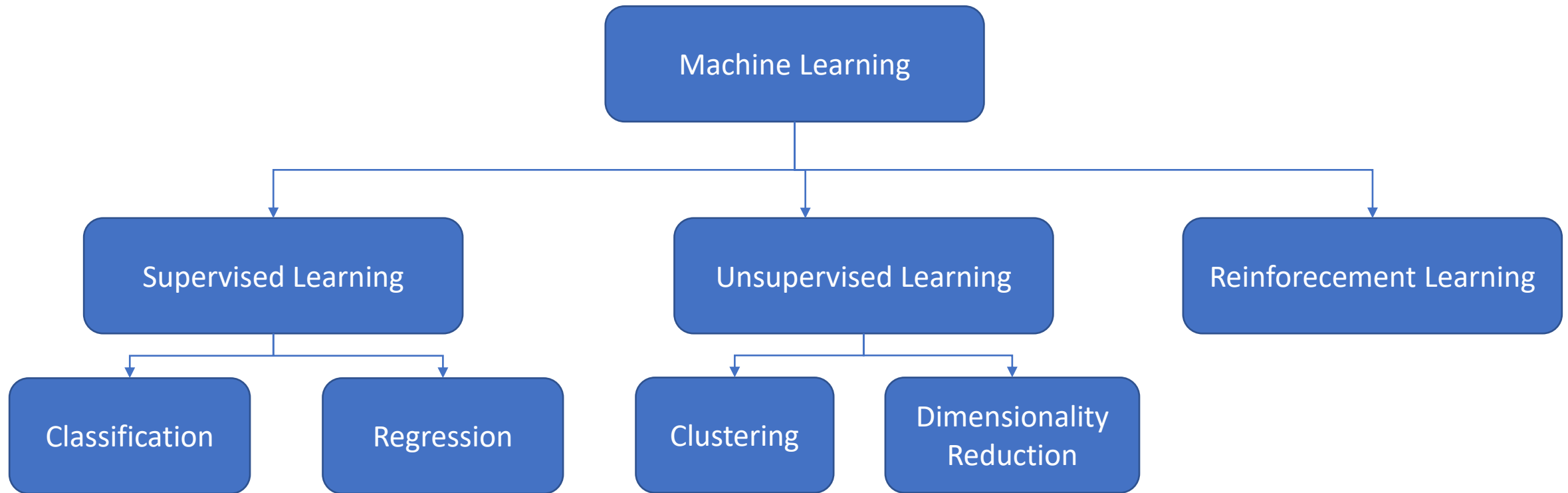


# **Modelamiento predictivo**

Dr. Raimundo Sánchez  
raimundo.sanchez@uai.cl  
@raimun2

# Tipos de aprendizaje

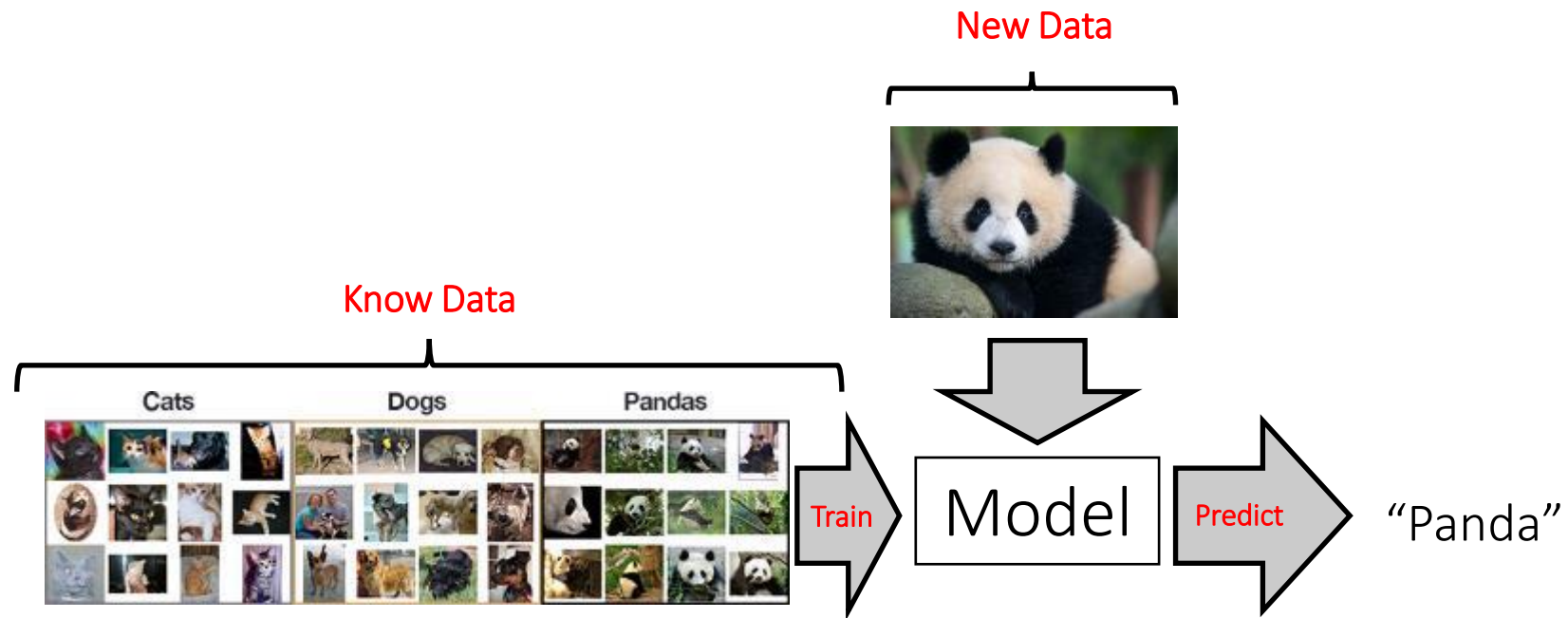


$$\hat{Y} = f(X, Y)$$

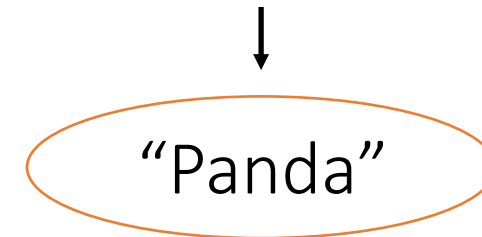
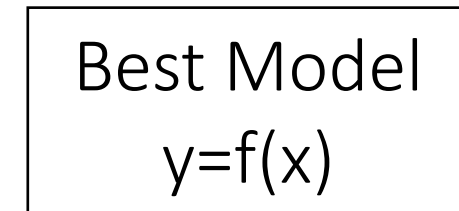
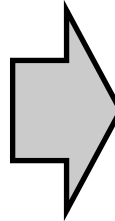
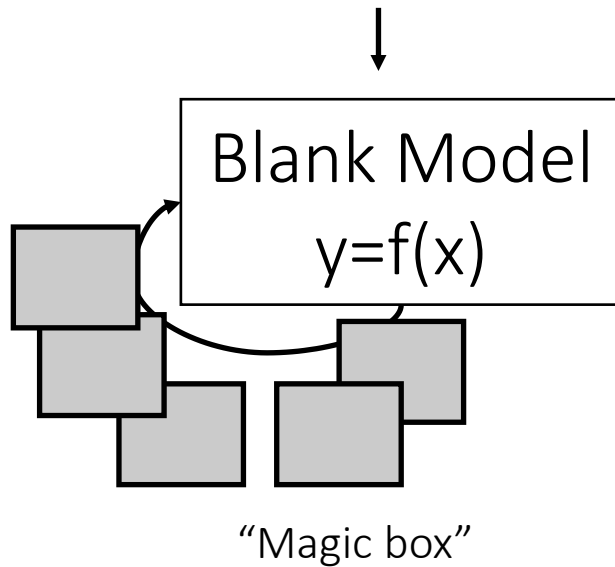
$$\hat{Z} = f(X)$$

$$\hat{X}_t = f(\hat{X}_{t-n})$$

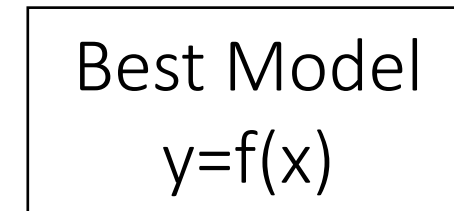
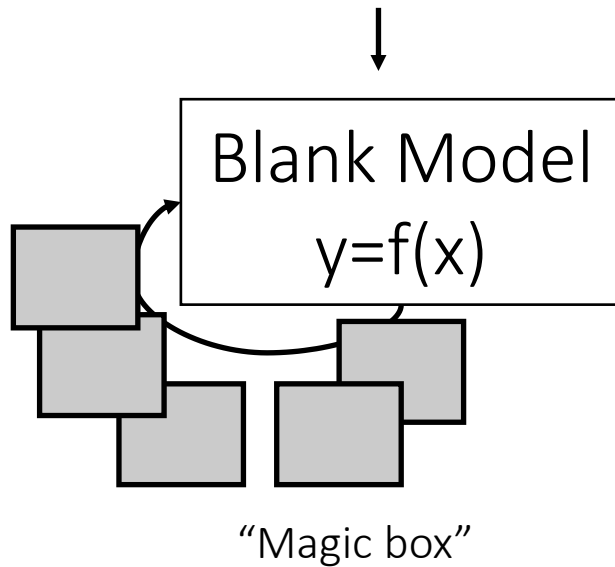
# Idea general.



