

2020年度宮崎大学大学院 農学工学総合研究科 物質・情報工学専攻 博士論文

# 牛の分娩監視システムに関する研究

Study on calving behavior analysis of cow

2020年12月2日

2017年度入学

須見 公祐

指導教員: Thi Thi Zin 教授

## 概要

近年の高齢化・大規模化により牛農家への負担が増加傾向にある。そこで、温度センサーや加速度センサー等を用いた分娩監視システムが開発・研究されている。しかしながら、家畜に与えるストレスが高く、感染症の原因にもなる。本研究では、非接触・非侵襲での牛のモニタリングシステムの構築を目指して、核となる要素技術の一つである、画像処理技術を用いた牛の分娩監視システムの開発に取り組んだ。本論文は、六章で構成されている。第一章では、牛の ICT モニタリングについて述べる。本章では、高齢化・大規模化による農家への負担の増加等の問題点について説明を行う。次に第二章では、分娩に焦点を当て、目指している分娩監視システムの定義と重要性を述べる。本章では、分娩兆候を知るために目視で行われた観察結果と 3 次元加速度センサーや温度センサー等を用いた牛の分娩行動分析から得られた知見についてまとめる。また、接触型センサーを使用する際の問題点について述べるとともに、非接触型の ICT 機器を用いた牛の分娩監視システムの定義及び具体的な達成目標について述べる。第三章では、分娩予測のための特徴量抽出について述べる。本章では、牛が分娩前に落ち着きがなくなることから移動量が増加することや尻尾が上がるなどの分娩前後の特徴的な行動について説明する。本論文では、分娩前特徴の中でも、3 つの特徴（移動量、尻尾を上げる、姿勢変化）に焦点を当てて動画像の中から特徴抽出を行った。移動量・尻尾を上げる特徴に関しては RGB カメラを、姿勢変化の特徴に関しては 3D カメラを用いた。まず、1 つ目の移動量抽出に関しては、関心領域を自動的に設定した後に、フレーム間差分と 2 値化処理を行うことで、得られた白ピクセルの総数を時間毎に抽出し、時間方向に差分を行うことで移動量の特徴を抽出した。2 つ目の尻尾を上げる特徴では、背景差分によって得られた前景領域を回転処理した後に、両端の画像を抜き出した画像に対して 4 つの特徴を用いることで尻尾が上がっているかどうかを判断した。最後の特徴の姿勢変化では、背景差分で得られた前景領域を距離データと組み合わせることで背中の高さを抽出した。その後、姿勢判断(立位・横臥)に関しては、SVM(Support Vector Machine)を用いることで時間毎に認識を行い、時系列データから姿勢変化の特徴を抽出した。第四章では、分娩開始時刻の予測について述べる。第三章で抽出した“姿勢変化”のデータに関して、対数回帰モデル及び自己回帰モデルを用いることでモデル化し、生存分析の概念を利用することで分娩開始時刻を予測した。さらに、第五章では、実験及び結果を示す。結果として、移動量特徴では分娩開始 2 時間前のデータと 8 時間以上前のデータを比べることによって有効性を示した。尻尾を上げる特徴に関しては、分娩行動と通常行動を分けて実験を行い、テストデータに対して、認識精度 88%を得た。また、姿勢変化の特徴に対して分娩開始予測では、6 時間前から高確率で分娩が行われることを予測することができた。最後に、第六章で考察及び結論をまとめる。

# 目次

第一章 ICT モニタリングについて .....	1
1.1 背景 .....	2
1.2 スマート農業 .....	2
1.3 畜産 ICT システムの分類 .....	3
1.4 目標とする分娩監視システムの定義及び重要性 .....	5
1.5 本論文について .....	5
第二章 分娩監視システムについて .....	7
2.1 分娩について .....	8
2.2 分娩プロセス .....	9
2.3 ホルモン変化に基づく分娩開始予測 .....	9
2.4 臨床徴候に基づく分娩開始予測 .....	10
2.5 体温低下に基づく分娩開始予測 .....	10
2.6 ホルモンの変化と臨床徴候に基づく分娩時間の予測 .....	11
2.7 難産予測のための分娩前行動について .....	11
2.8 分娩前の摂食及び反芻行動について .....	12
2.9 難産に関連する行動変化について .....	13
2.10 分娩検知装置について .....	14
第三章 分娩監視における特徴量抽出 .....	15
3.1 RGB カラー画像を用いた移動量特徴の抽出 .....	16
3.1.1 移動量特徴について .....	16
3.1.2 牛の位置検知 .....	17
3.1.3 2 値化処理 .....	17
3.1.4 重心の算出 .....	19
3.1.5 追跡処理 .....	19
3.1.6 移動量特徴抽出 .....	20
3.2 RGB カラー画像を用いた尾上げ行動特徴の抽出 .....	21
3.2.1 尾上げ行動特徴について .....	22
3.2.2 頭と尻尾領域の抽出 .....	22
3.2.3 尾上げ特徴の検出 .....	22
3.2.4 中心円内の白ピクセルの領域割合 .....	24
3.2.5 ラベル数 .....	24
3.2.6 上下画像での白ピクセルの割合 .....	25
3.2.7 上下画像の対称性 .....	25
3.3 3D 画像を用いた姿勢変化特徴の抽出 .....	26

3.3.1	姿勢変化特徴について	26
3.3.2	牛領域抽出	26
3.3.3	深度データの変換	26
3.3.4	牛の背中の高さ推定	28
3.3.5	姿勢分類	28
3.3.6	姿勢変化の検出と外れ値の除去	29
第四章	分娩開始時刻の予測	30
4.1	分娩開始時刻の予測における数学的手法	31
4.1.1	線形自己回帰モデル	31
4.1.2	線形対数回帰モデル	31
4.2	生存時間分析	33
第五章	実験・結果	35
5.1	実験環境	36
5.1.1	RGBカメラを用いた分娩特徴抽出に関する実験環境	36
5.1.2	3Dカメラを用いた分娩特徴抽出に関する実験環境	37
5.2	移動量特徴を用いた分娩行動の検知	37
5.3	尾上げ特徴を用いた分娩行動の検知	38
5.4	姿勢変化特徴に関する分娩検知	39
5.5	分娩開始時刻予測	41
第六章	考察・結論	45
6.1	考察	46
6.2	今後の取り組み	47
6.3	結論	47
	参考文献	49
	謝辞	55

## 目次

図 1.1	農業 IT システムの分類	4
図 3.1	移動量特徴抽出のフローチャート	16
図 3.2	牛の位置処理のフローチャート	17
図 3.3	同画像内での照明条件の違いの例	18
図 3.4	2 値化処理のフローチャート	18
図 3.5	ラベリング処理例	19
図 3.6	追跡処理の例	20
図 3.7	移動量特徴抽出のフローチャート	20
図 3.8	処理範囲設定例	21
図 3.9	尾上げ行動特徴抽出のフローチャート	21
図 3.10	頭と尻尾の領域抽出のフローチャート	23
図 3.11	尻尾の状態を判断する処理のフローチャート	23
図 3.12	中心円内の白ピクセルの領域割合の判断例	24
図 3.13	ラベリング処理判断例	24
図 3.14	上下画像での白ピクセルの割合特徴を用いた処理例	25
図 3.15	上下画像の対称性を用いた処理例	25
図 3.16	姿勢変化特徴抽出のフローチャート	27
図 3.17	牛の領域抽出例	27
図 3.18	入力画像を地面からの距離へ変換した例	28
図 3.19	牛領域のみの深度画像抽出例	28
図 3.20	SVM を用いた姿勢変化分類例	29
図 3.21	メディアンフィルタを用いた外れ値の除去例	29
図 4.1	目視データと各モデル	34
図 5.1	RGB カメラの設置環境	39
図 5.2	得られた分娩室の画像例	39
図 5.3	3D カメラのカメラアングル	40
図 5.4	分娩開始 2 時間以内の移動量特徴	41
図 5.5	分娩開始 8 時間以上前の移動量特徴	41
図 5.6	姿勢変化認識例	42
図 5.7	姿勢変化特徴に関する分娩特徴検知結果	43
図 5.8	自己回帰モデルの予測結果	45
図 5.9	線形対数回帰モデルの予測結果	47
図 6.1	背景差分で正確に物体が抽出されなかった例	49

図 6.2	頭画像と尾上げ画像が非常に似ている例	49
図 6.3	フレームアウトによる誤認識例	50

## 表目次

表 2.1	分娩開始前の行動変化、難産との関連	12
表 2.2	市販されている分娩検知装置	14
表 4.1	遷移回数为例	34
表 4.2	分娩の発生確率例	37
表 5.1	RGB カメラの詳細	39
表 5.2	3D カメラの詳細	40
表 5.3	トレーニングデータでの尻尾の認識精度と判断結果	42
表 5.4	テストデータでの尻尾の認識精度と判断結果	42
表 5.5	自己回帰モデルの予測結果(Cow ID 1~13)	44
表 5.6	自己回帰モデルの予測結果(Cow ID 14~25)	45
表 5.7	線形対数回帰モデルの予測結果(Cow ID 1~13)	46
表 5.8	線形対数回帰モデルの予測結果(Cow ID 14~25)	47

## 第一章

# ICT モニタリングについて

本章では、近年注目が集まっている SDGs(Sustainable Development Goals)における畜産業界の役割を述べるとともに、農家の飼養戸数が減少し、一戸当たりの飼養頭数が増加傾向にあることから農家の負担が増加している現状について述べる。その後、それらの問題を解決するために注目されているスマート農業に関する説明を行う。次に、畜産業界におけるスマート農業について述べた後に、畜産 ICT システムの分類と本研究の位置づけについて述べる。

## 1.1 背景

国連加盟 193 ヶ国が 2016 年から 2030 年の 15 年間で達成するために掲げられた目標である SDGs は、2015 年 9 月の国際サミットで採択された[1]。畜産は、その中の SDGs2 である「餓死を終わらせ、食料安全保障と栄養改善を実現し、持続可能な農業を促進する」を達成するために必要不可欠な産業である。特に、動物福祉をより尊重しながら、家畜生産を、より継続的で効率的な生産を行うことが非常に重要になってきている。我が国においても 2018 年 1 月 20 日にベルリンで開催された農業大臣会合にて「畜産の未来形成」のテーマの下、食料安全保障、生計、動物衛生及び動物福祉、資源、気候変動及び環境等について議論が行われ、これらの議論をふまえて声明（コミュニケ）が採択されている[2]。このことから、日本の畜産業に関しても同様に動物福祉及び持続可能な生産を行うことが必要不可欠であることが分かる。しかしながら、少子高齢化による後継者不足や労働負担等により、生産を持続させることが出来ない農家が増加している。一方で、戸数当たりの飼養頭数は、増加傾向にあることから農業モデルが従来の小規模から大規模へ変化していることが分かる。これにより、持続可能な生産形態に変化していることが分かるが、生産者当たりの牛の頭数が増えていることから従来よりも牛一頭一頭にかかる時間が短縮され、牛が示す疾病や精神的苦悩(不安)の兆候を見逃す確率が高くなることから動物福祉への配慮が薄くなる恐れがある。このような日本の畜産業会が抱える問題を解決するために近年では、ロボット、AI、IoT を活用したスマート農業が注目されてきている。

## 1.2 スマート農業

スマート農業とはロボット技術や ICT、AI、IoT 等の先端技術を活用し、超省力化や生産物の品質向上を可能にする新しい農業のことである。農業に ICT 等を取り入れることで、これまで農作業にかかっていた労力を減らすことができ、労働力不足を解決することや国内の食料自給率の安定を目指すことが可能になる。スマート農業を導入する目的は、以下のようなものが考えられる[3]。

- 作業の省力化・労働力軽減
- 技術の継承
- 食料自給率の向上

一つ目は、農作業における省力化・軽労化である。日本の農業は、個々の農家の高齢化が進み、深刻な労働力不足に陥っている。そんな日本の農業の現場の苦勞に対して ICT 等を活用することによって支援していくことが求められている。二つ目は、新規就農者への技術の継承である。跡継ぎや農業を継承する人材が不足し続け、これまで家族の継承のなかで培われてきた農業技術をスマート農業のシステム等によって継続的に継承していけるようにすることである。最後に、三つ目は、日本の食料自給率対策としてのスマート農業である。日本の食料自給率は、2020 年度で 38%と、輸入が自国生産を大

幅に上回っており、輸入に依存している状況である。前述のような人材不足のなかで収量を上げて自給率を高めるためには、少ない人員で生産性を高めなくてはいけない。そこで、ロボット等により少ない人員での生産量の向上を図ることが必要不可欠となる。畜産分野においては、平成 26 年 3 月に以下の 4 つのキーワードが農林水産省から発表され、スマート農業の取り組みが始まった[4]。

- 重作業からの解放
- 超省力・大規模生産の実現
- 実需者・消費者とのつながりの実現
- データの力で経営の効率化

“重作業からの解放”及び“超省力・大規模生産の実現”に関しては、搾乳ロボットや発情発見装置などの省力化機器等の開発・普及を図ることを意図されたもので、“実需者・消費者とのつながりの実現”及び“データの力で経営の効率化”に関しては、各種データを活用し、積極的に情報提供をしていくことを意図したものだ。そして、平成 30 年には、最新の機械が徐々に開発・普及され、IoT の機能を有するものも出てきた。それらの機器から収集・蓄積されるデータを集約し、分析を行うことで高度な情報をわかりやすく提供すること等の具体的目標が農林水産省によって示されており、今後の日本の畜産業界における最重要課題であると考えられる。

### 1.3 畜産 ICT システムの分類

内閣官房の新戦略推進専門調査会農業分科会が平成 26 年度に取りまとめた「農業情報創生・流通促進戦略に係る標準化ロードマップ[5]」において、国内農業 ICT システムは、その目的と実現機能によって、以下のとおり大きく 5 分類に整理されている。

- 生産管理システム  
安定的な経営のために年間の生産計画を立て、着実な実行のために作業進捗や生産状況を管理するシステム（生産記録システム、環境モニタリングシステムを含む場合がある）
- 生産記録システム  
生産履歴の保存、活用等を目的に、作業や資材使用量の記録をモバイル入力端末等で行うシステム
- 畜産機械連携システム  
最適な生物環境を維持し、生産量・品質を向上・安定化させるため、機械を利用して環境・育成データを取得し、最適な作業・資材使用を行うシステム（生産管理システム、生産記録システムを含む場合がある）
- 複合環境制御システム  
最適な畜舎環境を維持し、生産量・品質を向上・安定化させるため、環境をモニタリングし、適切な機器を制御するシステム

- 環境モニタリングシステム  
畜舎環境の変化を捉え、適切な対策が行えるように、畜舎内に設置し、環境の状況をモニタリングするシステム

本研究では、カメラから得られた動画像に対して、分娩の兆候を検知することから畜舎環境の変化を捉え、適切な対応を行えるように促すことが目的であるため、5つの分類の内、環境モニタリングシステムが大きく関わるシステムである。

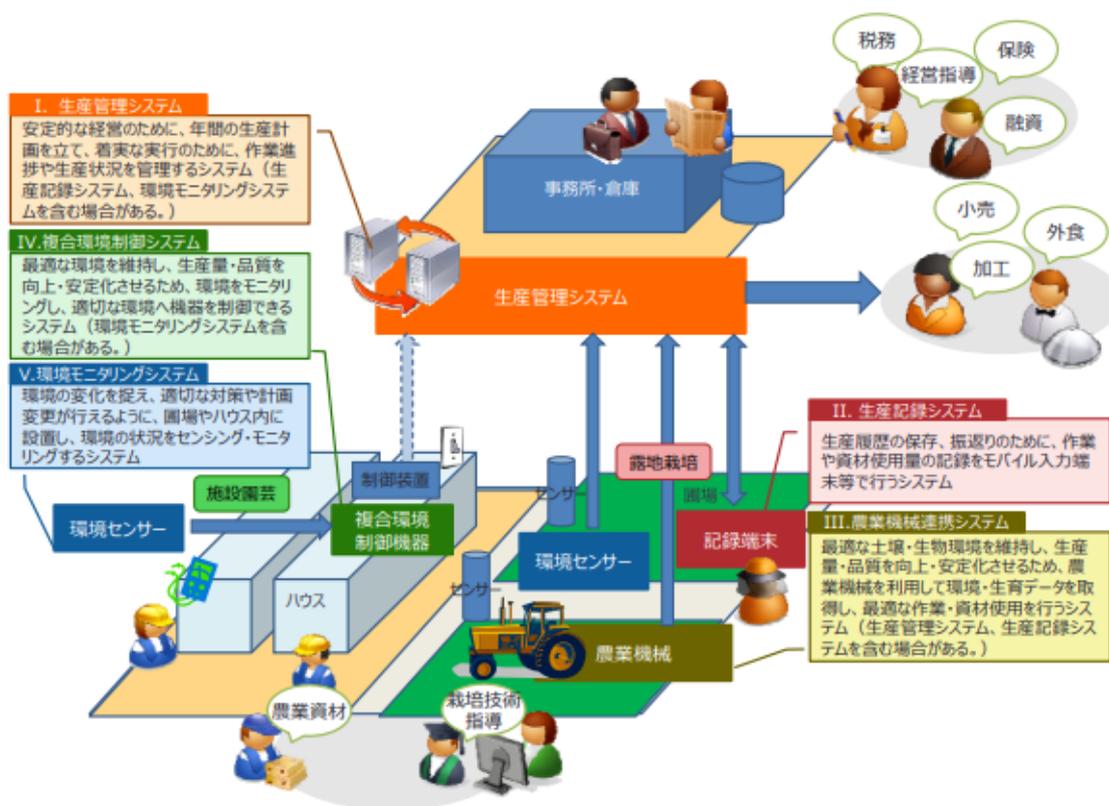


図 1.1 農業 IT システムの分類

(農業情報創成・流通促進戦略に係る標準化ロードマップより、  
[http://www.kantei.go.jp/jp/singi/it2/senmon\\_bunka/shiryo/shiryo02.pdf](http://www.kantei.go.jp/jp/singi/it2/senmon_bunka/shiryo/shiryo02.pdf))

#### 1.4 目標とする分娩監視システムの定義及び重要性

本研究では、これまでの加速度センサー及び温度センサーのような接触型デバイスの代わりにカメラ（RGB カメラ、3D カメラ）を用いた分娩監視システムを構築することを目的としている。特に、分娩前の行動特徴から分娩開始時刻を予測するシステムの構築を考えている。センサーからカメラに代わることで、以下のような大きなメリットを秘めている。

- カメラの初回設置のみで、センサーのような一回毎の取り付け作業の減少
- 家畜へのストレスが軽減
- システムの多様性
- コストの軽減

一つ目の取り付け作業の減少に関して、初回のカメラ設置のみで、実質農家への負担はなく、牛を移動させるだけでシステムを使用できる。牛を移動させる作業に関してもこれまで行ってきた工程の範囲であるため負担を増やすこともない。二つ目のストレス軽減に関しては、カメラを用いているので家畜自身に接触する機器がないためよりストレスの無い環境を作ることができる。三つ目の多様性については、カメラから得られたデータには分娩行動予測以外にも使用できる可能性を高く秘めていることからセンサーよりも多様性が広がると考えられる。最後のコスト軽減に関しては、一頭一頭にセンサーが必要でないためよりコストを削減することができる。

#### 1.5 本論文について

本論文は、六章で構成されている。第一章では、牛の ICT モニタリングについて述べる。本章では、国内農業総生産額の 35% を占める重要な産業である畜産、またその中でも牛に関する高齢化・大規模化による農家への負担の増加等の問題点について述べる。

第二章では、畜産農家にとって大きな負担となっている分娩に焦点を当て、目指している分娩監視システムの定義と重要性を述べる。本章では、分娩兆候を知るために目視で行われた観察結果と 3 次元加速度センサーや温度センサー等を用いた牛の分娩行動分析から得られた知見についてまとめる。また、温度センサーは誤脱落がある上に家畜に与えるストレスが高く、膣炎や分娩後の子宮内膜炎など感染症の原因にもなり、このような接触型センサーを使用する際の問題点について述べるとともに、非接触型の ICT 機器(RGB カメラ、3D カメラ)を用いた牛の分娩監視システムの定義及び具体的な達成目標について述べる。

