9:00 の平均誤差は-0.87 ℃〜-1.78 ℃，12:00 の平均誤差は-4.68 ℃〜-5.17 ℃，15:00 の平均誤差は-5.84 ℃〜-6.48 ℃であり，1 日の終わりにかけて時間と共に誤差が大きくなることがわかった．本基礎実験により得られた結果は OpenWeatherAPI における予報と太陽光パネル付近の気温の関係性を，天気予報で得られた数値を補正するために用いる．

表 2 OpenWeatherAPI と太陽光パネル付近の気温差

	9:00	12:00	15:00
7 月 21 日 (1 日前)	-1.39 ℃	-5.92 ℃	-7.38 ℃
7 月 21 日 (2 日前)	-1.89 ℃	-6.58 ℃	-7.86 ℃
7 月 21 日 (3 日前)	-1.51 ℃	-6.86 ℃	-8.00 ℃
7 月 26 日 (1 日前)		-3.66 ℃	-5.2 ℃
7 月 26 日 (2 日前)		-3.78 ℃	-5.01 ℃
7 月 26 日 (3 日前)		-4.31 ℃	-5.23 ℃
7 月 28 日 (1 日前)	-0.54 ℃	-4.46 ℃	-6.09 ℃
7 月 28 日 (2 日前)	-1.67 ℃	-5.16 ℃	-6.57 ℃
7 月 28 日 (3 日前)	-0.24 ℃	-3.38 ℃	-4.27 ℃
1 日前の平均	-0.97 ℃	-4.68 ℃	-6.22 ℃
2 日前の平均	-1.78 ℃	-5.17 ℃	-6.48 ℃
3 日前の平均	-0.87 ℃	-4.85 ℃	-5.84 ℃

提案方式

本論文の研究では表面温度を天気予報の気温から予測し，発電量の低下量を推定することで既存の発電量予測を補正する．提案図を図 7 に示す．

(1) OpenWhetherAPI から取得できる天気予報と，気温センサを用いて計測した太陽光パネルの置いてある場所の気温の相関関係を求める．
(2) OpenWhetherAPI からの気温と，気温センサを用いて計測した太陽光パネル付近の気温との相関関係をデータベースへ格納する．
(3) 太陽光パネル付近の気温と，表面温度センサを用いて計測した太陽光パネルの表面温度を比較し，気温と表面温度の相関関係を求める．
(4) 太陽光パネルの表面温度と，電力計センサで計測された電力の相関関係を求める．
(5) 3 と 4 で求めた相関関係をデータベースへ格納する．
(6) OpenWhetherAPI から取得した気温と雲量のデータをデータベースへ格納する．
(7) まずデータベースに格納された天気予報のデータの雲量から発電量を予測する．この発電量には表面温度上昇による発電量の低下が考慮されていないため，天気予報の気温から表面温度を予測し，雲量から予測された発電量に低下量を加味し補正することで誤差の少ない発電量を予測する．