# Enfoque determinístico



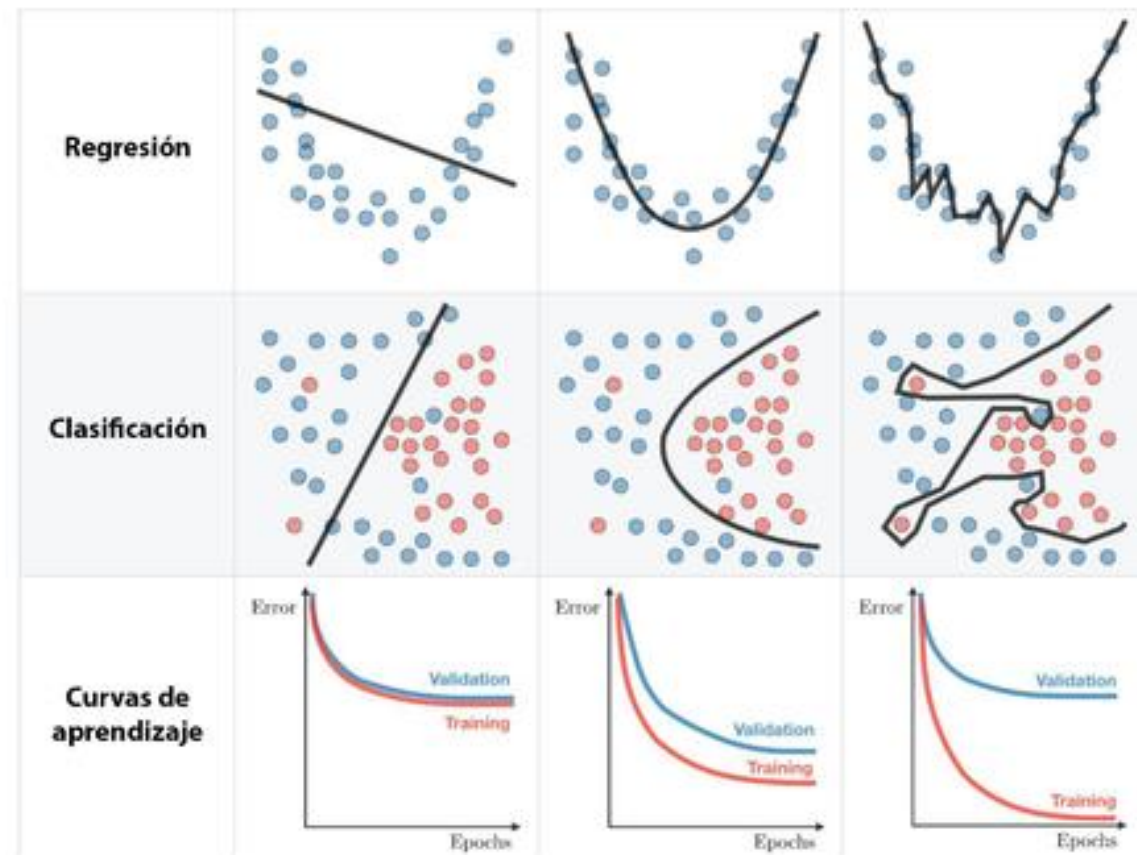
# Enfoque probabilístico



"Panda" 91%

# Modelos de regresión versus clasificación

- Por la naturaleza de ambos problemas, se suelen evaluar de manera diferente
- Clasificación es binaria, pertenece o no a la categoría predicha
- Regresión permite calculo de métricas relativas



**Buscamos construir, a  
través de un proceso  
delicado, el mejor  
 $y = f(x)$  posible.**

# Aprendizaje

Minimizar una función de evaluación

$$S(M) = \sum_{i=1}^{N_{test}} d[\underbrace{f(x(i); M)}_{\text{Predicted class label for item } i}, \underbrace{y(i)}_{\text{True class label for item } i}]$$

**Sum over examples** (orange arrow pointing to the summation symbol)

**Distance between predicted and true** (green arrow pointing to the  $d$  function)

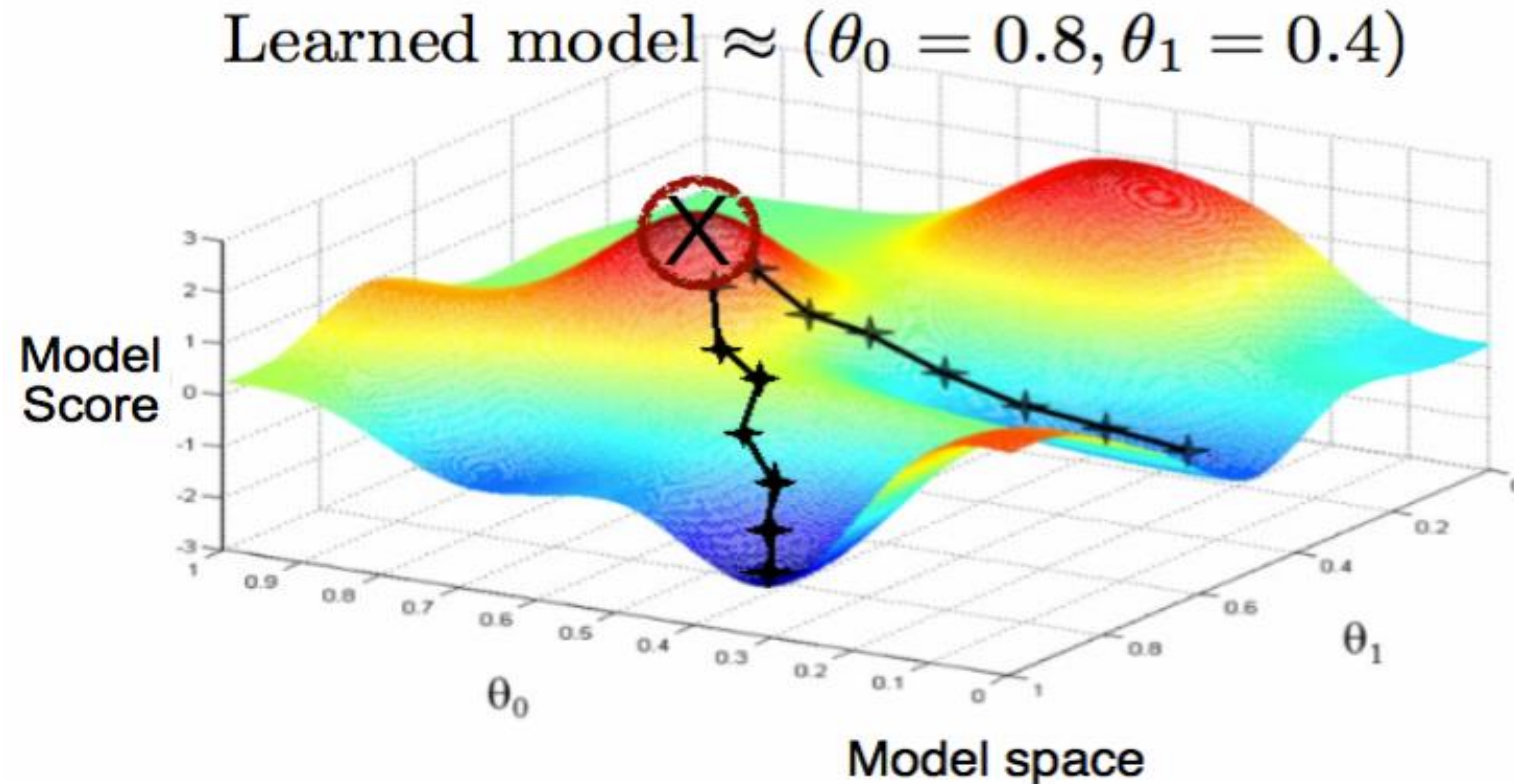
**Predicted class label for item  $i$**  (blue arrow pointing to  $f(x(i); M)$ )

**True class label for item  $i$**  (red arrow pointing to  $y(i)$ )



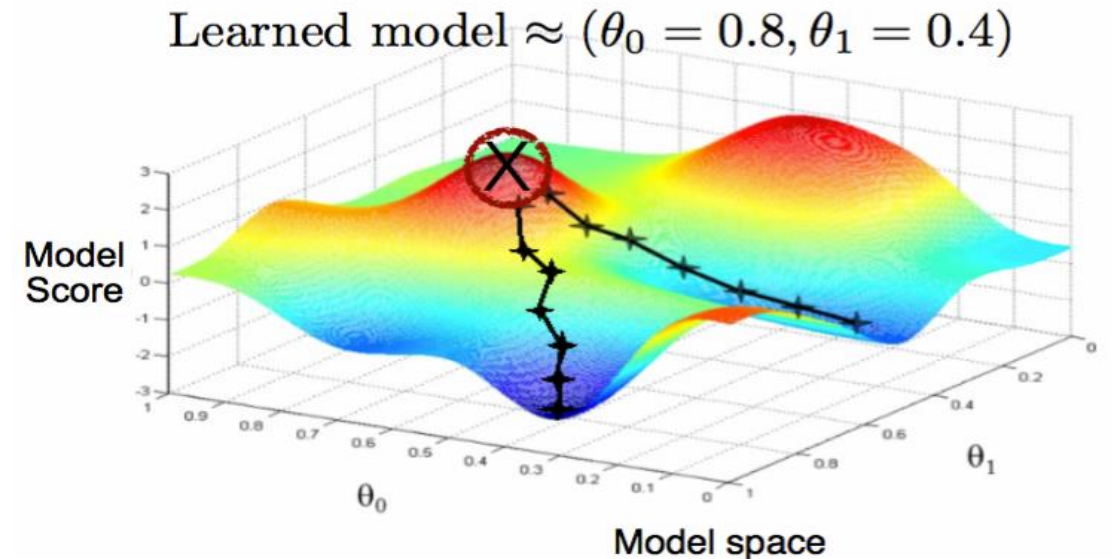
# Algoritmo de búsqueda

Busca el conjunto de parámetros que maximicen la puntuación del modelo.



