

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。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の雲量と表面温度、表面温度と発電量にどのような相関関係があるのか確率分布から求め、向こう3日あたりの1時間分の発電量の期待値を天気予報の雲量1%～75%時から予測するシステムを提案した。その結果、予測された発電量と実際の発電量の1日前の平均誤差が11.6%、2日前が13.7%、3日前が23.3%となった。このことから表面温度の上昇による発電量の低下を考慮することで誤差の少ない発電量予測が可能となる。

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416億台になると予測されている[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、これらは屋外で使わ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の特徴があり、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、発電量が低くなる。もう一つの特徴として、太陽光パネルはパネルの表面温度が25℃を超えると、温度が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割ほど低下する。

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[10]。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である。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、雲量ごとの発電量予測の実験を行った。実験期間は2020年11月15日～2021年2月11日のうちの15日間である。時刻は10:00～14:00である。各雲量ごとにおける発電量の確率分布を図1に示す。

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

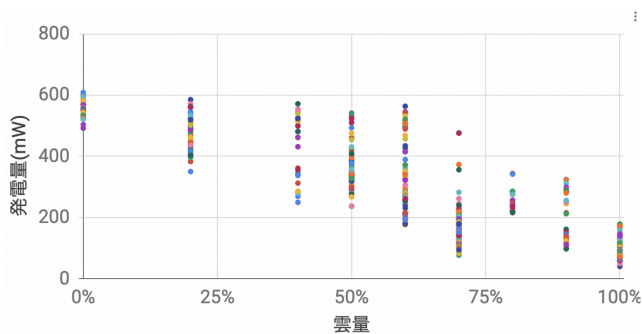


図 1 雲量ごとの発電量分布

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 のばらつきがある。IoT デバイスである ESP32 ではデータ取得を頻繁に行う場合、1 時間あたり 60~120mW 電力を消費する。そのため 50~200mW のばらつきがあると、データ取得の動作スケジュールに支障をきたしてしまうため雲量による予測だけでは信頼性が低い。また、ばらつきが多い原因として雲量 40%~70% 時は太陽に雲が重なる時間と重ならない時間があり、結果的に太陽光パネルに当たる日射量にばらつきが発生してしまったためだと考えられる。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のデータ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、電力を供給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 日まで約 4 ヶ月間であり、測定時刻は 6:00~17:00 の 11 時間である。しかし研究結果として、実際に可能だっ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。

原因としてはデータは取得していたが、発電量予測との関係性を見出せなかったからである。

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太陽光の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。この研究では上記のニーズに着目し、日射量による発電量予測で 1 時間以内から 1 ヶ月先を予測している。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。予測データにばらつきが多く確率が収束しないためである。

衛星画像から雲の動きの追跡を行い太陽光発電の発電量を予測する論文がある。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システムの信頼性の問題に繋がるため、このような問題を解決するために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 分ごとの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が、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。これは本論文の課題にもある表面温度による発電量の低下が原因と考えられる。

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 7 つ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]。この研究では実験を行っていた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を考慮しており、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り、このアルゴリズムから予測が行われる。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な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。また予測を行う際は太陽光パネルが設置されている場所の正確な情報が求められるため、設置する場所の緯度や経度、海面からの距離など、事前準備が必要である。

本論文の課題にもあるように太陽光パネルは表面温度が 25℃ 以上になると発電量が低下する。そのため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研究を行った論文がある [15]。この研究では

太陽光発電における発電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ことを可能としている。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。つまり結果として発電量を全体的に 3.91 % 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考慮した発電量を予測する。既存の発電量予測では太陽光パネルが 25 °C 以上の際に発生する発電量の低下の予測を行っておらず、実際より発電量を多く見積もった予測結果となる。そのため太陽光パネルの表面温度ごとの発電量を予測することで、発電量を多く見積もることを防ぎ、既存の発電量予測より誤差の少ない発電量予測を可能とする。予測に必要なデータの取得から、発電量予測までの過程を図 2 に示す。

