

Discriminación automática de vertidos de hidrocarburos a partir de imágenes ASAR utilizando una máquina de vectores soporte (SVM)

Automatic discrimination of hydrocarbon spills from ASAR images using a support vector machine (SVM)

L. González, J. M. Torres, N. Yarovenko y J. Martín
luisgv@uvigo.es

*Laboratorio de Teledetección y SIG, Departamento de Física Aplicada, Universidad de Vigo.
Facultad de Ciencias del Mar, Campus Lagoas-Marcosende. 36310. Vigo. Pontevedra*

Recibido el 02 de marzo de 2010, aceptado el 28 de abril de 2010

RESUMEN

La detección de vertidos de hidrocarburos en áreas oceánicas en imágenes de radar de apertura sintética (SAR) es una operación complicada debido a la presencia de otros fenómenos que dan lugar a firmas similares a la de los vertidos, por lo que se han propuesto diferentes sistemas automáticos o semiautomáticos de detección que permitan distinguir los vertidos reales. En este trabajo se presenta un clasificador basado en un método de aprendizaje supervisado denominado Máquina de Vectores Soporte (SVM). Para el desarrollo del algoritmo se han utilizado 26 imágenes ENVISAT ASAR adquiridas durante la marea negra causada por el petrolero Prestige a finales del 2002 y que afectó a la costa noroeste de España. Estas imágenes presentan no solamente gran número de vertidos sino también gran cantidad de falsas alarmas. Para poder entrenar y validar el clasificador fue necesario llevar a cabo una categorización *a priori* de las firmas que aparecían en las imágenes, para lo cual se utilizaron otras fuentes de datos, incluyendo observaciones directas de las manchas que nos permitieron verificar muchos de los vertidos presentes. Los resultados mostraron un alto grado de precisión (98.1%) y significancia (93.5%) en la validación, así como una prometedora capacidad de generalización del algoritmo.

ABSTRACT

Oil spill detection over ocean areas using synthetic aperture radar (SAR) images is a complicated operation due to the presence of other phenomena with signatures similar to those of oil slicks, and hence, different automatic or semi-automatic detection systems have been proposed in order to distinguish the real oil spills. In this work it is proposed a classifier based on a supervised learning method named Support Vector Machine (SVM). The algorithm was developed using 26 ENVISAT ASAR images acquired during the Prestige oil spill at the end of 2002 on the north-west coast of Spain. These images show not only a great number of oil slicks but also a lot of false alarms (or look-alikes). With the aim of training and validating the classifier, it was necessary *a priori* categorization of the signatures using other data sources, including direct observations that allow us to verify several slicks as oil. Results show a high degree of accuracy (98.1%) and significance (93.5%) in the validation, and also promising generalization capabilities of the algorithm.

PALABRAS CLAVE: Radar de apertura sintética (SAR), vertidos de hidrocarburos, Máquina de Vectores Soporte (SVM), sistema de detección, clasificador

KEYWORDS: Synthetic Aperture Radar (SAR), oil spills, Support Vector Machines (SVM), detection system, classifier

INTRODUCCIÓN

La contaminación por hidrocarburos es una seria amenaza para los ecosistemas marinos y puede afectar de forma grave a todas las actividades económicas dependientes de mar. El problema se agrava especialmente en zonas costeras o con un tráfico marítimo muy intenso, como es el caso de la plataforma continental de Galicia. Además del riesgo evidente que suponen las grandes catástrofes, como la marea negra causada por el petrolero Prestige a finales de 2002 en esta zona, la mayoría de los vertidos son causados por los derrames debidos a operaciones rutinarias de los buques o a pequeños accidentes.

La detección de los vertidos es por tanto muy importante a la hora de planificar las medidas encaminadas a reducir los impactos ocasionados por la contaminación, usándose con este fin diferentes sensores remotos, tanto a bordo de satélites, siendo las imágenes más ampliamente utilizadas las de radar de apertura sintética (SAR), como aerotransportados (Brekke y Solberg, 2005).

La interacción entre la superficie del mar y la señal de radar depende de la configuración del sensor (frecuencia, polarización y ángulo de incidencia) y de la rugosidad superficial. Los principales sensores SAR a bordo de satélites operan con frecuencias en torno a 5 GHz (banda C), con ángulos de incidencia entre 15° y 49° y permiten elegir el modo de polari-

zación. Con visión oblicua, una superficie lisa no produce prácticamente señal de retorno mientras que una superficie rugosa, en presencia de las típicas ondas capilares y de gravedad (longitudes de onda entre 0.005 y 5.5 metros) producirá una retrodispersión significativa donde el mecanismo más importante es la dispersión resonante de Bragg (Ulaby *et al.*, 1982).

Los derrames de hidrocarburos presentan una mayor viscosidad que el agua de mar y tienden a formar películas de un espesor variable que amortiguan las ondas capilares y de gravedad al provocar una disminución de la tensión superficial que permite la propagación de dicha ondas. De esta manera, al disminuir la rugosidad en presencia de hidrocarburos, la intensidad de la señal retrodispersada hacia el sensor es menor y los vertidos aparecen en las imágenes SAR como áreas oscuras (Figura 1) en contraste con el entorno más brillante (Alpers y Huhnerfuss, 1988). Este método cuenta con grandes ventajas, como pueden ser la gran cobertura espacial o la posibilidad de obtener información de noche o bajo malas condiciones meteorológicas, pero también importantes limitaciones, ya que la capacidad de detección depende de diversos factores, incluyendo la configuración del instrumento, las propiedades físico-químicas del producto, la velocidad del viento o la presencia de otros fenómenos que originan signatures muy similares a las de los vertidos.

