



FACULTAD  
DE CIENCIAS  
ECONÓMICAS



Universidad  
Nacional  
de Córdoba

# REPOSITORIO DIGITAL UNIVERSITARIO (RDU-UNC)

## Construcción de un indicador de la calidad crediticia de los países en desarrollo por medio de estadística robusta y UTADIS

José M. Vargas, Mariana Funes

Ponencia presentada en la XIX Latin-Iberoamerican Conference on Operation Research  
(CLAIO) realizado en 2018 en la Peruvian Society of Operations Research (SOPIOS).

Lima, Peru



Esta obra está bajo una [Licencia Creative Commons Atribución – No Comercial – Sin Obra Derivada 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/)

# Construcción de un indicador de la calidad crediticia de los países en desarrollo por medio de estadística robusta y UTADIS

José M. Vargas

Facultad de Ciencias Económicas –Universidad Nacional de Córdoba  
*donjmvargas@gmail.com*

Mariana Funes

Facultad de Ciencias Económicas –Universidad Nacional de Córdoba  
*mcfunes@eco.uncor.edu*

## Resumen

La evaluación de la calidad crediticia de los países implica la consideración de los factores que determinan o afectan la capacidad y la voluntad de los gobiernos para hacer frente a sus compromisos de deuda externa según los términos convenidos. Con el propósito de construir un indicador compuesto de los países en desarrollo se consideraron 17 subindicadores que reflejan el desempeño económico, la carga de la deuda externa y la fortaleza institucional de 98 países y se desarrollaron las siguientes etapas: 1) Determinación de grupos de países similares; 2) Identificación de la dirección de mayor dispersión de los datos y ordenamiento de los países por proyección ortogonal sobre ésta; 3) Determinación de clases de equivalencias sobre el ordenamiento dado estableciendo una estructura de preorden de los países; 4) Obtención de una función de utilidad aditiva lineal que permita reproducir el preorden completo y ser posteriormente empleada para clasificar los países en cualquier momento; 5) Validación de la función de utilidad.

*Palabras clave:* países en desarrollo; indicador compuesto; calidad crediticia; estadística robusta; UTADIS.

## 1 Introducción

Con la internacionalización de los mercados en las últimas décadas, mayor número de gobiernos de países con creciente riesgo de incumplimiento, y más compañías domiciliadas en estos, comenzaron a solicitar préstamos en los mercados de bonos internacionales (Cantor y Packer, 1996), aumentando la preocupación por contar con estimaciones confiables de los riesgos de invertir en estos países.

Como respuesta a la creciente demanda de evaluaciones de la calidad crediticia de los países, varias agencias comerciales tales como Moody's, Standard & Poor's, Institutional Investor, Euromoney, entre otras, se han especializado en la publicación regular de calificaciones de crédito soberano que son generalmente vistas como indicadores de posibles futuros incumplimientos de las obligaciones contraídas por los gobiernos. Sin embargo, la precisión de las calificaciones publicadas por cualquier agencia calificadora de riesgo está cuestionada (Hoiti y McAleer, 2004).

Reconociendo la importancia que las calificaciones tienen, resolviendo el problema de información asimétrica entre prestamistas y prestatarios, y las críticas que éstas reciben, en oportunidad de la revisión de los estándares sobre los requisitos de capital de los bancos bajo Basilea II, se han establecido criterios a reunir por las calificadoras para ser admitidas como Instituciones Externas de Calificación de Crédito, entre los que se destacan la objetividad (la metodología utilizada debe ser rigurosa, sistemática y estar sujeta a algún tipo de validación basada en la experiencia histórica), la independencia (no estar sujeta a presiones políticas ni económicas que pudieran influir en las calificaciones que concede), la transparencia

(la metodología deberá estar a disposición del público), la divulgación de los métodos de evaluación y la credibilidad.

