

A NEW METHODOLOGY FOR DETECTING ABNORMAL BIDDERS AND COLLUSION IN CAPPED TENDERS

Ballesteros-Pérez, Pablo¹; González-Cruz, M^a del Carmen²; Cañavate-Grimal, Antonio³;
Pellicer, Eugenio²

¹ Universidad de Talca, ² Universitat Politècnica de València, ³ Universidad CEU Cardenal Herrera

Recent developments in the area of Bid Tender Forecasting have enabled bidders to implement new types of easy-to-use tools for increasing their chances of winning contracts. Although these new tools (such as iso-Score Curve Graphs, Scoring Probability Graphs, and Position Probability Graphs) are designed for bidders in capped tendering (tenders with an upper price limit), some of their principles can also be applied by a Contracting Authority to detect which bidders do not follow a standard pattern, that is, their bids are extremely high or low. Since a collusive bid generally needs to be sufficiently high or low to make an impact on the bid distribution, any person in charge of supervising capped tenders can be alerted to any bidder that might be involved in a cartel after identifying the same abnormal behavior in a series of tenders through simple calculations and a new type of graph.

Keywords: *Tender; Auction; Collusion; Bid; Bidder; Abnormal*

UNA NUEVA METODOLOGÍA PARA DETECTAR LICITADORES TEMERARIOS Y COLUSIVOS EN LICITACIONES CON IMPORTE TIPO DE SALIDA

Avances recientes en el área de la Predicción de Ofertas en licitaciones han permitido a los licitadores implementar nuevos tipos de herramientas de uso sencillo para incrementar las posibilidades de ganar contratos. Aunque estas nuevas herramientas (como los Gráficos de Curvas de Isopuntuación, los Gráficos de Probabilidades de Puntuación y los Gráficos de Probabilidades de Posición) están diseñados para licitadores en contratos con importe tipo de salida, algunos de sus principio pueden también aplicarse por una Autoridad Contratante para detectar qué licitadores no están siguiendo un patrón estándar, es decir, que sus ofertas con extremadamente elevadas o bajas. Dado que una oferta colusiva generalmente necesita ser lo suficientemente elevada (cara) o reducida (barata) para generar un impacto en la distribución de las ofertas, cualquier persona a cargo de la supervisión de licitaciones con importe tipo de salida podrá quedar alertado acerca de cualquier licitador que pudiera estar involucrado en un cártel, una vez identificado el mismo comportamiento anormal en una serie de licitaciones por medio de sencillos cálculos y un nuevo tipo de gráfico.

Palabras clave: *Licitación; Subasta; Colusión; Oferta; Ofertante; Temeraria*

1. Introducción

Una licitación colusoria se produce cuando las empresas que compiten en un concurso, establecen acuerdos para fijar precios o calidades frente a la empresa ofertante (OECD, 2009). Esta práctica, puede ser especialmente perjudicial, si afecta a licitaciones de la Administración Pública (OECD, 2007; Aoyagi y Fréchette, 2009).

La oferta encubierta (“cover bidding”) es el esquema en que la colusión se implementa de forma más frecuente (Ishii, 2008). Esto ocurre cuando las empresas acuerdan presentar ofertas en donde se da alguna de las circunstancias: (1) uno de los participantes, se compromete a ofertar por un precio más alto que el del concursante designado para ganar la oferta, (2) un competidor presenta una oferta con un precio tan bajo que se sabe a priori que no va a ser aceptada, o (3) un competidor presenta una oferta que contiene términos que se sabe que no van a ser aceptados por la autoridad contratante (OECD, 2007).

En la literatura, es posible encontrar algunas sugerencias para que los licitadores puedan disuadir la práctica de la colusión (Che y Kim, 2006, 2008; Chowdhury, 2008; Graham y Marshall, 1987, Jeon y Menicucci, 2005; Laffont y Martimort, 1997, 2000). Sin embargo, esas soluciones teóricas tienen muchas limitaciones prácticas, ya que los mecanismos de colusión requieren que el licitador conozca la distribución de la función en la que se encuentran los valores de los ofertantes, y también que pueda identificar aquellos que pertenecen al cártel. En la práctica, dicha información es difícil, si no imposible adquirir (Hu et al., 2011), ya que a menudo un esquema colusorio se revela sólo cuando uno examina un patrón regular de comportamiento sospechoso de una serie de ofertas en un período de tiempo (OCDE, 2009). Por último, un esquema conocido de colusión es el denominado “rotación de ofertas” (Ishii, 2009; Porter y Zona, 1993), donde las empresas acuerdan turnarse para ser las ganadoras, presentando el resto propuestas de reducida calidad técnica o excesivamente caras.

Parece claro que para disuadir el comportamiento colusorio, es necesario detectar dicho comportamiento. Para esto se necesitan herramientas que ayuden a identificar comportamientos colusorios o anormales que puedan orientar a la autoridad contratante en la dirección correcta en sus decisiones (Rasch y Wambach, 2009). Aunque la colusión es un fenómeno que se da en todos los ámbitos de la contratación, esta comunicación está centrada en las licitaciones públicas y/o privadas.

No obstante, debido a la extensa multiplicidad de criterios técnicos y económicos que suelen aparecer en los concursos (Engelbrecht-Wiggans, 1980; Fayek, 1998; Harstad y SasaPeckec, 2008; Näykki, 1976; Rothkopf y Harstad, 1994; Skitmore, 1991, 2002, 2004, 2008), es necesario desarrollar nuevas herramientas de ayuda a la toma de decisiones, así como de mejorar del proceso de selección de contratistas por parte de las autoridades contratantes (Watt et al., 2009).

