
DETERMINACIÓN DE VARIABLES QUE INCIDEN EN LA ESTIMACIÓN DE RESIDUOS Y DESECHOS SÓLIDOS MUNICIPALES RECOLECTADOS EN VENEZUELA

Gerdi Chassaigne y Gilberto Pinto

RESUMEN

Planificar el manejo y gestión de residuos y desechos sólidos (RDS) requiere conocer características y aspectos geográficos, socioeconómicos y culturales de cada municipio. No obstante, generalmente se tiene datos poco precisos de recolección agrupados por número de habitantes, que podrían no representar la realidad en un municipio al no haber sido considerada la correlación de los datos con las variables socioeconómicas en cada municipio. Esto conlleva a una gestión deficiente y requiere estudiar el comportamiento real en cada municipio. El objetivo del presente trabajo fue determinar variables que inciden en la estimación de RDS municipales recolectados en Venezuela, a través del análisis multivariado. Del conjunto de técnicas multivariadas se seleccionaron análisis de conglomerados, correlación de Pearson y regresión múltiple. Se consi-

deró una muestra de 175 municipios y el estudio de caso en el municipio Puerto Cabello, para comprender en detalle, las características que exhibe la situación en la práctica. El resultado incluyó, para 101 municipios, tres predictores: Población Urbana y número de viviendas tipo Quinta y Ocasional. Se definió un modelo que provee mejor ajuste para los datos de RDS recolectados diariamente, capaz de predecir datos futuros con igual efectividad. Los supuestos de linealidad de la relación, normalidad, homocedasticidad y no existencia de datos faltantes o fuera del rango, en cada variable, fueron comprobados. Se concluye que estas variables socioeconómicas inciden en la estimación de RDS municipales recolectados en Venezuela y hacen posible su explicación y predicción, utilizando una ecuación y estadísticas socioeconómicas

Introducción

El manejo y gestión de los residuos y desechos sólidos (RDS) se ha convertido en un problema común para la sociedad, sobre todo en las grandes ciudades, debido a factores tales como el crecimiento abrupto y asentamientos no planificados de la población, la debilidad institucional, cultura de consumo, utilización de tecnologías no acordes con las características de la región, falta de educación y la baja participación comunitaria, entre otros.

El manejo inadecuado de los RDS tiene impactos

presentes y futuros, ya que a los problemas sanitarios y ambientales de hoy, se agrega la generación de pasivos ambientales y otros tipos de residuos con altos costos de reparación. Por ello la gestión de RDS ha alcanzado en muchos países un alto nivel de importancia, respondiendo a los llamados internacionales por alcanzar la sustentabilidad del medio ambiente y proteger la salud pública desde un enfoque de la economía de los recursos naturales. (Barradas, 2009).

De esta situación no escapa Venezuela, donde aunado al incremento de la generación

de RDS, a su ineficiente manejo y sus cargas ambientales, que resume problemas de salud e impactos al ambiente, provoca conflictos sociales y políticos. La situación demanda medidas urgentes que posibiliten una gestión integral de los RDS, desde su origen hasta su disposición final, para así de mejorar los niveles de salud y proteger el ambiente.

Con ese fin se sancionó la Ley de Gestión Integral de la Basura (Ley, 2010). La misma establece las disposiciones regulatorias con el fin de reducir su generación y garantizar que su

recolección, aprovechamiento y disposición final, sean realizadas en forma sanitaria y ambientalmente segura. Esta ley plantea la elaboración del Plan Nacional de Gestión y Manejo Integral de RDS e indica, en el artículo 20, que éste debe responder “a las necesidades y características de las diversas regiones del país, con la finalidad de optimizar las fases de ejecución y operatividad, control, fiscalización y supervisión de la gestión”. De igual forma, deben responder los planes municipales de gestión, en concordancia con el plan nacional.

PALABRAS CLAVE / Análisis Multivariado / Puerto Cabello / RDS / Residuos y Desechos Sólidos / Venezuela /

Recibido: 13/09/2014. Modificado: 20/11/2014. Aceptado: 22/11/2014.

Gilberto Pinto. B.Sc. en Química, University of Texas, USA. M.Sc. en Ciencias Macromoleculares, Case Western Reserve, USA. D.Phil en Química, University of York, RU. Profesor, Universidad de Carabobo (UC), Venezuela. e-mail: gpinto46@gmail.com

Gerdi Chassaigne. Ingeniera Química, M.Sc. en Ingeniería Ambiental y Doctorante en Ingeniería en Ambiente, UC. Profesora, UC, Venezuela. Dirección: Facultad de Ingeniería, UC, Venezuela. e-mail: gerdich@gmail.com

DETERMINATION OF VARIABLES AFFECTING THE ESTIMATION OF MUNICIPAL SOLID WASTE COLLECTED IN VENEZUELA

Gerdi Chassaing and Gilberto Pinto

SUMMARY

Planning the management and administration of municipal solid waste (MSW), requires knowing their characteristics and geographical, socio-economic and cultural aspects at each municipality. However, the available data on of waste collecting according to population numbers are inaccurate and may not represent the reality in a given municipality, as the correlation with the socio-economic variables in each case has not been considered. This leads to poor management and requires studies on the actual behavior in each municipality. The objective of the present work was to determine through multivariate analysis the variables that affect the estimation of MSW in Venezuela. Considering the set of multivariate techniques, cluster analysis, Pearson correlation and multiple regression were selected. A sample of 175 municipal-

ities was considered and that of Puerto Cabello municipality taken as the case study, aiming to understand the characteristics exhibited in practice by the situation. Results included, for 101 municipalities, three predictors: urban population and number of housing type: high class housing and occasional housing. A model was defined that provides a better fit for the quantity of MSW collected daily and is able to predict future data with the same effectiveness. The assumptions of linearity of the relation, normality, homoscedasticity and nonexistence of missing or outlying data, were audited for each variable. It is concluded that these socio-economic variables affect the estimation of municipal solid waste collected in Venezuela and their explanation and prediction are possible, using an equation and socio-economic statistics.

