

## **TITULO COMUNICACIÓN :**

### **UNA APLICACIÓN DE LOS MÉTODOS DE REMUESTREO A LA AUDITORÍA DE ESTADOS FINANCIEROS**

## **AUTORES :**

Roberto Escuder Vallés

Manuel Méndez Martínez

Salvalor Méndez Martínez

## **1. INTRODUCCION**

La aplicación de la Metodología Estadística en el campo de la Auditoría Financiera se ha convertido en algo habitual, pues permite a los auditores cuantificar riesgos y, en consecuencia, llegar a conclusiones, plasmadas en el informe de auditoría, con una medida de fiabilidad estadística. Ahora bien, el uso indiscriminado de la Estadística, ya no sólo en Auditoría, sino en cualquier campo de investigación, puede llevar a conclusiones bastante alejadas de la realidad. En este sentido, existen muchas propuestas en cuanto a métodos de muestreo y estimadores para poblaciones contables, que intentan salvar la particular problemática que la información cuantitativa contable plantea y que hace que deban desestimarse técnicas de inferencia que en otras áreas de estudio son eficaces.

Básicamente, el objetivo del auditor se centra en investigar si existen diferencias significativas entre los estados financieros de la empresa y su realidad económico-patrimonial. Para ello establece una medida de materialidad, definida por las Normas Técnicas de Auditoría como *“la magnitud o naturaleza de un error (incluyendo una omisión) en la información financiera que, bien individualmente o en su conjunto, y a la luz de las circunstancias que le rodean, hace probable que el juicio de una persona razonable, que confía en la información, se hubiera visto influenciado o su decisión afectada como consecuencia del error y omisión”*. La estimación del error monetario, es decir, la suma de las diferencias que pudieran existir entre los valores contables y reales, es lo que el auditor comparará posteriormente con la materialidad fijada a priori. En la terminología de la Auditoría este objetivo se encuadra dentro de las llamadas pruebas sustantivas.

Ahora bien, las poblaciones contables a investigar presentan una serie de particulares características que hacen inadecuados en muchas ocasiones los métodos basados en la aproximación normal Burgstaheler, D. (1986). Sus bajas tasas de error, tanto en unidades monetarias como físicas, así como la gran asimetría que suele caracterizarlas, obligan a investigar nuevos procedimientos que salven estos obstáculos. Así, por ejemplo, en cuanto a los métodos de muestreo, se aplica en la práctica el Muestreo de Unidades Monetarias

(MUM). En cuanto a estimadores del error monetario podemos encontrar desde el estimador de Stringer hasta estimadores bayesianos, incluyendo, por supuesto, los estimadores llamemos “clásicos”, como son el estimador del ratio, de la diferencia y de la regresión, cuya aplicación se ve muy restringida por la dificultad de asumir el Teorema Central del Límite.

La aplicación de los métodos de remuestreo, concretamente el bootstrap, representa una alternativa a considerar en cuanto a la estimación o acotación del error monetario. Nuestro objetivo se centra en investigar si el bootstrap aplicado a poblaciones contables permite obtener estimaciones más fiables que otros métodos. Concretamente, comparamos el comportamiento del estimador del ratio con el estimador obtenido por remuestreo (bootstrap). Para ellos simulamos un conjunto de poblaciones contables con diversas tasas de error, extrayendo de las mismas un determinado número de muestras sobre las que realizaremos el análisis.

## **2. MUESTREO DE UNIDADES MONETARIAS Y POBLACIONES CONTABLES**

El muestreo de unidades monetarias (MUM) es una de las estrategias adoptadas por los auditores para investigar poblaciones contables caracterizadas por bajas tasas de error. Se aplica tanto en pruebas sustantivas como en pruebas de cumplimiento. La forma tradicional de abordar estas pruebas ha sido mediante el muestreo de unidades físicas, esto es, muestreo de documentos (facturas, albaranes, asientos, etc.). Sin embargo, este tipo de muestreo ha sido bastante criticado por los prácticos, dado que se concede la misma importancia a todos los documentos, independientemente de su importe. Por ello, entre otras técnicas, se recurría a la estratificación por importes. Una alternativa, desarrollada en el seno de Haskins & Sells, fue el diseñar un procedimiento de muestreo que dependiera de los importes monetarios, esto es, un muestreo del tipo proporcional, apareciendo de este modo el MUM.

El MUM se caracteriza, fundamentalmente, en que la unidad física (documento) pasa a un segundo término, realizándose la selección de la muestra en función de los importes monetarios. De esta forma se pretende que cada documento tenga una probabilidad de ser seleccionado aproximadamente proporcional a su importe.

La diferencia fundamental entre el muestreo de unidades monetarias y el muestreo de unidades físicas, radica en que el primero considera como unidad de muestreo la unidad monetaria, mientras el segundo el documento contable. En planes de muestreo basados en la unidad monetaria, la probabilidad de que un elemento cualquiera de la población sea incluido en la muestra es proporcional a su valor contable, es decir, a su tamaño en unidades monetarias. En consecuencia, aquellos documentos o transacciones cuyo valor en libros sea

más alto tendrán mayor probabilidad de ser seleccionados, a diferencia del muestreo de unidades físicas donde todos tienen igual probabilidad.

