



UNIVERSITAT
POLITÈCNICA
DE VALÈNCIA

DEPARTAMENTO DE PROYECTOS DE INGENIERÍA

TESIS DOCTORAL

ANÁLISIS DE INCERTIDUMBRE Y ANÁLISIS DE
SENSIBILIDAD GLOBAL EN LA DURACIÓN DE PROYECTOS
USANDO LA MATRIZ DE ESTRUCTURA DEPENDIENTE

Presentada por:

Ing. Edelmira Delfina Gálvez Ahumada

Dirigida por:

Dr. Salvador F. Capuz Rizo

Dr. Joaquín B. Ordieres Meré

Valencia, Octubre de 2015

Agradecimientos

Agradezco la supervisión de mis profesores Salvador F. Capuz Rizo, del Departamento de Proyectos de Ingeniería de la Universidad Politécnica de Valencia, y Joaquín B. Ordieres Meré, del Departamento de Ingeniería de Organización, Administración de Empresas y Estadística de la Universidad Politécnica de Madrid. Sus sabios consejos han permitido el desarrollo de esta tesis.

The only reason for time is so that everything doesn't happen at once
(La única razón para que el tiempo exista es para que no ocurra todo
a la vez)

Albert Einstein

A mi esposo, a mi madre y a mi hermano

Resumen

La programación de actividades es una acción fundamental en la dirección y gestión de proyectos. Considerando que las técnicas tradicionales de planificación y programación de proyectos, PERT y CPM, no tratan bien la interdependencia de actividades, en los últimos años se ha incorporado la matriz de estructura dependiente (MED) como una herramienta para programar actividades.

La MED ha mostrado ser una herramienta eficaz para el análisis de sistemas que presentan dependencia entre sus componentes. Su incorporación a la programación de actividades permite determinar la duración de proyectos sin y con tiempos de comunicación, sin y con solape de actividades. Sin embargo, las variables que representan la MED han sido consideradas como determinísticas, situación que no coincide con la realidad, y por lo tanto limitan su aplicación práctica. Todas las variables de entrada presentan incertidumbre que deben ser consideradas para analizar la programación de actividades usando la MED.

Esta tesis busca reducir esa brecha de conocimiento estudiando el efecto de la incertidumbre en la programación de actividades basado en la MED realizando análisis de incertidumbre y análisis de sensibilidad global (ASG). Específicamente se plantean los siguientes objetivos: a) realizar análisis de incertidumbre usando matemática de intervalos (teoría gris); b) realizar análisis de incertidumbre usando simulación de Monte Carlo; c) aplicar ASG para identificar actividades y variables significativas en la programación de actividades; d)

comparar los diferentes métodos de ASG como métodos para identificar actividades y variables significativas en la programación de actividades; y e) desarrollar una metodología que permita identificar las actividades y variables críticas o influyentes en lograr una duración de proyecto deseada.

El análisis de sensibilidad fue realizado siguiendo los pasos convencionales de éste tipo de estudio. El ASG se realizó utilizando diagramas de dispersión, coeficientes de correlación parcial, coeficientes de correlación por rangos parciales, coeficientes de regresión estandarizados, coeficientes de regresión por rango estandarizados, método de Morris, método de Sobol' y método de Monte Carlo Filtering.

La principal conclusión es: el análisis de incertidumbre y el análisis de sensibilidad deben ser parte integral de la programación de actividades usando la MED, estas técnicas suministran información valiosa para la dirección y gestión de proyectos que puede ser utilizada junto a otras informaciones para mejorar la ejecución de los proyectos. En particular en el análisis de sensibilidad es posible destacar que la caracterización de la incertidumbre de las variables de entrada es un componente clave en el análisis de sensibilidad en la duración del proyecto. En relación al ASG podemos destacar que los métodos de coeficientes de regresión estandarizados, método de Morris y el método de Sobol' son los más adecuados para realizar ASG. Además, la aplicación de Monte Carlo Filtering facilita la identificación de las variables críticas y su regionalización consigue comprimir la duración del proyecto.

Resum

La programació d'activitats és una acció fonamental en la direcció i gestió de projectes. Considerant que les tècniques tradicionals de planificació i programació de projectes, PERT i CPM, no tracten bé la interdependència d'activitats, en els darrers anys s'ha incorporat la matriu d'estructura dependent (MED) com una eina per programar activitats.

La MED ha mostrat ser una eina eficaç per a l'anàlisi de sistemes que presenten dependència entre els seus components. La seva incorporació a la programació d'activitats permet determinar la durada de projectes sense i amb temps de comunicació, sense i amb solapament d'activitats. No obstant això, les variables que representen la MED han estat considerades com determinístiques, situació que no coincideix amb la realitat, i per tant limiten la seva aplicació pràctica. Totes les variables d'entrada presenten incertesa que han de ser considerades per analitzar la programació d'activitats usant la MED.

Aquesta tesi busca reduir aquesta bretxa de coneixement estudiant l'efecte de la incertesa en la programació d'activitats basat en la MED realitzant anàlisis d'incertesa i anàlisi de sensibilitat global (ASG). Específicament es plantegen els següents objectius: a) realitzar anàlisis d'incertesa utilitzant matemàtica d'interval (teoria gris); b) realitzar anàlisis d'incertesa utilitzant simulació de Monte Carlo; c) aplicar ASG per identificar activitats i variables significatives en la programació d'activitats; d) comparar els diferents mètodes d'ASG

com a mètodes per identificar activitats i variables significatives en la programació d'activitats; i e) desenvolupar una metodologia que permet identificar les activitats i variables crítiques o influents en aconseguir una durada de projecte desitjada.

L'anàlisi de sensibilitat va ser realitzat seguint els passos convencionals d'aquest tipus d'estudi. L'ASG es va realitzar utilitzant diagrames de dispersió, coeficients de correlació parcial, coeficients de correlació per rangs parcials, coeficients de regressió estandarditzats, coeficients de regressió per rang estandarditzats, mètode de Morris, mètode de Sobol' i mètode de Monte Carlo Filtering.

La principal conclusió és l'anàlisi d'incertesa i l'anàlisi de sensibilitat han de ser part integral de la programació d'activitats utilitzant la MED, aquestes tècniques subministren informació valuosa per a la direcció i gestió de projectes que pot ser utilitzada al costat d'altres informacions per a millorar la execució dels projectes. En particular en l'anàlisi de sensibilitat és possible destacar que la caracterització de la incertesa de les variables d'entrada és un component clau en l'anàlisi de sensibilitat en la durada del projecte. En relació a l'ASG podem destacar que els mètodes de coeficients de regressió estandarditzats, mètode de Morris i el mètode de Sobol' són els més adequats per a realitzar anàlisis de sensibilitat global. A més, l'aplicació de Montecarlo Filtering facilita la identificació de les variables crítiques i la seva regionalització aconseguix comprimir la durada del projecte incloent.

Abstract

Scheduling is of critical importance to project management. Traditional project scheduling methods, such as PERT and CPM do not treat interdependence of activities; thus, the dependency structure matrix (DSM) has become a common tool for programming activities in recent years.

The DSM has been useful for the analysis of systems with dependence among its components. In the context of scheduling, the DSM can be used to program activities, hence determining the project duration with and without communication times, as well as with and without overlapping of activities. However, the variables representing the DSM have usually been considered as deterministic, a situation that is not consistent with reality, thus limiting the effectiveness of the DSM. All input variables have uncertainties that are essential to the analysis the scheduling using the DSM.

This thesis applies uncertainty analysis and global sensitivity analysis (GSA) to DSM-based scheduling. Specifically, the following objectives are explored: a) conduct uncertainty analysis using mathematical intervals (gray theory); b) perform uncertainty analysis using Monte Carlo simulation; c) apply GSA to identify significant variables in project scheduling; d) compare the various methods of GSA for identifying significant activities project scheduling; e) develop a methodology to identify activities and variables that are critical or influential in achieving a desired duration of the project.

A conventional sensitivity analysis was conducted. The GSA was performed using scatter plots, partial correlation coefficients, rank partial correlation coefficients, standardized regression coefficients, rank standardized regression coefficients, Morris method, Sobol' method, and Monte Carlo Filtering method.

In conclusion, uncertainty and sensitivity analysis should be an integral part of the DSM –based scheduling. This extension provides valuable information for project management that can improve the implementation of projects. From sensitivity analysis in particular, it has been found that the characterization of uncertainty of input variables is a key component in the sensitivity analysis of project duration. With regard to GSA standardized regression coefficients, Morris and Sobol' methods are best suited for GSA. Monte Carlo Filtering provides further assistance in identifying the critical variables. Restricting these critical variables can be used to compress the project duration.

Índice

Agradecimientos	1
Resumen.....	7
Resum.....	9
Abstract	11
Índice	13
Lista de Tablas	17
Lista de Figuras	19
1. Introducción, justificación y objetivos.....	23
1.1 Introducción	23
1.2 Justificación de la tesis	32
1.3 Objetivos de la tesis.....	33
1.4 Organización de la tesis.....	34
2. Fundamentos y Antecedentes teóricos.....	37
2.1 Introducción a la dirección y gestión de proyectos.....	37
2.1.1 Conceptos de dirección y gestión de proyectos.....	37
2.1.2 Técnicas de redes para la planificación de proyectos	42
2.1.3 Planificación y programación de proyecto	46
2.1.4 Ajuste de la programación	48
2.2 Programación de proyectos usando la matriz de estructura dependiente	49
2.2.1 Matriz de estructura dependiente (MED)	49
2.2.2 Programación de proyectos sin tiempos de comunicación	51
2.2.3 Programación de proyectos con tiempos de comunicación	52
2.2.4 Programación de proyectos con solape	53
2.3 Ejemplo de programación de proyectos usando la MED	55
2.3.1 Duración convencional del proyecto con MED	56

2.3.2 Duración normal del proyecto con MED	60
2.3.3 Duración del proyecto con solape.....	63
3. Análisis de Incertidumbre en la duración de proyectos.....	67
3.1 Caracterización de la incertidumbre	67
3.2 Generación de muestras	72
3.3 Propagación de la muestra a través del modelo.....	73
3.4 Representación y evaluación de la incertidumbre en la duración de proyectos.....	74
4. Identificación de variables significativas usando análisis de sensibilidad global	81
4.1 Diagramas de dispersión	82
4.2 Coeficientes de correlación parcial	83
4.3 Coeficientes de regresión estandarizado	86
4.4 Método de Morris	88
4.5 Método de Sobol'	91
4.6 Discusión.....	94
5. Toma de decisiones en planificación usando Monte Carlo Filtering....	99
5.1 Descripción del método propuesto por Gálvez, Capuz-Rizo y Ordieres	100
5.2 Ejemplo de aplicación.....	104
5.3 Discusión.....	108
6. Estudio de Casos.....	111
6.1 Caso estudio 1. Análisis de sensibilidad	111
6.2 Caso estudio 2. Identificación de variables significativas.....	120
6.3 Caso estudio 3. Toma de decisiones usando análisis de sensibilidad global	125
6.4 Caso estudio 4. Proyecto de construcción de una carretera	134
7. Resúmenes de manuscritos.....	147

7.1 Estudio de la Incertidumbre en la Programación de Actividades usando la Matriz de Estructura Dependiente	147
7.2 Evaluation of Project Duration Uncertainty using the Dependency Structure Matrix and Monte Carlo Simulations	150
7.3 Analysis of Project Duration Uncertainty using Global Sensitivity Analysis.....	152
7.4 Assessment of global sensitivity analysis methods for project scheduling.....	152
7.5 Uncertainty and sensitivity analyses of project duration based on dependency information.....	153
7.6 Identification of Critical Scheduling Decisions Using Monte Carlo Filtering.....	155
8. Conclusiones y líneas futuras	159
8.1 Conclusiones.....	159
8.2 Líneas futuras	162
9. Referencias	165
10. Anexos. Publicaciones	176
Anexo A. Estudio de la Incertidumbre en la Programación de Actividades usando la Matriz de Estructura Dependiente	177
Anexo B. Analysis of Project Duration Uncertainty using Global Sensitivity Analysis,.....	194
Anexo C. Evaluation of Project Duration Uncertainty using the Dependency Structure Matrix and Monte Carlo Simulations	203

Lista de Tablas

Tabla 1.1. Ejemplos de aplicaciones y metodologías que consideran incertidumbre en la programación de actividades.	28
Tabla 1.2. Ejemplos de aplicación de la MED.	31
Tabla 2.1. Definiciones de proyecto	38
Tabla 2.2. Definiciones de dirección y gestión de proyecto	40
Tabla 2.3. Duración y dependencia de actividades para ejemplo	56
Tabla 4.1. Coeficientes de correlación parcial y coeficientes de correlación por rangos parcial (Modificado desde Gálvez y Capuz-Rizo, 2015).	86
Tabla 4.2. Coeficientes de regresión estandarizado y coeficientes de regresión por rangos estandarizados (Modificado desde Gálvez y Capuz-Rizo, 2015).	88
Tabla 5.1. Resultados de Monte Carlo Filtering y clasificación de variables para los escenarios 1 y 2 (Modificado desde Gálvez et al., 2015d)	106
Tabla 6.1 Actividades y relación de dependencia	112
Tabla 6.2 Lista de actividades y sus duraciones.	121
Tabla 6.3 Factores de solape para caso estudio 2	122
Tabla 6.4 Índices de CRE y Sobol'-Jansen para caso estudio 2	127
Tabla 6.5 Lista de actividades y sus duraciones para caso estudio 3.	128
Tabla 6.6 factores de solape para caso estudio 3	129
Tabla 6.7 Coeficientes de regresión estandarizados (CRE) para caso estudio 3	130
Tabla 6.8. Lista de actividades, funciones de distribución de la duración de actividades (días), y actividades predecesoras para el Proyecto de pavimentación (U representa distribución uniforme y D distribución discreta).	137
Tabla 6.9. Coeficientes de regresión estandarizados (CRE) para el Proyecto de construcción de carreteras.	139
Tabla 6.10. Resultados de Monte Carlo Filtering para proyecto de construcción de carretera, escenario 1.	141
Tabla 6.11. Resultados de Monte Carlo Filtering para proyecto de construcción de carretera, escenario 2.	146
Tabla 7.1. Ejemplos, métodos de análisis de incertidumbre y métodos de análisis de sensibilidad utilizados en los manuscritos de esta tesis.	148
Tabla 7.2. Intervalos en la duración de proyecto usando Montecarlo y aritmética de intervalos (Mod. desde Gálvez et al., 2015a)	151

Lista de Figuras

Figura 2.1. Procesos de dirección de proyectos y áreas de dirección y gestión de proyectos.	43
Figura 2.2. Comparación entre red AOA (PERT y CPM originales) y red AON.	45
Figura 2.3. Matriz de estructura dependiente	51
Figura 2.4. Programación de actividades de la MED de la Figura 1	51
Figura 2.5. Representación gráfica de las razones de solape.	54
Figura 2.6 Diagrama de red AON	56
Figura 2.7 MED para el ejemplo didáctico.	58
Figura 2.8. MED incluyendo ES, EF, LS, LF y S.	59
Figura 2.9 MED con tiempos de comunicación para el ejemplo didáctico.	61
Figura 2.10. MED incluyendo ES, EF, LS, LF y S con tiempos de comunicación.	62
Figura 2.11 MED con factores de solape <i>B</i> y <i>C</i> .	64
Figura 2.12. Ejemplo de cálculo de ES usando una MED con los dos factores de solape simultáneamente.	65
Figura 2.13. ES, LS, EF, LF y S en programación con solape	66
Figura 3.1 Representación de las teorías gris, difusa y de probabilidades	71
Figura 3.2. Histogramas y funciones de densidad para duración de proyecto convencional y con solape (Modificado desde Gálvez et al., 2015b).	75
Figura 3.3. Funciones acumuladas para la duración de Proyecto convencional (Modificado desde Gálvez et al., 2015b).	77
Figura 3.4. Diagrama de caja para inicio temprano y finalización temprana para duración de proyecto convencional (Modificado desde Gálvez et al., 2015b).	78
Figura 4.1. Ejemplo de diagramas de dispersión en programación de actividades usando MED (modificado desde Gálvez y Capuz-Rizo, 2015)	84
Figura 4.2. Ejemplo de diagramas de Morris para a) duración convencional de proyecto y b) duración de proyectos con solape (modificado desde Gálvez y Capuz-Rizo, 2015)	90
Figura 4.3. Ejemplo de diagramas de Sobol'-Jansen para a) duración convencional de proyecto y b) duración de proyectos con solape (modificado desde Gálvez y Capuz-Rizo, 2015).	93
Figura 4.4. Experimentos numéricos 1) sin control de incertidumbres,	97

2) con control de las diez variables menos significativas, 3) con control de las diez variables más significativas, para la planificación de un proyecto con cuarenta variables de entrada.

Figura 5.1. Estrategias para comprimir una programación de actividades (adaptado de Gálvez et al., 2015d)	101
Figura 5.2. Funciones de densidad acumulada de los conjuntos deseados y no deseados para la duración de las actividades A y B. La duración de la actividad A es crítica y la duración de la actividad B es no significativa.	103
Figura 5.3. Estudios de escenarios en la duración del proyecto usando Monte Carlo Filtering (Modificado de Gálvez et al., 2015d)	110
Figura 6.1. Matriz de estructura dependiente con duración de actividades B_{ii} . (Valores en la diagonal) y los factores de solape B_{ij} (valores fuera de la diagonal).	113
Figura 6.2 Histograma de duración del proyecto. a) Todas las variables de entrada con incertidumbre; b) Las primeras quince variables más significativas fijas en su valor m; c) Las primeras quince variables más significativas fijas en su valor l; d) Las últimas cincuenta variables menos significativas fijas en su valor m.	116
Figura 6.3 Diagramas de cajas para el comienzo más temprano y finalización más temprana para diferentes escenarios.	117
Figura 6.4 Índices de Sobol'-Jansen para las 20 variables más significativas.	118
Figura 6.5. Funciones de distribución acumuladas para simulaciones de Monte Carlo con: a) incertidumbre en todas las variables, b) variables no críticas del problema 1 fijas, c) variables críticas del problema 1 fijas, y d) variables críticas del problema 2 fijas.	133
Figura 6.6 Plano de construcción de carretera	134
Figura 6.7. Red de Actividades del proyecto de construcción de una carretera.	138
Figura 6.8. Funciones de distribución acumuladas para la duración del proyecto (x) cuando: a) todas las duraciones de las actividades tienen incertidumbre; b) las duraciones de las actividades críticas son fijadas en el valor medio del conjunto B en escenario 1; c) las duraciones de las actividades críticas son fijadas en el valor medio del	143

conjunto B en escenario2.

Figura 6.9. Regionalización en la duración de las actividades para
escenario 1 en proyecto de construcción de carretera. 144

Figura 7.1. Funciones de distribución acumuladas para a) todas las
variables con incertidumbre y b) variables críticas fijas en su
valor medio de la región deseada (Modificado de Gálvez et
al., 2015d). 157

1. Introducción, justificación y objetivos

1.1 Introducción

La dirección y gestión de proyectos es de gran importancia en muchas actividades industriales. Por ejemplo, en el desarrollo de nuevos productos las compañías en todas las industrias compiten por obtener mejores productos en el menor tiempo posible (Chen et al., 2003) y la calidad de la dirección y gestión de los proyectos puede impactar en el tiempo de entrega o en los costes de desarrollo o en las decisiones adoptadas. La planificación y programación de proyectos son así acciones claves, simples en su definición, pero difíciles en la práctica. Según la American Management Association la planificación de proyectos “consiste en determinar lo que se debe hacer, cómo se debe hacer, qué acción debe tomarse, quién es el responsable de ella y por qué” (Serpell y Alarcón, 2009), mientras que su programación es el proceso de determinar el orden secuencial de actividades, asignándoles su duración (y costos) y determinando su fecha de inicio y finalización. La dificultad nace de la necesidad de definir simultáneamente el presupuesto del proyecto, recursos necesarios y requerimientos de materiales y considerar restricciones financieras y tecnológicas entre otras. La planificación y programación es un sistema porque los proyectos no están constituidos por actividades aisladas, sino que presentan interacción e interdependencia entre ellas, a lo cual se suma que deben

Capítulo 1

enfrentar la incertidumbre que existe en la duración de las actividades, tiempos de comunicación y nivel de solape, razón por la cual su comportamiento es hoy en día sujeto de muchos estudios (Chtourou y Haouari, 2008).

La literatura sobre programación de proyectos se concentra en la generación de una programación de actividades que considera los recursos disponibles, las precedencias de actividades y que optimiza un objetivo de programación como la duración o costos del proyecto. Esta programación de actividades sirve como una línea base que cumple funciones como la asignación de recursos, la comunicación y coordinación con entidades externas en la cadena de suministro, y definición de las características de los subcontratos de la entrega de materiales y soporte de actividades (Herroelen y Leus, 2005). La mayoría de las investigaciones en programación de actividades asume que la información necesaria para la programación es conocida y determinística. Sin embargo, la información necesaria para definir la programación de proyecto presenta incertidumbre y durante la ejecución del proyecto las actividades están sujetas a incertidumbre que se traducen en que la planificación y programación del proyecto presenten interrupciones o cambios, o ambos. Esto se debe a que un proyecto incluye actividades interconectadas o entrelazadas por lo cual la incertidumbre en las actividades genera incertidumbre en toda la dirección y gestión del proyecto. Este hecho ha generado numerosos estudios de análisis de la incertidumbre en la planificación y programación de proyectos.

El análisis de la incertidumbre y el análisis de sensibilidad son partes esenciales de sistemas complejos (Helton et al., 2006). Estos conceptos, aunque relacionados y complementarios, tienen diferentes objetivos. El análisis de la incertidumbre se refiere al análisis de la incertidumbre en las variables de salida que resultan de la variabilidad en las variables de entrada, mientras que el análisis de sensibilidad se refiere a la identificación de las contribuciones de las incertidumbres de las variables de entrada a la incertidumbre en las variables de salida. Las incertidumbres las podemos clasificar como epistémicas y estocásticas. Las primeras se generan por falta de conocimiento sobre el valor de una variable que tiene un valor fijo bajo las condiciones de un análisis particular. Otras denominaciones para incertidumbre epistémica incluyen incertidumbre subjetiva, reducible y de tipo B. Por otra parte, la incertidumbre estocástica se debe a un comportamiento aleatorio inherente del sistema bajo estudio y también es denominada incertidumbre aleatoria, irreducible y tipo A (Helton et al., 2006).

La incertidumbre en el contexto de proyectos, según Perminova et al. (2008), es un evento o una situación, que no se espera que ocurra, independientemente de si hubiera sido posible considerarla de antemano. En otras palabras, la incertidumbre es cuando los hechos establecidos son cuestionados y por lo tanto la base para calcular los riesgos (eventos negativos conocidos) u oportunidades (eventos positivos conocidos) es también cuestionada. Las actividades de un proyecto presentan varios eventos o situaciones que presentan incertidumbre que se traducen en cambios en la programación de

Capítulo 1

actividades. Esos eventos incluyen duraciones de actividades que toman más o menos tiempo de lo inicialmente estimado, recursos no disponibles, materiales no disponible en el momento programado, problemas climáticos, entre otros. Como ha sido indicado por Hameri y Heikkilä (2002) sólo un 16% de los proyectos pudieron lograr sus objetivos en términos de tiempo, presupuesto y calidad. González et al. (2010) estudió la planificación en construcciones en Yucatan (México) y encontró que las empresas frecuentemente tienen problemas de atraso en la finalización de sus proyectos.

Según Herroelen y Leus (2005) se pueden identificar cuatro formas de enfrentar la incertidumbre en la programación de actividades: programación reactiva, programación estocástica, programación difusa y programación proactiva o robusta. La Tabla 1.1 muestra ejemplos de trabajos en la literatura representativos de estos procedimientos. La programación reactiva revisa la línea base de la programación de actividades si un evento no esperado ocurre, es decir los esfuerzos se centran en reparar o ajustar la línea base para enfrentar los eventos que afectan la programación. En programación estocástica la mayoría de los trabajos se centran en la programación de las actividades que minimice la duración esperada del proyecto sujeto a restricciones como precedencia con cero desfase entre finalización e inicio de actividades y recursos renovables pero considerando que la duración de las actividades son aleatorias. Estas metodologías presuponen que las funciones de distribución de los tiempos de duración son conocidas. En la programación difusa se considera que las distribuciones de probabilidad de las duraciones de

las actividades son desconocidas por falta de datos históricos. Entonces las duraciones de las actividades son representadas por números difusos en vez de variables estocásticas. Los resultados obtenidos es una programación difusa con tiempos difusos de inicio y finalización para las actividades y el proyecto. La programación proactiva busca realizar programaciones robustas o flexibles de forma que las incertidumbres no afecten la programación general del proyecto. La utilización de recursos y tiempos redundantes son ejemplos de estrategias para lograr programaciones robustas. Todos estos estudios están más relacionados con análisis de incertidumbre que con análisis de sensibilidad.

El análisis de sensibilidad no ha sido estudiado en profundidad en la programación de proyecto. Los estudios se centran en análisis de sensibilidad local para responder a preguntas como ¿Cuáles son los límites de cambio de una variable de modo que la solución obtenida se mantenga óptima?, o dado un cambio en una variable ¿Cuál es la nueva solución óptima?

Tabla 1.1. Ejemplos de aplicaciones y metodologías que consideran incertidumbre en la programación de actividades

Estrategia utilizada	Descripción	Referencia
programación reactiva	Se presenta una metodología multi-objetivo para programación de recursos en redes de distribución energética.	Sousa et al. (2015)
	Se presenta un marco de apoyo, dirigido a abordar el problema de programación reactiva basada en reparación.	Novas y Henning (2010)
programación estocástica	Se analiza el problema disyuntivo tiempo-costo que determina cuánto se debe reducir la duración de actividades para minimizar los costos.	Kang y Choi (2015)
	Se desarrolla un eficiente y eficaz algoritmo para la programación dinámica aproximada para problemas de programación estocástica con duración incierta.	Li y Womer (2015)
programación difusa	Se presenta un procedimiento que considera la incertidumbre en todos los pasos de modelado y es aplicado a programación de proyectos con recursos limitados y con nivelación de recursos.	Masmoudi y Haït (2013)
	Se presenta un procedimiento para programación de proyectos que minimiza el riesgo en el desarrollo de productos.	Wang (2002)
programación proactiva o robusta	Se presenta un estudio sobre las desviaciones que se encuentran en proyectos de plantas de energía, sus efectos y las soluciones claves para la planificación y dirección de estos proyectos.	Alsakini et al. (2004)
	Se presentan varios algoritmos para la programación de proyectos con horarios proactivas para hacer frente a múltiples interrupciones durante la ejecución del proyecto.	Van de Vonder et al. (2008)

La matriz de estructura dependiente (MED)¹, introducida por Steward (1965), ha demostrado ser una herramienta potente para gestionar proyectos complejos porque con ella se puede representar adecuadamente la interrelación y dependencia entre las diferentes actividades que conforman un proyecto. La MED ha sido aplicada ampliamente incluyendo desarrollo de productos, planificación de proyectos, ingeniería de sistemas y diseño organizacional (Browning, 2001). Por ejemplo, Browning (1998) usó la MED para calcular el camino crítico usando la duración de las actividades como elementos de la matriz. La Tabla 1.2 muestra ejemplos de aplicación de la MED en dirección y gestión de proyectos, desarrollo de productos, diseño de productos, y desarrollo de software. Según la página web de la comunidad MED, www.dsmweb.org², la MED es una herramienta simple para realizar análisis y gestión de sistemas complejos. Permite al usuario modelar, visualizar y analizar las dependencias entre las entidades de cualquier sistema y obtener sugerencias para la mejora o la síntesis de un sistema. Tal sistema puede ser por ejemplo la arquitectura de un producto o un proceso de diseño de ingeniería; también, por ejemplo, la organización de una empresa o de un mercado puede tomar forma como un sistema complejo y, a menudo merecer una mirada más cercana en su estructura. Como una herramienta para el análisis de sistemas, la MED ofrece una

¹ En inglés se denomina dependency structure matrix (DSM), también conocida como design structure matrix, dependency source matrix, dependency structure method.

² Esta página web presenta amplia documentación, tutoriales, usos industriales de la MED, software y herramientas, y eventos sobre MED.

Capítulo 1

representación compacta y clara de un sistema complejo y un método para capturar las interacciones / interdependencias / interfaces entre los elementos del sistema (es decir, los subsistemas y módulos). Como herramienta de gestión, la MED se aplica con frecuencia en la gestión de proyectos, y proporciona una representación del proyecto que permite la retroalimentación y las dependencias cíclicas de actividades. Esto es extremadamente importante ya que la mayoría de las aplicaciones de ingeniería exhiben esta propiedad cíclica. Como tal, esta representación a menudo resulta en un programa de ejecución mejorado y más realista para las actividades de diseño correspondientes.

Considerando estos atributos, Maheswari y Varghese (2005) introdujeron el uso de la MED para realizar programación de actividades y determinar la duración de proyectos. Ellos consideraron aspectos importantes de la interrelación y dependencia de actividades como son los tiempos de comunicación y los niveles de superposición entre las actividades. Sin embargo, sus trabajos asumen la hipótesis que las duraciones de las actividades, los tiempos de comunicación y los niveles de superposición presentan una naturaleza determinística, no considerando las incertidumbres que esas variables presentan en la práctica (Lee, 2005).

Tabla 1.2. Ejemplos de aplicación de la MED.

Campo de Aplicación	Descripción	Referencia
Gestión en ingeniería de diseño	Se presenta un procedimiento para modelar, analizar y administrar las interacciones presentes en el proceso de diseño	Yassine et al. (1999)
Programación de actividades	Se presenta un marco de referencia para el desarrollo de nuevos productos	Chen et al. (2003)
Desarrollo de productos	La MED es utilizada para analizar y representar la dependencia entre atributos de innovación.	Bilalis et al. (2004)
Ingeniería de sistemas	La MED es utilizada para describir la arquitectura de productos	Sharman y Yassine (2004)
Programación de actividades	Se introduce los tiempos de comunicación y factores de solape.	Maheswari y Varghese (2005)
Diseño de edificios	Se introduce la MED paramétrica como una herramienta para modelación y análisis de sistemas.	Pektaş y Pultar (2006)
Diseño de Productos	La MED es utilizada para capturar y administrar conocimiento.	Tang et al. (2010)
Programación de actividades	La teoría de lógica difusa es utilizada para representar la incertidumbre.	Shi y Blomquist (2012)
Programación de actividades	Se presenta un algoritmo para programar actividades en el mejor tiempo posible usando solape	Srouf et al. (2013)
Programación de actividades	La estrategia óptima de solape se realiza utilizando la matriz estratégica de solape y algoritmo genético.	Hossain y Chua (2014)
Diseño y organización	Se utiliza MED para representar arquitecturas complejas.	Sosa et al. (2004)

Tabla 1.2. Ejemplos de aplicación de la MED (continuación).

Campo de Aplicación	Descripción	Referencia
Desarrollo de software	Se propone una MED enriquecida (e-MED), que ofrece pequeñas-múltiples vistas y micro-macro-lecturas, añadiendo más información en cada celda de la matriz.	Laval y Ducasse (2014)
Programación de actividades	Se propone un modelo con MED de dos y tres actividades para alcanzar duración mínima de un proyecto.	Ummer et al. (2014)
Diseño y desarrollo de productos	La MED es usada para representar relaciones entre tareas en equipos de trabajo multidisciplinarios	Chen y Lin (2003)
Desarrollo de proyectos	Se presenta un método que se basa en la MED para optimizar la estructura de desglose del trabajo en proyectos de la construcción naval.	Ren et al. (2015)

1.2 Justificación de la tesis

La programación de actividades usando la MED ha tenido avances, pero no los suficientes como para integrarse como una herramienta complementaria a la dirección y gestión de proyectos usando MED. Los avances se pueden resumir en el desarrollo de algoritmos que permiten determinar la duración de proyectos incluyendo la interdependencia entre las actividades, la incorporación de los tiempos de comunicación y la posibilidad de considerar solape entre actividades. La incertidumbre existente en la duración de cada actividad, los tiempos de comunicación y los niveles de solape debe

ser considerada en la programación de actividades usando la MED para lograr su aplicación a casos reales. La aplicación del análisis de incertidumbre y el análisis de sensibilidad a la programación usando MED permitirá incorporar la incertidumbre y comprender el comportamiento de estos sistemas. Adicionalmente, la aplicación del análisis de sensibilidad permitirá conocer los aportes que esta herramienta en la dirección y gestión de proyectos con y sin MED.

1.3 Objetivos de la tesis

El objetivo general de esta tesis es estudiar el efecto de la incertidumbre en la programación de actividades basado en la MED realizando análisis de incertidumbre y análisis de sensibilidad global.

Los objetivos específicos son:

- Realizar análisis de incertidumbre usando aritmética de intervalos (teoría gris).
- Realizar análisis de incertidumbre usando simulación de Monte Carlo.
- Aplicar análisis de sensibilidad global para identificar actividades y variables significativas en la programación de actividades.
- Comparar los diferentes métodos de análisis de sensibilidad global como métodos para identificar actividades y variables significativas en la programación de actividades.

Capítulo 1

- Desarrollar una metodología que permita identificar las actividades y variables críticas o influyentes en lograr una duración de proyecto deseada.

1.4 Organización de la tesis

El documento es organizado en ocho capítulos. Inicialmente, la introducción entrega una visión general del problema, justifica la tesis y define los objetivos. Luego los fundamentos teóricos y antecedentes de la tesis se presentan en el capítulo dos. Primeramente, se presentan antecedentes generales de la dirección y gestión de proyectos como las técnicas de redes para la planificación de proyectos, para luego introducir la programación de actividades usando la matriz de estructura dependiente, con un énfasis en los modelos que permiten determinar la duración de proyecto. Los capítulos tres y cuatro describen el análisis de incertidumbre y análisis de sensibilidad respectivamente, en el contexto de la programación de actividades. El capítulo cuatro revisa técnicas como coeficientes de regresión estandarizados, el método de Morris y el método de Sobol' para detectar variables significativas en la incertidumbre de la duración de proyecto. El capítulo cinco muestra como Monte Carlo Filtering puede ser utilizado para identificar variables que son críticas en un comportamiento deseado (o no deseado) de la duración del proyecto. En el capítulo seis se presentan varios casos de estudio que muestran la aplicabilidad del análisis de

incertidumbre y análisis de sensibilidad a la programación de actividades. Todas las publicaciones que son parte de esta tesis son resumidas en el capítulo siete. Al finalizar el manuscrito las conclusiones de esta tesis y el trabajo futuro se describen en capítulo ocho. Referencias y anexos con las publicaciones finalizan esta tesis.

Capítulo 1

2. Fundamentos y Antecedentes teóricos

2.1 Introducción a la dirección y gestión de proyectos

2.1.1 Conceptos de dirección y gestión de proyectos

En el ámbito de la dirección y gestión de proyectos, podemos entender por proyecto a un conjunto planificado de actividades interrelacionadas, que se ejecutará considerando un tiempo limitado y dentro de ciertos costes y otras limitaciones, con el objetivo de resolver un problema o transformar la realidad, y que presenta al menos dos características diferenciadoras de otras operaciones: la temporalidad y la unicidad (Capuz-Rizo, 2015). Desde el punto de vista de la temporalidad todo proyecto debe tener definido una fecha de inicio y de finalización, razón por la cual la gestión de proyectos le asigna especial importancia a las fases de iniciación y conclusión de un proyecto. Desde el punto de vista de la unicidad todo proyecto debe presentar características que las diferencien de otros productos o servicios similares. Existen varias definiciones de proyecto, algunas de las cuales se pueden observar en la Tabla 2.1.

Tabla 2.1. Definiciones de proyecto

Definición	Referencia
Proyecto es una combinación de recursos humanos y materiales, reunidos temporalmente en una organización, para conseguir un propósito determinado	Cleland y King (1975)
Proyecto es un esfuerzo temporal que se lleva a cabo para crear un producto, servicio o resultado único	PMI (2008)
Un proyecto es una operación limitada en tiempo y coste para materializar un conjunto de entregables definidos (el alcance para cumplir los objetivos del proyecto) de acuerdo con unos requisitos y estándares de calidad	IPMA (2006)
Un proyecto es un conjunto único de procesos que consta de actividades coordinadas y controladas, con fechas de inicio y fin, que se llevan a cabo para lograr los objetivos del proyecto. El logro de los objetivos del proyecto requiere la provisión de entregables que satisfagan requisitos específicos. Además un proyecto puede estar sometido a múltiples restricciones.	UNE-ISO (2013)

Project management ha sido traducida al español utilizando expresiones como administración de proyectos, gestión de proyectos y dirección de proyectos porque no existe en castellano una palabra que represente completamente el significado de management. Según Capuz-Rizo (2015) una buena alternativa es la utilización conjunta de dirección y gestión de proyectos. Al igual que en el caso de proyecto, se dispone de diferentes definiciones de dirección y gestión de proyectos, algunos de los cuales se indican en la Tabla 2.2. De estas definiciones, la entregada por la norma ISO 21.500 del 2012 parece la

más completa. La definición se inicia con “la dirección y gestión de proyectos es la aplicación de métodos, herramientas, técnicas y competencias a un proyecto.” Aquí se destaca el nivel jerárquico de quien realiza la función de llevar el proyecto hacia un término, de guiar y encaminar las operaciones a un fin, regir y conducir. Luego continua, “la dirección y gestión de proyectos incluye la integración de las diversas fases del ciclo de vida del proyecto. La gestión de proyectos se lleva a cabo mediante procesos. Los procesos seleccionados para realizar un proyecto deberían enfocarse desde un punto de vista sistémico. Cada fase del ciclo de vida del proyecto debería tener entregables específicos. Estos entregables deberían ser revisados regularmente durante el proyecto para cumplir con los requisitos del patrocinador, de los clientes y otras partes interesadas.” El ciclo de vida está constituida por cada una de las fases en que se divide un proyecto con una clara definición de su inicio y término. La dirección y gestión del proyecto tiene así el desafío de considerar a cada una de las fases y a la totalidad del proyecto simultáneamente, logrando que las fases se totalicen en un proyecto.

Tabla 2.2. Definiciones de dirección y gestión de proyecto

Definición	Referencia
<p>Es la aplicación de conocimientos, habilidades, herramientas y técnicas a las actividades de un proyecto para satisfacer los requisitos del proyecto. La dirección de proyectos se logra mediante la aplicación e integración de los procesos de dirección de proyectos de inicio, planificación, ejecución, seguimiento y control, y cierre. El director del proyecto es la persona responsable de alcanzar los objetivos del proyecto.</p>	PMI (2004)
<p>Project management consiste en la planificación, organización, seguimiento y control de todos los aspectos de un proyecto, así como la motivación de todos aquéllos implicados en el mismo, para alcanzar los objetivos del proyecto de una forma segura, y satisfaciendo las especificaciones definidas de plazo, coste y prestaciones (desempeño). Ello también incluye el conjunto de tareas de liderazgo, organización y dirección técnica del proyecto, necesarias para su correcto desarrollo.</p>	IPMA (2006).
<p>La dirección y gestión de proyectos es la aplicación de métodos, herramientas, técnicas y competencias a un proyecto. La dirección y gestión de proyectos incluye la integración de las diversas fases del ciclo de vida del proyecto. La gestión de proyectos se lleva a cabo mediante procesos. Los procesos seleccionados para realizar un proyecto deberían enfocarse desde un punto de vista sistémico. Cada fase del ciclo de vida del proyecto debería tener entregables específicos. Estos entregables deberían ser revisados regularmente durante el proyecto para cumplir con los requisitos del patrocinador, de los clientes y otras partes interesadas.</p>	UNE-ISO (2013)

La Norma ISO 21.500 establece las funciones y aspectos que cubre la dirección y gestión de proyectos para dirigir los procesos de dirección de proyectos (Figura 2.1): integración del proyecto, partes interesadas, definición y alcance del proyecto, recursos, plazos del proyecto, costes del proyecto, calidad del proyecto, riesgos del proyecto, adquisiciones – suministros y contratos del proyecto, información y comunicaciones en el proyecto. De estas diez grandes áreas es pertinente comentar alguna de ellas. La integración del proyecto estudia las necesidades de coordinación entre los diferentes elementos del proyecto, para lo cual es fundamental la planificación, el seguimiento de su desarrollo, y el control de los cambios a lo largo del diseño, planificación y ejecución del proyecto. Las partes interesadas están constituidas por individuos, grupos u organizaciones, los cuales influyen, se involucran o se ven afectadas por el proyecto. Razón por la cual éstas deben ser gestionadas para el buen desarrollo del proyecto. Tratar que el proyecto termine en el plazo establecido es el objetivo del área plazos del proyecto. Para ello es necesario la definición de las actividades, su ordenación, la estimación de la duración de las actividades, el desarrollo de las mismas y el control del cumplimiento del programa del proyecto. Riesgo del proyecto tiene como objetivo identificar los factores de riesgo del proyecto, analizar sus posibles repercusiones, y preparar la respuesta ante los mismos. El área de información y comunicaciones en el proyecto tiene como objetivo facilitar la adecuada generación, recepción, difusión, almacenamiento y archivo último de la información del proyecto.

2.1.2 Técnicas de redes para la planificación de proyectos

Según Hameri y Heikkilä (2002) de todas las medidas de éxito de un proyecto, la medida más importante es tiempo, opinión que también ha sido compartida por varios investigadores (Ock y Han, 2010). El diagrama de Gantt es la técnica más conocida de programación de tiempos de un proyecto producto de su simplicidad, fácil implementación y uso intuitivo; pero que presenta deficiencias (no incorpora relación entre actividades y presenta una imagen estática del proyecto) que hacen que su uso sea limitado, especialmente en proyectos complejos y largos. En cambio, el uso de diagramas de red, como lo son el método del camino crítico (CPM, Critical Path Method) y la técnica de evaluación y revisión de proyectos (PERT, Program Evaluation and Review Technique), son adecuados para proyectos complejos porque correlacionan las actividades con sus predecesoras y sucesoras. Estas técnicas, basadas en teoría de grafos, son flexibles y manejables cuando están implementadas en algún sistema informático (Aragonés et al., 1994). Otras técnicas más sofisticadas incluyen modelos de optimización (Węglarz et al., 2011) y métodos basados en heurísticos y algoritmos (Liang, 2009).

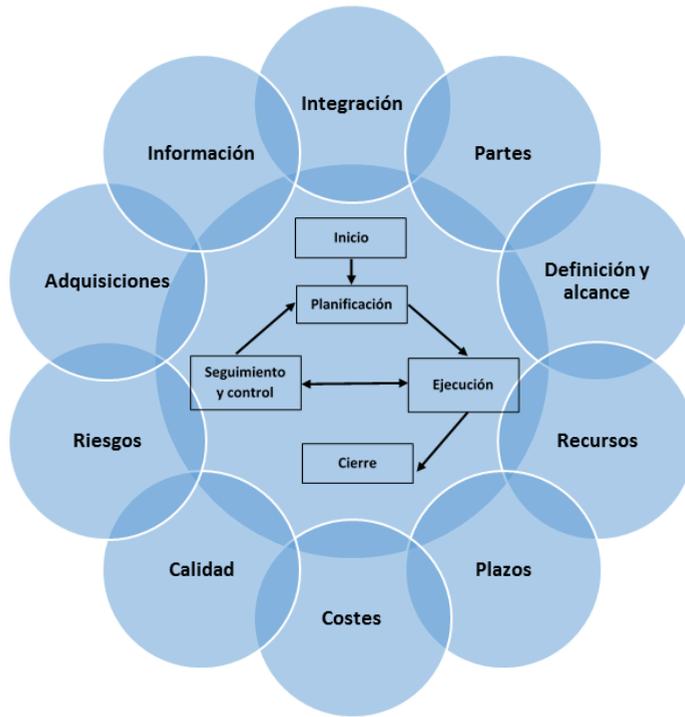


Figura 2.1. Procesos de dirección de proyectos y áreas de dirección y gestión de proyectos.

