

Eficiencia técnica de la cosecha de papa en Boyacá, Colombia, usando análisis envolvente de datos – DEA

Ing. William Steven Poveda Pineda¹
Universidad de la Salle - Colombia
wpoveda97@hotmail.com

Msc. Carlos Andrés Arango Londoño²
Universidad de la Salle - Colombia
cararango@unisalle.edu.co

Msc. Wilson Alexander Pinzón Rueda³
Universidad Distrital Francisco José de Caldas-
Colombia
wapinzon@udistrital.edu.co

Fecha Recepción: 09/08/18 - Fecha Aprobación: 14/09/18

Resumen: Este texto usa el Análisis Envolvente de Datos, DEA, para la selección de formas funcionales y representar la eficiencia técnica en 2 cosechas de papa y los factores productivos relevantes en 56 municipios en Boyacá, Colombia, en 2015. Se pueden tener tres formas funcionales para la variable de salida: promedio de toneladas de papa por hectárea cosechada obtenida en cada municipio, otra es su cuadrado, la tercera es la combinación de la dos anteriores. Se utiliza el Modelo DEA BCC orientado tanto a entradas (BCCI) y a salidas (BCCO), el porcentaje de municipios eficientes es de 47% y 48% respectivamente. En BCCI el modelo lineal (cuadrático, combinado) dominó en el 23% (31%, 46%) de los municipios. En BCCO el modelo lineal (cuadrático, combinado) dominó en el 42% (61%, 9%) de los municipios. Estos resultados se pueden usar para estimar potenciales de mejora en cada modelo y en cada variable para mejorar el desempeño agrícola

Palabras clave: : Agrocencias, Análisis envolvente de Datos, Boyacá, Papa, Política pública.

Abstract: This text uses the Data Envelopment Analysis, DEA, for the selection of functional forms and represent the technical efficiency in 2 potato harvests and the relevant productive factors in 56 municipalities in Boyacá, Colombia, in 2015. You can have three functional forms for the output variable: average tons of potatoes per hectare harvested obtained in each municipality, another is its square, the third is the combination of the previous two. The BCC DEA Model is used oriented to both inputs (BCCI) and outputs (BCCO), the percentage of efficient municipalities is 47% and 48% respectively. In BCCI the linear model (quadratic, combined) dominated in 23% (31%, 46%) of the municipalities. In BCCO the linear model (quadratic, combined) dominated in 42% (61%, 9%) of the municipalities. These results can be used to estimate improvement potentials in each model and in each variable to improve agricultural performance.

Keywords: Agrosiences, Data envelopment analysis, Boyacá, Potato, Public policy.

1. INTRODUCCIÓN

El cultivo de papa es afectado de diferente forma según las condiciones ambientales, climáticas [1], de prácticas agrícolas, condiciones particulares cambiantes según el sitio, [2] y condiciones de suelo [3]. Tales condiciones y su efecto se presentan con el uso de modelos matemáticos [4] identificados usando técnicas estadísticas [5] o inteligencia artificial [6].

El Análisis Envolvente de Datos es un conjunto de técnicas y metodologías basados en el modelaje matemático y la optimización de programas lineales frecuentemente usada para comparar el desempeño de una unidad de decisión restringido al desempeño de otras unidades de decisión [7].

Los programas lineales buscan el óptimo de un objetivo sujeto a restricciones de recursos que representan la

1.Docente Investigador del Departamento de Ingeniería Industrial de la Universidad de la Salle.

2.IDocente Investigador del Departamento de Ingeniería Industrial de la Universidad de la Salle.

3.Docente Investigador de la Facultad Tecnológica de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas.

transformación de los recursos iniciales en productos intermedios o finales limitados a la cantidad de recursos disponibles. [8].

DEA no requiere que las variables estén estandarizadas; tampoco requiere de funciones de producción predeterminadas para relacionar las variables de entrada y de salida [9]

El método permite el uso de varias variables de entrada: edafológicas, geográficas, climáticas, productivas; y de salida simultáneamente y obtener una función indicadora para cada municipio. Puesto que cada municipio dispone de diferentes condiciones es deseable obtener ponderadores propios para cada factor en cada municipio, por ello se usa DEA, aun cuando no presente propiedades de inferencia estadística.

arias son las formas funcionales o modelos potenciales a ser seleccionados para estimar el efecto de las condiciones en la producción; aquí se propone que el modelo DEA pondere la selección del modelo más adecuado para cada DMU entre los modelos lineal o cuadrático de la productividad por unidad de área en toneladas métricas en hectárea para dos periodos de cosecha en 2015, disponibles como fuentes de información pública [10].

2. ANÁLISIS DEA

El análisis envolvente de datos relaciona las entradas a un sistema o recursos usados y las salidas o resultados obtenidos para, describe el rendimiento logrado del sistema.

De acuerdo con Cooper [11] un plan de producción es un par (x, y) donde "x" es un vector de entradas, o insumos, junto a "y" un vector de salidas, o productos, ambas x, y diferentes de cero. la función de producción es todo el conjunto de planes de producción.

Si para una actividad (x,y) que está en el conjunto de posibilidades de producción, se tiene que la actividad (tx, ty) pertenece al mismo conjunto, para todo t escalar positivo, se dice que se tiene la propiedad de rendimientos a escala constantes, e implica que un incremento en las entradas la misma proporción de incrementa proporcionalmente las salidas. En otro caso se dispone de rendimientos a escala variable.

