

信州大学審査学位論文

簡易な手投げ空撮画像システムによる
加速度データを用いた圃場画像の選別

2012年3月

滝沢 壽一

目 次

第1章 序論

1.1	まえがき	2
1.2	研究の背景	4
1.3	研究の目的	5
1.4	本論文の内容構成	7

第2章 手投げ空撮画像取得システム

2.1	まえがき	9
2.2	システム設計指針	9
2.3	システム構成	11
2.4	データ取得と処理方法	15
2.5	むすび	23

第3章 屋外データ取得実験

3.1	まえがき	25
3.2	実験方法	25
3.3	データ取得結果	26
3.4	むすび	32

第4章 空撮画像の選別手法	
4.1 まえがき	34
4.2 画像選別の評価指標	34
4.3 統計情報による画像選別	36
4.4 サポートベクターマシンによる画像選別	44
4.4.1 サポートベクターマシンの利用例	44
4.4.2 サポートベクターマシンによる画像選別実験	45
4.5 選別結果と考察	58
4.6 むすび	60
第5章 結論	63
付録 (主な使用ソフト及び作成プログラム)	67
参考文献	74
謝辞	81

第 1 章

序 論

第1章 序論

1.1 まえがき

近年の情報処理技術の進展は著しく、その研究開発が活発に行われている。情報技術(IT)や情報通信技術(ICT)がさまざまな分野で広まっている一方で、農業、特に圃場現場において実際に使用されている例は、工業系などへの普及と比較するとまだまだ少ないと言わざるを得ない。そのなかでも収量予測、土地利用分類、植生調査など農林業の分野においては、デジタルカメラやビデオ、人工衛星画像データの活用についての研究が行われている(大塚ら¹⁾)。また比較的安価なホビー用RCヘリを簡単かつ安全に観測用にするリモートコントロールサポートシステムも提案されている(三輪ら²⁾)。

そのような背景において応用例の一つに、果樹などの栽培管理への画像情報の活用が考えられる。果樹栽培では、日常の作業において樹木形態の特徴や色彩などの生育情報を管理に活かしている。しかし多くは目視あるいはデジタルカメラによる目通り高さでの画像情報であり、個々の樹体についての全体像や樹冠全体を把握することが必要であると考えられる。このとき圃場の空撮画像が容易に取得できれば、生育状態や周辺の状況などが大局的に把握できるため作業管理に有用であると思われる。

従来、果実を高品質・多収量で安定的生産を目的とする場合には、整枝・剪定方法や低樹高化及び機械化対応などの検討が必要で、そのためには樹形に関する情報は必須である。また樹冠内部の解析には新梢群のデータや葉量の空間分布データも必要である。山本ら^{3), 4)}は、3次元情報データが必要であるが実測には時間と労力が甚大であるとして落葉後剪定前の地上部全枝の直角2側面写真を用いてシステムを構築し、3次元分布データを樹冠内光環境、樹体光合成及び果実生産性の解析をした。そして密植わい性リンゴ樹について詳細に検討している。さらに樹形・葉群に関係する果実横径や果実長の指標を得るために、野外における着生果実を対象にしたリモート計測を行い、体積計測法の検討を行っている⁵⁾。

昨今、RCヘリを用いた農薬散布など農業面においても多様な応用業務が活発になってきている。そのなかで果樹園を経営する農業者が空撮画像を得る手段

として、RCヘリの応用も考えられる。RCヘリはパイロットが搭乗する実機と比較するとペイロードは小さく、操縦者の視界内での運用という制限がある。一方、回転翼機のもつ特異なホバリングや小さい離着陸空間で済む利便性、また事故時の軽減化という利点が無人飛行にはある。しかし日本の農業を特色するような地域では有人地帯に近い上空を飛行させることが十分に考えられ、しかも比較的low高度での運用となると、人や農産物等への危険性や被害は大きな課題である。そこで、空気密度や強風での環境適応した制御が不可欠として航法システムや信頼度を高める研究が進められている（中西ら⁶⁾）。

さらに、昨今GPSを搭載してプログラムによる自動旋回を行って空撮画像を取得するような高機能の空撮や、多種多様なセンサを搭載してのリモートセンシングを行うことも現実となり飛行体が大型化している。これらは農業面のみならず様々な災害等の多方面に応用できる可能性を秘めている。

このような特化した機体や高度な制御装置の機体は、高価で運用経費も高い。さらに高度の操縦技量が必要となり一般農業者の活用には制限される。また天候などの環境条件や軌道条件によって、撮影のタイミングと即応性も制限される。そのために今日ではいろいろなタイプの無人飛行機（UVA：Unmanned Aerial Vehicle）の研究・開発がすすめられ、飛行ロボットシステムの確立が求められている（谷口ら⁷⁾）。

しかし、リンゴ果樹木程度の高さの空撮画像の取得方法としては、一般に使用されているラジコンヘリ等の空撮システムは、高コスト（価格、維持管理）且つ対環境性（騒音、廃油）、熟練した運転技術が必要など、個人農家が導入するにはまだまだ困難な課題が多い。一般の圃場における農業生産物とくに果樹園のような農産物については、日本のような比較的小規模な農業経営者にとってこのような機材を活用するには容易ではない。例えば四季のなかで刻々と変化する果樹園における樹体の様子を得て管理判断に活かし、生育環境に応じて幾度も繰り返す必要のある農業応用面の場合は自ずと制限される。農業経営者が生育条件によって適宜必要としたとき対応可能な即応性のあるシステムが要求される。そのためにはこれらを解決する新規な空撮画像システムの開発が必要である。

1.2 研究の背景

近年、デジタルカメラやビデオ、ディスプレイなど人の目視を代行可能にする技術や装置の開発が著しい。そして、誰しもが高性能でありながらも安価で使い易いデバイスを市販品として、容易に入手できるようになってきた。

これらの情報デバイスの活用法を、農業、特に圃場へ展開する機運も高まってきている。Saito et al.⁸⁾, Kobayashi et al.⁹⁾ は、Webカメラや一眼レフカメラ、また各種環境計測センサを圃場に設置し、ブドウ等の生育画像や圃場環境（温度、湿度、太陽放射強度、土中温度など）の情報を365日24時間遠隔収集可能なICTシステムを報告した。吉田ら¹⁰⁾ は、航空機搭載センサデータ、衛星データを使った樹種、密集度及び樹木の生育状況の推定問題に、サポートベクターマシンによるカーネル選別分析を適用した。加藤ら¹¹⁾ は、広域的な水稻栽培管理を目的に、高さの異なる3種類のプラットホームにおける基礎研究を行っている。そのなかでも低高度リモートセンシング技術として、鉛直方向3mの高さのデジタルカメラ撮影画像から植被率を求め、水稻生育診断に応用した。

このような背景において対象物との距離が数メートルから数10メートルと比較的近い低高度リモートセンシング技術は、衛星データなどによるリモートセンシング技術に比べて対象面積が狭いものの比較的解像度の高い画像データが得られやすい特徴がある。そのために、一つひとつの小枝や葉身をも観測の対象にする技術として一層の緻密な農業管理システムの技術基盤となり、今後有用な役割を果たす手法と考えられる。特に日本の典型的な農地は1ヘクタール以下の小規模であり、生産体制においてはより付加価値の高い生産物が望まれ、端的には一本ごとの果樹木を精密にセンシングすることが必要になってくる。

一方、バルーンを利用した空撮システムとしては、宮下ら¹²⁾ は、懸下重量10Kg、高度300mの性能を持つ2本のロープで係留したカイトバルーンに、スチールカメラとビデオカメラを搭載して空撮を行った。得た写真から画像解析を行い教師付分類法によって植物が地面を覆う植被率を求めている。そして水稻と大麦について生育量を推定する手法の検討を行っている。木村ら¹³⁾ も、ウィンチを利用して2本のロープで固定したバルーン（容積約60m³、重量約14Kg）に画像転送装置とともにビデオカメラを搭載して複数の作業者が入り混じって行われる草刈共同作業に、安全で効率的な作業を定量的に把握するシステムを報

告している。このような観測システムは果樹園においても園全体を空撮して作業を把握するには有効性があると思われる。猪股ら¹⁴⁾は、航空機によるリモートセンシングの利用は作業の委託経費や日時選定の自由度に課題があるとして、バルーンを使った低高度リモートセンシング用プラットフォームを開発し、可視画像と赤外画像から水草の植生分布調査、放射温度計を搭載して湧水地点の水温分布調査に応用している。しかし、地上風速約 3.5m を超えるような強風では空中でプラットフォームが安定しないとしている。

この場合、得られる動画は水平方向の揺れと回転によって大きく乱れ、撮影対象が鮮明に映ったフレームを抽出する作業は困難と考えられる。この問題への対処法として、空撮システムに加速度センサやジャイロセンサなど各種のセンサを搭載する方法が考えられる。Takizawa et al.¹⁵⁾は、小型CCDビデオカメラからの受信画像に3軸加速度値が関係づけられた静止画像を得て、ターゲットとする静止画像フレームの抽出を統計情報によることを試みた。さらに、3軸加速度値が関係づけられた多くの静止画像からサポートベクターマシン学習による画像選別を行ない実用化に向かった¹⁶⁾。

1.3 研究の目的

果樹栽培における生産管理技術の面で、整枝・剪定作業は高品質で多収穫を安定的に維持するには大切であり、剪定後の樹形を適切に評価する必要がある。またそのうえで樹木を機械化対応した樹形に管理することは人的労力の省略化や安全性の高い農作業として有効な手段となる。

樹形の情報としては、高さ、太さ、枝振り、そして葉量などさまざまであるがその情報を得る手段は、一般に栽培者による人的労力とその視覚情報に頼ってきた。そしてそのような評価は、これまで栽培者が地上から樹木を見上げたときの形を自らの長年の経験から行なって、過去からの経験的な知識に照合して理解・営農管理判断に生かしてきたところが多い。しかしその長年の蓄積されたノウハウも近年、失われてきている。

神谷ら¹⁷⁾は、ミカン圃場で巻葉の程度など個別の園地・樹木の状況を人手、目視によって行う必要があるとしてデータ入力を計測現場で可能にするアプリケーションを携帯電話上に実装するシステムを構築している。その結果を営農

指導員と共有し、近隣園地との比較分析を可能とした。即ち、収集したデータを利用者にフィードバックしている。

それに加えて、上空からの空撮画像が得られるならば、生育状態や周辺の状態などが大局的に把握できるため管理作業に有用となると考える。齊藤¹⁸⁾も、農業分野においてリモートセンシング技術と地上データとを融合したシステムを作り上げることができれば、今までの地上系のみでのシステムと異なり、毎日成長する農作物の情報が高まり利用価値が得られるとしている。

太陽光を受ける葉面や樹冠形状などは、2次元的な新たな情報となり生産管理に役に立ち、葉色情報や樹形などの経時変化の把握、そして年度毎の比較を容易に行なうことができる。また大政ら¹⁹⁾は、生態系内で物質とエネルギーの交換は、光合成の効率や系の生産性を規定するが、大気との主たる境界面であるキャノピーによって支配され、気候条件、水分条件、養分吸収率などの環境条件によって交換速度は大きく左右され、それはキャノピーの形態や葉の生化学的性質に影響を及ぼすことを報告した。このときリモートセンシングによってキャノピーの生化学的な変化を検知することができれば、炭素や養分のソースとシンクの空間的な広がりと変動を知ることができるとしている。さらに空撮画像から得られる特異性の詳細については、遠隔地の専門家に情報を提供することで栽培管理指導を受けることも可能となる（大角²⁰⁾）。

そこで本研究においては、空撮画像を最も簡便に得られる手段として、“カメラを被写体の上に投げ上げる”ことを考えた。このとき投げ上げによってカメラ方向のランダム性による不必要画像の排除（目的とする画像の取得）を行うため、なるべく単純な物理量である加速度情報を活用した。加速度情報を取得する画像のファイル名に利用し、自動的且つリアルタイムに付加して画像の選別を行うシステムを開発する。また一個人の農家が利用することを目標に、入手が容易で安価な器材を用いて空撮画像を得る手法を検討する。これらの実験的考察をもとに「手投げ空撮画像システム」の有用性や問題点について検討し、「加速度データを用いた圃場画像の選別」法の基礎的技術の確立を目指す。

次章以後は、複雑な機材準備や難しい操作方法の習得が不要で、圃場の空撮を実現する低高度リモートセンシングシステムの開発について述べる。

1.4 本論文の内容構成

本論文の内容は、次章以降次のような構成となっている。

第2章 手投げ空撮画像取得システム

ここでは、システム的设计指針を設定し、それに基づく画像取得デバイスを製作する。そして構築して提案する手投げ空撮画像取得システムの構成について記述する。

さらにデータの取得と処理方法について述べ、投げ上げる前に加速度センサの信号特性を確認する。

第3章 屋外データ取得実験

前章で提案したシステムを用いて、新雪面に赤いラインを引き、撮影対象とする圃場とみなして、投げ上げによるデータ収集実験を行った。

カメラの姿勢や高さの変化によってさまざまな方向の画像が取得され、PC内には時系列に且つ3軸加速度値が付された静止画像として取得することができた。

第4章 空撮画像の選別手法

前章で得られた画像は、あらゆる方向が撮影されている加速度データ付の静止画像であり、このなかから目的とするターゲットが撮影されている画像を効率よく選別することが求められる。

取得した画像に対し、非線形サポートベクターマシンの手法を適用して選別する方法を検討した。その選別した結果を評価する方法として適合率、再現率を指標として考察した。

第5章 結論

本研究のまとめである。開発したシステムの課題をまとめ、実際の圃場に導入するための事項を検討し、今後の実用機開発に向けた方向性と活用法について提案する。

第 2 章

手投げ空撮画像取得システム

第2章 手投げ空撮画像取得システム

2.1 まえがき

前章で、高品質・多収量の果樹を生産する果樹木の剪定について触れた。本章では研究上の念頭においた剪定対象の果樹木として、リンゴ樹木を想定した。そして本章では、栽培管理に活用するため果樹木の天頂方向から下方の樹冠を撮影する方法において非常に簡便であり容易に繰り返すことが可能なシステム開発を行った。

それは、ワイヤレスカメラに3軸加速度センサを備えた画像取得デバイスを、上空に投げ上げて画像を取得する独自の手投げ空撮画像取得システムを提案する。そして容易に空撮画像が取得可能な低高度リモートセンシングシステムの開発について述べる。

その容易な手投げによる低高度リモートセンシングシステム開発を進めていくうえで必要な構成の要素技術の検討を行った。

2.2 システム設計指針

実際のリンゴ樹木について安定した果実生産性を維持していくために、整枝や剪定のほか周辺の温度・湿度・土壌水分そして光環境を明らかにすることは重要なことである。浅田²¹⁾、²²⁾らは、リンゴの生産を担う主要な結果枝（スパーク）は、適度な頂生スパーク率であるとして、それを形成する枝は、剪定によって変化するもっとも基本的な性質だとしてその影響を明らかにしている。さらに剪定樹と無剪定樹を比較して上向き枝と水平枝について調査している²³⁾。剪定作業が長枝（10.1cm以上）を高めることで樹勢を維持し、頂生スパーク率を下げ、えき生スパーク率を高めるとしている。大野ら²⁴⁾は、リンゴ“ふじ”樹の簡単な樹勢の判定方法を確立するために、供試樹として樹高2.5～3m程度樹形、栽植距離は5×5mの供試樹を検討した。

また今村ら²⁵⁾は、過密状態のリンゴ園“ふじ”について間伐による収量や果実品質に対する影響を調べている。供試樹の樹形は、樹高は地表から最上部の新梢の先端までとし、樹幅は両端の新梢の先端までとして枝の交差率を求め樹冠の重なり程度の指標としている。そして対象区と間伐区について調べ、間伐

区では調査年によって異なるが樹高 3.74~3.87m, 樹幅平均値で 4.61~4.94m を求めている. 黒田ら²⁶⁾は, 果重・糖度・酸度・果肉硬度と栽植密度との関係について調べ各々関係式を求めている. そしてリンゴ栽培の栽植密度は, 果実品質と果実収量との兼ね合いで決めるしかないが, 我が国では収量を犠牲にしても高品質が得られる栽植密度にすべきとしている.

また栽植密度と関係する樹冠内の葉面積も重要で, 若樹木について猪俣ら²⁷⁾は, 樹冠の相対日射量と葉面積指数との関係を調べ最適な栽植面積を検討している. また浅田²⁸⁾は, 枝の太さ(直径 5cm以下)と葉面積の回帰式を求め, リンゴ園における葉面積の推定法を述べている. その成果である着生果実についても, デジタル写真画像を用いた果実体積のリモート計測が行われている(山本²⁹⁾).

このようなことから, 本研究で想定した樹木としては, リンゴ樹の樹形を対象にして果実の着生時期には葉(葉色, 葉量など)を, それ以外の時期には主に整枝・剪定作業に有効な情報のモニタリングする場面を想定する. 樹高は 4m(普通台木で 7m), 栽植距離(間隔)は 4~5m, 主幹以外の結果枝を担う枝太さを約 5cm, ふつう葉の大きさは 7~8cmを設定する(以後, これらを樹冠という). 本研究では得られた撮影画像からこのことが選別できる分解能を想定し, 以後これを確認する実験を行うものとする.

本報告では, リモートセンシングで圃場の画像データを得ることを目標に所期の目的として,

- (1) 低コスト,
- (2) 容易性,
- (3) 安全性,
- (4) 少人数でデータを幾度も繰り返し取得可能であること,

を指針とした.