DETERMINAÇÃO DE VARIÁVEIS QUE INCIDEM NA ESTIMAÇÃO DE RESÍDUOS E DETRITOS SÓLIDOS MUNICIPAIS COLETADOS NA VENEZUELA

Gerdi Chassaing e Gilberto Pinto

RESUMO

Planificar a Gestão e Gerenciamento de Resíduos e Detritos Sólidos (RDS) requer conhecer características e aspectos geográficos, socioeconômicos e culturais de cada município. No entanto, geralmente existem dados pouco precisos das coletas agrupados por número de habitantes, que poderiam não representar a realidade de um município, por não ter sido considerada a correlação dos dados com as variáveis socioeconômicas em cada município. Isto leva a uma gestão deficiente e requer estudar o comportamento real em cada município. O objetivo do presente trabalho foi determinar variáveis que incidem na estimação de RDS municipais coletados na Venezuela, através da análise multivariada. Do conjunto de técnicas multivariadas foram selecionadas análises de conglomerados, correlação de Pearson e regressão múltipla. Considerou-se uma

amostra de 175 municípios e o estudo de caso no município Puerto Cabello, para compreender em detalhe, as características que exhibe a situação na prática. O resultado incluiu, em 101 municípios, três preditores: População Urbana, número de moradias tipo Casa com Quintal e Ocasional. Definiu-se um modelo que provê melhor ajuste para os dados de RDS coletados diariamente, capaz de predizer dados futuros com igual efetividade. Os supostos de linearidade da relação, normalidade, homocedasticidade e a não existência de dados faltantes ou fora da faixa, em cada variável, foram comprovados. Conclui-se que estas variáveis socioeconômicas incidem na estimação de RDS municipais coletados na Venezuela e tornam possível sua explicação e predição, utilizando uma equação e estatísticas socioeconômicas.

Por lo expuesto, los representantes o funcionarios de los municipios, entre otros, necesitan tomar decisiones para ajustar sus planes conforme a lo exigido por la Ley de Gestión Integral de la Basura, así como cumplir con los tratados y convenios internacionales a los cuales está suscrita Venezuela y con los grandes lineamientos internacionales, como son la Agenda 21 y los Objetivos de Desarrollo del Milenio, principales plataformas de acción hacia el logro del desarrollo sostenible.

Sin embargo, Venezuela carece de indicadores propios de generación de RDS, motivado a la falta de sistematización y control en la recolección de los mismos, lo que trae como consecuencia la ausencia de datos que permitan a los municipios establecerlos. Su descripción es imprescindible para medir la eficiencia en la gestión y reorientar las políticas, recursos, acciones, procesos y operaciones en el manejo de los desechos (Acuña y Valera, 2008).

Siendo una relación compleja la que existe entre los

RDS y la sociedad, amerita comenzar por el conocimiento de todas sus características, ya que son varios factores los que influyen sobre su generación: número de habitantes del municipio, poder adquisitivo, hábitos y costumbres de la población y nivel educacional (Sánchez, 2007). En este sentido, Tchobanoglous (1994) plantea que la cantidad de RDS generados varía de acuerdo a cada región y que se deben realizar estimaciones tomando en cuenta las variables propias de la región.

El presente estudio inicia con un estudio de campo en el municipio Puerto Cabello del año 2007 al 2012, con la finalidad de conocer la situación y poder interpretar los resultados de los análisis estadísticos a utilizar con el objetivo de determinar variables que incidan en la estimación de los RDS municipales recolectados en Venezuela.

El uso del análisis multivariado facilita la comprensión del fenómeno objeto de estudio. Cuadras (2011), lo describe como “un conjunto de métodos estadísticos y

matemáticos, destinados a describir e interpretar los datos que provienen de la observación de varias variables estadísticas, estudiadas conjuntamente”. Esto permite describir, de alguna manera, una realidad compleja como la que existe entre los RDS y la sociedad, a través de un modelo matemático.

Este estudio, de tipo proyectivo, se lleva a cabo en tres fases: Fase I. Identificación de variables que caractericen la recolección de RDS. Fase II. Análisis de las variables determinantes que permitan definir el modelo y Fase III. Definición de los predictores que indican el modelo que provee el mejor ajuste de los datos de recolección de RDS. La población está representada por 335 municipios que corresponden a las 24 entidades federales de Venezuela y la muestra estudiada la constituyen 175 municipios que disponen de información sobre las variables en estudio.

El desarrollo de la investigación, incluyendo los procedimientos y los resultados

obtenidos, se explicará para cada una de sus tres fases.

Fase I. Identificación de variables

Para la identificación de las variables que caracterizan la recolección de los RDS se parte de la revisión de trabajos de investigación, textos de métodos de análisis estadísticos, trabajos de organismos públicos en materia de RDS, entre otros, tanto en el ámbito nacional como internacional. Esta investigación documental permite profundizar en el tema y comenzar por el conocimiento de sus características.

