

デジタル技術を駆使した地域”食”循環エコシステム

: 鴨生産モデルの立ち上げ

代表研究者	伊藤卓朗	鶴岡工業高等専門学校	創造工学科	准教授
共同研究者	神田和也	鶴岡工業高等専門学校	創造工学科	教授
共同研究者	市浦茂	山形大学	農学部	連携研究員
共同研究者	堀口健一	山形大学	農学部	教授

1 要旨

通信技術の発達とセンサーの低価格化により、一次産業のノウハウを数値化し、生産性の安定や向上に繋げる取り組みが広がっている。特に畜産業においては、環境センシングと画像データを用いた飼育管理システムの構築が試みられている。一方で、そうしたシステムは施設とともに専用設計される事が多く、既存の飼育施設に導入する事は難しい。本研究においては、生産規模が適当(数千羽)で、個体サイズが大きい鴨の飼育現場をモデルケースとし、安価な環境センシングや画像 AI の利用など申請者らが開発してきた技術を組み合わせて、デジタル技術を利用したデータの統合・可視化を進め、「勘と経験」による作業を「形式知」とする事を目的とする。

具体的には、鴨を商品として出荷する際に目安となる体重を自動計測する技術と、アニマルウェルフェア対応の観点から物体検出 AI を活用した飼育環境のスコアリングについて実証試験を行った。体重の自動計測においては、当初予定していた IoT 対応体重計に鴨が乗らず、また、画像取得のために追い込むことで羽の膨らみから計測データがバラツキやすい事が分かった。そこで、実体重は利用せずに、飼育下で常時画像を取得し続ける事で、統計的に成育状況を判定するシステムを設計し、鴨舎内にある全 4 区画にカメラを取り付け、飼育週齢ごとの画像データを取得した。現在、膨大な画像データから画像 AI 判定するための教師データを作成しており、今後、それを用いた出荷判定アルゴリズムを構築する計画である。将来的には、この計画の中で得られた鴨の画像データを用いて、飼育の省力化や飼育環境の改善、付加価値の高い飼育方法の開発などに発展させる事を目指す。

2 背景

2-1 畜産業におけるデジタル技術

一次産業においては、生産に関わるノウハウが「勘と経験」として蓄積されている事が多い。近年、各種センサーや通信機器などデジタル技術が飛躍的に安価に普及したことから、成育環境情報、成育情報、作業情報の取得データを分析・解析するより熟練農作業スキルや経験によるスキルを抽出、継承を支援する実用的なシステム・手法を開発可能となりつつある(Qiaoa et al., 2021)。

畜産業においては、デジタル技術により生産をサポートするシステムが複数市場に投入されている。具体的には、飼育舎内にエリアを区切って複数台の監視カメラを設置し、家畜の活動状況を人間の目に頼らずシステムとして監視し、飼育員の負荷を下げるソリューションである。特に欧州ではアニマルウェルフェアの観点から成育密度や成育環境の快適性が求められることから、エリアごとに飼育密度を確認する必要がある。市般のシステムの事例としては、天井に設置されたカメラとセンサーでブタを群管理するオランダの Fancom BV 社で開発された”eYeNamic”と呼ばれる監視システムがある (Vranken and Berckmans, 2017)。また、鶏向けのシステムとして、スペインの FAROMATICS 社が提供している”ChickenBoy”システムがあり、鶏舎の天井に敷設されたレールを移動する懸垂式のロボットセンサーが鶏の状態を監視する (Peskett, 2021)。このシステムでは、環境センシング (温度、湿度、CO₂ 濃度) の他に、画像やサーマルセンサを活用してニップルの故障や死亡した鶏の検出も行っている。しかし、この方式は新設の鶏舎への設置を想定して開発されているため、既存の鶏舎において利用するためには大規模な改修が必要な事から、設置へのハードルは高い。

2-2 本研究におけるアプローチ

本研究におけるシステムでは、既設の監視カメラやカメラの新設を行うことで得られる画像を活用し、人

間がモニタの前に座って監視をする作業を減らす AI を活用した自律監視システムの開発を目指している。本システムに必要な要素は、監視カメラとその映像を撮りためておくストレージ、そこに撮り貯めた映像から特徴的な行動を学習させるための画像の抽出作業とアノテーション（画像などにラベルを付けする）作業とこれらの画像を用いた AI の作成である。監視システムは、監視カメラの映像を常に AI に入力して自律的に判断をさせるため、AI を活用することで人間が常時監視する必要がない監視システムが可能になると考えている。

