



## REVISIÓN [REVIEW]

### REVISIÓN DE MODELOS PREDICTIVOS DE ESPECIES EN EL CONTROL BIOLÓGICO

#### [PREDICTIVE MODELS REVIEW OF SPECIES IN BIOLOGICAL CONTROL]

David A. Chay-Hernández<sup>1\*</sup>†, Hugo Delfín-González<sup>1</sup>††,  
Virginia Meléndez-Ramírez<sup>1</sup>†††, Alejandro González-Hernández<sup>2</sup>

<sup>1</sup> *Campus de Ciencias Biológicas y Agropecuarias. Universidad Autónoma de Yucatán. A.P. 4-116 Col. Itzimná 97100, Mérida, Yucatán, México. E-mail: †david-chay@hotmail.com, ††gdelfin@uady.mx †††virmelen@uady.mx,*

<sup>2</sup> *Universidad Autónoma de Nuevo León, Facultad de Ciencias Biológicas, Laboratorio de Entomología, A.P. 119-F, CP 66450, San Nicolás de los Garza, Nuevo León, México. E-mail: alejandro.gonzalezhd@uanl.edu.mx*

*\*Corresponding author*

#### RESUMEN

Las avispas parasitoides son parte fundamental dentro del manejo integrado de plagas (MIP) y el control biológico, aunque el conocimiento básico de su biología y distribución son desconocidos para la mayoría de las especies y grupos. Los modelos predictivos permiten una primera aproximación a la distribución de las especies en áreas no muestreadas o de interés. En esta revisión se presenta y discute el marco conceptual y aspectos a considerar en las etapas básicas para la aplicación de esta herramienta con avispas parasitoides.

**Palabras clave:** Avispas parasitoides; manejo integrado de plagas; control biológico; modelos; nicho ecológico.

#### SUMMARY

Parasitic wasps are a fundamental part of integrated pest management (IPM) and biological control, although basic knowledge of its distribution and biology are unknown for most groups and species. Predictive models provide an approximate distribution of the species in not sampled areas. This review presents and discusses the conceptual framework and considerations on the basic steps for the implementation of this tool with parasitic wasps.

**Key words:** Parasitoids wasps; integrated pest management; biological control; models; ecological niche.

#### INTRODUCCIÓN

El manejo integrado de plagas (MIP) es un conjunto de estrategias basadas en un enfoque de sistemas (sistemas ecológicos) y de poblaciones de especies (planta-plaga-enemigo natural) (Alatorre-Rosas *et al.*, 2010); que utiliza diferentes técnicas y métodos compatibles para mantener las poblaciones de plagas debajo del umbral de daño económico (Henneberry, 2007). La relación de estas estrategias se presenta en la figura 1 (Hajek, 2004), y de manera general se reconocen tres categorías de control: biológico, cultural y químico, éste último utilizado como la opción final (Horne y Page, 2008).

De las diferentes estrategias utilizadas en el MIP (figura 1), el control biológico ha sido la más utilizada mundialmente y ha recobrado más fuerza en la última década (Orr, 2009), debido a los cambios que está adquiriendo la agricultura frente a la crisis económica y ambiental, la cual se enfoca hacia una producción agroecológica (Jiménez-Martínez, 2009), en donde se trata de conciliar las necesidades alimentarias del hombre con la conservación de los ecosistemas naturales y la biodiversidad (Altieri y Nicholls, 2000).

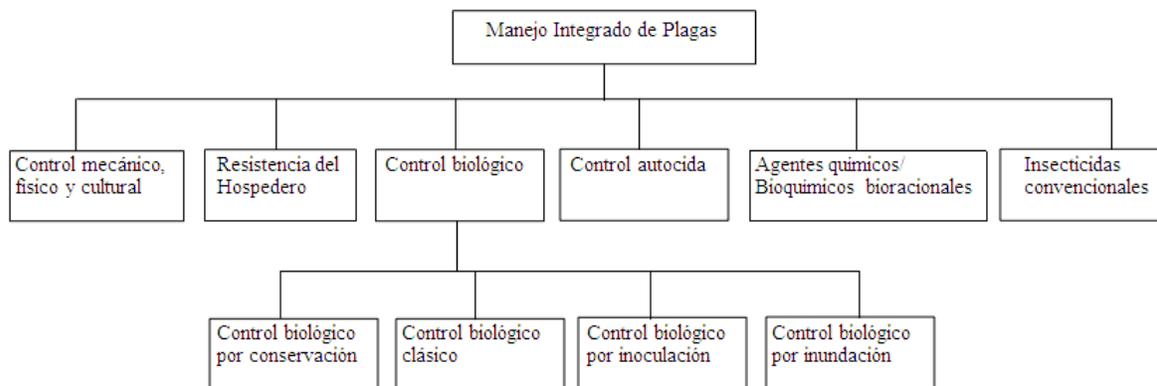


Figura 1. Relación de las estrategias usadas en el manejo integrado de plagas (Tomado de Hajek, 2004).

El control biológico es el proceso mediante el cual las poblaciones de especies plaga se mantienen a densidades bajas por el efecto directo que los enemigos naturales ejercen en éstas. Los enemigos naturales se clasifican en antagonistas, patógenos, depredadores y parasitoides (Nicholls-Estrada, 2008), éstos últimos han demostrado ser los más eficientes (Van Driesche *et al.*, 2007).

Las avispas parasitoides son muy diversas y representan el 78% de la serie Parasítica (Hagler, 2000), de las cuales solo el 1.17% se ha empleado en control biológico (Gordh *et al.*, 1999). De las 47 familias de Hymenoptera: Parasítica (Zuparko, 2008), se han utilizado principalmente a Braconidae, Ichneumonidae, Eulophidae, Pteromalidae, Encyrtidae y Aphelinidae (Greathead, 1996). Dentro de los diez agentes de control (criados y comercializados) más utilizados en México, sobresalen las avispas parasitoides (Hymenoptera: Chalcidoidea) *Trichogramma pretiosum* Riley 1879, *Trichogramma exiguum* Pinto y Platner 1983, *Muscidifurax raptor* Girault and Sanders 1910, *Spalangia endius* Walker 1839 y *Encarsia formosa* Gahan, 1924 (Mota-Sánchez *et al.*, 2003). Por lo tanto, existe un gran número de familias y especies potenciales a ser usadas en el control biológico, las cuales no se utilizan debido a la escasa información sobre su ecología, biología y taxonomía, principalmente en grupos que incluyen especies raras o con biología especial (Hawkins, 1994).

En la estrategia del MIP, es necesario identificar el rango de la especie plaga, la identificación del agente o los agentes de control biológico más efectivos, así como su distribución geográfica (Horne y Page, 2008). Para este propósito se emplean muestreos (monitoreo) o se realizan pronósticos utilizando variables climáticas, principalmente temperatura y precipitación (Hill, 2008), lo cual está bien desarrollado para especies plaga a escala local, en los

niveles I y II del MIP (figura 2). Sin embargo, el alto costo económico de un monitoreo ha favorecido la utilización de diferentes modelos ecológicos, la mayoría de ellos a nivel de dinámica poblacional (Van Driesche *et al.*, 2007; Lima *et al.*, 2009).

De ahí que los estudios con enemigos naturales a nivel regional y en el nivel III del MIP (figura 2), sean escasos, a pesar de que estos niveles adquieren cada vez más importancia en los enfoques de red global del MIP, que involucra el intercambio de información y tecnología entre diversos países para prevenir, combatir, monitorear y pronosticar diferentes problemas relacionados con plagas (Maredia, 2003); y del enfoque de control de área amplia que involucra el manejo de una población completa (plaga) de manera sustentable y preventiva en grandes áreas geográficas, incluyendo zonas urbanas no comerciales, zonas de refugio silvestre y áreas no cultivadas (Hendrichs *et al.*, 2007).

Sin embargo, con la fácil accesibilidad a internet, el desarrollo reciente de nuevas tecnologías en Sistemas de Información Geográfica (SIG), la mejora de algoritmos matemáticos y la disponibilidad de bases de datos, es posible modelar la distribución de casi cualquier especie o grupo, utilizando la información disponible en las bases de datos de museos, colecciones, registros de localidades de ocurrencia en publicaciones, más las variables ambientales de dichas localidades (Sánchez-Cordero y Martínez-Meyer, 2000). Su aplicación ha sido principalmente con grupos de mamíferos y plantas (Peterson *et al.*, 2001; Villaseñor y Téllez-Váldez, 2004), y en menor medida algunos grupos de invertebrados (Levine *et al.*, 2004; Finch *et al.*, 2006).

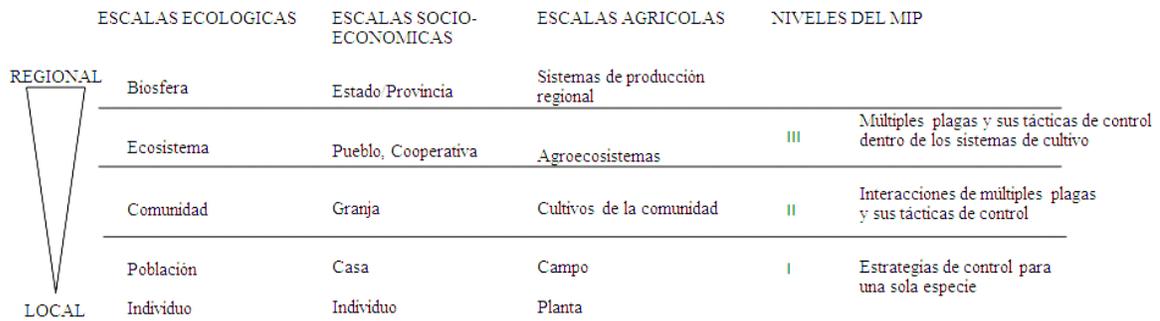


Figura 2. Niveles de integración del MIP dentro del contexto ecológico, socio-económico y agrícola; y la escala espacial a la que corresponden (Modificado de Kogan *et al.*, 1999).

Por esta razones, su dominancia numérica, su función dentro de los ecosistemas y el potencial no aprovechado (Gordh *et al.*, 1999), este trabajo plantea y discute la utilización de las avispas parasitoides en modelos predictivos de especies dentro de la estrategia de control biológico, a través de la revisión de algunos conceptos básicos de los modelos potencialmente aplicables dentro de esta estrategia.

**DEFINICIÓN, ETAPAS Y OBJETIVOS DE UN MODELO**

Un modelo se define como la representación simplificada de una parte de la realidad o una simple abstracción de la realidad (Demeritt y Wainwright, 2005). Los modelos cuentan con distintas etapas (figura 3) que deben de considerarse previo a su construcción o utilización. Las etapas conceptual y esquemática ayudan a establecer los objetivos e hipótesis del modelo de forma coherente con el sistema o actividad que va a representar (Morrison *et al.*, 2006).

Los principales objetivos de los modelos son: a) formalizar o describir el conocimiento actual sobre

una especie (plaga o enemigo natural) o sistema ecológico (agroecológico); b) entender que factores ambientales afectan la distribución y abundancia de una especie; c) predecir la distribución y abundancia de una especie; d) identificar los vacíos de información del sistema o grupo bajo análisis y subsanarlo; e) generar hipótesis comprobables sobre la especie o sistema de interés (Busby, 2002; Morrison *et al.*, 2006).

