

研究報告書

厚生労働科学研究費補助金（食品の安全確保推進研究事業）

（総括~~一分担~~）研究報告書

人工知能技術を用いた画像診断による食肉検査補助モデルの構築に関する研究

研究代表者 村松 康和 学校法人酪農学園 酪農学園大学 教授

研究要旨

コンピュータ視認システム（Computer Vision System : CVS）と人工知能（Artificial Intelligence : AI）技術による画像診断技術（以下「CVS/AI 技術」）は、食肉検査・食鳥肉検査（以下「食肉検査」）のうち生体検査、解体後検査の補助システムとして、獣医師の食肉検査における負担軽減に役立つものと期待されている。そこで、国内外の食肉検査における CVS/AI 技術に関する実態調査、及び食肉検査の現場への CVS/AI 技術導入に必要な技術基盤の構築を行った。食肉検査における CVS/AI 技術について、ごく一部の自治体における試験導入以外の実績はなかった。CVS/AI 技術の開発ならびに導入に関する先進国であるデンマークでは、食鳥と体検査用の VetInspector、牛・豚の枝肉の汚染検出用の Vision システムを開発していた。これらの画像診断システムに関しては一部の食肉衛生検査所において試験導入が進められており、同時に食肉検査における将来的な CVS/AI 技術導入のために EU の関連法改正に向けた活動を実施していた。食肉検査における AI 画像診断システム導入に関して、牛ではと殺後検査における関連論文は検出されなかったことから、本研究の独自性の維持が明らかとなった。食肉衛生検査所およびと畜場の現地調査を行い、肝臓及び枝肉の動画撮影による画像収集を行う施設を選定した。選定したと畜場で撮影した動画データを基に作成した AI 自己学習用の教師データを用いて牛肝臓を認識するシステムミニモデルを作成した。システムモデル構築に向けて更なる画像データの収集が必要である。

研究分担者氏名・所属研究機関名及び所属研究機関
における職名

森田 幸雄・学校法人瀬木学園 愛知みずほ短期大
学 特任教授

岡林 環樹・国立大学法人 宮崎大学 教授

壁谷 英則・日本大学 教授

菊池 栄作・国立大学法人 北海道大学 特任准教
授

内田 玲麻・学校法人酪農学園 酪農学園大学 准
教授

A. 研究目的

CVS/AI 技術は、食肉検査のうち生体検査、解体後検査等の補助システムとして、獣医師の食肉検査における負担軽減に役立つことが期待されている。欧州で提唱されている RB-MSAS (Risk-Based Meat Safety Assurance System) [Ferri 他 2023] の枠組みの様に、検査結果を含む家畜データのデジタル化とともに、フードチェーンにおける食肉衛生関連のリスクを獣医師が管理する体制構築への貢献も期待されている。生産動物の食肉検査における CVS/AI 技術関連の論文は食鳥検査への応用が 90%で、主に欧米で報告がある [Sandberg 他 2023]。その成果はデンマークでは“VetInspector”開発へと発展し、豚の食肉処理工程には AI 技術を活用したロボットが開発されている。一方、本技術の食肉検査応用に関して、豚では世界的に報告は僅かで実用例もなく、牛では報告自体が殆どない。従って、豚・牛等の中～大型生産動物の食肉検査への CVS/AI 技術応用に関する研究は世界的に先駆的な取り組みで、その実践応用は獣医師の食肉検査現場での業務軽減の期待に加え、RB-MSAS の様に包括的な食肉衛生管理体制構築への進展が期待される。

以上より、本研究では地方自治体の食肉衛生検査所と連携し、1) 国内外の食肉検査における CVS/AI 技術に関する実態調査、2) 食肉検査の現場への CVS/AI 技術導入に必要な技術基盤の構築、3) CVS/AI 技術の食肉検査への実践応用の可能性に必要な課題の精査、について研究を進め、国内の食肉検査における CVS/AI 技術の実践応用の可能性について検証する。

B. 研究方法

研究代表者および分担者は全員獣医師であり、公衆衛生あるいは食品衛生を専門としている。本研究は北海道、茨城県、宮崎県との連携体制の下、以下の項目について実施した。

【国内および海外における食肉検査の検査補助に関するデジタル技術応用に係る実態調査について】

①国内の食肉検査における CVS/AI 技術導入に関す

る実態調査：北海道、茨城、宮崎の 3 地方自治体との連携体制を構築し (図 1)、それぞれの自治体から研究協力者を選任した。これら自治体を中心に、国内における食肉検査の検査補助に係る CVS/AI 技術応用の実態について調査した。併せて AI 画像判定関連事業者による展覧会で食肉検査の検査補助に関するデジタル技術応用に関する情報収集を行った。

②海外の食肉検査における CVS/AI 技術に関する現地調査：2025 年 6 月 14 日～22 日の日程で食肉検査における CVS/AI 技術の開発ならびに導入に関する先進国であるデンマーク王国に赴き、食肉検査における CVS/AI 技術の導入に関する現地調査 (行政面・研究開発・現場状況) を行った。参加者は菊池栄作准教授 (研究分担者；北海道大学)、堀内基広教授 (研究協力者；北海道大学)、佐藤恵子氏 (研究協力者；北海道富良野食肉衛生検査所)、清水友美子氏 (研究協力者；茨城県 保健医療部 生活衛生課 食の安全対策室)、鈴木郷氏 (研究協力者；宮崎県都農食肉衛生検査所)、および村松康和 (研究代表者；酪農学園大学) の 6 名とした。

③海外における CVS あるいは AI 技術の食肉検査への導入事例に関する文献調査：関連する総説 ([Sandberget al., 2023] および [Voogt et al., 2023]) を参考にキーワードを設定し、牛、豚、および食鳥について、CVS/AI 技術の食肉検査への導入に関する最新の文献資料収集を行った。海外の文献調査は全研究期間 (3 年間) を通じて実施することを計画している。

【食肉検査におけるモデル事業の実施、及びその成果の地方自治体関係部局への共有について】

①連携機関・組織との協力体制・画像データの運用、現地調査の対象、および現地調査の実施期間について：食肉検査における画像収集やアノテーション作業による教師データ作成、ならびに画像システムモデル構築に関して、地方自治体・研究機関・AI 技術委託事業者間の協力体制と画像データの運用につい

て、概要を図2に示した。連携体制を構築した地方自治体関係部局を通じて、各自治体管轄の食肉衛生検査所への研究協力を要請し、了解を得た。2025年には、北海道（4月24日；検査所A2、4月28日；検査所A4、6月2日；検査所A6、6月5日；検査所A3、6月10日；検査所a、6月12日；検査所A8、7月3日；検査所A1、7月17日；検査所A9、8月18日；検査所A5、9月19日；検査所A1、10月16日；検査所A8、12月11日；検査所A3）、及び宮崎県（10月19、20日；検査所AP1およびAP2、食鳥処理場AP3、12月16、17日；検査所AP1）の各食肉衛生検査所及び当該検査所が食肉検査を担当すると畜場を訪問し、画像データ収集実施に向けた現地調査を実施した。2026年3月17日に茨城県内の検査所G1を訪問し、画像データ収集実施に向けた現地調査を実施した。

②画像収集を実施する施設の選定基準について：牛・豚ともに、内臓検査において、いわゆるアカモノ（肺、横隔膜、心臓、及び肝臓）が鉤にかけられた懸垂状態で検査される場合と、検査台上で検査される場合の2通りの検査方式がある。今後の画像診断システム導入を検討する上で、いずれの検査方式がCVS/AI技術の導入に基づく画像診断に適した方法であるかを明らかにするために、両方式の比較検討のためのエビデンス収集を行うこととした。そのため、それぞれの検査方式を採用している施設で、かつ画像撮影に適した施設（撮影機器の設置の可否、撮影場所における十分な照度）を選定し、管轄の地方自治体関係部局に連絡した上で、当該食肉衛生検査所に画像撮影に関する協力を要請した。併せて当該食肉衛生検査所が検査業務を担当すると畜場に本研究の主旨と概要を説明し、理解と協力を得ることとした。と畜場に本研究遂行のための画像撮影の許可を得られた際には、その旨を逐次、管轄の地方自治体関係部署に報告し、情報共有を図った。

③撮影方法と教師データ作成について：牛及び豚のアカモノ及び枝肉に関して、連携協力体制にある食

肉衛生検査所の検査員の方々に、画像撮影を依頼した。依頼するにあたっては事前に撮影対象となる臓器や枝肉ごとに、撮影方法（検査員のヘルメットにアクションカメラを装着して動画撮影、あるいは施設内で撮影距離や撮影角度を確認後に設置したカメラによる動画撮影）を検討し、決定した。臓器については、まずは肝臓を中心に画像撮影を進めることとした。得られた画像（正常および異常症例）をAI技術委託事業者に送付した（株式会社ヒューマノーム研究所と2026年1月16日に契約締結）。AI技術委託事業者が開発したアノテーションソフトに取り込まれた画像を元に、同事業者と連携しながらアノテーション作業¹⁾を行った。アノテーション作業については、送付した画像に物体検知用のアノテーションを付与するための専用ツールとして、AI技術委託事業者が開発した物体検知AIモデル開発システム「Humanome Eyes」ワークフロー内のCVAT（Computer Vision Annotation Tool）を用いた。基本的なCVATの操作については同事業者が作成したCVATの操作方法に関するマニュアル（「酪農学園大学様向け CVAT 操作マニュアル(簡易版)第2版」）に従った。アノテーション作業を試行する段階で、アノテーションソフトに取り込まれた画像から選出したフレーム（動画から抜き出した静止画像）内に認められる各種臓器ならびに各臓器の部位や付着した脂肪などを枠付けする際の、それぞれの枠についての名称の統一や、フレーム内に映し出された様々な臓器や臓器の部位のどこまでを枠付けするかについて、研究分担者あるいはAI技術委託事業者を交えて対面、WEB会議、及びメール会議を実施し、作業内容の統一を図った（図3）。限られた枚数と注釈コストの中で、AI学習に適した一貫性の高いデータを作成するためのアノテーション方法の改善について検討を進めた。具体的には、以下の通りであった—様々な角度からの画像に対して、できるだけ多くの枚数のアノテーションを実施すること；ただし、極端なブレ・ピンボケがある画像は無理に採用しないこと；対象臓器が一部フレームアウト（見切れ）していても、対象の同定が可能な場合にはアノテーシ

ョンを実施すること；肝臓の「臓側面」と「横隔面」は区別してラベル付けすること（将来的な統合は計算機側で対応可能であるが、逆方向の分離は不可能であるため）；アノテーションに迷う場合は、無理に曖昧な画像へラベル付けするのではなく、まずはクリアな画像を選択することであった。また、アノテーション時の枠付け（矩形で囲む部分。“トラック数”として換算）に関しては、矩形で囲まれる部分に付記されるラベル名称の統一についても留意した（図3）。

④AI 画像判定のミニモデル構築とその評価²⁾：アノテーション作業により作成した AI システムの自己学習に供する教師データを用いて、AI 画像判定のミニモデル構築し、今後の課題について検討した。アノテーション済み画像を用いて、疾病の名称および位置を予測する AI モデル（物体検出モデル）を学習・構築した。学習データ分割の手法として、動画のフレーム位置に基づくブロック分割方式（ブロックサイズ=10 フレーム）を採用した。学習挙動の確認を目的とし、学習回数は 2 回分（2 エポック）とし、学習率は 0.005 とした。（学習率とは AI モデルが 1 回の学習でどの程度パラメータを更新するかを決める値のことである。大きすぎると学習が不安定になり、小さすぎると学習が進まないことが知られている。）モデル学習においては、牛の内臓検査画像を対象とし、肝臓に関連する情報が付与されている 8 ラベルを学習対象として選定した。モデルアーキテクチャとして Faster R-CNN を採用した。Faster R-CNN は、Region Proposal Network（RPN）による候補領域の生成と、その後の分類・位置回帰を組み合わせた 2 段階の物体検出モデルであり、検出精度と汎用性のバランスに優れる。今回は PyTorch で提供されている事前学習済みの Faster R-CNN モデルをベースとして利用した。これは、一般画像を用いてあらかじめ物体検出の基礎を学習したモデルである。本研究では、この既存モデルの出力部を本プロジェクトのラベル体系に合わせて調整し、アノテーション済み画像を用いてファインチューニング

（追加学習）を行い、今回専用の予測ができるように調整した。

構築したモデルの性能評価には、物体検出分野で広く用いられる COCO 評価指標を用いた。これは、モデルが「何を検出したか」だけでなく、「どの位置をどの程度正確に囲えたか」も含めて評価するための指標である。AP（Average Precision）は IoU 閾値 0.50:0.95 での平均適合率を、AP50 は IoU 閾値 0.50 での適合率を、AP75 は IoU 閾値 0.75 での適合率を、及び AR（Average Recall）は IoU 閾値 0.50:0.95 での平均再現率を意味する。ここで IoU は、モデルが予測した領域と正解領域の重なり具合を表す指標であり、値が大きいほど位置が正確であることを示す。AP は検出の正確さ、AR は見落としの少なさを表す。特に AP50 は比較的ゆるい位置一致条件での性能、AP75 はより厳しい位置一致条件での性能を示している。

¹⁾アノテーションとは、「データに説明、タグ、メタデータ等を付与し、AI が正しく認識できるように加工するプロセス」を意味する用語である。

²⁾本報告書において使用する AI 関連の専門用語に関する解説表を末尾『その他』の項に「●付録：用語集」として付記した。

（倫理面への配慮）

AI 自己学習用の教師データ作成において、その原資となる画像データ収集のためにと畜場内で動画撮影をする際に、施設内において企業秘密を含む場合がある設備機器や作業従事者の容貌などのプライバシー侵害に抵触する映像が映り込むことがある。本研究遂行の上で、食肉衛生検査における現場内の映像を大学および AI 技術委託事業者といった外部の組織間で共有することは不可避であるが、と畜場の事業者の中には情報管理においてこのような状況自体を危惧される場合がある。事業者の個人情報などの特定の情報が研究関係者以外の第三者に漏洩することを防ぐため、2026 年 1 月 16 日、学校法人酪農学園と当該事業者の間で、秘密保持契約を締結した。

C. 研究結果

【国内および海外における食肉検査の検査補助に関するデジタル技術応用に係る実態調査について】

①国内の食肉検査における CVS/AI 技術導入に関する実態調査：令和 5 年度全国食肉衛生検査所所長会議のアンケート資料から、国内では導入実績はほぼないことが判明した。AI 技術に基づく画像診断を内臓検査や枝肉検査、あるいは病理診断の補助システムとして導入することへの要望や、AI 技術導入による判断基準の平準化実現を期待する意見がある一方で、自治体単独レベルでの導入に関しては財政的に困難であることが分かった。北海道で食肉検査への CVS/AI 技術の試験的運用について学会報告があった（令和 6 年度日本獣医公衆衛生学会（北海道））。また、宮崎県では食鳥検査において CVS/AI 技術の試験的導入実績があった。

4 月 15 日（東京ビッグサイト）および 7 月 11 日（幕張メッセ）に、AI 画像判定関連事業者により開催されたイベントにおいて、様々な関連事業者に聞き取り調査を行った結果、以下の意見を聞き取ることが出来た。

“これまでかなりの数のソフト・システム開発をこなした経験をふまえると、AI 学習による外観判定には困難が多い”、ということであった。また、“数年前から各社 AI を導入した外観検査・判定の研究開発を推進したが、大半は失敗している”とのコメントもあった。さらに“と畜検査は、工業製品と異なり個体差がある肉・内臓が対象であり、それらの表面に脂肪等の夾雑物があるとともに、肉・内臓の背景画像と異常部位とのコントラストが出にくいことが想定される。実際に取り組んでみなければ分からないが、画像診断の条件は厳しいものと思われる”ということであった。当方から魚肉中のアニサキスの虫体を検出する画像判定システムを開発した MENOU という事業者がいることを伝えたところ、“MENOU のシステムは認識している。寄生虫の白い虫体は魚肉の中で目立つため外観検査として認識しやすい対象という事実がある。”食肉・内臓なら、いくつかの内臓と疾病といった判定対象を限定すれば成功するか

もしれない”という意見も伺った。別の意見として“あるいは AI 学習ではなく、ChatGPT 等既存の AI ソフトを使い、WEB 上の膨大な数の画像と瞬時に整合性をとり、異常を認識・知らせる画像処理システムとするのも一案と思われる”というものも聞くことができた。

②海外の食肉検査における CVS/AI 技術に関する現地調査：デンマークにおける現地調査ではデンマーク獣医・食品管理局（DVFA: Danish Veterinary and Food Administration）、デンマーク食肉研究所（DMRI: Danish Meat Research Institute/DTI: Danish Technological Institute）、デンマーク工科大学（DTU: Technical University of Denmark）、デニッシュクラウン社ホーセンスと畜・加工場（Danish Crown Horsens）、コペンハーゲン大学獣医学部、および Danpo 社アース（Aars）食鳥処理・加工場を訪問、現地調査を行った。

