# AGRADECIMIENTO

Agradezco a Dios por haberme dado la capacidad y constancia durante estos años de esfuerzo. A mis padres y hermanos por el apoyo permanente durante toda mi carrera universitaria, hasta hoy. Al Ing. Gaudencio Zurita Herrera por compartir conmigo y con mis compañeros sus conocimientos y experiencia. Al Ing. Luis Rodríguez Ojeda por haberme apoyado siempre y por haber sido mi guía en el desarrollo de esta tesis.

# DEDICATORIA

# Dedico esta tesis a mi familia y amigos más queridos.

# TRIBUNAL DE GRADUACION

#####  Ing. Luis Rodríguez Ing. Félix Ramírez

#####  Director de Tesis Presidente

#####  Mat. Eduardo Rivadeneira Mat. César Guerrero

#####  Vocal Vocal

DECLARACION EXPRESA

“La responsabilidad del contenido de esta tesis de grado, me corresponde exclusivamente; y su patrimonio intelectual a la ESCUELA SUPERIOR POLITECNICA DEL LITORAL”

Eduardo José Véliz Quintero

**RESUMEN**

Para el desarrollo y elaboración de este trabajo, “MODELO POBLACIONAL CON ALGORITMOS GENÉTICOS”, he hecho una investigación de una rama de la inteligencia artificial, así como son los algoritmos genéticos. Lo que se desea es implantar un modelo de crecimiento poblacional mediante el uso de estos como una herramienta en la simulación.

En el primer capítulo presento en forma muy general los aspectos que envuelven los algoritmos genéticos, parto de la necesidad de optimizar mostrando las ventajas y desventajas de utilizar los algoritmos genéticos, así como su historia y posibles aplicaciones.

En el segundo capítulo he cubierto detalladamente todo lo que pude investigar sobre la teoría de los algoritmos genéticos, esto es, sus fundamentos matemáticos, tipos de algoritmos genéticos, representación del mismo, partes y operadores más importantes de los algoritmos genéticos. Con esto quiero dejar un trabajo sobre los algoritmos genéticos que pueda ser consultado y satisfaga realmente las necesidades. Además se presenta una pequeñísima comparación con otros métodos de programación evolutiva, tales como los algoritmos genéticos paralelos, también llamados algoritmos meméticos, los sistemas de redes neuronales artificiales, y los autómatas celulares.

En el tercer capítulo hago un estudio de los principales modelos de crecimiento poblacional, que son aplicados tanto a humanos como a animales, luego propongo un modelo basado en el paradigma de los algoritmos genéticos.

En el cuarto capítulo llevo a cabo una simulación poblacional utilizando una aplicación que he desarrollado completamente en el lenguaje de cuarta generación, Visual C++ 6.0. Además implanto dos aplicaciones para estimar los parámetros de los modelos exponencial y logístico de un grupo de datos.

En el quinto y último capítulo, realizo una comparación entre mi modelo de crecimiento poblacional y los modelos convencionales, basándome en un subconjunto de datos de los que son generados por mi modelo, y realizar una predicción de los restantes.

Finalmente escribo las conclusiones y recomendaciones de mi estudio, en las que involucro toda la experiencia asimilada, con la finalidad de que sea más fácil la investigación acerca de este trabajo por parte de otras personas.