Farell [12] propuso dos conceptos de eficiencia para la función de producción y estableció la eficiencia global con estas definiciones:

- Eficiencia técnica: el máximo resultado posible a partir de las entradas asumiendo el conocimiento pleno de la función de producción.
- Eficiencia de asignación: Eficiencia obtenida por la unidad productiva con la combinación de entradas de mínimo costo a unos precios preestablecidos.
- Eficiencia global: el producto de la eficiencia técnica por la eficiencia de asignación.

Diversos métodos de análisis de la eficiencia se fundamentan en esta definición de eficiencia global. Los métodos no paramétricos no requieren suposición a priori de la función de distribución de probabilidad de los datos, que fundamenten procedimientos estadísticos.

3. ANÁLISIS EVOLVENTE DE DATOS

El Análisis Envolvente de Datos, Data Envelopment Analysis, DEA, es un conjunto de técnicas, modelos y procedimientos basados en el modelaje matemático, no paramétrico, y la optimización de programas lineales propios de la administración científica, frecuentemente usados para obtener comparaciones de desempeño de una unidad de decisión, DMU, restringido al desempeño de otras unidades de decisión. DEA es el acrónimo inglés para "Análisis Envolvente de Datos".

DEA se fundamenta en los conceptos de eficiencia de Farell.Charnes, Cooper y Rhodes formularon un primer modelo DEA. Rhodes uso DEA en el análisis de eficiencia para el programa de educación Follow-Through a escuelas públicas de Estados Unidos.

DEA calcula la eficiencia relativa y pondera los recursos, y entrega: la ponderación virtual o relativa de los aspectos de desempeño y de los recursos usados; la holgura en el faltante y exceso de insumos y productos registrados, así como la identificación del desempeño de la DMU como una función matemática de su desempeño respecto al desempeño de otras DMU.[13].

Este análisis establece valores de aprovechamiento relativo de recursos entre diferentes unidades operativas

homogéneas, denominadas Decision Making Unit (DMU). Los programas DEA lineales primales tienen un programa asociado llamado programa dual que entrega información complementaria y fundamentan los modelos DEA en su aspecto envolvente [14].

En el acrónimo DEA, la palabra “análisis” proveniente del uso potencial de los resultados derivados de los “datos” para descomponer los aspectos que describen la eficiencia de cada DMU. El término “envolvente” refiere a los rendimientos a escala obtenidos en el uso de programas lineales primal y dual, asociados estos a el espacio de los ponderadores y de las variables duales o envolventes para caracterizar el desempeño de las DMU. Estas envolventes describen la tecnología que encierra el conjunto de los planes de producción [15].

El término “datos” se refiere a los registros representantes del uso de recursos y el logro de resultados; DEA toma entradas ó “inputs”, y salidas ó “outputs”, para describir la tecnología o capacidad de transformación de recursos o, insumos en el desempeño o productos según un criterio predefinido [16].

En resumen, DEA propone modelos para obtener el mejor puntaje de una DMU sujeto al desempeño de las demás DMU participantes, de aquí se derivan resultados para valorar aspectos como la eficiencia

3.1. Modelos DEA.

DEA permite el análisis de múltiples variables a la vez, y a partir de un modelo con la combinación lineal de holguras y salidas, obtiene sus pesos y los DMU con los cuales debería compararse, para esto el modelo lineal maximiza la longitud (φ), en términos de un problema de optimización.

DEA incluye un conjunto de restricciones, de forma que se ponderen los resultados obtenidos, y sus condiciones de entrada. Es decir que, si hay unos individuos que sirven de referentes para la comparación con otros «benchmark» para otros; el modelo asegura que los benchmark no tengan nunca condiciones mejores a las de los objetos que se califican como menos eficientes, por lo tanto, la combinación lineal de las condiciones de entrada debe ser igual o peor a la del objeto que se esté evaluando, x_0 , esto es:

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i * x_i \leq x_0 \quad (1)$$

La ecuación (1) representa la combinación lineal convexa de inputs, x_i , y muestra como ésta debe ser igual o peor que los inputs que está recibiendo. Así, el modelo DEA se escribe:

La ecuación variará de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} & \text{Maximizar } \varphi \\ & \text{Sujeto a:} \\ & \sum_{i=1}^n \lambda_i * y_i \geq \varphi * y_0 \\ & \sum_{i=1}^n \lambda_i * x_i \leq x_0 \\ & \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \\ & \lambda_i \geq 0 \\ & \forall i = 1, \dots, n \end{aligned}$$

Los $\lambda_i > 0$ en el óptimo para φ , son los *referentes* para y_0 .

3.2. Selección de los Modelos DEA.

La selección del modelo depende de: el uso de recursos de entrada o salida de un sistema según las características del sistema selecto, la teoría usada, los datos disponibles, la comprensión de la situación modelada, el propósito de modelaje y el modelo seleccionado.[17], [18], [19], y las preferencias del modelador [20], [21].

A su vez estos modelos dependen de la calidad de datos e información disponible [22], de los aspectos a modelar y de la adecuación del modelo a la situación modelada, [23], [24], [25]

Banker explora las condiciones en las que los valores de las variables obtenidas con DEA poseen propiedades base para la estimación estadística y a partir de allí sugiere el uso potencial del contraste de hipótesis [26]; uno de los potenciales usos es la selección de variables adecuadas al modelo [27], [28], [29].

3.3. Modelos DEA en agro.

La actividad agrícola está en ambientes rurales, y en esta actividad las condiciones ambientales y climáticas afectan la operación, resultados y entorno del sistema.

