

Impacto de las secuencias planificadas en la planta de producción *

Pedro L. González-R¹, José M. Framiñán¹, José L. Andrade¹, José M. Molina¹, Rafael Ruiz-Usano¹

¹ Dpto. de Organización Industrial y Gestión de Empresas. Escuela Superior de Ingenieros. Universidad de Sevilla. Av. de los Descubrimientos, s/n, 41092. Sevilla. pedroluis@esi.us.es, jose@esi.us.es, jlandrade@esi.us.es, jmolinap@esi.us.es, usano@esi.us.es

Palabras clave: Robustez, programación, incertidumbre.

1. Introducción

Aunque las actividades de investigación en el área de programación de trabajos (scheduling) han pasado de ser ejercicios puramente académicos a técnicas y herramientas enfocadas a resolver problemas reales, las implementaciones exitosas de dichas técnicas de programación en la práctica son todavía escasas (King 1976, Graves 1981, McKay et al. 1988, Buxey 1989, Stoop y Wiers 1996). La falta de innovación en actividades de investigación en la programación de trabajos a nivel industrial puede ser atribuida al hecho de que la mayor parte de la investigación científica se ha centrado en problemas simples que no eran representativos de la práctica, abordando por ejemplo problemas de pequeño tamaño (número de trabajos y máquinas consideradas), con tiempos de proceso y procesos de llegadas de trabajos deterministas (Wiers y VanderSchaaf 1997, Wiers 1997).

La planificación de las operaciones a corto plazo (programación y control) trata de ejecutar en el día a día los planes provenientes del plan maestro de producción. Existen diferentes maneras de realizar dicha ejecución, pero básicamente todas comprenden las siguientes tareas:

- *Construcción de un modelo*, basándose en la planta real y considerando ciertas hipótesis (más o menos restrictivas) y objetivos concretos. Dicho modelo es alimentado por datos recolectados de la propia planta.
- *Resolución del modelo*. Teniendo en cuenta el modelo, las hipótesis y los datos, se resuelve el modelo, mediante procedimientos exactos o aproximados. La solución óptima (si ha sido posible obtenerla) o la mejor solución encontrada es enviada a la planta con el objeto de ser ejecutada. Dicha solución normalmente podrá no será la solución óptima del modelo, ya que en la mayoría de los casos no se puede garantizar la optimalidad de dicha solución, debido a que la complejidad del problema hace imposible su determinación.
- *Ejecución de la solución en la planta*. La solución obtenida por el modelo es ejecutada en la planta.

Tanto si se trata de una secuencia óptima como de una solución aproximada, se espera que dicha solución cumpla una serie de expectativas en cuanto a la satisfacción de los objetivos

* Los resultados de este trabajo han sido financiados por el Ministerio de Ciencia e Innovación a través del proyecto "SAGIP: Sistemas Avanzados para la Gestión Integrada de Pedidos" (DPI2007-61345) y el proyecto "SCOPE: Sistemas Cooperativos para la programación y ejecución de pedidos" (P08-TEP-3630) financiado por la Junta de Andalucía.

marcados una vez que esta secuencia sea ejecutada en la planta de producción. No obstante, la ejecución de dicha secuencia puede deparar resultados que distan de los esperados. El origen de dicha discrepancia puede estar en los siguientes aspectos:

1. No cumplimiento de las hipótesis formuladas en el modelo de secuenciación. Es decir, el modelo discrepa del sistema real en una serie de aspectos que no hacen totalmente fiable la extrapolación de las soluciones óptimas del modelo al sistema real.
2. Errores en la determinación/estimación de los datos de entrada del modelo. En este caso se enmarcan tanto los errores en la estimación del valor nominal de los tiempos de proceso así como aquellos errores relacionados con la estocasticidad de los datos (hipótesis sobre las distribuciones estadísticas de los tiempos).
3. Aparición de eventos no previstos (no planificables o difícilmente planificables) en la planta.

En la siguiente figura se ha resumido el proceso de determinación y aplicación de las secuencias planificadas en la planta. Mediante líneas discontinuas se han representado algunos de los factores que pueden afectar en las fases correspondientes.

