

# Aplicación de árboles de decisión en la salud pública

Implementation of decision trees in public health

Aplicação de árvores de decisão em saúde pública

■  
Angela María Segura Cardona<sup>1</sup>

## Resumen

En los últimos treinta años, la utilización de técnicas estadísticas en el análisis y predicción de desenlaces en salud pública ha tomado fuerza, dado que estas técnicas permiten hacer análisis multi-causales de cualquier evento y permiten considerar condiciones demográficas, clínicas, sociales, de accesibilidad a los servicios de salud, resultados de laboratorio o imagenológicos, de las personas con riesgo de desarrollar el evento en salud objeto de interés. Los desenlaces que frecuentemente se predicen a partir de estas técnicas son: presencia de infecciones o enfermedades, asignación de tratamiento, grado de severidad y muerte.

**Palabras Clave:** Estadística, Predicción, Medidas de Asociación, Exposición, Riesgo o Desenlace, Árboles de Decisión, Uso de la Información Científica en la Toma de Decisiones en Salud

## Abstract

In the last thirty years, the use of statistical techniques in the analysis and prediction of outcomes in public health has taken hold, as these techniques allow multi-causal analysis to any event and allow us to consider demographic, clinical, social, accessibility to health services, laboratory or imaging results, people at risk of developing health event object of interest. Outcomes that are often predicted from these techniques are: presence of infection or disease, treatment assignment, degree of severity and death.

**Key Words:** Statistics, Forecasting, Measures of Association, Exposure, Risk or Outcome, Decision Trees, Use of Scientific Information for Health Decision Making

## Resumo

Nos últimos trinta anos, o uso de técnicas estatísticas na análise e previsão de resultados em saúde pública tem tomado conta, uma vez que estas técnicas permitem multi-causal análise a todo o evento e permitir-nos a considerar dados demográficos, clínicos, acessibilidade, social serviços de saúde, resultados laboratoriais ou de imagem, as pessoas com risco de desenvolver objeto saúde caso de

Recibido: Febrero 25 de 2012 Revisado: Marzo 04 de 2012  
Aceptado: Abril 09 de 2012

<sup>1</sup> Estadística Informática, PhD en Epidemiología. Investigadora Grupo de Epidemiología y Bioestadística, Universidad CES. e-mail: asegura@ces.edu.co

interesse. Resultados que são muitas vezes previstas a partir destas técnicas são: a presença de infecção ou doença, a atribuição de tratamento, do grau de gravidade e morte.a doença.

**Palavras Chave:** Estatística, Previsões, Medidas de Associação, Exposição, Risco ou Desfecho, Árvores de Decisões, Uso da Informação Científica na Tomada de Decisões em Saúde

### *Introducción*

El análisis de árboles de clasificación y regresión, en inglés Classification and regression tree analysis – CART, es una metodología no paramétrica de árboles de decisión que tiene la capacidad de segmentar poblaciones en forma eficiente y donde cada subgrupo que se genera tiene un significado propio ( ). Los subgrupos formados son bien definidos y mutuamente excluyentes, cuyos miembros presentan características similares que ayudan a determinar la participación y el comportamiento relacionado con la salud; lo cual sirve de base para intervenciones en salud pública, dado que utiliza variables demográficas y clínicas para generar grupos de mayor riesgo con respecto a un resultado específico (2).

El uso de la metodología de análisis CART no es muy común aún, pero se perfila como una herramienta de investigación promisoriosa y útil en la identificación de poblaciones a riesgo para la investigación y alcances de la salud pública (1).

Esta revisión pretende dar cuenta de la utilización de la metodología CART en el abordaje de problemas en salud pública, específicamente en enfermedades infecciosas.

### *Materiales y Métodos*

Esta revisión se basó en la búsqueda de artículos específicamente en la base de datos de Medline (PubMed), que hayan utilizado la metodología de análisis CART. Se utilizaron como palabras clave: CART, CART analysis, Classification and regression tree.

Las referencias encontradas se almacenaron en el programa EndNote y Zotero; se realizó revisión de todas las referencias obtenidas, se descartaron algunas repetidas y se identificaron las que estaban directamente relacionadas con un problema de salud pública.