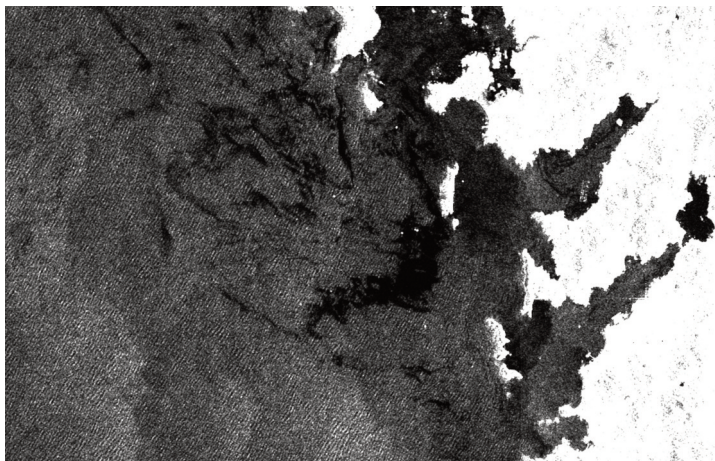


Figura 1. Fragmento de la imagen ASAR del 3 de diciembre del 2002, con vertidos de hidrocarburos amenazando las rías gallegas

En la configuración del instrumento se debe tener en cuenta la frecuencia, la polarización y el ángulo de incidencia. Así, la longitud de onda de la señal, en combinación con el ángulo de incidencia y la rugosidad de la superficie marina (dependiente de la velocidad del viento), afectan a la intensidad de la dispersión resonante de Bragg y por lo tanto al contraste entre los hidrocarburos y el agua no contaminada observado en las imágenes SAR. En los experimentos realizados con radar multi-frecuencia para estudiar en que frecuencias se consigue un mayor contraste se concluyó que las bandas C, X y Ku son las más apropiadas (Wismann, 1993), y que de éstas la banda C permite la discriminación a mayores velocidades de viento, de hasta 13 m/s (Pavlakis *et al.*, 1996). En cuanto al ángulo de incidencia, hay que tener en cuenta que la intensidad de la señal retrodispersada decrece con dicho ángulo. Además, con ángulos inferiores a 20° la discriminación de vertidos no es posible debido a la influencia de la reflexión especular. El efecto de la polarización no es muy importante debido a la múltiple dispersión de la señal en una superficie rugosa como es el océano, aunque algunos estudios sugieren una mejora de la capacidad de detección utilizando datos de polarimetría (Migliaccio *et al.*, 2009; Fortuny-Guasch, 2003). En principio, imágenes con polarización cruzada (HV o VH) no aportan ninguna mejora y se suelen utilizar sistemas con una polarización paralela (HH o VV). En el trabajo de Girard-Ardhuin *et al.* (2003), se concluye que el sistema SAR más adecuado para detección de vertidos debería operar en banda C, con polarización VV y ángulos de incidencia entre 20° y 45°, condiciones que se cumplen en el conjunto de imágenes utilizadas en este trabajo.

Las propiedades físico-químicas del producto derramado también afectan a la intensidad del contraste observado en las imágenes SAR. Así, en experimentos controlados se observó como en una misma imagen el contraste es mayor para el petróleo crudo que para hidrocarburos ligeros (Wismann, 1993). También deben tenerse en cuenta los procesos de meteorización a los que el vertido se ve sometido, especialmente evaporación, emulsificación y dispersión (Kotova *et al.*, 1998).

La visibilidad de los vertidos en imágenes SAR también depende en gran medida de la velocidad del viento predominante. Con velocidades muy bajas, típicamente inferiores a 2-3 m/s, no se produce suficiente rugosidad superficial y por tanto los vertidos no pueden ser identificados (Donelan y Pierson,

1987). Con altas velocidades de viento, por encima de 12 m/s, la detección se complica debido a una disminución del contraste entre el vertido y su entorno al incrementarse la señal retrodispersada desde la zona de derrame, y con velocidades ya superiores a 15 m/s las manchas pueden desaparecer bajo el agua debido a la mezcla que se produce por efecto del viento en la capa superior del océano y a la redistribución por parte del oleaje (Alpers, 1993).

Finalmente, el principal problema para la detección es la presencia de otros fenómenos que originan signatures muy similares a la de los vertidos, lo que provoca que el riesgo de aparición de falsas alarmas sea muy alto y que se requiera a un interpretador experto para poder discriminar los vertidos reales (Espedal *et al.*, 1995; Clemente-Colon y Yan, 2000). La falsa alarma más común, especialmente en zonas costeras, es la provocada por zonas de bajo viento. También es relativamente frecuente la acumulación de material biogénico resultante del ciclo de vida del plancton u otros organismos marinos y que forman películas similares a la de los vertidos, aunque en diferentes trabajos se apunta a la posibilidad de que el contraste observado en películas de origen natural es menor que el de los hidrocarburos (Espedal, 1999). Procesos de tipo oceanográfico (estuarios, afloramientos, ondas internas) o atmosférico (lluvia intensas) también pueden estar relacionados con la aparición de áreas de baja retrodispersión en las imágenes.

