

“USO DEL MODELO EPIC PARA ESTIMAR RENDIMIENTOS DE MAÍZ”

Yolanda Velázquez Juárez¹, Demetrio Salvador Fernández Reynoso¹, Mario Roberto Martínez Menes¹ y Erasmo Rubio Granados¹.

¹Posgrado de Hidrociencias. Colegio de Postgraduados, carretera México- Texcoco, Montecillo, estado de México. CP 56230, tel. 01 55 58045900. (yolanda.velazquez@colpos.mx), (demetrio@colpos.mx), (erubio@colpos.mx), (mmario@colpos.mx).

Resumen

La estimación de rendimientos en cultivos agrícolas es necesaria para una adecuada planeación productiva, pero se requieren metodologías confiables y eficientes para lograrlo. El objetivo de este estudio fue evaluar el desempeño del modelo EPIC (*Environmental Policy Integrated Climate*), para estimar el rendimiento de maíz en el estado de México, México en función de la profundidad y humedad del suelo. Para el análisis, se empleó información de manejo y rendimiento de maíz en 184 parcelas productoras, ubicadas en las zonas de interés, datos meteorológicos, propiedades de los suelos y características fisiotécnicas de la planta como: factor de conversión biomasa-energía (WA), el índice de cosecha (HI), índice de área foliar máxima potencial (DMLA) y la altura máxima del cultivo (HMX). Los índices de eficiencia predictiva utilizados, fueron el coeficiente de determinación (r^2), el coeficiente de eficiencia de Nash-Sutcliffe (NSE) y el porcentaje de sesgo (PBIAS).

El modelo obtuvo índices de eficiencia satisfactorios, con un r^2 de 0.71, NSE de 0.58 y PBIAS de 4.3 %. La profundidad del suelo mostró efecto en el rendimiento, con un incremento de 14.8 kg ha⁻¹ por cada centímetro en profundidad del suelo. La humedad disponible en el suelo, mostró un incremento del rendimiento de 2 a 13 kg ha⁻¹, por cada incremento de 1 mm de agua disponible, en el área de estudio. EPIC puede utilizarse para estimar los rendimientos de maíz, sin embargo, su calibración y validación para una región requiere de gran cantidad de información ambiental.

Palabras clave: Modelos de simulación, rendimiento cultivos, eficiencia

Introducción

El maíz, por su amplia adaptabilidad a diversos climas y suelos, su importancia como alimento y materia prima para uso industrial, es el principal grano cultivado a nivel mundial. En el periodo de 2005 a 2011, México se ubicó en el noveno lugar en la producción de maíz en el

mundo (2.0 %) y en segundo lugar en su importación (11.5 %). Ante la creciente demanda de este grano, surge la necesidad de planear su producción para abastecer los requerimientos de los diferentes sectores (Guzmán *et al.*, 2012).

Las metodologías para estimar rendimientos de los cultivos, son herramientas útiles para tomar decisiones y planear las actividades agrícolas. Dentro de los métodos de estimación más eficientes se encuentran los modelos de simulación, los cuales evalúan el rendimiento de los cultivos con base a su patrón de crecimiento, sistemas de manejo y aplicación de insumos (Balkovic *et al.*, 2013). Una de las herramientas más utilizadas para evaluar, a nivel de parcela, el rendimiento agrícola de varios cultivos, bajo diferentes prácticas de manejo (riego, fertilización, labranza), tipos de suelo, condiciones climáticas y niveles de erosión, es el modelo EPIC (*Environmental Policy Integrated Climate*). Este está conformado por submodelos (hidrológico, climático, crecimiento vegetal, erosión y económico) que realizan la simulación diaria, hasta por períodos de 100 años, para analizar los efectos acumulados de la degradación de los suelos (Williams *et al.*, 1990).

Licona *et al.* (2006) calibraron y validaron el EPIC para estimar la producción de maíz en condiciones de riego y temporal, en el oriente del estado de México, en 56 parcelas. Los resultados obtenidos por el modelo mostraron que la suma de cuadrados del error (SEE) fue de 0.05 en riego y 0.22 en seco, en la etapa de validación del modelo. En México se ha empleado el modelo con resultados satisfactorios; con base en ello, en este trabajo se utilizó el modelo EPIC para estimar el rendimiento de grano de maíz en dos regiones del estado de México.

