

# FUSIÓN DE DATOS EN REDES DE SENSORES: UNA REVISIÓN DEL ESTADO DEL ARTE

Wendy Janett Guzmán González<sup>1</sup>, José Rivera Mejía<sup>2</sup>.

<sup>1</sup>Ing. en sistemas computacionales, M.Sc. en ingeniería electrónica, PhD(c) wjguzman@itchihuahua.edu.mx

<sup>2</sup>Dr. José Rivera Mejía, profesor investigador, jrivera@itchihuahua.edu.mx

División de Estudios de Posgrado e Investigación. Instituto Tecnológico de Chihuahua, Ave. Tecnológico #2909 Chihuahua, Chih., México C.P. 31310.

## RESUMEN

El documento presenta una revisión de literatura en el contexto de redes de sensores y fusión de datos, el cual expone una breve descripción de algunas implicaciones importantes de las redes de sensores y las técnicas que frecuentemente se han usado como alternativa de solución ante los desafíos habituales en las principales topologías de las redes. De igual manera se efectúa una correspondencia entre los modelos que se han propuesto hasta la fecha y que comúnmente se han tomado como referencia para implementar un sistema de fusión de datos a fin de identificar el enfoque primordial de cada uno de estos. Finalmente se realiza una descripción de aportaciones dirigidas a sensores inteligentes, dejando claro que se requiere más investigación en este contexto que permitan formular soluciones viables a las problemáticas actuales en dicha área de aplicación.

**Palabras clave:** fusión de datos, red de sensores inalámbrica, topología de red, modelo, sensor inteligente.

Recibido: 30 de Junio de 2014.

Aceptado: 10 de septiembre de 2014.

Received: June 30<sup>th</sup>, 2014.

Accepted: September 10<sup>th</sup>, 2014.

## DATA FUSION IN SENSOR NETWORKS: A REVIEW OF THE STATE OF THE ART

### ABSTRACT

*A literature review in the context of sensor networks and data fusion is presented as a brief description of some important implications for sensor networks and the techniques that have been frequently used as an alternative solution in the common challenges of main network topologies. Also, this paper presents a correspondence between the models that have been proposed and have been frequently used as a reference to implement a data fusion system. Finally, there is a description of contributions aimed towards smart sensors, emphasizing the need of more research in this context to help formulate viable solutions to the current problems in this area of application.*

**Keywords:** data fusion, wireless sensor network, network topology, model, smart sensor.

## 1. INTRODUCCIÓN

Actualmente los sistemas de medición se están integrando por más sensores, dado que han demostrado una mejora sustancial ante problemas de diversas áreas. A medida que el volumen de datos crece, también lo hace la necesidad de combinar los datos provenientes de sensores para extraer la información más útil que permita la comprensión del entorno y la toma oportuna de decisiones. Sistemas de fusión de datos son una alternativa de solución eficiente ante dicha problemática.

La idea de combinar datos provenientes de diversas fuentes para obtener una descripción completa del fenómeno observado ha estado presente durante mucho tiempo, prueba de ello es la teledetección y la meteorología. Fusión de datos proporciona una formalización de la integración de datos, supervisando la calidad de la información de tal manera que los resultados ayuden a los usuarios a tomar decisiones en situaciones complicadas.

Fusión de datos es un tema amplio, por tanto, han surgido muchas terminologías que son usadas de forma indistinta para referirse al mismo concepto. Una de las definiciones más citadas corresponde a la propuesta por la Junta de Directores de Laboratorios del grupo de fusión de datos *Joint Directors of Laboratories* (JDL) que la define como un proceso de múltiples niveles y fases de detección automática, que tratan con la asociación, correlación, estimación, y combinación de datos e información de una o múltiples fuentes para lograr posiciones de refinado, estimaciones de identidad, evaluaciones completas, situaciones de amenazas oportunas y su significado [1].

Dichos términos, métodos y técnicas emergentes, muestran el hecho de que el tema ha sido estudiado en varias ocasiones. En [2] se hace referencia a 40 revisiones literarias de mayor relevancia que han surgido hasta el 2010.

Tomando como base los estudios publicados por Bloch en 1996 y Hall en 1997 [3], [1] donde se abordan los orígenes y conceptos básicos, surgen estudios posteriores que describen la evolución de fusión de datos enfocada en la resolución de un problema específico, como por ejemplo: en el transporte, privacidad de datos y cuencas hidrográficas [4], [5], [6].

El presente documento tiene como objetivo proporcionar una visión de los avances recientes en fusión de datos. En particular, se realiza un análisis de aportaciones que surgieron en la última década con el fin de presentar un extracto que revele de manera clara la tendencia en cuanto a problemas, herramientas matemáticas y aplicaciones que se han abordado con mayor frecuencia. Por otra parte se efectúa una correspondencia entre los niveles de los principales modelos y arquitecturas que se han propuesto y han servido como base para numerosas propuestas con resultados exitosos. Dentro de este mismo contexto se examina un área de aplicación de la cual se reportan pocas contribuciones al respecto.

El resto del artículo está organizado de la siguiente manera: en la sección 2 se mencionan algunas de las aportaciones más significativas de fusión de datos, de igual manera se hace referencia a los modelos más citados y se describen las aportaciones de un área de aplicación con pocas contribuciones reportadas actualmente; dentro de la sección 3 se documentan los resultados y en la sección 4 se describen las conclusiones obtenidas.

