

Supervivencia en el cine: El caso de España

by

Pablo Herrera Bermejo

A thesis submitted in conformity with the requirements
for the MSc in Economics, Finance and Computer Science

University of Huelva & International University of Andalusia

uhu.es

un
i Universidad
Internacional
de Andalucía
A

November 2016

Supervivencia en el cine: El caso de España

Pablo Herrera Bermejo

Máster en Economía, Finanzas y Computación

Mónica Carmona Arango

Universidad de Huelva y Universidad Internacional de Andalucía

2016

Abstract

This study tries to model, with the available data, the life-length of a sample of 681 films that went released at the Spanish box office from 1 September 2014 to 30 June 2016. The analysis considers a range of film-specific covariates relating to distribution, quality and weekly performance. Film success is defined here in a duration context, and it is shown that it responds to critics, nominations to “best picture” or release date, but not to country of origin or release timing. The study also confirms, as other authors did, that it is appropriate to account for unobservable heterogeneity between films in the choice of empirical methodology.

JEL classification: M0, M1, M2

Key words: marketing, business administration, motion pictures, survival.

Resumen

Este estudio trata de modelar, con los datos disponibles, el ciclo de vida de una muestra de 681 películas que fueron lanzadas en las taquillas españolas entre el 1 de septiembre de 2014 y el 30 de junio de 2016. El análisis considera un rango de variables específicas de cada película relacionadas con la distribución, calidad y rendimiento semanal. El éxito de un film está definido aquí como el tiempo que dura en las carteleras del país, y se muestra que este responde a las críticas, nominaciones a “mejor película” o a la fecha de lanzamiento, pero no al país de origen o al “timing” de lanzamiento. Este estudio también

confirma, como otros autores ya hicieron, que es apropiado contar con la heterogeneidad inobservada entre películas a la hora de escoger la metodología.

Tabla de contenidos

1.- Introducción	p. 1-2
2.- Análisis de duración	p. 2-5
3.- Descripción de los datos	p. 5-8
4.- Resultados empíricos	p. 8-14
5.- Conclusiones	p. 14-15
6.- Agradecimientos	p. 15
7.- Referencias	p. 16-17

1 Introducción

Según datos del Ministerio de Educación Cultura y Deporte, Ocho apellidos vascos y Ocho apellidos catalanes se situaron como las películas más taquilleras en España en los años 2014 y 2015 respectivamente, con una duración en cartelera de 32 y 17 semanas, superando a superproducciones como Starwars, o Exodus en sus correspondientes años de lanzamiento.

En el año 2014 en el top 5 de las películas con más facturación en España se colaron cuatro películas españolas¹, mientras que en el 2015 sólo la producción española dirigida por Emilio Martínez Lázaro tuvo el honor de estar entre las cinco primeras, pero consiguiendo la posición más alta.

El objetivo de este trabajo no es otro que el de cuantificar la duración del ciclo de vida de las producciones cinematográficas que han sido estrenadas recientemente en España. Muchos son los trabajos sobre la industria del cine que han puesto el foco en diferentes aspectos, pero no demasiados son los que han utilizado el análisis de la duración del ciclo de vida, o análisis de supervivencia de los nuevos productos en este sector.

Uno de los pioneros, el estudio de De Vany y Walls (1997), centra su el análisis de las semanas en las que una película se mantiene dentro del top 50 de Variety's, para ello utilizan una muestra de 350 películas concluyendo que la duración está condicionada por variables explicativas como el número de contratos realizados entre distribuidor-exhibidor antes de su lanzamiento, la recaudación semanal, el número de semanas que lleva ya en el top, la posición que ocupa en este y el número de salas que proyecta la película en su estreno.

Walls (1998), por su parte, realiza un análisis sobre un total de 493 películas proyectadas en Hong-Kong, encontrando que la recaudación en su estreno impacta positivamente en la duración de la misma en cartelera, y que el idioma es significativo a la hora de determinar la duración de los estrenos.

Tanto Nelson et al. (2001) como Deuchert et al. (2005) investigaron el impacto que pudieran tener las nominaciones y premios en este contexto. Ambos obtuvieron resultados similares, encontrado estadísticamente significativos los premios y nominaciones a “mejor película”, y “mejor actor/actriz”.

Publicaciones más recientes, como la de Chisholm y Norman (2006) recogen datos de tres de los cines más importantes de Boston. Entre sus variables explicativas incluyen características específicas, incluidas físicas, de cada uno de ellos, ya que consideran que las decisiones sobre si dejar de proyectar o no una película, se deben a consideraciones particulares de cada cine.

Y, más recientemente, McKenzie (2009) estudia el caso de 360 películas proyectadas en Australia incluyendo variables explicativas como si se ha producido un preestreno, el efecto de utilizar actores muy conocidos (starpower), el presupuesto de producción, el momento del lanzamiento, el género, la posición en el ranking de facturación, la

¹ Por orden de facturación, El Niño, Torrente 5, Exodus y La Isla Mínima (Datos del Ministerio de Educación Cultura y Deporte, 2014)

recaudación en los Estados Unidos, el efecto calendario y la calidad, concluyendo que que el hecho de que el estreno de un film haya contado con una “preview” afecta positivamente a su duración en cartelera, así como un gasto fuerte en publicidad, un éxito previo en EEUU y unas críticas favorables. Coincide con Chisholm y Norman (2006) y De Vany y Walls (1997) en la insignificancia del presupuesto de producción y del “star power”.

En este trabajo examinamos la duración de 681 películas estrenadas en España desde la primera semana de septiembre de 2014 hasta la última de junio de 2016, aunque el período de observación se extiende hasta la última semana de septiembre de 2016. El objetivo es llegar a descubrir los factores que determinan la duración de una producción cinematográfica en cartelera.

Este documento se estructura de la siguiente forma. En el siguiente apartado se describe el modelo teórico que se utiliza para el tratamiento de la información cuantitativa. En la tercera sección se presenta la muestra empleada describiendo las principales dimensiones utilizadas en esta investigación. A continuación, se presentan los resultados empíricos, y por último se muestran las principales conclusiones.

2 Análisis de duración

En el gráfico se puede observar como desde finales de los sesenta se produce una caída significativa de la asistencia de espectadores a las salas de cine en España. Esta recesión se refleja igualmente en el número de películas estrenadas y el número de salas en las que se exhibe.

