

Trabajo Fin de Máster

Análisis de la eficiencia y productividad en la Superliga de Voleibol

Autor/es

Beatriz Molinos Senante

Director/es

Lucía Isabel García Cebrián

Facultad de Economía y Empresa

2014/15

RESUMEN:

La eficiencia, entendida como el buen aprovechamiento de los inputs para obtener outputs, ha sido evaluada en numerosos deportes como el fútbol, baloncesto, tenis o béisbol. Sin embargo, en el ámbito del voleibol no se han realizado estudios de este tipo. Por ello, en este trabajo se analiza la eficiencia de los equipos masculinos y femeninos de la Superliga española de voleibol. Para ello, se hace uso de un modelo análisis envolvente de datos por etapas (DEA Network) bajo orientación output y rendimientos constantes a escala. En un segundo análisis evaluamos el cambio en la productividad mediante el indicador de Luenberger. Se puede concluir que sólo los primeros equipos clasificados son eficientes y que existen indicios de que los resultados deportivos están relacionados con la eficiencia. En cuanto al cambio en la productividad existen grandes diferencias entre la Superliga Masculina y Femenina. En el primer caso, en general se ha producido un empeoramiento tecnológico y sólo los equipos que han tenido una gran mejora en su eficiencia han mejorado su productividad. En la Superliga Femenina todos los equipos han experimentado una mejora tecnológica, sin embargo, sólo algunos equipos han mejorado su productividad.

ÍNDICE

RESUMEN:	1
1. INTRODUCCIÓN	3
1.1 Motivación del trabajo	3
1.2 Objetivos	5
2. DESCRIPCIÓN DEL VOLEIBOL	5
2.1 Características del voleibol y su competición	5
2.2 Características de las competiciones:	9
3. METODOLOGÍA.....	11
3.1 Concepto de eficiencia	11
3.2 Análisis Envolvente de Datos (DEA)	16
3.3 DEA Network	22
3.4 Indicador de productividad de Luenberger.....	25
4. APLICACIÓN PRÁCTICA	29
4.1 Muestra seleccionada	29
4.2 Justificación de inputs y outputs	29
5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	33
5.1 Evaluación de la eficiencia de los equipos de la Superliga Masculina de voleibol	33
5.2 Evaluación de la eficiencia de los equipos de la Superliga Femenina de voleibol	39
5.3 Cambio en la productividad	45
6. CONCLUSIONES	48
7. BIBLIOGRAFÍA.....	51

1. INTRODUCCIÓN

1.1 Motivación del trabajo

La economía del deporte ha sido un campo de gran desarrollo en los últimos años. Los importantes recursos económicos puestos a disposición de los gestores de los clubes y la disponibilidad de información, especialmente de carácter técnico, han impulsado el análisis tanto de equipos como de jugadores para diversos deportes. Dentro de los estudios de economía del deporte, la evaluación de la eficiencia de jugadores y equipos ha adquirido un interés creciente dado que aporta una información de gran utilidad para los gestores de los clubes. Así, por ejemplo, en el ámbito del fútbol, Santin (2014) evalúa la eficiencia de las denominadas leyendas del Real Madrid y Tiedemann et al. (2011) analiza la eficiencia de los jugadores de fútbol de la liga alemana atendiendo a la posición que ocupan. Otros trabajos se han centrado en evaluar la eficiencia de los equipos de fútbol de diferentes ligas. A modo de ejemplo, se pueden citar los trabajos de Espitia-Escuer y García-Cebrían (2006); García-Sánchez (2007); Bosca et al. (2009) o Cadenas et al. (2010) para la Liga española; Ribeiro y Lima (2012) y Barros et al. (2010) para la liga portuguesa y Arabzad et al. (2014) en el caso de la Premier inglesa. En este contexto, Kulikova y Goshunova (2013) analizan los enfoques utilizados para evaluar la eficiencia de los equipos de fútbol profesionales e identifican que son los equipos británicos los que han sido más estudiados y que la metodología más comúnmente utilizada es el análisis envolvente de datos o DEA por sus siglas en inglés (Data Envelopment Analysis).

Otros deportes que también han sido objeto de estudios de eficiencia son el baloncesto, el béisbol y más recientemente el tenis. Así, diferentes modelos DEA han sido aplicados para evaluar la eficiencia de los jugadores de béisbol de la liga estadounidense (Chen y Johnshon, 2010; Volz, 2009). En el ámbito del baloncesto, Yang et al. (2014) evalúan la eficiencia de los equipos de la NBA mientras que Cooper et al. (2009) se centran en la eficiencia de los jugadores de dicha competición. Más recientemente, Toloo (2013) y Ruiz et al. (2013), haciendo también uso de la metodología DEA, evalúan la eficiencia de jugadores profesionales de tenis.

No obstante, y a pesar de la popularidad que está adquiriendo el voleibol en sus diversas modalidades, no se han realizado estudios previos dirigidos a evaluar la eficiencia ni de

los equipos ni de los jugadores de este deporte. Es importante señalar que la popularidad y el número de fans de cualquier equipo deportivo y por tanto de los equipos de voleibol dependerán de sus resultados. Por lo tanto, es útil realizar un análisis de eficiencia para evaluar si el equipo gestiona adecuadamente sus recursos con el fin de ganar la mayor cantidad posible de títulos en la temporada regular, así como para analizar si dichas entidades tienen beneficio no negativo, puesto que este es otro de los principales objetivos de las entidades deportivas.

En este trabajo se va a evaluar la eficiencia de la liga regular de la Superliga masculina y femenina de voleibol para las temporadas 2013/14 y 2014/15, así como el cambio en la productividad entre ambas temporadas. Los modelos tradicionales DEA relacionan los inputs con los outputs, pero no permiten explicar el proceso de producción, por ello, utilizaremos el modelo DEA Network que permite modelizar el proceso de producción en forma de red desagregando la función de producción en tres etapas o sub-procesos (Färe y Grosskopf, 2000).

La principal diferencia entre el modelo DEA Network y DEA convencional es que este último considera un único proceso que consume todos los inputs y produce todos los outputs mientras que DEA Network considera la existencia de varias etapas en las que cada una de ellas consume su propio conjunto de inputs y produce su propio conjunto de outputs que serán productos intermedios. Estos productos intermedios son definidos como inputs para algunas etapas y como outputs para otras etapas del proceso productivo. De esta forma es posible identificar en qué sub-etapa del proceso productivo es más conveniente adoptar medidas para incrementar la eficiencia global del proceso.

Otro aspecto importante en los estudios de eficiencia es la variable temporal, para el caso del presente estudio planteamos un modelo dinámico utilizando el indicador de Luenberger que frente a los modelos estáticos nos permiten analizar los cambios en la productividad producidos entre las temporadas 2013/14 y 2014/15. También hay que mencionar que hasta el momento no se conocen estudios ni de DEA ni de productividad aplicados a competiciones deportivas de voleibol.

1.2 Objetivos

El presente trabajo presenta los objetivos generales:

- 1) Evaluar la eficiencia de los equipos que disputan tanto la fase regular de la Superliga Masculina como de la Superliga Femenina de Voleibol durante las temporadas 2013/14 y 2014/15 utilizando un enfoque Network DEA.
- 2) Evaluar el cambio en la productividad de los equipos de la Superliga Masculina y Femenina entre las temporadas 2013/14 y 2014/15.

La estructura de este trabajo es la siguiente. En primer lugar mostramos una descripción del voleibol y su sistema de competición, a continuación la metodología empleada, seguido de la aplicación práctica del estudio y, finalmente los resultados y conclusiones derivados del trabajo.

2. DESCRIPCIÓN DEL VOLEIBOL

2.1 Características del voleibol y su competición

El voleibol es un deporte que enfrenta a dos equipos formados por seis jugadores sobre un terreno de juego liso de 18x9 metros separados por una red central. El objetivo es pasar el balón por encima de la red y hacer que éste toque el suelo del campo contrario. Para ello, cada equipo dispone de tres toques para devolver el balón hacia el campo contrario con golpes limpios sin ser parado, sujetado, retenido o acompañado por los jugadores. Así mismo, un jugador no puede golpear dos veces consecutivas el balón. Además, existen competiciones tanto femeninas como masculinas, y otras modalidades muy populares como el vóley playa.

Para conseguir pasar el balón al otro campo y hacer que este toque el suelo del campo contrario existen diversas técnicas que se utilizarán dependiendo de la situación del juego, como son saque o servicio, recepción, colocación, ataque o remate, bloqueo y defensa.

Por otro lado, el campo se divide en seis partes (uno, dos, tres, cuatro, cinco y seis) que a su vez se pueden agrupar en: zona de zaguero y zona de ataque. La primera de ellas, comprende las posiciones uno, seis y cinco y, es una zona especialmente de defensa y con ataque habitualmente por zona uno y seis. La zona de ataque engloba las posiciones cuatro, tres y dos, es una zona fundamentalmente de ataque, pero en la que también se defiende¹.

Cada vez que un equipo recupera el servicio o el saque todos los jugadores deben rotar en el sentido de las agujas del reloj por cada una de las seis posiciones. A pesar de ello, cada uno de los jugadores está especializado en una posición, por lo que una vez que el balón se ha puesto en juego cada jugador se coloca desde la posición que les toca estar en ese momento a la posición en la que son especialistas.

Estas especialidades las englobamos en tres grupos: (i) jugadores defensivos, (ii) jugadores ofensivos y (iii) colocadores, jugadores que se caracterizan por “preparar” las jugadas, normalmente desde zona 2.

¹ En ambas zonas, zaguera y delantera, se ataca y defiende, pero en la primera de ellas se defiende más que ataca, a diferencia de la zona delantera que es al contrario.

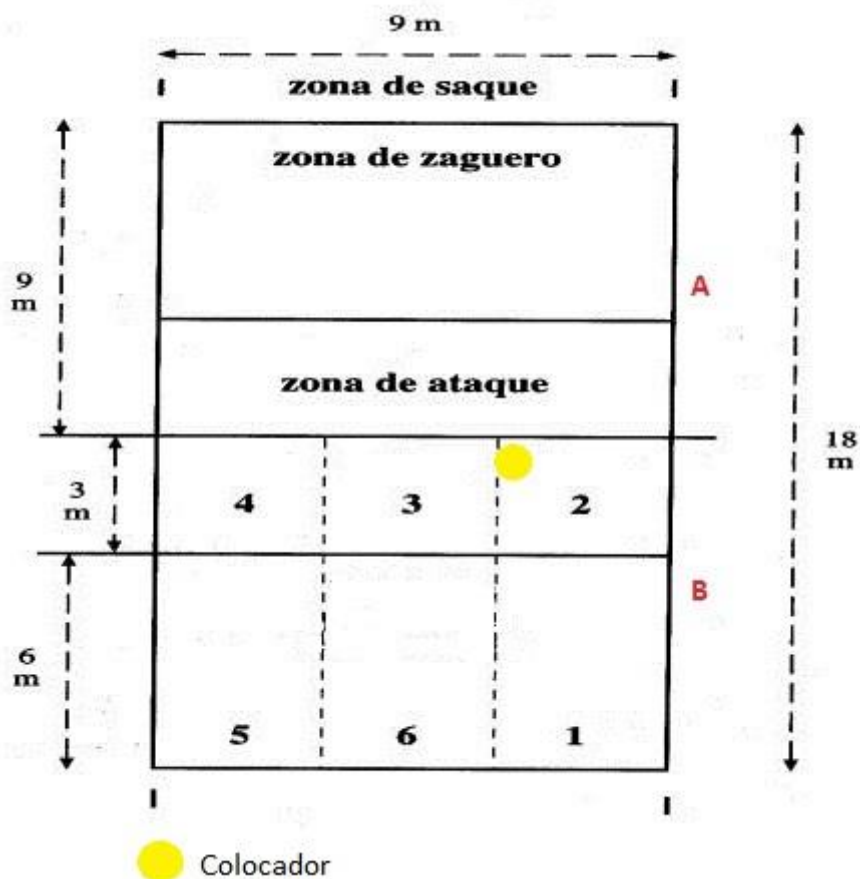


Figura 1: Posiciones y zonas del campo de voleibol.

Fuente: Elaboración propia.

El sistema típico de juego en un partido de voleibol es el siguiente. Tenemos dos equipos (A y B), el equipo A realiza un saque hacia el campo donde se encuentran los jugadores del equipo B, estos en primer lugar reciben el balón procedente del equipo A pasándolo hacia el colocador, primer toque, para que sea éste quien prepare una jugada, segundo toque, la cual puede ser bien a:

- Zona 4: Ataque del jugador “cuatro”
- Zona 3: Ataque del jugador “central”
- Zona 1 ò 2: Ataque del jugador “opuesto”
- Zona 6: Ataque del jugador “cuatro”
- “Finta” pase directo del colocador hacia el otro campo

Una vez el colocador ha distribuido el balón a uno de los jugadores, éste tiene que realizar un golpe de ataque, tercer toque, para hacer que el balón golpee el suelo del equipo A. Para evitarlo, uno o varios jugadores del equipo A, únicamente de la zona de ataque, saltarán frente al jugador del equipo B que ataca formando un bloqueo para intentar que el balón no pase de campo o incluso caiga en el propio campo B. En caso de que el bloqueo no consiga frenar el balón y éste pase al campo A, los jugadores del mismo intentarán defender el ataque del equipo B con el objetivo de construir ellos su propio ataque y el balón toque el suelo del campo B, a pesar de que éstos también bloquearán y defenderán.

En el momento en el que el balón toca el suelo de uno de los dos equipos el otro equipo gana un punto y si el equipo que lo gana no tiene el servicio de saque, éste equipo gana un punto y recupera el saque; si el punto lo consigue el equipo que tenía el saque, éste sumará un punto y seguirá sacando. Otra forma de conseguir un punto es que el equipo contrario cometa una falta como por ejemplo fallar el saque, un toque incorrecto en el toque de dedos, tocar la red tanto en ataque como en bloqueo, hacer tocar el balón con las varillas situadas al final de la red en ambos extremos, faltas de zagueros², invadir con el pie completo el otro campo, realizar más de tres toques o tocar la pelota dos veces consecutivas por el mismo jugador (como excepción el toque de bloqueo no se contabiliza para estos dos tipos de faltas), faltas de posición y/o rotación etc. En todos estos casos el equipo contrario sumará un punto y si no tiene el saque lo recupera.

