

**APLICACIÓN DE ALGORITMOS GENÉTICOS PARA EL MEJORAMIENTO
DEL PROCESO DE PROGRAMACIÓN DEL RODAJE EN LA INDUSTRIA DEL
CINE INDEPENDIENTE**

(Revisión: 05 Agosto, 2005)

Marcel Goic F. (mgoic@dii.uchile.cl)
Carlos Caballero V. (acaballe@ing.uchile.cl)

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL · UNIVERSIDAD DE CHILE.

El presente trabajo tiene como principal objetivo formular e implementar un modelo que permita programar el rodaje de películas independientes de forma eficiente. El proceso busca programar la filmación de cada una de las escenas de una película con el mínimo costo posible y sin comprometer la calidad del proyecto cinematográfico. Cada escena es única y son diversos los actores, localizaciones y otros recursos que participan, teniendo cada una de ellas un requerimiento particular. Los recursos que intervienen en la película tienen un costo y una disponibilidad asociados, lo cual hace la tarea de programar el orden y días en los cuales se filma cada escena bastante compleja.

Como descripción al problema se plantea un modelo de optimización lineal binario. La complejidad de este modelo, el tiempo de convergencia de los métodos exactos y los requerimientos de usabilidad de los usuarios precisan de buscar un enfoque de solución alternativo. La solución planteada es una heurística del tipo algoritmo-genético. Las soluciones obtenidas a través de la heurística son satisfactorias desde el punto de vista del tiempo de convergencia y del programa de rodaje propiamente tal, en el cual el costo producido por ociosidad es bajo en comparación al costo total de producción.

1. INTRODUCCIÓN

El cine independiente es aquel se desarrolla al margen de la gran industria, por lo que es realizado por un equipo profesional reducido el que cuenta con bajos presupuestos de producción. En general, la gran mayoría del cine que se realiza en Latinoamérica pertenece a esta categoría [CoVena].

Una producción independiente tiene un costo promedio cercano US \$400.000, monto que es financiado con fondos propios y con aportes de organizaciones de fomento a la cultura [CnAr03]. De éste costo, aproximadamente el 30% corresponde a recursos humanos (técnicos y actores) y el 25% a los rollos de filmación y su respectivo procesamiento [LaNi99]. Es en este contexto en el que el adecuado control de costos del proceso de filmación, juega un rol clave en la sustentabilidad de un proyecto cinematográfico independiente.

En este artículo describimos un modelo desarrollado para apoyar el proceso de la planificación del rodaje de películas independientes generando calendarios de filmación que permiten reducir el costo de los recursos humanos contratados y generar planes de trabajo alineados con el proceso creativo subyacente.

2. PLANIFICACIÓN DEL RODAJE DE PELÍCULAS

El desarrollo de un proyecto cinematográfico se puede dividir en tres etapas principales:

- **Preproducción:** El equipo desarrolla una idea, se identifica la audiencia y los objetivos de la película. Se decide cuáles son los actores, lugares y elementos adecuados para la materialización del proyecto. También debe resolver aspectos legales, permisos, contratar personas, negociar los contratos y además planificar la forma en que se llevará a cabo la etapa de producción.
- **Producción:** Tiene como principal función el rodaje propiamente tal, que corresponde a la filmación de las escenas con los actores en los lugares que se ha decidido. También se seleccionan las tomas usadas en la edición final de la película.
- **Postproducción:** Es la encargada de la edición final, se ordenan las escenas en orden cronológico, se agregan los títulos, la música y los efectos especiales.

El rodaje propiamente tal persigue concretar las ideas del guión y dejarlas grabadas en rollos de *film* que serán utilizados en la etapa de postproducción. El principal *input* es un documento llamado guión, el cual contiene toda la información relevante sobre el proyecto. La dirección y gestión del proceso es llevada a cabo por un equipo de trabajo llamado equipo de producción, el cual

contempla al director, asistentes de dirección, jefe de producción, camarógrafos, sonidistas, diseñadores de vestuario y operadores de video, entre otros.

El guión está organizado en unidades básicas de espacio-tiempo denominadas escenas, las que varían de 20 a 80 dependiendo de la película. Cada escena tiene ciertos elementos que la identifican y la hacen diferentes al resto, generando un requerimiento particular para cada una de ellas, el que queda descrito por los siguientes elementos: lugar donde se debe rodar la escena, actores que intervienen en la escena, tiempo de rodaje de la escena, momento del día en que la escena está ambientada (día o noche) y otros elementos que el guión indique como necesarios.

Cada localización que se utilizará durante el rodaje de la película puede tener días no disponibles. Lo mismo ocurre para los actores. Esta condición implica que para poder programar una escena en un día particular debemos verificar si su localización y actores están disponibles.

Existen dos formas de contratar a los actores: por el proyecto completo (generalmente los protagonistas) y por períodos cortos. Cuando se contratan actores por períodos cortos, se paga por el total de días del período independiente si el actor es o no ocupado en cada uno de éstos. De este modo, contratar un actor por una semana y utilizarlo sólo el primer y último día es un mal negocio.

El rodaje tiene una duración aproximada de 5 a 8 semanas, dependiendo de la película. El tiempo de rodaje que necesita cada escena se puede estimar a partir del número de páginas que una escena ocupa en el guión y la tasa de productividad [Páginas/Jornada] del equipo de trabajo. Esta tasa puede variar durante el desarrollo del rodaje. Así, en un día podríamos rodar más de una escena, dependiendo de sus duraciones. Las jornadas de trabajo se distribuyen durante el día de manera de contar con un tiempo de "día" y otro tiempo de "noche". La primera jornada va desde las 08:00 AM a las 20:00 PM y segunda va desde las 00:00 AM a las 12:00 PM. En un día sólo se trabaja en una de las dos jornadas y en general se evita que las personas tengan que trabajar más de 12 horas de forma continua. De esta forma, no es posible programar para días consecutivos escenas con distinto requerimiento temporal.

De esta forma, el problema de la planificación del rodaje de películas consiste básicamente en decidir qué día se filmará cada una de las escenas que componen una determinada película. En esta decisión es posible romper el orden cronológico en que las escenas aparecen en el guión. Lo que se quiere es plantear un plan de rodaje que permita desarrollar la actividad con el mínimo costo posible.