Teniendo en cuenta las premisas mencionadas, en este trabajo proponemos un indicador compuesto basado en Modelos Estadísticos Multivariados y en Metodología de la Teoría de Apoyo a la Decisión Multiatributo, que permite evaluar de manera objetiva la calidad crediticia de los países en desarrollo, clasificándolos en 9 clases. Esta evaluación implica la consideración de los factores que determinan o afectan la capacidad y la voluntad de los gobiernos para hacer frente a sus compromisos de deuda externa según los términos convenidos, y que pueden resumirse en tres dimensiones de análisis: i) el desempeño económico (referido a su capacidad de generar ingresos, sus perspectivas de crecimiento, su competitividad, el estado de sus finanzas gubernamentales y su liquidez externa), ii) la carga de la deuda externa (reflejada en los montos relativos de la misma y su estructura en términos de madurez, tipo de moneda en la que se contrata) y iii) la fortaleza institucional (la capacidad del gobierno de instrumentar políticas económicas sólidas que fomenten el crecimiento económico y el desarrollo, y dependerá de su grado de legitimidad, de la generación de conflictos internos y externos, del grado de observancia de las disposiciones legales, entre otros aspectos).

Para la construcción del indicador se emplearon 17 subindicadores (utilizados reiteradas veces en estudios de riesgo país) para 98 países en desarrollo de distintas partes del mundo, aplicando las cinco etapas. En virtud de la presencia de valores atípicos en el conjunto de datos, situación esperable según Taffler y Abassi (1984) y Sumerville y Taffler (2001), que refleja la existencia de países en desarrollo con muy buen desempeño, como de países de muy bajo desempeño respecto de la calidad crediticia soberana, y que la aplicación de estadísticas clásicas puede generar conclusiones equivocadas (Croux y Ruiz-Gazen, 2005), en la primera etapa aplicamos estadística multivariada robusta.

## 2 Metodología de cálculo del indicador compuesto

La metodología propuesta combina métodos estadísticos robustos y métodos del apoyo a la decisión multicriterio para construir un indicador compuesto de la calidad crediticia de los países. Consta de las siguientes etapas.

- 1) Clasificación de los países en tres grupos por medio de una versión robusta de K-medias.
- 2) Identificación de la dirección de mayor dispersión de los datos y ordenamiento de los países por proyección ortogonal sobre ésta.
- 3) Determinación de clases de equivalencias sobre el ordenamiento dado estableciendo una estructura de preorden completo de los países.
- 4) Obtención de una función de utilidad aditiva lineal que reproduzca el preorden completo y pueda ser posteriormente empleada para clasificar los países en cualquier momento.
- 5) Validación de la función de utilidad.

### 3.1 Clasificación de los países utilizando el algoritmo de K-medias recortado (*Trimmed K-means*)

La clasificación previa de los países pretende explorar el conjunto de datos para establecer grupos homogéneos de países en relación a su calidad crediticia, distinguiendo entre “acceptables” (candidatos a recibir préstamos e inversiones), “inacceptables” (no recomendables) e “inciertos” (su clasificación entre los dos grupos anteriores no puede establecerse con demasiada certeza). Con este objetivo se aplica el algoritmo K-medias recortado (Kondo, 2011), que agrupa los datos descartando en el cálculo de los centros de los grupos un número determinado de valores atípicos, de manera que los valores extremos no afecten el agrupamiento establecido, robustificando la asignación a cada clase.

### 3.2 Dirección de dispersión y *ranking*

Se asume que la selección de los subindicadores es tal que la mayor dispersión multidimensional de

los casos en términos de éstos indica esencialmente la dirección del preorden buscado. Esta dirección se materializa en el vector de diferencia de los centros de masa de los grupos de países “aceptables” e “inaceptables”, permitiendo ordenar los países de mayor a menor calidad crediticia por proyección ortogonal (*ranking*).

