Vol.2019-MBL-92 No.16
Vol.2019-CDS-26 No.16
2019/8/30

現代中堅農家における海外進出を支援するシステムの開発

木藤風花[1]　鵜月俊介[1]　森信一郎[1]

概要：現代の中堅農家は良質な作物を生産しているにも関わらず、GAP(農業生産工程管理)を取得していないことで、海外への輸出や来年開催されるオリンピックでの提供が厳しい現状にある。この GAP を取得するためには、生産過程等の 200 項目以上の記録を行って提出することが必要であり、これは少人数で作業を行う農家には大きな負担になってしまう。それを補助するパソコンやスマートフォンを用いた記録ソフトが開発、販売されているが、入力項目が膨大であり導入コストも安くはないことから時間的にもコスト的にもかなりの負担になる。本論文では、作業の際に装着したウェアラブル端末とスマートフォンのセンサーから作業を推定し、記録の簡易化を図るというシステムの提案を行うとともに評価と考察を述べる。

キーワード：GAP，ランダムフォレスト，農業，決定木

Development of a system to support overseas expansion in modern mid-sized farmers

FUKA KITO[1]　SHUNSUKE UDUKI[1]
SHINICHIRO MORI[1]

Abstract: Even though mid-sized farmers the present day are producing high-quality crops, they have not obtained agricultural production process control (GAP), which means that exports to overseas and the provision at the Olympics held next year will be severe. Is there in order to obtain this GAP, it is necessary to record and submit more than 200 items such as the production process, which will be a heavy burden on farmers who work in only a few people. Recording software using personal computers and smartphones to assist it has been developed and sold, but the input items are numerous and the introduction cost is expensive, so it is a considerable burden in terms of time and cost. In this paper, we propose a system that estimates work from the wearable terminal and the smart phone sensor worn during work, and simplifies recording, and describes evaluation and consideration.

Keywords: GAP, Random Forest, agriculture, decision tree

1. はじめに

2020年にオリンピックが東京で開催されることが決定し日本は大きな盛り上がりを見せている。

その開催地である日本で生産された野菜が競技を行う選手たちに提供できない可能性があることが問題視されている。選手たちに食材を提供するにはGAP(農業生産工程管理)という認証が必要となる。GAPとは食品安全、環境保全、労働安全等の持続可能性を確保するための生産工程管理の取組のことであり、生産した野菜が安全であるという証明にもなる。これを取得していなければどれほど質の良い野菜を作ったとしても決して選手の口に届くことはない。しかし、この認証を取得している国内農家は全体の1%程度であることが現状である[1]。

この要因としてGAPを取得することが特に中堅農家にとっては大きな負担になってしまうことがある。GAP取得には200項目以上の記録を残す必要があり、取得を手助けする指導員や研修が存在するほど厳しく審査されている[2]。記録する内容は「農薬の使用量」「倉庫に鍵をかけたか」「使った機械を洗ったか」といった逐一チェックしなければならないものばかりである。規模がそれほど大きくなく少人数で農作業を行う中堅農家には作業量的にも時間的にも難しい内容となっている。

この問題に対し、情報の共有を円滑に行うことで記録内容を省力化するシステムが開発されている。作業内容や栽培方針の共有はもちろん、レシートのバーコードを読み取り農薬の検索をするといったことも可能であり、実際にこのシステムを利用して認証を取得したといった事例も存在している。しかし、入力する項目が膨大という点は解決していない。

本論文は GAP 取得の負担を軽減するために、農作業者に求められている多項目の記録を自動的に記録するシステムについて論ずる。上記を実現するためには多種類の作業を識別する必要があるが、それには多くのセンシング機器を

1 千葉工業大学
Chiba Institute of Technology, Chiba ,275-0016, Japan

ⓒ2019 Information Processing Society of Japan

Vol.2019-MBL-92 No.16
Vol.2019-CDS-26 No.16
2019/8/30

作業者が装着する必要がある。本論ではこの課題に対し、多種類の作業を識別する手法とセンシング場所を合わせて最適化することで作業性のよいシステムについて提案する。

2. 関連技術と関連研究

2.1 共同購入型農業管理システム

情報の共有を円滑に行うことで記録内容を省力化するシステムが様々な企業から開発、販売されている。例えば、パナソニック株式会社が「栽培ナビ」というクラウド型農業管理システムを販売している[3]。このソフトは、栽培や農薬、出荷などの情報を必要な人に必要な部分だけを共有することが出来、GAP 認証の取得もサポートしている。栽培や出荷における 1 日の作業登録を行う際に一部が選択式入力であるとはいえ、作業を登録するための入力項目が多く、時間がかかってしまう。また、このシステムの対象ユーザーはＪＡや農業生産法人、流通販売組織などの地域や法人単位が想定されているので 5 つ以上の ID からではないと契約が出来ず、初期費用と月額利用料で最低でも約 20 万円かかる。故に、スーパーなどと直接やりとりするような個人や小規模の農家の方々は契約面からもコスト面からも、このソフトは導入することが厳しいと考えられる。

