

# Estudio de la mortalidad registrada en granja mediante modelos de series temporales como componentes de vigilancia sindrómica en el ganado bovino

Amanda Fernández-Fontelo<sup>1</sup>

Pere Puig <sup>1</sup>, Anna Alba <sup>2</sup>, *Marta Pérez-Casany* <sup>3</sup>

<sup>1</sup>Universitat Autònoma de Barcelona, <sup>2</sup>Centre de Recerca en Sanitat Animal,

<sup>3</sup>Universitat Politècnica de Catalunya

20 de enero de 2015

# Índice General

- 1 Introducción
- 2 Construcción del sistema de dinamización
- 3 Innovaciones metodológicas del proyecto
- 4 Conclusiones
- 5 Bibliografía

# Introducción

## La vigilancia sindrómica

### Vigilancia sindrómica

Consiste en el análisis de datos relacionados con la salud que preceden al diagnóstico con el objetivo de detectar o prever posibles brotes de enfermedades.

En las granjas se registran, de forma sistemática y continua, multitud de datos de diversa índole (ambientales, sanitarios, productivos, ...).

- Algunos de ellos pueden usarse como indicadores del estado de salud de una población de estudio.

# Introducción

## La mortalidad registrada en granja (MTg)

**La MTg puede ser uno de esos indicadores puesto que es capaz de señalar una amplia variedad de problemas de salud animal.** Además es fácilmente cuantificable, objetiva, presenta una amplia cobertura de la población diana, se automatiza y actualiza de forma fácil y continua y su seguimiento es económicamente viable [1] [2] [3] [4].

### Variable recogida que muestra la MTg

El número de bovinos muertos recogidos semanalmente a nivel de granja en subpoblaciones de distinto tamaño.

# Introducción

## Estudios previos

En un trabajo inicial [5] se evaluó el potencial de los datos de mortalidad registrados en granja como componente de vigilancia sindrómica. Se demostró que:

1. El análisis de la información recogida en granja debía realizarse **agrupando por tipo de producción**.
2. El análisis de **la información agrupada semanalmente** era suficiente para detectar un pico de mortalidad anómalo y poder implementar medidas sanitarias (si es preciso).

# Introducción

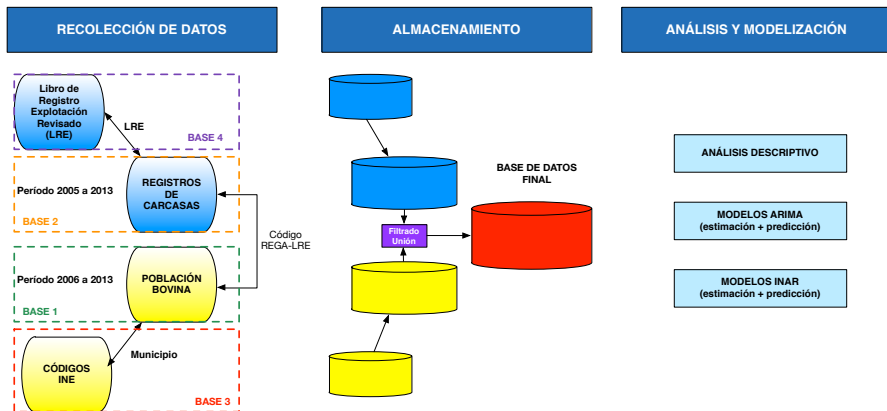
## Objetivos

Mejorar metodológicamente el trabajo [5] desarrollando los siguientes ítems:

1. Creando un sistema dinámico que permita el almacenamiento, filtrado, depuración y la integración de los datos de mortalidad y de la población en una única base de datos.
2. Estudiando y comparando de diferentes estrategias de modelización para series temporales procedentes de subpoblaciones distintas.

# Construcción del sistema de dinamización

Proceso diseñado como propuesta para construir el sistema dinámico



**Figura :** Esquema sobre el proceso de recolección, almacenamiento e integración de los diferentes conjuntos de datos.

# Innovaciones metodológicas del proyecto

¿Por qué son necesarios otro tipo de modelos de series temporales?

El análisis de la MTg como componente de vigilancia sindrómica necesita realizarse a diferentes escalas geográficas (CCAA, provincias, municipios, comarcas, ...).