Por lo tanto, los modelos son herramientas útiles que sirven de base para la toma de diferentes acciones políticas, sociales y tecnológicas. Tal es el caso de las especies plaga o invasoras, en donde la selección de las acciones de control a seguir puede ser reforzada por la evaluación previa de las acciones de control bajo diferentes condiciones (escenarios), lo que permite seleccionar la acción de control de más impacto (probable) y con una mayor respuesta positiva en términos económicos y sociales (Ciancio y Mukerji, 2007).

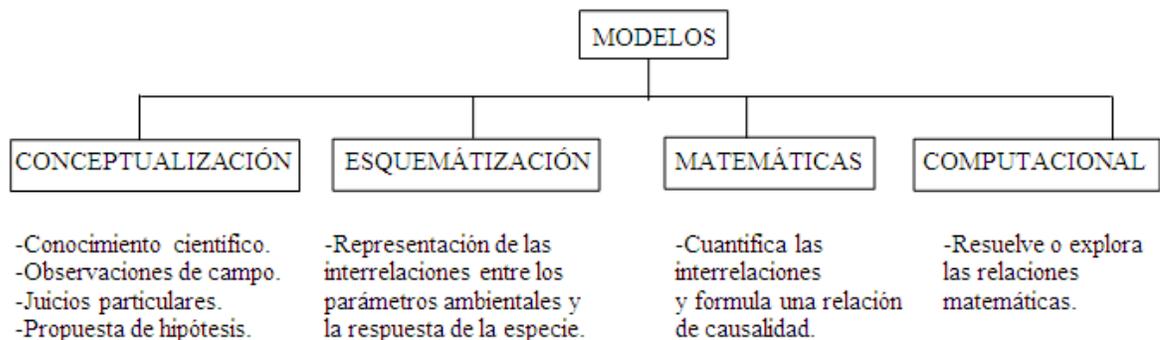


Figura 3. Distintas etapas en la construcción de un modelo y sus características (De acuerdo a Morrison *et al.*, 2006).

La mayoría de los modelos utilizados en el control biológico se basan en conceptos de ecología de poblaciones, principalmente para predecir la eficiencia de los agentes de control utilizados antes y después de ser liberados (Elkinton, 2007), para lo cual se requiere el conocimiento detallado de la biología y la ecología de las especies (planta-plaga-parasitoide), lo cual está más estudiado para las especies hospedadoras y plaga (Hill, 2008). En estos casos, grupos de enemigos naturales como las avispa parasitoides que tienen registros incompletos de muestras o abundancias, principalmente en áreas poco estudiadas o de difícil acceso, una herramienta útil para el estudio de su distribución es la utilización de modelos predictivos de especies (Seoane y Bustamante, 2001).

## MODELOS PREDICTIVOS DE ESPECIES

Un modelo predictivo de especies (MPE) se define como la extrapolación de los datos de distribución de una especie o grupo de especies en espacio y tiempo, generalmente basándose en un modelo estadístico y de variables ambientales que se consideran influyen en el hábitat idóneo y por lo tanto en la distribución de las especies (Franklin, 2009).

Los MPE describen el nicho y la idoneidad del hábitat de las especies, por lo que se les conoce también como modelos de nicho ecológico, modelos de nicho de especies, modelos de idoneidad del hábitat o modelos de distribución de especies, entre otros (Guisan y Zimmermann, 2000; Peterson, 2001; Hirzel *et al.*, 2002; Roberson *et al.*, 2003; Guisan y Thuiller, 2005; Benito de Pando y Peñas de Giles, 2007; Franklin, 2009).

Los MPE están basados en dos principios ecológicos, el primero es la idoneidad del hábitat que se basa la función de selección de recursos, en la cual se investiga una función (generalmente de algún modelo estadístico) que sea proporcional a la probabilidad del uso del hábitat por un organismo, y por lo tanto prediga la probabilidad de presencia de una especie (Franklin, 2009). El otro principio es el de nicho ecológico de Hutchinson, que se define como el hipervolumen de  $n$ -dimensiones ambientales (todas las variables bióticas y abióticas) que tienen efecto en la supervivencia, crecimiento y reproducción de una especie (Morrison y Hall, 2002). Este concepto se divide a su vez en nicho fundamental (fisiológico o potencial) que es la respuesta de las especies al ambiente (recursos) en ausencia de interacciones biológicas (competencia, depredación, etc.) y en nicho realizado (ecológico, actual) que son las dimensiones ambientales en las que una especie

sobrevive y se reproduce, incluyendo los efectos de las interacciones biológicas (Soberón, 2007; Soberón, 2010).

Por lo que realmente modelan la mayoría de los MPE es el nicho realizado, ya que los datos de ocurrencia de las especies actuales se utilizan en el modelo, y así el modelo extrapola en un espacio geográfico aquellas condiciones asociadas a la ocurrencia o abundancia de las especies en un hipervolumen ambiental (Franklin, 2009). Si el nicho realizado es descrito por un modelo estadístico y representado en un espacio geográfico (mapa), entonces este representa la distribución potencial o idoneidad del hábitat (Araújo y Guisan, 2006; Soberón, 2007).

Dependiendo del tipo de razonamiento o proceso, los modelos predictivos se clasifican en dos grupos generales con varias subcategorías, y de acuerdo a sus características particulares algunos modelos pueden presentar una combinación de categorías (Skidmore, 2002) (figura 4).

Los modelos deductivos llegan a una conclusión específica a partir de proposiciones generales (premisas), por ejemplo, la ocurrencia de una especie y las relaciones del ambiente-especie se forman a partir estudios ecológicos correlativos o de las observaciones de campo y experiencia de expertos calificados (Beauvais *et al.*, 2004). Mientras que los modelos inductivos se basan en hechos (datos) que permiten llegar a una conclusión general, mediante algunos métodos estadísticos (Skidmore, 2002).

Los modelos determinísticos o mecanicistas son aquellos establecidos de acuerdo a las relaciones causa-efecto. Los MPE basados en el concepto de nicho ecológico pertenecen a esta categoría y son de tipo empírico-inductivo (Kearney, 2006).

Mientras que en los modelos estocásticos los datos de entrada o parámetros del modelo son variados (aleatorios) al igual que los resultados finales (Morrison *et al.*, 2006). Una gran parte de los MPE basados en el concepto de idoneidad del hábitat, pertenecen a esta categoría, ya que sus predicciones se obtienen a partir de la relación estadística entre registros de presencia y diferentes variables ambientales (Kearney, 2006).

Más detalles sobre modelos específicos relacionados a la distribución de especies se pueden consultar en Skidmore (2002), Beauvais *et al.*, (2004), Morrison *et al.*, (2006) y Franklin (2009).

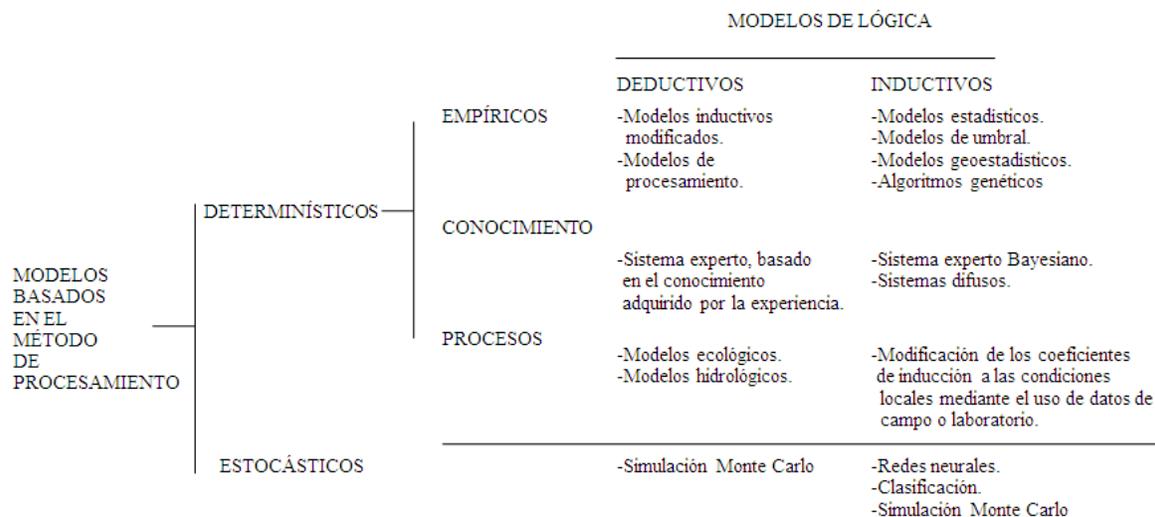


Figura 4. Clasificación de los modelos predictivos (Tomado de Skidmore, 2002).

### MODELOS PREDICTIVOS EN MIP Y EN CONTROL BIOLÓGICO

Los modelos predictivos empleados en el MIP se utilizan para pronosticar las diferentes etapas de crecimiento de una población plaga y estimar el umbral de daño económico (Lima *et al.*, 2009). A nivel de parcela los pronósticos son a corto plazo y se limitan a un cultivo en particular dentro de un área limitada, los análisis utilizados generalmente son de regresión o regresión múltiple (Legendre y Legendre, 1998). Esto corresponde al nivel I del MIP (figura 2). A nivel regional la información que se utiliza proviene de datos de trampas en localidades fijas, con muestreos de varios años que permiten establecer la tendencia estacional de la población (Mills, 2005) y pronosticar los niveles de infestación de plagas en el campo, lo que contribuye a proporcionar una alerta rápida a los agricultores (Dent, 2000).

Dependiendo del tipo de datos utilizados para construir los modelos, los pronósticos pueden ser por muestro o por predicción. Los pronósticos por muestro son los que se obtienen utilizando datos de monitoreo de las diferentes etapas de la especie de interés en los cultivos o área de estudio. Los pronósticos por predicción se obtienen utilizando factores climáticos, principalmente la temperatura y precipitación (Hill, 2008)

Si la información de los monitoreos es referenciada en coordenadas geográficas o espaciales y se combina con información geográfica como la altitud, temperatura, precipitación, tipo de suelo y la distribución de diferentes cultivos, se puede

almacenar como una capa espacial en un mapa; y al sobreponer diferentes capas es posible identificar zonas de plagas o zonas propensas a los brotes de plagas (Cox, 2007). Estas capas se pueden introducir como variables en modelos predictivos y determinar si existen correlaciones (Lloyd, 2011), lo que resulta en mapas del rango de distribución de especies plagas y enemigos naturales, así como de zonas vulnerables a invasiones (mapas de riesgo) (Lockwood *et al.*, 2007).

Las estrategias de control biológico (figura 1) se basan en la ecología de poblaciones de insectos (Nair, 2007), y a través de la construcción de modelos matemáticos de las interacciones hospedero-parasitoide y depredador-presa es posible entender esta dinámica en los sistemas de cultivo, establecer los atributos ideales en los agentes de control biológico y evaluar el potencial de los enemigos naturales (Mangel, 2006). Si a esto se agregan términos para representar la dispersión y el crecimiento poblacional es posible establecer la dispersión espacial de los enemigos naturales (Van Drieche, 2007). Esto contribuye a apresurar las evaluaciones y reducir la dependencia en la liberación de números mayores de especies de las que se conoce menos, esto ahorra tiempo, dinero y aumenta la tasa de éxito en términos de establecimiento e impacto, ya que las pruebas de especificidad de hospederos en cuarentena consumen tiempo, son difíciles y costosas (Badii *et al.*, 2004).