著者らは、通信技術とリアルタイム信号処理、AI による画像認識などの情報通信技術を用いたインテリジェント画像活性細胞選抜装置の開発(Nitta et al., 2020)や、低価格な環境情報センサーの開発(Kim et al., 2022)、水稻圃場を走破できるロボットの開発(市浦ら, 2021a)などを行ってきた。また、高精度 RTK-GNSS を使った高精度位置情報を水稻、枝豆の写真をタイムラプスで撮影し、30 a の稲、枝豆の生育状況を AI で解析し、生育不良個所を 1m メッシュで検出し、ピンポイント追記場所の特定と判断精度の向上、肥料の削減のための情報を検出することができた(Singh et al., 2021, 森ら, 2021a, 2021b)。また、IoT/AI 技術をブロイラー鶏の生産管理技術に適用するため RFID タグ受信機能を内蔵した体重計を開発し、鶏の個体判別と体重測定を同時に行う際の課題の抽出、同時に撮影した画像からディープラーニングを活用し、画像から体重推定、画像から個体追跡を行うための物体検出 AI の活用方法とその課題を示した (Ichiura et al., 2019, 市浦ら, 2021b)。これらの技術を応用し、本研究では、生産規模が適当(数千羽)で、個体サイズが大きい鴨の飼育現場をモデルケースとし、IoT、AI などのデジタル技術を利用してデータの統合化・可視化を進め、「勘と経験」による作業を「形式知」化する事を目的とした。

実施期間内での具体的な目標としては、1. 鴨を商品として出荷する際に必要な精度にて、体重を自動計測する技術と、2. アニマルウェルフェア対応の観点から物体検出 AI を活用した飼養環境のスコアリングについて、実証試験を行った。1 においては、RFID タグを活用し 1 羽ずつ自動測定する方式と、事前収集したデータを用いて画像から AI で体重を推定する方式を比較検討した。2 においては、群飼下でつきによるけがをした鶏の検出（異常検出）及び、鴨の密の状態の把握、砂浴びなどの鴨のリラックスしたシーンを見つけ出し、ケージ内の快適性の数値化を行い、鴨の生育環境のスコアリングを試みた。また、将来的には、得られたビッグデータをディープラーニング等で分析する事で、飼育環境の改善や省力化、付加価値の高い飼育方法の開発などに発展させることを目指す。

3 実施内容

3-1 鴨を出荷する際に必要な精度で体重を自動計測する技術の検討

(1) RFID タグを活用し、1 羽ずつ自動測定する方法

遠隔監視カメラシステムによる画像から体重を推定するためのデータを収集するため、筆者らが開発した RFID タグを活用した IoT 対応体重計(図 1)を用いて鴨舎内での自動測定を試みた。また、同区画の全ての鴨について個体ごとにケージに入れて体重を測定した。しかし、鴨は IoT 対応体重計に興味を示すものほとんど乗ることがなく、十分なデータを集める事ができなかった(図 2)。観察繰り返しながら、IoT 対応体重計の場所を変えたり、近くに餌を置いたり工夫したが、体重計に乗る頻度が増える事は無かった。そこで、障害物等を用いて行動学的に IoT 対応体重計を通るようにする方法と IoT 体重計の形状を工夫して鴨が乗りやすくする方法、既製品を利用する方法を検討したが、いずれも本助成期間中に成果で結びつける事が難しいため、IoT 対応体重計を使わずに画像のみで体重推定する方法の開発に注力した。

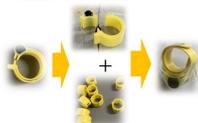
RFIDタグ受信対応体重計

体重測定を自動計測用

RFID タグ



体重測定
コントローラ



サイズ: 25mm x 12mm (直径: 19~21mm)
重量: 3g
使用温度: -20 °C ~70 °C
チップタイプ: TK4100

7 セグメント LED
ニワトリのID、体重(g)



