



# JORNADAS DE SEGUIMIENTO PROGRAMA TSI 2006

Proyecto TSI2004-06801-c04-03 Democracia electrónica: toma de  
decisiones complejas basadas en internet

Jacinto Martín Jiménez

Departamento de Matemáticas  
Universidad de Extremadura

18 Septiembre 2006





# Índice

- 1 **Equipo investigador**
- 2 Introducción
- 3 Objetivos
- 4 Resultados
  - Modelización de incertidumbre
  - Modelización de Preferencias
  - Maximización de la Utilidad Esperada:
  - Analisis de sensibilidad
- 5 Resumen





# Índice

- 1 Equipo investigador
- 2 Introducción
- 3 Objetivos
- 4 Resultados
  - Modelización de incertidumbre
  - Modelización de Preferencias
  - Maximización de la Utilidad Esperada:
  - Analisis de sensibilidad
- 5 Resumen





# Índice

- 1 Equipo investigador
- 2 Introducción
- 3 Objetivos
- 4 Resultados
  - Modelización de incertidumbre
  - Modelización de Preferencias
  - Maximización de la Utilidad Esperada:
  - Analisis de sensibilidad
- 5 Resumen





# Índice

- 1 Equipo investigador
- 2 Introducción
- 3 Objetivos
- 4 Resultados
  - Modelización de incertidumbre
  - Modelización de Preferencias
  - Maximización de la Utilidad Esperada:
  - Analisis de sensibilidad
- 5 Resumen





# Índice

- 1 Equipo investigador
- 2 Introducción
- 3 Objetivos
- 4 Resultados
  - Modelización de incertidumbre
  - Modelización de Preferencias
  - Maximización de la Utilidad Esperada:
  - Analisis de sensibilidad
- 5 Resumen





# Equipo Investigador

- Dr. José Pablo Arias Nicolás.  
Profesor Asociado. Escuela Universitaria de Cáceres.
- Dr. Emilio Hernández García.  
Profesor Titular de Universidad. Centro Universitario de Mérida.
- Dr. Carlos Pérez Sánchez.  
Contratado Doctor. Facultad de Veterinaria.
- Dra. M. Jesús Rufo Bazaga.  
Colaborador Doctor. Escuela Politécnica de Cáceres.
- Javier Hernández.  
Becario, Junta Extremadura.





## Equipo Investigador

- Dr. José Pablo Arias Nicolás.  
Profesor Asociado. Escuela Universitaria de Cáceres.
- Dr. Emilio Hernández García.  
Profesor Titular de Universidad. Centro Universitario de Mérida.
- Dr. Carlos Pérez Sánchez.  
Contratado Doctor. Facultad de Veterinaria.
- Dra. M. Jesús Rufo Bazaga.  
Colaborador Doctor. Escuela Politécnica de Cáceres.
- Javier Hernández.  
Becario, Junta Extremadura.







# Introducción

- Un mundo móvil y electrónico.
- Demanda creciente de participación en los procesos de Decisión.
- Promoción de soluciones cooperativas y colectivas a problemas.
- Conferencias de Decisión electrónicas:
  - Modo síncrono
  - Modo asíncrono





## Objetivos Propuestos

- 1 Desarrollar metodologías para el análisis de decisiones múltiples sobre la WWW, proporcionando el mecanismo mediante el que los grupos de interés pueden participar en el proceso de toma de decisiones.
- 2 Hacer prototipos e interfaces para conseguirlo.
- 3 Evaluar las herramientas y las metodologías en el contexto de escenarios hipotéticos que muestren las complejidades de los problemas reales.
- 4 Promover aproximaciones racionales, participativas e inclusivas en la toma de decisiones sociales.
- 5 Aprovechar la democracia y la red para la extracción y difusión del conocimiento relativo a la resolución científica de problemas altamente complejos referidos al gobierno de la sociedad





# Plan de Trabajo

- 1 Estructuración de problemas.
- 2 Modelización de incertidumbre.
- 3 Modelización de preferencias.
- 4 Maximización de la utilidad esperada.
- 5 Decisión en Grupo y Negociación
- 6 Análisis de sensibilidad.
- 7 Comunicación de riesgos.
- 8 Desarrollo de una infraestructura software para el apoyo de toma de decisiones basada en la web.
- 9 Aplicaciones Prácticas.
- 10 Minería de datos.