## 2. FUSIÓN DE SENSORES

Fusión de datos surgió en los años 90's con aplicaciones principalmente militares y de robótica [1]. Ejemplos más recientes abarcan una amplia gama de áreas: ingeniería oceánica [7], medicina [8], control de tráfico [9], [4], geología [10], medio ambiente [11], [12], geofísica [13], robótica [14], etc.

Se pueden encontrar diferentes técnicas para implementar un proceso de fusión de datos, estas pueden ser a través de simples operaciones aritméticas hasta modelos con un alto grado de complejidad. Algunos investigadores se apoyan en *enfoques estadísticos*: combinación ponderada, análisis estadístico multivariado, minería de datos [15] y media aritmética [16].

Otros investigadores aplican *enfoques probabilísticos*: por ejemplo, la aproximación bayesiana y modelos de espacio de estado [13], [17], los métodos de máxima probabilidad [18], el filtro de Kalman [19], teoría de la posibilidad [20], el razonamiento evidencial y más específicamente la teoría evidencial [21].

También resulta útil el uso de la *inteligencia artificial*: [22] redes neuronales [23], lógica difusa [21], [24], cognición artificial y algoritmos genéticos [25], [26].

### 2.1 Redes de sensores inalámbricas

Debido al futuro prometedor que muestran de las redes de sensores inalámbricas, *Wireless Sensor Networks* (WSN) numerosas investigaciones se centran en este campo de investigación, y muchas de las aplicaciones de fusión de datos son implementadas en WSNs para monitorear fenómenos y eventos.

Dentro de este paradigma y fusión de datos es crítico determinar dónde desplegar los sensores para satisfacer requisitos de cobertura de monitoreo. Estudios en este sentido son presentados por Ababnah [27] quien toma como referencia el trabajo propuesto en [28] para modelar el problema de despliegue de sensores incluyendo requisitos de falsas alarmas, en un contexto de teoría de control óptimo, lo cual no fue considerado en [29].

Otro aspecto de vital importancia es el doble conteo, ya que afecta de manera directa los resultados obtenidos [30]. Métodos de fusión conservadora deben ser empleados para tratar de aliviar tal problemática [31]. Tahir [32] se basa en modelos de mezcla gaussiana, *Gaussian Mixture Model* (GMM) y la técnica de Montecarlo. Thompson [33] hace uso de métodos directos para mantener la cuenta exacta en términos de información independiente. Por otra parte, Bandara [34] hace uso de una red de datos con nombre, *Named Data Networking* (NDN) con la que es posible evitar los mensajes duplicados de una manera eficiente.

### 2.2 Topologías de red

Fundamentalmente una red de sensores está integrada por cierta cantidad de nodos, que se pueden organizar de diversas formas. El estudio de trabajos relacionados revela tres tendencias principales: centralizada, descentralizada y distribuida.

Debido a las restricciones de espacio, se documentan solo algunas aportaciones de un total de 140 que fueron consideradas para la obtención de los resultados expuestos en el presente documento.

#### 2.2.1 Centralizada

Avances relacionados a fusión de datos centralizada se presentan a continuación: un enfoque de visión fue presentado en [35] para abordar las limitaciones de: eficiencia, velocidad y robustez. Una solución de procesamiento paralelo basado en el modelo de múltiple interacción, *Interacting Multiple Model* (IMM) fue propuesto por Vaidehi [36] para resolver la complejidad computacional.

Por otra parte Yucheng y Salahshoor [37], [38] investigan las técnicas para mejorar la detección y diagnóstico de fallas en el sistema, se basan en el filtro de Kalman extendido, *Extended Kalman filter* (EKF) y en el filtro de Kalman de conjuntos, *The Ensemble Kalman Filter* (EnKF), respectivamente.

Avances más recientes son presentados por Munz [39] quien introduce un diseño que es independiente de las propiedades de hardware del sensor y los requisitos de la aplicación, expone una nueva extensión del algoritmo *Joint Integrated Probabilistic Data Association* (JIPDA) basado en la teoría de evidencia de *Dempster Shafer*, *Dempster Shafer Theory of Evidence* (DST).

#### 2.2.2 Descentralizada

A diferencia de la arquitectura anterior, la fusión de datos descentralizada, presenta mayores desafíos. En las siguientes líneas se describen algunos de los avances recientes en materia.

GMM fueron considerados por primera vez para problemas de seguimiento por Sorenson [40]. En [41], [42] además de GMM se apoyan de un filtro de partículas. Por otra parte en [43] se soluciona el problema de detección y aislamiento de fallas, basado en un enfoque *Unscented Kalman Filter* (UKF). Una perspectiva semejante se presenta en Zervas [21] para evitar la generación de falsas alarmas y en [44] para calcular la posición de un vehículo submarino autónomo.

#### 2.2.3 Distribuida

El presente enfoque se ha investigado durante muchos años [45], [46]. La gran cantidad de trabajos de investigación publicados en las metodologías de fusión de datos distribuidas usando paso de mensajes [47], basado en rumores [48] y procesos de difusión [49], es un indicador del creciente interés en este tema.