Los modelos que utilizan a las avispas parasitoides son de tipo poblacional y se emplean principalmente para estimar la mortalidad (en proporción o porcentaje) que ejercen sobre su(s) hospedero(s),

determinar la(s) especie(s) de parasitoide más adecuado para el control biológico, estimar el rango de hospederos y evaluar el impacto sobre las plagas y otras especies (Dent, 2000; Hassell, 2000; Van Drieche, 2007). Por lo que uno de los factores de mayor peso en los modelos es la disponibilidad de hospederos, aunque también influye en gran medida la ecofisiología de la especie, la perturbación del entorno (tipo de cultivo, manejo, etc.) y los recursos utilizados (agua, néctar, etc.) (Wajnberg y Mills, 2008); estos factores pueden causar diferentes patrones espaciales a diferentes escalas (figura 5) (Guisan y Thuiller, 2005). Una revisión detallada de los factores reguladores se puede consultar en Schowalter (2006).

La mayoría de los modelos usados hasta ahora en el control biológico son aplicables dentro de criterios específicos del sistema bajo estudio, a escala local, son de tipo dinámico y permiten establecer la distribución espacial de la población de plagas y sus enemigos naturales dentro de los cultivos o fincas bajo estudio (Dent, 2000). También permiten evaluar el papel real que ejercen los enemigos naturales (incluyendo los nativos) en la regulación de las poblaciones de las plagas, y determinar si el control es efectuado por una sola especie, por un factor abiótico o la combinación de ambos (Badii *et al.*, 2004). Algunos de los modelos más empleados han sido los de Lotka-Volterra, modelos hospedero-patógeno, modelos de Nicholson-Bailey, modelos de dispersión espacial y de simulación de la dinámica poblacional; éste último no ha tenido un gran impacto debido a lo complejo de su elaboración y dificultad

para explicar sus resultados (Schowalter, 2006; Van Drieche, 2007). Sin embargo, los factores abióticos, como las temperaturas extremas, actúan de forma independiente de la densidad y es posible utilizarlos para realizar predicciones de la distribución potencial a través de un gradiente, principalmente geográfico y a escala regional (Gillott, 2005; Gulland y Cranston, 2010) (figura 5).

En este sentido, los factores climáticos son la base fundamental de la mayoría de los modelos usados en control biológico, en los que se investiga la similitud climática entre la zona fuente de enemigos naturales o de la plaga y el área invadida o donde van a ser liberados; para determinar así que parte de la zona fuente es la más adecuada para obtener enemigos naturales bien adaptados (Van Drieche, 2007). Esto se realiza con programas de correspondencia climática principalmente CLIMEX (Sutherst y Maywald, 1985; Maywald y Sutherst, 1989; Sutherst *et al.*, 1999), BIOCLIM (Busby, 1986, 1991; Nix, 1986), DOMAIN (Carpenter *et al.*, 1993), HABITAT (Walker y Cocks, 1991), entre otros. Una lista más completa se puede consultar en Venette *et al.*, (2010). Estos programas utilizan los registros climáticos históricos de diversas localidades a nivel mundial, lo que permite ponderar factores ambientales específicos como la temperatura y la precipitación en los análisis de similitud climática y cuando se trazan distribuciones potenciales de las especies (Van Drieche, 2007), también es posible relacionar los datos climáticos con la fenología de o distribución de determinada especie (Hoelmer y Kirk, 2005).

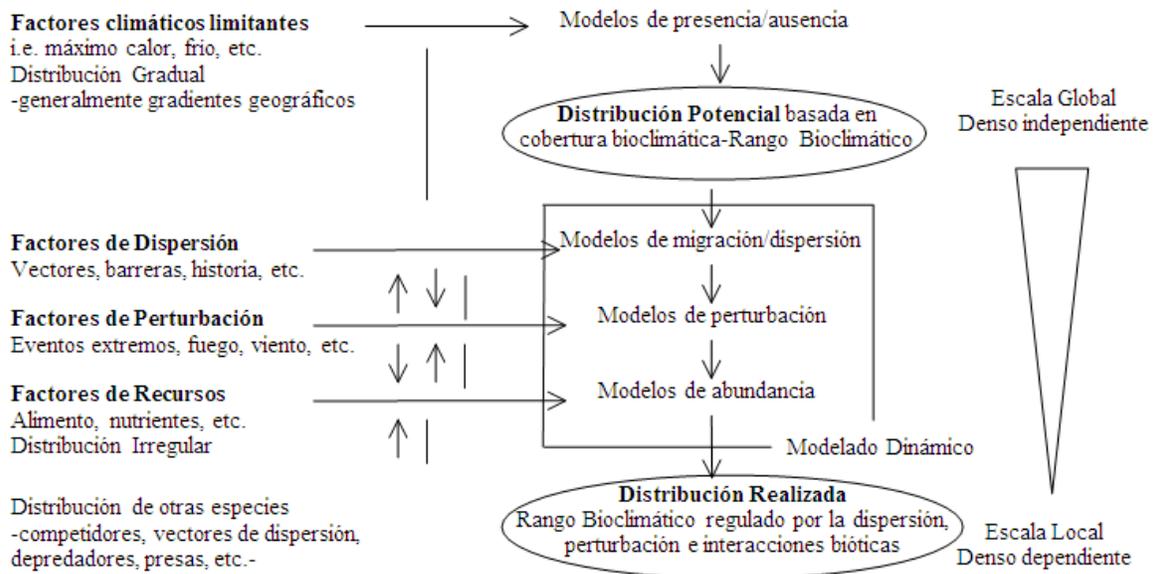


Figura 5. Esquema general del modelado para pronosticar la dinámica de poblaciones. Las flechas indican la dirección de las interacciones entre los factores (Modificado de Guisan y Thuiller, 2005).

Los modelos predictivos usados en control biológico para predecir la distribución geográfica (y dispersión) y su incursión en un área pueden ser de tipo inductivo, deductivo o una combinación de ambos (Venette *et al.*, 2010). Los del tipo inductivo mediante análisis estadísticos estiman las preferencias climáticas de una especie, utilizando su distribución conocida (registros) y datos climáticos. Este tipo de modelos se emplea cuando hay poca información detallada sobre la respuesta climática o la biología reproductiva y desarrollo de la especie a controlar o del enemigo natural (Van Drieche, 2007). Ejemplos de este tipo de modelos son CLIMEX (Sutherst y Maywald, 1985), BIOCLIM (Busby, 1986), DOMAIN (Carpenter *et al.*, 1993), GARP (Stockwell y Noble, 1992), MaxEnt (Phillips *et al.*, 2004, 2006), entre otros. Las aplicaciones de este tipo de modelos han sido principalmente para valorar el riesgo de insectos plaga exóticas en nuevas áreas, establecer la dispersión global de enfermedades de plantas importantes, establecer el rango esperado de enemigos naturales de malezas y establecer los factores climáticos y edáficos que limitan la dispersión de plagas a nivel del suelo (Van Drieche, 2007).

Los modelos de tipo deductivo se basan en los resultados de estudios ecológicos, de observaciones de campo, de estudios en laboratorio o de las experiencias de expertos calificados; con lo cual es posible determinar los umbrales de los factores climáticos extremos, por ejemplo las temperaturas críticas y el tiempo de exposición a éstas; para predecir donde puede ocurrir una especie así como el tiempo en que inicia y termina su ciclo de vida en un área determinada (Venette *et al.*, 2010). La información que emplea este tipo de modelos es muy detallada y precisa, por lo que solo es aplicable a cierto número de plagas y sus enemigos naturales (Van Drieche, 2007). Ejemplos de este tipo de modelos son CLIMEX (Sutherst y Maywald, 1985) y STASH (Kriticos y Randall, 2001). Su aplicación ha sido con el parasitoide *Ibalia leucospoides* (Hymenoptera: Ibalidae) (Villacide y Corley, 2003) y con los himenópteros plaga *Sirex noctilio* (Hymenoptera: Siricidae) (Carnegie *et al.*, 2006) y *Vespula germanica* (Hymenoptera: Vespidae) (D'Adamo *et al.*, 2002).

#### ELEMENTOS PARA CONSTRUIR UN MDP

Dada la importancia de las avispas parasitoides en el control biológico, es necesario determinar las especies, donde se encuentran y cuál es su distribución geográfica (Van Drieche, 2007). Las colecciones de museos, registros en la literatura y bases de datos disponibles en internet permiten resolver en parte los dos primeros cuestionamientos (Elith y Leathwick, 2007), sin embargo, para

responder el último cuestionamiento es necesario utilizar las herramientas actuales de modelaje que utilizan la información mínima de las especies (Noonan, 2003), como la utilizada en los modelos inductivos. Considerando que la información disponible sobre la biología o hábitos es escasa para muchos grupos de avispas parasitoides, se plantean a continuación los elementos mínimos para aplicar un modelo predictivo de acuerdo a Franklin (2009) (Figura 6).

Como primer paso y parte fundamental de cualquier trabajo de investigación es definir de manera clara los objetivos y alcances del modelo, ya que de esto depende la escala de estudio y la complejidad del modelo. Dos preguntas que pueden ayudar a definir un objetivo son ¿dónde estamos? y ¿a dónde queremos llegar? (Dent, 2000), y que se complementan con las etapas de conceptualización y esquematización (Figura 3). En el contexto del MIP y el control biológico, se tienen un área de oportunidad para estudiar y generar hipótesis sobre la distribución de enemigos naturales, en especial las avispas parasitoides, ya que la mayor parte de los trabajos en modelado de distribución de especies son para las especies plaga y sus hospederos (Dent, 2000; Van Drieche, 2007).

El segundo paso a considerar son los datos de la especie (Figura 6), que se pueden agrupar en tres categorías (Rondinini *et al.*, 2006): (a) localidades puntuales, que son los sitios en donde una especie ha sido registrada, (b) rango geográfico, que es el ancho de los límites geográficos del área de ocurrencia de la especie (Gaston, 1991) y (c) datos de distribución predichos, que representan áreas donde una especie es común que se encuentre de acuerdo a las condiciones ambientales favorables (Corsi *et al.*, 2000). Estos datos pueden verse afectados por los atributos y la historia de vida de la especie a modelar, por ejemplo las características biológicas de la especie, las cuales son desconocidas para muchas las avispas parasitoides, aunque los términos de especie rara o común, generalistas o especialistas, solitarios o gregarios, etc., pueden ser de utilidad (Van Drieche, 2007) para determinar el rango geográfico y de tolerancia ecológica esperado en el MDP (Franklin, 2009).

Si los datos provienen de colecciones de museos o bases de datos es recomendable revisar algunos aspectos importantes (Busby, 2002; Soberón y Peterson, 2004) como: 1) la correcta identificación de las especies (error taxonómico) que es frecuente, difícil de detectar y corregir; 2) corroborar la actualización del nombre de la especie, ya que es común el cambio del nombre de la especie o del grupo taxonómico; 3) verificar la correcta georeferenciación de los especímenes, ya que de esto

depende una correcta predicción del modelo, 4) verificar localidad, fecha de colecta e institución de resguardo.