El desarrollo de CPM y PERT son casi simultáneas, en 1957 las empresas Remington Rand Corporation y la Dupont desarrollaron el CPM para mejorar los procesos de dirección de proyectos de construcción de plantas químicas, mientras que en 1958 la oficina de proyectos especiales de la Marina de Estados Unidos promovió el desarrollo del PERT para reducir coste y plazo en un proyecto de desarrollo de un misil equipado con cabeza nuclear (POLARIS). Las dos metodologías son similares en cuanto al uso de grafos, procedimiento operativo y por los resultados proporcionados, sin

Capítulo 2

embargo presentan diferencias importantes, siendo talvez su mayor diferencia que el PERT es probabilístico y el CPM es determinístico. Ambas técnicas permiten obtener: 1) la duración mínima del desarrollo de un proyecto usando la duración de las actividades que componen en proyecto y de las relaciones de dependencia entre ellas, 2) la secuencia de actividades cuyo retraso provoca el retraso del proyecto (camino o ruta crítica), y 3) las holguras de cada actividad o tiempo que puede prolongarse una actividad sin por ello retrasar la duración del proyecto.

Originalmente el PERT y el CPM utilizaban un grafo con las actividades representadas en los arcos (AOA, activities on arc) que facilita su comparación con el diagrama Gantt, de modo que los nodos representaban sucesos iniciales y finales. Actualmente la representación más habitual es simbolizar las actividades en los nodos (AON, activities on node) usando los arcos como elemento para establecer las relaciones entre la actividades. Ejemplos de estas representaciones se muestran en la Figura 2.2.

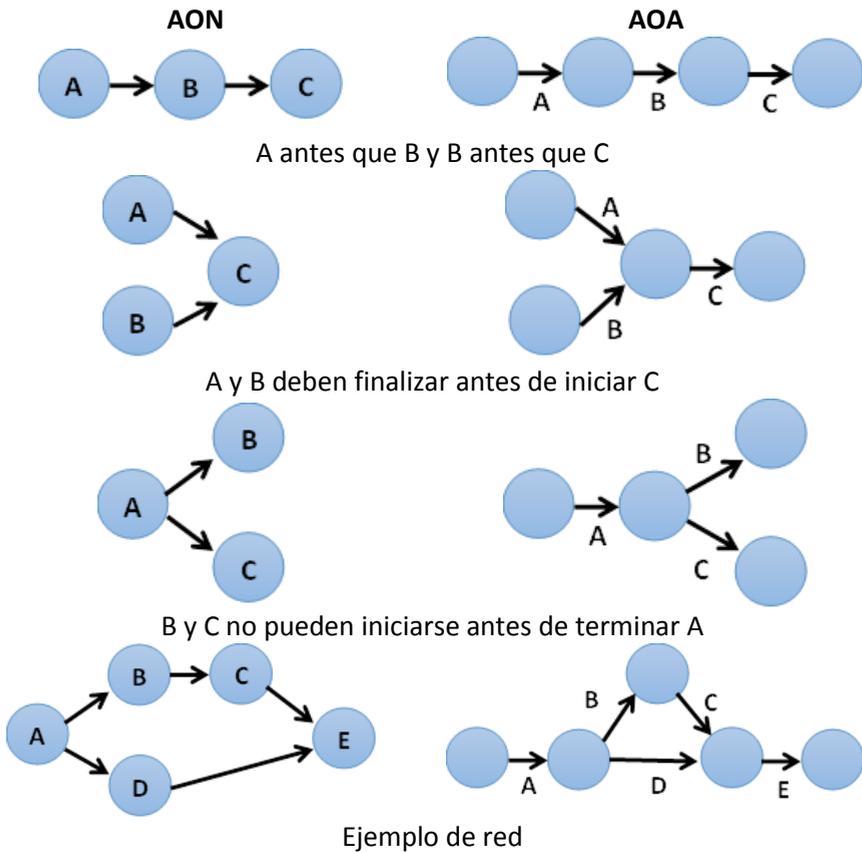


Figura 2.2. Comparación entre red AOA (PERT y CPM originales) y red AON.

Las principales resultados que se obtienen tras la aplicación del método PERT son el conjunto de tareas denominado ruta crítica, le fecha de inicio más tardío admisible para cada actividad y la holgura o margen disponible para cada actividad o suceso. Originalmente, el PERT utilizaba tres estimaciones para la duración de las actividades: estimación más probable o realista, estimación optimista o tiempo posible si todo funcionara bien, y estimación pesimista o tiempo

Capítulo 2

posible si todo fuera mal. El tiempo PERT de ejecución de la actividad se determina sumando la estimación optimista, más cuatro veces la estimación más probable, más la estimación pesimista, dividiendo la suma anterior entre seis (Ordieres, 1999). Con estas informaciones el PERT estima el valor esperado y la varianza de la duración del proyecto basado en las siguientes suposiciones: 1) las actividades del proyecto pueden considerarse como variables aleatorias independientes, 2) que las variaciones en la duración de las actividades no modificarán la ruta crítica determinada por el grafo PERT, y 3) el número de actividades es suficiente para aplicar el teorema central del límite, es decir que la duración mínima del proyecto seguirá una distribución de probabilidad normal. Otro elemento, importante para el estudio de esta tesis, es que el método PERT no permite el solape de actividades sucesivas.

El CPM, en cambio, supone la duración de las actividades fija, pero para un determinado nivel de uso de recursos, estableciendo una correlación lineal entre el tiempo y el coste de realización de una actividad.

2.1.3 Planificación y programación de proyecto

El proceso de planificación de un proyecto consta de seis operaciones: especificar sus objetivos, estructurar el proyecto en actividades y tareas, establecer la secuencia (prioridades y dependencia) entre tareas, estimar la duración de las tareas, definir los recursos disponibles, y definir el presupuesto admisible (Gomez-

Senet et al., 1994). Estas operaciones permiten una educada realización del proyecto, planificando las actividades comprometidas, ordenándolas y definiendo sus relaciones de dependencia y de prioridad así como su distribución en el tiempo. Una vez establecidos los alcances del proyecto, las fases del proyecto se descomponen en actividades y tareas, las cuales deben tener criterios claros de inicio y término. Las precedencias y dependencias entre tareas usualmente son de tipo fin-inicio, es decir una tarea no puede empezar hasta que ha acabado la precedente, o de tipo comienzo-comienzo (fin-fin) en donde una tarea no puede empezar (terminar) hasta que empiece (termine) otra tarea. La duración de la tarea es la estimación del tiempo necesario para completarla. Para estimar este tiempo se asume la siguiente hipótesis. Se dispone de los recursos que de forma normal serían necesarios para desarrollar la actividad, ya sean medios materiales y humanos, disponibles en la organización que desarrolla el proyecto. La asignación de recursos presenta dos problemas fundamentales: la sobreasignación y procurar el equilibrio de cargas de trabajo. El primer problema se origina porque la forma más directa de reducir la duración de un proyecto es desarrollar en paralelo el máximo de tareas posibles, sin embargo, si estas tareas comparten el mismo tipo de recurso, se puede superar la disponibilidad prevista. El segundo problema se origina porque se necesita una cantidad de recursos variables en el tiempo, y con el objetivo de realizar el proyecto en el mínimo tiempo se requiere de recursos iguales o mayores a la máxima necesidad de recursos, situación que es inaceptable. El coste directo del proyecto se

Capítulo 2

construye por la agregación de los costes de las tareas, los cuales están compuestos por coste de recursos humanos, coste de materiales y coste de equipamiento. Los costes indirectos están constituidos por los gastos financieros y los administrativos. El presupuesto está formado por los costes directos e indirectos.

La planificación detallada del proyecto, esto es la programación de tiempos (utilizando por ejemplo usando Gantt, PERT o CMP para establecer las fechas de inicio y fin para cada tarea), programación de recursos y análisis de costes constituye el programa del proyecto.

2.1.4 Ajuste de la programación

La programación se debe de verificar para comprobar si los objetivos del proyecto (plazo y presupuesto previsto) están dentro de lo esperado. Si estos no se encuentran dentro de lo deseado, las acciones usualmente consisten en ajustar el tiempo de las tareas, o ajustar el tiempo del proyecto, o ajustar la asignación de recursos, o combinaciones de los anteriores. Para ajustar el tiempo de una tarea se asignan recursos con mayor rendimiento o eficiencia (Zamani, 2013), o se asignan mayor número de recursos, o se hace que el recurso dedique mayor tiempo a la tarea (prolongación de la jornada). Para reducir el tiempo del proyecto se estudia la ruta crítica, ya sea para modificarla o intervenirla, por ejemplo aumentando la concurrencia del desarrollo de tareas. Finalmente, la asignación de recursos dice relación con la sobre asignación de recursos y de desequilibrio de las cargas de trabajo. Claramente,

estas acciones dependen del tipo de recursos, de la flexibilidad de los contratos, de la legislación laboral, del tipo y tamaño de la empresa y de los costes de cada una de las soluciones.

2.2 Programación de proyectos usando la matriz de estructura dependiente

2.2.1 Matriz de estructura dependiente (MED)

La MED presenta la relación entre los componentes de un sistema en un formato que facilita el análisis visual y los cálculos matemáticos. La MED es una matriz cuadrada donde cada fila y columna representa un componente de un sistema. Los elementos fuera de la diagonal indican la dependencia de un elemento con respecto a otros componentes. La lectura por columna se puede interpretar como “información enviada a”, mientras que la lectura por filas como “información recibida de”. En otras palabras, la lectura por columna indican los elementos que dependen del elemento representado por la columna, y la lectura por filas indican los elementos del cual depende el elemento representado por la fila (Browning, 2001). Por ejemplo, la Figura 2.3 muestra una MED de un sistema con cinco elementos (A, B, C, D y E), en donde el elementos A envía información a los elementos B y C, y en donde el elemento E depende o recibe información de los elementos C y D. Desde el punto de vista de programación de actividades, cada fila o columna de la

Capítulo 2

matriz corresponde a una actividad y los valores en la diagonal representan la duración de las actividades. Se pueden identificar tres tipos de configuraciones: actividades paralelas, actividades secuenciales y actividades acopladas. Cuando las actividades son paralelas, ellas no interactúan como es el caso de las actividades B y C. Por otra parte si son secuenciales, una actividad influye en el comportamiento o decisiones de otra actividad como es el caso de la actividad A que influye en la actividad B. Cuando las actividades están acopladas, el flujo de información es en ambas direcciones entre las actividades, es decir una actividad influye sobre otra y viceversa. Esto se observa por marcas sobre la diagonal en la MED, aunque no mostradas en la Figura 2.3, la MED también puede representar actividades acopladas. La Figura 2.4 muestra la secuencia de las actividades y la duración del proyecto basado en la MED de la Figura 2.3. En lo siguiente se asume que la MED se encuentra particionada, es decir sólo marcas bajo la diagonal. Si un grupo de actividades no se pueden particionar (actividades acopladas), ese grupo de actividades se debe considerar como una sola actividad. La versión actual de la MED sólo permite precedencias y dependencias entre tareas del tipo fin-inicio, es decir una tarea no puede empezar hasta que ha acabado la precedente.

	A	B	C	D	E
A	2				
B	X	4			
C	X		5		
D		X		5	
E			X	X	3

Figura 2.3. Matriz de estructura dependiente

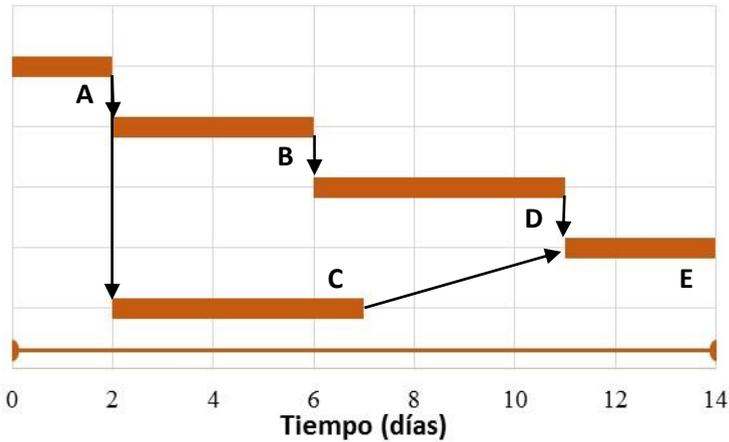


Figura 2.4. Programación de actividades de la MED de la Figura 2.3 utilizando una representación Gantt.

2.2.2 Programación de proyectos sin tiempos de comunicación

La duración de proyecto considerando sólo el tiempo requerido para realizar las actividades, duración convencional, puede ser determinado usando la MED usando las ecuaciones 1 a 3.

$$(EF)_i = (ES)_i + A_{ii} \quad 0 < i \leq n \quad (1)$$

Capítulo 2

$$(ES)_j = \text{Max}[(EF)_i] \quad 0 < i \leq n, 0 < j \leq n \quad (2)$$

$$P = \text{Max}[(EF)_j] \quad 0 < j \leq n \quad (3)$$

Donde P es la duración convencional del proyecto, A_{ii} son los valores de la diagonal de la MED que incluye la duración de cada actividad. El número de actividades es representado por n , i representa a todas las actividades previas a la actividad j , y j es la actividad actualmente seleccionada desde la MED. $(ES)_i$ y $(EF)_j$ representan el comienzo más temprano (Early Start) y la finalización más temprana (Early Finish).

2.2.3 Programación de proyectos con tiempos de comunicación

La duración normal de un proyecto, según lo indicado por Maheswari y Varghese (2005) es el tiempo necesario para la ejecución del proyecto incluyendo los tiempos de duración de las actividades y los tiempos necesarios para la comunicación entre las actividades. El tiempo de comunicación corresponde al tiempo necesario en reuniones, al tiempo utilizado en enviar y recibir mensajes, entre otras tareas. La duración normal del proyecto se puede estimar utilizando las formulas 4 a la 6.

$$(EF)_i = (ES)_i + A_{ii} \quad 0 < i \leq n \quad (4)$$

$$(ES)_j = \text{Max}[(EF)_i + A_{ji}] \quad 0 < i \leq n, 0 < j \leq n \quad (5)$$

$$P = \text{Max}[(EF)_j] \quad 0 < j \leq n \quad (6)$$

Donde A_{ji} son los valores de la MED fuera de la diagonal y que representan los tiempos de comunicación. El significado de los otros parámetros en las ecuaciones 4 a 6 son los mismos que en las ecuaciones 1 a 3.

2.2.4 Programación de proyectos con solape

Cuando una actividad depende de otra ella puede programarse con o sin solape. La programación sin solape entre actividades es de interés porque significan programaciones con mínimo riesgo. La programación con solape entre actividades es de interés porque permite reducir la duración de proyectos (Kirshnan et al., 1997). Cuando existe solape o solapamiento se asume que la actividad aguas abajo puede iniciarse antes de recibir información de la actividad aguas arriba y que esta actividad puede enviar información antes que su finalización (Wang y Lin, 2009). Maheswari y Varghese (2005) introdujeron dos índices de solape para representar el solapamiento natural entre actividades usando la MED. El primero es definido como la razón entre el tiempo necesario para enviar información y el tiempo de duración de la actividad aguas arriba. El

Capítulo 2

segundo se define como la razón entre el tiempo necesario para recibir información y el tiempo de duración de la actividad aguas abajo. Estos índices están representadas por las razones p_1/p_2 y s_1/s_2 en la Figura 2.5. Para determinar la duración del proyecto con solape, las siguientes ecuaciones se pueden utilizar:

$$(ES)_j = \text{Max}[(ES)_i + (B_{ji} \times B_{ii}) - (C_{ji} \times C_{jj})] \quad 0 < i \leq n, 0 < j \leq n \quad (7)$$

$$(EF)_j = (ES)_j + B_{jj} \quad 0 < j \leq n \quad (8)$$

$$P = \text{Max}[(EF)_j] \quad 0 < j \leq n \quad (9)$$

Donde B_{ji} y C_{ji} son las matrices que contiene los valores de las razones p_1/p_2 y s_1/s_2 entre las actividades j e i . Los valores de la diagonal de las matrices, B_{ii} y C_{ii} , corresponden a la duración de la actividad i . El significado de los otros parámetros son los mismos antes indicados.

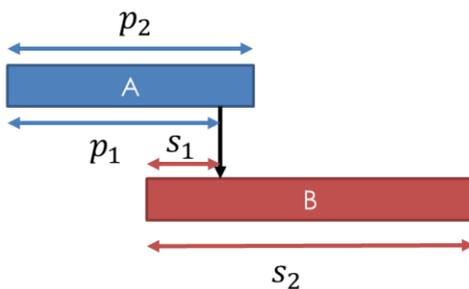


Figura 2.5. Representación gráfica de las razones de solape.

2.3 Ejemplo de programación de proyectos usando la MED

Esta sección tiene como objetivo ejemplificar, de modo didáctico, el uso de la MED como herramienta para la programación de actividades. A pesar que la MED ha sido utilizada para la programación de actividades por otros autores, aquí se entregan varias ecuaciones y procedimientos que no han sido publicados. Por ejemplo las determinaciones de los inicios y finalizaciones más tardías, así como el cálculo de las holguras e identificación de las actividades críticas. Además, se proponen MED modificadas para hacer más didáctico la aplicación de la MED a programación de proyectos, especialmente para cálculos a mano o con el uso de planillas electrónicas.

Consideremos un ejemplo de siete actividades, cuyas duraciones y dependencias se entregan en la Tabla 2.3. La programación de actividades usando AON se entrega en la Figura 2.6, el camino crítico se muestra con líneas de color rojo. Todas las actividades, con la excepción de la actividad C, son críticas, y la holgura de la actividad C es de 0,5 días.

También se muestran en la Figura 2.6 el comienzo más temprano (ES, Early Start), la finalización más temprana (EF, Early Finish), el comienzo más tardío (LS, Late Start) y la finalización más tardía (LF, Late Finish) para cada actividad. Sólo la actividad C tiene una holgura de 0,5 días.

Capítulo 2

Tabla 2.3 Duración y dependencia de actividades para ejemplo

Actividad	Dependencia	Duración (días)
A	-	2
B	A	4
C	A	3,5
D	B, C	5
E	B	5
F	E	3

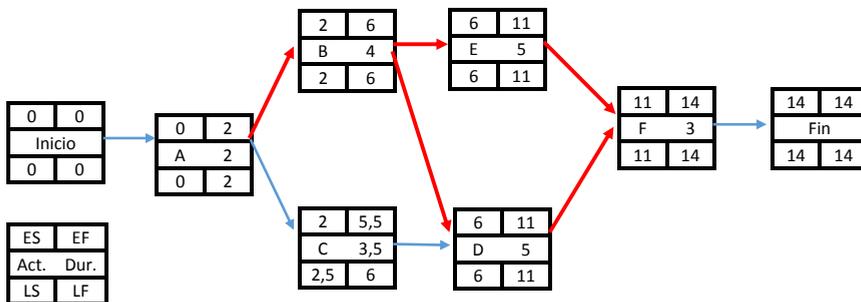


Figura 2.6 Diagrama de red AON

2.3.1 Duración convencional del proyecto con MED

Primero debemos construir la MED basado en la información disponible en la Tabla 2.3. La matriz se muestra en la Figura 2.7. Para determinar ES, EF, LS, LF y duración del proyecto debemos usar las siguientes ecuaciones:

$$(EF)_i = (ES)_i + A_{ii} \quad 0 < i \leq n \quad (1)$$

$$(ES)_j = \text{Max}[(EF)_i] \quad 0 < i \leq n, 0 < j \leq n \quad (2)$$

$$P = \text{Max}[(EF)_j] \quad 0 < j \leq n \quad (3)$$

$$(LS)_i = (LF)_i - A_{ii} \quad 0 < i \leq n \quad (10)$$

$$(LF)_i = \text{Min}[(LS)_j] \quad 0 < i \leq n, 0 < j \leq n \quad (11)$$

$$S_i = LS_i - ES_i \quad 0 < i \leq n \quad (12)$$

Donde S_i es la holgura de la actividad i , si su valor es cero entonces i es una actividad crítica.

Para determinar los valores de ES y EF se inicia por las actividades que no tienen actividades predecesoras, en este caso la actividad A. Como ejemplo de cálculo se muestran las primeras cuatro actividades:

$$(ES)_A = 0$$

$$(EF)_A = (ES)_A + A_{AA} = 0 + 2 = 2$$

$$(ES)_B = \text{Max}[(EF)_A] = 2$$

$$(EF)_B = (ES)_B + A_{BB} = 2 + 4 = 6$$

$$(ES)_C = \text{Max}[(EF)_A] = 2$$

$$(EF)_C = (ES)_C + A_{CC} = 2 + 3,5 = 5,5$$

$$(ES)_D = \text{Max}[(EF)_B, (EF)_C] = \text{Max}[6, 5,5] = 6$$

$$(EF)_D = (ES)_D + A_{DD} = 6 + 5 = 11$$

Capítulo 2

	A	B	C	D	E	F
A	2					
B	X	4				
C	X		3,5			
D		X	X	5		
E		X			5	
F				X	X	3

Figura 2.7 MED para el ejemplo didáctico.

Estos cálculos son fácilmente realizados en la matriz incluyendo columnas y filas para representar ES y EF como se muestra en la Figura 2.8. Se inicia por incluir la columna ES y la fila EF. Iniciando por la actividad A, el ES es cero y en EF es el ES más la duración de la actividad, esto es 2 días. Para la actividad B se identifican las actividades predecesoras por las marcas “x” en la fila B de la MED (en este caso sólo la actividad A) y se busca el máximo valor de los EF de esas actividades (en este caso es 2 días). El ES es ese valor máximo, 2 días. El EF de la actividad B es ese valor más su duración, es decir 6. Para aclarar más este punto si observamos la actividad D, esta depende de las actividades B y C, cuyos valores de EF son 6 y 5,5, luego el valor ES para D es el mayor valor, es decir 6. El EF es simplemente este valor más su duración, es decir 11. Al final de este proceso el valor máximo de los EF es la duración del proyecto, es decir 14 días.

	A	B	C	D	E	F	ES	LS	S
A	2						0	0	0
B	x	4					2	2	0
C	x		3,5				2	2,5	0,5
D		x	x	5			6	6	0
E		x			5		6	6	0
F				x	x	3	11	11	0
EF	2	6	5,5	11	11	14			
LF	2	6	6	11	11	14			

Figura 2.8. MED incluyendo ES, EF, LS, LF y S.

Una vez determinado los valores de ES y EF para todas las actividades se pueden determinar los LS y LF para las actividades usando las ecuaciones 10 y 11. Como ejemplo, se muestran las dos últimas actividades.

$$(LF)_F = 14$$

$$(LS)_F = (LF)_F - A_{FF} = 14 - 3 = 11$$

$$(LF)_E = \text{Min}[(LS)_F] = 11$$

$$(LS)_E = (LF)_E - A_{EE} = 11 - 5 = 6$$

Estos cálculos se pueden hacer fácilmente en la MED siguiendo la Figura 2.8. Partiendo con la actividad F su LF es la duración del proyecto, y su LS es su LF menos la duración de la actividad, es decir 11 días. Como un ejemplo consideremos la actividad C cuya sucesora es la actividad D (lectura por columna), como el LS de la actividad D es 6, el LF de C es 6 y el LS es ese valor menos la duración de la actividad, es decir $6 - 3,5 = 2,5$ días. Cuando una actividad tiene dos sucesoras, como la actividad B cuyas sucesoras son D y E, el LF es el

Capítulo 2

mínimo de las LS de sus sucesoras. Una vez determinados todos los valores de ES y LS, las holguras se determinan por la resta de LS menos ES como se muestra en la última columna de la Figura 2.8. Es claro que todas las actividades son críticas, con la excepción de la actividad C.

2.3.2 Duración normal del proyecto con MED

La duración normal del proyecto debe incluir los tiempos de comunicación entre actividades. La MED ahora contiene los tiempos de comunicación en donde antes estaban indicados las dependencias. La matriz se muestra en la Figura 2.9. Para determinar ES, EF, LS, LF y duración del proyecto debemos usar las siguientes ecuaciones:

$$(EF)_i = (ES)_i + A_{ii} \quad 0 < i \leq n \quad (4)$$

$$(ES)_j = \text{Max}[(EF)_i + A_{ji}] \quad 0 < i \leq n, 0 < j \leq n \quad (5)$$

$$P = \text{Max}[(EF)_j] \quad 0 < j \leq n \quad (6)$$

$$(LS)_i = (LF)_i - A_{ii} \quad 0 < i \leq n \quad (13)$$

$$(LF)_i = \text{Min}[(LS)_j - A_{ji}] \quad 0 < i \leq n, 0 < j \leq n \quad (14)$$

Para determinar los valores de ES y EF se sigue un procedimiento similar al explicado anteriormente. Como ejemplo de cálculo se muestran las primeras dos actividades:

$$(ES)_A = 0$$

$$(EF)_A = (ES)_A + A_{AA} = 0 + 2 = 2$$

$$(ES)_B = \text{Max}[(EF)_A + A_{BA}] = 2 + 1 = 3$$

$$(EF)_B = (ES)_B + A_{BB} = 3 + 4 = 7$$

	A	B	C	D	E	F
A	2					
B	1	4				
C	0.5		3,5			
D		1	1	5		
E		0.5			5	
F				1	1	3

Figura 2.9 MED con tiempos de comunicación para el ejemplo didáctico.

Estos cálculos son fácilmente realizados en la MED incluyendo columnas y filas para representar ES y EF como se muestra en la Figura 2.10. Se inicia por incluir la columna ES y la fila EF. Iniciando por la actividad A, el ES es cero y en EF es el ES más la duración de la actividad, esto es 2 días. Para la actividad B se identifican las actividades predecesoras en la MED (en este caso sólo la actividad A) y se busca el máximo valor de los EF de esas actividades (en este caso es 2 días). El ES es ese valor máximo más el tiempo de comunicación, $2+1=3$ días. El EF de la actividad B es ese valor más su duración, es decir $3 + 4 = 7$. Se procede en forma similar para todas las

Capítulo 2

actividades. Al final de este proceso el valor máximo de los EF es la duración del proyecto, es decir 17 días.

Una vez determinado los valores de ES y EF para todas las actividades se pueden determinar los LS y LF para las actividades usando las ecuaciones 13 y 14. Como ejemplo, se muestran las dos últimas actividades.

	A	B	C	D	E	F	ES	LS	S
A	2						0	0	0
B	1	4					3	3	0
C	0,5		3,5				2,5	3,5	1
D		1	1	5			8	8	0
E		0,5			5		7,5	8	0,5
F				1	1	3	14	14	0
EF	2	7	6	13	12,5	17			
LF	2	7	7	13	13	17			

Figura 2.10. MED incluyendo ES, EF, LS, LF y S con tiempos de comunicación.

$$(LF)_F = 17$$

$$(LS)_F = (LF)_F - A_{FF} = 17 - 3 = 14$$

$$(LF)_E = \text{Min}[(LS)_F - A_{EF}] = 14 - 1 = 13$$

$$(LS)_E = (LF)_E - A_{EE} = 13 - 5 = 8$$

Una vez calculados todos los ES, LS, EF y LF, los valores de las holgas se pueden determinar por la simple resta de LS menos ES, esos valores se muestran en la última columna de la Figura 2.10. Las actividades A, B, D y F son críticas, mientras que las actividades C y E tienen holgas de 1 y 0,5 días respectivamente.

2.3.3 Duración del proyecto con solape

Finalmente podemos programar las actividades y determinar la duración del proyecto con solape de actividades, para ello necesitaremos las matrices con los factores de solape B y C (ver Figura 2.11). El procedimiento es similar a los dos casos anteriores, pero ahora las siguientes ecuaciones son necesarias:

$$(ES)_j = \text{Max}[(ES)_i + (B_{ji} \times B_{ii}) - (C_{ji} \times C_{jj})] \quad 0 < i \leq n, 0 < j \leq n \quad (7)$$

$$(EF)_j = (ES)_j + B_{jj} \quad 0 < j \leq n \quad (8)$$

$$P = \text{Max}[(EF)_j] \quad 0 < j \leq n \quad (9)$$

$$(LS)_i = \text{Min}[(LS)_j - (B_{ji} \times B_{ii}) + (C_{ji} \times C_{jj})] \quad 0 < i \leq n, 0 < j \leq n \quad (15)$$

$$(LF)_j = (LS)_j + B_{jj} \quad 0 < j \leq n \quad (16)$$

Similarmente a los casos anteriores, las dos primeras actividades son usadas como ejemplo de cálculo de los ES y EF:

$$(ES)_A = 0$$

$$(EF)_A = (ES)_A + A_{AA} = 0 + 2 = 2$$

$$\begin{aligned} (ES)_B &= \text{Max}[(ES)_A + B_{BA}B_{AA} - C_{BA}C_{BB}] \\ &= \text{Max}[0 + 0,87 \times 2 - 0,13 \times 4] = 1.2 \end{aligned}$$

Capítulo 2

$$(EF)_B = (ES)_B + A_{BB} = 3 + 4 = 7$$

	A	B	C	D	E	F
A	2					
B	0,87	4				
C	0,95		3,5			
D		0,95	0,95	5		
E		0,95			5	
F				0,95	0,95	3

	A	B	C	D	E	F
A	2					
B	0,13	4				
C	0,05		3,5			
D		0,05	0,05	5		
E		0,05			5	
F				0,05	0,05	3

Figura 2.11 MED con factores de solape *B* y *C*

También es posible usar una representación matricial para hacer esos cálculos en forma manual o usando una planilla electrónica. Sin embargo, ahora es necesario una representación más compleja porque son dos matrices las que se deben usar. La Figura 2.12 muestra cómo realizar esos cálculos incluyendo los dos factores de solape simultáneamente en la matriz.

Una vez calculados todos los ES y EF, como se muestra en la Figura 2.13, se procede a determinar los LS y LF. Similarmente a los casos anteriores, las dos últimas actividades son usadas como ejemplo de cálculo de los LS y LF:

$$(LF)_F = 12,4$$

$$(LS)_F = (LF)_F - B_{FF} = 12,4 - 3 = 9,4$$

$$(LS)_E = \text{Min}[(LS)_F - B_{FE}B_{EE} + C_{FE}C_{FF}]$$

$$= \text{Min}[9,4 - 0,95 \times 5 + 0,05 \times 3] = 4,8$$

$$(LF)_E = (LS)_E + B_{EE} = 4,8 + 5 = 9,8$$

Las holguras son muy pequeñas para las actividades B y E, 0,03 días, mientras que las otras actividades tienen cero holguras. En otras palabras, al programar este proyecto considerando solape entre las actividades predecesoras y sucesoras la duración del proyecto es muy sensible a pequeños cambios en la duración de todas las actividades. Sin embargo, los efectos de los factores de solape son difíciles de identificar.

	A	B	C	D	E	F	ES	LS	S
A	2						0	0	0
B	0,87	4					1,22	1,25	0,03

$$\text{Max}(0 + 0,87 \times 2 - 0,13 \times 4) = 1,22$$

Figura 2.12. Ejemplo de cálculo de ES usando una MED con los dos factores de solape simultáneamente.

Capítulo 2

	A	B	C	D	E	F	ES	LS	S
A	2						0	0	0
B	0,87 0,13	4					1,22	1,25	0,03
C	0,95 0,05		3,5				1,73	1,73	0
D		0,95 0,05	0,95 0,05	5			4,8	4,8	0
E		0,95 0,05			5		4,77	4,8	0,03
F				0,95 0,05	0,95 0,05	3	9,4	9,4	0
EF	2	5,22	5,23	9,8	9,77	12,4			
LF	2	5,25	5,23	9,8	9,8	12,4			

Figura 2.13. ES, LS, EF, LF y S en programación con solape.

3. Análisis de Incertidumbre en la duración de proyectos

El análisis de incertidumbre consiste en determinar la incertidumbre en las variables o factores de salida que se generan como consecuencia en las variabilidades en las variables o factores en entrada. En programación de actividades esas variables de salida corresponden usualmente a la duración del proyecto y a la finalización más temprana de cada actividad, mientras que las variables de entrada corresponden a las duraciones de las actividades, los niveles de solape e incluso la interdependencia entre las actividades.

Comúnmente el análisis de incertidumbre está formado por cuatro componentes (Helton et al., 2006): caracterización de incertidumbre, generación de muestra, propagación de la muestra a través del modelo, y representación de la incertidumbre de la variable de salida. Estos cuatro componentes son brevemente descritos a continuación en el contexto del análisis de la incertidumbre en programación de actividades usando la MED.

3.1 Caracterización de la incertidumbre

La caracterización de la incertidumbre de las variables de entrada se puede realizar usando funciones de distribución de probabilidad

Capítulo 3

(teoría de probabilidad), análisis de intervalos (teoría gris), conjuntos difusos o borrosos (teoría difusa), entre otros métodos disponibles. La forma como se caracteriza la incertidumbre en la duración de actividades, los tiempos de comunicación y los factores de solape es clave en análisis de incertidumbre porque esa caracterización determina la incertidumbre en las variables de salida como la duración de proyecto. Además la forma como se caracteriza la incertidumbre define la forma como se debe realizar el análisis de incertidumbre. La Figura 3.1 esquematiza los procesos de análisis de incertidumbre según como se caracteriza la incertidumbre de las variables de entrada.

Usualmente si la incertidumbre es estocástica y existen datos sobre el comportamiento de la variable de entrada la caracterización más sensata es la teoría de probabilidad para realizar el análisis de incertidumbre³. Basado en el comportamiento de los datos se debe seleccionar la función de distribución de probabilidad que mejor represente a la variable estocástica.

Si la incertidumbre es epistémica la caracterización de la incertidumbre de las variables de entrada se debe hacer a través de un panel de expertos, y su desarrollo puede constituir un costo significativo. El proceso de extraer conocimiento de expertos sobre el

³ Según Frank Knight, en su tesis doctoral, la incertidumbre se distingue del riesgo en que del segundo se conoce, cuando menos, la distribución de probabilidad asociada al fenómeno. Así, se enfrenta a un riesgo cuando no se sabe con certeza qué puede ocurrir pero se sabe atribuir una probabilidad a cada uno de los posibles resultados (Chiner y Gómez-Senet, 1992). Estas diferencias entre riesgo e incertidumbre no son consideradas en esta tesis.

comportamiento de una variable y representarlo por funciones de distribución de probabilidad es conocido como elicitación (O'Hagan et al., 2006; Meyer y Booker, 2001). El proceso de elicitación puede variar ampliamente dependiendo del propósito del análisis, el tamaño del análisis y los recursos disponibles para realizar este análisis. Considerando que la planificación de un proyecto puede incluir cientos de actividades, y por lo tanto una gran cantidad de variables de entrada, el costo y tiempo para realizar la elicitación pueden limitar su aplicación práctica. Una posible estrategia para solucionar este problema es realizar una estimación inicial de las funciones de distribución para comprender el comportamiento del sistema usando análisis de sensibilidad global. Luego, los recursos se pueden concentrar en la elicitación de las variables claves. Esto será discutido más adelante cuando se presente el análisis de sensibilidad global.

Si bien tanto las teorías difusa, gris y de probabilidad son empleadas en sistemas con incertidumbre, las diferencias en las características de las incertidumbres son las que definen su mejor aplicación. La teoría difusa se aplica mejor cuando la incertidumbre tiene un claro significado sin una clara extensión. Por ejemplo, en la transferencia de información la frase "la información requerida puede ser entregada después que una gran cantidad de trabajo se ha realizado" tiene un claro significado, pero la cuantificación del concepto no es claro. La idea principal de la lógica difusa es la utilización de funciones de pertenencia que se definen basadas en experiencia (Dixit et al, 2014). La teoría gris en cambio se aplica mejor cuando la

Capítulo 3

incertidumbre tiene una clara extensión sin un claro significado. Por ejemplo, cuando se sabe que una actividad se puede realizar con certeza dentro de 2 y 4 días, el rango o intervalo [2,4] es un concepto gris con su extensión claramente definida. La teoría de probabilidad se utiliza cuando la función de distribución de las variables de entradas se puede identificar a partir de datos históricos o a partir de un proceso de elicitación como funciones de distribución de probabilidades.

Todas estas teorías han sido utilizadas en programación de actividades usando la MED. Gálvez et al. (2012) aplicó la teoría gris o la matemática de intervalo, representado las incertidumbres de las variables de entrada por intervalos. En forma similar Shi y Blomquist (2012) representaron las variables de entrada por números difusos, específicamente por funciones triangulares. Gálvez et al. (2015a) y (2015b) utilizaron funciones de distribución uniforme, normal, log-normal y triangular para representar las incertidumbres en las variables de entrada. Una estrategia distinta fue propuesta por Ko (2010) quien propuso usar una matriz de estructura dependiente cuantificada (QDSM, Quantified Design Structure Matrix) la cual utiliza pesos para representar el nivel de dependía entre actividades.

Análisis de incertidumbre en la duración de proyectos

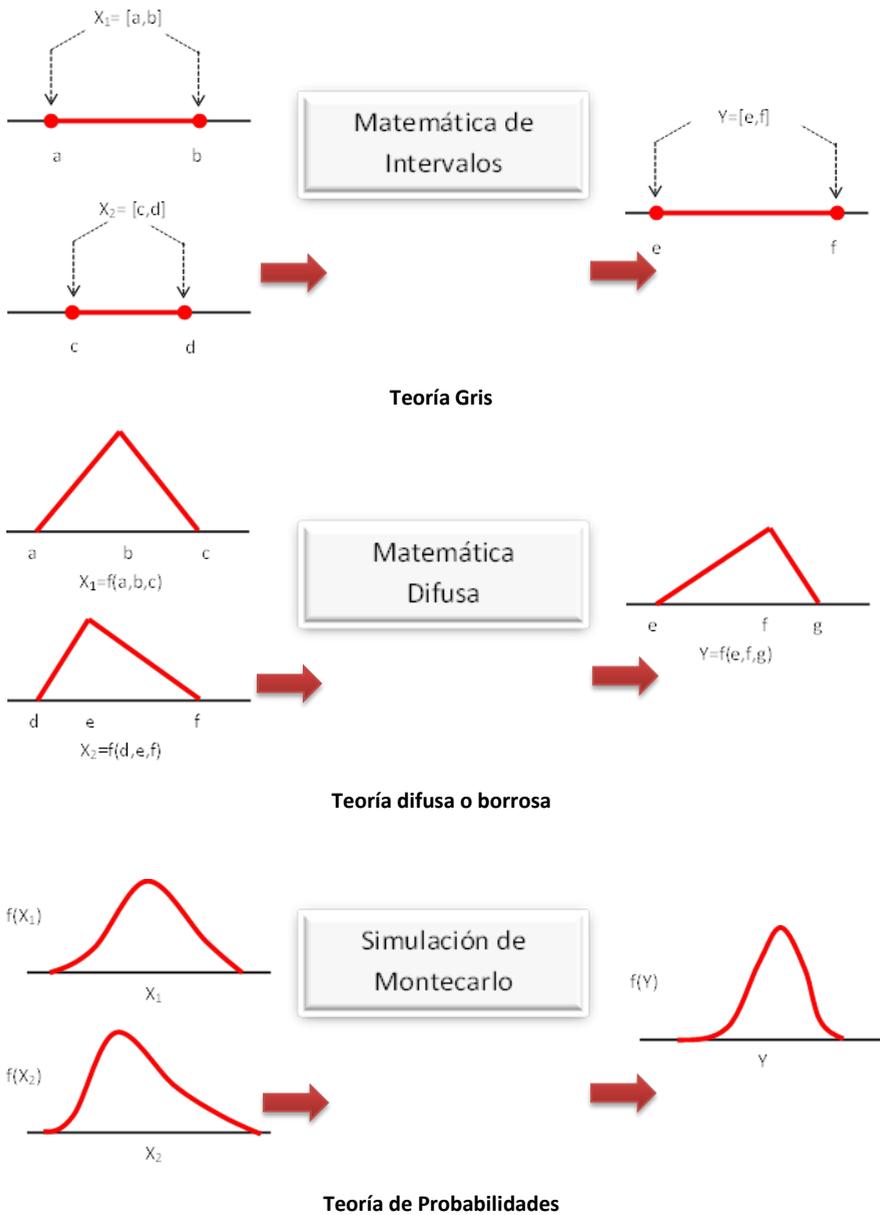


Figura 3.1. Representación de las teorías gris, difusa y de probabilidades

3.2 Generación de muestras

En el caso de la teoría de probabilidades es necesario generar muestras de las variables de entrada que serán utilizadas para generar un conjunto de valores de las variables de salida. La estrategia más común utilizada para generar esta muestra es muestreo aleatorio porque nuevos puntos o datos de la muestra se generan sin considerar los datos previos de la muestra. Como es necesario tener una muestra que sea representativa de la función de distribución de probabilidades esta estrategia requiere de una gran cantidad de puntos. El muestreo usando la estrategia de hipercubo latino es ampliamente utilizado para generar muestras controladas. Esta estrategia permite que todas las áreas del espacio muestral de las variables se encuentren representadas. Otras estrategias incluyen el muestreo por importancia y el muestreo ortogonal (Mckay et al., 1979). Si bien estas estrategias de muestreo son más eficientes su implementación es más compleja. Sin embargo, los modelos utilizados en la programación de actividades usando la MED son simples, razón por la cual el muestreo aleatorio es suficiente para resolver este tipo de problemas. De hecho en programación de proyectos es común utilizar simulación de Monte Carlo con muestreo aleatorio (Huan y Wang, 2009). Si el número de actividades es muy grande entonces el muestreo por hipercubo latino puede ser una alternativa más adecuada.

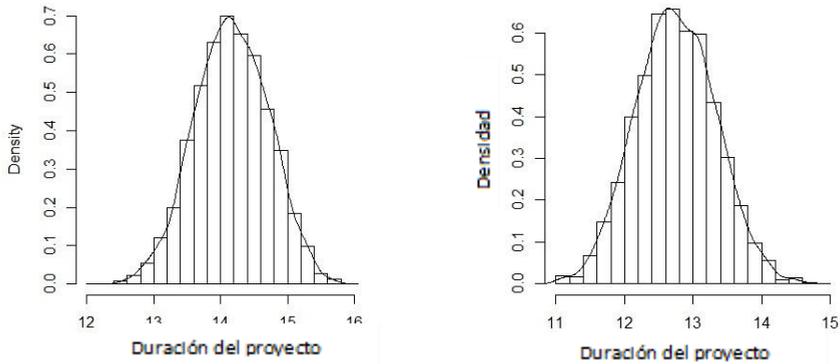
3.3 Propagación de la muestra a través del modelo

La propagación de la muestra a través del modelo consiste en determinar las variables de salida para cada punto de la muestra generada. Usualmente esta etapa es la que demanda mayor costo computacional, pero como se indicó en la sección anterior esto no es el caso de la programación de actividades usando la MED. Los modelos a utilizar para determinar la duración de proyecto y sus variables intermedias, corresponden a las ecuaciones 1 a 3 para la duración convencional, ecuaciones 4 a 6 para la duración normal de proyecto, y ecuaciones 7 a 9 para la duración con solape de actividades. Esos modelos son simples, pero las funciones de maximización, ecuaciones 2, 3, 5, 6, 7 y 9 introducen discontinuidades que en alguna manera dificultan su modelamiento. En el caso de las teorías gris y difusa no se realiza una propagación de la muestra a través del modelo, sino que se rescribe el modelo utilizando matemática de intervalos y difusa según corresponda. Este significa que cada operador matemático en las ecuaciones 1 a 9 (suma, resta y multiplicación) es reemplazado por el mismo operador en la matemática correspondiente. Por ejemplo, en el caso de la matemática de intervalos se puede utilizar dos estrategias, la aritmética de intervalos estándar o aritmética de intervalos interiores (Zilinskas y Bigle, 2004; Gálvez et al., 2015a).