RFID タグ
受信アンテナ

歪ゲージ

マイコン (SDXCカード+
USB+WiFi I/F内蔵)



図 1. IoT 対応体重計の概要

体重計に興味があるが、鴨が乗らない。



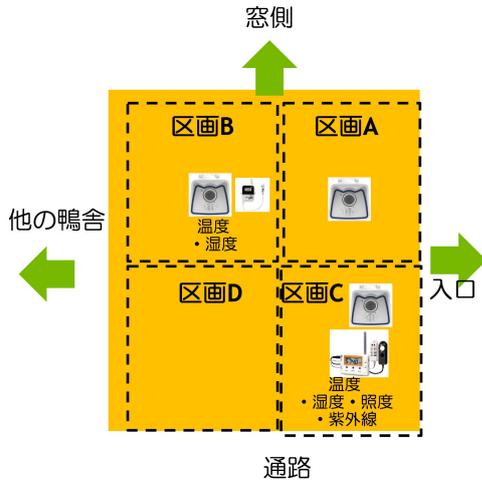
図 2. IoT 対応体重計の設置状況

(2) 事前収集したデータを用いて画像から AI を用いて体重推定する方法

カメラからの画像取得は、天井からの撮影と横からの撮影を検討した。その結果、横からの撮影においてはカメラと鴨の距離が変化するため、鴨大きさの判定が困難であった。また、鴨の行動範囲内においては、鴨に突かれる等により障害が発生しやすかった。一方、天井に設置した場合は、鴨が立っているか伏せているかによっていくらか距離が変化するものの、横からの撮影に比べると格段に安定していた。そこで、図 3 のように 1 つの飼育グループにつき 3 台のカメラを設置し、画像を取得した。さらに、体重推定 AI 作成用に、1 羽ごとの画像と体重値を教師データとして 100 羽分収集した(図 4)。

この画像データから物体検出アルゴリズム YOLOv4 を用いて AI を作成し、精度を検証したところ、出荷基準にある鴨は 50-60%の精度で判定できており、実験初期としては悪くない結果となったが、出荷基準に満たない鴨は 20%程度の判定精度だった(図 5)。つまり、小さい個体を大きく見間違えている可能性が示唆されていた。これは、鴨が興奮すると羽根を広げる事や、鴨の動きが影響した可能性が高いと考えている。