Cuando no es posible una correcta identificación de la especie, se puede emplear el término de morfoespecie (Derraik *et al.*, 2010) o bien utilizar niveles taxonómicos más altos como género, familia o grupo (Gaston, 2000). Se debe de tener en cuenta también otros factores que afectan los datos (registros) como el tamaño de muestra, ya que se necesita un alto número de registros de presencia para poder caracterizar el nicho ecológico de forma robusta, por

lo que los MDP son sensibles al tamaño de la muestra de presencias (Kadmon *et al.*, 2003). El sesgo de los datos es otro factor que debe evitarse en la medida de lo posible, ya que en general las colectas de especímenes son realizadas en áreas de fácil acceso, cercanas a ciudades, carreteras, ríos y reservas naturales (Hortal *et al.*, 2007). Por lo que si es necesario, se debe de considerar una estrategia de muestreo para la adquisición de nuevos datos (Hirzel y Guisan, 2002). Teniendo esto en cuenta se pueden seleccionar aquellos datos más completos (depurados) y representativos de la especie o grupo para su uso en el programa de predicción (Figura 6).

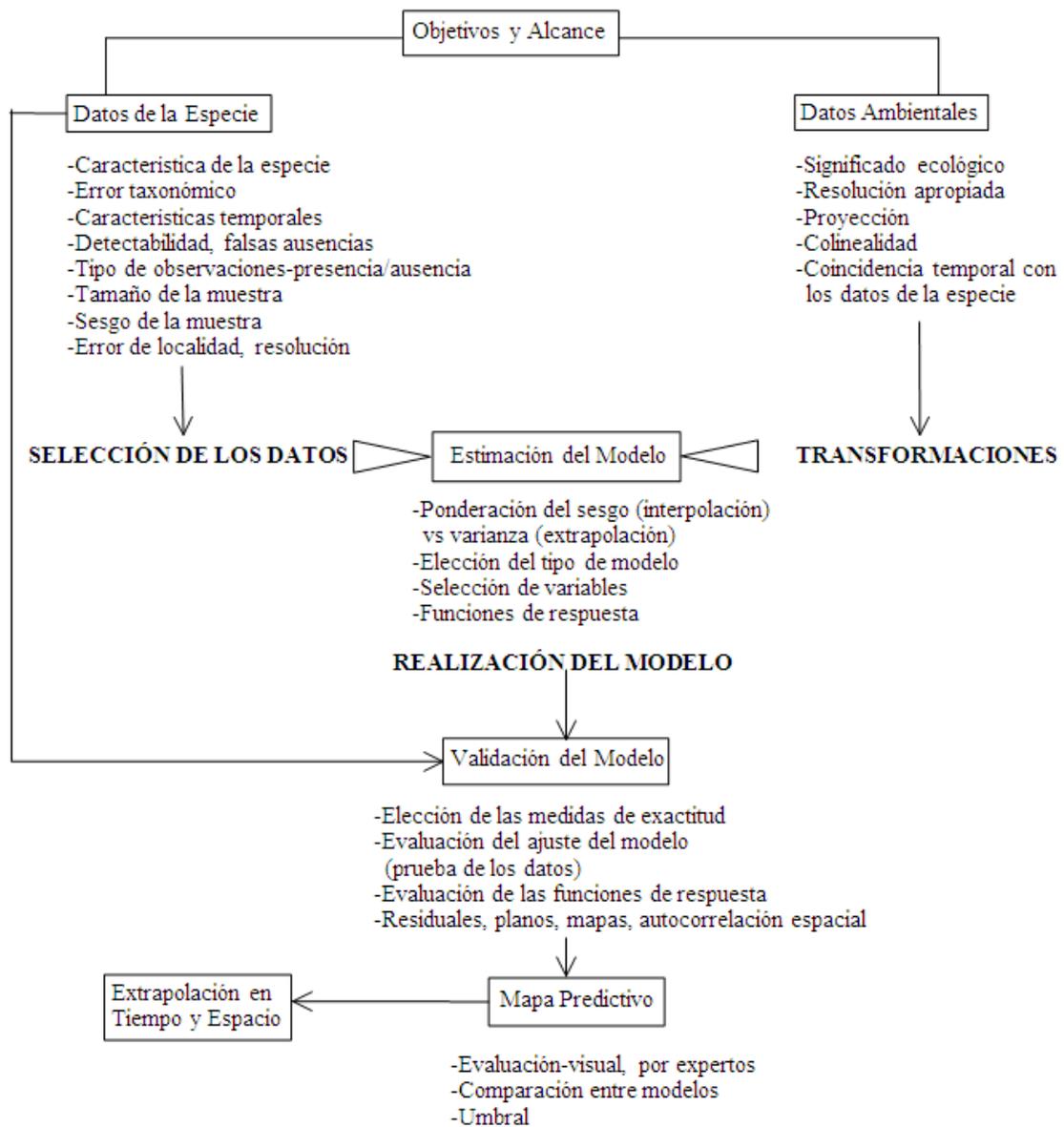


Figura 6. Elementos, pasos y aspectos a considerar en la construcción de un modelo predictivo de especies (Tomado de Franklin, 2009).

El tercer paso es seleccionar las variables ambientales que tienen influencia directa sobre la especie o grupo a modelar, esto favorece la precisión del modelo (Mackey y Lindenmayer, 2001; Vaughan y Ormerod, 2003), sin embargo, variables indirectas como las climáticas pueden usarse (Pearson *et al.*, 2004; Van Drièche, 2007). Entre las variables más utilizadas en los MDP se encuentran: las topográficas (elevación, pendiente, orientación, etc.) y las variables climáticas (temperatura, precipitación, humedad, etc.) (Franklin, 2009).

No todas las variables ambientales están digitalizadas en mapas y a la escala adecuada que requiere el trabajo; sin embargo, están disponibles en internet las capas climáticas del mundo a una resolución aceptable (celdas de 1x1 km), apropiadas para trabajar a escalas de regionales a continentales (Hijmans *et al.*, 2005). Para trabajos a escala local y alta resolución es necesario recurrir a otras fuentes de datos más precisas y especializadas (bases de datos climáticos locales, modelos del terreno de alta resolución, imágenes Landsat, etc.), o realizar extrapolaciones de los mapas ya existentes, lo cual no es recomendable porque algunas variables cambian de acuerdo a la escala (Hirzel y Le, 2008).

La inclusión de las interacciones bióticas (depredación, competencia, polinización, parasitismo, simbiosis, etc.) y las características ecológicas de la especie a modelar (McPherson y Jetz, 2007) mejoran el nivel predictivo de los modelos, principalmente a escala local (Pearson *et al.*, 2004; Elith y Leathwick, 2009), aunque esta información es conocida para unas pocas especies. En el caso de especies con biología poco conocida se pueden realizar análisis de correlación entre las especies y las variables de su hábitat para identificar el hábitat esencial o de alta calidad para la especie (Robertson *et al.*, 2003). Sin embargo, hay que tener en cuenta algunas de las limitantes de la correlación, como la reducción del

número de variables, la escala (resolución y extensión) a la cual se mide la respuesta de la especie y que puede variar (Wiens, 1989), además la correlación no necesariamente explica la causa o el proceso.

Las variables ambientales se relacionan directamente con la escala de estudio, ya que dependiendo de la escala a utilizar las variables serán diferentes, en la Tabla 1 se presentan algunos tipos de escala más utilizados y algunas variables asociadas a éstas. La escala se obtiene por relación entre la resolución (grano) espacial y temporal de las observaciones (registros), y la extensión, que es el área que abarcan las observaciones (Morrison y Hall, 2002). Se debe tener en cuenta que los fenómenos o patrones dependerán de la escala en la que se observan, es decir, patrones que son evidentes a escalas finas (local) o en cortos períodos de tiempo, cambian o desaparecen a escalas más amplias (regional) o en períodos de tiempo más largos (Van Horne, 2002; Hortal *et al.*, 2010). Hay que tener en cuenta como adecuar la escala del estudio, que dependerá de la resolución de los datos (generalmente los puntos de muestreo o tamaño de pixel) y la extensión (el área o región en donde se hacen las observaciones, o donde el modelo se aplica) (Wiens, 2002).

La selección de la escala adecuada dependerá, además del objetivo y alcance del estudio, de la movilidad de la especie. Por lo que para organismos con alta movilidad se recomienda utilizar una resolución gruesa que incluya en una misma celda o polígono, diferentes tipos de hábitats o variables para capturar (lo más posible) los diferentes requerimientos de las especies (Mackey y Lindenmayer, 2001); mientras que en organismos sésiles o de baja movilidad (locales) es más adecuado utilizar la resolución más fina posible dado que los predictores locales son más significativos (Guisan y Thuiller, 2005).

Tabla 1. Tipos de escala y variables ambientales, de acuerdo a <sup>1</sup>Corsi *et al.*, 2000 y <sup>2</sup>Pearson y Dawson, 2003.

EE <sup>1</sup>	EG <sup>1</sup>	EE <sup>2</sup>	Área cubierta <sup>2</sup>	I	S	U	T	C
		Micro	<10 m					
Sitio	< 1:10,000	Sitio	10 a 1000 m					
Local	1:10,000 a 1:50,000	Local	1 a 10 km					
Nacional/Regional	1:50,000 a 1:250,000	Paisaje	10 a 200 km					
Continental	1:250,000 a 1:1,000,000	Regional	200 a 2000 km					
Global	> 1:1,000,000	Continental	2000 a 10000 km					
		Global	>10000 km					

Simbología: EE= escala espacial, EG=escala geográfica, I=interacciones bióticas, S=tipo de suelo, U=uso del suelo, T=topografía y C=clima.

El cuarto paso es la estimación del modelo (Figura 6), que requiere como primer paso hacer un balance entre el sesgo (precisión) y la varianza (generalidad) dependiendo del objetivo primario del modelo, el cual puede ser la interpretación ecológica de los factores que controlan la distribución de especies, la interpolación a localidades no muestreadas o la extrapolación hacia ambientes nuevos (Elith y Leathwick, 2009). Se debe de tratar y corregir la multicolinealidad que es cuando dos o más variables del modelo están muy correlacionadas, por lo que su incorporación al modelo resulta redundante, ya que dichas variables que aunque representan fenómenos distintos, tienen la misma estructura espacial (Rushton *et al.*, 2004). También se debe de estimar la curva de respuesta o la relación variable-respuesta, la cual generalmente toma la forma de una curva de respuesta normal (Gausiana) que puede incrementarse, no existir o disminuir, dependiendo del rango de la variable que se está midiendo (Hirzel *et al.*, 2001).

Posteriormente se selecciona el tipo de algoritmo y programa computacional que se utilizará para hacer las predicciones. La selección dependerá de diferentes criterios, como la disponibilidad del software (programas de libre distribución), la complejidad de manejo del programa o el tipo de datos de los que se dispone (presencias, presencias y ausencias). En el caso de las avispas parasitoides, los datos que generalmente se disponen en colecciones son registros de presencias con pocos registros por especie, por lo que en estos casos se recomienda la utilización de varios modelos y contrastar los resultados finales para tener una predicción aceptable (técnicas de ensamble) para obtener modelos de conceso que reducen el sesgo y las limitaciones del uso de cada modelo en forma individual (Plissock y Fuentes-Castillo, 2011; Grenouillet *et al.*, 2011)

El uso de presencias/ausencias en algunos modelos mejoran la precisión de las predicciones (Phillips *et al.*, 2009), sin embargo, no es muy común tener registros de ausencias al menos para las avispas parasitoides, por lo que el uso de datos de solo presencia se justifica por la falta de registros de ausencias de revisiones sistemáticas de los datos y por la necesidad de mapas predictivos para la toma de decisiones (Elith y Leathwick, 2009).

