

Pronóstico del déficit de viviendas en el estado Mérida, Venezuela, mediante redes neuronales artificiales¹

*Prediction of housing deficit in Mérida, Venezuela,
by artificial neural networks*

Gerardo A. Colmenares Lacruz* y Annjulie A. Gil Ruiz**

Código JEL: C67, C80, C83, C88

Recibido: 27/10/2009, Revisado: 22/04/2010, Aceptado: 14/10/2010

Resumen

Se combina Funciones de Bases Radiales (RBF) y Análisis Multivariante para pronosticar el déficit de viviendas en el estado Mérida. Se construyó un indicador alternativo al usado convencionalmente para evaluar este fenómeno. La información primaria se obtuvo de las Encuestas de Hogares por Muestreo (EHM) entre 1994 y 2005. Las variables empleadas fueron el número de hogares, tenencia, hacinamiento, adecuación y condición de la vivienda. Se destaca que mediante RBF se alcanzó un aceptable nivel de efectividad y de adaptación: se adecuó al tipo de problema que se modeló. Los resultados obtenidos en el entrenamiento y generalización alcanzaron valores del error cuadrático medio muy bajos, con un buen nivel de acierto para el pronóstico y, debido a la consistencia de estos resultados, se demostró robustez en el entrenamiento.

Palabras clave: Déficit cualitativo, déficit cuantitativo, análisis de correspondencia múltiple, redes neuronales artificiales, indicadores.

Abstract

This work combines the tools of Radial Basis Function (RBF) and Multivariate Analysis to predict insufficient housing supply in the state of Merida, Venezuela. An alternative indicator to the commonly one used was built in order to evaluate this phenomenon. Data covering the number of families at the same house, house property, overcrowding level, housing physical condition, and public utilities condition were extracted from The Household Sampling Survey (HSS), 1994-2005. It is outstanding that RBF showed an acceptable level of effectiveness and capacity of adapting itself to this kind of problem. In general, results obtained during training and generalization stages reached very low average quadratic errors, a good level of success in the prognosis and robustness of the trained models.

Key words: Qualitative deficit, quantitative deficit, multiple correspondence analysis, artificial neural networks, scores.

* Ph. D., Profesor Titular. Facultad de Ciencias Económicas y Sociales. Instituto de Investigaciones Económicas y Sociales. Universidad de Los Andes. Núcleo Universitario Liria. Edif. G "Leocadio Hontoria" 3er. Piso, código postal 5101, Mérida, Venezuela. Teléfono: 0274-2401080. Correo electrónico: gcolmen@ula.ve

** Ingeniero de Sistemas. Vía principal Los Chorros de Milla. Centro Comercial Empresarial Villa Los Chorros. Piso 3 Oficina 3-8. Código postal 5101, Mérida, Venezuela. Teléfono: 0274-4148656. Correo electrónico: kannjulie@hotmail.com.

1. Introducción

La estimación del déficit de vivienda que se propone, no sólo se trata de realizar a partir de aquellas familias que no cuentan con una vivienda, sino también, adicionar como parte del fenómeno la evaluación de las condiciones en las cuales se encuentran esas viviendas. Para emprender un proceso de procura de soluciones habitacionales que cubra esta deficiencia, es conveniente evaluar hasta qué punto, realmente, se lograría satisfacer el nivel deficitario existente o, en su defecto, si se enrumba hacia una política de disminución del déficit habitacional como tal. Una vivienda debe cumplir con un conjunto de requerimientos que realmente les brinde a los individuos que allí habitan el bienestar social y la salud física y mental necesarias para mejorar su calidad de vida. (Bastidas, 2005; Molina y González, 1998).

Este estudio se realizó con las Encuestas de Hogares por Muestreo (EHM) proporcionadas por el Instituto Nacional de Estadística (INE). El análisis se circunscribe a la serie de datos que abarca desde el segundo semestre de 1994 hasta el segundo semestre de 2005. El contexto legal contribuyó a darle cuerpo a la definición de déficit de vivienda en este estudio; la Ley de Régimen Prestacional de Vivienda y Hábitat (*Gaceta Oficial* N° 38.192 del 9 de Mayo de 2005) en su Capítulo III, la Constitución de la República Bolivariana de Venezuela en su Artículo 82, así como, el Contenido de Derecho discutido por la Comisión de los Derechos Humanos de las Naciones Unidas en la Observación N° 4 (Sachar, 1992) explican y norman las condiciones en las cuales deben vivir los individuos y la habitabilidad de las viviendas para ser aceptadas por ellos.

Es necesario aclarar que se evalúan sólo aquellas características que son posibles de acuerdo a la información que aportan las encuestas EHM. En este sentido, cabe destacar cinco aspectos que describen las características fundamentales de cada vivienda: el número de hogares que habitan la vivienda, la condición de hacinamiento, la seguridad jurídica de la tenencia, la adecuación y condición de la vivienda. Las EHM, tal como están dispuestas, no permiten obtener mayor información, y, en consecuencia, técnicas de tratamiento de datos (pre-

procesamiento) pueden ayudar a darle sentido a cada una de las variables seleccionadas. Como instrumento de clasificación se aplicó un modelo de red neuronal basado en funciones de base radial. De acuerdo con los resultados obtenidos, se seleccionó aquel modelo que mejor estimó los valores reales (generalización). Con estos resultados se obtuvieron los niveles de incidencia de cada indicador que permiten mostrar si existe alguna variación del déficit periodo a periodo.

1.1 Definición de déficit de vivienda

La vivienda juega un papel decisivo en la calidad de vida de las personas y, en la mayoría de los casos, debe acceder a servicios públicos esenciales para alcanzar niveles mínimos de bienestar. El déficit de vivienda se expresa tanto en la carencia absoluta de vivienda, como en la habitación de viviendas de calidad muy deteriorada o que no ofrecen los servicios básicos (Szalachman, 1999, 2000). Para determinar hasta qué punto las necesidades de vivienda de la población están satisfechas, se requiere tomar en cuenta dos factores. Primero, se debe estimar en qué medida la cantidad de viviendas existentes es suficiente para albergar a la totalidad de la población, y, segundo, se requiere que las viviendas cumplan con ciertos estándares mínimos con el objeto de ofrecer una calidad de vida adecuada a sus residentes (Molina y González, 1998).

Partiendo de esta premisa, se podrían definir dos tipos de déficit conforme a los dos aspectos sobre la situación de déficit de vivienda: 1) Déficit cuantitativo, que según Szalachman, parte de la comparación entre el número de hogares y el de viviendas existentes. Cuando la primera de estas cifras supera la segunda, es lo que en la mayoría de los textos se designa como déficit cuantitativo. Sin atenuar la importancia de la definición anterior, este trabajo sostiene que éste es tan sólo un primer acercamiento a lo que se desea medir. 2) Déficit cualitativo, asociado a la disponibilidad de servicios o adecuación de la vivienda, a la condición de la vivienda, al indicador de hacinamiento y la tenencia. El hacinamiento fue estimado de acuerdo a si la vivienda alberga más individuos de lo que su capacidad le permite, tres personas o más durmiendo en una misma habitación y la tenencia de la vivienda, por

su lado, fue incluida en este estudio como un componente que afecta la condición deficitaria. En cuanto a la disponibilidad de servicios se corresponde con el acceso a servicios públicos tales como agua, luz, aseo y servicio de eliminación de excretas. La condición de la vivienda es el producto de conjugar las observaciones referidas a sus características estructurales con la percepción que tiene el habitante de la condición física del espacio donde él vive, que se define como buena, regular o mala.

1.2 Fuente de datos: La Encuesta de Hogares por Muestreo (EHM)

La EHM es de cobertura nacional y se corresponde con una muestra de hogares encuestados periódica e ininterrumpidamente desde 1967; la encuesta es una investigación de naturaleza estadística y de múltiples propósitos. Permite disponer en sus registros, desde sus orígenes, de información sobre el fenómeno del empleo y desempleo y de las características socioeconómicas de la población. Posteriormente y de manera adicional, se realiza investigación de campo complementaria sobre la vivienda, hogares y personas. Este instrumento ha presentado de periodo a periodo cambios en el registro de las observaciones al incorporar ajustes, y agregando o desincorporando valores observados en la unidad de muestreo. Sin embargo, según Seijas (citado en Bolívar, 1997), este programa ha logrado mantenerse durante estos años por contar con la flexibilidad de incorporar de manera ágil y sólida los ajustes que se han requerido debido a la dinámica de crecimiento y migración poblacional que pueden variar de un periodo de recolección al otro. El programa de recolección semestral se adecua a registrar periódicamente los cambios actualizando la unidad de investigación (vivienda) y de este modo, se cuenta con información que puede ser reflejo de los cambios de la realidad socioeconómica. Debido a los cambios en los cuestionarios con la inserción o eliminación de preguntas los registros tabulados tienen diferentes tamaños. A los fines de no despreciar información, la organización de estas encuestas semestrales se ha realizado en dos bloques de observación para el análisis: periodos 1994-2001 y 2002-2005.

