

**UNIVERSIDAD DEL CEMA
Buenos Aires
Argentina**

Serie
DOCUMENTOS DE TRABAJO

Área: Economía

**¿SON LAS AEROLÍNEAS LATINOAMERICANAS
MÁS INEFICIENTES? ESTIMACIONES
CON FRONTERAS ESTOCÁSTICAS**

Gustavo Ferro y Pablo Daniel Monterubbianesi

**Septiembre 2016
Nro. 594**

**www.cema.edu.ar/publicaciones/doc_trabajo.html
UCEMA: Av. Córdoba 374, C1054AAP Buenos Aires, Argentina
ISSN 1668-4575 (impreso), ISSN 1668-4583 (en línea)
Editor: Jorge M. Streb; asistente editorial: Valeria Dowding <jae@cema.edu.ar>**

¿Son las aerolíneas latinoamericanas más ineficientes? Estimaciones con fronteras estocásticas*

Gustavo Ferro¹ y Pablo Daniel Monterubbianesi²

Resumen: Este trabajo se propone responder las siguientes preguntas: ¿cuál es el nivel medio de eficiencia en el transporte de pasajeros de una muestra de aerolíneas que operan en el Hemisferio Occidental? ¿Cómo se posicionan aerolíneas latinoamericanas puestas en perspectiva con otras de países desarrollados que operan en las Américas? ¿Hay diferencias de eficiencia así definida entre las aerolíneas de la muestra? ¿A qué se deben? Para contestarlas, se emplean técnicas de frontera estocástica. Son novedades a estudios preexistentes el uso de una amplia gama de alternativas de estimación y el estudio específico de las aerolíneas latinoamericanas junto con las norteamericanas.

Palabras Clave: fronteras estocásticas, aerolíneas, eficiencia

Abstract: This study aims to answer the following questions: which is the average efficiency level in passenger transportation of an airline sample operating in the Western Hemisphere? How do Latin American airlines perform in comparison with American ones? Are there technical efficiency differences between airlines of the sample? Why? To answer, we employ stochastic frontier methods and we add to precedent studies the usage of an ample set of alternative techniques and the specific consideration to Latin American airlines.

Keywords: stochastic frontiers, airlines, efficiency

Códigos Jel/Jel Codes: L93, C19

1. Introducción

El sur del Hemisferio Occidental tiene una desventaja relativa respecto al Hemisferio Norte en cuanto a tráfico aéreo. La desventaja de localización y las distancias implicadas, que crecen al ir al sur, encarecen el turismo receptivo y el desarrollo de negocios. La eficiencia de las aerolíneas es una herramienta para permitir reducciones de “distancias”, en la medida que la competencia permita que las potenciales ganancias de eficiencia se transfieran a los precios de los pasajes.

Hasta hace pocas décadas, los vuelos de pasajeros y carga estaban fuertemente regulados en la mayoría de los países, tanto en mercados domésticos como en internacionales. A fines de los 1970s tal esquema fue cuestionado, y con el objetivo de introducir eficiencia hubo varios procesos de desregulación. El pionero de los mismos fue el de Estados Unidos en 1978, removiendo regulaciones sobre rutas y tarifas. En 1987 comenzó un proceso similar en Europa Occidental (donde a diferencia de Estados Unidos las aerolíneas principales fueron establecidas o promovidas por los Estados), que fue en varias etapas y proveyó flexibilidad en tarifas, acceso a los mercados y posibilidad de compartir capacidad ociosa. Dichos esquemas se fueron difundiendo al resto del mundo.

En México, hasta 1988 existieron fuertes controles gubernamentales de precio y de entrada, y las rutas eran operadas por una sola empresa estatal. Este contexto cambió entre 1988 y 1995, cuando la ley de aviación civil formalizó el proceso de desregulación (Valdés &

* Los puntos de vista de los autores son personales y no necesariamente representan los de la Universidad del CEMA.

¹ Centro de Economía Aplicada, Universidad del CEMA (UCEMA) & CONICET. Córdoba 374, (1054) Buenos Aires, Argentina. Teléfono +54-11-63143000, gaf97@ucema.edu.ar y gferro05@yahoo.com.ar

² Departamento de Economía e IIESS, Universidad Nacional del Sur (UNS)-CONICET, pmonteru@uns.edu.ar

Ramírez, 2011). En Brasil, el mercado comenzó a regularse a través de bandas tarifarias a principios de los 1990s, pero al final de la década estas fueron eliminadas junto con la exclusividad de ciertas aerolíneas, lo que contribuyó a mejorar los indicadores de la industria. Quebraron aerolíneas históricas y surgieron nuevas empresas (Araujo Junior et al., 2007).

La meta de la liberalización de los mercados era mejorar la eficiencia, permitiendo alcanzar reducciones de costos al introducir mayor competencia. Como consecuencia de los cambios se reestructuraron rutas y surgieron hubs y alianzas globales. Muchas aerolíneas desaparecieron o se fusionaron para afrontar la competencia y las subas de precios del petróleo que coincidieron con eventos geopolíticos que afectaron el tráfico, como las guerras de Irak (1991 y 2001) y los subsiguientes aumentos del precio del petróleo.

En su etapa inicial, las aerolíneas de muchos países recibieron ayudas estatales directas o protección de sus mercados contra la competencia. Lo anterior ocurrió por diferentes razones: alto riesgo de la actividad, gran masa de capital necesario para ingresar al mercado, cuestiones de prestigio nacional asociadas a la posesión de una aerolínea de bandera, etcétera. También hubo intervención estatal en la fase de desregulación para aliviar la situación financiera de los operadores que, como resultado de las políticas anteriores, experimentaron excesos de capacidad cuando se desregularon las tarifas (Duygun et al., 2000).

La industria utiliza una serie de medidas ad hoc para analizar su desempeño. La producción se normaliza en miles de pasajeros/asientos (o toneladas de carga) transportados por milla (o kilómetro), en tanto se utilizan sendas medidas de costos e ingresos medios, también normalizados por asientos (o toneladas transportadas) y distancia (Rai, 2013). Un estudio de fronteras estocásticas, ya sea de costos o de producción, provee indicaciones menos ambiguas que los indicadores de productividad parcial o costos medios, al contemplar todos los elementos explicativos de producción o costos.