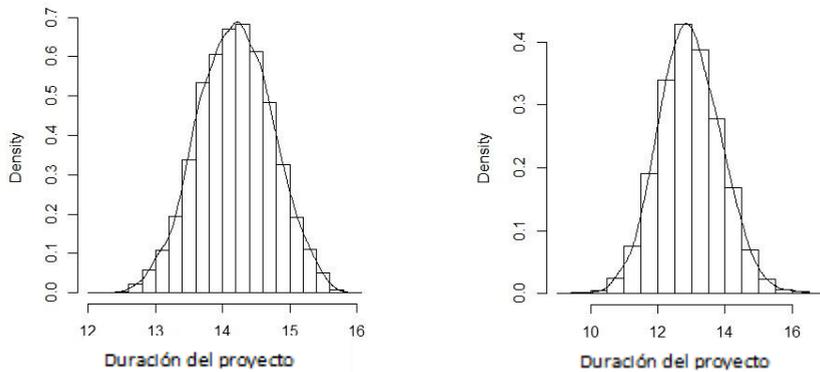
3.4 Representación y evaluación de la incertidumbre en la duración de proyectos

La representación de los resultados del análisis de sensibilidad no es otra cosa que mostrar de la forma adecuada los resultados obtenidos producto de propagar la muestra a través del modelo. Las opciones incluyen indicadores estadísticos (como media y desviación estándar), funciones de densidad, funciones de distribución acumuladas, diagramas de cajas y pruebas estadísticas (Tufté, 2001). La función de densidad describe la probabilidad que una variable aleatoria tome un determinado valor. La Figura 3.2 muestra histogramas y funciones de densidad de la duración de proyecto convencional obtenidas por simulación de Montecarlo cuando las funciones de distribución de las variables de entrada poseen funciones de distribución uniforme, normal y log-normal. Se puede observar que la duración de proyecto tiende a tener una distribución normal independiente del tipo de función de distribución de las variables de entrada. Este resultado se puede asociar a la teoría del límite central, según el cual se establece, que bajo ciertas condiciones la suma de un gran número de variables aleatorias se distribuye como una función normal. Este tipo de gráfica es útil para identificar el comportamiento de la incertidumbre de la duración del proyecto.

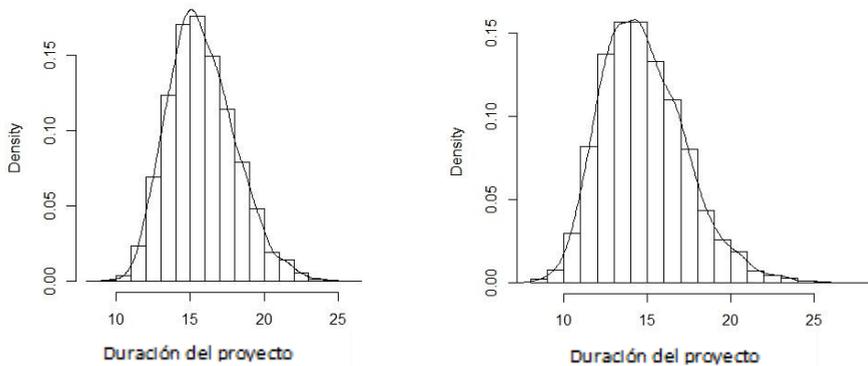
Análisis de incertidumbre en la duración de proyectos



a) Distribución uniforme



b) Distribución normal



c) Distribución log-normal

Convencional

Solape

Figura 3.2. Histogramas y funciones de densidad para duración de proyecto convencional y con solape (Modificado desde Gálvez et al., 2015b).

Capítulo 3

La función de distribución acumulada de la duración de proyecto describe la probabilidad que la duración del proyecto tenga un valor igual o menor a un valor específico. Por otra parte, la función de distribución acumulada inversa describe la probabilidad que la duración del proyecto tenga un valor igual o mayor a un valor específico. La Figura 3.3 muestra ejemplos de funciones acumuladas para la duración convencional de proyectos obtenidas por simulación de Montecarlo usando MED cuando las variables de entrada poseen distribución uniforme, normal y log-normal. Se incluye en esas gráficas la función acumulada de una distribución normal, pero no se puede apreciar porque no existe diferencia significativa entre ellas, excepto una leve diferencia para la distribución log-normal, indicando que la duración de proyecto se comporta como una distribución normal. Estas gráficas son convenientes para analizar la duración de proyecto porque es fácil evaluar la probabilidad que el proyecto supere un valor determinado.

Un diagrama de caja o de caja y bigotes está basada en cuartiles y en él se visualiza un conjunto de datos. La caja muestra el primer, segundo (mediana), y tercer cuartil, mientras que los bigotes los valores máximos y mínimos. Los valores atípicos y la media se muestran con puntos. El diagrama de caja es más básico que un histograma, pero presenta algunas ventajas. Cuando se desean presentar un conjunto de variables de salida son más prácticos porque ocupan menos espacio. Por ejemplo, la representación del inicio temprano y finalización temprana de las actividades de un proyecto se visualizan mejor en este tipo de gráfico. La Figura 3.4

muestra un ejemplo para la programación de actividades convencional cuando las duraciones de las actividades son representadas por funciones de distribución uniforme y log-normal. Las gráficas cuando las variables de entrada son representadas por distribución uniforme muestran que el comportamiento de inicio y finalización temprana es simétrico con pocos casos de valores atípicos. Por el contrario, las gráficas cuando las variables de entrada son representadas por distribución log-normal muestran que el comportamiento de inicio y finalización temprana no es simétrico con valores atípicos.

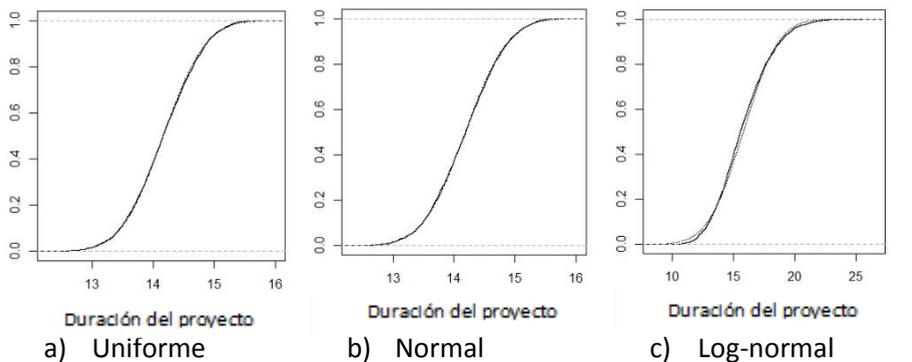
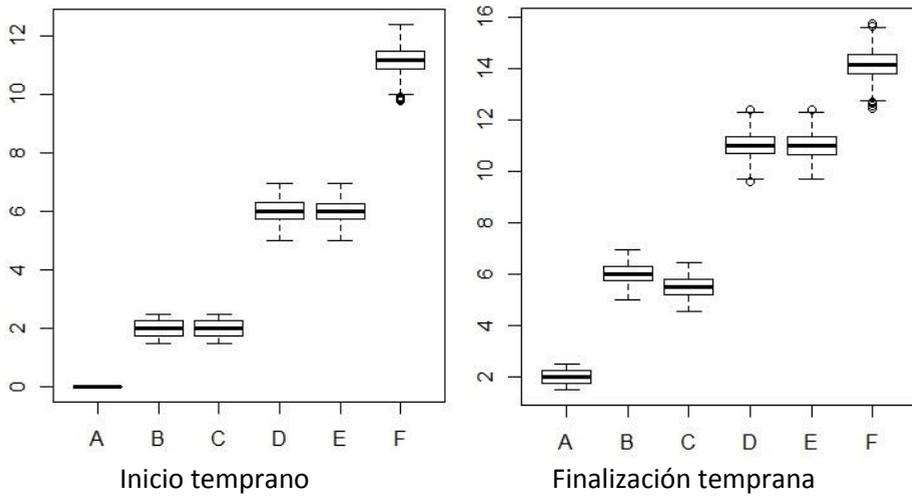
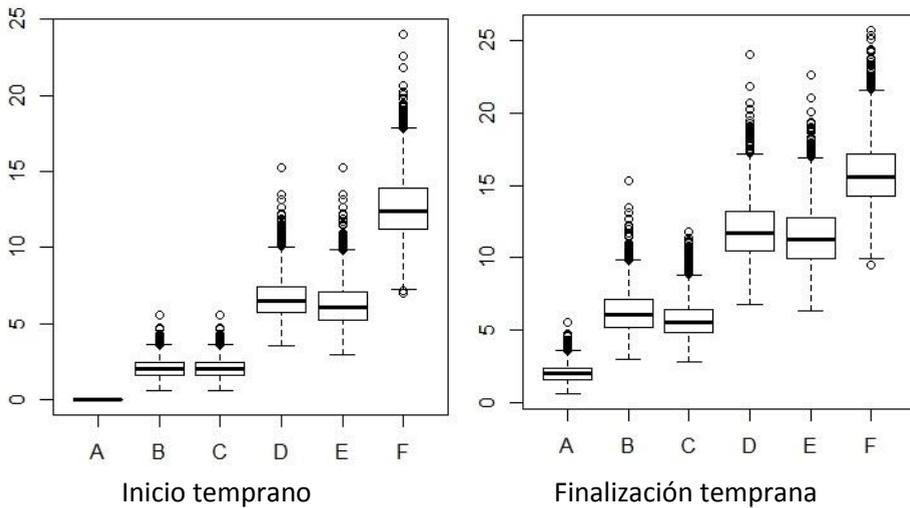


Figura 3.3. Funciones acumuladas para la duración de Proyecto convencional (Modificado desde Gálvez et al., 2015b).



a) Distribución uniforme



b) Distribución Log-normal

Figura 3.4. Diagrama de caja para inicio temprano y finalización temprana para duración de proyecto convencional (Modificado desde Gálvez et al., 2015b).

En el caso de la aplicación de la teoría gris y difusa las variables de salida son representadas por intervalos o conjuntos difusos. Una

comparación entre simulaciones de Montecarlo y esas estrategias ha demostrado que la aritmética de intervalos estándar y la matemática difusa proporcionan sobre-estimaciones de la duración del proyecto y la aritmética de intervalos interiores suministra una sub-estimación de la duración del proyecto (Gálvez et al., 2015a; Gálvez et al., 2015b).

Capítulo 3

4. Identificación de variables significativas usando análisis de sensibilidad global

El análisis de sensibilidad global (ASG) consiste en determinar la contribución a la incertidumbre de la variable de salida que realiza cada variable de entrada (Helton et al., 2006). El análisis de sensibilidad local, que consiste en determinar el efecto de una variable de entrada sobre la variable de salida localmente, no sólo presenta desventajas en relación al ASG (se analiza una variable a la vez y localizado en un punto específico del rango de incertidumbres de todas las variables de entrada) sino que su aplicación no es adecuada para la programación de actividades usando MED porque las ecuaciones 2, 3, 5, 6, 7 y 9 presentan discontinuidades que dificultan su aplicación si se utilizan derivadas. El ASG se puede definir como “el estudio de cómo la incertidumbre en el resultado de un modelo (numérica u otra) se puede distribuir a diferentes fuentes de incertidumbre en la entrada del modelo” (Saltelli et al., 2008). Las técnicas de ASG han sido aplicadas ampliamente en varias áreas de la ciencia y la ingeniería, transformándose en una herramienta integral en el modelado de sistemas (Sepúlveda et al., 2014). El ASG se puede utilizar con varios objetivos: a) La aplicación principal es la identificación de factores significativos y no significativos que permitan la reducción del número de variables de entrada de un modelo con el objetivo de simplificar el estudio posterior; b) una segunda aplicación corresponde a mejorar la comprensión del

Capítulo 4

comportamiento del modelo, por ejemplo identificando las interacciones entre las variables; c) finalmente se puede utilizar para regionalizar las variables de entrada que generan un comportamiento deseado o no deseado como veremos en la sección siguiente.

En esta sección se revisan varios métodos de ASG dentro del contexto de la programación de actividades usando MED. Cada método es brevemente descrito, sin embargo los lectores que estén interesados en una descripción más amplia pueden ver las siguientes referencias: Saltelli et al. (2008, 2009); Iooss y Lemaître (2015); Helton et al. (2006); Ionescu-Bujor y Cacuci (2004); Confalonieri et al. (2010); Cacuci y Ionescu-Bujor (2004); y Frey y Patil (2002).

4.1 Diagramas de dispersión

Los diagramas de dispersión nos permiten visualizar la variable de salida (e.g. duración del proyecto) versus las variables de entrada (e.g. duración de una actividad) e identificar la naturaleza de la relación entre las entradas y las salidas. En el análisis de sistemas complejos constituyen un punto de partida que ayuda a seleccionar la estrategia de ASG. Por ejemplo, se puede identificar relaciones lineales, funciones monótonamente crecientes y monótonamente decrecientes, existencia de umbrales, entre otras características.

La Figura 4.1 muestra ejemplos de diagramas de dispersión en la programación de actividades usando la MED. Las Figuras 4.1a y 4.1b representan la dependencia de la duración del proyecto con la

duración de actividades. La dependencia es monótonamente creciente en ambos casos, como es esperable, pero claramente la Figura 4.1a muestra una actividad significativa, mientras la Figura 4.1b representa un caso en donde la influencia de la duración de la actividad en la duración del proyecto no es significativa. Por otra parte, las Figuras 4.1c y 4.1d muestran la dependencia de la duración del proyecto con las razones de solape, mientras que la dependencia de la Figura 4.1c es monótonamente creciente, la dependencia de la Figura 4.1d es monótonamente decreciente.

4.2 Coeficientes de correlación parcial

El coeficiente de correlación parcial está basado en el coeficiente de correlación de Pearson, el cual es una medida de la relación lineal entre dos variables aleatorias. Podemos decir, que el coeficiente de correlación de Pearson es un índice que se puede utilizar para medir el grado de relación lineal de dos variables. Por su parte el coeficiente de correlación parcial (CCP) es una medida de la relación lineal entre dos variables aleatorias donde la influencia de las otras variables es eliminada. Los valores de CCP se encuentran entre -1 y 1, donde un valor positivo indica que ambas variables crecen o decrecen conjuntamente, mientras que un valor negativo indican que las variables siguen tendencias opuestas. Valores de CCP 1 o -1 indican que la relación entre las variables es lineal. Por su parte si las variables son independientes el CCP tiene un valor cero. Algunos

Capítulo 4

expertos sugieren clasificar la relación entre dos variables de la siguiente forma según el valor de CCP: a) entre 1 y 0.6 (o -0.6 a -1) fuerte dependencia; b) entre 0.6 y 0.3 (o -0.3 a -0.6) moderada; c) entre 0.3 y 0.1 (o -0.1 a -0.3) débil; y d) 0.1 a 0 (o 0 a -0.1) muy débil.

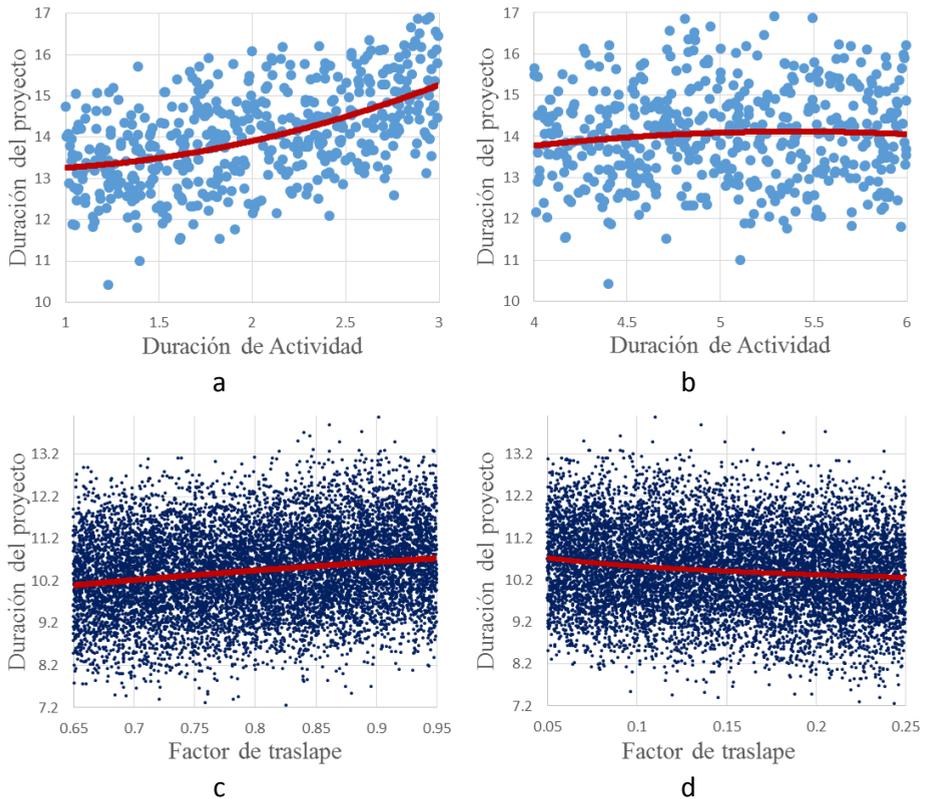


Figura 4.1. Ejemplo de diagramas de dispersión en programación de actividades usando MED (modificado desde Gálvez y Capuz-Rizo, 2015).

La Tabla 4.1 muestra un ejemplo de valores de CCP para la duración convencional y duración con solape de proyecto. En la duración convencional, la duración de proyecto tiene una relación lineal con las actividades A, B, D y E (valor de CCP igual 1), además se puede

inferir que esas actividades influyen en la misma medida a la duración del proyecto. En forma opuesta, el CCP entre la duración del proyecto y la duración de la actividad C es muy débil (valor de CCP igual a 0.035) indicando que no existe una relación entre ambas variables. Al analizar la situación del sistema con solape (tercera columna) se puede observar que las razones de solape, B_{ji} y C_{ji} , presentan comportamientos opuestos, para las razones de solape B_{ji} los CCP son positivos indicando que la duración del proyecto y las razones B_{ji} siguen la misma dirección, mientras que las razones C_{ji} son negativos revelando que la duración del proyecto y las razones C_{ji} siguen direcciones opuestas.

La transformación de los datos de la muestra por rangos puede ser útil en ASG porque una relación monótona entre dos variables es transformada en una relación lineal. En esta transformación el valor más pequeño de la muestra es convertido en 1, el segundo valor más pequeño es convertido en 2, y así hasta el valor más grande de la muestra. Después de la transformación por rango el mismo procedimiento es aplicado a la muestra, esto genera el coeficiente de correlación por rango parcial (CCRP) (Iooss y Lemaître, 2015). La Tabla 4.1 también entrega los CCRP para el ejemplo discutido anteriormente, los valores de CCP y CCRP son similares revalidando que las relaciones entre las variables son monótonas y lineales.

Capítulo 4

Tabla 4.1. Coeficientes de correlación parcial y coeficientes de correlación por rangos parcial (Modificado desde Gálvez y Capuz-Rizo, 2015).

Variable	CCP		CCRP	
	Duración convencional	Duración con solape	Duración convencional	Duración con solape
A	1,000	0,869	0,959	0,849
B	1,000	0,562	0,957	0,502
C	0,035	0,641	0,066	0,574
D	1,000	0,577	0,955	0,469
E	1,000	0,873	0,961	0,828
B_{BA}		0,278		0,225
B_{DB}		0,661		0,589
B_{ED}		0,566		0,476
C_{BA}		-0,507		-0,448
C_{DB}		-0,483		-0,402
C_{ED}		-0,324		-0,251

4.3 Coeficientes de regresión estandarizado

El coeficiente de regresión estandarizado (CRE) o coeficiente beta entrega una valorización de la importancia de la variable, en donde una variable de entrada es más importante si su incertidumbre tiene un mayor efecto en la incertidumbre de la variable de salida. En la medida que el valor absoluto del CRE sea mayor, mayor es su importancia. El CRE es calculado reemplazando las variables por variables estandarizadas, lo cual se logra restando el valor medio de la muestra de la variable y dividiendo este resultado por la desviación estándar de la muestra. De esta forma, se obtiene el peso relativo de

Identificación de variables significativas usando análisis de sensibilidad global

cada variable dentro de la especificación, sin importar la unidad de medida en que se encuentren expresadas, lo que es muy útil en programación de actividades si se desea realizar comparaciones entre duración de actividades y razones de solape. Luego el coeficiente de regresión lineal es calculado para estas variables estandarizadas. En forma similar al CCP es posible realizar transformaciones a la muestra, que en el caso de la transformación por rangos se denomina coeficientes de regresión por rango estandarizado (CRRE).

Los valores de CRE y CRRE para el ejemplo de la Tabla 4.1 se muestran en la Tabla 4.2. Estos valores muestran que para la duración convencional del proyecto las actividades A, B, D y E son significativas en la incertidumbre del proyecto, todas ellas en un nivel de importancia similar. La actividad C no es significativa y por lo tanto su incertidumbre no afecta a la incertidumbre de la duración del proyecto. En el caso de la duración de proyecto con solape, tercera y quinta columnas, la importancia de las variables sigue el siguiente orden $E > A > B_{ED} > C > B > B_{DB} > D > C_{DB} > C_{BA} > B_{BA} > C_{ED}$. Los valores negativos indican que la duración del proyecto y la variable de entrada siguen direcciones opuestas. La identificación de este orden de importancia puede tener varias aplicaciones como se discutirá posteriormente.

Tabla 4.2. Coeficientes de regresión estandarizado y coeficientes de regresión por rangos estandarizados (Modificado desde Gálvez y Capuz-Rizo, 2015).

Variable	CRE		CRRE	
	Duración convencional	Duración con solape	Duración convencional	Duración con solape
A	0,531	0,507	0,516	0,503
B	0,499	0,213	0,491	0,213
C	0,000	0,266	-0,015	0,273
D	0,542	0,172	0,516	0,157
E	0,568	0,530	0,569	0,514
B_{BA}		0,077		0,072
B_{DB}		0,177		0,168
B_{ED}		0,272		0,260
C_{BA}		-0,111		-0,106
C_{DB}		-0,124		-0,123
C_{ED}		-0,045		-0,064

4.4 Método de Morris

El método de Morris (1991) se puede considerar como un método de diseño experimental, y su aplicación es adecuada para modelos que poseen un costo computacional muy alto o poseen un número muy alto de variables de entrada, o ambos. La programación de actividades puede constituir un modelo con muchas variables de entrada, razón por la cual el método de Morris puede ser una alternativa adecuada. En este método se realizan experimentos numéricos compuestos de diseños aleatorios cambiando un factor o variable a la vez, calculando una especie de razón entre el cambio de

la variable de salida y el cambio en la variable de entrada. Estos experimentos generan una muestra que es utilizada para determinar dos índices que indican la importancia de la variable de entrada (media, μ) y los efectos no-lineales o interacciones (desviación estándar, σ). Si μ es grande indica que la variable de entrada produce un efecto significativo sobre la variable de salida, y si σ es grande significa que existe una gran dispersión en los valores de las razones y por lo tanto pueden existir efectos no-lineales o interacciones o ambos. En modelos no-lineales las razones entre el cambio de la variable de salida y el cambio en la variable de entrada pueden presentar valores negativos y positivos dentro de una misma muestra, anulando su efecto al determinar su media. Por esa razón Campolongo et al. (2007) propuso usar el valor absoluto de las razones para calcular la media, μ^* . La forma usual de mostrar los resultados es en un gráfico σ versus μ^* .

La Figura 4.2 muestra ejemplos de diagramas de Morris en la programación de actividades usando la MED. La Figura 4.2a corresponde a la duración de proyecto convencional. Los valores de la media μ^* de las actividades A, B, D y E son significativas indicando que todas esas incertidumbres de actividades afectan por igual a la incertidumbre de la duración del proyecto. Por su parte la media de la actividad C es cero, es decir no es una variable significativa. Las desviaciones estándar, σ , son todas pequeñas ($\sim 10^{-16}$) mostrando que no existen efectos no-lineales o interacción entre las variables.

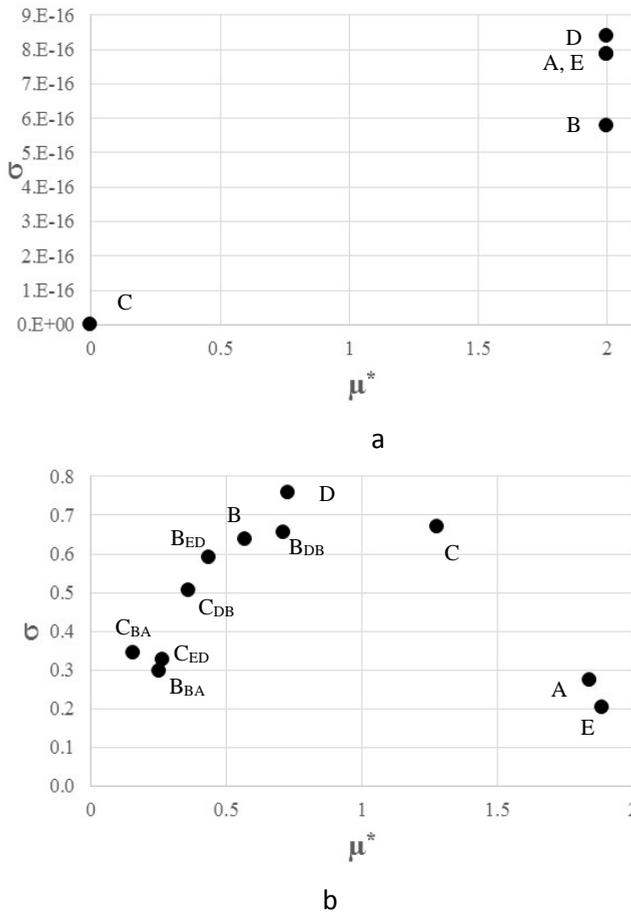


Figura 4.2. Ejemplo de diagramas de Morris para a) duración convencional de proyecto y b) duración de proyectos con solape (modificado desde Gálvez y Capuz-Rizo, 2015).

En la Figura 4.2b se entregan resultados para la programación con solape, aquí las variables de entrada siguen el siguiente orden de importancia $E > A > C > D > B_{DB} > B > B_{ED} > C_{DB} > C_{ED} > B_{BA} > C_{BA}$. Las actividades E y A son significativas sin efectos no-lineales o

Identificación de variables significativas usando análisis de sensibilidad global

interacción, las actividades C, D, B y la razón de solape B_{DB} son moderadamente significativos y presentan interacciones o efectos no-lineales, finalmente las variables C_{DB} , C_{ED} , B_{BA} y C_{BA} son pocos significativos. Estos resultados son similares a los obtenidos con los coeficientes de regresión estandarizados. Los valores de μ y μ^* para C_{DB} , C_{ED} y C_{BA} son iguales pero de signo contrario porque las funciones son monotonas, y por lo tanto los valores de μ entregarán además la direcciones de los efectos de las variables de entrada.

4.5 Método de Sobol'

Los métodos basados en la varianza, como es el caso de Sobol' (1993), descomponen la varianza de la variable de salida en términos de varianzas parciales que representan las contribuciones de las entradas, descompuesta en efectos individuales, efectos de pares de variables de entrada, efectos de tríos, y así sucesivamente. Luego, cada varianza parcial es dividido por la varianza total constituyendo cada razón en un índice de sensibilidad. Los índices de sensibilidad de los efectos individuales son conocidos como de primer orden, los de pares como de segundo orden, y así sucesivamente. Las estimaciones estadísticas de las varianzas parciales son realizadas por integrales multi-dimensionales, que requieren de una muestra constituida por una gran cantidad de datos. El número de varianzas parciales crecen exponencialmente con el número de variables de entrada limitando la aplicación del método de Sobol' para sistemas con muchas

Capítulo 4

variables, como es el caso de la programación de actividades. Por esa razón, Homma y Saltelli (1996) introdujeron el concepto de índice de sensibilidad total, el cual envuelve el efecto total de una variable de entrada incluyendo su aporte individual y todos sus efectos de orden superior. En esta tesis se muestran valores obtenidas usando las fórmulas de Jansen (1999) y Saltelli et al. (2010).

El método de Sobol'-Jansen calcula dos índices de sensibilidad, el de primer orden y el total. La interpretación es simple, cuanto mayor el valor del índice mayor es la significancia o influencia de la incertidumbre de esa variable sobre la incertidumbre de la variable de salida. El índice de primer orden mide solamente el efecto de esa variable sin considerar las interacciones con otras variables de entrada, y por lo tanto mide cuanto afecta su incertidumbre en forma individual. El índice de sensibilidad total mide el efecto total de la variable, incluyendo su efecto de primer orden y todas las interacciones, por esa razón la diferencia aritmética entre el índice total y el índice de primer orden evalúa el efecto de todas las interacciones de esa variable. Cuando los índices de sensibilidad son muy pequeños entonces la incertidumbre de esa variable no es significativa o no influye en la incertidumbre de la variable de salida (Adeyinka, 2007).

La Figura 4.3 exhibe diagramas de Sobol'-Jansen para la duración de proyecto convencional y la duración con solape. En la duración de proyecto convencional las actividades A, B, D y E son significativas, mientras que la actividad C no afecta a la incertidumbre de la

Identificación de variables significativas usando análisis de sensibilidad global

duración del proyecto. No existen interacciones entre las duraciones de las actividades (los índices totales y de primer orden son similares). En la duración con solape las actividades A y E son significativas sin interacción, las actividades B, C, D y la razón B_{ED} presentan un efecto moderado con interacción, las otras variables presentan un efecto menor o no son significativas.

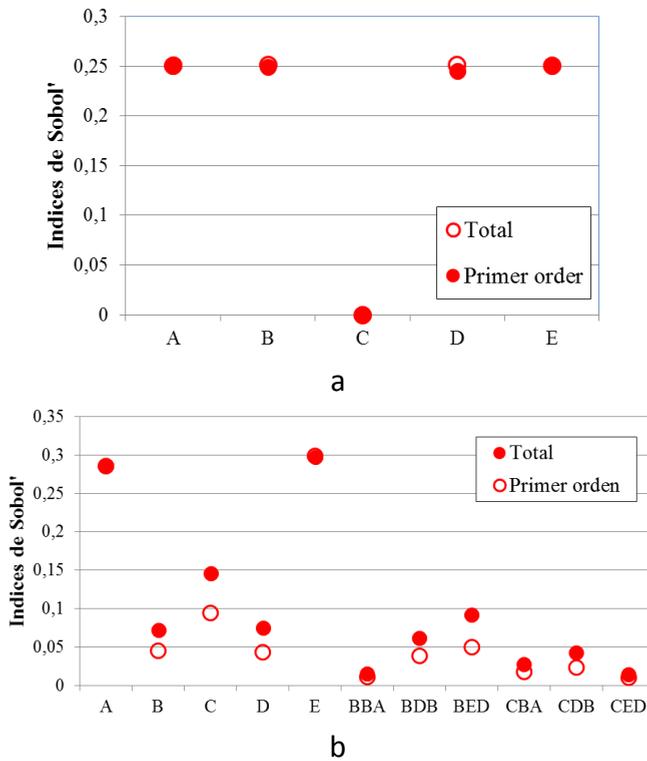


Figura 4.3 Ejemplo de diagramas de Sobol'-Jansen para a) duración convencional de proyecto y b) duración de proyectos con solape (modificado desde Gálvez y Capuz-Rizo, 2015).

4.6 Discusión

Para la programación de actividades usando la MED los métodos CRE, Morris y Sobol' son adecuados para identificar variables significativas, siendo el método de Sobol' el más robusto pero el que demanda de una gran cantidad de simulaciones (Gálvez et al., 2015c). Por ejemplo, para la programación con solape, resultados mostrados en la Figura 4.3b, se utilizó una muestra de seis millones y medio de simulaciones, lo cual se compara con 180 simulaciones para el caso de Morris y 200 simulaciones para el CRE.

La identificación de las variables más significativas usando ASG, esto es que su incertidumbre afecta a la incertidumbre de la duración de proyecto, tiene varias aplicaciones. La primera se relaciona con la caracterización de la incertidumbre, es decir determinar la función de distribución que mejor representa la incertidumbre de cada variable de entrada. En efecto, la caracterización de la incertidumbre se realiza usualmente por el proceso de elicitación, que como indicamos previamente puede variar ampliamente dependiendo del propósito del análisis, el tamaño del análisis y los recursos disponible para realizar este análisis. Luego, es lógico concentrarse en las variables más significativas focalizando los recursos en una buena caracterización de esas variables y destinar menos recursos a las variables menos significativas. Si una variable no es significativa, entonces su valor puede fijarse en su valor medio y no considerar su incertidumbre, es decir reducir el tamaño del modelo. La segunda

aplicación está relacionada con el control de la incertidumbre de la duración del proyecto, un buen control de las variables de entrada significativas se traduce en una reducción de la incertidumbre en la duración del proyecto. Esto permite focalizar recursos en mantener un buen control de las actividades que son significativas y reducir los controles de las variables de entrada pocos o no significativos.

Gálvez y Capuz-Rizo (2015) realizaron varios experimentos numéricos para probar lo anteriormente indicado. Por ejemplo, para la duración de proyecto convencional, y según lo observado con CRE (Tabla 4.2), Morris (Figura 4.2a) y Sobol' (Figura 4.3a), las variables significativas son la duración de las actividades A, B, D y E, mientras que la actividad C no es significativa. Luego se realizaron tres experimentos, en el primero se consideró la incertidumbre en la duración de todas las actividades, en el segundo experimento la incertidumbre en la duración de la actividad C fue eliminada (se fijó en su valor medio) y se mantuvieron las incertidumbres en las otras actividades, finalmente en el experimento 3 las incertidumbres en la duración de las actividades A, B, D y E fueron eliminadas manteniendo sólo la incertidumbre de la actividad C. Se realizaron simulaciones de Montecarlo para los tres experimentos con diez mil simulaciones. Los experimentos 1 y 2 entregaron prácticamente los mismos resultados, valores de (17,7; 14,0; 10,5) y (17,9; 14,0; 10,3) para los experimentos 1 y 2 respectivamente, donde los valores significan (valor máximo; media; valor mínimo). Sin embargo, para el experimento 3 los valores fueron de (14,0; 14,0; 14,0), esto es la duración del proyecto no presentó incertidumbre.

Capítulo 4

Gálvez et al. (2015a) también consideró la programación con solape de un proyecto con diez actividades y cuarenta variables de entrada. Después de aplicar Sobol' se identificaron las diez variables más significativas y las 10 variables menos significativas, y se realizaron tres experimentos numéricos. En el primer experimento se consideró las incertidumbres en la duración de las 40 variables de entrada, en el segundo experimento las incertidumbres en las diez variables menos significativas fueron eliminadas (se fijaron en su valor medio) y se mantuvieron las incertidumbres en las otras 30 variables de entrada, finalmente en el experimento 3 las incertidumbre en las diez variables más significativas fueron eliminadas y se mantuvieron las incertidumbres en las otras 30 variables de entrada. La Figura 4.4 muestra los valores mínimos, medio y máximos obtenidos en la duración del proyecto para cada experimento. Los valores obtenidos para los experimentos uno y dos son prácticamente iguales, es decir el control de las diez variables de entrada menos significativas no reducen la incertidumbre en la duración del proyecto. Por el contrario, el control de las diez variables más significativas redujo en un 62% la incertidumbre en la duración del proyecto.

Identificación de variables significativas usando análisis de sensibilidad global

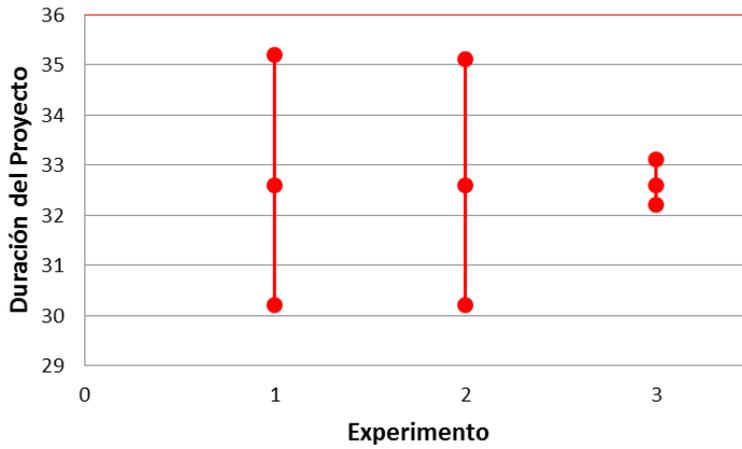


Figura 4.4. Experimentos numéricos 1) sin control de incertidumbres, 2) con control de las diez variables menos significativas, 3) con control de las diez variables más significativas, para la planificación de un proyecto con cuarenta variables de entrada.

5. Toma de decisiones en planificación usando Monte Carlo Filtering

En la sección anterior hemos observado que el ASG puede ser útil en identificar variables significativas y no significativas, en el contexto de la programación de actividades usando la MED. Los métodos estudiados consideran las incertidumbres de las variables de entrada y salida en toda su extensión. En esta sección analizaremos el problema cuando deseamos determinar que variables de entrada (duración de actividad, razón de solape) son las responsables de un comportamiento determinado de la variable de salida (reducción de la duración del proyecto o final tardío de la duración del proyecto).

Por ejemplo, la reducción en la duración del proyecto es una meta en varias industrias la cual requiere de una dirección y gestión de proyecto sofisticada (Hossain y Chua, 2004). En la literatura se mencionan dos estrategias para comprimir la programación de un proyecto (Carr, 1979), las cuales se ejemplifican en la Figura 5.1 a y b. El Figura 5.1a se utiliza la estrategia de asignar más recursos o costo o ambas con el objetivo de reducir la duración de alguna actividad crítica, esto usualmente significa un balance entre tiempo y costo que se resuelve usando optimización. La Figura 5.1b muestra la estrategia de la programación concurrente, en donde actividades predecesora y sucesora se solapan para reducir el tiempo del proyecto, usualmente sin costo extra significativo (Lim et al, 2014). Srour et al. (2013) propusieron una metodología para programar

Capítulo 5

actividades con solape usando MED, sin embargo ellos no consideraron que las variables presentan incertidumbres. La Figura 5.1c muestra una combinación de ambas estrategias, en donde las actividades son aceleradas y también traslapadas. La pregunta que deseamos responder en este caso es ¿qué actividades deben acelerarse y cuales actividades deben traslaparse para lograr comprimir la duración del proyecto en una cantidad determinada?

Esta sección presenta un método desarrollado por Gálvez, Capuz-Rizo y Ordieres para determinar y controlar variables críticas para lograr una duración de proyecto establecida.

5.1 Descripción del método propuesto por Gálvez, Capuz-Rizo y Ordieres

El método propuesto por Gálvez et al. (2015d) consiste en tres fases: 1) simulación de la duración del proyecto usando la MED; 2) reducción del número de variables de entrada usando ASG; 3) determinación y regionalización de las variables críticas utilizando Monte Carlo Filtering.

La simulación de la duración del proyecto se realiza usando las ecuaciones descritas en la sección 2, especialmente el modelo correspondiente a la programación de las actividades con solape, ecuaciones 7 a 9, porque a través de ellas se puede estudiar estrategias que consideren la reducción de la duración de las actividades y el solape entre actividades.

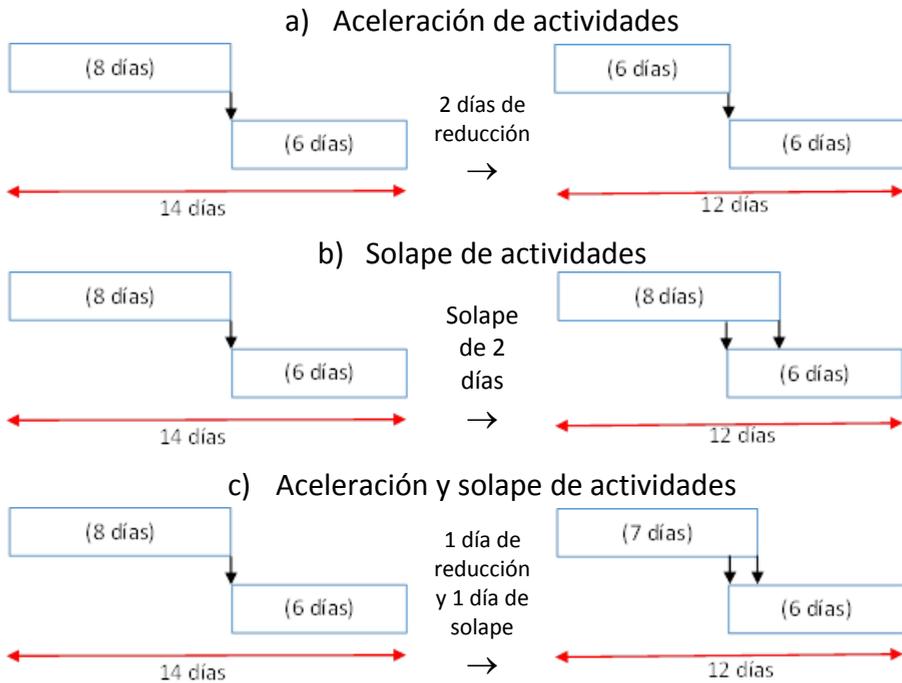


Figura 5.1. Estrategias para comprimir una programación de actividades (adaptado de Gálvez et al., 2015d)

La reducción en el número de variables de entrada obedece a la necesidad de tener un número limitado de variables para aplicar Monte Carlo Filtering. Esto se puede realizar aplicando los métodos de CRE, Morris y Sobol' como se explicó en la sección 4, seleccionando sólo las variables significativas. Para la selección del método más adecuado es necesario considerar que el método de Sobol' es el más robusto, pero es más difícil de implementar y tiene un alto costo computacional. Los métodos de Morris y CRE son más fáciles de implementar y tiene un bajo costo computacional, pero despliegan resultados levemente distintos con cada muestra

Capítulo 5

utilizada. En término general cualquiera de esos métodos será adecuado para reducir las variables, una posible manera de seleccionar las variables significativas sería ordenar las variables de mayor a menor y sólo considerar las variables que son responsables del 95% de la incertidumbre de la duración del proyecto.

Para determinar las variables críticas, es decir las que son responsables de un comportamiento deseado de la duración de proyecto, solamente las incertidumbres de las variables significativas son consideradas, las otras variables son fijadas en su valor nominal o su media. Para establecer las variables críticas y su posterior regionalización el método de Monte Carlo Filtering (Spear y Hornberger, 1980) es aplicado, considerando que veinte o menos es un número adecuado de variables significativas para que el procedimiento tenga valides estadística. El método de Monte Carlo Filtering consiste en dividir la muestra en dos conjuntos basado en algún criterio sobre el comportamiento de la duración del proyecto, esto significa dividir la muestra en dos conjuntos, uno que incluyen las respuestas deseadas y otro que contienen las respuestas no deseadas. Para identificar las variables que son críticas las funciones de densidad de ambos conjuntos son comparadas, si ellas son significativamente diferente entonces esa variable es crítica. Por ejemplo, la Figura 5.2 muestra las funciones de densidad acumuladas para dos variables de entrada, duración de las actividades A y B, en cada gráfica las funciones acumuladas de los dos conjuntos han sido incluidas. Para la actividad A se puede observar que las funciones del conjunto de respuesta deseada y no deseada son claramente

diferentes, es decir es una variable crítica. En cambio en las gráficas de la actividad B no se observan diferencias, es decir la duración de la actividad B no es significativa. Las funciones pueden ser comparadas visualmente o usando alguna prueba estadística como la prueba de Kolmogorov-Smirnov (Arnold y Emerson, 2011), o ambos. Saltelli et al. (2004) propuso utilizar los siguientes criterios basado en los límites de p-valor (un parámetro de la prueba de Kolmogorov-Smirnov): a) p-valor es menor que 0,01 indica que la variable es crítica, b) p-valor entre 0,01 y 0,1 revela que la variable es importante, c) p-valor mayor que 0,1 indica que la variable es insignificante. Una vez identificadas las variables críticas la regionalización se puede realizar por simulaciones de Montecarlo de las variables críticas o comparando el comportamiento de esas variables en los conjuntos con respuestas deseadas y no deseadas, o ambos.

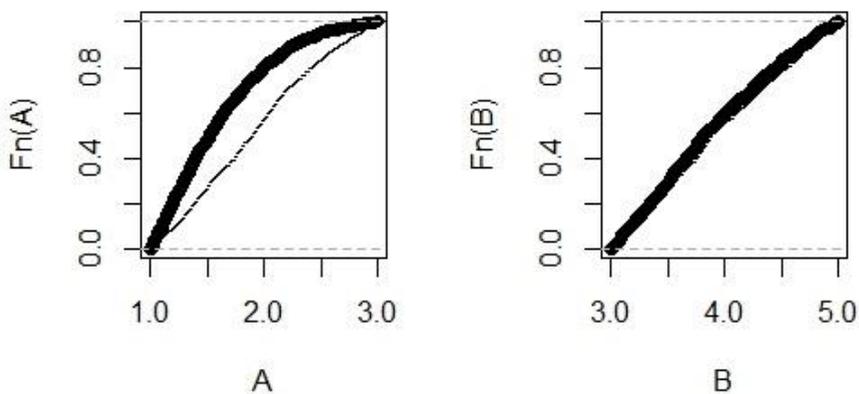


Figura 5.2. Funciones de densidad acumulada de los conjuntos deseados y no deseados para la duración de las actividades A y B. La duración de la actividad A es crítica y la duración de la actividad B es no significativa.