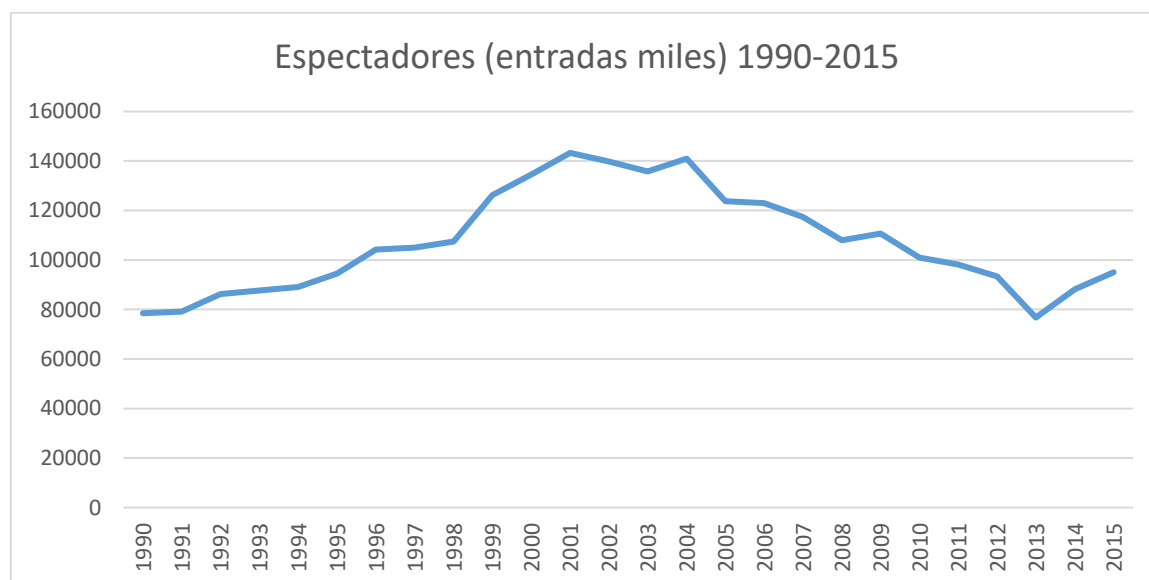


Gráfico 1. Evolución del número de asistentes al cine en España durante el período 1968-2015. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Anuario de la SGAE 2016

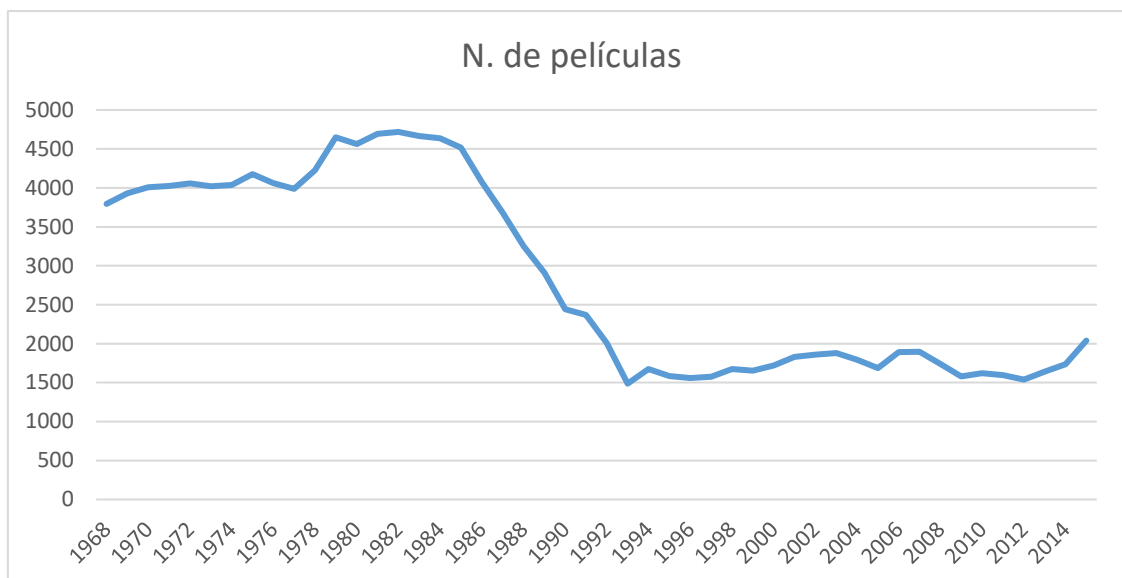


Gráfico 2: Evolución del número de estrenos en España durante el período 1968-2015. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Anuario de la SGAE 2016

Una explicación de esta reducción en el número de estrenos en España la podemos encontrar en la aparición desde entonces de diversos competidores en el mundo del ocio, como reproductores DVD, numerosos canales de televisión, aparición de internet e incluso el efecto de la piratería sobre la industria del cine.

Dado que nos encontramos en una industria donde el presupuesto de producción es la mayoría de los casos muy elevado, la duración de una película en las salas de exhibición se convierte en un factor clave que condicionará la rentabilidad de estas inversiones. Podemos modelizar la duración de las películas en cartelera de la siguiente forma.

En este contexto, y para llevar a cabo el análisis, la técnica multivariante elegida ha consistido en modelos de probabilidad en tiempo discreto y riesgos proporcionales que permiten introducir variables cambiantes en el tiempo. Un modelo de duración persigue determinar la probabilidad de que suceda un evento a lo largo de un periodo de tiempo determinado, esta probabilidad (llamada tasa de riesgo) sigue un patrón temporal (el riesgo base) y se ve además influida por una serie de características que pueden variar entre individuos y también a lo largo del tiempo. Se asume en un modelo en riesgos proporcionales que las diferencias en la probabilidad asignadas a una característica concreta permanecen constantes a lo largo del periodo de observación. En nuestro caso, definimos la variable dependiente como una variable binaria que toma el valor 1 en la semana en el que sale de cartelera, y un 0 en el resto. Relacionaremos el resultado de esta variable dependiente con las variables recogidas que se expondrán en la siguiente sección.

La especificación utilizada en el presente trabajo incorpora además el control por la heterogeneidad inobservada a través de una variable aleatoria que sigue una función de distribución gamma. Se trata de la aplicación que Meyer (1990) propone del modelo Prentice-Gloekler (1978) y que Stephen Jenkins incorporó a la rutina de STATA a través de su aplicación pgmhaz8. A continuación se presentan las características técnicas esenciales de estos modelos siguiendo la descripción que aparece en Jenkins (1997).

Suponemos que existen $i = 1, \dots, n$, observaciones en un momento inicial ($t = 0$), y cada una es seguida hasta que se presente el evento de interés o sea censurada. En nuestro caso el evento de interés es la salida de cartelera de un film y el momento de censura por la derecha se da en caso de que la película continúe en cartelera al final del período de observación (última semana de septiembre de 2016). La tasa de riesgo instantánea λ_{it} se especifica del siguiente modo:

$$\lambda_{it} = \lambda_0(t) \exp(X_{it}'\beta) \quad (1)$$

Donde $\lambda_0(t)$ es la función de riesgo base en el momento t , β es un vector de parámetros a estimar y X_{it} es un vector de variables que resume las diferencias observables entre individuos en el instante t . En nuestro caso es un conjunto de variables que miden recaudaciones semanales, número de salas, momento y “timing” de lanzamiento, género, origen, distribuidor y calidad de la película. Algunas de estas variables cambian con el tiempo.