Así, los modelos DEA en el agro requieren procedimientos para incluir variables ambientales relevantes [30]. Dado la naturaleza no discrecional o no controlable de aspectos meteorológicos como la lluvia y la temperatura, las inclusiones de aspecto similares pueden usarse para identificar la zona más adecuada de operación dentro de una región geográfica dadas sus condiciones ambientales.

Múltiples son los factores que afectan la producción, eficiencia y el uso de recursos en el agro. El clima, el régimen de lluvias cambia frecuentemente en Colombia y sus regiones [31], [32], propio de las zonas tropicales y de alta lluvia [33], el entorno del cultivo [34], [35], [36]

DEA se usa para ponderar la eficiencia de actividades agrícolas. Por ejemplo, considerando el tamaño de la finca [37]; para países tropicales en el cultivo del arroz [38], y comparándolo contra la técnica de fronteras estocásticas [39]; en la cría de ganado con modelos inter-temporales [40], [41], [42]; así como para medir el efecto del impacto ambiental [43] [44], [45], [46]

Los modelos DEA en el agro también se usan para la evaluación de aspectos no agrarios o ambientales como la adquisición de créditos monetarios [47]; la evaluación de mercancías plenamente definidas en el mercado [48] o de la identificación del impacto ambiental de las actividades socioeconómicas y tecnológicas en el ambiente [36]; [49], [30].

Con DEA se tiene aproximaciones a los tipos de ineficiencia en las granjas , [50], [51], para países en desarrollo [52], en pequeñas granjas [46] dado el impacto de las políticas públicas que intentan pasar a la comunidad campesina a un tipo de comunidad empresarial [53] y el conflicto en Colombia [54] Colombia posee estudios de evaluación de eficiencia de granjas con DEA, [55],[56],[57]; a nivel nacional en países no tropicales, [58], [59][60], [61], y en países tropicales [52], [50], e incluso intra granjas [62], [63]; dónde se usa información imprecisa en los modelos DEA [30].

4. METODOLOGÍA

4.1. Variables seleccionadas.

Se usaron datos de 56 municipios en Boyacá, Colombia; en dos temporadas de cosecha de papa del año 2015.

Las variables de entrada son 10 de tipo geográfico, 1: altura media del municipio sobre el nivel del mar; climatológico, 2: precipitación promedio anual, temperatura promedio; productiva, 2: número de productores dentro de cada municipio; área promedio cosechada por cada productor; y 5 caracterizadoras de las condiciones promedio de estudios de suelo o edafológicas, tomadas entre 18:

1. Suma de bases cmol(+)/kg
2. Azufre (S)
3. Fosfato monocalcico mg/kg
4. Boro (B) disponible mg/kg
5. Cobre (Cu) disponible mg/kg
6. Conductividad el,ctrica (CE) relacion 25:10 dS/m
- Fósforo (P) Bray II mg/kg
7. Hierro (Fe) disponible olsen mg/kg
8. Manganeseo (Mn) disponible Olsen mg/kg
9. Potasio (K) intercambiable cmol(+)/kg
10. Sodio (Na) intercambiable cmol(+)/kg
11. Zinc (Zn) disponible Olsen mg/kg
12. Acidez (Al+H) KCL cmol(+)/kg
13. Aluminio (Al) intercambiable cmol(+)/kg
14. Materia orgánica (MO) %
15. pH agua: suelo 2,5:1,0
16. Magnesio (Mg) intercambiable cmol(+)/kg
17. Calcio (Ca) intercambiable cmol (+)/kg {}
18. Capacidad de intercambio catiónico (CICE)

Se seleccionaron las 5 variables edafológicas por el coeficiente de determinación superior al 0,05 para identificar la relación entre las dos variables de salida y las variables edáficas de entrada, criterio cumplido por:

1. Materia orgánica (MO) %
2. pH agua: suelo 2,5:1,0
3. Magnesio (Mg) intercambiable cmol(+)/kg
4. Calcio (Ca) intercambiable cmol(+)/kg {}
5. Capacidad de intercambio catiónico (CICE)

Los modelos DEA seleccionados dado las 10 variables de entrada, las 2 de salida y los 112 registros (56 municipios, 2 cosechas), fueron los BCCO y BCCI, ya que son flexibles a los retornos a escala

Las variables de entrada incluyen características administrativas, ambientales, climáticas y edafológicas. Como variables administrativas están el área cosechada, el número de productores, el área promedio por

productor. Como ambientales están la altura promedio de la cabecera municipal obtenida del IGAC; climática la precipitación y temperatura promedio mensual durante los últimos 50 años, obtenida del IDEAM; Las variables de caracterización del suelo en 2015. referencia de flujo luminoso.

4.2. Método.

Se obtiene información de 10 variables: 1 geográfica, 2 climáticas; 3 organizacionales, y 5 edáficas. Se supone una frontera variante con retornos decrecientes a escala, implementados en modelos orientados a entradas, BBCI, ó salidas, BCCO, para el cálculo de eficiencia. Para el cálculo de eficiencia. La Tabla I, ejemplifica parte de los datos usados para cada DMU en ambos periodos.

Tabla I. Datos suministrados al modelo.

