

UNIVERSIDAD DE VALLADOLID



# PROYECCIÓN DE MODELOS FITOCLIMÁTICOS FUNCIONALES EN ESCENARIOS PALEOCLIMÁTICOS

---

España, 2012

UNIVERSIDAD DE VALLADOLID



# PROYECCIÓN DE MODELOS FITOCLIMÁTICOS FUNCIONALES EN ESCENARIOS PALEOCLIMÁTICOS

---

**Presentada por:**

**Ma.Fernanda Jiménez Buitrago**

**Tesis**

**Para optar por la Maestría en Investigación en Ingeniería para la Conservación y Uso  
Sostenible de Sistemas Forestales**

**Director:**

**Dr. Julián Gonzalo Jiménez**

**España, 2012**

**Firma Tutor**

---

**Jurados**

---

---

---

## **AGRADECIMIENTOS**

A la Universidad de Valladolid y el programa de Becas Iberoamérica + Asia del Banco Santander, por darme la oportunidad de ampliar mis horizontes personales y profesionales.

A mis padres, mis amigos y colegas en Colombia que siempre me apoyan, creen en mis capacidades y siempre me dieron fuerza para superar las adversidades.

A todos mis profesores y compañeros en Palencia por hacerme la vida más bonita lejos de casa, su amistad es un tesoro.

Al Dr. Carlos Bojacá, docente de la Universidad Jorge Tadeo Lozano, por su oportuna guía.

Félix Ruiz eres mi motivo más grande.

## Contenido

RESUMEN.....	1
ABSTRACT .....	1
INTRODUCCIÓN.....	2
MATERIALES Y MÉTODOS.....	7
Base de Datos .....	7
Variables Independientes.....	8
Variables Dependientes.....	11
Modelos Aditivos Generalizados.....	11
Factores Fitoclimáticos .....	14
Proyección de Modelo Fitoclimático y Análisis Discriminante.....	14
RESULTADOS .....	19
DISCUSION DE RESULTADOS.....	27
CONCLUSIONES .....	29
BIBLIOGRAFÍA.....	30

## RESUMEN

Este trabajo tiene como objetivo proyectar el modelo fitoclimático elaborado para España Peninsular, Gonzalo (2010), hacia el Holoceno Medio (6000 BP) utilizando el modelo GCM UBRIS-HadCM3M2 y validar ésta proyección con datos procedentes de yacimientos paleobotánicos peninsulares. Se han desarrollado Modelos Aditivos Generalizados (GAM) que permiten la articulación de variables con comportamientos no lineales y distribuciones no normales para la explicar variables climáticas y fitoclimáticas logrando la regionalización de las variables a escala 1km\*1km. Las proyecciones muestran a España Peninsular más húmeda y con inviernos más cálidos en el Holoceno Medio, como posible consecuencia de cambios en la órbita terrestre y en la estacionalidad de la época. Finalmente se comparan las especies encontradas en cuatro yacimientos datadas para 6000 BP con especies forestales titulares de los distintos subtipos fitoclimáticos para observar la distribución geográfica de subtipos y la correspondencia con las especies, encontrando la predominancia de los géneros *Betula*, *Pinus* y *Fagus* junto con las especies *Q. ilex* y *Q. robur*.

## ABSTRACT

The goal of this work is project a Phytoclimatic model for Peninsular Spain by Gonzalo (2010), to the Mid-Holocene (6000 BP) using the model UBRIS-HadCM3M2 and validate this project with paleobotanical data from peninsular deposits. Have been developed Generalized Additive Models (GAM) which allow the joint variables with non-linear and non-normal distribution behavior to explain climatic variables and phytoclimatic, obtaining a downscaling 1km\*1km. The projections shown at Peninsular Spain wetter and warmer winters in the 6000 BP, possibly resulting from changes in Earth orbit and seasonality of this time. Finally are compared species found in four deposits dated to Mid-Holocene with forest species characteristics of subtypes phytoclimatic to observe the geographical distribution of subtypes and correspondence with finding the predominance of genus *Betula*, *Pinus* y *Fagus* and species *Q. ilex* y *Q. robur*.

## INTRODUCCIÓN

Un modelo fitoclimático se compone de cálculos matemáticos de datos de clima que de alguna forma son determinantes fitológicamente, es decir que tienen influencia sobre el crecimiento y distribución de determinadas. Éstos modelos fitoclimáticos relacionan grupos de vegetación generalmente procedentes de clasificaciones fisionómicas con factores fitoclimáticos que determinan la presencia, ausencia y continuidad de éstos grupos y de sus especies características, esto se resume en que al establecer las características de una forma de vida vegetal se haga relacionando las características fisionómicas con aspectos ecológicos y climáticos clave que hagan particular a una forma de vida (Gonzalo, 2010).

El modelo integral de Allué-Andrade (1990, 1995, 1997), se da a partir de un modelo morfogenésico desarrollado por el mismo autor y es construido partiendo de numerosos datos de estaciones meteorológicas elaborando climodiagramas, igualmente fueron determinados los factores fitoclimáticos y a través de una análisis estadístico se establecieron ámbitos o clasificaciones para el desarrollo de las especies, éste modelo se apoya en la clasificación vegetal de Brockmann-Jerosch & Rübél (1912). Ya que no se tiene certeza absoluta de cómo los factores climáticos tienen conexión o efecto en el desarrollo establecimiento y mantenimiento de una forma de vida vegetal en una zona, dado que se tienen múltiples influencias más allá de una simple interacción con el clima (Gonzalo, 2010) además están presentes la adaptación y la capacidad amortiguadora de cada especie (Allué Andrade, 1997), los modelos fitoclimáticos se proponen para tener un acercamiento sustentado estadísticamente.

Otro ejemplo de éste tipo de modelos es el modelo de Box (1981) en el que se abarcan formas de vida vegetal y no formaciones vegetales, éste modelo incluye ocho variables climáticas como temperaturas medias, intervalo anual de temperaturas mensuales, precipitación anual entre otras y la diferenciación dentro del sistema se da por la combinación de aspectos relativos a tipos de hoja (hábitos fotosintéticos) y la estacionalidad o fenología de las especies dominantes, éste modelo ha sido empleado para relacionar escenarios de cambio climático. Otras clasificaciones comúnmente empleadas son Thornthwaite, Gaussen, Holdridge entre otros.

Este trabajo pretende proyectar el modelo fitoclimático elaborado para España Peninsular, Gonzalo (2010), hacia el Holoceno Medio (6000 BP/6k) utilizando el modelo GCM UBRIS-HadCM3M2 y validar ésta proyección con datos procedentes de yacimientos paleobotánicos peninsulares, éste modelo está basado en tipos funcionales y usa datos meteorológicos de la Agencia Estatal de Meteorología **AEMET** del periodo 1951-1999 para el cálculo de factores fitoclimáticos a partir de la regionalización de variables de clima, igualmente son modeladas las variables climáticas con auxiliares (**altitud, distancia a la costa, radiación potencial y nubosidad**) evaluando la fidelidad de especies forestales para cada subtipo fitoclimático cotejando datos de presencia-ausencia del II Inventario Forestal Nacional.

La proyección del modelo se realiza con datos paleo-ambientales derivados de modelos de circulación atmosférica, gracias a éstos modelos es posible simular los climas en el pasado y su comportamiento (Zhang *et al.*, 2010). Son varios los trabajos orientados a simular o proyectar situaciones climáticas hacia el Holoceno medio como el caso de Hargreaves & Annan (2009) donde se señala que el análisis de los modelos de predicción se da hacia el futuro y se evalúan en cómo son capaces de predecir el clima actual, sin embargo su eficiencia puede ser limitada por lo que proponen cotejar los modelos de predicción climática con datos estimados para el Holoceno Medio ya que puede ser una buena analogía para el cambio climático a futuro, a su vez Mitchell (1990) sugiere que el análisis de los cambios del paleoclima puede proporcionar herramientas para una adecuada proyección hacia futuros cambios en el clima. Sin embargo dentro de este trabajo la proyección se realizará más allá de datos de clima y se apoyará en datos paleobotánicos para completar el análisis de la relación entre clima y la distribución de la vegetación, ésta información paleo-ecológica permite obtener información sobre la estructura vegetal del pasado ya que los paleo-datos a partir Holoceno medio revelan algunos cambios importantes que pueden ser relevantes para el cambio climático futuro (Hargreaves & Annan, 2009), por ello son empleados en análisis de escenarios pasados mediante la regionalización de variables.

Otros trabajos como los de de Cheddadi *et al.* (1997) y Wohlfahrt *et al.* (2004), muestran que en las reconstrucciones climáticas existe una interacción de varios factores en los procesos desarrollados por el sistema climático, además existen interacciones de éste con el océano y la superficie están implicadas en la generación o cambio de los fitoclimas, es así como el análisis de la relación vegetación-clima muestra la polivalencia, por ejemplo el documento IPCC (2007) indica que se presenta sensibilidad a la alta intensidad radiativa causada por los cambios en la cobertura de hielo, el albedo de la superficie, cobertura de nieve y

extensión de cobertura en las latitudes Norte cuando se analizan las predicciones de modelos climáticos.

Ya que se busca proyectar el modelo desarrollado por Gonzalo (2010) las variables climáticas de un Modelo de Circulación General GCM serán regionalizadas esperando que el modelo GCM pueda tener una resolución lo más detallada posible, ya que las variables trabajadas en el modelo de éste autor se encuentran en una resolución de 1 Km. Los modelos GCM son empleados para representar la dinámica atmosférica por medio de ecuaciones e igualmente para representar el comportamiento a escala global del clima, con resultados de baja resolución. El Paleoclimatic Modelling Intercomparison Project Phase II (PMIP2), ofrece una serie de panoramas climáticos y sus modelos GCM permite tener un panorama de los escenarios climáticos pasados en subsistemas y de las interacciones entre ellos mediante modelos acoplados océano-atmósfera (Braconnot *et al.*, 2007). La regionalización o downscaling estadístico es un instrumento que permite hacer una aproximación entre los resultados de los GCM's y lo solicitado para la investigación sobre el impacto del cambio climático. Éste procedimiento busca que exista una relación entre las variables simuladas y las variables regionales; las relaciones deben poder ser probadas estadísticamente, para la evaluación de este método algunos autores se basan en el coeficiente de correlación (Huth *et al.*, 2008).