第三章では、分娩予測のための特徴量抽出について述べる。本章では、牛が分娩前に落ち着きがなくなることから移動量が増加することや尻尾が上がるなどの分娩前後の特徴的な行動について説明する。本論文では、分娩前特徴の中でも、3 つの特徴（移動量、尻尾を上げる、姿勢変化）に焦点を当てて動画像の中から特徴抽出を行った。移動量・尻尾を上げる特徴に関しては RGB カメラを、姿勢変化の特徴に関しては 3D カメ

ラを、用いた。まず、1つ目の移動量抽出に関しては、関心領域を自動的に設定した後に、フレーム間差分と2値化処理を行うことで、得られた白ピクセルの総数を時間毎に抽出し、時間に対して差分を行うことで移動量の特徴を抽出した。2つ目の尻尾を上げる特徴では、背景差分によって得られた前景領域を回転処理した後に、両端の画像を抜き出した画像に対して4つの特徴を用いることで尻尾が上がっているかどうかを判断した。最後の特徴の姿勢変化では、背景差分で得られた前景領域を距離データと組み合わせることで背中の高さを抽出した。その後、姿勢判断に関しては、SVM(Support Vector Machine)を用いることで時間毎に認識を行い、時系列データから姿勢変化の特徴を抽出した。

第四章では、分娩開始時刻の予測について述べる。第三章で抽出した“姿勢変化”のデータに関して、対数回帰モデル及び自己回帰モデルを用いることでモデル化し、生存分析の概念を利用することで分娩開始時刻を予測した。

第五章では、実験環境及び結果を示す。結果として、移動量特徴では分娩開始2時間前のデータと8時間以上前のデータを比べることによって有効性を示した。尻尾を上げる特徴に関しては、分娩行動と通常行動を分けて実験を行い、テストデータに対して、認識精度88%を得た。また、姿勢変化の特徴に対して生存分析の概念を利用した分娩開始予測では、6時間前から高確率で分娩が行われることを予測することができた。

最後に、第六章で考察及び結論をまとめる。

## 第二章

# 分娩監視システムについて

本章では、分娩期が牛と仔牛にとって重要な時期であることを述べるとともに、これまでに行われてきた分娩行動分析やセンサー等の接触型デバイスを使用した関連研究について説明する。そして、それら接触型デバイスの問題点を述べた後に、本研究で目指す非接触・非侵襲の分娩監視システムについて説明する。最後に、実際に目視で確認したデータから本研究で焦点を当てる特徴について述べる。

## 2.1 分娩について

分娩期は、牛と仔牛にとって重要な時期である。この時期の難産や仔牛の死亡率は、農場の経済性や動物福祉に悪影響を及ぼす[6]。酪農場で生まれる 3 分の 1 の仔牛が難産を経験し、病気や死亡のリスクを高くなることが分かっている[7]。重度の難産は、49%で死産を引き起こし、難産後に生まれた仔牛は生後 120 日目までに疾患を発症する可能性が、1.5 倍高くなる[8]。また、開腹日数が増えると受胎の可能性が低下し[9]、泌乳期には淘汰のリスクが高くなる。さらに、難産は子宮の損傷や感染症のリスクを増加させ、それが腹膜炎のリスクをも増加させる[10-12]。したがって、難産は牛と子牛の両方にとって健康と福祉を考える上で、重要な問題である。難産の危険要因には、牛の生物学（例：品種や出産歴）、子牛の性別[13]、子牛の体重、管理体制（例：牛舎や分娩前の動作）などがある[14,15]。酪農家は、繁殖戦略を変えるなどの管理を行うことで、これらのリスク要因に対応することができる。特に、分娩過程を観察することで、牛の異変を察知することができ、重大な事故を未然に防ぐための適切な介助を行うことができる。分娩介助に関して、Lombard らは、死産の 24%が補助なしで分娩が発生していると述べている[16]。また、肉用牛では、分娩の 17%まで、乳用牛では分娩の 51%までが人間の介助を必要とすることも調べられている[17-21]。したがって、適切な介入を可能にする分娩過程の観察は、死産の数を減らし、難産が子牛や乳牛に与えるその他の健康・福祉への悪影響を減らす可能性が高いと考えられている[7,14]。実際に平成 17 年の長野県上伊那郡・伊那酪農組合加盟の酪農家にアンケートを取り、出生仔牛の分娩死亡事故の発生原因の調査から、『難産』、『双子』、『介助できず、朝死亡』等の早い段階で分娩兆候に気づき適切な処理を施せば防止できる可能性が高い発生原因が上位を占めている[22]。現在、酪農家は分娩予定日をもとに、牛をより集中的に観察するかどうかを決定している。実際の分娩日は、受精に成功してから 267 日から 295 日であるのに対し[23]、予想される分娩日は平均して受精後 280 日である。そのため、どの牛をより頻繁に、あるいは、より集中的に観察すべきかを正確に判断し、適切な介入時期を見極めることは、酪農家にとって非常に困難である。そのため、農家は分娩予定日に近づいた妊娠牛を目視で確認しなければならず、農家の負担は大きくなる。また、乳牛の分娩に関しては、日中の分娩よりも夜間分娩の方が多いことが分かっている[24]。このことから昼夜問わず観察する必要がある、それによって適切な介入時期を見極めることを難しくしている。そこで、長期間の観察をせずに正確な分娩時間を推定するために多くの研究がこれまで行われてきた。次節より、分娩のプロセスや分娩前の行動変化やホルモン変化等による分娩予測について行われた研究についてまとめる。

## 2.2 分娩プロセス

分娩のプロセスは、古典的には3つの段階に分けられる。第一段階は、開口期と呼ばれ、平均して2.4時間続く[25,26]。この段階では、子宮の収縮（陣痛）が開始し、子宮頸管が拡大する。そして、尿膜嚢が腔内に侵入し、胎児の一部が産道に入る。第二段階は、産出期といい、胎児が産道に侵入し、強い陣痛と共に胎児を娩出する期間である。乳牛と肉牛の750回以上の分娩の観察に基づいて、介助なしで平均38~70分間続くとされている[27,28]。また、怒責が始まり、尿膜嚢が破れ（一次破水）羊膜嚢が腔内に侵入し、第2次破水後に胎児が娩出される。最後に、分娩の第三段階は、後産期と呼ばれ、胎児が娩出されてから胎児胎盤後産が排出されるまでの期間である。

## 2.3 ホルモン変化に基づく分娩開始予測

ホルモン変化について、乳牛では、産前産後1日目に母体循環中のオエストロン硫酸(E1S)とエストラジオール-17 $\beta$  (E2)の濃度が最大値(E1S:28 ng/mL, E2:1 ng/mL)まで上昇し、産後1日以内に減少する(E1S:10 ng/mL, E2:0.4 ng/mL)。また、血漿中のE1S濃度またはE1S濃度の変動から分娩を予測すると、誤報が多い(精度は40%未満)のに対し、血漿中E2の濃度値(1.25以上または1.5 ng/mL)またはその増分(分娩前日から0.2 ng/mL増加)を検出すると、24時間以内に76%以上の確率で、分娩が発生することが分かっている。しかし、分娩前24時間以内に、このような高いE2値を示した牛は、ごく一部(13.5~35.0%)に過ぎず、この方法では多くの分娩が見落とされてしまう。さらに、同じ閾値を用いたE2値またはE2増分の予測値は、12時間以内の分娩の予測ではそれぞれ低い値(E2値:52.6%, E2値の増分:44.4%)であった[29]。別の主要な分娩前のホルモン変化は、血漿プロゲステロン(P4)濃度の急激な低下である[30-32]。MatsasとStreylらは、血中のP4濃度が1.2 ng/mL未満に低下することが、12~24時間以内の分娩時間を予測するための高精度かつ高感度の方法であることを示した。しかしながら、時間と費用がかかり、現場での適用は限定的である。次に、難産に伴うホルモンの変化について実用的には限定的であるが、肉牛[33]、交雑牛[34]および乳牛[35]において、分娩前日および分娩時のE1Sの循環レベルの増加が、難産のリスクの増加と関連していた。これは、母体のE1Sが不十分であると、子宮筋活動が低下し、プロスタグランジンF2 $\alpha$  (PGF2 $\alpha$ )の子宮内膜合成が低下することによる。その結果、弱い子宮収縮による難産が生じると述べられている[36]。また、分娩前日のP4の母体濃度の上昇は、交雑種未経産牛の難産のリスクの低下と関連していた[34]。

## 2.4 臨床徴候に基づく分娩開始予測

骨盤の靭帯の弛緩と乳房の膨張は、12 時間以内の分娩を予測する最も信頼性の高い兆候である[26,32,37]。ホルスタイン牛では、骨盤の広靭帯の触診だけで、53%の症例で22 時間以内の分娩を予測することができている[38]。また、骨盤の靭帯の弛緩と顕著な乳房膨張を組み合わせることで、すべての症例において、12 時間以内の分娩を予測することが可能になった[37]。しかし、この研究では12 頭の未経産牛のみを対象としており、PGF2 $\alpha$  の注入により分娩が誘発されている。骨盤靭帯の弛緩を測定するには、牛の片側に2つの目盛りを置き、1つは仙骨と脛骨の間の靭帯に平行に保ち、もう1つは、1つ目盛りに直角にスライドさせて、靭帯の深さを測定する。この方法を用いて、ある日からその次の日まで靭帯の深さが5mm以上増加した場合、24時間以内に分娩する確率は94%であった[29]。さらに、この兆候は頻繁に見られ、分娩前の牛の84%で確認された。これは、分娩房に移動させるための良い合図である可能性を秘めている。この臨床徴候（1日の増分が5mm以上）に基づいて、12時間以内に予測した場合、より精度が高い（94.7%の牛がこの徴候を示した）が、検知率は低かった（この徴候を示した牛の54.5%が分娩を行った）。逆に、靭帯弛緩測定の日増分（8mm以上）のカットオフ値が高い方が、12時間以内の分娩の予測は、正確であったが、この兆候を示した牛の半数だけしか分娩しなかった。

## 2.5 体温低下に基づく分娩開始予測

体温計で、連続的に測定した場合、肉牛と乳牛の分娩当日の直腸温と膣温は、分娩48時間前に測定した場合と比べて、それぞれ0.4~0.6℃、0.6~0.7℃低かった[39,40]。また、胎児の性別や数は、体温低下の時間や振幅に影響を与えなかった[39,41]。しかし、直腸および膣の体温は日内変動が大きく（最大0.5℃まで）、午前中に最も低く、午後遅くに最大となる。そのため、体温を分娩時期の予測要素として用いる場合には、1日1回同時刻に記録するか、データ記録装置を用いて連続的に記録する必要がある。このような条件で、24時間の間隔で、膣内温度が0.3℃以上低下した場合、仔牛を産んだ肉牛の分娩確率は、36時間以内に83%以上、60時間以内で100%に達している。また、双子を産んだ牛では、36時間以内と48時間以内の予測精度が低かった。しかし、60時間以内の予測精度は、100%に達した[39]。しかしながら、分娩観察に費やす時間を短縮することが目的であるため、使用する技術は、24時間以内の予測値で評価されるべきである。この制限時間内では、体温の特徴を用いた分娩予測の精度は低く、1日の膣温の0.3℃以上低下した乳牛は、49~62%しか、24時間以内に分娩しなかった[41]。膣内温度の1日の低下の差分（0.4℃以上）の閾値を高くすると、より正確な予測が可能になるが（この徴候を示す牛の58~70%が24時間以内に分娩を行った）、分娩の検出率は低くなる（このような体温低下を示した牛は、閾値が0.3℃の場合は62~71%であったのに対し、55~62%となった）。直腸温に関しても、24時間の同様の低下（0.3℃以

上または 0.4 °C以上) に基づく分娩時間の予測は、膣温の変動に基づく予測よりも精度が悪かった[41]。しかし、膣温または直腸温のいずれかが 1 日単位で、0.3°C未満になると、24 時間以内に分娩する確率が高く (87~91%)、不必要な牛の観察時間を減少するのに役立つ可能性があることを示した。また、膣温や直腸温と同様に、分娩の 1~2 日前になると反芻胃の体温は、有意に低下する[42]。しかし、このパラメータの分娩開始予測は、調査されていない。骨盤靭帯の弛緩や体温の低下に基づく難産の予測についても、牛ではまだ調査が行われていない。

## 2.6 ホルモンの変化と臨床徴候に基づく分娩時間の予測

これまで説明してきた研究のほとんどは、分娩を予測する際に 1 つまたは 2 つの臨床的变化のみを考慮している。Streyl らは、乳牛の妊娠後期における 7 つの臨床徴候 (骨盤靭帯の弛緩、膣分泌、乳房過形成、乳房水腫、乳頭充填、尾部弛緩、外陰部水腫) を比較し、組み合わせて検討し、骨盤靭帯の弛緩 (0~6 段階) と乳頭充填 (0~3 段階) を考慮に入れた簡単な分娩スコアリングシステムを提案した。このシステムでスコアが 4 未満であれば、12 時間以内に分娩が高確率で行われた (経産牛では 99%以上、未経産牛では 95%以上)。対照的に、4 以上のスコアは、12 時間以内の分娩を予測する精度が低く、スコアが 4 以上の牛は、未経産牛の 15%しか 12 時間以内に分娩しなかった。しかし、提案されたスコアと血液中の P4 濃度を組み合わせることで、12 時間以内の分娩の予測は 53%に向上し、分娩の発生を検出する確率は 97%であった[32]。

## 2.7 難産予測のための分娩前行動について

分娩の数日前に行動の変化が明らかになることもあるが[43]、分娩前の 4~10 日間と比べて、分娩当日に大きな変化が観察されることがほとんどである。分娩開始前の行動変化と難産の関係について表 2.1 に示す。絶縁行動について、分娩当日になると、分娩前の牛は、次第に仲間から孤立しようとするようになる。これは肉用牛でも乳用牛でも、様々な飼育条件で観察されるが、飼育密度が低い (1 頭/ha 以下) 時にのみ観察される [44]。フリーストールで飼育されている牛では、このような牛群からの絶縁傾向はあまり目立つことがなかった[25,43,45]。実際の分娩日には、横臥時間が減少し、立っている時間が増加する。そして、前日よりも全体的に活動的であった[46-49]。頭部を安静にして座って過ごした時間も、分娩前の最後の 4 時間以内に有意に増加した[50]。分娩前の最後の 12 時間または 24 時間を、自動活動量モニタリングシステムまたは、連続ビデオ録画で 1 時間ごとに記録すると、分娩前の最後の 2~6 時間に、姿勢の変化回数、落ち着きのない行動、ストレスの兆候 (踏みつけ、尾振り、頭の回転) が有意に増加した [48,49,51]。また、分娩前の活動の変化は、オストレス検出用に設定された万歩計と加速度計を用いて記録することができる[52,53]。これにより、後脚に装着することで、乳牛の分娩前 6 時間以内に記録された横臥回数と全体的な活動量の有意な変化を検出する

ことができている[49]。乳牛の脚に固定した活動センサーは、分娩前日（Day-1）とその前日（Day-2）を比較して、分娩前日（Day-1）の1日の歩数と1日の横臥時間、およびこれら2つの変数の比率に有意な変化を検出した[47]。また、一日の歩数、横臥時間、およびそれらの比率を関連付けるアルゴリズムを用いて、12頭の中で10頭の分娩が発生前24時間以内に検出された[47]。さらに、尾上げ行動は、分娩前にも検出されることがあり、Wehrendらが観察したところ、分娩第1段階以降、子宮収縮が進行すると、尿や排便の有無に関わらず、すべての牛が尾を上げていることが確認されている[54]。また、早ければ分娩の5日前から、排便や排尿のために尾を上げる回数がそれ以前の日に比べて多く、長時間尻尾を上げることが多くなることも分かっている[55]。そして、経産牛と初産牛で継続的にモニターした場合、尾上げ時間は、分娩前2～6時間で有意に増加した[48,49,51]。さらに、尾上げ時間の増加は経産牛よりも未經産牛の方が早かった（初産牛：分娩前2～4時間、経産牛：分娩前2時間）[48,56]ことから、尾の動きから分娩時間を予測する際には出産歴を考慮する必要があることが示唆された。

## 2.8 分娩前の摂食及び反芻行動について

分娩最後の7週間を1週間に1回記録した場合、摂食時間、反芻時間、乾物摂取量は分娩3週間以上前から規則的に減少することを示した[57]。摂食行動は、分娩開始2～6時間前に減少し、ホルスタイン牛において、この減少は、1日平均で66分[58]、最後の6時間には、平均で57%減少した[59]。また、Jensenらは、分娩前の最後の2時間だけ給餌時間の減少を検出した[49]。次に、授乳時間の短縮と並行して、乾物摂取量(DMI)は、個人差はあるものの、最終6時間間に平均で56%減少した[59]。また、Jensenは分娩前の最後の2時間で飲水時間の有意な減少を記録しているが[49]、Proudfootらは、分娩前48時間から分娩後48時間間に飲水行動に変化はなかったと記録している[60]。

表 2.1 分娩開始前の行動変化、難産との関連

行動及び行動時間の種類	正常行動との違い	難産との関連性(通常分娩と比べて)
横臥時間[39-44,49]	分娩開始2時間前から増加	相違なし
活動量[18,40-44,49]	分娩開始2時間前から増加	分娩開始4時間前から増加
姿勢変化回数[39,41-43,49,53]	分娩開始4～6時間前から増加し、2時間前にピークを迎える	分娩開始4時間前から増加
絶縁行動[37]	分娩日に増加する	未確定
尾上げ行動[41-44,49]	分娩開始2～4時間前から増加	分娩開始6時間前から増加
横向きに寝た姿勢で頭を休める行動 [43]	分娩開始4時間前から増加	相違なし
腹部の収縮[42-44]	分娩開始4～8時間前から増加し、2時間前にピークを迎える	収縮が長く、行動頻度が多い
摂食行動[41-43,49,51-53]	分娩開始2～6時間前から減少	24時間前から減少
飲水時間[52,53]	分娩開始2時間前から減少	相違なし
乾物摂取量[51-53]	分娩開始6時間前から減少	24時間前から減少
飲水量[53]	未確定	24時間前から減少
反芻時間 [51,52,54,55]	分娩開始4～6時間前から減少	未確定

さらに、反芻行動について、Pahlらの報告によると、分娩前後では、反芻率と単位時間あたりの反芻の回数は変化しないことがわかった[61]。一方で、分娩開始時期の予測については、乾期の反芻時間と比較して、実際の分娩日には平均 70%の減少が見られた[62]。そして、時間単位で見ると、分娩前の 4~6 時間の期間では、反芻時間が有意に減少していた[58,59,62,63]、平均して、牛は分娩前に 123 分（標準偏差±58 分）で反芻を止め、355（標準偏差±194 分）分後に再開していた[61]。このように、分娩の予測因子として、反芻行動を取得できるセンサーが有望であり分娩が差し迫っていることを示す指標として評価されている。