Para la recolección de datos se revisaron diferentes registros y estudios estadísticos de instituciones y organismos públicos, seleccionando datos estadísticos del XIV Censo de Población y Vivienda 2011 (INE, 2013), así como de informes geoambientales de los diferentes estados de Venezuela (INE, 2011), considerando los factores que influyen sobre la generación de RDS: número de habitantes del

municipio, poder adquisitivo, hábitos y costumbres de la población y nivel educacional (Sánchez, 2007). Se obtuvieron valores para 13 variables independientes y la variable RDS recolectados (dependiente), las cuales son cuantitativas o métricas y su descripción conceptual se presenta en la Tabla I.

Identificado el número y tipo de variable dependiente e independientes, que permite escoger la técnica adecuada para cada objetivo (Figueras, 2000), se puede proceder a los análisis.

La ausencia, en algunos municipios, de valores para la variable RDS año 2011, limitó la muestra a 175 municipios.

Fase II. Análisis de las variables determinantes

Con la finalidad de estudiar directamente el fenómeno y conocer su tendencia, se realizó una investigación de campo en el municipio Puerto Cabello, estado Carabobo, Venezuela, desde 2007 hasta 2012. Esta experiencia previa permite la interpretación de los resultados

en los subsiguientes análisis de exploración y relación de las variables. Para ello, con el apoyo del Instituto Autónomo Municipal para la Protección Ambiental, se participó en las actividades de las diferentes fases del manejo de los RDS en el municipio, y se instaló un puesto de observación en el relleno sanitario ‘La Paraguita’, donde se llevó el registro diario del peso de los desechos que ingresan, en los camiones provenientes del municipio, con personal y equipo de la institución. Se puede observar que la variación de la cantidad de RDS, son mayores en días o en temporadas de mayor actividad en el municipio, así como en mejores condiciones climáticas. En la Figura 1 se visualiza la tendencia de la cantidad de toneladas recogidas para el periodo 2007-2012, presentadas en la Tabla II.

Análisis exploratorio de los datos

Normalidad. Siendo un requisito para la mayor parte de los análisis paramétricos

TABLA I
DESCRIPCIÓN DE VARIABLES SELECCIONADAS PARA MUNICIPIOS DE VENEZUELA

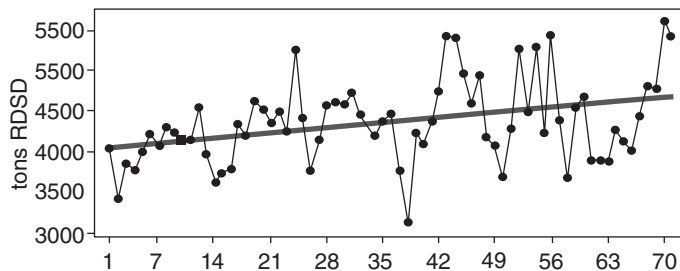
Factor	Variable	Descripción
Área	km ²	Área del municipio
Población	Población urbana	Población residente en centros poblados con ≥ 2500 , que cuenten con cuatro o más de las siguientes características urbanas: alumbrado público, calles pavimentadas, acueducto, red de alcantarillado o cloacas, servicio médico asistencial y centro educacional.
	Población rural	Población residente en centros poblados con < 2500 habitantes, que cuenten con menos de cuatro de las características consideradas urbanas
Educación	Población analfabeta de 10 años y más	Es la capacidad de las personas para leer y escribir un párrafo sencillo en un idioma cualquiera.
	Quinta	número de quintas o casa quintas
Tipo de Viviendas	Casa	Número de casas
	Apartamento	Número de apartamentos
	Rancho	Número de ranchos
	Colectivas	Número de viviendas colectivas: pensiones, asilos, residencias militares, entre otras
	Ocasional	Número de vivienda ocupada de manera temporal, por razones de vacaciones, fines de semana, trabajo estacional, etc.
Hogares	No pobre	Se considera un hogar no pobre si no tiene ningún indicador de necesidades básicas insatisfechas
	Pobre no extremo	Se considera un hogar pobre si presenta al menos un indicador de necesidades básicas insatisfechas.
	Pobre extremo	Se considera un hogar en pobreza extrema a aquellos hogares que tenga dos o más necesidades básicas insatisfechas.
RDS	RDS recolectados	La cantidad (kg/día) de RDS recolectados

INE, 2011.

Tendencia (Tons/Mes) RDS Municipio Puerto Cabello 2007-2012

Modelo de tendencia lineal

$$Y_t = 4054 + 8,71 \cdot t$$



Variable	Medidas de exactitud
● Actual	MAPE 8
■ Ajustes	MAD 361
	MSD 222538

Figura 1. Cantidad de RDS recolectados mensualmente en Puerto Cabello. Software estadístico (Minitab 17, versión Prueba).

multivariadas, la normalidad multivariable, que a su vez incluye como condición la normalidad univariada (Cuadras, 1991), es menester realizar una prueba de normalidad como la de Anderson-Darling. Al aplicarse permite probar si una distribución normal describe adecuadamente un conjunto de datos y es una de las herramientas estadísticas más potentes para la detección de la mayoría de las desviaciones de la normalidad. Se utilizó para ello un software estadístico (Minitab 17, versión Prueba), presentando las variables desviaciones de la normalidad.