# Algoritmos de regresión o clasificación

- Regresiones
- K nearest neighbors
- Clasificadores bayesianos
- Árboles de decisión
- Support Vector Machines
- Neural networks
- Deep neural networks



# **Modelamiento predictivo**

Dr. Raimundo Sánchez  
raimundo.sanchez@uai.cl  
@raimun2

# **Inferencia Espacial**

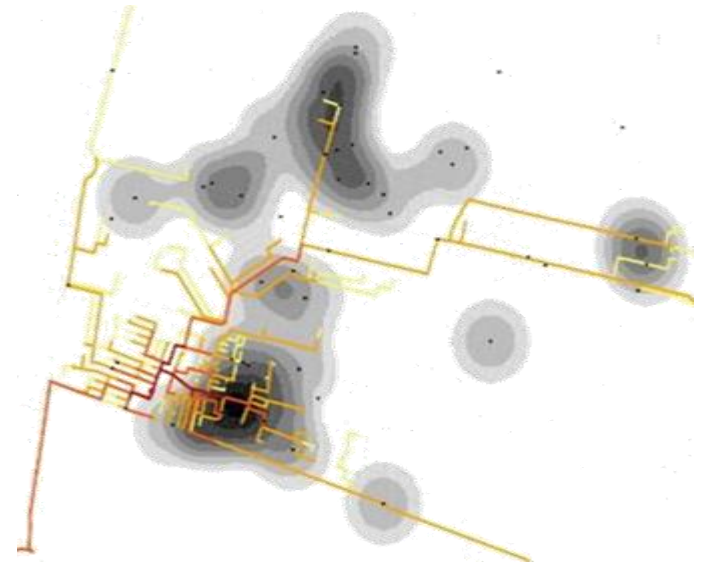
Dr. Raimundo Sánchez  
raimundo.sanchez@uai.cl  
@raimun2

# Modelamiento espacial

La inferencia estadística convencional se basa en dos supuestos fundamentales

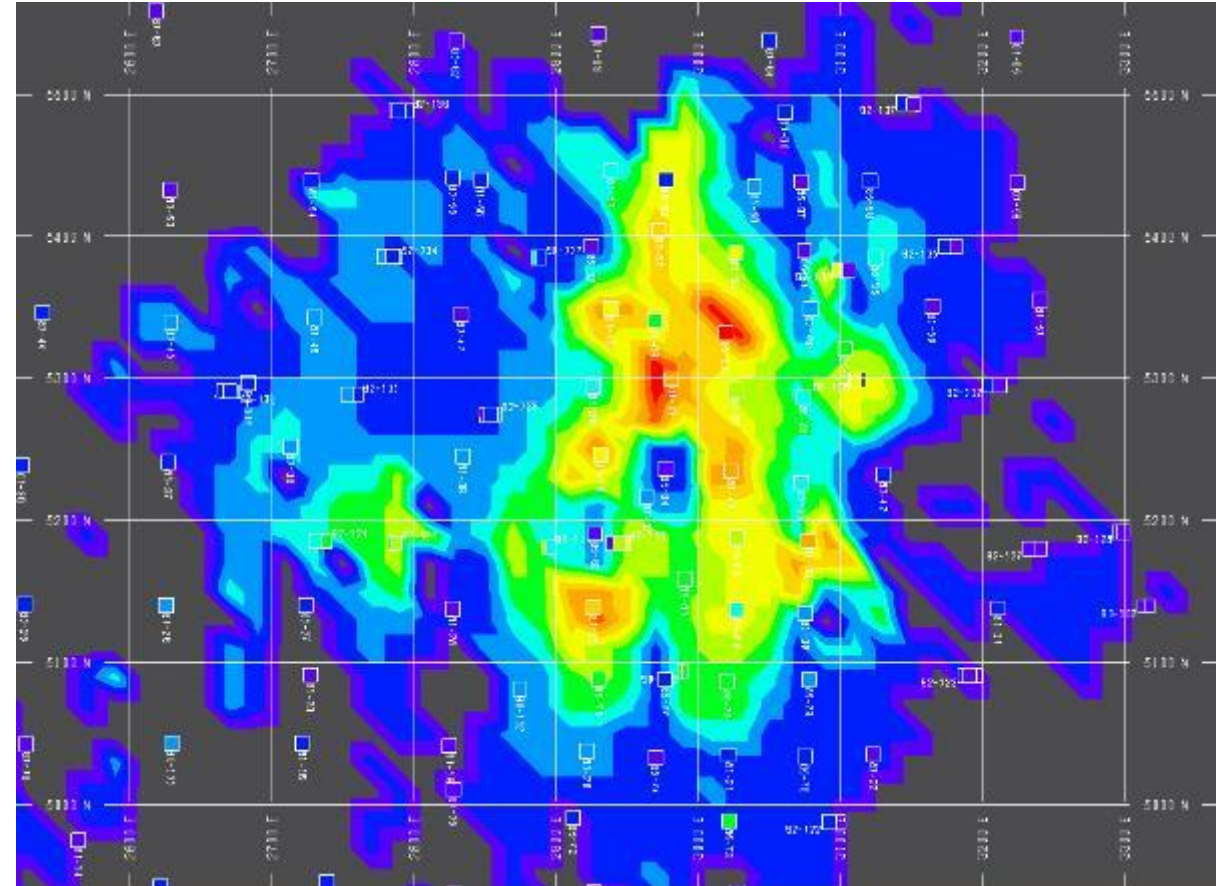
- Los valores de una variable son independientes unos de otros
- Los valores de una variable se distribuyen de forma aleatoria

Ley de Tobler!



# Continuidad espacial

- Los datos geoespaciales no siempre se obtienen para todo el territorio
- En muchos casos se recurre a muestreo, o a medición en algunas ubicaciones específicas del espacio
- En caso de discontinuidad espacial, sería necesario interpolar valores en locaciones sin datos.



# Enfoques de inferencia espacial

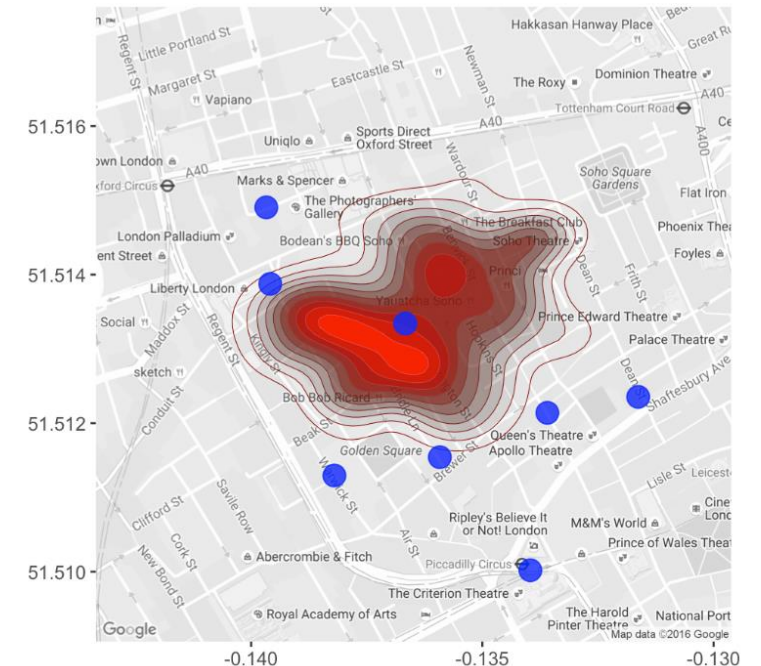
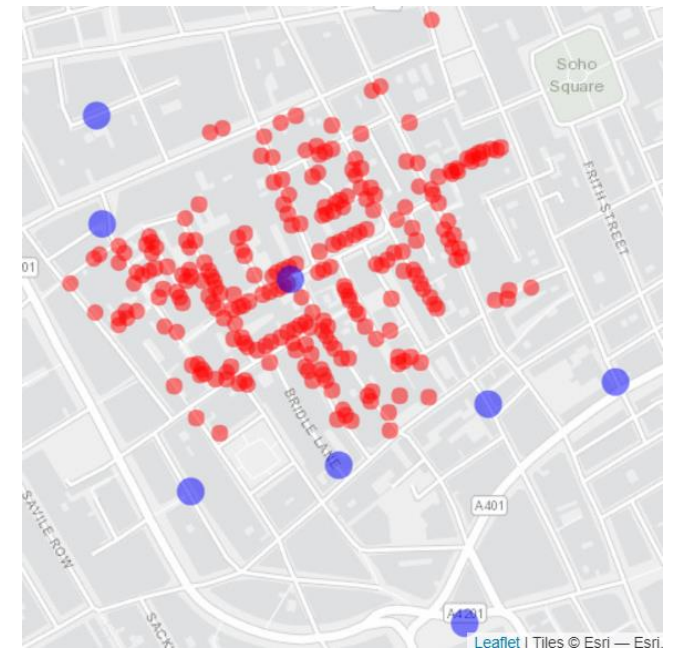
- Modelos de densidad
- Modelos de interpolación univariada
  - Base radial o ponderada por distancia
  - Kriging
- Métodos basados en covariables
  - Co-Kriging
  - Regresiones espaciales





# Kernel Density

- Construye distribuciones de probabilidad alrededor de los datos utilizando el método densidad de kernel
- Distribuciones 2D generan un campo de valores representando el espacio continuo
- Permite detectar Hotspots de fenómenos espaciales
- Apropiado cuando se busca inferir la densidad de un fenómeno en el espacio

