

GESTIÓN DE LA LOGÍSTICA EN REVERSA: UN ENFOQUE DE TOMA DE DECISIONES BAJO INCERTIDUMBRE, BASADO EN LA TEORÍA BAYESIANA.

REVERSE LOGISTICS MANAGEMENT: A DECISION-MAKING APPROACH UNDER UNCERTAINTY, BASED ON BAYESIAN THEORY

Pedro Ramos De Santis

Resumen. Una vez que se integraron los eslabones de la cadena de suministro dentro de las organizaciones, es decir, se logró concientizar y establecer la visión de la logística integrada, fue posible afrontar la presión de la competitividad global referente al manejo de equipos, productos, componentes, embalajes e incluso sistemas técnicos completos, que debían ser recuperados, estableciendo de esta manera, la gestión de la logística en reversa. Fueron aceptados sistemas de gestión tales como PML (ciclo de vida del producto), ERP (planificación de recursos empresariales), CPM (procesos de colaboración), CRM (relaciones con el cliente), etc. Sin embargo, el mayor desafío en la gestión es la falta de herramientas para la toma de decisiones con la información disponible dentro de estos sistemas. Este trabajo muestra un enfoque para la toma de decisiones basado en la robustez de las redes bayesianas bajo incertidumbre para un IDSS (Sistema inteligente de apoyo para la toma de decisiones).

Palabras Claves: Logística Integrada, Competitividad global, Logística en reversa, PML, ERP, CPM, CRM, Toma de Decisiones, Robustez, Red Bayesiana, IDSS.

Abstract. Once the links of the supply chain within the organizations were integrated, that is to say, it was possible to raise awareness and establish the vision of integrated logistics, it was possible to face the pressure of global competitiveness regarding the handling of equipment, products, components, packaging and even complete technical systems, that had to be recovered, establishing in this way, the management of reverse logistics. Management systems such as PML (product life cycle), ERP (enterprise resource planning), CPM (collaborative processes), CRM (customer relationship), etc. were accepted. However, the greatest challenge in management is the lack of tools for decision making with the information available within these systems. This paper shows an approach to decision making based on the robustness of Bayesian networks under uncertainty for an IDSS (Intelligent Decision Support System).

Keywords: Integrated Logistics, Global Competitiveness, Reverse Logistics, PML, ERP, CPM, CRM, Decision Making, Robustness, Bayesian Network, IDSS.

Recibido: Febrero, 2017

Aceptado: Marzo, 2017

1. INTRODUCCIÓN

Uno de los más importantes problemas que históricamente ha enfrentado la humanidad, es la escasez de recursos. La aparición de materiales de bajo costo y la tecnología de punta, condujo especialmente a las sociedades occidentales al camino del consumo masivo y el desgaste rutinario; el desarrollo sustentable y el cuidado del medio ambiente no eran tampoco tema de preocupación; recién al inicio de los años setenta aparecieron estudios que indicaban que existe un límite para el crecimiento. La década de los años ochenta marcó un período de preocupación para los académicos y a la par, de organizaciones preocupadas por el medio ambiente; emergieron términos como reciclaje, reutilización, reducción de recursos, responsabilidad de fabricación ambiental y los productos ecológicos comenzaron a ser familiares para todos nosotros. Desde mediados de los noventa y especialmente en Europa, esto se acompañó de la aplicación legal de la recuperación de productos y materiales o de la eliminación adecuada de aquellos que no

debían ser reutilizados. Ya en años más recientes, ejemplos reales como la remanufactura de teléfonos móviles ha marcado la rentabilidad de

las actividades de recuperación y su creación de valor más que los aspectos ambientales [1].

La gestión de productos o materiales que se pueden regresar a la cadena de suministro tiene asociados impactos ambientales que representan un reto para la misma; para enfrentar estos retos, existen estrategias como la Logística en Reversa que integra una serie de operaciones para valorizar los residuos sólidos, o disponerlos adecuadamente una vez estos han disminuido su valor o cumplido su ciclo de vida [2].

Además, la competencia, el marketing o los argumentos estratégicos han empujado a las empresas a generosas políticas de retorno.

En consecuencia, los temas de logística en reversa han aumentado en relevancia tanto en la práctica como en el ámbito académico. A pesar de toda la literatura publicada sobre la Logística en reversa, se evidencia falta de desarrollo.