2. Referencias metodológicas

Para medir el déficit de viviendas, tal como se mencionó, no sólo basta con contar cuántas viviendas hacen falta, sino que también es necesario analizar cuáles de las necesidades inherentes a la vivienda se requiere que sean satisfechas para mejorar el valor del índice. No es simplemente tener la vaga noción de que una vivienda es deficitaria por el concepto sesgado y errado de “falta o escasez”, sino también es necesario observar el estado o condición de habitabilidad de las viviendas, que simplemente pueden no contar dentro del déficit porque albergan una o más familias. Es indispensable entender, como ya se mencionó, qué es lo que mide el déficit de vivienda. Articulada a los resultados que ofrece la aplicación de cuantificar el déficit, esta investigación intenta descubrir cuáles son las características o patrones más relevantes y reconoce aquellos que caractericen la condición de habitabilidad de los residentes. El propósito es que en una observación, que se sospeche forme parte del déficit, se pueda identificar cuáles son las características que hacen que tenga esa condición deficitaria.

En síntesis, como se muestra en la figura 1, este fenómeno puede ser analizado conjugando técnicas estadísticas y algoritmos numéricos que contribuyen a determinar un valor adecuado del déficit involucrando las características cuantitativas y cualitativas observadas en los registros de la EHM. En consecuencia, partiendo de la EHM, se conforma un modelo híbrido en el que el resultado de aplicar las técnicas multivariantes a las variables originales seleccionadas de las observaciones en las EHM resulta en nuevas variables o patrones, tanto independientes como dependientes, que procuran las entradas y salidas necesarias para construir el modelo de pronóstico/clasificación del déficit habitacional. Las EHM, luego

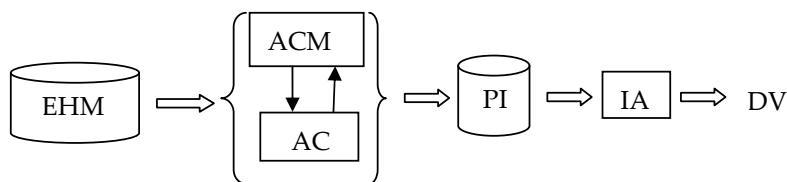


Figura 1. Esquema general del modelo híbrido empleado

de ser seleccionada el área, el periodo y el conjunto de variables, son procesadas mediante el empleo de análisis de correspondencia múltiple (ACM), o análisis de conglomerados (AC), para generar los patrones (PI) requeridos por el instrumento de inteligencia artificial (IA) empleado y redes neuronales RBF para construir el o los modelos que permitan el pronóstico de patrones dependientes o la salida que se refiere a los niveles de déficit (DV) en un área conocida. Tal es el caso del área metropolitana de Mérida (Flores, 2004; Colmenares, 2000).

2.1 *Análisis de correspondencia múltiple*

El análisis de correspondencia múltiple es una técnica estadística empleada para analizar y describir, desde el punto de vista gráfico, factores que se originan de las relaciones de dependencia (grupos con mínima variación dentro de grupos de categorías) e independencia (máxima variación entre grupos de categorías) de un conjunto de variables categóricas a partir de los datos de una tabla de contingencia (Díaz, 2002; Hair, 1999). Éste se desarrolla mediante el trabajo sobre tablas de contingencia que contiene la información sobre varias variables; el análisis se conoce como de correspondencias múltiples (ACM). Díaz (2002) señaló que el ACM se dirige a buscar aquellas variables o factores cercanos (altamente correlacionados) con todos los grupos de modalidades. Además, expresó que el método encuentra asociaciones entre variables de tipo categórica.

2.2. *Análisis de conglomerados (cluster)*

Según Hair (1999), el análisis de conglomerados es una técnica multivariante que permite agrupar un conjunto de datos en función del parecido o similitud que existe entre ellos. Permite detectar el número óptimo de los grupos y su composición únicamente a partir de esa similitud, sin suponer ninguna distribución específica para las variables. La clasificación de los datos en los grupos o categorías se lleva a cabo de manera tal que si el grado de la asociación entre dos objetos es máximo pertenecen al mismo grupo, y por el contrario, serán disímiles si el nivel de asociación es mínimo.

2.3 Redes con funciones de base radial

Una de las características más resaltantes de las RBF es que permiten modelar con cierta facilidad sistemas no lineales y que requieren de un tiempo computacional relativamente corto para su entrenamiento. Este tipo de redes está conformado por una arquitectura simple de tres capas conectadas unidireccionalmente entre sí, donde la intermedia se le conoce como capa oculta. A la capa de entrada se le suministra la información del exterior (patrones de entrada o independientes). La capa oculta está compuesta por nodos a los cuales se les asocia una función de transferencia denominada función de base radial, o Gausiana, con capacidad de recibir todos y cada uno de los patrones de entrada. En un contexto de función Gausiana, los nodos radiales disponen de dos medidas; el centroide, similar a la media y, el ancho de los campos receptivos, similar a la desviación estándar, que cubren el espacio definido por los patrones de entrada y pueden crecer exponencialmente de acuerdo al número de patrones que estén presentes en el modelo. Se puede iniciar con un número reducido de nodos pero una vez que sea detectada la ausencia de algún patrón de entrada, se tiene la comodidad de poder incrementar los nodos radiales. La capa de salida asocia una función lineal que combina linealmente el resultado (salida) de las funciones radiales de la capa oculta descrita mediante ponderaciones o pesos (Haykin, 1999, Dagli, Kumara y Shin, 1991).

Las RBF(s), por su carácter explosivo, no son comúnmente utilizadas en aplicaciones que posean un alto volumen de patrones de



Figura 2. Representación de cómo una función compleja puede ser aproximada mediante un conjunto de funciones de base radial

entrenamiento. Sin embargo, se les reconoce por tener una alta eficiencia en la fase de entrenamiento (Colina y Rivas, 1998; Hilera y Martínez, 2000).

De acuerdo con Haykin (1999), la RBF, a pesar de determinarse mediante criterios heurísticos, es un aproximador universal, tal como lo demostró Sandberg en 1989, al utilizar el teorema de proyección. Como se muestra en la figura 2, son funciones continuas $f: R^n \rightarrow R$. Cada una viene dada por $f_i(x) = \phi(\|x - a_i\|)$, donde a_i son los puntos de R^n y ϕ es una función continua de R^+ en R , de la forma

$$\phi = e^{\left(\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)}$$

y varianza σ^2 . Al sustituirla en la función aproximadora sería

$$\hat{f}(x, w) = \sum_1^N w_i \phi(\|x - a_i\|),$$

en la que a_i es el centroide o valor medio del nodo oculto i , $\|x - a_i\|$ es ancho que podría fijarse como el promedio de las distancias entre el centroide a_i de cada nodo y su vecino más cercano y w_i son los pesos asociados a cada nodo oculto i .

$$\sigma_i = \frac{\sum_{j=1}^J \|x_j - a_i\|}{J}$$

es la desviación estándar para el nodo i donde a_i es el centro más cercano a x_j . Los pesos de las unidades lineales entre la capa intermedia y la capa de salida pueden ajustarse con descenso de gradiente $\Delta w_i = \alpha \cdot (d_i - y_i) \cdot \phi_j(\bullet)$, donde d_j es el valor observado para el patrón de salida j y y_j es el valor calculado por la red, w_i son los pesos entre la capa oculta y de salida, $\phi_j(\bullet)$ es la función de transferencia correspondiente al nodo radial i , α representa una tasa de aprendizaje (Salazar, Acosta y Zuluaga, 2000).