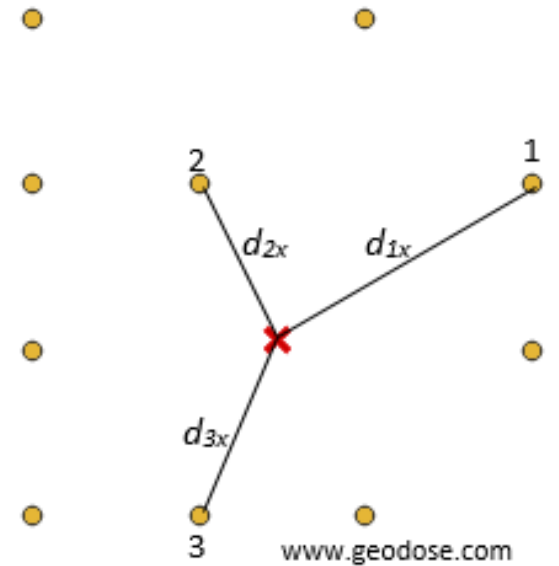




# Interpolación ponderada por distancia

- Selecciona los puntos que se encuentren dentro de un radio
- Calcula la distancia
- Pondera los valores de los puntos cercanos inversamente por la distancia
- Parámetro Alpha indica el peso que se le da a la distancia

$$\hat{z}_S = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{z_i}{d_i^\alpha}}{\sum_{i=1}^N \frac{1}{d_i^\alpha}}$$

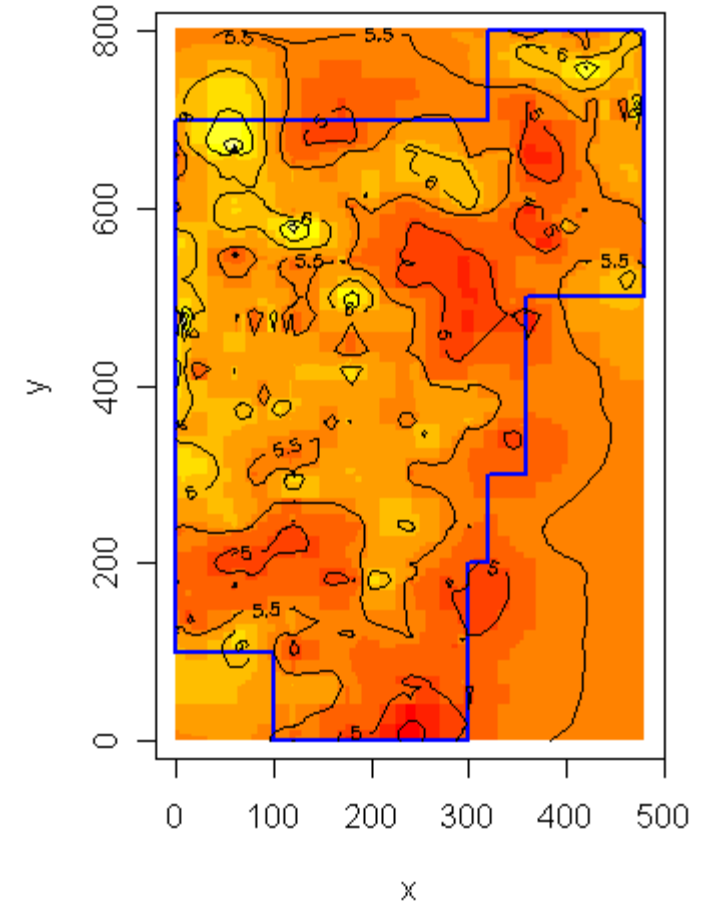


# Kriging (y cokriging)

Pasos para ejecutar kriging

1. Cálculo del variograma empírico (o correlograma)
2. Ajuste y selección de un modelo de variograma teórico
3. Optimizar los pesos  $w$  utilizando el variograma teórico ajustado, es decir, kriging (o cokriging).
4. Predicción de los valores en los lugares de interés

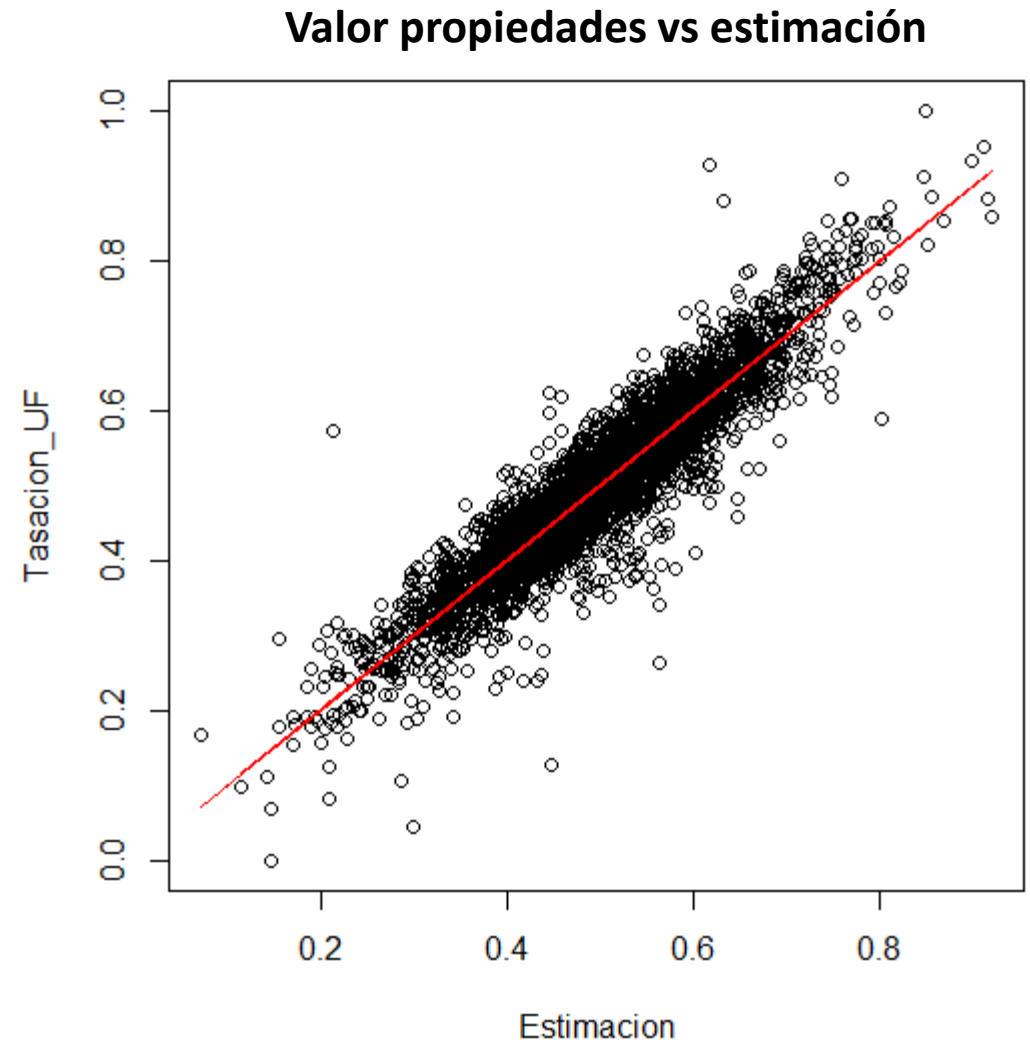
$$\hat{z} = \sum_{i=1}^n w_i z_i \quad \sum w_i = 1.$$



# Regresiones

- Se calcula como una función de ajuste lineal
- Determinada por la minimización de los cuadrados entre cada observación y su estimación
- Coeficientes óptimos asignados a cada variable explicativa.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon$$



# Regresión espacial

**Modelo de error espacial:** incorpora efectos espaciales mediante un factor de error:

Donde:

- $\varepsilon$  es un vector de factores de error, ponderado con una matriz de pesos espaciales  $W$
- $\lambda$  es el coeficiente de error espacial
- $\xi$  es un vector de errores sin autocorrelación

$$y = x\beta + \varepsilon$$
$$\varepsilon = \lambda W\varepsilon + \xi$$

**Modelo de lag espacial:** incorpora efectos espaciales incorporando variables de lag espacial:

Donde:

- $Wy$  es la VD con lag espacial para matriz de pesos espaciales  $W$
- $\varepsilon$  es un vector de factores de error
- $\rho$  es el coeficiente de lag espacial