Bajo la presión de la competencia global, las empresas han mostrado interés en la estrecha cooperación con los socios en los últimos años. Las pequeñas y medianas empresas han estado particularmente decididas a establecer redes de cooperación. La competencia en los negocios ha

Ramos De Santis Pedro Senatore, M.Sc., Profesor de la Escuela Superior Politécnica del Litoral (ESPOL); (e-mail: pramos@espol.edu.ec)

cambiado de empresa frente a empresa a red de negocios frente a red de negocios [3].

El diseño colaborativo es un nuevo proceso de diseño, en el cual, las partes interesadas multidisciplinares participan en la toma de decisiones de diseño y comparten información de productos a través de los límites de la empresa en un entorno distribuido habilitado para Internet. Los sistemas de gestión del ciclo de vida del producto (PLM, por sus siglas en inglés) han sido ampliamente aceptados como la plataforma principal para el intercambio de información y la integración en el diseño y fabricación colaborativos. Consiste en una colección de herramientas de software que incluyen gestión de datos de producto (PDM), planificación de recursos empresariales (ERP), gestión de procesos de colaboración (CPM), gestión de relaciones con clientes (CRM), gestión de relaciones con proveedores, gestión de conocimiento de documentos (DKM), la gestión de la salud y la seguridad medioambiental (EHS), entre otros. El mayor problema que enfrenta un PLM es la falta de herramientas integradas para ayudar a la toma de decisiones con la información disponible dentro de los sistemas. Este trabajo aborda la necesidad de apoyo a la toma de decisiones en las redes de colaboración de las empresas de producción. Un sistema inteligente de apoyo a la toma de decisiones (IDSS) debería integrarse con diferentes sistemas ERP en dichas redes de empresas colaborativas. Un IDSS es una herramienta estratégica y táctica capaz de brindar apoyo a una variedad de usuarios en la toma de decisiones informadas. La información de este sistema se utilizará para apoyar los objetivos externos e internos de una corporación. El rol del IDSS es sugerir soluciones dadas ciertas situaciones. De esta forma, el usuario puede evaluar las propuestas preparadas por el sistema y tomar decisiones. El IDSS permite que las redes empresariales dependan menos de las experiencias personales de los empleados y faciliten la acumulación de conocimientos empresariales. La eficacia de un IDSS depende de la alineación de dos condiciones: la capacidad de recolectar los datos requeridos de las funciones empresariales y la conversión de los datos en información útil. Un desafío de la toma de decisiones en estas redes colaborativas es la incertidumbre. La incertidumbre se debe a la falta de conocimiento perfecto o suficiente información. También se conoce como incertidumbre epistémica e incertidumbre reducible. Existen varias fuentes de incertidumbre en las redes colaborativas, entre ellas: la falta de datos, la información

contradictoria, las creencias conflictivas, la falta de introspección, etc.

La incertidumbre debe ser incorporada en el IDSS para las redes empresariales. Tradicionalmente, las redes bayesianas se utilizan para acomodar incertidumbres en la inferencia probabilística.

En este artículo se presenta un enfoque para la toma de decisiones bajo incertidumbre en el ámbito de la logística en reversa, que va más del simple enfoque holístico y hace uso de la estadística para estructurar una tipología de las decisiones problemáticas y asociadas, considerando las interrelaciones inherentes.

2. ANTECEDENTES TEÓRICOS

2.1 REDES BAYESIANAS EN LA TOMA DE DECISIONES BAJO INCERTIDUMBRE

En un entorno empresarial dinámico, los tomadores de decisiones suelen tomar decisiones apropiadas en relación con la cartera de productos, la selección de plataformas, el flujo de materiales y otros, basándose en la información más reciente disponible. Las redes bayesianas son convenientes en la actualización de conocimientos previos basados en la información adicional; capturan las relaciones entre variables aleatorias y proporcionan un enfoque de razonamiento con el teorema de Bayes subyacente [4]. Las redes bayesianas se han aplicado ampliamente en la clasificación, la fusión de datos, la recuperación de información y el apoyo a la toma de decisiones. Sin embargo, las redes bayesianas tradicionales no diferencian la incertidumbre de la variabilidad. La variabilidad se debe a la aleatoriedad inherente en un sistema. Es irreducible incluso por mediciones adicionales e información adicional. Por lo tanto, la variabilidad es diferente de la incertidumbre.