Con el fin de capturar la posible influencia de la heterogeneidad inobservada, Meyer (1990) asume que los atributos no observables de un individuo se pueden incorporar de manera multiplicativa en la función de riesgo a partir de una variable aleatoria ε_i de forma tal que:

$$\lambda_{it} = \lambda_0(t) \varepsilon_i \exp(X_{it}'\beta) = \lambda_0(t) \exp[X_{it}'\beta + \log(\varepsilon_i)] \quad (2)$$

donde ε_i es una variable aleatoria con función de distribución gamma con media uno y varianza σ^2 e independiente del vector de variables explicativas observables, X_{it} .

La correspondiente función de riesgo en tiempo discreto permite incorporar un perfil de riesgo base no paramétrico, que es diferente para cada intervalo de tiempo (y_j). Se puede expresar como:

$$h_j(X_{ij}) = 1 - \exp\{-\exp[X_{ij}'\beta + \gamma_j + \log(\varepsilon_i)]\} \quad (3)$$

Y su función log-verosímil está marcada por la posible censura (variable dicotómica c_i que toma valor 1 si no se produce el evento de interés en el periodo de observación) y que permite contemplar dos escenarios, A_i (sin censura) y B_i (cuando se da la censura):

$$\log L = \sum_{i=1}^n \log\{(1 - c_i)A_i + c_i B_i\} \quad (4)$$

donde

$$A_i = \left[1 + v \sum_{j=1}^{t_i} \exp[X_{ij}'\beta + \theta(j)] \right]^{-(1/v)} \quad (5)$$

$$B_i = \begin{cases} \left[1 + \nu \sum_{j=1}^{t_i-1} \exp\left[X'_{ij}\beta + \theta(j)\right] \right]^{-(1/\nu)} - A_i, & \text{si } t_i > 1 \\ 1 - A_i, & \text{si } t_i = 1 \end{cases} \quad (6)$$

Donde $\theta(j)$ es una función que describe la dependencia de la duración en la tasa de riesgo.

En lugar de los coeficientes, se mostrarán aquí los hazard ratio para facilitar la interpretación de los resultados; valores del hazard ratio por encima de la unidad indican una mayor probabilidad de que ocurra el evento de interés.

3 Los datos

El modelo de duración propuesto se estima sobre una muestra compuesta por 681 películas que, como se comentó previamente, fueron estrenadas en España desde la primera semana de septiembre de 2014 hasta la última de junio de 2016, aunque el periodo de observación alcanza hasta la última semana de setiembre de 2016. Todas ellas son observadas, por lo tanto, durante un período de tiempo de, al menos, 17 semanas.

Las variables continuas usadas constantes con respecto al tiempo son “Weeks”, “FirstWeekGross”, “GAPweeks” y “Critics”. La primera de ellas hace referencia al objeto de estudio, es decir, al número de semanas que una película es proyectada en España, siendo el máximo valor observado de 36 semanas y la media de casi 8. La segunda, “FirstWeekGross” recoge la recaudación que obtuvo cada una en su primer fin de semana en cartelera. El número de semanas que transcurre entre el primer lanzamiento en el extranjero y el lanzamiento en España está recogido en “Gapweeks” y la crítica de los principales medios de comunicación en “Critics”. En la tabla 1 aparece un resumen de los principales estadísticos descriptivos.

Tabla 1. Resumen estadístico de las variables continuas no variantes en el tiempo

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Weeks	681	7.801762	5.789727	1	36
FirstWeekGross	681	424159.9	981895.8	102	8688660
GAPweeks	681	21.52717	30.52371	0	182
Critics	681	3.202056	.6853478	.8	5

La variable “Weekendgross”, de la cual se ofrece un resumen en la tabla 2, recoge la recaudación de cada período en el que la película se encuentra en cartelera. La recaudación media de la primera semana coincide con la media de “FirstWeekGross”, y ésta, como es de esperar, va decayendo a medida que transcurre más tiempo en cartelera. Se incluye también una variable que recoge la competencia entre las películas que están en cartelera al mismo tiempo, GrossRank, que coloca a cada film, y en cada período, en una posición del ranking de recaudación semanal. Tanto esta variable como

WeekendTheatres, la cual recoge el número de cines que proyecta la película en cada semana, han sido obtenidas de la Base de datos Box –Office Mojo, y la información resumida de ambas aparecerá en la tabla 3.

Tabla 2. Resumen por períodos para los 10 primeros períodos de la recaudación semanal.

spell	Summary of WeekendGross		
	Mean	Std. Dev.	Freq.
1	424159.94	981895.78	681
2	279723.68	629382.27	631
3	179862.49	412121.83	568
4	115764.55	258518.07	516
5	76864.376	175333.53	457
6	55912.082	145945.41	403
7	40925.841	115565.68	346
8	31263.869	82088.458	282
9	21656.021	54776.169	238
10	14803.121	34991.034	199
Total	165700.36	515820.72	4,321

Tabla 3. Resumen del número de teatros y del ranking en cuanto a recaudación

spell	Summary of WeekendTheatres		Summary of GrossRank		
	Mean	Std. Dev.	Mean	Std. Dev.	Freq.
1	134.48899	163.48472	17.986784	14.502174	681
2	135.57052	151.51464	21.759113	17.246918	631
3	116.59155	133.74116	26.213028	19.590842	568
4	95.393411	120.77831	31.30814	22.555304	516
5	75.251641	102.8114	34.531729	22.650268	457
6	64.848635	140.51717	36.796526	22.019175	403
7	48.419075	75.977728	38.945087	22.07418	346
8	42.156028	69.357374	39.85461	21.810004	282
9	35.844538	63.894601	41.936975	20.99468	238
10	28.407035	50.426065	43.874372	20.994691	199
Total	91.62879	130.8606	30.33071	21.716665	4,321

El número de teatros semanales también va en disminución a medida que pasan las semanas. Esto ocurre a medida que contratos particulares entre distribuidor-exhibidor se van rompiendo, debido posiblemente a cláusulas establecidas en los mismos, o simplemente porque estaba prefijado el límite de semanas de proyección en la semana anterior. En esta tabla se recoge la información por períodos, para los 10 primeros períodos, tanto para esta variable como para la que recoge la posición en el ranking semanal de recaudación. En esta, se aprecia cómo, y como era de esperar, la posición en el ranking semanal de recaudación va en aumento (posiciones más bajas), a medida que trascurren períodos en cartelera y decae el número de teatros que proyecta la película.