最初に訪問したデンマーク獣医・食品管理局（DFVA）では、DFVA が所管する食品・飼料安全及び食肉検査のほか、家畜衛生（Animal Health）・アニマルウェルフェアに関する業務内容について説明を受けた。食品・飼料安全課（Food and Feed Safety Division）では、生産物から食品まで一Farm to Table—の各段階における安全にかかわる事項を所管している。

食肉検査に関して、DVFA の職員が配置されている施設は、国内の各と畜場及び食鳥処理場となっている。その内訳は、牛及び豚対応のと畜場；1 施設、牛のみ対応のと畜場；4 施設、豚のみと畜場；11 施設、食鳥処理場；4 施設である。その他、デンマークでは国内各地に小規模と畜場が約 80 か所に散在しており、これら小規模と畜場における検査については検査員が出張して行っている。このような状況は現場への移動時間を含め非常に非効率的な上に、必ずしも十分な人員が確保されていない現状を踏まえると、食肉検査を行う検査員にとって多大な労力を要する業務となっている。そのため、現場への臨場を省略し、画像通信によって各地の状況を集約的に

処理していけるような遠隔検査を可能にできれば、検査員の負担軽減と検査の効率化を実現できる。こうしたことから、DFVA は農場における健康畜（牛及び豚）のと畜前検査を遠隔で実施するプロジェクトを計画している。

と畜検査における新たな技術の利用に関する説明を受けた。公的獣医師（official veterinarians）及び公的補助者（official auxiliaries, いわゆる“Meat Inspector”）の確保はますます困難になってきており、新たな技術は一つの解決策になり得る。

家きんのと畜後検査用の“VetInspector”をデンマークの家きん産業が産官学共同により開発した。DVFA は知見の提供等を行い、検討グループの一員となっている。本システムは AI を利用したカメラ技術であり、食鳥処理場（1 カ所：Danpo 社アース食鳥処理・加工場、後述）に導入されているが、まだ食肉検査での判定に使用していない。EU 規則の規程上は、食鳥検査に VetInspector を用いることは可能である（家きんの場合、公的獣医師が検査しなければならないのは抽出サンプルのみでよい、等の理由による）。

豚のと畜後検査用の“Vision”をデンマーク工科大学(DTU)がデンマーク食肉研究所（DMRI）との共同の下、開発した。DVFA は知見の提供等を行い、検討グループの一員となっている。本システムは AI を利用したカメラ技術であり、豚のと畜場（1 カ所：デニッシュクラウン社ホーセンスと畜・加工場、後述）に導入されているが、まだ食肉検査を実施してはいない。本システムでは、糞便汚染と機械油による汚染に加え、現時点では慢性胸膜炎の検出を想定している。他の疾病や汚染の検出ができるようになるまでにはデータの収集やアノテーション、さらには AI システムによる自己学習など、依然として多大な時間を要する。このことから、DFVA では汚染や疾病がないと体を検出できるようにプログラムすることができないか検討を依頼しているところであるとのことであった。

一方、EU 加盟国は共通の規則に定められていない新たな技術を用いることはできないため、DVFA は

EU 規則を改正するよう働きかけるとともに新たな技術の開発プロジェクトを進めている。2025 年 5 月 23 日、デンマークは EU 専門家グループ（作業部会 Heads of Food Safety Agencies: HoA）の会合において、法改正の必要性を提案した。これを受けて EC（欧州委員会）は今後、法改正の可能性について専門的に検討する HoA の設置を検討することとなった。EU は新技術の活用に関する会議を定期的開催している。2025 年後半より、デンマークは、EU 議長国となっている。この流れから、デンマークは食肉検査における新技術を扱う HoA（EU からは 7 か国が参加）の共同議長を務めており、2025 年 11 月 26, 27 日に新技術を議題とする HoA の会合を自国開催した（図 4）。

DVFA 訪問では、最後に、DFVA におけるワンヘルス関連の取組みに関して説明を受けた。主な取組は薬剤耐性（AMR）に関する協力体制と“KOZO”（人獣共通の脅威に関する調整連携グループ。新型コロナウイルス感染症発生後に組織）の 2 つである。いずれも定期的に関係機関が会合を持ち、情報を共有している。

次に訪問したデンマーク食肉研究所（DMRI: Danish Meat Research Institute）はデンマーク技術研究所（DTI: Danish Technological Institute）の一部門である。ここでは食肉検査に関して開発された Vision システム（AI 技術を用いたカメラシステム）に関して説明を受けた。牛のと畜ラインにおける Vision システムはリアルタイムで牛と体の汚染有無を確認するためのシステムで、汚染あり/なしの画像を AI に学習させ、判定するようにしたものであり、まず初めは後肢を撮影する 2 カメラを使ったシステムとして開発をはじめ、その後、枝肉全体を撮影する 12 カメラシステムを開発された。発見された汚染部位は画面上でマークされ、オペレーターのモニターに表示されるようになっている（図 5）。

豚のと畜ラインにおける Vision システムは豚と体の糞便・機械油等による汚染をリアルタイムで検出する 18 カメラシステムである。胸膜炎の検出も行う。正常と体（枝肉）の画像データ、ならびに各種異常例のと体（枝肉）画像のデータは、それぞれ数万

点を収集しているとのことであった。後述するデニッシュクラウン社ホーセンスと畜・加工場（Danish Crown Horsens）に導入されている（図6）。各システムの導入は、施設やラインの状況により必要なものを各所に導入する形を想定している。例えば、システムにより異常を検知した場合、当該と体を別ラインに流してより詳細な検査を行うようにするなど、が想定される。

デンマーク工科大学（DTU: Technical University of Denmark）を訪問し、同大学および同大学内にある国立食品研究所（National Food Institute）（DTU Food）の関係者から、CVS/AI 技術に関する説明を受けた。食鳥のと畜後検査システムである VetInspector プロジェクトについては、Dr Marianne Sandberg から説明を受けた。VetInspector の開発は、民間企業（IHFood）、デンマーク食鳥産業、コペンハーゲン大学及び DTU の共同プロジェクトとして行われているもので、VetInspector はカメラ画像からと体及び内臓の状態が食用不適と考えられるものを判定するシステムである。判定モデル構築に AI を利用している（大量の画像データに基づく機械学習）。同プロジェクトは 2011 年から始まり、2018 年から実際の食鳥処理場に導入された。2021 年に EC（欧州委員会）にシステム概要を説明し、鶏のと畜後検査ツールとして認められたところである。その一方で、欧州委員会からは公衆衛生上のハザードであるサルモネラやカンピロバクター汚染も検出できるようにすべきとの意見が出されているため、今後は、糞便汚染を検出できるようなシステムにするプロジェクトの実施を予定している。システムは日々の画像データ蓄積によってより正確に判定できるようになる。と体や内臓の状態について、どの程度の異常を廃棄対象とするかは各国の食品安全行政側にて判断が必要とのことであった。

ホーセンスにあるデニッシュクラウン社の豚のと畜場を訪問・視察した。最初にデニッシュクラウン社の概要とと畜の流れについて説明があり、その後、実際のと畜ラインを見学した。視察時間が限られていたため、ラインの見学は放血後のと体について内

臓出しを行うところから枝肉が完成して検印が押されるまでを見せてもらう形となった。また、枝肉のラインに導入されている Vision システムを中心に見学したことに加え、内臓検査については CVS/AI 技術の導入はなされていないため、概要を見るにとどめた。デニッシュクラウン社ホーセンス工場では豚枝肉について Vision システムが導入されていた。しかしながら、現地調査の時点では Vision システムは枝肉の画像データを撮り溜めている状況であり、食肉検査には使われていなかった。

と畜ラインにおいては内臓出しのための切開がロボットによって行われていた。ロボットによる腹部正中線の切開行程においてで腸管が破損する事例は認められなかった。このことから、と畜処理される豚の大きさはロボット処理に適したサイズに揃えられているものと思われた。ラインではスチームは使用されていたと思われるが水による洗浄は行われておらず、血液もと体直下の部分のみに流れるように床の排水エリアが区分されていた。水を大量に使う施設では常に水撥ね等が発生するが、このような構造の施設ではそれがないため、汚れが拡がりにくく、衛生的にと畜処理を実施できる。

豚の搬入等においてアニマルウェルフェアへの対応が重視されているとの説明だったが、実際にと場において豚の鳴き声は全く聞こえなかった。

今回は、Vision システムの見学が主な目的だったこともあり、内臓検査や獣医師による検査については詳しい説明を受ける時間がなかったが、食肉検査員が先に異常の有無をスクリーニングし、異常のあるもののみ獣医師が確認する流れは、獣医師がより専門的な業務に集中できるという点で有効である。また、心臓の切開検査に関しては、リスクの高い屋外飼育の豚についてのみ行うとの説明があり、リスクに基づく検査実施の考え方が合理的である。このように、日本では全頭について行われている検査が行われていない部分がある一方で、EU 規則に定められているトリヒナ検査のためのサンプリングがライン途中で行われており、食品安全上のリスク低減がデンマークを含む欧州の食肉検査の目的となって

いることが明らかとなった。

コペンハーゲン大学獣医学部では獣医学部における食品安全及びワンヘルスに関する教育カリキュラムについて説明を受け、大学の臨床教育施設及び動物病院の見学を行った。

アースにある Danpo 社の食鳥処理場を訪問・視察した。最初に Danpo 社の概要と民間企業である IHFood 社の開発した VetInspector について説明があり、その後、実際の食鳥処理ラインを見学した。ラインの見学は清浄区域（中抜き～と体検査～冷却）と非清浄区域（搬入～と畜・放血）をそれぞれ実地検分した。同施設内で実際にと体のラインで稼働中の VetInspector システムも見学した（図7）。

同工場ではアニマルウェルフェアの観点から家さんの適正飼育の判断材料として食鳥の足部（モミジ）の状態に関する検査が行われており、モミジの検査についても VetInspector が用いられていた（図8）。また、搬入鶏の待機エリアはほぼ暗闇の中、食鳥の鎮静化が図られ、青色のライトの下で青色のガウンを着用した作業員による懸鳥作業が行われていた。照明と着衣の色調を青色に揃えることで、食鳥が人間を視認しにくくなっており無用な警戒心の惹起を予防するためとのことであった。このように、食鳥処理においてもアニマルウェルフェアの観点からの措置が徹底されていた。

以上より、国内および海外における食肉検査の検査補助に関するデジタル技術応用に係る実態調査については当初の計画通り、今年度の調査活動を以て十分な成果とともに完遂出来た。

③海外における画像診断システムの食肉検査への導入事例に関する文献調査：牛、豚、及び食鳥におけると殺後検査及びと体汚染に関する検査について文献収集を行った。現時点（2025年12月20日現在）における2023年以降に公表された関連文献は、牛に関してはと殺検査関連、と体の汚染検査関連ともに0報であった。豚ではと殺検査関連；5報（表1）、と体の汚染検査関連；1報で、食鳥ではと殺検査関連；5報、と体の汚染検査関連；0報であった。

一方、今回の調査において2023年以前に報告された文献で、参考とした総説[Sandberg 他 2023]では紹介されていない文献が検出された。これら未紹介の論文のうち、特に食鳥ではと殺検査関連で12報の掲載論文が検出されたことから（表2）、今後の継続調査により、画像診断に関するより詳細な知見の集約が期待できる。牛に関してはと殺後検査における関連論文は検出されなかった。このことから、牛のと殺後検査へのCVS/AI技術導入について検討する本研究の先進性が依然として維持されていることが明らかとなった。

【食肉検査におけるモデル事業の実施、及びその成果の地方自治体関係部局への共有について】

①食肉検査におけるCVS/AI技術に基づく画像診断モデル構築における、AI自己学習用の教師データ作成のための画像データ収集施設選定を目的とした食肉衛生検査所の現地調査について：連携体制を構築した地方自治体関係部局から管轄の食肉衛生検査所への研究協力要請の下、北海道で牛・豚関連の9施設、宮崎県では牛・豚・食鳥関連の3施設、及び茨城県で牛・豚関連の1施設の計13施設を対象として、のべ17回に及ぶ画像撮影を依頼する食肉衛生検査所選定のための現地調査を実施した。

北海道内食肉衛生検査所（検査所A2）を訪問し、当該検査所管内のと畜場で豚の食肉衛生検査の現場調査を行った。押印前の枝肉の撮影場所としては、枝肉検査を終了し、冷蔵室に向かう途中の通路が明るく、作業の邪魔になることもほぼ無いので、適しているものと思われた。押印後の撮影は冷蔵室内で行うことが出来た。冷蔵室内も比較的照度は確保されていると感じた。押印前後の照度の差を抑える意味でも、押印前の撮影は検査室ではなく、検査室を抜けた後の冷蔵庫室に向かう通路で行う方が、より良いと思われた。

枝肉検査の撮影は検査員が映り込むことから、正常個体については検査終了後の押印前の枝肉で代用可能である。その場合、押印前後の比較用の画像は腰部・でん部を中心とした範囲で十分と思うが、「枝

肉検査」判定用の画像は全体をフレームに収めるべきかと思われた。押印された印のインクの写りが薄い、あるいは印が欠けているものもあった。押印確認については、想定以上に困難なものとなることが予想された。撮影画像については AI 技術委託事業者（株式会社ヒューマノーム研究所）とアドバイザー契約を締結し、今後の AI 自己学習用の教師データ作成の元データとしての適否について助言を受けた。

内臓の処理速度は緩徐で、都度、停止するので撮影はカメラによる静止画で十分と思われた。撮影ごとに何を撮影したか、記録する必要があることが想起された。肺の正常の臓器は少なく、例数の確保には時間がかかるものと思われた。心臓・肝臓の正常個体は限られた時間内で十分の例数を確保出来るものと見込まれた。但し、片面のみの撮影になる（心臓であれば、切開面のみ）。肝臓は検査後のおき方次第で、別々の個体になるもののオモテ・ウラを撮影することで対応可能と思われた。肝臓は検査の為、表面を撫でた刀の走行に沿った血液の筋が残ることが確認された。正常例の学習にはこうした点も踏まえたデータづくりが必要と考えた（後に AI 技術委託事業者に対処可能であることを確認した）。

トレイ式の臓器で最も懸念されたのは、程度の差こそあれ、常に肺と肝臓が重なっている点であった。AI が境界を認識・区別するのが難しいのではないかとされる。臓器の撮影にはフラッシュは使用しないことが重要と思われる。臓器表面が光り、色味の薄さが判別しづらくなる・白斑と光源の白さが判別しづらくなる。画像データとして使用不可となることが懸念された（後に AI 技術委託事業者に対処可能であることを確認した）。異常例については、撮影時には胸膜炎、マイコプラズマ肺炎（SEP）の事例が多かった。一方で肝臓については色が薄いもの、白斑のあるものが少数、見受けられた。

北海道内食肉衛生検査所（検査所 A4）を訪問し、牛について食肉衛生検査の現場を調査した。押印前の枝肉は、枝肉検査を終了し、重量測定後のポイントで撮影可能であったが、逆光からの撮影となった。押印後の撮影は冷蔵室内で行うことが出来るが、枝

肉が室内に相当数揃ってから一斉に押印を行うので、AI による確認はカメラが一体一体の間を移動しながらの作業となる。したがって、現状において撮影は不可能という判断となった。室内に枝肉が揃うと影が出来て押印箇所が暗くなった。押印後の枝肉を見ることは出来なかったが、押印の写りは薄い、との事で、その理由としてはインクを濃く着けると商品価値の観点から関係者からのクレームの対象となる、との事であった。

臓器（アカモノ）の検査は懸垂式により行われていた。撮影時、肝臓はほとんどのものが異常例で、即座に検査員が刀により、交叉する切れ込みを入れてしまうので、異常例の撮影を依頼する場合には注意していただく必要があると思われた。調査当日は異常例については臓器表面に刀を入れる前に回収し、検査レーン端のスペースに用意していただいたバットに臓器を入れてウラ・オモテの撮影を行った。撮影ごとに頭部に着けられた合札番号で撮影し記録することで、後程送付いただく個体データと突合することが出来る。そのことから、撮影した動画から抽出した静止画像の画質が AI 自己学習用に条件を満たすならば、流し撮りで対応するのが良いと考えられた。アカモノは「頭部、肝臓、横隔膜、肺・心臓」の順に懸垂された状態で流れてくる。内臓の処理速度は然程早くなかった。都度、停止していた。しかし、指定された撮影場所からは、停止時には肝臓の前に頭部が被る角度となり、肝臓を撮影するのは難しいと判断した。

指定された撮影場所での臓器撮影時点では検査員の判定は済んでおらず、正常・異常の判断は不可能であった。上述のとおり、各個体の合札番号を撮影するなどして個体識別が可能な画像を撮影して、異常となった臓器は取り外して撮影し、後ほど、食検から送られてくる検査結果データと突合することで結果の確認をすることが考えられた。

