# Modelos Aditivos Generalizados

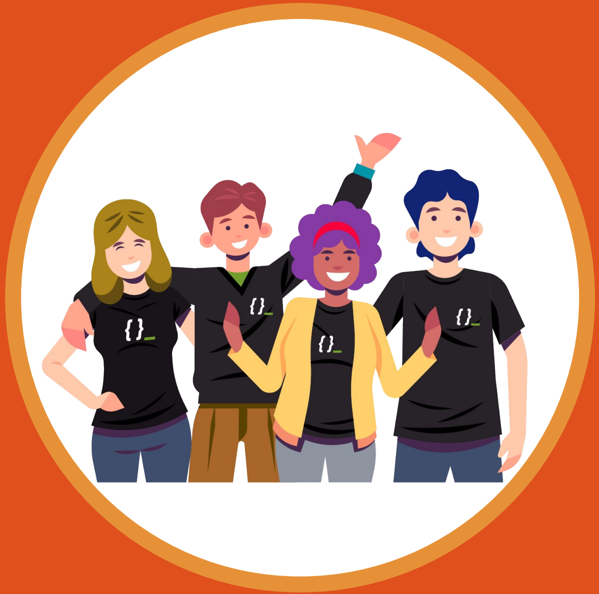
## Sesión Conceptual 2

{desafío}
latam_

**Inicio** → **Desarrollo** → **Cierre**

- Objetivo de la sesión
- Conceptualización
- Reflexión

{desafío} latam_



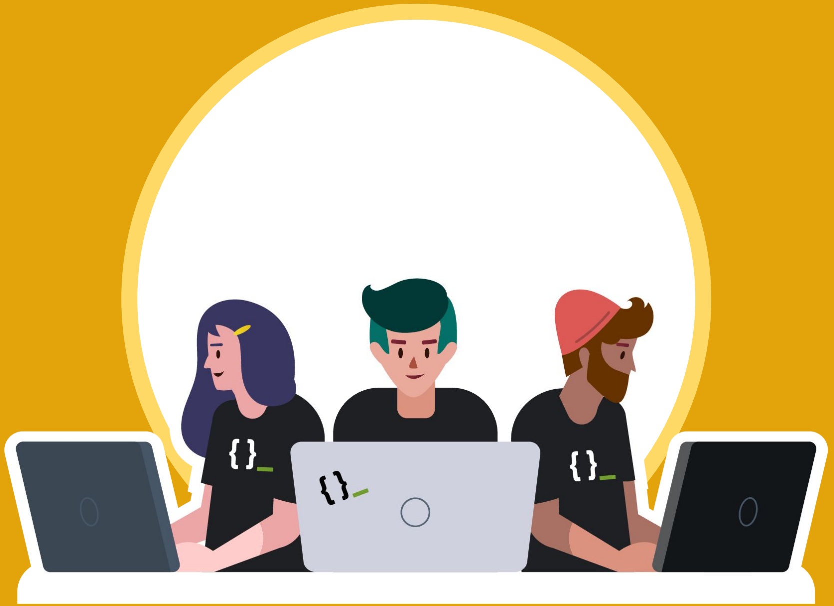
# Inicio

{desafío}
latam_

# Objetivo

- Herramientas para resolver las limitantes de los modelos lineales mediante la penalización de coeficientes hiperinflados, y la flexbilización de las formas funcionales de los parámetros.

{desafío} latam_



# Desarrollo

{desafío} latam_

# /* Motivación */

# Problemas recurrentes en modelación

- Nuestro modelo puede concurrir en sobreajuste o subajuste.
- Tenemos herramientas a nuestra disposición para resolver sobreajuste.
- Hasta el momento, no tenemos herramientas a nuestra disposición para resolver subajuste.
- Una forma específica de subajuste es el hecho que nuestras funciones proyectadas pueden que sean no lineales.

# Soluciones a la nolinealidad

**Lineal** → La forma funcional presenta alto sesgo

**Polinomial** → Reduce la capacidad de generalización del modelo

**GLM** → Flexibiliza el proceso de generación de datos, pero sigue siendo lineal

# Solución propuesta por GAM

$$g(\mathbb{E}(Y)) = \beta_0 + f_1(x_1) + f_2(x_2) + \ldots + f_m(x_m)$$

- La forma general de GAM busca apoyarse en las fortalezas y debilidades de cada uno de los modelos anteriores.