Enfoques para reducir el costo de comunicación se presentan en [46] y en [50] para resolver el problema de transferencia de información. Zongqing [51] propone un algoritmo heurístico para la colocación de la función de fusión, los resultados supera a lo presentado en [52].

Por otra parte Julier [30] presenta un preliminar para estimar y explotar las correlaciones. Un nuevo enfoque basado en la propagación de consenso fue propuesto por Khaleghi [53], sin embargo, el experimento se llevó a cabo a pequeña escala.

Farrell [45] presentó una aproximación computacional simple en presencia de correlaciones desconocidas y sin la necesidad del etiquetado. Otro aspecto abordado en este contexto se presenta en [54] para frecuencias de muestreo diferentes, lo cual no había sido considerado en [55], [56], [57].

### 2.3 Modelos de fusión de datos

Aunque se ha propuesto más de 30 modelos de fusión [58] el modelo más citado es el JDL, Llinas [1] lo describen mediante una serie de niveles incrementales. A pesar de su popularidad, este modelo tiene algunas deficiencias, tales como el enfoque para aplicaciones militares, por lo cual no puede ser implementado con facilidad en aplicaciones civiles, aunado a que es demasiado restrictivo. Por lo anterior han surgido nuevas propuestas para tratar de aliviar dichos inconvenientes [59], [60].

Otra alternativa es presentada por Thomopoulos [61], la cual brinda un mayor grado de flexibilidad, permitiendo que los niveles de fusión se puedan implementar de una manera secuencial o intercambiable. Dasarathy [62] por otra parte, ve al sistema de fusión desde una perspectiva de la ingeniería de software.

Luo y Kay [63] introducen un nuevo modelo en donde se clarifica la distinción entre la integración y fusión de múltiples sensores. Pau [64] describe otro marco de fusión de datos basado en *behavioural knowledge formalism*. No obstante, Bedworth [65] describe un modelo llamado Omnibus, dicho paradigma es un híbrido de otros tres modelos.

Otra conceptualización es presentada por Esteban [66] para satisfacer los requerimientos de las directrices de ingeniería. Harri [67] presenta el

modelo cascada, el cual dirige especial atención a los niveles bajos de fusión, lo cual no ocurre en [68], ya que este último se enfoca en los niveles altos principalmente.

Uno de los marcos de fusión más abstractos es propuesto por Kokar [59], tal formalización se basa en la teoría de categorías y se afirma que es lo suficientemente general como para capturar todo tipo de fusión, además este podría contribuir a la mejora y formalización del modelo JDL.

### 2.4 Desafíos

Es evidente de este estudio que el estado actual de la técnica de fusión de datos está en continuo desarrollo. Existen por lo tanto, áreas de aplicación que hasta hace poco han sido escasamente exploradas por la comunidad de fusión de datos, algunas de ellas son: el desarrollo de sistemas capaces de incorporar los datos duros y suaves [69], sistemas de fusión de datos en entornos dinámicos y procesamiento en tiempo real [4], así como la incorporación de la de fusión de datos en sensores inteligentes [70], [71]; este documento se enfoca en una revisión de publicaciones de esta última área.

#### 2.4.1 Sensores inteligentes

Pocos aportes se ha encontrado referente a fusión de datos en sensores inteligentes, lo antes mencionado no significa que sea un área de reciente surgimiento, prueba es que quizás una de las primeras investigaciones fue presentada por Cheng-He [72].

Investigaciones más recientes se presentan en [73] para el reconocimiento de voz en un robot inteligente bajo un esquema de fusión descentralizada. Bajo este mismo enfoque, en [74] se usa la capacidad de cálculo de los nodos sensores para la detección de eventos. Por otra parte en [75] se implementó un sistema para realizar inferencias a través de otras mediciones y predecir la variable de interés. Capua [76] propone un innovador diseño de una red de sensores web inteligentes para el monitoreo de los niveles de exposición de campos electromagnéticos, sin embargo, la fusión a nivel de decisión se realiza en una estación de trabajo remota y no en el sensor inteligente.

En relación a fusión centralizada se encuentran publicaciones como en [77] que formula el uso de un microcontrolador para la detección y

clasificación de gases. Por otra parte Rivera [78] ilustra el diseño de un sensor inteligente con capacidad de fusión de datos para estimar el consumo de agua en un edificio. Un sistema para la mejora en la precisión del parámetro obtenido por el sensor inteligente es presentado en [79]. McGrath [60] introduce un nuevo modelo denominado *Adaptive Context Information Processing Language* (ACLPL), el cual fue inspirado en [1] con el fin de realizar fusión de datos en redes de sensores inteligentes.

### 3 RESULTADOS

A pesar de que la mayoría de los enfoques propuestos no son sistemáticos, sino que representan soluciones puntuales a problemas específicos, se hizo un esfuerzo por clasificarlos a fin de obtener un extracto que muestre de manera clara la tendencia de problemas a resolver, técnicas y aplicaciones que hasta el momento se han reportado con mayor frecuencia en las topologías antes descritas, motivo por el cual se realizó una revisión de aproximadamente 140 contribuciones publicadas en la última década, las cuales se concentran en la Tabla 1.