- El análisis de los datos a gran escala puede realizarse con modelos tipo ARIMA, pero no el de muchos datos a pequeña escala (pocos recuentos con muchos ceros).
- Sin embargo, en algunos casos, para detectarse un pico anómalo de mortalidad es necesario irse a nivel de área pequeña.



# Innovaciones metodológicas del proyecto

## El modelo INAR(1)

El operador *thinning binomial* o *thinning*

El operador *thinning* es tal que si  $X$  es una variable aleatoria no negativa y  $\rho \in [0, 1)$  entonces

$$\rho \circ X = \sum_{i=1}^X B_i(\rho),$$

donde  $\{B_i(\rho)\}$  es una secuencia de variables aleatorias *Bernoulli* i.i.d de  $X$ , y  $P(B_i(\rho)) = \rho$ .

Si se considera  $X = x$ , entonces  $\rho \circ x$  sigue una distribución *Binomial* con número de éxitos igual a  $x$ . Es decir,  $\rho \circ X | X = x \sim \text{Binomial}(x, \rho)$ .

# Innovaciones metodológicas del proyecto

## El modelo INAR(1)

### La ecuación

El proceso INAR(1)  $\{X_t; t \in \mathbb{Z}\}$  se expresa por medio de la ecuación en diferencias,

$$X_t = \underbrace{\rho \circ X_{t-1}}_{\text{Binomial}(\rho_1, X_{t-1})} + \underbrace{W_t}_{\text{Poisson}(\lambda)} \quad (1)$$

donde  $\rho \in [0, 1)$  y  $W_t$  son variables aleatorias discretas, no negativas i.i.d con los dos primeros momentos centrales finitos.

# Innovaciones metodológicas del proyecto

## El modelo INAR(1)

### La función de probabilidad

Si  $P(X_t = x_t | X_{t-1} = x_{t-1}, \theta)$  es la función de probabilidad de  $X_t$  condicionada a la observación previa,  $\theta$  es el vector de parámetros tal que  $\theta = (\rho, \lambda)$  y  $m = \min(x_{t-1}, x_t)$  entonces,

$$P(X_t = x_t | X_{t-1} = x_{t-1}, \theta) = \sum_{k=0}^m \underbrace{\binom{x_{t-1}}{k} \rho^k (1 - \rho)^{x_{t-1}-k}}_{\text{Binomial}(x_{t-1}, \rho)} \overbrace{\frac{\lambda^{x_t-k} e^{-\lambda}}{(x_t - k)!}}^{\text{Poisson}(\lambda)}.$$

# Innovaciones metodológicas del proyecto

## El modelo INAR(1)

La función de verosimilitud

### Función de verosimilitud para $t \geq 2$

$$L(X_t, \theta) = \prod_{t=2}^T P(X_t = x_t | X_{t-1} = x_{t-1}, \theta)$$

### Función de log-verosimilitud para $t \geq 2$

$$l(X_t, \theta) = -(T-1)\lambda + \sum_{t=2}^T \ln \left( \sum_{k=0}^m \frac{\rho^k (1-\rho)^{x_{t-1}-k} \lambda^{x_t-k}}{k! (x_t - k)! (x_{t-1} - k)!} \right)$$

# Innovaciones metodológicas del proyecto

## El modelo INAR(k)

La ecuación y el operador *thinning*

El proceso INAR(k) se entiende como una extensión del proceso INAR(1), así que las características entre ambos se asemejan. La expresión de un proceso INAR(k) es la siguiente,

$$X_t = \underbrace{\rho_1 \circ X_{t-1}}_{\text{Binomial}(\rho_1, X_{t-1})} + \underbrace{\rho_2 \circ X_{t-2}}_{\text{Binomial}(\rho_2, X_{t-2})} + \cdots + \underbrace{\rho_{t-k} \circ X_{t-k}}_{\text{Binomial}(\rho_k, X_{t-k})} + \underbrace{W_t}_{\text{Poisson}(\lambda)} \quad (2)$$

$\rho_1, \dots, \rho_k$  son parámetros fijos tales que  $0 \leq \rho_1, \dots, \rho_k < 1$ . Ahora el operador *thinning* es  $\rho_j \circ X_{t-j} = \sum_{i=1}^{X_{t-j}} B_i(\rho_j)$ .

