Estratificación temporal de Aedes Aegypti basada en herramientas geoespaciales y aprendizaje automático

Juan M. Scavuzzo

Facultad de Matemática, Astronomía, Física y Computación
Universidad Nacional de Córdoba

Diciembre de 2018

Motivación de este trabajo: problemática epidemiológica

- Aedes aegypti es el principal vector de Dengue, Chikungunya, Zika y Fiebre Amarilla urbana

Motivación de este trabajo: problemática epidemiológica

- Aedes aegypti es el principal vector de Dengue, Chikungunya, Zika y Fiebre Amarilla urbana
- Datos de la Organización Mundial de la Salud:

Motivación de este trabajo: problemática epidemiológica

- Aedes aegypti es el principal vector de Dengue, Chikungunya, Zika y Fiebre Amarilla urbana
- Datos de la Organización Mundial de la Salud:
  - 80 millones de personas se infectan de Dengue anualmente

Motivación de este trabajo: problemática epidemiológica

- Aedes aegypti es el principal vector de Dengue, Chikungunya, Zika y Fiebre Amarilla urbana
- Datos de la Organización Mundial de la Salud:
  - 80 millones de personas se infectan de Dengue anualmente
  - 550 mil enfermos requieren hospitalización

Motivación de este trabajo: problemática epidemiológica

- Aedes aegypti es el principal vector de Dengue, Chikungunya, Zika y Fiebre Amarilla urbana
- Datos de la Organización Mundial de la Salud:
  - 80 millones de personas se infectan de Dengue anualmente
  - 550 mil enfermos requieren hospitalización
  - 20 mil personas mueren

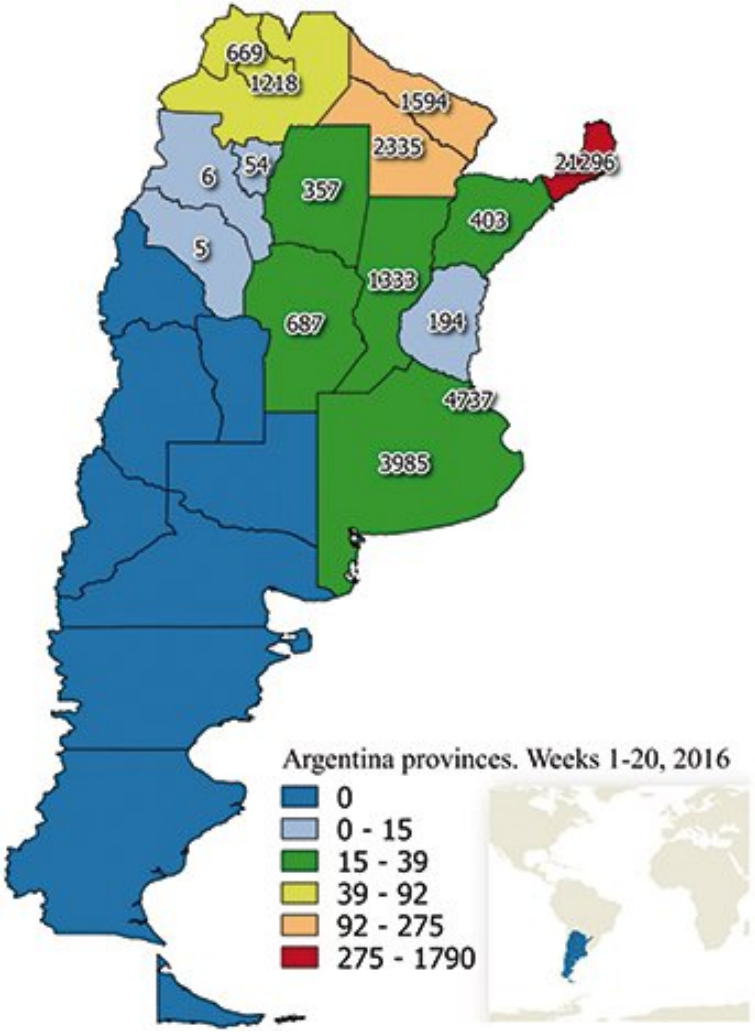
Motivación de este trabajo: problemática epidemiológica

- Aedes aegypti es el principal vector de Dengue, Chikungunya, Zika y Fiebre Amarilla urbana
- Datos de la Organización Mundial de la Salud:
  - 80 millones de personas se infectan de Dengue anualmente
  - 550 mil enfermos requieren hospitalización
  - 20 mil personas mueren
  - 2.500 millones de personas corren riesgo de contraer la enfermedad

Motivación de este trabajo: problemática epidemiológica

- Aedes aegypti es el principal vector de Dengue, Chikungunya, Zika y Fiebre Amarilla urbana
- Datos de la Organización Mundial de la Salud:
  - 80 millones de personas se infectan de Dengue anualmente
  - 550 mil enfermos requieren hospitalización
  - 20 mil personas mueren
  - 2.500 millones de personas corren riesgo de contraer la enfermedad
  - Más de 100 países con transmisión endémica

Motivación de este trabajo: problemática epidemiológica



Motivación de este trabajo: problemática epidemiológica

Características del Aedes aegypti

Motivación de este trabajo: problemática epidemiológica

Características del Aedes aegypti

- Gran capacidad adaptativa

Motivación de este trabajo: problemática epidemiológica

Características del Aedes aegypti

- Gran capacidad adaptativa
- Resistencia a insecticidas

Motivación de este trabajo: problemática epidemiológica

Características del Aedes aegypti

- Gran capacidad adaptativa
- Resistencia a insecticidas
- Resistencia de huevos a la desecación

Motivación de este trabajo: problemática epidemiológica

Características del Aedes aegypti

- Gran capacidad adaptativa
- Resistencia a insecticidas
- Resistencia de huevos a la desecación
- Presencia en el medio urbano

Motivación de este trabajo: problemática epidemiológica

Características del Aedes aegypti

- Gran capacidad adaptativa
- Resistencia a insecticidas
- Resistencia de huevos a la desecación
- Presencia en el medio urbano
- Preferencia de cria en contenedores artificiales

Motivación de este trabajo: sistemas de modelado actuales

Modelar utilizando información satelital

Motivación de este trabajo: sistemas de modelado actuales

Modelar utilizando información satelital

- Información ambiental con alcance regional

Motivación de este trabajo: sistemas de modelado actuales

Modelar utilizando información satelital

- Información ambiental con alcance regional
- Información espacio-temporal

Motivación de este trabajo: sistemas de modelado actuales

Modelar utilizando información satelital

- Información ambiental con alcance regional
- Información espacio-temporal
- Grandes avances en los últimos años

Motivación de este trabajo: sistemas de modelado actuales

Modelar utilizando información satelital

- Información ambiental con alcance regional
- Información espacio-temporal
- Grandes avances en los últimos años

Motivación de este trabajo: sistemas de modelado actuales

Modelar utilizando información satelital

- Información ambiental con alcance regional
- Información espacio-temporal
- Grandes avances en los últimos años

Pero actualmente se utilizan modelos lineales para relacionar las distintas variables!

Motivación de este trabajo

Algunas cuestiones a tener en cuenta

Motivación de este trabajo

Algunas cuestiones a tener en cuenta

- La prevención de las enfermedades en cuestión debe ser a través de control de vectores

Motivación de este trabajo

Algunas cuestiones a tener en cuenta

- La prevención de las enfermedades en cuestión debe ser a través de control de vectores
  - Modelos predictivos!

Motivación de este trabajo

Algunas cuestiones a tener en cuenta

- La prevención de las enfermedades en cuestión debe ser a través de control de vectores
  - Modelos predictivos!
- Será correcto asumir relaciones lineales entre las variables ambientales y la abundancia del vector?

Motivación de este trabajo

Algunas cuestiones a tener en cuenta

- La prevención de las enfermedades en cuestión debe ser a través de control de vectores
  - Modelos predictivos!
- Será correcto asumir relaciones lineales entre las variables ambientales y la abundancia del vector?
  - Modelos no-lineales con... aprendizaje automático!

Motivación de este trabajo

Algunas cuestiones a tener en cuenta

- La prevención de las enfermedades en cuestión debe ser a través de control de vectores
  - Modelos predictivos!
- Será correcto asumir relaciones lineales entre las variables ambientales y la abundancia del vector?
  - Modelos no-lineales con... aprendizaje automático!
- Si es un sistema regional, cómo extrapolo los modelos?

Motivación de este trabajo

Algunas cuestiones a tener en cuenta

- La prevención de las enfermedades en cuestión debe ser a través de control de vectores
  - Modelos predictivos!
- Será correcto asumir relaciones lineales entre las variables ambientales y la abundancia del vector?
  - Modelos no-lineales con... aprendizaje automático!
- Si es un sistema regional, cómo extrapolo los modelos?
  - A través de relaciones entre características ambientales!

Objetivos

Objetivos

- Implementar una herramienta, sencilla, para generar modelos predictivos

Objetivos

- Implementar una herramienta, sencilla, para generar modelos predictivos
- Validar la hipótesis de que "modelos no-lineales son mejores para predecir la oviposición que los lineales"

Objetivos

- Implementar una herramienta, sencilla, para generar modelos predictivos
- Validar la hipótesis de que "modelos no-lineales son mejores para predecir la oviposición que los lineales"
- Proponer una solución a la problemática de escases de datos que se evidencia al pensar en sistemas regionales de estimación de riesgo

Algunos conceptos importantes

Algunos Conceptos: *Epidemiología Panorámica*

Algunos Conceptos: *Epidemiología Panorámica*

- La teledetección y su capacidad de adquirir información

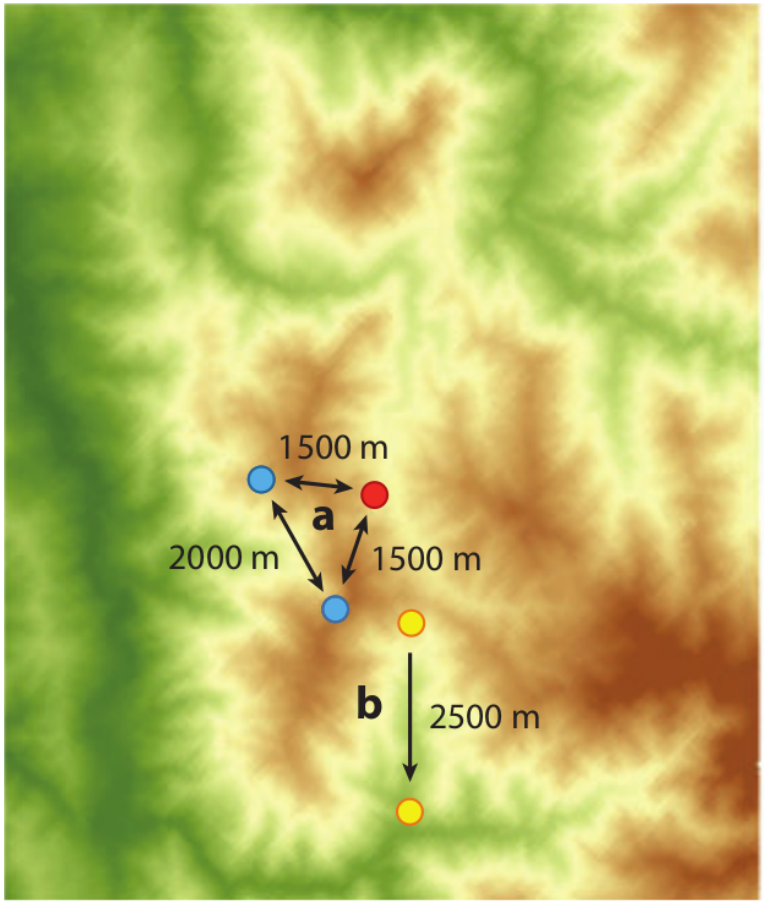
Algunos Conceptos: *Epidemiología Panorámica*