La población a investigar, pues, está constituida por un número de unidades monetarias (ptas.,etc.) equivalente al importe monetario total contabilizado de la cuenta que se revisa (clientes, inventario, etc.). En la tabla 1 se detallan las variables y parámetros que caracterizan a toda población contable.

**TABLA 1**

<b>CARACTERIZACION POBLACION CONTABLE</b>	
<b>VARIABLES</b>	<b>PARAMETROS</b>
<b><math>Y_i \rightarrow</math> valor auditado del ítem i</b>	<b><math>Y = \sum_{i=1}^N Y_i \rightarrow</math> valor total auditado</b>
<b><math>X_i \rightarrow</math> valor registrado del ítem i</b>	<b><math>V = \sum_{i=1}^N X_i \rightarrow</math> valor total registrado</b>
<b><math>D_i \rightarrow</math> error monetario del ítem i <b><math>(D_i = X_i - Y_i)</math></b></b>	<b><math>D = \sum_{i=1}^N D_i \rightarrow</math> error monetario total</b>
<b><math>t_i \rightarrow</math> tasa de contagio</b> <b><math display="block">t_i = \frac{X_i - Y_i}{X_i} = \frac{D_i}{X_i}</math></b>	<b><math>X' =</math> Valor registrado de los ítems con error</b>

La aplicación en la práctica del MUM supone, en principio, conocer o establecer 3 datos a priori:

1. *El valor total de la población (V).*
2. *El nivel de confianza (1-b).*
3. *El umbral de materialidad (UEL o MUEL).*

El valor de V siempre será conocido por el auditor. En cuanto al nivel de confianza, las pruebas de auditoría deben diseñarse en función del  $\beta$ -risk, o probabilidad de que existiendo errores materiales, éstos no sean detectados como tales. El valor asignado a este parámetro dependerá de la evaluación que el auditor haga del sistema de control interno así como de la aplicación del modelo de riesgo en auditoría. En cuanto al umbral de materialidad, representa, bien en términos absolutos (MUEL)<sup>1</sup> o en términos relativos (UEL), el importe en unidades monetarias o su proporción con respecto al valor total registrado, a partir del cual el auditor

<sup>1</sup> UEL son las siglas correspondientes a “Upper error limit”. Puede definirse el equivalente del UEL en términos monetarios, es decir, el MUEL (Monetary upper error limit), obteniéndose como sigue:  
MUEL=UEL\*V

establece que existe materialidad, es decir, que asumiría la existencia de errores monetarios “importantes”.

### **3. ESTIMACION DEL ERROR MONETARIO EN POBLACIONES CONTABLES. LAS TÉCNICAS DE REMUESTREO COMO ALTERNATIVA**

Más que una estimación puntual del parámetro D, interesa una acotación superior del mismo, para compararla con el nivel de materialidad establecido (MUEL). En este sentido, el estimador de Stringer cumple con este objetivo. Ahora bien, los niveles de confianza producidos, tal y como han corroborado los numerosos estudios al respecto (Clayton 1994), están muy por encima de los planificados, es decir, se trata de un estimador muy conservador. Desde la perspectiva del riesgo de auditoría, esta situación implica una minimización de la probabilidad de cometer un error tipo II, es decir, concluir que la población no es material cuando sí lo es, lo cual es positivo para el auditor, puesto que este tipo de error es el más peligroso, ya que incurrir en él puede llevarle, no sólo a una pérdida de prestigio profesional, sino a responsabilidades jurídicas. Pero al mismo tiempo, incrementa la probabilidad de error tipo I, esto es, decidir que la población es material cuando no lo es.

La obtención de una cota superior para el error mediante los estimadores “clásicos” implicaría la construcción de un intervalo de confianza unilateral por la derecha, asumiendo, por tanto la aproximación normal. Frost y Tamura (1986), entre otros, investigaron la fiabilidad de los intervalos de confianza contruidos a partir de los estimadores de la razón y la diferencia, llegando a establecer la poca fiabilidad de los mismos debida a la elevada asimetría de las distribuciones muestrales.