肺の懸垂臓器の撮影には大きな問題はなさそうではあったが、心臓は検査員が膜から取り出し（放血を伴う）、外観を見て心臓弁から切り開くため（放血あり）、臓器のみの撮影は極めて困難で、検査員の手

指が画像に残ることになることが判明した。さらに検査員が切開後の心臓を目視検査する際に角度によっては心臓の切開面を十分に捉えられない場合もあり得ることが想起された。

その後、当該検査所との話し合いから、撮影データの受け渡しについて検討の必要があるとの指摘を受けた。北海道では自治体が購入した記録媒体以外には北海道庁管轄下にある PC に接続することが出来ない（禁止事項）、とのことであった。

ハンディカムその他、同様の動画撮影機器を所蔵している食肉衛生検査所は少ない。少なくとも今回の調査では所蔵を確認できた施設は皆無であった。反面、デジタルカメラであれば全ての施設で所蔵していることから、静止画撮影に加え、デジタルカメラによる動画撮影の可否（必要となる画素数など）を検討することが考えられた。しかしながら、各施設における人員不足の状況を鑑みるに、検査業務を担当する人員に加えて画像撮影のために人員を割くことは現場としては対応できないことが明らかとなった。

北海道大学・菊池栄作准教授（研究分担者）とともに北海道内の食肉衛生検査所（検査所 A6）を訪問し、豚についての食肉衛生検査に関する現地調査を実施した。同検査所長、指導課長ならびに主査に加え、検査所 A6 管内のと畜場の製造部長、ならびに管理部長に当該研究の概要説明と今後の取り組みに関するお願いについて伝え、質疑応答の結果から当該事業体関係者の意向を推し量った。

食肉検査施設は新しく検査場内は天井も十分に高かった。施設の場内は明るさも十分で空調も完備され、豚の画像データ収集候補として期待できるものと思われた。冬期でも蒸気による視界の問題はないとの事であった。牛は扱っておらず、豚のみの画像撮影となった。被検査物の移動速度は画像診断の問題になるレベルではないと思われた。

被検査物の取り回しに関するイメージとしては、内側のフィールド部分が極端に狭い陸上トラックのようであった。ホームストレッチ側が内臓検査、バックストレッチ側が枝肉検査という配置であ

った。内臓検査はフィールド内で、枝肉検査はバックストレッチ側トラックの更に外側で行うイメージを持った。

アカモノは懸垂式、腸管などいわゆるシロモノはトレイに入れられてベルトコンベア式に運ばれてくる検査方式であった。個体認証は内臓検査側では電光掲示板、振り返って枝肉側ではバーコード（個体番号も併記してある）で実施可能だが、実際にどれがどの番号のモノかは慣れていないと混乱することが懸念された。また、動画撮影を想定した場合、撮影された動画の画面上でどのように個体番号を識別・確認すべきか、その方法について慎重に考えるべきであると思われた。照度や空調など、撮影そのものに支障はないが、アカモノは横隔膜・肝臓・心臓がまとめて一つの懸架に懸垂されるため、結果として横隔膜が肝臓・心臓の一部を覆う状態で流れてくる。各臓器の全体像を撮影するためには何らかの工夫・補助が必要かと思われた。

異常例は検査台下のシュートに廃棄されてしまうので、別途バットを用意し、そちらに移していただく必要がある。枝肉については外側・内側も撮影可能。撮影スペースも十分確保できるが、カメラ固定による撮影の場合、カメラの設置に適した場所は認められなかった。検印については、獣医師が押印作業を行っていた。但し、押印した枝肉は、わずか数メートル先で当該施設職員が押印部分を切除していた。このことから、押印検査の画像確認はさほど有意義でないものと判断した。

検査員の日線で撮影でき、かつ撮影用の人員を必要としないことから、この時点でアクションカメラ GoPRO をヘルメット上部に設置しての撮影について検討することとした。但し、検査業務内容によっては血液が付着する・場内の障害物と衝突することが懸念されるため、扱いには注意を払うこととした。

北海道内の食肉衛生検査所（検査所 A3）及び管内と畜場を訪問し、牛および豚についての食肉衛生検査に関する現地調査を実施した。午前中は牛、午後から豚の検査について撮影した。施設は古く検査場内の検査スペースは狭い。場内の明るさは検査所 A6

管内のとさつ場と比べると落ちるが、撮影に必要な明るさは確保されているものと思われる。被検物の移動速度は画像判定の問題になるものではないと思われた。

牛のアカモノは懸垂式による検査方式が採用されていた。肝臓については撮影しやすいかと思われた。異常例は判定後、即座に検査台下の専用容器に廃棄されるため、撮影時には別途バットを用意し、そちらに移していただく必要がある。枝肉については体表面・臓側面ともに撮影可能であった。ただし、昇降台上で撮影するので、昇降台の高さによっては昇降台の柵が邪魔になる。頭上に鉄骨が出ており、台の高さによっては衝突の危険があることが懸念された。個体番号は頭部にかけられたプラスチック製のプレートで確認可能であることが分かった。

豚のアカモノ臓器はベルトコンベア上の一区画に腸などのシロモノとまとめて置かれるため、相互に重なり合い、識別は極めて困難であった。一区画内に小型のトレイをおいて、そこに肝臓や心臓、シロモノを分けておいていただくことについて打診してみたが、やはり難しいとの回答であった。

また、豚については検査員の活動スペース自体が狭く、臓器撮影時の場所はかなり限定される。豚の枝肉は外側・内側も撮影可能であった。周囲のスペースも支障をきたすレベルではなかった。ただし、特に内側撮影時には検査員が見切れてしまう事例が認められた。

個体番号は番号を書いた紙を頭部に張り付けるスタイルであった。場合によっては番号用紙が頭部の下に入ってしまった撮影できないケースが複数、認められた。これは前後の個体番号から検知可能である。

牛・豚ともに枝肉の検印は冷蔵室に収納後に一斉で押印するので、画像診断システムによる確認は不可能である。

北海道大学・菊池栄作准教授（同前）とともに北海道内の食肉衛生検査所（施設 a）及び管内と畜場を訪問し、牛および豚についての食肉衛生検査に関する現地調査を実施した。施設は古く検査場内の検査

スペースは狭いが、明るさは十分に保たれていた。牛・豚ともに蛍光灯が内臓検査ベルトコンベア上にあり、実際の画像システムによる撮影時には、蛍光灯の支柱にカメラを設置し、真上からの画像撮影が可能と思われた。冬季や外気温が低い場合は蒸気で視界が遮られるとの事であった。

北海道内の食肉衛生検査所（検査所 A8）及び管内と畜場を訪問し、牛および豚についての食肉衛生検査に関する現地調査を実施した。施設は古く検査場内の検査スペースは狭いが、明るさは十分に保たれていた。検査頭数は少なく、午前中で牛の検査は終了する、とのことであった。豚の検査は午後から開始し、午後の早い時間には終了する、ということであった。本調査において、初めてアクションカメラ（GoPRO HERO13、GoPRO Inc.:以下、GoPRO）による撮影を行った。オプションで頭部装着用のベルトを購入し、GoPRO を固定したベルトをヘルメットの上から装着することで撮影に臨んだ。GoPRO には撮影カメラ側に小型モニター、背面側に大型モニターがある。あらかじめヘルメット上の GoPRO が何を・どこを撮影しているか、自分の視線と撮影画像のずれについては検査員準備室の鏡で小型モニターの画像で確認し、現場撮影に臨んだ。

撮影後に持参したノート PC 上で GoPRO による撮影画像を確認した。広角画像撮影のため、凸面画像となったが、視線と画像のずれは気になるレベルではなく、撮影時の雑音は小さくなっていたようだが、撮影した検査員自身の音声はハンディカムによる撮影時よりも明瞭であった。このことから、動画撮影時に正常、病変などについてコメントを入れておくことが出来るものと期待された。

冷蔵室で数分撮影後に、同行した研究代表者のメガネはかなり曇ったが、GoPRO の画像に支障はなかった。このことから、短時間であれば、低温環境での活動は撮影画像に曇りが生ずる様な影響はないことが分かった。

牛の内臓検査は 2 レーンに分かれて行われていた。検査は検査台（検査スペース）で行い、アカモノレーンとシロモノレーンが、やや「ハの字型」に背中

合わせに配置されていた。「ハの字」の開いた端に、異常臓器を置けるワゴンや大型・深型の樹脂製コンテナがあった（廃棄臓器用）。あるいはアカモノ検査スペースの足元に小型の樹脂製コンテナ（深型のバット：廃棄臓器用）があった。

AI 教師データ用の画像データは、牛・内臓では検査台近くの顔拭き用タオル置きに設置しての撮影が可能と思われた（検査員のヘルメットに装着する必要はない。画像診断の際のカメラ設置場所としても期待が持てた）。

牛の枝肉の画像データは検査員獣医師に装着したアクションカメラ、あるいはウェアラブルカメラで撮影・収集可能と思われた。画像診断の際にカメラは壁面側の配管に設置、検査台らしき設備の上端に設置できるかもしれないが、検査台線上の際の放水による水しぶきや血液の飛散などにより難しい、とのことであった。

同検査所では 5 名の検査員がローテーションで検査業務を担当していた。全ての枝肉の画像を撮影するのであれば牛の枝肉撮影用だけで GoPRO は 2 台必要となる（交代する検査員も検査員室で GoPRO の装着位置や画像の映り込み具合を鏡で確認しておく必要がある。枝肉検査現場には鏡はない。）。画像データ撮影時には 1 番目、3 番目、5 番目の検査員にお願いすれば GoPRO は 1 台で十分とのことであった（但し、その日の全てを撮影は出来ない）。

検印は冷蔵室に格納後の枝肉にまとめて押印されるので、検印の有無を固定カメラによる画像システムでチェックすることは不可能であることが判明した。検査所 A8 での調査を含め、これまでの調査結果から、枝肉は押印チェックではなく、汚染検出に標的を絞るべきであると判断した。実際に画像診断システムを導入する際には、内臓側の骨盤腔など、入り組んだ箇所での汚染検出に対してどのように対処するかが課題となるものと思われた。

豚は内臓・枝肉共にアクションカメラ、あるいはウェアラブルカメラによる画像撮影となるものと思われた。特に豚では冬季で外気温が低い場合は蒸気で視界が著しく遮られるとの事であった（前に伸ばし

た自分の手が霞むぐらい）。

豚の内臓検査においては、アカモノ、シロモノは同じ一つのレーンに流れてくる検査台方式であった。肺・心臓・肝臓・横隔膜は一体となっていた。同検査所で撮影する場合には、検査員獣医師にアクションカメラを装着してウェアラブルカメラで画像データを撮影することになるものと思われた。各臓器の外部だけであれば、内臓が検査台のレーンに落される最上流地点で撮影専用要因が撮影にあたることは出来るが、心臓の内面の画像を撮影するのであれば、検査員のウェアラブルカメラで撮影する以外に方法はないように思われた。

豚の枝肉検査において、検査所 A8 管内のと畜場では検印は臀部に押印するが、検査所 A6 管内と畜場と同様、押印部は切除してしまうことが分かった。ブタの枝肉は一人で終日、担当するということがあった。体表の膿瘍、首切断面の膿瘍などは触診により判定することから、画像診断では検出は困難であることが考えられた。また、枝肉の汚染があるとしたら骨盤腔内が多いということで、そこを如何に検査（撮影）するかについても今後の検討課題となることが分かった。

撮影終了後、検査所 A8 において意見交換を行った。その際に、“実際に画像診断システムを導入するとして、現場にどれくらいの大きさの・どのような機材を設置することになるのか。それによっては検査所 A8 では協力は難しい。”との意見をいただいた。これについては、カメラとそれに付随する機材になると思われるので、機材の設置場所が作業の邪魔にならなければ問題にならないのではないか、との見解を伝えた。

北海道内の食肉衛生検査所（検査所 A1）を訪問し、牛のと畜場及び豚のと畜場において食肉衛生検査に関する現地調査を実施した。

牛のと畜場では、場内の明るさは十分で、獣医師の検査スペース自体は狭いが、場内の空間は広々としていた（かつて豚のレーンが設置されていた場所が、豚処理廃止に伴いレーン・機器類を撤去したことによる空きスペースとの事）。施設は古く、場内は

暑かった。施設は外部とはシャッターのみで仕切られており、冬季期間は蒸気により視界の確保が難しい、とのことであった。牛の処理頭数は少なく、20～30 頭/日ぐらい、ということであった。

内臓検査ではアカモノ、シロモノが順に別々に検査台に落とされてくる方式であった。ベルトコンベアもなく、検査終了後の臓器は検査員が手で移動させていた。検査台は広く、検査台の両側から検査員が検査を行っていた。撮影する場合には、検査台の上に設置した床置き式のエアコンと思われる機器の設置台（目測で検査台から 150 cm の高さ）にカメラを設置できるかと思われた。

枝肉検査に関して、撮影場所の照度はやや低いかと思われた。懸垂された枝肉を床面に立った状態で検査していた。懸垂された下腿部の到達点は 3m 以上と思われる。撮影場所では枝肉が重なった状態にあり、カメラ設置による距離を置いて個々に体表面・内臓面を撮影することは不可能と思われた。また、カメラを設置できそうな支柱などは見つからなかった。検査員のヘルメットに装着した GoPRO により近距離で体表面・内臓面を撮影することは可能だが、枝肉の全体像ではなく、部分－部分の画像データとなることが分かった。

豚のと畜場内で豚の臓器及び枝肉検査の状況を撮影した。稼働して 1 年という新しい施設で、場内の明るさは十分であった。検査所 A6 管内のと畜場と同様の検査スタイルで、狭い U 字型のレーンの内側に検査員が入り、内臓検査と枝肉検査を背中合わせで行っていた。結果としてレーン内側の限られたスペースに内臓検査に 4 名、枝肉検査に 2 名程の獣医師が入るため（これらに加えて、さらに記録の技能員さんなど）、獣医師の検査スペースは狭いものとなっていた。場内の移動に際しての空間は検査所 A6 管内のとさつ場と同様に広々としており、空調、温度管理は十分になされていた。1 日あたりの豚処理頭数は 1,000～1,200 頭程度、施設の能力として 1 日あたり 1,500 頭まで処理可能とのことであった。

内臓検査については検査所 A6 管内のと畜場と同様の方式が採用されていた。懸垂フックにアカモノ

臓器をかけ、シロモノはボールに乗って流れてくる。異常臓器はボールレーン下のシューターに廃棄されるが、検査スペース端のワゴンに持って来ていただき、都度撮影することが出来た。画像データの撮影はヘルメットに装着した GoPRO により可能と思われた。画像診断用のカメラの設置場所は改めて検討する必要がある（既存の構造物に設置するのは難しい）と思われた。

枝肉検査においては、検査員のヘルメットに装着した GoPRO により近距離で体表面・内臓面を撮影することは可能と思われた。但し、牛と同様、枝肉の全体像ではなく、部分－部分の画像データとなるものと思われた。枝肉検査も検査所 A6 と同様に、検査員が昇降台に乗って検査を行う方式であった。枝肉は個体ごとに対を為して懸垂されており、現状の検査方法では画像診断において外部から内臓面を撮影することは不可能と思われた。検査所 A6 と異なり、検印部分の切除は行っていなかった。

撮影終了後、同検査所の所長ならびに管理職職員以下、検査員獣医師全員参加の意見交換会を開催出来た。先ず、研究代表者より本研究に関する概要説明を行った。

意見として“画像データに合札番号の音声を入れるということだが、この番号から農場や個体についての特定情報が外部に漏れてしまう。”という懸念に対して、“合札番号の声入力については AI システムの学習用画像データとして当該業者に渡す際には「教師データ 1, 教師データ 2, …」となり、当該研究班以外に漏れることはない”ことを伝えた。また、“画像撮影時に施設設備や技能員さんが映ってしまう。本来、画像データは検査所 A6 管内のと畜場など関連業者がチェックした後に初めて外部への持ち出しが許可されるものである。いわゆる紳士協定で黙認していただいているのが現状である。”との意見に対しては、“実際に食肉衛生検査所の先生方において画像撮影を実施していただくにあたって、技能員さんや施設設備などが映ることは完全には回避出来ない。但し、撮影をご担当いただく先生には録画スイッチをこまめに ON/OFF する、また、上述の

