

VIII ENCUENTRO DE ECONOMÍA PÚBLICA

CÁCERES, 2000

"Distribución regional de los fondos sanitarios bajo el criterio de necesidad: cálculo y propuestas para el caso español"

Rosa María Urbanos Garrido
Alfonso Utrilla de la Hoz

Universidad Complutense de Madrid

I. Introducción.

La preocupación por el diseño del sistema de financiación de la sanidad y del reparto de los fondos entre regiones ha crecido en los últimos tiempos como consecuencia de varios factores. En primer lugar, porque el actual acuerdo de financiación sanitaria debe revisarse en el año 2001, y éste es buen momento para cuestionarse si el modelo actual es el más adecuado para lograr los objetivos de equidad planteados en la Ley General de Sanidad. El actual esquema de reparto entre Comunidades Autónomas (CC.AA.) distribuye la mayor parte de los recursos sanitarios, incluidos en el fondo general, a partir del criterio de población protegida. En este contexto, cabe preguntarse si el criterio per cápita simple (esto es, sin ajustes por diferencias en la composición demográfica, o en la necesidad regional) responde al objetivo de equidad geográfica. Además, como señala Cabiedes (2000), la distribución de recursos entre las regiones puede condicionar la consecución de la equidad interpersonal, por lo que el análisis de esta cuestión adquiere una doble importancia.

En segundo lugar, la creciente preocupación por la financiación sanitaria debe considerarse en el contexto de reforma del sistema de financiación autonómica, dado que el actual quinquenio de financiación finalizará en diciembre del año 2001. En este sentido, se han planteado y discutido diversas alternativas, que se agrupan en las ya familiares “línea de gasto” y “línea de ingreso” o “espacio fiscal” (López i Casanovas (1998), (2000)). Asimismo, se han explorado las implicaciones de la integración de los fondos sanitarios en el esquema de financiación regional general (Urbanos y Utrilla (2000)).

En tercer lugar, en el futuro más próximo se completará el proceso de descentralización iniciado en 1981, por el cual las 10 CC.AA. actualmente gestionadas por el INSALUD recibirán las competencias sanitarias. Esta perspectiva ha generado un intenso debate acerca de con qué criterios deben distribuirse los recursos que permitirán financiar las prestaciones en cada región. En este contexto, la posibilidad de introducir ajustes por necesidad al criterio de población protegida, que rige actualmente en el reparto de los fondos sanitarios, aparece como una alternativa razonable.¹

El presente trabajo, que se enmarca en una investigación más amplia, ofrece algunos resultados sobre el modo en que podrían introducirse dichos ajustes. En particular, siguiendo la filosofía del estudio de Rico y Rubio (1996), el trabajo se centra en el cálculo de las poblaciones

regionales ponderadas que determinarían la distribución de fondos de atención primaria, a partir de la incorporación de tres tipos de ajuste: demográfico, sanitario y socioeconómico. El enfoque del estudio resulta novedoso básicamente por dos motivos: en primer lugar, porque se refiere a un componente de la prestación sanitaria habitualmente ignorado en los estudios aplicados, como es la atención primaria. En segundo lugar, porque emplea datos individuales, en lugar de datos agregados por áreas.

El texto que se presenta se organiza del siguiente modo: a continuación, se revisa brevemente la experiencia internacional en el empleo de bases de datos individuales para la elaboración de fórmulas de asignación de recursos, y se describe la fuente de información utilizada en la aplicación práctica. Seguidamente se detalla el método aplicado en el cálculo de las poblaciones ponderadas por necesidad. En el cuarto apartado se presentan los principales resultados, que son discutidos en la sección final.

II. La utilización de bases de datos individuales en el diseño de las fórmulas de reparto.

El desarrollo de las fórmulas de asignación de recursos en el ámbito de la sanidad debe mucho a los avances, tanto conceptuales como de carácter aplicado, que se han producido en el Reino Unido desde que se impuso la fórmula RAWP (Resource Allocation Working Party) hace más de 20 años. Las sucesivas revisiones de la fórmula han introducido un elevado grado de precisión técnica en la estimación de las necesidades sanitarias, si bien algunos de los problemas asociados al esquema de distribución británico aún no han sido resueltos (López i Casanovas, 2000).

La RAWP constituye el paradigma de los sistemas de financiación que utilizan datos agregados para establecer la capitación. Sin embargo, algunos países han desarrollado métodos de asignación de los fondos sanitarios basados en el empleo de datos individuales, como ilustra el estudio de Rice y Smith (1999). En este trabajo se revisan los sistemas de capitación y los ajustes por riesgo utilizados por una muestra de 19 países, entre los que se incluye España y otros 8 Estados miembros de la Unión Europea.² En él se muestra cómo algunos países han optado por ajustar el

¹ Al hilo de esta cuestión, puede consultarse un interesante análisis sobre la capitación en la financiación de los servicios públicos transferidos en López i Casanovas (1999).

² Resulta destacable el hecho de que España sea el único país de los incluidos en el citado estudio que no introduce ningún tipo de ajuste al esquema per cápita simple (con la salvedad de los fondos especiales que pretenden compensar por las pérdidas de población, y por los desequilibrios territoriales originados por los costes de docencia y de atención a desplazados).

criterio per cápita simple mediante el empleo de una matriz, generada a partir de una o más dimensiones de la necesidad. Según este método, cada celda de la matriz representa el coste sanitario esperado de un ciudadano que reúna determinadas características de necesidad.

La ventaja fundamental que se deriva del empleo de datos individuales radica en que permite superar el problema de la “falacia ecológica” que aparece cuando se utilizan datos agregados. Dicho problema consiste en la identificación de factores que, a nivel agregado, se muestran como determinantes del gasto, pero que no se corresponden con factores de necesidad a nivel individual.

