

# Enfoque evolutivo basado en conocimiento para planeamiento de proyectos

Virginia Yannibelli <sup>1</sup> y Analía Amandi <sup>1</sup>

<sup>1</sup>ISISTAN, Fac. de Cs. Exactas, UNCPBA, Campus Universitario, Paraje Arroyo Seco, Tandil (7000), Buenos Aires, Argentina, y CONICET  
{vyannibe, amandi}@exa.unicen.edu.ar

**Abstract.** El planeamiento de proyectos es una tarea central, no trivial y costosa para muchas organizaciones. En este artículo, se propone un enfoque evolutivo basado en conocimiento para asistir a los administradores de proyectos en la fase temprana del planeamiento. El enfoque diseña automáticamente planes válidos para un proyecto dado, y evalúa cada plan en relación a un objetivo de optimización que es prioritario para los administradores en la fase temprana. Dicho objetivo consiste en asignar a cada actividad del proyecto el equipo de empleados más efectivo para llevarla a cabo. Por este motivo, la evaluación de los planes es desarrollada en base a conocimiento histórico disponible sobre la efectividad de los empleados involucrados. El enfoque evolutivo propuesto es evaluado sobre ocho conjuntos de problemas de planeamiento. Los resultados obtenidos son prometedores ya que el enfoque ha logrado un nivel óptimo de efectividad sobre siete de los ocho conjuntos mencionados.

**Keywords:** planeamiento de proyectos; asignación de recursos humanos; recursos humanos especializados; efectividades heterogéneas; algoritmos genéticos

## 1 Introducción

En diversos tipos de organizaciones y compañías, el diseño de un plan inicial para un proyecto dado es una tarea central, no trivial y costosa. Esta tarea implica definir, para cada una de las actividades del proyecto, un tiempo de comienzo válido (i.e., las relaciones de precedencia entre las actividades no deben ser violadas) y una asignación de recursos humanos válida (i.e., los requerimientos de recursos deben ser satisfechos). Por otra parte, para definir las asignaciones mencionadas, es necesario estimar la efectividad de los recursos humanos disponibles en relación a las diferentes actividades del proyecto. Esto se debe a que el desarrollo y los resultados de una actividad dependen de la efectividad de los recursos que le han sido asignados. Luego, para estimar la efectividad de los recursos asignados, es indispensable tener conocimiento sobre la efectividad que han alcanzado dichos recursos humanos en proyectos ya ejecutados [18].

Por lo general, el planeamiento inicial de un proyecto es una tarea desarrollada manualmente por los administradores. Esta tarea requiere una considerable cantidad

de tiempo, esfuerzo, experiencia en planeamiento, y conocimiento sobre los recursos humanos que pueden ser considerados para desarrollar las actividades del proyecto. Por otra parte, esta tarea no está exenta de decisiones erróneas causadas por limitaciones humanas inherentes a los administradores (e.g., carencia de conocimiento sobre la organización y sus recursos, y decisiones basadas sobre suposiciones incorrectas). Teniendo en cuenta los requerimientos y las desventajas inherentes a un planeamiento desarrollado de forma manual, se considera que es valioso asistir a los administradores en la fase temprana del diseño de los planes de proyecto. En este sentido, el diseño automático basado en conocimiento tiene el propósito de proveer planes iniciales de forma eficiente (i.e., el tiempo requerido por el diseño automático es inferior al tiempo requerido por los administradores) y efectiva (i.e., las decisiones erróneas son minimizadas cuando se considera todo el conocimiento disponible que proviene de información sobre los proyectos ejecutados en el pasado).

