

Creación de planes alimenticios mediante algoritmos genéticos para combatir la obesidad infantil en México

Cristian I. Echartea de la Rosa, Marco Aurelio Nuño Maganda, Yahir Hernández Mier, Said Polanco Martagón

Universidad Politécnica de Victoria, Victoria, Tamaulipas, México

{1530229, mnunom, yhernandezm, spolanco}@upv.edu.mx

Resumen. En la actualidad (2021), la obesidad infantil es un problema grave de salud que va en aumento aunado de las enfermedades que se pueden producir o agravar a causa de esta, prueba de ello se ve reflejado en el gran impacto que ha tenido el padecer esta enfermedad ante el COVID-19, es por ello que se deben de crear estrategias para combatirla. El objetivo de este artículo es la creación de un Algoritmo Genético el cual genere un plan alimenticio adecuado a las características de cada niño con el fin de combatir la obesidad en México. El plan alimenticio será conformado por distintos alimentos que se encuentran en una base de datos, el contenido calórico de cada alimento fue asignado por un nutriólogo. El propósito del algoritmo es acercar el IMC del niño a su percentil ideal. Los resultados muestran que a pesar de que la mayoría de los alimentos tienen un alto contenido calórico el algoritmo obtuvo buenas soluciones, se encontró una correlación con el periodo y la actividad física que se realiza. Se concluyó que los algoritmos genéticos son una buena alternativa para la creación de planes alimenticios, este enfoque podría ser utilizado por profesionales y la población en general.

Palabras claves: Plan alimenticio, salud, sobrepeso, computación evolutiva.

Creation of Eating Plans Using Genetic Algorithms for Combating Childhood Obesity in Mexico

Abstract. Nowadays (2021), childhood obesity is a serious health problem that is increasing, in addition to the diseases that can occur or aggravate for that, proof of this is reflected in the great impact that the disease has had on COVID-19, that is why strategies must be created to combat it. The objective of this article is create a Genetic Algorithm which generates a food plan appropriate to the characteristics of each child in order to combat obesity in Mexico. The food plan will be made

up of different foods found in a database, the caloric content of each food was assigned by a nutritionist. The main idea of the algorithm is to bring the child's BMI closer to its ideal percentile. The results show that although most foods have biggest calories content the algorithm obtained good solutions, a correlation was found with the period and physical activity that is performed. It was concluded that genetic algorithms are a good alternative for the creation of food plans, this approach could be used by professionals and the general population.

Keywords: Eating plan, health, overweight, evolutionary computation.

1. Introducción

Hoy en día la obesidad infantil es un problema grave que afecta tanto a países de bajo y alto nivel económico, es considerada como una enfermedad desde 1955. Se define como un padecimiento crónico complejo de etiología multifactorial que se desarrolla por un desequilibrio entre la energía ingerida y gastada [2]. Este padecimiento es provocado principalmente por factores genéticos, psicológicos, socioeconómicos y el llevar un estilo de vida sedentario. Un método de diagnóstico, es por el Índice de Masa Corporal (IMC), se calcula $\frac{Peso_{kg}}{Estatura_{mts}^2}$.

Para personas mayores de 20 años si el resultado es menor a 18.5 quiere decir que tienen infra peso, de 18.5 a 24.9 peso normal, de 25.0 a 29.9 sobrepeso y de 30 en adelante obesidad, en el caso pediátrico hay una gráfica de percentiles de acuerdo a la edad.

La Organización Mundial de la Salud (OMS) informó que cada año mueren como mínimo 2,8 millones de personas a causa de este padecimiento [12]. La Organización Panamericana de la Salud (OPS) manifiesta que el número de niños de 5 a 19 años de edad que la presentan, se ha decuplicado en las cuatro últimas décadas [13]. En cuanto a México cifras del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) referentes a la población infantil, mostraron un incremento en los casos de un 2.6% del 2012 al 2018 [8].