# Solución propuesta por GAM

$$g(\mathbb{E}(Y)) = \beta_0 + f_1(x_1) + f_2(x_2) + \ldots + f_m(x_m)$$

- La forma general de GAM busca apoyarse en las fortalezas y debilidades de cada uno de los modelos anteriores.
- Mediante la inclusión la función de vínculo, podemos flexibilizar el comportamiento de nuestro vector objetivo.

# Solución propuesta por GAM

$$g(\mathbb{E}(Y)) = \beta_0 + f_1(x_1) + f_2(x_2) + \ldots + f_m(x_m)$$

- La forma general de GAM busca apoyarse en las fortalezas y debilidades de cada uno de los modelos anteriores.
- Mediante la inclusión la función de vínculo, podemos flexibilizar el comportamiento de nuestro vector objetivo.
- La combinación lineal de parámetros nos asegura cierta estabilidad en la identificación de los resultados.

# Solución propuesta por GAM

$$g(\mathbb{E}(Y)) = \beta_0 + f_1(x_1) + f_2(x_2) + \ldots + f_m(x_m)$$

- La forma general de GAM busca apoyarse en las fortalezas y debilidades de cada uno de los modelos anteriores.
- Mediante la inclusión la función de vínculo, podemos flexibilizar el comportamiento de nuestro vector objetivo.
- La combinación lineal de parámetros nos asegura cierta estabilidad en la identificación de los resultados.
- La función de identidad específica permite flexibilizar el comportamiento de splines en cada parámetro.

# /* Implementación y entrenamiento */

# Entrenamiento de GAM

$$g(\mathbb{E}(Y)) = \beta_0 + f_1(x_1) + f_2(x_2) + ... + f_m(x_m)$$

**Objetivo de GAM**: Estimar las funciones de identidad.

Hay dos elementos a considerar en la obtención de las funciones de identidad:

- ¿Cómo se obtienen?
- ¿Cómo nos aseguramos que sean óptimas?

# Obtención de la función de identidad

$$g(\mathbb{E}(Y)) = \beta_0 + f_1(x_1) + f_2(x_2) + \ldots + f_m(x_m)$$

La obtención de la función de identidad se realiza mediante backfitting.

**Backfitting:**

- Asumamos que tenemos un parámetro no identificable (no existe solución única).
- Igualamos el parámetro al promedio de observaciones en y.
- Probamos una función de suavización (Gaussian Kernel, etc…) en x para estimar una actualización de la identidad.
- Actualizamos el parámetro en base a este punto.
- Iteramos hasta que el comportamiento de f se estabilice, o se alcance algún criterio de tolerancia.

# Optimización de GAM

$$\underset{\hat{f}_i}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^{n} \left(y_i - \sum_{j=1}^{p} f_j(x_{i,j})\right)^2 + \lambda \sum_{j}^{p} \int f_j''(t)^2 dt$$

1. Evaluamos el puntaje predicho a nivel de cada función de identidad generada para una observación.

# Optimización de GAM

$$\underset{\hat{f}_i}{\text{argmin}} \sum_{i=1}^{n} \left(y_i - \sum_{j=1}^{p} f_j(x_{i,j})\right)^2 + \lambda \sum_{j}^{p} \int f_j''(t)^2 dt$$

1. Evaluamos el puntaje predicho a nivel de cada función de identidad generada para una observación
2. Evaluamos la desviación entre lo predicho y lo observado a nivel de muestra de entrenamiento.

{desafío} latam_

# Optimización de GAM

$$\underset{\hat{f}_i}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^{n} \left(y_i - \sum_{j=1}^{p} f_j(x_{i,j})\right)^2 + \lambda \sum_{j}^{p} \int f_j''(t)^2 dt$$

1. Evaluamos el puntaje predicho a nivel de cada función de identidad generada para una observación
2. Evaluamos la desviación entre lo predicho y lo observado a nivel de muestra de entrenamiento.
3. Regularizamos la suavización de la función (trade off entre una penalización y un spline propuesto por el algoritmo).

