



Ứng dụng công nghệ trí tuệ nhân tạo (AI) trong chăn nuôi

Nguyễn Văn Quang và Nguyễn Thế Vinh

Viện Chăn nuôi và Thú y Việt Nam

TÓM TẮT

Đánh giá phúc lợi vật nuôi giúp theo dõi tình trạng sức khỏe động vật để duy trì năng suất, xác định thương tích và căng thẳng, và tránh tình trạng xấu đi. Nó cũng đã trở thành một chiến lược tiếp thị quan trọng vì nó làm tăng áp lực từ người tiêu dùng đối với sự chuyển đổi nhân đạo hơn trong việc đối xử với động vật. Các phương pháp đánh giá phúc lợi bằng hình ảnh thông thường của các chuyên gia và bác sĩ thú y có thể mang tính chủ quan và tốn kém, đòi hỏi nhân viên được đào tạo. Những tiến bộ gần đây trong viễn thám, thị giác máy tính và trí tuệ nhân tạo (AI) đã giúp phát triển các công nghệ mới nổi cho sinh trắc học vật nuôi để trích xuất các thông số sinh lý quan trọng liên quan đến phúc lợi động vật. Bài đánh giá này thảo luận về chuyển đổi số trong chăn nuôi bằng cách mô tả (i) các kỹ thuật sinh trắc học để đánh giá sức khỏe và phúc lợi, (ii) nhận dạng vật nuôi để truy xuất nguồn gốc và (iii) ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI) trong chăn nuôi để giải quyết các vấn đề phức tạp. Bài đánh giá này cũng bao gồm một đánh giá quan trọng về các chủ đề này và các nghiên cứu đã được thực hiện cho đến nay, đề xuất các bước tiếp theo để triển khai các mô hình AI trong các trang trại thương mại. Hầu hết các nghiên cứu tập trung vào phát triển mô hình mà không có ứng dụng hoặc triển khai cho ngành công nghiệp. Hơn nữa, các phương pháp sinh trắc học, độ chính xác và các phương pháp sử dụng máy được báo cáo cho thấy một số điểm không nhất quán cản trở việc xác thực. Do đó, cần phải phát triển các phương pháp hiệu quả hơn, không tiếp xúc và đáng tin cậy dựa trên trí tuệ nhân tạo để đánh giá sức khỏe, phúc lợi và năng suất vật nuôi.

Từ khóa: Phúc lợi động vật, sinh trắc học, thị giác máy tính, học sâu, học máy

Giới thiệu

Các dự báo về biến đổi khí hậu đang ảnh hưởng đến hầu hết các vùng nông nghiệp và tuyến đường vận chuyển gia súc, liên quan đến sự gia tăng nhiệt độ môi trường, sự biến đổi lượng mưa, nguồn nước và sự gia tăng các hiện tượng bất thường về khí hậu như sóng nhiệt, sương giá, cháy rừng và lũ lụt, ảnh hưởng đến sức khỏe, phúc lợi và năng suất vật nuôi. Những sự kiện này đã thúc đẩy và ưu tiên một sự chuyển đổi số quan trọng trong nghiên cứu và ngành chăn nuôi, hướng đến khả năng dự đoán thay vì phản ứng thụ động, bằng cách triển khai các công nghệ mới nổi trong giám sát động vật phục vụ mục đích ra quyết định. Một số tiến bộ trong giám sát vật nuôi thông minh nhằm mục đích đo lường khách quan mức độ căng thẳng của

động vật bằng công nghệ kỹ thuật số để đánh giá tác động đến phúc lợi và năng suất vật nuôi bằng cách sử dụng sinh trắc học và trí tuệ nhân tạo (AI).

Các phương pháp chính xác nhất để đo lường sức khỏe và phúc lợi vật nuôi là các xét nghiệm xâm lấn, chẳng hạn như phân tích mẫu mô và máu, và các cảm biến tiếp xúc được đặt trên da động vật hoặc bên trong cơ thể bằng phẫu thuật nhỏ, cấy ghép trong âm đạo hoặc trực tràng (Jorquera-Chavez và cs., 2019a; Zhang và cs., 2019b; Chung và cs., 2020). Tuy nhiên, những phương pháp này dường như không thực tế để theo dõi nhiều động vật nhằm đánh giá liên tục trong trang trại. Các phương pháp này đòi hỏi trình độ chuyên môn cao của nhân viên trong việc lấy mẫu, đặt cảm biến, xử lý thu thập

dữ liệu, phân tích và diễn giải. Hơn nữa, chúng gây ra mức độ căng thẳng từ trung bình đến cao cho động vật, dẫn đến sai lệch trong phân tích và diễn giải dữ liệu; vì lý do này, các nhà nghiên cứu đang tập trung vào việc phát triển các phương pháp không tiếp xúc mới để cải thiện phúc lợi động vật (Neethirajan và Kemp, 2021). Cũng có các đánh giá trực quan có thể được thực hiện bởi các chuyên gia và nhân viên được đào tạo để đánh giá mức độ căng thẳng và phúc lợi của động vật. Tuy nhiên, những phương pháp này có thể mang tính chủ quan và đòi hỏi sự giám sát và đánh giá của con người, với những nhược điểm tương tự như các đánh giá sinh lý và công nghệ cảm biến đã đề cập ở trên (Burn và *cs.*, 2009).

Những tiến bộ kỹ thuật số gần đây trong công nghệ cảm biến, mạng lưới cảm biến với kết nối Internet vạn vật (IoT), cảm biến từ xa, thị giác máy tính và trí tuệ nhân tạo cho các ứng dụng nông nghiệp và tương tác với con người đã cho phép tự động hóa và tích hợp tiềm năng các phương pháp đánh giá khoa học động vật và phúc lợi động vật khác nhau (Morota và *cs.*, 2018; Singh và *cs.*, 2020). Đã có nhiều nghiên cứu về việc triển khai và ứng dụng các công nghệ kỹ thuật số mới nổi này vào việc giám sát vật nuôi, chẳng hạn như công nghệ cảm biến tiếp xúc tối thiểu, vòng cổ kỹ thuật số và cảm biến từ xa (Karthick và *cs.*, 2020). Hơn nữa, các hệ thống phân tích và mô hình hóa mới đã bao gồm các kỹ thuật mô hình hóa để có được các ứng dụng AI thiết thực và có trách nhiệm. Các ứng dụng chính của các công nghệ này tập trung vào việc đánh giá những thay đổi sinh lý ở động vật liên quan đến các loại căng thẳng khác nhau hoặc dự đoán sớm bệnh tật hoặc nhiễm ký sinh trùng (Neethirajan và *cs.*, 2017; Neethirajan và Kemp, 2021). Một trong những phương pháp đầy hứa hẹn nhất là triển khai trí tuệ nhân tạo (AI) kết hợp cảm biến từ xa và các chiến lược mô hình hóa học máy (ML) để đạt được một hệ thống hoàn toàn tự động cho việc thu thập, phân tích và diễn giải dữ liệu không xâm lấn. Cụ thể, phương pháp này dựa trên đầu vào từ camera quang phổ nhìn thấy được, nhiệt, đa phổ, siêu phổ và cảm biến ánh sáng và đo khoảng cách

(LiDAR) để dự đoán các mục tiêu, chẳng hạn như sức khỏe động vật, mức độ căng thẳng và các thông số phúc lợi.

Tuy nhiên, phần lớn nghiên cứu dựa trên công trình học thuật sử dụng lượng dữ liệu hạn chế được tích lũy trong những năm gần đây để thử nghiệm chủ yếu các kỹ thuật mô hình hóa AI khác nhau, thay vì triển khai và ứng dụng thực tiễn trong ngành. Một số nhóm nghiên cứu đã tập trung nỗ lực vào các dự án thí điểm triển khai hệ thống AI để đánh giá tác động của căng thẳng nhiệt lên động vật và năng suất sản xuất, phúc lợi trong chăn nuôi và vận chuyển động vật, nhận dạng động vật để truy xuất nguồn gốc, và giám sát phát thải khí nhà kính nhằm định lượng và giảm thiểu tác động của chăn nuôi đến biến đổi khí hậu.

Bài đánh giá này dựa trên các nghiên cứu hiện tại về các công nghệ kỹ thuật số mới nổi được ứng dụng trong chăn nuôi để đánh giá sức khỏe, phúc lợi và năng suất. Một số nghiên cứu dựa trên AI được áp dụng cho các ứng dụng tiềm năng trong chăn nuôi đã cố gắng giải quyết quá nhiều vấn đề phức tạp thay vì tập trung vào các ứng dụng đơn giản và thực tiễn, và có rất ít ví dụ triển khai. Tuy nhiên, đây là một vấn đề chung của các ứng dụng AI trong tất cả các ngành công nghiệp, trong đó chỉ có 20% các dự án thí điểm AI được áp dụng vào các tình huống thực tế và được đưa vào sản xuất thương mại. Con số này đã tăng nhẹ do COVID-19 trong năm 2021, với mức tăng lên đến 20% đối với ML và 25% đối với các giải pháp triển khai AI, theo báo cáo Quyết định Tài chính Doanh nghiệp Hanover năm 2020 (Wilcox, 2020). Bằng cách thiết lập một phương pháp tiếp cận từ trên xuống (xác định các vấn đề trọng điểm), các giải pháp cụ thể và quan trọng có thể dễ dàng được nghiên cứu để phát triển hiệu quả các công nghệ mới nổi, bao gồm cả AI. Tại Úc và trên toàn thế giới, một số vấn đề đã được xác định đối với vận chuyển gia súc liên quan đến tác động của biến đổi khí hậu, chẳng hạn như ảnh hưởng của nhiệt độ tăng cao, hạn hán và sóng nhiệt đến phúc lợi của gia súc; đặc biệt là trong các chuyến đi biển dài ngày qua môi trường vận chuyển rất nóng, như ở Vịnh Ba Tư, với nhiệt

độ lên tới hơn 50°C) và việc nhận dạng và truy xuất nguồn gốc động vật. Nhiều quốc gia sản xuất gia súc đã xác định trí tuệ nhân tạo (AI) và công nghệ kỹ thuật số. Sự chuyển đổi này được xem là một giải pháp hiệu quả và thiết thực cho nhiều vấn đề giám sát và ra quyết định trong ngành công nghiệp.

Các kỹ thuật sinh trắc học đánh giá sức khỏe và phúc lợi động vật

Các phương pháp phổ biến nhất để đánh giá sức khỏe và phúc lợi động vật hoặc là dựa trên quan sát trực quan và chủ quan, đặc biệt là về hành vi của động vật, hoặc là phương pháp xâm lấn. Chúng có thể bao gồm việc thu thập mẫu máu hoặc nước tiểu để phân tích bằng các kỹ thuật phòng thí nghiệm tốn kém và mất thời gian như xét nghiệm miễn dịch liên kết enzyme (ELISA) và phản ứng chuỗi polymerase (PCR) (Neethirajan và cs., 2017; Du và Zhou, 2018; Neethirajan, 2020). Các phép đo khác thường liên quan đến sức khỏe và phúc lợi của động vật dựa trên các phản ứng sinh lý của chúng như nhiệt độ cơ thể, nhịp tim (HR) và nhịp thở (RR) (Fuchs và cs., 2019; Halachmi và cs., 2019). Để đo nhiệt độ cơ thể, các phương pháp đáng tin cậy nhất là đo trong âm đạo hoặc đo ở tai, với các thiết bị phổ biến nhất dựa trên nhiệt kế thủy ngân hoặc nhiệt kế kỹ thuật số (Jorquera-Chavez và cs., 2019a; Zhang và cs., 2019b). Nhiệt độ cơ thể rất quan trọng để phát hiện sớm và theo dõi sự tiến triển của căng thẳng nhiệt, hiệu quả sử dụng thức ăn, quá trình trao đổi chất và phát hiện các triệu chứng bệnh như viêm, đau, nhiễm trùng và giai đoạn sinh sản, cùng nhiều yếu tố khác (McManus và cs., 2016; Zhang và cs., 2019b).