En este trabajo se presenta un algoritmo clasificador basado en una máquina de vectores soporte (SVM) que permite discriminar los vertidos de otros fenómenos con una signature similar. Dicho algoritmo forma parte de un sistema automático de detección de vertidos a partir de imágenes ENVISAT ASAR (Advanced Synthetic Aperture Radar) desarrollado para la plataforma continental de Galicia.

FUENTES DE DATOS

Para poder llevar a cabo el diseño, entrenamiento y validación del algoritmo de clasificación se utilizaron 26 imágenes ASAR adquiridas durante los siguientes meses a la catástrofe del Prestige en el noroeste peninsular. ASAR opera en banda-C (5.331 GHz) y las imágenes fueron adquiridas en el Modo de Barrido Ancho (WS), con una resolución espacial media de 150 m y una amplia cobertura (400 x 400 km). El ángulo de incidencia varía en la imagen completa entre 16° y 44°, aunque en este estudio solo se consideraron las signatures detectadas

con ángulos entre 32° y 42° (con un valor medio de 36°).

Estas imágenes se caracterizan por una gran cantidad de manchas de hidrocarburos, las cuales en su mayoría tienen su origen en las 77000 toneladas de petróleo crudo (tipo M-100) que transportaba el petrolero Prestige a finales del 2002 (Figura 1), aunque tampoco se pueden descartar vertidos provocados por otros buques en operaciones rutinarias como la limpieza de las sentinas. Sin embargo, a pesar de proceder principalmente de la misma fuente, existe heterogeneidad en las manchas debido a la amplia zona geográfica (incluyendo la costa Atlántica portuguesa, la costa gallega y la costa cantábrica) y al largo período de tiempo (de noviembre a abril) cubiertos por las imágenes, de forma que el petróleo permaneció en el agua sujeto a condiciones meteorológicas diversas y sufriendo diferentes procesos de meteorización. La secuencia de imágenes permite estudiar la evolución temporal de las manchas en ciertos casos (Torres *et al.*, 2006), aunque en este trabajo los vertidos fueron identificados de forma independiente para cada imagen utilizando datos de observaciones directas (ver Metodología).

Las imágenes muestran también abundantes firmas similares a la de los vertidos, es decir, áreas que se ven como zonas oscuras debido a su baja retrodispersión (Figura 2). Las falsas alarmas son principalmente zonas de bajo viento en la costa causadas por el efecto pantalla del relieve. Sin embargo, también se detectaron otros fenómenos atmosféricos u oceanográficos, como afloramientos o estuarios con elevada descarga fluvial.

Además de las imágenes ASAR también se utilizaron otras fuentes de datos en la categorización a priori de las posibles manchas (ver Metodología). Así, se utilizaron los datos de observaciones directas de los vertidos obtenidos desde barco, avión o helicóptero y recopilados por la Unidad de Observación Próxima (UOP) del gobierno gallego. También se obtuvieron los campos de viento derivados del escaterómetro SeaWinds a bordo del QuickScat y otras imágenes de satélite (MERIS, MODIS o AVHRR).

METODOLOGÍA

Sistemas de detección de vertidos

La mayoría de los sistemas automáticos de detección de vertidos a partir de imágenes SAR constan de tres etapas (Solberg *et al.*, 1999; Del Frate *et al.*, 2000; Fiscella *et al.*, 2000; Solberg *et al.*, 2004; Bertacca *et al.*, 2005; Keramitsoglou *et al.*, 2006; Solberg *et al.*, 2007; Brekke y Solberg, 2008; Topouzelis *et al.*, 2009): segmentación, es decir, identificación de las firmas en la imagen susceptibles de ser hidrocarburos, caracterización de las mismas y aplicación de un clasificador para distinguir los vertidos reales de otros fenómenos. Nuestro sistema sigue el mismo esquema, aunque en este trabajo nos centramos en la última fase.

La segmentación la realizamos mediante un proceso de umbralización adaptativa. Primero se lleva a cabo un pre-procesamiento de las imágenes originales, que incluye georeferenciación, enmascaramiento de zonas de tierra y calibración, que consiste



Figura 2. Ejemplos de firmas similares a vertidos que pueden causar falsas alarmas. a) Fragmento de la imagen del 13 de enero del 2003 mostrando zonas de bajo viento debidas a topografía costera b) Fragmento de la imagen del 22 de Enero del 2003, mostrando una mancha originada en un estuario

en la generación de una imagen en que cada píxel representa el coeficiente de retrodispersión, y que se realizó en base al documento técnico publicado por la ESA (Rosich y Meadows, 2004). En cuanto al algoritmo en sí, se divide la imagen en regiones de 100 x 100 píxeles y se clasifica como posible vertido aquellos píxeles por debajo del umbral calculado para dicha región como la media menos la desviación estándar de los píxeles con un valor inferior al 10% de la frecuencia acumulada del histograma de dicha región, considerando solamente áreas marinas y descartando píxeles con un coeficiente de retrodispersión superior a 1, que corresponderían a barcos.

