SIMPLIFICACIÓN DE LOS PROTOCOLOS DE EVALUACIÓN DEL BIENESTAR PARA SU APLICACIÓN PRÁCTICA: CASO DEL POLLO DE CRECIMIENTO LENTO

Ruiz-Ferreras[1], A., Lavín[2], J.L., Estevez[1,3], I. y Averós[1*], X.

[1]NEIKER Basque Research and Technology Alliance (BRTA), Departamento de Producción Animal 01192 Arkaute; [2]NEIKER Basque Research and Technology Alliance (BRTA), Departamento de Matemática Aplicada 48160 Derio; [3]IKERBASQUE, Fundacion Vasca para la Ciencia, Plaza Euskadi 5, 48009 Bilbao
*xaveros@neiker.eus

INTRODUCCIÓN

Los protocolos existentes para evaluar el bienestar del pollo de carne son válidos a nivel científico y de certificación, pero son demasiado complejos de aplicar para un productor que quiera información objetiva del bienestar de sus lotes. Se ha demostrado el potencial del machine learning (ML) para identificar indicadores iceberg y generar modelos predictivos que deriven en protocolos sencillos de aplicar en granjas intensivas de pollo (Averós *et al*., 2024). En este trabajo mostramos los resultados de la aplicación de ML en el caso de un sistema productivo de pollo de carne de crecimiento lento.

MATERIAL Y MÉTODOS

Se evaluó el bienestar en 98 lotes de pollos de crecimiento lento con salida a parque, a los 70 días de vida, en base al método de los transectos del protocolo AWIN (Marchewka *et al*., 2013; BenSassi *et al*., 2019), que se adaptó para evaluar el parque. Se evaluaron 24 indicadores basados en el animal, recursos disponibles, variables ambientales, y evidencia documentada de registros escritos. Cada indicador recibió una nota individual según dicho protocolo, y mediante la suma de puntuaciones se obtuvo una nota final en base a la que el bienestar del lote se clasificó como insuficiente/mejorable/excelente. Se realizó un análisis no supervisado, explorando correlaciones entre indicadores, realizando un análisis de componentes principales (ACP) y un clustering jerárquico para determinar agrupaciones de lotes según los indicadores. Mediante eliminación recursiva se entrenó un modelo predictivo de la importancia relativa de los indicadores utilizando como referencia la variable clasificatoria, que definió cuántos y qué indicadores incluiría el modelo. Mediante ML se entrenaron 4 modelos supervisados de clasificación del bienestar en base a dichos indicadores (árbol de decisión, random forests, supervised vector machine, y k-nearest neighbour). Los modelos se validaron, escogiéndose el de mayor precisión y valor Kappa. Para éste se obtuvo la sensibilidad y especificidad.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Los análisis no supervisados revelaron correlaciones significativas entre indicadores (p. ej. % inmóviles y % pequeños, r=0,70, P<0,001; o % muertos y NH_3, r=0,68, P<0,001), mostrando el potencial de reducción del número de indicadores. El ACP y el clustering jerárquico evidenciaron una agrupación de lotes en 3 clústeres, sugiriendo la posibilidad de discriminación de los lotes según su clasificación en nivel de bienestar. La precisión del modelo de predicción se estabilizó en valores en torno al 89% para modelos de entre 5 y 10 variables. Por ello, se entrenaron 4 modelos supervisados con las 5, 6 y 7 variables de mayor importancia relativa. El mejor modelo (precisión=91,2%; Kappa=50,7%) se obtuvo con un random forest incluyendo mortalidad acumulada, % cojos, % problemas de emplume, NH_3, CO_2, y calidad de la yacija. Dicho modelo resultó en una sensibilidad y especificidad del 100%. Los resultados permiten ser optimistas, aunque cautos, puesto que, dado el número limitado de observaciones, puede existir sobre entrenamiento del modelo.

CONCLUSIÓN

Se puede determinar de manera sencilla y objetiva el riesgo para el bienestar en pollo de crecimiento lento usando sólo 6 variables (mortalidad acumulada, % cojos, % problemas de emplume, NH_3, CO_2, y calidad de la yacija). Con estas variables los productores pueden obtener información objetiva, precisa y fiable del riesgo de afectación de los niveles de bienestar de sus lotes de pollos sin tener que aplicar el protocolo completo de evaluación.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

• Averós, X. *et al*., 2024. Sci. Reps. 14: 22493. BenSassi, • N. *et al*., 2019. Plos ONE 14: 0214070. • Marchewka, J. *et al*., 2013. Poult. Sci. 92: 2588–2599.

Agradecimientos: al Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades (D-AWARE, PDC2022-133081-C21). A los técnicos y productores.