

Adolescent Feeding Trends in Urban and Rural Areas of Bolivar Province: A Multivariate Analysis Approach

Tendencias de alimentación de adolescentes en zonas urbanas y rurales de la provincia bolívar: un enfoque de análisis multivariante

Edwin Álvaro Solórzano Saltos^{1*}; Sergio Alberto Castillo Páez²

ABSTRACT

The research aimed to identify common food consumption patterns in the adolescent population of urban and rural areas of Bolivar Province from data reported in the National Health and Nutrition Survey (ENSANUT) in 2018. Multivariate analysis techniques were applied: exploratory factor analysis (EFA) and logistic regression analysis, from 10 food-related variables. Through the EFA, four factors were obtained 1: consumption of unhealthy foods, 2: consumption of vegetables and beverages, 3: school food, and factor 4: fruit consumption, which explains 50% of the data variance. Using logistic regression analysis, the tendency that exists between the food factors and the area of origin (urban-rural) was determined with 68.55% sensitivity, where factors 1, 2, and 4 are directly associated with the probability of belonging to the rural area and factor 3 is associated with the urban area. The dimensionality of the 10 study variables analyzed was reduced, obtaining 4 dietary patterns that identify adolescents according to the area of residence they belong to.

Keywords: feeding, adolescents, exploratory factor analysis, logistic regression.

RESUMEN

La finalidad de la investigación fue identificar patrones de consumo de alimentos comunes en la población adolescente de las zonas urbana y rural de la provincia Bolívar a partir de datos reportados en la Encuesta Nacional de Salud y Nutrición (ENSANUT) en el año 2018. Se aplicó técnicas de análisis multivariante: análisis factorial exploratorio (AFE) y análisis de regresión logística, a partir de 10 variables relacionadas con la alimentación. Mediante el AFE se obtuvo cuatro factores 1: consumo de alimentos poco saludables, 2: consumo de vegetales y bebidas, 3: alimentación escolar y factor 4: consumo de frutas, que explican el 50% de la varianza de los datos. Mediante el análisis de regresión logística se determinó la tendencia que existe entre los factores de alimentación y la zona de procedencia (urbano – rural) con un 68,55% de sensibilidad, donde, los factores 1, 2 y 4 se asocian directamente con la probabilidad de pertenecer a la zona rural y el factor 3 se asocia a la zona urbana. Se redujo la dimensionalidad de las 10 variables de estudio analizadas, obteniendo 4 patrones alimentarios que identifica a los adolescentes según la zona de residencia que pertenecen.

Palabras clave: alimentación, adolescentes, análisis factorial exploratorio, regresión logística.



1. Universidad Politécnica Estatal del Carchi, Calle Artesana y Av. Universitaria, Tulcán, Ecuador, edwin.solorzano@upec.edu.ec, <https://orcid.org/0000-0001-9966-4488>

2 Universidad de las Fuerzas Armadas, Av. General Rumiñahui s/n y Ambato, Campus Matriz Sangolquí, Quito, Ecuador, sacastillo@espe.edu.ec, <https://orcid.org/0000-0002-5402-2462>

1. INTRODUCCIÓN

La adolescencia es un periodo de crecimiento después de la niñez y antes de la edad adulta, por lo que se trata de grupos de personas que se encuentran en plena fase de desarrollo biológico, caracterizado por un ritmo acelerado en el crecimiento del individuo (Alcaraz et al., 2021). Se experimentan cambios importantes a nivel fisiológico, psicoemocional, social y sexual, donde una adecuada alimentación es fundamental para fomentar un proceso de maduración y desarrollo óptimo (Vásquez Giler et al., 2019, p. 4).

En esta etapa de la vida se perfila su personalidad, se vuelven independientes y controlan su ingesta de alimentos acorde a sus preferencias o por la influencia de su entorno (Riddle et al., 2023). Empiezan a adoptar patrones de alimentación social, no mantienen las comidas principales y la sustituyen por comida rápida (Sekine et al., 2022). La adopción de estas prácticas va a repercutir de manera directa en su estado de salud actual, produciendo enfermedades patológicas importantes a mediano y largo plazo.

