Desarrollo de un aparejo móvil IoT basado en visión computacional e inteligencia artificial, para la determinación automática del grado de terminación y condición corporal de bovinos

Objetivos generales e impactos

(*(máx. 1 pág.) Objetivos Generales e impacto: Identificar el problema general en estudio, contextualizar el problema a nivel local, identificar qué parte del problema se intenta abordar /contribuir con la investigación.*)

El stock bovino del país es aproximadamente 54 millones de cabezas (MINAGRO 2018[[1]](#footnote-2)), y junto a los demás países del cono sur de Sudamérica, suma más de 250 millones de cabezas, que representa el 23% del ganado vacuno global (FAO, 2018). Aunque existen en nuestro país, y en la región, sistemas productivos de gran productividad y eficiencia, los promedios productivos presentan niveles muy bajos en relación a otros países como Australia y Nueva Zelanda, por ejemplo en indicadores como porcentaje nacional de preñez y destete en el rodeo de cría vacuna o el intervalo entre partos en rodeos lecheros.

El crecimiento exponencial de Tecnologías de la Información y la Comunicación (TICs) ofrece la oportunidad de asistir a la ganadería para mejorar el control de sus procesos, lo que se denomina “Ganadería de precisión” (Berckmans 2015). En general en nuestro país los mayores avances en ganadería de precisión, aunque incipientes, se dan en sistemas intensivos a partir de tecnología mayormente importada, principalmente en producción a galpón de cerdos y aves y en el caso de bovinos en algunos feedlots y tambos de avanzada. Con lo cual, el desarrollo tecnológico nacional de estos dispositivos, no solo permitirá sustituir importaciones y reducir costos, sino también generar oportunidades de mayor adopción y accesibilidad a más cantidad de empresas pymes y profesionales agropecuarios. En ese sentido, diferentes instituciones como el INTA[[2]](#footnote-3), CONICET o las Universidades entre otras, aportan conocimiento científico a la ganadería de precisión a partir de diferentes disciplinas (di Virgilio et al., 2018; Galli et al., 2018; Machado et al, 2020).

En los sistemas de ganadería bovina, existen variables de relevancia para su monitoreo o control, como es el caso de la Condición Corporal (CC) que cuantifica el estado energético actual de un animal en base a una escala numérica que resume el estado de partes anatómicas, y es aplicada por un/a observador/a entrenado/a. La CC además permite predecir oportunidades de logro reproductivo para tomar medidas correctivas a tiempo (De Hagen et al., 2010; Maresca et al., 2008; Selk et al., 1988). A pesar de su valor indiscutido, existe una gran subutilización de esta valiosa herramienta de manejo en los sistemas comerciales por múltiples causas, entre las que se encuentran la no disponibilidad regular del/la experto/a en los movimientos de hacienda, superposición de actividades que relega su medición regular, falta local de expertos/as etc. Otra variable subjetiva que se utiliza en el proceso de compra y valoración de vacunos destinados a faena, es el grado de terminación (GT) (Ceconi et al., 2010) donde el fenotipo/raza introduce una clara variabilidad no explicada solamente por el peso vivo (Orellana et al., 2009; IPCVA[[3]](#footnote-4). En términos experimentales y sobre animales vivos, se recurre al uso de la ecografía para cuantificar variables clave como la grasa dorsal, nivel de marmoleo y el área de ojo de bife que indican el avance del engorde en condiciones de prefaena (Lambe et al., 2010). En términos prácticos, en la mayoría de los casos un/a experto/a califica subjetivamente y selecciona los animales para su carga. Similar al caso de la CC, la posibilidad de generar un aparejo inteligente que haga más objetivo este procedimiento de selección permitiría transparentar, hacer más objetiva y eficiente la transacción de animales vivos destinados a faena.

A nivel global, existen 3 aparejos comerciales como el de Delaval[[4]](#footnote-5), que permiten automatizar la medición de la CC en vacas lecheras. Estos han tenido una difusión casi nula en nuestros sistemas posiblemente por costos y modelo de negocios, además no es móvil ni extensible a sistemas de producción de carne vacuna. Sobre este punto, el grupo proponente ha avanzado exitosamente oportunidades de automatización de la condición corporal a partir de imágenes computacionales con el uso de inteligencia artificial (IA) (Rodríguez Alvarez et al., 2019, 2018), que ha sido reconocido en el primer concurso Agtech Ganadero nacional por su innovación y oportunidades de mercado por un prestigioso jurado[[5]](#footnote-6) y ha avanzado en su registro intelectual en el INPI[[6]](#footnote-7). Inicialmente se trabajó con vacas lecheras por facilidad de instalaciones y comodidad para la conformación de la base datos de calibración, pero en base a esa experiencia, la expansión a razas de carne y pruebas en condiciones diversas de instalaciones a campo que serán abordados por este proyecto, no tiene expectativas de dificultad tecnológica más allá de costos y tiempos. Por otro lado, la experiencia existente en calibración de algoritmos de IA para CC, es extensible a la determinación de Grado de Terminación utilizando lecturas de ecografía (Nava et al., 2019). *Por lo expuesto, el objetivo general de este proyecto es: desarrollar el MVP de un aparejo (hard-soft) móvil y robusto en condiciones de campo, que a partir capturas de técnicas de visión computacional (imágenes 3D) obtenidas al paso de los vacunos e inteligencia artificial, cuantifique de forma automática y objetiva, la condición corporal (y potencial reproductivo de vacas) y el grado de terminación de animales de engorde, permitiendo integrar, informar y reportar esa información de forma ágil para la toma de decisión.*

OBJETIVOS ESPECÍFICOS E HIPÓTESIS DE TRABAJO

(*(máx. 1 pág.) Identificar los Objetivos específicos relacionados con el problema que se abordará. Describir la hipótesis de trabajo y cómo se abordará el problema en cuestión a través de la experimentación y estudio.*)

La hipótesis de trabajo, como es natural para los PICT STARTUPs, por un lado se plantea en términos técnico científicos vinculados a la oportunidad de desarrollo de un negocio factible. Por lo tanto se plantean dos hipótesis interdependientes:

1. “Es posible calibrar el algoritmo de CC con un nivel de predicción superior al 90% a otras razas lecheras, cruzas y razas carniceras, y además efectuar el mismo procedimiento con similar efectividad para representar el Grado de Terminación (GT) vinculable a espesor de grasa dorsal (mm) y al área de ojo de bife (cm2) valorada por ecografía (Figura 1).
2. El dispositivo de determinación dual (CC y GT) capitaliza una oportunidad de mercado local y global sobre ganadería de precisión, posibilitando la generación de un negocio atractivo, rentable y escalable en calidad de instrumento de asistencia en la toma de decisión eficiente aplicada a sistemas vacunos”.