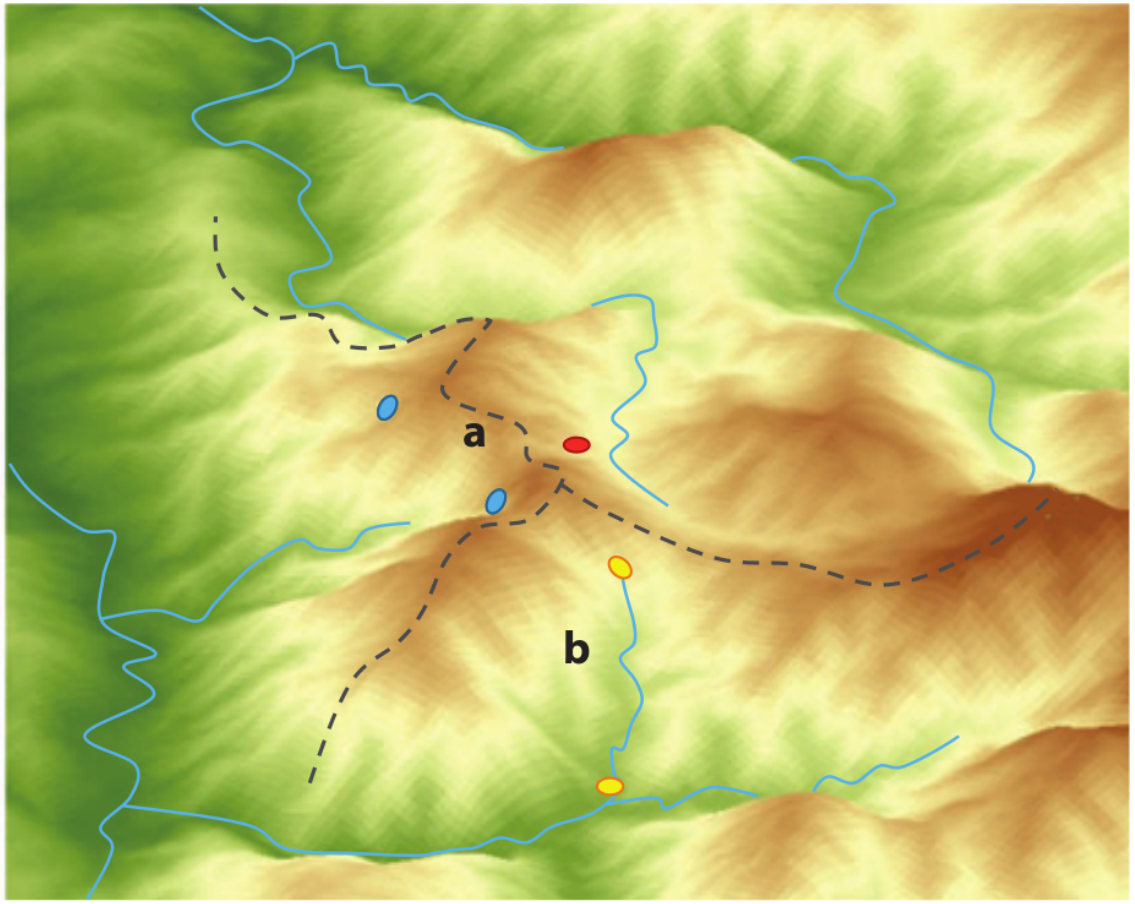
- La teledetección y su capacidad de adquirir información
- Información sobre hábitat de insectos y artrópodos

Algunos Conceptos: *Epidemiología Panorámica*

- La teledetección y su capacidad de adquirir información
- Información sobre hábitat de insectos y artrópodos
- Fuente de datos sobre la distribución espacio-temporal de enfermedades transmitidas por vectores (Pavlovsky)

Algunos Conceptos: *Epidemiología Panorámica*





Algunos Conceptos: *Epidemiología Panorámica*

- Ecología panorámica

Algunos Conceptos: *Epidemiología Panorámica*

- Ecología panorámica
- Focalidad

Algunos Conceptos: *Epidemiología Panorámica*

- Ecología panorámica
- Focalidad
  - Vectores con capacidad de transmisión de la infección

Algunos Conceptos: *Epidemiología Panorámica*

- Ecología panorámica
- Focalidad
  - Vectores con capacidad de transmisión de la infección
  - Vertebrados capaces de funcionar como reservorio de la infección

Algunos Conceptos: *Epidemiología Panorámica*

- Ecología panorámica
- Focalidad
  - Vectores con capacidad de transmisión de la infección
  - Vertebrados capaces de funcionar como reservorio de la infección
  - Huéspedes susceptibles, como humanos o animales domésticos

Algunos Conceptos: *Epidemiología Panorámica*

- Ecología panorámica
- Focalidad
  - Vectores con capacidad de transmisión de la infección
  - Vertebrados capaces de funcionar como reservorio de la infección
  - Huéspedes susceptibles, como humanos o animales domésticos

Algunos Conceptos: *Epidemiología Panorámica*

- Ecología panorámica
- Focalidad
  - Vectores con capacidad de transmisión de la infección
  - Vertebrados capaces de funcionar como reservorio de la infección
  - Huéspedes susceptibles, como humanos o animales domésticos

Epidemiología Panorámica

Algunos Conceptos: *Aprendizaje automático (ML)*

Se dice que un programa de computadora **aprende** *de experiencia E con respecto a alguna tarea T y una métrica de rendimiento M, si con la experiencia E se incrementa su rendimiento en la tarea T, medida por M.*

Tom Mitchell, 1997

Algunos Conceptos: *Aprendizaje automático (ML)*

- Enfoque empírico efectivo para *regresiones* y *clasificaciones*

Algunos Conceptos: *Aprendizaje automático (ML)*

- Enfoque empírico efectivo para *regresiones* y *clasificaciones*
- Distintos métodos:

Algunos Conceptos: *Aprendizaje automático (ML)*

- Enfoque empírico efectivo para *regresiones* y *clasificaciones*
- Distintos métodos:
  - Supervisados: Regresiones Lineales, SVMs, ANNs, DTRs...

Algunos Conceptos: *Aprendizaje automático (ML)*

- Enfoque empírico efectivo para *regresiones* y *clasificaciones*
- Distintos métodos:
  - Supervisados: Regresiones Lineales, SVMs, ANNs, DTRs...
  - No-supervisados: K-NNs, K-means, PCA...

Algunos Conceptos: *Aprendizaje automático (ML)*

- Enfoque empírico efectivo para *regresiones* y *clasificaciones*
- Distintos métodos:
  - Supervisados: Regresiones Lineales, SVMs, ANNs, DTRs...
  - No-supervisados: K-NNs, K-means, PCA...
  - Semi-supervisados

Algunos Conceptos: *Aprendizaje automático (ML)*

- Enfoque empírico efectivo para *regresiones* y *clasificaciones*
- Distintos métodos:
  - Supervisados: Regresiones Lineales, SVMs, ANNs, DTRs...
  - No-supervisados: K-NNs, K-means, PCA...
  - Semi-supervisados
- Usado en muchos ámbitos:

Algunos Conceptos: *Aprendizaje automático (ML)*

- Enfoque empírico efectivo para *regresiones* y *clasificaciones*
- Distintos métodos:
  - Supervisados: Regresiones Lineales, SVMs, ANNs, DTRs...
  - No-supervisados: K-NNs, K-means, PCA...
  - Semi-supervisados
- Usado en muchos ámbitos:
  - Académico

Algunos Conceptos: *Aprendizaje automático (ML)*

- Enfoque empírico efectivo para *regresiones* y *clasificaciones*
- Distintos métodos:
  - Supervisados: Regresiones Lineales, SVMs, ANNs, DTRs...
  - No-supervisados: K-NNs, K-means, PCA...
  - Semi-supervisados
- Usado en muchos ámbitos:
  - Académico
  - Industrial

Algunos Conceptos: *Aprendizaje automático (ML)*

- Enfoque empírico efectivo para *regresiones* y *clasificaciones*
- Distintos métodos:
  - Supervisados: Regresiones Lineales, SVMs, ANNs, DTRs...
  - No-supervisados: K-NNs, K-means, PCA...
  - Semi-supervisados
- Usado en muchos ámbitos:
  - Académico
  - Industrial
  - Gubernamental

Algunos Conceptos: *Métodos Supervisados*

- Aprenden a través de pares de ejemplos (X, Y_{verd})

Algunos Conceptos: *Métodos Supervisados*

- Aprenden a través de pares de ejemplos (X, Y_{verd})
- Conjuntos de entrenamiento y validación

Algunos Conceptos: *Métodos Supervisados*

- Aprenden a través de pares de ejemplos (X, Y_{verd})
- Conjuntos de entrenamiento y validación
- Evitar *overfitting*

Algunos Conceptos: *Métodos Supervisados*

- Aprenden a través de pares de ejemplos (X, Y_{verd})
- Conjuntos de entrenamiento y validación
- Evitar *overfitting*
- Ajuste de hiperparámetros...

