

Modelado y análisis de un proceso quirúrgico mediante técnicas de minería de procesos

Manuel Alejandro Dios Rubio¹, José Manuel Framiñán Torres¹, Roberto Domínguez Cañizares¹, José Miguel León Blanco¹

¹Dpto. de Organización Industrial y Gestión de Empresas. Escuela Superior de Ingenieros. Universidad de Sevilla. Camino de los Descubrimientos s/n. 41092. Sevilla. mdios@us.es, jose@esi.us.es, rdc@us.es, miguel@esi.us.es

Resumen

Para mejorar su funcionamiento, las organizaciones buscan cada vez más un enfoque de gestión de procesos, lo que como primer paso requiere un modelado preciso de estos procesos. En el ámbito de la sanidad, dicho modelado es aún más crítico dada la naturaleza de este tipo de organizaciones. La obtención de estos procesos no es en muchos casos trivial, sino que se trata de una tarea de gran complejidad. En este artículo se propone la aplicación de técnicas de minería de procesos para, a partir de los registros guardados en los sistemas de información de las organizaciones, y en particular de un hospital (los cuales son ricos en información y por lo general suelen pasar desapercibidos) obtener un modelo preciso, detallado, adecuado a la realidad y fácilmente analizable.

Palabras clave: process mining, modelado de procesos, procesos sanitarios

6. Introducción

Los sistemas de información orientados a procesos o “PAIS” (*Process Aware Information Systems*) que van implantándose y haciéndose fundamentales en todas las organizaciones, requieren un modelado explícito de los procesos de negocio de las mismas. En el caso de los procesos sanitarios es de vital importancia un modelado preciso, ya que es el primer paso para un análisis y optimización de los procesos, que permita reducir costes y tiempos de espera de los pacientes sin dejar de garantizar una correcta atención sanitaria. No obstante, el modelado de estos procesos no es algo trivial, ya que se necesita un amplio conocimiento de los mismos para modelarlos con la suficiente exactitud. En muchas ocasiones se carece de este conocimiento, por lo que su adquisición conlleva un largo proceso, habitualmente a través de varias fases de reuniones y entrevistas con los distintos actores del proceso, que, por lo general, tiene un coste muy elevado en dinero y en tiempo. Además, puesto que este conocimiento se adquiere a través de las personas encargadas de dirigir los procesos, en la práctica, estos modelos de procesos suelen acabar representando más bien cómo debería llevarse a cabo el proceso que cómo se está llevando a cabo en realidad.

El process mining describe a un conjunto de técnicas para obtener de forma automática o semiautomática la estructura de procesos de una organización. En este artículo se analizarán algunas de las aplicaciones de las técnicas de *process mining* y se observará la diferencia existente entre éstas y la minería de datos o las herramientas de inteligencia de negocios, que, aunque también buscan descubrir el conocimiento, medir el comportamiento de los procesos y

predecirlo, no llegan a hacer el modelo explícito, lo cual no permite un estudio analítico del proceso basado en hechos sino sólo basado en las creencias de los participantes del proceso. Además de esto, se emplearán estas técnicas para llevar a cabo el descubrimiento del modelo de procesos de un proceso quirúrgico en un hospital de una forma automática o semiautomática, partiendo únicamente de las acciones registradas en los sistemas de información del hospital, consiguiendo así un modelo de proceso ajustado a la realidad y reduciendo en gran medida el esfuerzo de modelado.

7. Minería de procesos

Según uno de los autores con más presencia en este campo (van der Aalst et al. (2003)), la minería de procesos (*process mining*) es el método de obtener la descripción de un proceso estructurado a partir de un conjunto de ejecuciones reales. El conjunto de ejecuciones reales es un informe del proceso que contiene información sobre el orden en el que se realizaron las actividades, además de información adicional sobre quién realizó la actividad, el momento en el que se realizó (“timestamp”), etc. y al que generalmente se denomina como “event log”. Una vez que disponemos de estos event logs completos (a través de su extracción de los sistemas de información), tenemos conocimiento sobre qué ha ocurrido desde el comienzo hasta el final del proceso, lo que nos permite obtener gran cantidad de información acerca de cómo se ha realizado, los tiempos que se tardan en las ejecuciones del proceso, el número medio de actividades que un paciente lleva a cabo desde que entra, la actividad más demandada por los pacientes, etc.

