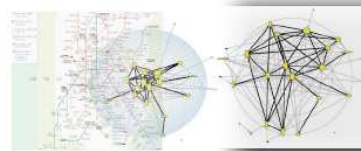




E.T.S.I. de Caminos, Canales y Puertos
Departamento de Ingeniería Civil y de la Edificación
Área de Ingeniería e Infraestructura de los Transportes



MODELOS MATEMÁTICOS
EN SISTEMAS DE TRANSPORTES
Ciudad Real 18 de octubre de 2007



**LOCALIZACIÓN DE PUNTOS DE AFOROS Y ESTIMACIÓN
DE VOLÚMENES DE TRÁFICO UTILIZANDO
REDES BAYESIANAS**

Santos Sánchez-Cambronero García-Moreno

Edificio Politécnico
Avda Camilo José Cela s/n
13.071 Ciudad Real

Teléfono: 926 25 53 00 ext: 3298
santos.sanchez@uclm.es

ÍNDICE GENERAL

- Introducción
- Redes Bayesianas como herramienta para el análisis de la demanda de tráfico
- Conclusiones

Santos Sánchez-Cambronero



ÍNDICE GENERAL

- Introducción
- Redes Bayesianas como herramienta para el análisis de la demanda de tráfico
- Conclusiones

Santos Sánchez-Cambronero



INTRODUCCIÓN

- Líneas de investigación del Equipo de Transportes de la Escuela de Caminos de Ciudad Real:
 - Nueva formulación de un modelo de elección de rutas basada en distribuciones tipo Weibull
 - Estimación y regeneración de matrices
 - Redes Bayesianas
 - Escaneo de matrículas
 - Localización de aforos de tráfico
 - Observabilidad
 - Redes Bayesianas
 - Escaneo de matrículas

Santos Sánchez-Cambronero



INTRODUCCIÓN

- Líneas de investigación del Equipo de Transportes de la Escuela de Caminos de Ciudad Real:
 - Nueva formulación de elección un modelo de rutas basada en distribuciones tipo Weibull
 - Estimación y regeneración de matrices
 - Redes Bayesianas
 - Escaneo de matrículas
 - Localización de aforos de tráfico
 - Observabilidad
 - Redes Bayesianas
 - Escaneo de matrículas

Santos Sánchez-Cambronero



ÍNDICE GENERAL

- Introducción
- Redes Bayesianas como herramienta para el análisis de la demanda de tráfico
- Conclusiones

Santos Sánchez-Cambronero



REDES BAYESIANAS

- Herramienta para predecir flujos de tráfico
- Herramienta para localizar puntos de aforo

REDES BAYESIANAS

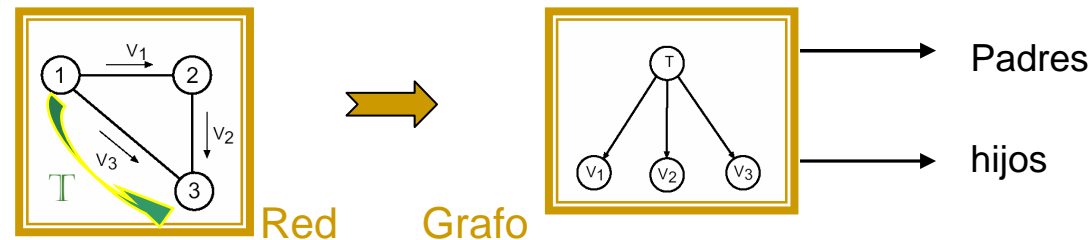
- Herramienta para predecir flujos de tráfico
- Herramienta para localizar puntos de aforo

REDES BAYESIANAS

Redes Bayesianas como herramienta para predecir flujos de tráfico

■ Definición de Red Bayesiana: par (G, P)

- G : Grafo acíclico dirigido



- P : Funciones de probabilidad condicionada

$$P = \{p(x_1 | \pi_1), \dots, p(x_n | \pi_n)\} \quad \longrightarrow \quad p(x) = \prod_{i=1}^n P(x_i | \pi_i)$$