El procedimiento descrito permite entrenar las redes RBF y utiliza tanto técnicas del aprendizaje supervisado como no supervisado. Se

entrena por separado la etapa de extracción de características $X \rightarrow W$ mediante las funciones radiales y luego se combinan linealmente los pesos obtenidos para así obtener los valores de salida, $W \rightarrow d$. Seguidamente, se ajustan los pesos hasta alcanzar un valor supervisado del error

$$(e = \frac{1}{N} \|\mathbf{d} - \mathbf{y}\|)$$

entre los valores deseados y_j y calculados a la salida d_j , como se muestra en la figura 3.

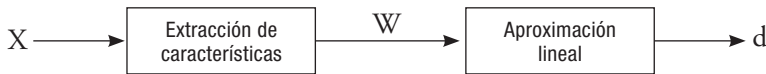


Figura 3. Arquitectura del aproximador lineal con extractor de característica

3. Selección de variables

El déficit de vivienda reporta la falta de ésta para algunas familias. Las variables consideradas de las EHM para realizar la investigación ayudan a conformar y ampliar el concepto relacionado a este déficit mediante los componentes cualitativo y cuantitativo.

Partiendo de la idea de que una vivienda no es sólo un techo para resguardarse, es evidente que, para que una vivienda sea un lugar apto para habitar, debe contar con ciertas especificaciones. En general, de acuerdo con regulaciones universales establecidas por la Organización de Naciones Unidas, Sachar (1992) asevera que una vivienda puede ser considerada como adecuada al cumplir con una amplia gama de características.² Para abarcar la mayor información en este sentido, se consideraron las variables disponibles que hacen referencia a condiciones de la vivienda (su estructura: paredes, techo, piso); al tipo de vivienda; a la seguridad jurídica de la tenencia; a la calificación de una vivienda como adecuada (aceptable) o inadecuada en términos de habitabilidad, medida por su salubridad y acceso a redes de servicios como agua, aseo, electricidad, eliminación de excretas. De acuerdo con la distribución

espacial de la vivienda y con el uso de estos espacios, el hacinamiento se relaciona con la cantidad de individuos que habitan en dicha vivienda y el número de cuartos disponibles para dormir. Según Molina y González (1998),³ el indicador de hacinamiento es satisfecho si tres o más personas duermen en la misma habitación e insatisfecho si el número es de dos o menos.

En consecuencia, el déficit cuantitativo se mide de acuerdo con el hecho de que todo grupo familiar tiene derecho a disfrutar de una vivienda y cuantifica el déficit para esos núcleos familiares como

$$D_{\text{cuantitativo}} = f(\text{Num_Hogares}),$$

Y, por otro lado, el déficit cualitativo está medido por la contribución numérica de una o todas las variables Tenencia (T), Hacinamiento (H), Adecuación (A), Condición (C) de acuerdo con

$$D_{\text{cualitativo}} = f(T, H, A, C)$$

3.1 Construcción de las variables del modelo

La variable que representa el número de hogares que viven en una vivienda en particular no sufre modificaciones y se emplea en el modelo tal como fue observado su valor. El hacinamiento se determina al calcular la relación de ocupantes y cantidad de habitaciones, que son dos valores observados. La tenencia legal se redefine como una variable dicotómica en la que propia es una condición y el resto (cedida, arrendado, ocupado, etc.) es la otra condición. Las variables adecuación y condición de la vivienda reciben un tratamiento especial como producto de emplear un conjunto de observaciones de cada vivienda (paredes, techo, pisos, servicios públicos, estructura) que están registradas, y que individualmente no ofrecen mayor información, pero que en su conjunto definen las nuevas variables que se desean construir. Estas variables son estimadas empleando técnicas multivariantes tales como Análisis de Conglomerados (AC) y Análisis de Correspondencia Múltiple (ACM), tal como se muestra en lo que sigue.

a) *Condición de la vivienda*: Durante el periodo 1994-1998 las EHM incluyen esta variable que caracteriza el estado en que se encuentran las viviendas en términos de su estructura física (techo, paredes, piso). Adicionalmente, se registra información relacionada con el tipo de materiales con que la vivienda está construida. Al aplicar ACM se pudo observar que se generaban patrones entre estas dos variables y se consideró pertinente. Efectivamente, tal como se muestra en la figura 4, se observó que existe una caracterización o patrón entre los materiales que se emplearon para la construcción de la vivienda y la condición de la vivienda.

De acuerdo con el mapa perceptual, se establece un *proxi* de tres grupos. El primero de ellos (a la izquierda) se refiere a viviendas en buenas condiciones: se caracterizan por tener paredes de bloque o ladrillo frisado; pisos de concreto, mosaico, granito, cerámica, o ladrillo; techos de platabanda o teja. El segundo grupo, el del centro, se refiere a viviendas en condiciones regulares: con paredes de dos tipos –bloque o ladrillo sin frisar; adobe, tapia o bahareque frisado–

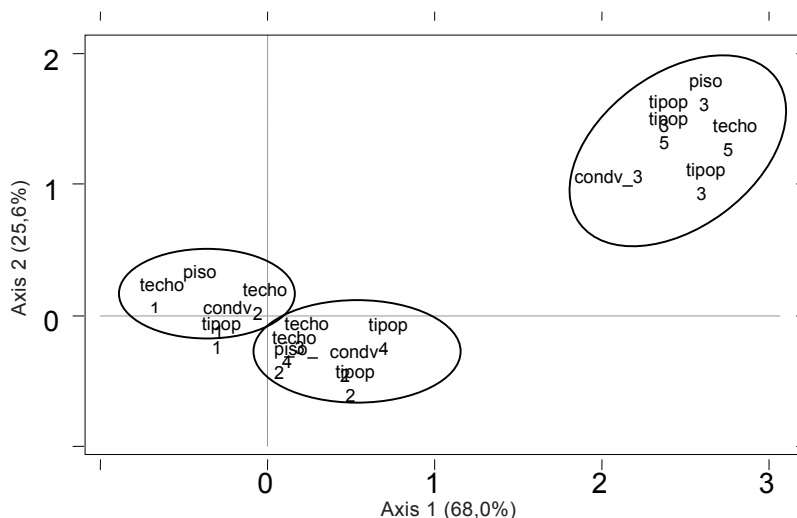


Figura 4. ACM para la condición de la vivienda.

Fuente: Elaboración propia, obtenido desde la aplicación STATGRAPHICS)

de techos de cemento y similares o láminas de zinc y similares; piso de cemento. Finalmente, el grupo de la derecha describe las viviendas en malas condiciones: asociado a paredes de madera, palma, tablas, caña; adobe, tapia o bahareque sin frisar; pisos de tierra u otros y techos de palmas, tablas.

Debido al alto volumen de observaciones, se aplicó a la condición de vivienda el análisis de conglomerados para el resto de los periodos, y se observó coincidencia con los resultados del ACM. La aplicación de conglomerados ofrece la ventaja de clasificar automáticamente cada observación de acuerdo con el conglomerado que le corresponde. El conglomerado 1 define la condición de la vivienda como regular; las características asociadas son: el tipo de vivienda es rancho campesino o vivienda rústica; las paredes de adobe, tapia, bahareque frisado o sin frisar; el techo de láminas de zinc; el piso de cemento. Por su lado en el conglomerado 2 se agrupan las viviendas en malas condiciones con las siguientes características asociadas: el tipo de vivienda es colectiva o de otro tipo; las paredes de caña, palma o tablas; el techo de palma, tablas y similares; el piso de tierra u otros. Por último, el conglomerado 3 define que la condición de la vivienda sea buena y se caracteriza por los tipos de vivienda que sean quinta, casa, apartamento; las paredes de bloque o ladrillo frisado; el techo de tejas; el piso de mosaico, granito, vinil, cerámica, ladrillo, terracota, parquet, alfombra o similares.

Como se puede observar, ambas técnicas fueron eficientes en la asociación de las variables. Sin embargo, la técnica de conglomerados mostró mayor detalle en la identificación de la nueva variable.

- b) *Adecuación de vivienda*: Está determinada por la disponibilidad de servicios, materiales empleados, infraestructura disponible, requerimientos de acceso permanente a recursos naturales y a los servicios básicos como agua potable, luz, aseo, etc. Asociada a estas características se debe contemplar la necesidad de contar con un nivel básico de salubridad y de instalaciones sanitarias vinculadas con la eliminación de excretas (Bedoya, 2006). Esta nueva variable es de tipo categórico, evaluada como adecuada o inadecuada. Para llevar a efecto esta transformación, las variables con las que se dispone son

servicio de agua: acueducto, pila pública, camión, otros medios; servicio eléctrico: si tiene o no; recolección directa de basura: si tiene o no; contenedor de basura: si tiene o no; eliminación de excretas: poceta a cloaca, poceta a pozo séptico, excusado a hoyo o letrina, no tiene poceta o excusado.