Desde hace 30 años, en la literatura se han propuesto diversos tipos de algoritmos (i.e., exactos, heurísticos y metaheurísticos) para resolver automáticamente problemas de planeamiento de proyectos. En este contexto, diferentes trabajos han considerado especificidades de recursos humanos (i.e., especialidad profesional, niveles de eficiencia, niveles de carga laboral, y costo por unidad de tiempo). Sin embargo, en base al relevamiento realizado hasta el momento, sólo algunos pocos trabajos han considerado que los recursos humanos poseen niveles propios de efectividad [5, 16], un aspecto central en proyectos reales, aunque dicha consideración ha sido realizada con un gran número de simplificaciones. En particular, los métodos propuestos para estimar la efectividad de los recursos humanos asignados a las actividades tienen muchas simplificaciones. En este sentido, la efectividad de un recurso humano dado en una actividad dada es estimada considerando únicamente el nivel de efectividad del recurso en relación a alguna de las especialidades profesionales requeridas por la actividad. Sin embargo, existen otros factores contextuales que también determinan la efectividad de un recurso humano (i.e., las características generales de la actividad a la cual el recurso es asignado, los otros recursos con los cuales el recurso en cuestión debe trabajar, y las experiencias y atributos del recurso en cuestión) [2, 18]. Por lo tanto, la efectividad de un recurso humano en una actividad dada debe ser estimada en relación a todos los factores mencionados.

En este artículo, el problema de planificar proyectos que requieren recursos humanos es abordado con el propósito de asistir a los administradores durante la fase temprana del planeamiento. De esta manera, como parte del problema, se considera un objetivo de optimización que es prioritario para los administradores durante la fase mencionada. Dicho objetivo consiste en asignar a cada actividad del proyecto el equipo de recursos humanos más efectivo para llevarla a cabo.

Para resolver el problema en cuestión, se propone un algoritmo genético basado en conocimiento. Considerando un proyecto que se desea planear, el algoritmo diseña planes válidos para el proyecto, y evalúa cada plan diseñado en relación al objetivo de optimización mencionado. Dicha evaluación es desarrollada en base a conocimiento disponible sobre la efectividad de los recursos humanos involucrados en cada plan. El conocimiento mencionado proviene de información histórica sobre la participación de los recursos en proyectos ya ejecutados.

Se ha considerado la utilización de un algoritmo genético debido al siguiente motivo. El problema abordado aquí es un caso especial del RCPS (Resource

Constrained Project Scheduling Problem) [7] y, en consecuencia, es un problema de tipo *NP-Hard*. En este sentido, los algoritmos genéticos han mostrado ser efectivos en la resolución de una amplia variedad de problemas *NP-Hard* y, en particular, en la resolución del RCPSP [22].

El resto del artículo es organizado de la siguiente manera. La Sección 2 define el problema abordado. La Sección 3 describe el enfoque genético propuesto para resolver el problema. En la Sección 4, se presentan los experimentos computacionales desarrollados para evaluar el enfoque y se analizan los resultados obtenidos mediante tales experimentos. La Sección 5 ofrece una breve revisión de enfoques que han sido propuestos en la literatura para resolver problemas de planeamiento de proyectos en los cuales se considera la asignación de recursos humanos. Finalmente, la Sección 6 presenta las conclusiones de este trabajo.

## 2 Descripción del problema

Un proyecto contiene un conjunto  $A$  de  $N$  actividades,  $A = \{1, \dots, N\}$ , que deben ser planeadas. Específicamente, para cada actividad del proyecto se debe definir un tiempo de comienzo y un equipo de recursos humanos. Dichas actividades son establecidas por el administrador del proyecto. Además, el administrador también define la duración, las relaciones de precedencia y los requerimientos de recursos de cada actividad.

De esta manera, la duración de cada actividad  $j$  es conocida y notada como  $d_j$ . Por otra parte, se considera que la interrupción de las actividades no está permitida (i.e., los  $d_j$  períodos de tiempo deben ser consecutivos).

Entre algunas actividades del proyecto existen relaciones de precedencia debidas a requerimientos tecnológicos. Por lo general, cada actividad consume productos generados por otras actividades. De esta forma, las relaciones de precedencia establecen que cada actividad  $j$  no puede comenzar hasta que todas sus predecesoras inmediatas, definidas por el conjunto  $P_j$ , hayan finalizado.

Para ser desarrolladas, las actividades del proyecto requieren recursos humanos (empleados) especializados o calificados en diferentes áreas de conocimiento. Específicamente, cada actividad requiere una o varias especialidades, y un número dado de empleados por cada especialidad.