La segunda etapa del sistema de detección de vertidos se realizó mediante un algoritmo de etiquetado que permite la caracterización de componentes conectados en máscara binarias (Martín-Herrero, 2004, 2007). De esta forma, para cada signatura detectada se extrajo un conjunto de características descriptivas relacionadas con el tamaño y la localización, características geométricas que nos permiten evaluar la forma de los posibles vertidos, características radiométricas asociadas con los valores de retrodispersión y también parámetros asociados a fuentes de datos externos, como pueda ser el viento predominante.

Clasificación

La clasificación se plantea como un problema de dos clases, vertidos y falsas alarmas, y se utiliza un algoritmo que a partir de las características obtenidas en la etapa de caracterización asigne a cada signatura extraída en una imagen la clase a la cual se aproxima más. Por lo tanto, para poder entrenar y validar el clasificador necesitamos un conjunto de signaturas de las cuales podamos conocer de antemano y con seguridad si son vertidos o no.

Así, se llevó a cabo una categorización a priori me-

dante la cual a cada una de las 1438 signaturas inicialmente detectadas se le asignó una categoría en función de su probabilidad de ser un vertido (Tabla 1):

- Vertidos verificados (VEV): Se verificaron 54 signaturas como vertidos al coincidir espacialmente (distancias inferiores a 5 kilómetros) y temporalmente (menos de tres horas de diferencia) con los datos de observaciones directas desde aviones, barcos y helicópteros. También se verificaron como hidrocarburos derrames en la trayectoria del barco antes de su hundimiento final o situadas en la zona de hundimiento.
- Vertidos probables (VEP): Se clasificaron como vertidos probables aquellas signaturas observadas en zonas de viento uniforme alejadas de la costa, y situadas además en zonas donde se observaron manchas. La falta de observaciones directas coincidentes en el tiempo y en el espacio impidió su verificación.

Falsa Alarma Verificada (FAV): La verificación de 270 signaturas como falsas alarmas se realizó en base a la información adicional disponible y al conocimiento del área de estudio (González *et al.*, 2006). Aquí se incluyen principalmente zonas de bajo viento asociadas a la topografía costera, aunque también efectos atmosféricos observados en la imagen MERIS adquirida de forma simultánea a la imagen ASAR o acumulación de materiales en áreas de estuarios.

Falsa Alarma Probable (FAP): Se clasificaron dentro de esta categoría aquellas signaturas similares a las falsas alarmas verificadas en base a su interpretación visual, aunque sin información auxiliar que permitiese su verificación.

Indeterminados (IND): En esta categoría se incluyen más de la mitad de las signaturas, son aquellas que no encajan dentro de los grupos anteriores.

Categoría	N	%
Falsa Alarma Verificada (FAV)	270	18.80%
Falsa Alarma Probable (FAP)	259	18.00%
Indeterminado (IND)	810	56.30%
Vertidos probables (VEP)	45	3.10%
Vertidos verificados (VEV)	54	3.80%
	1418	100%

Tabla 1. Número de signaturas y porcentaje del total para cada categoría establecida a priori

Para la implementación del algoritmo se usaron características geométricas y radiométricas (Tabla 2), similares a las utilizadas en otros trabajos de clasificación (Topouzelis, 2008). Dentro de las geométricas se incluyó la distancia a la costa y varios parámetros de forma. Las radiométricas incluyen la intensidad (mediana) y la dispersión (MAD) del coeficiente de retrodispersión en el interior y en el exterior (dentro del rectángulo mínimo envolvente) de la mancha, y la media y desviación del gradiente calculado en el borde de la signatura. Se usaron estadísticas robustas, es decir, mediana y desviación absoluta de la mediana (MAD), ya que estos estadísticos no se ven tan afectados por valores extremos debidos al ruido de la imagen. Por el mismo motivo también se descartaron valores extremos (mínimos y máximos) utilizados en otros trabajos.

Máquina de vectores soporte

La máquina de vectores soporte (SVM) fue el algoritmo elegido para desarrollar el clasificador, en vista de los buenos resultados obtenidos en otras aplicaciones relacionadas con la teledetección (Melgani y Bruzzone, 2004). Los SVMs son algoritmos de aprendizaje que se engloban dentro de los métodos de kernel, y que se basan en el clasificador lineal, el cual busca un hiperplano óptimo que nos permita separar dos clases (vertidos y falsas alarmas) de forma que la distancia entre un dato dado y la superficie de separación sea máxima. Las SVMs operan en un espacio de características, es decir, en un espacio de mayor dimensionalidad que el conjunto de entrada en el cual existe una mayor probabilidad de que los datos sean linealmente separables. La función kernel permite transformar los datos de entrada en ese espacio de características. En este trabajo se utilizó como kernel una función gaussiana de base radial (RBF), resolviendo la clasificación como un problema de optimización cuadrática introduciendo operadores de Lagrange.

