IMPLEMENTACIÓN DE ALGORITMOS GENÉTICOS PARA LA RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA SCHOOL TIMETABLING EN LAS INSTITUCIONES EDUCATIVAS

MAURICIO ANDRÉS GUERRA CUBILLOS

ERWIN HAMID PARDO QUIROGA

UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS
FACULTAD TECNOLÓGICA
TECNOLOGÍA EN SISTEMATIZACIÓN DE DATOS
BOGOTÁ D.C.
COLOMBIA
2015

IMPLEMENTACIÓN DE ALGORITMOS GENÉTICOS PARA LA RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA SCHOOL TIMETABLING EN LAS INSTITUCIONES EDUCATIVAS

MAURICIO ANDRÉS GUERRA CUBILLOS
20091078058
ERWIN HAMID PARDO QUIROGA
20091078078

PROYECTO DE GRADO PRESENTADO COMO REQUISITO PARA OPTAR AL TÍTULO DE TECNÓLOGO EN SISTEMATIZACIÓN DE DATOS

TUTOR-DIRECTOR:
ROBERTO EMILIO SALAS RUIZ

UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS
FACULTAD TECNOLÓGICA
TECNOLOGÍA EN SISTEMATIZACIÓN DE DATOS
BOGOTÁ D.C.
COLOMBIA
2015

Nota de Aceptación:

_____

_____

_____

_____

Tutor

_____

Ing. Roberto Emilio Salas Ruiz

Presidente Jurado

_____

Ing. Miller Gómez Mora

_____

Ing. Mary Luz Romero

Bogotá D.C., Marzo de 2015

AGRADECIMIENTOS

CONTENIDO

pág.

RESUMEN **11**

ABSTRACT **11**

INTRODUCCIÓN **12**

1 FASE DE DEFINICIÓN, PLANEACIÓN Y ORGANIZACIÓN **13**

1.1 Titulo del trabajo **13**

1.2 Tema **13**

1.3 Planteamiento del problema **13**
1.3.1 Descripción del problema 13
1.3.2 Realidad problemática 15
1.3.3 Formulación del problema 15

1.4 ALCANCE Y DELIMITACIONES **16**
1.4.1 Alcances 16
1.4.2 Limitaciones 16

1.5 Objetivos **17**
1.5.1 Objetivo general 17
1.5.2 Objetivos específicos 17

1.6 Justificación **18**

1.7 Marco de referencia **19**
1.7.1 Marco histórico 19
1.7.1.1 Timetabling y métodos de resolución implementados 19
1.7.1.2 Comparación de métodos meta-heurísticos 24
1.7.1.3 Breve historia de los algoritmos genéticos 26
1.7.2 Marco teórico 27
1.7.2.1 Introducción a los Algoritmos Genéticos y su analogía con la naturaleza 27
1.7.2.2 Componentes de un Algoritmo Genético 28
1.7.2.3 Funcionamiento de un Algoritmo Genético 29
1.7.2.4 Codificación del genotipo 30
1.7.2.5 Operadores genéticos 31
1.7.2.6 Parámetros de un AG 31
1.7.2.7 Metodología RUP 32
1.7.3 Marco conceptual 34
1.7.3.1 Timetabling 34

1.7.3.2 Educational Timetabling 35
1.7.3.3 Clasificación de restricciones 36
1.7.3.4 Complejidad computacional 36

1.8 Factibilidad 39
1.8.1 Factibilidad técnica 39
1.8.1.1 Hardware 39
1.8.1.2 Software 40
1.8.2 Factibilidad operativa 40
1.8.3 Factibilidad económica 41
1.8.3.1 Análisis Costos – Beneficios. 41
1.8.3.2 Relación Costo – Beneficio. 44
1.8.4 Factibilidad legal 45

1.9 Cronograma de actividades 46

2 FASE DE INICIO 47

2.1 Modelado del negocio 47
2.1.1 Modelo del dominio 48

2.2 Requerimientos 49
2.2.1 Requisitos de la interfaz externa 49
2.2.1.1 Interfaz con el usuario 49
2.2.1.2 Interfaz con el hardware 50
2.2.1.3 Interfaz con el software 50
2.2.2 Requisitos funcionales 50
2.2.2.1 Diagramas de caso de uso del negocio 50
2.2.3 Requerimientos de desarrollo y restricciones de diseño. 52
2.2.4 Atributos del sistema. 52
2.2.5 Otros requisitos. 53
2.2.6 Flujos de trabajo 54

3 FASE DE ELABORACIÓN 68

3.1 Análisis 68
3.1.1 Modelos de Casos de Uso - Análisis 68
3.1.2 Arquitectura de software 68

3.2 Diseño 69
3.2.1 Diagramas de secuencia 69
3.2.2 Modelo de datos 75
3.2.3 Diccionario de datos 75
3.2.4 Prototipos de interfaz de usuario 82

4 FASE DE CONSTRUCCIÓN 90

4.1 Adaptación del algoritmo genético 90
4.1.1 Unidad de asignación 90
4.1.2 Representación del Problema 91
4.1.3 Codificación mediante alfabetos duros. 93

4.1.4 Inicialización de la población 93
4.1.5 Función de evaluación y manejo de las restricciones 97
4.1.6 Restricciones del problema “school timetablig” a evaluar 99
4.1.6.1 Restricciones duras (Obligatorias) 99
4.1.6.2 Restricciones blandas (Deseadas) 99
4.1.7 Criterio de parada 100
4.1.8 Operadores genéticos 100
4.1.8.1 Selección 101
4.1.8.2 Cruce 102
4.1.8.3 Mutación 103
4.1.8.4 Reemplazo 104

4.2 Pruebas 105
4.2.1 Introducción 105
4.2.2 Caso de análisis 105
4.2.3 Esquema de pruebas 106
4.2.3.1 Prueba sobre el tamaño del torneo 106
4.2.3.2 Prueba de porcentajes de cruce 108
4.2.3.3 Prueba de porcentaje de mutación 109
4.2.3.4 Pruebas sobre el elitismo generacional 111

5 FASE DE TRANSICIÓN 115

5.1 Despliegue 115

5.2 Resultados 115

6 CONCLUSIONES 121

7 RECOMENDACIONES 122

BIBLIOGRAFIA 123

LISTA DE TABLAS

pág.

Tabla 1. Características de las técnicas meta-heurísticas estudiadas 24
Tabla 2. Comparación y calificación de meta-heurísticas 25
Tabla 3. Comparación entre la asignación de horarios escolares y universitarios 36
Tabla 4. Características técnicas del hardware existente 39
Tabla 5. Ejemplo beneficios tangibles 43
Tabla 6. Documentación caso de uso del negocio 1 51
Tabla 7. Documentación caso de uso del negocio 2 51
Tabla 8. Requerimientos no funcionales (atributos del sistema) 52
Tabla 9. Tabla aula_tipo 76
Tabla 10. Tabla aula 76
Tabla 11. Tabla curso 76
Tabla 12. Tabla area 77
Tabla 13.Tabla asignatura 77
Tabla 14. Tabla grado 77
Tabla 15. Tabla carga_academica 77
Tabla 16. Tabla pref_profesor_materia 78
Tabla 17. pref_profesor_periodo 78
Tabla 18. Tabla periodo 78
Tabla 19. Tabla profesor 79
Tabla 20. Tabla dia 79
Tabla 21. Tabla hora 79
Tabla 22. Tabla pref_carga_periodo 80
Tabla 23. Tabla clase 80
Tabla 24. Tabla restriccion_tipo 81
Tabla 25. Tabla restriccion 81
Tabla 26. Tabla horario 81
Tabla 27. Tabla solucion 82
Tabla 28. Horas de dictado de Matemáticas para el grado sexto 91
Tabla 29. Clases generadas para la asignatura Matemáticas del grado sexto 91
Tabla 30. Resultados prueba tamaño del torneo 107
Tabla 31. Porcentajes de Cruce 108
Tabla 32. Resultados Prueba Porcentaje de Cruce 109
Tabla 33. Porcentajes de Mutación 110
Tabla 34. Resultados de la Prueba de Porcentaje de Mutación 110
Tabla 35. Rangos de diversidad en los horarios 112

LISTA DE FIGURAS

pág.

Figura 1. Técnicas en la búsqueda de soluciones a problemas de optimización .. 20
Figura 2. Diagrama de flujo de un AG 30
Figura 3. Individuo binario de un AG 30
Figura 4. Diagrama Metodología RUP 33
Figura 5. Complejidad Computacional 38
Figura 6. Diagrama Gantt de actividades 46
Figura 7. Modelo del dominio 49
Figura 8. Diagrama de Caso de Uso del Negocio 1 50
Figura 9. Diagrama de Caso de Uso del Negocio 2 51
Figura 10. Diagrama de actividad - Configurar Días 54
Figura 11. Diagrama de actividad - Configurar cambios de Clase 55
Figura 12. Diagrama de actividad - Registrar Asignatura 55
Figura 13. Diagrama de actividad - Editar Asignatura 56
Figura 14. Diagrama de actividad - Eliminar Asignatura 56
Figura 15. Diagrama de actividad - Registrar Grado 57
Figura 16. Diagrama de actividad - Editar Grado 57
Figura 17. Diagrama de actividad - Eliminar Grado 58
Figura 18. Diagrama de actividad - Registrar Nuevo Curso 58
Figura 19. Diagrama de actividad - Editar Curso 59
Figura 20. Diagrama de actividad - Eliminar Curso 59
Figura 21. Diagrama de actividad - Registrar Nueva Carga Académica 60
Figura 22. Diagrama de actividad - Editar Carga Académica 60
Figura 23. Diagrama de actividad - Eliminar Carga Académica 61
Figura 24. Diagrama de actividad - Registrar Nuevo Profesor 61
Figura 25. Diagrama de actividad - Editar Profesor 62
Figura 26. Diagrama de actividad - Eliminar Profesor 62
Figura 27. Diagrama de actividad - Configurar Preferencia de Periodos de Profesor 63
Figura 28. Diagrama de actividad - Configurar Preferencia de Asignaturas de Profesor 63
Figura 29. Diagrama de actividad - Registrar Aula 64
Figura 30. Diagrama de actividad - Editar Aula 64
Figura 31. Diagrama de actividad - Eliminar Aula 65
Figura 32. Diagrama de actividad - Crear Configuración de Clases 65
Figura 33. Diagrama de actividad - Agregar Clase a Configuración Existente 66
Figura 34. Diagrama de actividad - Editar Clase a Configuración Existente 66
Figura 35. Diagrama de actividad - Eliminar Clase a Configuración Existente 67
Figura 36. Diagrama de actividad - Generar Horario 67

Figura 37. Arquitectura de software 68
Figura 38. Diagrama de Secuencia - Configurar Periodos 70
Figura 39. Diagrama de Secuencia - Configurar Asignaturas 70
Figura 40. Diagrama de Secuencia - Configurar Grados 71
Figura 41. Diagrama de Secuencia - Configurar Cursos 71
Figura 42. Diagrama de Secuencia - Configurar Carga Académica 72
Figura 43. Diagrama de Secuencia - Configurar Profesores 72
Figura 44. Diagrama de Secuencia - Configurar Aulas 73
Figura 45. Diagrama de Secuencia - Generar Horario 73
Figura 46. Diagrama de Secuencia - Configurar Clases 74
Figura 47. Diagrama de Secuencia - Reportes 74
Figura 48. Diagrama Entidad-Relación 75
Figura 49. Interfaz de usuario - Menú Principal 83
Figura 50. Interfaz de usuario - Configurar Periodos 84
Figura 51. Interfaz de usuario - Configurar Asignaturas 85
Figura 52. Interfaz de usuario - Configurar Grados 86
Figura 53. Interfaz de usuario - Configurar Carga Académica 87
Figura 54. Interfaz de usuario - Configurar Docentes 88
Figura 55. Interfaz de usuario - Configurar Aulas 89
Figura 56. Estructura unidad de asignación (Clase) 90
Figura 57. Representación matricial del cromosoma (horario de clases) 92
Figura 58. Matriz de Clases para un curso i 94
Figura 59. Matriz de Clases para el curso 601 94
Figura 60. Estructura del procedimiento encargado de inicializar un cromosoma . 95
Figura 61. Representación de una sección del cromosoma inicializado 96
Figura 62. Estructura del procedimiento que inicializa la población 96
Figura 63. Estructura del procedimiento para la selección por torneo 101
Figura 64. Demostración del operador de mutación heurística 104
Figura 65. Resultados prueba tamaño del torneo 108
Figura 66. Resultados prueba porcentaje de cruce 109
Figura 67. Resultados prueba porcentaje de mutación 110
Figura 68. Resultados aptitud del mejor individuo 111
Figura 69. Resultados de diversidad en la población (sin elitismo) 113
Figura 70. Resultados de diversidad en la población (con elitismo) 113
Figura 71. Resultados tiempos por iteración 114
Figura 72. Listado de soluciones generadas 116
Figura 73. Horario completo de cursos 116
Figura 74. Horario individual de un curso 117
Figura 75. Horario completo de profesores 118
Figura 76. Horario individual de un profesor 119
Figura 77. Reportes del horario generado 120

RESUMEN

Este documento presenta un trabajo de investigación y realización de un sistema para la generación automática de horarios de clase en los colegios, dando así solución al problema School Timetabling, implementando algoritmos genéticos.

El argumento teórico muestra los diferentes métodos con los cuales es posible llegar a dar solución al problema del School Timetabling, con los algoritmos genéticos como principal tema de investigación, explicando su estructura, historia y desarrollo. Así mismo, se entrega el concepto del Timetabling, sus clasificaciones, características y complejidad computacional.

Finalmente, se muestran los horarios generados tras de la implementación del software, aplicado en el Colegio María Mercedes Carranza, el cual brindo la información necesaria para realizar la prueba piloto.

Palabras Clave: Algoritmos genéticos, school timetabling, operadores genéticos, horarios académicos.

ABSTRACT

This paper presents a research and carrying out a system for automatic generation of school class schedules, giving solution to School Timetabling problem, implementing genetic algorithms.

The theoretical argument shows different methods by which it is possible to solve the school timetabling problem, with the genetic algorithms as main research topic, explaining its structure, history and development. Likewise, the concept of timetabling, their classifications, characteristics and computational complexy is delivered.

Keywords: genetics algorithms, school timetabling, genetics operator, academic timetables.

INTRODUCCIÓN

En cualquier institución educativa (universidad, colegio, escuela, instituto, entre otras) se realizan diferentes actividades como lo son: la creación de un manual de convivencia, la conformación de un consejo académico y/o directivo, la elección de un coordinador, un representante estudiantil, entre otras labores.

Una tarea imprescindible que se realiza cada periodo académico (semestre, año escolar, trimestre, etc.) es la creación del horario académico el cual en la mayoría de los casos se implementa para todo el ciclo académico de dicha institución, donde la principal dificultad es el costo que tiene realizar esta labor, debido que en diversos lugares se efectúa de forma manual.

En este documento se presenta un trabajo de investigación para la generación automatizada de horarios de clase en los colegios, explicamos cómo ha sido un problema que se ha tratado desde varios años atrás, conocido en la literatura (en inglés) como School Timetabling, o Calendarización en español y las diversas técnicas que se utilizan para dar solución a este problema.

Más adelante se propone la implementación de la técnica de inteligencia artificial conocida como Algoritmos Genéticos, como una alternativa en la solución del problema a tratar. Se expone las características, ventajas y desventajas de esta técnica, asimismo el procedimiento a seguir en la creación de este algoritmo.

Por último se crea un programa (software) que permita introducir los datos necesarios que conforman un horario escolar (profesores, cursos, aulas, asignaturas) y en conjunto implementar el algoritmo genético propuesto, de tal manera se ha decido tomar los datos de ejemplo de una institución educativa colombiana para la sección de pruebas y evaluación del software diseñado.

1 FASE DE DEFINICIÓN, PLANEACIÓN Y ORGANIZACIÓN

El primer capítulo tiene como fin identificar y describir el problema de la calendarización en las escuelas y colegios, más adelante se estipulan los objetivos y alcances de este proyecto de grado, al final se centra en el contexto del problema school timetabling desde los ámbitos: histórico, teórico y conceptual.

1.1 TITULO DEL TRABAJO

El siguiente título encapsula de manera global el propósito de este proyecto de grado. En las próximas secciones se descomponen los conceptos que se incluyen.

Implementación de algoritmos genéticos para la resolución del problema school timetabling en las instituciones educativas.

1.2 TEMA

Durante el desarrollo de este proyecto se tratan dos temas principales, el *timetabling* como un problema de programación horaria de un número de recursos reflejado en las escuelas, colegios e institutos, y en segundo lugar la técnica de inteligencia artificial, conocida con el nombre de *Algoritmos Genéticos* como una alternativa para dar solución al problema mencionado.

1.3 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

En seguida se describe como se manifiesta el problema del timetabling en las escuelas, colegios y en específico en las instituciones colombianas; se determinan los componentes de este problema, para definir en manera clara una solución al school timetabling.

1.3.1 Descripción del problema

Ya sea al finalizar un periodo académico, o culminando la etapa de vacaciones, diversas instituciones educativas coinciden en la organización y realización de un horario académico para el nuevo ciclo académico. En la elaboración de un horario de un colegio, generalmente se cuentan con recursos que deben ser asignados a periodos de tiempo establecidos, recursos como: asignaturas, profesores, cursos y aulas. Estos deben o en algunos casos pueden, cumplir una serie de restricciones que se ajusten a cada institución; restricciones obligatorias o duras como por ejemplo:

- Dos lecciones de clase no pueden ser programadas en la misma aula.
- Un docente no puede tener dos o más lecciones asignadas en un periodo.

Restricciones como las anteriores, deben cumplirse para garantizar que un horario sea válido y viable para su implementación. Por otra parte, se encuentran las restricciones deseadas o blandas, la violación de alguna de estas seguirá ocasionando un horario factible, pero no de la calidad deseada, por ejemplo:

- La asignatura Matemáticas no se debe dictar en la última hora de cada día.

El proceso de distribución horaria (Timetabling) es parte de los problemas de programación en general, que consiste en la asignación de una cantidad de recursos en bloques de tiempo establecidos, que cumplan una serie de restricciones. De esta manera la asignación de profesores, aulas, asignaturas, cursos, en periodos de tiempo semanales con el fin de satisfacer restricciones obligatorias y deseadas para una escuela o colegio, es un problema de programación horaria conocido como "*School Timetabling*".

Sin embargo la definición de este problema es similar al "*Univeristy Timetabling*", la principal diferencia entre una colegio y una universidad son los estudiantes ya que en una escuela un grupo de alumnos (curso) toman las mismas asignaturas, en contraste, en las universidades los estudiantes programan distintas asignaturas de varios semestres. En la sección 1.7.3 se detallan estos conceptos y se describen otras diferencias.

El espacio de búsqueda compuesto por los recursos, variables y restricciones que se maneja en este problema, lo hace bastante complejo y de un cuidadoso manejo. En el ámbito de las ciencias computaciones, los problemas de tipo timetabling están clasificados como NP-Completo que pertenecen a la clase NP; dentro de esta clase se encuentra el "*problema de satisfacibilidad*" (SAT). SAT es fundamental para la solución de varios problemas en razonamiento automático, diseño y manufactura asistida por computadoras, visión computacional, bases de datos, robótica, diseño de circuitos integrados, arquitectura de computadoras, redes de computadoras y asignación de tareas, entre otros. Los métodos para resolver el problema SAT juegan un papel crucial en el desarrollo de sistemas informáticos eficaces y las aplicaciones de dicho problema. [1] El "*School Timetabling*" es un ejemplo de este tipo de problemas; existen técnicas para la solución a este problema como las técnicas metaheurísticas que combinan la simplicidad de sus ideas con la gran eficiencia para dar buenos resultados en problemas complejos.

---

[1] NAUPARI, Raúl; ROSALES, Gissela. Aplicación de algoritmos genéticos para el diseño de un sistema de apoyo a la generación de horarios de clases para la Facultad de Ingeniería de Sistemas e Informática de la UNMSM. Universidad Nacional Mayor de San Marcos. Facultad e Ingeniería de Sistemas e Informática, 2010.

1.3.2 Realidad problemática

En muchos colegios del país, se realiza el horario de clases de forma manual, lo cual se torna bastante tedioso y costoso en cuanto al tiempo necesario para esta labor, tanto en primaria como en educación media; teniendo en cuenta que en muchos casos los recursos y las restricciones varían de un ciclo a otro, por ej.:

En el año 2011 un determinado colegio cuenta con tres cursos en el grado sexto y dos en séptimo, para el año 2012 lo más probable es, que para el grado séptimo se cuente con tres cursos y para el grado octavo dos. De esta manera se dice que el espacio varía, al igual que la asignación de los recursos en el nuevo horario de clases cambia.

Cuando esta asignación se realiza manualmente generalmente, no se optimiza ni se explora totalmente el espacio de búsqueda, tampoco, se encuentra la mejor solución (entiéndase como la solución que mejor satisfaga a todos los recursos y cumpla con todas las restricciones), simplemente se examina que las restricciones obligatorias se cumplan para que el horario académico sea factible y en algunos casos se dejan de lado restricciones deseadas, como por ejemplo: preferencias de las asignaturas y períodos de dictado por parte de los docentes.

Considerando la asignación de recursos para la realización de horarios de clases, como un problema de optimización, surge la idea de automatizar el proceso de creación de horarios académicos, con la implementación de técnicas de Inteligencia Artificial, para dar solución al problema, mediante la obtención de horarios correctos. Una de las técnicas son los Algoritmos Genéticos, ya que utilizan una población de soluciones, siendo menos sensibles a quedar atrapadas en óptimos locales (posibles soluciones, pero no la mejor) que las técnicas que utilizan una solución única.

Por tanto, se busca desarrollar una herramienta computacional, que permita explorar el espacio de búsqueda creado de cada colegio, teniendo en cuenta las restricciones y arrojar como solución un horario de clases factible. Para observar y posteriormente analizar la solución obtenida se realizará una prueba piloto del software en el Colegio María Mercedes Carranza IED, dicho software debe tener la característica de permitir cargar información, correspondiente a los recursos que trata este problema y la implementación de la técnica Algoritmos Genéticos.

1.3.3 Formulación del problema

¿Cómo implementar algoritmos genéticos para la resolución del problema School Timetabling en la generación de horarios de las instituciones educativas, con el fin de automatizar el proceso de generar un horario de clases reduciendo el tiempo y los recursos empleados en su elaboración?

1.4 ALCANCE Y DELIMITACIONES

A continuación se definen los aspectos que alcanzaremos en la investigación y limitaciones que tiene este proyecto.

1.4.1 Alcances

Con la ejecución de este proyecto se busca que el problema del school timetabling se pueda corregir en una institución educativa colombiana, mediante la implementación de un algoritmo genético capaz de organizar y encontrar uno o varios horarios viables, con el fin de evitar que esta labor se realice de forma manual como se hace en la actualidad. También se conocerá y describirá el proceso que lleva a cabo un algoritmo genético, de tal manera que se pueda adecuar esta problemática, al final se diseñará un programa de escritorio que facilitará la configuración y ejecución del algoritmo para apreciar los resultados arrojados y el usuario pueda decidir cuál horario implementar.

1.4.2 Limitaciones

El proyecto *Implementación de Algoritmos Genéticos para la Resolución del Problema School Timetabling en las Instituciones Educativas* está limitado inicialmente a la organización de horarios de clase en los colegios de Bogotá, de esta manera se creará una estructura que se adapte al modelo del problema del Colegio María Mercedes Carranza y otras instituciones que se ajusten a esta estructura.

El estudio realizado abarca la programación de algoritmos genéticos y la resolución del problema School Timetabling, por tanto, queda por fuera de este proyecto, la comparación de los horarios generados con la implementación de otra técnica de inteligencia artificial, que también pueda dar solución al problema.

Técnicamente, el proyecto va a ser desarrollado en el lenguaje de programación java usando el IDE Netbeans y PostgreSQL como el motor de la base de datos, por consiguiente en este documento se limita únicamente la configuración necesaria para que el programa pueda ejecutarse y no se especifica el proceso de instalación del software necesario para el desarrollo de la aplicación.

1.5 OBJETIVOS

1.5.1 Objetivo general

Desarrollar una herramienta computacional para resolver el problema del School Timetabling en la generación automatizada de horarios académicos para centros educativos mediante algoritmos genéticos.

1.5.2 Objetivos específicos

- Investigar acerca de la técnica algoritmos genéticos y el problema de optimización School Timetabling.
- Diseñar una interfaz de uso práctico y funcional para dar solución el problema de School Timetabling.
- Realizar módulos para la captura, gestión de los datos y representación de restricciones obligatorias y deseadas para resolver el problema de School Timetabling.
- Implementar una prueba piloto de la herramienta en el Colegio María Mercedes Carranza IED.
- Implementar una base de datos que permita relacionar las entidades y enlazarlas con el aplicativo.
- Diseñar un módulo que proporcione la generación y visualización de reportes personalizables actualizados.

1.6 JUSTIFICACIÓN

Hoy en día aprovechar todas las herramientas que están a disposición de las personas facilita la realización de una tarea determinada. Desarrollar una herramienta tecnológicamente hablando, como es un programa trae diversos beneficios, si hablamos de una aplicación que permita la generación automática de horarios de clase en los colegios, definitivamente va a reducir el costo que se requiere para la realización de esta labor como en el recurso humano involucrado.

Trasladar a una herramienta computacional el manejo de los datos implicados en la creación de un horario de clases para una institución educativa, por ejemplo el Colegio María Mercedes Carranza, tiene como fin manipularlos de forma práctica, evitando formularios en papel. Asimismo, se cuenta con la ventaja de acceder a esta información fácilmente, con la funcionalidad de editar, eliminar y agregar datos sencillamente desde un ordenador.

Otro punto a favor es la utilización de una técnica que realice la búsqueda de horarios académicos, ya que se optimiza este proceso mediante el uso de un computador y no de forma manual como se efectúa en varias de las instituciones educativas colombianas. De esta manera se exploran más zonas del espacio de búsqueda para mejorar en la asignación de recursos y lograr satisfacer restricciones deseadas como la preferencia de horas de dictado por parte de los docentes.

Implementar algoritmos genéticos demuestra que términos relacionadas de la biología y genética, como la selección natural de Darwin, reproducción sexual, mutaciones, se pueden abstraer para ser simulados en un programa de forma simple, dando resolución a problemas de alta complejidad como el school timetabling.

Además se está diseñando una aplicación que pueda ser utilizada por otras instituciones en la creación del horario de clases para un determinado ciclo académico ya sea un año, trimestre, semestre, o uno personalizado.

1.7 MARCO DE REFERENCIA

Para definir un marco de este proyecto, recordemos que el school timetabling se desprende del timetabling, de esta manera, ahora se explica cómo éste ha sido tratado, desde las técnicas no tradicionales que se han usado para resolverlo, centrando la investigación en los algoritmos genéticos como una metaheurística que simula procesos de evolución. Al final se expone un marco conceptual para aclarar términos de manera formal que se emplean en este documento.

1.7.1 Marco histórico

En esta sección se presentan algunas de las técnicas que se han utilizado para dar solución al problema timetabling, estas se han seleccionado debido al gran éxito en la resolución de problemas optimización, que se pueden implementar para nuestro problema, al igual que se expone brevemente la historia de los algoritmos genéticos como la estrategia seleccionada de las que se explican a continuación.

1.7.1.1 Timetabling y métodos de resolución implementados

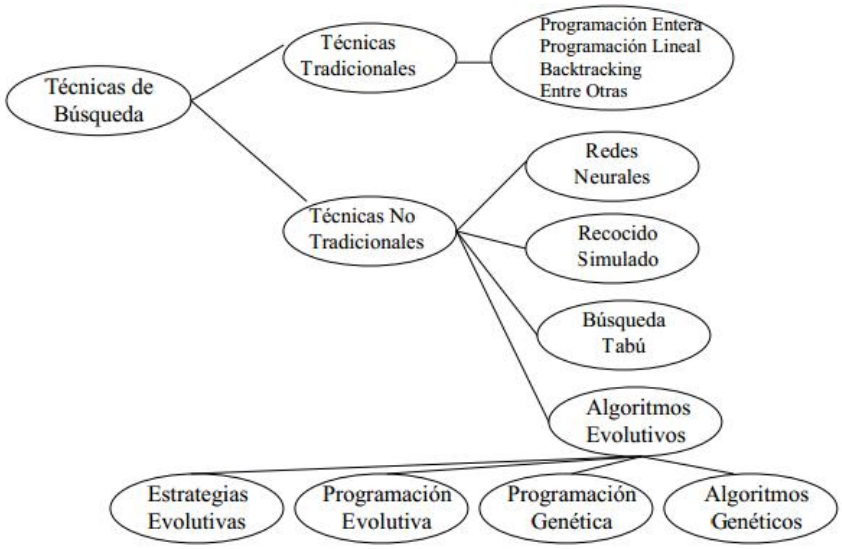
A pesar de la gran dificultad para la resolución del problema Timetabling clasificado como un problema NP-Completo dentro de la complejidad computacional, existen una variedad de métodos que han sido utilizados exitosamente obteniendo resultados correctos. Estos métodos o técnicas utilizadas se encuentran divididos en 2 grandes grupos…ver Figura 1…

- **Técnicas tradicionales**. Son métodos denominados completos, que recorren todo el espacio de búsqueda y encuentran todas las posibles soluciones a determinado problema, sin embargo, el éxito de estos métodos depende directamente del número de variables que influyen en el problema. Dentro de este grupo se encuentran entre otros, la programación entera, programación lineal y backtracking.
- **Técnicas no tradicionales.** Estas técnicas son denominadas meta heurísticas, ya que en contraste con las técnicas tradicionales, no encuentran todas las soluciones posibles a un problema ya que acotan o reducen el espacio de búsqueda, diciendo así también que son métodos incompletos[2].
  Dentro de este grupo están: Recocido Simulado (*Simulated Annealing*), Algoritmos Evolutivos (*Evolutionary Algorithms*), búsqueda tabú (*Tabu*

[2] BURKE, E. K.; KINGSTON, Jeffrey; DE WERRA, D. 5.6: Applications to Timetabling. Handbook of graph theory, 2004, p. 445.
[3] METROPOLIS, Nicholas, et al. Equation of state calculations by fast computing machines. The journal of

Search), algoritmos voraces (*GRASP*), redes neuronales (*Neuronal Networks*), entre otras:

Figura 1. Técnicas en la búsqueda de soluciones a problemas de optimización



Fuente: MEJÍA José, ARBOLEDA Carlos. Asignación de horarios de clases universitarias mediante algoritmos evolutivos.

- **Templado o recocido Simulado (*Simulated Annealing*).** El recocido simulado fue propuesto y estudiado en primera instancia por Metrópolis en el año de 1953[3]. Es un método heurístico que tiene más relación con la termodinámica (similar al proceso de enfriamiento del metal. Como es una variante de la búsqueda local, puede quedar atrapado prematuramente en un óptimo local[4]. En cada iteración una vecindad es generada (Un horario factible se modifica ligeramente de forma aleatoria para crear uno nuevo también factible). Este vecino es aceptado como el actual horario si se considera que tiene baja penalidad. Por el contrario, si este nuevo vecino presenta alta penalidad, se considera para ser aceptada como la actual solución, es decir, como un calendario (horario) acorde a una probabilidad relacionada con un parámetro de control denominado temperatura.
  "Las soluciones obtenidas por estas estrategias descendentes, dependen fuertemente de las soluciones iniciales consideradas"[5].
  A mayor temperatura, mayor probabilidad de aceptación de soluciones

[3] METROPOLIS, Nicholas, et al. Equation of state calculations by fast computing machines. The journal of chemical physics, 1953, vol. 21, no 6, p. 1087-1092.
[4] DOWSLAND, Kathryn A.; ADENSO-DÍAZ, Belarmino. Diseño de Heurísticas y Fundamentos del Recocido Simulado. Inteligencia Artificial, Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial, 2003, vol. 7, no 19, p. 93-102.
[5] GÓMEZ TORO, Jennifer Andrea; VANEGAS CASTELLANOS, Juan David; ZULUAGA GÓMEZ, Natalia. Diseño e implementación de un algoritmo para dar solución al problema de asignación de salones (Timetabling) usando el método de colonia de hormigas. 2009.

peores, de tal manera que el algoritmo acepta soluciones mucho peores al principio de la ejecución (exploración) pero no al final (explotación).
"Finalmente, cuando la temperatura es tan baja que ningún cambio se acepta, el algoritmo se detiene con el objeto inicial profundamente alterado, de hecho con el objeto que probablemente pueda encontrarse para la propiedad de interés. Esta situación inicial es el cero absoluto del objeto respecto a la propiedad"[6].
Gómez[7] comenta que las principales desventajas se presentan por el tiempo computacional y la dificultad para ajustar adecuadamente los parámetros que controlan el algoritmo. Abramson[8] presenta algunas aplicaciones de esta técnica.

- **Búsqueda Tabú (*Tabu Search*).** La meta heurística búsqueda Tabú es introducida y desarrollada por Fred Glover[9] en 1989. Este método está diseñado para salir del óptimo local, "La filosofía de esta técnica es la creencia de que la elección de una mala estrategia sistemática de búsqueda es mejor que una buena elegida al azar"[10].
  Su funcionamiento se ve expuesto de la siguiente manera: "Una búsqueda con lista tabú o Tabu Search consiste en partir de un candidato al azar (o generado con alguna otra heurística) y modificarlo progresivamente (mediante un segundo algoritmo) hasta que no sea posible obtener mejoras haciendo esa modificación"[11].
  La principal característica de la búsqueda tabú, utiliza una memoria flexible por medio de estructuras simples, de tal manera que dirige la búsqueda de acuerdo a la historia que lleva, es así como el escape de óptimos locales se realiza de manera sistemática y no aleatoria. Glover y Laguna[12] dicen: "…desde el punto de vista de la Búsqueda Tabú, la memoria flexible envuelve el proceso dual de crear y explotar estructuras para tomar ventaja mediante la combinación de actividades de adquisición, evaluación y mejoramiento de la información de manera histórica…".

---

[6] VÁZQUEZ ESPÍ, Mariano. Recocido simulado: un nuevo algoritmo para la optimización de estructuras. 1994. Tesis Doctoral. Arquitectura.
[7] GÓMEZ TORO, Jennifer Andrea; VANEGAS CASTELLANOS, Juan David; ZULUAGA GÓMEZ, Natalia. Diseño e implementación de un algoritmo para dar solución al problema de asignación de salones (Timetabling) usando el método de colonia de hormigas. 2009.
[8] ABRAMSON, David. Constructing school timetables using simulated annealing: sequential and parallel algorithms. Management science, 1991, vol. 37, no 1, p. 98-113.
[9] GLOVER, Fred. Tabu search-part I. ORSA Journal on computing, 1989, vol. 1, no 3, p. 190-206.
[10] CABEZAS GARCIA, Jose Javier. Diseno e implementacion de una heurística para resolver el problema de calendarización de horarios para universidades. 2009. Tesis Doctoral
[11] FRANCO FLORES, Abel. Estudio comparativo de algoritmos genéticos y algoritmos de búsqueda tabú para la resolución del Flow Shop Problem. 2009.
[12] GLOVER, Op. cit.