La importancia de este problema radica en que la planificación hecha en la etapa de preproducción determina en gran parte el desempeño de la etapa de

producción [CuElna], la cual concentra cerca de la mitad del costo total del proyecto. Actualmente no se cuenta con un procedimiento estándar de planificación, éste varía dependiendo del criterio de cada productor. Surge así la necesidad de crear una metodología formal que permita al equipo de producción obtener una buena planificación y destinar sus recursos a aquellas actividades que comprendan sus aptitudes centrales.

3. MODELO MATEMÁTICO DE PROGRAMACIÓN

El problema de la planificación ha sido modelado con un problema de programación lineal entera con variables de decisión binaria, como se describe a continuación.

3.1. Conjunto de Índices

- e : Escenas que se deben programar (1... E).
- r : Recursos que participan en la película (1...R).
- l : Localizaciones que se utilizan en la película (1...L) .
- j : Jornadas en las que se puede programar (1...J).

3.2. Parámetros

$$\alpha_{re} = \begin{cases} 1 & \text{Si el recurso } r \text{ debe participar en la escena } e \\ 0 & \sim \end{cases}$$

$$\gamma_{el} = \begin{cases} 1 & \text{Si la escena } e \text{ debe ser filmada en la localizacion } l \\ 0 & \sim \end{cases}$$

$$\beta_{lj} = \begin{cases} 1 & \text{Si la localización } l \text{ está disponible en la jornada } j \\ 0 & \sim \end{cases}$$

$$\theta_{rj} = \begin{cases} 1 & \text{Si el recurso } r \text{ está disponible en la jornada } j \\ 0 & \sim \end{cases}$$

$$\rho_e = \begin{cases} 1 & \text{Si la escena } e \text{ se filma de día} \\ 0 & \sim \end{cases}$$

d_e = Duración de la escena e , medido en páginas que la escena ocupa en el guión

C_r = Costo del recurso r , medido en [Unidad monetaria/jornada]

D = Número máximo de páginas del guión que se pueden rodar en una jornada

3.3. Variables

$$Z_{ej} = \begin{cases} 1 & \text{Si la escena } e \text{ se programa en la jornada } j \\ 0 & \sim \end{cases}$$

$$W_{rj} = \begin{cases} 1 & \text{Si el recurso } r \text{ será utilizado en la jornada } j \\ 0 & \sim \end{cases}$$

F_r = Primera jornada del programa en que el recurso r se utiliza

L_r = Última jornada del programa en que el recurso r se utiliza

3.4. Función Objetivo

Minimizar el costo total de la producción.

$$C = \min \sum_{r=1}^R C_r \cdot (L_r - F_r + 1)$$

3.5. Restricciones

1. Un recurso será utilizado en una jornada, sólo si existe una escena programada para esa jornada que lo requiera.

$$W_{rj} \geq \alpha_{re} \cdot Z_{ej} \quad \forall r, j, e$$

2. Un recurso no debe ser asignado a una jornada si no se necesita.

$$W_{rj} \leq \sum_{e=1}^E \alpha_{re} \cdot Z_{ej} \quad \forall r, j$$

3. La primera jornada en que un recurso es utilizado debe ser menor que todas las jornadas en las cuales el recurso es requerido.

$$F_r \leq j \cdot W_{rj} + J \cdot (1 - W_{rj}) \quad \forall r, j$$

4. La última jornada en que un recurso es utilizado debe ser mayor que todas las jornadas en las cuales el recurso es requerido.

$$L_r \geq j \cdot W_{rj} \quad \forall r, j$$

5. La duración del total de las escenas programadas en una jornada en particular no puede superar el límite establecido.

$$\sum_{e=1}^E Z_{ej} \cdot d_e \leq D \quad \forall j$$

6. Una escena debe ser programa sólo en una jornada.

$$\sum_{j=1}^J Z_{ej} = 1 \quad \forall e$$

7. Todas las escenas que se filman en una jornada deben ser del mismo tipo (día o noche).

$$Z_{ej} + Z_{e'j} \leq 2 - (\rho_{e'} + \rho_e) + 2 \cdot \rho_{e'} \cdot \rho_e \quad \forall e \neq e', j$$

8. Sólo se pueden programar jornadas del mismo tipo (día o noche) de forma consecutiva. En caso que se necesite cambiar de tipo de jornada debemos dejar un período libre.

$$Z_{ej} + Z_{e'j+1} \leq 2 - (\rho_{e'} + \rho_e) + 2 \cdot \rho_{e'} \cdot \rho_e \quad \forall e \neq e', j$$

4. ELECCIÓN MÉTODOS DE RESOLUCIÓN

Cómo método de resolución del modelo formulado existen varias alternativas posibles [OrCa00]. Para este problema se evaluaron las dos siguientes:

- **Resolución exacta:** El modelo puede ser resuelto de manera exacta utilizando técnicas de programación entera, como *Branch and Bound* o algoritmos de planos cortantes. Para ello se puede recurrir a paquetes de software especializados. La implementación de este método para resolver el problema es relativamente sencilla. No obstante, el gran problema que tiene este enfoque son los tiempos de convergencia. Adicionalmente, el costo de los paquetes líderes en su clase es alto en relación a los presupuestos considerados en la industria cinematográfica chilena.
- **Resolución heurística:** Una heurística es un método que busca buenas soluciones (es decir, cerca del óptimo) a un costo computacional razonable sin poder garantizar viabilidad u optimalidad, o incluso en muchos casos no poder afirmar que tan cerca del óptimo se encuentra una solución viable.

El método seleccionado para la resolución del modelo fue el de la heurística debido principalmente a que se pudo comprobar que el tiempo de convergencia de las soluciones exactas es aceptable para instancias pequeñas del problema (10 escenas, 150 variables binarias, 10 variables enteras y 1570 restricciones), ascendiendo en este caso a un promedio de 25 minutos en un PC con procesador 2.0 GHz y 2 GB de RAM; pero muy grande para instancias de tamaño medio (30 escenas, 660 variables binarias, 28 variables enteras y 20025 restricciones) y tamaño grande (80 escenas, 8120 variables binarias, 56 variables enteras y 714438 restricciones), para las cuales el tiempo de resolución supera las 48 horas en la misma plataforma.

5. ALGORITMOS GENÉTICOS

La idea general de los algoritmos genéticos se basa en la teoría de la evolución de Darwin. El grado de adaptación al medio ambiente que tienen las distintas especies que habitan nuestro planeta, se ha logrado gracias a un proceso de selección natural. En este proceso, aquellos individuos mejor dotados (los que muestran una mejor adaptación al medio ambiente) son seleccionados para reproducirse y transmitir a nuevas generaciones la información que contienen sus genes, aquellos peor dotados regularmente no son seleccionados. La información genética a su vez va sufriendo cambios a través del tiempo, los cuales en algunos casos son

beneficiosos para la especie y en otros perjudicial. Este fenómeno es conocido con el nombre de mutación.