De la Tabla 1 se puede observar que el enfoque centralizado ha dirigido la atención principalmente a cuatro aspectos básicos que hasta la fecha se encuentra en desarrollo, siendo la complejidad computacional y el tratamiento de mediciones fuera de secuencia los principales desafíos. Así mismo se evidencia que la principal aplicación bajo este esquema es la detección y diagnóstico de fallas en procesos de diversos rubros.

Por otra parte en la topología descentralizada el foco de atención es principalmente el consenso de nodos que involucra problemas de doble recuento y la generación de falsas alarmas, sin olvidar los aspectos referentes a la red. Dentro de las aplicaciones más comunes se encuentra el seguimiento de objetos así como la implementación en vehículos autónomos.

En el esquema distribuido los principales desafíos reportados son la ubicación óptima de la función de fusión de datos y aspectos relacionados con la transferencia de información incluyendo la sincronización. Las aplicaciones habituales hasta el

momento son el monitoreo y control de variables, además del seguimiento de objetos, aunque esta última sin duda alguna destaca aún más en el enfoque descentralizado.

Finalmente es importante señalar que uno de los principales problemas del cual han surgido numerosas propuestas de solución en las diferentes topologías se enfocan al tratamiento de la imperfección de los datos, dado que estos siempre se ven afectados por un cierto nivel de incertidumbre o falta de certeza en las mediciones.

Respecto a las técnicas utilizadas, en la Tabla 1 se evidencia que el filtro de Kalman y sus variantes se encuentran presentes en los tres esquemas, dicha técnica fue documentada en gran cantidad de aportaciones con resultados exitosos.

Por otra parte la teoría de evidencia de Dempster Shafer fue usada principalmente en la fusión centralizada para aplicaciones robustas, donde la fiabilidad del sistema es una parte crítica, en dichas aportaciones se intenta obtener beneficios de conjuntos de hipótesis. La teoría de conjuntos aleatorios aunque es de reciente surgimiento también se aplicó en este enfoque para una representación adecuada de la amplia gama de aspectos de imperfección de datos como: incertidumbre, imprecisión y ambigüedad.

Los modelos de mezcla gaussiana se aplicaron principalmente en enfoques descentralizados, dado que se ha demostrado que son una herramienta que proporciona una base para las soluciones analíticas a las actualizaciones y predicción para el filtrado bayesiano general, además de ser una herramienta estocástica potente y compacta que permite la comunicación eficiente en redes de sensores a gran escala. Por otro lado, los enfoques bayesianos también se usaron primordialmente como una alternativa para tratar con la imperfección inherente a los datos.

No obstante, los procesos de decisión de Markov se reportaron con mayor frecuencia en la fusión distribuida enfocados principalmente a reducir sustancialmente la redundancia en el flujo de información en el sistema global y a mantener un mayor control de información.

Tabla 1. Problemas, técnicas de desarrollo y aplicaciones de topologías de red

<b>Enfoque</b>	<b>Problemas</b>	<b>Técnicas</b>	<b>Aplicaciones</b>
<b>Centralizada</b>	Complejidad computacional	Filtro de Kalman y sus derivaciones	
	Tratamiento de mediciones fuera de secuencia	Teoría de evidencia de Dempster Shafer	Detección y diagnóstico de fallas en procesos
	Despliegue de sensores	Teoría de conjuntos Aleatorios	
	Identificación y tratamiento de datos atípicos		
<b>Descentralizada</b>	Generación de falsas alarmas	Filtro de Kalman y sus variantes	Seguimiento de objetos
	Tratamiento de doble recuento	Modelos de mezcla gaussiana	Vehículos autónomos
	Inconsistencia en mediciones	Enfoques bayesianos	Control de tráfico
<b>Distribuida</b>	Transferencia de información	Filtro de Kalman y sus derivaciones	Monitoreo y/o control de variables
	Colocación de la función de fusión de información	Procesos de decisión de markov	Seguimiento de objetos
	Inconsistencia en mediciones	Método de Montecarlo	

De igual manera, el método de Montecarlo se aplicó para ayudar a entender la relación fundamental entre el número de sensores, la ubicación, combinación de sensores de diferentes capacidades, carga computacional beneficios de fusión de datos, costo del sistema, etc. Aunque es conveniente mencionar que también fue aplicado en gran medida en los otros enfoques con el propósito de realizar evaluaciones de rendimiento de los algoritmos propuestos frente a los ya existentes.

Con la finalidad de presentar una orientación de los componentes que integran los modelos antes descritos, se realizó un análisis detallado a fin de establecer una correspondencia aproximada, no comparativa, entre los diversos niveles, los cuales se ilustran en la Tabla 2. Se puede observar que las diferencias primordialmente se reflejan en los detalles de cómo cada modelo es representado, en otras palabras, la manera en que se describe el flujo de información.