De acuerdo con el análisis de conglomerados que se aplicó a las EHM, los grupos obtenidos se describen como viviendas adecuadas o inadecuadas. La vivienda adecuada representada por el conglomerado 1 se caracteriza de acuerdo con el servicio de agua a través de acueducto, pila pública, tiene servicio eléctrico, recolección de basura o contenedor de basura y la eliminación de excretas es de poceta a cloaca, poceta a pozo séptico. Por otro lado, es inadecuada cuando se caracteriza por servicio de agua a través de camión u otros medios, tiene o no servicio eléctrico, no tiene recolección de basura y la eliminación de excretas es por excusado a hoyo o letrina, no tiene poceta o excusado.

- c) *Variable de salida: Estado deficitario.* La condición deficitaria de las viviendas no existe como valor observado en la EHM y debe ser construida como variable dependiente a partir del conjunto recién definido por el número de hogares en una vivienda y el subconjunto derivado de

$$D_{\text{cualitativo}} = f(T, H, A, C).$$

Estos valores, considerados como observados, son fundamentales para construir el modelo de pronóstico y son permanentemente comparados con los valores calculados por el modelo para supervisar la calidad de los resultados. Nuevamente, se aplica el análisis multivariante a las variables independientes y, de este modo, se construye esta variable de salida o dependiente.

En la figura 5 de ACM, la zona indicada por las categorías 1, 5, 7, 9, 11 de las variables independientes (Número de Hogares, Tenencia, Hacinamiento, Adecuación y Condición) no muestra mayor variación y en su conjunto se califica a esa característica como no deficitaria. Estas categorías se corresponden con viviendas en las que el número de

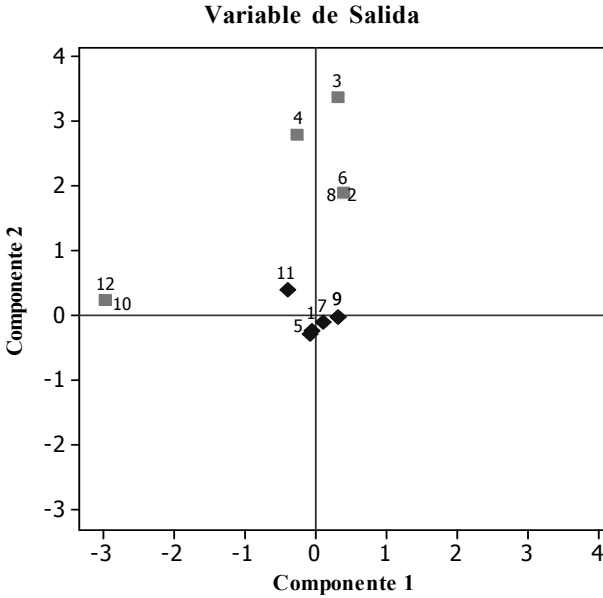


Figura 5. ACM para definición de la salida.

Fuente: Elaboración propia, obtenido desde la aplicación SPSS

hogares que habitan la vivienda es uno solo, la tenencia de la vivienda es propia, no hay hacinamiento, es adecuada y la condición de la vivienda es buena. Como puede observarse, estas condiciones se cumplen todas a la vez y, en consecuencia, en ausencia de alguna de ellas la observación será calificada como vivienda deficitaria. En la misma figura el conjunto de categorías restantes (2, 3, 4, 6, 8) y (10, 12), a pesar de que se agrupan de ese modo, están bastante alejadas del origen y se corresponden con aquellas viviendas en las que habitan dos, tres, o más núcleos familiares, donde la tenencia es alquilada, hay hacinamiento, es inadecuada y la condición es mala.

Concluida esta fase de preparación de patrones tanto dependientes como independientes, se construye el conjunto completo de observaciones que describen las entradas y salidas para el modelo de inteligencia artificial que se aplica en este trabajo.

4. Construcción del modelo RBF: Pronóstico/clasificación del déficit de vivienda

Para el modelo IA aplicando RBF, los patrones (en RBF son instancias) son organizados en dos grupos de datos de entrada y de salida, se configuran los grupos de entrenamiento y prueba, la topología de la red que describa el modelo y los resultados de pronóstico/clasificación.

- a) *Entradas*. A las variables con sus respectivos valores que identifican las categorías o atributos ya señaladas se les asignó la siguiente codificación:

N° Hogares	Tenencia	Hacinamiento	Adecuación	Condición
(1,2,3,4)	(0,1)	(0,1)	(0,1)	(0,1)

- b) *Definición de la salida*. Dos categorías [0,1] que indican el estado deficitario o no de la vivienda.
- c) *Patrones de entrenamiento*. El conjunto general de pares conformados por patrones independientes-dependientes, previamente construidos, representa la fuente de observaciones y, de ahí, se seleccionan mediante la técnica de muestreo aleatorio estratificado diez subconjuntos (muestras) que son la fuente de entrenamiento y de prueba de los modelos. Estos subconjuntos descritos por los pares entrada-salida son empleados por diez modelos RBF que se construyeron para determinar el que mejor mostrara desempeño de pronóstico, es decir, el que obtuviera un mejor entrenamiento. El tamaño resultante de estos subconjuntos fue de 378 observaciones correspondientes al periodo 1994-2001 y 978 para el periodo 2001-2005 (Colmenares, 2000). El resto de las observaciones fueron empleadas para determinar la viabilidad del modelo conocida como capacidad de generalización de los modelos entrenados.
- d) *Configuración de las capas del modelo RBF*. Debido a que este tipo de red está constituido por una sola capa oculta, sólo fue necesario conocer la cantidad de centroides en los nodos de esa capa. Asimismo,

para el pronóstico/clasificación del déficit de viviendas, la salida es una sola variable y se refiere al estado deficitario (si o no); la función de activación en esta capa es una función lineal.

- e) *Entrenamiento/prueba y validación de la red RBF*. Conocida la topología de la red y establecidos los centroides, las diez muestras fueron empleadas para el entrenamiento-prueba a fin de seleccionar aquella con mejor desempeño. La validación de la mejor red entrenada fue simultánea al entrenamiento a fin de eliminar los problemas de ajuste.

En los dos cuadros siguientes, para los datos en el periodo 1994-2001, se muestra en el cuadro 1 las configuraciones y topologías empleadas para cada modelo con algunos parámetros comunes para cada red y en el cuadro 2 la respuesta en la fase de entrenamiento. En este cuadro 2 se puede observar que la red número uno mostró mejor desempeño con un valor del raíz del error cuadrático medio, RECM, menor, alcanzado en la menor cantidad de ciclos (epochs) a los propuestos.

Cuadro 1. Configuración y topología de la RBF para el entrenamiento de las diez muestras en el periodo 1994-2001

Red N°	Nodos en la capa oculta	Entradas para cada red	Salidas para cada red	# Patrones entrada/salida	Ciclos propuestos para cada red	RECM propuesto para cada red
1	5	5	1	378	1100	0,0001
2	8					
3	12					
4	15					
5	18					
6	20					
7	21					
8	23					
9	25					
10	30					

Fuente: Elaboración propia

Cuadro 2. Resultados del entrenamiento para el periodo 1994-2001

Red N°	ECM	RECM	Ciclos (epochs) alcanzados	Orden de importancia
1	0,000101	0,000125	153	1
2	0,000189	0,000233	343	8
3	0,000186	0,000230	178	7
4	0,000193	0,000239	212	10
5	0,000178	0,000220	225	3
6	0,000191	0,000236	277	9
7	0,000185	0,000229	283	5
8	0,000186	0,000230	218	6
9	0,000178	0,000219	221	2
10	0,000183	0,000227	230	4

Fuente: Elaboración propia

Para el periodo 2002-2005, de la misma manera, se describen en las configuraciones las topologías y parámetros propuestos para el conjunto de datos correspondientes.

Con las configuraciones descritas en el cuadro 3 se observa que, del comportamiento de las redes en su fase de entrenamiento, la cuarta fue la que mostró un valor de RECM menor y, en consecuencia, mejor desempeño. Es decir es el mejor modelo entrenado. Se muestra el resumen en el cuadro 4.