# Plan de Trabajo

- 1 Estructuración de problemas.
- 2 Modelización de incertidumbre.**
- 3 Modelización de preferencias.
- 4 Maximización de la utilidad esperada.
- 5 Decisión en Grupo y Negociación
- 6 Análisis de sensibilidad.
- 7 Comunicación de riesgos.
- 8 Desarrollo de una infraestructura software para el apoyo de toma de decisiones basada en la web.
- 9 Aplicaciones Prácticas.
- 10 Minería de datos.





# Plan de Trabajo

- 1 Estructuración de problemas.
- 2 **Modelización de incertidumbre.**
- 3 **Modelización de preferencias.**
- 4 Maximización de la utilidad esperada.
- 5 Decisión en Grupo y Negociación
- 6 Análisis de sensibilidad.
- 7 Comunicación de riesgos.
- 8 Desarrollo de una infraestructura software para el apoyo de toma de decisiones basada en la web.
- 9 Aplicaciones Prácticas.
- 10 Minería de datos.





# Plan de Trabajo

- 1 Estructuración de problemas.
- 2 **Modelización de incertidumbre.**
- 3 **Modelización de preferencias.**
- 4 **Maximización de la utilidad esperada.**
- 5 Decisión en Grupo y Negociación
- 6 Análisis de sensibilidad.
- 7 Comunicación de riesgos.
- 8 Desarrollo de una infraestructura software para el apoyo de toma de decisiones basada en la web.
- 9 Aplicaciones Prácticas.
- 10 Minería de datos.





# Plan de Trabajo

- 1 Estructuración de problemas.
- 2 **Modelización de incertidumbre.**
- 3 **Modelización de preferencias.**
- 4 **Maximización de la utilidad esperada.**
- 5 **Decisión en Grupo y Negociación**
- 6 **Análisis de sensibilidad.**
- 7 Comunicación de riesgos.
- 8 Desarrollo de una infraestructura software para el apoyo de toma de decisiones basada en la web.
- 9 Aplicaciones Prácticas.
- 10 Minería de datos.





# Plan de Trabajo

- 1 Estructuración de problemas.
- 2 **Modelización de incertidumbre.**
- 3 **Modelización de preferencias.**
- 4 **Maximización de la utilidad esperada.**
- 5 **Decisión en Grupo y Negociación**
- 6 **Análisis de sensibilidad.**
- 7 Comunicación de riesgos.
- 8 Desarrollo de una infraestructura software para el apoyo de toma de decisiones basada en la web.
- 9 Aplicaciones Prácticas.
- 10 Minería de datos.







# Plan de Trabajo

- 1 Estructuración de problemas.
- 2 **Modelización de incertidumbre.**
- 3 **Modelización de preferencias.**
- 4 **Maximización de la utilidad esperada.**
- 5 **Decisión en Grupo y Negociación**
- 6 **Análisis de sensibilidad.**
- 7 **Comunicación de riesgos.**
- 8 Desarrollo de una infraestructura software para el apoyo de toma de decisiones basada en la web.
- 9 Aplicaciones Prácticas.
- 10 Minería de datos.





# Plan de Trabajo

- 1 Estructuración de problemas.
- 2 **Modelización de incertidumbre.**
- 3 **Modelización de preferencias.**
- 4 **Maximización de la utilidad esperada.**
- 5 **Decisión en Grupo y Negociación**
- 6 **Análisis de sensibilidad.**
- 7 Comunicación de riesgos.
- 8 **Desarrollo de una infraestructura software para el apoyo de toma de decisiones basada en la web.**
- 9 Aplicaciones Prácticas.
- 10 Minería de datos.





# Plan de Trabajo

- 1 Estructuración de problemas.
- 2 **Modelización de incertidumbre.**
- 3 **Modelización de preferencias.**
- 4 **Maximización de la utilidad esperada.**
- 5 **Decisión en Grupo y Negociación**
- 6 **Análisis de sensibilidad.**
- 7 Comunicación de riesgos.
- 8 Desarrollo de una infraestructura software para el apoyo de toma de decisiones basada en la web.
- 9 **Aplicaciones Prácticas.**
- 10 Minería de datos.