También de la Tabla 2 es posible identificar claramente los modelos en los que su principal énfasis es el procesamiento de funciones en los niveles bajos, como lo son las aportaciones de Luo y Kay, Pau y Harri [63], [64], [67], lo cual resulta

congruente, dado que la fusión de bajo nivel cada vez se afianza más y se acerca a la madurez. Lo cual no ocurre en las aportaciones JDL y I/O [1], [62] las cuales dirigen la atención a los niveles altos de fusión. Por otra parte, las aportaciones de Das y Bedworth [68], [65] incluyen además de la toma de decisiones la acción como parte del modelo, lo cual no ocurre para el resto de los modelos. Se reportaron también modelos que generalizan en gran medida el proceso de fusión como lo son las aportaciones de Thomopoulos y Esteban [61], [66].

Finalmente es importante mencionar que la contribución de Kokar [59] no se incluyó en dicha correspondencia, debido a que su aportación es representada en una notación lógica y matemática y no específicamente mediante gráficos y a través de niveles; lo que significa que quizás es la primera aportación en el desarrollo de una teoría formal de la fusión. Una de las consecuencias de la representación de modelos mediante niveles y lenguaje natural es que no es posible demostrar formalmente cuál modelo es más eficiente que otro, razón por la que en la literatura analizada se reportaron comparación de algoritmos sobre la base de experimentos simulados, lo que no sería necesario si los modelos se representaran en base a una teoría formal [59].

Tabla 2. Correspondencia entre niveles de modelos de fusión de datos.

MODELO	Ref	Datos	Información	Conocimiento	Decisión	Acción
I/O	[62]	(DAI-DAO)	(DAI-FEO)	(FEI-FEO)	(FEI-DEO) (DEI-DEO)	
JDL	[1]	Preproceso de fuentes	Valoración del objeto	Valoración de la situación Valoración de impacto	Refinamiento	
Ciclo OODA	[68]	Observación	Orientación		Decisión	Acción
Cascada	[67]	Sensado Procesamiento de señales	Extracción de características Reconocimiento de patrones	Valoración de la situación	Decisión	
Omnibus	[65]	Observación	Orientación		Decisión	Acción
Thomopoulos	[61]	Señal		Evidencia	Dinámica	
Luo y Kay	[63]	Señal Pixel	Características	Símbolo		
Pau	[64]		Extracción de características Asociación Atributos del sensor Análisis y agregación	Representación		
Esteban	[66]	Identificación		Estimación	Validación	

#### 4. CONCLUSIONES

Los adelantos tecnológicos permiten instrumentar y conectar prácticamente cualquier objeto, dicha proliferación de dispositivos conectados requieren sistemas con un drástico aumento en la capacidad para procesar datos, que permitan extraer y almacenar lo más relevante. Por lo anterior la comunidad científica de fusión de datos se encuentra impulsando una intensa investigación en cuanto a la generación de sistemas capaces de abordar dicho problema.

En el presente trabajo se intenta resumir una revisión de los avances recientes en fusión de datos en redes de sensores, que proporcione una imagen actual de la investigación en dicho tema, para lo cual se analizaron algunos conflictos en redes de sensores, siendo la fusión conservadora en este contexto, el más estudiado.

De igual manera se analizaron 140 artículos, de los cuales se pudo destacar la implementación de soluciones a varios de los problemas de fusión de datos en redes de sensores. Se introdujo una

taxonomía que indica los problemas, herramientas matemáticas y aplicaciones que ordinariamente se han abordado en la última década en cuanto a las principales topologías de red.

Se pudo notar que el filtro de Kalman y sus variantes son los métodos más comunes por ser entre otras cosas, simples y fáciles de implementar, así mismo, el seguimiento de objetos fue la aplicación más analizada. Por otra parte se reportó gran cantidad de aportaciones enfocadas a soluciones de inconsistencia de los datos.

De igual forma se presentó una correspondencia entre los niveles que integran a los principales modelos, destacando el enfoque que cada una de estas. Se evidenció la necesidad del desarrollo de nuevos modelos con base en una teoría formal, a fin de lograr evaluaciones de rendimiento.

Finalmente, se realizó una revisión de literatura en el contexto de sensores inteligentes, después de la cual queda claro que existen pocas aportaciones en este sentido, y aunque en la mayoría de estas se habla de sensores inteligentes, en sí, el proceso de

fusión de datos no siempre es implementado en el sensor, si no en un equipo de mayor capacidad computacional, principalmente para la fusión de decisiones.

Por lo antes mencionado es quizás esta un área de oportunidad, en la cual valdría la pena realizar estudios en este sentido, a fin de brindar propuestas que representen una solución viable a las problemáticas actuales en redes de sensores inteligentes.

## 5. AGRADECIMIENTOS

Esta investigación fue apoyada por una beca de educación superior. Los autores desean expresar su agradecimiento a todas las personas que aportaron sus comentarios, en especial a los miembros del equipo de investigación del Instituto Tecnológico de Chihuahua.