De acuerdo a los trabajos de diferentes autores (Rosas *et al.*, 2001; Lagos y Vargas,

2003; Rodríguez, 2004; Sierra, 2011) se realizan las transformaciones oportunas para aproximarlas a la normal, haciendo más probable que el supuesto de normalidad multivariable tienda a cumplirse. Mediante el software utilizado se identifica la distribución individual de las variables con el sistema de familias de distribución de Johnson y se transforman, conforme a la metodología de Chou *et al.*, (1998). Las variables que se ajustaron a una distribución normal, con las que se trabaja en adelante, fueron: RDS recolectados diariamente, Población urbana, Viviendas tipo: Quinta, Casa, Rancho, Ocasional y Hogares no pobres (Tabla III). De esta

TABLA III
FUNCIÓN DE TRANSFORMACIÓN DE VARIABLES.
DISTRIBUCIÓN DE JOHNSON

Variable	Función
Población Urbana	$= -2,15317 + 0,713459 \cdot \text{ASENOH}((x+1239,60)/2933,41)$
Quinta	$= 1,94542 + 0,479711 \cdot \text{LN}((x+1,48006)/(24791,2-x))$
Ocasional	$= 4,18022 + 0,785569 \cdot \text{LN}((x+23,9861)/(115415-x))$
Casa	$= -1,71603 + 0,768349 \cdot \text{ASEOH}((x-1753,37)/1736,96)$
Rancho	$= 2,7954 + 0,65514 \cdot \text{LN}((x+9,12855)/(65439,1-x))$
Hogar no pobre	$= -1,87710 + 0,730306 \cdot \text{ASENOH}((x-623,034)/(1016,01))$
RDS recolectados	$= 2,93595 + 0,61792 \cdot \text{LN}((x+961,417)/(3118267-x))$

manera, se obtienen datos que puedan satisfacer los supuestos de un modelo paramétrico conveniente.

Análisis multivariado. Para Peña (2002) el análisis de datos multivariado “comprende el estudio estadístico de varias variables medidas en los individuos de una población”. El mismo permite describir, de alguna manera, una realidad compleja como la que existe entre los RDS y la sociedad, a través de un modelo matemático. Para los análisis del estudio multivariado también se utilizó el software estadístico Minitab 17, versión Prueba.

Análisis Clúster. Esta fue la técnica multivariante empleada para extraer información acerca de la interdependencia entre las variables métricas que caracterizan a cada uno de los municipios. Se clasificó la muestra de municipios en un número de grupos o particiones, de forma que las observaciones pertenecientes a un grupo sean muy similares

entre sí y muy disimilares del resto (Pla, 1986).

De esta manera se elige una muestra menor de municipios con características similares, que permita minimizar valores atípicos, ya que la cantidad de RDS varía de acuerdo a las características de las regiones. Se trabajó con el software antes mencionado para diferentes números de particiones finales, lo que permite decidir cuál tiene más sentido para los datos de acuerdo a la experiencia. Se elige la opción variables estandarizadas, ya que las variables en estudio tienen diferentes unidades y así se minimiza el efecto de las diferencias de escala. Con respecto al método de vinculación, se elige el completo, de manera que la distancia entre dos grupos se obtenga como la distancia entre los dos objetos más lejanos entre los clúster. Esto garantiza que todas las observaciones en un clúster se encuentren dentro de una distancia máxima y tiende a producir clúster con diámetros similares. De los 25 grupos clasificados finales que resultan del análisis (Tabla IV), el municipio Puerto Cabello queda dentro del conglomerado de 104 municipios.

Fase III. Definición de predictores indicativos del modelo adecuado

En esta fase se busca conocer la relación de dependencia que se puede dar entre cada variable independiente y la dependiente, a través del análisis de regresión multivariado. De esa manera se logra definir los predictores que indican el modelo que provee el mejor ajuste de los datos de recolección de

TABLA II
CANTIDAD (TON) DE RDS RECOLECTADA EN MUNICIPIO PUERTO CABELLO

Año/ Mes	2007	2008	2009	2010	2011	2012
Enero	4056,490	3993,520	4423,510	3778,090	4078,836	3899,226
Febrero	3430,100	3628,620	3769,985	3127,035	3705,422	3886,686
Marzo	3870,388	3754,625	4157,680	4233,735	4296,985	3890,815
Abril	3781,605	3793,935	4584,540	4091,880	5268,488	4283,517
Mayo	4013,135	4362,015	4621,759	4370,638	4475,575	4121,168
Junio	4231,640	4208,235	4594,959	4742,153	5299,857	4026,028
Julio	4096,390	4634,379	4744,105	5420,440	4221,137	4434,521
Agosto	4312,470	4527,249	4458,330	5414,195	5431,728	4816,529
Septiembre	4236,265	4358,980	4347,283	4969,430	4389,548	4780,128
Octubre	4184,289	4501,038	4207,058	4609,190	3681,829	5610,152
Noviembre	4143,580	4247,845	4382,230	4956,662	4577,131	5430,807
Diciembre	4551,940	5268,820	4473,210	4176,646	4685,546	9420,824
Total año	48908,292	51279,270	52764,650	53890,094	54112,080	58600,501
Promedio ton/día	144,272	150,821	155,648	158,968	159,623	172,100

TABLA IV
NÚMERO DE OBSERVACIONES O MUNICIPIOS DE CONGLOMERADO

Congl.	Nº de observaciones	Dentro de la suma de cuadrados del congl.	Distancia promedio desde el centroide	Distancia máxima desde el centroide
1	1	0,0000	0,000000	0,000000
2	1	0,0000	0,000000	0,000000
3	1	0,0000	0,000000	0,000000
4	2	0,2324	0,340873	0,340873
5	1	0,0000	0,000000	0,000000
6	1	0,0000	0,000000	0,000000
7	1	0,0000	0,000000	0,000000
8	1	0,0000	0,000000	0,000000
9	6	1,7417	0,513364	0,692667
10	1	0,0000	0,000000	0,000000
11	2	0,2444	0,349599	0,349599
12	2	0,6044	0,549728	0,549728
13	7	2,7137	0,600186	0,918343
14	3	1,2414	0,618028	0,836295
15	7	2,6869	0,601738	0,820358
16	13	4,0980	0,536277	0,838728
17	1	0,0000	0,000000	0,000000
18	2	0,6634	0,575939	0,575939
19	1	0,0000	0,000000	0,000000
20	7	0,8785	0,351070	0,432560
21	3	0,5440	0,410174	0,534094
22	1	0,0000	0,000000	0,000000
23	104	12,4110	0,311921	0,915235
24	1	0,0000	0,000000	0,000000
25	5	1,2632	0,462088	0,851723