### *Resultados*

Entre 1983 y el 2012 se han reportado 689 referencias o estudios que han involucrado la metodología de análisis CART, tomando mayor fuerza a partir de 1995. Tabla 1. Algunas de las publicaciones hacen referencia a enfermedades infecciosas, pero en su gran mayoría hacen referencia a enfermedades crónicas.

Tabla 1. Distribución de los artículos encontrados según el año de publicación. 1983-2012

Año publicación	Artículos encontrados
2012	27
2011	101
2010	74
2009	75

Año publicación	Artículos encontrados
2008	58
2007	42
2006	36
2005	34
2004	33
2003	40
2002	33
2001	22
2000	23
1999	16
1998	19
1997	15
1996	5
1995	14
1994	6
1993	6
1992	2
1991	3
1990	1
1989	1
1986	1
1985	1
1983	1
Total	689

La metodología de análisis CART se ha usado ampliamente en enfermedades de tipo crónico como el cáncer para, evaluar de la precisión de la monografía para diagnosticar de síndrome de túnel carpiano (3), clasificar pacientes con mayor riesgo de cáncer en cabeza y cuello (4), cáncer de próstata (5,6,7,8,9) con riesgo de hacer metástasis de nodo linfático (10), cáncer de seno (11,12,13,14), cáncer de ovario (15), cáncer renal (16), cáncer de pulmón (17), leucemia (18), carcinoma primario desconocido (19), clasificar pacientes con cáncer colorectal (20,21) con mayor

o menor riesgo de hacer metástasis pulmonar (22), discriminación diagnóstica de la presencia de melanoma maligno (23,24,25), predecir los grados de preneoplasia y neoplasia cervical (26).

Además del cáncer, la metodología también ha sido utilizado en otras enfermedades crónicas para identificar pacientes con alto riesgo de osteoporosis (27), identificar pacientes con alto riesgo de síndrome coronario agudo (ACS) (28), determinar la asociación entre factores de riesgo cardiovascular y arterioesclerosis en pa-

cientes con artritis reumatoidea (29), elaborar un algoritmo electrocardiográfico para valorar la oclusión de arteria coronaria en pacientes con infarto agudo de miocardio (30), predecir complicaciones hospitalarias en pacientes normotensos con embolismo pulmonar (31), identificar pacientes con enfermedad hepática (32), identificar pacientes con diabetes (33).

Algunas de las aplicaciones del análisis CART en enfermedades infecciosas son:

- En la república de Georgia se generó una regla de predicción que identifica los síndromes clínicos predictivos de la supervivencia y la muerte por botulismo, con base en información de signos y síntomas de 706 pacientes hospitalizados entre 1980-2002. Se considera que la validación de esta regla de predicción clínica podría ayudar a reducir la mortalidad por botulismo en Georgia (34).
- En Estados Unidos, con información del sistema de vigilancia de factores de riesgo del comportamiento de 1999, se analizaron datos de 30.668 adultos mayores con el fin determinar segmentos de la población que tienen mayor probabilidad de ser vacunados contra influenza, se encontró que la vacunación de influenza varía de acuerdo al cuidado médico preventivo, a la raza y la etnia (35). Así mismo, se ha utilizado el análisis CART para diagnosticar influenza a través de los signos y síntomas referidos por el paciente (36).
- Regla de decisión clínica para predecir la resistencia del trimethoprim/sulfamethoxazole (TMP/SMX) en pacientes con infección del tracto urinario. Se recolectó información de todas las mujeres que egresaron de un hospital universitario con infección del tracto urinario, durante 26 meses y se revisaron los patrones de resistencia durante este periodo de 512 cultivos; además de la información demográfica, se tomó información sobre uso de antibióticos, infecciones previas, realización de viajes, embarazo, entre otras.

El estudio concluye que la resistencia a la TMP/SMX es común entre las mujeres adultas que egresaron del hospital universitario, que es difícil predecir con exactitud cuáles pacientes harán resistencia, y que a menos, que se desarrolle una regla confiable, el tratamiento empírico con ciprofloxacina es apropiado cuando se encuentra alta resistencia con TMP/SMX (37).