2.2 単体購入型農業管理システム

地域や法人単位ではなく家族や個人経営の農家でも低コストで使うことが出来る GAP 認証ツールというものも存在する。株式会社ミヤモトオレンジガーデンが販売している「MOG-GAP システム」がそのうちの 1 つである[4]。2.1 章で述べた「栽培ナビ」よりも、初年度は最低約 15 万円という低コストで利用することができ、1 つの ID 契約で使用可能になるため、個人や小規模の農家の方でも導入しやすい。しかし、このソフトウェアも作業登録のための入力が多いために時間がかかってしまう。

2.3 関連研究

ウェアラブル端末を利用して、人の動きを判定する従来研究がある[5],[6],[7],[8],[9],[10]。これらの従来研究ではウェアラブル端末に搭載されたセンサー、カメラ、マイクから得られたデータを利用して動きを判定する。判定においては加速度センサーやジャイロセンサーの重要度は低く、カメラから得られた画像の重要度が高くなっている。これは動きに特徴がない行動は認識できないことがあり、例えば「紅茶を淹れる」と「ココアを淹れる」といった、似たようで異なる作業は加速度やジャイロの値だけでは判断が難しいからである。しかし、農作業を行う作業者にウェアラブル端末に加えてカメラやセンサー機器を装着する事は難しい。

3. 提案手法

オリンピック開催地である日本の野菜を選手達に提供するためには GAP 認証が必要であるが中堅農家にとって認証に要する負担は大きい。その負担を軽減し GAP 認証を手助けするシステムとして入力内容を一部自動化するシステムを提案する。入力を自動化するにあたり精度よく作業を判定することが重要となる。

本論では人による作業判断と機械学習による作業判断を体系的に捉えて、作業を判定するシステムを提案する。人が容易に判断できる所は人が行い、人が容易に入力出来ない所を機械がサポートすることで人と機械が協調するシステムを実現する。

3.1 農業の作業内容調査と分類

まずは GAP における評価項目をツリー状に整理した。GAP 取得に必要とされる「環境保全」「労働安全」「食品安全」の 3 つの評価項目に沿って設定し、これらの項目に対応する作業を実農家の協力を経て決定木の形式で示した。図 1 に「環境保全」について、図 2 に「労働安全」について、図 3 に「食品安全」について整理したものを示す。それぞれの図では、評価項目に対して記録する内容を細分化していき、最下層は記録内容またはその内容の単位を示している。食品安全と労働安全に含まれる「作業内容」については図 4 に別途示す。「環境保全」は農作業にて発生したゴミや廃棄水の処理方法など環境に焦点を当てたものである。「労働安全」は後片付けや保護具の装着など人の安全面に着目している。「食品安全」は生産方法や設備管理、作物の生育記録について示しており、農作物に焦点を当てている項目である。これらを継続して記録することで GAP の認証を得ることができる。

図 4 は「労働安全」「食品安全」の 2 つの項目に含まれる「作業内容」について作業を期間ごとに分類し、細分化した。「植える」「育てる」「収穫」はそれぞれ苗を植えるまで、作物が育ち収穫できるようになるまで、収穫から出荷までの期間を表している。この３つの期間は作業量と作業内容が大きく異なっておりその細分化した作業を最下層に示している。

「植える」に行う作業は畑作りが大半を占めている。そのため３つの期間の中で最も機械中心の作業が多くなる。「育てる」は作物を作る中で期間が最も長い。毎日必ず行う作業も存在するが水やりや害虫駆除など仕事量的には大きくないものばかりである。しかし中には農薬のように注意が必要な項目がある。農薬は散布や管理の仕方を誤れば大きな被害を出してしまう危険なものであり、GAP にも防護具を装着したか、農薬を散布した機材を洗浄したかなどの農薬の項目が細かくあるほどその管理は徹底すべきものとして扱われている。「収穫」は作業量が最も多い期間であ

ⓒ2019 Information Processing Society of Japan

Vol.2019-MBL-92 No.16
Vol.2019-CDS-26 No.16
2019/8/30

る。農業では苗を植える時期を少しずつずらしているがその理由は収穫を長い期間行うためである。この収穫期は 1 日に収穫だけでなく出荷するための箱詰めなども行う必要がありその作業時間は早朝から夕方までと非常に長い。