Si  $\mathbf{dcc}=(dcc_1, \dots, dcc_n)$  denota la dirección de mayor dispersión unitaria ( $\|\mathbf{dcc}\|=1$ ) y  $\mathbf{g}_i=(g_{i1}, \dots, g_{in})$  denota a un país evaluado en término de  $n$  subindicadores, su calidad crediticia  $IC_i$  podría obtenerse como el producto interno de ambos vectores:

$$IC_i = \mathbf{dcc} \bullet \mathbf{g}_i = \sum_{j=1}^n dcc_j g_{ij}$$

IC constituye un índice lineal de calidad crediticia.

### 3.3 Preorden completo

Podría suceder que dos países próximos en el *ranking*, no sean estadísticamente distinguibles. Es decir, el hecho de que un país ocupe un mejor lugar que otro que lo sucede inmediatamente, no necesariamente implicaría que fuera mejor. Es por ello que resulta oportuno buscar respuestas a las preguntas: ¿qué países pueden considerarse indiferentes entre sí y al mismo tiempo preferibles a otros?, y ¿cuántos grupos de países pueden formarse sobre la base del *ranking*?

Para distinguir las clases de indiferencia es apropiado aplicar el algoritmo K-medias (Hartigan y Wong, 1979) sobre el *ranking*. El número óptimo de clases a formar puede determinarse usando la regla de Hartigan (1975). De esta manera es factible obtener una estructura de preorden completo.

Hartigan propone utilizar el coeficiente F, que calcula la reducción relativa de variabilidad dentro de los grupos al aumentar un grupo adicional, cuyo cálculo es el siguiente:

$$F = \frac{SCDG(k) - SCDG(k+1)}{SCDG(k+1) / m - k - 1}$$

donde  $SCDG(k)$  es la Suma de Cuadrados Dentro para  $k$  Grupos y  $m$  es el número total de países evaluados. La regla empírica propuesta es introducir un grupo más si este cociente es mayor que diez, lo que implica que el número óptimo de grupos queda determinado cuando  $F \leq 10$ .

Para determinar el número  $K$  óptimo de clases, con una rutina en R, replicamos 1000 veces el algoritmo de K-medias sobre el Índice de la Proyección calculando la regla de Hartigan para cada réplica. El valor promedio de estas réplicas fue 9. Para clasificar los países en esas 9 clases, realizamos en R 100 corridas del algoritmo K-medias y asignamos el país a la clase en la que resultó clasificado más veces.

### 3.4 Construcción de la función de utilidad por UTADIS

Con el propósito de construir un índice que reproduzca la estructura del preorden completo definido, se emplea el Método de Utilidad Aditiva Discriminante UTADIS (Jacquet-Lagrèze y Siskos; 1982; Zopounidis y Dimitras, 2010). Este método busca inferir funciones de utilidad aditivas (lineales por partes) basadas en múltiples criterios, dada la clasificación propuesta por el evaluador sobre un conjunto de alternativas de referencia, de manera que la estructura de preferencias resultante de estas funciones sea tan consistente como sea posible con la dada por el evaluador. Dado  $C_q$  el  $q$ -ésimo grupo al que se asignan las alternativas, para  $q = 1, 2, \dots, Q$ , empleando Programación Lial en dos etapas, el modelo establece un índice que representa el desempeño general de cada alternativa respecto a todos los criterios, tal que las alternativas del grupo  $C_1$  reciban las calificaciones más altas, mientras que las puntuaciones de las alternativas que pertenecen a otros grupos disminuyan gradualmente a medida que se avanza hacia el peor grupo,  $C_Q$ .

### 3.5 Validación

Para estimar la precisión de la función de utilidad obtenida por UTADIS se aplica el procedimiento

de validación cruzada dejando uno afuera (*leave-one-out cross-validation*) que implica separar los datos de forma que para cada iteración se tenga una sola muestra para los datos de prueba y el resto conforma los datos de entrenamiento.