Restrepo[13] expresa que la memoria es representada mediante una lista tabú, la cual contiene para las mejores soluciones o en su defecto, los movimientos realizados para obtener dicha solución, de esa forma no serán tenidos en cuenta en futuras iteraciones, lo que beneficia a tener un reducido número de soluciones elegibles. Para el problema específico del Timetabling existen implementaciones de Suarez[14] y Cardemil[15].

- **Colonia de Hormigas (*Ant Colony*).** Una de la meta-heurística más empleada recientemente para enfrentar problemas de optimización, desde su inicio por Dorigo, Birattari y Stutzle[16] en la primera mitad de la década de los 90'.
  Cada hormiga en la colonia realiza inicialmente trayectorias aleatorias en búsqueda de su alimento, al hallarlo estudia la cantidad y la calidad según Gómez[17], y regresa a su colonia depositando una feromona, que permitirá a otras hormigas seguir el rastro reforzando la intensidad de la feromona y evitando su evaporación, de manera análoga con los problemas de optimización el concepto de evaporación de la feromona es utilizado para evitar que el algoritmo converja a un óptimo local.[18] En contraste si no existiese la evaporación de la feromona, cualquier trayectoria sería igual de atractiva para las hormigas lo que se traduciría en una exploración muy amplia de soluciones. En general, Gómez[19] expone: "La idea primordial al poner en práctica la metodología de Colonia de Hormigas es intentar obtener una alta organización y distribución entre las hormigas artificiales para utilizarlas en la administración de la población de agentes artificiales, obteniendo como resultado las mejora en la solución de problemas de optimización combinatoria."
  Aplicaciones en timetabling por Gómez, Vanegas y Zuluaga[20], y Toro[21].

---

[13] RESTREPO, Gerley, et al. Modelo para la asignación de recursos académicos en instituciones educativas utilizando técnicas metaheurísticas. Avances en Sistemas e Informática; Vol. 8, núm. 3 (2011);
[14] SUÁREZ, Joseph Gallart, et al. Generación Inteligente de Horarios empleando heurísticas GRASP con Búsqueda Tabú para la Pontifica Universidad Católica del Perú. Revista Ingeniería Informática, 2010, vol. 1, no 1, p. 15-24.
[15] CARDEMIL, Andrés. Optimización de fixtures deportivos: Estado del arte y un algoritmo tabu search para el traveling tournament problem. MasterÕs thesis, Universidad de Buenos Aires, Departamento de Computación, Buenos Aires, 2002.
[16] DORIGO, Marco; BIRATTARI, Mauro; STUTZLE, Thomas. Ant colony optimization. Computational Intelligence Magazine, IEEE, 2006, vol. 1, no 4, p. 28-39.
[17] GÓMEZ TORO, Jennifer Andrea; VANEGAS CASTELLANOS, Juan David; ZULUAGA GÓMEZ, Natalia. Diseño e implementación de un algoritmo para dar solución al problema de asignación de salones (Timetabling) usando el método de colonia de hormigas. 2009.
[18] RESTREPO, Op. cit.
[19] GÓMEZ TORO, Op. cit.
[20] GÓMEZ TORO, Jennifer Andrea; VANEGAS CASTELLANOS, Juan David; ZULUAGA GÓMEZ, Natalia. Diseño e implementación de un algoritmo para dar solución al problema de asignación de salones (Timetabling) usando el método de colonia de hormigas. 2009.
[21] TORO, Eliana Mirledy; TABARES, Pompilio; GRANADA, Mauricio. Método de colonia de hormigas aplicado a la solución del problema de asignación generalizada. Revista Tecnura, 2004, vol. 8, no 15, p. 66-76.

- **GRASP (*Greedy Randomize Adaptive Search Procedure*).** Esta surgió en 1989 gracias a Feo y Resende, fue desarrollada para resolver problemas difíciles en el campo de la optimización combinatoria[22]. Esta metodología se desarrolla mediante un proceso iterativo, dividido en dos fases principales, la fase de construcción y la fase de mejoramiento, explicadas por Pérez[23] de la siguiente manera:
  En la fase de construcción, entra la función greedy o miope, que determina el añadido de un elemento a una solución parcial, es si, la función miope consiste en elegir el mejor camino o la mejor opción para un elemento, y luego de que el elemento es añadido a la solución parcial, se re calculan los valores de la función, lo cual hace que este procedimiento sea adaptativo.
  Pero en realidad no se garantiza una solución óptima y es acá donde entra a trabajar la fase de mejoramiento, es por ello que en la fase anterior se habla de una solución parcial y no final. En esta segunda fase lo que se realiza, es un procedimiento de búsqueda, que a partir de la solución parcial dada, busca una solución mejor.
  Podemos encontrar algunas implementaciones para el problema de Timetabling aplicando esta metodología por Suárez[24] y Pino[25].

- **Algoritmos Genéticos (*Genetics Algorithms*).** Cabezas[26] hace referencia a Díaz [27] para presentar este método meta-heurístico: Un algoritmo Genético es una estructura de control que organiza o dirige un conjunto de transformaciones y operaciones diseñadas para simular los procesos de evolución.
  Estos algoritmos están inspirados en la teoría de evolución de Darwin de 1859 (evolución por selección natural), donde los individuos con más aptitudes para sobrevivir y dejar un mayor número de descendientes, son los más favorecidos (aptos) y transmiten a sus hijos los caracteres favorables de manera hereditaria.
  El funcionamiento de un AG (sigla que se utilizara para referirse a Algoritmo Genético), parte de crear un cromosoma o cadena de información, conocida como genotipo, la cual establece la relación entre un conjunto de soluciones de un problema (fenotipo) y el conjunto de individuos de una población

---

[22] FEO, Thomas A.; RESENDE, Mauricio GC. A probabilistic heuristic for a computationally difficult set covering problem. Operations research letters, 1989, vol. 8, no 2, p. 67-71.
[23] PÉREZ, Fernando. Una metodología de solución basada en la metaheurística Grasp para el problema de diseño de red con incertidumbre.
[24] SUÁREZ, Joseph Gallart, et al. Generación Inteligente de Horarios empleando heurísticas GRASP con Búsqueda Tabú para la Pontifica Universidad Católica del Perú. Revista Ingeniería Informática, 2010, vol. 1, no 1, p. 15-24.
[25] PINO, R., et al. Application of GRASP methodology to Vehicle Routing Problem (VRP).
[26] CABEZAS GARCIA, Jose Javier. Diseno e implementacion de una heurística para resolver el problema de calendarización de horarios para universidades. 2009. Tesis Doctoral.
[27] DIAZ, Belarmino Adenso. Optimización heurística y redes neuronales: en dirección de operaciones e Ingeniería. 1996.

inicial. Varios individuos se agrupan formado una población, aquellos que mejor se adapten son los que tienen mayor probabilidad sobrevivir y reproducirse. Los nuevos cromosomas se formaran seleccionando algunos individuos, utilizando operadores genéticos de cruzamiento y mutación y serán evaluados en cada nueva iteración (generación) mediante una medida de aptitud, originándose así, una nueva descendencia.

1.7.1.2 Comparación de métodos meta-heurísticos

Del trabajo investigativo realizado con cada una de las metaheurísticas, se describen características, ventajas y desventajas y cantidad de soluciones que maneja cada método, se sintetizan en la siguiente tabla:

Tabla 1. Características de las técnicas meta-heurísticas estudiadas

Meta-Heurística	Características
Recocido Simulado *(1983)*	Facilidad de implementación, sin embargo, complejo para problemas muy grandes Facilidad para combinar con otras técnicas, para obtener sistemas híbridos Dependiendo de los parámetros, las soluciones que se van encontrando pueden ser poco estables. Soluciones que maneja: 1
Búsqueda Tabú *(1986)*	Requiere solución inicial Más complejo de implementar Buenos resultados en poco tiempo Soluciones que maneja: 1
Colonia de Hormigas **(1996)**	La más novedosa Tiempo para encontrar solución de calidad es alto Ofrece buenas soluciones Soluciones que maneja: N, determinadas por la naturaleza del problema.
GRASP *(1989)*	Adaptativa de acuerdo a las condiciones del problema Requiere alto tiempo para hallar solución Búsqueda aleatoria Dificultad de adecuar los parámetros Soluciones que maneja: 1
Algoritmos Genéticos *(1975)*	Implementación relativamente simple No necesitan conocimientos específicos sobre el problema a resolver. Altamente estudiados, documentados y con gran soporte. Utilizan operadores probabilísticos, sin embargo recorren el espacio de soluciones en forma "más inteligentes" que la búsqueda aleatoria. Útiles en casos donde no es necesario obtener una solución óptima al problema, sino que una buena solución aproximada sería suficiente. Manejan una población de soluciones, siendo menos sensibles a quedar atrapadas en óptimos locales que las técnicas que utilizan una solución única. Soluciones que maneja: N, determinadas por la naturaleza del problema.

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Naupari y Rosales[28] realizaron un estudio comparativo entre las técnicas meta-heurísticas de recocido simulado, búsqueda tabú y algoritmos genéticos, teniendo en cuenta una serie de características a cada una se les asignó un puntaje entre 0 y 1, siendo 0 el puntaje más bajo y 1 el puntaje más alto. De esta comparación se dedujo que el uso de algoritmos genéticos es el más óptimo en comparación con los otros ubicados en este estudio. En la próxima tabla se muestra de los resultados del estudio, dando como mejor calificado la técnica de algoritmos genéticos.

Tabla 2. Comparación y calificación de meta-heurísticas

Característica	Algoritmos Genéticos	Búsqueda Tabú	Recocido Simulado
Simplicidad	1	0.75	0.75
Independencia	1	1	1
Coherencia	1	0.75	1
Efectividad	1	1	0.75
Eficacia	0.75	0.75	0.5
Eficiencia	1	0.75	0.5
Generalidad	0.75	1	1
Adaptabilidad	1	1	0.75
Robustez	0.75	0.75	0.75
Interactividad	0.75	0.75	0.75
Diversidad	1	0.5	0.5
Autonomía	1	1	1
Puntaje Final	11	10	9.25

Fuente: NAUPARI Raul, ROSALES Gissela. Aplicación de algoritmos genéticos para el diseño de un sistema de apoyo a la generación de horarios de clases.

De los estudios anteriores se destaca que el algoritmo genético, posee una implementación relativamente simple, de tal manera que no se necesita mucho conocimiento del problema a resolver por lo adaptable que es. Cuenta con diversidad ya que maneja un conjunto de soluciones. Cabe destacar que al igual que las otras técnicas del estudio un AG es autónomo, es decir que al implementarlo en un programa puede realizar la búsqueda por cuenta propia, característica útil en el caso de resolver nuestro problema, puesto que eliminaría gran parte del costo necesario en realizar un horario de clases para una institución educativa.

[28] NAUPARI, Raúl; ROSALES, Gissela. Aplicación de algoritmos genéticos para el diseño de un sistema de apoyo a la generación de horarios de clases para la Facultad de Ingeniería de Sistemas e Informática de la UNMSM. Universidad Nacional Mayor de San Marcos. Facultad e Ingeniería de Sistemas e Informática, 2010.

1.7.1.3 Breve historia de los algoritmos genéticos

La formulación y creación de los algoritmos genéticos es atribuida principalmente a John Holland quien trabajo en ello durante las décadas de 1960 y 1970. Sin embargo existen autores que fueron parte importante durante el estudio y desarrollo de los algoritmos genéticos, entre los cuales podemos encontrar a:

Bagley (1967), que según Tolmos[29], diseñó algoritmos genéticos para buscar conjuntos de parámetros en funciones de evaluación de juegos, los comparo con los algoritmos de correlación. Igno Rochenberg, en uno de los aportes más importantes en el tema, introdujo una técnica llamada estrategia evolutiva, dicha técnica no tenía población ni cruzamiento, simplemente un padre mutaba para producir un descendiente y se conservaba el mejor de ellos[30].

En 1996, L.J. Fogel, A.J. Owens y M.J. Walsh introdujeron en América una técnica que llamaron programación evolutiva, con este método las soluciones candidatas para los problemas con representadas como máquinas de estado finito sencillas y que al igual que la estrategia de Rochenberg, el algoritmo muta aleatoriamente alguna de las maquinas simuladas y se conserva el mejor de los dos[31].

Sin embargo, como se mencionó anteriormente, fue Holland, quien con sus estudios fue el primero en proponer explícitamente el cruzamiento y otros operadores de recombinación[32]. En contraste con las estrategias evolutivas (Rochenberg) y la programación evolutiva (Fogel), el propósito de Holland era estudiar de manera formal el fenómeno de la adaptación tal cual ocurre en la naturaleza, y de esta manera aplicarlo a sistemas computacionales. Todas las teorías de Holland fueron plasmadas en su libro "*Adaptation in natural and artificial systems*" (1975). La mayor innovación, fue introducir un algoritmo basado en poblaciones con cruces, mutaciones e inversiones, simulando así el proceso de la evolución biológica para la resolución de problemas computacionales[33]. Posteriormente, y basados principalmente en las teorías de Holland, los estudios se fueron ampliando de manera teórico-práctica, y de allí se empezó a vislumbrar el enorme potencial de los algoritmos genéticos para la resolución de problemas de optimización.

En la actualidad, campos como la ingeniería, la investigación operativa y la programación automática, entre otros, desarrollan aplicaciones basadas en

---

[29] TOLMOS PIÑERO, Piedad. Introducción a los algoritmos genéticos y sus aplicaciones. Universidad Rey Juan Carlos, Servicio de Publicaciones, 2003.
[30] PITOL, Fermín. Uso de Algoritmos Evolutivos para resolver el Problema de Asignación de Horarios Escolares de la Facultad de Psicologia de la Universidad Veracruzana. Facultad de Física e Inteligencia Artificial.
[31] Ibíd., p.10.
[32] Ibíd., p.10.
[33] Ibíd., p.11.

algoritmos genéticos y siguen surgiendo avances y estudios por parte de los grupos de investigación mundiales que se reúnen desde 1985, cuando se organizó el primer "*Adaptation in natural and artificial systems*", en donde se presentaron los últimos avances teóricos y prácticos en el empleo de estas técnicas. Las actividades y estudios en el campo de los algoritmos genéticos creció en tal proporción que se fundó la "*International Society for Genetic Algorithms (ISGA)*", entre otras asociaciones y congresos internacionales[34].

1.7.2 Marco teórico

En la próximo segmento se profundiza sobre un algoritmo genético, se explica el proceso que sigue, los componentes y parámetros que lo conforman. También se comenta la metodología a seguir en el desarrollo de este proyecto, conocida como RUP.

1.7.2.1 Introducción a los Algoritmos Genéticos y su analogía con la naturaleza

La técnica de Algoritmos Genéticos se basa en los mecanismos de selección natural de la naturaleza, donde los individuos más aptos de una población son los que sobreviven, debido a que se adaptan a los cambios de su entorno. De tal manera que estos individuos tienen mayor probabilidad de reproducirse y generar una descendencia que contenga información de sus padres, que con el paso de generaciones esta descendencia posea mejor aptitud y adaptabilidad al medio en que sobreviven.

Los Algoritmos Genéticos pertenecen a la Computación Evolutiva, esta se dice que es una rama de la Inteligencia Artificial, que involucra problemas de optimización combinatoria y se inspira en los mecanismos de Evolución biológica. Un AG es una técnica que resuelve problemas de la siguiente manera: genera poblaciones con el paso de generaciones, en cada una selecciona los individuos más aptos para aplicar operadores de reproducción y mutación en los genes, para crear una nueva población y repetir el proceso.

En la naturaleza individuos que pertenecen a una población compiten entre ellos por recursos como alimento, agua, territorio y en algunos casos por una pareja. Los más adaptados a las circunstancias del medio, son los que tienen mayor probabilidad de tener descendencia y propagar sus genes con el paso de generaciones, probablemente producir descendientes con mejores aptitudes que sus antecesores y adaptarse mejor a las características su medio ambiente. Por

[34] Ibíd., p.11.

su parte el AG maneja una población de soluciones del problema a resolver, es en ella donde se aprecia la diversidad que tiene un algoritmo genético, esta diversidad se obtiene al conocer las aptitudes de los individuos y diferencias entre sí. Más adelante se elige los individuos que van a evolucionar mediante un proceso de selección, para obtener unos hijos que serán los que conformarán la nueva población.

1.7.2.2 Componentes de un Algoritmo Genético

Es momento de describir los componentes que posee esta técnica seleccionada para resolver nuestro problema en las escuelas. Estos componentes son:

- Una **representación de las posibles soluciones** a la problemática. Para que un algoritmo pueda iniciar, se debe definir la estructura que cada individuo debe tener, recordando que cada individuo representa una posible solución al problema, es necesario determinar la forma del cromosoma compuesto de genes. Por lo tanto un cromosoma es la estructura que contiene toda la información de una solución, comúnmente en un AG un cromosoma es una cadena binaria (0s y 1s), sin embargo, esta cadena puede tener otra codificación[35].
- Un procedimiento para **crear la población inicial** de posibles soluciones. Tradicionalmente la población inicial, es decir la población con que el AG va a empezar la búsqueda se inicializa de manera aleatoria, esto significa que debe existir un método para asignar valores a los genes en cada individuo de la población; por otra parte, últimamente también se ha utilizado técnicas para que no se realice aleatoriamente como el uso de redes neuronales; sin embargo, lo esencial es garantizar diversidad en la población[36].
- Una **función de evaluación** que clasifique a los individuos por su aptitud. En un AG es imprescindible que exista esta función para determinar qué tan apto es un individuo frente a la solución que se busca, por este motivo la función es dependiente del problema que se desea resolver y determina como el operador de selección actúa en escoger soluciones a evolucionar.
- Un **conjunto de operadores** de evolución que modifican los individuos en cada generación. Todo AG debe implementar un operador para seleccionar los individuos más aptos para reproducir; un operador de cruce, que permita combinar información genética de dos o más individuos; un operador de mutación, que pueda alterar uno o más genes para explorar

[35] NAUPARI, Raúl; ROSALES, Gissela. Aplicación de algoritmos genéticos para el diseño de un sistema de apoyo a la generación de horarios de clases para la Facultad de Ingeniería de Sistemas e Informática de la UNMSM. Universidad Nacional Mayor de San Marcos. Facultad e Ingeniería de Sistemas e Informática, 2010.
[36] Ibíd., p. 47.

otras zonas del espacio de búsqueda y un operador de reemplazo que determine que individuos pasan a la siguiente generación y cuáles no[37].

- Una **conjunto de parámetros** que permitan configurar al AG para ejecutarse de una manera determinada. Parámetros como el tamaño de la población, probabilidad de cruce y de mutación, criterio de término; ayudan a generalizar el AG en base al problema que se intenta solucionar[38].

1.7.2.3 Funcionamiento de un Algoritmo Genético

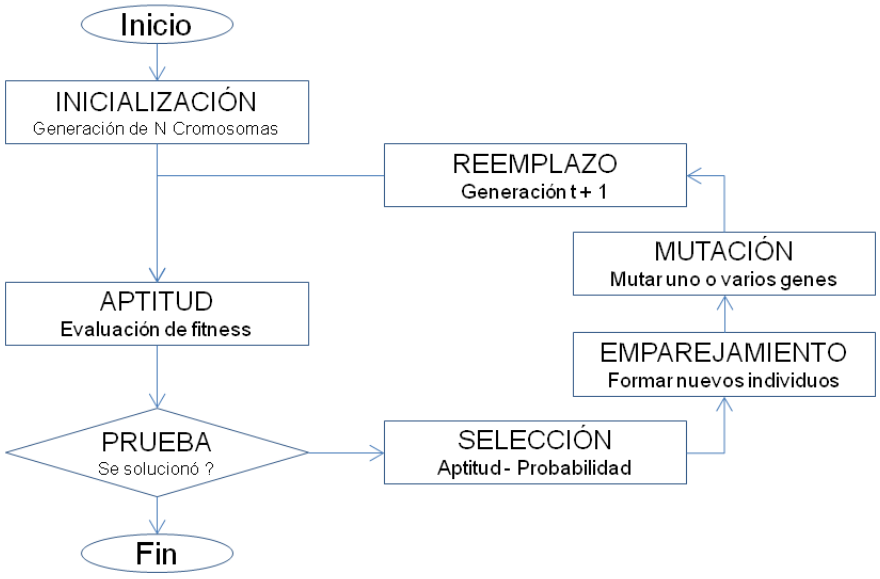
Tomando la definición de algoritmo de wordreference.com: un conjunto ordenado y finito de operaciones que permite hallar la solución de un problema; un algoritmo genético debe seguir una serie de subprocesos para su funcionamiento, en seguida se explican, tomando como referencia a Cortez[39].

I. [*Inicio*] se configuran los parámetros y se genera la población aleatoria de n cromosomas (posibles soluciones).
II. [*Aptitud*] se evalúa la aptitud $f(x)$ de cada cromosoma x de la población.
III. [*Prueba*] si la condición de término se satisface, se detiene el algoritmo, se devuelve la mejor solución de la población actual y se dirige al paso VI.
IV. [*Nueva población*] se crea una nueva población mediante:
    a) [*Selección*] se selecciona los cromosomas padres, de una población, según su aptitud (cuanto mejor es la aptitud, mayor es la probabilidad de ser seleccionado).
    b) [*Emparejamiento*] con una probabilidad de emparejamiento, dos padres se emparejan para formar a dos nuevos descendientes (hijos). Si no se realiza emparejamiento alguno, los descendientes son la copia exacta de los padres.
    c) [*Mutación*] con una probabilidad de mutación, el nuevo descendiente muta (en alguna posición de su cromosoma).
    d) [*Sustituir*] la nueva población generada es aplicada para otra iteración del algoritmo.
V. [*Ciclo*] se regresa al paso II.
VI. Fin del algoritmo.

---

[37] Ibíd., p.47.
[38] Ibíd., p.51
[39] CORTEZ VÁSQUEZ, Augusto, et al. Sistema de apoyo a la generación de horarios basado en algoritmos genéticos. Revista de investigación de Sistemas e Informática, 2014, vol. 7, no 1, p. 37-56.

Figura 2. Diagrama de flujo de un AG

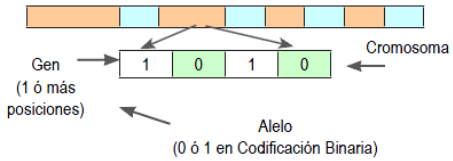


Fuente: CORTEZ, Augusto, et al. Sistema de apoyo a la generación de horarios basado en algoritmos genéticos.

1.7.2.4 Codificación del genotipo

Como se ha señalado un AG está compuesto de una población, que contiene diversos individuos (cromosomas), estos están conformados por un número determinado de genes. En la Figura 3, se observa que un gen contiene datos valiosos para solución del problema, estos datos debe manejar una codificación, generalmente es binaria, sin embargo dependiendo de la naturaleza del problema se determina cual se implementará.

Figura 3. Individuo binario de un AG



Fuente: CORTEZ, Augusto, et al. Sistema de apoyo a la generación de horarios basado en algoritmos genéticos.

Cortez[40] cita dos (2) tipos de codificación utilizadas en los algoritmos genéticos:

- **Codificación Indirecta.** En este tipo de codificación se halla la binaria, representada por cadenas de "1" y "0"; es la más común, por ventajas de cómputo y de programación.

[40] Ibíd., p.47.

- **Codificación Directa.** En contraste con la anterior, aquí se sitúan las cadenas de números reales, principalmente genes compuestos por números enteros o decimales. En la codificación directa, también se tienen a las cadenas de letras alfabéticas.

1.7.2.5 Operadores genéticos

En la sección 1.7.2.2 se han comentado los componentes de un AG, dentro de los cuales está un conjunto de operadores, ahora se detallan estos operadores genéticos que se aplican a la población de individuos en cada generación:

- **Selección**. Proceso que escoge los miembros de la población que serán utilizados en la reproducción (padres). Se eligen los más aptos. Existen varios métodos de selección la más conocida es la rueda de ruleta (Roulette Wheel); Pino[41] y Martínez[42] dan a conocer algunos como: elitista, por estado estacionario, por torneo, escalada, entre otras.
- **Reproducción**, **Emparejamiento o Cruce** (Crossover). Cruzan los cromosomas de dos padres, para formar dos descendientes (hijos). Algunas variaciones son: cruce de n puntos, uniforme, segmentada, aritmético, etc.[43]
- **Mutación**. Encargada de modificar uno o más genes de un descendiente, para buscar un factor de diversificación. Se realiza de manera aleatoria, siguiendo a la probabilidad de mutación establecida. Naupari y Rosales[44] nombran algunos métodos del operador de mutación como: mutación de bit, de gen, multibit, multigen, de intercambio, heurística.
- **Reemplazo o Sustitución**: es el método por el cual se insertan los hijos en la población; por ejemplo, mediante la eliminación del individuo más débil.

1.7.2.6 Parámetros de un AG

Al igual que los operadores genéticos, los parámetros que configuran un AG son esenciales para la búsqueda, estos pueden determinar la probabilidad de éxito de un algoritmo genético, a continuación se detallan los parámetros.

---

[41] PINO, R., et al. Application of GRASP methodology to Vehicle Routing Problem (VRP).
[42] MARTINEZ, Francisco, et al. Timetabling Académico Usando Algoritmos Genéticos y Programación Celular. Universidad Autónoma de Zacatecas. Departamento de Ingeniería en Computación.
[43] PINO, R., et al., Op.cit.
[44] NAUPARI, Raúl; ROSALES, Gissela. Aplicación de algoritmos genéticos para el diseño de un sistema de apoyo a la generación de horarios de clases para la Facultad de Ingeniería de Sistemas e Informática de la UNMSM. Universidad Nacional Mayor de San Marcos. Facultad e Ingeniería de Sistemas e Informática, 2010.

- **Tamaño de la población**. Es importante determinarlo conforme la naturaleza del problema y las variables que maneja, estamos tratando de la cantidad de individuos que conformará la población en el trascurso de la ejecución. De tal manera, que para un número insuficiente de cromosomas, el AG tiene pocas posibilidades de diversidad, lo que afecta la evolución al realizar una búsqueda escaza y poco óptima. Por otro lado, si la población es excesiva, el algoritmo genético será excesivamente lento[45].
- **Probabilidad o porcentaje de cruce**. Determina con qué frecuencia se cruzan los individuos[46]; si es 0% los hijos serán una copia los padres y solo se afectaran por la mutación. Si este es 100% todos los nuevos individuos son creados mediante reproducción de los padres de la generación previa. Cuanto más se emparejen los individuos, se supone que los hijos serán mejores; sin embargo, se recomienda por la naturaleza de un AG, que algunos individuos pasen a la siguiente generación sin modificarse.
- **Probabilidad o porcentaje de mutación**. Indica la probabilidad en qué deben ser mutados los individuos; si es 0% los descendientes son los mismos que había tras la reproducción. En caso de que haya mutaciones, parte del cromosoma descendiente se modifica; si es de 100%, la totalidad del cromosoma se cambia. La mutación trata de impedir que la búsqueda caiga en óptimos locales[47], es conveniente que ocurra de vez en cuando; por el contrario, si ocurre continuamente, se convierte en una búsqueda aleatoria.

1.7.2.7 Metodología RUP

A continuación se determina la metodología a seguir en el desarrollo del proyecto, esta se conoce como RUP (Rational Unified Process) un proceso de ingeniería de software. Se compone de 4 fases.

Según describe Kruchten[48] RUP proporciona un acercamiento disciplinado a la asignación de tareas y responsabilidades en una organización de desarrollo. Su propósito es asegurar la producción de software de alta calidad que se ajuste a las necesidades de sus usuarios finales con unos costos y calendario predecibles.

Fases: Martinez y Martinez[49] describen las 4 fases mediante las cuales se realiza el proceso de la metodología RUP de la siguiente manera:

---

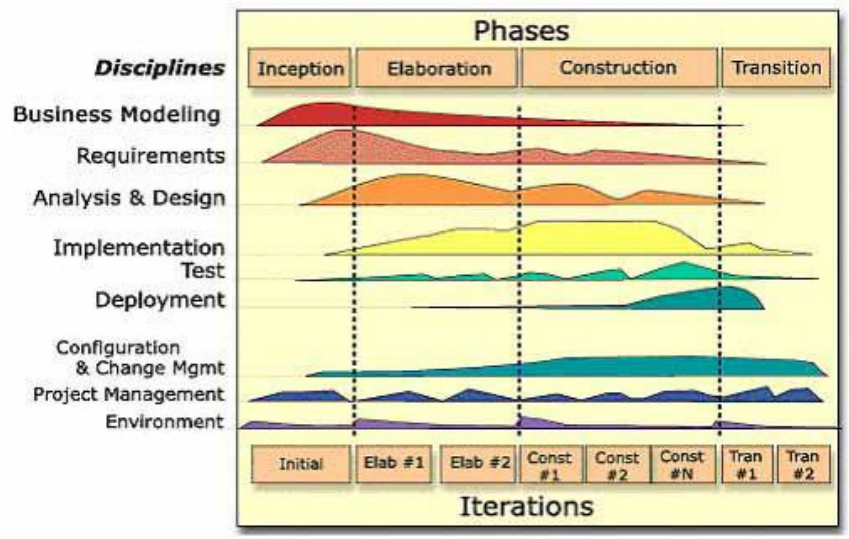
[45] Ibíd., p. 55.
[46] Ibíd., p. 56.
[47] Ibíd., p. 56.
[48] KRUCHTEN, Philippe. The rational unified process: an introduction. Addison-Wesley Professional, 2004.
[49] MARTÍNEZ, Alejandro; MARTÍNEZ, Raúl. Guía a Rational Unified Process.Escuela Politécnica Superior de Albacete–Universidad de Castilla la Mancha, 2002.

- **Inicio**: Esta fase debe establecer el ámbito del proyecto y sus límites, encontrar los casos de uso críticos del sistema, estimar el coste en recursos y tiempo de todo el proyecto, realizar los modelos de casos de uso y planificar los objetivos del proyecto.
- **Elaboración**: Se define y valida la arquitectura del software, se define en concreto cual es la visión general del proyecto.
- **Construcción**: Se inicia el desarrollo practico del proyecto, aquí se realiza el proceso de diseño, codificación y pruebas continuas.
- **Transición**: Se pone el producto en manos del usuario final, se completa la documentación, se entrena al usuario en el manejo del producto y en general se realizan tareas de ajuste, configuración, instalación y usabilidad.

De la misma forma, RUP define 9 flujos de trabajo que son realizados a lo largo del todo el proceso en caso de ser necesario

- Modelado de Negocio
- Requisitos
- Análisis y Diseño
- Implementación
- Test
- Despliegue
- Administración de Proyecto
- Configuración de Control y Cambios
- Entorno

Figura 4. Diagrama Metodología RUP



Fuente: MARTINEZ Raul, MARTINEZ Alejandro. Guía a Rational Unified Process.

1.7.3 Marco conceptual

A continuación se definen algunos términos que en el transcurso del documento se hacen referencia, de este modo, se muestran las definiciones y explicaciones técnicas acerca del timetabling como un problema de alta complejidad que pertenece al grupo de NP – Completos, debido a los recursos a asignar y las restricciones que estos deben cumplir. También se compara el problema de la calendarización tanto en universidades como a nivel escolar, y la clasificación de las restricciones que se tienen en cuenta en la creación de un horario de clases.

1.7.3.1 Timetabling

Conocido en la literatura de habla hispana, como un problema de Programación horaria o Calendarización; en él existen recursos que deben ser asignados, en instantes o bloques de tiempo determinados, teniendo en cuenta requisitos y condiciones ("restricciones"). Las siguientes son algunas de las definiciones más claras del término:

Zhipeng Lu y Jin-Kao Hao, definen Timetabling como: "Asignar un número de eventos, cada uno con ciertas características, a un número limitado de recursos sujeto a restricciones"[50]. Anterior a ellos Anthony Wren en 1996, determina el Timetabling, como un caso especial de Programación (scheduling), a esta la define como: "la asignación, sujeta a restricciones, de un grupo de recursos a objetos ubicados en tiempo y espacio, de tal manera que se satisfagan un conjunto de objetivos deseados"[51]

Lance D. Chambers [52] toma la definición de una forma más general: "El Timetabling se puede definir como aquello que describe, donde y cuando las personas y los recursos deben estar en un instante dado".

El problema de calendarización se puede apreciar en diferentes escenarios, motivo por el cual grupos de investigación toman este caso de estudio para optimizar los resultados y lograr soluciones de calidad. En general existen 4 tipos principales de Timetabling determinados por PATAT y su coorganizador Automated Scheduling,Optimisation and Planning (ASAP), enuncian estos:

- Transport Timetabling
- Sports Timetabling

---

[50] LÜ, Zhipeng; HAO, Jin-Kao. Adaptive tabu search for course timetabling.European Journal of Operational Research, 2010, vol. 200, no 1, p. 235-244.
[51] WREN, Anthony. Scheduling, timetabling and rostering—a special relationship?. En Practice and theory of automated timetabling. Springer Berlin Heidelberg, 1996. p. 46-75.
[52] CHAMBERS, Lance. Practical handbook of genetic algorithms: complex coding systems. CRC press, 1998.

- Employee Timetabling and Rostering
- Educational Timetabling

1.7.3.2 Educational Timetabling

De esta rama del timetabling del ámbito educativo, los principales problemas son los de programación de horarios tanto en colegios (School Timetabling) como en universidades (University or Course Timetabling), todos los anteriores requieren una eficiente asignación de recursos respetando instantes de tiempo establecidos, esto implica una serie de restricciones y preferencias derivadas de personas, instituciones, reglamentos u otras. Este tipo de programación tiene una gran complejidad, por la cantidad de variables y limitaciones. Otro campo subsecuente de la educación tiene que ver con la carga de exámenes y su calendarización (Exam o Examination Timetabling).