Se debe de tener en cuenta que todos los algoritmos proporcionan resultados diferentes, y dependiendo de la calidad y resolución de los datos, algunos se ajustaran mejor al modelo que otros (Hernández *et al.*, 2001). Existen diferentes trabajos que comparan el desempeño de distintos algoritmos (Guisan *et al.*, 1999; Pearce y Ferrier, 2000; Loiselle *et al.*, 2003; Thuiller, 2003; Muñoz y Felicísimo, 2004; Brotons *et al.*, 2004; Segurado y Araújo, 2004; Hijmans y

Graham, 2006; Meynard y Quinn, 2007; Elith *et al.*, 2006; Hernández *et al.*, 2006; Naoki *et al.*, 2006; Yun, 2006; Hurtado-Aguilar, 2007; García-Mateo, 2008; Graham *et al.*, 2008; Ortega-Huerta y Peterson, 2008; Wisz *et al.*, 2008; Elith y Leathwick, 2009; Fernandez *et al.*, 2009; Franklin, 2009; Tognelli *et al.*, 2009; Guo y Liu, 2010; Miller, 2010; Bedia *et al.*, 2011; Plissock y Fuentes-Castillo, 2011), que se pueden utilizar como guía para seleccionar el algoritmo más adecuado para nuestros datos aplicando un criterio de contraste. En el anexo I se presentan algunas características de CLIMEX y otros modelos potencialmente aplicables a datos de colecciones de avispas parasitoides.

El quinto paso consiste en que una vez obtenido el modelo, es necesario verificar (evaluar o validar) que tan confiables son sus resultados, lo más recomendable y con más sentido biológico es comparar el resultado del modelo con un conjunto de datos de presencias independientes al usado para construir el modelo (Plissock y Fuentes-Castillo, 2011) (Figura 6), sin embargo, son pocas las especies o grupos que cuentan con dichos datos, por lo que es común dividir el conjunto original de datos en dos partes: uno de calibración (75%) que se usa para construir el modelo y otro de evaluación (25%) (Guisan y Zimmermann, 2000; Beauvais *et al.*, 2004).

Existen otros procedimientos estadísticos para evaluar el resultado del modelo, entre los que destacan la matriz de confusión o error, en donde las ausencias y presencias predichas se comparan con las ausencias y presencias reales (Fielding y Bell, 1997); con esto se calculan algunos índices como el de sensibilidad (proporción de presencias verdaderas predichas correctamente) y el de especificidad (proporción de verdaderas ausencias predichas correctamente) (Allouche *et al.*, 2006). Otro es el umbral de corte, que consiste en reclasificar los valores continuos de probabilidad de presencia del mapa (resultado del modelo) en un punto de corte (generalmente 0.5), y analizar cómo los puntos conocidos de las presencias se distribuyen y reclasifican en un nuevo mapa en forma binaria (presencia/ausencia) y en donde valores sobre punto de corte establecido se consideran como presencia y valores por debajo como ausencia (Liu *et al.*, 2005; Jiménez-Valverde y Lobo, 2007; Freeman y Moisen, 2008).

Existen otros análisis denominados de umbral independiente, los cuales evalúan la precisión de un modelo a través de los valores continuos del mapa, sin calcular un valor de corte o umbral, de los cuales sobresalen el área bajo la curva (AUC), Kappa y TSS (Allouche *et al.*, 2006; Elith y Leathwick, 2009). El más utilizado es AUC (Manel *et al.*, 2001), que se obtiene al comparar la proporción de falsos positivos en el eje X (1-especificidad) y verdaderos positivos en

el eje Y (sensibilidad) (Plissock y Fuentes-Castillo, 2011), el rango de valores que se puede obtener es entre 0.5 y 1, en donde valores menores a 0.5 indican que el modelo no es capaz de discriminar entre presencias y ausencias más allá de lo esperado por azar; y valores cercanos a 1 indican (en porcentaje) la idoneidad o probabilidad perfecta del modelo (Elith y Burgman, 2002; Fielding, 2002). Más detalles sobre los métodos de evaluación pueden consultarse en Franklin (2009), algunas limitaciones en Lobo *et al.*, (2008) y referencias de diferentes métodos en el material adicional de Elith y Leathwick (2009).

El sexto paso consiste en que una vez validado el modelo, se realiza el mapa predictivo, que debe de ser validado visualmente por el especialista en la especie o grupo y realizar las correcciones necesarias según sea el caso (Beauvais *et al.*, 2004). En la medida de lo posible es recomendable realizar una comparación entre mapas resultantes de diferentes modelos (utilizando los mismos registros) y contrastarlos (Franklin, 2009), con la ayuda del experto de la especie o grupo.

Como paso final es la utilización de los resultados, generalmente se han utilizado para probar hipótesis sobre los factores limitantes de la distribución de las especies, así como la respuesta de las especies a gradientes ambientales (Franklin, 2009); aunque a través de la interpolación de escasos registros o revisiones biológicas de especies importantes (como mariposas) se han utilizado en la planeación de la conservación, diseño de reservas y en el análisis de riesgo e impacto (Cabeza *et al.*, 2004; Elith y Leathwick, 2009). A través de la extrapolación en tiempo y espacio se han utilizado para predecir el riesgo de invasión de especies nocivas, la dispersión de organismos vectores y transmisores de enfermedades y los impactos del cambio climático en la biodiversidad (Miller *et al.*, 2004; Aráujo y New, 2007; Mika *et al.*, 2008).

Existe gran debate en cuanto a la ventaja y precisión que tienen los modelos más complejos (mecanicistas) sobre los más simples (empíricos), sin embargo, los modelos simples son más útiles porque estiman las relaciones primarias entre la distribución de las especies y los factores ambientales (Franklin, 2009). En el caso de las avispas parasitoides, los MDP son una opción poco explorada que permitiría utilizar la información disponible en colecciones y bases de datos, para tener una primera visión de su distribución en México.

La única base pública disponible en internet de avispas parasitoides para la república mexicana es la de Himenópteros Parasíticos en México de la Universidad Autónoma de Nuevo León, dentro de la Red Mundial de Información sobre Biodiversidad

(REMIB) (González-Hernández, 1998) y disponible en [http://www.conabio.gob.mx/remib/doctos/remib\\_espanol.html](http://www.conabio.gob.mx/remib/doctos/remib_espanol.html). Por lo que existe un área de oportunidad para la aplicación de los MDP en este grupo tan importante y poco conocido en términos de su distribución, para lo cual es necesario también que las diferentes colecciones entomológicas de las diferentes instituciones y universidades país contribuyan al conocimiento de la biodiversidad haciendo accesible la información de su material entomológico.

Esto adquiere relevancia en la actualidad dado que el nuevo enfoque en el MIP es el manejo de área amplia (escala regional y global) que mediante diferentes estrategias como el control biológico, prácticas culturales, control físico y mecánico, control químico y cultivos resistentes, suprime o previene el brote de plagas en grandes regiones en vez de una sola parcela, cultivo o unidad de manejo (Faust, 2008), reduciendo los costos de los productores al minimizar el uso de insecticidas y otros insumos, además de que evitan la contaminación del suelo (Zalucki *et al.*, 2009). Por lo que se requiere de modelaje ecológico, tanto de dinámica poblacional como de los MDP (Elliot *et al.*, 2008), éstos últimos pueden emplearse para conocer la distribución geográfica de los insectos plaga como de enemigos naturales, así como para diseñar las estrategias de monitoreo.

## CONCLUSIONES

A pesar de la importancia de las avispas parasitoides como reguladores de poblaciones de insectos, el conocimiento básico de su biología y distribución es limitado. Sin embargo, es posible utilizar los modelos predictivos de especies que permiten utilizar el mínimo de información de las especies o grupos (registros) y factores ambientales asociados a éstos, y predecir su distribución en áreas no muestreadas o de interés y generar hipótesis sobre los factores que la determinan. La información de registros de avispas parasitoides en colecciones y museos pueden ser utilizada con este tipo de modelos. De acuerdo a esta revisión para las avispas parasitoides (considerando el control biológico en el MIP) se deben probar varios modelos predictivos y contrastar los resultados finales para tener una predicción aceptable (técnicas de ensamble) y obtener modelos de consenso que reducen el sesgo y las limitaciones del uso de cada modelo en forma individual. Los modelos obtenidos podrán utilizarse como una herramienta más eficiente en el control biológico en el MIP.

## AGRADECIMIENTOS

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología por la beca de posgrado otorgada a David A. Chay

Hernández (CONACYT: 94644). Al proyecto: Evaluación de la biodiversidad de las áreas naturales protegidas del estado de Yucatán usando grupos indicadores, propuesta de nuevas áreas y estrategias de manejo y conservación (CONACYT/SEMARNAT-2004-C01-180/A-1), de Virginia Meléndez Ramírez, por el apoyo recibido.