Parece lógico, por tanto, que algunos de los principios en los que se basan herramientas diseñadas para aumentar las probabilidades de ganar una oferta en un concurso (Ballesteros-Pérez et al., 2012a, 2012b, 2013), por las cuales se analizan también las distribuciones de las ofertas recibidas, pueden ser útiles para el órgano contratante para identificar patrones irregulares en las ofertas recibidas.

Esta comunicación presenta un método para identificar ofertas anormalmente altas o bajas, y utilizando los datos de las ofertas, la persona encargada de supervisarlas sea capaz de sospechar cuáles de ellas forman parte de un cártel, especialmente si observa un comportamiento repetido en la anormalidad de las mismas en sucesivas licitaciones.

2. Estado del arte

Algunas teorías de colusión, destacan las reuniones de los licitadores, previas a la subasta, e incentivos de los ganadores hacia los perdedores. A este respecto, McAfee y McMillan (1992) caracterizaron la colusión efectiva cuando no es posible identificar la transferencia entre las partes. Se trata de un esquema en el que el ganador es elegido de forma independiente al contexto histórico. Este mismo análisis fue realizado por Aoyagi (2003) y Skrzypacz y Hopenhayn (2004). Estos autores generaron esquemas dinámicos de rotación de ofertas, basadas en antecedentes históricos y contextuales que contrastan con la rotación estática de ofertas de McAfee y McMillan (1992).

Al contrario que con las aportaciones teóricas, el funcionamiento interno de los círculos colusivos ha atraído muy poca atención en la literatura aplicada (Hendricks et al., 2008; McAfee y McMillan, 1992). Si existe alguna excepción ésta se encuentra en trabajos que han pretendido detectar colusión en concursos para aprovisionamientos principalmente (Harrington, 2005; Paha, 2011).

Porter y Zona (1993) desarrollaron un modelo probabilístico para detectar colusión en el concursante ganador en licitación competitiva mientras que Bajari y Ye (2001, 2003) extendieron el análisis de Porter y Zona (1993, 1999) de varias formas. En primer lugar, especificaron un modelo de equilibrio para licitaciones competitivas o colusivas, y en segundo lugar, introdujeron nuevas pruebas de la colusión que permiten a una autoridad contratante abordar el problema de identificar si los ofertantes son miembros de un cártel.

Finalmente, Ballesteros-Pérez et al (2012a, 2012b, 2013) desarrollaron un modelo de predicción de ofertas en licitación (BTFM) aplicable a las licitaciones con importe de salida. Este modelo aprovecha una nueva concepción al analizar el comportamiento del licitador y presenta sus resultados mediante tres tipos de gráficos, cuyos principios serán utilizados posteriormente para identificar patrones de comportamiento anormales entre los licitadores, los cuales pudieran llevar a pensar acerca de un comportamiento colusivo de ser repetido.

3. Definiciones básicas

Para mayor claridad, se define la baja del ofertante i (D_i) expresada en la Ecuación (1) como:

$$D_i = 1 - \frac{B_i}{A} \quad (1)$$

donde D_i es el descuento sobre el precio inicial del contrato; B_i es la oferta del ofertante i en moneda, y A es el precio de licitación (importe tipo de salida).

Fórmula de puntuación económica (“Economic Scoring Formula”, ESF), es la expresión matemática que asigna un valor numérico de puntuación a cada ofertante, y también la encargada de determinar qué ofertas son anormales (por ejemplo, demasiado altas, o demasiado bajas). El método propuesto en este trabajo puede ser considerado una alternativa a un ALBC no determinista, que se adapta a la distribución final de los licitantes, siendo capaces de distinguir los que han hecho ofertas basadas en criterios técnicos y económicos similares, de los que no, y por lo tanto, pudiendo ser considerados como “anormales”.

4. Análisis de la distribución de las ofertas de los licitadores

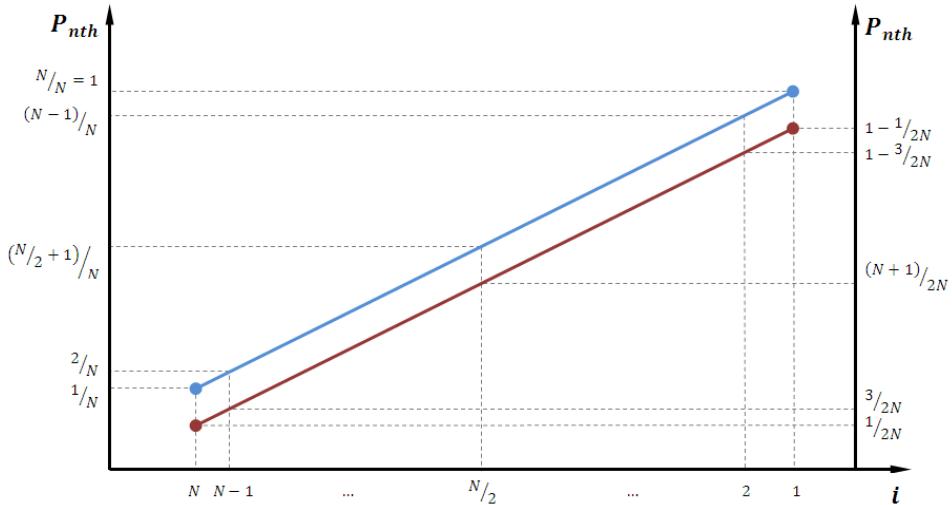
El método propuesto está diseñado para detectar las ofertas anormalmente altas o bajas, al tiempo que alerta de un fenómeno posible de colusión. Se aplican a continuación algunos de los principios de los gráficos de probabilidad de posición desarrollados por Ballesteros-Pérez et al. (2013). La Figura 1 muestra que la relación entre la posición del licitador (i) y la

probabilidad de superar la baja del licitador (P_{nth}) según Ballesteros-Pérez et al. (línea azul) está indicada por la Ecuación (2).

