

## Pronóstico de una variable utilizando un algoritmo genético

**Hilda Araceli Avelar Uribe**

Departamento de Ingeniería en Sistemas  
Computacionales  
Tecnológico Nacional de México Campus  
Nogales  
Nogales, Sonora, México  
[hilda.au@nogales.tecnm.mx](mailto:hilda.au@nogales.tecnm.mx)

**Alicia Junín Durán De León**

Departamento de Ingeniería en Sistemas  
Computacionales  
Tecnológico Nacional de México Campus  
Nogales  
Nogales, Sonora, México  
[Junin.dl@nogales.tecnm.mx](mailto:Junin.dl@nogales.tecnm.mx)

**Resumen-** En este artículo se presenta el diseño y la implementación de un algoritmo genético para obtener un mejor pronóstico de una variable en cualquier colección de datos históricos.

Para la comprobación y comparación de las predicciones calculadas tanto con el algoritmo genético como por el método estadístico promedios móviles se utilizó la Bolsa Mexicana De Valores SAB De CV (BOLSAA) [6].

El problema consiste en obtener los valores que minimicen el error cuadrático medio entre los valores reales y los valores estimados para obtener así un pronóstico con un mínimo margen de error.

La aplicación se realiza a través de un algoritmo genético que utiliza cromosomas de representación real, además del operador de cruce BLX- $\alpha$  y el operador de mutación no uniforme por ser los operadores que ofrecen mayor capacidad de exploración y explotación [5].

En BLX- $\alpha$  se tiene la misma probabilidad de generar una descendencia entre los padres y en un área cercana a los padres cuya amplitud está modulada por el parámetro  $\alpha$ . En la mutación no uniforme el tamaño del intervalo de la generación del gen mutado será menor conforme pasan las generaciones y esta propiedad permite que el operador ejecute una exploración uniforme en el espacio inicial cuando  $t$  es pequeña y local en estados posteriores estas características en ambos operadores son las que permiten una mayor capacidad de exploración y explotación.

**Keywords** – Algoritmo Genético, Pronóstico, Cromosomas, Representación Real

### I. INTRODUCCIÓN.

El algoritmo genético se fundamenta en la teoría de la evolución de Darwin la cual se basa en los elementos de selección que maneja la naturaleza en la cual los individuos más aptos de una población son los que subsisten, al adaptarse fácilmente a los cambios que se producen en su ambiente.

El algoritmo genético hace énfasis en la importancia de la cruce sexual, combinación, sobre la mutación y utiliza selección probabilística. El algoritmo genético básico es el siguiente [1]:

1. Generar una población inicial aleatoriamente.
2. Calcular la aptitud de cada individuo
3. Seleccionar individuos probabilísticamente en base a la aptitud.
4. Aplicación de operadores genéticos, cruce y mutación para formar la siguiente población.
5. Crear un ciclo hasta que una condición se satisfaga.

Para la aplicación del algoritmo genético se requieren cinco componentes básicos, que se mencionan a continuación:

- Una representación de las soluciones potenciales del problema.
- Un proceso aleatorio para crear una población inicial.
- Una función que evalúe las soluciones en términos de su aptitud, esta función representa al ambiente.

Congreso Estudiantil de Inteligencia Artificial Aplicada a la Ingeniería y Tecnología, UNAM, FESC, Estado de México, 2024

- Operadores genéticos que alteren la composición de los hijos que se producirán para las siguientes generaciones.
- Valores para los diferentes parámetros que utiliza el algoritmo genético, tales como tamaño de la población, probabilidad de cruce, probabilidad de mutación, número máximo de generaciones, entre otros.