Las técnicas utilizadas para realizar la regionalización de variables son múltiples, Trigo y Palutikof (2001) muestran las principales aplicaciones de las técnicas de downscaling en la región ibérica como los análisis de correlación canónica, análisis de componentes principales, redes neuronales artificiales entre otros. Huth (2002), muestra un análisis de varios métodos de downscaling para una región del occidente de Europa con métodos de regresión lineal múltiple (RLM), análisis de correlación canónica (ACC), análisis de descomposición en valor singular (SDV), e indica que el más común es el ACC; igualmente hace algunas observaciones a cerca de el manejo de datos y la combinación de predictores para evitar sesgos en los análisis, éstos métodos son evaluados por medio de indicadores como la varianza explicada o raíz cuadrada media junto con el método de la inflación; su estudio concluye que para esta región occidental de Europa, el método más acertado es el MRL con stepwise.

El método a usar en este trabajo son los Modelos Aditivos Generalizados (GAM). Los GAM son similares a los Modelos Lineales Generalizados, son su versión semi-paramétrica su

diferencia radica en que sus funciones son aditivas suavizadas, usan funciones de enlace para lograr una relación entre la media de una variable respuesta y la función suavizada de las variables explicativas (Guisan et. al, 2002), adicionalmente permite deducir relaciones de tipo no-lineal y no-normal entre la variable explicada y las explicativas que se han elegido (Hastie & Tibschirani, 1990). En un GAM el predictor lineal predecirá una función suavizada monótona del valor esperado de la respuesta, entonces la respuesta podrá seguir una distribución de la familia exponencial, o tener una varianza conocida relacionada, permitiendo el uso de un enfoque cuasi-verosimilitud (Wood, 2006) se presenta de la siguiente forma:

**Ecuación 1 Estructura General de un GAM**

$$y=f_1(x_1)+f_2(x_2)+\dots\dots\dots f_p(x_p) +e$$

Para este trabajo es importante establecer la relación existente entre el clima y la vegetación en el pasado, apoyados en los datos GCM se hace un cruce de información con datos de polen.

El modelo ha integrado variables climáticas y fisiográficas que son una referencia más constante en el tiempo ya que son menos sensibles a los grandes cambios en comparación con otras variables brindando cierta estabilidad y confianza a las proyecciones de downscaling paleo-climáticos (Vrac *et al.*, 2007). Una vez se tengan regionalizadas las variables y proyectado el modelo a el 6000BP, se procede a la validación por medio de yacimientos paleobotánicos completando así el análisis con la distribución de especies del Paleobioma, produciendo mapas de distribución de forma tal que los datos son agrupados por taxones teniendo en cuenta la tolerancia climática, cada taxón es referenciado con un valor de afinidad a cada bioma produciendo una distribución que representa el bioclima con características geográficas particulares limitadas para cada ambiente, adicionalmente se pueden estudiar en cada bioma otros aspectos bioclimáticos (Prentice *et al.*, 1996). Los datos de polen permiten tener un punto para la validación de las interacciones atmosféricas con la biosfera y los sistemas oceánicos entre otras mediante el análisis de modelos climáticos en conjunto con modelos de vegetación apoyándonos en la tesis que estas relaciones no son constantes a lo largo del tiempo y que los cambios en la distribución de las plantas son en su mayoría impulsados por los cambios de humedad y temperatura, siendo ésta última la variable climática más importante (Marchant *et al.*, 2004).

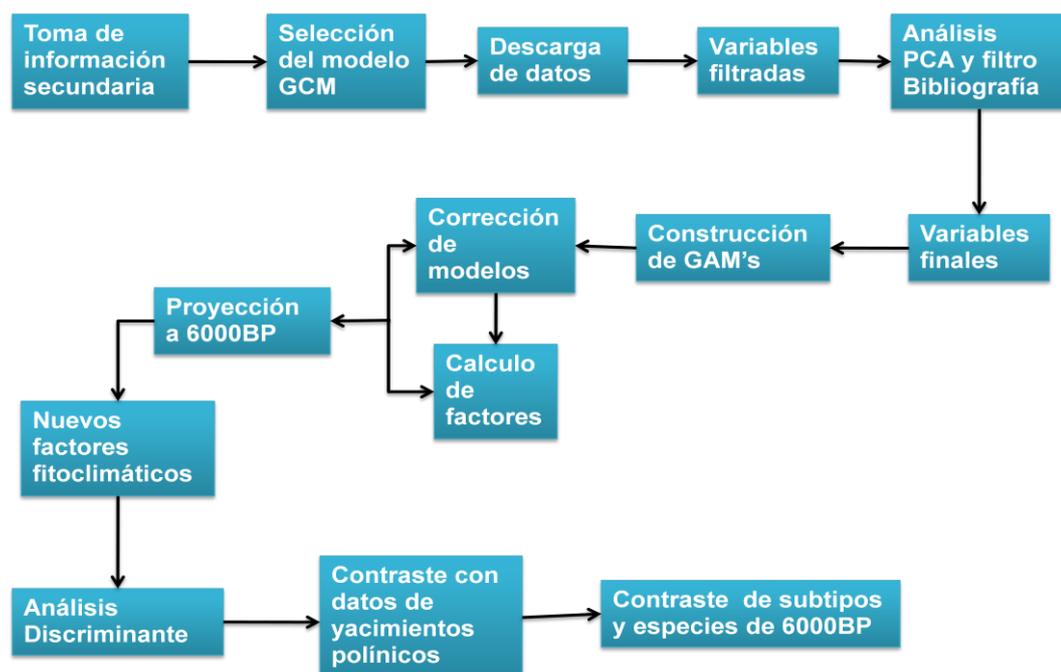
La influencia de las condiciones climáticas en la presencia de especies forestales serán analizadas en este trabajo relacionando los resultados de la validación con las condiciones climáticas del Holoceno Medio en el hemisferio norte, investigadas previamente por autores como Kerwin *et al.*, (1999) en el que se conjugan aspectos como el forzamiento astronómico u orbital junto con el análisis de variables como la temperatura de la superficie del mar y el comportamiento del hielo marino determinando así la influencia de las alteraciones orbitales en la forma y cantidad de radiación solar que alcanzaba cada zona latitudinal, teniendo en cuenta que estos cambios originaron que el Holoceno Medio tuviese periodos más cálidos en el verano en comparación con los veranos actuales y que los inviernos fuesen más fríos y esto solo en el Hemisferio Norte.

## MATERIALES Y MÉTODOS

En este capítulo se presentan las bases de datos, tipos de datos, programas y procedimientos utilizados en este proyecto. En la Figura 1 se enmarca de forma general el procedimiento.

Para el análisis de datos son empleados los paquetes estadísticos "R" con su paquete mgcv (R Development Core Team, 2011) para la elaboración de los modelos GAM y el programa IBM® SPSS® versión 20 para la elaboración de PCA, análisis discriminante y análisis de contingencia.

Figura 1 Procedimiento del proyecto



### Base de Datos

Los datos climáticos para este trabajo fueron descargados del *Paleoclimate Modelling Intercomparasion Project 2 (PMIP2)*.

La fase 2 de PMIP se centra en el estudio de las interacciones climáticas que se dan en los sistemas climáticos evaluando la capacidad de los modelos climáticos para hacer

proyecciones en condiciones directamente opuestas a las condiciones climáticas actuales. Dentro de los múltiples modelos ofrecidos por el proyecto se escogió el modelo UBRIS-HadCM3M2 cuyas características satisfacen el nivel de resolución requerida para tener mayor detalle. Éste modelo cuenta con una resolución de 1.25° x 1.25° para el modelo oceánico y 2.5° (LAT) x 3.75° (LON) para la atmósfera y años de 360 días (Gordon *et al.*, 2000). Los datos descargados corresponden a las latitudes Norte 35°, 37.5°, 40°, 42.5° y 45°, y a las longitudes Este 0°, 3.75°, 348,75°, 352.5° y 356,25° correspondiente al área geográfica de España peninsular, dando un total de 25 observaciones mensuales en cada punto de la cuadrícula referenciado para un año 0 (0K) que corresponde al año de referencia 1950 y para el año 6000BP que hace referencia al Holoceno Medio (6K).

### **Variables Independientes**

Para la elaboración de los modelos de downscaling (en 0k) fueron descargadas 143 variables atmosféricas (Tabla 1) útiles para ser analizadas sin embargo no todas las variables contenían el total de información siendo estas eliminadas en el proceso de filtrado de información. Algunas de estas variables se subdividen a su vez en otras, es decir que existen valores específicos para niveles de presión atmosférica, esto se puede apreciar en variables como Nubosidad (**CL**), Humedad Relativa (**HUR**), Humedad Específica (**HUS**), Temperatura del Aire (**TA**), Viento hacia el Este (**UA**) y componente de viento Meridional (**VA**).

La forma como los modelos atmosféricos presentan estas variables está reglamentado por un documento del IPCC elaborado por el panel de simulación de clima (WGCM) y con colaboración del Program for climate model Diagnosis and Intercomparison (PCMDI 2)<sup>1</sup>.

Ya que la cantidad de datos disponibles sigue siendo grande se procede filtrar las 143 variables escogiendo aquellas que satisfacen un nivel de significancia adecuado. Hay que tener en cuenta que algunas variables se sobre explican y es necesario continuar con las sean más sobresalientes en el Análisis de Componentes Principales (ACP) teniendo así un grupo más reducido de variables representativas como es señalado en las metodologías de

---

<sup>1</sup> [http://www-pcmdi.llnl.gov/ipcc/standard\\_output.pdf](http://www-pcmdi.llnl.gov/ipcc/standard_output.pdf)

downscaling utilizadas por Huth (1999, 2002), Huth *et. al.*, (2008) y Schoof & Pryor (2001) en las que se recomienda un pre-filtrado de los datos usando ACP.