Por otra parte, mantener una alimentación y dieta poco saludable, acarrea graves consecuencias para el estado nutricional y la salud futura del adolescente (Kubuga et al., 2023, p. 12). A esto se suma que la alimentación en zonas rurales está condicionada acorde al nivel de conocimiento del perfil alimentario de su entorno y al limitado acceso de alimentos en la cantidad, calidad y diversidad necesarias para mantener una vida activa y garantizar una salud integral (Costas-Duarte et al., 2020, p. 214).

En la literatura estadística, se han encontrado varios estudios que tratan de relacionar el tipo de alimentación en función de la zona de residencia de los habitantes, en este sentido (Rodríguez-Ramírez et al., 2020) utilizaron modelos de regresión logística ordinal identificando diferencias significativas ($p < 0.05$) entre las variables sociodemográficas analizadas. Se encontró que la población de las localidades urbanas los registros más altos de consumo de verduras en contraste con la población rural que tiene un mayor consumo de leguminosas. Por otra parte (Jiménez Boraita et al., 2022) aplicaron un test Chi Cuadrado de Pearson para el análisis de relación de las variables, donde existió una asociación significativa entre el consumo de comida rápida y los adolescentes de los centros urbanos. De la misma manera, el estudio realizado por (Carrillo, José et al., 2021) utilizaron una prueba ANOVA de una vía para establecer las diferencias en los parámetros cuantitativos entre los grupos urbano y rural, encontrando que los estudiantes del entorno rural tienen mayor probabilidad de consumir alimentos no saludables ($p < 0,005$) que los estudiantes del entorno urbano caracterizados por el consumo frecuente de frutas y verduras.

En el presente estudio, nos interesa conocer la posible relación entre el perfil alimentario y la zona rural o urbana a la que pertenece la población adolescente de la provincia de Bolívar. Para este fin, hemos recurrido al análisis multivariante y modelos de regresión, pues ambas técnicas permiten analizar las diferentes relaciones existentes entre múltiples variables de estudio interdependientes de manera simultánea (Palacio et al., 2020, p. 22). Específicamente, el uso de técnicas multivariadas como el análisis factorial exploratorio (AFE) y el análisis de regresión

logística, se utilizan para identificar factores subyacentes que puedan influir o predecir una variable dependiente. (Quindemil & Rumbaut, 2019, p. 8).

2. MATERIALES Y MÉTODOS

Para el desarrollo del estudio, se utilizó los datos reportados en la Encuesta Nacional de Salud y Nutrición (ENSANUT) realizada por el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC) en el año 2018, que consta como la última información oficial. Los datos analizados corresponden a indicadores de alimentación de adolescentes (2028 registros) de la provincia Bolívar conformadas por 10 variables cuantitativas : días que consumió frutas (DCF), porciones de fruta consumida (PFC), días que consumió vegetales (DCV), porciones de verdura consumida (PVG), días que consumió gaseosas y bebidas procesadas (DCGB), veces que consumió gaseosas y bebidas procesadas (VCGB), vasos de agua consumidos al día (VACD), días que consumió comida rápida (DCCR), días que consumió productos procesados (DCPP) y días que recibió alimentación escolar (DRAE) y la variable categórica área (urbano – rural). La población de estudio fue caracterizada (Tabla I) mediante estadística descriptiva.

Tabla 1. Caracterización de la población de estudio.

Característica	Frecuencia	%
Edad (promedio)	14	47.1
Hombres	1041	51.3
Mujeres	987	48.7
Sector urbano	1068	52.7
Sector rural	960	47.3
Muestra (n)	2028	100

Fuente: Encuesta Nacional de Salud y Nutrición (2018)

Métodos utilizados

En un primer momento, se utilizó el análisis factorial exploratorio (Pizarro Romero & Martínez Mora, 2020) para reducir la dimensionalidad de los datos e identificar factores subyacentes que pueden explicar las relaciones entre las variables analizadas, como se describe en la Ecuación 1:

$$X_i = \lambda_{i1}F_1 + \lambda_{i2}F_2 + \dots + \lambda_{im}F_m + \varepsilon \quad \text{Ecuación 1}$$

Donde: X_i es la variable observada (área), $\lambda_{i1}F_1$ son los coeficientes que indican la contribución de la variable latente F_1 con respecto a la variable observada X_i , F es la variable latente y ε es el error asociado a la variable observada X_i . Bajo este modelo se prevé identificar un número

reducido de factores que expliquen la mayor proporción de la variabilidad con respecto a las variables analizadas.