En la actualidad existen diferentes aplicaciones para realizar predicciones, pero la mayoría de ellas utilizan redes neuronales y métodos estadísticos tradicionales, además existen algunos trabajos que conjuntamente utilizan algoritmos genéticos para predecir diversos temas, entre ellos se encontró el trabajo llamado Predicción de deserción laboral utilizando un algoritmo genético y redes neuronales artificiales [2], que consiste en desarrollar una herramienta que permita identificar la posible deserción de un empleado, entendiendo la deserción laboral como un problema internacional. El método propuesto consiste en un algoritmo genético que identifica las variables relevantes y mejora la arquitectura de una red neuronal artificial como solución, también se encontró el trabajo llamado Optimización de la predicción de problemas financieros en empresas sanitarias privadas españolas aplicando algoritmos genéticos [3], que consiste en la aplicación de algoritmos genéticos para encontrar los coeficientes de la fórmula de la cadena de ratios propuestos por Altman en su versión para empresas privadas que optimicen la predicción en empresas privadas sanitarias españolas, maximizando la sensibilidad y la especificidad, y con ello reduciendo los errores de tipo I y tipo II.

La aportación de esta investigación consiste en que se diseñó un algoritmo genético para el mejor pronóstico de una variable, pronóstico que está basada en una colección de datos históricos. Para la comprobación del pronóstico se utilizó la Bolsa Mexicana De Valores SAB De CV (BOLSAA) [6] en comparación con las predicciones calculadas por el método estadístico promedios móviles, método escogido por ser el más utilizado en la realización de pronósticos.

En el presente artículo se hace una descripción del desarrollo y de los parámetros utilizados del algoritmo genético diseñado, así como también se exponen cada uno de los operadores utilizados tomando como base las ventajas que ofrecen cada uno de ellos de entre la gran variedad existente.

## II. DESARROLLO.

El algoritmo genético diseñado incluye un proceso de selección con una estrategia elitista con la cual se asegura la convergencia hacia el individuo con el valor óptimo en cada generación.

Se manejan cromosomas de dos genes con representación real, pues si se utilizaba la representación binaria, al momento de realizar conversiones se perdía precisión numérica y esto no es propicio, ya que dicha precisión es un factor importante e indispensable en las predicciones de este tipo, además que la representación de las soluciones del problema son puntos clave al trabajar con algoritmos genéticos, asimismo que restringe o expande las posibilidades de desarrollo del algoritmo genético.

En los algoritmos genéticos manejan tres operadores básicos, los cuales son el operador de selección el cual se asegura de la conservación de los individuos mejor apropiados dentro de la población, por otro lado, los operadores de cruce y mutación aseguran la combinación y diversidad de los cromosomas elegidos para generar nuevos individuos.

En el algoritmo genético diseñado se implementó como operador de selección el método de la ruleta pues permite que la probabilidad de un individuo para reproducirse sea proporcional a su valor de función de evaluación, la cual representa su adaptación. Se implementó este tipo de selección pues para realizar los pronósticos se busca al individuo más apto de acuerdo con su ambiente. Ya calculadas estas probabilidades, la selección para reproducirse es aleatoria basada en estos valores.

El método de selección básico se divide en dos pasos, el primer paso se forma el espacio de selección acumulativa, utilizando el valor de aptitud de cada uno de los individuos de la población, dado por la formula:

$$cul_j = \frac{\sum_{i=1}^j fit_{raw}}{\sum_{i=1}^{NPopSize} fit_{raw}}, 1 \leq j \leq NPopSize$$

Posteriormente, un coeficiente de adaptación es establecido, el cual tiene la finalidad de crear diferentes niveles de presión a los individuos de la población conforme aumenta el número de generaciones.

Supongamos que  $fit_{max}$  representa el máximo valor y  $fit_{min}$  representa el mínimo valor de aptitud dentro de la misma generación. La aptitud escalada es calculada como:

$$fit_{Scale} = \frac{fit_{max} - fit + \gamma}{fit_{max} - fit_{min} + \gamma}$$

El valor  $\gamma$  se encontrará entre el rango de  $2.5 \cdot (fit_{max} - fit_{min})$  hasta  $0.25 \cdot (fit_{max} - fit_{min})$  conforme avance la generación desde 0 hasta N, para incrementar la presión de selección entre el mejor y el peor individuo dentro de una generación durante la evolución.