El par de redes seleccionadas, tanto para el conjunto 1994-2001 (modelo de red 1) como para el del periodo 2002-2005 (modelo de red 4) son utilizadas como modelos prototipos para verificar la calidad de pronóstico. Es decir, capacidad de generalización. El resultado a este momento es un modelo de la forma

$$z_k = \sum_j w_{jk} \phi(\bullet),$$

al cual se le aplicará cada k patrón de entrada o independiente con el fin de pronosticar con una topología y parámetros establecidos a

Cuadro 3. Configuración y topología de la RBF para el entrenamiento de las diez muestras en el periodo 2002-2005

Red N°	Nodos en la capa oculta	Entradas para cada red	Salidas para cada red	# Patrones entrada/salida	Ciclos propuestos para cada red	RECM propuesto para cada red
1	40	5	1	978	1100	0,0001
2	43					
3	45					
4	48					
5	50					
6	53					
7	55					
8	58					
9	60					
10	65					

Fuente: Elaboración propia

Cuadro 4. Resultados del entrenamiento para el periodo 2002-2005

Red N°	ECM	RECM	Ciclos (epochs) alcanzados	Orden de importancia
1	0,000183	0,000243	234	6
2	0,000197	0,000249	274	10
3	0,000193	0,000243	185	7
4	0,000180	0,000227	178	1
5	0,000193	0,000244	225	8
6	0,000193	0,000244	245	9
7	0,000184	0,000233	294	2
8	0,000189	0,000239	179	4
9	0,000190	0,000240	179	5
10	0,000189	0,000238	193	3

Fuente: Elaboración propia

priori, de acuerdo al modelo de red seleccionado. El procedimiento se explica en lo que sigue.

- f) *Capacidad de pronóstico*. Se verifica el desempeño de los modelos seleccionados con datos nunca vistos que se corresponden con el resto de observaciones no empleadas en los entrenamientos. Las salidas obtenidas en esta fase son el pronóstico del fenómeno bajo estudio y determinan la capacidad de generalización de la red. Para esta fase se toma en cuenta la muestra complementaria y de ahí se seleccionan arbitrariamente diferentes tamaños de muestras para efectuar las pruebas. Se realizaron cincuenta pruebas para cada red seleccionada como mejor entrenada con tamaños de muestra de ciento cincuenta, cien, cincuenta, veinticinco, y cinco patrones de entrada. De esta manera, en los cuadros 5 y 6 se presentan los resultados de la generalización de la mejor red. La consistencia del modelo se verifica como aceptable al observar, tanto por cada tamaño de muestra como para cada prueba, la dispersión que se obtiene de la medida del RMSE. En el cuadro 5 se incluyen los resultados de generalización de la red mejor entrenada descrita en el cuadro 1, usando conjuntos de datos con los tamaños antes mencionados y que corresponden al periodo 1994-2001.

Con la aplicación de diferentes conjuntos de patrones, y adicionalmente, considerando que se emplearon muestras de tamaños diferentes, se puede observar en el cuadro 5 que la varianza de los valores de RECM para cada conjunto de pruebas y para cada tamaño de muestra son muy bajos (todos los resultados de varianza son inferiores a las diez milésimas). Se puede apreciar en la figura 6 que la escala vertical varía en el rango 0,0000 y 0,00045, y describe a estos errores mínimos que el modelo escogido como mejor entrenado para todas las pruebas en los diferentes tamaños generaliza satisfactoriamente. Adicionalmente, se puede observar que la red, cuando la cantidad de patrones considerados es grande, muestra menos variabilidad.

Asimismo, se puede observar que, para cada prueba, el modelo muestra un nivel de consistencia aceptable debido fundamentalmente a que la varianza se mueve en valores tan pequeños que podrían

Cuadro 5. Generalización de la mejor red del periodo 1994-2001

Prueba	RECM1 N=150	RECM2 N=100	RECM3 N=50	RECM4 N=25	RECM5 N=5	Varianza
1	0,001338	0,002374	0,014413	0,009951	0,019316	0,000060
2	0,001634	0,003566	0,011093	0,006296	0,019993	0,000054
3	0,001169	0,009507	0,007958	0,005995	0,019316	0,000044
4	0,002925	0,003196	0,008853	0,004461	0,010927	0,000013
5	0,003537	0,005210	0,006601	0,007938	0,023234	0,000063
6	0,001061	0,008250	0,005123	0,005322	0,056611	0,000541
7	0,001938	0,004126	0,003630	0,005689	0,075956	0,001042
8	0,001125	0,008570	0,008995	0,002565	0,013527	0,000026
9	0,001178	0,006542	0,014461	0,045821	0,020427	0,000302
10	0,001266	0,002136	0,002541	0,001524	0,014859	0,000034
Varianza	0,000001	0,000007	0,000017	0,000168	0,000454	

Fuente: Elaboración propia

Cuadro 6. Generalización de la mejor red del periodo 2002-2005

Prueba	RECM1 N=150	RECM2 N=100	RECM3 N=50	RECM4 N=25	RECM5 N=5	Varianza
1	0,003141	0,005272	0,001108	0,048961	0,084713	0,001378
2	0,001094	0,003900	0,001942	0,024040	0,013950	0,000097
3	0,003866	0,002260	0,001064	0,067384	0,028141	0,000811
4	0,002690	0,003465	0,002094	0,017528	0,052103	0,000458
5	0,001024	0,001846	0,020937	0,012103	0,045200	0,000329
6	0,001245	0,005939	0,001089	0,019256	0,012365	0,000061
7	0,003326	0,005659	0,020787	0,038113	0,085643	0,001137
8	0,002363	0,001343	0,001076	0,031273	0,061024	0,000706
9	0,001856	0,006660	0,002104	0,032524	0,074526	0,000974
10	0,002235	0,001209	0,005147	0,055673	0,018569	0,000526
Varianza	0,000001	0,000004	0,000065	0,000322	0,000817	

Fuente: Elaboración propia

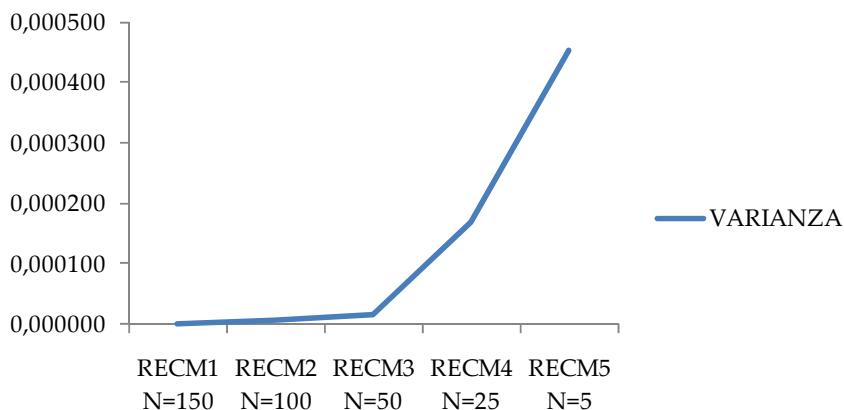


Figura 6. Varianza de la red para diferentes tamaños de muestras (1994-2001)

Fuente: Elaboración propia

promediar 0,000129. Luego, el modelo por prueba o por muestra tiene buena capacidad de pronóstico/clasificación. La figura 7 muestra la banda determinada entre 0 y 0,001 en que se mueven los valores de varianza después de haber realizado diez pruebas para cinco diferentes tamaños de muestra, es decir cincuenta pruebas de generalización. Se puede asegurar que si a la red se le aplica un mayor número de pruebas, los valores de RECM serían similares y en consecuencia, podría hacerse referencia a esta red como un modelo robusto.

Para el periodo 2001-2005, el cuadro 6 muestra los resultados de generalización de las diez pruebas para cinco diferentes tamaños de muestra a la red mejor entrenada, de acuerdo con el cuadro 4. Del mismo modo que en el caso anterior, los resultados del RECM, al aplicar el modelo a cada uno de los cincuenta conjunto de patrones, muestra una actividad de generalización uniforme y de valores bajos.

