

# スマートウォッチを用いた参加型降水センシングシステム

沖原 周佑<sup>2,a)</sup> 本木 悠介<sup>3,b)</sup> 中澤 仁<sup>1,c)</sup> 大越 匡<sup>1,d)</sup> 陳 寅<sup>3,e)</sup>

**概要:** 気象情報は多くの人々の生活に影響を与えるもので、人間社会の経済活動や、個人の生活に欠かせない一種のインフラとしての側面を持つ。既存の降雨情報の取得において、情報の粒度、リアルタイム性、測定機器の構造に課題がある。本研究ではスマートウォッチを用いた参加型降水センシングシステムを提案する。このシステムにより、これらの課題を解決し、信頼性と精度のある気象情報を共有することを目的とする。このシステムは設備の整備コストなしに、人が傘をさすという行為のなかに極めて自然に埋め込むことができる。本論文ではこのシステムの実現に向けて、傘への降水の衝撃をスマートウォッチで計測し、降水の程度を分類することは可能なかを検証した。検証の結果、適切なデータの処理を施すことで、より正確に分類可能であることが明らかとなった。

## Participatory Precipitation Sensing System Using Smartwatch

SHUSUKE OKIHARA<sup>2,a)</sup> MOTOKI YOUSUKE<sup>3,b)</sup> JIN NAKAZAWA<sup>1,c)</sup> TADASHI OKOSHI<sup>1,d)</sup> CHEN YIN<sup>3,e)</sup>

### 1. はじめに

毎年のように、豪雨による洪水、土砂災害、台風などの気象災害のニュースが報道されている。日本において、天気予報がラジオで放送されるようになってから96年経過した。この間に、気象に関するデータの収集技術と活用技術は日々進化している [1]。電子計算機の活用を始め、地域気象観測システム (AMeDAS) の運用開始し、静止気象衛星GMS (ひまわり) 気象による観測を始めるなど様々な技術的革新があった [2]。気象は私達の生活に極めて密接であり、その関心が尽きることはない。次のいつでもどこ

にでもコンピュータがあるユビキタスコンピューティングの時代においても、さらなる発展が期待される。

本研究では現在の降水の直接測定の手法に残る課題に着目する。現在の直接測定の多くは転倒ます型雨量計によって行われている。転倒ます型雨量計を使った直接測定には情報の粒度、リアルタイム性、測定機器の構造の問題がある。このような問題は後の天気予報に大きな影響を与える [3]。天気予報は、大気の様々な物理法則に基づく数値シミュレーションによって行われる。直接測定によって得られたデータは膨大な数値シミュレーションの出発点となる。このため、小さな誤差であっても、時間とともに大きくなるカオスの影響を受ける [4]。

本研究の目的として、情報の粒度、リアルタイム性、測定機器の構造の課題を解決する。これを実現するために新たな降水の直接測定手法を提案する。これにより最終的な天気予報精度の向上、気象災害時リスクへの対処につながられる。

新たな降水の直接測定手法として、近年普及の進むスマートウォッチを活用する。スマートウォッチを活用することで、傘を持って外にいる人々から降水の情報を収集する。具体的には、スマートウォッチで傘にあたる降水の衝

<sup>1</sup> 慶應義塾大学 環境情報学部  
Faculty of Environment and Information Studies, Keio University, Fujisawa, Kanagawa 252-0882, Japan  
<sup>2</sup> 慶應義塾大学 総合政策学部  
Faculty of Policy Management, Keio University, Fujisawa, Kanagawa 252-0882, Japan  
<sup>3</sup> 慶應義塾大学 大学院政策・メディア研究科  
Graduate School of Media and Governance, Keio University, Fujisawa, Kanagawa 252-0882, Japan  
a) sokihara@keio.jp  
b) yusuke1224@keio.jp  
c) jin@sfc.keio.ac.jp  
d) slash@sfc.keio.ac.jp  
e) yinchen@sfc.keio.ac.jp



図 1 実験の様子

Fig. 1 The experiment

撃を取得し、これを解析する。この手法により、外にいる人から大規模かつリアルタイムに降水の情報の収集ができる。この手法の良い点は新たな設備の整備や、人々の動機なしに実現できるところである。これは参加型センシング手法の一環であり、人々の生活の日常の行為のなかにシステムを極めて自然に埋め込むことができる。そとコンピュータ技術が支援してくれるユビキタスコンピューティングの時代だからこそ、実現可能な手法である [5]。