Materiales y métodos

Área de estudio

El trabajo se desarrolló en parcelas productoras de maíz en dos zonas del estado de México, las cuales se diferencian por sus condiciones ambientales y sistemas de producción del cultivo (Figura 1). Las parcelas se localizaron en la zona oriente, dentro del distrito de Texcoco, entre las latitudes 19°40'17.58" y 18° 55' 24.04" norte y las longitudes 99° 55' 45" y 98° 39' 28" oeste. En la zona norponiente del estado, en el municipio de Acambay, entre los paralelos 19° 50' y 20° 00' de latitud norte y los meridianos 99° 45' y 100° 00' de longitud oeste.

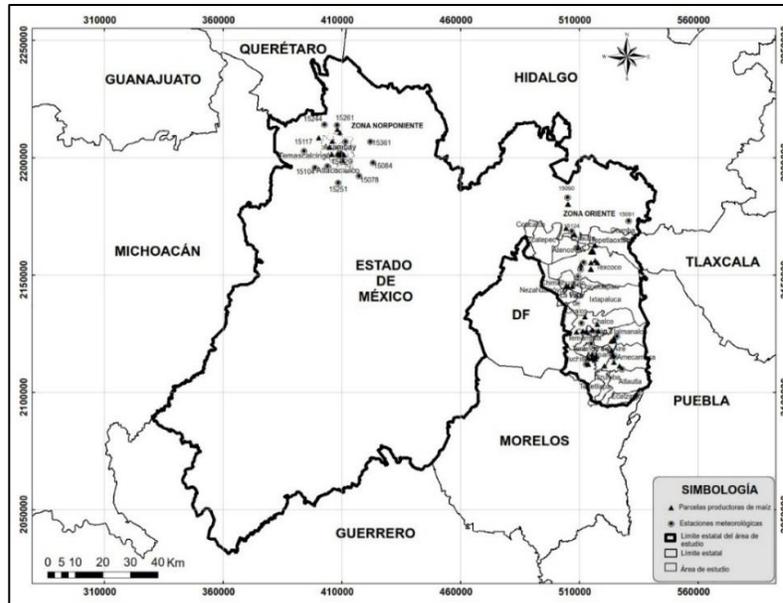


Figura 1. Ubicación de las zonas de estudio, en el estado de México, México.

Modelo EPIC

Se utilizó el modelo *Environmental Policy Integrated Climate* (EPIC) para estimar el rendimiento de maíz a nivel de parcela, en su versión MSDOS (EPIC5300). El trabajo se llevó a cabo de acuerdo con el diagrama metodológico mostrado en la Figura 2.

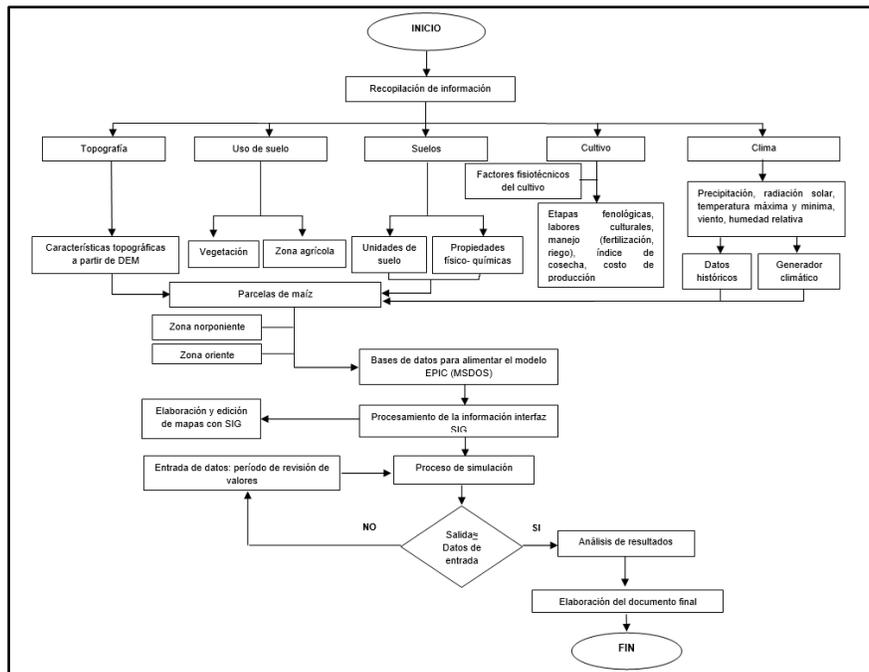


Figura 2. Metodología para estimar el rendimiento de maíz a través del modelo EPIC.