# INDICE GENERAL

|  |  |
| --- | --- |
| AGRADECIMIENTO | II |
| DEDICATORIA | III |
| TRIBUNAL DE GRADUACION | IV |
| DECLARACION EXPRESA | V |
| RESUMEN | VI |
| INDICE GENERAL | VIII |
| INDICE DE TABLAS | XIII |
| INDICE DE FIGURAS | XVI |
| INDICE DE CUADROS | XXI |
| INDICE DE ANEXOS | XXIII |
| INTRODUCCION | 1 |
| CAPITULO I |
| Introducción: Los algoritmos genéticos | 3 |
| 1.1 | Introducción. | 3 |
| 1.2 | Funcionamiento de los algoritmos genéticos. | 12 |
| 1.3 | Ventajas y desventajas de los algoritmos genéticos. | 13 |
| 1.4 | Aplicaciones que puede realizarse con los algoritmos genéticos. | 15 |
| 1.4.1 | Ejemplos de aplicaciones realizadas. | 16 |
| 1.4.2 | Ejemplos de otras aplicaciones que pueden realizarse. | 18 |
| 1.5 | Historia. | 21 |
| 1.5.1 | Personajes. | 22 |
| 1.5.2 | La evolución. | 28 |
| 1.5.3 | La informática evolutiva. | 32 |
| 1.6 | Ubicación del problema. | 40 |
| 1.7 | Limitaciones y alcance del tema. | 41 |
| 1.8 | Objetivos: generales y específicos. | 41 |
| CAPITULO II |
| Teoría de los algoritmos genéticos | 43 |
|  | Introducción. | 43 |
|  | Marco teórico. | 44 |
|  | El teorema de esquemas. | 44 |
|  | El orden de los esquemas. | 44 |
|  | La longitud de los esquemas | 45 |
|  | Paralelismo implícito. | 50 |
|  | Teoremas de convergencia | 51 |
|  | La estructura de un algoritmo genético | 54 |
|  | Tipos de algoritmos genéticos. | 55 |
|  | Algoritmos genéticos generacionales. | 58 |
|  | Algoritmos genéticos de estado fijo. | 58 |
|  | Algoritmos genéticos paralelos. | 60 |
| 2.4.3.1. | Modelos de Islas. | 62 |
| 2.4.3.2 | Modelo celular. | 62 |
|  | El algoritmo genético básico. | 63 |
|  | La Población Inicial. | 65 |
|  | Codificación Binaria. | 65 |
|  | Codificación por permutaciones. | 66 |
|  | Codificación por valores. | 67 |
|  | Codificación mediante árboles. | 67 |
|  | El genotipo | 68 |
|  | La función de adaptación | 68 |
|  | La selección de padres. | 72 |
|  | Modelo de selección proporcional a la función objetivo. | 73 |
|  | Modelo de selección proporcional al rango. | 74 |
|  | Modelo de selección del valor esperado. | 74 |
|  | Modelo de muestreo con remplazo del resto. | 75 |
|  | Modelo del muestreo universal estocástico. | 75 |
|  | Modelo de la rueda de la ruleta. | 76 |
|  | Modelo del Torneo. | 77 |
|  | Modelo de mantener el estado. | 77 |
|  | Elitismo | 78 |
|  | Crossover. | 79 |
|  | Crossover de la codificación Binaria. | 79 |
|  | Crossover en n puntos. | 80 |
|  | Crossover Uniforme. | 80 |
|  | Crossover matemático. | 81 |
|  | Máscara de crossover | 81 |
|  | Crossover de la codificación por permutaciones. | 82 |
|  | Crossover en un solo punto. | 82 |
|  | Crossover de la codificación por valores. | 82 |
|  | Crossover en un punto. | 83 |
|  | Crossover en n puntos. | 83 |
|  | Crossover uniforme. | 84 |
|  | Crossover de la codificación mediante árboles. | 84 |
|  | Mutación | 85 |
|  | Mutación en codificación binaria. | 86 |
|  | Mutación en n puntos. | 86 |
|  | Mutación uniforme. | 86 |
|  | Mutación en codificación por permutaciones. | 87 |
|  | Mutación en codificación por valores. | 87 |
|  | Mutación en codificación por árboles. | 88 |
|  | Otros operadores. | 88 |
|  | **Cromosomas de longitud variable.** | 88 |