Prob. condicionada
Prob. conjunta

■ Red Bayesiana Gaussiana

$$f(x) = (2\pi)^{-n/2} |\Sigma|^{-1/2} \exp\{-1/2(x - \mu)^T \Sigma^{-1}(x - \mu)\}$$

Santos Sánchez-Cambronero

REDES BAYESIANAS

Redes Bayesianas como herramienta para predecir flujos de tráfico

■ Hipotesis

1. Demanda entre pares (t_i)

- Variable Normal multivariada $N(\mu_T, \Sigma_T)$
- Correlación entre la demanda de los pares

$$t_i = k_i U + \eta_i$$

- U : nivel de demanda total
- k_j : peso relativo de cada par
- η_j : variabilidad de la demanda
- Formulación:

$$T = (K \mid I) \begin{pmatrix} U \\ \dots \\ \eta^T \end{pmatrix} \quad \Sigma_T = (K \mid I) \Sigma_{(U,\eta)} \begin{pmatrix} U \\ \dots \\ \eta^T \end{pmatrix} = \sigma_U K K^T + D_\eta$$

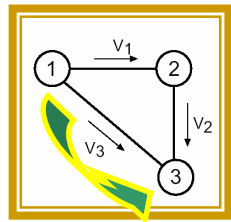
Santos Sánchez-Cambronero

REDES BAYESIANAS

Redes Bayesianas como herramienta para predecir flujos de tráfico

■ Hipotesis

2. Flujo en arcos (v_a)



$$\beta_1=0.6$$

$$\beta_2=0.6$$

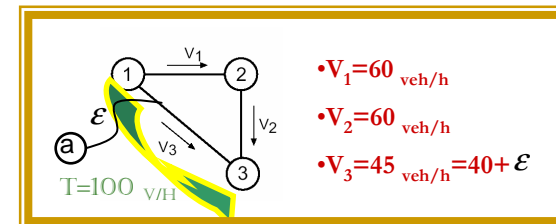
$$\beta_3=0.4$$

$$v_a | T \approx N \left(\mu_a + \sum_{i \in \Pi_a} \beta_{ai} (t_i - \mu_{Ti}), \psi_a^2 \right)$$

$$v_a = \sum_i \left(\sum_k p_{ik} \delta_{ak}^i \right) t_i = \sum_i \beta_{ai} t_i$$

$$v_a = \sum_i \beta_{ai} t_i + \sum_i \beta_{ai} \mu_{Ti} - \sum_i \beta_{ai} \mu_{Ti} = \sum_i \beta_{ai} \mu_{Ti} + \sum_i \beta_{ai} (t_i - \mu_{Ti})$$

$$V = \beta T + \varepsilon$$



$$\bullet V_1=60 \text{ veh/h}$$

$$\bullet V_2=60 \text{ veh/h}$$

$$\bullet V_3=45 \text{ veh/h} = 40 + \varepsilon$$

Santos Sánchez-Cambronero

REDES BAYESIANAS

Redes Bayesianas como herramienta para predecir flujos de tráfico

■ Hipotesis

2. Flujo en arcos (v_a)

- Variable normal

$$v_a | T \approx N \left(\mu_a + \sum_{i \in \Pi_a} \beta_{ai} (t_i - \mu_{Ti}), \psi_a^2 \right)$$

- Formulación

$$V = \beta T + \varepsilon$$

- Matriz de medias

$$\begin{pmatrix} T \\ V \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} I & | & 0 \\ - & + & - \\ \beta & | & I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} T \\ - \\ \varepsilon \end{pmatrix} \quad E[(T, V)] = \begin{pmatrix} E(U)K \\ \hline E(U)\beta K + E(\varepsilon) \end{pmatrix}$$