**Tabla 1 Variables Independientes Descargadas de PMIP2, Modelo UBRIS-HadCM3M2<sup>2</sup>.**

Variable	Número	Unidad	Descripción
CL*	10	%	Nubosidad
CLT	1	%	Cobertura total de nubosidad
EVSPSBL	1	kg m-2 s-3	Superficie Total de Evaporación
HFLS	1	W m-2	Flujo de Calor Latente
HUR*	17	%	Humedad Relativa
HUS*	17	m s-1	Humedad Específica
HUSS	1	kg kg-1	Humedad Específica
PR	1	kg m-2 s-1	Precipitación Total
PRC	1	kg m-2 s-2	Precipitación Convectiva
PS	1	PA	Superficie de Presión
PSL	1	PA	Temperatura del Aire al Nivel del Mar
RLDS	1	W m-2	Descenso en la radiación de Honda Larga
RLDSCS	1	W m-2	Descenso en la radiación de Honda Larga en cielo despejado
RLS	1	W m-2	Superficie Neta de Descenso en Radiación de Honda Larga
RLUS	1	W m-2	Descenso en la Radiación Ascendente de Honda Larga
RLUT	1	W m-2	Descenso en Radiación emitida en lo más alto de la atmósfera
RLUTCS	1	W m-2	Descenso en Radiación emitida en lo más alto de la atmósfera en cielo despejado
RSDS	1	W m-2	Superficie de descenso de onda corta en flujo de aire
RSDSCS	1	W m-2	Superficie de descenso de onda corta en flujo de aire en cielo despejado
RSDT	1	W m-2	Superficie de descenso de onda corta en lo más alto de la atmósfera
RSS	1	W m-2	Superficie de radiación neta de onda corta descendente
RST	1	W m-2	Radiación neta de Honda Corta en lo más alto de la atmósfera
RSUS	1	W m-2	Radiación de Honda Corta Reflejada
RSUSCS	1	W m-2	Radiación de Honda Corta Reflejada en cielo despejado
RSUT	1	W m-2	Radiación de Honda Corta en lo más alto de la Atmósfera
RSUTCS	1	W m-2	Radiación de Honda Corta en lo más alto de la Atmósfera en cielo despejado
RTMT	1	W m-2	La radiación neta en la parte superior del modelo
SND	1	M	Espesor de nieve
TA*	17	K	Temperatura del Aire
TAS	1	K	Temperatura del Aire (2m)
TASMAX	1	K	Temperatura máxima del aire
TASMIN	1	K	Temperatura mínima del aire
TS	1	K	Temperatura de superficie
UA*	17	m s-1	Viento hacia el Este (10m)

<sup>2</sup> \* Variables con niveles de presión atmosférica

<b>UAS</b>	1	m s-1	Viento hacia el Oeste (10m)
<b>VA*</b>	17	m s-1	Componente de Viento Meridional
<b>VAS</b>	1	m s-2	Viento Hacia el Norte (10m)
<b>ZG*</b>	17	M	Altura Geopotencial
<b>Total 143</b>			

El objetivo de un ACP es hallar componentes o factores que de forma sucesiva expliquen un porcentaje alto de la varianza total, es decir que el primer componente es el que explica la mayor parte de la varianza y los sucesivos explicarán lo que no explicaba el anterior porque los componentes principales no se encuentran correlacionados, el uso de este procedimiento busca simplificar los datos para una fácil interpretación (Hernández, 1998). El apoyo gráfico es fundamental para determinar qué cantidad de componentes hacen la mayor explicación.

Para la realización de este análisis se conforman grupos de variables, es decir que las variables que tienen mediciones en diferentes presiones atmosféricas (**CL, HUR, HUS, TA, UA, VA y ZG**) que en general cuentan con 17 niveles de presión atmosférica son agrupadas para determinar cuál de ellas es quien explica mejor la varianza. Éste procedimiento se formula de esta manera ya que en una primera prueba no se logró tener un resultado claro sobre los componentes formados.

Los trabajos previos sobre downscaling muestran que la elección de las variables se da gracias a que éstas proporcionan la información de la estructura atmosférica, en el caso del análisis de precipitaciones proporciona una valoración de agua disponible además es más favorable tomar aquellas que están comúnmente disponibles para facilitar comparaciones posteriores o complementar simulaciones (Schoof & Pryor, 2001). Complementando el grupo de variables se encuentran las fisiográficas: Altitud (msnm), pendiente (grados), orientación de la pendiente (llano, N, NE, E, SE S, SW, W, NW) y distancia a costa (distancia Euclidiana, en metros) calculadas todas a partir del Modelo Digital de Elevaciones de España Peninsular *DEM 250 MONA pro Europe* (desarrollado por la empresa GEOSYS DATA y usado por Gonzalo (2010)), con una resolución de 0,0025° en proyección UTM-Huso 30. En el caso de la distancia a costa se calculó a partir de la línea de costa de la Península y de Francia.

Los Modelos de Circulación Global presentan una resolución baja (en el caso de UBRIS-HadCM3M2 es de  $2.5^{\circ}$  (LAT) x  $3.75^{\circ}$  (LON)) ya que se pretenden hacer predicciones en periodos muy extensos, por tanto la producción de datos más detallados sería poco sustentable. La regionalización es indispensable en estudios de impactos a nivel local esto hace que tener un dato para una superficie grande sea insuficiente, esta situación se intensifica si se conocen cambios de las variables climáticas en un sistema regional (FIC, 2005). El downscaling proporciona información más confiable y compatible con las variables independientes a analizar.

### **Variables Dependientes**

Las variables climáticas a modelar con los GAM (0k) son las regionalizadas en el modelo fitoclimático de Gonzalo (2010): Temperatura media mensual  $t$ , precipitación total mensual  $p$ , temperatura media de las máximas  $tmmc$ , y temperatura media de las mínimas  $tmmf$  (medias del periodo), éstas fueron trabajadas partiendo de datos de la Red Nacional de Estaciones Meteorológicas de la Agencia Estatal de Meteorología para el periodo 1951-1999 y son el resultado de un análisis geoestadístico correogionalizado a una resolución de  $1\text{km} \times 1\text{km}$  trabajadas en la Diagnósis Fitoclimática de España Peninsular de Gonzalo (2010).

Todas las variables GCM fueron obtenidas a partir de los 25 puntos, calculando los valores de las variables en una rejilla de  $10\text{km} \times 10\text{km}$ , aquellos puntos que desde la descarga de variables tuviesen valores perdidos (*missing values*) fueron eliminados para no alterar el análisis de los datos en los modelos.

Para completar el análisis se realizaron modelos directamente para los factores fitoclimáticos **TMF** (temperatura media mensual más baja), **PMTMAX** (precipitación mensual del mes más cálido) y **Pw** (precipitación invernal), que en el procedimiento realizado en Gonzalo (2010) de ACP de factores fitoclimáticos a partir de estaciones termopluviométricas, fueron seleccionados como los más representativos en los componentes pluviométrico, criotérmico y xérico.

### **Modelos Aditivos Generalizados**

Como se explicó anteriormente, los GAM permiten tener una relación no-paramétrica de las variables introducidas y junto con las funciones de suavizamiento se convierte en un método

lo suficientemente flexible como para incluir variables que no tienen una distribución normal. Los GAM facilitan la inclusión de cualquier variable sin ser transformada previamente, ya que cuando se está calibrando el modelo se parametriza en función de las variables, adicionalmente el modelo permite aplicar diferentes grados de suavizamiento a cada variable de forma independiente para hacer los ajustes necesarios como lo indica Wood, 2006 en su texto de Modelos Aditivos Generalizados. Este tipo de modelo busca remplazar una la relación lineal existente entre las variables analizadas remplazando esa relación o función con un parámetro de suavizamiento (Arbelo *et al.*, 2001). Teniendo en cuenta estas características se procede a configurar los modelos mes a mes completando cuarenta y ocho modelos de variables climáticas y tres modelos de factores fitoclimáticos, con los que serán elaboraran predicciones apoyados en datos GCM de estimaciones para el 6000BP.

Inicialmente, los modelos fueron construidos sin usar funciones de suavizamiento, buscando incrementar el ajuste del modelo se introdujo la función *CRS* (Cubic Regression Spline) que dentro de la notación del modelo se identifica como  $bs = "cr"$  (Vrac *et al.*, 2007). El paquete "mgcv" de R Project no ofrece la opción de inclusión de variables stepwise, la inclusión y ajuste de los modelos se hace en base a criterios como **GCV** (Generalized Cross Validation) y **AIC** (Akaike Information Criterion, Ecuación 2),  $R^2$  y la **desviación del modelo** (Model Deviance, Ecuación 3) que es una prueba de la razón de verosimilitud, para Hastie y Tibschirani (1990), al igual que para Wood (2006) ésta desviación desempeña un rol como la suma residual de cuadrados en los modelos generalizados, puede ser utilizado para evaluar la bondad de ajuste y como medida de comparación entre modelos, así mismo esta prueba es útil para modelos no-paramétricos y aditivos.

**Ecuación 2 Criterio de Akaike**

$$AIC = -2L + 2d$$

Donde:

L= máximo valor de la función de verosimilitud (restringido)

d= q+p dimensiones del modelo; q= número de parámetros estimados y p= rango de la matriz de diseño X.

### Ecuación 3 Deviance

$$D = 2[l(\hat{\beta}_{max}) - l(\hat{\beta})]\phi$$

Donde:

$l(\hat{\beta}_{max})$  = indica la probabilidad de maximizar el modelo saturado. Representa el valor más alto que podría tener la probabilidad dados los datos.

Por otra parte la elección de la intensidad de suavizamiento (k) se hace aumentando gradualmente hasta conseguir un ajuste lo suficientemente satisfactorio, la selección de k generalmente no es crítica pero debe ser lo suficientemente grande para asegurar que se representa adecuadamente los datos y lo suficientemente pequeño para tener eficiencia a nivel computacional (Wood, 2006).

### Ecuación 4 Formula para GAM mensual de la variable Temperatura Media (t) (y.tas).

$$y.tas \sim s(x.en\_hur, bs = "cr", k = 40) + s(x.en\_pr, bs = "cr", k = 40) + s(x.en\_psl, bs = "cr", k = 40) + s(x.en\_tmn, bs = "cr", k = 40) + s(x.en\_tmx, bs = "cr", k = 40) + s(x.pend, bs = "cr", k = 40) + x.altit + s(x.dist, bs = "cr", k = 40)$$

La verificación del modelo finalmente se completa con apoyo gráfico de normalidad, linealidad, gráficos de residuos y el comportamiento de las variables ajustadas respecto al modelo.