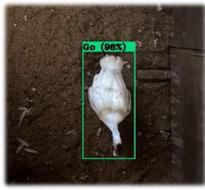
鴨舎内の機器の設置



ステレオカメラと
監視カメラ



図 3. 遠隔監視カメラシステムの設置位置と取得した鴨の様子



2次元RGB



3次元点群



2次元RGB



3次元点群



教師データは、
直接測定

図 4. 教師データとするための、カメラ画像と実測データの取得

適合率 Precision

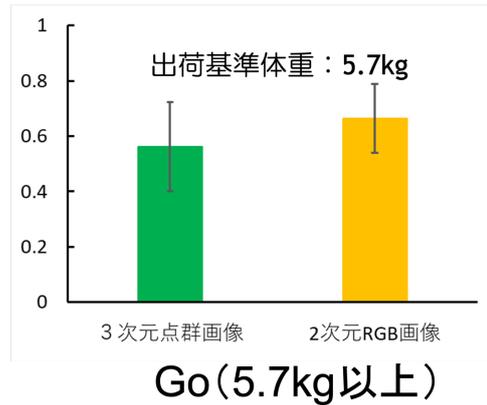
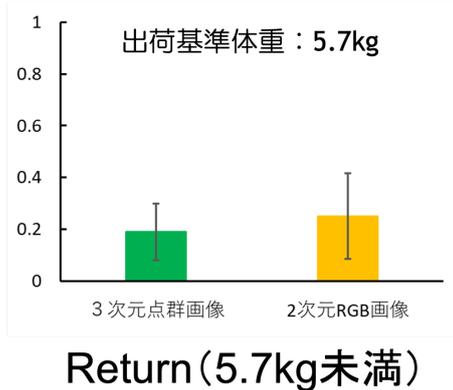
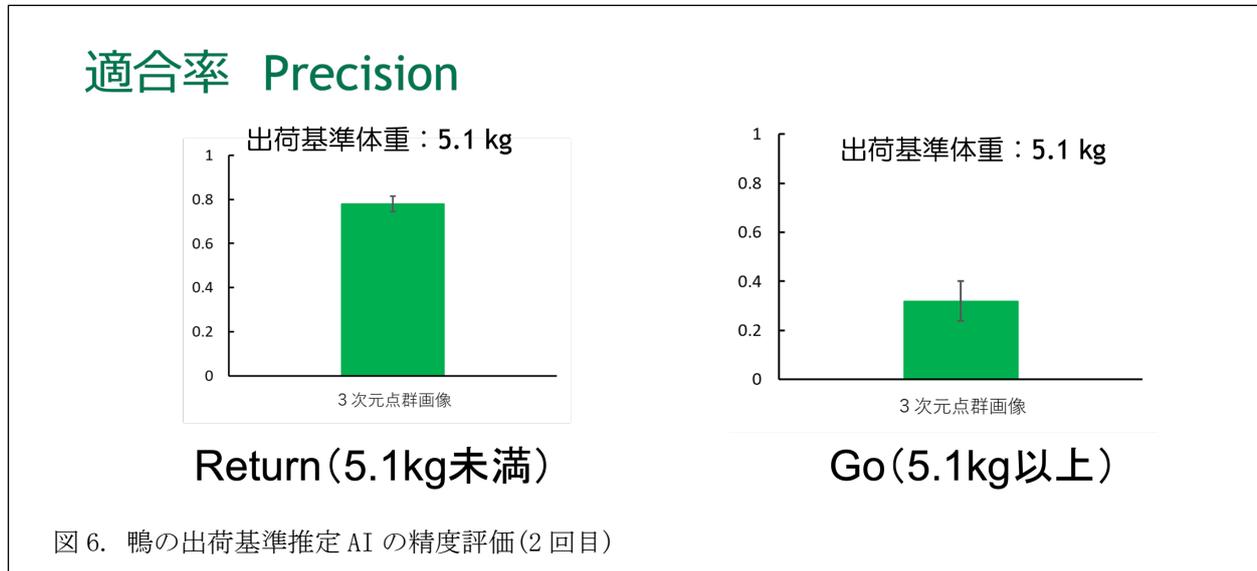


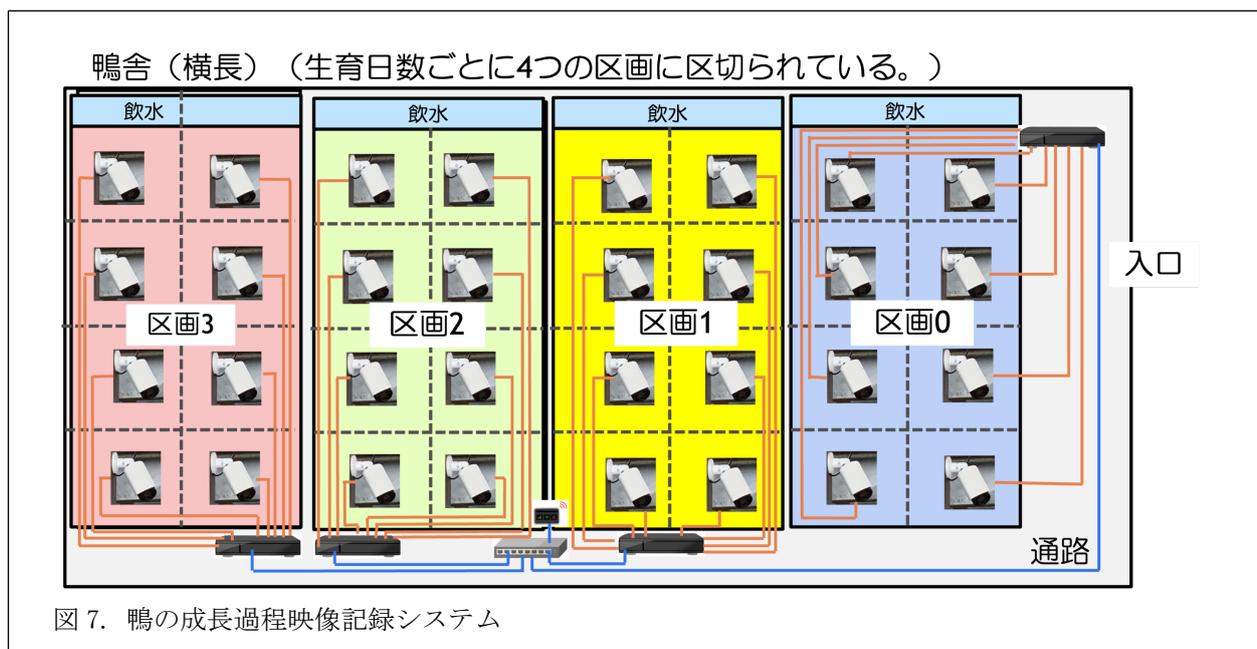
図 5. 鴨の出荷基準推定 AI の精度評価(1 回目)