空撮画像データを取得するためのプラットフォームとして, デジタルカメラやビデオカメラなどを搭載した無線操縦のラジコンヘリコプターが提案されている(Sugiura et al.³⁰⁾. しかし小規模な農業経営にとっては初期投資のコスト, 維持費, 高度な操縦技術が必要になる. また現在の状態では, 大きな騒音やエンジンオイルを撒き散らす問題があり環境にやさしいとは言えない. またカイト(Boike and Yoshikawa³¹⁾)やバルーン(Jensen et al.³²⁾)を用いる方法も

ある。しかしバルーンに吊り下げたプラットフォームを用いて空撮画像を取得するために、大気の流れのなかにおいて空中で位置を保持することは難しく、静止させるためには位置制御用スタビライザーが必要であり比較的大掛かりなものになる(滝沢ら³³⁾。

そのような空中において姿勢を制御させるなど安定化を図る大掛かりな機構は、前述1.1及び1.2で述べたように一個人農家が導入するには困難な課題が多い。

そこでそのような装置を一切持たずに、小型で軽量、さらに難しい操作技術や訓練を必要としない、単にデバイスを投げ上げるだけで空撮画像を取得するセンシングシステムを提案する。

2.3 システム構成

図1に提案手法による全体構成図を示す。投げ上げ作業は圃場の栽培者自身が行うものとする。

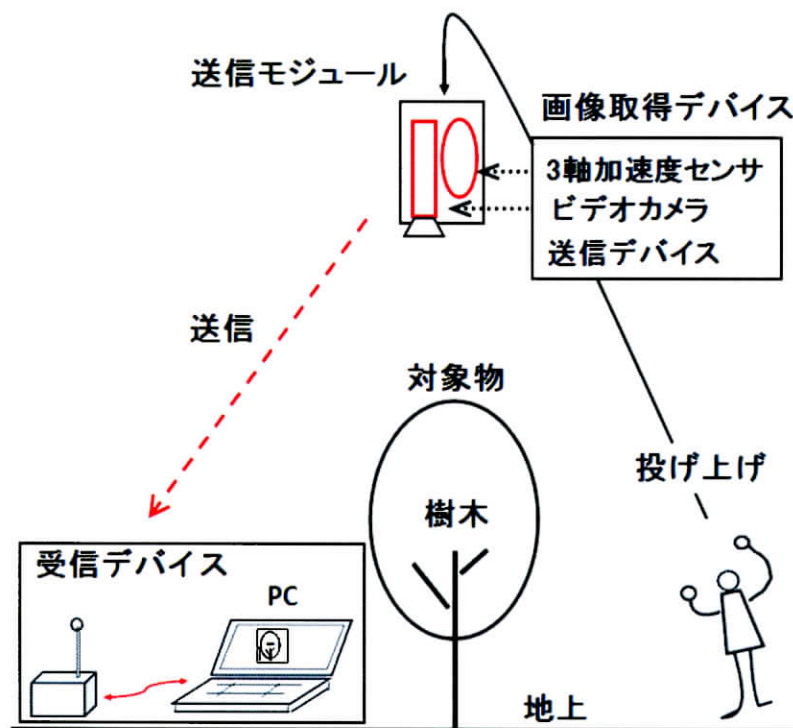


図1 手投げ空撮画像取得システムの全体構成図

このシステム上の投げ上げるデバイス（以降、画像取得デバイス）は、送信モジュールとなり、上空からビデオ画像と加速度値を地上の PC に無線で送信する。PC は受信デバイスとして機能する。地上の PC には、投げ上げて落下するまでのすべての画像と加速度値が関連付けて保存される。保存された画像にはさまざまな方向を撮影したものが含まれるため、その画像と関連付けられた加速度値データに基づき、ビデオカメラの方向が下向きとなり目標である圃場が撮影されている画像を選別することになる。

この画像取得デバイスは 2 つの要素で構成されているが、いずれも市販されており容易に入手できるうえに、手中から手放すために必須なセンサ・通信・供給電源の機能がそれぞれにセットとして組み込まれ済みである。そして 3 軸加速度センサも Bluetooth 通信距離を約 10m までは保持できるので、今回の目的としては十分であり非常に簡単な構成のデバイスとすることができた。また取得データの保存について、ビデオカメラ内の記憶メモリではなく、リアルタイム性を重んじて無線通信による PC 上への保存とした。このことにより、取得した画像データと 3 軸加速度値データが、PC 内で同期付けられて保存されることになり、異なるメモリ間データの時間的同期作業が不要になる。そのための特別なソフトウェアの開発やハードウェアも不要になり、提案手法の容易さ・簡便さを確保できる。また圃場現場等において PC 画面内で実時間で画像データの確認も可能である。

図 2 に画像取得デバイスの写真を示す。画像取得デバイスは、小型 CCD ビデオカメラ（PR05, RF システム製）と加速度センサ（家庭用ゲーム機 Wii のリモートコントローラに内蔵）で構成され重量は 350 グラムである。小型 CCD ビデオカメラの主な仕様を表 1 (a) に示す。画像の送信方式は 1.2GHz のマイクロ波スクランブルモードであり、到達可能距離は 300 メートルである。小型 CCD ビデオカメラからの画像は、受信機と PC の間に USB ビデオキャプチャデバイス（PCA-DAV2, プリンストンテクノロジー製）を介して取得している。ビデオキャプチャデバイスの取り込みフレームレートは 29.97 フレーム/秒であり、取り込み解像度はビデオカメラの解像度に合わせて 320×240pixel に設定した。

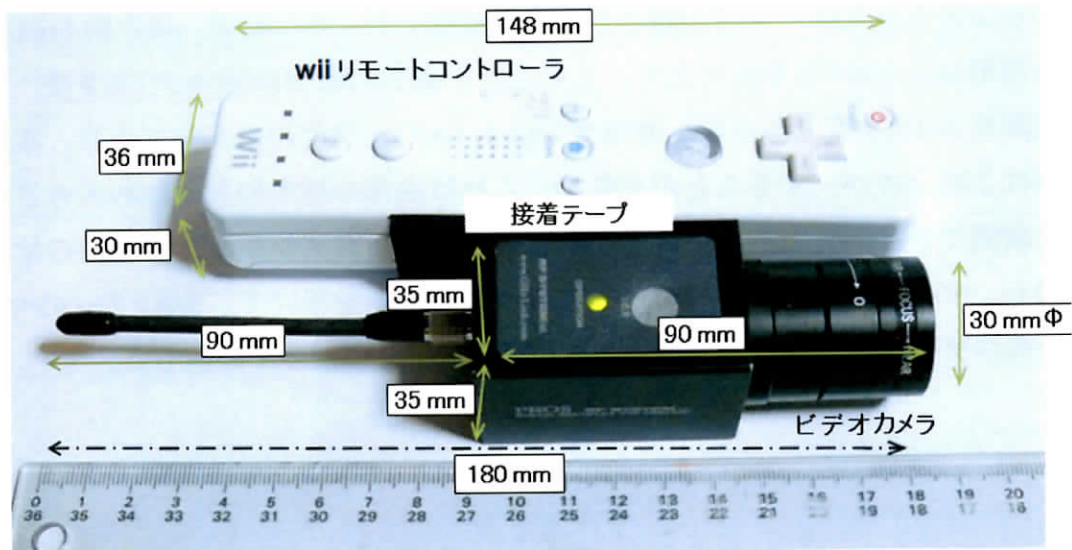


図 2 画像取得デバイスの外観

表 1 (a) CCD カメラの主な仕様

撮像素子	: CCD41万画素1/4インチカラー
解像度	: 水平450本以上
送信可能距離	: 300m
アイリス	: デジタル全自動電子
寸法	: 90mm×35mm×35mm, アンテナ90mm
重さ	: 190グラム
充電	: 充電電池(90分)内蔵
電源	: 電圧6V, 電流310mA

画像取得デバイスを実際に手投げ実験する前に、天井の高い建物の棟内において CCD ビデオカメラをヘリウム充填したバルーンに懸架して、上空からの画像取得のテストを行った。果樹の高さを想定した視野の状況と画像データデバイスから通信されたデータが記録されるかを確認した。その結果、高さ約 5m における視野は 2.15m×1.68m であり、このときの画角は横方向画角が 23.9 度、縦方向画角が 18.8 度であった。樹冠全体は 1.5m～2m 程度の広がりであり、本カメラはこれをカバーすることが可能で、これは通常の樹木の葉 1 枚の大きさ程度を確認できる画質を持っていると判断した。またカメラレンズの画角の検討に対し、マス目状に黒く塗りつぶして作成した用紙を用いて、2cm×2cm のマークをモニター上で選別できることを、実験（図 3）によって確認した。

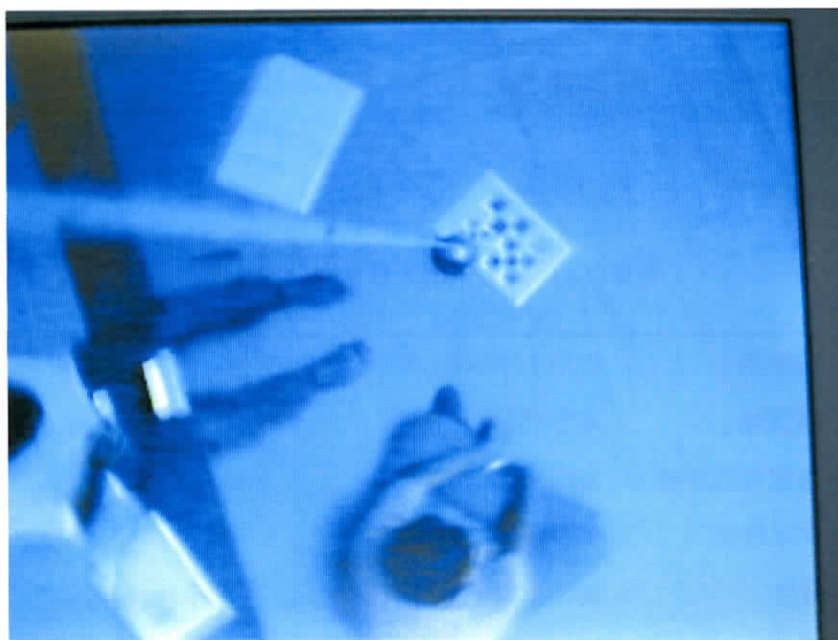


図 3 カメラの性能確認実験

(図中心の物体は、バルーンから吊り下げられた重りが写されている。)

加速度センサは、Wii リモートコントローラ（任天堂製）（伊藤・福田³⁴⁾）である。Wii リモートコントローラは、ゲーム用ユーザインタフェースとして普及している。また一般の人々でも容易に入手でき安価でありかつ高精度な加速度センサを備えている。そして画像取得デバイスは、その加速度センサを直接カメラに固定して用いた。加速度センサの主な仕様を表 1 (b) に示す。加速度データは Bluetooth を介して送信されて、すべてのデータは PC に取り込まれる。

また本研究での圃場とする画像の選別する手法において、加速度情報はブレ

表 1 (b) 加速度センサの主な仕様

センサ	3軸リニア加速度センサ
寸法	148mm × 36.2mm × 30.8mm
ダイナミックレンジ	± 33.3m/s ²
最小分解能	X軸0.098m/s ² , Y軸・Z軸0.196m/s ²
サンプリング	毎秒200回

などの画質の要素には影響されずに一義的にベクトル要素として扱えるメリットがある。その加速度センサが与える情報を整理すると「揺れ（振動）」、「衝撃」、「重力」が考えられる。

「揺れ（振動）」……画像取得デバイスの動き検出や自然落下検出

「衝撃」……………投げ上げ（スタート点）と着地（終点）の検出

「重力」……………画像取得デバイスの傾き検出

このような状態の変化を連続的に記録でき、画像取得デバイスの状態の推測ができると考えた。

2.4 データ取得と処理方法

撮影された画像は、独自に開発したソフトウェアからビデオキャプチャデバイスにアクセスして、連続した静止画像として取り込まれる。ソフトウェアの開発には、プログラミング言語 Processing を用いた。加速度データは、プログラム可能なインプットエミュレータである GlovePIE を用いて開発したプログラムによって Bluetooth デバイスから取得される。GlovePIE プログラムでは、

加速度データを取得すると同時に、OSC (Freed and Wright ³⁵) によってローカルホストの 12000 番ポートに対して通信を行う。上記の Processing プログラム側では、静止画像を取り込むと同時に、12000 番ポートから加速度データを取得し、静止画像と加速度データとの対応テーブルを作成する。これらを連続的に行うことで、加速度データ値が注釈された一連の静止画像を得ている。このようにして CCD ビデオカメラからの画像データと加速度データ値がリアルタイムで相互に関係づけられて処理される。また同時に CSV ファイルとしても時系列に出力される。これはのちほどの数値計算に利用される。

データの取得と処理の流れを、図 4 に示す。

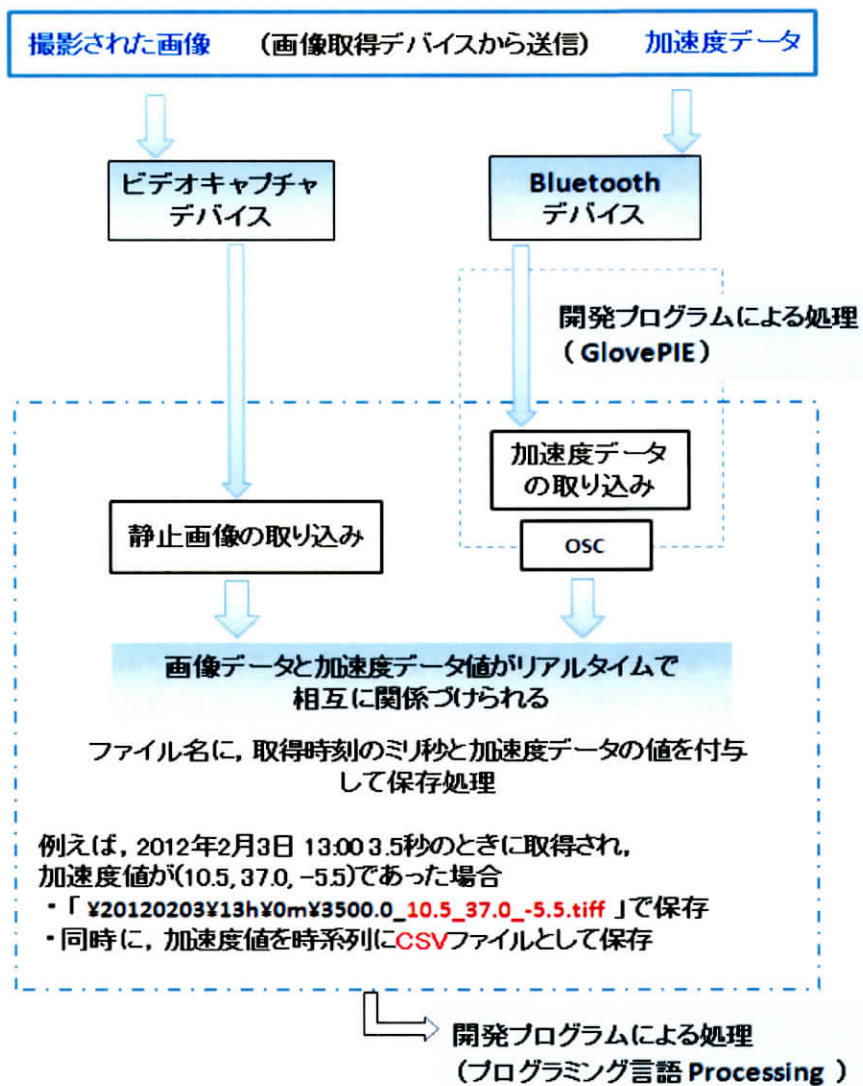


図4 画像取得デバイスからのデータの取得と処理

具体的には、次のようなプログラムのアルゴリズムを記述する。

(1) 画像の読み込みをする。

```
loadPixels();  
    oscP5 = new OscP5(this,12000);  
    int mi = millis();  
    int m = minute();  
    int h = hour();  
    int d = day();  
    int mo = month();  
    int y = year();
```

(2) CSV ファイルに書き込む。

```
    output = createWriter("Action  
"+h+"hour"+m+"minute"+"¥¥"+Acceleration  
"+m+"minute"+"¥¥"+wii-"+y+mo+d+"_"+h+"_"+m+"_"+s+".csv");  
    output.println(y + " Year " + mo + " Month " + d + " Day ");  
    output.println(h + " Hour " + m + " Minute " + mi + " msec");
```

(3) 画像ファイルに書き込む。

```
    output.println( ","+ mi);  
    output.println("osc,msec,x,y,z");  
    frameRate(20);
```

データを取得するために、開発したソフトを用いてテストを行った。その結果、加速度データは1000分の1秒の間隔でデータ管理されており、その時刻が時系列に取得された。ビデオカメラの画像データには、その3軸加速度データ値が付された tiff 画像ファイルとして1秒間に約20個の画像が保存できた。取得画像は、時間と加速度センサの数値に基づく時系列のファイル名に付されて保存された。保存ファイルは毎分ごとのフォルダに分けられて管理され、ファイル名には取得時刻のミリ秒と加速度データの値が付与された。たとえば、2012年2月3日 13時00分 3.5秒のときに取得され、加速度値が(10.5, 37.0, -5.5)であった場合、自動的に

「¥20120203¥13h0m¥3500.0_10.5_37.0_-5.5.tiff」というファイル名が付記されて保存される。加速度データ値を画像ファイル名に含めることで、加速度値から簡単に対照とする画像を特定できる。また、データの取り扱い時の誤りを軽減でき、データ管理が容易となる。なお、加速度センサは毎秒200回のサンプリングを行うことができるが、実際の提案システムでは画像取得に時間を必要とし毎秒約20枚のサンプリングとなっている。図5(a)に加速度センサとビデオカメラから構成される画像取得デバイスを示す。図中の矢印は加速度センサが感知する加速度の方向を表している。

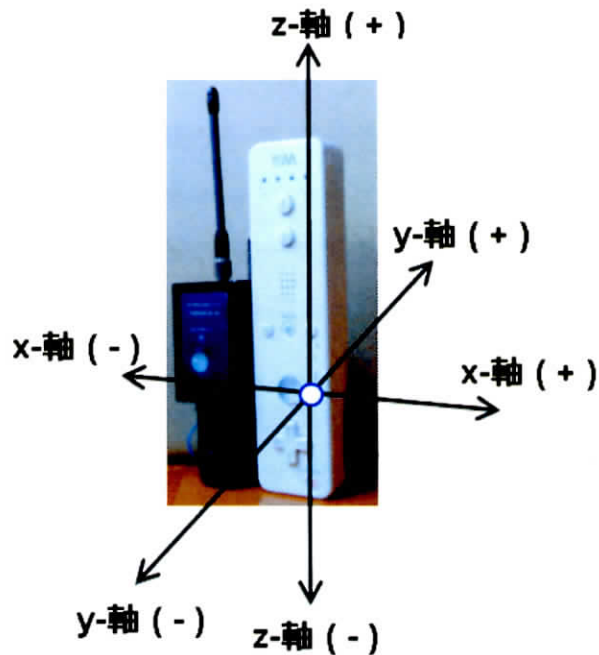


図 5 (a) 画像取得デバイスの加速度軸

この図 5(a)のデバイスを用いて、机上において静かに手で回転させたときの PC 内に取り込まれた X 軸, Y 軸, Z 軸の 3 軸加速度値の信号波形を図 5(b), 図 5(c)に受信信号のままを示した. 重力加速度がそれぞれの 3 軸加速度へ波及していく様子が捉えられている. 3 軸のゼロ点がそれぞれ異なっているのは, 組み合わせられているセンサの個体ごとの差と思われる.