	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8	E9	E10	S1 Período A	S1 período B	
DMU	Altitud (m.s.n.m) (t)	Área Sembrada (ha) (t)	Precipitación (mm) (t)	Temperatura media (°C) (t)	Total productores (Personas) (t)	Materia orgánica (MO) % (t)	pH agua:suelo 2.5-1.0 (t)	Magnesio (Mg) intercambiable cmol(+)/kg (t)	Calcio (Ca) intercambiable cmol(+)/kg (t)	capacidad de intercambio catiónico (CICE) (t)	Producción (t)	Producción (t)	
1	AQUITANIA	3310	325	543,5546324	11,510	515	8521,45	557,033	1808,593	9316,173	13844,166	8000	3750
2	ARCABUJO	2575	1200	978,1365517	14,250	233	12498,86	503,745	1014,309	5734,003	9478,509	14000	18000
3	BELEN	2645	961	550,4	13,967	306	5843,22	553,058	1424,344	5299,000	8222,979	16200	13500
4	BUENAVISTA	2197	26	792,1	15,901	369	17033,99	533,000	1171,920	4043,520	5895,808	130	260
5	CALDAS	2650	90	553	13,817	679	12441,06	522,328	1220,170	3945,660	8120,710	600	90
...
56	TIPACOQUE	1850	3	530,5	11,750	295	1590,00	653,000	770,000	8980,000	10090,000	23	23

5. RESULTADOS

Los modelos DEA evolutivos orientado a las entradas (BBC-I) y a salidas (BBC-O) calculan la eficiencia para 56 municipios de Boyacá, Colombia; con 10 variables de entrada y 2 variables de salida, 2 cosechas en 2015.

La Tabla II, clasifica la eficiencia relativa calculada para los municipios en los dos periodos y las dos modelos: orientado a las entradas (BBC-I) y a salidas (BBC-O): En la tabla 2 en la columna del modelo BBCI, el 35,71% de las DMU son 100% eficientes en el periodo A, el 64,29% se encontró con eficiencias entre 50% y el 99%, lo cual refleja que, según el grupo referente eficiente, las salidas obtenidas no reflejan el consumo total de las entradas usadas en el año 2015 en el periodo A.

Tabla II. Nivel de eficiencia de las DMU (Fuente. Autores).

	BCC_O		BCC_I	
Rangos	2015 A	2015 B	2015 A	2015 B
100%	32,14%	51,79%	35,71%	60,71%
99%-50%	0%	0%	64,29%	39,29%
49%-0%	67,86%	48,21%	0%	0%

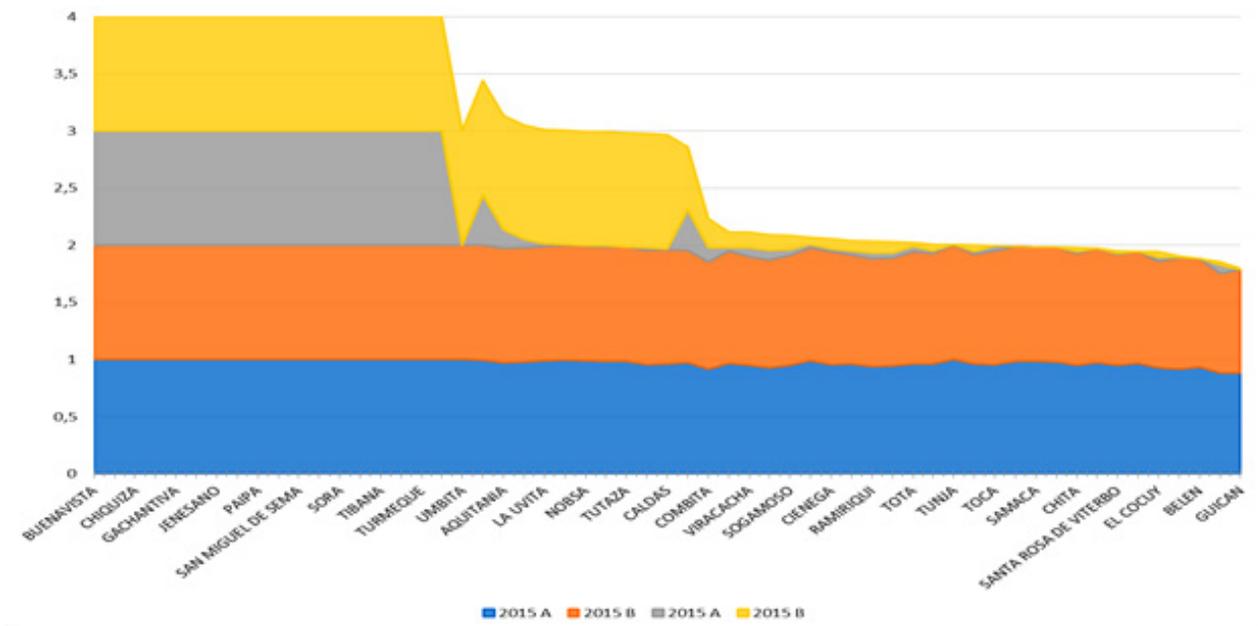
Para el periodo B, el 60,71% de las DMU son 100% eficientes y el 39,29% tienen una eficiencia entre el 50% y 99%; con un incremento del 25% en la cantidad de DMU's 100% eficientes para el modelo orientado a las entradas.

Para el modelo con orientación a las salidas en el periodo A se encontró con eficiencia del 100% al 32,14% de las

DMU y entre 49% y 0% se encontró al 67,86% de las DMU. Para el periodo B aumentó en un 19,64% la cantidad de DMU's 100% eficientes, y entre el 49% y 0% se redujo a 48,21% de unidades.

El gráfico 1, y el Anexo 2, son la eficiencia relativa para cada uno los 56 municipios; los valores van desde 0 hasta 4, los municipios que, en los 4 modelos, BCCI-A, BCCI-B, BCCO-A, BCCO-B, obtuvieron 100% de eficiencia obtienen 400%, los dos primeros niveles corresponden al modelo BCC orientado a las entradas, los 2 niveles superiores al modelo orientado a las salidas.