Cuando utilizamos los algoritmos genéticos como método de resolución a un problema, este procede de la siguiente forma [BeDa03]: se genera una población inicial de individuos, la cual es un grupo de soluciones factibles del problema en cuestión, de forma aleatoria o bien aplicando algún tipo de heurística. En cada iteración, la cual corresponde a una nueva generación, los individuos de la población actual son evaluados de acuerdo a algún criterio predefinido, generalmente una métrica, a la que llamaremos ajuste. Para formar la población de la próxima generación seleccionamos individuos según su grado de ajuste. El grupo de individuos que forman parte de la nueva generación está compuesto por algunos individuos de la población anterior y por nuevos individuos creados a partir de otros individuos seleccionados. La forma en que se crean nuevos individuos es a través de operadores genéticos y operadores de mutación. El proceso se repite hasta que se cumpla el criterio de parada. Si el algoritmo genético ha sido bien diseñado, la población va a converger a la solución óptima del problema.

5.1. Individuos

Un individuo representa una posible solución del problema. Esta solución debe ser codificada en un elemento que la represente, éste elemento es llamado cromosoma. Para problemas en el cual el espacio de soluciones factibles puede ser representado por una permutación, la codificación más adecuada es en base 10. Las soluciones posibles del problema en el cual se centró este estudio pueden ser representadas por un arreglo que contenga el orden en que las escenas van a ser filmadas.

5.2. Población Inicial

La población inicial de individuos puede ser generada a través de un proceso aleatorio o bien a través de alguna heurística. Con una heurística existe el riesgo de considerar un subconjunto del espacio de soluciones, sin embargo, se podría tener soluciones en un tiempo menor. En el diseño del algoritmo genético se consideró un proceso de generación aleatorio, privilegiando la diversidad por sobre el tiempo de convergencia. La forma en que generaron las soluciones aleatorias fue la siguiente: se ordenan las escenas en orden cronológico en un arreglo, luego se asigna un número aleatorio a cada una de ellas y finalmente se ordenan las escenas por el número aleatorio asignado.

5.3. Función de Ajuste

La función de ajuste corresponde a una forma de medir qué tan bien un determinado individuo se adapta al medio, o bien cuál es el valor de dicho individuo. La función de ajuste debe tener en consideración dos aspectos: la calidad de la función objetivo y la infactibilidad del individuo. La infactibilidad del individuo debe ser penalizada en la función de ajuste proporcionalmente al grado de infactibilidad del mismo

Para medir la infactibilidad de un individuo, se definió el concepto de violación de restricción (\tilde{R}) como la magnitud de la suma de incumplimientos de la restricción para el problema completo, expresada como porcentaje de la suma de la cota máxima permitida para la restricción en el problema completo. Se expresó la violación como porcentaje con el objetivo de poder comparar violaciones de distintas restricciones, eliminando así el problema de las escalas.

De esta forma, se tiene que la función de ajuste asigna a un individuo el valor de su función objetivo más una penalización por violación de restricciones. Esta penalización está constituida por una fracción de la función objetivo, fracción que está determinada por las funciones de violación y los parámetros λ_t , factor de importancia de la restricción t.

$$FA = \left[\sum_{r=1}^R C_r \cdot (L_r - F_r + 1) \right] \cdot \left[1 + \lambda_1 \cdot \tilde{R}_1 + \lambda_2 \cdot \tilde{R}_2 + \lambda_3 \cdot \tilde{R}_3 + \lambda_4 \cdot \tilde{R}_4 + \lambda_5 \cdot \tilde{R}_5 \right]$$

En la función, λ_t es el factor de importancia de la restricción t. Las violaciones del conjunto de restricciones violables del sistema son:

$$\tilde{R}_1 = \frac{\sum_j \max \left[\sum_e (Z_{ej} \cdot d_e) - D, 0 \right]}{\sum_j D}, \quad \tilde{R}_2 = \frac{\sum_{e' \neq e, j} \max [Z_{ej} + Z_{e'j} - 2 + (\rho_{e'} + \rho_e) - 2 \cdot \rho_{e'} \cdot \rho_e, 0]}{\sum_{e' \neq e, j} [2 - (\rho_{e'} + \rho_e) + 2 \cdot \rho_{e'} \cdot \rho_e]}$$

$$\tilde{R}_3 = \frac{\sum_{e' \neq e, j} \max [Z_{ej} + Z_{e'j+1} - 2 + (\rho_{e'} + \rho_e) - 2 \cdot \rho_{e'} \cdot \rho_e, 0]}{\sum_{e' \neq e, j} [2 - (\rho_{e'} + \rho_e) + 2 \cdot \rho_{e'} \cdot \rho_e]}, \quad \tilde{R}_4 = \frac{\sum_{e, j} \max \left[Z_{ej} - \sum_l \beta_{lj} \cdot \gamma_{el}, 0 \right]}{\sum_{e, j} \left[\sum_l \beta_{lj} \cdot \gamma_{el} \right]}$$

$$\tilde{R}_5 = \frac{\sum_{e, j, r} \max [Z_{ej} - \alpha_{re} \cdot \theta_{rj} - 1 + \alpha_{re}, 0]}{\sum_{e, j, r} [\alpha_{re} \cdot \theta_{rj} + 1 - \alpha_{re}]}$$

5.4. Selección

El proceso de selección de individuos corresponde a elegir a los individuos de una población de una generación dada para que éstos creen nuevos individuos, o bien para ser traspasados automáticamente a la próxima generación. La forma en que se seleccionen estos individuos es determinante en el desempeño del algoritmo genético. Lo que se quiere es que aquellos individuos con un mejor ajuste tengan una mayor probabilidad de ser seleccionados. La técnica más utilizada para la selección de individuos es la de Rueda de Ruleta (Roulette Wheel Selection), esquema en el cual cada individuo tiene una probabilidad de ser seleccionado proporcional a la bondad de su ajuste. Recordemos que el objetivo del modelo en estudio es minimizar el costo de producción, por lo que un individuo con una función de ajuste baja corresponde a una buena solución. En vez de asignar una probabilidad directamente proporcional al ajuste, lo que se hizo fue asignar una probabilidad de selección inversamente proporcional al ajuste.