また画像取得デバイスを真下方向 (図 5(a)の Z 軸(-)方向) へ向けて約 2m の高さに懸架しておき, 牽引をとり払ったときの落下状況を図 5(d)に示している. また部分的にスケール拡大をして示した. これから短時間であるが等加速度運動に遷移していくことがわかる. 実際に手投げして上げる場合には, 揺れや回転が加わり, また他の X 軸, Y 軸の 2 軸にも落下時にこのような自由落下運動の加速度が加わると考えられる.

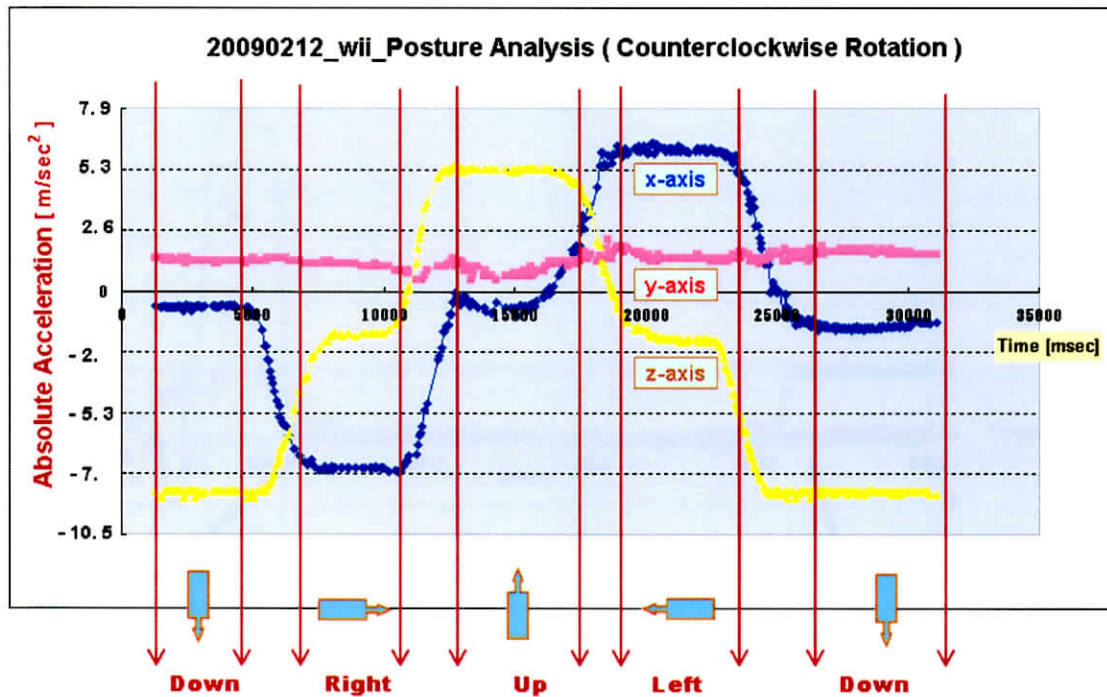


図5 (b) 時計方向に回転させたときの加速度値.

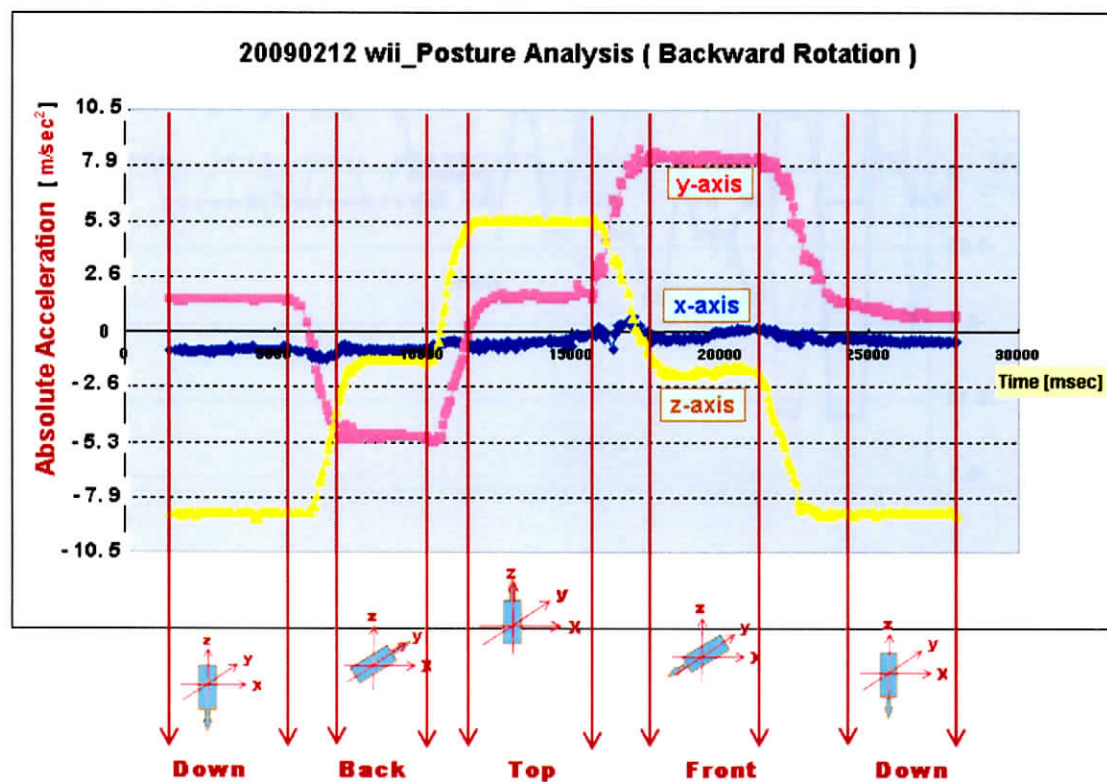


図5 (c) 後方に回転させたときの加速度値

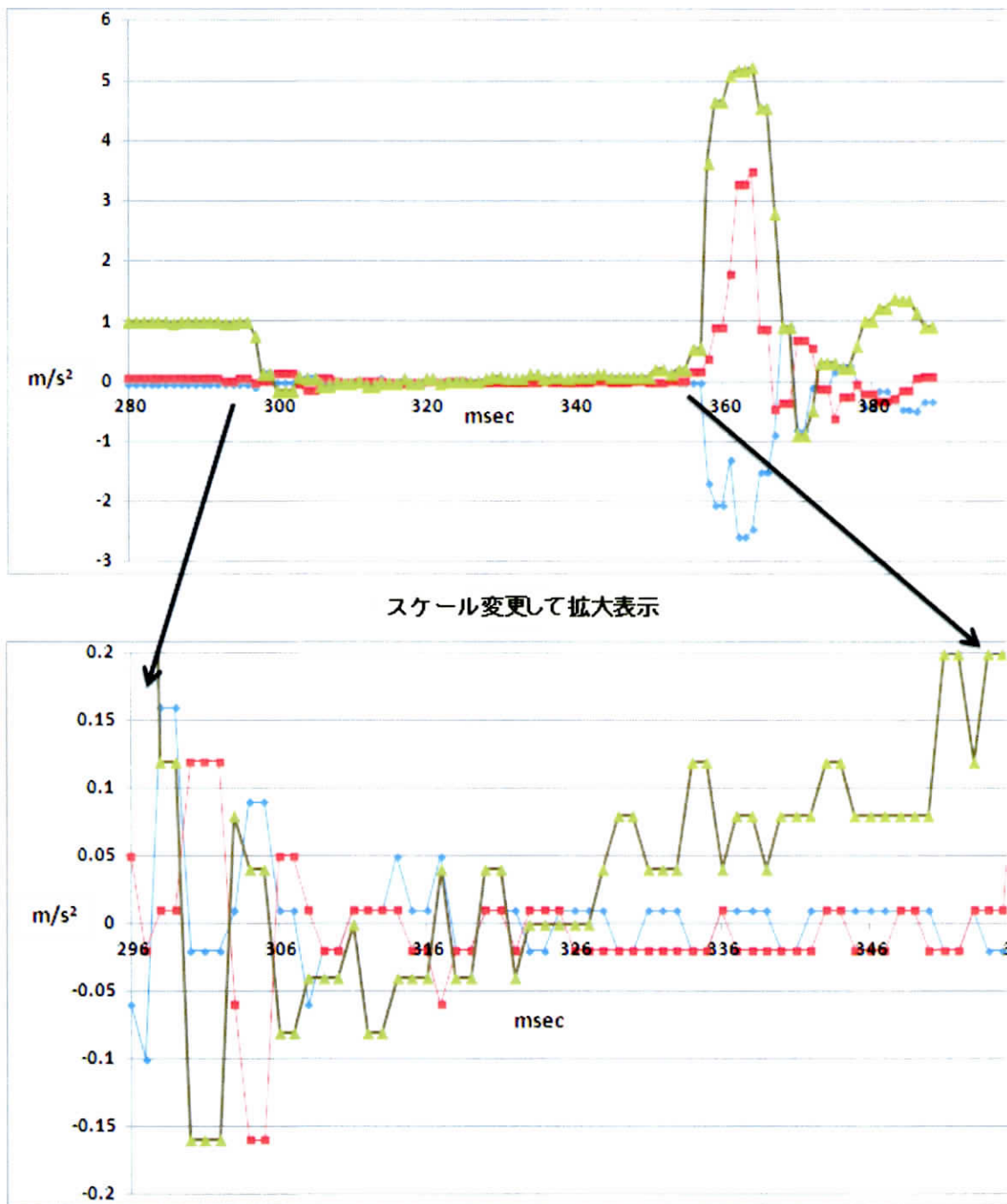


図 5 (d) 画像取得デバイスの自然落下運動 (Z-軸方向)

2.5 むすび

提案した上空へ投げ上げる画像取得デバイスは、ワイヤレスのビデオカメラに3軸加速度センサを備えたもので、複雑な機材準備や難しい操作方法の習得は不要である。但し、このときビデオカメラのレンズ方向と加速度センサの加速度軸は、上空へ投げられた際も常に互いに一定であるように固定した。

この画像取得デバイスが撮影した画像は1.2GHzのマイクロ波で送信され、USBビデオキャプチャデバイスでPCに取り込まれた。一方、加速度センサのデータはBluetoothを介して送信されてPCに取り込まれた。

この両者のデータは、プログラミング言語 Processing を用いて独自に開発したソフトウェアにより互いに関連づけられ、加速度データ値が注釈された一連の静止画像を得ることができた。また同時にCSVファイルとしても出力することができた。そして実際に投げ上げる前に加速度センサの信号特性を確認した。

これによって、投げ上げられてから着地するまでの比較的短時間に得られる多数の取得画像に対して、加速度データ値を画像ファイル名に含めることで、加速度値から簡単に画像を特定できた。また、データの取り扱い時の誤りを軽減でき、データ管理が容易となることができた。

第 3 章

屋外データ取得実験

第3章 屋外データ取得実験

3.1 まえがき

前章で提案したシステムを用いて行ったデータ収集実験について述べる。投げ上げられた画像取得デバイスは空中で姿勢を制御できないため、さまざまな方向を向いて撮影が行われる。これらの撮影画像の中から、圃場が撮影されていると考えられる下向きの画像を選別することが本実験の目的である。

一般の画像選別を行う上での要素としては、ブレ、ピント、明度、色彩などが考えられるが、ここでは、ビデオカメラの向きにのみ着目して圃場が撮影されている画像を選別できるかを実験した。この実験によって作成したシステムの評価及び課題を明らかにする。

3.2 実験方法

本実験では、様々な方向が撮影されている空撮画像から前章で述べた樹冠に対応するものとして下向き画像を選別する。それは新雪面に赤い数cm幅のラインを引き、そのエリアを撮影対象とする圃場とみなした。ラインは4m×4mの大きさとした。画像の撮影は、画像取得デバイスを上空に投げ上げて行う。これは前章のリンゴ樹栽培における樹冠・樹間距離などを想定した実験とした。

この実験の場所を新積雪としたのは、投げ上げデバイスの受け取り方法を簡略化するためである。現状のデバイスでは、着地時の強い衝撃に耐えられるほどの堅牢な構造ではなく、実験を複数回繰り返すためにも衝撃を吸収する新雪上が適切だと判断した。そのために画像取得デバイスは一般住宅2階窓から空中に放り投げられ、新雪の上に着地するようにした。

本実験では、あらかじめ設定した赤いライン内に含まれるターゲット領域を捉えた下向き画像を圃場画像とみなして、以下「正解画像」と呼ぶことにする。本実験において捉えられる画像中には、カメラの姿勢や高さの変化によってさまざまな方向の画像が取得されるが、圃場と見立てたターゲット領域が部分的であってもその画像中に写っているか否かをもって選別の正解画像とする設定とした。この設定で低高度のリモートセンシングとしては実用上の問題はないと考える。

3.3 データ取得結果

図 6 (a) に画像データを取得した新雪上の環境状況を示す。画像には、元積雪約 40cm の上に 20cm ほどの新雪の積雪が有り、これが緩衝材となっている。また投げ上げた 2 階の窓の一部が見える。



図 6 (a) 新雪上で画像データを取得した環境

図 6 (b-1) に、取得画像の例として、7 回投げ上げたうちの 1 回の投げ上げで取得した加速度値の変化と取得画像の対応例を示す。また図 6 (b-2) に、投げ上げてから着地するまでの取得画像を時系列順に一連の画像表として示す。グラフは、画像取得デバイスが投げ上げられて着地するまでの 2.3 秒間の 3 軸加速度値の変化が示されており、そのうちの代表的なポイントに関連付けられた画像をその上部に取り出して示した。画像 (a) は、屋根上の TV アンテナが撮らえられており天頂を向いている。また画像 (b) と画像 (c) は、雪面上にターゲットとして引いた赤いラインが捉えられているのでカメラは下向きとなっていることが分かる。これによってビデオカメラがさまざまな方向を指示している画像が取得されていることが分かる。

またグラフ中においては、時間経過の中で加速度値が下向きに大きく変化しており、このことから投げ上げがあったことが判定される。そして一定時間経過後に於いても加速度値が上下に大きく変化しているがこの時点で着地があったと判定される。よって、このことから滞空は約2秒であった。その後の観測で最高高度は約10mと推定した。