Información empleada

Clima

Los datos diarios de precipitación y temperaturas máximas y mínimas, se obtuvieron de 24 estaciones climatológicas del Servicio Meteorológico Nacional (SMN, 2012), ubicadas en las áreas de interés (Cuadro 1). Los días con datos faltantes se complementaron con interpolaciones diarias, usando la herramienta Model Builder de ArcGIS 9.3, a través del método IDW. Los valores diarios de radiación solar (L_y), humedad relativa (%) y velocidad de viento ($m\ s^{-1}$); se estimaron con el generador climático de EPIC (WXGEN), que emplea los valores estadísticos mensuales de temperatura, lluvia, radiación solar, humedad relativa y viento. La velocidad de viento requerida para calcular la evapotranspiración del cultivo, usando el método de Penman - Monteith, se tomó de la *National Oceanic and Atmospheric Administration* (NOAA) y del SMN para 11 estaciones. Los datos meteorológicos utilizados en el modelo fueron para los años 1972, 1973, 1976, 1977, 1980, 1983, 1988 y 1990, para las parcelas de la zona oriente, 2007, 2008 y 2010 para parcelas de la zona norponiente.

Cuadro 1. Estaciones meteorológicas con influencia en las parcelas productoras de maíz.

No.	Clave SMN ¹	Nombre	Latitud (grados)	Longitud (grados)	Altitud (m)	Precipitación media anual (mm)
1	15007	Amecameca de Juárez, Amecameca	19.128	-98.767	2479	949.9
2	15138	Atenco (CFE), Atenco	19.550	-98.917	2234	548.8
3	15008	Atenco (DGE), Atenco	19.544	-98.912	2236	592.6
4	15020	Chalco, Chalco	19.259	-98.897	2243	627.9
5	15170	Chapingo, Texcoco	19.493	-98.888	2247	597.7
6	15000	Montecillo, Texcoco (CP)	19.467	-98.900	2219	554.7
7	15167	El Tejocote, Texcoco	19.441	-98.910	2236	555.6
8	15039	Juchitepec, Juchitepec	19.101	-98.879	2306	752.2
9	15094	San Luis Ameca, Tenango del Aire	19.181	-98.858	2400	674.8
10	15103	San Pedro Nexapa, Amecameca	19.083	-98.735	2638	896.5
11	15106	San Rafael, Tlalmanalco	19.209	-98.755	2572	1067.7
12	15090	Sn. Jerónimo Xonacahuacan, Tecámac	19.744	-98.952	2255	612.4
13	15091	San José de las Presas, Otumba	19.653	-98.707	2657	674.7
14	15124	Tepexpan, Acolman	19.613	-98.936	2250	604.8
15	15001	Acambay, Acambay	19.957	-99.846	2544	846.0
16	15029	El Tejocote, Atlacomulco	19.862	-99.918	2449	840.9
17	15078	Presas Fabela, Atlacomulco	19.825	-99.791	2718	775.4
18	15084	San Andrés Timilpan, Timilpan	19.875	-99.735	2658	967.7
19	15104	San Pedro Potla, Temascalcingo	19.855	-99.968	2450	852.5
20	15117	Temascalcingo, Temascalcingo	19.920	-100.012	2377	677.7
21	15244	Muytejé, Acambay	20.022	-99.931	2840	804.4

22	15251	Atlacomulco, Atlacomulco	19.798	-99.874	2574	741.0
23	15261	El Jazmín, Aculco	20.021	-99.880	2650	820.4
24	15361	Pozo Ocho, Acambay	19.956	-99.746	2626	717.9

¹SMN= Servicio Meteorológico Nacional.