5.2 Ejemplo de aplicación

Este ejemplo fue desarrollado por Gálvez et al. (2015d), aquí sólo parte de él es usado para ejemplificar la metodología desarrollada. El ejemplo considera la programación de actividades de un proyecto con seis actividades, el número de variables de entrada corresponde a veinte variables: seis que representan la duración de las actividades A la F y catorce variables que representan las razones de solape entre las actividades dependientes. Todas las variables presentan incertidumbres que son representadas por funciones de distribución uniforme.

La simulación de Montecarlo con una muestra de 100.000 puntos entrega que la duración del proyecto tiene un valor mínimo es 14,08, primer cuartil 17,87, segundo cuartil o media 18,70, tercer cuartil 19,51 y valor máximo de 23,80. Basado en estos resultados dos escenarios son identificados: el primero es lograr que el proyecto se cumpla dentro de un tiempo adecuado, es decir entre 18,70 y 19,51 (el conjunto deseado es definido con duración de proyecto entre 18,70 y 19,51, y el conjunto no deseado es definido con duración de proyecto sobre 19,51); el segundo escenario es lograr comprimir el proyecto de modo que la duración del proyecto se cumpla entre 15 y 16 (el conjunto deseado es definido con duración de proyecto entre 15 y 16, y el conjunto no deseado es definido con duración de proyecto entre 16 y 18).

La segunda fase consiste en reducir el número de variables de entrada utilizando ASG, sin embargo en este ejemplo no es necesario

reducir variables de entrada porque el número de estas es veinte, un número suficiente para que el método de Monte Carlo Filtering tenga significancia estadística.

La tercera fase es aplicar el método de Monte Carlo Filtering que consiste en realizar simulaciones de Montecarlo (un total de 6.000 simulaciones fueron consideradas para cada escenario) y separar los resultados en dos conjuntos, uno que contiene los resultados deseados y otro los resultados no deseados. Luego se aplica la prueba de Kolmogorov-Smirnov para verificar si las funciones de densidad siguen o no comportamientos diferentes en estos dos conjuntos. La Tabla 5.1 muestra los valores de p-valor y su significado, los resultados para los escenarios 1 y 2 son distintos demostrando que las variables críticas no son las mismas según el comportamiento deseado de la duración del proyecto. En la Tabla 5.1 B_{ii} representa la duración de la actividad i , B_{ji} y C_{ji} son los elementos de las matrices que contiene los valores de las razones de solape entre las actividades j e i . El escenarios 1 tiene trece variables críticas y el escenario 2 posee 8 variables críticas, estas variables críticas son las responsables del comportamiento deseado del tiempo de duración. El número de variables insignificantes es de cuatro y siete para los escenarios 1 y 2 respectivamente, estas variables pueden ser fijadas en su valor nominal porque no afectan al comportamiento deseado. Las variables importantes, tres y cinco para los escenarios 1 y 2 respectivamente, pueden o no afectar el comportamiento deseado. Para estas variables es aconsejable analizar las curvas de densidad y verificar si son variables críticas o

Capítulo 5

no. En este ejemplo se verificó que todas las variables importantes son insignificantes, es decir no se observa una diferencia significativa entre las curvas de densidad de los conjuntos deseados y no deseados.

Tabla 5.1. Resultados de Monte Carlo Filtering y clasificación de variables para los escenarios 1 y 2 (Modificado desde Gálvez et al., 2015d).

Variable de entrada	Escenario 1		Escenario 2	
	p-valor	La variable es	p-valor	La variable es
B_{AA}	0,0000	crítica	0,0000	crítica
B_{BB}	0,0000	crítica	0,0059	crítica
B_{CC}	0,5230	insignificante	0,0005	crítica
B_{DD}	0,0000	crítica	0,1221	insignificante
B_{EE}	0,0000	crítica	0,1246	insignificante
B_{FF}	0,0000	crítica	0,0000	crítica
B_{BA}	0,0000	crítica	0,0108	importante
B_{CA}	0,1656	insignificante	0,0786	importante
B_{DB}	0,0072	crítica	0,0042	crítica
B_{DC}	0,9290	insignificante	0,7083	insignificante
B_{EB}	0,0015	crítica	0,3190	insignificante
B_{FD}	0,0000	crítica	0,0000	crítica
B_{FE}	0,0000	crítica	0,0249	importante
C_{BA}	0,0000	crítica	0,0016	crítica
C_{CA}	0,9070	insignificante	0,0714	importante
C_{DB}	0,0585	importante	0,0756	importante
C_{DC}	0,0114	importante	0,0086	crítica
C_{EB}	0,0041	crítica	0,6255	insignificante
C_{FD}	0,0000	crítica	0,1186	insignificante
C_{FE}	0,0985	importante	0,7012	insignificante

Primero recordemos que la meta del escenario 1 es lograr que el proyecto se cumpla entre 18,70 y 19,51, mientras que la meta del escenario 2 es lograr que el proyecto se cumpla entre 15 y 16. Para verificar que el control de las variables críticas puede lograr esas metas tres simulaciones de Montecarlo, con 100.000 simulaciones fueron realizadas. Primero todas las incertidumbres de las variables fueron consideradas, la función de densidad y la función acumulada de la duración del proyecto son mostradas en la Figura 5.3a. La duración del proyecto se halla entre 14 y 24 aproximadamente y las probabilidades que la duración del proyecto no exceda 19,51 y 16 son 75 y 5% respectivamente. La segunda simulación de Montecarlo considera que todas las variables críticas del escenario 1 son fijadas en sus valores medio del conjunto de datos que cumplen con el valor deseado. Las otras variables, importantes e insignificantes, mantuvieron su incertidumbre. Los resultados se muestran en la Figura 5.3b, en donde es claro que la duración del proyecto se encuentra dentro de los valores deseados y la probabilidad que la duración del proyecto no exceda 19,51 aumentó de 75 a 99 %, es decir la probabilidad que exceda 19,51 es de 1% (ver función acumulada en Figura 5.3b). Finalmente, una nueva simulación de Montecarlo fue realizada considerando que todas las variables críticas del escenario 2 son fijadas en sus valores medio del conjunto de datos que cumplen con el valor deseado del escenario 2. Las otras variables, importantes e insignificantes, mantuvieron su incertidumbre. Los resultados se muestran en la Figura 5.3c, en donde la duración del proyecto se acerca a los valores deseados.

Capítulo 5

Ahora la probabilidad que la duración del proyecto no exceda 16 aumentó de 5 a 40 %, es decir la probabilidad que exceda 16 es de 60%. Sin embargo, la curva acumulada de probabilidad es muy empinada (ver gráfico a la derecha de la Figura 5.3c) y la probabilidad que no exceda 16.5 es 75 %, o dicho de otra forma la probabilidad que exceda 16,5 es 25%.

5.3 Discusión

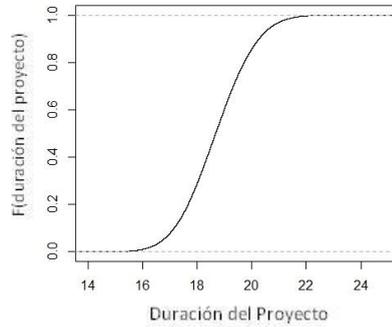
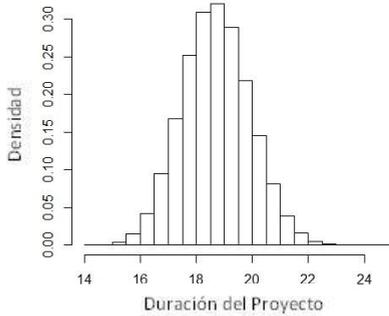
El método propuesto por Gálvez et al. (2015d) permite por un lado identificar las variables críticas que son responsable de un comportamiento determinado de la duración del proyecto. Por otra parte, la metodología entrega los valores de las variables críticas que permitirían lograr los resultados esperados. Estos valores corresponden a la media de esas variables en el conjunto de datos que entregan el comportamiento deseado. En forma adicional se ha demostrado vía simulación de Montecarlo que lo anteriormente indicado es verdadero.

La metodología considera los tiempos de duración de las actividades y las razones de solape, razón por la cual se utiliza una estrategia que incluye la reducción de los tiempos de duración de actividades así como el solape entre actividades. Una limitación de la metodología es el número de variables de entrada que puede considerar, si bien las variables no significativas son reducidas usando ASG, aún es posible que el número de variables de entrada supere la cantidad que el método de Monte Carlo Filtering puede considerar. En ese

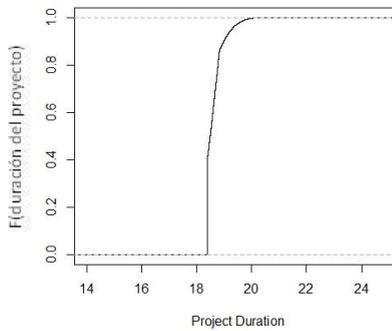
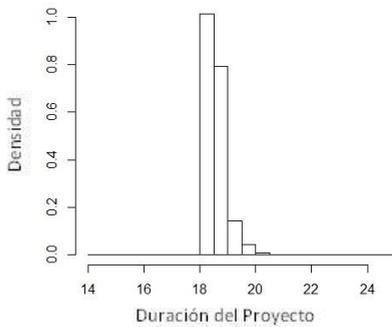
caso es aconsejable identificar hitos y dividir el proyecto en sub-proyectos. Luego, la metodología puede ser aplicada, por un lado, al proyecto considerando a los sub-proyectos como actividades, y por otra parte a cada sub-proyecto en forma separada.

La identificación de las variables críticas para lograr un tiempo de proyecto determinado, permite cambiar la idea de identificar un camino crítico por identificar las variables críticas lo cual incluye la posibilidad que el camino crítico cambie producto de la incertidumbre en las variables. En otras palabras, todas la incertidumbres son consideradas y no sólo las del camino crítico.

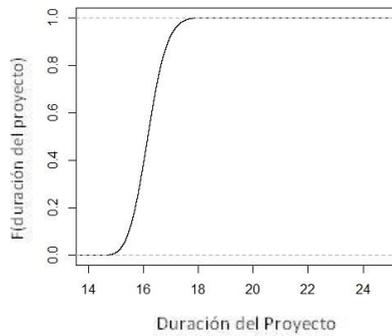
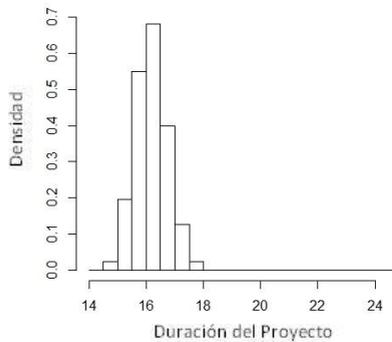
Capítulo 5



a) Todas las variables de entrada con incerteza



b) Todas las variables críticas en su valor medio, conjunto de valores deseados, escenario 1



c) Todas las variables críticas en su valor medio, conjunto de valores deseados, escenario 1

Figura 5.3. Estudios de escenarios en la duración del proyecto usando Monte Carlo Filtering (Modificado de Gálvez et al., 2015d).

6. Estudio de Casos

Este capítulo presenta tres estudios de casos con el objetivo de ilustrar la aplicación del análisis de incertidumbre, del análisis de sensibilidad global para identificar variables significativas, y del análisis de sensibilidad global para la toma de decisiones.

6.1 Caso estudio 1. Análisis de sensibilidad

Este caso estudio fue propuesto por Shi y Blomquist (2012). Ellos utilizaron números difusos triangulares para describir la incertidumbre en la duración de las actividades y los factores de solape usando MED de tipo difusa. La función de pertenencia para una función difusa triangular positiva, $F = (l, m, u)$, se define como sigue

$$u(x) = \begin{cases} \frac{x-l}{m-l}, & l \leq x \leq m \\ \frac{u-x}{u-m}, & m \leq x \leq u \\ 0, & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (17)$$

Aquí, esas funciones de pertenencias triangulares son usadas como funciones de distribución triangulares. El Proyecto consta de 17 actividades, las cuales se muestran en la Tabla 6.1 junto a su duración y la información de sus actividades predecesoras. Esta información

Capítulo 6

también se entrega en la Figura 6.1, que corresponde a la matriz de factores de solape B_{ij} . Las filas y columnas representan a las actividades del proyecto, mientras que los valores en la diagonal corresponden a las duraciones de estas. Este problema tiene 65 variables de entrada: 17 que representan las duraciones de las actividades, 24 adicionales para los factores de solape B_{ij} y similarmente 24 factores de solape C_{ij} .

Tabla 6.1 Actividades y relación de dependencia

Actividad	Duración (días) (l, m, u)	Predecesoras
A	5, 6, 8	-
B	3, 4, 6	-
C	4, 5, 6	-
D	2, 3, 4	A
E	1, 2, 4	A, B, C
F	2, 3, 4	C
G	5, 6, 7	D
H	3, 4, 6	E
I	1, 2, 4	E, F
J	6, 7, 8	G
K	1, 2, 4	G, H, I
L	2, 4, 5	I
M	1, 2, 4	A
N	2, 3, 4	M, D
P	3, 4, 5	C
Q	2, 3, 5	P
R	8, 8, 8	J, K, L, N, Q

La presencia de valores en los elementos fuera de la diagonal indican la dependencia entre las actividades y sus valores representan los factores de solape.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	P	Q	R
A	5 6 8																
B		3 4 6															
C			4 5 6														
D	0.8 0.9 0.9			2 3 4													
E	0.6 0.7 0.8	0.8 0.9 0.9	0.4 0.5 0.6		1 2 4												
F			0.6 0.7 0.8			2 3 4											
G				0.8 0.9 0.9			5 6 7										
H					0.6 0.7 0.8			3 4 6									
I					0.8 0.9 0.9	0.4 0.5 0.6			1 2 4								
J							0.6 0.7 0.8			6 7 8							
K							0.8 0.9 0.9	0.6 0.7 0.8	0.4 0.5 0.6		1 2 3						
L									0.8 0.9 0.9			2 4 5					
M	0.6 0.7 0.8												1 2 4				
N				0.8 0.9 0.9									0.6 0.7 0.8	2 3 4			
P			0.8 0.9 0.9												3 4 5		
Q															0.8 0.9 0.9	2 3 5	
R									0.8 0.9 0.9	0.6 0.7 0.8	0.8 0.9 0.9		0.8 0.9 0.9			0.6 0.7 0.8	8 8 8

Figura 6.1. Matriz de estructura dependiente con duración de actividades B_{ii} . (Valores en la diagonal) y los factores de solape B_{ij} (valores fuera de la diagonal).

Capítulo 6

Como se puede observar tres números difusos fueron utilizados (0.8,0.9,0.9), (0.6,0.7,0.8) y (0.4,0.5,0.6) cuya interpretación lingüística es “la información requerida puede transferirse después que la mayoría del trabajo ha finalizado”, “la información requerida puede transferirse después que una gran cantidad de trabajo ha finalizado” y “la información requerida puede transferirse después que aproximadamente la mitad del trabajo ha finalizado” respectivamente (Shi y Blomquist, 2012). Los valores de los factores de solape C_{ij} son los siguientes: C_{DA} , C_{EB} , C_{EC} , C_{HE} , C_{IF} , C_{KG} , C_{KI} , C_{LI} , C_{PC} , C_{QP} , C_{RJ} , C_{RL} , C_{RN} , y C_{RQ} , los cuales tienen el número difuso (0.1,0.1,0.2) que representa la condición “poco trabajo se puede realizar antes de recibir la información de su actividad predecesora”; C_{EA} , C_{FC} , C_{IE} , C_{JG} , C_{KH} , C_{MA} , C_{ND} , C_{NM} , y C_{RK} tienen el número difuso (0.2,0.3,0.4) cuya transformación lingüística es “algo de trabajo se puede realizar antes de recibir la información de su actividad predecesora”; C_{GD} tiene el número difuso (0.4,0.5,0.6) que indica “aproximadamente la mitad del trabajo se puede realizar antes de recibir la información de su actividad predecesora.”

El análisis de incertidumbre fue realizado siguiendo los cuatro componentes indicados en el capítulo 3: caracterización de incertidumbre, generación de muestra, propagación de la muestra a través del modelo, y representación de la incertidumbre de la variable de salida. La caracterización de la incertidumbre se realizó usando funciones de distribución triangular (basado en las funciones de pertenencia difusas), la muestra utilizada fue de 100.000 datos aleatorios (Monte Carlo) y los modelos descritos en el capítulo 2

fueron utilizados para determinar las variables de salida. La representación de la incertidumbre es entregada a continuación.

La Figura 6.2a muestra el histogramas de la duración del proyecto. Los valores mínimo, máximo y medio son 16,81, 23,23 y 19,79 días respectivamente, los cuales se comparan con los valores 11,6, 27,4 y 20,4 días determinados usando lógica difusa (Shi y Blomquist, 2012). Estos resultados son consistentes con los obtenidos usando aritmética de intervalos, esto es la lógica difusa sobre estima la incertidumbre en la duración del proyecto.

Las Figuras 6.3a y 6.3b muestran los diagramas de cajas para el comienzo más temprano y la finalización más temprana de las actividades. Estos valores son consistentes con los obtenidos con lógica difusa, aunque nuevamente se observan sobre estimaciones al utilizar la lógica difusa. Estas sobre estimaciones ocurren porque la probabilidad que todas las variables estén en sus valores extremos (mínimos y máximos) es prácticamente nula, situación que no es considerada al usar números difusos.

Capítulo 6

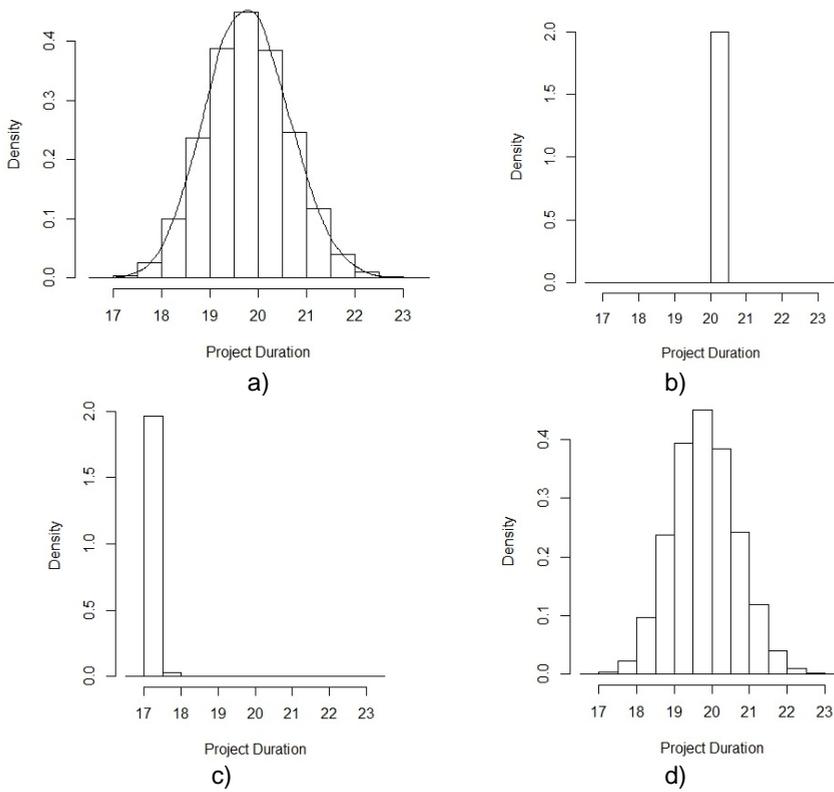


Figura 6.2 Histograma de duración del proyecto. a) Todas las variables de entrada con incertidumbre; b) Las primeras quince variables más significativas fijadas en su valor m ; c) Las primeras quince variables más significativas fijadas en su valor l ; d) Las últimas cincuenta variables menos significativas fijadas en su valor m .

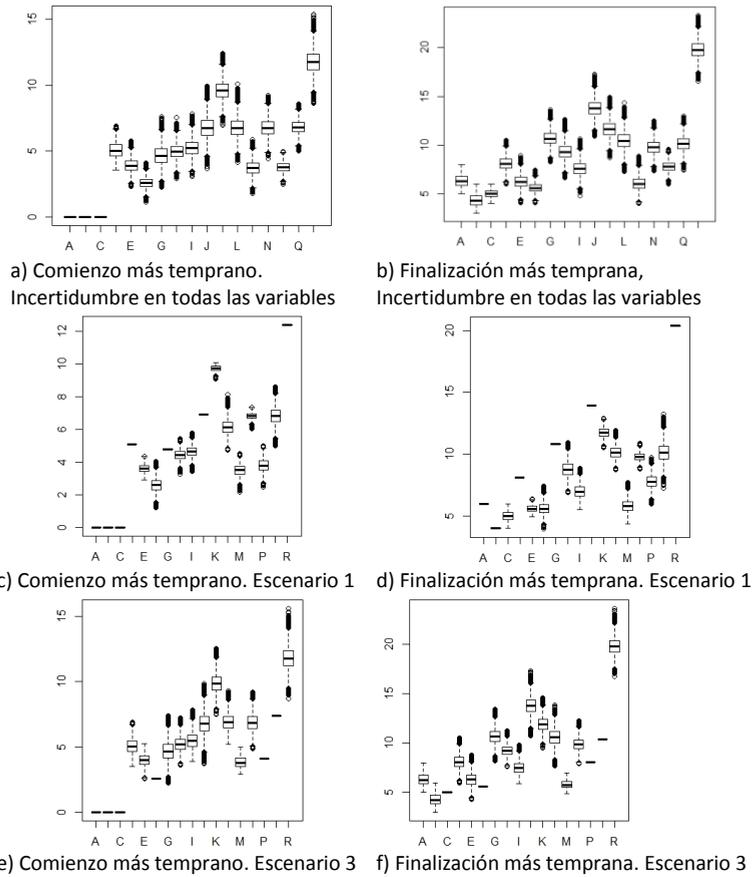


Figura 6.3 Diagramas de cajas para el comienzo más temprano y finalización más temprana para diferentes escenarios.

El método de análisis de sensibilidad global de Sobol'-Jansen se aplicó para identificar las variables más significativas en la incertidumbre de la duración del proyecto. Una muestra de tamaño 30.000 fue utilizada, pero como el problema tiene 65 variables de entrada, el costo computacional es de 2.010.000 simulaciones. A pesar de la gran cantidad de simulaciones, sólo unos pocos minutos fue necesario en

un notebook con un procesador Intel® Core i7 para determinar los índices de Sobol' porque el modelo es simple. La Figura 6.4 muestra los índices de Sobol' de primer orden y total para las 20 variables de entrada más significativas. Las otras 45 variables de entrada exhiben índices de Sobol' iguales a cero. Solamente nueve y doce variables de entrada tienen índices totales de Sobol' mayores a 0,01 y 0,001 respectivamente. La duración de las actividades A, D y J, y los factores de solape C_{JG} , B_{JG} , C_{GD} , C_{RJ} , B_{RJ} , y B_{DA} son las variables más significativas en la incertidumbre en la duración del proyecto.

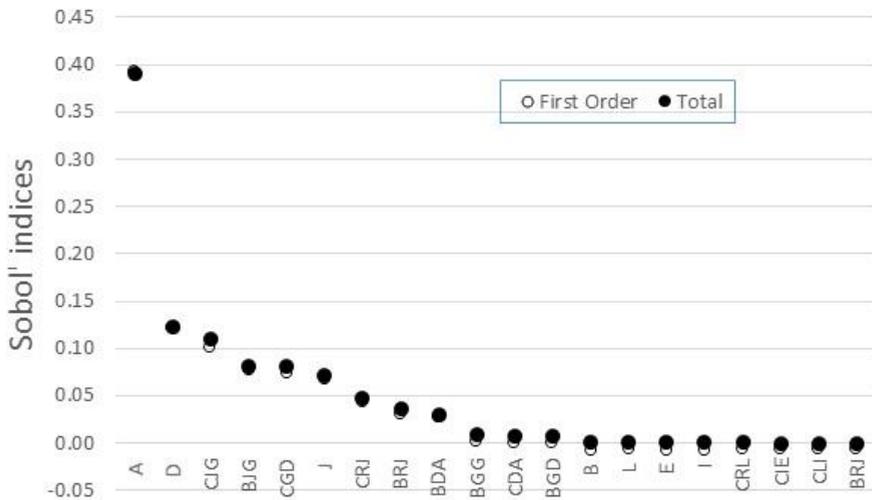


Figura 6.4 Índices de Sobol'-Jansen para las 20 variables más significativas.

Para comprobar que esas variables son las más significativas, tres escenarios fueron considerados. En el escenario 1 las quince variables más significativas fueron fijadas en su valor m . En el escenario 2, las

mismas variables fueron fijadas en su valor l . Estos escenarios fueron generados para probar que esas variables son responsable de la incertidumbre en la duración del proyecto. Finalmente, en el escenario 3, se fijaron todas las variables, con la excepción de las quince más significativas, en su valor m , para analizar si esas variables se pueden considerar como determinísticas para estudios de incertidumbre. Para cada escenario simulación de Monte Carlo fue utilizada con 100.000 datos en cada escenario.

La Figura 6.2 muestra los histogramas para la duración del proyecto para estos escenarios. Las Figuras 6.2b (escenario 1) y 6.2c (escenario 2) corresponden a las situaciones cuando las quince variables de entrada más significativas son fijadas en los valores m y l respectivamente. Los resultados muestran que la incertidumbre en la duración del proyecto es prácticamente eliminada a pesar que las otras cincuenta variables de entrada mantuvieron su incertidumbre. Además, los valores de duración de proyecto en esos escenarios son cercanos a los valores de m y l (19,79 y 16,81 días) de la duración del proyecto obtenidos cuando se consideró la incertidumbre en todas las variables. En el escenario 3, Figura 6.2d, el efecto de eliminar la incertidumbre en las cincuenta variables menos significativas es casi nulo, es decir estas variables pueden ser eliminadas para estudios de incertidumbre en este proyecto.

Las Figuras 6.3c y 6.3d incluyen los diagramas de cajas para los comienzo más temprano y finalización más temprana para el escenario 1, mientras que las Figuras 6.3e y 6.3f contienen los

Capítulo 6

diagramas para el escenario 3. Los resultados son consistentes con los obtenidos para la duración del proyecto, es decir las quince variables más significativas son responsables de las incertidumbres en los comienzos más tempranos y las finalizaciones más tempranas de las actividades.

En conclusión, el análisis de incertidumbre y el análisis de sensibilidad global deben ser parte integral de la programación de actividades. Estas herramientas nos permiten comprender mejor el comportamiento del sistema, identificar las variables más significativas, cuyo control permite reducir la incertidumbre del sistema o cuyo estudio permite conocer los riesgos asociados a la incertidumbre.

6.2 Caso estudio 2. Identificación de variables significativas

Este caso estudio fue desarrollado como parte del estudio para identificar variables significativas usando análisis de sensibilidad global. Específicamente los métodos de CRE (coeficiente de regresión estandarizado) y de Sobol'-Jansen son aplicados y comparados en un problema presentado por Maheswari y Varghese (2005) con incertidumbres dadas por Gálvez et al. (2015a). La razón para seleccionar estos métodos de análisis de sensibilidad global es que se observó que ambos métodos entregan resultados similares, mientras que el método de CRE es mucho más simple de implementar y utiliza

una muestra significativamente menor que el método de Sobol'-Jansen.

El proyecto consiste de diez actividades (A a la J) en las cuales se considera la posibilidad de solape entre las actividades que presentan interacción. Todas las variables de entrada, diez duraciones de actividades y treinta factores de solape, presentan incertidumbres que son representadas por funciones de distribución uniforme. La Tabla 6.2 entrega las actividades, sus dependencias y sus duraciones, mientras que la Tabla 6.3 presenta los factores de solape.

Tabla 6.2 Lista de actividades y sus duraciones.

Actividad	Predecesora	Duración, U(min,max)
<i>A</i>	-	U(5.7,6.1)
<i>B</i>	<i>D</i>	U(7.3,9.1)
<i>C</i>	<i>A</i>	U(6.2,7.5)
<i>D</i>	<i>A, F</i>	U(3.8,4.0)
<i>E</i>	<i>B</i>	U(8.3,9.4)
<i>F</i>	<i>A, C</i>	U(0.9,1.0)
<i>G</i>	<i>F, J</i>	U(2.0,2.1)
<i>H</i>	<i>I</i>	U(9.4,10.7)
<i>I</i>	<i>D, G, E</i>	U(4.5,5.4)
<i>J</i>	<i>F, B</i>	U(2.9,3.0)

Recordemos que el CRE es calculado reemplazando las variables por variables estandarizadas, lo cual se logra restando el valor medio de la muestra de la variable y dividiendo este resultado por la desviación estándar de la muestra. Luego el coeficiente de regresión lineal es calculado para estas variables estandarizadas. Por otra parte, los índices de Sobol' se determinan dividiendo las varianzas parciales

que representan las contribuciones de las variables de entradas por la varianza total. Las estimaciones estadísticas de las varianzas parciales son realizadas por integrales multi-dimensionales, que requieren de una muestra constituida por una gran cantidad de datos. Luego, las diferencias en términos de costes computacionales son significativas entre esos dos métodos.

Tabla 6.3 Factores de solape para caso estudio 2

<i>j</i>	<i>i</i>	Factor de solape B_{ji}	Factor de solape C_{ji}
		U(min,max)	U(min,max)
<i>C</i>	<i>A</i>	U(0.79,0.80)	U(0.10,0.11)
<i>F</i>	<i>A</i>	U(0.99,1.00)	U(0.00,0.05)
<i>F</i>	<i>C</i>	U(0.57,0.60)	U(0.30,0.32)
<i>D</i>	<i>A</i>	U(0.79,0.80)	U(0.09,0.10)
<i>D</i>	<i>F</i>	U(0.67,0.70)	U(0.19,0.21)
<i>B</i>	<i>D</i>	U(0.87,0.90)	U(0.35,0.40)
<i>J</i>	<i>F</i>	U(0.89,0.90)	U(0.18,0.21)
<i>J</i>	<i>B</i>	U(0.92,1.00)	U(0.00,0.05)
<i>G</i>	<i>F</i>	U(0.46,0.50)	U(0.46,0.50)
<i>G</i>	<i>J</i>	U(0.96,1.00)	U(0.30,0.32)
<i>E</i>	<i>B</i>	U(0.83,0.90)	U(0.10,0.11)
<i>I</i>	<i>D</i>	U(0.56,0.60)	U(0.18,0.21)
<i>I</i>	<i>G</i>	U(0.79,0.80)	U(0.49,0.63)
<i>I</i>	<i>E</i>	U(0.96,1.00)	U(0.00,0.05)
<i>H</i>	<i>I</i>	U(0.63,1.00)	U(0.38,0.43)

Los resultados de aplicar los métodos de Sobol'-Jansen y CRE se muestran en la Tabla 6.4. Sólo se entrega el índice de Sobol'-Jansen total porque el índice de primer orden es muy similar al total, es decir las interacciones entre las variables son despreciables. La última

columna de la Tabla 6.4 entrega posición de significancia de las variables de entrada, desde la variable más significativa (1) a la menos significativa (40), basado en los resultados entregados por CRE.

Los valores de los índices de CRE y Sobol'-Jansen son distintos, sin embargo si se comparan los resultados desde el punto de vista del posición los resultados son poco más o menos iguales. Las primeras diez variables de entrada que más afectan a la incertidumbre de la duración del proyecto son: $B_{HI} > A_{EB} > A_{BB} > A_{HH} > A_{II} > A_{CC} > B_{EB} > C_{HI} > C_{EB} > B_{IE}$, donde A_{ii} representa la duración de la actividad i . Las diez variables de entrada que menos afectan a la incertidumbre de la duración del Proyecto son: $C_{IG} > B_{GJ} > B_{ID} > C_{JB} > A_{JJ} > B_{FA} > C_{JF} > B_{GF} > C_{GJ} > C_{GF}$.

Para verificar que estos resultados son correctos, las siguientes simulaciones de Monte Carlo fueron realizadas. En el escenario 1 la incertidumbre fue considerada en todas las variables de entrada utilizando las funciones de distribución uniforme dadas en las Tablas 6.2 y 6.3. Luego, las diez variables más significativas fueron fijadas en su valor medio y se mantuvo la incertidumbre en las otras treinta variables de entrada, esto constituye el escenario 2. Finalmente, en el escenario 3, las diez variables que menos afectan a la incertidumbre en la duración del proyecto fueron fijadas en su valor medio y la incertidumbre se mantuvo en las otras treinta variables. Los resultados son los siguientes: 1) para el escenario 1 los valores máximos, mínimos y medios en la duración del proyecto fueron 35.2,

Capítulo 6

30.2 y 32.6 días, es decir la incertidumbre es de 5 días; 2) para el escenario 2 los valores máximos, mínimos y medios en la duración del proyecto fueron 33.1, 32.2 y 32.6 días, es decir la incertidumbre es de 0.9 días; 3) para el escenario 3 los valores máximos, mínimos y medios en la duración del proyecto fueron 35.1, 30.2 y 32.6 días, es decir la incertidumbre es de 4.9 días. Estos resultados confirman los resultados obtenidos.

Una ventaja adicional del método CRE es que no sólo indica las variables significativas, sino que también entrega la relación entre las variables de entrada y salida. Así un valor positivo de la CRE indica que ambas variables crecen o decrecen conjuntamente, mientras que un valor negativo indica que las variables siguen tendencias opuestas. En la Tabla 6.4 se observa que los factores de solape C_{ij} tienen valores de CRE negativos, es decir siguen tendencias opuestas con la duración del proyecto. Para demostrar la utilidad de esta información, las diez variables más significativas fueron fijadas en sus valores más convenientes, es decir el límite inferior de la función de distribución uniforme para las variables con valores positivos de CRE, y el límite superior de la función de distribución uniforme para las variables con valores negativos de CRE. Luego se aplicó simulación de Monte Carlo obteniendo que la duración media de duración del proyecto es de 29.2 días, esto es un 10% de reducción. Un experimento numérico similar con las diez variables menos significativas da una duración del proyecto igual a 32.6 días, es decir no afectan la duración del proyecto.

6.3 Caso estudio 3. Toma de decisiones usando análisis de sensibilidad global

Este caso estudio fue desarrollado como parte del análisis para identificar variables críticas para lograr un comportamiento deseado. El método desarrollado en el capítulo 5 es utilizado para resolver este problema.

El problema presentado por Maheswari y Varghese (2005) con algunas modificaciones es utilizado. El proyecto consiste de diez actividades (A la J) en las cuales se considera la posibilidad de solape entre las actividades que presentan interacción. Todas las variables de entrada, diez duraciones de actividades y treinta factores de solape, presentan incertidumbres que son representadas por funciones de distribución uniforme. La Tabla 6.5 entrega las actividades, sus dependencias y sus duraciones, mientras que la Tabla 6.6 presenta los factores de solape. La simulación de Monte Carlo para este ejemplo entrega que el valor mínimo de la duración del proyecto es 27,29 días, primer cuartil 31,05, media 32,08, tercer cuartil 33,07 y valor máximo de 37,14. Además se observó que la duración del proyecto sigue una distribución normal a pesar que las variables de entrada presentan funciones de distribución uniforme. El objetivo es determinar que variables son críticas para lograr que la duración del proyecto se encuentre: 1) entre la media (32,08 días) y el tercer cuartil (33,07 días), es decir evitar que el proyecto supere el

Capítulo 6

valor 33,07 días; y 2) bajo el primer cuartil (31,05 días), es decir acelerar la ejecución del proyecto.

El método propuesto por Gálvez et al. (2015d) consiste en tres fases: 1) simulación de la duración del proyecto usando la MED; 2) reducción del número de variables de entrada usando ASG; 3) determinación y regionalización de las variables críticas utilizando Monte Carlo Filtering. La fase 1 ya ha sido discutida y no es analizada en esta sección. La reducción del número de variables se realiza usando algún método de ASG, el CRE ha mostrado se simple y entregar muy buenos resultados y por lo tanto es utilizado en este ejemplo. Finalmente, el método de Monte Carlo Filtering es aplicado para identificar las variables críticas a las situaciones antes descritas.

El método de CRE fue aplicado con una muestra de 400 simulaciones, cuyos resultados se entregan en la Tabla 6.7. La tercera columna entrega el valor absoluto de CRE que se utiliza para identificar la posición de significancia de las variables de entrada. Las primeras veinte variables son consideradas para la fase siguiente, que corresponde a la identificación de variables críticas usando Monte Carlo Filtering. Las otras variables son establecidas en su valor nominal y por lo tanto su incertidumbre no es considerada.

Tabla 6.4 Índices de CRE y Sobol'-Jansen para caso estudio 2

Variable de entrada		CRE	Sobol'-Jansen	Posición
Duración de actividades	A	0,1115	0,0131	11
	C	0,2135	0,0517	6
	F	0,0113	0,0002	21
	D	0,0396	0,0024	14
	B	0,3210	0,1015	3
	J	0,0013	0,0000	35
	G	-0,0046	0,0000	25
	E	0,3371	0,1213	2
	I	0,2489	0,0658	5
	H	0,2816	0,0783	4
Factor de solape B_{ji}	CA	0,0368	0,0018	15
	FA	-0,0011	0,0000	36
	FC	0,0782	0,0056	13
	DA	0,0030	0,0000	30
	DF	0,0118	0,0001	20
	BD	0,0366	0,0018	16
	JF	0,0046	0,0000	24
	JB	0,0031	0,0000	28
	GF	-0,0006	0,0000	38
	GJ	-0,0028	0,0000	32
	EB	0,1810	0,0432	7
	ID	0,0028	0,0000	33
	IG	0,0030	0,0000	29
	IE	0,1281	0,0166	10
	HI	0,6606	0,4398	1

Capítulo 6

Tabla 6.4 Índices de CRE y Sobol'-Jansen para caso estudio 2 (continuación)

Variable de entrada	CRE	Sobol'-Jansen	Posición	
Factor de solape C_{ji}	CA	-0,0300	0,0006	18
	FA	0,0036	0,0000	27
	FC	-0,0086	0,0000	22
	DA	0,0058	0,0000	23
	DF	-0,0349	0,0008	17
	BD	-0,1389	0,0224	9
	JF	-0,0008	0,0000	37
	JB	0,0015	0,0000	34
	GF	0.0001	0.0000	40
	GJ	0.0005	0.0000	39
	EB	-0.0296	0.0010	19
	ID	-0.0036	0.0000	26
	IG	-0.0030	0.0000	31
	IE	-0.0870	0.0081	12
	HI	-0.1746	0.0332	8

Tabla 6.5 Lista de actividades y sus duraciones para caso estudio 3.

Actividad	predecesora	Duración, $U(\min, \max)$
A	-	$U(5.1, 6.7)$
B	D	$U(6.7, 9.7)$
C	A	$U(5.6, 8.1)$
D	A, F	$U(3.2, 4.6)$
E	B	$U(7.7, 10.0)$
F	A, C	$U(0.5, 1.4)$
G	F, J	$U(1.4, 2.7)$
H	I	$U(8.8, 11.3)$
I	D, G, E	$U(3.9, 6.0)$
J	F, B	$U(2.3, 3.6)$

Tabla 6.6 factores de solape para caso estudio 3

<i>J</i>	<i>i</i>	Factor de solape B_{ji}	Factor de solape C_{ji}
		$U(\min, \max)$	$U(\min, \max)$
<i>C</i>	<i>A</i>	$U(0.74, 0.84)$	$U(0.07, 0.16)$
<i>F</i>	<i>A</i>	$U(0.92, 1.00)$	$U(0.00, 0.12)$
<i>F</i>	<i>C</i>	$U(0.53, 0.64)$	$U(0.26, 0.36)$
<i>D</i>	<i>A</i>	$U(0.75, 0.84)$	$U(0.05, 0.14)$
<i>D</i>	<i>F</i>	$U(0.63, 0.74)$	$U(0.15, 0.25)$
<i>B</i>	<i>D</i>	$U(0.83, 0.94)$	$U(0.31, 0.44)$
<i>J</i>	<i>F</i>	$U(0.85, 0.94)$	$U(0.14, 0.25)$
<i>J</i>	<i>B</i>	$U(0.88, 1.00)$	$U(0.00, 0.10)$
<i>G</i>	<i>F</i>	$U(0.42, 0.54)$	$U(0.42, 0.54)$
<i>G</i>	<i>J</i>	$U(0.92, 1.00)$	$U(0.26, 0.36)$
<i>E</i>	<i>B</i>	$U(0.79, 0.94)$	$U(0.07, 0.17)$
<i>I</i>	<i>D</i>	$U(0.52, 0.64)$	$U(0.14, 0.25)$
<i>I</i>	<i>G</i>	$U(0.75, 0.84)$	$U(0.45, 0.67)$
<i>I</i>	<i>E</i>	$U(0.92, 1.00)$	$U(0.00, 0.10)$
<i>H</i>	<i>I</i>	$U(0.59, 1.00)$	$U(0.34, 0.47)$

Capítulo 6

Tabla 6.7 Coeficientes de regresión estandarizados (CRE) para caso estudio 3

Variable	CRE	CRE	Posición	Variable	CRE	CRE	Posición
B_{HI}	0,388	0,388	1	C_{FC}	-0,021	0,021	21
B_{EE}	0,360	0,360	2	B_{DF}	0,021	0,021	22
B_{HH}	0,293	0,293	3	C_{GJ}	-0,010	0,010	23
B_{II}	0,289	0,289	4	B_{GF}	-0,007	0,007	24
B_{BB}	0,269	0,269	5	B_{ID}	0,006	0,006	25
C_{HI}	-0,245	0,245	6	B_{DA}	0,005	0,005	26
B_{AA}	0,238	0,238	7	C_{IG}	0,005	0,005	27
B_{EB}	0,234	0,234	8	B_{JF}	-0,005	0,005	28
B_{CC}	0,214	0,214	9	C_{FA}	-0,005	0,005	29
C_{DB}	-0,187	0,187	10	B_{JJ}	0,003	0,003	30
B_{DD}	0,177	0,177	11	C_{ID}	0,003	0,003	31
C_{EB}	-0,163	0,163	12	C_{GF}	0,003	0,003	32
B_{FC}	0,136	0,136	13	C_{DA}	0,002	0,002	33
B_{IE}	0,130	0,130	14	B_{JB}	0,002	0,002	34
C_{CA}	-0,121	0,121	15	B_{FA}	0,002	0,002	35
B_{CA}	0,108	0,108	16	B_{IG}	-0,001	0,001	36
C_{IE}	-0,093	0,093	17	C_{JF}	0,001	0,001	37
B_{BD}	0,078	0,078	18	B_{GJ}	0,001	0,001	38
C_{DF}	-0,072	0,072	19	C_{JB}	0,000	0,000	39
B_{FF}	0,060	0,060	20	B_{GG}	0,000	0,000	40

Los problemas a estudiar corresponden a determinar que variables son críticas para lograr que:

- 1) la duración del proyecto se encuentre entre la media (32,08 días) y el tercer cuartil (33,07 días), es decir evitar que el proyecto supere el valor 33,07 días; lo cual se representa con las siguientes condiciones:

$$R = \{x / 32.08 \leq DP(x) < 33.07, x \in E\}$$

$$\bar{R} = \{x / 33.07 \leq DP(x), x \in E\}$$

- 2) la duración del proyecto se encuentre bajo el primer cuartil (31,05 días), es decir acelerar la ejecución del proyecto; lo cual se representa con las siguientes condiciones:

$$R = \{x / DP(x) < 31.05, x \in E\}$$

$$\bar{R} = \{x / 31.05 \leq DP(x) < 32.08, x \in E\}$$

Donde E es el espacio formado por las incertidumbre de las veinte variables de entrada consideradas, $DP(x)$ es la duración del proyecto en el punto x , R y \bar{R} son los grupos o subconjuntos de la muestra que es comparada para identificar las variables críticas. Una muestra total de 12.000 simulaciones fue utilizada para comparar las funciones de densidad de cada variable en cada subconjunto, y aplicar el test de Kolmogorov-Smirnov para identificar las variables de entrada que se comportan diferentes en ambos subconjuntos (variables críticas).