Elaborada con software estadístico (Minitab 17. Versión prueba)

RDS. Inicialmente, se parte del análisis estadístico de correlación para estimar la asociación de las variables y luego ser consideradas en el método de regresión para definir los predictores.

Se estima la asociación de las variables socioeconómicas que respondieron a una distribución normal: Población urbana, Quinta, Casa, Rancho, Ocasional y Hogares no pobres (variables independientes), con la variable RDS recolectados diariamente (variable dependiente), calculando el coeficiente de correlación de Pearson. Este coeficiente es la principal medida de asociación lineal entre dos variables cuantitativas, cuyo valor no depende de las unidades de medida de las variables. Está acotado entre -1 y +1; su signo indica la direccionalidad de la asociación lineal y su valor absoluto la intensidad de la misma. En caso de asociación lineal perfecta toma el valor |1|; si no hay asociación lineal toma el valor 0, lo cual no implica que no pueda haber asociación de otro tipo (Universidad de Barcelona, 2014).

Se calculó, con el software mencionado, el coeficiente

para cada variable (Tabla V). Se observa fuerte asociación positiva para unidades de vivienda de mejor condición socio económica y la variable población urbana.

Análisis de regresión. Se trata de una técnica multivariante para detectar dependencia, donde el objetivo es investigar y modelar la relación entre la variable dependiente y las independientes, para encontrar una función que permita predecir el valor de la variable dependiente, para cada valor de las variables independientes (Pla, 1986).

A través del análisis de regresión paso a paso, se pudo definir los predictores que indican el modelo que provee el

TABLA V
COEFICIENTE DE CORRELACIÓN DE PEARSON

Variables transformadas	Coef. Pearson
Rancho	0,593
Ocasional	0,607
Hogar no pobre	0,766
Quinta	0,730
Población urbana	0,771
Casa	0,722

mejor ajuste de los datos de recolección de RDS, procedimiento que se llevó a cabo con el software de la siguiente forma:

La regresión escalonada elimina y agrega variables al modelo de regresión, con el propósito de identificar un subconjunto útil de los predictores. Este es un procedimiento que genera un modelo, al incluir o excluir variables. Con base en los valores alfa a entrar y alfa a retirar, se selecciona la ecuación de regresión que se considera adecuada. Esta ecuación es una representación algebraica de la línea de regresión y se utiliza para describir la relación entre la variable de respuesta y las predictoras, y adopta la forma lineal:

$$Y = b_0 + b_1X$$

donde Y: valor de la respuesta; b₀: valor constante de la variable de respuesta cuando las variables predictoras son cero; y X: predictoras, o sea el valor de las variables predictoras, representando los coeficientes b₁, b₂...b_n el cambio estimado

en la respuesta media para cada cambio de unidad en el valor predictor.

Para comparar cómo se ajusta el modelo a los datos en cada paso y definir los predictores, se utilizaron las siguientes estadísticas: R² describe la proporción de la variación en los datos de respuesta explicada por los predictores en el modelo. R² ajust. es una versión modificada de R que se ha ajustado para el número de predictores en el modelo. Cp de Mallows es otra estadística para evaluar en qué grado el modelo se ajusta a los datos. \bar{s} es el valor estándar de desviación. PRESS es la suma de cuadrados de los errores de predicción. En general, mientras más pequeño sea PRESS, mejor pronostica el modelo los datos. R² pred. es otra estadística como R, que refleja con cuánta efectividad el modelo predecirá datos futuros.

Finalmente, en tres pasos se determina la ecuación o modelo que relaciona los RDS recolectados diariamente con tres predictores: Población urbana, Número de viviendas tipo: Quinta y Ocasional (Tabla VI). El modelo final resultante es $Y = 0,013515 + 0,599 \text{ Urbana} + 0,153 \text{ Quinta} + 0,090 \text{ Ocasional}$ donde Y: RDS recolectados/día.

Los estadísticos del modelo seleccionados son R²= 92,42; R²ajustado= 92,19; Cp= 4,2; y R² pred= 91,79.

En la Figura 2 se representan los valores de RDS/día reales y predichos que se encuentran en la Tabla VII. En el gráfico se aprecia el ajuste del modelo para los datos.