$$y = \rho Wy + x\beta + \varepsilon$$

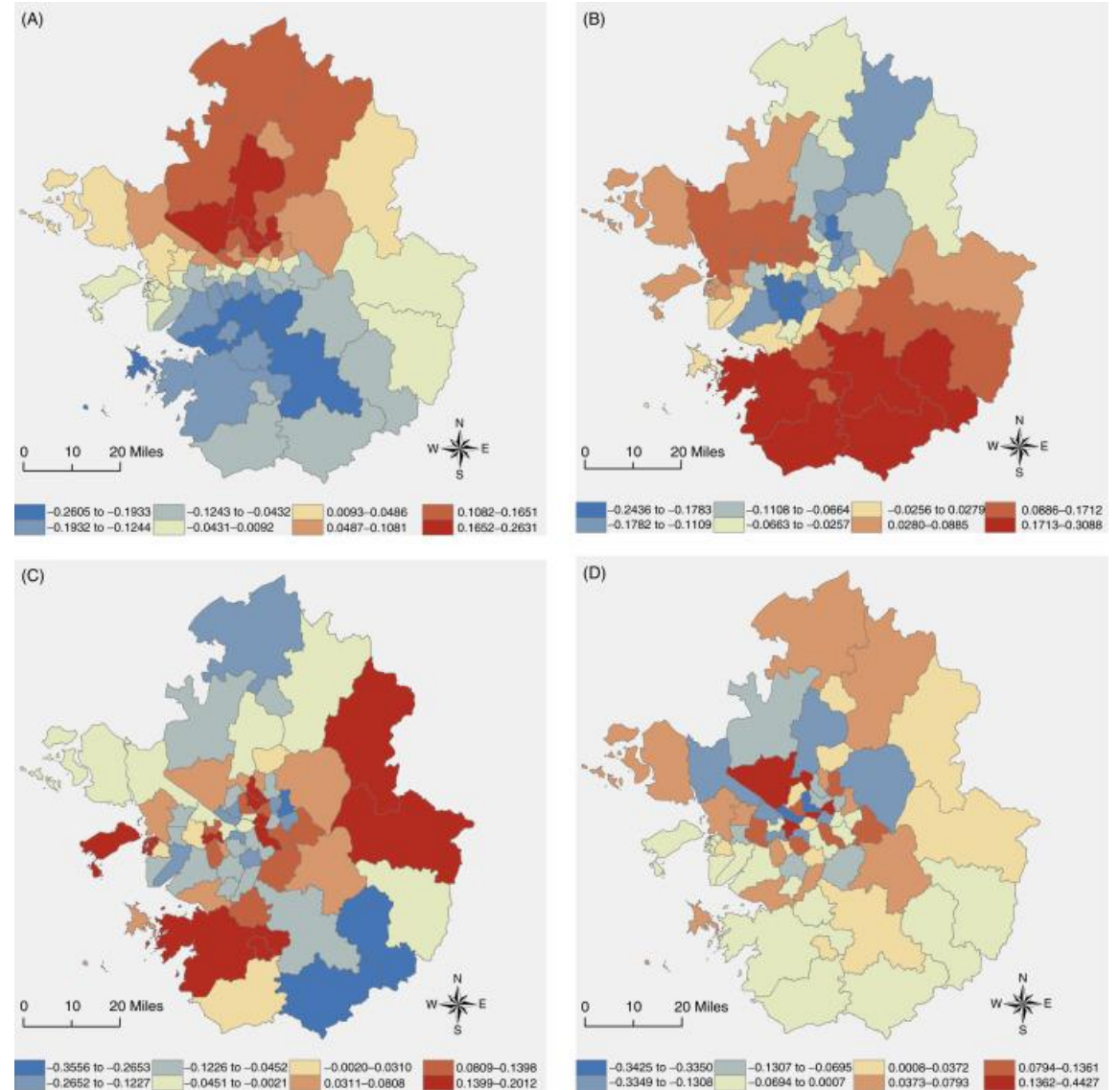
# **Pasos para regresión espacial**

1. Definir un criterio de vecindad (contigüidad, distancia, etc) y asignar pesos a estas relaciones espaciales
2. Chequear autocorrelación espacial de la variable dependiente
3. Determinar tipos de error espacial y escoger el tipo de regresión espacial correspondiente
4. Estimar un modelo de regresión espacial y un OLS

# Evaluación modelos espaciales

- Autocorrelación espacial de los errores
- Calculo del índice de moran global y su p-valor

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\left( \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} \right) \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$



# Evaluación modelos de regresión

- R-cuadrado

$$\frac{\sum_{t=1}^T (\hat{Y}_t - \bar{Y})^2}{\sum_{t=1}^T (Y_t - \bar{Y})^2}$$

- RMSE

$$\sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(\hat{y}_i - y_i)^2}{n}}$$

- Sesgo

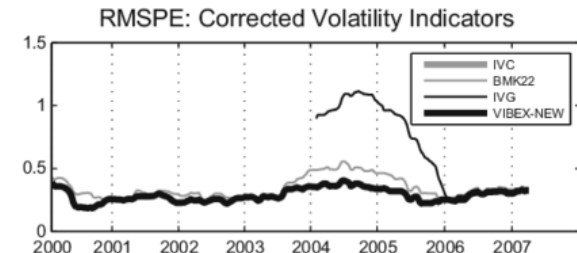
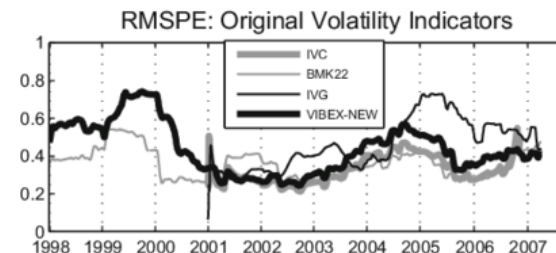
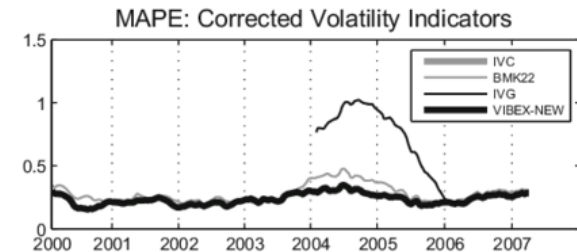
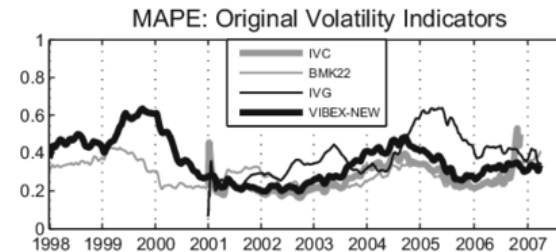
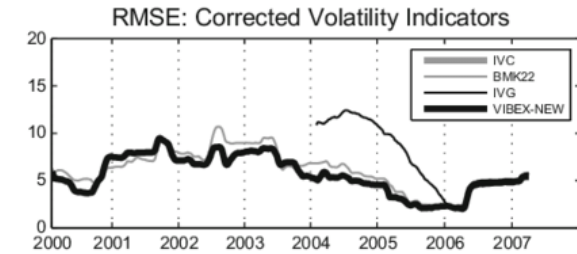
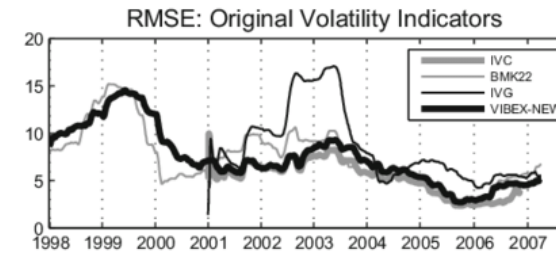
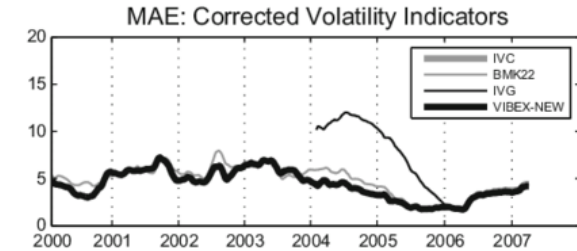
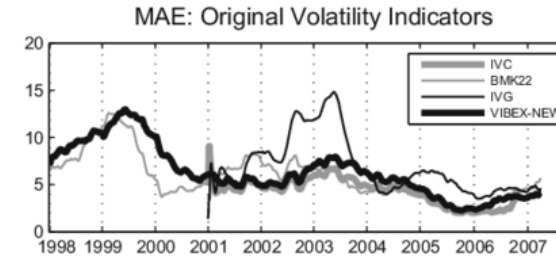
$$\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)}{n}$$

- MAE

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|$$

- MAPE

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{|y_i|} * 100$$



# Métricas comunes de desempeño de clasificación

- Zero-one loss: 
$$S_{0/1}(M) = \frac{1}{N_{test}} \sum_{i=1}^{N_{test}} I[f(x(i); M), y(i)]$$
  
where 
$$I(a, b) = \begin{cases} 1 & a \neq b \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$
- Squared loss: 
$$S_{sq}(M) = \frac{1}{N_{test}} \sum_{i=1}^{N_{test}} [f(x(i); M) - y(i)]^2$$



# Matriz de confusión

Se concentra en la capacidad predictiva de un modelo, en lugar de la rapidez con la que se tarda en clasificar o crear modelos, escalabilidad, etc.

Confusion matrix		Predicted Class	
		No	Yes
Actual Class	No	True Negative	False Positive
	Yes	False Negative	True Positive

Métricas asociadas para la matriz de confusión:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN}$$

$$\text{F1-score} = \frac{2 * TP}{2 * TP + FP + FN}$$

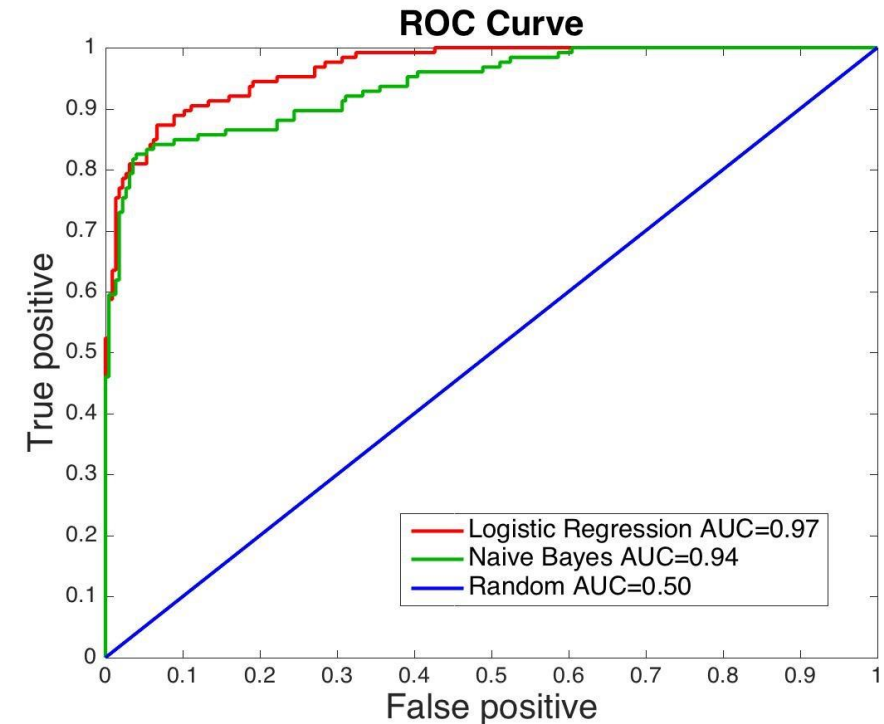
# ROC curve

Desarrollada en la década de 1950 en teoría de detección de señales para analizar señales ruidosas

Caracteriza la compensación entre golpes positivos y falsas alarmas

La curva ROC traza la tasa de Verdaderos positivos (TP) en el eje y contra la tasa Falsos Positivos en el eje x para diferentes valores.