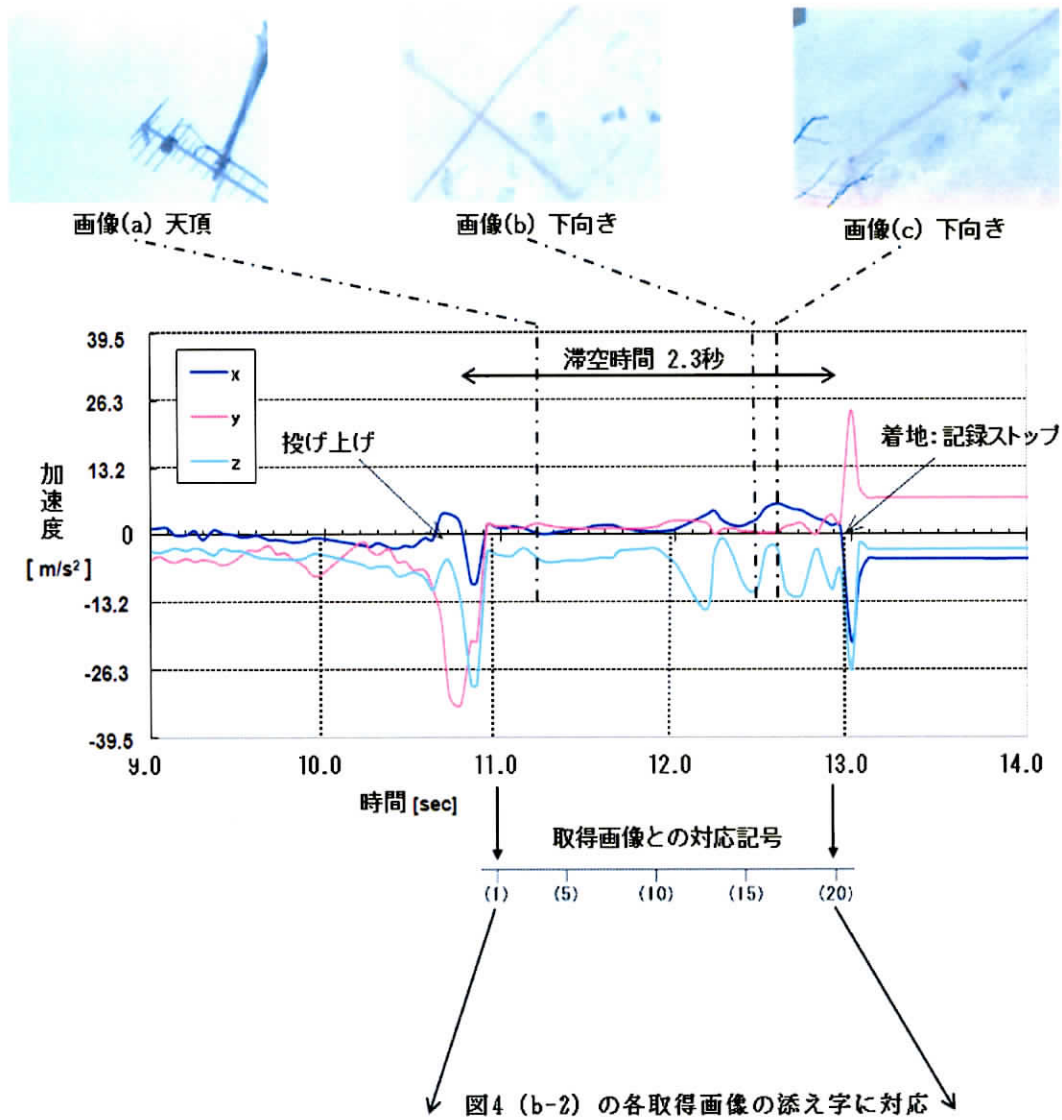


図6 (b-1) 加速度値の変化と取得画像の対応例

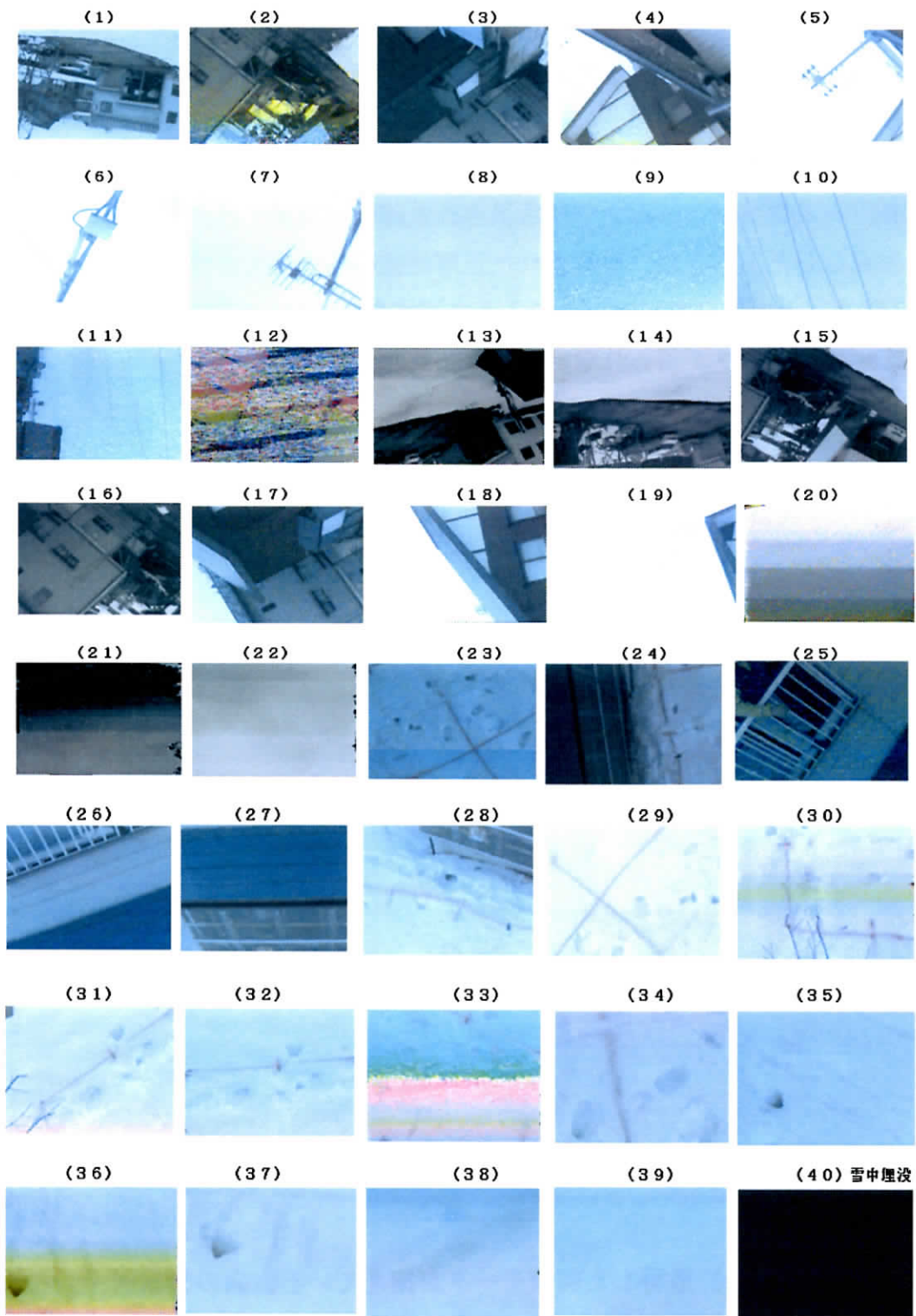


図 6 (b-2) 時系列順に取得した一連の画像
 (()内数値は, 図 6(b-1)の対応記号と連携している.)

図 6 (c) は、7 回投げ上げたうちの 1 回について、取得した画像が実際にどの方向を捉えているかを、矢印の方向で現したものである。その矢印は、ターゲット領域のどの位置を、どういう方向から撮影されている画像であるかは目視によって判定されたものである。図中の数値は、画像取得の時系列時刻を示しており、ハイフン以下の添え字は取得された画像の撮影された順序（ここでは圃場と見なした下向きが、撮影された正解画像のみを列記抜粋している）である。7 回投げ上げたうちには、このように領域を外れている試みもあれば、1 個しか正解画像データが得られない場合もあった。

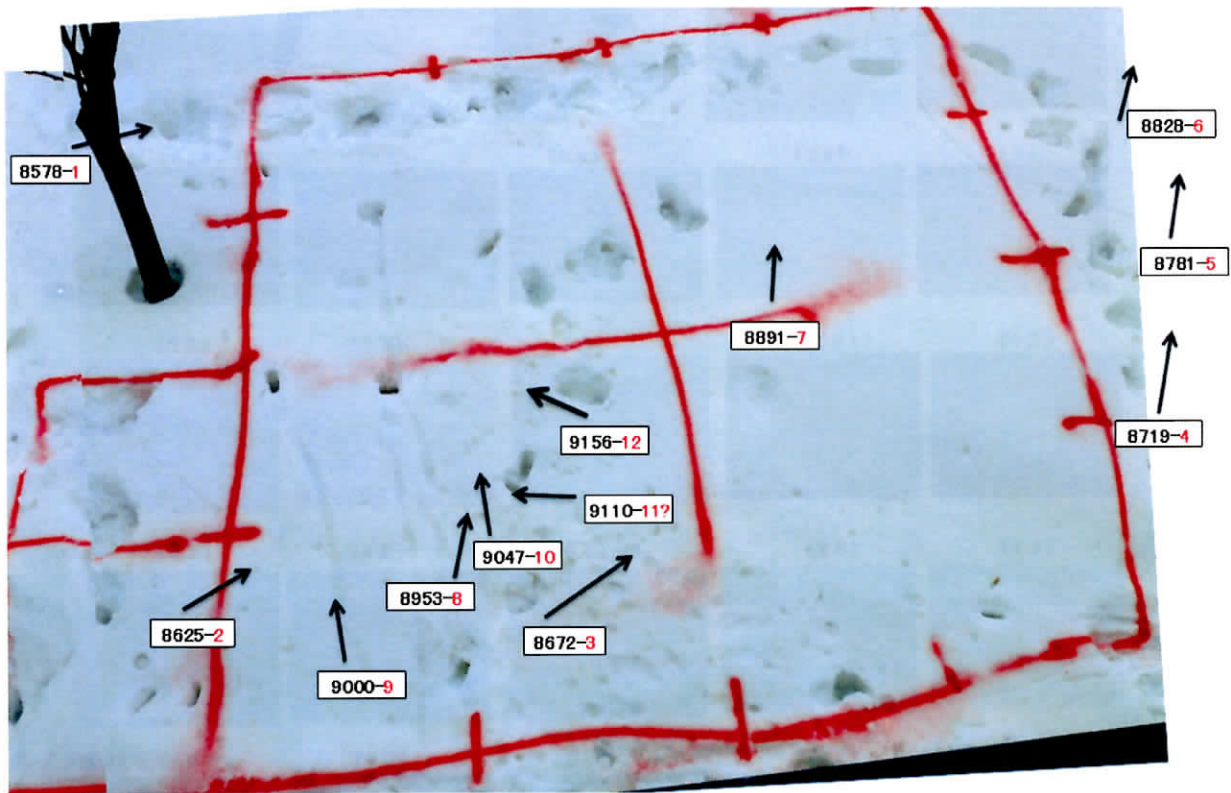


図 6 (c) 取得した画像データが捉えている方向の分布例

図7は、目視によりターゲット領域を含んでいると判定された代表的な3枚の画像をターゲット領域の画像に手作業で重ね合わせ、貼付した図である。このような図を自動的に生成できれば有用であるが、本研究では目的とする画像の選別のみを対象としており、このような図の自動生成は今後の展望とした。また選別された画像には、図6(C)のようにターゲット領域が捉えられていることからカメラが下向いているときに圃場が撮影されると判断して問題ないと考ええる。今回、投げ上げ作業を7回繰り返して得られた空撮画像の枚数は218枚であった。このうち74枚が正解画像である。このような正解画像を多くの枚数の中から目視で選別するのは容易でないことが分かる。その為にはこの選別を自動的に行う選別方法が求められる。

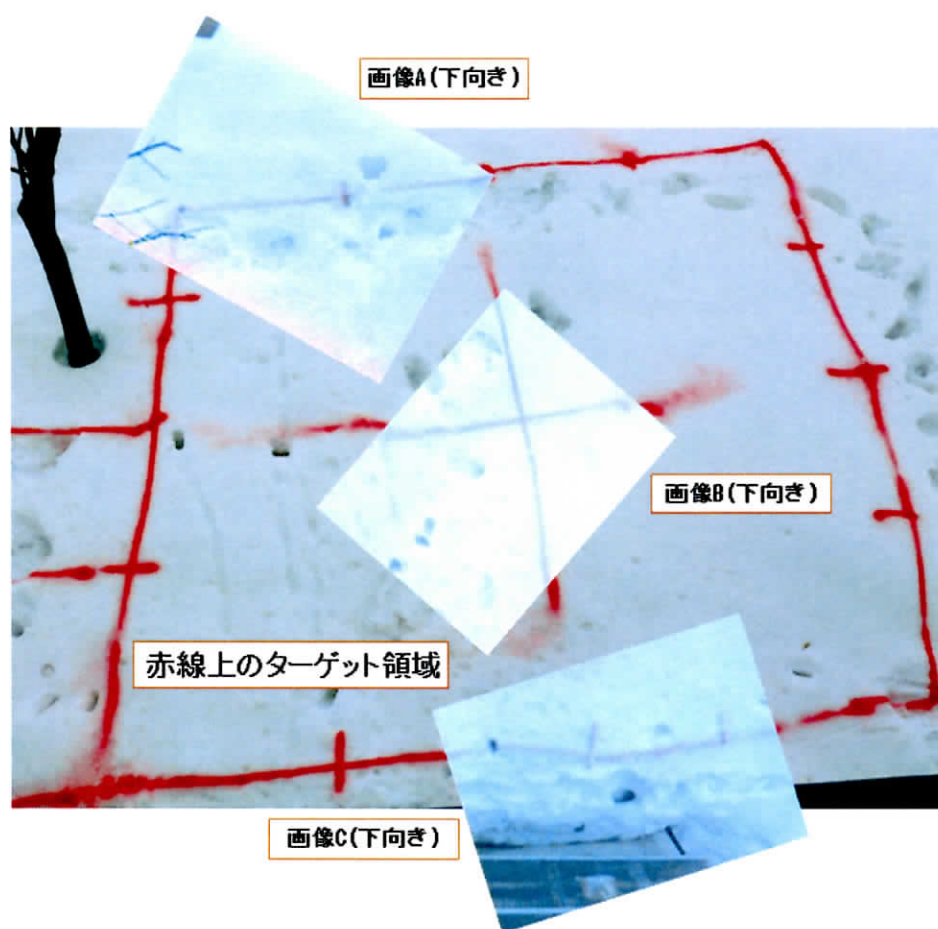


図7 取得画像の空間分布例

3.4 むすび

2章で提案したシステムを用いて、新雪面に赤いラインを引き、撮影対象とする圃場とみなして実際に投げ上げを行うことによってデータ収集実験を行った。

本実験において捉えられる画像中には、カメラの姿勢や高さの変化によってさまざまな方向の画像が取得されるが、PC内には3軸加速度値が付された時系列の静止画像として取得することができた。投げ上げ作業は7回繰り返された。この取得した多数の画像群の中から、ターゲット領域が撮影されている画像を本研究では正解画像として選別するために、目視による方法では容易でないことが分かった。

その為に次章ではこの選別を自動的に行う画像データの選別方法を検討することにした。

第 4 章

空撮画像の選別手法

第4章 空撮画像の選別手法

4.1 まえがき

この手投げによる手法で得られる画像は、投げ上げてから着地するまでの非常に短い時間間隔（2～3秒間）のなかで、あらゆる方向を撮影しながら落下してくる。得られる画像は1回の試みでも20～30枚が得られる。この手投げを幾度か繰り返すと数百枚の加速度データ付静止画像が得られることになる。このなかからターゲットとしている圃場が撮影されている画像を効率よく選別することが求められる。即ち大量に得られる画像データから、必要なデータの選別が必要になってくる。

そこで本章では、まず従来型の統計的データ解析による選別法を検討した。その結果、良好な選別結果が得られなかったため、次にデータマイニング(Data mining)の代表的な手法であり、カーネル関数を使ったサポートベクターマシン(SVM: support vector machine)による解析を試みた。サポートベクターマシンは、Vapnik³⁶⁾によって提案されカーネル法を適用した超平面識別器である。そのカーネルによって特徴空間に写像することで非線形にも対応でき、「マージン最大化」という基準をもって高い汎化性能に優れた識別器を構成している。昨今では機械学習として多方面の分野に応用され、パターン認識など幅広い研究が進められている学習マシンである(Shen³⁷⁾ら)。

本章においてもこの手法を試みることで選別が可能であるかを検討する。得られた多数の画像から、加速度値のみを基準にして目的とする圃場の画像だけを選別するアプローチをとる。

4.2 画像選別の評価指標

画像の選別結果や認識結果を定量的に評価する方法としては、多くの手法が考えられるが本研究では、適合率と再現率を用いた方法について検討する。

Davisら³⁸⁾, Joachims³⁹⁾は、サポートベクターマシンによるテキスト分類や学習アルゴリズムの縮小技術に応用し、適合率と再現率との関係を報告している。今日ではデジタルカメラなどデジタル画像機器が普及しているが大量の画像のなかから所望する画像を検索するのは容易でなく画像管理が課題になっている。

渡辺ら⁴⁰⁾は、付与されるタグ情報にGPS情報を併用したクラスタリング手法を提案して実験を行い、評価の指標として適合率と再現率で考察している。また大橋ら⁴¹⁾も、画像の検索に新たな適合性フィードバック画像検索手法を提案して実験を行い、結果について適合率と再現率を適用して手法の有効性を検証している。柳井⁴²⁾は、WWW上からの画像検索にユーザのキーワードが表現する画像を自動的に大量に収集するシステムを提案して、やはり実験結果を適合率と再現率で解析している。亀井ら⁴³⁾は、ソフトウェアのバグモジュール予測にサポートベクターマシンを用いた予測精度の評価に、八重樫ら⁴⁴⁾も、Web上で収集した位置情報付画像とその位置情報に対応する航空写真を用いて画像の認識精度を検討するために、サポートベクターマシンで分類した結果を適合率と再現率で評価している。

加速度センサを用いる研究としては、多田ら⁴⁵⁾は、自動車の運転動作について熟練者と初心者に技能の違いを解析している。それは運転者の体自身に小型軽量な3軸加速度センサを取り付け、運転操作の一連の動きを直接的に計測している。3軸加速度データは、BluetoothによりPCへリアルタイムで送信できる。データは熟練者の通常運転動作データを教師データとした、ガウシアンカーネルを用いたサポートベクターマシンで解析している。そして真に初心者特有の動作だったものを検出して、その評価は適合率76.6%(49/64)、再現率83.1%(49/59)であったと報告している。またさらにビデオカメラの画像から逸脱動作の調査や、センサを1箇所~4箇所と組み合わせた場合を解析して報告している(多田ら⁴⁶⁾)。

本研究においても正解画像を選別する方法として、統計情報によるものと次節で述べるサポートベクターマシンによる手法を用い、その選別能力の比較を行った。次節以降、それぞれの手法の選別能力の評価指標として、適合率と再現率を採用する。

それぞれの手法によって画像が選別されるが、この選別された画像を選別画像と呼ぶ。適合率とは、画像選別の正確さに関する指標であり、「選別画像に含まれる正解画像の数/選別画像の数」と定義される。再現率とは、選別の網羅性に関する指標であり、「選別画像に含まれる正解画像の数/全正解画像の数」と定義される。全正解画像とは、各選別手法で扱う全ての画像に含まれる

正解画像の数を指す．今後はこの適合率と再現率を指標として選別能力を評価していくことにする．

具体的に供試画像データが与えられ，それぞれの手法で選別されたとする．その結果は表 2 のように，それぞれ (a)，(b)，(c)，(d) とすると，

表 2 適合率と再現率の評価指標

供試画像 選別画像		テスト供試画像データ	
		非圃場画像 (非正解画像)	圃場画像 (正解画像)
それぞれの手法による画像の選別結果	非圃場画像 (非正解画像)	(a)	(b)
	圃場画像 (正解画像)	(c)	(d)

それぞれの適合率と再現率は，次式で計算される．

- ・ 適合率 (*Precision Ratio*) $P = (d) / ((b) + (d))$
- ・ 再現率 (*Recall Ratio*) $R = (d) / ((c) + (d))$

4.3 統計情報による画像選別

はじめに加速度データの統計情報を処理することで正解画像を選別する手法を検討した．データは一定の統計的な分散幅のなかで選別するのが，比較的計算が容易で手法としても妥当であると考えた．

使用した総画像データは 218 枚であって，うち目視によってあらかじめ正解画像と判定した画像は 74 枚である．具体的には，画像をフィルタリングするときの閾値域を求めるために，正解画像 74 枚に付されて得られた加速度データ値 (X 軸, Y 軸, Z 軸) の平均値と標準偏差値を計算した．その値から平均値±標準偏差値の範囲内に含まれる画像を正解画像とし，空撮取得画像 218 枚に合致する画像についてフィルタリングを行った．ここでは，1 軸によるフィルタリングと 3 軸によるフィルタリングを試みた．3 軸によるものは，X 軸の平均値±標準偏差，Y 軸の平均値±標準偏差，Z 軸の平均値±標準偏差の 3 つの範囲を設定

し、X軸、Y軸、Z軸の加速度値すべてが、それぞれの範囲内に含まれるものを選別する。1軸のものは、Z軸の平均値±標準偏差の範囲を設定し、Z軸の値がその範囲内に含まれるものを選別する。閾値域に求めた平均値と標準偏差値の計算結果を表3に示す。