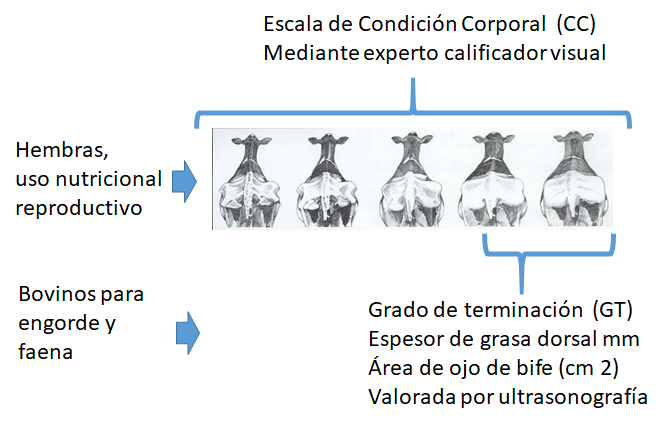


Figura 1: Resumen conceptual de la vinculación entre la Condición Corporal y el Grado de Terminación

Este proyecto tiene cinco objetivos específicos:

1. Expandir la calibración del algoritmo disponible de IA predictor de Condición Corporal para vacas lecheras Holando Argentino, con la inclusión de otras razas lecheras y cruzas, y razas principales de producción de carne.
2. Calibrar un algoritmo de IA para predecir el Grado de Terminación (expresado en mm de grasa dorsal y área de ojo de bife en cm2, contrastado por ecografía) en bovinos de carne destinados a faena.
3. Desarrollar un servicio (software) de administración que permita emitir reportes personalizables y con capacidad potencial de integración genérica a un ambiente IoT para conexión futura a otros dispositivos (por ejemplo lectores de RFID para individualizar los datos de forma automática, apartadores automáticos de hacienda, etc.).
4. Desarrollar un aparejo móvil, robusto, con posibilidad de fuente energética propia, con un branding definido y fácilmente adaptable a instalaciones heterogéneas como las que se presentan en condiciones de campo en lechería y en producción de carne.
5. Diseñar y validar el modelo de negocios más apropiado para el aparejo de funcionalidad dual (CC y GT).

En síntesis, el proyecto se orienta al desarrollo de un MVP (“Minimum Viable Product”) integrando la acción de los 5 objetivos específicos anteriores.

Para el caso de los objetivos 1 y 2, implica la generación de bases de datos tanto de imágenes con la calificación asociada de CC por un experto/a (obj 1) y con la calificación asociada de grasa dorsal y área de ojo de bife por ecografía (obj 2). El proceso de ejecución de los Obj. 1 y 2 en la conformación de las bases de datos, permitirá acumular experiencia en diversos tipos de condiciones e instalaciones de campo, y será de gran relevancia para fijar criterios y pruebas relacionadas con el Obj. 4.

Además de la captura de requerimientos funcionales y no funcionales para el desarrollo del Obj. 3, se tomarán insumos del Obj. 5 bajo una lógica de User-Centered Design (UCD) (Abras, 2004) a partir de los clientes y aplicaciones potenciales identificadas por el plan de negocios. A grandes rasgos, UCD es una metodología de derivación de software dirigido por interfaces gráficas que define una serie de principios de diseño de aplicaciones orientados a la creación de productos que resuelvan necesidades concretas de sus usuarios finales, consiguiendo la mayor satisfacción y mejor experiencia de uso posible. UCD toma forma como un proceso en el cada decisión tomada debe estar basada en las necesidades, objetivos, expectativas, motivaciones y capacidades de los usuarios (Arroqui et al., 2016).

En el caso de Obj. 5, se analizarán, estudiarán y definirán diferentes estrategias posibles para el negocio, formas de comercialización (producto, servicio o combinación), socios claves, y formato de explotación (licenciamiento en el marco de las normativas de innovación de la Universidad Nacional del Centro de la Provincia de Buenos Aires (UNCPBA), que será la propietaria de las mismas, generación de EBT, etc.)

En resumen, el abordaje del proyecto contempla alcanzar el diseño, prototipado comercial y registro de productos asociados a los 2 primeros objetivos (el tercero está vinculado a la gestión de los 2 primeros), que implica un significativo trabajo interdisciplinario, tanto en laboratorio como con pruebas en campo, actividades en las cuales el equipo ya tiene experiencia previa (ver antecedentes), lo que minimiza los riesgos de ejecución. En cuanto al objetivo 4, se ampliará el estudio de mercado inicial que acompaña a este proyecto, además diagramando el núcleo del modelo de negocios a desarrollar sobre la base de licenciamiento de registros.

# RELEVANCIA DEL PROBLEMA

(*(máx. 3 pág.) Desarrollar la importancia e impacto a nivel local, general y para la especialidad del problema, los objetivos y el conocimiento que se generará. Describir antecedentes, avances y el estado del arte – búsqueda bibliográfica actualizada -.*)

En la denominada era “PetaByte”, caracterizada por la ubicuidad de sensores y computadoras, almacenamiento virtualmente infinito, Cloud computing, robótica e IoT, es extraordinaria la demanda y oportunidades de aplicación computacional científica (Wolfert et al., 2017). La agricultura inteligente se aplica en muchos sectores tales como el seguimiento de vehículos agrícolas, la explotación agrícola, seguimiento y predicción climática, invernaderos, establos, forestación, monitoreo de almacenamientos, entre otros (Fountas et al., 2015). La ganadería de precisión (GP) posee un desarrollo menor que la agricultura pero está creciendo exponencialmente (Berckmans, 2015)

Como ya se mencionó, el cono sur de Sudamérica es la región que más exporta carne bovina y también presenta un gran crecimiento en producción láctea. Particularmente, Argentina ha incrementado sustancialmente sus exportaciones cárnicas, logrando duplicar en 2019 lo de los dos años anteriores (SENASA, 2019). Aún así, a diferencia de los feedlots y los sistemas lecheros más intensificados, los sistemas vacunos más extensivos de base pastoril de nuestro país presentan en general un nivel de eficiencia muy por debajo del potencial productivo, fundamentalmente en cuanto a resultados reproductivos asociables a cuestiones sanitarias y nutricionales (FAO & NZAGRC, 2017). Esa misma situación se repite en países de la región (Modernel et al., 2018). Otro punto importante de destacar es el creciente cuestionamiento ambiental por la contribución de los vacunos a las emisiones globales de gases de efecto invernadero (GEI), pero con la positiva oportunidad que las mejoras de eficiencias de producción son sinérgicas al potencial de mitigación por unidad de producto (Berger et al., 2013). Dicho de otro modo, la buena noticia es que lo que se mejore en eficiencia productiva y buen uso de los recursos forrajeros, como el caso de aplicación de buenas prácticas, redundará también en un positivo impacto ambiental (FAO, 2018).

Las razones de falta de adaptación tecnológica en los sistemas ganaderos es multicausal y compleja (Giancola et al.,2013; Kuehne et al., 2017). Sin embargo, existe acuerdo que el monitoreo y control de variables claves de los sistemas ganaderos extensivos proveen las bases para su mejora integral (Arelovich et al., 2011; Modernel et al., 2016), y en ese contexto, las tecnologías ligadas de ganadería de precisión ofrecen buenas oportunidades de asistir el manejo de este sector económico nacional y regional al altamente significativo (Berckmans, 2015).