## REFERENCIAS

- Alatorre-Rosas, R., Bravo-Mojica, H., Leyva-Vázquez, L.J. and Huerta-De la Peña, A. 2010. Manejo integrado de plagas. Vol.11. SAGARPA. México, D.F. 12 p.
- Allouche, O., Tsoar, A. and Kadmon, R. 2006. Assessing the accuracy of species distribution models: prevalence, kappa and the true skill statistic (TSS). *Journal of Applied Ecology*. 43:1223-1232.
- Altieri, N. and Nicholls, I.C. 2000. Agroecología. Teoría y práctica para una agricultura sustentable. Programa de las Naciones Unidas para el Medio Ambiente, Red de Formación Ambiental para América Latina y el Caribe. México. 250 p.
- Araújo, B.M. and Guisan, A. 2006. Five (or so) challenges for species distribution modelling. *Journal of Biogeography*. 33(10):1677-1688.
- Araújo, B.M. and New, M. 2007). Ensemble forecasting of species distributions. *Trends in Ecology and Evolution*. 22(1):42-47.
- Argáez-Sosa, J., Christen, J.A., Nakamura, M. and Soberón, J. 2005. Prediction of high potential areas of habitat for monitored species. *Environmental and Ecological Statistics*. 12:27-44.
- Badii, M.H., Flores, A.E., Ponce, G., Quiroz, H., García-Salas, J.A. y Foroughbakhch, R. 2004. Formas de Evaluar los Enemigos Naturales en Control Biológico. *CULCyT*. 1(2):3-11.
- Beauvais, G.P., Keinath, D.A., Hernández, P., Master, L. and Thurston, R. 2004. Element distribution modeling: a primer. *Element Distribution Modeling Workshop*. Arlington, Virginia, U.S. Wyoming Natural Diversity Database & Nature Serve. pp. 1-39.
- Bedia, J., Busqué, J. and Gutiérrez, J.M. 2011. Predicting plant species distribution across an alpine rangeland in northern Spain. A comparison of probabilistic methods. *Applied Vegetation Science*. 14: no. doi: 10.1111/j.1654-109X.2011.01128.x
- Benito de Pando, B. and Peñas de Giles, J. 2007. Aplicación de modelos de distribución de especies a la conservación de la biodiversidad en el sureste de la Península Ibérica. *GeoFocus*. (7):100-119.
- Brotans, L., Thuiller, W., Araújo, B.M. and Hirzel, H.A. 2004. Presence-absence versus presence-only modelling methods for predicting bird habitat suitability. *Ecography*. 27(4):437-448.
- Busby, J.R. 1986. A biogeographical analysis of *Nothofagus cunninghamii* (Hook.) Oerst. in southeastern Australia. *Australian Journal of Ecology*. 11:1-7.
- Busby, J.R. 1991. BIOCLIM-a bioclimatic analysis and prediction system. In: Margules, C.R. y Austin, M.P. (Eds). *Nature conservation: cost effective biological surveys and data analysis*. CSIRO. pp. 64-68.
- Busby, J.R. 2002. Biodiversity mapping and modelling. In: Skidmore, A. (Ed.). *Environmental modelling with GIS and remote sensing*. Taylor & Francis. New York, USA. pp. 145-165.
- Cabeza, M., Araújo, M.B., Wilson, R.J., Thomas, C.D., Cowley, M.J.R. and Moilanen, A. 2004. Combining probabilities of occurrence with spatial reserve design. *Journal of Applied Ecology*. 41(2):252-262.
- Carnegie, A.J., Matsuki, M., Haugen, D.A., Hurley, B.P., Ahumada, R., Klasmer, P., Sun, J. and Iede, E.T. 2006. Predicting the potential distribution of *Sirex noctilio* (Hymenoptera: Siricidae), a significant exotic pest of *Pinus* plantations. *Annals of Forest Science*. 63:119-128.
- Carpenter, G., Gillison, A.N. and Winter, J. 1993. DOMAIN: a flexible modeling procedure for mapping potential distributions of plants, animals. *Biodiversity and Conservation*. 2:66-680.
- Ciancio, A. and Mukerji, K.G. 2007. Concepts for Plant Protection in Changing Tropical Environments. In: Ciancio, A. and Mukerji, K.G. (Eds.). *General Concepts in Integrated Pest and Disease Management*. Springer. Dordrecht, The Netherlands. pp. 81-130.

- Corsi, F., de Leeuw, J., and Skidmore, A.K. 2000. Modelling species distribution with GIS. In: Boitani, L., and Fuller, T.K. (eds). Research techniques in animal ecology; controversies and consequences. Columbia University Press. New York, USA. pp.389-434.
- Cox, J.S.T.H. 2007. The Role of Geographic Information Systems and Spatial Analysis in Area-Wide Vector Control Programmes. In: Vreysen, M.J.B., Robinson, A.S. and Hendrichs, J. (Eds.). Area-Wide Control of Insect Pests. From Research to Field Implementation. Springer. Dordrecht, The Netherlands. pp.199-209.
- D'Adamo, P., Sackmann, P., Corley, C.J. and Rabinovich, M. 2002. The potential distribution of German wasps (*Vespula germanica*) in Argentina. New Zealand Journal of Zoology. 29:79-85.
- Demeritt, D. and Wainwright, J. 2005. Models, Modelling, and Geography. In: Castree, N., Rogers, A. and Sherman, D. (Eds.). Questioning Geography: Fundamental Debates. Blackwell Publishing Ltd. Oxford, UK. pp. 206-225.
- Dent, D. 2000. Insect Pest Management. CABI Publishing. Wallingford, UK. 410 p.
- Derraik, J.G.B., Early, J.W., Closs, G.P. and Dickinson, K.J.M. 2010. Morphospecies and taxonomic species comparison for Hymenoptera. Journal of Insect Science. 10(108):1-7.
- Elith, J. and Burgman, M. 2002. Predictions and their validation: rare plants in the Central Highlands, Victoria, Australia. In: Scott, J.M., Heglund, P.J., Morrison, M.L., Hafler, J.B., Raphael, M.G., Wall, W.A. and Samson, F.B. (Eds.). Predicting Species Occurrences Issues of Accuracy and Scale. Island Press. Washington, USA. pp. 303-313.
- Elith, J. and Leathwick, J. 2007. Predicting species distributions from museum and herbarium records using multiresponse models fitted with multivariate adaptive regression splines. Diversity and Distributions. 13(3):265-275.
- Elith, J. and Leathwick, J.R. 2009. Species distribution models: ecological explanation and prediction across space and time. Annual Review of Ecology, Evolution and Systematics. 40:677-697.
- Elith, J.H., Graham, C.P., Anderson, R.P., Dudík, M., Ferrier, S., Guisan, P., Hijmans, R.J., Huettmann, F., Leathwick, J.R., Lehmann, A., Li, J., Lohmann, L.G., Loiselle, B.A., Manion, G., Moritz, C., Nakamura, M., Nakazawa, Y., Overton, J.M., Peterson, A.T., Phillips, S.J., Richardson, K., Scachetti-Pereira, R., Schapire, R.E., Soberón, J., Williams, S., Wisz, M.S. and Zimmermann, N.E. 2006. Novel methods improve prediction of species' distributions from occurrence data. Ecography. 29(2):129-151.
- Elith, J., Phillips, S.J., Hastie, T., Dudík, M., En, Y.C. and Yates, C.J. 2011. A statistical explanation of MaxEnt for ecologists. Diversity and Distributions. 17:43-57.
- Elkinton, J. 2007. El papel de la ecología de poblaciones y de los modelos de población en el control biológico. In: Van Driesche, R.G., Hoddle, M.S. and Center, T.D. Control de plagas y malezas por enemigos naturales. Morgantown, USA, USDA Forest Service Forest Health Technology Enterprise Team, US Department of Agriculture, USDA Forest Service. pp. 153-178.
- Elliott, N.C., Onstad, D.W. and Brewer, M.J. 2008. History and Ecological Basis for Areawide Pest Management. In: Koul, O., Cuperus, G. and Elliott, N. (Eds.). Areawide Pest Management. Theory and Implementation. CAB International. London, UK. pp. 15-33.
- Faust, R.M. 2008. General Introduction to Areawide Pest Management. In: Koul, O., Cuperus, G. and Elliott, N. (Eds.). Areawide Pest Management. Theory and Implementation. CAB International. London, UK. pp. 1-14.
- Fernandez, A.M., Blum, D.S., Reichle, S., Guo, Q., Holzman, B. and Hamilton, H. 2009. Locality uncertainty and the differential performance of four common niche-based modeling techniques. Biodiversity Informatics. 6:36-52.
- Fielding, A.H. 2002. What are the appropriate characteristics of an accuracy measure. In: Scott, J.M., Heglund, P.J., Morrison, M.L., Hafler, J.B., Raphael, M.G., Wall, W.A. and Samson, F.B. (Eds.). Predicting Species Occurrences Issues of Accuracy and Scale. Island Press. Washington, USA. pp. 271-280.
- Fielding, A.H. and Bell, J.F. 1997. A review of methods for the assessment of prediction errors in conservation presence/absence

- models. *Environmental Conservation*. 24(1):38-49.
- Finch, J.M., Samways, M.J., Hill, T.R., Piper, S.E. and Taylor, S. 2006. Application of predictive distribution modelling to invertebrates: Odonata in South Africa. *Biodiversity and Conservation*. 15(13):4239–4251.
- Franklin, J. 2009. Mapping species distributions. Spatial inference and prediction. Cambridge University Press. New York. 320 p.
- Freeman, E.A. and Moisen, G.G. 2008. A comparison of the performance of threshold criteria for binary classification in terms of predicted prevalence and Kappa. *Ecological Modelling*. 217:48-58.
- García-Mateo, R.M. 2008. Modelos predictivos de riqueza de diversidad vegetal. Comparación y optimización de métodos de modelado ecológico. Tesis de Doctorado. Departamento de Biología Vegetal I. Universidad Complutense de Madrid. Madrid, España.
- Gaston, K.J. 1991. How large is a species' geographic range?. *Oikos*. 61(3):434-438.
- Gaston, K.J. 2000. Biodiversity: higher taxon richness. *Progress in Physical Geography*. 24(1):117-127.
- González-Hernández, A. 1998. Inventario de Hymenoptera; parasítica en México. Base de datos, manuscrito del catálogo ilustrado de Hymenóptera: Parasitica de Mexico. SNIB-CONABIO. Proyecto P021. Depto. de Zoología de Invertebrados, Facultad de Ciencias Biológicas, Universidad Autónoma de Nuevo León, México.
- Gordh, G., Legner, E.F. and Caltagirone, L.E. 1999. Biology of parasitic Hymenoptera. In: Bellows, T.S. and Fisher, T.W. (Eds). *Handbook of biological control*. Academic Press. USA. pp. 355-381.
- Graham, H.C., Elith, J., Hijmans, J.R., Guisan, A., Peterson, A.T. and Loiselle, A.B. 2008. The influence of spatial errors in species occurrence data used in distribution models. *Journal of Applied Ecology*. 45(1):239-247.
- Greathead, D.J. 1986. Parasitoids in classical biological control. In: Waage, J. and Greathead, J. (Eds.). *Insect Parasitoids*. Academic Press. London. pp 289-318.
- Grenouillet, G., Buisson, L., Casajus, N. and Lek, S. 2011. Ensemble modelling of species distribution: the effects of geographical and environmental ranges. *Ecography*. 34(1): -17.
- Gillott, C. 2005. *Entomology*. Springer. Dordrecht, The Netherlands. 834 p.
- Guisan, A. and Zimmermann, N.E. 2000. Predictive habitat distribution models in ecology. *Ecological Modeling*. 135:147-186.
- Guisan, A. and Thuiller, W. 2005. Predicting species distribution: offering more than simple habitat models. *Ecology Letters*. 8:993-1009.
- Guisan, A., Weiss, S.B. and Weiss, A.D. 1999. GLM versus CCA spatial modeling of plant species distribution. *Plant Ecology*. 143(1):107-122.
- Gullan, P.J. and Cranston, P.S. 2010. *The insects: an outline of entomology*. John Wiley & Sons, Ltd. West Sussex, UK. 565 p.
- Guo, Q. and Liu, Y. 2010. ModEco: an integrated software package for ecological niche modeling. *Ecography*. 33:637-642.
- Hagler, J.R. 2000. Biological control of insects. In: Rechcigl, J.E and Rechcigl, N.A. (Eds.). *Insect pest management. Techniques for environmental protection*. Lewis Publishers. USA. pp. 207-241.
- Hajek, A.E. 2004. *Natural Enemies. An Introduction to Biological Control*. Cambridge University Press. New York. 378 p.
- Hassell, M.P. 2000. *The spatial and temporal dynamics of host-parasitoid interactions*. Oxford University Press. New York. 200 p.
- Hawkins, B.A. 1994. *Pattern and process in host-parasitoid interactions*. Cambridge University Press. Great Britain. 190 p.
- Hendrichs, J., Kenmore, P., Robinson, A.S. and Vreysen, M.J.B. 2007. Area-Wide Integrated Pest Management (AW-IPM): Principles, Practice and Prospects. In: Vreysen, M.J.B., Robinson, A.S. and Hendrichs, J. (Eds.). *Area-Wide Control of Insect Pests. From Research to Field Implementation*. Springer. Dordrecht, The Netherlands. pp. 3-33.
- Henneberry, T.J. 2007. Insect Pest Management. In: Pimentel, D. (Ed.). *Encyclopedia of Pest Management*. CRC Press/Taylor & Francis Group. Boca Raton, Florida. pp. 258-260.