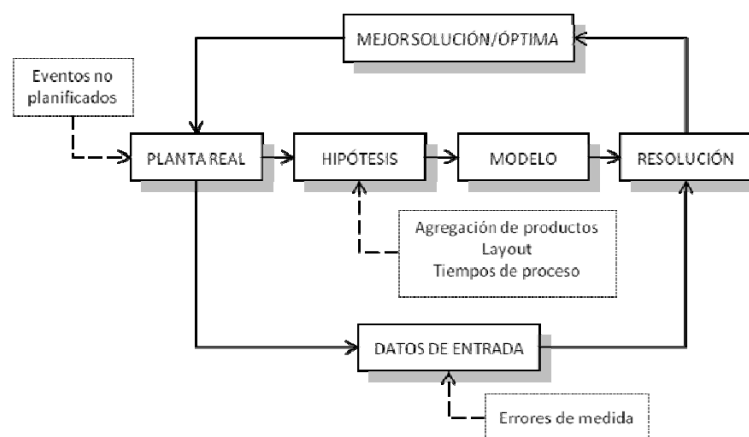


Figura 1. Fases en el proceso de modelado, resolución y ejecución de secuencias en la planta

El origen de las disrupciones o aparición de eventos no previstos se relaciona en la literatura con los materiales, máquinas, pedidos o personal. Ver (McKay et al. 1995, Raheja y Subramaniam 2002, Hall y Potts 2004a) para más detalles.

2. Revisión bibliográfica

La mayor parte de la literatura consultada se ha centrado principalmente en estudiar el efecto de la aparición de eventos adversos (no planificados) en el funcionamiento del taller, siendo pocos los trabajos que se han dedicado a estudiar el impacto de las hipótesis (en los tiempos de proceso) y errores de medida.

2.1. Eventos no planificados

Con el objeto de minimizar el impacto de los eventos adversos, la falta de adecuación de las hipótesis del modelo y/o una mala estimación de los datos de entrada, las posibles acciones que se pueden considerar en la aplicación de una correcta programación son las siguientes (Aytug et al. 2005):

1. Intentar corregir la posible perturbación producida, reaccionando ante la misma, método que se conoce como *programación reactiva*. Entre los métodos habituales se encuentran

la reprogramación completamente (*reactive scheduling*) o parcial (*recovery scheduling*). Ver en este caso (Wu et al. 1993, Szelke y Kerr 1994, Dorn et al. 1995, Raheja y Subramaniam 2002, Sabuncuoglu y Kizilisik 2003, Velusamy y AmritpalSingh 2003, Hall y Potts 2004b, Subramaniam et al. 2005) entre otros.

2. Acomodar de antemano los efectos de los eventos previsible, mediante lo que se suele conocer como *predictive scheduling* o *robust scheduling*. Se basa en generar una programación la cual minimiza el efecto de los eventos en el funcionamiento del sistema. Esto se consigue realizando la programación por debajo de la capacidad del sistema. Dentro de este método existen diferentes variantes: 1) basadas en el peor caso (Daniels y Kouvelis 1995a, Daniels y Carrillo 1997b, Kouvelis et al. 2000) y 2) basadas en la minimización de la degradación media (Leon et al. 1994, Mehta y Uzsoy 1998, O'Donovan et al. 1999, Mehta y Uzsoy 1999).

Existen otra serie de métodos que resultan de una combinación de los métodos predictivos y reactivos.

2.2. Hipótesis de los tiempos

En la literatura se suele considerar atributos de los trabajos tales como tiempos de liberación de los trabajos (tiempos de disponibilidad), tiempos de proceso, fechas de terminación, etc,... cuando se construyen las secuencias óptimas. Los modelos de secuenciación deterministas asumen que el conocimiento de dichos parámetros son conocidos con anterioridad a la determinación de la secuencia, por lo que (en teoría, si el esfuerzo computacional lo permite), se podría determinar la respuesta del sistema y secuencia óptima. En estos modelos el objetivo es optimizar el funcionamiento del sistema identificando la secuencia con la mejor respuesta (Daniels y Kouvelis 1995b, Daniels y Carrillo 1997a). Hay que tener en cuenta que una secuencia que es óptima con respecto a una secuenciación determinista o estocástica puede alcanzar un funcionamiento pobre cuando es evaluado con los tiempos de proceso reales (Lawrence y Sewell 1997b, Kutanoglu y Sabuncuoglu 2001).