通り、AI 企業に AI システムの学習用画像データとして当該業者に渡す際には臓器や枝肉などの必要な部分のみを切り取り、アノテーション後の「教師データ 1, 教師データ 2, . . .」となるので、彼らに技能員さんや施設設備などの映像が流出することは考えにくい。しかしながら、当方としてはこの点は重要だと考えるので、AI 企業との正式契約の際には、当該研究に不要な個人の映像や施設設備などの映像については第 3 者に流出することの無い様に、文言として盛り込むよう対処する。”と伝えた。さらに“施設で撮影したデータについて、同施設から一旦記録媒体を郵送で送付した後で大学側 PC から食肉衛生検査所 PC にデータを送信、以後、そのデータに関する双方向性の通信を行う、というのはどうか？”との意見に対しては“撮影いただいたデータの交信運用（一旦記録媒体を郵送（着払い）で送付していただいた後で当方 PC から食肉衛生検査所 PC にデータを送信、以後、そのデータに関する双方向性の通信を行う）については、研究班で検討させていただく。”と回答した。その他、“豚の枝肉検査で首の切断面は触診により確認している。画像診断技術でどう対処するか？”及び“枝肉で、角度によって膨らみが判る腫瘍などは回転動画をもとに画像データを構築しては？”という意見については“豚の枝肉に関しては現地施設での画像データ入手は難しいかもしれない。首の切断面など、触診による確認が行われているような検査については画像診断ではどう対処したものか、回転動画、および首の切断面については業者と意見交換し、撮影角度が異なることから、今後の課題となる”ことを伝えた。

北海道内の食肉衛生検査所（検査所 A9）ならびに管内と畜場を訪問し、牛についての食肉衛生検査に関する現地調査を実施した。検査所 A9 管内のと畜場において牛の臓器及び枝肉検査の状況を撮影した。場内の明るさは十分、照明の数も多い方だと思われた。検査台周辺だけでなく、場内全体として明るいイメージであった。獣医師の検査スペース自体は狭かった。施設に冷房設備はなく（もちろん、冷蔵室はある）、場内は暑かった。天井は高く、外からの空

気を取り入れるダクトはあるが、冬季期間は蒸気により視界が遮られるとのことであった。牛の処理頭数は通常 50 頭/日ぐらい、ということで、訪問当日は、と畜場が翌日からの 4 連休を控えており、処理頭数は 35 頭と、少なかった。扱う牛はほとんどがホルスタインの経産牛、とのことで、「異常 8 割、正常 2 割」とのことであった。

アカモノとシロモノは別のレーンで、検査対象臓器等はそれぞれ検査台に傾斜を使って流れてくる。アカモノ・シロモノともに検査台上で検査を行っていた（懸垂式ではない）。

内臓検査については臓器が検査台に落とされてくる。ベルトコンベアもなく、検査終了後の臓器は検査員が手で移動させていた。検査台は肺・心臓・肝臓を重ねずに置いた場合、ギリギリ重ならない程度の広さであった。検査台の上部空間には天井近くまで何もなく、画像診断システム導入の際には、カメラを設置する場所に苦勞することが懸念された。アカモノの画像データ収集に関しては、検査員のヘルメットに装着した GoPRO により近距離で体表面・内臓面を撮影することは可能であった。肝変性、肝の充出血の事例が多かった。包膜炎の事例もあった。心臓では心外膜炎の症例が複数、認められた。心臓では疣贅性心内膜炎の症例が 1 例、認められた（3 cm 角大の疣が複数）。心臓の画像撮影は検査台が狭く、また臓器表面上の血液の影響を排除する必要があると思われた。

枝肉検査については、検査員が昇降台に乗って検査を行っていた。検査員による検査の後で、枝肉を洗浄していた。懸垂された枝肉を、検査員が回転させながら検査するので、画像診断の際にも固定カメラで体表面と臓側面の画像を撮影出来るものと思われた。問題は内臓と同じく、カメラの設置場所に苦慮する点にあった。枝肉の画像データ収集に関しては、検査員のヘルメットに装着した GoPRO により近距離で体表面・内臓面を撮影することは可能であった。但し、枝肉の全体像ではなく、部分一部分の画像データとなる。ただ、枝肉の各パートでセグメンテーションを行うことになれば、問題無いと思わ

れた。腰部の筋肉が水腫様変性を起こしている個体が多く、両側あるいは片側で該当箇所の筋肉が切除されていた。経産の影響、ということであった。この異常は触診により当該箇所の軟弱化を検知することから判明するので、色調判断のみでは検出は難しい。臓側面の肋骨部には胸膜炎による癒着痕が多数の検体で認められた。これと合わせて内臓検査では多くの肺で肺炎症状が認められていたことから、肺そのものの色味で肺の異常を検出するよりも、枝肉蔵側面の異常検知と肺の異常の有無と関連付けられないか、と考えた。色調から判断する画像診断では放血不十分の場合と肺炎の区別が難しい場合があるものと想起された。

撮影終了後、同食肉衛生検査所・担当係長同席の下、と畜場の施設長、および同施設・業務課課長と面談し、当方より研究の概要について説明の後、意見交換を行った。当方からは AI 技術を用いた診断補助システム導入のメリットとして、検査水準の高位平準化による食品ロスの軽減への寄与の可能性についてお伝えした。

北海道内の食肉衛生検査所（検査所 A5）ならびに管内と畜場を訪問し、牛についての食肉衛生検査に関する現地調査を実施した。冒頭、本研究の概要について説明した。内臓と頭部・尾部、枝肉は、あるものは検査台で、あるものは異なる高さに懸垂されていた。即ち、検査員の視界は場内 360°、全天球的な範囲に及ぶことから、検査員のヘルメットに装備した GoPRO には検査員周辺の技能員さんたちが必然的に撮影されることになる。適当なオプション（クランプのようなもの）があれば、場内にカメラをセットして撮影することも可能かもしれないということであった。異常個体につき、個体番号（合札番号など）を検査員がその場で GoPRO の音声に入力することは出来ないかという、当方からの打診については、“検査員は検査作業中に、その臓器から個体番号に関する情報を得ることが出来ない。個体番号については持ち場を離れて技能員さんに確認することになるが、作業遂行上、不可能である。また、その間に当該個体は検査台を移動し

ており、その場で音声により正確な情報を記録することは困難である。”とのことであった。また、撮影画像に検査員さんが映り込むことが問題であり、そもそも食肉衛生検査の現場で撮影した画像の持ち出しについてはと畜場事業者の内容チェックと許可が必要ということであった。光源など撮影条件が各施設でバラバラだが、画像データ作成の段階でそのあたりの調整が可能であれば（AI 技術委託事業に調整可能であることを確認）、正常検体データを収集する施設と、異常検体データを収集する施設を個別に選定できるのではないか、ということであった。検査所 A1 ならびに管内と畜場を訪問し、検査所内での撮影条件について検討した。

当方が持参した機器備品（GoPRO、記録メディア、メディアケース、バッテリー充電器、ヘッドストラップ、およびアタッチメント数種類（クリップ式、パイプ用ヒンジ式、フレキシブルワイヤー式、および吸盤式））について同検査所・指導課長と使用方法などについて確認した。検査所 A1 管内のと畜場内で豚の懸垂式臓器（アカモノ：肺、心臓、横隔膜、肝臓）の動画撮影位置について、同課長と検討した。

持参したアタッチメントのうち、H 型鋼板支柱にフレキシブルワイヤー製アタッチメントとクリップ式アタッチメントで GoPRO を設置できた。使い勝手の良さでクリップ式アタッチメントが最適であることが分かった。持参した照度計で懸垂式臓器付近の照度を測定した。臓器が動くことと、測定者（研究代表者）が光源から届く光量を遮っていた可能性があるものの、測定値付近の照度は凡そ 762lx～791lx と、法で定める最低基準（560lx 以上）を十分に上回っていた。

工場内で GoPRO のモニターによる確認：撮影時に作業員が一切映り込まず、懸垂式臓器が画面上で十分な大きさで映るような場所に GoPRO を設置することが出来た。同所内の TV モニターによる撮影後の動画を確認した。上述の通り、撮影時に作業員が一切映り込まず、懸垂式臓器が画面上で十分な大きさで映るような動画撮影が出来ていた。但し、いくつか撮影したファイルの中には画面の片隅に作業

中の人物が（小さくではあるが）見切れているものもあった。懸垂された状態で流れていく肝臓はほとんどが横隔膜面の撮影となるが、中には臓側面側が撮影されるものもある。多数撮影する中でオモテ・ウラの画像収集は可能と思われた。

撮影および撮影動画確認後、検査所 A1 管内と畜場の事務所を訪問した。同施設の施設長をはじめとする 3 名に、持参した説明資料を配布した。同資料に基づき、研究代表者より本研究の概要について説明した。臓器撮影方法について、食肉衛生検査所 A1・指導課長より補足いただき、カメラ（GoPRO）を固定して施設・従業員の方々を画面に入れることなく臓器の撮影を行うことできる旨、説明いただいた。

これに対して、同施設・施設長より、施設内で撮影した画像の取り扱いに関する契約締結（対・酪農大）が必要となる、とのコメントをいただいた（その後、学校法人酪農学園と当該施設との間で秘密保持契約を締結）。当方が必要とする画像はあくまで AI 自己学習用の臓器と枝肉であって、それ以外の目的はないことをお伝えした。

北海道内の食肉衛生検査所（検査所 A8）ならびに管内と畜場を訪問し、と畜場内での撮影条件について検討した。当方が持参した機器備品（GoPRO、記録メディア、メディアケース、バッテリー充電器、ヘッドストラップ、およびアタッチメント数種類（クリップ式、パイプ用ヒンジ式、および吸盤式））について同検査所・専門員と使用方法などについて確認した。検査所 A8 管内のと畜場内で、カメラ固定による牛（午前）、および豚（午後）の検査台上臓器（アカモノ：肺、心臓、横隔膜、肝臓）の動画撮影位置について、同専門員と検討した。検査台付近の照度を測定した。牛・豚の枝肉の撮影には検査員の先生方にご協力いただいた。具体的には検査員のヘルメットに GoPRO を装着した状態で検査業務を行っていただき、その際に動画撮影を行った。撮影した動画については AI 自己学習用データ作成のベースとなりうるかについて、AI 技術委託事業者（ヒューマノーム研究所）に相談・確認することとした。

カメラ固定方式による撮影画像と検査員の先生方

（のヘルメットに装着した GoPRO）による撮影動画を比較した結果から、今後、同課で画像データ収集をお願いする際の撮影方法としては検査員の先生方のヘルメットに GoPRO を装着して行うこととした。

撮影及び撮影動画を確認後、検査所 A8 管内と畜場の事務所を訪問し、同と畜場・場長ならびに部長に本研究の概要について説明した。その上で画像データ収集に関するご理解とご協力をお願いしたところ、同と畜場内で撮影した画像の持ち出しについてご快諾いただいた。実際に撮影を開始する日程等については後日連絡差し上げることを確認した。食肉衛生課に戻った後、同課・所長、同専門員と意見交換、および同課に預ける機材について確認した。また、GoPRO の使用法について紙媒体の説明書を送付すること、場合によっては再度、同課を訪問の上、説明会を開催することとしたが、その後、同施設での画像収集が不可能となった。

宮崎大学・岡林環樹教授（研究分担者）、酪農学園大学・内田玲麻准教授（研究分担者）と事前打ち合わせを行った後、北海道大学・菊池栄作特任准教授（同前）と合流後、同県内の食肉衛生検査所（検査所 AP2）および管内と畜場を訪問し、豚の食肉検査に関する現地調査を行った。宮崎県福祉保健部衛生管理課・主任技師（研究協力者）の他、食肉衛生検査所（検査所 AP4）の副主幹、および検査所 AP2 の副所長、および主査（研究協力者）に当方の研究内容の概略について説明、意見交換を行った後、検査所 AP2 に隣接すると畜場内で豚の食肉検査の現状について調査した。

同と畜場は昭和 50 年代の築造で相応の稼働年数を経ているが、空調設備は整備され、照度も十分だった。内臓は検査台にアカモノが一体となって出てくるベルトコンベア式であった。枝肉検査スペース周囲にはカメラ設置不可能であることが分かった。検査所 AP2 に戻り、簡単な意見交換の後、同県内の食肉衛生検査所（検査所 AP1）に移動した。検査所 AP1・所長ならびに同・副所長と研究内容の他、食肉衛生検査の現場における獣医師不足などに関する内

容も含めた意見交換の後、検査所 AP1 に隣接すると畜場（対象：牛・豚）内で豚の食肉検査の現状について調査した。

検査所 AP1 管内のと畜場は、検査所 AP2 管内のと畜場に比べて小規模な施設だが、空調設備は整備され、照度も十分だった。内臓は検査台にアカモノが一体となって出てくるベルトコンベア式であった。特に枝肉の画像データ収集に関しては脊椎切断後の獣医師検査台付近に両サイドにカメラを設置しての撮影が可能ではないかと思われた。その後、検査所 AP3 管内の食鳥処理場で食鳥検査の現場調査を行った。

検査所 AP3 管内の食鳥処理場は築年数も新しく、相当に大規模な施設であった。一日の平均処理羽数は 81,000～83,000 羽、多い時には 130,000 羽ということであった。食鳥処理及び検査スペースは空調設備が完備され、照度も十分だった。と体については、尾部（ボンボチ）切除前の段階で背面・腹面双方向にカメラを設置しての画像撮影が可能ではないかと思われたことから、今後、検討することとした（その後の、現地での鳥インフルエンザ発生の為、現時点で未実施）。

北海道内の食肉衛生検査所（検査所 A3）を訪問し、検査所内での撮影条件について検討した。同検査所・主査とともに、検査所 A3 管内のと畜場・場長を訪問し、当該研究の内容について説明した上で、同と畜場内での動画撮影と画像データの持ち出し許可についてお願いした。おおよそのご了承をいただくことが出来、後程、撮影画像をご確認いただくこととなった。午前は牛、午後は豚の内臓、枝肉の動画撮影を行い、撮影方法について検討した。同場長を再度訪問し、撮影した画像をご確認いただき、画像データの持ち出しに関するご承諾を得た。検査所 A3 において今後の画像データ授受に関する検討を行い、一定の相互理解を得ることが出来た。

宮崎大学・岡林教授（同前）と、宮崎県内の食肉衛生検査所 AP1 において同県福祉保健部衛生管理課・副主幹（研究協力者）に研究協力要請文書および研究の概要に関する資料をお渡しした。

簡単な打ち合わせの後、牛の検査現場でカメラ固定による画像撮影、並びに検査員の先生のヘルメットにカメラを装着しての画像撮影について検討した。その後、簡単な打ち合わせの後、豚の検査現場に入り、カメラ固定による画像撮影、並びに検査員の先生のヘルメットにカメラを装着しての画像撮影について検討した。現場撮影終了後、撮影した画像を確認しながら、画像データ収集方法について協議した。

その後、検査所 AP1 管内のと畜場（対象：牛・豚）の事務所を訪問した。同事務所において研究協力要請文書および研究の概要に関する資料をお渡しし、研究へのご理解を求めるとともに同と畜場（対象：牛・豚）内で撮影した画像の持ち出しに関してお認めいただけるよう、要請した。その際、我々が必要とする画像データについて、より深くご理解いただく目的で、当日撮影した動画を元に、動画から教師データ作成に必要な画像の切り出し作業に関する画像資料を作成し、これを用いて説明した。（その後、画像持ち出しについて、同と畜場より撮影許可のご連絡をいただいた。）

検査所 AP1 において宮崎県関係諸氏、および岡林教授とともに臓器及び枝肉の撮影方法と撮影した動画データの授受に関して詳細にわたる打ち合わせを行った。撮影開始時期、ヘルメット装着あるいはカメラ固定による動画撮影の実施、動画データ送信方法、動画の内容（異常例などの判別が困難な事例）についての対応、アノテーション作業運営について、相互確認を行った。これに伴い、実際の撮影がより円滑に行えることを目的として、事前に各機材を撮影協力者の検査員に使用していただき、機材の運用に慣れておいていただくことを提案した。訪問予定であった検査所 AP3 管内の食鳥処理場が地域の HPAI 発生のため、キャンセルとなったことから、訪問予定当日は今後の協力要請と情報交換のため、宮崎県保健福祉部衛生管理課訪問に切り替えた。

当日、同課を訪問し、以前宮崎県で AI 画像診断システム開発および試験的運用を実施した際の撮影方法やデータ収集の要領、食鳥と体の正常、および各

種病変（変性、大腸菌症、水腫、消瘦など）の各 600 枚の画像に基づく教師データの作成要領についてレクチャーを受けた。宮崎県は以前、株式会社ヒューマノーム研究所と連携して食鳥と体の画像診断システム試験的運用を行った実績を有する。

同衛生管理課・課長補佐に持参した研究の概要に関する資料、および画像撮影に関する要望書資料をお渡しした。資料に基づき当該研究の概要に関する説明を行い、ご協力をお願いを申し出たところ、当該研究の主旨について、ご賛同いただいた。本学がヒューマノーム研究所と契約締結の折には、宮崎県で保有する AI 画像診断システムに関する画像データについて、譲渡いただける見通しとなった。また、今後の画像データ収集に関する協力依頼と、ご協力いただく内容について詳細な説明と実施事項を確認した。