Según Schefczyk (1993) los insumos de la industria pueden clasificarse en aquellos vinculados con los activos (asset-related) y los relacionados con los costos (cost-related). Los primeros incluyen los bienes de capital y activos corrientes y contribuyen a los costos sólo en forma indirecta a través de la depreciación, amortización e intereses. Los segundos incluyen los trabajadores, el combustible y servicios relacionados. Algunas aerolíneas también están en el negocio de transportar carga, pero el enfoque de este estudio se orienta a estudiar la eficiencia en el transporte de pasajeros. En realidad, el tratamiento puede uniformarse traduciendo todo a toneladas transportadas, pero ello descuida el hecho de que ambos deben ser ponderados adecuadamente para no sesgar las estimaciones. El otro punto a tener en cuenta es que considerar la producción a partir de un factor de carga, omite otros insumos más allá de la capacidad de las aeronaves, como instalaciones terrestres, servicios de compañías afiliadas (sistemas de reservas, hoteles, etcétera) y activos corrientes que se utilizan para generar ocupación. Ello no se resuelve fácilmente. Una ventaja de las medidas de producción, costos e ingresos en términos de un factor de ocupación es la homogeneidad de las unidades de medidas para favorecer la comparación.

Este trabajo se propone responder las siguientes preguntas: ¿cuál es el nivel medio de eficiencia en el transporte de pasajeros de una muestra de aerolíneas que operan en el Hemisferio Occidental? ¿Cómo se posicionan aerolíneas “latinas” puestas en perspectiva con otras de países desarrollados que operan en las Américas? ¿Hay diferencias de eficiencia así definida entre las aerolíneas de la muestra? ¿A qué se deben? Para contestarlas, se emplean técnicas de frontera estocástica para determinar niveles de eficiencia relativa. Se ofrecen como novedades a estudios preexistentes, el uso de una amplia gama de alternativas de estimación y el estudio específico de las aerolíneas latinoamericanas junto con las norteamericanas.

La estructura del trabajo es la siguiente: tras la Introducción, la Sección 2 efectúa un recorrido sobre la literatura de medición de eficiencia de aerolíneas, la Sección 3 se refiere al método utilizado, el modelo a estimar y los datos, la Sección 4 discute resultados y la Sección 5 es de conclusiones.

2. Revisión de la literatura

La Tabla 1 muestra un detallado resumen de estudios precedentes de la eficiencia con métodos cuantitativos realizados en años recientes. La Tabla permite discernir, entre la diversidad de métodos aplicados, las principales variables que denotan productos, costos, insumos, precios de insumos y características ambientales dentro de las estimaciones. El relevamiento constituye una buena guía para el presente estudio. Se encuentran allí estudios de eficiencia técnica, de costos y otras; de mercados más restringidos o más globales; realizados con técnicas paramétricas (econométricas) y no paramétricas (como el Análisis Envoltante de Datos DEA); para el mercado de pasajeros o de carga y en algunos casos se analizan efectos sobre el mercado de las políticas públicas. La mayoría de los estudios usa métodos no paramétricos y estima eficiencia técnica.

Schefczyk (1993) analiza el desempeño operacional como factor clave para la alta rentabilidad. Otros factores incluyen compras eficientes de insumos y actividades de marketing y ventas. Park et al. (1996), determinan diferenciales de eficiencia entre aerolíneas de Estados Unidos y Europa de hasta un 15% en el período de la muestra. Arai (2003) estima fronteras de costos para aerolíneas de tres continentes y encuentra que los shocks exógenos de precios del petróleo han afectado la estructura de costos de todas las firmas. Se encuentra una mejora en la eficiencia de costos a principio de los 1980s en todas las firmas, aunque la tendencia después de mediados de los 1990s empieza a divergir.

En un estudio del mercado brasileño, Araujo et al. (2006), hallan que la liberalización y apertura de principios de los 1990s expuso a las aerolíneas locales a la competencia, lo cual derivó en precios a la baja. Hubo una importante mejora en la productividad después de la liberalización, consistente con la observada en Estados Unidos y Europa tras medidas similares. Otro estudio sobre Brasil es el de Pereira et al. (2013), que estudia eficiencia técnica con métodos no paramétricos.

Los resultados de Lee & Worthington (2011) destacan el rol clave jugado por los insumos no discrecionales (es decir, las variables ambientales) en las medidas de eficiencia técnica de las aerolíneas. Arjomandi & Seufert (2014) analizan eficiencia técnica y contaminación con métodos no paramétricos en una muestra internacional. Encuentran que la mayoría de las aerolíneas técnicamente eficientes son chinas o del norte de Asia, aunque las que menos polución generan son europeas.

Duygun (2000), estudiando eficiencia técnica con métodos no paramétricos, detecta una tendencia creciente de los niveles de eficiencia de la mayoría de las aerolíneas en el período analizado, lo cual parece consecuencia de las reformas regulatorias durante los primeros 1990s, aunque los indicadores de productividad física de Malmquist caen al principio del período de análisis. Duygun et al. (2000) concluyen que se pueden mejorar la eficiencia técnica elevando los factores de ocupación y las economías de escala incorporando aviones de fuselaje ancho en la flota. Por su parte, Duygun et al. (2013) estima eficiencia de costos con métodos paramétricos para aerolíneas europeas y detecta economías de escala inexploradas. Asimismo, pone de manifiesto la importancia del precio de los materiales, incluyendo el combustible. En el período analizado, que fue una década complicada para la industria, detecta lento cambio tecnológico. Duygun et al. (2015) determina eficiencia técnica con métodos no paramétricos en dos etapas.

Encuentra que las ineficiencias generadas en la primera etapa del análisis pueden difícilmente ser reducidas mediante reasignación de insumos.

Un antecedente directo a este trabajo es González (2015) que, con menos observaciones y métodos no paramétricos, estima eficiencia técnica para una muestra semejante. El presente estudio permite determinar que varias variables ambientales allí sugeridas no son significativas cuando se estima eficiencia con métodos estadísticos.