Los resultados indican que existen trece variables críticas para el primer problema (B_{AA} , B_{CC} , B_{BB} , B_{EE} , B_{II} , B_{HH} , B_{BD} , B_{IG} , B_{HI} , C_{DF} ,

Capítulo 6

C_{BD} , C_{IE} , C_{HI}) y quince variables críticas para en segundo problema (B_{AA} , B_{CC} , B_{DD} , B_{BB} , B_{EE} , B_{II} , B_{HH} , B_{FC} , B_{BD} , B_{ED} , B_{HI} , C_{BD} , C_{EB} , C_{IE} , C_{HI}). Aquí B_{ii} indican duración de la actividad i . Observe que en general las variables críticas no son necesariamente las mismas, por ejemplo para el problema 1, las variables B_{IG} , C_{DF} y C_{BD} son críticas, pero no lo son para el problema 2.

Para demostrar que estas son las variables críticas diferentes simulaciones de Monte Carlo fueron realizadas. Primero, las incertidumbre en las 40 variables de entrada fueron consideradas; luego las variables no críticas del problema 1 fueron fijadas en su valor nominal; en un tercer experimento numérico las trece variables críticas del problema 1 fueron establecidas en su valor medio del subconjunto R , es decir en el conjunto que entrega el valor deseado, las otras veinte y siete variables mantuvieron su incertidumbre; finalmente, las quince variables críticas del problema 2 fueron fijadas en su valor medio del subconjunto R , es decir en el conjunto que entrega el valor esperado de la duración del proyecto, las otras veinte y cinco variables mantuvieron su incertidumbre.

Los resultados se muestran como funciones de distribución acumuladas en la Figura 6.5. Las Figuras 6.5a y 6.5b son prácticamente iguales, y la probabilidad que la duración del proyecto no exceda 33.07 días es de 75%, mientras que al controlar las variables críticas esta probabilidad es de 80% y la incertidumbre general se ha reducido (Figura 6.5c). Por ejemplo la probabilidad que la duración del proyecto no supere los 34 días es ampliada desde 90

% a 100% al controlar las variables críticas. Para el segundo ejemplo, la probabilidad que la duración del proyecto no exceda 31.05 días es de 25% sin controlar las variables críticas, mientras que al controlar las variables críticas esta probabilidad es de 99% (Figura 6.5d). Este resultado es muy bueno.

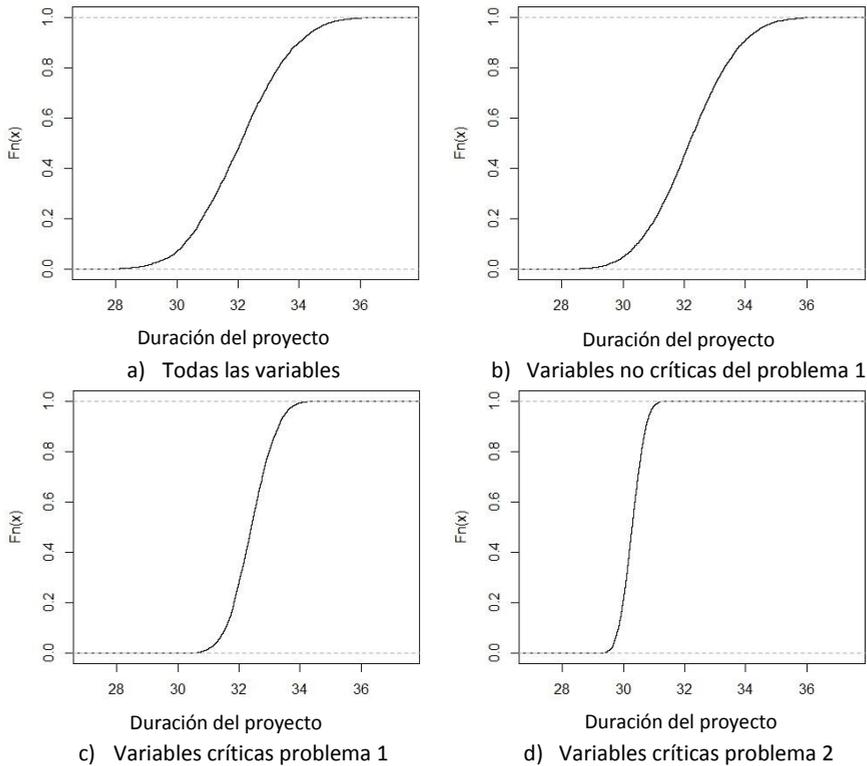


Figura 6.5. Funciones de distribución acumuladas para simulaciones de Monte Carlo con: a) incertidumbre en todas las variables, b) variables no críticas del problema 1 fijas, c) variables críticas del problema 1 fijas, y d) variables críticas del problema 2 fijas.

6.4 Caso estudio 4. Proyecto de construcción de una carretera

Este caso estudio se considera la construcción de una carretera de 3,53 kilómetros de longitud, consistente de veinte y siete actividades como ha sido descrito por Brand et al. (1964), Ioannou y Martínez (1998) y Yang (2007). La Figura 6.6 muestra una descripción del proyecto, el cual se divide naturalmente en dos secciones basado en la ubicación de los puntos de balance del movimiento de tierra (cortes y rellenos). Como se muestra en la Figura 6.6, la primera sección se extiende desde la estación 42 a la estación 100, mientras que la segunda sección se extiende desde la estación 100 a la 158. En cada sección la cantidad de recorte iguala la cantidad de relleno.

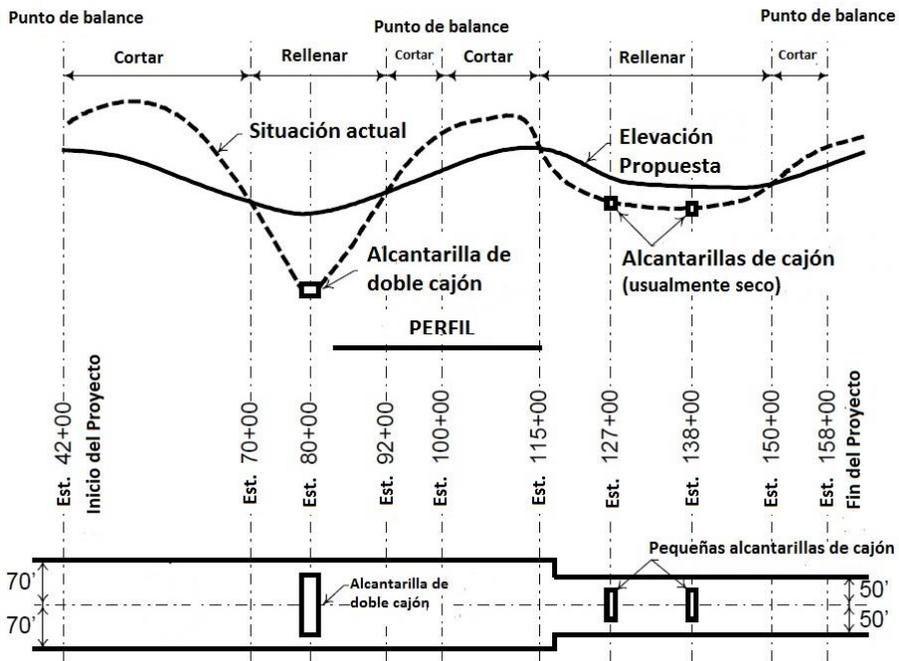


Figura 6.6 Plano de construcción de carretera

La Tabla 6.8 muestra los nombres de las actividades, la función de distribución de la duración de cada actividad, y las actividades predecesoras. La Figura 6.7 muestra la red de precedencia de actividades para el proyecto de construcción. Ioannou y Martínez (1998) usaron la estimación de tres puntos para la duración de actividad (optimista, más probable, pesimista) y asumieron que los recursos necesarios están disponibles y por lo tanto no existe correlación entre las duraciones. Yang (2007) utilizó funciones de distribución triangular (mínimo, más probable, máximo), uniforme y discreta para representar la incertidumbre en la duración de actividades, además se asumió que existe correlación entre la duración de las actividades porque algunas actividades son realizadas por el mismo personal. Sin embargo, esos trabajos están más relacionados con análisis de incertidumbre, aquí el objetivo es diferente, se desea identificar que variables de entrada son críticas y que valores deben tomar la duración de esas actividades críticas, para lograr que la duración del proyecto tenga un comportamiento deseado. Por esa razón las funciones de distribución de la duración de las actividades representan potenciales valores si diferentes recursos (personal, equipos, tecnologías) son utilizados. En la Tabla 6.8 las funciones de distribución uniforme indican que la duración de las actividades pueden tomar cualquier valor entre los límites superior e inferior. Por otra parte, las funciones discretas indican que la duración de la actividad puede tomar algunos valores predefinidos. Aquí se asume que todos los valores discretos tienen la misma probabilidad, así la duración de la actividad 6 puede tomar los valores

Capítulo 6

4, 8, 10 o 16, todos ellos con una probabilidad del 25 %. También se asume que no existe correlación entre las actividades, es decir existen los recursos necesarios para actividades paralelas.

Primeramente se realiza simulación de Monte Carlo para determinar la incertidumbre en la duración del proyecto usando la MED y las incertidumbres en las variables de entradas dados en la Tabla 6.8. Los resultados obtenidos indican que el valor mínimo es de 44,30; primer cuartil 79,77, media 89,94, tercer cuartil 99,41 y valor máximo 143,75 días. Esta información es relevante porque nos indica el rango de potenciales valores para la duración del Proyecto, dados la incertidumbre epistémica en la duración de las actividades.

El segundo paso es la reducción en el número de variables de entrada usando el método de CRE. Los resultados se muestran en la Tabla 6.9, en ella la tercera columna muestra el valor absoluto de la CRE para cada variable de entrada, y la cuarta columna muestra los valores de CRE normalizados (para que la suma total de CRE sea 1) y acumulados (NCRE). Debemos reducir el número de variables de entrada bajo 20 variables, las primeras 18 variables pueden explicar sobre el 98 % de la incertidumbre en la duración del proyecto. Luego, las primeras 18 variables (significativas) serán consideradas para el tercer paso del método. La Figura 6.7 también destaca las variables que son significativas (y no significativas) en la incertidumbre en la duración del Proyecto.

Tabla 6.8. Lista de actividades, funciones de distribución de la duración de actividades (días), y actividades predecesoras para el proyecto de construcción de carretera (U representa distribución uniforme y D distribución discreta).

ID	Actividad	Duración	Predecesora
1	Instalación de la planta	U (0.5, 3.5)	-
2	Encargo y entrega de malla de pavimentación	U(2, 8)	-
3	Entrega de barras de refuerzo para alcantarilla de doble cajón	U(2.5, 11.5)	-
4	Movimiento de equipos	U(1.5, 4.5)	-
5	Entrega de barras de refuerzo para alcantarillas de cajón pequeños	U(1, 25)	-
6	Construcción de alcantarilla de doble cajón	D(4, 8, 10, 16)	3
7	Limpieza de terreno desde Est. 42 a Est. 100	D(1, 2.5, 7)	4
8	Limpieza de terreno desde Est 100 to Sta. 158	D(2.5, 7, 11.5)	4
9	Construcción de alcantarilla de cajón en Est. 127	U(1, 13)	5
10	Construcción de alcantarilla de cajón en Est. 138	U(0.5, 9.5)	5
11	Curado de alcantarilla de doble cajón	U(3, 15)	6
12	Movimiento de escombros entre Est. 42 & Est. 100	U(2.5, 11.5)	7,11
13	Inicio de movimiento de escombros entre Est. 100 & Est. 150	U(1.5, 4.5)	8
14	Curado de alcantarilla de cajón en Est. 127	U(1.5, 28.5)	9
15	Curado de alcantarilla de cajón en Est. 138	U(2, 14)	10
16	Encargo y almacenamiento de material de pavimentación	U(0.5, 3.5)	1
17	Coloque la subbase desde Est. 42 a Est. 100	U(3.6, 14)	12
18	Finalización de movimiento de escombros entre Est. 100 & Est. 150	U(1, 13)	13, 14, 15
19	Pavimentación desde Est. 42 a Est. 100	U(4, 16)	2, 16, 17
20	Coloque la subbase desde Est. 100 a Est. 158	U(2, 21.87)	18

Capítulo 6

Tabla 6.8. (Continuación) Lista de actividades, funciones de distribución de la duración de actividades (días), y actividades predecesoras para el Proyecto de pavimentación (U representa distribución uniforme y D distribución discreta).

ID	Actividad	Duración	Predecesora
21	Curado de pavimento desde Est. 42 a Est. 100	U(2.5, 11.5)	19
22	Pavimentación desde Est. 100 a Est. 158	U(3, 30)	2, 16, 20
23	Curado de pavimento desde Est. 100 a Est. 158	U(2.5, 11.5)	22
24	Instale berma desde Est. 42 a Est. 100	U(1,7)	21
25	Instale berma desde Est. 100 a Est. 158	U(1,7)	23
26	Instale barandas y elementos de paisajismo	D(2.5, 4, 11)	24, 25

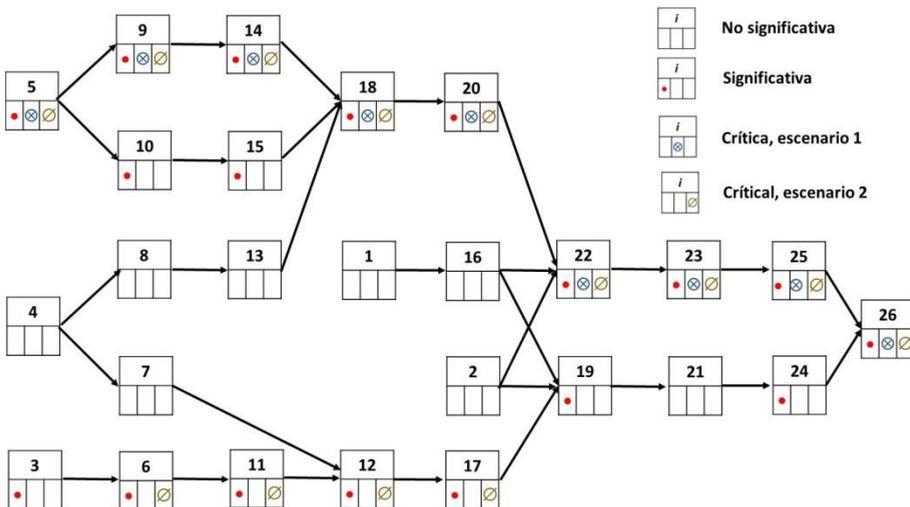


Figura 6.7. Red de Actividades del proyecto de construcción de una carretera.

Tabla 6.9. Coeficientes de regresión estandarizados (CRE) para el proyecto de construcción de carreteras.

Variable	CRE	CRE	NCRE	Posición
22	0,5013	0,5013	0,1711	1
5	0,4407	0,4407	0,3215	2
14	0,4235	0,4235	0,4660	3
20	0,3622	0,3622	0,5896	4
26	0,2287	0,2287	0,6677	5
18	0,2186	0,2186	0,7423	6
9	0,1778	0,1778	0,8029	7
23	0,1549	0,1549	0,8558	8
25	0,1072	0,1072	0,8924	9
6	0,0496	0,0496	0,9093	10
15	0,0399	0,0399	0,9229	11
19	0,0312	0,0312	0,9335	12
10	0,0305	0,0305	0,9440	13
11	0,0296	0,0296	0,9541	14
17	0,0283	0,0283	0,9637	15
24	0,0239	0,0239	0,9719	16
12	0,0232	0,0232	0,9798	17
3	0,0181	0,0181	0,9860	18
21	0,0180	0,0180	0,9921	19
16	-0,0082	0,0082	0,9949	20
8	-0,0045	0,0045	0,9964	21
1	-0,0044	0,0044	0,9979	22
2	-0,0024	0,0024	0,9987	23
4	-0,0022	0,0022	0,9995	24
7	-0,0010	0,0010	0,9998	25
13	0,0004	0,0004	1,0000	26

Capítulo 6

El tercer paso depende del objetivo definido para la duración del proyecto. Dos escenarios son considerados como ilustración: disminución del riesgo de entrega tardía del proyecto y compresión en la duración del proyecto.

Escenario 1. Reducción en el riesgo de entrega tardía del proyecto de construcción de carretera.

En esta etapa las 18 variables significativas son consideradas para determinar cuáles de ellas son críticas en lograr que la duración del proyecto no supere los 99,41 días (tercer cuartil). Esto es reducir el riesgo que el proyecto supere esa duración. Para aplicar MCF los siguientes conjuntos B y \bar{B} son definidos:

$$B = \{x / 89,94 \leq \text{duración del proyecto}(x) < 99,44, x \in E\}$$

$$\bar{B} = \{x / 99,44 \leq \text{duración del proyecto}(x), x \in E\}$$

Las variables significativas toman los valores indicados en la Tabla 6.8 y las variables no significativas toman su valor nominal (determinístico). Las funciones de densidad asociado con cada variable significativa fueron comparadas usando la prueba de Kolmogorov-Smirnov. Los resultados, que se muestran en la Tabla 6.10, indican que 9 son variables críticas, 8 insignificantes y 1 es importante. Aquí sólo consideraremos las variables críticas. La Figura 6.7 también destaca las variables críticas para este escenario.

Tabla 6.10. Resultados de Monte Carlo Filtering para proyecto de construcción de carretera, escenario 1.

Variable	D	p-valor	La variable es
3	0,0318	0,1144	insignificante
5	0,1820	0,0000	crítica
6	0,0080	1,0000	insignificante
9	0,1021	0,0000	crítica
10	0,0214	0,5352	insignificante
11	0,0151	0,9016	insignificante
12	0,0351	0,0617	importante
14	0,2154	0,0000	crítica
15	0,0172	0,7975	insignificante
17	0,0221	0,4915	insignificante
18	0,1182	0,0000	crítica
19	0,0238	0,3969	insignificante
20	0,1706	0,0000	crítica
22	0,2209	0,0000	crítica
23	0,0711	0,0000	crítica
24	0,0128	0,9745	insignificante
25	0,0508	0,0013	crítica
26	0,0751	0,0000	crítica

Los valores medio de las variables críticas en el conjunto B pueden ser utilizadas para obtener el valor deseado en la duración del proyecto, esto es: $89,94 < \text{duración del proyecto} < 99,14$. Esos valores para las actividades 5, 9, 14, 18, 20, 22, 23, 25, y 26 son respectivamente 14.441, 7.256, 16.815, 7.369, 13.084, 19.048, 7.143, 4.171 y 8.0. La Figura 6.8b muestra la función de densidad acumulada de la duración del proyecto obtenida por simulaciones de Montecarlo con esos valores (y considerando incertidumbre en todas las demás variables), y se puede observar que la probabilidad que la duración

Capítulo 6

del proyecto no exceda 99,41 días es 100% (el proyecto tiene una duración de 97,3 días). Para comparar la Figura 6.8a muestra la función de densidad acumulada cuando todas las variables tienen incertidumbre, obteniendo que la probabilidad que no exceda 99,41 días es de 75 %. Por lo tanto se reduce el riesgo de finalización tardía del proyecto.

También es posible regionalizar las variables críticas, por ejemplo la Figura 6.9 muestra la regionalización de las tres variables críticas con mayor valor de D (ver Tabla 6.10), esto es actividades 22, 5 y 14. Esas variables pueden explicar el 46,6 % de la variabilidad en la duración del proyecto (ver Tabla 6.9). Esta regionalización se logra por simulaciones de Monte Carlo considerando la incertidumbre de esas variables y fijando las otras variables críticas en su valor medio del conjunto B . Las Figuras 6.9a y 6.9b muestran las regiones de estas variables para los conjuntos B y \bar{B} . Es claro que existen varias combinaciones de valores en la duración de esas actividades que permiten lograr el comportamiento deseado en la duración del proyecto. Estas combinaciones admiten seleccionar los valores más adecuados en caso de no poder usar los valores medios.

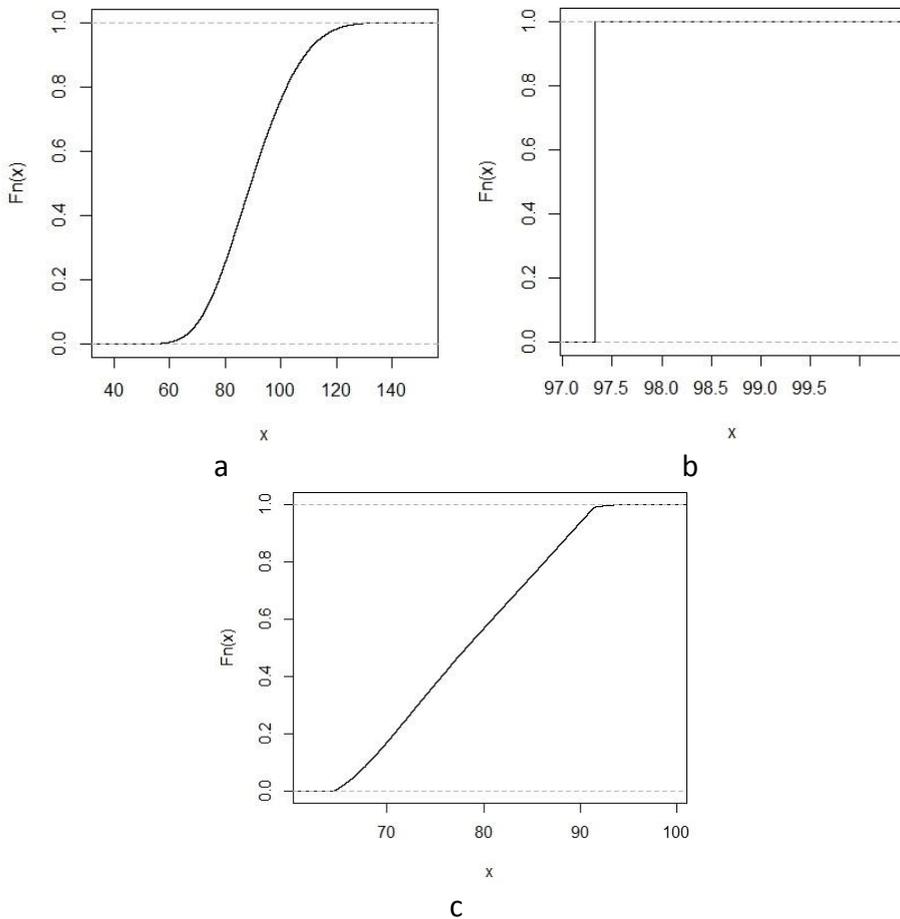
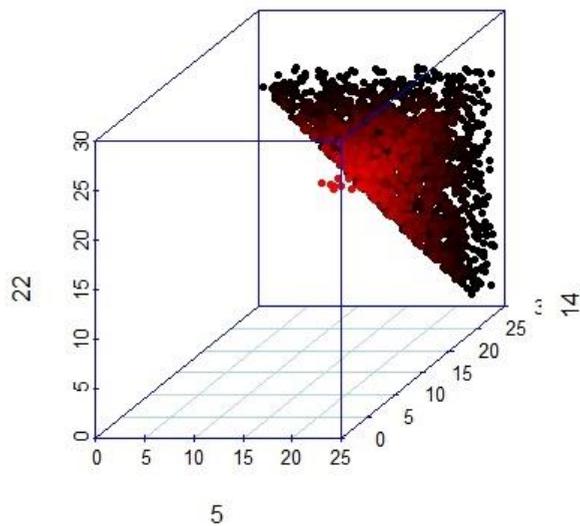
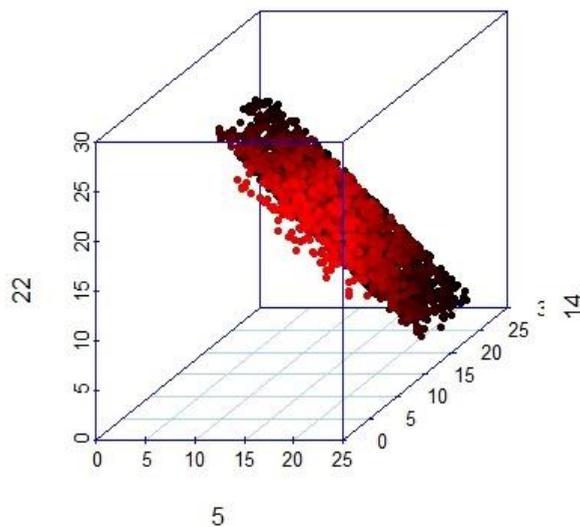


Figura 6.8. Funciones de distribución acumuladas para la duración del proyecto (x) cuando: a) todas las duraciones de las actividades tienen incertidumbre; b) las duraciones de las actividades críticas son fijadas en el valor medio del conjunto B en escenario 1; c) las duraciones de las actividades críticas son fijadas en el valor medio del conjunto B en escenario 2.



a) Regionalización de la duración de las actividades 22, 5 y 14 para el conjunto \bar{B} .



b) Regionalización de la duración de las actividades 22, 5 y 14 para el conjunto R .

Figura 6.9. Regionalización en la duración de las actividades para escenario 1 en proyecto de construcción de carretera.

Escenario 2. Reducción de la duración del proyecto de construcción de carretera.

En esta etapa las 18 variables significativas son consideradas para determinar cuáles de ellas son críticas en lograr que la duración del proyecto no supere los 84 días. Esto es reducir el tiempo de duración del proyecto. Para aplicar MCF los siguientes conjuntos B y \bar{B} son definidos:

$$B = \{x / \text{duración del proyecto}(x) < 84, x \in E\}$$

$$\bar{B} = \{x / 84 \leq \text{duración del proyecto}(x) < 95, x \in E\}$$

Las variables significativas toman los valores indicados en la Tabla 6.8 y las variables no significativas toman su valor nominal (determinístico). Las funciones de densidad asociado con cada variable fueron comparadas usando la prueba de Kolmogorov-Smirnov. Los resultados, que se muestran en la Tabla 6.11, indican que 13 son variables críticas, 4 insignificantes y 1 es importante. Aquí sólo consideraremos las variables críticas. La Figura 6.7 también destaca las variables críticas para este escenario.

Los valores medio de las variables críticas en el conjunto B pueden ser utilizadas para obtener el valor deseado en la duración del proyecto, esto es: duración del proyecto < 84 días. Esos valores para las actividades 5, 6, 9, 11, 12, 14, 17, 18, 20, 22, 23, 25 y 26 son respectivamente 9.910, 6, 6.386, 8.855, 6.905, 11.392, 8.682, 6.175, 9.863, 12.202, 6.544, 3.817 y 5. Las otras variables pueden tomar valores aleatorios dentro de su función de distribución indicados en

Capítulo 6

la Tabla 6.8. La Figura 6.8c muestra la función de densidad acumulada de la duración del proyecto obtenida por simulaciones de Montecarlo con esos valores (y considerando incertidumbre en todas las demás variables), y se puede observar que la probabilidad que la duración del proyecto no exceda 84 días es 75%. Esto es un cambio significativo si comparamos con la Figura 6.8a (función de densidad acumulada cuando todas las variables tienen incertidumbre), cuya probabilidad que no exceda 84 días es de 25%.

Tabla 6.11. Resultados de Monte Carlo Filtering para proyecto de construcción de carretera, escenario 2.

Variable	D	p-valor	La variable es
3	0,0252	0,1710	insignificante
5	0,2254	0,0000	crítica
6	0,0433	0,0014	crítica
9	0,0645	0,0000	crítica
10	0,0170	0,6291	insignificante
11	0,0473	0,0003	crítica
12	0,0394	0,0049	crítica
14	0,2052	0,0000	crítica
15	0,0206	0,3829	insignificante
17	0,0426	0,0017	crítica
18	0,1110	0,0000	crítica
19	0,0350	0,0172	importante
20	0,1521	0,0000	crítica
22	0,2542	0,0000	crítica
23	0,0818	0,0000	crítica
24	0,0160	0,7036	insignificante
25	0,0652	0,0000	crítica
26	0,1165	0,0000	crítica

7. Resúmenes de manuscritos

Esta sección resume los manuscritos que se originaron producto de esta tesis doctoral. Los manuscritos publicados se encuentran en anexos al final de esta tesis. La Tabla 7.1 resume los ejemplos utilizados, las técnicas de análisis de incertidumbre y análisis de sensibilidad global presentados en los manuscritos.

7.1 Estudio de la Incertidumbre en la Programación de Actividades usando la Matriz de Estructura Dependiente

En este trabajo, publicado en Información Tecnológica, la incertidumbre de las variables es caracterizada por la teoría gris, es decir por intervalos. La teoría gris se emplea cuando la incertidumbre tiene una clara extensión sin un claro significado. Por ejemplo, cuando se sabe que una actividad se puede realizar con certeza dentro de 3 y 5 días, el rango o intervalo $[3,5]$ es un concepto gris con su extensión claramente definida. La idea es transformar la MED por una MED gris, en donde la duración de actividades, los tiempos de duración y las razones de solape son números grises. Luego, las ecuaciones 1 a 9 son transformadas usando la matemática de intervalos de modo de calcular los comienzos más tempranos grises, las finalizaciones más tempranas grises y la duración de proyecto gris.

Tabla 7.1. Ejemplos, métodos de análisis de incertidumbre y métodos de análisis de sensibilidad utilizados en los manuscritos de esta tesis.

Manuscrito	Ejemplo usado	Análisis de Incertidumbre	Análisis de sensibilidad
Assessment of global sensitivity analysis methods for project scheduling.	Ejemplo A (ejemplo con 5 actividades) y Ejemplo propuesto por Maheswari y Varghese (2005).	No incluido.	Se aplican las técnicas de: diagramas de dispersión, coeficiente de correlación parcial, coeficiente de correlación por rangos parcial, coeficientes de regresión estandarizados, coeficientes de regresión por rangos estandarizados, método de Morris y el método de Sobol'.
Uncertainty and sensitivity analyses of project duration based on dependency information.	Ejemplo B (ejemplo con 6 actividades) y ejemplo con 17 actividades propuesto por Shi y Blomquist (2012).	Representación de la incertidumbre con funciones de distribución normal, uniforme y log-normal. Se realiza representación de la incertidumbre, generación de muestra, propagación y evaluación y representación de la incertidumbre.	Se aplica la técnica de Sobol'.
Scheduling decisions using Monte Carlo Filtering for reliable project duration.	Ejemplo A (ejemplo con 5 actividades) y Ejemplo propuesto por Maheswari y Varghese (2005) y Ejemplo de Yang (2007).	No incluido.	Se aplica coeficientes de regresión estandarizados para reducir variables y Montecarlo Filtering para regionalizar las variables.

Tabla 7.1. (Continuación) Ejemplos, métodos de análisis de incertidumbre y métodos de análisis de sensibilidad utilizados en los manuscritos de esta tesis.

Manuscrito	Ejemplo usado	Análisis de Incertidumbre	Análisis de sensibilidad
Estudio de la Incertidumbre en la Programación de Actividades usando la Matriz de Estructura Dependiente.	Ejemplo propuesto por Maheswari y Varghese (2005) y un proyecto de construcción de planta de ácido sulfúrico con 26 actividades.	Representación de la incertidumbre con números grises.	Se define un índice de grisidad que mide el efecto de la grisidad de la variable de entrada sobre la grisidad de la duración del proyecto.
Evaluation of Project Duration Uncertainty using the Dependency Structure Matrix and Monte Carlo Simulations.	Ejemplo propuesto por Maheswari y Varghese (2015).	Representación de la incertidumbre con funciones de distribución normal, triangular y uniforme. Simulaciones con Monte Carlo. Comparación con matemática de intervalos.	No incluido.
Analysis of Project Duration Uncertainty using Global Sensitivity Analysis.	Ejemplo B (ejemplo con 6 actividades).	No incluido.	Se aplican las técnicas de Sobol' y Morris.

Capítulo 7

Para conocer el efecto de la grisicidad de cada variable de entrada sobre la grisicidad de la duración del proyecto, un índice de grisicidad fue definido como la razón entre grisicidad en la duración del proyecto producto de la incertidumbre de esa variable de entrada y la grisicidad en la duración del proyecto generada por las incertidumbres de todas las variables de entrada.

La metodología fue aplicada a dos casos de estudio, primero a una modificación del caso propuesto por Maheswari y Varghese (2005) y a un proyecto de construcción de una planta de ácido sulfúrico. La conclusión principal es que los números grises, que no son otra cosa que números por intervalos, pueden representar la incertidumbre en análisis de sensibilidad e identificar las variables más significativas usando el índice de grisicidad.

7.2 Evaluation of Project Duration Uncertainty using the Dependency Structure Matrix and Monte Carlo Simulations

El objetivo de este trabajo, publicado en Revista de la Construcción, es realizar análisis de incertidumbre en la programación de actividades basadas en la MED. El ejemplo de Maheswari y Varghese (2005) es utilizado, incluyendo la determinación de la duración de proyecto convencional, duración de proyecto con tiempos de comunicación y duración de proyecto con solape. Las funciones de distribución uniforme, normal y triangular son utilizadas para representar las incertidumbres en las variables de entrada. Diferentes niveles de desviación estándar fueron analizados. Las

simulaciones fueron realizadas siguiendo el procedimiento de Montecarlo, y la matemática de intervalos fue aplicada para comparar los resultados.

Los resultados muestran que la duración de proyecto se comporta como una distribución normal independiente de la función de distribución que representa la duración de las actividades, los tiempos de comunicación y las razones de solape. Como se puede observar en el ejemplo de la Tabla 7.2, la matemática de intervalos estándar entrega una sobre estimación de la incertidumbre (y por lo tanto los números grises producen una sobre estimación), la aritmética de intervalos interna produce una sub estimación de la incertidumbre, la media entre ambas aritméticas es una mejor estimación del rango en el cual se encuentra la duración del proyecto.

Tabla 7.2. Intervalos en la duración de proyecto usando Montecarlo y aritmética de intervalos (Modificado desde Gálvez et al., 2015a).

Duración de proyecto	Simulación de Montecarlo	Aritmética de intervalos estándar	Aritmética de intervalos interna	Promedio de las aritméticas de intervalos
Convencional	47,02-52,07	46,20-53,20	49,50-49,90	47,85-51,55
Con tiempos de comunicación	66,08-71,88	64,30-74,00	68,70-69,60	66,50-71,80
Con solape	30,19-33,77	29,48-34,68	30,96-32,83	30,22-33,76

7.3 Analysis of Project Duration Uncertainty using Global Sensitivity Analysis

En este manuscrito, publicado en *Journal of Modern Project Management*, se propone usar los métodos de Morris y Sobol' para identificar las variables significativas, es decir las que son responsables de la incertidumbre en la duración del proyecto. Un ejemplo con seis actividades, con y sin solape, es utilizado para explicar el procedimiento. Ambos métodos entregan resultados similares. Además, se muestra que al reducir la incertidumbre de las variables significativas se reduce la incertidumbre en la duración del proyecto, situación que no ocurre cuando se reduce la incertidumbre de las variables no significativas.

7.4 Assessment of global sensitivity analysis methods for project scheduling

Este manuscrito, sometido a publicación en *Computers & Industrial Engineering*, revisa diferentes métodos de análisis de sensibilidad global para la programación de actividades usando la MED. Los métodos analizados incluyen diagramas de dispersión, coeficiente de correlación parcial, coeficiente de correlación por rangos parcial, coeficientes de regresión estandarizados, coeficientes de regresión por rangos estandarizados, método de Morris y el método de Sobol'. Esos métodos son aplicados con la meta de determinar cuáles de las

variables de entrada, duración de actividades y razones de solape, son significativos en la incertidumbre en la duración de proyectos.

Se concluye que los métodos de coeficientes de regresión estandarizados, método de Morris y el método de Sobol' son los más adecuados. La identificación de las variables de entrada significativas puede utilizarse para controlar la incertidumbre de la duración del proyecto, reduciendo la incertidumbre de las variables significativas. Los coeficiente de correlación parcial, coeficiente de correlación por rangos parcial, coeficientes de regresión estandarizados, coeficientes de regresión por rangos estandarizados y el método de Morris entregan además la dirección de la relación entre la duración del proyecto y las variables de entrada. La duración de actividades y la razón de solape definida como la razón entre el tiempo necesario para enviar información y el tiempo de duración de la actividad aguas arriba, tienen la misma dirección que la duración del proyecto; por otra parte la razón de solape definida como la razón entre el tiempo necesario para recibir información y el tiempo de duración de la actividad aguas abajo, tiene dirección opuesta a la duración del proyecto.

[7.5 Uncertainty and sensitivity analyses of project duration based on dependency information](#)

Este manuscrito, sometido a publicación en *Automation in Construction*, tiene como objetivo mostrar que el análisis de la incertidumbre y el análisis de sensibilidad son esenciales para

Capítulo 7

analizar la incertidumbre en la duración de proyectos basados en la MED. La forma de cómo realizar análisis de sensibilidad es revisado en el contexto de la programación de actividades, específicamente se revisa como realizar la caracterización de la incertidumbre, la generación de muestras, la propagación de la muestra a través del modelo y las alternativas para la representación de la incertidumbre de las variables de salida. Un ejemplo de seis actividades es utilizado, que aunque pequeño en el número de actividades, no es simple por las dependencias entre las actividades. Funciones de distribución normal, uniforme y log-normal son analizadas. El método de Sobol' es utilizado para realizar análisis de sensibilidad global incluyendo las funciones de distribución antes mencionadas. Adicionalmente, un ejemplo compuesto por diecisiete actividades y propuesto por Shi y Blomquist (2012) es considerado. Shi y Blomquist utilizaron este ejemplo para demostrar el uso de teoría difusa en el análisis de la incertidumbre. El ejemplo considera sesenta y cinco variables de entrada las cuales son representadas por funciones de distribución triangular para simular las funciones de pertenencias difusas utilizadas por Shi y Blomquist.

Las principales conclusiones obtenidas son las siguientes: a) la caracterización de la incertidumbre es un componente clave en el análisis de sensibilidad, especialmente la magnitud de la incertidumbre más que el tipo de distribución de probabilidad; b) la duración del proyecto tiende a una distribución normal, independiente de la función de distribución de las variables de entrada; c) Las funciones de distribución acumuladas son una buena

forma de representar la duración del proyecto porque permite fácilmente observar la probabilidad de que sea igual o menor que un valor determinado. Los diagramas de cajas son la forma más adecuada de representar los inicios y finalizaciones tempranas de las actividades; d) El método de Sobol' es adecuado para identificar las variables de entrada significativas, y el control de esas variables pueden permitir reducir la incertidumbre de la duración del proyecto. Además, una adecuada manipulación de las variables significativas puede ayudar a reducir o comprimir el tiempo de duración del proyecto; e) la representación de la incertidumbre con teoría difusa, usando funciones de pertenencia triangulares, tiende a sobreestimar la incertidumbre en la duración del proyecto.

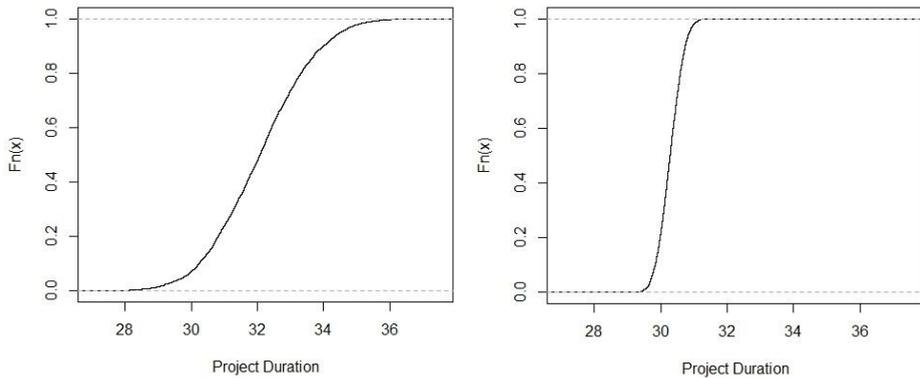
7.6 Identification of Critical Scheduling Decisions Using Monte Carlo Filtering

Este manuscrito, sometido a publicación en *Automation in Construction*, presenta una metodología para determinar y regionalizar variables de entrada críticas para obtener un comportamiento deseado en la duración del proyecto. La identificación de las variables críticas permite utilizar una estrategia consistente en utilizar la aceleración de actividades y el solape de actividades en forma simultánea. La metodología propuesta consta de tres fases: 1) simulación de la duración del proyecto usando la MED; 2) reducción del número de variables de entrada usando ASG; 3) determinación y regionalización de las variables críticas utilizando

Capítulo 7

Monte Carlo Filtering. Se utilizan dos ejemplos, uno de seis actividades previamente propuesta por los autores de esta tesis y una modificación del ejemplo propuesto por Maheswari y Varghese (2005).

Los resultados obtenidos permiten confirmar que la aplicación de Monte Carlo Filtering facilita la identificación de las variables críticas y su regionalización consigue comprimir la duración del proyecto incluyendo aceleración de actividades y solape de actividades. Por ejemplo, la Figura 7.1 muestra las funciones de densidad acumulada en la duración del proyecto, de un ejemplo con cuarenta variables de entrada, en la Figura 7.1a todas las variables poseen incertidumbre y en la Figura 7.1b las variables críticas para lograr una duración de proyecto menor a 31 son fijadas en su valor medio de la región deseada. Los resultados son claros, se logra reducir la duración del proyecto y su incertidumbre.



a) Todas la variables con incertidumbre

b) Variables críticas fijas en su valor medio

Figura 7.1. Funciones de distribución acumuladas para a) todas las variables con incertidumbre y b) variables críticas fijas en su valor medio de la región deseada (Modificado de Gálvez et al., 2015d).

8. Conclusiones y líneas futuras

8.1 Conclusiones

El análisis de incertidumbre y el análisis de sensibilidad deben ser parte integral de la programación de actividades usando la MED, estas tecnologías entregan información valiosa para la dirección y gestión de proyectos que puede ser utilizada junto a otras informaciones para mejorar la ejecución de proyectos. En particular de este estudio se pueden aseverar las siguientes conclusiones:

- En análisis de incertidumbre:
 - La caracterización de la incertidumbre de las variables de entrada es un componente clave en el análisis de sensibilidad en la duración del proyecto, especialmente la magnitud de la incertidumbre más que el tipo de distribución de probabilidad.
 - La duración del proyecto tiende a una distribución normal, independiente de la función de distribución de las variables de entrada.
 - Las funciones de distribución acumuladas son una buena forma de representar la duración del proyecto porque permite fácilmente observar la probabilidad de que sea igual o menor que un valor determinado. Los diagramas de cajas son la forma más adecuada de representar los inicios y finalizaciones tempranas.

Capítulo 8

- La representación de la incertidumbre con teoría difusa, tiende a sobreestimar la incertidumbre en la duración del proyecto.
- La matemática de intervalos estándar entrega una sobre estimación de la incertidumbre en la duración del proyecto (y por lo tanto los números grises producen una sobre estimación), la aritmética de intervalos interna produce una sub estimación de la incertidumbre, la media entre ambas aritméticas es una mejor estimación del rango en el cual se encuentra la duración del proyecto.
- En análisis de sensibilidad:
 - El análisis de sensibilidad local, expresada como la derivada de la duración del proyecto a las variables de entrada, no se puede aplicar porque las funciones presentan discontinuidades, y por lo tanto no tienen derivadas.
 - Los métodos de coeficientes de regresión estandarizados, método de Morris y el método de Sobol' son los más adecuados para realizar análisis de sensibilidad global en el contexto de la programación de actividades usando la MED.
 - La identificación de las variables de entrada significativas pueden utilizarse para controlar la incertidumbre de la duración del proyecto, reduciendo la incertidumbre en esas variables significativas.
 - Los coeficiente de correlación parcial, coeficiente de correlación por rangos parcial, coeficientes de regresión estandarizados, coeficientes de regresión por rangos

estandarizados y el método de Morris entregan además la dirección de la relación entre la duración del proyecto y las variables de entrada. La duración de actividades y la razón de solape definida como la razón entre el tiempo necesario para enviar información y el tiempo de duración de la actividad aguas arriba, tienen la misma dirección que la duración del proyecto; por otra parte la razón de solape definida como la razón entre el tiempo necesario para recibir información y el tiempo de duración de la actividad aguas abajo, tiene dirección opuesta a la duración del proyecto.