Entrenamiento y validación

Como el número de signaturas verificadas (54 vertidos y 270 falsas alarmas) no era lo bastante grande como para obtener conjuntos de entrenamiento y validación significativos, se optó por llevar a cabo una validación cruzada de primer orden (o dejando uno fuera). Así, el entrenamiento se realiza con todos los elementos menos uno, y posteriormente se clasifica dicho elemento y se almacena el resultado, y así con-

secutivamente tantas veces como elementos tenga el conjunto de entrada. El proceso se llevó a cabo utilizando tres conjuntos de parámetros distintos: todas las características, sólo características geométricas y sólo características radiométricas.

Para evaluar la eficacia de los tres clasificadores se aplicaron los algoritmos ya entrenados al conjunto de entrenamiento, y se calculó la exactitud global (EG) como el porcentaje de signaturas bien clasificadas, así como el estadístico kappa (κ) (Landis Y Koch, 1977), medida de la exactitud de la clasificación que prescinde del efecto del azar y que nos da una idea de la fiabilidad y significancia del algoritmo (Tabla 4). Además, para valorar la capacidad de generalización de la SVM se llevó a cabo una clasificación del conjunto de datos completo, y se determinó el porcentaje de signaturas dentro de cada una de las categorías asignadas a priori que el algoritmo clasifica como vertido (Figura 3).

RESULTADOS

En la tabla 3 se muestran la media y la desviación estándar de cada característica y para cada una de las categorías establecidas a priori. Se observa una variación suave y coherente de los parámetros radiométricos medios a lo largo de las diferentes categorías, a pesar de que la categorización se realizó en base a información adicional y no se tuvo en cuenta la caracterización estadística, realizada en un paso posterior. Sin embargo, esa buena separabilidad entre las diferentes clases es tan solo aparente, ya que el grado de mezcla es en realidad alto. En cuanto a las características geométricas, no se observan diferencias tan claras entre clases como con los parámetros radiométricos. También es significativo que ninguna de las características pasó el test de normalidad de Shapiro-Wilk, lo cual impediría utilizar clasificadores basados en esta asunción. Un análisis estadístico más completo de todos estos parámetros utilizando el mismo conjunto de imágenes se llevó a cabo para otro estudio (González y Torres, 2007).

Los resultados generales del algoritmo utilizando los tres conjuntos de parámetros de entrada y aplicados sobre el conjunto de entrenamiento, que tan solo incluye signaturas verificadas, se muestran en la tabla 4. El principal problema del clasificador utilizando solamente características geométricas es que falla con los vertidos verificados, ya que solo clasifica correctamente el 72.2% (39/54), lo que explica su menor fiabilidad ($\kappa = 0.74$).

Radiométricas	Geométricas
Mediana (dentro)	Distancia a la costa (km)
MAD (fuera)	Momento 2° eje principal
Mediana (dentro)	Ángulo eje principal
MAD (fuera)	Radio área (dentro/fuera)
Mediana (gradiente)	Radio de aspecto
MAD (gradiente)	Compacidad ($100 P^2 / A$)

Tabla 2. Características radiométricas y geométricas utilizadas en la clasificación

Característica	FAV	FAP	IND	VEP	VEV
Mediana (dentro)	140±77	129±81	103±69	61±19	59±22
MAD (dentro)	28±16	23±16	17±11	11±4	11±4
Mediana (fuera)	242±209	172±115	138±85	97±35	104±32
MAD (fuera)	87±135	40±37	28±18	22±11	26±12
Mediana (gradiente)	68±45	51±36	40±25	30±14	28±10
MAD (gradiente)	38±28	26±18	20±13	15±7	14±5
Distancia a la costa (km)	95±148	174±174	130±123	67±55	94±70
Momento 2° eje principal	247±531	279±971	469±5343	114±210	2497±12827
Ángulo eje principal	176±21	176±28	180±26	176±35	193±28
Radio área (dentro/fuera)	0.50±0.13	0.50±0.11	0.51±0.10	0.50±0.12	0.46±0.14
Radio de aspecto	1.45±1.01	1.00±0.48	1.00±0.42	0.94±0.55	1.02±0.43
Compacidad ($100 P^2 / A$)	2.8±1.1	2.7±1.1	2.9±1.0	2.7±1.0	2.6±1.1

Tabla 3. Media y desviación estandar de las características mostradas en la tabla 2 para cada categoría establecida a priori. Las características radiométricas se multiplicaron por 10^4

Sin embargo, funciona mejor a la hora de identificar falsas alarmas (clasifica bien el 97.4%, 263/270). Esta mejora se podría explicar por la tendencia de algunos tipos de falsas alarmas (zonas de bajo viento en costa, acumulaciones de materiales en estuarios) a aparecer con formas similares en distintas imágenes o la inclusión entre los parámetros geométricos de la distancia a la costa, relacionada con la mayor probabilidad de aparición de zonas de bajo viento en zonas próximas a tierra.

El algoritmo con solamente parámetros radiométricos es el que clasifica correctamente el mayor porcentaje de vertidos verificados (98.1%, 53/54), fallando tan solo en una de las firmas, y además mantiene el nivel de acierto con las falsas alarmas (98.1%, 265/270). Como era de esperar a la vista de los resultados en la tabla 3, la clasificación es más confiable utilizando solamente las características radiométricas.

