

INFORMACIÓN MEDIANTE NETWORK CENTRIC WARFARE EN LA ARMADA, ¿CÓMO Y CUÁNDO?

Francisco Hederra Pinto*

Resumen

Veinte años atrás, las organizaciones de la defensa de los países desarrollados tuvieron la visión de que la información proveería una posición ventajosa y de poder en sus operaciones. Desde entonces, en conjunto con la academia y la industria, han efectuado avances significativos en la materia despejando las inquietudes de factibilidad y aceptabilidad del tema. La experiencia y productos operacionales en el área de la defensa no se comercializa ni se comparte debido a su valor estratégico; sin embargo, los antecedentes para lograrlo están disponibles para que la Armada de Chile, en conjunto con la empresa y la academia, avance en sus propios desarrollos para lograr una posición que le permita dominar la información en sus áreas de interés como son el área de la seguridad y protección del comercio marítimo e industria pesquera, así como el área de la defensa. En este artículo, a partir de las explicaciones de conceptos de Network Centric Warfare, fusión de datos e información y Machine Learning, se muestra el camino para avanzar en ese rumbo.

Palabras clave: Network Centric Warfare – fusión de datos – fusión de información - Machine Learning.

El concepto de *Network Centric Warfare* (NCW), tiene sus orígenes en el año 1996 a partir de los conceptos de *System of Systems* (Owens, 1996) y el concepto de Dominio Total del Espectro (*Full Spectrum Dominance*) (*Joint Vision* 2010, 1996). El concepto de *Network Centric Warfare* fue propuesto a partir del análisis de casos de estudio de empresas que usaban tecnologías de la información y comunicaciones para mejorar el análisis de la situación. Los autores de este concepto indicaban que la Información es poder y que ha evolucionado de ser un recurso escaso, caro y restringido a un recurso ampliamente disponible, económico y accesible. Su análisis concluía que las organizaciones dominantes en la era de la información logran dominio de sus

ecosistemas mediante el desarrollo y explotación de la superioridad de la información, lo cual ya había sido identificado como el estado final deseado del *Joint Vision* 2010.

Brander et al. (2007) presentaron el uso operacional y táctico de las capacidades habilitadas por el NCW y los desarrollos planificados por organizaciones de defensa de Estados Unidos y Europa. Fuertemente relacionado con lo anterior, Bravo (2010) presenta los distintos procesos de generación de inteligencia, materia fundamental del NCW.

Pugh (1987) publicó en esta revista su visión de lo que serían las aplicaciones de inteligencia artificial en el campo naval mediante una descripción del empleo de los medios en un encuentro de superficie, avizorando la implementación de

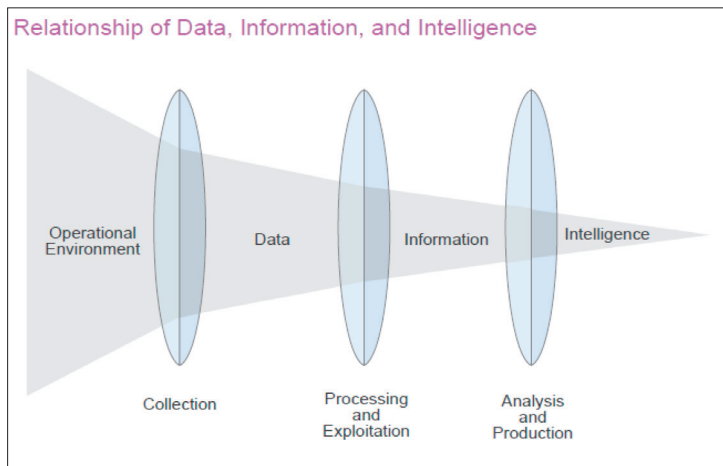
* Capitán de navío, PhD Georgia Institute of Technology, School of Industrial and Systems Engineering. (fhederra@sisdef.cl).

sistemas expertos, los que se encontraban en boga en la época de su publicación. Después de describir su visión en un escenario naval de un país como Estados Unidos, plantea que “En nuestro país es probable que estos avances técnicos tarden un poco en llegar, pero eso no exime nuestra responsabilidad en la preparación de personal para tal suceso.”