Figura 1. Eficiencias relativas (Fuente. Autores).



Luego se obtuvo el peso virtual de cada una de las entradas y salidas para cada DMU, modelo y periodo. En la tabla 3, anexo 2, está el porcentaje de las DMU que le reflejo un peso de importancia a cada tipo de variable de entrada y salidas. Así mismo el peso mínimo y máximo que se encuentra con los dos modelos y momentos: BCCI-A, BCCI-B, BCCO-A, BCCO-B La tabla 3 dispone de estadísticas descriptivas para las variables de entrada que se obtienen de los 56 municipios respecto a los modelos BCC-I y BCC-O El anexo 2 y 3 refleja los pesos de aporte a la eficiencia de cada DMU.

La variable con mayor peso es el pH del suelo (E7) con media de 26% en BCC-I y 27% en BCC-O. Es posible observar que la entrada pH tiene gran aporte a las DMU's (Tabla 3), representando su gran aporte al cálculo de la eficiencia por sus valores promedio. También se observa que otras dos variables con los mayores pesos son área sembrada con un 20%, Altitud con 17% y temperatura con 18% en BCC_O. Para el modelo BCC_I los siguientes con mayor peso son las variables Temperatura con 24% y altitud con 16%.

Por otro lado, las entradas con menos participación son la capacidad de intercambio con media 1% (E10) y el magnesio (E8) con aporte con media de 2%. Aunque la materia orgánica (E6) participa más en las DMU's que

las consideran (28,57%-33,93%), no posee valores representativos para el cálculo de la eficiencia ya que sus aportes oscilan entre 2% y 4. Las variables precipitación (E3), total productores (E5) y el calcio (E9) tuvieron valores un poco más significativos, pero, aun así, son menores al 10%.

Tabla III. Pesos de las entradas y salidas. (Fuente: Autores).

	Variable	Eficiencia	Altitud	Área	Precipitación	Temperatura	Total	Materia	pH	Magnesio	Calcio (Ca)	Capacidad	Modelo	Modelo
		técnica	(m.s.n.m)	Sembrada (ha)	n (mm)	a media (°C)	(Personas)	orgánica	agua:suelo	(Mg) intercambiable	intercambiable	de intercambio	Lineal	cuadrático
								(MO) %	2,5:1,0	cmol(+)/kg	cmol(+)/kg	(CICE)		
Datos	Máximo		3030.00	3400.00	978.34	18.43	1096.00	22904.09	7.19.00	4626.36	16633.16	23950.89	68.000	4,624,000,000
	Media		2560.00	380.03	495.77	14.06	395.02	8207.31	5.52.26	8447.53	6955.41	10615.67	5.855	125,356,151
	D.E.		263.74	560.20	137.13	1.73	202.79	4632.09	58.84	842.92	3467.29	3826.86	9.586	484,554,619
	Mínimo		1757.00	3.00	266.49	10.48	48.00	1550.00	466.86	344.32	1829.45	4187.33	23	529
BCCO	Máximo	1.00	0.79	0.98	0.63	0.94	0.53	0.47	0.91	0.27	0.33	0.30	1.00	1.00
	Media	0.46	0.17	0.20	0.08	0.18	0.03	0.02	0.27	0.02	0.03	0.01	0.42	0.58
	D.E.	0.48	0.21	0.27	0.14	0.24	0.08	0.07	0.26	0.05	0.06	0.04	0.42	0.42
	Mínimo	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	no cens., %	42.86	52.68	66.07	44.64	53.57	30.36	33.04	66.96	29.46	33.04	10.71	68.75	76.79
BCCI	Máximo	1.00	0.81	0.89	0.95	1.00	0.68	1.00	0.98	0.63	1.00	0.56	1.00	1.00
	Media	0.98	0.36	0.06	0.09	0.24	0.04	0.04	0.26	0.04	0.05	0.01	0.39	0.61
	D.E.	0.03	0.19	0.15	0.17	0.26	0.12	0.13	0.26	0.10	0.14	0.06	0.49	0.49
	Mínimo	0.87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	no cens., %	48.21	56.25	44.64	44.64	62.50	25.00	31.25	62.50	25.89	25.89	8.04	45.54	62.50

6. CONCLUSIONES

- Cinco variables edáficas se asocian con al menos un modelo: lineal o cuadrático
 - o Materia orgánica (MO) %
 - o pH agua: suelo 2,5:1,0
 - o Magnesio (Mg) intercambiable cmol(+)/kg
 - o Calcio (Ca) intercambiable cmol(+)/kg (I)
 - o Capacidad de intercambio catiónico (CICE)
- Con el modelo, BCCI (salidas, BCCO), el porcentaje de municipios eficientes es de 47% (48%).
- En el modelo DEA orientado a entradas BCCI el modelo lineal (cuadrático, combinado) dominó en el 23% (31%, 46%) de los municipios.
- En el modelo DEA orientado a salidas BCCO el modelo lineal (cuadrático, combinado) dominó en el 42% (61%, 9%) de los municipios.
- En BCCI (BCCO) la importancia encontrada por variable de entrada es altura sobre el nivel del mar 53% (56%); climatológico: precipitación promedio anual 45%(45%), temperatura promedio 54% (63%); productiva: número de productores por municipio 30% (25%); área promedio sembrada por productor 66% (45%); caracterizadoras de las condiciones de suelo promedio, edafológicas: materia orgánica 33%(31%), pH en agua del suelo 67% (63%), intercambiables: magnesio 29%(26%), calcio 33%(26%), catiónico, CICE, 11%(8%).