El resto de variables que forman la base de datos son variables binarias que recogen datos sobre género, país de origen, distribuidor, re-lanzamiento y nominaciones a mejor película, además de un grupo de variables dicotómicas que tratarán de medir el efecto calendario. Para recoger estos datos se han introducido más de 15 géneros distintos, más de 50 países distintos han participado en algún film estrenado en España en el período de

estudio, estando estos datos recogidos por separado según hayan colaborado, aunque en el modelo solo se incluirán EEUU y España. Lo mismo ocurre con los distribuidores, a cuyos datos originales se les aplica una transformación para contar con una única variable binaria (“majordis”), que obtendrá información sobre los distribuidores más importantes según recaudación en años anteriores, concretamente los denominados “majors”, que son los que distribuyeron las cinco películas más taquilleras en España de los últimos cinco años.

Para medir la calidad de cada film, como ya hicieron Nelson et al. (2001) o Deuchert et al. (2005), nos basamos en el hecho de si la película fue nominada al premio “mejor película” en los festivales más importantes de la industria del cine. Para ello, la variable transformada “nom” ofrecerá información sobre aquellas películas que obtuvieron la nominación en algunos de los premios más importantes del mundo (Óscar, Golden Globe, Goya, Golden Bear, Golden Lion, Bafta y Palm D’or). Se incluye, además y como se explicó anteriormente, otra forma de medir la calidad, como variable continua: la crítica recibida por los medios. Esta variable ha sido muy usada a lo largo de la literatura por autores como McKenzie (2009), que incluye en el modelo una variable que define si la película ha recibido una crítica favorable según los medios australianos, o Legoux et al. (2016), que hace lo mismo con la crítica de los medios en Quebec. Este último estudio usa una escala de 4 puntos, mientras en nuestro caso usamos una variable continua que escala desde 0 hasta 5, la variable “Critics”, como nota media que recoge Sensacine de los medios de comunicación más importantes. El efecto calendario se controla a través de la fecha del estreno. A partir de esta variable se ha elaborado otra que permita medir el efecto de la estación del año del estreno en la duración en cartelera. En la tabla 4 se puede apreciar la distribución de la muestra con respecto a estas variables.

Tabla 4. Distribución de frecuencias de la muestra

majordis	Freq.	Percent
0	328	48.16
1	353	51.84
nom		
0	594	87.22
1	87	12.78
Genre	Freq.	Percent
Action	53	7.78
Adventure	26	3.82
Animated	42	6.17
Comedy	142	20.85
Crime	31	4.55
Drama	203	29.81
Fantasy	11	1.62
Musical	9	1.32
SciFi	27	3.96
Thriller	63	9.25
Horror	31	4.55
Western	6	0.88
Romance	4	0.59

Continuación tabla 4

Documental	44	6.46
RomanticComedy	14	2.06
Biographic	18	2.64
Calendario	Freq.	Percent
Winter	185	27.17
Spring	198	29.07
Summer	131	19.24
Autumn	167	24.52
Total	681	100

Tabla 5. Las variables y sus significados

Variable	Fuente	Descripción
Weeks	BoxOfficeMojo.com	Número de semanas que permanece la película en cartelera.
WeekendGross	BoxOfficeMojo.com	Recaudación del fin de semana para cada una de las semanas que la película permanece en cartelera.
FirstWeekGross	BoxOfficeMojo.com	Recaudación en la primera semana del estreno.
Calendario	BoxOfficeMojo.com	Estación del año en la que se produce el estreno.
WeekendTheatres	BoxOfficeMojo.com	Número de salas en las que se exhibe la película en cada una de las semanas en las que está en cartera.
Gapweeks	IMDb.com	Intervalo de tiempo entre el estreno a nivel mundial y el estreno en las salas del territorio español.
Critics	Sensacine.com	Críticas realizadas por los principales medios de comunicación. Valores 0-5.
Genre	IMDb.com Fimaffinity.com	Variable dummy que toma los valores 1 para cada uno de los 16 géneros controlados.
Origin	IMDb.com	Variable dummy que permite controlar las películas españolas y norteamericanas. Tomando valores 1 para Spain y 1 para USA.
nom	Fimaffinity.com	Nominaciones a la "mejor película" en los principales premios de la industria.
Distributor	IMDb.com Fimaffinity.com Sensacine.com	Variable dummy que toma valor 1 para cada uno de los distribuidores controlados.

4 Resultados empíricos

Para aplicar la técnica de estimación propuesta expandimos cada observación en base al número de semanas en cartelera, por lo que contamos finalmente con 5,313 datos sobre los estrenos en el período considerado. Consideramos el intervalo temporal (spell) como el tiempo transcurrido (en semanas) entre el comienzo del estado inicial (estreno de una película) y el paso a otro estado (retirada de la cartelera).

Empezamos nuestro análisis empírico examinando la función de supervivencia para la muestra elegida. Estimamos la función de supervivencia $S(t)$ utilizando el estimador no paramétrico de Kaplan Meier, ya que no requiere de ningún supuesto acerca de la función de distribución. De la misma forma examinamos la función de riesgo suavizada. Las probabilidades de supervivencia, y sus errores estándar estimados se muestran en la tabla 6 y aparecen representados claramente en el gráfico 3.

Tabla 6. Función de supervivencia.

Time	Beg. Total	Fail	Net Lost	Survivor Function	Std. Error	[95% Conf. Int.]	
1	681	50	0	0.9266	0.0100	0.9043	0.9438
2	631	63	0	0.8341	0.0143	0.8039	0.8600
3	568	52	0	0.7577	0.0164	0.7237	0.7881
4	516	59	0	0.6711	0.0180	0.6344	0.7050
5	457	54	0	0.5918	0.0188	0.5538	0.6276
6	403	57	0	0.5081	0.0192	0.4699	0.5449
7	346	64	0	0.4141	0.0189	0.3769	0.4508
8	282	44	0	0.3495	0.0183	0.3138	0.3853
9	238	39	0	0.2922	0.0174	0.2585	0.3267
10	199	39	0	0.2349	0.0162	0.2038	0.2674
11	160	26	0	0.1968	0.0152	0.1678	0.2274
12	134	16	0	0.1733	0.0145	0.1459	0.2027
13	118	19	0	0.1454	0.0135	0.1201	0.1730
14	99	18	0	0.1189	0.0124	0.0960	0.1445
15	81	15	0	0.0969	0.0113	0.0762	0.1206
16	66	7	0	0.0866	0.0108	0.0670	0.1093
17	59	7	0	0.0764	0.0102	0.0580	0.0979
18	52	7	1	0.0661	0.0095	0.0491	0.0864
19	44	9	0	0.0526	0.0086	0.0375	0.0712
20	35	4	2	0.0466	0.0081	0.0325	0.0643
21	29	3	0	0.0417	0.0077	0.0284	0.0588
22	26	5	0	0.0337	0.0070	0.0218	0.0495
23	21	6	0	0.0241	0.0060	0.0143	0.0381
24	15	4	1	0.0177	0.0052	0.0095	0.0302
25	10	1	0	0.0159	0.0050	0.0082	0.0281
26	9	2	0	0.0124	0.0044	0.0058	0.0237
27	7	1	0	0.0106	0.0041	0.0046	0.0215
29	6	2	0	0.0071	0.0034	0.0025	0.0168
30	4	1	0	0.0053	0.0030	0.0015	0.0144
31	3	1	0	0.0035	0.0025	0.0008	0.0119
34	2	1	0	0.0018	0.0018	0.0002	0.0094
36	1	1	0	0.0000	.	.	.