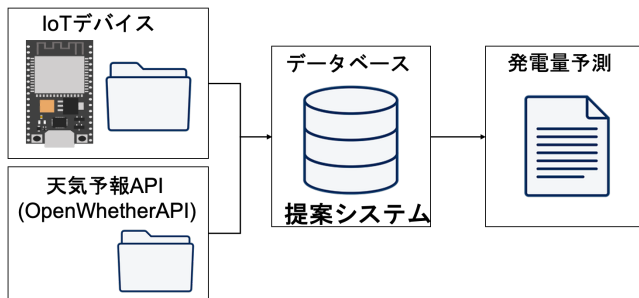


図 2 提案内容

まず IoT デバイスで太陽光パネルの表面温度、太陽光パネルから発電された発電量の 2 つのデータを取得する。さらに気温や雲量の予測が可能な天気予報 API である Open-WhetherAPI から雲量のデータを取得し、データベースに格納する。OpenWhetherAPI は現在の気温、気圧、雲量など各種気象データを 1 分間隔で取得できる無料 API を提供するオンラインサービスであり、向こう 3 日分の予測データも取得できる。続いてデータベース内では格納された雲量データ、表面温度データ、発電量データを統合し、提案システムを構築する。予測モデルは確率分布から発電量を予測するアルゴリズムを基に構築し、向こう 3 日あたりの発電量を予測可能とする。予測手法として、基礎実験から得られた雲量、太陽光パネルの表面温度、発電量のデータから確率分布を用いて予測を行う。予測の流れを図 3 に示す。

予測する流れとして、まず初めに OpenWhetherAPI から取得される 1 分間の雲量と、基礎実験から取得した 1 分間の太陽光パネルの表面温度データを用いて雲量から表面温度を予測する確率分布を算出する。同様に 1 分間の表面温度と、1 分間の発電量データを用いて表面温度から発電

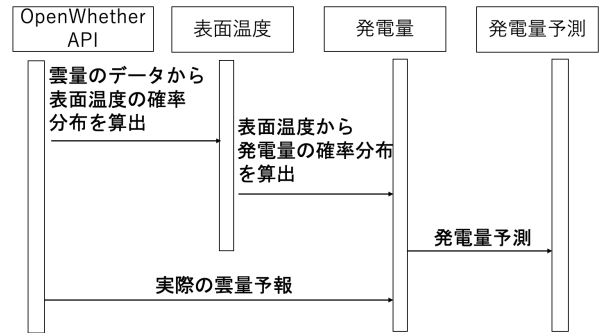


図 3 予測アルゴリズムにおける確率分布を算出する流れ

量を予測する確率分布を算出する。これら 2 つの確率分布を用いることで雲量データから予測される発電量の確率を求めることが可能となる。求められた確率から期待値を用いて発電量を予測する。表面温度を考慮した雲量 1 %, 20 %, 40 %, 75 % 時の発電量の期待値は式 1 を用いて求める。E[X] が発電量の期待値である。x は雲量から予測される発電量の確率、p は予測される発電量である。x と p の積が 1 つの発電量の期待値となるため、起こり得る全ての確率から期待値を算出し、足し合わせることで全体の期待値を求めることが可能となる。天気予報から雲量を取得し、発電量の予測をする際は雲量ごとの期待値をそれぞれの時間の雲量に当てはめて予測を行う。予測する発電量を期待値で求めるのは、予測される発電量の確率が最も低い値も考慮して全体に重みを付けた加重平均で結果を出すことで、偏りのない予測が可能となるからである。雲量から表面温度の確率分布を表 1 に、表面温度から発電量の確率分布を表 2 に、雲量から発電量の確率分布と発電量の期待値までの流れを表 3 に示す。

$$E[X] = x_1p_1 + x_2p_2 + \dots + x_np_n \quad (1)$$

表 1 雲量 1 % 時の表面温度の確率分布

表面温度	確率
18 °C	0 %
19 °C	0.4 %
20 °C	0 %
・	・
・	・
・	・
33 °C	10.4 %
34 °C	4.8 %
35 °C	5.2 %
36 °C	0.4 %

表 1 は実際に基礎実験から得られたデータを基に求められた雲量 1 % 時に予測される表面温度の確率分布である。表面温度は雲量 20 %, 40 %, 75 % 時も同様に表面温度 17 °C ~ 36 °C の範囲でデータベース内で算出される。