OpenWhetherAPI とは現在の天候や予測履歴を含む各種気象データの無料 API を提供するオンラインサービスで

© 2082 Cloud and Distributed Systems Laboratory

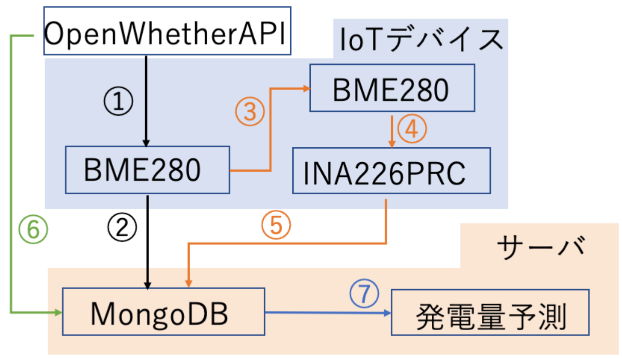

図 7　提案構成図

ある．OpenWhetherAPI からの気温と，気温センサを用いて計測した太陽光パネル付近の気温との相関関係を求める理由について述べる．まず OpenWhetherAPI による天気予報の気温のみで表面温度の予測を行うより，実際の気温を考慮した方が信頼性が向上するためである．天気予報というのはある一帯のエリアの観測所でデータを取得し，そのデータを用いて予測を行っているため，太陽光パネル付近の気温とは気温差が発生する．例えば図 8 に示すように，天気予報の観測所とデバイスで計測するデバイス付近の気温に高低差がある場合，取得できる気温に差が出てしまう．一般的に標高の低い地域では気温が高くなるが，高い地域では気温が低くなる．理由は標高が高いと大気の圧力が小さくなり，内部エネルギーが下がって気温が下がるからである．そのため，太陽光パネル付近の気温との相関関係を求めることでより実際の気温に近い気温を予測することが可能となる．

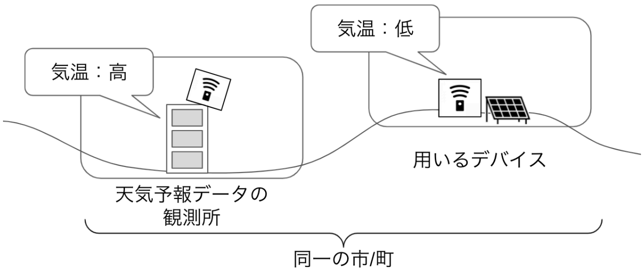

図 8　天気予報と太陽光パネル付近の気温の気温差

続いて太陽光パネル付近の気温と，表面温度の相関関係を求める理由について述べる．例として，太陽光パネル付近の気温が 30 ℃の際に，表面温度も同様に 30 ℃であるとは限らず，太陽光パネル付近の気温が 30 ℃であり続けている間も表面温度は変動していると考えられる．そのため，表面温度が太陽光パネル付近の気温に対しどのような相関関係で温度が上昇しているのか求めることで，気温から表面温度を予測することが可能である．

続いて，太陽光パネルの表面温度と，電力計センサで計測された電力の相関関係を求める理由について述べる．表面温度が上昇すると電流は増加するが，電圧がそれを上回るスピードで減少する．そのため発電量が低下することが考えられる．しかし，低下するのは電圧のみであり，電流は低下しないため，実際に発電量の低下し始める温度を表面温度から求め，発電量の低下量を予測するための基礎データとする．

基礎実験で取得したデータと求めた相関関係は，図 9 のようにデータベースである MongoDB に格納する．

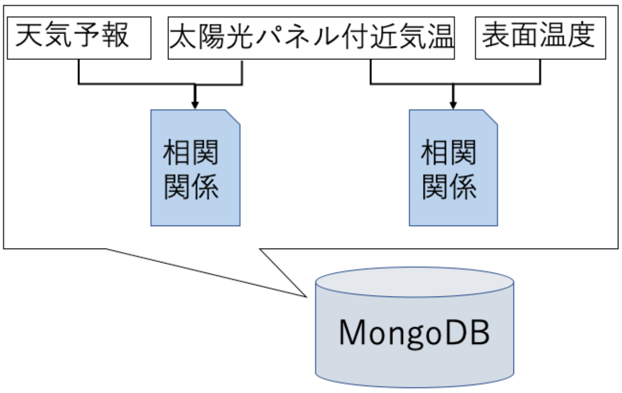

図 9　MongoDB への格納

格納するデータには基礎実験で取得した天気予報の気温と雲量，太陽光パネル付近の気温，太陽光パネルの表面温度，発電量の低下量，既存の予測による発電量，既存の予測による発電量に低下量を補正した発電量が含まれる．求めた相関関係は天気予報から予測される太陽光パネル付近の気温の確率，太陽光パネル付近の気温から予測される表面温度の確率，表面温度から予測される発電量の低下量の確率，既存の手法から予測される発電量の確率，既存の手法から予測された発電量に低下量を補正し，予測される発電量の確率として格納する．

最後に，発電量の低下量を考慮した発電量予測のアルゴリズムについて述べる．基礎実験から求められたデータを元に，予測を行う．予測はデータベースに格納された基礎データから確率分布を用いる．確率分布から求める手法を図 10 に示す．