$$P_{nth} = \frac{N-i+1}{N} \quad (2)$$

siendo $i=1$ la posición correspondiente al licitador más económico y $i=N$ a la del más caro.

Figura1: Diagrama que muestra relaciones entre i y P_{nth} .



Sin embargo, para la detección de las ofertas anormales es más conveniente utilizar la siguiente expresión a fin de reflejar una corrección de continuidad simétrica. Esta Ecuación (3), se representa mediante una línea roja en la Figura 1.

$$P_{nth} = \frac{N-i+0.5}{N} \quad (3)$$

Por otro lado, para obtener las bajas estándar de un conjunto de ofertas (D'), en primer lugar, éstas deben ser transformadas a Bajas usando la Ecuación (1) y posteriormente la Ecuación (4).

$$D'_i = \frac{1}{2N} + \frac{N-1}{N} \cdot \frac{D_i - D_{\min}}{D_{\max} - D_{\min}} \quad (4)$$

Por tanto, a modo de resumen, a partir de una serie de ofertas y su ordenación de posiciones respectivas, se tendrá una serie de puntos (B_i, i), con los que se obtendrá un nuevo conjunto de valores (D'_i, P_{nth}).

5. Asunciones

El método propuesto asume: en primer lugar que cada empresa conoce sus costes, y además, que tendrán alguna información sobre el nivel aproximado de sus costes en comparación con los de otras empresas (Makadok, 2010). En segundo lugar, que las estrategias de licitación de las empresas son racionales y presentan ofertas que maximizan sus beneficios esperados, teniendo en cuenta toda la información posible sobre sí mismos y sus empresas rivales. Estas dos asunciones son sinónimo de lo siguiente: "Si una serie de ofertantes ofertan con el mismo criterio, entonces, sus ofertas económicas deben seguir la misma distribución estadística".

Esta distribución estadística es “aproximadamente” una distribución uniforme, cuya curva de probabilidad acumulada ($Y_{pattern}$) sería una bisectriz, según indica la Ecuación (5).

$$Y_{pattern} = D'_i \quad (5)$$

Con el fin de establecer una zona en la que los puntos reales de la distribución (D'_i, P_{nth}) puedan ser considerados como no suficientemente lejos de la línea patrón estándar, se han definido las líneas límite superior e inferior. Las Ecuaciones de las líneas límite son la (6) y (7), y se colocan a una distancia que equivale a $1/2N$ por encima y debajo de la línea patrón estándar.

$$Y_{lower} = D'_i - \frac{1}{2N} \quad Y_{upper} = D'_i + \frac{1}{2N} \quad (6) \text{ y } (7)$$

6. Metodología propuesta

Para el análisis completo de un conjunto completo de ofertantes en una licitación, deben desarrollarse los siguientes pasos de cálculo:

1. Ordenar los valores de las ofertas del más barato ($i=1$) al más caro ($i=N$).
2. Calcular las respectivas bajas (D_i) de todos los licitadores utilizando la Ecuación 1.
3. Calcular las bajas estándar (D'_i) utilizando la Ecuación 4 de todos los licitadores.
4. Calcular los valores de probabilidad P_{nth} de todas las ofertas utilizando la Ecuación 3.
5. Representar el nuevo conjunto de datos anterior (D'_i, P_{nth}) en un gráfico similar al que se muestra en la Figura 2.
6. Calcular la recta de regresión óptima del conjunto de valores (D'_i, P_{nth}) y dibujarla en el mismo gráfico anterior.
7. Representar la línea patrón estándar (según la Ecuación 5) y las líneas límite (según las Ecuaciones 6 y 7) en el gráfico anterior.