本論文ではこのシステムの実現のため、傘の衝撃からの降水の情報の取得に関する検証を行った。実験の様子は図 1 に示す。この検証では異なる降水の程度の衝撃を与え、複数の機械学習モデルによる分類を試みた。検証の結果、傘に水を受ける振動をスマートウォッチで計測し、少なくとも  $4.0\text{mm} * 12$  と  $4.2\text{mm} * 12$  の降水の分類は可能であることが分かった。分類の指標となるのは y 軸の加速度であり、分類手法ごとに適切な大きさに波形データを区切る必要がある。誤った予測に関しては、大きく降水の程度が違うものではなく、近い降水に分類しているようである。

本論文によって、第一に新たな降水の直接測定手法として、スマートウォッチを用いた参加型降水センシングシステムを提案することができた。このシステムにより、気象に関するさらなる発展が期待できる。次に、本研究の検証により降水の程度の取得の分類に必要な実装と処理を明らかにした。これにより、このシステムの実現可能性を示すことができた。

## 2. 本研究を進めるにあたっての背景

まず気象情報の活用場、現在の降水の情報の取得に関する手法を紹介する。次に、スマートウォッチの普及の進みを示す。これらを明らかにすることで本研究の必要性と、実社会においての実現可能性を検証することができる。

### 2.1 気象情報の価値

高精度な気象データの活用には人間社会に様々なメリッ

トがある。例えば、社会一般の豪雨による浸水、洪水などの気象災害リスクの予測と軽減に大きく貢献することができる。下水設備のための綿密な地上での降雨データは必要である。このため近年、地方自治体が下水管理の目的で雨量計を設置するケースが増えている。他には、農業において適切な農業残効を知ることや、工事現場において安全施工対策を講じるために気象データは活用されている。また市民生活においては、個人の日々の計画を立てるのに役立つ [6]。適切な雨宿りの判断が可能となったり、新聞配達の際のビニールカバーの節約にもつなげられる。適切な気象情報の取得と活用は人間社会にとって大きな価値があり、長らく取り組まれてきた課題である。

### 2.2 降水の情報の取得

現在の降水情報の処理には「レーダーアメダス解析雨量」が用いられている。レーダーアメダス解析雨量は間接測定 of データに加え、直接測定 of データを合わせて算出されるものである。間接測定にはレーダーや気象衛星が使用される。レーダーでは電波（マイクロ波）を放射し、雨粒から返ってくる電波の強さにより観測する。放射した電波が返ってくるまでの時間から雨や雪間の距離を測り、戻ってきた電波（レーダーエコー）の強さから雨や雪の強さを観測する。レーダーでの観測にはいくつかの難点がある。ひとつは地球が丸いことによる電波の届く距離の限界や、山などの地形による物理的な制限がある。他には、大気中の電波の屈折率は温度や湿度によって変化する点がある。これにより標準大気中を伝播する電波ビームより低い高度を通過する異常伝搬が起こることがある。レーダーでの観測には大気の屈折率や粒径が標準的な分布をしていることなど様々な前提がある。これらの前提が崩れるとレーダーによる測定の誤差を生むことになる [1]。

間接測定の誤差を修正するために直接測定によるデータが必要とされる。直接測定には全国 1300 箇所、約 17km ごとに設置された転倒マス型雨量計が主に用いられる。直径 20cm の受水口から入った雨粒をじょうごで集めてマスで測る。マスは 1mm の雨量に相当する水量が入るとひっくり返り、その際に電気パルスを発生する。電気パルスが 10 分間に何回発生したかを数えて 10 分間の降水の雨量として伝達する。伝達された実際の雨量と間接測定による面的なデータ、これらを組み合わせ精度の高い降水情報としている [3]。

### 2.3 スマートウォッチの普及

近年、スマートウォッチの普及の拡大が顕著である。ICT 市場調査コンサルティングの MMR 総研によると、2019 年度の国内販売台数は前年度比 32.1% 増加の 191.4 万台となり、2015 年度に調査を開始して依頼の最高値となっている。現在の Covid-19 の状況下においても健康志向の高ま

りからその需要は伸び続けている。利用者の今後の購入意向に関しては、89%が好意的に検討している。「購入したい」が36.9%、「機能や価格次第で検討したい」が52%、「あまり購入したくない」が8%、「絶対に購入したくない」が3.1%との調査結果が出ている。購入を憚られる理由として最多となったのは価格であり、今後市場が広がればこの点も解消される [7]。スマートウォッチの普及に併せて、その活用の動きも広がっている。例えば、スマートウォッチを対象者に装着し、転倒したときの加速度の変化を検知する仕組みである。これはお年寄りの転倒を検知し位置情報とともに即座に通知することができるシステムとして活用されている [8]。スマートウォッチは人々の生活に浸透してきており、これを手段として様々な問題を解決できる可能性があるといえる。