## 2.9 難産に関連する行動変化について

難産について行われた研究は、分娩前の最後の 12 時間における横臥時間、歩行時間、直立時間、また、落ち着きのなさや不快感の兆候には影響を与えなかった[50,51,60]。Wehrendらは、補助分娩 9 頭及び非補助分娩 68 頭の観察を行い、壁にこすりつけたり、尿を排出したり、床をこすったりするなどの特定の行動の頻度が高くなることを記録している[54]。また、分娩前 24 時間の比較的少ない頭数（11 頭の補助分娩と 11 頭の非補助分娩）ではあるが、難産の牛は、1 日における横臥から直立への移行の回数が増加していた[60]。さらに、分娩前 24 時間の累積起立回数は、最小の閾値を 34 回/24 h に固定したもので、難産牛を正確に識別することができた（この基準の精度、感度、特異度はそれぞれ 78%であった）[60]。横臥行動に関するデータは、分娩間近の短い期間では一貫性がなかった。一方、Miedemaらは、難産の牛は、経産牛よりも遅く横臥回数が増え始めることを観察している[56]。横臥回数は、非補助牛では分娩 6 時間前から増加していたが、補助牛では分娩前の最後の 2 時間にのみ増加していた。後に、難産を経験した牛や初産牛は、非補助牛よりも分娩前の早い時間（難産及び初産牛：4~6 時間前、経産牛：2~4 時間前）と分娩前の最後の 6 時間の間に、より長い時間尻尾を上げていた。難産と分娩前の摂食・飲水・反芻行動の変化の関連については、これまでほとんど調査されていなかった。分娩が迫っている場合、すなわち子牛の排出前の最後の 6~12 時間の間の摂食行動は、難産とは無関係とされていた。しかし、分娩前 24 時間の期間を考慮し、経産牛と比較することで、後に難産を経験した牛は、摂食時間が短く、DMI が 24%減少し、水の摂取量が減少（ $36.2 \pm 4.4$  kg/日に対して  $22.4 \pm 4.4$  に減少）することが分かった[60]。さらに、Proudfootらは、1 日の個々の DMI 閾値（彼らの集団では 9.6 kg/24 時間）を特定することができ、77.3%の正の予測値、81.8%の感度、72.7%の特異度で難産の予測を可能にした[58]。加えて、分娩前 24 時間の個別行動としての摂食時間と水分摂取量は、DMI よりも正確性が低く（正の予測値は 68%以下）、難産の予測には効率的ではなかった（感度 54.6%）。難産の牛は、分娩 24 時間前から 6 種類のパラメータ（直立、横臥、尾上げ、摂食時間、DMI、水分摂取量）を継続的に観察していれば、安産と難産を区別することができる。これらのデータは、限られた数の動物を対象とし

た少数の研究から得られたものであるが、牛の難産を予測する新しい「スマート」ツールの開発に有望である。これらのツールは、加速度計、または自動化された画像解析システムに展開可能である。しかし、牛の難産を予測するために、上記の行動を個別にまたは組み合わせて分析し、自動測定をテストした研究は今のところまだ見つからない。正常分娩と難産に関連した行動には、個体差が大きいいため、信頼性の高い予測モデルを構築し、様々な種類やバリエーションを多くしたデータの記録が必要であり、牛舎環境、給餌、季節などの様々な環境条件におけるデータの記録も必要である。

## 2.10 分娩検知装置について

現在、分娩が迫っていることを自動的に検知する装置として、4種類の装置が市販されている。(1)行動変化を検知する傾斜計や加速度計、(2)子宮収縮をモニタリングする腹帯、(3)体温の低下や破水を検知する膣内温度計、(4)子牛の排出を検知するための膣や外陰唇に固定する装置の4種類である。それぞれの特徴や詳細をまとめた表を表2.2に示す。これらの装置は同じ原理で動作する。牛の体内または体に設置されたセンサーが兆候を検出すると、電波信号が生成されて受信機(受信機はコンピュータに接続されている場合もあります)に転送され、データを分析して、グローバルシステム移動通信(GSM)技術を介して音声および/またはテキストメッセージを酪農家の携帯電話に送信して、分娩が迫っていることを警告する。しかしながら、これらの市販されている機器が実際に現場でどのような性能を発揮しているかについては、科学的な裏付けがまだ十分ではない。

表 2.2 市販されている分娩検知装置

検出される分娩兆候	センサーの種類 又は 使用された技術	製品名	装着場所	製品のウェブサイトと分布
行動変化	加速度計又は傾斜計	Alert'Vel (ALB Innovation)	尻尾	www.alerte-velage.fr フランス
		Calving Alert Set (Patura)		www.patura.com ドイツ
		SmartVel (Evolution XY)		www.evolution-xy.fr フランス
		Moocall Sensor (Moocall)		www.moocallsensors.com 世界的に普及
		U-motion (デザミス株式会社)		www.desamis.co.jp 日本
子宮収縮・腹筋収縮	圧力センサー	Agrimonitor (Databel Technics)	腹部	www.agrimonitor.be フランス、ベルギー
膣内の温度低下及び破水	温度センサー	Radco (Verdor NV)	膣部	www.radcoalarm.com 世界的に普及
		Vel'Phonea (Medria)		www.medria.fr ヨーロッパ、カナダ、メキシコ、チリ、中東
		Vel'Box (Gènes Diffusion)		www.genesdiffusion.com フランス
		モバイル牛温恵 (NTT Docomo)		www.gyuoikei.jp 日本
仔牛の排出	温度及び光センサー	iVET (IVET)	膣部	www.birth-monitoring.com ドイツ、オランダ、アイルランド、イギリス、スイス、オーストリア、ポルトガル、ポーランド
	光センサー	Cow Call (Farmofy)		www.cowcall.com ヨーロッパ
	磁石	New Deal (Happy Foaling)	外陰唇	www.happy-foaling.com フランス

## 第三章

# 分娩監視における特徴量抽出

本章では、分娩監視における特徴抽出方法について述べる。初めに、移動量特徴及び尾上げ行動特徴の抽出方法について説明する。そして、姿勢変化特徴については、3D カメラを用いて特徴を抽出する。

### 3.1 RGB カラー画像を用いた移動量特徴の抽出

本節では、RGBカメラから得られた動画像を用いて、牛の移動量特徴抽出について述べる。初めに、移動量特徴について説明した後に、特徴量抽出手法について説明を行う。図3.1に移動量抽出のフローチャートを示す。最初に、大まかな牛の位置を検出するために、フレーム間差分を用いた。そして、得られた画像を任意の領域に分割し、その画像に対して2値化を行った。次に、得られた2値画像から重心を求め、複数頭の牛に対応するために追跡処理を行った。次に、領域分割する前のフレーム間差分画像を用いて、その画像に対して2値化を行った。そして、上記で得られた重心から関心領域を設定し、時間毎に関心領域内の白ピクセルの総数をカウントした。最後に、より違いを明確にするために、時間方向に差分を行うことで、移動量特徴量を抽出した。

#### 3.1.1 移動量特徴について

普段牛は餌を食べに行く以外ではあまり行動を起こさないが、分娩が近づくにつれて落ち着きがなくなり、移動量が増える。先行研究として、32頭の牛に対して分娩96時間前から足に装着した加速度センサーを用いて、移動量を測定し、その結果、分娩2時間前から増加することが分かっている[47]。次項から、移動量特徴抽出方法の各処理の詳細について述べる。

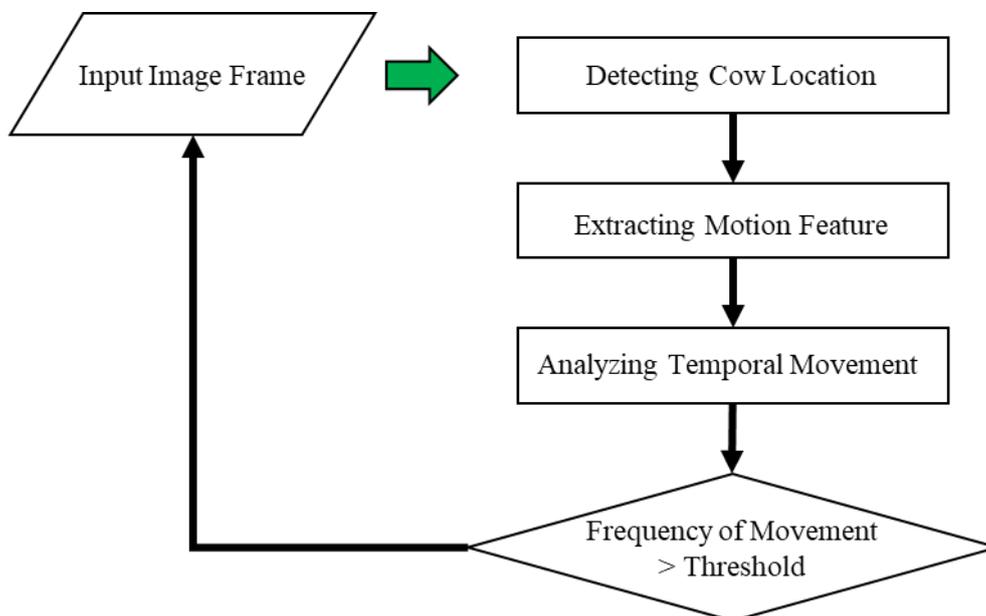


図 3.1 移動量特徴抽出のフローチャート

### 3.1.2 牛の位置検知

本項では、牛の位置検知について説明する。図3.2に牛の位置検知処理のフローチャートを示す。まず、はじめにフレーム間差分を行った。そして、フレーム間差分後にその画像を分割し、2値化処理を行うために各領域内の平均値を計算した。そして、その値を閾値として用いることにより2値画像を得た。次に、得られた2値画像に対して、重心を求めた。最後に、重心から追跡を行うことによって、牛の位置を検出した。次項では、2値化処理について詳しく説明する。

### 3.1.3 2値化処理

使用した画像は、図3.3のように左右で照明条件が異なる画像であった。そのため閾値処理をする際に、全ての領域に対して同じ閾値を用いると暗い領域では牛の領域がうまく抽出できず、明るい領域ではノイズが多く発生するなどの問題が生じる。このことから、領域ごとに閾値を設定することで、よりよく移動物体が抽出できると考えた。図3.4に2値化処理のフローチャートを示す。まず、入力画像を分割し、列毎に平均値を計算する。今回使用する画像は左側から順に明るくなっていくため、得られた列毎の平均値は、右肩上がりとなる。次に、得られた列毎の平均値に対して標準化を行う。標準化の処理では、得られた領域の平均値の中で、最も大きい値を全ての領域に対して除算処理を行った。その後、標準化された値に対して、適切に設定した値をかけることによって、各領域の閾値を得ることができる。

ここで、適切に設定した値は左側の値（暗い側）が適切に領域抽出できる値を使用した。このように2値化処理をすることによって、暗い部分では、牛の領域を失わず、明るい部分でノイズが少なくなった。

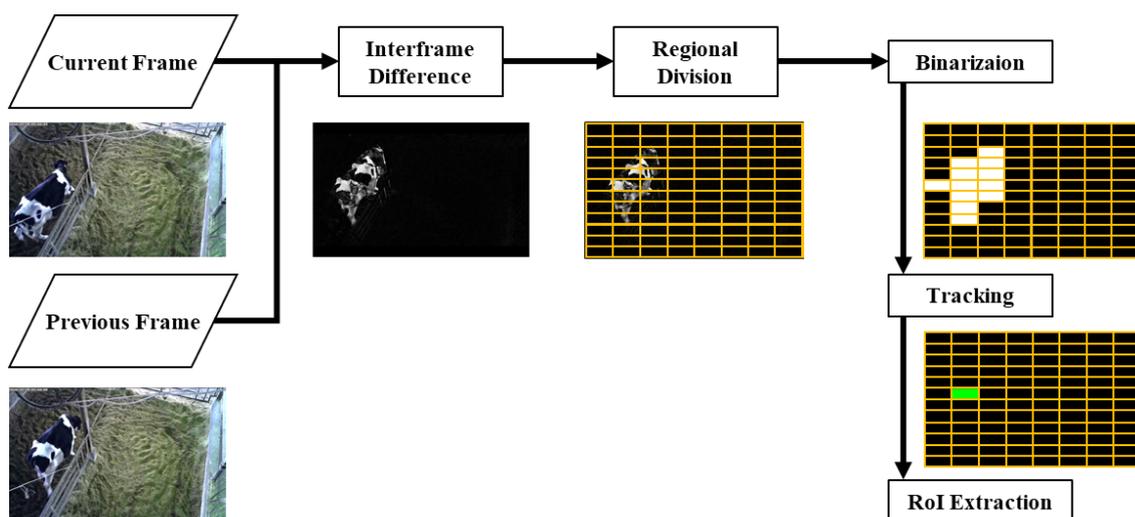


図 3.2 牛の位置検知処理のフローチャート

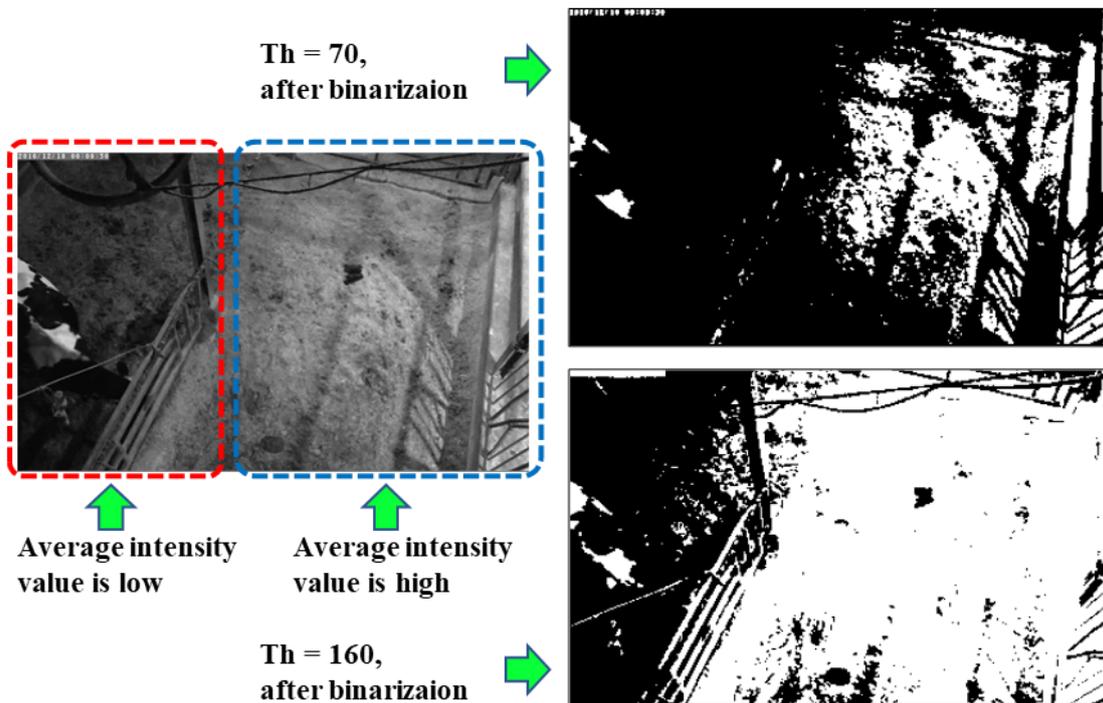


図 3.3 同画像内での照明条件の違いの例

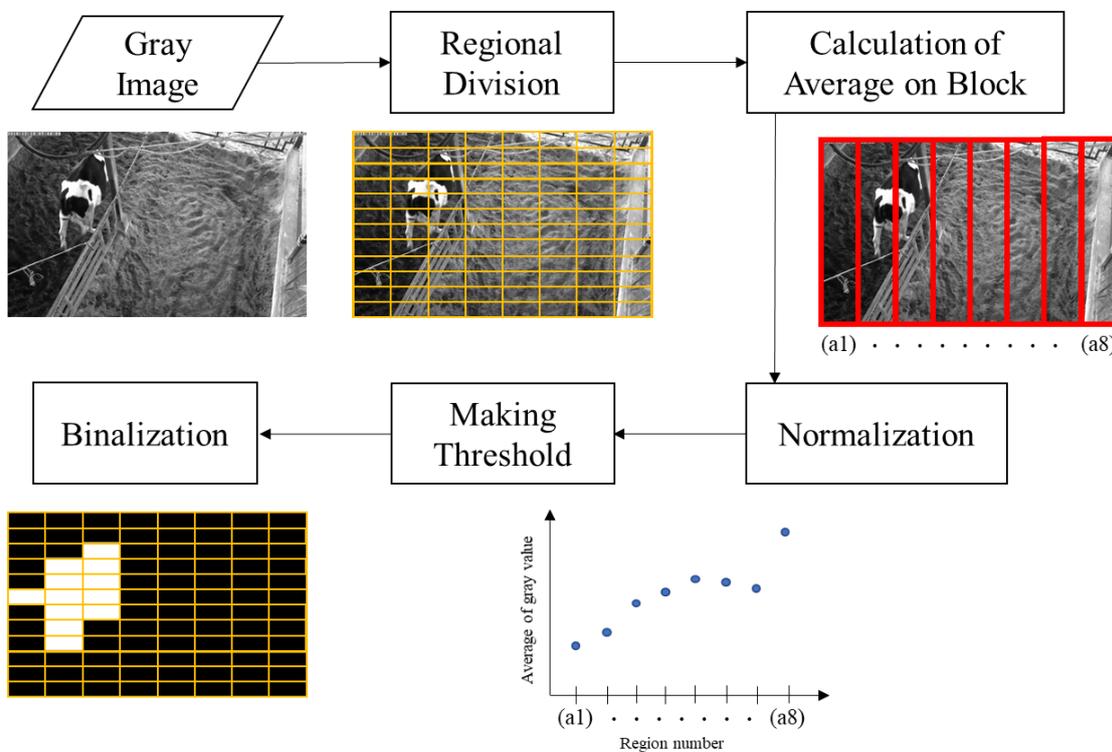


図 3.4 2値化処理のフローチャート

### 3.1.4 重心の算出

本項では、重心の算出方法について説明を行う。そのために、まず得られた2値画像に対してラベリング処理を行った。ラベリング処理の例を図3.5に示す。図3.5(a)は、ラベリング処理前の2値画像である。この各白ピクセルは、2頭による影響で得られた結果となっている。ここで、従来のラベリング法を用いると正確にラベル付けができない。なぜなら、ピクセル間距離がチェビシェフ距離で1のものしか考慮されていないためである。そのため、今回ピクセル間距離がチェビシェフ距離で1より大きい値の範囲を考慮してラベリングを行った。その後、得られたラベルごとに重心を計算し、位置検出を行った。重心計算で用いた式を式(3.1)に示す。ここで、 $n$ はラベルごとの白ピクセルの総数で $x_c, y_c$ は、ラベルごとの重心座標値であり、 $x_i, y_i$ は、各ラベル内の白ピクセルの座標である。

$$x_c = \sum_{i=1}^n \frac{x_i}{n}, \quad y_c = \sum_{i=1}^n \frac{y_i}{n} \quad (3.1)$$

### 3.1.5 追跡処理

前の項で、重心を計算することによって、牛の位置として検知する。次に、1頭ごとの牛の行動を認識するために追跡処理を行った。図3.6に追跡処理の例を示す。今回、追跡処理では以前と現在の重心位置の距離を計算し、最も距離に近いものをその牛のラベル番号として追跡を行った。

