

Precisión de diferentes algoritmos de *machine learning* en la predicción de la eficiencia alimentaria de ovejas lecheras utilizando información epigenética

Fonseca P.A.S., Suárez-Vega A., Esteban-Blanco C., Pelayo R., Marina H.,
Gutiérrez-Gil B., Arranz J.J.

Departamento de Producción Animal, Facultad de Veterinaria, Universidad de León, Campus de Vegazana s/n, León 24071, España. *Email: psouf@unileon.es



AIDA (2023). XX Jornadas de Producción Animal, Zaragoza
13th Junio 20123



Eficiencia alimentaria (FE)

Las decisiones de gestión relacionadas con las estrategias de alimentación pueden representar hasta el 75% de todos los costes variables de un rebaño



Animales menos eficientes



Animales más eficientes



Eficiencia alimentaria

Feed Conversion Ratio (FCR)

Relación entre el consumo de materia seca (DMI) y el rendimiento lechero corregido energéticamente (ECM)

$$\text{FCR} = \text{DMI} / \text{ECM}$$

donde,

$$\text{ECM} = \text{kg/d of milk yield} \times [(0.0071 \times \text{g/kg of milk fat}) + (0.0043 \times \text{g/kg of milk protein}) + 0.2224]$$


Residual Feed Intake (RFI)

Residuos entre el DMI real y el DMI previsto

$$\text{RFI} = \text{DMI real} - \text{DMI previsto}$$

donde DMI es previsto por,

$$\text{DMI} = \mu + a \times \text{ECM} + b \times \text{MBW} + c \times \text{BWC} + \text{RFI}$$



Error residual

Bases genéticas de la eficiencia alimentaria

Los estudios disponibles en ovinos estiman la **heredabilidad** entre **0,11-0,54** para RFI y **0,05-0,77** para FCR

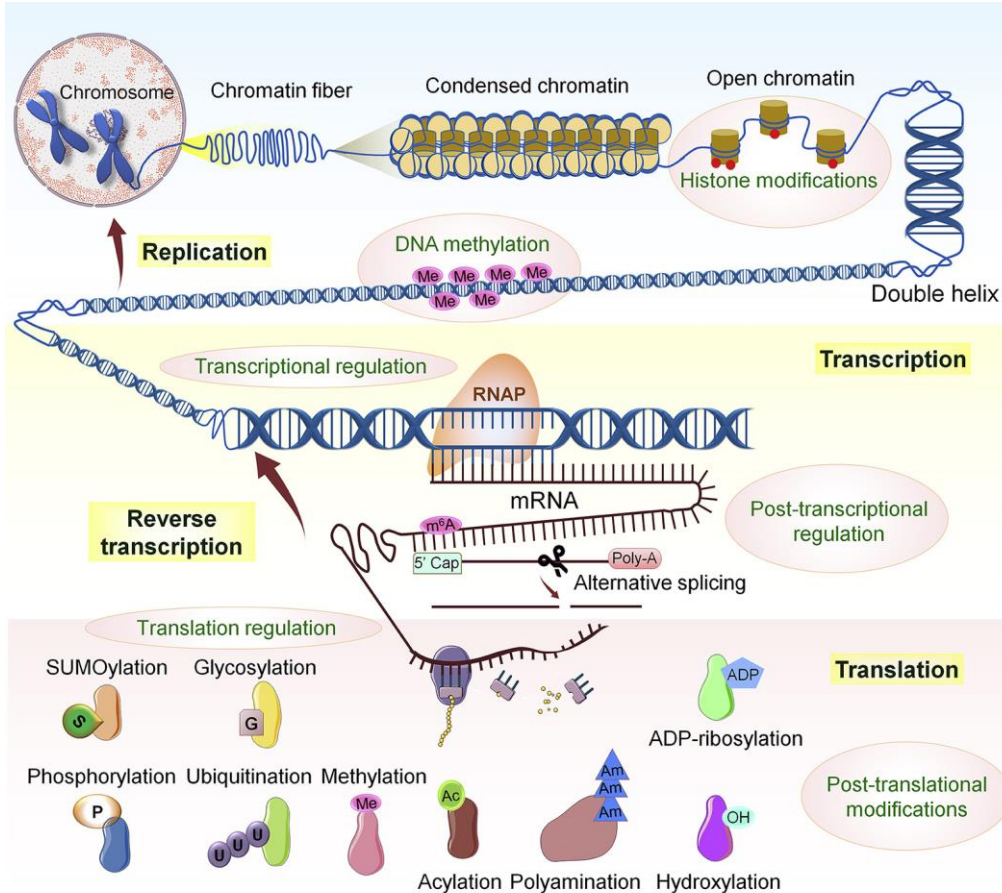
 Posibilidad de seleccionar animales para producir una progenie más eficiente