表3 統計情報

	正解画像			不正解画像		
	X-軸	Y-軸	Z-軸	X-軸	Y-軸	Z-軸
平均値	3.62	5.55	-24.64	3.47	4.01	-18.35
標準偏差値	7.36	4.31	11.54	7.71	5.03	10.46

(センサの測定値で表示)

Z軸加速度値のみを使用したとき129枚が選別され、そのうち46枚が正解画像であった。一方、3軸加速度値(X軸、Y軸、Z軸)を使用したときは77枚が選別され、そのうち23枚が正解画像であった。その結果、前者では適合率35.7% (=46/129)、再現率62.2% (=46/74)、後者では適合率29.9% (=23/77)、再現率31.1% (=23/74)であった。

今回の7回分の正解画像74枚は、全体で218枚のうちの約33.9%の割合になっている。したがって、任意に抽出される確率も33.9%であるが、フィルタリングの結果は、Z軸加速度値の適合率35.7%を見ても僅かに向上している程度であり、満足される結果を得ることが出来なかった。

次に加速度値の空間分布を検討した。使用したソフトは、グラフ作成に強いソフトウェアツールの「gnuplot」である。本研究では、画像とともに得られた加速度値(X軸、Y軸、Z軸)が3次元空間で互いにどんな関係にあるかをグラフ化することで調べた。そして3方向からの2次元(低次元)の図に写像して表示したものを図8(a)、(b)、(c)に示す。

これによるとプロット点の分布状況から画像取得デバイスが空中にあるときは、重力加速度と投げ上げられたとき加えられた回転力の作用を分離して3軸加速度データを解析することは困難であった。そして正解画像と不正解画像を線形的に区分することが難しいことが分かった。

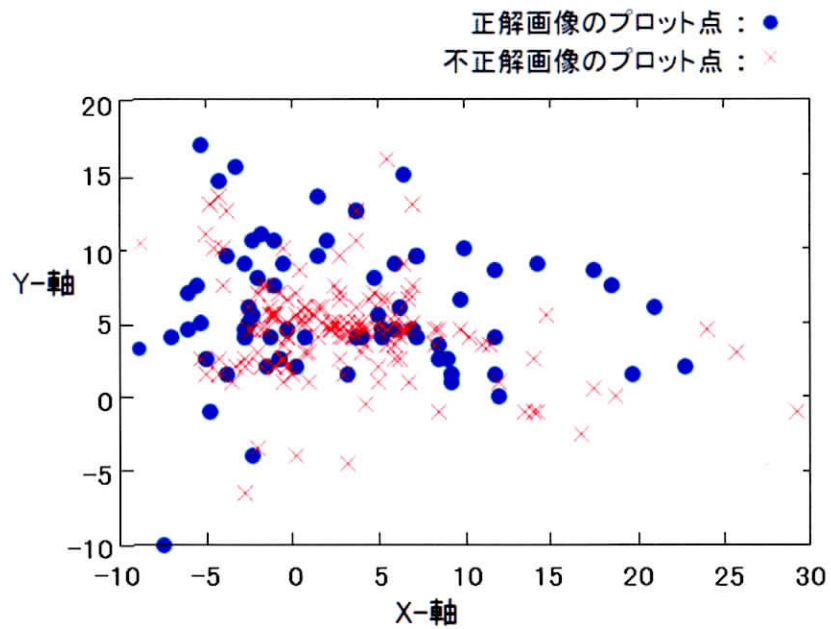


図 8 (a) 加速度データの空間分布 (X-Y 平面)
(各軸の目盛は画像取得デバイスからの加速度の出力値を示す)

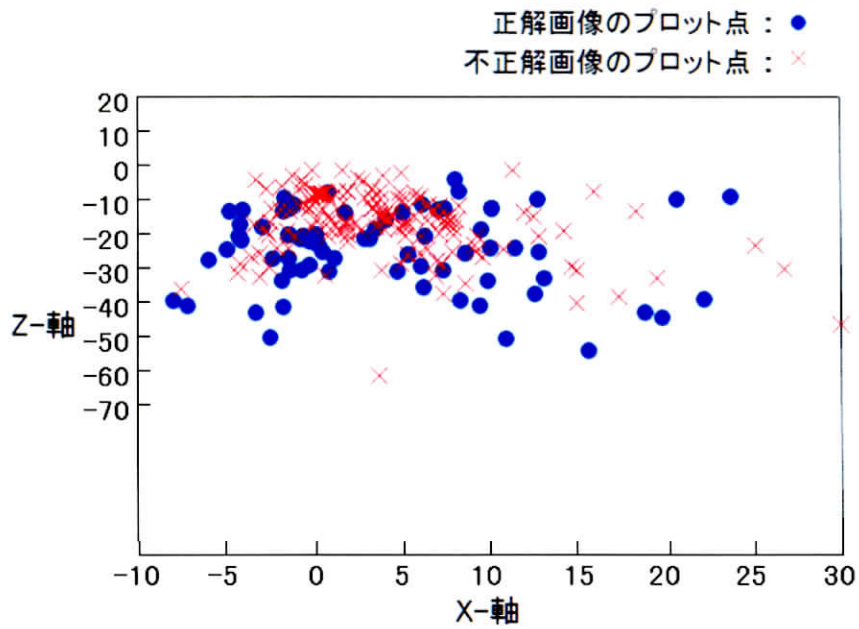


図 8 (b) 加速度データの空間分布 (X-Z 平面)
(各軸の目盛は画像取得デバイスからの加速度の出力値を示す)

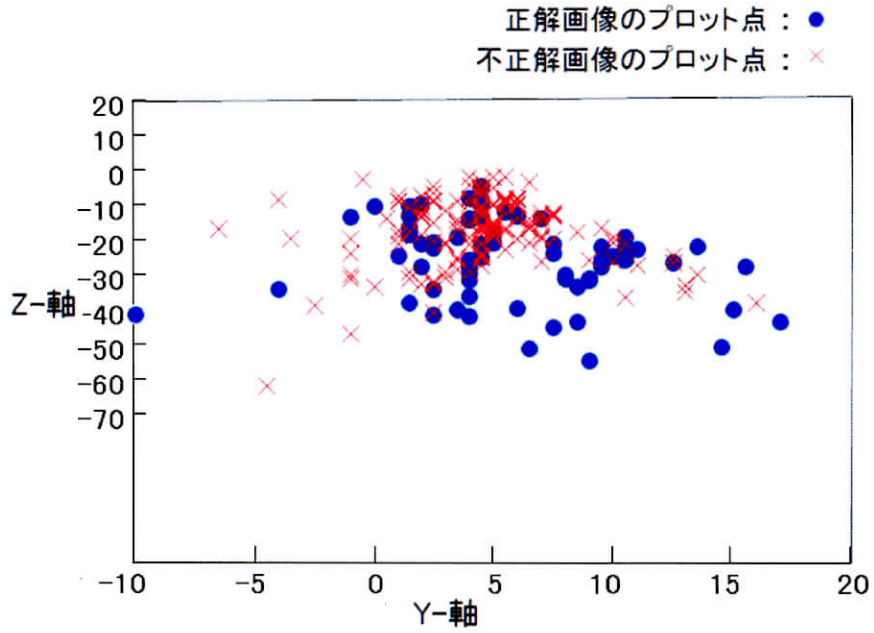


図 8 (c) 加速度データの空間分布 (Y-Z 平面)
 (各軸の目盛は画像取得デバイスからの加速度の出力値を示す)

また、直前とのデータの取得時間で微分した値を加加速度（Jerk）値として表示したのが図 8 (d), (e), (f)である。製作した画像取得デバイスを単に上空へ投げ上げるとき、一定の姿勢のまま着地はせずに必ずや手中から離れた瞬間にロール、ピッチ、ヨーの回転力が加わり、着地までに変化する。即ち、単位時間当たりの加速度の変化率をプロットして加速度の急激な変化のなかでの区分が可能かを検討した。やはり正解画像と不正解画像を線形的に区分することが難しいことが分かった。

次の手段として、非線形分離で選別する方法の有効性を検討することにした。

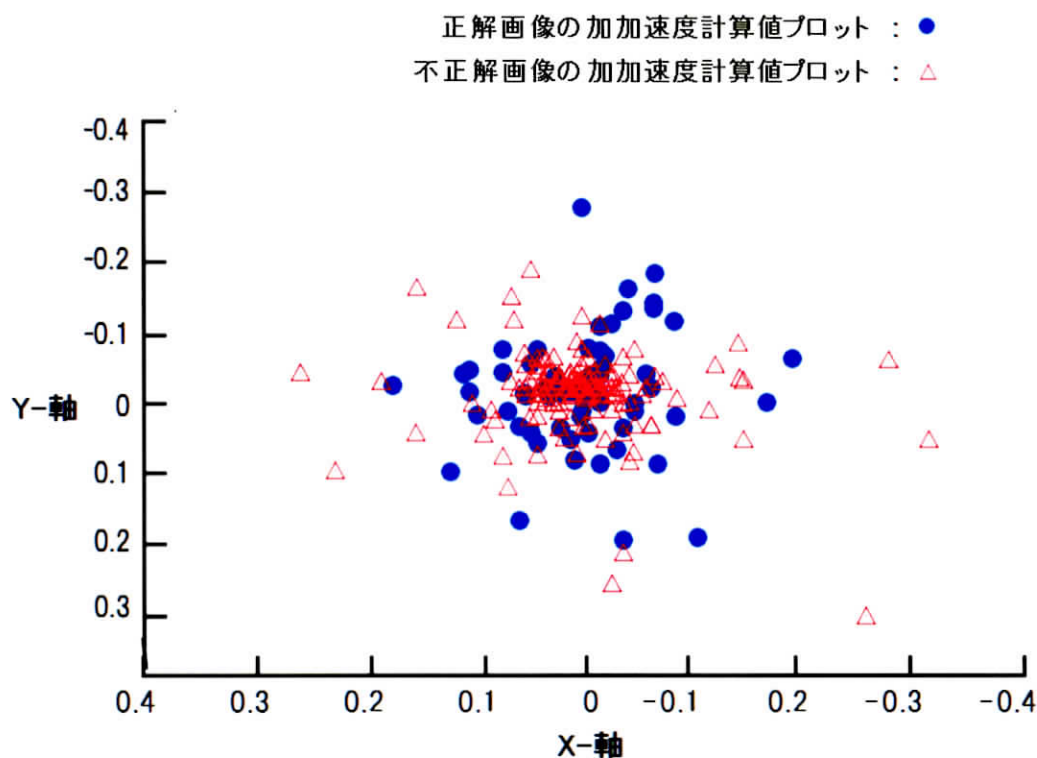


図 8 (d) 加加速度データの空間分布 (X-Y 平面)
(各軸の目盛は画像取得デバイスからの加速度の出力値を加加速度に計算した値を示す)

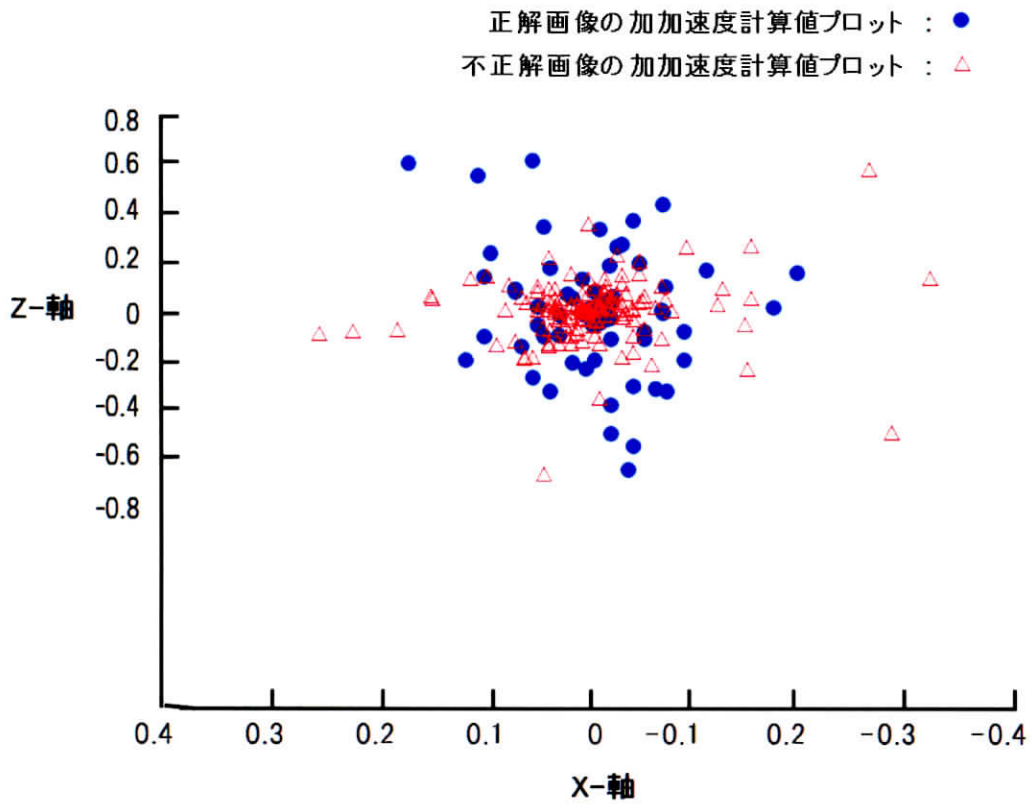


図 8 (e) 加加速度データの空間分布 (X-Z 平面)
 (各軸の目盛は画像取得デバイスからの加速度の出力値を
 加加速度に計算した値を示す)

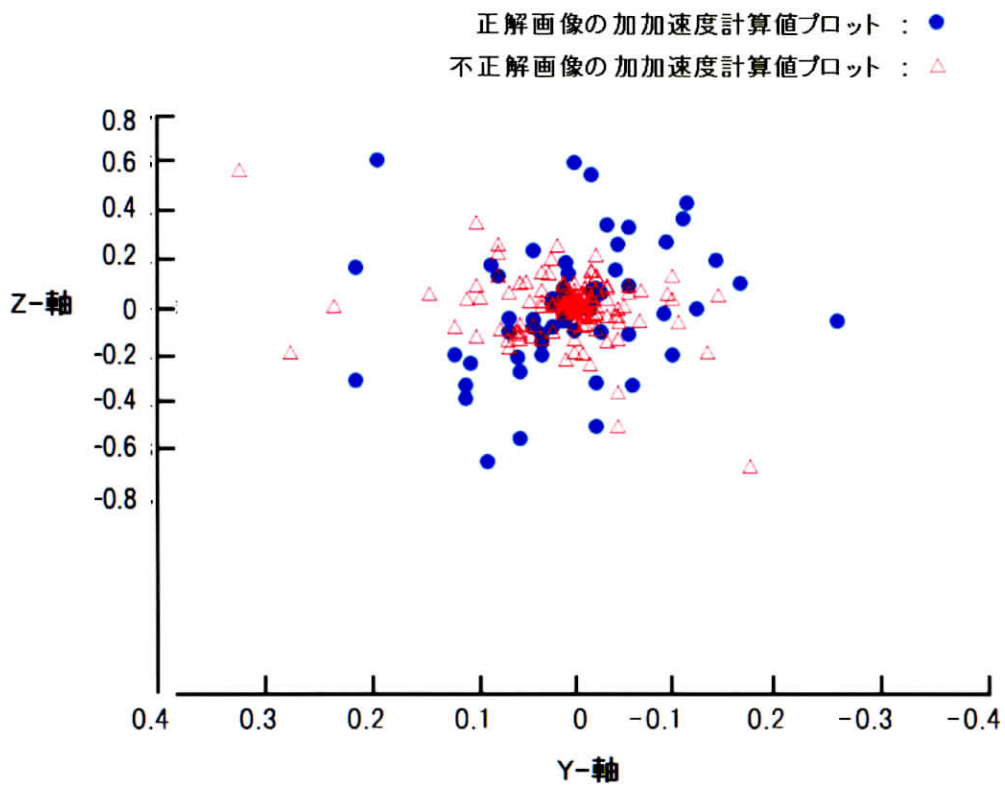


図 8 (f) 加加速度データの空間分布 (Y-Z 平面)
 (各軸の目盛は画像取得デバイスからの加速度の出力値を
 加加速度に計算した値を示す)

4.4 サポートベクターマシンによる画像選別

4.4.1 サポートベクターマシンの利用例

ここではデータマイニングの代表的な手法としてサポートベクターマシンを用いる。サポートベクターマシンは、統計的パターン認識の方法論としてブースティング法（竹之内ら⁴⁷⁾、江口⁴⁸⁾）とともに注目され、パターン分類、回帰分析等に多方面で広範な応用研究が進められている。後藤ら⁴⁹⁾は、デジタルカメラによるさび画像から耐候性鋼材のさび外観に対する評価方法を提案している。上東ら⁵⁰⁾は、Web から収集した 100 クラスの画像分類を行って再現率 51.1% を実現している。山下ら⁵¹⁾は、企業の財務データによる倒産・非倒産の選別に応用、池田ら⁵²⁾は、オゾンホールの原因として知られている化学的オゾン破壊量の推定のために極成層圏雲表面積の推定を行っている。

サポートベクターマシンは、1990 年代ごろから急速に研究され多次元の特徴空間を学習してテキスト分類に研究されている（Joachims³⁸⁾）。その後学習アルゴリズムの圧縮技術へと発展（Wilson³⁹⁾）し、学習データを効率的に圧縮してサポートベクターマシンの学習高速化が図られている（笠井ら⁵³⁾）。これはオンラインでサポートベクターマシンの学習に有効なプロトタイプを生成するもので有効性が確認されているが生成・消去がユーザパラメータに依存してしまう課題があり、パラメータの自動決定を重要課題としている。そして現在でも数多くの研究がされている（Hsu ら⁵⁴⁾、栗田⁵⁵⁾）。

サポートベクターマシンが、非線形を分離可能にするのは特徴ベクトルを非線形に変換してその特徴空間上で識別を行う「カーネルトリック」という方法にある。それは目的関数や識別関数が入力パターンの内積のみに依存している。よって内積が計算できれば元の観測空間で定義される次式を満たすカーネル関数を用いることによって、高次元特徴空間へ写像するという膨大な計算を削減することができる。つまり、非線形に写像した空間での二つの要素 $\Phi(x)$ と $\Phi(x_i)$ の内積が次式のように、

$$\cdot \Phi(x)^T \Phi(x_i) = K(x, x_i)$$

入力特徴 x と x_i のみから計算できるなら、 $K(x, x_i)$ から非線形写像を構成できる。ここで、 K はカーネル関数である。これによって高次元に写像しながら

