



ASIMILACIÓN DE DATOS DE TEMPERATURA SUPERFICIAL DEL MAR EN EL MODELO DE PRONÓSTICO DE LAS CONDICIONES OCEANOGRÁFICAS DEL MAR CARIBE

>> Resumen

En el marco del proyecto de investigación científica, “Modelación numérica aplicada a operaciones navales de búsqueda y rescate”, desarrollado en el Centro de Investigaciones Oceanográficas e Hidrográficas (Armada de Colombia), se presenta el concepto de asimilación de datos y una descripción de las técnicas de asimilación empleadas en el presente año 2003 para asimilar la temperatura de la superficie del mar determinada por satélites de la NOAA en el modelo hidrodinámico de pronóstico de las condiciones oceanográficas del Mar Caribe.

Se describen los datos utilizados y los filtros aplicados a estos datos. Se comparan las dos técnicas de asimilación menos complejas desde el punto de vista computacional: la técnica de correcciones sucesivas basada en el método de Cressman y la interpolación óptima. En general, la segunda arroja mejores resultados pues reduce la variabilidad del campo analizado, pero es más costosa desde el punto de vista computacional.

Se discuten algunos resultados y ventajas de la asimilación en ambos esquemas.

>> Abstract

During the scientific project, “Numerical modeling applied to the Search and Rescue and naval operations”, developed by the Centro de Investigaciones Oceanográficas e Hidrográficas (Colombian Navy), the concept of data assimilation, with a description of the methods used in 2003 for assimilation of sea-surface temperature from NOAA's satellites in the hydrodynamical forecasting model for the Caribbean Sea, are presented.

Observations and filters are described and discussed. The two less complex assimilation techniques from a computational point of view are compared: these are the successive corrections scheme based on Cressman's method, and optimal interpolation. In general, the latter performs better and reduces variability of the analyzed fields, but it's more time-consuming.

Some results and advantages of the assimilation with both schemes are discussed.

JUAN C. ANDUCKIA

SERGUEI A. LONIN

SERGIY V. IVANOV

CENTRO DE
INVESTIGACIONES
OCEANOGRÁFICAS E
HIDROGRÁFICAS CIOH
Cartagena

CIOH

www.cioh.org.co

>> Introducción

Por “asimilación de datos” se entiende la creación de un conjunto de procedimientos necesarios para poder insertar observaciones en tiempo real en un modelo numérico de pronóstico y así corregir los resultados del pronóstico, ajustándolo a la realidad. El presente trabajo se refiere a la asimilación de observaciones de temperatura de la superficie del mar, obtenidas mediante radiómetros AVHRR (*Advanced Very High Resolution Radiometer*) instalados en satélites de la NOAA y disponibles en la Internet. El objetivo de la asimilación es, entonces, aprovechar esta información para mejorar la calidad del pronóstico producido por el sistema de pronóstico oceanográfico SPOD basado en el modelo POM (*Princeton Ocean Model*) adaptado para el Mar Caribe. El comportamiento básico de este sistema, en el régimen de pronóstico y de diagnóstico, se describe en otra contribución (Lonin *et al.*, 2003a).

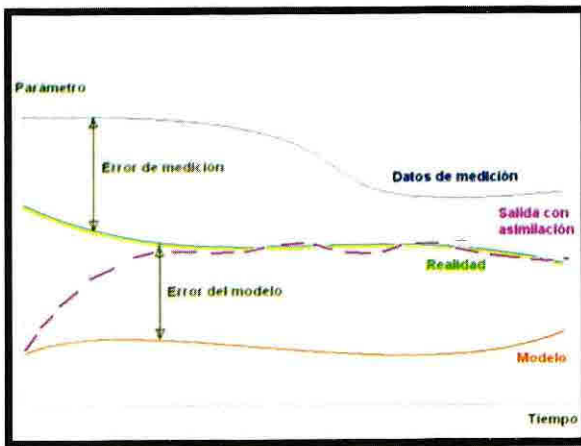


Figura 1. Función de la asimilación en un esquema de modelación aplicada al pronóstico

La Figura 1 ilustra de forma esquemática la asimilación de datos secuencial en la que observaciones irregularmente distribuidas en el espacio se usan para corregir los valores de una variable oceánica (o atmosférica) en la malla de un modelo. La línea azul representa las observaciones o datos de medición (de satélite, en este caso) y la roja el modelo. En la fase de asimilación, los valores de los nodos de la malla del modelo se interpolan en los puntos de observación, y luego la diferencia entre el valor de la observación y el valor del campo interpolado se interpolan de vuelta en los nodos de la malla del modelo, para definir el nuevo estado del sistema, corrigiendo el resultado inicial de pronóstico y ajustándolo (línea violeta) a la realidad (línea verde).