La varianza para diez pruebas en cada tamaño de muestra se mueve en un rango [0,000001; 0,000817] y al observar las varianzas para los cinco tamaños de muestra en cada prueba se mueve de acuerdo al rango [0,000061; 0,001378]. Estos comportamientos pueden reforzar lo ya analizado anteriormente. Se reafirma que si a la red se le aplica un mayor

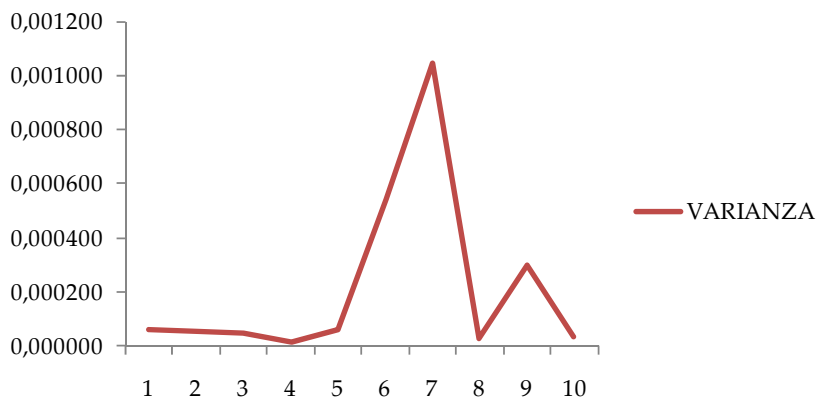


Figura 7. Varianza en la generalización del modelo para el periodo 1994-2001.

Fuente: Elaboración propia

número de pruebas, los resultados del RECM serían bastante similares y, en consecuencia, podría referirse a esta red como un modelo robusto. La figura 8 corresponde a las muestras de diferentes tamaños realizadas en la mejor red entrenada para el periodo 2002-2005 y la figura 9 muestra la varianza para las diez pruebas de este mismo conjunto de datos.

En general, y de manera adicional, puede observarse cómo para el conjunto de pruebas no varía la varianza en mayor grado y se mantiene en un rango de variabilidad que, al igual que el modelo de red anterior, permite considerar que es un modelo consistente y robusto en cuanto a las varianzas muy bajas tanto en las pruebas como en las muestras y que, a su vez, muestra robustez si estas selecciones de patrones de entrada se realizan con mayor frecuencia con la red apropiada.

En resumen, puede decirse que los modelos construidos para ambos periodos de datos demuestran un buen desempeño en ambas fases de la experimentación, entrenamiento y generalización. Luego se puede concluir que los modelos de red seleccionados alcanzan buenos niveles de generalización para el conjunto de datos que no han sido conocidos originalmente por la red. De igual manera, debido a la consistencia mostrada en los resultados obtenidos, al calcular los valores de RECM a las pruebas de generalización aplicada a ambos grupos de datos,

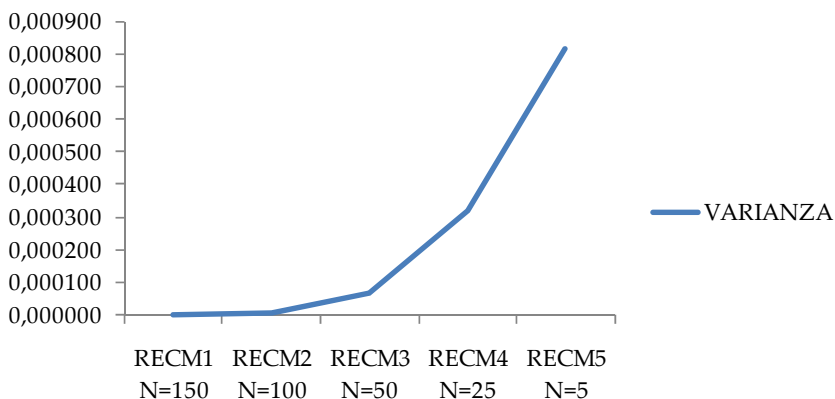


Figura 8. Varianza de la red para diferentes tamaños de muestras. 2002-2005.

Fuente: Elaboración propia

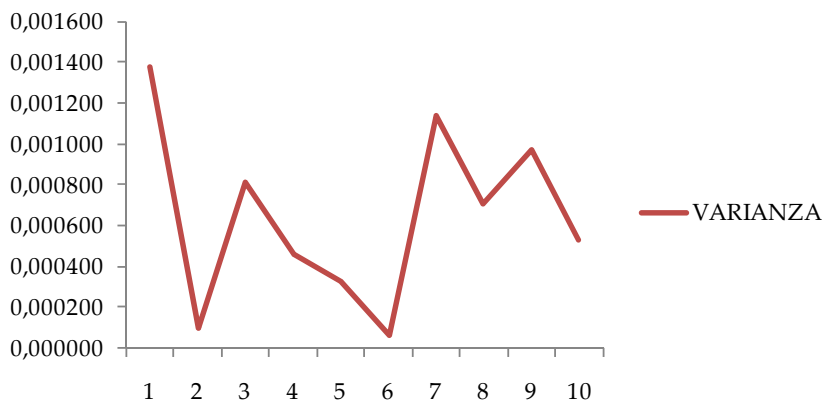


Figura 9. Variabilidad en la generalización del modelo para el periodo 2002-2005

Fuente: Elaboración propia

1994-2001 y 2002-2005, se puede afirmar, adicionalmente, que los modelos considerados son robustos y pueden ser aplicados para realizar pronósticos en periodos posteriores a los empleados en este estudio. Los nuevos conjuntos de datos de la EHM, si mantienen la estructura de las variables requeridas para ser transformadas a patrones de entrada, pueden responder con una salida con alta capacidad predictiva.

5. Inferencias sobre el déficit de viviendas para cada periodo estudiado

Al ser comparados los resultados que se obtuvieron tanto con la red RBF como con las herramientas de análisis multivariante se destaca, por ambas técnicas, la frecuencia de viviendas deficitarias (47% y 43% en los gráficos 7 y 9). De ahí que se aproveche este resultado para revisar cuál de las variables originales consideradas para la construcción de los modelos tuvo mayor incidencia sobre la condición de déficit. Es decir, cuál afecta más la condición de déficit: el hacinamiento, la adecuación, la cantidad de hogares en una misma vivienda o la tenencia. Para ello se emplearon las observaciones restantes tanto para el conjunto 1994-2001 como para el conjunto 2002-2005 que no fueron empleadas en la fase de entrenamiento y que con un comprobado grado de confianza pudieron ser estimadas sus respuestas haciendo uso de los modelos entrenados en ambos casos.

En primer lugar, la figura 10 muestra la condición deficitaria en el estado Mérida durante el periodo 1994-2001. Se nota que, de acuerdo a los pronósticos, el 53% de los casos son no deficitarios y aquellos que no satisfacen alguno de los indicadores (deficitarios) alcanzó el 47%.

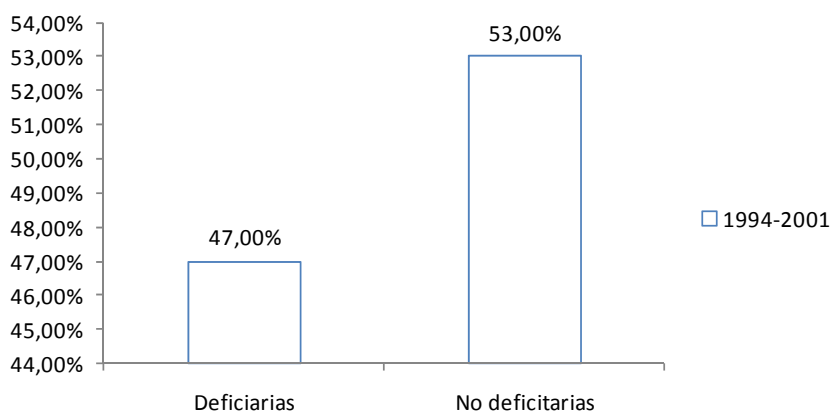


Figura 10. Condición deficitaria en el estado Mérida, 1994-2001

Fuente: Elaboración propia

De acuerdo con lo anterior, se estrecha el análisis tan sólo al 47% de observaciones que mostraron condición de déficit. De acuerdo con la figura 11, es notoria la incidencia que tiene el hacinamiento en el índice del déficit de viviendas; 43% de las viviendas para este periodo no cuentan con el espacio requerido para albergar los que la habitan. Por otro lado, también puede notarse el peso que tiene la tenencia, ya que en un 30% de las viviendas que se encuentran en condición deficitaria se debe a que sus residentes viven en condición de inquilinos.