#### 4 Caso de estudio

Se evaluaron 98 países en desarrollo elegidos en función de la disponibilidad de información para los 17 subindicadores que se listan a continuación y que han sido empleados sucesivamente en la bibliografía que estudia la calidad crediticia soberana (Ver Cosset y Roy, 1991; Cantor y Packer, 1996; Zopounidis y Doumpos, 1997):

##### **Subindicadores que evalúan el desempeño económico:**

Producto Bruto Interno (PBI) per cápita en U\$S de Paridad de Poder Adquisitivo [PBIpc]

Tasa de crecimiento anual del PBI Real (%) [cPBIr]

Variación anual del Tipo de Cambio Real (%) [VTCR]

Deflactor de precios implícitos del PBI anual (%) [DPBI]

Relación Saldo en Cuenta Corriente/PBI [CCPBI]

Reservas a Importaciones en número de meses [RaImp]

Relación Resultado Fiscal Primario del Gobierno General/PBI (%) [RPGPBI]

##### **Subindicadores que evalúan la carga de la deuda externa:**

Relación Deuda Externa Total/Exportaciones (%) [DETEEx]

Relación Deuda Externa Total/PBI (%) [DETPBI]

Relación Servicio de Deuda Externa Total/Exportaciones (%) [SDETEEx]

Relación Deuda Externa Pública y Públicamente Garantizada/Exportaciones (%) [DEPPGEx]

Relación Deuda Externa Pública y Públicamente Garantizada/PBI (%) [DEPPGPBI]

Relación Servicio de Deuda Externa Pública y Públicamente Garantizada /Exportaciones (%) [SDEPPGEx]

Relación Deuda de Corto Plazo/Deuda Externa Total (%) [DCPDT]

**Fuente:** Indicadores de Desempeño Mundial (Banco Mundial). Valores de tendencia central para el período 2000-2007 a fin de evitar los efectos de las fluctuaciones de corto plazo y para un período que, comenzando en el año 2000, no incluye las repercusiones de la crisis hipotecaria iniciada en Estados Unidos y que afectó al sistema financiero internacional.

##### **Subindicadores que evalúan la fortaleza institucional:**

Indicador de Calidad Regulatoria [CR07]

Indicador de Efectividad Gubernamental [EG07]

Indicador de Estabilidad Política [EP07]

**Fuente:** La Gobernabilidad Importa VIII (Banco Mundial). Valores de 2007.

En la **primera etapa**, como el resultado del algoritmo K-medias recortado puede depender de la asignación inicial, se realizaron 100 corridas, recortando el 10% de los casos (10 países), procesando los datos con el software R (librería RSKC). Para evitar distorsiones en el cálculo de las métricas debido a las diferentes escalas de medición de los subindicadores, se estandarizaron los datos de manera robusta, calculando:

$$r_{ij} = \frac{g_{ij} - med(g)}{1,4826Meda(g)} \quad \forall j = 1, 2, \dots, n$$

donde  $r_{ij}$  es el valor estandarizado del desempeño del país  $a_i$  respecto al subindicador  $j$ ;  $med(g)$  es la mediana del indicador  $j$ ;  $Meda(g)$  es la mediana de las desviaciones absolutas respecto del valor mediano. Resumiendo los resultados, se determinó el porcentaje de clasificación de cada país en cada grupo y el porcentaje de veces que el país fue recortado, y se asignó cada país al grupo en el que fue clasificado más veces, identificando con los números 1, 2 y 3 a los grupos de países “aceptables”, “incierto” e

“inaceptables” en términos de la calidad crediticia, respectivamente. De los 98 países, 26 forman parte del Grupo 1, 43 del Grupo 2 y 29 del Grupo 3.