表 2 は表面温度が 20 °C 時に予測される発電量の確率分

表 2 表面温度 20 °C時の発電量の確率分布

発電量	確率
1900mW	0 %
1950mW	0 %
2000mW	14.7 %
2050mW	2.9 %
・	・
・	・
・	・
3400mW	5.8 %
3450mW	2.9 %
3500mW	0 %
3550mW	0 %

表 3 雲量 1 %時の発電量の確率分布と発電量の期待値

発電量	確率	算出	期待値
1900mW	0 %	→	0mW
1950mW	0 %	→	0mW
2000mW	1 %	→	20mW
2050mW	1 %	→	20.5mW
・	・		・
・	・		・
・	・		・
3400mW	1.9 %	→	64.6mW
3450mW	1.1 %	→	37.95mW
3500mW	0.7 %	→	24.5mW
3550mW	0.7 %	→	24.85mW
	100 %	→	2325.1mW

布である。発電量は表面温度 17 °C~36 °C時も同様に発電量 1900mW~3550mW の範囲で算出される。実験は 10 日分集めることでばらつきのあったデータが収束する。本論文の実験は秋に行っており、夏季の表面温度は 50 °C以上まで上昇するため、夏季に表面温度を予測する場合は追加実験を行う必要がある。

表 3 は雲量 1 %時の発電量の確率分布である。これは表 1 の雲量 1 %時から予測される表面温度の確率分布と、表面温度 17 °C~36 °Cの全ての予測される発電量の確率分布から予測を行っている。予測された発電量と起こり得る確率の積を全て足し合わせることで期待値が求められる。雲量 1 %時の発電量の期待値は 2325.1mW となる。

天気予報の雲量から発電量を予測するまでの提案内容の流れを図 4 に示す。

- (1) 基礎実験 OpenWhetherAPI から取得される雲量と温度センサから取得した太陽光パネルの表面温度の相関関係を求める。
- (2) 雲量と表面温度の相関関係をデータベースへ格納する。
- (3) 太陽光パネルの表面温度と、電力センサで計測された電力の相関関係を求める。
- (4) 表面温度と電力の相関関係をデータベースへ格納する。
- (5) OpenWhetherAPI から取得した雲量の天気予報デー

タをデータベースへ格納する。

- (6) (2),(4),(5) でデータベースに格納されたデータから確率分布によって発電量を予測する。

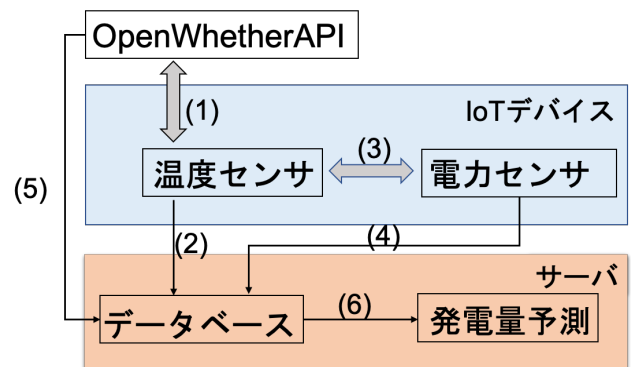


図 4 取得されたデータの流れ

OpenWeatherAPI の天気予報における雲量と、太陽光パネルの表面温度の相関関係を求める理由について述べる。太陽光パネルの表面温度は太陽光の日射量によって変動すると考える。日射量は雲量によって左右されるため、雲量と表面温度にどのような関係性があるのか求めることで、雲量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、発電量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、25 °Cを境に電圧が減少し始めるため、発電量が低下する [10]。そのため実際に 25 °C以上のそれぞれの表面温度から発電量を予測することで、発電量の低下が考慮された誤差の少ない予測を可能とする。

基礎実験

発電量の予測はデータベース内に統合されたデータから確率分布によって求めるため、元となる基礎データを基礎実験で取得する。基礎実験で行う内容は以下の 2 つである。

- OpenWhetherAPI から取得できる雲量と、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

基礎実験を行った日時、時間帯、雲量、計測間隔を表 4 に示す。

OpenWhetherAPI から取得できる雲量と、太陽光パネルの表面温度の相関関係について述べる。基礎実験で取得した雲量 1 %、雲量 20 %、雲量 40 %、雲量 75 %時の表面温度のヒストグラムを表 5 に示す。