例えば天気予報の気温がα℃の際に，予測される太陽光パネル付近の気温は 1 つだけではなく，いくつかの気温が予測される．基礎データを元にそれぞれ起こり得る気温を確率で表す．次に予測された全ての気温から，　起こり得る太陽光パネルの表面温度を予測する．太陽光パネル付近の気温の確率と表面温度の確率の積を求めることで，太陽光パネル付近の気温から予測される表面温度の確率が求められる．しかし，例えば太陽光パネル付近の気温が A ℃の際に D ℃, E ℃, F ℃が予測された場合，太陽光パネル付近の気温が B ℃の際も E ℃, F ℃が予測される場合がある．その場合はそれぞれの太陽光パネル付近の気温から求められ

© 2082 Cloud and Distributed Systems Laboratory

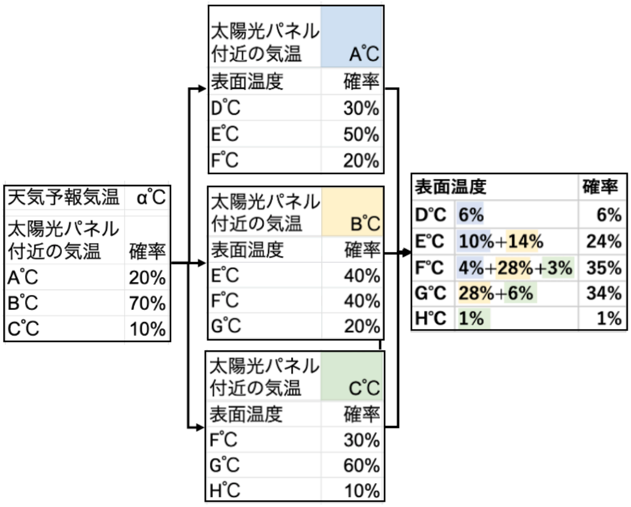

図 10　天気予報気温から表面温度を予測する際のアルゴリズム

た同様の表面温度の確率を足し合わせることで, 表面温度が予測される 前述と同様の手法で予測された表面温度から予測される発電量の低下量は何 mW であるのか確率を表す. 最後に, 既存の手法の一例として雲量から確率分布で予測される最も確率の高い発電量と, 表面温度から確率分布で予測される最も確率の高い発電量の低下量との確率を求める手法を図 11 に示す.

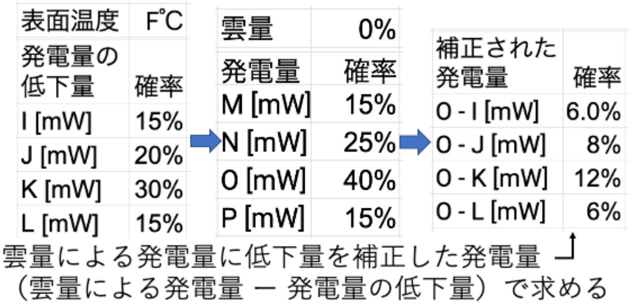

図 11　表面温度から低下する発電量を求めるアルゴリズム

前述で述べた確率分布から求める手法を用いて, 表面温度が F ℃の際に予測される発電量の低下量 I〜L[mW] の場合と, 雲量から予測される発電量 M〜P[mW] であった場合の発電量の予測を確率分布から求める. この際に求める発電量は, 雲量による発電量に表面温度から求められた発電量の低下量を補正した発電量 Q〜V であり, 最終的な発電量は雲量による発電量から発電量の低下量を引いた値である.

ユースケース・シナリオ

図 12 のように, ビニールハウスで IoT デバイスを太陽光発電で動作させ, 天気予報データから発電量の予測を行って動作スケジュールを変更している機器の場合, 精度の高い発電量予測をする必要がある. その理由として, 太陽光パネルの表面温度を考慮せずに発電量予測をする場合, 予測した発電量が実際の発電量より多く見積もってしまい, スケジューリング通りにデータ取得が行われないためである. つまり, センサのデータが決められたタイミングで送られるように予測をしなければならない. 本論文の予測では既存の発電量予測に表面温度による発電量の低下を考慮しているため, 既存の発電量予測より実際の発電量を低く見積もっている. さらにアルゴリズムである確率分布の結果から, 起こり得る全ての発電量を予測して確率を厳しく取ることで, 発電量が足りずデバイスの動作スケジューリングに支障をきたす場合も事前に予測が可能となり, ユーザがデバイスが停止することを防ぐことが可能となる. これにより, 堅牢性の高い IoT デバイスを運用することができる.