El conjunto  $SK$  contiene a las  $K$  especialidades que son requeridas para desarrollar el proyecto,  $SK = \{1, \dots, K\}$ , y el conjunto  $AR_k$  contiene a los empleados disponibles que poseen la especialidad  $k$ . Luego, el término  $r_{j,k}$  indica el número de empleados con especialidad  $k$  que es requerido por la actividad  $j$ . Para cada actividad  $j$ , los valores de todos los términos  $r_{j,k}$  son conocidos.

Se considera que, dentro de una actividad dada, los empleados sólo pueden desarrollar una especialidad profesional. Además, se considera que los empleados no pueden ser asignados a más de una actividad al mismo tiempo.

En base a las consideraciones previas, un empleado puede ser asignado a diferentes actividades aunque no al mismo tiempo, puede desarrollar diferentes especialidades requeridas por una actividad aunque no en forma simultánea, y puede integrar

diferentes equipos de trabajo válidos para cada actividad. De esta manera, para cada empleado disponible, es posible definir diferentes contextos de trabajo.

Se considera que el contexto de trabajo de un empleado  $r$ , denotado como  $C_{r,j,s,g}$ , está compuesto por cuatro componentes principales. El primer componente es la actividad  $j$  a la cual  $r$  es asignado (i.e., la complejidad de  $j$ , su dominio, sus características generales, etc.). El segundo componente es la especialidad  $s$  que debe ser desarrollada por  $r$  dentro de  $j$  (i.e., las tareas asociadas a  $s$ ). El tercer componente es el equipo de empleados  $g$  que ha sido asignado a  $j$  y que incluye a  $r$  (i.e.,  $r$  debe trabajar en colaboración con los otros empleados asignados a  $j$ ). El cuarto componente se refiere a los atributos de  $r$  (i.e., sus especialidades profesionales, sus experiencias laborales, las relaciones laborales entre  $r$  y los otros empleados que integran  $g$ , su formación académica, etc.).

Los cuatro componentes descriptos anteriormente son considerados como los principales factores que determinan el nivel de efectividad de un empleado [2, 18, 30]. Por este motivo, la efectividad de un empleado debe ser definida en relación al conjunto de los componentes de su contexto de trabajo. Luego, para cada empleado, es posible definir diferentes niveles de efectividad en relación a diferentes contextos de trabajo.

Dado un empleado  $r$ , en relación a cada contexto  $C_{r,j,s,g}$  posible para  $r$ , se define un nivel de efectividad  $e_{rC_{r,j,s,g}}$ . Dicho nivel describe cuán bien  $r$  puede desarrollar, dentro de la actividad  $j$ , las tareas asociadas a la especialidad  $s$ , considerando que  $r$  debe trabajar en colaboración con los otros empleados del equipo  $g$ . El nivel de efectividad es representado mediante un valor real perteneciente al rango  $[0,1]$ .

El problema de planificar un proyecto que requiere empleados implica definir, para cada una de las actividades involucradas, un tiempo de comienzo válido (i.e., las relaciones de precedencia entre las actividades no deben ser violadas) y una asignación de empleados válida (i.e., los requerimientos de recursos humanos deben ser satisfechos) de manera tal que un objetivo de optimización sea alcanzado. En este sentido, se ha considerado un objetivo que es prioritario para los administradores durante la fase temprana del planeamiento. Dicho objetivo consiste en asignar a cada actividad del proyecto el equipo de empleados más efectivo para llevarla a cabo. El objetivo mencionado es modelado mediante las Fórmulas (1) y (2).

$$\max_{\forall s \in S} \chi \left( e(s) = \sum_{i=1}^N e_{R(i,s)} \right) \quad (1)$$

$$e_{R(i,s)} = \frac{\sum_{r=1}^{|R(i,s)|} e_{rC_{r,i,s}(r,i,s)R(i,s)}}{|R(i,s)|} \quad (2)$$

La Fórmula (1) maximiza la efectividad de los equipos de empleados asignados a las  $N$  actividades del proyecto. En (1),  $S$  contiene todos los planes válidos para el proyecto en cuestión.  $R(i,s)$  es el equipo de empleados que ha sido asignado a la actividad  $i$  en el plan  $s$ , y  $e_{R(i,s)}$  representa el nivel de efectividad correspondiente a  $R(i,s)$ .