Para identificar las variables de alimentación que tienen influencia significativa en cada factor, se utilizó la rotación varimax mediante el método de estimación por mínimos cuadrados, que redujo la dimensionalidad de los datos para identificar estructuras subyacentes en el conjunto de variables. Se utilizaron varios criterios de bondad de ajuste para evaluar la calidad y la adecuación del modelo: 1) Prueba de Esfericidad de Bartlett para evaluar si las variables no están correlacionadas ($p < 0.05$). 2) Medida de Adecuación Muestral de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) para establecer si los datos son adecuados para el análisis factorial ($KMO > 0.60$) y 3) Comunalidades, que muestran la proporción de la varianza de cada variable que es explicada por los factores, y las unicidades que representan la proporción de la varianza de cada variable que no es explicada por los factores.

A partir de los factores obtenidos ($F_1 + F_2 + \dots + F_m$) se pretendió predecir la probabilidad de ocurrencia de un evento en función de las variables analizadas, para ello, se realizó el análisis de regresión logística (Brage, 2020) para modelar la relación entre la variable dependiente binaria área (urbano, rural) y el conjunto de factores. Para implementar la regresión logística y validar su ajuste, se siguieron varios pasos: 1) La variable área se convirtió en factor (1: urbano, 0: rural) 2), se ajustó el modelo logístico con la “familia binomial” y el enlace “logit” para asegurar que el modelo sea adecuado para el tipo de variable respuesta y facilitar la interpretación de los resultados. Por lo tanto, el modelo logístico se expresó como:

$$\log = \left(\frac{P(y = 1)}{1 - P(y = 1)} \right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4$$

Donde:

$\left(\frac{P(y=1)}{1-P(y=1)} \right)$ = razón de las probabilidades (Odds)

β_0 = intercepto

β_i = coeficientes para las variables predictoras X_i

Los coeficientes del modelo logístico pueden ser interpretados mediante la transformación exponencial e^{β_i} obteniendo los Odds Ratios (OR) que proporcionan una medida de la relación entre las variables predictoras y la variable respuesta, donde un $OR > 1$ se asocia con un aumento en la probabilidad que ocurra el evento $Y=1$, indicando una relación positiva y un $OR < 1$, se asocia con una disminución en la probabilidad que ocurra el evento $Y=1$, evidenciando una relación negativa. Las predicciones se realizaron mediante el cálculo de las probabilidades predichas.

Las técnicas de validación utilizadas fueron: Test de Hosmer-Lemeshow que evaluó la bondad de ajuste del modelo logístico comparando los valores observados y esperados, donde un p-

valor alto ($p > 0.05$) indica que el modelo se ajusta bien a los datos obtenidos, según la Ecuación 2:

$$x^2 = \sum_{i=1}^g \frac{(o_i - E_i)^2}{E_i(1 - \hat{p}_i)} \quad \text{Ecuación (2)}$$

Donde:

g = número de grupos.

O_i = número de observaciones observadas en el grupo i

E_i = número de observaciones esperadas en el grupo i

P_i = probabilidad predicha para el grupo i

A partir de la recodificación de las predicciones en clases (0 o 1) se construyó la tabla de clasificación y tasa de aciertos, donde una alta proporción de clasificaciones correctas indica un buen ajuste del modelo, obtenidos con la aplicación de la siguiente fórmula:

$$\text{Tasa de aciertos} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Donde:

TP = casos correctamente clasificados como positivos.

TN = casos correctamente clasificados como negativos.

FP = casos incorrectamente clasificados como positivos.

FN = casos incorrectamente clasificados como negativos.

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Para iniciar con el análisis de la estructura factorial, se obtuvo la matriz de correlación de Pearson (Tabla 2) que resume las relaciones existentes entre las variables previo a la extracción de factores. La matriz obtenida muestra una correlación positiva moderada entre los grupos de variables DCV y DCGB (0,588); VACD y DCCR (0,494); VCGB y VACD (0,475); DCGB y NFC (0,422) y correlación negativa moderada entre las variables DCCP y DCCR (-0,385); DRAE y VCGB (-0,334); DCCP y NFC (-0,328). Por lo tanto, se determina que existe relación lineal entre pares de variables de la base de datos, por lo tanto, se puede realizar el AFE.