Para caracterizar los grupos se calcularon medidas descriptivas de los subindicadores (Mediana, Meda y Coeficiente de Variación Mediano). El Grupo 1 está conformado por países con fortaleza institucional (con buenos niveles de Calidad Regulatoria y Efectividad Gubernamental), altos niveles de PBI per cápita y bajos niveles de Deuda Externa en relación a las Exportaciones y al PBI, especialmente, en las relaciones de Deuda Pública. En contraposición, el Grupo 3 está formado, principalmente, por países altamente endeudados, con bajo PBI per cápita y bajos puntajes en los indicadores de fortaleza institucional (Calidad Regulatoria y Efectividad Gubernamental). Finalmente, el Grupo 2 está constituido por países con valuaciones intermedias a las de los grupos 1 y 3 para los subindicadores mencionados.

Esta caracterización permitió, en una **segunda etapa**, computar el vector de dirección de la calidad crediticia (**dcc**). Comparando este vector con la primera componente principal robusta (dirección principal de la nube de puntos), obtenida por aplicación de Búsqueda de Proyecciones (Projection-Pursuit) con la librería `pcaPP` de R, se observó que las puntuaciones de ambos vectores eran prácticamente similares, difiriendo a nivel de las centésimas. La **dcc** distingue a los países por el tamaño de su economía, el volumen de su deuda en relación a sus Exportaciones y al PBI y su desempeño en los indicadores de fortaleza institucional, correspondiendo a los subindicadores con mayor peso en la primera componente robusta. Estos resultados concuerdan con las conclusiones expuestas por Taffler y Abassi (1984) y Cosset y Roy (1991) quienes sostienen que, como puede esperarse, el tamaño de la economía es un factor importante en las evaluaciones de la calidad crediticia soberana, sugiriendo que los países con altos ingresos están en condiciones de endeudarse más, y que países con baja relación Deuda Externa/Exportaciones tienen menos probabilidad de incumplir con sus compromisos de deuda.

Definida la **dcc**, obtuvimos un *ranking* de los países de mayor a menor calidad, proyectándolos ortogonalmente sobre la misma. Los cinco países con mayor calidad crediticia están caracterizados por un buen desempeño en Efectividad Gubernamental, bajos niveles de Deuda y alto PBIpc. En el extremo opuesto se ubican clasificados por el Banco Mundial como Países Pobres Altamente Endeudados.

La **tercera etapa** tuvo el objetivo de distinguir estadísticamente clases de indiferencia entre los países ordenados según IC. Para determinar el número óptimo de clases a formar utilizamos una rutina programada en R que calculó la regla de Hartigan en 1000 réplicas del algoritmo de K-medias sobre IC, determinando 9 clases de equivalencia entre países. A los fines de asignar cada país a una de las 9 clases, realizamos en R 100 corridas del algoritmo K-medias y asignamos el país a la clase en la que resultó clasificado más veces. De esta manera quedó conformado el preorden completo de los países. Cabe mencionar que, si bien la asignación de los países a las clases resulta clara para muchos de ellos, para otros (los incluidos en las clases 3 a 6), es más difusa, resultado de ser asignados a diferentes clases un número relativamente similar de veces. Doumpos y Zopounidis (2002) mencionan que la buena clasificación en las clases extremas no debería sorprender, dado que economías de altos y bajos ingresos son fáciles de identificar en comparación con las de ingresos intermedios. En nuestro caso, las clases extremas contienen no sólo los países con altos y bajos niveles de ingreso, sino también con alto y bajo endeudamiento y alta y baja fortaleza institucional.

En la **cuarta etapa**, la clasificación de los países en 9 grupos fue empleada como insumo del Método UTADIS con el propósito de desarrollar un modelo de clasificación de los países en términos de la calidad crediticia, que represente la estructura de clasificación objetiva resultante de la aplicación de la metodología estadística sugerida. Para ello se programó una función `utadis` en R que automatiza la solución de los programas lineales.

De los 17 subindicadores empleados en el análisis originalmente, solo 7 (seleccionados realizando un análisis de reducción de dimensión a partir de los resultados del Análisis de Componentes Principales Robustas), fueron utilizados para construir la función de utilidad aditiva (Ver Tabla 2).