 Requiere criar y probar animales para estimar la FE

 Costes y trabajos asociados

La identificación de biomarcadores con un buen potencial predictivo de la FE podría ayudar a reducir costes y mejorar la selección de animales con mayor FE

Bases genéticas de la eficiencia alimentaria



Pramanik et al. (2021)

¿en qué nivel de la información biológica debemos buscar biomarcadores?

El estado nutricional individual se ve directamente afectado por las **alteraciones epigenéticas** o viceversa



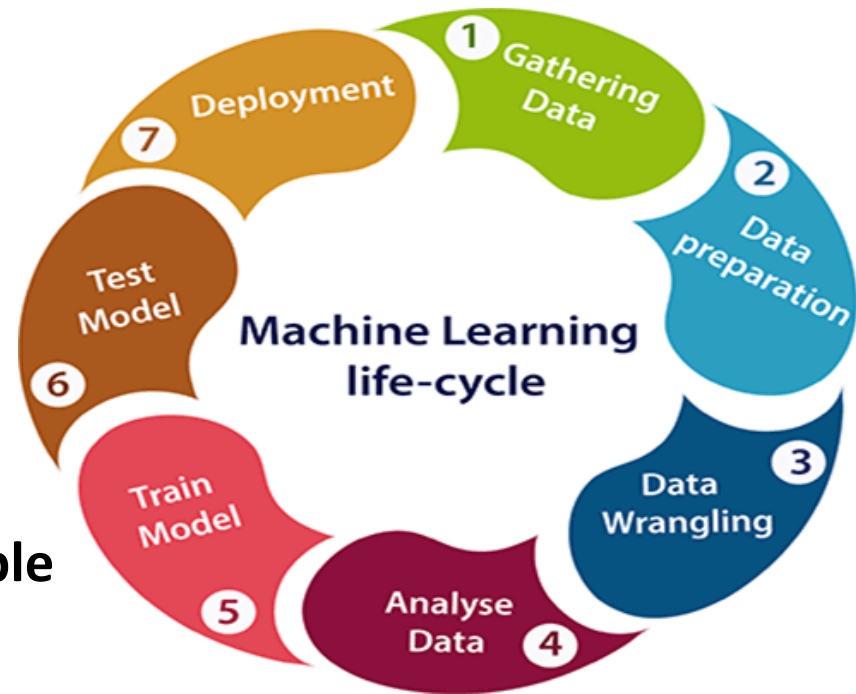
Nutrición afecta enzimas relacionadas con los procesos **epigenéticos**



Heredable, pero puede **sufrir adaptaciones** mediante cambios ambientales y fisiológicos

Machine learning (ML)

Los algoritmos de **ML** se están popularizando en el **sector ganadero**



- Comportamiento **no paramétrico** y **flexible**
- Capacidad de "**aprender**" de los datos
- Identificación de patrones ocultos
- Lidiar con la **maldición de la dimensionalidad** es extremadamente importante, donde los modelos **ML destacan** en relación a los modelos tradicionales

Evaluar el **potencial predictivo** de las **marcas de metilación** en la leche de ovejas para predecir la **RFI** y la **FCR** mediante algoritmos de ML.