Các kỹ thuật truyền thống để đánh giá nhịp tim có thể bao gồm đo thủ công bằng ống nghe (DiGiacomo và cs., 2016; Jorquera-Chavez và cs., 2019b; Fuentes và cs., 2020a), hoặc các kỹ thuật tự động dựa trên thiết bị điện tâm đồ (ECG), chẳng hạn như đai theo dõi thương mại có điện cực ngực, ví dụ như Polar Sport Tester (Polar Electro Oy, Kempele, Phần Lan) (Orihuela và cs., 2016; Stojkov và cs., 2016), và cảm biến quang phổ xung (PPG) gắn vào tai

(Nie và cs., 2020). Thông số nhịp tim và sự biến thiên của nó thường được sử dụng như một chỉ báo về căng thẳng môi trường, thời kỳ mang thai, tỷ lệ trao đổi chất và chẩn đoán các bệnh tim mạch (Fuchs và cs., 2019; Halachmi và cs., 2019). Mặt khác, RR thường được đo bằng cách đếm thủ công các chuyển động bên sườn của động vật do thở trong 60 giây bằng đồng hồ bấm giờ (DiGiacomo và cs., 2016; Fuentes và cs., 2020a) hoặc đếm số nhịp thở trong 60 giây bằng ống nghe, hoặc bằng cách gắn cảm biến vào mũi hoặc ngực để phát hiện kiểu thở (Jorquera-Chavez và cs., 2019a). Nhịp thở có thể được sử dụng để chỉ ra tình trạng căng thẳng do nhiệt và các bệnh về đường hô hấp (Mandal và cs., 2017; Slimen và cs., 2019; Fuentes và cs., 2020a).

Nhược điểm chính của các phương pháp truyền thống dựa trên cảm biến tiếp xúc hoặc xâm lấn để đánh giá phản ứng sinh lý là khả năng gây căng thẳng cho động vật do phương pháp được sử dụng, dẫn đến sai lệch. Căng thẳng có thể do lo lắng gây ra bởi việc bị giữ cố định và thao tác/tiếp xúc với cơ thể chúng để đo lường hoặc gắn các cảm biến khác nhau. Hơn nữa, các phương pháp này thường tốn kém và mất thời gian, khiến việc đánh giá một nhóm lớn động vật trở nên không thực tế. Trong các phép đo thủ công, chúng cũng có thể có sai sót của con người và do đó mang tính chủ quan và không đáng tin cậy. Một số ứng dụng cụ thể cho các loại vật nuôi khác nhau sẽ được thảo luận, phân biệt bò, cừu và lợn.

Đối với bò

Để đánh giá liên tục nhiệt độ cơ thể của gia súc, Chung và cs. (2020) đã đề xuất một phương pháp xâm lấn đối với bò sữa bằng cách cấy ghép cảm biến sinh học nhận dạng tần số vô tuyến (RFID) (RFID Life Chip; Destron Fearing™, Fort Worth, TX, USA) vào phần dưới tai của ba con bò được theo dõi trong 1 tuần; tuy nhiên, phương pháp này cho thấy mối tương quan có cường độ trung bình khi so sánh trực tiếp với đầu dò nhiệt độ trong âm đạo đối với hai con bò ($R^2 = 0,73$) và hệ số tương quan thấp ở con bò thứ ba ($R^2 = 0,34$). Sau đó, các tác giả đã phát

triển một mô hình ML dựa trên phương pháp bỏ nhớ dài hạn ngắn hạn để tăng độ chính xác dự đoán. Tuy nhiên, nghiên cứu chỉ báo cáo sai số bình phương trung bình gốc (RMSE = 0,081) của mô hình mà bỏ qua độ chính xác dựa trên hệ số tương quan như lẽ ra phải làm đối với các mô hình ML hồi quy. Mặt khác, Tahsin (2016) đã phát triển một hệ thống cảm biến từ xa có tên là Máy theo dõi sức khỏe gia súc và Máy dò bệnh, được kết nối bằng mạng không dây. Hệ thống này tích hợp nhiệt kế/bộ điều nhiệt kỹ thuật số DS1620 (Maxim Integrated™, San Jose, CA, USA) và gia tốc kế nhiệt Memsic 2125 (Parallax, Inc., Rocklin, CA, USA) để đánh giá hoạt động của động vật bằng cách đo chuyển động ngang và dọc của bò. Nút cảm biến tích hợp được đặt trên cổ bằng vòng cổ, với tùy chọn được cấp nguồn bằng tấm pin mặt trời. Hơn nữa, Wang và cs. (2021a) đã phát triển một hệ thống cảm biến không xâm lấn/không tiếp xúc để đánh giá nhiệt độ cơ thể của gia súc bằng cách sử dụng camera nhiệt hồng ngoại (AD-HF048; ADE Technology Inc., Đài Bắc, Đài Loan), máy đo gió (410i; Testo SE & Co., Kilsyth, VIC, Úc) và cảm biến độ ẩm (RC-4HA; Elitech Technology, Inc., Milpitas, CA, Hoa Kỳ). Các cảm biến này được đặt trong chuồng nuôi ở khoảng cách 1 m từ bò và 0,9 m trên mặt đất để ghi lại nhiệt độ đầu của mỗi con bò, trong khi chúng được giữ cố định bằng khóa đầu. Các tác giả đã sử dụng nhiệt kế trực tràng làm chuẩn để xác thực phương pháp và báo cáo sự khác biệt là $0,04 \pm 0,10^{\circ}\text{C}$ giữa chuẩn và phương pháp đề xuất. Máy đo gió và cảm biến độ ẩm được sử dụng để loại bỏ các khung hình bị ảnh hưởng bởi các yếu tố thời tiết bên ngoài nhằm trích xuất các giá trị ngoại lệ.

Trong trường hợp đo nhịp tim (HR), Zipp và cs. (Tham khảo Zipp, Barth, Rommelfanger và Knierim 2018) đã sử dụng cảm biến Polar S810i và RS800CX gắn vào vai và gần tim để đo HR và biến thiên HR (HRV) trong khi nhốt sau khi vắt sữa nhằm đánh giá tác động của các phương pháp kích thích khác nhau (âm thanh, thủ công và khửu giác). Tuy nhiên, các tác giả đã báo cáo các vấn đề kỹ thuật trong việc thu thập HR và HRV, dẫn đến thiếu dữ liệu và làm

thay đổi phân tích. Đây là một nhược điểm khác của việc sử dụng cảm biến tiếp xúc vì chúng có thể trở nên không đáng tin cậy do nhiều nguyên nhân khác nhau, chẳng hạn như chuyển động tự nhiên của động vật khiến cảm biến mất tiếp xúc với da động vật và các vấn đề về kết nối. Buchli và cs. (2017) đã sử dụng đai Polar S810i gắn vào thân bê để đo HR khi chúng ở trong chuồng. Tuy nhiên, tương tự như nghiên cứu trước đó, các tác giả này đã gặp lỗi trong dữ liệu thu được và loại trừ dữ liệu từ tám con bê. Để tránh những vấn đề này, các phương pháp viễn thám đã được nghiên cứu, chẳng hạn như các phương pháp do Beiderman và cs. (2014) phát triển dựa trên một hệ thống tự động để đánh giá nhịp tim (HR), nhịp thở (RR) và hoạt động nhai bằng cách sử dụng giá ba chân giữ camera PixeLink B741 (PixeLink, Rochester, NY, USA) và laser Photop D2100 được kết nối với máy tính. Laser chiếu vào cổ và bụng của con bò. Tín hiệu thu được đã được phân tích bằng cách sử dụng hàm 'findpeaks' của Matlab® (Mathworks, Inc., Natick, MA, USA) để đánh giá HR từ vùng cổ và RR và hoạt động nhai từ vùng bụng. Các tác giả đã báo cáo hệ số tương quan $R = 0,98$ đối với HR, $R = 0,97$ đối với RR và $R = 0,99$ đối với dữ liệu nhai so với các phép đo thủ công đối với RR và hoạt động nhai và cảm biến Polar đối với HR. Các phương pháp sau này có thể giải quyết các vấn đề về tiếp xúc và độ không tin cậy của chất lượng dữ liệu; tuy nhiên, chúng dường như vẫn là các phương pháp thủ công cần người vận hành. Các tác giả không đề xuất một hệ thống tự động hóa cho các phép đo.

Jorquera và cs. (2019b) cũng trình bày các phương pháp không tiếp xúc để đánh giá nhiệt độ da, nhịp tim (HR) và nhịp thở (RR) của bò sữa bằng cách sử dụng camera cảm biến từ xa và phân tích thị giác máy tính. Các tác giả này đã sử dụng camera FLIR AX8 (FLIR Systems, Wilsonville, OR, USA) được tích hợp vào mô-đun camera Raspberry Pi V2.1 để ghi lại hình ảnh nhiệt hồng ngoại (IRTI) và video RGB của khuôn mặt bò khi bị giữ cố định trong máng ép. Các hình ảnh IRTI được phân tích tự động bằng bộ công cụ phát triển phần mềm FLIR Atlas (SDK) cho Matlab® và cắt video ở phần mắt

và tai. Video RGB được sử dụng để đánh giá HR bằng phương pháp PPG dựa trên sự thay đổi độ sáng trong kênh màu xanh lá cây của mắt, trán và toàn bộ khuôn mặt của bò; các tín hiệu này sau đó được phân tích thêm bằng mã Matlab® tùy chỉnh đã được phát triển trước đó cho con người (Gonzalez Viejo và cs., 2018) và được điều chỉnh cho động vật. Mặt khác, các tác giả đã sử dụng camera FLIR ONE để ghi lại video không đo bức xạ của những con bò. Những video này được phân tích bằng phần mềm Matlab® dựa trên sự thay đổi cường độ điểm ảnh ở phần mũi để đo nhịp thở vào và ra, từ đó tính toán được RR.