En este artículo, se desea mostrar que el tiempo que previó Pugh (1987) ha llegado, presentando la generación de inteligencia en el NCW mediante la fusión de datos y postular las condiciones para materializarla en nuestro país.

Network centric warfare y la generación de inteligencia

NCW plantea que el objetivo final deseado es la superioridad de la información, estado que se alcanza cuando se logra una ventaja competitiva derivada de una posición superior de la información, evaluada en sus aspectos de relevancia, exactitud y oportunidad. Para lograr lo anterior, NCW propone una red integrada de sensores y el valor agregado de la fusión de datos por sobre el paradigma de sensores aislados. Bravo (2010) expone la evolución que ha tenido la inteligencia operacional y táctica y muestra la relación entre datos, información e inteligencia, figura 1, mostrando que esta última es el resultado del procesamiento y análisis de los datos obtenidos de los sensores. Este modelo ha sido profusamente discutido en lo que se ha llamado la fusión de datos e información, para identificar el rol que le corresponde a los operadores y a las máquinas en los distintos niveles de procesos de generación de inteligencia, habiéndose ya asumido que se requiere del análisis de grandes cantidades de información proveniente de diversas fuentes y, consecuentemente, diversos niveles de validez, lo cual un conjunto de operadores no puede lograr en forma oportuna como es requerido,



■ Figura 1. Datos, información e inteligencia (Joint Intelligence, JP 2-2007, pág. 22, http://fas.org/irp/doddir/dod/jp2_0.pdf).

motivando a revisar los conceptos de fusión de datos y las herramientas asociadas.

Fusión de datos, fusión de información y *machine learning*

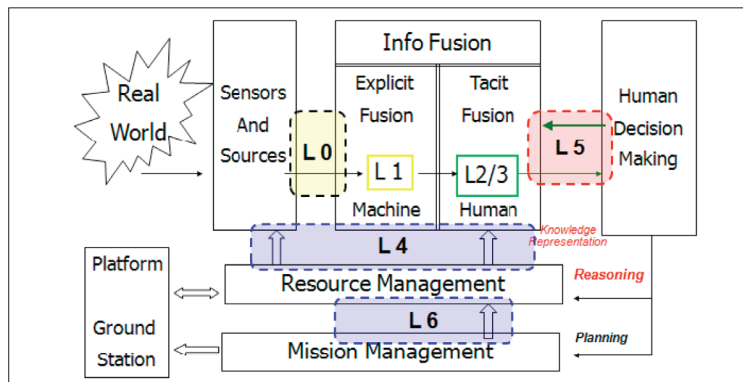
Como hemos visto, el NCW promueve la información como el factor de superioridad de las fuerzas conjuntas mediante la fusión de datos. *Machine Learning* es un conjunto de herramientas que permite desarrollar fusión de datos. Ambos conceptos se desarrollan a continuación.

La fusión de datos incluye la teoría, técnicas y herramientas para explotar la sinergia de la información adquirida por distintos sensores (Steinberg, 1999). Es interesante destacar que la introducción de los conceptos de *network centric warfare* y el de fusión de datos conlleva adicionalmente un importante cambio de paradigma, mostrando una evolución de un sensor-un usuario a la de múltiples sensores-múltiples usuarios ya que, además del uso de los datos producto de los sensores, NCW y fusión de datos incluyen aspectos de control remoto de los sensores, asignación de tareas a los mismos y distribución de la información.