2.3. Errores de medida. Incertidumbre y estocasticidad

Es usual encontrar en la literatura definiciones de incertidumbre de los tiempos de proceso en la que se suele confundir el error de la estimación de los tiempos de proceso con la variación del tiempo de proceso actual (o realizado), como por ejemplo ocurre en (Lawrence y Sewell 1997a, Cao et al. 2001, Kutanoglu y Sabuncuoglu 2001) entre otros. La variación del tiempo actual de proceso refleja la variación entre tiempos de proceso entre dos trabajos, mientras que el error de la estimación (o incertidumbre) se refiere a los problemas derivados de una mala estimación de los mismos. (Cao et al. 2005) puso de manifiesto la inconsistencia en los resultados en diferentes trabajos debido a la mencionada confusión.

3. Experiencia Computacional

3.1. Objetivo

En el presente trabajo nos centramos en los aspectos menos tratados en la literatura, concretamente en la cuantificación del efecto de la incertidumbre y variabilidad en los tiempos de proceso en un sistema de flujo regular. Estos sistemas son a menudo apropiados en situaciones reales como fábricas, con cintas transportadoras entre máquinas para la transferencia de materiales y líneas de ensamblado (Kim 1995, Swaminathan et al. 2007b).

Concretamente estudiaremos el efecto de la degradación de la secuencia óptima determinista en diferentes entornos bajo la influencia de incertidumbre y estocasticidad en los datos de tiempos de proceso.

3.2. Datos

Los tiempos de proceso se generan de manera similar a los trabajos de (Kutanoglu y Sabuncuoglu 2001, Lejmi y Sabuncuoglu 2002), aunque otros autores proponen métodos diferentes, como (Swaminathan et al. 2007a) que utilizan una función triangular para generar los tiempos de proceso deterministas, pero con incertidumbre.

Sea p_{ij} el tiempo de proceso para el trabajo i en la máquina j . Este tiempo sirve de base para calcular los tiempos de proceso bajo incertidumbre, p'_{ij} , los cuales se calculan para un determinado coeficiente de incertidumbre, α , de la manera siguiente:

$$p'_{ij} = (1 + \alpha \cdot U[-1,1]) \cdot p_{ij} \quad (1)$$

La distribución estadística empleada para generar los tiempos p_{ij} determinarán los escenarios de estudio: determinista, exponencial o según una distribución gamma, para los escenarios 1 a 3 respectivamente. Con el objeto de obtener resultados estadísticamente fiables se han realizado 2500 replicados de cada experimento.

Se han generado 100 instancias de 5 máquinas y 5 trabajos, generando el valor de los tiempos de proceso según una $U[1,99]$.

3.3. Medidas de Funcionamiento

Con el objeto de cuantificar la degradación vamos a considerar dos funciones objetivo típicas en este tipo de entornos: minimización del tiempo de finalización del último trabajo (makespan) y la minimización de la suma de los tiempos de finalización de cada uno de los trabajos (flowtime). Para cada objetivo concreto (makespan y flowtime), $f(\cdot)$, y una determinada secuencia, π , se calculan tres distancias que cuantifican la degradación (o inversamente la robustez) de las soluciones. Emplearemos los subíndices u para denotar los objetivos o secuencias bajo incertidumbre y los subíndices d para denotar los casos deterministas. Además emplearemos el superíndice $*$ para indicar la optimalidad de la secuencia.

Siguiendo la anterior notación las medidas de interés son las siguientes:

- a) $D_1(\%)$, definida como la distancia en tanto por ciento entre los objetivos de las secuencias óptimas para el problema generado bajo incertidumbre/estocasticidad y la secuencia óptima en el caso determinista. Por tanto queda definida por la siguiente expresión:

$$D_1(\%) = \frac{f_u(\pi_u^*) - f_d(\pi_d^*)}{f_d(\pi_d^*)} \cdot 100 \quad (2)$$

Esta es una medida directamente relacionada con el empeoramiento en general de los resultados al aparecer fenómenos de incertidumbre y estocasticidad.