まず実験結果から雲量 1 %時の表面温度は 29 °C~30 °C が一番多く発生することがわかった。他の雲量のグラフと比較すると全体的に表面温度が高く分布している。理由は

表 4 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
2021年10月18日	9:00~15:00	雲量 0~75	1分
2021年10月26日	9:00~15:00	雲量 0~75	1分
2021年10月29日	9:00~15:00	雲量 0~75	1分
2021年11月2日	13:00~16:00	雲量 0~40	1分
2021年11月3日	13:00~16:00	雲量 0~20	1分
2021年11月11日	9:00~15:00	雲量 0~40	1分
2021年11月15日	11:00~13:00	雲量 0~40	1分
2021年11月17日	11:00~14:00	雲量 0~40	1分

表 5 各雲量ごとの表面温度の確率分布

表面温度	雲量 1 %	雲量 20 %	雲量 40 %	雲量 75 %
17	0.40%	0.50%	0.70%	0.00%
18	0.00%	0.00%	0.70%	0.00%
19	0.40%	0.50%	0.00%	0.00%
20	0.00%	3.20%	0.70%	4.80%
21	0.00%	5.90%	0.00%	0.00%
22	0.00%	2.30%	0.70%	4.80%
23	0.00%	1.80%	3.40%	19.00%
24	1.60%	2.70%	7.60%	23.80%
25	1.20%	2.70%	9.00%	9.50%
26	4.40%	5.90%	13.10%	4.80%
27	2.80%	6.80%	13.80%	0.00%
28	12.80%	7.20%	13.10%	14.30%
29	16.00%	11.30%	11.00%	4.80%
30	16.00%	12.20%	11.00%	9.50%
31	14.40%	13.50%	4.10%	4.80%
32	9.20%	9.90%	2.80%	0.00%
33	10.40%	6.80%	3.40%	0.00%
34	4.80%	4.50%	2.80%	0.00%
35	5.20%	2.30%	1.40%	0.00%
36	0.40%	0.50%	0.70%	0.00%

雲がほぼ無いため太陽光が常に照射されており、太陽光パネルの表面温度が上昇しているからである。

続いて雲量 20 %時の表面温度は 31 °C が一番多く発生することがわかった。雲量 1 %の時と比較すると全体的には似た分布となっているが、表面温度が 27 °C 以下になる確率が全体的に増加している。これは雲が 2 割増えたことにより日射量が低下したため、表面温度が全体的に低くなっている。

雲量 40 %時は表面温度が 27 °C が一番多く発生することがわかった。雲量 20 %時からさらに雲が 2 割増えたことにより、全体的に表面温度が低くなっているのがわかる。しかしデータの 60 %は太陽からの直射日光が当たっている表面温度であるため、最頻値より表面温度の高い右側にデータが集まっているのがわかる。

雲量 75 %時は表面温度が 24 °C が一番多く発生すること

がわかった。雲量が多いため太陽光が雲によって遮られてしまい、全体的に表面温度が下がっているのがグラフから読み取れる。また雲量 75 %の場合、太陽に雲が重ならない瞬間が 25 %あるため日射量が増加し表面温度が高くなるが、雲量 1~40 %とは違い直射日光が当たり続ける時間が少ないため表面温度も上昇しにくくなっている。

続いて太陽光パネルの表面温度と太陽光の発電量の相関関係について述べる。基礎実験ではパネルの表面温度 16 °C~35 °Cまでを取得した。そのグラフを図 5 に示す。