Desde su definición, el concepto de fusión de datos evolucionó al concepto de Fusión de Información (FI), para abarcar, entre otros aspectos, la generación de inteligencia con participación del operador y la integración de productos de inteligencia. La clasificación de los procesos de fusión de información,

figura 2 (DFIG 2004 Model), definiendo niveles según la complejidad del nivel de toma de decisiones que apoya la información producida y consecuentemente, la complejidad de las herramientas que los producen:

- Nivel 0 Evaluación de datos: Procesos de FI para la estimación y predicción de estados observables de objetos o señales basado en asociación de niveles de señal (por ejemplo: recolección de información de sistemas).
- Nivel 1 Evaluación de objetos: Procesos de FI para la estimación y predicción de estados de entidades basado en evaluación de datos, estimación continua y discreta de los estados del sistema.
- Nivel 2 Evaluación de la situación: Procesos de FI para la estimación y predicción de relaciones entre las entidades, incluyendo estructura de fuerzas, organización de fuerzas, comunicaciones.
- Nivel 3 Evaluación de impacto: Procesos de FI para la estimación y predicción de los efectos en situaciones de acciones planificadas o estimadas de los participantes, incluyendo interacción de planes de acción de múltiples participantes.
- Nivel 4 Refinamiento de procesos: Procesos de FI para la adaptación de la adquisición de datos y procesos para apoyar objetivos de información, por ejemplo, control y gestión de sensores.
- Nivel 5 Refinamiento de usuarios: Procesos de FI para la determinación adaptativa de los requirentes de información y accesos a la información y adaptación de los datos desplegados al usuario.
- Nivel 6 Gestión de la misión: Procesos de FI para la determinación adaptativa del control espacio-temporal de recursos y planeamiento de rutas para apoyar la toma de decisiones



■ Figura 2. Modelo de fusión de información DFIG 2004. (https://www.researchgate.net/profile/Erik_Blasch/publication/300791820_One_decade_of_the_Data_Fusion_Information_Group_DFIG_model/links/570d1abd08ae2b772e42f14c/One-decade-of-the-Data-Fusion-Information-Group-DFIG-model.pdf)

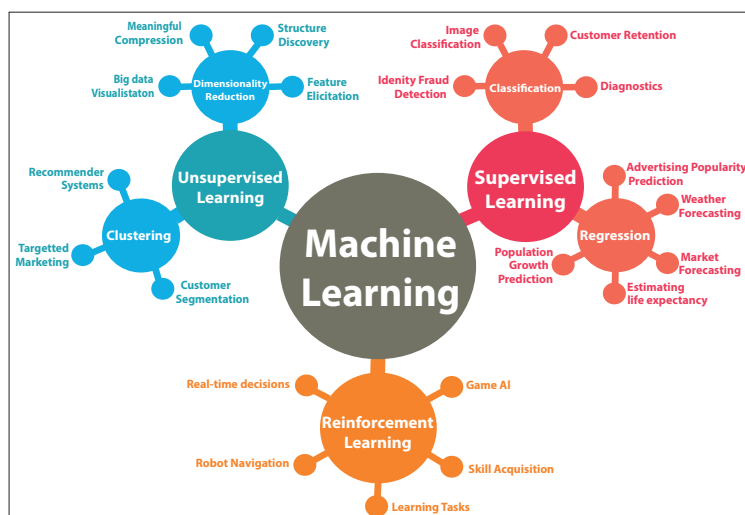
sobre restricciones sociales, políticas y económicas.

Los beneficios de la fusión de información de múltiples fuentes incluyen el mejorar la cantidad y validez de los resultados, ya sea por consistencia en el escenario o consistencia en el tiempo. O'Shaughnessy (2000) indica que, en el caso de la construcción del panorama táctico, el uso de múltiples sensores compartidos sobre una red de datalink para formar un panorama táctico común, puede resultar en mejoras en la disponibilidad del panorama de cada plataforma, cobertura y robustez, reduciendo la susceptibilidad a interferencias o decepción del enemigo.

Respecto de las herramientas empleadas en fusión de la información, se han desarrollado un gran número de ellas, estando hoy en el estado del arte aquellas categorizadas como inteligencia artificial y su derivado, *machine learning*. Lo que hoy conocemos como inteligencia artificial se inicia en 1950 cuando Alan Turin publicó un artículo en el que especulaba respecto de la posibilidad de crear máquinas que pensarán, indicando que era difícil definir el concepto de pensar, pero que ciertamente si una máquina podía mantener una conversación que no pudiese distinguirse de aquella que mantenía un ser humano, era razonable decir que la máquina pensaba. Muchos desarrollos le siguieron, entre los que se destacan las primeras redes neuronales el año 1958 y los sistemas expertos en 1980. *Machine learning*, por otra parte, son técnicas estadísticas que permite

que los computadores aprendan con datos, sin ser expresamente programados (Samuel, 1959).