Tabla 1:

Estudio	Período	DMU	Lugar	Método	Estimación	Insumos o Precios de Insumos / Ambientales	Productos
Ahmad & Khan (2011)	1995-2009	3	Asia	Productividad parcial	Productividad parcial, costos medios	Personal	ATK, ASK
Arai (2003)	1976-2000	17	America, Asia, Europa	SFA	Frontera de costos	Costo del capital, costo laboral	Pasajeros km, toneladas km
Araujo et al. (2006)	2000-2005	45	America, Europa, Asia	Productividad Total de los Factores	Crecimiento de la productividad	Personal, Flota / Factor de carga de pasajeros, horas voladas por aeronave día	Pasajeros transportados por empleado, Ingreso por pasajero km por empleado y aeronave
Arjomandi, & Seufert (2014)	2207-2010	48	Mundial	DEA (VRS) bootstrap approach	Eficiencia técnica y determinantes de polución	Personal, Flota ponderada por carga y días de operación / Emisiones de (CO2-e)	ATK, (-1)*(CO2-e)
Duygyn et al. (2015)	2000-2010	87	Europa (23 países)	Network DEA	Eficiencia técnica en dos etapas	Personal, flota, materiales	RTK
Duygun et al (2013)	1999-2011	86	Europa	SFA	Eficiencia de costos	Precio del trabajo, el capital y los materiales / Longitud de viajes, factor de carga, capacidad en asientos, porcentaje de aviones a reacción y de aviones de fuselaje ancho en la flota	RTK
Duygun (2000)	1991-1995	17	Europa	DEA Windows, Malmquist Tobit	Técnica	ATK, costos operativos y activos en tierra	RPK, RTK (T=total)
Duygun et al. (2000)	1991-1995	17	Europa	DEA y Tobit en dos etapas	Técnica	ATK, costos operativos y activos en tierra	RPK y NPRK (N=no pasajeros)

González (2015)	1995-2013	19	América Latina y Estados Unidos	DEA	Técnica	Combustible, Personal y Flota / Dummies por Low cost y alianzas globales	ASM
Lee & Worthington (2011)	2006	42	Mundial	DEA (VRS) bootstrap approach	Eficiencia técnica e identificación de determinantes por truncación	Combustible, personal, flota, km volados / Dummies por tipo de propiedad, lowcost, factor de ocupación de pasajeros y de carga	ASK, ATK
Park et al. (1996)	1976-1990	15	América del Norte y Europ	SFA	Técnica	Trabajo, Materiales, Flota / Porcentaje de aviones de fuselaje ancho y a reacción, Longitud promedio de las escalas.	RTK, ATM
Pereira et al. (2013)	2008	17.	Brasil	DEA MCDEA	Técnica	Flota, Peso máximo al despegue, personal	ASK, ATK
Rai (2013)	1985-1995	10	Estados Unidos	DEA (CCR)	Técnica	Flota, empleados, combustible	RSM, partidas, ASM, ATM
Schefczyk (1993)	1990	15	Intl	DEA, dos etapas	Técnica	ATK Costos operativos, activos en tierra / ROE, Margen Bruto, Factor de ocupación, activos en tierra, crecimiento de los ingresos, vuelos internacionales	RSK, RTK
Zhu (2011)	2007-2008	21	Estados Unidos	DEA, dos etapas (mantenimiento de flota y generación de ingresos)	Técnica	CASM, componentes individuales de costos por ASM	Factor de ocupación, tamaño de la flota

Referencias: ATK/M Toneladas disponibles por km o milla,

ASK/M, Asientos/pasajeros disponibles por km o milla

RSK/M, ingreso por asiento/pasajeros por km o milla

RTK/M, ingreso por toneladas por km o milla

CASK/M, costo por asiento/pasajero por km o milla

Fuente: Elaboración propia

3. Método, datos y modelo

Método

Las estimaciones de fronteras estocásticas (Stochastic Frontier Analysis, SFA), recurren a una técnica paramétrica que permite estimar la eficiencia relativa de unidades de decisión (empresas, prestadores de servicios públicos, organizaciones fuera de mercado) dentro de una muestra. Entre las posibilidades de estimación se hallan las fronteras de costos (que permiten estimar eficiencia total, compuesta por eficiencia técnica y asignativa) y fronteras de producción (que permiten estimar eficiencia técnica). En el primer caso, se requieren datos de costos, productos y precios de insumos y en el segundo de productos e insumos. Según la base de datos disponible, hay modelos de sección cruzada y modelos en panel.

Los modelos paramétricos de fronteras en panel son estimados generalmente por métodos de máxima verosimilitud y el mayor interés que revisten es la posibilidad de efectuar inferencias tanto sobre los parámetros de la frontera como sobre la ineficiencia. Aquí se utilizan los comandos desarrollados por Belotti et al. (2012) que permiten una amplia gama de posibilidades. En particular, aquí se estiman varios modelos: los de Pitt & Lee (1981), Schmidt & Sickles (1984), BATESSE & Coelli (1988), Kumbhakar (1990), BATESSE & Coelli (1992) y BATESSE & Coelli (1995). Los tres primeros son modelos donde se considera al término de ineficiencia invariante en el tiempo (Time-Invariant Inefficiency Models), en tanto en los tres últimos se considera la posibilidad de que la ineficiencia varíe en el tiempo (Time-Varying Inefficiency Models). Los desarrollos más recientes de Greene (2005) ofrecen sendas posibilidades adicionales que también son exploradas.

El caso general de modelo de frontera estimado por máxima verosimilitud (para una formulación Cobb-Douglas en logaritmos), sigue la forma:

$$y_{it} = \alpha + \beta x_{it} + v_{it} \pm u \quad (1)$$

donde y_{it} es el logaritmo de la variable dependiente (costos o producción, según sea el caso de frontera de costos o producción respectivamente), y x_{it} es el vector de las variables independientes en logaritmo (producto y precios de insumos o insumos, según sea el caso de frontera de costos o producción respectivamente), v_{it} es un término de error aleatorio normalmente distribuido con media cero y varianza finita y u es un término estrictamente no negativo que representa la ineficiencia. El signo de u es positivo o negativo, dependiendo de si la frontera describe una función de costo o una función de producción, respectivamente. La suma $v_{it} + u = \varepsilon$, es denominada término de error compuesto.