Puesto que los event logs pueden contener una gran variedad de información, será ésta la que determine las perspectivas del proceso a descubrir. Si proporcionan las tareas que se ejecutan en el proceso y su orden de ejecución (el timestamp informa de la hora de ejecución de cada actividad) y se enlazan con instancias del proceso (cada instancia del proceso se refiere a un paciente), entonces se puede obtener la perspectiva de control de flujo y obtener una caracterización de todos los caminos (flujos) posibles de actividades que se pueden seguir. Si el event log proporciona información sobre la/s persona/s o sistema/s que llevan a cabo las tareas, entonces será posible descubrir la perspectiva organizacional y encontrar información referente a cómo están organizados los grupos de trabajo que llevan a cabo el proceso, o el papel que tiene cada uno de los participantes en el mismo mediante la observación de la transferencia de trabajo que se produce en el log o las reglas de ordenación que siguen los participantes.

A continuación se presenta un ejemplo sencillo de aplicación del process mining a un event log ficticio de un hospital con el fin de aclarar los conceptos que se tratan en este artículo. En la Tabla 1 podemos ver el event log que vamos a utilizar en este ejemplo.

Tabla 1. Ejemplo de “event log” de un hospital

Paciente	Actividad	Encargado	Timestamp
Paciente 1	Registro	Recepcionista	12-5-08/10:00:00
Paciente 2	Registro	Recepcionista	12-5-08/10:10:00
Paciente 1	Evaluación	Médico	12-5-08/10:15:00
Paciente 1	Radiología	Enfermera 1	12-5-08/10:25:00
Paciente 2	Evaluación	Médico	12-5-08/10:30:00
Paciente 1	Farmacia	Farmacéutico	12-5-08/10:40:00
Paciente 2	Cura	Enfermera 2	12-5-08/10:43:00
Paciente 2	Farmacia	Farmacéutico	12-5-08/10:47:00

Lo que se muestra aquí es el registro de llegada de pacientes al hospital así como las actividades que estos realizan una vez en él. Por ejemplo, vemos como el paciente 1 llega al hospital y se registra a las 10:00:00 del día 12-5-2008, posteriormente se le realiza una evaluación médica (se realiza a las 10:15:00 y le atiende Médico), más tarde pasa por radiología (llega a las 10:25:00 y le atiende Enfermera 1) y por último va a la farmacia a recoger los medicamentos necesarios (llega a las 10:40:00 y le atiende Farmacéutico).

Como se ha comentado anteriormente, con los datos que proporciona este event log y mediante el uso de técnicas de process mining, vamos a ser capaces de obtener la perspectiva de control de flujo, ya que tenemos las tareas (Actividad) y su orden de ejecución (Timestamp) enlazadas con instancias de proceso (Paciente), y la perspectiva organizacional, gracias a la información acerca de las personas que realizan las tareas (Encargado). El modelo (representado como una red de Petri) correspondiente a este event log sería el que aparece en la Figura 1.

Aunque este es un ejemplo muy sencillo y con una simple inspección visual del event log podría conocerse el funcionamiento de los procesos, puede servir para hacerse una idea del potencial de esta técnica al aplicarse a event logs extraídos de sistemas de información reales, que pueden contener decenas de miles de registros.

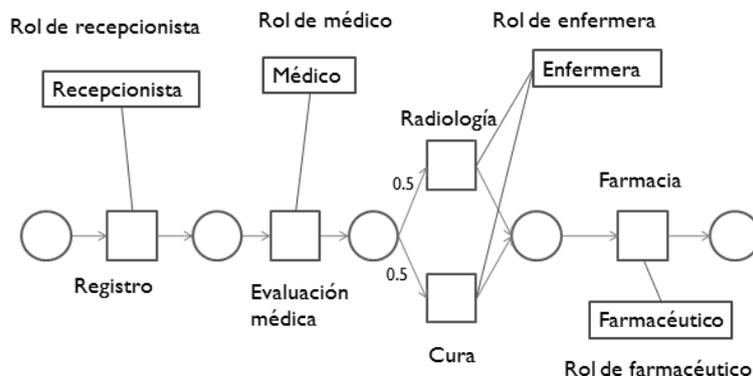


Figura 1. Modelo correspondiente al “event log” de la Tabla 1

Además de las dos perspectivas comentadas, si el event log nos proporciona más detalles sobre las tareas (como por ejemplo los datos que varían tras la realización de cada una de ellas) podemos obtener la perspectiva de casos. Si en el ejemplo que acabamos de ver tuviéramos datos adicionales sobre los tipos de problemas médicos que pueden obtenerse de

la evaluación podríamos obtener una regla de decisión que nos informara sobre los tipos de casos que van a “Radiología” o los que van a “Cura” tras la “Evaluación médica”.

