

Patrones socioeconómicos y la expansión de cultivos de coca: el caso peruano

Roberto Mendoza¹

Resumen

En los últimos años, el narcotráfico ha incrementado sus operaciones a través de la extensión territorial de cultivos de coca y la mayor producción de sus derivados ilícitos de mejor calidad. Esto responde a una mayor demanda y la apertura de nuevos mercados. Asimismo, las acciones contra las operaciones del narcotráfico propician su migración en busca de nuevas zonas de operación y medios alternativos para la ruta del narcotráfico. Por ello, el trabajo se plantea la siguiente pregunta de investigación ¿Cuál sería la extensión de cultivos de coca en zonas susceptibles a la implantación del narcotráfico? De esta manera, se presenta una minuciosa revisión de literatura, el marco institucional de lucha contra el narcotráfico, principales hechos estilizados y se propone modelos predictivos de Machine Learning del tipo bagging.

Palabras clave: frontera cocalera, patrones históricos, pobreza, Random Forest, Bagging Decision Tree

Abstract

In recent years, drug trafficking has increased its operations through the territorial extension of coca crops and the greater production of its better quality illicit derivatives. This responds to a greater demand and the opening of new markets. Likewise, actions against drug trafficking operations promote their migration in search of new areas of operation and alternative means for the drug trafficking route. Therefore, the work raises the following research question: ¿What would be the extension of coca crops in areas susceptible to the implantation of drug trafficking? In this way, a meticulous review of the literature is presented, the institutional framework for the fight against drug trafficking, the main stylized facts and predictive models of Machine Learning of the bagging type are proposed.

Keywords: coca frontier, historical patterns, poverty, Random Forest, Bagging Decision Tree

¹ Egresado de la especialidad de Economía por la Pontificia Universidad Católica del Perú

Introducción

En los últimos años, las hectáreas de cultivo de hoja de coca han crecido, y, con ello, la producción de pasta básica y clorhidrato de cocaína. Al respecto, en el año 2017, las áreas de cultivo de hoja de coca crecieron un 14%, lo cual es un hecho no registrado desde el 2012. En consecuencia, la producción de hoja de coca seca alcanzó más de 117 292 toneladas métricas (TM). De esa cantidad, 106 401 TM (90.7%) se destinó al narcotráfico, 10 728 TM (9.1%) al mercado tradicional de la hoja de coca, y 163 TM (0.1%) al uso industrial (UNODC Research, 2018). Asimismo, según informe del Departamento de Estado de los Estados Unidos, las hectáreas de cultivos de hoja de coca, en 2019, se incrementó un 38% respecto al año 2018, y esto a su vez, implicó un aumento de 40% en la producción potencial de cocaína (Ministerio de Relaciones Exteriores, 2020). Por otro lado, la extensión territorial de la producción de coca alcanzó nuevas zonas pues a mediados del año 2000 se concentraba en 4 departamentos: Huánuco, San Martín, Ayacucho y Cusco. En la actualidad, a estos departamentos se adicionan 9: Junín, Loreto, Ucayali, Pasco, Puno, Madre de Dios, La libertad, Amazonas y Cajamarca.

El presente trabajo aborda un tema de suma relevancia política pues el narcotráfico es una amenaza para la democracia; económica pues los agricultores de hoja de coca destinado al narcotráfico se mantienen en la pobreza; y social pues la actividad ilícita vulnera derechos fundamentales de la persona como la vida, libertad, dignidad, la salud y educación (Méndez, 2010). Este contexto restringe el desarrollo rural pues afecta de forma severa al menos 7 de los 17 objetivos de desarrollo sostenible (ODS): fin de la pobreza, hambre cero, salud y bienestar, agua limpia y saneamiento, reducción de las desigualdades, vida de ecosistemas, paz, justicia e instituciones sólidas (Escobar & Rico, 2019). Por otro lado, el artículo tiene la virtud de aplicar una propuesta empírica sin antecedentes en la literatura peruana sobre el cultivo de coca.