- b) $D_2(\%)$, se define como la distancia en tanto por ciento entre los objetivos de la secuencia óptima obtenida en el caso determinista y dicha secuencia aplicada para el problema generado bajo incertidumbre/estocasticidad. La expresión que la define es la siguiente:

$$D_2(\%) = \frac{f_u(\pi_d^*) - f_d(\pi_d^*)}{f_d(\pi_d^*)} \cdot 100 \quad (3)$$

Esta medida se emplea para estimar la degradación de la secuencia óptima aplicada bajo condiciones de incertidumbre y estocasticidad.

c) $D_3(\%)$, se define como la distancia en tanto por ciento entre los objetivos de la secuencia óptima para el problema generado bajo incertidumbre/estocasticidad y la secuencia óptima en el caso determinista. Dicha medida queda definida por la siguiente expresión:

$$D_3(\%) = \frac{f_d(\pi_u^*) - f_d(\pi_d^*)}{f_d(\pi_d^*)} \cdot 100 \quad (4)$$

Dicha medida se emplea para estimar la distancia a la mejor solución de la secuencia óptima en el caso bajo incertidumbre/estocasticidad y el resultado óptimo en el caso determinista.

Se puede observar que en el mejor caso $\pi_u^* = \pi_d^*$, lo cual sería lo deseable desde un punto de vista práctico, ya que $f_u(\pi_u^*) = f_u(\pi_d^*)$. Sin embargo en general va a ocurrir que $f_u(\pi_u^*) \geq f_u(\pi_d^*)$, por lo que $D_1(\%) \leq D_2(\%)$.

4. Resultados

A continuación se muestran los resultados obtenidos para los escenarios objeto de estudio.

4.1. Escenario 1: Tiempos proceso determinista.

En la siguiente Figura 2 (a,b,c) se muestra el resultado obtenido para las diferentes medidas de interés, según la variación del grado de incertidumbre α y bajo el objetivo de minimización del makespan.

Se puede observar que existe una degradación en el funcionamiento de nuestro sistema que va desde el 0 al 15% aproximadamente, de manera proporcional al grado de incertidumbre α . Por otra parte se observa, en la representación de la D_3 que la localización de la secuencia óptima bajo incertidumbre está cercana a la secuencia óptima en el caso determinista (aproximadamente inferior al 1.5%). Es decir, el funcionamiento del sistema empeora hasta un 15% con la incertidumbre, pero el resultado determinista se deteriora a lo sumo un 1.5% respecto al óptimo.