En (2),  $e_{R(i,s)}$  es calculado como el nivel de efectividad promedio de los empleados pertenecientes a  $R(i,s)$ . Se considera que el nivel de efectividad de un equipo de empleados depende del nivel de efectividad de cada uno de los empleados pertenecientes al equipo [2, 9, 18, 30]. Además, se considera que los niveles individuales de efectividad tienen la misma importancia al momento de determinar la efectividad de un equipo de empleados. En base a las consideraciones mencionadas, la opción más apropiada para determinar  $e_{R(i,s)}$  es calcular el valor promedio de los niveles individuales de efectividad correspondientes a los empleados del equipo  $R(i,s)$  [2]. Sobre el lado derecho de (2), el término  $s(r,i,s)$  representa a la especialidad profesional que es desarrollada por el empleado  $r$  dentro de la actividad  $i$  en el plan  $s$ .

### 3 Algoritmo genético basado en conocimiento

Para resolver el problema abordado, se propone un algoritmo genético basado en conocimiento. Los algoritmos genéticos son métodos heurísticos de búsqueda y optimización inspirados en la teoría de evolución de Darwin [12, 14, 10]. En estos algoritmos, una población inicial de soluciones candidatas evoluciona hacia las soluciones óptimas en base a los principios de selección natural, cruce y mutación.

A continuación, se describe el comportamiento general del algoritmo genético propuesto en este artículo. Considerando un proyecto dado, el algoritmo comienza la evolución a partir de una población inicial de soluciones en la cual cada solución codifica a un plan de proyecto válido. Luego, cada solución de la población es decodificada (i.e., se construye el plan inherente a la solución) y es evaluada por una función de aptitud. La función evalúa a cada solución en relación al objetivo de optimización del problema. En este caso, el objetivo es maximizar la efectividad de los equipos de empleados asignados a las actividades del proyecto. De esta manera, la función evalúa a cada solución en base a conocimiento disponible sobre la efectividad de los empleados involucrados en la solución. Posteriormente, un proceso de selección es utilizado para elegir a un número de soluciones de la población actual. Por lo general, las soluciones que posean los valores más altos de aptitud tendrán más posibilidades de ser elegidas. Las soluciones elegidas son emparejadas, y un proceso de cruce es aplicado a cada par de soluciones con el propósito de generar nuevas soluciones válidas. Luego, un proceso de mutación es aplicado sobre las soluciones generadas mediante el cruce. Dicho proceso tiene el propósito de introducir diversidad genética en la población actual de soluciones. Finalmente, se utiliza una estrategia conocida, en la literatura en inglés, como deterministic crowding [14] para crear una nueva población de soluciones. Para conformar una nueva población, la estrategia mencionada elige entre las soluciones de la población actual y las nuevas soluciones generadas. El proceso evolutivo descrito es repetido hasta que algún criterio de corte es alcanzado.

En las siguientes secciones, se presentan detalles sobre los componentes del algoritmo genético propuesto.

### 3.1 Representación de las soluciones

En el algoritmo, cada solución codifica o representa a un plan válido para un proyecto que es dado y que requiere de recursos humanos. Por lo tanto, ha sido necesario definir una representación apropiada para el tipo de planes mencionado. En dicha representación, cada solución se compone de dos listas, y cada lista tiene  $N$  posiciones, siendo  $N$  el número de actividades del proyecto.

La primera lista es una lista de actividades tradicional [17, 21, 22]. Esta lista es una permutación de las  $N$  actividades del proyecto en la cual se respetan las relaciones de precedencia, i.e. cada actividad puede aparecer en cualquier posición de la lista que sea superior a las posiciones ocupadas por sus predecesoras.

La segunda lista es una lista de recursos asignados. En esta lista, la  $i$ -ésima posición detalla qué empleados de cada especialidad  $k$  han sido asignados a la actividad  $i$ .

En cuanto a la decodificación de las soluciones, para construir un plan a partir de la representación descrita, se ha decidido utilizar el método serial propuesto por Kelly [21, 20]. Este método otorga a cada actividad del proyecto el tiempo de comienzo más temprano posible.