Dentro de las técnicas remuestreo, el bootstrap puede ser una alternativa válida para la acotación del error en auditoría. Su aplicación es aconsejable en aquellos casos en los que no se conoce la distribución de la población y no puede asumirse la hipótesis de normalidad, como es el caso de las poblaciones contables. Una de las grandes ventajas del bootstrap es que prescinde desde el principio de cualquier hipótesis acerca de la distribución, ya que es el propio método el que genera una distribución empírica ( $F^*$ ) del estimador, a partir de la cual se obtienen los intervalos de confianza. Básicamente, el bootstrap supone extraer un determinado número de muestras (B) mediante un muestreo aleatorio con reemplazamiento de la muestra inicial. Sobre cada una de estas muestras se aplica el estimador de interés ( $\hat{\theta}^*$ ), obteniéndose de esta forma B estimaciones de parámetro a estimar ( $\theta$ ) Efron (1993). Con estas estimaciones se construye la distribución empírica del estimador, con la que se obtendrán los intervalos de confianza. Existen distintas propuestas para el cálculo de los intervalos. El método que hemos utilizado en nuestra simulación es el método del percentil. Este método se basa en los percentiles de la distribución empírica ( $F^*$ ). Asumiendo ésta como una buena aproximación a la distribución del estimador en cuestión, podemos obtener fácilmente un intervalo de confianza

mediante los percentiles. Básicamente consiste en calcular los percentiles correspondientes a los dos extremos del intervalo directamente sobre la distribución empírica producida por las B estimaciones bootstrap. Supongamos que deseamos obtener un intervalo de confianza ( $L_{inf}$ ,  $L_{sup}$ ) con un nivel de confianza de  $(1-\alpha)$  para el parámetro a estimar.

$$P(\theta \in [L_{inf}, L_{sup}]) = 1 - \alpha$$

Por este método, los extremos del intervalo de confianza se obtendrían de la siguiente forma:

$$L_{inf} = 100 \cdot (\alpha/2) \text{ percentil de } F^*$$

$$L_{sup} = 100 \cdot (1 - \alpha/2) \text{ percentil de } F^*$$

El extremo izquierdo se corresponde con el percentil  $100 \cdot (\alpha/2)$  de la distribución empírica, y el extremo derecho con el percentil  $100 \cdot (1 - \alpha/2)$ .

#### **4. ESTUDIO DE SIMULACION**

En este estudio comparamos mediante simulación el comportamiento de dos estimadores : el estimador del ratio y el estimador del ratio bajo remuestreo, al cual llamaremos para abreviar estimador BST. Para ello partimos de los cuatro modelos establecidos por Neter (1975) para poblaciones contables, en base a los cuales hemos simulado 52 poblaciones contables. Para cada modelo poblacional se consideran 13 tasas de error. Por una lado el 1, 3 y 5 %, tasas que son bajas, y por tanto frecuentes en auditoría, y el 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90 y 100 %, tasas que, salvo en casos muy particulares, no se darán en la realidad. La inclusión de éstas últimas tiene por objeto analizar hasta que punto la tasa de error afecta a la fiabilidad de los estimadores propuestos. Hemos calculado también el estimador de Stringer, pero aplicándolo exclusivamente a las poblaciones con errores del 1 al 5 %, puesto que es un estimador diseñado para ser utilizado cuando la tasa de error esperada es baja, recordemos que está construido a partir de la distribución de Poisson. De esta forma se obtienen las 52 poblaciones (4 modelos x 3 tasas de error). Sobre cada una de ellas se han extraído 500 muestras por muestreo de unidades monetarias CELDA-DUS de tamaño 100 sobre las que se han aplicado los estimadores citados. A su vez, la aplicación del bootstrap ha supuesto replicar cada una de ellas mil veces ( $B=1000$ ). Es decir, en total se han extraído 26000 muestras MUM, y 26 millones de muestras bootstrap.

Al auditor le interesa no una estimación puntual del error sino una acotación superior del mismo con una confianza determinada, que en nuestro trabajo fijamos en un 95 %. La cota del ratio se ha obtenido por un intervalo de confianza unilateral por la derecha. Obviamente,

este proceder supone asumir normalidad, hipótesis muy discutible por las razones ya expuestas. Ahora bien, nuestro objetivo precisamente se centra en investigar si ese esperado mal comportamiento de la cota del ratio es mejorado por la aplicación del bootstrap. En cuanto a la cota de Stringer, corroboramos su carácter conservador, es decir, la fiabilidad real supera a la planificada.

En cuanto al estimador de la razón, se ha estudiado también el sesgo, desde una perspectiva empírica, que puede presentar en poblaciones contables, analizando como el tipo de población y la tasa de error influyen en esta característica.

<i>Cota de Stringer</i>	$\text{MUEL}_{\text{STRINGER}} = J \cdot \left( \lambda_0 + \sum_{i=1}^k (\lambda_i - \lambda_{i-1}) \cdot t_i \right)$	<b>POBLACIONES 1, 3, 5 %</b>
<i>Cota del ratio</i>	$\text{MUEL}_{\text{RATIO}} = V \cdot \hat{r} + \frac{N \cdot 1,64 \cdot \hat{S}}{\sqrt{n}}$ $\hat{S} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (D_k - X_k \cdot r)^2}{n-1}} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n D_k^2 + r^2 \sum_{k=1}^n X_k^2 - 2r \sum_{k=1}^n X_k D_k}{n-1}}$ $\hat{r} = \frac{\sum_{i=1}^n D_i}{\sum_{i=1}^n X_i}$	<b>TODAS LAS POBLACIONES</b>
<i>Cota BST</i>	<b>Percentil -95 (F*)</b>	<b>TODAS LAS POBLACIONES</b>