- Hernández, R., Lázaro, J.C., Dormido, R. and Ros, S. 2001. Estructuras de datos y algoritmos. Prentice Hall. Madrid, España. 283 p.
- Hernández, A.P., Graham, H.C., Master, L.L. and Albert, L.D. 2006. The effect of sample size and species characteristics on performance of different species distribution modeling methods. *Ecography*. 29(5):773-785.
- Hijmans, R.J. and Graham, C.H. 2006. The ability of climate envelope models to predict the effect of climate change on species distributions. *Global Change Biology*. 12(12):2272-2281.
- Hijmans, R.J., Cameron, S.E., Parra, J.L., Jones, P.G. and Jarvis, A. 2005. Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas. *International Journal of Climatology*. 25(15):1965-1978.
- Hill, D.S. 2008. Pests of Crops in Warmer Climates and Their Control. Springer Science. United Kingdom. 704 p.
- Hirzel, A.H., Helfer, V. and Metral, F. 2001. Assessing habitat-suitability models with a virtual species. *Ecological Modelling*. 145:111-121.
- Hirzel, A. and Guisan, A. 2002. Which is the optimal sampling strategy for habitat suitability modelling. *Ecological Modelling*. 157:331-341.
- Hirzel, A. and Le, L.G. 2008. Habitat suitability modelling and niche theory. *Journal of Applied Ecology*. 45:1372-1381.
- Hirzel, A.H., J. Hausser, J. Chessel, D. and Perrin, N. 2002. Ecological-niche factor analysis: how to compute habitat-suitability maps without absence data?. *Ecology*. 83(7):2027-2036.
- Hoelmer, K.A. and Kirk, A.A. 2005. Selecting arthropod biological control agents against arthropod pests: Can the science be improved to decrease the risk of releasing ineffective agents? *Biological Control*. 34:255-264.
- Horne, P.A. and Page, J. 2008. Integrated pest management for crops and pastures. Landlinks Press. Melbourne, Australia. 119 p.
- Hortal, J., Lobo, J.M. and Jiménez-Valverde, A. 2007. Limitations of biodiversity databases: Case study on seed-plant diversity in Tenerife, Canary Islands. *Conservation Biology*. 21(3):853-863.
- Hortal, J., Roura-Pascual, N., Sanders, N.J. and Rahbek, C. 2010. Understanding (insect) species distributions across spatial scales. *Ecography*. 33:51-53.
- Hurtado-Aguilar, A.C. 2007. Uso de modelos de predicción como herramienta para estimar el área de distribución potencial de la especie *Aniba perutilis* Hemsley (comino crespo) en el departamento del Valle del Cauca. Tesis de Licenciatura. Facultad de Ciencias Naturales. Fundación Universitaria de Popoyán. Popoyán, Colombia. 72 p.
- Jiménez-Martínez, E. 2009. Manejo integrado de plagas. Universidad Nacional Agraria, Agencia Sueca para el Desarrollo Internacional. Managua, Nicaragua. 119 p.
- Jiménez-Valverde, A. and Lobo, J.M. 2007. Threshold criteria for conversion of probability of species presence to either-or presence-absence. *Acta Oecologica*. 31:361-369.
- Kadmon, R., Farber, O., and Danin, A. 2003. A systematic analysis of factors affecting the performance of climatic envelope models. *Ecological Applications*. 13(3):853-867.
- Kearney, M. 2006. Habitat, environment and niche: what are we modelling? *Oikos*. 115:186-191.
- Kogan, M., Croft, B.A., and Sutherst, R.F. 1999. Applications of ecology for integrated pest management. In: Huffaker, C.B. and Gutierrez, A.P. (Eds.). *Ecological Entomology*. John Wiley & Sons, Inc. New York. pp. 681-736.
- Kriticos, D. and Randall, R. 2001. A comparison of systems to analyze potential weed distributions. In: Groves, R.H., Panetta, F.D. and Virtue, J.G. (Eds.). *Weed Risk Assessment*. CSIRO Publishing. Victoria, Australia. pp. 61-78.
- Legendre, P. and Legendre, L. 1998. *Numerical Ecology*. Elsevier Science. Amsterdam. 853 p.
- Levine, R.S., Peterson, A.T. and Benedict, M.Q. 2004. Geographic and ecologic distributions of the *Anopheles gambiae* complex predicted using a genetic algorithm. *American Journal*

- of Tropical Medicine and Hygiene. 70:105-109.
- Lima, E.A.B.F., Ferreira, C.P. and Godoy, W.A.C. 2009. Ecological Modeling and Pest Population Management: a Possible and Necessary Connection in a Changing World. *Neotropical Entomology*. 38(6):699-707.
- Liu, C., Berry, M.P., Dawson, P.T. and Pearson, G.R. 2005. Selecting thresholds of occurrence in the prediction of species distributions. *Ecography*. 28:385-393.
- Lloyd, C.D. 2011. Local models for spatial analysis. Taylor and Francis Group, LLC. Boca Raton, USA. 336 p.
- Lockwood, J.L., Hoopes, M.F. and Marchetti, M.P. 2007. *Invasion Ecology*. Blackwell Publishing Ltd. Oxford, UK. 304 p.
- Loiselle, A.B., Howell, A.C., Graham, H.C., Goerck, M.J., Brooks, T., Smith, G.K. and Williams, H.P. 2003. Avoiding pitfalls of using species distribution models in conservation planning. *Conservation Biology*. 17(6):1591-1600.
- Mackey, B.G. and Lindenmayer, D.B. 2001. Towards a hierarchical framework for modelling the spatial distribution of animals. *Journal of Biogeography*. 28(9):1147-1166.
- Manel, S., Williams, C.E. and Ormerod, J.S. 2001. Evaluating presence-absence models in ecology: the need to account for prevalence. *Ecology*. 38(5):921-931.
- Mangel, M. 2006. The Theoretical Biologist's Toolbox. Quantitative Methods for Ecology and Evolutionary Biology. Cambridge University Press. New York, USA. 375 p.
- Maredia, K.M. 2003. Introduction and Overview. In: Maredia, K.M., Dakouo, D. and Mota-Sanchez, D. (Eds.). *Integrated Pest Management in the Global Arena*. CABI Publishing. Wallingford, UK. pp. 1-8.
- Maywald, G.F. and Sutherst, R.W. 1989. Climex: Recent developments in a computer program for comparing climates in ecology. *Proceedings from the Simulation Society of Australia Inc. Eighth Biennial Conference*. pp. 134-140.
- McPherson, J.M. and Jetz, W. 2007. Effects of species' ecology on the accuracy of distribution models. *Ecography*. 30:135-151.
- Meynard, C.N. and Quinn, J.F. 2007. Predicting species distributions: A critical comparison of the most common statistical models using artificial species. *Journal of Biogeography*. 34(8):1455-1469.
- Mika, A.M., Weiss, R.M. Olfert, O., Hallett, R.H. and Newman, J.A. 2008. Will climate change be beneficial or detrimental to the invasive swede midge in North America? Contrasting predictions using climate projections from different general circulation models. *Global Change Biology*. 14(8):1721-1733.
- Miller, J. 2010. Species Distribution Modeling. *Geography Compass*. 4(6):490-509.
- Miller, R.J., Turner, G.M., Smithwick, A.E., Dent, L.C. and Stanley, E.M.H. 2004. Spatial Extrapolation: The Science of Predicting Ecological Patterns and Processes. *BioScience*. 54(4):310-320.
- Mills, N. 2005. Parasitoids and predators. In: Leather, S.R. (Ed.). *Insect Sampling in Forest Ecosystems*. Blackwell Science Ltd. Oxford, UK. pp. 254-278.
- Morrison, M.L. and Hall, L.S. 2002. Standard Terminology: Toward a Common Language to Advance Ecological Understanding and Application. In: Scott, J.M., Heglund, P.J., Morrison, M.L., Haufler, J.B., Raphael, M.G., Wall, W.A. and Samson, F.B. (Eds.). *Predicting Species Occurrences Issues of Accuracy and Scale*. Island Press. Washington, USA. pp. 43-51.
- Morrison, M.L., Marcot, B.G. and Mannan, R.W. 2006. *Wildlife-Habitat Relationships. Concepts and Applications*. Island Press. Washington, USA. 493 p.
- Mota-Sánchez, D., Santos-González, F., Alvarado-Rodríguez, B., Diaz-Gomez, O., Bravo-Mojica, H., Santiago-Martínez, G. and Bujanos, R. 2003. Integrated Pest Management in Mexico. In: Maredia, K.M., Dakouo, D. and Mota-Sanchez, D. (Eds.). *Integrated Pest Management in the Global Arena*. CABI Publishing. Wallingford, UK. pp. 273-284.
- Muñoz, J. and Felicísimo, A.M. 2004. Comparison of statistical methods commonly used in predictivemodelling. *Journal of Vegetation Science*. 15(2):285-292.