以上より本論文では作業量が最も多いため GAP 認証に必要な項目を記入することが最も負担になると考え、「収穫」を対象としてシステム開発を行う。

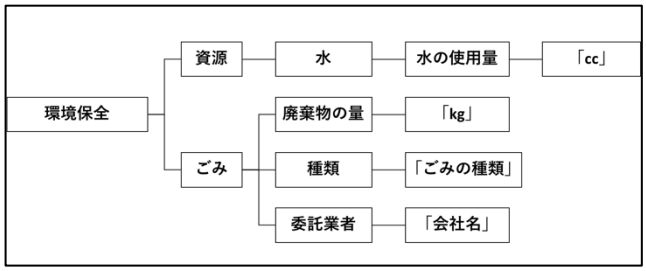

図 1　環境保全についての整理結果

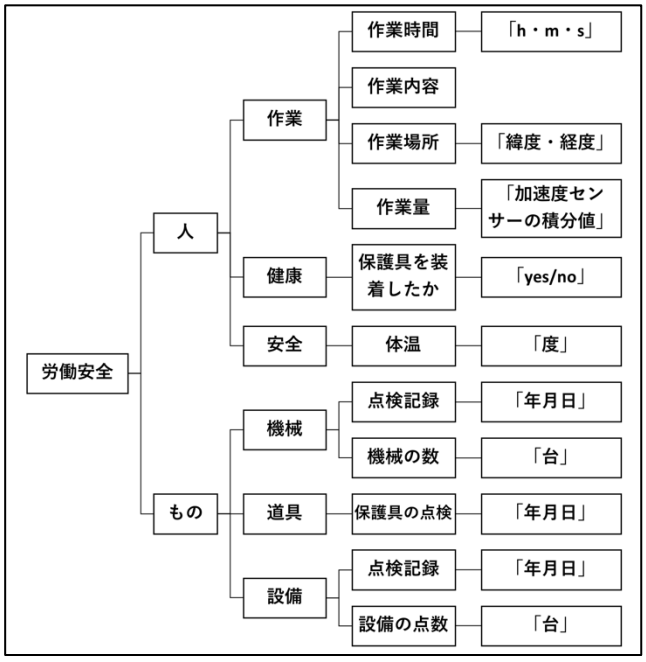

図 2　労働安全についての整理結果

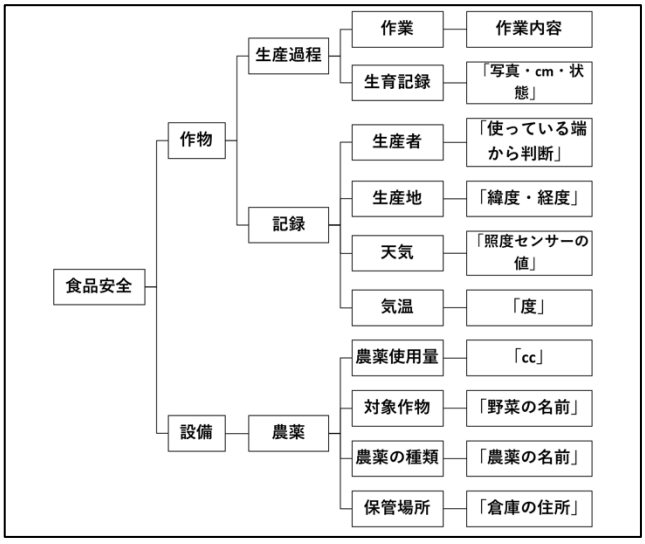

図 3　食品安全についての整理結果

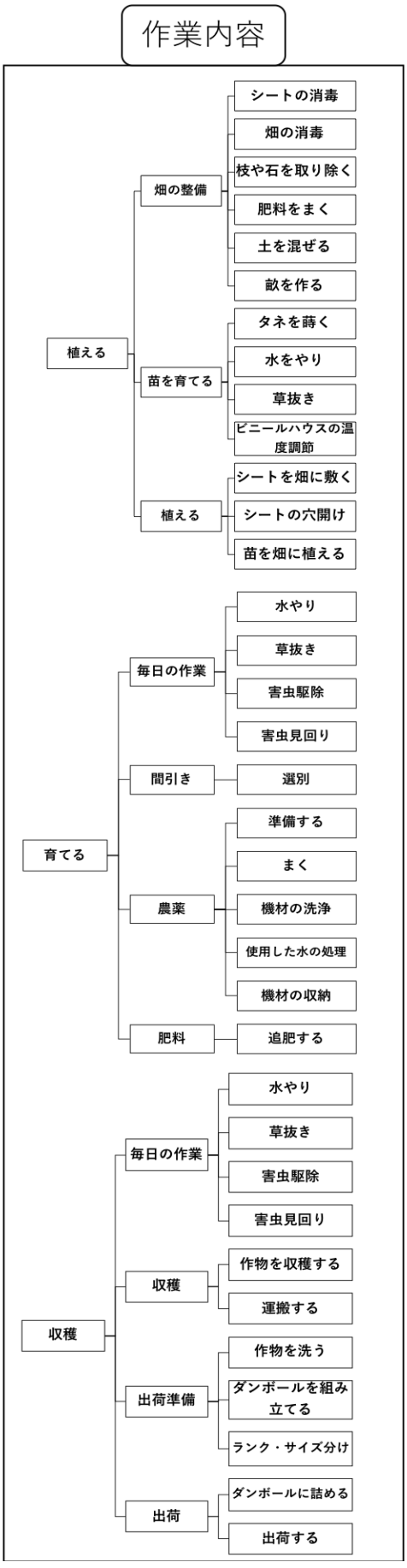

図 4　作業内容分類

ⓒ2019 Information Processing Society of Japan

Vol.2019-MBL-92 No.16
Vol.2019-CDS-26 No.16
2019/8/30

3.2 対象の選定

実環境の農家を考えて検証対象をレタスの収穫に設定した。この野菜を選定するにあたり重要視した項目は「評価環境」「収穫方法」の２つである。

「評価環境」とは提案するシステムを評価ができる環境のことであり、収穫間隔が比較的短く近隣の千葉県御宿町で生産されている野菜を選択した。

「収穫方法」としては機械で収穫してしまうものではなく、より記録作業が面倒な手作業で収穫されているものを選択した。手作業で収穫を行う代表的な野菜としてレタスがあり、レタスは力の加え方を誤ると収穫の際に葉が割れてしまうことがあるため、機械化は難しく多くの人と時間を費やしていることが多い。