Dentro de otras variables de importancia (naturaleza productiva, económicas y ambientales), hay consenso que la identificación que la condición corporal y los cambios en la condición corporal son el mejor indicador de las reservas nutricionales de una vaca cuando se lo compara con el peso vivo o cambio de peso vivo ya que estas últimas variables se afectan por las diferencias del peso fetal y llenado de rumen como ha sido tempranamente descrita para lechería (Wildman et al., 1982) y en bovinos de carne (Richards et al., 1986 ,. En la evolución de su uso, hay evidencias sobradas sobre la vigencia del sistema visual de condición corporal, como un gran predictor de capacidad productiva, reproductiva y de bienestar animal (Roche et al., 2009) pero donde siempre debe considerarse la variabilidad entre observadores (Morin et al., 2017).

En base a estos argumentos, y como ya fue mencionado previamente, a nivel internacional existen tres aparejos comerciales automáticos (DeLaval - Suecia, Ingenera SA - Suiza, y Biondi Engineering SA -Suiza) orientados exclusivamente a lechería que han sido recientemente evaluados (O’ Leary et al., 2020), pero que no han tenido penetración comercial en la región, posiblemente por costos y modelo de negocio. El equipo proponente ha trabajado en la mejora del método de la automatización después de analizar la bibliografía donde se han propuestos métodos a partir de procesamiento de imágenes, mediante regresiones o a partir de algoritmos basados en el nivel de angularidad de la zona pélvica (mayor angulosidad se la asocia con menor CC), con diferente grado de automatización y de precisión de los registros (Rodríguez Alvarez et al., 2017).

En este sentido, se ha avanzado con buenos resultados (Rodríguez Alvarez et al., 2019, 2018) con mejoras en la precisión de la estimación de la CC de vacas tipo Holstein, con respecto a trabajos internacionales previos a una escala de 0.25 (1 delgada y 5 obesa) a partir de redes neuronales y algoritmos de aprendizaje profundo o *deep learning* (Rodríguez Alvarez et al., 2018). A la fecha, se ha iniciado su registro de propiedad intelectual (INPI)[[7]](#footnote-8) y acorde al objetivo 1 del presente proyecto, y resta ampliar la base de datos de campo para aumentar la capacidad predictiva a otras razas de leche y carne, y proceder al desarrollo de un aparejo comercial con ese propósito. Esta inquietud, identificada a priori como CControl.AR, ha sido validado (2018) en el concurso NAVES organizado por el IAE Business School de la Universidad Austral, donde se alcanzó las semifinales nacionales. Asimismo, ha sido explorada entre 2019-2021 en el contexto de un STAN (Servicio Tecnológico de Alto Nivel) - CONICET código 4423, ofrecido a una empresa con base de operación en Neuquén. Véase https://www.conicet.gov.ar/new\_scp/detalle.php?keywords=isistan&id=23985&inst=yes&ofertas=yes.

Por otro lado, el monitoreo del grado de terminación para animales destinados a faena resulta también clave porque permite tomar decisiones e intervenciones en alimentación, sanidad, eficiencia e identificación del momento de faena. La selección de animales para faena, que se efectúa por observación visual y pesaje (este último solo en pocos casos si consideramos la situación general de los sistemas productivos), que suele ocasionar que se faenen animales que no reúnen las especificaciones más adecuadas. El peso vivo solo es buena referencia en grupos animales relativamente homogéneos en características. En aquellos establecimientos que disponen de balanzas (mínima proporción), se puede efectuar el pasaje aprovechando otros movimientos de hacienda, o el que se realiza al momento de venta. El mecanismo habitual en las compraventa de hacienda valorada en Kg de peso vivo, se efectúa un pesaje en una balanza pública de los animales ya seleccionados y transportados.

Los movimiento de hacienda solo a los fines de pesaje, implican pérdidas de consumo, y respuesta animal y son demandantes en tiempo y personal. Es por eso que se han desarrollado a nivel global, balanzas al paso que facilitan el registro automático y repetido del peso vivo directamente en el potrero sin necesidad de mover los animales (Alawneh et al., 2011; Imaz et al., 2020), pero que tienen muy baja adopción en nuestro país. Del mismo modo, se ha hecho un esfuerzo importante en intentar automatizar la medición del peso vivo con diferentes métodos mediante imágenes computacionales y técnicas de aprendizaje de máquina, como fue recientemente reportado (Cominotte et al., 2020; Wang et al., 2021). Esa misma técnica también se la ha utilizado exitosamente en imágenes computacionales e inteligencia artificial para predecir el rendimiento en las reses y su peso vivo, a partir de imágenes de animales vivos pre faena (Miller et al., 2019). Por todo lo expuesto, queda en evidencia el aporte relevante que se puede efectuar al hacer más objetivo la determinación del grado de terminación con un aparejo móvil de campo en campo, en conocimiento que el peso vivo no siempre puede resultar un buen indicador y que además no hay balanzas en la mayoría de los establecimientos ganaderos.

Para condiciones experimentales, la utilidad de las asistencia de la ecografía como método de aproximar el grado de terminación ha sido tempranamente identificada, expresada como el engrosamiento (mm de grasa dorsal) y la referencia sobre el área de ojo de bife (como estructura corporal) de un animal para faena (Houghton and Turlington, 1992) y es utilizada regularmente (Arelovich et al., 2013; Nava et al., 2019). Más recientemente y también a nivel experimental, se ha demostrado eficiencia para valorar la grasa intramuscular, que representa el grado de marmoleo de la carne (Anderson et al., 2018). Sin embargo, la disponibilidad de ecógrafo y un/a operador/a calificado/a no es factible de forma regular en las explotación comerciales. Algunos productores de animales para faena con mayor escala (ej. feedlot), suelen disponer de seguimiento de sus tropas en faena, lo que permite aprender de la relación entre su sistema de selección de animales terminados (mayormente peso vivo y observación) y el rendimiento finalmente logrado en grasa dorsal y de la res en general. Por lo tanto, el esfuerzo del objetivo 2, está orientado a calibrar un algoritmo de IA para predecir el Grado de Terminación (relacionado por el grosor (mm) de la grasa dorsal y el área de ojo de bife en cm2 (contrastados por ecografía) en bovinos de carne destinados a faena.

# RESULTADOS PRELIMINARES Y APORTES DEL GRUPO AL ESTUDIO DEL PROBLEMA EN CUESTIÓN

(*(máx. 3 pág.) Describir con suficiente detalle los resultados ya obtenidos por el grupo, sean publicados o no, que indican la capacidad técnica del grupo y la dedicación previa del grupo para el estudio propuesto.*)

En relación al objetivo 1, el grupo de trabajo ha realizado avances preliminares sobre el algoritmo para el procesamiento automático de imágenes de la condición corporal de vacas (Rodríguez Álvarez et al., 2018). Primeramente, se analizaron 11 trabajos académicos (Rodriguez Alvarez et al., 2017) que se enfocan únicamente en mecanismos para estimar automáticamente condición corporal en ganado. Esa revisión permitió construir un panorama del estado del arte en el área, a partir del análisis de los trabajos en base a dimensiones comunes. Existen modelos que adoptan un enfoque de regresión, mientras que otros siguen un enfoque orientado a medir la angularidad de ciertas zonas de la vaca. Asimismo, 4 de los 11 trabajos automatizan por completo el proceso de estimación, mientras que el resto requiere alguna intervención humana, tal como indicar en cada imagen puntos específicos de la vaca o seleccionar las imágenes de mejor calidad a procesar. Es notorio que solamente 2 de los trabajos proponen algoritmos de estimación capaces de operar en tiempo real, es decir, producir estimaciones a medida que una vaca es fotografiada o filmada. Se observó además una preponderancia en el uso de cámaras 3D de tipo ToF por sobre otras cámaras (estéreo o térmicas). Finalmente, los trabajos en general exhiben una precisión de estimación aceptable dentro del rango de error humano, aunque factible de ser mejorada.