実際には写像された空間での特徴の空間をさけてカーネルの計算で最適な識別関数を構成している。

このとき特徴空間ベクトルの次元が大きい場合でも対応可能であるが、難しい課題を線形分離可能にするためには教師データと同程度の次元に写像しなければならないので、結果的には膨大な計算量になる。

サポートベクターマシンは、特徴空間上に2つのクラスに属するデータがあるとして、最も適した識別境界はどこかという考え方をを用いるノンパラメトリックな手法である。そのとき、クラスのデータのなかで他方のクラスに最も近い位置にいるものを基準として、そのユークリッド距離が最も大きくなるような位置に識別境界を設定する。つまり1つのクラスに属するデータのなかで最端から他方のクラスまでのマージンが最大となるように境界を設定するというのが最大の特徴である。そのマージン分だけ離れているいくつかのデータはサポートベクトルと呼ばれている。このマージン最大化の考え方によって、テストデータの識別精度を高め、非線形の問題にも対応できる。またサポートベクターマシンの利点は、データの持つ特徴量の次元数が多くても対応ができ、最適化すべきパラメータが少ないとされている。

4.4.2 サポートベクターマシンによる画像選別実験

取得された空撮画像データは、時系列で3軸加速度値を1セットずつ持ち、これらはカメラの方向性を含む特徴ベクトルを表わす。この画像データから迅速に精度の良い正解画像を選別するには、高次元への写像関数で変換された特徴空間を扱うことで非線形の画像データの選別に期待できると考えた。これは観測空間上のデータを非線形の写像を使って、より高次元の特徴空間へマッピングして特徴空間上において分離可能な超平面を作成することで、非線形の識別関数になる。(小野田⁵⁶⁾)

サポートベクターマシンを使用して解析するときの画像選別の流れ図を、図9に示す。

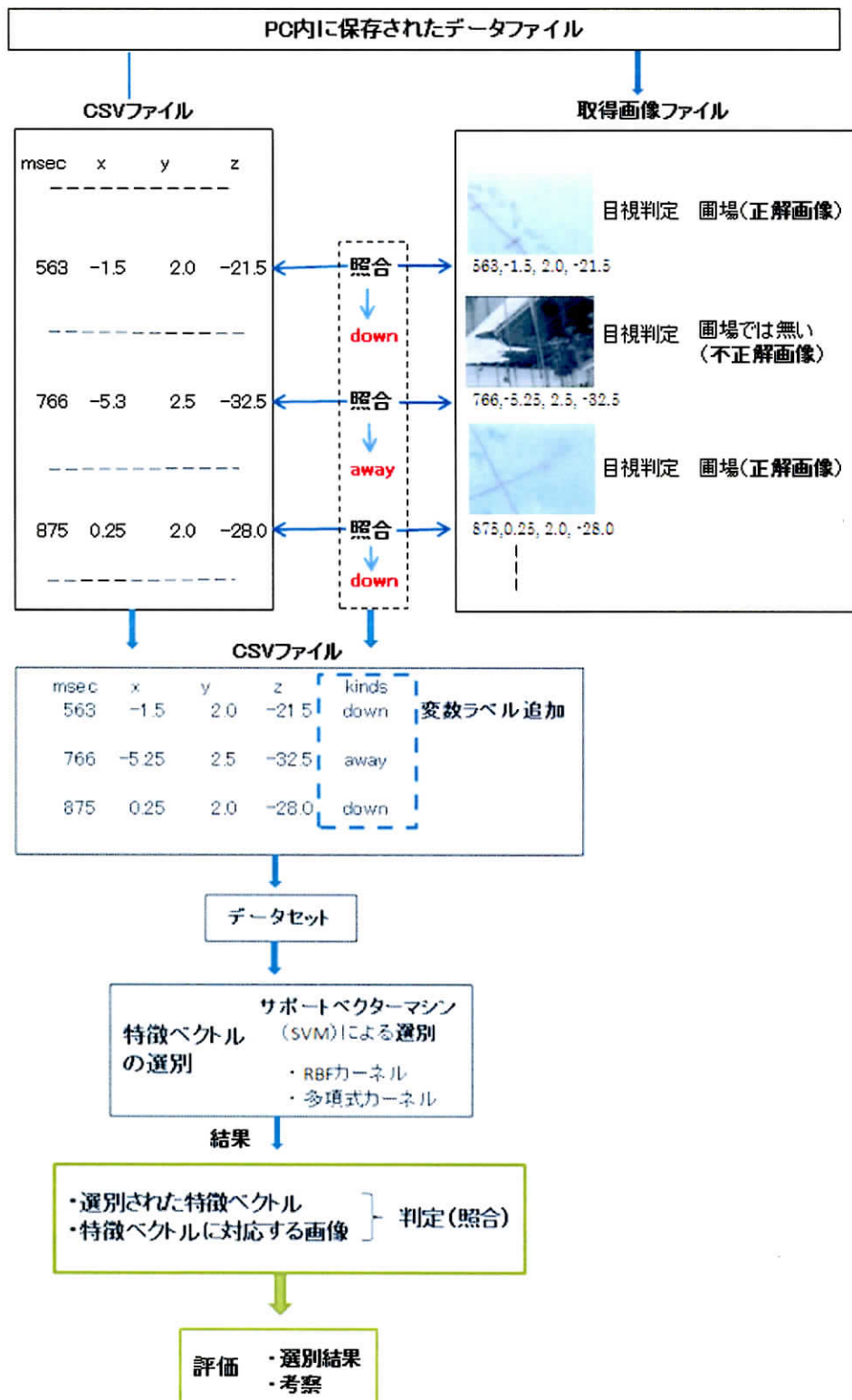


図9 画像選別の流れ図

データ収集実験によって、PC内に保存されるのはCSVファイルと取得時刻のミリ秒と加速度データの値がファイル名化されたtiff画像の2つである。その2つに共通であるミリ秒、3軸加速度値を照合するとともに、目視によってその画像が圃場（下向き:down）画像（正解画像）か、それ以外の画像（away）（不正解画像）であるかを確認する。その結果を、CSVファイルの加速度値の次に追加ラベル（down, away）として正解・不正解のラベルを付加する。その後、サポートベクターマシンで使用可能にするためのデータセットを行って、サポートベクターマシンを実行（教師あり）して解析をする。さらにその結果、選別された3軸加速度値（特徴ベクトル）情報と、もう一度元の取得画像ファイルに照合・判定してその後の選別結果や考察を行う。

ここでは2つのカーネル関数を使ったサポートベクターマシンを検討した。サポートベクターマシンが高い汎化性能を実現するのは、マージン最大となる学習則にあるとされている。豊田⁵⁷⁾によると、カーネル関数の適切なパラメータ値と誤認識を許す適当なマージン幅の設定が重要なポイントである。よって本報告においても最も適切な値が要求されることになる。

本研究では、オープンソースソフトウェアRを用いてカーネル法によるサポートベクターマシンを実行した。具体的にはパッケージkernlabのサポートベクターマシン関数ksvmを用いた。使用した2つのカーネル関数を以下に示す。

- Gaussian Radial Basis Function Kernel (RBFカーネル)

$$K(x, x') = \exp(-\sigma \|x - x'\|^2)$$

- Polynomial kernel (多項式カーネル)

$$K(x, x') = (\text{scale} \cdot (x, x') + \text{offset})^{\text{degree}}$$

ここで、 x, x' は特徴ベクトル、 σ (RBFカーネル) と degree (多項式カーネル) は、識別の精度に関するパラメータである。カーネル関数 K は2点 x, x' の類似性を表している。

実験に使用したデータは、統計情報を用いた選別と同様に218枚の画像である。このデータに対して、教師用データとテスト用データの作成をする。あらかじめ、正解画像とそれ以外の画像とに分けてラベルを付した。

手法としては、データのほぼ半数以上の 120 個を教師用にし、98 枚の画像をテストデータとした。その分離は、取得された画像 218 枚の母集団から 120 枚の教師用に標本をランダムに分離した。乱数発生には、疑似乱数を使用し、計算するときはシード値が変わるようにした。そして ksvm 関数のフォーマットのパラメータ (σ , degree) やマージン幅 (C) を設定した後、教師用データを用いた学習結果を求め、その学習結果にテストデータを当てはめ、適合率と再現率を求めた。

適切なパラメータを決定するために学習データとテストデータの数を固定して、開発したパラメータ評価プログラムを R のソフトウェアで実行した。それぞれパラメータ σ (0.01~1.00, ステップ 0.01), degree (1~17, ステップ 1), RBF カーネル時の C (1~100, ステップ 1), 多項式カーネル時の C (1~17, ステップ 1) を変化させて適合率と再現率を求めた。手順としては、最初に両者ともに広範囲のなかで大雑把に求めその収束状況にポイントを見定めて、何度か繰り返しながら徐々に範囲を狭めた。そのようにして求め、RBF カーネル使用したときが図 10 (a), 多項式カーネルを使用したときが図 10 (b) である。これからすると RBF カーネル時は比較的この範囲中ではフラットであるが、多項式カーネル時は、ふらつきが見られることが分かる。また両者とも再現率(

Recall ratio) は比較的フラットであるが、適合率 (Precision ratio) は常に再現率よりも低くふらつきがある。そして多項式カーネル使用時は、特にふらつきが大きい。すなわち RBF カーネル関数を使用したサポートベクターマシンのほうが使用しやすいことが分かる。

本研究では、この中で適合率と再現率が最も良好なときの値とみられるポイントを適切なパラメータ値として選定した。それを表 4 に示す。

実際の計算においては、重交差妥当化法を行っている。

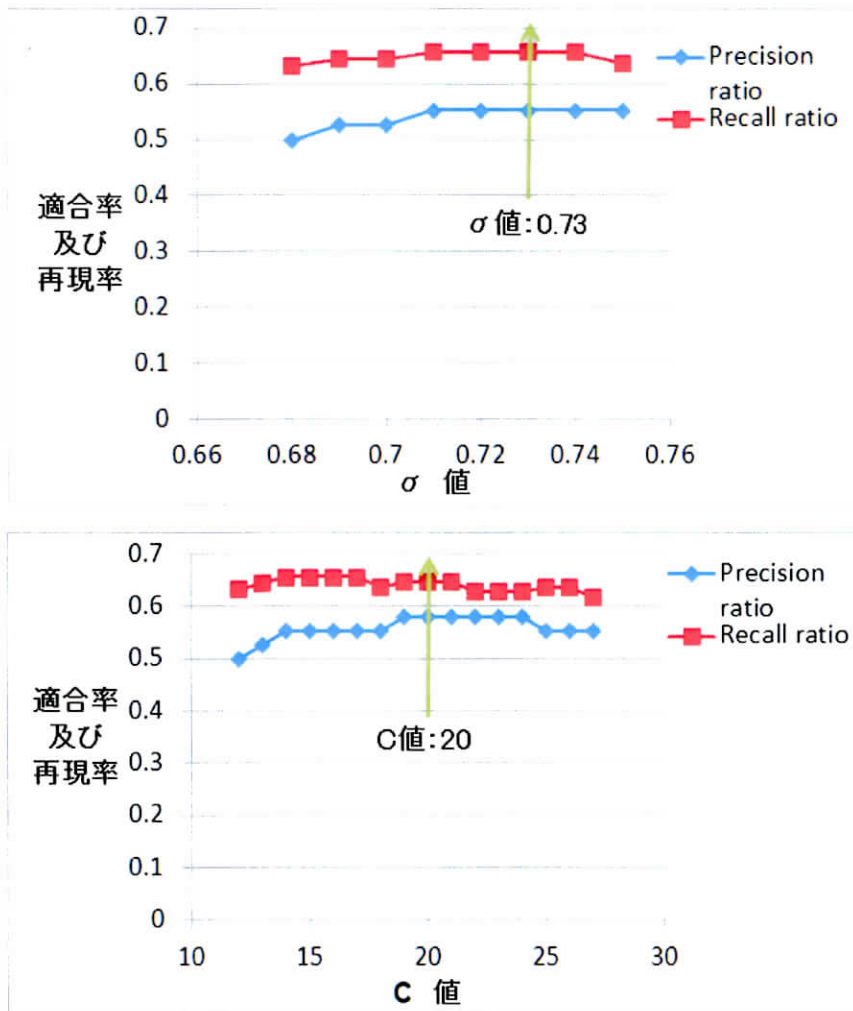


図 10 (a) 適切なパラメータ値の決定 (RBF カーネル使用)

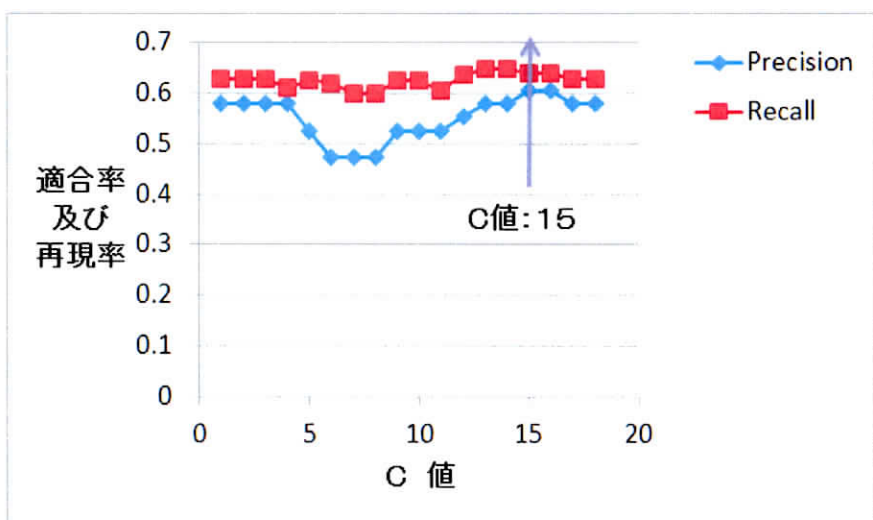
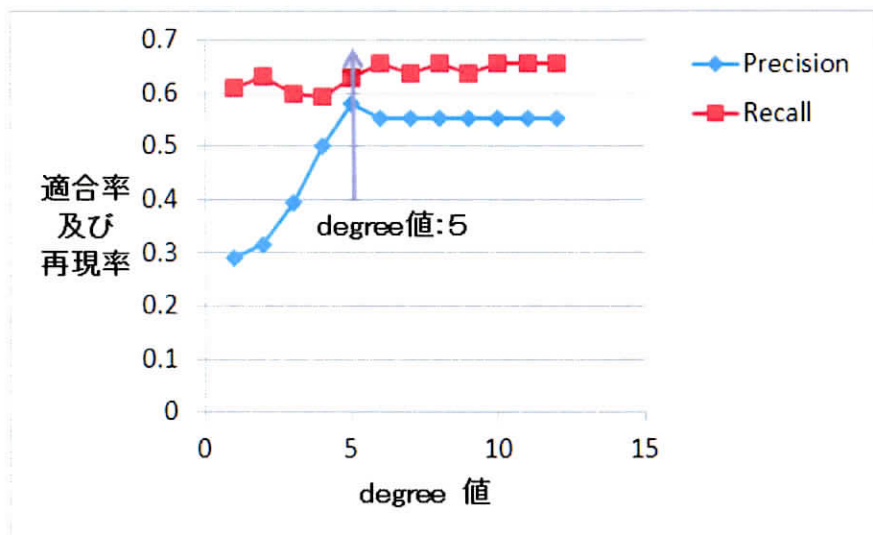


図 10 (b) 適切なパラメータ値の決定 (多項式カーネル)

表4 適切なパラメータ値

手 法		パラメータ		マージン幅
		σ 値	degree値	C 値
カーネル関数を使ったサポートベクターマシン法	RBF	0.73	---	20
	多項式	---	5	15

学習データの依存性の確認のために ksvm 関数に適切なパラメータ値として再設定 (RBF カーネル : $\sigma=0.73$, $C=20$, 多項式カーネル : $\text{degree}=5$, $C=15$) した後, 教師データとテストデータがランダムに抽出されるようプログラムを設定した.

また, R による計算プログラムに使用するデータの設計は, 以下の仕様である.

- (a) データセット (ベクトル) は, データフレーム形式とする.
- (b) 複数のデータ表 (試技 7 回分) を一つのオブジェクトとする, 配列 (array, 分割表) を使用.
- (c) データファイルの読み込み read.csv とする.
- (d) データの尺度と表記
変数ラベルとして x, y, z, kinds (外的基準) として, 教師有り学習とする.

その後, 実験回数 50 回のランダム抽出を行い, 適合率と再現率を平均値として求めた. その結果を統計情報の結果と対比して表 5 に示す.