Dentro del universo Educational Timetabling se encuentran dos variaciones generales, como lo son la asignación de horarios escolares y la asignación de horarios universitarios los cuales difieren en ciertos aspectos que Franco[53] los define de la siguiente manera:

- Asignación de Horarios Escolares (**School Timetabling**): "También conocido como *Class-Teacher Problem*, considera el horario semanal para las sesiones de las asignaturas de una escuela o colegio. Dadas las asignaturas, profesores, bloques y una matriz de requerimientos (que establece el número de sesiones que cada profesor dicta por asignatura), el problema consiste en asignar las sesiones a los períodos de tiempo, de tal manera que ningún profesor o asignatura tenga más de una sesión en el mismo período y que todas las sesiones de la asignatura estén presentes en el horario."
- Asignación de Horarios Universitarios (**University Timetabling**): "Este problema consiste en organizar un horario para las sesiones de un conjunto de cursos, considerando un número de salas y bloques de tiempo."

La gran diferencia entre un horario escolar y uno universitario es la forma en la que son considerados los estudiantes, en un horario escolar pueden considerarse una entidad, debido a que es un grupo de alumnos que toman las mismas asignaturas. En el caso universitario, los estudiantes toman distintas asignaturas, por lo que se generan asignaturas en común con otros estudiantes. Existen otras medidas que difieren entre el School y el University Timetabling:

---

[53] FRANCO, John Fredy, et al. Problema de asignación óptima de salones resuelto con Búsqueda Tabú. ingeniería y desarrollo, 2008, no 24, p. 149-175.

Tabla 3. Comparación entre la asignación de horarios escolares y universitarios

Características	Escolar	Universitario
Programación	Pocas elecciones Mallas bien estructuradas	Muchas elecciones Mallas débilmente estructuradas
Disponibilidad Profesor	Ajustado (Poseen gran carga)	Flexible (Posee carga liviana)
Salas	Pocas salas Mismo tamaño Centralizadas	Muchas Salas Variedad de tamaños Descentralizadas
Carga Estudiantes	Muy saturado Una sola jornada	Medianamente holgado Utiliza mañanas y tardes
Criterio de Optimización	Satisfacción de restricciones	Minimización de restricciones Transgredidas

Fuente: FRANCO John, TORO Mirledy, GALLEGO Ramon. Problema de asignación óptima de salones resuelto con Búsqueda Tabú

1.7.3.3 Clasificación de restricciones

Dentro del problema de creación de horarios académicos, se deben manejar diferentes restricciones para una correcta asignación, estas se dividen en dos grupos, Larrosa [54] las describe de la siguiente manera:

- **Restricciones Duras (Obligatorias).** Son condiciones de obligatorio cumplimiento, de tal manera que la violación a alguna origina un horario no valido. Son espaciales (p. ej.: la cantidad de estudiantes no debe superar la capacidad de un aula) o temporales (p. ej.: un docente no debe tener asignado dos o más cursos en un mismo bloque de tiempo), de esta manera se dice que toda restricción dura se debe satisfacer.
- **Restricciones Blandas (Deseadas).** Son restricciones que denotan preferencias del usuario, se busca que se cumplan en la medida de lo posible (p. ej.: no se desea que un profesor se traslade a diferentes aulas en una clase de dos periodos consecutivos). La violación de alguna seguirá ocasionando un horario factible, pero no de la calidad deseada.

1.7.3.4 Complejidad computacional

En la búsqueda de soluciones a una gran cantidad de problemas en el área de la computación, se nota que hay algunos más difíciles de resolver que otros, teniendo en cuenta principalmente el tiempo de procesamiento y la cantidad de espacio en memoria que se requiere para resolver el problema, sabiendo esto, la

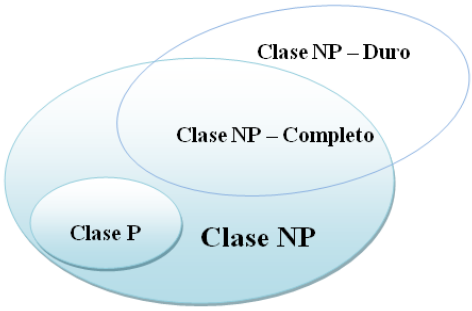
[54] LARROSA, Javier; MESEGUER, Pedro. Restricciones blandas: modelos y algoritmos. Inteligencia Artificial, 2003, vol. 20.

complejidad del problema se puede clasificar en tres clases principales: P, NP y NP-COMPLETOS.[55]

- Clase P: son aquellos que son solucionables en tiempo polinomial, es decir problemas sencillos que se pueden resolver fácilmente de forma práctica tales como: multiplicaciones, funciones lineales, cuadráticas, etc. Todo problema que se situé en P hace parte de los problemas en NP.
- Clase NP: tienen un concepto similar al de los problemas P, ya que son resueltos en un tiempo polinomial, la diferencia es que son problemas NO DETERMINISTICOS, es decir, suelen ser resueltos mediante el uso de una máquina de turing no determinista, con esto estamos diciendo que no sabemos cuál es el resultado que se va a dar, y el tiempo de procesamiento depende de la cantidad de datos de entrada.
  Este tipo de problema contiene los problemas que también son contenidos dentro de las otras clases (P, NP-c).
  Se dice que contiene los problemas P, porque es posible la aplicación de un algoritmo polinomio que compruebe que la solución dada es válida o no; en P los problemas se resuelven en tiempo polinómico y en NP los problemas se comprueban en tiempo polinómico. Principalmente esta clase abarca problemas de búsqueda y optimización como la utilización de grafos.
- Clase NP-Completos: son también problemas NP, es decir, los problemas NP pueden ser reducidos a problemas NP-COMPLETOS, y el tiempo computacional requerido aumenta exponencialmente con el tamaño que tenga el problema[56].
  Como se mencionó, NP abarca el conjunto completo de problemas (figura 5), entonces se puede decir que los problemas NP-Completos son los más difíciles de resolver dentro del conjunto NP, que no están presentes dentro de P. Los problemas NP-Completos podrían parecer tan complejos que algunos dirían que son intratables, pero en realidad no se ha podido comprobar esto.
  También se puede decir que este tipo de problemas son equivalentes entre sí. Si existe una solución para un problema NP-Completo, entonces existe para cualquier problema de este tipo, y si por el contrario se comprobara que un problema NP-COMPLETO no tiene solución, entonces ninguno la tendría[57].

[55] NAUPARI, Raúl; ROSALES, Gissela. Aplicación de algoritmos genéticos para el diseño de un sistema de apoyo a la generación de horarios de clases para la Facultad de Ingeniería de Sistemas e Informática de la UNMSM. Universidad Nacional Mayor de San Marcos. Facultad e Ingeniería de Sistemas e Informática, 2010.
[56] MAYORDOMO, Elvira. NP-completos. Universidad de Zaragoza. Zaragoza–España.
[57] NAUPARI, Raúl; ROSALES, Gissela. Op. Cit., p. 30.

Figura 5. Complejidad Computacional



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Para el caso específico de nuestro problema de estudio (Timetabling), la gran mayoría de autores coinciden que está ubicado en la clase de problemas NP-COMPLETOS por su gran dificultad de resolución, se destacan por ejemplo: Pino[58], Mayordomo[59] y Bejarano[60].

[58] PINO, R., et al. Application of GRASP methodology to Vehicle Routing Problem (VRP).
[59] MAYORDOMO, Op. Cit.
[60] BEJARANO, Gissella. Planificación de horarios del personal de cirugía de un hospital del Estado aplicando algoritmos genéticos (Time Tabling Problem). 2011.

1.8 FACTIBILIDAD

1.8.1 Factibilidad técnica

La factibilidad técnica consistió en realizar una evaluación de la tecnología existente del grupo de desarrollo, este estudio estuvo destinado a recolectar información sobre los componentes técnicos que se poseen y la posibilidad de hacer uso de ellos en el desarrollo e implementación de la aplicación propuesta. De acuerdo a la tecnología necesaria para la implantación del proyecto se evaluó dos enfoques: hardware y software.

1.8.1.1 Hardware

El hardware a considerar son los computadores personales de los integrantes del proyecto, es decir que, para la implantación y ejecución del aplicativo no se tendrán mayores inconvenientes por poseer los computadores físicamente accesibles en cualquier momento; no se requiere realizar una inversión inicial para la adquisición de equipos nuevos, ni tampoco repotenciar o actualizar los equipos existentes; en seguida se detalla la descripción del hardware disponible que fue utilizado para el diseño, construcción y puesta en marcha de la aplicación. Además hay que agregar que estos componentes se encuentran en el mercado actualmente a precios bajos.

Tabla 4. Características técnicas del hardware existente

PARTE	PRINCIPAL	SECUNDARIO
MEMORIA RAM	2 GB	3GB
DISCO DURO	500 GB	500 GB
PROCESADOR	INTEL CORE 2 DUO E8400 – 3.0 GHz	INTEL CORE i3 - 2.2 GHz
MONITOR	ACER V173 – 17”	HP
TECLADO	GENIUS	HP
TARJETA DE VIDEO	NVIDIA GeForce 9500 GT 512 MB – DDR3	INTEL HD Graphics 3000 - 1.5 GB
TARJETA DE RED	• Marvell Yukon 88E8056 PCI-E Gigabit Ethernet Controller. • 802.11n Network Adapter.	• Controladora Realtek PCIe FE Family • Ralink RT5390R 802.11 bgn Wi-Fi Adapter

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Teniendo en cuenta que la aplicación empleará una base de datos se debe determinar la forma de conectar tanto el equipo donde se ejecuta la aplicación,

como el equipo donde se encuentra almacenada la base de datos, inicialmente esta base de datos se almacena localmente en el mismo equipo por lo que no se necesita de un componente adicional para un correcto funcionamiento del aplicativo, sin embargo para la implantación del sistema, la base de datos puede estar alojada en otro equipo, es decir que ésta debe ser accedida de forma remota, para ello es necesario tener una conexión a internet mediante una tarjeta o adaptador de red que los dos equipos mencionado la poseen.

1.8.1.2 Software

El sistema operativo que viene instalado por defecto en los computadores mencionados es Windows 7 y Windows 8 respectivamente, por lo que no amerita inversión alguna, sin embargo la aplicación a desarrollar tiene la característica de poder ser ejecutada en diferentes plataformas de sistema operativo; al igual que portable, de esta manera se puede portar en un dispositivo de almacenamiento como un CD e incluso USB flash drive (memoria USB) y ser ejecutado en otro computador sin mayor dificultad.

Técnicamente la creación del algoritmo genético es posible, ya que la plataforma a desarrollar es JAVA, lenguaje de programación de propósito general con la característica de tener pocas dependencias de implementación y licencia GNU GPL de software libre. Para el manejo de los datos y la persistencia de los mismos se decide utiliza el sistema gestor de base de datos (SGBD) PostgreSQL, que también es de código abierto, dirigido por una comunidad con lanzamientos y actualizaciones continuas; además, mediante una librería se acopla a JAVA fácilmente. Por lo tanto el software requerido para el desarrollo no necesita algún tipo de inversión debido a las licencias que poseen, solo la instalación y configuración para que la aplicación funcione correctamente.

Como resultado de este estudio se determinó que en los actuales momentos, el grupo de desarrollo cuenta con la infraestructura tecnológica (Hardware y Software) necesaria para la creación, construcción y puesta en funcionamiento del aplicativo propuesto.

1.8.2 Factibilidad operativa

La factibilidad operativa permite predecir, si se pondrá en marcha la aplicación propuesta, aprovechando los beneficios que ofrece a todos los usuarios involucrados con el mismo, ya sean los que interactúan en forma directa con este, como aquellos que reciben información producida por el sistema.

La posibilidad y el deseo de cambio en la manera que se realiza la creación de un horario de clase hacia un proceso más tecnológico, sistemático y automatizado, conlleva a la aceptación de los usuarios involucrados, donde se tiene una interfaz sencilla y los datos transmitan información clara, útil y oportuna, trae beneficios a los usuarios de la aplicación. Basándose en entrevistas y conversaciones sostenidas con el personal involucrado (coordinadores académicos, rectores, profesores) se demostró que estos no demuestran una oposición al cambio, de tal manera que el proyecto es factible operacionalmente.

Con el objetivo de garantizar el correcto funcionamiento de la aplicación y con la finalidad de que el impacto sea positivo a los usuarios, fue desarrollado en diversos componentes siguiendo un proceso con formularios y reportes que son familiares en términos y aspectos académicos que se tratan una institución educativa, de manera que el adiestramiento sea sencillo contando con la opinión de los usuarios implicados para cualquier modificación de la aplicación.

1.8.3 Factibilidad económica

A continuación se describe el estudio que arroja como resultado la factibilidad de la aplicación de escritorio para la creación de un horario de clases para una institución determinada. Se determinaron los recursos para desarrollar, implantar y mantener en operación el sistema propuesto, realizando una evaluación que existe de los costos intrínsecos del aplicativo y los beneficios que se derivan de este, de tal manera se logró apreciar las bondades del sistema programado.

1.8.3.1 Análisis Costos – Beneficios.

Este análisis permitió realizar una comparación entre los costos del nuevo sistema, teniendo en cuenta los costos que tiene la realización del horario de forma manual y los beneficios que se obtienen al trasladar esta labor a un nivel automatizado.

En la factibilidad técnica se indicó que el grupo de desarrollo contaba con las herramientas necesarias para la puesta en marcha del proyecto, de tal manera que no se requiere una inversión inicial, sin embargo, durante el desarrollo de la aplicación se puede generar un costo imprevisto por ejemplo, costes derivados de la curva de aprendizaje por parte del personal involucrado.

En seguida se presenta una estimación de los costos de desarrollo, costos de operación y gastos del sistema; luego se determinan los beneficios que no necesariamente para la aplicación son monetarios o cuantificables.

- **Costos de desarrollo**
- Personal

Cargo	Horas Semanales	Costo por hora	Costo Semanal	Costo Mensual	Total (17 meses)
Tutor del proyecto	3	$ 40.000	$ 120.000	$ 480.000	$ 8.160.000
Analista / Diseñador	40	$ 12.000	$ 480.000	$ 1.920.000	$ 32.640.000
Programador	48	$ 8.000	$ 384.000	$ 1.536.000	$ 26.112.000
				Total	$ 66.912.000

- Hardware y Software

Uso Informático (Internet y Energía)	4.800 horas a $ 1.500 / hora	$ 7.200.000

- **Gastos**
- Transporte

Cantidad	Descripción	Costo Diario	Costo Semanal	Costo Mensual	Costo (Anual)
2	(3 veces / semana)	$ 3.200	$ 19.200	$ 76.800	$ 921.600

- **Costo operacional (anual)**
- Personal

Cargo	Horas Anuales	Costo por hora	Total (anual)
Analista / Mantenimiento	48	$ 10.000	$ 480.000

- Software

Uso Informático	72 horas a $ 1.500 / hora	$ 108.000

- Insumos

Cantidad	Descripción	Costo	Total
1	Resma de Papel A4	$ 15.000	$ 15.000
2	Cartucho de impresora	$ 30.000	$ 60.000

- **Beneficios**

Los beneficios de la aplicación propuesta están orientados a mejorar la calidad del horario de clases mediante el cumplimiento de restricciones y la velocidad en la realización de dicho horario, de esta manera la *Implementación de Algoritmos Genéticos para la Resolución del problema School Timetabling en las Instituciones*

Educativas, producirá diversos beneficios para las instituciones en que se aplique, estos se clasifican en dos tipos:

- **Beneficios Tangibles:** los beneficios aportados por la aplicación propuesta que se pueden comprobar en términos de tiempo y economía.

  Dentro de estos beneficios se encuentra una reducción del tiempo empleado en actividades involucradas en la realización e implementación de un horario de clases, por ejemplo:
  - Obtener información de un grado (cantidad de cursos, número de estudiantes por curso).
  - Obtener la carga académica de un determinado grado (asignaturas, intensidad horaria semanal).
  - Obtener la lista de docentes que conforman la institución y sus respectivos datos (nombre, horas semanales contratadas y periodos de disponibilidad).
  - Obtener el horario de clases de un determinado curso / profesor.
  - Obtener y generar un informe de los profesores que se encuentran libres en un determinado intervalo de periodos de tiempo.

  Actividades de las cuales en el programa de escritorio se realizan en menos de 1 minuto cada una aproximadamente, lo que beneficia a tener la información más rápida que de forma manual como lo realizan muchas instituciones, de esta manera si se compara estos dos sistemas se logra una disminución no solo en tiempo sino en productividad, por ejemplo:

Tabla 5. Ejemplo beneficios tangibles

Actividad: *Conocer y generar un informe de la cantidad de lecciones impartidas de todas las asignatura en todos los cursos de la institución*.		
Tiempo en forma manual: *Entre 5 a 30 minutos*.	Tiempo en aplicativo: *2 minutos aprox*.	Beneficios tangibles: • Reducción del tiempo empleado. • Disminución de errores. • Incremento en la productividad (Se pueden realizar otras actividades)

Otro aspecto que va unido con la reducción del tiempo de las actividades, es un ahorro a nivel económico tanto en la disminución del costo en la realización de actividades, como en los recursos que se emplean en estas labores. Existe un ahorro de energía ya que algunas instituciones requieren utilizar personal extra para la creación del horario de clases y la aplicación propuesta simplifica este costo para trasladarlo a un nivel más sistematizado y económico mediante disminución en papelería, con el programa de escritorio se disminuye los formatos en papel para representar información determinada y se reemplazan por datos electrónicos almacenados en computadores.

- **Beneficios Intangibles:** de otro lado se encuentran estos beneficios que aunque no representan un resultado medible o cuantificable son determinantes en aportar funcionalidades y optimización de los recursos involucrados.
    - Generar más de un horario de clases de manera autónoma, después de ingresar todos los datos involucrados en la creación del mismo para ser implementado en la institución, lo que beneficia y evita realizar esta labor de forma manual por parte del personal encargado.
    - La flexibilidad al manejar un volumen de datos con rapidez y precisión que brinda esta herramienta al personal, optimizará sus labores.
    - Generación de reportes que aporten información más eficiente y confiable que sirva de apoyo a una toma de decisiones, minimiza el esfuerzo lo que propicia con el mejor aprovechamiento de los recursos.
    - Capacidad de búsqueda y actualización de datos de manera práctica, más rápido que de forma manual y reduciendo la fuerza de trabajo.

1.8.3.2 Relación Costo – Beneficio.

El análisis costo – beneficio expone grandes ventajas tanto para el desarrollo como para la implantación del proyecto, si le agregamos que el programa pueda solucionar el problema de la calendarización para diversas instituciones es de gran beneficio para el personal delegado a elaborar el horario de calases del centro educativo.

Asimismo la aplicación conlleva a mejoras significativas para la institución que se beneficie del software, reduciendo el tiempo por medio de un procesamiento autónomo y con la generación de información valiosa como determinados reportes, de esta manera se reduce las cargas de trabajo a los usuarios al aumentar la velocidad en el procesamiento, ofreciendo buenos resultados en menor tiempo.

El beneficio más significativo que se adjudicaría al implantar el programa automatizado, es la característica de generar información de ciertos datos ingresados, transformándose en una herramienta computacional versátil, útil y poderosa, capaz de dar solución al problema del school timetabling.

Cabe destacar que tener al alcance una herramienta que genere información a una institución u organización, determinaría un ahorro de tiempo y dinero, de tal forma que sea el punto de apoyo para mejorar y agilizar la toma de decisiones, y

los procesos se conviertan en mejores resultados para la institución, representa un aumento en la productividad.

De este modo reduciendo el empleo de recursos humanos y materiales, disminuyendo actividades redundantes, optimizando los procesos que involucra la realización de un horario de clases para determinada institución educativa, trasladando el procesamiento manual de los datos a automático conlleva a la *Implementación de Algoritmos Genéticos para la Resolución del problema School Timetabling en las Instituciones Educativa,* como la alternativa a mejorar el sistema manual y cumplir los objetivos de la investigación.

1.8.4 Factibilidad legal

Para el desarrollo del proyecto se ha utilizado dos computadores especificados anteriormente en la factibilidad técnica, estos ordenadores utilizan el sistema operativo Windows, es importante enunciar que éste opera bajo una licencia de software propietario por la cual el uso del producto sólo está permitido para un único usuario; bajo este criterio, para la implantación de la aplicación de escritorio es indispensable que no viole o atente contra alguna ley o reglamento.

El desarrollo del software se realizará en la plataforma y lenguaje de programación JAVA, que está licenciado como software libre bajo GNU GPL con las libertades de descarga, copia y distribución de la tecnología siempre que se cumpla con los términos y condiciones que estipulan; por tanto legalmente el requerimiento para la descarga e instalación de la tecnología es ser propietario del equipo que en nuestro caso se cumple sin inconvenientes.

Dentro de las características de desarrollar bajo este lenguaje, es que el software funcional puede operar en múltiples plataformas, en este sentido el sistema operativo Windows no debe ser obligatorio para la implantación de la aplicación ya que puede ser sustituido por otro sistema que este licenciado con más libertades como es caso del software libre.

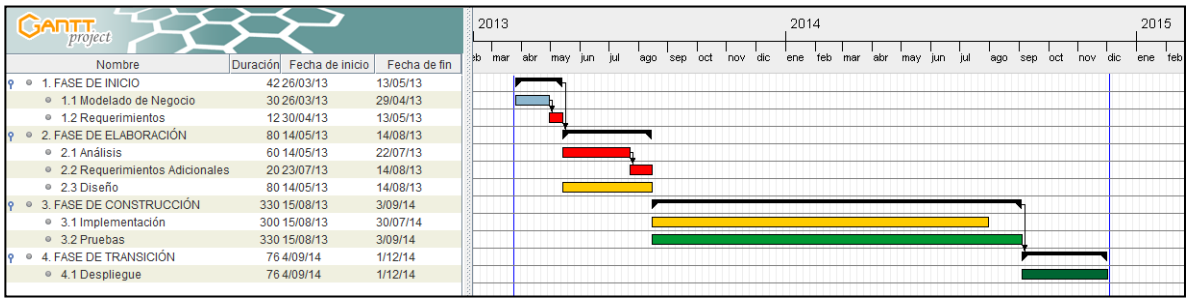
Como herramientas para el desarrollo se utilizará el IDE Netbeans, se puede descargar sin ningún costo desde su página web; funciona bajo un licenciamiento dual de Licencia CDDL de código abierto y GPL2 de software libre, de tal manera que garantiza la libertad de uso. Otra herramienta a implementar es PostgreSQL que opera bajo la licencia BSD, también de software libre y de código abierto, se descarga desde su página web sin costo.

En resumen se tiene las licencias de Windows, libertad de instalar Java para el desarrollo, descarga e instalación de las herramientas mencionadas compatibles entre sí, de tal forma que tanto el desarrollo como la implantación del proyecto es factible en términos legales, teniendo en cuenta que el proyecto es únicamente desarrollado con fines investigativos y no lucrativos.

1.9 CRONOGRAMA DE ACTIVIDADES

A continuación se ilustra el cronograma de actividades, las cuales deben realizarse para el desarrollo exitoso del proyecto. El siguiente cronograma se ha adecuado a la metodología propuesta en el marco teórico, para seguir un correcto flujo de trabajo y cumplir con los objetivos y plazos establecidos. EL diagrama fue realizado usando la herramienta GanttProyect en su versión 2.5.1.

Figura 6. Diagrama Gantt de actividades



Fuente: GUERRA Cubillos, PARDO Erwin.

2 FASE DE INICIO

En el siguiente capítulo se exponen dos flujos de trabajo de la metodología RUP, en primer lugar el modelado del negocio, describiendo el proceso que se realiza para la creación de horarios académicos en el colegio María Mercedes Carranza IED. En la segunda parte de este capítulo se listan y la clasifican los requisitos a tener en cuenta para el análisis y diseño posterior del proyecto.

2.1 MODELADO DEL NEGOCIO

El modelado del negocio es un proceso de la metodología RUP que se realiza para comprender la estructura y la dinámica de la organización; en este caso cómo funciona el negocio que se desea automatizar para garantizar que el software ya desarrollado cumpla con su propósito; de esta manera, se debe realizar un estudio del dominio del negocio para determinar elementos que intervienen.

Una vez definido en qué consiste es te proceso, el siguiente paso es describir el procedimiento que se sigue para la elaboración de horarios académicos, es aquí donde tomamos como guía el colegio María Mercedes Carranza IED. Este proceso se realiza una vez al año, específicamente en los meses de diciembre y enero cuando se está finalizando un ciclo académico y en periodos de vacaciones, ya que en este lapso de días se recopila la información requerida para la elaboración de un horario para el siguiente ciclo; datos como el número de cursos habilitados para cada grado, las asignaturas de dictado, la plana de docentes y las aulas disponibles son los recursos principales para la creación del horario de clases.

El presente trabajo se refiere a la elaboración de horarios para el ciclo académico del año 2014, de los grados de sexto a undécimo que conforman la educación básica secundaria y educación media (6 grados de bachillerato); cada uno de estos grados está compuesto por varios grupos de estudiantes a los que se conoce en los colegios y otras instituciones educativas como cursos. Por ejemplo en esta institución la apertura de cursos está condicionada por la Secretaria de Educación del Distrito, quien se encarga de los cupos académicos y matriculas para los estudiantes que deseen acceder a la educación (básica secundaria y media) en la ciudad de Bogotá.

Con relación a las asignaturas de dictado, estas materias pertenecen a un área general (por ejemplo, el área de ciencias básicas) habitualmente son estimadas para cada área o asignaturas en específico una intensidad horaria semanal (IHS), que también la determina la Secretaria de Educación del Distrito siguiendo indicaciones del Ministerio de Educación. Una vez que el colegio posee la

información de la IHS para las asignaturas, decide la cantidad de lecciones y cómo distribuirlas a lo largo de la semana para los diferentes grados (bloques de clases o una lección, generalmente), este proceso se conoce como definir la carga académica para el nuevo año escolar.

Con relación a los docentes, éstos pueden dictar un conjunto de asignaturas para uno o varios grados de acuerdo a su ámbito de enseñanza y a su preferencia, además, cada profesor posee una disponibilidad horaria que puede variar en cada año académico. Esta información es recopilada por el Coordinador Académico meses antes del inicio de cada año, quien se encarga de enviar un formato para ser llenado por cada docente.

Con respecto a las aulas, estas cuentan con una disponibilidad total durante toda la semana académica y pueden pertenecer tanto a un curso (grupo de estudiantes), como ser asignadas a un profesor para el periodo escolar. Esto determina si son los estudiantes o los docentes, quienes deben trasladarse de aulas cada cambio de clases.

Al recopilar toda la información necesaria, el Coordinador Académico puede iniciar el proceso de elaboración de horarios académicos, el cual es creado por un número mayor de personas y puede demorar una semana o más en su realización por ser una actividad manual. Una vez el horario es creado, se notifica a los profesores para finalmente publicar el horario de clases al alumnado del nuevo año académico.

2.1.1 Modelo del dominio

El modelo del dominio “captura los tipos más importantes de objetos en el contexto del sistema. Los objetos del dominio representan ‘cosas’ que existen o los eventos que suceden en el entorno en el que trabaja el sistema”[61].

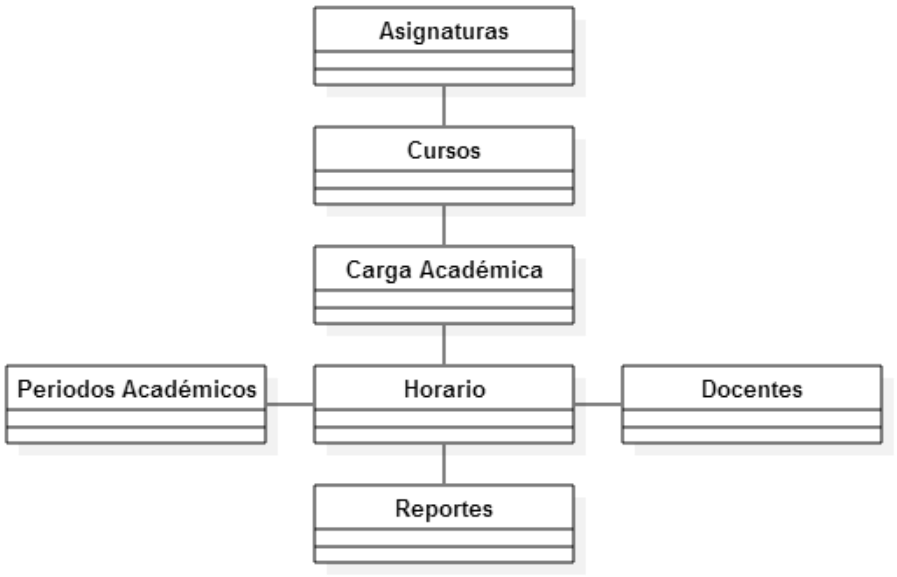
La elaboración de horarios académicos la determina la carga académica para el año escolar, esta carga está compuesta por las asignaturas a dictar al conjunto de cursos de la institución, y la plana de docentes encargados de las lecciones de clase. Esta realización genera reportes y estadísticas de la información académica del colegio.

Los objetos del dominio que se obtuvieron y sus relaciones se encuentran en siguiente diagrama de clases.

---

[61] JACOBSON, Ivar; BOOCH, Grady; RUMBAUGH, James. El proceso unificado de desarrollo de software. Reading: Addison Wesley, 2000.

Figura 7. Modelo del dominio



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

2.2 REQUERIMIENTOS

Los requerimientos del sistema fueron determinados en primer lugar utilizando una investigación de antecedentes del problema del school timetabling y por otro lado se recurre al uso de entrevistas con el coordinador académico del colegio María Mercedes I.E.D. donde se realizará la prueba piloto. Como resultado se notó que un requerimiento del sistema era la división funcional por medio de módulos, de tal manera que uno de estos se encargara de los datos necesarios para crear un horario y otro módulo para la gestión de los horarios generados de forma autónoma por la técnica de algoritmos genéticos.

A continuación se exponen los requerimientos en una lista categorizada según su ámbito e influencia entorno a la aplicación del proyecto. Esta lista se ha elaborado siguiendo las recomendaciones del estándar IEEE 830-1998.

2.2.1 Requisitos de la interfaz externa

2.2.1.1 Interfaz con el usuario

La aplicación debe ser intuitiva y predictiva con el usuario ya que lo podrá utilizar cualquier persona que sepa operar un equipo de cómputo. El manejo de las funcionalidades de la aplicación debe ser lo más intuitiva posible, de tal forma que las posibles acciones de llevar acabo sean claras.

2.2.1.2 Interfaz con el hardware

El programa requiere una salida de impresora, para lograr imprimir los reportes que se puedan generar. La interacción con la aplicación se realiza mediante el mouse y el teclado para lograr ingresar los datos requeridos, así como una tarjeta de red para poder trabajar en red.

2.2.1.3 Interfaz con el software

La aplicación de escritorio implantada en Java, siempre y cuando en la plataforma sobre la que esté instalado (Windows XP, Windows vista, Windows 7, Windows 8, Linux,…) contenga la máquina virtual de Java; también debe interactuar con la base de datos Postgresql por jdbc.

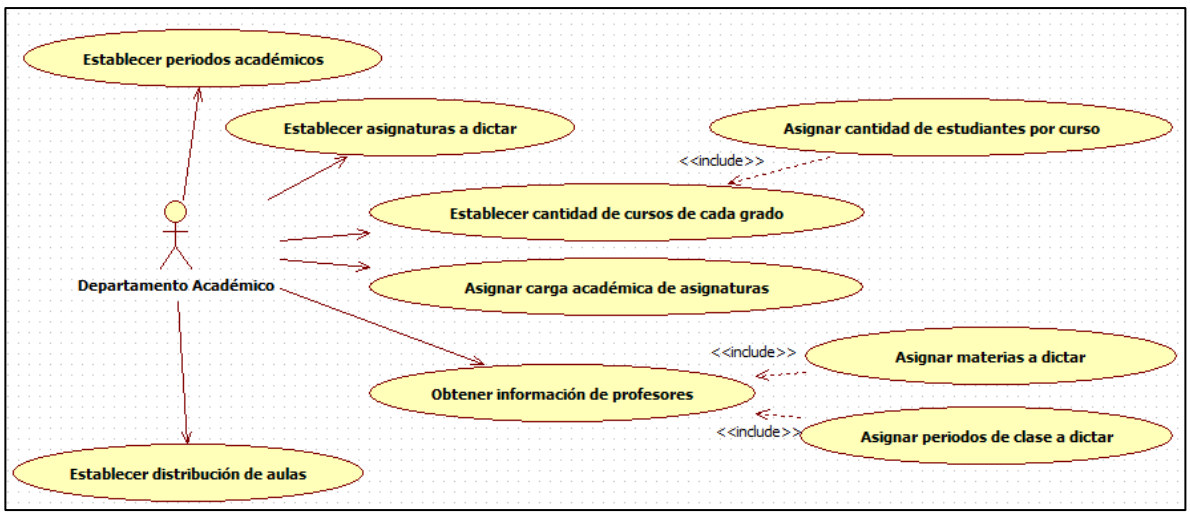
2.2.2 Requisitos funcionales

A continuación se exponen los requerimientos funcionales de la aplicación de escritorio, estos se han modelado en diagramas de caso de uso para una mejor comprensión y visualización; más adelante se muestra la documentación de cada caso expresado.

2.2.2.1 Diagramas de caso de uso del negocio

Los diagramas de casos de uso del negocio se diseñaron mediante la herramienta de modelado StarUML en la versión 1.5.0.