### 3.2 Población inicial

Cada solución de la población inicial ha sido generada mediante un proceso especialmente diseñado. Dicho proceso se compone de dos etapas. La primera etapa crea una lista de actividades válida, i.e. otorga a cada actividad del proyecto una posición sobre la lista de actividades respetando las relaciones de precedencia. La segunda etapa asigna empleados a las actividades del proyecto en base a los requerimientos de recursos de tales actividades y a los recursos disponibles para el desarrollo del proyecto. De esta forma, en la segunda etapa se crea la lista de recursos asignados.

### 3.3 Función de aptitud

Esta función evalúa el nivel de aptitud de cada solución en relación al objetivo de optimización predefinido. En este caso, el objetivo consiste en maximizar el nivel de efectividad de los equipos de empleados asignados a las actividades del proyecto.

Dada una solución para un proyecto  $p$ , la función decodifica el plan  $s$  relacionado a la solución  $y$ , posteriormente, calcula el valor del término  $e(s)$  correspondiente a  $s$  (Fórmulas (1) y (2)). De esta manera, esta función otorga a  $s$  un valor real perteneciente al rango  $[0, \dots, N]$ . Este valor representa el nivel de efectividad de los equipos asignados por  $s$  a las actividades del proyecto.

Para calcular  $e(s)$ , la función necesita conocer el valor de cada uno de los términos  $e_{rCr,j,s,g}$  inherentes a  $s$  (Fórmula (2)). En este sentido, se considera que cada proyecto  $p$  tiene una base de conocimiento asociada, y que dicha base contiene los valores de los términos mencionados.

Por otra parte, se considera que el valor de cada término  $e_{rCr,j,s,g}$  proviene de información histórica sobre la participación del empleado  $r$  en proyectos ya ejecutados. La estimación de la efectividad en base a conocimiento histórico es un proceso utilizado usualmente por los administradores [18].

### 3.4 Selección, cruce y mutación

Como proceso de selección, se decidió utilizar el método conocido como selección por torneo [12, 14], considerando un número de competidores igual a dos por cada torneo.

Los operadores de cruce y mutación fueron definidos en base a las características de la representación propuesta para las soluciones. De esta manera, el operador de cruce definido contiene una operación de cruce válida para las listas de actividades y otra operación para las listas de recursos asignados. Para las listas de actividades, se ha decidido utilizar el cruce de un punto desarrollado por Hartmann [17]. Para listas de recursos asignados, se ha considerado la utilización del cruce uniforme tradicional [12].

El operador de mutación contiene una operación de mutación válida para una lista de actividades y otra para una lista de recursos asignados. La operación definida para la lista de actividades modifica, con una probabilidad  $P_m$ , la posición de cada una de las actividades que existen en la lista, respetando las relaciones de precedencia. Esta operación es una adaptación del procedimiento propuesto por Boctor [8]. La operación definida para la lista de recursos asignados modifica, con una probabilidad  $P_m$ , la asignación de recursos de cada una de las actividades que existen en la lista.

## 4 Experimentos computacionales

Se generaron diferentes instancias de problemas de planeamiento mediante ProGen [23, 24] y, posteriormente, se extendió el contenido de dichas instancias con el propósito de adaptarlas al enfoque propuesto en este artículo. La Tabla 1 detalla las características de cada uno de los conjuntos de instancias generados.

Para cada instancia generada mediante ProGen, se creó una base de conocimiento específica. Como se mencionó en la Sección 3.3, la función de aptitud del algoritmo consulta a la base de conocimiento de una instancia con el objeto de evaluar las soluciones diseñadas para dicha instancia. La base contiene todos los términos  $e_{rCr,j,s,g}$  inherentes a cada empleado  $r$  de la instancia y específica, para cada uno de los términos mencionados, algún valor real sobre  $[0, 1]$ .

Para cada instancia extendida, se diseñó manualmente una solución óptima con el único propósito de utilizarla como referencia. Específicamente, se diseñó una solución que asigna a cada actividad de la instancia un equipo de empleados válido y, posteriormente, se incorporaron a la base de conocimiento de la instancia todos los

términos  $e_{rCrj,s,g}$  inherentes a la solución diseñada y se asignó, a cada uno de los términos mencionados, el máximo valor que estos pueden tomar. De esta forma, se transformó a la solución diseñada en una solución óptima.