3.3 提案手法

本論ではスマートフォン端末とウェアラブル端末から取得したデータを用いることで作業内容や作業時間といった入力項目を一部自動化、選択化し、農家の負担を減らす作業工程記録システムを提案する。

このシステムは、3.1 節図 4 のように決定木で分類された作業を人と機械で分割して作業内容の推定を行う。まず作業前に今日の作業内容を「植える」「育てる」「収穫」の期間ごとの項目から選択する。機械学習のみで全ての作業を推定することは関連研究からも分かる通り多量なデータを要し、ウェアラブル端末とスマートフォン端末から得られるデータのみでは正確な判定が難しいことが背景にある。仮に図 4 の期間ごとの項目より下の項目を選択することで人の判断範囲を増やそうとすると入力内容が大幅に増えてしまい、さらに別の種類の作業をする際に逐一端末を操作する必要性が出てくる。多種類の作業を識別するにあたり、全てを機械で判別することも可能と思われるが、それにはカメラを含めた多くのセンシング機器を農作業者が装着する必要がある。これは作業性を著しく損なう方法であり、実農家からは通常の作業で使っている腕時計やスマートホン以外の装着は難しいという意見が多かった。そこで農作業における識別の負担が少ないところは人が行い、負担の大きいところ(例えば農作業中の識別や､両手がふさがっている時の識別など)は機械が行うことで作業性を損なわずに農作業の識別ができるのではないかと考えた。農作業中でないというところから、その日の農作業前に識別できる範囲として図 4 に示す「植える」「育てる」「収穫」の選択を人が行い、そこから派生する個別作業を機械で行うことで識別作業の種類を減らして結果的に装着するセンシングデバイスも減らす。センシングデバイスは腕時計型のウェアラブル端末とスマートフォンの２種類を使うこととした。

上記2点を考慮し分割すべきところは「植える」「育てる」「収穫」選択後であると考えた。　機械学習手法には 3.1節にて決定木で表現した作業分類を利用する。決定木により表現したことで人と機械学習、両者の判断範囲の閾が選択しやすくなることに加えて、複数の決定木で構成されたランダムフォレストとの親和性が高くなった。またランダムフォレストの大きな特徴として説明変数が多い場合でも問題なく判定できる点がある。センサーデータを加工せずにそのまま学習するため説明変数の数も多くなる。そのため説明変数が多いと判定率が落ちてしまうサポートベクターマシン(SVM)等は適してない。これらの理由からランダムフォレストを機械学習に使用する。

端末のセンサーから得られるデータとしては、加速度、ジャイロ、照度、GPSであり、ウェアラブル端末から得られるデータとしては、加速度、ジャイロ、照度がある。今回はこの中から加速度、ジャイロの2種類のデータを利用して作業内容の判定を行う。

システムの流れを図５に示す。作業内容を分類するにあたり「人による選択」「センサー値による機械学習」この２点を活用することで作業内容の判定率を向上させる。

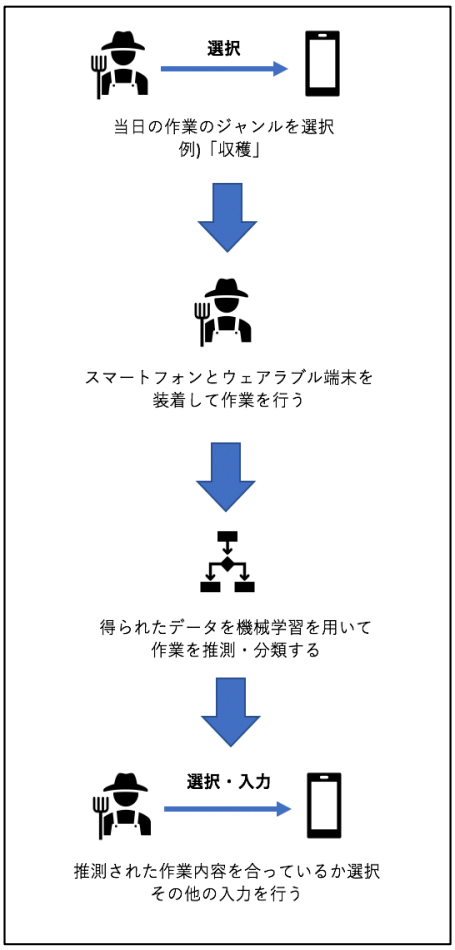

図 5　システムの流れ

１日を通して得られたデータを十分な情報量であるとみなされる秒数ごとに区切り、分割されたデータをそれぞれ機械学習にかけて作業の判定を行う。今回は十分な情報

ⓒ2019 Information Processing Society of Japan

Vol.2019-MBL-92 No.16
Vol.2019-CDS-26 No.16
2019/8/30

量を15秒として設定した。15秒と設定した理由として農作業は単調な動きを周期的に行う特徴があるため、この動きを判定するためには1.5周期以上データがあれば十分であると考えた。農作業の動きの1周期を平均したところ7秒であったため、1.5周期以上である15秒に設定した。