### 3. 既存の直接測定手法における課題

直接測定の現在の手法には課題がある。第一にリアルタイム性が低いことがあげられる。10分間に電気パルスが何回発生したかを数えて10分間の降水の雨量として伝達するためであったり、漏斗に落ちた水滴が斜面を流れて転倒マスに入るまでの時間差があることが原因である。近年、ゲリラ豪雨と呼ばれることも多い突発的な局地豪雨などのリアルタイム性が要求される事象が多発している。局地豪雨を発生させる積乱雲は10分程度で急速に発達する。リアルタイム性が確保できないと豪雨による洪水被害等に迅速に対処できない。

別の問題として、非常に激しい降水の場合、転倒マスが転倒している間に降った雨がカウントされず、降水量が過少に評価されてしまうことがある。これらは現在、主要である転倒マス型雨量計の構造的に避けられない問題である。他の問題として取得できる情報の粒度がある。日本において雨量計は約17kmごとに設置されている。これに対して積乱雲の大きさは直径が5km程度であり、直接測定の観測網において把握できない降水がある [3]。実際にレーダー観測網では観測されるが、雨量計では一切検知されない降水があることが分かっている。レーダーアメダス解析雨量では、間接測定のデータを直接測定によって得られた実際の降水の情報と照らし合わせる。直接測定のデータの欠如はレーダーアメダス解析雨量の誤差に繋がる。

### 4. 本研究の目的

本研究の目的として、前章であげた既存の直接測定手法における情報の粒度、リアルタイム性、測定機器の構造の課題を解決する。このために、本研究ではスマートウォッチを用いた参加型降水センシングシステムを提案する。まず、雨が降るとき人は傘を使用する。そこで傘使用時の振動データのセンシングができれば、大規模かつ極めて自然に降水の情報を収集することができる。これは参加型セン

シング手法の一例と言える。傘使用時のデータを集めることで、今まで入手できなかったようなリアルタイムかつ高精度な降水情報を集めることができるようになる。これにより、緊急時に早期の避難警報を出したり、より高精度な天気予報につなげられる。

### 5. 傘を使った降水取得の関連研究

これまでも傘を持って外にいる人から、降水の情報を取得する取り組みはあった。これらの紹介をして、いくつか課題を示す。

#### 5.1 プローブ傘による降雨マップシステム

[9]は、傘を使用している人からの多数地点の降水情報取得を目的とする研究である。集音センサーを搭載した、専用の機器を傘に設置する。特徴量をAndroidアプリケーションに送信し、解析する。解析によって降水の程度は降雨なしを含む5段階に分類することを目標としている。アップロード部で、識別結果と現在地情報を送信する。送信されたデータを集計して、Webサイト上で表示する。しかし、このシステムでは専用の機器をすべての傘に設置する必要がある。このため設備の整備コストが必要かつセンシングに参加する動機が求められる。したがって、目的である多数の地点におけるセンシングは難しいと考える。音を識別の指標としており、弱い雨において40%程度の識別性能しか示せていない。

#### 5.2 ヒューマンプローブによる降雨観測システム

[10]は、同様に傘を使用している人から降水に関する情報を収集するシステムである。傘の持ち手の部分に専用の装置を設置する。この研究では専用の装置は二週類、紹介されている。1つ目は既存の特定の傘の機構に特化したものである。スライド機構部と柄の上端部の距離をはかることで、傘の開閉を検知する。2つ目は加速度センサを活用したものである。加速度センサで傘の傾きをとることで使用状態を判定している。しかしこの研究では傘の使用状態を収集できるが、降水の程度を含む情報を識別することができない。示されている機器は、特定の傘にしか使用できなかったり、日常の使用に支障をきたす大きさの装置を設置する必要がある。

### 6. 開発するシステム

本研究ではスマートウォッチを活用する。背景でも述べた通りスマートウォッチは急速に普及が進んでいる。普段の生活の中で、意識せずとも使用するデバイスのひとつになりつつある。したがって、スマートウォッチをつけた状態で傘をさすという行為は極めて自然な行為である。このアプローチは追加の設備の整備なしに、人々の日常の行為のなかにシステムを埋め込める点が優れていると言える。