日本大学・壁谷英則教授（研究分担者）、麻布大学・森田幸雄教授（研究分担者）と茨城県内の食肉衛生検査所（検査所 G1）に到着後、同食肉衛生検査所・所長、および課長とともに検査所 G1 管内のと畜場を訪問し、同施設関係各位に当研究の主旨について説明し、その内容について意見交換を行った。

その後、持参したカメラ 2 台、照度計、およびカメラ設置備品を持参の上、食肉検査の現場調査を実施した。まずは牛の内臓、枝肉、その後、豚の内臓、枝肉検査の現場を踏査した。いずれの検査現場も、明るさは十分に確保されていた。現場ではおもに同前・課長、ならびに所長との意見交換を行う中で、主にヘルメット装着のカメラによる撮影を行い、ビデオカメラのモニターを確認しながら撮影方法について協議を行った。

現場での撮影及び協議終了後、茨城県庁に移動した。同県保健医療部関係各位、ならびに検査所 G1・検査所長も加わり、本研究の主旨ならびに教師データ作成のためのアノテーション作業の実際について説明した後、今後の画像収集の方法、撮影期間、撮影する画像の枚数、画像データの授受に関する方法など、多岐にわたって意見交換を行った。動画撮影のみならず、静止画撮影も可能とのご提案をいただき、そ

の件については当方で持ち帰り AI 業者とも確認を取りながら検討することとした。現場でのご対応、各協議の場において、関係の方々から非常に前向きで協力的なご意見をいただき、次年度以降も含めたご協力をお願いした。

②画像データ収集のために選定した食肉衛生検査所、及び選定施設から得られた画像データに AI 自己学習用の教師データ作成について：現地調査の結果から総合的な判断として、豚についてはアカモノ検査が懸垂方式の北海道・食肉衛生検査所 A1（及び管内と畜場）に、および検査台方式の北海道・食肉衛生検査所 A3（及び管内と畜場）に画像収集の協力を仰ぐこととなった。また、豚の検査台方式を採用している宮崎県・食肉衛生検査所 AP1 及び茨城県・食肉衛生検査所 G1 に画像収集の協力を仰ぐこととなった。

牛についてはアカモノ検査が懸垂方式の北海道・食肉衛生検査所 A3（及び管内と畜場）、及び茨城県・食肉衛生検査所 G1（及び管内と畜場）に、検査台方式の宮崎県・食肉衛生検査所 AP1（及び管内と畜場）に画像収集の協力を仰ぐこととなった。いずれの施設も検査場所周辺の照度は十分確保されていた（食品衛生法に定める 560lx 以上、順光側では 800～1500lx 程度の照度を維持；図 9）。

画像データ収集について、北海道・施設 A3 では 2026 年 1 月 21 日から牛のアカモノおよび枝肉の動画撮影を開始した。宮崎県・施設 AP1 では同年 1 月 14 日より牛及び豚のアカモノおよび枝肉の動画撮影を開始した。北海道・施設 A1 では、研究代表者が所属する学校法人酪農学園（酪農学園大学）と施設 A1 関連のと殺・解体事業体との間で秘密保持契約を 2026 年 1 月 16 日に締結した。それを受けて、同年 2 月 9 日に施設 A1 で豚・アカモノ（懸垂式）の動画撮影を開始した。

撮影された画像データはそれぞれの食肉衛生検査所から一施設 AP1 の場合は宮崎県衛生管理課を介して一研究代表者が受領した。それぞれの施設で撮影、送付された画像データは、研究代表者から AI 技

術委託事業者（株式会社ヒューマノーム研究所）に送付し、同事業者により開発されたアノテーション用ソフトに取り込まれた。画像データを用いてアノテーション作業を行い、AI 自己学習用の教師データを作成した。なお、茨城県・施設 G1 では 2026 年 6 月以降から撮影を開始し、画像データを収集、送付していただくことで合意している。

③アノテーションにより作製された教師データと画像判定ミニモデルについて：画像判定ミニモデル学習においては、牛の内臓検査画像を対象とし、肝臓に関連する情報が付与されている 8 ラベルを学習対象として選定した。各ラベルの詳細およびそれぞれのラベルが付与された件数を表 3 に示した。

データ分割手法として、動画のフレーム位置に基づき「ブロックサイズ=10 フレーム」としたブロック分割方式を採用した。撮影された動画の前後フレームは見た目が非常によく似ていたため、近いフレームが学習用と評価用にまたがって入ると、モデルが未知の画像に対して正しく判断できているのかを適切に評価できなくなるための措置であった。情報リークの防止措置としても実行した。そのため、本研究では 10 フレームずつを 1 つのまとまりとして扱い、このまとまり単位で学習用・検証用・テスト用に分割した。分割比率は、モデルの学習に十分なデータ量を確保しつつ、学習途中の調整と最終評価をそれぞれ独立して行えるよう、学習用 70%、検証用 15%、テスト用 15%とした。分割用途と、それぞれに割り当てたフレーム数を表 4 に示した。

今回、牛を対象とするデータを利用するため、task_34~37 までの画像データを利用した。タスクとは分割された動画画像のデータである。各分割とそのタスク別内訳を表 5 に示した。

構築した AI モデルにおいて用いた学習条件について、表 6 に示した。まずは学習挙動の確認を目的とし、学習回数は 2 回分（2 エポック）とした。また、学習率は 0.005 とした。学習の開始直後はモデルの調整が不安定になりやすいため、最初は小さい修正から始め、徐々に通常の学習率まで上げる設定

（ウォームアップ）を用いた。

学習中の誤差（Loss）の変化について、表 7 に示した。損失は、モデルの予測と正解とのずれを数値化した指標であり、一般に値が小さいほど学習が進んでいることを示している。Train Loss は学習データ全体に対する総合的な誤差、Train Loss (classifier) は検出対象の種類（疾病名やラベル）の判別誤差、Train Loss (box_reg) は検出対象を囲むバウンディングボックスの位置および大きさの誤差を表している。すなわち、classifier は「何が写っているか」の誤差、box_reg は「どこにあるか」の誤差に対応している。今回の結果では、Train Loss は 0.7269 から 0.5041 に低下しており、全体として学習は進んでいることが確認された。特に classifier は 0.4469 から 0.2368 に低下しており、種類に関する識別は改善傾向を示した。一方で box_reg は 0.2015 から 0.2310 と大きな改善を示しておらず、位置推定については引き続き改善の余地があると考えられる。なお、これらは学習データ上での指標であり、最終的な性能評価には validation データおよび test データによる別途の確認が必要である。

構築したモデルの性能評価には、物体検出分野で広く用いられる COCO 評価指標を用いた。これは、モデルが「何を検出したか」だけでなく、「どの位置をどの程度正確に囲えたか」も含めて評価するための指標である。即ち「研究方法」の項で述べた通り、以下の指標を用いた。

- AP (Average Precision) : IoU 閾値 0.50:0.95 での平均適合率
- AP50 : IoU 閾値 0.50 での適合率
- AP75 : IoU 閾値 0.75 での適合率
- AR (Average Recall) : IoU 閾値 0.50:0.95 での平均再現率

ここで IoU は、モデルが予測した領域と正解領域の重なり具合を表す指標であり、値が大きいほど位置が正確であることを示すものである。AP は検出の正確さ、AR は見落としの少なさを表している。特

に AP50 は比較的ゆるい位置一致条件での性能、AP75 はより厳しい位置一致条件での性能を示す指標となる。

構築したモデルについて、テストデータを用いた全体評価の結果を表 8 に示した。AP@[IoU=0.50:0.95] は 0.057、AP50 は 0.172、AP75 は 0.018 であった。これは、対象の大まかな位置を捉える例は一部見られるものの、位置を厳密に特定する性能はまだ十分ではないことを示している。また、AR も 0.112~0.210 にとどまっており、見落としが多いことが示唆された。

さらに、テストデータを用いてクラス別に評価を実施した結果を表 9 に示した。「牛：胆嚢」は比較的高い性能を示した一方で、多くのラベルでは AP が低く、ラベルごとの差が大きかった。これは、クラスごとのデータ数の偏りや、ラベル体系の細分化、見た目の類似性などが影響している可能性を示すものであった。

D. 考察

国内の食肉検査における CVS/AI 技術導入に関する実態調査の結果から、わが国では同技術に関して食肉検査への導入実績は一部の試験的事例を除き、ほぼ存在しないことが判明した。食肉検査の現場からは AI 技術に基づく画像診断を内臓検査や枝肉検査、あるいは病理診断の補助システムとして導入することへの要望や、AI 技術導入による判断基準の平準化実現を期待する意見が認められた。別の意見として、自治体単独レベルでの導入に関しては困難であるというものもあった。公務員獣医師の人材不足により食肉検査における CVS/AI 技術導入が求められる一方、こうした新規技術の導入には巨額の予算が必要である。また、新規診断機器の設置には大幅な施設改修など、機器購入のみならず施設環境の抜本的な見直し求められることが考えられる。食肉検査における CVS/AI 技術の実装を実現するためには、そのための予算確保の点で国家レベルでの対応が求められる。

CVS/AI 技術の開発ならびに導入に関する先進国で

あるデンマークでは、食鳥と体検査用の VetInspector、牛・豚の枝肉の汚染検出用の Vision システムを開発していた。システム開発には長い年月と膨大な量のデータ集積とそれに伴う多大な労力が求められることが明らかとなった。デンマーク国内では、これらの画像診断システムが一部の食肉衛生検査所において試験導入が進められており、同時に彼の国は食肉検査における将来的な CVS/AI 技術導入のために EU の関連法改正に向けた活動を実施していた。試験導入している豚用 Vision システムについては、検査員の判定との比較による、同システムの評価も行われていた[Lund et al., 2025]。わが国においても食肉検査における将来的な CVS/AI 技術導入に際しては、国内の検査基準に沿った、検査員による判定結果との比較を行う必要が生じるものと考えられる。食鳥と体検査用の VetInspector、牛・豚の枝肉の汚染検出用の Vision システムともに、収集・活用しているデータ数は万を超えている。システム開発には DFVA が深く関与し、VetInspector の例では技術面を民間企業の IHFood が担当し、DTU や DMRI あるいは DTI が共同で携わっている。国内の食肉検査における将来的な CVS/AI 技術による画像診断システム開発のためには、デンマークの事例に倣って、大規模な産・官・学の共同体チームによる取り組みが求められる。また、CVS/AI 技術による画像診断システム実装には、日本でもデンマーク・EU の場合と同様に、と畜場法など関連法規の改定が必要となる。そのためにも行政面からの強力な支援が不可欠である。

本研究は CVS/AI 技術を用いた画像診断モデル作成を通して、CVS/AI 技術が我が国の食肉検査における補助システムとして活用可能か、そしてその補助システムの実現性について評価するものである（「食肉・食鳥肉の検査補助へのデジタル技術活用の可能性と実現性の評価」については、令和 7~8 年度において取り進める「画像診断の基盤となる、AI の自己学習に供する教師データの作成」ならびに「AI 画像診断モデルの作成」に基づき、令和 9 年度に実施する）。そのために、AI 画像診断モデルの構築を試

み、その過程ならびに同診断モデルによる食肉検査を試行することにより、食肉検査の検査補助に関して CVS/AI 画像診断システムの可能性を検討する。画像診断モデルの作成に必須である教師データは、現場で撮影し収集した画像データに基づき作成される。その原資となる画像データ収集のために食肉衛生検査所内で動画撮影をする際に、検査所内において企業秘密を含む場合がある設備機器や作業従事者の容貌などのプライバシー侵害に抵触する映像が映り込むことがある。本研究遂行の上で、食肉衛生検査における現場内の映像を大学および AI 技術委託事業者といった外部の組織間で共有することは不可避であるが、と畜解体処理事業体の中には情報管理においてこのような状況自体を危惧される場合がある。即ち、現場で得られた画像データの研究班および AI 委託事業者での使用については、と殺・解体事業者の理解醸成が課題となる（図 10）。そのため、研究班では関連のと殺・解体事業者に対して、都度、画像データ撮影とデータ活用に関する十分な説明を行っている。関連事業者の個人情報などの特定の情報が研究関係者以外の第三者に漏洩することを防ぐため、2026 年 1 月 16 日、学校法人酪農学園と北海道内の食肉検査所 A1 管内と畜場との間で、同施設の求めに応じて秘密保持契約を締結した。

本研究における「画像診断の基盤となる、AI の自己学習に供する教師データの作成」ならびに「AI 画像診断モデルの作成」については当初計画案に基づき、今年度から令和 8 年度にかけて実施している。画像診断モデルの作成に必須である教師データの原資となる画像データ収集を 2026 年 1 月より開始した。そのため、申請時の計画上では大きな遅れはないが、デンマークでの AI 画像診断システム開発に関する説明からもわかるように、より良い AI 画像診断システムにはより多くの優れた教師データ（＝画像データ）が必要とされる。また、AI 画像判断関連業者が集う、業界の展示会での聞き込みによると、AI 学習による外観判定には多くの困難が伴い、数年前から各社 AI を導入した外観検査・判定の研究開発を推進した結果、大半は失敗に帰している、というこ

とである。さらには、と畜検査では工業製品と異なり個体差がある肉・内臓が対象であり、またそれらの表面に付随する脂肪等の夾雑物の影響で肉・内臓の背景画像と異常部位とのコントラストが出にくいことが想定される。赤い魚肉中のアニサキスの白い虫体のようにコントラストが明瞭な対象については、AI 画像診断は外観検査における高い識別能を示すが、臓器の画像診断の条件は厳しいものであるとの指摘も受けている。

検査の補助モデルとして何をを目指すのか、例えば「良品」の特徴を学習又はベースに「いつもと違う（異常）」を弾くか、「不良品」の特徴を学習又はベースにそれと合致したものを「異常」として検出するのか、また、少しでも異常があればヒトに知らせることを主眼として感度を高く、特異度を低くするのか、それとも、ある程度確度の高い異常を知らせるために感度を低く、特異度を上げるのか、明確にしてから取り組んだほうが良いが、試行しながらシステムの方向性や感度等を調整していくことが現実的と思われる。まずは個々の疾病や異常を特定して検出するのではなく、「正常か/異常か」の識別に注目して、その精度を上げていくことを考えている。食肉・内臓なら、いくつかの内臓と疾病に判定対象を限定することが成果獲得に寄与するとの意見も伺った。本研究においても判定対象については、検出すべき重要性和照らし合わせながら、まずは肝臓と枝肉を対象として研究を取り進めているところである。

上述の内容を鑑みるに、本研究における画像データ収集はより早期に開始すべきであった。当研究班では、より早い時期からの画像収集開始を目指して鋭意、各現場での撮影交渉に取り組んできた。しかしながら、その活動において、食肉検査の現場での画像を外部（大学や AI 技術委託先）へ持ち出すことについて、と殺・解体事業体によっては了解を得るまでに時間を要する場合があります、その点では想定外に時間を要することとなった。

今回行ったアノテーション作業とそれに基づく画像判定モデルを用いて得られた結果は初期的な試験

学習に基づくものであり、現時点の目的は最終性能の確定ではなく、現行アノテーション条件下での学習可能性と主要課題の把握にある。今後の画像判定から画像診断のためのモデル構築において、以下の結果と、それらに伴う課題が明らかとなった。

判定結果としては「牛：胆嚢」が最高精度（AP50=0.868）であった。これは、胆嚢は形状が比較的明瞭で、他の臓器との視覚的区別がつきやすいことが高精度の要因と考えられる。また、今回実施したアノテーション作業の中でアノテーション件数も137件と比較的多く、複数のタスク（画像データファイル）にまたがって収集されていたことから、撮像条件や出現状況の偏りが相対的に小さかった可能性も寄与しているものと思われる。また、肝臓は暗赤色から暗濃青紫色系の色調であるのに対し、灰白色系の胆嚢は色調判断上のコントラストが明瞭であることが影響したものと考えられた。一方、肝臓関連ラベルにおいては AP50=0.003~0.265 と判定精度にばらつきが認められた。その中で「乳用種経産牛：肝臓」（AP50=0.265）は一定の検出が可能であったが、「肝臓に付着した横隔膜」（AP50=0.000）は全く検出できなかった。これについては、後者はアノテーション件数が17件と極めて少なく、単一タスクにしか出現しなかったことが主因と考えられる。

今回試行し、検討したミニモデルにおける判定精度は全体として低い水準（AP 値：0.057）であった。これは本試行が初期 AI 開発であり、データ量（学習用 189 フレーム）および学習エポック数（2 エポック）が限定的であったことに加え、以下の構造的な課題に起因すると考えられる。

一つには、ラベル体系の細粒度化によるクラス数の多さ（8 クラス）に対してデータ量が不足していたこと、もう一つは類似した外観の臓器・構造が異なるラベルに分かれていたこと（例：「肝臓に付着した脂肪など」と「牛：肝臓に付着した脂肪など」）、さらにはアノテーション件数が17~248件とクラス間で大きな不均衡があったこと、である。また、位置推定精度は特に課題が大きいことが明らかとなった。AP50 に比べて AP75 が大きく低下していること