Desafortunadamente a causa de esta enfermedad pueden producirse o agravarse otras enfermedades como la diabetes, síndrome metabólico, tumores, enfermedades cardiovasculares y COVID-19. Además, se ven implicados factores sociales y psicológicos [6,9,14,3,5].

Investigaciones previas muestran que la Inteligencia Artificial (IA) se encuentra presente en esta lucha. López y Zamora en 2018 propusieron una aplicación móvil que genere dietas por medio de un Algoritmo Genético (AG) con base al requerimiento calórico [10]. Por otra parte, Catalán et al. [4], proponen un AG para generar dietas que reduzcan el índice de sobrepeso u obesidad. De igual forma Wulandhari et al., crearon dos algoritmos de optimización para encontrar una buena combinación y porción de alimentos [20]. Por último, el siguiente artículo propone comparar 4 algoritmos aplicados a la optimización de la dieta en general [1]. Todas las investigaciones tenían como propósito mejorar

los hábitos alimenticios, concluyeron que los algoritmos de optimización son una buena alternativa para generar un Plan Alimenticio (PA).

Tomando en cuenta la gran cantidad de enfermedades que se producen o agravan a causa de la obesidad y la gran problemática que se está viviendo actualmente por el COVID-19, se deben proponer estrategias en el combate en contra de ella. Es por eso que el objetivo de este artículo es la creación de un AG el cual genere un PA adecuado a las características del usuario con el fin de combatir la obesidad infantil en México.

Las bases del AG fueron asentadas desde 1962 por John Holland, es un método de búsqueda que imita la teoría de la evolución biológica de Darwin para la resolución de problemas [15]. Los AG son métodos adaptativos, generalmente usados en problemas de optimización de parámetros, basados en la reproducción y en el principio de supervivencia del más apto [16].

El GA servirá para seleccionar un PA, el cual contendrá 3 comidas elegidas de una base de datos compuesta de alimentos comunes en México, este tomará en cuenta la Actividad Física (AF) con el fin de encontrar una buena alternativa que acerque el IMC al percentil ideal de acuerdo a estándares de la OMS [12].

En la primera fase se contempla solamente el almuerzo, comida y cena, debido a que la mayoría de las personas en México solo ingieren 3 comidas por día [17]. Los alimentos fueron seleccionados de las opiniones de un grupo de 9 personas, la lista consta de más de 140 alimentos con alto contenido calórico, con los cuales el AG trabajará.

Para el funcionamiento, crecimiento y desarrollo del cuerpo, el ser humano debe de ingerir nutrientes que aporten la energía necesaria al organismo. Las necesidades energéticas de un humano varían entre 1.000 y 4.000 Kcal/día dependiendo de sus características [18]. Las calorías son la energía que recibe el cuerpo por medio de los alimentos.

Para obtener el Gasto de Energía Total (GET) como se muestra en la ecuación 1, se necesita el Gasto de Energía del cuerpo estando en Reposo (GER), la cantidad de AF que realiza la persona y el Efecto Térmico de los Alimentos (ETA) que es aproximadamente el 10% del GER [7]. Hay diversas ponderaciones que se le da a la AF dependiendo de la cantidad que se realice [19]. Se recomienda la ecuación de Schofield para niños y adultos [11]. Las fórmulas se muestran en la tabla 1:

$$GET = (GER \times AF) + ETA. \tag{1}$$

Tabla 1. Ecuación de Schofield. P: Peso (KG) E; Estatura (CM).

Sexo	Edad (Años)	Ecuación
Hombres	3-10	$(19.59 \times P) + (1,303 \times E) + 414,9$
	10-18	$(16.25 \times P) + (1,372 \times E) + 515,5$
Mujeres	3-10	$(16.969 \times P) + (1,618 \times E) + 371,2$
	10-18	$(8.365 \times P) + (4,65 \times E) + 200$

2. Métodos

La problemática se resolverá por medio de un AG, este algoritmo comienza por la creación de un conjunto de soluciones llamada Población Inicial (PI), se selecciona a las mejores soluciones, a partir éstas se hace la Cruza con base a una Probabilidad de Cruza (PC), para crear nuevos individuos hijos que contendrán información de los padres (soluciones) más aptos de la generación, estos podrían ser multados de acuerdo a una Probabilidad de Mutación (PM).