Referencias Bibliográficas

- [1] S. M. de Jong and V. G. Jetten, "Estimating spatial patterns of rainfall interception from remotely sensed vegetation indices and spectral mixture analysis.," *Int. J. Geogr. Inf. Sci.*, vol. 21, no. 5, pp. 529–545, May 2007.
- [2] G. M. Suárez Venero, F. Soto Carreño, E. Garea Llanos, and O. J. Solano Ojeda, "caracterización agroclimática del macizo montañoso nipe-sagua-baracoa, en función de la zonificación agroecológica para el cacao (*Theobroma cacao L.*)," *Mt. massif agroclimatic Charact. Nipe-Sagua-Baracoa, Accord. to Zo. Agroecol. cocoa (Theobroma cacao L.)*, vol. 36, no. 1, pp. 23–28, Jan. 2015.
- [3] P. Lavelle et al., "Soil ecosystem services and land use in the rapidly changing Orinoco River Basin of Colombia," *Agric. Ecosyst. Environ.*, vol. 185, pp. 106–117, Mar. 2014.
- [4] I. D. López and J. C. Corrales, "A Smart Farming Approach in Automatic Detection of Favorable Conditions for Planting and Crop Production in the Upper Basin of Cauca River BT - Advances in Information and Communication Technologies for Adapting Agriculture to Climate Change," 2018, pp. 223–233.
- [5] P. Damos, "Using multivariate cross correlations, Granger causality and graphical models to quantify spatiotemporal synchronization and causality between pest populations.," *BMC Ecol.*, vol. 16, pp. 1–17, Aug. 2016.

- [6] S. Delerce et al., "Assessing Weather-Yield Relationships in Rice at Local Scale Using Data Mining Approaches," *PLoS One*, vol. 11, no. 8, 2016.
- [7] A. Charnes, W. W. Cooper, and E. Rhodes, "evaluating program and managerial efficiency: an application of data envelopment analysis to program follow through," *Manage. Sci.*, vol. 27, no. 6, pp. 668–697, Jun. 1981.
- [8] W. W. Cooper, "Origins, uses of, and relations between goal programming and data envelopment analysis.," *J. Multi-Criteria Decis. Anal.*, vol. 13, no. 1, pp. 3–11, Jan. 2005.
- [9] H. Malano, M. Burton, and I. Makin, "Benchmarking performance in the irrigation and drainage sector: a tool for change," *Irrig. Drain.*, vol. 53, no. 2, pp. 119–133, Jun. 2004.
- [10] M. de A. y D. R. AgroNet, "No Title," 2017. [Online]. Available: <https://www.datos.gov.co/>. [Accessed: 01-Mar-2018].
- [11] W. W. Cooper, L. M. Seiford, and J. Zhu, "Data Envelopment Analysis BT - Handbook on Data Envelopment Analysis," W. W. Cooper, L. M. Seiford, and J. Zhu, Eds. Boston, MA: Springer US, 2004, pp. 1–39.
- [12] M. J. Farrell, "The Measurement of Productive Efficiency," *J. R. Stat. Soc. Ser. A*, vol. 120, no. 3, pp. 253–290, 1957.
- [13] R. D. Banker, A. Charnes, and W. W. Cooper, "Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis.," *Manage. Sci.*, vol. 30, no. 9, pp. 1078–1092, Sep. 1984.
- [14] R. H. Green and J. R. Doyle, "Implementing data envelopment analysis: primal or dual?," *infor*, vol. 35, no. 1, pp. 66–75, Feb. 1997.
- [15] R. D. Banker and A. Maindiritta, "Piecewise loglinear estimation of efficient production surfaces.," *Manage. Sci.*, vol. 32, no. 1, pp. 126–135, Jan. 1986.
- [16] R. Färe and W. Hunsaker, "Notions of efficiency and their reference sets.," *Manage. Sci.*, vol. 32, no. 2, pp. 237–243, Feb. 1986.
- [17] A. Charnes, W. W. Cooper, A. Y. Lewin, R. C. Morey, and J. Rousseau, "Sensitivity and stability analysis in dea.," *Ann. Oper. Res.*, vol. 2, no. 1–4, pp. 139–156, Mar. 1985.
- [18] R. D. Banker and R. C. Morey, "the use of categorical variables in data envelopment analysis.," *Manage. Sci.*, vol. 32, no. 12, pp. 1613–1627, Dec. 1986.
- [19] R. Färe, S. Grosskopf, G. Karagiannis, and D. Margaritis, "Data envelopment analysis and its related linear programming models.," *Ann. Oper. Res.*, vol. 250, no. 1, pp. 37–43, Mar. 2017.
- [20] M. Halme, T. Joro, P. Korhonen, S. Salo, and J. Wallenius, "A Value Efficiency Approach to Incorporating Preference Information in Data Envelopment Analysis.," *Manage. Sci.*, vol. 45, no. 1, pp. 103–115, Jan. 1999.
- [21] J. L. Zofío and A. M. Prieto, "Measuring Productive Efficiency in Input-Output Models by Means of Data Envelopment Analysis.," *Int. Rev. Appl. Econ.*, vol. 21, no. 4, pp. 519–537, Sep. 2007.
- [22] N. Malekmohammadi, F. Lotfi, and A. Jaafar, "Data envelopment scenario analysis with imprecise data.," *Cent. Eur. J. Oper. Res.*, vol. 19, no. 1, pp. 65–79, Mar. 2011.
- [23] W. Liu, W. Meng, X. Li, and D. Zhang, "DEA models with undesirable inputs and outputs.," *Ann. Oper. Res.*, vol. 173, no. 1, pp. 177–194, Jan. 2010.
- [24] A. Davoodi and H. Rezai, "Common set of weights in data envelopment analysis: a linear programming problem.," *Cent. Eur. J. Oper. Res.*, vol. 20, no. 2, pp. 355–365, Jun. 2012.
- [25] W. D. Cook, J. Harrison, R. Imanirad, P. Rouse, and J. Zhu, "Data Envelopment Analysis with Nonhomogeneous DMUs.," *Oper. Res.*, vol. 61, no. 3, pp. 666–676, May 2013.
- [26] R. D. Banker, "Maximum Likelihood, Consistency and Data Envelopment Analysis: A Statistical Foundation.," *Manage. Sci.*, vol. 39, no. 10, pp. 1265–1273, Oct. 1993.
- [27] W. F. Bowlin, A. Charnes, W. W. Cooper, and H. D. Sherman, "data envelopment analysis and regression approaches to efficiency estimation and evaluation*," *Ann. Oper. Res.*, vol. 2, no. 1–4, pp. 113–138, Mar. 1985.
- [28] N. A. Tran, G. Shively, and P. Preckel, "A new method for detecting outliers in Data Envelopment Analysis.," *Appl. Econ. Lett.*, vol. 17, no. 4, pp. 313–316, Mar. 2010.
- [29] T. Kuosmanen and A. L. Johnson, "Data Envelopment Analysis as Nonparametric Least-Squares Regression.," *Oper.*