# Plan de Trabajo

- 1 Estructuración de problemas.
- 2 **Modelización de incertidumbre.**
- 3 **Modelización de preferencias.**
- 4 **Maximización de la utilidad esperada.**
- 5 **Decisión en Grupo y Negociación**
- 6 **Análisis de sensibilidad.**
- 7 Comunicación de riesgos.
- 8 Desarrollo de una infraestructura software para el apoyo de toma de decisiones basada en la web.
- 9 Aplicaciones Prácticas.
- 10 **Minería de datos.**





## Resultados Obtenidos: Modelización de Incertidumbre

- 1 Se ha propuesto un marco general para el análisis bayesiano de mixturas de distribuciones unidimensionales pertenecientes a la familia exponencial.
- 2 Se han conseguido resultados para modelizar datos, continuos o discretos, provenientes de subpoblaciones.
- 3 El modelo propuesto permite, si se considera necesario, distinguir las subpoblaciones.
- 4 Se han extendido los resultados al caso multidimensional, atendiendo especialmente a distribuciones de la familia multinomial.
- 5 Puesto que los datos pueden ser en muchos casos imprecisos, se han analizado modelos multinomiales con datos mal clasificados.





## Resultados Obtenidos: Modelización de Incertidumbre

- 1 Se ha propuesto un marco general para el análisis bayesiano de mixturas de distribuciones unidimensionales pertenecientes a la familia exponencial.
- 2 Se han conseguido resultados para modelizar datos, continuos o discretos, provenientes de subpoblaciones.
- 3 El modelo propuesto permite, si se considera necesario, distinguir las subpoblaciones.
- 4 Se han extendido los resultados al caso multidimensional, atendiendo especialmente a distribuciones de la familia multinomial.
- 5 Puesto que los datos pueden ser en muchos casos imprecisos, se han analizado modelos multinomiales con datos mal clasificados.





## Resultados Obtenidos: Modelización de Incertidumbre

- 1 Se ha propuesto un marco general para el análisis bayesiano de mixturas de distribuciones unidimensionales pertenecientes a la familia exponencial.
- 2 Se han conseguido resultados para modelizar datos, continuos o discretos, provenientes de subpoblaciones.
- 3 El modelo propuesto permite, si se considera necesario, distinguir las subpoblaciones.
- 4 Se han extendido los resultados al caso multidimensional, atendiendo especialmente a distribuciones de la familia multinomial.
- 5 Puesto que los datos pueden ser en muchos casos imprecisos, se han analizado modelos multinomiales con datos mal clasificados.





## Resultados Obtenidos: Modelización de Incertidumbre

- 1 Se ha propuesto un marco general para el análisis bayesiano de mixturas de distribuciones unidimensionales pertenecientes a la familia exponencial.
- 2 Se han conseguido resultados para modelizar datos, continuos o discretos, provenientes de subpoblaciones.
- 3 El modelo propuesto permite, si se considera necesario, distinguir las subpoblaciones.
- 4 Se han extendido los resultados al caso multidimensional, atendiendo especialmente a distribuciones de la familia multinomial.
- 5 Puesto que los datos pueden ser en muchos casos imprecisos, se han analizado modelos multinomiales con datos mal clasificados.







## Resultados Obtenidos: Modelización de Incertidumbre

- 1 Se ha propuesto un marco general para el análisis bayesiano de mixturas de distribuciones unidimensionales pertenecientes a la familia exponencial.
- 2 Se han conseguido resultados para modelizar datos, continuos o discretos, provenientes de subpoblaciones.
- 3 El modelo propuesto permite, si se considera necesario, distinguir las subpoblaciones.
- 4 Se han extendido los resultados al caso multidimensional, atendiendo especialmente a distribuciones de la familia multinomial.
- 5 Puesto que los datos pueden ser en muchos casos imprecisos, se han analizado modelos multinomiales con datos mal clasificados.





## Tesis Doctoral:

María Jesús Rufo Bazaga (2005)

**Análisis bayesiano de mixturas de distribuciones de la familia exponencial,**

Departamento de Matemáticas, Universidad de Extremadura.  
Sobresaliente cum laude por unanimidad





## Artículos Aceptados

- 1 Rufo, M. J., Martín, J. and Pérez, C. J. (2006). Bayesian analysis of finite mixture models of distributions from exponential families. *Computational Statistics*.
- 2 M. J. Rufo, C. Pérez and J. Martín. (2006) Bayesian analysis of finite mixtures of multinomial and negative-multinomial distributions. *Computational Statistics and data Analysis*.