## 6. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] David, L. y Llinas, H. An introduction to multisensor data fusion, Proceedings on the IEEE., 1997.
- [2] Dasarathy, B. A representative bibliography of surveys in the information fusion domain, Information Fusion., 11, 299–300, 2010.
- [3] Bloch, I. Information combination operators for data fusion: a comparative review with classification, Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, IEEE Transactions., 26, 52–67, 1996.
- [4] Faouzi, N., Leung, H. y Kurian, A. Data fusion in intelligent transportation systems: Progress and challenges – a survey, Information Fusion., 12, 4–10, 2011.
- [5] Navarro, G. y Torra, V. Information fusion in data privacy: A survey, J. Information Fusion., 13, 235–244, 2012.
- [6] Khalifa F. y Alouani, A. Survey of watershed modeling and sensor data fusion. System Theory, 2009. SSST 2009. 41st Southeastern on. 39–43, Marzo 2009.
- [7] Naeem, W., Sutton, R. y Xu, T. An integrated multi-sensor data fusion algorithm and autopilot implementation in an uninhabited surface craft, Ocean Engineering., 39, 43–52, 2012.
- [8] Sui, J., Adali, T., Pearlson, G., Yang, H., Sponheim, S., White, T. y Calhoun, V. A cca + ica based model for multi-task brain imaging data fusion and its application to schizophrenia, NeuroImage., 51, 123–134, 2010.
- [9] Ahmed M. y Abdel-Aty, M. A data fusion framework for real-time risk assessment on freeways, Transportation Research Part C: Emerging Technologies., 26, 203–213, 2013.
- [10] Hibert, C., Grandjean, G., Bitri, A., Travelletti, J. y Malet, J. Characterizing landslides through geophysical data fusion: Example of the la valette landslide (france), Engineering Geology., 128, 23–29, 2012.
- [11] Ashraf, S., Brabyn, L. y Hicks, B. J. Image data fusion for the remote sensing of freshwater environments, Applied Geography., 32, 619–628, 2012.
- [12] Asner, G. P., Knapp, D. E., Boardman, J., Green, R. O., Kennedy-Bowdoin, T., Eastwood, M., Martin, R. E., Anderson, C. y Field, C. B. Carnegie airborne observatory-2: Increasing science data dimensionality via high-fidelity multi-sensor fusion, Remote Sensing of Environment., 124, 454–465, 2012.
- [13] Dutta, R., Cohn, A. G. y Muggleton, J. M. 3D mapping of buried underworld infrastructure using dynamic Bayesian network based multi-sensory image data fusion, Applied Geophysics., 92, 8–19, 2013.
- [14] Vasudevan, S. Data fusion with gaussian processes, Robotics and Autonomous Systems., 60., 1528–1544, 2012.
- [15] Chang, N., Vannah, B., Yang, Y. y Elovitz, M. Integrated data fusion and mining techniques for monitoring total organic carbon concentrations in a lake, Remote Sensing., 2014.
- [16] Jie, Y. Research on data fusion technology for integrated composite sensor for mining. Electric Information and Control Engineering (ICEICE), 2011 International Conference on. 1623–1626, Abril 2011.
- [17] Garcia, E., Hausotte, T. y Amthor, A. Bayes filter for dynamic coordinate measurements – accuracy improvment, data fusion and measurement uncertainty evaluation, Measurement., 46, 3737–3744, 2013.
- [18] Grasing D. y Desai, S. Data fusion methods for small arms localization solutions. Information Fusion (FUSION), 2012 15th International Conference on. 713–718, July 2012.
- [19] Ge, Q., Xu, D. y Wen, C. Cubature information filters with correlated noises and their applications in decentralized fusion, Signal Processing., 94, 434–444, 2014.
- [20] Debbeche F. y Ghoulmi, N. Data fusion for speaker parameterization by a possibility theory