Suelos

La información edafológica para la zona de estudio se obtuvo de trabajos realizados por Fernández (2011), en la zona oriente, y el muestreo de suelos en 17 parcelas productoras de maíz, en la zona norponiente, a 30, 60 y 90 cm de profundidad. Los datos de las variables del suelo requeridos por el modelo por capa, en sus dos versiones, fueron: profundidad del suelo (Z), densidad aparente (BD), contenido de arena (SAN), limo (SIL), pH, concentración de carbono orgánico (CBN), capacidad de intercambio catiónico (CEC), conductividad a saturación (SC) y albedo del suelo (SALB).

Manejo

La información de las prácticas de manejo del cultivo en cada parcela se obtuvo de la base de datos de seguimiento técnico del PROMAF (para los años 2007, 2008 y 2010), en la zona norponiente, y de Fernández (2011), para zona oriente. En estas parcelas, las densidades de población variaron de 30 000 a 82 600 plantas ha⁻¹, las siembras fluctuaron entre el 24 de marzo y el 3 de julio, la aplicación de nitrógeno estuvo entre 30 y 203 kg ha⁻¹ y el fósforo varió de 17 a 115 kg ha⁻¹, hubo parcelas de temporal y riego con 2 o 3 aplicaciones de 30 cm de lámina cada una, aplicaciones de estiércol entre 5 y 10 t ha⁻¹ y fechas de cosecha entre el 21 de septiembre y el 21 de diciembre.

Parámetros fisiotécnicos

Las variables fisiotécnicas requeridas por el submodelo de crecimiento para el cultivo de maíz se obtuvieron de los trabajos realizados por Fernández (1999, 2011), ICAMEX (2000), Licona *et al.* (2006) y Torres *et al.* (2004). Se revisaron las siguientes variables: el factor de conversión biomasa- energía (WA), el índice de cosecha (HI), el índice de área foliar máxima potencial (DMLA) y la altura máxima del cultivo (HMX). El valor óptimo por variable se obtuvo al realizar corridas múltiples, y con base a la menor diferencia entre los valores de rendimientos simulados (RS) y los rendimientos observados (RO).

Cuadro 2. Variables relacionadas con el crecimiento y rendimiento del cultivo de maíz.

Variable	Definición	EPIC
WA	Relación biomasa energía (kg ha ⁻¹ MJ)	40
HI	Índice de cosecha (Adimensional)	0.33
DMLA	Índice de área foliar máximo (m ² m ⁻²)	3.5
HMX	Altura máxima del cultivo (m)	2.7
RDMX	Profundidad máxima de raíces (m)	1

Una vez recopilada la información, se alimentó el modelo de acuerdo al formato de entrada de este, se consideraron 184 parcelas productoras de maíz ubicadas en las zonas de interés. Para evaluar la eficiencia de predicción del modelo se usaron los siguientes índices:

a) Coeficiente de determinación (r^2), describe la variación de los datos observados por el modelo, oscila de 0 a 1; los valores superiores a 0.5 se consideran aceptables, ya que indican una menor varianza del error (Van Liew *et al.*, 2003); se calcula con la Ecuación 1:

$$r^2 = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (y_i^{obs} - \bar{y}^{obs})(y_i^{sim} - \bar{y}^{sim})^2}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i^{obs} - \bar{y}^{obs})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i^{sim} - \bar{y}^{sim})^2}} \right)^2 \quad (1)$$

Donde: y_i^{obs} es el rendimiento observado, y_i^{sim} es el rendimiento simulado, \bar{y}^{obs} corresponde al rendimiento medio observado, \bar{y}^{sim} es el rendimiento medio simulado y n es el número total del observaciones (Krause *et al.*, 2005).

b) Coeficiente de eficiencia de Nash-Sutcliffe (NSE), es una estadística normalizada que determina la magnitud relativa de la varianza residual, comparada con la varianza de los datos medidos (Nash y Sutcliffe, 1970), la cual se calcula con la Ecuación 2:

$$NSE = 1 - \left(\frac{\sum_{i=1}^n (y_i^{obs} - y_i^{sim})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i^{obs} - \bar{y})^2} \right) \quad (2)$$

Donde: y_i^{obs} corresponde al rendimiento observado, y_i^{sim} es el rendimiento simulado por el modelo, \bar{y} corresponde al rendimiento medio observado y n es el número total del observaciones.