5.5. Cruce y Mutación

El cruce y la mutación son operadores inspirados en la genética, cuya función corresponde a buscar nuevos puntos en el espacio de soluciones. La importancia de estos operadores es radical en el desempeño del algoritmo genético [SaBu00]. El principal objetivo del cruce es mantener una población diversa de soluciones en cada generación. El cruce, también llamado crossover, crea nuevos individuos (hijos) a través de la recombinación de los genes de individuos ya existente (padres). La literatura es bastante extensa en este tipo de operadores [SaBu00] [RuRu03],[DaDi97],[MaKF99],[YaTe97],[FeCa03]. Sin embargo, en el marco de este estudio se evaluaron sólo 4 operadores de cruce distintos: Partially Mapped Crossover (PMX), Order Crossover (OX), Uniform Crossover (UCX) y Similar Job Order Crossover (SJOX). Los tres primeros fueron propuestos por distintos autores para la resolución del TSP [ReCo93][BoUl03] y el último fue propuesto para la resolución del PFSP (*Permutation Flowshop Scheduling Problem*) ([ChAnNA][BeDa93]).

Para la mutación se consideraron dos operadores: mutación de Intercambio, el cual elige dos posiciones aleatorias dentro de un individuo e intercambia los elementos de posición y mutación de Desplazamientos, el cual genera dos posiciones aleatorias, una inicial y otra final, luego el elemento que ocupa la posición inicial es trasladado a la posición final, moviendo el resto de los elementos que están en el medio.

5.6. Elitismo

El elitismo es un método que primero copia el mejor individuo (o varios) a la próxima generación. El elitismo puede aumentar rápidamente el desempeño de un algoritmo genético, ya que evita perder la mejor solución encontrada. Sin embargo, es posible que este método conduzca rápidamente a un óptimo local.

Con el objetivo de introducir este método en la implementación del algoritmo genético para el problema de la planificación del rodaje, se definió una fracción de individuos que será traspasada a la generación subsiguiente automáticamente, no obstante, para no caer en un óptimo local se hizo el siguiente cambio: cada vez que se selecciona un par de individuos para un cruce, de acuerdo a una probabilidad que llamamos P_{ale} , uno de los padres se reemplaza por un individuo aleatorio.

6. CALIBRACIÓN DE PARÁMETROS E IMPLEMENTACIÓN

Existe un conjunto de parámetros que se deben ajustar para lograr un buen desempeño del algoritmo genético, como indica la Tabla 1. En esta sección evaluaremos el comportamiento de cada uno de ellos para decidir la configuración que presenta un mejor desempeño para nuestro estudio.

Prioridad	Parámetro	Descripción	Valores posibles
1	Xop	Operador de cruce	PMX, OX, UCX, SJOX
2	Mop	Operador de mutación	Intercambio, Desplazamiento
3	Pcro	Probabilidad de cruce	[0,1]
4	Pmut	Probabilidad de mutación	[0,1]
5	ϵ	Fracción de elitismo	[0,1]
6	Pale	Probabilidad de padre aleatorio	[0,1]
7	Ngen	Número de generaciones	[1, ∞ [
8	Npob	Tamaño de la población	[1, ∞ [

Tabla 1: Parámetros del Algoritmo Genético

En general, el ajuste de estos parámetros se realiza conjuntamente. Por simplicidad hemos optado por ajustar los parámetros individualmente siguiendo el orden definido por la columna Prioridad de la Tabla 1. La elección del valor adecuada para cada parámetro se hará en base a la observación de dos conceptos: ajuste y variabilidad del ajuste a través del tiempo. En general nos interesa que el ajuste sea bajo y estable para las últimas generaciones (convergencia) y que la variabilidad del ajuste sea alta para las primeras generaciones (diversidad).

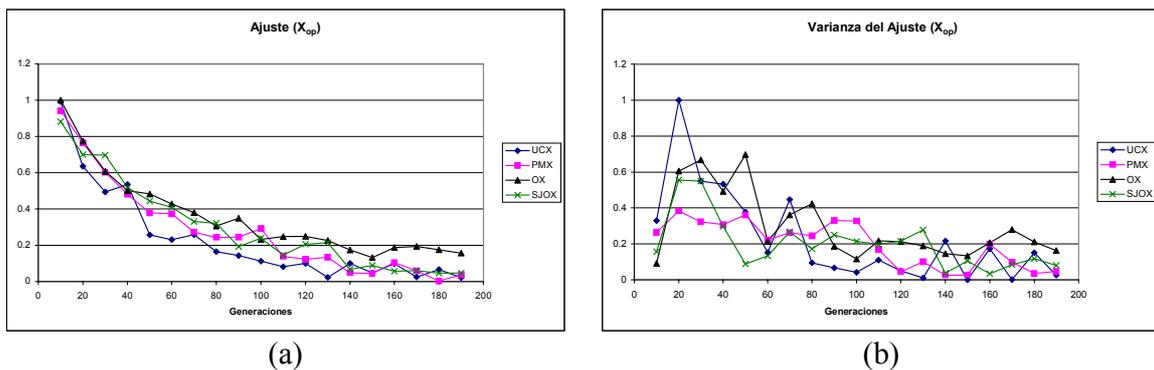
Para cada concepto definimos un indicador que permita sistematizar las observaciones y el proceso de calibración. Para medir el ajuste calculamos promedio de los ajustes de los mejores resultados obtenidos en 10 corridas

independientes mientras que para medir la variabilidad usaremos la varianza de estos ajustes.

Como punto de partida se asignaron arbitrariamente los siguientes valores a los parámetros: $X_{op} = 2$, $M_{op} = 2$, $P_{cro} = 1$, $P_{mut} = 0.5$, $\varepsilon = 0.3$, $P_{ale} = 0.4$ y $N_{pob} = 15$.

6.1. Operador de Cruce

Al observar el ajuste se aprecia que el operador UCX es el que muestra un mejor desempeño para casi todas las generaciones, aunque la diferencia en el desempeño de PMX, UCX y SJOX tiende a desaparecer a medida que aumenta el número de generaciones. Respecto de la variabilidad, el operador UCX es el que presenta la más alta en las primeras generaciones. La varianza del ajuste del operador UCX es similar a la de los operadores PMX y SJOX para las últimas generaciones. Los resultados empíricos nos muestran que el operador de cruce más adecuado en nuestro algoritmo genético es el Uniform Crossover ($X_{op}=3$).