Algunos de los países que utilizan el sistema “matricial” descrito anteriormente han introducido ajustes muy rudimentarios al criterio per cápita simple, basados exclusivamente en la edad (como Francia e Israel) o en la combinación de la edad y el sexo (como Alemania y Suiza). Otros, sin embargo, han empleado métodos más refinados (como en los Países Bajos, Nueva Zelanda o Suecia). En este sentido, cabe destacar el caso de Suecia, donde las capitaciones se elaboran a partir de una matriz que contempla el sexo, la edad, la situación familiar, la categoría ocupacional y la situación con respecto a la tenencia de vivienda a partir de una base de registros individuales muy detallada (Diderichsen et al., 1997). Inicialmente, la matriz sueca estaba compuesta por 800 celdas, que posteriormente fueron reducidas con el fin de lograr un sistema más operativo. En cualquier caso, la experiencia comparada lleva a concluir que las fórmulas de reparto están básicamente condicionadas por la calidad y cantidad de información disponible en cada país.

Los datos utilizados en la aplicación al caso español proceden de la Encuesta Nacional de Salud de 1993 (ENSE 93). La ENSE constituye una fuente de datos básica para el estudio de los determinantes del consumo sanitario, puesto que suministra información simultánea sobre la utilización de servicios médicos, el estado de salud de los individuos y algunas características socioeconómicas y demográficas de los entrevistados. A pesar de que se han publicado dos Encuestas con posterioridad a la de 1993 (referidas a 1995 y 1997), éste ha sido el año elegido para el análisis, dado que la ENSE 93 es la última Encuesta representativa por Comunidades Autónomas.

III. Método.

Como se ha comentado previamente, el objetivo de este trabajo consiste en identificar las variables que deben intervenir en el reparto de recursos sanitarios por Comunidades Autónomas (en

particular, de los recursos dirigidos a la atención primaria), y en estimar de qué modo deben incorporarse en el cálculo de la población regional ponderada. Esto es, se trata de conocer, en la medida de lo posible, cuál es la necesidad de fondos sanitarios de cada región. Para ello, y en línea con el resto de trabajos que se centran en el diseño de fórmulas de asignación, la información de partida corresponde a la demanda expresada (utilización) de la atención sanitaria objeto de análisis. La utilización, como es bien conocido, se emplea como proxy de la demanda total, puesto que el componente de demanda no expresada no resulta observable. A su vez, la demanda total sirve para aproximarnos a la necesidad real de atención médica, a la que idealmente debería adaptarse la asignación de los fondos sanitarios.

El método utilizado en el cálculo de las poblaciones regionales ponderadas está basado en el propuesto por Benzeval y Judge (1994). El estudio citado ilustra de qué modo el análisis de regresión logística puede combinarse con información sobre las características de la población, con el objetivo de estimar la población ponderada correspondiente a un área determinada. La diferencia fundamental con dicho trabajo consiste en que Benzeval y Judge estiman la probabilidad de consumir atención hospitalaria (en dos modalidades, ambulatoria y no ambulatoria). Como consecuencia de las limitaciones de información, su análisis ignora la frecuencia e intensidad del consumo, lo que implica que los resultados obtenidos no pueden emplearse en el desarrollo de una fórmula de asignación real. En nuestro caso, sin embargo, el análisis resulta válido en tanto en cuanto las diferencias en el coste de las consultas al médico general son mucho menores que las que corresponden al consumo de recursos hospitalarios.

La variable de utilización estimada es, por lo tanto, una variable de carácter cualitativo, que toma valor 1 si los individuos declaran haber realizado, en las dos semanas previas a la entrevista, alguna consulta a los servicios públicos de medicina general (y valor 0 en caso contrario).³ Dado que aproximadamente el 87% de la población encuestada declara que no consultó al médico en ese período, resulta aceptable modelizar el consumo a partir de una variable 0/1, que represente la decisión de consumir en lugar de la cantidad final consumida.

Para identificar los factores que determinan el uso de los servicios de atención primaria públicos y calcular las ponderaciones que se utilizarán en la fórmula de asignación, se han estimado diversos modelos mediante regresiones logísticas. Este tipo de especificación es adecuado cuando la

³ La naturaleza pública-no pública viene definida por el tipo de médico consultado (de la Seguridad Social vs. resto de categorías). Se excluyen las visitas a los servicios de urgencia.

variable dependiente toma valores 0/1. La estimación a partir del método de regresión logística ofrece información del odds ratio asociado a cada una de las variables explicativas. Dicho valor refleja la propensión que los individuos con las características representadas por los regresores tienen a acudir al médico público de atención primaria, en comparación con los individuos sin esas características (para quienes el odds ratio es igual a 1).

Como es lógico, la selección de las variables que se incluirán en el modelo resulta crucial en el cálculo de las poblaciones ponderadas. Los problemas asociados a la selección de los factores de necesidad han sido señalados en Rice y Smith (1999), y pueden resumirse básicamente en dos: primero, es necesario plantearse hasta qué punto pueden considerarse independientes unos factores de otros y, segundo, hay que tratar de diferenciar los factores “legítimos” que explican las variaciones en el uso de los factores ilegítimos, como la oferta o las preferencias regionales o locales por un mayor/menor consumo.

Los criterios básicos que deben guiar la selección de las variables de asignación de recursos por áreas han sido expuestos con detalle, entre otros, en el trabajo de Carr-Hill et al. (1994). La significación estadística en el modelo de estimación del consumo resulta, como es obvio, un criterio clave en dicha selección. No obstante, y según se reconoce en el trabajo citado, la selección final se obtiene de un compromiso entre el rigor estadístico y la utilidad para los objetivos de política sanitaria. Por otra parte, Carr-Hill et al. ponen de manifiesto que las variables empleadas deben interpretarse como proxies de factores sociales no medibles directamente, que pueden ser aproximados de distintas maneras. En consecuencia, concluyen, la variable seleccionada es menos importante que el factor social que ésta trata de capturar.