Se han descrito un buen número de aplicaciones de process mining (ver por ejemplo Dumas et al. (2005), van der Aalst and Günther (2007), Gupta et al. (2007), Van Uden et al. (2008), Mans et al. (2009)). Por un lado, se descubre el modelo del proceso a partir de la aplicación de algoritmos a los event log. La segunda aplicación es el análisis delta o ajuste, que lo que pretende es descubrir si el modelo que tenemos representa de forma precisa el proceso que se está llevando a cabo en la realidad. Mediante este análisis se podrían detectar desviaciones, contemplar su alcance y comprender a qué son debidas. El último grupo de aplicaciones sería el de análisis de comportamiento, que nos va a permitir obtener medidas que puedan utilizarse para mejorar el modelo de proceso y sus propiedades. Al igual que en el caso anterior, es necesario un modelo a priori sobre el que se realizarán las medidas y podrá ser extendido en algún nuevo aspecto. Vemos como las aplicaciones del process mining van más allá de la minería de datos o de los estudios estadísticos tradicionales, aunque en algunos casos estas técnicas se utilizan con el fin de detallar de una forma más precisa el modelo. Como ejemplo podríamos tener el caso en el que tras extraer el modelo explícito del event log podríamos enriquecerlo añadiendo a cada una de las actividades obtenidas sus tiempos medios, su desviación típica, etc. o bien, para una serie de actividades relacionadas entre sí podríamos obtener sus reglas de comportamiento utilizando minería de datos con sus atributos.

Para la aplicación del process mining en nuestro caso se ha empleado la herramienta ProM. Esta herramienta incluye una serie de módulos capaces de cubrir gran parte de las aplicaciones de *process mining* que comentamos anteriormente. Dentro de los módulos que ofrece podríamos destacar los de minería de flujo de trabajo que se corresponden con implementaciones de los diferentes algoritmos de process mining (van der Aalst et al. (2004); Weijters and van der Aalst (2001); Alves de Medeiros, Ana K. (2006); Günther and van der Aalst (2007)), los módulos de análisis, que nos permiten realizar un análisis exhaustivo del event log, tanto aisladamente como asociado a un modelo del proceso (Hornix (2007); Rozinat and van der Aalst (2006)) o los módulos de conversión que nos permiten fácilmente transformar una representación del modelo de proceso en otra. Es interesante destacar que esta herramienta es de libre distribución, está desarrollada en Java y permite la creación de nuevos módulos de cualquiera de las funcionalidades que acabamos de remarcar. Para llevar a cabo el estudio presentado, fue necesario el desarrollo de tres nuevos módulos.

8. Aplicación del process mining a las intervenciones quirúrgicas en un hospital

Los datos utilizados en este estudio se obtuvieron de los sistemas de información de un hospital de Sevilla, y se corresponden con las intervenciones quirúrgicas realizadas en él durante el mes de mayo del año 2008. En la Tabla 1 se presenta una relación de los datos utilizados para el estudio.

Tabla 2. Datos utilizados para el estudio

Tabla	Descripción
INTERVENCIÓN	Datos referentes a la intervención quirúrgica concreta, es decir,

	desde que entra en el quirófano hasta que sale de él
DESPERTAR	Datos sobre la estancia del paciente en el despertar, en caso de ser necesario
SOLICITUD	Información perteneciente a la solicitud de quirófanos (descartada debido a la falta de información)
PREANESTESIA	Datos acerca de la preanestesia realizada a cada paciente, en caso de ser necesaria
PACIENTE	Descripción del paciente
EPISODIO	Información referente a los episodios que sufre cada paciente (número variable entre pacientes)

La metodología que se ha empleado para obtener el modelo del proceso quirúrgico puede verse en la Figura 2 y está basada en la de Rozinat et al. (2007), aunque para nuestro caso fue necesario el desarrollo de varios módulos en la herramienta ProM, dos para el filtrado de datos y uno para el análisis. Partiendo del fichero generado por el sistema de información del hospital, se ha usado ProM Import para generar un fichero con el formato adecuado a la herramienta ProM, y una vez importado este fichero, se han usado varios módulos de filtrado para conseguir una estructura de datos uniforme, de manera que no existan problemas con los algoritmos de minería de flujo de trabajo. A partir de estos datos filtrados tenemos la posibilidad de extraer las perspectivas del proceso usando los módulos necesarios de la herramienta, y si las unimos y las exportamos con otro módulo diseñado a tal efecto, podremos obtener el modelo para su simulación en la herramienta de simulación de redes de Petri coloreadas, CPN Tools 2.0.

Los resultados obtenidos una vez llevado a cabo todo este proceso se verán en los siguientes apartados de una forma un poco más detallada.