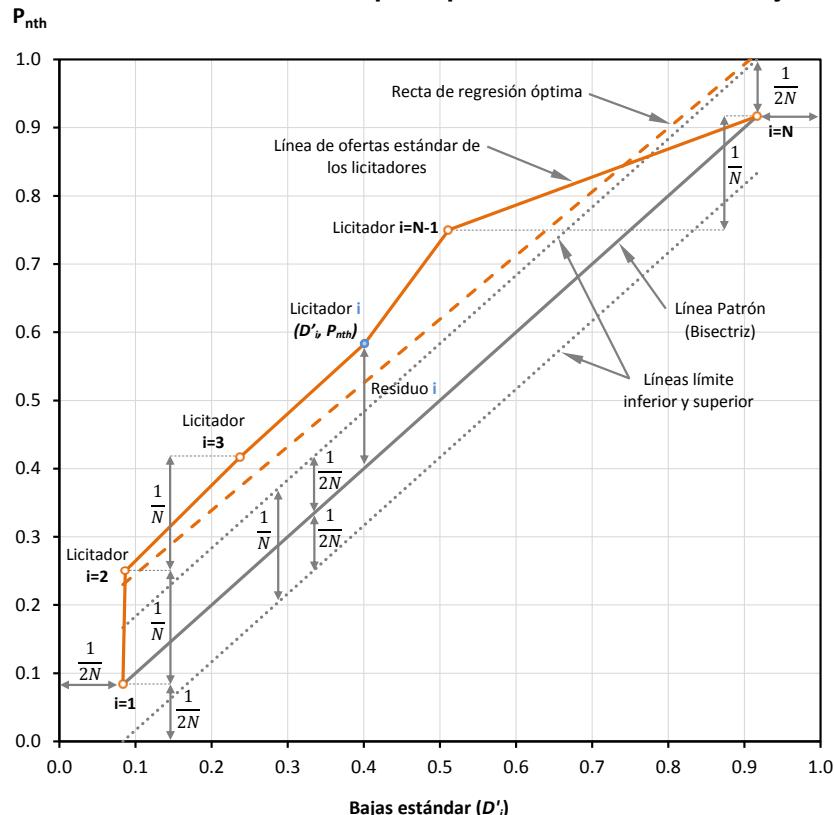
Cuando se realiza este proceso, se habrá generado un nuevo gráfico, denominado “Gráfico de Bajas estándar” (Standard Drop Graph, SDG), de modo que un analista podrá estudiar la distribución de las ofertas de los ofertantes. En la Figura 2 se muestra un ejemplo de un genérico de SDG con sus principales elementos los cuales ya han sido todos mencionados o son fácilmente inferibles.

7. Revisión de contratos

Para implementar esta metodología de detección de colusión en licitaciones se revisaron los documentos de especificaciones de 120 licitaciones de empresas privadas y administraciones públicas (Ballesteros Pérez, 2010, anexo I)

La administración pública seleccionada para esta comunicación es la Agencia Catalana del agua, ACA en lo sucesivo, una administración semi-pública que gestiona la mayor parte del sistema de abastecimiento de agua en la Comunidad Autónoma de Cataluña. La ACA generó 51 licitaciones de construcción en aproximadamente un año (desde mayo de 2007 a junio de 2008) (Ballesteros Pérez, 2010, anexo II) y con ellas se analizaron en mayor profundidad los resultados (3 licitaciones extractadas presentadas en el Apéndice A).

Figura 2: Representación de los elementos principales de un Gráfico de Bajas estándar (SDG)



8. Cálculos y resultados

Los cálculos realizados sobre los contratos analizados realizan cuatro comprobaciones

1. Verificar que la recta de regresión de las bajas estándar tiene un $R^2 > 0.90$, lo que asegura una representación suficiente de los puntos descritos.
2. Verificar que la recta de regresión queda “dentro” del huso definido por Y_{lower} e Y_{upper} , para asegurar que no se ha causado una distorsión superior a $1/N$.
3. Verificar que los residuos alrededor de la recta de regresión siguen una distribución Normal, por medio de la t de student (con probabilidad inferior al 5% en este caso).
4. Verificar que el desplazamiento del promedio de las bajas estándar, no es superior a $1/N$, lo cual es verificado por el medio rango, ya que es una distribución uniforme.

Estas comprobaciones deben ser cumplidas si se desea considerar que la licitación analizada está exenta de ofertas anormales. Específicamente, las cuatro comprobaciones mencionadas se resumen en el extremo superior derecho de las Tablas de la 2 a la 7 del Apéndice A (en texto azul cuando se cumplen y texto rojo cuando no se cumplen), siendo sencillo observar que se cumplen las comprobaciones al eliminar las ofertas de algunos licitadores y que son los que causaban una anormalidad en la distribución estadística de las ofertas. Estos ofertantes con los que son realmente “anormales” y potencialmente colusivos de repetir este comportamiento sucesivas veces.

9. Discusión y conclusiones

Hasta el momento, no existen técnicas empíricas lo suficientemente completas como para detectar colusión en procesos de licitación. No obstante, el enfoque descrito en la presente

comunicación, es un paso más en el avance de este problema, al resolver algunos problemas identificados en los modelos precedentes:

- Hasta la fecha, sólo han sido utilizados modelos aplicados a las subastas, no a los concursos, en los cuales se implementan otros criterios no económicos.
- Los modelos precedentes, generalmente requieren de mucha información acerca de los potenciales ofertantes y de los detalles del proyecto, por lo tanto, sólo se han aplicado a licitaciones relativamente simples.
- Los modelos previos, requieren técnicas de regresión matemática avanzada y un número suficiente de ofertas anteriores para ser aplicables.

En la presente comunicación se ha desarrollado un procedimiento para detectar ofertas económicas anormales (por ser extremadamente baratas o caras) que, en caso de repartirse a lo largo del tiempo en sucesivas licitaciones podrían indicar la presencia de cárteles o de grupos colusivos entre los participantes.

Detectar y demostrar numéricamente este tipo de prácticas ilícitas es necesario en el ámbito de la contratación pública, ya que los recursos implicados son muy elevados a nivel de prácticamente cualquier país, y la inversión pública siempre debe intentar optimizarse, velando por un adecuado y efectivo uso del dinero de los contribuyentes.