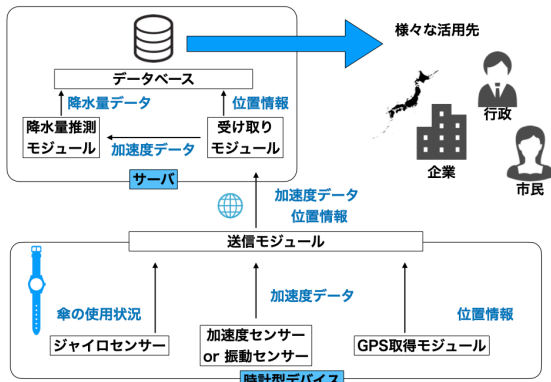


図 2 提案手法のシステム構成図

Fig. 2 System Architecture of Proposed System

## 6.1 実装的なアプローチ

はじめにスマートウォッチ用のアプリケーションを開発する。スマートウォッチに内蔵のセンサーでジャイロ、加速度を取得する。ジャイロの値から傘の使用状態を判定する。雨が傘に衝突すると、幾らかの衝撃が傘に伝わる。その衝撃は雨の強さによって変わる。その衝撃と降水の関係から降水の大きさを推測する。

## 6.2 システム設計

全体のシステムの流れは図2で示した。大まかな機能要件としては以下の四点である。

- (1) スマートウォッチの加速度センサーによる傘の使用判定機能
- (2) スマートウォッチによる加速度の取得機能
- (3) 加速度データからの降水データ解析機能
- (4) サーバでのデータベース作成, 配信機能

システムの流れとしては、最初にスマートウォッチの加速度で傘の使用状態を判定する。もし使用しているのであれば、加速度の継続的な取得を開始する。加速度のデータが一定以上溜まると、それをサーバ側に送信する。この時に位置情報も合わせて送信する。受信したサーバ側での処理としては、加速度データから降水データに変換し、降水データと位置情報を合わせて保存する。そして要求があった場合にこれを配信する。

## 7. 傘にあたる降水の分類に関する予備実験

傘に当たった水滴の衝撃から降水の強さを推測する機能を実装することになる。これを行うにあたって実験を行った。実験ではスマートウォッチで取得した加速度から降水の分類を行う。この実験では傘にあたる水の衝撃をスマートウォッチで計測し、その降水の程度の違いは分類可能かを検証する。分類には Decision Tree Classifier, Random Forest Classifier, Ada Boost Classifier (Base: Decision Tree



図 3 専用のアプリケーション

Fig. 3 Dedicated application

Classifier), Support Vector Classifier, KNeighbors Classifier, MLPClassifier の六種類の機械学習手法を用いる。さらには次の実験につなげるために、分類の際の指標となるデータ、適切な処理法を検証する。

### 7.1 実験環境

実験には二人参加した。ひとは傘を持って、降水を受けた。このとき実験参加者は直立不動である。傘は一般的なビニール傘を使用した。傘を持つ手にはスマートウォッチを動かないように固定した。スマートウォッチは FOSSIL 製の QMARSHALFTW2106 を利用した。このスマートウォッチには Wear OS by Google が搭載されている。実験にあたってこの OS で動作する専用のアプリケーションを作成した (図3)。ボタンを押すと加速度の取得を開始し、約 10 秒後に終了する。加速度のサンプリング周波数は約 100Hz である。取得したデータは JSON 形式で用意したサーバ側に送信される。

もうひとは一般的な散水用のホースを用いて、散水を行った。このときに傘全体に降水が当たるように十分に高い位置を確保した。その位置から四段階の強さの放水を行った。

### 7.2 実験で得られたデータ

実験で得られたデータを図4に示す。四段階の強さの違う降水の加速度データが得られた。強さ順にラベルを 0 から 3 までつけた。加速度は x, y, z の三軸で表される。折れ線グラフの縦軸は加速度の大きさ ( $m/s^2$ ), 横軸は連続で得られたデータのインデックス番号を示している。

### 7.3 評価準備

実験の評価をするにあたって考慮すべき点があいくつあある。ひとつは三軸加速度データの扱いである。振動データを扱う場合、三軸全てを使った三軸合成値を求めることが一般的である。三軸合成値は振動障害予防対策の指標とさ