Con base en estas falencias, se investigó un enfoque de estimación automático (Rodríguez Álvarez et al., 2018), capaz de operar con cámaras 3D asequibles y en tiempo real, y que ofrezca una efectividad superior. El método desarrollado se basa en el uso integral de deep learning para: a) detectar la parte trasera de una vaca en un cuadro de video, lo que se realiza con una red basada en YOLO (You Only Look Once), y b) puntuar la condición corporal a partir de la imagen producción de la detección en a), lo que se realiza con una red basada en CNN (Convolutional Neural Network). Los resultados iniciales mostraron una precisión del 94% y sucesivas mejoras utilizando ensembles y transfer learning elevaron este valor a 97% (Rodriguez Alvarez et al., 2019). Estos desarrollos se realizaron en el contexto de una tesis de doctorado (UNICEN) dirigida por los Dres. Mateos y Machado. Cabe destacar, sin embargo, que el foco fue ganado lechero, y en particular vacas Holstein-Freisian, por lo que las conclusiones respecto a la parametrización, anatomía, entrenamiento y evaluación de la red son solo válidas en el contexto de imágenes de dicha raza. La posibilidad de generalización de esta red para vacas de cría ha sido recientemente explorada en el marco del STAN código 4423 (Holy Data S.A.S. - ISISTAN), aunque las tareas de generar alternativas de parametrización y estructura de las redes utilizadas, como así también captura de imágenes de vacas de cría para un entrenamiento acorde de las alternativas no ha sido resuelto aún y están planificadas en este proyecto.

En relación al objetivo 2, se ha establecido contacto como así también pruebas preliminares en campo con el Vet. Jorge Ferrario ([https://www.ecografiasbovinas.com.ar](https://www.ecografiasbovinas.com.ar/)). La empresa es especialista en la orientación de producción de carne bovina, porcinos y ovinos, asesorando por medio de la realización de ecografías para evaluar la calidad carnicera (Nava et al., 2019) y en el área reproductiva (Pardo et al., 2019). En lo que respecta a calidad carnicera, que es el interés de este proyecto, la ecografía o también conocida como ultrasonografía veterinaria es la técnica que utilizan veterinarios especializados como una herramienta para evaluar la composición carnicera en los animales vivos denominado Mérito de Carcasa. Esto consta de la medición ultrasonográfica de la grasa de cobertura o subcutánea, el área de ojo del lomo o bife (músculo longissimus dorsi), la grasa del anca o del cuadril (punto P8 australiano), y la grasa intramuscular o “marmoleado”. La empresa inició sus actividades en 1995, y ha obtenido diversas certificaciones para operar en el mercado provenientes de universidades nacionales (Fac. Cs. Veterinarias - UNLP) e internacionales (Universidad de New England - Australia, y Iowa State University - USA). Dicho profesional pondrá a disposición su equipamiento como know how a fin de tomar ecografías y documentar indicadores visuales utilizados en la determinación del Mérito de Carcasa.

# CONSTRUCCIÓN DE LA HIPÓTESIS y JUSTIFICACIÓN GENERAL DE LA METODOLOGÍA DE TRABAJO

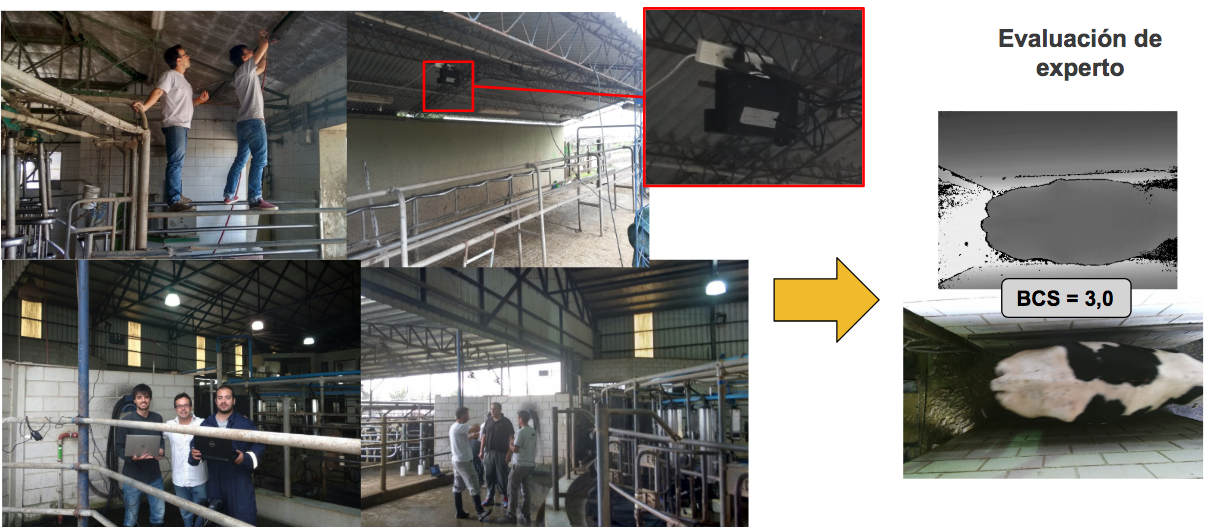
(*(máx. 1 pág.) A partir de lo expuesto en la introducción y los datos preliminares proponer la hipótesis de trabajo y justificar la metodología propuesta.*)

En relación a la primera hipótesis formulada previamente, y en lo que respecta a CC, la ampliación de la capacidad predictiva de los algoritmos de deep learning ya estudiados requiere en principio contar con imágenes de buena calidad de vacas de otras razas lecheras distintas a Holstein y de carne) para entrenar y re-diseñar los mismos, y valores de CC asociados tomados por expertos. Esto representa el *​ground truth*​ para entrenar y comprobar la efectividad de los modelos. Se considerará utilizar más de un experto para eliminar subjetividad en la calificación de la CC. En una etapa subsiguiente, se estudiarán nuevos modelos basados en deep learning para estimar condición corporal que utilizará particularmente Redes Neuronales Convolucionales (CNN). Las CNNs han permitido alcanzar resultados prometedores en la estimación de condición corporal a partir de imágenes de vacas lecheras según los trabajos previos del grupo. En este punto será necesario analizar diferentes alternativas de CNNs, buscando la arquitectura de red y configuración de hiperparámetros que mejor describa las variaciones de la calificación de los expertos en vacas de cría. Valiéndose de esto, el grupo avanzará con el desarrollo, entrenamiento, testing y validación de las arquitecturas de CNN planteadas, para determinar la convergencia a un modelo cuya efectividad (medida en % de clasificaciones correctas por ejemplo) satisfaga los objetivos de precisión fijados.