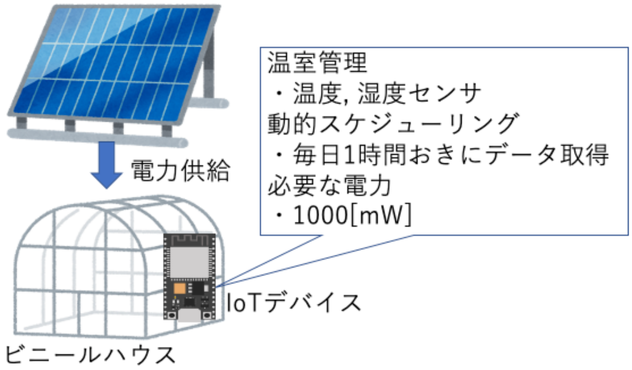

図 12　ユースケース図

4.　実装と実験方法

ここでは提案を基にした実装と実験方法について記述する.

実装

全体のソフトウェア構成図を図 13 に示す.

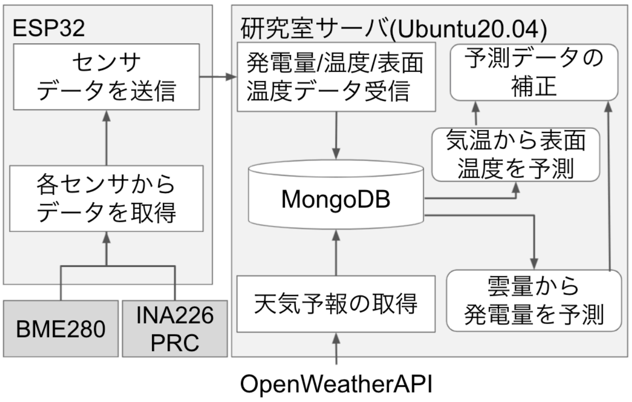

図 13　ソフトウェア構成図

IoT デバイスとして ESP32 を用いる. 太陽光パネル付近の気温, 太陽光パネルの表面温度の取得には BME280 を用いた. 太陽光パネルの電圧, 電流, 電力の取得には電力計セ

ンサーのINA226PRCを用いた．サーバにはUbuntu20.04，データベースにはMongoDBを用いた．天気予報の取得にはOpenWeatherAPIを利用した．ESP32とサーバはネットワークにより接続されており，ユーザはサーバに立てられているWebサーバ内に設けられているWebサイトからアクセスする．ソフトウェアの流れとして，まずESP32でBME280から太陽光パネル付近の気温データ，太陽光パネルの表面温度データを取得する．同時にINA226PRCから太陽光パネルの電圧，電流，電力のデータを取得し，センサーデータを研究室サーバ (Ubuntu20.04) に送信し，サーバ内のMongoDBにデータを格納する．同様にOpen-WeatherAPIから取得された天気予報もMongoDBに格納することで発電量の予測に必要なデータが全てMongoDBに格納される．

続いてMongoDB内の処理についてである．MongoDBに格納された天気予報のデータにある雲量から発電量を予測する．しかし，この発電量には表面温度上昇による発電量の低下が考慮されていないため，天気予報の気温から表面温度を予測し，雲量から予測された発電量に低下量を加味し補正することで誤差の少ない発電量を予測する．

実験環境

実験環境を図14に示す．太陽光パネルは最大出力が電圧17.4V，電流0.29AのSY-M5W-12を用いる．ESP32には4000mAhのリチウムイオン電池で電力を供給する．使用ハードウェアを表3に示す．