Tabla 2. Matriz de correlación de Pearson

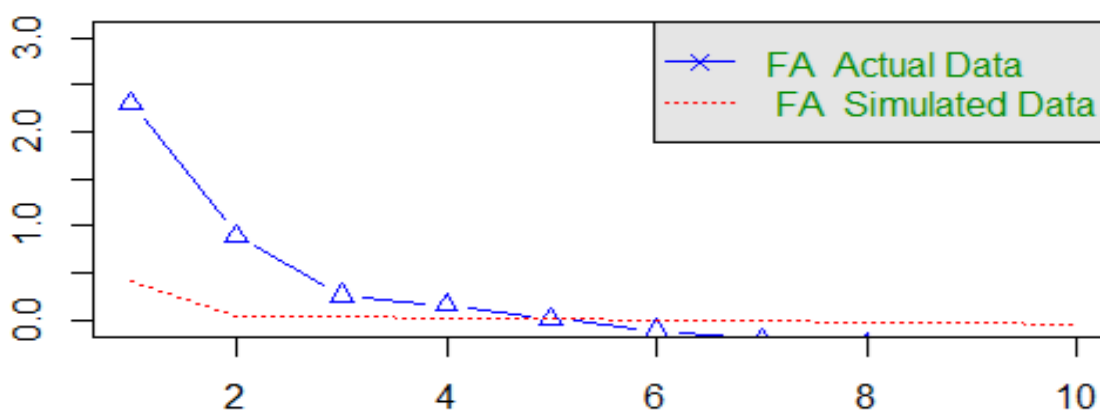
	DCF	NFC	DCV	PVC	DCGB	VCGB	VACD	DCCR	DCCP	DRAE
DCF	1,000									
NFC	-0,283	1,000								
DCV	-0,162	0,384	1,000							
PVC	0,084	0,138	0,287	1,000						
DCGB	-0,282	0,422	0,588	0,257	1,000					
VCGB	-0,081	0,255	0,153	0,087	0,093	1,000				
VACD	-0,104	0,211	0,158	0,164	0,005	0,475	1,000			
DCCR	-0,068	0,247	0,090	0,117	0,073	0,387	0,494	1,000		

DCCP	0,169	-0,328	-0,104	-0,103	-0,233	-0,332	-0,281	-0,385	1,000
DRAE	0,159	-0,119	-0,179	-0,163	-0,150	-0,334	-0,218	-0,216	0,381

Posteriormente, se realizaron pruebas para comprobar que la estructura de los datos utilizada es adecuada para ser analizada factorialmente. Las pruebas empleadas fueron el test de esfericidad de Bartlett ($X^2 = 211.39$; $p = 0,000$) que indica que las variables están suficientemente correlacionadas para ser reducidas a un modelo factorial y el índice de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO= 0.72) que confirma la adecuación de los datos para realizar un análisis factorial.

Para establecer el número óptimo de factores a extraer, se realizó el análisis paralelo mediante el gráfico de sedimentación (Figura 1), donde se determina que son 4 factores los que explican la mayor cantidad de varianza de las 10 variables de alimentación analizadas.

Figura 1. Gráfico de sedimentación para determinación de factores a extraer.



En la tabla 3, la correlación de las puntuaciones con los factores muestra cuanto se correlacionan las puntuaciones de las variables originales con cada uno de los 4 factores obtenidos, esto sugiere que las variables originales están muy bien representadas por los factores 1, 2, y 3 con correlaciones cercanas a 1 y el factor 4 tiene una menor correlación (0,64). Así mismo, el R^2 múltiple de las puntuaciones con los factores 3, 1 y 2 explican un alto porcentaje de la varianza de las puntuaciones (88%, 87% y 77% respectivamente).

Tabla 4. Análisis factorial de mínimos residuos.