La muestra cuenta con un total de cuatro películas que representan la censura por la derecha típica de este tipo de análisis. La duración de una de ellas es de 18 semanas, dos de ellas duran 20 semanas mientras la última observación censurada de la muestra dura un total de 24 semanas.

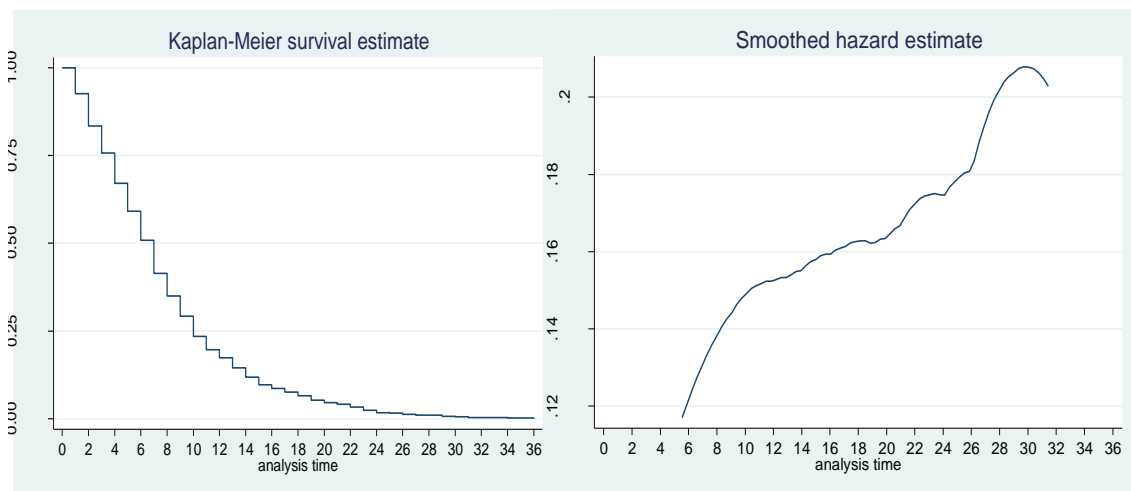


Gráfico 3. Representación de función de supervivencia y de riesgo.

La función de supervivencia estimada es claramente decreciente y convexa, mostrando que la probabilidad de que una película salga de la cartelera depende del tiempo transcurrido desde su estreno. Por otra parte, al analizar la función de riesgo podemos observar como hasta la semana 10 el riesgo de salida crece más que proporcional con respecto al tiempo, así como a partir de la semana 26. Estimamos ahora el modelo paramétrico de duración con el objetivo de cuantificar los efectos de las diferentes variables en la duración. Para ello hacemos uso de un modelo de duración discreto con heterogeneidad inobservada. Los resultados de la estimación aparecen en la tabla 7.

Tabla 7. Resultados de la estimación.

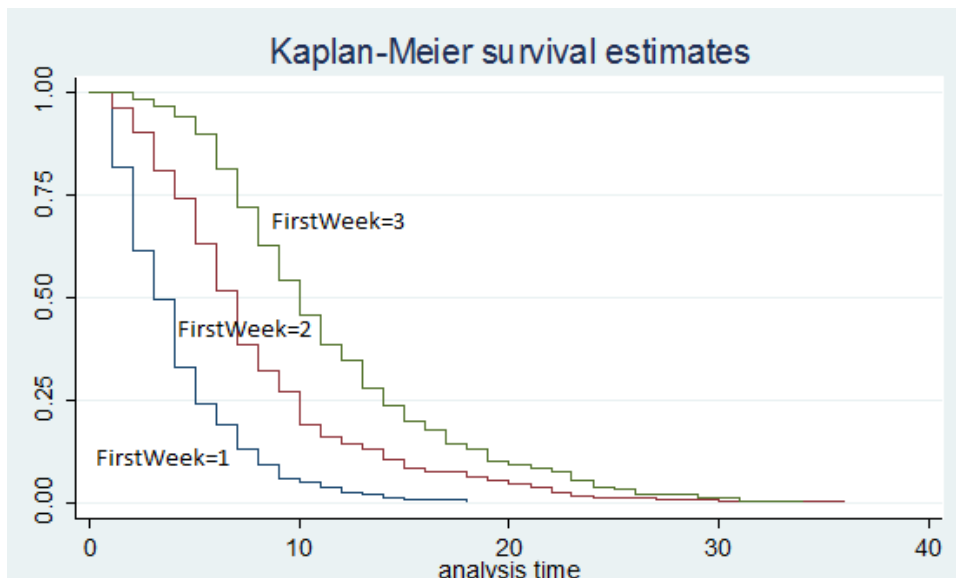
	Hazard Ratio	Standard error	T-statistic
Ln(FirstWeekGross)	0.9363209	.0333707	-1.85*
Ln(WeekendGross)	0.6969987	.0330718	-7.61***
Calendar			
Winter	0.5119387	.0786533	-4.36***
Spring	0.3868486	.0612548	-6.00***
Summer	0.2770984	.0503491	-7.06***
Genre			
Action	1.083	.318215	0.27
Adventure	.8736716	.3189375	-0.37
Animated	.4190273	.1649231	-2.21**
Comedy	1.035	.3603928	0.10
Crime	1.597	.5472273	1.37
Drama	1.026	.3567076	0.07
Fantasy	.9038079	.4568881	-0.20
Musical	.7477555	.4143294	-0.52
RomanticComedy	1.469	.7143619	0.79
Sci-Fi	.7787362	.3173711	-0.61
Thriller	.8791373	.2697495	-0.42
Horror	1.021	.4201325	0.05
Documentary	1.170	.4710919	0.39
Western	1.105	.7000959	0.16
Romance	.4307757	.3279147	-1.11
Biographic	.7791718	.3532312	-0.55
GAPweeks	.9995357	.0021802	-0.21
USA	1.093	.1422316	0.69
SPAIN	1.149	.1893275	0.85
majordis	1.104	.1543206	0.71
nom	.7096086	.1203566	-2.02**
Critics	.8036621	.0680323	-2.58**
WeekendTheatres	.9958747	.0017514	-2.35**
GrossRank	1.015	.0047176	3.28**
Observations	5313		

Notes: *** $p < 0.001$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Prob .>=chibar2 = 1.2 e-10. Se rechaza la hipótesis nula de ausencia de heter. inob.