Figura 8. Diagrama de Caso de Uso del Negocio 1



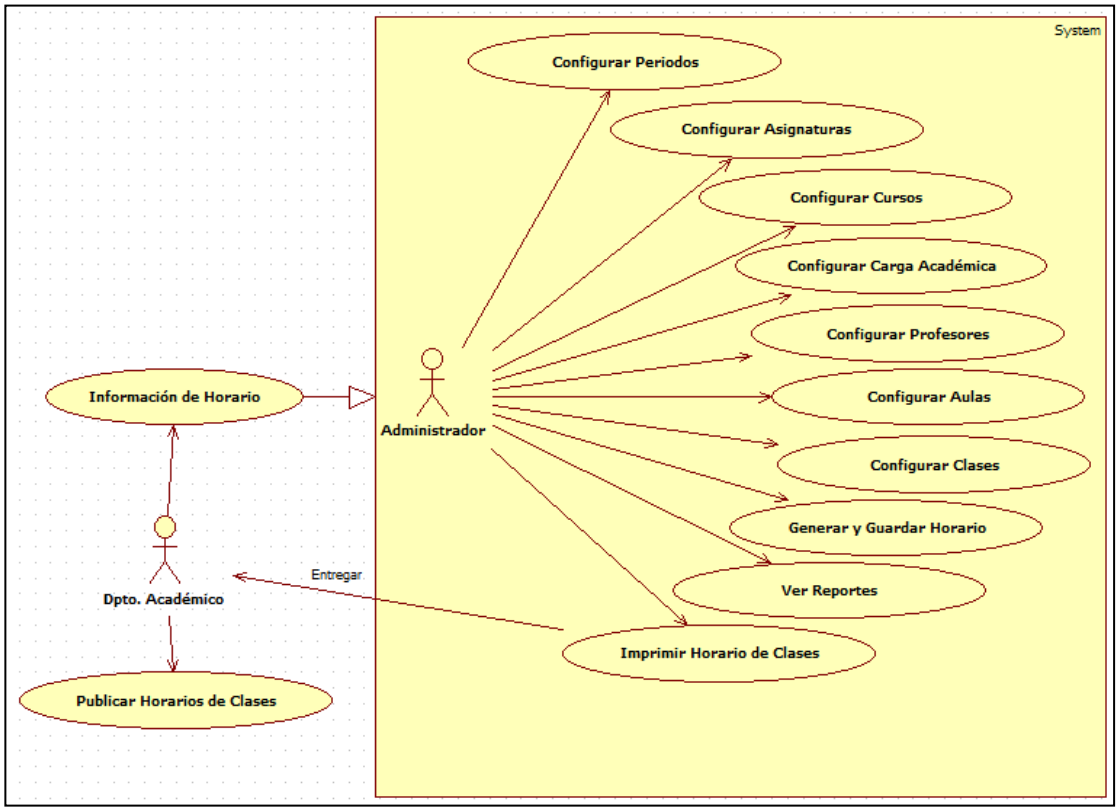
Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Tabla 6. Documentación caso de uso del negocio 1

ID	No. 1
Descripción	El departamento académico del colegio recopila y organiza toda la información necesaria para la realización y generación del horario de clases.
Actores	Departamento Académico

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Figura 9. Diagrama de Caso de Uso del Negocio 2



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Tabla 7. Documentación caso de uso del negocio 2

ID	No. 2
Descripción	El departamento académico del colegio brinda al administrador del sistema la información obtenida anteriormente. El administrador del sistema se encarga de ingresar toda esa información y finalmente de generar el horario de clases y de este modo entregarle al departamento académico el horario impreso para que este se encargue de publicarlo para toda la comunidad educativa.
Actores	Departamento Académico, Administrador del sistema

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

2.2.3 Requerimientos de desarrollo y restricciones de diseño.

Como requerimientos planteados por el equipo de desarrollo se encuentran los siguientes:

El aplicativo se debe desarrollar en el entorno IDE Netbeans en la versión 7.2.1 que se encuentra disponible en su página web. Otro requisito es el uso del sistema de gestión de base datos Postgresql en la versión 9.2 para el manejo de base de datos, este también se puede descargar de forma gratuita desde la página web y permitirá almacenar los datos que se ingresan el programa. Como requisito opcional es la posibilidad de tener acceder de forma remota con el servicio de base de datos SQL heroku-postgres, que se acopla sin inconvenientes mediante un driver jdbc a Java.

Adicionalmente para la persistencia de los datos se debe utilizar Eclipselink versión 2.3.2, que junto con el driver jdbc permite enlazar la aplicación con la base de datos que permita manejar los datos como objetos.

El diseño de la interfaz gráfica se realizará con la biblioteca Swing para Java, para tener una independencia y menos limitaciones de la plataforma del sistema operativo. Otro requisito de software para la creación y generación de los reportes, en nuestro proyecto el uso de la librería JasperReports en la versión 4.7.0.

Finalizando estos requerimientos de desarrollo, para la creación de este documento se implementará el paquete de Microsoft Office en las versiones 12.0 y 14.0 para Windows. Y para el modelado de diagramas se decide utilizar StarUML en la versión 1.5.0.

2.2.4 Atributos del sistema.

Los requerimientos no funcionales o atributos del sistema se exponen en la tabla 8.

Tabla 8. Requerimientos no funcionales (atributos del sistema)

CRITERIO	REQUERIMIENTO
Desempeño	El tiempo de respuesta durante la inserción, modificación o eliminación de registros y operaciones generales no debe ser superior a 2.5 segundos. Ahora bien, la ejecución del algoritmo genético para obtener la solución tiene un tiempo de respuesta dependiente del tamaño del problema.
Escalabilidad	El software permite el desarrollo e integración de nuevas funcionalidades a nivel de código que permitan el mejor

	desempeño del sistema. Ej: Carga masiva de información, roles de acceso al sistema, autenticación de acceso al sistema y a la información.
Flexibilidad	La ejecución de la aplicación no depende del sistema operativo, de la red o de algún parámetro externo, es decir, funciona en múltiples plataformas sin presentar fallos.
Mantenibilidad	Inicialmente, se brinda un manual de usuario final, en el cual se especifica el uso del sistema y un manual de instalación. En caso de errores internos del software, se debe entrar directamente a revisar el código fuente.
Fiabilidad	Para la puesta en marcha del sistema se hacen pruebas que verifiquen que las funcionalidades del sistema se ejecuten de manera correcta en cada uno de los casos que se puedan presentar, esto para evitar la mayor cantidad de fallos del software y mejorar la calidad de este.
Disponibilidad	Se debe esperar una disponibilidad del software del 98%, ya que no depende de una conexión de red que pueda presentar errores, sin embargo, se tiene en cuenta la conexión con los datos de la BD para el uso de la información.
Portabilidad	El sistema es multiplataforma, por lo cual se puede ejecutar en diversos sistemas operativos ya sean de 32 o 64 bits.
Seguridad	El acceso al sistema se limita al manejo de un administrador, es decir, existe un único rol para el manejo de un usuario final.

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

2.2.5 Otros requisitos.

Se requiere personal humano capacitado con conocimientos avanzados en el lenguaje de programación Java y SQL, al igual que conocimientos de las herramientas utilizadas para el desarrollo del software (IDE Netbeans), el manejo de base de datos con el motor Postgresql. De igual manera, es preciso contar con una o varias personas con conocimientos en school timetabling e inteligencia artificial con la implementación de algoritmos genéticos.

De esta manera para el desarrollo de este proyecto se cuenta con el siguiente recurso humano:

- **Inicio, elaboración, construcción y transición del proyecto**
  - Mauricio Andrés Guerra Cubillos
  - Erwin Hamid Pardo Quiroga
- **Director del proyecto**
  - Roberto Emilio Salas Ruiz

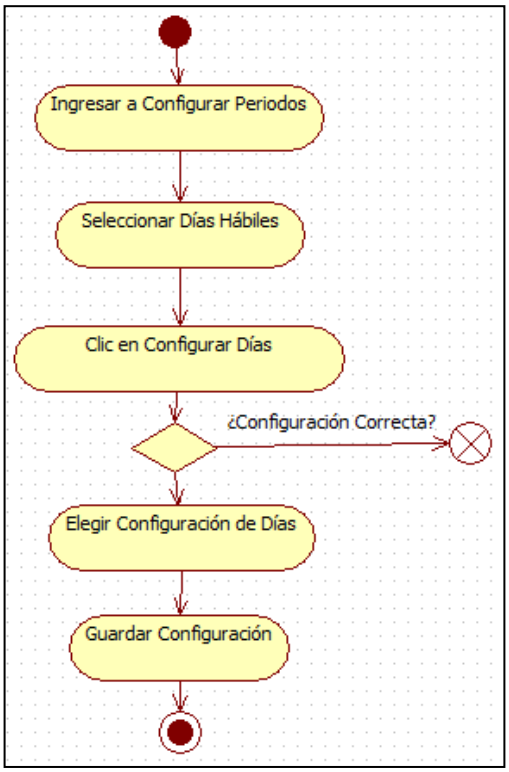
2.2.6 Flujos de trabajo

Un flujo de trabajo es una secuencia de actividades que producen un resultado de valor observable; “su origen parte de identificar los trabajadores que participan en el proceso y a continuación los artefactos que se necesitan crear durante el proceso para cada tipo de trabajador”[62], de esta manera, se pueden identificar las actividades de los actores que participan en la aplicación.

A continuación se presentan los principales flujos de trabajo propuestos por medio de la representación gráfica de diagramas de actividad, estos diagramas fueron diseñados con la herramienta de software StarUML en la versión 1.5.0.

- Diagrama de actividad No. 1: Configurar Días

Figura 10. Diagrama de actividad - Configurar Días

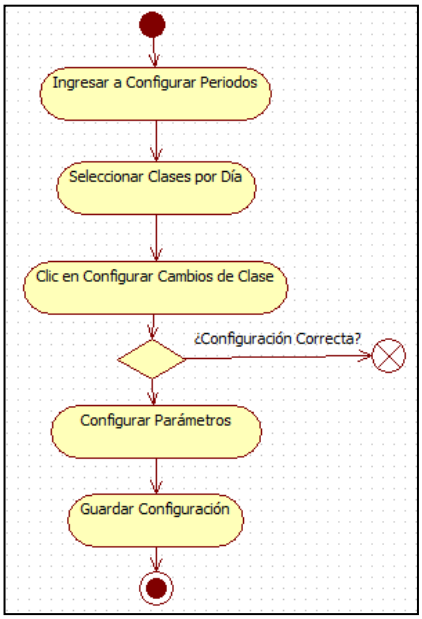


Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

[62] JACOBSON, Ivar; BOOCH, Grady; RUMBAUGH, James. El proceso unificado de desarrollo de software. Reading: Addison Wesley, 2000.

- Diagrama de actividad No. 2: Configurar cambios de Clase

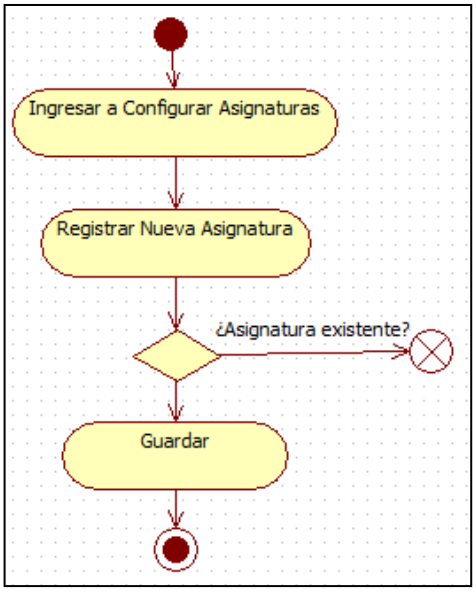
Figura 11. Diagrama de actividad - Configurar cambios de Clase



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de actividad No. 3: Registrar Asignatura

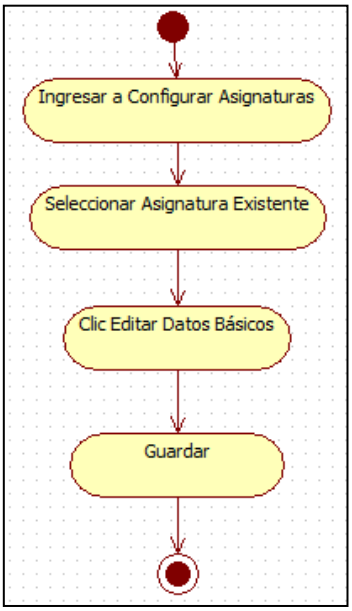
Figura 12. Diagrama de actividad - Registrar Asignatura



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de actividad No. 4: Editar Asignatura

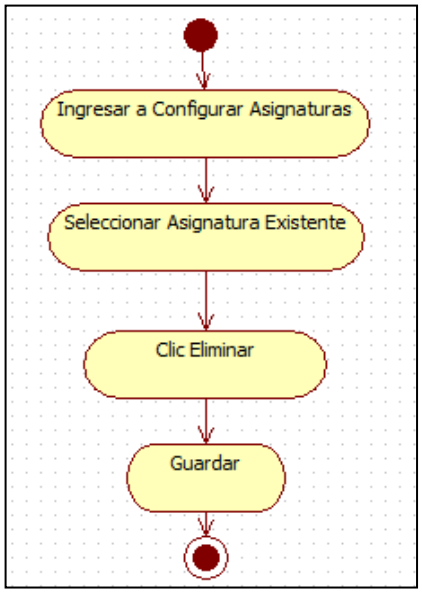
Figura 13. Diagrama de actividad - Editar Asignatura



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de actividad No. 5: Eliminar Asignatura

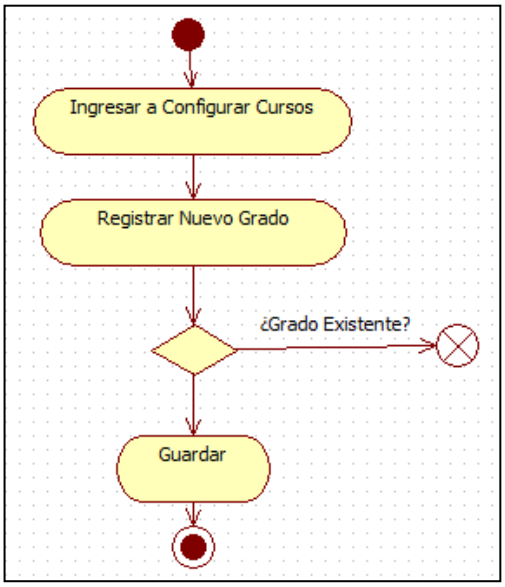
Figura 14. Diagrama de actividad - Eliminar Asignatura



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de actividad No. 6: Registrar Grado

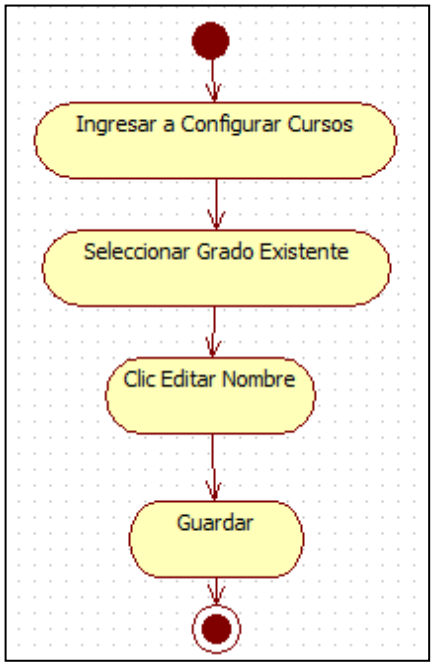
Figura 15. Diagrama de actividad - Registrar Grado



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de actividad No. 7: Editar Grado

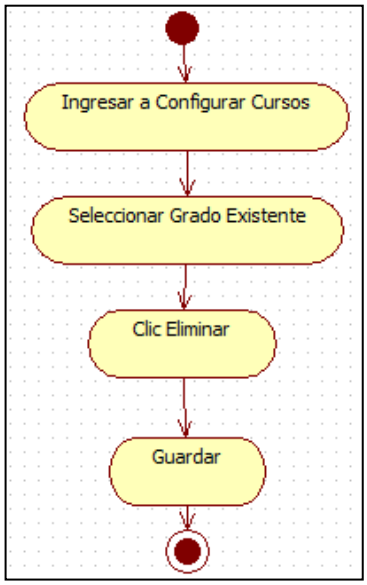
Figura 16. Diagrama de actividad - Editar Grado



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de actividad No. 8: Eliminar Grado

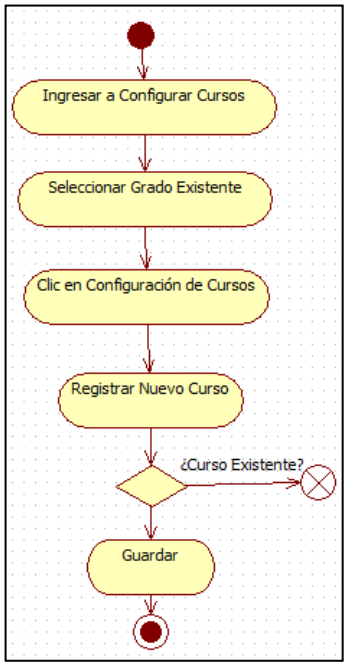
Figura 17. Diagrama de actividad - Eliminar Grado



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de actividad No. 9: Registrar Nuevo Curso

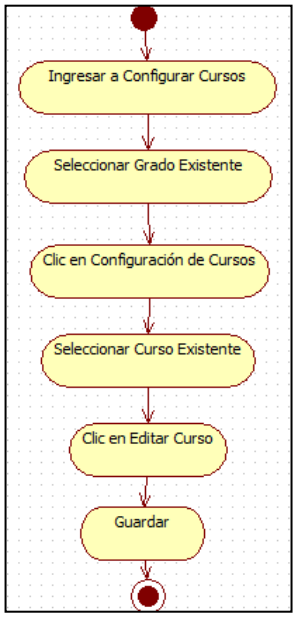
Figura 18. Diagrama de actividad - Registrar Nuevo Curso



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de actividad No. 10: Editar Curso

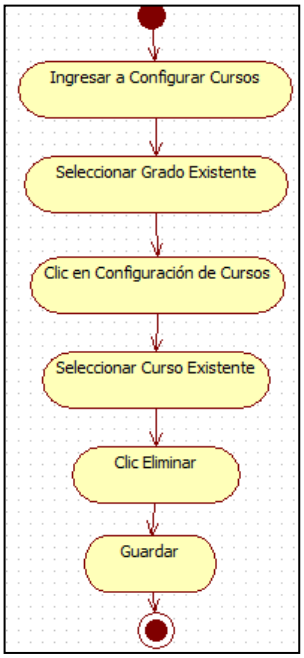
Figura 19. Diagrama de actividad - Editar Curso



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de actividad No. 11: Eliminar Curso

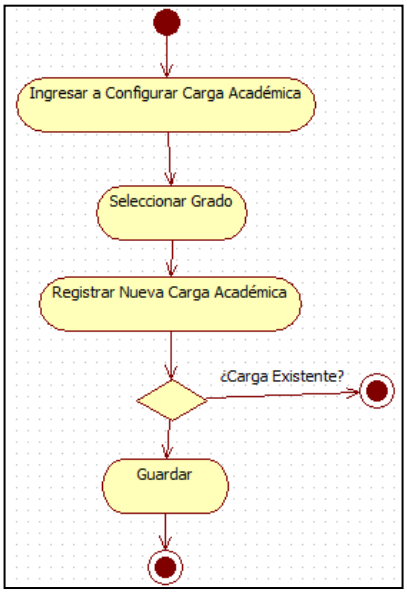
Figura 20. Diagrama de actividad - Eliminar Curso



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de actividad No. 12: Registrar Nueva Carga Académica

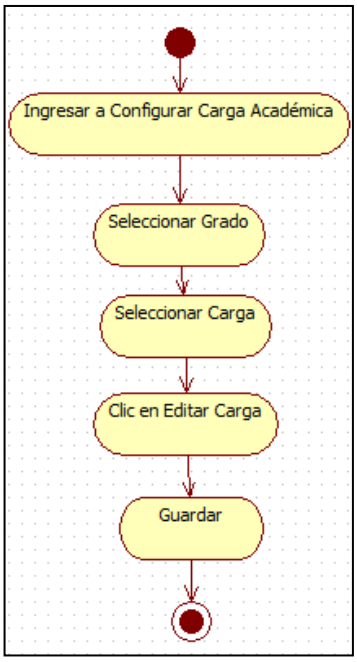
Figura 21. Diagrama de actividad - Registrar Nueva Carga Académica



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de actividad No. 13: Editar Carga Académica

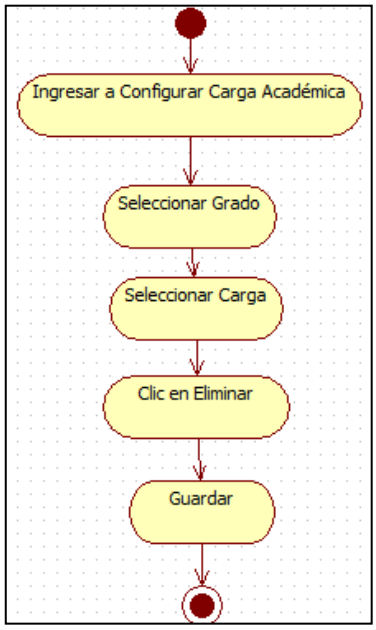
Figura 22. Diagrama de actividad - Editar Carga Académica



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de actividad No. 14: Eliminar Carga Académica

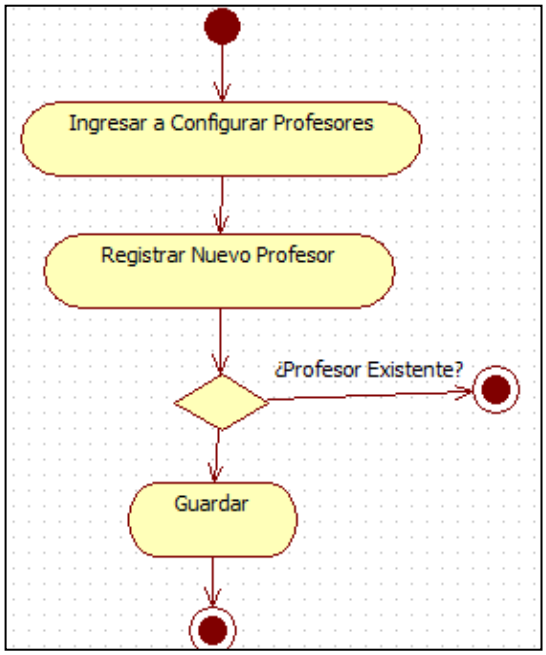
Figura 23. Diagrama de actividad - Eliminar Carga Académica



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de actividad No. 15: Registrar Nuevo Profesor

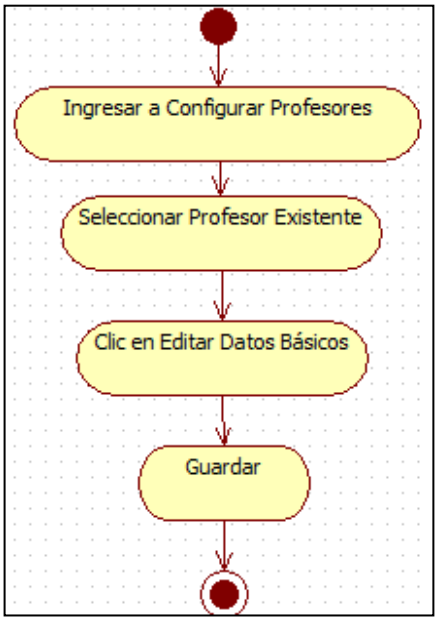
Figura 24. Diagrama de actividad - Registrar Nuevo Profesor



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de actividad No. 16: Editar Profesor

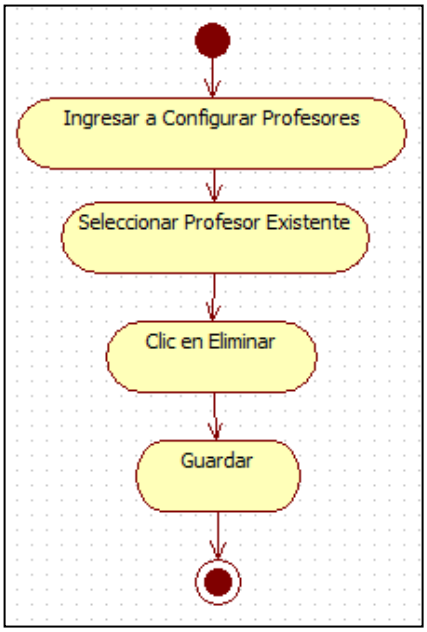
Figura 25. Diagrama de actividad - Editar Profesor



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de actividad No. 17: Eliminar Profesor

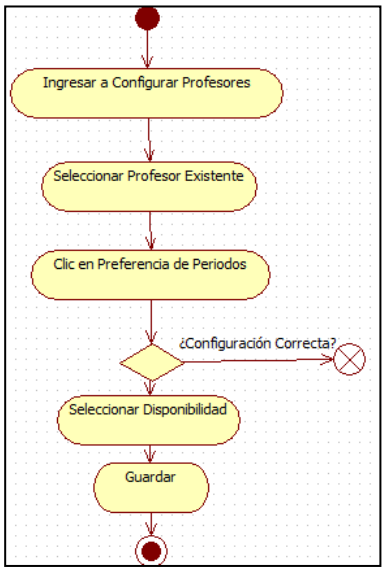
Figura 26. Diagrama de actividad - Eliminar Profesor



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de actividad No. 18: Configurar Preferencia de Periodos de Profesor

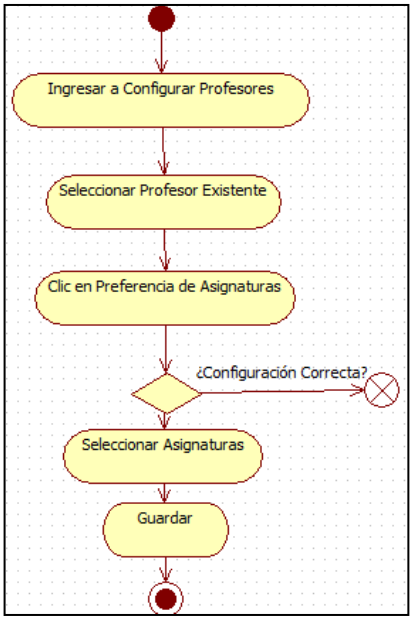
Figura 27. Diagrama de actividad - Configurar Preferencia de Periodos de Profesor



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de actividad No. 19: Configurar Preferencia de Asignaturas de Profesor

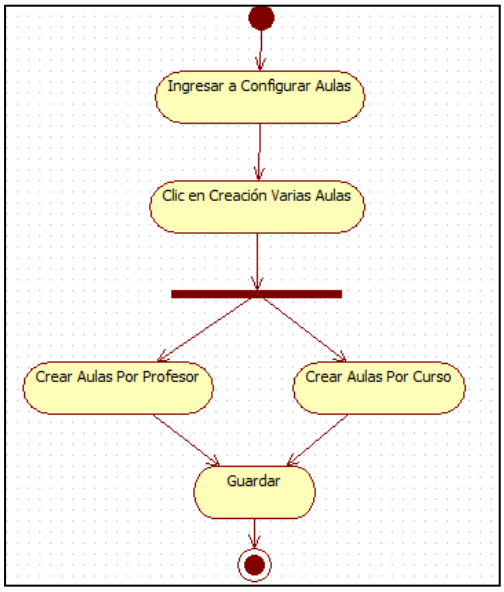
Figura 28. Diagrama de actividad - Configurar Preferencia de Asignaturas de Profesor



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de actividad No. 20: Registrar Aula

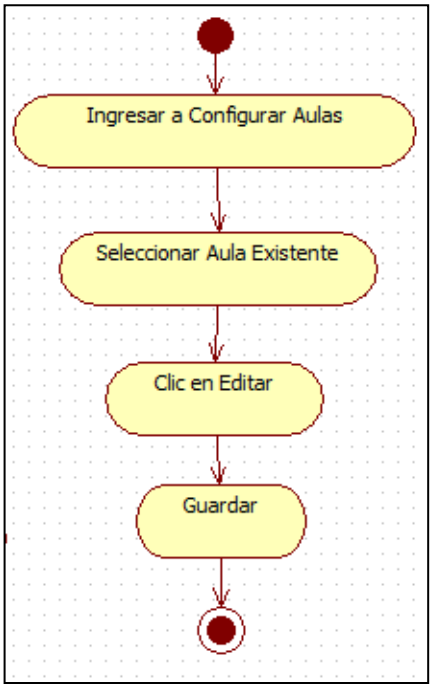
Figura 29. Diagrama de actividad - Registrar Aula



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de actividad No. 21: Editar Aula

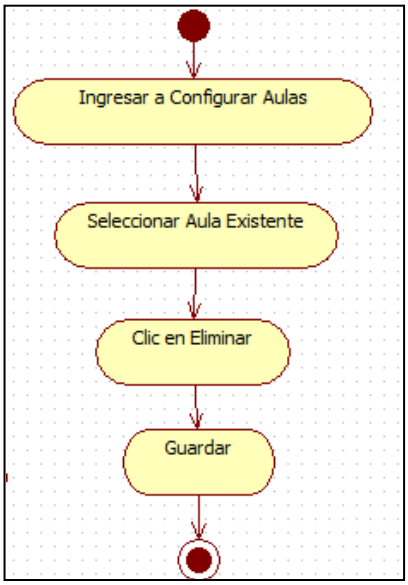
Figura 30. Diagrama de actividad - Editar Aula



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de actividad No. 22: Eliminar Aula

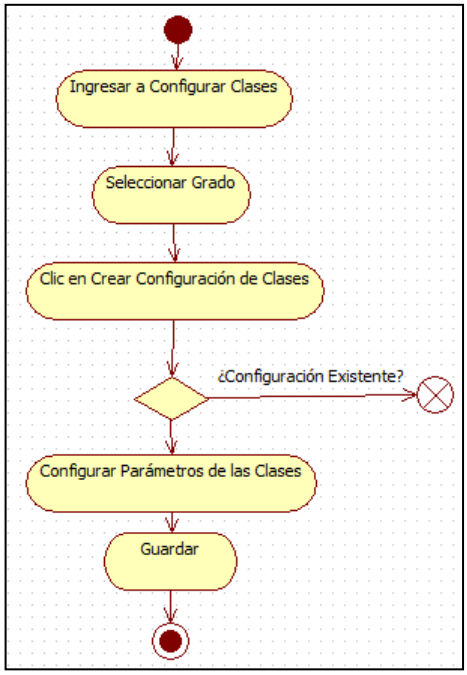
Figura 31. Diagrama de actividad - Eliminar Aula



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de actividad No. 23: Crear Configuración de Clases

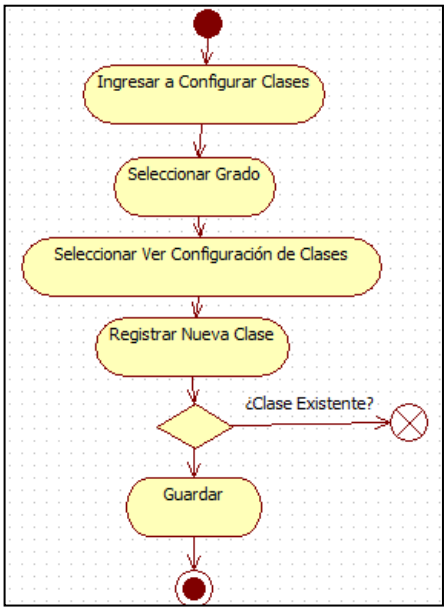
Figura 32. Diagrama de actividad - Crear Configuración de Clases



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de actividad No. 24: Agregar Clase a Configuración Existente

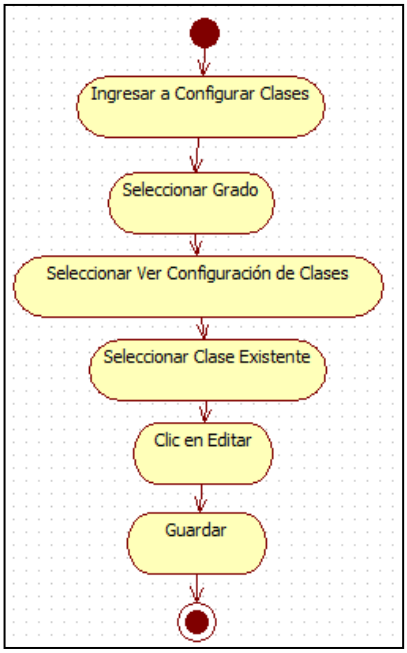
Figura 33. Diagrama de actividad - Agregar Clase a Configuración Existente



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de actividad No. 25: Editar Clase a Configuración Existente

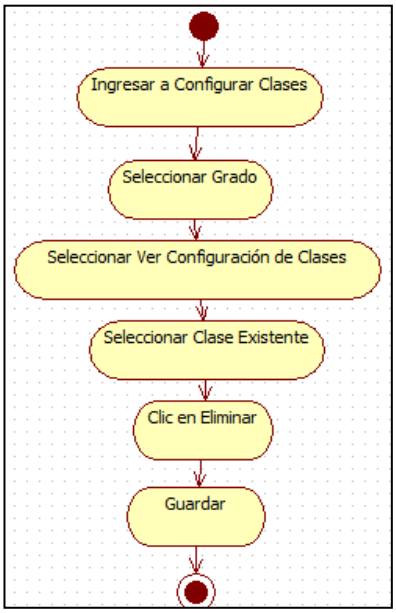
Figura 34. Diagrama de actividad - Editar Clase a Configuración Existente



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de actividad No. 26: Eliminar Clase a Configuración Existente

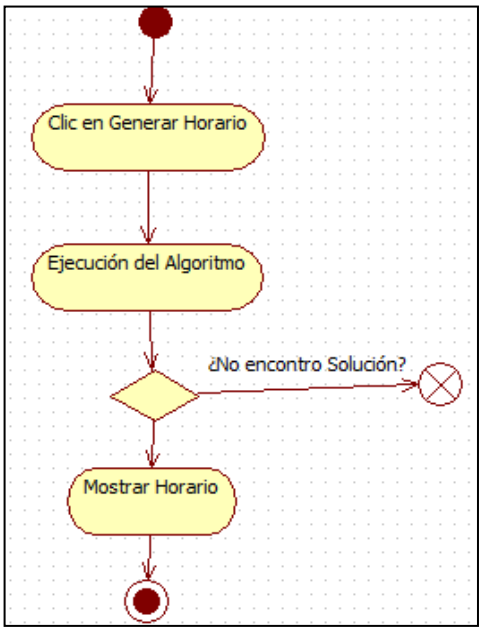
Figura 35. Diagrama de actividad - Eliminar Clase a Configuración Existente



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de actividad No. 27: Generar Horario

Figura 36. Diagrama de actividad - Generar Horario



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

3 FASE DE ELABORACIÓN

3.1 ANÁLISIS

Este flujo de trabajo se basa en un modelo de objetos conceptual, que ayuda a refinar los requisitos logrando una comprensión más precisa de estos y razonando sobre los aspectos internos del sistema. Este análisis es fundamental para el Diseño y la Implementación posteriores, por lo que provee una visión general.

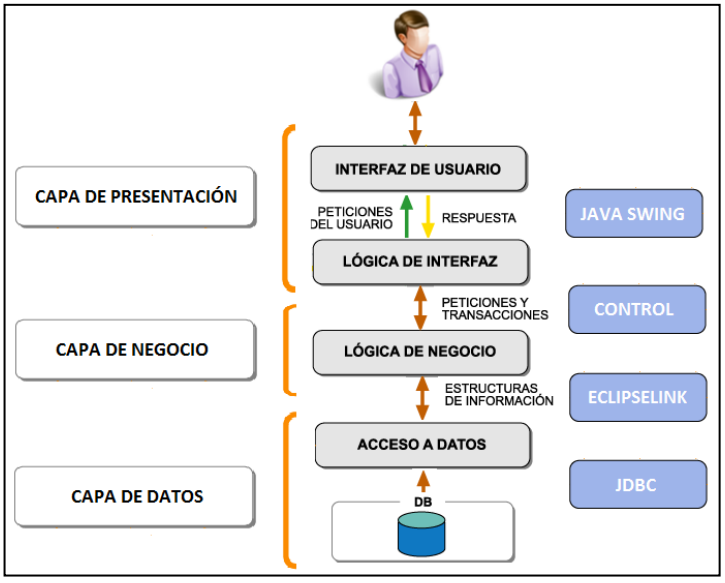
3.1.1 Modelos de Casos de Uso - Análisis

Los modelos de caso de uso durante la fase de análisis describen todos los procedimientos que se realizan en el sistema. Estos modelos se encuentran en el Anexo A. Modelos de caso de uso, almacenado en el CD.