図6は横軸に時間、上段に推測された作業データ、下段に実際にシステムに入力されるデータを示している。一定の時間において判定された作業に前後と異なる作業が含まれていた場合は、農作業の特徴から判定結果の修正を行う。農作業の観察と農家の方の意見を参考に検討した結果、１つの作業は最低でも10分間行われる。これより10分を1スロットとし、スロット内に15秒に分割されたデータ、センシングデータが40個入っている。このスロット内に「A」という作業が過半数以上ある場合に「B」という異なる作業が含まれる際には、予測間違いと判定して予測結果の修正を行う。例えば、図6に示しているように「箱詰め」という作業が連続して予測される中、「移動」という異なる作業が予測され、その後にまた「箱詰め」という作業に戻っていた場合は、「移動」という作業を予測間違いと判定して「箱詰め」に予測結果を修正する。

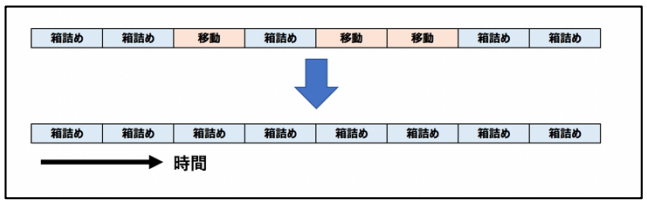

図 6　推測された作業が異なる場合

この時センシングデータiの特徴ベクトル：w_i、サンプルiのカテゴリ：y_iとし、対象サンプル群を

$$\{(w_i, y_i)\}_{i=1}^{n} \in \mathbb{R}_x(1, \cdots, q, \cdots, Q) \quad y_i \in \{1,2, \cdots, Q\}$$

とQ個の作業名に分類されるとする。取得したサンプル群k個を

$$\{(w_1, y_1), (w_2, y_2), \cdots, (w_x, y_x), \cdots, (w_k, y_k)\}$$

とした場合、このk個の内最も数が多いカテゴリへ判別すべきy_xを当てはめるので、k_qをk個のサンプルの内、カテゴリqの数とすると $\left(\sum_{q=1}^{Q} k_q = k\right)$ その最大値$\bar{q}(x)$は

$$\bar{q}(x) = argmax_{q=1,\cdots,Q} k_q$$

と表すことができる。このxが求めるべきy_xである。もし、1スロットにおいて「A」という作業と「B」という作業がちょうど半数ずつになった場合は予測結果を不定とし、そのあとのスロットの予測結果に依存する。

作業の切れ目の判断も重要である。図7にスロット内の予測データの一部を示す。横軸が時間であり、予測された作業名がセルに入っている。図7ではAという作業とBという作業の間に「D」「C」「E」という作業が予測されている。図4では1つの作業が連続している中に違う作業が含まれていたが、図5では1つの作業ではなく2つの連続した作業の間にそのどちらでもない作業が含まれている。先程と同様に農作業の観察と農家の方の意見を参考に検討した結果、作業と作業の間には5分から30分の時間が発生する。故に、連続していた作業から5分から30分の間にそれまでと異なる作業が予測され、その後他の作業が連続して予測された場合は、間の5分から30分は作業の切れ目と判断する。

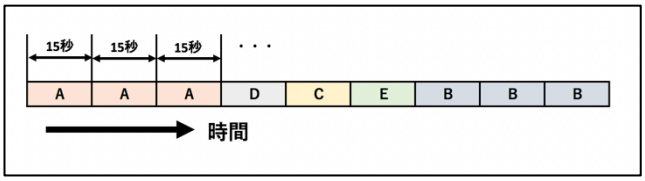

図 7　作業の切れ目

この提案手法では予測結果の修正や作業の切れ目を判定した上で 1 スロットごとに予測結果を決定するため、実際の作業と作業の予測結果には最大 10 分の遅延が発生するが、農作業において 10 分の遅延は大きな問題ではないのでこの手法を採用する。

3.4　個別作業の判定率

個別作業の判定率について実験を行なった。「箱詰め」、「移動」、「休憩」の 3 種類において、被験者 A、B、C の 3 名に端末を腕と腰と脚に装着してもらいそれぞれ 10 分間作業を行なった。取得した連続データを判定単位である 15 秒に分割する。そのデータをランダムフォレストで作業分類にかけ、それぞれの端末における判定率を確認した。ランダムフォレストの設定として木の数を 100、深さをデフォルトの 30 とした。この際の判定率は、被験者 1 人のデータを学習データとテストデータに分けたものと、A と B、A と C、B と C の組み合わせでランダムフォレストを行って平均したものの２つを実験で得られた判定率とし、最大は 1.0 である。ここでの判定率とは、被験者ごとの全てのデータのうちテストデータに対して正解したデータの割合である。