# Optimización de GAM

$$\underset{\hat{f}_i}{\text{argmin}} \sum_{i=1}^{n} \left(y_i - \sum_{j=1}^{p} f_j(x_{i,j})\right)^2 + \lambda \sum_{j}^{p} \int f_j''(t)^2 dt$$

1. Evaluamos el puntaje predicho a nivel de cada función de identidad generada para una observación
2. Evaluamos la desviación entre lo predicho y lo observado a nivel de muestra de entrenamiento.
3. Regularizamos la suavización de la función (trade off entre una penalización y un spline propuesto por el algoritmo).
4. Evaluamos aquella función candidata que minimice este error cuadrático regularizado.

{desafío} latam_

# /* Interpretación */

# Dependencia Parcial

- La información entregada por PYGAM nos permite identificar la forma de cada función de identidad a nivel de atributo.
- Informa sobre la cantidad de splines, el lambda afectado y el nivel de significancia asociado.
- El problema es que la función de identidad no puede ser interpretada como el efecto lineal en la mayoría de los casos (bajo ciertas condiciones esto es posible).
- Para ello implementamos métodos de dependencia parcial (Friedman, 2001)
- Evalúa el efecto marginal de un atributo (o función de suavización específica) en los puntajes predichos del modelo.
- Permite resumir de manera simple (de manera relativamente no paramétrica) cuál es el comportamiento de un atributo específico en el vector objetivo.

# Dependencia Parcial

$$\hat{f}_{x_s}(x_s) = \mathbb{E}_{x_c}\left[\hat{f}(x_s, x_c)\right]$$

- Para evaluar un atributo específico, evaluamos su función de suavización.

# Dependencia Parcial

$$\hat{f}_{x_s}(x_s) = \mathbb{E}_{x_c}\left[\hat{f}(x_s, x_c)\right]$$

- Para evaluar un atributo específico, evaluamos su función de suavización.
- Esta función de suavización va a corresponder a la **esperanza matemática de la función**.

# Dependencia Parcial

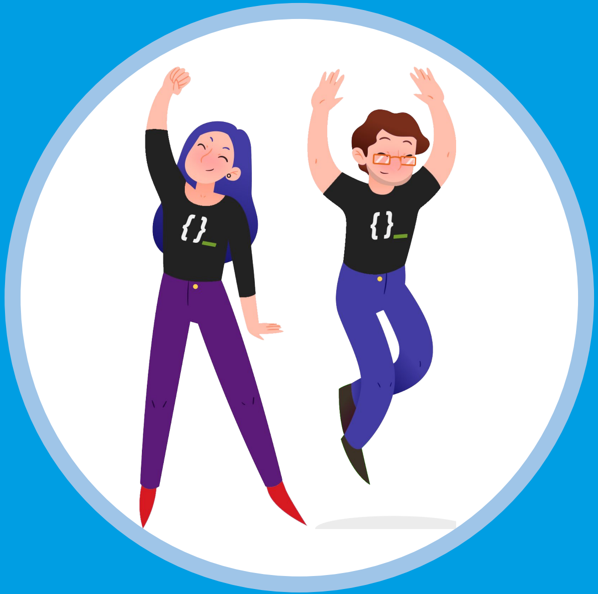
$$\hat{f}_{x_s}(x_s) = \mathbb{E}_{x_c}\left[\hat{f}(x_s, x_c)\right]$$

- Para evaluar un atributo específico, evaluamos su función de suavización.
- Esta función de suavización va a corresponder a la **esperanza matemática de la función**.
- Esta función depende de la **marginalización de todos los demás atributos** en nuestro modelo.

# Dependencia Parcial

$$\hat{f}_{x_s}(x_s) = \mathbb{E}_{x_c}\left[\hat{f}(x_s, x_c)\right]$$

- Para evaluar un atributo específico, evaluamos su función de suavización.
- Esta función de suavización va a corresponder a la **esperanza matemática de la función**.
- Esta función depende de la **marginalización de todos los demás atributos** en nuestro modelo.
- Con lo cual podemos evaluar el comportamiento de nuestro atributo específico **controlando por todos los demás factores**.



# Cierre

- ¿Qué fue lo que más te gustó de esta sesión?
- ¿Qué te resultó más amigable de comprender?
- ¿A qué dificultades te enfrentaste?
- ¿Qué crees que debas mejorar para la siguiente sesión?
- Si existieron dificultades ¿cómo las solucionaste?

Academia de talentos digitales

www.desafiolatam.com

/DesafioLatam /DesafioLatam /DesafioLatam /DesafioLatam