# Innovaciones metodológicas del proyecto

## El modelo INAR(k)

### La función de probabilidad

Si  $m_1 = \min(x_{t-1}, x_t)$ ,  $\dots$  y  $m_k = \min(x_{t-k}, x_t - i_1 - \dots - i_k)$  entonces,

$$\begin{aligned} P(X_t = x_t | X_{t-1} = x_{t-1}, \dots, X_{t-k} = x_{t-k}, \theta) &= \sum_{i_1=0}^{m_1} \overbrace{\binom{x_{t-1}}{i_1} \rho_1 (1 - \rho_1)^{x_{t-1}-i_1}}^{\text{Binomial}(x_{t-1}, \rho_1)} \\ &\cdot \sum_{i_2=0}^{m_2} \binom{x_{t-2}}{i_2} \rho_2 (1 - \rho_2)^{x_{t-2}-i_2} \dots \sum_{i_k=0}^{m_k} \underbrace{\binom{x_{t-k}}{i_k} \rho_k (1 - \rho_k)^{x_{t-k}-i_k}}_{\text{Binomial}(x_{t-k}, \rho_k)} \\ &\cdot \underbrace{\frac{e^{-\lambda} \lambda^{x_t - (i_1 + \dots + i_k)}}{(x_t - (i_1 + \dots + i_k))!}}_{\text{Poisson}(\lambda)}. \end{aligned}$$

# Innovaciones metodológicas del proyecto

## El modelo INAR(k)

### La función de verosimilitud

Si  $P(X_t = x_t | X_{t-1} = x_{t-1}, \dots, X_{t-k} = x_{t-k}, \theta)$  es la función de probabilidad de  $x_t$  condicionada a las  $k$  observaciones previas, entonces la función de verosimilitud de  $x_t$  es

$$L(x_t, \theta) = \prod_{t=k+1}^T P(X_t = x_t | X_{t-1} = x_{t-1}, \dots, X_{t-k} = x_{t-k}, \theta).$$

# Innovaciones metodológicas del proyecto

## El modelo INAR(k)

Predicción del valor medio (valores puntuales)

Tomando esperanzas en la expresión 2 y suponiendo que  $\mu_t = E(X_t)$  se obtiene la siguiente relación recurrente,

$$\mu_t = \underbrace{\rho_1 \mu_{t-1}}_{E(B(\rho_1, X_{t-1}))} + \rho_2 \mu_{t-2} + \cdots + \underbrace{\rho_k \mu_{t-k}}_{E(B(\rho_k, X_{t-k}))} + \underbrace{\lambda}_{E(P(\lambda))}$$

Utilizando  $\mu_t = \frac{\lambda}{1 - \rho_1 - \rho_2 - \cdots - \rho_k}$  para obtener los primeros valores, se substituyen los parámetros por los estimadores de máxima verosimilitud y se obtiene  $\hat{\mu}_t$ .



# Innovaciones metodológicas del proyecto

## El modelo INAR(k)

Predicción del valor medio (intervalos de confianza)

### El método delta

Si  $F_t = F_t(\rho_1, \rho_2, \dots, \lambda)$  es una función de los parámetros  $\rho_1, \rho_2, \dots, \lambda$ , su varianza se calcula usando la siguiente expresión

$$\widehat{V(\hat{F}_t)} = \nabla \hat{F}_t^t \hat{\Sigma} \nabla \hat{F}_t,$$

siendo  $\Sigma$  la función de varianzas y covarianzas. Para estimar  $\nabla \hat{F}_t$ , como no se pueden calcular las derivadas directamente, se usa la aproximación de primer grado  $Q(h) = \frac{f(x+h) - f(x)}{h}$ .

- El IC aproximado será  $\hat{F}_t \pm z_{1-\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\hat{V}(\hat{F}_t)}$ .

# Innovaciones metodológicas del proyecto

## El modelo INAR(k)

Predicción del valor bruto (distribución de  $X_{n+k}$ )

Dadas  $n$  observaciones  $x_1, \dots, x_n$ , de cara a hacer predicciones, se necesita conocer la distribución de  $X_{n+k}$ . Se procede de la siguiente manera:

1. Se supone un modelo INAR(5) y  $k = 1$

$$X_{n+1} = \rho_1 \circ X_n + \rho_2 \circ X_{n-1} + \rho_3 \circ X_{n-2} + \rho_4 \circ X_{n-3} + \rho_5 \circ X_{n-4} + W_{n+1}.$$