La lógica que subyace a la composición del término de error es que: 1) las unidades productivas del mundo real tendrán producción o costos en exceso o por defecto a lo que predice el modelo; 2) los residuos de la regresión indican las divergencias; 3) las unidades más eficientes se sitúan en la frontera de mejores prácticas de la industria (mayor producción o menores costos por unidad de insumo o producto); 4) las divergencias, sin embargo, no pueden adjudicarse completamente a eficiencia o ineficiencia, dado que entra el elemento de aleatoriedad; 5) el término de error se descompone en una parte aleatoria y en ineficiencia pura; 6) por definición, la parte aleatoria tiene media cero y varianza finita y sobre la parte no aleatoria se pueden efectuar diferentes hipótesis acerca de qué distribución sigue. Los métodos empíricos han utilizado distribuciones media normal, normal truncada, exponencial y gamma para el término de ineficiencia.

Por otra parte, u puede ser constante a lo largo del tiempo en cada unidad de decisión considerada ($u=u_i$). Así se supone en un conjunto de modelos con eficiencia invariante en el tiempo. Se analizarán en particular tres formulaciones de este tipo:

- a) Pitt & Lee (1981), donde u_i se supone sigue una distribución media-normal con varianza constante.
- b) Schmidt & Sickles (1984), en el cuál las constantes de la regresión pueden ser fijas o aleatorias, estimándose específicamente el caso con efectos fijos, en el que el componente invariante no medido de la heterogeneidad de la ineficiencia está recogido en las constantes de estimación.
- c) Battese & Coelli (1988), donde u_i se supone sigue una distribución normal-truncada, con media distinta de cero y varianza constante.

Si en cambio u es variable a lo largo del tiempo en cada unidad de decisión ($u=u_{it}$), se está en presencia de los modelos TVD. De ellos se estimarán los modelos de:

- d) Kumbhakar (1990), en el cual $u_{it}=u_i[1+\exp(bt+ct^2)]-1$. Es un formato flexible que no le atribuye a u ninguna distribución de probabilidad a priori.
- e) Battese & Coelli (1992), donde $u_{it} = u_i \exp[-\eta(t-T_i)]$; u_i se supone sigue una normal truncada, con media distinta de cero y varianza constante, mientras que η rige el patrón temporal de la ineficiencia.
- f) Battese & Coelli (1995), donde u_{it} sigue una distribución normal truncada en cero.

Desarrollos más recientes de Greene (2005), conocidos como Verdaderos Efectos Fijos (True Fixed Effects) y Verdaderos Efectos Aleatorios (True Random-Effects, TRE) consideran ambos componentes de ineficiencia: los invariantes en el tiempo de heterogeneidad no medida ($\alpha=\alpha_i$) y los de variación en el tiempo de la ineficiencia de cada unidad de decisión. Considerar la la heterogeneidad no medida invariante en el tiempo ($\alpha = \alpha_i$), incorpora una intersección específica para cada unidad de decisión, y la ineficiencia variando en el tiempo implica que $u = u_{it}$. Así, el componente de heterogeneidad invariante en el tiempo se quita del componente de ineficiencia. Una parte de la heterogeneidad no observable, que es invariante en el tiempo, podría deberse a la ineficiencia o que los dos componentes no son distinguibles. Greene (2005), reconoce que ninguna formulación es a priori completamente satisfactoria y que la elección del método está condicionada por las características de la muestra disponible (Belotti et al., 2012).

Datos

Para realizar las estimaciones de fronteras de producción eficientes, se construyó una base de datos de 19 aerolíneas del continente americano para el período 1995-2015. Varias de las aerolíneas seleccionadas no operaron durante todo el período, mientras que de aquellas que operaron durante los 21 años considerados, no en todos los casos fue posible obtener los datos. De modo que el panel es desbalanceado. Los datos se obtuvieron de la base de datos del *MIT Airline Data Project* y de los informes anuales de gestión de diferentes aerolíneas. No se pudieron conseguir datos de todas las aerolíneas que operaron en el período. De las 19, hay cuatro “latinas”.

La Tabla 2 muestra las líneas aéreas y el período considerado para cada una de ellas. Asimismo, se identifican aquellas que pertenecen a alguna de las tres alianzas globales que se formaron en años recientes. La pertenencia a alianzas globales implica pertenecer a acuerdos de cooperación que generan ciertos beneficios para sus miembros, tales como el descenso de las tarifas aéreas, una mayor oferta horaria de vuelos por códigos compartidos y una mejora en los programas de pasajeros frecuentes, incluyendo intercambio de millaje/kilometraje o instalaciones compartidas en aeropuertos (Worldwide Air Transport Conference, 2013). La

muestra sobre la que se calcula el modelo es heterogénea. Una clasificación de aerolíneas por servicio es entre las tradicionales o “Full-Service Carriers” (FSC) y las de bajo costo o “Low-Cost Carriers” (LCC). Éstas últimas cargan tarifas menores a partir de reducciones de costos que consiguen con uso intensivo de las aeronaves, ventas por internet de los pasajes, servicio a bordo reducido (no ofrecen comida o entretenimiento a bordo), menores franquicias por equipaje y uso de aeropuertos alternativos. Las LCC de la muestra también se identifican en la Tabla. Dentro de la muestra se incluyen aerolíneas locales y de larga distancia, así como firmas que participaron en fusiones. Estas afectan el poder de mercado de las empresas.