En nuestro caso, y con el fin de observar el modo en que la asignación de recursos podría variar según se considerasen unas variables u otras, se han estimado distintos tipos de modelos. En primer lugar, se ha calculado la población regional ponderada para el caso en que se incorporase un ajuste de tipo exclusivamente demográfico. Por lo tanto, las únicas variables incluidas en el modelo más sencillo corresponden al sexo (dummy *mujer*) y la edad. En el caso de la edad se emplearon inicialmente 5 categorías: 16-34 años, 35-44 años, 45-64 años (*edad3*), 65-74 años (*edad4*) y 75 ó más años (*edad5*). No obstante, los modelos estimados mostraron diferencias no significativas en el consumo de atención primaria para las dos primeras categorías, por lo que finalmente se han agrupado en una sola.

En segundo lugar se han estimado varios modelos que, aparte de considerar las diferencias en la composición por sexo y edad, recogiesen alguna variable indicativa de la morbilidad. La selección de dichas variables ha dependido de varios factores. Primero, de su significación estadística. Segundo, se ha tratado de incluir variables que reflejasen una dimensión “objetiva” y “permanente” de la salud, que podrían ser eventualmente aceptadas en la negociación política. Por ese motivo se ha descartado la autovaloración del estado de salud, a pesar de su capacidad explicativa, o la presencia de dolencias limitadoras de la actividad en las 2 semanas previas a la entrevista, cuya capacidad predictiva es muy alta debido a que el período de referencia para el consumo de visitas al médico general son los 15 días previos a la encuesta. Por la misma razón se excluyen los días de limitación de la actividad y los días de estancia en cama. Finalmente, el número de variables se ha visto limitado por la necesidad de instrumentar un método operativo. En particular, los indicadores de morbilidad considerados corresponden a la presencia de dolencias limitadoras de la actividad habitual (representada por la dummy *lim12m*) y de enfermedades crónicas (representada por la dummy *cronica*). El período de referencia para ambas preguntas es el año anterior a la entrevista.

Para comprobar la sensibilidad de los resultados ante la inclusión de diferentes variables, se han calculado las poblaciones ponderadas para el caso en que se incorporase la presencia de actividades limitadoras de la actividad y para el caso en que se incorporasen los dos indicadores de morbilidad conjuntamente.⁴

Por último, se ha tratado de incluir en el modelo alguna variable indicativa de las características socioeconómicas de la población. Atendiendo a los criterios citados anteriormente de significación estadística y de adecuación política (así como de disponibilidad en otras fuentes de datos) se han seleccionado dos variables relacionadas con las características socioeconómicas de la población: la primera indica si el individuo en cuestión trabaja o no (dummy *activo*), y la segunda si la última ocupación corresponde a una actividad manual de carácter no cualificado (dummy *manual*).^{5, 6} Del mismo modo que al considerar las variables indicativas de la morbilidad, se ofrecen

⁴ El modelo estimado con una única variable de morbilidad incorpora la presencia de dolencias limitadoras de la actividad en el último año, puesto que dicha variable mostró una capacidad explicativa de la utilización superior a la que correspondía a las enfermedades crónicas.

⁵ A aquellos individuos sin ocupación previa se les asigna la información correspondiente al sustentador principal.

⁶ En la selección de los factores de carácter socioeconómico se comprobó la influencia de 2 variables clásicas, que determinan la asignación de recursos en el Reino Unido y que fueron utilizadas en el cálculo de la población ponderada por necesidad en Rico y Rubio (1996): la primera variable refleja si los individuos se encuentran en situación de desempleo, y la segunda si los individuos mayores de 65 años viven o no solos. En

resultados para dos modelos: el primero incorpora, al margen de las variables demográficas y sanitarias, la dummy activo. Por su parte, el segundo modelo incluye los dos indicadores socioeconómicos.^{7,8}

Asimismo, en los tres tipos de modelo (demográfico, demográfico-sanitario y modelo conjunto con variables socioeconómicas) se ha comprobado la sensibilidad de los resultados a la inclusión de algunas variables de control. En particular, dichas variables representan el tamaño de hábitat en el que residen los individuos y el tipo de cobertura sanitaria correspondiente a los entrevistados. En el primer caso se trata de incorporar a los modelos las dificultades en el acceso a los servicios sanitarios. La categoría omitida es la que corresponde a las áreas de menos de 10.000 habitantes. La dummy *habitat1* toma valor 1 cuando el individuo en cuestión reside en un área cuya población oscila entre los 10.001 y los 50.000 habitantes (0 en caso contrario); *habitat2* representa la categoría de 50.001 a 100.000 habitantes; *habitat3* toma valor 1 si el área de residencia tiene entre 100.001 y 400.000 habitantes y, por último, *habitat5* representa la categoría de más de 1.000.000 de habitantes. Un trabajo reciente ha demostrado, a partir de la propia Encuesta Nacional de Salud de 1993, que otros indicadores de oferta no resultan estadísticamente significativos en la utilización de los servicios públicos de atención primaria (Abásolo et al., 2000), lo que simplifica notablemente el análisis. Por otra parte, la dummy *seguro* toma valor 1 si el individuo es titular o beneficiario exclusivamente de la Seguridad social, y valor 0 cuando, o bien disfruta de doble cobertura, o bien no se encuentra cubierto por el seguro público. De este modo se controla por el hecho de que la demanda de servicios públicos depende de la posibilidad que tengan los individuos de sustituir la atención prestada por el Sistema Nacional de Salud por atención privada.⁹

el primer caso los resultados indicaban que la variable no resultaba significativa al 99%, mientras la segunda variable no resultó significativa en ninguna de las estimaciones realizadas una vez se controló por la edad.

⁷ De nuevo el criterio para seleccionar la variable a emplear en el modelo con un solo factor socioeconómico ha sido la capacidad explicativa. En nuestro caso, la dummy *activo* aporta más capacidad explicativa al modelo que la dummy *manual*. En consecuencia, se considera que en el modelo con un solo indicador socioeconómico la variable relevante es la de actividad.

⁸ La inclusión de los indicadores socioeconómicos permite medir la asociación entre dichas variables y el consumo sanitario. El presente análisis no demuestra, en ningún caso, la existencia de una relación causa-efecto entre ambos tipos de factores. Estas variables, además, recogen distintos tipos de efectos. Así, la dummy *activo* refleja, no sólo la eventual mayor necesidad de los individuos inactivos, sino además el coste de oportunidad en términos de tiempo asociada al consumo de atención sanitaria.