De la cota de Stringer se han obtenido 6000 estimaciones (4 modelos x 3 tasas de error x 500 muestras). De las otras dos han obtenido 52000 estimaciones (4 modelos x 13 tasas de error x 500 muestras x 2 estimadores). El análisis realizado ha consistido en comparar el nivel de confianza nominal (95%) con el nivel de confianza realmente conseguido. Este último se obtiene como el porcentaje de estimaciones que se encuentran por encima del valor real del error, analizando la sensibilidad de este indicador con respecto al tipo de población y tasa de error. Por ejemplo, si una cota calculada con un nivel de confianza inicial del 95 % produce una confianza real del 60 %, significa que sólo el 60 % de la cotas estimadas contienen el verdadero valor del error. Dicho de otra forma, en una situación en la que el auditor ha planificado un riesgo  $\beta$  de un 5 %, realmente está asumiendo sin saberlo un riesgo  $\beta$  del 40 %.

#### **4.1. Poblaciones con tasas de error del 1 al 5 %**

La tabla 2 muestra los niveles de confianza reales obtenidos por las tres cotas en las poblaciones con tasas de error del 1 al 5 %.

**TABLA 2**

<b>MODELO DE POBLACIÓN</b>	<b>TASA DE ERROR</b>	<b>COTA DEL RATIO</b>	<b>COTA BST</b>	<b>COTA DE STRINGER</b>
<b>1</b>	<b>1%</b>	46,00%	24,80 %	100 %
	<b>3%</b>	76,40%	56,40 %	100 %
	<b>5%</b>	81,40%	61,40 %	100 %
<b>2</b>	<b>1%</b>	53,20%	51,90 %	100 %
	<b>3%</b>	85,40%	83,60 %	100 %
	<b>5%</b>	95,20%	85,60 %	100 %
<b>3</b>	<b>1%</b>	98,20%	95,00 %	100 %
	<b>3%</b>	99,20%	45,80 %	100 %
	<b>5%</b>	99,20%	62,60 %	100 %
<b>4</b>	<b>1%</b>	61,60%	59,80 %	100 %
	<b>3%</b>	93,80%	79,60 %	100 %
	<b>5%</b>	97,80%	87,60 %	100 %

Como era de esperar, la cota de Stringer se muestra como un estimador muy conservador, dado que el 100 % de las estimaciones contienen el error poblacional. Esto supone asumir un riesgo tipo II casi nulo, pero puede acarrear un riesgo tipo I considerable.

Con respecto a las estimaciones de la cota superior producidas por el ratio, puede observarse como la confianza nominal, excepto para el modelo 3, está por debajo de la planificada (95 %) para las poblaciones con errores del 1 y 3 %, observándose además una tendencia al alza conforme aumenta la tasa de error. La aplicación del bootstrap no resuelve este problema, pues puede verse claramente como en todos los casos estudiados, la confianza producida por el estimador BST es inferior a la del ratio. En cuanto a los particulares resultados de las poblaciones derivadas del modelo 3, son debidos al propio diseño muestral, que otorga una alta probabilidad de selección a aquellos documentos cuyo valor registrado esté próximo al intervalo de muestreo. Esta es la causa, de forma muy esquemática, por la que el modelo 3 presenta resultados significativamente distintos del resto.

Resumiendo, la aplicación del bootstrap (en poblaciones con bajas tasas de error) sobre el estimador del ratio no mejora la estimación, desde el punto de vista de la fiabilidad, que se

obtiene sin remuestreo. Además, como puede observarse en la tabla, el tipo de población así como la tasa de error influyen de forma decisiva en la confianza real producida. Asimismo, la aplicación de la cota de Stringer debe hacerse con reservas, en el sentido siguiente : si la estimación de la cota es inferior a la materialidad establecida, el auditor puede concluir con un riesgo  $\beta$  mínimo (por debajo del planificado) que la población no es material, ahora bien, si la cota estimada supera la materialidad, habrá que realizar pruebas complementarias que permitan minimizar y controlar el riesgo  $\alpha$ . A esto hay que añadir la menor dispersión relativa, y por tanto mayor estabilidad, que presenta la cota de Stringer con respecto a las otras dos. La tabla 3 recoge el coeficiente de variación correspondiente a las 500 estimaciones de cada una de las tres cotas para cada modelo poblacional y tasa de error.