|  | Operadores de nicho (ecológico). | 90 |
|  | Operadores especiales. | 91 |
|  | **La población.** | 92 |
|  | Técnicas basadas en población. | 92 |
|  | Tamaño de la población. | 93 |
|  | La población inicial. | 94 |
|  | Otras técnicas de programación evolutiva. | 94 |
|  | **Redes neuronales.** | 94 |
|  | **La neurona** | 95 |
|  | **La red neuronal** | 96 |
|  | Las redes neuronales artificiales | 97 |
|  | Sistema experto.  | 97 |
|  | Interpretación de la neurona por computadora. | 98 |
|  | La neurona artificial. | 98 |
|  | Entrenamiento | 101 |
|  | Método de transmisión de la información en el cerebro | 102 |
|  | Compuertas lógicas. | 103 |
|  | Funcionamiento de las sinapsis. | 103 |
|  | Diferencias entre el cerebro y un ordenador | 105 |
|  | Similitudes entre el cerebro y una computadora | 107 |
|  | Un super ordenador llamado cerebro | 107 |
|  | Aplicaciones de las redes neuronales | 110 |
|  | Comparación entre los algoritmos genéticos y las redes neuronales. | 111 |
|  | Autómatas Celulares. | 111 |
|  | Comparación entre los algoritmos genéticos y los autómatas celulares | 115 |
|  | Aplicaciones de los autómatas celulares. | 124 |
| 2.12. | Observaciones | 124 |
| CAPITULO III |
| Modelo poblacional: variables poblacionales | 125 |
| 3.1. | Introducción. | 125 |
| 3.2. | La población. | 125 |
| 3.2.1.  | Interacción entre las poblaciones. | 126 |
| 3.2.2.  | Los modelos poblacionales. | 126 |
|  | Crecimiento demográfico. | 132 |
| 3.2.3. | Superpoblación y recursos. | 136 |
| 3.2.3.1. | El cero es buena nota. | 138 |
|  | Modelos de crecimiento poblacional. | 140 |
|  | Modelo de crecimiento exponencial. | 144 |
|  | Modelo logístico de crecimiento. | 149 |
|  | Población en crecimiento y población en retracción. | 154 |
| * + - 1. .
 | Características Comparativas de los modelos exponencial y logístico | 155 |
| 3.2.4.5. | Modelo poblacional utilizando los algoritmos genéticos. | 156 |
| **CAPITULO IV** |
| 1. **Simulación poblacional con algoritmos genéticos**
 | **169** |
| 4.1.  | Introducción. | 169 |
|  | Manual del Usuario. | 171 |
|  | Manual Técnico. | 195 |
| 4.3.1. | Diagramas a nivel de contexto. | 195 |
| 4.3.2. | Diagramas de nivel 0. | 198 |
| 4.3.3. | Descripción de las variables y procesos de los algoritmos genéticos. | 203 |
| 4.3.3.1. | Descripción de las variables y procesos del algoritmo genético de simulación. | 203 |
| 4.3.3.2. | Descripción de las variables y procesos del algoritmo genético de Optimización para los modelos dependientes del tiempo | 212 |
| 4.3.3.3. | Descripción de las variables y procesos del algoritmo genético de Optimización para los modelos dependientes de de varias variables | 218  |
| **CAPITULO V** |
| 1. **Análisis de las variables**
 | **224** |
| 5.1 | Introducción | 224 |
| 5.2 | Análisis de los resultados de la aplicación: Algoritmos genéticos – modelo poblacional. | 225 |
| 5.3 | Predicción de los resultados por medio de los métodos convencionales. | 255 |
| 5.4 | Predicción de los resultados mediante algoritmos genéticos. | 263 |
| 5.5 | Selección del mejor modelo mediante algoritmos genéticos | 266 |
| 5.6 | Observaciones. | 267 |
| **Conclusiones y recomendaciones** |  |
| **ANEXOS** |  |
| **BIBLIOGRAFIA** |  |