## Artículos Enviados

- 1 M. J. Rufo, J. Martín and C. Pérez. (2005) A Bayes Factor Approach to calculate the number of components in a mixture model.
- 2 C. J. Pérez, F. J. Girón, J. Martín, M. Ruiz, and C. Rojano. (2005) Misclassified Multinomial Data: A Bayesian Approach.
- 3 M. Ruiz, F. J. Girón, C. J. Pérez, C. Rojano and J. Martín. (2005) A Bayesian model for multinomial sampling with misclassified data.

## Software

BMMS: Bayesian Mixture Model Selection.





## Congresos

- 1 M. J. Rufo, Martín, J. y Pérez, C. (2004) Bayesian Analysis For Finite Mixtures Of Exponential Distributions, *6th World Congress of the Bernoulli Society and 67th Annual Meeting of the IMS*, Barcelona.
- 2 Rufo, M.J., Pérez, C. y Martín, J. (2006) A Bayesian analysis of Multinomial mixture models, *Bayesian Statistics VIII*, Benidorm.
- 3 Rufo, M.J., Martín, J. y Pérez, C. (2006) Computing Bayes factor for finite mixture models with conjugate priors, ????? Roma





## Estancias

- 1 El Dr. Carlos Pérez ha realizado dos estancias en la Universidad de Málaga para estudiar los problemas con datos imprecisos. Ha colaborado con los Drs. Javier Girón y Carlos Rojano.





- 1 Se ha propuesto un método para la agregación de preferencias para problemas de decisión en grupo.
- 2 Es un modelo asíncrono. Primero, cada individuo ordena algunas alternativas; después el grupo se pone de acuerdo respecto a un subgrupo de alternativas; finalmente un modelo de regresión logística ajusta el modelo de decisión para el grupo.
- 3 Se ha propuesto un modelo basado en decisión para la selección de imágenes.
- 4 El modelo se ha aplicado a imágenes médicas.





- 1 Se ha propuesto un método para la agregación de preferencias para problemas de decisión en grupo.
- 2 Es un modelo asíncrono. Primero, cada individuo ordena algunas alternativas; después el grupo se pone de acuerdo respecto a un subgrupo de alternativas; finalmente un modelo de regresión logística ajusta el modelo de decisión para el grupo.
- 3 Se ha propuesto un modelo basado en decisión para la selección de imágenes.
- 4 El modelo se ha aplicado a imágenes médicas.







- 1 Se ha propuesto un método para la agregación de preferencias para problemas de decisión en grupo.
- 2 Es un modelo asíncrono. Primero, cada individuo ordena algunas alternativas; después el grupo se pone de acuerdo respecto a un subgrupo de alternativas; finalmente un modelo de regresión logística ajusta el modelo de decisión para el grupo.
- 3 Se ha propuesto un modelo basado en decisión para la selección de imágenes.**
- 4 El modelo se ha aplicado a imágenes médicas.





- 1 Se ha propuesto un método para la agregación de preferencias para problemas de decisión en grupo.
- 2 Es un modelo asíncrono. Primero, cada individuo ordena algunas alternativas; después el grupo se pone de acuerdo respecto a un subgrupo de alternativas; finalmente un modelo de regresión logística ajusta el modelo de decisión para el grupo.
- 3 Se ha propuesto un modelo basado en decisión para la selección de imágenes.**
- 4 El modelo se ha aplicado a imágenes médicas.**





## Artículo Aceptado

- 1 Arias, J. P., Pérez, C. y Martín, J. (2006?) A logistic regression-based pairwise comparison method to aggregate preferences, *Group Decision and negotiation*.

## Artículo Enviado

- 1 Arias-Nicolás, J. P., Durán M. L., J., Martín, J. y Rodríguez, P. G. (2005). An image classification-aided method by pairwise comparison applied to CBIR.





## Artículo Aceptado

- 1 Arias, J. P., Pérez, C. y Martín, J. (2006?) A logistic regression-based pairwise comparison method to aggregate preferences, *Group Decision and negotiation*.

## Artículo Enviado

- 1 Arias-Nicolás, J. P., Durán M. L., J., Martín, J. y Rodríguez, P. G. (2005). An image classification-aided method by pairwise comparison applied to CBIR.