- Con el fin de determinar el efecto del retraso en la terapia en la morbilidad y la mortalidad, asociada con bacteremia nosocomial por *Staphylococcus aureus*. Se incluyeron 167 pacientes, quienes presentaron el episodio de bacteremia después de dos días de haber ingresado al hospital durante 1999 y el 2001. El análisis CART se utilizó para determinar el punto de corte entre un tratamiento temprano y retrasado, el cual fue de 44,75 horas. Los hallazgos sugieren que el retraso en la terapia genera un efecto deletéreo en el resultado clínico y se deben hacer esfuerzos por iniciar la terapia apropiada prontamente (38).
- Regla de predicción clínica para discriminar entre meningitis tuberculosa y meningitis bacteriana en adultos con base en características clínicas y resultados de laboratorio; para lo cual, se tomó información de 251 adultos de un hospital de Vietnam con diagnóstico de meningitis tuberculosa (n=143) o meningitis bacteriana (n=108). La regla de decisión generada por la metodología CART, la conformaron cinco variables con lo que se obtuvo una sensibilidad del 99% y una especificidad del 93% en el mismo grupo de pacientes. Luego, se validó en 42 pacientes con meningitis tuberculosa y 33 con meningitis bacteriana, donde se obtuvo una sensibilidad del 88% y una especificidad del 70%. Se concluye que con datos clínicos simples y de laboratorio pueden ayudar a diagnosticar meningitis tuberculosa en pacientes y adultos, aunque se advierte que la utilidad de la regla dependerá de la prevalencia de tuberculosis y la infección por VIH (39).

- Estrategia de estratificación del riesgo de infección por el virus de hepatitis C (HCV) en pacientes con hemodiálisis crónica, para lo cual se tomaron los bajos niveles de aminotransferasa y otros parámetros clínicos. Se analizó el suero de 168 pacientes con hemodiálisis crónica. Con la metodología de análisis CART se determinó la combinación de variables que mejor predicen el riesgo de infección por HCV, con lo que se logró una sensibilidad del 97,2% y especificidad del 51,9% (40).
- Caracterizar la presentación de condiciones relaciones con la emergencia clínica en pacientes con VIH con el fin de desarrollar una regla de decisión clínica para el triage de pacientes infectados por VIH. Se tomó información de 553 pacientes infectados por VIH que recurrieron a hospitales públicos a quienes se les aplicó un instrumento para medir la severidad de la enfermedad. El estudio se desarrolló en dos fases, la primera, fue un estudio de cohorte donde se tomó información de 542 pacientes con lo que se construyó la regla de decisión. La segunda fase fue de validación prospectiva en 156 pacientes, la sensibilidad y especificidad del triage en un episodio de emergencia fue de 56% y 84%, respectivamente (41).
- Árbol de decisión para determinar contactos de pacientes con tuberculosis con mayor posibilidad de obtener un resultado positivo a la tuberculina. Se estudiaron los 2941 contactos de 292 casos consecutivos de tuberculosis con los que se construyeron varios árboles de decisión; los cuales fueron validados con los datos de 3162 contactos correspondientes a 366 nuevos casos de tuberculosis. La sensibilidad obtenida con los árboles de decisión osciló entre 87% y 94% y la especificidad entre 22% y 28%; con estos árboles de decisión, se espera disminuir el número de contactos investigados en un 17% a 25% (42).
- Árbol de decisión para predecir la severidad de pacientes con neumonía adquirida en la comunidad tratados de forma ambulatoria u hospitalaria en instituciones de salud. Se incluyeron 408 pacientes, 311 hospitalizados y 97 ambulatorios. La sensibilidad obtenida con los árboles de decisión, en pacientes hospitalizados y ambulatorios, fue de 87,1% y 80% y la especificidad fue de 65% y 91,8%, respectivamente; con estos árboles de decisión, se espera predecir el riesgo de neumonía adquirida en la comunidad severa en 74% y 44%, en cada grupo de estudio respectivamente (43).