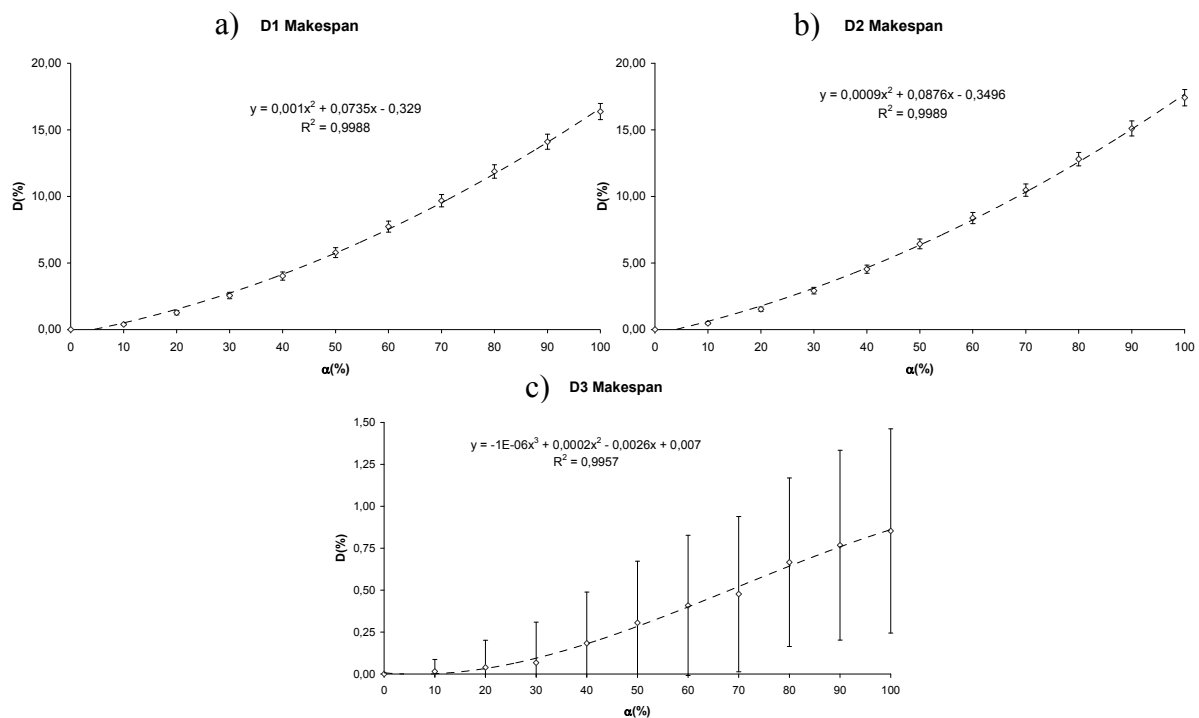


Figura 2. Resultados Escenario 1, minimización del makespan

Los resultados obtenidos bajo el objetivo de minimización del flowtime muestran un efecto similar al objetivo anterior, pero en menor grado (por lo que no se ha representado en ninguno de los escenarios). La degradación en el funcionamiento del sistema va desde 0 hasta el 10%, mientras que la localización de la secuencia óptima está en torno al 1.25%.

4.2. Escenario 2: Tiempos proceso Exponencial.

En la siguiente Figura 3 (a,b,c) se muestra el resultado obtenido para las diferentes medidas de interés, según tiempos de proceso generados mediante una distribución exponencial y una variación del grado de incertidumbre α y bajo el objetivo de minimización del makespan.

Se puede observar que existe la degradación inicial en el funcionamiento esperado del sistema comienza por un 30%. Es de interés también ver como la degradación de funcionamiento debido a la incertidumbre en este caso está en torno al 10%, mucho menor que la influencia debido a la variabilidad de los tiempos de proceso. Finalmente se puede observar como la localización de la secuencia óptima bajo incertidumbre está cercana a la secuencia óptima en el caso determinista (aproximadamente inferior al 3.5%).

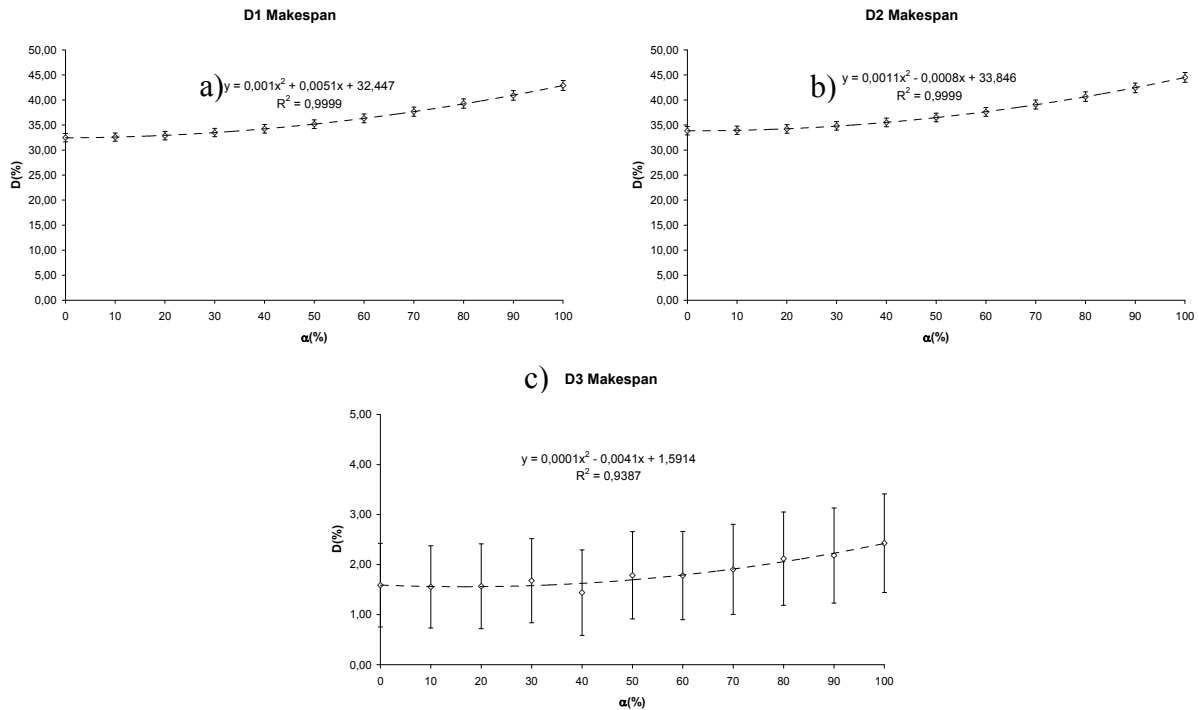


Figura 3. Resultados Escenario 2, minimización del makespan

Igual que en el escenario anterior, los resultados obtenidos bajo el objetivo de minimización del flowtime muestran un efecto similar al objetivo anterior, pero en menor grado. La degradación en el funcionamiento comienza en un 20%. El efecto de la incertidumbre es mucho menor que el efecto de la estocasticidad, en torno al 10%. La localización de las secuencias óptima está en torno al 3%.