Los partidos de voleibol se disputan al mejor de cinco sets. En el momento en que uno de los dos equipos acumula tres sets ganados, gana el partido. Un equipo gana un set cuando alcanza 25 puntos con ventaja de dos sobre el adversario. En el caso de ser necesario el quinto set, se sigue la modalidad “take breath”, es decir, sólo es necesario alcanzar 15 puntos con dos de ventaja sobre el adversario.

² Un jugador de las posiciones unos, seis y cinco no puede completar un golpe de ataque desde la zona de frente.

Otras características del voleibol son:

- Los campos se sortean antes del partido, así como el saque inicial. Al final del set se produce un cambio de campo y se va alternando el primer saque. En caso de ser necesario el quinto set, se procede a un nuevo sorteo y además se realiza un cambio de campo al alcanzarse el punto 8 por el primero de los equipos.
- Cada equipo puede solicitar hasta dos tiempos de descanso de 30 segundos en cada set. Además, se establecen dos tiempos técnicos de 60 segundos cuando se alcanza por el primero de los equipos los puntos 8 y 16 respectivamente de cada set, salvo en el quinto set definitivo.
- El equipo arbitral en un partido de voleibol está formado por un primer árbitro (principal), segundo árbitro (asistente), anotador y de forma voluntaria³ un anotador asistente y dos o cuatro jueces de línea.
- Se pueden realizar hasta un máximo de seis sustituciones por equipo en cada set.
- El equipo completo lo pueden formar un máximo de 14 jugadores aunque sólo se pueden convocar a un máximo de 12, un entrenador, un entrenador asistente, un masajista y un médico.

2.2 Características de las competiciones:

A nivel mundial, en 1947 se crea la Federación Internacional de Voleibol (FIBV) y los primeros campeonatos mundiales tuvieron lugar en 1949 en modalidad masculina y en 1952 en femenina y, desde 1964 se considera deporte olímpico. A nivel nacional, la entidad encargada de organizar tanto el voleibol como el vóley playa es la Real Federación Española de Voleibol (RFEVB) creada en 1959 para integrar federaciones autonómicas y/o regionales, clubes deportivos, árbitros y entrenadores, además de organizar las principales competiciones de voleibol en España.

³ Dicho "exceso" de árbitros voluntarios lo paga el equipo local y se da especialmente en partidos televisados y en semifinales y finales de competiciones.

Tal y como se muestra en la Tabla 1, la RFEVB organiza diversas competiciones regulares:

	MASCULINA	FEMENINA
Liga Regular	Superliga	Superliga
	Superliga 2	Superliga 2
	Superliga Junior Masculina	Superliga Junior Femenina
	Primera División	Primera División
	Segunda División Nacional	Segunda División Nacional
	Campeonato Nacional Juvenil	Campeonato Nacional Juvenil
	Campeonato Nacional Cadete	Campeonato Nacional Cadete
	Campeonato Nacional Infantil	Campeonato Nacional Infantil
Torneos de Copa	Copa de S.M. El Rey	Copa de S.M. La Reina
	Supercopa	Supercopa
	Copa Príncipe de Asturias	Copa Princesa de Asturias

Tabla 1: Competiciones regulares organizadas por la Real Federación Española de Voleibol (RFEVB).

Fuente: Real Federación Española de Voleibol.

De todas las competiciones regulares, la Superliga, fundada en 1983, es la máxima competición masculina y femenina respectivamente en España. Actualmente, en Superliga compiten hasta un máximo de doce equipos. La competición se basa en una fase regular a doble vuelta y tras finalizar la misma tiene lugar la semifinal entre los primeros cuatro clasificados, enfrentándose por una parte el primer y cuarto clasificado y, por otra parte el segundo y el tercero. Ambas semifinales son al mejor de cinco partidos y los ganadores disputan la final también al mejor de cinco encuentros.

Una característica destacable de la Superliga, es el sistema de puntuación en la fase regular ya que éste depende del resultado del partido, pero teniendo en cuenta el número de sets ganados y/o perdidos, tal y como se recoge en la Tabla 2.

Resultado (sets)	3 – 0	3 - 1	3 – 2	2 - 3	1 - 3	0 - 3
Puntuación obtenida	3 puntos	3 puntos	2 puntos	1 punto	0 puntos	0 puntos

Tabla 2: Puntuación obtenida por el equipo local según el resultado obtenido en un encuentro de voleibol de la Superliga.

Fuente: Elaboración propia

Por otro lado, hay que destacar que los siete mejores equipos de la Superliga en la primera vuelta de la fase regular más otro equipo, el organizador, disputan la Copa del Rey de Voleibol. Ambas competiciones condicionan los equipos participantes en la Supercopa de Voleibol, puesto que en ella se enfrentan el ganador de la Superliga y de la Copa del Rey de la temporada anterior. Finalmente, señalamos que en los últimos años al no completarse las doce plazas disponibles ningún equipo desciende y que si algún equipo de Superliga²⁴ quisiera competir en la máxima competición podría hacerlo puesto que hay plazas disponibles.

3. METODOLOGÍA

3.1 Concepto de eficiencia

Desde un punto de vista económico, el término eficiencia está asociado al uso racional de los recursos disponibles, es decir, la eficiencia mide el uso de inputs para la producción de outputs.

Koopmans (1951) fue el primer autor que define el concepto de eficiencia, para él denominado como eficiencia técnica definida como un vector compuesto por inputs y outputs donde es tecnológicamente imposible incrementar algún output (o reducir algún input) sin reducir simultáneamente algún otro output (o incrementar algún otro input). Posteriormente, Farrell (1957) desarrolló una medida radial que permitiera cuantificar el nivel de eficiencia con el que actuaban los productores. La frontera de producción viene

⁴ Categoría inmediatamente inferior a Superliga.

determinada por el máximo nivel de outputs alcanzables con una cierta combinación de inputs, o bien, por el mínimo nivel de inputs necesario para producir un cierto nivel de outputs. Según este criterio, la medida de la eficiencia está comprendida entre [0,1], donde 1 indica que la unidad es completamente eficiente y 0 que es totalmente ineficiente.

El uso de ratios o cocientes entre magnitudes es el procedimiento habitualmente utilizado para medir la eficiencia de las diferentes unidades (Bonilla et al., 2002). Cuando solo existe un output y un input, la medida de eficiencia se realizará mediante el siguiente cociente:

$$Eficiencia = \frac{Output}{Input} \quad (1)$$

Sin embargo, en la mayoría de los procesos de producción existen varios outputs y/o inputs por lo que es necesario buscar una medida de eficiencia relativa definida, tal como se indica en las fórmulas 2 y 3.

$$Eficiencia = \frac{Suma\ ponderada\ de\ los\ output}{Suma\ ponderada\ de\ los\ input} \quad (2)$$

$$Eficiencia\ de\ la\ unidad\ j = \frac{u_1 y_{1j} + u_2 y_{2j} + \dots}{v_1 x_{1j} + v_2 x_{2j} + \dots} = \frac{\sum_r u_r y_{rj}}{\sum_i v_i x_{ij}} \quad (3)$$

donde, u_1 es el peso asignado al output i ; y_{ij} es el valor del output i para la unidad j ; v_1 es el peso asignado al input i y x_{ij} es el valor del input i para la unidad j .

Al hablar del concepto de eficiencia productiva deben distinguirse dos dimensiones distintas, la eficiencia técnica y la asignativa, de modo que la consecución de la eficiencia global requiere el logro de ambas. La primera se refiere a que se produce una determinada cantidad de output con una mínima cantidad de inputs o, de forma alternativa, que se produce el máximo posible con una determinada cantidad de input. De esta forma, el análisis de la eficiencia técnica puede tener una orientación hacia la maximización del output o la minimización de los inputs. La eficiencia asignativa está relacionada con la capacidad de combinar los inputs, pero teniendo en cuenta sus

precios. La eficiencia asignativa se consigue cuando se obtiene un nivel de output con un menor coste, o bien, cuando a partir de un determinado coste de los inputs, se consigue la mayor cantidad posible de output.

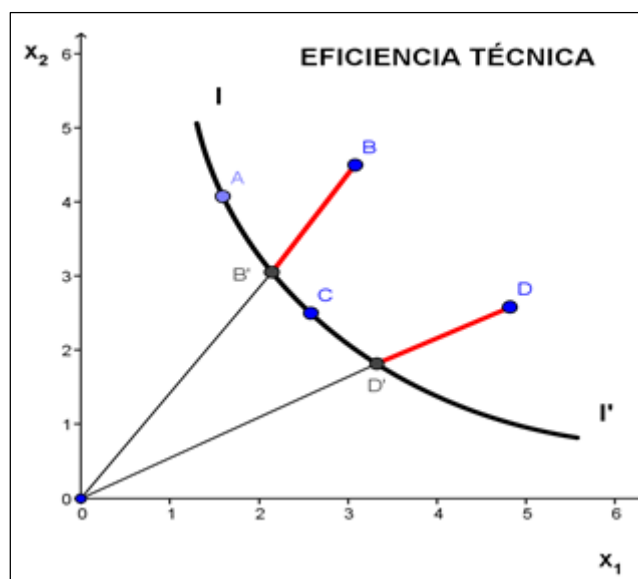


Figura 2. Eficiencia técnica

Fuente: Elaboración propia

Tal como se describe en la Figura 2 se ha considerado la existencia de cuatro unidades (A, B, C, D), cada una de las cuales obtiene un único output empleando para ello dos inputs (x_1 , x_2). La isocuanta (todas las combinaciones posibles con la misma producción) I-I' representa las infinitas combinaciones de inputs que son eficientes, de tal forma que todos los puntos (combinaciones de inputs) que se encuentren por encima resultan ineficientes. Las unidades B y D son ineficientes técnicamente, puesto que ambas podrían reducir la cantidad de inputs y seguir produciendo la misma cantidad de output que representa la isocuanta I-I'. Una medida de medir la ineficiencia de estas unidades sería calcular la medida radial propuesta de Farrell, de tal modo que la ineficiencia de estas unidades vendrá representada por la distancia $\frac{OB'}{OB}$ y $\frac{OD'}{OD}$ respectivamente. En otras palabras, las unidades que sitúan en la frontera de producción se consideran unidades eficientes y las que no se encuentran en la frontera, son consideradas unidades ineficientes (Figura 2), es decir, son unidades en las que es posible mejorar alguno de sus outputs o inputs sin empeorar sus otros inputs u outputs.

Calculada de esta forma, la eficiencia técnica sólo puede tomar valores comprendidos entre cero y uno. Si una unidad tiene un valor de eficiencia técnica cercano a uno, nos indica que esa unidad está muy próxima a ser técnicamente eficiente, que se logrará cuando tenga un valor de eficiencia técnica igual a uno ya que ello nos indica que la unidad se encuentra sobre la isocuanta, como es el caso de las unidades A y C de la Figura 2.

Para determinar la eficiencia asignativa, tal como podemos observar en la Figura 3, hemos introducido la línea isocoste sobre la representación de la Figura 2. De las unidades que presentaban eficiencia técnica (unidades A y C), solamente la unidad C resulta también eficiente en precios, puesto que se sitúa en el punto de tangencia de la isocuanta y la isocostes. La unidad A debería reducir los costes hasta situarse en el punto A' situado sobre la recta isocoste. La ineficiencia asignativa de la unidad A vendría representada por la distancia A' A.

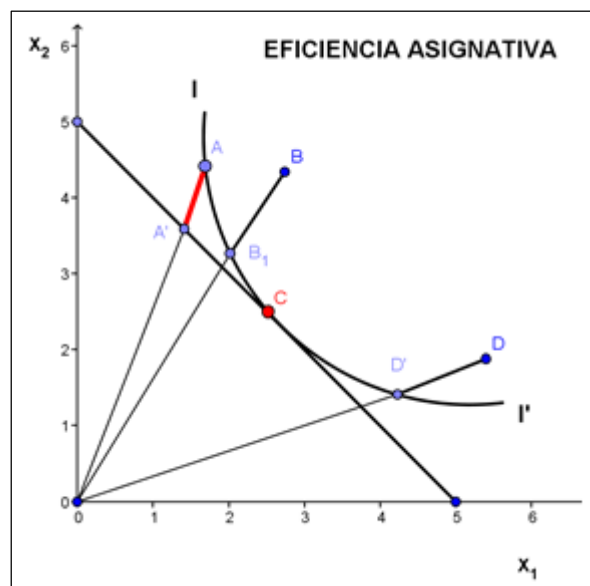


Figura 3. Eficiencia asignativa

Fuente: Elaboración propia

El valor numérico de la eficiencia asignativa se puede obtener como la relación entre la línea desde el origen hasta el punto en la recta isocoste y la longitud de la línea que une el origen al punto sobre la isocuanta eficiente. Para la unidad A, vendría determinado por:

$$\text{Eficiencia asignativa de } (A) = \frac{OA'}{OA} \quad (4)$$

Cuando estudiamos los modelos de evaluación de la eficiencia podemos distinguir dos grandes grupos:

1. *Modelos que no utilizan la frontera de producción.* Estos modelos analizan la eficiencia de cada unidad de forma independiente. Calculan, por criterios econométricos, el valor medio del output que puede obtenerse dada la cantidad de inputs disponible.

2. *Modelos que utilizan la frontera de producción.* Se determina una frontera de producción, a partir de las unidades más eficientes de la muestra. El análisis de la eficiencia de cada unidad se realiza comparando su comportamiento con la frontera eficiente.

De los dos modelos descritos, ha encontrado una mayor aceptación por la literatura especializada los modelos tipo frontera, debido a que permiten comparar el comportamiento de unas unidades (ineficientes) con el de las que alcanzan la máxima producción (situadas en la frontera de producción) (Cooper et al., 2007).

La estimación empírica de la frontera de producción puede realizarse siguiendo diversas aproximaciones que suelen dividirse en dos grandes grupos:

a) Aproximación paramétrica

Estos modelos utilizan una forma funcional predeterminada con parámetros constantes para construir la función de producción. A partir de técnicas econométricas, generalmente por mínimos cuadrados ordinarios, se estiman estos parámetros. Dentro de estos modelos se suelen distinguir a la vez aquellos que tienen un carácter determinista de los estocásticos. Los primeros atribuyen toda la posible desviación existente a la ineficiencia técnica, mientras que los segundos consideran que las unidades evaluadas pueden verse afectadas por diversos factores al margen de la propia ineficiencia del producto, añadiendo un componente aleatorio que representa sucesos que no son controlables por la unidad productiva.