Más precisamente, la evaluación de las arquitecturas de predicción de CC se hará mediante métricas que permitan precisar el rendimiento de las estimaciones de las predicciones. Por cada alternativa, se construirá una *matriz de confusión*, que representa una estrategia para analizar qué tan bien un determinado modelo puede reconocer tuplas <imagen-valor, condición corporal> de diferentes clases (léase, valores en la escala CC), detallando las predicciones correctas e incorrectas de cada clase comparando con el *ground truth*. Por cada clase de CC en particular es posible identificar cuatro posibles valores: el número de ejemplos de clase reconocidos correctamente (vp = verdaderos positivos), el número ejemplos identificados correctamente como no pertenecientes a la clase (vn = verdaderos negativos), ejemplos asignados incorrectamente a la clase (fp = falsos positivos) y ejemplos no reconocidos de la clase (fn = falsos negativos). Luego, con la información de la matriz de confusión, se calcularán las siguientes medidas estándares en el área de deep learning: Exactitud (efectividad del modelo, es decir el porcentaje de ejemplos clasificados correctamente), Precisión (habilidad del modelo de no etiquetar un ejemplo en la realidad negativo como positivo), Recall (habilidad del modelo de encontrar todos los ejemplos positivos), F1-score (media armónica entre Precisión y Recall). Al ser estas métricas estándares en el área, representan un benchmark que permite comparar efectividad fácilmente contra los resultados de trabajos científicos relacionados.

Nótese que la determinación de CC implica un problema de clasificación, mediante el cual se instruye a un algoritmo de IA (previo entrenamiento) a derivar con la mayor precisión posible la clase CC dentro de la escala a la cual se asocia una imagen. A estos modelos se los denomina *modelos de clasificación*. Alternativamente, determinar el GT implica asociar cada imagen con un valor numérico continuo o finamente discretizado (mm de grasa dorsal o cm2 de área de ojo de bife), y por lo tanto determina un problema de regresión. A este tipo de modelos se los denomina modelos de *regresión*. La efectividad de estos modelos es evaluada en términos de métricas que cuantifican el error de los valores predichos versus los reales (obtenidos por ecografía en este caso), tales como Error cuadrático medio (MSE y/o RMSE), Error absoluto medio (MAE), R2 (coeficiente de determinación) y Error absoluto medio porcentual (MAPE).

En la Figura 2 se muestra una de las primeras pruebas realizadas de captura de imágenes y posterior calibración inicial del algoritmo predictivo ya estudiado para estimar CC (Rodriguez Alvarez et al. 2018). Las imágenes pertenecen a dos tambos distintos ubicados en la ciudades de Gardey y María Ignacia Vela, pertenecientes al partido de Tandil. Es importante destacar que no existe aún un prototipo funcional (aparejo móvil) que procese la imagen de forma automática y devuelva el valor estimado de CC a tiempo real, sino que las capturas fueron útiles para el estudio de arquitecturas de deep learning en laboratorio para predecir CC en ganado lechero. Precisamente, un prototipo con estas características es lo propuesto en este proyecto.

Figura 2: Pruebas a campo para captura inicial de imágenes de condición corporal (Rodriguez Alvarez et al. 2018).

Una vez obtenidos los modelos de predicción de CC y GT funcionales se pretende, en lo que respecta al dispositivo computacional que los aloja y se integra al aparejo, investigar y desarrollar la integración de dicho dispositivo al concepto de IoT (Objetivo 3) dentro del contexto de la ganadería de precisión. Esto es, desarrollar una capa flexible de comunicación donde los dispositivos (“cosas”, como por ejemplo una manga, un corral o un comedero) se puedan conectar a una red de forma transparente y puedan realizar captura automatizada de datos (CAD), y de comunicación de acciones de contingencia (CAC), de forma que puedan estructurarse como Sistemas Integrales de Gestión de la Información (SIGI) hard-soft de producción ganadera, de modo que faciliten el monitoreo, la planificación y la toma de decisiones. Por citar beneficios prácticos de esta integración, el registrar una baja condición corporal (por ejemplo 1.75, escala 1 a 5) podría activar un apartador automático para dar tratamiento especial a dicho ganado. El apartamiento de los animales listos para faena en términos de su calificación GT también podría automatizarse selectivamente mediante un esquema IoT similar, de forma tal de optimizar la calidad carnicera de los animales enviados a faena.

Continuando con ejemplos, en un feedlot se podría tener el dispositivo manga, o más precisamente el sistema de pesaje e identificación electrónica (http://www.trutest.com.ar) en la manga que se conecta a una red y envía información del peso de los animales que están pasando. Esta información es recibida y procesada por un software que puede indicar (con intervención humana o no) al dispositivo comedero, que también está conectado a la red, incrementar la descarga de comida para un determinado corral. Para llevar a cabo este punto, se espera comenzar con la implementación de la arquitectura general del sistema y con la integración de algunos dispositivos para el primer año. Durante el segundo año, se espera finalizar con la implementación y realizar un testeo a campo. Esto es, generar un convenio con un feedlot para instalar la plataforma y así analizar el desempeño del sistema y el grado de aceptación de los usuarios. Cabe destacar que los requerimientos funcionales serán capturados con personas que trabajan en la actividad, como los actores con los que ya nos encontramos trabajando, que incluye una importante red de contactos como los productores CREA (<https://www.crea.org.ar/que-es-crea/>), actualmente con más de 2000 productores en todo el país.

# 

# TIPO DE DISEÑO DE INVESTIGACIÓN Y MÉTODOS

(*(máx. 9 pág.) Se deberá organizar el estudio propuesto en secciones mayores, correspondientes a los objetivos específicos, y, secciones menores, correspondientes a experimentos específicos. Se deberá explicar:*

*1. La base racional de cada experimento o estudio propuesto.*

*2. Cómo se llevará a cabo el experimento o estudio.*

*3. Qué controles se usarán – en caso de ser necesarios - y porqué.*

*4. Qué técnicas específicas se utilizarán discutiendo aspectos más críticos o modificaciones de manipulaciones habituales: Respecto a las técnicas y tecnologías empleadas (los métodos) si son parte del patrimonio del grupo y han sido descriptas en publicaciones propias o en los datos preliminares - no deberán detallarse y solo deberá citarse la fuente-. Explicar cuál será el apoyo técnico que se recibirá de colaboradores.*

*5. Cómo se interpretarán los datos a la luz de lo que se quiere estudiar y cómo se contrastará con la hipótesis de trabajo.*

*6. Los potenciales problemas y limitaciones de la metodología y técnicas propuestas y en lo posible proponer alternativas.*)

El objetivo general de este proyecto es el desarrollo de un aparejo MVP basado en IoT con posibilidades de interconexión a través de un framework IoT -capa de intercomunicación por encima de una red física común- que permita interrelación de estos y futuros dispositivos a través del mismo. En este sentido, para alcanzar los objetivos específicos se realizarán las actividades concretas descritas a continuación, enmarcadas metodológicamente en un desarrollo iterativo incremental con prototipado y prueba a campo.