Algunos Conceptos: *Parámetros y Hiperparámetros*

- Los algoritmos de ML poseen *parámetros* e *hiperparámetros*
  - Los hiperparámetros definen el comportamiento durante el proceso de entrenamiento

Algunos Conceptos: *Parámetros y Hiperparámetros*

- Los algoritmos de ML poseen *parámetros* e *hiperparámetros*
  - Los hiperparámetros definen el comportamiento durante el proceso de entrenamiento
  - Los parámetros se ajustan para definir el modelo luego del entrenamiento

Algunos Conceptos: *Ajuste de hiperparámetros*

Supongamos una **Ridge Regression**:

$$\hat{y}(w, x) = w_0 + w_1 x_1 + ... + w_p x_p$$

$$\min_{w} ||Xw - y||_2{}^2 + \alpha ||w||_2{}^2$$

Algunos Conceptos: *Ajuste de hiperparámetros*

Supongamos una **Ridge Regression**:

$$\hat{y}(w, x) = w_0 + w_1 x_1 + ... + w_p x_p$$

$$\min_{w} ||Xw - y||_2{}^2 + \alpha ||w||_2{}^2$$

Un vistazo de sus hiperparámetros...

```
Ridge(alpha=1.0, fit_intercept=True, normalize=False,
      copy_X=True, max_iter=None, tol=0.001,
      solver='auto', random_state=None)
```

Algunos Conceptos: *Ajuste de hiperparámetros*

Supongamos, ahora, un "pequeño" **Perceptron Multicapa**:

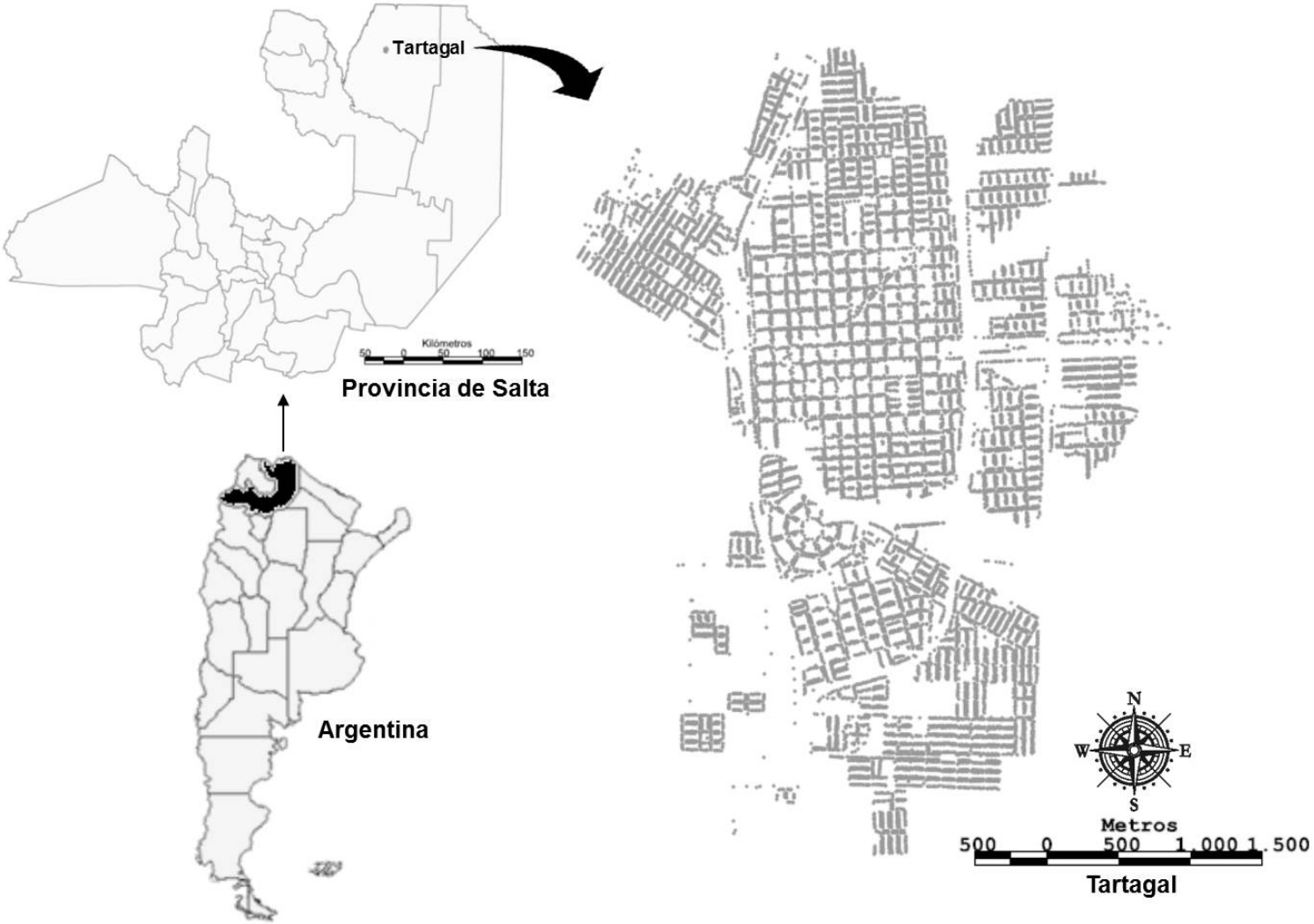
Algunos Conceptos: *Ajuste de hiperparámetros*

Supongamos, ahora, un "pequeño" **Perceptron Multicapa**:

```
MLPRegressor(activation='relu', alpha=0.0001,
             batch_size='auto', beta_1=0.9,
             beta_2=0.999, early_stopping=False,
             epsilon=1e-08, hidden_layer_sizes=(2, 2),
             learning_rate='constant',
             learning_rate_init=0.001,
             max_iter=200, momentum=0.9,
             nesterovs_momentum=True, power_t=0.5,
             random_state=None, shuffle=True,
             solver='adam', tol=0.0001,
             validation_fraction=0.1, verbose=False,
             warm_start=False)
```

Modelado de la población del vector de Dengue

Obtención y análisis de datos a utilizar



Obtención y análisis de datos a utilizar

- Oviposición: ovitrampas

Obtención y análisis de datos a utilizar

- Oviposición: ovitrampas
- De productos satelitales a variables ambientales:

Obtención y análisis de datos a utilizar

- Oviposición: ovitrampas
- De productos satelitales a variables ambientales:
  - Propiedades de vegetación: **NDVI**

Obtención y análisis de datos a utilizar

- Oviposición: ovitrampas
- De productos satelitales a variables ambientales:
  - Propiedades de vegetación: **NDVI**
  - Humedad: **NDWI**

Obtención y análisis de datos a utilizar

- Oviposición: ovitrampas
- De productos satelitales a variables ambientales:
  - Propiedades de vegetación: **NDVI**
  - Humedad: **NDWI**
  - Temperatura de la superficie: **LST**

Obtención y análisis de datos a utilizar

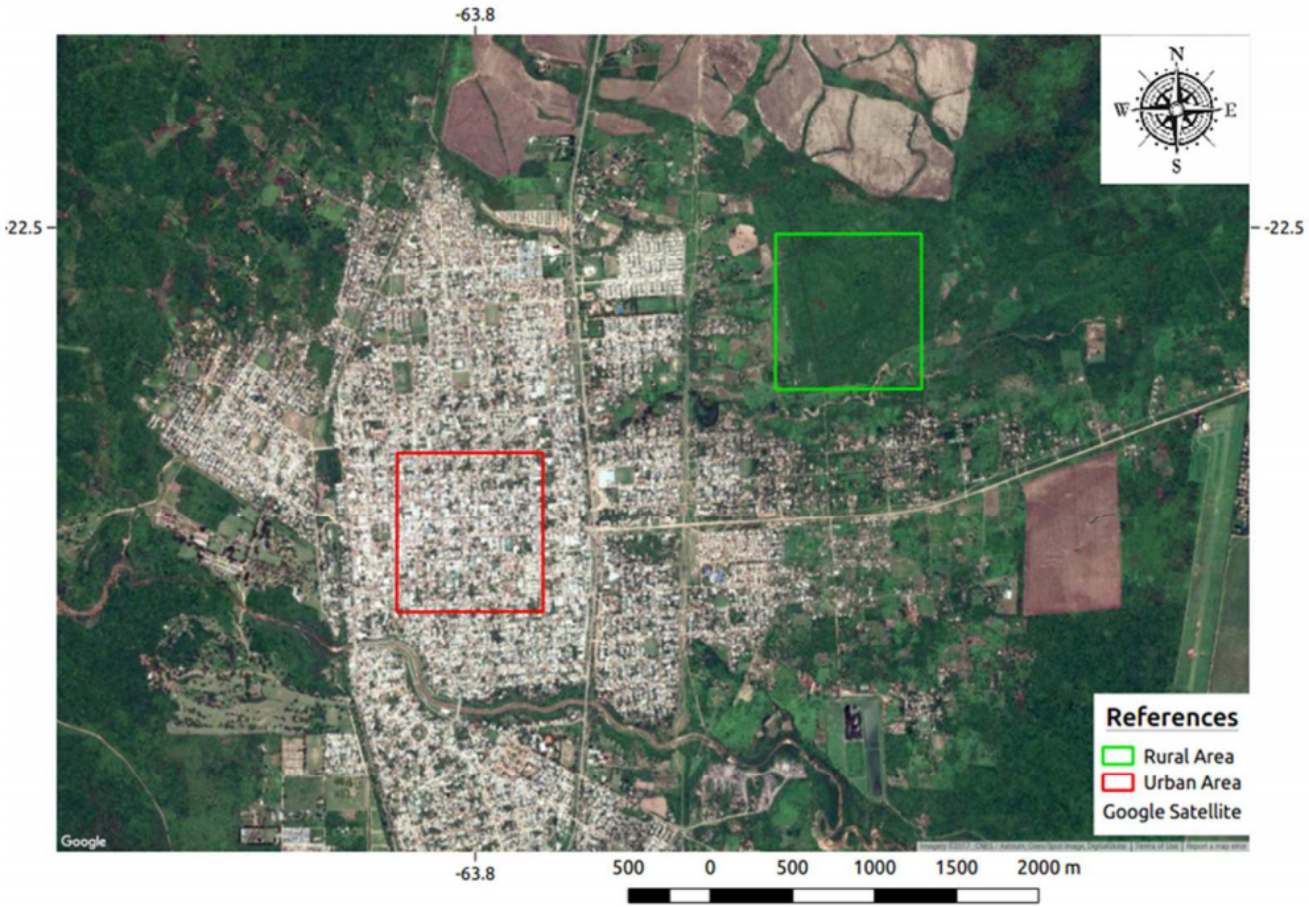
- Oviposición: ovitrampas
- De productos satelitales a variables ambientales:
  - Propiedades de vegetación: **NDVI**
  - Humedad: **NDWI**
  - Temperatura de la superficie: **LST**
  - Precipitación: **TRMM**

Obtención y análisis de datos a utilizar

- Oviposición: ovitrampas
- De productos satelitales a variables ambientales:
  - Propiedades de vegetación: **NDVI**
  - Humedad: **NDWI**
  - Temperatura de la superficie: **LST**
  - Precipitación: **TRMM**
- En todos los casos se contempla un *lag*