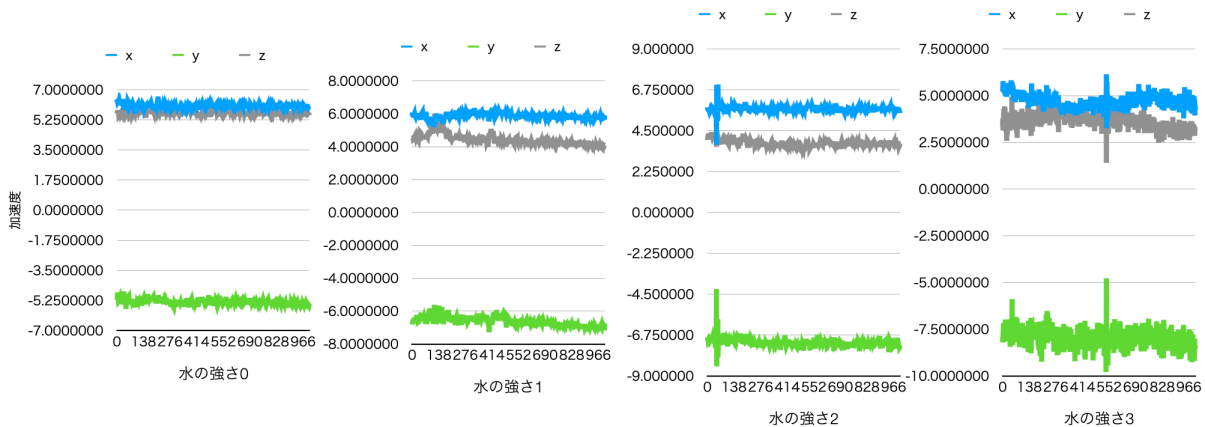


図 4 四段階の水の強さの加速度

Fig. 4 Acceleration of water strength in four stages

れるなど、加速度を振動として扱うときに活用される。本実験では三軸合成値の他にも、三軸のうち有効な軸の加速度の組み合わせ、または単体を検証した。これらを元データとし、それぞれのモデルの分類精度を比較した。

加速度は連続した波形データとして取得できる。この波形データのうち一部を切り出し分類することとなる。このとき、分類に適した大きさに切り出す必要がある。波形データ全体は 1000 点で構成されている。波形データを全て有効活用するため、データを区切る大きさは 1000 の約数とした。したがって、波形データを区切る大きさを 2, 4, 5, 8, 10, 20 の六パターン用意し、分類性能を比較することにした。

任意の三軸データの扱い、波形データの大きさを選択し切り取った後に、それをひとつのデータとして分類用データフレームを作成する。分類用データフレームは四つの強さの種類ラベル、区切った波形データごとの分散の値、合計の値、計測時間で構成されている。なお計測時間は同じ強さのラベルで共通になるので今回の分類では利用しない。

#### 7.4 評価

表 1 は三軸データの扱いに関する検証の結果である。波形データは 5 点ごとに区切り、訓練データとテストデータは 8:2 の割合とした。機械学習のモデルごとの細かいチューニングは行っていない。左の列から x 軸のみ、y 軸のみ、z 軸のみ、x 軸と y 軸、x 軸と z 軸、y 軸と z 軸、x 軸と y 軸と z 軸の全てを分類の指標にした場合の値としている。行ごとに六種類の異なる分類手法の訓練データとテストデータの正解率を示している。ある分類手法のモデルにおいて、最もテストデータの正解率が高い項目を濃く、二番目に高い項目を少し薄くハイライトしている。数値をみると、y 軸のみを評価の指標にしたときに最も精度が高いモデルが多いことがわかる。したがって、y 軸が評価の指

表 1 三軸データの扱いごとの分類モデルの訓練データとテストデータの正解率

Table 1 Correct answer rates of training and test data of classification models for each treatment of triaxial data.

		$x^2$	$y^2$	$z^2$	$x^2 + y^2$	$x^2 + z^2$	$y^2 + z^2$	$x^2 + y^2 + z^2$
DTC	訓練	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
	テスト	0.693	0.931	0.875	0.843	0.943	0.693	0.493
RFC	訓練	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
	テスト	0.793	0.968	0.912	0.893	0.943	0.793	0.543
ABC	訓練	0.817	0.978	0.953	0.932	0.935	0.784	0.590
	テスト	0.750	0.968	0.900	0.825	0.950	0.712	0.456
SVC	訓練	0.807	0.946	0.828	0.851	0.954	0.746	0.418
	テスト	0.787	0.950	0.800	0.806	0.962	0.737	0.375
KNC	訓練	0.862	0.967	0.943	0.925	0.976	0.828	0.681
	テスト	0.768	0.956	0.900	0.875	0.937	0.725	0.537
MLP	訓練	0.575	0.715	0.884	0.471	0.514	0.453	0.462
	テスト	0.643	0.718	0.868	0.481	0.500	0.512	0.506