から、対象の大まかな位置を捉える例はある一方で、正解領域を厳密に囲う精度は十分ではないと考えられる。学習過程において classifier loss は低下した一方、box regression loss は明確な改善を示さなかったことから、現段階では対象の種類の識別よりも、位置を正確に推定することが課題であることが示唆される。

さらに別途、アノテーション難易度について大きな影響を与えうる課題として「臓器検出と状態分類の難易度差」をあげることが出来る。生物医学画像における解剖学的構造の計測では高い再現性を示す例がある一方で、病理グレーディングのような状態評価では一致率が低下しやすいことは、専門家の間で意見が一致している。臓器の位置・形状の判定は専門家間で 99.5%一致するのに対して、状態のグレーディングは 9.9~60%しか一致しないことが報告されている。このことから、状態分類は臓器検出以上に、定義の明確化と判定基準の統一が重要であると考えられる [McErlean et al., 2013; Taraz Jamshidi et al., 2024]。一方、医用画像解析全般では、対象の形態的多様性や視覚的類似性がタスクの難しさを高めることが知られている [Litjens et al., 2017]。状態判定の曖昧さについては、観察者間一致率の低さとして定量的にも示されている [Taraz Jamshidi et al., 2024]。

これらの課題に関して、マクロ画像による牛内臓検出の深層学習研究に関する論文は、当該研究班で検索した限りでは見つけられていない。最も近い先行研究は豚内臓セグメンテーション [McKenna et al., 2018]、及び鶏内臓セグメンテーション [Philipsen et al., 2018] であるが、いずれも主眼は臓器検出におかれており、正常/異常といった状態分類までを同時に扱う構成ではない。生物医学画像におけるアノテーション品質は、境界やラベル判断の曖昧さ、観察者間ばらつき、指示不足による解釈のずれに影響されることが報告されている [Rädsch et al., 2023]。対象物のサイズ、境界の曖昧さ、状態判定の曖昧さ、見落とし、クラス間の形態的類似性が検出精度に大きく影響する。今回用いた牛肝臓の画像は懸垂式であ

り、肝臓の懸架へ懸ける肝臓の位置や角度の違いが肝臓の位置（高さや方向）における大きな違いとなっていた。このことが AI による肝臓の位置推定精度に多大な影響を与えたものと考えられる。

教師データ作成には多大な労力を要することから、複数の人員による共同作業化は不可欠である。その際にラベリングの統一が重要となる。生物医学画像におけるアノテーション品質は、境界やラベル判断の曖昧さ、観察者間ばらつき、指示不足による解釈のずれに影響されることが報告されている[Rädsch et al., 2023]。ラベル命名の不統一は、ラベルノイズおよびラベリングスキーマの不整合の一種として、学習データ品質を低下させる要因と考えられる。医用画像 AI では、ラベル不一致やノイズは下流の学習・評価・実装に影響し得ることが指摘されており、そのためデータ拡充や再学習に先立ってラベル体系および命名規則を整理することが推奨されている[Abdalla et al., 2023; Zhou et al., 2021; Filice et al., 2021]。また、生物医学画像では、テキストのみの指示に比べて、例示画像を含むラベリングの提供がアノテーション品質を有意に向上させることが報告されている[Rädsch et al., 2023]。こうしたラベル命名規則の重要性を踏まえて、今後のアノテーション作業・ラベリングの分担実施においては具体的な画像を用いた指示に基づく研究班内の意思統一を図っている。また前述の知見より、ラベリング指示書の作成と配布は、重要である（現在、作成中）。今回試作したモデル検証により、初期データでの AI 構築の可能性と課題が明らかになった。今後の大規模データ収集、及びより本格的な CVS/AI 技術に基づく食肉検査における画像診断モデル構築に向けて、以下の方策を検討していく。いずれも AI 技術委託事業者との緊密な連携体制の下、取り進めて行く。一つ目は、「ラベル体系の再設計」である。品種・臓器・状態・観察面を属性として分離し、まずは臓器検出（少数クラス）から開始し、段階的に状態分類を追加することで、より有効かつ量的にも十分な教師データ作成を行う。これに伴い、二つ目は「データ量の増加」に努める。

AI による検出精度の向上には、各クラスについて現状より十分多い件数のアノテーションを確保することが望ましい。特に、データ数の少ないクラスでは性能が著しく低下していたことから、少なくとも数百件規模を目安とした追加収集を検討する必要があるものと予想される。特にデータの少ないクラス（肝臓に付着した横隔膜等）の重点的な収集が求められる。

また、データについては量とともに多様性が求められる。そこで三つ目としては「タスク（動画）の多様性確保」について取り進める。各ラベルが複数のタスク（動画）に分布するようデータを収集し、個体差、撮像条件、出現状況の偏りを抑えることで、モデルの汎化性能を向上させる狙いがある。

以上の対策実施を前提として、四つ目として「学習の本格化」、AI 自己学習の本格的な実施が求められる。上記のデータ整備を前提として、エポック数の増加、データ拡張（Data Augmentation）の適用、学習率スケジューラの最適化等により、モデル性能の向上を図る。

同時に、撮影方法ならびに撮影した画像の前処理に関する改善策についての検討していく必要があるものと考えている。「研究結果③」で示した AI 画像判断ミニモデル構築の結果、および前述の生物・医学領域におけるマクロ画像を対象とした深層学習研究に関する論文文献調査の知見から、今回の試験学習では、位置推定精度の低さ、クラス間の性能差、ならびにラベル設計およびデータばらつきに起因すると考えられる課題が確認された。これらを踏まえ、撮影条件、画像前処理、アノテーション運用の各方面に関しても、以下の方策を検討していく。以下の方策についても、AI 技術委託事業者との緊密な連携体制の下、取り進めて行く。

一つ目は、「画像の前処理に関する改善」について、である。撮影する各食肉衛生検査所内における照明条件の差を減らし、見た目のばらつきを抑えることを目的として、輝度・コントラスト調整が必要となるが、学習データの前処理として、ヒストグラム均等化等の輝度調整手法を適用し、照明条件のばらつ

きを計算機的に軽減する。また、少量データでも見え方の違いに対応しやすくするために「データ拡張」についても対処していく。具体的には得られた画像データについて回転、反転、スケール変換、色調変換等のデータ拡張を適用し、限られたデータ量を補完する。

二つ目は「アノテーション運用の改善に係る方策」である。これは大きく二つの改善対策項目に分けられる。一つは前述の通り、アノテーション、延いては診断モデルの判定精度向上のためにラベル命名時の不統一やクラス数の爆発—分類すべきカテゴリ（クラス）の数が膨大になることで、AI 診断モデルの計算量や必要なデータ量が急激に増加し、精度や学習効率が著しく低下する現象—の防止を目的とした「ラベル体系の標準化・均一化」である。具体的には臓器名と状態を分離したラベル体系へと移行していく。もう一つは作業効率の改善に資する方策である。即ち、アノテーションコストを抑えながら、同時に学習データ量を増やすことを目的とした、アノテーションが実施されているフレーム間のアノテーションを補間する「動画フレーム間のキーフレーム補間」について取り組んでいく。

研究分担者及び AI 技術委託事業者を含む研究協力者との緊密な連携体制を維持、向上させる中で、以上の改善策について検討・実行していく。その結果として、本研究課題におけるより良い成果の結実を目指していく。

E. 結論

本研究は CVS/AI 技術を用いた画像診断モデル作成を通して、CVS/AI 技術が我が国の食肉検査における補助システムとして活用可能か、そしてその補助システムの実現性について評価するものである。そして「食肉・食鳥肉の検査補助へのデジタル技術活用の可能性と実現性の評価」については、令和 7～8 年度において取り進める「画像診断の基盤となる、AI の自己学習に供する教師データの作成」ならびに「AI 画像診断モデルの作成」に基づき、令和 9 年度に実施する。したがって、研究初年度が終了した現

時点では明確な結論付けは出来ない。

研究の円滑な取り進めの為には、連携体制にある各地方自治体及びこれら自治体が所轄する食肉衛生検査所との綿密な連絡体制を堅持すること、AI 自己学習用の教師データ作成には AI 技術委託事業者を含めた研究班の連携が重要である。

F. 健康危険情報

特になし。

G. 研究発表

1. 論文発表

Eki M, Sasaki M, Muramatsu Y, Kobayashi M, Ishikawa T, Uchida L. Detection of haemosporidian parasite lineages from wild bird carcasses collected in eastern Japan. *J Vet Med Sci* 87(7): 838-842, 2025.

赤池 洋, 長井 誠, 森田 幸雄. 採卵養鶏農場における農場 HACCP 導入後の鶏卵の安全性と生産性. 鶏病研究会会報 61(3): 116-122, 2025.

Sutsiree I, Phirabhat S, Sumalee B, Morita Y, Watcharapong M, Ruethai N, Ratchadaporn B. Extended-spectrum β -lactamase-producing *Escherichia coli* in retail pork and market environments: Genetic diversity and antimicrobial resistance in Thailand. *Foodborne Pathog Dis* <https://doi.org/10.1089/fpd.2025.0045>

Tesakul S, Mitsuwan W, Morita Y, Kitpipit W. Effects of heat stress on egg performance in laying hens under hot and humid conditions. *Vet World* 18: 851-858, 2025.

Mitsuwan W, Boripun R, Saengsawang P, Itongead S, Boonplu S, Chanpakdee R, Morita Y, Boonmar S, Rojanakun N, Suksriroj N, Ruekaewma C, Tenitsara T. Multidrug resistance, biofilm-forming ability, and molecular characterization of *Vibrio* species isolated from foods in Thailand. *Antibiotics (Basel)* 14: 235, 2025.

Ullah S, Notsu K, Saito A, Okabayashi T, Mekata H, Shiokawa M, Aoki H, Sekiguchi S. Development of

multiplex reverse-transcription digital PCR assay for co-detection of bovine leukemia virus and bovine viral diarrhea virus in cattle. J Virol Methods 6:340 115298, 2025.

Jin Z, Taguwa S, Hirano J, Uemura K, Ono C, Saito A, Okabayashi T, Maeda Y, Kinoshita T, Matsuura Y. SFTSV utilizes AXL/GAS6 for entry via PI3K-PLC-dependent macropinocytosis activated by AXL-kinase. J Virol 23;99(9) e0022125, 2025.

Mazimpak E, Ringo R-S, Hirooka T, Okabayashi T. Efficacy of PCV2 vaccination under natural conditions: A longitudinal study using PCR and virus isolation. Vet Sci 11;12(6): 575, 2025.

Mekata H, Yamamoto M, Kaneko Y, Yamada K, Okabayashi T, Saito A. Urine of cats with severe fever with thrombocytopenia syndrome: A potential source of infection transmission. Pathogens 5;14(3): 254, 2025.

Virhuez-Mendoza M, Ishijima K, Tatemoto K, Kuroda Y, Inoue Y, Nishino A, Yamamoto T, Uda A, Hotta A, Kabeya H, Shimoda H, Suzuki K, Komiya T, Seto J, Iwashina Y, Hirano D, Sawada M, Yamaguchi S, Hosaka F, Maeda K. Recent Hepatitis E virus infection in wild boars and other ungulates in Japan. Viruses 17(4): 524, 2025.

Ukita M, Yasuda A, Kikuchi E, Hinata T, Makita K. Direct economic losses in farms and government compensation costs due to highly pathogenic avian influenza outbreaks in Japan during the 2022-23 season. J Vet Med Sci 87(9): 976-985, 2025.

2. 学会発表

成田 駿、小野寺 杏佳、内田 玲麻、村松 康和. 異なる品種の牛から新規分離された *Coxiella burnetii* 近縁2株の全ゲノム解析. 第72回日本ウイルス学会学術集会 2025年10月29日.

小野寺 杏佳、成田 駿、内田 玲麻、村松 康和. 乳牛および肉牛由来 *Coxiella burnetii* 株の分離. 第168回日本獣医学会学術集会 2025年9月5日.

野村 能暉、和田 梓、壁谷 英則、丸山 総一、馬 幸延、塚本 健太郎、佐藤 真伍. マングースおよびハクビシン由来 *Bartonella henselae* の全ゲノム解析による病原性の推定. 第168回日本獣医学会学術集会 2025年9月3日.

青山 新、寺橋 寛太、東 鈴奈、林 翔、坂本 千恵莉、坂本 統也、日向 綾子、佐藤 真伍、丸山 総一、壁谷 英則. わが国の野生鹿、猪由来 *Campylobacter* 分離株の分子疫学的研究. 第168回日本獣医学会学術集会 2025年9月5日.

日向 綾子、澤田 幹夫、増田 絢、松本 淳、壁谷 英則. ジビエ用ニホンジカの剥皮時に見つかった毛包虫症例 *Demodex mites* in sika deer. 第95回日本寄生虫学会大会 2026年3月22日.

福家 直幸、金子 泰之、平井 卓哉、岡林 環樹. 宮崎県内における猫の重症熱性血小板減少症候群 (SFTS) の現状. 第168回日本獣医学会病理分科会シンポジウム 2025年9月3日.

平野 慎二、井尻 萌、松本 祐介、藤本 佳万、石田 大歩、長井 誠、岡林 環樹、小原 恭子. 湖沼水における獣医学領域における汎用培地を用いた細菌分離・同定について. 第168回日本獣医学会学術集会 2025年9月5日.

岡林 環樹. 8 大学産業動物防疫コンソーシアムによる家畜伝染病早期警戒網構築事業. 第168回日本獣医学会学術集会 2025年9月3日.

Okabayashi T. CADIC: One Health Platform for Zoonotic Disease Response. International Conference on Fundamental and Applied Research 開催地: インドネシア 2025年10月

森田 幸雄. カンピロバクター食中毒を防ぐために. 公益財団法人目黒寄生虫館・農林水産省共催 食品安全シンポジウム 2026年3月19日.

森田 幸雄. 食鳥処理段階における現場の状況と課題. 内閣府食品安全委員会 第99回微生物・ウイルス専門調査会. 2026年3月9日.

森田 幸雄. と畜場搬入以降における家畜・畜産物の安全性確保の試み. 日本家畜衛生学会 家畜衛生フォーラム 2025「切り口の異なる多方面からの畜産環境

テーマの展開 -畜産環境の安全性を考える-」 2025 年 12 月 12 日.

森田 幸雄. ジビエの衛生管理. 第 121 回日本食品衛生学会学術講演会教育講演. 2025 年 10 月 17 日.