Los GAM incluyeron todas las variables (Variables del Modelo Ubris-HADCM3M2: **HUR, HUSS, PR, PSL, TAS, TASMIN** y **TASMAX**; Variables climáticas del Modelo de Gonzalo (2010): **t, tmmf, tmmc** y **p**; Variables Fisiográficas: **Altitud, Pendiente, Orientación de la pendiente y distancia a costa**). Con el fin de hacer un modelo más eficiente, fueron realizados múltiples ajustes para lograr la máxima expresión del modelo con la menor cantidad de variables, basando la elección en el incremento del  $R^2$  acompañado de AIC, GCV y Desviación del modelo (Deviance model). Aunque el AIC y GCV son dos formas distintas de valorar un modelo, son buscados los menores puntajes, haciendo un símil con el contraste **f**, es decir que la variación de estos parámetros permite probar si la reducción de la varianza es significativa con la inclusión o exclusión de términos.

El programa genera un resumen del modelo en el que se puede observar el comportamiento de cada variable y según las relaciones preexistentes (linealidades ya demostradas), las variables recibirán el tratamiento de la función suavizante, como es el caso de la relación entre temperaturas y altitud (confirmado la linealidad de cada variable independiente

respecto a cada dependiente con la matriz de correlaciones). En la construcción de cada modelo se puso como función suavizante  $bs = "cr"$ , que es un spline de regresión cúbica, siguiendo el procedimiento de Vrac *et al.* (2007). Y ajustando el valor  $k$  hasta lograr un ajuste satisfactorio.

### Factores Fitoclimáticos

Los Factores Fitoclimáticos deben ser elaborados con los mejores modelos para cada mes se elaboran las proyecciones generando así nuevos datos de temperatura media mensual, temperaturas medias de las máximas, medias de las mínimas y precipitación total mensual para el holoceno medio. Los nuevos factores fitoclimáticos son elaborados con formulas sencillas (tabla 2) y son comparados con los generados directamente por modelos GAM.

**Tabla 2 Factores Fitoclimáticos Calculados**

Nombre	Factor fitoclimático
Temperatura media mensual	$TMF = \min(\bar{t}_i)$
Precipitación mensual del mes más cálido	$PMTMAX = \bar{p}_i, \text{ si } \bar{t}_i > \bar{t}_i \forall_i = 1 \dots 12$
Precipitación invernal	$Pw = \bar{p}_{12} + \bar{p}_1 + \bar{p}_2$

Por otro lado, se construyen GAMs a partir de Factores Fitoclimáticos (variables dependientes), éstas variables son el resultado del trabajo realizado por Gonzalo (2010), los valores son extraídos del mapa de factores fitoclimáticos dispuestos en su publicación, para la configuración de tres modelos GAM a proyectar en 6000BP.

### Proyección de Modelo Fitoclimático y Análisis Discriminante

Una vez establecidas las relaciones entre los factores o variables climáticas con las variables GCM y las variables fisiográficas, se procede a recrear la misma dependencia con datos calculados para 6k, esto quiere decir que la variable dependiente pasa a ser una incógnita y las variables independientes son las mismas pero sus valores son los de 6000 años atrás.

Finalmente son elegidos los modelos GAM generados para los Factores Fitoclimáticos, ésta situación se da ya que las proyecciones provenientes de las variables climáticas presentan un grado alto de error y los ajustes de éstos no satisfacen las expectativas.

Posterior a la modelación y ajuste de las condiciones de cada modelo, se procede a proyectar las nuevas variables dependientes **TMF**, **PMTMAX** y **Pw** estos datos permiten ver el comportamiento 6000 años atrás (6k) de los factores escogidos como determinantes para el crecimiento de las especies forestales.

El análisis discriminante, como su nombre lo indica, se emplea para discriminar o clasificar conjuntos de datos y permite expresar estadísticamente la pertenencia de un dato a un grupo, al igual tiene la capacidad de predecir la pertenencia de un dato nuevo (Pedroza & Dicovalskyi, 2006). El siguiente paso entonces, es clasificar las proyecciones de los factores fitoclimáticos de 6k, aplicando los modelos discriminantes desarrollados por Gonzalo (2010), para cada subtipo fitoclimático. Este tipo de función discriminante utiliza la distancia de Mahalanobis para medir la distancia del objeto al grupo, y el resultado son modelos cuadráticos (Tabla 3) a partir de los factores Pw, TMF y PMTMAX para la red de 1422 estaciones peninsulares analizadas en su trabajo.

**Tabla 3 Modelos Cuadráticos Discriminantes para cada subtipo fitoclimático. Tomado de Gonzalo (2010)**

	Subtipo	Cte	Pw	TMF	PMTMAX	Pw.TMF	PW.PMTMAX	TMF.PMTMAX	Pw	TMF	PMTMAX
<b>Modelos cuadráticos</b>	III(IV)	-227,067	-519,226	-39,913	-48,545	-34,907	-26,387	-11,981	266,743	-15,687	-20,357
	IV(III)	-88,382	-76,574	48,682	-40,78	9,034	-3,741	-13,757	-22,01	-17,264	-47,583
	IV <sub>1</sub>	-40,101	-63,294	-3,828	-31,299	-1,708	-7,448	-3,519	-27,178	-4,333	-15,037
	IV <sub>2</sub>	-21,309	-7,511	26,934	-8,334	1,522	-2,439	0,268	-2,178	-9,321	-5,528
	IV <sub>3</sub>	-15,882	-30,503	2,147	-25,019	2,046	-7,974	-1,326	-2,982	-4,001	-12,332
	IV <sub>4</sub>	-10,486	-0,931	-5,902	-35,555	0,308	-1,026	-7,438	-15,208	-6,133	-27,651
	IV(VI) <sub>1</sub>	-10,542	-12,915	12,249	-19,007	0,009	-1,898	-4,065	-2,42	-7,625	-12,983
	IV(VII)	-6,414	-6,505	9,446	-2,123	1,182	-2,375	1,04	-8,392	-4,639	-3,234
	IV(VI) <sub>2</sub>	-2,443	-8,065	-4,994	1,128	-1,084	0,462	-0,455	-5,593	-3,183	-6,808
	VI(IV) <sub>1</sub>	-2,478	1,996	-2,669	0,664	0,444	-1,051	0,627	-1,088	-2,14	-4,839
	VI(IV) <sub>2</sub>	-12,38	2,304	14,642	-4,128	-0,4	-0,261	2,466	-0,383	-6,437	-3,386
	VI(IV) <sub>3</sub>	-3,789	-4,935	-2,62	8,603	-1,423	2,766	1,713	-5,128	-2,368	-6,435
	VI(IV) <sub>4</sub>	-6,401	-2,649	-11,524	2	-0,399	-0,414	-1,454	-3,802	-7,678	-2,816
	VI(VII)	-4,034	0,964	1,459	1,337	0,015	0,098	0,156	-0,438	-2,32	-0,498
	VI(V)	-11,482	0,318	-10,822	4,927	-0,146	0,178	0,789	-0,512	-4,017	-1,234
	VI	-10,251	0,141	-10,369	1,239	-1,462	-0,67	-0,698	-1,55	-5,105	-0,842
	VII(VI)	-51,215	-1,139	-33,992	5,184	-1,29	-0,366	-2,109	-5,901	-8,559	-3,438
	X(VIII)	-96,749	17,569	-70,459	-23,233	2,193	0,618	-5,221	-2,049	-14,347	-2,397
	X(IX) <sub>1</sub>	-148,168	-10,518	-132,466	-47,68	-4,024	-2,553	-11,859	-2,46	-30,994	-10,286
	X(IX) <sub>2</sub>	-37,905	37,527	-13,018	-13,165	-5,081	6,417	5,303	-21,275	-7,664	-24,291

Cada punto es clasificado en aquel grupo que presente un valor de función discriminante más alto (Quintín *et. al.*, 2008), los grupos para clasificar se muestran en la tabla 4.

**Tabla 4 Clasificación Fitoclimática para España Peninsular. Tomado y modificado de Gonzalo (2009)**

Tipo (Walter (1970))	Subtipo	Símbolo	Síntesis /Formación más frecuente
Sahariana III	Desértico Subtropical Submediterráneo	III(IV)	Desiertos subtropicales submediterráneos/ Espinales de Azufaifo y Cornicales.
Mediterránea (Fronosas esclerófilas) IV	Mediterráneo infra-arbóreo subdesierto subtropical	IV(III)	Subdesierto subtropical no arbóreo/ Lentiscales.
	Mediterráneo infra-arbóreo estépico	IV <sub>1</sub>	Estepa subtropical no arbórea/ Coscojares
	Mediterráneo arbóreo no ilicino	IV <sub>2</sub>	Arbóreo no ilicino/ Acebuchales.
	Mediterráneo genuino: típico más seco	IV <sub>3</sub>	Arbóreo, bosques ilicinos/ encinares secos
	Mediterráneo ilicino típico menos seco	IV <sub>4</sub>	Arbóreo, bosques ilicinos/ encinares húmedos
	Mediterráneo transicional hacia planicaducifolia. Meseteño	IV(VI) <sub>1</sub>	Transicional hacia la estepa fría/ encinares húmedos con quejigo o rebollo.
	Mediterráneo transicional hacia la estepa fría.	IV(VII)	Estepas leñosas no culminales
	Mediterráneo transicional hacia planicaducifolia Thetyco.	IV(VI) <sub>2</sub>	Transicional hacia la planicaducifolia/ alsinares secos
Nemoral (Planicaducifolia obligada) VI	Nemoro-mediterráneo subesclerófilo	VI(IV) <sub>1</sub>	Planicaducifolia obligada marcescente/ Quejigares y melojares secos con encina.
	Nemoro-mediterráneo subtípico	VI(IV) <sub>2</sub>	Planicaducifolia obligada marcescente/ Quejigares y melojares húmedos con encina
	Nemorolauroide oceánico de tendencia mediterránea	VI(IV) <sub>3</sub>	Nemorolauroides oceánicos de planicaducifolia obligada de tendencia mediterránea/ robledales pedunculados secos
	Nemoro-mediterráneo con planiperennifolia especial	VI(IV) <sub>4</sub>	Planiperennifolia especial/ alsinares húmedos
	Nemoro-esteparios	VI(VII)	Planicaducifolia obligada marcescente
	Nemoro-lauroide: típico	VI(V)	Océánicos de Planicaducifolia obligada/ robledales pubescentes.
	Nemoral típico	VI	Planicaducifolia obligada/ hayedos
Boreales (Aciculiperennifolia) VIII	Oroborealoide Transicionales hacia caducifolia	VII(VI)	Bosques oroborealoides, aciculiperennifolia en transición hacia la planicaducifolia/ pinares de <i>P. sylvestris</i> con frondosas
	Oroborealoide típico	X(VIII)	Bosques oroborealoides, aciculiperennifolia/ pinares de <i>P. sylvestris</i> y <i>P. uncinata</i> .