(a) (b)
Figura 1: Desempeño de los operadores de cruce.
 (a) Ajuste (b) Variabilidad del ajuste

6.2. Operador de Mutación

Los operadores de mutación considerados son el de intercambio y el de desplazamiento. Desde el punto de vista del ajuste podemos ver que este es mejor para el operador de desplazamiento, pero por una diferencia muy pequeña con respecto al operador de intercambio. Es posible también constatar que esta diferencia tiende a disminuir e incluso desaparecer a medida que aumentan las generaciones. Desde el punto de vista de la varianza, podemos ver que el operador de desplazamiento presenta una muy baja varianza en las primeras generaciones en comparación con el operador de intercambio. La varianza de ambos operadores es similar al final de las generaciones. Con estos antecedentes, elegimos el operador de intercambio, ya que aporta con una variabilidad importante durante las primeras generaciones y con un ajuste muy similar al del operador de desplazamiento en las últimas generaciones ($M_{op}=1$).

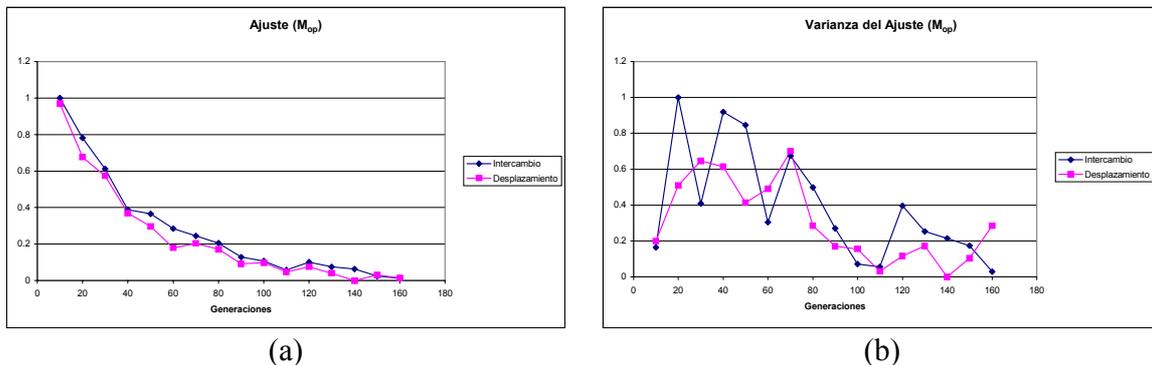


Figura 2: Desempeño de los operadores de mutación.
(a) Ajuste (b) Variabilidad del ajuste

6.3. Probabilidad de Cruce

Analizando la evolución del ajuste descartamos 0.2 y 0.4 como valores para la probabilidad de cruce porque la convergencia del ajuste es muy lento. Desde el punto de vista de la variabilidad, vemos que para valores de probabilidad de cruce bajos no se muestra una estabilización con el paso del tiempo, lo que constituye un fenómeno no deseable. Elegimos 0.6 como valor adecuado para la probabilidad de cruce ya que dentro de los valores que no se habían descartado, es el que aporta con la mayor variabilidad en las primeras generaciones.

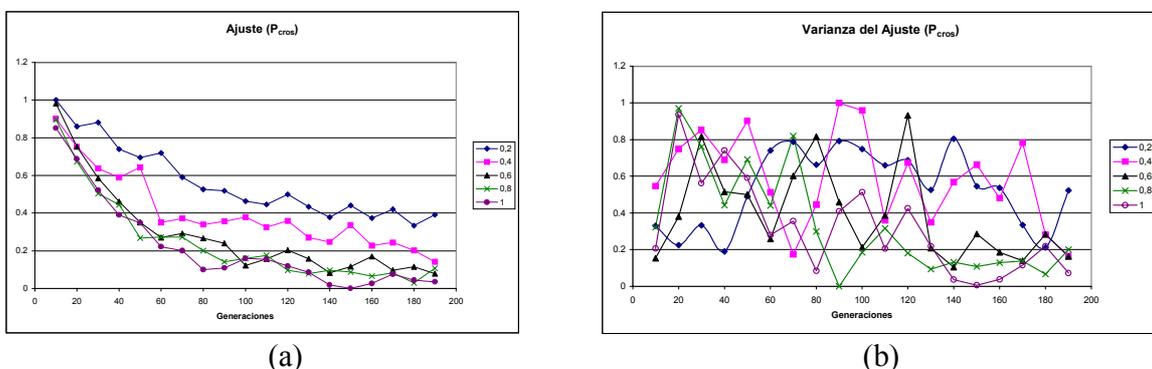
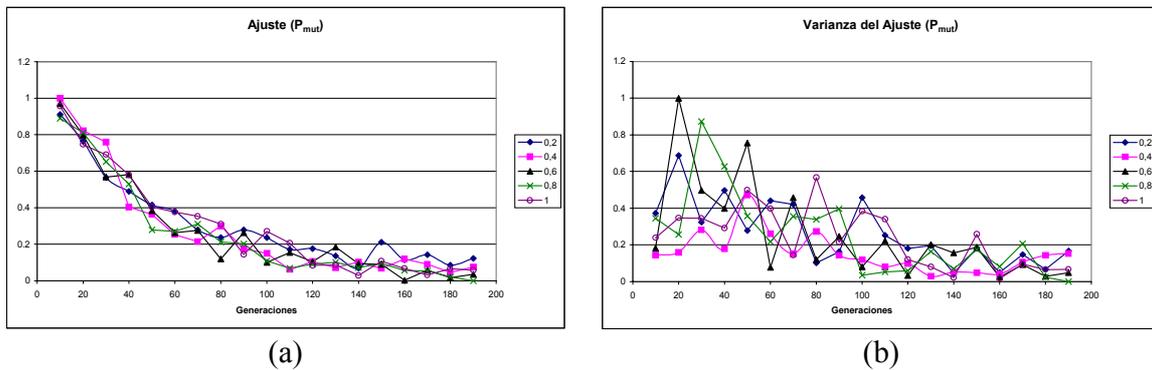


Figura 3: Desempeño de probabilidades de cruce.
(a) Ajuste (b) Variabilidad del ajuste