Liên quan đến các kỹ thuật RR, bên cạnh việc đếm thủ công thường được thực hiện dựa trên đánh giá trực quan về chuyển động sườn của động vật, các nhà nghiên cứu cũng đã phát triển các kỹ thuật thị giác máy tính, giúp giảm thiểu sai sót và thiên vị của con người. Stewart và cs. (2017) đã đánh giá 15 con bò sữa bằng ba phương pháp so sánh để xác định RR với (i) đếm thủ công chuyển động sườn bằng cách ghi lại thời gian bò cần để đạt được 10 nhịp thở, (ii) đếm thủ công chuyển động sườn tương tự như phương pháp (i) nhưng từ video RGB được ghi lại bằng máy ảnh CX220E có dải động cao (HDR) (Sony Corporation, Tokyo, Nhật Bản), và (iii) đếm thủ công chuyển động không khí (biến đổi nhiệt độ) từ lỗ mũi. Phương pháp cuối cùng được thực hiện từ video nhiệt hồng ngoại được ghi lại bằng máy ảnh ThermoCam S60 (FLIR Systems, Wilsonville, OR, Hoa Kỳ). Ba phương pháp cho thấy phản hồi tương tự với sự khác biệt trung bình cao nhất là $0,83 \pm 0,57$ giữa phương pháp (i) và (iii). Hơn nữa, Lowe và cs. (2019) đã trình bày một phương pháp tương tự nhưng chỉ được thử nghiệm trên năm con bê. Trong nghiên cứu sau, hai phương pháp là (i) đếm thủ công các chuyển động bên sườn từ video RGB được ghi lại bằng máy ảnh Panasonic HCV270 (Panasonic, Osaka, Nhật Bản), được thực hiện bằng cách ghi lại thời gian cần thiết để con bê đạt được năm chu kỳ thở, và (ii) đếm thủ công sự dao động nhiệt (thay đổi màu sắc) trong lỗ mũi từ hình ảnh nhiệt hồng ngoại được ghi lại bằng máy ảnh FLIR T650SC.

Phần mềm Adobe Premiere Pro CC (Adobe, San Jose, CA, Hoa Kỳ) đã được sử dụng để đếm thủ công cho cả hai phương pháp. Hệ số xác định cao ($R^2 = 0,93$) đã được báo cáo khi so sánh cả hai phương pháp. Gần đây hơn, Kim và Hidaka (Kim và Hidaka, 2021) đã sử dụng camera nhiệt hồng ngoại FLIR ONE PRO để ghi lại IRTI và video RGB từ mặt của bê. Các tác giả đầu tiên đo sự thay đổi màu sắc từ vùng lỗ mũi bằng tay dựa trên thời gian bê thực hiện năm nhịp thở. Một mạng nơ-ron tích chập dựa trên vùng mặt nạ (Mask R-CNN) và học chuyển giao đã được sử dụng để tự động phát triển một mô hình sử dụng các khung hình video RGB để tự động phát hiện và che mũi của bê. Sau khi mũi được phát hiện và che trong video RGB, IRTI được đăng ký đồng thời đã được sử dụng để tự động trích xuất nhiệt độ trung bình của vùng quan tâm. Các tác giả đã báo cáo một $R^2 = 0,91$ khi so sánh phương pháp thủ công và phương pháp tự động.

Bên cạnh những phương pháp được sử dụng để đánh giá các phản ứng sinh lý, các phương pháp sinh trắc học khác cũng đã được nghiên cứu để áp dụng cho bò thịt và bò sữa. Các phương pháp này bao gồm việc sử dụng cảm biến sinh học và/hoặc phân tích hình ảnh/video (viễn thám). Ví dụ, Huang và cs. (2018) đã phát triển một phương pháp thị giác máy tính để đánh giá các phép đo cơ thể (kích thước) của gia súc bằng cách sử dụng camera LiDAR 3D O3D303 để ghi lại hình ảnh nhìn từ bên cạnh của từng con vật và xử lý hậu kỳ bằng cách sử dụng các kỹ thuật kết hợp bộ lọc, phân cụm, phân đoạn và đối sánh. Tsai và cs. (2020) đã phát triển một mô-đun cảm biến tích hợp bao gồm bộ xử lý Raspberry Pi 3B (Raspberry Pi Foundation, Cambridge, Anh), mô-đun camera Raspberry Pi V2 và cảm biến nhiệt độ và độ ẩm tương đối BME280 để đo môi trường. Mô-đun tích hợp này được đặt trên đỉnh máng uống nước trong một trang trại bò sữa để ghi lại hành vi uống nước của bò. Các tác giả sau đó đã áp dụng mạng nơ-ron tích chập (CNN) dựa trên mạng học sâu phát hiện đối tượng thời gian thực Tiny YOLOv3 để phát hiện đầu bò nhằm dự đoán thời gian và tần suất uống nước, được phát hiện

có mối tương quan với chỉ số nhiệt độ-độ ẩm (THI; $R^2 = 0,84$ và $R^2 = 0,96$, tương ứng).

Đối với cừu

Các nhà nghiên cứu đã và đang nghiên cứu nhiều kỹ thuật khác nhau để đánh giá phản ứng hành vi và sinh lý của cừu bằng cách sử dụng cảm biến tiếp xúc và không tiếp xúc. Giovanetti và cs. (2017) đã thiết kế một hệ thống không dây bao gồm một dây cương có gắn gia tốc kế ba trục ADXL335 (Analog Devices, Wilmington, MA, USA); thiết bị này được đặt ở hàm dưới của cừu sữa để đo gia tốc chuyển động của chúng trên các trục x, y và z. Hơn nữa, các tác giả đã sử dụng camera Sanyo VPC-TH1 (Sanyo, Osaka, Nhật Bản) để quay video về cừu trong khi ăn và đánh giá thủ công xem động vật đang gặm cỏ, nhai lại hay nghỉ ngơi cũng như số lần cắn mỗi phút. Tương tự, Alvarenga và cs. (2016) đã thiết kế một dây cương được gắn bên dưới hàm của cừu; Bộ dây cương này tích hợp thiết bị ghi dữ liệu Aerobtec Motion Logger (nguyên mẫu AML V1.0, AerobTec, Bratislava, Slovakia), có khả năng đo gia tốc theo trục x, y và z, được chuyển đổi thành hệ quy chiếu hướng Bắc, Đông và Xuống. Ngoài ra, họ đã quay video về đàn cừu bằng máy quay JVC Everio GZR10 (JVC Kenwood, Selangor, Malaysia) để đánh giá thủ công các hoạt động gặm cỏ, nằm nghỉ, chạy, đứng và đi bộ. Dữ liệu này được sử dụng để phát triển các mô hình học máy nhằm tự động dự đoán các hoạt động, đạt độ chính xác 85%.

Abecia và cs. (2020) đã trình bày một phương pháp đo nhiệt độ cơ thể của cừu cái bằng cách sử dụng thiết bị ghi dữ liệu kích thước bằng nút DS1921 K (Thermochron™ iButton®, Maxim Integrated, San Jose, CA, USA) được dán dưới đuôi của động vật. Cảm biến này có thể ghi lại dữ liệu nhiệt độ cứ sau 5 phút. Sử dụng cảm biến từ xa, de Freitas và cs. (2018) đã sử dụng camera nhiệt hồng ngoại FLIR i50 để ghi lại hình ảnh từ các khu vực khác nhau của cừu: hậu môn, âm hộ, mõm và mắt. Các tác giả đã sử dụng phần mềm FLIR Quickreport để chọn thủ công các phần khác nhau trên mỗi con cừu và thu được nhiệt độ trung bình của từng khu

vực. Họ kết luận rằng âm hộ và mõm là những khu vực tốt nhất để đánh giá nhiệt độ trong chu kỳ động dục ở cừu cái. Sutherland và cs. (2020) cũng đã sử dụng camera nhiệt hồng ngoại (FLIR Thermacam S60) để ghi lại video về mắt trái của cừu cái. Các video này được phân tích để đánh giá nhiệt độ mắt bằng phần mềm Thermacam Researcher phiên bản 2.7 (FLIR Systems, Wilsonville, OR, USA). Ngoài ra, các tác giả đã sử dụng cảm biến Polar RS800CX và đặt nó xung quanh ngực của cừu cái để đánh giá nhịp tim (HR) và biến thiên nhịp tim (HRV).

Về các ứng dụng tiềm năng của công nghệ cảm biến, Cui và cs. (2019) đã phát triển một hệ thống giám sát căng thẳng đeo được (WSMS) bao gồm các đơn vị chủ và đơn vị phụ. Đơn vị chủ bao gồm các cảm biến môi trường như nhiệt độ, độ ẩm tương đối và hệ thống định vị toàn cầu (GPS) được gắn vào một dải đàn hồi và đặt quanh lồng ngực của cừu, trong khi đơn vị phụ bao gồm các cảm biến sinh lý như cảm biến nhịp tim mã nguồn mở (Pulse Sensor, World Famous Electronics LLC, New York, NY, USA) và cảm biến hồng ngoại nhiệt độ da (MLX90615; Melexis, Ypres, Bỉ). Hệ thống này đã được thử nghiệm trên cừu lấy thịt trong quá trình vận chuyển và được đề xuất như một phương pháp tiềm năng để đánh giá các phản ứng sinh lý với mức độ căng thẳng tối thiểu. Zhang và cs. (2020) đã thiết kế một vòng cổ đeo được bao gồm hai cảm biến để đo (i) nhịp tim và độ bão hòa oxy trong máu (MAX30102; Max Integrated, San Jose, CA, USA) và (ii) nhiệt độ cơ thể (MLX90614; Melexis, Ypres, Bỉ). Các cảm biến này được kết nối với ứng dụng di động Arduino (Arduino LLC, Boston, MA, USA) thông qua Bluetooth® để theo dõi thời gian thực và sử dụng thẻ SD để lưu trữ dữ liệu. Các tác giả cũng đề xuất hệ thống này để đánh giá các phản ứng sinh lý trong quá trình vận chuyển cừu. Tuy nhiên, các nghiên cứu này chỉ có thể theo dõi các động vật thí điểm, khiến việc đánh giá tất cả các động vật được vận chuyển trở nên tốn nhiều công sức, khó khăn và không thực tế.

Để giải quyết vấn đề sau, Fuentes và cs. (2020a) đã trình bày một phương pháp không tiếp xúc/

không xâm lấn để đánh giá nhiệt độ, nhịp tim và nhịp thở của cừu bằng cách sử dụng phân tích thị giác máy tính và học máy. Các tác giả đã sử dụng camera FLIR DUO PRO để ghi đồng thời video nhiệt hồng ngoại và RGB của cừu. Các video nhiệt hồng ngoại được phân tích bằng các thuật toán Matlab® R2020a tùy chỉnh để tự động nhận dạng đầu cừu và thu được nhiệt độ tối đa. Kết quả cho thấy mối tương quan rất cao (R). Hệ số tương quan $R^2 = 0,99$ giữa nhiệt độ thu được bằng camera nhiệt và nhiệt độ trực tràng và da đo được bằng nhiệt kế kỹ thuật số. Mặt khác, video RGB được phân tích bằng mã Matlab® R2020a tùy chỉnh để đánh giá nhịp tim (HR) và nhịp thở (RR) dựa trên nguyên tắc PPG sử dụng kênh màu G từ thang RGB cho HR và 'a' từ thang Lab cho RR. Một mô hình mạng nơ-ron nhân tạo được phát triển bằng cách sử dụng đầu ra của mã Matlab® để dự đoán HR và RR thực tế (đo thủ công), đạt độ chính xác cao $R^2 = 0,94$. Nghiên cứu này cũng đề xuất một hệ thống triển khai tiềm năng để sử dụng cho động vật trong vận chuyển.

Đối với các đánh giá sinh trắc học khác, Zhang và cs. (2018) đã phát triển một phương pháp thị giác máy tính để đo kích thước của cừu bằng cách sử dụng ba camera CCD Gigabit Ethernet MV-EM120C (Lano Photonics, tỉnh Cát Lâm, Trung Quốc) được đặt ở các vị trí khác nhau (trên cùng, bên trái và bên phải) của cân cừu. Các hình ảnh được ghi lại đã được phân tích trong Matlab® R2013 bằng thuật toán phân đoạn siêu điểm ảnh. Các tác giả cũng thu được các thông số kích thước bằng tay và tìm thấy mối tương quan $R = 0,99$ đối với trọng lượng và $R = 0,79$ đối với các kích thước (chiều rộng, chiều dài, chiều cao và chu vi) bằng cách sử dụng máy vector hỗ trợ.