Las redes bayesianas tradicionales consideran colectivamente la variabilidad y la incertidumbre y simplemente las representan con distribuciones de probabilidad. La incertidumbre en las redes bayesianas se manifiesta como imprecisión de las distribuciones de probabilidad debido a la falta de conocimiento. Por ejemplo, la probabilidad de que la participación de mercado de una empresa suba en los próximos tres meses oscile entre 0,3 y 0,5, en lugar de 0,4 con precisión. La imprecisión afecta directamente la robustez del proceso de razonamiento. Esta imprecisión puede ser interpretada como situaciones inciertas. En tales casos, tenemos la intención de considerar una gama de posibles escenarios, en lugar de uno, para asegurar la robustez durante la toma de decisiones. En este artículo se propone un

enfoque de toma de decisiones basado en robustas redes bayesianas bajo incertidumbre para IDSS, donde se usan probabilidades imprecisas de intervalo de validez. Los valores de intervalo consideran una gama de situaciones y representan incertidumbres. En combinación con probabilidades que abordan las variabilidades, las probabilidades imprecisas con límites inferiores y superiores nos permiten considerar una gama de escenarios posibles simultáneamente en la inferencia probabilística. Incorporar las incertidumbres en modelos estocásticos es particularmente importante cuando el tamaño de los datos disponibles es pequeña o contradictoria evidencia no nos permite llegar a un consenso [5].

2.2 RED BBN (Bayesian belief network)

Un BBN es un modelo gráfico probabilístico con elementos de nodos, flechas entre nodos y asignaciones de probabilidad. Podemos considerar una red bayesiana como un grafo acíclico dirigido en el que los nodos representan variables aleatorias, donde la variable aleatoria puede ser discreta o continua. En el caso de variables discretas, representan conjuntos finitos de estados mutuamente excluyentes que pueden ser categóricos. Las redes bayesianas tienen una arquitectura computacional integrada para calcular el efecto de la evidencia sobre los estados de las variables. Una BBN es capaz de actualizar las probabilidades de los estados variables, mientras que el aprendizaje entregue nuevas pruebas. También utiliza relaciones probabilísticas de independencia, explícita e implícitamente representadas en modelos gráficos, para calcular eficientemente problemas grandes y complejos [6].

En BBN, el decisor se ocupa de determinar la probabilidad de que una hipótesis (H) sea verdadera, a partir de la evidencia (E) que vincula la hipótesis con otros estados observados del mundo. El enfoque hace uso de la regla de Bayes para combinar diversas fuentes de evidencia.

La regla de Bayes establece que la probabilidad posterior de la hipótesis H dada la evidencia E o $P(H|E)$, está dado por:

$$P(H|E) = \frac{P(E|H)P(H)}{P(E)} \quad (2.1)$$

Donde $P(H)$ es la probabilidad de que la hipótesis sea verdadera antes de obtener la evidencia E y $P(E|H)$ es la probabilidad de obtener la evidencia E dado que la hipótesis H es verdadera.

Cuando la evidencia proviene de múltiples fuentes denotadas por E_1, E_2, \dots, E_n , cada una de ellas condicionalmente independiente, la regla de

Bayes puede ser expandida a la siguiente expresión:

$$P(H | \bigcap_j E_j) = \frac{\prod_{j=1}^n P(E_j|H)P(H)}{\prod_{j=1}^n P(E_j)} \quad (2.2)$$

El enfoque de BBN ha sido aplicado para la resolución de problemas relacionados con la producción, especialmente en lo referente a detección de fallas y comportamientos anormales en las plantas [7]. Toda empresa que participe de una u otra forma en la cadena de suministros puede resolver problemas de razonamiento basados en redes, suponiendo que las probabilidades son conocidas con precisión y cuando este precepto no se cumple, la robustez de BBN debe ser consciente.

Comúnmente se utiliza un análisis de sensibilidad para estudiar el efecto de la incertidumbre mediante la introducción de las variaciones de los valores de probabilidad.

Un concepto de vecindad para el análisis de sensibilidad, denominado modelo de contaminación ε , suele usarse para estudiar la robustez de BBN, la idea es centrarse en reemplazar una distribución previa simple por una clase de previas, calculando el rango de respuestas de aseguramiento como la variación previa sobre la clase en la que se basa el modelo [8].

$$\Gamma_\varepsilon = \{P: P = (1 - \varepsilon)P_0 + \varepsilon Q; Q \in \vartheta\} \quad (2.3)$$

Donde Γ_ε es la vecindad- ε de probabilidad P_0 y ϑ es la clase de contaminaciones que contiene alguna medida arbitraria de probabilidad Q . La aceptación de este modelo se basa en lo sencillo de su especificación y en que puede ser manejado por la teoría probabilística tradicional.