Verificación de la validez del modelo

Para comprobar los supuestos del modelo de regresión: la linealidad de la relación, la normalidad y la homocedasticidad, así como si no hay datos faltantes o fuera del rango de estudio, se realiza con el software un gráfico de probabilidad de los residuos o errores. El gráfico (Figura 3), de acuerdo a los patrones que presenta, indica que no existe

TABLA VI
REGRESIÓN PASO A PASO: RDS/DÍA vs.
POBLACIÓN URBANA, QUINTA, CASA, RANCHO,
OCASIONAL, HOGAR NO POBRE. PARA 101
MUNICIPIOS DE VENEZUELA

Paso	1	2	3
Constante	-0,009066	0,005999	0,013515
P. urbana	0,810	0,645	0,599
Valor T	31,40	12,34	11,10
Valor P	0,000	0,000	0,000
Quinta		0,182	0,153
Valor T		3,56	3,00
Valor P		0,001	0,003
Ocasional			0,090
Valor T			2,54
Valor P			0,013
S	0,235	0,223	0,217
R ²	90,88	91,92	92,42
R ² (ajustado)	90,78	91,76	92,19
Cp de Mallows	20,0	8,6	4,2
PRESS	5,70902	5,18480	4,93312
R ² (pred)	90,50	91,37	91,79

Alfa a entrar: 0,15; Alfa a retirar: 0,15. La respuesta es RDS/día en 6 predictores, con N = 101.

Software estadístico (Minitab 17, versión Prueba).

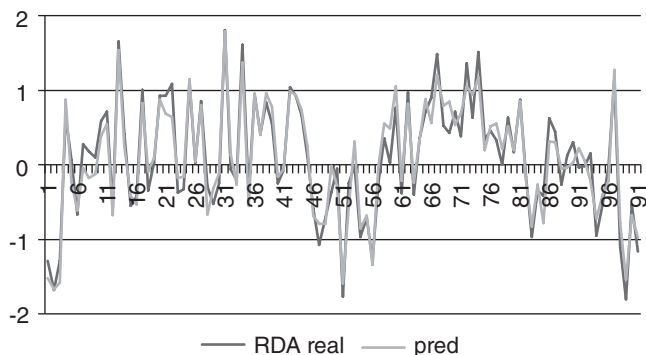


Figura 2. Valores de RDS/día, Reales y Predichos vs Municipios. Elaborado con software estadístico Minitab 17, versión Prueba.

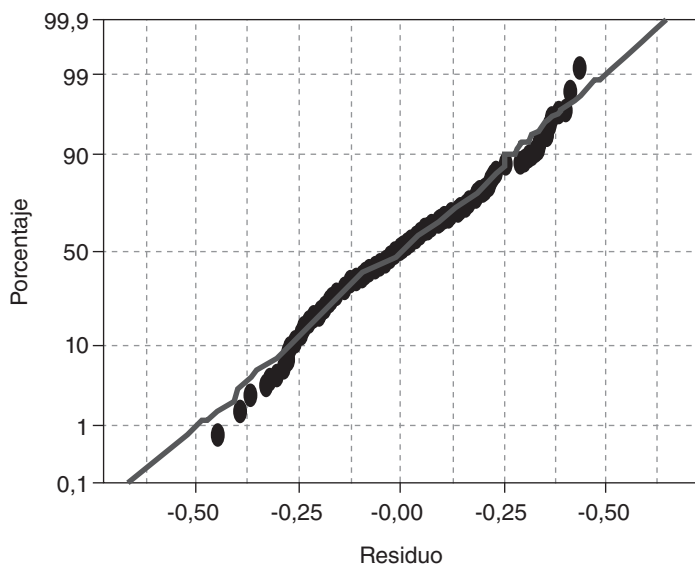


Figura 3. Probabilidad normal para el error o residuo. Elaborado con software estadístico Minitab 17, versión Prueba.

evidencia de no normalidad (tendencia recta), ni de sesgo (no curva en los extremos), ni valores atípicos (ausencia de puntos alejados de la curva), ni variables no identificadas (no hay cambio de pendiente).

Discusión

Las variables seleccionadas de las estadísticas publicadas por los órganos oficiales presentaron desviaciones de la normalidad, al igual que la variable respuesta en el estudio realizado en el municipio Puerto Cabello del año 2007 al 2012. En esta experiencia se observó, para la variable respuesta, que hay variaciones mayores de acuerdo a patrones estacionales y de temporadas. Esto responde a que se trata de una realidad social multidimensional compleja, en la que las interacciones de variables y procesos se superponen y dan lugar a fenómenos que van más allá de una mera acumulación de efectos.

En las variables: RDS recolectados diariamente, Población urbana, Viviendas tipo: Quinta, Casa, Rancho, Ocasional y Hogares no pobres, con la transformación (Johnson) se pudo captar estos efectos para linealizar las relaciones y aplicar el análisis multivariado.

En las agrupaciones de municipios, por similitud, se consideró para el estudio el grupo que contiene el municipio Puerto Cabello, por ser el caso de estudio. El modelo aplicará para 101 municipios de este grupo, a los que se ajusta el modelo.

El estudio de correlación indica que las variables tienden a crecer juntas, pero esto no indica que una tenga efecto directo o indirecto sobre la otra. Ambas pueden estar influenciadas por otras variables de modo que se origine una fuerte relación matemática. La interpretación que se puede dar depende, principalmente, de los detalles de la investigación y la explicación propia del tema, producto de la experiencia previa, por lo que la relación directa que se presenta con la cantidad de RDS podría estar relacionada con desarrollo y mejores

condiciones sociales y económicas, lo que se aprecia al observar mayores valores del coeficiente de correlación para unidades de vivienda de mejor condición socioeconómica. La vivienda es una obra que identifica el sub-sistema ambiental construido y es considerada, en los estudios socioeconómicos (Rodríguez, 2004), como el punto donde se aglutinan los parámetros sociales.