標として最も適切である。

表 2 は波形データを区切る適切な大きさに関する検証の結果である。三軸の加速度データのうち最も精度が出る y 軸を評価の指標にした。それ以外の条件は同様である。左の列から波形データを区切る六種類の大きさごとの正解率を評価した。結果をみると、波形データを区切る適切な大きさはモデルごとに異なることがわかる。Random Forest Classifier は区切る大きさが 8 のときにテストデータの正解率が最大で 0.98、Support Vector Classifier は区切る大きさが 10 のとき 0.975、KNeighbors Classifier は区切る大きさが 4 のとき 0.98 である。

#### 7.5 考察

y 軸の加速度が分類の際の指標として最も適している。

表 2 y 軸において、波形データを区切る大きさごとの分類モデルの訓練データとテストデータの正解率

Table 2 On the y-axis, Correct answer rates of training and test data of classification models for each size of waveform data delimitation.

		2	4	5	8	10	20
DTC	訓練	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
	テスト	0.892	0.97	0.931	0.950	0.962	0.950
RFC	訓練	0.999	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
	テスト	0.905	0.970	0.968	0.980	0.962	0.975
ABC	訓練	0.770	0.941	0.978	0.992	1.0	1.0
	テスト	0.782	0.940	0.968	0.950	0.950	0.925
SVC	訓練	0.941	0.942	0.946	0.947	0.940	0.950
	テスト	0.92	0.940	0.950	0.930	0.950	0.975
KNC	訓練	0.954	0.957	0.967	0.977	0.971	0.981
	テスト	0.917	0.980	0.956	0.960	0.962	0.950
MLP	訓練	0.891	0.800	0.453	0.740	0.521	0.368
	テスト	0.887	0.755	0.475	0.680	0.475	0.350

これはスマートウォッチで傘の衝撃を取得する際、衝撃の向きに対して最も近い軸であるからだと考えられる。波形データを区切る適切な大きさはモデルごとに異なることが分かった。Random Forest Classifier と KNeighbors Classifier, Support Vector Classifier において、高い正解率で分類可能であることが評価できた。したがって傘に水を受ける振動をスマートウォッチで計測し、ある程度の水の強さの分類は可能である。

## 8. 実際の降雨を再現した実験

予備実験の結果を踏まえ、より実験の定義を厳密にした実験を行った。実験では転倒マス型雨量計で得られるデータを照合し、実際にどの程度の降水の違いまでなら分類可能なかを明らかにする。

### 8.1 実験環境

まず降雨を再現する方法についてである。上空から落下する雨粒には重力加速度と空気抵抗のふたつの力が加わる。重力加速度は下向き、空気抵抗は上向きの力である。空気抵抗は加速度に比例して大きくなるものとする。そうすると、雨粒の落下速度はある一定の値である終端速度に収束する。自然界では終端速度は雨粒の大きさ、形状、質量など様々な要素により決定される。このため実験においてこれを完全に再現することは難しい。降雨騒音低減に関する他の研究でも同様に降水の再現が求められている [11]。この研究では 1m の高さから落とした水滴と、実際の雨雲による水滴の衝撃の周波数特性の違いを検証している。この検証の結果、1m の高さを確保すれば実際の降雨と同様のデータを得られることが示されている。本実験では水滴の形質の考慮は省き、一定の速さで落下させるための最低限の高さを確保した。散水部分は地面から約 4m のところに固定した。散水の際には一度上に向けて放水するようにした。これにより放水の際の水圧が水滴の落下速度に影響を

与えないようにした。

このような条件を整備した上で、まず下で転倒マス型雨量計を用いて降水の程度を計測する。5 分間降水を測り、5 分間あたりの降水量を取得する。一般的に降水量は一時間あたりで出すものであるため、これを 12 倍したものを一時間の降水量とする。転倒マス型雨量計で測った降水を維持し、今度はスマートウォッチをつけた状態で傘をさして、傘に当たる水滴の衝撃を観測する。これを散水する水の強さを変えながら繰り返した。

### 8.2 実験で得られたデータ

実験で得られたデータを図 5 に示す。再現できたのは一時間あたりの降水量が 4mm\*12, 4.2mm\*12, 5.3mm\*12 の三種類の降水となった。三種類の降水の再現にとどまったのは次の理由のためである。あまりに弱い水滴として放水できず、弱い降水は再現できない。水道から一度にだせる水量には限界があり、さらなる豪雨は再現できない。気象庁では降水を五段階に分類して定義している [12]。このうち、実験で再現できたのは降水は三段階目の激しい雨、四段階目の非常に激しい雨にあたるものである。これらの再現できた降水の加速度を三軸で取得した。