結果、被験者 1 人のデータにおいては腕：1.0、腰：1.0、被験者 2 人の組み合わせにおいては腕：0.65、腰：0.86 という判定率が確認できた。これより 15 秒ごとのデータは作業を分類するにあたり十分な情報量であることが分かった。また、学習データとテストデータで異なる被験者の場合、判定率が低下してしまうのは被験者ごとに力の入れ方や腕の振り幅などが異なるためであると考えられ、腕と腰の端末においても差が出た理由として腕は腰よりも動きが大きく、動きで見れば少しの差でも被験者間で大きく異な

ⓒ2019 Information Processing Society of Japan

Vol.2019-MBL-92 No.16
Vol.2019-CDS-26 No.16
2019/8/30

るデータとなってしまい判定率に影響したと考えられる。

さらに、情報量とランダムフォレストの木の数、端末装着場所による正解率の変化を確かめるための実験も行った。まずスマートフォンを図 8 に示すように、「腕」「腰」「脚」の 3 箇所に取り付けて、先程と同様に「箱詰め」「移動」「休憩」の 3 種類の動きについてそれぞれ 10 分間データを取得した。

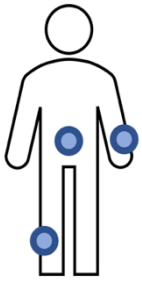

図 8　端末装着場所

このようにして得られたデータを先ほど同様 15 秒とその倍にあたる 30 秒と 45 秒、60 秒の 4 パターンで分割を行なった。これらのデータをランダムフォレストで作業判定する際、木の数を 100 と 500 の 2 種類、深さをデフォルトの 30 として行った。

情報量と装着場所ごとの判定率をまとめたものを表 1 に示す。表 1 では装着場所ごとに 4 種類の情報量×2 種類の木の数の組み合わせにおけるランダムフォレストでの判定率をまとめた。

表 1　情報量と装着場所別の正解率

		木の数100	木の数500
腕	15	0.76412037	0.73541667
	30	0.76111111	0.76851852
	45	0.76068376	0.76638177
	60	0.7962963	0.80740741
脚	15	0.53733612	0.55050262
	30	0.71861268	0.73358443
	45	0.6994302	0.73361823
	60	0.64691358	0.68148148
腰	15	0.90555556	0.90740741
	30	0.92037037	0.91666667
	45	0.6994302	0.73361823
	60	0.64691358	0.68148148

この表から、「腰」「腕」「脚」の端末の順に判定率が良いことが分かった。また、決定木の数は 15 秒と 30 秒では 100 と 500 に大きな差は見られないが、45 秒と 60 秒では被験者によって判定率にばらつきが出た。よって、情報量は 15 秒と 30 秒が適しているが、端末上での処理を行うことを加味すると 15 秒が最も適していると考えられる。また、腕に関しては情報量 30 秒×木の数 500、腰に関しては情報量 15 秒×木の数 100 または情報量 30 秒×木の数 100 または木の数 500、脚に関しては情報量 15 秒×木の数 100 または情報量 30 秒×木の数 100 または木の数 500 という組み合わせがそれぞれの装着場所に対して最も良い判定率の組み合わせとなった。これより木の数は 100、情報量は 15 秒が適していることが分かった。

図 9 に被験者 A の脚に装着した端末の「移動」の作業における作業判定予測結果の一部を示す。横軸が時間、セルに予測結果の作業名が表示されている。3.3 節図 6 に示したように「移動」という作業の中に「箱詰め」という作業が含まれている。今回の実験では 10 分間「移動」という作業を行なったので、この場合は「箱詰め」と予測された部分は「移動」という作業に予測結果を訂正する。

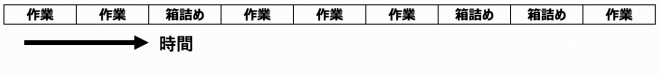

図 9　「移動」における予測結果

4. 実験

作業を連続的に行なって取得したデータを利用した場合の作業の正解率と、作業と作業の切れ目を判別することが出来るかを確かめることを目的として行う。

4.1 実験のシステム構成

実際にシステムを実装する際のシステム構成図を図 10 に示す。腕に装着したウェアラブル端末からスマートフォンに取得したデータを送信し、腰に装着されたスマートフォンではウェアラブル端末とスマートフォンの取得したデータを 15 秒ごとに分割し、クラウド上にアップする。クラウド上では分割されたデータを用いてランダムフォレストを行い、予測結果をスマートフォンに送る。作業終了後の作業内容登録の際になると予測結果がスマートフォン上に表示され、そこで入力を行って登録内容をクラウドにアップする。