2. Se escribe la expresión de  $X_{n+2}$  a partir de los valores conocidos  $X_n, X_{n-1}, \dots, X_{n-4}$ .

# Innovaciones metodológicas del proyecto

## El modelo INAR(k)

Predicción del valor bruto (distribución de  $X_{n+k}$ )

$$\begin{aligned}X_{n+2} &= \rho_1 \circ X_{n+1} + \rho_2 \circ X_n + \rho_3 \circ X_{n-1} + \rho_4 \circ X_{n-2} + \rho_5 \circ X_{n-3} + W(\lambda_{n+2}) \\&= \rho_1 \circ (\rho_1 \circ X_n + \rho_2 \circ X_{n-1} + \rho_3 \circ X_{n-2} + \rho_4 \circ X_{n-3} + \rho_5 \circ X_{n-4} \\&\quad + W(\lambda_{n+1})) + \rho_2 \circ X_n + \rho_3 \circ X_{n-1} + \rho_4 \circ X_{n-2} + \rho_5 \circ X_{n-3} + W(\lambda_{n+2}) \\&= (\rho_1^2 + \rho_2)X_n + (\rho_1\rho_2 + \rho_3)X_{n-1} + (\rho_1\rho_3 + \rho_4)X_{n-2} + (\rho_1\rho_4 + \rho_5)X_{n-3} \\&\quad + (\rho_1\rho_5)X_{n-4} + W(\rho_1\lambda_{n+1} + \lambda_{n+2}).\end{aligned}$$

## Distribución de $X_{n+2}$

$$\begin{aligned}X_{n+2} &= B(\rho_1^2 + \rho_2, x_n) + B(\rho_1\rho_2 + \rho_3, x_{n-1}) + B(\rho_1\rho_3 + \rho_4, x_{n-2}) \\&\quad + B(\rho_1\rho_4 + \rho_5, x_{n-3}) + B(\rho_1\rho_5, x_{n-4}) + P(\rho_1\lambda_{n+1} + \lambda_{n+2}).\end{aligned}$$

# Innovaciones metodológicas del proyecto

## El modelo INAR(k)

Predicción del valor bruto (distribución de  $X_{n+k}$ )

3. El proceso descrito en 2. se realiza para  $k = 3, 4$  y 5.
4. La distribución de  $X_{n+k}$  para  $k > 5$  se puede obtener de la misma manera teniendo en cuenta que  $X_{n+k}$  se expresará de la siguiente forma:

$$X_{n+k} = f_k \circ X_n + g_k \circ X_{n-1} + h_k \circ X_{n-2} + l_k \circ X_{n-3} + m_k \circ X_{n-4} + W(\lambda_{k+1}^*).$$

Se observa que se satisface la siguiente relación recursiva para  $k > 5$

# Innovaciones metodológicas del proyecto

## El modelo INAR(k)

Predicción del valor bruto (distribución de  $X_{n+k}$ )

### Ecuaciones recursivas

$$f_{k+1} = \rho_1 f_k + \rho_2 f_{k-1} + \rho_3 f_{k-2} + \rho_4 f_{k-3} + \rho_5 f_{k-4}$$

$$g_{k+1} = \rho_1 g_k + \rho_2 g_{k-1} + \rho_3 g_{k-2} + \rho_4 g_{k-3} + \rho_5 g_{k-4}$$

$$h_{k+1} = \rho_1 h_k + \rho_2 h_{k-1} + \rho_3 h_{k-2} + \rho_4 h_{k-3} + \rho_5 h_{k-4}$$

$$l_{k+1} = \rho_1 l_k + \rho_2 l_{k-1} + \rho_3 l_{k-2} + \rho_4 l_{k-3} + \rho_5 l_{k-4}$$

$$m_{k+1} = \rho_1 m_k + \rho_2 m_{k-1} + \rho_3 m_{k-2} + \rho_4 m_{k-3} + \rho_5 m_{k-4}$$

$$\lambda_{k+1}^* = \rho_1 \lambda_k^* + \rho_2 \lambda_{k-1}^* + \rho_3 \lambda_{k-2}^* + \rho_4 \lambda_{k-3}^* + \rho_5 \lambda_{k-4}^* + \lambda_{k+1}.$$

# Innovaciones metodológicas del proyecto

## El modelo INAR(k)

Predicción del valor bruto (coeficientes de simetría y curtosis de  $X_{n+k}$ )

Se aproxima la distribución de  $X_{n+k}$  para  $k = 1, 2, \dots$  usando las curvas de *Pearson*. En [7], *Stephens* y *Butler* explican como aproximar la distribución de una suma de  $k$  *Binomiales* independientes ( $S$ ) mediante una distribución de *Pearson* usando los momentos de  $S$  y sus coeficientes de simetría y curtosis.