### 8.3 評価準備

基本的に予備実験と同様に行った。予備実験の結果を踏まえ、y 軸の加速度を分類の際の指標とする。波形データを区切る大きさは全体のデータ数 1000 の約数とする。これらを前提に四つの強さの種類のラベル、区切った波形データごとの分散の値、合計の値、計測時間で構成される分類用データフレームを作成した。

### 8.4 評価

表 3 で Random Forest Classifier と KNeighbors Classifier, Support Vector Classifier において、高い正解率で分類可能であることが評価できた。それぞれテストデータで 0.86, 0.88, 0.8833 の正解率であった。このことから傘に水を受ける振動をスマートウォッチで計測し、少なくとも 4.0mm \* 12 と 4.2mm \* 12 の降水の分類は可能であることが分かった。

これまで正解率で評価をとってきたが、不正解であったときにそれは許容できる不正解であるのかを検証する。許容できる不正解とは、正解と近い強さの降水に分類してしまうことである。手法としては交差エントロピー誤差を活用する。二クラス分類の交差エントロピー誤差では不正解も含めた全ての予測結果の正解との解離具合を検証できる。式としては以下ようになる。

$$E(w) = - \sum_n^N (d_n \log y_n + (1 - d_n) \log(1 - y_n))$$

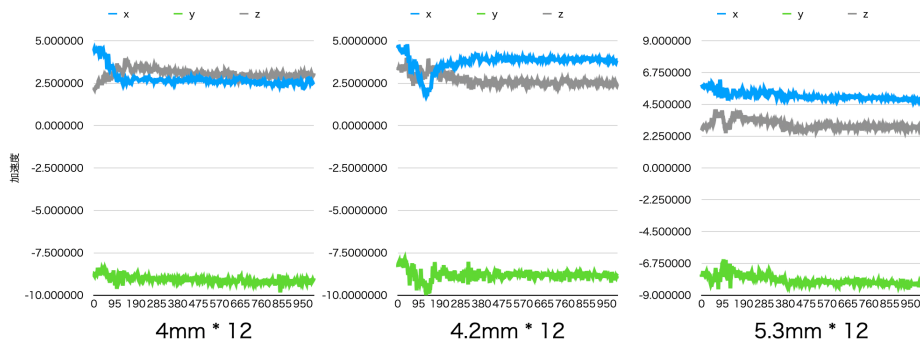


図 5 三種類の水の強さの加速度

Fig. 5 Acceleration of three kinds of water strength

表 3 波形データを区切る大きさごとの分類モデルの訓練データとテストデータの正解率

Table 3 Correct answer rates of training and test data of classification models for each size of waveform data delimitation.

		2	4	5	8	10	20
DTC	訓練	0.996	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
	テスト	0.793	0.740	0.808	0.826	0.833	0.833
RFC	訓練	0.995	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
	テスト	0.833	0.860	0.841	0.853	0.850	0.833
ABC	訓練	0.57	0.795	0.858	0.93	0.929	1.0
	テスト	0.546	0.693	0.733	0.826	0.800	0.800
SVC	訓練	0.86	0.876	0.877	0.896	0.887	0.708
	テスト	0.826	0.820	0.850	0.880	0.883	0.566
KNC	訓練	0.873	0.893	0.912	0.913	0.925	0.925
	テスト	0.826	0.833	0.833	0.880	0.866	0.833
MLP	訓練	0.700	0.408	0.412	0.366	0.358	0.325
	テスト	0.703	0.433	0.383	0.493	0.366	0.366

N はデータ数,  $d_n$  は正解で  $y_n$  が予測結果である. 二つの項の和の平均の正負を逆にしたものと定義されている. 各項では正解と予測結果の誤差を算出している. 正解ラベルが 0 のとき右側の項の計算結果が, 正解ラベルが 1 のとき左の項の計算結果が合計として加算される. 交差エントロピー誤差によって判明する解離具合において, 降水の程度が近い場合の比較では大きくなり, 遠いものでは小さくなるのが期待される. 降水の程度が最小である 4.0mm \* 12 と他二つの分類の交差エントロピー誤差を算出した. 結果は表 4 のようになった. 4.0mm \* 12 と降水の程度が比較的近い 4.2mm \* 12 の降水では交差エントロピー誤差が大きくなり, 降水の程度が遠い 5.3mm \* 12 では交差エントロピー誤差が小さくなった. したがって, 不正解のときでも許容できる近い降水に分類していることがわかる.