Hasta la presentación de este proyecto, el desarrollo del sistema de estimación corporal se encuentra implementado (Rodríguez Álvarez et al., 2018) utilizando un modelo de aprendizaje de máquina basado en Redes Neuronales Convolucionales (CNN por sus siglas en inglés), pionero en la utilización de dicha técnica entre los trabajos del área (Rodríguez Álvarez et al., 2017).

Si bien varios de los pasos enunciados a continuación ya se llevaron a cabo para obtener los resultados preliminares, esta misma metodología se utilizará para mejorar la -aún mejorable- capacidad predictiva del prototipo a partir de un conjunto de imágenes extendido que permita incrementar la precisión de las estimaciones. Los pasos involucrados en la construcción y mejora del sistema incluyen:

1. Recolectar imágenes de profundidad para construir un conjunto de datos de entrenamiento y prueba, donde cada imagen incluye una vaca y su correspondiente CC asociado (Objetivo 1). Este valor es asignado por al menos un par de evaluadores expertos/as en el lugar que puntúa de forma independiente cada una de las vacas a medida que caminan voluntariamente por debajo de una cámara con tecnología ToF (Time of Flight). Cámaras con esta tecnología permiten registrar, además de los valores RGB, la distancia desde la cámara a los objetos en la imagen. Ejemplos son las cámaras Kinect v2 y Kinect Azure de Microsoft.
2. Implementar un módulo de reconocimiento de objetos, que permita identificar automáticamente la aparición de una vaca durante una captura de video, y obtener la mejor imagen que incluya la zona del lomo de dicha vaca para su análisis. Para ello se utilizarán algoritmos de aprendizaje profundo que permiten identificar objetos en una imagen o secuencia de ellas.
3. Preprocesamiento de imágenes capturadas.
   1. Segmentación: se segmenta cada imagen para separar los objetos del fondo de la vaca en la imagen, filtrando píxeles que no pertenecen al cuerpo de la vaca.
   2. Escalado: los valores de profundidad se rescalan de 0 a 255 (representación de 8 bits) para resaltar las variabilidades del cuerpo de la vaca y hacerlos independientes del tamaño del animal.
4. Diseñar e implementar un modelo de estimación automática de CC a partir de las imágenes capturadas y preprocesadas. Como se ha mencionado para ello se han utilizado (y pretenden refinar) técnicas de aprendizaje profundo, particularmente Redes Neuronales Convolucionales, que han permitido alcanzar resultados prometedores y superadores a otros de la bibliografía en la clasificación de imágenes de vacas según su CC.
5. Evaluación del modelo. Para evaluar el modelo predictivo, se utiliza un conjunto de métricas que permiten precisar el rendimiento de las estimaciones (clasificaciones).
   1. Construir una matriz de confusión, que representa una estrategia para analizar qué tan bien un determinado clasificador puede reconocer tuplas de diferentes clases, mostrando un análisis detallado de las clasificaciones correctas e incorrectas de cada clase. Por cada clase en particular es posible identificar cuatro posibles valores: el número de ejemplos de clase reconocidos correctamente (vp = verdaderos positivos), el número ejemplos identificados correctamente como no pertenecientes a la clase (vn = verdaderos negativos), ejemplos asignados incorrectamente a la clase (fp = falsos positivos) y ejemplos no reconocidos de la clase (fn = falsos negativos).
   2. Con la información de la matriz de confusión, se calcularán las siguientes medidas tal como fuera aplicado previamente en (Rodríguez et al. 2018):
      * *Exactitud*: efectividad del clasificador, es decir el porcentaje de ejemplos clasificados correctamente.
      * Precisión: habilidad del clasificador de no etiquetar un ejemplo en la realidad negativo como positivo.
      * *Recall (o Sensibilidad)*: habilidad del clasificador de encontrar todos los ejemplos positivos.
      * *F1-score:* medida que define un único valor, ponderando la precisión y el recall mediante una media armónica de ambas métricas.

1. Construir/ensamblar el dispositivo de hardware que incorpore:
   1. Una cámara con tecnología ToF que registra valores de profundidad,
   2. Un microcontrolador que se conecta a la cámara y contiene la lógica necesaria para gestionar la captura automática de imágenes, haciendo uso, por ejemplo, de algún sensor que identifique la presencia de la vaca e instruya al software de captura a tomar una o más fotos de la misma,
   3. Una minicomputadora que contiene el modelo predictivo para estimar la condición corporal de la vaca en dicha imagen. En caso de instalaciones donde el aparejo se alimenta con baterías o paneles solares, es necesario aumentar la autonomía y la eficiencia energética del dispositivo, por lo que podría considerarse como alternativa la b), sino se podría utilizar una red de tipo YOLO para identificar si hay una vaca presente en la captura actual de la cámara, y correr también esta red en la minicomputadora. Así, la misma ejecutaría tanto la red que detecta si hay presencia de vaca como la que estima CC.
2. Validaciones empíricas a campo. Contrastar las predicciones generadas por el dispositivo instalado en un Tambo en normal funcionamiento, contra evaluaciones realizadas en el mismo momento y lugar por un experto entrenado en el cálculo de CC. Adicionalmente, evaluar la usabilidad del sistema y su integración (no intrusiva y con impacto productivo) en las actividades diarias del productor.

Como limitante, es posible señalar que en la práctica construir un conjunto de datos de imágenes de vacas con una distribución equitativa de valores de CC es muy difícil. Un rodeo de vacas para fines reproductivos administrado y alimentado apropiadamente no debería tener valores extremos de CC, y es por ello que estos valores son menos frecuentes y la mayoría de las vacas en el campo tienen valores de CC entre 2 y 4 (Morin et al., 2017) - véase Figura 1. Por esta razón, es necesario considerar alguna estrategia adecuada para trabajar con conjuntos de datos no balanceados para realizar el entrenamiento de la red neuronal. Una alternativa es utilizar una técnica que ajusta la importancia de las clases de CC, incrementando los pesos de las clases minoritarias durante la fase de entrenamiento. Otra alternativa es utilizar técnicas de “Data Augmentation”, que permiten agrandar el conjunto de datos de manera sintética aplicando transformaciones -rotaciones, traslaciones, etc.- sobre las imágenes de entrenamiento capturadas. Precisamente, para bovinos de engorde y faena, el GT tiene sentido cuantificarse para la escala de CC entre 4 y 5 - véase Figura 1, y para este tipo de animales en esta etapa es esperable tener valores en esa escala. Por lo tanto, contar con el dato de ecografía para dicha sub-escala permitirá tener un modelo especializado en predecir con mayor exactitud el GT dentro de dicho rango, debido a la posibilidad de contar con más muestras de imágenes y la naturaleza objetiva del *ground truth* (mm de grasa dorsal o cm2 tomada por el dispositivo ecógrafo, subjetivo para el caso de CC ya que es asignada por un humano).