Tabla 2: Líneas Aéreas y Período Considerado

Línea Aérea	País	Período	Oneworld	Star Alliance	Sky Team	LCC
Aeroméxico (AEMX)	México	2010-2015			X	
Air Train Airways (TRAI)	Estados Unidos	1995-2011				X
Alaska Airlines (ALAS)	Estados Unidos	1995-2014				
Allegiant Air (ALLE)	Estados Unidos	2000-2015				
America West (AMWE)	Estados Unidos	1995-2007				
American Airlines (AMER)	Estados Unidos	1995-2015	X			
Continental Airlines (CONT)	Estados Unidos	1995-2011	X			
Copa Airlines (COPA)	Panamá	2001-2015			X	
Delta Airlines (DELT)	Estados Unidos	1995-2015			X	
Frontier Airlines (FRONT)	Estados Unidos	1995-2015				X
Hawaiian Airlines (HAWA)	Estados Unidos	1995-2015				
JetBlue Airways (JETB)	Estados Unidos	2000-2015				X
LAN Airlines (LANA)	Chile	2008-2011	X			
LATAM Airlines (LATA)	Brasil/Chile	2012-2015	X			
Northwest Airlines (NORT)	Estados Unidos	1995-2009			X	
Southwest Airlines (SOUT)	Estados Unidos	1995-2015				X
Spirit Airlines (SPIR)	Estados Unidos	1995-2015				
United Airlines (UNIT)	Estados Unidos	1995-2015		X		
US Airways (USAI)	Estados Unidos	1995-2014		X		

Fuente: Elaboración Propia a partir del MIT Airline Data Project e informes anuales de diferentes aerolíneas.

Conforme a Rai (2013), la industria aérea tiene insumos y productos relativamente homogéneos y hay disponibilidad de información sobre ambos. El indicador de producción (o capacidad productiva) habitualmente utilizado en la literatura es Asientos Disponibles por Milla

o Kilómetro (Available Seat Miles/Kilometers ASM/ASK)³, el cual se calcula como el producto entre el número de asientos disponibles y el número de millas o kilómetros volados por la compañía. Los insumos habitualmente considerados en la literatura son Combustible, Empleados y Aeronaves.

Cabe destacar que las aerolíneas presentes en la muestra tienen como negocio principal el transporte de pasajeros, pero gran parte de ellas también realizan transporte de carga, cuya medida de producto sería la variable Toneladas de Carga Disponibles por Milla/Kilómetro (ATM o ATK de “Available Tonnes Miles/Kilometers”). Dado que aquí el objetivo es medir la eficiencia en el transporte de pasajeros, y que no se encuentra disponible la información para todas las firmas presentes en el modelo sobre las toneladas transportadas, esta variable fue excluida del análisis.

El modelo básico o “núcleo” (“core”) de la frontera de producción no podría omitir como determinantes del producto al capital (aproximado por la flota de aeronaves), el trabajo (medido por el personal de tiempo completo equivalente) y los materiales (combustible consumido). Debido al crecimiento que ha tenido la industria aerocomercial en las últimas tres décadas, los indicadores para una misma aerolínea difieren considerablemente a lo largo del tiempo. Para contemplar este fenómeno, se ha incorporado a las estimaciones una tendencia temporal.

Al modelo “núcleo” anterior, se adicionaron diversas variables ambientales para intentar capturar especificidades de grupos de aerolíneas. El Factor de Ocupación es una proporción entre los asientos ocupados y los disponibles. Constituye una variable que permite aproximar el desempeño administrativo y comercial de la compañía. En tal sentido se incluyó. Se crearon también dummies para diferenciar a las aerolíneas latinoamericanas de las norteamericanas, las de bajo costo de las de servicio completo y a las que pertenecen a cada una de las alianzas globales de las que no están en ninguna. La Tabla 3 describe las variables utilizadas en las estimaciones.

Tabla 3: Variables incluidas en las estimaciones

Alcance	Nombre	Definición	Unidades de medida
Producto	ASM	Asientos disponibles por milla recorrida	Millones
Insumos	STAFF	Personal equivalente a tiempo completo	Personas
	FLEET	Cantidad de aeronaves al final del período, incluyendo aquellos en leasing	Aeronaves
	FUEL	Combustible consumido	Miles de galones al año
Tendencia temporal	TREND	Tendencia temporal anual	Unidades
Dummies	DUMMYLATIN	Identifica a aerolíneas de América Latina	1 si es latinoamericana, 0 en caso contrario
	DUMMYLCC	Identifica a aerolíneas de bajo costo	1 si es aerolínea de bajo costo (LCC), 0 en caso contrario (FCC)
	DUMMYONEWORLD	Identifica a aerolíneas afiliadas a la alianza Oneworld	1 si está afiliada a Oneworld, 0 en caso contrario

³ Los indicadores habituales de la industria que se utilizan para comparar distintas aerolíneas, utilizan respectivamente los Costos Medios por Asiento Disponible por Milla o Kilómetro (CASM/CASK: “Cost Per Available Seat Mile/Kilometer”) y los Ingresos Medios por Asiento Disponible por Milla o Kilómetro (PRASM/K: “Passenger Revenue Per Available Seat Mile/Kilometer”).

	DUMMYSTAR ALLIANCE	Identifica a aerolíneas afiliadas a Star Alliance	1 si está afiliada a Star Alliance, 0 en caso contrario
	DUMMYSKYT EAM	Identifica a aerolíneas afiliadas a Sky Team	1 si está afiliada a Sky Team, 0 en caso contrario
Calidad del servicio en tierra	LOADF	Asientos ocupados en promedio respecto al total disponible	Proporción

Fuente: Elaboración propia.

La Tabla 4 muestra la estadística descriptiva de las variables núcleo de la base de datos. Puede observarse la heterogeneidad existente entre las diferentes aerolíneas para los diferentes períodos, la cual se encuentra vinculada con la amplia variedad de prestadores que integran la muestra.

Tabla 4: Estadística Descriptiva

Variable	Observaciones	Media	Desvío Estándar	Valor mínimo	Valor máximo
ASM	311	60380.69	60897.56	43.84	239368.10
FUEL	310	983.72	1006.35	1.11	3610.24
STAFF	298	27821.86	24425.54	152.00	98960.00
FLEET	311	249.89	229.98	1.00	909.00

Fuente: Elaboración Propia a partir de MIT Airline Data Project e informes anuales de diferentes aerolíneas.