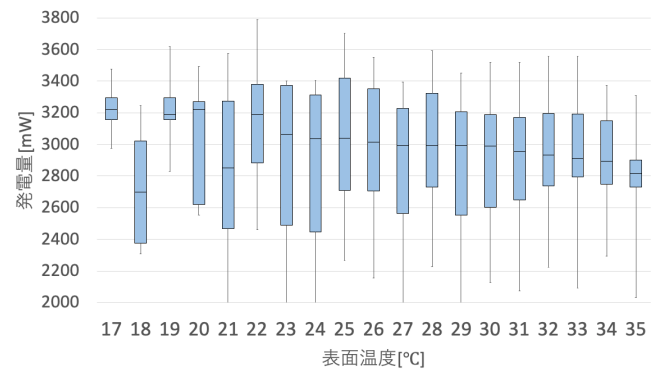


図 5 表面温度と発電量

このグラフは箱ひげ図であり、黒軸がその表面温度で取得された発電量の中央値である。まずグラフを見ると表面温度が 25 °C から以降温度が上昇するごとに発電量の最頻値が下がっているのがわかる。表面温度が 25 °C 時の発電量の最頻値が 3039mW であるのに対し、35 °C 時の発電量が 2815mW であるため、25 °C~35 °C で 224mW 発電量が低下しているのがわかる。表面温度が 18 °C、21 °C 時に発電量の分布全体が低下しているのは、雲量が多く雲が太陽の直射日光を遮ってしまった時間と、太陽が沈み始めた夕暮れの時間のデータがばらつきを大きくさせたと考えられる。

基礎実験で取得したデータは、図 6 のようにデータベースに格納し、基礎データから雲量から発電量の期待値までの確率分布を算出する。

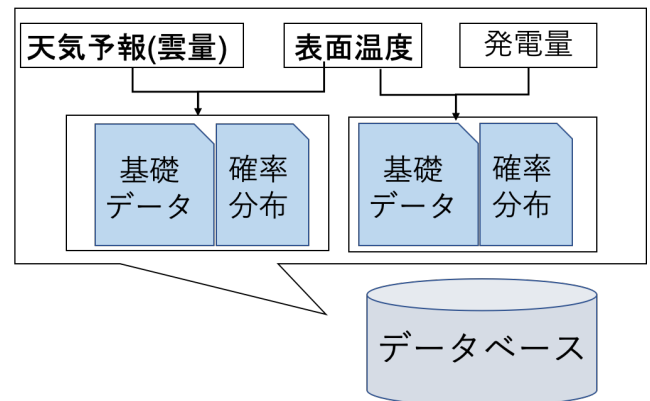


図 6 MongoDB への格納

格納するデータには基礎実験で取得した天気予報の雲量、

太陽光パネルの表面温度、低下量を考慮した太陽光パネルの発電量が含まれる。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の表面温度の確率、表面温度から予測される発電量の確率として格納する。

ユースケース・シナリオ

図7はビニールハウスでIoTデバイスを太陽光発電で動作させている図である。天気予報データから予測されたその日の発電量によって、なるべく多くデータが取れるよう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、スケジュール通りにデータ取得が行われなためである。例えば、1回のデータ取得に50mW消費するIoTデバイスがある。1時間あたりの予測された発電量が1000mWだった場合、1時間に3分間隔で20回データ取得を行う動作スケジュールとなる。しかし、実際の発電量が800mWであった場合、16回データを取得した時点で残りの電力は0mWとなり、データの取得が不可能となる。また、予測される発電量の誤差が大きいため本来得られるデータの数を減ってしまうため、誤差を少なくする必要がある。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、発電量の誤差を少なく、さらに低く見積もった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。そのため発電量が足りずデバイスの動作スケジュール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、可用性の高いIoTデバイスを運用することができる。

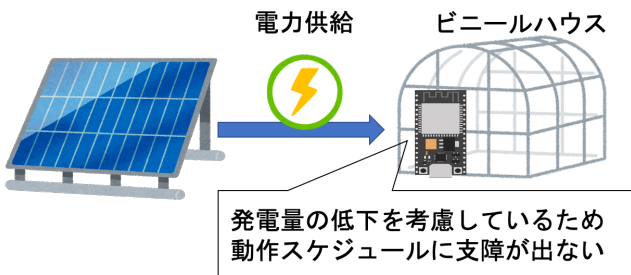


図7 ビニールハウスでの利用におけるユースケース

4. 実装と実験方法

実装

ここでは提案を基にした実装について記述する。ソフトウェアの流れを図8に示す。IoTデバイスとしてESP32を用いており、実験中は4000mAhのリチウムイオン電池を使用して駆動させた。ESP32には表面温度を取得する温