**Table 1.** Características de los conjuntos de instancias generados

Conjunto	Num. de actividades a planear	Num. de equipos posibles por actividad	Num. de instancias
C20_5	20	1 a 5	30
C20_10	20	1 a 10	30
C30_5	30	1 a 5	30
C30_10	30	1 a 10	30
C40_5	40	1 a 5	30
C40_10	40	1 a 10	30
C50_5	50	1 a 5	30
C50_10	50	1 a 10	30

El algoritmo propuesto ha sido evaluado 20 veces sobre cada una de las instancias extendidas. La Tabla 2 detalla los valores que han sido asignados a los parámetros del algoritmo para el desarrollo de estos experimentos. Los valores mencionados han sido determinados en base a experimentos preliminares.

**Table 2.** Valores utilizados para los parámetros del algoritmo

Parámetro	Valor
Probabilidad de cruce $P_c$	0.8
Probabilidad de mutación $P_m$	0.05
Tamaño de la población	50
Número de generaciones	400

La Tabla 3 presenta los resultados obtenidos mediante los experimentos. La segunda columna reporta la desviación porcentual promediada respecto de la solución óptima (*Av. Dev. (%)*) para cada conjunto de instancias. Luego, la tercera columna indica el porcentaje de instancias para las cuales se ha logrado alcanzar la solución óptima en al menos una de las 20 ejecuciones realizadas (*Optimal (%)*).

**Table 3.** Resultados obtenidos mediante los experimentos computacionales

Conjunto	<i>Av. Dev. (%)</i>	<i>Optimal (%)</i>
C20_5	0	100
C20_10	0	100
C30_5	0	100
C30_10	0	100
C40_5	0	100
C40_10	0	100
C50_5	0	100
C50_10	0.1	100



Los resultados indican que el algoritmo ha logrado una solución óptima en cada una de las ejecuciones realizadas para cada una de las instancias pertenecientes a los primeros siete conjuntos de la Tabla 3.

Para c50\_10, el algoritmo ha obtenido una desviación igual a 0.1%. Considerando que cada instancia de c50\_10 tiene una solución óptima conocida con un valor de aptitud igual a 50, una desviación promedio igual a 0.1% indica que el valor promedio de las soluciones obtenidas por el algoritmo es 49.95. Este valor es muy cercano al valor de las soluciones óptimas conocidas. Por lo tanto, es posible decir que el algoritmo ha obtenido soluciones de muy alta calidad para las instancias de c50\_10.

Por otra parte, el algoritmo ha logrado una solución óptima en al menos una de las 20 ejecuciones desarrolladas para cada instancia perteneciente a c50\_10.

En base a los resultados presentados en la Tabla 3, es posible decir que el algoritmo ha logrado un nivel de efectividad óptimo en relación a los primeros siete conjuntos de instancias utilizados y un nivel de efectividad muy alto sobre el conjunto c50\_10.

## 5 Trabajos relacionados

En la literatura, diversos trabajos han considerado especificidades de recursos humanos (i.e., múltiples especialidades profesionales, niveles heterogéneos de eficiencia, capacidad de carga laboral y costo por unidad de tiempo) en el contexto de problemas de planeamiento de proyectos. Sin embargo, dentro del contexto mencionado, sólo algunos pocos trabajos han considerado que los recursos humanos poseen niveles propios de efectividad [5, 16, 15], aunque dicha consideración ha sido realizada con un gran número de simplificaciones.

En [3, 4, 6, 26, 27, 25, 11, 28, 29, 1, 13, 19] se considera que todos empleados que poseen una cierta especialidad tienen el mismo nivel de efectividad en relación a dicha especialidad. En [5, 16, 15] se establecen niveles jerárquicos dentro de cada especialidad. Para cada empleado que posee una especialidad dada, se define un nivel de efectividad en relación a dicha especialidad.

En los trabajos mencionados previamente, se considera que todos los equipos de empleados que pueden ser asignados a una actividad dada tienen el mismo nivel de efectividad en relación al desarrollo de dicha actividad. Específicamente, los equipos son meramente tratados como recursos unarios con niveles homogéneos de efectividad.