Modelo

El modelo a estimar es una función Cobb-Douglas en logaritmos,

$$\text{Log ASM}_{it} = \alpha + \beta_j \text{Log}(\text{insumos}_{it}) + \mu (\text{calidad}_{it}) + \gamma_k(\text{dummies}_{it}) + \theta t + \varepsilon(2)$$

Donde i son las compañías, t los períodos, el vector de insumos comprende las variables FUEL, STAFF y FLEET ($j = 3$), y el indicador de calidad es LOADF. Las dummies consideradas fueron cinco ($k = 5$). El término t es una tendencia temporal. Y ε es el término de error compuesto.

El modelo 1 se estima respectivamente siguiendo las formalizaciones invariantes en el tiempo (TI) de Pitt & Lee (1981), Schmidt & Sickles (1984) y BATESSE & Coelli (1988), así como las variantes en el tiempo de Kumbhakar (1990), BATESSE & Coelli (1992) y BATESSE & Coelli (1995). También se corrieron regresiones de los modelos de Greene (2005) de “Verdaderos Efectos Fijos” y “Verdaderos Efectos Aleatorios”, en que la fórmula anterior se transforma en:

$$\text{Log ASM}_{it} = \alpha_i + \beta_j \text{Log}(\text{insumos}_{it}) + \mu (\text{calidad}_{it}) + \gamma_k(\text{dummies}_{it}) + \theta t + \varepsilon \quad (3)$$

4. Resultados

La tabla 5 muestra los resultados de las estimaciones de los seis modelos principales⁴. Las variables del núcleo de la frontera productiva son consistentemente significativas al 99% y tienen los signos esperados (productividades marginales positivas de los insumos). También muestran una razonable estabilidad de valores absolutos de los coeficientes entre modelos. La tendencia temporal fue significativa al 99%, al igual que la dummy que identifica a las aerolíneas latinoamericanas de la muestra. El cambio tecnológico tendencial es de 0,98 a 1,98% anual según el modelo. En cambio, las dummies creadas para diferenciar las aerolíneas por pertenencia a alguna alianza, las de bajo costo y el factor de carga, no resultaron significativas en ninguna estimación, por lo cual se retiraron.

El modelo estocástico de frontera y el modelo para el término de ineficiencia se estiman simultáneamente mediante máxima verosimilitud. La función de verosimilitud se expresa en términos de los parámetros de la varianza σ^2 del error compuesto ($\sigma^2 = \sigma_u^2 + \sigma_v^2$), y de γ , el cociente entre la varianza de la ineficiencia y la varianza del error compuesto ($\gamma = \sigma_u^2/\sigma^2$). Si en un extremo $\gamma = 0$, toda la variabilidad de los residuos se explica por el componente aleatorio v , en tanto si $\gamma = 1$, la totalidad de dicha variabilidad se explica por ineficiencia ($0 < \gamma < 1$). Los valores de γ de las estimaciones oscilan entre 0,75 y 0,99. Sin embargo, sólo en tres casos son significativos al 95%.

El valor de eficiencia para una aerolínea particular toma un valor máximo de 1 (unidad eficiente) y da un puntaje fraccionario a las unidades por debajo de la frontera. En los modelos se ha incluido la variable temporal para capturar el progreso tecnológico o desplazamiento de la frontera en el tiempo. La tasa de cambio tecnológico está dada $\partial \text{Logasm}/\partial t$. Un valor positivo para el coeficiente estimado indica mejora tecnológica en el tiempo. En los modelo TVD, η es la variación en el tiempo de la ineficiencia u_{it} . La eficiencia aumenta (cae) en el tiempo cuando η es positivo (negativo). Un valor de $\eta = 0$ indica que la ineficiencia u_{it} es constante en el tiempo. Si bien en los modelos TVD los niveles de eficiencia cambian en el tiempo, los mismos varían en igual proporción para todas las empresas, con lo cual no existen cambios en los rankings de un año a otro. En los dos casos en que fue calculado, η es positivo y significativo al 99%, con alrededor de un 5% de mejora anual de la eficiencia.

Tabla 5: Estimaciones

(variable dependiente: LogASM)	Modelo PL81 de Pitt & Lee (1981)	Modelo SS84 de Schmidt & Sickles (1984)	Modelo BC88 de Batesse & Coelli (1988)	Modelo KU90 de Kumbhakar (1990)	Modelo BC92 de Batesse & Coelli (1992)	Modelo BC95 de Batesse & Coelli (2005)
	TI (u= u_i , media normal)	TI (u= u_i , exp)	TI (u= u_i , normal truncada)	TV (u= u_{it} , media normal)	TV (u= u_{it} , normal truncada)	TV (u= u_{it} , normal truncada)
LogFUEL	0.5717***	0.5626***	0.5789***	0.5695***	0.4888***	0.4865***
LogSTAFF	0.1896***	0.1748***	0.1927***	0.1902***	0.1626***	0.1639***
LogFLEET	0.1912***	0.2002***	0.1837***	0.1907***	0.2209***	0.2222***
TREND	0.0193***	0.0198***	0.0192***	0.0192***	0.0104***	0.0098***
Dummyslatin	0.1543***	(omitted)	0.1901***	0.1555***	0.1877***	0.1876***
Constante	9.8878***	10.0279	9.7296***	9.9329***	11.8998***	11.9362***
Obs.	298	298	298	298	298	298
σ_u^2	0.0621**	0.0252	39.3512	0.0645***	97.1060	0.1352

⁴ La estimación de los modelos de Greene (2005) enfrentó problemas insalvables, presuntamente originados en la base de datos. No se reportan las estimaciones.

σ_v^2	0.0085***	0.0086	0.0085	0.0085***	0.0068	0.0068
σ^2	0.0706	0.0338	39.3597	0.0730	97.1128	0.1421
γ	0.879	0.745	0.9997**	0.883	0.9999**	0.9520**
λ	2.6896***			2.7490***		
η					0.0494***	0.0514***
Log likelihood	253.4690	244.1589	254.8614	254.1044	270.7860	274.3947

Nota: *** significativa al 1%, ** significativa al 5%, *significativa al 10%

Fuente: Elaboración propia

La Tabla 6 muestra la estadística descriptiva de los valores estimados de eficiencia relativa en los distintos modelos. La media de la eficiencia estimada oscila entre el 77 y el 90%, con desvío estándar entre 7 y 22%. Las eficiencias mínimas varían mucho entre modelos: tres la ubican en 72%, dos entre 35 y 38% y uno en algo más de 8%. Las eficiencias máximas son la unidad o un valor muy cercano en todas las estimaciones.