Árticos (Alpinoideos) X(IX)	Oroarticoide no xerotérmico	X(IX) <sub>1</sub>	Formaciones oroarticoideas siempre crioxéricas no arbóreas/ pastizales alpinos
	Oroarticoide xerotérmico	X(IX) <sub>2</sub>	Formaciones oroarticoideas siempre crioxéricas no arbóreas/ pastizales Alpinoideos

Ya que el objetivo es proyectar un modelo fitoclimático actual hacia el pasado (6k) y corroborar el resultado con datos de yacimientos paleobotánicos de especies forestales en España Peninsular, se construye una tabla de presencia-ausencia con ayuda de las tablas de correspondencias entre subtipos fitoclimáticos de Allué-Andrade (1990), las unidades de vegetación para España peninsular de Bohn *et al.*, (2000/2003), que se encuentran en el trabajo de Gonzalo 2010 y los datos obtenidos de yacimientos ubicados en, de esta forma se asignan para este propósito los géneros *Alnus*, *Betula*, *Castanea*, *Corylus*, *Fagus*, *Pinus*, *Salix*, *Ulmus* y las especies *Quercus Caducifolio*, *Q ilex*, *Q perennifolio* y *Q robur*, que se han datado alrededor del año 6000 en cuatro sitios lo que constituirá luego un análisis de frecuencia. Con la tabla de contingencia, se podrá apreciar la asociación entre el subtipo fitoclimático encontrado con los datos de yacimientos paleobotánicos.

## RESULTADOS

Para el desarrollo de los ACP, fueron conformados once grupos de variables teniendo como criterio que tuviesen similitud al explicar un fenómeno climático (Temperaturas, Nubosidad, Radiación, Precipitación-Humedad, etc.). El análisis está basado en la matriz de correlaciones de las variables procesadas.

El análisis por grupos pretende poner en evidencia las variables que tengan una representatividad mayor en los primeros componentes, es así como se seleccionaron las primeras variables (CL-15000, CL-10000, HUR-100000, HUR 3000, HUR-1000, PR, PSL, SND, TA-1000000, TA7000, TA-1000, TAS, TASMAY, TASMAY, TASMAY, TS, ZG-100000, ZG-92500 y ZG-1000).

La revisión de antecedentes en el uso de variables para la construcción de modelos (Vrac *et al.*, 2007; Schoof & Pryor, 2001; Trigo & Palutikof, 2001; Wilby & Wigley, 2000), se realiza un segundo filtro e incorporando la Humedad Específica (HUSS), finalmente las variables escogidas para el análisis son siete, descritas en la siguiente tabla:

Tabla 5 variables GCM

Abreviatura	Variable
HUR	Humedad relativa, medida en porcentajes a 1000 hPa.
HUSS	Humedad específica.
PR	Flujo de precipitación, medida en kg m <sup>-2</sup> s <sup>-1</sup> . Recoge tanto la fase sólida como líquida.
PSL	Presión atmosférica a nivel del mar, en Pascales.
TAS	Temperatura media mensual, en grados Kelvin
TASMIN	Temperatura media de las mínimas, en grados Kelvin
TASMAX	Temperatura media de las máximas, en grados Kelvin

La construcción de los modelos mensuales de variables climáticas dio como resultado cuarenta y ocho modelos de los que tuvieron un mejor ajuste y comportamiento predictivo los relativos a temperaturas. Los modelos de precipitaciones tuvieron un ajuste más complicado que se vio reflejado en la calidad de las predicciones.

Los modelos de la variable dependiente temperatura media de las mínimas (**tmmc**) tienen una estructura en la que se incluyen las variables humedad relativa, precipitación, presión a nivel del mar, temperatura media, temperatura media de las mínimas y distancia a costa; los modelos de temperatura media de las mínimas (**tmmf**) contienen la variable temperatura media de las máximas a cambio de la media de más mínimas y se adiciona la variable pendiente, los modelos de temperatura media (**tas**) excluye la variable temperatura media y si contiene las medias de las mínimas y de las máximas junto con la variable pendiente, para los modelos de precipitación (**pr**) fueron empleadas las variables humedad específica, presión a nivel del mar, temperatura media, temperatura media de las mínimas, temperatura media de las máximas, distancia a costa y altitud .

Todos estos modelos de temperaturas son tratados con la función suavizante "cr", que es un spline de regresión cúbica y su ajuste se ejecuta con un k=40, en general estos modelos son de fácil configuración y se obtienen gráficos descriptivos aceptables. En la tabla 4 se muestran los estadísticos con los que se clasificaron y escogieron los modelos de variables climáticas.

**Tabla 6 Estadísticos de Ajuste de modelos pr, tas, Tmmf, tmmc**

Modelo	Mes	R-sq.	AIC	GCV	Modelo	Mes	R-sq.	AIC	GCV
Pr	En	0.817	43515.01	397.17	Tas	En	0.969	6842.26	0.23451
	Fe	0.797	42725.5	338.3		Fe	0.974	6067.17	0.20041
	Mr	0.77	40948.22	235.91		Mr	0.979	4803.284	0.1551
	Ab	0.78	39962.02	193.37		Ab	0.973	6492.527	0.2184
	My	0.871	36666.94	99.081		My	0.97	6934.611	0.23891
	Jn	0.873	33811.64	55.529		Jn	0.959	9540.294	0.40526
	Jl	0.945	27902.2	16.779		Jl	0.966	9180.367	0.37677
	Ag	0.941	30180.57	26.614		Ag	0.966	9250.904	0.38228
	Se	0.898	33937.6	57.004		Se	0.967	8094.5	0.30245
	Oc	0.773	41556.56	266.89		Oc	0.981	4824.871	0.15579
	No	0.758	44034.71	441		No	0.973	6517.232	0.21951
	Di	0.819	44193.53	455.65		Di	0.971	6630.668	0.22468
Modelo	Mes	R-sq.	AIC	GCV	Modelo	Mes	R-sq.	AIC	GCV
Tmmf	En	0.938	9955.055	0.44093	Tmmc	En	0.958	9026.19	0.36509
	Fe	0.949	9122.381	0.37228		Fe	0.959	8852.96	0.3525

Mr	0.953	8657.166	0.33875	Mr	0.958	9075.34	0.36869
Ab	0.96	8012.701	0.29728	Ab	0.96	9512.59	0.40285
My	0.957	8117.11	0.30364	My	0.954	10254.16	0.46825
Jn	0.947	10196.34	0.4628	Jn	0.95	11720.27	0.63045
Jl	0.933	12022.83	0.67045	Jl	0.961	11580.83	0.61296
Ag	0.948	10838.96	0.52744	Ag	0.953	12041.7	0.67297
Se	0.953	10010.52	0.44589	Se	0.948	11075.15	0.5531
Oc	0.951	9802.975	0.42742	Oc	0.964	8358.118	0.31883
No	0.941	10294.68	0.47215	No	0.961	8648.603	0.33807
Di	0.945	9325.612	0.38796	Di	0.958	9020.974	0.36479

Por otro lado los modelos hechos conformados para los factores fitoclimáticos **Pw**, **PMTMAX** y **TMF**, representaron un desarrollo más sencillo, con buen ajuste y con predicciones menos erróneas, en la tabla 5 se muestran los estadísticos de estos tres modelos y su estructura.

**Tabla 7 Estructura de Modelos para Variables Fitoclimáticas y sus Estadísticos**

Variable	Modelo	R-sq.	AIC	GCV
Pw	$y.pw \sim s(x.en\_pr, bs = "cr", k = 60) + s(x.fe\_pr, bs = "cr", k = 60) + s(x.di\_pr, bs = "cr", k = 60) + s(x.en\_tas, bs = "cr", k = 60) + s(x.fe\_psl, bs = "cr", k = 60) + s(x.altit, bs = "cr", k = 40) + s(x.dist, bs = "cr", k = 40)$	0.844	53387.52	2939.8
PMTMAX	$y.pmtmax \sim s(x.jl\_tas, bs = "cr", k = 20) + s(x.jl\_pr, bs = "cr", k = 20) + s(x.jl\_huss, bs = "cr", k = 20) + s(x.jl\_psl, bs = "cr", k = 20) + s(x.jl\_tmn, bs = "cr", k = 20) + s(x.jn\_huss, bs = "cr", k = 20) + s(x.jn\_tmn, bs = "cr", k = 20) + s(x.jn\_psl, bs = "cr") + s(x.altit, bs = "cr")$	0.919	30641.33	29.149
TMF	$y.tmf \sim s(x.en\_tas) + s(x.en\_pr) + s(x.en\_huss) + s(x.di\_pr) + x.altit + s(x.dist)$	0.957	8366.025	0.31909

Aunque los primeros análisis de este trabajo estuvieron orientados a tener las variables más influyentes en la elaboración de los modelos, esto se hizo solamente para las variables descargadas del modelo GCM, luego para establecer las relaciones entre variables climáticas y fisiográficas se analizó la linealidad (matriz de correlaciones) entre las variables independientes finales.

La matriz de correlaciones, mostró un comportamiento generalmente lineal para la variable altitud respecto a las temperaturas, sin embargo el contraste no era evidente contra las variables de precipitaciones, lo que llevó a introducir dicha variable con una función

suavizante. Los modelos que se presentan en la tabla 7 muestran el resultado final de un proceso en el que se incluyeron inicialmente todas las variables, una vez con los estadísticos arrojados por el programa, fueron descartadas las variables que tuviesen menor capacidad explicativa, este procedimiento se repitió hasta que el modelo cumpliera con un ajuste alto reduciendo la cantidad de variables al mínimo posible y comprobando que las predicciones tuviesen la menor cantidad de error posible. En las Figuras 2 a 7 se presentan los gráficos correspondientes al comportamiento de estos tres modelos.

Una vez contrastados los modelos de variables climáticas contra los modelos de variable fitoclimáticas se decidió tomar el segundo grupo ya que las predicciones de los modelos del primer grupo acumulan bastante error para el criterio de la autora que se hace más evidente en los resultados de la variable precipitación.