## 9. まとめと今後の課題

初めに新たな降水の直接測定手法として, スマートウォッチを用いた参加型降水センシングシステムを提案した. このシステムでは既存の手法の複数の問題を解決する. その問題とは情報の粒度, リアルタイム性, 測定機器の構造である. このシステムにより, 気象予測の精度向上, 局地豪

表 4 訓練データとテストデータの交差エントロピー誤差の区切る大きさを 2, 4, 8 にしたときの平均

Table 4 Averages of cross-entropy error between training and test data with separating sizes of 2, 4, and 8

		4.2mm * 12	5.3mm * 12
RFC	訓練	0.086	0.004
	テスト	0.446	0.011
SVC	訓練	0.512	0.019
	テスト	0.523	0.026
KNC	訓練	0.181	0.000
	テスト	2.814	0.003

雨による災害リスクへの対処, 市民生活におけるの情報インフラとしての役目を果たすことができる. 追加の設備コスト不要で人々の日常の行為のなかに, このシステムを極めて自然に埋め込める点において有用性がある.

本論文の 2 つの実験により, 分類に必要な実装と処理を明らかにした. 元データとして最も精度を出せる指標は y 軸の加速度であった. これは降水の衝撃の向きと同じであるためであると考えられる. 連続した加速度データの必要な大きさは, 分類モデルによって異なる. これらを踏まえて, 傘に水を受ける振動をスマートウォッチで計測したデータから, 少なくとも 4.0mm \* 12 と 4.2mm \* 12 の降水の分類は可能であることが示せた.

今後の課題としては, まず振動データから具体的な降水量を推測する回帰を行う. これはより多様な降水を再現できる実験環境を整備しデータを増やすことで可能である. 誤った予測に関しては, 大きく降水の程度が違うものではなく, 近い降水に分類していること 2 つ目の実験評価で示した. したがって, この課題に関して可能性を十分にみることができる. 他の課題としては, 異なるシチュエーションにある人々から情報を収集ことである. 歩いたり, 走ったり, 人は多様な行動をする. こういった行動がデータにどのような影響を及ぼすのか調査する必要がある. 適切にノイズとして処理できるのであればその方法を模索し, それが極めて難しいと判明すれば別の方法をとる必要がある. 想定している別の方法としては, 複数のデータを総合的にみる手法がある. 粒度が細かいと, 同じ地点に複数の

データソースが得られる可能性が高い。この手法は現行の直接測定においても行われている [3]。同一地点の複数のデータを総合的に活用することで、こういった難しい問題も対処できると考えている。

## 参考文献

- [1] 立平良三. 気象レーダーのみかたーインターネット天気情報の利用ー. 東京堂出版, 2006.
- [2] 国土交通省気象庁. 気象庁の歴史, 2018. <https://www.jma.go.jp/jma/kishou/intro/gyomu/index2.html>.
- [3] 中尾忠彦. レーダで洪水を予測する. 成山堂書店, 2017.
- [4] 荒木健太郎. 雲の中では何が起きているのか. ベレ出版, 2014.
- [5] 徳田英幸ほか. ユビキタスコンピューティングとネットワーク社会の到来に向けて: 1. ユビキタスサービスとネットワーク社会の到来に向けて. 情報処理, Vol. 45, No. 9, pp. 900–906, 2004.
- [6] 関陽児ほか. 地学の意義を考える. 理大科学フォーラム: 東京理科大学科学教養誌, Vol. 35, No. 4, pp. 28–33, 2018.
- [7] MM 総研. スマートウォッチ市場規模の推移・予測と利用実態, 2020. <https://www.m2ri.jp/release/detail.html?id=456>.
- [8] Diana Yacchirema, Jara Suárez de Puga, Carlos Palau, and Manuel Esteve. Fall detection system for elderly people using iot and big data. *Procedia computer science*, Vol. 130, pp. 603–610, 2018.
- [9] 細川茂樹, 藤波香織ほか. プローブ傘による降雨マップシステムの作成手法に関する研究. 第 74 回全国大会講演論文集, Vol. 2012, No. 1, pp. 145–146, 2012.
- [10] 安藤充人ほか. ヒューマンプローブによる降雨観測システム「umbrella map」. 情報処理学会, インタラクション, 2012.
- [11] 上田麻理, 平栗靖浩, 藤本一寿. 視覚障害者のための傘の降雨騒音低減に関する基礎的検討: 傘の雨滴衝撃音の音響特性について. 日本音響学会誌, Vol. 66, No. 6, pp. 265–269, 2010.
- [12] 国土交通省気象庁. 雨の強さと降り方, 2017. [https://www.jma.go.jp/jma/kishou/now/yougo\\_hp/amehyo.html](https://www.jma.go.jp/jma/kishou/now/yougo_hp/amehyo.html).