- Desempeño de cada clasificador es representado como un punto en la curva ROC.
- Al cambiar el umbral de algoritmo, distribución de muestras o matriz de costes, cambia la ubicación del punto, que genera la curva final



# **Inferencia Espacial**

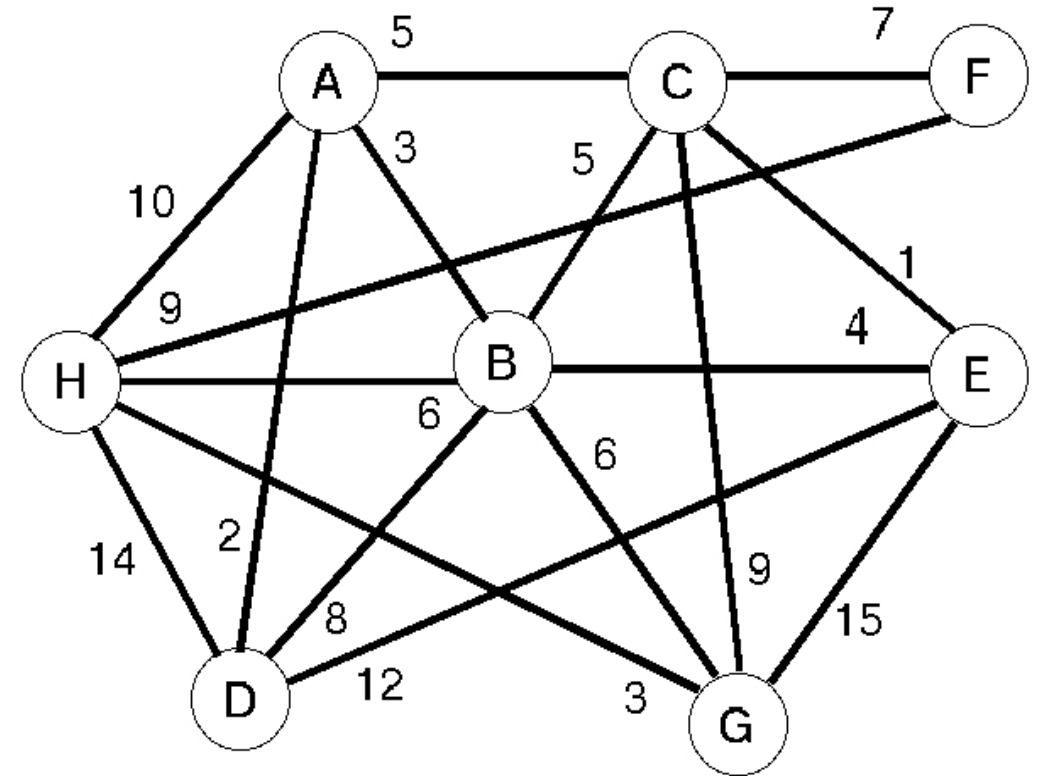
Dr. Raimundo Sánchez  
raimundo.sanchez@uai.cl  
@raimun2

# **Analisis de redes**

Dr. Raimundo Sánchez  
raimundo.sanchez@uai.cl  
@raimun2

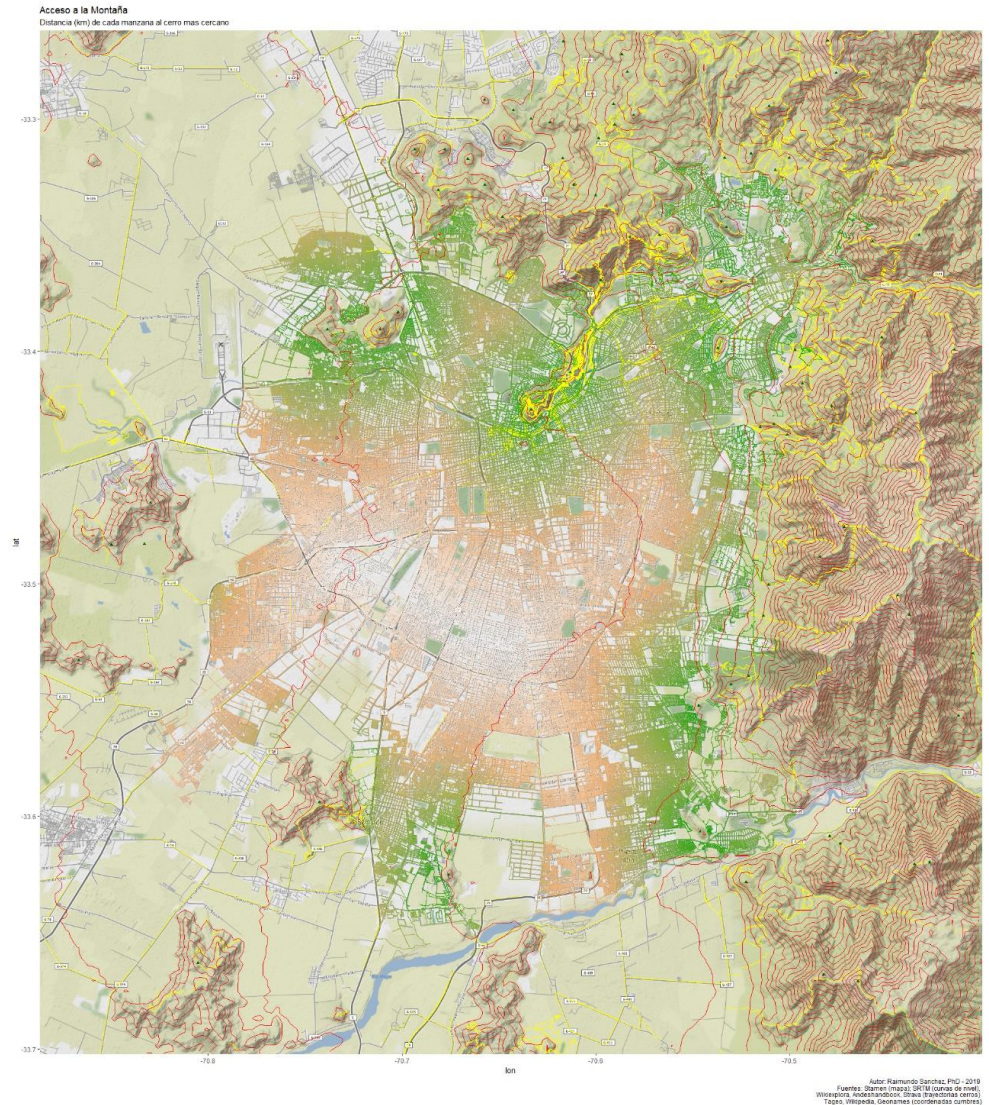
# Análisis de redes

- Un grafo es una estructura matemática que describe un **conjunto de nodos** y las **relaciones entre ellos**
- El problema de encontrar el camino mas corto entre 2 nodos en un grafo con pesos no es trivial, pero el mundo de las matemáticas ya encontró una solución suficientemente buena (**Dijkstra, 1959**)
- Estos problemas suelen buscar minimizar la distancia (horizontal), pero a veces hay otras variables relevantes como terreno o elevación



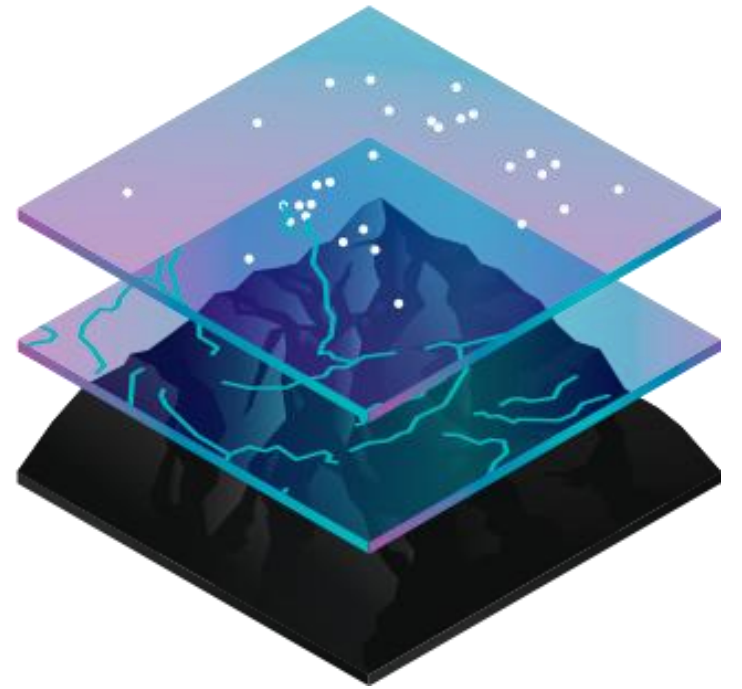
# Accesibilidad

- La accesibilidad debe comprenderse como la facilidad con la cual una oportunidad (servicios, actividades, destinos, etc.) puede ser alcanzada.
- El acceso depende de 4 tipos de variables de decisión descritas por Geurs y van Wee (2004):
  - Land-use (Uso del suelo)
  - Transportation (Transporte)
  - Temporal (Relacionado al tiempo)
  - Individual (Individual)
- Cada una tienen sus propias restricciones de espacio-tiempo, llamadas impedancias.