6.4. Probabilidad de Mutación

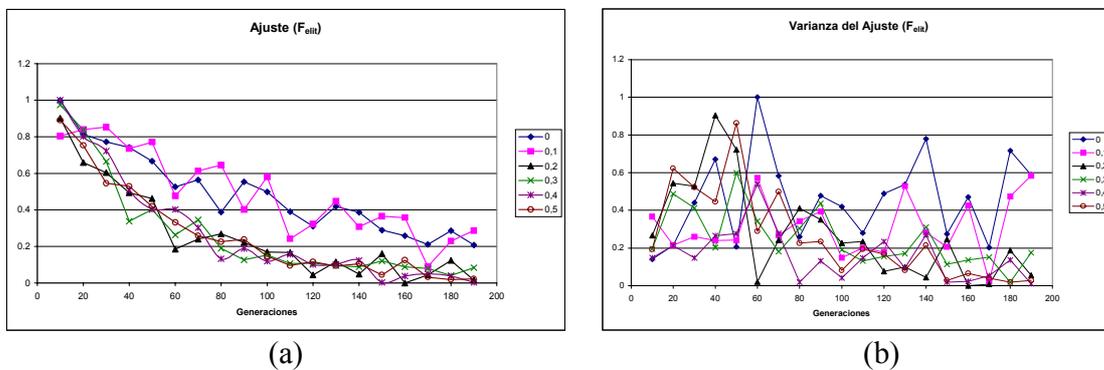
El ajuste para los distintos valores de probabilidad de mutación presenta una evolución muy similar a través del tiempo. En este caso, la decisión deberá estar basada sólo a través de la variabilidad del ajuste. El valor para el cual la varianza del ajuste muestra un comportamiento superior que la del resto de los valores para las primeras generaciones es 0.6, por lo que éste constituye el valor que se asignará al parámetro Pmut.



(a) (b)
Figura 4: Desempeño de probabilidades de mutación.
 (a) Ajuste (b) Variabilidad del ajuste

6.5. Fracción de Elitismo

En el gráfico del ajuste podemos comprobar, tal como se había dicho, que el método del elitismo favorece la velocidad con la que la solución converge. Consideraremos como valores posibles todos aquellos mayores a 0.1. Analizando el gráfico de la varianza, elegimos 0.2 como fracción de elitismo ya que la variabilidad no sufre una disminución importante para las primeras generaciones ($\epsilon = 0.2$).

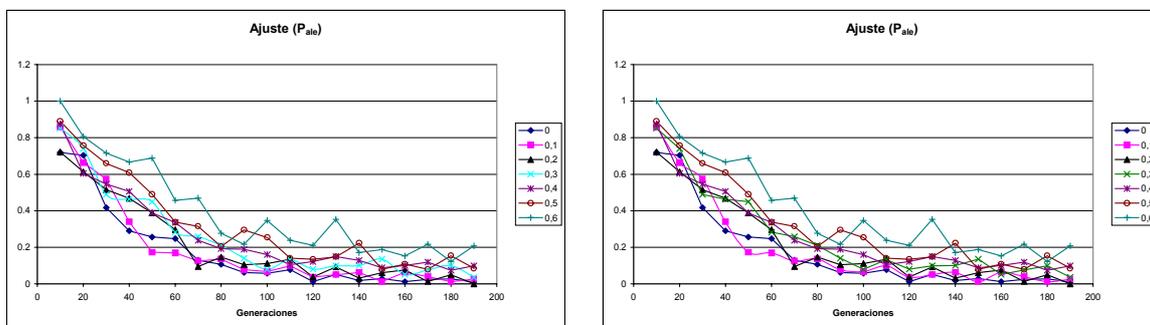


(a) (b)
Figura 5: Desempeño de fracciones de elitismo.
 (a) Ajuste (b) Variabilidad del ajuste

6.6. Probabilidad de Padre Aleatorio

Como se puede apreciar en el gráfico del ajuste, en general, a medida que disminuye la probabilidad de padre aleatorio se obtienen mejores ajustes. Sin embargo, al observar el gráfico de la varianza se evidencia para bajos valores de probabilidad de padre aleatorio, los resultados son pobres. De esta manera, no es fácil determinar un único valor para la probabilidad de padre aleatorio. De esta forma, se utilizó una probabilidad de padre aleatorio dinámica, que sea distinta para cada generación. Esta probabilidad dinámica será modelada como una

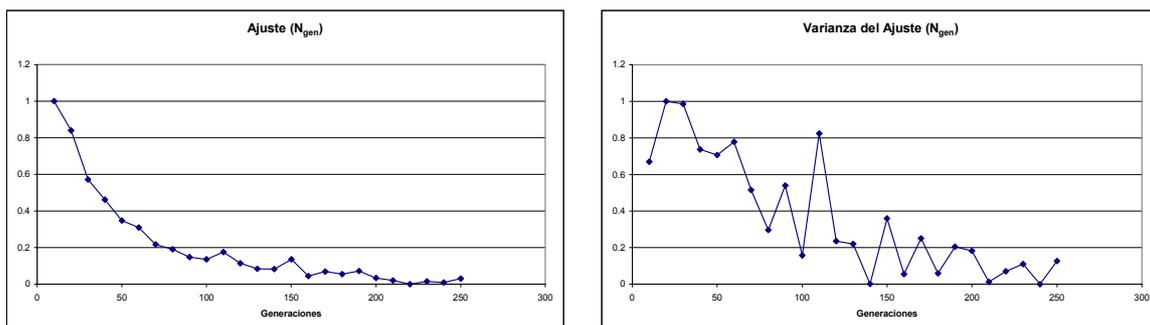
función exponencial decreciente $P(x)=a \cdot e^{-bx}$, donde x corresponde a la generación. Los parámetros a y b se determinan de manera que si se utilizan T generaciones se cumpla que $P(1)=a \cdot e^{-b}=0.5$ y $P(T)=a \cdot e^{-bT}=0.1$.



(a) (b)
Figura 6: Desempeño de probabilidades de padre aleatorio.
 (a) Ajuste (b) Variabilidad del ajuste

6.7. Número de generaciones

Para verificar el número adecuado de periodos durante los cuales los individuos evolucionarán, se probó con valores desde 10 a 250 en intervalos de 10. En el gráfico del ajuste podemos ver que las grandes mejoras en el ajuste se producen hasta alrededor de la generación 150. En particular hasta este punto se ha mejorado el ajuste en un 84%¹. El punto escogido como adecuado es el de 200 generaciones, ya que en promedio se obtendrá una mejora del ajuste del 97%. Analizando la variabilidad de los ajuste se puede observar que a las 200 generaciones la varianza ya tiende a mantenerse relativamente estable en un rango fijo.