4.3. Escenario 3: Tiempos proceso Gamma.

En la siguiente Figura 4 (a,b,c) se muestra el resultado obtenido para las diferentes medidas de interés, según tiempos de proceso generados mediante una distribución gamma bajo diferentes niveles en el coeficiente de variación (cv) y una variación del grado de incertidumbre α y bajo el objetivo de minimización del makespan.

Se puede observar que existe una degradación gradual en el funcionamiento de nuestro sistema que va desde el 0 hasta el 45% aproximadamente (como era de esperar coincide con el caso exponencial, ya que una distribución gamma con $cv = 1$ equivale a una exponencial), de manera proporcional al grado de incertidumbre α y el coeficiente de variación, cv . Por otra parte se observa que tiene una mayor influencia el cv que el grado de incertidumbre.

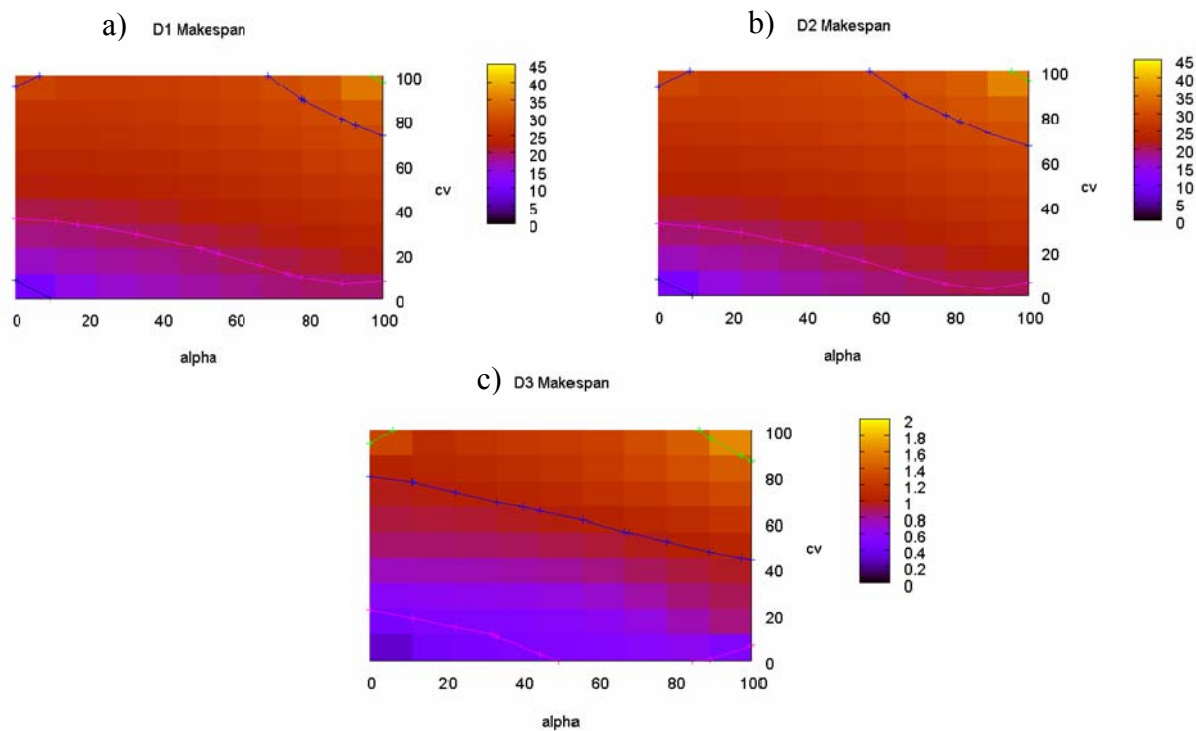


Figura 4. Resultados Escenario 3, minimización del makespan

De manera similar a los escenarios anteriores, los resultados obtenidos bajo el objetivo de minimización del flowtime son menos acusados. La degradación en el funcionamiento del sistema va desde 0 hasta el 20%.