En efecto, la continua expansión de la frontera cocalera y los efectos adversos sobre el bienestar de los hogares e institucionalidad en las zonas de influencia del narcotráfico propician la siguiente pregunta de investigación ¿Cuál sería la extensión de cultivos de coca en zonas susceptibles a la implantación del narcotráfico? En consecuencia, el documento presenta una revisión de literatura sobre los factores que explican la implantación del narcotráfico. Asimismo, se presenta el marco institucional de la lucha contra el narcotráfico y la descripción de principales hechos estilizados. En la propuesta empírica se usa modelos de Machine Learning del tipo bagging: Bagging Tree Decision y Random Forest.

El documento se organiza en 4 secciones. En la primera parte, se presenta una revisión de literatura sobre los factores que explican la implantación del narcotráfico, y trabajos empíricos similares al propuesto. En la segunda parte, se presenta el marco institucional de lucha contra el narcotráfico y los principales hechos estilizados. En la tercera parte, se presenta los modelos de Machine Learning y la estrategia de identificación. En la cuarta parte, se describe las variables usadas por los modelos y las fuentes de información.

Revisión de literatura

La presente revisión de literatura aborda dos tipos de áreas de estudio: factores que explican la implantación del narcotráfico y evidencia empírica bajo el uso de modelos similares a los propuestos. En términos generales, un estudio elaborado por el Instituto de Estudios Internacionales (IED) sostiene que la expansión del narcotráfico sigue el mismo patrón histórico de implantación. Es decir, se desarrolla en regiones, particularmente rurales, de escasa presencia estatal, y bajos niveles de niveles de salud, educación y vivienda.

En adición, estas zonas presentan altos niveles de pobreza y necesidad de puestos de trabajo (Novak, y otros, 2009). Los anterior sumado al aislamiento geográfico, la falta de conectividad y acceso a mercados de productos lícitos propician que las poblaciones locales se inserten a la actividad ilícita (Méndez, 2010). En adición, el narcotráfico se concentra en periferias territoriales pues la poca acumulación de capital incrementa la vulnerabilidad de estas zonas y genera un influjo significativo (Duncan, 2014).

La reducida presencia estatal se presenta como uno de los principales factores que propician las actividades ilícitas del narcotráfico como sugiere Mejía (2012) pues halla una fuerte correlación directa entre la ubicación de cultivos de coca y zonas de menor presencia estatal para el caso de Colombia. Por el lado de la debilidad institucional, Tobón (2013) halla una correlación positiva entre estructuras débiles de derecho de propiedad y el crecimiento de la frontera cocalera. Esta realidad permite la sostenibilidad de actividades ilícitas.

La informalidad territorial es otra condición que permite al extensión y aparición de actividades irregulares como el narcotráfico Fajnzylber et al. (2012). En la misma línea, Ramírez & Muñoz (2012) identifican correlaciones positivas espaciales entre la alta informalidad en la tenencia de la tierra y las economías ilegales rurales. Adicionalmente, los territorios periféricos no presentan un arraigo histórico que permita consolidar las actividades legales. Por tanto, la informalidad resulta crónica (Escobar & Rico, 2019).

Marco institucional y principales hechos estilizados

El conjunto de reglas formales contra el cultivo de coca para fines ilícitos, los cuales se articulan mediante organismo gubernamentales o no conforman el marco institucional de lucha contra el narcotráfico. Entre los principales arreglos, en el 2015 se promulgó el reglamento de la Ley N° 30339 de “Control, Vigilancia y Defensa del Espacio Aéreo Nacional”, la cual faculta a la Fuerza Aérea en el derribo e intercepción de aviones utilizadas en el narcotráfico. En efecto, el transporte de la droga paso del aéreo al terrestre y acuático.

De forma complementaria, la Estrategia Nacional de Lucha Contra las Drogas ENLCD 2017-2021 plantea una intervención para el desarrollo del VRAEM² conformada por tres componentes: VRAEM sostenible, VRAEM con oportunidades y VRAEM gobernable. El primero busca aprovechar de manera coherente las potencialidades del territorio; el segundo, superar la pobreza y exclusión; y, la tercera, generar instituciones sólidas. De la manera similar, el Proyecto Especial de Control y Reducción de Cultivos Ilegales en el Alto Huallaga (CORAH) cuyo propósito es reducir la demanda de la droga (UNODC Research, 2018).