Obtención y análisis de datos a utilizar

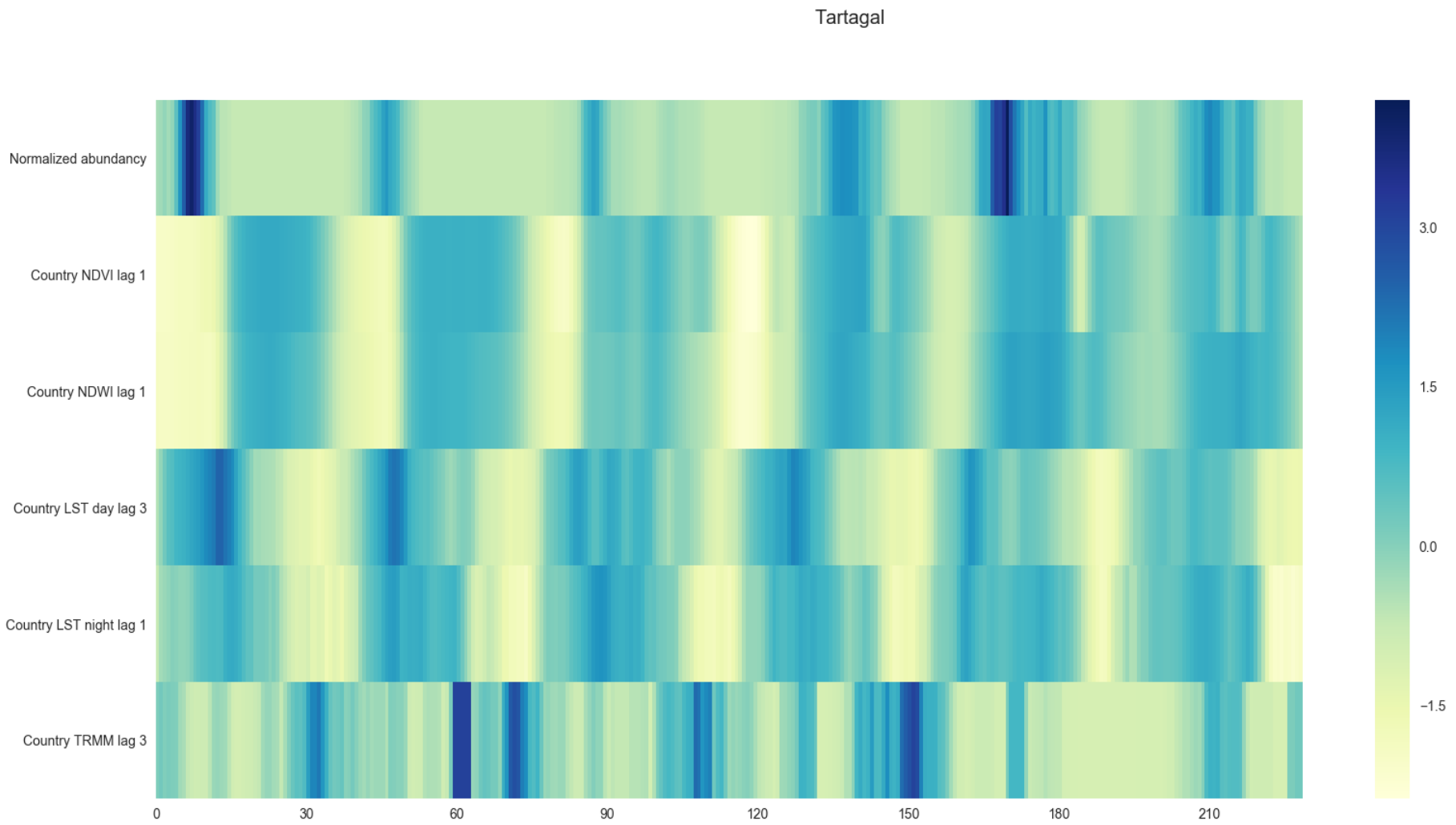
Datos de área rural y área urbana



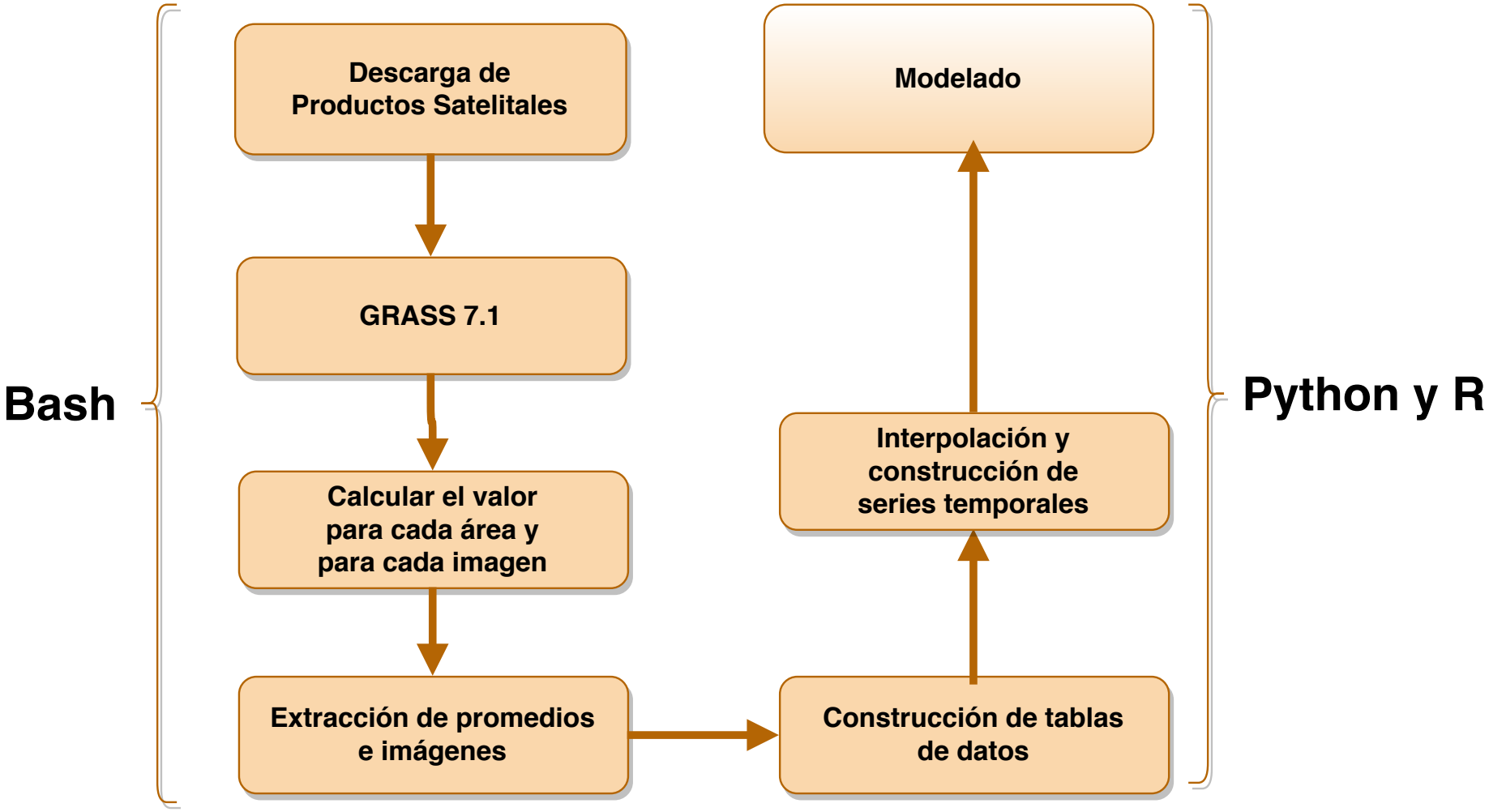
Análisis y selección de datos a utilizar

- Cinco variables elegidas:
  - NDVI rural lag 1
  - NDWI rural lag 1
  - LST rural dia lag 3
  - LST rural noche lag 1
  - TRMM lag 3
- Normalización con *z-score*

Análisis y selección de datos a utilizar



Sistema completo



Requerimientos de nuestro sistema

- Facilidad de utilización

Requerimientos de nuestro sistema

- Facilidad de utilización
- Herramienta de limpieza de datos

Requerimientos de nuestro sistema

- Facilidad de utilización
- Herramienta de limpieza de datos
- Flexibilidad para cambiar conjuntos de datos

Requerimientos de nuestro sistema

- Facilidad de utilización
- Herramienta de limpieza de datos
- Flexibilidad para cambiar conjuntos de datos
- Herramienta para ajustar hiperparámetros

Requerimientos de nuestro sistema

- Facilidad de utilización
- Herramienta de limpieza de datos
- Flexibilidad para cambiar conjuntos de datos
- Herramienta para ajustar hiperparámetros
- Generar modelos en formato utilizable en producción

Requerimientos de nuestro sistema

- Facilidad de utilización
- Herramienta de limpieza de datos
- Flexibilidad para cambiar conjuntos de datos
- Herramienta para ajustar hiperparámetros
- Generar modelos en formato utilizable en producción
- Flexibilidad para agregar nuevos algoritmos

Requerimientos de nuestro sistema

- Facilidad de utilización
- Herramienta de limpieza de datos
- Flexibilidad para cambiar conjuntos de datos
- Herramienta para ajustar hiperparámetros
- Generar modelos en formato utilizable en producción
- Flexibilidad para agregar nuevos algoritmos
- Herramienta de visualización de datos

Módulos del sistema

- Data: *scikit-learn*, *pandas*, *numpy*

Módulos del sistema

- Data: *scikit-learn*, *pandas*, *numpy*
- Models: *scikit-learn*

Módulos del sistema

- Data: *scikit-learn*, *pandas*, *numpy*
- Models: *scikit-learn*
- Tunning: *Irace* (*Iterated Racing for Automatic Algorithm Configuration*)