>> Datos usados en la asimilación

Dos satélites de órbita polar de la *National Oceanic and Atmospheric Administration* (NOAA), a una altura de 833 Km., realizan en total ocho barridos diarios del Caribe y producen datos con una resolución de 1.0, 2.5, 5.0 y 10.0 Km. Se ha preferido, en atención a su cobertura y pertinencia regional, la resolución de 5 Km., como se muestra en la Figura 2 (imagen tomada del sitio cwcaribbean.aoml.noaa.gov).



Figura 2. Regiones de paso de los satélites NOAA-16 y NOAA-17 con resolución de 5 Km.

La presencia de nubes en la información diaria debe removerse para poder llevar a cabo una buena asimilación. La NOAA ha definido en total 8 tests para el filtrado de las nubes (Stowe *et al.*, 1991), y en otra contribución se ha mencionado el desempeño de estos tests junto con los procedimientos de calibración necesarios para poder realizar una asimilación de calidad (Anduckia *et al.*, 2003). Cada imagen satelital consta de 512 x 512 pixeles, que equivalen a un total de 262144 observaciones (sin filtrar), contra 20000 nodos de la malla de cálculo definida para el modelo POM (200 x 100). En algunos casos el problema de asimilación estará sobredeterminado (más observaciones que nodos de cálculo); en otros estará subdeterminado (más nodos de cálculo que observaciones). Un caso típico de distribución espacial de las observaciones de satélite se presenta en la Figura 3.

De acuerdo con la Figura 3, lo natural será entonces asimilar en aquellas regiones en donde la densidad de observaciones es alta comparada con la densidad de nodos de malla del modelo y la varianza de las mismas es “pequeña”, y dejar los valores del modelo inalterados en regiones donde se carece de observaciones o estas tienen una varianza “grande”. Todos los sesgos encontrados en los datos deben así mismo ser removidos.

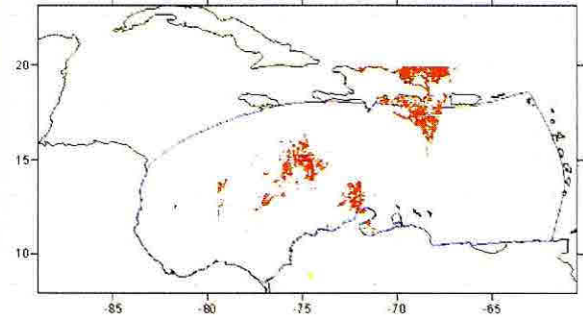


Figura 3. Las observaciones (en rojo) deben asimilarse en los nodos de la malla curvilínea del modelo POM (contorno azul).

>> Filtros empleados

La preparación de los datos se realiza con el *software* amigable desarrollado para la operación del modelo de pronóstico (Lonin *et al.*, 2003a). La primera etapa es la calibración. Luego, una primera selección y filtrado de los datos satelitales se lleva a cabo utilizando la climatología de Levitus en el Atlas Mundial de los Océanos (Levitus, 2001), según el cual el promedio climatológico multianual de temperatura superficial del mar para el Mar Caribe (regiones 7106 y 7107 en el Atlas) es de 27.9 °C, con una desviación estándar de $\sigma = 1.08$ °C (Figura 4).