Las herramientas de *machine learning* han demostrado su capacidad de generalizar clasificaciones y predicciones hechas por seres humanos en un conjunto reducido de datos, mediante el proceso llamado aprendizaje. Esta capacidad de generalizar es lo que hace tremendamente poderoso al concepto, ya que pueden extender el aprendizaje de casos particulares a casos generales del mismo modo que el ser humano aprende. Las herramientas de *machine learning* se clasifican de acuerdo al método de aprendizaje, lo cual está fuera del alcance de este artículo, pero básicamente identifican el método que se debe emplear para entrenar la herramienta. La figura 3 (Aplicaciones de *machine learning*) muestra algunas aplicaciones de *machine learning*, clasificadas según el método de aprendizaje, sin supervisión, supervisado y reforzado.



■ Figura 3. Aplicaciones de *machine learning* (<https://medium.com/marketing-and-entrepreneurship/10-companies-using-machine-learning-in-cool-ways-887c25f913c3>).

Cabe mencionar que el concepto *deep learning*, empleado frecuentemente en la literatura, se refiere a la metodología para entrenar el caso particular de redes neuronales profundas (con muchas capas).

Los tipos de problemas que pueden ser resueltos mediante *machine learning* se pueden clasificar, en (Aggarwal, 2015):

- Identificación de patrones de asociación: Identificar las relaciones/agrupaciones que

existen entre las distintas características de las observaciones.

- Clasificación: Predecir el valor de una característica para una observación.
- Identificación de *cluster*: Identificar relaciones/agrupaciones entre las observaciones.
- Identificación de valores atípicos (*outlier*): Corresponde a un caso especial de *clustering*, en el que los registros de un objeto son inusuales respecto del resto de las observaciones.

Las aplicaciones de fusión de información y *machine learning* en distintas disciplinas han sido numerosas y variadas, por ejemplo, en el área de la industria (análisis de mercado, *business intelligence* y otros), la defensa (adquisición, traqueo y caracterización de blancos, dominio del espectro), policiales (control de fronteras, control de piratería, aplicación de SISDEF en la identificación de conductas anómalas

y análisis de discrepancias en el monitoreo de tráfico marítimo), seguridad (sistemas biométricos, reconocimiento en imágenes), medicina (diagnóstico, imageología y radiología), transporte (vehículos autónomos) y muchos otros de abundante literatura. Más aun, cada vez que observamos que nuestras interacciones con máquinas son aprendidas y generalizadas (buscadores internet, UBER, captcha, y otros), se debe a que en el *background* hay un algoritmo de *machine learning* que está aprendiendo con nuestras acciones (IBM Watson, Google

Deepmind, etc).

No quisiera abandonar esta sección sin antes indicar algunas consideraciones en este dominio:

- No existe una herramienta que resuelva todos los problemas. Cada una de las herramientas ha demostrado ser efectiva en áreas específicas, pero ninguna de ellas ha mostrado desempeñarse bien en todas las áreas.