NSE varía de $-\infty$ a 1, donde NS = 1 es el valor óptimo que indicaría un ajuste perfecto. Los valores entre 0 y 1 son aceptables, ya que indican una mejor predicción por parte del modelo de los valores observados (Moriassi *et al.*, 2007).

c) **Sesgo porcentual (PBIAS)**, proporciona información sobre la tendencia del modelo a sobreestimar (valores negativos) o subestimar (valores positivos) la variable de interés (Gupta *et al.*, 1999). El PBIAS se calculó de acuerdo con la siguiente relación:

$$PBIAS = \left[\frac{\sum_{i=1}^n (y_i^{obs} - y_i^{sim})(100)}{\sum_{i=1}^n y_i^{obs}} \right] \quad (3)$$

Dónde: PBIAS es la desviación de los datos evaluados (%), y_i^{obs} y y_i^{sim} corresponden al rendimiento observado y simulado por el modelo respectivamente y n se refiere al número total de observaciones.

Resultados

Los resultados de la simulación de rendimientos de maíz mostraron diferencias absolutas entre los rendimientos observados (RO) y los rendimientos simulados (RS), las cuales oscilaron entre 0.01 y 3.5 t ha⁻¹; con un RS medio de 4.0 t ha⁻¹. El valor de r^2 obtenido por EPIC fue de 0.71, y una pendiente de la recta de 1.04 (Figura 3), lo que indica una sobreestimación de 4.0 % para los RO de maíz, sin embargo, el modelo no mostró ser sensible a la densidad de plantas, ya que Wang *et al.* (2011) consideran la densidad de siembra como una variable significativa en el rendimiento del cultivo.

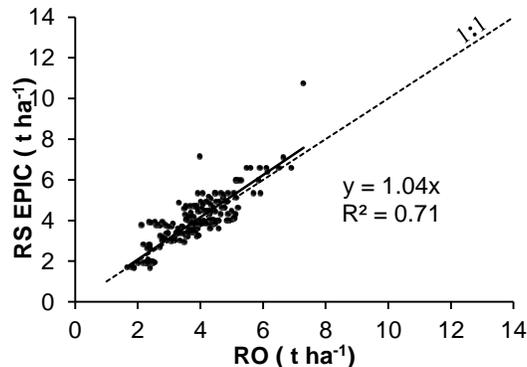


Figura 3. Relación entre rendimientos observados (RO) y simulados (RS) de maíz en EPIC

Los cambios en la profundidad del suelo, mostraron efecto sobre el rendimiento simulado en el modelo EPIC, dicha respuesta puede estar asociada a su imposibilidad de simular la densidad de siembra y en las rutinas de distribución de agua en el perfil del suelo. Estos resultados son similares a los reportados por Roloff *et al.* (1998), quienes señalan diferencias en la estimación del contenido de agua por el modelo, a diferentes profundidades del suelo, con una sobreestimación del contenido de agua en los primeros 15 a 60 cm del perfil del suelo. El valor de NSE fue de 0.58, valor mayor de 0 y se considera aceptable; en el caso de PBIAS, el modelo

sobrestimó los RS en 4.3 %. De acuerdo con Wang *et al.* (2012), los valores de PBIAS para el rendimiento deben ser ≤ 25 %, por lo tanto, el valor obtenido se encuentra en dicho intervalo.

En términos generales, el modelo mostró resultados satisfactorios en la estimación de rendimientos de maíz, con una ventaja operativa en el procesamiento de los datos, lo que permite programar corridas automáticas, a través de archivos de procesamiento por lotes (*.bat), que agilizan sustancialmente la ejecución del modelo para múltiples parcelas y escenarios de simulación (Liu *et al.*, 2007).

Efecto comparativo de la profundidad del suelo y humedad en el rendimiento

La profundidad del suelo en las parcelas bajo estudio fluctuó entre 0.40 a 2.24 m, influyó directamente en los RS y la humedad disponible. La profundidad del suelo mostró mayor efecto en el rendimiento, con un incremento de 14.8 kg ha^{-1} por cada centímetro en profundidad del suelo. (Figura 4). Contreras *et al.* (2005) señalan que una disminución de la profundidad del suelo limita el almacenamiento de agua y, por ende, impacta en el rendimiento del cultivo.