Modelando poblaciones de mosquito

Todos los algoritmos de ML que se utilizaron son de la librería *scikit-learn*

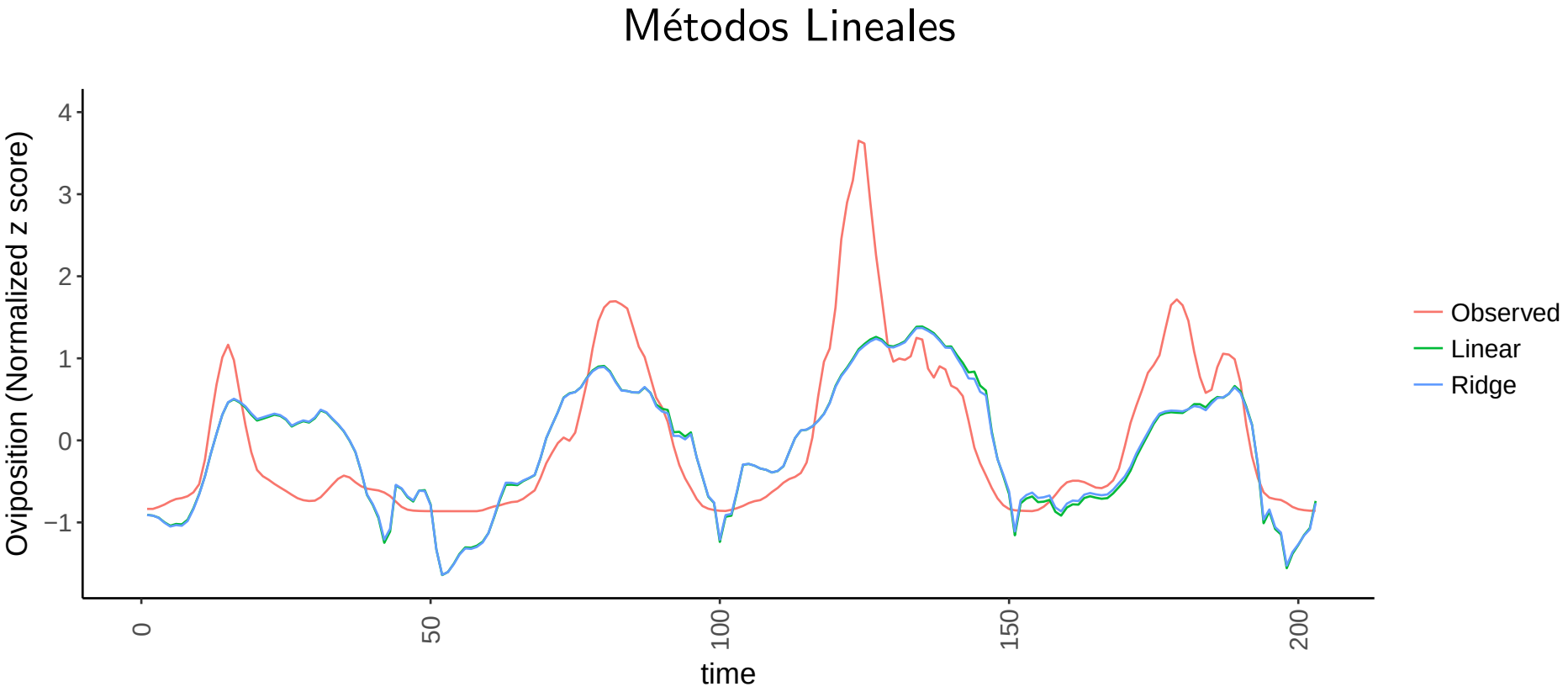
Modelando poblaciones de mosquito

Todos los algoritmos de ML que se utilizaron son de la librería *scikit-learn*

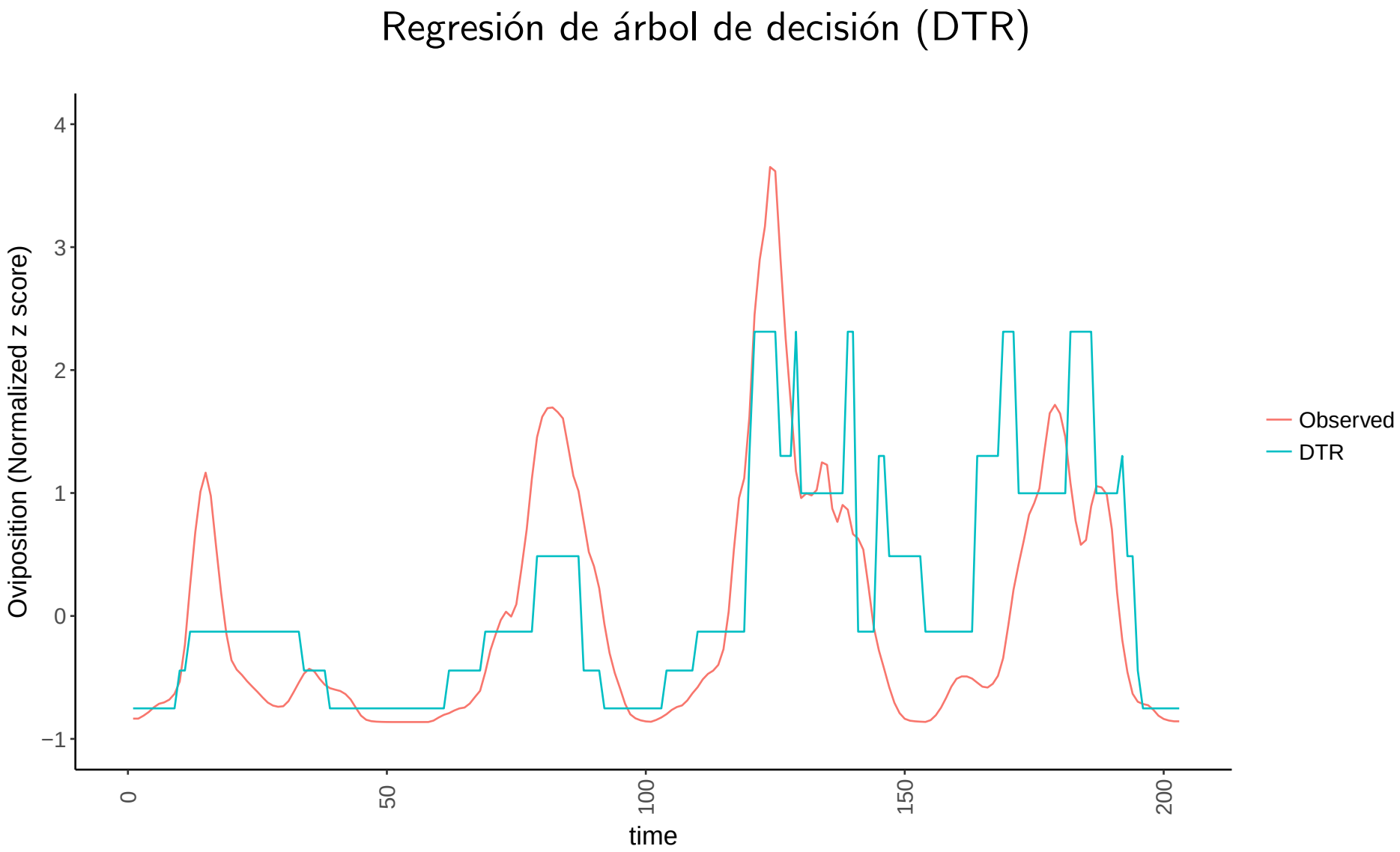
- Lineales:
  - Ridge
  - Tradicional (mínimos cuadrados)
- No-lineales:
  - Regresión por árboles de decisión (DTR)
  - Regresión por K-Vecinos más cercanos (KNNR)
  - Support Vector Regressor (SVR)
  - Perceptron multicapa (MLP)

Evaluación y análisis de los modelos generados

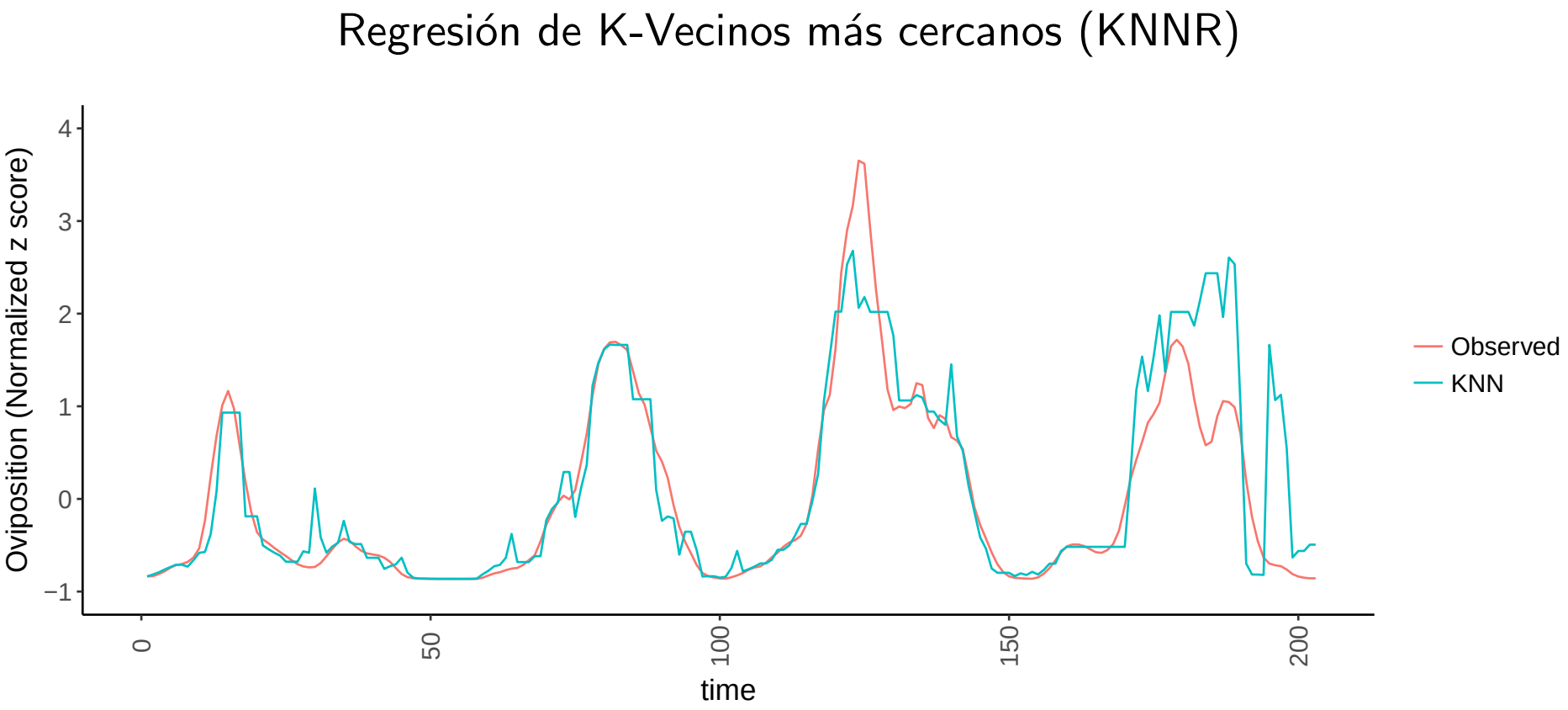
Evaluación y análisis de los modelos generados