Las principales críticas que han recibido estos modelos se centran, sobre todo, en la excesiva dependencia de los resultados obtenidos respecto a la función de producción utilizada y la distribución del error, sobre todo cuando únicamente se dispone de datos de corte transversal (Sala-Garrido et al., 2012).

b) Aproximación no paramétrica

Los métodos no paramétricos tienen la característica de que no requieren la utilización de una función de producción determinada, ya que es suficiente con la definición de un conjunto de propiedades formales que debe satisfacer el conjunto de posibilidades de producción. La flexibilidad que implica esta estructura representa una importante ventaja sobre todo para aquellos procesos productivos, como el de los deportes, cuya modelización a través de una función productiva resulta demasiado compleja (Caballero-Fernández et al., 2012).

En términos generales, se acepta por la literatura que no existe ninguna aproximación que resulte totalmente óptima o que manifieste su superioridad respecto a la otra, por lo tanto, serán las propias características del sector analizado, así como las restricciones de información, las que determinen, en cada caso, cuál es la técnica de análisis más apropiada.

3.2 Análisis Envolvente de Datos (DEA)

El análisis envolvente de datos o DEA fue desarrollado en 1978 por Charnes, Cooper y Rhodes (1978). Es un método no paramétrico cuyo objetivo es obtener una envolvente que incluya a todas las unidades eficientes, junto con sus combinaciones lineales, quedando el resto de unidades (ineficientes) por encima de la misma. Dicha envolvente se identifica con la figura de la frontera eficiente, de manera que la distancia de las unidades evaluadas DMU⁵ a la envolvente, proporciona una medida de su nivel de ineficiencia.

⁵ Este término es la abreviatura de "Decision Making Unit" empleada por Charnes, Cooper y Rhodes (1978) para referirse a los productores evaluados.

Desde el punto de vista de su formulación, el DEA plantea un problema de programación matemática para cada DMU, cuya resolución permite asignarle un índice de eficiencia.

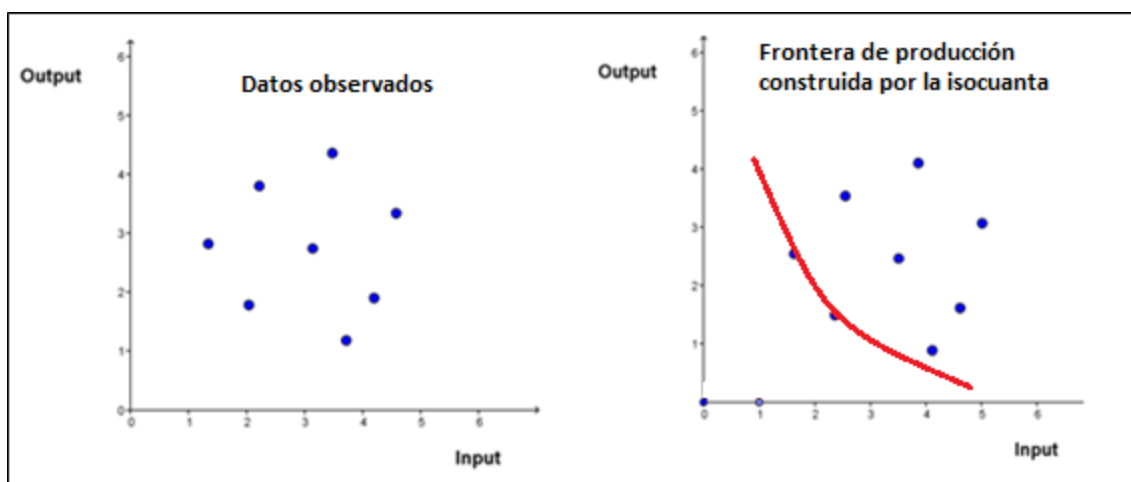


Figura 4. Fronteras de producción construidas a través de la isocuanta.

Fuente: Elaboración propia

Los modelos DEA pueden ser clasificados atendiendo a diferentes criterios, entre ellos podemos citar los siguientes:

a) Según el tipo de medida de eficiencia

Según este criterio se pueden diferenciar dos modelos:

- Modelos radiales. Son aquellos que miden la eficiencia global de cada DMU. Se mide la máxima reducción radial (proporcional) de todos los inputs (o incremento en todos los outputs) que produciría un aumento de la eficiencia de las DMUs hasta el nivel de las unidades más eficientes (Sueyoshi y Goto, 2011).
- Modelos no radiales. Son aquellos que evalúan las posibles reducciones en cada uno de los inputs de forma individual (o aumento en los outputs). Este tipo de modelos proporcionan un indicador de eficiencia para cada una de las variables en el proceso.

b) según los rendimientos a escala.

La formulación estándar de esta función de producción con un input y un output puede adoptar varias formas, según el tipo de rendimiento a escala que caracteriza el proceso. Los rendimientos de escala son un concepto que refleja el grado en el que un aumento proporcional de todos los inputs incrementará los outputs. Podemos distinguir tres tipos de rendimientos:

- Rendimientos constantes a escala. Los outputs se incrementan en el mismo porcentaje que los inputs.
- Rendimientos crecientes a escala. Los outputs se incrementan en un porcentaje mayor que los inputs.
- Rendimientos decrecientes a escala. Los outputs aumentan en un porcentaje menor que los inputs.

Matemáticamente, si $f(cX) = c^t f(X)$ (función homogénea), donde $f(X)$ representa la función de producción (tecnología); X es un vector de inputs y, c es un escalar:

$t = 1$: rendimientos constantes a escala (grado de homogeneidad igual a 1);

$t > 1$: rendimientos crecientes a escala (grado de homogeneidad mayor que 1) y;

$t < 1$: rendimientos decrecientes a escala (grado de homogeneidad menor que 1).

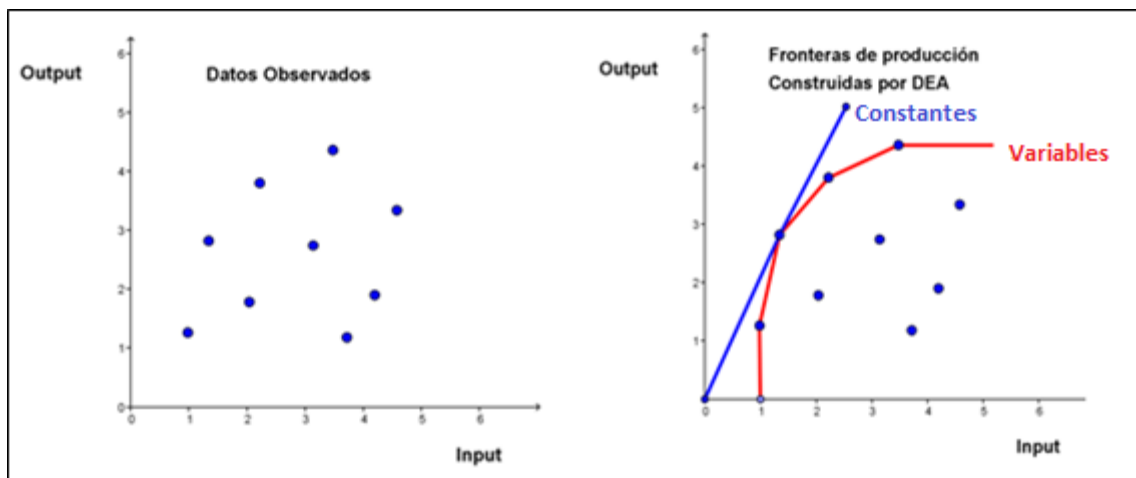


Figura 5. Fronteras de producción construidas a través de DEA

Fuente: Elaboración propia

c) Según el tipo de orientación

Según Charnes et al. (1985), la eficiencia puede evaluarse tomando como base dos orientaciones:

- Modelo DEA con orientación input. El objetivo es utilizar la mínima cantidad inputs para producir un determinado output. Una DMU es ineficiente cuando es posible reducir cualquier input sin disminuir sus outputs.
- Modelo DEA con orientación output. El objetivo es producir la máxima cantidad de outputs dado un vector de inputs permaneciendo en la frontera de producción. Desde esta orientación, una DMU no puede definirse como eficiente si es posible aumentar cualquier output sin incrementar sus inputs.

De esta forma, se considera que una DMU es eficiente si, y sólo si, no es posible aumentar su cantidad de outputs manteniendo fijas las cantidades inputs (orientación input) o no es posible disminuir la cantidad de inputs sin alterar las cantidades de outputs generados (orientación output) (Charnes et al. 1996).

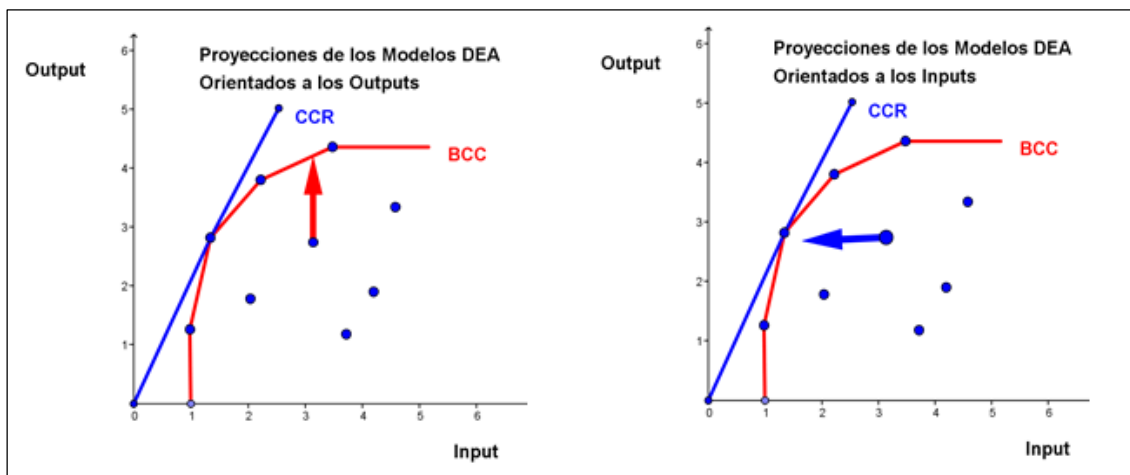


Figura 6. Modelos DEA con orientación output e input

Fuente: Elaboración propia

Para poder aplicar la metodología DEA es necesario que las DMU compartan un cierto grado de homogeneidad, en el sentido de que utilicen el mismo tipo de inputs (aunque en diferentes cantidades) y producen los mismos outputs -también en cantidades

diferentes- (Pastor y Aparicio, 2010). El hecho de que el DEA no requiera ninguna hipótesis de relación funcional entre inputs y outputs y no asuma ningún tipo de distribución de la ineficiencia (Banker, 1993), lo ha configurado, en las dos últimas décadas, como una de las técnicas más recomendables para la evaluación de la eficiencia de los equipos deportivos y jugadores.

A pesar de toda esta serie de bondades, dicha metodología también cuenta con una serie de limitaciones (Medal y Sala, 2011), entre las que podemos destacar:

- La metodología DEA es una técnica determinista, por lo tanto, no tiene en cuenta la incertidumbre, es decir, la presencia de observaciones atípicas puede alterar los valores de eficiencia. En consecuencia, algunas unidades pueden ser definidas como ineficientes debido a cualquier "shock" aleatorio.
- Problemas de sensibilidad, causados por la existencia de valores atípicos y ruido estadístico.
- DEA converge lentamente a la eficiencia absoluta, es decir, no muestra el comportamiento de una unidad en relación con un "máximo teórico".
- El análisis DEA no funciona bien cuando el número de DMUs es bajo. El criterio propuesto por Banker et al. (1989) afirma que el número de observaciones analizadas es mayor al número total de variables multiplicado por tres, aun careciendo de justificación teórica, ha sido utilizado en multitud de estudios aplicados y suele considerarse como criterio válido para "garantizar" la fiabilidad de los resultados obtenidos.
- Al tratarse de un método no paramétrico, es difícil aplicar pruebas de hipótesis estadísticas.

El modelo básico DEA-CCR con orientación output es el planteado en la Ec. (5):

$Max \ \emptyset$

s. a:

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} \leq x_{i0} \quad i = 1, \dots, m$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} \geq \emptyset y_{rj0} \quad r = 1, \dots, s \quad (5)$$

$$\lambda_j \geq 0 \quad j = 1, \dots, n$$

En la función objetivo, la variable \emptyset mide la máxima expansión equiproporcional que podrían experimentar todos los outputs de la unidad analizada sin cambiar el valor de sus inputs. Además, el valor del índice, \emptyset , mide la distancia radial desde la unidad evaluada a la frontera de producción construida por las DMUs eficientes.

Una unidad será considerada eficiente si su ratio de eficiencia es igual a 1. Si es mayor o menor que uno, la unidad será ineficiente, porque incluso con la combinación más ventajosa de pesos, es posible encontrar otra unidad con un mejor ratio de eficiencia, o la unidad obtiene una ratio igual a 1 pero a costa de que alguna de las variables consideradas en el análisis tenga un peso igual a cero.

Dentro de los métodos no-paramétricos, DEA ha sido ampliamente utilizado para evaluar la eficiencia de una amplísima diversidad de organizaciones y servicios. Así, DEA es una técnica de programación matemática que permite la construcción de la frontera eficiente a partir de los datos disponibles de las unidades evaluadas. En otras palabras, permite obtener un índice de eficiencia para cada unidad evaluada relacionando los inputs y outputs de un proceso productivo. Los modelos tradicionales DEA como es el CCR (Charnes et al. 1978) y el BCC (Banker et al., 1982) relacionan los inputs con los outputs pero no permiten explicar el proceso de producción. Para ello, debe recurrirse a otro tipo de modelos como es el DEA Network que permite modelizar el proceso de producción en forma de red (Färe y Grosskopf, 2000).