H. 知的財産権の出願・登録状況 (予定を含む。)

1. 特許取得

特になし。

2. 実用新案登録

特になし。

3. その他

●新聞報道

当該研究について読売新聞夕刊(2025 年 4 月 14 日)に掲載された。

・紙面タイトル：

「食肉出荷前検査 AI で 獣医師不足に対応 厚労省実証研究」

・電子版タイトル：

「AI で食肉の安全検査、画像分析で異常を発見…獣医師不足に対応し厚労省が実証研究」

・電子版 URL：

<https://www.yomiuri.co.jp/science/20250414-OYT1T50084/>

●本研究が酪農学園大学ホームページに「NEWS No. 7 (2025 年度)」として、掲載された。

・タイトル：「人工知能技術 (AI) を活用した食肉検査の実証研究がスタート」

・ URL：

<https://www.rakuno.ac.jp/archives/37369.html>

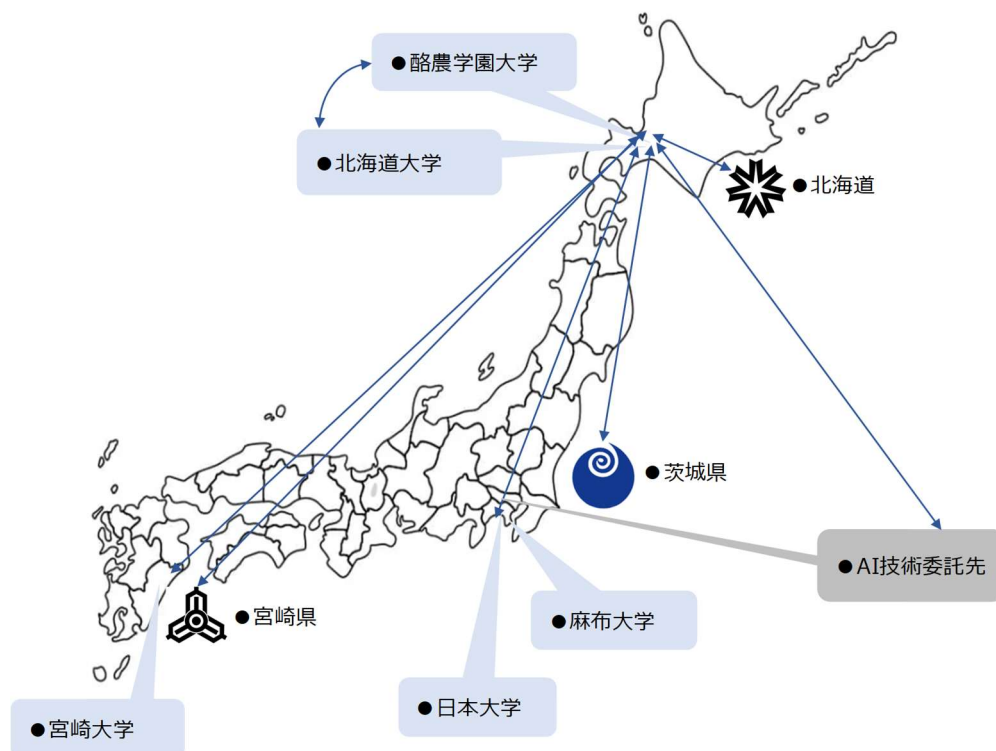


図 1. 研究組織全体の連携・協力体制

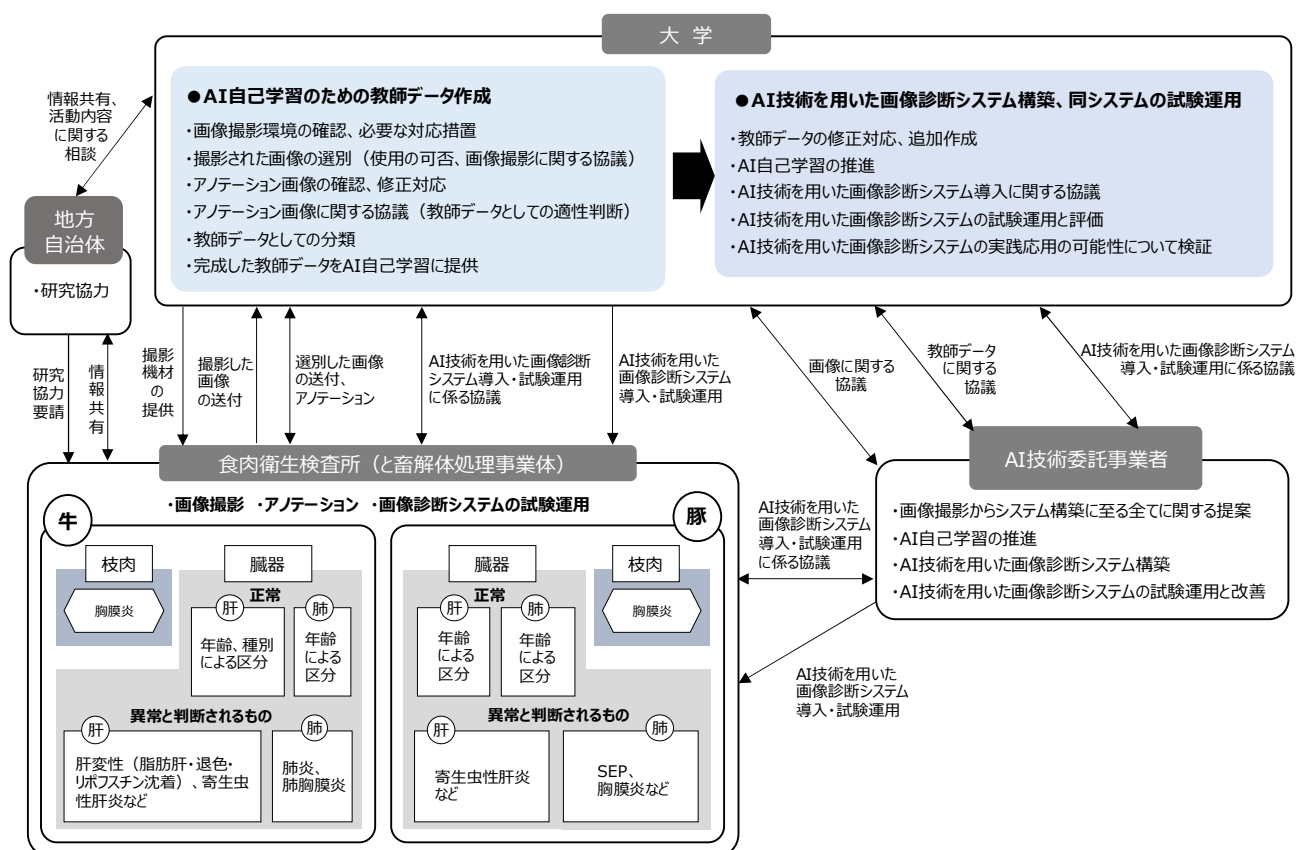


図2. 連携機関・組織との協力体制・画像データの運用について.

A



B

以前の提案		今回の提案	
豚：肝臓 正常		豚：肝臓 正常	
豚：心臓 正常		豚：心臓 正常	その他の臓器
腸管	対象外	腸管	
豚：肝臓 間質肝炎		豚：肝臓 間質肝炎	
豚：肝臓 肝包膜炎		豚：肝臓 肝包膜炎	
豚：肝臓 その他の肝炎		豚：肝臓 その他の肝炎	
豚：肺 MPS①		豚：肺 MPS①	その他の臓器
豚：肺 その他の肺炎		豚：肺 その他の肺炎	
豚：肺 胸膜炎		豚：肺 胸膜炎	
豚：肺 MPS②		豚：肺 MPS②	
豚：頭部	対象外	豚：頭部	
豚：心臓 心外膜炎		豚：心臓 心外膜炎	
豚：肺 正常		豚：肺 正常	
検査員のグローブ		検査員のグローブ	対象外
検査刀		検査刀	
廃棄臓器	対象外	廃棄臓器	
豚：横隔膜 正常		豚：横隔膜 正常	その他の臓器
豚：胆嚢 正常		豚：胆嚢 正常	

図3. アノテーション作業における各種臓器・部位の枠付けと枠付けされた部位の名称の統一（豚・アカモノ）。パネルA: フレーム内における枠付けの例、パネルB: 枠付けされた臓器・部位の名称一覧。当初、腸管も「腸管」との名称で枠付けしていたが、作業効率御観点からパネルBの右側カラムの方式を採用した。

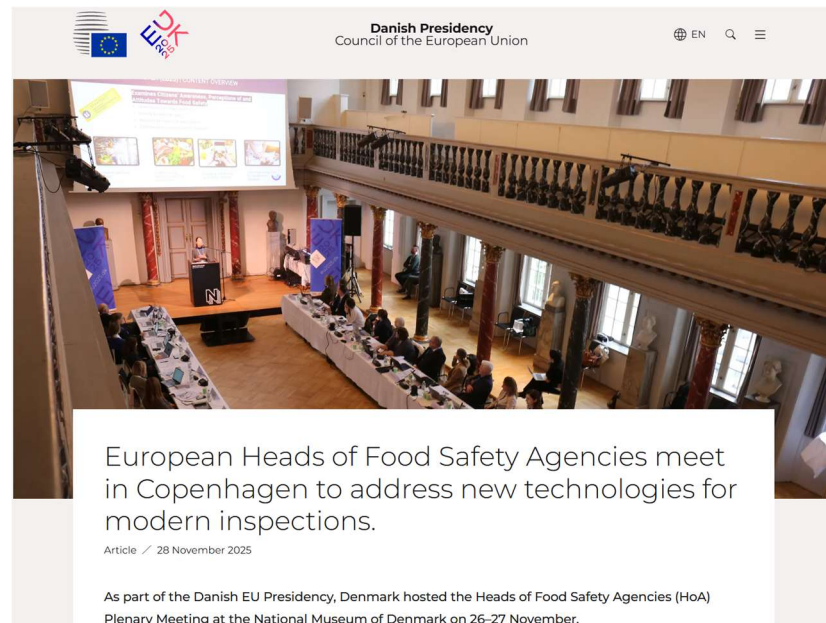


図 4. 2025 年 11 月 26, 27 日に開催された新技術を議題とする HoA の会合. (<https://danish-presidency.consilium.europa.eu/en/news/european-heads-of-food-safety-agencies-meet-in-copenhagen-to-address-new-technologies-for-modern-inspections/?etrans=pt>).

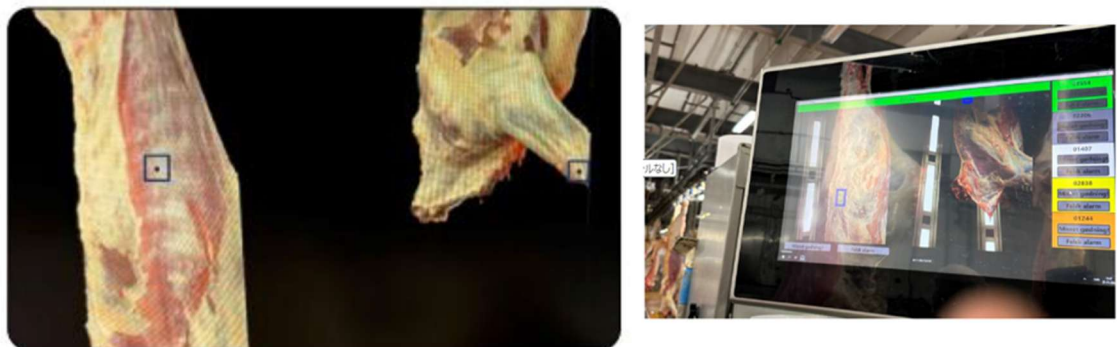


図 5. 牛枝肉における Vision システム. 汚染箇所を作業者にモニター上で提示する (青い枠内).



図 6. デニッシュクラウン社ホーセンスと畜・加工場に導入されている豚枝肉の Vision システム.

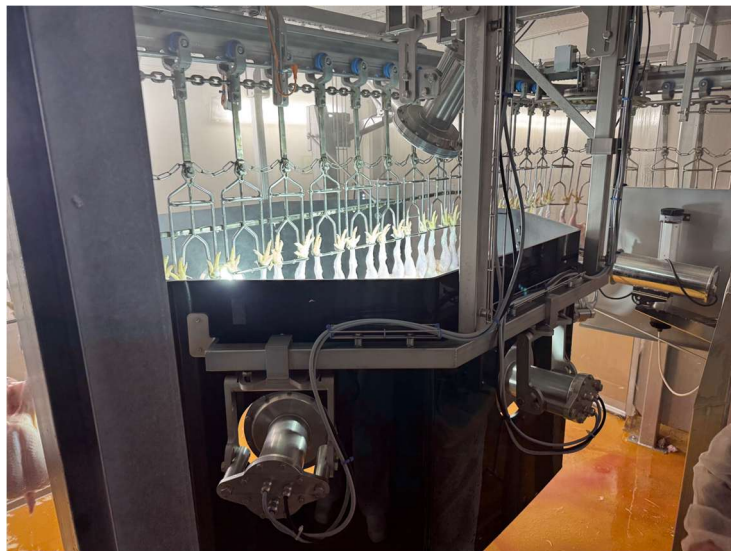


図 7. Danpo Aars 工場で稼働中の VetInspector システム. 黒いパネルを貫き、あるいは上から食鳥と体を臨む円筒形の物体が VetInspector のカメラシステム.

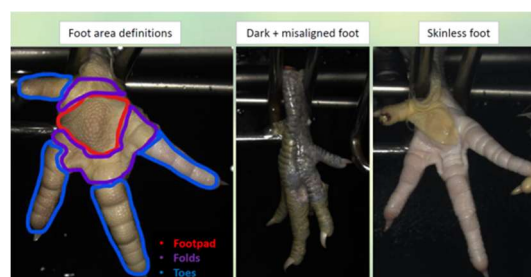


図 8. VetInspector システムによるモミジの状態判定. 左: モミジ各部の認識領域、中: 異常例 (黒変、指列異常)、右: 異常例 (皮膚の剥離)



図9. 食肉検査所内での照度測定の結果.

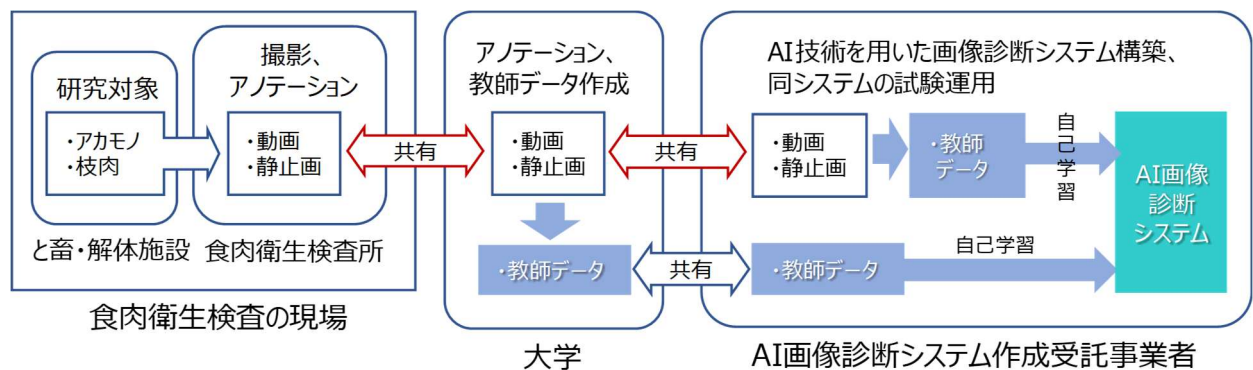


図10. 画像データの流れ(イメージ). 食肉衛生検査の現場における撮影時には周囲の従業者や施設・整備が映り込むことは避けられない。食肉衛生検査所外への画像データの持ち出しと共有を図り、当該研究を推進するにあたり、と殺・解体事業者にとって赤矢印の部分が問題となる。研究遂行のためには、と殺・解体事業者との協力体制を確立することが重要である。

表 1. 画像診断システムによる豚と殺後の検査に関する文献.

文献の出典に関する情報					CVS/AIに関する情報							
タイトル	発表年	掲載書名	著者 (FA+et al.)	URL	実施 (発表) した国	CVS の目的	AI技術 導入の有 無	検査対象 の畜種	検査対象 の部位	検査に供した サンプル数	CVSの評価方法 (CVSのみ？CVSと検査員 の判定結果の比較？)	CVS 評価の結果
Reliability of remote post-mortem veterinary meat inspections in pigs using augmented-reality live-stream video software	2021	Food Control	Viktor Almqvist	https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0956713521000785	Sweden	—	無	pig	red organs (heart, lungs, liver and kidneys and, when applicable, intestines)	400	OC(on-site inspections (OSI)) vs remote inspections (RI)	75.2% (TC, n = 153) and 99.8% (codes 26, tumour and 46, abnormal odour, n = 400),
Comparing computer vision models for detecting chronic pleurisy in pigs	2026	Prev Vet Med	Lund, DH	https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167587725002867?via%3DiHub	Denmark	AH, FS	有	pig	16 individual images (eight from each carcass half) to detect chronic pleurisy	85,413	CVS vs meat inspectors	The CVS models demonstrated superior sensitivity (84.7–90.3 %) compared to the meat inspectors (79.4–83.0 %), while the meat inspectors maintained slightly higher specificity (99.7–99.9 % versus 97.6–98.8 %).
Non-Invasive Human-Free Diagnosis Methods for Assessing Pig Welfare at Abattoirs: A Systematic Review	2025	Animals	Ferreira, MF	https://www.mdpi.com/2076-2615/15/17/2500	Review	AW	有	pig				
Towards an industry-wide, multilevel evaluation framework for pig meat inspection: potential applications and implementation challenges	2025	Animals	Zisis, AI	https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1751731125001600?via%3DiHub	Germany	—	—	pig	respiratory, cardiac, gastrointestinal and liver	19 951 917		
The importance of slaughterhouses in monitoring the occurrence of tail biting in pigs - Review	2023	Vet Med	Svoboda, M.	https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10646543/	Review	AW	無	pig				
Value of simplified lung lesions scoring systems to inform future codes for routine meat inspection in pigs	2023	Porcine Health Manag	Pessoa, J	https://link.springer.com/article/10.1186/s40813-023-00324-y	Ireland	AH, FS	無	pig	lungs.	201 batches assessed, comprising 31,655 pairs of lungs.		

表2. 画像診断システムによる食鳥と殺後の検査に関する文献.