<https://morningchores.com/raising-dairy-sheep/>

Segunda lactación

21 ovejas Assaf

de las 40 iniciales



Alimentadas ad libitum

TMR



3 semanas

Medidas diarias de
DMI, producción de
leche y peso

100 ml
de leche



DNA
extraction



WGBS
30x

Estimación de
RFI y FCR



High

RFI_(n=7)

FCR_(n=7)

Cons_(n=6)

Low

RFI_(n=7)

FCR_(n=7)

Cons_(n=6)

WGBS

21 ovejas Assaf

↓
Bsseeker2

Alineación

Oar_Ram_v2.0

↓
Bsseeker2

Methylation
calling

↓
DSS package

DML and
DMR

HRFI HFCR Hcons
LRFI LFCR LCons
7x7 7x7 6x6

DML = FEgroup + NC + NC*FEgroup
DMR = fusión de DML consecutivos

21 ovejas Assaf
nivel medio de metilación
dentro de las DMR

↓
Centrado en los DMR de FEgroup

DMRs RFI
para predecir
RFI

1

DMRs FCR
para predecir
FCR

2

DMRs Cons
para predecir
RFI

3

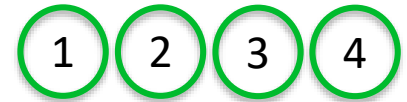
DMRs Cons
para predecir
FCR

4

Selección del mejor modelo

100 iteraciones de asignación aleatoria

Escenarios

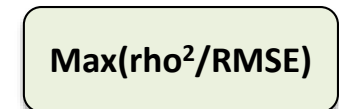
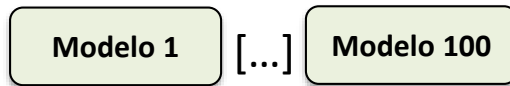