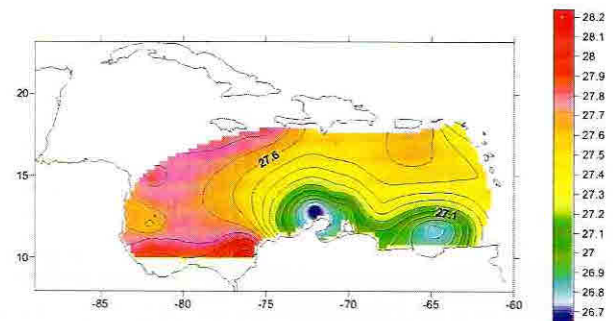


Figura 4. Valores promedio multianuales de temperatura de la superficie del mar en el Mar Caribe, de acuerdo con la climatología.

De acuerdo con la climatología, se descartan entonces datos que estén distanciados 3 desviaciones estándar por encima y por debajo del promedio, dejando aquellos contenidos en el intervalo de temperaturas [24.7 °C, 31.1 °C]. Se descartan también todos los datos que en la información de satélite vienen codificados como "tierra", y los restantes se suavizan con un filtro gaussiano. Adicionalmente, el análisis espectral de las frecuencias involucradas en la asimilación permite remover picos de alta frecuencia (*low-pass*) para definir mejor el filtrado y la estructura de correlación de los datos.

La idea de una representación espectral de una función, un conjunto de datos o patrón dado es descubrir cuales son las frecuencias (o sus reciprocas: las longitudes de onda) dominantes del patrón. Aplicando la "transformada de Fourier" a los datos de temperatura de la superficie del mar, aparecen varios picos de baja frecuencia. Para evitar los efectos de borde en las fronteras, se seleccionó un

cuadrado central de 350 x 350 pixeles (de un total de 512 x 512): el resultado se puede apreciar en el periodograma de la Figura 5. Si se convierten los números de onda de estas figuras a longitudes, se encuentra que en la dinámica de la zona de interés hay oscilaciones dominantes que corresponden a longitudes de onda de aproximadamente 60 a 100 Km., y algunas oscilaciones de menores longitudes de onda. Esta información permite ajustar mejor el proceso mencionado de filtrado de los datos, en el que por el diseño del filtro sólo se tenían en cuenta oscilaciones de alta frecuencia en el suavizado, pudiéndose resolver bien los "remolinos" o efectos de pequeña escala pero no las ondas de gran escala. En la Figura 6 se aprecia el resultado de la diferente suavización aplicada a los datos considerando los resultados del análisis espectral. El filtro (a) considera 11 x 11 vecinos, mientras que el (b) toma en cuenta 41 x 41. Este último corresponde a oscilaciones de unos 120 km de longitud.