Después en el proceso de selección, se genera un valor aleatorio entre el rango de 0 y 1 que simulará el proceso de girar de la rueda, el cual está representado por:

$$r_k \in [0,1], 1 \leq k \leq NPopSize$$

El individuo  $X_n$  será seleccionado si satisface la siguiente regla:

$$cul_{n-1} \leq r_k \leq cul_n, 1 \leq n \leq NPopSize$$

El operador de cruce permite realizar una exploración de toda la información almacenada en la población y combinarla para crear mejores individuos, existen diversos operadores de cruce, que se utilizan según sea la representación del cromosoma, la representación de los cromosomas en el algoritmo genético diseñado es real por lo que se utilizó BLX- $\alpha$  definido de la siguiente manera:

El Cruce BLX- $\alpha$  establece [5] que un descendiente es generado mediante un número aleatorio uniforme escogido del intervalo  $[C_{Min} - I * \alpha, C_{Max} + I * \alpha]$ , donde:

- $C_{Max} = \text{Max}(C1_i, C2_i)$
- $C_{Min} = \text{Min}(C1_i, C2_i)$
- $I = C_{Max} - C_{Min}$ .

Para el desarrollo e implementación del algoritmo genético diseñado se utilizó el operador de cruce BLX-0.5 debido a que con  $\alpha = 0.5$  BLX ofrece un mejor balance entre explotación y exploración [5] pues en BLX- $\alpha$  tenemos la misma probabilidad de generar una descendencia entre los padres y en un área cercana a los padres cuya amplitud está modulada por el parámetro  $\alpha$ .

El operador de mutación tiene como objetivo generar nuevas soluciones comenzando con la modificación de un número de genes de una solución ya existente, con la intención de provocar la variabilidad dentro de la población. Existen diversos métodos para realizar la mutación, la más sencilla es conocida como puntual que consiste en que cada gen muta aleatoriamente con independencia del resto de los genes, asimismo existen otras más complejas donde se consideran la estructura del problema y la relación entre los diferentes genes.

En el presente algoritmo genético se implementó la mutación no uniforme por mostrar la característica de que al inicio de la evolución explora de una manera más global en el espacio de búsqueda y de manera más local durante el

avance de la evolución. Por el contrario, en la mutación uniforme la exploración siempre es de manera global, lo que puede ocasionar que la mutación nos provea un cromosoma que ya no es tan apto conforme el progreso del algoritmo genético.

La mutación no-uniforme se define de la siguiente manera [5]:

Si este operador es aplicado en una generación t, y  $g_{max}$  es el número máximo de generaciones, entonces:

$$c'_i = \begin{cases} c_i + \Delta(t, b_i - c_i) s_i \tau = 0 \\ c_i - \Delta(t, c_i - a_i) s_i \tau = 1 \end{cases}$$

donde  $\tau$  es un número aleatorio el cual puede tener el valor de cero a uno, y

$$\Delta(t, y) = y(1 - r^{(1 - \frac{t}{g_{max}})^b}),$$

donde r es un número aleatorio de el intervalo de [0, 1] y b es un parámetro que determina el grado de dependencia sobre el número de interacciones y usualmente tiene un valor entre 1 y 5. Esta función da un valor en el rango de [0, y] tal que la probabilidad de regresar un número cercano a cero incrementa conforme avance el algoritmo. El tamaño del intervalo de la generación del gen será menor conforme pasan las generaciones. Esta propiedad permite que el operador ejecute una exploración uniforme en el espacio inicial cuando t es pequeña y local en estados posteriores.

Se establecieron probabilidades para que el algoritmo genético sea capaz de determinar si debe o no aplicar estos operadores, cabe mencionar que ambos operadores utilizan probabilidades independientes y esta probabilidad fue aplicada a nivel gen, para la determinación de esta probabilidad se tomaron en consideración los siguientes criterios [4]:

- En la cruce una probabilidad alta permite mayor exploración del espacio de búsqueda y reduce la posibilidad de quedar atrapado en un óptimo local.
- Muy alta, ocasiona pérdida de tiempo computacional explorando regiones no prometedoras del espacio de búsqueda.
- En la mutación una probabilidad muy baja generará que genes útiles no sean tratados.
- Muy alta ocasionará mucha perturbación aleatoria, lo que produce que los hijos pierdan parecido con sus padres y lo más importante que el algoritmo pierda habilidad de aprender del pasado.