También esta metodología de análisis se ha utilizado en otros eventos como por ejemplo, para identificar tipos de violencia en delincuentes y predecir el riesgo de reincidencia (44,45), predecir del resultado después de una lesión severa en la cabeza (46), predecir la severidad de la lesión en pacientes pediátricos involucrados en accidentes de tránsito (47,48,49,50), identificar marcadores séricos de embarazo ectópico (51, 52), predecir el resultado del egreso temprano de pacientes con malestar torácico (53), criterios de clasificación para el síndrome de fatiga crónica (54), predecir el riesgo de obesidad a partir del genotipo, ingesta calórica y consumo de cigarrillo (55), para predecir la independencia de la marcha en pacientes con fractura de cuello femoral (56).

Otra aplicación de esta metodología se da en aspectos relacionados con problemas mentales, como identificar personas con demencia (57,58), medir la relación entre neuroticismo, autoestima y depresión (59), factores de riesgo de depresión geriátrica (60) y de enfermedad psiquiátrica (61), estimar los recursos invertidos en pacientes con trastornos mentales hospitalizados (62) y determinar predictores de remisión con placebo en pacientes con trastorno de depresión mayor (63). Su uso también se ha encontrado en la determinación de los factores que protegen de la recaída a pacientes farmacodependientes que han recibido tratamiento (64).

Un uso más reciente que se ha dado a esta metodología en la Universidad de California, es que permita seleccionar entre las personas más aptas entre los candidatos a estudios de residencia en emergencia médica (65).

Adicionalmente, se ha reportado la utilización del análisis CART para predecir infecciones en animales o mediciones medioambientales, como por ejemplo diagnosticar la babesiosis canina a través de parámetros hematológicos en Europa central (66); se ha utilizado para mejorar la detección precoz en dos casos de enfermedades emergentes: la encefalopatía espongiiforme bovina (enfermedad de las vacas locas) y la fiebre catarral ovina (67); en China, se ha utilizado para predecir la variación espacial de la contaminación por metales pesados en los cultivos de trigo y arroz (68); en Camboya, lo han utilizado para determinar los patrones espacio-temporales de la transmisión de la malaria (69).

### *Conclusiones*

Los modelos de clasificación multivariados juegan un papel importante en la investigación de factores humanos, lo cual, en el pasado, había estado basado en el análisis discriminante o en la regresión logística (70). A pesar de ello, su uso todavía está sujeto a discusiones, puesto que los árboles de decisión y clasificación presentan desventajas en la interpretación de los grupos que genera puesto que se fundamentan en una estructura jerárquica (71).

Predecir los resultados futuros basados en el conocimiento obtenido de la observación de datos pasados es una aplicación común en una gran variedad de áreas de la investigación científica (26), por lo cual el uso de la metodología de análisis CART apenas comienza.

### *Referencias*

1. Lemon SC, et al. Classification and regres-

sion tree analysis in public health: methodological review and comparison with logistic regression. *Ann Behav Med* 2003; 26(3): 172-181.

2. Lostritto K, Strawderman RL, Molinaro AM. A partitioning deletion/substitution/ addition algorithm for creating survival risk groups. *Biometrics* 2012 Apr 22 doi: 10.1111/j.1541-0420.2012.01756.x

3. Wong SM, et al. Carpal tunnel syndrome: diagnostic usefulness of sonography. *Radiology* 2004; 232(1): 93-99.

4. Wadsworth JT, et al. Serum protein profiles to identify head and neck cancer. *Clin Cancer Res* 2004; 10(5): 1625-1632.

5. Spurgeon S, et al. Prediction of aggressive prostate cancer on biopsy using classification and regression tree analysis (CART). *ASCO Meeting Abstracts* 2004; 22(14\_suppl): 4720.

6. Garzotto M, et al. Improved detection of prostate cancer using classification and regression tree analysis. *J Clin Oncol* 2005; 11:136.

7. Naya Y, Babaian RJ. The predictors of pelvic lymph node metastasis at radical retropubic prostatectomy. *J Urol* 2003; 170(6 Pt 1): 2306-2310.

8. Khan MA, et al. Can prostate specific antigen derivatives and pathological parameters predict significant change in expectant management criteria for prostate cancer? *J Urol* 2003; 170(6 Pt 1): 2274-2278..