Đối với lợn

Lợn cũng thường được nghiên cứu để phát triển các kỹ thuật sinh trắc học nhằm đánh giá các phản ứng về hành vi và sinh lý. Ví dụ, Byrd và cs. (2020) đã sử dụng camera KPC-N502NUB (KT&C, Fairfield, NJ, USA) gắn trên nóc chuồng lợn để đánh giá hành vi của lợn. Các tác giả đã sử dụng phần mềm GeoVision VMS

(GeoVision Inc, Đài Bắc, Đài Loan) và đánh giá xem lợn có hoạt động (đứng hoặc ngồi) hay không hoạt động (nằm sấp hoặc nằm nghiêng). Nasirahmadi và cs. (2017) đã đánh giá hành vi nằm của lợn bằng cách sử dụng camera quan sát (CCTV) với camera Sony RF2938 đặt phía trên chuồng. Phần mềm Matlab® được sử dụng để phân tích video bằng các thuật toán thị giác máy tính nhằm phát hiện vị trí của từng con lợn và phân tích khoảng cách giữa mỗi con vật dựa trên trục, hướng và trọng tâm của chúng. Mặt khác, Pezzuolo và cs. (2018) đã thu được các số đo cơ thể và trọng lượng của lợn bằng cách sử dụng camera độ sâu Kinect V1 (Microsoft Corporation, Redmond, WA, USA) được đặt trên nóc và bên hông chuồng. Các video được phân tích bằng phần mềm Xử lý hình ảnh đầu dò quét (SPIP™) (Image Metrology, Lyngby, Đan Mạch) để thu được chiều dài, chiều cao phía trước và phía sau, và chu vi ngực. Hơn nữa, các tác giả đã phát triển các mô hình tuyến tính và phi tuyến tính để dự đoán trọng lượng, đạt được độ chính xác R . Hệ số tương quan $2 > 0,95$ trong tất cả các phương pháp mô hình hóa được thử nghiệm. Nhược điểm mà các tác giả đề cập đến từ kỹ thuật này là hệ thống chỉ có thể ghi dữ liệu từ một camera tại một thời điểm vì có sự nhiễu khi sử dụng phương pháp thu thập dữ liệu đồng thời từ hai camera.

Liên quan đến các kỹ thuật đo nhiệt độ cơ thể/da của lợn, da Fonseca và cs. (2020) đã sử dụng camera nhiệt hồng ngoại cầm tay Testo 876-1 (Testo Instruments, Lenzkirch, Đức) để ghi lại hình ảnh toàn thân của lợn con. Phần mềm IRSoft v3.1 (Testo Instruments, Lenzkirch, Đức) được sử dụng để thu được các giá trị nhiệt độ da tối đa và tối thiểu. Rocha và cs. (2019) đã trình bày một phương pháp đo nhiệt độ cơ thể của lợn bằng cách sử dụng hai camera nhiệt hồng ngoại IR-TCM284 (Jenoptik, Jena, Đức). Một camera được đặt trong chuồng vuông góc với cơ thể lợn, trong khi camera thứ hai được đặt cách lợn 2,6 m phía trên trong lối đi để vận chuyển. Các vùng quan tâm được đánh giá là cổ, mõng, vùng quanh mắt và vùng phía sau tai; Các nhiệt độ này được chọn thủ công bằng phần mềm IRT Cronista Professional Software v3.6

(Grayess, Bradenton, FL, USA) và trích xuất nhiệt độ tối thiểu, tối đa và trung bình. Các tác giả nhận thấy rằng nhiệt độ từ vùng quanh mắt và phía sau tai là hữu ích nhất để đánh giá các loại căng thẳng khác nhau (lạnh, nóng, khát, đói và đau) trong quá trình xử lý và vận chuyển. Mặt khác, Feng và cs. (2019) đã phát triển một phương pháp thị giác máy tính và học máy để dự đoán nhiệt độ trực tràng của lợn nái bằng cách sử dụng camera nhiệt hồng ngoại T530 FLIR để chụp ảnh. Phần mềm FLIR Tools (FLIR Systems, Wilsonville, OR, USA) được sử dụng để thu được nhiệt độ da tối đa và trung bình ở các vùng khác nhau như tai, trán, vai, lưng giữa và cuối lưng, và âm hộ. Với những dữ liệu này, các tác giả đã phát triển một mô hình hồi quy bình phương tối thiểu từng phần (PLS) để dự đoán nhiệt độ trực tràng, đạt độ chính xác $R^2 = 0,80$.

Wang và cs. (2021b) đã phát triển một phương pháp không tiếp xúc để đánh giá nhịp tim của lợn bằng cách sử dụng hai thiết lập khác nhau: (i) webcam C920 HD PRO (Logitech, Đài Nam, Đài Loan) đặt trên bàn mổ với một con lợn đã được gây mê và (ii) máy quay Sony HDRSR5 Handycam đặt trên giá ba chân phía trên chuồng riêng biệt với một con lợn đang nghỉ ngơi. Phần mềm Matlab® được sử dụng để phân tích video bằng cách chọn và cắt (i) vùng cổ đối với thiết lập đầu tiên và (ii) vùng bụng, cổ và chân trước đối với thiết lập kép. Các tác giả đã sử dụng nguyên tắc PPG với ba kênh màu của thang màu RGB và nhận thấy kênh G cho kết quả chính xác nhất so với các phép đo bằng ECG. Barbosa Pereira và cs. (2019) cũng đã phát triển một phương pháp sử dụng lợn đã được gây mê; họ đã sử dụng đầu camera hồng ngoại sóng dài VarioCam HD 820 S/30 (InfraTec GmbH, Dresden, Đức) để đánh giá nhịp tim và nhịp thở. Các video được phân tích bằng phần mềm Matlab® R2018a, bao gồm phân đoạn bằng thuật toán Otsu đa cấp, lựa chọn vùng quan tâm (ngực), nhận dạng và theo dõi các đặc điểm bằng thuật toán Kanade-Lucas-Tomasi (KLT), lọc thời gian để đo quỹ đạo và phân tích thành phần chính (PCA) cũng như lựa chọn. Điều này cho phép họ thu được ước tính nhịp tim (HR) và

nhịp thở (RR) ở các tần số đã chọn. Các tác giả đã báo cáo hệ số xác định $R^2 = 0,96$ đối với HR so với phương pháp ECG và $R^2 = 0,97$ đối với RR so với dữ liệu máy thở. Jorquera-Chavez và cs. (2020) đã phát triển một phương pháp không tiếp xúc để đánh giá nhiệt độ, nhịp tim (HR) và nhịp thở (RR) của lợn bằng cách sử dụng một camera tích hợp bao gồm camera nhiệt hồng ngoại FLIR AX8 và camera Raspberry Pi V2.1 để ghi lại hình ảnh nhiệt hồng ngoại (IRTI) và video RGB, và một camera nhiệt hồng ngoại FLIR ONE để ghi lại video không đo bức xạ. Các tác giả đã sử dụng cùng một phương pháp như đã báo cáo đối với bò (Jorquera-Chavez và cs., 2019b) bằng cách sử dụng Matlab® R2018b, chọn mắt và tai làm vùng quan tâm cho nhiệt độ, phần mắt cho HR và mũi cho RR. Phương pháp tương tự đã được sử dụng trong nghiên cứu do Jongman và cs. (2020) phát triển nhưng họ đã sử dụng camera kép FLIR DUO PRO R (nhiệt hồng ngoại và RGB) và báo cáo hệ số tương quan trong khoảng $R = 0,61 - 0,66$ đối với HR và RR so với các phép đo thủ công.

Các kỹ thuật sinh trắc học để nhận dạng và xác định vật nuôi

Việc nhận dạng vật nuôi chính xác và đúng cách là rất cần thiết đối với người nông dân và nhà sản xuất. Nó cũng cho phép liên hệ từng con vật với các khía cạnh năng suất khác nhau như các yếu tố liên quan đến sức khỏe, hành vi, năng suất và chất lượng sản xuất cũng như khả năng sinh sản. Hơn nữa, việc nhận dạng động vật rất cần thiết cho việc truy xuất nguồn gốc, đặc biệt là trong quá trình vận chuyển và sau khi bán, để tránh gian lận và làm giả sổ sách hoặc giấy tờ nhận dạng động vật. Tuy nhiên, các phương pháp truyền thống bao gồm thẻ tai, hình xăm, vi mạch và vòng cổ nhận dạng tần số vô tuyến (RFID), có chi phí cao, và một số có thể không đáng tin cậy và dễ bị hack hoặc thay thế. Hơn nữa, chúng đòi hỏi nhân công để bảo trì, khiến chúng tốn thời gian, dễ xảy ra lỗi do con người và có thể dẫn đến việc tráo đổi thẻ (Awad, 2016; Kumar và cs., 2016, 2017a; Zin và cs., 2018). Do đó, một số nghiên cứu trong những năm gần đây đã tập trung vào việc phát triển các kỹ

thuật sinh trắc học không tiếp xúc để tự động nhận dạng và xác định các loài động vật khác nhau như gấu, sử dụng học sâu (Clapham và *cs.*, 2020), và bò dựa trên các đặc điểm khác nhau như khuôn mặt (Cai và Li, 2013; Kumar và *cs.*, 2016), mõm (Kumar và *cs.*, 2017a), hoa văn cơ thể (Zin và *cs.*, 2018), nhận dạng móng mắt (Lu và *cs.*, 2014) hoặc hoa văn vồng mạc (Awad, 2016).

Đối với bò

Hầu hết các kỹ thuật sinh trắc học để nhận dạng và xác định này đã được phát triển cho gia súc. Các tác giả đã trình bày các phương pháp dựa trên một trong ba kỹ thuật chính: (i) nhận dạng mẫu mõm, (ii) nhận dạng khuôn mặt và (iii) nhận dạng và xác định cơ thể. Kỹ thuật đầu tiên đã được áp dụng để nhận dạng gia súc bằng cách sử dụng hình ảnh mõm và phân tích các đặc điểm vì nó có một mẫu đặc trưng khác nhau đối với mỗi con vật, tương tự như dấu vân tay của con người. Sau khi các đặc điểm và mẫu này được nhận dạng, một mô hình học sâu được phát triển để xác định từng con bò (Noviyanto và Arymurthy, 2012; Gaber và *cs.*, 2016; Kumar và *cs.*, 2017a, 2017b, 2018; Bello và *cs.*, 2020). Các phương pháp nhận dạng khuôn mặt sử dụng các kỹ thuật khác nhau như thuật toán mẫu nhị phân cục bộ (Cai và Li, 2013) và mạng nơ-ron tích chập (CNN) đã được đề xuất cho các giống bò cụ thể với màu sắc và hoa văn khác nhau, chẳng hạn như Simmental (Wang và *cs.*, 2020), Holstein, Guernsey và Ayrshire, cùng nhiều giống khác (Kumar và *cs.*, 2016; Bergamini và *cs.*, 2018); tuy nhiên, chưa có phương pháp nào được trình bày cho các giống bò đơn màu như Angus. Mặt khác, các phương pháp nhận dạng cơ thể đã được phát triển để xác định bò trong đàn bằng cách sử dụng thị giác máy tính và các kỹ thuật học sâu. Trong số các phương pháp được đề xuất có nhận dạng bò từ bên cạnh (Bhole và *cs.*, 2019), từ phía sau (Qiao và *cs.*, 2019), các góc độ khác nhau (de Lima Weber và *cs.*, 2020) hoặc từ trên xuống (Andrew và *cs.*, 2019). Phương pháp thứ hai được đề xuất để xác định và nhận dạng giống bò Holstein và Friesian bằng máy bay không

người lái (UAV) (Andrew và *cs.*, 2017, 2020a, 2020b). Bhole và *cs.* (2019) đề xuất thêm một bước để nhận dạng bò từ phía bên bằng cách ghi lại IRTI để dễ dàng phân đoạn hình ảnh và loại bỏ nền.