**TABLA 3 : Coeficiente variación estimaciones por modelo poblacional y tasa de error**

MODELO DE POBLACIÓN	TASA DE ERROR	COTA DEL RATIO	COTA BST	COTA DE STRINGER
1	1%	1,80	1,86	0,29
	3%	0,97	0,88	0,29
	5%	0,72	0,65	0,28
2	1%	1,24	1,22	0,19
	3%	0,62	0,57	0,25
	5%	0,50	0,48	0,28
3	1%	0,88	0,91	0,24
	3%	0,82	0,86	0,27
	5%	0,58	0,60	0,20
4	1%	0,94	0,94	0,22
	3%	0,54	0,57	0,23
	5%	0,41	0,45	0,20

Debe considerarse también el sesgo que caracteriza al estimador de la razón en poblaciones como las estudiadas (bajas tasas de error), así como la asimetría de las distribuciones muestrales. Esta particularidad hemos podido comprobarla empíricamente por medio de un indicador de sesgo relativo, obtenido como el cociente entre la media de las estimaciones puntuales para cada grupo de 500 muestras y el valor real del parámetro D (error monetario). Obviamente, esta circunstancia invalida la aplicación de este estimador en poblaciones de este tipo. El bootstrap sobre el ratio no supera este obstáculo. A continuación realizamos el mismo análisis en poblaciones con mayores tasas de error.

#### **4.2. Poblaciones con tasas de error del 10 al 100 %**



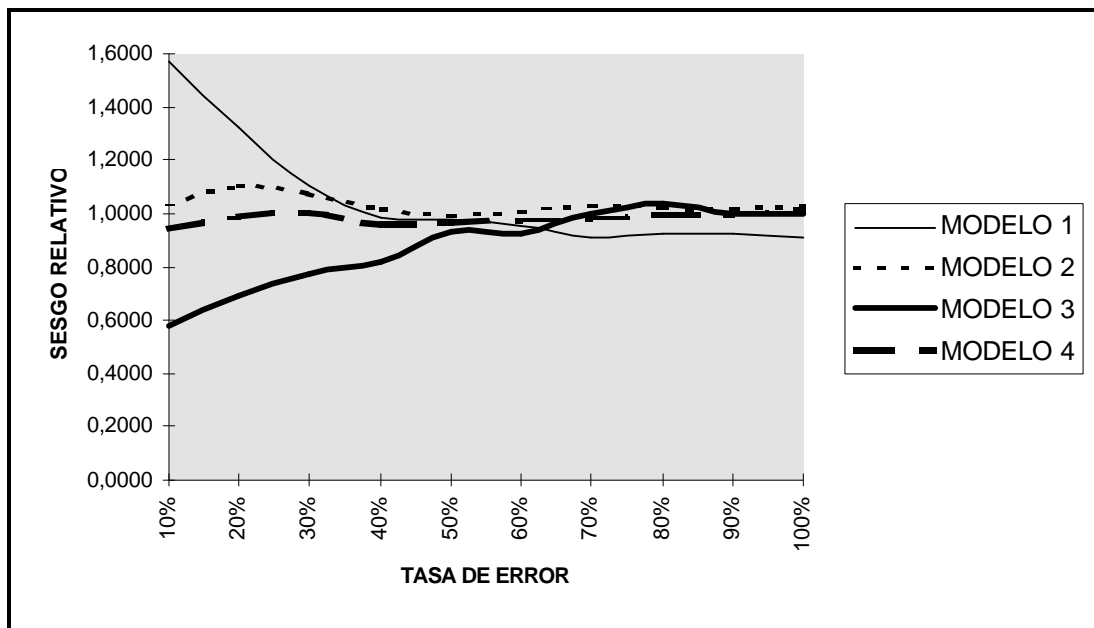
Los resultados son significativamente distintos al apartado anterior. La confianza real producida por la cota del ratio en todas las poblaciones generadas con tasas de error mayores al 10 % es del 100 %. En cambio, la aplicación del bootstrap produce unos niveles de confianza que en la mayoría de los casos fluctúan entre el 95 y el 100 %, como puede observarse en la tabla siguiente. Este resultado nos lleva a pensar que el remuestreo, con tasas de error elevadas y bajo muestreo de unidades monetarias podría ser efectivo.

***TABLA 4 : Niveles de confianza producidos por la cota BST***

	<b>MODELO GENERADOR</b>			
<b>TASA DE ERROR</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>
<b>10 %</b>	100,00%	84,60%	52,80%	87,40%
<b>20 %</b>	100,00%	93,20%	60,40%	97,00%
<b>30 %</b>	100,00%	95,00%	57,60%	98,20%
<b>40 %</b>	100,00%	97,80%	62,60%	93,20%
<b>50 %</b>	100,00%	82,00%	93,20%	100,00%
<b>60 %</b>	91,60%	100,00%	94,00%	97,40%
<b>70 %</b>	89,00%	100,00%	99,20%	100,00%
<b>80 %</b>	93,40%	100,00%	100,00%	94,80%
<b>90 %</b>	99,40%	99,80%	100,00%	99,40%
<b>100 %</b>	100,00%	100,00%	100,00%	99,60%

En cuanto al sesgo del ratio hemos comprobado su decrecimiento conforme aumenta la tasa de error, observando como a partir de una tasa del 50 % es prácticamente nulo. A esto hay que añadir que en estas poblaciones sí puede asumirse normalidad en la mayoría de los casos, dados los resultados obtenidos por la aplicación de la prueba de Kolmogorov a las estimaciones obtenidas. El gráfico 1 muestra la tendencia del sesgo relativo en cada uno de los cuatro modelos poblacionales conforme aumenta la tasa de error.