ⓒ2019 Information Processing Society of Japan

Vol.2019-MBL-92 No.16
Vol.2019-CDS-26 No.16
2019/8/30

実験ではウェアラブル端末と想定したスマートフォンを腕に、スマートフォンを腰に装着する。また今回の実験ではスマートフォンはデータの取得のみに利用し、クラウドは用いずに取得したデータをパソコンでデータの分割を行なってからランダムフォレストにかけた。

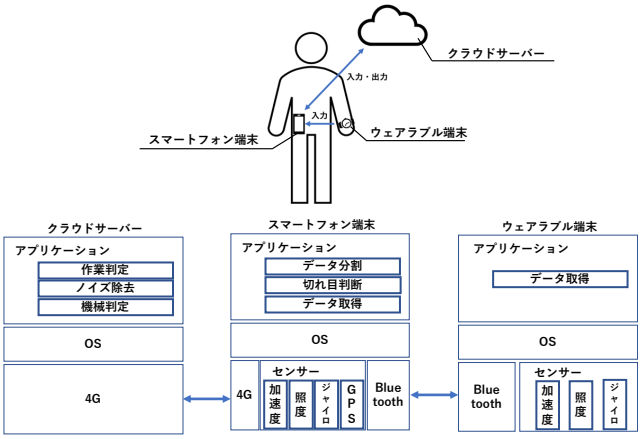

図 10　システム構成図

4.2　実験環境

被験者は A、B の 2 名であり、「腕」と「腰」に端末を装着して各作業を 10 分間行い、その間の作業の移行時間も含まれるため、人によって異なるが 30 分前後データを取得した。センサーのパラメータとしては加速度 X 軸、Y 軸、Z 軸、ジャイロ X 軸、Y 軸、Z 軸、機械学習のパラメータとしてはランダムフォレストの木の数と深さ、情報量の秒数がある。プレ実験より、ランダムフォレストのパラメータである木の数は 100、深さは 30、情報量は 15 秒とする。学習データには、テストデータとなる今回取得する連続データの被験者と同じ被験者のデータを利用する。このデータは 3.5 節の実験の際に取得した作業ごとに分けて取得したデータである。この実験によって、作業を連続的に行なって取得したデータを利用した場合に作業を判定することが出来るのか、それに加えてその判定率はどれほどなのか、作業の切れ目を判断することが出来るかを確かめる。

4.3　実験

3.4 節で述べたように実際は、朝作業前に大まかなジャンルを選択してから 1 日の作業が全て終了するまで連続でデータを取得し続けたものを分割して作業推測を行う。これが可能であるか確かめるため、「箱詰め」「移動」「休憩」の 3 種類の動きを連続で行ったデータを取得し、15 秒ごとに分割してランダムフォレストを行い、判定率を確認する。実際は 1 つの作業をそれぞれ 1 時間以上行い、1 日の作業時間は 8 時間以上に及ぶと考えられるが、今回の実験では異なる作業の連続したデータで作業判定を行うことが出来るのかを確かめることが目的のため、今回の実験では 1 つの作業に対して作業開始時と終了時の 5 分ずつ、合わせて 10 分動きを行うことで 1 日の流れを想定した連続したデータを取得する。被験者 2 名は「移動」「休憩」「箱詰め」という順番で作業を行った。図 7 に実験の流れを示す。横軸が時間である。

図 11　実験の流れ

4.4　実験結果

1 日を想定した連続データを 15 秒ごとに分割してランダムフォレストにかけた。被験者 A の情報量 15 秒における腕に装着した端末での作業分類の判定率は 0.34、腰に装着した端末での作業分類の判定率は 0.9 であった。被験者 B の情報量 15 秒における腕に装着した端末での作業分類の判定率は 0.58、腰に装着した端末での作業分類の判定率は 0.98 であった。被験者 A の実験結果をクロス集計表にまとめたものを表 2 に、被験者 B の実験結果をクロス集計表にまとめたものを表 3 に示す。クロス表は腕と腰の端末の全ての結果をまとめたものであり、横軸が予測された作業、縦軸が実際に行なった作業を示す。図 12 に被験者 B のデータにおける予測結果と実際の作業を照らし合わせたものの一部を示す。上段が予測結果であり、下段が実際に行なった作業である。

表 2 被験者 A の端末におけるクロス表

		推定群			
		箱詰め	移動	休憩	横計
実績群	箱詰め	38	38	0	76
	移動	0	81	1	82
	休憩	0	43	39	82
	縦計	38	162	40	240

表 3 被験者 B の端末におけるクロス表

		推定群			
		箱詰め	移動	休憩	横計
実績群	箱詰め	36	36	0	72
	移動	0	83	1	84
	休憩	0	16	68	84
	縦計	36	135	69	240