A pesar de que métodos similares anteriores presentaban algunas limitaciones, el método presentado aquí resuelve parcialmente sus problemas, puesto que:

- Se puede aplicar a ofertas económicas simplemente, no importando que estas provengan del ámbito público o privadas, y de un concurso o una subasta.
- No es necesario ninguna información acerca de los potenciales ofertantes (excepto sus ofertas económicas) o sobre el proyecto, ya que sólo se detectan ofertas anormalmente bajas y/o altas.
- Los cálculos matemáticos necesarios son muy simples y la representación de las ofertas de los licitadores, guían al Órgano de contratación en cualquier momento con respecto a las desviaciones de una distribución estándar patrón.
- Este método no puede ser utilizado al revés, es decir, no puede ser aplicado por un cártel para disimular una serie de ofertas falsas, excepto cuando las firmas del cartel son una mayoría del número total de los ofertantes.

Por este motivo, el método presentado implica grandes mejoras sobre conceptualizaciones previas. No obstante, su limitación principal es que no permite detectar ofertas anormales que no sean extremadamente altas o bajas, por lo que este sigue siendo un aspecto de mejora que deberá afrontarse en próximas investigaciones.

Referencias

- Anderson, L., Freeborn, B. & Hulbert, J., (2012) Risk aversion and tacit collusion in a Bertrand Duopoly experiment. *Review of Industrial Organization*, 40, 37-50.
- Aoyagi, M., (2003) Bid rotation and collusion in repeated auctions. *Journal of Economic Theory*, 112, 79-105.
- Aoyagi, M. & Fréchette, G., (2009) Collusion as public monitoring becomes noisy: Experimental evidence. *Journal of Economic Theory*, 144, 1135-1165.
- Bajari, P. & Summers, G., (2002) Detecting collusion in procurement auctions. *Antitrust Law Journal*, 70, 143-170.

- Bajari, P. & Ye, L., (2001) Competition Versus Collusion in Procurement Auctions: Identification and Testing. *Stanford University Working Paper*.
- Bajari, P. & Ye, L., (2003) Deciding between competition and collusion. *Review of Economics and Statistics*, 85, 971-989.
- Baldwin, L., Marshall, R. & Richard, J.F., (1997) Bidder collusion at Forest Service Timber Sales. *Journal of Political Economy*, 105, 657-699.
- Ballesteros-Pérez, P., (2010) Doctoral Thesis: "Propuesta de un nuevo modelo para la predicción de bajas en licitaciones de Construcción". González Cruz, MC. dir.; Pastor Ferrando, JP. dir. Identificador Universal: <http://hdl.handle.net/10251/7025>
- Ballesteros-Pérez, P., González-Cruz, Mª.C., Pastor-Ferrando, J.P. & Fernández-Diego, M., (2012a) The iso-Score Curve Graph. A new tool for competitive bidding. *Automation in Construction*, 22, 481-490.
- Ballesteros-Pérez, P., González-Cruz, Mª.C. & Cañavate-Grimal, A., (2012b) Mathematical relationships between scoring parameters in capped tendering. *International Journal of Project Management*, 30, 850-862.
- Ballesteros-Pérez, P., González-Cruz, Mª.C. & Cañavate-Grimal, A., (2013) On Competitive Bidding: Scoring and Position Probability Graphs. *International Journal of Project Management*. 31, 434-448.
- Blume, A. & Heidhues, P. (2008) Modeling tacit collusion in auctions. *Journal of Institutional and Theoretical Economics*, 164, 163-184.
- Carr, P.G., (2005) Investigation of bid price competition measured through pre bid project estimates, actual bid prices and Number of bidders. *Journal of Construction Engineering and Management*, 131, 1165-1172.
- Chao, L. & Liou, C., (2007) Risk-minimizing approach to bid-cutting limit determination. *Construction Management and Economics*, 25, 835-843.
- Che, Y.-K. & Kim, J., (2006) Robustly collusion-proof implementation. *Econometrica*, 74, 1063-1107.
- Che, Y.-K. & Kim, J., (2008) Optimal collusion-proof auctions. *Journal of Economic Theory*, 144, 565-603.
- Chowdhury, P.R., (2008) Controlling collusion in auctions: The role of ceilings and reserve prices. *Economics Letters*, 98, 240-246.
- Drew, D.S. & Skitmore, R.M., (1997) The effect of contract type and size on competitiveness in bidding. *Construction Management and Economics*, 15, 469-489.
- Engelbrecht-Wiggans, R., (1980) State of the art — auctions and bidding models: a survey. *Management Science*, 26(2), 119-142.
- Fayek, A., (1998) Competitive bidding strategy model and software system for bid preparation. *Journal of Construction Engineering and Management*, 124, 1-10.
- Gayle, W.R. & Richard, J., (2008) Numerical solutions of asymmetric, first-price, independent private values auctions. *Computational Economics*, 32(3), 245-278.
- Graham, D.M., & Marshall, R.C., (1987) Collusive bidder behavior at single-object second-price and English auctions. *Journal of Political Economy*, 95, 1217-1239.
- Harrington, J.E., (2005) Detecting Cartels. *Economics Working Paper Archive, Johns Hopkins University*.
- Harstad, R.M. & SašaPekic, A., (2008) Relevance to practice and auction theory: a memorial essay for Michael Rothkopf. *Interfaces*, 38, 367-380.
- Hartono, B. & Yap, C.M., (2011) Understanding risky bidding: a prospect-contingent perspective. *Construction Management and Economics*, 29, 579-593.
- Hendricks, K., Porter, R. & Tan, G., (2008) Bidding rings and the winner's curse. *The RAND Journal of Economics*, 39, 1018-1041.
- Hu, A., Offerman, T. & Sander, O., (2011) Fighting collusion in auctions: An experimental investigation. *International Journal of Industrial Organization*, 29, 84-96.
- Ishii, R. (2008) Collusion in Repeated Procurement Auction: A Study of a Paving Market in Japan. *Osaka University, Institute of Social and Economic Research, ISER*

Discussion Paper 0710.