3.1.2 Arquitectura de software

La arquitectura del software representa la interacción entre los diferentes niveles o capas de la aplicación, mostrando así un flujo de eventos mediante los cuales se visualiza el funcionamiento interno y externo del software.

Figura 37. Arquitectura de software



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Este proyecto está realizado bajo el patrón MVC y desarrollado en Java, mediante la librería Java Swing se realizará el diseño de la interfaz gráfica, por lo cual el

análisis de la arquitectura del software se describe en tres capas, conformadas por diferentes componentes.

- **Capa de Presentación:** Es la capa o nivel que interactúa directamente con el usuario, en el caso de este proyecto con la vista de componentes de *Java Swing*. Esta capa de presentación contiene la interfaz gráfica que recibe las peticiones enviadas por el usuario, a su vez pasa estas peticiones a la capa de negocio y al finalizar el proceso envía la respuesta por medio de la misma interfaz al usuario.
- **Capa de Negocio:** Contiene todos los componentes de la lógica de la aplicación. Mediante *controladores,* la capa de negocio recibe las peticiones enviadas desde la capa de presentación y realiza las transacciones de negocio mediante el ORM Eclipselink que se encarga del manejo de los datos y a su vez de la comunicación entra las capas de negocio y la capa de datos.
- **Capa de Datos:** Para la conexión de las aplicaciones de java y la base de datos, se hace uso del api JDBC. La capa de datos o de persistencia es la encargada de representar la información con la cual trabaja la aplicación.

3.2 DISEÑO

Durante la fase de diseño se hace la representación del funcionamiento de la aplicación mediante la realización de diagramas de secuencia, así como también se representa el modelo de los datos mediante un diagrama entidad-relación de la base de datos a diseñar.

Más adelante se muestra los prototipos de interfaz de usuario, para tener en cuenta en la siguiente fase de construcción.

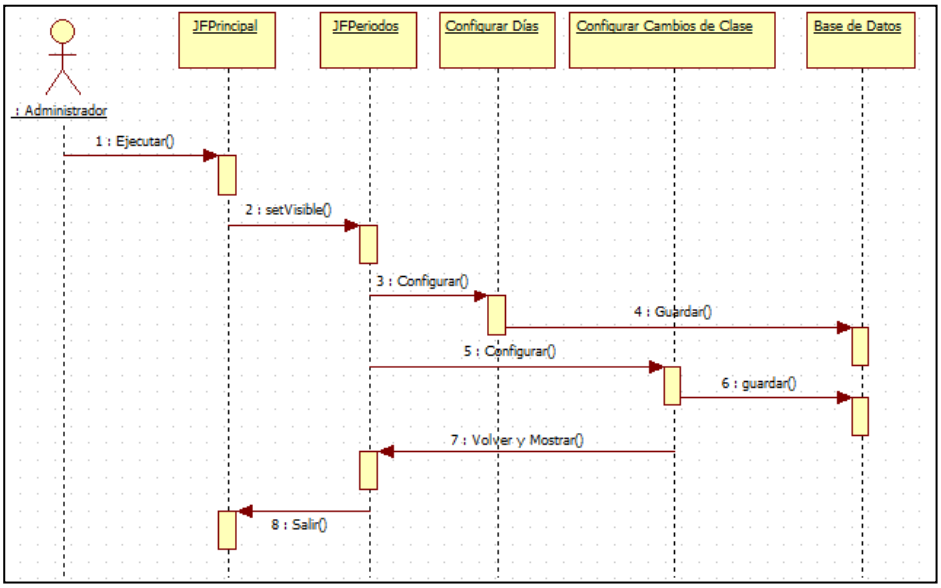
3.2.1 Diagramas de secuencia

Mediante los diagramas de secuencia se describe la interacción de los objetos del diseño, teniendo en cuenta los casos de uso del sistema, enunciados en la etapa de análisis.

A continuación, se muestran los diagramas de secuencia que modelan el flujo de la información y de los componentes principales del sistema, claves para el diseño de la aplicación, estos diagramas fueron diseñados por la aplicación de escritorio StarUML en la versión 1.5.0.

- Diagrama de Secuencia No 1. Configurar Periodos

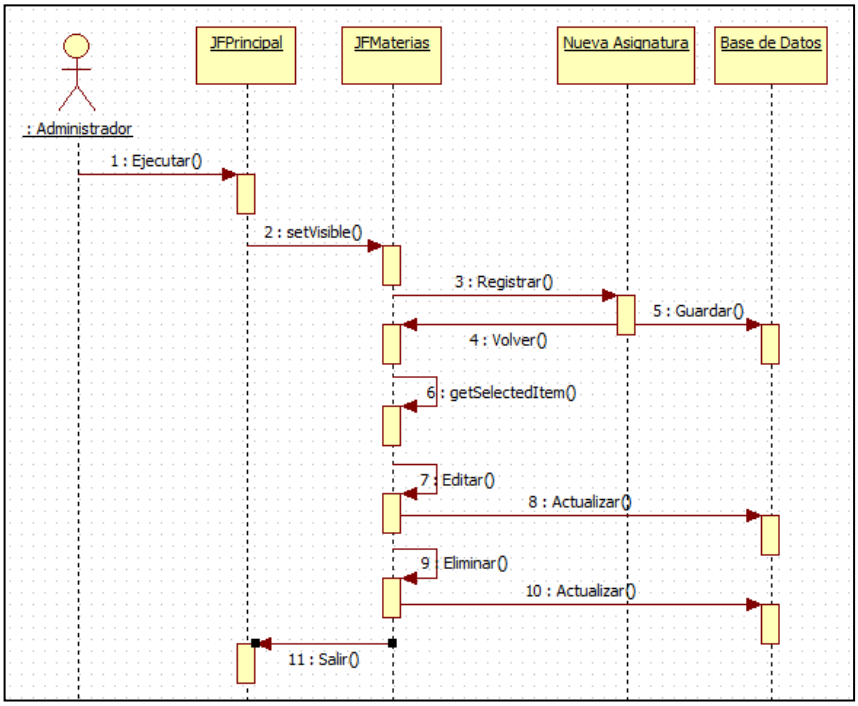
Figura 38. Diagrama de Secuencia - Configurar Periodos



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de Secuencia No 2. Configurar Asignaturas

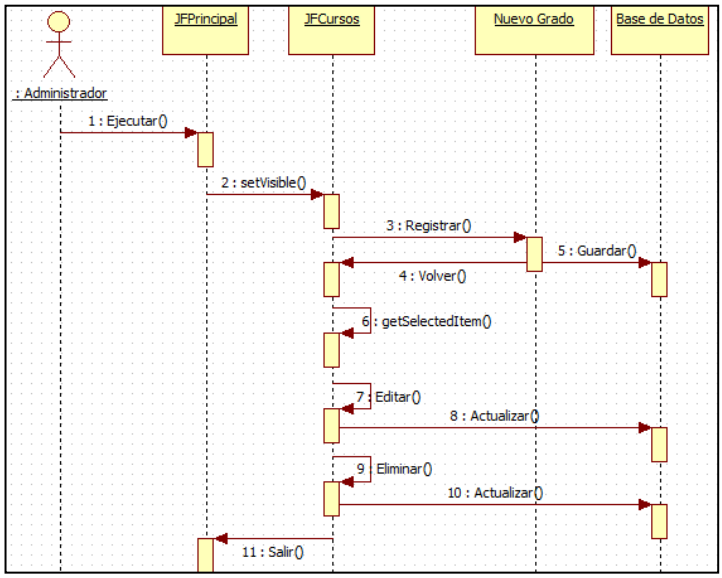
Figura 39. Diagrama de Secuencia - Configurar Asignaturas



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de Secuencia No 3. Configurar Grados

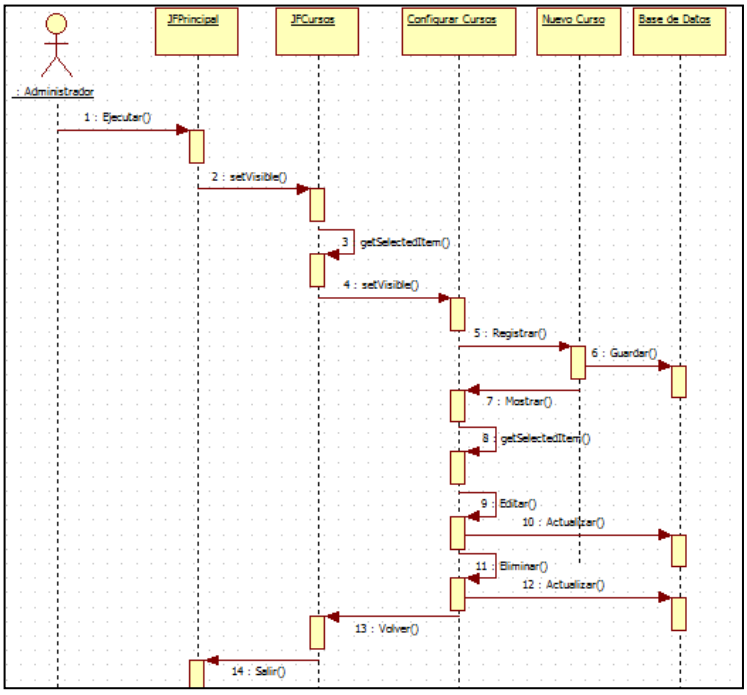
Figura 40. Diagrama de Secuencia - Configurar Grados



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de Secuencia No 4. Configurar Cursos

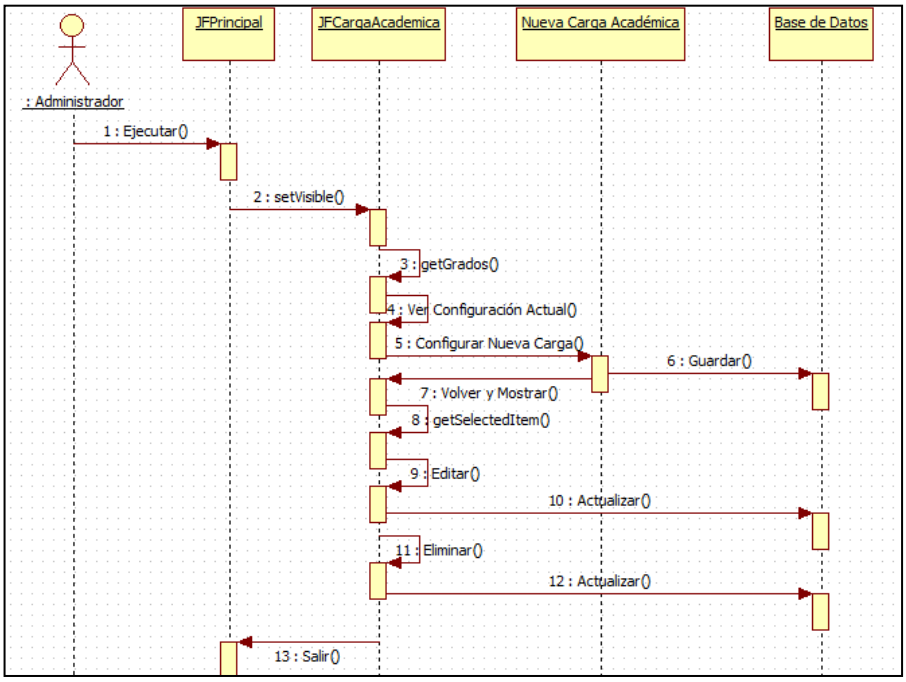
Figura 41. Diagrama de Secuencia - Configurar Cursos



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de Secuencia No 5. Configurar Carga Académica

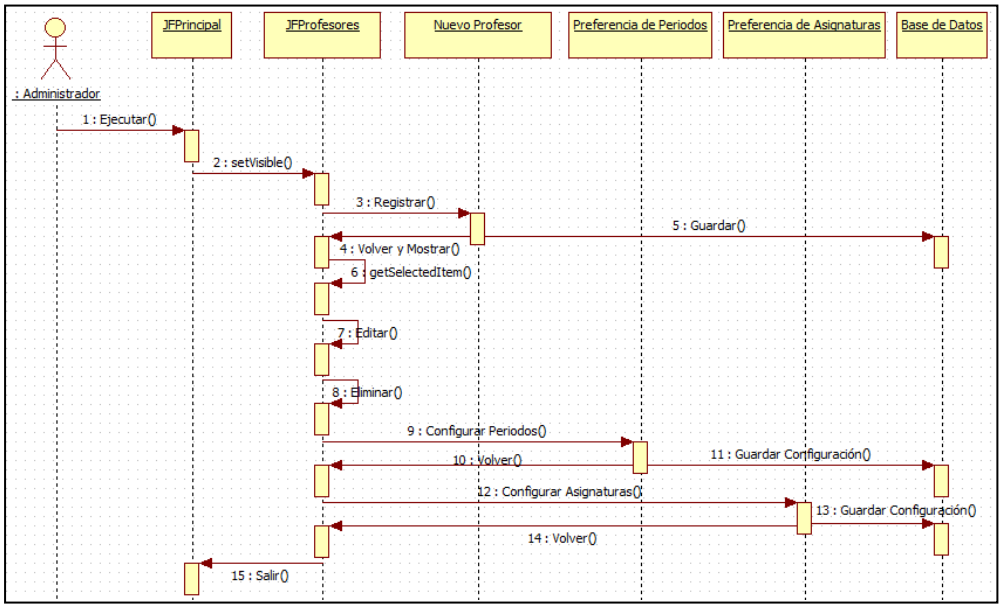
Figura 42. Diagrama de Secuencia - Configurar Carga Académica



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de Secuencia No 6. Configurar Profesores

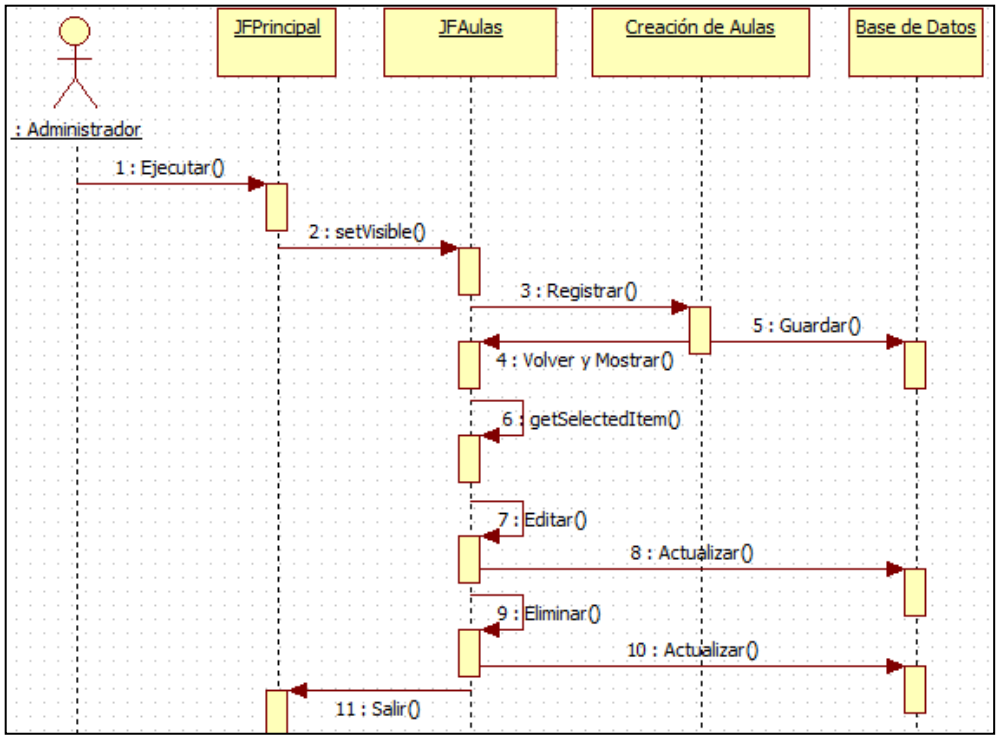
Figura 43. Diagrama de Secuencia - Configurar Profesores



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de Secuencia No 7. Configurar Aulas

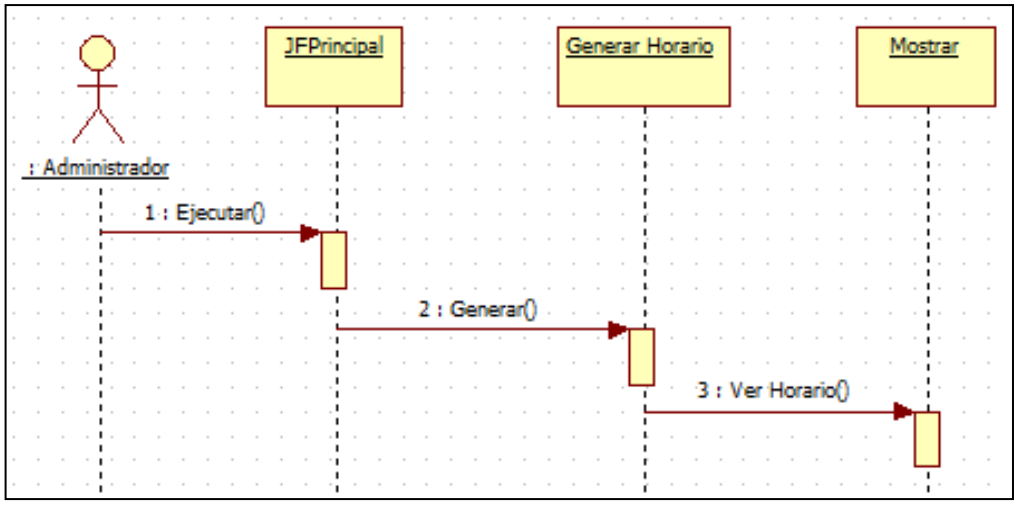
Figura 44. Diagrama de Secuencia - Configurar Aulas



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de Secuencia No 8. Generar Horario

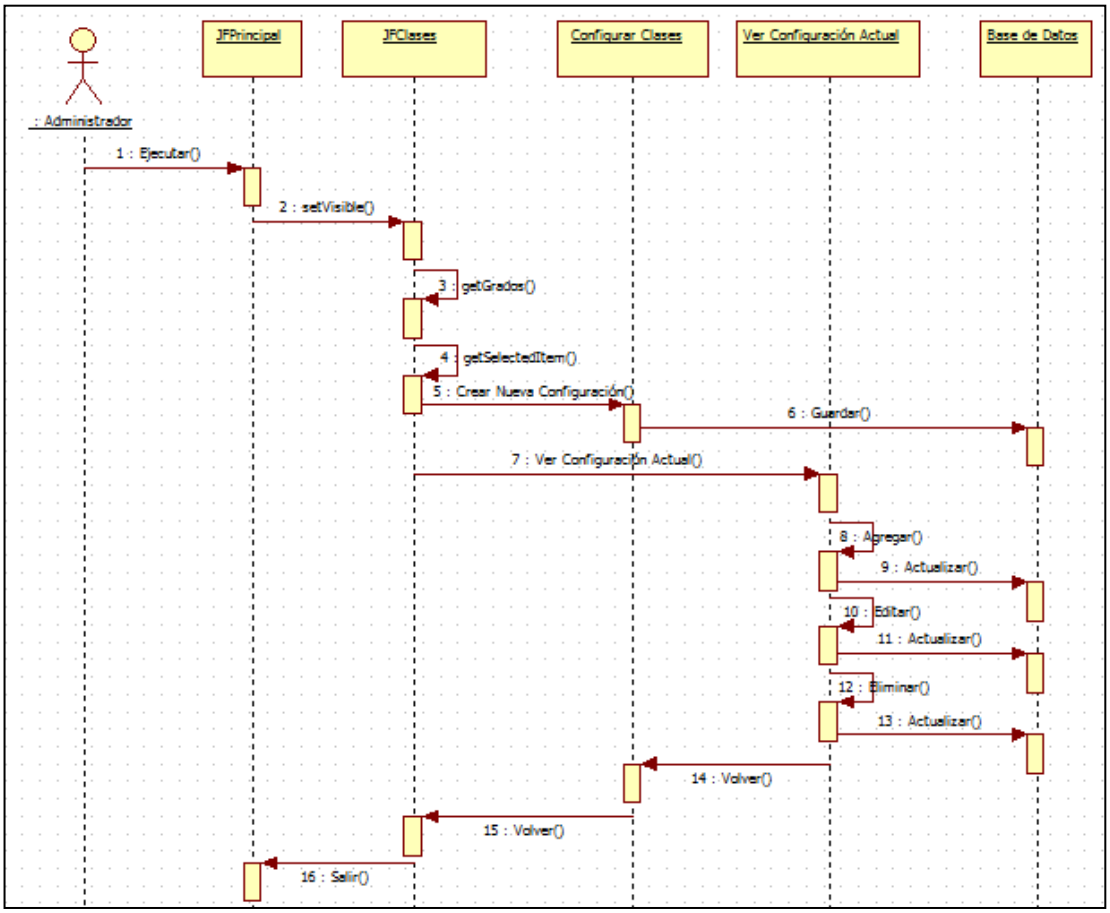
Figura 45. Diagrama de Secuencia - Generar Horario



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de Secuencia No 9. Configurar Clases

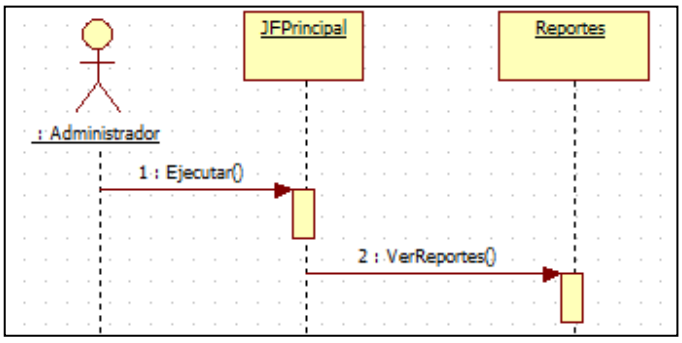
Figura 46. Diagrama de Secuencia - Configurar Clases



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Diagrama de Secuencia No 10. Reportes

Figura 47. Diagrama de Secuencia - Reportes

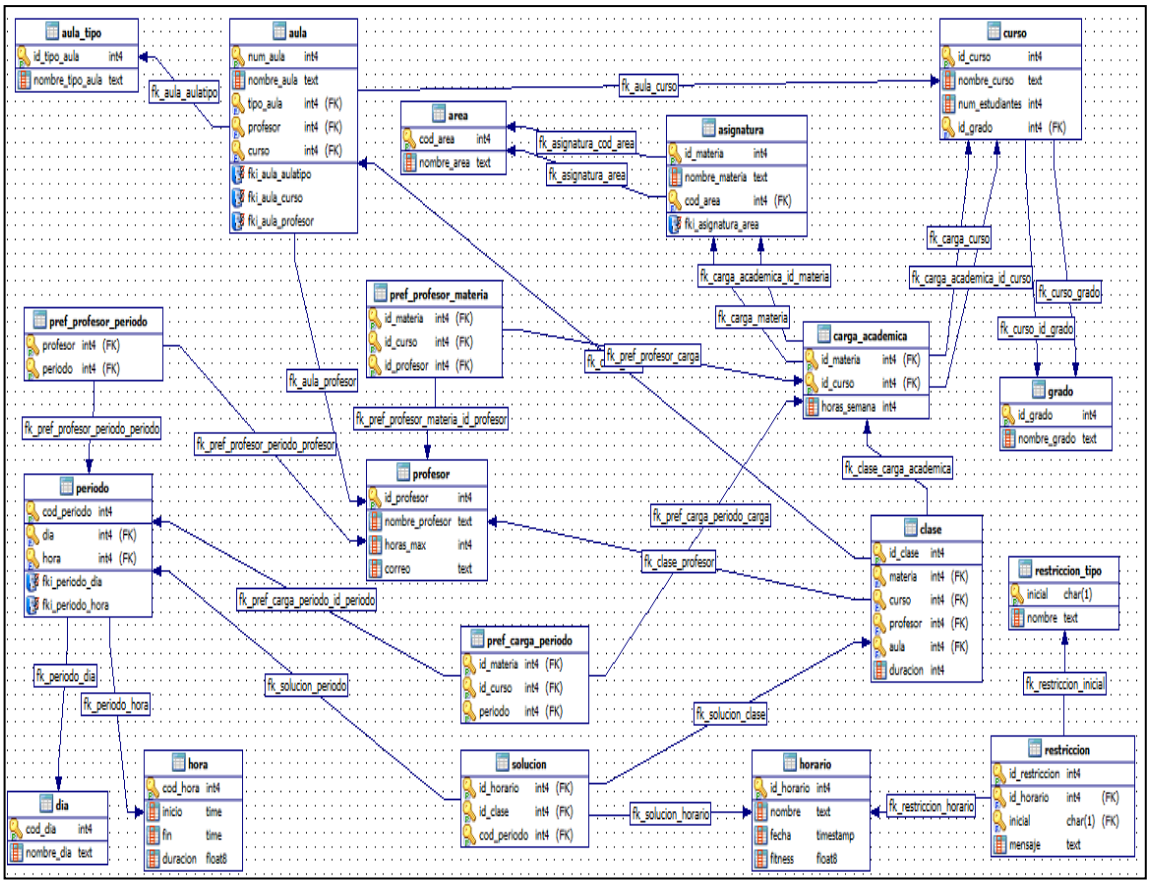


Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

3.2.2 Modelo de datos

El modelo de datos muestra mediante el diagrama Entidad-Relación la estructura y diseño de la base de datos encargada del manejo de la información del sistema. Para la realización del modelo Entidad/Relación de la base de datos implementada, se usó la aplicación *MicroOLAP Database Designer for PostgreSQL* en la versión 1.10.2, el cual nos permite hacer ingeniería inversa de la base de datos construida en PostgreSQL para obtener el diagrama de las tablas y los campos creados de forma fácil y útil.

Figura 48. Diagrama Entidad-Relación



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

3.2.3 Diccionario de datos

Mediante el diccionario de datos se hace la descripción de cada uno de los campos presentados en el modelo de datos, de esta manera se presenta de una forma más organizada y detallada de la información requerida en el sistema.

Tabla 9. Tabla aula_tipo

NOMBRE DE TABLA	aula_tipo		
DECRIPCIÓN	Contiene la información de los tipos de aulas que existen.		
COLUMNA	**TIPO DE DATO**	**ENLACE A TABLA**	**DESCRIPCIÓN**
id_tipo_aula	Int		Identificador único del aula
nombre_tipo_aula	text		Nombre del tipo de aula

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Tabla 10. Tabla aula

NOMBRE DE TABLA	aula		
DECRIPCIÓN	Contiene la información de las aulas.		
COLUMNA	**TIPO DE DATO**	**ENLACE A TABLA**	**DESCRIPCIÓN**
num_aula	Int		Identificador único del aula
nombre_aula	text		Nombre del aula
Tipo_aula	Int	Aula_tipo	Identificador único de la tabla aula_tipo
Profesor	Int	Profesor	Identificador único de la tabla profesor
Curso	Int	Curso	Identificador único de la tabla curso

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Tabla 11. Tabla curso

NOMBRE DE TABLA	curso		
DECRIPCIÓN	Contiene la información de los cursos.		
COLUMNA	**TIPO DE DATO**	**ENLACE A TABLA**	**DESCRIPCIÓN**
Id_curso	Int		Identificador único del curso
nombre_curso	text		Nombre del curso
Num_estudiantes	Int		Número de estudiantes en el curso
Id_grado	Int	grado	Identificador único de la tabla grado

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Tabla 12. Tabla area

NOMBRE DE TABLA	area		
DESCRIPCIÓN	Contiene la información de las areas.		
COLUMNA	**TIPO DE DATO**	**ENLACE A TABLA**	**DESCRIPCIÓN**
cod_area	Int		Identificador único del área
nombre_area	text		Nombre del área

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Tabla 13.Tabla asignatura

NOMBRE DE TABLA	asignatura		
DESCRIPCIÓN	Contiene la información de las asignaturas.		
COLUMNA	**TIPO DE DATO**	**ENLACE A TABLA**	**DESCRIPCIÓN**
Id_materia	Int		Identificador único de la materia
nombre_materia	text		Nombre de la asignatura
Cod_area	Int	area	Identificador de la tabla área.

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Tabla 14. Tabla grado

NOMBRE DE TABLA	grado		
DECRIPCIÓN	Contiene la información de los grados.		
COLUMNA	**TIPO DE DATO**	**ENLACE A TABLA**	**DESCRIPCIÓN**
Id_grado	Int		Identificador único del grado
nombre_materia	text		Nombre del grado

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Tabla 15. Tabla carga_academica

NOMBRE DE TABLA	Carga_academica		
DECRIPCIÓN	Contiene la información de carga académica.		
COLUMNA	**TIPO DE DATO**	**ENLACE A TABLA**	**DESCRIPCIÓN**
Id_materia	Int	asignatura	Identificador único de la tabla asignatura
Id_curso	int	curso	Nombre de la tabla curso
Horas_semana	Int		Horas de carga académica

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Tabla 16. Tabla pref_profesor_materia

NOMBRE DE TABLA	Pref_profesor_materia		
DECRIPCIÓN	Contiene la información de preferencia de materias de los profesores.		
COLUMNA	**TIPO DE DATO**	**ENLACE A TABLA**	**DESCRIPCIÓN**
Id_materia	Int	Carga_academica	Identificador de la materia de la tabla carga_academica
Id_curso	int	Carga_academica	Identificador del curso de la tabla carga_academica
Id_profesor	Int	profesor	Identificador único de la tabla profesor

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Tabla 17. pref_profesor_periodo

NOMBRE DE TABLA	Pref_profesor_periodo		
DECRIPCIÓN	Contiene la información de preferencia de periodos de los profesores.		
COLUMNA	**TIPO DE DATO**	**ENLACE A TABLA**	**DESCRIPCIÓN**
Periodo	Int	periodo	Identificador de la materia de la tabla periodo
profesor	Int	profesor	Identificador único de la tabla profesor

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Tabla 18. Tabla periodo

NOMBRE DE TABLA	periodo		
DECRIPCIÓN	Contiene la información de los periodos académicos		
COLUMNA	**TIPO DE DATO**	**ENLACE A TABLA**	**DESCRIPCIÓN**
Cod_periodo	Int	periodo	Identificador de la materia de la tabla periodo
dia	Int	Dia	Identificador único de la tabla día
hora	int	Hora	Identificador único de la tabla hora

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Tabla 19. Tabla profesor

NOMBRE DE TABLA	profesor		
DECRIPCIÓN	Contiene la información de los profesores		
COLUMNA	TIPO DE DATO	ENLACE A TABLA	DESCRIPCIÓN
Id_profesor	Int	periodo	Identificador de la materia de la tabla profesor
Nombre_profesor	text		Nombre del profesor
Horas_max	Int		Horas máximas de trabajo del profesor
correo	Text		Correo electrónico del profesor

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Tabla 20. Tabla dia

NOMBRE DE TABLA	dia		
DECRIPCIÓN	Contiene la información de los días de la semana		
COLUMNA	TIPO DE DATO	ENLACE A TABLA	DESCRIPCIÓN
Cod_dia	Int		Identificador de la materia de la tabla dia
Nombre_dia	text		Nombre del día

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Tabla 21. Tabla hora

NOMBRE DE TABLA	hora		
DECRIPCIÓN	Contiene la información de las horas de la semana		
COLUMNA	TIPO DE DATO	ENLACE A TABLA	DESCRIPCIÓN
Cod_hora	Int		Identificador de la materia de la tabla hora
Inicio	time		Hora de inicio de la de clase
Fin	Time		Hora de finalización de la clase
Duracion	Float		Duración de la clase

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Tabla 22. Tabla pref_carga_periodo

NOMBRE DE TABLA	Pref_carga_periodo		
DECRIPCIÓN	Contiene la información de la carga académica de los periodos de clase.		
COLUMNA	**TIPO DE DATO**	**ENLACE A TABLA**	**DESCRIPCIÓN**
Id_materia	Int	Carga_academica	Identificador de la materia de la tabla carga_academica
Id_curso	Int	Carga_academica	Identificador del curso de la tabla carga_academica
periodo	int	Periodo	Identificador único de la tabla periodo

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Tabla 23. Tabla clase

NOMBRE DE TABLA	clase		
DECRIPCIÓN	Contiene la información de las clases.		
COLUMNA	**TIPO DE DATO**	**ENLACE A TABLA**	**DESCRIPCIÓN**
Id_clase	Int		Identificador único de la tabla clase
Materia	Int	Carga_academica	Identificador del curso de la tabla carga_academica
Curso	int	Carga_academica	Identificador del curso de la tabla carga_academica
Profesor	Int	profesor	Identificador único de la tabla profesor
Aula	Int	aula	Identificador único de la tabla aula
duracion	int		Duración de la clase

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Tabla 24. Tabla restriccion_tipo

NOMBRE DE TABLA	Restriccion_tipo		
DECRIPCIÓN	Contiene la información de los tipos de restricciones		
COLUMNA	**TIPO DE DATO**	**ENLACE A TABLA**	**DESCRIPCIÓN**
Inicial	char		Identificador único de la tabla restriccion_tipo
nombre	text	Carga_academica	Nombre del tipo de restricción

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Tabla 25. Tabla restriccion

NOMBRE DE TABLA	Restriccion		
DECRIPCIÓN	Contiene la información de las restricciones		
COLUMNA	**TIPO DE DATO**	**ENLACE A TABLA**	**DESCRIPCIÓN**
Id_restriccion	char		Identificador único de la tabla restricción
Id_horario	text	horario	Identificador único de la tabla horario.
Inicial	Char	Restricción_tipo	Identificador único de la tabla restricción_tipo
mensaje	text		Mensaje de la restricción

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Tabla 26. Tabla horario

NOMBRE DE TABLA	Horario		
DECRIPCIÓN	Contiene la información de los horarios		
COLUMNA	**TIPO DE DATO**	**ENLACE A TABLA**	**DESCRIPCIÓN**
Id_horario	int		Identificador único de la tabla horario
Nombre	Text		Nombre del horario
Fecha	Timestamp		Fecha de generación del horario
fitness	Float		Valor de la aptitud obtenida del horario

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Tabla 27. Tabla solucion

NOMBRE DE TABLA	solucion		
DECRIPCIÓN	Contiene la información de las soluciones		
COLUMNA	TIPO DE DATO	ENLACE A TABLA	DESCRIPCIÓN
Id_horario	int	Horario	Identificador único de la tabla horario
Id_clase	int	Clase	Identificador único de la tabla clase
Cod_periodo	Int	periodo	Identificador único de la tabla periodo

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

3.2.4 Prototipos de interfaz de usuario

Los prototipos de interfaz de usuario consisten en el diseño de las pantallas o ventanas de la aplicación, que ayudan a comprender los casos de uso mejor y a especificar las interacciones entre los actores humanos y el programa, además lograr que la aplicación sea flexible, coherente, eficiente y sencilla de usar.