Una vez que se tiene a los padres e hijos se hará el elitismo, consiste en eliminar a los más débiles, los más aptos serán los padres o PI de la siguiente generación. Este proceso se hará por un Número de Generaciones (NG) tratando de encontrar una solución factible como se muestra en el Algoritmo 1.

Algorithm 1 Pseudocodigo del AG.

```

Generar población inicial = N
for i=0 : Generaciones do
    Selección
    Cruza
    Mutación
    Elitismo
end for
    
```

El individuo será representado por una matriz de 3 x 7 como se muestra en la Figura 1.

L	M	M	J	V	S	D	
							Almuerzo
							Comida
							Cena

Fig. 1. Individuo o solución con la que trabaja el AG.

Son necesarias una serie de ecuaciones para el funcionamiento del AG, en la ecuación 2, se obtiene la Diferencia Calórica (DC) del GET simulado (GETS) y el GET necesario en el periodo de simulación (GETT).

En la ecuación 3, se convierte la DC en kg, siendo el aumento o decremento de peso (WS) en kg, en la ecuación 4, (W) es el peso actual al que se le agregara WS con el fin de saber si aumenta o decrementa por lo tanto W' es el peso simulado.

En la ecuación 5, el Índice de Masa Corporal Simulado (IMCS), se calcula en base al W' dividido entre la altura. Finalmente, el ADP está dado por la ecuación 6, y se estima en base a la diferencia absoluta del IMC ideal (IMCI)

y IMCS:

$$DC = (GET \times 7 \times semanas)(GETS \times semanas), \quad (2)$$

$$WS = DC/7000, \quad (3)$$

$$W' = W + WS, \quad (4)$$

$$IMCS = \frac{W'}{Altura_{mts^2}}, \quad (5)$$

$$Adp = abs(IMCSIMCI). \quad (6)$$

Como parte del desarrollo, los tipos de selección que se utilizaron fueron Selección Ruleta (SR) y Selección Jerárquica (SJ), en la SR cada uno de los individuos de la población se le asigna una porción proporcional a su adaptación y en forma de lista se va sumando la proporción actual más la del individuo anterior hasta alcanzar la unidad simulando una ruleta, posteriormente se genera un número entre 0 y 1, el individuo que tenga la proporción más cercana será el elegido.

La SJ es semejante a la ruleta solo que antes de sacar la proporción de cada uno los individuos deben de ordenarse de acuerdo a la adaptación con el fin de que aumente la posibilidad de ser seleccionado al tener una mejor adaptación. Mientras que en la cruce se utilizó Cruza Monopunto y Cruza Multipunto.

En la cruce Monopunto se generó un Punto de Cruza (PC) de 1 a N, el padre 1 aportará la información desde la primera columna hasta PC y el padre dos desde PC hasta la última columna figura 2.

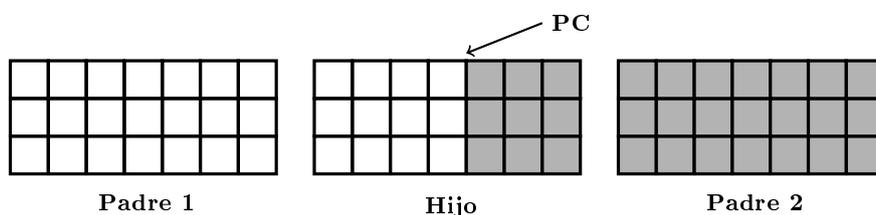


Fig. 2. Cruza monopunto del AG.