Los resultados de regresión indican que los tres predictores: Población urbana y Número de viviendas tipo: Quinta y Ocasional, son significativos debido a sus valores p bajos. Juntos, los tres predictores conforman los 92,42% de la varianza de la cantidad de RDS recolectados diariamente. Específicamente, se espera que:

- por cada persona que aumente la Población urbana, la cantidad de RDS recolectados diariamente, aumente en 0,599 kg/día, manteniendo constante los otros predictores.
- por cada aumento de una vivienda tipo Quinta, se espera que la cantidad de RDS recolectados diariamente, aumente en 0,153 kg/día, manteniendo constante los otros predictores
- por cada aumento de una vivienda tipo Ocasional, se espera que la cantidad de RDS recolectados diariamente, aumente en 0,090kg/día, manteniendo constante los otros predictores.

La estadística R² (pred.) refleja que el modelo predecirá datos futuros con una efectividad de 91,79%. Se debe considerar que el modelo es una aproximación de la realidad y no representa todos los aspectos de la realidad concreta y, por lo tanto, es una versión simplificada.

Conclusiones

Los resultados muestran como las variables socioeconómicas inciden en la estimación de RDS municipales y hace posible su explicación y predicción, utilizando una ecuación y estadísticas socioeconómicas.

Municipio	Entidad federal	P. urbana	Quinta	Casa	Rancho	Ocasional	No pobre	RDS/d real	Predicho	Error
Paz Castillo	Miranda	0,9332159	0,11153518	0,82341174	1,42864227	1,02617445	0,65553874	0,38291949	0,6819319	-0,29901242
Plaza	Miranda	1,3878705	0,82796593	0,97200294	0,87359396	0,84570849	1,45945568	1,35739707	1,04764198	0,30975509
Urdaneta	Miranda	1,05170245	0,99607301	0,91235615	1,05091808	1,59331395	1,00319592	0,63343052	0,9392822	-0,30585167
Zamora	Miranda	1,28670664	1,62420404	0,88623859	1,36785577	1,51488899	1,33633886	1,51162369	1,1690955	0,34252818
Arisemendi	Nueva Esparta	-0,00889249	0,90166187	-0,50799493	-0,73693574	0,52634869	-0,12408629	0,33468025	0,19351405	0,1411662
Díaz	Nueva Esparta	0,62995018	0,6973734	0,63261551	-0,12035928	0,24864912	0,48522781	0,4489127	0,51993171	-0,07101901
García	Nueva Esparta	0,58889732	0,8136711	0,40330909	-0,39905355	0,64869741	0,53624785	0,32463515	0,54913894	-0,22450379
Gómez	Nueva Esparta	0,1731108	0,68365722	0,10383047	-0,58695436	-0,09453542	0,02782621	-0,00266685	0,21329974	-0,21596658
Maneiro	Nueva Esparta	0,36796318	1,11218341	-0,14787873	-1,00675609	1,23327319	0,4397666	0,63055091	0,5150836	0,11546732
Marcano	Nueva Esparta	0,1493712	0,30046214	-0,10476671	-0,48108885	0,55907889	-0,00402262	0,16700193	0,19927615	-0,03227423
Mariño	Nueva Esparta	0,85147091	0,98546507	0,51181331	0,12819157	2,00760577	0,79755707	0,87530381	0,85500675	-0,02029706
Península de Macanao	Nueva Esparta	-0,22138816	-0,35933007	-0,36743705	-0,69405632	-0,44566954	-0,45529325	-0,16315536	-0,21418427	0,05102891
Villalba	Nueva Esparta	-1,09092932	-0,72982233	-1,44369765	-2,10212075	-0,86195563	-1,4701217	-0,97090184	-0,82919049	-0,14171135
Andrés bello	Táchira	-0,32477947	-0,19222112	-0,52094669	-1,40109226	-0,65352212	-0,33215234	-0,3447014	-0,26925472	-0,07544668
Antonio Rómulo Acosta	Táchira	-0,76197884	-1,62600291	-1,32422603	-1,45811756	-0,99873985	-1,10268183	-0,42118239	-0,78157536	0,36039297
Ayacucho	Táchira	0,39316978	0,48872228	0,33776602	0,30075116	-0,11053922	0,45735224	0,62003548	0,31384968	0,3061858
Bolívar	Táchira	0,46515845	0,11613436	0,29502726	0,63836116	-0,04987243	0,36879332	0,44119819	0,30542495	0,13577325
Córdoba	Táchira	0,00027508	-0,51333406	-0,2190006	0,07196482	0,13852707	-0,10999773	-0,27104338	-0,0523929	-0,21865048
Fernández Feo	Táchira	0,00559272	-0,57658183	0,21027534	0,45029921	0,42423391	0,12783024	0,12820785	-0,03317093	0,16137877
García de Hevia	Táchira	0,17506485	-0,19392994	0,19814706	-0,06891107	-0,70668868	0,18111734	0,29889523	0,02510558	0,27378965
Guásimos	Táchira	0,2797833	0,47753576	0,09083273	-0,55254498	-0,30778873	0,2314427	-0,03315855	0,22646718	-0,25962573
Independencia	Táchira	0,10836142	0,30109794	-0,02607373	-0,61398699	-0,76740383	0,11745889	-0,01880985	0,05542513	-0,07423497
Libertad	Táchira	-0,16077342	-0,37394973	-0,28543719	-0,35279676	-0,82477859	-0,20055547	0,1543024	-0,21987566	0,37417806
Lobatera	Táchira	-0,88093964	-0,47229137	-0,66582074	-1,27953577	-1,4590323	-0,467046	-0,95215607	-0,71774133	-0,23441474
Michelena	Táchira	-0,44245377	-0,13587392	-0,48902146	-1,13112954	-1,44136194	-0,24681415	-0,5201826	-0,40202609	-0,11815651
Panamericano	Táchira	-0,0773125	-0,69027589	-0,1546891	-0,29915707	-0,80933782	-0,1509435	-0,01880985	-0,2112478	-0,19243795
San Cristóbal	Táchira	1,54476439	1,64633315	1,3289829	0,89373735	0,88245688	1,62640786	1,15536133	1,27013896	-0,11477763
Seboruco	Táchira	-0,87610425	-1,06592	-1,28032539	-1,54277428	-1,15217902	-1,06054034	-1,10301136	-0,77805332	-0,32495804
Simón Rodríguez	Táchira	-1,86	-1,78116991	-2,12057769	-2,08469862	-1,78679956	-1,85484938	-1,80698352	-1,53395596	-0,27302756
Uribante	Táchira	-0,86973102	-1,26864431	-0,38788765	-1,07334708	0,27990835	-0,40888437	-0,53699578	-0,67636471	0,13936892
San Judas Tadeo	Táchira	-1,15291854	-1,13233898	-1,54898187	-1,68514891	-1,43267339	-1,20637102	-1,16713118	-0,97927167	-0,18785951