El objetivo de esta sección es especificar cada formato individual de la interfaz de las principales pantallas del sistema. En la definición y bosquejos se consideran aquellos aspectos importantes para el diseño y la construcción de la aplicación. En seguida se muestran diferentes pantallas de interfaz de usuario con su descripción.

- Ventana Principal

Este prototipo presenta el Menú Principal donde el usuario puede realizar todas las tareas definiendo un orden por etapas, señalando el avance en cada una, así se consigue una interfaz predecible e intuitiva para la configuración de los módulos, facilitando su manejo.

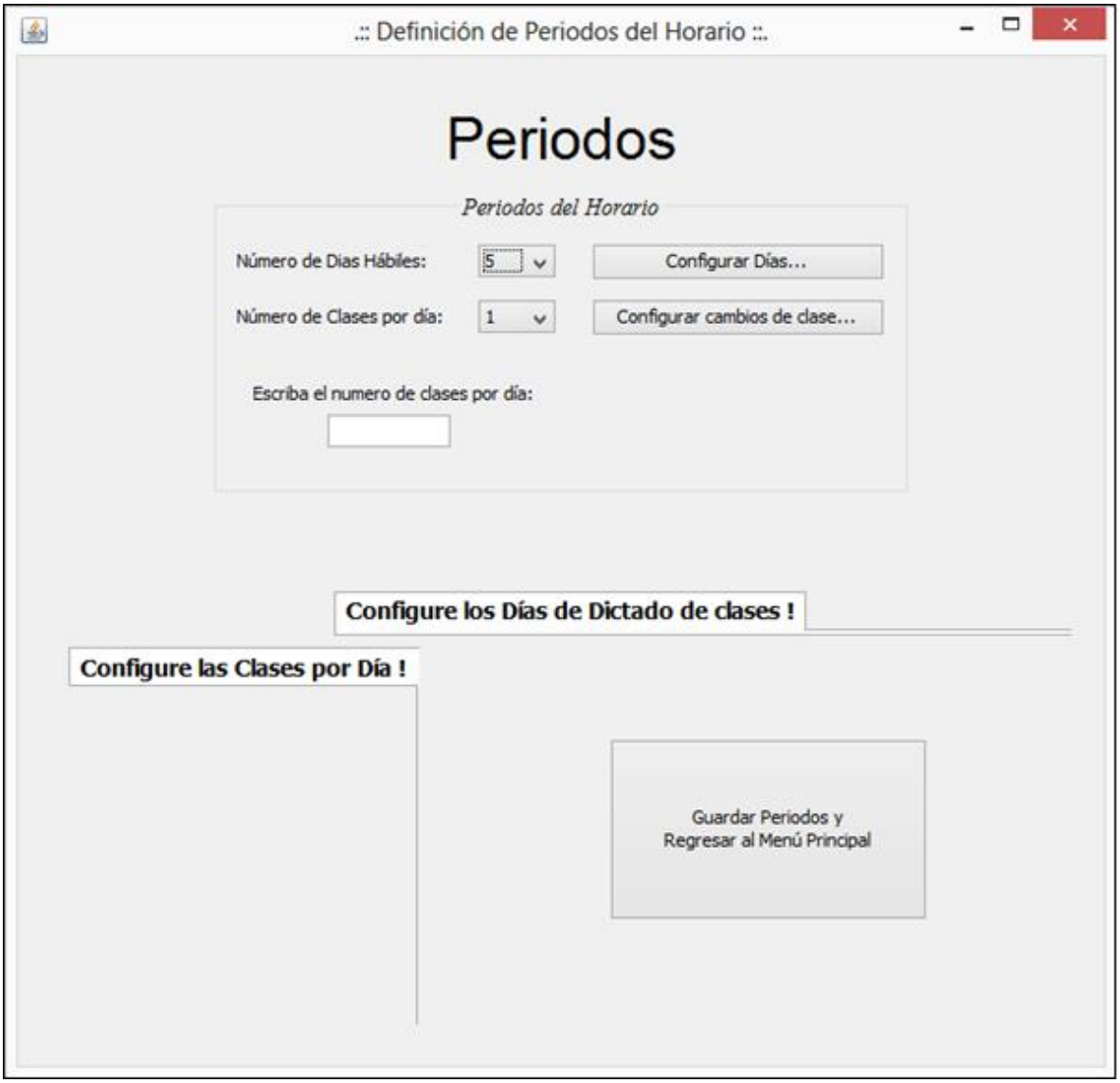
Figura 49. Interfaz de usuario - Menú Principal

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Ventana de Configuración de Periodos

La siguiente pantalla hace referencia a los casos de uso “Configurar Días de dictado” y “Configurar Horas de Clase”, a través de los cuales el usuario ingresará los periodos en que se pueda realizar el dictado de clases a la semana.

Figura 50. Interfaz de usuario - Configurar Periodos



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Ventana de Configuración de Asignaturas

Esta pantalla hace referencia a los casos de uso “Ingresar una Asignatura”, “Editar los datos de una Asignatura”, “Eliminar una Asignatura”, pueden visualizar las asignaturas de la base de datos en la lista (izquierda) y un panel para la edición (derecha); si se desea registrar una nueva asignatura o eliminarla se mostraran otras ventana y se actualizará la lista en cada caso.

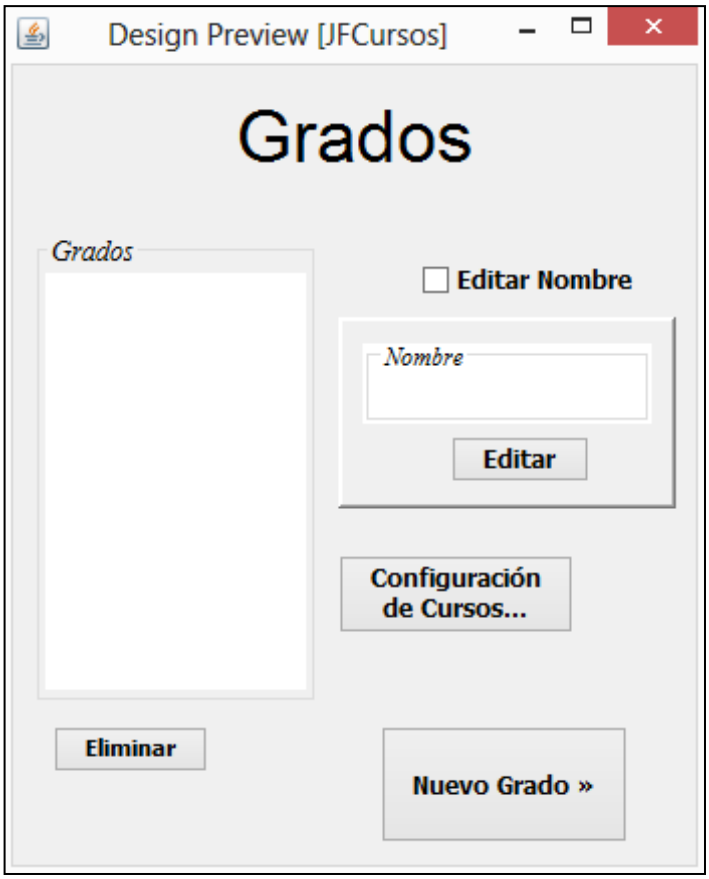
Figura 51. Interfaz de usuario - Configurar Asignaturas

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Ventana de Configuración de Grados

Esta pantalla referencia los casos de uso relacionados con la administración de Grados y Cursos (grupos de estudiantes). Al presionar el botón “Eliminar” y “Nuevo Grado” aparecen otras ventanas y al finalizar la operación se actualiza la lista de la izquierda. Cabe destacar que el botón “Configuración de Cursos”, conlleva a que la aplicación abra otra ventana para la administración de los cursos, dependiendo del grado seleccionado en la lista.

Figura 52. Interfaz de usuario - Configurar Grados



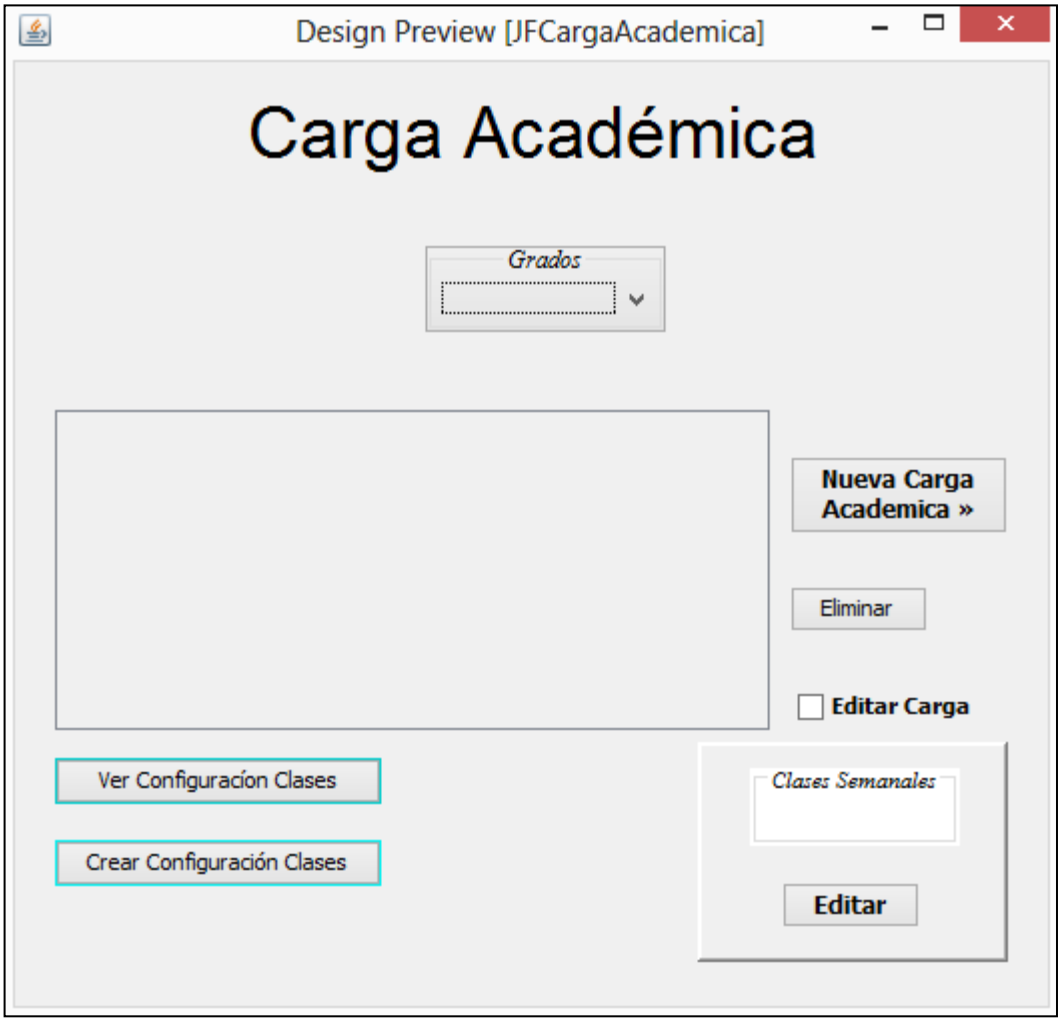
Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Ventana de Configuración de Carga Académica

El siguiente prototipo hace referencia a los casos de uso, relacionados con la creación, edición y eliminación de cargas académicas, en el centro de la pantalla el usuario de la aplicación selecciona el grado y se visualiza los datos de las asignaturas en la tabla inferior (centro). Presionar el botón “Nueva Carga Académica”, conlleva a que se abra una ventana para la creación de una carga.

También está pantalla hace referencia al caso de uso “Crear una nueva configuración de Clases”, a través del cual el usuario realiza la configuración de las lecciones de dictado para la carga académica seleccionada.

Figura 53. Interfaz de usuario - Configurar Carga Académica

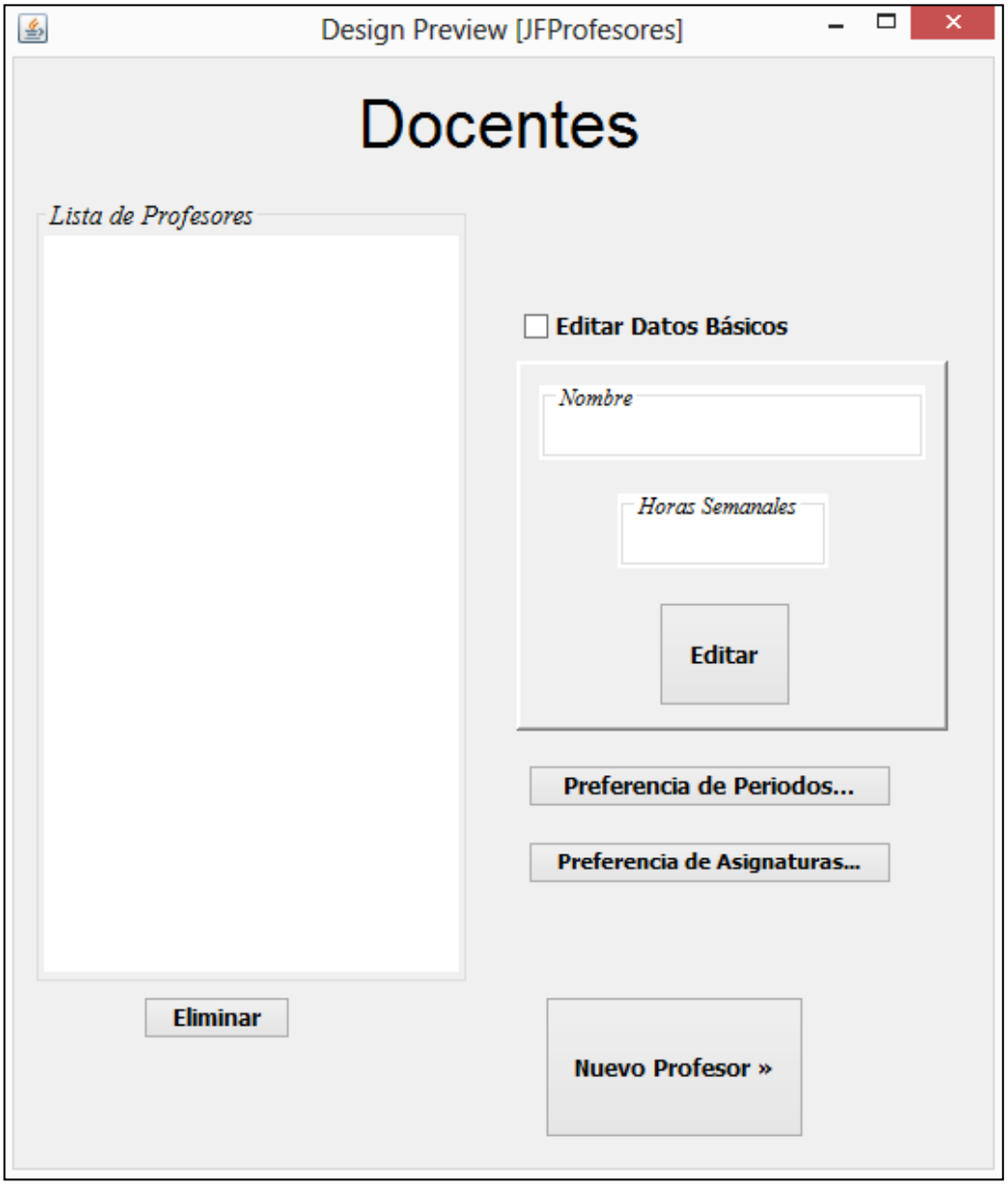


Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Ventana de Configuración de Profesores

La pantalla siguiente referencia a los casos de uso “Ingresar un nuevo Profesor”, “Editar los datos de un Profesor”, “Eliminar un Profesor”, de tal manera que el usuario puede realizar la administración de la plana de docentes (lista de la izquierda), si se selecciona un docente en la lista, se puede eliminar, editar y realizar la configuración de preferencia de periodos y asignaturas.

Figura 54. Interfaz de usuario - Configurar Docentes

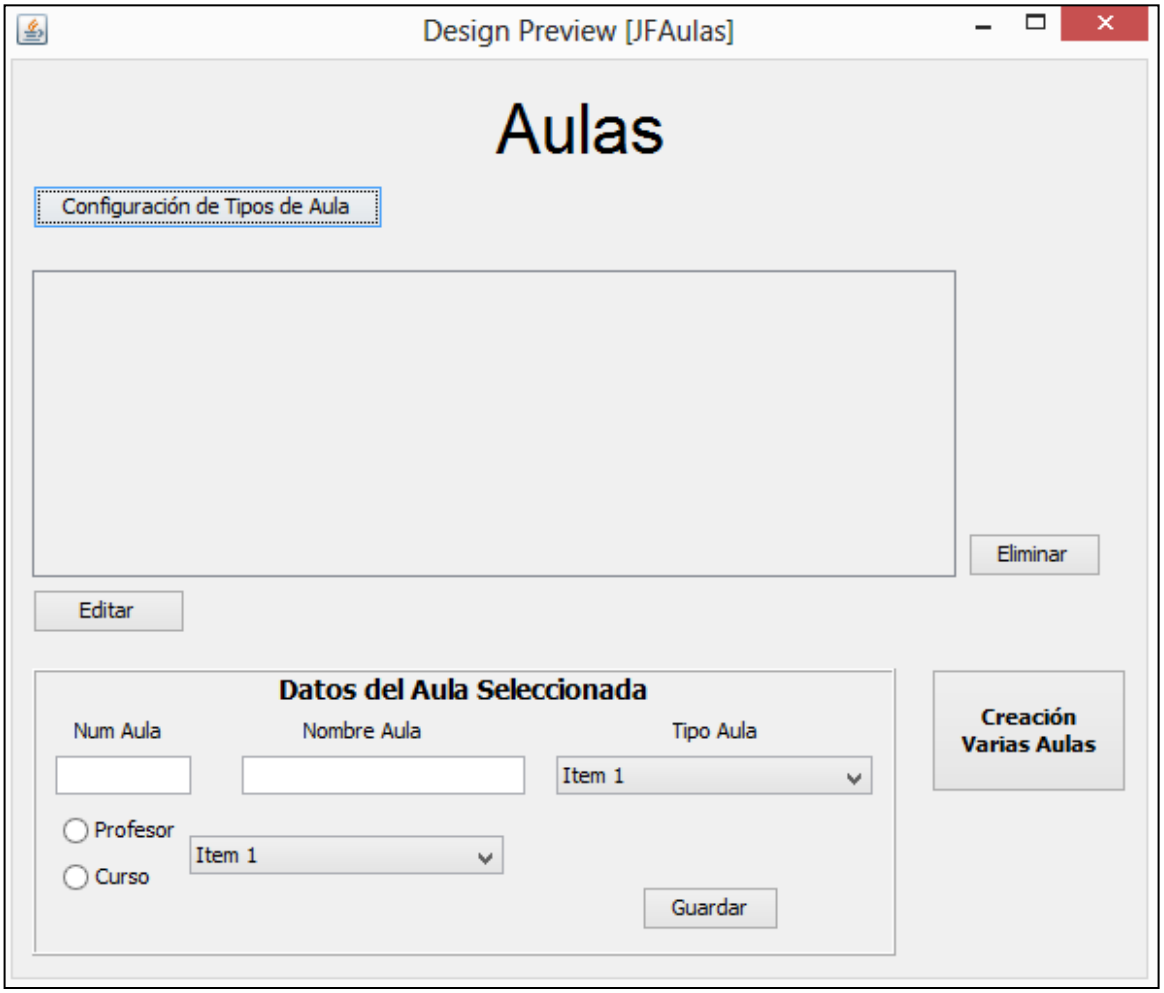


Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

- Ventana de Configuración de Aulas

Esta pantalla hace referencia a los casos de uso relacionados con la inserción, edición y borrado de aulas del sistema. El usuario selecciona de la tabla (centro) una fila que representa los datos de un aula y puede presionar “Editar” o “Eliminar” para modificar y actualizar la base de datos. La creación de Aulas se realiza en otra pantalla.

Figura 55. Interfaz de usuario - Configurar Aulas



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

4 FASE DE CONSTRUCCIÓN

En el siguiente capítulo se encuentra un espacio detallado del algoritmo genético que se utilizara para la solución del problema, se especifica cómo crear los componentes de un AG en términos de software, mediante el pseudocódigo y el código fuente se aprecia como el AG realizará la búsqueda de soluciones (horarios académicos) a nuestro problema.

4.1 ADAPTACIÓN DEL ALGORITMO GENÉTICO

Tomando en cuenta las bases teóricas mostradas en la sección y considerando las razones por las cuales se seleccionó los Algoritmos Genéticos, la sección siguiente tiene como objetivo diseñar un algoritmo que trate el problema.

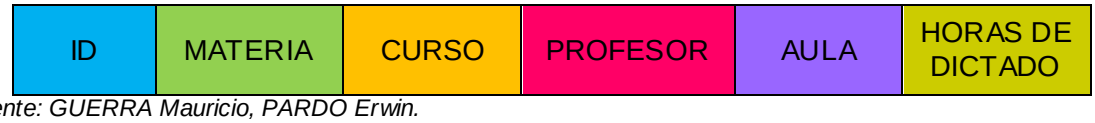
4.1.1 Unidad de asignación

En el problema del timetabling se asignan recursos a un elemento en particular, para nuestro problema en las escuelas los recursos son los docentes, aulas, materias (asignaturas) que se asignan a un grupo de estudiantes (curso) en unos periodos de tiempo.

La entidad en que vamos a asignar los recursos anteriores la llamaremos clase, la cual la definimos como la materia que pertenece a un curso impartida por un docente, con una duración, ocupando un aula determinada.

Para nuestra comodidad vamos a establecerle a la clase un identificador único que la diferencie de otras clases.

Figura 56. Estructura unidad de asignación (Clase)



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Una vez definida la unidad, nuestro algoritmo se encargará de asignar un horario (periodos académicos) a cada clase.

Mediante un ejemplo veamos cómo es la estructura de diferentes clases: consideremos la asignatura Matemáticas del grado sexto con 4 cursos y una intensidad horaria semanal de 4 periodos académicos dictadas en las aulas asignadas a cada curso, en la siguiente tabla se organizan estos datos para cada curso, si las clases se organizan en bloques académicos de 2 horas:

Tabla 28. Horas de dictado de Matemáticas para el grado sexto

Curso	Cantidad de clases	Horas de dictado
601	2	2
602	2	2
603	2	2
604	2	2

Fuente: Colegio María Mercedes Carranza IED, año 2014.

Teniendo en cuenta la tabla anterior las clases generadas de la materia Matemáticas del grado sexto son:

Tabla 29. Clases generadas para la asignatura Matemáticas del grado sexto

ID	Materia	Curso	Profesor	Aula	Horas
1001	Matemáticas	601		Aula 601	2
1002	Matemáticas	601		Aula 601	2
1003	Matemáticas	602		Aula 602	2
1004	Matemáticas	602		Aula 602	2
1005	Matemáticas	603		Aula 603	2
1006	Matemáticas	603		Aula 603	2
1007	Matemáticas	604		Aula 604	2
1008	Matemáticas	604		Aula 604	2

Fuente: Colegio María Mercedes Carranza IED, año 2014.

4.1.2 Representación del Problema

En un algoritmo genético existe una población de individuos, donde cada uno de estos representa la solución codificada de un problema. En nuestro caso el recurso que no se asigna en la estructura clase son los horarios en que se dictará dicha clase, por lo tanto la estructura del cromosoma que representará la solución de nuestro problema será una matriz de dimensión [(cantidad de periodos)*(cantidad de cursos) x 2], que contenga todos los periodos semanales y las clases de cada curso:

- Cursos: cantidad de grupos de estudiantes del colegio.
- Horas: número de horas para el dictado de clases en un día.
- Días: número de días hábiles para el dictado de clases.
- Periodos = Días * Horas.

Por ejemplo, en el Colegio María Mercedes Carranza IED para el año 2014 se estableció que la cantidad de cursos (grupos de estudiantes) era 24, el número de horas o ranuras de tiempo es de 6 para 5 días de la semana.

Entonces,

- ***Cursos*** = 24
- ***Horas*** = 6
- ***Días*** = 5
- ***Periodos*** = 5 * 6 = 30

Retomando, nuestra matriz tendrá una dimensión [720 x 2], donde 720 son las filas de la matriz y se obtiene de multiplicar la cantidad de cursos por el número de periodos, mientras que 2 son las columnas de la matriz, cada una representa respectivamente:

1. Identificador del periodo académico.
2. Identificador de la clase.

En la siguiente figura se puede apreciar la estructura de cada cromosoma, representado en una matriz, donde los valores de la columna 1 (periodos) se mantendrán sin variar (estáticos), mientras que los datos de la columna 2 (clases) serán los que cambiaran de posición en el cromosoma, mediante los operadores de reproducción y mutación que se explican más adelante. Un ejemplo del cromosoma es el siguiente:

Figura 57. Representación matricial del cromosoma (horario de clases)

Periodo	Clase
1	1001
2	1001
3	1020
⋮	⋮
29	1031
30	1032
1	1003
2	1004
3	1014
⋮	⋮
29	1021
30	1022

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

De la figura anterior se diferencian dos regiones (una sombreada y otra no), cada una representa el horario (calendario) de un grupo de estudiantes (curso), es decir que los calendarios de cada curso se situarán uno debajo del otro.

También se puede apreciar que los alelos (valores de los genes) del cromosoma serán números enteros, es decir que la codificación utilizada es una codificación directa.

4.1.3 Codificación mediante alfabetos duros.

El tipo de codificación influye en los tipos de operadores que se puedan utilizar, de esta manera la elección del tipo de codificación se debe realizar tratando en lo posible que se refleje la naturaleza del problema. En la sección 1.7.2.4 se expuso los dos tipos de codificación: directa e indirecta, siendo esta última más común en la literatura y en la implementación de algoritmos mediante la representación binaria, con ventajas de cómputo y programación debido a que presenta una estructura simple [0, 1].

Sin embargo al utilizar un alfabeto binario en casos complejos, hay un costo computacional que implica traducir la solución y en muchos casos valores que no se encuentran dentro del rango permitido, por ejemplo: Si tenemos un conjunto de 20 clases para un curso determinado, utilizando combinación binaria se necesitan 5 bits para representar todas las clases, es decir $2^5 = 32$ posibles combinaciones, sin embargo al solo utilizar 20 de estas, las 12 restantes no se utilizarían ya que quedarían fuera del rango. Por el contrario, si utilizamos una codificación directa como los números enteros solo tenemos un intervalo [1, 20], además si estos números representan el identificador de cada clase, nos evitamos el procedimiento de traducir el dato y no tendremos valores fuera del rango.

Para nuestro caso el cromosoma utilizará una codificación directa mediante la representación de números enteros, evitando que los genes tomen valores fueras del espacio factible de soluciones, específicamente esto significa que, el algoritmo asigna todas y cada una de las clases de un curso a un periodo diferente desde la primera generación (iteración) hasta la última; bajo este criterio la codificación dura protege al modelo de la violación de restricciones.

4.1.4 Inicialización de la población

Definida la estructura de nuestro cromosoma, lo siguiente es pasar a la primera etapa de un Algoritmo Genético: la generación de la población inicial. Para este paso es indispensable conocer cuántos individuos van a conformar la población, parámetro que se establece previo al inicio del algoritmo.

Generalmente el proceso de iniciar la población de un Algoritmo Genético se realiza de manera aleatoria, aunque existen varios trabajos y propuestas para que esta labor se realice más guiada a la naturaleza del problema. La ventaja de inicializar la población aleatoriamente es que se obtiene diversidad en los individuos, esta diversidad una de las causas que permite a un AG (Algoritmo Genético) alcance excelentes resultados con técnicas simples, ya que permite manejar un conjunto de diferentes soluciones y con el paso de las iteraciones explotarlas para obtener individuos más adaptados al problema.

Inicializar la población consiste en tomar cada individuo y asignarle un valor a cada gen del cromosoma, en nuestro caso, por cada curso se tendrá un conjunto de clases y se obtiene el identificador único de cada clase para asignarlo aleatoriamente a un índice de la matriz, con la condición que este índice pertenezca al intervalo del curso.

Un curso *i*, tiene asignado un conjunto de clases:

Figura 58. Matriz de Clases para un curso i

$ListaClases_i = \{$

Clase 1	Clase 2	…	Clase k-1	Clase k

$\}$

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Supongamos que la matriz que representa al cromosoma está indexada a 0, de esta manera el intervalo de índices para asignar las clases es: $[(pos_i * Periodos)$, $((pos_i + 1) * Periodos) - 1]$, donde Periodos son la cantidad de periodos habilitados para dictar una clase y pos_i es la posición del curso i en el matriz (recordemos que un curso está debajo de otro, por tanto existe un orden de cursos en el cromosoma).
Ejemplo: Supongamos que $i = 601$, luego, el conjunto de clases de este curso.

Figura 59. Matriz de Clases para el curso 601

$ListaClases_{601} = \{$

ID	Materia	Curso	Profesor	Aula	Horas
1001	Matemáticas	601		Aula 601	2
1002	Matemáticas	601		Aula 601	2
1035	C. Sociales	601		Aula 601	2
1036	C. Sociales	601		Aula 601	2
1083	Educación Artística	601		Aula 601	2
1107	Educación Física	601		Aula 601	2
1138	Español	601		Aula 601	2
1139	Español	601		Aula 601	2
1172	Ética y Religión	601		Aula 601	2
1214	Gestión Social	601		Aula 601	2
1245	Inglés	601		Aula 601	2
1246	Inglés	601		Aula 601	2
1293	C. Naturales	601		Aula 601	2
1294	C. Naturales	601		Aula 601	2
1344	Tecnología	601		Aula 601	2

$\}$

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Además que la posición del curso *i* en la matriz es la tercera, entonces $pos_{601} = 3$, el intervalo de índices es: $[(3 * 30), ((3+1) * 30) - 1] = [90, 119]$ (Periodos = 30 para nuestro ejemplo como se determinó en secciones anteriores).

El procedimiento a seguir es tomar la primera clase de la lista (1001) y generar ***n*** números aleatorios de los periodos académicos (30), donde n son las horas de dictado de la clase (2) y al final asignar el identificador de la clase en el cromosoma donde la columna 1 corresponda al periodo aleatorio encontrado:

Figura 60. Estructura del procedimiento encargado de inicializar un cromosoma

```
Procedimiento InicializarCromosoma (Cromosoma, ListaCursos)
// Comentario: Cromosoma es la matriz que representa la solución
// Comentario: ListaCursos es la lista que contiene los índices de los cursos.
    Para i = 0 Hasta ListaCursos.length Hacer
        Curso = ListaCursos i
        LimInferior = i * periodos
        LimSuperior = ((i + 1) * periodos) - 1
        Para Cada clase ∈ ListaClases curso
            j = 1
            n = clase.Horas
            Mientras j <= n Hacer
                Periodo = aleatorio (periodos)
                Índice = encontrarIndice (Periodo, Cromosoma, limInferior,
                                          limSuperior)
                Cromosoma [índice] [2] = clase.ID
                j = j + 1
            Fin Mientras
        Fin Para
    Fin Para
Fin Procedimiento
```

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Donde $aleatorio\ (k)$, es una función que retorna un número aleatorio entre [1, k] y $encontrarIndice()$, es una función que retorna el índice de la fila, cuando recorre la matriz desde el límite Inferior hasta el límite Superior (ambos inclusive) si el valor de ésta en la columna 1 es el periodo enviado como primer parámetro.

En la figura 61 se aprecia un ejemplo de inicialización del cromosoma para el curso 601:

Figura 61. Representación de una sección del cromosoma inicializado

Índice	Periodo	Clase
	⋮	⋮
[90]	1	1172
[91]	2	1172
[92]	3	1083
[93]	4	1083
[94]	5	1002
[95]	6	1002
[96]	7	1293
[97]	8	1293
[98]	9	1035
[99]	10	1035
⋮	⋮	⋮
[110]	21	1344
[111]	22	1344
[112]	23	1107
[113]	24	1107
[114]	25	1139
[115]	26	1139
[116]	27	1036
[117]	28	1036
[118]	29	1246
[119]	30	1246
⋮	⋮	⋮

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

De la figura anterior se puede verificar que las clases con el mismo identificador se encuentran consecutivas, esto beneficia al AG porque permite dar cumplimiento a la restricción dura de *lecciones seguidas*; para conseguirlo se debe modificar el procedimiento visto en la figura anterior.

De la misma forma como se inicializa un cromosoma, se puede realizar el mismo procedimiento con todos los individuos de la población, llamando la función $InicializarCromosoma$ declarada en la sección anterior:

Figura 62. Estructura del procedimiento que inicializa la población

```
Procedimiento InicializarPoblacion (Población, ListaCursos)
// Comentario: Población es la lista que contiene todos los individuos.
// Comentario: ListaCursos es la lista que contiene los índices de los cursos.
    Para Cada individuo ∈ Población
        InicializarCromosoma (individuo.Cromosoma, ListaCursos)
    Fin Para
Fin Procedimiento
```

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

4.1.5 Función de evaluación y manejo de las restricciones

Después de tener cada cromosoma de la población con valores en sus genes, es momento de determinar si estas soluciones iniciales son factibles para dar solución al problema, para ello necesitamos un criterio para evaluar. Es aquí donde el AG requiere la implementación de una función de evaluación, que como indica su nombre permita evaluar a cada individuo de la población.

La función de evaluación es creada debido a la naturaleza del problema, por lo que es diferente para cada algoritmo genético. El objetivo de esta función es evaluar cada individuo para determinar qué tan apta es la solución al problema, es decir que esta función establece que "*tan buena*" es una solución o el caso contrario que "*tan mala*".