Đối với cừu

Mặc dù việc ứng dụng sinh trắc học vào nhận dạng và xác định danh tính cừu chưa được nghiên cứu sâu rộng, nhưng một số phương pháp đề xuất đã được công bố. Các kỹ thuật được báo cáo đối với cừu bao gồm nhận dạng vồng mạc bằng máy quét vồng mạc thương mại OptiReader (Opibrand®, Fort Collins, CO, USA) (Barron và *cs.*, 2008) và nhận dạng khuôn mặt bằng các phương pháp phân loại như học máy hoặc học sâu. Salama và *cs.* (2019) đã phát triển một mô hình học sâu dựa trên CNN và tối ưu hóa Bayes và đạt được độ chính xác nhận dạng là 98%. Corkery và *cs.* (2007) đề xuất một phương pháp dựa trên phân tích thành phần độc lập và thuật toán InfoMax để xác định các thành phần cụ thể từ hình ảnh chuẩn hóa của khuôn mặt cừu và sau đó tìm chúng trong mỗi hình ảnh được thử nghiệm; các tác giả đã báo cáo độ chính xác trong khoảng 95 - 95%.

Đối với lợn

Các kỹ thuật sinh trắc học đã được công bố để nhận dạng lợn chủ yếu dựa trên nhận dạng khuôn mặt và nhận dạng cơ thể từ trên nóc chuồng. Hansen và *cs.* (2018) đã phát triển một phương pháp nhận dạng khuôn mặt sử dụng CNN với độ chính xác cao (97%). Marsot và *cs.* (2020) đã phát triển một hệ thống nhận dạng khuôn mặt dựa trên sự kết hợp giữa thị giác máy tính để xác định khuôn mặt và mắt, cùng với mạng nơ-ron tích chập (CNN) học sâu cho mục đích phân loại, đạt độ chính xác 83%. Mặt khác, Wang và *cs.* (2018) đã đề xuất một phương pháp nhận dạng lợn từ hình ảnh được ghi lại toàn thân bằng cách sử dụng các mạng học sâu tích hợp như mạng đường dẫn kép (DPN131), InceptionV3 và Xception, với độ chính xác 96%. Huang và *cs.* (2020) đã thử nghiệm phương pháp nhận dạng mô tả cục bộ kết cấu Weber (WTLD) với các mặt nạ khác

nhau để phát hiện và nhận dạng các đặc điểm riêng lẻ như lông, kết cấu da và các đốm bằng cách sử dụng hình ảnh của các nhóm lợn; các phương pháp WTLĐ được thử nghiệm cho kết quả độ chính xác >96%. Kashiha và cs. (2013) đã dựa trên phương pháp nhận dạng tự động của họ trên thị giác máy tính để nhận diện những con lợn được đánh dấu trong chuồng bằng cách sử dụng thuật toán Fourier để mô tả các mẫu và khoảng cách Euclidean, kỹ thuật này đã mang lại độ chính xác 89%.

Ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI) trong chăn nuôi để giải quyết các vấn đề phức tạp

Phần này tập trung cụ thể vào nghiên cứu ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI) sử dụng các kỹ thuật mô hình hóa học máy (ML) và học sâu (deep learning) trên vật nuôi, đặc biệt là bò, cừu và lợn. Một trong những nghiên cứu gần đây nhất đã tập trung vào việc sử dụng AI để xác định phản ứng cảm xúc của động vật trang trại, bao gồm cả lợn và bò (Neethirajan, 2021). Tuy nhiên, việc đánh giá và diễn giải trạng thái cảm xúc của động vật trang trại chỉ dựa trên biểu cảm khuôn mặt và vị trí tai, như đề xuất trong nghiên cứu sau này, có thể gặp khó khăn, và việc đánh giá khách quan hơn có thể được thực hiện bằng cách sử dụng các mục tiêu dựa trên các phép đo hormone từ endorphin, dopamine, serotonin và oxytocin, cùng nhiều chất khác, điều này sẽ đòi hỏi phải lấy mẫu máu. Do đó, tất cả các ứng dụng *trong ống nghiệm* và trên mô đều bị loại trừ khỏi phần này vì chúng yêu cầu các phương pháp phá hủy hoặc xâm lấn để thu thập dữ liệu.

Đối với bò

Một phương pháp AI đơn giản đã được đề xuất sử dụng dữ liệu lịch sử (4 năm) với công nghệ cảm biến gần như phổ biến trong các trang trại chăn nuôi, chẳng hạn như các trạm thời tiết khí tượng với nhiệt độ và độ ẩm tương đối hàng ngày (Fuentes và cs., 2020b). Trong nghiên cứu này, dữ liệu khí tượng được sử dụng để tính toán chỉ số nhiệt độ và độ ẩm (THI) bằng các

phương pháp thuật toán khác nhau làm đầu vào để đánh giá tác động của căng thẳng nhiệt lên năng suất sữa như các mục tiêu trong một trang trại bò sữa tự động. Phương pháp này đã cố gắng trả lời các câu hỏi phức tạp với dữ liệu có sẵn từ các trang trại bò sữa tự động và truyền thống, đồng thời đề xuất một hệ thống triển khai cho phương pháp AI với độ chính xác chung của các mô hình AI là 87%. Việc đánh giá căng thẳng nhiệt chính xác hơn có thể đạt được bằng công nghệ cảm biến, với mức độ xâm lấn tối thiểu đối với động vật, chẳng hạn như kẹp tai, vòng cổ hoặc các thiết bị tương tự, hoặc camera cảm biến từ xa, thị giác máy tính và mô hình học sâu. Tuy nhiên, phương pháp kỹ thuật số sau này yêu cầu đánh giá từng con vật bằng cách sử dụng phản ứng và cảm biến bổ sung, hệ thống camera được đặt ở các vị trí chiến lược cho phép giám sát từng con vật (ví dụ: hệ thống chuồng trại và lối đi thẳng). Hơn nữa, các phương pháp kỹ thuật số mới này yêu cầu ghi lại dữ liệu mới. Một câu hỏi lớn trong việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong chăn nuôi gia súc, trong trường hợp này, là liệu việc đầu tư thêm đáng kể vào phản ứng và mô hình học máy sử dụng dữ liệu mới để tăng độ chính xác của mô hình thêm 10% có đáng giá hay không.

Công nghệ cảm biến và mạng lưới cảm biến đã được ứng dụng trong chăn nuôi gia súc để đánh giá tình trạng què chân, chẳng hạn như gia tốc kế, kết nối IoT và các phương pháp mô hình hóa ML theo chuỗi thời gian (Taneja và cs., 2020; Wu và cs., 2020). Những ứng dụng này là những phương pháp đầu tiên được áp dụng trên động vật sau khi ứng dụng trên người với các thiết bị theo dõi sức khỏe (fitbit). Việc đọc dữ liệu cảm biến và kết nối bằng IoT sẽ tạo điều kiện thuận lợi cho việc triển khai công nghệ này theo thời gian thực hoặc gần thời gian thực. Tuy nhiên, nhược điểm lớn là cần phải trang bị cảm biến cho từng con vật cần theo dõi. Điều này cũng đúng với các ứng dụng tích hợp cảm biến khác (Neethirajan, 2020), chẳng hạn như vòng cổ, dây cương và cảm biến thể tai (Rahman và cs., 2018), để phát hiện những thay đổi sinh lý, hành vi và các bất thường khác (Wagner và cs., 2020).

Như đã đề cập trước đó, nhận dạng động vật bằng các phương pháp học sâu nên được coi là bước đầu tiên để áp dụng thêm các công cụ cảm biến từ xa và trí tuệ nhân tạo. Bước thứ hai là xác định các đặc điểm chính của động vật bằng học sâu (Jiang và *cs.*, 2019), điều này cho phép trích xuất thông tin sinh lý từ các vùng cụ thể đó bằng mô hình học máy, chẳng hạn như nhịp tim (HR) từ vùng mắt hoặc vùng da hở (ví dụ: tai hoặc mõm) và nhịp thở (RR) từ vùng mõm. Các đặc điểm của động vật này cần được nhận dạng trong video để trích xuất đủ thông tin nhằm thu được các thông số sinh lý mà hiện tại cần 4-8 giây (ví dụ: HR và RR) để tín hiệu ổn định và thu được dữ liệu có ý nghĩa. Do đó, các bước triển khai trí tuệ nhân tạo cần xem xét nhận dạng động vật, nhận dạng và theo dõi các đặc điểm cụ thể cũng như trích xuất các thông số sinh lý bằng học máy.

Việc tích hợp UAV, thuật toán thị giác máy tính và mạng nơ-ron tích chập (CNN) đã được thử nghiệm để nhận dạng gia súc từ trên không (Barbedo và *cs.*, 2019). Tuy nhiên, các tác giả này tập trung vào tính khả thi và thử nghiệm các thuật toán khác nhau hơn là triển khai chương trình thí điểm tiềm năng. Hơn nữa, các phương pháp này cũng có thể được sử dụng để nhận dạng động vật và trích xuất các thông số sinh lý, chẳng hạn như nhiệt độ cơ thể (sử dụng camera nhiệt hồng ngoại làm thiết bị). Bò sữa có thể cung cấp nhiều đặc điểm nhận dạng hơn so với bò Angus, điều này có thể yêu cầu triển khai camera đa phổ để bao gồm các đặc điểm tiềm ẩn không nhìn thấy được từ động vật.

Đối với cừu

Công nghệ cảm biến và mạng lưới cảm biến cũng đã được áp dụng song song với các phương pháp học máy (ML) cho cừu bằng cách sử dụng vòng cổ điện tử và cảm biến tai làm dữ liệu đầu vào và lựa chọn có giám sát một số thông số hành vi làm mục tiêu với độ chính xác được báo cáo là <90% cho cả hai phương pháp (Mansbridge và *cs.*, 2018). Một số phương pháp dự đoán từ dữ liệu hiện có đã được thử nghiệm để đánh giá các đặc điểm thân thịt từ hồ sơ động vật giai đoạn đầu đời (Shahinfar và *cs.*, 2019)

bằng cách sử dụng các phương pháp ML hồi quy có giám sát và không giám sát với độ chính xác được báo cáo từ thấp đến cao.