# Innovaciones metodológicas del proyecto

## El modelo INAR(k)

Predicción del valor bruto (coeficientes de simetría y curtosis de  $X_{n+k}$ )

Los cuatro primeros cumulantes de la suma de  $k$  distribuciones *Binomiales* independientes con parámetros  $(\rho_i, x_{n-i})$  para  $i = 1, \dots, k$  y una distribución de *Poisson* de parámetro  $\lambda$  son  $\kappa_1^*$ ,  $\kappa_2^*$ ,  $\kappa_3^*$  y  $\kappa_4^*$ .

## Coeficientes de simetría y curtosis de $X_{n+k}$ a partir de los $\kappa_i^*$

Los dos primeros momentos, media y varianza, corresponden con  $\kappa_1^*$  y  $\kappa_2^*$ , el coeficiente de simetría con  $\frac{\kappa_3^*}{\kappa_2^{*3/2}} = \sqrt{\beta_1}$  y el de curtosis con  $3 + \frac{\kappa_4^*}{\kappa_2^{*2}} = \beta_2$ .

# Innovaciones metodológicas del proyecto

## El modelo INAR(k)

Predicción del valor bruto (elección de la curva de *Pearson*)

Si definimos  $\kappa = \frac{(\sqrt{\beta_1}\sqrt{\mu_2}(\beta_2+3))^2}{4((4\beta_2\mu_2-3\beta_1\mu_2)(2\beta_2-3\beta_1-6))}$ ,

Tipo	Parámetros
I	$\kappa < 0, 2\beta_2 - 3\beta_1 - 6 < 0$
II	$\beta_1 = 0, \beta_2 < 3$
III	$2\beta_2 - 3\beta_1 - 6 = 0$
IV	$0 < \kappa < 1$
V	$\kappa = 1$
VI	$\kappa > 1$
VII	$\beta_1 = 0, \beta_2 > 3$

**Tabla :** Tabla de decisión para la elección de la curva de *Pearson* más apropiada.



# Innovaciones metodológicas del proyecto

## Ejemplo de análisis

### Evolución y cobertura de la subpoblación de estudio

Se exponen los resultados obtenidos para el análisis realizado sobre la serie para los bovinos de leche en la región D.

Explotación	Región	Variable	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
DAF	D	<i>Número de granjas</i>	NA	4	4	4	4	4	4	3
		<i>Número de granjas monitorizadas</i>	NA	3	3	3	4	2	2	1
		<i>Número de bovinos</i>	NA	782	874	647	506	225	160	20
		<i>Número de carcasas</i>	NA	60	46	50	70	30	27	3
		<i>Porcentaje de cobertura</i>	NA	75,0 %	75,0 %	75,0 %	100,0 %	50,0 %	50,0 %	33,3 %

**Figura :** Cobertura y evolución anual de la subpoblación DAF de la región D.

# Innovaciones metodológicas del proyecto

## Ejemplo de análisis

### Evolución y comportamiento de la serie

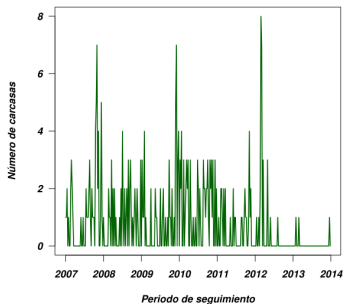


Figura 8.26: Serie del número de carcasas recogidas semanalmente en las explotaciones DAF de la región D.

Mínimo	$Q_{25\%}$	Mediana	Media	$Q_{75\%}$	Máximo	Desv. Stand.
0	0	0	0,79	1	8	1,29

Tabla 8.17: Descriptivos básicos del número de carcasas recogidas semanalmente en las explotaciones DAF de la región D.

# Innovaciones metodológicas del proyecto

## Ejemplo de análisis

Funciones ACF y PACF de la serie

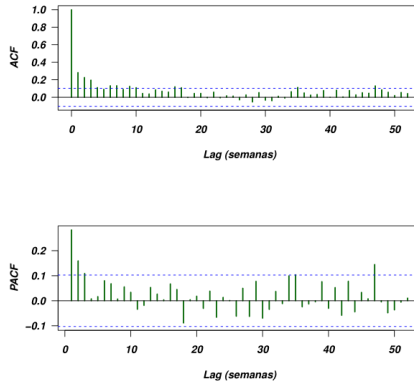


Figura 8.27: Funciones ACF y PACF del número de carcassas registradas semanalmente en las explotaciones DAF de la región D.