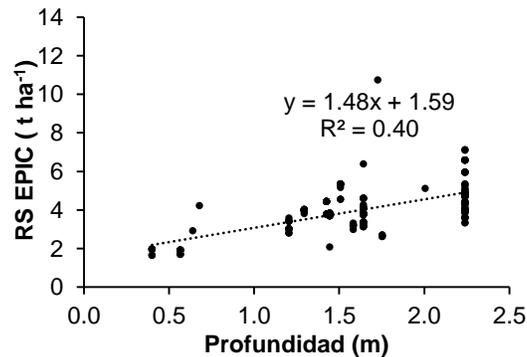


Figura 4. Efecto de la profundidad del suelo en la simulación del rendimiento en EPIC

La variación de los RS en una misma región, es afectada de manera directa por la humedad disponible en el suelo, la cual amortigua el efecto del estrés (hídrico y por bajas temperaturas) sobre los rendimientos. El modelo mostró un incremento del rendimiento en la zona oriente de 2 kg ha^{-1} , por cada incremento de 1 mm de agua disponible. En la zona norponiente, mostró un incremento en el rendimiento de 13 kg ha^{-1} , cuando se aumenta 1 mm de agua disponible.

El coeficiente de determinación del modelo, entre el RS y la humedad disponible, tuvo un valor de r^2 igual a 0.26 y 0.25, para las zonas oriente y norponiente, respectivamente. Estos resultados indican que las diferencias climáticas entre regiones marcan distintos patrones de

correlación entre humedad y rendimiento, donde a mayor humedad disponible aumenta el rendimiento de grano (Figura 5).

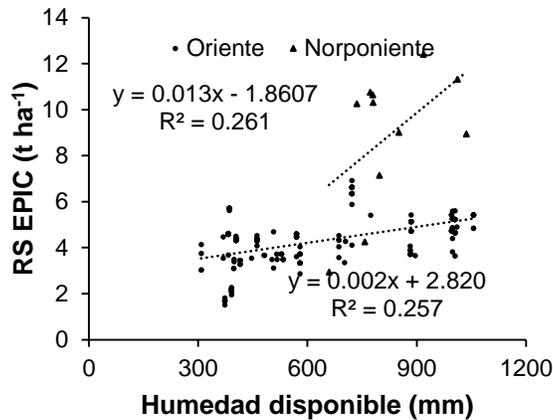


Figura 5. Efecto de la humedad disponible en los RS por EPIC

Conclusiones

El modelo EPIC permitió la simulación del rendimiento de maíz, bajo diferentes condiciones climáticas y edáficas, así como prácticas de manejo. Los índices de eficiencia obtenidos por el modelo fueron satisfactorios en la simulación del rendimiento de maíz, con un $r^2 = 0.71$, PBIAS = 4.3 % y NSE = 0.58, asimismo EPIC cuenta con rapidez en el procesamiento de grandes volúmenes de información.

La profundidad del suelo mostró mayor efecto en el rendimiento, con un incremento de 14.8 kg ha⁻¹ por cada centímetro en profundidad del suelo. La humedad disponible en el suelo, mostró un incremento del rendimiento de 2 a 13 kg ha⁻¹, por cada incremento de 1 mm de agua disponible, en el área de estudio.

El modelo puede utilizarse para estimar los rendimientos de maíz, sin embargo, para hacerlo se debe de considerar el volumen de información para la calibración y validación a nivel regional.

Literatura citada

- Balkovic, J.; Van der, V.M.; Schmid, E.; Skalský, R.; Khabarov, N.; Obersteiner, M.; Stürmer, B., and Xiong, W. 2013. Pan-European crop modelling with EPIC: Implementation, up-scaling and regional crop yield validation. *Agricultural Systems* 120:61-75.
- Contreras H., J.; Volke H., V.; Oropeza M., J.L.; Rodríguez F., C.; Martínez S., T. y Martínez A. 2005. Reducción del rendimiento de maíz por la erosión del suelo en Yanhuitlán, Oaxaca. *Terra Latinoamericana* 23: 399-408.