Los coeficientes de la estimación nos dan una idea de cómo cada una de las variables explicativas afectan a la probabilidad de salida de cartelera. A un nivel de significación del 10% podemos afirmar que un mayor nivel de recaudación en la primera semana reduce esta probabilidad en cada uno de los períodos. El efecto calendario es significativo indicando, a priori, que las estaciones de verano, primavera e invierno tienen un efecto positivo para la duración en cartelera con respecto a otoño. En cuanto a la variable que controla el género, sólo podríamos afirmar que el género animación tiene una repercusión positiva en el tiempo que permanece una película en exhibición. Como era de esperar, las variables relacionadas con la calidad de las producciones tienen un efecto positivo en la duración. Esto lo comprobamos tanto a través de la variable “Critics”(crítica) como de la variable “nom” (nominaciones a mejor película). El número de salas en las que se exhibe también se presenta como significativa, así como la posición en el ranking en la semana de exhibición. Con un nivel de significación del 1% podríamos considerar que una mayor recaudación a lo largo de cada semana, reduce la probabilidad de salida de cartelera.

Volviendo a la estimación no paramétrica de Kaplan-Meier, haciendo las transformaciones necesarias de las variables no discretizadas, podríamos comprobar las diferencias de las funciones de supervivencia según las variables significativas. Un primer análisis podría ser el de la variable “FirstWeekGross”, a la cual le aplicaremos una transformación, siguiendo la distribución de la propia muestra, para crear la variable “FirstWeek”, que valdrá 1 para las películas con una recaudación pobre en la primera semana, 2 para las que obtuvieron una recaudación media y 3 para aquellas que disfrutaron de más éxito en taquilla en su estreno. El resultado se muestra en el gráfico 4.



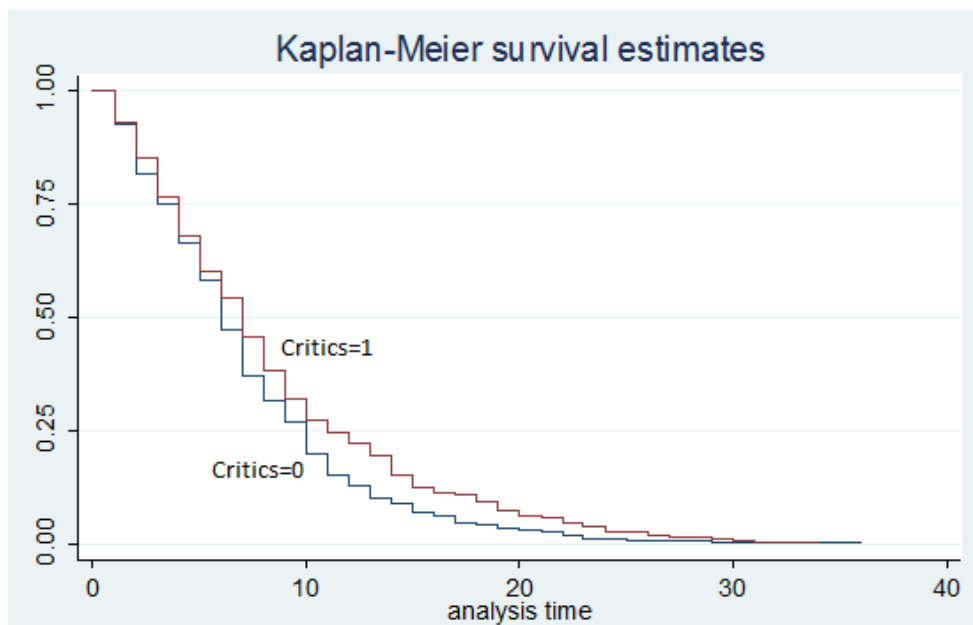
Note : Log-rank test for equality of survivor functions, $Pr > \chi^2 = 0.0000$

Gráfico 4. Funciones de supervivencia según recaudación en la primera semana.

Efectivamente, las funciones son claramente diferentes, disfrutando, generalmente, de una supervivencia más larga aquellas películas cuya recaudación en taquilla durante su estreno fue más elevada.

De la misma forma se llevará a cabo el análisis para la variable “Critics”, siendo transformada a una variable discreta de forma análoga a la anterior, es decir, obtendrá un

valor de 0 para las películas con menor nota media según los medios, y de 1 para aquellas películas con notas más altas. Los resultados se muestran en el gráfico 5.



Note : Log-rank test for equality of survivor functions, $Pr>chi2 = 0.006$

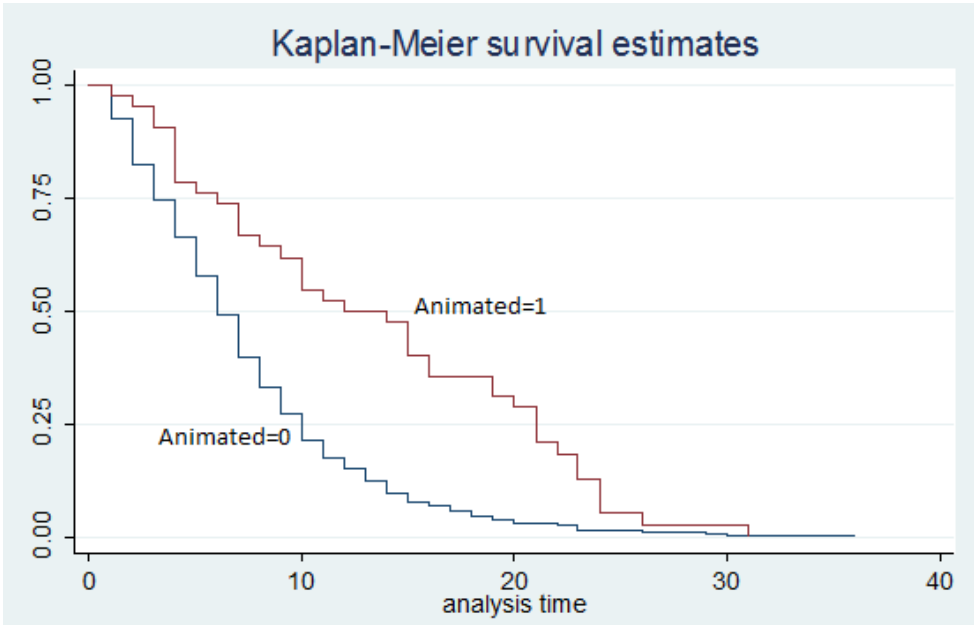
Gráfico 5. Funciones de supervivencia según recaudación en la primera semana.