	Factor 1	Factor 2	Factor 3	Factor 4
Correlación de las puntuaciones con los factores	0,93	0,88	0,94	0,64
R^2 múltiple de las puntuaciones con los factores	0,87	0,77	0,88	0,41
Correlación mínima de las posibles puntuaciones de los factores	0,75	0,54	0,76	-0,18

Para evaluar la calidad del ajuste del modelo, se obtuvo las comunalidades y unicidades (Tabla 4), donde las variables originales DRAE, DCGB, VACD y DCV tienen comunalidades alta, lo que significa que gran parte de su varianza es explicada por los factores obtenidos. Con respecto a las unicidades, las variables DCF, PVC, DCPD y VCGD indican que gran parte de la varianza única de estas variables no son explicadas por los factores en el modelo, son únicas y específicas para estas variables.

Tabla 4. Comunalidades y unicidades.

Variables	Comunalidades	Variables	Unicidades
DRAE	0,9984	DCF	0,7252
DCGB	0,7054	PVC	0,7085
VACD	0,5398	DCPD	0,6508
DCV	0,5384	VCGD	0,6027
DCCR	0,4602	NFC	0,5662
NFC	0,4337	DCCR	0,5397

Para determinar la asociación del conjunto específico de variables originales con cada uno de los 4 factores extraídos, se aplicó el método de rotación “varimax” (Tabla 5). Se evidencia que los 4 factores explican el 50% de la varianza de las 10 variables originales, donde el factor 1 es el que más varianza explica de forma individual (17%) y la mayor proporción total (34%).

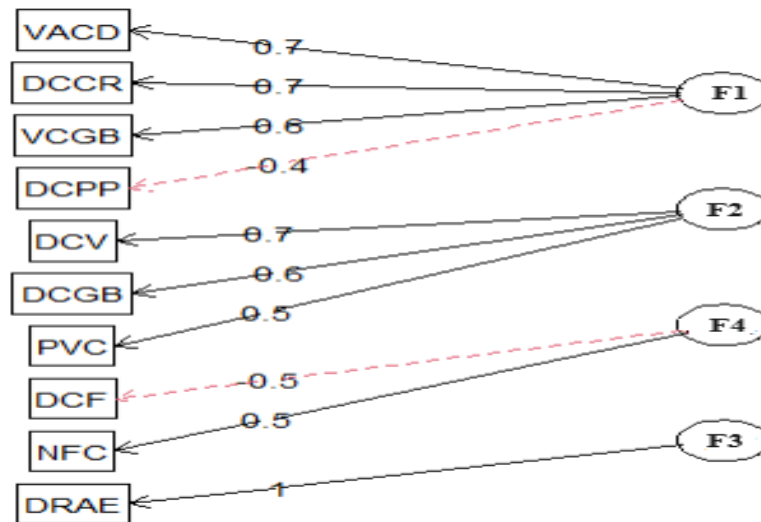
Tabla 5. Rotación mediante el método varimax.

	Factor 1	Factor 2	Factor 3	Factor 4
Cargas SS	1,69	1,24	1,03	1,03
Varianza proporcional	0,17	0,12	0,10	0,10
Varianza acumulada	0,17	0,29	0,40	0,50
Proporción explicada	0,34	0,25	0,21	0,21
Proporción acumulada	0,34	0,59	0,79	1,00

Para visualizar como las variables analizadas se relacionan entre sí y se agrupan en factores, se realizó el diagrama de factorización (Figura 2), que permitió determinar que el Factor 1 se agrupa con las variables: VACD, DCCR, VCGD y DCPD; el Factor 2 con las variables: DCV, DCGB y PVC; el Factor 3 con la variable DRAE y el factor 4 con las variables DCF y NFC.

Acorde a la naturaleza y las características de las variables agrupadas, el factor 1 se denominó como “consumo de alimentos poco saludables”, el factor 2 “consumo de vegetales y bebidas”, el factor 3 “alimentación escolar” y el factor 4 “consumo de frutas”.

Figura 2. Diagrama de factorización (Análisis de factores).



Con los resultados obtenidos se realizó el ajuste del modelo, obteniendo valores de $fit = 0,8124$ y $fit.off = 0,9899$, lo que indica que es bastante bueno, sugiriendo que los factores obtenidos explican una cantidad significativa de los datos. El criterio de información bayesiano ($BIC = -1,485$) establece que el modelo actual tiene un buen ajuste y es relativamente parsimonioso en cuanto al número de factores obtenidos. En este sentido es altamente improbable que el modelo de análisis factorial obtenido se deba al azar.