- Matriz de varianzas-covarianzas

$$\Sigma(T, V) = \begin{pmatrix} I & | & 0 \\ - & + & - \\ \beta & | & I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Sigma_T & | & 0 \\ - & + & - \\ 0 & | & D_\varepsilon \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I & | & 0 \\ - & + & - \\ \beta & | & I \end{pmatrix}^T = \begin{pmatrix} \Sigma_T & | & \Sigma_T \beta^T \\ \hline \beta \Sigma_T & | & \beta \Sigma_T \beta^T + D_\varepsilon \end{pmatrix}$$

Santos Sánchez-Cambronero

REDES BAYESIANAS

Redes Bayesianas como herramienta para predecir flujos de tráfico

■ Actualización del valor de las variables

- Y y Z conjuntos de variables aleatorias con distribución normal multivariada con:

$$\mu = \begin{pmatrix} \mu_Y \\ \mu_Z \end{pmatrix} \quad \Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_{YY} & \Sigma_{YZ} \\ \Sigma_{ZY} & \Sigma_{ZZ} \end{pmatrix}$$

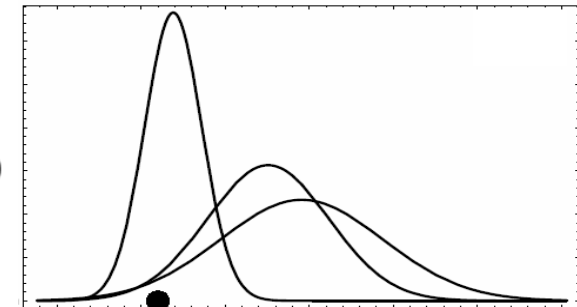
- Obtención de dato real (evidencia) $Z = z$ se obtiene:

$$\mu_{Y|Z=z} = \mu_Y + \Sigma_{YZ} \Sigma_{ZZ}^{-1} (z - \mu_Z)$$

$$\Sigma_{Y|Z=z} = \Sigma_{YY} - \Sigma_{YZ} \Sigma_{ZZ}^{-1} \Sigma_{ZY}$$

- Nueva función de densidad conjunta

$$f(t_1, t_2, \dots, t_m, v_1, v_2, \dots, v_n) = f_{N(\mu_T, \Sigma_T)}(t_1, t_2, \dots, t_m) \prod_{i=1}^n f_{N(\mu_a + \sum_{i \in \Pi_a} \beta_{ai}(t_i - \mu_{T_i}), \psi_a^2)}(v_j)$$