Finalmente, como función de aptitud se utilizó el error cuadrático medio, ya que este permite calcular la precisión del grado de correspondencia entre un valor pronosticado y un valor observado, por valor observado se entiende que es aquel valor que es el real.

El error cuadrático medio, está definido como:

$$ECM = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\phi_i - \phi_{iObs})^2}{N}}$$

donde  $\phi_i$  = Valor Pronosticado

$\phi_{iObs}$  = Valor Observado

N = Número de valores analizados

Cabe mencionar que el error medio cuadrático nos da la medida de las diferencias en promedio de los valores pronosticados y los observados.

Para la implementación del algoritmo genético se utilizó el lenguaje de programación C#, así como SQL Server para la manipulación y lectura de datos.

Para comprobar la certeza de las predicciones generadas por el algoritmo genético, se utilizó la Bolsa Mexicana De Valores SAB De CV (BOLSAA) con valores de enero del 2018 a septiembre del 2024 con una población total de 1680 datos [6]. Estos datos fueron divididos en tres grupos, un grupo de 840 elementos (Tabla I) para entrenar al algoritmo genético y para comprobar su validez se tomaron dos muestras distintas tanto en tiempo como cantidad de datos, la primera muestra fue de 500 datos (Tabla II) y la segunda muestra de 340 datos (Tabla III).

Fecha	Dato	Fecha	Dato	Fecha	Dato
1/2/2018	33.95	.....	.....	5/25/2020	43.42
1/3/2018	33.85	.....	.....	5/26/2020	42.71
1/4/2018	34.34	.....	.....	5/27/2020	42.76
1/5/2018	34.63	.....	.....	5/28/2020	42.67
1/8/2018	34.55	.....	.....	5/29/2020	42.49
1/9/2018	34.51	.....	.....	6/1/2020	42.92
1/10/2018	34.16	.....	.....	6/2/2020	43.39
1/11/2018	33.6	.....	.....	6/3/2020	43.77
1/12/2018	33.88	.....	.....	6/4/2020	42.61
1/15/2018	33.88	.....	.....	6/5/2020	43.55
1/16/2018	34.23	.....	.....	6/8/2020	45.04
1/17/2018	34.49	.....	.....	6/9/2020	42.84
1/18/2018	34.69	.....	.....	6/10/2020	43.77
.....	.....	.....	.....	.....	.....
9/5/2019	37.07	.....	.....	4/23/2021	44.55
9/6/2019	37.13	.....	.....	4/26/2021	44.02
9/9/2019	37.22	.....	.....	4/27/2021	45.1
9/10/2019	37.24	.....	.....	4/28/2021	45.63
9/11/2019	37.43	.....	.....	4/29/2021	45.21
9/12/2019	37.61	.....	.....	4/30/2021	44.94
9/13/2019	37.65	.....	.....	5/3/2021	44.91
9/17/2019	37.46	.....	.....	5/4/2021	45.58
9/18/2019	36.95	.....	.....	5/5/2021	45.04
9/19/2019	37.48	.....	.....	5/6/2021	45.46
9/20/2019	38.01	.....	.....	5/7/2021	45.42

Tabla I  
DATOS PARA EL ENTRENAMIENTO DEL ALGORITMO GENÉTICO.