En la cruce multipunto el padre 1 y 2 tienen la misma probabilidad de aportar información al hijo, se genera un número aleatorio de 0.0 a 1.0, si el número era menor a 0.5 se le asignaba la información del padre 1 de lo contrario se le asignaba del padre 2 figura 3. Se optó por tener dos tipos de cruce con el fin de comparar qué método arroja mejores resultados.

3. Resultados

Para el funcionamiento, el GA necesita parámetros como la Edad y Meses, Peso(kg), Estatura(cm), Sexo, AF y Numero de Semanas (NS). La AF va del 1

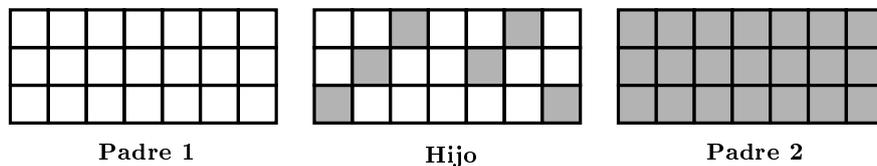


Fig. 3. Cruza multipunto del AG.

a 5 de acuerdo a la intensidad, mientras el NS representa el periodo del PA. Las ejecuciones (Ej) se muestran en la tabla 2.

Tabla 2. Pruebas de ejecución del AG.

Ej	Edad	Peso	Sex	Est	AF	NS	W'	IMCI	IMCS	GETT	GETS	NG
1	11,9	44.85	H	159	3	6	42.59	16.85	16.85	103997.00	88242.0	100
2	11,9	44.85	H	159	5	6	41.11	16.85	16.26	126057.00	99909.0	100
3	11,9	44.85	M	159	3	6	43.48	17.20	17.19	96293.85	86724.0	100
4	11,9	34.85	M	159	1	4	40.18	17.20	15.80	44401.87	81780.0	100
5	10,5	37.00	H	151	2	7	36.70	16.10	16.10	96594.30	94563.0	100
6	12,2	59.00	H	162	1	8	45.13	17.20	17.19	129714.70	32692.0	100
7	12,7	63.00	M	163	1	8	47.82	18.00	17.99	124049.80	17816.0	100
8	11,9	55.00	M	159	1	6	45.19	17.20	17.19	85271.93	9318.0	130
9	11,9	34.00	H	159	1	6	41.69	16.85	16.49	70332.28	124182.0	130

En la Ej. 1 se observa que, aunque el peso decrementa en la simulación el niño se mantiene muy cerca del promedio del IMC ideal. La Ej. 2 contiene los mismos parámetros de la Ej. 1 a diferencia que aumentó al máximo la AF, el resultado mostró que el GETS aumentó a comparación de la Ej. 1 ya que al hacer más AF el cuerpo requiere más energía. La Ej. 3 contiene los mismos parámetros que la Ej. 1 para un sexo distinto, las niñas tienen un rango más alto de IMC y el GETT es menor que al de un niño de su edad, es por ello que se refleja una diferencia en los resultados, para todos los casos la PM y PC fueron de 0.3 mientras que la PI fue de 100, los tipos de selección y cruza que arrojaron mejores resultados fueron SJ y cruza multipunto.

De manera más ilustrativa se muestra la representación de la Ej. 8 en la figura 4, se observa cómo se va acercando el IMCS al IMCI, para este caso el IMCS tenderá a disminuir debido a que el infante está por arriba de su peso ideal, el PA seleccionado para esta Ej. se muestra en la tabla 3, el PA es muy bajo en calorías debido a que el infante tiene que disminuir su peso y su AF es nula.