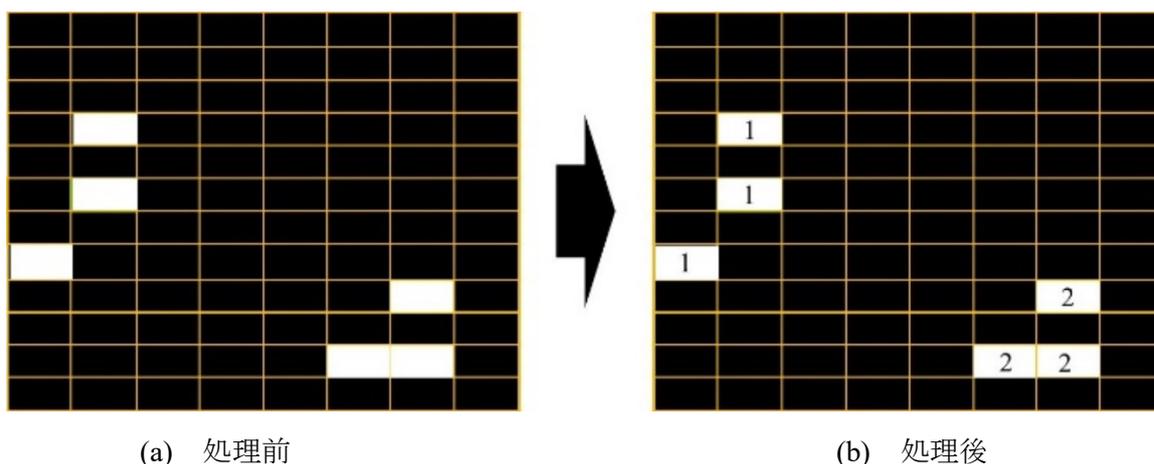


図 3.5 ラベリング処理例

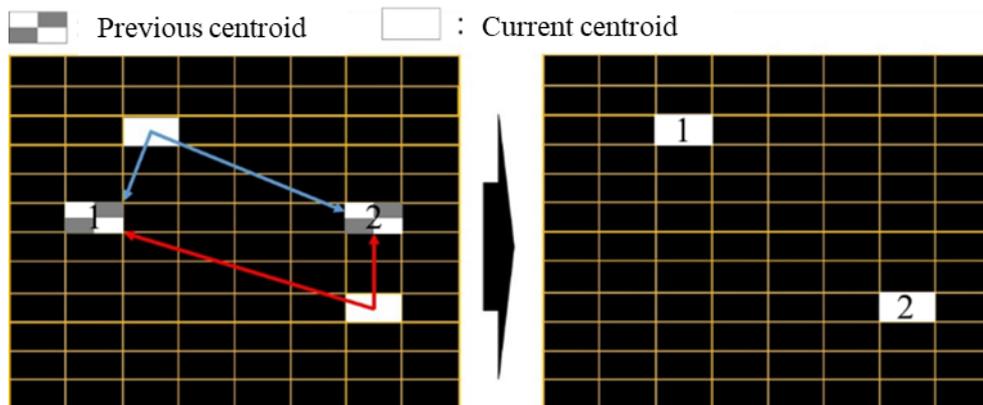


図 3.6 追跡処理の例

### 3.1.6 移動量特徴抽出

これまでの項により、牛の位置を検出した。本項では、移動量特徴抽出について説明する。移動量特徴抽出のフローチャートを図3.7に示す。初めに、分割前のフレーム間差分画像を2値化する。次に、前項までに得られた牛の位置情報を用いて、関心領域を設定することで、重心から任意の範囲を決定する。処理範囲の設定例を図3.8に示す。図3.8の左図領域が重心を表し、右図の赤で囲われた範囲が処理範囲となる。そして、2値化画像において設定された処理範囲内の白ピクセルの総数を時間毎に取得し、時間方向に差分を行うことで、特徴量を抽出した。以下に定義式を示す。

$$c(i) = h(i + 1) - h(i) \quad (3.2)$$

ここで、 $h(i)$  は時刻*i*での白ピクセルの総数である。

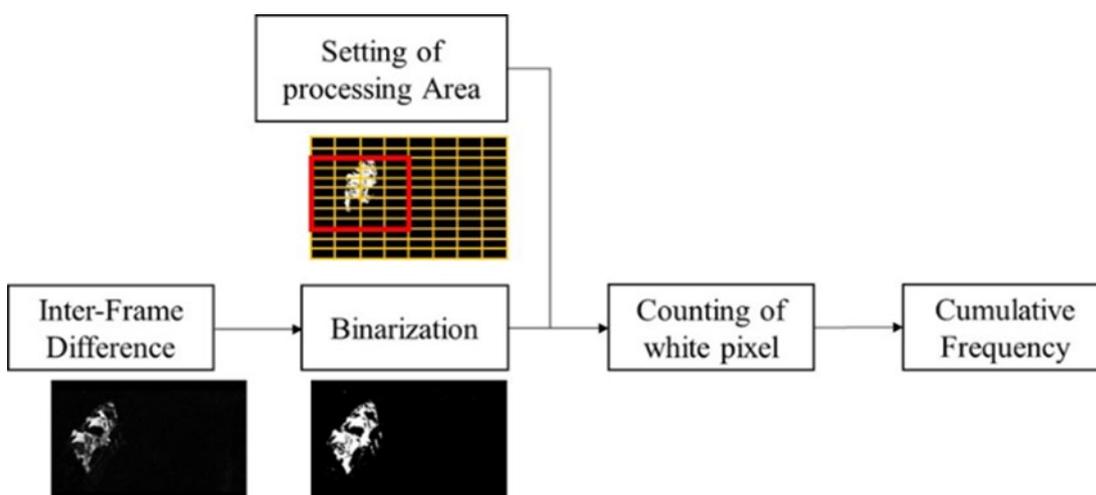


図 3.7 移動量特徴抽出のフローチャート

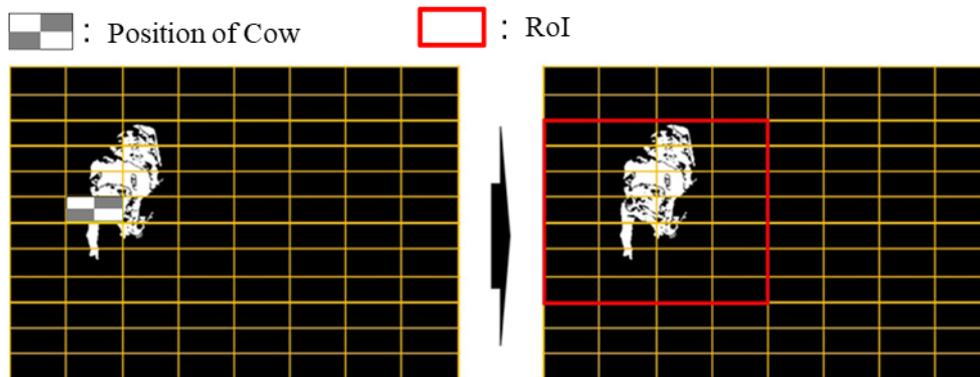


図 3.8 処理範囲設定例

### 3.2 RGB カラー画像を用いた尾上げ行動特徴の抽出

本節では、尾上げ行動特徴量を抽出する。尾上げ行動特徴抽出のフローチャートを図 3.9 に示す。まず、この特徴を抽出するために、物体領域の抽出に背景差分法を用いた。その理由は、背景差分によって牛全体の領域を抽出できるためである。そして、物体抽出後に頭と尻尾の位置を認識するために物体領域の 2 次モーメントから完成主軸を計算し、慣性主軸が水平になるように回転処理を行った。その後、一定の範囲で頭と尻尾の領域を抽出し、抽出された画像を基に 4 つの特徴を用いることで尻尾が上がっているかどうかを判断した。

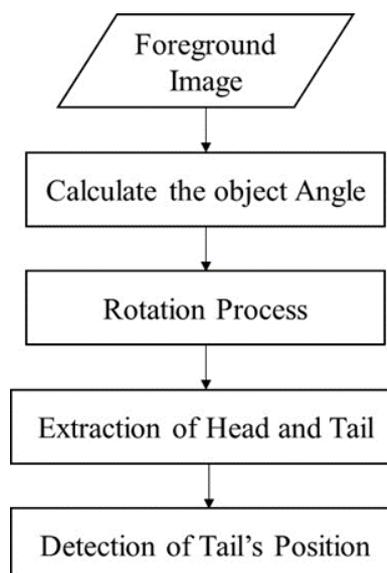


図 3.9 尾上げ行動特徴抽出のフローチャート

### 3.2.1 尾上げ行動特徴について

尾上げ行動は、分娩前にも検出されることがあり、Wehrendら[52]の観察によると、分娩第1段階以降、子宮収縮が進行すると、尿や排便の有無に関わらず、すべての牛が尾を上げていることが確認されている。そして、経産牛と初産牛で継続的に観察した場合、尾上げ時間は、分娩前2～6時間で有意に増加することがわかっている[48,49,51]。

### 3.2.2 頭と尻尾領域の抽出

頭と尻尾領域抽出のフローチャートを図3.10に示す。まず、回転処理を行った後の画像の右端、左端から一定の範囲を頭及び尻尾の領域として抽出した。その後、より特徴を強調するために、ラベリングを行い、そのラベルの中で最も白ピクセルが多い物のみを抽出した。そして、これらを比較するために正方形にリサイズを行った。

### 3.2.3 尾上げ特徴の検出

前項で得た画像に対して、4種類の特徴を利用することで、その画像が尾上げ画像かそうでないかを判断した。特徴は以下の通りである。

- ・ 中心円内の白ピクセルの領域割合
- ・ ラベル数
- ・ 上下画像での白ピクセルの割合
- ・ 上下画像の対称性

上記の特徴を順にチェックし、全て条件を満たしたものを尾上げ画像と判断した。図3.11に尻尾の状態を判断する処理のフローチャートを示す。4つの特徴に関しては次項より詳細を述べる。

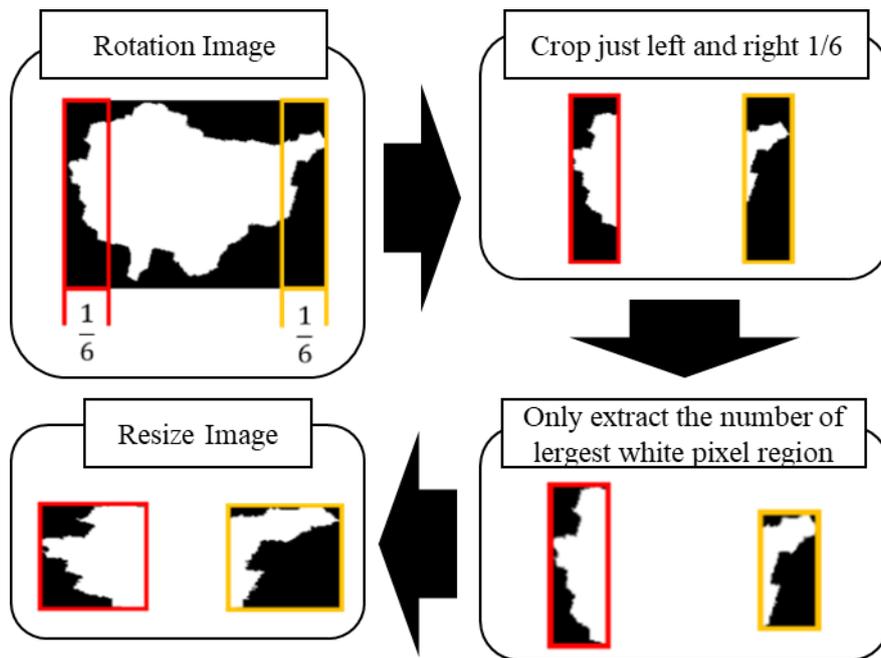


図 3.10 頭と尻尾の領域抽出のフローチャート

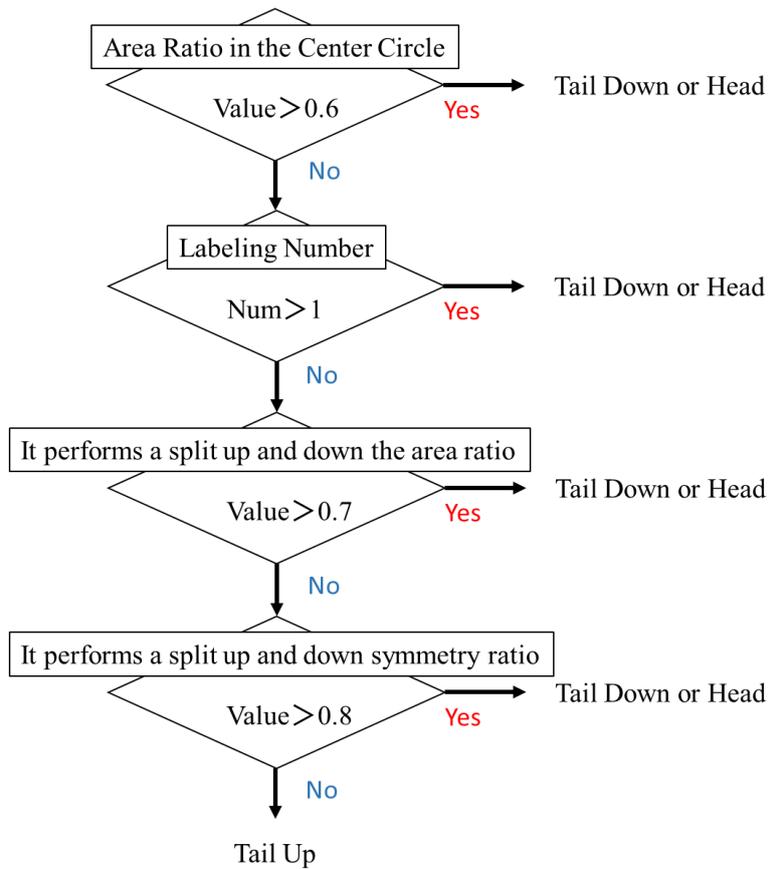


図 3.11 尻尾の状態を判断する処理のフローチャート

### 3.2.4 中心円内の白ピクセルの領域割合

得られた画像が頭または尻尾が下がっている場合、中心円内の白ピクセルの割合が大きくなる。しかし、尻尾が上がっている場合は、白ピクセルの割合が小さくなる。そのため、今回白ピクセルの割合が0.6以上の画像を頭もしくは尻尾が下がっていると判断した。そして、それ以外のものは尻尾が上がっている可能性ありとなり、次の処理で再度判定される。図3.12に頭画像と尾上げ画像の例を示す。図3.12(a)が頭の画像であり、画像の通り、赤円内の白ピクセルの数が多くなっていることが分かる。

### 3.2.5 ラベル数

頭領域抽出の際に、頭と足を同時に抽出してしまう問題が生じた。そうすることによって中心円内の白ピクセルが少なくなり、尻尾が上がっているという判断となった。そこで、得られた画像を左右に分割し、頭と尻尾の領域抽出処理において右側で抽出された画像なら右側に、左側で抽出された画像なら左側に、ラベリング処理を行い、ラベル数が2以上のものを頭もしくは尻尾が下がっていると判断した。この処理も、それ以外は尻尾が上がっている可能性ありと判断され、次の処理で再度判定される。ラベリング処理例を図3.13に示す。一番左の画像が頭と足が同時に抽出された画像で中心と右側の画像が尻尾の画像である。この図では、左の画像のみが尻尾が下がっているもしくは頭と判断され、中心と右の画像は尻尾が上がっている可能性があるとして判断された。この様にラベル数を特徴として用いることでより精度を上げることができた。

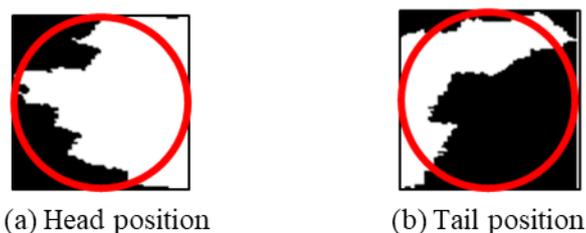


図 3.12 中心円内の白ピクセルの領域割合の判断例

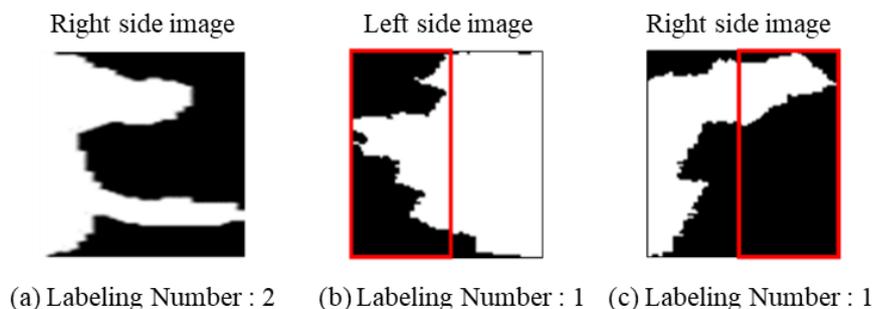


図 3.13 ラベリング処理判断例

### 3.2.6 上下画像での白ピクセルの割合

図3.14に上下画像での白ピクセルの割合特徴を用いた処理例を示す。図3.14の左側の画像は、項3.2.4と3.2.5で説明した特徴を用いても尻尾が上がっていると判断された画像である。この画像は、牛の頭だがこの様に頭が一方向に偏ると尻尾が上がっていると判断される。そのため、画像を上下に分割し、それぞれの割合を計算することでこの問題を解決する。もし、頭が一方向に偏って向いていた場合、上下どちらかの白ピクセルの割合が大きくなる。今回、上下どちらかの白ピクセルの割合が0.7以上であれば、その画像は頭もしくは尻尾が下がっていると判断した。

### 3.2.7 上下画像の対称性

図3.15に上下画像の対称性を用いた処理例を示す。図3.15の画像は、頭の画像であるがこれまでの特徴を用いても尻尾が上がっていると判断される画像である。このように中心に向かって細長く物体を抽出してしまうとこれまでのどの条件にも合わなくなってしまう。そこで、画像を上下に分割し、上の画像のみを縦に反転させる。そして、2枚の画像を比較し、それぞれの座標で一致するピクセルをカウントする。そうすることによって対称性を計算した。今回、対称性は式(3.3)で求めた。

$$\text{Symmetry ration} = \text{number of matched pixels} / \text{total number of pixels} \quad (3.3)$$



図 3.14 上下画像での白ピクセルの割合特徴を用いた処理例

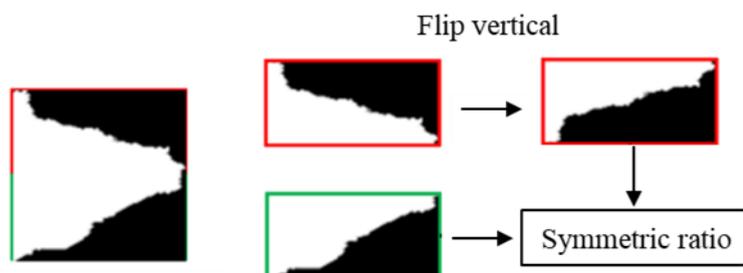


図 3.15 上下画像の対称性を用いた処理例

### 3.3 3D画像を用いた姿勢変化特徴の抽出

姿勢変化特徴に関して、3Dカメラ(ToFカメラ)を用いることで抽出を行った。図3.16に姿勢変化特徴抽出のフローチャートを示す。初めに、背景差分を行うことによって、牛領域を抽出した後に、その領域内にある深度データから牛の背中の高さを推定した。次に、取得した背中の高さ情報に対して、SVM (Support Vector Machine) を使用することで、立っているか座っているかを判別した。今回、3Dカメラは、カメラから物体までの距離(深度情報)を取得可能であるため、立つ・座る等の情報に対して、距離データを用いて分類した方がより精度が良いと考えた。

#### 3.3.1 姿勢変化特徴について

分娩前の牛は、陣痛による痛みや仔牛の体勢を整えるために姿勢変化の回数が増えるとされている。先行研究においても、4~6時間前に徐々に増え始めて、2時間前にピークを迎えるとされている。

#### 3.3.2 牛領域抽出

牛の領域抽出では、背景差分法を用いて背景画像から牛領域の抽出を行った。動画データからの物体抽出処理には他にもフレーム間差分法があるが、牛全体の領域を正確に抽出することができない。また、深度データから牛の背中の高さを抽出するには不十分であると考えたため、今回背景差分法を用いた。さらに、3Dカメラから得られた深度データを入力データとしているため、背景差分法の課題である照明条件等の影響が少なくなる。さらに、夜間であっても照明を必要とせずに、牛の領域を抽出することができた。背景差分法は、次式(3.4)を用いて行った。

$$F_t(i,j) = \begin{cases} 1 & \text{if } I_t(i,j) - B(i,j) > Th \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.4)$$

ここで、 $(i,j)$ は画像の画素位置、 $F_t(i,j)$ および $I_t(i,j)$ はそれぞれ時刻 $t$ における2値出力画像と入力画像、 $B(i,j)$ は背景画像、 $Th$ は、前景画素(牛の領域)と背景画素を区別するための閾値を表す。背景差分法を用いた牛の領域抽出の例を図3.17に示す。