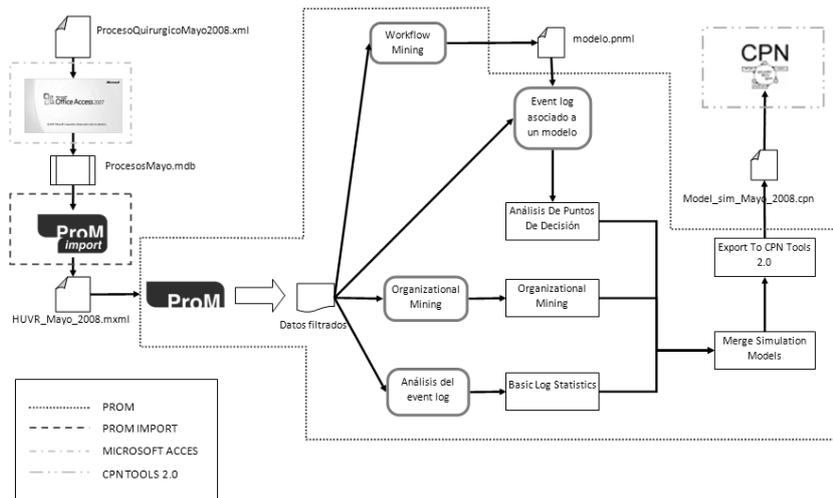


Figura 2. Metodología utilizada

9. Resultados

En los siguientes apartados se analizarán los resultados obtenidos para los diferentes análisis llevados a cabo. Debido a las múltiples actividades que aparecen en el modelo de proceso quirúrgico obtenido, sólo se mostrarán algunos ejemplos de los datos que pueden obtenerse con la técnica aquí aplicada, aunque el verdadero potencial de esta herramienta es el uso de ella por parte de los encargados de la gestión del hospital para ayudarles en su toma de decisiones.

9.1. Modelo de flujo de trabajo

Para la obtención de este modelo se probaron varios algoritmos de minería de flujo de trabajo, entre los que se encuentran el algoritmo α , el algoritmo β , un algoritmo heurístico, un algoritmo genético, etc., siendo los mejores resultados los obtenidos por el algoritmo heurístico, que obtenía un 98.47% de instancias completadas satisfactoriamente, esto es importante ya que uno de los principales problemas de estos algoritmos es que generan modelos que no son capaces de representar el 100% de las instancias de proceso, y con una estructura perfectamente válida para realizar su conversión a una red de Petri, que es la representación del modelo para la que están desarrollados la mayoría de los módulos de la herramienta. Vemos en la Figura 3 la red heurística resultante de aplicar el algoritmo comentado.

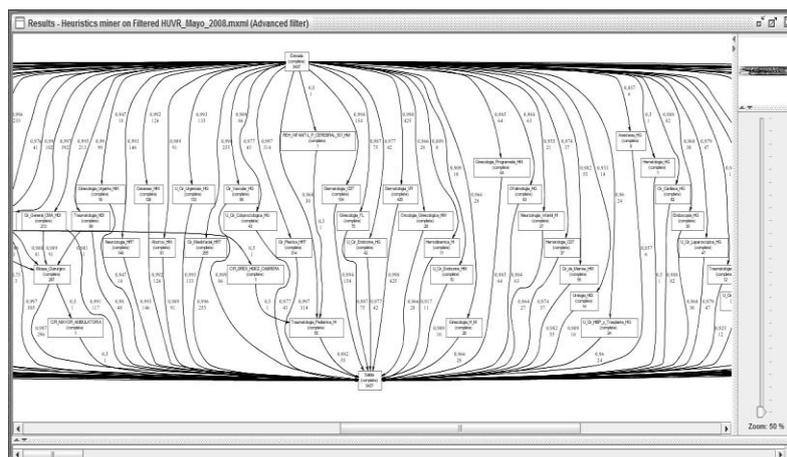


Figura 3. Modelo de flujo de trabajo obtenido con el módulo “Heuristic Miner”

9.2. Perspectiva temporal

Aquí se analiza todo lo referente a la perspectiva temporal del proceso, incluyendo la duración media de las tareas, su desviación típica, la suma total de su duración, etc., es decir, todo aquello referente al tiempo que pueda ser útil para representar de una forma más precisa el proceso real. Así, de los resultados se obtuvo que en las 5437 instancias del proceso en el periodo de estudio, la actividad más repetida fue la de traumatología (Hospital de Rehabilitación y Traumatología), con 587 intervenciones, un tiempo medio de intervención de 94 minutos (máximo 540 minutos y mínimo 5). Además de estos datos podemos obtener una representación del modelo teniendo en cuenta las características de cada una de las actividades en lo que a tiempo se refiere. De esta forma podremos hacernos una mejor idea de los procesos con los que estamos trabajando. Puede observarse la representación del caso de estudio en la Figura 4.