De igual forma para la Ej. 9 su representación se muestra en la figura 5, en la gráfica se observa como el IMCS sube, esto debió a que el IMC inicial del niño está por debajo del normal, el AG buscará igualar el IMCS al IMCI. El plan alimenticio para esta ejecución se muestra en la tabla 4, este plan es alto

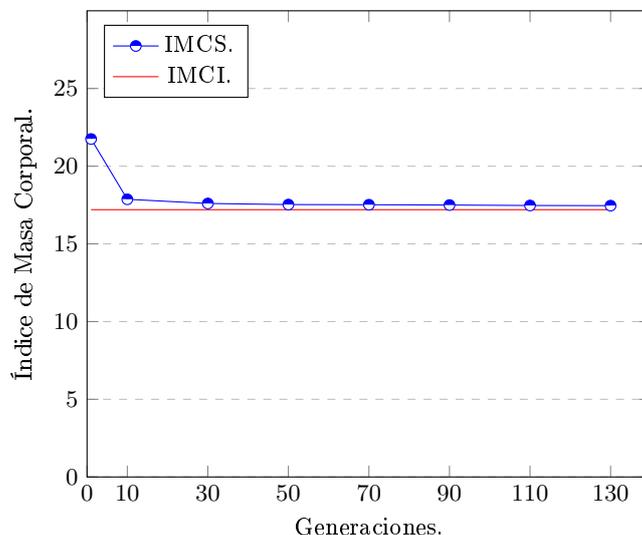


Fig. 4. Evolución del IMCS a lo largo de las generaciones del AG, Ej. 8.

Tabla 3. PA generado por el AG en la Ej. 8.

	Lunes	Martes	Miércoles	Jueves	Viernes	Sábado	Domingo
Almuerzo	1 plátano 60.0 cal	1 taza de café 4.0 cal	1 huevo estrellado 69.0 cal	1 Fruta 60.0 cal	taza de café 4.0 cal	1 Fruta 60.0 cal	1 Fruta 60.0 cal
Comida	1 chile relleno de picadillo 84.0 cal	Un plato de ensalada 25.0 cal	Pollo frito 106.0 cal	Sopa de fideo con pollo 118.0 cal	1 milanesa de res con arroz 96.0 cal	Espagueti con milanesa de pollo 89.0 cal	1 chile relleno de picadillo 84.0 cal
Cena	1 Huevo con chorizo 127.0 cal	1 huevo con tomate 88.0 cal	1 Huevo en torta 63.0 cal	1 vaso de Avena 77.0 cal	1 vaso de Avena 77.0 cal	Ensalada de pollo 139.0 cal	1 Huevo en torta 63.0 cal

en calorías debido a que el infante tiene que aumentar de peso aunado de que su AF es nula.

En cuanto al AG los tiempos de ejecución fueron cortos ya que se probó y selecciono un número de PI y generaciones bajo que diera buenas alternativas. Se obtuvieron buenos resultados en cuanto al PA, la simulación muestra que en todos los casos el IMCS del infante se acerca a su IMCI. Se pudo observar una relación entre el NS y la AF, aunque desde nuestro punto de vista, el valor de NS no debe de ser superior a 4 ya que parámetros como estatura y peso eventualmente cambiarán.

Profesionales médicos recomiendan alternar el PA con la AF y llevar un PA que paulatinamente vaya subiendo o disminuyendo el contenido calórico de tal manera que no afecte la salud de la persona al tener un cambio abismal en su ingesta. De igual forma se deben tomar en cuenta restricciones con personas que tienen problemas de salud ya que estas no pueden llevar a cabo un PA sin que

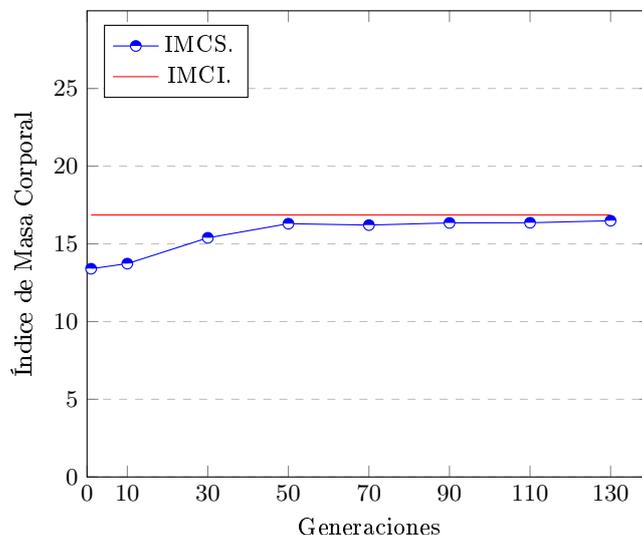


Fig. 5. Evolución del IMCS a lo largo de las generaciones del AG, Ej. 9.