- based method. Information Technology and e-Services (ICITeS), 2012 International Conference on. 1–4, Marzo 2012.
- [21] Zervas, E., Mpimpoudis, A., Anagnostopoulos, C., Sekkas, O. y Hadjiefthymiades, S. Multisensor data fusion for fire detection, Information Fusion., 12, 150–159, 2011.
- [22] Badamchizadeh, M., Nikdel, N. y Kouzehgar, M. Optimization of data fusion method based on kalman filter using genetic algorithm and particle swarm optimization. Computer and Automation Engineering (ICCAE), 2010 The 2nd International Conference on. 359–363, Febrero 2010,
- [23] Chatziagorakis, P., Sirakoulis, G. C. y Lygouras, J. N. Design automation of cellular neural networks for data fusion applications, ierprocessors and Microsystems., 36, 33–44, 2012.
- [24] Rodger, J. A. Toward reducing failure risk in an integrated vehicle health maintenance system: A fuzzy multi-sensor data fusion kalman filter approach for fivHMSg, Expert Systems with Applications., 39, 9821–9836, 2012.
- [25] Pinto, A., Montez, C., Araújo, G., Vasques, F. y Portugal, P. An approach to implement data fusion techniques in wireless sensor networks using genetic machine learning algorithms, Information Fusion., 15, 90–101, 2014.
- [26] Cai, Y., Mo, Y., Ota, K., Luo, C., Dong, M. y Yang, L. Optimal data fusion of collaborative spectrum sensing under attack in cognitive radio networks, Network IEEE., 28, 17–23, 2014.
- [27] Ababnah A. y Natarajan, B. Optimal control based sensor deployment incorporating centralized data fusion, Aerospace and Electronic Systems IEEE Transactions on., 47, 2086–2097, 2011.
- [28] Yuan, Z., Tan, R., Xing, G., Lu, C., Chen, Y. y Wang, J. Fast sensor placement algorithms for fusion-based target detection. Real-Time Systems Symposium. 103–112, Noviembre 2008.
- [29] Zhang, J., Yan, T. y Son, S. Deployment strategies for differentiated detection in wireless sensor networks. Sensor and Ad Hoc Communications and Networks 2006, SECON '06. 316–325, 2006.
- [30] Julier, S. Estimating and exploiting the degree of independent information in distributed data fusion. Information Fusion 2009. FUSION '09. 12th International Conference on. 772–779, Julio 2009.
- [31] Chang, K. y Chong, C. On scalable distributed sensor fusion, Information Fusion, 2008 11th International Conference on, 1-8, 2008.
- [32] Tahir N. y Bailey, T. Conservative data fusion for decentralized networks. GCC Conference Exhibition 2009 5th IEEE. 1–6, Marzo 2009.
- [33] Thompson P. y Durrant-Whyte, H. Decentralised data fusion in 2-tree sensor networks. Information Fusion (FUSION), 2010 13th Conference on. 1–8, Julio 2010.
- [34] Bandara H. y Jayasumana, A. P. Distributed, multi-user, multi-application, and multi-sensor data fusion over named data networks, Computer Networks., 57, 3235–3248, 2013.
- [35] Gate, G., Breheret, A. y Nashashibi, F. Centralized fusion for fast people detection in dense environment. Robotics and Automation, 2009. ICRA '09. IEEE International Conference on. 76–81, Mayo 2009.
- [36] Vaidehi, V., Kalavidya, K. y Gandhi, S. Cluster-based centralized data fusion for tracking maneuvering targets using interacting multiple model algorithm, Sadhana-Academy Proceedings in Engineering Sciences., 205-216, 2004.
- [37] Zhou, Y., Xu, J. y Jing, Y. Comparison of centralized multisensory measurement and state fusion methods with ensemble kalman filter for process fault diagnosis. Control and Decision Conference (CCDC), 2010 Chinese. 3302–3307, Mayo 2010.
- [38] Salahshoor, K., Mosallaei, M. y Bayat, M. Centralized and decentralized process and sensor fault monitoring using data fusion based on adaptive extended kalman filter algorithm, Measurement., 41, 1059 – 1076, 2008.
- [39] Munz, M., Mahlich, M. y Dietmayer, K. Generic centralized multi sensor data fusion based on probabilistic sensor and environment models for driver assistance systems, Intelligent Transportation Systems Magazine, IEEE., 2,6–17, 2010.
- [40] Sorenson, H. y Alspach, D. L. Recursive bayesian estimation using gaussian sums, Microelectronics Reliability., 11, 465, 1972.
- [41] Upcroft, B., Ong, L., Kumar, S., Ridley, M., Bailey, T., Sukkariéh, S. y Durrant-Whyte, H. Rich probabilistic representations for bearing only decentralised data fusion. Information Fusion, 2005 8th International Conference on. 8, Julio 2005.
- [42] Ong, L., Upcroft, B., Bailey, T., Ridley, M., Sukkariéh, S. y Durrant-Whyte, H. A decentralised particle filtering algorithm for multi-target tracking across multiple flight vehicles. Intelligent Robots and Systems, 2006 IEEE/RSJ International Conference on. 4539–4544, Octubre 2006.
- [43] Syahroni, N. Ocp based decentralized data fusion for autonomous underwater vehicles. Information Technology and Electrical Engineering