La principal diferencia entre el modelo DEA Network y DEA convencional es que el modelo convencional considera un único proceso que consume todos los inputs y produce todos los outputs mientras que DEA Network considera la existencia de varias etapas en las que cada una de ellas consume su propio conjunto de inputs y produce su propio conjunto de outputs además de consumir y producir productos intermedios. Estos productos intermedios son definidos como inputs para algunas etapas y como

outputs para otras etapas del proceso productivo. La literatura verifica que los modelos en red son útiles para evaluar la eficiencia en diversos ámbitos. Así el modelo DEA Network ha sido utilizado por Lovell, Walters y Wood (1994), Sexton y Lewis (2003) y Medina-Borja y Triantis (2011); aunque la muestra que toma cada uno de ellos pertenece a diferentes sectores de la economía, en todos ellos se considera que los outputs de una etapa son los inputs de la siguiente. Ello, pone de manifiesto la utilidad de esta metodología. En el ámbito deportivo Moreno y Lozano (2014) utilizan esta metodología para analizar la eficiencia de los equipos de la NBA.

3.3 DEA Network

Los modelos DEA Network fueron propuestos por Färe y Grosskopf (2000). Se trata de modelos de red estática compuestos por un conjunto finito de sub-tecnologías (o actividades) que están conectadas para formar una red. Es por ello que son de gran utilidad para el análisis de la asignación de los productos intermedios.

A continuación, en la Figura 6 mostramos un modelo en red que tiene tres subprocesos de producción, un nodo inicial y un sumidero final. Por lo tanto, tenemos 5 nodos (0,...,4). Si denotamos el conjunto de inputs exógenos (inputs que no proceden de una sub-etapa anterior) como x y ${}_0^i x$, $i = 1, 2, 3$ como la cantidad del vector de inputs exógenos que son asignados al nodo i , la primera restricción que debe cumplirse es:

$$x \geq \sum_{i=1}^3 {}_0^i x \quad (6)$$

O

$$x_n \geq {}_1^1 x_n + {}_2^2 x_n + {}_3^3 x_n, \quad n = 1, \dots, N \quad (7)$$

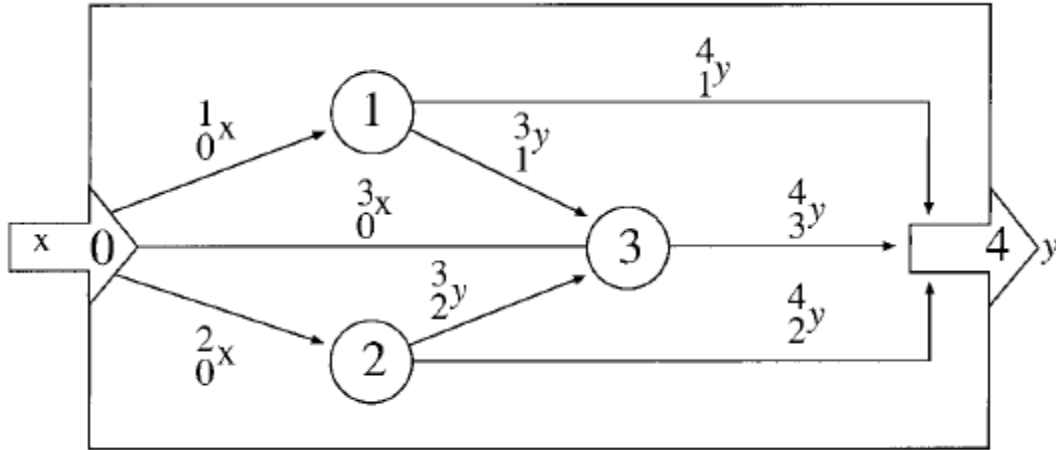


Figura 7: Modelo DEA Network

Fuente: Färe y Grosskopf (2000)

Basándonos en el trabajo de Färe y Grosskopf, 2000 denotamos el vector de outputs producido en el subproceso i y entregado al nodo j como $\begin{smallmatrix} j \\ i \end{smallmatrix}y$. La Figura 7 muestra que la producción total del nodo 1 viene determinada por $\begin{smallmatrix} 3 \\ 1 \end{smallmatrix}y + \begin{smallmatrix} 4 \\ 1 \end{smallmatrix}y$ donde el output $\begin{smallmatrix} 3 \\ 1 \end{smallmatrix}y$ es un input intermedio para el subproceso 3 y $\begin{smallmatrix} 4 \\ 1 \end{smallmatrix}y$ es un output final. El nodo 1 no utiliza outputs intermedios como inputs. Por otro lado, el nodo 3 utiliza tanto inputs intermedios que son los outputs de los nodos 1 ($\begin{smallmatrix} 3 \\ 1 \end{smallmatrix}y$) y 2 ($\begin{smallmatrix} 3 \\ 2 \end{smallmatrix}y$) como inputs iniciales o exógenos ($\begin{smallmatrix} 3 \\ 0 \end{smallmatrix}x$). Este nodo produce sólo outputs finales ($\begin{smallmatrix} 4 \\ 3 \end{smallmatrix}y$). Finalmente, el nodo 4 recibe inputs de los subprocesos 1, 2 y 3 que son los outputs de estos sub-procesos ($\begin{smallmatrix} 4 \\ 1 \end{smallmatrix}y$), ($\begin{smallmatrix} 4 \\ 2 \end{smallmatrix}y$) y ($\begin{smallmatrix} 4 \\ 3 \end{smallmatrix}y$) respectivamente.

$$y = (\begin{smallmatrix} 4 \\ 1 \end{smallmatrix}y + \begin{smallmatrix} 4 \\ 2 \end{smallmatrix}y + \begin{smallmatrix} 4 \\ 3 \end{smallmatrix}y) \quad (8)$$

La producción total se puede escribir como la suma de los outputs de cada uno de los subprocesos:

$$\sum_{j=1}^3 \begin{smallmatrix} 4 \\ j \end{smallmatrix}y \quad (9)$$

Para cada proceso p de la DMU j , denotamos x_{ij}^p como la cantidad consumida de inputs i y y_{kj}^p como la cantidad producida de output k . Sea $z_{rj}^{in,p}$ la cantidad de producto intermedio r consumido por el proceso p por la DMU j y, $z_{rj}^{out,p}$ la cantidad de producto intermedio r generado por el proceso p por la DMU j . Sea $P_I(i)$ el conjunto de procesos que consumen inputs y $P_O(k)$ el conjunto de procesos que generan outputs. Con el fin de modelizar la composición de los flujos intermedios dentro de la red, sea $P^{out}(r)$ el conjunto de etapas que producen el producto intermedio r y $P^{in}(r)$ el conjunto de procesos que consumen el producto intermedio r . Además, sea $I(p)$ el conjunto de inputs exógenos utilizados en el proceso p y $O(p)$ el conjunto de resultados finales del proceso p .

Un modelo radial de DEA Network con orientación output y con rendimientos constantes a escala se puede formalizar del siguiente modo (Lozano 2011).

$$Max \theta \quad (10)$$

s. a:

$$\sum_{p \in P_I(i)} \sum_j \lambda_j^p x_{ij}^p \leq x_{io} \quad \forall i \quad (11)$$

$$\sum_{p \in P_O(k)} \sum_j \lambda_j^p y_{kj}^p \geq \theta y_{ko} \quad \forall k \quad (12)$$

$$\sum_{p \in P^{out}(r)} \sum_j \lambda_j^p z_{rj}^p - \sum_{p \in P^{in}(r)} \sum_j \lambda_j^p z_{rj}^p \geq 0 \quad \forall r \quad (13)$$

$$\lambda_j^p \geq 0 \quad \forall j \quad \forall p \quad \theta \text{ libre}$$

Debe desatacarse que en los modelos DEA Network cada etapa o proceso tiene su propio conjunto de posibilidades de producción, lo cual implica que el modelo debe tener distintos lambda multiplicadores λ_j^p para cada proceso p . Ello implica un mayor número de conjunto de posibilidades de producción, lo cual incrementa el poder discriminatorio del modelo DEA. Debido a ello, es muy común que cuando se aplica un

modelo DEA Network ninguna de las DMUs sea eficiente ya que para que una DMU sea eficiente tiene que estar en la frontera eficiente de todos los procesos (Moreno y Lozano, 2014).

3.4 Indicador de productividad de Luenberger

Los modelos DEA se usan habitualmente en contextos estáticos, es decir, cuando el tiempo no es una variable relevante. No obstante, para los gestores también es importante evaluar el cambio en el rendimiento de las DMUs con el tiempo; en otras palabras, incorporar la variable temporal a través de la evaluación del cambio en la productividad de las DMUs. Dentro del marco de los estudios correspondientes al DEA, la literatura especializada ha utilizado principalmente un método y dos índices para evaluar el cambio en la productividad: Window Analysis, el índice de productividad de Malmquist (IPM) y el indicador de productividad de Luenberger (IPL). El concepto de cambio de productividad integra dos componentes: (i) el cambio tecnológico que es el desplazamiento (positivo o negativo) de la frontera de producción eficiente con el tiempo y (ii) el cambio en la eficiencia o “catching-up index” que mide si cada una de las DMUs se ha acercado o alejado de la frontera de producción eficiente.

Window Analysis trata de relacionar los inputs y outputs de diferentes unidades a lo largo de diferentes periodos de tiempo. La amplitud de la “ventana”, es decir, el número de periodos de tiempo que entran en comparación depende de la cantidad de datos disponibles, puesto que se necesitan datos de panel, del tipo de problemas y de las combinaciones que desee realizar el analista, y por tanto el número de ventanas está por determinar. A pesar de la utilidad de esta metodología, en nuestro caso de estudio, no podemos aplicarla puesto que solo disponemos datos para la temporada 2013/14 y 2014, es decir, no disponemos de datos de panel.

En cuanto a los otros dos índices, el IPM y el IPL, deben tenerse en cuenta las siguientes consideraciones. La estimación del IPM se basa en la función distancia desarrollada por Shephard y por lo tanto requiere elegir entre la orientación input u output. Esto es un importante inconveniente en relación al IPL (Williams et al., 2011). El IPL desarrollado por Luenberger (1992, 1994), Chambers et al. (1996) es una generalización del IPM. Su

cálculo se basa en la función distancia direccional y por lo tanto permite la minimización de inputs y maximización de outputs simultáneamente (Ver Figura 7). Boussemart et al. (2003) demostraron que el IPM sobreestima el cambio en la productividad, en contraposición al IPL. Posteriormente, diversas aplicaciones empíricas (Managi, 2003; Briec y Kerstens, 2004; Boussemart, 2006) verificaron que el índice de productividad basado en la distancia *Shephard* (IPM) sobreestima el cambio en la productividad en comparación con el IPL que utiliza la distancia direccional.

Así, para analizar el cambio en la productividad de los equipos de voleibol entre la temporada 2013/14 y 2014/15 utilizaremos el IPL frente a IMP por las siguientes razones. En primer lugar, el uso de la función de distancia direccional en lugar de la función Shephard significa que no es necesario elegir entre la minimización de inputs y la maximización de outputs y permite la evaluación simultánea de los ahorros de inputs y mejoras de los outputs (Chambers, 1996). Segundo, a diferencia del IPM, el IPL tiene en cuenta cuestiones económicas, ya que la función de distancia direccional es la transposición a la teoría de la producción de la "función de beneficio" de Luenberger en un contexto de consumo (Luenberger, 1992; Färe et al., 2008). En tercer lugar, el IPL se acerca más al factor total de producción, mientras que el IPM presenta una estimación sesgada al alza (Boussemart et al., 2003). La Tabla 1 resume las principales diferencias entre el IPM y el IPL.

	IPM	ILP
Función distancia	Shephard	Direccional
Orientación	Input o output	Input-output, input o output
Naturaleza del índice	Multiplicativa	Aditiva

Tabla 3: Principales diferencias entre IPM e IPL.

Fuente: Elaboración propia.

Uno de los méritos de los índices de productividad es que son capaces de descomponer el cambio en la productividad en dos componentes: cambio de eficiencia (CEF) y cambio técnico (CTEC) (Chang et al., 2008). De esta forma es posible identificar la proporción en que cada factor ha contribuido a la variación de la productividad. Dicha descomposición

es esencial a la hora de adoptar medidas orientadas a mejorar la productividad de las unidades evaluadas.

El CEF recoge el efecto sobre la productividad de los cambios en la eficiencia. Un valor positivo indica que la distancia de una unidad en t respecto a su frontera contemporánea es superior a esa misma distancia en $t+1$, habiéndose conseguido, en consecuencia, un acercamiento a la frontera tecnológica o mejora en la eficiencia técnica.

El CTEC mide el cambio en la frontera de producción entre dos periodos de tiempo diferentes (Molinos-Senante et al., 2014). Existirá progreso técnico cuando la frontera de posibilidades de producción se desplace de tal forma que permite la producción de más outputs con una menor cantidad de inputs o, alternatively, que con una cantidad de inputs determinada se consiga una mayor cantidad de outputs.

En la Figura 8 representamos los dos componentes del cambio de la productividad. Consideramos dos periodos de tiempo (t y $t+1$) y sus correspondientes fronteras. La unidad A se sitúa respectivamente en A_t y A_{t+1} para los dos periodos de tiempo considerados. Esta unidad ha mejorado su productividad gracias a un CEF positivo y también al desplazamiento de la frontera eficiente. Es decir, ambos componentes del cambio en la productividad han contribuido a la mejora de la productividad de la unidad A .

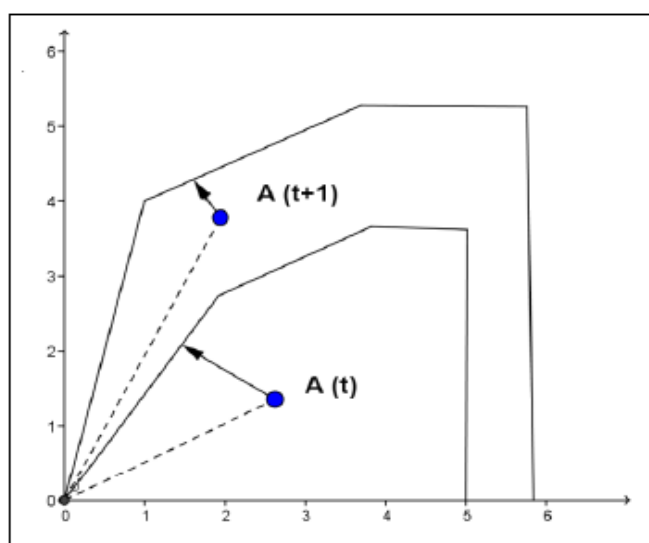


Figura 8: Cambio en la productividad. Cambio en la eficiencia y cambio tecnológico.