Aunque son bastante parecidas, la función de supervivencia para las películas con nota más alta se desplaza hacia la derecha lo suficiente como para poder afirmar que son diferentes (log-rank test). Es decir, generalmente, las películas con nota más alta sobreviven más tiempo.

A continuación, se analizará el caso de las variables discretas de género animación y de nominaciones. En el primer caso, la variable "Animated" tomará valor 1 para aquellas películas cuyo género corresponde a animación, y 0 para las que no. De forma análoga, la variable nom tomará valor 1 para las películas nominadas a "mejor película" en alguno de los premios nombrados anteriormente, y 0 para las que no. Los resultados se mostrarán en los gráficos 6 y 7, respectivamente.

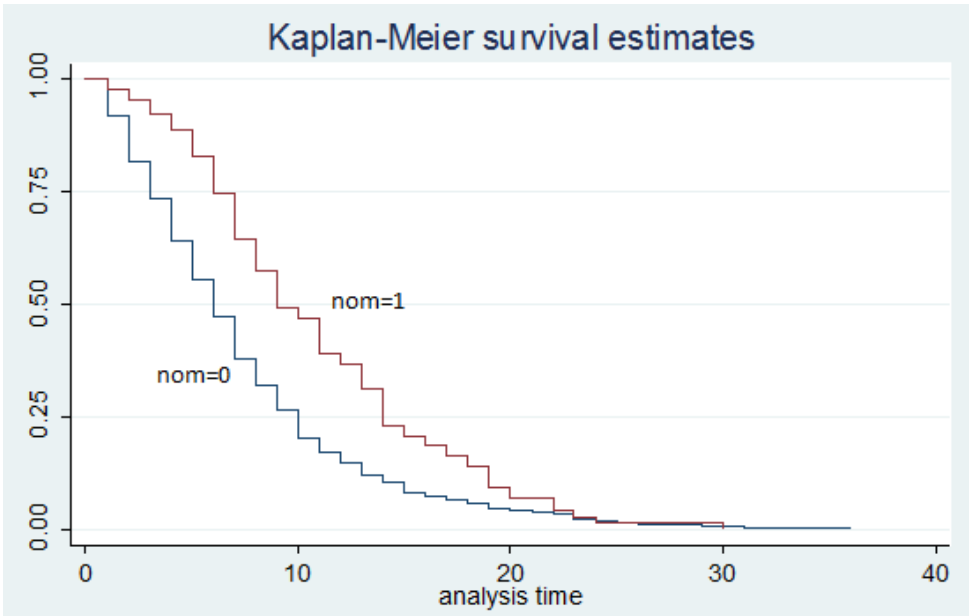
Una vez más, y observando los resultados en los gráficos y en sus respectivos test, el análisis de las funciones de supervivencia confirma lo registrado en la tabla de resultados de la estimación. Aquellas películas cuyo género es animación, suelen tener períodos más largos que las de otro género, y las nominaciones a "mejor película" influyen, también, de forma positiva en la duración en cartelera.

Por último, según la tabla de resultados, aquellos films estrenados en otoño recogen la peor supervivencia con respecto a las demás estaciones. Una vez más, comprobaremos si las funciones de supervivencias son diferentes según la película se haya estrenado en otoño (Autumn=1) o no (Autumn=0).



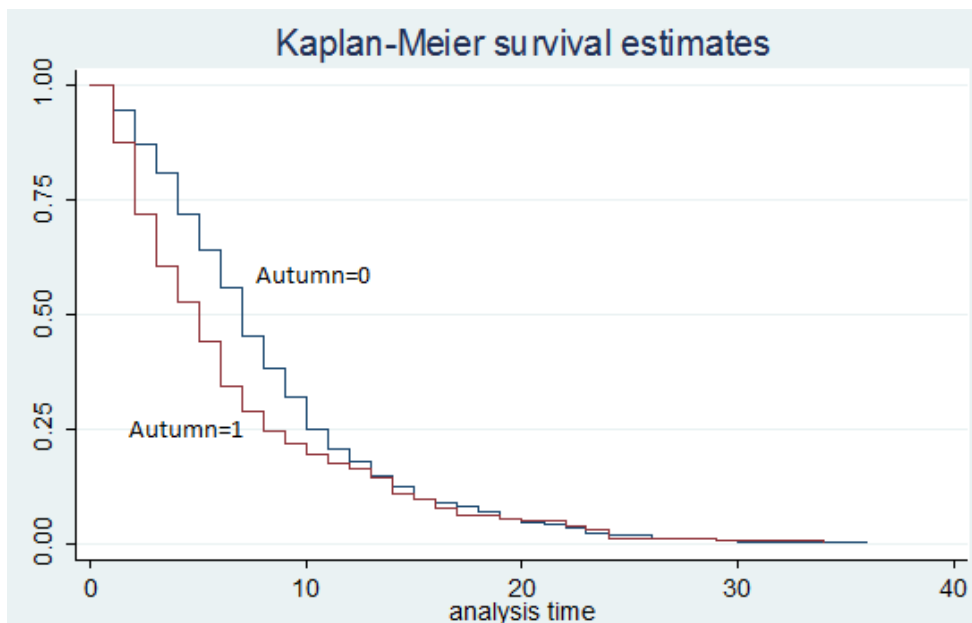
Note : Log-rank test for equality of survivor functions, $Pr>chi2 = 0.0000$

Gráfico 6. Funciones de supervivencia según género animación.



Note : Log-rank test for equality of survivor functions, $Pr>chi2 = 0.0000$

Gráfico 7. Funciones de supervivencia según nominaciones.



Note : Log-rank test for equality of survivor functions, $Pr > \chi^2 = 0.0037$

Gráfico 8. Funciones de supervivencia según estreno en otoño.

En esta ocasión las funciones se igualan para períodos largos, pero según el contraste log-rank, se puede confirmar que las películas que no son estrenadas en otoño suelen disfrutar de mayores duraciones.

5 Conclusiones

Las películas son un buen ejemplo de productos bien diferenciados que compiten con otros bienes durante un ciclo de vida muy corto. Tanto distribuidores como exhibidores saben que el período del que disponen para recuperar la inversión tanto de la producción como de la comunicación y el lanzamiento de las películas apenas dura unas semanas. Por ello, el conocimiento de la duración de estos ciclos de vida se convierte en un elemento crucial. Tanto distribuidor como exhibidor realizan sus propias estimaciones del tiempo que puede permanecer una producción en cartelera para incluir las cláusulas más favorables a cada una de ellos en el contrato de exhibición. Para el exhibidor, en concreto, siempre serán más interesantes aquellas películas con una duración larga, ya que, normalmente, a medida que transcurren las semanas, el porcentaje de los ingresos en su favor va en aumento. Y aunque, hasta ese punto, la incertidumbre es casi absoluta, hay algunos hechos que sí pueden ayudar a los exhibidores españoles a pronosticar un futuro favorable.