Datos originales de las variables de INE. (2011), transformadas con software estadístico (Minitab 17, versión prueba).

Los estadísticos del modelo permiten concluir que las variables o predictores: Población urbana, número de vivienda tipo Quinta y número de vivienda Ocasional, definen un modelo lineal que provee un buen ajuste, para los datos de cantidad de RDS recolectados diariamente y puede predecir datos futuros, para los 101 de municipios estudiados.

Así mismo se concluye que el análisis multivariado es una herramienta que permite obtener una estimación de los RDS, a través de datos estadísticos socioeconómicos.

Poder calcular valores de RDS, producto de la correlación con las variables socioeconómicas de cada municipio, permite contar con valores más precisos que los que aportan algunas fuentes que solo refieren categorías de población donde deben ubicarse los municipios para tomar valores estimados.

Determinar a cuánto corresponden las cantidades de residuos que se deben manejar

proporciona cierta visión de la magnitud del trabajo a futuro, y contribuye a la estimación de número y capacidad de equipos de recolección, personal requerido, tiempo de vida del relleno sanitario, costos, entre otros.

REFERENCIAS

Acuña S, Valera V (2008) *Indicadores de Generación de Residuos y Desechos Sólidos en Venezuela*. Universidad Metropolitana. Caracas, Venezuela. p. 1.

Barradas A (2009) *Gestión Integral de los Residuos Sólidos Municipales. Estado del Arte*. Instituto Tecnológico de Minatitlán, México. 3 pp.

Chou Y, Polansky AM, Manson RL (1998) Transforming nonnormal data to normality in statistical process control. *J. Qual. Technol.* 30: 133-141.

Cuadras CM (1991) *Problemas de Probabilidades y Estadística. Vol. II. Inferencia Estadística. 7ª ed.* PPU. Barcelona, España. pp. 38-43

Cuadras CM (2011) *Nuevos métodos de análisis multivariante*. CMC. Barcelona, España. 10 pp.

Dallas J (2000) *Métodos Multivariados Aplicados al*

Análisis de Datos. Thompson. México. 566 pp.

Figueras M (2000) *Introducción al Análisis Multivariante*. www.5campus.com/leccion/anamul (Cons. 12/08/2014)

INE (2011) *Informes Geoambientales*. Gerencia de Estadísticas Ambientales. Instituto Nacional de Estadísticas. Caracas. Venezuela.

INE (2013) *XIV Censo de Población y Vivienda. Resultados por Entidad Federal y Municipios del Estado Carabobo*. Gerencia General de Estadísticas Demográficas. Gerencia de Censo de Población y Vivienda. Instituto Nacional de Estadísticas Caracas, Venezuela.

Lagos I, Vargas J (2003) Sistemas de familias de distribuciones de Johnson, una alternativa para manejo de datos no normales en cartas de control. *Rev. Col. Estadist.* 26: 25-40.

Ley (2010) *Ley de Gestión Integral de la Basura*. Gaceta Oficial N° 6.017 Extraordinario del 30 de diciembre de 2010. República Bolivariana de Venezuela.

Pla LE (1986) *Análisis Multivariado*. OEA. Washington DC, EEUU. 97 pp.

Peña D (2002) *Análisis de Datos Multivariantes*. McGraw-Hill/

Interamericana. Madrid, España. 539 pp.

Rodríguez M (2004) *Diseño de un modelo matemático de la generación de residuos sólidos municipales en Nicolás Romero*. México. pp. 39-48.

Rosas M, Chacín F, García J, Ascanio M, Cobo M (2001) Modelos de regresión lineal múltiple en presencia de variables cuantitativas y cualitativas para predecir el rendimiento estudiantil. *Rev. Fac. Agron. UCV* 23: 196-212.

Sánchez OG (2007) *Gestión Integral de los Residuos Sólidos Urbanos en los Municipios de Actopan, San Salvador y El Arrenal del Estado de Hidalgo*. Tesis. Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo. México. pp. 28-37.

Sierra J (2003) *Reexpresión de las variables*. http://rua.ua.es/dspace/bitstream/10045/19781/1/LA_REEXPRESION_DE_LAS_VARIABLES.doc

Tchobanoglous G, Theisen A, Vigil S (1994) *Gestión Integral de Residuos Sólidos Urbanos*. McGraw-Hill. Madrid, España. Vol I. pp. 145-164.

Universidad de Barcelona (2014) *Medidas de Asociación para Variables Cuantitativas*. www.ub.edu/aplica_infor/spss/cap3-5.htm