- Ishii, R., (2009) Favor exchange in collusion: Empirical study of repeated procurement auctions in Japan. *International Journal of Industrial Organization*, 27(2), 137-144.
- Jeon, D.S. & Menicucci, D., (2005) Optimal second-degree price discrimination and arbitrage: On the role of asymmetric information among buyers. *RAND Journal of Economics*, 36, 337-360.
- Klemperer, P., (2002) What really matters in auction design. *Journal of Economic Perspectives*, 16, 169-190.
- Laffont, J. & Martimort, D., (1997) Collusion under asymmetric information. *Econometrica*, 65, 875-911.
- Laffont, J. & Martimort, D., (2000) Mechanism design with collusion and correlation. *Econometrica*, 68, 309-342.
- Laryea, S. & Hughes, W., (2011) Risk and price in the bidding process of contractors. *Journal of Construction Engineering and Management*, 137, 248-259.
- Makadok, R., (2010) The interaction effect of rivalry restraint and competitive advantage on profit: why the whole is less than the sum of the parts. *Management Science*, 56, 356-372.
- Marshall, R.C. & Marx, L.M., (2009) The vulnerability of auctions to bidder collusion.(Report). *Quarterly Journal of Economics*, 124, 883-910.
- Maskin, E. & Riley, J., (2000) Asymmetric auctions. *The Review of Economics Studies*, 67, 413-438.
- McAfee, R.P. & McMillan, J., (1992) Bidding rings. *American Economic Review*, 82, 579-599.
- Mohamed, K.A., Khoury, S.S. & Hafez, S.M., (2011) Contractor's decision for bid profit reduction within opportunistic bidding behavior of claims recovery. *International Journal of Project Management*, 29, 93-107.
- Näykki, P., (1976) On optimal bidding strategies. *Management Science*, 23, 198-203.
- Ngai, S.C., Drew, D.S., Lo, H.P. & Skitmore, R.M., (2002) A theoretical framework for determining the minimum number of bidders in construction bidding competitions. *Construction Management and Economics*, 20, 473-482.
- OECD (Organisation for Economic Co-operation and Development) (2007) Bribery in Procurement, Methods, Actors and Counter-Measures, ISBN 978-92-64-01394-0
- OECD Observer (Organisation for Economic Co-operation and Development) (2009). Guidelines for fighting bid rigging in public procurement. p. 5(1).
- Oo, B.L., Drew, D.S. & Lo, H.P., (2008a) A comparison of contractors' decision to bid behaviour according to different market environments. *International Journal of Project Management*, 26, 439-447.
- Oo, B.L., Drew, D.S. & Lo, H.P., (2008b) Heterogeneous approach to modeling contractors' decision-to-bid strategies. *Journal of Construction Engineering and Management*, 134, 766-776.
- Oo, B., Drew, D.S. & Runeson, G., (2010) Competitor analysis in construction bidding. *Construction Management and Economics*, 28, 1321-1329.
- Paha, J., (2011) Empirical methods in the analysis of collusion. *Empirica*, 38, 389-415.
- Pesendorfer, M., (2000) A study of collusion in first-price auctions. *Review of Economic Studies*, 67, 381-411.
- Porter, R.H. & Zona, J.D., (1993) Detecting of bid rigging in procurement auctions. *Journal of Political Economy*, 101(3), 518-538.
- Porter, R.H. & Zona, J.D., (1999) Ohio School Milk Markets: an analysis of bidding. *RAND Journal of Economics*, 30, 263-288.
- Porter, R.H., (2005) Detecting collusion. *Review of Industrial Organization*, 26, 147-167.
- Rasch, A. & Wambach, A., (2009) Internal decision-making rules and collusion. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 72, 703-715.
- Rothkopf, M.H. & Harstad, R.M., (1994) Modeling competitive bidding: a critical essay.

- Management Science*, 40, 364-384.
- Runeson, G., (1988) An analysis of the accuracy of estimating and the distribution of tenders. *Construction Management and Economics*, 6, 357-370.
- Skitmore, R.M., (1991) The contract bidder homogeneity assumption: an empirical analysis. *Construction Management and Economics*, 9, 403-429.
- Skitmore, R.M., (2001) Graphical method for identifying high outliers in construction contract auctions. *Journal of the Operational Research Society*, 52, 800–809.
- Skitmore, R.M., (2002) The probability of tendering the lowest bid in sealed auctions: an empirical analysis of construction data. *Journal of the Operational Research Society*, 53, 47-56.
- Skitmore, R.M., (2004) Predicting the probability of winning sealed bid auctions: the effects of outliers on bidding models. *Construction Management and Economics*, 22, 101-109.
- Skitmore, R.M., (2008) First and second price independent values sealed bid procurement auctions: some scalar equilibrium results. *Construction Management and Economics*, 26, 787-803.
- Skitmore, R.M. & Lo, H.P., (2002) A method for identifying high outliers in construction contract auctions. *Engineering, Construction and Architectural Management*, 9, 90–130.
- Skrzypacz, A. & Hopenhayn, H., (2004) Tacit collusion in repeated auctions. *Journal of Economic Theory*, 114, 153-169.
- Watt, D.J., Kayis, B. & Willey, K., (2009) Identifying key factors in the evaluation of tenders for projects and services. *International Journal of Project Management*, 27, 250-260.