9. Graefen M, et al. Early prostate-specific antigen relapse after radical retropubic prostatectomy: prediction on the basis of preoperative and postoperative tumor characteristics. *Eur Urol* 1999. 36(1): p. 21-30.

10. Conrad S, et al. Prospective validation of an algorithm with systematic sextant biopsy to

- predict pelvic lymph node metastasis in patients with clinically localized prostatic carcinoma. *J Urol*, 2002; 167 (2 Pt 1): 521-525.
11. Thomas MA, et al. Two-dimensional MR spectroscopic characterization of breast cancer in vivo. *TCRT* 2005; 4(1): 99-106.
  12. Cornfield DB, et al. The prognostic significance of multiple morphologic features and biologic markers in ductal carcinoma in situ of the breast: a study of a large cohort of patients treated with surgery alone. *Cancer* 2004; 100(11): 2317-2327.
  13. Vlahou A, et al. A novel approach toward development of a rapid blood test for breast cancer. *Clin Breast Cancer* 2003; 4(3): 203-209.
  14. Raju U, Mei L, Seema S, Hina Q, Wolman SR, Worsham MJ. Molecular classification of breast carcinoma in situ. *Curr Genomics* 2006; 7(8): 523-32.
  15. Vlahou A, et al. Diagnosis of ovarian cancer using decision tree classification of mass spectral data. *J Biomed Biotechnol* 2003; 2003(5): 308-314.
  16. Suh M, et al. Distinction of renal cell carcinomas from high-attenuation renal cysts at portal venous phase contrast-enhanced CT. *Radiology* 2003; 228(2): 330-334.
  17. Markey MK, Tourassi GD, Floyd Jr CE. Decision tree classification of proteins identified by mass spectrometry of blood serum samples from people with and without lung cancer. *Proteomics* 2003; 3(9): 1678-1679.
  18. Kvasnicka HM, et al. Bone marrow features improve prognostic efficiency in multivariate risk classification of chronic-phase Ph(1+) chronic myelogenous leukemia: a multicenter trial. *J Clin Oncol* 2001; 19(12): 2994-3009.
  19. Hess KR, et al. Classification and regression tree analysis of 1000 consecutive patients with unknown primary carcinoma. *Clin Cancer Res* 1999; 5(11): 3403-3410.
  20. Dixon MR, et al. Carcinoembryonic antigen and albumin predict survival in patients with advanced colon and rectal cancer. *Arch Surg* 2003; 138(9): 962-966.
  21. Kohne CH, et al. Clinical determinants of survival in patients with 5-fluorouracil-based treatment for metastatic colorectal cancer: results of a multivariate analysis of 3825 patients. *Ann Oncol* 2002; 13(2): 308-317.
  22. Vogelsang H, et al. Factors influencing survival after resection of pulmonary metastases from colorectal cancer. *Br J Surg* 2004; 91(8): 1066-1071.
  23. Gerger A, Smolle J. Diagnostic imaging of melanocytic skin tumors. *J Cutan Pathol* 2003; 30(4): 247-252.
  24. Smolle J, et al. Tissue counter analysis of histologic sections of melanoma: influence of mask size and shape, feature selection, statistical methods and tissue preparation. *Anal Cell Pathol* 2002; 24(2-3): 59-67.
  25. Kahofer P, Hofmann-Wellenhof R, Smolle J. Tissue counter analysis of dermatoscopic images of melanocytic skin tumors: preliminary findings. *Melanoma Res* 2002; 12(1): 71-75.
  26. Friedman JH, Meulman JJ. Multiple additive regression trees with application in epidemiology. *Stat Med* 2003; 22(9): 1365-1381.
  27. White SC, et al. Clinical and panoramic predictors of femur bone mineral density. *Osteoporosis International* 2005; 16(3): 339-346.
  28. Kline JA, et al. Use of computer-assisted attribute matching to estimate pretest probability. *Acad Emerg Med* 2003; 10(5): 509.