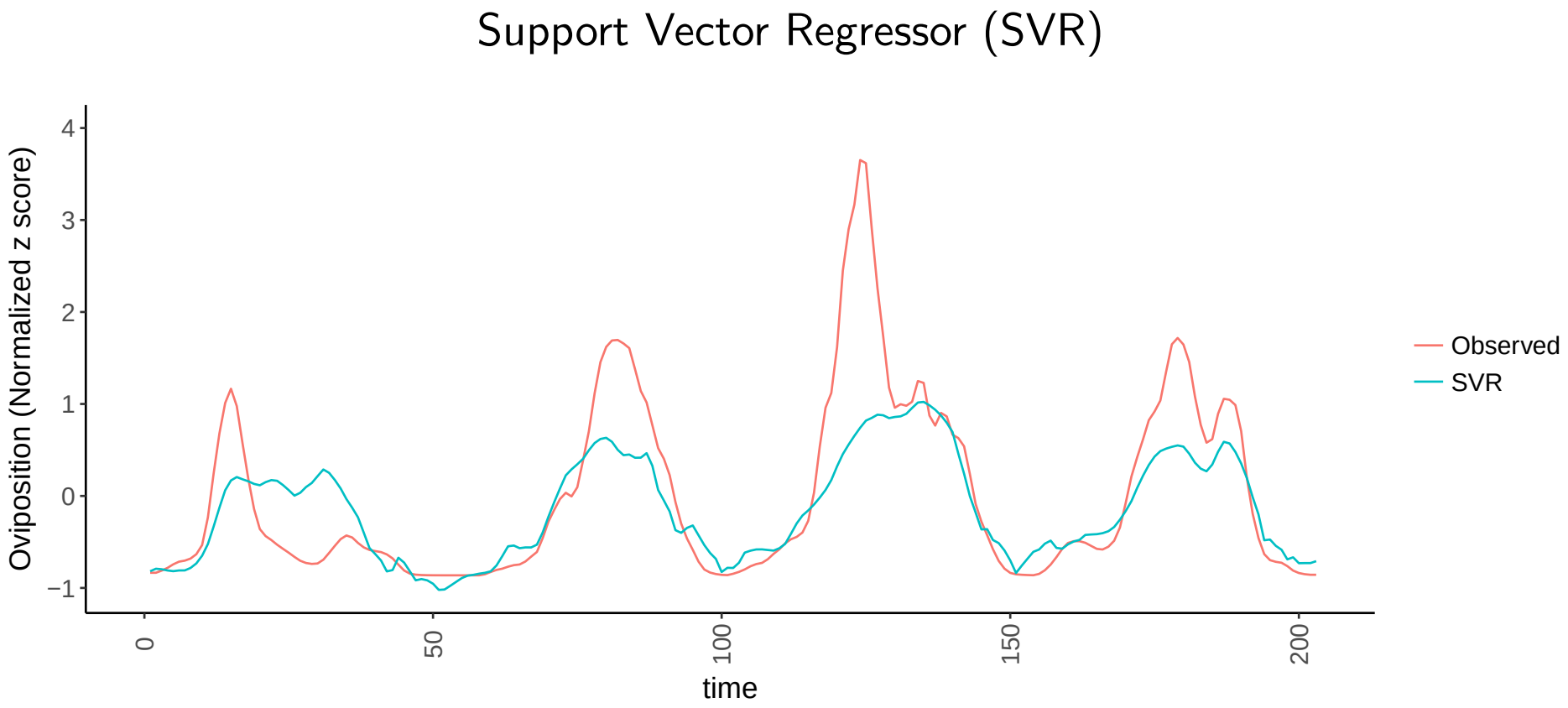
Evaluación y análisis de los modelos generados



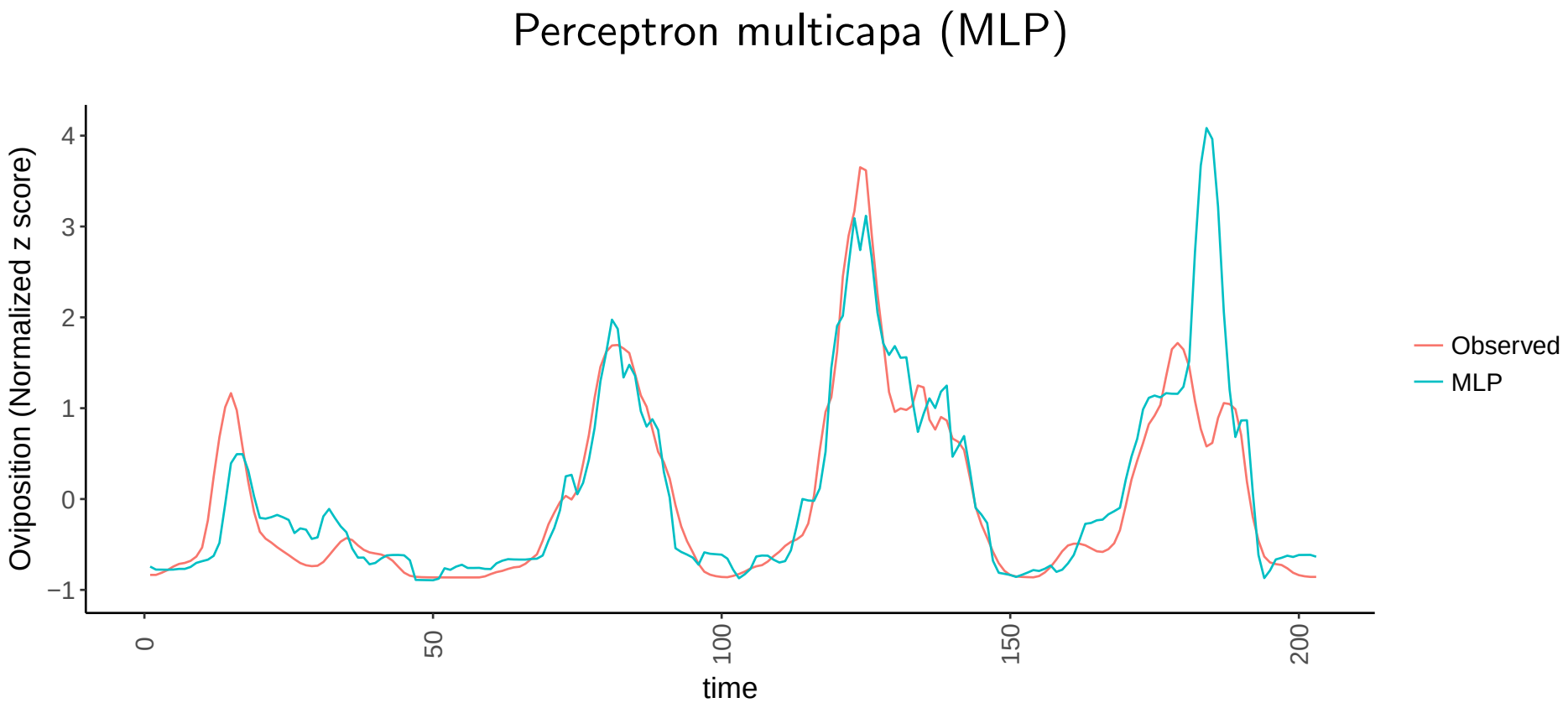
Evaluación y análisis de los modelos generados



Evaluación y análisis de los modelos generados



Evaluación y análisis de los modelos generados



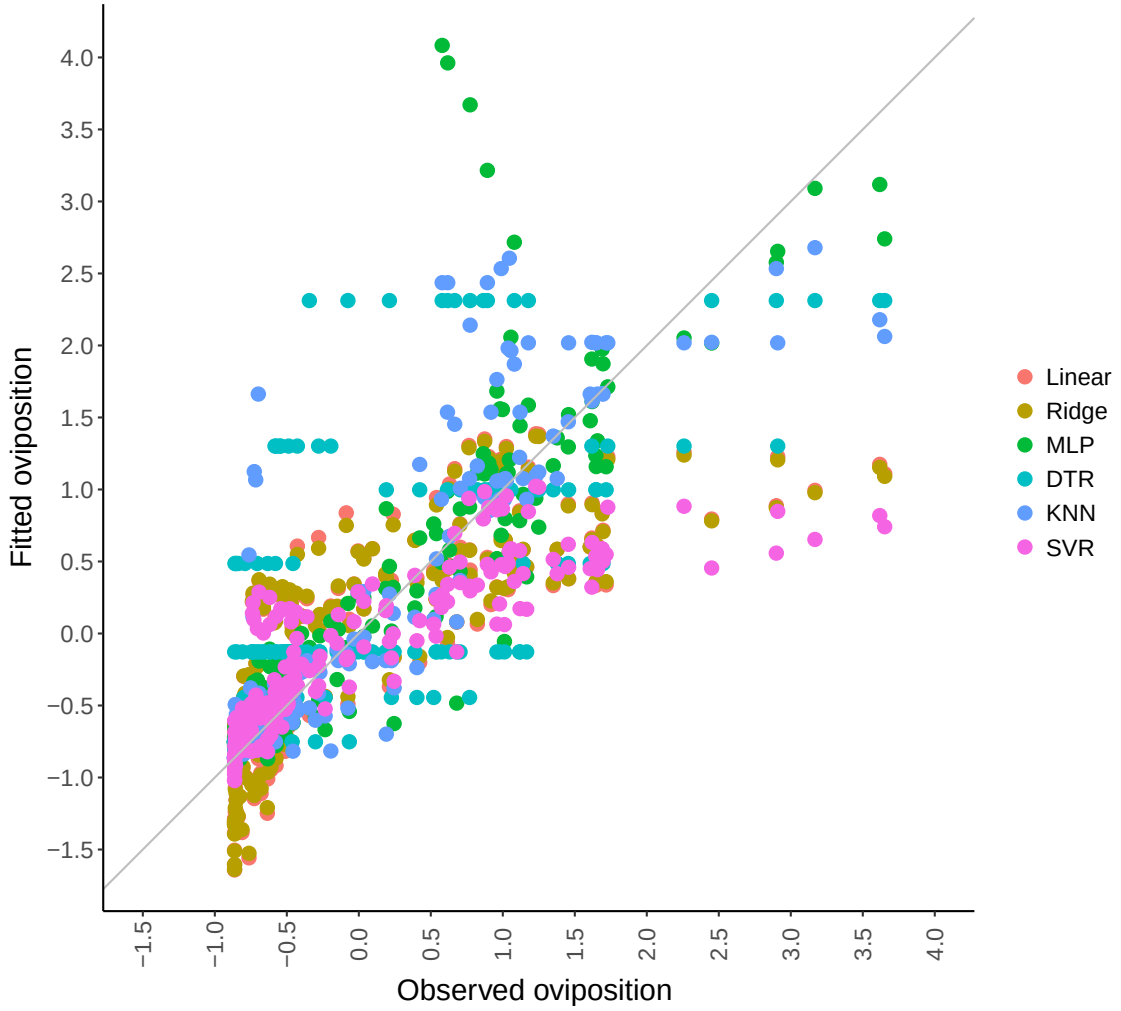
Evaluación y análisis de los modelos generados

Resumen de los datos observados y los ajustados

	Mín	$q_{1/4}$	$q_{1/2}$	Media	$q_{3/4}$	Máx
Observado	−0,863	−0,742	−0,487	0,000	0,704	3,652
Lineal	−1,641	−0,716	0,027	−0,087	0,462	1,387
Ridge	−1,638	−0,680	0,028	−0,084	0,459	1,370
MLP	−0,894	−0,677	−0,323	0,093	0,716	4,084
DTR	−0,752	−0,752	−0,128	0,138	0,998	2,312
KNNR	−0,863	−0,699	−0,501	0,099	1,033	2,679
SVR	−1,021	−0,601	−0,232	−0,147	0,309	1,023