Tabla 4. PA generado por el AG en la Ej. 9.

	Lunes	Martes	Miércoles	Jueves	Viernes	Sábado	Domingo
Almuerzo	3 gorditas de salsa verde 1041.0 cal	3 gorditas de chicharron 996.0 cal	3 gorditas de salsa verde 1041.0 cal	3 gorditas de salsa verde 1041.0 cal	3 gorditas de salsa verde 1041.0 cal	3 gorditas de salsa verde 1041.0 cal	3 gorditas de salsa verde 1041.0 cal
Comida	4 flautas de salsa verde 602.0 cal	2 rebanadas de pizza 1020.0 cal	2 rebanadas de pizza 1020.0 cal	2 rebanadas de pizza 1020.0 cal	2 rebanadas de pizza 1020.0 cal	2 rebanadas de pizza 1020.0 cal	2 rebanadas de pizza 1020.0 cal
Cena	2 rebanadas de Pizza 1020.0 cal	2 rebanadas de Pizza 1020.0 cal	4 tostadas de frijoles con queso 944.0 cal	3 rebanadas de Pizza 765.0 cal	2 rebanadas de Pizza 1020.0 cal	2 rebanadas de Pizza 1020.0 cal	4 tostadas de frijoles con queso 944.0 cal

este haya sido autorizado por un especialista, es por ello que los PA no han sido aplicados en personas, pero los resultados obtenidos son muy prometedores.

A diferencia de otras investigaciones, esta está enfocada en la población pediátrica tomando como referencia el percentil del IMC de la OMS, los cuales se encuentran regulados. Además, el GA simula el aumento de peso en un periodo determinado de acuerdo a la carga calórica del PA, mientras que los algoritmos similares solo trabajaban encontrando un PA de acuerdo a las calorías.

4. Conclusiones

En esta investigación se planteó la aplicación de un AG orientado a la generación de PA como una herramienta para combatir la obesidad infantil. El trabajo

concluye con la implementación de un AG para la creación de PA, en cuanto a su validación se hicieron pruebas simuladas sin que alguna persona llevará a cabo el PA.

Los resultados obtenidos muestran que, en todas las pruebas realizadas, el IMCS del niño(a) se acercó al IMCI, se observó una correlación entre el tipo de AF y el NS del PA, se observó que el contenido calórico del PA es muy similar al que se obtuvo con la ecuación predictiva, por ello y por las altas expectativas que generan los resultados se concluye que los AG son una buena alternativa para crear un PA. Esta alternativa podría ser utilizada en niños para acercarlos o mantenerlos en su IMC ideal para combatir la obesidad, siempre estando bajo la supervisión de un profesional en la salud.

Agradecimientos Agradezco al CONACYT por la beca (CVU 1014356) que me otorgó para la realización de mis estudios de posgrado, del cual se derivaron los resultados alcanzados en este proyecto.