La introducción de las características geométricas no supone en principio ninguna mejora con respecto al clasificador utilizando solamente los parámetros geométricos, ya que la exactitud global es la misma y el estadístico kappa incluso un poco peor (Tabla 4). Sin embargo, en este caso el algoritmo consigue el máximo de falsas alarmas verificadas clasificadas correctamente (99.3%, 268/270) aunque empeoren ligeramente los resultados con respecto a los vertidos (92.6% de acierto, 50/54). A efectos prácticos, un falso positivo (clasificar una falsa alarma como vertido) puede resultar muy costoso si va implicar la movilización de medios aéreos y marinos para su verificación y posterior toma de decisiones, por lo que es interesante incluir las características geométricas si implican una disminución del porcentaje de falsos positivos.

En cualquiera de los tres casos los resultados de la

validación del clasificador son más que aceptables a la vista de los resultados obtenidos en trabajos similares publicados hasta la fecha, especialmente considerando la fiabilidad de los mismos (Tabla 5). Aun así, las comparaciones cuantitativas entre trabajos deben ser consideradas con precaución, dada la gran variabilidad tanto en lo que se refiere a las bases de datos como en clasificadores utilizados. En la tabla 5 se muestran tan solo los resultados correspondientes a la validación de los diferentes algoritmos, aunque en algunos casos no queda del todo claro si los vertidos y/o falsas alarmas han sido verificados mediante la utilización de información adicional.

Solberg *et al.* (1999) partieron de un clasificador gaussiano basado en normas con información a priori sobre la probabilidad de vertidos en cada área, que validaron utilizando 84 imágenes ERS SAR. Posteriormente, mejoraron el modelo mediante la introducción en la salida del mismo de un estimador de fiabilidad basado en normas empíricas, con el fin de disminuir el porcentaje de falsos positivos, y ampliaron su base de datos con imágenes ENVISAT ASAR y RADARSAT (Solberg *et al.*, 2004; Solberg *et al.*, 2007). Finalmente introdujeron una última mejora en su algoritmo con la utilización de un estimador regularizado de las matrices de covarianza (Brekke y Solberg, 2008), en un estudio validado con 27 imágenes ASAR. Otros autores optaron por algoritmos basados en redes neuronales, en concreto un perceptron multicapa (Del Frate *et al.*, 2000) o una combinación de redes neuronales con algoritmos genéticos (Topouzelis *et al.*, 2009). Finalmente, también se utilizaron clasificadores más simples, como pueden ser el de máxima probabilidad o el de mínima distancia de Mahalanobis (Fiscella *et al.*, 2000).

Características	EG	k
Geométricas	93.20%	74.00%
Radiométricas	98.10%	93.50%
Todas las características	98.10%	93.20%

Tabla 4. Exactitud global (EG) y estadístico kappa (k) de los diferentes clasificadores

	Imágenes	NVE	NFA	EG	k
Solberg (1999)	84	71	6980	98.90%	62%
Fiscella (2000) Max. Prob.	-	80	43	82.00%	53%
Fiscella (2000) Mahalanobis	-	80	43	83.00%	47%
Del Frate (2000)	>600	71	68	85.60%	71%
Solberg (2004)	164	53	7740	99.80%	86%
Solberg (2007)	27	37	12110	99.30%	40%
Brekke (2008)	27	41	12245	89.80%	90%
Topouzelis (2009)	24	34	45	84.80%	81%
Presente trabajo	26	54	270	98.10%	93%

Tabla 5. Resumen de los resultados obtenidos en diferentes trabajos de discriminación de vertidos. Para cada caso: Número de imágenes, número de vertidos (NVE), número de falsas alarmas (NFA), exactitud global (EG) y estadístico kappa (k) obtenidos en la verificación de los algoritmos

La aplicación de los clasificadores al conjunto de datos completo nos permite hacernos una idea de la capacidad de generalización de los mismos. Así, si uno de los algoritmos, a pesar de clasificar de una manera precisa las firmas verificadas, asignase la mayoría de objetos en categorías intermedias o bien a vertidos o bien a falsas alarmas, implicaría una baja capacidad de discriminación en aquellos casos más en el límite. En la Figura 3 se representa el porcentaje de firmas clasificadas como vertidos en cada categoría, observándose un aumento hacia aquellas clases con una mayor probabilidad de ser hidrocarburos, por lo que los tres clasificadores presentan en principio una buena capacidad de generalización. Es llamativo como en las categorías intermedias se clasifican como vertidos un mayor porcentaje de firmas utilizando todas las características que empleando sólo las radiométricas, por lo que se necesitaría más información sobre estas manchas para saber con más certeza que aproximación es más fiable.

CONCLUSIONES

Los resultados de la validación de los clasificadores planteados en este trabajo muestran el gran potencial de las SVMs para la correcta clasificación de las firmas detectadas en imágenes ASAR. En principio, el clasificador basado en características

radiométricas podría ser aplicable a otras zonas utilizando el mismo tipo de imágenes, con la precaución de que otro tipo de contaminantes no presentes en la base de datos podrían dar lugar a firmas radiométricas distintas. En cuanto a las características geométricas, parecen que son más útiles para identificar falsas alarmas asociadas a una zona geográfica concreta.