# Innovaciones metodológicas del proyecto

## Ejemplo de análisis

Estudio de la tendencia y/o estacionalidad de la serie

### Explorando la tendencia y/o estacionalidad de la serie

Para estudiar si la serie temporal tiene tendencia y/o estacionalidad se estima el siguiente modelo por MCO:

$$\log(Y_t) = \beta_0 + \underbrace{\beta_1 t}_{\text{tendencia}} + \overbrace{\beta_2 \sin\left(\frac{2\pi t}{52}\right) + \beta_3 \cos\left(\frac{2\pi t}{52}\right) + \beta_4 \sin\left(\frac{2\pi t}{26}\right) + \beta_5 \cos\left(\frac{2\pi t}{26}\right)}^{\text{estacionalidad}} + \epsilon_t,$$

# Innovaciones metodológicas del proyecto

## Ejemplo de análisis

Estudio de la tendencia y/o estacionalidad de la serie

### Modelo MCO estimado

$$\widehat{\log(Y_t)} = 0,89 - 0,002t + 0,32\cos\left(\frac{2\pi t}{52}\right)$$

	Estimador	Error estándar	Pr(> t )
$\beta_0$	0,89	0,12	0,00
$\beta_1$	-0,002	0,001	0,03
$\beta_3$	0,32	0,09	0,00

**Tabla :** Técnicas de detección de tendencia y/o estacionalidad anual y/o semestral de la serie DAF en la región D (los 0 de la serie se han omitido).

# Innovaciones metodológicas del proyecto

## Ejemplo de análisis

### Estimación del modelo INAR

	$\lambda_t = f(\beta, t)$	AIC	$\beta_1$	$\beta_2$
INAR(3)	$\lambda$	20,26	-	-
INAR(4)		22,25	-	-
INAR(5)		24,24	-	-
INAR(3)	$\lambda_t = e^{\beta_0 + \beta_1 \cos(\frac{2\pi t}{52})}$	22,24	✓	
INAR(4)		24,20	✓	-
INAR(5)		26,23	✓	-
INAR(3)	$\lambda_t = e^{\beta_0 + \beta_1 t + \beta_2 \cos(\frac{2\pi t}{52})}$	24,19	✓	✓
INAR(4)		26,10	✓	✓
INAR(5)		28,13	✓	✓

Tabla 8.19: Selección del modelo INAR para el número de carcasas recogidas semanalmente en las explotaciones DAF de la región D.

El símbolo ✓ indica que el parámetro es estadísticamente significativo en el modelo para  $\lambda_t$ .  
El símbolo ✗ indica lo contrario.

# Innovaciones metodológicas del proyecto

## Ejemplo de análisis

### Selección del modelo INAR

#### Modelo INAR seleccionado

Se estima por MV el siguiente modelo INAR

$$\hat{X}_t = 0,13 \circ X_{t-1} + 0,10 \circ X_{t-2} + 0,09 \circ X_{t-3} + e^{-0,003-0,004t+0,38\cos\left(\frac{2\pi t}{52}\right)}$$

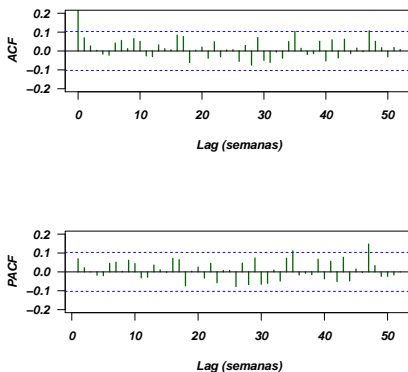
	$\hat{\rho}_1$	$\hat{\rho}_2$	$\hat{\rho}_3$	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$
Estimador puntual	0,13	0,10	0,09	-0,003	-0,004	0,38
Límite inferior IC	0,06	0,02	0,02	-0,31	-0,006	0,15
Límite superior IC	0,20	0,18	0,17	0,30	-0,003	0,61

**Tabla :** Estimadores puntuales e intervalos de confianza (95 %) para los parámetros del modelo INAR para el número de carcasas recogidas semanalmente en las explotaciones DAF de la región D.