Indica	Fecha	Dato Original	Pronostico AG	Pronostico PM	Indica	Fecha	Dato Original	Pronostico AG	Pronostico PM	Indica	Fecha	Dato Original	Pronostico AG	Pronostico PM
1	5/10/2021	45.86	-	-	.....	.....	.....	.....	.....	395	11/25/2022	37.61	37.48	37.36
2	5/11/2021	46.48	45.79	-	.....	.....	.....	.....	.....	396	11/28/2022	37.68	37.64	37.49
3	5/12/2021	44.67	46.40	-	.....	.....	.....	.....	.....	397	11/29/2022	37.45	37.71	37.55
4	5/13/2021	44.07	44.62	-	.....	.....	.....	.....	.....	398	11/30/2022	37.91	37.48	37.57
5	5/14/2021	44.54	44.02	-	.....	.....	.....	.....	.....	399	12/1/2022	38.19	37.94	37.62
6	5/17/2021	44.99	44.49	45.12	.....	.....	.....	.....	.....	400	12/2/2022	38.28	38.22	37.77
7	5/18/2021	45.25	44.93	44.95	.....	.....	.....	.....	.....	401	12/5/2022	38.05	38.30	37.90
8	5/19/2021	44.82	45.19	44.70	.....	.....	.....	.....	.....	402	12/6/2022	39.06	38.08	37.98
9	5/20/2021	45.29	44.76	44.73	.....	.....	.....	.....	.....	403	12/7/2022	38.83	39.07	38.30
.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....
195	2/10/2022	38.28	38.41	37.45	.....	.....	.....	.....	.....	492	4/18/2023	38.89	38.90	38.45
196	2/11/2022	37.5	38.30	37.83	.....	.....	.....	.....	.....	493	4/19/2023	39.03	38.91	38.45
197	2/14/2022	38.07	37.53	37.98	.....	.....	.....	.....	.....	494	4/20/2023	39.16	39.04	38.72
198	2/15/2022	38.12	38.10	38.10	.....	.....	.....	.....	.....	495	4/21/2023	39.32	39.17	38.89
199	2/16/2022	38.77	38.15	38.07	.....	.....	.....	.....	.....	496	4/24/2023	39.31	39.33	39.06
200	2/17/2022	38.81	38.79	38.15	.....	.....	.....	.....	.....	497	4/25/2023	38.92	39.32	39.14
201	2/18/2022	39.5	38.83	38.25	.....	.....	.....	.....	.....	498	4/26/2023	38.71	38.94	39.15
202	2/21/2022	39.03	39.51	38.65	.....	.....	.....	.....	.....	499	4/27/2023	39.2	38.73	39.08
203	2/22/2022	39.73	39.04	38.85	.....	.....	.....	.....	.....	500	4/28/2023	39.75	39.21	39.09

Tabla II  
MUESTRA DE 500 DATOS PARA COMPROBAR LOS RESULTADOS DEL ALGORITMO GENÉTICO Y EL MÉTODO DE LOS PROMEDIOS MÓVILES.

Indica	Fecha	Dato Original	Pronostico AG	Pronostico PM	Indica	Fecha	Dato Original	Pronostico AG	Pronostico PM	Indica	Fecha	Dato Original	Pronostico AG	Pronostico PM
1	5/2/2023	40.08	-	-	.....	.....	.....	.....	.....	248	4/24/2024	33.97	34.22	33.61
2	5/3/2023	40.29	40.08	-	.....	.....	.....	.....	.....	249	4/25/2024	33.44	34.05	33.74
3	5/4/2023	40.37	40.29	-	.....	.....	.....	.....	.....	250	4/26/2024	33.35	33.52	33.83
4	5/5/2023	40.7	40.37	-	.....	.....	.....	.....	.....	251	4/29/2024	33.24	33.43	33.79
5	5/8/2023	40.65	40.69	-	.....	.....	.....	.....	.....	252	4/30/2024	32.18	33.33	33.63
6	5/9/2023	40.79	40.65	40.42	.....	.....	.....	.....	.....	253	5/2/2024	32.56	32.28	33.24
7	5/10/2023	41.1	40.78	40.56	.....	.....	.....	.....	.....	254	5/3/2024	33.07	32.65	32.95
8	5/11/2023	38.33	41.09	40.72	.....	.....	.....	.....	.....	255	5/6/2024	33.69	33.16	32.88
9	5/12/2023	38.11	38.35	40.31	.....	.....	.....	.....	.....	256	5/7/2024	33.75	33.77	32.95
.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....
130	10/30/2023	27.97	28.76	29.20	.....	.....	.....	.....	.....	332	8/21/2024	30.53	30.66	30.52
131	10/31/2023	28.11	28.12	28.85	.....	.....	.....	.....	.....	333	8/22/2024	30.49	30.65	30.58
132	11/1/2023	28.45	28.26	28.60	.....	.....	.....	.....	.....	334	8/23/2024	30.72	30.61	30.50
133	11/3/2023	29.44	28.59	28.46	.....	.....	.....	.....	.....	335	8/26/2024	30.38	30.84	30.52
134	11/6/2023	30.08	29.57	28.52	.....	.....	.....	.....	.....	336	8/27/2024	30.18	30.50	30.53
135	11/7/2023	30.05	30.20	28.81	.....	.....	.....	.....	.....	337	8/28/2024	30.3	30.30	30.46
136	11/8/2023	29.9	30.18	29.23	.....	.....	.....	.....	.....	338	8/29/2024	30.12	30.42	30.41
137	11/9/2023	30.13	30.03	29.58	.....	.....	.....	.....	.....	339	8/30/2024	30.3	30.24	30.34
138	11/10/2023	30	30.25	29.92	.....	.....	.....	.....	.....	340	9/2/2024	30.7	30.42	30.26