#  INDICE DE TABLAS

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Tabla I | Tabla de características comparativas entre los modelos exponencial y logístico | 155 |
| Tabla II | Características del modelo poblacional con algoritmos genéticos | 164 |
| Tabla III | Tabla de la simulación con dos hijos, crossover en un punto, mutación en un punto, selección con el método de la rueda de la ruleta, sin elitismo, sin exigir mutación | 227 |
| Tabla IV | Tabla de la simulación con dos hijos, crossover uniforme, mutación en un punto, selección con el método de la rueda de la ruleta, sin elitismo, sin exigir mutación. | 229 |
| Tabla V | Tabla de la simulación con dos hijos, crossover en un punto, mutación uniforme, selección con el método de la rueda de la ruleta, sin elitismo, sin exigir mutación. | 231 |
| Tabla VI | Tabla de la simulación con dos hijos, crossover en un punto, mutación en un punto, selección con el método de la rueda de la ruleta, con elitismo, sin exigir mutación. | 233 |
| Tabla VII | Tabla de la simulación con dos hijos, crossover en un punto, mutación en un punto, selección con el método de la rueda de la ruleta, sin elitismo y exigiendo la mutación. | 235 |
| Tabla VIII | Tabla de la simulación con dos hijos, crossover en un punto, mutación en un punto, selección con el método del torneo, sin elitismo y sin exigir la mutación. | 237 |
| Tabla IX | Tabla de la simulación con cuatro hijos, crossover en un punto, mutación en un punto, selección con el método de la rueda de la ruleta, sin elitismo, sin exigir mutación. | 239 |
| Tabla X | Tabla de la simulación con cuatro hijos, crossover uniforme, mutación en un punto, selección con el método de la rueda de la ruleta, sin elitismo, sin exigir mutación. | 241 |
| Tabla XI | Tabla de la simulación con cuatro hijos, crossover en un punto, mutación en un punto, selección con el método de la rueda de la ruleta, con elitismo, sin exigir mutación. | 243 |
| Tabla XII | Tabla de la simulación con cuatro hijos, crossover en un punto, mutación en un punto, selección con el método de la rueda de la ruleta, sin elitismo, con exigencia de la mutación. | 245 |
| Tabla XIII | Tabla de la simulación con cuatro hijos, crossover en un punto, mutación en un punto, selección con el método del torneo, sin elitismo, sin exigir de la mutación. | 247 |
| Tabla XIV | Tabla de la simulación con el límite de vida disminuido a 50 años. | 249 |
| Tabla XV | Tabla de la simulación con el intervalo de fecundidad disminuido desde los 25 a los 30 años únicamente. | 251 |
| Tabla XVI | Tabla de la simulación limitando el crecimiento de la población | 253 |
| Tabla XVII | Tabla de las iteraciones 1 a 17 de la simulación para comparar | 256 |
| Tabla XVIII | Tabla de las iteraciones 18 a 28 de la simulación para comparar | 257 |
| Tabla XIX | Tabla de las iteraciones 29 a 48 de la simulación para comparar | 257 |
| Tabla XX | Valores estimados por el modelo exponencial | 262 |
| Tabla XXI | Valores estimados por el modelo lineal | 262 |
| Tabla XXII | Valores enteros estimados por el modelo lineal | 262 |
| Tabla XXIII | Primera estimación de B0 y B1 para el modelo exponencial | 263 |
| Tabla XXIV | Segunda estimación de B0 y B1 para el modelo exponencial | 264 |
| Tabla XXV | Tercera estimación de B0 y B1 para el modelo exponencial | 265 |
| **Tabla XXVI** | Datos para realizar la ejecución de la selección del mejor modelo de varias variables. | 266 |
| **Tabla XXVII** | Resultados de la ejecución del algoritmo genético para seleccionar el modelo. | 267 |