#### 3.3.3 深度データの変換

3Dカメラから得られた深度データは、カメラ位置から対象物までの距離を測定している。しかし、牛の高さとしては、地面からの高さを計測する必要がある。そのため、得られた深度データを地面からの高さを表すデータに変換した。この深度データの変換は、式(3.5)~(3.7)を用いて行った。

$$\theta_H(i) = \cos\left(-\frac{HFOV}{2} + \frac{HFOV}{H} \times i\right) \quad (3.5)$$

$$\theta_V(j) = \sin\left(\theta_0 - \frac{VFOV}{2} + \frac{VFOV}{W} \times j\right) \quad (3.6)$$

$$O(i, j) = p - I(i, j) \times \theta_H(i) \times \theta_V(j) \quad (3.7)$$

for  $i = 1, 2, 3 \dots, H, j = 1, 2, 3 \dots, W$

ここで、 $\theta_H$ 、 $\theta_V$  は、水平視野角（HFOV）、垂直視野角（VFOV）を用いた水平方向と垂直方向の変換結果であり、 $H$ 、 $W$ は、入力された深度画像の高さと幅、 $p$ は設置されたカメラの高さ、 $\theta_0$ は設置されたカメラの水平角度である。次に、入力されたデータを変換した結果を図3.18に示す。図から分かるように、カメラから遠くなるにつれて色が変化していたが、変換後は地面の値は一定になっていることが分かる。

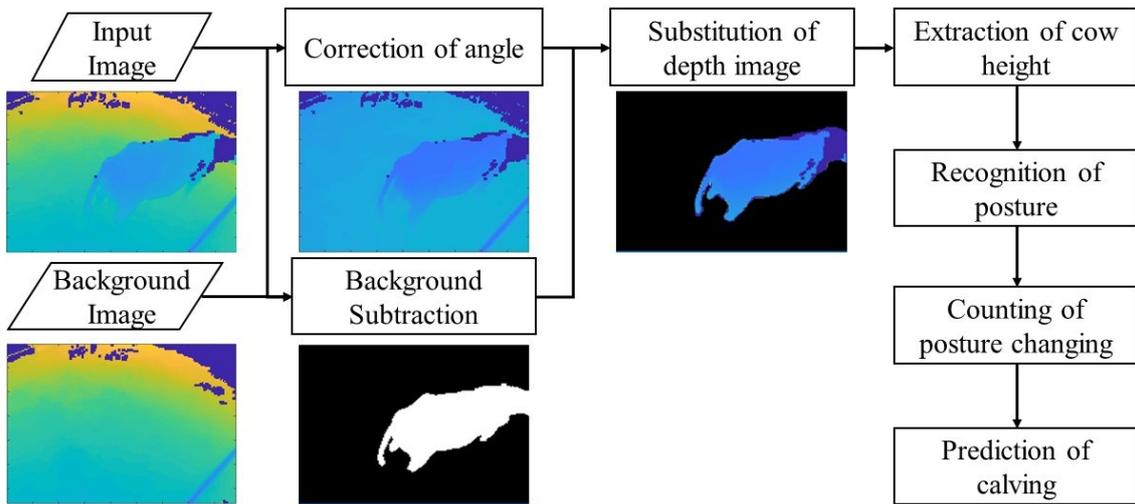


図 3.16 姿勢変化特徴抽出のフローチャート

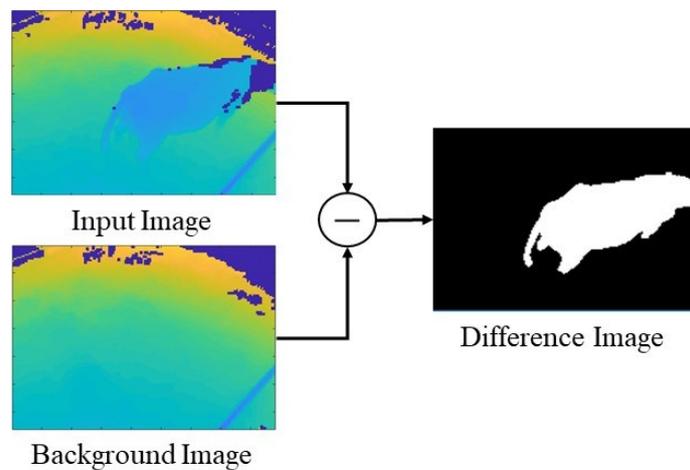


図 3.17 牛の領域抽出例

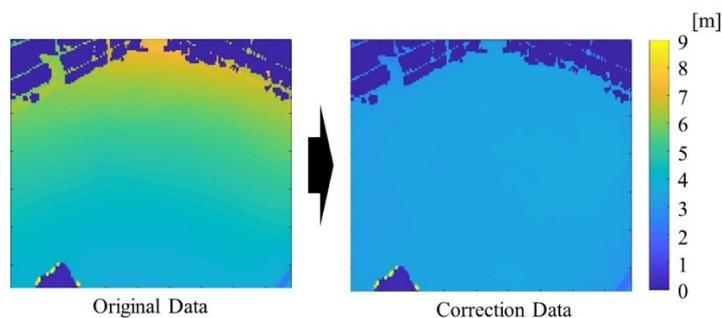


図 3.18 入力画像を地面からの距離へ変換した例

### 3.3.4 牛の背中の高さ推定

牛の背中の高さを推定することによって、立っているのか座っているのかを判断した。初めに3.3.2で得られた牛の領域画像に深度変換された入力画像を掛け合わせた。そうすることで、図3.19(c)のような牛領域のみの深度画像を得た。ここで、図3.19(a)は牛の領域画像、図3.19(b)は、深度変換された入力画像である。次に、得られた画像の中から、深度を深い順に並べ、その上位1割の値を抽出した。そして、その中央値を取ることによって、牛の背中の高さを推定した。

### 3.3.5 姿勢分類

前項で得た牛の背中の高さを用いて姿勢分類を行った。今回、SVMを用いて、姿勢の分類を行った。しかし、今回画角の問題により、牛の背中が消えることや頭だけ映る等の不安定な高さを含む領域があった。そこで、図3.20に示すように画像領域を16分割し、3つの領域毎のSVM分類器を作成することによって、この問題を解決した。ここで、黄色の領域が牛の背中が消えることが多い領域であり、紫色の領域が、牛の頭だけ映る可能性が高い領域である。そして、最後の青色の領域は、2つの領域と比べると牛が正確に抽出でき、安定して背中の高さを取得できる領域である。そして、牛がどの領域に属しているかを判断するために、牛領域抽出で得られた画像から重心を用いた。重心の位置がどの領域に属しているかによって、どの分類器に通すかを判断した。

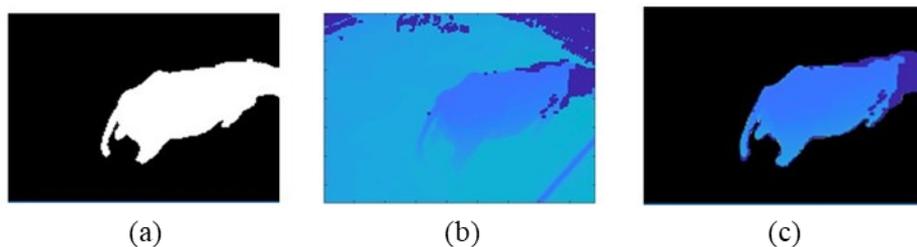


図 3.19 牛領域のみの深度画像抽出例

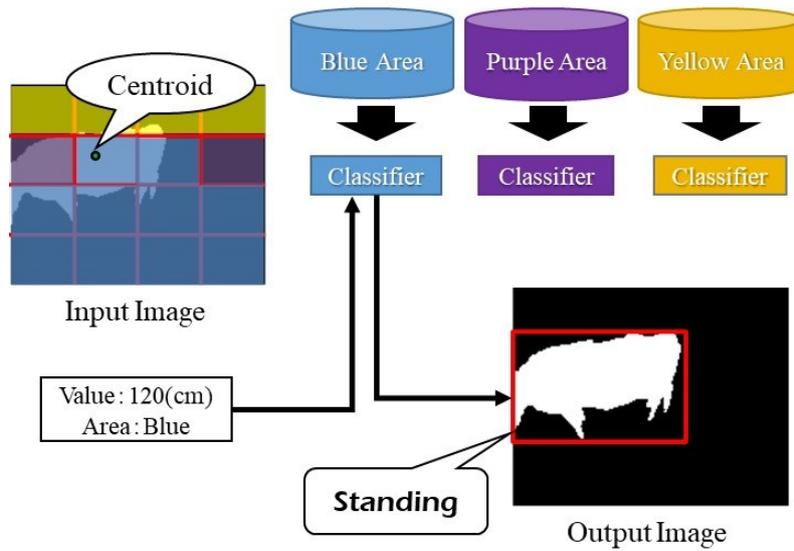


図 3.20 SVMを用いた姿勢変化分類例

### 3.3.6 姿勢変化の検出と外れ値の除去

前項において分類された姿勢情報を時間毎に取得する。それに対して、差分を行うことによって姿勢変化をカウントした。また、3Dカメラの測定誤差や屋外でのノイズの影響を取り除くために、得られた姿勢変化系列に対して図3.21のようにメディアンフィルタを用いることによって、外れ値を除去した。

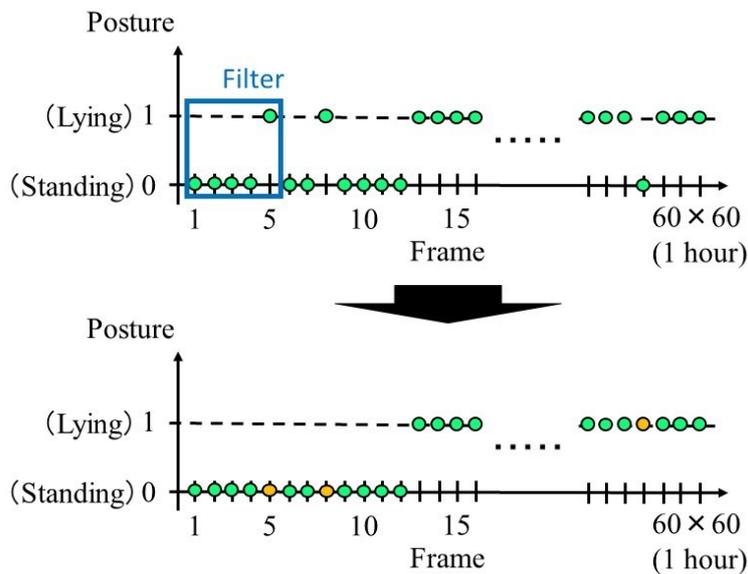


図 3.21 メディアンフィルタを用いた外れ値の除去例

## 第四章

# 分娩開始時刻の予測

本章では、分娩開始時刻予測に使用する。線形回帰モデルや自己回帰モデルの説明を行い、生存分析の概念を利用した予測手法について述べる。その際に、実際に目視で取得したデータを使用して例を交えながら説明をする。

## 4.1 分娩開始時刻の予測における数学的手法

本節では、分娩開始時刻の予測に利用される数学的手法について説明を行う。以下の2項で構成されている。

- 線形自己回帰モデル
- ロジスティック回帰モデル

次項より、分娩開始時間の予測に採用している手法の詳細を説明する。

### 4.1.1 線形自己回帰モデル

分娩が近い牛の行動パターンを生成するには、自己回帰モデルが合理的である。自己回帰モデルは、過去の値に基づいて未来の値を予測することができるため、イベント予測を行うために、広く用いられている。自己回帰モデルは、過去の値が現在の値に影響を与えるという前提の下で計算されるため、時系列データ分析においてよく使われる統計手法である。2つの単純な自己回帰モデルを式(4.4)と式(4.5)に示す。次数  $p$  の自己回帰モデルは、次式で定義される。

$$X_t = a_0 + \sum_{j=1}^p a_j X_{t-j} + \omega_t \quad (4.4)$$

ここで、 $X_t$ は、自己回帰モデルでの予測値であり、 $a_j$ は  $j$  次の相関係数、 $\omega_t$ はホワイトノイズであり、平均が 0 で分散が  $\sigma^2$  の正規分布を持つ誤差項である。本手法では、式(4.5)のような単純な自己回帰モデルを採用している。今回の実験では、分娩前の2日前と3日前の2日間の目視データを使用し、残りの一日に対してモデリングを行った。

$$X_t = a_0 + a_1 X_{t-1} + \omega \quad (4.5)$$

### 4.1.2 線形対数回帰モデル

自己回帰モデルと同様に、対数回帰推定値モデルもまた予測イベントに対して広く用いられているため比較検討する。具体的に、対数回帰モデルは、式(4.6)のように定義される。

$$Y_t = a + b \ln X_t \quad (4.6)$$

ここで、 $X_t$ : 独立変数、 $Y_t$ : 従属変数である。そして、パラメータ  $a, b$  は、それぞれ  $Y$  切片と回帰係数である。また、 $\ln$  は、基底  $e=2.718282$  の自然対数を表す。対数回帰を使用する利点の1つは、非対数形式の代わりに1つ以上の変数に対して、対数をとることで、線形モデルを維持しながら、処理できることである。そこで、この線形対数モデルを以下の式(4.7)に変形することによって、予測及びモデリングを行った。

$$X_t = a + b \ln X_{t-1} \quad (4.7)$$

ここで、パラメータ  $a, b$  は、複数頭のデータを用いて適切な値を設定し、 $X_t$  は、遷移回数である。また、このモデルに対しても分娩前の2日前と3日前の2日間の目視データを使用し、残りの一日に対してモデリングを行った。例として、ある酪農場から目視で取得したデータのサンプルを行動パターン予測領域に関して、モデルで生成したデータと比較する。目視のデータは、1時間毎に取得しているが、計算効率をあげるために、4時間毎にデータを再グループ化している。また、6時間毎に並べることも可能である。数値表現とグラフ表現をそれぞれ表 4.1 と図 4.1 に示す。

表 4.1 遷移回数の例

Time $t$ (h)	Grand Truth	Logarithmic Regression	Autoregressive Model
-72	6	8.784	4.318
-68	5	8.167	4.118
-64	7	9.318	5.416
-60	1	3.773	3.913
-56	1	3.773	2.503
-52	2	5.394	2.486
-48	4	7.438	4.515
-44	6	8.784	4.788
-40	4	7.438	3.989
-36	2	5.394	3.901
-32	2	5.394	3.265
-28	1	3.773	3.414
-24	5	7.252	2.374
-20	7	9.442	3.121
-16	5	10.383	1.217
-12	2	10.729	1.807
-8	4	10.848	3.325
-4	7	10.889	5.387

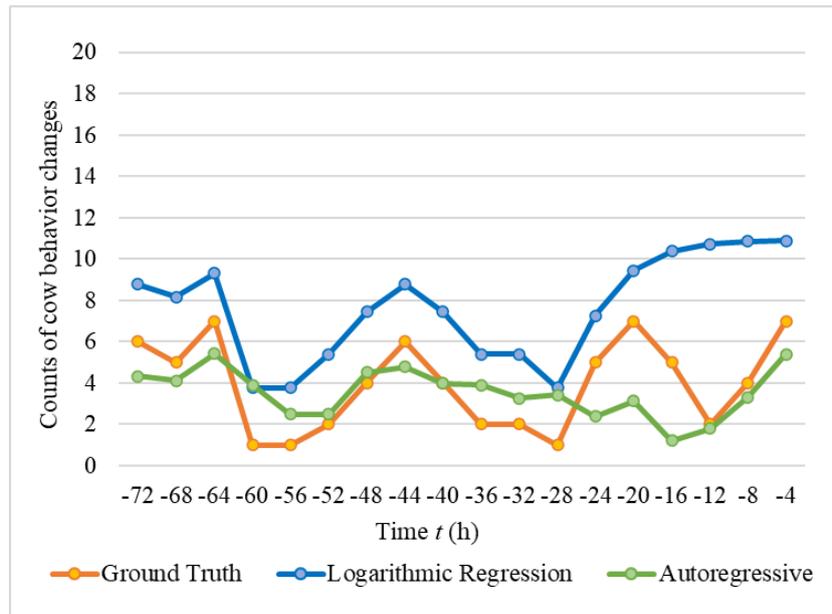


図 4.1 目視データと各モデル

## 4.2 生存時間分析

本節では、前節で説明した牛の行動変化の推定遷移回数を用いて、分娩開始時刻の予測を行う。分娩開始時刻予測では、生存時間分析の概念を用いた。今回、予測する分娩開始時刻は、非負であり、分娩が発生するランダム変数  $T$  として定義した。また、このランダム変数  $T$  の累積分布関数であり、式(4.8)で表すことができる。

$$\begin{aligned}
 F(t) &= P(X \leq t) \\
 &= \int_0^t f(s) ds
 \end{aligned}
 \tag{4.8}$$

これは、分娩開始時刻が  $t$  以下である確率を示している。さらに、分娩開始時刻  $t$  の時点でまだ分娩が発生していない確率は、式(4.9)で表される。

$$\begin{aligned}
 S(t) &= 1 - F(t) \\
 &= P(X > t) \\
 &= \int_t^{\infty} f(s) ds
 \end{aligned}
 \tag{4.9}$$

これは、生存関数と呼ばれる。累積分布関数には、指数分布やワイブル分布がよく仮定される。今回の分析では、一般的によく用いられる指数分布を仮定する。指数分布の確率密度関数は式(4.10)で与えられる。また、累積分布関数は、以下の式(4.11)のようになる。

$$\begin{aligned}
 f(t) &= P(T > t) \\
 &= \lambda e^{-\lambda t}
 \end{aligned}
 \tag{4.10}$$

$$\begin{aligned}
 F(t) &= P(T \leq t) \\
 &= 1 - e^{-\lambda t}
 \end{aligned}
 \tag{4.11}$$

本研究では、姿勢変化回数(遷移回数)に対して式(4.11)を用いることで分娩の発生確率を求めた。次に、表 4.1 の対応する発生確率を表 4.2 に示す。ここで、時間は負の整数で表されており、分娩開始時刻までの時間を意味する。また、Count は 4 時間毎の姿勢変化回数である。例えば、 $t = -12$  の場合は、分娩開始時刻 8 時間前から 12 時間前の 4 時間分のデータとなる。そして、分娩発生確率は、式(4.11)を用いた。ここで、 $\lambda$  はモデリングされた 24 時間分のデータを含む 72 時間分の姿勢変化回数の平均の逆数で求める。

表 4.2 分娩の発生確率例

Time $t$ (h)	Grand Truth / Six Hours		Logarithmic Regression		Autoregressive Model	
	Counts	Probability	Counts	Probability	Counts	Probability
-72	6	0.224	8.784	0.123	4.318	0.254
-68	5	0.398	8.167	0.231	4.118	0.443
-64	7	0.533	9.318	0.326	5.416	0.584
-60	1	0.637	3.773	0.409	3.913	0.690
-56	1	0.718	3.773	0.482	2.503	0.769
-52	2	0.782	5.394	0.545	2.486	0.827
-48	4	0.830	7.438	0.601	4.515	0.871
-44	6	0.868	8.784	0.651	4.788	0.904
-40	4	0.898	7.438	0.694	3.989	0.928
-36	2	0.921	5.394	0.731	3.901	0.946
-32	2	0.939	5.394	0.764	3.265	0.960
-28	1	0.952	3.773	0.793	3.414	0.970
-24	5	0.963	7.252	0.819	2.374	0.978
-20	7	0.971	9.442	0.841	3.121	0.983
-16	5	0.978	10.383	0.861	1.217	0.988
-12	2	0.983	10.729	0.878	1.807	0.991
-8	4	0.987	10.848	0.893	3.325	0.993
-4	7	0.990	10.889	0.906	5.387	0.995

## 第五章

# 実験環境・結果

本章では、RGB カメラ及び 3D カメラを用いた際の実験環境を述べるとともに、各分娩特徴を用いた分娩検知結果を示す。最後に、分娩開始予測結果を述べる。

## 5.1 実験環境

本研究では、RGB カメラ及び 3D カメラの 2 種類のカメラを使用している。次項より各カメラの設置環境やフレームレート等の実験環境について述べる。

### 5.1.1 RGB カメラを用いた分娩特徴抽出に関する実験環境

本実験では、宮崎大学農学部附属牧場（住吉フィールド）と大分県にある大規模酪農場で撮影を行った。どちらの牧場においてもそれぞれの分娩室にカメラを設置した。カメラは、AXIS 社の M2025-LE を用いた。画像サイズは、 $640 \times 480$  [pixels]であった。カメラの詳細について表 5.1 にまとめる。また、カメラは図 5.1 に示すように設置し、図 5.2 のような分娩室の画像が得られた。