Para desarrollar el modelo de GT (Objetivo 2), se aplicará una metodología similar a la descrita para el caso de CC. Las diferencias sustanciales sin embargo son, por un lado, que el modelo a desarrollar será de tipo regresión (y no clasificación). Un modelo de IA de regresión “aprende” una función que relaciona un conjunto de variables o características de la entrada (imagen de la vaca) con una o más funciones numéricas como salida (mm de grasa dorsal o cm2 del área de ojo de bife). El error en la regresión determina la efectividad del modelo, y puede ser cuantificado por diversas métricas (RME, RMSE, MAE, MAPE) que penalizan de diferente manera por cada entrada las diferencias acumuladas entre la salida real (tomada por ecógrafo) y la salida estimada.

Respecto del software a desarrollar (Objetivo 3), este involucrará dos subsistemas, a) por un lado el soporte de software en sí para emisión de reportes, y b) una plataforma de comunicación para conectar el aparejo a otros dispositivos circundantes según se requiera. Para el primer caso, se evaluará la creación de una API Rest, ejecutando en el dispositivo computacional que ejecuta los algoritmos en el aparejo, que devuelva información en cruda propia de las capturas (número de capturas, valores de CC y GT obtenidos, fecha de capturas, etc.). Esa información podrá ser visualizada desde una app simple a desarrollar. En este sentido, una tecnología en auge es Flutter, que permite con la misma base de código, crear versiones de clientes móviles (Android y iOS) y Web. Para el caso de b), se analizará integrar algún *middleware* IoT ya existente (Palade et al., 2018), preferentemente aquellos que adhieren a la arquitectura IoT de referencia (Guth et al., 2016) para garantizar compatibilidad. Se hará énfasis en dispositivos IoT capaces de comunicación via WiFi para facilitar la integración de la red.

Los modelos de CC y GT validados serán desplegados en los dispositivos electrónicos, con su respectiva caja y estructura de caño para poder ser montado en cualquier establecimiento agropecuario (Objetivo 4). Este dispositivo integral será evaluado en al menos dos establecimientos de la zona, donde se evaluará no sólo el comportamiento predictivo del modelo, sino también su facilidad de uso e integración a las actividades diarias del/la profesional o el/la productor/a. En ese sentido (Objetivo 5), se realizará una reunión de profesionales y productores en alguno de los sitios de pruebas, y bajo el formato de taller y con encuestas individuales se registrarán sus opiniones sobre las posibles barreras de adopción de estas tecnologías, así como sugerencias de mejoras. Adicionalmente, se trabajará con la especialista colaboradora, en la identificación de las mejores estrategias para el plan de negocios (clientes profesionales/productores, socios claves, precio de mercado etc)

.

# 

**Referencias**

Abras, C., Maloney-Krichmar, D., Preece, J. User-centered design. Bainbridge, W. Encyclopedia of Human-Computer Interaction. Thousand Oaks: Sage Publications, 37(4):445-456. 2004.

Alawneh, J.I., Stevenson, M.A., Williamson, N.B., Lopez-Villalobos, N., Otley, T., 2011. Automatic recording of daily walkover liveweight of dairy cattle at pasture in the first 100 days in milk. J. Dairy Sci. 94, 4431–4440.

Anderson, F., Cook, J., Williams, A., Gardner, G.E., 2018. Computed tomography has improved precision for prediction of intramuscular fat percent in the M. longissimus thoracis et lumborum in cattle compared to manual grading. Meat Sci. 145, 425–430. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2018.07.025

Arelovich, H.M., Bravo, R.D., Martínez, M.F., 2011. Development, characteristics, and trends for beef cattle production in Argentina. Anim. Front. 1, 37–45.

Arelovich, H.M., Bravo, R.D., Martinez, M.F., Forgue, P.L., Torquati, S.O., 2013. Performance and ultrasound measurements of beef cattle fed diets based on whole corn or oats grains. Chil. J. Agric. Res.

Arroqui, M., Mangudo, P., Pelliza, L., Murgolo, S., Ottonello, A., Ferragut, S., Alvarez, J.R., Machado, C., Teyseyre, A., 2016. Combination of Agile Development and User Centered Design to Improve the Usability of a Beef-Cattle Farm Simulator. IEEE Lat. Am. Trans. 14, 3385–3392.

Berckmans, D., 2015. Smart farming for Europe: value creation through precision livestock farming, in: Precision Livestock Farming Applications: Making Sense of Sensors to Support Farm Management. pp. 25–36.

Gerber, P.J., Steinfeld, H., Henderson, B., Mottet, A., Opio, C., Dijkman, J., Falcucci, A., Tempio, G., 2013. Tackling climate change through livestock: a global assessment of emissions and mitigation opportunities. Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO).

Ceconi, I., Davies, P., Méndez, D.G., Elizalde, J.C., Buffarini, M.A., 2010. El nivel de engrasamiento inicial y la ganancia de peso durante la recría a corral afectan los resultados físicos y económicos del proceso de invernada. Rev. Argentina Prod. Anim. 30, 51–68.

Cominotte, A., Fernandes, A.F.A., Dorea, J.R.R., Rosa, G.J.M., Ladeira, M.M., van Cleef, E.H.C.B., Pereira, G.L., Baldassini, W.A., Machado Neto, O.R., 2020. Automated computer vision system to predict body weight and average daily gain in beef cattle during growing and finishing phases. Livest. Sci. 232, 103904.

De Hagen, J.I., Chayer, R., Machado, C.F., Melluci, O., Catalano, R.C., 2010. Estado de la asociación entre la respuesta reproductiva y el estado corporal evaluado al momento del diagnóstico de gestación en bovinos. Rev. Taurus 12, 31–36.

di Virgilio, A., Morales, J.M., Lambertucci, S.A., Shepard, E.L.C., Wilson, R.P., 2018. Multi-dimensional Precision Livestock Farming: a potential toolbox for sustainable rangeland management. PeerJ 6, e4867.

FAO, 2018. Innovaciones en Producción Cárnica con Bajas Emisiones de Carbono: Experiencias y desafíos en ALC. Rome.

Fountas, S., Carli, G., Sørensen, C.G., Tsiropoulos, Z., Cavalaris, C., Vatsanidou, A., Liakos, B., Canavari, M., Wiebensohn, J., Tisserye, B., 2015. Farm management information systems: Current situation and future perspectives. Comput. Electron. Agric. 115, 40–50.

Galli, J.R., Cangiano, C.A., Pece, M.A., Larripa, M.J., Milone, D.H., Utsumi, S.A., Laca, E.A., 2018. Monitoring and assessment of ingestive chewing sounds for prediction of herbage intake rate in grazing cattle. Animal 12, 973–982.

Guth, J., Breitenbücher, U., Falkenthal, M., Leymann, F., & Reinfurt, L. (2016, November). Comparison of IoT platform architectures: A field study based on a reference architecture. In Cloudification of the Internet of Things (CIoT) (pp. 1-6). IEEE.

Houghton, P.L., Turlington, L.M., 1992. Application of ultrasound for feeding and finishing animals: a review. J. Anim. Sci. 70, 930–941.

Imaz, J.A., Garcia, S., González, L.A., 2020. Using automated in-paddock weighing to evaluate the impact of intervals between liveweight measures on growth rate calculations in grazing beef cattle. Comput. Electron. Agric. 178, 105729.