## 6 Conclusiones

En este artículo, se ha abordado el problema de planificar proyectos que requieren recursos humanos con el propósito de asistir a los administradores en la fase temprana del diseño de los planes. Consecuentemente, como parte del problema, se ha considerado un objetivo de optimización que es prioritario para los administradores durante la fase mencionada. Dicho objetivo consiste en asignar a cada actividad del proyecto el equipo de empleados más efectivo para llevarla a cabo. En relación a este

objetivo, se ha considerado que la efectividad de un equipo depende de la efectividad de cada uno de los empleados que lo integran. Por otra parte, se ha establecido que el nivel de efectividad de un empleado es influenciado por su contexto de trabajo. Por lo tanto, para cada empleado es posible definir diferentes niveles de efectividad en relación a diferentes contextos de trabajo. En base al relevamiento bibliográfico realizado, es posible decir que los enfoques propuestos hasta el momento para resolver problemas de planeamiento no consideran la influencia que tiene el contexto laboral sobre la efectividad de los empleados.

Para resolver el problema abordado, se ha propuesto un algoritmo genético basado en conocimiento. El algoritmo diseña planes válidos para un proyecto dado, y evalúa cada plan diseñado en relación al objetivo mencionado previamente. La evaluación es desarrollada en base a conocimiento disponible sobre la efectividad de los empleados involucrados en cada plan. Específicamente, para cada plan diseñado el algoritmo estima la efectividad de los equipos asignados a las actividades del proyecto. La efectividad de un equipo es estimada en base a la efectividad de los empleados que lo conforman. Luego, el nivel de efectividad de un empleado, en relación a un contexto de trabajo dado, es definido en base a conocimiento proveniente de información histórica sobre la participación del empleado en proyectos ya ejecutados.

Se desarrollaron diferentes experimentos computacionales para evaluar la efectividad del enfoque evolutivo propuesto. Los experimentos consistieron en la resolución de instancias pertenecientes a ocho conjuntos diferentes. La utilización de los conjuntos mencionados permitió evaluar al algoritmo sobre instancias que poseen complejidades diferentes, i.e. diferentes espacios de búsqueda.

En base a los valores de *Av. Dev. (%)* y de *Optimal (%)* obtenidos para cada uno de los conjuntos, es posible establecer que el algoritmo ha alcanzado un nivel de efectividad óptimo sobre siete de los ocho conjuntos, y un nivel de efectividad muy alto sobre el conjunto restante *c50\_10*. Este conjunto posee las instancias más complejas. Por lo tanto, se concluye que los resultados alcanzados por el algoritmo propuesto son realmente prometedores.

## Referencias

1. Aickelin, U., Burke, E. Li, J.: An Evolutionary Squeaky Wheel Optimization Approach to Personnel Scheduling. *IEEE Transactions on evolutionary computation*, vol. 13 (2) (2009)
2. Barrick, M.R., Stewart, G.L., Neubert, M.J., Mount, M.K.: Relating member ability and personality to work-team processes and team effectiveness. *Journal of Applied Psychology* 83, 377-391 (1998)
3. Bellenguez, O.: A reactive approach for the multi-skill Project Scheduling Problem. In: PATAT 2008 Proceedings of the 7th International Conference on the Practice and Theory of Automated Timetabling.
4. Bellenguez, O., Néron, E.: Methods for the multi-skill project scheduling problem. In: 9th International Workshop on Project Management and Scheduling (PMS'2004), Nancy, pp. 66-69 (2004)
5. Bellenguez, O., Néron, E.: Lower Bounds for the Multi-skill Project Scheduling Problem with Hierarchical Levels of Skills. In: PATAT 2004. *Lecture Notes in Computer Science*, volume 3616, page 229-243. Springer (2004)