⁹ Es importante destacar que la inclusión de las variables de control citadas afecta únicamente a la estimación de los odds ratio utilizados para calcular la población ponderada. Dichas variables no se tienen en cuenta en la partición de la población que se describe a continuación, puesto que se consideran factores de necesidad “ilegítimos”. Puede encontrarse una interesante discusión acerca de lo que se consideran factores de necesidad “legítimos” e “ilegítimos” en Rice y Smith (1999), y en Smith (1999).

Una vez se han calculado los odds ratio para las variables del modelo, la población ponderada se obtiene sin dificultad. Para ilustrar el método propuesto por Benzeval y Judge se utiliza como ejemplo el modelo más simple de los que se han estimado en el trabajo, que incluye como variables de reparto relevantes el sexo y la edad.

Para calcular la población regional ponderada, el primer paso consiste en generar una matriz que divide a la población en tantas casillas como categorías se obtienen de combinar las variables consideradas. En el modelo más sencillo, que únicamente ajusta por las diferencias de sexo (2 categorías) y edad (4 categorías), la población de cada una de las regiones se divide en 8 grupos (2x4). Lógicamente, el número de grupos en que se divide la población regional va aumentando a medida que se incluyen nuevas variables en el reparto. Cuando a los factores demográficos considerados se añade 1 variable de morbilidad, la matriz pasa a tener 16 celdas, y se contemplan 32 categorías cuando se consideran simultáneamente todas las variables demográficas y de morbilidad. Por último, la matriz está formada por 64 celdas cuando se introduce una variable socioeconómica adicional, y 128 en el modelo conjunto que incluye los dos indicadores socioeconómicos.

La ponderación aplicable a cada celda de la matriz se obtiene de combinar los odds ratio estimados inicialmente, tal y como se muestra en la tabla 1.

Tabla 1. Cálculo de las ponderaciones a partir de los odds ratio.

	Hombre	Mujer (1,418)
Menor de 45	1,000	1,418
45-64 años (1,898)	1,898	2,691
65-74 años (2,983)	2,983	4,230
75 años ó más (2,864)	2,864	4,062

* Los odds ratio correspondientes a cada variable se muestran entre paréntesis.

La categoría que sirve de referencia en este ejemplo corresponde a los hombres menores de 45 años. Para calcular la ponderación que debe aplicarse a la población de cada celda sólo hay que multiplicar los odds ratio estimados para cada variable. Así, en el caso de las mujeres entre 45 y 64 años, la ponderación aplicable se calcula como $1,418 \times 1,898 = 2,691$. A continuación, y una vez multiplicada la población regional en cada celda por su peso correspondiente, los valores resultantes

se multiplican por un factor de ajuste para conseguir que el total coincida con la población nacional real (Rico y Rubio, 1996). Finalmente, la población regional ponderada de este modo se divide por la población real para cada Comunidad Autónoma, obteniéndose de este modo las cifras mostradas en los cuadros 1 y 2 de la sección siguiente.

Llegados a este punto, es preciso señalar que el presente trabajo utiliza la Encuesta Nacional de Salud de 1993 como única fuente de datos para el cálculo de la población regional ponderada. Lo habitual en los trabajos aplicados consiste en combinar datos censales con las ponderaciones obtenidas del análisis estadístico. Sin embargo, la combinación de diversas bases de datos incorpora un sesgo en el cálculo, que deriva en la infraestimación de la población ponderada. Este sesgo se debe a que no es posible conocer el número de individuos clasificado en cada una de las categorías en que se divide la población.¹⁰

IV. Resultados.

Los resultados de las estimaciones se muestran en las tablas 1-10 del anexo. Es fácil comprobar que, en general, el ajuste de los modelos a los datos de consumo resulta mejorable, si bien en la mayor parte de los casos dichos modelos muestran una capacidad predictiva no despreciable. La búsqueda de un modelo econométrico que predijese adecuadamente la demanda sanitaria exigiría introducir otras variables. Sin embargo, nuestro objetivo es encontrar unas ponderaciones que tengan en cuenta, al margen de la fiabilidad estadística, que el método de reparto resulte operativo. Según se ha descrito, el sistema de elaboración de una matriz exige reducir el número de variables a considerar. Por lo tanto, es preciso tener en cuenta que las variables de morbilidad incluidas en el análisis recogen sólo parcialmente las diferencias en la necesidad sanitaria de la población, que podrían explicarse mediante otros indicadores. Lo mismo ocurre con los indicadores utilizados de la condición socioeconómica de los individuos.

Según se observa en las tablas, la probabilidad de consultar al médico de atención primaria es mayor a medida que la edad aumenta, y resulta especialmente elevada para los individuos entre 65 y 74 años. Asimismo, se comprueba que las mujeres registran una mayor probabilidad de

¹⁰ Combinando diversas bases de datos sería posible saber, por ejemplo, qué porcentaje de individuos en cada región corresponde a la categoría “mujeres menores de 45 años”, y también sería posible conocer el porcentaje de enfermos crónicos, o la proporción de individuos con una ocupación manual. Sin embargo, no existe información, siguiendo con el ejemplo, acerca de la proporción de mujeres menores de 45 años que padecen una enfermedad crónica y tienen una ocupación manual.

consumir este tipo de atención sanitaria. Los odds ratio correspondientes a las dummies de edad se reducen de forma importante cuando se incorporan en el modelo las variables de morbilidad, que se muestran muy relevantes en la explicación de la variable dependiente. Así, los individuos con dolencias limitadoras de la actividad registran una probabilidad algo más de 2 veces superior a la del resto de población de utilizar los servicios de atención primaria, mientras el efecto correspondiente a los individuos con dolencias crónicas resulta algo menor. Por otra parte, y según lo esperado, la variable de actividad muestra que la población que trabaja presenta menor propensión al consumo que la población inactiva. Finalmente, se observa que los individuos con ocupaciones de carácter manual (que son los que se clasifican en la clase social más baja) presentan una mayor probabilidad de consumir, con respecto a la población clasificada en otras categorías.