Các hệ thống phát hiện tương tự đã được đề cập trước đây đối với các loài động vật khác đã được áp dụng để đếm cừu bằng cách sử dụng thị giác máy tính và các phương pháp học sâu CNN (Sarwar và *cs.*, 2018), có thể được sử dụng song song với các quy trình AI khác để trích xuất thêm thông tin từ động vật cho việc đánh giá sức khỏe hoặc phúc lợi, chẳng hạn như trọng lượng cừu (Shah và *cs.*, 2021). Theo cách tiếp cận này, các thông số sinh lý bổ sung, chẳng hạn như nhịp tim, nhiệt độ cơ thể và nhịp thở, có thể được trích xuất từ từng con cừu một cách không xâm lấn (Fuentes và *cs.*, 2020a). Nghiên cứu sau này cũng đề xuất sử dụng phương pháp AI này cho các ứng dụng chăn nuôi thực tế, chẳng hạn như đánh giá phúc lợi động vật trong quá trình vận chuyển.

Các phương pháp đánh giá phúc lợi khác dành cho cừu đã được phát triển dựa trên việc phân loại biểu cảm khuôn mặt để đánh giá mức độ đau đớn bằng cách sử dụng mạng nơ-ron tích chập (CNN) học sâu và thị giác máy tính với độ chính xác 95%. Tuy nhiên, chưa có báo cáo nào về việc triển khai phương pháp này, có thể được sử dụng để đánh giá thêm về phúc lợi động vật (Jwade và *cs.*, 2019).

Đối với lợn

Một số ứng dụng học máy đơn giản đã được triển khai để dự đoán lượng nước sử dụng trong các trang trại chăn nuôi lợn bằng cách sử dụng các thuật toán học máy hồi quy (Lee và *cs.*, 2017). Tuy nhiên, nghiên cứu này đã báo cáo hệ số xác định tối đa là $R^2 = 0,42$ đối với các thuật toán cây hồi quy, điều này có thể liên quan đến việc thiết kế tham số kém, vì chỉ sử dụng nhiệt độ và độ ẩm tương đối.

Đếm lợn tự động (Tian và *cs.*, 2019), phát hiện tư thế lợn (Nasirahmadi và *cs.*, 2019; Riekert và *cs.*, 2020), hành vi giao phối (Li và *cs.*, 2019) và hành vi của lợn nái (Zhang và *cs.*, 2019a), định vị và theo dõi (Cowton và *cs.*, 2019), hành vi hung hăng (Chen và *cs.*, 2020) đã được thử

nghiệm bằng thị giác máy tính và học sâu. Đây là những phương pháp tương đối phức tạp để giải đáp các câu hỏi có ý nghĩa khi xem xét chuỗi phân tích tiếp theo. Những phương pháp này có thể được sử dụng để trích xuất thêm thông tin từ từng con lợn sau khi chúng đã được nhận dạng, chẳng hạn như sinh trắc học, bao gồm nhịp tim (HR) và nhịp thở (RR) được trích xuất cho các động vật khác như cừu, đã đề cập trước đó (Fuentes và *cs.*, 2020a), và nhận dạng gia súc (Andrew và *cs.*, 2017) với độ chính xác nhận dạng từ 86 đến 96% với tối đa 89 cá thể.

Các phương pháp khác đã được triển khai để phát hiện sớm (trong khoảng từ 1 đến 7 ngày nhiễm bệnh) các bệnh đường hô hấp ở lợn bằng cách sử dụng các phương pháp học sâu (Cowton và *cs.*, 2018). Các phương pháp thị giác máy tính khác sử dụng phân tích hình ảnh nhiệt hồng ngoại và quang phổ nhìn thấy được mà không cần các phương pháp học máy cũng cho kết quả đánh giá chấp nhận được về các bệnh đường hô hấp ở lợn (Jorquera-Chavez và *cs.*, 2020).

Kết luận

Việc ứng dụng cảm biến từ xa, sinh trắc học và trí tuệ nhân tạo (AI) để đánh giá sức khỏe và phúc lợi vật nuôi có thể mang lại nhiều tác động tích cực về mặt đạo đức và tăng khả năng chấp nhận của người tiêu dùng đối với các sản phẩm khác nhau có nguồn gốc từ chăn nuôi. Cụ thể, việc tích hợp các công nghệ kỹ thuật số có thể tác động trực tiếp đến việc tăng sự tự nguyện mua sản phẩm từ các nguồn đã ứng dụng AI để nâng cao phúc lợi động vật trong trang trại và vận chuyển, đảm bảo việc xử lý và giết mổ động vật có đạo đức và trách nhiệm.

Việc đánh giá tính khả thi hoặc các lựa chọn triển khai từ các nghiên cứu khác nhau đã được thực hiện cho đến nay về chăn nuôi, áp dụng sinh trắc học và trí tuệ nhân tạo, rất khó khăn vì thiếu tính nhất quán trong việc báo cáo độ chính xác của mô hình, hiệu suất, số lượng động vật được sử dụng hoặc các lựa chọn thí điểm hoặc triển khai được đề xuất. Hơn nữa, trong hầu hết các nghiên cứu này, không có bước theo dõi nào đối với các mô hình bằng cách thiết lập các

triển khai thí điểm tiềm năng để thử nghiệm chúng trong các tình huống thực tế. Nhiều nhà nghiên cứu chỉ dựa vào các giao thức xác nhận và thử nghiệm trong giai đoạn phát triển mô hình. Điều này không cung cấp bất kỳ thông tin nào về tính khả thi hoặc tính ứng dụng của các hệ thống kỹ thuật số này, bởi vì các tình huống trong thực tế thay đổi theo thời gian và các mô hình cần được đánh giá lại và liên tục được cập nhật dữ liệu mới để học hỏi và thích ứng với các hoàn cảnh và quy mô sử dụng khác nhau.

Rõ ràng là hầu hết các phát triển và mô hình hóa AI cho ứng dụng chăn nuôi đều mang tính học thuật, và rất ít nghiên cứu tập trung vào việc triển khai hiệu quả và thực tiễn vào các tình huống thực tế. Để thay đổi điều này, các nhà nghiên cứu nên tập trung vào các vấn đề thực tế trong ngành chăn nuôi, bắt đầu từ những vấn đề đơn giản và cấp bách. Bước tiếp theo là giải quyết chúng bằng công nghệ hiệu quả và giá cả phải chăng, bắt đầu từ phân tích dữ liệu lớn từ dữ liệu lịch sử được tích lũy bởi các ngành khác nhau. Ý tưởng ở đây là ban đầu áp dụng AI ở những nơi có dữ liệu, để đạt được phạm vi tối đa với hiệu suất cao và các ứng dụng có khả năng mở rộng (ví dụ: đánh giá tác động của nhiệt độ lên sản lượng sữa bằng cách sử dụng thông tin thời tiết lịch sử và dữ liệu năng suất). Cần phải kiểm tra xem dữ liệu chính xác có sẵn hay không, tránh dựa AI trên các tập dữ liệu bị hạn chế và chỉ giới hạn ở việc thử nghiệm các phương pháp học máy khác nhau.

Để giải quyết những vấn đề này, các chiến lược mô hình hóa, phát triển và triển khai AI cần có một nhóm đa ngành với sự liên lạc thường xuyên trong suốt các giai đoạn phát triển và triển khai mô hình; một cách tiếp cận tốt hơn, nhưng rất hiếm hiện nay, là có một chuyên gia về khoa học động vật, phân tích dữ liệu và AI làm việc với các công ty. Điều này có thể sớm thay đổi thông qua các chương trình đào tạo chuyên ngành Nông nghiệp, Khoa học Động vật và Thú y, trong đó phân tích dữ liệu, học máy và AI được đưa vào chương trình giảng dạy tương ứng.

Việc tích hợp công nghệ kỹ thuật số mới nổi với các chiến lược phát triển và triển khai trí tuệ

nhân tạo (AI) cho các ứng dụng thực tiễn sẽ tạo ra các ứng dụng thí điểm AI hiệu quả và năng suất, có thể dễ dàng mở rộng quy mô lên sản xuất để tạo ra những đổi mới thành công trong chăn nuôi.

Tài liệu tham khảo

- Abecia, J.A., María, G.A., Estévez-Moreno, L.X., and Miranda-De La Lama, G.C. 2020. Daily rhythms of body temperature around the spawning period in sheep measured non-invasively. *Biorhythms Study* 51, pp. 988-993.
- Alvarenga, F., Borges, I., Palkovič, L., Rodina, J., Oddy, V., and Dobos, R. 2016. Using triaxial accelerometers to determine and classify sheep behavior in pastures. *Applied Animal Behavior Science* 181, pp. 91-99.
- Andrew, W., Greatwood, C., and Burghardt, T. 2017. Image localization and individual identification of Holstein Friesian cattle through deep learning. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 2850-2859.
- Andrew, W., Greatwood, C., and Burghardt, T. 2019. Aerial animal biometrics: recovery and visual identification of individual Friesian cattle via autonomous UAV with integrated deep inference capabilities. *arXiv manuscript*, 1907.05310.
- Andrew, W., Gao, J., Mullan, S., Campbell, N., Dowsey, A.W., and Burghardt, T. 2020a. Individual visual identification of Holstein-Friesian cattle through deep learning of measured distances. *arXiv manuscript*, 2006.09205.
- Andrew, W., Greatwood, C., and Burghardt, T. 2020b. Combining animal biometrics with autonomous robotics: drone-based search and individual identification of Friesian cattle. *Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Computer Vision Applications, Workshop 1*, pp. 38-43.
- Awad, A.I. 2016. From classical methods to animal biometrics: an assessment of livestock identification and tracking. *Computers and Electronics in Agriculture* 123, pp. 423-435.
- Barbedo, J.G.A., Koenigkan, L.V., Santos, T.T., and Santos, P.M. 2019. Study on livestock detection in UAV images using deep learning. *Sensors* 19, 5436.
- Barbosa Pereira, C., Dohmeier, H., Kunczik, J., Hochhausen, N., Tolba, R. and Czaplik, M. 2019. Non-contact monitoring of heart rate and respiratory rate in anesthetized pigs by infrared thermometry. *PloS One* 14, e0224747.
- Barron, U.G., Corkery, G., Barry, B., Butler, F., McDonnell, K. and Ward, S. 2008. Evaluation of retinal recognition technology as a biometric method for sheep identification. *Computers and Electronics in Agriculture* 60, pp. 156-166.
- Beiderman, Y., Kunin, M., Kolberg, E., Halachmi, I., Abramov, B., Amsalem, R., and Zalevsky, Z. 2014. Automated biomedical detection, identification and monitoring solution for cattle using remote sensing to optimize treatment for livestock. *Journal of Agricultural Engineering* 45, pp. 153-160.
- Bello, R.W., Talib, A.Z.H., and Mohamed, A.S.A.B. 2020. Deep learning-based architecture for cow recognition using cow nose image patterns. *Gazi University Journal of Science* 33, pp. 831-844.
- Bergamini, L., Porrello, A., Dondona, A.C., Del Negro, E., Mattioli, M., D'alterio, N., and Calderara, S. 2018. Embedding multiple viewpoints for cattle re-identification. *14th International Conference on Signal-Image Technologies and Internet-Based Systems (SITIS)*, 2018. IEEE, pp. 184-191.
- Bhole, A., Falzon, O., Biehl, M., and Azzopardi, G. 2019. A computerized image processing procedure using thermal and RGB images for Holstein cattle identification. *International Conference on Computerized Image and Pattern Analysis*, 2019. Springer, pp. 108-119.
- Buchli, C., Raselli, A., Bruckmaier, R., and Hillmann, E. 2017. Early maternal exposure increases social competence and reduces cardiovascular stress response in dairy calves. *Applied Animal Behavior Science* 187, 1-7.
- Burn, C.C., Pritchard, J.C. and Whay, H.R. 2009. Observer reliability in animal welfare assessment: problems with high rates of certain outcomes. *Animal Welfare* 18, pp. 177-187.
- Byrd, C., Johnson, J., Radcliffe, J., Craig, B., Eicher, S., and Lay, D.Jr. 2020. Nonlinear analysis of heart rate variability to assess stress response of growing piglets to an acute heatwave. *Animal: An International Journal of Animal Bioscience* 14, pp. 379-387.
- Cai, C., and Li, J. 2013. Livestock face recognition using local binary pattern description. *Asia Pacific Signal Processing and Information Association Annual Summit and Workshop 2013*, October 29-November 1, 2013, Kaohsiung, Taiwan. IEEE, pp. 1-4.
- Chen, C., Zhu, W., Steibel, J., Siegford, J., Wurtz, K., Han, J., and Norton, T. 2020. Identification of aggressive behaviors in pigs based on convolutional neural networks and short-term long-term memory. *Computers and Electronics in Agriculture* 169, 105166.