度センサ BME280、太陽光パネル付近の気温を取得する温度センサ s5851a、太陽光パネルの発電量を取得するセンサ INA226PRC の3つを接続し、それぞれ1分間隔でデータ取得を行う。取得したデータをサーバに送信するためサーバには Ubuntu20.04、データを格納するデータベースには MongoDB を用いた。天気予報の取得には OpenWeather-API を利用し、1分間あたりの雲量、向こう3日あたりの雲量を取得した。データが格納された MongoDB 内では雲量から表面温度の起こり得る確率分布を雲量別に算出するプログラム、表面温度から起こり得る発電量の確率分布を算出するプログラム、最終的に表面温度を考慮した雲量から発電量を予測するアルゴリズムを Python を用いて構築した。

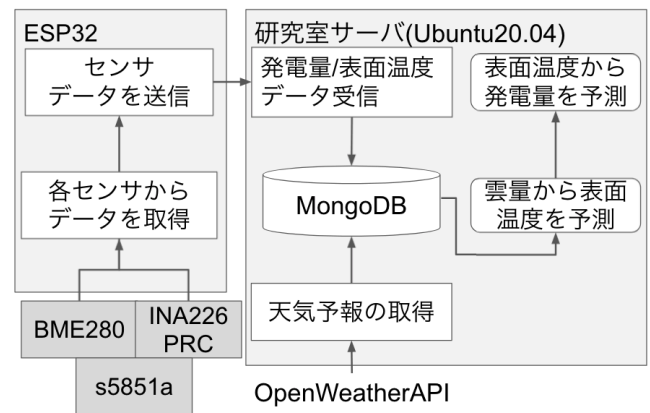


図8 ソフトウェア構成図

実験環境

実験環境を図9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6に示す。

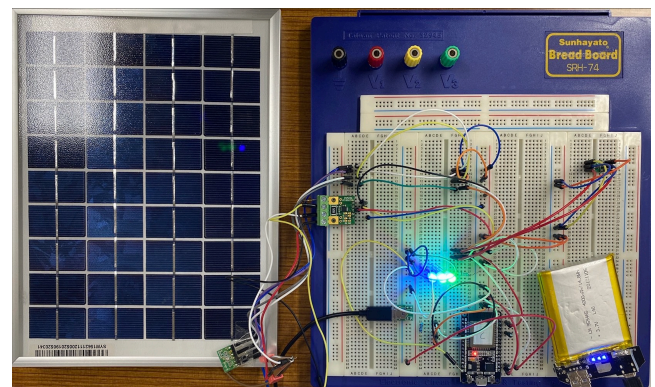


図9 実験環境

表 6 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 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
Sensor	s5851a 温度センサモジュール
Module	SY-M5W-12 太陽光パネル
Power supply	4000mAh リチウムイオン電池
Server	Ubuntu20.04

5. 評価と分析

雲量のみで予測された発電量の誤差と、本論文で予測された発電量の期待値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。本論文の基礎データから雲量1%時の期待値は2325mW、20%時は2507mW、40%時は2711mW、75%時は2948mWとなった。雲量による発電量予測を行っている論文を評価対象とする[16]。

評価方法として、天気予報を取得するタイミングは実際の発電量を計測する日の1日前、2日前、3日前とし、最終的に[mW/h]とするため、1分間隔で取得した発電量データを1時間に発電された平均の数値に換算する。評価実験を行った日時を表7に示す。

表 7 評価実験の誤差

	1日前	2日前	3日前
10月18日	10.0%	20.0%	20.0%
10月26日	10.0%	1.45%	29.0%
10月28日	-10.0%	-10.0%	-15.9%
11月5日	-16.9%	-22.4%	-28.6%
平均誤差	11.6%	13.4%	23.3%

結果から全体的な誤差は10.0~29.0%という結果となった。杉本一彦の研究による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の発電量予測では、1日前の平均誤差が9.1%、2日前の平均誤差が29.6%、3日前の平均誤差が48.8%である[16]。本論文の発電量予測では、1日前の平均誤差が11.6%、2日前の平均誤差が13.7%、3日前の平均誤差が23.3%である。そのため1日前の平均誤差が評価対象より大きい結果となったが、2日前と3日前は倍以上も誤差を抑えることが可能となった。