Prueba de diferentes hiperparámetros

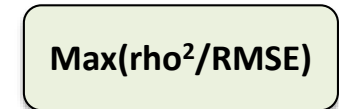
Mejores hiperparámetros

Mejor modelo entre los 100

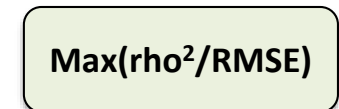
deeplearning



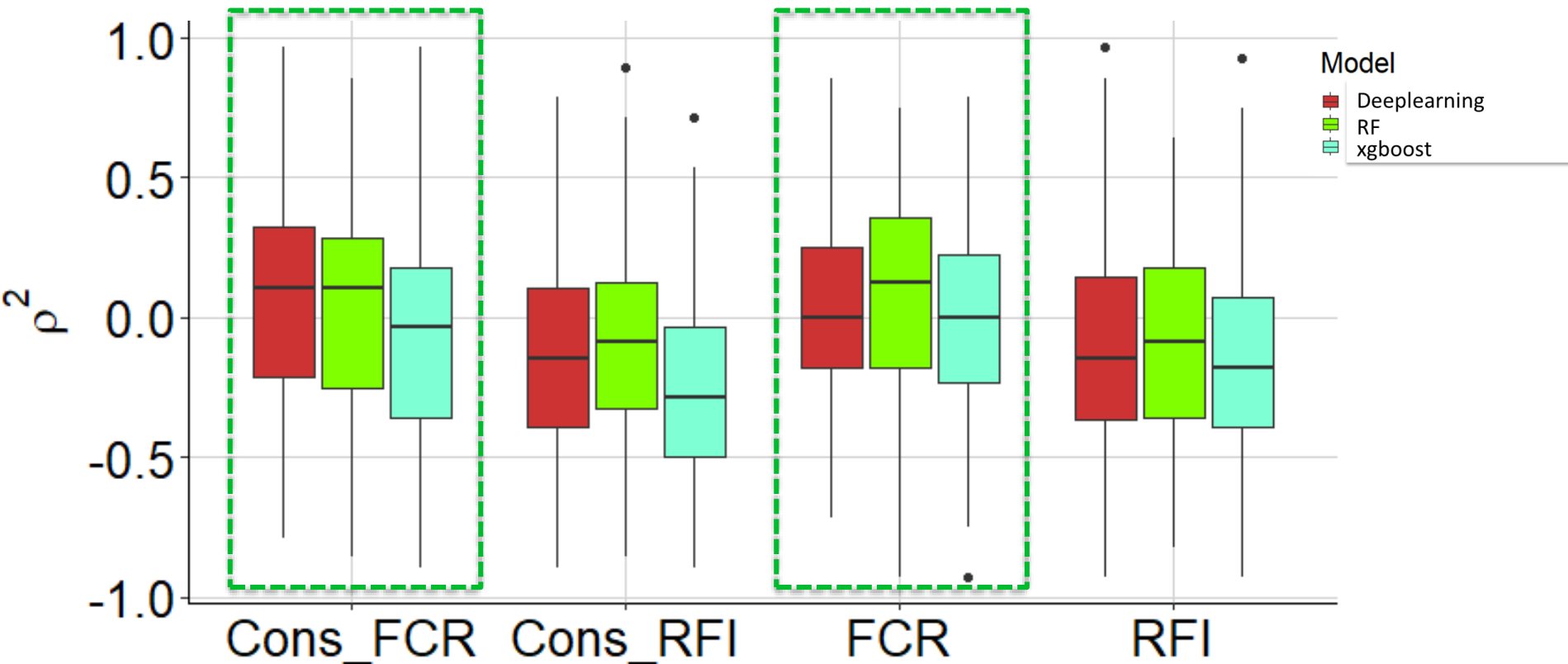
RF



Xgboost



Distribución de correlación de Pearson al cuadrado



- Mediana **más altas** de ρ^2 para la predicción de **DMR FCR -> FCR**

- **Resultados similares** en todos los modelos ML
- **Alta varianza**

Mejores modelos

Prediction	Model	Hyperparameters	RMSE	rho ²
DMR RFI -> RFI	xgboost	max_depth=5; eta=0.05; nround=315; min_child_weight=1; subsample=1; colsample_bytree=0.5	0.10	0.86
DMR FCR -> FCR	deeplearning	hidden= 5,5,5,5,5; epochs= 5.087879; l1=1e-04; rate=1	0.19	0.73
DMR Cons -> RFI	deeplearning	hidden=100,100,100; epochs=51.294697; l1=1e-05; rate=0.001	0.07	0.37
DMR Cons -> FCR	xgboost	max_depth=5; eta=0.05; nround= 343; min_child_weight=1; subsample=1; colsample_bytree=0.5	0.17	0.93

ML en cerdos mediante SNPs

RFI → r= 0,34 and 0.28

Ganancia media diaria → r= 0.36

Piles et al. (2021); Tusell et al. (2020); Ledda et al. (2023)

ML en oveja mediante leche metabolitos

DMI:

r= 0,33 (validación en registros)

r= 0,32 (validación en ovejas)

r= 0,23 (validación en días)

Las **marcas epigenéticas** demostraron ser **biomarcadores** interesantes para la predicción de métricas de **eficiencia alimentaria**

↳ Necesidad de validación en una muestra más amplia y a lo largo de las lactaciones

↳ Alta varianza entre asignaciones aleatorias

↳ RF mostró resultados más coherentes en todas las asignaciones aleatorias

↳ $\text{Max}(\rho^2) = 0,93$ para FCR con xgboost para Cons DMRs

Uso potencial de plataformas personalizadas para estimar los **niveles de metilación** → metodología **rápida y fácil** de usar en la rutina de los rebaños de ovejas lecheras

SMARTER PARTNERS



Thank you for your attention

psouf@unileon.es

www.smarterproject.eu