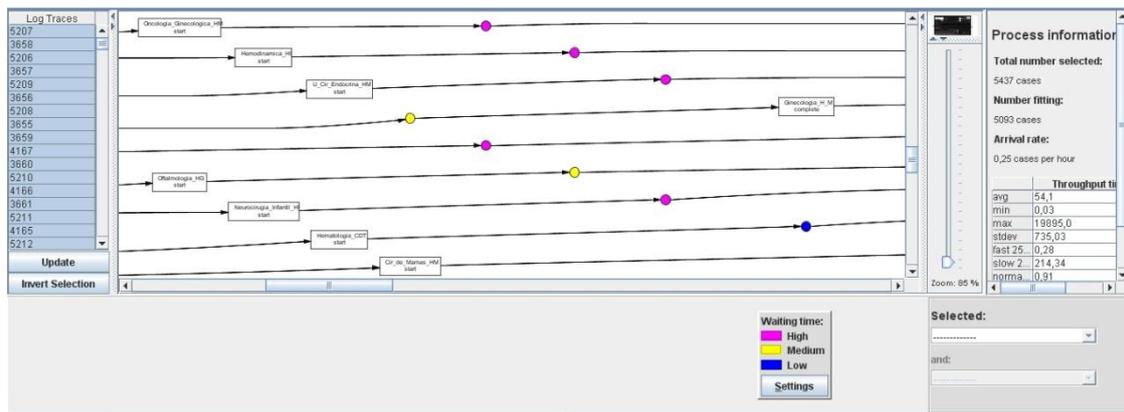


Figura 4. Análisis temporal del modelo

Se aprecian en la figura cómo las distintas actividades aparecen coloreadas con tres colores diferentes en función de la duración de cada una (Azul: <1hora; Amarillo: >1hora && <2horas; Rosa: >2horas).

9.3. Perspectiva organizacional

Aparte de la perspectiva temporal comentada anteriormente, existe una necesidad por parte de la dirección del hospital de conocer las personas que se encargan de realizar cada una de las actividades que se ejecutan sin importar el departamento al que pertenezcan. Por ejemplo, si al estudiar la perspectiva temporal hemos descubierto que alguna de las actividades se repite en muchas ocasiones y vemos que existen pocos médicos dedicados a esa actividad, quizás sería conveniente traspasar médicos de alguna otra actividad menos común a ésta, o bien, si esto no es posible, contratar alguno nuevo.

Para este fin, se utiliza otro de los módulos existentes en la herramienta, el “Organizational Miner”, del que puede verse su funcionamiento en la Figura 5. A partir de los event log, este módulo nos va a representar gráficamente la asociación de cada componente de la plantilla con la actividad o actividades que este realiza. Además, en el caso de generar un modelo de simulación, nos permitiría llevar a cabo análisis “what if” teniendo en cuenta a la plantilla del hospital, es decir, estudiar qué ocurriría en el caso de que un médico estuviera de baja, si se contratara alguno nuevo, etc.