2.2 PROBABILIDAD IMPRECISA

La Probabilidad imprecisa se puede definir como una generalización de la probabilidad tradicional, con el fin de poder diferenciar la incertidumbre de la variabilidad, tanto cualitativa como cuantitativamente. Una probabilidad con intervalo de validez $[\underline{p}, \bar{p}]$, con los límites inferior y superior, captura la imprecisión y la indeterminación. El ancho del intervalo refleja el grado de incertidumbre. Existen varias representaciones de probabilidades imprecisas. Por ejemplo, la teoría del comportamiento de la probabilidad imprecisa [9], modela el comportamiento de las incertidumbres con la previsión más baja $\underline{P}(X)$ (por ejemplo, un máximo precio de compra aceptable para la recompensa incierta X) y la previsión más alta $\bar{P}(X) = -\underline{P}(-X)$ (por ejemplo, un mínimo precio de venta aceptable).

La teoría de la evidencia de Dempster-Shafer [10], [11], caracteriza las incertidumbres mediante la ayuda de asignaciones de probabilidad básicas $m(A)$ asociadas con el elemento focal A . Un par de creencia-plausibilidad:

$$Bel(A) = \sum_{B_i \subset A} m(B_i) \quad (2.4)$$

$$Pl(A) = \sum_{B_i \cap A \neq \emptyset} m(B_i) \quad (2.5)$$

Son medidas de incertidumbre basadas en la evidencia colectiva, dado que $Bel(A) \leq Pl(A)$.

La teoría de la posibilidad [12], [13], proporciona una alternativa para representar incertidumbres con parejas de necesidad-posibilidad. La posibilidad se puede considerar como una situación especial de la medida de plausibilidad cuando todos los elementos focales B_i están anidados.

Estas y otras formas tratan la variabilidad y la incertidumbre por separado y las propagan de manera distinta para que cada una mantenga su propio carácter durante el análisis respectivo.

2.3 BBN ROBUSTA

Se puede realizar una analogía entre considerar un IDSS con el mecanismo BBN con la forma en que un consultor, que entrega varios modelos y sus evaluaciones y entrega al cliente la información final; en este proceso, la robustez se encarga de la sensibilidad de los resultados del análisis bayesiano con respecto a los insumos [14].

Un intervalo de probabilidad captura incertidumbres en procesos estocásticos al considerar simultáneamente un conjunto de probabilidades. El intervalo de probabilidad del conjunto A , se define como:

$$P(A) = [\underline{P}(A), \overline{P}(A)]; \quad (0 \leq \underline{P}(A) \leq \overline{P}(A) \leq 1) \quad (2.6)$$

Si $\underline{P}(A) = \overline{P}(A)$, el intervalo de probabilidad degenerado $P(A)$ se convierte en una probabilidad precisa tradicional.

El fundamento de una probabilidad imprecisa es que todas las probabilidades imprecisas están sujetas a una restricción de coherencia lógica. Es decir, las probabilidades imprecisas del evento A y su complemento A^c deben cumplir con la relación:

$$\begin{cases} \underline{P}(A) + \overline{P}(A^c) = 1 \\ \overline{P}(A) + \underline{P}(A^c) = 1 \end{cases} \quad (2.7)$$

Dada la incertidumbre involucrada en las probabilidades previas, la estimación de las probabilidades posteriores imprecisas se basa en la regla de Bayes generalizada (GBR) [14].

$$\underline{P}(A|B) = \frac{\underline{P}(B|A)\underline{P}(A)}{\underline{P}(B|A)\underline{P}(A) + \overline{P}(B|A^c)\overline{P}(A^c)} \quad (2.8)$$

$$\overline{P}(A|B) = \frac{\overline{P}(B|A)\overline{P}(A)}{\overline{P}(B|A)\overline{P}(A) + \underline{P}(B|A^c)\underline{P}(A^c)} \quad (2.9)$$