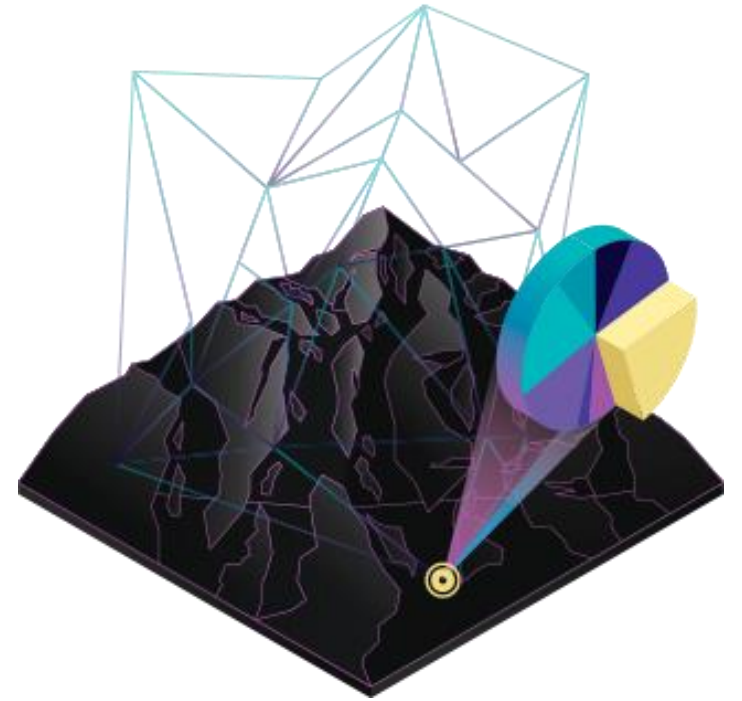
# Uso de suelo

- Está compuesto por la oferta de las oportunidades, la cual contiene; sus tamaños, capacidades y ubicaciones (distribución).
- Considera tanto la oferta tanto como la demanda, y la competencia:
  - Ofertas de trabajo
  - Matrículas escolares



# Transporte

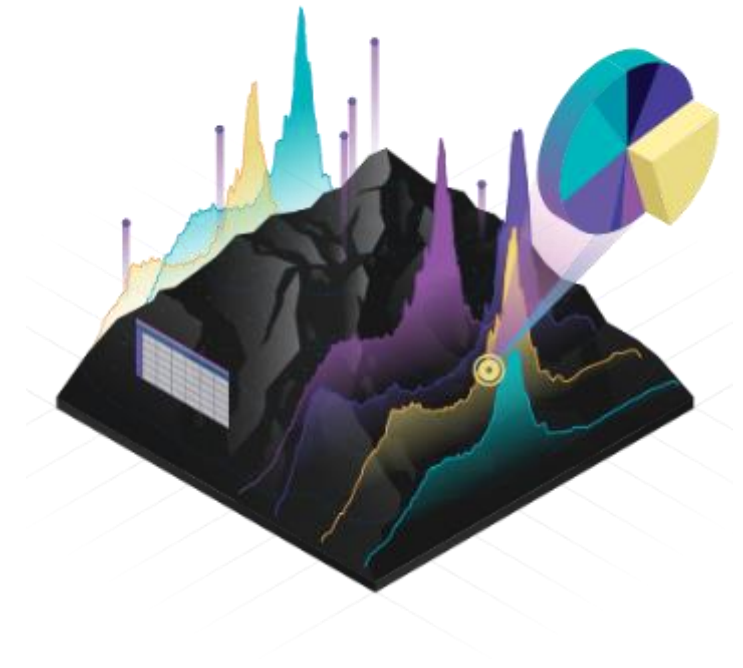
- Es el medio de transporte utilizado para alcanzar una oportunidad desde su origen:
  - Caminar
  - Transporte público
  - Automóvil, etc
- El acceso se relaciona al costo de alcanzar una oportunidad desde un origen al destino:
  - Tiempo de traslado
  - Distancia
  - Costo monetario
  - Conectividad





# Temporalidad

- Es la disponibilidad en el tiempo de las oportunidades, es decir, el tiempo necesario para las actividades.
- Las impedancias temporales son:
  - Horarios de apertura o cierre
  - Horarios de trabajo o libre



# Individual

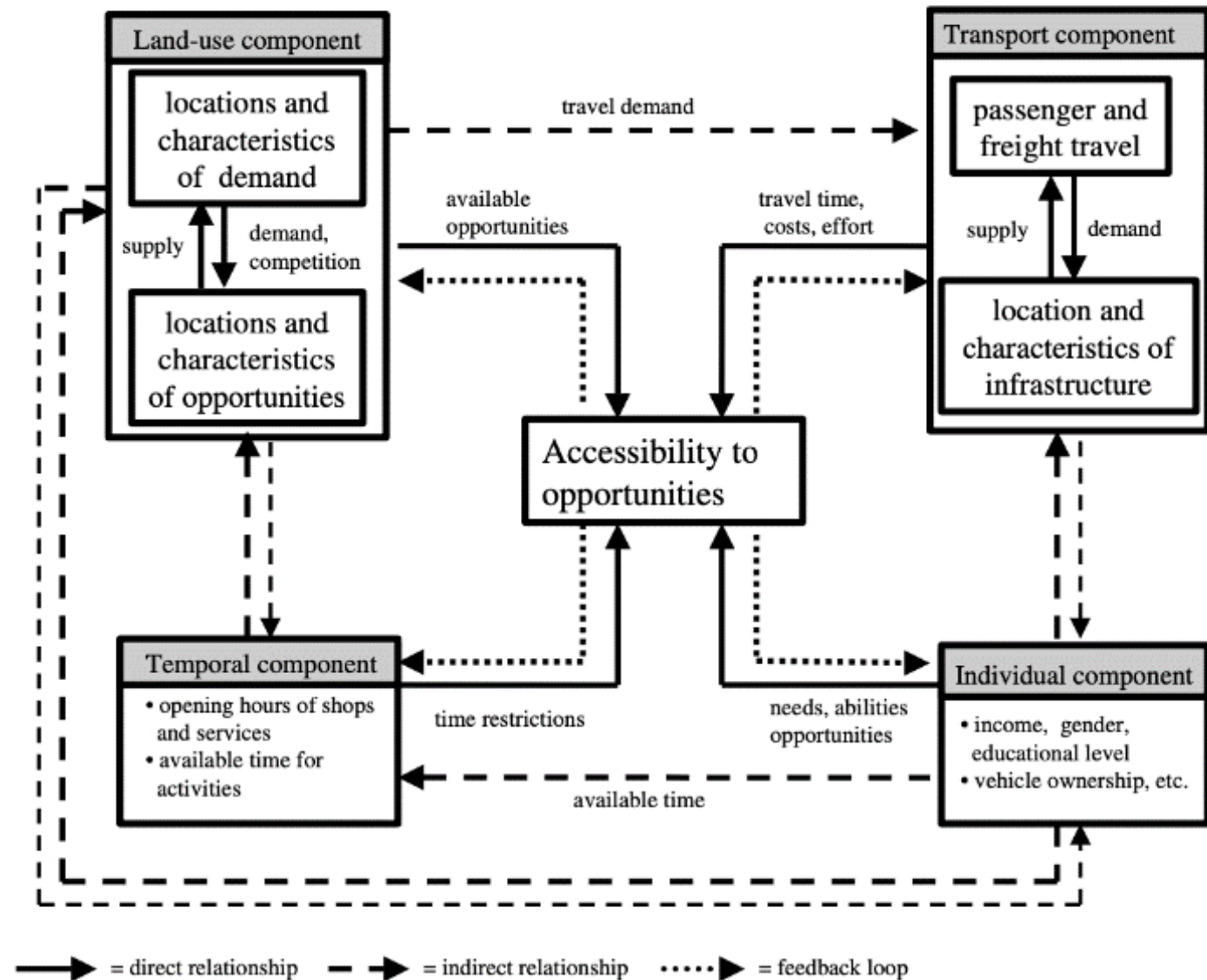
- Son las necesidades, habilidades y capacidades individuales de los demandantes.
  - Propósito (hacer, libre)
  - Percepciones.
  - Condición física.
  - Nivel educativo.