- Nair, K.S.S. 2007. *Tropical Forest Insect Pests Ecology, Impact, and Management*. Cambridge University Press, Cambridge, UK. 404 p.
- Naoki, K., Gómez, I.M., López, P.R., Meneses, I.R. and Vargas, J. 2006. Comparación de modelos de distribución de especies para predecir la distribución potencial de vida silvestre en Bolivia. *Ecología en Bolivia*. 41(1):65-78.
- Nicholls-Estrada, C.I. 2008. *Control biológico de insectos: un enfoque agroecológico*. Universidad de Antioquía. Medellín, Colombia. 282 p.
- Nix, H.A. 1986. A biogeographic analysis of Australian Elapid Snakes. In: Longmore, R. (Ed.). *Atlas of Elapid Snakes of Australia*. Australian Flora and Fauna Series Number 7. Australian Government Publishing Service: Canberra. pp. 4-15.
- Noonan, R.G. 2003. GIS: A Promising Tool for Entomologists. *Insight. A Milwaukee Public Museum Series in Natural History*. 1:1-98.
- Orr, D. 2009. Biological Control and Integrated Pest Management. In: Peshin, R. and Dhawan, A.K. (Eds.). *Integrated Pest Management: Innovation-Development Process*. Springer Science. Berlin. Vol. 1. pp. 207-239.
- Ortega-Huerta, A. M. and Peterson, A.T. 2008. Modelado de nichos ecológicos y predicción de distribuciones geográficas: comparación de seis métodos. *Revista Mexicana de Biodiversidad*. 79:205-216.
- Pearce, J. and Ferrier, S. 2000. An evaluation of alternative algorithms for fitting species distribution models using logistic regression. *Ecological Modelling*. 128(2-3):127-147.
- Pearson, G.R. and Dawson, P.T. 2003. Predicting the impacts of climate change on the distribution of species: are bioclimate envelope models useful?. *Global Ecology and Biogeography*. 12:361-371.
- Pearson, G.R., Dawson, P.T. and Liu, C. 2004. Modelling species distributions in Britain: a hierarchical integration of climate and land-cover data. *Ecography*. 27:285-298.
- Peterson, A.T. 2001. Predicting species' geographic distributions based on ecological niche modeling. *The Condor*. 103(3):599-605.
- Peterson, A.T., Sánchez-Cordero, V., Soberón, J., Bartley, J., Buddemeier, R.W. and Navarro-Sigüenza, A.G. 2001. Effects of global climate change on geographic distributions of Mexican Cracidae. *Ecological Modelling*. 144:21-30.
- Phillips, S.J., Dudík, M. and Schapire, R.E. 2004. A maximum entropy approach to species distribution modeling. *Proceedings, Twenty-First International Conference on Machine Learning. ICML*. pp. 655-662.
- Phillips, S.J., Anderson, R.P. and Schapire, R.E. 2006. Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecological Modelling*. 190:231-259.
- Phillips, S.J., Dudík, M., Elith, J., Graham, C.H., Lehmann, A., Leathwick, J. and Ferrier, F. 2009. Sample selection bias and presence-only distribution models: implications for background and pseudo-absence data. *Ecological Applications*. 19(1):181-197.
- Pliscoff, P. and Fuentes-Castillo, T. 2011. Modelación de la distribución de especies y ecosistemas en el tiempo y en el espacio: una revisión de las nuevas herramientas y enfoques disponibles. *Revista de Geografía Norte Grande*. 48:61-79.
- Robertson, P.M., Peter, C.I., Villet, H.M. and Ripley, S.B. 2003. Comparing models for predicting species' potential distributions: a case study using correlative and mechanistic predictive modelling techniques. *Ecological Modelling*. 164:153-167.
- Rondinini, C., Wilson, A.K., Boitani, L., Grantham, H. and Possingham, H.P. 2006. Tradeoffs of different types of species occurrence data for use in systematic conservation planning. *Ecology Letters*. 9:1136-1145.
- Rushton, P.S., Ormerod, J.S. and Kerby, G. 2004. New paradigms for modelling species distributions?. *Journal of Applied Ecology*. 41:193-200.
- Sánchez-Cordero, V., Peterson, A. T. and Escalante-Pliego, P. 2001. Modelado de la distribución de especies y la conservación de la diversidad biológica. In: Hernández, H., García-Aldrete, A., Álvarez, F. and Ulloa, M. (comps.). *Enfoques Contemporáneos en el Estudio de la Diversidad Biológica*. Fondo de Cultura

- Económica. Instituto de Biología-UNAM. México, D.F. pp. 359-379.
- Schowalter, T.D. 2006. Insect Ecology an Ecosystem Approach. Academic Press. San Diego, California. 572 p.
- Segurado, P. and Araujo, M.B. 2004. An evaluation of methods for modeling species distributions. *Journal of Biogeography*. 31(10):1555-1568.
- Seoane, J. and Bustamante, J. 2001. Modelos predictivos de la distribución de especies: una revisión de sus limitaciones. *Ecología*. 15:15-21.
- Skidmore, A.K. 2002. Taxonomy of environmental models in the spatial sciences. In: Skidmore, A. (Ed.). *Environmental modelling with GIS and remote sensing*. Taylor & Francis. New York, USA. pp. 8-25.
- Soberón, J. and Peterson, A.T. 2004. Biodiversity informatics: managing and applying primary biodiversity data. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*. 359(2004):689-698.
- Soberón, J. 2007. Grinnellian and Eltonian niches and geographic distributions of species. *Ecology Letters*. 10:1115-1123.
- Soberón, J. 2010. Niche and area of distribution modeling: a population ecology perspective. *Ecography*. 33:159-167.
- Stockwell, D.R.B. and Noble, I.R. 1992. Induction of sets of rules from animal distribution data: a robust and informative method of data analysis. *Mathematics and computers in simulation*. 33:385-390.
- Sutherst, R.W. and Maywald, G.F. 1985. A computerised system for matching climates in ecology. *Agriculture, Ecosystems & Environment*. 13(3-4):281-299.
- Sutherst, R.W., Maywald, G.F., Yonow, T. and Stevens, P.M. 1999. CLIMEX: predicting the effects of climate on plants and animals. User guide. CSIRO Publications. 88 p.
- Tognelli, F.M., Roig-Juñent, A.S., Marvaldi, E.A., Flores, E.G. and Lobo, M.J. 2009. An evaluation of methods for modelling distribution of Patagonian insects. *Revista Chilena de Historia Natural*. 82:347-360.
- Thuiller, W. 2003. BIOMOD - Optimizing predictions of species distributions and projecting potential future shifts under global change. *Global Change Biology*. 9(10):1353-1362.
- Van Driesche, R.G., Hoddle, M.S. and Center, T.D. 2007. Control de plagas y malezas por enemigos naturales. Morgantown, USA, USDA Forest Service Forest Health Technology Enterprise Team, US Department of Agriculture, USDA Forest Service. 751 p.
- Van Horne, B. 2002. Approaches to habitat modelling: the tensions between pattern and process and between specificity and generality. In: Scott, J.M., Heglund, P.J., Morrison, M.L., Haufler, J.B., Raphael, M.G., Wall, W.A. and Samson, F.B. (Eds.). *Predicting Species Occurrences Issues of Accuracy and Scale*. Island Press. Washington, USA. pp. 63-72.
- Vaughan, P.I. and Ormerod, J.S. 2003. Improving the quality of distribution models for conservation by addressing shortcomings in the field collection of training data. *Conservation Biology*. 17(6):1601-1611.
- Venette, R.C., Kriticos, D.J., Magarey, R.D., Koch, F.H., Baker, R.H.A., Worner, S.P., Gomez-Raboteaux, N.N., McKenney, D.W., Dobsberger, E.J., Yemshanov, D., De Barro, P.J., Hutchison, W.D., Fowler, G., Kalaris, T.M., Pedlar, J. 2010. Pest risk maps for invasive alien species: a roadmap for improvement. *BioScience*. 60(5):349-362.
- Villacide, M.J. and Corley, C.J. 2003. Distribución potencial del parasitoide *Ibalia leucospoides* (Hymenoptera: Ibaliidae) en la Argentina. *Quebracho*. 10:7-13.
- Villaseñor, L.J. and Téllez-Váldez, O. 2004. Distribución potencial de las especies del género *Jefea* (Asteraceae) en México. *Anales del Instituto de Biología. Serie Botánica*. 75(2):205-220.
- Wajnberg, E. y Mills, N.J. 2008. Optimal foraging behavior and efficient biological control methods. In: Wajnberg, E., Bernstein, C. and van Alphen, J. (Eds.). *Behavioral Ecology of Insect Parasitoids. From Theoretical Approaches to Field Applications*. Blackwell Publishing Ltd. Malden. pp. 3-30.

- Walker, P.A. and Cocks, K.D. 1991. HABITAT: a procedure for modelling a disjoint environmental envelope for a plant or animal species. *Global Ecology and Biogeography Letters*. 1(4):108-118.
- Wiens, J.A. 1989. Spatial scaling in ecology. *Functional Ecology*. 3(4):385-397.
- Wiens, J.A. 2002.** Predicting species occurrences: progress, problems, and prospects. In: Scott, J.M., Heglund, P.J., Morrison, M.L., Haufler, J.B., Raphael, M.G., Wall, W.A. and Samson, F.B. (Eds.). *Predicting Species Occurrences Issues of Accuracy and Scale*. Island Press. Washington, USA. pp. 739-749.
- Wisz, S.M., Hijmans, J.R., Li, J., Peterson, A.T., Graham, H.C., Guisan, A. and NCEAS Predicting Species Distributions Working Group. 2008. Effects of sample size on the performance of species distribution models. *Diversity and Distributions*. 14(5):763-773.
- Yun, W. 2006. Mapping amphibian distribution at national scale, using species environmental models. Thesis of Master of Science. International Institute for Geo-information Science and Earth Observation. The Netherlands. 40 p.
- Zalucki, M.P., Adamson, D., 2009. The future of IPM: whither or wither?" *Australian Journal of Entomology*. 48(2):85-96.
- Zuparko, R.L. 2008. Parasitic Hymenoptera (Parasitica). In: Capinera, J.L. (Eds.). *Encyclopedia of Entomology*. Springer Science. Germany. pp. 2730-2736.

*Submitted August 08, 2011– Accepted September 10, 2011*

*Revised received September 22, 2011*

## Anexo I. MDP aplicados a insectos y otros potencialmente aplicables.

<b>MÉTODO</b>	<b>DESCRIPCIÓN</b>	<b>VENTAJAS</b>	<b>DESVENTAJAS</b>
Similitud-Cobertura climática: CLIMEX Sutherst y Maywald, 1985; Maywald y Sutherst, 1989; Sutherst <i>et al.</i> , 1999  Disponible en: <a href="http://www.climatemodel.com/index.html">www.climatemodel.com/index.html</a>	Índice ecoclimático Índice de Growth	Diseñado para modelar poblaciones de especies de insectos. Usa datos climáticos a nivel local y regional. Usado en control biológico, distribución de especies exóticas, áreas de cuarentena, etc.	Costo elevado. Requiere datos biológicos muy detallados de la especie. Solo variables climáticas.
Similitud-Cobertura climática: BIOCLIM Busby, 1986, 1991; Nix, 1986 Disponible: <a href="http://gis.ucmerced.edu/ModEco/">http://gis.ucmerced.edu/ModEco/</a> <a href="http://openmodeller.sourceforge.net/index.php?option=com_frontpage&amp;Itemid=1">http://openmodeller.sourceforge.net/index.php?option=com_frontpage&amp;Itemid=1</a>	Clasificador de caja	De libre acceso en DIVA-GIS y en openModeller, útil como primera aproximación.	Solo presencias, variables ambientales continuas, pobre desempeño a escalas locales, subestima las distribuciones en condiciones nuevas (extrapolación).
Similitud: DOMAIN Carpenter <i>et al.</i> , 1993; Segurado y Araujo, 2004. Disponible: <a href="http://gis.ucmerced.edu/ModEco/">http://gis.ucmerced.edu/ModEco/</a> <a href="http://openmodeller.sourceforge.net/index.php?option=com_frontpage&amp;Itemid=1">http://openmodeller.sourceforge.net/index.php?option=com_frontpage&amp;Itemid=1</a>	Distancia Gower multivariada	De libre acceso en DIVA-GIS, y en openModeller, útil como primera aproximación, maneja variables continuas o categóricas.	Solo presencias, subestima las distribuciones en condiciones nuevas.
Probabilidad: BIOP Argáez-Sosa <i>et al.</i> , 2005 Disponible: <a href="http://www.cimat.mx/~chrisom/biop/download.html">www.cimat.mx/~chrisom/biop/download.html</a>	Probabilidad Potencial priori	De libre acceso, maneja presencias y ausencias, analiza sesgo espacial, utiliza mapas de CONABIO.	No existen referencias para comparación.
Máquina de aprendizaje: MAXENT Phillips <i>et al.</i> , 2004, 2006; Elith <i>et al.</i> , 2011 Disponible: <a href="http://www.cs.princeton.edu/~schapire/maxent/">www.cs.princeton.edu/~schapire/maxent/</a>	Máxima entropía	De libre acceso, maneja variables continuas o categóricas, puede generar pseudo ausencias, realiza predicciones aceptables con 4 registros de localidades.	Falla al hacer predicciones muy generales.