Se podrían también plantear mejoras en el clasificador en las etapas anteriores, segmentación y caracterización. Así, otros autores sugieren otros tipos de algoritmos de segmentación basados en wavelets (Tello *et al.*, 2006), lógica difusa (Barni *et al.*, 2005) o complejidad estocástica (Galland *et al.*, 2004). Con este tipo de algoritmos más complejos se detectan solamente firmas con un mayor contraste y con mayor probabilidad a priori de ser derrames de hidrocarburos. Aunque nosotros consideramos necesaria una fase posterior de clasificación, sería interesante comprobar si se produce alguna mejora en el sistema global con la aplicación de este tipo de algoritmos. En cuanto a la caracterización, la utilización de parámetros asociados a fuentes de datos adicionales podría también suponer mejoras en el sistema. Sería especialmente interesante la introducción de datos de viento, dada la capacidad de detección de vertidos en imágenes SAR depende directamente del mismo.

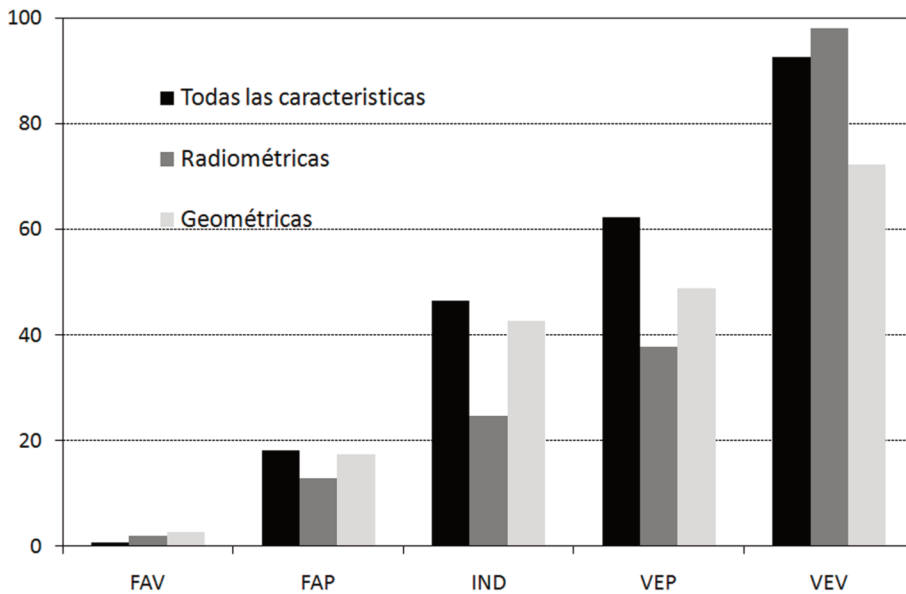


Figura 3. Porcentaje de firmas clasificadas como vertidos dentro de cada categoría

REFERENCIAS

- ALPERS, W. 1993. Potential application of remote-sensing techniques for monitoring marine pollution events in the Mediterranean Sea. *STOA Project on Pollution of the Mediterranean Sea, Directorate General for Research*. 10–11.
- ALPERS, W. & HUHNERFUSS, H. 1988. Radar signatures of oil films floating on the sea surface and the Marangoni effect. *Journal of Geophysical Research*. 93: 3642–3648.
- BARNI, M., BETTI, M. & MECOCCHI, A. 1995. A fuzzy approach to oil spill detection on SAR images. *IEEE Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IGARSS'95*. 1: 157–159.
- BERTACCA, M., BERIZZI, F. & MESE, E. D. 2005. A FARIMA-based technique for oil slick and low-wind areas discrimination in sea SAR imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 43 (11): 2484–2493.
- BREKKE, C. & SOLBERG, A. H. S. 2008. Classifiers and confidence estimation for oil spill detection in ENVISAT ASAR images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 5(1): 65–69
- BREKKE, C. & SOLBERG, A. H. S. 2005. Oil spill detection by satellite remote sensing. *Remote Sensing of Environment*. 95: 1–13.
- CLEMENTE-COLON, P. & YAN, X-H. 2000. Low-Backscatter Ocean Features in Synthetic Aperture Radar Imagery. *Johns Hopkins (APL) Technical Digest (Applied Physics Laboratory)*. 21(1): 116–121
- DEL FRATE, F., PETROCCHI, A., LICHTENEGGER, J. & CALABRESI, G. 2000. Neural networks for oil spill detection using ERS-SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 38 (5): 2282–2287.
- DONELAN, M.A. & PIERSON Jr., W.J. 1987. Radar scattering and equilibrium ranges in wind-generated waves with applications to scatterometry. *Journal of Geophysical Research*. 92:4971–5029.
- ESPEDAL, H. 1999. Detection of oil spill and natural film in the marine environment by spaceborne SAR. *IEEE Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IGARSS'99*. 3: 1478–1480
- ESPEDAL, H.A., HAMRE, T., WAHL, R. & SANDVEN, S. 1995. Oil spill detection using satellite based SAR, Pre-operational phase A. Technical Report No. 102, Nansen Environmental and Remote Sensing Center, Bergen, Norway.