Res., vol. 58, no. 1, pp. 149–160, Jan. 2010.

[30] N. Asava-vallobh, T. J. Gronberg, and D. W. Jansen, "Introducing a new DEA methodology for environmental inputs," *Appl. Econ. Lett.*, vol. 20, no. 17, pp. 1592–1595, Nov. 2013.

[31] H. Materón Muñoz and Y. Carvajal Escobar, "Curvas de Intensidad, Frecuencia y Duración de Lluvias para Cali: Actualización y Consideraciones," *Ing. y Compet.*, vol. 1, no. 1, pp. 29–35, Sep. 1997.

[32] C. S. Cohen-Manrique, J. A. Rodríguez-Manrique, and R. D. Salgado-Ordosgoitia, "Modelado del Microclima de un Cultivo de Sandía (*Citrullus lanatus*) en la Sub-región Sabana del Departamento de Sucre, Colombia," *Model. Microclim. a Watermelon Crop (Citrullus lanatus) Sub-region Sabana Dep. Sucre, Colomb.*, vol. 29, no. 5, pp. 335–344, Sep. 2018.

[33] A. Jeevandas, R. P. Singh, and R. Kumar, "Concerns of Groundwater Depletion and Irrigation Efficiency in Punjab Agriculture: A Micro-Level Study," *Agric. Econ. Res. Rev.*, vol. 21, no. 2, pp. 191–199, Jul. 2008.

[34] J. Otero and M. Onaindia, "Landscape structure and live fences in Andes Colombian agrosystems: upper basin of the Cane-Iguaque River," *Rev. Biol. Trop.*, vol. 57, no. 4, pp. 1183–1192, Dec. 2009.

[35] A. Guhl, "Café, bosques y certificación agrícola en Aratoca, Santander," *Coffee, For. Agric. Certif. Aratoca, Santander*, no. 32, pp. 114–125, Apr. 2009.

[36] G. E. Halkos, N. G. Tzeremes, and S. A. Kourtzidis, "Measuring Sustainability Efficiency Using a Two-Stage Data Envelopment Analysis Approach," *J. Ind. Ecol.*, vol. 20, no. 5, pp. 1159–1175, Oct. 2016.

[37] M. Jaforullah and J. Whiteman, "Scale efficiency in the New Zealand dairy industry: a non-parametric approach," *Aust. J. Agric. Resour. Econ.*, vol. 43, no. 4, p. 523, Dec. 1999.

[38] B. R. Dhungana, P. L. Nuthall, and G. V. Nartea, "Measuring the economic inefficiency of Nepalese rice farms using data envelopment analysis," *Aust. J. Agric. Resour. Econ.*, vol. 48, no. 2, pp. 347–369, Jun. 2004.

[39] A. Wadud and B. White, "Farm household efficiency in Bangladesh: a comparison of stochastic frontier and DEA methods," *Appl. Econ.*, vol. 32, no. 13, pp. 1665–1673, Oct.

2000.

[40] I. Fraser and P. Hone, "Farm-level efficiency and productivity measurement using panel data: wool production in south-west Victoria," *Aust. J. Agric. Resour. Econ.*, vol. 45, no. 2, Jun. 2001.

[41] L. Latruffe, K. Balcombe, S. Davidova, and K. Zawalinska, "Determinants of technical efficiency of crop and livestock farms in Poland," *Appl. Econ.*, vol. 36, no. 12, pp. 1255–1263, Jul. 2004.

[42] N. Salehirad and T. Sowlati, "Performance analysis of primary wood producers in British Columbia using data envelopment analysis," *Can. J. For. Res.*, vol. 35, no. 2, pp. 285–294, Feb. 2005.

[43] T. Coelli, L. Lauwers, and G. van Huylenbroeck, "Environmental efficiency measurement and the materials balance condition," *J. Product. Anal.*, vol. 28, no. 1/2, pp. 3–12, Oct. 2007.