Santos Sánchez-Cambronero

REDES BAYESIANAS

Redes Bayesianas como herramienta para predecir flujos de tráfico

■ Formulación BN-ME

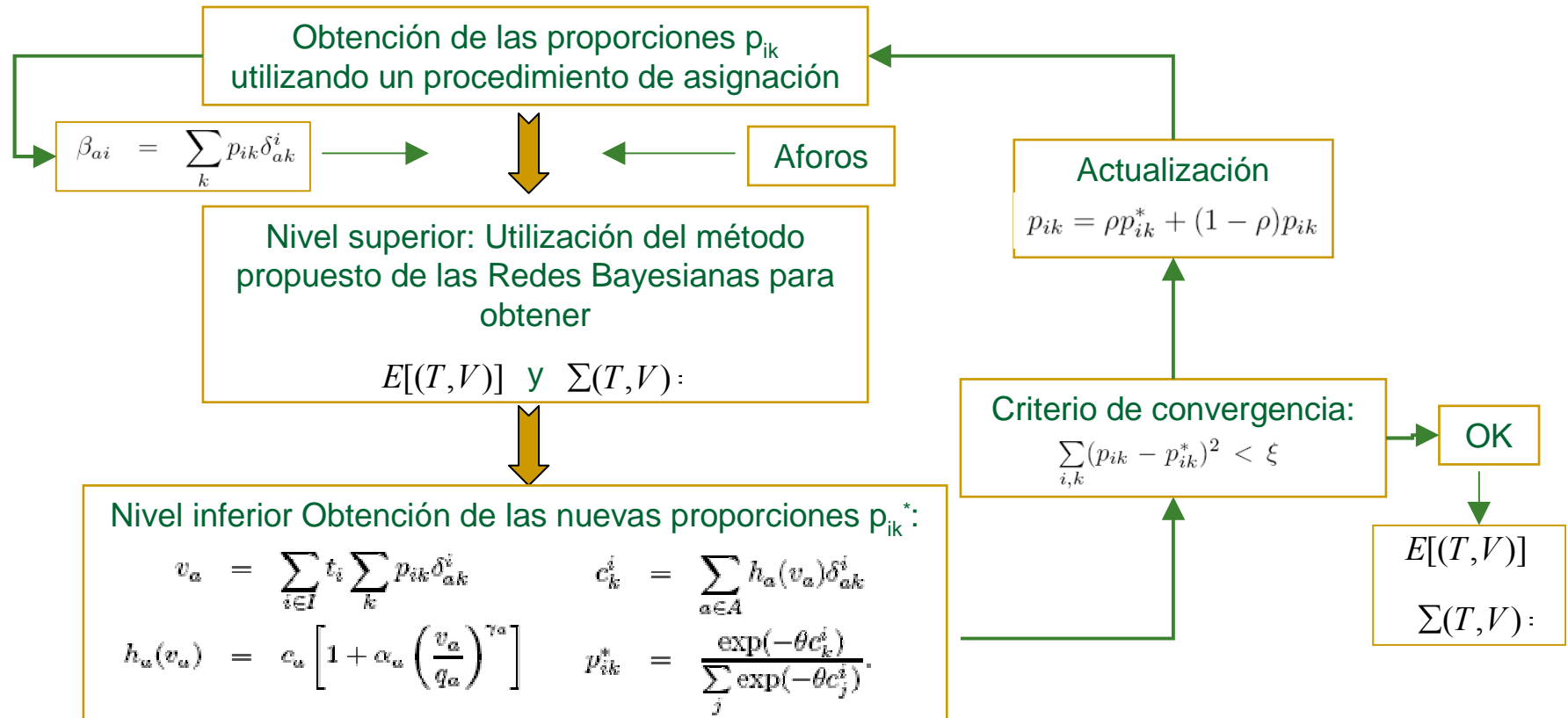
$$\begin{aligned} \beta_{ai} &= \sum_k p_{ik} \delta_{ak}^i \\ E[\mathbf{T}] &= E[U] \mathbf{K} \\ E[\mathbf{V}] &= E[U] \boldsymbol{\beta} \mathbf{K} + E[\boldsymbol{\varepsilon}] \\ \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{T}\mathbf{T}} &= \sigma_U^2 \mathbf{K} \mathbf{K}^T + \mathbf{D}_\eta \\ \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{T}\mathbf{V}} &= \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{T}\mathbf{T}} \boldsymbol{\beta}^T \\ \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{V}\mathbf{T}} &= \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{T}\mathbf{V}} \\ \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{V}\mathbf{V}} &= \boldsymbol{\beta} \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{T}\mathbf{T}} \boldsymbol{\beta}^T + \mathbf{D}_\varepsilon \\ E[\mathbf{Y} | \mathbf{Z} = \mathbf{z}] &= E[\mathbf{Y}] + \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{Y}\mathbf{Z}} \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{Z}\mathbf{Z}}^{-1} (\mathbf{z} - E[\mathbf{Z}]) \\ \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{Y} | \mathbf{Z} = \mathbf{z}} &= \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{Y}\mathbf{Y}} - \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{Y}\mathbf{Z}} \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{Z}\mathbf{Z}}^{-1} \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{Z}\mathbf{Y}} \\ E[\mathbf{Z} | \mathbf{Z} = \mathbf{z}] &= \mathbf{z} \\ \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{Z} | \mathbf{Z} = \mathbf{z}} &= \mathbf{0} \\ \mathbf{T} &= E[\mathbf{Y} | \mathbf{Z} = \mathbf{z}] |_{(\mathbf{Y}, \mathbf{Z}) = \mathbf{T}} \\ \mathbf{D}_\eta &= \text{Diag}(v E[\mathbf{T}]) \\ \mathbf{D}_\varepsilon &= \text{Diag}(\mathbf{0}), \end{aligned}$$