29. Desein P, et al. Traditional and nontraditional cardiovascular risk factors are associated with atherosclerosis in rheumatoid arthritis. *J Rheumatol* 2005; 32(3): 435-442.
30. Lehmann G, et al. Electrocardiographic algorithm for assignment of occluded vessel in acute myocardial infarction. *Int J Cardiol* 2003; 89(1): 79-85.
31. Kline JA, et al. Use of pulse oximetry to predict in-hospital complications in normotensive patients with pulmonary embolism. *Am J Med* 2003; 115(3): 203-208.
32. Kim YS, Sohn SY, Yoon CN. Screening test data analysis for liver disease prediction model using growth curve. *Biomed Pharmacother* 2003; 57(10): 482-488.
33. Boyle JP, et al. Estimating prevalence of type 1 and type 2 diabetes in a population of African Americans with diabetes mellitus. *Am J Epidemiol* 1999; 149(1): 55-63.
34. Varma JK, et al. Signs and symptoms predictive of death in patients with foodborne botulism--Republic of Georgia, 1980-2002. *Clin Infect Dis* 2004; 39(3): 357-362.
35. Lemon SC, et al. Variations in influenza vaccination among the elderly. *Am J Health Behav* 2004; 28(4): 352-360.
36. Afonso AM, Ebell MH, Gonzales R, Stein J, Genton B, Senn N. The use of classification and regression trees to predict the likelihood of seasonal influenza. *Fam Pract.* 2012 Mar 16
37. Norton R, et al. Inability to predict antimicrobial resistance of UTI pathogens in emergency department patients. *Acad Emerg Med* 2003; 10(5): 436.
38. Lodise TP, et al. Outcomes analysis of delayed antibiotic treatment for hospital-acquired *Staphylococcus aureus* bacteremia. *Clin Infect Dis* 2003; 36(11): 1418-1423.
39. Thwaites GE, et al. Diagnosis of adult tuberculosis meningitis by use of clinical and laboratory features. *Lancet* 2002; 360(9342): 1287-1292.
40. Herrine SK, et al. Development of an HCV infection risk stratification algorithm for patients on chronic hemodialysis. *Am J Gastroenterol* 2002; 97(10): 2619-2622.
41. Haukoos JS, et al. Emergency department triage of patients infected with HIV. *Acad Emerg Med* 2002; 9(9): 880-888.
42. Gerald LB, et al. A decision tree for tuberculosis contact investigation. *Am J Respir Crit Care Med* 2002; 166(8): 1122-1127.
43. Segura AM. Prevención de la severidad de la neumonía adquirida en la comunidad. Medellín: Editorial Universidad de Antioquia; 2008.
44. Stalans LJ, et al. Identifying three types of violent offenders and predicting violent recidivism while on probation: a classification tree analysis. *Law Hum Behav* 2004; 28(3): 253-271.
45. Steadman HJ, et al. A classification tree approach to the development of actuarial violence risk assessment tools. *Law Hum Behav* 2000; 24(1): 83-100.
46. Rovlias A, Kotsou S. Classification and regression tree for prediction of outcome after severe head injury using simple clinical and laboratory variables. *J Neurotrauma* 2004; 21(7): 886-893.
47. Newgard CD, Lewis RJ, Jolly BT. Use of out-of-hospital variables to predict severity of injury in pediatric patients involved in motor vehicle crashes. *Ann Emerg Med* 2002; 39(5): 481-491.