- Los métodos de coeficientes de regresión estandarizados, método de Morris y el método de Sobol' son los más adecuados para reducir el número de variables de entrada con el objetivo de reducir el modelo para estudios posteriores o para reducir costos en la elicitación de las variables de entrada.
- La aplicación de Monte Carlo Filtering facilita la identificación de las variables críticas y su regionalización consigue comprimir la duración del proyecto incluyendo aceleración de actividades y solape de actividades.
- La identificación de las variables críticas para lograr una duración de proyecto determinada, permite cambiar la idea de identificar un camino crítico por identificar las variables críticas considerando la variabilidad simultánea de todas las variables de entrada.
-

8.2 Líneas futuras

El problema de la programación de actividades es más extenso que simplemente estimar la duración del proyecto, los tiempos de inicio y terminación temprana, las actividades que se deben acelerar y los niveles de solape entre actividades. La programación de actividades incluye problemas como la estructura organizacional más adecuada, localización de recursos, determinación del presupuesto, entre otros aspectos. Como estos aspectos no han sido analizados en esta tesis, la aplicabilidad práctica puede ser cuestionada.

La aplicación de otras estrategias para analizar este problema, como por ejemplo el uso de programación matemática, se han desarrollado gracias al esfuerzo de muchos trabajos hasta lograr el nivel que actualmente se conoce. Desde esa perspectiva este trabajo es una contribución en el desarrollo de la MED como herramienta para la programación matemática, sin embargo más desarrollo son necesarios.

La mayor contribución de esta tesis es la introducción del análisis de sensibilidad global como herramienta para analizar programación de actividades. Así los trabajos futuros se pueden dirigir en dos direcciones. Primero, el uso de la MED para la programación de actividades debe ampliarse para considerar costos, la correlación entre variables, y el solape forzado entre otras variables importantes en la programación de actividades. En esta ampliación del uso de la MED debe estar presente el análisis de incertidumbre y el análisis de sensibilidad global como parte integral de esta herramienta. Una

segunda dirección, una vez que hemos demostrado la utilidad del ASG, es la aplicación e incorporación del ASG a otras tecnologías de programación de actividades, por ejemplo en la programación usando PERT.

Los estudios realizados en esta tesis deben servir de inspiración para abordar esos y otros interesantes desafíos asociados a la programación de actividades.

9. Referencias

- Adeyinka A.L. (2007). Applications of Sensitivity Analysis in Petroleum Engineering, Thesis University of Texas at Austin.
- Alsakini, W., K. Wikström, J. Kiiras. (2004). Proactive schedule management of industrial turnkey projects in developing countries, *International Journal of Project Management*, 22 (1), 75-85.
- Aragonés, P., Capuz-Riso, S., Chiner, M., Gómez-Senemt, E., (1994). Análisis de redes PERT mediante superficies de respuesta, *Actas del I Congreso Internacional de Ingeniería de Proyectos*, Universidad de Oviedo, Oviedo, 415-431.
- Arnold, T.B., Emerson, J.W., (2011). Nonparametric Goodness-of-Fit Tests for Discrete Null Distributions, *The R Journal*, 3(2), 34-39.
- Bilalis N., E. Maravelakis, A. Antoniadis, V. Moustakis (2004). Mapping product innovation profile to product development activities – the I-DSM tool, *Engineering Management Conference*, 2004. *Proceedings. 2004 IEEE International 3*, 1018-1022.
- Brand, J.D., Meyer, W.L., Shaffer, L.R. (1964). The resource scheduling problem in construction. *Civil Engineering Studies*, Construction Research Series No. 5. University of Illinois, Urbana, Illinois.
- Browning TR. (1998). Use of dependency structure matrices for product development cycle time reduction. In: *Proceedings of the fifth ISPE international conference on concurrent engineering: research and applications*, Tokyo, Japan.

Referencias

- Browning, T.R. (2001). Applying the design structure matrix to system decomposition and integration problems: A review and new directions. *IEEE Transactions on Engineering management* 48 (3), 292-306.
- Cacuci D.G., M. Ionescu-Bujor. (2004). A comparative review of Sensitivity and uncertainty analysis of large-scale systems. II: Statistical methods, *Nuclear science and engineering* 147 (3), 204-217.
- Campolongo, F., Cariboni, J., Saltelli, A. (2007). An effective screening design for sensitivity analysis of large models. *Environmental Modelling & Software*, 22, 1509–1518.
- Capuz-Rizo, S., (2015) *Introducción a la dirección y gestión de proyectos*, Editorial Universitat Politècnica de València.
- Carr, C.R., (1979) Simulation of construction project duration, *Journal of Construction Division, ASCE*, 105, 117-128.
- Chen C.H., S.F. Ling, W. Chen. (2003). Project scheduling for collaborative product development using DSM, *International Journal of Project Management*, 21, 291-299.
- Chen S., Lin L. (2003). Decomposition of interdependent task group for concurrent engineering, *Computers & Industrial Engineering* 44, 435-459.
- Chiner M., Gómez-Senent E., (1992). *Programación de proyectos*, Universidad Politécnica de Valencia, España.
- Chtourou H., Haouari M. (2008). A two-stage-priority-rule-based algorithm for robust resource-constrained project scheduling, *Computers & Industrial Engineering* 55, 183-194.

- Cleland, D.J., King, W.R., (1975) Systems analysis and project management, McGraw-Hill, New York.
- Confalonieri, R., G. Bellocchi, S. Bregaglio, M. Donatelli, M. Acutis, (2010) Comparison of sensitivity analysis techniques: a case study with the rice model WARM, *Ecological Modelling* 221, 1897 - 1906.
- Dixit V., Srivastava, R.K. , Chaudhuri, A. (2014) Procurement scheduling for complex projects with fuzzy activity durations and lead times, *Computers & Industrial Engineering*, 76, 401-414.
- Frey H.C., S.R. Patil. (2002). Identification and review of sensitivity analysis methods. *Risk Analysis* 22(3), 553-578.
- Gálvez, E.D., S.F. Capuz-Rizo, J.B. Ordieres. (2012). Study of the uncertainty of task programming using the dependency structure matrix, *Información Tecnológica* 23(1) 19-34.
- Gálvez, E.D., J.B. Ordieres, S.F. Capuz-Rizo. (2015a). Evaluation of Project Duration Uncertainty using the Dependency Structure Matrix and Monte Carlo Simulations, *Revista de la Construcción*, 14(2), 72-79.
- Gálvez, E.D., Ordieres, J.B., Capuz-Rizo, S.F. (2015b). Uncertainty and sensitivity analyses of project duration based on dependency information, sometido a publicación en *Automation in Construction*.
- Gálvez, E.D., J.B. Ordieres, S.F. Capuz-Rizo, (2015c) Analysis of Project Duration Uncertainty using Global Sensitivity Analysis, *Journal of Modern Project Management* 2(3), 18-25.

Referencias

- Gálvez, E.D., Capuz-Rizo, S.F., J.B. Ordieres (2015d), Identification of Critical Scheduling Decisions Using Monte Carlo Filtering, sometido a publicación en Automation in Construction.
- Gálvez, E.D., S.F. Capuz-Rizo, (2015), Assessment of global sensitivity analysis methods for project scheduling, sometido a publicación en Computers & Industrial Engineering.
- Gomez-Senet, E., Chiner, M., Capuz-Rizo, S.F., (1994). Dirección y Gestión de Proyectos, Serv. Publ. Universidad Politécnica de Valencia, Valencia, España
- González J.A., Solis, R., Alcudia, C. (2010). Exploratory study on project planning and control for small and medium size construction firms. Revista de la Construcción, 9 (1), 17-25.
- Hameri A.P., J. Heikkilä, (2002). Improving efficiency: time-critical interfacing of project tasks, International Journal of Project Management, 20, 143-153.
- Helton J.C., J.D. Johnson, C.J. Sallaberry, C.B. Storlie, C.B. (2006). Survey of sampling-based methods for uncertainty and sensitivity analysis, Reliability Engineering & System Safety 91, 1175-1209.
- Herroelen W., R. Leus. (2005). Project scheduling under uncertainty: survey and research potentials, European Journal of operational research 165, 289-306.
- Homma T., A. Saltelli. (1996). Importance measures in global sensitivity analysis of nonlinear models, Reliability Engineering & System Safety 52, 1-17.
- Hossain M.A., D.K.H. Chua, (2014). Overlapping design and construction activities and an optimization approach to minimize

- rework, *International Journal of Project Management*, 32, 983-994.
- Huan, J.W., X.X. Wang, (2009). Risk analysis of construction schedule based on PERT and MC simulation, *Proceeding of 2009 International Conference on Information Management, Innovation Mangemenet and Industrial Engineering*, IEEE Computer Society, 150-153.
- Ioannou, P.G., Martinez, J.C. (1998). Project scheduling using state-based probabilistic decision networks, in D.J. Medeiros, E.F. Watson, J.S. Carson, M.S. Manivannan (eds.), *Proceedings of the 1998 Winter Simulation Conference*, 1287-1294.
- Ionescu-Bujor M., D.G. Cacuci. (2004). A comparative review of Sensitivity and uncertainty analysis of large-scale systems. I: Deterministic methods, *Nuclear science and engineering* 147 (3), 189-203.
- Iooss B., Lemaître. (2015). A review on global sensitivity analysis methods. In *Uncertainty management in Simulation-Optimization of Complex Systems: Algorithms and Applications*, C. Meloni and G. Dellino (eds), Springer, New York.
- IPMA (International Project Management Association), (2006) *Competence Baseline version 3 – Bases para la competencia en dirección de proyectos*, Ed. AEIPRO, Valencia, España.
- Jansen M.J.W. (1999). Analysis of variance designs for model output, *Computer Physics Communication* 117, 35–43.

Referencias

- Kang, C., B. Choi. (2015). An adaptive crashing policy for stochastic time-cost tradeoff problems, *Computers & Operations Research* 63, 1-6.
- Kirshnan V., S.D. Eppinger, D.E. Whitney. (1997). A model-based framework to overlap product development activities, *Management Science*, 43(4) 437-451.
- Ko Y.T. (2010). An Innovative Matrix-Based Approach for Designing Product Variety, *international journal systematic innovation*, 27-43.
- Laval, J., Ducasse, S. (2014). Resolving cyclic dependencies between packages with enriched dependency structural matrix, *Software-Practice & Experience* 44(2), 235-257.
- Lee D.E. (2005), Probability of project completion using stochastic project scheduling simulation, *Journal of Construction Engineering and Management*, 131, 310-318.
- Li, H., N. K. Womer. (2015). Solving stochastic resource-constrained project scheduling problems by closed-loop approximate dynamic programming, *European Journal of Operational Research*, 246(1), 20-33.
- Liang, T. (2009), Fuzzy multi-objective project management decisions using two-phase fuzzy goal programming approach, *Computers & Industrial Engineering*, 57, 1407-1416.
- Lim, T.C., D. Yi, D. Lee, D. Arditi, (2014) Concurrent construction scheduling simulation algorithm, *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 29, 449-463.

- Maheswari J.U., K. Varghese. (2005). Project scheduling using dependency structure matrix, *International Journal of Project Management* 23 (3) 223-230.
- Masmoudi, M., A. Haït. (2013). Project scheduling under uncertainty using fuzzy modelling and solving techniques, *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 26 (1), 135-149.
- Mckay, M., R. Beckman, W. Conover. (1979) A comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code, *Technometrics* 21(2), 239-245.
- Meyer M.A., J.M. Booker. (2001). *Eliciting and Analyzing Expert Judgment: A Practical Guide (ASA-SIAM Series on Statistics and Applied Probability)*.
- Morris M.D. (1991). Factorial Sampling Plans for Preliminary Computational Experiments, *Technometrics*, 33(2), 161-174.
- Novas, J.M., G. P. Henning (2010). Reactive scheduling framework based on domain knowledge and constraint programming, *Computers & Chemical Engineering* 34(12), 2129-2148.
- Ock, J.H., S. H. Han, (2010) measuring risk-associated activity's duration: A fuzzy set theory application, *KSCE Journal of Civil Engineering*, 14(5), 663-671.
- O'Hagan A., C.E. Buck, A. Daneshkhah, J. R. Eiser, P.H. Garthwaite, D.J. Jenkinson, J.E. Oakley, T. Rakow. (2006). *Uncertain Judgments: Eliciting Experts' Probabilities*, John Wiley & Sons Ltd., New York.
- Ordieres, J., (1999). *Programación de proyectos*, Universidad de la Rioja, España.

Referencias

- Pektaş S.T., M. Pultar. (2006). Modelling detailed information flows in building design with the parametric-based design structure matrix, *Design Studies* 27, 99-122.
- Perminova, O., M. Gustafsson, K. Wikström. (2008) Defining uncertainty in projects – a new perspective, *International Journal of Project Management* 26, 73–79.
- PMI (Project Management Institute), (2004). Guía de los Fundamentos de la dirección de proyectos (Guía del PM-Bok) 3ª edición, Newton Square, PA, USA
- PMI (Project Management Institute), (2008). Guía de los Fundamentos de la dirección de proyectos (Guía del PM-Bok) 4ª edición, Newton Square, PA, USA
- Ren, N., Cao, M., Han, B. (2015). Research on Shipbuilding Project WBS Optimization Based on DSM, *Journal of Coastal Research* 73, 647-651
- Saltelli, A., Tarantola, S., Campolongo, F., Ratto, M., (2004). Sensitivity analysis in practice. A guide to assessing scientific models. John Wiley & Sons, West Sussex.
- Saltelli A., M. Ratto, T. Andres, F. Campolongo, J. Cariboni, D. Gatelli, M. Saisana, S. Tarantola. (2008). *Global sensitivity Analysis: The primer*, John Wiley & Sons Ltd, New York.
- Saltelli A., K. Chan, E. M. Scott. (2009). *Sensitivity Analysis*, Wiley, New York.
- Saltelli A., P. Annoni, I. Azzini, F. Campolongo, M. Ratto S. Tarantola. (2010). Variance based sensitivity analysis of model output.

- Design and estimator for the total sensitivity index, *Computer Physics Communications* 181, 259–270.
- Sepúlveda, F.D., L.A. Cisternas, E.D. Gálvez, E.D., (2014). The use of global sensitivity analysis for improving processes: Applications to mineral processing, *Computers & Chemical Engineering*, 66(4), 221-232.
- Serpell A., L.F. Alarcón, (2009), *Planificación y Control de proyectos*, Pontificia Universidad Católica de Chile, cuarta edición, Santiago, Chile.
- Sharman D.M., A.A. Yassine (2004). Characterizing complex product architectures, *Systems Engineering* 7(1), 35-60.
- Shi, Q., T. Blomquist. (2012). A new approach for project scheduling using fuzzy dependency structure matrix, *International Journal of Project Management* 30, 503-510.
- Sobol', I.M. (1993). Sensitivity analysis for non-linear mathematical model, *Mathematical Modeling & Computational Experiment* 1, 407–414.
- Sosa M.E., S. D. Eppinger, C.M. Rowles. (2004). The Misalignment of Product Architecture and Organizational Structure in Complex Product Development, *Management Science*, 50(12) 1674 – 1689.
- Sousa, T., H. Morais, Z. Vale, R. Castro (2015). A multi-objective optimization of the active and reactive resource scheduling at a distribution level in a smart grid context, *Energy* 85(1), 236-250.
- Spear, R.C., Hornberger, G.M., (1980) Eutrophication in peel inlet. 2. Identification of critical uncertainties via generalize sensitivity analysis. *Water Research* 14 (1), 43–49.

Referencias

- Srouf, I.M., M.U. Abdul-Malak, A.A. Yessine, M. Ramadan, (2013). A methodology for scheduling overlapped design activities based on dependency information, *Automation in Construction* 29, 1-11.
- Steward, D.V., (1965). Partitioning and tearing systems of equations, *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics: Series B, numerical analysis*, 2(2), 345-365.
- Tang D., R. Zhu, J. Tang, R. Xu, R. He. (2010). Product design knowledge management based on design structure matrix, *Advanced Engineering Informatics* 24, 159-166.
- Tufte, E.R. (2001). *The Visual Display of Quantitative Information*, The Graphics Press, Segunda Edición, Cheshire.
- Ummer, N., Maheswari, U., Matsagar, V. A., Varghese, K. (2014). Factors Influencing Design Iteration with a Focus on Project Duration, *Journal of Management in Engineering*, 30 (1), 127-130.
- UNE-ISO (2013). International organization for standarization, *Directrices para la dirección y gestión de proyectos*, Ed. AENOR, Madrid, España.
- Van de Vonder, S., E. Demeulemeester, W. Herroelen. (2008). Proactive heuristic procedures for robust project scheduling: An experimental analysis, *European Journal of Operational Research* 189(3), 723-733.
- Wang, J. (2002). A fuzzy project scheduling approach to minimize schedule risk for product development, *Fuzzy Sets and Systems* 127 (2), 99-116.

- Wang J., Y.I. Lin, (2009) An overlapping process model to assess scheduling risk for new product development, *Computers & industrial Engineering* 57, 460-474.
- Węglarz J., J. Józefowska, M. Mika, G. Waligóra. (2011). Project scheduling with finite or infinite number of activity processing modes-A survey, *European journal of Operational Research*, 208(3) 177-205.
- Yang, I. (2007). Risk modeling of dependence among project task durations, *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 22, 419-429.
- Yassine A., D. Falkenburg, K. Chelst. (1999). Engineering design management: An information structure approach, *International Journal of Production Research* 37(13), 2957-2975.
- Zamani R., (2013). An evolutionary search procedure for optimizing time-cost performance of projects under multiple renewable resource constraints, *Computers & Industrial Engineering* 66, 451-460.
- Zilinskas J., I.D.L Bogle. (2004). Balanced random interval arithmetic. *Computers and Chemical Engineering* 28, 839-851.

10. Anexos. Publicaciones

Como parte de esta tesis se han publicado los siguientes artículos científicos:

- i. Edelmira D. Gálvez, Salvador F. Capuz-Rizo y Joaquín B. Ordieres, 2012, Estudio de la Incertidumbre en la Programación de Actividades usando la Matriz de Estructura Dependiente, *Información Tecnológica*, 23(1), 19-34.
- ii. Edelmira D. Gálvez, Joaquín B. Ordieres y Salvador F. Capuz-Rizo, 2015, Evaluation of Project Duration Uncertainty using the Dependency Structure Matrix and Monte Carlo Simulations, *Revista de la construcción*, 2015, 14(2), 72-79.
- iii. Gálvez, E.D., Ordieres-Meré, J.B., Capuz-Rizo, S.F., 2015, Analysis of Project Duration Uncertainty using Global Sensitivity Analysis, *Journal of Modern Project Management*, 2 (3), 18-25.

Se ha presentado el siguiente trabajo en conferencia:

- i. Gálvez, E.D., Ordieres-Meré, J.B., Capuz-Rizo, S.F., Analysis of Project Duration Uncertainty using Global Sensitivity Analysis, *Second International Conference on Project Management, Trois Rivieres (Quebec, Canadá)*, 28-29 May 2014.

Anexo A. Estudio de la Incertidumbre en la Programación de Actividades usando la Matriz de Estructura Dependiente

Información Tecnológica, 23(1), 19-34 (2012)

doi: 10.4067/S0718-07642012000100004

Índice

Resumen	179
Introducción	180
Antecedentes	181
Breve descripción sobre DSM	181
Breve revisión sobre programación de actividades bajo incertidumbre	181
Sistemas grises	182
Tiempos grises de duración de proyectos	183
Tiempo convencional gris	184
Tiempo Normal gris	184
Tiempo normal gris con superposición natural	185
Efecto de la incertidumbre individual sobre la incertidumbre global	186
Aplicaciones	187
Conclusiones	192
Referencias	193

Estudio de la Incertidumbre en la Programación de Actividades usando la Matriz de Estructura Dependiente

Edelmira D. Gálvez⁽¹⁾, Salvador F. Capuz-Rizo⁽²⁾ y Joaquín B. Ordieres⁽³⁾

(1) Depto. de Ingeniería Metalúrgica, Universidad Católica del Norte, Av. Angamos 0610, Antofagasta-Chile (e-mail: egalvez@ucn.cl)

(2) Depto. de Proyectos de Ingeniería, Universidad Politécnica de Valencia, Cno. de Vera s/n, E-46020 Valencia-España (e-mail: scapuz@dpi.upv.es)

(3) E.T.S. Ingenieros Industriales, Universidad Politécnica de Madrid, C/José Gutiérrez Abascal 2, E-28006 Madrid-España (e-mail: j.ordieres@upm.es)

Recibido Abr. 20, 2011; Aceptado Jun. 28, 2011; Versión Final recibida Jul. 16, 2011

Resumen

Se presenta un estudio sobre el efecto de la incertidumbre en la programación de actividades de proyectos usando la matriz de estructura dependiente (DSM) y la teoría gris. Se aplica la teoría gris para representar la incertidumbre en la estimación del tiempo de duración de proyectos, desarrollando las ecuaciones necesarias para determinar el tiempo convencional gris, el tiempo normal gris y el tiempo normal gris con superposición natural. Con base en el estudio se concluye que la aplicación de la teoría de gris a la DSM permite: i) considerar la incertidumbre en la programación del proyecto; ii) identificar las etapas más críticas; iii) analizar el efecto de la incertidumbre de cada etapa en la duración total del proyecto; y iv) comparar diferentes estrategias de programación.

Palabras clave: DSM, planificación de proyectos, administración de proyectos, teoría gris, incertidumbre

Study of the Uncertainty of Task Programming using the Dependency Structure Matrix

Abstract

A study about the effect of uncertainty on the planning of project activities using the dependency structure matrix (DSM) and grey theory. The grey theory is applied to represent the uncertainty in estimating project extension. As a result, the equations to determine the grey conventional time, the grey normal time and the grey normal time with natural overlap were developed. Based on the case studies it is concluded that the application of the grey theory to the DSM allows: considering the uncertainty in project planning; ii) identifying the most critical stages; iii) analyzing the effect of the uncertainty of each stage in the total project duration; and iv) comparing different programming strategies.

Keywords: DSM, project scheduling, project managing, grey theory, uncertainty

INTRODUCCIÓN

El desarrollo de estrategias para la innovación en nuevos productos se ha transformado en un elemento central de muchas corporaciones como una respuesta a los rápidos avances tecnológicos, la globalización de los mercados, y el aumento de la competencia interna y externa (Tang et al., 2010). Uno de los factores importantes en el desarrollo de nuevos productos es la velocidad de llegada al mercado. Así la habilidad para acelerar el proceso y anticiparse a la competencia es central para el éxito. Sin embargo, esto no debe ser a costa de no administrar adecuadamente el proyecto. Por lo tanto, es necesario contar con herramientas que integren el análisis y la programación de proyectos. Una herramienta que permite el análisis de proyectos y productos debe ser una que permita descomponer e integrar los diferentes elementos del proyecto o producto, es decir, que permita el análisis de sistemas. Así la complejidad directiva se simplifica descomponiendo el proceso del proyecto en tareas más pequeñas, identificando las relaciones entre ellas, conociendo su impacto sobre el proyecto, y asignando recursos a éstas tareas individuales (Browning, 2001, Cruz-Machado y Rosa, 2007). La matriz de estructura dependiente (DSM, del inglés *desing structure matrix*) es una herramienta ampliamente utilizada con esos fines (Browning, 2001). La DSM muestra las relaciones entre los componentes de un sistema en forma compacta, visual y en un formato adecuado para el análisis. La DSM ha sido aplicada al análisis de una gran cantidad de sistemas (Cronemyr et al., 2001, Smith y Morrow, 1999).

Por otra parte la programación de proyectos se concentra en la localización de recursos y la programación de actividades con el objetivo de optimizar alguna medida de desempeño (generalmente la duración del proyecto). Una de las herramientas convencionales para programación es el PERT/CPM (Project evaluation and review technique/Critical path methods), la cual identifica las actividades de la "ruta crítica", la duración del proyecto y la holgura disponibles en las actividades que no están en la ruta crítica. Sin embargo, el PERT/CPM no es adecuado para análisis del proyecto pues no puede modelar flujo de información ni actividades interdependientes (Maheswari y Varghese, 2005a). Producto de lo anterior han existido esfuerzos recientes para incluir programación de proyectos dentro de la DSM con el objetivo de contar con una herramienta que sirva para los dos objetivos: análisis y programación de proyectos (Maheswari y Varghese, 2005b). Investigadores han demostrado que la DSM es una herramienta poderosa en la planificación de secuencias de actividades puesto que representa las interacciones entre las actividades y porque permite identificar y administrar los intercambios de información (Yassine et al, 1999; Eppinger et al., 1994; Chen et al., 2003). Por otra lado, la DSM ha sido aplicada en planificación y programación de actividades, calculando caminos críticos asignándoles "cantidad de esfuerzo/trabajo realizado" como duración de las actividades. Recientemente Maheswari y Varghese (2005b), incluyeron los "tiempos de comunicación" y la superposición natural para estimar la duración de los proyectos. El trabajo realizado por Maheswari y Varghese amplía el uso de la matriz de estructura dependiente para determinar el tiempo de duración de proyecto considerando superposición natural y considerando el tiempo de comunicación entre actividades.

Como es conocido, las actividades del proyecto están sujetas a una cantidad considerable de incertidumbres (Herroelen y Leus, 2005; Perminova et al., 2007) que puede originar varios cambios en la programación. Esta incertidumbre se origina por varias fuentes: las actividades pueden tomar más o menos tiempos del originalmente estimado, los recursos pueden estar no disponibles, el material puede llegar antes de lo programado, actividades pueden ser introducidas/eliminadas, condiciones climáticas pueden causar atrasos, entre otras causas. Estos cambios o incertidumbres pueden causar atrasos en la duración del proyecto, aumentar los inventarios o requerir mayor trabajo significando mayores costos a los planificados. Por lo tanto, la validación de los métodos determinísticos para la programación han sido cuestionados (Goldratt, 1997). Así, una de las limitaciones del trabajo desarrollado por Maheswari y Verhese se encuentra en las dificultades para definir en forma determinística los tiempos de cada actividad, los tiempos de comunicación y los niveles de superposición. Varias investigaciones se han realizado para considerar la incertidumbre en la programación de proyectos entre ellas programación reactiva, programación estocástica y programación difusa (Herroelen y Leus, 2005). Sin embargo, todos esos métodos asumen que la información relacionada con la programación está completamente

disponible o se puede generar fácilmente. Una teoría para considerar incertidumbre y aún no aplicada a la programación de proyectos es la teoría de sistemas grises (Deng, 1982), la cual puede ser aplicada cuando la información es incompleta e incierta. Una de las ventajas de la teoría gris es su fácil implementación.

El objetivo de este trabajo es desarrollar una metodología para la programación de proyectos bajo incertidumbre que permita el análisis de sistemas utilizando la DSM. Para ello la teoría de sistemas grises es aplicada a la programación de proyectos con la matriz de estructura dependiente. Específicamente, en este trabajo se propone una metodología que incorpora la incertidumbre, usando números grises, en los valores de los tiempos de cada actividad, los tiempos de comunicación y los niveles de superposición para determinar los tiempos de duración del proyecto y su incertidumbre. Además, se entrega una forma de evaluar el efecto de la incertidumbre de una actividad o tarea particular en la incertidumbre total del proyecto.

ANTECEDENTES

Breve descripción sobre DSM

La matriz de estructura dependiente muestra la relación entre los componentes de un sistema en un formato que facilita el análisis visual. La DSM es una matriz cuadrada con igual cantidad de filas y columnas, cuyos elementos fuera de la diagonal significa la dependencia de un elemento a otro. La lectura por columna se entiende como "da información a" y por filas como "necesita información desde". O dicho de otra forma leyendo por columnas podemos ver las entradas y leyendo por filas podemos ver las dependencias (Browning, 2001). El proceso de arreglar el orden de las actividades moviendo ya sea una columna o una fila, en cualquier dirección (izquierda/derecha y arriba/abajo), con el objetivo de obtener una matriz que no tiene marca sobre la diagonal o las marcas están cerca de la diagonal se conoce como particionamiento. En este trabajo se asume, por simplicidad, que no hay marcas sobre la diagonal después del particionamiento, lo cual implica que no hay interdependencia de actividades o lazos. La DSM a sido aplicada a una gran cantidad de situaciones incluyendo la construcción de edificios, automóviles, fotografía, aeroespacio, telecomunicaciones, electrónica, entre otras situaciones (ver revisión de Browning, 2001).

Desde el punto de vista de la programación de secuencias de actividades podemos decir que existen tres tipos de configuraciones como se muestra en la Fig. 1. Estos son paralelo, secuencial o acoplados. En la configuración paralela los elementos no interactúan recíprocamente uno con otro, por ejemplo, la actividad de C y D no requieren ningún intercambio de información entre ellas, en cambio en la secuencial un elemento influye en el comportamiento o la decisión del otro elemento en una manera unidireccional, es decir los parámetros del elemento B se selecciona en base a los parámetros de A. En el sistema acoplado el flujo de información es entrelazada debido a que el elemento E influye a F y viceversa. La DSM a sido identificada como una herramienta potencial para representar actividades que presentan interrelaciones (Eppinger et al., 2008). Según la revisión bibliográfica realizada no hay trabajos publicados que consideren la incertidumbre en la DSM, sin embargo la DSM ha sido utilizada para analizar la incertidumbre en la toma de decisiones basada en modelación y simulación en el control aeroespacial de vuelos (Green y Blattnig, 2008).

Breve revisión sobre programación de actividades bajo incertidumbre

La literatura sobre programación de proyectos se concentra en la generación de una programación factible de actividades que optimiza un objetivo, usualmente la duración del proyecto. Esta programación es utilizada como un programa de línea base que cumple varias funciones importantes (Aytug et al., 2005). Entre las funciones se encuentran: la localización de recursos a las diferentes actividades, servir como base para la planificación de actividades externas, servir como base para la comunicación y coordinación con entidades externas y permitir acuerdos y subcontrataciones. Sin embargo, y como se indicó anteriormente, existen numerosas incertidumbres que dificultan la programación de proyectos.

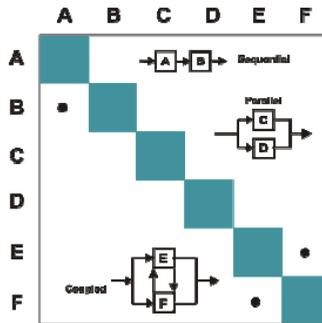


Fig. 1 Representación gráfica y DSM de las configuraciones posibles de proceso de un proyecto.

En general se pueden distinguir cinco formas para enfrentar la incertidumbre en la programación de proyectos (Herroelen y Leus, 2005): programación reactiva, programación estocástica, programación difusa, programación proactiva (robusta) y análisis de sensibilidad. La programación reactiva no trata de incorporar incertidumbre en el programa de línea base sino que revisa y reoptimiza el programa base cuando un evento no esperado ocurre (Vieira et al., 2003; Sabuncuoğlu y Bayiz, 2000). La programación estocástica se concentra en la programación de las actividades del proyecto con duraciones inciertas con el objetivo de minimizar la duración esperada del proyecto utilizando restricciones de recursos y actividades con duraciones aleatorias. Este método no utiliza un programa de línea base y requiere de esfuerzos computacionales significativos (Demeulemeester y Herroelen, 2002). La programación de actividades difusas indica que las distribuciones probabilísticas de las duraciones de las actividades son desconocidas por la falta de datos históricos, y por lo tanto son estimadas usualmente por expertos humanos cuyos juicios son vagos e imprecisos. Así en vez de usar distribuciones probabilísticas se utilizan funciones de membresías basados en conjuntos difusos, los cuales se traducen en tiempos de inicio y finalización de actividades difusos (Slowinski y Hapke, 2000).

Sistemas grises

Cuando no se conoce la distribución de los parámetros inciertos, es posible utilizar sistemas grises o decisiones grises directamente en el análisis de sistemas. La teoría gris desarrollada por Deng (1982) se ha transformado en un método popular para resolver problemas bajo incertidumbre con datos discretos e información incompleta. Una de las ventajas de los sistemas grises es su fácil aplicación ya que no requiere conocer la distribución de los parámetros y no requiere de modelos intermedios complejos.

Una breve descripción de los números grises se entrega a continuación:

Definición 1. Sea x un conjunto cerrado y acotado de números reales. Un número gris x^\pm es definido como un intervalo conocido de límites superiores e inferiores, pero con distribución desconocida (Huang et al., 1992).

$$x^\pm = [\underline{x}, \bar{x}] = \{t \in x / \underline{x} \leq t \leq \bar{x}\} \tag{1}$$

Donde \underline{x} y \bar{x} son los límites superiores e inferiores respectivamente. Cuando $\underline{x} = \bar{x}$ corresponde a un número determinístico, es decir $\underline{x} = \bar{x} = x^\pm$.

Definición 2. El valor de blancura (x_v^\pm) de un número gris, x^\pm , es definido como un número determinístico con un valor entre los límites superiores e inferiores de x^\pm ,

$$\underline{x} \leq x_w^{\pm} \leq \bar{x} \tag{2}$$

Definición 3. El valor blanqueado medio de x^{\pm} es definido como el valor medio entre sus límites superiores e inferiores y el ancho de x^{\pm} es la diferencia entre los límites. Así el valor blanqueado medio x_m^{\pm} y el ancho x_w^{\pm} de x^{\pm} es (Huang y Moore, 1993)

$$x_m^{\pm} = \frac{1}{2}[\underline{x} + \bar{x}] \tag{3}$$

$$x_w^{\pm} = \bar{x} - \underline{x} \tag{4}$$

Un número gris es un número que no se conoce con certeza su valor, sino que su rango. Si un número es totalmente conocido (ancho cero) se dice blanco, mientras si es totalmente desconocido (ancho infinito) se dice negro.

Definición 4. Si R^{\pm} denota un conjunto de números grises, un vector gris X^{\pm} es un vector de números grises y una matriz gris es una matriz cuyos elementos son números grises.

$$X^{\pm} = \{x_i^{\pm} = [\underline{x}_i, \bar{x}_i] \forall i\} \quad X^{\pm} \in \{R^{\pm}\}^{1 \times n} \tag{5}$$

$$X^{\pm} = \{x_i^{\pm} = [\underline{x}_i, \bar{x}_i] \forall i\} \quad X^{\pm} \in \{R^{\pm}\}^{m \times n} \tag{6}$$

Definición 5. Sea $*$ $\in \{+, -, \times, \div\}$ una operación binaria sobre números grises, para un número gris, x^{\pm} y y^{\pm} , se tiene (Ishibuchi y Tanaka, 1990)

$$x^{\pm} * y^{\pm} = [\min(x * y), \max(x * y)], \quad \underline{x} \leq x \leq \bar{x}, \quad \underline{y} \leq y \leq \bar{y} \tag{7}$$

Específicamente se tiene

$$x^{\pm} + y^{\pm} = [\underline{x} + \underline{y}, \bar{x} + \bar{y}] \tag{8}$$

$$x^{\pm} - y^{\pm} = [\underline{x} - \bar{y}, \bar{x} - \underline{y}] \tag{9}$$

$$x^{\pm} \times y^{\pm} = [\min(x \times y), \max(x \times y)], \quad \underline{x} \leq x \leq \bar{x}, \quad \underline{y} \leq y \leq \bar{y} \tag{10}$$

$$x^{\pm} \div y^{\pm} = [\min(x \div y), \max(x \div y)], \quad \underline{x} \leq x \leq \bar{x}, \quad \underline{y} \leq y \leq \bar{y} \tag{11}$$

Definición 6. El grado de grisidad, $Gd(x^{\pm})$, de un número gris x^{\pm} es definido como su ancho dividido por su valor medio, esto es

$$Gd(x^{\pm}) = 100 \times (x_w^{\pm} / x_m^{\pm}) \tag{12}$$

TIEMPOS GRISES DE DURACIÓN DE PROYECTOS

En esta sección se desarrollan las formas de determinar los tiempos de duración de proyectos considerando incertidumbre usando sistemas grises, específicamente tiempos convencionales grises de duración de proyectos, tiempos normales grises de duración de proyectos con tiempos grises de comunicación, y tiempos normales grises de duración de proyectos con sobreposición natural.

Tiempo Convencional Gris (TCG) de Duración de Proyectos

El tiempo convencional de duración de proyecto, se puede determinar con la DSM, considerando el tiempo de duración de las actividades. Sin embargo, y como ya hemos discutido los tiempos de ejecución de las actividades incluyen incertidumbre y son difíciles de determinar exactamente. Además, si se utilizan distribuciones se necesita de un conjunto significativo de datos, los cuales usualmente no están disponibles. Luego una alternativa puede ser utilizar números grises para representar esa incertidumbre.

Definamos la matriz gris de estructura dependiente (GDSM, del inglés grey dependency structure matrix) como una DSM donde sus elementos son inciertos y representados por números grises. Así, y con el objetivo de determinar el tiempo convencional gris de duración de proyectos, utilizaremos tiempos grises de duración de actividades. Luego el tiempo convencional gris P_{TCG}^{\pm} de duración de proyectos se puede determinar como:

$$(EF)_i^{\pm} = (ES)_i^{\pm} + A_{ii}^{\pm} \quad 0 < i \leq n \quad (13)$$

$$(ES)_j^{\pm} = \text{Max}[(EF)_i^{\pm}] \quad 0 < i \leq n, 0 < j \leq n \quad (14)$$

$$P_{TCG}^{\pm} = \text{Max}[(EF)_j^{\pm}] \quad 0 < j \leq n \quad (15)$$

En donde, A_{ii}^{\pm} , representa las celdas diagonales de la matriz gris de estructura dependiente, y representan los tiempos grises de duración de las actividades. Por otra parte, n es el número de actividades; i todas las actividades predecesoras (intermedias) de j ; j la actividad actual seleccionada identificada por la matriz particionada GDSM. ES es el comienzo temprano (early Start) y EF es la finalización temprana (early finish). Los valores grises de las ecuaciones 13 a 15 se pueden determinar usando las siguientes ecuaciones.

$$(EF)_i^{\pm} = |\underline{EF}_i, \overline{EF}_i| = |(\underline{ES})_i + \underline{A}_{ii}, (\overline{ES})_i + \overline{A}_{ii}| \quad 0 < i \leq n \quad (16)$$

$$(ES)_i^{\pm} = |\underline{ES}_i, \overline{ES}_i| = |\text{Max}[(\underline{EF})_i], \text{Max}[(\overline{EF})_i]| \quad 0 < i \leq n, 0 < j \leq n \quad (17)$$

$$P_{TCG}^{\pm} = |\underline{P}_{TCG}, \overline{P}_{TCG}| = |\text{Max}[(\underline{EF})_j], \text{Max}[(\overline{EF})_j]| \quad 0 < j \leq n \quad (18)$$

Tiempo Normal Gris (TNG) de Duración de Proyectos con tiempos de comunicación.

Maheswari y Varghese (2005b) han determinado el tiempo normal de duración de proyectos, con la DSM, usando los tiempos de comunicación entre las actividades y la duración de las actividades. Los tiempos de comunicación es el tiempo gastado en la obtención de información antes/después de la ejecución de la actividad, y representa el tiempo de reuniones, organizar reuniones, envío y recepción de correos, entre otras diligencias. Sin embargo, y como ya hemos discutido los tiempos de ejecución de las actividades y los tiempos de comunicación incluyen incertidumbre y son difíciles de determinar exactamente, razón por la cual es preferible considerar tiempos grises de comunicación. La duración del proyecto, incluyendo los tiempos grises de duración de cada actividad junto a los tiempos grises de comunicación, P_{TNG}^{\pm} , se puede determinar con las siguientes ecuaciones:

$$(EF)_i^{\pm} = (ES)_i^{\pm} + A_{ii}^{\pm} \quad 0 < i \leq n \quad (19)$$

$$(ES)_i^{\pm} = \text{Max}[(EF)_i^{\pm} + A_{ii}^{\pm}] \quad 0 < i \leq n, 0 < j \leq n \quad (20)$$

$$P_{TNG}^{\pm} = \text{Max}[(EF)_j^{\pm}] \quad 0 < j \leq n \quad (21)$$

Donde los elementos de la diagonal de la GDSM, A_{ii}^{\pm} , (valores en la diagonal) corresponden a los tiempos grises de cada actividad, y los elementos fuera de la diagonal, A_{ji}^{\pm} , corresponden a los tiempos grises de comunicación. El significado de n , i y j es el mismo indicado anteriormente. Los valores grises de las ecuaciones 19 a 21 se pueden determinar usando las siguientes ecuaciones.

$$(EF)_i^{\pm} = |\underline{EF}_i, \overline{EF}_i| = |(\underline{ES})_i + \underline{A}_{ii}, (\overline{ES})_i + \overline{A}_{ii}| \quad 0 < i \leq n \quad (23)$$

$$(ES)_j^{\pm} = |\underline{ES}_j, \overline{ES}_j| = |\text{Max}[(\underline{EF})_i + \underline{A}_{ji}], \text{Max}[(\overline{EF})_i + \overline{A}_{ji}]| \quad 0 < i \leq n, 0 < j \leq n \quad (24)$$

$$P_{TNG}^{\pm} = |\underline{P}_{TNG}, \overline{P}_{TNG}| = |\text{Max}[(\underline{EF})_j], \text{Max}[(\overline{EF})_j]| \quad 0 < j \leq n \quad (25)$$

Tiempo Normal Gris de duración de proyectos con Superposición natural (TNGSN)

Cuando una actividad depende de otra se presentan dos casos: sin superposición y con superposición natural. El caso sin superposición es de interés para los administradores e implica un riesgo mínimo (comparativamente). La relación Fin-a-Inicio (FS) es la representación convencional de la relación entre las actividades en la matriz de estructura dependiente, que por sí sólo es insuficiente para representar los proyectos de superposición naturales. También es posible la estimación de la duración de superposición natural capturando el tiempo tomado para transferir la información entre las actividades mediante una relación Inicio-a-Inicio (SS). Las actividades sin superposición suponen que una actividad sucesora no se inicia hasta que las actividades antecesoras son totalmente finalizadas. Las actividades con superposición natural suponen que una actividad sucesora puede iniciarse antes de recibir información de las actividades antecesoras, y que las actividades antecesoras pueden entregar información a las actividades sucesoras antes de finalizar dichas actividades (Maheswari y Varghese, 2005b).