- Chung, H., Li, J., Kim, Y., Van Os, JM, Brounts, SH and Choi, CY. 2020. Using implanted biosensors and wearable scanners to monitor the core body temperature of dairy cows in real time. *Computers and Electronics in Agriculture* 174, 105453.
- Clapham, M., Miller, E., Nguyen, M., and Darimont, C.T. 2020. Automatic facial recognition for wildlife without distinguishing features: a deep learning approach for brown bears. *Ecology and Evolution* 10, pp. 12883-12892.
- Corkery, G., Gonzales-Barron, U.A., Butler, F., McDonnell, K., and Ward, S. 2007. A preliminary study of facial recognition as a biometric identification method for sheep. *ASABE Transactions* 50, pp. 313-320.
- Cowton, J., Kyriazakis, I., Plötz, T., and Bacardit, J. 2018. A combined deep learning GRU autoencoder for early detection of respiratory disease in pigs using multiple environmental sensors. *Sensors* 18, 2521.
- Cowton, J., Kyriazakis, I., and Bacardit, J. 2019. Location, tracking and extraction of individual pig behavior data using deep learning. *IEEE Access* 7, pp. 108049-108060.
- Cui, Y., Zhang, M., Li, J., Luo, H., Zhang, X., and Fu, Z. 2019. WSMS: Wearable stress monitoring system based on IoT multi-sensor platform for transporting live sheep. *Electronics* 8, 441.
- Da Fonseca, F.N., Abe, J.M., De Alencar Nääs, I., Da Silva Cordeiro, A.F., Do Amaral, F.V., and Ungaro, H.C. 2020. Automatic prediction of stress in piglets (*Sus Scrofa*) by infrared skin temperature. *Computers and Electronics in Agriculture* 168, 105148.
- De Freitas, A.C.B., Vega, W.H.O., Quirino, C.R., Junior, A.B., David, C.M.G., Geraldo, A.T., Rua, M.A.S., Rojas, L.F.C., De Almeida Filho, J.E., and Dias, A.J.B. 2018. Surface temperatures of ewes during estrus were measured by infrared thermometry. *Physiology* 119, pp. 245-251.
- De Lima Weber, F., De Moraes Weber, V.A., Menezes, G.V., Junior, A.D.S.O., Alves, D.A., De Oliveira, M.V.M., Matsubara, E.T., Pistori, H., and De Abreu, U.G.P. 2020. Identification of Pantaneira cattle breeds by computer vision and convolutional neural networks. *Computers and Electronics in Agriculture* 175, 105548.
- Digiaco, K., Simpson, S., Leury, B.J., and Dunshea, F.R. 2016. Dietary betaine affects physiological responses to moderate temperature conditions in a dose-dependent manner in sheep. *Animals* 6, 51. CrossRef Google Scholar
- Du, X., and Zhou, J. 2018. Applications of biosensors in the detection of animal diseases. *Veterinary Science Research* 118, pp. 444-448.
- Feng, Y.Z., Zhao, H.T., Jia, G.F., Ojukwu, C. and Tan, H.Q. 2019. Establishing validated models for non-invasive prediction of sow rectal temperature by infrared thermometry and chemometry. *International Journal of Meteorological Biology* 63, pp. 1405-1415.
- Fuchs, B., Sørheim, K.M., Chincari, M., Brunberg, E., Stubbsjøn, S.M., Bratbergsengen, K., Hvasshovd, S.O., Zimmermann, B., Lande, U.S. and Grøva, L. 2019. Validation of heart rate sensing and seasonal and diurnal variability of body temperature and heart rate in domestic sheep. *Veterinary and Animal Sciences* 8, 100075.
- Fuentes, S., Gonzalez Viejo, C., Chauhan, S.S., Joy, A., Tongson, E. and Dunshea, F.R. 2020a. Non-invasive biometric data of sheep obtained by computer vision algorithm and machine learning model using integrated infrared/visible light thermal camera. *Sensors* 20, 6334.
- Fuentes, S., Gonzalez Viejo, C., Cullen, B., Tongson, E., Chauhan, S.S., and Dunshea, F.R. 2020b. Application of artificial intelligence to robotic dairy farms to model milk yield and quality based on daily cow data and environmental parameters. *Sensors* 20, 2975.
- Gaber, T., Tharwat, A., Hassanien, A.E. and Snasel, V. 2016. Biometric livestock identification method based on Weber local description and AdaBoost classifier. *Computers and Electronics in Agriculture* 122, pp. 55-66.
- Giovanetti, V., Decandia, M., Molle, G., Acciaro, M., Mameli, M., Cabiddu, A., Cossu, R., Serra, M., Manca, C., and Rassu, S. 2017. Automated classification system of grazing, rumination and resting behavior of dairy sheep using triaxial accelerometers. *Animal Science* 196, pp. 42 - 48.
- Gonzalez Viejo, C., Fuentes, S., Torrico, D. and Dunshea, F. 2018. Non-contact estimation of heart rate and blood pressure from video analysis and machine learning models applied to food sensory responses: a case study of chocolate. *Sensors* 18, 1802.
- Halachmi, I., Guarino, M., Bewley, J., and Pastell, M. 2019. Smart livestock farming: applications of real-time sensors to improve livestock health and productivity. *Annual Journal of Animal Biology* 7, pp. 403-425.
- Hansen, M.F., Smith, M.L., Smith, L.N., Salter, M.G., Baxter, E.M., Farish, M. and Grieve, B. 2018. Towards pig face recognition at the farm using convolutional neural networks. *Computers in Industry* 98, pp. 145-152.
- Huang, L., Li, S., Zhu, A., Fan, X., Zhang, C., and Wang, H. 2018. Non-contact body measurement for Qinchuan cattle using LiDAR sensors. *Sensors* 18, 3014.
- Huang, W., Zhu, W., Ma, C., and Guo, Y. 2020. Local description of Weber texture for group-based pig identification. *Sensors* 20, 4649.

- Jiang, B., Wu, Q., Yin, X., Wu, D., Song, H., and He, D. 2019. Deep learning FLYOLOV3 for the detection of vital body parts in dairy cows. *Computers and Electronics in Agriculture* 166, 104982.
- Jongman, E., Jorquera-Chavez, M., Dunshea, F., Fuentes, S., Poblete, T., Rajasekhara, R. and Morisson, R. 2020. Development of remote monitoring methods for early detection of respiratory disease in pigs. Final report A1-104, Australasia Institute for Swine Research Limited (23 pages). <https://apri.com.au/wp-content/uploads/2021/06/A1-104-Final-Report.pdf>
- Jorquera-Chavez, M., Fuentes, S., Dunshea, F.R., Jongman, E.C., and Warner, R.D. 2019a. Computer vision and telemetry for assessing the physiological response of cattle to pre-slaughter stress and its impact on beef quality: a review. *Meat Science* 156, pp. 11-22. CrossRef
- Jorquera-Chavez, M., Fuentes, S., Dunshea, FR, Warner, RD, Poblete, T and Jongman, EC. 2019b. Modeling and validation of computer vision techniques for assessing heart rate, eye temperature, ear base temperature and respiratory rate in cattle. *Animals* 9, 1089.
- JorqueraChavez, M., Fuentes, S., Dunshea, F.R., Warner, R.D., Poblete, T., Morrison, R.S., and Jongman, E.C. 2020. Remote sensing imaging for early detection of respiratory disease in pigs: a pilot study. *Animals* 10, 451.
- Jwade, S.A., Guzzomi, A., and Mian, A. 2019. Automated sheep breed classification at farm using deep learning. *Computers and Electronics in Agriculture* 167, 105055.
- Karthick, G, Sridhar, M and Pankajavalli, P. 2020. Internet of Things in Animal Healthcare (IoTAH): Review of Recent Advances in Architecture, Sensor Technology and Real-Time Monitoring. *SN Computer Science* 1, pp. 1-16.
- Kashiha, M, Bahr, C, Ott, S, Moons, CP, Niewold, TA, Ödberg, FO and Berckmans, D. 2013. Automatic identification of marked pigs in pens using image pattern recognition. *Computers and Electronics in Agriculture* 93, pp. 111-120.
- Kim, S and Hidaka, Y. 2021. Analysis of breathing patterns in livestock by infrared thermometry and computer vision. *Animals* 11, 207.
- Kumar, S, Tiwari, S and Singh, SK. 2016. Facial recognition of cattle: is it feasible? *Proceedings of the National Academy of Sciences of India, Part A: Physical Sciences* 86, pp. 137-148.
- Kumar, S, Singh, SK and Singh, AK. 2017a. Muzzle pattern-based techniques for individual cattle identification. *IET Image Processing* 11, 805-814.
- Kumar, S, Singh, SK, Singh, RS, Singh, AK and Tiwari, S. 2017b. Real-time livestock identification using animal biometrics. *Journal of Real-Time Image Processing* 13, pp. 505-526.
- Kumar, S, Pandey, A, Satwik, KSR, Kumar, S, Singh, SK, Singh, AK and Mohan, A. 2018. Deep learning framework for cattle identification using muzzle point image pattern. *Measurement* 116, pp. 1-17.
- Lee, W, Ryu, J, Ban, TW, Kim, SH and Choi, H. 2017. Prediction of water usage in pig farms based on machine learning. *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Technology* 21, pp. 1560-1566.
- Li, D, Chen, Y, Zhang, K and Li, Z. 2019. Deep learning-based identification of pig climbing behavior. *Sensors* 19, 4924.
- Lowe, G, Sutherland, M, Waas, J, Schaefer, A, Cox, N and Stewart, M. 2019. Infrared thermography—a non-invasive method for measuring respiratory rate in calves. *Animals* 9, 535.
- Lu, Y, He, X, Wen, Y and Wang, PS. 2014. A novel cattle identification system based on iris analysis and recognition. *International Journal of Biometrics* 6, pp. 18-32.
- Mandal, R, Gupta, V, Joshi, V, Kumar, S and Mondal, D. 2017. Clinical-hematological-biochemical changes and management of spontaneous respiratory infections in Bareilly goats of unknown breed. *International Journal of Animal Research* 7, 211-218.
- Mansbridge, N, Mitsch, J, Bollard, N, Ellis, K, Miguel-Pacheco, GG, Dottorini, T and Kaler, J. 2018. Feature selection and comparison of machine learning algorithms in classifying grazing and rumination behavior in sheep. *Sensors* 18, 3532.
- Marsot, M, Mei, J, Shan, X, Ye, L, Feng, P, Yan, X, Li, C and Zhao, Y. 2020. An adaptive pig face recognition method using convolutional neural networks. *Computers and Electronics in Agriculture* 173, 105386.
- McManus, C, Tanure, CB, Peripolli, V, Seixas, L, Fischer, V, Gabbi, AM, Menegassi, SR, Stumpf, MT, Kolling, GJ and Dias, E. 2016. Infrared thermal imaging in animal husbandry: overview. *Computers and Electronics in Agriculture* 123, pp. 10-16.
- Morota, G, Ventura, RV, Silva, FF, Koyama, M and Fernando, SC. 2018. Workshop on Big Data Analytics and Precision Agriculture: Machine Learning and Data Mining Drive Predictive Big Data Analytics in Precision Agriculture. *Journal of Animal Science* 96, pp. 1540-1550.
- Nasirahmadi, A, Hensel, O, Edwards, S and Sturm, B. 2017. A novel approach to classifying the lying behavior of pigs based on Delaunay triangulation. *Animal: An International Journal of Animal Bioscience* 11, 131-139.
- Nasirahmadi, A, Sturm, B, Edwards, S, Jeppsson, KH, Olsson, AC, Müller, S and Hensel, O. 2019. Deep learning and computer vision methods for detecting individual pig posture. *Sensors* 19, 3738.