# INDICE DE FIGURAS

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Figura 1.1 | Carl Linnaes | 22 |
| Figura 1.2 | Thomas Robert Malthus | 23 |
| Figura 1.3 | Eramus Darwin | 24 |
| Figura 1.4 | Charles Darwin | 25 |
| Figura 1.5 | Alfred Russel Wallace | 26 |
| Figura 1.6 | John H. Holland | 27 |
| Figura 1.7 | David Golberg | 28 |
| **Figura 2.1** | Diagrama de flujo del algoritmo genético básico | 64 |
| Figura 2.2 | Ejemplo de un cromosoma de la codificación por árboles | 67 |
| Figura 2.3 | Gráfico de la selección de la rueda de la ruleta | 76 |
| Figura 2.4 | Ejemplo de crossover en la representación mediante arboles | 84 |
| Figura 2.5 | Ejemplo de la mutación en la representación por árboles | 88 |
| Figura 2.6 | Función de transferencia de las redes neuronales de tipo umbral lógico | 100 |
| Figura 2.7 | Ejemplo de una función de transferencia de las redes neuronales de tipo S | 100 |
| Figura 2.8 | Ejemplo de una función de transferencia de las redes neuronales de tipo limitación dura | 100 |
| Figura 2.9 | Tipos de funciones en cuanto a linealidad y continuidad | 117 |
| Figura 3.1 | Gráfico de las tasas de natalidad, mortalidad y crecimiento | 133 |
| Figura 3.2 | Gráfico de las tasas de fertilidad de 1998 | 135 |
| Figura 3.3 | Población Separada en hombres y mujeres con n personas. | 164 |
| Figura 3.4 | Estructura de tipo población | 165 |
| Figura 3.5 | Estructura de tipo persona | 165 |
| Figura 3.6 | Estructura de tipo datos de persona | 166 |
| Figura 3.7 | Estructura de Tipo Genético | 166 |
| Figura 4.1 | Pantalla inicial de la aplicación AgMp de Algoritmos Genéticos – Modelo Poblacional | 172 |
| Figura 4.2 | Pantalla Principal del Simulador del AgMp, Algoritmos Genéticos – Modelo Poblacional | 174 |
| Figura 4.3 | Línea de progreso de la ejecución del Algoritmos Genéticos – Modelo Poblacional | 175 |
| Figura 4.4 | Pantalla de los resultados del Simulador de los Algoritmos Genéticos – Modelo Poblacional | 176 |
| Figura 4.5 | Pantalla con el Gráfico del tamaño de la población a través del tiempo | 177 |
| Figura 4.6 | Gráfico de las aptitudes de los individuos de la población a través del tiempo | 178 |
| Figura 4.7 | Pantalla del Gráfico de Crecimiento y decrecimiento porcentual a través del tiempo del Simulador del Algoritmos Genéticos – Modelo Poblacional | 179 |
| Figura 4.8 | Pantalla del Gráfico de las Edades promedio de la población a través del tiempo del Simulador del Algoritmos Genéticos – Modelo Poblacional | 181 |
| Figura 4.9 | Pantalla del Gráfico de la población por Edades y por sexo en el último año de simulación del Algoritmos Genéticos – Modelo Poblacional | 182 |
| Figura 4.10 | Pantalla Principal del Modelo dependiente del tiempo del Algoritmos Genéticos – Modelo Poblacional | 183 |
| Figura 4.11 | Pantalla de resultados para el modelo dependiente del tiempo mediante algoritmos genéticos | 184 |
| Figura 4.12 | Pantalla del Gráfico de los estimadores del modelo dependiente del tiempo. | 185 |
| Figura 4.13 | Pantalla del Gráfico de los errores del modelo dependiente del tiempo. | 186 |