# Integración de dimensiones

- En la práctica es difícil integrar todas las variables y restricciones a la vez.
- Todas las variables tienen su importancia en el cálculo de la accesibilidad
- Resultados dependerán de su planteamiento y pesos asignados.
- Mantener los modelos simples

*K.T. Geurs, B. van Wee / Journal of Transport Geography 12 (2004) 127–140*



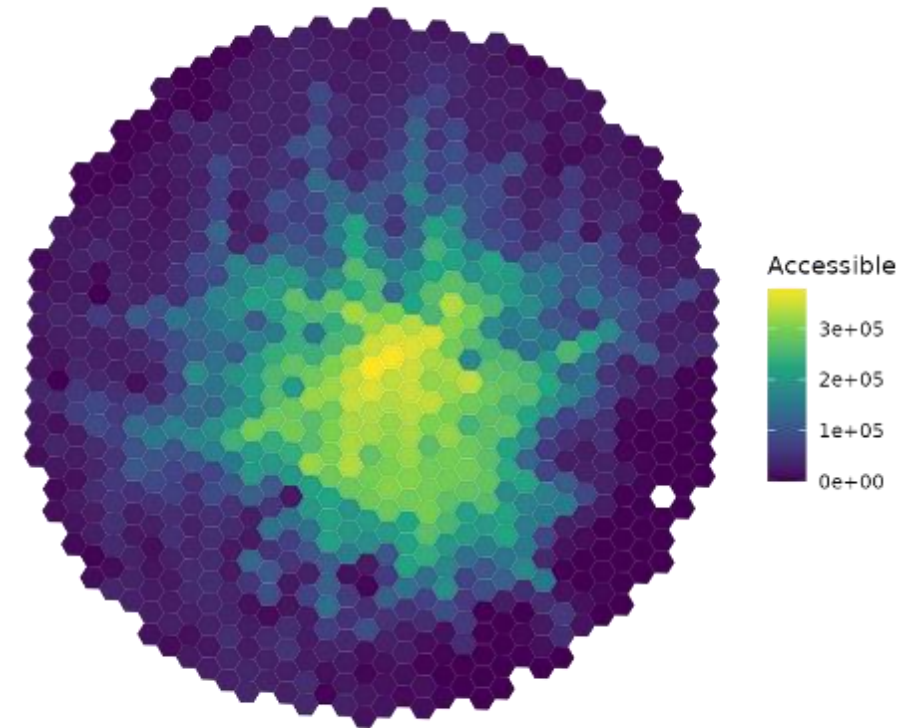
# Modelos gravitacionales

Miden la accesibilidad una oportunidad (servicios, actividades, destinos, etc.)

Se puede abordar de diferentes maneras:

- Cost to k closest
- Cumulative opportunities

Job accessibility by transit in under 30 min.



# Impedancia

- Las funciones de impedancia se utilizan en los modelos de Gravity-based para el cálculo de la accesibilidad.
- Integran el acceso a un servicio con el costo de desplazamiento (distancia, tiempo, dinero, etc.).
- A mayor costo de desplazamiento genera influencias decrecientes sobre la accesibilidad.

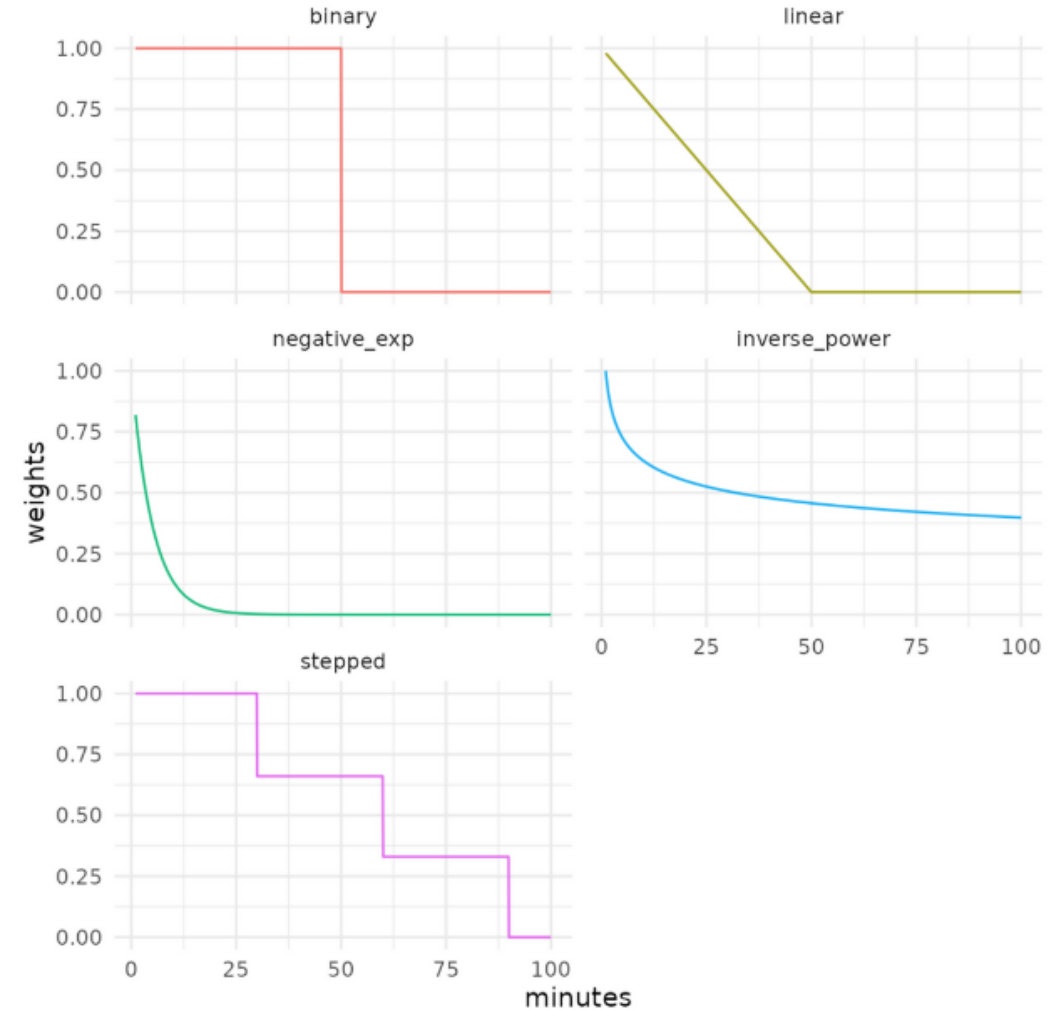


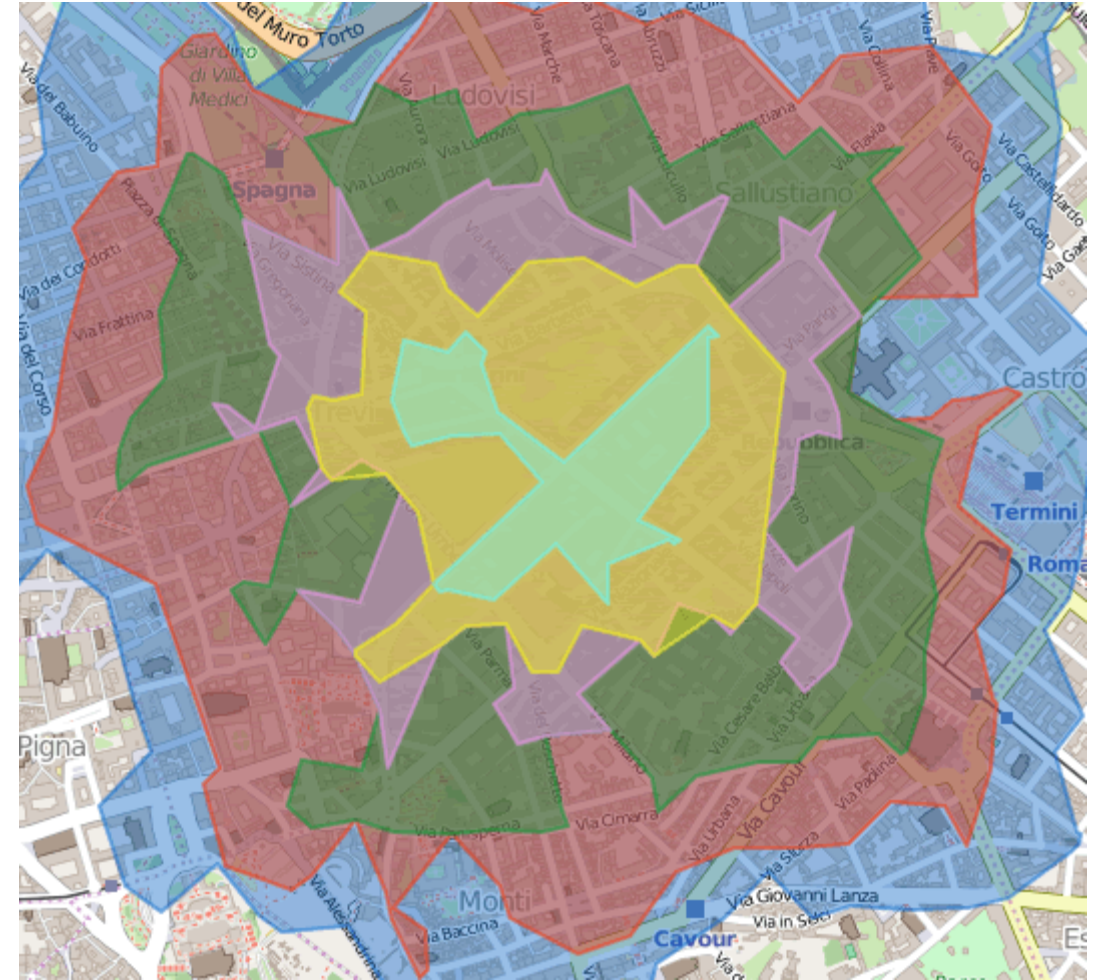
Imagen 10: Ejemplo gráfico de distintas funciones de decaimiento.  
(Pereira y Herszenhut, 2022)

[illegible]



# Isócronas

- Una isócrona se define como una línea en que algo ocurre o llega a la misma hora
- Se utilizan en la planificación del transporte y planificación urbana
- El mapa de isócronas muestra las áreas relacionadas con isócronos entre diferentes puntos
- Esto permite construir áreas de servicio de acuerdo a el tiempo que un usuario este dispuesto a viajar por este servicio.



# **Analisis de redes**

Dr. Raimundo Sánchez  
raimundo.sanchez@uai.cl  
@raimun2