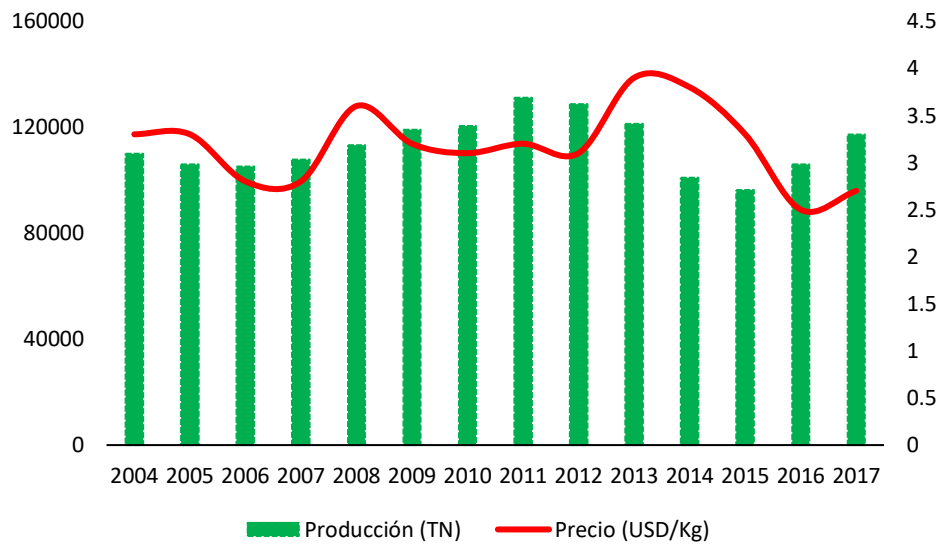
DEVIDA es el organismo que promueve el eje de Desarrollo Alternativo Integral y Sostenible (DAIS) mediante la siguiente estrategia: (i) focalización de prioridades territoriales, (ii) prioridad de atención a pueblos específicos, (iii) articulación interinstitucional y (iv) monitoreo y evaluación integrada. A nivel internacional, la Oficina del Estado peruano coopera con la Oficina de Naciones Unidas contra la Droga y el Delito (UNODC)³. Por su parte, ENACO es la empresa del Estado que compra y establece el precio oficial de compra/venta de hoja de coca seca a nivel nacional.

Respecto a los hechos estilizados, el gráfico 1 muestra tres etapas en la evolución de la producción de hoja de coca seca y el precio USD por kilo. En la primera etapa 2004-2010 se muestra una evolución estable tanto en precios y producción, mientras que en la segunda etapa 2011-2015, la reducción considerable de la producción se explica a la mayor efectividad en los planes de erradicación. En la tercera etapa, 2016 hacia adelante se observa una tendencia creciente en producción y precios. Este último se debe a mayor demanda de EE. UU y Europa por los derivados ilícitos de la coca, así como la apertura a nuevos mercados.

² El VRAEM concentra el 67% del total de hoja de coca

³ Su operación se rige en el Marco Jurídico Internacional Sobre la Fiscalización de Drogas

Gráfico N° 1 Producción y precio deflactado de hoja de coca seca



Fuente: UNODC
Elaboración propia

Metodología empírica

Los métodos de aprendizaje ML propuestos se basan en los modelos Decision Tree pues la relación entre las condiciones socioeconómicas de un distrito y la extensión territorial del cultivo de coca para fines ilícitos es sumamente compleja y posiblemente no lineal. En efecto, se presenta la estrategia de predicción del modelo Regression Tree según Gareth et al. (2013), el cual se distingue en dos etapas: estratificación del espacio predictor y el proceso de Pruning.