| Figura 4.14 | Pantalla de os intervalos de confianza del modelo dependiente del tiempo. | 187 |
| Figura 4.15 | Pantalla Principal del Modelo dependiente de varias variables del Algoritmos Genéticos – Modelo Poblacional | 188 |
| Figura 4.16 | Pantalla de resultados para los modelos dependientes de varias variables y mediante algoritmos genéticos | 189 |
| Figura 4.17 | Pantalla del Gráfico de la tendencia del modelo de crecimiento exponencial o logístico dependientes de varias variables. | 190 |
| Figura 4.18 | Pantalla del Gráfico de los errores de los modelos de crecimiento exponencial o logístico pero dependientes varias variables. | 191 |
| Figura 4.19 | Pantalla de la apertura de un archivo | 192 |
| Figura 4.20 | Mensaje de la apertura de un archivo | 192 |
| Figura 4.21 | Pantalla de la configuración avanzada para el crossover | 193 |
| Figura 4.22 | Pantalla de la configuración avanzada para la mutación | 194 |
| Figura 4.23 | Diagrama de contexto del algoritmo genético de simulación | 195 |
| Figura 4.24 | Diagrama de contexto del algoritmo genético del modelo dependiente del tiempo | 196 |
| Figura 4.25 | Diagrama de contexto del algoritmo genético del modelo dependiente de varias variables | 197 |
| Figura 4.26 | Diagrama cero del algoritmo genético de simulación | 198 |
| Figura 4.27 | Diagrama cero del algoritmo genético del modelo dependiente del tiempo. | 199 |
| Figura 4.28 | Diagrama de nivel 1 del proceso de cálculo del algoritmo genético del modelo dependiente del tiempo para los beta. | 200 |
| Figura 4.29 | Diagrama cero del algoritmo genético del modelo dependiente de varas variables. | 201 |
| Figura 4.30 | Diagrama de nivel 1 del proceso de cálculo del algoritmo genético del modelo de selección. | 202 |
| Figura 5.1 | Tamaño poblacional de la primera simulación con dos hijos | 228 |
| Figura 5.2 | Tamaño poblacional de la segunda simulación con dos hijos | 230 |
| Figura 5.3 | Tamaño poblacional de la tercera simulación con dos hijos | 232 |
| Figura 5.4 | Tamaño poblacional de la cuarta simulación con dos hijos | 234 |
| Figura 5.5 | Tamaño poblacional de la quinta simulación con dos hijos | 236 |
| Figura 5.6 | Tamaño poblacional de la sexta simulación con dos hijos | 238 |
| Figura 5.7 | Tamaño poblacional de la primera simulación con cuatro hijos | 240 |
| Figura 5.8 | Tamaño poblacional de la segunda simulación con cuatro hijos | 242 |
| Figura 5.9 | Tamaño poblacional de la tercera simulación con cuatro hijos | 244 |
| Figura 5.10 | Tamaño poblacional de la cuarta simulación con cuatro hijos | 246 |
| Figura 5.11 | Tamaño poblacional de la quinta simulación con cuatro hijos | 248 |
| Figura 5.12 | Tamaño poblacional de la sexta simulación con cuatro hijos | 250 |
| Figura 5.13 | Tamaño poblacional de la séptima simulación con cuatro hijos | 252 |
| Figura 5.14 | Tamaño poblacional de la octava simulación con cuatro hijos | 254 |
| Figura 5.15 | Línea a través del tiempo de los datos simulados | 258 |
| Figura 5.16 | Comparación con las tendencias lineal y exponencial | 260 |
| Figura 5.17 | Residuos de los datos ajustados a los modelos lineal y exponencial | 261 |