5. Conclusiones

En el presente trabajo se ha estudiado la influencia de una incertidumbre uniforme y la estocasticidad en diferentes escenarios en un conjunto de problemas. Hemos cuantificado la degradación que para dicho conjunto de problemas sufren las secuencias obtenidas bajo consideraciones deterministas. Los principales resultados muestran que la degradación se incrementa proporcionalmente con la estocasticidad (cv), y en menor grado con el grado de incertidumbre. Por otra parte también hay que considerar que la degradación no ha sido igual bajo los objetivos estudiados, siendo el menor afectado el objetivo de minimización del flowtime. Por otra parte hay que tener en cuenta que las soluciones obtenidas tanto par el caso determinista como para el caso bajo incertidumbre están bastante cercanas. Esto es un punto a favor de la aplicación de métodos y algoritmos alimentados con datos deterministas a entornos prácticos y realistas, ya que han mostrado su buen comportamiento, y como se ha comentado antes, la incertidumbre en los datos tiene una menor influencia que la estocasticidad de los mismos.

Entornos más complejos, tipo taller, o con entradas de trabajos dinámicas requieren profundizar dicho análisis. Como comentan (Daniels y Kouvelis 1995c, Kouvelis et al. 2000) en sus conclusiones estamos de acuerdo en que la obtención de secuencias robustas puede ser un poderoso mecanismo para la gestión del impacto de la incertidumbre en las fábricas. Además insisten en el modelado de situaciones bajo incertidumbre en los entornos de producción.

Referencias

- 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*, Vol. 161, pp. 86-110.
- Buxey, G. (1989). Production scheduling: Practice and theory. *European Journal of Operational Research*, Vol. 39, pp. 17-31.
- Cao, Q.; Patterson, J. W.; Griffin, T. E. (2001). On the operational definition of processing time uncertainty. *International Journal of Production Research*, Vol. 39, pp. 2833-2849.
- Cao, Q.; Patterson, J. W.; Bai, X. (2005). Reexamination of processing time uncertainty. *European Journal of Operational Research*, Vol. 164, pp. 185-194.
- Daniels, R. L. ; Carrillo, J. E. (1997a). beta-robust scheduling for single-machine systems with uncertain processing times. *Iie Transactions*, Vol. 29, pp. 977-985.
- Daniels, R. L. ; Carrillo, J. E. (1997b). beta-robust scheduling for single-machine systems with uncertain processing times. *Iie Transactions*, Vol. 29, pp. 977-985.
- Daniels, R. L. ; Kouvelis, P. (1995c). Robust Scheduling to Hedge Against Processing Time Uncertainty in Single-stage Production. *Management Science*, Vol. 41, pp. 363-376.
- Daniels, R. L. ; Kouvelis, P. (1995b). Robust Scheduling to Hedge Against Processing Time Uncertainty in Single-stage Production. *Management Science*, Vol. 41, pp. 363-376.
- Daniels, R. L. ; Kouvelis, P. (1995a). Robust Scheduling to Hedge Against Processing Time Uncertainty in Single-stage Production. *Management Science*, Vol. 41, pp. 363-376.
- Dorn, J.; Kerr, R.; Thalhammer, G. (1995). Reactive scheduling: improving the robustness of schedules and restricting the effects of shop floor disturbances by fuzzy reasoning. *International Journal of Human-Computer Studies*, Vol. 42, pp. 687-704.
- Graves, S. C. (1981). A Review of Production Scheduling. *Operations Research*, Vol. 29, pp. 646-
- Hall, N. G. ; Potts, C. N. (2004b). Rescheduling for New Orders. *Operations Research*, Vol. 52, pp. 440-453.
- Hall, N. G. ; Potts, C. N. (2004a). Rescheduling for New Orders. *Operations Research*, Vol. 52, pp. 440-453.
- Kim, Y. D. (1995). Minimizing Total Tardiness in Permutation Flowshops. *European Journal of Operational Research*, Vol. 85, pp. 541-555.
- King, J.-R. (1976). The theory-practice gap in job-shop scheduling. *The Production Engineer*, Vol. 55, pp. 137-143.
- Kouvelis, P.; Daniels, R. L.; Vairaktarakis, G. (2000). Robust scheduling of a two-machine flow shop with uncertain processing times. *Iie Transactions*, Vol. 32, pp. 421-432.
- Kutanoglu, E. ; Sabuncuoglu, I. (2001). Experimental investigation of iterative simulation-based scheduling in a dynamic and stochastic job shop. *Journal of Manufacturing Systems*, Vol. 20, pp. 264-277.
- Lawrence, S. R. ; Sewell, E. C. (1997a). Heuristic, optimal, static, and dynamic schedules when processing times are uncertain. *Journal of Operations Management*, Vol. 15, pp. 71-82.
- Lawrence, S. R. ; Sewell, E. C. (1997b). Heuristic, optimal, static, and dynamic schedules when processing times are uncertain. *Journal of Operations Management*, Vol. 15, pp. 71-82.