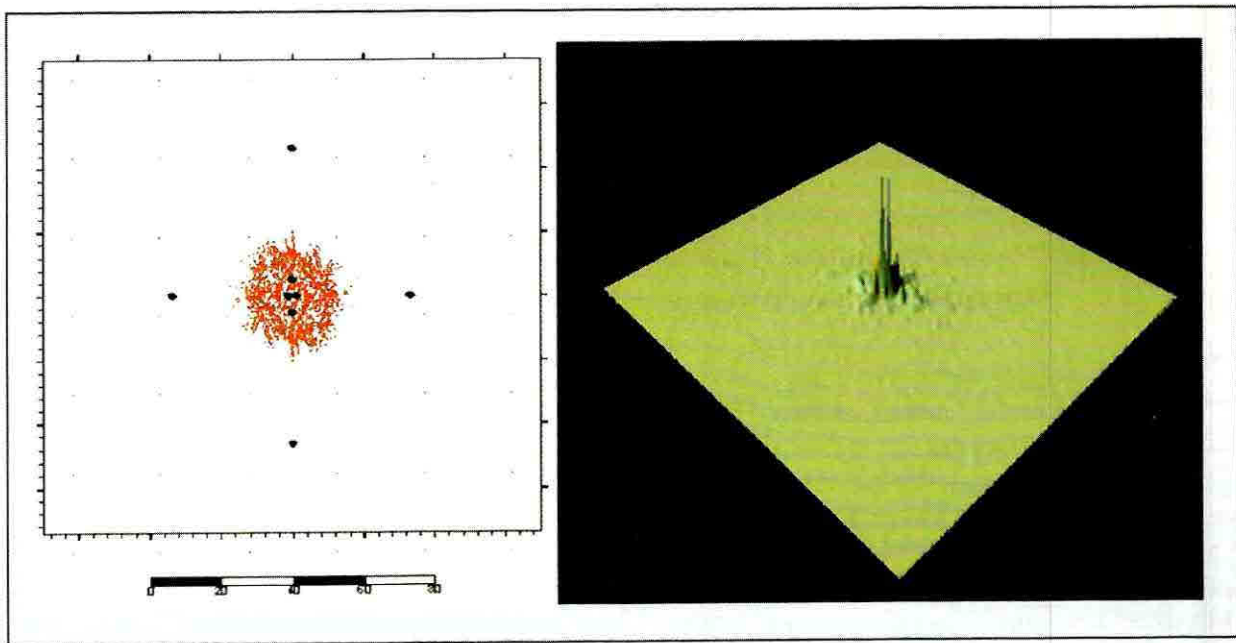


Figura 5. Periodograma para los datos de temperatura de la superficie del mar (escala en Km)

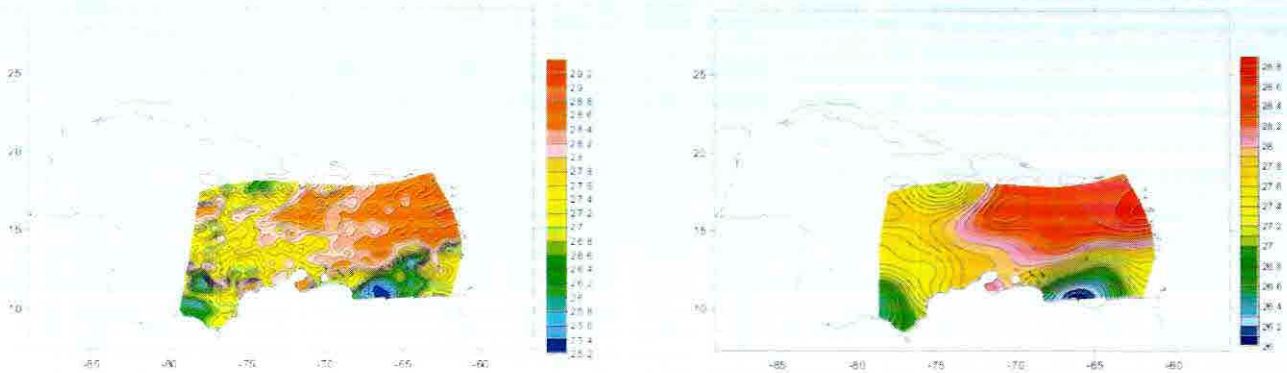


Figura 6. Resultados del análisis espectral para el filtrado de datos. (a) 11 x 11 vecinos (oscilaciones de alta frecuencia); (b) 41 x 41 vecinos (oscilaciones de baja frecuencia)

Si se compara la intensidad de las oscilaciones involucradas, se advierte que entre ellas, traducidas a escala logarítmica, hay por lo menos 6 órdenes de magnitud de diferencia. Si se escogen sólo las oscilaciones dominantes (lo que equivale a escoger una frecuencia de corte pequeña) se estarán despreciando las oscilaciones parásitas, junto con la señal útil en la dinámica de pequeña escala. Por tanto, lo mejor es escoger una frecuencia de corte que represente aquellos procesos de energía E_{gc} que se pueden representar en la escala del modelo. Además, considerando que la precisión del modelo de pronóstico no es inferior al 10%,

longitudes mayores a 80 Km. arrojarían una precisión en la energía espectral inferior a $E_{gc}/100$ (norma cuadrática del error esperado del modelo), límite por encima de la tolerancia. En otras palabras, la información incluida en escalas menores que $E_{gc}/100$ se pierde; pero debido a las limitaciones del modelo, la pérdida está justificada. El análisis de la precisión en la energía de las oscilaciones junto con el análisis de Fourier da entonces un valor de 80 km, es decir 17×17 vecinos para el filtro de suavización. Este filtro se encuentra incorporado como un módulo del bloque de asimilación desarrollado para el modelo POM adaptado para el Mar Caribe.