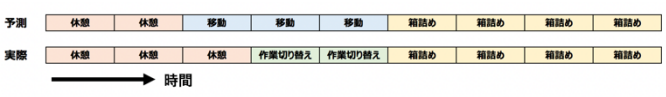

図 12　被験者 B における結果照らし合わせの一部

表 2 の結果より被験者 A における判定的中率は 65.8%、表

ⓒ2019 Information Processing Society of Japan

Vol.2019-MBL-92 No.16
Vol.2019-CDS-26 No.16
2019/8/30

3 の結果より被験者 B における判定的中率は 77.9%である。判定的中率の平均が 71.9%のため、3.3 節図 6 のように推測された作業が異なる場合の修正が可能であると考えられる。この時、3.3 節で述べた予測結果の修正と作業の切れ目についての判定を加味すると、被験者 A と被験者 B 共に腕の端末においては変わらないが、腰の端末における判定率が 0.99 となる。これより、予測結果修正後の判定的中率は、被験者 A は 66.3%、被験者 B は 78.6%となり、先ほどより向上する。

これらの結果から、連続したデータでは別々に作業を行なったデータよりも判定率が低下するが作業判定と分類を行うことが出来ることがわかった。また、図 12 から作業の切れ目が図 7 に示した通りに出ているので、作業の切れ目を判別することは可能である。

5. 考察

4.3 節の実験結果より、ランダムフォレストにかけたままの予測結果を用いた判定的中率だけでは一般に予測に適用できると考えられる 75%よりも低いが、予測結果の修正を行うことで判定的中率が向上するので実際の予測に適用できるのではないかと考えられる。ただし 4.3 節実験結果と 3.4 節で行った個別作業の平均判定率を比較すると判定率が最大で 0.49 低下してしまった。1 つの作業ごとに測定を終了していた 3.4 節の実験とは違い 4.3 節では連続で測定しているため動きの変化が流動的になってしまったこと、連続で作業をしていると作業の切れ目で移動などの別の動きが必ず入ることが判定率を低下させた原因ではないかと考えられる。

今回の実験では加速度センサーとジャイロセンサーの 2 つのセンサーから得られた値を用いて 3 種類の作業判定を行なったが、スマートフォンやウェアラブル端末に搭載されている Bluetooth を用いることで作業の種類が増加しても予測選択肢を狭めることができるのではないかと考えた。今回検証対象とした「収穫」における Bluetooth を用いることによってもたらされると考えられる効果を図 4 で分類した 11 種類の作業を用いて述べる。

Bluetooth を搭載したコインのような装置を車や水やりのスプリンクラー、運搬の台車などに取り付け、受信した電波のデータを用いることによって使用している機材が分かり、予測選択肢を狭めることが出来る。これによって車または台車であれば「出荷」または「運搬」、スプリンクラーであれば「水やり」というように 11 種類から 1 択または 2 択まで絞り込むことが出来る。

Bluetooth を利用することにより、今回取り組んだ「収穫」だけでなく「育てる」や「植える」といった時期でも同様に、予測選択肢を狭めることができると考えられる。

6. まとめと今後の展開

本論文は GAP 取得が中堅農家にとって大きな負担になることを示し、その負担を軽減するために人の農作業を判定して入力内容を一部自動記入化するシステムを提案した。作業内容を決定木で表現することにより人による判断と機械学習による判断、両者が協調する作業判定方法について述べさらに判定結果の修正方法を示し、これらを調査する実験を行った。結果、人と機械による作業判定率はおよそ 0.7 であったが提案した修正方法により大きく判定率を向上させることができた。

今後は「収穫」だけではなく、「苗を植えるまで」と「作物が収穫可能になるまで」のジャンルに含まれる作業も分類できるかの実験や、5 章で述べたような Bluetooth や GPS、照度センサーも利用することでより作業の予測選択肢を狭めることで作業の種類が増加しても、作業の判定を行うことが出来るかに取り組む。

参考文献

[1] “GLOBALG.A.P 認証経営体数の推移(2019 年 3 月末時点)” https://www.ggap.jp/?p=120
[2] “農業生産工程管理（GAP）に関する情報 農林水産省” http://www.maff.go.jp/j/seisan/gizyutu/gap/
[3] “パナソニック株式会社　栽培ナビ”. https://agri.panasonic.com/saibai/
[4] “MOG-GAP システム” https://gap.orange-garden-inc.jp
[5] 前川卓也, 柳沢豊, 岸野泰恵. ウェアラブルセンサによるモノを用いた行動の認識について. 情報処理学会論文誌. 2010, vol. 2050, No. 57, p. 1-8.
[6] 大橋純, 須藤隆, 大内一成, 斉藤龍則. ウェアラブル端末・スマートフォンを利用した生活行動認識の分散処理方式. 情報処理学会研究報告.2014, Vol.2014-HCI-160 No.10, p.1-8
[7] Bao, L. and Intille, S.Activity recognition from user-annotated acceleration data. 2004
[8] Blum, M., Pentland, A. and Troster, G. Insense: Interest-based life logging. 2006
[9] Lukowicz, P., Junker, H., Stager, M., Buren, T.V. and Troster, G. WearNET: a distributed multi-sensor system for context aware wearables. 2002
[10] Lukowicz, P., Ward, J., Junker, H., Stager, M., Troster, G.,Atrash, A. and Starner, T. Recognizing workshop activity using body worn microphones and accelerome- ters. 2004

ⓒ2019 Information Processing Society of Japan