Fuente: Elaboración propia

La función distancia direccional generaliza la función distancia de Shephard (1970). La función distancia direccional proyecta los vectores de inputs y outputs hasta la frontera de producción siguiendo una dirección pre-asignada. La función distancia direccional se define de la siguiente forma:

$D_t: \mathfrak{R}^{N+M} \times \mathfrak{R}^{N+M} \rightarrow \mathfrak{R}$ definida por:

$$D_t(x_t, y_t; g) = \begin{cases} \sup[\delta: (x_t - \delta h; y_t + \delta k) \in T_t] & \text{if } (x_t - \delta h; y_t + \delta k) \in T_t, \delta \in \mathfrak{R} \\ -\infty & \end{cases} \quad (14)$$

La Ecuación (15) es la función distancia direccional en la dirección $g = (h, k)$. En este estudio, consideramos la función $g = (1, -1)$ de forma que los inputs son minimizados y los outputs maximizados. Así, la función distancia direccional se basa en modificar proporcionalmente y simultáneamente los inputs y outputs.

El IPL propuesto por Chambers et al. (1996) es construido como la media aritmética del cambio de productividad en los tiempos T_{t+1} y T_t (Balk, 1998). El IPL se define como:

$$LPI(x_t, y_t, x_{t+1}, y_{t+1}) = \frac{1}{2} [(D_t(x_t, y_t; g) - (D_t(x_{t+1}, y_{t+1}; g))) + (D_{t+1}(x_t, y_t; g) - (D_{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1}; g)))] \quad (15)$$

A diferencia del IPM, el IPL se descompone aditivamente en el cambio de eficiencia (CE) y en el cambio tecnológico (CT) tal y como se muestra en la Ecuación (16). En otras palabras, el IPL mide el cambio en la productividad en términos de diferencias en lugar de ratios.

$$LPI(x_t, y_t, x_{t+1}, y_{t+1}) = [D_t(x_t, y_t; g) - D_{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1}; g)] + \frac{1}{2} [D_{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1}; g) - D_t(x_{t+1}, y_{t+1}; g) + D_{t+1}(x_t, y_t; g) - D_t(x_t, y_t; g)] = CE + CT \quad (16)$$

El IPL y sus componentes se interpretan de la siguiente forma:

- a) Cuando el índice de Luenberger es mayor que 0 ($IPL > 0$), nos indica que se ha producido una mejora de la productividad en el tiempo.
- b) Cuando $IPL < 0$, nos indica que existe una disminución de la productividad a lo

largo del tiempo.

- c) Si $IPL=0$, no se ha producido ningún cambio en la productividad a lo largo del tiempo.

4. APLICACIÓN PRÁCTICA

4.1 Muestra seleccionada

La aplicación empírica desarrollada en este estudio analiza la eficiencia y el cambio en la productividad de todos los equipos de voleibol que han disputado la fase regular de la Superliga Masculina y Femenina española durante las temporadas 2013/14 y 2014/15.

En la siguiente tabla se recogen el número de equipos que conforma cada muestra para el presente trabajo.

	2013/14	2014/15
SUPERLIGA MASCULINA	11	11
SUPERLIGA FEMENINA	12	11

Tabla 4: Número de equipos que disputaban la Superliga Masculina y Femenina en las temporadas 2013/14 y 2014/15.

Fuente: Elaboración propia

La fuente de datos para desarrollar esta investigación es la página web de la Real Federación Española de Voleibol (RFEVB) (<http://www.rfevb.com/>). En ella se encuentran disponibles tanto las estadísticas por equipo como por jugadores para las dos temporadas objeto de estudio.

4.2 Justificación de inputs y outputs

Dado que uno de los objetivos de los equipos es maximizar los puntos que éstos obtienen en la clasificación y a su vez éstos dependen de los sets ganados los cuales vienen determinados por los puntos obtenidos en los sets disputados, la fase regular de la Superliga ha sido desglosada en tres sub-procesos.

El siguiente esquema recoge la combinación de estos sub-procesos que están encadenados correlativamente.

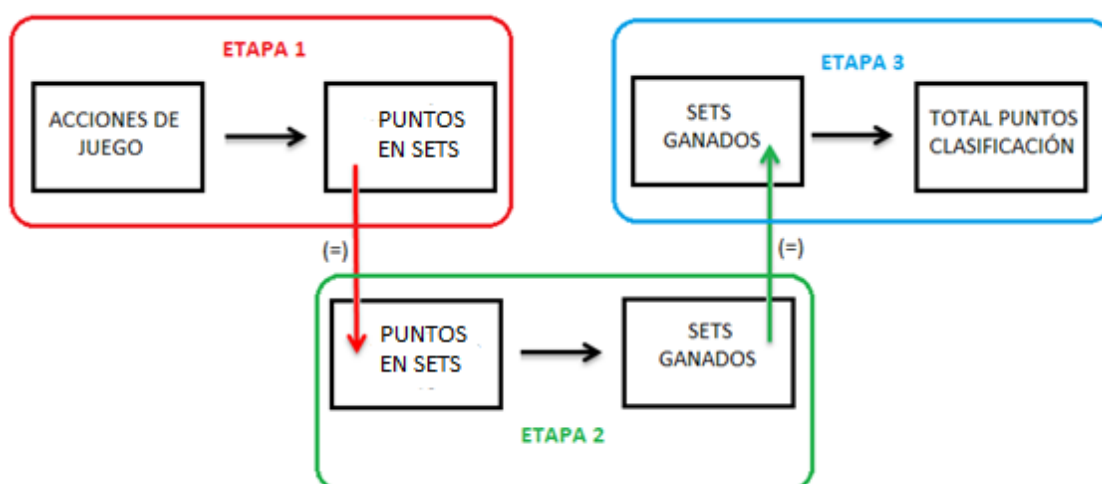


Figura 9: Combinación de sub procesos fase regular Superliga Voleibol.

Fuente: Elaboración propia

En cuanto a la selección de inputs and outputs, para el primer sub-proceso consideramos como output los puntos obtenidos en los sets disputados. En relación a los inputs, tomaremos las acciones que contribuyen en mayor medida a conseguir el punto. Estas acciones son el total de saques, recepciones y ataques realizados. En el sub-proceso dos, tomaremos como output los sets ganados que dependen directamente de los puntos totales obtenidos en los sets por lo que esta será nuestra variable input. Finalmente, en el tercer sub-proceso tomamos como output los puntos finales obtenidos en la clasificación al final de la fase regular y como input, tomaremos el output del sub-proceso dos, es decir, los sets ganados en la fase regular de la competición.

Una de las principales limitaciones de este trabajo radica en la elección de las variables inputs y outputs, especialmente en el subproceso uno. Dada la amplitud de acciones de juego en el voleibol podríamos tomar como inputs representativos del proceso más de 10 variables. Sin embargo, el número de DMUs es reducido (11 u 12). La consideración de ese número reducido de equipos (DMUs) con una cifra elevada de inputs y outputs, produciría que la práctica totalidad de los equipos pudieran ser considerados como

eficientes, al valorar en cada uno de ellos aquellos elementos en que puedan tener una ventaja comparativa frente a sus competidores.

Este es un problema que se detectó en los momentos iniciales de la aplicación de la metodología DEA, y por ello, se definió la regla de Cooper que establece la relación que debe existir entre DMUs e inputs y outputs. En concreto, según esta regla:

$$DMUs \geq \alpha (\text{input} + \text{outputs}) \quad (17)$$

Es decir, el número de DMUs debe ser α veces la suma del número de inputs y outputs. Por lo general, el valor α se establece en 3, aunque también serían admisibles valores inferiores, como por ejemplo 2.

Por otra parte, la selección de los inputs y outputs también ha estado condicionada por la disponibilidad de información.

A continuación, tabla 5 muestra un resumen de las variables escogidas para la evaluación de la eficiencia de equipos.

ANÁLISIS NETWORK DEA EQUIPOS SUPERLIGA VOLEIBOL	
Sub-proceso 1	
Output	Total puntos sets
Inputs	Acciones de juego (total saques, recepciones y ataques)
Sub-proceso 2	
Output	Sets ganados
Inputs	Total puntos sets
Sub-proceso 3	
Output	Total puntos clasificación
Inputs	Sets ganados

Tabla 5: Variables escogidas análisis Network DEA equipos Superliga Voleibol 2013/14 y 2014/15.

Fuente: Elaboración propia.

A continuación, en las tablas 6 y 7 se recogen las principales medidas estadísticas de los datos utilizados para la evaluación de la eficiencia y cambio en la productividad de los equipos evaluados.

SUPERLIGA MASCULINA				
Variable	2013/14		2014/15	
	Media	Des. Tip.	Media	Des. Tip.
Puntos sets disputados	1102	114	1101	107
Total saques	1502	115	1480	105
Total recepciones	1286	181	1275	160
Total ataques	1940	189	1917	293
Sets ganados	37	14	35	16
Total puntos clasificación	30	17	30	17

Tabla 6: Principales medidas estadísticas de las variables para los equipos de la Fase Regular de las Superliga Masculina de Voleibol 2013/14 y 2014/15.

Fuente: Elaboración propia.

SUPERLIGA FEMENINA				
Variable	2013/14		2014/15	
	Media	Des. Tip.	Media	Des. Tip.
Puntos sets disputados	1233	134	1116	73
Total saques	1658	164	1547	89
Total recepciones	1499	164	1386	179
Total ataques	2661	224	2388	217
Sets ganados	40	15	37	12
Total puntos clasificación	33	16	30	15

Tabla 7: Principales medidas estadísticas de las variables para los equipos de la Fase Regular de las Superliga Femenina de Voleibol 2013/14 y 2014/15.

Fuente: Elaboración propia.

5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

5.1 Evaluación de la eficiencia de los equipos de la Superliga Masculina de voleibol

A continuación se muestran los resultados de la evaluación de eficiencia para los equipos masculinos en primer lugar para la temporada 2013/14 y en segundo lugar para la temporada 2014/15. La tabla 8 muestra los resultados de eficiencia para cada uno de los equipos en la fase regular para los sub-procesos considerados en DEA Network para la temporada 2013/14.

Equipo	Sub-proceso 1	Sub-proceso 2	Sub-proceso 3
CAI Voleibol Teruel	1.0000	1.0000	1.0000
Unicaja Almería	1.0000	0.8238	0.9387
Ushuaia Ibiza voley	0.9293	0.7870	0.9110
Vecindario ACE Gran Canaria	0.8889	0.7520	0.8871
Cajasol Juvasa	0.9363	0.6434	0.8831
UBE L'Illa Grau	0.8453	0.6405	0.8083
Rio Duero San José	0.8831	0.6078	0.8375
Emevé Élide	0.8824	0.4755	0.7364
CV Andorra	0.8886	0.3836	0.6102
VP Madrid	0.8841	0.3277	0.5982
Club Vigo Voleibol	0.7635	0.5486	0.1695

Tabla 8: Resultados eficiencia de los equipos de Superliga Masculina Voleibol 2013/14.

Fuente: Elaboración propia.

A continuación, en la Tabla 9 recogemos los resultados totales de eficiencia para cada equipo calculado como el producto de los tres sub-procesos así como la puntuación obtenida en la clasificación. Por otro lado, las barras de la Figura 9 muestran el índice de eficiencia global de cada equipo, es decir, teniendo en cuenta los tres sub-procesos.

Equipo	Eficiencia Total	Puntuación fase regular
CAI Voleibol Teruel	1.000	59
Unicaja Almería	0.7733	48
Ushuaïa Ibiza vóley	0.6663	43
Vecindario ACE Gran Canaria	0.5930	41
Cajasol Juvasa	0.5320	33
UBE L'Illa Grau	0.4377	31
Rio Duero San José	0.4496	28
Emevé Élide	0.3090	21
CV Andorra	0.2080	12
VP Madrid	0.1733	10
Club Vigo Voleibol	0.0710	4

Tabla 9: Puntuación obtenida y resultados eficiencia total para los equipos de Superliga Masculina Voleibol 2013/14.

Fuente: Elaboración propia.

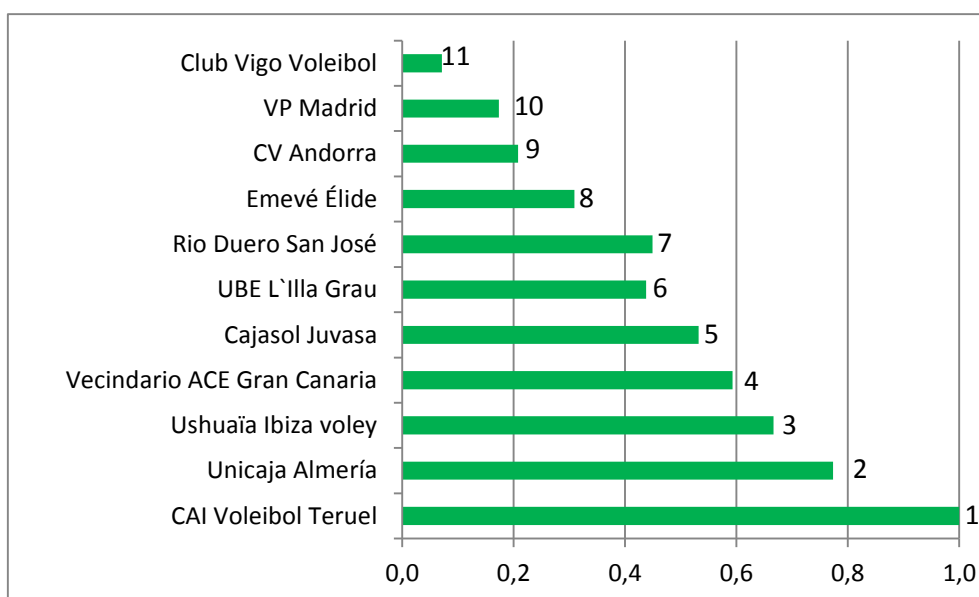


Figura 10: Resultados eficiencia global y posición en la clasificación (final de las barras) de los equipos de la Superliga Masculina Voleibol 2013/14.