Los valores predichos para las variables dependientes de 6000BP contienen datos que se podrían considerar como *missing values*, por lo que se hace necesario acotar el modelo. Es evidente que las proyecciones contienen algún grado de error.

Cabe anotar que las variables fitoclimáticas tienen un incremento en comparación con las actuales, es decir que las predicciones de 6k con los modelos elaborados en este trabajo, muestran un holoceno medio más cálido y ligeramente más húmedo que lo que se tiene actualmente. Este hecho se evidencia en la clasificación de los puntos proyectados, ya que al aplicar los modelos discriminantes elaborados por Gonzalo (2010) un 83.399% de los datos clasificados corresponden al subtipo fitoclimático Nemorolauroide oceánico típico-VI (V), el restante 16.601% corresponde al subtipo Nemorolauroide oceánico de tendencia mediterránea-VI (IV)<sub>3</sub>.

Con el fin de establecer una distribución de especies identificadas alrededor del año 6000 BP son tomados los datos de yacimientos paleobotánicas que datan ocho géneros forestales y cuatro especies de *Quercus* en esta fecha para realizar una tabla presencia-ausencia en cada subtipo, contrastando con las unidades de vegetación de Bohn *et al.*, (2000/2003) para España peninsular que fueron asociadas a los subtipos fitoclimáticos de Allué–Andrade (1990), en el trabajo de Diagnóstico Fitoclimático de la España Peninsular de Gonzalo (2010).

Figura 1 Gráficos estadísticos para modelo TMF

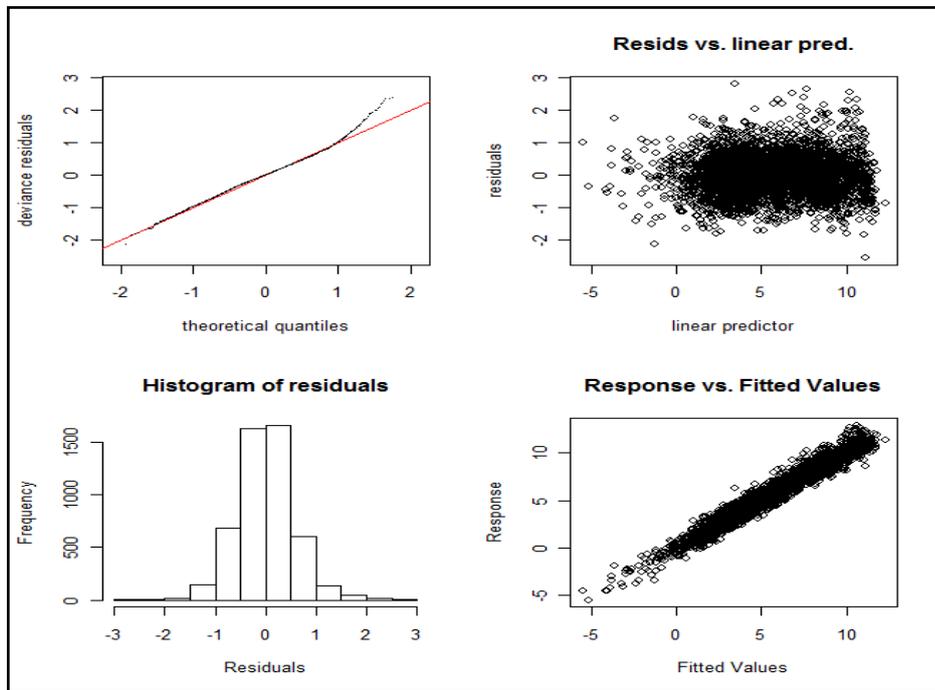


Figura 2 Comportamiento de las variables ajustadas con la función suavizante respecto al modelo TMF.

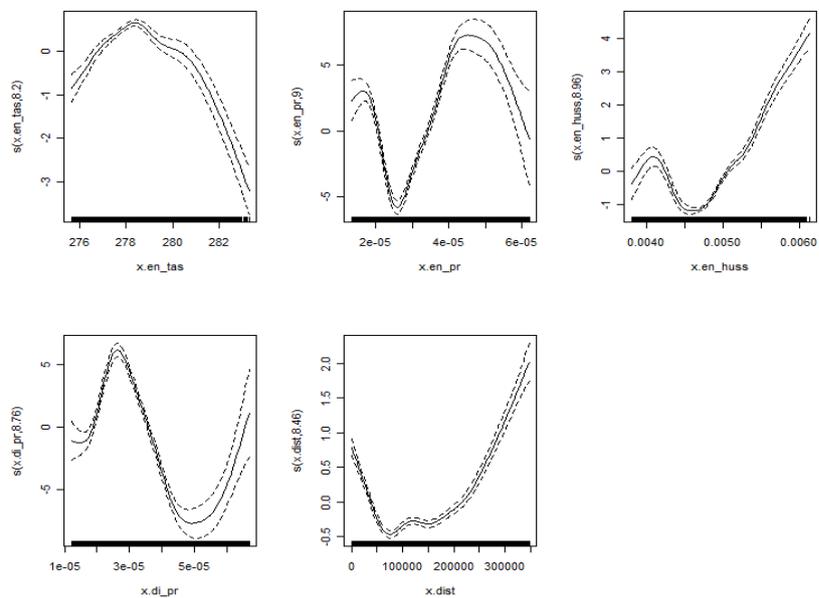


Figura 3 Gráficos estadísticos para el modelo Pw

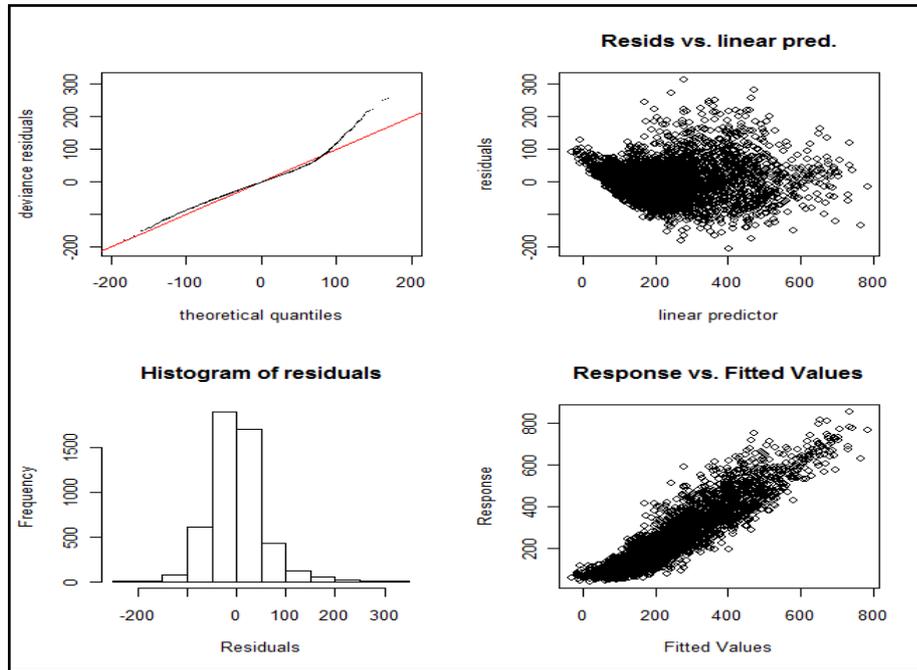


Figura 4 Comportamiento de las variables ajustadas con la función suavizante respecto al modelo Pw.