Apéndice A

Tabla 2: Análisis de la distribución de ofertas (Licitación nº1) con todos los ofertantes

Analysis of Bidders' Distribution										Entry ID	1	Dm Dist.: Analysis	Std. Pattern line Regression	Std. Pattern line Regression
T. Code	Thesis ID	Deadline	Cont. Aut.	EW	NOW	μ Resid.	Dm	Dm distortion	R²	Dm	Dm distortion	R²		
CTB001116	A00	6/16/08	ACA	0.4	WWRP-SW	-0.0051	6.131.465.05 €	0.2013	0.9725	0.5519	0.9654			
No bids (N)	X amount	Dmax	Dmin	Abn. Bids	Resid.		N bidders (N)	Y. Amount	Optimal Straight Line Regression	Dm distortion	R²			
12	6.131.465.05 €	0.2013	0.0412	0.1204	0.08	0.0502	13	6.131.465.05 €	Optimal Straight Line Regression	0.5519	0.9654			
Active?	Bidder (i)	Bi (€)	D _i	D _i ¹	Path	Yeartern Resid. D _i	Residual Normality Test (mean)	tstd. (ε=5%)	tstd. (ε=5%)	tstd. (ε=5%)	tstd. (ε=5%)	tstd. (ε=5%)		
1	1	4.897.082.06	0.2013	0.9583	0.9583	0.9583	0.0000	2.02010	0.3510	2	5.057.779.79	0.2013		
1	2	5.057.779.79	0.1756	0.8111	0.7957	0.7063	-0.0051			3	5.167.018.80	0.1573		
1	3	5.167.018.80	0.1573	0.7063	0.7917	0.7063	-0.0051			4	5.201.65.78	0.1506		
1	4	5.201.65.78	0.1506	0.6679	0.7083	0.6679	-0.00405			5	5.242.27.50	0.1450		
1	5	5.242.27.50	0.1450	0.6360	0.6250	0.6360	0.0110			6	5.262.79.01	0.1420		
1	6	5.262.79.01	0.1420	0.6187	0.5417	0.6187	0.0771			7	5.36.33.05	0.1256		
1	7	5.36.33.05	0.1256	0.5248	0.5248	0.5248	0.0665			8	5.49.11.38.2	0.1046		
1	8	5.49.11.38.2	0.1046	0.4946	0.4946	0.4946	0.0296			9	5.63.86.9.60	0.0803		
1	9	5.63.86.9.60	0.0803	0.2657	0.2917	0.2657	-0.0260			10	5.75.37.9.95	0.0615		
1	10	5.75.37.9.95	0.0615	0.1979	0.0883	0.1979	-0.0502			11	5.76.25.6.03	0.0594		
1	11	5.76.25.6.03	0.0594	0.1459	0.1250	0.1459	0.0209			12	5.87.84.8.67	0.0412		
1	12	5.87.84.8.67	0.0412	0.0417	0.0417	0.0417	0.0000			13	6.13.45.5.05	0.0385		
			D _i	Bidder i's monetary bid		D _i	Residual D _i							
			D _i	Bidder i's drop		D _i	Residual D _i							
			D _i	Bidder i's Standard drop		D _i	Residual D _i							
			D _i			D _i								

Tabla 3: Análisis de la distribución de ofertas (Licitación nº1) con ofertas extremas eliminadas