- El desarrollo de las soluciones analíticas es un proceso muy lejos de ser automático. Requiere de visión e intuición desarrollada por profesionales con experiencia, con conocimientos profundos de estadística, capacidad computacional robusta, conocimiento operacional del área que se modela y algo de experiencia en el área comercial para tener la sensibilidad de los costos del desarrollo. Estas características sugieren el trabajo conjunto de investigadores para desarrollar el modelo y la empresa para darle forma a un producto.
- Un paso previo al empleo de las herramientas propuestas, es la integración de datos provenientes de los sensores en una red. Este aspecto, además de las consideraciones de seguridad, conlleva el reto de integrar sensores de distintas generaciones tecnológicas. La construcción de la red no puede significar que los sensores actuales o antiguos sean desechados.
- El desarrollo de sistemas con fusión de datos y herramientas de *machine learning* se justifican cuando se requiere procesar grandes cantidades de datos o múltiples fuentes para producir la inteligencia que el tomador de decisiones necesita.
- La fusión de datos y *machine learning* no reemplazan al analista ni al tomador de decisiones. Muy por el contrario, estas herramientas están al servicio del hombre, procesando grandes cantidades de datos e información en forma oportuna y dejando tiempo para que el usuario haga lo que sólo él puede y debe hacer, tomar decisiones.
- Se requiere información relevante, exacta y oportuna del panorama de superficie marítimo que permita identificar las naves que son interesantes de fiscalizar. Esta claridad del panorama permitirá un empleo más eficaz y eficiente de los medios concentrando la fiscalización en las naves que tienen mayor probabilidad de estar infringiendo las leyes (fiscalización selectiva).
- Las características del escenario son:
 - Un área de responsabilidad de grandes dimensiones y un número limitado de medios para fiscalizar las naves.
 - Un gran número de naves heterogéneas, incluyendo embarcaciones de pesca, embarcaciones recreacionales, remolcadores y buques de transporte y carga. Algunas de estas naves son colaborativas (entregan sus datos de manera correcta o a veces errónea involuntariamente) y otras son no colaborativas (no entregan o falsifican sus datos de manera intencional).
 - Gran cantidad de datos disponibles en fuentes accesibles a través de internet, algunas de ellas de uso público (nivel de confianza en general bajo) y otras con acceso pagado. De estas fuentes es posible obtener información de características de las naves, bandera, propietarios, puertos que ha visitado y destino y otros. Estos datos incluyen valores actuales e históricos.
 - Sensores costeros en unidades navales y satelitales a requerimiento, de distintos espectros y funciones, tales como radares costeros, radares de baja frecuencia, AIS y sensores electrópticos. Las unidades de fiscalización y aeronaves de exploración poseen medios de intercambios de datos.
 - Regulaciones legales respecto de las actividades en el mar, incluyendo aquellas que obligan a reportar posición.
 - Características cinemáticas de las embarcaciones en actividades de pesca, tránsito marítimo y recreacional.
 - Características temporales como días festivos nacionales, períodos de pesca autorizada y veda.
- Las características del escenario y las fuentes de datos e información motivan tareas

Beneficios de la fusión de información y *machine learning*

Para revisar los beneficios de fusión de información y *machine learning*, usaré un caso de uso que ha aparecido repetidamente en la prensa y que atañe a la labor marítima de la institución, como son la fiscalización de la pesca no reportada y no regulada, la inmigración ilegal y el tráfico de ilícitos por mar en los océanos. También se ha agregado la creciente demanda por la fiscalización de las áreas y parques marinos protegidos. Las características del problema son:

de validación cruzada entre fuentes para confirmar la validez y exactitud de los datos. Además de verificar los datos de las naves, es importante identificar actividades sospechosas (o anomalías) que permitan concentrar los medios de fiscalización.

Debido a las dimensiones y complejidad del problema, esta tarea de análisis puede ser cumplida por un número importante de personas, arriesgando la oportunidad del resultado, o por un analista que trabaje de manera colaborativa con una aplicación de software. Este es un escenario en el que las herramientas de fusión de información y *machine learning* sin duda aportan valor en la construcción del panorama y ayuda a orientar los esfuerzos. Adicionalmente, la implementación de ellas tendría los siguientes beneficios para el Estado de Chile:

- Los desarrollos pueden, y en opinión del autor deben, ser hechos por empresas chilenas, de manera secuencial (etapas) aprovechando las experiencias aprendidas y con presupuestos acorde a nuestra realidad. Los datos, tecnología y conocimiento necesarios están en Chile.
- Los beneficios pueden ser aplicados en todos los ámbitos de gestión de la Armada, más allá de la propuesta en *network centric warfare* de la defensa, y que pueden incluir el ámbito marítimo, la medicina o la gestión del personal. En el caso marítimo, por ejemplo, las herramientas propuestas pueden mejorar la construcción del escenario marítimo reconocido, empleando múltiples fuentes de información y mejorando la eficiencia en el empleo de los medios de exploración y vigilancia. Asimismo, estas herramientas podrían establecer con mayor precisión

la situación meteorológica y mejorar las predicciones de parámetros relacionados, con el efecto que tengan estas en las operaciones navales y también en las resoluciones que adoptan las autoridades marítimas sobre las autorizaciones o restricciones en el uso de los puertos.