A partir de los odds ratio presentados en las tablas se calcula la población ponderada correspondiente a cada una de las Comunidades Autónomas. Los cuadros 1 y 2 muestran, respectivamente, las poblaciones regionales ponderadas a partir de los modelos estimados sin variables de control, y las obtenidas al incorporar las dummies de tamaño de área y modalidad de seguro como variables de control.

Cuadro 1. Poblaciones regionales ponderadas a partir de los modelos sin variables de control.

	Demográfico	Morbil. I	Morbil. II	Conjunto I	Conjunto II
Andalucía	97,86	100,93	101,50	102,28	104,24
Aragón	104,51	107,49	100,95	101,22	103,33
Asturias	104,09	106,19	113,25	114,18	110,38
Baleares	100,45	92,69	94,40	96,21	97,32
Canarias	90,93	94,22	98,79	99,15	99,19
Cantabria	102,30	100,60	96,23	97,66	100,85
C. la Mancha	105,11	103,82	101,31	102,51	103,43
C. León	103,20	100,65	98,87	100,14	99,65
Cataluña	100,05	99,10	96,27	95,22	94,55
C.Valenciana	100,70	99,68	100,14	100,08	99,27
Extremadura	103,14	103,19	103,97	106,08	108,02
Galicia	104,11	105,56	105,61	103,16	102,99
Madrid	96,85	96,41	101,11	99,83	97,67
Murcia	97,05	95,13	95,99	97,29	99,71
Navarra	102,78	98,60	96,05	97,08	101,70
País Vasco	97,68	97,06	94,26	94,97	94,41
Rioja	102,53	98,17	95,73	96,02	95,33
Ce. Y Me.	93,87	102,80	101,56	103,84	101,21

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 2. Poblaciones regionales ponderadas a partir de los modelos con variables de control.

	Demográfico	Morbil. I	Morbil. II	Conjunto I	Conjunto II
Andalucía	97,86	100,94	101,52	102,20	104,09
Aragón	104,49	107,48	100,88	101,17	103,19
Asturias	104,02	106,11	113,21	114,11	110,38
Baleares	100,46	92,69	94,41	96,11	97,33
Canarias	90,98	94,28	98,92	99,18	99,16
Cantabria	102,27	100,56	96,15	97,52	100,68
C. la Mancha	105,05	103,74	101,17	102,34	103,14
C. León	103,18	100,64	98,82	100,03	99,49
Cataluña	100,06	99,10	96,26	95,30	94,71
C.Valenciana	100,71	99,67	100,12	100,10	99,33
Extremadura	103,11	103,15	103,91	105,91	107,76
Galicia	104,09	105,55	105,60	103,34	103,10
Madrid	96,87	96,45	101,21	99,94	97,84
Murcia	97,08	95,15	96,00	97,28	99,60
Navarra	102,78	98,60	96,01	96,99	101,47
País Vasco	97,70	97,08	94,27	94,93	94,53
Rioja	102,53	98,12	95,65	95,94	95,23
Ce. Y Me.	93,90	102,87	101,67	103,78	101,47

Fuente: Elaboración propia.

Según indican los cuadros anteriores, la población regional ponderada registra variaciones destacables en función del modelo considerado. No obstante, se observa que algunas regiones saldrían beneficiadas independientemente del ajuste realizado: es el caso de Aragón, Asturias, Castilla-La Mancha, Extremadura y Galicia, que aparecen sistemáticamente con índices superiores al 100%. Por su parte, Andalucía y Ceuta y Melilla también obtendrían ganancias de la incorporación de ajustes por necesidad en el reparto de recursos, excepto en el caso de que se produjese un ajuste exclusivamente demográfico. Por el contrario, Canarias, Murcia y el País Vasco aparecen como las regiones que resultan perjudicadas en todos los modelos analizados. Asimismo, Cataluña, Madrid y la Rioja, salvo excepciones, muestran una población ponderada inferior al 100%. Por lo que respecta a Cataluña, tan sólo el ajuste demográfico le reportaría alguna ganancia, al igual que sucede en la Rioja, si bien en el primer caso la ganancia no resulta muy significativa. Por su parte, Madrid únicamente presenta una población ponderada superior a la real en el modelo correspondiente al ajuste demográfico y de morbilidad, que incorpora tanto la limitación de actividad como la presencia de enfermedades crónicas.

Cuando se ajusta exclusivamente por las diferencias demográficas, las regiones más beneficiadas son, por este orden, Castilla-La Mancha, Aragón y Galicia, que obtienen poblaciones más de un 4% superiores a la media nacional. Por el contrario, Canarias, Ceuta y Melilla y Madrid resultan las más perjudicadas, aunque se registran notables diferencias entre ellas. Así, Canarias aparece con una población ponderada 10 puntos por debajo de la real, mientras Madrid se encuentra en torno al 97%, con una diferencia de la población real ligeramente superior a 3 puntos porcentuales. Por otra parte, cuando se incorporan las variables de morbilidad, Asturias y Galicia aparecen entre las regiones con mayores ganancias, que en el primer caso superan los 13 puntos porcentuales.¹¹

Los ajustes por morbilidad benefician de modo notable, en los dos modelos contemplados, a Asturias, Galicia, Extremadura y Aragón. Por su parte, Baleares aparece en ambos casos entre las regiones más perjudicadas por la combinación del ajuste demográfico y sanitario, mientras Canarias, Murcia, País Vasco y la Rioja presentan también porcentajes de población ponderada inferiores a la media nacional. Por último, Asturias, Extremadura y Galicia vuelven a aparecer, junto con Castilla-La Mancha, entre las Comunidades Autónomas que más se beneficiarían de un

¹¹ Los resultados correspondientes al ajuste demográfico son consistentes con los calculados por Rico y Rubio (1996).

ajuste combinado entre las variables demográficas, sanitarias y socioeconómicas. En este caso, las regiones que resultarían más perjudicadas son Cataluña, Baleares, la Rioja y, especialmente, el País Vasco.