48. Sohn SY, Shin H. Pattern recognition for road traffic accident severity in Korea. *Ergonomics* 2001; 44(1): 107-117.
49. Newgard CD, Lewis RJ. Risk assessment of restraint use, air bag deployment, and seat position in children involved in motor vehicle collisions. *Acad Emerg Med* 2001; 8(5): 416.
50. Newgard CD, Lewis RJ. Use of prehospital variables to predict significant spinal injury in children involved in motor vehicle collisions. *Acad Emerg Med* 2001; 7(5): 480.
51. Gerton GL, et al. A serum proteomics approach to the diagnosis of ectopic pregnancy. *Ann NY Acad Sci* 2004; 1022(1): 306-316.
52. Dart RG, Kaplan B, Varaklis K. Predictive value of history and physical examination in patients with suspected ectopic pregnancy. *Ann Emerg Med* 1999; 33(3): 283-290.
53. Christenson J, et al. Development of a prediction rule for the early discharge of patients with chest discomfort. *Acad Emerg Med* 2004; 11(5): 574.
54. Linder R, et al. Generation of classification criteria for chronic fatigue syndrome using an artificial neural network and traditional criteria set. *In Vivo* 2002; 16(1): 37-43.
55. Lee S, Kim CM, Kim HJ, Park HS. Interactive effects of main genotype, caloric intakes, and smoking status on risk of obesity. *Asia Pac J Clin Nutr*. 2011; 20(4): 563-71.
56. Arai T, Kaneko S, Fujita H. Decision trees on gait independence in patients with femoral neck fracture. *Nihon Ronen Igakkai Zasshi*; 2011; 48(5):539-44.
57. Kuchibhatla M, Fillenbaum GG. Alternative statistical approaches to identifying dementia in a community-dwelling sample. *Aging Ment Health* 2003; 7(5): 383-389.
58. Royall DR, et al. Pathological determinants of the transition to clinical dementia in Alzheimer's disease. *Exp Aging Res* 2002; 28(2): 143-162.
59. Schmitz N, Kugler J, Rollnik J. On the relation between neuroticism, self-esteem, and depression: results from the National Comorbidity Survey. *Compr Psychiatry* 2003; 44(3): 169-176.
60. Lavretsky H, et al. Medical burden, cerebrovascular disease, and cognitive impairment in geriatric depression: modeling the relationships with the CART analysis. *CNS Spectr* 2002; 7(10): 716-722.
61. Knable MB, et al. Molecular abnormalities in the major psychiatric illnesses: Classification and Regression Tree (CRT) analysis of post-mortem prefrontal markers. *Mol Psychiatry* 2002; 7(4): 392-404.
62. Andreas S, et al. Predictors of resource use in inpatient psychotherapy: development of a German case group concept for patients with mental disorders. *Psychother Psychosom Med Psychol* 2004; 54(7): 280-288.
63. Nelson JC, Zhang Q, Deberdt W, Marangell LB, Karamustafalioglu O, Lipkovich IA. Predictors of remission with placebo using an integrated study database from patients with major depressive disorder. *Curr Med Res Opin* 2012; 28(3): 325-34.
64. Kedia S, Williams C. Predictors of substance abuse treatment outcomes in Tennessee. *J Drug Educ* 2003; 33(1): 25-47.
65. Hayden SR, Hayden M, Gamst A. What Characteristics of Applicants to Emergency Medicine Residency Programs Predict Future Success as an Emergency Medicine Resident? *Acad Emerg Med* 2005; 12(3): 206-210.

66. Kirtz G, Leschnik M, Hooijberg E, Tichy A, Leidinger E. In-clinic laboratory diagnosis of canine babesiosis (*Babesia canis canis*) for veterinary practitioners in Central Europe. *Tierarztl Prax Ausg K Kleintiere Heimtiere* 2012; 40(2): 87-94.
67. Saegerman C, Humblet MF, Porter SR, Zanella G, Martinelle L. Evidence-based early clinical detection of emerging diseases in food animals and zoonoses: two cases. *Vet Clin North Am Food Anim Pract.* 2012;28(1):121-131.
68. Feng J, Zhao J, Bian X, Zhang W. Spatial distribution and controlling factors of heavy metals contents in paddy soil and crop grains of rice-wheat cropping system along highway in East China. *Environ Geochem Health* 2012; April 17.
69. Cook J, Speybroeck N, Sochantha T, Somy H, Sokny M, Claes F, Lemmens K, Theison M, Soares IS, D'Alessandro U, Coosemans M, Erhart A. Sero-epidemiological evaluation of changes in *Plasmodium falciparum* and *Plasmodium vivax* transmission patterns over the rainy season in Cambodia. *Malar J.* 2012; 11(1):86.
70. Carnahan B, Meyer G, Kuntz LA. Comparing statistical and machine learning classifiers: alternatives for predictive modeling in human factors research. *Hum Factors* 2003; 45(3): 408-423.
71. Marshall RJ. The use of classification and regression trees in clinical epidemiology. *J Clin Epidemiol* 2001; 54(6): 603-609.

---

Forma de citar: Segura AM. Aplicación de árboles de decisión en la salud pública. *Rev CES Salud Pública* 2012; 3(1): 94-103