# Innovaciones metodológicas del proyecto

## Ejemplo de análisis

### Validación del modelo (residuales brutos)



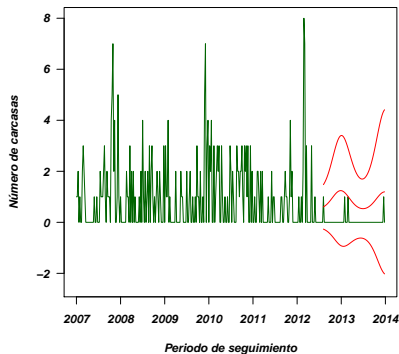
**Figura :** Función ACF y PACF de los residuales brutos del modelo INAR seleccionado



# Innovaciones metodológicas del proyecto

## Ejemplo de análisis

### Validación del modelo (validación cruzada)

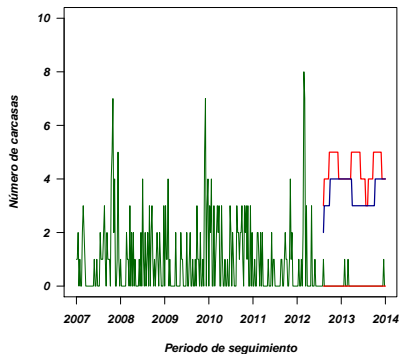


**Figura :** Predicción (95 % de confianza) del número medio de animales registrados semanalmente durante el último año y medio de seguimiento en las explotaciones DAF de la región D.

# Innovaciones metodológicas del proyecto

## Ejemplo de análisis

### Validación del modelo (validación cruzada)



**Figura :** Predicción (99 % de confianza) para el número de carcasas registradas durante el último año y medio de seguimiento en las explotaciones DAF de la región D.

# Conclusiones

1. Con los datos a gran escala se es más capaz de detectar picos de gran magnitud. **Si este análisis se limita a las grandes regiones se pueden ignorar sucesos importantes que tengan lugar en subregiones más pequeñas.**
2. Los modelos ARIMA no son una herramienta adecuada para el análisis de datos a pequeña escala, pero si los modelos INAR que son un sistema capaz de aportar mucha información de una subregión pequeña proporcionando diagnósticos muy precisos.

# Conclusiones

3. **El uso de los modelos INAR es útil cuando las subregiones con las que se trabaja son claramente pequeñas.** Aunque la programación de las rutinas requiere tiempo y es algo farragosa, éstas convergen con rapidez devolviendo resultados en un tiempo razonable.
4. **Cuando las poblaciones empiezan a ser grandes, los modelos INAR usados hasta el momento no son una buena alternativa** porque las rutinas tardan demasiado tiempo en proporcionar cualquier tipo de resultado.

# Bibliografía I



Perrin JB, Ducrot C, Vinard JL, Morignat E, Gauffier A, Calavas D. *Using the National Cattle Register to estimate the excess mortality during an epidemic: Application to an outbreak of Bluetongue serotype 8*. *Epidemics* (2010); **2**: 207-214.



Perrin JB, Ducrot C, Vinard JL, Morignat E, Calavas D, Hendrick P. *Assessment of the utility of routinely collected cattle census and disposal data for syndromic surveillance*. *Preventive Veterinary Medicine* (2012); **105**: 244-252.



Morignat E, Perrin JB, Gay E, Vinard JL, Calavas D, Hénau V. *Assessment of the impact of the 2003 and 2006 Heat Wave on Cattle Mortality in France*. *Public Library Of Science, PLOS* (2014); 9(3):e93176.

## Bibliografía II



Backer JA, Brouwen H, van Schaik G, van Roermund HJ. *Using mortality data for early detection of Classical Swine Fever in The Netherlands*. Preventive Veterinary Medicine (2011); **99**:38-47.



Alba A, Dórea FC, Arinero, L Sanchez J, Cerdón R, Puig P, Revie CW. *Exploring the surveillance potential of mortality data: nine years of bovine fallen stock data collected in Catalonia (spain)* ICAHS, Cuba (2014).



Moriña D, Puig P, Ríos J, Vilella A and Trilla A. *A statistical model for hospital admissions caused by seasonal diseases*. Statistics in Medicine (2011); **30**: 3125-3136.



Butler K and Stephens M. *The distribution of a sum of binomial random variables*. Department of Statistics, Stanford University (California, 1993).