Por otro lado, resulta destacable que las diferencias entre regiones tienden a acentuarse al incluir las variables indicativas de la morbilidad y de las características socioeconómicas de la población. Finalmente, cuando se comparan los cuadros 1 y 2 se observan pocas diferencias entre los modelos sin variables de control y los que aíslan el efecto de las variables de acceso y de la modalidad de seguro sanitario.

V. Discusión.

El presente análisis, que aplica la metodología propuesta por Benzeval y Judge (1994), comparte alguna de las limitaciones señaladas en dicho estudio. En primer lugar, excluye a la población infantil, lo que supone una cautela a tener en cuenta en el caso de que las poblaciones calculadas se utilizasen en el reparto de recursos de atención primaria. Sin embargo, esta limitación podría superarse fácilmente a partir de la muestra infantil contenida en la Encuesta Nacional de Salud de 1993. En segundo lugar, la población entrevistada por la ENSE excluye a los individuos internados en instituciones sanitarias, de manera que no recoge información exhaustiva sobre la totalidad de la población española. No obstante, cabe esperar que el sesgo derivado de esta limitación no sea importante en el consumo de atención primaria, al contrario de lo que ocurre en el caso de la atención hospitalaria. En tercer lugar, el análisis presentado no considera la intensidad de uso ni incorpora datos de coste. Por lo tanto, resulta necesario comprobar la robustez de los resultados a partir de especificaciones alternativas de los modelos econométricos, que permitan explicar el número de consultas y no sólo la decisión de acudir o no al médico.¹² Por otro lado, es importante destacar que el presente análisis obvia el hecho de que existen diferencias de costes entre unas consultas y otras. Sin embargo, la base de datos utilizada no incluye la información adecuada para superar este sesgo.

Por otra parte, es necesario señalar que los datos de población regional utilizados en los cálculos proceden de la propia Encuesta de Salud. El siguiente paso consistirá, en consecuencia, en combinar la información sanitaria incluida en dicha base de datos con las cifras de población

¹² La estimación de modelos de Poisson y binomial negativos parece especialmente apropiada para este objetivo.

oficiales actualizadas que publica el Instituto Nacional de Estadística. No obstante, la combinación de distintas fuentes de datos implica, como ya se ha comentado, incurrir en un sesgo en la estimación de la población ponderada.

Asimismo, resulta conveniente recordar que el presente trabajo excluye el análisis de las diferencias de costes entre regiones debidas a la atención a desplazados, los costes de docencia e investigación, o las diferencias en precios de los inputs sanitarios.

Como se habrá comprobado a lo largo de las páginas anteriores, el estudio presentado no pretende resolver el problema, complejo y multidimensional, de la asignación de los recursos sanitarios en España. Los resultados ofrecidos tan sólo pretenden arrojar algo de luz sobre la cuestión del reparto entre Comunidades Autónomas de una parte de esos fondos: los correspondientes a la atención primaria de salud. Se trata, pues, de un estudio parcial que sólo contempla uno de los componentes del gasto sanitario público y, ciertamente, no el más cuantioso. Sin embargo, resulta apropiado parcelar el análisis de los factores que determinan la “necesidad” de las regiones, en tanto en cuanto su influencia difiere en función del tipo de atención sanitaria considerado. Esta es la razón por la que buena parte de los países de nuestro entorno económico han desarrollado varias fórmulas de asignación de recursos, que guían el reparto de los distintos componentes del gasto sanitario.

Finalmente, es preciso incidir en un aspecto crucial que determina el diseño de cualquier fórmula de asignación: la disponibilidad y calidad de la información. Los británicos, pioneros en el estudio de los métodos de reparto de fondos sanitarios entre regiones, han dirigido buena parte de sus esfuerzos a mejorar los sistemas de información, conscientes de la inutilidad de los avances en los métodos en ausencia de datos de calidad. Como es bien sabido, el desarrollo de las fórmulas asignativas exige un compromiso entre la información disponible, el rigor técnico y la toma de decisiones política. En consecuencia, sería de esperar que el progreso en los dos primeros componentes contribuyese a mejorar la política de financiación sanitaria.

Referencias:

Abásolo, I., Manning, R., y Jones, A. (2000), “Equity in utilization of and access to public-sector GPs in Spain”, *Applied Economics*, (forthcoming).

Benzeval, M. y Judge, K. (1994): “The determinants of hospital utilisation: implications for resource allocation in England”, *Health Economics*, vol. 3, pp.105-116.

Cabiedes, L. (2000): “La financiación del sistema sanitario”, en *Libro Blanco de los Servicios Sanitarios Asturianos*, pp. 59-120.

Carr-Hill, R.A., Hardman, G., Martin, S., Peacock, S., Sheldon, T.A. y Smith P. (1994): “A formula for distributing NHS revenues based on small area use of hospital beds”, Centre for Health Economics, University of York.

Diderichsen, F., Varde, E., y Whitehead, M. (1997): “Resource allocation to health authorities: the quest for an equitable formula in Britain and Sweden”, *British Medical Journal*, 315, pp. 875-878.

Ley 14/1986, de 25 de abril, General de Sanidad.

López i Casanovas, G. (1998), “Financiación autonómica y gasto sanitario público”, *Papeles de Economía Española*, nº 76, pp. 2-14.

López i Casanovas, G. (1999), *La capitación en la financiación territorial de los servicios públicos transferidos: el caso de la sanidad y la educación*, Ministerio de Sanidad y Consumo, Madrid.

López i Casanovas, G. (2000): “La financiación autonómica de la sanidad. Algunas afirmaciones, valoraciones y constataciones”, *Gaceta Sanitaria*, vol. 14, nº 4, julio/agosto 2000, pp. 300-305.

Ministerio de Sanidad y Consumo (1995), *Encuesta Nacional de Salud de España 1993*, Madrid.

Rice, N. y Smith, P. (1999), “Approaches to capitation and risk adjustment in health care: an international survey”, Centre for Health Economics, University of York.

Rico, A. y Rubio, P. (1996): “Necesidades sanitarias y redistribución regional de recursos en España”, mimeo.