- (ICITEE), 2013 International Conference on. 465–469, Octubre 2013.
- [44] Karimi, M., Bozorg, M. y Khayatian, A. Localization of an autonomous underwater vehicle using a decentralized fusion architecture. Control Conference (ASCC), 2013 9th Asian. 1–5, Junio 2013.
- [45] Farrell W. y Ganesh, C. Generalized chernoff fusion approximation for practical distributed data fusion. Information Fusion, 2009. FUSION '09. 12th International Conference on. 555–562, Julio 2009.
- [46] Akselrod, D., Sinha, A. y Kirubarajan, T. Information flow control for collaborative distributed data fusion and multisensory multitarget tracking. Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactions on. 42, 501–517, Julio 2012.
- [47] Bickson, D., Shental, O. y Dolev, D. Distributed kalman filter via gaussian belief propagation. Communication, Control, and Computing, 2008 46th Annual Allerton Conference on. 628–635, Septiembre 2008.
- [48] Dimakis, A., Kar, S., Moura, J., Rabbat, M. y Scaglione, A. Gossip algorithms for distributed signal processing, Proceedings of the IEEE., 98, 1847–1864, 2010.
- [49] Cattivelli, F. y Sayed, A. Diffusion strategies for distributed kalman filtering and smoothing, Automatic Control, IEEE Transactions on., 55, 2069–2084, Septiembre 2010.
- [50] Matsuzaki T. y Kameda, H. Distributed data fusion with data t/r control for target tracking. SICE Annual Conference (SICE), 2012 Proceedings of. 701–706, Agosto 2012.
- [51] Zongqing, L., Lim, T. S. y Biswas, J. Fusion function placement algorithm for distributed data fusion application in wireless sensor networks. Advanced Information Networking and Applications (WAINA), 2011 IEEE Workshops of International Conference on. 329–334, Marzo 2011.
- [52] Ramachandran, U., Kumar, R., Wolenetz, M., Cooper, B., Agarwalla, B., Shin, J., Hutto, P. y Paul, A. Dynamic data fusion for future sensor networks, ACM, Transactions on Sensor, 2006.
- [53] Khaleghi B. y Karray, F. Distributed random set theoretic soft-hard data fusion: Target tracking application. Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing (ISSNIP), 2011 Seventh International Conference on. 455–460, Diciembre 2011.
- [54] Liu, Y., Yan, L., Xia, Y., Fu, M. y Xiao, B. Multirate multisensor distributed data fusion algorithm for state estimation with cross-correlated noises., Control Conference (CCC), 2013 32nd Chinese, 4682–4687, Julio 2013.
- [55] Duan Z. y Li, X. The optimality of a class of distributed estimation fusion algorithm. Information Fusion, 2008 11<sup>th</sup> International Conference on. 1–6, Junio 2008.
- [56] Duan Z. y Han, C. Discrete-time linear estimation with correlated noises, Systems Engineering and Electronics., 27, 792–794, 2008.
- [57] Feng, X. Network fusion estimation for correlated noises and disordered measuring system, Hangzhou Dianzi University., 2009.
- [58] Salerno, J. y Hinman, M. Building a framework for situational awareness. Seventh International Conference Information Fusion. 219–226, 2004.
- [59] Kokar, M. M., Tomasik, J. A. y Weyman, J. Formalizing classes of information fusion systems, Information Fusion., 5, 189–202, 2004.
- [60] McGrath, M. y Zheng, Y. Distributed contextual data fusion with acipl, Aerospace and Electronic Systems Magazine, IEEE., 24, 31–36, 2009.
- [61] Thomopoulos, S. Sensor integration and data fusion, Robotic systems., 7, 7,1990.
- [62] Dasarathy, B. Decision fusion strategies in multisensor environments, Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on., 21, 1140–1154, 991.
- [63] Luo, R. y Kay, M. Multisensor integration and fusion: issues and approaches, SPIE Sensor Fusion., 1998.
- [64] Pau, L. Sensor data fusion, 1988.
- [65] Bedworth M. y O'Brien, J. The omnibus model: a new model of data fusion?, Aerospace and Electronic Systems Magazine IEEE., 15, 30–36, 2000.
- [66] Esteban, J., Starr, A., Willetts, R., Hannah, P. y Bryanston-Cross P. A review of data fusion models and architectures: towards engineering guidelines, Neural Computing y Applications., 14, 273–281, 2005.
- [67] Harri C. y Bailey, T. Multi-sensor data fusion in defence and aerospace, Aeronautical Journal., 102, 229–244, 1998.
- [68] Das, S. K. High-level Data Fusion, Artech House, 2008.
- [69] Khaleghi B. y Karray, F. Distributed random set theoretic soft-hard data fusion: Target tracking application. Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing (ISSNIP), 2011 Seventh International Conference on. 455–460, Diciembre 2011.
- [70] Shu, L., Lloret, J., Rodrigues, J. y Chen, M. Editorial -

distributed intelligence and data fusion for sensor systems, *Communications, IET.*, 5, 1633–1636, 2011.

[71] Rothenberg, D. Data fusion enables: Next-generation smart mobile applications, *Electronic Design.*, 2013.

[72] Guo, C. H., Wang, X. G., Qian, W. H. y Lin, C. X. A new framework of distributed multisensor fusion for intelligent systems. *Industrial Technology, 1996. (ICIT '96), Proceedings of The IEEE International Conference on.* 460–464, Diciembre 1996.

[73] Nauth, P. Fusion of intelligent sensor data for robot control. *AFRICON, 2009. AFRICON '09.* 1–5, Septiembre 2009.

[74] Bahrepour, M., Meratnia, N. y Havinga, P. J. Sensor fusion-based event detection in wireless sensor networks, *Mobile and Ubiquitous Systems: Networking Services, Mobi-Quitous, 2009. MobiQuitous '09. 6th Annual International.* 1–8, Julio 2009.

[75] Larios, D., Barbancho, J., Rodríguez, G., Sevillano, J. Molina, F. y León, C. Energy efficient wireless sensor network communications based on computational intelligent data fusion for environmental monitoring, *Communications, IET.*, 6, 2189–2197, 2012.

[76] De Capua, C., De Falco, S. y Morello, R. The design of a web-sensor network for environmental monitoring and remote control applications by data fusion techniques. *Instrumentation and Measurement Technology Conference Proceedings, 2007. IMTC 2007. IEEE.* 1–6, Mayo 2007.

[77] Morsi, I. A microcontroller based on multi sensors data fusion and artificial intelligent technique for gas identification. *Industrial Electronics Society, 2007. IECON 2007. 33rd Annual Conference of the IEEE.* 2203–2208, Noviembre 2007.

[78] Rivera, J., Seanez, C., Hernandez, A. y Lopez, A. Intelligent sensor with data fusion to improve the care and management of water. *Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), 2011 IEEE.* 1–5, Mayo 2011.

[79] Shi, J., Tang, H. y Gong, H. Application of wavelet neural network and multi-sensor data fusion technique in intelligent sensor. *Intelligent Control and Automation, 2008. WCICA 2008. 7th World Congress on.* 1114–1117, Junio 2008.