El modelo de utilidad aditiva desarrollado a partir del método UTADIS fue capaz de clasificar correctamente el 91% de los países en su clase original. En la Tabla 1 presentamos un análisis detallado de los errores de clasificación. En la primera parte, indicamos el número de países en cada clase (en filas, la clasificación original y en columnas, la clasificación realizada por el modelo de utilidad aditiva). La diagonal representa los países correctamente clasificados y el resto de las celdas contiene los errores de clasificación. La segunda parte de la tabla presenta la misma información expresada en porcentaje del número de países pertenecientes a la clase original.

**Tabla 1. Resumen de errores de clasificación obtenidos por aplicación del Método UTADIS**

		Clases estimadas																	
		C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9
Clases originales	C1	7	-	-	-	-	-	-	-	-	100%	-	-	-	-	-	-	-	-
	C2	-	6	-	-	-	-	-	-	-	-	100%	-	-	-	-	-	-	-
	C3	-	-	9	3	-	-	-	-	-	-	-	75%	25%	-	-	-	-	-
	C4	-	-	-	9	1	-	-	-	-	-	-	-	90%	10%	-	-	-	-
	C5	-	-	-	2	12	1	-	-	-	-	-	-	13%	80%	7%	-	-	-
	C6	-	-	-	-	-	11	1	-	-	-	-	-	-	-	92%	8%	-	-
	C7	-	-	-	-	-	1	11	-	-	-	-	-	-	-	8%	92%	-	-
	C8	-	-	-	-	-	-	-	13	-	-	-	-	-	-	-	-	100%	-
	C9	-	-	-	-	-	-	-	-	11	-	-	-	-	-	-	-	-	100%

El modelo funciona perfectamente al clasificar los mejores y los peores países, ya que el porcentaje de clasificación en relación a la clase original es del 100% para las clases extremas 1, 2, 8 y 9; su desempeño es satisfactorio para los países de las clases 4, 6 y 7, con un porcentaje de clasificación superior o igual al 90 % respecto de la clase original, y es moderado para las clases 3 y 5, con un porcentaje de clasificación del 75% y 80%, respectivamente. Respecto a los errores de clasificación, tres de ellos corresponden a países asignados por el modelo de utilidad aditiva a una clase con mayor mérito al crédito que la original y los cinco restantes, a países asignados a clases con un menor mérito al crédito que la original. En la evaluación del riesgo crediticio, el primer tipo de error (error tipo I) es más grave que el segundo (error tipo II), por lo que nuestro modelo resulta conservador, con una tasa de error del 3% y 5% para los errores tipo I y II, respectivamente.

En la Tabla 2 detallamos la ponderación de los siete criterios en el modelo de utilidad que clasifica a los países y, con el propósito de obtener una idea de la estabilidad de esta función, informamos los valores mínimos y máximos entre los que puede oscilar cada ponderador. Como puede observarse, el modelo de utilidad resulta estable dado que el rango de variación de los ponderadores de cada criterio es reducido.

**Tabla 2. Ponderaciones de los criterios en el modelo del Método UTADIS**

Criterio	Ponderación Promedio (%)	Ponderación Mínima	Ponderación Máxima
PBI <sub>pc</sub>	14,13	14,11	14,15
DPBI	7,37	7,34	7,39
DPPGEx	31,83	31,8	31,85
DPPGPBI	15,01	15,00	15,04
DCPDT	7,90	7,89	7,91
CR2007	6,62	6,58	6,66
EG2007	17,14	17,12	17,17

En la Tabla 3 presentamos la función de utilidad global y las clases asignadas a cada país, así como la clasificación original, ordenados de mayor a menor valor de utilidad global. Los países que representan

errores de clasificación se identifican usando color celeste si estos fueron asignados a una clase inferior a la del preorden, y el color naranja, en caso contrario.