Los tiempos que permiten la superposición natural son representados por el "factor de tiempo", el cual es definido como la razón entre el tiempo tomado para intercambiar cualquier información y el tiempo de ejecución de cualquier actividad. Estos tiempos están representados por los factores T_p y T_s , en donde T_p representa el factor de tiempo para enviar la información desde la actividad antecesora y T_s es el factor de tiempo para recibir la información para la actividad sucesora S. Considerando la incertidumbre en estos factores, es claro que en nuestra metodología estos serán representados por números grises. Para determinar el tiempo gris de duración del proyecto con superposición natural, P_{TNGSN}^{\pm} , podemos utilizar las siguientes ecuaciones

$$(ES)_j^{\pm} = \text{Max} \left[\left[(\underline{ES})_i + (B_{ji} \times B_{ii}) - (C_{ji} \times C_{jj}) \right]^{\pm} \right] \quad 0 < i \leq n, 0 < j \leq n \quad (26)$$

$$(EF)_j^{\pm} = (ES)_j^{\pm} + B_{jj}^{\pm} \quad 0 < j \leq n \quad (27)$$

$$P_{TNGSN}^{\pm} = \text{Max}[(EF)_j^{\pm}] \quad 0 < j \leq n \quad (28)$$

Donde B_{ji}^{\pm} y C_{ji}^{\pm} son dos matrices que representan los "factores grises de tiempo", B_{ji}^{\pm} para todos los valores de T_p y C_{ji}^{\pm} para todos los valores T_s . El significado de los demás elementos de

Estudio de la Incertidumbre en la Programación de Actividades usando la Matriz Gálvez

las ecuaciones son las mismas indicadas anteriormente. Para determinar los números grises de las ecuaciones 25 a 27 se pueden usar las siguientes ecuaciones:

$$(\underline{ES})_j = \text{Max}[(\underline{ES})_i + (\underline{B}_{ji} \times \underline{B}_{ii}) - (\underline{C}_{ji} \times \underline{C}_{jj})] \quad 0 < i \leq n, 0 < j \leq n \quad (29)$$

$$(\overline{ES})_j = \text{Max}[(\overline{ES})_i + (\overline{B}_{ji} \times \overline{B}_{ii}) - (\overline{C}_{ji} \times \overline{C}_{jj})] \quad 0 < i \leq n, 0 < j \leq n \quad (30)$$

$$(\underline{EF})_j = (\underline{ES})_j + \underline{B}_{jj} \quad 0 < i \leq n \quad (31)$$

$$(\overline{EF})_j = (\overline{ES})_j + \overline{B}_{jj} \quad 0 < i \leq n \quad (32)$$

$$P_{TNGSN}^{\pm} = [P_{TNGSN}, \overline{P}_{TNGSN}] = [\text{Max}[(\underline{EF})_j], \text{Max}[(\overline{EF})_j]] \quad 0 < j \leq n \quad (33)$$

Efecto de la incertidumbre individual sobre la incertidumbre global

Si bien los procedimientos anteriores permiten conocer el nivel de incertidumbre que existe en los tiempos totales de desarrollo de un proyecto como consecuencia de la incertidumbre existente en los valores de los tiempos de cada actividad, nada sabemos sobre el efecto que genera cada incertidumbre en la incertidumbre global. Para evaluar este efecto introducimos el nivel de grisidad de un parámetro cualquiera d^{\pm} , $g_{d^{\pm}}$, en donde d^{\pm} es un elemento de la matriz A^{\pm} o B^{\pm} o C^{\pm} , sobre la duración global del proyecto como:

$$g_{d^{\pm}} = \frac{P_{w,d^{\pm}}^{\pm}}{P_w^{\pm}} \quad (34)$$

En donde $P_{w,d^{\pm}}^{\pm}$ es el ancho de la duración global (la diferencia entre los valores máximos y mínimos de la duración global del proyecto) considerando d^{\pm} como un valor gris y todos los demás parámetros en su valor blanqueado medio, mientras que P_w^{\pm} es el ancho de la duración global del proyecto considerando todos los parámetros como valores grises. Aquí por tiempo global entendemos la duración convencional, o la duración normal o la duración con superposición natural según sea el caso que se desea evaluar. Con cada valor de d^{\pm} , es posible determinar la matriz de grisidad de cada matriz, es decir $g_{A^{\pm}}$, $g_{B^{\pm}}$ y $g_{C^{\pm}}$, para las matrices A^{\pm} , B^{\pm} y C^{\pm} respectivamente, y así poder analizar el efecto de la incertidumbre de cada parámetro.

APLICACIONES

Esta sección presenta el procedimiento de solución para estimar el tiempo convencional gris de duración de proyecto, el tiempo normal gris de duración de proyecto incluyendo tiempos de comunicación grises, y el tiempo normal gris de duración del proyecto con superposición natural. Para una clara comprensión, se aplica el procedimiento a una versión modificada del ejemplo de Maheswari y Varghese (2005b). Este ejemplo consiste de 10 actividades desde la A a la J, como se muestra en la tabla 1, donde además se entrega información sobre las predecesoras y los tiempos de duración grises.

Estimación del tiempo convencional gris (TCG)

La representación básica de actividades usando la matriz de estructura dependiente es una matriz cuadrada conteniendo las actividades en las filas y columnas. El orden de las actividades en las filas o columnas indica la secuencia de ejecución. La relación entre las actividades es representada por una "X" en las celdas de la diagonal inferior. Para lograr esto la matriz debe ser particionada, aspecto que se encuentra fuera del alcance de este trabajo. Las actividades deben ser leídas en la columna como "da información a" y en las filas como "necesita información de". La

Fig. 2 muestra la matriz de estructura dependiente particionada para nuestro ejemplo. La fila D nos indica que dicha actividad necesita información de las actividades antecesoras A y F. La columna D nos indica que dicha actividad entrega información a las actividades sucesoras B y I.

Tabla 1: Lista de actividades para el ejemplo

S. Número	Identificación Actividad	Información Predecesora	Duración (días)
1	A	-	[5,7-6,1]
2	B	D	[7,3-9,1]
3	C	A	[6,2-7,5]
4	D	A, F	[3,8-4,0]
5	E	B	[8,3-9,4]
6	F	A, C	[1,0-1,0]
7	G	F, J	[2,0-2,1]
8	H	I	[9,4-10,7]
9	I	D, G, E	[4,5-5,4]
10	j	F, B	[3,0-3,0]

	A	C	F	D	B	J	G	E	I	H
A										
C	X									
F		X								
D	X		X							
B				X						
J			X		X					
G			X			X				
E					X					
I				X			X	X		
H						X			X	

Fig. 2: Matriz de estructura dependiente particionada.

Para determinar el TCG de la duración del proyecto, primero se debe incluir los tiempos grises de cada actividad, como se muestra en la Fig. 3, en donde además se muestran los tiempos de comunicación grises. Se llamará a esta matriz, A^g , matriz gris de estructura dependiente (GDGM). Observe que por simplicidad, cuando los valores son determinísticos (blancos), estos se han indicado como un solo valor. Así, por ejemplo para la actividad F el tiempo gris de la actividad es $[1,0, 1,0]$ y se ha indicado simplemente como $[1,0]$.

Luego utilizando las ecuaciones 13 a 18 se procede como sigue: Primero se considera que

$$(ES)_A^g = [\underline{ES}_A, \overline{ES}_A] = [0,0] \text{ (no predecesores)}$$

$$(EF)_A^g = [\underline{EF}_A, \overline{EF}_A] = [(ES)_A + \underline{A}_{11}, (\overline{ES})_A + \overline{A}_{11}] \quad \text{donde } i=1 \text{ y } n=10$$

$$\begin{aligned}
 &= [\underline{EF}_A, \overline{EF}_A] = [0 + 5, 7, 0 + 6, 1] = [5, 7, 6, 1] \\
 (ES)_C^{\pm} &= [\underline{ES}_C, \overline{ES}_C] = [\text{Max}(\underline{EF})_A, \text{Max}(\overline{EF})_A] \quad \text{donde } i=1, j=2 \text{ y } n=10 \\
 &= [\underline{ES}_C, \overline{ES}_C] = [\text{Max}[5, 7], \text{Max}[6, 1]] = [5, 7, 6, 1] \\
 (EF)_C^{\pm} &= [\underline{EF}_C, \overline{EF}_C] = [(\underline{ES})_C + A_{22}, (\overline{ES})_C + \overline{A}_{22}] \quad \text{donde } i=2 \text{ y } n=10 \\
 &= [\underline{EF}_C, \overline{EF}_C] = [5, 7 + 6, 2, 6, 1 + 7, 5] = [11, 9, 13, 6]
 \end{aligned}$$

Una vez que los ES^{\pm} y EF^{\pm} han sido calculados para todas las actividades, el TCG de duración del proyecto se puede calcular con la ecuación 18, el cual corresponde a [46,2, 53,2] días, es decir existen 7 días de incertidumbre. Este tiempo se compara con los 50 días determinados por Maheswari y Varghese para este ejemplo con datos determinísticos.

	A	C	F	D	B	J	G	E	I	H
A	[5,7-6,1]									
C	[1,0]	[6,2-7,5]								
F		[1,8-2,0]	[1,0]							
D	[0,8]		[0,3]	[3,8-4,0]						[0,3]
B				[3,7-4,4]	[7,3-9,1]					
J			[1,5]			[3,0]				
G			[0,1]			[0,4]	[2,0-2,1]			
E					[4,0-4,5]			[8,3-9,4]		
I				[3,3-3,6]			[1,9-2,1]	[2,7-3,4]	[4,5-5,4]	
H									[4,6-5,2]	[9,4-10,7]

Fig. 3: Matriz gris de estructura dependiente con la duración de cada actividad y el tiempo de comunicación.

Estimación del tiempo normal gris con tiempos grises de comunicación (TNG)

Si consideramos que existe un tiempo de comunicación, como los dados en los valores fuera de la diagonal en la Fig. 3, entonces el TNG de duración del proyecto se puede calcular usando las ecuaciones 19 a 24. Recuerde que los elementos de la diagonal de la GDSM, A_{ii}^{\pm} , corresponden a los tiempos grises de cada actividad, y los elementos fuera de la diagonal, A_{ji}^{\pm} , corresponden a los tiempos grises de comunicación. Una vez que los ES^{\pm} and EF^{\pm} han sido calculados para todas las actividades, el TNG de duración del proyecto con tiempos de comunicación se puede calcular con la ecuación 24, el cual corresponde a [64,3, 74,4] días, es decir existen 10,1 días de incertidumbre. Este tiempo se compara con los 69,8 días determinados por Maheswari y Varghese para este ejemplo con datos determinísticos.

Tiempo normal gris con superposición natural (TNGSN)

Para este caso es necesario incluir las matrices de factores de tiempo, también como valores grises, es decir sus valores se encuentran en ciertos rangos conocidos. Las Fig. 4 y 5 muestran los valores de las matrices grises B^{\pm} y C^{\pm} , donde B_{ij}^{\pm} representan todos los valores grises de T_p (información predecesora a la actividad, i.e. [0,76 , 0,8] en B_{12} implica que A puede enviar la información requerida por C al final de [0,76 , 0,8] veces su duración) y C_{ij}^{\pm} representan todos los valores grises de T_s (factor de tiempo de recepción de información, i.e. [0,09 , 0,1] en C_{41} implica que es esencial para D recibir la información de A solo a [0,09 , 0,1] veces su duración en vez de al inicio para continuar su ejecución). Para determinar el TNGSN de duración del proyecto podemos utilizar las ecuaciones 25 a 32. Los cálculos de ES^{\pm} y EF^{\pm} es análogo al descrito por Maheswari y Varghese, pero usando números grises. Una vez calculados todos los ES^{\pm} y EF^{\pm} de las actividades, el TNGSN de duración del proyecto se determina con la ecuación 32, y corresponde a [27,013 , 57,188], es decir existe 30,175 días de incertidumbre. Este valor se compara con 33,1 días para el caso determinístico de Maheswari y Varghese (2005b).

	*A	C	F	D	B	J	G	E	I	H
A										
C	[0.76-0.8]									
F		[0.57-0.6]								
D	[0.79-0.8]		[0.67-0.7]							
B				[0.87-0.9]						
J			[0.89-0.9]		[0.92-1.0]					
G			[0.46-0.5]			[0.96-1.0]				
E					[0.83-0.9,0-4,5]					
I				[0.56-0.6]			[0.79-0.8]	[0.96-1.0]		
H									[0.63-0.7]	

Fig. 4: Matriz gris de factores de tiempo T_p

	A	C	F	D	B	J	G	E	I	H
A										
C	[0.1]									
F		[0.3-0.32]								
D	[0.09-0.1]		[0.19-0.21]							
B				[0.35-0.4]						
J			[0.18-0.21]							
G			[0.46-0.5]			[0.3-0.32]				
E					[0.1]					
I				[0.18-0.21]			[0.49-0.63]			
H									[0.38-0.43]	

Fig. 5: Matriz gris de factores de tiempo T_s

Efecto de la incertidumbre individual sobre la incertidumbre global

Como se indicó anteriormente, es posible evaluar el efecto de la incertidumbre de un parámetro d^{\pm} , $g_{d^{\pm}}$, en donde d^{\pm} es un elemento de la matriz A^{\pm} , B^{\pm} o C^{\pm} , sobre la duración global del proyecto usando la ecuación 33. La tabla 2 nos muestra la incertidumbre de cada actividad y los tiempos de comunicación sobre la incertidumbre global, a través del nivel de grisicidad. Como se puede ver, la posición (5,5) es la que presenta una mayor incertidumbre sobre la incertidumbre global, es decir la incertidumbre del tiempo de duración de la actividad B es la que más afecta a la incertidumbre global. La tabla 3 muestra la incertidumbre de los factores de tiempo T_p , sobre la incertidumbre global, a través del nivel de grisicidad. Como se puede ver, la posición (9,8) es la que presenta una mayor incertidumbre sobre la incertidumbre global.

Tabla 2: Valores de la matriz de grisicidad $g_{d^{\pm}}$

Posición	Valor	Posición	Valor	Posición	Valor	Posición	Valor
(1,1)	0.0103	(4,3)	0	(7,3)	0	(9,7)	0
(2,1)	0	(4,4)	0.0072	(7,6)	0	(9,8)	0
(2,2)	0.1927	(5,4)	0	(7,7)	0	(9,9)	0.0198
(3,2)	0	(5,5)	0.2903	(8,5)	0	(10,9)	0
(3,3)	0	(6,3)	0	(8,8)	0.0394	(10,10)	0.0605
(4,1)	0	(6,6)	0	(9,4)	0		

Tabla 3: Valores de la matriz de grisicidad $g_{B^{\pm}}$

Posición	Valor	Posición	Valor	Posición	Valor	Posición	Valor
(2,1)	0.0078	(5,4)	0.0039	(7,6)	0	(9,8)	0.0117
(3,2)	0.0068	(6,3)	0	(8,5)	0.0190	(10,9)	0.0115
(4,1)	0	(6,5)	0	(9,4)	0		
(4,3)	0.0009	(7,3)	0	(9,7)	0		

La tabla 4, muestra la incertidumbre de los factores de tiempo T_s , sobre la incertidumbre global, a través del nivel de grisicidad. Como se puede ver, la posición (10,9), es la que presenta una mayor incertidumbre sobre la incertidumbre global. Sin embargo, comparando la tabla 2, 3 y 4 es claro que la incertidumbre en los tiempos de cada actividad es lo que más afecta a la incertidumbre global.

Tabla 4: Valores de la Matriz de grisicidad $g_{C^{\pm}}$

Posición	Valor	Posición	Valor	Posición	Valor	Posición	Valor
(2,1)	0	(5,4)	0.0136	(7,6)	0	(9,8)	0
(3,2)	0.0006	(6,3)	0	(8,5)	0	(10,9)	0.0167
(4,1)	0	(6,5)	0	(9,4)	0		
(4,3)	0.0026	(7,3)	0	(9,7)	0		

Comentarios

Como fue observado por Maheswari y Verghese el tiempo convencional puede ser una herramienta simple para estimar la duración del proyecto, pero será difícil analizar los tiempos de comunicación entre actividades, situación que se puede mejorar con el tiempo convencional con tiempos de comunicación. La estimación de la duración de proyecto con superposición natural puede cambiar significativamente el orden de ejecución de los proyectos. Estas observaciones también son válidas para tiempos grises de duración de proyectos, como se verá más adelante.

Los tiempos grises calculados corresponden a un rango esperado de duración del proyecto. Como la distribución no es conocida no se puede conocer las probabilidades de duración del proyecto o cual es el valor más probable y si los valores extremos tienen poca probabilidad de ocurrencia, etc. Sin embargo, el sentido común hace pensar que el tiempo de duración del proyecto estará cerca del valor medio, o valor blanqueado medio, del número gris, y que los valores extremos tienen menor probabilidad de ocurrencia. Así el tiempo gris convencional [46,2 , 53,2] tiene un tiempo convencional medio de 49,7 días con un ancho de 7 días, el tiempo normal gris con tiempos grises de comunicación [64,3 , 74,4] tiene un valor medio de 69,35 días y un ancho de 10,1 días, mientras que el tiempo normal gris con superposición natural y factor de tiempo gris [27,01 , 57,19] tiene un valor medio de 42,1 días y un ancho de 33,1 días. En el TCG y TNG el ancho no es muy significativo y se puede considerar que el sistema de números grises entrega resultados útiles para evaluar la incertidumbre. Sin embargo, en el TNGSN presenta un ancho significativo, indicando una gran incertidumbre en el tiempo de duración. Esto se explica porque el TNGSN incluye en su cálculo multiplicaciones que tienden a ampliar el rango de los valores grises. La diferencia de valores entre TCG, TNG y el TNGSN también se observan en el trabajo de Maheswari y Verghese (2005) y se deben a las diferentes políticas de programación de las actividades o a diferentes factores considerados en sus cálculos.

Los niveles de grisicidad son un buen indicador para evaluar que actividades parecen más críticas para reducir la incertidumbre en los tiempos de duración. La identificación de estas actividades críticas permite mejor realizar estudios de casos o análisis de sensibilidad puesto que identifica las variables que pueden tener un mayor impacto cuando se desea reducir la incertidumbre. Además, como los tiempos de duración de cada actividad, los tiempos de comunicación y los factores de tiempo son valores estimados, ya sea a partir de datos históricos o a partir de expertos, la identificación de las actividades críticas puede incluir una revisión de la forma como fueron asignados valores a esas variables con el objetivo de tener una mejor aproximación de los tiempos de duración.

Proyecto planta de ácido sulfúrico

Este caso estudio, que se analizará brevemente corresponde a un proyecto de construcción de una Planta de Ácido Sulfúrico. El proyecto contiene un cronograma de 26 actividades, que presentan un cierto grado de incertidumbre en los tiempos de duración de cada actividad, tiempos de comunicación y los factores de tiempo T_p y T_s . La tabla 5 muestra el listado de actividades de todo el proyecto, la identificación de cada actividad, la duración determinística y la duración gris de cada actividad. En la Tabla, I=identificación; PI=Información Predecesora; Det=valor determinístico; OC=Obras Civiles; C=Contratos; OM=Obras Mecánicas; TA=Tanques de Almacenamiento; y TAL=Tanques de Almacenamiento.

Los resultados obtenidos corresponden a [263,2 , 240,3] semanas para el TCG, es decir existen 22,9 semanas de incertidumbre (valor determinístico es de 254,4 semanas); [296,0 , 271,8] semanas para el TNG, es decir existen 24,2 semanas de incertidumbre (valor determinístico es de 287 semanas); [566,9 ,135,36] semanas para el TNGSN, es decir existen 431,54 semanas de incertidumbre (valor determinístico es de 156,6 semanas).

Tabla 5: Lista de actividades e identificación de actividades.

Actividad	I	PI	Duración (semanas)	
			Det	Gris
Flujograma de Diagrama de Procesos	A		9	9.7-8.9
Diseño de equipos	B	A	15	15-14.8
Planos de Plantas y Elevaciones	C	B	20	20.9-19.5
Reporte Final y Estimado de Costos	D	C	22	22.4-20.2
Ingeniería Básica	E	D	20	21.1-18.8
Ingeniería de Detalle	F	E	27.7	28.6-25.9
Compra de Equipos(Logística)	G	F	50	50.9-46.8
Elaboración de Invitación (OC-C)	H	G	4.8	5.1-4.7
Licitación, Evaluación y Adjudicación (OC-C)	I	H	4.8	4.8-4.5
Construcción (OC-C)	J	I	48	51.3-46
Elaboración de Invitación (OM-C)	K	I	7.2	7.5-6.7
Licitación, Evaluación y Adjudicación (OM-C)	L	K	6	6.3-5.7
Montajes de Equipos Principales (OM-C)	M	L	28.8	30.5-28.8
Suministro y Fabricación de Estructuras Metálicas	N	L	34	36.1-31.4
Montaje de Estructuras Metálicas	Ñ	N	34	34.8-32.4
Suministro (Instrumentación y Control)	O	G	38.4	38.4-36.1
Montaje (Instrumentación y Control)	P	O	22.8	23-22.8
Suministro de Equipos (Trabajos Eléctricos)	Q	G	38.4	40.8-35.4
Montaje (Trabajos Eléctricos)	R	Q	20	21.2-19.5
Elaboración de Invitación (TAL)	S	E	4.8	5.1-4.7
Licitación, Evaluación y Adjudicación (TA)	T	S	4.8	5.1-4.8
Ingeniería (TA)	V	T	6	6.2-6.0
Obras Civiles (TA)	W	V	9.6	10.3-9.4
Fabricación (TA)	X	W	8.4	8.4-8.1
Montaje (TA)	Y	X	8.4	8.7-7.7
Pruebas y Puesta en Marcha	Z	P,R,X,Y	7.6	7.6-7.4

CONCLUSIONES

Del trabajo realizado se puede concluir lo siguiente: a) Se ha demostrado que la Matriz de Estructura Dependiente (DSM), puede ser utilizada para planificar las secuencias de actividades, manejar los intercambios y flujos de información; y para determinar el tiempo de duración de proyectos con y sin superposición natural. b) La introducción de números grises permite cuantificar la incertidumbre existente en la determinación de los tiempos de duración de proyectos considerando la incertidumbre presente en los diferentes tiempos de ejecución de cada actividad, así como en los factores de tiempo con superposición natural. El proceso desarrollado fue llamado Matriz Gris de Estructura Dependiente. c) El efecto de la incertidumbre individual sobre la incertidumbre global, es decir cuánto influye la incertidumbre de cada actividad, tiempo de

comunicación y factores de tiempo, en la duración global del proyecto, se pudo evaluar introduciendo el efecto del nivel de grisicidad y así determinar la matriz de grisicidad de cada matriz. d) Un proyecto de ingeniería de una planta metalúrgica fue incluida, lo cual muestra que aunque esta es una herramienta general, puede ser de gran utilidad en proyecto de ingeniería metalúrgica.

El trabajo futuro se orientará a estudiar otras herramientas para incluir la incertidumbre en la determinación de los tiempos de duración de un proyecto. Esto con el objetivo de identificar ventajas y desventajas, y así poder proponer soluciones para introducir la incertidumbre en la programación de actividades usando DSM. Entre las herramientas a considerar se incluyen simulación de Monte Carlo, análisis de varianza, y sistemas difusos.

REFERENCIAS

- Aytug H., M. A. Lawley, K. McKay, S. Mohan y R. Uzsoy, *Executing production schedules in the face of uncertainties: A review and some future directions*, European Journal of Operational Research: 161 (1), 86-110 (2005).
- Browning, T.R., *Applying the design structure matrix to system decomposition and integration problems: A review and new directions*. IEEE Transactions on Engineering management: 48 (3), 292-306 (2001).
- Chen CH., SF. Ling y W. Chen, *Project scheduling for collaborative product development using DSM*. Int. J. Project Management: 21 (4), 291-299 (2003).
- Cronemyr P., A.O. Rönnbäck y S.D. Eppinger, *A decision support tools for predicting the impact of development process improvements*, J. Eng. Design: 12 (3), 177-199 (2001).
- Cruz-Machado, V. y P. Rosa, *Modelo de planificación basado en construcción ajustada para obras de corta duración*, Información Tecnológica: 18(1), 107-118 (2007).
- Davenport, A.J. y J.C. Beck, *A Survey of techniques for scheduling with uncertainty*, *Unpublished manuscript*. Available from <http://www.eil.utoronto.ca/profiles/chris/gz/uncertainty-survey.ps> (2002).
- Dmeulemesster, E.L. y W.S. Herroelen, *Project scheduling – A research Handbook*. Kluwer Academic Publishers, Boston (2002).
- Deng J., *Control problems of grey systems*. Sys Control Lett: 5(2), 288–294 (1982).
- Eppinger SD, D.E. Whitney, R.P. Smith y D.A. Gebala, *A model-based method for organizing tasks in product development*. Res Eng Des.: 6(1), 13 (1994).
- Eppinger, S.D., D.E. Whitney y A.A. Yassine, *The design structure matrix – DSM Home page*, <http://www.dsmweb.org/>, Acceso: 13 de Julio (2008).
- Goldratt, E., *Critical Chain*. The north river press (1997).
- Green LL. y SR. Blattnig, *An Uncertainty structure matrix for models and simulations*, AIAA: 2154, Abril (2008).
- Herroelen W. y R. Leus, *Project scheduling under uncertainty: Survey and research potentials*, European Journal of Operational Research: 165, 289-306 (2005).
- Huang, G. y R.D. Moore, *Grey linear programming, its solving approach, and its application*, International Journal of Systems Science: 24, 159-172 (1993).
- Huang, G., B.W. Baetz y G.G. Patty, *A grey linear programming approach for municipal solid waste management planning under uncertainty*, Civil Engineering Systems: 9, 319-335 (1992).

Estudio de la Incertidumbre en la Programación de Actividades usando la Matriz Gálvez

Ishibuchi, H. y H. Tanaka, *Multiobjective programming in optimization of the interval objective function*, European Journal of Operational Research: 48, 219-225 (1990).

Maheswari J.U. y K. Varghese, *A structured approach to form dependency structure matrix for construction projects*, 22nd International symposium on Automation and robotic in construction, ISARC 2005, Septiembre 11-14, Ferrara (Italia) (2005a)

Maheswari J.U. y K. Varghese, *Project scheduling using dependency structure matrix*, International Journal of Project Management: 23 (3), 223-230 (2005b).

Perminova O., M. Gustafsson y K. Wikström, *Defining uncertainty in projects-a new perspective*, Int. J. Proj. Management: 26, 73-79 (2007).

Sabuncuoglu, I. y M. Bayiz, *Analysis of reactive scheduling problems in a job shop environment*. European Journal of operational research: 126, 567-586 (2000).

Smith R.P. y J.A. Morrow, *Product development process modeling*, Design studies: 20, 237-261 (1999).

Slowinski, R. y M. Hapke (Eds.), *Scheduling under fuzziness*. Physica – Verlag, Heidelberg (2000).

Tang D., R. Zhu, J. Tang, R. Xu y R. He, *Product design knowledge management based on design structure matrix*, Advanced Engineering Informatics: 24, 159-166 (2010).

Vieira GE., J.W. Herrmann y E. Lin, *Rescheduling manufacturing systems: A framework of strategies, policies and methods*. Journal of Scheduling: 6, 39-62 (2003).

Yassine A, D. Falkenburg y K. Chelst, *Engineering design management: an information structure approach*. Int J Prod Res: 37(13), 2957–2975 (1999).

Anexos

Anexo B. Analysis of Project Duration Uncertainty using Global Sensitivity Analysis,

Journal of Modern Project Management, 2015, 2 (3), 18-25

Índice

Abstract	196
Introduction	196
1. Strategy Used	197
Example without overlap	197
Global sensitivity analysis	198
Example with overlap	200
2. Discussion	201
3. Conclusion	202
References	203

SENSITIVITY ANALYSIS

KEYWORDS ■ managing project ■ project duration ■ global sensitivity analysis ■ schedule

ANALYSIS OF PROJECT DURATION: UNCERTAINTY USING GLOBAL SENSITIVITY ANALYSIS

■ **Gálvez, E.D.**

Department of Mining and
Metallurgy Engineering,
Universidad Católica del
Norte, Antofagasta- Chile
egalvez@ucn.cl

■ **Ordieres, J.B.**

Universidad de La Rioja,
La Rioja, Spain

■ **Capuz-Rizo, S.F.**

Department of Engineering
Projects, Polytechnic University
of Valencia, Valencia, Spain

■ ABSTRACT

Estimating the duration of a project is important in project management. The dependency structure matrix has been used to estimate the duration of projects, and it has proven to be useful especially in complex projects, for example project with activity overlapping. This estimate is based on the duration of the activities, their interrelationships and the permitted level of overlap. However, these variables have uncertainty that generate uncertainty in the duration of the project. The methods of global sensitivity analysis Morris and Sobol' are used in this study to identify the key activities that affect the uncertainty in the duration of the project. It is shown that adequate control of the uncertainty in these activities significantly reduces the uncertainty in the duration of the project. Examples with and without overlapping are used to explain the methodologies.

INTRODUCTION

The sequence of tasks is vital to the development of any project. Good sequencing reduces the amount of time necessary for completion. The order of tasks is influenced by the information flow among them. The dependency structure matrix (*DSM*) can be used to model information flow in complex projects, e.g. project with overlap. However, the information used by the *DSM*, including task duration, time required for communication, and task overlap, can have uncertain

values. However, there is no methodology for the identification of significant and insignificant input factors on the project duration uncertainty. The aim of this paper is to show that global sensitivity analysis (*GSA*) can be used to identify significant and insignificant input factors on the project duration using the *DSM*.

The *DSM* is a widely used tool because it allows the different parts of the project or product to be broken down or to be put together. The complexity is simplified by breaking down the project into smaller tasks,

*Paper approved for 2nd International Conference in Project Management at UQTR (May, 2015)

identifying the relationship between them, assessing their impact on the project, and assigning resources to individual tasks (Browning, 2001).

Moreover, the scheduling of projects is based on finding resources and scheduling activities with the goal of optimizing the efficiency of the project (Tienda et al., 2011). Overlapping of sequential activities occurs on most projects (Srouf et al., 2013), which requires a two-way exchange of information among dependent design disciplines. That is, there are interdependent tasks and loops. As a result of the factors previously mentioned, recent efforts to reconcile project scheduling and DSM have sought to produce a tool that serves two purposes: analysis and project scheduling (Maheswari and Varghese, 2005; Srouf et al., 2013). Researchers have demonstrated that DSM is a powerful tool in planning the sequence of tasks.

However, tasks in a project are subject to many unknown factors (Herroelen and Leus 2005; Perminova et al. 2007) that can lead to changes in scheduling. These uncertainty-causing factors include: tasks taking more or less time than was originally estimated, resources not being available, required materials being ready before they are scheduled to arrive, tasks being introduced or withdrawn, and weather conditions. These changes or uncertainties can cause the schedule to be delayed, increase stock, or require major work, all of which lead to higher costs than those originally planned.

One of the limitations of the research conducted by Maheswari and Varghese is the difficulty of obtaining a well-founded estimate of how long each task, the communication among tasks, and the overlap of tasks will take. Gálvez et al. (2012) studied the effect of uncertainty of task programming using DSM and grey theory or interval arithmetic. Shi and Blomquist (2012) extended the DSM method proposed by Maheswari and Varghese (2005) using fuzzy numbers. Recently, Galvez et al. (2015) studied the uncertainty of project duration using Monte Carlo simulation and DSM. These studies are related to uncertainty analysis.

Uncertainty analysis refers to the determination of the uncertainty in output results that derives from uncertainty in input factors (Helton et al., 2006). Therefore, the previous works are related to the characterization of uncertainty

(grey number in the work of Gálvez et al. (2015), fuzzy numbers in the work of Shi and Blomquist (2012), and distribution functions in Gálvez et al., (2015)) and presentation of uncertainty output results. However, no work has performed sensitivity analysis.

Sensitivity analysis refers to the determination of the contribution of individual uncertainty inputs to the uncertainty in output results (Helton et al. 2006). According to Saltelli et al. (2008), the GSA can be defined as "the study of how uncertainty in the output of a model (numerical or otherwise) can be apportioned to different sources of uncertainty in the model input". These techniques have been widely used in different engineering areas and are of great importance to know the most significant variables in a model. The general objectives of GSA are: a) Identification of significant and insignificant factors. Possible reduction of the dimensions (number of design variables) of the optimization problem, b) Improvement in understanding the model behavior (highlight interactions among factors, find combinations of factors that result in high or low values for the model output). GSA corresponds to the evaluation of an output model when all model factors are simultaneously evaluated, being mainly resolved by numerical methods. This methodology has the advantage of simultaneously assessing all factors, while its disadvantage is that it requires a large number of data for which the model is evaluated and mathematical techniques are more complex. GSA methods can be classified into three groups (Confalonieri et al., 2010): 1) Regression methods, 2) Screening methods, and 3) Variance-based methods. Screening methods proceed from the area of experimental design and usually applied to problems that involve from a few input factors to a few tens. Examples of these methods are fractional factorial design, Morris method and sequential bifurcation. In variance-based method, the variance of the model output can be decomposed into terms of increasing dimension, called partial variances, which represent the contribution of the inputs (i.e., single inputs, pairs of inputs, etc.) to the overall uncertainty in the model output. Statistical estimators of partial variances are available to quantify the sensitivities of all the inputs and of groups of inputs through multi-dimensional integrals. To preclude a high computation cost, Homma and Saltelli (1996)

SENSITIVITY ANALYSIS /// ANALYSIS OF PROJECT DURATION UNCERTAINTY USING GLOBAL SENSITIVITY ANALYSIS

introduced the concept of a total sensitivity index. The total sensitivity index indicates the overall effect of a given input, by considering all the possible interactions of the respective input with all the other inputs. Some techniques in this group are: the Fourier amplitude sensitivity test (*FAST*), extended Fourier amplitude sensitivity test (*E-FAST*), Sobol' method, and high dimensional model representation (*HDMR*).

In this paper the Morris and Sobol' methods are applied to project planning using the DSM. Through an example it is demonstrated that GSA can identify input factors that most affect the duration of the project. Then, with proper management of these input factors, the uncertainty in the project duration can be significantly reduced. An example, with and without overlapping is analyzed.

1. Strategy Used

In this work an example is used to explain how the GSA can be used to identify the activities uncertainty that most affect the uncertainty on the project duration. The GSA methods used are Sobol' and Morris methods. Then, in this section an example is introduced and a brief description of Sobol' and Morris methods are given and applied to the example.

Example without overlap

The example consists of six activities from A to F, and the DSM representation of the example is given in figure 1. The DSM is a square matrix containing a list of activities in the rows and columns in the same order. The order of activities in the rows and columns in the matrix indicates the sequence of execution (*for more information see Maheswari and Varghese, 2005*). Values in the diagonal are the mean duration of the activities (*days*), for example the mean duration of activity A is 2 days. A value in the off-diagonal cells indicated that these activities are information predecessors. This means that activity B needs information from activity A and activity D needs information from activities B and C. The values in the off-diagonal cells will be used later when overlapping is included in the example.

Based on the mean values of the activities the conventional project duration is estimated in 14 days (**Figure 2**). Note that activity C has no effect on the project duration and all other activities are in the sequence of execution without any time

leftover between activities. The conventional project duration is estimated with,

$$(EF)_i = (ES)_i + A_{ii} \quad 0 < i \leq n \quad (1)$$

$$(ES)_j = \text{Max}\{(EF)_i\} \quad 0 < i \leq n, 0 < j \leq n \quad (2)$$

$$\text{Conventional project duration} = \text{Max}\{(EF)_j\} \quad 0 < j \leq n \quad (3)$$

Where n is the number of activities; i all the immediate predecessors of j ; j the current activity chosen in the order as identified by DSM; ES the early start; EF the early finish; and A_{ii} the diagonal values of the DSM (*duration of activity*).

Let us assume that each duration activity has uncertainty of ± 0.5 days with uniform distribution. Then, for example activities A and D have a duration of $\sim \text{Unif}(1.5, 2.5)$ and $\sim \text{Unif}(4.5, 5.5)$ respectively. Two questions arise 1) what is the uncertainty in the project duration given the uncertainty in the activity durations, and 2) how important are the activity durations with respect to the uncertainty in the project duration. The goal of uncertainty analysis is to answer the first question, and the goal of sensitivity analysis is to answer the second question (*Helton et al., 2006*).

Global Sensitivity Analysis

GSA methods enable studying how the uncertainty in the output of a model can be assigned to different sources of uncertainty in the model input when all model inputs are simultaneously evaluated. In our case, GSA methods will be used to study how the uncertainty in the project duration can be assigned to the activity duration and overlapping factor uncertainties. Two methods are used: Morris and Sobol' methods.

The Morris (*1991*) method is based on a discretization of the inputs in levels allowing a fast exploration of the model behavior. The aim of this method is to identify the non-influential inputs with a small number of model calls. The Morris method allows classifying the inputs into inputs that have negligible effects, input having large linear effects without interactions, and inputs having large non-linear and/or interaction effects. The method consists in random One-At a Time (*OAT*) design of experiments with random direction of the variation. The repetition of these steps allows estimating the elementary effects for each input and the consequent calculation of sensitivity indices.

The Morris sensitivity indices are the mean of the absolute value of the elementary effects (μ_j^*) and the standard deviation of the elementary effects (σ_j^*). The μ_j^* is a measure of influence of the j -th input on the output; if μ_j^* is zero the effect

	A	B	C	D	E	F
A	2					
B	0.87	4				
C	0.95		3.5			
D		0.95	0.95	5		
E		0.95			5	
F				0.95	0.95	3

Time factor of processor activities (B_j)

	A	B	C	D	E	F
A	2					
B	0.13	4				
C	0.05		3.5			
D		0.05	0.05	5		
E		0.05			5	
F				0.05	0.05	3

Time factor of receiving information (C_j)

FIGURE 1. DSM showing the mean values of duration of activities and time factor of transfer of information between activities.

of the j-th input is negligible, and the larger the μ_j^* value the more the j-th input contributes to the uncertainty of the output. The σ_j is a measure of the non-linear and/or interaction effects of the j-th input. If σ_j is zero then the elementary effects have no variations on the support of the input. Usually a graph of σ_j versus μ_j^* is used because it allows to distinguish three groups: low values of μ_j^* (inputs that have negligible effect on the output), large values of μ_j^* and low values of σ_j (inputs that have linear effects without interaction), and large values of both μ_j^* and σ_j (inputs that have non-linear effects and/or interaction).

The Morris method was applied to the example (Eqs. 1 to 3) using 15 OAT experiments which require 105 model calls. The software R (R Core Team, 2013), package sensitivity (Pujol et al., 2014), which is a free software environment for statistical computing and graphics was used. Figure 3 plots the results. It is easy to visualize that A, B, D, E and F activities are influential (large values of μ_j^*), while C has no effects (values of μ_j^* close to zero). In addition A and F have linear effects without interaction (values of σ_j equal to zero), and D and E have non-linear effects and/or interaction (large values of both μ_j^* and σ_j).

The Sobol' method is based on the partitioning of the total variance of model output $V(Y)$, considering that the model has the form $Y = f(x_1, x_2, \dots$

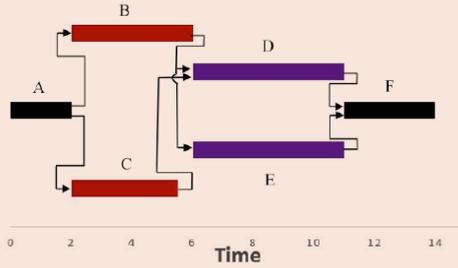


FIGURE 2. Estimation and representation of conventional project duration.

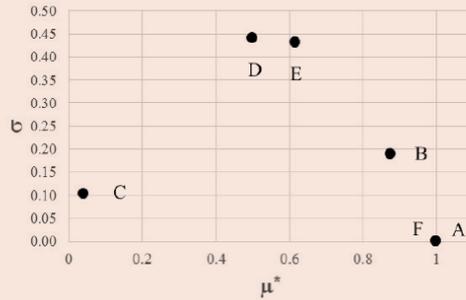


FIGURE 3. Results of Morris method with 15 OAT experiments for example without overlap.

SENSITIVITY ANALYSIS /// ANALYSIS OF PROJECT DURATION UNCERTAINTY USING GLOBAL SENSITIVITY ANALYSIS

x_j), where Y is a scalar and x_i is a model factor, using the following equation (Confalonieri et al., 2010):

$$V(Y) = \sum_{i=1}^n D_i + \sum_{i < j} D_{ij} + \dots + \sum_{i < j < k} D_{ijk} \quad (4)$$

Where D_i represent the first order effect for each factor x_i ($D_i = V[E(Y|x_i)]$) and D_{ij} ($D_{ij} = V[E(Y|x_i, x_j)] - D_i - D_j$) to $D_{1...n}$ the interactions among n factors. The variance of the conditional expectation ($V[E(Y|x_i)]$) is sometimes called main effect and used as an indicator of the significance of x_i . The Sobol' method allows calculating two indices, i.e., the first order effect sensitivity index corresponding to a single factor (x_i):

$$S_i = \frac{V[E(Y|x_i)]}{V(Y)} \quad (5)$$

and the total sensitivity index corresponding to a single factor (index i) and the interaction of more factors that involve the index i and at least one index $j \neq i$ from 1 to n

$$ST_i = \sum_i S_i + \sum_{j \neq i} S_{ij} + \dots + S_{1...n} \quad (6)$$

The first order sensitivity index measures only the main effect contribution of each input factor on the output variance. It does not take into account the interactions among factors. The first-order sensitivity index (S_i) is important when the objective is to determine the most important input uncertainties. The total sensitivity index (ST_i) is important when the objective is to reduce the uncertainty in the output model (Adeyinka, 2007). If the first-order sensitivity index (S_i) of the i input factor is very small, then the uncertainty in x_i does not affect the uncertainty in the output model. Therefore, x_i is non-influential or unimportant. This does not say anything about input interactions or high-order sensitivity indices like S_{ij} or S_{ijk} . If the total sensitivity index (ST_i) is also small, then apart from being unimportant, x_i does not interact with other factors (high-order effects of x_i are negligible). The implication of small S_i and ST_i is that the uncertainty in x_i has no effect on the uncertainty in Y . Then, in a subsequent analysis, x_i can be fixed to its nominal value (mean or median) and further research, measurement, analysis and data gathering can be directed to other factors. Conversely, regardless of the magnitude of ST_i , a large value of the first-order sensitivity index, S_i , implies that x_i is influential. The arithmetic difference between ST_i and S_i indicates the magnitude of the interactions between x_i and other factors.

Sobol' method was applied to the example (Eqs. 1 to 3) with six random inputs with Monte Carlo sampling, it has a cost of 400,000 model calls and we repeat the estimation process 100 times. The software R (R Core Team, 2013) was used with the Sobol-Jansen version in package sensitivity (Pujol et al., 2014). Figure 4 plots the results. It is easy to visualize that A, F, B, D, and E activities are influential in that order (large values of both first order and total Sobol'

indices), while C has no effects. In addition D and E have interaction (total and first order indices have different values). The interaction in other activities are small. These results are in agreement with the Morris method results.

Example with overlap

Let us consider overlap between activities. The overlap is represented in DSM in the form of ratios called time factors (Maheswari and Varghese, 2005). Two times factors are used, the time factor for receiving the information for the successor activity (represented by matrix B_{ij} given by the off-diagonal cell in Figure 1a), and the time factor for sending the information from predecessor activity (represented by matrix C_{ij} given by the off-diagonal cell in Figure 1b). For example, 0.95 in B_{CA} implies that A can send the required information through C at the end of 0.95 times its duration, and 0.05 in C_{CA} implies that it is essential that to continue, C receives information from A, but only at 0.05 of the time of its duration, instead of at the beginning of the task.

The natural overlap project duration is estimated with,

$$(ES)_j = \text{Max}\{(ES)_i + B_{ij} B_{ii} - C_{ij} C_{jj}\} \quad 0 < i \leq n, 0 < j \leq n \quad (7)$$

$$(EF)_i = (ES)_i + B_{ii} \quad 0 < i \leq n \quad (8)$$

$$\text{natural overlap project duration} = \text{Max}\{(EF)_i\} \quad 0 < j \leq n \quad (9)$$

Where n is the number of activities; i, j the immediate predecessors of j ; i, j the current activity chosen in the order as identified by DSM; ES the early start; and EF the early finish. Note that B_{ii} and C_{ii} are the diagonal values of the DSM (duration of activity).

Based on the mean values of the activity durations and mean values of the factor time the natural overlap project duration is estimated at 12.4 days (Figure 5). Now, let us consider that each time factor has uncertainty of ± 0.05 with uniform distribution, then the off-diagonal values of B_{ij} are $\sim \text{Unif}(0.9, 1.0)$ and the off-diagonal values of C_{ij} are $\sim \text{Unif}(0.0, 0.1)$, but $B_{BA} \sim \text{Unif}(0.74, 1.0)$ and $C_{BA} \sim \text{Unif}(0.0, 0.26)$. Also uncertainty in the activity durations is included.

The Morris method was applied to the example with overlap (Eqs. 7 to 9) using 80 OAT experiments which require 1,680 model calls. Figure 6 plots the results. It is easy to visualize that A, B, D, F activity durations and C_{BA} time factor are very influential (large values of μ^*), while C, E activity durations and B_{BA} , B_{FD} time factors are influential. Also, there are interactions and/or non-linear effects in several input factors (large values of both μ^* and s_j).