Fuente: Elaboración propia.

Se observa que sólo 1 de los 11 equipos analizados es eficiente. Por otro lado, los cuatro primeros clasificados en la fase regular y, por tanto los clasificados para los Playoff, se corresponden con los equipos más eficientes. Además, a excepción del UBE L'illa Grau y Río Duero San José los resultados de eficiencia coinciden con la clasificación de la fase regular de la Superliga Masculina, lo que indica que existen indicios de que los resultados deportivos están ligados con la eficiencia. Este resultado está altamente relacionado con el coeficiente de correlación entre el nivel de eficiencia total y la clasificación en la fase regulares de 0.964, debe destacarse que el equipo eficiente ocupó la primera posición de la clasificación en la fase regular de la Superliga.

Analizando los resultados por sub-procesos observamos que a excepción de Unicaja Almería para el sub-proceso 1 que es eficiente, todos los equipos salvo Cai Voleibol Teruel son ineficientes en todos los sub-procesos, es decir, existe ineficiencia generalizada en la organización.

Finalmente, podemos clasificar a los equipos en diversos grupos atendiendo a sus niveles de eficiencia en cada uno de los sub-procesos. El primer grupo está compuesto por Cai Voleibol Teruel y Unicaja Almería con niveles muy altos de eficiencia en los tres sub-procesos. Un segundo grupo formado por Ushuaïa Ibiza voley y Vecindario ACE Gran Canaria con niveles de eficiencia elevados en los sub-procesos uno y tres, pero algo menor en el segundo sub-proceso. Cajasol Juvasa, UBE L'illa Grau y Río Duero San José forman el tercer grupo con niveles elevados de eficiencia en el sub-proceso 1, algo menores en el 3 y niveles moderados en el segundo sub-proceso. El cuarto grupo, compuesto por Emevé Élide, CV Andorra y VP Madrid, con niveles elevados de eficiencia en el sub-proceso 1, un nivel moderado en el 3 y eficiencia baja en el sub-proceso 2. Finalmente, Club Vigo Voleibol presenta un nivel moderado de eficiencia para los sub-procesos 1 y 2, pero un nivel de eficiencia muy bajo para el tercer sub-proceso.

Los resultados del análisis DEA para los equipos de la Superliga Masculina de voleibol para la temporada 2014/15 vienen recogidos en las tablas 10 y 11 la Figura 11.

Equipo	Sub-proceso 1	Sub-proceso 2	Sub-proceso 3
Unicaja Almería	1.0000	1.0000	1.0000
CAI Voleibol Teruel	0.9442	0.9835	1.0000
Rio Duero San José	0.8970	0.8372	0.9478
Ushuaïa Ibiza voley	0.8756	0.7874	0.9328
Cajasol Juvasa	0.8520	0.7489	0.8932
Vecindario ACE Gran Canaria	0.8828	0.6878	0.9349
Electrocash CCPH	0.8709	0.5513	0.8444
CDV Textil Santanderina	0.9557	0.5192	0.7644
UBE L`Illa Grau	0.8473	0.4492	0.6717
VP Madrid	0.8376	0.3559	0.8576
Emevé	0.8318	0.2536	0.3838

Tabla 10: Valores de eficiencia por sub-procesos para los equipos masculinos de Superliga de Voleibol 2014/15.

Fuente: Elaboración propia.

Equipo	Eficiencia Total	Puntuación fase regular
Unicaja Almería	1.0000	54
CAI Voleibol Teruel	0.9286	54
Rio Duero San José	0.7118	44
Ushuaïa Ibiza voley	0.6431	38
Cajasol Juvasa	0.5699	33
Vecindario ACE Gran Canaria	0.5677	31
Electrocash CCPH	0.4054	24
CDV Textil Santanderina	0.3793	21
UBE L`Illa Grau	0.2557	14
VP Madrid	0.2557	13
Emevé	0.0810	4

Tabla 11: Puntuación obtenida y resultados de eficiencia total para los equipos de Superliga Masculina Voleibol 2014/15.

Fuente: Elaboración propia.

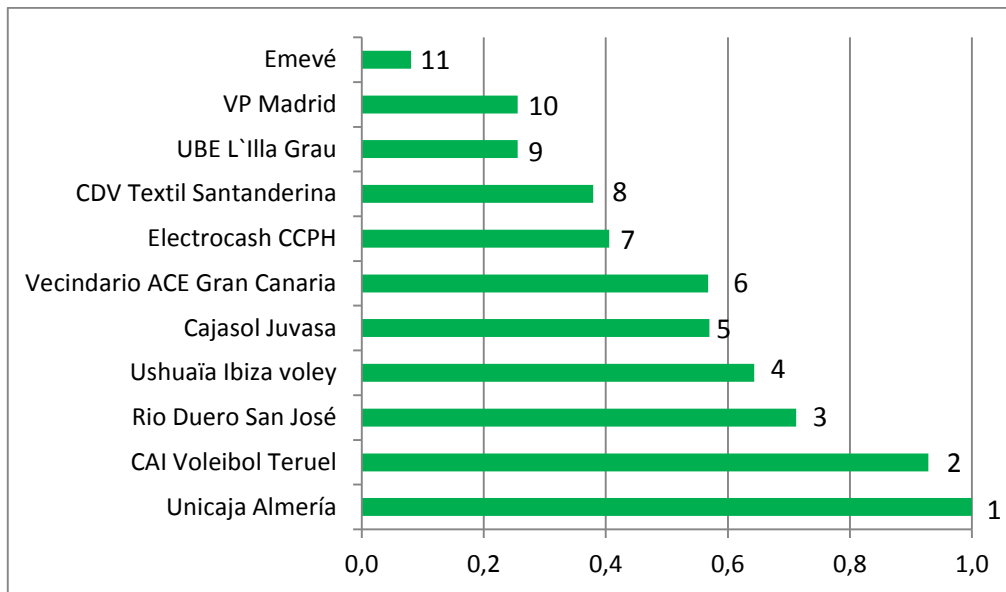


Figura 11: Resultados eficiencia y posición en la clasificación equipos Superliga Masculina de Voleibol 2014/15.

Fuente: Elaboración propia.

Para la temporada 2014/15 el coeficiente de correlación entre el nivel de eficiencia total y la clasificación es de 0.991. Como podemos observar, los dos primeros clasificados, Unicaja Almería y Cai Voleibol Teruel han obtenido la misma puntuación, 54 puntos, pero sólo Unicaja Almería es eficiente. Si observamos el resto de equipos, sucede como en la temporada anterior, existen indicios de que los resultados deportivos están estrechamente ligados con los resultados de eficiencia. Y, que el propio reglamento de voleibol, premia la eficiencia, puesto que Unicaja Almería a pesar de tener los mismos puntos que Cai Voleibol Teruel ha quedado en primer lugar.

Por otro lado, sólo Cai Voleibol Teruel en el sub-proceso 3 es eficiente, el resto de equipos salvo Unicaja Almería son ineficientes en todos los procesos, lo que nos lleva a pensar que también existen indicios de ineficiencia generalizada.

Si clasificamos a los equipos en grupos por niveles de eficiencia, de nuevo Unicaja Almería y Cai Voleibol Teruel compondrían el grupo más eficiente con altos niveles de eficiencia en los tres sub-procesos. Por otro lado, Río Duero San José y Ushuaïa Ibiza voley presentan niveles de eficiencia altos para los sub-procesos uno y dos y muy alto para el sub-proceso tres. El tercer grupo, compuesto por Cajasol Juvasa, Vecindario ACE

Gran Canaria, Electrocash CCPH y CDV Textil Santanderina presentan altos niveles de eficiencia en los sub-procesos uno y tres y niveles de eficiencia medios en el segundo sub-proceso. UBE L'illa Grau y VP Madrid y Emevé presentan altos niveles de eficiencia en el sub-proceso uno, baja eficiencia en el segundo sub-proceso y en cuanto al tercer sub-procesos sus resultados difieren notablemente.

En cuanto a los sub-procesos en la Tabla 12 y Figura 12, podemos observar cómo tanto en 2013/14 como en 2014/15 el sub-proceso dos, es el más ineficiente y el primero de ellos es el más eficiente.

	TEMPORADA 2013/14		TEMPORADA 2014/15	
	MEDIA	DES. TÍPICA	MEDIA	DES. TÍPICA
Sub-proceso 1	0.9001	0.0670	0.8904	0.0542
Sub-proceso 2	0.6354	0.1993	0.6522	0.2469
Sub-proceso 3	0.7618	0.2345	0.8392	0.1805

Tabla 12: Estadísticos de los resultados de eficiencia para los tres sub-procesos de la Superliga Masculina de Voleibol 2013/14 y 2014/15.

Fuente: Elaboración propia.

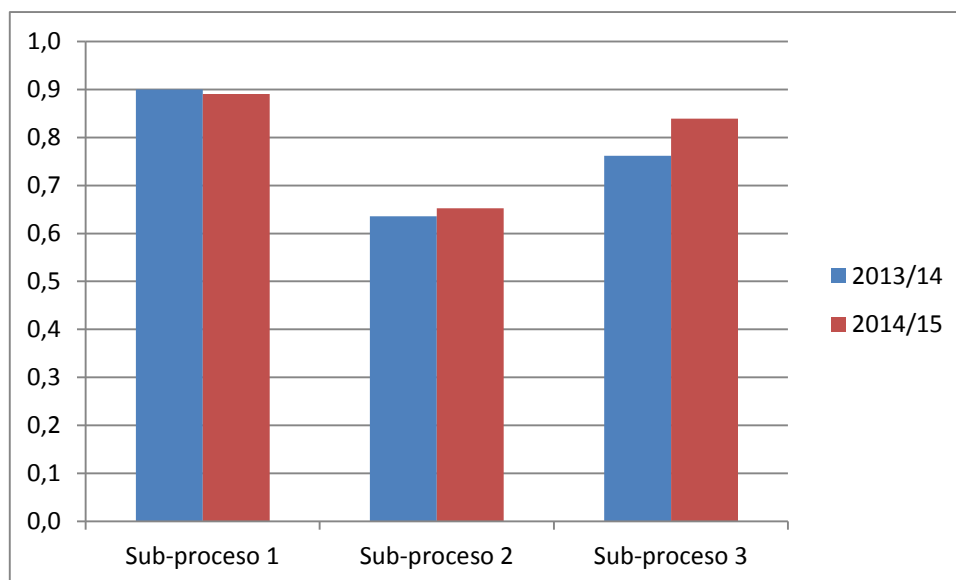


Figura 12: Niveles medios de los resultados de eficiencia para los tres sub-procesos de la Superliga Masculina de Voleibol 2013/14 y 2014/15.

Fuente: Elaboración propia.

5.2 Evaluación de la eficiencia de los equipos de la Superliga Femenina de voleibol

En cuanto a la Superliga Femenina, en primer lugar, en las Tablas 13 y 14 y en la Figura 13 recogemos los resultados del análisis de eficiencia. Los resultados de eficiencia total se han obtenido como el producto de los tres sub-procesos.

Equipo	Sub-proceso 1	Sub-proceso 2	Sub-proceso 3
Embalajes Blanco T	1.0000	1.0000	1.0000
GH Leadernet	0.9797	0.9090	0.9611
CVB Barça	0.9310	0.7467	0.8848
CV ACE Gran Canaria	0.9348	0.6892	0.8527
Valeriano Allés Menorca Volei	0.9194	0.6938	0.8303
Haro Rioja Voley	0.9803	0.6951	0.8848
Feel Volley Alcobendas	1.0000	0.6717	0.8111
Extremadura Arroyo	0.8590	0.6133	0.9176
CVVH Dulce de leche	0.8971	0.5903	0.7533
CV Aguerre	0.8572	0.4710	0.7264
CV Sant Cugat	0.8601	0.3541	0.6520
UCAM Voley Murcia	0.8413	0.2294	0.4129

Tabla 13: Valores de eficiencia para los tres sub-procesos para los equipos femeninos de la Superliga de Voleibol 2013/14.

Fuente: Elaboración propia.

Equipo	Eficiencia Total	Puntuación fase regular
Embalajes Blanco T	1.0000	62
GH Leadernet	0.8559	54
CVB Barça	0.6151	42
CV ACE Gran Canaria	0.5493	38
Valeriano Allés Menorca Volei	0.5295	37
Haro Rioja Voley	0.6029	36
Feel Volley Alcobendas	0.5447	33
Extremadura Arroyo	0.4833	32
CVVH Dulce de leche	0.3989	27
CV Aguerre	0.2932	19
CV Sant Cugat	0.1985	12
UCAM Voley Murcia	0.0796	4

Tabla 14: Puntuación obtenida y resultados eficiencia total para los equipos de Superliga Femenina de Voleibol 2013/14.

Fuente: Elaboración propia.

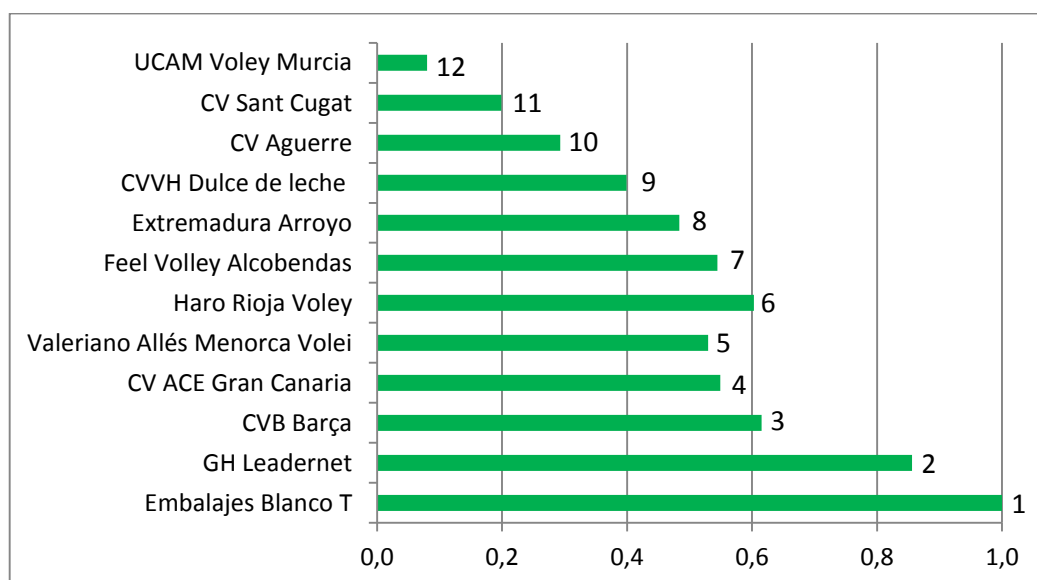


Figura 13: Resultados eficiencia y posición en la clasificación equipos Superliga Femenina de Voleibol 2013/14.