En un segundo momento, para evaluar cómo los 4 factores obtenidos en el AFE se relacionan con la probabilidad de que un adolescente viva en un área rural o urbana, se realizó el análisis de regresión logística (logit) mediante los criterios que se describen en la siguiente ecuación:

$$P(Y = 1/X) = G(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k) \quad \text{Ecuación (3)}$$

Donde: P es la probabilidad de que variable área sea igual a 1 (urbano); Y es la variable dependiente (área), G es la función de distribución acumulada logística; $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ son los coeficientes del modelo que representan el efecto de cada factor y X_1, X_2, X_k son las variables independientes.

Para ajustar el modelo de regresión logística para predecir la variable área (urbano - rural) se utilizaron los factores 1, 2, 3 y 4 como predictores, obteniendo los coeficientes estimados para el modelo de regresión logística ajustado (Tabla 6).

Tabla 6. Modelo de regresión logística.

Factores	Estimación	Error estándar	Valor z	p-valor	Odds ratios
1	-0.1217	0.0531	-2.294	0.021	0.885
2	-0.0970	0.0587	-1.653	0.009	0.907
3	0.1354	0.0454	2.983	0.002	1.145
4	-0.1786	0.0632	-2.823	0.004	0.836

El modelo obtenido, evidencia que los p-valor son menores que 0.05, lo que indica que las variables predictoras (factores) son estadísticamente significativas para predecir la variable “área”.

A continuación, se presenta una tabla comparativa que relaciona las zonas urbana y rural en función de los factores del modelo “logit” y las variables originales del estudio:

Tabla 7. Relación de los factores con la zona de residencia

Factor	Odds Ratios	Zona urbana	Zona rural	Variables originales
1: Consumo de alimentos poco saludables.	0.885	Menor probabilidad	Mayor probabilidad	VACD, DCCR, VCGB, DCPD
2: Consumo de vegetales y bebidas.	0.907	Menor probabilidad	Mayor probabilidad	DCV, DCGB, PVG
3: Alimentación escolar.	1.145	Mayor probabilidad	Menor probabilidad	DRAE
4: Consumo de frutas.	0.836	Menor probabilidad	Mayor probabilidad	DCF, PFC

La tabla 7 muestra cómo los factores 1, 2 y 4 se relacionan con patrones alimentarios de adolescentes que viven en un área urbana y el factor 3 con los adolescentes que residen en un área rural. Esto proporciona una visión clara de las diferencias de los patrones de consumo de alimentos que existe entre la población de adolescente de las áreas urbanas y rurales.

Para evaluar la bondad de ajuste del modelo logístico se realizó el test de Hosmer-Lemeshow, obteniendo un valor de $X^2=11.219$ y un p-valor = 0.1896, que sugiere que el modelo logístico se ajusta bien a los datos para predecir la variable “área”

La clasificación para la prueba de Hosmer y Lemeshow (Tabla 7) muestra la frecuencia de coincidencias entre las predicciones del modelo y los valores reales de la variable área.

Tabla 8. Clasificación del modelo de regresión logística

		Observaciones proyectadas	
		0	1
Observaciones reales	0	375	585
	1	336	732

Para determinar la precisión general del modelo y tasa de aciertos en los diferentes casos, se aplicó la siguiente fórmula:

$$Tasa\ de\ aciertos = \frac{TP}{TP + FN}$$

Donde:

TP = Número de casos de la clase 1 que el modelo predijo correctamente como clase 1 (732).

FN= Número de casos de la clase 1 que el modelo predijo incorrectamente como clase 0 (336).

A partir de los resultados de la tabla 8, se obtuvo que la precisión general del modelo logit fue del 55% para clasificar los patrones alimentarios de los adolescentes acorde a las áreas: urbano y rural. Además, presentó una sensibilidad (tasa de aciertos) del 68,5% de los casos reales que pertenecen a la clase 1 (área urbana) y por ende no detectó el 31.45% de los casos reales de la clase 1 (falsos negativos), evidenciando la alta capacidad para clasificar correctamente las áreas urbanas y rurales con respecto a los patrones de alimentación.