**GRAFICO 1 : Sesgo relativo en función de la tasa de error**



A la vista de los resultados, la cota del ratio, tal y como se ha calculado, resulta inadecuada para su aplicación en poblaciones contables bajo las características poblacionales establecidas y el diseño muestral aplicado. En cambio, la cota BST presenta un comportamiento notablemente mejor, dado que, excepto para las poblaciones de prueba del modelo 3, el resto produce unos niveles de confianza oscilantes alrededor el valor nominal (95 %), salvo en algunas poblaciones cuyo nivel real es del 100 %.

Concluyendo, la aplicación de la metodología bootstrap para la obtención de una cota superior, por el método del percentil, puede ser efectiva y fiable en determinadas circunstancias. Así, por ejemplo, en poblaciones con características similares al modelo 3 no es aconsejable su aplicación cuando la tasa de error esperada sea menor al 50 %.

#### **4.3. Cota del ratio con varianza bootstrap**

La cota BST calculada en todas las poblaciones de prueba para todas las tasas de error ha sido obtenida por el método del percentil. La gran ventaja del percentil reside en que no es necesario conocer la distribución de probabilidad del estimador. Para las poblaciones de prueba con tasas de error entre el 1 y el 5 %, el contraste de Kolmogorov aplicado al estimador puntual del error monetario por el ratio ha evidenciado claramente que no puede asumirse normalidad para el mismo, pero, en cambio, para las poblaciones con tasas de error mayores, sí que podría asumirse en la mayoría de los casos para un nivel de significación del 1 %. Esto

implicara que podamos asignarle cierta validez a la cota obtenida asumiendo una distribución normal para el estimador. Ahora bien, como hemos podido comprobar, la cota del ratio produce unas confianzas reales (para las poblaciones con tasas del 10 al 100 %) del 100 % en todos los casos menos uno, para una confianza nominal del 95 %. Puesto que, en base a los resultados de la simulación, puede asumirse que el sesgo del estimador es muy bajo en la mayor parte de poblaciones de prueba, la principal causa de los elevados niveles de confianza producidos radica en la sobreestimación que se produce de la varianza del estimador a partir de la muestra. Ante esta situación, es decir, la posibilidad de poder admitir normalidad en ciertas poblaciones, y, por contra, la dificultad de obtener una buena aproximación a la varianza del estimador bajo muestreo de unidades monetarias CELDA-DUS, el bootstrap plantea una solución, puesto que nos proporciona una alternativa para estimar la varianza de un estimador. Concretamente, el cálculo de la desviación se realiza a partir de las estimaciones obtenidas de las B muestras bootstrap, en nuestro caso 1000 por cada muestra de origen. La varianza para el estimador sería la que corresponde a la distribución empírica producida por las 1000 muestras bootstrap. Con esta varianza estimada hemos obtenido de nuevo la cota del ratio en todas las poblaciones, llegando a resultados muy concluyentes, puesto que los niveles de confianza producidos por esta (tabla 5) cota van parejos a los obtenidos por el método del percentil.

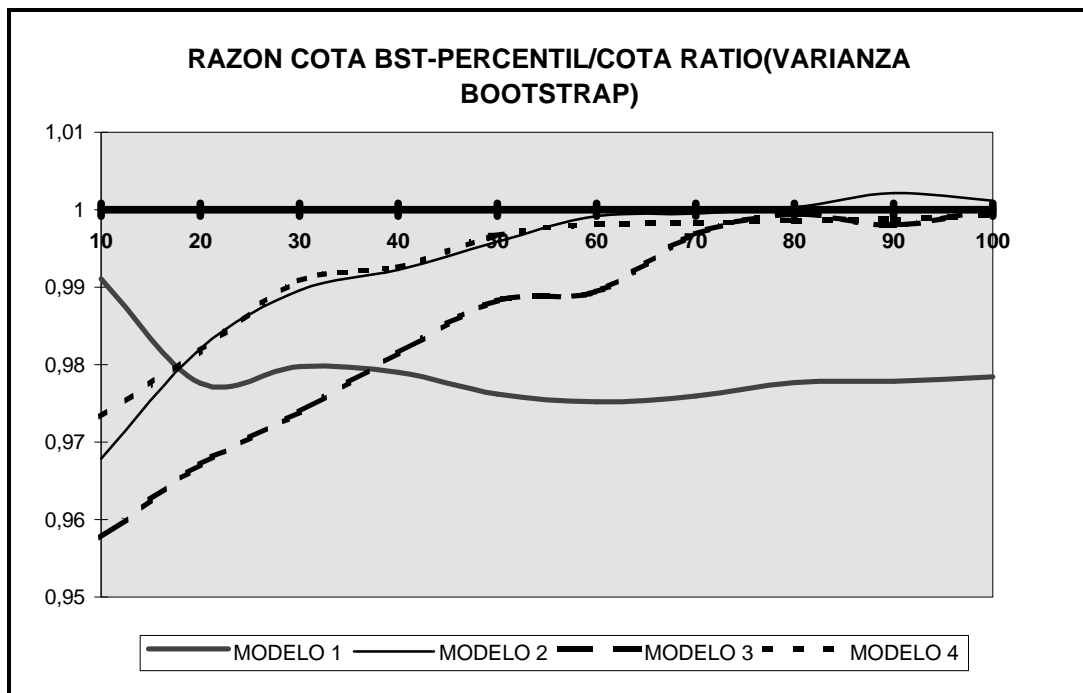
***TABLA 5 : Nivel de confianza real producido por la cota del ratio(con varianza bootstrap) en función del modelo generador y tasa de error***