この結果を受け、3次元ステレオカメラによる、鴨の真上からの映像に変え、体重の増加によるふくらみの特徴を考慮したところ、AIが5.1kg未満と判定した鴨のうち約8割が正解を得ており、規定体重未満の鴨の検出精度が改善された(図6)。この解析においては、物体検出アルゴリズム及びフレームワークを変更して

おり、最新のアルゴリズム YOLOv7 を利用したことによる性能改善が含まれると考えられる。一方、AI が 5.7 kg 以上と判別した鴨のうち、正解は約 3 割にとどまった。そのため、実用的に考えると、体重未達の鴨を出荷判別してしまう点は改善されたが、出荷できるはずの成長した鴨を出荷できないと判定する事象が起きる可能性が高まった。



これらの解析を踏まえると、追い込みなど行動介入型のデータ取得方法においては、得られるばらつきが大きくなることが明らかになった。また、1 羽ずつ行う撮影や体重測定は、解析精度を上げるために多数のデータを取得する上で、膨大な時間がかかるとともに、鴨へのストレスにつながる事が推測された。そこで、ストレスを与えずに画像から成長度合いを推測する方法として、飼育齢の異なる多数の画像を取得して画像解析することで、実体重によらず画像上の大きさと飼育日数との連鎖解析により成長度合いを推定する方法を考案し、鴨舎内の 4 つの飼育グループに対して、飼育スペースの大部分をカバーするように 32 台の監視カメラを設置した(図 7)。



そして、飼育齢の古い順に区画 0 から区画 3 まで約 200 羽ずつ飼育されており、これらを上部から長期間観察した映像を取得する事に成功した(図 8)。ただし、このシステムには死角が存在するため、壁際で寝る夜間は撮影される鴨は少ない場合があった。また、この映像記録システムにより、夜間に餌を食べに来るネズミが観察され(図 8 上段中央の映像)、将来的に、鴨舎への侵入動物の検知に使える可能性が見出された。