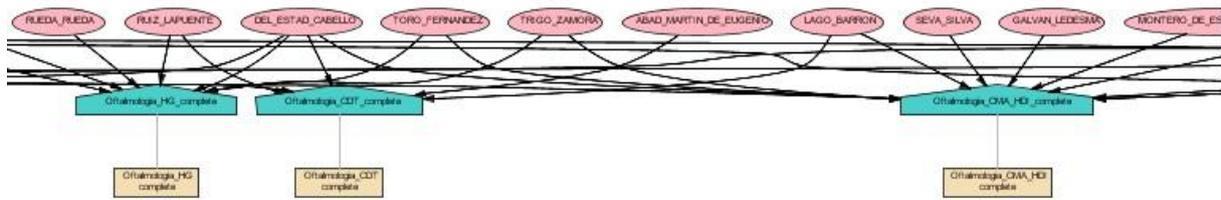


Figura 5. Detalle de la perspectiva organizacional del modelo

9.4. Perspectiva de casos

Para el estudio de esta perspectiva es necesario partir del modelo de flujo de trabajo generado con alguno de los algoritmos de minería disponibles. Una vez estudiados los diferentes módulos, se llegó a la conclusión de que para esta perspectiva era más efectiva la modificación de uno de ellos para que se adaptara a las necesidades de este caso concreto. Así se desarrolló un módulo para el análisis de puntos de decisión, con la finalidad de crear reglas de decisión en cada uno de los puntos de decisión siempre que esto sea posible, entendiendo como punto de decisión aquellos nodos de la red de Petri que tienen un arco de entrada y varios arcos de salida. De esta manera se intenta descubrir los tipos de pacientes que siguen cada flujo dentro del proceso. Como ejemplo, se muestran en la figura 6 las reglas de decisión generadas por el módulo, correspondientes a la intervención de oftalmología. Para la generación de las reglas se seleccionaron los atributos edad, sexo y código CIE, y se obtuvo que las edades estaban comprendidas entre 22 y 83 años y que los códigos de diagnóstico de los pacientes que llegaban a esta intervención eran 374.84 (Quiste en párpado), 079.4 (Virus papiloma en la conjuntiva del ojo), 374.10 (Ectoprión), 372.10 (Conjuntivitis), 372.40 (Pterigión), 373.2 (Chalazión), 078.10 (Verruga) y 373.11 (Orzuelo).

```

 Rama 71:Branch 3.71 { Oftalmologia_CR/complete }
 Regla 0: (intervencion_Edad<=83 AND intervencion_Edad>=22)
 Regla 1: (intervencion_CODIGO=c_374_84 OR intervencion_CODIGO=c_079_4 OR intervencion_CODIGO=c_374_10 OR
 intervencion_CODIGO=c_372_10 OR intervencion_CODIGO=c_372_40 OR intervencion_CODIGO=c_373_2 OR
 intervencion_CODIGO=c_078_10 OR intervencion_CODIGO=c_373_11 )
 Regla 2: (intervencion_SEXO=Hombre OR intervencion_SEXO=Mujer )
  
```

Figura 6. Reglas de decisión generadas para la rama 43 del nodo seleccionado, teniendo en cuenta los atributos Edad, Código y Sexo

Vemos como la perspectiva de casos obtenida a través este nuevo módulo, es decir, las reglas de decisión para las 91 actividades diferentes que ocurren durante el conjunto de todas las instancias de proceso, junto con las perspectivas anteriores y el modelo de flujo de trabajo, nos permiten conocer el proceso con profundidad suficiente para que sea posible conocer el proceso quirúrgico en su totalidad y se puedan tomar decisiones para optimizar su funcionamiento.

9.5. Modelo de simulación

En este apartado se va a presentar un modelo de simulación obtenido mediante el procedimiento comentado en el apartado 3, que como ya dijimos se analizará con el software CPN Tools 2.0. Con el fin de que el tamaño del modelo no haga perder claridad a la explicación se ha optado por tomar para este modelo sólo una muestra del event log completo en la que sólo aparecerán algunas de las especialidades existentes en el hospital y, como ejemplo, se va a analizar el funcionamiento del hospital en cuanto a la disponibilidad de

médicos y tiempo de procesamiento variando los tiempos de llegada de los pacientes. En la Figura 7 pueden verse los diferentes componentes del modelo generado.