# INDICE DE CUADROS

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Cuadro 2.1** | El algoritmo genético básico  | 63 |
| **Cuadro 2.2** | Ejemplo de dos cromosomas en codificación binaria | 66  |
| **Cuadro 2.3** | Dos cromosomas en la representación por permutaciones | 66 |
| **Cuadro 2.4** | Tres cromosomas en codificación por valores | 67 |
| **Cuadro 2.5** | Algoritmo para realizar el método de selección de la rueda de la ruleta | 76 |
| **Cuadro 2.6** | Crossover en un punto de la representación binaria | 80 |
| **Cuadro 2.7** | Crossover uniforme en la representación binaria | 80 |
| **Cuadro 2.8** | Crossover matemático en la representación binaria | 81 |
| **Cuadro 2.9** | Crossover en un solo punto de la representación por permutaciones | 82 |
| **Cuadro 2.10** | Crossover en un solo punto de la representación por valores | 83 |
| **Cuadro 2.11** | Crossover en n puntos de la representación por valores | 83 |
| **Cuadro 2.12** | Crossover uniforme en la representación por valores | 84 |
| **Cuadro 2.13** | Mutación en n puntos de la representación binaria | 86 |
| **Cuadro 2.14** | Mutación uniforme de la representación binaria | 87 |
| **Cuadro 2.15** | Mutación en la representación por permutaciones | 87 |
| **Cuadro 2.16** | Mutación en la representación por valores | 87 |
| **Cuadro 3.1** | Algoritmo genético aplicado a los modelos poblacionales | 168 |
| **Cuadro 4.1** | Estructura de tipo genético | 204 |
| **Cuadro 4.2** | Estrctura de tipo datos de la persona | 205 |
| **Cuadro 4.3** | Estructura de tipo persona | 206 |
| **Cuadro 4.4** | Estructura de tipo población | 207 |
| **Cuadro 4.5** | Estructura de tipo selección | 207 |
| **Cuadro 4.6** | Estructura de tipo persona (tiempo) | 214 |
| **Cuadro 4.7** | Estructura de tipo población (tiempo) | 215 |
| **Cuadro 4.8** | Estructura de tipo persona (Selección) | 219 |
| **Cuadro 4.9** | Estructura de tipo población (Selección) | 220 |

**INDICE DE ANEXOS**

|  |  |
| --- | --- |
| Anexo 1: Código fuente del Algoritmo Genético Básico. |  |
| **Anexo 2:** Ejecución del Algoritmo Genético Básico. |  |
| Anexo 3: Código fuente del Problema del vendedor viajero (TSP). |  |
| Anexo 4: Ejecución del Problema del vendedor viajero (TSP). |  |
| Anexo 5: Código fuente de una Simulación en tiempo Real. |  |
| Anexo 6: Ejecución de una Simulación en Tiempo Real. |  |
| Anexo 7: Código fuente del Algoritmo Genético – Modelo Poblacional . |  |

**INTRODUCCION**

En la naturaleza, los individuos compiten entre sí por recursos, tales como comida, agua y refugio. Adicionalmente, entre los animales de una misma especie, aquellos que no obtienen acierto tienden a tener un número reducido de descendientes, teniendo por tanto, menor probabilidad de que sus genes sean propagados a lo largo de sucesivas generaciones.

Los algoritmos genéticos es una técnica de búsqueda basada en la teoría de la evolución de Darwin, que ha cobrado tremenda popularidad en todo el mundo durante los últimos años. Aquí presento los conceptos básicos que se requieren para comprenderla, así como unos ejemplos que permitan a los lectores comprender cómo aplicarla al problema de su elección.

Un aspecto por demás importante de ellos es su aplicación como técnica de optimización que se basa en el azar, pero que aprovecha criterios que la naturaleza ha desarrollado, tales como la selección de los cromosomas más aptos, el cruce de genes en los cromosomas y la mutación. Por esto, no es de extrañarse que en algoritmos genéticos se utilicen términos tomados de la genética natural.

Un algoritmo genético puede converger en una búsqueda de azar, pero su utilización asegura qué ningún punto del espacio de búsqueda tiene probabilidad cero de ser examinado.

En el desarrollo de esta tesis utilizo la técnica de los algoritmos genéticos para implantar un modelo de crecimiento poblacional algorítmico de gran robustez que permite la simulación, así como la optimización de sus parámetros.

Para mayor comprensión de la presente tesis de parte de cualquier lector, presento una explicación modesta de los modelos de crecimiento poblacional, aunque es también bastante buena y suficiente para el aprendizaje de los mismos, y la posterior aplicación de los algoritmos genéticos a los modelos poblacionales.