Evaluación y análisis de los modelos generados

Scatterplot de datos observados vs datos predichos



Problemas de un sistema regional de modelado de poblaciones de mosquito

Problemas de un sistema regional

- Escases de muestras por cada punto (ciudad)

Problemas de un sistema regional

- Escases de muestras por cada punto (ciudad)
  - Entrenamiento de modelos que generalicen

Problemas de un sistema regional

- Escases de muestras por cada punto (ciudad)
  - Entrenamiento de modelos que generalicen
- Escases de puntos (ciudades) con datos

Problemas de un sistema regional

- Escases de muestras por cada punto (ciudad)
  - Entrenamiento de modelos que generalicen
- Escases de puntos (ciudades) con datos
  - Tener buena capacidad de predicción en otras ciudades

Generalización espacial de modelos epidemiológicos

Presentación del problema

- Tenemos N modelos: $M_1,\ M_2,\ \ldots,\ M_N$

Presentación del problema

- Tenemos N modelos: $M_1,\ M_2,\ \ldots,\ M_N$
- Queremos saber la abundancia en una nueva ciudad

Presentación del problema

- Tenemos N modelos: $M_1,\ M_2,\ \ldots,\ M_N$
- Queremos saber la abundancia en una nueva ciudad

Presentación del problema

- Tenemos N modelos: $M_1,\ M_2,\ \ldots,\ M_N$
- Queremos saber la abundancia en una nueva ciudad

Para cada $Ciudad_j$ con $j\ =\ 1, ..., N$ sabemos que

$$ovip_j = \beta_j + \sum coef_{ji} \times envVar_i(j)$$

Aproximación a la solución

- El modelo de la nueva ciudad (M_{new}) es igual al de la ciudad más cercana espacialmente que posea un modelo entrenado:

$$M_{new} = M_i$$

Aproximación a la solución

- El modelo de la nueva ciudad (M_{new}) es igual al de la ciudad más cercana espacialmente que posea un modelo entrenado:

$$M_{new} = M_i$$

- M_{new} tiene un aporte de similaridad de cada uno de los otros modelos teniendo en cuenta su cercanía espacial:

$$M_{new} = \sum \frac{M_j}{D_j}$$

Distancia Ambiental Normalizada (NED)

Y si la relación de similaridad de los modelos tiene en cuenta las características ambientales?

Distancia Ambiental Normalizada (NED)

Y si la relación de similaridad de los modelos tiene en cuenta las características ambientales?

- Definamos la distancia entre dos puntos geográficos como:

$$dist_{x_1 - x_2} = \sqrt{\sum (v_{k_1} - v_{k_2})^2}$$

donde v_k son las variables ambientales

Distancia Ambiental Normalizada (NED)

Y si la relación de similaridad de los modelos tiene en cuenta las características ambientales?

- Definamos la distancia entre dos puntos geográficos como:

$$dist_{x_1 - x_2} = \sqrt{\sum (v_{k_1} - v_{k_2})^2}$$

  donde v_k son las variables ambientales

- Luego, si queremos construir el modelo para la ciudad *new*:

$$M_{new} = \sum \frac{M_j}{L_j}$$

  donde $L_j = dist_{x_{new} - x_j}$

Distancia Ambiental Normalizada (NED)

Y si la relación de similaridad de los modelos tiene en cuenta las características ambientales?

- Definamos la distancia entre dos puntos geográficos como:

$$dist_{x_1 - x_2} = \sqrt{\sum (v_{k_1} - v_{k_2})^2}$$

  donde v_k son las variables ambientales

- Luego, si queremos construir el modelo para la ciudad *new*:

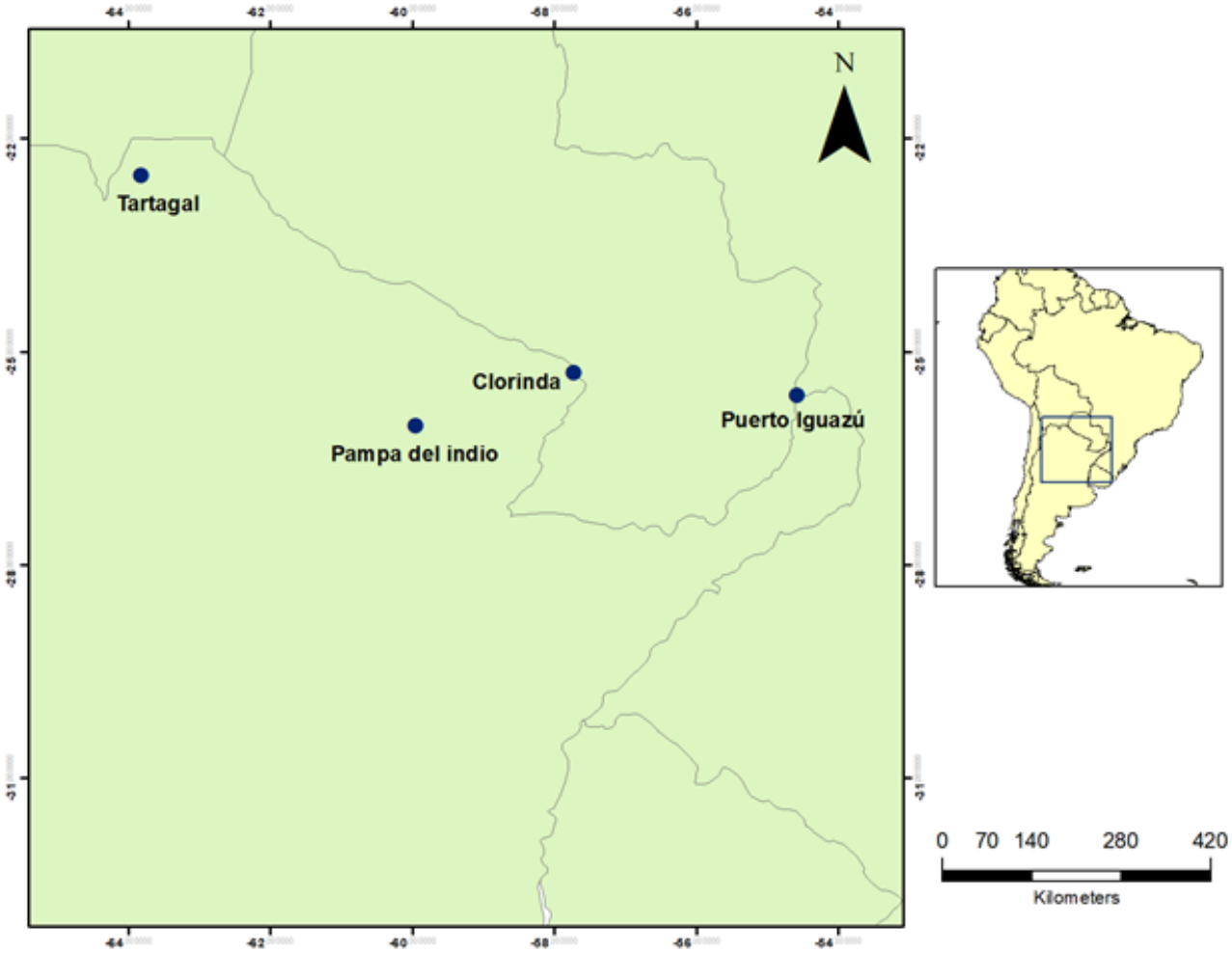
$$M_{new} = \sum \frac{M_j}{L_j}$$

  donde $L_j = dist_{x_{new} - x_j}$

- A su vez, entendemos por distancia *normalizada* a que:

$$1 = \sum \frac{1}{L_j}$$

Evaluación de la propuesta



Evaluación de la propuesta

Supongamos que queremos obtener los modelos para Salta, Tucumán y Corrientes...

Evaluación de la propuesta

Inversa de NED a las 4 ciudades con datos

	Puerto Iguazú	Clorinda	Pampa del Indio	Tartagal
Tucuman	0,197	0,011	0,388	0,402
Corrientes	0,491	0,466	0,039	0,002
Salta	0,112	0,005	0,133	0,749

Evaluación de la propuesta

Inversa de NED a las 4 ciudades con datos

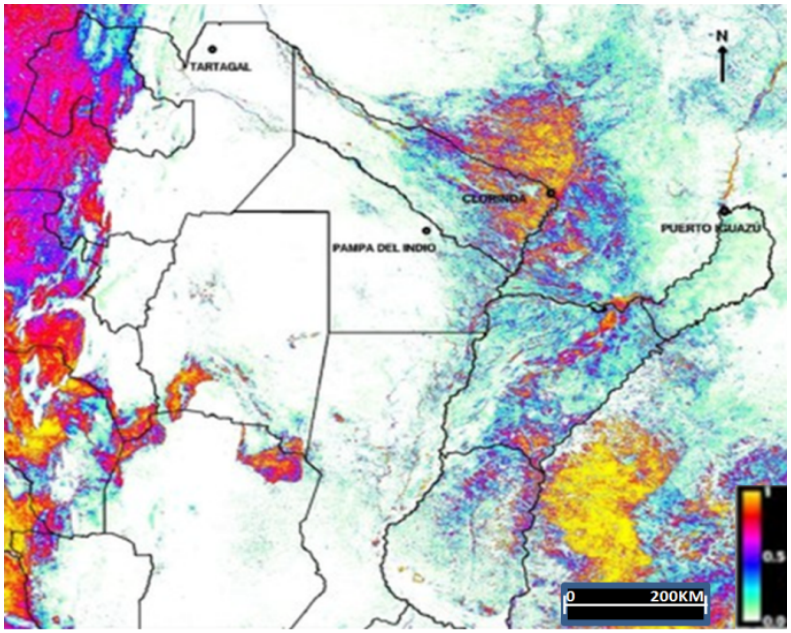
	Puerto Iguazú	Clorinda	Pampa del Indio	Tartagal
Tucuman	0,197	0,011	0,388	0,402
Corrientes	0,491	0,466	0,039	0,002
Salta	0,112	0,005	0,133	0,749

Notar que la inversa de la NED ($\frac{1}{NED}$) nos dice qué tan similar es una ciudad en comparación con las otras tres