Tabla 6: Eficiencia relativa estimada en los distintos modelos.

Eficiencia estimada	PL81	SS84	BC88	KU90	BC92	BC95
Media	0.8886	0.6698	0.9037	0.8871	0.7040	0.7661
Desvío Estándar	0.0707	0.1174	0.0715	0.0719	0.2162	0.1889
Mínimo	0.7193	0.3671	0.7148	0.7145	0.0848	0.3496
Máximo	0.9855	1.000	0.9859	0.9874	0.9890	0.9883

Fuente: Elaboración propia

La Tabla 7 muestra el coeficiente de correlación de Spearman para los coeficientes de ineficiencia. Los valores son todos altos y positivos, siempre por encima de 73%.

Tabla 7: Correlación de Spearman para los coeficientes de ineficiencia estimada

Método	Modelo PL81	Modelo SS84	Modelo BC88	Modelo KU90	Modelo BC92	Modelo BC95
Modelo PL81	1					
Modelo SS84	0.8308	1				
Modelo BC88	0.9913	0.8255	1			
Modelo KU90	0.9980	0.8305	0.9863	1		
Modelo BC92	0.7335	0.8522	0.7293	0.7462	1	
Modelo BC95	0.7324	0.9303	0.7511	0.7341	0.8998	1

Fuente: Elaboración propia

Los rankings de eficiencia por aerolínea se presentan en la Tabla 8, donde para mejorar la visibilidad de los datos se han dispuesto aproximadamente por cuartiles (dado que el cuarto sólo lo integran –arbitrariamente- cuatro aerolíneas). Se observa que COPA está consistentemente ubicada en el cuarto cuartil en cinco de los seis modelos, AEMX en cuatro y LANA en tres. Es decir que tres aerolíneas latinoamericanas de las 19 de la muestra (15,78%)

ocupan la mitad del cuarto cuartil (50%)⁵. La cuarta, LATAM, de la cual hay menos observaciones por lo reciente de la fusión, se ubica consistentemente en el primer cuartil, con las grandes americanas UNIT, AMER y DELT, junto con CONT, absorbida por UNIT en noviembre de 2011. De las de bajo costo JETB está presente en cuatro de los seis rankings en posiciones en el primer cuartil.

Tabla 8: Ranking de eficiencia por aerolínea

Firma	PL81	Firma	SS84	Firma	BC88	Firma	KU90	Firma	BC92	Firma	BC95
LATA	0,986	LATA	1,000	UNIT	0,986	LATA	0,986	UNIT	0,981	UNIT	0,988
UNIT	0,979	UNIT	0,819	LATA	0,985	UNIT	0,977	LATA	0,972	LATA	0,975
JETB	0,969	DELT	0,785	JETB	0,981	JETB	0,968	DELT	0,944	DELT	0,966
DELT	0,955	JETB	0,756	DELT	0,971	DELT	0,957	AMWE	0,913	AMWE	0,949
AMER	0,948	CONT	0,745	AMER	0,961	AMER	0,946	CONT	0,835	SOUT	0,897
CONT	0,939	AMWE	0,735	HAWA	0,959	CONT	0,938	SOUT	0,826	CONT	0,891
HAWA	0,934	SOUT	0,725	CONT	0,955	HAWA	0,929	NORT	0,805	NORT	0,865
SOUT	0,915	HAWA	0,713	SOUT	0,938	SOUT	0,925	JETB	0,796	JETB	0,864
AMWE	0,905	AMER	0,704	AMWE	0,923	AMWE	0,907	USAI	0,727	USAI	0,838
NORT	0,902	NORT	0,686	NORT	0,917	NORT	0,902	ALAS	0,687	HAWA	0,822
LANA	0,888	ALAS	0,661	SPIR	0,907	LANA	0,887	AMWE	0,685	ALAS	0,821
SPIR	0,879	FRON	0,632	ALAS	0,892	SPIR	0,873	HAWA	0,685	AMER	0,756
ALAS	0,865	SPIR	0,630	FRON	0,887	ALAS	0,862	FRON	0,567	FRON	0,752
FRON	0,856	USAI	0,624	LANA	0,887	FRON	0,850	SPIR	0,528	SPIR	0,735
AEMX	0,834	COPA	0,515	ALLE	0,851	AEMX	0,836	ALLE	0,431	AITR	0,601
ALLE	0,829	ALLE	0,482	USAI	0,839	ALLE	0,826	AITR	0,416	ALLE	0,591
USAI	0,818	AITR	0,455	AEMX	0,833	USAI	0,817	COPA	0,323	COPA	0,526
AITR	0,764	LANA	0,370	AITR	0,785	AITR	0,760	LANA	0,291	AEMX	0,370
COPA	0,719	AEMX	0,367	COPA	0,715	COPA	0,716	AEMX	0,276	LANA	0,350

Fuente: Elaboración propia

5. Conclusiones

Este trabajo se propone como objetivo determinar los niveles de eficiencia productiva de aerolíneas que operan en el Hemisferio Occidental. Se emplean técnicas de frontera estocástica para determinar niveles de eficiencia relativa. Se ofrecen como novedades a estudios preexistentes, el uso de una amplia gama de alternativas de estimación y el estudio específico de las aerolíneas latinoamericanas junto con las norteamericanas.

Los seis modelos que se pudieron estimar (tres con eficiencia invariante en el tiempo y tres con eficiencia variable en el tiempo) arrojaron niveles de eficiencia promedio de la muestra de entre el 77 y el 90%. Los modelos efectúan distinta separación del componente compuesto de error, pero logran explicar entre el 74 y el 99% de la variabilidad del mismo por ineficiencia. Los parámetros estimados son significativos, con los signos esperados y relativamente estables en valores absolutos entre estimaciones efectuadas con diferentes técnicas.

⁵ Si se hubiera formado el primer cuartil por las cinco primeras aerolíneas –también arbitrariamente–, COPA y AEMX estarían integrándolo en los seis modelos, llevando la participación de las aerolíneas latinoamericanas a 15 de 30 posibles casilleros, también el 50%.