Santos Sánchez-Cambronero

REDES BAYESIANAS

Redes Bayesianas como herramienta para predecir flujos de tráfico

■ Formulación bi-nivel (opción 1: BN-ME y SUE)



Santos Sánchez-Cambronero

REDES BAYESIANAS

Redes Bayesianas como herramienta para predecir flujos de tráfico

■ Formulación bi-nivel (opción 2)

- Alternativa al SUE: modelo de asignación con desagregación del flujo en arcos según su origen y destino

■ Definición:

- $t_i \rightarrow t_{ks}$; demanda entre el origen **k** destino **s**
- Variables desagregadas
 - v_{ijks} ; flujo del nodo **i** al **j** que procede de **k** y va a **s**
 - $V_a \rightarrow W_{ij}$:

$$w_{ij} = \sum_{k,s} v_{ijks}$$

- $\beta_{ai} \rightarrow \beta_{ijks}$; proporción del par **k-s** que circula entre **i** y **j**

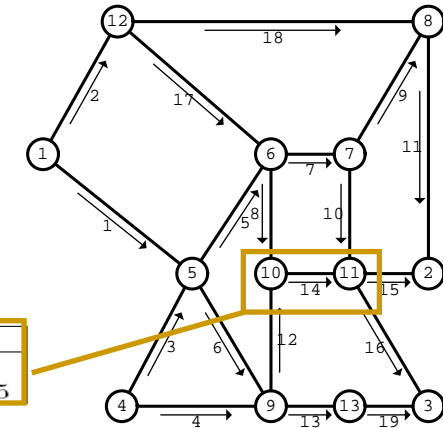
$$\beta_{ijks} = \frac{v_{ijks}}{t_{ks}} \longleftrightarrow \beta_{ai} = \sum_k p_{ik} \delta_{ak}^i$$

Santos Sánchez-Cambronero

REDES BAYESIANAS

Redes Bayesianas como herramienta para predecir flujos de tráfico

- Hipótesis:
 - Equilibrio de Wardrop
 - Minimización de la varianza



	Origin-Destination			
Link	1- 2	1- 3	4- 2	4- 3
10-11	5.0	136.5	248.0	136.5

Red de Nguyen-Dupuis

- Formulación (WMV):

$$\text{Minimize } Z = \sum_{l_{ij} \in A} \int_0^{c_{ij}} \left(\sum_{k,s} v_{ijk_s} \right) c_{ij}(v) dv + \frac{\alpha}{m} \sum_{l_{ij} \in A} \sum_{k,s} (v_{ijk_s} - \mu)^2$$

subject to

$$t_{ks}(\delta_{ik} - \delta_{is}) = \sum_{l_{ij} \in A} v_{ijk_s} - \sum_{l_{ji} \in A} v_{jik_s} \quad \forall i; \quad \forall k, s; \quad k \neq s,$$