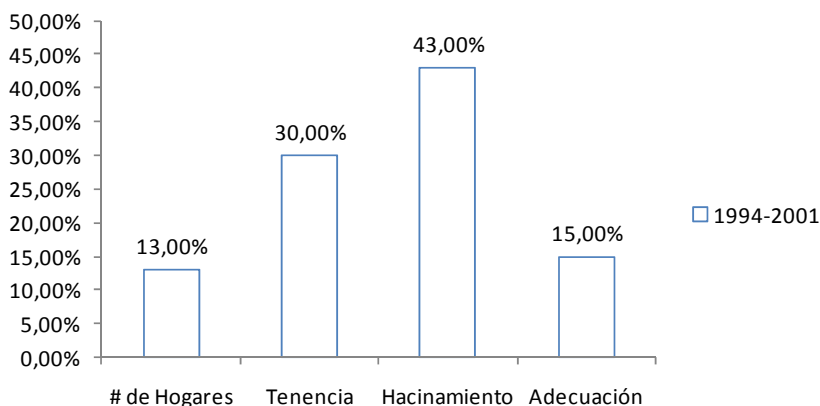


Figura 11. Incidencia de Indicadores en las viviendas deficitarias, 1994-2001

Fuente: Elaboración propia

Bajo estas condiciones, las familias no tienen garantizada la esperanza de tener una vivienda propia, sin riesgos a tener que buscar otro sitio para reubicarse. Por otro lado, en condiciones deficitarias, la adecuación de la vivienda, representa un 15% e indica la porción de las viviendas que no poseen los servicios básicos sin que se pueda determinar exactamente cuál de ellos esté ausente. Por último, y no menos importante, el número de hogares, el cual señala que un 13% de las viviendas deficitarias están habitadas por más de un núcleo familiar, aun cuando no se tenga información de la capacidad de la vivienda, ya que puede tratarse de una vivienda que pueda albergar más de un hogar.

Al repetir el análisis anterior para los resultados obtenidos en el periodo 2002-2005, se observa en la figura 12 cómo la condición deficitaria en el estado Mérida disminuyó en relación con la obtenida en el periodo 1994-2001, variando de 47% a 43%, una reducción del nivel deficitario de 4 puntos porcentuales. La razón obvia, sin caer en especulaciones, es que de algún modo en ese periodo hubo un desarrollo habitacional que justifique este cambio. Podría sospecharse al comparar estos porcentajes que pudo haber una migración de viviendas en condición deficitaria a no deficitaria en un orden del 4%, debido a la corrección del tamaño de la muestra y a la inclusión de nuevas variables para categorizar la condición deficitaria. Sin embargo, en este conjunto de observaciones, el fenómeno de déficit es evaluado en sus variables descriptoras a los fines de comparar ambos periodos estudiados.

En la figura 13 puede observarse que en el indicador hacinamiento recae la mayor porción de viviendas que son calificadas como deficitarias y recoge el 41,86%. En este periodo varían las proporciones en relación al periodo anterior. El indicador que sigue como mayor índice es el

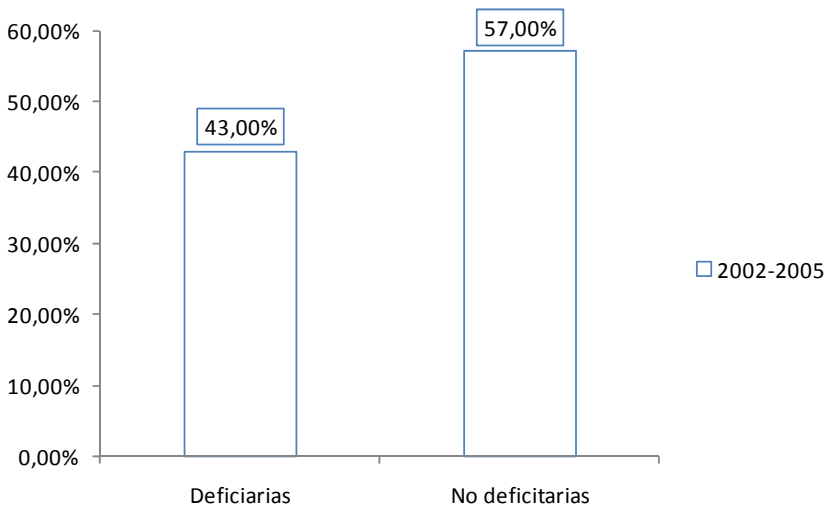


Figura 12. Condición deficitaria en el Estado Mérida, 2002-2005

Fuente: Elaboración propia

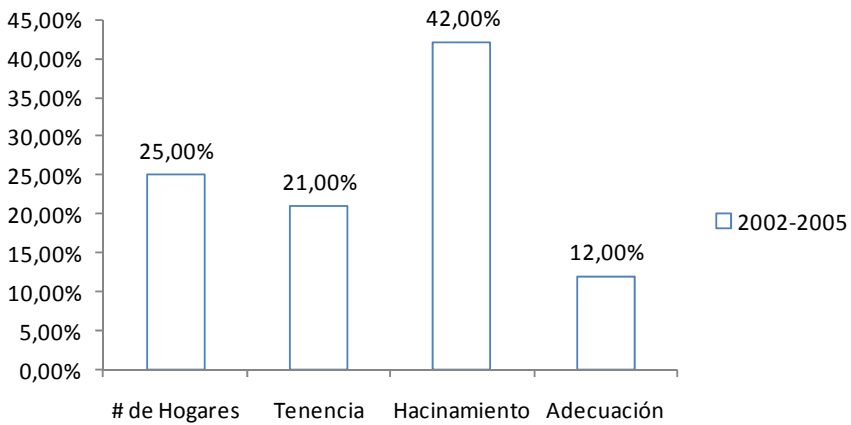


Figura 13. Incidencia de Indicadores en las viviendas deficitarias, 1994-2001
Fuente: Elaboración propia

número de hogares con un 26%; lo que quiere decir que para este periodo se duplicó el índice anterior. En relación con el indicador de tenencia, disminuyó en un 9% el número de familias que vive en condición de inquilinato al ser comparado con el porcentaje del periodo anterior. También se observa que el indicador de adecuación de la vivienda muestra una disminución de un 3% de las viviendas que no contaban con los servicios básicos indispensables para una mejor vida en el hogar.

Para fines comparativos, del análisis anterior se puede observar que en la figura 14 pareciera ser que las variables hacinamiento y adecuación persisten como fuentes del fenómeno deficitario (poca variación porcentual entre ambos periodos estudiados), a pesar de la disminución estimada del déficit en el segundo periodo. De acuerdo con lo observado en el gráfico, el cambio mayor que pudiera mantener la condición de hacinamiento es el alto incremento de número de hogares nuevos en este segundo periodo. Éste casi se duplicó (93%).

A estos valores indicadores, a manera de ejercicio para poder referenciar la potencialidad de este modelo y mostrar la disponibilidad de un documento que permita la toma de decisiones en la planificación habitacional, se consideraron los valores censales para 1991 y 2001 de

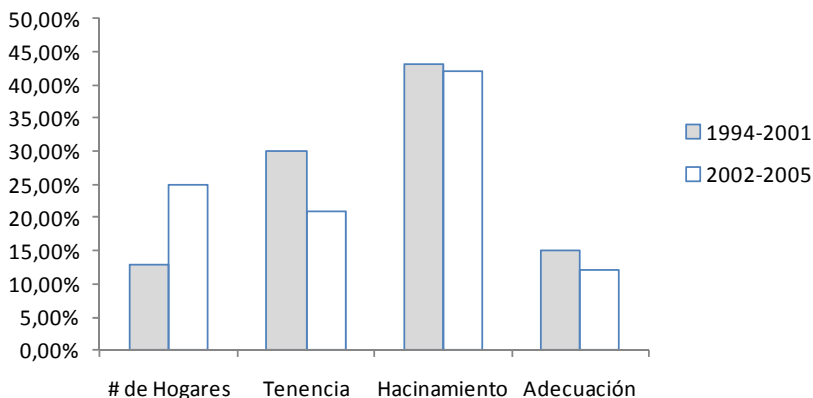


Figura 14. Resumen de variaciones en los indicadores de los periodos bajo estudio.