4. DISCUSIÓN

Mediante el análisis factorial exploratorio se redujo la dimensionalidad de las 10 variables originales de estudio a 4 factores que se agruparon acorde a los patrones alimentarios de los adolescentes, pudiendo clasificarse en conductas saludables y poco saludables. El modelo de regresión logística determinó la probabilidad de que un adolescente que reside en un área rural o urbana tenga cierta conducta de alimentación con un precisión del 55%.

Se determinó que el factor 4: consumo de frutas (Odds Ratio: 0.836) tiene una mayor influencia en distinguir entre adolescentes que viven en áreas urbanas de aquellos adolescentes que viven en áreas rurales, es un factor clave a considerar. Por lo tanto, el hábito alimentario de consumir productos sanos (frutas) es significativamente mayor en el área rural. Esto se relaciona con la investigación realizada por (Hernández-Vásquez et al., 2022) donde se establece que en las área

rurales hay mayor disponibilidad de frutas frescas debido a que la agricultura es más prevalente y por ende existe mayor disponibilidad y asequibilidad.

Contrariamente al consumo de alimentos saludables, los adolescentes en las áreas rurales también tienen una mayor probabilidad de consumir alimentos poco saludables. Según manifiesta (Quinn et al., 2024) esta tendencia de consumo puede estar relacionada con la alta disponibilidad de comida chatarra y productos procesados, así como los hábitos culturales y económicos de este sector de la población, que favorecen el consumo de estos productos.

Se evidencia que en las zonas rurales hay una mayor probabilidad de consumo tanto de alimentos poco saludables (Factor 1) como el consumo de alimentos saludables: frutas (Factor 4) que en primera instancia resulta contradictoria. Sin embargo, esto refleja la existencia de una dieta mixta dentro de este grupo poblacional, ya que según menciona (Rodríguez-Torres et al., 2024), a pesar de la disponibilidad de frutas frescas, la presencia de factores como accesibilidad, versatilidad, costo y falta de educación nutricional, llevan a un mayor consumo de alimentos poco saludables.

Como posibles líneas de trabajo futuro, se debe considerar evaluar cómo los hábitos alimenticios de los adolescentes de las áreas urbanas y rurales de la provincia Bolívar cambian con el tiempo y cómo estos cambios pueden estar relacionados con factores socioeconómicos y culturales. Con respecto a los resultados obtenidos, es importante investigar el apareamiento de nuevas tendencias en alimentación y nutrición (mixtas) que puedan estar emergiendo entre los adolescentes de las áreas urbanas y rurales.

Declaración de disponibilidad de datos:

Los datos están disponibles en la página web del Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC), con el siguiente detalle:

ID del estudio: ECU-INEC-DIES-ENSANUT-2018-v1.4
Año: 2018
Productor(es): Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC) - Secretaría Técnica Planifica Ecuador
Descarga: <https://anda.inec.gob.ec/anda/index.php/catalog/891/download/18678>

Conflictos de interés:

“Los autores declaran no tener conflicto de interés”.

REFERENCIAS

Alcaraz, S., Velázquez, P., Alcaraz-Martínez, S. B., & Velázquez-Comelli, P. C. (2021). Prácticas alimentarias y estado nutricional en adolescentes de un centro educativo privado subvencionado de la ciudad de Luque en agosto de 2019. *Revista Científica Ciencias de La Salud*, 3(2), 26–38. <https://doi.org/10.53732/rccsalud/03.02.2021.26>