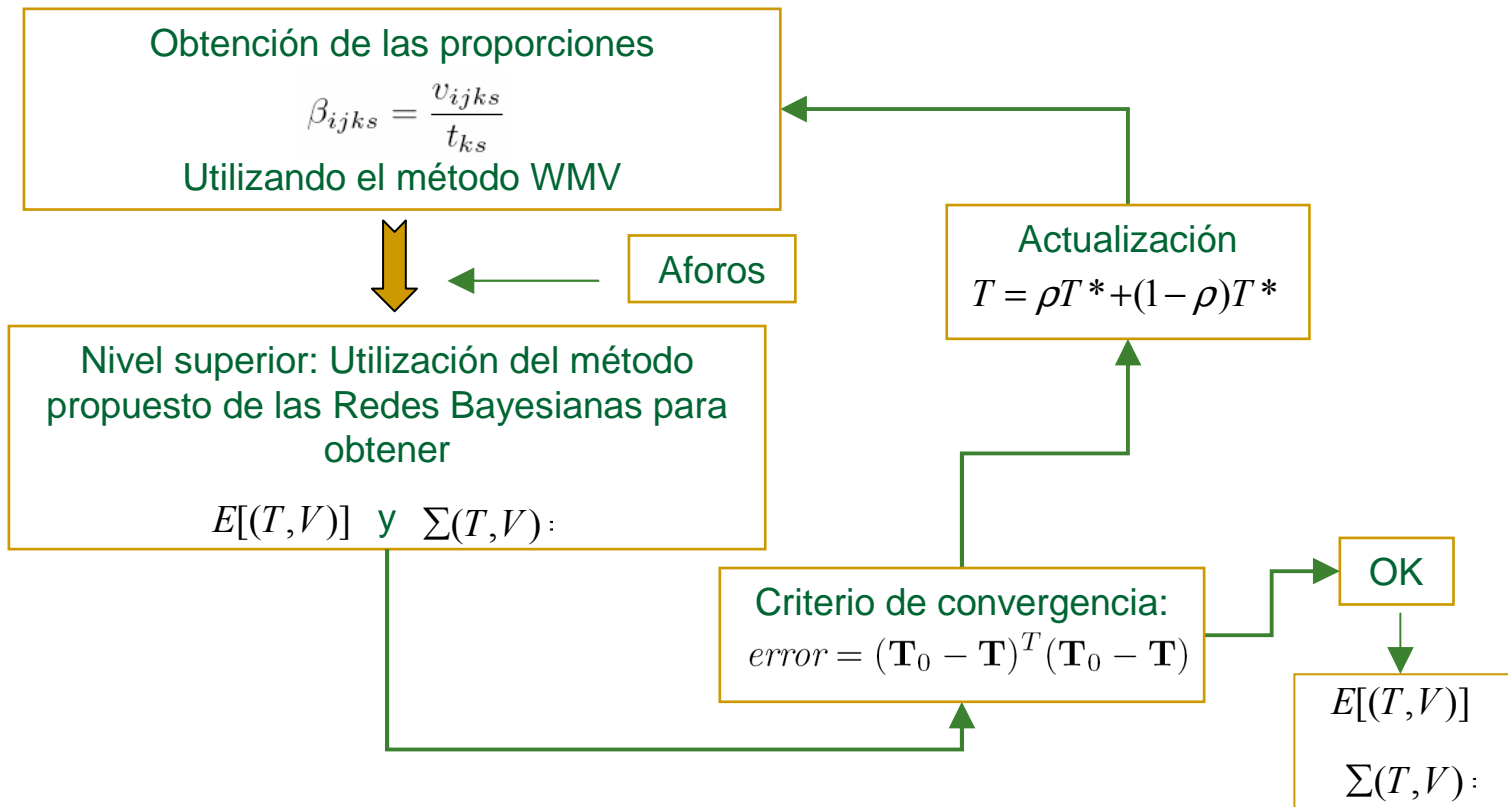
$$\mu = \frac{1}{m} \sum_{l_{ij} \in A} \sum_{k,s} v_{ijk_s},$$

Santos Sánchez-Cambronero

REDES BAYESIANAS

Redes Bayesianas como herramienta para predecir flujos de tráfico

■ Formulación bi-nivel (opción 2: BN-ME y WMV)



Santos Sánchez-Cambronero

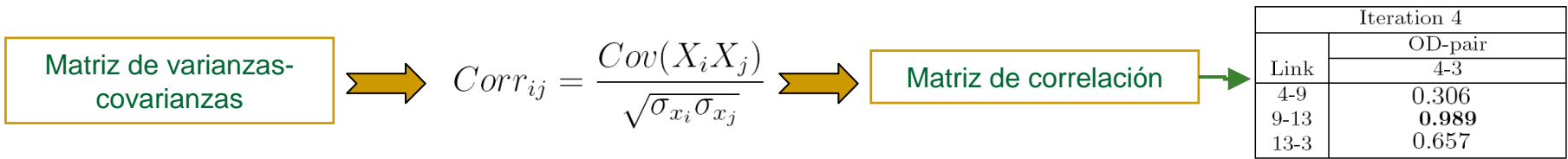
REDES BAYESIANAS

- Herramienta para predecir flujos de tráfico
- Herramienta para localizar puntos de aforo