Si hay dos fuentes de nueva evidencia para los eventos A y B , la evaluación del evento C puede basarse en una estructura más general, cuando las probabilidades consideradas en la BBN son precisas, como se muestra en la ecuación (2.10)

$$P(C|A, B) = \frac{P(A|C)P(B|C, A)P(C)}{[P(C|A)P(B|C, A)P(C) + P(A|C^c)P(B|C^c, A)P(C^c)]}$$

Si en la ecuación anterior, consideramos probabilidades imprecisas, obtendremos las siguientes ecuaciones (2.11) y (2.12), respectivamente:

$$\underline{P}(C|A, B) = \frac{\underline{P}(A|C)\underline{P}(B|C, A)\underline{P}(C)}{[\underline{P}(A|C)\underline{P}(B|C, A)\underline{P}(C) + \overline{P}(A|C^c)\overline{P}(B|C^c, A)\overline{P}(C^c)]}$$

$$\overline{P}(C|A, B) = \frac{\overline{P}(A|C)\overline{P}(B|C, A)\overline{P}(C)}{[\overline{P}(A|C)\overline{P}(B|C, A)\overline{P}(C) + \underline{P}(A|C^c)\underline{P}(B|C^c, A)\underline{P}(C^c)]}$$

Si los eventos A y B son condicionalmente independientes, las dos ecuaciones anteriores pueden escribirse respectivamente de la siguiente forma:

$$\underline{P}(C|A, B) = \frac{\underline{P}(A|C)\underline{P}(B|C)\underline{P}(C)}{[\underline{P}(A|C)\underline{P}(B|C)\underline{P}(C) + \overline{P}(A|C^c)\overline{P}(B|C^c)\overline{P}(C^c)]} \quad (2.13)$$

$$\overline{P}(C|A, B) = \frac{\overline{P}(A|C)\overline{P}(B|C)\overline{P}(C)}{[\overline{P}(A|C)\overline{P}(B|C)\overline{P}(C) + \underline{P}(A|C^c)\underline{P}(B|C^c)\underline{P}(C^c)]} \quad (2.14)$$

3. LOGÍSTICA EN REVERSA

3.1 CONCEPTOS GENERALES

La logística en reversa puede ser considerada como el proceso de planificación, implementación y control del flujo eficiente y rentable de materias primas, inventario en proceso, productos terminados e información relacionada desde el punto de consumo hasta el punto de origen con el propósito de recuperar el valor o la propiedad disposición.

Las decisiones que se tomen en logística en reversa pueden conducir a un gran desarrollo en procesos de remanufactura, flujos de materiales hacia adelante y hacia atrás y funciones operativas relacionadas [15].

Las estrategias de logística inversa para el final de ciclo de vida de un producto suelen ser desarrolladas para permitir a los fabricantes determinar la cantidad óptima para gastar en la

recompra y el costo unitario óptimo de la logística inversa [16]. Una buena estrategia de gestión consiste en encontrar las mejores opciones de canales de recuperación de materiales basados en las condiciones y valores de los productos utilizados para maximizar los valores residuales recuperables. Cuatro opciones principales de recuperación son: reutilización (proceso por el cual los productos se reutilizan directamente sin operaciones previas), reparación (proceso de arreglar o restaurar productos fallidos), reciclaje (proceso de recuperación de materiales), remanufactura (proceso de desmontaje y recuperación de productos desgastados, defectuosos o desechados). Los productos desmontados y todos los componentes se limpian e inspeccionan. Los componentes que pueden ser reutilizados son llevados a inspección y aquellos que no pueden ser reutilizados son reemplazados. Un producto remanufacturado debe coincidir con la misma expectativa del cliente que los nuevos productos.

Se debe modelar la cadena de suministro en circuito cerrado con un marco general de los flujos de materiales hacia adelante y hacia atrás en PLM. Este marco incluye los principales escenarios que pueden tener lugar en la recuperación del producto usado, como se muestra en la Figura 1.

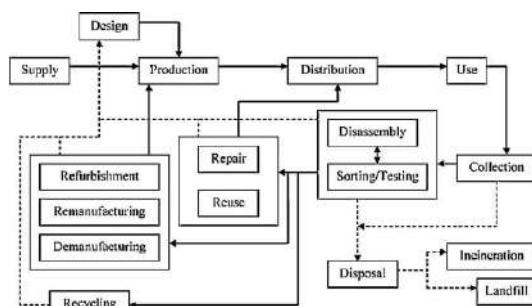


Fig. 1 Un marco de referencia para la cadena de suministro en reversa [17].