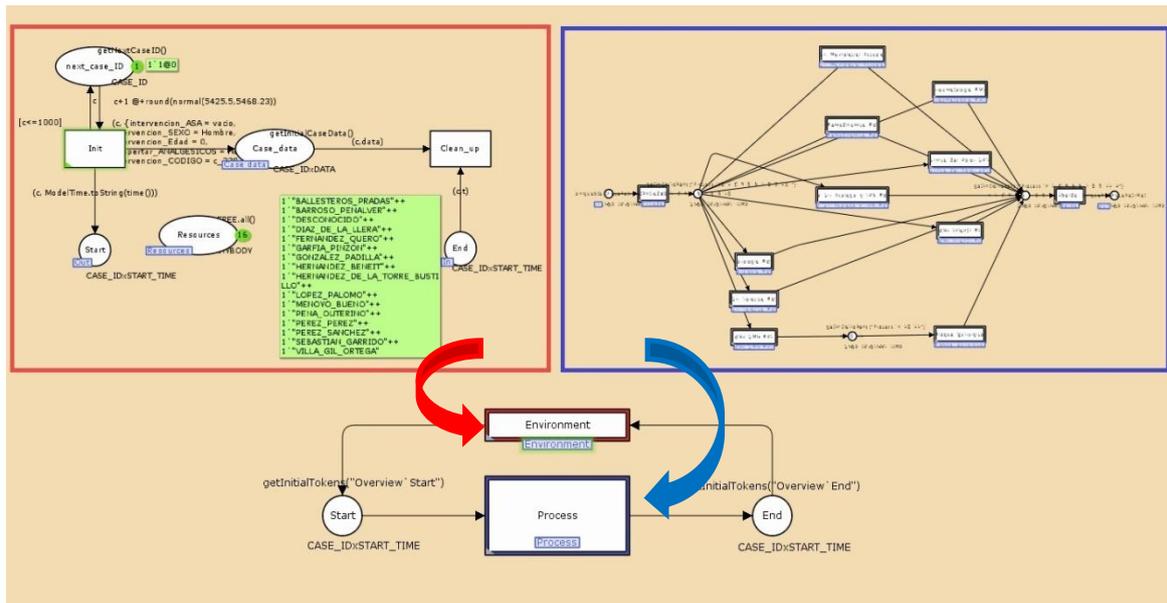


Figura 7. Modelo de simulación en CPN Tools 2.0

En la figura de la izquierda (en rojo) puede verse el contenido de “Environment” que será el encargado de generar los casos (nuevos pacientes), añadir los atributos y asignar los médicos en función la especialidad elegida. Por otro lado, en la de la derecha (en azul) tenemos el proceso que se obtuvo en la herramienta ProM con cada una de las actividades, que a su vez tendrán asignadas un tiempo de proceso, también obtenido anteriormente, y unas reglas de decisión, que fueron generadas por el módulo que se desarrolló para ProM. Por último, en la figura de abajo se interconectan las dos anteriores de modo que se genere un nuevo paciente, se haga pasar por el modelo del proceso, y en función de las características del paciente y de la especialidad por la que tenga que pasar, consuma unos determinados recursos (médicos) y obtenga un determinado tiempo de procesamiento.

Para observar el funcionamiento del modelo de simulación se realizaron 3 ejecuciones de 200 pacientes cada una, con una entrada de pacientes normal con 1 hora de media y media hora de desviación típica en primer lugar y, posteriormente, de 4 horas de media con una desviación típica también de media hora. Pueden observarse los resultados obtenidos en cuanto tiempo y recursos consumidos en las figuras 8.a. y 8.b.

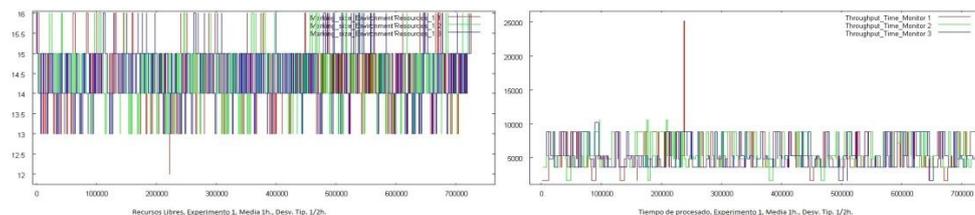


Figura 8.a. Resultados de la simulación (Experimento 1)

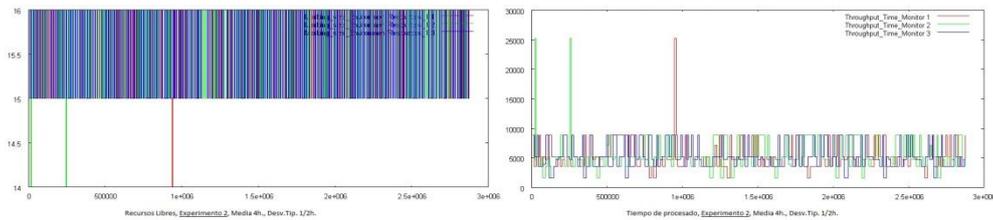


Figura 8.b.Resultados de la simulación (Experimento 2)

En la figuras de la izquierda puede observarse el consumo de recursos a lo largo del tiempo de duración del experimento. En la primera (figura 8.a.) se ve que existen momentos en los que llega a haber ocupados 4 médicos al mismo tiempo, mientras que para la segunda (figura 8.b.) el máximo es de 2 médicos a la vez. Estos resultados podrían servir, por ejemplo, para ayudar a la toma de decisiones en cuanto al número de quirófanos disponibles que son necesarios en el hospital. Por otro lado, en las figuras de la derecha pueden observarse los tiempos de procesado de cada uno de los casos a lo largo del tiempo del experimento. De la misma forma que antes, estos datos pueden ayudar en la toma de decisiones relacionadas con la planificación de quirófanos o con la secuenciación de turnos de los cirujanos.

10. Conclusiones

En la actualidad, las organizaciones tienden a adoptar una visión de procesos para lo que es indispensable un correcto modelado e implementación de éstos. El problema es que, por lo general, las organizaciones conocen poco de sus propios procesos y tienden a generar modelos de procesos que se parecen poco o nada a cómo se están desarrollando las actividades en realidad.

Para solucionar este problema aparece el *process mining*. Es importante realzar que a diferencia de otras técnicas cómo los análisis estadísticos tradicionales o la minería de datos, esta técnica nos ofrece el modelo explícito del proceso, lo que nos da una gran versatilidad a la hora de realizar análisis partiendo dicho modelo, desde análisis temporales sencillos hasta generación de escenarios “what if”.