6. Bellenguez, O., Néron, E.: A branch-and-bound method for solving multi-skill project scheduling problem. *RAIRO - Operations Research*, 41, No. 2, 155-170 (2007)
7. Blazewicz, J., Lenstra, J., Rinnooy Kan A.: Scheduling Subject to Resource Constraints: Classification and Complexity. *Discrete Applied Mathematics* 5, pp. 11-24. (1983)
8. Boctor, F.F.: An adaptation of the simulated annealing algorithm for solving resource constrained project scheduling problems. *International Journal of Production Research*, 34, pp. 2335-2351, (1996)
9. Boon, B. H., Sierksma, G.: Team formation: Matching quality supply and quality demand. *European Journal of Operational Research*, vol. 148, pp. 277-292, (2003). Elsevier Science.
10. Darwin, C.: *The Origin of Species*, London, John Murray (1859).
11. Drezet, L. E., Billaut, J. C.: A project scheduling problem with labour constraints and time-dependent activities requirements. *Int. J. Production Economics*, 112, 217-225 (2008). Elsevier.
12. Eiben, A. E., Smith, J. E.: *Introduction to Evolutionary Computing*. Springer, 2nd Edition, (2007), ISBN: 978-3-540-40184-1
13. Focacci, F., Laborie, P., Nuijten, W.: Solving scheduling problems with setup times and alternative resources. In: *Proceedings of the fifth international conference on artificial intelligence planning and scheduling*.
14. Goldberg, D. E.: *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Addison-Wesley Publishing Company, Inc., (2007).
15. Gutjahr, W.J., Katzensteiner, S., Reiter, P., Stummer, Ch., Denk, M.: Competence-driven project portfolio selection, scheduling and staff assignment. *Central European Journal of Operations Research* 16(3), pp. 281-306 (2008). Springer.
16. Hanne, T., Nickel, S.: A multiobjective evolutionary algorithm for scheduling and inspection planning in software development projects. *European Journal of Operational Research* 167 (2005) 663-678. Elsevier.
17. Hartmann, S.: A Competitive Genetic Algorithm for Resource-Constrained Project Scheduling. *Naval Research Logistics* 45, pp. 733-750, (1998)
18. Heerkens, G.R.: *Project Management*. Ed. McGraw-Hill (2002)
19. Heimerl, C., Kolisch, R.: Scheduling and staffing multiple projects with a multi-skilled workforce. Accepted for publication in *OR Spectrum* (Published online first in *OR Spectrum*: 21 March 2009, pages 1-26), Springer.
20. Kelley, J.E.: *The Critical-path Method: Resources Planning and Scheduling*. Industrial Scheduling, pp. 347-365 (1963). Thompson (Prentice-Hall, 1963).
21. Kolisch, R., Hartmann S.: Heuristic Algorithms for Solving the Resource-Constrained Project Scheduling Problem: Classification and Computational Analysis, *Project Scheduling: Recent Models, Algorithms and Applications*, ed. J.Weglarz (Kluwer Academic, 1999) pp. 147-178.
22. Kolisch, R., Hartmann, S.: Experimental Investigation of Heuristics for Resource-Constrained Project Scheduling: An Update. *European Journal of Operational Research*, vol. 174, pp. 23-37. Elsevier.
23. Kolisch, R., Sprecher, A.: PSPLIB - A project scheduling library. *European Journal of Operational Research* 96 (1997), 205 - 216. Elsevier.
24. Kolisch, R., Sprecher, A., Drexel, A.: Characterization and Generation of a General Class of Resource-Constrained Project Scheduling Problems. *Management Science* 41 (1995), pp. 1693-1703.
25. Li, H., Womer, K.: Scheduling projects with multi-skilled personnel by a hybrid MILP/CP benders decomposition algorithm. *J. Sched.* (2009) 12: 281-298, Springer.
26. Néron, E.: Lower Bounds for the Multi-Skill Project Scheduling Problem. In: *Eighth International Workshop on Project Management and Scheduling*, Valencia, Spain.

27. Neron, E., Bellenguez, O., Heurtebise, M.: Decomposition method for solving multi-skill project scheduling problem. In: Proceedings of the tenth international workshop on project management and scheduling, Poznan.
28. Valls, V., Gomez-Cabrero, D., Perez, M.A., Quintanilla, S.: Project Scheduling Optimization in Service Centre Management, Tijdschrift voor Economie en Management, 52; 3, pages 341-366 (2007), Publisher: Katholieke universiteit te Leuven, Belgium.
29. Valls V, Pérez A, Quintanilla S.: Skilled workforce scheduling in service centers. Eur J Oper Res 193(3):791–804 (2009)
30. Wysocki, R. K.: Effective Project Management. Wiley Publishing, 3rd Edition, (2003), ISBN 0-471-43221-0.