Tabla III  
MUESTRA DE 340 DATOS PARA COMPROBAR LOS RESULTADOS DEL ALGORITMO GENÉTICO Y EL MÉTODO DE LOS PROMEDIOS MÓVILES.

### III. RESULTADOS

Las predicciones realizadas con el algoritmo genético diseñado con la muestra de 500 datos tuvieron un porcentaje de precisión del 99%, pues de 500 datos que se predijeron se acertaron con un margen de error del  $\pm 5\%$  496 datos, además estos resultados se compararon con las predicciones calculadas utilizando el método estadístico de los promedios móviles, en el cual se obtuvo un porcentaje de precisión del 97% al predecir con un margen de error del  $\pm 5\%$  484 datos de los 500, como se muestra en la Tabla IV.

Total de Datos	500
Acertados AG	496
Acertados PM	484
Porcentaje AG	99%
Porcentaje PM	97%

Tabla IV PORCENTAJES DE PRECISIÓN DE LAS PREDICCIONES REALIZADAS CON LA MUESTRA DE 500 DATOS

En la Fig. 1 se muestra el comportamiento de los resultados en la gráfica tanto del algoritmo genético como del método estadístico de los promedios móviles de la muestra de los 500 datos.

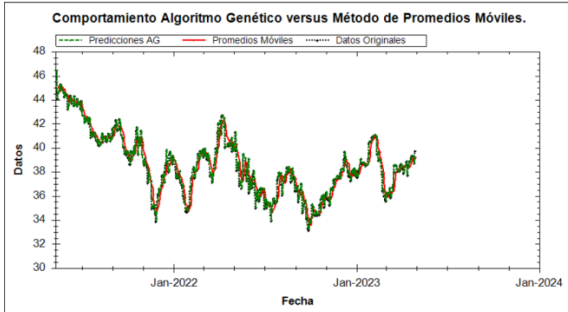


Fig. 1 Comportamiento del Algoritmo Genético versus Método de promedios móviles de la muestra de 500 datos

Las predicciones realizadas con el algoritmo genético diseñado con la muestra de 340 datos tuvieron un porcentaje de precisión del 99%, pues de 340 datos que se predijeron se acertaron con un margen de error del  $\pm 5\%$  336 datos, además estos resultados se compararon con las predicciones hechas utilizando el método estadístico de los promedios móviles, en el cual se obtuvo un porcentaje de precisión del 95% al predecir con un margen de error del  $\pm 5\%$  324 datos de los 340, como se muestra en la Tabla V.

<b>Total de Datos</b>	340
<b>Acertados AG</b>	336
<b>Acertados PM</b>	324
<b>Porcentaje AG</b>	99%
<b>Porcentaje PM</b>	95%

TABLA V. PORCENTAJES DE PRECISIÓN DE LAS PREDICCIONES REALIZADAS CON LA MUESTRA DE 340 DATOS

En la Fig. 2 se muestra el comportamiento de los resultados en la gráfica tanto del algoritmo genético como del método estadístico de los promedios móviles de la muestra de los 340 datos.