Para nuestro AG la función de evaluación, comprueba cada horario de clases (representado en el cromosoma) para conocer si este es viable para ser usado en la institución o colegio. El criterio de evaluación de nuestra función, lo determinan las diferentes restricciones que el horario debe cumplir ya sean obligatorias y deseadas. Naupari y Rosales [63] proponen un modelo para una función de evaluación para el problema de "University Timetabling" que se puede adaptar a nuestro problema, de tal manera que:

$$\boldsymbol{funcion}_{\,eval} = \boldsymbol{w_o} * \prod_{i=1}^{n} \boldsymbol{x_i} + \boldsymbol{w_d} * \prod_{j=1}^{m} \boldsymbol{y_j}$$

Donde $[x_1, x_2, x_3, \dots, x_n]$ son las aptitudes calculadas para cada restricción obligatoria, mientras que $[y_1, y_2, y_3, \dots, y_m]$ representan las aptitudes para las restricciones deseadas, es decir que ***n*** es el número de restricciones obligatorias y ***m*** es el número de restricciones deseadas, de este modo:

$$\boldsymbol{x_i} = \frac{1}{1 + violaciones\_a\_la\_resticcion\_obligatoria\ \boldsymbol{i}}$$

Es decir que una restricción obligatoria (dura) está cumplida si $\boldsymbol{x_i} = \mathbf{1}$, dado que hay 0 violaciones a la restricción. Igualmente se dice que una restricción deseada se cumple si $\boldsymbol{y_i} = \mathbf{1}$, ya que existen 0 violaciones.

$$\boldsymbol{y_j} = \frac{1}{1 + violaciones\_a\_la\_resticcion\_deseada\ \boldsymbol{j}}$$

[63] NAUPARI, Raúl; ROSALES, Gissela. Aplicación de algoritmos genéticos para el diseño de un sistema de apoyo a la generación de horarios de clases para la Facultad de Ingeniería de Sistemas e Informática de la UNMSM. Universidad Nacional Mayor de San Marcos. Facultad e Ingeniería de Sistemas e Informática, 2010.

Asimismo, $\boldsymbol{w_o}$ y $\boldsymbol{w_d}$ son los pesos o penalidades de las restricciones obligatorias y deseadas respectivamente, cumpliendo que:

$$\boldsymbol{w_o + w_d = 1}$$

Como se ha indicado las restricciones obligatorias deben ser cumplidas en su totalidad, es decir que para penalizar a los individuos que no cumplan con estas restricciones $\boldsymbol{w_o}$ debe ser mucho mayor que $\boldsymbol{w_d}$ $(\boldsymbol{w_o \gg w_d})$.

Cabe destacar que el símbolo (letra pi mayúscula) Π es el operador productorio o producto, que representa una multiplicación de una cantidad arbitraria, veamos un ejemplo:

$$\prod_{k=1}^{5} k = 1 * 2 * 3 * 4 * 5 = 120$$

Si una solución cumple con todas las restricciones, entonces no existe alguna violación, es decir:

$$\prod_{i=1}^{n} \boldsymbol{x_i = 1}\ , \prod_{j=1}^{m} \boldsymbol{y_j = 1}$$

Y la función de evaluación quedaría simplificada a la suma de los pesos de las restricciones, como se especificó en párrafos anteriores esta suma es 1. De esta manera si el resultado de la función de evaluación aplicada a un individuo es 1, se concluye que éste es una solución viable al problema.

$$\boldsymbol{funcion}_{\boldsymbol{eval}} = \boldsymbol{w_o + w_d = 1}$$

4.1.6 Restricciones del problema “school timetablig” a evaluar

A continuación se mencionan las restricciones tanto obligatorias (duras), como deseadas (blandas), que verificará la función de evaluación con el propósito de saber que tan lejos se está de una solución perfectamente factible[64].

4.1.6.1 Restricciones duras (Obligatorias)

- **Sesiones de Clase:** Todas las sesiones (lecciones) de clase de las materias (asignaturas) deben programarse y asignarse a diferentes periodos. Se considera una violación si la lección no está programada.
- **Aulas Ocupadas:** Dos sesiones de clase no pueden ser programadas en la misma aula, durante el mismo periodo de tiempo. Se cuenta como una violación adicional cualquier sesión de clase extra en una misma aula y periodo.
- **Conflictos**: Las lecciones de clase de las asignaturas dictadas por un mismo de profesor deben programarse en diferentes periodos. Una violación ocurre si dos o más lecciones están en conflicto.
- **Días de Dictado**: Las sesiones de clase deben ser dictadas en un número x de días. Cada día por debajo de esta cantidad (x), se considera una violación.
- **Lecciones Seguidas**: Las lecciones de clase con una duración mayor a 1, que pertenecen a una misma asignatura y un mismo curso, deben ser programadas en periodos consecutivos. Si existe un bloque de clases donde sus sesiones no se encuentren seguidas, se considera una violación.
- **Disponibilidad**: Si un profesor de una asignatura no está disponible para dictarla en un periodo dado, entonces ninguna sesión de clase de debe programarse en ese periodo, que dicte ese profesor. Cada lección de clase en un periodo de no disponible para ese profesor, se cuenta como una violación.

4.1.6.2 Restricciones blandas (Deseadas)

- **Distribución Intensidad Horaria**: Si una asignatura de un curso debe dictarse en 3 días de 5 disponibles, entonces debe existir 1 día entre las lecciones de clases. Si no se cumple al menos un día entre las lecciones, se considera una penalización.

---

[64] CABEZAS GARCIA, Jose Javier. Diseno e implementacion de una heurística para resolver el problema de calendarización de horarios para universidades. 2009. Tesis Doctoral.

- **Disponibilidad**: Esta restricción es la misma señalada en las restricciones duras, pero en este caso como una restricción deseada, se considera una penalización si una lección de clase se programa en un periodo no disponible para el profesor asignado.

Existen otras restricciones que se tienen en cuenta al resolver este problema, con las restricciones expuestas se puede lograr una solución factible. Otras restricciones se pueden encontrar en[65], como por ejemplo una restricción blanda que cumpla con la capacidad de las aulas, y una restricción que tenga en cuenta la distancia de traslado de los estudiantes en los cambios de clase.

4.1.7 Criterio de parada

Después de evaluar cada individuo de la población mediante la función de adaptación, se debe verificar si el algoritmo ha encontrado la solución del problema y debe detenerse. En nuestro AG si se cumple al menos una de las siguientes condiciones el algoritmo debe culminar:

A. Se ha alcanzado un número determinado de iteraciones, de esta manera, antes de iniciar el AG se debe estipular el número máximo de generaciones. Este criterio es importante, porque si no se tiene en cuenta el AG nunca se detendría.
B. Se ha detectado que un alto porcentaje de la población converge a un solo individuo, quiere decir que el algoritmo se estancó en un óptimo local.
C. Se ha encontrado que existen 5 o más soluciones factibles al problema.

Según lo estipulado en la sección…4.1.5…un horario de clases es viable para implementar, si el resultado de aplicarle la función de adaptación es 1.

4.1.8 Operadores genéticos

Para el paso de una generación a otra se aplican una serie de operadores genéticos, es decir mientras la condición de término o parada no se cumpla se deben ejecutar los operadores en el siguiente orden: selección, cruce (reproducción), mutación y sustitución (reemplazo) de individuos cada generación o iteración.

[65] CABEZAS GARCIA, Jose Javier. Diseno e implementacion de una heurística para resolver el problema de calendarización de horarios para universidades. 2009. Tesis Doctoral.

4.1.8.1 Selección

Este operador genético en un AG escoge individuos para la reproducción. El proceso de selección tiene en cuenta la aptitud de cada individuo (resultado de aplicar la función de evaluación), para tomar los individuos con mejor aptitud al problema.

Existen diversos métodos para realizar este proceso de selección, el objetivo de este procedimiento es que los individuos con mejor aptitud tengan más probabilidad de ser escogidos para reproducirse. El método que nuestro AG va implementar es conocido como:

Selección por torneo

La idea principal de este procedimiento trata de realizar la selección en base a comparaciones entre individuos. Este método contiene de forma simultánea características aleatorias y determinísticas.

Primero se elige aleatoriamente un número **p** de individuos a comparar (donde p se conoce como: $tamaño\ del\ torneo$) y luego se escoge el individuo más apto del conjunto. Un tamaño de torneo común es: $p = 2$, a este torneo se le denomina $torneo\ binario$. En la siguiente figura se puede apreciar la estructura del procedimiento.

Figura 63. Estructura del procedimiento para la selección por torneo

```
Procedimiento SeleccionPorTorneo (Población, Tamaño)
// Comentario: Población es la lista que contiene los individuos evaluados.
// Comentario: Tamaño es el número que representa el tamaño del torneo.
        NuevaPoblación          // NuevaPoblación es la Población de individuos a reproducir.
        Para i = 0 Hasta Población.length / 2 Hacer
                Competidores    // Competidores es una lista de Individuos.
                Para j = 0 Hasta Tamaño Hacer
                        Competidores j = escogerIndividuo (Población)
                Fin Para
                Ganador = escogerGanador (Competidores)
                NuevaPoblación i = Ganador
        Fin Para
Fin Procedimiento
```

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Donde $escogerIndividuo$ es otro procedimiento que elige un individuo de la población de forma aleatoria. Además, $escogerGanador$ es el método que determina el individuo más apto del conjunto de competidores, en nuestro AG selecciona el individuo que tenga mayor aptitud.

4.1.8.2 Cruce

Este operador también se conoce como emparejamiento, reproducción o crossover es imprescindible en un AG. En este proceso se seleccionan dos (generalmente) individuos de manera aleatoria de la población obtenida del operador anterior, para cruzarlos y obtener una descendencia que contenga información de los padres, para que conformen la nueva población en la siguiente generación.

Habitualmente este operador no se aplica a todos los individuos seleccionados para emparejarse, sino que se aplica de forma aleatoria, normalmente con una probabilidad comprendida entre [0.5, 1.0). En el caso en que el operador de cruce no se aplique, la descendencia se obtiene duplicando los padres.

En la implementación del algoritmo para nuestro problema se utiliza un método compuesto por 2 técnicas desarrolladas que se encuentran en la literatura como el *Operador de Cruce Basado en el Orden OX2* propueto por Syswerda (1991), modificando los estudios realizados del operador OX1 porpuesto por Davis (1985); y el Otro operador se conoce como *inver-over* propuesto por Michalewicz.

OX2 selecciona al azar varias posiciones en el string de uno de los padres, para a continuación imponer en el otro padre, el orden de los elementos en las posiciones seleccionadas[66].

Por ejemplo consideremos los padres p1: (1 2 3 4 5 6 7 8) y p2: (2 4 6 8 7 5 3 1); y supongamos que en el segundo padre se seleccionan las posiciones segunda, tercera y sexta. Los elementos en dichas posiciones son 4, 6 y 5 respectivamente. En el primer padre dichos elementos se encuentran en las posiciones cuarta, quinta y sexta. El descendiente coincidirá con el primer padre si exceptuamos las posiciones cuarta, quinta y sexta:

(1 2 3 * * * 7 8):

A continuación rellenamos los huecos del descendiente teniendo en cuenta el orden con el que aparecen en el segundo padre. Como resultado obtenemos

(1 2 3 4 6 5 7 8):

Cambiando el papel entre el primer y segundo padre, y utilizando las mismas posiciones seleccionadas, obtendremos el segundo descendiente:

(2 4 3 8 7 5 6 1):

---

[66] MINETTI, Gabriela F. Una solución de computación evolutiva para el TSP, su posible aplicación en las organizaciones. 2000. Tesis Doctoral. Facultad de Informática.

Inver-Over por su parte este operador incorpora, en una solución, el conocimiento tomado desde otros individuos de la población. El cual fusiona la inversión y la recombinación. La inversión se aplica a una parte de un único individuo, pero la selección del segmento a invertir depende de otros individuos pertenecientes a la población[67].

4.1.8.3 Mutación

Después de obtener una población de hijos por el operador anterior, un AG implementa el operador de mutación, en este caso se elige aleatoriamente un individuo de la población, para modificar su información, es decir cambiar el valor de uno o varios genes del cromosoma.

Al igual que el operador de cruce, la mutación se aplica con una probabilidad generalmente baja, para evitar que se pierda información valiosa heredada de los padres. El objetivo de este operador es permitir alcanzar zonas del espacio de búsqueda que no estaban cubiertas por los individuos de la población actual.

Para nuestra AG se ha decidido en primera instancia implementar el siguiente método para el aplicar el operador de mutación:

Mutación Heurística

En [68] explican un tipo de mutación propuesta por Cheng y Gen. Está diseñada con la técnica del vecindario para producir un hijo mejorado. A partir de un cromosoma este se transforma al intercambiar **λ** genes, para producir un conjunto de cromosomas considerado el vecindario; donde el mejor vecino es tomado para reemplazar al hijo, este operador sigue los siguientes pasos:

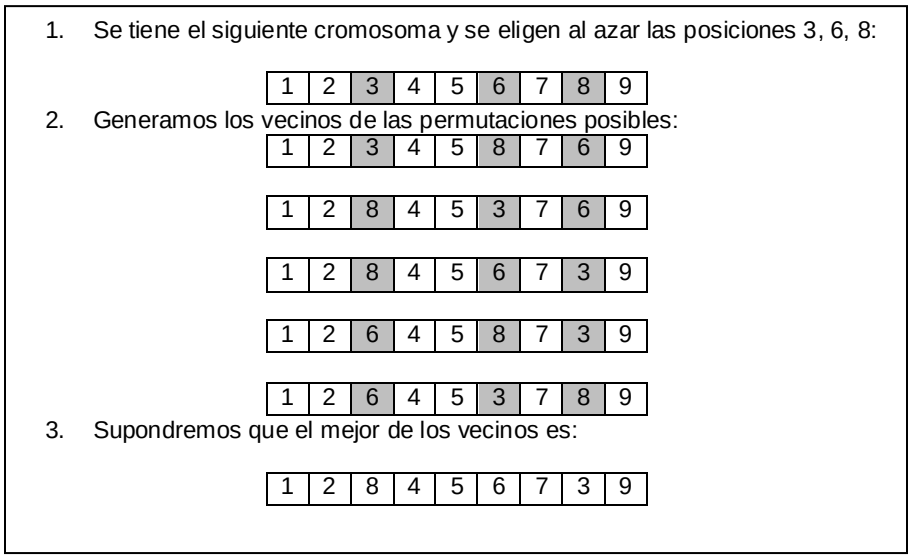
1) Toma **λ** genes aleatoriamente.
2) Genera vecinos de acuerdo a todas las permutaciones posibles de los genes seleccionadas.
3) Evalúa a todos los vecinos y selecciona el mejor como hijo mutado.

La siguiente figura ilustra este procedimiento.

---

[67] Ibíd.
[68] MINETTI, Gabriela F. Una solución de computación evolutiva para el TSP, su posible aplicación en las organizaciones. 2000. Tesis Doctoral. Facultad de Informática.

Figura 64. Demostración del operador de mutación heurística



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

4.1.8.4 Reemplazo

En este operador el proceso a determinar es cómo será el reemplazo de la población actual con la población descendiente obtenida por los tres anteriores operadores expuestos.

Existen diversas técnicas para aplicar este operador, de las cuales:

- **Reemplazo de padres**: se obtiene un espacio para la nueva descendencia, liberando el espacio ocupado por los padres. Es decir, los hijos reemplazan a los padres.
- **Reemplazo de los peores**: de un porcentaje de los peores individuos de la población se seleccionan aleatoriamente los necesarios para dejar sitio a la descendencia.

Elitismo

El elitismo pertenece al proceso de reemplazo, consiste en conservar un número n de individuos o quitar un número n de malos individuos, con el objeto de no tener un retroceso evolutivo.

Un ejemplo de elitismo que se usa comúnmente y que se usará en este AG, es que el mejor individuo se mantenga en cada generación.

4.2 PRUEBAS

En esta sección se muestran las pruebas que se realizaron para determinar los parámetros de configuración del algoritmo genético, que permiten mejorar en la búsqueda de soluciones óptimas al problema. Además se presentan los resultados para dar fundamento al análisis para la selección de la mejor configuración, de tal manera que pueda dar solución al problema de la generación de horarios de clase.

Cabe destacar que el usuario puede configurar algunos de los parámetros en que se realizaron las pruebas, como la probabilidad de cruce y mutación, al igual que pueda configurar las diferente restricciones que evaluará el algoritmo genético.

4.2.1 Introducción

Como propósito de esta actividad, se propuso encontrar una solución aproximada a través de la técnica de algoritmos genéticos para la resolución del problema de la generación de horarios académicos para los colegios o diversas instituciones escolares. Como caso de pruebas piloto se escogió el colegio María Mercedes Carranza IED con los datos para el periodo académico del año 2014.

4.2.2 Caso de análisis

Para una correcta evaluación de los resultados se tendrán en cuenta dos casos de análisis, ambos se basan en la información del colegio mencionado para el ciclo académico del año 2014, la cual fue elaborada manualmente por el coordinador académico del colegio y demás personal responsable en la creación del horario de clases para la institución.

A continuación se describen los casos de análisis donde se realizarán las pruebas del algoritmo genético. En ambos casos se tendrán en cuenta una configuración de 30 periodos semanales para el dictado de clases, distribuidos en 6 horas de clase para 5 días de la semana.

- El primer caso de análisis, tomará el 50% de los datos para la generación de los horarios del ciclo mencionado. Este porcentaje de la información corresponde a las asignaturas que son dictadas desde el grado sexto (6to) hasta el grado octavo (8vo) de educación secundaria. En seguida se detalla los recursos tomados en cuenta para este caso:

    - Se cuenta con un total de 12 cursos. (grupos de estudiantes)
    - Se cuenta con un total de 20 docentes de diferentes asignaturas, con sus respectivas disponibilidades y preferencia de dictado.
    - Se cuenta con un total de 12 aulas asignadas para cada curso.

- El segundo caso de análisis, tomará el 100% de los datos para la generación de los horarios del ciclo mencionado. Este porcentaje de la información corresponde a las asignaturas que son dictadas desde el grado sexto (6to) hasta el grado undécimo (11mo) de educación secundaria y media. En seguida se detalla los recursos tomados en cuenta para este caso:

    - Se cuenta con un total de 24 cursos. (grupos de estudiantes)
    - Se cuenta con un total de 33 docentes de diferentes asignaturas, con sus respectivas disponibilidades y preferencia de dictado.
    - Se cuenta con un total de 24 aulas asignadas para cada curso.

4.2.3 Esquema de pruebas

Cada prueba del algoritmo se realizará para diferentes valores de los parámetros, sin embargo para un análisis más detallado, las pruebas se realizarán con la misma población de individuos cada vez que se ejecute el algoritmo, así se consiguen resultados determinados directamente por el conjunto de parámetros a configurar.

Para medir el desempeño del algoritmo genético en base a los parámetros, como por ejemplo la probabilidad de cruce, se van a utilizar los siguientes tipos de mediciones:

- **El número de generaciones:** El objetivo principal es que se cumpla el número determinado de iteraciones sin que el algoritmo se detenga en un óptimo local sin llegar a una solución.
- **La frecuencia de éxito:** Hace referencia a la frecuencia con la cual el algoritmo encuentra soluciones óptimas durante diferentes ejecuciones de este.
- **La frecuencia cantidad de soluciones:** Corresponde a la frecuencia con la que el algoritmo encuentra al menos 5 soluciones en varias ejecuciones.
- **Promedio de la mejor aptitud obtenida:** Representa la media de la mejor aptitud obtenida en las diferentes ejecuciones. La aptitud se obtiene al aplicar la función evaluación vista en 4.1.5 donde el rango va de [0 a 1].
- **La frecuencia del mejor parámetro:** Indica el porcentaje de veces donde el algoritmo con ese valor del parámetro obtuvo la mejor aptitud.

4.2.3.1 Prueba sobre el tamaño del torneo

Esta prueba se realizó con el primer caso de análisis, ejecutando el algoritmo genético 10 veces y 80 generaciones para cada valor del tamaño del torneo.

Para realizar esta prueba se deciden proporcionar diferentes valores al tamaño del torneo y evaluar cuál es mejor para configurarlo, en seguida se muestra una tabla que resume el resultado de la prueba.

Tabla 30. Resultados prueba tamaño del torneo

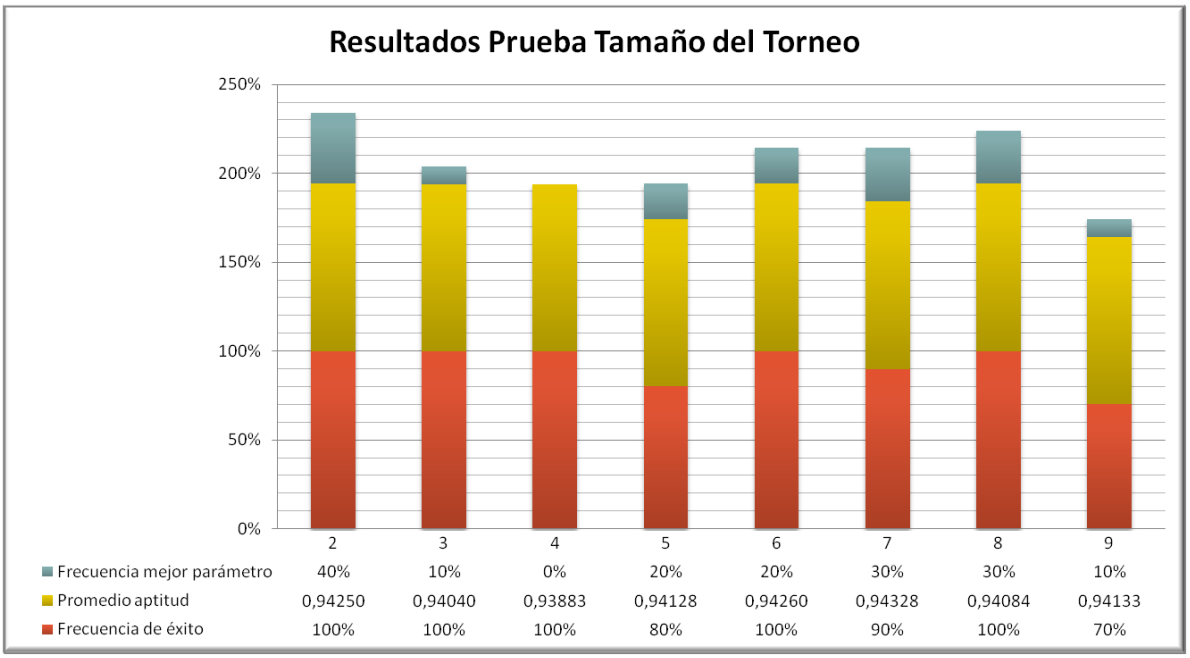
Tamaño del Torneo	Generaciones	Frecuencia soluciones	Prom. aptitud	Frecuencia mejor parámetro
2	100 %	100 %	0,94250	40%
3	100 %	100 %	0,94040	10%
4	100 %	100 %	0,93883	0%
5	100 %	80 %	0,94128	20%
6	100 %	100 %	0,94260	20%
7	100 %	90 %	0,94328	30%
8	100 %	100 %	0,94084	30%
9	100 %	70 %	0,94133	10%

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Del anterior resultado de la prueba se puede decir que para todos los valores del tamaño del torneo, se consiguió llegar a las 80 generaciones establecidas. Para la columna de cantidad de soluciones los resultados arrojados traducen que para los tamaños 5, 7 y 9 no se obtuvo las 5 soluciones esperadas.

Para determinar cuál será el tamaño del torneo apropiado, se muestra el siguiente gráfico en relación a la tabla anterior, arrojando como el mejor resultado el 2 para el tamaño del torneo, destacando que es el tamaño donde existe una mayor frecuencia como el parámetro con mejor aptitud obtenida comparada con los demás.

Figura 65. Resultados prueba tamaño del torneo



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

4.2.3.2 Prueba de porcentajes de cruce

Una vez definido el tamaño del torneo, es importante determinar qué porcentaje de emparejamiento guiará la búsqueda de soluciones factibles al problema. Esta prueba se realizó ejecutando el algoritmo genético 15 veces, cada una de estas, generó una sola población inicial, la cual fue iterada por cada porcentaje de ocurrencia de cruce, durante 100 generaciones.

Los porcentajes a evaluar en la prueba se encuentran en la siguiente tabla:

Tabla 31. Porcentajes de Cruce

Porcentaje
80 %
85 %
90 %
95 %

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

En la siguiente tabla se muestra los resultados de la prueba del parámetro de la probabilidad e emparejamiento donde el único parámetro que logro un porcentaje del 100% en la frecuencia de éxito fue 0.95 de probabilidad de emparejamiento

teniendo al mismo tiempo la aptitud más alta de satisfactibilidad de las restricciones.

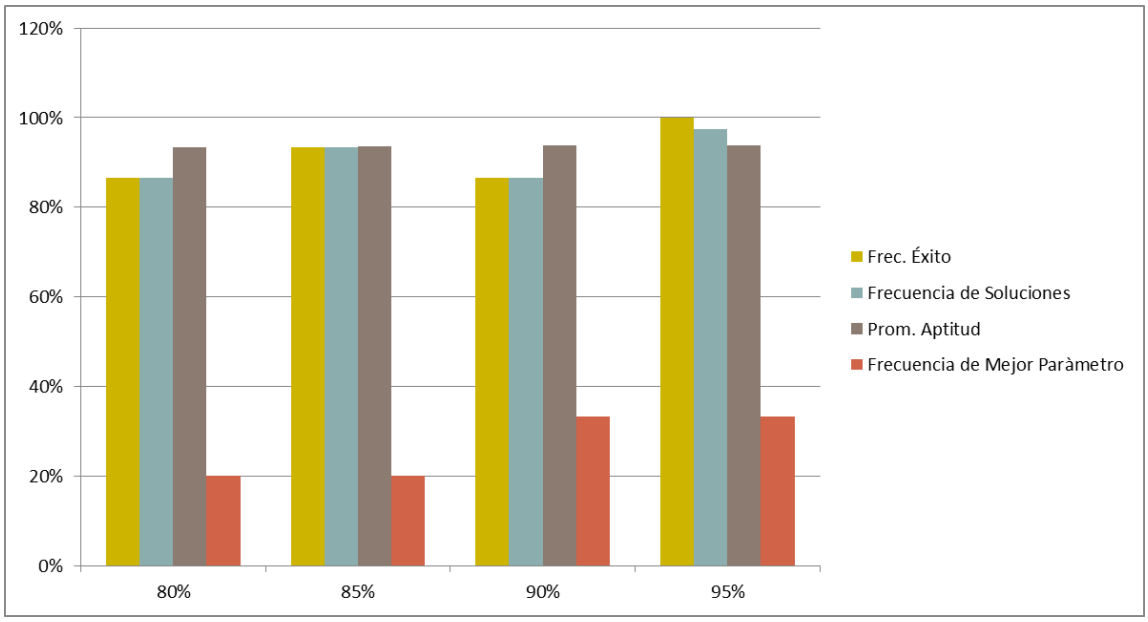
Tabla 32. Resultados Prueba Porcentaje de Cruce

Porcentaje de Cruce	Generaciones	Frec. Éxito	Frecuencia de Soluciones	Prom. Aptitud	Frecuencia de Mejor Parámetro
80%	100	87%	87%	0,93423268	20%
85%	100	93%	93%	0,93687937	20%
90%	100	87%	87%	0,93794403	33%
95%	100	100%	97%	0,93902842	33%

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

El siguiente grafico representa los resultados expuesto en la tabla anterior.

Figura 66. Resultados prueba porcentaje de cruce



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

4.2.3.3 Prueba de porcentaje de mutación

Otro parámetro importante en la ejecución de un algoritmo genético es determinar la probabilidad de mutación. La siguiente prueba se realizó haciendo 8 ejecuciones tomando en cuenta los parámetros de las pruebas anteriores en un total de 200 iteraciones para cada uno de los siguientes porcentajes.

Tabla 33. Porcentajes de Mutación

Porcentaje
20 %
25 %
30 %

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Los resultados de la prueba obtenida se aprecian en la siguiente tabla, donde se aprecia que el número de generaciones configuradas no se alcanzó debido a que se encontró una solución óptima al problema, es decir, con una aptitud de 1.

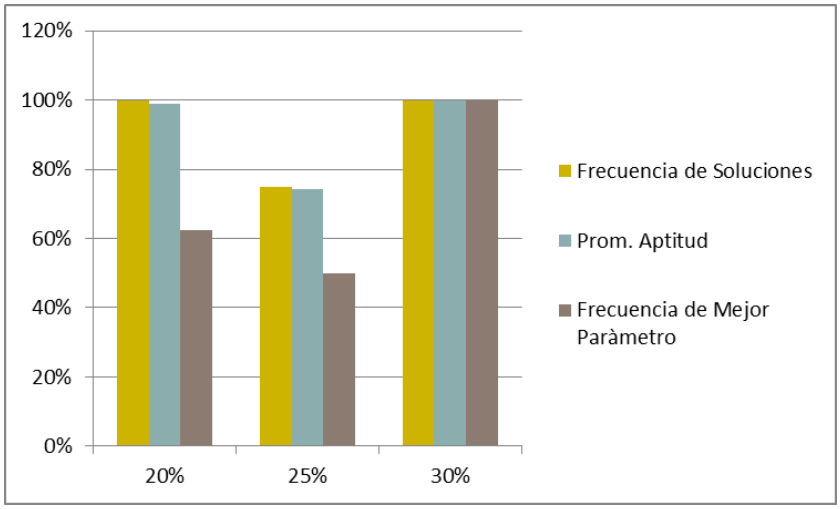
Tabla 34. Resultados de la Prueba de Porcentaje de Mutación

Porcentaje de Mutación	Promedio Generaciones	Frec. Éxito	Frecuencia de Soluciones	Prom. Aptitud	Frecuencia de Mejor Parámetro
20%	107,5	100%	100%	0,98964284	63%
25%	111,5	75%	75%	0,74333333	50%
30%	96,375	100%	100%	0,9975	100%

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Los resultados mostrados en la tabla anterior se muestran en el siguiente gráfico, donde se visualiza que un porcentaje de mutación 30% mejora en la búsqueda de soluciones óptimas debido a que el promedio de aptitud es más cercano a 1.

Figura 67. Resultados prueba porcentaje de mutación



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

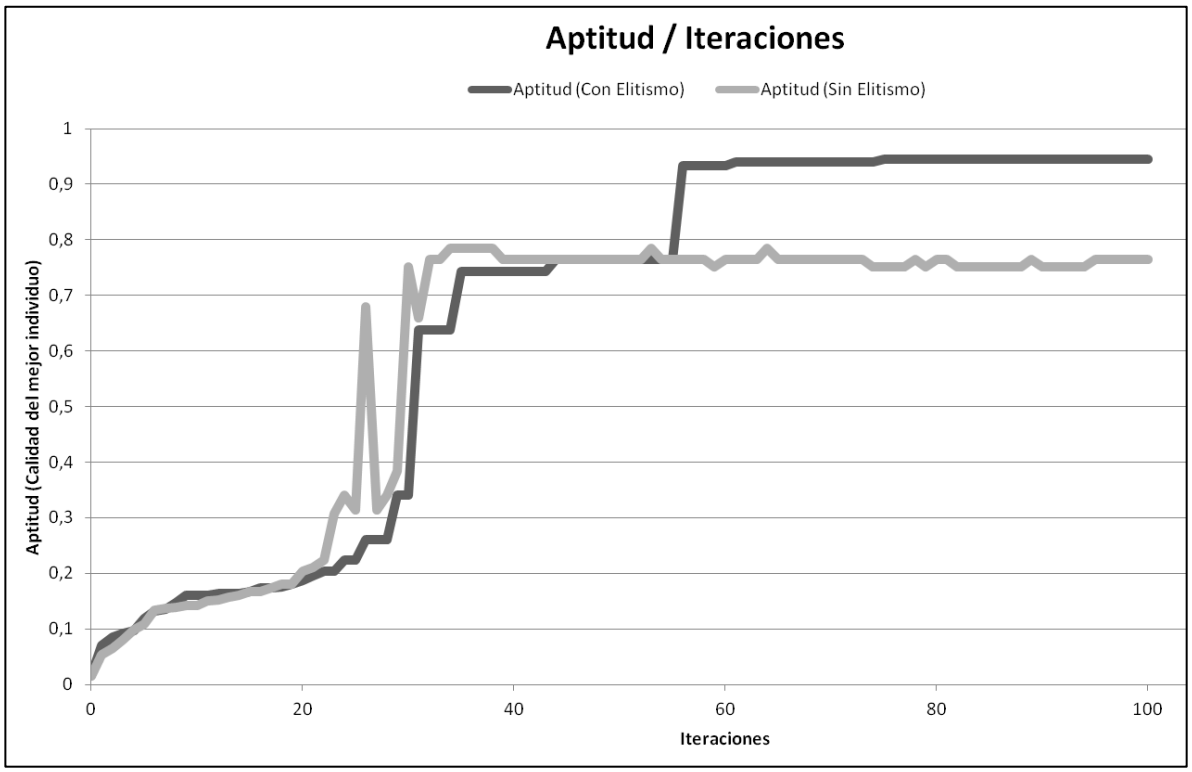
4.2.3.4 Pruebas sobre el elitismo generacional

Como punto de comparación para que el elitismo fuera empleado en el operador de reemplazo, se realizaron las siguientes pruebas que arrojaron resultados positivos en el uso de esta técnica para beneficiar en la generación de los horarios académicos.

En esta prueba se ejecutó el algoritmo genético dos (2) veces, una empleando elitismo generacional y otra sin el uso de esta técnica. Los parámetros fueron los siguientes: 100 individuos (tamaño de la población), 0.95 para la probabilidad de cruce, 30% como porcentaje de mutación durante 100 iteraciones; con respecto a las restricciones, tanto obligatorias como deseadas fueron seleccionadas y la disponibilidad de periodos por parte de los docentes se tomó como una restricción de obligatorio cumplimiento.

- **Aptitud del mejor individuo**. El análisis realizado en este ámbito consiste en distinguir el horario académico de mejor calidad con el paso de las generaciones, de este modo al finalizar la etapa de cruce y mutación se obtiene el mejor individuo de la población. En la figura 68 se muestran los resultados de la prueba.

Figura 68. Resultados aptitud del mejor individuo



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

De la gráfica se diferencia una línea que corresponde a los resultados de la ejecución con elitismo (línea negra), donde se conserva el mejor padre de la generación anterior y se sustituye por el 'peor' individuo de la generación actual. Otra línea de color gris que se distingue en la figura hace referencia a los resultados de la prueba sin emplear el elitismo generacional.