表 3　使用ハードウェア/OS

カテゴリ	ハードウェア/OS
Computer	ESP32
Sensor	BME280 温湿度・気圧センサモジュール
Sensor	INA226PRC ディジタル電流・電圧・電力計モジュール
Sensor	MLX90614 非接触温度センサモジュール
Module	SY-M5W-12　太陽光パネル
Server	Ubuntu20.04

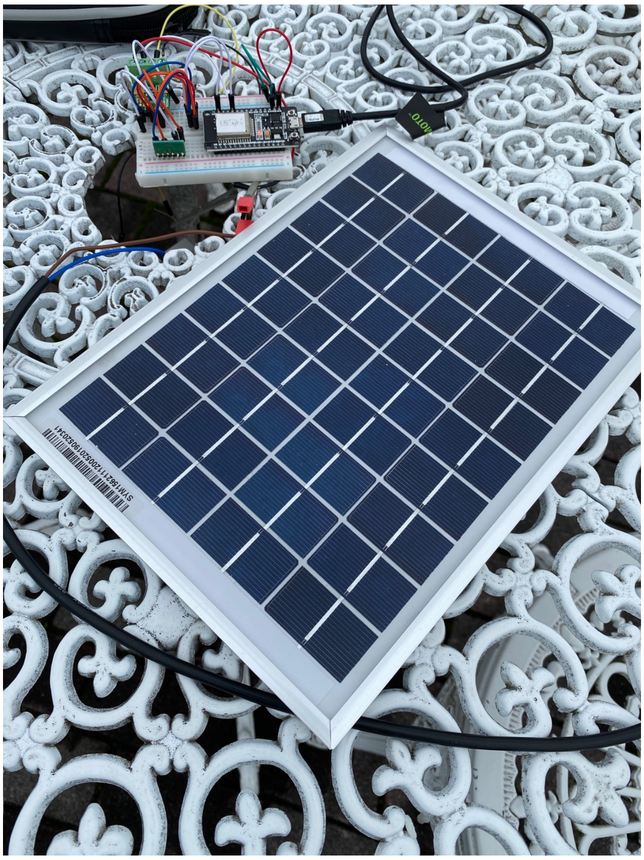

図 14　実験環境

5.　評価手法と分析手法

雲量のみで予測された発電量と実際の発電量の誤差，本論文で予測された発電量と実際の発電量の誤差の2つを比較し，本論文の発電量の誤差がどれほど少ないかを評価とする．評価対象となる雲量による発電量予測を行っている論文がある [16]．この論文では，雲量ごとに発電量を分け，各雲量における発電量の確率分布を求めることで雲量データをもとに発電量の予測を行っている．研究によって求められた平均誤差は1日前からの予測で9.06 %，2日前が29.63 %，3日前が48.86 %であった．本論文の表面温度による発電量の低下量を考慮した発電量予測が，前述した雲量のみの発電量予測と比較して誤差がどれほど少ないのかを評価する．

6.　議論

本研究ではIoTデバイスを用いて気温と太陽光パネルの表面温度の相関係数を求め，表面温度が25 ℃を超えた場合に発生する発電量の低下を予測する提案を行った．しかし，実際に表面温度を取得するために使用したのは表面温度を取得するセンサではなく，気温センサであるBME280である．そのため表面温度のデータにばらつきが出てしまったため，今後はサーミスタを用いて表面温度のデータをより正確に取得可能とする．また，より良い発電量の予測を行うためには雲量や気温からの発電量予測の他に，風速や降水量などを考慮した研究が必要である．風が強い日は表面温度が低くなる傾向があることや，降水量の多さによって直達光が散乱光へと変わり，発電量が低下する [14]．これらを考慮するとより信頼性の高い発電量が予測できる．

7.　おわりに

本論文では天気予報から発電量を予測する手法として，発電量の低下に繋がる表面温度の予測を行った．天気予報データから発電量の予測を行って動作スケジュールを変更している機器の場合，精度の高い発電量予測をする必要がある．そのため本研究によって天気予報から予測された発

© 2082 Cloud and Distributed Systems Laboratory

電量を取り入れることで堅牢性の高い IoT デバイスとして運用することが可能になる．本論文では雲量と太陽光パネルの表面温度による発電量予測であったが, 風速や降水量, 緯度や経度による日射量の変化などを考慮することでより精度の高い予測が行えるのではないだろうか.