- Fernández R., D.S; Oropeza M., J.L; Martínez M., M.R.; Figueroa S., B. y Palacios V., O. L. 1999. Aplicación del modelo hidrológico SWRRB en la Cuenca “El Tejocote”, Atlacomulco, estado de México. *Agrociencia* 33: 1-9.
- Fernández R., D.S. 2011. Evaluation of Sustainable Agriculture Systems in Central Mexico. Proquest, Umi Dissertation Publishing. 220 pp. ISBN: 978-1243454218.
- Gupta, H.V.; Sorooshian, S. and Yapo, P. O. 1999. Status of automatic calibration for hydrologic models: Comparison with multilevel expert calibration. *Journal of Hydrologic Engineering*. 4: 135-143.
- Guzmán S., E.; De la Garza C., M.T.; García S., J.A.; Hernández M., J. y Rebollar R., S.2012. Determinantes de la oferta de maíz grano en México. *Agronomía Mesoamericana* 23: 269-279.
- Instituto de Investigación y Capacitación Agropecuaria, Acuícola y Forestal del Estado de México (ICAMEX). 2000. Características Agronómicas de Híbridos y Variedades de Maíz en el Estado de México. Toluca, México. Publicación especial 16, 12 pp.
- Liu, J., Williams, J.R.; Zenhder, A.J.B., and Yang, H. 2007. GEPIC- modelling wheat yield and crop water productivity with high resolution on a global scale. *Agricultural Systems* 94:478-493.
- Licon S., J.; Martínez M., M.R.; Mendoza O., L.; Figueroa S., B. y Fernández R., D.S. 2006. Uso del modelo EPIC para estimar rendimientos de maíz con base en variables fisiotécnicas en el oriente del estado de México. *Terra Latinoamericana* 24: 283-291.
- Moriasi, D.N.; Arnold, J.G.; Van Liew, M. W.; Bingner, R. L.; Harmel, R. D. y Veith, T. L. 2007. Model evaluation guide- lines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *American Society of Agricultural and Biological Engineers* 50:885-900.
- Nash, J. E. and Sutcliffe, J. V. 1970. River flow forecasting through conceptual models: Part 1. A discussion of principles. *Journal of Hydrology* 10: 282-290.
- Roloff, G., De Jong, R.; Campbell, C.A.; Zentner, R.P. and Benson, V.M.1998. EPIC estimates of soil water, nitrogen and carbon under semiarid temperate conditions. *Canadian Journal of Soil Science* 78: 551-562.
- Servicio Meteorológico Nacional (SMN). 2012. Estaciones meteorológicas. Comisión Nacional de Agua. <http://smn.cna.gob.mx> (Consulta: 28 de mayo de 2013).
- Torres B., E.; Fernández R., D.S.; Oropeza M., J.L. y Mejia S., E. 2004. Calibración del modelo hidrológico SWAT en la cuenca “El Tejocote”, Atlacomulco, estado de México. *Terra Latinoamericana* 22: 437-444.
- Van, L.M.W.; Arnold, J. G. and Garbrecht, J. D. 2003. Hydrologic simulation on agricultural watersheds: Choosing between two models. *Transactions of the ASAE* 46: 1539-1551.
- Wang, X.; Kemanian, A. R. and Williams, J.R. 2011. Special Features of the EPIC and APEX Modeling Package and Procedures for Parameterization. pp. 177-208. *In* L. R. Ahuja and L. Ma (ed.). *Methods of Introducing System Models into Agricultural Research*. Madison. ASA, CSSA, SSSA.
- Wang, X.; Williams, J.R.; Gassman, P. W.; Baffaut, C.; Izaurrealde, R.C.; Jeong, J. and Kiniry, J.R. 2012. EPIC and APEX: Model use, Calibration, and Validation. *American Society of Agricultural and Biological Engineers* 55: 1447-1462.
- Williams, J.R. 1990. EPIC- Erosion Productivity Impact Calculator. Model Documentation. Vol. 2. User Manual. Submitted as USDA-ARS. Technical Bulletin. 236 p.