En este artículo se presentan y analizan algunas de estas técnicas de process mining y se articulan dentro de una metodología que nos permite la generación de un modelo de simulación completo (perspectivas temporal, organizacional y de casos) partiendo únicamente de un event log. Además se aplica esta metodología al caso concreto de los procesos quirúrgicos de un hospital del que se dispone de los datos de su sistema de información. Los datos de partida del estudio son un conjunto de 5437 intervenciones a pacientes (instancias del proceso), con un total de 91 actividades diferentes. De los pacientes intervenidos en el periodo de estudio (mayo de 2008), un 51.92% fueron mujeres, frente al 48.08% de hombres, y las edades se encontraron comprendidas entre 1 y 109 años. De las actividades puede comentarse que la más realizada fue la de traumatología (tiempo máximo de duración de 9 horas), con un 8.938% del total, seguida por la de dermatología (tiempo máximo de duración de 20 minutos), con un 6.472%. Entre las menos comunes podemos citar la de cirugía general en el hospital general (duración de 29 minutos), con un 0.008%, es decir, una sola intervención de este tipo en todo el mes, o la de hematología en el hospital general (duración de 135 minutos), con el mismo porcentaje.

Además de esto, el event log consta de un total de 367 personas encargadas de llevar a cabo las intervenciones (con un máximo de 132 actividades realizadas por la misma persona),

aunque también es destacable la falta de información en este sentido, sumando un total de 689 actividades en las que no se indica el encargado de realizarlas (DESCONOCIDO). En cuanto al atributo más interesante, el código CIE (código de diagnóstico del paciente), podemos encontrar un total de 1058 posibilidades diferentes, siendo el código más repetido el 520.6, que aparece en 289 ocasiones y que se corresponde con un tipo de anomalía dental.

Vemos cómo, a parte del modelo en sí ya comentado, este tipo de análisis nos ofrece una gran cantidad de información que puede ser de utilidad como soporte a la toma de decisiones para los encargados de la planificación de los procesos quirúrgicos.

Por último, podría comentarse que como futura mejora de este estudio se plantea la integración de estas técnicas en una herramienta de soporte a la toma de decisiones a la que los médicos del hospital pudieran acceder con el fin de planificar de una forma más óptima los procesos quirúrgicos, y conseguir de esta manera mantener o incluso mejorar la calidad asistencial con unos costes menores.

Bibliografía

Alves de Medeiros, Ana K. (2006). Genetic Process Mining. Technische Universiteit Eindhoven

Dumas, M.; van der Aalst, W. M. P.; Ter Hofstede, A. H. (2005). Process Aware Information Systems: Bridging People and Software Through Process Technology.

Günther, C.; van der Aalst, W. M. P. (2007). Fuzzy Mining-Adaptive Process Simplification Based on Multi-perspective Metrics. No. 4714, pp. 328-343

Gupta, S.; van der Aalst, W. M. P.; Weijters, A. J. M. M.; Alves de Medeiros, Ana K. (2007). Workflow and Process Mining in Healthcare.

Hornix, P. (2007). Performance Analysis of Business Processes Through Process Mining. Technische Universiteit Eindhoven

Mans, R. S.; Schonenberg, M. H.; Song, M.; van der Aalst, W. M. P.; Bakker, P. J. M. (2009). Application of Process Mining in Healthcare - A Case Study in a Dutch Hospital. Biomedical Engineering Systems and Technologies. Vol. 25, No. 4, pp. 425-438

Rozinat, A.; van der Aalst, W. M. P. (2006). Decision Mining in ProM. No. 4102, pp. 420-425

Rozinat, A.; Mans, R. S.; Song, M.; van der Aalst, W. M. P. (2007). Discovering colored Petri nets from event logs. Vol. 10, No. 1, pp. 57-74

van der Aalst, W. M. P.; van Dongen, B. F.; Herbst, J.; Maruster, L.; Schimm, G.; Weijters, A. J. M. M. (2003). Workflow mining: a survey of issues and approaches. Vol. 47, No. 2, pp. 237-267

van der Aalst, W. M. P.; Weijters, T.; Maruster, L. (2004). Workflow mining: discovering process models from event logs. Vol. 16, No. 9, pp. 1128-1142

van der Aalst, W. M. P.; Günther, C. W. (2007). Finding Structure in Unstructured Processes: The Case for Process Mining. Application of Concurrency to System Design, 2007. ACSD 2007. pp. 3-12

Van Uden, K. J. F. R.; Aalst, W. M. P. v. d.; van Rooij, W. L. M. (2008). Extracting user profiles with Process Mining at Philips Medical Systems.

Weijters, A. J. M. M.; van der Aalst, W. M. P. (2001). Process Mining: Discovering Workflow Models from Event-Based Data. *Proceedings of the 13th Belgium-Netherlands Conference on Artificial Intelligence (BNAIC 2001)*. pp. 283-290