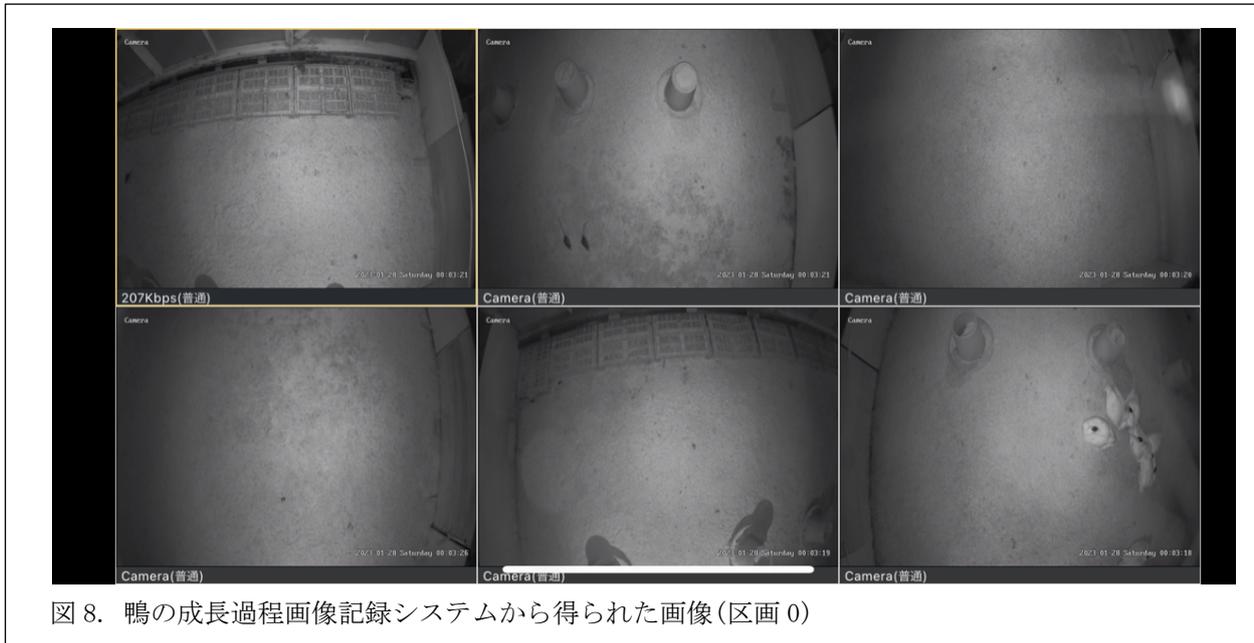


図 8. 鴨の成長過程画像記録システムから得られた画像(区画 0)

現在、ここから得られた膨大な鴨の画像から鴨の姿を切り出し、鴨検出用の物体検出 AI を作成中である。そして、今後、物体検出 AI で検出された鴨について、画素数(ある閾値以上の白色エリアの画素数(2次元))を算出し、その分布を調査する。それぞれの鴨の大きさが各週齢の大きさの正規分布に乗っているかどうか、一定間隔で判定し、判定数の平均値で正規分布に乗っているものの鴨が含まれている率、正規分布以上のものの、以下のものを数値化し、成育の良し悪しを判定するロジックを作成し、評価を行う計画である。

3-2 アニマルウェルフェア対応の観点から物体検出 AI を活用した飼養環境のスコアリング

(1) 群飼下でつつきによるけがをした鴨の検出(異常検出)

上述の 3-1-(2)のシステム構築における仕様変更に伴う開発の遅れにより、本項目は実施できなかった。しかし、撮影された映像には、転倒した鴨が写っている事を確認しており、本研究で構築したシステムを用いて異常を検出するための教師データを集める事ができると期待される。また、つつきによる怪我については、つつきの動作の検出と、つつかれた後の怪我の検出の両面で画像を探し、AI による検出の可能性を検討する計画である。

(2) 鴨の密の状態の把握、砂浴びなどの鴨のリラックスしたシーンを見つけ出し、鴨舎内の快適性の数値化を行い、鴨の成育環境のスコアリングを行う。

飼育環境を数値化するため、測定情報を Web 上で温度と湿度を監視できる KOSEN 版ウェザーステーションを 2 台製作し、出荷グループを飼育する区域の対角に設置した(図 8)。既製品で取得したデータと比較したところ、日周期において類似した傾向を示しており、正常に動作していると判断した。また、2 台の観測を比較すると南側(写真手前)の気温が日中 1-2 度高く測定されたが、これは日射が影響したと推測される。



図8. 鴨舎に設置した2台のKOSEN版ウェザーステーション
手前の柱と対角の柱の鴨が届かない位置に設置した。

これまでに得られた画像を観察した結果、ここで飼育されている鴨は、先行研究で用いた鶏とは異なり水浴び様行動は見られなかったため、特徴的な行動から鴨舎内の快適性を推測する事は困難である事が示唆された。そのため、今後は3-1-(2)で取得した鴨の画像データと気象データを統合解析し、飼育環境に相関する鴨の挙動を探る事を計画している。また、新たな特徴的挙動が見つかった場合には、将来的に、それを成育向上や、給餌のタイミング調整などに応用する事を検討する。

4 今後の展望

本研究では、当初予定していた、鴨の体重測定計画がうまく機能しなかった事から、画像を基盤とする解析に大きく変更した。しかし、それにより、鴨舎全体から画像データを取得できるようになり、大規模なデータ取得プラットフォームとして機能する様になった。現在、鴨画像の切り出しを進めており、これを用いることで、精度を大幅に改善した画像認識AIを構築できると期待している。また、近年、端末で画像処理するEdge AIカメラの開発が進んでおり、本研究で構築したプラットフォームはそのテストベッドとなる可能性を秘めている。本研究の社会実装に向けては、Edge AIカメラは必須の技術である事から、関連企業と連携しながら開発や検証を進めていきたい。