- Neethirajan, S. 2020. The role of sensors, big data and machine learning in modern animal husbandry. *Sensor and Biology Research* 29, 100367.
- Neethirajan, S. 2021. Happy cows or thinking pigs? WUR wolf - a facial coding platform for measuring emotions in farm animals. *bioRxiv*, 2021.04.09.439122.
- Neethirajan, S and Kemp, B. 2021. Digital livestock farming. *Sensor and bio research* 32, 100408.
- Neethirajan, S, Tuteja, SK, Huang, ST and Kelton, D. 2017. Recent advances in biosensor technology for animal and livestock health management. *Biosensors and bioelectronics* 98, pp. 398-407.
- Nie, L, Berckmans, D, Wang, C and Li, B. 2020. Is continuous heart rate monitoring of pets a dream or a possibility? A review. *Sensors* 20, 2291.
- Noviyanto, A and Arymurthy, AM. 2012. Automated cattle identification based on muzzle images using a robust feature method for acceleration. *Proceedings of the 3rd European Conference on Computer Science, ECCS, December 2-4, 2012, Paris, France*, 114.
- Orihuela, A, Omaña, J and Ungerfeld, R. 2016. Heart rate patterns during courtship and mating in estrous and non-estrous rams and ewes (*Ovis aries*). *Journal of Animal Science* 94, pp. 556-562.
- Pezzuolo, A, Guarino, M, Sartori, L, González, LA and Marinello, F. 2018. Estimation of pig weight in pen based on body measurements by Kinect v1 depth camera. *Computers and Electronics in Agriculture* 148, pp. 29-36.
- Qiao, Y, Su, D, Kong, H, Sukkarieh, S, Lomax, S and Clark, C. 2019. Individual cow identification using a deep learning-based framework. *IFAC-PapersOnLine* 52, pp. 318-323.
- Rahman, A, Smith, D, Little, B, Ingham, A, Greenwood, P and Bishop-Hurley, G. 2018. Classification of livestock behavior from sensors on collars, bridles and ear tags. *Information processing in agriculture* 5, pp. 124-133.
- Riekert, M, Klein, A, Adrien, F, Hoffmann, C and Gallmann, E. 2020. Automatic detection of pig position and posture using 2D camera imagery and deep learning. *Computers and Electronics in Agriculture* 174, 105391.
- Rocha, LM, Devillers, N, Maldague, X, Kabemba, FZ, Fleuret, J, Guay, F and Faucitano, L. 2019. Validation of anatomical sites for measuring body surface temperature changes by infrared radiation in response to handling and transport. *Animals* 9, 425.
- Salama, A, Hassanien, AE and Fahmy, A. 2019. Sheep Recognition Using a Combination of Deep Learning and Bayesian Optimization. *IEEE Access* 7, pp. 31681-31687.
- Sarwar, F, Griffin, A, Periasamy, P, Portas, K and Law, J. 2018. Sheep detection and counting using convolutional neural networks. *15th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal-Based Surveillance (AVSS)*, 2018. IEEE, pp. 1-6.
- Shah, NA, Thik, J, Bhatt, C and Hassanien, AE. 2021. A deep convolutional encoding-decoding architecture approach for sheep weight estimation. *Advances in Artificial Intelligence and Data Engineering* 1133, pp. 43-53.
- Shahinfar, S, Kelman, K and Kahn, L. 2019. Prediction of lamb carcass traits from early life stage data by machine learning. *Computers and Electronics in Agriculture* 156, pp. 159-177.
- Singh, M, Kumar, R, Tandon, D, Sood, P and Sharma, M. 2020. AI and IoT-based poultry health monitoring: An overview. *IEEE International Conference on Communications, Networks and Satellites (Comnetsat) 2020*. IEEE, pp. 50-54.
- Slimen, IB, Chniter, M, Najjar, T and Ghram, A. 2019. A meta-analysis of some physiological, metabolic and oxidative responses of sheep exposed to environmental heat stress. *Animal Science* 229, pp. 179-187.
- Stewart, M, Wilson, M, Schaefer, A, Huddart, F and Sutherland, M. 2017. The use of infrared thermal imaging and accelerometers for remote monitoring of the health and welfare of dairy cows. *Journal of Animal Science* 100, pp. 3893-3901.
- Stojkov, J, Weary, D and Von Keyserlingk, M. 2016. Cattle unable to walk: resting time and care quality affect treatment outcomes by flotation. *Journal of Animal Science* 99, pp. 2076-2085.
- Sutherland, MA, Worth, GM, Dowling, SK, Lowe, GL, Cave, VM and Stewart, M. 2020. Evaluation of infrared thermometry as a non-invasive method for measuring autonomic nervous system responses in sheep. *PloS One* 15, e0233558.
- Tahsin, KN. 2016. Development of a wireless biosensor system based on the P8X 32A propeller for livestock health monitoring and disease detection. *British Journal of Applied Science and Technology* 18(2), pp. 1-14.
- Taneja, M, Byabazaire, J, Jalodia, N, Davy, A, Olariu, C and Malone, P. 2020. Data-driven method supported by machine learning-based fog computing for early detection of lameness in dairy cows. *Computers and Electronics in Agriculture* 171, 105286.
- Tian, M, Guo, H, Chen, H, Wang, Q, Long, C and Ma, Y. 2019. Automated pig counting using deep learning. *Computers and Electronics in Agriculture* 163, 104840.
- Tsai, YC, Hsu, JT, Ding, ST, Rustia, DJA and Lin, TT. 2020. Assessment of heat stress in dairy cows by monitoring drinking behavior using an immersion imaging system. *Biosystems Techniques* 199, pp. 97-108.

- Wagner, N, Antoine, V, Koko, J, Mialon, MM, Lardy, R and Veissier, I. 2020. Comparison of machine learning methods for detecting anomalies in dairy cow performance. *International Symposium on Methodology for Intelligent Systems*, 2020. Springer 12117, pp. 342-351.
- Wang, J, Liu, A and Xiao, J. 2018. Video-based pig identification with feature-integrated transfer learning. *China Biometric Identification Conference*, 2018. Springer, pp. 620-631.
- Wang, H, Qin, J, Hou, Q and Gong, S. 2020. Livestock face recognition method based on parameter transfer and deep learning. *Journal of Physics: Conference Series*, 2020. IOP Publishers, 012054.
- Wang, FK, Shih, JY, Juan, PH, Su, YC and Wang, YC. 2021a. Non-invasive measurement of livestock body temperature by infrared thermal imaging and auxiliary sensors. *Sensors* 21, 2425.
- Wang, M, Youssef, A, Larsen, M, Rault, JL, Berckmans, D, Marchant Forde, JN, Hartung, J, Bleich, A, Lu, M and Norton, T. 2021b. Non-contact video-based heart rate monitoring in resting and anesthetized pigs. *Animals* 11,442.
- Wu, D, Wu, Q, Yin, X, Jiang, B, Wang, H, He, D and Song, H. 2020. Detection of lameness in dairy cows based on YOLOv3 deep learning algorithm and relative step size feature vector. *Biosystems Techniques* 189, pp. 150-163.
- Zhang, AL, Wu, BP, Wuyun, CT, Jiang, DX, Xuan, EC and Ma, FY. 2018. Algorithm for measuring sheep body size and its applications based on image analysis. *Computers and Electronics in Agriculture* 153, pp. 33-45.
- Zhang, M, Feng, H, Luo, H, Li, Z and Zhang, X. 2020. Assessment of comfort and health of live sheep during transport based on a wearable multi-sensor system. *Computers and Electronics in Agriculture* 176, 105632.
- Zhang, Y, Cai, J, Xiao, D, Li, Z and Xiong, B. 2019a. Real-time detection of sow behavior based on deep learning. *Computers and Electronics in Agriculture* 163, 104884.
- Zhang, Z, Zhang, H and Liu, T. 2019b. Research on the detection of pig body temperature based on infrared technology: overview. *Artificial intelligence in agriculture* 1, pp. 14-26.
- Zin, TT, Phyo, CN, Tin, P, Hama, H and Kobayashi, I. 2018. Cattle recognition system based on image technology using deep learning. *Proceedings of the International Multidisciplinary Conference of Computer Engineers and Scientists* 1, pp. 236-247.
- Zipp, KA, Barth, K, Rommelfanger, E and Knierim, U. 2018. Responses of sows versus non-lactating cows to machine milking on milk yield, behavior and heart rate with and without additional auditory, olfactory or manual stimulation. *Applied Animal Behavioral Sciences* 204, pp. 10-17.

ABSTRACT

Application of Artificial Intelligence (AI) Technology in Livestock Production

Livestock welfare assessment helps monitor animal health status to maintain productivity, identify injuries and stress, and avoid deterioration. It has also become an important marketing strategy since it increases consumer pressure for a more humane transformation in animal treatment. Common visual welfare practices by professionals and veterinarians may be subjective and cost-prohibitive, requiring trained personnel. Recent advances in remote sensing, computer vision, and artificial intelligence (AI) have helped developing new and emerging technologies for livestock biometrics to extract key physiological parameters associated with animal welfare. This review discusses the livestock farming digital transformation by describing (i) biometric techniques for health and welfare assessment, (ii) livestock identification for traceability and (iii) Applying artificial intelligence (AI) in livestock farming to address complex issues. This review also includes a critical assessment of these topics and research done so far, proposing future steps for the deployment of AI models in commercial farms. Most studies focused on model development without applications or deployment for the industry. Furthermore, reported biometric methods, accuracy, and machine learning approaches presented some inconsistencies that hinder validation. Therefore, it is required to develop more efficient, non-contact and reliable methods based on AI to assess livestock health, welfare, and productivity.

Keywords: *Animal welfare, biometrics, computer vision, deep learning, machine learning*