次に誤差が実際の発電量より多く見積もったのか、少なく見積もったのかを図10に示す。

結果から2021年10月18日、26日の予測では実際の発電量より多く見積もっており、10月28日と11月5日は実際の発電量より低く見積もる予測となった。実際の発電量より多く見積もってしまった原因として、2021年10月18

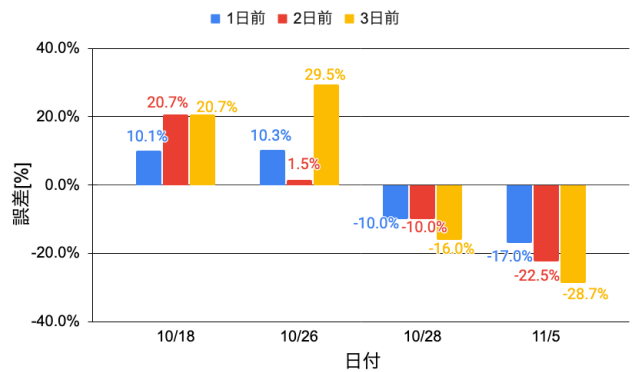


図 10

日、26日は実際の雲量が1~75%であったため、発電量にばらつきが出てしまったためと考えられる。

本来の研究では天気予報の気温から太陽光パネルの表面温度を予測し、太陽光パネルの表面温度から発電量を予測する提案内容だったが、天気予報の気温と表面温度の関係性を見出せなかったため、雲量から表面温度を予測する提案となった。天気予報の気温と表面温度を比較したグラフを図11に示す。

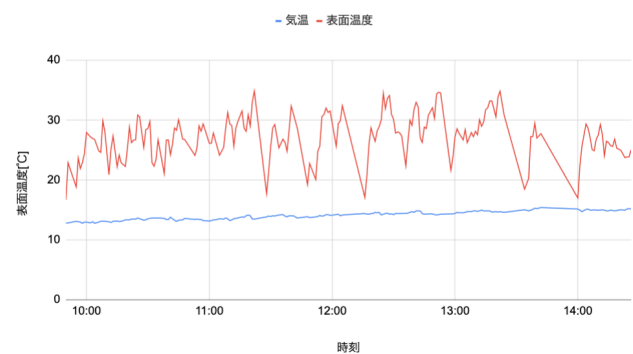


図 11

グラフを見ると時間が経つにつれ天気予報の気温が徐々に上昇しているのに対し、表面温度は温度の上昇と低下のばらつきが多く発生したため相関関係が見られなかった。ばらつきが多かった原因は、太陽光パネルの表面温度は気温によって変動するのではなく、太陽の日射量によって表面温度が変動するためであると考えられる。そのため表面温度の予測は天気予報の気温からではなく、雲量から予測することとなった。

6. 議論

本研究ではIoTデバイスを用いて雲量と太陽光パネルの表面温度の相関係数と、表面温度から発電量の相関関係から発電量を予測する提案を行った。しかし、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誤差が出てしまっていることも考えられる

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、より誤差の少ない発電量の予測を行うためには雲量や表面温度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り、表面温度による発電量の低下が抑えられる可能性や、降水量の多さによって直達光が散乱光へと変わり、発電量が低下することが考えられる [14]。これらのデータを取得し、発電量との関係性を見出すことでより信頼性の高い発電量が予測できる。さらに動作スケジュールを組んでいる IoT デバイスでは、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、発電量を低く見積もった予測をしなければならない。評価実験の結果から発電量を低く見積もれたのは全体の 50 % だったため、今後は誤差が少なく実際の発電量より低く見積もることで、より堅牢性の高い IoT デバイスを運用することができる。

7. おわりに

この論文では、雲量から太陽光パネルの表面温度、表面温度から発電量の 2 つの予測をもとに発電量予測を行った。この提案は雲量のみから発電量を予測するのではなく、雲量から発電量を予測する際に表面温度の上昇による発電量の低下を考慮した予測となっている。結果から評価対象の既存の雲量による発電量予測より 1 日前は 2.5 % ほど誤差が大きくなってはいるが、2 日前と 3 日前の予測は既存の発電量予測の半分以下の誤差に抑えることが可能となった。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誤差が低く精度の高い予測が可能となる。

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.: Profil-IoT: 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] 杉本一彦&串田高幸：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).