En la primera etapa, se divide el espacio predictor⁴ en J regiones rectangulares de dimensión múltiple mutuamente excluyentes R_1, R_2, \dots, R_J . Esta división tiene el propósito de minimizar la suma del cuadrado de los residuos (RRS por sus siglas en inglés) como muestra la ecuación (1)

$$\sum_{j=1}^J \sum_{i \in R_j} (y_i - \hat{y}_{R_j})^2,$$

donde \hat{y}_{R_j} es la respuesta promedio de las observaciones de entrenamiento en la región R_j . Luego, se aplica el método *recursive binary splitting* que reduce el costo computacional de evaluar todas las regiones posibles. El método consiste en seleccionar, en primer lugar, una variable predictora X_j y un punto de corte s de tal forma divida el espacio predictor en dos $\{X|X_j < s\}$ y $\{X|X_j \geq s\}$. El criterio de selección de la variable y corte se basa en la minimización de la siguiente ecuación:

$$\sum_{i: x_i \in R_1(j,s)} (y_i - \hat{y}_{R_1})^2 + \sum_{i: x_i \in R_2(j,s)} (y_i - \hat{y}_{R_2})^2,$$

donde \hat{y}_{R_h} es la respuesta promedio de las observaciones de entrenamiento en cada región. Este procedimiento se replica hasta que la cantidad de observaciones en cada región sea mínima.

En la segunda etapa, se reduce la complejidad del modelo ya que debilita su capacidad predictiva: pobre rendimiento de prueba. En efecto, el proceso Pruning permite reducir los nodos finales del modelo. Esto implica reducir el número de regiones generadas en la etapa anterior. Entonces, el modelo reducido se selecciona a partir de una secuencia de árboles indexados a un parámetro tuning α no negativo. Estos subárboles corresponden a un conjunto de árboles de tal forma que minimizan la siguiente expresión

$$\sum_{m=1}^{|T|} \sum_{x_i \in R_m} (y_i - \hat{y}_{R_m})^2 + \alpha |T|,$$

⁴ Conjunto generado por toso los posibles valores entre variables predictoras

donde $|T|$ es el número de nodos terminales del árbol, R_m es la región que corresponde al nodo terminal m th, \hat{y}_{R_m} es la respuesta promedio de las observaciones asociados a la región R_m . Finalmente, mediante el método de Cross-validation se obtiene el α que minimiza el error promedio.

A partir de lo anterior, el presente trabajo usa una extensión del modelo base: Bagging Decisión Tree y Random Forest. En relación con el primero, este tiene la bondad de reducir la varianza de la predicción; y, en efecto, mejorar la precisión predictiva del modelo SLR. Este resultado se basa en la estrategia de usar distintas muestras de entrenamiento de la población. Cada muestra estima un modelo, y, posteriormente, la predicción resulta de promediar los resultados de los diferentes arboles de decisión entrenados. Ante la limitación de información, las diferentes B muestras se obtienen de una misma fuente mediante la técnica de Bootstrap, el cual genera muestras aleatorias con reemplazo. Finalmente, la predicción resulta de promediar los resultados de cada modelo

$$\hat{f}_{bag}(x) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \hat{f}^{*b}(x).$$

El modelo Random Forest tiene un procedimiento similar al caso anterior, pero se diferencia en la selección de predictores. De esta manera, la predicción de cada árbol se realiza con m^5 predictores, los cuales se eligen aleatoriamente del total de predictores q . Este procedimiento permite reducir la posible correlación entre las predicciones del modelo Bagging Decisión Tree. Finalmente, a modo de comparación se aplica los modelos de regresión lineal, regresión polinómica, regresión Lasso y regresión Ridge.

⁵ El procedimiento estándar es usar una cantidad q igual a la raíz cuadrado del total de predictores.

Datos

La variable de interés es la cantidad de hectáreas usadas para el cultivo de hoja de coca a nivel distrital, el cual se obtiene de los registros de la Oficina de las Naciones Unidas contra la Droga y el Delito UNODC (2018). Por su parte, las variables predictoras se agrupan en tres: condiciones y economía del hogar, institucionalidad del distrito, y condiciones climáticas y geográficas.