La muestra evidencia cambio tecnológico tendencial de entre 0,98 y 1% anual en el período de 21 años considerado. En los modelos con eficiencia variable en el tiempo se detectan ganancias de eficiencia de cerca del 5% anual. Las aerolíneas latinoamericanas de la muestra, en tanto, se ubican consistentemente en el último cuartil de la distribución de eficiencia la mayoría de las veces, a excepción de la reciente fusión LATAM que trepa al primer cuartil junto con las grandes aerolíneas americanas United, American y Delta. La aerolínea de bajo costo Jet Blue tiene un destacable desempeño. Presuntamente por limitaciones de la muestra no se pudieron realizar estimaciones satisfactorias de los métodos propuestos por Greene (2005). Los resultados obtenidos hablan de eficiencia técnica y no de costos, cuya estimación es una continuación natural de este estudio. Tampoco está explorado el efecto de la escala de producción.

Son cuestiones abiertas para futuros estudios discernir qué políticas podrían alterar los resultados. Los problemas de localización y escala no son fáciles de resolver, aunque las fusiones entre aerolíneas parecen una resultante natural.

6. Referencias

- Ahmad, Khalil & M. Mukhtar Khan (2011). A Comparative Analysis of Productivity of Airline Industry: Evidence from Selected Asian Airlines. *International Journal of Business and Social Science* Vol. 2 No. 15.
- Arai, Keita (2003). Comparative Analysis on International Airline Industry. *The Economic Journal of Takasaki City University of Economics* vol.46 No.3.
- Araujo, A. H.; I. C. Dos Santos & C. C. Pires. (2006). An International Comparative Study of the Operational Performance of Full Service, Regional and Low-Fare Airlines. *European Operations Management Association. 13th International Annual EurOMA Conference. University of Strathclyde, Glasgow*
- Arjomandi, Amir & Juergen Seufert (2014). An evaluation of the world's major airlines' technical and environmental performance. *Economic Modelling*, 41 133-144.
- Battese, George & Tim Coelli (1988). "Prediction of firm level technical efficiencies with a generalized frontier production function and panel data", *Journal of Econometrics*, 38(3), 387-399.
- Battese, George & Tim Coelli (1992). "Frontier production functions, technical efficiency and panel data: with application to paddy farmers in India", *Journal of Productivity Analysis*, 3(1-2), 153-169.
- Battese, George & Tim Coelli (1995). "A model for technical inefficiency effects in a stochastic frontier production function for Panel Data", *Empirical Economics*, 20(2), 325-332.
- Belotti, Federico, Silvio Daidone, Giuseppe Iardi & Vincenzo Atella (2013), "Stochastic Frontier Analysis Using Stata", *Stata Journal*, 13(4), 718-758.
- Duygun, Meryem, Mohamed Shaban, Robin C Sickles & Thomas Weyman-Jones (2013). Efficiency and productivity change in the European airlines industry in the post liberalization era. Mimeo, Rice University.
- Duygun, Meryem, Diego Prior, Mohamed Shaban & Emili Tortosa Ausina (2015). Disentangling the European Airlines efficiency puzzle: A network data envelopment analysis approach. Working Paper Economic Department 2015/4. Universitat Jaume I.

- Duygun, Meryem (2000). Efficiency and productivity growth in the European airlines industry: applications of data envelopment analysis, Malmquist productivity index and Tobit analysis. PhD. Thesis, University of Leicester.
- Duygun, Meryem, Peter M. Jackson & T. Weyman-Jones (2000). Measuring the efficiency of European airlines: an application of DEA and Tobit Analysis. University of Leicester Efficiency and Productivity Research Unit. EPRU Discussion Papers 06.
- Gonzalez, María Eugenia (2015). Eficiencia Técnica en Aerolíneas: un enfoque no paramétrico. Trabajo de Investigación Final, Licenciatura en Economía. UADE.
- Greene, William (2005). "Reconsidering heterogeneity in panel data estimators of the stochastic frontier model", *Journal of Econometrics*, 126(2), 269-303.
- Kumbhakar, Subal (1990). "Production frontiers, panel data and time-varying technical inefficiency", *Journal of Econometrics*, 46(1-2), 201-212.
- Lee, Boon L. & Andrew C. Worthington (2011). Operational Performance of Low-cost Carriers and International Airlines: New Evidence Using a Bootstrap Truncated Regression. Working/Discussion Paper 271. QUT School of Economics and Finance.
- Pitt, Mark & Lung-Fei Lee (1981). "The measurement and sources of technical inefficiency in the Indonesian weaving industry", *Journal of Development Economics*, 9(1), 43-64.
- Park, B. C., R. Sickles & L. Simar (1996). Stochastic Panel Frontier. A semiparametric analysis. Core Discussion Paper 9638. Université Catholique de Louvain.
- Pereira, E. R., M. C. Chaves & J. C. S. de Mello (2013). Evaluation of Efficiency of Brazilian Airlines Using the MCDEA-TRIMAP Model. International Conference on Operations Research and Enterprise Systems (ICORES 2013). Proceedings of the 2nd International Conference on Operations Research and Enterprise Systems.
- Rai, Atul (2013). "Measurement of efficiency in the airline industry using data envelopment analysis", *Investment Management and Financial Innovations*, 10(1), , 38-45.
- Schefczyk, M. (1993). "Operational Performance of Airlines: An Extension of Traditional Measurement Paradigms", *Strategic Management Journal*, 14(4), 301-317.
- Schmidt, Peter & Robin Sickles (1984). "Production frontiers and panel data", *Journal of Business Economics and Statistics*, 2(4), 367-374.
- Valdés Víctor & José Ramírez (2011). "Una evaluación sobre la desregulación del mercado de aerolíneas en México", *Economía mexicana (nueva época)*, 20(1), 5-35.
- Worldwide Air Transport Conference (2013). Working Paper from the International Civil Aviation Organization.
- Zhu, Joe (2011). "Airlines Performance via Two-Stage Network DEA Approach", *Journal of Centrum Cathedra*, 4(2), 260-269.