	<b>MODELO GENERADOR</b>			
<b>TASA DE ERROR</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>
<b>10 %</b>	100,00%	84,00%	39,00%	87,20%
<b>20 %</b>	100,00%	93,20%	56,00%	95,60%
<b>30 %</b>	100,00%	92,20%	56,40%	97,60%
<b>40 %</b>	100,00%	96,20%	60,20%	92,80%
<b>50 %</b>	99,60%	81,00%	91,60%	100,00%
<b>60 %</b>	89,60%	100,00%	93,40%	97,20%
<b>70 %</b>	85,20%	100,00%	98,80%	100,00%
<b>80 %</b>	88,20%	100,00%	100,00%	94,60%
<b>90 %</b>	96,00%	100,00%	100,00%	99,60%
<b>100 %</b>	98,00%	100,00%	100,00%	99,80%

Efron (1993) señala que cuando la distribución del estimador es normal, los intervalos de confianza obtenidos por el percentil difieren muy poco de los obtenidos asumiendo normalidad. En este sentido, sin considerar las poblaciones para las que la cota BST-percentil produce una confianza del 100 %, podríamos establecer que cuanto menor sea la diferencia entre las confianzas reales producidas por las dos cotas BST consideradas, la distribución del estimador se aproximará más a una distribución normal.

El gráfico 2 evidencia como la razón entre estas dos cotas tiende a la unidad con el incremento de la tasa de error. Este resultado es muy concluyente, puesto que en situaciones donde la tasa de error esperada es alta y el método de muestreo utilizado sea el muestreo de unidades monetarias CELDA-DUS, podría utilizarse el estimador del ratio incorporando la varianza bootstrap.

**GRAFICO 2**



## **5. CONCLUSIONES**

En lo que se refiere a poblaciones con bajas tasas de error (del 1 al 5 %) pueden establecerse las siguientes conclusiones :

1. En cuanto a la cota de Stringer, hemos podido confirmar el gran “conservadurismo” que la caracteriza, en el sentido de que los niveles de confianza reales producidos superan al nominal o prefijado en todos los casos. Esto supone que el riesgo  $\beta$  real será prácticamente nulo, pero en cambio, el riesgo  $\alpha$  puede ser elevado. El uso de este estimador puede llevar al auditor en algún momento a decidir que hay materialidad cuando no la hay, pudiendo incurrir éste en un coste de “sobreauditoría” si decide incrementar el tamaño muestral por esta causa.
2. Con respecto a la cota superior para el error obtenida mediante la estimación por intervalo de confianza unilateral por el método del ratio, ésta se caracteriza, en líneas generales, por su baja fiabilidad, dado que la confianza real producida está muy por debajo de la nominal en la mayor parte de las poblaciones estudiadas.
3. El estimador puntual del error monetario por el método del ratio resulta totalmente inadecuado, pues presenta, en la mayor parte de poblaciones de prueba, un sesgo hacia la izquierda importante, dando lugar a estimaciones por debajo del valor real del parámetro. Los valores estimados para el sesgo relativo presentan diferencias claras en función del tipo de población y tasa de error. El sesgo disminuye conforme aumenta la tasa de error. Con respecto al tipo de población, las diferencias encontradas sugieren que la investigación de las poblaciones contables, en cuanto a establecer patrones de comportamiento que las caractericen en cada caso, debe potenciarse, puesto que se presenta como un factor a considerar que afecta al comportamiento de los estimadores.
4. La aplicación de la metodología bootstrap con el estimador del ratio, dando lugar al estimador ratio-bootstrap, produce una cota superior para el error monetario por el método del percentil con características a considerar si la comparamos con la cota obtenida directamente por el ratio. En primer lugar, la confianza real producida por la cota BST es inferior a la producida por el ratio. Si consideramos que la estimación puntual bootstrap es similar a la estimación puntual por el ratio, esto implica que el sesgo original se mantiene al aplicar el bootstrap, por lo que la reducción de la confianza real es debida a la reducción de la varianza del estimador. A pesar de que la aplicación de esta técnica no produce una estimación de una cota para el error con mayor fiabilidad, sí que es cierto que, desde un punto de vista estadístico, hay que valorar positivamente la reducción que produce en la dispersión.