La ventaja de emplear elitismo en nuestro caso es que siempre se mantiene el horario de mejor calidad durante las generaciones, esto trae como beneficio que exista una probabilidad alta que el mejor horario pueda transmitir su información (configuración de las clases) a otros con el paso de las iteraciones. Visualmente se ve el resultado de aplicar elitismo (línea negra), al evitar 'picos' en la gráfica como se aprecia en la línea gris, donde se obtenía un horario académico de alta calidad pero en generaciones posteriores se perdía su información.

- **Diversidad en la población**. Como segundo aspecto de análisis de la prueba realizada con elitismo, se compara la diversidad en los horarios académicos que pertenecen a una población (grupo de soluciones), de esta manera, se verifica que no exista un porcentaje alto de individuos que se repitan en la población al finalizar una iteración. Los resultados de la prueba se encuentran en la figura 69 para la ejecución sin elitismo y en la figura 70 que representa los resultados obtenidos con elitismo.

  Al finalizar una iteración se obtiene un conjunto de 100 individuos donde posiblemente todos no sean diferentes, de tal manera que existen copias de individuos en la población. En la tabla 35 se muestran los rangos que arrojó la prueba, cada uno representa un conjunto de diez (10) individuos diferentes en cada iteración.

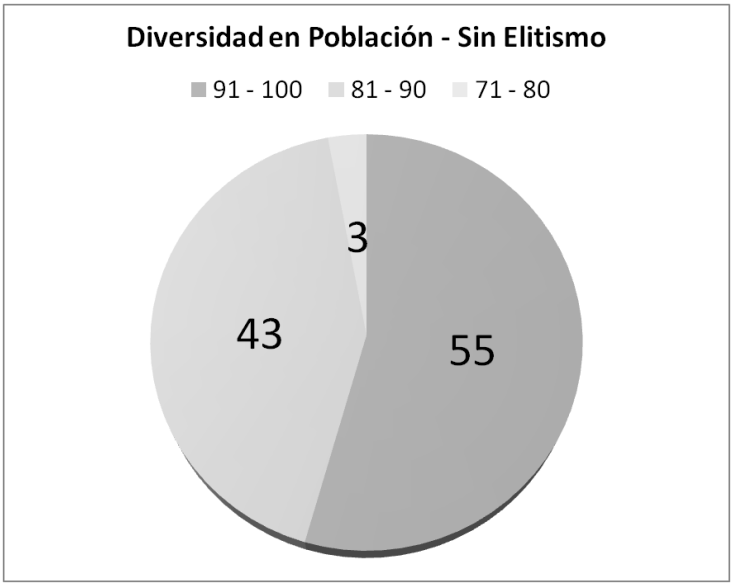
Tabla 35. Rangos de diversidad en los horarios

Rangos de horarios
Desde 91 a 100 horarios diferentes
Desde 81 a 90 horarios diferentes
Desde 71 a 80 horarios diferentes

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

La figura 69 muestra mediante un diagrama circular la cantidad de iteraciones, donde se obtuvo un conjunto de diferentes horarios de clases enunciados en los rangos de la tabla 35.

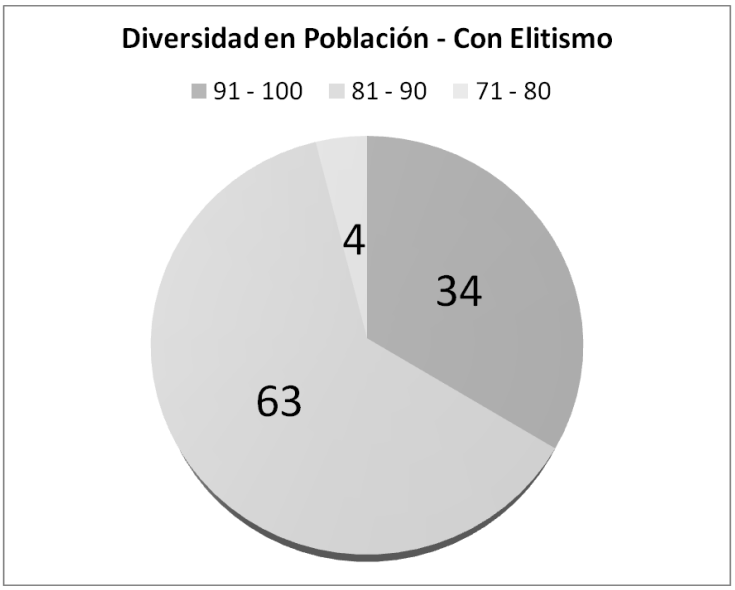
Figura 69. Resultados de diversidad en la población (sin elitismo)



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

De la grafica anterior se diferencia tres zonas sombreadas (rangos) y se destaca la porción más oscura, representando 91 a 100 horarios diferentes encontrados en 55 iteraciones, que traduce un alto porcentaje de diversidad en la población de individuos de generación en generación. En contraste, la figura 70 representa los resultados de la prueba, implementando elitismo en el reemplazo de la población tras el cambio de iteración.

Figura 70. Resultados de diversidad en la población (con elitismo)

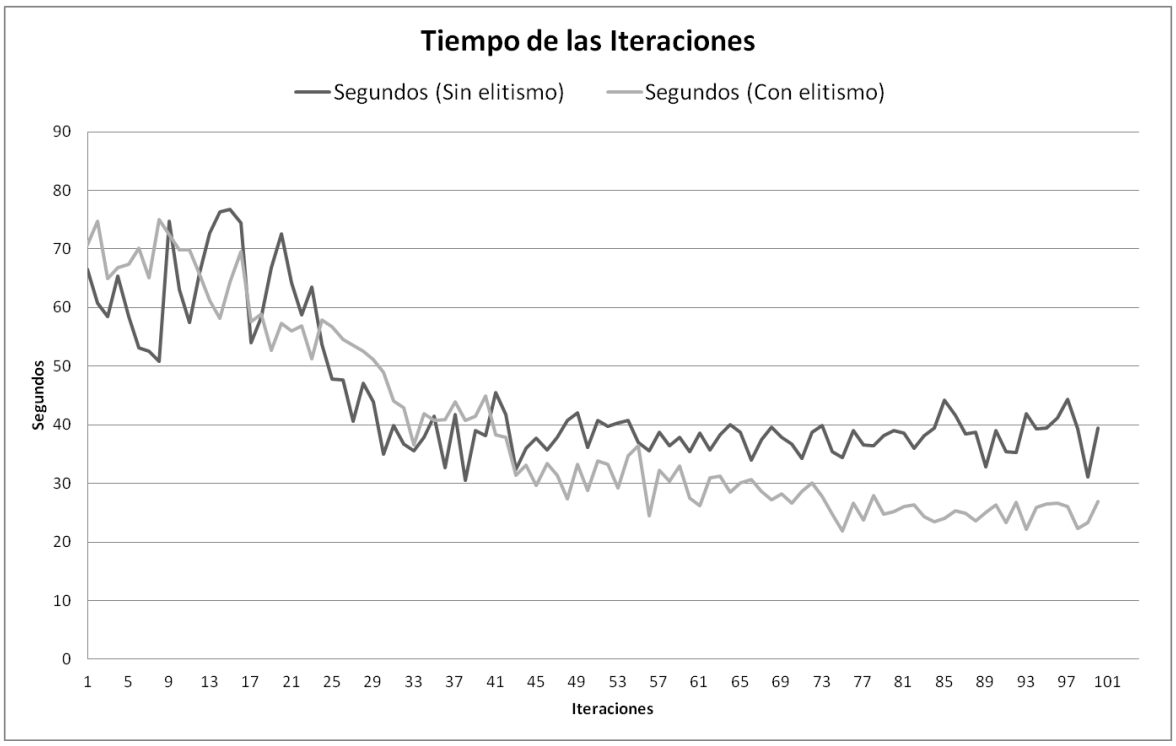


Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

En la relación al diagrama circular de la figura 69 y en la figura 70 se observa que los resultados con elitismo disminuyeron la diversidad en la población, sin embargo, se garantiza una probabilidad por encima del 90% de obtener 80 a 100 horarios académicos diferentes en cada iteración.

- **Tiempos por iteración**. Con tercer punto de comparación de las pruebas ejecutadas con elitismo, se encuentra el tiempo que transcurre durante cada iteración. En la figura 71 se presenta una grafica de los dos resultados (con y sin elitismo), en términos de la cantidad de iteraciones y el tiempo empleado en cada una de ellas. Se puede apreciar que a medida que aumenta la cantidad de iteraciones disminuye el tiempo transcurrido por cada iteración; asimismo, los 'picos' que se reflejan son determinados directamente por las probabilidades tanto de cruce como de mutación.

Figura 71. Resultados tiempos por iteración



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Como conclusión de las pruebas realizadas con elitismo para el operador de reemplazo, se aprecia que al utilizar esta técnica de preservar el mejor individuo con el paso de las iteraciones conlleva que la información del mejor horario puede ser transmitida durante las generaciones, sin embargo, afecta directamente a la diversidad de la población al copiar toda la programación horaria en otro individuo, es por esta razón que se debe tener una cantidad elevada de individuos como parámetro, antes de iniciar el algoritmo genético.

5 FASE DE TRANSICIÓN

Esta fase del proyecto comprende la ejecución del programa con el fin de obtener y evaluar el cumplimiento de los objetivos planteados y los requisitos expuestos en la fase de inicio.

5.1 DESPLIEGUE

Para realizar el procedimiento de despliegue de la aplicación se ha decidido alojar la base de datos en un servidor de tal manera que el usuario pueda acceder remotamente, esto trae como beneficio al usuario ya que evita la instalación y configuración de un gestor de base de datos, que en el caso de este proyecto es PostgreSQL.

Teniendo en cuenta esto se implementó el uso del servicio heroku-postgres para administrar y alojar la base de datos, la aplicación se ha programado de tal manera que se pueda acceder con una conexión a internet para la carga de la información.

Antes de realizar la puesta en marcha del programa, se debe tener en cuenta el manual de instalación ANEXO C: Manual de Instalación siguiendo las recomendaciones de este (ver CD).

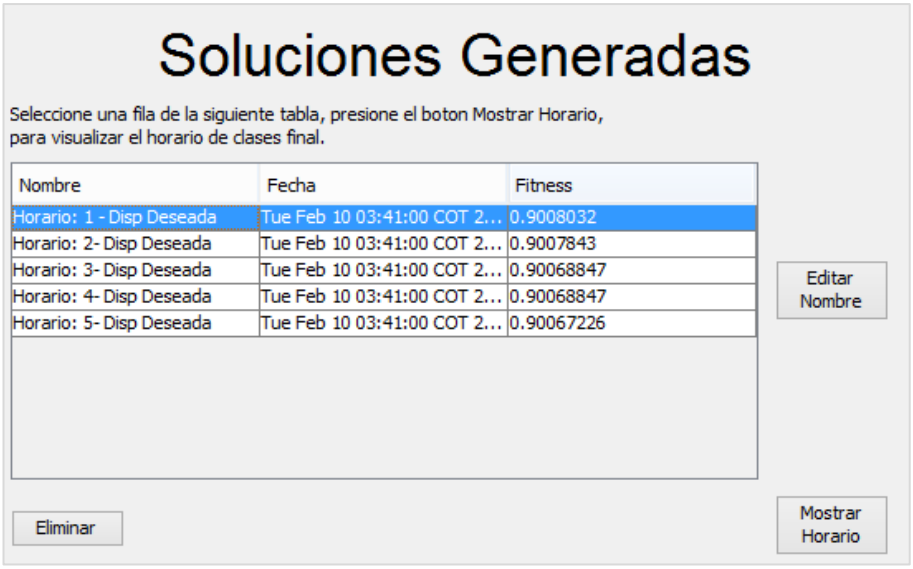
Una vez instalada la máquina virtual de java JVM, se puede proceder con la ejecución de la aplicación de escritorio para la generación de horarios académicos directamente desde su archivo ejecutable Horarios_0.1.jar. ANEXO C: Manual de Instalación.

5.2 RESULTADOS

Una vez que se recopilan y almacenan los datos correspondientes al ciclo académico del año 2014 del colegio María Mercede Carranza IED, se arrojaron los resultados mostrados a continuación:

Al finalizar con la ejecución de la aplicación, siempre se van a guardar en la base de datos las 5 mejores soluciones encontradas.

Figura 72. Listado de soluciones generadas



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Cada una de las soluciones generadas muestra un horario diferente de tal manera que se visualiza la organización final de las clases, obteniendo así cada una un horario general que cumple con todas las restricciones y parámetros requeridos.

Figura 73. Horario completo de cursos

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Una de los resultados más importante e indispensables de la generación de los horarios, es la visualización del horario de cada uno de los cursos del colegio, mostrando allí la información completa de la clase (periodo, materia, profesor, aula, curso). De allí se parte para finalmente estudiar la satisfactibilidad de las restricciones y la obtención o no de un horario óptimo.

Figura 74. Horario individual de un curso

601 30 horas Semanales

Dia / Hora	LUNES	MARTES	MIERCOLES	JUEVES	VIERNES
Hora 1:	TECNOLOGIA Aula ->Jorge Ospina	INGLES Aula ->Danilo Garzon	C. SOCIALES Aula ->Blanca Moriano	ETICA Y RELEGION Aula ->Blanca Moriano	C. NATURALES Aula ->Teresa Duque
Hora 2:	TECNOLOGIA Aula ->Jorge Ospina	INGLES Aula ->Danilo Garzon	C. SOCIALES Aula ->Blanca Moriano	ETICA Y RELEGION Aula ->Blanca Moriano	C. NATURALES Aula ->Teresa Duque
Hora 3:	C. SOCIALES Aula ->Blanca Moriano	EDUCACION ARTISTICA Aula ->Angela Marin	C. NATURALES Aula ->Teresa Duque	GESTION SOCIAL Monica Pulido	ESPAÃ ‘OL Aula ->Julia CastaÃƒÆ’Ã‚Â±eda
Hora 4:	C. SOCIALES Aula ->Blanca Moriano	EDUCACION ARTISTICA Aula ->Angela Marin	C. NATURALES Aula ->Teresa Duque	GESTION SOCIAL Monica Pulido	ESPAÃ ‘OL Aula ->Julia CastaÃƒÆ’Ã‚Â±eda
Hora 5:	EDUCACION FISICA Aula ->Pedro Medina	MATEMATICAS Aula ->Doris Moriano	ESPAÃ ‘OL Aula ->Julia CastaÃƒÆ’Ã‚Â±eda	INGLES Aula ->Danilo Garzon	MATEMATICAS Aula ->Doris Moriano
Hora 6:	EDUCACION FISICA Aula ->Pedro Medina	MATEMATICAS Aula ->Doris Moriano	ESPAÃ ‘OL Aula ->Julia CastaÃƒÆ’Ã‚Â±eda	INGLES Aula ->Danilo Garzon	MATEMATICAS Aula ->Doris Moriano

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

La segunda instancia indispensable en la revisión de la solución es la visualización del horario de los profesores del colegio durante la semana. El sistema muestra de manera general la asignación de clases con respecto a los docentes.

Figura 75. Horario completo de profesores

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

De igual manera, el sistema permite visualizar uno por uno el horario de cada uno de los profesores que dictaran las diferentes asignaturas a los cursos programados.

Figura 76. Horario individual de un profesor

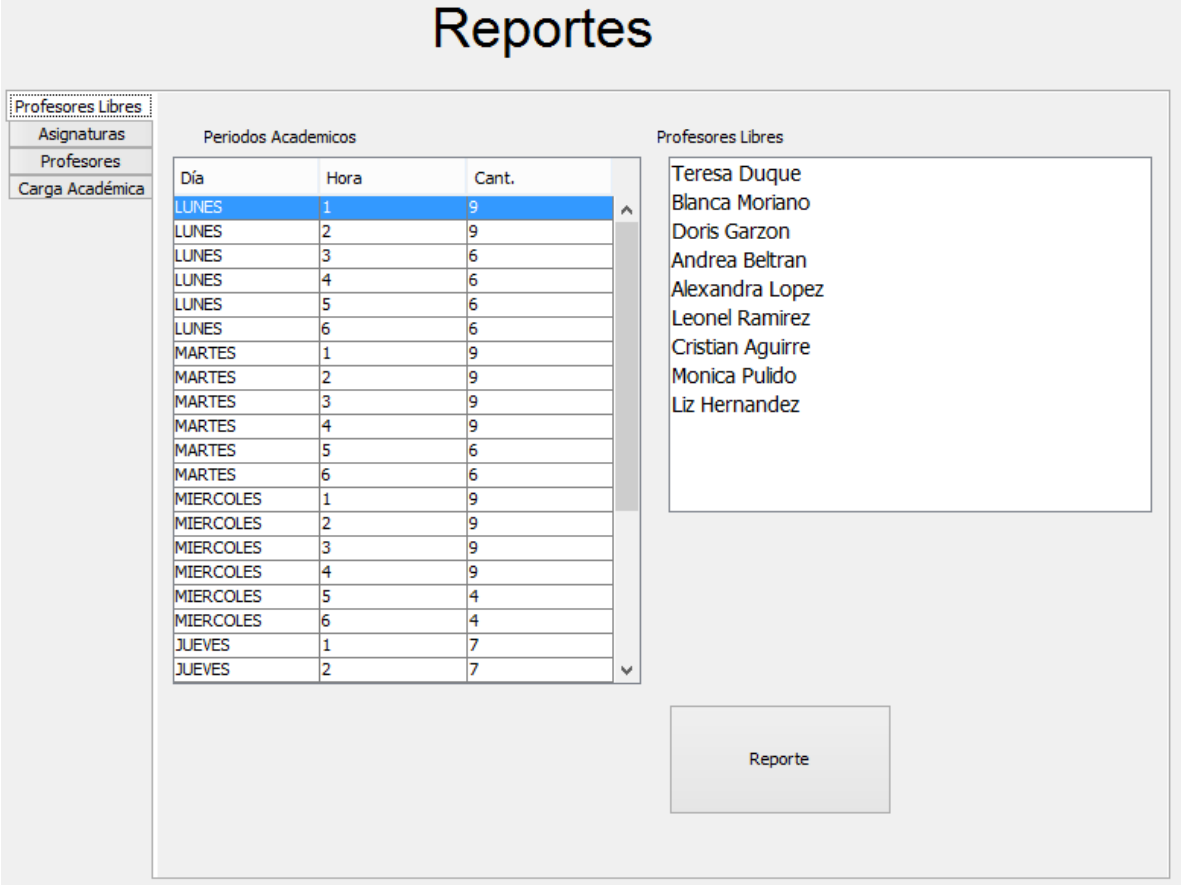
Alba Samanca 24 horas Semanales

Dia / Hora	LUNES	MARTES	MIERCOLES	JUEVES	VIERNES
Hora 1:	801 - MATEMATICAS Aula ->Alba Samanca		801 - MATEMATICAS Aula ->Alba Samanca	703 - MATEMATICAS Aula ->Alba Samanca	802 - MATEMATICAS Aula ->Alba Samanca
Hora 2:	801 - MATEMATICAS Aula ->Alba Samanca		801 - MATEMATICAS Aula ->Alba Samanca	703 - MATEMATICAS Aula ->Alba Samanca	802 - MATEMATICAS Aula ->Alba Samanca
Hora 3:	704 - MATEMATICAS Aula ->Alba Samanca	803 - MATEMATICAS Aula ->Alba Samanca	802 - MATEMATICAS Aula ->Alba Samanca	804 - MATEMATICAS Aula ->Alba Samanca	704 - MATEMATICAS Aula ->Alba Samanca
Hora 4:	704 - MATEMATICAS Aula ->Alba Samanca	803 - MATEMATICAS Aula ->Alba Samanca	802 - MATEMATICAS Aula ->Alba Samanca	804 - MATEMATICAS Aula ->Alba Samanca	704 - MATEMATICAS Aula ->Alba Samanca
Hora 5:	804 - MATEMATICAS Aula ->Alba Samanca		703 - MATEMATICAS Aula ->Alba Samanca	803 - MATEMATICAS Aula ->Alba Samanca	
Hora 6:	804 - MATEMATICAS Aula ->Alba Samanca		703 - MATEMATICAS Aula ->Alba Samanca	803 - MATEMATICAS Aula ->Alba Samanca	

Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

Por último, los reportes son información para la revisión de los recursos de la institución, además, permiten la mejora en la toma de decisiones en cambio que el usuario requiera o se vea obligado a realizar.

Figura 77. Reportes del horario generado



Fuente: GUERRA Mauricio, PARDO Erwin.

6 CONCLUSIONES

Con los resultados obtenidos de la prueba piloto realizada con los datos suministrados del colegio María Mercedes Carranza IED, se construyó una aplicación de escritorio capaz de realizar la generación automática de horarios académicos mediante la implementación de algoritmos genéticos.

De acuerdo a la investigación realizada acerca de la técnica meta-heurística, se construyó un algoritmo genético para la resolución del problema de calendarización reflejado en las instituciones educativas, permitiendo al usuario configurar los parámetros para la búsqueda de las soluciones.

Se diseñó una interfaz gráfica para la captura de los datos necesarios para la creación de un horario académico, de manera que el usuario pueda consultar y actualizar de forma práctica los datos almacenados. Asimismo, se creó un módulo para la configuración de las restricciones obligatorias que el horario final debe cumplir y las restricciones deseadas que mejoran la calidad del horario a generar.

El uso de una base de datos que almacena todos los datos del colegio relacionados con la creación del horario de clases para un ciclo académico, permite centralizar la información para el acceso y carga de datos, garantizando alta fiabilidad y disponibilidad. De esta manera que se pueda visualizar reportes actualizados en todo momento que el usuario lo requiera.

Implementar un algoritmo para la solución al problema planteado, traslada la creación de horarios académicos de forma manual a un campo autónomo y sistematizado, reduciendo los costos operativos y el recurso involucrado en la realización de esta actividad. Otra ventaja del uso de esta técnica es la obtención de más de un resultado al problema que se desea tratar, en nuestro caso el resultado final es la generación de más de un horario de clases factible que pueda ser utilizado en la institución.

Con respecto al comportamiento del algoritmo genético, se afirma que este depende de dos aspectos, uno representa la configuración de los parámetros que realiza el usuario antes de generar horarios de clases, de tal manera que elegir las restricciones tanto deseadas como obligatorias a evaluar, el tamaño de individuos, el numero de iteraciones y los porcentajes de cruce y mutación, son determinantes para encontrar horarios factibles. El otro aspecto que fija el rendimiento del algoritmo, está definido por el hardware del equipo donde se ejecuta la aplicación, específicamente por el procesador que esté posea, quien se encarga que las operaciones y procesos sean rápidos, consiguiendo generar horarios académicos en corto tiempo.

7 RECOMENDACIONES

Como trabajos futuros se ha proyectado realizar la versión 2.0 de la aplicación, que aporte cambios a la versión 1.0 desarrollada buscando mejoras y funcionalidades, en seguida se enuncian las recomendaciones que a desarrollar en corto y mediano plazo.

- Construir una interfaz gráfica que incorpore adaptabilidad al usuario, ya que en la versión 1.0 se dio prioridad al estudio del algoritmo y la construcción de la solución al problema del School Timetabling.
- Realizar la implementación de roles y con ellos permisos de acceso a los procesos y visualización de los reportes. Esto para que los profesores (por ejemplo) puedan tener acceso mediante el sistema a su horario asignado sin tener la necesidad de recurrir al administrador del sistema.
- Incorporar otras restricciones que mejoren la generación de las soluciones al programar los horarios.
- Que el sistema tenga la capacidad de realizar el envío por correo electrónico, del horario correspondiente a cada docente de la institución.
- Incluir la funcionalidad de crear nuevas instancias de bases de datos que permitan al administrador de la aplicación iniciar desde cero el proceso de configuración de los horarios sin la necesidad de sobrescribir o borrar anteriores configuraciones realizadas.
- Agregar más restricciones tanto deseadas como obligatorias que el horario de clases cumpla, para mejorar en la calidad del mismo y en la satisfactibilidad de las restricciones, por ejemplo, modelar una restricción deseada que permita definir la preferencia de los periodos de dictado para una asignatura.
- Generar horarios académicos que contengan espacios de tiempo ‘vacios’, es decir, que en determinados periodos no se asignen lecciones como sucede en las universidades, conservando la validez del horario generado.

BIBLIOGRAFIA

ABRAMSON, David. Constructing school timetables using simulated annealing: sequential and parallel algorithms. Management science, 1991, vol. 37, no 1, p. 98-113. Disponible en: http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.17.302

ABRAMSON, David; KRISHNAMOORTHY, Mohan; DANG, Henry. Simulated annealing cooling schedules for the school timetabling problem. Asia-Pacific Journal of Operational Research, 1999, vol. 16, no 1, p. 1-22. Disponible en: http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.35.994

BEJARANO, Gissella. Planificación de horarios del personal de cirugía de un hospital del Estado aplicando algoritmos genéticos (Time Tabling Problem). 2011. Disponible en: http://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/bitstream/handle/123456789/551/BEJARANO_NICHO_GISSELLA_MAR%C3%8DA_PLANIFICACI%C3%93N_HORARIOS_PERSONAL_CIRUG%C3%8DA.pdf

BURKE, E. K.; KINGSTON, Jeffrey; DE WERRA, D. 5.6: Applications to Timetabling. Handbook of graph theory, 2004, p. 445. Disponible en: http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.188.1458

CABEZAS GARCIA, Jose Javier. Diseno e implementacion de una heurística para resolver el problema de calendarización de horarios para universidades. 2009. Tesis Doctoral. Disponible en: https://www.dspace.espol.edu.ec/bitstream/123456789/12233/3/tesisxcimp.pdf

CARDEMIL, Andrés. Optimización de fixtures deportivos: Estado del arte y un algoritmo tabu search para el traveling tournament problem. MasterÕs thesis, Universidad de Buenos Aires, Departamento de Computación, Buenos Aires, 2002. Disponible en: http://old.dii.uchile.cl/~gduran/docs/tesis/tesis_andres.pdf

CHAMBERS, Lance. (ed.). Practical handbook of genetic algorithms: complex coding systems. CRC press, 1998.

CORTEZ VÁSQUEZ, Augusto, et al. Sistema de apoyo a la generación de horarios basado en algoritmos genéticos. Revista de investigación de Sistemas e Informática, 2014, vol. 7, no 1, p. 37-56

DIAZ, Belarmino Adenso. Optimización heurística y redes neuronales: en dirección de operaciones e Ingeniería. 1996. Disponible en: http://biblioteca.ucm.es/tesis/19972000/S/3/S3024907.pdf

DORIGO, Marco; BIRATTARI, Mauro; STUTZLE, Thomas. Ant colony optimization. Computational Intelligence Magazine, IEEE, 2006, vol. 1, no 4, p. 28-39. Disponible en: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=4129846

DOWSLAND, Kathryn A.; ADENSO-DÍAZ, Belarmino. Diseño de Heurísticas y Fundamentos del Recocido Simulado. Inteligencia Artificial, Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial, 2003, vol. 7, no 19, p. 93-102. Disponible en: http://sci2s.ugr.es/docencia/metaheuristicas/Enfriamiento-simulado.pdf

FEO, Thomas A.; RESENDE, Mauricio GC. A probabilistic heuristic for a computationally difficult set covering problem. Operations research letters, 1989, vol. 8, no 2, p. 67-71. Disponible en: http://www.gardeux-vincent.eu/These/Papiers/Bibli2/Feo89.pdf

FRANCO FLORES, Abel. Estudio comparativo de algoritmos genéticos y algoritmos de búsqueda tabú para la resolución del Flow Shop Problem. 2009. Disponible en: http://upcommons.upc.edu/pfc/bitstream/2099.1/7484/1/MEMORIA_Y_PRESUPUESTO.pdf

FRANCO, John Fredy, et al. Problema de asignación óptima de salones resuelto con Búsqueda Tabú. Ingeniería y desarrollo, 2008, no 24, p. 149-175. Disponible en: http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0122-34612008000200011&lng=en&tlng=es

GLOVER, Fred. Tabu search-part I. ORSA Journal on computing, 1989, vol. 1, no 3, p. 190-206. Disponible en: http://joc.journal.informs.org/content/1/3/190.short

GLOVER, Fred; LAGUNA, Manuel. Tabu search. Springer US, 1999. Disponible en: http://dl.acm.org/citation.cfm?id=549765

GÓMEZ TORO, Jennifer Andrea; VANEGAS CASTELLANOS, Juan David; ZULUAGA GÓMEZ, Natalia. Diseño e implementación de un algoritmo para dar solución al problema de asignación de salones (Timetabling) usando el método de colonia de hormigas. 2009. Disponible en: http://repositorio.utp.edu.co/dspace/handle/11059/1320

GUERRA, Mauricio Andres; PARDO, Erwin Hamid; SALAS, Roberto Emilio. Problema del School Timetabling y algoritmos genéticos: una revisión. Vínculos, 2014, vol. 10, no 2, p. 259-276. Disponible en: http://revistavinculos.udistrital.edu.co/files/2013/09/Problema-del-School-Timetabling-y-algoritmos-geneticos.pdf

JACOBSON, Ivar; BOOCH, Grady; RUMBAUGH, James. El proceso unificado de desarrollo de software. Reading: Addison Wesley, 2000. Disponible en: http://unpprogespcn.com/material/RUP/ElProcesoUnificadodeDesarrollodeSoftware.pdf

KRUCHTEN, Philippe. The rational unified process: an introduction. Addison-Wesley Professional, 2004.

LARROSA, Javier; MESEGUER, Pedro. Restricciones blandas: modelos y algoritmos. Inteligencia Artificial, 2003, vol. 20. Disponible en: http://redalyc.uaemex.mx/redalyc/src/inicio/ArtPdfRed.jsp?iCve=92572006

LÜ, Zhipeng; HAO, Jin-Kao. Adaptive tabu search for course timetabling.European Journal of Operational Research, 2010, vol. 200, no 1, p. 235-244. Disponible en: http://www.info.univ-angers.fr/pub/hao/papers/EJOR08.pdf

MARTÍNEZ, Alejandro; MARTÍNEZ, Raúl. Guía a Rational Unified Process.Escuela Politécnica Superior de Albacete–Universidad de Castilla la Mancha, 2002.Disponible en: https://93377ec7-a-62cb3a1a-s-sites.googlegroups.com/site/softqma/programa/unidad-iv-metodologias-utilizadas-para-el-desarrollo-del-software/Trabajo-GuiaRUP.pdf

MARTINEZ, Francisco, et al. Timetabling Académico Usando Algoritmos Genéticos y Programación Celular. Universidad Autónoma de Zacatecas. Departamento de Ingeniería en Computación. Disponible en: http://ingsw.ccbas.uaa.mx/sitio/images/pdfpublicaciones/artiCoNaCiCo05-20.pdf

MAYORDOMO, Elvira. NP-completos. Universidad de Zaragoza. Zaragoza–España. Disponible en: http://webdiis.unizar.es/~elvira/mac/npcompletos.pdf

MEJÍA CABALLERO, José María; PATERNINA ARBOLEDA, Carlos Daniel. Asignación de horarios de clases universitarias mediante algoritmos evolutivos. 2009. Tesis Doctoral. Disponible en: http://manglar.uninorte.edu.co/bitstream/handle/10584/80/84032706.pdf?sequence=1&isAllowed=y

METROPOLIS, Nicholas, et al. Equation of state calculations by fast computing machines. The journal of chemical physics, 1953, vol. 21, no 6, p. 1087-1092. Disponible en: http://www.stat.cmu.edu/~acthomas/724/Metropolis.pdf

MINETTI, Gabriela F. Una solución de computación evolutiva para el TSP, su posible aplicación en las organizaciones. 2000. Tesis Doctoral. Facultad de Informática. Disponible en: http://sedici.unlp.edu.ar/bitstream/handle/10915/4059/Documento_completo.pdf?sequence=13

NAUPARI, Raúl; ROSALES, Gissela. Aplicación de algoritmos genéticos para el diseño de un sistema de apoyo a la generación de horarios de clases para la Facultad de Ingeniería de Sistemas e Informática de la UNMSM. Universidad Nacional Mayor de San Marcos. Facultad e Ingeniería de Sistemas e Informática, 2010.

PÉREZ, Fernando. Una metodología de solución basada en la metaheurística Grasp para el problema de diseño de red con incertidumbre. Disponible en: http://pisis.fime.uanl.mx/ftp/pubs/thesis/msc/2006-fernando_perez/tesis-fer-2006.pdf

PINO, R., et al. Application of GRASP methodology to Vehicle Routing Problem (VRP). Disponible en: http://elrond.informatik.tu-freiberg.de/papers/WorldComp2012/ICA6018.pdf

PITOL, Fermín. Uso de Algoritmos Evolutivos para resolver el Problema de Asignación de Horarios Escolares de la Facultad de Psicologia de la Universidad Veracruzana. Facultad de Física e Inteligencia Artificial. Disponible en: http://www.lania.mx/~emezura/util/files/tesis_FerminFinal.pdf

RESTREPO, Gerley, et al. Modelo para la asignación de recursos académicos en instituciones educativas utilizando técnicas metaheurísticas. Avances en Sistemas e Informática; Vol. 8, núm. 3 (2011); 111-124 Avances en Sistemas e Informática; Vol. 8, núm. 3 (2011); 111-124 1909-0056 1657-7663, 2012. Disponible en: http://digital.unal.edu.co/index.php/avances/article/view/22350

SUÁREZ, Joseph Gallart, et al. Generación Inteligente de Horarios empleando heurísticas GRASP con Búsqueda Tabú para la Pontifica Universidad Católica del Perú. Revista Ingeniería Informática, 2010, vol. 1, no 1, p. 15-24. Disponible en: http://www.revistas.pucp.edu.pe/rii/sites/revistas.pucp.edu.pe.rii/files/Joseph_Gallart.pdf

TOLMOS PIÑERO, Piedad. Introducción a los algoritmos genéticos y sus aplicaciones. Universidad Rey Juan Carlos, Servicio de Publicaciones, 2003. Disponible en: http://www.uv.es/asepuma/X/J24C.pdf

TORO, Eliana Mirledy; TABARES, Pompilio; GRANADA, Mauricio. Método de colonia de hormigas aplicado a la solución del problema de asignación generalizada. Revista Tecnura, 2004, vol. 8, no 15, p. 66-76. Disponible en: http://tecnura.udistrital.edu.co/ojs/index.php/revista/article/view/151

VÁZQUEZ ESPÍ, Mariano. Recocido simulado: un nuevo algoritmo para la optimización de estructuras. 1994. Tesis Doctoral. Arquitectura. Disponible en: http://oa.upm.es/968/

WREN, Anthony. Scheduling, timetabling and rostering—a special relationship?. En Practice and theory of automated timetabling. Springer Berlin Heidelberg, 1996. p. 46-75.