- Brage, M. (2020). *Análisis de datos categóricos: regresión logística y multinomial*. <http://riull.ull.es/xmlui/handle/915/20667>
- Carrillo, José, P., Perujo, M. G., Cantó, E. G., & Guillamón, A. R. (2021). *Diferencias en la calidad de la dieta de escolares españoles de educación primaria de entornos rurales y urbanos*. 27(1).
- Costas-Duarte, V., Alfonzo-Maciel, F., Serafini-Melgarejo, M., Flores-Alatorre, J. F., Costas-Duarte, V., Alfonzo-Maciel, F., Serafini-Melgarejo, M., & Flores-Alatorre, J. F. (2020). Caracterización Alimentaria nutricional de adolescentes de la comunidad campesina del Barrio Ybyraty de Paraguari. *Memorias Del Instituto de Investigaciones En Ciencias de La Salud*, 18(1), 22–31. <https://doi.org/10.18004/mem.iics/1812-9528/2020.018.01.22-031>
- Hernández-Vásquez, A., Visconti-Lopez, F. J., & Vargas-Fernández, R. (2022). Factors Associated with Food Insecurity in Latin America and the Caribbean Countries: A Cross-Sectional Analysis of 13 Countries. *Nutrients*, 14(15). <https://doi.org/10.3390/nu14153190>
- Jiménez Boraita, R., Arriscado Alsina, D., Gargallo Ibort, E., & Dalmau Torres, J. M. (2022). Quality of life related to health and habits: Differences between adolescents in rural and urban environments. *Anales de Pediatría*, 96(3), 196–202. <https://doi.org/10.1016/j.anpedi.2020.11.022>
- Kubuga, C. K., Song, W. O., & Shin, D. (2023). Determinants of dietary patterns of Ghanaian mother-child dyads: A Demographic and Health Survey. *PLoS ONE*, 18(11 November). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0294309>
- Palacio, F. X., Apodaca, M. J., & Crisci, J. V. (2020). *Análisis multivariado para datos biológicos*. https://www.researchgate.net/publication/341446029_ANALISIS_MULTIVARIADO_PARA_DATOS_BIOLOGICOS_Teoria_y_su_aplicacion_utilizando_R
- Pizarro Romero, K., & Martínez Mora, O. (2020). Análisis factorial exploratorio mediante el uso de las medidas de adecuación muestral kmo y esfericidad de bartlett para determinar factores principales. *Journal Of Science and Research*, 5, 21. <https://zenodo.org/records/4453224>
- Quindemil, E., & Rumbaut, F. (2019). Análisis de componentes principales para obtener indicadores reducidos de medición en la búsqueda de información. *Revista Cubana de Información En Ciencias de La Salud*, 30(3), 1–17. http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2307-21132019000300002
- Quinn, L., Martin, J., Asamane, E., Manaseki-Holland, S., Lilford, R. J., Traore, L., Thompson, J., Watson, S. I., & Hemming, K. (2024). Statistical analysis plan for cluster randomised trial to evaluate a community-level complementary food safety and hygiene and nutrition intervention in Mali: the MaaCiwara study. *Trials*, 25(1), 1–10. <https://doi.org/10.1186/s13063-024-08328-x>
- Riddle, A. Y., Li, W., Bhutta, Z. A., Vlassoff, C., Taljaard, M., Kristjansson, E., Welch, V., & Wells, G. A. (2023). Associations between dimensions of empowerment and nutritional

status among married adolescent girls in East Africa: a structural equation modelling study. *BMC Public Health*, 23(1). <https://doi.org/10.1186/s12889-022-14949-1>

Rodríguez-Ramírez, S., Gaona-Pineda, E. B., Martínez-Tapia, B., Arango-Angarita, A., Kim-Herrera, E. Y., Valdez-Sánchez, A., Concepción Medina-Zacarías, M., Ramírez-Silva, I., & Shamah-Levy, T. (2020). Consumo de grupos de alimentos y su asociación con características sociodemográficas en población mexicana. Ensanut 2018-19. *Salud Publica de Mexico*, 62(6), 693–703. <https://doi.org/10.21149/11529>

Rodríguez-Torres, Á.-F., Marín-Marín, J.-A., López-Belmonte, J., & Pozo-Sánchez, S. (2024). Análisis de la actividad física y la alimentación en estudiantes de Ecuador y la influencia del apoyo familiar e institucional (Analysis of physical activity and nutrition in students from Ecuador and the influence of family and institutional support). *Retos*, 54, 279–288. <https://doi.org/10.47197/retos.v54.103479>

Sekine, A., Okazaki, F., Sugiyama, H., Saeki, K., & Suzuki, R. (2022). Eating behaviour characteristics and dietary intake among Japanese junior high school students: A cross-sectional study. *Nutrition and Health*. <https://doi.org/10.1177/02601060221138644>

Vásquez Giler, Y. A., Macías-Moreira, P., González-Hernández, A., Pérez-Cardoso, C. N., & Carrillo-Farnés, O. (2019). Health determinants in adolescents of Cerro Guayabal community, Ecuador. *Revista Cubana de Salud Publica*, 45(2), 1–15.