表 5.1 RGB カメラの詳細

メーカー	AXIS COMMUNICATIONS
型番	M2025-LE
水平画角	$115^\circ$
垂直画角	$64^\circ$
画像サイズ	$640 \times 480$ [pixels]
フレームレート	1 fps

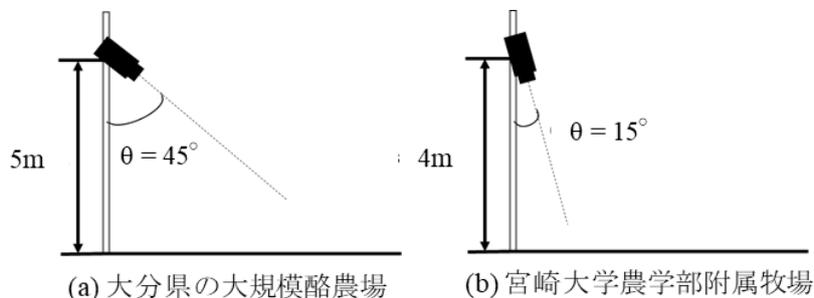


図 5.1 RGB カメラの設置環境

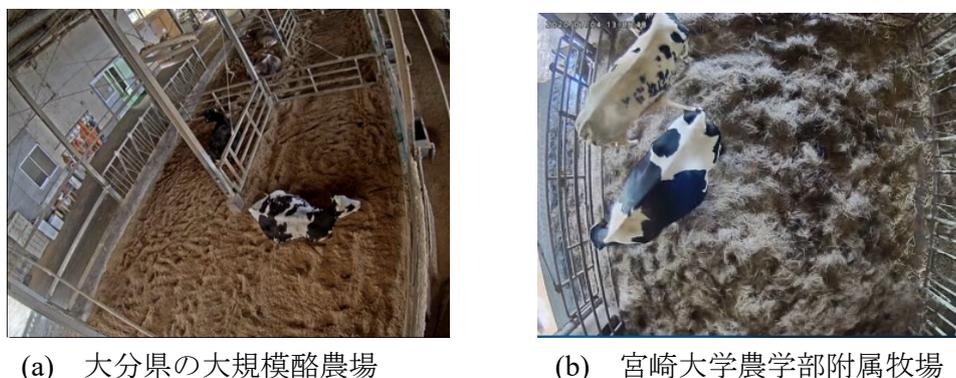


図 5.2 得られた分娩室の画像例

### 5.1.2 3D カメラを用いた分娩特徴抽出に関する実験環境

本実験に関しては、宮崎大学農学部附属牧場（住吉フィールド）にて撮影を行った。こちらにも同様に分娩室にカメラを設置した。カメラは、ifm 社の O3D303 を用いた。画像サイズは、 $176 \times 132$  [pixels]であった。カメラの詳細について表 5.2 にまとめる。また、カメラは図 5.3 に示すように設置した。

表 5.2 3D カメラの詳細

メーカー	ifm efector 株式会社
型番	O3D303
水平画角	$60^\circ$
垂直画角	$45^\circ$
画像サイズ	$176 \times 132$ [pixels]
フレームレート	1 fps

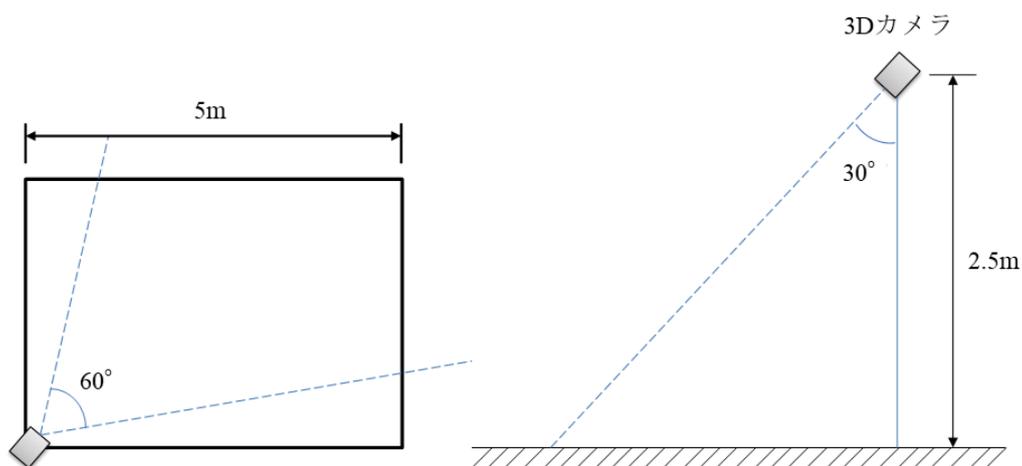


図 5.3 3D カメラのカメラアングル

### 5.2 移動量特徴を用いた分娩行動の検知

実験は、1秒当たり1フレームで行った。本実験では、分娩前の移動量特徴の増加を分娩行動が起こる直前の2時間以内と分娩行動が起こる8時間以上前の同じ牛の動画に対して処理を行い、移動量特徴が有効であるかを実験した。各動画は、1000フレーム間で評価された。図 5.4 に分娩行動2時間以内の移動量特徴を、そして、図 5.5 に分娩行動の8時間以上前の移動量特徴を示す。図 5.4、図 5.5 から分娩行動の2時間以内では移動量が多くなり、8時間以上前になると移動量が少なくなっていることがわかる。このことから、移動量特徴が有効であるとわかった。

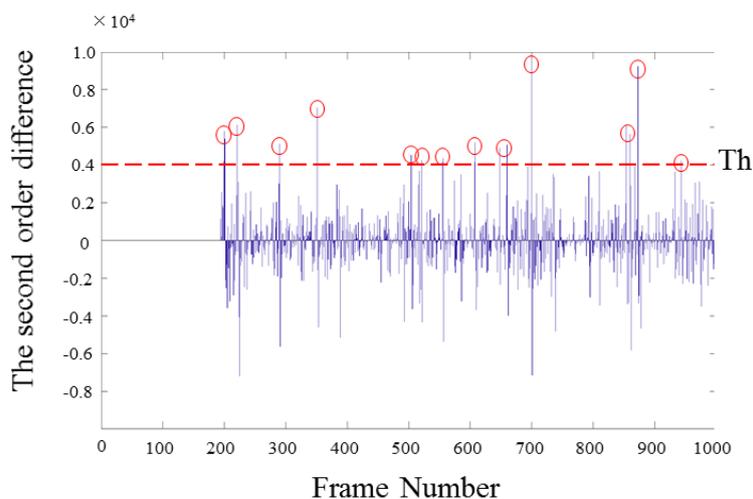


図 5.4 分娩開始 2 時間以内の移動量特徴

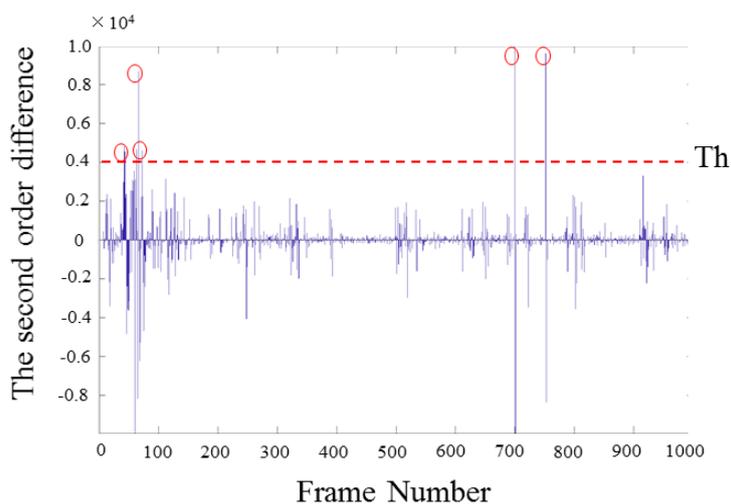


図 5.5 分娩開始 8 時間以上前の移動量特徴

### 5.3 尾上げ特徴を用いた分娩行動の検知

尾上げ特徴に関して、トレーニングデータとして 4 つ（分娩行動：1 つ、分娩行動ではない：3 つ）の動画を用いた。一方、テストデータ 2 つに関して、分娩行動とそうでないものの 1 つずつ用意した。今回分娩行動であるかの判断は、尻尾が上がっていると判断されて画像が 30 秒以上連続で続いた場合その動画を分娩行動とした。実験の結果を表 5.3 と表 5.4 に示す。トレーニングデータでは、尻尾の状態(上がっているか下がっているか)を 92% 正確に判断できた。そして、同様に各動画に対して分娩行動であるかどうか正確に判断できた。テストデータに関しては、88% 正確に判断することができ、分娩行動であるかも正確に判断することができた。

表 5.3 トレーニングデータでの尻尾の認識精度と判断結果

Video	Number of Frames		Precision	Result
	Existing	Detected		
Calving	60	60	92%	Calving
Normal (1)	60	48		Normal
Normal (2)	60	56		Normal
Normal (3)	60	57		Normal

表 5.4 テストデータでの尻尾の認識精度と判断結果

Video	Number of Frames		Precision	Result
	Existing	Detected		
Calving	60	60	88%	Calving
Normal	60	48		Normal

#### 5.4 姿勢変化特徴に関する分娩検知

姿勢変化の認識結果を図 5.6 に示す。赤色の枠で囲まれている画像は、牛が立位状態を示し、青色の枠で囲まれている画像は、牛が横臥状態を示す。図のように、牛の姿勢を認識することができた。また、分娩時刻と姿勢変化特徴との関係について図 5.7 に示す。図 5.7(a)が測定値で、図 5.7(b)が目視で確認した真値となる。この図から、分娩の 1～2 時間前に急激に姿勢変化回数が増える特徴を検知することができた。

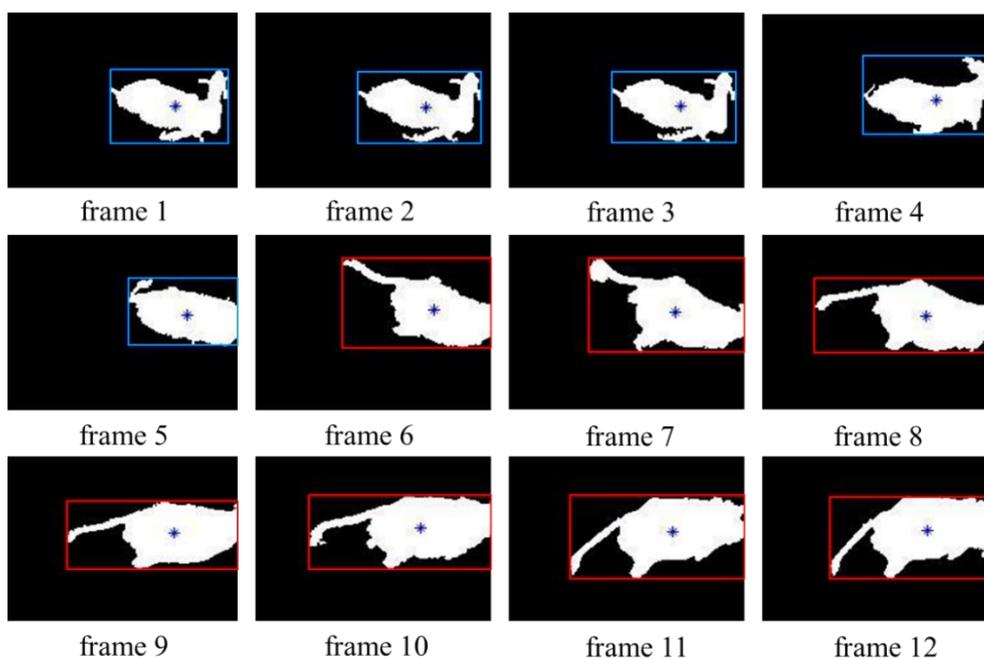
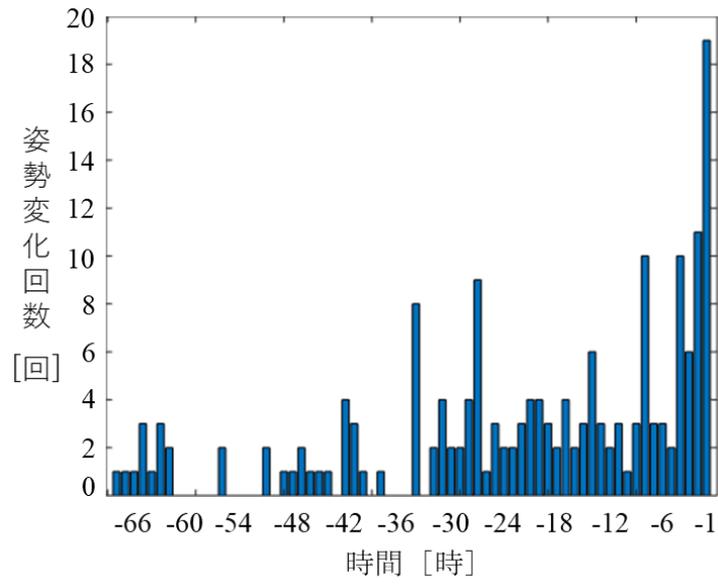
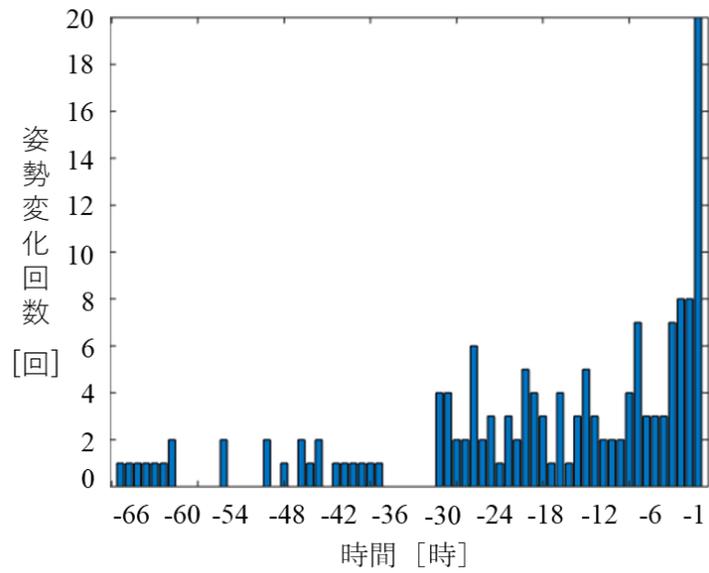


図 5.6 姿勢変化認識例



(a) 測定値



(b) 真値(目視データ)

図 5.7 姿勢変化特徴に関する分娩特徴検知結果

## 5.5 分娩開始時刻予測

提案システムの性能評価のために、分娩前2日前と3日前のデータをテストデータとして残りの1日に対してモデリング及び予測を行った。本実験では、25頭のホルスタイン種のデータに対して、第4章で述べたように、1時間毎のデータを4時間単位でまとめ直し、次の4時間の予測結果となるようにした。自己回帰モデルの実験結果を表5.5と表5.6、線形対数回帰モデルの実験結果を表5.7と表5.8に示す。また、そのグラフについても図5.8及び図5.9に示す。表5.5及び5.6において赤字は、分娩2日前から確率が90%を超えた牛の確率を強調している。また、表5.7及び表5.8の赤字は、分娩2日前から確率が70%を超えた牛の確率を強調しており、青字は、60%を超えた牛の確率を強調している。これらの強調された牛は、分娩兆候が牛の個体差によって、モデルにフィットしなかった牛である。このような牛が自己回帰モデルでは5頭、対数回帰モデルでは、8頭存在した。また、各モデルの分娩12時間前の確率は、平均で自己回帰モデルは98.0%、対数回帰モデルは87.3%となった。これにより、対数回帰モデルより自己回帰モデルの方が姿勢変化回数を用いた牛の分娩開始時刻予測に有効であることが分かった。

表 5.5 自己回帰モデルの予測結果(Cow ID 1~13)

Time $t$	Cow ID												
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
-72	0.144	0.271	0.230	0.632	0.187	0.213	0.221	0.203	0.313	0.234	0.297	0.254	0.271
-68	0.268	0.468	0.407	0.865	0.339	0.381	0.393	0.364	0.528	0.413	0.506	0.443	0.468
-64	0.373	0.612	0.543	0.950	0.462	0.513	0.528	0.493	0.675	0.551	0.653	0.584	0.612
-60	0.464	0.717	0.648	0.982	0.563	0.617	0.632	0.596	0.777	0.656	0.756	0.690	0.717
-56	0.541	0.794	0.729	0.993	0.645	0.699	0.713	0.678	0.847	0.736	0.829	0.769	0.794
-52	0.607	0.850	0.791	0.998	0.711	0.763	0.777	0.743	0.895	0.798	0.880	0.827	0.850
-48	0.664	0.890	0.839	0.999	0.765	0.814	0.826	0.795	0.928	0.845	0.915	0.871	0.890
-44	0.713	0.920	0.876	1.000	0.809	0.853	0.865	0.837	0.950	0.882	0.941	0.904	0.920
-40	0.754	0.942	0.904	1.000	0.845	0.885	0.895	0.870	0.966	0.909	0.958	0.928	0.942
-36	0.790	0.957	0.926	1.000	0.874	0.909	0.918	0.896	0.976	0.931	0.971	0.946	0.957
-32	0.820	0.969	0.943	1.000	0.897	0.929	0.936	0.917	0.984	0.947	0.979	0.960	0.969
-28	0.846	0.977	0.956	1.000	0.916	0.944	0.950	0.934	0.989	0.959	0.986	0.970	0.977
-24	0.868	0.984	0.966	1.000	0.932	0.956	0.961	0.947	0.992	0.969	0.990	0.978	0.984
-20	0.887	0.988	0.974	1.000	0.945	0.965	0.970	0.958	0.995	0.976	0.993	0.983	0.988
-16	0.903	0.991	0.980	1.000	0.955	0.973	0.976	0.967	0.996	0.982	0.995	0.988	0.991
-12	0.917	0.994	0.985	1.000	0.963	0.979	0.982	0.973	0.998	0.986	0.996	0.991	0.994
-8	0.929	0.995	0.988	1.000	0.970	0.983	0.986	0.979	0.998	0.989	0.998	0.993	0.995
-4	0.940	0.997	0.991	1.000	0.976	0.987	0.989	0.983	0.999	0.992	0.998	0.995	0.997

表 5.6 自己回帰モデルの予測結果(Cow ID 14~25)

Time $t$	Cow ID											
	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
-72	0.213	0.234	0.225	0.206	0.171	0.265	0.468	0.407	0.181	0.156	0.249	0.271
-68	0.381	0.413	0.400	0.370	0.313	0.460	0.717	0.648	0.330	0.287	0.435	0.468
-64	0.513	0.551	0.535	0.500	0.430	0.603	0.850	0.791	0.451	0.398	0.576	0.612
-60	0.617	0.656	0.640	0.603	0.528	0.708	0.920	0.876	0.551	0.491	0.681	0.717
-56	0.699	0.736	0.721	0.685	0.608	0.785	0.957	0.926	0.632	0.570	0.760	0.794
-52	0.763	0.798	0.784	0.750	0.675	0.842	0.977	0.956	0.699	0.637	0.820	0.850
-48	0.814	0.845	0.833	0.801	0.731	0.884	0.988	0.974	0.753	0.694	0.865	0.890
-44	0.853	0.882	0.870	0.842	0.777	0.915	0.994	0.985	0.798	0.741	0.898	0.920
-40	0.885	0.909	0.900	0.875	0.815	0.937	0.997	0.991	0.835	0.782	0.924	0.942
-36	0.909	0.931	0.922	0.901	0.847	0.954	0.998	0.995	0.865	0.816	0.943	0.957
-32	0.929	0.947	0.940	0.921	0.873	0.966	0.999	0.997	0.889	0.844	0.957	0.969
-28	0.944	0.959	0.953	0.937	0.895	0.975	0.999	0.998	0.909	0.868	0.968	0.977
-24	0.956	0.969	0.964	0.950	0.913	0.982	1.000	0.999	0.926	0.889	0.976	0.984
-20	0.965	0.976	0.972	0.960	0.928	0.987	1.000	0.999	0.939	0.906	0.982	0.988
-16	0.973	0.982	0.978	0.969	0.940	0.990	1.000	1.000	0.950	0.921	0.986	0.991
-12	0.979	0.986	0.983	0.975	0.950	0.993	1.000	1.000	0.959	0.933	0.990	0.994
-8	0.983	0.989	0.987	0.980	0.959	0.995	1.000	1.000	0.967	0.943	0.992	0.995
-4	0.987	0.992	0.990	0.984	0.966	0.996	1.000	1.000	0.973	0.952	0.994	0.997