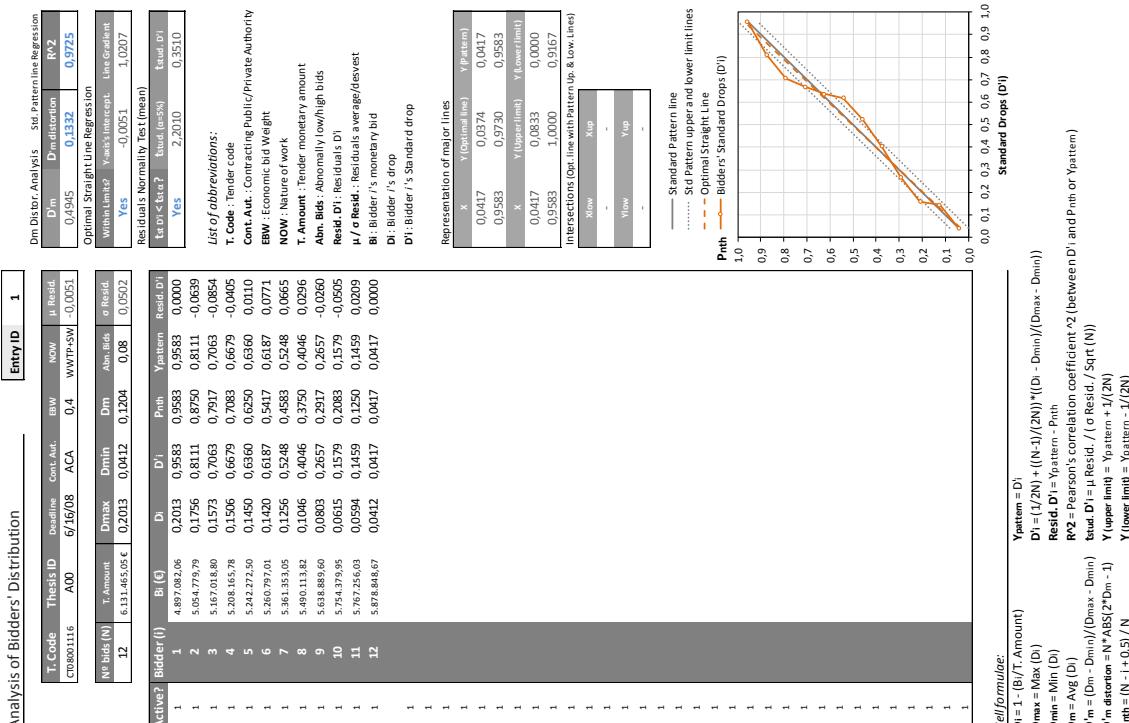


Tabla 4: Análisis de la distribución de ofertas (Licitación nº2) con todas las ofertas

Analysis of Bidders' Distribution										Analysis of Bidders' Distribution										Analysis of Bidders' Distribution											
Entry ID 20		T Code Thesis ID					Deadline Cont. Aut.			EBW Now		μ Resid.		T Code Thesis ID					Deadline Cont. Aut.			EBW Now		μ Resid.		T Code Thesis ID					
		CIT002648 A19 12/31/07 ACA					0.4			0.4998		0.0022		CIT002648 A19 12/31/07 ACA					0.4			0.4998		0.0022		CIT002648 A19 12/31/07 ACA					
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															
Residuals Normality Test (mean)																															

Tabla 6: Análisis de la distribución de ofertas (Licitación nº3) con todas las ofertas

Analysis of Bidders' Distribution												Entry ID 25			
Dm Distortion Analysis Std Pattern Line Regression												Dm Distortion Analysis Std Pattern Line Regression			
T. Code	Theis ID	Deadline	Cont. Aut.	EBW	NOW	μ Resid.	θ	Resid.	Cont. Aut.	EBW	NOW	μ Resid.	D _m	D _m ' distortion	R ²
CT002493	A25	12/11/07	ACA	0.4	SW	-0.0139			12/11/07	ACA	0.4	SW	-0.0650		
Nº bids (N)	T. Amount	Dmax	Dmin	Abn. Bids	o Resid.								Optimal Straight Line Regression	Within limits?	R ²
17	2.739.723.18€	0.2799	0.1518	0.2340	0.32	0.0582							No	0.9118	0.3319
Residuals Normality Test (final)													Y-axis intercept?	Y-axis intercept - Line Gradient	
Yes	0.0195	0.9885											No	-0.0541	1.2707
Residuals Normality Test (mean)													Resid. D _i	Resid. D _i	
													Resid. D _i	Resid. D _i	
List of abbreviations:														List of abbreviations:	
tstd.D _i < t _{α/2} ?	kstd. (ε=5%)	tstd. D _i											tstd. D _i ?	tstd. (ε=5%)	tstd. D _i
Yes	2.1199	0.9850											No	3.0184	0.0539
List of abbreviations:														List of abbreviations:	
Cont. Aut. : Contracting Authority														Cont. Aut. : Contracting Public/Private Authority	
EBW : Economic bid Weight														EBW : Economic bid Weight	
NOW : Nature of work														NOW : Nature of work	
T. Amount : Tender monetary amount														T. Amount : Tender monetary amount	
Abn. Bids : Abnormally low/high bids														Abn. Bids : Abnormally low/high bids	
Resid. D _i : Residuals D _i														Resid. D _i : Residuals D _i	
μ / σ Resid. : Residuals average/ desvest														μ / σ Resid. : Residuals average/ desvest	
Bt. Bidder's bid														Bt. Bidder's bid	
Di. Bidder's drop														Di. Bidder's drop	
D1. Bidder's Standard drop														D1. Bidder's Standard drop	
Representation of major lines														Representation of major lines	
X														X	
Y (Pattern)														Y (Pattern)	
Y (Optimal line)														Y (Optimal line)	
Y (Standard line)														Y (Standard line)	
Y (Upper limit)														Y (Upper limit)	
Y (Lower limit)														Y (Lower limit)	
Intersections Opt. line with Pattern Up & Low lines														Intersections Opt. line with Pattern Up & Low lines	
X Low														X Low	
X Up														X Up	
Y Low														Y Low	
Y Up														Y Up	
Cell formule:														Cell formule:	
D _i = 1 - (B _i /T. Amount)														Y pattern = D _i	
D _i = 1/(1/2N) + ((N-1)/(2N)) * ((D _i - D _{min})/(D _{max} - D _{min}))														D _i = 1	
D _{max} = Max (D _i)														D _i = 1/(1/2N) + ((N-1)/(2N)) * ((D _i - D _{min})/(D _{max} - D _{min}))	
D _{min} = Min (D _i)														D _i = Max (D _i)	
D _m = Avg (D _i)														D _i = Min (D _i)	
D _{m'} = (D _m - D _{min})/(D _{max} - D _{min})														D _i = Avg (D _i)	
D _m distortion = N * ABS(2 * D _m - 1)														D _i = (D _i - D _{min})/(D _{max} - D _{min})	
Path = (N - i + 0.5) / N														Path = (N - i + 0.5) / N	
Y (upper limit) = Y pattern + 1/(2N)														Y (upper limit) = Y pattern + 1/(2N)	
Y (lower limit) = Y pattern - 1/(2N)														Y (lower limit) = Y pattern - 1/(2N)	