6. Desde la perspectiva del diseño muestral, el bootstrap se plantea como una alternativa a considerar para el establecimiento de intervalos de confianza bajo muestreo de unidades monetarias, puesto que debido al propio método de selección de la muestra, a las bajas tasas de error y a la alta asimetría de las poblaciones contables, es difícil poder asumir una distribución de probabilidad para el estimador bajo estas condiciones.

En cuanto a poblaciones con tasas de error superiores al 5 %, los resultados cambian :

7. El estimador puntual para el error por el ratio presenta un sesgo mínimo en todas las poblaciones de prueba obtenidas a partir de los modelos generadores dos y cuatro. En cambio, no puede decirse lo mismo de las generadas a partir de los modelos 1 y 3. Esto nos confirma de nuevo la necesidad de investigar las características de las poblaciones en auditoría y la forma en que éstas afectan a las características de los estimadores aplicados. A pesar de esto, es positivo el hecho que, bajo MUM CELDA-DUS, el estimador del ratio tenga un sesgo prácticamente nulo en la mayoría de las poblaciones simuladas.

8. En cuanto a la cota superior por el ratio, produce una confianza real del 100 % en todas las poblaciones estudiadas excepto en una. La principal causa es la sobreestimación de la varianza. La aplicación del bootstrap reduce esta confianza real llevándola en muchas poblaciones a valores que oscilan alrededor de la confianza nominal (95 %). Este resultado es indicativo de que la metodología bootstrap puede ser realmente útil para el establecimiento de una cota superior para el error. Pero, al igual que en el caso anterior, el tipo de población y la tasa de error son factores determinantes en la fiabilidad de la misma

9. La cota BST calculada por el método del percentil se obtiene sin asumir ninguna hipótesis al respecto de la distribución del estimador. Ahora bien, hemos podido comprobar que para el estimador del ratio, bajo MUM CELDA-DUS y altas tasas de error, podría asumirse normalidad. Bajo esta hipótesis, el bootstrap resuelve el problema de la estimación de la varianza. Curiosamente, los niveles de confianza reales generados por las dos cotas, una por el método del percentil y la otra asumiendo la hipótesis de normalidad e incorporando la varianza bootstrap, son muy similares, dado que las dos cotas producen resultados casi idénticos en todos los casos. Por tanto, en aquellas en que pueda aceptarse normalidad, si por el diseño muestral u otras causas resulta complicada la estimación de la varianza del estimador, el bootstrap se presenta como una alternativa a considerar para la estimación de dicha dispersión.

Es evidente que las particulares características de las poblaciones contables aconsejan una mayor investigación en este campo, desarrollando nuevos modelos que vayan incorporando todos aquellos factores clave que puedan incidir de forma significativa en las inferencias a realizar. La metodología bootstrap es una alternativa que puede ser positiva en ciertas situaciones. En este sentido hay que continuar también por esta línea desarrollando

aplicaciones con otros estimadores, diseños muestrales y modelos poblacionales. La simulación, puede permitir contrastar el comportamiento estadístico de cualquier estimador propuesto, incrementando de esta forma la “evidencia estadística” al respecto.

### **BIBLIOGRAFIA**

Burgstaheler, D., Jiambalvo, J. (1986) “Sample error characteristics and projection of error to audit populations” *The Accounting Review*, Vol. LXI, No. 2 p.233-248

Clayton H.R. (1994) “A Combined Bound for Errors in Auditing based on Hoeffding’s inequality and the Bootstrap” *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol. 12 No. 4, p. 437-448

Efron, B.; Tibshirani, R.J. (1993) *An Introduction to the Bootstrap*. Chapman & Hall. New York

Frost, P.A. y Tamura, H. (1986) “Accuracy of Auxiliary Information Interval Estimation in Statistical Auditing”, *Journal of Accounting Research*, Vol. 20 No. 1, p. 103-120

Efron, B.; Tibshirani, R.J. (1993) *An Introduction to the Bootstrap*. Chapman & Hall. New York

Ham, J., Loseell, D. y Smieliauskas, W. (1985) “An empirical study of error characteristics in accounting populations” *The Accounting review*, p. 387-406

Leger, C., Politis, D., Romano, J. (1992) “Bootstrap technology and applications” *Technometrics*, Vol. 34, No. 4 p.378-397

Leslie, D.; Teitlebaum, A., Anderson, R. (1980) *Dollar-unit Sampling. A Practical Guide for Auditors*. Pitman P. L.. Londres

Neter, J. y Loebbecke J.K. (1975) “Behavior of Major Statistical estimators in Sampling Accounting Populations- An Empirical Study” (AICPA)

Steele, A. (1996) *Audit Sampling: An Introduction*. *British Accounting Review* Vol 28 , No 1, p. 93

Wendell, J., Schemee, J. (1993) "Audit-specific calibration of a sample evaluation method using computer modeling" *Auditing : a Journal of Practice&Theory*, Vol 12. No. 2 p. 121-134