- Una estructura y procedimientos de transferencia y almacenamiento de datos común, necesarios para producir inteligencia, beneficiará además la gestión de la institución y otros ámbitos que hoy no es posible vislumbrar.

Conclusiones

El estado de desarrollo e implementación en los sectores de la industria y la defensa indican que las herramientas de fusión de información y *machine learning* tienen un estado de madurez que traspasó el área de la investigación y hoy agregan valor en la generación de inteligencia en múltiples dominios, lo que puede reportar beneficios importantes a quienes hagan uso de ellos.

Más aún, el avance de la tecnología, los costos de capacitación del personal en áreas de especialidad y las restricciones de cantidad de personal permiten prever que este tipo de herramientas facilitarán el uso de nuevo equipamiento que se incorpore.

En definitiva, ha llegado el tiempo en que la Armada debe iniciar el desarrollo de las herramientas de NCW, fusión de información y *machine learning* que le den una posición ventajosa en el ámbito marítimo y el de la defensa, los cuales pueden encontrar sinergias beneficiosas.

* * *

BIBLIOGRAFÍA

1. Alberts D., Garstka J., Stein F. 1999. Network Centric Warfare, Developing and Leveraging Information Superiority
2. Aggarwal, C. 2015. Data Mining, The Textbook. New York. Springer
3. Blasch E., 2015. One decade of the Data Fusion Information Group (DFIG) model. Proceedings of the SPIE, Volume 9499, id. 94990L 10 pp. (2015)

4. Blasch E., Plano S. 2005. DFIG Level 5 (User Refinement) issues supporting Situational Assessment Reasoning. Int. Conf. on Information Fusion.
5. Brander J.M., Zegers R., Marchessi A. 2007. NETWORK CENTRIC WARFARE, Uso operacional y táctico de esta capacidad, traducido en medios materiales específicos. Revista de Marina #5/2007, paginas 470-476.
6. Bravo G. 2010. El Proceso de Inteligencia, Vigilancia, Adquisición de Blancos y Reconocimiento. Revista de Marina #1/2010, paginas 58-64
7. "Joint Vision 2010", 1996, <https://web.archive.org/web/20161224220150/http://www.dtic.mil/jv2010/jv2010.pdf> (PDF). Defense Technical Information Center. U.S. DoD, Joint Chiefs of Staff. p. 25
8. O'Shaughnessy, E. 2000. Automating the Force Tactical Picture. Defence Evaluation and Research Agency. DIIS Ref: DERA/SS/AWS/CP000091.
9. Owens, William A. (February 1996). "The Emerging U.S. System-of-Systems" ([https://web.archive.org/web/20100105160638 http://www.ndu.edu/inss/strforum/SF_63/forum63.html](https://web.archive.org/web/20100105160638/http://www.ndu.edu/inss/strforum/SF_63/forum63.html)). Strategic Forum. Institute for National Strategic Studies.
10. Pugh O., Kenneth, 1987. La inteligencia artificial y su impacto en el campo naval, Revista de Marina #778 (May-Jun 1987), páginas YYY.
11. Samuel, A. (1959). "Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers". IBM Journal of Research and Development Vol. 3 N° 3, July 1959: 210-229.
12. Steinber G., Browman C., White F. 1999. Revisions to the JDL data fusion model. Proceedings of SPIE 3719 (1999)- paginas 430-441.
13. Turing, Alan (October 1950), "Computing Machinery and Intelligence" *Mind*, ind, LIX (236): 433-460, doi:10.1093/mind/LIX.236.433, ISSN 0026-4423.
14. the Voids Been Filled, Atlanta, Army War College 2003.
15. Roles of the Indian navy: about Indian navy. En línea en: <http://indiannavy.nic.in/about-indian-navy/roles-indian-navy>
16. Pratap Golaya, Arun. The Game Changer Game Theory and Low Intensity Maritime Operations.