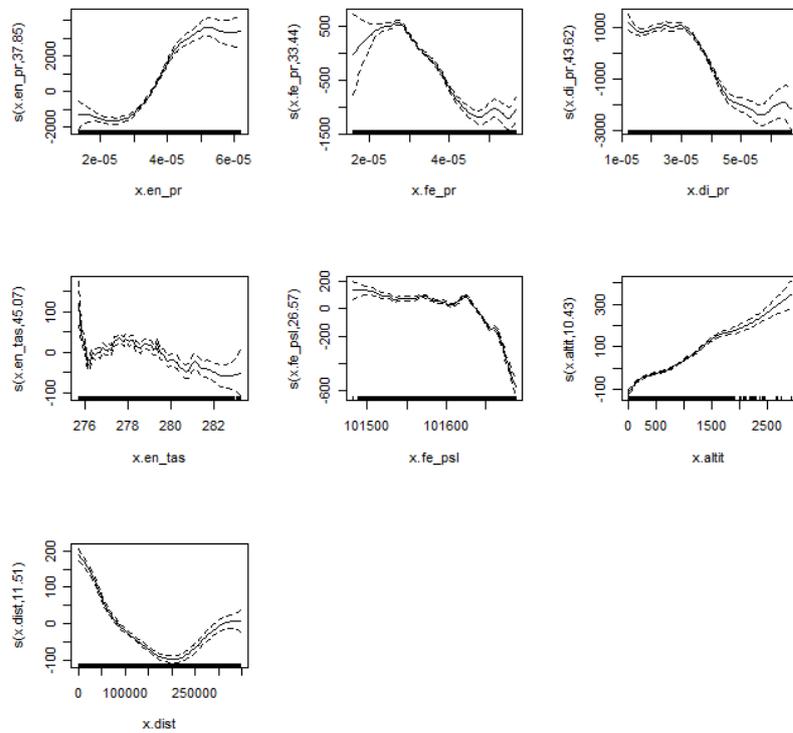


Figura 5 Gráficos estadísticos para el modelo PMTMAX

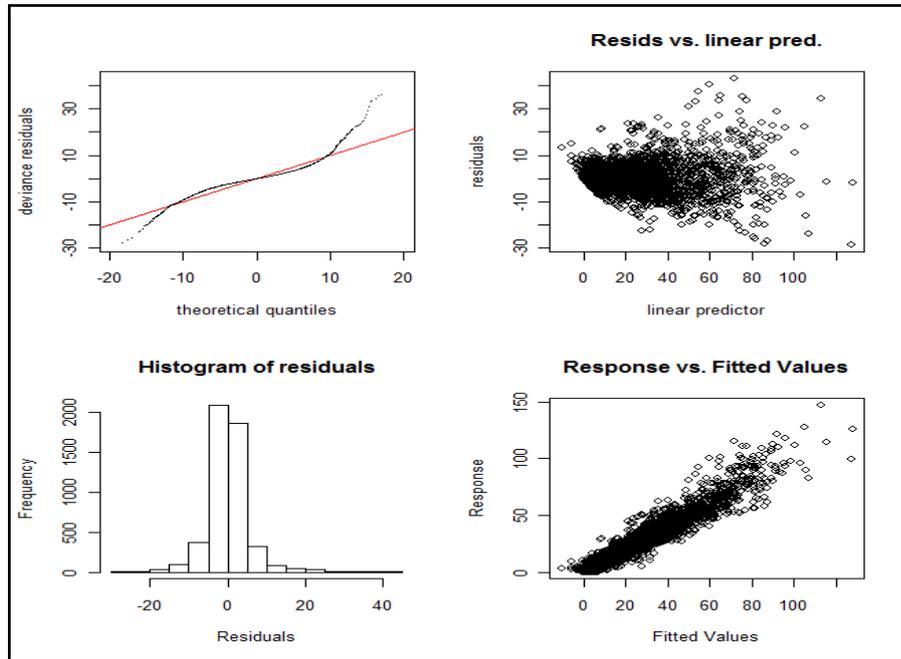
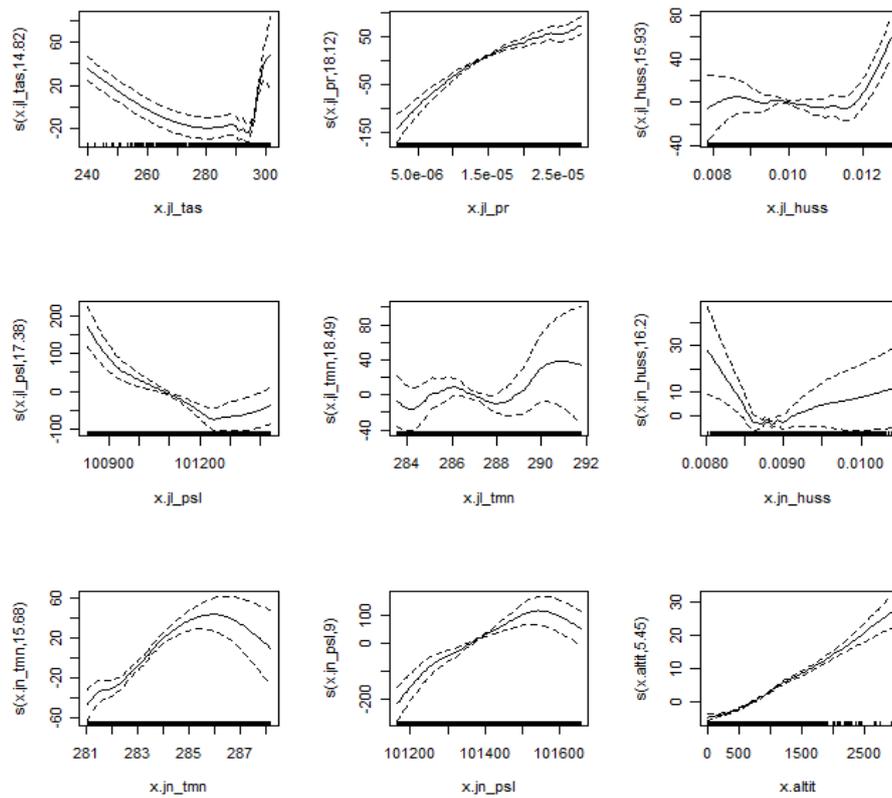
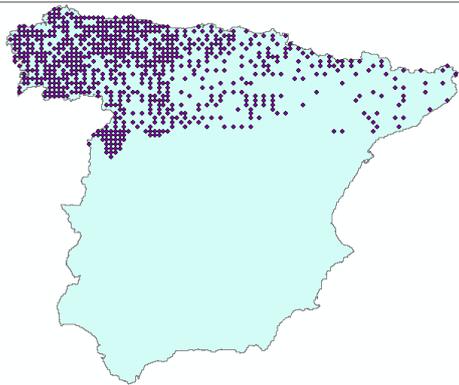


Figura 6 Comportamiento de las variables ajustadas con la función suavizante respecto al modelo PMTMAX

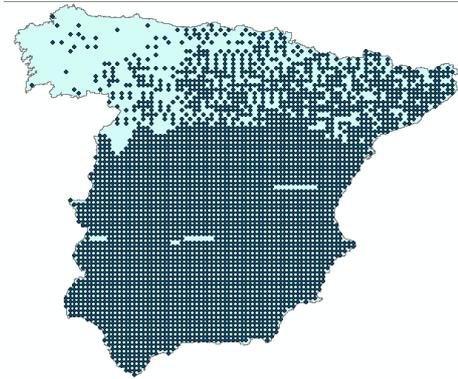


Con la distribución de subtipos fitoclimáticos para 6k, estarían representadas los géneros *Betula*, *Fagus* y *Pinus*, adicionalmente las especies *Q. ilex* y *Q. robur*, identificados en los yacimientos Lagoa de Marinho, La Piedra, Monguís y Quintanar de la Sierra. La distribución geográfica de los dos subtipos se presenta a continuación:

**Figura 2 Factor Fitoclimático Nemorolauroide oceánico de tendencia mediterránea-VI (IV)<sub>3</sub>**



**Figura 3 Factor Fitoclimático Nemorolauroide oceánico típico VI (V)**



## DISCUSION DE RESULTADOS

El desarrollo de los Modelos Aditivos Generalizados se ha hecho con la intención de incluir un conjunto de variables de distinto comportamiento y distinta tendencia hacia la linealidad, aprovechando esta metodología para lograr un downscaling lo más preciso dentro de las posibilidades de realización. Siguiendo la metodología utilizada en el trabajo de Vrac *et al.*, 2007, fueron tenidas en cuenta cuatro variables fisiográficas, de ellas la altitud se posiciona como la más influyente en los análisis de este trabajo seguida de la distancia a costa lo que aporta, según el autor anteriormente mencionado, una visión más realista de las proyecciones locales ya que si solo se construyera el modelo podría caer en el error de tener proyecciones poco satisfactorias.

Dada la complejidad en la realización de los modelos se optó por generar tres que darían una proyección directa sobre las variables fitoclimáticas escogidas como influyentes por Gonzalo (2010) para la diagnosis de España peninsular, esta decisión simplifica más el proceso y permite ver una relación directa de las variables empleadas y se puede controlar de forma más directa la calidad de las predicciones. Al igual que en los resultados de Vrac *et al.*, (2007) los valores proyectados de precipitaciones tuvieron un comportamiento menos eficiente lo que terminó por apoyar la idea de tener tres modelos y no cuarenta y ocho.

Sin embargo se presentaron dificultades en el ajuste de los modelos PMTMAX y Pw, ya que los valores de precipitación no fueron transformados con función logarítmica previa la ejecución del modelo, esto ya que según Wood (2006) los GAM tienen la capacidad y flexibilidad para manejar la no normalidad y la no linealidad de las variables. Finalmente se ajustaron los modelos al máximo, teniendo que probar varias alternativas con el valor de k en cada variable procurando que este valor no fuera tan alto para cuidar la facilidad computacional de los datos. El caso de la variable TMF se pudo identificar una linealidad respecto a la altitud, ya que como se conoce ampliamente existe un gradiente altitudinal, esto fue probado con la matriz de correlaciones.

Las proyecciones de estas tres variables fitoclimáticas pueden confirmar que el comportamiento de las temperaturas y las precipitaciones tienen un cambio para el 6000 BP como lo indica Hall y Valdés (1997) y Kerwin *et al.*, (1999), estos autores muestran en sus

trabajos que el paleoclima contaba con extremos más marcados para el hemisferio norte gracias a el cambio paulatino del forzamiento radiativo. Los resultados de las proyecciones a 6k en este caso muestran un Holoceno Medio más cálido y con precipitaciones invernales más altas.

Respecto a la clasificación se subtipos fitoclimáticos, se aplicaron los modelos citados en la metodología (tabla 3), el modelo discriminante cuadrático usado cuenta con un porcentaje de reclasificación correcta del 89.2%, es decir 1269 de 1422 estaciones analizadas para la Diagnósis Fitoclimática de España Peninsular (Gonzalo, 2010). Ésta clasificación reflejó que en 6k hubo un incremento en temperaturas y precipitaciones, además los datos proyectados fueron clasificados en tan solo dos subtipos, lo que sería un indicio de que en esta época se encontrara más homogeneidad en la distribución de las especies.

Los dos subtipos encontrados, Nemorolauroide oceánico de tendencia mediterránea-VI (IV)<sub>3</sub> y Nemorolauroide oceánico típico- VI (V) se caracterizan por tener inviernos suaves y una precipitación total superior a los 950 mm. Actualmente estos subtipos se encuentran representados en la zona norte del país.

La información suministrada por los yacimientos no especifica las especies de Pinus encontradas ya que para un mejor manejo de su información se decidió dejar solo el género. Las especies y los géneros datados en España Peninsular para 6k, y ubicados en la distribución los subtipos fitoclimáticos del Holoceno Medio, respaldan el hecho de con la llegada de las poblaciones Neolíticas (alrededor de 6000 años atrás), se logró un impacto antrópico en la distribución actual de las especies (Alcalde *et al.*, 2006) además otros estudios muestran que el forzamiento de la órbita puede ser un causante del calentamiento de Europa en el Holoceno Medio (2°C en promedio) haciendo veranos más calientes y mostrando una Península Ibérica más húmeda por cambios importantes en las precipitaciones (Hall & Valdés, 1997).

## CONCLUSIONES

La incorporación de las variables fisiográficas se convierte en una herramienta fundamental a la hora de realizar un downscaling más preciso ya que este proceso puede tener distorsiones de lo que en realidad se está buscando. La búsqueda de información a escala local requiere que la información sea lo más fiable posible, ya que una de las debilidades de este proceso es la fuente de los datos es básico que éstos sea de la mayor calidad posible igualmente el proceso de escogencia de las variables explicativas determinará a futuro la precisión de la relación con la variable dependiente, sin embargo la aplicación del Modelo Aditivo Generalizado permite moldear y probar las combinaciones necesarias para lograr un buen modelo ya que trabaja de forma independiente cada variable.