- Lejmi, T. ; Sabuncuoglu, I. (2002). Effect of load, processing time and due date variation on the effectiveness of scheduling rules. *International Journal of Production Research*, Vol. 40, pp. 945-974.
- Leon, V. J.; Wu, S. D.; Storer, R. H. (1994). Robustness Measures and Robust Scheduling for Job Shops. *Iie Transactions*, Vol. 26, pp. 32-43.
- McKay, K. N.; Safayeni, F. R.; Buzacott, J. A. (1995). Common-Sense Realities of Planning and Scheduling in Printed-Circuit Board Production. *International Journal of Production Research*, Vol. 33, pp. 1587-1603.
- McKay, K. N.; Safayeni, F. R.; Buzacott, J. A. (1988). Job-Shop Scheduling Theory: What Is Relevant? *Interfaces*, Vol. 18, pp. 84-90.
- Mehta, S. V. ; Uzsoy, R. (1999). Predictable scheduling of a single machine subject to breakdowns. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, Vol. 12, pp. 15-38.
- Mehta, S. V. ; Uzsoy, R. M. (1998). Predictable scheduling of a job shop subject to breakdowns. *IEEE Transactions on Robotics & Automation*, Vol. 14, pp. 365-
- O'Donovan, R.; Uzsoy, R.; McKay, K. N. (1999). Predictable scheduling of a single machine with breakdowns and sensitive jobs. *International Journal of Production Research*, Vol. 37, pp. 4217-
- Raheja, A. S. ; Subramaniam, V. (2002). Reactive recovery of job shop schedules - A review. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Vol. 19, pp. 756-763.
- Sabuncuoglu, I. ; Kizilisik, O. B. (2003). Reactive scheduling in a dynamic and stochastic FMS environment. *International Journal of Production Research*, Vol. 41, pp. 4211-4231.
- Stoop, P. P. M. ; Wiers, V. C. S. (1996). The complexity of scheduling in practice. *International Journal of Operations & Production Management*, Vol. 16, pp. 37-&.
- Subramaniam, V.; Raheja, A. S.; Rama Bhupal Reddy, K. (2005). Reactive repair tool for job shop schedules. *International Journal of Production Research*, Vol. 43, pp. 1-23.
- Swaminathan, R.; Pfund, M. E.; Fowler, J. W.; Mason, S. J.; Keha, A. (2007a). Impact of permutation enforcement when minimizing total weighted tardiness in dynamic flowshops with uncertain processing times. *Computers & Operations Research*, Vol. 34, pp. 3055-3068.
- Swaminathan, R.; Pfund, M. E.; Fowler, J. W.; Mason, S. J.; Keha, A. (2007b). Impact of permutation enforcement when minimizing total weighted tardiness in dynamic flowshops with uncertain processing times. *Computers & Operations Research*, Vol. 34, pp. 3055-3068.
- Szelke, E. ; Kerr, R. M. (1994). Knowledge-Based Reactive Scheduling. *Production Planning & Control*, Vol. 5, pp. 124-145.
- Velusamy, S. ; AmritpalSingh, R. (2003). mAOR: A heuristic-based reactive repair mechanism for job shop schedules. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Vol. V22, pp. 669-680.
- Wiers, V. C. S. (1997). A review of the applicability of OR and AI scheduling techniques in practice. *Omega-International Journal of Management Science*, Vol. 25, pp. 145-153.
- Wiers, V. C. S. ; VanderSchaaf, T. W. (1997). A framework for decision support in production scheduling tasks. *Production Planning & Control*, Vol. 8, pp. 533-544.
- Wu, S. D.; Storer, R. H.; Pei-Chann, C. (1993). One-machine rescheduling heuristics with efficiency and stability as criteria. *Computers & Operations Research*, Vol. 20, pp. 1-14.