Fuente: Elaboración propia

población y de vivienda.³ Partiendo de los indicadores que se calcularon para el déficit en ambos periodos y suponiendo que la cantidad de viviendas es la establecida en esos periodos (1991 y 2001) se podría presumir que las cifras indicadas en el cuadro 7 reportan la cantidad de viviendas con problemas de déficit.

Del mismo modo, se puede ampliar el ejercicio en valores nominales e indicar cuál es la cantidad de unidades habitacionales en cada una de las características que afectan el déficit residencial y que fueron los componentes considerados en el estudio. El cuadro 8 resume estos resultados.

Cuadro 7. Ensayo de proyecciones de viviendas deficitarias a partir de los censos 1991 y 2001

censo	población	viviendas	% deficitario	viviendas deficitarias
1.991	605.512	198.401	47%	93.248
2.001	715.268	200.560	43%	86.241
proyección 2010	744.986	202.719		

Fuente: Elaboración propia

Cuadro 8. Viviendas con déficit caracterizados por las condiciones que la afecta a partir de los censos 1991 y 2001

periodo	vivienda	# de hogares	tenencia	hacinamiento	adecuación
1994-2001	47%	12,50%	30,00%	42,75%	14,75%
	93.248	11.656	27.975	39.864	13.754
2002-2005	43,00%	26,00%	20,75%	42,00%	11,25%
	86.241	22.423	17.895	36.221	9.702

Fuente: Elaboración propia

6. Conclusiones

La construcción de los modelos de redes usando RBF a partir del esquema híbrido planteado demostró un aceptable nivel de efectividad y capacidad de adaptación y se adecuó al tipo de problema que se modeló. En general, los resultados obtenidos en el entrenamiento y generalización alcanzaron errores medios cuadráticos muy bajos, lo que enfatiza un alto nivel de acierto para el pronóstico y robustez de los modelos. La construcción de los modelos utilizando muestras de tamaños diferentes permitió observar su nivel de consistencia partiendo de la varianza examinada con los valores de los errores medios cuadráticos. Asimismo, independientemente del tamaño de la muestra y del número de pruebas, se mostró que los modelos seleccionados fueron robustos. Adicionalmente, se observó un incremento en la velocidad de convergencia que tienen las RBF en la medida que el tamaño de las muestras se incrementara.

En las pruebas de pronóstico/clasificación se observaron niveles de acierto aceptables que procuraron la aplicabilidad del modelo en el problema habitacional. A pesar de la disponibilidad de dos conjuntos de datos para los periodos 1994-2001 y 2002-2005, y en consecuencia de dos modelos de red RBF, se observó que sobre la clase deficitaria de ambos conjuntos de observaciones las variables explicativas se comportaron con bastante coherencia. El hacinamiento y la adecuación

de la vivienda se mostraron casi invariables y marcaron la situación deficitaria. Sin embargo la persistencia del hacinamiento pudo deberse al incremento, entre ambos periodos, de 4 puntos porcentuales del número de hogares entre esos ambos periodos. Este incremento pudo afectar al hacinamiento, pero lo que sí es cierto es que por su condición de variable explicativa, afectó los resultados del déficit habitacional en el segundo periodo considerado.

Finalmente, es altamente recomendable extender esta aplicación incorporando al pronóstico obtenido la razón por la cual cada una de las viviendas es clasificada como en estado deficitario o no en los estudios que de algún modo involucren el análisis del problema habitacional. Quedó demostrado que la combinación de las variables explicativas, hacinamiento, y las que se corresponden con la calidad de la vivienda (número de hogares, tenencia, adecuación y condición), aportan un valor más realista de las condiciones deficitarias. Esto se puede afirmar como consecuencia de analizar lo concerniente al estado Mérida.

7. Notas

- 1 Este artículo es parte de investigación del proyecto E-217-03-09-B financiado por el CDCHT y forma parte al conjunto de los siguientes trabajos: a) (2005) Reducing Archives to Build Non-linear Models Using Neural Networks. Association for the Advancement of Modeling & Simulation Techniques y Enterprises (AMSE). Modeling D-2005 Vol. 26 nro. 1 pág. 63. b) (2005) Traffied/PCA: Un método de procesamiento de datos y variables para la construcción de modelos de redes neuronales. *Economía*, 16 (2000), p. 49. c) (2007) Análisis de supervivencia aplicado a la banca comercial venezolana. *Revista Colombiana de Estadística*, 30, 1 (junio, 2007), pp. 97-113.
- 2 Para determinar en qué medida las diversas formas de vivienda son adecuadas: a) Seguridad jurídica de la tenencia; b) disponibilidad de los servicios, facilidades e infraestructura; c) gastos soportables; d) habitabilidad; e) asequibilidad; f) lugar.

- 3 Estudio realizado en 1998 acerca de los Principales Indicadores de Pobreza.
- 4 Esta información correspondiente a los años 1991 y 2001 fue extraída del sitio WEB oficial del Instituto Nacional de Estadística de la República Bolivariana de Venezuela (INE), <http://www.ine.gov.ve>. Los valores restantes de las tabla 7 y 8 son cálculos propios que se adecúan a los resultados de porcentajes obtenidos de acuerdo con los modelos.

8. Referencias

- Bedoya, Carlos (2006). *El derecho a una vivienda adecuada*. Consultado el 2 de Abril de 2007. Disponible en: <http://www.padh.org.pe/boletin/junio2006/5.htm>
- Bastidas, Rómulo (2005). *Salud y ambiente*. Segunda edición. Mérida: Universidad de los Andes, pp. 23-29.
- Bolívar, Miguel (1997). *30 años de la Encuesta de Hogares por Muestreo*. Caracas: Oficina Central de Estadística e Informática, pp. 9-41.
- Colina, Eliecer y Rivas, Franklin (1998). *Introducción a la inteligencia artificial*. Mérida: Universidad de los Andes.
- Colmenares, Gerardo (2000). "Stratified/pca: Un método de procesamiento de datos y variables para la construcción de modelos de redes neuronales." *Economía* (Mérida, Universidad de Los Andes), 16, pp. 49-79.
- Dagli, Cihan; Kumara, Soundar; Shin, Yung (1991). *Intelligent engineering systems through artificial neural networks*. New York: Editorial ASME Press.
- Díaz, Luis (2002). *Estadística multivariada: inferencias y métodos*. (Primera edición), Bogotá: Departamento de Estadística, Facultad de Ciencias, Universidad Nacional de Colombia.
- Flores, Manuel (2004). "Evolución del déficit de viviendas en Honduras, 1999-2003." Consultado el 30 de Mayo de 2007. Disponible en: http://poblacion.rds.hn/analisis_investigaciones/Evolucion_Deficit_Viviendas1999_2003
- Hair, Joseph (1999). *Análisis multivariante*. Quinta edición. Iberia: Prentice Hall.

- Haykin, Simon (1999). *Neural networks a comprehensive foundation*. Segunda edición. México D.F.: Prentice Hall., Upper Saddle River, pp. 256-294.
- Hilera, José y Martínez, Víctor (2000). *Redes neuronales artificiales*. México, D. F.: Ed. Alfaomega.
- Molina, Emiro y González, Silverio (1998). *Principales indicadores de pobreza*. Disponible en: <http://mipagina.cantv.net/jbhuerta/indicadores.htm>
- Salazar, Harold; Acosta, María y Zuluaga, Camilo (2000). *Tutorial de redes neuronales*. Consultado el 27 de junio 2007. Disponible en: <http://ohm.utp.edu.co/neuronales/main.htm>
- Sachar, Ragindar (1992). “Documento de trabajo sobre la II Conferencia de Naciones Unidas sobre Asentamientos Humanos.” *Declaración de Estambul sobre los Asentamientos Humanos y Programa de HABITAT. Estambul. 1996*. Consultado el 23 de Mayo 2007. Disponible en: <http://www.acude.udg.mx/jalisciencia/diagnostico/354humanos.pdf>
- Szalachman, Raquel (2000). “Perfil de déficit y políticas de vivienda de interés social: Situación de algunos países de la región en los noventa.” *Serie Financiamiento del desarrollo* (Santiago de Chile, CEPAL), 103.
- Szalachman, Raquel (1999). “Un perfil de déficit de vivienda en Colombia 1994.” *Serie Financiamiento del desarrollo* (Santiago de Chile, CEPAL), 83.
- Szalachman, Raquel (1999). “Un perfil de déficit de vivienda en Bolivia 1992.” *Serie Financiamiento del desarrollo* (Santiago de Chile, CEPAL), 79.