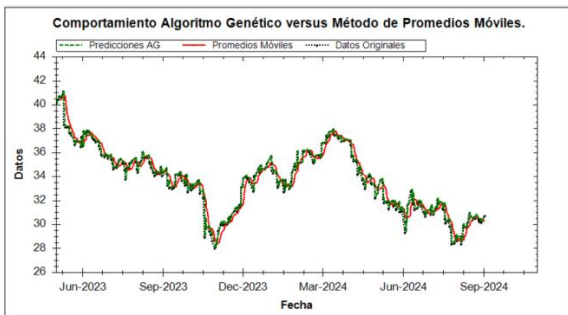


Fig. 2 Comportamiento del Algoritmo Genético versus Método de promedios móviles con la muestra de 340 datos

En ambas gráficas se observa en los puntos de inflexión cuando las variaciones son más abruptas que el algoritmo genético muestra mayor precisión que el pronóstico del método estadístico de promedios móviles.

#### IV. CONCLUSIONES

De acuerdo con los resultados obtenidos se puede concluir que un algoritmo genético alcanza una mayor precisión en las predicciones para una variable en una colección de datos históricos que el método estadístico promedios móviles pues además del incremento en la precisión en los resultados se observan dos hechos importantes, el primero es que en los puntos de inflexión cuando las variaciones son más abruptas el algoritmo genético muestra mayor precisión que el pronóstico del método estadístico de promedios móviles y el segundo hecho es que el algoritmo genético sigue a los datos reales mucho más de cerca que el método estadístico de promedios móviles.

También se concluye en que el algoritmo genético diseñado puede ser utilizado para otras aplicaciones dentro de las empresas ya sea comercial, de servicios o incluso en control de procesos y ser muy útil en diversas áreas pues se puede utilizar para predicciones de una variable que pueden ser hechas a partir de datos históricos que se encuentren en la base de datos de cualquier empresa.

#### REFERENCIAS

[1] Introducción a la Computación Evolutiva (Notas de Curso)  
Dr. Carlos A. Coello  
CINVESTAV-IPN  
Departamento de Ingeniería Eléctrica  
Sección de Computación  
Av. Instituto Politécnico Nacional No. 2508  
Col. San Pedro Zacatenco  
México, D.F. 07300  
ccoello@cs.cinvestav.mx

[2] Predicción de deserción laboral utilizando un algoritmo genético y redes neuronales artificiales.  
Reyes H. G. (2019)  
Universidad de Lima

[3] Optimización de la predicción de problemas financieros en empresas sanitarias privadas españolas aplicando algoritmos genéticos.  
González M. J. M., Sánchez M. J. B., Alonso J. B. (2020)

[4] Algoritmos genéticos para la resolución de problemas de Programación por Metas Entera. Aplicación a la Economía de la Educación.  
Caballero F. R.  
Molina L. J.  
Luque G. M.

Torrico G. A.  
Gómez N. T. (2002)  
Departamento de Economía Aplicada (Matemáticas). Universidad  
de Málaga.  
Campus El Ejido s/n

[5] Tackling Real-Coded Genetic Algorithms:  
Operators and Tools for Behavioral Analysis  
Herrera F., Lozano M., Verdegay J.L  
Department of Computer Science and artificial intelligence

[6] Bolsa Mexicana De Valores SAB De CV (BOLSAA)  
<https://mx.investing.com/equities/bolsa-mexicana-de-valores-a-historical-data>

[7] Evaluación de modelos.  
Molina F. L. C, Sanguesa S. R.  
PID\_00165734  
[https://openaccess.uoc.edu/bitstream/10609/138187/27/Data%20mining\\_M%C3%B3dulo%208\\_Evaluaci%C3%B3n%20de%20modelos.pdf](https://openaccess.uoc.edu/bitstream/10609/138187/27/Data%20mining_M%C3%B3dulo%208_Evaluaci%C3%B3n%20de%20modelos.pdf)

## **Currículo.**

Hilda Araceli Avelar Uribe  
Doctora en Educación  
Docente del Tecnológico Nacional de México Campus  
Nogales  
Actualmente impartiendo las materias de Graficación y  
Simulación a nivel licenciatura.

Alicia Junín Durán De León  
Maestra en Sistemas Computacionales  
Docente del Tecnológico Nacional de México Campus  
Nogales  
Actualmente jefa del departamento de Sistemas y  
Computación e impartiendo asignaturas de Taller de Base  
de Datos, Fundamentos de Programación.