Lambe, N.R., Ross, D.W., Navajas, E.A., Hyslop, J.J., Prieto, N., Craigie, C., Bunger, L., Simm, G., Roehe, R., 2010. The prediction of carcass composition and tissue distribution in beef cattle using ultrasound scanning at the start and/or end of the finishing period. Livest. Sci. 131 131, 193–202.

Machado, C., Arroqui, M., Mangudo, P., Alvarez, J.R., Mateos, C., Zunino, A., 2020. Exploración de innovaciones en sistemas de producción de carne con modelos de simulación: experiencia interdisciplinaria y oportunidades de aplicación en el paradigma de internet de las cosas. Electron. J. SADIO 19.

Maresca, S., Quiroz García, J.L., Melani, G., Burges, J.C., Brusca, G., Plorutti, F., INTA, 2008. El Estado Corporal y su efecto en la eficiencia reproductiva en rodeos de cría de la Cuenca del Salado.

Miller, G.A., Hyslop, J.J., Barclay, D., Edwards, A., Thomson, W., Duthie, C.-A., 2019. Using 3D Imaging and Machine Learning to Predict Liveweight and Carcass Characteristics of Live Finishing Beef Cattle. Front. Sustain. Food Syst.

Modernel, P., Rossing, W.A.H., Corbeels, M., Dogliotti, S., Picasso, V., Tittonell, P., 2016. Land use change and ecosystem service provision in Pampas and Campos grasslands of southern South America. Environ. Res. Lett. 11, 113002.

Modernel, P., Dogliotti, S., Alvarez, S., Corbeels, M., Picasso, V., Tittonell, P., Rossing, W.A.H., 2018. Identification of beef production farms in the Pampas and Campos area that stand out in economic and environmental performance. Ecol. Indic. 89, 755–770.

Morin, P.-A., Chorfi, Y., Dubuc, J., Roy, J.-P., Santschi, D., Dufour, S., 2017. Short communication: An observational study investigating inter-observer agreement for variation over time of body condition score in dairy cows. J. Dairy Sci. 100, 3086–3090.

Nava, S., Caballero, B., Bonamy, M., Ferrario, J.D., Beretta, E., Baldo, A., 2019. Evaluation of a simplified ultrasound system to determine the standard quality meat in bovine raised in Argentina to export to EU countries, in: 2019 IEEE International Workshop on Metrology for Agriculture and Forestry (MetroAgriFor). pp. 251–254.

O’ Leary, N., Leso, L., Buckley, F., Kenneally, J., McSweeney, D., Shalloo, L., 2020. Validation of an Automated Body Condition Scoring System Using 3D Imaging. Agriculture.

Orellana, C., Peña, F., García, A., Perea, J., Martos, J., Domenech, V., Acero, R., 2009. Carcass characteristics, fatty acid composition, and meat quality of Criollo Argentino and Braford steers raised on forage in a semi-tropical region of Argentina. Meat Sci. 81, 57–64.

Palade, A., Cabrera, C., Li, F., White, G., Razzaque, M. A., & Clarke, S. (2018). Middleware for internet of things: an evaluation in a small-scale IoT environment. Journal of Reliable Intelligent Environments, 4(1), 3-23.

Pardo, A.M., Villarreal, E.L., Mazzucco, J.P., Melucci, O.G., Santamaría, S., Ferrario, J., Melucci, L.M., 2019. Sexual precocity and productivity of beef cattle female under grazing conditions. Anim. Prod. Sci. 59, 757–766.

Qiao, Y., Truman, M., Sukkarieh, S., 2019. Cattle segmentation and contour extraction based on Mask R-CNN for precision livestock farming. Comput. Electron. Agric. 165, 104958.

Richards, M.W., Spitzer, J.C., Warner, M.B., 1986. Effect of Varying Levels of Postpartum Nutrition and Body Condition at Calving on Subsequent Reproductive Performance in Beef Cattle23. J. Anim. Sci. 62, 300–306.

Roche, J.R., Friggens, N.C., Kay, J.K., Fisher, M.W., Stafford, K.J., Berry, D.P., 2009. Invited review: Body condition score and its association with dairy cow productivity, health, and welfare. J. Dairy Sci. 92, 5769–5801.

Rodríguez Alvarez, J., Arroqui, M., Mangudo, P., Toloza, J., Jatip, D., Rodríguez, J.M., Teyseyre, A., Sanz, C., Zunino, A., Machado, C., Mateos, C., 2018. Body condition estimation on cows from depth images using Convolutional Neural Networks. Comput. Electron. Agric. 155, 12–22.

Rodríguez Alvarez, J., Arroqui, M., Mangudo, P., Toloza, J., Jatip, D., Rodriguez, M.J., Teyseyre, A., Sanz, C., Zunino, A., Machado, C., Mateos, C., 2019. Estimating Body Condition Score in Dairy Cows From Depth Images Using Convolutional Neural Networks, Transfer Learning and Model Ensembling Techniques. Agronomy 9, 90.

Selk, G.E., Wettemann, R.P., Lusby, K.S., Oltejn, J.W., Mobley, S.L., Rasby, R.J., Garmendia, J.C., 1988. Relathionships among weight change, body condition and reproductive performance of range beef cows. J. Anim. Sci. 66, 3153–3159.

SENASA, 2017. Cattle information (in spanish).

Wang, Z., Shadpour, S., Chan, E., Rotondo, V., Wood, K.M., Tulpan, D., 2021. ASAS-NANP SYMPOSIUM: Applications of machine learning for livestock body weight prediction from digital images. J. Anim. Sci. 99.

Wildman, E.E., Jones, G.M., Wagner, P.E., Boman, R.L., Troutt, H.F., Lesch, T.N., 1982. A Dairy Cow Body Condition Scoring System and Its Relationship to Selected Production Characteristics. J. Dairy Sci. 65, 495–501.

Wolfert, S., Ge, L., Verdouw, C., Bogaardt, M.-J., 2017. Big Data in Smart Farming – A review. Agric. Syst. 153, 69–80

Zhao, K.X., Shelley, A.N., Lau, D.L., Dolecheck, K.A., Bewley, J.M., 2020. Automatic body condition scoring system for dairy cows based on depth-image analysis. Int. J. Agric. Biol. Eng. 13, 45–54**.**

1. http://www.agroindustria.gob.ar [↑](#footnote-ref-2)
2. https://www.delaval.com/en-us/about-us/us/the-navigator/the-innovation-wall/delaval-body-condition-scoring-bcs/ [↑](#footnote-ref-3)
3. http://secat.unicen.edu.ar/index.php/2019/08/06/2577/ [↑](#footnote-ref-4)
4. INPI, Expediente: 20190103416. [↑](#footnote-ref-5)
5. https://inta.gob.ar/documentos/la-ganaderia-de-precision-es-aporte-y-crecimiento-para-el-futuro-ganadero [↑](#footnote-ref-6)
6. Exp. INPI 20190103416, titular UNCPBA [↑](#footnote-ref-7)
7. http://www.ipcva.com.ar/vertext.php?id=147 [↑](#footnote-ref-8)