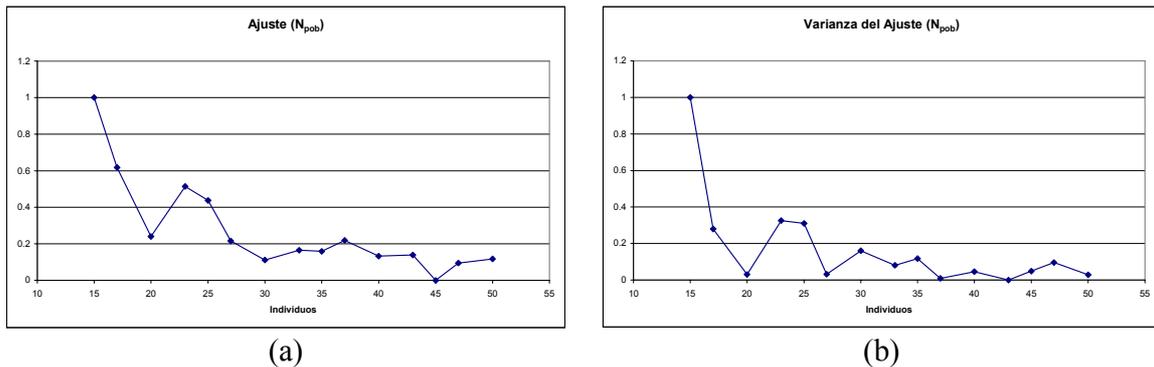


(a) (b)
Figura 7: Desempeño de numero de generaciones.
 (a) Ajuste (b) Variabilidad del ajuste

¹ Porcentaje calculado con respecto al mejor ajuste obtenido en el experimento.

6.8. Tamaño de la población

El ajuste promedio que brinda un tamaño de población de 20 individuos parece ser adecuado en base a la evidencia que muestra el gráfico del ajuste para el parámetro N_{pob} , ya que una población de mayor tamaño no provoca mejoras considerables en este. Desde el punto de vista de la varianza, vemos que esta permanece bastante estable desde un tamaño de la población de 20 individuos.



(a) (b)
Figura 8: Desempeño de número de generaciones.
(a) Ajuste (b) Variabilidad del ajuste

Para decidir cuál es el tamaño adecuado de la población, debemos considerar también el tiempo de convergencia. De acuerdo a potenciales usuarios del sistema, una demora cercana a dos minutos constituye un tiempo razonable de espera. Se verificó que el tiempo de corrida para una población de 20 individuos alcanzó un promedio de 1 minuto 50 segundos², lo que es compatible con los requerimientos de los usuarios, por lo que fue escogida como el tamaño de población adecuado para este problema.

7. RESULTADOS Y CONCLUSIONES PRELIMINARES

7.1. Análisis de Resultados

Aplicamos el enfoque propuesto a una serie de guiones reales para estudiar su desempeño. Como resultado de la ejecución del algoritmo, se entregan tres planes de rodaje alternativos. Un plan de rodaje es una herramienta fundamental para el productor. En él se indica el costo total de la producción, cuales son las escenas que se filmarán cada día, si la jornada debe ser ejecutada durante el día o durante la noche, el total de páginas que se deben rodar cada día y cuales son los actores que debe asistir al rodaje. Además del plan de rodaje, nos interesa saber cuál es el calendario de trabajo para cada actor, el costo que genera cada uno de ellos y sus

² Los tiempos de respuestas están basados en el desempeño de un computador con la siguiente configuración: procesador AMD Athlon XP 2000 de 1.25 GHz. y 128 MB. de memoria RAM. Como referencia se pudo comprobar que el desempeño en un computador con un procesador Intel Pentium 4 de 2.40GHz. y 256 MB de memoria RAM, tiene una mejora promedio del 27%

días ociosos. Así como también el tiempo utilizado cada día y los tipos de jornada. Toda esta información se presenta en un reporte como el de la Tabla 2. En ella, podemos verificar que el calendario corresponde a lo que queremos. En general podemos verificar que el número de días ociosos de cada uno de los actores es bastante bajo. El costo que producen estos días, representan cerca del 20% del costo total de la producción en las instancias probadas.

Plan de Rodaje 001 Costo Total=\$34.870														
Actor	Días de Rodaje										Costo Diario	DT	DR	DO
	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	D9	D10				
Beatriz			X	X	X	X		X	X	X	1000	7	8	1
Pablo				X	X	X					1500	3	3	0
Renato				X		X					500	2	3	1
Bram				X		X					540	2	3	1
Diego	X	X	X	X				X	X		1800	6	9	3
Doctora	X	X									350	2	2	0
Auxiliar 1	X	X									200	2	2	0
Auxiliar 2	X										250	1	1	0
Enfermera	X	X									300	2	2	0
Paramédico		X									100	1	1	0
Actuario							X				100	1	1	0
Mujer		X	X	X							100	3	3	0
Guardia		X		X							100	2	3	1
Policia			X	X							100	2	2	0
Oficial								X			100	1	1	0

DT= Días Trabajados, DR=Días Remunerados, DO=Días Ociosos

Tabla 2: Ejemplo de reporte, plan de rodaje

En la Tabla 3 exhibimos otro ejemplo de los reportes generados para cada corrida. En él podemos ver que para ningún día se planificó un número de páginas mayor al establecido, que para el ejemplo corresponde a 3. También podemos ver que se prioriza realizar todas las escenas de noche en jornadas consecutivas, para así no tener días libres innecesarios producto de la restricción de no trabajar más de 12 horas consecutivas.

Día	Páginas a Rodar	Tiempo Estimado de Rodaje	Holgura	Tipo Jornada
Día 01	2 5/8	10:30	1:30	Noche
Día 02	3	12:00	0:00	Noche
Día 03	2	8:00	4:00	Noche
Día 04	2 7/8	11:30	0:30	Noche
Día 05	1 5/8	6:30	5:30	Noche
Día 06	2 6/8	11:00	1:00	Noche
Día 07	-	-	-	-
Día 08	2 3/8	9:30	2:30	Día
Día 09	2 7/8	11:30	0:30	Día
Día 10	1 2/8	5:00	7:00	Día
Total	22	85:30	22:30	-

Tabla 3: Ejemplo de reporte, tiempo utilizado y tipo de jornada

Finalmente nos gustaría saber si se considera un rango amplio de configuraciones posibles. Con este objetivo, para cada ejecución del algoritmo se confeccionó un histograma que muestra el número de veces que una escena fue programada en cada una de las jornadas en las soluciones probadas en esa ejecución como muestra la Figura 9.