Smith, P. (1999): “Capitated Finance and Health Care Needs: Possibilities and Limitations”, en *Necesidad sanitaria, demanda y utilización*, XIX Jornadas de Economía de la Salud, Zaragoza, 2-4 de junio de 1999, Asociación de Economía de la Salud, Huesca, pp. 15-28.

Urbanos, R. y Utrilla, A. (2000): “Incidencia del traspaso de competencias sanitarias en los recursos autonómicos. Una simulación de escenarios alternativos de financiación”, *Papeles de Economía Española*, nº 83, pp. 184-206.

ANEXO

Tabla 1. Estimación del modelo demográfico sin variables de control.

MG	Odds Ratio	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
edad3	1.897592	.093986	12.934	0.000	1.722042	2.091039
edad4	2.982889	.1823612	17.876	0.000	2.646052	3.362606
edad5	2.864226	.2416631	12.472	0.000	2.427666	3.379292
mujer	1.418079	.0615136	8.053	0.000	1.302497	1.543917

Number of obs = 19541
Wald chi2(4) = 506.07
Prob > chi2 = 0.0000
Log likelihood = -7413.1513

Pearson chi2(3) = 2.68
Prob > chi2 = 0.4444
Area bajo la curva ROC = 0.6321
%Preds. Correctas = 86.68%

Tabla 2. Estimación del modelo demográfico con variables de control.

MG	Odds Ratio	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
edad3	1.904105	.094798	12.936	0.000	1.727082	2.099273
edad4	2.952119	.1809545	17.660	0.000	2.617931	3.328968
edad5	2.859486	.2421515	12.407	0.000	2.422173	3.375754
mujer	1.404225	.0610777	7.805	0.000	1.289476	1.529186
habitat1	1.040654	.0606689	0.684	0.494	.9282866	1.166622
habitat2	.8452292	.0715511	-1.986	0.047	.7160079	.9977718
habitat3	.9633481	.0552035	-0.652	0.515	.8610061	1.077855
habitat4	.774731	.0886748	-2.230	0.026	.6190467	.9695684
habitat5	.9928496	.0864416	-0.082	0.934	.8370942	1.177586
seguro	2.474133	.2534537	8.843	0.000	2.024067	3.024276

Number of obs = 19528
Wald chi2(10) = 574.71
Prob > chi2 = 0.0000
Log likelihood = -7349.7483

Pearson chi2(85) = 94.32
Prob > chi2 = 0.2293
Area bajo la curva ROC = 0.6480
%Preds. Correctas = 86.69%

Tabla 3. Estimación del modelo demográfico con variables de morbilidad (I) sin variables de control.

MG	Odds Ratio	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
edad3	1.765009	.0893219	11.227	0.000	1.598344	1.949054
edad4	2.628862	.1661906	15.289	0.000	2.322506	2.975629
edad5	2.471663	.2166066	10.326	0.000	2.081581	2.934845
mujer	1.395016	.0617493	7.521	0.000	1.279091	1.521447
lim12m	2.223064	.112879	15.733	0.000	2.012478	2.455687

Number of obs = 19257
Wald chi2(5) = 749.45
Prob > chi2 = 0.0000
Log likelihood = -7144.5879

Pearson chi2(10) = 10.35
Prob > chi2 = 0.4103
Area bajo la curva ROC = 0.6580
%Preds. Correctas = 86.81%

Tabla 4. Estimación del modelo demográfico con variables de morbilidad (I) con variables de control.

MG	Odds Ratio	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
edad3	1.768794	.090047	11.202	0.000	1.600824	1.954388
edad4	2.598124	.1648813	15.045	0.000	2.294252	2.942243
edad5	2.466734	.2167709	10.274	0.000	2.076446	2.93038
mujer	1.382603	.0613752	7.298	0.000	1.267394	1.508284
lim12m	2.231935	.1139121	15.731	0.000	2.019474	2.466747
habitat1	1.046266	.061868	0.765	0.444	.9317705	1.174832
habitat2	.8163799	.0709189	-2.335	0.020	.6885705	.9679126
habitat3	.9492842	.055616	-0.888	0.374	.8463045	1.064795
habitat4	.71726	.0859336	-2.774	0.006	.5671471	.907105
habitat5	.9920648	.087737	-0.090	0.928	.8341821	1.179829
seguro	2.416025	.2502167	8.518	0.000	1.97218	2.95976

Number of obs = 19244
Wald chi2(11) = 815.89
Prob > chi2 = 0.0000
Log likelihood = -7082.8653

Pearson chi2(177) = 178.33
Prob > chi2 = 0.4578
Area bajo la curva ROC = 0.6695
%Preds. Correctas = 86.81%

Tabla 5. Estimación del modelo demográfico con variables de morbilidad (II) sin variables de control.

Number of obs = 19257 Wald chi2(6) = 937.89 Prob > chi2 = 0.0000 Log likelihood = -7041.0734						
MG	Odds Ratio	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
edad3	1.467716	.0765446	7.357	0.000	1.325104	1.625676
edad4	1.936744	.1276174	10.032	0.000	1.702097	2.20374
edad5	1.884825	.1711825	6.979	0.000	1.577479	2.252052
mujer	1.398465	.0622852	7.530	0.000	1.281565	1.526029
lim12m	2.049856	.1058609	13.899	0.000	1.852528	2.268203
cronica	1.999791	.0941531	14.720	0.000	1.823513	2.19311
Pearson chi2(25) = 46.12 Prob > chi2 = 0.0062 Area bajo la curva ROC = 0.6768 %Preds. Correctas = 86.81%						

Tabla 6. Estimación del modelo demográfico con variables de morbilidad (II) con variables de control.