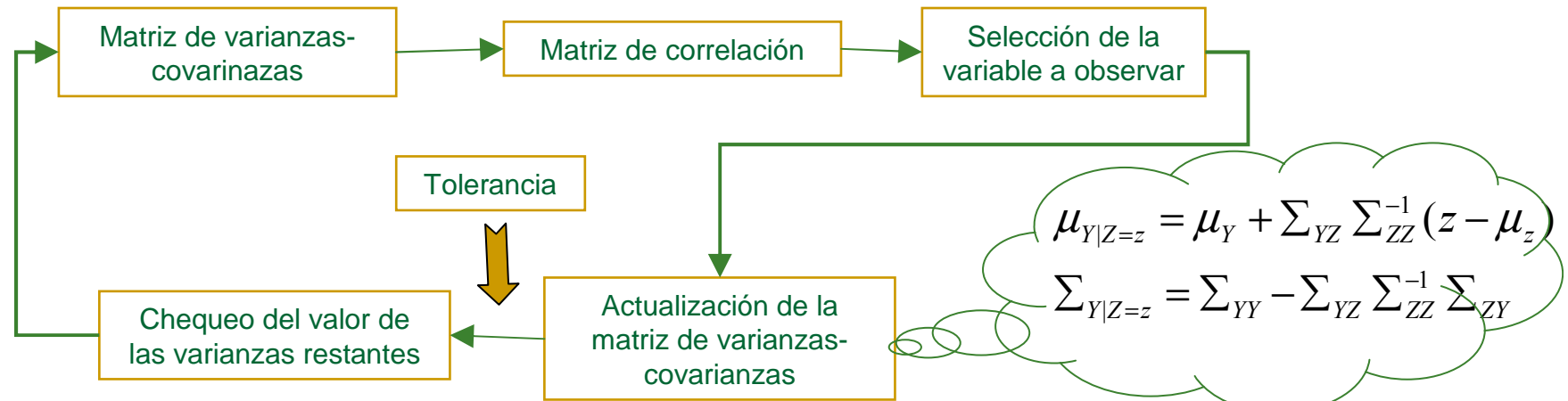
REDES BAYESIANAS

Localización de puntos de aforo

- Definición:
 - Método de la correlación



- Formulación

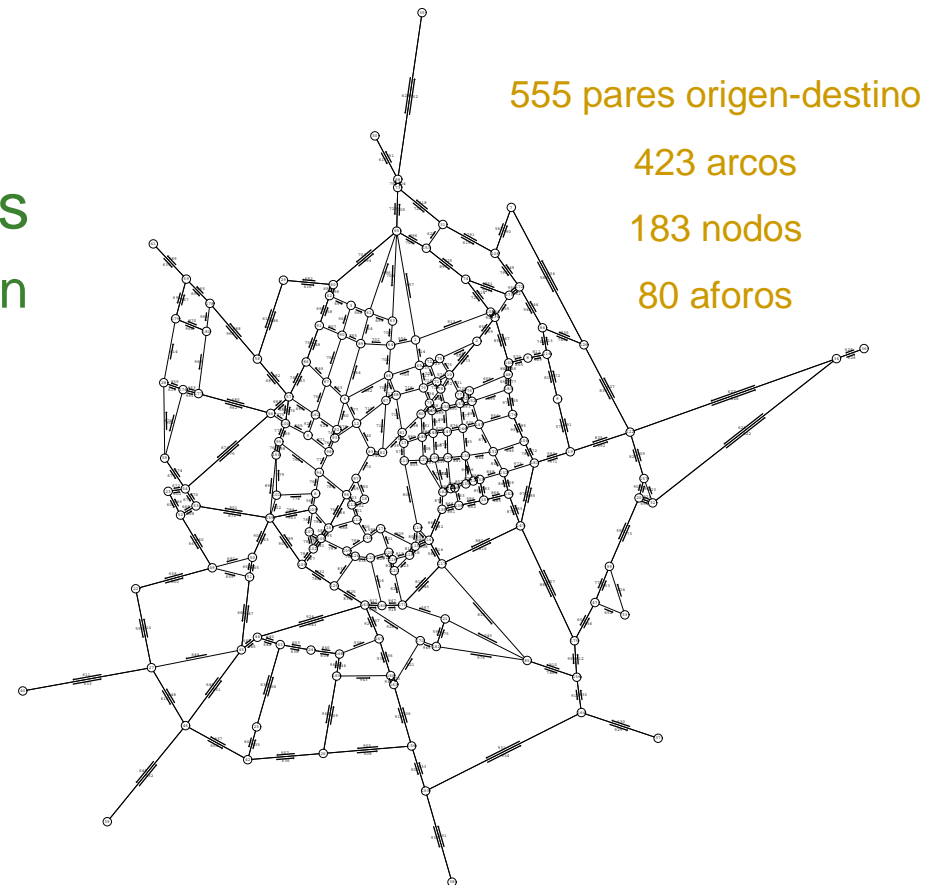


Santos Sánchez-Cambronero

REDES BAYESIANAS

Recapitulación

- Definición:
 - Localización de aforos
 - Método de la correlación
 - Modelo bi-nivel
 - ME: Red Bayesiana
 - Asignación: WMV
- Hipótesis
- Metodología



Santos Sánchez-Cambronero

ÍNDICE GENERAL

- Introducción
- Redes Bayesianas como herramienta para el análisis de la demanda de tráfico
- Conclusiones

Santos Sánchez-Cambronero



CONCLUSIONES

- Las Redes Bayesianas (BN-ME):
 - Son una buena herramienta para modelar la demanda.
 - Además de la predicción de variables, ofrece sus incertidumbres.
 - Permiten conocer la relación entre variables.
 - Permiten determinar la ubicación óptima de aforos.
- El modelo de asignación propuesto (WMV):
 - Desagrega los flujos en arcos por orígenes y destinos.
 - Ofrece más información que otros modelos.
 - No necesita enumerar rutas.

CONCLUSIONES

- La aplicación bi-nivel (BN-ME y WMV):
 - Resuelve de forma eficiente el problema de estimación de matrices y asignación de la demanda a partir de aforos de tráfico.