[44] T. Kuosmanen and M. Kortelainen, "Measuring Eco-efficiency of Production with Data Envelopment Analysis," *J. Ind. Ecol.*, vol. 9, no. 4, pp. 59–72, 2005.

[45] T. Tipi, N. Yildiz, M. Nargeleşkenler, and B. Çetin, "Measuring the technical efficiency and determinants of efficiency of rice (*Oryza sativa*) farms in Marmara region, Turkey," *New Zeal. J. Crop Hortic. Sci.*, vol. 37, no. 2, pp. 121–129, Jun. 2009.

[46] M. I. Javed, W. Khurshid, I. Hassan, M. A. Raza, A. Ali, and I. A. Baig, "an analysis of productive efficiency of smallholder farms of cotton-wheat system in punjab, pakistan," *J. Agric. Res.*, vol. 49, no. 1, pp. 109–124, Mar. 2011.

[47] D. L. Vilela, M. S. Nagano, and E. M. Merlo, "Aplicação da Análise Envolvória de Dados em Cooperativas de Crédito Rural," *RAC - Rev. Adm. Contemp.*, vol. 11, pp. 99–120, Dec. 2007.

[48] G. N. Gregoriou, "Derivatives Trading Trading efficiency of commodity trading advisors using Data Envelopment Analysis," *Deriv. Use, Trading Regul.*, vol. 12, no. 1/2, pp. 102–114, May 2006.

[49] N. Sanjuan, J. Ribal, G. Clemente, and M. L. Fenollosa, "Measuring and Improving Eco-efficiency Using Data Envelopment Analysis," *J. Ind. Ecol.*, vol. 15, no. 4, pp. 614–628,

Aug. 2011.

[50] J. Lemba, M. D'Haese, L. D'Haese, A. Frija, and S. Speelman, "Comparing the technical efficiency of farms benefiting from different agricultural interventions in Kenya's drylands.," *Dev. South. Afr.*, vol. 29, no. 2, pp. 287–301, Jun. 2012.

[51] H. D. Lohano, A. Nazir, and A. M. Khushk, "Technical, Allocative and Economic Efficiencies in Sugarcane Production in Pakistan: A Non-parametric Approach.," *IBA Bus. Rev.*, vol. 6, no. 1, pp. 131–142, Jan. 2011.

[52] D. M. Nyariki, "farm size, modern technology adoption, and efficiency of small holdings in developing countries: evidence from kenya.," *J. Dev. Areas*, vol. 45, no. 1, pp. 35–52, 2011.

[53] I. Tobasura Acuña, "De campesinos a empresarios: la retórica neoliberal de la política agraria en Colombia.," *From Peasant Farmers to Bus. People Neoliberal Rhetor. Agrar. Policy Colomb.*, vol. 20, no. 4, pp. 641–657, Oct. 2011.

[54] L. Raffo López, "narcotráfico y conflicto:¿por qué bajó el precio de la cocaína?," *Drug Traffick. Confl. Why has price cocaine dropped?*, vol. 12, no. 23, pp. 229–258, Nov. 2010.

[55] W. Oviedo G. and G. Rodríguez L., "Medición de la eiciencia técnica relativa de las incas asociadas a Coounión en Guasca Cundinamarca.," *Meas. Relat. Tech. Effic. farms Assoc. to Coounion Guasca Cundinamarca.*, vol. 16, no. 2, pp. 2616–2627, May 2011.

[56] M. del P. Sepúlveda Calderón, *Análisis de eficiencia técnica y estudio de casos en los cultivos de flores de la Sabana de Bogotá (Colombia).*, no. 36. Fundacion Universidad del Norte, 2014, pp. 288–323.

[57] F. A. Muñoz-Gómez, L. Galicia-Sarmiento, And E. Humberto-Pérez, "Agricultura migratoria conductor del cambio de uso del suelo de ecosistemas alto-andinos de colombia.," *Migr. Agric. Conduct. Chang. soil use high-andean Ecosyst. Colomb.*, vol. 16, no. 1, pp. 15–25, Jan. 2018.

[58] B. G. Nair, G. B. Malthane, and R. N. Wankhade, "measurement of technical efficiency of soybean growers-a data envelopment analysis approach.," *Agric. Sci. Dig.*, vol. 32, no. 2, pp. 105–110, Jun. 2012.

[59] I. Jaržemskienė, "Applying the method of measuring airport productivity in the Baltic region.," *Transp.*, vol. 27, no. 2, pp. 178–186, Jun. 2012.

[60] T. Baležentis, "partial factor productivity in lithuanian family farms: the multiplier data envelopment analysis approach.," *dalinis produktyvumas liet. Ūkininkų ūkiuose daugiklių duom. Apgaubties Anal.*, vol. 35, no. 1, pp. 23–31, Mar. 2013.

[61] T. Baležentis, "technical efficiency and expansion of lithuanian family farms (2004-2009): graph data envelopment analysis and rank-sum test.," *liet. Ūkinin. Ūkiu tech. Ef. Ir plėtra grafu duom. Anal. Ir rangu sumos testas.*, vol. 31, no. 2, pp. 26–35, Sep. 2012.

[62] W. Steeneveld, L. W. Tauer, H. Hogeveen, and A. G. J. M. O. Lansink, "Comparing technical efficiency of farms with an automatic milking system and a conventional milking system.," *J. Dairy Sci.*, vol. 95, no. 12, pp. 7391–7398, Dec. 2012.