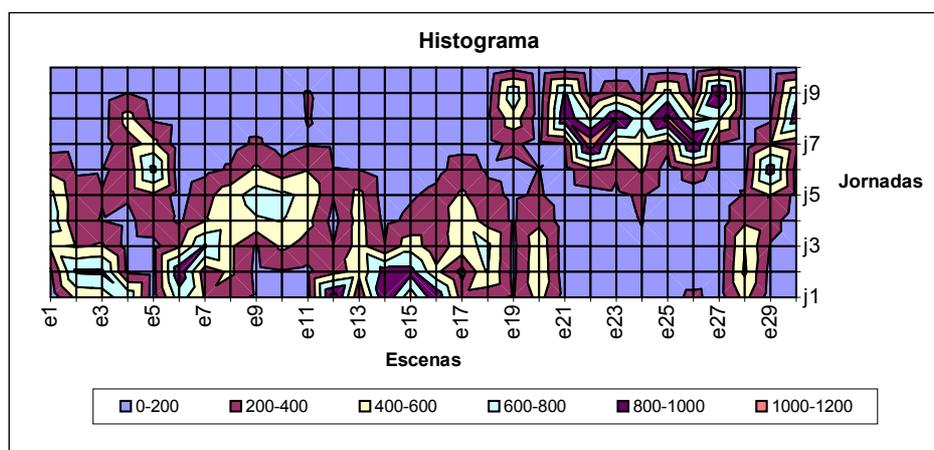


Figura 9: Histograma de frecuencia pares escena-jornadas revisadas

Adicionalmente, verificamos que un 80% de los pares jornadas-escenas están incluidos en al menos 10 de todas las soluciones probadas. También es posible verificar que la frecuencia se centra en una o dos jornadas, lo que evidencia el carácter convergente del algoritmo.

7.2. Conclusiones

En el problema de la programación de rodaje de películas, existen elementos del que difíciles de incluir en un modelo de programación matemática. Además, el cliente no requiere la configuración óptima del plan de rodaje, sino que un conjunto reducido de buenas soluciones que le dieran la libertad de decidir e incluir en su decisión aquellos elementos exógenos. Estas características sitúan a las meta-heurísticas como una buena alternativa de solución. De entre ellas se optó por usar algoritmos genéticos los que en las pruebas realizadas muestran resultados promisorios. El algoritmo presentado en este trabajo se construyó a partir de distintas ideas recogidas de la literatura para configurar un algoritmo especialmente diseñado para este problema.

El enfoque de solución presentado muestra buenos resultados en varios indicadores de desempeño. Sin embargo la imposibilidad de generar soluciones exactas para instancias reales nos impide medir con precisión la calidad de la solución. Un mecanismo de comparación alternativo consiste en medir las diferencias de costo entre las soluciones propuestas en este trabajo con las generadas manualmente por los productores en un problema real. Esto constituiría una medida de los potenciales beneficios de la aplicación de la metodología propuesta y por tanto constituye el próximo paso de esta investigación.

BIBLIOGRAFÍA

[BeDa03] David Beasley, David Bull, Ralph Martin. *An Overview of Genetic Algorithms: Part2, Research Topics*. University Computing, U.K. 2003.

[BoUl03] Ulrich Bodenhofer. *Genetic Algorithms: Theory and Applications. Lecture Notes, Third Edition - winter 2003/2004*. Fuzzy Logic Laboratorium Linz-Hagenberg, Johannes Kepler Universität Linz, Austria

[ChAnna] Andrew Chipperfield, Peter Fleming, Hartmut Pohlheim, Carlos Fonseca. *Genetic Algorithm Toolbox: For Use with MATLAB®*. Department of Automatic Control and Systems Engineering, University of Sheffield, U.K.

[CnAr03] Consejo Nacional de la Cultura y las Artes, Gobierno de Chile. *Apuntes Acerca del Audiovisual en Chile*. 2003

[CoJana] James Cohoon, John Karro, Worthy Martin, William Niebel, Klaus Nagel. *Perturbation Method For Probabilistic Search For The Travelling Salesperson Problem*. Department of Computer Science, University of Virginia, U.S.A.

[CoVena] Verónica Cortínez. *¿Es Posible Hacer Cine en Chile? Las Hazañas del Gringuito de Sergio Castilla*. Department Of Spanish and Portuguese. University of California, Los Angeles, U.S.A.

[CuElna] Elena de la Cuadra Colmenares. *El cine en la era digital en España e Iberoamérica. Software para la Producción Audiovisual y Cinematográfica. Movie Magic Scheduling: Estructura y Aplicaciones*. Universidad Complutense de Madrid, España.

[DaDi97] Dipankar Dasgupta, Zbigniew Michalewicz. *Evolutionary Algorithms in Engineering Applications*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg. 1997.

[FeCa03] Candia Ferreira. *Combinatorial Optimization by Gene Expression Programming: Inversion Revisited*. Bristol, U.K. 2003.

[LaNi99] Nicole Shay LaLoggia, Eden H. Wurmfeld. *Independent Filmmaker's Manual*. Focal Press IFP/west. 1999.

[MaKF99] K.F. Man, K.F. Tang, S. Kwong. *Genetic Algorithms: Concepts and Designs*. Springer-Verlag London Limited. 1999.

[OrCa00] Carmen Ortiz Z., Samuel Varas G., Jorge Vera A. *Optimización y Modelos Para la Gestión*. Dolmen Economía y Gestión. 2000.

[ReCo93] Colin R. Reeves. *Modern Heuristic Techniques for Combinatorial Problems*. Halsted Press: an Imprint of John Wiley & Sons, Inc. 1993.

[RuRu03] Rubén Ruíz, Concepción Maroto, Javier Alcaraz. *New Genetic Algorithms for the Permutation Flowshop Scheduling Problem*. Departamento de Estadística e Investigación Operativa Aplicadas y Calidad, Univesidad Politécnica de Valencia, España. 2003

[SabU00] Burhaneddin Sandikci. *Genetic Algorithms*. Department of Industrial Engineering, Bilkent University, Ankara, Turkey. 2000.

[YaTe97] Tekeshi Yamada, Ryohei Nakano. *Genetic Algorithms for job-shop Scheduling Problems*. NTT Communication Science Labs, Kyoto, Japan. 1997