Referencias

1. Babalola, A.E., Ojokoh, B.A., Odili, J.B.: Diet optimization techniques: A review. In: 2020 International Conference in Mathematics, Computer Engineering and Computer Science (ICMCECS). pp. 1–5. IEEE (2020)
2. Blancas-Flores, G., Almanza-Pérez, J.C., López-Roa, R.I., Alarcón-Aguilar, F.J., García-Macedo, R., Cruz, M.: La obesidad como un proceso inflamatorio. *Boletín médico del Hospital Infantil de México* 67(2), 88–97 (2010)
3. Carnero, M.G., Álvarez, P.F., Molares, A.V., Álvarez, M.G., Carnero, O.G., Arias, J.Á., Blach, M.I., Villaverde, C.T., Pérez, L.M.: Application of an obesity treatment protocol for 2 years. *Nutricion hospitalaria* 29(2), 300–304 (2014)
4. Catalán-Salgado, E.A., Zagal-Flores, R., Fernández, Y.T.T., Nieves, A.P.: Diet generator using genetic algorithms. *Research in computing science* 75, 71–77 (2014)
5. Ezquerro, E.A., Vázquez, J.M.C., Barrero, A.A.: Obesidad, síndrome metabólico y diabetes: implicaciones cardiovasculares y actuación terapéutica. *Revista española de cardiología* 61(7), 752–764 (2008)
6. Henríquez Sánchez, P., Doreste Alonso, J., Sevillano, L., Pilar, González, E., D., M., Valle, I., Mercedes, Martín López, G., Sosa Iglesias, I., Serra Majem, L.: Prevalencia de obesidad y sobrepeso en adolescentes canarios. relación con el desayuno y la actividad física. *Medicina Clínica* 130(16), 606–610 (2008)
7. Herrera, J.C.E., López, J.C.Á., Ramírez, L.G., Aguilar, R.J., Seguí, F.M., Quintanilla, R.H., Hernández, A.M.H., Lugo, E.C., Molina, H.A.L.: Comparación de métodos de estimación del gasto energético en reposo en adultos jóvenes de Yucatán, México. *Revista Biomédica* 30(3), 105–115 (2019)
8. INEGI, INSP: Encuesta nacional de salud y nutrición 2018 (ENSANUT, 2018). https://ensanut.insp.mx/encuestas/ensanut2018/doctos/informes/ensanut_2018_presentacion_resultados.pdf (2018)
9. López-Jiménez, F., Cortés-Bergoderi, M.: Obesidad y corazón. *Revista española de cardiología* 64(2), 140–149 (2011)
10. López López, M.K., Zamora Díaz, J.A.: Cálculo de una dieta balanceada mediante la aplicación de un algoritmo genético (2018)

11. Martínez, A.S., Martínez-Romillo, P.D., Tarrío, F.R.: Valoración del gasto energético en los niños. Implicaciones fisiológicas y clínicas. Métodos de medición. *Anales de Pediatría* 68(2), 165–180 (2008)
12. OMS: Obesidad y sobrepeso. <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/obesity-and-overweight> (2020)
13. OPS: La obesidad entre los niños y los adolescentes se ha multiplicado por 10 en los cuatro últimos decenios (2017)
14. Oviedo, G., Marcano, M., Morón de Salim, A., Solano, L.: Exceso de peso y patologías asociadas en mujeres adultas. *Nutrición Hospitalaria* 22(3), 358–362 (2007)
15. Arranz de la Peña, J., Parra Truyol, A.: Algoritmos genéticos. Universidad Carlos III (2007)
16. Rivero Gestal, M., Rabuñal, D.R., Dorado, J., Pazos, A.: Introducción a los algoritmos genéticos y la programación genética. Universidade da Coruña (2010)
17. Sánchez, O.C., Rocha-Díaz, J., Ramos-Aispuro, M.: Evaluación de los hábitos alimenticios y estado nutricional en adolescentes de sonora, México. *Archivos en Medicina Familiar* 10(1), 7–11 (2008)
18. Teijón, J.M.: *Fundamentos de bioquímica metabólica*, vol. 1 (2006)
19. Vargas Rivera, A.L.: Estudio del gasto calórico corporal mediante un sistema experto en nutrición resolviendo datos difusos. *Fides et Ratio-Revista de Difusión cultural y científica de la Universidad La Salle en Bolivia* 14(14), 127–144 (2017)
20. Wulandhari, L.A., Isa, S.M., et al.: Optimum nutrition intake from daily dietary recommendation for indonesian children using binary particle swarm optimization algorithm. *Procedia Computer Science* 157, 16–24 (2019)