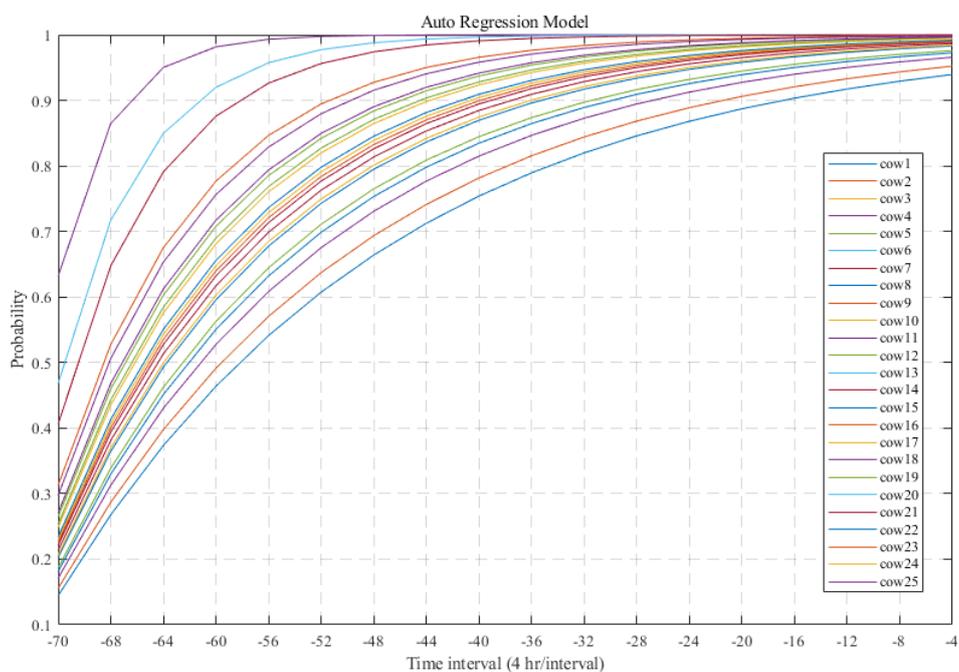


図 5.8 自己回帰モデルの予測結果

表 5.7 線形対数回帰モデルの予測結果(Cow ID 1~13)

Time $t$	Cow ID												
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
-72	0.103	0.121	0.129	0.163	0.108	0.113	0.118	0.110	0.130	0.119	0.137	0.123	0.122
-68	0.195	0.227	0.241	0.300	0.203	0.213	0.221	0.208	0.243	0.224	0.255	0.231	0.229
-64	0.278	0.320	0.339	0.414	0.289	0.301	0.313	0.295	0.341	0.316	0.357	0.326	0.323
-60	0.353	0.403	0.424	0.510	0.366	0.380	0.394	0.373	0.427	0.398	0.445	0.409	0.405
-56	0.419	0.475	0.499	0.590	0.434	0.450	0.465	0.442	0.501	0.469	0.521	0.482	0.478
-52	0.479	0.538	0.563	0.657	0.495	0.512	0.528	0.503	0.566	0.532	0.587	0.545	0.541
-48	0.533	0.594	0.620	0.713	0.549	0.567	0.583	0.558	0.622	0.588	0.643	0.601	0.597
-44	0.581	0.643	0.669	0.759	0.597	0.616	0.632	0.607	0.671	0.637	0.692	0.651	0.646
-40	0.624	0.686	0.711	0.799	0.641	0.659	0.675	0.650	0.714	0.680	0.734	0.694	0.689
-36	0.663	0.724	0.749	0.832	0.679	0.697	0.714	0.689	0.751	0.718	0.771	0.731	0.727
-32	0.698	0.757	0.781	0.859	0.714	0.732	0.747	0.723	0.784	0.752	0.802	0.764	0.760
-28	0.729	0.787	0.809	0.882	0.745	0.762	0.777	0.753	0.812	0.781	0.829	0.793	0.789
-24	0.757	0.813	0.834	0.901	0.772	0.789	0.803	0.781	0.836	0.807	0.853	0.819	0.815
-20	0.782	0.835	0.855	0.917	0.797	0.812	0.826	0.805	0.857	0.830	0.873	0.841	0.838
-16	0.804	0.855	0.874	0.931	0.818	0.834	0.847	0.826	0.876	0.851	0.890	0.861	0.857
-12	0.824	0.873	0.890	0.942	0.838	0.852	0.865	0.845	0.892	0.868	0.905	0.878	0.875
-8	0.842	0.888	0.904	0.952	0.855	0.869	0.881	0.862	0.906	0.884	0.918	0.893	0.890
-4	0.859	0.902	0.917	0.959	0.871	0.884	0.895	0.878	0.918	0.898	0.929	0.906	0.903

表 5.8 線形対数回帰モデルの予測結果(Cow ID 14~25)

Time $t$	Cow ID											
	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
-72	0.115	0.120	0.115	0.116	0.116	0.128	0.145	0.142	0.109	0.106	0.118	0.121
-68	0.217	0.225	0.216	0.219	0.218	0.240	0.269	0.264	0.206	0.202	0.222	0.227
-64	0.307	0.318	0.306	0.310	0.308	0.337	0.375	0.369	0.293	0.286	0.314	0.320
-60	0.387	0.400	0.385	0.390	0.388	0.422	0.466	0.459	0.370	0.362	0.395	0.403
-56	0.457	0.472	0.456	0.461	0.459	0.496	0.543	0.536	0.438	0.430	0.467	0.475
-52	0.520	0.535	0.518	0.524	0.522	0.560	0.609	0.602	0.500	0.491	0.530	0.538
-48	0.575	0.591	0.573	0.580	0.577	0.616	0.666	0.659	0.554	0.545	0.585	0.594
-44	0.624	0.640	0.622	0.628	0.626	0.666	0.714	0.707	0.603	0.593	0.634	0.643
-40	0.667	0.683	0.666	0.672	0.669	0.708	0.756	0.749	0.646	0.637	0.678	0.686
-36	0.705	0.721	0.704	0.710	0.708	0.746	0.791	0.785	0.685	0.675	0.716	0.724
-32	0.739	0.754	0.738	0.744	0.741	0.778	0.821	0.815	0.719	0.710	0.749	0.758
-28	0.769	0.784	0.768	0.774	0.771	0.807	0.847	0.841	0.750	0.741	0.779	0.787
-24	0.796	0.810	0.794	0.800	0.798	0.831	0.869	0.864	0.777	0.768	0.805	0.813
-20	0.819	0.832	0.818	0.823	0.821	0.853	0.888	0.883	0.801	0.793	0.828	0.835
-16	0.840	0.853	0.839	0.844	0.842	0.872	0.905	0.900	0.823	0.815	0.848	0.855
-12	0.858	0.870	0.857	0.862	0.860	0.888	0.918	0.914	0.842	0.835	0.866	0.873
-8	0.875	0.886	0.874	0.878	0.876	0.902	0.930	0.926	0.859	0.852	0.882	0.888
-4	0.889	0.899	0.888	0.892	0.891	0.915	0.940	0.937	0.875	0.868	0.896	0.902

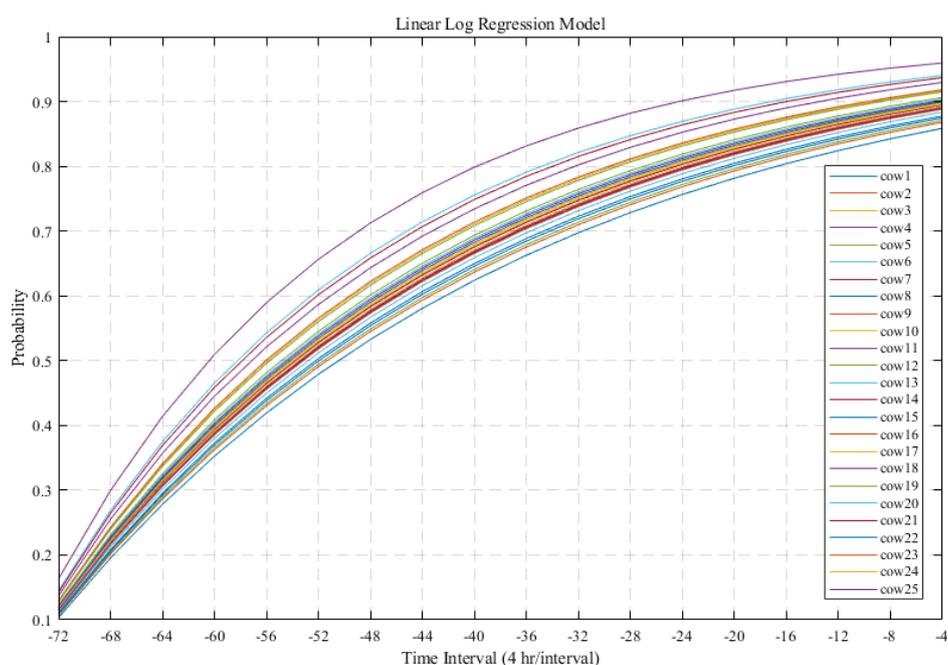


図5.9 線形対数回帰モデルの予測結果

## 第六章

### 考察・結論

本章では、これまで述べてきた提案手法及びその結果を踏まえて、考察を述べる。そして、課題に対する今後の取り組みを述べた後に、結論としてまとめることで本論文を締める。

## 6.1 考察

今回、尻尾の検知に関していくつか誤りがあった。それらの原因をこれから述べていく。原因は以下の2点ある。

- ・背景差分で正確に物体が抽出されていない
- ・頭の画像と尻尾が上がっている画像が非常に似ている

背景差分で正確に物体が抽出されなかった例を図 6.1 に示す。このように、物体抽出が正確にできていない場合、ラベリング処理の際に、ラベル数が1のものが2以上になりエラーの原因となった。そして、頭の画像と尻尾が上がっている画像が非常に似ている原因に関しては、図 6.2 のように牛の頭の画像と尻尾が上がっている状態に非常に似ているため頭であるのに尻尾が上がっていると判断された。しかし、この誤検知は、分娩行動であるものが検知されないのではなく、なにも何も関わらず分娩行動と検知されるため牛の難産を見逃すことはないため、問題にならないと考えている。

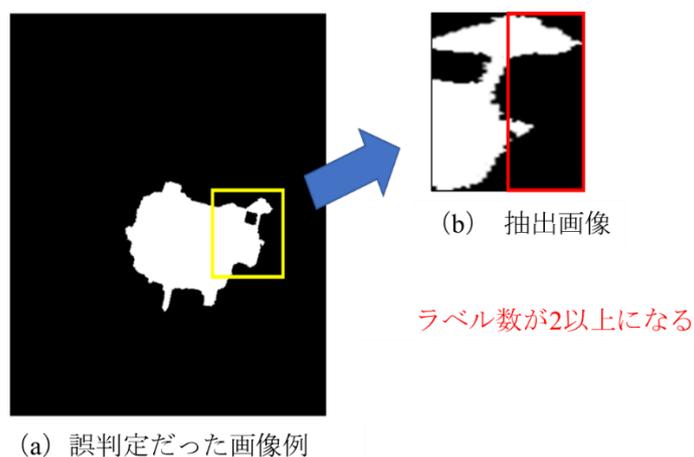


図 6.1 背景差分で正確に物体が抽出されなかった例

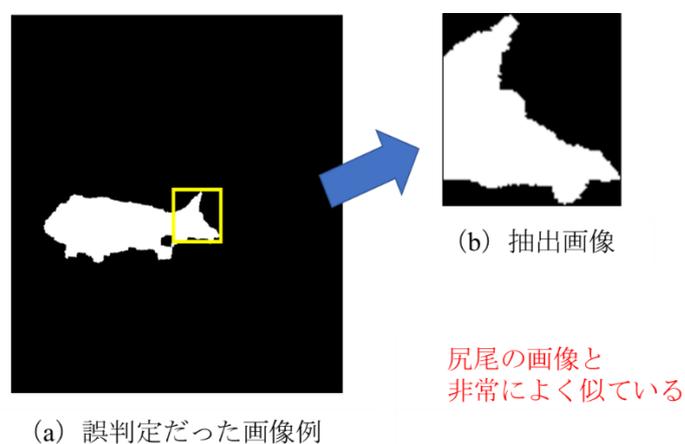


図 6.2 頭画像と尾上げ画像が非常に似ている例

また、姿勢変化認識に関しても牛の領域が図 6.3 のように背中中的数据が取得できておらずフレームアウトした際に、立つ・座るを繰り返す誤認識があった。これは、3D カメラの画角が狭いことによって起こった現象であり、今回は細かなノイズ処理に使用したフィルタサイズよりも大きくフィルタを作成することで本問題に対するご認識を減少させることができた。

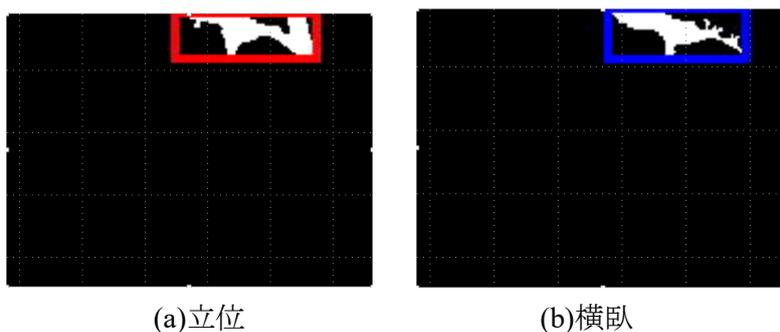


図 6.3 フレームアウトによる誤認識例

## 6.2 今後の取り組み

今回、撮影時における牛舎内でのハプニング(ネズミが LAN ケーブルを噛み切る等)やカメラ設定及び配置に時間を多く費やしてしまった。また、分娩行動というコントロール不可能である事柄であるため本研究では、データ数が他の接触型を使用した研究と比較すると少ない数となった。そのため、よりデータを増やすことでより堅牢なシステムを構築していきたいと考えている。また、3D カメラ等の画角問題に対しても複数台のカメラを使用し、連携させるシステムを構築することで死角をなくし、より正確な姿勢認識ができると考えている。

## 6.3 結論

本論文では、これまで分娩監視システムに使用されてきた接触型デバイスに代わる非接触型の分娩システムについて提案を行った。分娩行動特徴については、接触型でも分娩前に特徴が表れる行動に焦点を当てて検知を行った。本論文で焦点を当てた特徴は”移動量特徴”、”尾上げ行動特徴”、”姿勢変化特徴”の3つであり、今回使用したカメラは2種類であり、RGB カメラと 3D カメラを用いた。3D カメラを用いた理由は、牛の背の高さを推定する際に、RGB カメラよりも正確に推定が可能であると考えたためである。これらそれぞれの特徴に関して、分娩前の兆候を検知することができた。また、線形回帰モデル及び自己回帰モデルにより、モデリングされた値に対して生存分析の概念を利用することで分娩開始時刻を予測した。結果として、各モデルの分娩 12 時間前の確率が自己回帰モデルは 98.0%、対数回帰モデルは 87.3%となり、対数回帰モデルより自己回帰モデルの方が分娩開始時刻予測に有意であることが分かった。

本研究は、高齢者・大規模化が進む畜産農家にとって必要とされている技術であり、従来開発されてきた単なるカメラ映像の伝送では解決されなかった常時モニタリングの負担が軽減され、今後の畜産農家の経営に大きな貢献に繋がると期待される。

今後の取り組みとしては、これまで構築してきたシステムをベースに、さらに精度・信頼性の高いシステム開発に向けて研究を進めていく。また、尻尾の挙上行動や姿勢の変化回数以外にも分娩前の特徴を組み合わせることで、全ての分娩パターンに対して精度よく安定した分娩時刻の予測が行えるようにロバストなシステムの構築を行う。

## 参考文献

- [1] [https://www.mofa.go.jp/mofaj/gaiko/oda/sdgs/pdf/sdgs\\_gaiyou\\_202009.pdf](https://www.mofa.go.jp/mofaj/gaiko/oda/sdgs/pdf/sdgs_gaiyou_202009.pdf), “持続可能な開発目標(SDGs)達成に向けて日本が果たす役割”, 外務省 国際協力局 地球規模課題総括課, 2020年11月30日閲覧
- [2] [https://www.maff.go.jp/j/kokusai/kokusei/kanren\\_sesaku/attach/pdf/180126-3.pdf](https://www.maff.go.jp/j/kokusai/kokusei/kanren_sesaku/attach/pdf/180126-3.pdf), “ベルリン農業大臣会合 コミュニケ 2018 「畜産の未来形成—持続可能性、責任、効率」(概要)”, 2020年11月30日閲覧
- [3] <https://smartagri-jp.com/smartagri/20>, “「スマート農業」とはどんなものか? ICTを活用した農業のメリットと導入の課題”, SMART AGRY 農業と IT の未来メディア, 2020年11月30日閲覧
- [4] <https://www.alic.go.jp/content/001171498.pdf>, “畜産分野におけるスマート農業技術活用推進”, 農林水産省 生産局 畜産部, 2020年11月30日閲覧
- [5] [http://www.kantei.go.jp/jp/singi/it2/senmon\\_bunka/shiryo/shiryoo02.pdf](http://www.kantei.go.jp/jp/singi/it2/senmon_bunka/shiryo/shiryoo02.pdf), “農業情報創成・流通促進戦略に係る標準化ロードマップ”, 内閣官房 新戦略推進専門調査会農業分科会, 2020年11月30日閲覧
- [6] Mee, John F, "Managing the dairy cow at calving time", *Veterinary Clinics: Food Animal Practice* 20.3, pp.521-546, 2004.
- [7] Barrier. A. C, Haskell. M. J, Birch. S, Bagnall. A, Bell. D. J, Dickinson. J, Dwyer. C. M, "The impact of dystocia on dairy calf health, welfare, performance and survival", *The Veterinary Journal* 195.1, pp.86-90, 2013.
- [8] Lombard. J. E, Garry. F. B, Tomlinson. S. M, Garber. L. P, "Impacts of dystocia on health and survival of dairy calves", *Journal of dairy science*, 90(4), pp.1751-1760, 2007.
- [9] Fourichon. C, Seegers. H, Malher. X, "Effect of disease on reproduction in the dairy cow: a meta-analysis", *Theriogenology*, 53(9), pp.1729-1759, 2000.
- [10] Rajala-Schultz. P. J, Gröhn. Y. T, "Culling of dairy cows. Part I. Effects of diseases on culling in Finnish Ayrshire cows", *Preventive veterinary medicine*, 41(2-3), pp.195-208, 1999.
- [11] Schuenemann. G. M, Bas. S, Gordon. E, Workman. J. D, "Dairy calving management: Description and assessment of a training program for dairy personnel", *Journal of dairy science*, 96(4), pp.2671-2680, 2013.
- [12] Sheldon. I. M, Cronin. J, Goetze. L, Donofrio. G, Schuberth. H. J, "Defining postpartum uterine disease and the mechanisms of infection and immunity in the female reproductive tract in cattle", *Biology of reproduction*, 81(6), pp.1025-1032, 2009.
- [13] Norman. H. D, Hutchison. J. L, Miller. R. H, "Use of sexed semen and its effect on conception rate, calf sex, dystocia, and stillbirth of Holsteins in the United States", *Journal of dairy science*, 93(8), pp.3880-3890, 2010.