Fuente: Elaboración propia.

Para la Superliga Femenina en la temporada 2013/14 únicamente hay un equipo que es eficiente, dicho equipo es el campeón de la fase regular de la competición. Por otro lado, según estos resultados de eficiencia Embalajes Blanco T, GH Leadernet, CVB Barça y Haro Rioja Voley, los cuatro equipos más eficientes deberían ser los equipos con mayor puntuación y por lo tanto los clasificados para la fase final de la competición, pero esto no es así a pesar de existir un coeficiente de correlación de 0.909 entre el nivel de eficiencia total y la clasificación.

Según estos resultados y a excepción de Haro Rioja Voley y Feel Volley Alcobendas observamos que los resultados de eficiencia coinciden con los resultados deportivos, de tal modo, que los equipos que utilizan mejor sus recursos serán los que obtengan mejores resultados en la competición.

Analizando los resultados por sub-procesos observamos que Feel Volley Alcobendas tiene un nivel de eficiencia uno en el primer sub-proceso pero que el resto de equipos y sub-procesos salvo Embalajes Blanco T son ineficientes, lo que lleva a pensar que en la competición femenina también existe ineficiencia generalizada.

A continuación, en las Tablas 15 y 16 y en la Figura 14 recogemos los resultados de eficiencia por procesos y los resultados totales para los equipos femeninos de Superliga para la temporada 2014/15.

Equipo	Sub-proceso 1	Sub-proceso 2	Sub-proceso 3
Naturhouse Ciudad de Logroño	1.0000	1.0000	1.0000
GH Leadernet Navarcable	0.9913	0.7992	0.9412
CV Agüere	0.9378	0.6982	0.9070
Avarca de Menorca	0.9507	0.6845	0.8537
UCAM Voley Murcia	0.9509	0.6238	0.7561
CVB Barça	0.9099	0.5861	0.8438
Feel Volell Alcobendas	0.9346	0.5619	0.8182
ACE Gran Canaria	0.9250	0.5277	0.6875
Extremadura Arroyo	0.8952	0.4730	0.6667
Haro Rioja Voley	0.9881	0.4329	0.6250
Emevé	0.8948	0.3389	0.4444

Tabla 15: Valores de eficiencia para los tres sub-procesos para los equipos femeninos de la Superliga de Voleibol 2014/15.

Fuente: Elaboración propia.

Equipo	Eficiencia Total	Puntuación fase regular
Naturhouse Ciudad de Logroño	1.0000	60
GH Leadernet Navarcable	0.7455	48
CV Agüere	0.5938	39
Avarca de Menorca	0.5555	35
UCAM Voley Murcia	0.4484	31
CVB Barça	0.4500	27
Feel Volell Alcobendas	0.4296	27
ACE Gran Canaria	0.3356	22
Extremadura Arroyo	0.2822	18
Haro Rioja Voley	0.2673	15
Emevé	0.1347	8

Tabla 16: Puntuación obtenida y resultados eficiencia total para los equipos de Superliga Femenina de Voleibol 2014/15.

Fuente: Elaboración propia.

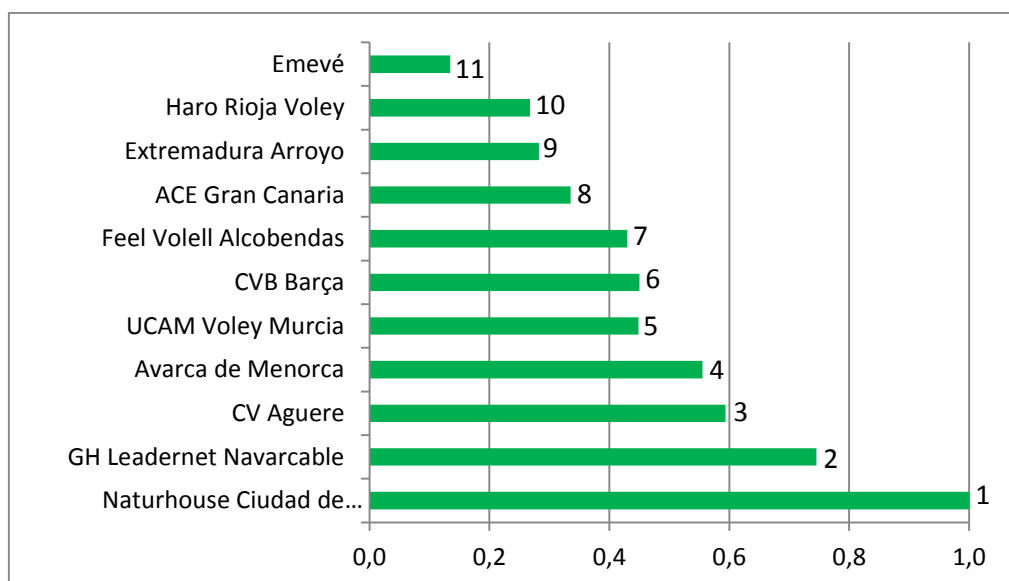


Figura 14: Resultados eficiencia y posición en la clasificación equipos Superliga Femenina de Voleibol 2014/15.
Fuente: Elaboración propia.

Si observamos los resultados, sólo 1 de los 11 equipos analizados es eficiente, de nuevo, corresponde con el mejor posicionado en la fase regular de la competición. Por otro lado, el coeficiente de correlación entre el nivel de eficiencia total y la clasificación en la fase regulares de 0.954, en este caso los cuatro equipos más eficientes si son los mejores clasificados y por lo tanto los que disputaran la fase final de la competición.

Estos resultados nos muestran indicios de que los resultados deportivos están relacionados positivamente con los resultados de eficiencia, de tal modo que los equipos que utilicen mejor sus recursos y no los desaprovechen obtendrán mejores resultados.

Analizando los equipos en todo el proceso, Naturhouse Ciudad de Logroño y GH Leadernet Navarcable, presentan elevada eficiencia en los tres sub-procesos. Un segundo grupo, compuesto por CV Agüere, Avarca de Menorca, UCAM Voley de Murcia, CVB Barça y Feel Volley Alcobendas presentan valores de eficiencia altos en los sub-procesos uno y tres, pero valores moderados en el sub-proceso dos. Por otro lado, ACE Gran Canaria, Extremadura Arroyo y Haro Rioja Voley presentan resultados similares, puesto que tienen un alto índice de eficiencia en el sub-proceso uno, un nivel moderado en el sub-proceso tres y valores relativamente bajos en el segundo sub-proceso.

Finalmente, Emevé presenta un nivel de eficiencia elevado en el primer sub-proceso, pero niveles bajos en los otros dos sub-procesos.

Como sucede en la Superliga Masculina, también en la competición femenina es el segundo sub-proceso el que presenta valores de eficiencia más bajos tanto en la temporada de 2013/14 como en la temporada 2014/15.

	TEMPORADA 2013/14		TEMPORADA 2014/15	
	MEDIA	DES. TÍPICA	MEDIA	DES. TÍPICA
Sub-proceso 1	0.9217	0.0590	0.9435	0.0372
Sub-proceso 2	0.6386	0.2142	0.6115	0.1829
Sub-proceso 3	0.8072	0.1586	0.7767	0.1612

Tabla 17 Estadísticos de los resultados de eficiencia para los tres sub-procesos de la Superliga Femenina de Voleibol 2013/14 y 2014/15.

Fuente: Elaboración propia.

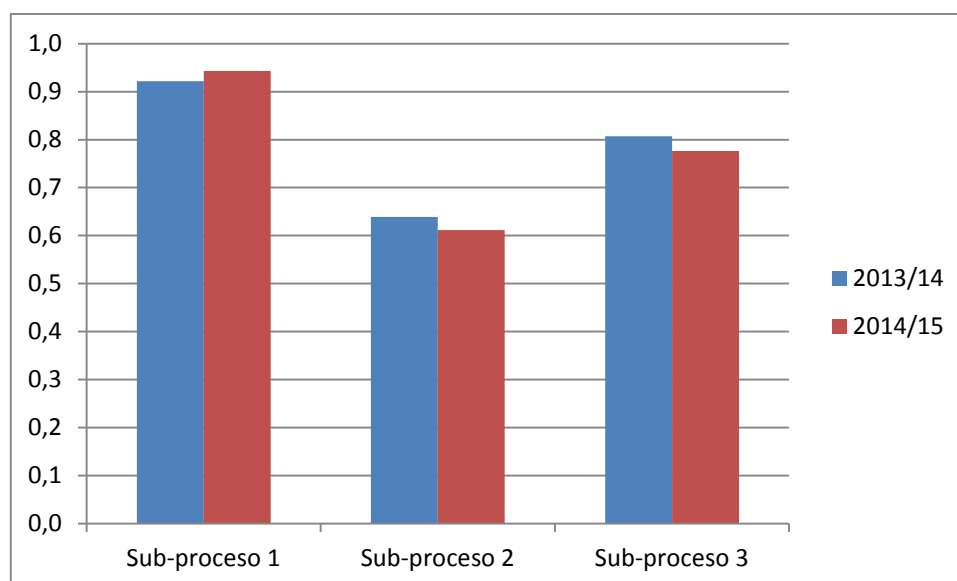


Figura 15: Niveles medios de los resultados de eficiencia para los tres sub-procesos de la Superliga Femenina de Voleibol 2013/14 y 2014/15.

Fuente: Elaboración propia.

5.3 Cambio en la productividad

Para analizar el cambio en la productividad, es decir, para determinar si los equipos han mejorado o empeorado de una temporada a otra utilizamos el IPL. A continuación, en la tabla 18 recogemos los resultados en el cambio de productividad para los equipos que disputaron la Superliga Masculina tanto en 2013/14 como en 2014/15. Para el cálculo, hemos utilizado la productividad global, tomando como inputs las acciones de juego (total de saques, total de recepciones y total de ataques) y como output los puntos conseguidos en la fase regular de la clasificación. Debe destacarse que se ha evaluado el cambio en la productividad de los equipos que han disputado las dos temporadas objeto de estudio.

EQUIPO	Cambio eficiencia	Cambio tecnológico	Indicador de productividad de Luenberger
CAI Voleibol Teruel	-0.0714	-0.0525	-0.1239
Cajasol Juvasa	0.0011	-0.0208	-0.0197
Emevé Élide	-0.2494	-0.0076	-0.2570
Rio Duero San José	0.2311	-0.0217	0.2094
UBE L`Illa Grau	-0.2123	-0.0133	-0.2256
Unicaja Almería	0.1732	0.1111	0.2843
Ushuaïa Ibiza voley	-0.0527	-0.0245	-0.0772
Vecindario ACE Gran Canaria	-0.0663	-0.0220	-0.0883
VP Madrid	0.0703	-0.0080	0.0623

Tabla 18: Resultados del cambio en la productividad para los equipos Masculinos que disputaron la Superliga Masculina en 2013/14 y 2014/15.

Fuente: Elaboración propia.

En cuanto a los componentes del IPL, la tabla 16 muestra que las fronteras de producción se cruzan y que sólo Unicaja Almería está en la parte en que las fronteras han mejorado y el resto en la otra parte, es decir, en este último caso el desplazamiento de su frontera ha sido negativo (ver Figura 14). Por otro lado, Cajasol Juvasa, Río Duero San José, Unicaja Almería y VP Madrid, a diferencia del resto de equipos, han mejorado su

eficiencia. En otras palabras, estos 4 equipos se han acercado a la frontera de producción eficiente

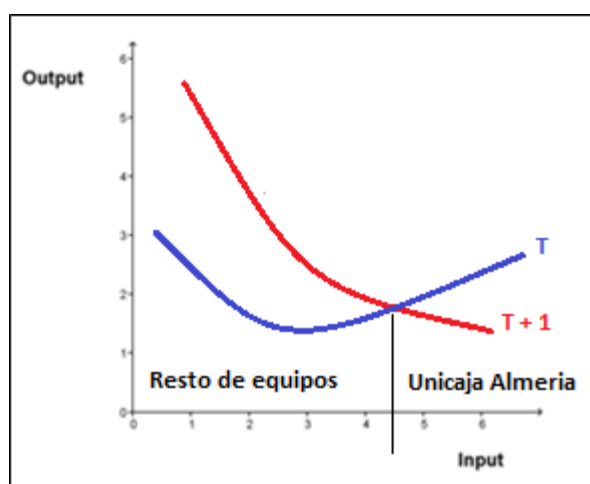


Figura 14: Cambio tecnológico Superliga Masculina voleibol 2013/14 y 2014/15.

Fuente: Elaboración propia.

Teniendo en cuenta los componentes del IPL, podemos observar cuatro grupos de equipos. Un primer grupo compuesto por Cai Voleibol Teruel, Emevé Élide, UBE L'illa Grau, Ushuaïa Ibiza voley y Vecindario ACE Gran Canaria que han tenido un comportamiento negativo tanto en el cambio tecnológico como en el cambio de eficiencia. Es por ello, que estos equipos han experimentado un retroceso en su productividad desde la temporada 2013/14 a la temporada 2014/15. Un segundo grupo en el que enmarcamos a Cajasol Juvasa en el que su empeoramiento tecnológico se ha visto parcialmente compensado por su mejora en la eficiencia. Sin embargo, su cambio en la productividad ha sido negativo.

Un tercer grupo conformado por Río Duero San José y VP Madrid en el que se ha mejorado la productividad gracias al incremento de la eficiencia a pesar de que el desplazamiento de la frontera ha sido negativo. Finalmente, Unicaja Almería es el único equipo en el que los dos componentes del IPL, han contribuido positivamente al incremento de su productividad.

Los resultados obtenidos muestran coherencia con los resultados deportivos puesto que Unicaja Almería en la temporada 2013/14 quedó en segundo lugar en la fase regular

detrás de Cai Voleibol Teruel, que en la temporada 2014/15 alternaron sus papeles debido a una mejora en la productividad para Unicaja Almería y un empeoramiento en la misma para Cai Voleibol Teruel.