## Ponencias en congreso

- 1 Arias-Nicolás, J.P. and Pérez, C. (2004), "Multi-participant Decision Making under Incomplete Group Preference Information". CMP 04: Multiple Participants Decision Making, 12-14 de mayo en Praga (República Checa).
- 2 Arias-Nicolás, J.P., Disdier, C., Durán M.L., J. y Rodríguez, P.G. (2006) Logistic regression in content-based image retrieval applied to medicine. 3rd World Conference on Computational Statistics & Data Analysis, 28-31 de Octubre, Limassol (Chipre).





## Colaboración

- 1 Se ha colaborado con el Grupo de Ingeniería de Medios dirigido por los profesores Dr. Manuel Barrena y Dr. Pablo G. Rodríguez, y con el médico Dr. Carlos Disdier en el desarrollo del modelo para la clasificación de imágenes.





- 1 Para el cálculo de la alternativa óptima, asociada a la máxima utilidad esperada, es necesario recurrir en problemas complejos a métodos de aproximación. Hemos realizado un estudio sobre la utilización de números cuasi-aleatorios en modelos de simulación obteniendo resultados más eficientes que con los números pseudo-aleatorios.
- 2 En problemas multicriterio o con muchos decisores, el concepto de solución es el conjunto eficiente. Hemos propuesto un método para aproximar dicho conjunto en problemas continuos.





## Maximización de la Utilidad Esperada:

- 1 Para el cálculo de la alternativa óptima, asociada a la máxima utilidad esperada, es necesario recurrir en problemas complejos a métodos de aproximación. Hemos realizado un estudio sobre la utilización de números cuasi-aleatorios en modelos de simulación obteniendo resultados más eficientes que con los números pseudo-aleatorios.
- 2 En problemas multicriterio o con muchos decisores, el concepto de solución es el conjunto eficiente. Hemos propuesto un método para aproximar dicho conjunto en problemas continuos.







## Artículos Publicados

- 1 Martín, J., Bielza, C. y Ríos Insua, D. (2005) Approximating nondominated sets in continuous problems, *Naval research Logistics*, 52, 469-480.
- 2 Pérez, C., Martín, J., Rufo, M. J. y Rojano, C. (2005) Quasi-Random Sampling Importance Resampling. *Communications in Statistics. Simulation and Computation*, 34, 97-112.

## Artículo enviado

- 1 Pérez, C. Martín, J., Rojano, C. y Girón, F.J. (2004) Efficient generation of random vectors, *tercera revisión*.





- 1 En problemas complejos es muy importante comprobar que las suposiciones iniciales no influyen excesivamente en las conclusiones.
- 2 Hemos propuesto métodos de análisis de sensibilidad para modelos complejos resueltos por Métodos de Montecarlo basados en cadenas de Markov.
- 3 Hemos realizado estudios para obtener el conjunto no dominado en problemas de decisión con funciones de pérdida convexas.
- 4 Hemos propuesto un método, basado en el error relativo, para discriminar alternativas dentro del conjunto no dominado.
- 5 Hemos realizado un estudio general sobre análisis de sensibilidad en estadística y decisión Bayesianas.





- 1 En problemas complejos es muy importante comprobar que las suposiciones iniciales no influyen excesivamente en las conclusiones.
- 2 Hemos propuesto métodos de análisis de sensibilidad para modelos complejos resueltos por Métodos de Montecarlo basados en cadenas de Markov.
- 3 Hemos realizado estudios para obtener el conjunto no dominado en problemas de decisión con funciones de pérdida convexas.
- 4 Hemos propuesto un método, basado en el error relativo, para discriminar alternativas dentro del conjunto no dominado.
- 5 Hemos realizado un estudio general sobre análisis de sensibilidad en estadística y decisión Bayesianas.





- 1 En problemas complejos es muy importante comprobar que las suposiciones iniciales no influyen excesivamente en las conclusiones.
- 2 Hemos propuesto métodos de análisis de sensibilidad para modelos complejos resueltos por Métodos de Montecarlo basados en cadenas de Markov.
- 3 Hemos realizado estudios para obtener el conjunto no dominado en problemas de decisión con funciones de pérdida convexas.
- 4 Hemos propuesto un método, basado en el error relativo, para discriminar alternativas dentro del conjunto no dominado.
- 5 Hemos realizado un estudio general sobre análisis de sensibilidad en estadística y decisión Bayesianas.