La prueba de validación cruzada dejando uno afuera realizada en la **quinta etapa** reveló un error de estimación promedio del 8% para los modelos basados en los conjuntos de entrenamiento y un 26,5% de error promedio sobre los conjuntos de prueba. Este porcentaje se desagrega en un 7% de error tipo I y 19,5% de error tipo II. Estos errores incluyen los países incorrectamente clasificados por el modelo de utilidad basado en la totalidad de los casos, por lo que el error esperado de mal clasificación sería del 16,5%.

**Tabla 3. Utilidad global de la calidad crediticia de los países aplicando el método UTADIS, Clases Estimadas en comparación con las Clases del Preorden.**

País	Clase Estimada	Utilidad	Clase Original	País	Clase Estimada	Utilidad	Clase Original	País	Clase Estimada	Utilidad	Clase Original
Letonia	1	0,92648	1	Rusia	4	0,63922	5	Mongolia	7	0,45788	6
Lituania	1	0,91629	1	Albania	4	0,63579	5	Pakistán	7	0,45656	7
Sud Africa	1	0,89169	1	Bielorrusia	4	0,63504	4	Tonga	7	0,44028	7
Chile	1	0,88962	1	u4		0,63503		Islas Salomón	7	0,43975	7
Santa Lucía	1	0,88719	1	Guatemala	5	0,63502	5	Nigeria	7	0,43477	7
Malasia	1	0,87561	1	Azerbaiyán	5	0,63502	5	Ghana	7	0,42475	7
Botsuana	1	0,86274	1	Granada	5	0,63502	5	Tanzania	7	0,42035	7
u1		0,84943		India	5	0,63502	5	Bangladés	7	0,42035	7
Costa Rica	2	0,83612	2	Armenia	5	0,63221	5	u7		0,42034	
Mauricio	2	0,83272	2	Vanuatu	5	0,62875	4	Mozambique	8	0,42033	8
Polonia	2	0,81694	2	Georgia	5	0,62616	5	Líbano	8	0,42033	8
China	2	0,78653	2	Suazilandia	5	0,62467	5	Guyana	8	0,42033	8
Méjico	2	0,78528	2	Jordania	5	0,61996	5	Kirguistán	8	0,40658	8
Seychelles	2	0,77605	2	Filipinas	5	0,61981	5	Madagascar	8	0,39656	8
u2		0,77604		Marruecos	5	0,61078	5	Malí	8	0,39412	8
Tailandia	3	0,77603	3	Vietnam	5	0,59740	5	Costa de Marfil	8	0,38875	8
Bulgaria	3	0,76599	3	Perú	5	0,58474	5	Benín	8	0,38508	8
San Vte. y Gran.	3	0,74791	3	u5		0,58473		Camerún	8	0,38417	8
Panamá	3	0,71708	3	Bosnia y Herzeg.	6	0,58473	6	Nepal	8	0,38169	8
San Crist. y Nieves	3	0,71140	3	Indonesia	6	0,58472	6	Tayikistán	8	0,37600	8
Dominica	3	0,70033	3	Argentina	6	0,58472	6	Uganda	8	0,36367	8
Turquía	3	0,69056	3	Paraguay	6	0,58003	5	Haití	8	0,36176	8
Rumania	3	0,68504	3	Egipto	6	0,57462	6	u8		0,36131	
Uruguay	3	0,68504	3	Honduras	6	0,56635	6	Congo	9	0,36078	9
u3		0,68503		Venezuela	6	0,56232	6	Togo	9	0,33186	9
Tunisia	4	0,68502	4	Moldavia	6	0,55486	6	Sudán	9	0,32258	9
Macedonia	4	0,68502	4	Samoa	6	0,55055	6	Etiopía	9	0,29582	9
Colombia	4	0,68500	3	Papua Nva. Guinea	6	0,55023	6	Guinea	9	0,27287	9
Brasil	4	0,68395	3	Ecuador	6	0,52666	6	Ruanda	9	0,25881	9
Maldivas	4	0,67531	4	Belice	6	0,52475	6	Gambia	9	0,25414	9
Dominican Rep.	4	0,66627	3	Kenia	6	0,503548	7	Laos	9	0,25386	9
El Salvador	4	0,66227	4	u6		0,49285		Níger	9	0,25218	9
Jamaica	4	0,65312	4	Senegal	7	0,48219	7	Nicaragua	9	0,22786	9
Fiyi	4	0,64973	4	Camboya	7	0,47771	7	Sierra Leona	9	0,07939	9
Kazajistán	4	0,64935	4	Bolivia	7	0,47381	7				
Ucrania	4	0,64646	4	Lesoto	7	0,46674	7				