3.2 TOMA DE DECISIONES PARA LA LOGÍSTICA EN REVERSA

Para apoyar a un grupo de tomadores de decisiones que trabajan juntos, un IDSS colaborativo debe tener algunos requerimientos tecnológicos especiales de hardware, software y procedimientos [18]. El software IDSS colaborativo también necesita capacidades funcionales especiales, además de las capacidades del software IDSS de un solo usuario, como la entrada anónima de las ideas del usuario, la lista de las ideas de los miembros del grupo, el voto y

la clasificación de las alternativas de decisión. El IDSS debe ser capaz de tomar los datos integrados almacenados dentro de la base de datos y transformarlos a través de diversas técnicas de análisis. Los sistemas ERP son capaces de lograr la integración reuniendo datos de diferentes fuentes dentro de la empresa. Esto puede incluir bases de datos dispares que existen entre diferentes unidades funcionales, ayudando así a la empresa a obtener una imagen más completa y realista de todos los datos que poseen. Tradicionalmente, los sistemas ERP no han sido capaces de proporcionar un apoyo satisfactorio para transformar datos y permitir a los responsables de la toma de decisiones descubrir y aprender, convirtiendo estos datos en conocimiento. Aquí es donde el IDSS puede ofrecer un fuerte apoyo. El componente humano del grupo IDSS debe incluir un facilitador de grupo, que dirija la sesión, actuando como interfase en el grupo y los sistemas informáticos [5].

El sistema IDSS puede aplicarse en las redes colaborativas de la cadena de suministro para ayudar al recolector de terceros en la toma de decisiones. En primer lugar, los datos sobre el producto devuelto se insertan en el sistema IDSS. Los datos sobre devoluciones se transmitirán a los sistemas ERP de los participantes. Dentro de los sistemas ERP, es posible rastrear la información sobre los productos devueltos durante todo el ciclo de vida, hasta que el producto se desecha. Permite que los participantes estén preparados para cuando el producto debe ser reparado, remanufacturado o reutilizado. Con base en los datos históricos, los participantes son capaces de estimar la probabilidad de que el producto será eliminado o los nuevos productos deben ser producidos. Esta información se utilizará como evidencia para apoyar la toma de decisiones. Los usuarios de los futuros sistemas IDSS pueden ser ejecutivos de negocios o algunos otros grupos de trabajadores de gestión (conocimiento). Uno de los desafíos para la toma de decisiones en la gestión de la logística en reversa es la falta de información y conocimiento. Por lo tanto, los riesgos asociados con el medio ambiente, la salud, la reutilización, el costo total de propiedad, etc., deben ser considerados [19]. La cantidad de datos relacionados con los productos devueltos es mucho menor que la de los nuevos productos que fluyen hacia adelante en la cadena de suministro, ya que el iniciador de la logística inversa suele ser los usuarios finales quienes tienen más probabilidades de mantener y compartir el ciclo de

vida detallado del producto información. Las incertidumbres probablemente están asociadas con información como la confiabilidad de los flujos inversos de materiales, la calidad y condición de los productos devueltos, el momento de los rendimientos, los valores residuales potenciales y la demanda del mercado secundario [20]. Además, existen incertidumbres que surgen de la disponibilidad limitada de datos y la calidad deteriorada de los datos. Por lo tanto, la logística en reversa se caracteriza por los factores de incertidumbre mucho más altos en comparación con los flujos de materiales previos regulares en las cadenas de suministro. Una representación adecuada de las incertidumbres en la logística en reversa es siempre importante. El IDSS permite a los participantes estar preparados para situaciones cuando los productos están listos para ser devueltos y se deben tomar decisiones acerca de los canales de recuperación. Las probabilidades de que los productos sean reparados, remanufacturados, reutilizados o eliminados pueden utilizarse para apoyar la toma de decisiones. La información disponible para apoyar la toma de decisiones para los productos devueltos normalmente es muy escasa. Por esta razón, el mecanismo BBN con razonamiento probabilístico es una buena opción en sistemas IDSS en gestión de logística en reversa. Un BBN puede evaluar cuantitativamente diferentes opciones y proponer

cuál podría ser la mejor acción. Si se conoce el resultado de la acción anterior, esta información se puede utilizar a su vez como evidencia adicional para actualizar las probabilidades de estimaciones adicionales con mayor precisión.