【参考文献】

- Y. Qiao, H. Kong, C. Clark, S. Lomax, D. Suc, S. Eiffert, S. Sukkarieh. "Intelligent perception for cattle monitoring : A review for cattle identification, body condition score evaluation, and weight estimation," *Computers and Electronics in Agriculture*, 185, 106143 (2021)
- 田中 久子. 養豚DXシステム「デジタル目勘」、 「any-condition」の開発, 畜産技術, 6月号, 12 (2022)
- E. Vranken, D. Berckmans. "Precision livestock farming for pigs," *Animal Frontiers*, 7, 32 (2017)
- M. Peskett. "Farming Technology Today," *Faromatics and its poultry monitoring robot 'ChickenBoy' acquired by AGCO,*

<https://www.farmingtechnologytoday.com/news/data-analytics/faromatics-and-its-poultry-monitoring-robot-chickenboy-acquired-by-agco.html> (2021)

- N. Nitta, T. Iino, A. Isozaki, M. Yamagishi, Y. Kitahama, S. Sakuma, Y. Suzuki, H. Tezuka, M. Oikawa, F. Arai, T. Asai, D. Deng, H. Fukuzawa, M. Hase, T. Hasunuma, T. Hayakawa, K. Hiraki, K. Hiramatsu, Y. Hoshino, M. Inaba, Y. Inoue, T. Ito, M. Kajikawa, H. Karakawa, Y. Kasai, Y. Kato, H. Kobayashi, C. Lei, S. Matsusaka, H. Mikami, A. Nakagawa, K. Numata, T. Ota, T. Sekiya, K. Shiba, Y. Shirasaki, N. Suzuki, S. Tanaka, S. Ueno, H. Watarai, T. Yamano, M. Yazawa, Y. Yonamine, D. Di Carlo, Y. Hosokawa, S. Uemura, T. Sugimura, Y. Ozeki, and K. Goda, “Raman image-activated cell sorting”, Nature Communications11, 3452 (2020)
- JY. Kim, D. Minagawa, D. Saito, S. Hoshina, K. Kanda. “Development of KOSEN Weather Station and Provision of Weather Information to Farmers,” Sensors, 22, 2108 (2022)
- 市浦 茂, 森 智洋. “ArduPilot を利用した小型自律走行ロボットの作成とほ場センシングへの活用,” 農業食料工学会誌, 83, 134, (2021a)
- D. Singh, S. Ichiura, TT. Nguyen, Y. Sasaki, M. Kitahara, “水田用ロボットで収集した画像を用いた 水稻の茎数予測システム(第1報)物体検出アルゴリズム YOLOv4 を用いたほ場内での水稻茎数予測の 適用性の検討,” 農業食料工学会誌, 83, 391 (2021)
- ディープラーニングを用いたエダマメの外観精選別用 AI の作成と精度評価 (第1報)
- 森 智洋, 市浦 茂, 片平光彦, “物体検出 AI によるエダマメの外観精選別の有効性の検討,” 農業食料工学会誌, 83, 163 (2021a)
- 森 智洋, 市浦 茂, 片平光彦, “ディープラーニングを用いたエダマメの外観精選別用 AI の作成と精度 評価(第2報)データセットに含まれるエダマメ品種の違いが物体検出 AI の外観精選別精度に与える影 響,” 農業食料工学会誌, 83,172 (2021b)
- S. Ichiura, T. Mori, K. Horiguchi, M. Katahira. “EXPLORING IOT BASED BROILER CHICKEN MANAGEMENT TECHNOLOGY,” 7th TAE (2019), Prague, Czech Republic
- 市浦 茂, 森 智洋, 孟 彤, 松山裕城, 堀口健一, 片平光彦, “ディープラーニングにおける物体検出アルゴリズムを活用したブロイラーの個体検出,” 農業食料工学会誌, 83, 290 (2021b)

〈発 表 資 料〉

題 名	掲載誌・学会名等	発表年月
該当無し		