表 5 手法別による選別の結果

手 法		適合率	再現率
平均値と標準偏差値 を使用したフィルタ リング法	Z軸 加速度値	35.7%	62.2%
	3軸 加速度値	29.9%	31.1%
カーネル関数を使っ たサポートベクター マシン法	RBF	57.4%	53.7%
	(標準偏差)	(6.5%)	(9.7%)
	多項式	52.1%	53.4%
	(標準偏差)	(8.7%)	(9.8%)
(サポートベクターマシン法は、50回繰り返した平均値を示す。)			

この結果から、統計情報をフィルタリングして選別する方法と比較して良好な結果を得ることができた。また、あらかじめ設定した領域を捉えている正解画像の74枚が全体の218枚のうちの33.9%の割合であることから比較しても、RBFカーネル関数を使った場合の適合率は57.4%と大きく選別能力が向上した。

図11(a), (b), 図12(a), (b)は、RBFカーネルを使用(パラメータは、 $\alpha=0.73$, $C=20$ に設定)して行った分類結果である。得られる画像すべてに付随している3軸の加速度値のみについてサポートベクターマシンによって選別を実施した。

尚、画像上の特徴点を視点にした分類ではないこと、得られた静止画像個々の画質要素としてのブレ、ピント、明度、色彩などにかかる画像解析の実施ではないこと、下向きの圃場が撮影されている正解画像であるかどうかで分類した結果である、ことを付記しておく。98枚のテストデータには、正解画像が38枚含まれている。サポートベクターマシンによって35枚が選別されたが、そのなかで正しく選別されたものは24枚であった。従って、適合率は68.6%(=24/35)、再現率は63.2%(=24/38)であった。図11は、サポートベクターマシンが圃場画像と分類した35枚の画像である。(a)は正しく分類された画像は24枚であった。図ではその中の20枚を抜粋している。(b)は誤って分類された画像で11

枚が分類されている。また図 12 は、サポートベクターマシンが非圃場画像と分類したもので、全部で 63 枚である。(a) は正しく分類された画像で 49 枚であった。図ではその中の 20 枚を抜粋している。(b) は誤って分類された画像で 11 枚となった。









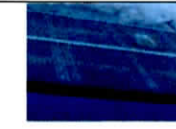
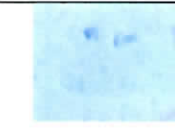


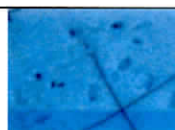

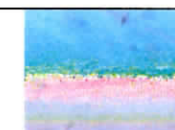




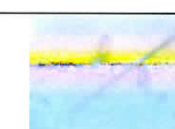
 -3.75, 1.5, -18.5	 -1.5, 2.0, -21.5	 0.25, 2.0, -28.0	 7.25, 9.5, -26.5	 -1.0, 10.5, -26.0
 -4.75, -1.0, -13.5	 7.25, 4.0, -8.0	 9.25, 1.0, -25.0	 3.75, 12.5, -27.0	 -0.75, 2.5, -21.0
 3.25, 1.5, -16.5	 -9.0, 3.5, -40.5	 14.25, 9.0, -55.5	 11.75, 1.5, -38.5	 18.5, 7.5, -45.5
 12.0, 0.0, -10.5	 -5.25, 5.0, -18.0	 -5.25, 17.0, -44.0	 -2.5, 5.0, -21.0	 9.25, 1.5, -13.0

図 11 (a) サポートベクターマシンが圃場画像に分類したもののうち、
正しい画像
(各図の添え数字は、画像取得デバイスからの 3 軸加速度の出力値を示す)









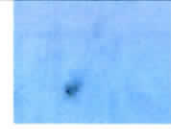


 -5.25, 2.5, -32.5	 -5.0, 1.5, -29.5	 10.25, 4.0, -2.0	 6.0, 2.5, -33.0	 6.5, 9.0, -26.0
 -2.0, 3.0, -21.5	 0.75, 5.5, -23.0	 4.75, 7.0, -26.5	 -2.5, 4.5, 25.0	 -1.0, 2.0, -18.5
 -4.25, 1.5, -18.0				

図 11 (b) サポートベクターマシンが圃場画像に分類したもののうち、
誤った画像
(各図の添え数字は、画像取得デバイスからの 3 軸加速度の出力値を示す)




















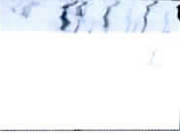
 0.25, -4.0, -8.5	 -2.8, 2.5, -6.5	 2.75, 4.0, -8.0	 2.25, 4.5, -7.5	 6.75, 1.0, -17.5
 5.25, 6.5, -16.5	 1.75, 5.0, -5.0	 0.5, 5.0, -2.0	 -1.5, 4.5, -6.0	 -0.5, 2.5, -9.0
 7.0, 7.5, -12.5	 6.75, 4.5, -16.5	 5.5, 4.5, -12.0	 1.75, 6.0, -10.0	 2.75, 9.5, -16.5
 3.75, 6.0, -8.5	 3.0, 4.0, -19.5	 14.0, 2.5, -41.5	 18.75, 0.0, -34.0	 3.25, -4.5, -63.0

図 12 (a) サポートベクターマシンが非圃場画像に分類したもののうち、
正しい画像
(各図の添え数字は、画像取得デバイスからの 3 軸加速度の出力値を示す)















				
6.0, 4.5, -13.5	5.0, 5.5, -12.0	6.25, 6.0, -13.0	-7.25, -10.0, -42.0	-0.25, 4.5, -8.5
				
-2.75, 4.0, -14.0	-3.25, 15.5, -28.0	-2.25, 10.5, -22.0	-1.75, 11.0, -23.0	6.0, 9.0, -31.5
				
4.0, 4.0, -14.5	0.75, 4.0, -14.5	11.75, 4.0, -26.0	-2.75, 4.0, -42.5	

図 12 (b) サポートベクターマシンが非圃場画像に分類したもののうち、
誤った画像
(各図の添え数字は、画像取得デバイスからの 3 軸加速度の出力値を示す)

4.5 選別結果と考察

統計情報の平均値と標準偏差値を閾値域とするフィルタリング方法では、2通りを試みたらうち、Z軸加速度値のみを使用した方が適合率 35.7%、再現率 62.2%であり、特に再現率は適合率に比べ高く、加速度の3軸値を使用した場合よりも選別能力が高いことが分かった。これは重力加速度が関与しているものと思われる。また、カーネル関数を使用したサポートベクターマシンによる選別方法を検討し、RBFカーネル関数を使った識別では、50回繰り返した平均値として適合率は 57.4%、再現率は 53.7%が得られた。圃場画像を取得するという点では、再現率は必ずしも高い必要はなく、圃場が撮影されていると考えられる下向きの画像を速やかに見つける選びやすさという観点では適合率の高い方が利用者としては利点が大きいと考える。サポートベクターマシンによる選別の適合率 57.4%は、統計情報に基づく方法の適合率 35.7%と比較して高い値を得ることができた。よって、利用者にとって圃場画像を選びやすい手法と考えられる。

非線形サポートベクターマシンは、事前に決定しておく母数がRBFカーネルは σ 、多項式カーネルではdegree、そして両カーネルともマージン幅(C)のペナルティパラメータである。そこで本報告では、オープンソースソフトウェアのRを駆使して片方ずつ最適な母数を決定し、それらを組み合わせて適切なモデルとして調整した結果、統計情報による平均値と標準偏差値での識別分類よりも適合率は良好な結果を得ることができた。

2つのカーネル関数については、表5のように、再現率ではほとんど差が無かったが適合率についてRBFカーネル関数を使用した場合は多項式カーネル関数の使用より 5.3ポイント良好であった。また標準偏差についてみると、再現率では差が無かったが、適合率ではRBFカーネル関数を使用した場合は多項式カーネル関数の使用より 2.2ポイント低かった。この観点から、2.2ポイントの差でRBFカーネル関数を使用した場合は、バラツキが小さく安定していることが分かった。よって本研究では、RBFカーネル関数を用いてユーザが設定するパラメータは $\sigma=0.73$ 、 $C=20$ を用いることは妥当であったと考える。しかしこれらのパラメータは画像取得デバイスの手投げの仕方に依存している可能性があり、個々のケースで最尤パラメータを探索するほうが高い精度が得られると考えられる。

この実験の結果、サポートベクターマシンによる画像選別では、圃場での1回の画像取得デバイスの手投げにおいて、画像データの実際の取得者であり利用者でもある農業従事者に、ターゲットとする圃場が撮影されていると考えられる画像が、提示する画像のうち約半数の割合で得られることが分かった。仮に1回の試みで目的とする空撮画像が得られなかったとしても、提案手法である「手投げ」のような簡便な方法であれば、圃場においてやり直しが容易であり、利用者にとって大きな負担にはならないと考えられる。このようなことから、空撮画像を取得する低高度リモートセンシングシステムとして、実用の可能性が示唆された。

画像取得デバイスについて今回は、図2の現状のデバイスは着地時の衝撃に弱いため新雪面上で行い衝撃による破壊を免れた。投げ上げる回数についても「手による投げ上げ」という単純操作なのでCCDビデオカメラのバッテリーが持続する限り、繰り返すことは可能であった。しかし回収は2階からの投げ上げのため手数を煩わした。今後は回収の繰り返し性を確保する必要がある。

図11(a), (b), 図12(a), (b)の画像分類結果について考察する。まず、正しく分類された画像をみると、図11(a)において赤いラインが含まれる画像が圃場画像として分類されており、図12(a)においても、TVアンテナが撮影されている画像が非圃場画像として分類されていることがわかる。

誤って分類された画像をみると、図11(b)では斜め下方向を撮影した画像が圃場画像として分類されていることがわかる。これは、今回実験で設定した領域が $4\text{m} \times 4\text{m}$ と比較的小さいことが原因である可能性がある。しかし、図12(b)の誤分類をみると、赤いラインが撮影されているにもかかわらず、非圃場画像として分類されている。これは加速度値が必ずしもカメラの向きを表わしていないことを意味しており、精度を高めるためには他のセンサの追加といった改善が必要とされる。実際の投げ上げによる場合は、画像取得デバイスはあらゆる方向に回転をし、3軸(X軸, Y軸, Z軸)に重力の変化を与える。逆にあまり変化の少ない投げ上げの方法のときは加速度センサのみでは弱点となるものと考えられる。これを補正するためには、「加速度センサ+角速度(ジャイロ)センサ」の併用解析を進める余地があるものとする。

また昨今の研究では、一般物体画像認識技術としてDanceら⁵⁸⁾が提案したBag-of-keypoints (Bok法)が新しい手法として注目されている。これは画像を

局所特徴 (keypoints) の集合として、特徴ベクトルをベクトル量子化することによるもので、part-based approach といわれている。サポートベクターマシンにも適用できる (柳井⁵⁹⁾)。この Bag-of-keypoints 法を用いて、佐藤ら⁶⁰⁾ は、画像分類実験を行い 4.5% の認識率向上を図っている。本提案システムについても、3 軸加速度値以外の情報として、このような手法を組み合わせることで誤分類を低減させ、適合率の向上になるのではないかと考える。しかし一般に得られる画像にはノイズやブレが混入しやすく、そのうえに圃場においては樹木と地面 (緑草) との色差がほとんど無い場合があるなど、局所特徴を抽出しにくいなどの欠点があり画像分類は難しいと考える。

さらに本研究に用いた Wii リモコンの時系列に得られる加速度データに基づき、複数の状態に分割してその状態に遷移する条件をサポートベクターマシンで選別することの検討も考えられる (松永ら⁶¹⁾)。また宮村ら⁶²⁾ は、動画像ショットの境界検出にサポートベクターマシンを 2 段階に構成する手法を提案して、評価として適合率・再現率を求め F 値で 84.5% の認識を得ている。このような手法も検討の余地がある。

そして本提案システムを実用機化へ進展させていくためには、画像取得デバイスの小型化・軽量化を図るなかである程度の衝撃にも耐えて繰り返すことができる構造へと改良するとともに、果樹園の従事者が圃場の樹間現場で投げ上げやすい形状が求められる。それはドッジボール (小学校用) 程度の大きさと同重量の球状を構想している。これならば樹冠のなかでの作業性もあり、投げ上げ時に回転も加わりやすく多種の投げ上げが実行できる。また着地時にはキャッチもしやすいと考える。このような実用機が実現すると果樹園従事者は生育環境に応じて幾度も繰り返して観測ができその有効性があがるものと思われる。

4.6 むすび

本システムで得られた画像は、あらゆる方向が撮影された加速度データ付静止画像として PC 内に保存された。このなかから目的とするターゲットが撮影されている画像を効率よく選別することが求められた。

選別には、まず従来型の統計的データ解析を試みた。次にデータマイニングの代表的な手法であり、カーネル関数を使ったサポートベクターマシンによる

解析を試みた。本章においてもこの手法を試みることで選別が可能であるかを検討した。

その結果、サポートベクターマシンによる選別の適合率 57.4%は、統計情報に基づく方法の適合率 35.7%と比較して高い値を得ることができた。よってサポートベクターマシンによる画像選別では、圃場での 1 回の画像取得デバイスを手投げすることによって、利用者に提示する画像のうち約半数の割合で圃場画像にできることが分かった。

以上の結果から、空撮画像を取得する低高度リモートセンシングシステムへの応用として、本提案・開発システムの実用化の可能性を示すことが出来た。そして実用機の実現に向けての考察を行い、果樹園従事者が生育環境に応じて幾度も繰り返して観測が可能になればその有効性があがるものと思われる

第 5 章

結 論

第5章 結論

圃場の空撮画像を容易に取得して、上空からの生育状態や周辺の状態などを大局的に把握して管理作業や農業経営に活かすため、手投げ空撮システムを提案した。

日本の比較的小規模な果樹園経営者にとって、低コストであって容易性がないと継続的に使用していくシステムとしては成り立たないと考える。本提案はこのことに鑑み、一般に低価格で市販されているもので構成したシステムを開発してどこまで有効性があるかを検討した。

第1章では、その背景を調査し、個人や小規模農家が低高度リモートセンシング技術を導入して活用するには、高コスト（価格、維持管理）且つ対環境性（騒音、廃油）、熟練した運転技術が必要など困難な課題が多く、その解決策として、1）低コスト、2）容易性、3）安全性、4）少人数で実施、5）画像データを繰り返し取得可能な機材やシステムが必要である、ことなどを述べた。

第2章では、手投げ空撮画像取得システムの提案と設定した設計指針に基づき画像取得デバイスを製作した。

撮影された画像は、マイクロ波スクランブルモードで通信され、受信機とPCの間にUSBビデオキャプチャデバイスを介して取得した。一方、Bluetoothデバイスから取得される加速度データと対応させ、加速度データ値が注釈された一連の静止画像を得た。これらは、プログラミング言語 Processing を用いて独自に開発したソフトウェアによって行った。そしてその基礎動作特性が示された。

第3章では、提案したシステムを用いて、新雪面に赤いラインを引き、撮影対象とする圃場とみなして実際に投げ上げを行うことによってデータ収集実験を行った。

本実験においては、投げ上げ作業を7回繰り返して得られた空撮画像の枚数は、218枚であった。このうち74枚が正解画像として目視によって選別した。この目視による作業は、取得された画像がさまざまな方向を示している多数の画像群の中から正解画像として選別するために、容易な方法ではないことが分かった。

その為に次章ではこの選別を自動的に行う画像データの選別方法を検討することにした。

第4章では、画像の選別には、まず従来型の統計的データ解析を試みた。次にデータマイニングの代表的な手法であり、カーネル関数を使ったサポートベクターマシンによる解析を試みた。正解画像の選別が可能であるかを検討した。

その結果、サポートベクターマシンによる選別の適合率 57.4%は、統計情報に基づく方法の適合率 35.7%と比較して高い値を得ることができた。よってサポートベクターマシンによる画像選別では、圃場での1回の画像取得デバイスの手投げにおいて、利用者には取得画像の約半数の割合で目的とする圃場画像を提示できることが分かった。

今後の展望として、ソフトウェア面においては、本研究では加速度データを用いた画像の選別が目的であったが、加速度情報のベクトル解析からカメラ方向が下向きの圃場画像になるタイミングを予測することも考えられる。それには投げ上げ時の位置座標が重要な課題になる。また提案したデバイスユニットのカメラはあらゆる方向の画像を捉えることから、三次元の樹体形状解析、2次元平面のモザイク画像生成へと展開するなど、多方面へ応用可能な側面を持っている。また加速値以外のセンサ値を付加併用した画像データを得るなどの発展が考えられる。

またハード面では、用いた画像取得デバイスは、着地時の強い衝撃に耐えられるデバイスユニットとしての堅牢な構造ではない。しかし本研究によって、実用機化に向けた要素技術が習得された。

今後本研究の成果を踏まえ、実際の圃場においてリンゴ果樹木を対象に実施するには、画像取得デバイスユニットの改良が求められる。それは農業従事者が投げ上げやすい形状であって、複数回繰り返しても落下時にデバイスユニットが破損から免れる改良が必要である。また投げ上げ方法や受け取り方法についても、画像取得デバイスを一人あるいは2人以上のキャッチボール形式で果樹木の樹冠の天頂方向へ投げ上げることが可能なデバイスユニットの製作を提案しておきたい。

このことによって、日本の比較的小規模な農業経営者が四季のなかで刻々と変化する果樹園における樹木の樹勢を得て管理判断に活かすことが可能になる。そして、生育環境に応じて幾度も繰り返す必要のある農業面への応用として、このような空撮画像システムを圃場へ導入することは大いに期待できるものと考えられる。

それには、本研究の成果活用が期待される。今後、このような課題にも取り組むと同時に実用機としてのデバイスユニットを製作してデータ収集を行い、有用性を実証していくことが必要と考える。

付 録

参 考 文 献

謝 辞

付録 (主なソフト及び作成プログラム)

以下のソフトについて，作成したプログラム内容を添付する．

1) GlovePIE(Ver 043)

Bluetooth デバイスから加速度データを取得して同時に，OSC によってローカルホストの 12000 番ポートに対しアクセスをする．

```
var.host = "localhost"
var.Port = 12000

var.xRot = Wiimote.RawForceX
var.yRot = Wiimote.RawForceY
var.zRot = Wiimote.RawForceZ

SendOsc( var.host, var.Port , "/wii/Rot" ,
var.xRot+", "+var.yRot+", "+var.zRot)
```

2) Processing(Ver1.2.1)

ビデオキャプチャデバイスにアクセスして，静止画像を取り込むと同時に，12000 番ポートから加速度データを取得し，静止画像と加速度データを対応させる．これらを連続的に行うことで，加速度データ値が注釈された一連の静止画像を得る．

```
/*
  an example that draws the camera pixels
  to the screen non using the pixel[] array.

  last tested to work in Processing 1.2.1

  J.Takizawa
  Copy Write date 2011.9.18
  */
```

```

/**oscp5
import oscP5.*;
OscP5 oscP5;

/** JMyron
import JMyron.*;
JMyron m;//a camera object

// [ ]non use
float xRot;
float yRot;
float zRot;
// -----

PrintWriter output;

void setup() {
  size(320,240);

  //-----JMyron
  m = new JMyron();//make a new instance of the object
  m.start(width,height);//start a capture at 320x240

  m.findGlobs(0);//disable the intelligence to speed up frame rate
  println("Myron " + m.version());
  println("Forced Dimensions: " + m.getForcedWidth() + " " +
m.getForcedHeight());

  loadPixels();
  // -----

  oscP5 = new OscP5(this,12000);

```

```

int mi = millis();
int s = second();
int m = minute();
int h = hour();
int d = day();
int mo = month();
int y = year();
output = createWriter("Action
"+h+"hour"+m+"minute"+"¥¥"+"Acceleration
"+m+"minute"+"¥¥"+"wii-"+y+mo+d+"_"+h+"_"+m+"_"+s+".csv");
output.println(y + " Year " + mo + " Month " + d + " Day ");
output.println(h + " Hour " + m + " Minute " + s + " Second " + mi + "
msec");
output.println(", "+ mi);
output.println("osc,msec,x,y,z");
frameRate(30);
}