- [14] Mee. J. F, Sánchez-Miguel. C, Doherty. M, “Influence of modifiable risk factors on the incidence of stillbirth/perinatal mortality in dairy cattle”, *The Veterinary Journal*, 199(1), pp.19-23, 2014.
- [15] Piwczyński. D, Nogalski. Z, Sitkowska. B, “Statistical modeling of calving ease and stillbirths in dairy cattle using the classification tree technique”, *Livestock Science*, 154(1-3), pp.19-27, 2013.
- [16] Lombard. J. E, Garry. F. B, Tomlinson. S. M, Garber. L. P, “Impacts of dystocia on health and survival of dairy calves”, *Journal of dairy science*, 90(4), pp.1751-1760, 2007.
- [17] Dargatz. D. A, Dewell. G. A, Mortimer. R. G, “Calving and calving management of beef cows and heifers on cow–calf operations in the United States”, *Theriogenology*, 61(6), pp.997-1007, 2004.
- [18] Eriksson. S, Nasholm. A, Johansson. K, Philipsson. J, “Genetic parameters for calving difficulty, stillbirth, and birth weight for Hereford and Charolais at first and later parities”, *Journal of Animal Science*, 82(2), pp.375-383, 2004.
- [19] Mee. J. F, “Prevalence and risk factors for dystocia in dairy cattle: A review”, *The Veterinary Journal*, 176(1), 93-101, 2008.
- [20] Mee. J. F, Berry. D. P, Cromie. A. R, “Risk factors for calving assistance and dystocia in pasture-based Holstein–Friesian heifers and cows in Ireland”, *The Veterinary Journal*, 187(2), pp.189-194, 2011.
- [21] Hickson. R. E, Anderson. W. J, Kenyon. P. R, Lopez-Villalobos. N, Morris. S. T, “A survey detailing the calving performance of primiparous 2-year-old beef heifers and outcomes of assisted calving”, *New Zealand veterinary journal*, 60(1), pp.35-41, 2012.
- [22] 松井寛二, 山田真衣, 竹田謙一, 高橋友継, 「乳牛における分娩時の管理および事故の実態調査」, *Article Bull. Shinshu Univ. AFC*, No.5, 2007, pp.65-69.
- [23] Inchaisri. C, Hogeveen. H, Vos. P. L. A. M, Van Der WEIJDEN. G. C, Jorritsma. R, “Effect of milk yield characteristics, breed, and parity on success of the first insemination in Dutch dairy cows”, *Journal of dairy science*, 93(11), pp.5179-5187, 2010.
- [24] 嵯峨久光, 佐藤清孝, 「夜間給餌による昼分娩誘起と分娩時期予知試験, 給餌時間と夜間照明の有無が昼分娩誘起に及ぼす影響と分娩時期の余予知試験」, *秋田県畜産試験場研究報告*, 15, 2000, pp.18-22.
- [25] Owens. J. L, Edey. T. N, Bindon. B. M, Piper. L. R, “Parturient behaviour and calf survival in a herd selected for twinning”, *Applied Animal Behaviour Science*, 13(4), pp.321-333, 1985.
- [26] Berglund. B, Philipsson. J, “External signs of preparation for calving and course of parturition in Swedish dairy cattle breeds”, *Animal Reproduction Science*, 15(1-2), pp.61-79, 1987.

- [27] Doornbos. D. E, Bellows. R. A, Burfening. P. J, Knapp. B. W, “Effects of dam age, prepartum nutrition and duration of labor on productivity and postpartum reproduction in beef females”, *Journal of Animal Science*, 59(1), pp.1-10, 1984.
- [28] Schuenemann. G. M, Nieto. I, Bas. S, Galvão. K. N, Workman. J, “Assessment of calving progress and reference times for obstetric intervention during dystocia in Holstein dairy cows”, *Journal of dairy science*, 94(11), pp.5494-5501, 2011.
- [29] Shah. K. D, Nakao. T, Kubota. H, “Plasma estrone sulphate (E1S) and estradiol-17 $\beta$  (E2 $\beta$ ) profiles during pregnancy and their relationship with the relaxation of sacrosciatic ligament, and prediction of calving time in Holstein–Friesian cattle”, *Animal reproduction science*, 95(1-2), pp.38-53, 2006.
- [30] Parker. B. N, Foulkes. J. A, Jones. P. C, Dexter. I, Stephens. H, “Prediction of calving times from plasma progesterone concentration”, *Veterinary Record*, 122(4), pp.88-89, 1988.
- [31] Matsas. D. J, Nebel. R. L, Pelzer. K. D, “Evaluation of an on-farm blood progesterone test for predicting the day of parturition in cattle”, *Theriogenology*, 37(4), pp.859-868, 1992.
- [32] Streyll. D, Sauter-Louis. C, Braunert. A, Lange. D, Weber. F, Zerbe. H, “Establishment of a standard operating procedure for predicting the time of calving in cattle”, *Journal of veterinary science*, 12(2), pp.177-185, 2011.
- [33] Micke. G. C, Sullivan. T. M, Rolls. P. J, Hasell. B, Greer. R. M, Norman. S. T, Perry. V. E. A, “Dystocia in 3-year-old beef heifers; relationship to maternal nutrient intake during early- and mid-gestation, pelvic area and hormonal indicators of placental function”, *Animal Reproduction Science*, 118(2-4), pp.163-170, 2010.
- [34] Olujuhongbe. A. A, Bryant. M. J, Cobby. J. M, Pope. G. S, “Relationships of peri-partum, plasma concentrations of progesterone, oestrogens and 13, 14-dihydro-15-ketoprostaglandin F2 $\alpha$  in heifers and of anatomical measurements of dam and calf with difficulty of calving in early-bred Hereford $\times$  Friesian heifers”, *Animal reproduction science*, 52(1), pp.1-16, 1998.
- [35] Erb. R. E, D'Amico. M. F, Chew. B. P, Malven. P. V, Zamet. C. N, “Variables associated with peripartum traits in dairy cows. VIII. Hormonal profiles associated with dystocia”, *Journal of animal science*, 52(2), pp.346-358, 1981.
- [36] Zhang. W. C, Nakao. T, Moriyoshi. M, Nakada. K, Ribadu. A. Y, Ohtaki. T, Tanaka. Y, “Relationship of maternal plasma progesterone and estrone sulfate to dystocia in Holstein-Friesian heifers and cows”, *Journal of veterinary medical science*, 61(8), pp.909-913, 1999.
- [37] Kornmatitsuk. B, Öngisson. K. K, Kindahl. H, Gustafsson. H, Forsberg. M, Madej. A, “Clinical signs and hormonal changes in dairy heifers after induction of parturition with prostaglandin F2 $\alpha$ ”, *Journal of Veterinary Medicine Series A*, 47(7), pp.395-409, 2000.

- [38] Birgel Jr. E. H, Grunert. E, Soares. J. A, “The preliminary stage of labor in cattle in relation to the clinical signs of labor and the course of progesterone secretion for the prediction of the calving time”, *DTW. Deutsche Tierärztliche Wochenschrift*, 101(9), pp.355-359, 1994.
- [39] Aoki. M, Kimura. K, Suzuki. O, “Predicting time of parturition from changing vaginal temperature measured by data-logging apparatus in beef cows with twin fetuses”, *Animal reproduction science*, 86(1-2), pp.1-12, 2005.
- [40] Burfeind. O, Suthar. V. S, Voigtsberger. R, Bonk. S, Heuwieser. W, “Validity of prepartum changes in vaginal and rectal temperature to predict calving in dairy cows”, *Journal of dairy science*, 94(10), pp.5053-5061, 2011.
- [41] Lammoglia. M. A, Bellows. R. A, Short. R. E, Bellows. S. E, Bighorn. E. G, Stevenson. J. S, Randel. R. D, “Body temperature and endocrine interactions before and after calving in beef cows”, *Journal of animal science*, 75(9), pp.2526-2534, 1997.
- [42] Cooper-Prado. M. J, Long. N. M, Wright. E. C, Goad. C. L, Wettemann. R. P, “Relationship of ruminal temperature with parturition and estrus of beef cows”, *Journal of animal science*, 89(4), pp.1020-1027, 2011.
- [43] Von Keyserlingk. M. A, Weary. D. M, “Maternal behavior in cattle”, *Hormones and behavior*, 52(1), pp.106-113, 2007.
- [44] Lidfors. L. M, Moran. D, Jung. J, Jensen. P, Castren. H, “Behaviour at calving and choice of calving place in cattle kept in different environments”, *Applied Animal Behaviour Science*, 42(1), pp.11-28, 1994.
- [45] Edwards. S. A, “The behaviour of dairy cows and their newborn calves in individual or group housing”, *Applied Animal Ethology*, 10(3), pp.191-198, 1983.
- [46] Huzzey. J. M, Von Keyserlingk. M. A. G, Weary. D. M, “Changes in feeding, drinking, and standing behavior of dairy cows during the transition period”, *Journal of Dairy Science*, 88(7), pp.2454-2461, 2005.
- [47] Maltz. E, Antler. A, “A practical way to detect approaching calving of the dairy cow by a behaviour sensor”, *Proc. Precision livestock farming*, 7, pp.141-146, 2007.
- [48] Miedema. H. M, Cockram. M. S, Dwyer. C. M, Macrae. A. I, “Changes in the behaviour of dairy cows during the 24 h before normal calving compared with behaviour during late pregnancy”, *Applied Animal Behaviour Science*, 131(1-2), pp.8-14, 2011.
- [49] Jensen. M. B, “Behaviour around the time of calving in dairy cows”, *Applied animal behaviour science*, 139(3-4), pp.195-202, 2012.
- [50] Barrier. A. C, Haskell. M. J, Macrae. A. I, Dwyer. C. M, “Parturition progress and behaviours in dairy cows with calving difficulty”, *Applied animal behaviour science*, 139(3-4), pp.209-217, 2012.

- [51] Gatien. J, Le Broc. M, Philipot. J, Salvetti. P, “Behavioural changes during the 12 h before calving and predictors of dystocic delivery in Holstein cows”, Proceeding of the 16th Annual Conference of the European Society for Domestic Animal Reproduction (ESDAR), Volume 47, p.85, 2012.
- [52] Saint-Dizier. M, Chastant-Maillard. S, “Towards an automated detection of oestrus in dairy cattle”, *Reproduction in domestic animals*, 47(6), pp.1056-1061, 2012.
- [53] Bachmann. M, Wensch-Dorendorf. M, Hoffmann. G, Steinhofel. I, Bothendorf. S, Kemper. N, “Using pedometers as supervision tools for cows in the prepartal period”, *Züchtungskunde*, 85(6), pp.419-429, 2013.
- [54] Wehrend. A, Hofmann. E, Failing. K, Bostedt. H, “Behaviour during the first stage of labour in cattle: Influence of parity and dystocia”, *Applied Animal Behaviour Science*, 100(3-4), pp.164-170, 2006.
- [55] Bueno. L, Tainturier. D, Ruckebusch. Y, “Detection of parturition in cow and mare by a useful warning system”, *Theriogenology*, 16(6), pp.599-605, 1981.
- [56] Miedema. H. M, Cockram. M. S, Dwyer. C. M, Macrae. A. I, “Behavioural predictors of the start of normal and dystocic calving in dairy cows and heifers”, *Applied animal behaviour science*, 132(1-2), pp.14-19, 2011.
- [57] Bao. J, Giller. P.S, “Observations on the changes in behavioural activities of dairy cows prior to and after parturition”, *Irish Veterinary Journal*, Volume 44, pp.43-47, 1991.
- [58] Schirmann. K, Chapinal. N, Weary. D. M, Vickers. L, Von Keyserlingk. M. A. G, “Rumination and feeding behavior before and after calving in dairy cows”, *Journal of Dairy Science*, 96(11), pp.7088-7092, 2013.
- [59] Büchel. S, Sundrum. A, “Decrease in rumination time as an indicator of the onset of calving”, *Journal of dairy science*, 97(5), pp.3120-3127, 2014.
- [60] Proudfoot. K. L, Huzzey. J. M, Von Keyserlingk. M. A. G, “The effect of dystocia on the dry matter intake and behavior of Holstein cows”, *Journal of dairy science*, 92(10), pp.4937-4944, 2009.
- [61] Pahl. C, Hartung. E, Grothmann. A, Mahlkow-Nerge. K, Haeussermann. A, “Characteristics of rumination behaviour around calving”, *Precision Livestock Farming 2013*, pp.784-792, 2013).
- [62] Calamari. L. U. I. G. I, Soriani. N, Panella. G, Petrera. F, Minuti. A, Trevisi. E, “Rumination time around calving: An early signal to detect cows at greater risk of disease”, *Journal of Dairy Science*, 97(6), pp.3635-3647, 2014.
- [63] Houwing. H, Hurnik. J.F, Lewis. N.J, “Behavior of periparturient dairy cows and their calves”, *Canadian Journal of Animal Science* 70, pp.355–362, 1990.

- [64] 須見公祐, 「Analysis of Behavior in Cattle Delivery Using Video Monitoring」, 平成 28 年度宮崎大学大学院工学研究科電気電子工学専攻修士論文, 平成 29 年 1 月 27 日
- [65] 須見公祐, 「牛の自動監視・見守りシステムにおける個体識別に関する研究」, 平成 26 年度宮崎大学工学部電気電子工学科卒業論文, 平成 27 年 2 月 10 日

## 謝辞

まず初めに、研究をはじめるときに、高い先見性、豊かな見識、類まれな行動力をもって、熱く指導し、導いて下さった宮崎大学工学部 Thi Thi Zin 教授に、篤い敬意とともに深甚なる感謝の意を表します。また、研究の遂行や論文の作成にあたり懇切丁寧なご指導と温かい励ましを下さいました Pyke Tin 客員教授に、心からお礼申し上げます。

また、本研究の遂行にあたり、牧場での撮影において多大なるご協力を下さいました宮崎大学 堀井洋一郎名誉教授、宮崎大学農学部附属フィールド科学教育研究センター・住吉フィールド 小林郁雄准教授に心から感謝申し上げます。

さらに、副指導教員及び副査として明晰かつ丁寧で温かいご指導をいただきました宮崎大学工学部学部長 横田光広教授、そして、有益なご指摘と心温まる励ましをいただきました宮崎大学農学工学総合研究科長 西脇亜也教授に、厚く御礼申し上げます。

次に、副査として、宮崎大学工学部情報システム工学科 岡崎直宣教授及び椋木雅之教授におかれましても論文作成にあたり、専門的かつ的確なアドバイスをいただきまして、心からお礼申し上げます。

最後に、実験等に協力してくださった全ての方々にお礼を申し上げるとともに、私をサポートしてくれた友人・家族にも感謝いたします。皆様ありがとうございました。

# 論文目録

## 【参考論文】

### International Journal Papers

- [1] Kosuke Sumi, Thi Thi Zin, Ikuo Kobayashi and Yoichiro. Horii, “Framework of Cow Calving Monitoring System Using Video Images”, *Journal of Advances in Information Technology*, to be published in Volume 12, Number 3 of JAIT (Aug. 2021).

### International Conference Papers

- [1] Kosuke Sumi, Thi Thi Zin, Ikuo Kobayashi, Yoichiro Horii, “A study on cow monitoring system for calving process”, *Proceeding of IEEE 6th Global Conf. on Consumer Electronics (GCCE 2017)*, Nagoya, Japan, DOI: 10.1109/GCCE.2017.8229442, pp. 379 - 380 (2017 年 10 月).
- [2] Kosuke Sumi, Thi Thi Zin, Ikuo Kobayashi, and Yoichiro Horii, “Framework of Cow Calving Monitoring System Using a Single Depth Camera”, *Proceeding of the 2018 International Conference on Image and Vision Computing New Zealand (IVCNZ)*, Auckland, New Zealand, DOI: 10.1109/IVCNZ.2018.8634738 (2018 年 11 月)

## 【その他の論文】

- [1] Kosuke Sumi, Thi Thi Zin, Thu Zar Tint, Tin Myint Naing, “A study of cow detection and extraction using feature of contrast rate”, *International Journal of Research in Advanced Engineering and Technology*, Vol. 2, No. 6, pp.5-7 (2016 年 11 月)
- [2] Kosuke Sumi, Ikuo Kobayashi, Thi Thi Zin, Cow Identification by Using Shape Information of Pointed Pattern, *Genetic and Evolutionary Computing: Advances in Intelligent Systems and Computing 388*, Springer, Vol. II, No. 388, DOI: 10.1007/978-3-319-23207-2\_27, pp.273-280, (2015 年 9 月)
- [3] 須見公祐、ティティズイン、小林郁雄、“牛の分娩監視における行動解析に関する研究”、電気学会研究会資料（知覚情報 次世代産業システム合同研究会・画像応用および画像処理一般）、pp. 5-10（2007 年 3 月）
- [4] 須見公祐、小林郁雄、ティティズイン、色情報を用いた牛の個体識別に関する研究、第 28 回バイオメディカル・ファジィ・システム学会年次大会 講演論文集 (BMFSA2015)、東海大学、熊本、日本、pp.329-332（2015 年 11 月）

## Co-author Publications

### International Journal Papers (査読有り)

- [1] Thi Thi Zin, Moe Zet Pwint, Pann Thinzar Seint, Shin Thant, S. Misawa, K. Sumi, K. Yoshida, “Automatic cow location tracking system using ear tag visual analysis”, *Sensors* 2020, 20 (12), 3564, DOI: 10.3390/s20123564, Jun. 2020.
- [2] Thi Thi Zin, S. Sakurai, K. Sumi, Ikuo Kobayashi, H. Hama, “The Identification of Dairy Cows Using Image Processing Techniques”, *ICIC Express Letters, Part B: Applications*, Vol. 7 (8), pp. 1857-1861, Aug. 2016.

### International Conference Papers (査読有り)

- [1] Thi Thi Zin, K. Sumi and Pyke Tin, “Time to Dairy Cow Calving Event Prediction by Using Time Series Analysis”, *ACM International Conference Proceeding Series: 12<sup>th</sup> International Conference on Computer Modeling and Simulation (ICCMS2020) and the 9<sup>th</sup> International Conference on Intelligent Computing and Applications (ICICA2020)*, Brisbane, Australia, DOI: 10.1145/3408066.3408104, pp. 143-146, Jun. 2020
- [2] Thi Thi Zin, S. Misawa, Moe Zet Pwint, Shin Thant, Pann Thinzar Seint, K. Sumi, K. Yoshida, “Cow Identification System using Ear Tag Recognition”, *Proceedings of 2<sup>nd</sup> IEEE Global Conference on Life Sciences and Technologies, (LifeTech 2020)*, Kyoto, Japan, DOI: 10.1109/LifeTech48969.2020.1570625232, Mar. 2020.
- [3] Thi Thi Zin, Cho Cho Mar and K. Sumi, “Background Modelling Using Temporal Average Filter and Running Gaussian Average”, *International Workshop on Frontiers of Computer Vision (IW-FCV)*, Ibusuki, Japan, pp. 1-10, Feb. 2020.
- [4] Thi Thi Zin, K. Sumi, Pyke Tin, “Multivariate Stochastic Analyzer for Dairy Cow Body Condition Scoring”, *International Conference on Digital Image and Signal Processing (DISP 2019)*, Oxford University, UK, Apr. 2019.
- [5] Thi Thi Zin, H. Kai, K. Sumi, I. Kobayashi, H. Hama, Estrus Detection for Dairy Cow Using a Laser Range Sensor, *Proceedings of 2016 3<sup>rd</sup> International Conference on Computing Measurement Control and Sensor Network (CMCSN 2016)*, Matsue, Japan, DOI: 10.1109/CMCSN.2016.50, pp.162-165, May 2016.