Por otro lado, para la Superliga Femenina, en la tabla 19 recogemos los resultados del cambio en la productividad.

EQUIPO	Cambio eficiencia	Cambio tecnológico	Indicador de productividad de Luenberger
CV ACE Gran Canaria	-0.2263	0.0375	-0.1888
CV Aguerre	0.2835	0.0387	0.3222
CVB Barça	-0.1680	0.0448	-0.1232
Embalajes Blanco T ⁶	0.0000	0.1313	0.1313
Extremadura Arroyo	-0.2133	0.0325	-0.1808
Feel Volley Alcobendas	-0.1469	0.0423	-0.1047
GH Leadernet	-0.1103	0.0733	-0.0370
Haro Rioja Voley	-0.3588	0.0371	-0.3217
UCAM Voley Murcia	0.3642	0.0232	0.3873
Valeriano Allés Menorca Volei	0.0208	0.0461	0.0669

Tabla 19: Resultados del cambio en la productividad para los equipos Masculinos que disputaron la Superliga Femenina en 2013/14 y 2014/15.

Fuente: Elaboración propia.

En este caso, a diferencia de la competición masculina, todos los equipos han experimentado una mejora tecnológica, es decir, la frontera se ha desplazado hacia abajo. Por otro lado, Embalajes Blanco T, ha evolucionado en el mismo sentido que la frontera. CV Aguerre, UCAM Voley Murcia Y Valeriano Allés Menorca Volei, a diferencia del resto de equipos, han tenido una mejora en su eficiencia durante las dos temporadas objeto de estudio.

⁶ En el año 2014/15 el equipo se llamaba Naturhouse Ciudad de Logroño.

Por lo tanto, en la Superliga Femenina nos encontramos con tres escenarios diferentes. El primero de ellos, compuesto por Embalajes Blanco T que ha tenido una mejora en la productividad derivada de la mejora tecnológica. Por otro lado, CV Aguerre, UCAM Voley Murcia y Valeriano Allés Menorca Volei también han mejorado su productividad entre 2013/14 y 2014/15 como consecuencia de su mejora en la eficiencia y la mejora tecnológica. Finalmente, CV ACE Gran Canaria, CVB Barça, Extremadura Arroyo, Feel Volley Alcobendas, GH Leadernet y Haro Rioja Voley han mejorado su productividad gracias a su mejora tecnológica si bien han experimentado un empeoramiento en su eficiencia.

6. CONCLUSIONES

En el ámbito de la economía del deporte, la eficiencia, entendida como la relación entre inputs y outputs, ha sido evaluada fundamentalmente para deportes como fútbol, baloncesto, tenis y béisbol. Debido a la importancia que están adquiriendo otros deportes, concretamente el voleibol y por la ausencia de trabajos previos, el objetivo general de este trabajo es evaluar la eficiencia de los equipos de voleibol haciendo uso de la metodología DEA Network, así como evaluar su cambio en la productividad.

En relación con los equipos de voleibol, el estudio se ha centrado en los equipos masculinos y femeninos de la Superliga de voleibol, máxima competición a nivel nacional, en la temporada 2013-14 y 2014/15. En particular, se han evaluado 11 equipos masculinos y 12 equipos femeninos para la temporada 2013/14 y 11 equipos en cada competición para la temporada 2014/15.

Metodológicamente, para la evaluación de la eficiencia, se ha utilizado un modelo DEA Network con orientación output y asumiendo rendimientos a escala constante. El uso de un modelo DEA Network nos ha permitido dividir el proceso global en varias sub-etapas de forma que el output de un sub-proceso es el input del siguiente sub-proceso. En cuanto al cambio en la productividad, se ha optado por el IPL ya que, a diferencia del IPM, se basa en la función distancia direccional y por tanto permite minimizar inputs y maximizar outputs simultáneamente.

Los resultados obtenidos para los equipos de la Superliga Masculina y Femenina son muy similares. Así, en los cuatro casos de estudio (2 competiciones, 2 temporadas) sólo el primer equipo clasificado en la liga regular es eficiente. Además, en los cuatro casos hay evidencias de que los resultados deportivos están relacionados con la eficiencia, puesto que los índices de eficiencia presentan una elevada correlación con la clasificación de los equipos en la Superliga. Esto implica que los resultados deportivos están muy vinculados a la utilización de los recursos disponibles, y que por lo tanto, los equipos que son ineficientes pueden mejorar su posición utilizando mejor sus recursos disponibles. Llegados al punto en el que todos los equipos fuesen eficientes y, siempre y cuando mantengan dicha eficiencia, la asignación de recursos sería el principal determinante de los resultados deportivos, de tal modo que el equipo con mayores recursos alcanzaría la primera posición.

Por otro lado, hemos podido comprobar que tanto en la competición Masculina como en la Femenina en las dos temporadas evaluadas, los equipos son más ineficientes en sub-proceso 2, es decir, en la conversión de puntos que han obtenido en un set en set ganados. Esto se debe a que a diferencia del resto de sub-proceso es en este en el que lo que hacen los rivales tiene más peso en sus resultados.

En cuanto al cambio en la productividad, observamos grandes diferencias entre la Superliga Masculina y Femenina. En el primer caso, en general se ha producido un empeoramiento tecnológico y sólo los equipos que han tenido una gran mejora en su eficiencia han mejorado su productividad. En cambio, en la Superliga Femenina todos los equipos han experimentado una mejora tecnológica. Sin embargo, esta evolución positiva no se observa en el cambio en la eficiencia lo que ha llevado a que sólo algunos equipos hayan mejorado su productividad.

Finalmente, señalar algunas posibles extensiones de este trabajo como son incluir los recursos capital y trabajo como inputs de una primera etapa anterior al sub-proceso uno que dieran como outputs las acciones de juego. O, tratar de evaluar los resultados deportivos no en unidades físicas sino en unidades monetarias a través de la dotación de recursos de los equipos.

7. BIBLIOGRAFÍA

- Arabzad, S.M., Ghorbani, M., Shirouyehzad, H. (2014). A new hybrid method for seed determination in sport competitions: The case of European Football Championship 2012. *International Journal of Industrial and Systems Engineering*, 17 (3), 259-274.
- Banker, R. D. (1993).Maximum likelihood, consistency and data envelopment analysis.A statistical foundation. *Management Science*, 39 (10), 1265 – 1273.
- Banker, R.D., Charnes, A. and Cooper, W.W. (198).Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis. *Management Science*, 30, 1078 – 1092.
- Barros, C.P., Assaf, A., Sá-Earp, F. (2010).Brazilian football league technical efficiency: A Simar and Wilson approach. *Journal of Sports Economics*, 11 (6), 641-651.
- Bonilla, M., Medal, A., Casaus, T., Sala, R. (2002). The traffic in Spanish ports: An efficiency analysis. *International Journal of Transport Economics*, 29 (2), 215-230.
- Boscá, J.E., Liern, V., Martínez, A., Sala, R. (2009). Increasing offensive or defensive efficiency? An analysis of Italian and Spanish football. *Omega*, 37 (1), 63-78.
- Caballero-Fernández, R., Gomez-Nuñez, T., Sala-Garrido, R. (2012). Analysis of the Efficiency of Spanish Soccer League Players (2009/10) Using the Metafrontier Approach. *Estudios de Economía Aplicada*, 30, 565-578.
- Cadenas, J.M., Liern, V., Sala, R., Verdegay, J.L. (2010). Fuzzy linear programming in practice: An application to the Spanish football league. *Studies in Fuzziness and Soft Computing*, 254, 503-528.
- Charnes, A. Clarck, C. T. Cooper, W. W. and Golany, B. (1985).A Developmental Study of Data Envelopment Analysis in Measuring the Efficiency of Maintenance Units in the U.S. Air Forces. *Annals of Operation Research*, 2, 95 – 112.

Charnes, A., Cooper, W.W., and Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, 2, 429 – 444.

Charnes, A., Cooper, W.W., Lewin, A.Y. and Seiford, L.M. (1996). Data envelopment analysis: theory, methodology and application. Kluwer Academic Publishers, Boston.

Chen, H.-T., Chen, H.-S., Hsiao, M.-H., Tsai, W.-J., Lee, S.-Y. (2010). A trajectory-based ball tracking framework with visual enrichment for broadcast baseball videos. *Journal of Information Science and Engineering*, 24 (1), 143-157.

Cooper, W.W., Ruiz, J.L., Sirvent, I. (2009). Selecting non-zero weights to evaluate effectiveness of basketball players with DEA. *European Journal of Operational Research*, 195 (2), 563-574.

Cooper, W.W., Seiford, L.M., Tone, K. (2007). Data Envelopment Analysis. New York, Springer.

Espitia-Escuer, M., Garcí-Cebrián, L.I. (2006). Performance in sports teams results and potential in the professional soccer league in Spain. *Management Decision*, 44 (8), 1020-1030.

Farrell MJ. (1957). The Measurement of Productive Efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society Association*, 120, 253 – 281.

García-Sánchez, I.M. (2007). Efficiency and effectiveness of Spanish football teams: A three-stage-DEA approach. *Central European Journal of Operations Research*, 15 (1), 21-45.

Koopmans, T.C. (1951). An Analysis of Production as an Efficient Combination of Activities” en Koopmans, T.C. (ed.): Activity Analysis of Production and Allocation, Cowies Commission for Research in Economics, Monograph nº 13, New York: John Willey and Sons, Inc.

Kulikova, L.I., Goshunova, A.V. (2013). Measuring efficiency of professional football club in contemporary researches. *World Applied Sciences Journal*, 25 (2), 247-257.

Medal, A., Sala, R. (2011). Efficiency analysis in the Spanish Port System: Framework, Evolution and Perspectives. Ed. Fundación Valencia Port. Valencia.

Pastor, J.T., Aparicio, J. (2010). The relevance of DEA benchmarking information and the Least-Distance Measure: Comment. *Mathematical and Computer Modelling*, 52 (1-2), 397 – 399.

Real Federación Española de Voleibol. Disponible en: <http://www.rfevb.com/>

Ribeiro, A.S., Lima, F. (2012). Portuguese football league efficiency and players' wages. *Applied Economics Letters*, 19 (6), 599-602.

Ruiz, J.L., Pastor, D., Pastor, J.T. (2013). Assessing Professional Tennis Players Using Data Envelopment Analysis (DEA). *Journal of Sports Economics*, 14 (3), 276-302.

Sala-Garrido, R., Hernández-Sancho, F., Molinos-Senante, M. (2012). Assessing the efficiency of wastewater treatment plants in an uncertain context: A DEA with tolerances approach. *Environmental Science and Policy*, 18, 34-44.

Santín, D. (2014). Measuring the technical efficiency of football legends: Who were Real Madrid's all-time most efficient players?. *International Transactions in Operational Research*, 21 (3), 439-452.

Sueyoshi, T., Goto, M. (2011). DEA approach for unified efficiency measurement: Assessment of Japanese fossil fuel power generation. *Energy Economics*, 33 (2), 292 – 303.

Tiedemann, T., Francksen, T., Latacz-Lohmann, U. (2011). Assessing the performance of German Bundesliga football players: A non-parametric metafrontier approach. *Central European Journal of Operations Research*, 19 (4), 571-587.

Toloo, M. (2013). The most efficient unit without explicit inputs: An extended MILP-DEA model. *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, 46 (9), 3628-3634.

Volz, B. (2009). Minority status and managerial survival in Major League Baseball. *Journal of Sports Economics*, 10 (5), 522-542.

Yang, C.-H., Lin, H.-Y., Chen, C.-P. (2014). Measuring the efficiency of NBA teams: Additive efficiency decomposition in two-stage DEA. *Annals of Operations Research*, 217 (1), 565-589.

Boscá J.E, Liern V, Martínez A., Sala R.(2005). Eficiencia temporal con modelos DEA no Radiales. *XIII Jornadas de ASEPUMA*.

Moreno P., Lozano S. (2014). A network DEA assessment of team efficiency in the NBA. *Annals of Operations Research* 214, 99-124.

Färe R., Grosskopf S. (2000). Network DEA. *Socio-Economic Planning Sciences*, 34, 35-49.

Cooper, W.W., Ruiz, J.L y Sirvent, I. (2009): "Selecting non-zero weights to evaluate effectiveness of basketball players with DEA", *European Journal of Operational Research*, vol. 159, 563-574

Espitia-Escuer, M. y García-Cebrián, L.I. (2011): "Influence of a sports competition system on efficiency: The case of football teams", *Oikonomia & Athlitismos*, vol. 11, nº2, 9-38

Lovell, C.A.K., Walters, L.C. y Wood, L.L. (1994): "Stratified models of education production using Modified DEA and Regression Analysis", en *Data Envelopment Analysis: Theory, Methodology and Application*, A. Charnes, W.W. Cooper, A.Y. Lewin y L.M. Seiford, Kluwer Academic Publishers, 329-351

Medina-Borja, A. y Triantis, K. (2011): "Modeling social services performance: a four-step DEA approach to evaluate fundraising efficiency, capacity building, service quality and effectiveness in the non profit sector", *Annals of Operations Research*, DOI 10.1007/s10479-011-0917-0

Sexton, T.R. y Lewis, H.F. (2003): "Two-Stage DEA: An Application to Major League Baseball", *Journal of Productivity Analysis*, 19, 227-249

Molinos Senante, M.; Maciotis A., y Sala-Garrido, R (2014): The Luemberguer productivity indicator in the water industry: and empirical analysis for England and Wales. *Utilities Police*, 30, 19-28.

Färe, R; Grosskopf, K; J. Hayes, K; Margaritis. D. (2008). Estimating demand with distance functions: Paremetlization in the primal and dual. *Journal of Econometrics*, 147, 266-274.

Luemberger D. G. (1992). Benefic functions and duaity. *Journal of Mathematical Econimics*, 21, 461-481.

Charnes, A.; Cooper, W. W.; Rhodes E. (1978). Measuring the efficiency of decisión making units. *Journal of Operational Research*, 2, 429-444.

Lozano, S. (2011). Scale and Cost Efficiency Analysis of Netwoks of Processes. *Espt System with aplicaciones*, 38, 6612-6617.