Variables del hogar y económicas	Descripción	Fuente
Acceso a luz eléctrica	Porcentaje de hogares con acceso a la red pública	CENSO-2017
Acceso a agua potable	Porcentaje de hogares con alumbrado eléctrico de red pública	CENSO-2017
Acceso a internet	Porcentaje de hogares con acceso a internet sea fijo o móvil	CENSO-2017
Material de la vivienda	Porcentaje de viviendas construidas con material noble	CENSO-2017
Nivel educativo	Porcentaje de adultos con secundaria completa	CENSO-2017
Ruralidad	Porcentaje de población en zona rural	CENSO-2017
Pobreza monetaria	Tasa de pobreza monetaria a nivel distrito	Mapa de pobreza monetaria 2018-INEI
Actividad agropecuaria	Superficie total Agropecuaria por distrito	Cenagro 2012

Variables institucionales	Descripción	Fuente
Orden público	Total de policías respecto a la población distrital	Censo comisaria
Gasto público	Porcentaje del gasto fiscal respecto al provincial	INEI 2019
Títulos de propiedad	Número de hectáreas con títulos de propiedad	Cenagro 2012
Autorizaciones	Porcentaje de licencias otorgadas/ total población distrital	Renamu

Variables geográficas y climáticas	Descripción	Fuente
Altitud	Altitud promedio	SRTM-NASA
Pendiente	Pendiente promedio	SRTM-NASA
Temperatura	Temperatura promedio	Worldclim
Precipitación	Precipitación promedio	Worldclim

Análisis de Resultados

Implicancias de Política Pública

Conclusiones

Bibliografía

Bibliografía

Duncan, G. (2014). *Más que la plata o plomo. El poder político del narcotráfico en Colombia y Mexico*. Bogotá: Debate.

Escobar, M., & Rico, D. (2019). *La producción y explotación ilegales de materias primas en las zonas rurales de América Latina y sus líneas de impacto en el desarrollo territorial*. FAO. Santiago de Chile: 2030-alimentación, agricultura y desarrollo rural en América Latina y el Caribe.

Fajnzylber, P., Lederman, D., & Loayza, N. (2012). What causes violent crime? *European Economic Review*, 46(7), 1323-2357. Obtenido de https://siteresources.worldbank.org/DEC/Resources/What_Causes_Crime.pdf

Gareth, J., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). *An Introduction to Statistical Learning with Applications in R* (Séptima ed.). New York: Springer.

Mejía, D. (2012). *Política antidroga en el plan Colombia*. Bogotá.

Méndez, M. (2010). *Drogas, Pobreza y Derechos Humanos: El Impacto Social del Narcotráfico*. Instituto de Estudios Internacionales (IDEI), Lima.

Ministerio de Relaciones Exteriores. (31 de julio de 2020). *Plataforma única del Estado Peruano*. Obtenido de <https://www.gob.pe/qu/institucion/rree/noticias/219049-posicion-peruana-frente-al-informe-de-los-estados-unidos-de-america-sobre-el-cultivo-de-hoja-de-coca-y-produccion-potencial-de-cocaina-en-el-peru-en-2019>

Novak, F., Namihas, S., Bernex, N., Ruda, J., García, J., Mendez, M., & Zavaleta, A. (2009). *El Mapa del Narcotráfico en el Perú*. Lima, Perú: IDEI-PUCP.

Ramírez, J. G., & Muñoz, J. C. (2012). *Informales, emergentes y criminales en Antioquía, en Nuevas Perspectivas de la Violencia en Colombia*. Universidad de los Andes. Obtenido de <https://studylib.es/doc/4586052/econom%C3%ADa-y-crimen---universidad-de-los-andes>

Tobón, S. (2013). Instituciones y cultivos ilícitos. En M. Misse, F. Thoumi, W. Reno, G. Duncan, S. T. Zapata, J. Arévalo, . . . J. G. Ramírez, *Economía criminal y poder político* (págs. 161-226). Medellín: Pregón Ltda.

UNODC Research. (2018). *Perú Monitoreo de Cultivos de Coca 2017*. Oficina de Naciones Unidas contra la Droga y el Delito , Lima.

Anexos