参考文献

[1] Bellavista, P., Cardone, G., Corradi, A. and Foschini, L.: Convergence of MANET and WSN in IoT urban scenarios, *IEEE Sensors Journal*, Vol. 13, No. 10, pp. 3558–3567 (2013).

[2] Ravi, P.: Future of IOT: Design and deployment challenges, *XRDS: Crossroads, The ACM Magazine for Students*, Vol. 26, No. 1, pp. 54–58 (2019).

[3] Meidan, Y., Bohadana, M., Shabtai, A., Guarnizo, J. D., Ochoa, M., Tippenhauer, N. O. and Elovici, Y.: ProfilIoT: A machine learning approach for IoT device identification based on network traffic analysis, *Proceedings of the symposium on applied computing*, pp. 506–509 (2017).

[4] Gondchawar, N., Kawitkar, R. et al.: IoT based smart agriculture, *International Journal of advanced research in Computer and Communication Engineering*, Vol. 5, No. 6, pp. 838–842 (2016).

[5] Blaauw, D., Sylvester, D., Dutta, P., Lee, Y., Lee, I., Bang, S., Kim, Y., Kim, G., Pannuto, P., Kuo, Y.-S. et al.: IoT design space challenges: Circuits and systems, *2014 Symposium on VLSI Technology (VLSI-Technology): Digest of Technical Papers*, IEEE, pp. 1–2 (2014).

[6] Kraemer, F. A., Palma, D., Braten, A. E. and Ammar, D.: Operationalizing solar energy predictions for sustainable, autonomous iot device management, *IEEE Internet of Things Journal*, Vol. 7, No. 12, pp. 11803–11814 (2020).

[7] Warnecke, T. and Houndonougbo, A. N.: Let there be light: Social enterprise, solar power, and sustainable development, *Journal of Economic Issues*, Vol. 50, No. 2, pp. 362–372 (2016).

[8] Hill, C. A., Such, M. C., Chen, D., Gonzalez, J. and Grady, W. M.: Battery energy storage for enabling integration of distributed solar power generation, *IEEE Transactions on smart grid*, Vol. 3, No. 2, pp. 850–857 (2012).

[9] Karafil, A., Ozbay, H., Kesler, M. and Parmaksiz, H.: Calculation of optimum fixed tilt angle of PV panels depending on solar angles and comparison of the results with experimental study conducted in summer in Bilecik, Turkey, *2015 9th International Conference on Electrical and Electronics Engineering (ELECO)*, IEEE, pp. 971–976 (2015).

[10] Yang, D., Yuan, Z., Lee, P. and Yin, H.: Simulation and experimental validation of heat transfer in a novel hybrid solar panel, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, Vol. 55, No. 4, pp. 1076–1082 (2012).

[11] Kim, J.-G., Kim, D.-H., Yoo, W.-S., Lee, J.-Y. and Kim, Y. B.: Daily prediction of solar power generation based on weather forecast information in Korea, *IET Renewable Power Generation*, Vol. 11, No. 10, pp. 1268–1273 (2017).

[12] Kostylev, V., Pavlovski, A. et al.: Solar power forecasting performance–towards industry standards, pp. 1–8 (2011).

[13] Zhang, J., Hodge, B.-M., Florita, A., Lu, S., Hamann, H. F. and Banunarayanan, V.: Metrics for evaluating the accuracy of solar power forecasting (2013).

[14] Kumar, K. R. and Kalavathi, M. S.: Artificial intelligence based forecast models for predicting solar power generation, *Materials today: proceedings*, Vol. 5, No. 1, pp. 796–802 (2018).

[15] Borkar, D. S., Prayagi, S. V. and Gotmare, J.: Performance evaluation of photovoltaic solar panel using thermoelectric cooling, *International Journal of Engineering Research*, Vol. 3, No. 9, pp. 536–539 (2014).

[16] 一彦杉本高幸串田天気予報による発電量予測をもとにユーザとセンサーデータのサービスレベルを合意する手法 No. 41 (2021).