文献の出典に関する情報								CVS/AIに関する情報							
タイトル	発表年	掲載書名	著者 (FA+et al.)	URL	PMID	PDF の有無	Referred by Sandberg M.	実施 (発表) した国	CVS の目的	AI技術 導入の 有無	検査対象 の畜種	検査対象 の部位	検査に供した サンプル数	CVSの評価方法 (CVSのみ？CVSと検査 員 の判定結果の比較？)	CVS 評価の結果
Development and Implementation of an IoT-Enabled Smart Poultry Slaughtering System Using Dynamic Object Tracking and Recognition	2025	Sensors (Basel)	Lin HT, et al.	https://doi.org/10.3390/s25165028	40871891	有	No	台湾	家さんのスタンニングプロセスのリアルタイム監視	有	Taiwan chickens	全身	200	ヒトによる検査、生体信号（脳波）と比較	気絶していない鶏の識別で平均83%、気絶した鶏の識別で96%の精度を達成。
A structured-illumination reflectance imaging dataset for woody breast assessment of broiler meat	2025	Data Brief	Lu Y, et al.	https://doi.org/10.1016/j.dib.2025.111612	40486233	有	No	米国	ブロイラーのWoody breast評価	無	Broiler chicken	胸肉	168	ヒトによる検査と比較	データセットの公開論文であり、CVSと人の検査の比較は行っていない。
Visible near-infrared hyperspectral imaging as a tool to characterise chicken breasts with myopathies and their durability	2025	Spectrochim Acta A Mol Biomol Spectrosc	Muñoz-Lapeira M, et al.	https://doi.org/10.1016/j.saa.2025.125954	40037264	有	No	スペイン	Myopathies、冷蔵保存中の腐敗の進行評価	有	Chicken	胸肉	98/77	ヒトによる検査と比較	Myopathiesの判定で77%、腐敗の判定で99%の精度を達成。
Opportunities for Regulatory Authorities to Assess Animal-Based Measures at the Slaughterhouse Using Sensor Technology and Artificial Intelligence: A Review	2023	Animals (Basel)	Voogt AM, et al.	https://doi.org/10.3390/ani13193028	37835634	有	No	オランダ	センサー技術を用いたと畜場における動物福祉の評価（レビュー）	有	牛、豚、鶏	-	-	-	-
Nutritional metabolism evaluation and image segmentation of the chicken muscle and internal organs for automatic evisceration	2023	J Anim Physiol Anim Nutr (Berl)	Chen Y, et al.	https://doi.org/10.1111/jpn.13693	35238075	無	No								
Applications of Fluorescence Spectroscopy, RGB- and MultiSpectral Imaging for Quality Determinations of White Meat: A Review	2022	Biosensors (Basel)	Fan KJ, et al.	https://doi.org/10.3390/bios12020076	35200337	有	No	中国	白身肉の品質特性評価（レビュー）	有	魚、エビ、鶏、アヒル、ガチョウ	-	-	-	-
On-line weight estimation of broiler carcass and cuts by a computer vision system	2021	Poult Sci	Nyalala I, et al.	https://doi.org/10.1016/j.psj.2021.101474	34742122	有	No	中国	枝肉重量の予測	有	Broiler chicken	ドラムスティック、胸肉、手羽、頸頭部	155	実際の計測重量と比較	全身を対象とした予測でR2=0.9981、平均相対誤差2.198%
Application of optical technologies in the US poultry slaughter facilities for the detection of poultry carcass condemnation	2020	Br Poult Sci	Chowdhury EU, et al.	https://doi.org/10.1080/00071668.2020.1792833	32627586	無	No	米国	家さんの枝肉検査（レビュー）	有	家さん	-	-	-	-
Broiler stunned state detection based on an improved fast region-based convolutional neural network algorithm	2020	Poult Sci	Ye CW, et al.	https://doi.org/10.3382/ps/pe2564	32416852	有	No	中国	家さんのスタンニング評価	有	Broiler chicken	全身	0	検査員との比較無し	モデル画像の識別精度は98.06%、1時間あたり40,000羽以上のブロイラーの気絶状態の検査できる。
Organ Segmentation in Poultry Viscera Using RGB-D	2018	Sensors (Basel)	Philipsen MP, et al.	https://doi.org/10.3390/s18010117	29301337	有	No	デンマーク	自動検査システムを構築する前段階としての、自動セグメンテーション性能評価	有	鶏	内臓（特に心臓、肺、肝臓）	0	検査員との比較無し	2D、3D、CNNから得られた特徴を用いることで、4つの臓器クラス全体で平均Jaccard指数: 78.11%
Comparison of a multispectral vision system and a colorimeter for the assessment of meat color	2015	Meat Sci	Trinderup CH, et al.	https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2014.11.012	25498302	有	No	デンマーク	生肉、加工肉を用いたマルチスペクトルビジョンシステムの色評価能力評価	無	牛、豚、七面鳥	七面鳥の胸肉を含む生鮮肉、加工肉	60	ヒトの操作する色差計（colorimeter）との比較	マルチスペクトルビジョンシステムは従来の色差計と同等、あるいはそれ以上の色測定能力を有する。
Machine vision system for on-line wholesomeness inspection of poultry carcasses	2010	Poult Sci	Yang CC, et al.	https://doi.org/10.3382/ps.2008-00561	20460672	有	Yes	米国	画像システムを用いた全身性疾患の評価	無	鶏	全身	10万以上	検査官による検査との比較	検査官との一致率 Shift 1 健常鶏：99.3%、全身性疾患鶏：95.4% Shift 2 健常鶏：99.8%、全身性疾患鶏：97.1%
Hyperspectral-multispectral line-scan imaging system for automated poultry carcass inspection applications for food safety	2007	Poult Sci	Chao K, et al.	https://doi.org/10.3382/ps.2006-00467	17954597	有	Yes	米国	画像システムを用いた全身性疾患の評価	有	鶏	全身	481	検査官による検査との比較	検査官との一致率 健常鶏：97.6% 全身性疾患鶏：96.0% 疾患鶏（再吊り下げ群）：100%
Three-color mixing for classifying agricultural products for safety and quality	2006	Appl Opt	Ding F, et al.	https://doi.org/10.1364/ao.45.003516	16708097	無	No	米国	三色混合アプリケーションによる鶏と体の状態評価、リングの裏面	-	鶏、リング	全身	-	-	-
Two-color mixing for classifying agricultural products for safety and quality	2006	Appl Opt	Ding F, et al.	https://doi.org/10.1364/ao.45.000668	16485678	無	No	米国	二色混合アプリケーションによる鶏と体評価	-	鶏	全身	-	-	-
Analysis of hyperspectral fluorescence images for poultry skin tumor inspection	2004	Appl Opt	Kong SG, et al.	https://doi.org/10.1364/ao.43.000824	14960077	無	Yes	米国	ハイパースペクトル蛍光画像を用いた鳥の皮膚腫瘍の検査	有	鶏	皮膚	-	-	-
Economic feasibility analysis for an automated on-line poultry inspection technology	2000	Poult Sci	Watkins B, et al.	https://doi.org/10.1093/ps/79.2.265	10735756	有	No	米国	商業的な自動食鳥検査システムの導入における経済性評価（費用対効果）	無	鶏	全身	-	-	自動検査システムを導入することで、経済的利益が得られる。
Optical characteristics of deep pectoral myopathy in turkey carcasses	1984	Poult Sci	Swatland HJ, et al.	https://doi.org/10.3382/ps.0630289	6709566	有	No	カナダ	七面鳥に発生する深胸筋症（Deep Pectoral Myopathy, DPM）を、屠体を切開せずに検出できる光学的手法の可能性	無	七面鳥	筋肉（おそらく胸肉）	47	検査官による検査に基づく正解	自動システムの完成度評価ではなく、光学的に区別できるのかどうかの基礎的研究

表 3. 学習対象として選定したラベル概要とその件数.

ラベル	アノテーション件数
肝臓に付着した脂肪など	248
牛：胆嚢	137
乳用種経産牛：肝臓	125
牛：肝臓に付着した脂肪など	101
乳用種肥育牛：肝臓	89
肝臓：横隔膜の付着	70
乳用種経産牛：胆嚢	53
肝臓に付着した横隔膜	17

表 4. 学習データの分割数の実際.

分割	フレーム数（画像枚数）
Train（学習用）	189
Validation（調整用）	44
Test（最終評価用）	35

表 5. タスク別に振り分けた各分割におけるフレーム数.

分割	task_34	task_35	task_36	task_37
Train	39	56	47	47
Validation	13	7	15	9
Test	5	5	16	9

表 6. 今回の画像判定モデル評価で用いた学習条件.

項目	値
エポック数	2
学習率	0.005 (ウォームアップあり)
デバイス	GPU (CUDA)

表 7. 学習中の誤差の変化.

Epoch	学習率	Train Loss	Train Loss (classifier)	Train Loss (box_reg)
0	0.002555	0.7269	0.4469	0.2015
1	0.005000	0.5041	0.2368	0.2310

表 8. 全体評価結果（テストデータ）.

指 標	値
AP @[IoU=0.50:0.95]	0.057
AP @[IoU=0.50]	0.172
AP @[IoU=0.75]	0.018
AP (medium)	0.013
AP (large)	0.058
AR @[maxDets=1]	0.112
AR @[maxDets=10]	0.195
AR @[maxDets=100]	0.210

表 9. クラス別評価結果（テストデータ）.

ラベル	AP @[IoU=0.50:0.95]	AP @[IoU=0.50]
乳用種経産牛：肝臓	0.066	0.265
乳用種経産牛：胆嚢	0.001	0.003
乳用種肥育牛：肝臓	0.045	0.136
牛：肝臓に付着した脂肪など	0.003	0.012
牛：胆嚢	0.318	0.868
肝臓に付着した横隔膜	0.000	0.000
肝臓に付着した脂肪など	0.021	0.085
肝臓：横隔膜の付着	0.001	0.006

●付録：用語集

以下に、本報告書において使用する専門用語、あるいは関連する専門用語に関する解説表を付記した。

1. AI・機械学習の基本用語

用語	解説
AI(人工知能)	コンピュータに人間のような判断や認識を行わせる技術の総称。 本業務では、画像から臓器や疾病を自動的に見つけ出す技術を指す。
機械学習	大量のデータからコンピュータが自動的にパターンやルールを学ぶ手法。人間が明示的にルールを書くのではなく、データの実例から「こういう画像にはこの臓器が写っている」といった判断基準をコンピュータ自身が獲得する。
深層学習 (ディープラーニング)	機械学習の一種で、人間の脳の神経回路を模した多層構造(ニューラルネットワーク)を用いる手法。画像認識で特に高い性能を発揮する。
物体検出	画像の中から特定の物体(本業務では臓器や疾病部位)の「位置」と「種類」を同時に見つけ出す AI 技術。「画像のどこに何があるか」を答える。
モデル	機械学習によって作られた判断の仕組み。学習データから獲得したパターンを保持しており、新しい画像に対して予測を行う。人間でいう「経験に基づく判断力」に相当する。
Faster R-CNN	物体検出の代表的な AI モデルの一つ。画像全体から「物体がありそうな領域」を先に提案し、次にその領域が何であるかを分類する 2 段階方式を採る。精度が高く、研究でも広く使われている。

2. 学習に関する用語

用語	解説
学習(訓練)	アノテーション付きの画像データを AI モデルに繰り返し見せて、正しい判断ができるように調整する過程。人間でいう「練習」や「勉強」に相当する。
エポック(Epoch)	学習データ全体を AI モデルに 1 回通して学習させることを 1 エポックと呼ぶ。通常は数十～数百エポック繰り返して精度を高める。本業務では試作のため 2 エポックで実施した。
学習率	AI モデルが 1 回の学習でどの程度パラメータを更新するかを決める値。大きすぎると学習が不安定になり、小さすぎると学習が進まない。
Loss(損失)	AI の予測と正解との「ずれ」を数値化したもの。学習が進むにつれて小さくなるのが望ましい。0 に近いほど予測が正確であることを意味する。
ファインチューニング(追加学習)	大量の一般画像(動物や自動車など)で事前に学習済みのモデルを土台として、本プロジェクトの臓器画像でさらに追加学習を行う手法。少ないデータでも比較的良い精度が得られやすい。
データ拡張 (Data Augmentation)	学習用の画像を回転・反転・拡大縮小・色調変換などで人工的に増やす手法。少ないデータ量を補い、モデルがさまざまな条件の画像に対応できるようにする。
GPU(CUDA)	画像処理に特化した高性能な計算装置。大量の計算を並列処理できるため、AI 学習の高速化に不可欠。CUDA は NVIDIA 社の GPU 向けソフトウェア基盤。

3. データ分割に関する用語

用語	解説
Train （学習用データ）	AI モデルの学習に使用するデータ。AI はこのデータから臓器の見た目や位置のパターンを学ぶ
Validation （検証用データ）	学習の途中経過を確認するためのデータ。学習用データには含まれず、学習がうまく進んでいるかを確認する「中間テスト」に相当する
Test （テスト用データ）	学習完了後のモデルの最終的な性能を測るためのデータ。学習にも検証にも一切使用していない、モデルにとって「初めて見る画像」であり、実運用時の性能の目安となる
情報リーク	同じ動画の近いフレーム（ほぼ同じ画像）が学習データとテストデータの両方に含まれてしまうこと。これが起きると、見かけ上の精度が実際よりも高く出てしまい、正しい評価ができない
クラス不均衡	ラベルごとのデータ件数に大きな偏りがあること。例えば、あるラベルは 248 件あるが別のラベルは 17 件しかない場合、少ないラベルの検出精度が低くなりやすい

4. 評価指標に関する用語

用語	解説
IoU (Intersection over Union)	AI が予測した矩形と、正解の矩形がどれだけ重なっているかを示す指標。0～1 の値をとり、1 に近いほど予測位置が正確。例えば、IoU=0.5 は「予測と正解の重なりが全体の 50%」を意味する。下図のように、2 つの矩形の重なり部分の面積を、2 つの矩形を合わせた全体面積で割って算出する
AP (Average Precision : 平均適合率)	物体検出モデルの総合的な精度を示す指標。0～1 の値をとり、1 に近いほど高精度。「見つけた物体がどれだけ正しいか (適合率)」と「正解をどれだけ見つけられたか (再現率)」の両方を考慮した総合スコア
AP50	IoU の基準を 0.50 (50%の重なり) としたときの AP。予測位置がおおまかに合っていれば正解とみなす、やや甘めの基準
AP75	IoU の基準を 0.75 (75%の重なり) としたときの AP。予測位置が正解とかなり正確に重なっている必要がある、厳しめの基準
AP @[IoU=0.50:0.95]	IoU の基準を 0.50 から 0.95 まで 0.05 刻みで変化させたときの AP の平均値。最も総合的な精度指標であり、COCO 評価指標の標準
AR (Average Recall : 平均再現率)	正解の物体のうち、AI がどれだけ見つけられたかを示す指標。0～1 の値をとり、1 に近いほど見落としが少ない
COCO 評価指標	物体検出 AI の性能評価で世界的に最も広く使われている標準的な評価方法。米マイクロソフト社が公開した COCO データセット (33 万枚・80 種類の物体) の評価基準に準拠する
mAP (mean Average Precision)	全クラスの AP の平均値。モデル全体の検出精度を一つの数値で表す

5. アノテーションに関する用語

用語	解説
アノテーション	画像や動画に対して、AI が学習するための正解情報を人手で付与する作業。本業務では、臓器の位置を矩形で囲み、ラベル名を付ける作業を指す
バウンディングボックス	画像中の対象物を囲む矩形(長方形)のこと。物体検出では、この矩形の位置・大きさで物体の場所を表現する
AABB (Axis-Aligned Bounding Box)	画像の縦横に平行な(回転していない)バウンディングボックス。物体検出モデルの多くはこの形式を入力として受け取るため、回転付きの矩形やポリラインから変換して使用する
ポリライン	複数の点を直線で結んだ折れ線形状のアノテーション。バウンディングボックス(矩形)とは異なる形式
トラック	CVAT における 1 つのアノテーション単位。動画中で 1 つの物体を追跡するための情報をまとめたもの
ラベル	アノテーションで付与する物体の名前(例:「牛:胆嚢」「乳用種経産牛:肝臓」)
属性	ラベルに追加する詳細情報(例:正常/異常、臓器側面/横隔面)。CVAT ではラベルとは別に設定できる
CVAT (Computer Vision Annotation Tool)	Intel 社が開発したオープンソースのアノテーションツール。Web ブラウザ上で動作し、画像・動画に対するアノテーション作業を支援する

6. その他の技術用語

用語	解説
PyTorch	Meta 社(旧 Facebook)が開発した、AI モデルの構築・学習に使用するオープンソースのソフトウェアライブラリ。世界中の研究機関・企業で広く利用されている
チェックポイント	学習途中または学習完了時の AI モデルの状態を保存したファイル。これを読み込むことで、学習済みモデルを再利用したり、学習を再開したりできる
セグメンテーション	画像の各ピクセル(画素)を分類する手法。バウンディングボックスより精密に物体の輪郭を表現できるが、アノテーションの手間が大きい
汎化性能	AI モデルが、学習に使っていない新しいデータに対してどれだけ正しく予測できるかを示す能力。「初見の問題にも対応できる応用力」に相当する
CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization)	画像の明るさやコントラストを局所的に自動調整する画像処理手法。暗い部分を明るくし、明るすぎる部分を抑えることで、画像全体を見やすくする
フレーム	動画を構成する 1 枚 1 枚の静止画。動画は大量のフレームが連続して表示されることで動いて見える
XML	データを構造的に記述するためのファイル形式。CVAT のアノテーション結果は XML 形式で保存・出力される