- 1 En problemas complejos es muy importante comprobar que las suposiciones iniciales no influyen excesivamente en las conclusiones.
- 2 Hemos propuesto métodos de análisis de sensibilidad para modelos complejos resueltos por Métodos de Montecarlo basados en cadenas de Markov.
- 3 Hemos realizado estudios para obtener el conjunto no dominado en problemas de decisión con funciones de pérdida convexas.
- 4 Hemos propuesto un método, basado en el error relativo, para discriminar alternativas dentro del conjunto no dominado.
- 5 Hemos realizado un estudio general sobre análisis de sensibilidad en estadística y decisión Bayesianas.





- 1 En problemas complejos es muy importante comprobar que las suposiciones iniciales no influyen excesivamente en las conclusiones.
- 2 Hemos propuesto métodos de análisis de sensibilidad para modelos complejos resueltos por Métodos de Montecarlo basados en cadenas de Markov.
- 3 Hemos realizado estudios para obtener el conjunto no dominado en problemas de decisión con funciones de pérdida convexas.
- 4 Hemos propuesto un método, basado en el error relativo, para discriminar alternativas dentro del conjunto no dominado.
- 5 Hemos realizado un estudio general sobre análisis de sensibilidad en estadística y decisión Bayesianas.





## Artículos Publicados

- 1 Ruggeri, F., Ríos Insua, D. y Martín, J. (2005) Robust bayesian statistics, en Dey, Rao (eds) Bayesian Statistics, Handbook of statistics, 25, 623-666, North-Holland.
- 2 C. Pérez, J. Martín y M. J. Rufo (2006) MCMC-based Local Parametric sensitivity estimations, *Computational Statistics & Data Analysis*.
- 3 Arias, J.P., Martín, J. y Suárez, A. (2006) The nondominated set in bayesian decision problems with convex loss functions. *Communications in Statistics. Theory and Methods* 35, 593-607.
- 4 C. Pérez, J. Martín y M. J. Rufo (2006) Sensitivity estimations for Bayesian inference models solved by MCMC methods, RESS, *Reliability Engineering & System Safety*, 91, 1310-1314.





## Artículos enviados

- 1 Arias, J.P., Martín, J., Ruggeri, F. y Suárez, A., (2005) Optimal actions in problems with convex loss functions.
- 2 Arias, J.P., Martín, J., Ruggeri, F. y Suárez, A., (2005) On a generalized bayesian relative sensitivity measure.
- 3 Arias-Nicolás, J.P., Martín, J., Suárez-Llorens, A. (2006).  $L_p$  loss functions: A robust bayesian approach.

## Congresos

- 1 Arias-Nicolás, J.P., Martín, J., Ruggeri, F. y Suárez, A. (2005) The least sensitive action in Bayesian Inference. 3rd World Conference on Computational Statistics & Data Analysis, 28-31 de Octubre, Limassol (Chipre).
- 2 Arias-Nicolás, J.P., Martín, J., Rufo, M.J. and Suárez-Llorens, A. (2006). "Robust actions under convex loss functions"







## Estancias

- 1 El Dr. Pablo Arias ha realizado dos estancias en la Universidad de Cádiz para estudiar los problemas de sensibilidad sobre el conjunto no dominado y nuevas medidas de sensibilidad. Ha colaborado con el Dr. Alfonso Suárez-Llorens.





# Resumen

- 1 9 artículos en revistas, de ellos 8 en revistas incluidas en JCR
- 2 8 artículos enviados a revistas
- 3 7 asistencias a congresos
- 4 4 estancias en otras universidades
- 5 Colaboración con investigadores del proyecto: Drs. David Ríos Insua, Fabricio Ruggeri y Concha Bielza.





- 1 Colaboración con otros investigadores: Pablo garcía, Manolo Barrena, Diego Bote (Uex), Javier Girón y Carlos Rojano (U. Málaga), Alfonso Suárez-LLOrens (U. Cádiz), médicos...
- 2 Asistencia a curso de verano: *Democracia Electrónica* 4-8 de julio 05. Fundación Universidad Rey Juan Carlos. Lugar de celebración: Aranjuez.