Uno de los resultados más impactantes ha sido el del efecto calendario. Según los resultados, la estación otoñal es la peor para estrenar una película en España, en cuanto a su futura duración se refiere. Se podría extrapolar, además, alguna información extra de la tabla de resultados en cuanto al efecto calendario se refiere. Por ejemplo, que el verano parece ser el mejor momento, aunque no por mucha diferencia con respecto a las otras dos estaciones del año.

Otro hecho que augura un posible buen futuro, es su género. Si se trata de una película de animación, es probable que su tiempo en cartelera se alargue más que en el caso de que

se trate de otros géneros. En este punto hemos de decir que coincidimos con el estudio de McKenzie (2009) para películas en la cartelera australiana, con el que, aunque diferimos en el método usado, coincidimos en algunos resultados.

Si la película, momentos antes de su lanzamiento, ya cuenta con nominaciones a “mejor película” en festivales previos a operaciones contractuales con exhibidores, como ocurre a menudo en la industria, estos pueden, de igual forma, prever un futuro más largo para el film. En este punto también coincidimos con autores como Nelson et al. (2001) o Deuchert et al. (2005), los cuales ya estudiaron el efecto de estas nominaciones en otros países, resultando ser significativos.

Una vez realizado el contrato, los exhibidores no tendrán que esperar demasiado para tener algunas pistas más. La recaudación en su estreno, coincidiendo con otros autores como Walls (1998), parece ser un indicativo muy importante de la posible duración en cartelera de un film. Esto es, a más recaudación, más probabilidad de que la película tenga un ciclo de vida largo en los cines españoles.

En cuanto el film cuente con críticas de los medios, se podrá obtener otra pista más. Películas con nota más alta según los medios, tendrán más posibilidades de tener estancias duraderas en las carteleras del país. Esta conclusión también coincide con la literatura en este contexto, sin ir más lejos, con autores como el propio McKenzie (2009).

Sin embargo, hay muchos resultados que no son coincidentes con los de este último autor. En nuestro caso, el timing de lanzamiento, es decir, el tiempo que transcurre entre el estreno de un film en el extranjero y el estreno en España, no es significativo para su duración en nuestro país, mientras que, en el caso de las películas australianas, parece ser que sí lo es. Lo mismo ocurre en el caso de algunos géneros en particular.

Algunos datos, también interesantes, podrían ser que, por ejemplo, el hecho de que España haya participado en la producción de un film, no es significativo para su duración. Lo mismo ocurre si hablamos de la participación de EEUU. Además, el hecho de que el encargado de su distribución sea un “major distributor” también deja de ser significativo con respecto al tiempo que transcurre antes de que el film salga de las carteleras españolas.

Se trata, desafortunadamente, de una industria en la que la información a estos niveles se encuentra aún bastante protegida, y es por ello por lo que la tendencia de los autores más recientes en este contexto optan por estudios a niveles menos agregados, como es el caso de Legoux et al (2016), los cuáles, al igual que ya hicieron Chilshom & Norman (2006), recogen datos sobre decisiones particulares de los cines más representativos en determinadas ciudades, con los cuales colaboran para la realización de este tipo de estudios.

Agradecimientos

En este apartado se agradecen los comentarios y sugerencias aportados por dos personas en particular, los profesores José María Arranz Muñoz y José María Millán Tapia. Se aplica la exención de responsabilidad habitual.

Referencias

- Basuroy, S., Chatterjee, S., & Ravid, S. A. (2003). How critical are critical reviews? The box office effects of film critics, star power, and budgets. *Journal of Marketing*, 67, 103-117. doi: 10.1509/jmkg.67.4.103.18692.
- Chilshom, D., & Norman, G. (2006). When to exit a product: Evidence from the US motion picture industry. *The American Economic Review*, 96(2), 57-61. doi: 10.1257/000282806777212440
- Deuchert, E., Adjamah, L., & Pauly, F. (2005). For Oscar glory or Oscar money? *Journal of Cultural Economics*, 29, 159-176. doi:10.1007/s10824-005-3338-6.
- De Vany, A. (2004). Hollywood economics: How extreme uncertainty shapes the film industry. London: Routledge.
- De Vany, A., & Walls, D. (1996). Bose-Einstein dynamics and adaptative contracting in the motion picture industry. *The economic Journal*, 106, 1493-1514. doi:10.2307/2235197
- De Vany, A., & Walls, D. (1997). The market for motion pictures: Rank, revenue and survival. *Economic Inquiry*, 35(4), 783-797.
- De Vany, A., & Walls, D. (1999). Uncertainty in the movie industry: Does star power reduce the terror of the box office? *Journal of Cultural Economics*, 23, 285-318. doi:10.1023/A:1007608125988.
- De Vany, A., & Walls, D. (2004). Motion picture profit, the stable Paretian hypothesis and the curse of the superstar. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 28(6), 1035-1057. doi:10.1016/S0165-1889(03)00065-4.
- Elberse, A. (2007). The Power of Stars: Do star actors drive the success of movies? *Journal of Marketing*, 71, 102-120
- Eliashberg, J., & Shugan, S. (1997). Film critics. Influencers or predictors? *Journal of Marketing*, 61, 68-78. doi:10.2307/1251831.
- Holbrook, M. B. (1999). Popular appeal versus expert judgments of motion pictures. *Journal of Consumer Research*, 26(2), 144-155.
- Legoux, R., Larocque, D., Laporte, S., Belmati, S., & Boquet, T. (2016). The effect of critical reviews on exhibitors' decisions: Do reviews affect the survival of a movie on screen? *International Journal of Research in Marketing*, 33, 357-374.

- McKenzie, J. (2008). Bayesian information transmission and stable distributions: Motion picture revenues at the Australian box office. *The Economic Record*, 84(266), 338-353. doi:10.1111/j.1475-4932.2008.00495.x.
- McKenzie, J. (2009). Revealed word-of-mouth demand and adaptative supply: Survival of motion pictures at the Australian box office. *Journal of Cultural Economics*, 33, 279-299. doi: 10.1007/s10824-009-9104-4.
- Ravid, S. (1999). Information, blockbusters and stars: A study of the film industry. *Journal of Business*, 72(4), 463-492.
- Ravid, S. A., Wald, J., & Basuroy, S. (2006). Distributors and film critics: Does it take two to tango? *Journal of Cultural Economics*, 30, 201-218.
- Reinstein, D., & Snyder, C. (2005). The influence of expert reviews on consumer demand for experience goods: A case study of movie critics. *The Journal of Industrial Economics*, 53, 27-51.
- Walls, D. (1998). Product survival at the cinema: Evidence from Hong Kong. *Applied Economics Letters*, 5, 215-219.