```

```

// flag boolean 型宣言
boolean flag = false ;

```

```

int osc = 0 ;

```

```

void draw() {

```

```

m.update();//update the camera view
m.imageCopy(pixels);//draw image to stage
updatePixels();

```

```

// Freme Save File name ".tiff"

```

```

float milli = millis();
int s = second();
int m = minute();
int h = hour();
int d = day();
int mo = month();

```



```

int y = year();

if((xRot >= 40 || xRot <= -40) || (yRot >= 40 || yRot <= -40) ||
(zRot >= 50 || zRot <= -50)) {
    flag = true ;}

    if(flag) {
output.println(osc + "," + milli + "," + xRot + "," + yRot + "," + zRot);
saveFrame(
"Action "+h+"hour"+m+"minute"+"%Y%" +
// "Photo "+m+"minute"+ "%Y%" +y+"year"+mo+"month"+d+"day"
+h+"hour"+m+"minute " +h+"hour"+m+"minute"+s+"second"+"%Y%" +
milli + "_" + xRot + "_" + yRot + "_" + zRot + ".tiff");
    "Photo "+m+" minute"+"%Y%" +m+"minute"+s+"second"+"%Y%" + milli +
    "_" + xRot + "_" + yRot + "_" + zRot + ".tiff");

    osc = osc +=1;
        }

    println ("osc " + osc);

if( osc >= 20) {
    flag = false ;
        }

}

void keyPressed() { // Press a key to save the data
    output.flush(); // Write the remaining data
    output.close(); // Finish the file
    exit(); // Stop the program

int osc = 0 ;

}

```

```

void oscEvent(OscMessage theOscMessage) {
  if(theOscMessage.checkAddrPattern("/wii/Rot")==true) {
    String[] str = theOscMessage.get(0).stringValue().split(",");
    xRot = float(str[0]);
    yRot = float(str[1]);
    zRot = float(str[2]);
  }
}

```

3) gnuplot(Ver4.0)

グラフ作成ソフトウェアツールである。画像とともに得られた加速度値（X軸, Y軸, Z軸）が3次元空間で互いにどんな関係にあるかをグラフ化する。

```

set parametric
set xlabel "X-axis"
set ylabel "Y-axis"
set zlabel "Z-axis"
set xrange [-10:30]
set yrange [-10:20]
set zrange [-70:20]
plot "away-down.txt" using 4:5:6 with points 3 20 , "away-down.txt" using
1:2:3 with points 1 8

```

4) R

パッケージ kernlab のサポートベクターマシン関数 ksvm を用いてカーネル法による非線形サポートベクターマシンを実行させ、画像の選別をする。

```

sigma0=0.2
n1=1
n2=5
ksigma <- 0
for(i in n1:n2){
  ksigma<- ksigma+sigma0

  kc0=0.5

```

```

n1=1
n2=5
kc<-0
for ( i in n1:n2) {
kc<-kc+kc0

ktr.num<-sample(218,120)
ksvmdata.train<-ksvmdata[ktr.num,]
ksvmdata.test<-ksvmdata[-ktr.num,]

(ksvmdata.svm<-ksvm(Kinds~.,data=ksvmdata.train,type="C-svc",kernel="rbfdot",kpar=list(sigma=ksigma),C=kc,cross=3))

ksvmdata.pre<-predict(ksvmdata.svm,ksvmdata.test[,4])
(ksvmdatar.tab<-table(ksvmdata.test[,4],ksvmdata.pre))

cat ("sigma=")
print(ksigma)

cat ("C= ")
print(kc)

print(ksvmdatar.tab)

a<- matrix(ksvmdatar.tab)

precision<- round((a[4,]/(a[4,]+a[2,]))*100,2)
cat ("precision[ % ] = ")
print(precision)

recall<- round((a[4,]/(a[4,]+a[3,]))*100,2)
cat ("recall[ % ] = ")
print(recall)

print(ksvmdata.svm)

```

}

}

以下は、R による実行結果の一部である。

Support Vector Machine object of class "ksvm"

SV type: C-svc (classification)

parameter : cost C = 2

Gaussian Radial Basis kernel function.

Hyperparameter : sigma = 0.8

Number of Support Vectors : 82

Objective Function Value : -104.5591

Training error : 0.15

Cross validation error : 0.308333

sigma=[1] 0.8

C= [1] 2.5

ksvmdata.pre

away down

away 50 17

down 14 17

precision[%] = [1] 54.84

recall[%] = [1] 50

参考文献

- 1) 大塚健二・丹波勝久・明石憲宗：高解像度衛星画像の農業分野における利活用，*Journal of the Remote Sensing Society of Japan* 21(3)，278-281，2001-06-29.
- 2) 三輪昌史・白石一哲・松島誠：RCヘリの空撮支援のためのリモートコントロールサポートシステム，第50回自動制御連合講演会，2007-11-24,25.
- 3) 山本隆儀・豊島紀子・奥山定治：果樹の立体写真測量，*山形大学紀要（農学）* 第15巻第1号，11-36，2006-12.
- 4) 山本隆儀・伊藤博祐：広角レンズを用いた直角2側面写真による密植わい性リンゴ樹の樹形・葉群構造の計測，*園芸学雑誌* 64(4)，729-739，1996.
- 5) 山本隆儀・紺野靖：立体写真測量法を用いた着生果実の三次元的形状，特に果実体積のリモート計測法，*園芸学雑誌* 8(4)，451-461，2009.
- 6) 中西弘明・金田さやか・榎木哲夫・堀口由貴男：自律型無人ヘリコプタの環境適応方位制御，計測自動制御学会論文集 *Transactions of the Society of Instrument and Control Engineers* 46(1)，8-15，2010-01-31.
- 7) 谷口弘樹・吉松祐香・森田学・鈴木真二・廣川類・実松洋平・鈴木太郎・橋詰匠，久保大輔：防災用飛行ロボットシステムの開発と適用，計測自動制御学会論文集 *Transactions of the Society of Instrument and Control Engineers* 46(1)，49-51，2010-01-31.
- 8) Yasunori Saito, Takanobu Suzuki, Kin-ichi Kobayashi, Katsuharu Sato, Masayuki Hirafuji, Tokihiro Fukatsu, Ryozo Ichimura, Ryoichi Yashiro, Setsuo Takeuchi, Kazuhiko Yuasa, Sumio Watanabe, Fumitoshi Kobayashi, Takuya Kawahara, and Takaharu Kameoka : Field Server Monitoring System for Construction of IT Farming and Agri-tourism - Trial Report from Obuse-town, Nagano Japan, - SICE-ICASE International Joint Conference 2006, in Bexco, Busan, Korea, 18-21, 2006-10.

- 9) Kazuki Kobayashi, Shohei Toda, Fumitoshi Kobayashi, and Yasunori Saito : Web-based Image Viewer for Monitoring High-definition. Agricultural Image, SICE Journal of Control, Measurement, and System Integration, Vol. 5, No.1, 001-005, 2012-1.
- 10) 吉田圭吾・大木孝・寺邊正大・関根秀真・武田知己・出口知敬：リモートセンシングデータからの森林管理情報マイニング，第24回人口知能学会全国大会論文集，1B2-1，2010.
- 11) 加藤賢一・長谷川正俊・横山克至・中野憲司：リモートセンシング技術を用いた水稻栽培管理のための基礎研究，山形農業試験所報告，79-95，2002.
- 12) 宮下高夫・黒田晃・桐山隆・源裕・前松伸・北出一朗・国立卓生：気球を利用した空撮カラー写真による稲麦の生育量推定，石川県農業総合研究センター研究報告21，1-9，1998.
- 13) 木村吉寿・松森堅治・筒井義富・上村健一郎：野外共同作業者の作業量把握のための空中固定式バルーン観測システム，農業工学研究所技報 第203号31-38，2005.
- 14) 猪股英行・福間 恵・チョン ムハタル・嶋村 清：バルーン観測システム（BOS）の基本性能と適応例－低高度リモートセンシング用プラットフォームの開発－，日本リモートセンシング学会，Vol.26 No.4，309-317，2006.
- 15) Juichi Takizawa, Kazuki Kobayashi, and Yasunori Saito : Image selection from streaming video image based on 3 axes acceleration data for the use in agricultural management, ICROS-SICE International Joint Conference 2009 , August 18-21, 2009, Fukuoka International Congress Center, Japan, 5425-5428, 2009-8-18,21, 2009.
- 16) 滝沢寿一・小林一樹・斉藤保典：手投げ空撮画像システムの開発と加速度データを用いた圃場画像の選別，農業情報研究 20(2)，74-85，2011.
- 17) 神谷俊之・沼野なぎさ・柳生弘之・島津秀雄：携帯電話によるミカンほ場からの栽培データの収集と栽培データの地域での共有のための Web インターフェース，農業情報研究 20(3)，95-101，2011.

- 18) 齊藤元也: 農業分野のリモートセンシング, *Journal of The Remote Sensing Society of Japan* Vol.21 No.1, 78-81, 2001.
- 19) 大政謙次・恒川篤史・福原道一監訳, R.J.ホップス・H.A.ムーニー編, 「生物圏機能のリモートセンシング」, シュプリンガー・フェアラーク東京, 東京, 160-161, 1993.
- 20) 大角雅晴: デジタルスチルカメラを利用した直播水稻苗立ち数の目視計測, *農業情報研究* 16(3), 107-112, 2007.
- 21) 浅田武典: リンゴ樹における発生部位別スパー構成に関する研究, *弘前大農生報告* No.9, 28-67, 2006.
- 22) 浅田武典: 短果枝の発生部位別構成割合がリンゴ樹の栄養及び生殖成長に及ぼす影響, *園芸学雑誌*, 73(2), 143-149, 2004.
- 23) 浅田武典・堀田拓人: リンゴ樹の結果枝構成に及ぼす品種と剪定の影響, *園芸学雑誌*, 4(4), 417-421, 2005.
- 24) 大野浩・田村博明: リンゴJM台‘ふじ’の簡単な樹勢判定方法, *園芸学雑誌*, 10(4), 559-563, 2011.
- 25) 今村友彦・岡本道夫: 過密な状態となったリンゴ園での間伐による収量及び果実品質に対する影響, *青森県畑作園芸試験場研究報告*, 1996.
- 26) 黒田治之・千葉和彦: 矮性及び半矮性台木を利用したリンゴ‘スターキング・デリシャス’樹における果実品質と栽植密度の関係, *園芸学雑誌*, 7(4), 559-570, 2008.
- 27) 猪俣雄司・工藤和典・和田雅人・増田哲男・鈴木邦彦: リンゴカラムナータイプ若木の着葉・受光態勢・乾物生産力特性, *園芸学雑誌*, 1(2), 117-122, 2002.
- 28) 浅田武典: リンゴ園における葉面積の推定法, *園芸学雑誌*, 58(1), 25-29, 1989.

- 29) 山本隆儀・谷澤佳美：着生果実のデジタル画像を用いた回転体状果実体積のリモート計測法の開発，園芸学雑誌，7(4)，549-558，2008.
- 30) Sugiura, R., N. Noguchi and K. Ishii : Remote-sensing technology for vegetation monitoring using an unmanned helicopter, *Biosystems Engineering*, 90 (4), 369-379, 2005.
- 31) Boike, J. and K. Yoshikawa : Mapping of periglacial geomorphology using kite/balloon aerial photography, *Permafrost and Periglacial Process*, 14, 81-85, 2003.
- 32) Jensen, T., A. Apan, F. Young and L. Zeller : Detecting the attributes of a wheat crop using digital imagery acquired from a low-altitude platform, *Computers and Electronics in Agriculture*, 59, 66-77, 2007.
- 33) 滝沢寿一・小林一樹・小林史利・大谷武志・斉藤保典：果樹栽培における整枝作業のための小型バルーン空撮手法，計測自動制御学会中部支部シンポジウム，81-82，2008.
- 34) 伊藤邦朗・福田隆宏：Wii リモコン Wii Remote, *日本機械学会誌*, 12, Vol.110, No.1069, 6-7. 2007.
- 35) Freed, A. and M. Wright : Open sound control, A new protocol for communicating with sound synthesizers, in *Proceedings of the International Computer Music Conference*, 101-104, 2007.
- 36) Vladimir Vapnik, : Support-Vector Networks, *Machine Learning*, 20, 273-297, 1995.
- 37) 柳森・山下幸彦：カーネル理論の拡張と非対称カーネルサポートベクタマシン, *Workshop on Information-Based Induction Science (IBIS2004)*, Tokyo, Japan, November , 8-10, 2004.

- 38) Thorsten Joachims : Text Categorization with Support Vector Machines: Learnig with Many Relevant Features, University of Dortmund Compute Science Department, LS-8 Report 23, 1997.
- 39) D.Randall Wilson : Reduction Techniques for Instance-Based Learning Algorithms, Machine Learning, 38-3, 257-286, 2000.
- 40) 渡邊裕子・小林一郎・和泉憲明・橋田浩：イベント構造の抽出に基づく画像管理法, 人工知能学会研究会資料 IG-SWO-A802-03.
- 41) 大橋剛介・久森隆史・望月圭太：適合性フィードバックを用いたスケッチ画像検索システム, 日本知能情報ファジィ学会誌, 知能と情報 Vol.19, No.5, 537-545, 2007.
- 42) 柳井啓司：キーワードと画像特徴を利用したwwwからの画像収集システム, 情報処理学会論文誌, Vol.42, No.SIG 10(TOD 11), 2001-9.
- 43) 亀井靖高・門田暁人・松本健一：ソフトウェア工学の基礎研究会 (FOSE), 2006.
- 44) 八重樫恵太・柳井啓司：撮影位置の情報を用いた一般画像認識の可能性の検討, 情報処理学会研究報告, 2008-CVIM-163(3), 2008-5-8.
- 45) 多田昌裕・大村廉・岡田昌也・納谷太・野間春生・鳥山朋二・小暮潔：加速度センサを用いた行動計測に基づく運転動作解析手法, 情報処理学会インタラクシオン 2007.
- 46) 多田昌裕・納谷太・岡田昌也・野間春生・鳥山朋二・小暮潔：無線加速度センサを用いた模範運転動作からの逸脱検出, 人工知能学会論文誌, 23 巻 3 号, SP-C, 2008.
- 47) 竹之内高志・金森敬文・村田昇・江口真透：ブースティングとそのロバスト化, 数理解析研究所講究録 1439 巻, 111-127, 2005.
- 48) 江口 真透：統計的パターン認識：線型選別からアダブーストまで, 日本化学会情報化学部会誌, Vol. 25, 68, 2007.

- 49) 佐藤悟史・麻生稔彦・宮本文穂：画像処理とパターン認識手法を利用した耐候性鋼材のさび外観評価, 土木学会論文集 F, Vol.62, No.4, 674-683, 2006-12.
- 50) 上東太一・柳井啓司：Bag-of-Keypoints 表現を用いた Web 画像分類, 情報処理学会研究報告. CVIM, 2007.
- 51) 山下浩・田中茂：サポートベクターマシンとその応用,
www.msi.co.jp/vmstudio/materials/svm.pdf.
- 52) 池田奈生・芦田尚美・林田佐知子：Support Vector Machine を用いた極成層圏雲表面積の推定, 情報処理学会誌, 数理モデルと応用, Vol.0, No.SIG(TOM), 1959.
- 53) 笠井航・戸部雄太郎・申富暁・長谷川修：オンラインプロトタイプ生成による大規模データに対する高速 SVM 構築法, 電子情報通信学会論文誌 D Vol.J92-D, No.6, 784-792, 2009.
- 54) Chih-Wei Hsu, Chih-Chung Chang, and Chih-Jen Lin: A Practical Guide to Support Vector Classification, Department of Computer Science
<http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin>
Initial version: 2003 Last updated : April 15, 2010.
- 55) 栗田多喜男:サポートベクターマシン入門, 産業技術総合研究所, 2002-7-18.
- 56) 小野田 崇:「知の科学 サポートベクターマシン」, オーム社, 東京, 50-51, 2007.
- 57) 豊田秀樹:「データマイニング入門 R で学ぶ最新データ解析」, 東京出版, 東京, 250-252, 2009.
- 58) Chris Dance, Jutta Willamowski, Lixin Fan, Cedric Bray, Gabriela Csurka : Visual Categorization with Bags of Keypoints, In ECCV International Workshop on Statistical Learning in Computer Vision, 2004.

59) 柳井啓司：一般物体認識の現状と今後，情報処理学会論文誌，Vol.48, No.SIG 16(CVIM 19)，2007-9.

60) 佐藤元昭・甲藤二郎：Seam-Carving を用いた画像の学習効率および認識率向上に関する検討，情報処理学会研究報告，2009-AVM-64(7)，2009-3-6.

61) 松永武文・尾下真樹：SVM を用いた動作認識の為の動作状態の自動推定，情報処理学会研究報告，2008-CG-133(6)，2008-11-7.

62) 宮村祐一・中村太一・篠田浩一・古井貞照：多段 SVM を用いた頑健な動画ショット境界検出，画像の認識・理解シンポジウム(MIRU2007)，2007-7.

謝辞

本研究の遂行及びまとめるにあたって、信州大学工学部情報工学科齊藤保典教授には指導教官として終始御懇篤なるご指導ならびにご鞭撻を賜りまた激励をいただきました。また同学科小林一樹助教には、終始懇切なる具体的なご指導をいただき本研究の遂行の推進力となったこと、工作面の技術的なご指導をいただいた同学科小林史利技官（現在、繊維学部）、ここに深く感謝申し上げます。

本論文の最後をまとめるにあたって、御校閲の労ならびに審査をいただいた信州大学工学部電気電子工学科 半田志郎教授、信州大学工学部電気電子工学科 田中清教授、信州大学工学部建築学科 高木直樹教授、東京大学大学院農学生命科学研究科 大政謙次教授、ここに深く感謝申し上げます。

また本研究の御校閲の労ならびに終始適切なお助言を賜りました信州大学繊維学部山浦逸雄教授（現在、退官）、鳥羽榮治教授（現在、退官）に感謝申し上げます。

研究を進めるにあたって、実際の圃場を提供していただいた長野県小布施町の小林ぶどう農園をはじめ、長野県小布施町・中野市の果樹園の皆さん、関係するJAの方々、たくさんの皆さんからご協力をいただきましたことを御礼申し上げます。

最後に、日々激励と献身的な協力を惜しまなかった妻、影ながら声援してくれた子供たちに感謝する。