Sobol' method was applied to the example with overlap (Eqs. 7 to 9) with 20 random inputs with Monte Carlo sampling, it has a cost of 1,100,000 model calls and we repeat the estimation process 100 times. Figure 7 plots the results. It is easy to visualize that A, B, D, F activity durations and C_{BA} time factor are very influential (large values of Sobol' indices), while C, E activity durations and B_{BA} , B_{FD} time factors are influential. Several time factors have no effects (values of Sobol' indices close to zero). In addition B, C, D, E and C_{BA}

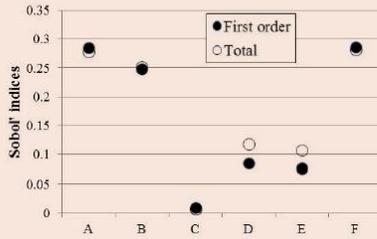


FIGURE 4. Estimation of Sobol' indices for the example without overlap

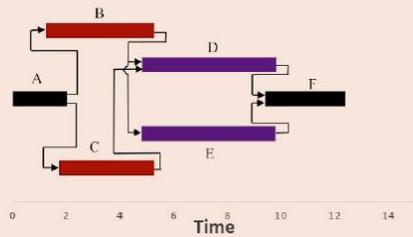


FIGURE 5. Estimation and representation of natural overlap project duration

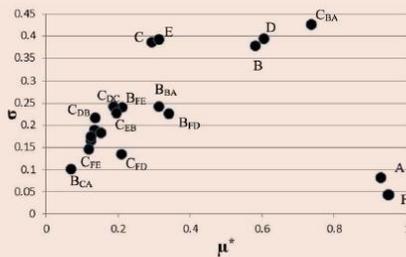


FIGURE 6. Results of the Morris method with 80 OAT experiments for example with overlap

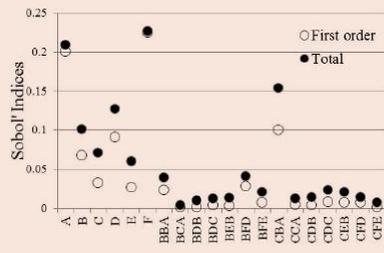


FIGURE 7. Estimation of Sobol' indices for example with overlap

have interaction (*Total and first order indices have different values*).

2. Discussion

For the example without overlap all activities have the same level of uncertainty in duration, ± 0.5 days, however the effect of these uncertainties on the uncertainty of the project duration is different. The uncertainty in the time duration of activities A and F are the most relevant to the uncertainty in project duration (*largest values of μ^* in Morris method and largest values of Sobol' indices*). This is because these activities are sequential without interaction and they will always influence project implementation. The uncertainty in the time duration of activities D and E also affect the uncertainty in

project duration. However, activity D will affect if the duration of activity D is greater than the duration of activity E, and vice versa. For that reason these activities have interaction (*different values in first order and total Sobol' indices*). In Morris indices, both D and E activities have interaction and / or non-linear effects, however the model is linear (Eq. 1-3), then it must be interpreted as interactions.

These results are independent of whether the Morris or Sobol' method is used. Sobol' method requires a significantly greater number of model calls than the Morris method. However, as the mathematical model is simple using the Sobol' method is not very costly from the computing point of view. Sobol' method is more robust in the presence of non-linearity and interaction among the activities because it explores the complete parameter space.

Moreover, Morris method is easier to implement.

These results indicate that efforts to reduce the uncertainty in the project duration should focus on reducing uncertainty in the duration of activities A, F and B. Reducing uncertainty in the duration of activities D and E have a lower impact on the uncertainty in the project duration. Reducing uncertainty in the duration of activity C will have minimal impact. If the resources are limited, the resources must be allocated to estimate the uncertainty of activities A, F and B.

Table 1 shows the results of Monte Carlo simulations for various scenarios with 1,000 calls to the model. The second column shows the results in the project duration when considering uncertainty in all activities. Columns two, three and four show the results when (*in its average value*) the dura-

	Project duration			
	No activity fixed	A and F fixed	D and E fixed	C fixed
Minimum	12.41	13.15	12.74	12.53
1 st Quartile	13.76	13.97	13.67	13.80
Median	14.16	14.19	14.03	14.20
Mean	14.16	14.19	14.02	14.19
3 rd Quartile	14.52	14.47	14.39	14.59
Maximum	15.82	14.97	15.43	15.83

TABLE 1. Uncertainty analysis in project duration for various scenarios.

tion of activities A and F, D and E, and C is fixed, respectively.

Although the uncertainty in the duration of each activity has uniform distribution, the project duration is normally distributed. This was observed by Gálvez et al. (2015) and confirmed in the results observed in this example. Note that the average value of project duration is larger than the value calculated with the mean values (14 days), because the interaction was not considered. In fact if the activity duration with the largest interaction are fixed (D and E) the mean value is close to the 14 days.

If all activities are uncertain then the uncertainty in the project duration is 3.4 days, if the uncertainty in activity C is removed, the uncertainty in the project duration is not significantly reduced, 3.3 days. However, if the uncertainty in the activities A and F are eliminated the uncertainty in the project duration is reduced to 1.8 days, compared with 2.7 days if the uncertainty is removed in activities D and E. This confirm that GSA can be used to reduce the uncertainty in project duration.

The final decision on where to focus efforts in reducing the uncertainty depend on these results and on other aspects such as the associated cost, availability of resources and the feasibility of reducing the uncertainty in the activity duration.

In the example with overlap it is observed that in general the time factors have less effect on the uncertainty in the project duration, with the exception of the time factor C_{BA} . This is not surprising because it is the time factor with most uncertainty. However, the effect of the B_{BA} time factor is not as significant despite having high uncertainty. This is because the effect of C_{BA} depends on the duration of activity B, whereas the effect of B_{BA} depends on the duration of activity A (see equation 7), and because the duration of B is larger than the duration of activity A its effect increases.

If all activity durations and time factors have uncertainties, the uncertainty in the project duration is 4.1 days (based on Monte Carlo simulations), if the input factors that most affect the project duration uncertainty are fixed at their mean value (activities A, F, B, D, and time factor C_{BA}) the project duration uncertainty is reduced to 2.0 days. This effect is significant. If the duration of activities C and E is fixed then the project duration uncertainty is 4.0 days, i.e. its effect is marginal. On the other hand, if the duration of activities A and F is fixed the uncertainty is 3.0 days, i.e. there is a significant effect. These simulations confirm that using the methods of Morris and Sobol' allow to identify input factors that affect the uncertainty in the duration of the project and the control of uncertainty of these input factors allow to diminish the uncertainty in project duration.

The Monte Carlo simulation when all activity durations and time factors have uncertainties gives a mean value for the project duration of 12.75 days, which is different from the value when the average value of the input factors are used (12.4 days). This is explained because when deterministic values are used the interaction between input factors are not considered.

3. Conclusion

We have proposed using the Morris and Sobol' methods in order to identify the input factor uncertainty which is responsible for the uncertainty in project duration. The DSM-based scheduling proposed by Maheswari and Varghese (2005) was used to model de project duration based on the duration of the activities and the time factor associated to activity overlapping. It was demonstrated that both methods can be used for this purpose, however the Sobol' method has shown to

be more adequate in the ranking of the input factors and the Morris method has shown to be more adequate for screening of input factors. It was demonstrated that the control or reduction in the uncertainty of the key activity duration can reduce the uncertainty in the project duration.

It is clear that for complex projects the problem of project scheduling is far more extensive than just the duration of activities, it is also related to the issue of organizational

structure, resource allocation and behaviors of stakeholders. Then, the identification of the key activities from the point of view of project duration can help to reduce the number of variables and simplify the schedule problem.

If the resources are limited, approximate uncertainty can be assigned to the duration of activity and time factor. After the key input factors are identified the resources can be allocated to estimate the uncertainty of the key input factors.



■ **Edelmira Gálvez** joined the Department of Mines and Metallurgical Engineering, the Universidad Católica del Norte in 1999 as assistant professor. Currently, she is enrolled in the doctoral program in project engineering at Universidad Politécnica de Valencia, Spain. Professor Gálvez graduated in Metallurgical Engineering from the Universidad Católica del Norte (1989, Chile), and Industrial Engineering from the University of Antofagasta, (1998, Chile). During the period 1992-1994, she studied at the University of Wisconsin-Madison (USA), where she obtained the PD degree. Professor Gálvez's principal research interest is the use of a systems approach to solving problems in mineral process, design and analysis. In particular, his research covers the development of systematic methods and tools for solving problems in the mining industries, which can be classified in terms of the following topics: modelling, design, analysis, and optimization. Professor Gálvez has published 19 peer reviewed journal articles, more than 30 conference papers, and more than 10 book chapters.

■ **Salvador F. Capuz-Rizo**, PhD in Industrial Engineering and Professor of Project Engineering since 2003 at Universitat Politècnica de Valencia (Spain). His research areas are Project Management, Environmental Conscious Design and Eco-efficiency. Currently serves as President of Spanish Project Management and Engineering Association (AEIPRO).

■ **Joaquín Ordieres-Meré** has been a full professor in Project Management since 1997 and currently works at the UPM (ETSII). His research interests include project management, business intelligence and business analytics as well as decision support systems. He serves as reviewer for different peer-reviewed journals and is a member of the editorial board of IDMMM journal.



references

Adeyinka A.L., (2007). Applications of Sensitivity Analysis in Petroleum Engineering, Thesis University of Texas at Austin.

Browning, T.R. (2001). Applying the design structure matrix to system decomposition and integration problems: A review and new directions. *IEEE Transactions on Engineering management*, 48 (3), 292-306.

Confalonieri R., Bellocchi G., Bregaglio S., Donatelli M., & Acutis M., (2010). Comparison of sensitivity analysis techniques: a case study with the rice model WARM, *Ecological Modelling*, 221, 1897 -1906.

Gálvez E.D., S.F. Capuz-Rizo, & J.B. Ordieres, (2012). Study of the uncertainty of task programming using the dependency structure matrix, *Información Tecnológica*, 23(1), 19-34.

Gálvez, E.D., Ordieres, J.B., & Capuz-Rizo, S.F., (2015). Evaluation of Project Duration Uncertainty using the Dependency Structure Matrix and Monte Carlo Simulation, *Revista de la Construcción*, submitted.

Herroelen W., & R. Leus, (2005). Project scheduling under uncertainty: survey and research potentials, *European J. of operational research*, 165, 289-306.

Homma T., & Saltelli A., (1996). Importance measures in global sensitivity analysis of nonlinear models, *Reliability Engineering & System Safety*, 52, 1-17.

Helton, J.C., Johnson, J.D., Sallaberry, C.J., & Storlie, C.B., (2006). Survey of sampling-based methods for uncertainty and sensitivity analysis, *Reliability Engineering & System Safety*, 91, 1175-1209.

Maheswari J.U., & K. Varghese, (2005). Project scheduling using dependency structure matrix,

International Journal of Project Management, 23 (3), 223-230.

Morris M.D., (1991). Factorial sampling plans for preliminary computational experiments, *Technometrics*, 33, 161-174.

Perminova O., M. Gustafsson, & K. Wikström, (2007). Defining uncertainty in projects-a new perspective, *Int. J. Proj. Management*, 26, 73-79.

Pujol, G., Iooss, B., Janon A., (2014). Sensitivity: Sensitivity Analysis. R package version 1.10.1. <http://CRAN.R-project.org/package=sensitivity>

R Core Team (2013). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <http://www.R-project.org/>

Shi Q., & T. Blomquist, (2012). A new approach for project scheduling using fuzzy dependency structure matrix, *International Journal of Project Management*, 30, 503-510.

Srouf I.M., Abdul-Malak M.U., Yessine A.A., & Ramadan M., (2013). A methodology for scheduling overlapped design activities based on dependency information, *Automation in Construction*, 29, 1-11.

Saltelli A., Ratto M., Andres T., Campolongo F., Cariboni J., Gatelli D., Saisana M., & Tarantola S., (2008). *Global sensitivity Analysis: The primer*, John Wiley & Sons Ltd.

Tienda P., & M. Romano, (2011). A matrix algorithm RUPSP/GRUPSP "no splitting allowed" for production planning under Lean Construction methodology based on production processes, *Revista de la Construcción*, 10 (2), 90-103.

Anexo C. Evaluation of Project Duration Uncertainty using the Dependency Structure Matrix and Monte Carlo Simulations

Revista de la construcción, 2015, 14(2), 72-79.

Índice

Abstract	205
Introduction	205
Background	206
Monte Carlo numerical experiments	208
Results	208
Conclusions	210
References	212

Evaluation of Project Duration Uncertainty using the Dependency Structure Matrix and Monte Carlo Simulations

Evaluación de la incertidumbre en la duración de proyectos usando la Matriz de Estructura Dependiente y Simulaciones de Monte Carlo

Edelmira Delfina Gálvez (Main and Contact Author)
Universidad Católica del Norte, Department of Mining and Metallurgy Engineering,
Av. Angamos 0610, Antofagasta- Chile.
egalvez@ucn.cl

Joaquín Bienvenido Ordieres
Universidad Politécnica de Madrid, Department of Industrial Engineering, Business Administration and Statistics.
j.ordieres@upm.es

Salvador Fernando Capuz-Rizo
Universitat Politècnica de València, Department of Engineering Projects.
scapuz@dpi.upv.es

Manuscript Code: 538

Date of Reception/Acceptance: 11.03.2014/01.06.2015

Abstract

The sequence of tasks is vital to the development of any project. The order of tasks is influenced by the information flow among them. The dependency structure matrix (DSM) can be used to model information flow. However, the information used by the DSM, including task duration, time required for communication, and task overlap, can have uncertain values. The aim of this paper is to analyze the effect of uncertainty on the scheduling of tasks using the DSM. Monte Carlo Simulation is applied to represent uncertainty in time estimates for projects using DSM. Conventional project duration, normal project duration with communication times, and normal project duration containing natural overlapping were considered for project time estimations. Several distribution functions were used to represent the uncertainty. It is concluded that project duration has normal distribution behavior that is independent of the type of input parameter distribution functions; that mean values of the input parameters give a good estimation of mean project duration; that interval and inner interval arithmetic give overestimation and underestimation of project duration times respectively.

Keywords: DSM, Project Duration, Managing Project, Monte Carlo Simulation, Interval Arithmetic.

Introduction

The Dependency Structure Matrix (DSM) is a widely used tool because it allows the different parts of the project or product to be broken down or to be put together. The complexity is simplified by breaking down the project into smaller tasks, identifying the relationship between them, assessing their impact on the project, and assigning resources to individual tasks (Browning 2001). DSM has been applied to a large number of systems (Pektaş and Pultar, 2006; Cronemyr et al. 2001; Smith and Morrow 1999), including construction projects (Srour et al., 2013).

Moreover, the scheduling of projects is based on finding resources and scheduling activities with the goal of optimizing the efficiency of the project (Ponz et al., 2011). Overlapping of sequential activities occurs on most construction projects (Srour et al., 2013), which requires a two-way exchange of information among dependent design disciplines (Wang et al., 2006). The conventional tool for scheduling is the PERT/CPM, however, the PERT/CPM is not an appropriate tool for analyzing a project with overlapping because it is unable to model information flow (Wang and Lin 2009, Weglarz et al. 2011). Therefore, it cannot be used to model interdependent tasks and loops (Maheswari and Varghese, 2005).

As a result of the factors previously mentioned, recent efforts to reconcile project scheduling and DSM have sought to produce a tool that serves two purposes: analysis and project scheduling (Maheswari and Varghese, 2005). Researchers have demonstrated that DSM is a powerful tool in planning

Resumen

La secuencia de actividades es vital para el desarrollo de cualquier proyecto. El orden de las actividades está influenciado por el flujo de información entre ellas. La matriz de la estructura de dependencias (DSM) se puede utilizar para modelar el flujo de información. Sin embargo, la información utilizada por la DSM puede tener valores inciertos. El objetivo de este trabajo es analizar el efecto de la incertidumbre sobre la programación de actividades utilizando la DSM. La simulación de Monte Carlo se aplica para representar la incertidumbre en las estimaciones de tiempo para proyectos que utilizan DSM. Para las estimaciones de duración de proyecto se consideraron la duración convencional del proyecto, la duración normal de proyecto con tiempos de comunicación, y la duración normal de proyecto con superposición natural. Las incertidumbres se representaron con varias funciones de distribución. Se concluye que la duración de proyecto presenta distribución normal que es independiente del tipo de funciones de distribución de los parámetros de entrada; valores medios de los parámetros de entrada dan una buena estimación de la duración media del proyecto; las aritméticas de intervalo e intervalos interior dan una sobrestimación y subestimación de los tiempos de duración de proyecto respectivamente.

Palabras Claves: DSM, Duración de Proyectos, Administración de Proyectos, Simulación de Monte Carlo, Aritmética de Intervalo.

the sequence of tasks. It depicts the interaction between the tasks, allows exchanges of information to be identified and administered (Yassine et al. 1999; Chen et al. 2003), and allows knowledge management (Tang et al. 2010). In addition, DSM has been applied to planning and scheduling tasks and to calculating critical path and assigning the "amount of effort/work undertaken" for the duration of the activity.

Recently, Srour et al. (2013) presented a methodology for scheduling the design phase of fast-tracked construction projects taking into consideration information exchange among project activities. The DSM was used to generate the shortest schedule by adapting the method proposed by Maheswari and Varghese (2005).

However, tasks in a project are subject to many unknown factors (Herroelen and Leus 2005; Perminova et al. 2007) that can lead to changes in scheduling. These uncertainty-causing factors include: tasks taking more or less time than was originally estimated, resources not being available, required materials being ready before they are scheduled to arrive, tasks being introduced or withdrawn, and weather conditions. These changes or uncertainties can cause the schedule to be delayed, increase stock, or require major work, all of which lead to higher costs than those originally planned.

For example, González et al. (2010) studied the situation of construction planning in Yucatan and found that very frequently construction firms face problems caused by delays

in completion time, prompt supply of materials, and lack of labor or machinery. Because there are many unknown factors the verification of methods used to determine scheduling has been questioned (Goldratt, 1997).

One of the limitations of the research conducted by Maheswari and Verhese is the difficulty of obtaining a firm estimate of how long each task, the communication among tasks, and the overlap of tasks will take. Gálvez et al. (2012) studied the effect of uncertainty of task programming using DSM and grey theory or interval arithmetic. Shi and Blomquist (2012) extended the DSM method proposed by Maheswari and Varghese (2005) using fuzzy numbers.

The aim of this study is to analyze the effect of uncertainty on the estimation of project duration times. Monte Carlo simulation was applied to estimate the conventional project duration time, normal project duration time with communication times, and normal project duration time with natural overlapping. Uncertainty was considered in the task duration times, communication times, and time factor (for natural overlapping) using uniform, normal, and triangular distribution functions.

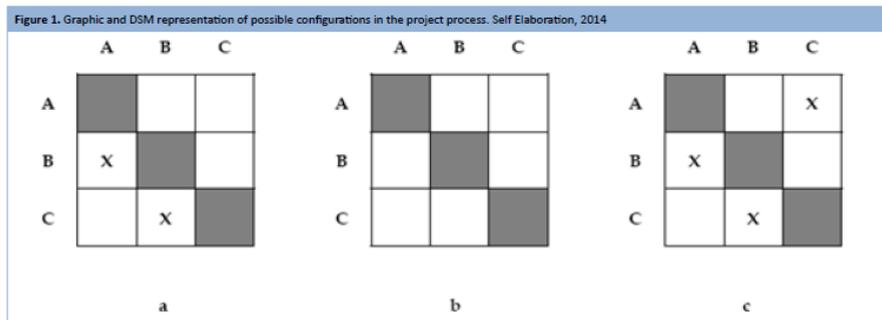
The remaining sections of this paper will be organized in the following manner. The second section provides brief descriptions of five important topics related to this paper, namely DSM, task planning under uncertainty, Monte Carlo simulation, interval arithmetic, and the estimation of project duration. The third section describes the Monte Carlo numerical experiment that was conducted and analyzes the results. Additionally, the applications of interval arithmetic (standard and inner) are compared with the values obtained by the Monte Carlo simulation. The fourth section provides conclusions.

This section provides brief descriptions of DSM, task planning under uncertainty, Monte Carlo simulation, interval arithmetic, and the estimation of project duration.

DSM shows the relationship between the components of a system in a format that facilitates visual analysis. DSM is a square matrix that has the same number of rows as columns. The elements that lie outside the diagonal signify the dependence of one element upon the others. The content of the columns can be understood as "information given to" and by row as "information received from". In other words, the entries can be seen by reading the columns, and the dependent factors can be seen by reading the rows (Browning 2001).

Examined from the point of view of task scheduling, there are 3 types of configurations (see figure 1): parallel, sequential, or coupled. When tasks are parallel, they do not interact with each other. For example, tasks A, B, and C in figure 1a do not require any exchange of information; whereas in figure 1a, when the tasks are sequential, one information element of task A influences the behavior of or decisions made concerning the other task B in a single direction. Consequently, the parameters of task C are selected on the basis of B, and B on the basis of A. If tasks are coupled, the flow of information is related, due to the fact that element C influences A or vice versa (A influences B, and B influences C), as shown in figure 1c. DSM can also represent tasks which are interrelated (Eppinger et al. 2010).

The process of organizing the order of tasks can be achieved by moving a column left or right or a row up or down with the aim of obtaining a matrix that does not have marks over the diagonal cells or marks near the diagonal cells. This is known as partitioning.



The literature on the scheduling of projects focuses on the generation of tangible tasks that allow the objective to be optimized, usually within the project's duration. This scheduling is used as a basis for planning or programming and fulfills a number of important functions (Aytug et al. 2005). These functions include locating the resources for different tasks, coordinating tasks with outside organizations, having a communication base, and allowing for agreements and sub-contracting. However, as previously mentioned, there are a number of uncertain factors that make scheduling projects difficult.

In general, there are five different ways of approaching uncertain factors when scheduling projects (Herroelen and

Leus, 2005): reactive scheduling, stochastic scheduling, fuzzy scheduling, proactive (robust) scheduling, and sensitivity analysis. Reactive scheduling does not attempt to incorporate uncertainty into the base planning, but rather revises and re-optimizes the original scheduling when an unexpected event takes place (Vieira et al. 2003; Sabuncuoğlu and Bayiz, 2000).

Stochastic scheduling focuses on tasks with uncertain durations with the aim of minimizing the expected length of time that a project will take, while also taking into account restrictions on resources and tasks with random lengths. This method does not use a base plan and requires significant computer effort. The programming of fuzzy tasks indicates

that the probability distribution of a task's duration is unknown due to a lack of historical data. For this reason, the length of time is usually estimated by human resources experts whose judgments can be imprecise. As a result, instead of probable distributions, member functions based on fuzzy sets are used, and these member functions translate into start and finish times of fuzzy tasks (Slowinski and Hapke, 2000). Another method is to represent human experts as normally distributed variables (such as Cox, 1995), but allow task durations to have other continuous distributions, such as triangular or uniform distributions (Lee, 2005).

Monte Carlo simulation involves sampling the model using the parameters' probability distribution functions, such as normal or uniform, to provide parameter values. Usually, a random number is used to obtain a value based on the parameters of the distribution function. When a value for each parameter has been calculated, the model is quantified to obtain an answer. This answer is then placed into a frequency table. The entire calculation process is then repeated until the desired number of iterations is reached.

In addition to the Monte Carlo simulation, we explore the use of interval arithmetic to estimate the range of project duration times. Standard interval arithmetic and inner interval arithmetic will be compared with the maximum and minimum values given by Monte Carlo simulation.

Standard interval arithmetic operates with real intervals

$$[x_1, x_2] = \{x \in R | x_1 \leq x \leq x_2\} \quad [1]$$

where x_1 and x_2 are real numbers. For any real arithmetic operation $\{x \text{ op } y\}$, the corresponding interval arithmetic operation $\{X \text{ op } Y\}$ is defined where the result is an interval containing every possible number produced by $\{x \text{ op } y\}, x \in X, y \in Y$. The standard interval arithmetic operations needed here are (in our applications, all the numbers are positive numbers) [2],[3],[4].

$$X + Y = [(x_1 + y_1), (x_2 + y_2)] \quad [2]$$

$$X - Y = [(x_1 - y_2), (x_2 - y_1)] \quad [3]$$

$$X * Y = [x_1 y_1, x_2 y_2] \quad [4]$$

$$X + Y = [\min((x_1 + y_2), (x_2 + y_1)), \max((x_1 + y_2), (x_2 + y_1))] \quad [5]$$

$$X - Y = [\min((x_1 - y_2), (x_2 - y_1)), \max((x_1 - y_2), (x_2 - y_1))] \quad [6]$$

With these equations the full range of possible function values in the defined region are always included. A disadvantage of standard interval arithmetic is the dependency problem: when a given variable occurs more than once in interval computation it is treated as a different variable at each occurrence. Inner interval arithmetic assumes that all operands are dependent. The inner interval operations needed here are (see Zilinskas and Bogle, 2004). [5], [6], [7]

However, the estimates obtained for a range of function values using inner interval arithmetic are not guaranteed to be enclosed in the function's range, and therefore, will not

cover the entire range. Finally, conventional times for the duration of a project, normal duration of a project with time for communication, and normal duration of a project with natural overlaps are briefly explained. Conventional time (CT) only take into account the length of time required to carry out tasks, and can be determined using DSM in the following manner. [8], [9], [10]

$$X * Y = [\max(x_1 * y_2, x_2 * y_1), \min(x_1 * y_1, x_2 * y_2)] \quad [7]$$

$$(EF)_i = (ES)_i + A_{ii} \quad 0 < i \leq n \quad [8]$$

$$(ES)_j = \text{Max}[(EF)_i] \quad 0 < i \leq n, 0 < j \leq n \quad [9]$$

$$P = \text{Max}[(EF)_j] \quad 0 < j \leq n \quad [10]$$

$$(ES)_j = \text{Max}[(EF)_i + A_{ji}] \quad 0 < i \leq n, 0 < j \leq n \quad [11]$$

Where P is the conventional project duration, A_{ii} represents the time of duration for task i . Additionally, n refers to the number of tasks; i refers to all previous tasks (intermediary tasks) of j ; j refers to the currently selected task identified by the partitioned DSM matrix. ES refers to Early Start and EF refers to Early Finish.

Normal time (NT) for project duration is the duration of the project, including the times for the duration of each task as well as the time for communication. Maheswari and Varghese (2005) have determined the normal time for the duration of a project with DSM using the communication times that occur between tasks and their duration. Communication time is the time spent obtaining information before or after completing a task, as well as time spent in meetings, organizing those meetings, sending and receiving emails, and other duties. The NT can be determined using Eqs. [8] and [10] and changing Eq. [9] for the following equation (for more details see Maheswari and Varghese, 2005). [11]

Where the elements outside the diagonal, A_{ji} are equivalent to the communication times of each task. The meanings of n , i , and j are the same as previously stated. When one task depends on another, there are two possibilities: they may overlap, or they may not. Situations in which there is no overlap are of interest to administrators and carry a comparative minimum of risk. In situations where there is overlap, the upstream task may communicate available preliminary information to the downstream task and enable the downstream task to begin earlier (Wang and Lin 2009).

The relationship from Finish to Start (FS) is a conventional representation of the relationship between tasks in DSM, which by itself does not completely represent the overlap of projects. It is also possible to estimate the duration of overlap by taking into account the time taken to transfer information between tasks through a relationship Start to Start (SS).

In the case of tasks that do not overlap, it is assumed that the following, or successor, task will not start until the previous task or tasks have been completed. Tasks that overlap assume that a successor task can start before receiving information about tasks that took place previously and that these tasks are able to provide information before they have been finalized.

The times that allow for overlap are represented by the time factor, which is defined as the ratio between the time taken to exchange information and the time taken to carry out a task (Maheswari and Varghese, 2005). These times are represented by the factors T_p and T_s , where T_p represents the time factor to send information from a previous task, and T_s is the time factor required to receive information for the successor task.

$$(EF)_j = (ES)_j + B_{jj} \quad 0 < j \leq n \quad [12]$$

$$(ES)_j = \text{Max}[(ES)_i + (B_{ji} \times B_{ii}) - (C_{ji} \times C_{jj})] \quad 0 < i \leq n, 0 < j \leq n \quad [13]$$

To determine the time for the duration of a project with overlapping tasks (NTO), the Eq. [10] can be used, but replacing Eqs. [8] and [9] by Eqs. [12] and [13]. Where B_{ji} and C_{ji} are two matrices representing time factors, B_{ji} represents all the values of T_p and represents C_{ji} all the values of T_s . The significance of the remaining elements is the same as previously indicated.

Monte Carlo Numerical Experiments

Description of the case study

This section presents the procedure for solving the conventional time for the duration of a project, the normal time for the duration of a project including the time for communication, and the normal time for project duration when the project has overlapping tasks. To provide a clearer understanding, this solution procedure is applied to a modified version of an example given by Maheswari and Varghese (2005), but including uncertainty in task duration, communication times, and time factors. This example consists of 10 tasks (A through J), as shown in table 1. Information is also provided about the previous tasks, the mean duration times, and standard deviations.

Table 2 presents the mean and standard deviation of communication times and the values of the matrices B and C, where B_{ij} represents the values of T_p (information required prior to carrying out the task). For example, 0.78 in B_{CA} implies that A can send the required information through C at the end of 0.78 times its duration. C_{ji} represents the values of T_s (time factor for receiving information). For example, 0.095 in C_{DA} implies that it is essential that to continue, D receive information from A, but only at 0.095 of the time of its duration, instead of at the beginning of the task.

For the calculation of the conventional project duration, the normal project duration with communication times, the normal overlap project duration, probability distribution functions of task duration are needed. Therefore, communication times and time factor values were sampled from normal, uniform, and triangular distribution functions. Figure 2 provides an example of the distribution function of task A duration time.

Table 1: List of tasks in the example with the mean duration time (A_j) and standard deviation for each task. Self Elaboration, 2014

Task Identification	Previous Information	Mean Duration (Days)	Standard Deviation
A	-	5.9	0.1
B	D	8.2	0.45
C	A	6.85	0.33
D	A, F	3.9	0.05
E	B	8.85	0.28
F	A, C	1.0	0.0
G	F, J	2.05	0.03
H	I	10.05	0.325
I	D, G, E	4.95	0.225
J	F, B	3.0	0.0

Table 2: The mean and standard deviations for communication times (A_j) between tasks, time factors T_p (B_{ij}), and time factors T_s (C_{ji}). Self Elaboration, 2014

j	i	Communication mean time (Days), A_j		Time Factors T_p , B_{ij}		Time Factors T_s , C_{ji}	
		mean	Standard Deviation	mean	Standard Deviation	mean	Standard Deviation
C	A	1.00	0.0	0.78	0.01	0.10	0.0
F	C	1.90	0.05	0.585	0.008	0.310	0.0050
D	A	0.80	0.0	0.795	0.003	0.095	0.0025
D	F	0.30	0.0	0.685	0.007	0.200	0.0050
B	D	4.05	0.18	0.885	0.008	0.375	0.0125
J	F	1.50	0.0	0.895	0.003	0.195	0.0075
J	B	0.0	0.0	0.960	0.020	0.0	0.0
G	F	0.10	0.0	0.480	0.010	0.480	0.010
G	J	0.40	0.0	0.980	0.010	0.310	0.005
E	B	4.25	0.125	0.865	0.018	0.100	0.0
I	D	3.45	0.075	0.580	0.010	0.195	0.0075
I	G	2.00	0.05	0.795	0.003	0.560	0.0350
I	E	3.05	0.175	0.980	0.010	0.0	0.0
H	I	4.90	0.150	0.665	0.018	0.405	0.0125

Results

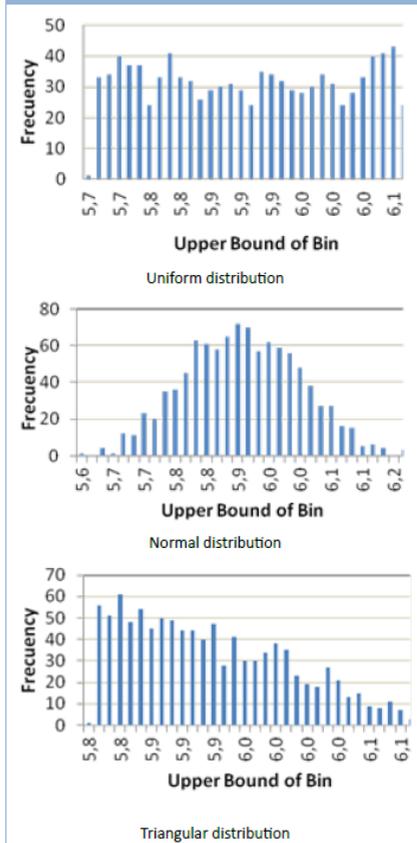
Values of task duration, communication times, and time factors were generated randomly from the probability distribution functions. Then using equations 1 to 12, values of conventional project duration, normal project duration with communication times, and normal overlap project duration were calculated, respectively. These values were placed in a frequency table, 1000 calculations were completed, and the data from this table were analyzed. MS Excel was used in all computations. Histograms and descriptive statistics were constructed for each type of project duration time and distribution function.

The conventional project duration results are given in table 3. All distribution functions gave similar results. From the values of kurtosis and skewness, it is clear that the conventional project duration has a normal distribution. This result is the same whether the input data have a uniform, normal, or triangular distribution.

The mean and median of a conventional project are also similar because the distribution is normal. If the mean values of each duration task are used to calculate the conventional

project duration, a value of 49.70 is obtained, which is close to the mean values obtained in the Monte Carlo simulations. If the minimum and maximum values of each task duration are used to calculate the conventional project duration using standard interval arithmetic, values of 46.20 and 53.20 are obtained, which are overestimations of the values obtained in the Monte Carlo simulations. On the other hand, if inner interval arithmetic is used, values of 49.50 and 49.90 are obtained, which are underestimations of the values obtained in the Monte Carlo simulations.

Figure 2. Task A distribution functions included in the Monte Carlo simulation. Self Elaboration, 2014.



The normal project duration and normal overlap project duration results are also given in table 3. If the mean values of each task duration and communication time are used to calculate the normal project duration and normal overlap project duration, values of 69.15 and 32.05 are obtained respectively, which is near the mean values obtained in the Monte Carlo simulations. If the minimum and maximum values of each task duration are used to calculate the normal project duration and normal overlap project duration, using standard interval arithmetic, values of [64.3 and 74.0] and [29.48 and 34.68] are obtained respectively, which are overestimations of the values obtained in the Monte Carlo simulations (see

table 3). On the other hand, if inner interval arithmetic is used, values of [68.70 and 69.60] and [30.96 and 32.83] are obtained, which are underestimations of the values obtained in the Monte Carlo simulations.

Table 3. Project duration for uniform, normal and triangular input distribution functions. (SD=standard deviation). Self Elaboration, 2014.

	Input Distribution Function		
	Uniform	Normal	Triangular
Conventional project duration			
Mean	49.412	49.666	49.873
Median	49.425	49.647	49.853
SD	0.782	0.763	0.527
Kurtosis	-0.286	0.096	-0.043
Skewness	-0.013	-0.015	0.142
Minimum	47.031	47.024	48.346
Maximum	51.856	52.067	51.730
Normal project duration with communication times			
Mean	68.869	69.108	69.404
Median	68.901	69.108	69.387
SD	0.871	0.812	0.571
Kurtosis	-0.151	0.193	-0.043
Skewness	-0.070	-0.049	0.119
Minimum	66.084	66.472	67.701
Maximum	71.419	71.884	71.520
Normal overlap project duration			
Mean	31.871	32.028	32.048
Median	31.873	32.033	32.045
SD	0.485	0.543	0.493
Kurtosis	-0.338	0.030	0.034
Skewness	0.008	0.006	0.059
Minimum	30.508	30.187	30.322
Maximum	33.198	33.766	33.530

Figures 3 shows distribution functions of normal overlap project duration when uniform, normal and triangular distributions are used as input distribution functions for the task duration, communication times and time factors. It may be observed that normal distribution functions are obtained independently of the kind of input distribution functions used. Similar results are observed for the distribution function of conventional project duration and normal project duration.

Table 4 reports the interval values of the project duration. The values under the column heading "Monte Carlo Simulation" are the minimum and maximum values, including normal, uniform, and triangular distributions. Overestimations are obtained using standard interval arithmetic, whereas underestimations are obtained if inner interval arithmetic is used. The last column of Table 4 gives the average values of standard and inner interval arithmetic, which are better estimations of the minimum and maximum project duration times.

Monte Carlo simulations were performed using uniform and normal distributions for the input parameter, with standard distribution value equal to two times the values of the previous simulations. The results are given in table 5, columns headed "SD" represent the Monte Carlo simulation performed with a standard deviation equal to the values given in the previous simulations, and columns headed "2SD" represent the Monte Carlo simulation performed with a standard deviation equal to two times the values in the previous simulations. The mean

and median values are similar, but as expected, the standard deviation increased to a value nearly equal to two times that in the previous results.

Conclusions

The following may be concluded from this research: 1) Monte Carlo simulation allows the uncertainty in the project duration to be quantified by taking into account how long it takes to carry out each task in relation to overlapping time factors. 2) The project duration has a normal distribution independent of the distribution of the task duration, communication times, and time factors. This is observed for normal project duration, conventional project duration with communication times and conventional overlap project duration. 3) A good estimation of project duration can be obtained with the mean values of task duration, communication times, and time factors. 4) Standard interval arithmetic produces an overestimation of project duration, and inner interval arithmetic gives an underestimation of project duration. 5) Good estimations of minimum and maximum project duration times are obtained using the average values of standard and inner interval arithmetic.

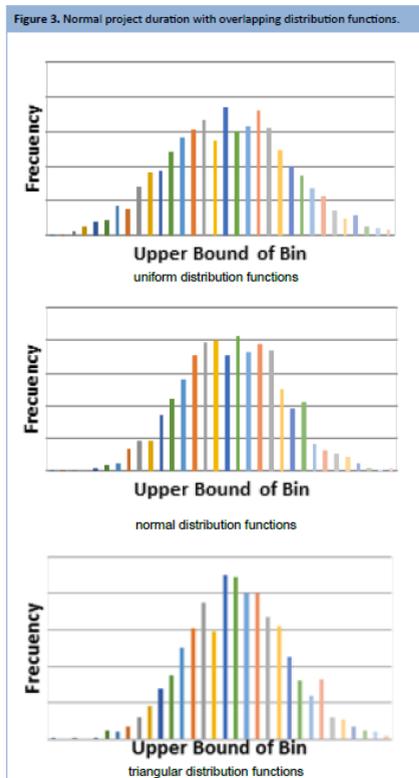


Table 4. Interval values of project duration. Self Elaboration, 2014

Project Duration	Monte Carlo Simulation	Standard Interval Arithmetic	Inner Interval Arithmetic	Average value of Interval Arithmetic
Conventional time	47.02-52.07	46.20-53.20	49.50-49.90	47.85-51.55
Normal with communication times	66.08-71.88	64.30-74.00	68.70-69.60	66.50-71.80
Normal time with overlapping	30.19-33.77	29.48-34.68	30.96-32.63	30.22-33.76

Table 5. Project duration with different values of standard distribution. Self Elaboration, 2014

	Distribution function			
	Uniform		Normal	
	SD	2SD	SD	2SD
Conventional project duration				
Mean	49.412	49.663	49.666	49.718
Median	49.425	49.617	49.647	49.652
Standard deviation	0.782	1.681	0.763	1.541
Kurtosis	-0.286	0.406	0.096	0.390
Skewness	-0.013	0.091	-0.015	0.096
Minimum	47.031	45.173	47.024	42.705
Maximum	51.856	54.973	52.067	55.113
Normal project duration with communication times				
Mean	68.869	69.123	69.108	69.175
Median	68.901	69.142	69.108	69.148
Standard deviation	0.871	1.820	0.812	1.693
Kurtosis	-0.151	0.312	0.193	0.496
Skewness	-0.070	0.029	-0.049	0.069
Minimum	66.084	64.043	66.472	60.856
Maximum	71.419	75.220	71.884	75.737
Normal overlap project duration				
Mean	31.871	31.885	32.028	32.012
Median	31.873	31.870	32.033	32.028
Standard deviation	0.485	0.783	0.543	0.952
Kurtosis	-0.338	0.245	0.030	0.244
Skewness	0.008	0.080	0.006	0.057
Minimum	30.508	29.788	30.187	28.518
Maximum	33.198	34.231	33.766	35.925

References

- Aytug, H., Lawley, M. A., McKay, K., Mohan, S. & Uzsoy, R. (2005). Executing production schedules in the face of uncertainties: A review and some future directions, *European Journal of Operational Research*, 161 (1), 86-110.
- Browning, T.R. (2001). Applying the design structure matrix to system decomposition and integration problems: A review and new directions. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 48 (3), 292-306.
- Chen, C.H., Ling, S.F. & Chen, W. (2003). Project scheduling for collaborative product development using DSM. *Int. J. Project Management*, 21 (4), 291-299.
- Cox, M.A. (1995). Simple normal approximation to the completion times distribution for a PERT network. *International Journal of Project Management*, 13(4), 265-70.
- Cronemyr, P., Rönnbäck, A.O. & Eppinger, S.D. (2001). A decision support tools for predicting the impact of development process improvements, *J. Eng. Design*, 12 (3), 177-199.
- Eppinger, S.D., Whitney, D.E. & Yassine, A.A. (2008). The design structure matrix – DSM Home page, (<http://www.dsmweb.org/>) [visited on 18.09.2010]
- Gálvez, E.D., Capuz-Rizo, S.F. & Ordieres, J.B. (2012). Study of the uncertainty of task programming using the dependency structure matrix. *Información Tecnológica*, 23(1), 19-34.
- González, J.A., Solis, R. & Alcludia, C. (2010). Diagnóstico sobre la Planeación y Control de Proyectos en las PYMES de Construcción. *Revista de la Construcción*, 9 (1), 17-25.
- Goldratt, E.M., (1997). *Critical Chain*. Great Barrington, MA: The north river press.
- Herroelen, W. & Leus, R. (2005). Project scheduling under uncertainty: survey and research potentials. *European J. of operational research*, 165, 289-306.
- Lee, D.E. (2005). Probability of project completion using stochastic project scheduling simulation (SPSS). *Journal of Construction Engineering and Management*, ASCE, 131(3), 310-318.
- Maheswari, J.U. & Varghese, K. (2005). Project scheduling using dependency structure matrix. *International Journal of Project Management*, 23 (3), 223-230.
- Perminova, O., Gustafsson, M. & Wikström, K. (2007). Defining uncertainty in projects-a new perspective. *Int. J. Proj. Management*, 26, 73-79.
- Pektaş, S. & Pultar, M. (2006). Modelling detailed information flows in building design with parameter-based design structure matrix. *Design Studies*, 27, 99-122
- Ponz, J. L., Benloch, J., Andres, C. & Gil, D. (2011). Un algoritmo matricial RUPSP / GRUPSP "sin interrupción" para la planificación de la producción bajo metodología Lean Construction basado en procesos productivos. *Revista de la Construcción*, 10 (2), 90-103.
- Sabuncuoglu, I. & Bayiz, M. (2000). Analysis of reactive scheduling problems in a job shop environment. *European Journal of Operational Research*, 126, 567-586.
- Shi, Q. & Blomquist, T. (2012). A new approach for project scheduling using fuzzy dependency structure matrix. *International Journal of Project Management*, 30, 503-510.
- Smith, R.P. & Morrow, J.A.. (1999). Product development process modeling. *Design studies*, 20, 237-261.
- Slowinski, R. & Hapke, M. (Eds.). (2000). *Scheduling under fuzziness*. Heidelberg: Physica – Verlag.
- Srouf, I.M., Abdul-Malak, M.U., Yessine, A.A. & Ramadan, M. (2013). A methodology for scheduling overlapped design activities based on dependency information. *Automation in Construction*, 29, 1-11.
- Tang, D., Zhu, R., Tang, J., Xu, R. & He, R. (2010). Product design knowledge management based on design structure matrix. *Advanced Engineering Informatics*, 24, 159-166.
- Vieira, G.E., Herrmann, J.W. & Lin, E. (2003). Rescheduling manufacturing systems: A framework of strategies, policies and methods. *Journal of Scheduling*, 6, 39-62.
- Wang, J. & Lin, Y. (2009). An overlapping process model to assess schedule risk for new product development. *Computer & Industrial Engineering*, 57, 460-474.
- Wang, C.W., Liu, J.J. & Liao, T.S.. (2006). Modeling of design iterations through simulation. *Automation in Construction*, 15, 589-603.
- Węglarz, J., Józefowska, J., Mika, M. & Waligóra, G. (2011). Project scheduling with finite or infinite number of activity processing models-A survey. *European Journal of operational research*, 208 (3), 177-205.
- Yassine, A., Falkenburg, D. & Chelst, K. (1999). Engineering design management: an information structure approach. *International Journal of Production Research*, 37(13), 2957-2975.
- Zilinskas, J. & Bogle, I.D.L. (2004). Balanced random interval arithmetic. *Computers and Chemical Engineering* 28, 839-851.