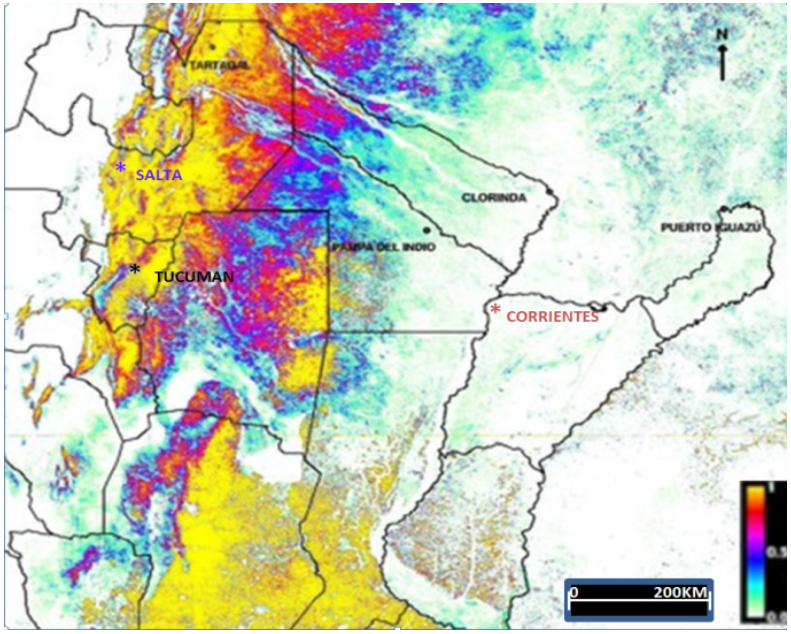
Evaluación de la propuesta

Distancia Ambiental Normalizada a las cuatro ciudades con datos

Clorinda

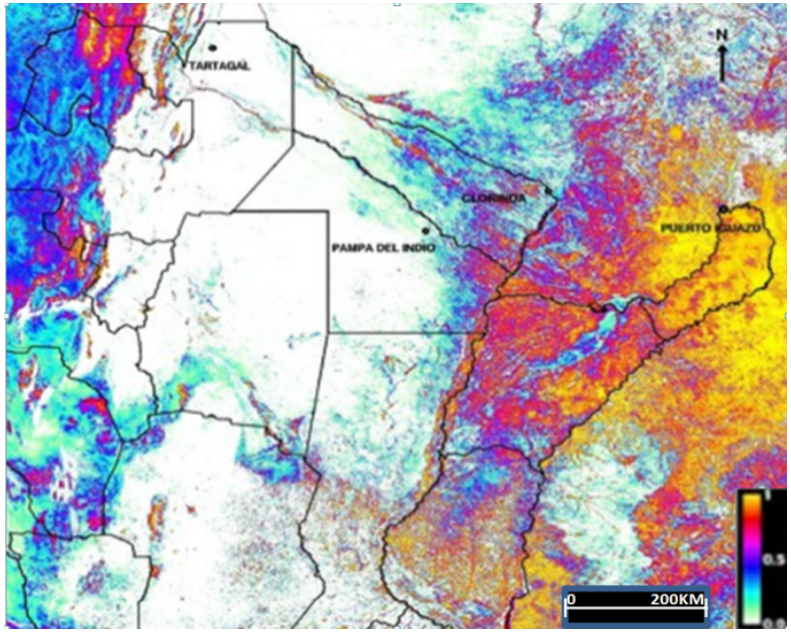


Tartagal

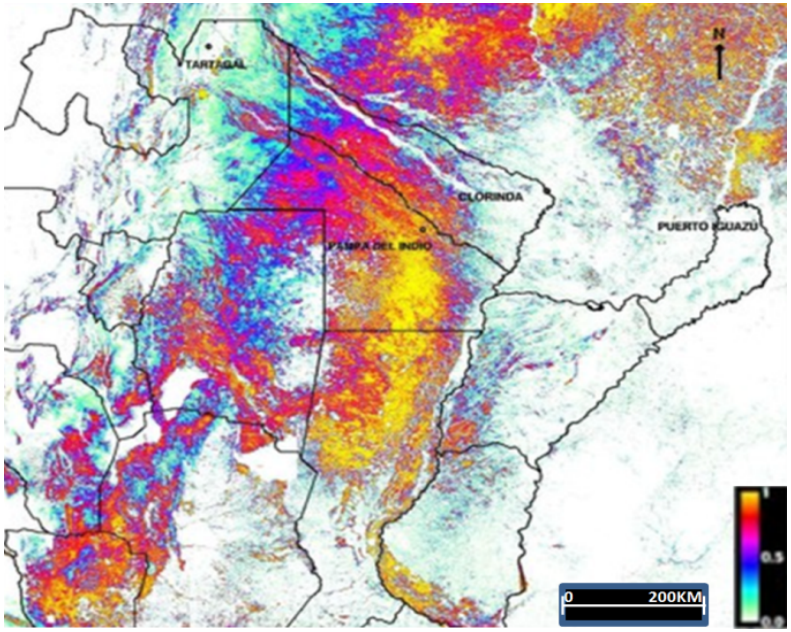


Evaluación de la propuesta

Puerto Iguazú



Pampa del Indio



Todo muy lindo... pero, en resumen, qué hicimos?

En conclusión...

- Se generó un *framework* que facilita el entrenamiento y validación de modelos de aprendizaje automático

En conclusión...

- Se generó un *framework* que facilita el entrenamiento y validación de modelos de aprendizaje automático
- Se generaron modelos con mejor desempeño a la hora de predecir oviposición que los que se utilizan actualmente

En conclusión...

- Se generó un *framework* que facilita el entrenamiento y validación de modelos de aprendizaje automático
- Se generaron modelos con mejor desempeño a la hora de predecir oviposición que los que se utilizan actualmente
- Se propone una solución novedosa al problema de escases de puntos geográficos que poseen mediciones de campo

Algunos datos de color

Datos de color!

- Estos trabajos dieron lugar a tres publicaciones indexadas:

Datos de color!

- Estos trabajos dieron lugar a tres publicaciones indexadas:
  - J. M. Scavuzzo, F. Trucco, M. Espinosa, C. B. Tauro, M. Abril, C. M. Scavuzzo, and A. C. Frery. Modeling dengue vector population using remotely sensed data and machine learning. Acta tropica, 185:167–175, 2018.

Datos de color!

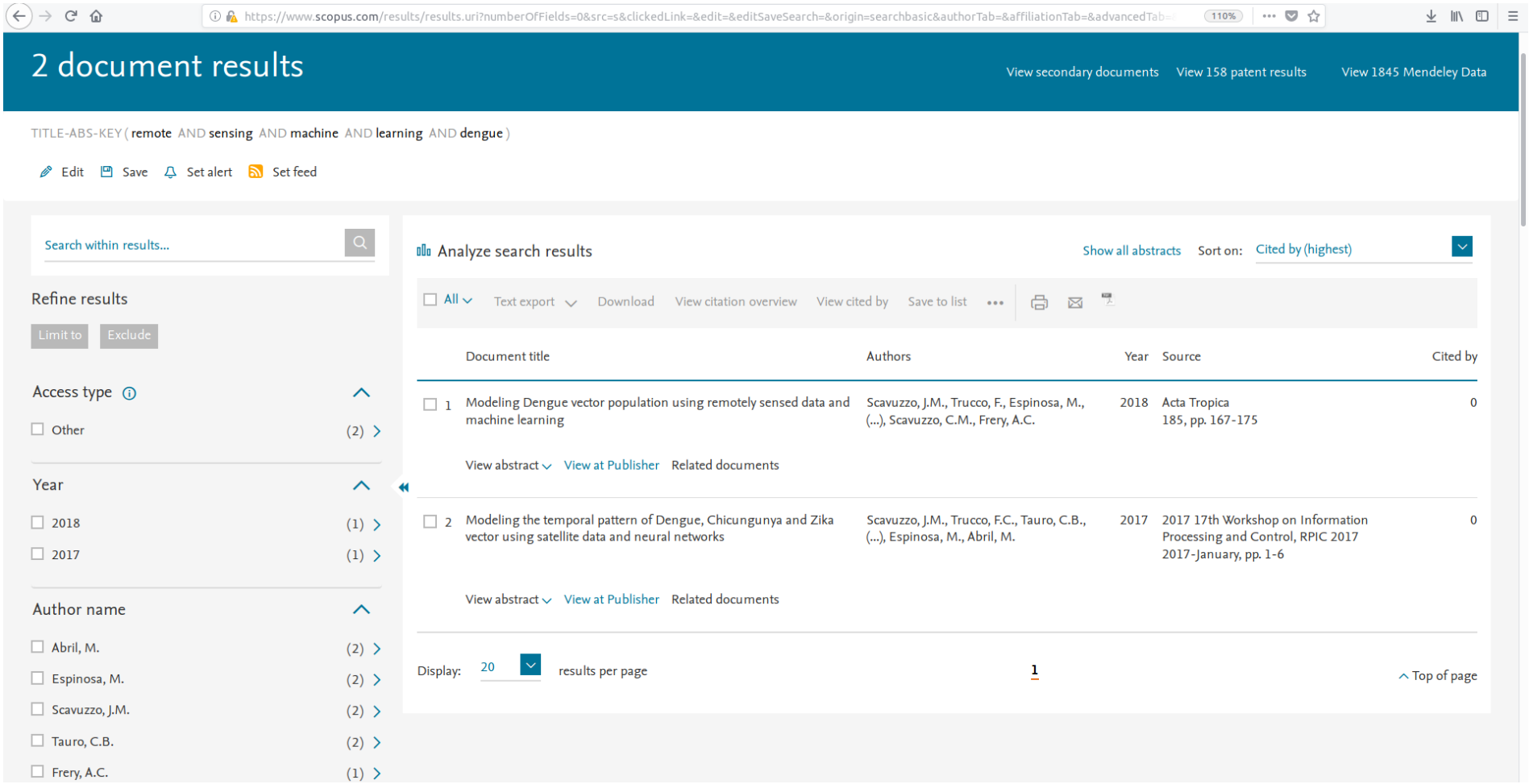
- Estos trabajos dieron lugar a tres publicaciones indexadas:
  - J. M. Scavuzzo, F. Trucco, M. Espinosa, C. B. Tauro, M. Abril, C. M. Scavuzzo, and A. C. Frery. Modeling dengue vector population using remotely sensed data and machine learning. Acta tropica, 185:167–175, 2018.
  - J. Scavuzzo, M. Espinosa, E. Di Fino, M. Abril, G. Peralta, and C. Scavuzzo. Generalización espacial de modelos epidemiológicos basada en el concepto de distancia ambiental normalizada ned. 2018.

Datos de color!

- Estos trabajos dieron lugar a tres publicaciones indexadas:
  - J. M. Scavuzzo, F. Trucco, M. Espinosa, C. B. Tauro, M. Abril, C. M. Scavuzzo, and A. C. Frery. Modeling dengue vector population using remotely sensed data and machine learning. Acta tropica, 185:167–175, 2018.
  - J. Scavuzzo, M. Espinosa, E. Di Fino, M. Abril, G. Peralta, and C. Scavuzzo. Generalización espacial de modelos epidemiológicos basada en el concepto de distancia ambiental normalizada ned. 2018.
  - J. Scavuzzo, F. Trucco, C. Tauro, A. German, M. Espinosa, and M. Abril. Modeling the temporal pattern of dengue, chicungunya and zika vector using satellite data and neural networks. volume 2017-January, pages 1–6, 2017

Datos de color!

Si utilizamos la base de datos de artículos indexados **Scopus**, y buscamos bajo las palabras clave *remote sensing*, *machine learning*, *dengue*...



Gracias!
Preguntas?

Agradecimientos