Finalmente, a continuación se indican referencias de algunos trabajos de aplicación de redes bayesianas en la toma de decisiones bajo incertidumbre en Logística en Reversa:

- Aplicación del enfoque robusto de toma de decisiones a un ejemplo de recuperación de placa de circuitos espaciales [5]. Los sistemas espaciales son intrínsecamente riesgosos debido a la tecnología involucrada y la complejidad de sus actividades, la presencia significativa de las incertidumbres requiere de una buena gestión de riesgos durante el desarrollo de sistemas espaciales.
- Una examinación cualitativa de los factores que afectan los sistemas de logística en reversa para el fin de ciclo de vida de computadoras [16].
- Modelo de costo total de propiedad, utilizando la técnica de simulación confiable basada en intervalos de gestión de logística en reversa [21].

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS Y ELECTRÓNICAS

- [1]. DANIEL R. GUIDE Jr. and LUKE VAN WASSENHOVE (2001). "Managing products returns for manufacturing". Journal of production and Operations Manager. Volume 10, Issue 2, June 2001
- [2]. PRAHINSKI C. and KOCABASOGLU C. (2006). "Empirical research opportunities in reverse supply chains". Omega. Volume 34, No. 6.
- [3]. ZHENG L. and POSSEL D. (2002) "Strategic Production Networks", Springer.
- [4]. WANG Y. (2009). "Imprecise probabilities based on generalized intervals for systems reliability assessment". International Journal of Reliability & Safety, Press.
- [5]. SHEVTSHENKO, E. (2007). "Intelligent decision support system for the network of collaborative SMEs", PhD thesis, Tallinn University of Technology, Tallinn, Estonia.
- [6]. TARONI F., AITKEN C., GARBOLINO P. and BIEDERMANN A. (2006) "Bayesian Networks and Probabilistic Inference in Forensic Science", John Wiley & Sons, London.
- [7]. NIELSEN D.T. and JENSEN V.F. (2007). "On line alert systems for production plants: a conflict based approach", International Journal of Approximate Reasoning, Vol. 45, No. 2, pp. 255-270.
- [8]. INSÚA D.R. and RUGGERI F. (2000). "Robust Bayesian Analysis". Springer, New York
- [9]. WALLEY P. (1991). "Statistical reasoning with imprecise probabilities". Monographs on Statistics and Applied Probability. Vol. 42.
- [10]. DEMPSTER A. (1967). "Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping". Annals of Mathematics Statistic. Vol. 38, No.2, pp 325-339.
- [11]. SCHAFER G. (1976). "A Mathematical theory of evidence". Princeton University Press. NJ, Princeton.
- [12]. ZADEH L.A. (1978). "Fuzzy sets as a basis for the theory of possibility". Fuzzy Sets Systems. Vol. 1, No. 1, pp. 328.
- [13]. DUBOIS D. and PRADE H. (1998). "Possibility theory: An approach to computerized processing of uncertainty". Plenum, New York.
- [14]. WANG Y. (2009). "Imprecise probabilities based on generalized intervals for systems reliability assessment". International Journal of Reliability & Safety, Press.
- [15]. CARTER C.R. and ELLRAM L.M. (1998). "Reverse Logistics: a review of the literature and framework for future investigation". Journal of Business Logistics. Vol. 19, No. 1, pp. 85-102.
- [16]. KNMEYER, A.M., PONZURIK, T.G. and LOGAR, C.M. (2002) "A qualitative examination of factors affecting reverse logistics systems for end-of-life computers". International Journal of Physical Distribution and Logistics Management, Vol. 32, No. 6, pp.455-479.
- [17]. SASIKUMAR P. and KANNAN G. (2008). "Issues in reverse supply chains". International Journal of Sustainable Engineering.
- [18]. SEAN B. (2001). "Decision support systems" International Encyclopedia of Business and Management, 2nd ed., International Thomson Business Publishing Co., London.
- [19]. THIERRY, M., SALOMON, M., NUNEN, J. and WASSENHOVE, L. (1995) "Strategic issues in product recovery management", California Management, Vol. 37, No. 2, pp.114-135.
- [20]. TAN, A. and KUMAR, A. (2006). "A decision-making model for reverse logistics in the computer industry", The International Journal of Logistics Management, Vol. 132, No. 3, pp. 331-354.
- [21]. HAMZA H., WANG Y. and BIDANDA B. (2007). "Modeling total cost of ownership utilizing interval-based reliable simulation technique in reverse logistic management", IIE Annual Conference and Exposition 19-23 may 2007, Nashville, TN.