Es recomendable hacer un tratamiento más profundo de los datos especialmente de las precipitaciones, otro aspecto a tener en cuenta es la inclusión de variables relacionadas con el viento en el downscaling estadístico. También se puede observar que es más sencillo hacer directamente los modelos para las variables fitoclimáticas ya que se puede estimar directamente la tendencia del error en las predicciones lo que da más control sobre el proceso, esta conclusión se apoya en que el trabajo de *Vrac et al. (2007)* genera modelos a escala anual, en este caso el contraste de la metodología mensual con la anual o con las variables fitoclimáticas indica que se debe tener precaución con la escala de tiempo en que se quiere trabajar la reducción de escala.

La metodología a seguir para la validación de los modelos fitoclimáticos funcionales debe estar entonces, centrada en escoger un modelo GCM con una resolución espacial lo más detallada posible. Las variables usadas para explicar los factores fitoclimáticos siempre deben contener datos fisiográficos para garantizar una regionalización más acertada y se recomienda ampliar el número de yacimientos para tener una referencia más amplia en cuanto a la distribución y ubicación de las especies.

El Holoceno Medio pudo proporcionar un ambiente más homogéneo en cuanto a la distribución de especies por la característica de su condición climática, además la distribución actual de las especies forestales está fuertemente influenciada por la intervención antrópica desde el 6000 BP aproximadamente.

## BIBLIOGRAFÍA

- Alcalde C., García-Amorena I., García Álvarez S., García Calvo D., García García R., Génova M., Gil P., Gómez F., Maldonado J., Morla C., del Nido J., Postigo J.M., Regato P., Río S., Roig S., Rubiales J. M., Sánchez L. J., (2006). Contribución de la Paleofitogeografía a la Interpretación del Paisaje Vegetal Ibérico: Estado de conocimientos y nuevas perspectivas de investigación. *Invest Agrar. FDS*, 40-54.
- Allué Andrade J.L., (1990). Atlas Fitoclimático de España. Taxonomías. INIA. Madrid.
- Allué Andrade J.L., (1995). El Cambio climático y los Montes Españoles. Cuadernos de la S.E.C.F., N°2:35-64.
- Allué Andrade J.L., (1997). Tres nuevos modelos para la fitoclimatología forestal. Diagnósis, Idoneidad y Dinámica de Fitoclimas. Conferencia Invitada al I Congreso Forestal Hispano-Luso. II Congreso Forestal Español. IRATI 1997. Tomo I: 31-40. Pamplona.
- Arbelo M., Podestá G.P. & Hernandez-Leal P.A., (2001). Nueva Técnica para Estimar las Temperaturas Superficiales del Mar con el NOAA/AVHRR. *Teledetección, Medio Ambiente y Cambio Global*, 372-375.
- Box E.O., (1981). Macroclimate and plant forms: An introduction to predictive modeling in phytogeography. *Tasks for Vegetation Science*, 1. 258.
- Braconnot P., Otto-Bliesner B., Harrison S., Joussaume S., Peterchmitt J.Y., Abe-Ouchi A., Crucifix M., Driesschaert E., Fichet Th., Hewitt C.D., Kageyama M., Kitoh A., Laîné A., Loutre M.F., Marti O., Merkel U., Ramstein G., Valdes P., Weber S.L., Yu Y., & Zhao Y., (2007). Results of PMIP2 coupled simulations of the Mid-Holocene and Last Glacial Maximum –Part 1: Experiments and large-scale features, *Clim. Past*, 3, 261–277, doi: 10.5194/cp-3-261.
- Bretherton C.S., Smith C. & Wallace J.M., (1992). An intercomparison of methods for finding coupled patterns in climate data. *J. Climate*, 5, 541–560.
- Brockmann-Jerosch H., Rübél E. (1912). Die Einteilung der Pflanzengesellschaften nach ökologisch-physiognomischen Gesichtspunkten. Engelmann. 72p. Leipzig.
- Cheddadi R., Yu G., Guiot J., Harrison S.P. & Prentice I.C., (1997). The climate of Europe 6000 years ago, *Clim. Dynam.*, 13, 1–9.
- Fundación para la Investigación del Clima–FIC, 2005. Generación de Escenarios Climáticos para Evaluación de Impactos. [Online].

<http://www.ficlima.org/fic/escenarios.pdf> [30 Mayo 2011].

- García-López J.M. & Allué Camacho C., (2003). Aplicación de la Teoría de la Envolverte Convexa a la mejora del sistema fitoclimático Allué-Andrade. *Ecología* 17:329-343.
- Gonzalo J., (2009). Modelo fitoclimático funcional para la España Peninsular. Análisis geoestadístico factorial., in: S. E. d. C. Forestales (Ed.), 5º Congreso Forestal Español, Ávila.
- Gonzalo J., (2010). Diagnósis Fitoclimática de la España Peninsular. Hacia un modelo de clasificación funcional de la vegetación y de los ecosistemas peninsulares españoles. Serie técnica Naturaleza y Parques Nacionales. Organismo Autónomo de Parques nacionales, Ministerio de Medio Ambiente y Medio Rural y Marino de España.
- Gordon C., Cooper C., Senior C.A., Banks H., Gregory J.M., Johns T.C., Mitchell J.F. Wood R.A., (2000). The simulation of SST, sea ice extents and ocean heat transports in a version of the Hadley Centre coupled model without flux adjustments. *Climate Dynamics* 16:147-168.
- Guisan A., Thomas C., Hastie T., (2002). Generalized linear and generalized additive models in studies of species distributions: setting the scene. *Ecological Modelling* 157 89\_/100.
- Hall NMJ. & Valdes PJ., (1997). A CGM Simulation of the Climate 6000 Years Ago. *Journal of Climate*. 10:3-17.
- Hargreaves JC. & Annan JD., (2009). On the importance of paleoclimate modeling for improving predictions of future climate change, *Clim. Past*, 5, 803–814.
- Hastie T.J. & Tibshirani R.J. (1990). *Generalized Additive Models*. Champan & Hall/CRC.
- Hernandez O., (1998). *Temas de Análisis Estadístico Multivariado*. 1 ed. San José C.R.: Editorial de la Universidad de Costa Rica.
- Hsieh W. & Tang, B., (1998). Applying neural network models to prediction and data analysis in meteorology and oceanography. *Bulletin Of The American Meteorological Society*, 79, 1855-1870.
- Huth R., (1999). Statistical downscaling in central Europe: evaluation of methods and potential predictors. *Clim Res*. 13: 91–101.
- Huth R., (2002). Statistical Downscaling of Daily Temperature in Central Europe. *J. Climate*, 15, 1731-1742.

- Huth R., Kliegrová S. & Metelka L., (2008). Non-linearity in statistical downscaling: does it bring an improvement for daily temperature in Europe? *Int. J. Climatol.* 28: 465–477.
- IPCC (2010). *Climate Change 2007 – The Physical Science Basis: Working Group I Contribution to the Fourth Assessment Report of the IPCC (Climate Change 2007)*, Cambridge University Press, 2007. En: Zhang Q., Sundqvist H.S., Moberg A., Körnich H., Nilsson J., & Holmgren K. (2010). Climate Change Between the mid and late Holocene in Northern high Latitudes-Part 2: Model-data comparisons, *Clim. Past* 6, 609-626.
- Kerwin M., Overpeck J., Webb R., de Vernal A., Rind D. & Healy R., (1999). The role of oceanic forcing in mid-Holocene Northern Hemisphere climatic change. *Paleoceanography* 14, p. 200-210.
- Marchant R., Boom A., Behling H., Hooghiemstra H., Melief B., Geel B., Hammen T., Wille M., (2004). Colombian vegetation at the Last Glacial Maximum: a comparison of model-and pollen-based biome reconstructions. *Journal of Quaternary Science* 19:721-732.
- Mitchell J., (1990). Greenhouse warming: Is the Mid-Holocene a good analogue? *J. Climate*, 3, 1177–1192.
- Pedroza H. & Dicoyski L., (2006). *Sistema de Análisis Estadístico con SPSS*. IICA. 167 P.
- Prentice C., Guiot J., Huntley B., Jolly D., Cheddadi R., (1996). Reconstructing biomes from palaeoecological data: a general method and its application to European pollen data at 0 and 6 ka. *Climate Dynamics* 12:185-194.
- Quintín M., Cabrero M. & del Rosario Y. (2008). *Tratamiento Estadístico de Datos con SPSS. Prácticas resueltas y comentadas*. España.
- R Development Core Team, (2011). *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0. URL: <http://www.R-project.org/>
- Schoof J. & Pryor S., (2001). Downscaling temperature and precipitation: a comparison of regression-based methods and artificial neuronal networks. *International Journal of Climatology* vol. 21, Issue 7, pp.773-790.

- Trigo R. & Palutikof J., (2001). Precipitation scenarios over Iberia: A comparison between direct GCM output and different downscaling techniques, *Journal of Climate* 14: 4422–4446.
- Vrac M., Marbaix P., Paillard D. & Naveau P., (2007). Non-linear statistical downscaling of present and LGM precipitation and temperatures over Europe. *Clim. Past*, 3, 669-682.
- Wilby RL, & Wigley T., (2000). Precipitation predictors for downscaling: Observed and general circulation model relationships. *Int. J. Climatol*, 20: 641-661.
- Wohlfahrt J., Harrison S. & Braconnot P., (2004). Synergistic feedbacks between ocean and vegetation on mid- and high-latitude climates during the mid-Holocene, *Clim. Dynam.* 22, 223–238.
- Wood S., (2011). Fast stable restricted maximum likelihood and marginal likelihood estimation of semiparametric generalized linear models. *Journal of the Royal Statistical Society (B)* 73(1):3-36.
- Wood S., (2006). *Generalized Additive Models: An Introduction with R*. Chapman and Hall/CRC.
- Wood S., (2004). Stable and efficient multiple smoothing parameter estimation for generalized additive models. *Journal of the American Statistical Association*. 99:673-686.
- Wood S., (2003). Thin-plate regression splines. *Journal of the Royal Statistical Society (B)* 65(1):95-114.
- Wood S., (2000). Modelling and smoothing parameter estimation with multiple quadratic penalties. *Journal of the Royal Statistical Society (B)* 62(2):413-428.
- Zhang Q., Sundqvist H.S., Moberg A., Körnich H., Nilsson J. & Holmgren K., (2010). Climate Change Between the mid and late Holocene in Northern high Latitudes-Part 2: Model-data comparisons, *Clim. Past* 6, 609-626.