Number of obs = 19244 Wald chi2(12) = 1002.46 Prob > chi2 = 0.0000 Log likelihood = -6978.5306						
MG	Odds Ratio	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
edad3	1.466949	.0770879	7.292	0.000	1.32338	1.626094
edad4	1.899495	.1261644	9.660	0.000	1.667636	2.16359
edad5	1.871857	.1706033	6.879	0.000	1.565644	2.237959
mujer	1.386656	.061958	7.316	0.000	1.270386	1.513567
lim12m	2.059249	.1068831	13.917	0.000	1.860065	2.279762
cronica	2.013395	.0955155	14.752	0.000	1.834627	2.209581
habitat1	1.041448	.0622249	0.680	0.497	.92636	1.170835
habitat2	.8041405	.0701174	-2.500	0.012	.6778148	.9540097
habitat3	.9405072	.055365	-1.042	0.297	.8380198	1.055529
habitat4	.7128859	.0858371	-2.811	0.005	.5630262	.9026334
habitat5	.9540294	.0852405	-0.527	0.598	.8007717	1.136619
seguro	2.431147	.2533163	8.526	0.000	1.982071	2.981969
Pearson chi2(344) = 348.18 Prob > chi2 = 0.4270 Area bajo la curva ROC = 0.6887 %Preds. Correctas = 86.81%						

Tabla 7. Estimación del modelo conjunto (I) sin variables de control.

Number of obs = 19206 Wald chi2(7) = 953.23 Prob > chi2 = 0.0000 Log likelihood = -7005.3576						
MG	Odds Ratio	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
edad3	1.430996	.0749352	6.844	0.000	1.291412	1.585668
edad4	1.701524	.1154318	7.835	0.000	1.489678	1.943497
edad5	1.637927	.1512312	5.344	0.000	1.366792	1.962848
mujer	1.264133	.0602281	4.920	0.000	1.151432	1.387865
lim12m	2.023378	.1048551	13.600	0.000	1.827958	2.239689
cronica	1.984717	.0937152	14.517	0.000	1.809282	2.177163
activo	.7083569	.0387074	-6.310	0.000	.6364132	.7884335

Pearson chi2(54) = 95.09
 Prob > chi2 = 0.0005
 Area bajo la curva ROC = 0.6819
 %Preds. Correctas = 86.80%

Tabla 8. Estimación del modelo conjunto (I) con variables de control.

Number of obs = 19193 Wald chi2(13) = 1012.44 Prob > chi2 = 0.0000 Log likelihood = -6946.194						
MG	Odds Ratio	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
edad3	1.432041	.0755059	6.811	0.000	1.291442	1.587947
edad4	1.687376	.1153925	7.650	0.000	1.475713	1.929399
edad5	1.643305	.1523324	5.358	0.000	1.370291	1.970714
mujer	1.264425	.0603335	4.917	0.000	1.151535	1.388383
lim12m	2.033715	.105903	13.632	0.000	1.83639	2.252244
cronica	1.9983	.0950472	14.555	0.000	1.82043	2.193548
activo	.7280047	.039901	-5.792	0.000	.6538542	.8105641
habitat1	1.039239	.0621961	0.643	0.520	.924215	1.168579
habitat2	.7989835	.0698074	-2.569	0.010	.6732372	.9482166
habitat3	.9334064	.0550474	-1.169	0.243	.8315176	1.04778
habitat4	.7126327	.0856291	-2.820	0.005	.5631012	.9018723
habitat5	.9558255	.085623	-0.504	0.614	.8019142	1.139277
seguro	2.372013	.2485962	8.241	0.000	1.931559	2.912905

Pearson chi2(561) = 562.94
 Prob > chi2 = 0.4690
 Area bajo la curva ROC = 0.6917
 %Preds. Correctas = 86.80%

Tabla 9. Estimación del modelo conjunto (I) sin variables de control.

Number of obs = 17567 Wald chi2(8) = 857.13 Prob > chi2 = 0.0000 Log likelihood = -6279.1551						
MG	Odds Ratio	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
edad3	1.396555	.0767686	6.076	0.000	1.253914	1.555424
edad4	1.650141	.1212753	6.815	0.000	1.428772	1.905808
edad5	1.54804	.1619795	4.176	0.000	1.261004	1.900412
mujer	1.300999	.0651821	5.252	0.000	1.179316	1.435236
lim12m	2.066697	.1146844	13.082	0.000	1.853712	2.304153
cronica	1.92778	.0971254	13.028	0.000	1.746515	2.127859
activo	.7233126	.0410718	-5.704	0.000	.6471312	.8084621
manual	1.302577	.0644095	5.346	0.000	1.182262	1.435138

Pearson chi2(110) = 118.52
 Prob > chi2 = 0.2726
 Area bajo la curva ROC = 0.6818
 %Preds. Correctas = 87.22%

Tabla 10. Estimación del modelo conjunto (II) con variables de control.

Number of obs = 17555 Wald chi2(14) = 898.48 Prob > chi2 = 0.0000 Log likelihood = -6234.5996						
MG	Odds Ratio	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
edad3	1.403187	.0775772	6.127	0.000	1.259087	1.563779
edad4	1.654424	.1223995	6.805	0.000	1.431108	1.912588
edad5	1.572831	.1652407	4.311	0.000	1.280134	1.932452
mujer	1.301276	.0652262	5.254	0.000	1.179514	1.435607
lim12m	2.076762	.1158583	13.100	0.000	1.861658	2.31672
cronica	1.939759	.0983307	13.070	0.000	1.756299	2.142382
activo	.7390551	.0420484	-5.315	0.000	.6610707	.8262391
manual	1.218855	.0629282	3.833	0.000	1.101553	1.348649
habitat1	1.085792	.0690611	1.294	0.196	.9585322	1.229949
habitat2	.7969183	.0760653	-2.378	0.017	.6609479	.9608607
habitat3	.983958	.0628781	-0.253	0.800	.8681245	1.115247
habitat4	.6966867	.0922735	-2.729	0.006	.5374018	.9031834
habitat5	.9866743	.0953548	-0.139	0.890	.8164159	1.192439
seguro	2.131276	.2318469	6.956	0.000	1.722041	2.637765

Pearson chi2(903) = 888.68
 Prob > chi2 = 0.6267
 Area bajo la curva ROC = 0.6909
 %Preds. Correctas = 87.22%