- FISCELLA, B., GIANCASPRO, A., NIRCHIO, F., PAVESE, P. & TRIVERO, P. 2000. Oil spill detection using marine SAR images. *International Journal of Remote Sensing*. 18: 3561–3566.
- FORTUNY-GUASCH, J. 2003. Improved oil spill detection and classification with polarimetric SAR. *Proceedings of the Workshop on Application of SAR Polarimetry and Polarimetric Interferometry, POLinSAR 2003*. 169–173.
- GALLAND, F., REFREGIER, P. & GERMAIN, O. 2004. Synthetic aperture radar oil spill segmentation by stochastic complexity minimization. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 1(4):295–299.
- GIRARD-ARDHUIN, F., MERCIER, G., & GARRELLO, R. 2003. Oil slick detection by SAR imagery: potential and limitation. *Proceedings OCEANS 2003*. 1: 164–169
- GONZÁLEZ VILAS, L. & TORRES PALENZUELA, J.M. 2007. Improving oil slick detection by SAR imagery using ancillary data. *Proceedings of 2007 IEEE International Symposium on Industrial Electronics*. 1657–1665.
- GONZÁLEZ-VILAS, L., TORRES, J.M., MARTÍNEZ-IGLESIAS, G., MOSQUERA, A. Y CORCHADO, J.M. 2006. Utilización de datos de ENVISAT para la detección de vertidos de hidrocarburos. *Revista de la Asociación Española de Teledetección*. 25: 55–59.
- KERAMITSOGLU, I., CARTALIS, C. & KIRANOUDIS, C. T. 2006. Automatic identification of oil spills on satellite images. *Environmental Modelling & Software*. 21 (5): 640–652.
- KOTOVA, L.A., ESPEDAL, H.A. & JOHANNESSEN, O.M. 1998. Oil spill detection using spaceborne SAR; a brief review. *Proceedings of 27th International Symposium on Remote Sensing Environmental*. 791–794.
- LANDIS, J. R. & KOCH, G. G. 1977. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*. 33: 159–174.
- MARTÍN-HERRERO, J. 2004. Hybrid cluster identification. *Journal of Physics A: Mathematical and General*. 37: 9377–9386.
- MARTÍN-HERRERO, J. 2007. Hybrid object labelling in digital images. *Machine Vision and Applications*. 18: 1–15.
- MIGLIACCIO, M., GAMBARDELLA, A., NUNZIATA, F., SHIMADA, M. & ISOGUCHI, O. 2009. The PALSAR polarimetric mode for sea oil slick observation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 47(12): 4032–4041
- MELGANI, F. & BRUZZONE, L. 2004. Classification of hyperspectral remote sensing images with support vector machines. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 42 (8): 1778–1790.
- PAVLAKIS, P., SIEBER, A. & ALEXANDRY, Y S. 1996. Monitoring oil-spill pollution in the Mediterranean with ERS SAR. *Earth Observation Quarterly*. 52: 13–16.
- ROSICH, B. & MEADOWS, P. 2004 Absolute calibration of ASAR Level 1 products. ESA/ESRIN, ENVI-CLVL-EOPG-TN-03-0010, Issue 1, Revision 5, October 2004.
- SOLBERG, A. H. S., BREKKE, C. & HUSØY, P. O. 2007. Oil spill detection in RADARSAT and ENVISAT SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 45 (3): 746–755.
- SOLBERG, A. H. S., BREKKE, C., SOLBERG, R. & OVE HUSOY, P. 2004. Algorithms for oil spill detection in RADARSAT and ENVISAT SAR images. *IEEE Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. IGARSS'04. 7: 4909–4912.
- SOLBERG, A. H. S., STORVIK, G., SOLBERG, R. & VOLDEN, E. 1999. Automatic detection of oil spills in ERS SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 37 (4): 1916–1924.
- TELLO, M., LÓPEZ-MARTÍNEZ, C. & MALLORQUI, J.J. 2006. *Proceedings of SEASAR 2006: Advances in SAR Oceanography from Envisat and ERS*. Code 68131.
- TOPOUZELIS, K., STATHAKIS, D. & KARTHANASSI, V. 2009. Investigation of genetic algorithms contribution to feature selection for oil spill detection. *International Journal of Remote Sensing*. 30(3): 611–625
- TOPOUZELIS, K. N. 2008. Oil spill detection by SAR images: Dark formation detection, feature extraction and classification algorithms. *Sensors*. 8(10): 6642–6659
- TORRES PALENZUELA, J.M., GONZÁLEZ VILAS, L. & SACAU CUADRADO, M. 2006. Use of ASAR images to study the evolution of the Prestige oil spill off the Galician coast. *International Journal of Remote Sensing*.

ing. 27 (10): 1931–1950.

ULABY, F. T., MOORE, R. K. & FUNG, A. K.
1982. *Microwave Remote Sensing Active
and Passive*. Vol. 2. Artech House.
WISMANN, V. 1993. Radar signatures of mineral

oil spills measured by an airborne multi-fre-
quency radar and the ERS-1 SAR. *IEEE
Proceedings of the International Geoscience
and Remote Sensing Symposium.
IGARSS'93*. 940–942.