 - Ha sido probada con éxito en redes de tamaño pequeño y mediano (Nguyen-Dupuis, Sioux Falls y Ciudad Real).

REFERENCIAS

- Castillo, E., Menéndez, J. M., and Sánchez-Cambronero, S. (2008). Traffic estimation and optimal counting location without path enumeration using Bayesian networks. Special Issue on Traffic Computational Models. Computer Aided Civil and Infrastructure Engineering, 23, 2.
- Castillo, E., Menéndez, J. M., and Sánchez-Cambronero, S. (2008). Predicting traffic flow using Bayesian Networks. Transportation Research B (In Press)

Santos Sánchez-Cambronero

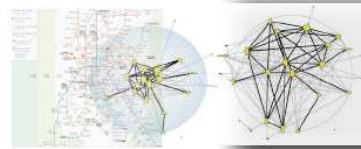




E.T.S.I. de Caminos, Canales y Puertos
Departamento de Ingeniería Civil y de la Edificación
Área de Ingeniería e Infraestructura de los Transportes



MODELOS MATEMÁTICOS
EN SISTEMAS DE TRANSPORTES
Ciudad Real 18 de octubre de 2007



**LOCALIZACIÓN DE AFOROS Y ESTIMACIÓN DE
VOLÚMENES DE TRÁFICO UTILIZANDO
REDES BAYESIANAS**

Santos Sánchez-Cambronero García-Moreno

Edificio Politécnico
Avda Camilo José Cela s/n
13.071 Ciudad Real

Teléfono: 926 25 53 00 ext: 3298
santos.sanchez@uclm.es