## 5 Conclusiones

En este trabajo hemos podido demostrar que es posible construir un indicador compuesto objetivo y transparente de la calidad crediticia de los países, basado en información públicamente disponible, que se encuadra en las recomendaciones de Basilea II. Es al mismo tiempo robusto estadísticamente en los casos más extremos, con una tasa de error moderada. Los errores de clasificación se presentan en las clases centrales, siendo razonable y, en cierta manera, inevitable.

## Referencias

1. R. Cantor y F. Packer. Determinants and Impact of Sovereign Credit Ratings. *Federal Reserve Bank of New York Economic Policy Review*, October, pp. 37-53, 1996.
2. J.C. Cosset y J. Roy. The determinants of country risk ratings, *Journal of International Business Studies*, First Quarter, pp. 135–142, 1991.
3. C. Croux, y A. Ruiz-Gazen. High breakdown estimators for principal components: the projection-pursuit approach revisited. *Journal of Multivariate Analysis* 95, pp. 206 – 226, 2005.
4. M. Doumpos y C. Zopounidis. On the use of a MHDIS approach for county risk assessment. *Journal of Multicriteria Decision Analysis*, 11 (4-5), pp. 279-289, 2002.
5. G. Feder, R. Just, K. Ross, K. Projecting Debt Servicing Capacity of Developing Countries. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 16, N° 5, Dec., pp. 651-669, 1981.
6. J.A. Hartigan. *Clustering Algorithms*, New York, Wiley, 1975.
7. J. A. Hartigan y M. A. Wong. A K-Means Clustering Algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics)*, Vol. 28, No. 1(1979), pp. 100-108, 1979.
8. S. Hoiti y M. McAleer. An Empirical Assessment of Country Risk Ratings and Associated Models. *Journal of Economic Surveys*, Vol. 18 (4), pp. 539 – 588, 2004.
9. E. Jacques-Lagrèze y Y. Siskos. Assessing a Set of Additive Utility Functions for Multicriteria Decision-making, The UTA Method. *European Journal of Operational Research*, 10 (2), pp. 151-164, 1982.
10. Y. Kondo. Robustification of the sparse K-means clustering algorithm, MSc. Thesis, University of British Columbia. Canada, 2011.
11. R.A. Somerville y R.J. Taffler. LDC Credit Forecasting and Banker Judgement. *Journal of Business, Finance & Accounting*, 28 (3) & (4), pp. 447 – 464, 2001.
12. R.J. Taffler y B. Abassi. Country Risk: A Model for Predicting Debt Servicing Problems in Developing Countries. *Journal of Royal Statistical Society*, Vol. 147 (4), pp. 541 – 568, 1984.
13. C. Zopounidis, y M. Doumpos. A multicriteria decision aid methodology for the assessment of country risk, *European Research on Management and Business Economics*, 3(3), pp. 13–33, 1997.
14. C. Zopounidis y A. Dimitras. *Multicriteria Decision Aid Methods for the Prediction of Business Failure*. Kluwer Academic Publishers, Netherlands, 2010.