>> Asimilación mediante correcciones sucesivas

En la literatura sobre el tema y en la práctica mundial, desde los años 1960, se conocen y se utilizan varias técnicas de asimilación que van desde las más simples hasta las más sofisticadas. Entre las primeras se destacan la técnica de correcciones sucesivas basada en el método de Cressman, y la interpolación óptima. Técnicas más avanzadas, que requieren de alta capacidad de cómputo y spin-ups de varias décadas para los correspondientes modelos, tales como

asimilación en tres y cuatro dimensiones, no serán tratadas aquí, pero un buen compendio sobre el tema se puede encontrar en Bouttier & Courtier (2002), o en Hölm (2003).

Para entender la filosofía de la asimilación, se requieren las siguientes dos definiciones: a) Se llama background (o campo inicial) a la salida del modelo previa a la asimilación; b) Se llama análisis (o campo analizado) al resultado arrojado por el modelo luego de la asimilación.

Para el caso presente, el valor de la temperatura analizada $T_a(j)$ en la cada nodo de la malla del modelo estará dado, luego de la asimilación, por:

$$(1) \quad T_a(j) = T_b(j) + \frac{\sum_{i=1}^N \gamma \beta(t_k) w(i, j) [T(i, t_o) - T_b(i, t_k)]}{\sum_{i=1}^N \beta(t_k) w(i, j)}$$

Esta fórmula, llamada de Cressman (Cressman, 1959), se explica así: el índice j representa los nodos de la malla del modelo; el índice i representa las observaciones; el subíndice b representa el valor del background o estimación previa del modelo; $T(i, t_o)$, es la temperatura observada y t_o el momento de la asimilación; $T(i, t_k)$ son los datos de temperatura producidos por el modelo interpolados en los nodos de observación i y t_k representa la “ventana de asimilación”; $w(i, j)$ es una función que pondera la corrección que se va a llevar a cabo; $\beta(t_k)$ es una función que suaviza las correcciones en el tiempo en la “ventana de asimilación” y γ es un factor de confianza que caracteriza la fuente de los datos. De manera que la ecuación simplemente indica que “el valor corregido del modelo, o *análisis*, $T_a(j)$ es igual a la suma de su valor anterior $T_b(j)$ más una corrección que depende de la diferencia entre las observaciones y el *background* interpolado en los puntos de observación”. El método de *correcciones sucesivas* consiste en iterar el esquema anterior usando como entrada de la siguiente iteración el resultado de la iteración inmediatamente anterior.

La función $w(i, j)$ se define como:

$$w(i, j) = \begin{cases} \frac{R^2 - d^2(i, j)}{R^2 + d^2(i, j)}, & d < R \\ 0, & d \geq R \end{cases} \quad (1)$$

donde r es un radio de influencia que debe ser escogido en cada asimilación d y es la distancia entre el nodo de la malla del modelo y el punto de observación. El valor interpolado $T_b(i)$ se obtiene mediante:

$$T_b(i) = \frac{\sum_{j=J-1}^{J+1} \delta(i, j) T_b(j)}{\sum_{j=J-1}^{J+1} \delta(i, j)} \quad (2)$$

donde se consideran usualmente los 9 nodos (incluido el nodo central) vecinos más próximos al punto de observación, y $\delta(i, j)$ es una función de distancias inversas. Para el caso de la malla curvilínea del modelo POM se han considerado sólo los 4 nodos más cercanos al punto de observación, y con base en ellos se ha realizado la interpolación.

Las siguientes suposiciones son cruciales para la asimilación: a) Los errores asociados con el background y las observaciones no están correlacionados; b) Si la varianza de las observaciones es grande comparada con la del background, no habrá asimilación; lo mismo sucede si aquella es muy pequeña comparada con la varianza del background (en este caso la cobertura de la imagen es deficiente). Lo apropiado es realizar la asimilación sólo en caso de que la varianza del background y de los datos sean comparables; c) El radio de búsqueda, R , se tomará como fijo e igual a la distancia promedio entre las observaciones (Achtemeier, 1987).

>> Asimilación mediante interpolación óptima

La ventaja de la interpolación óptima sobre el método de Cressman es que tiene en cuenta las correlaciones entre las observaciones. En la Figura 7, por ejemplo, resulta claro que cualquiera de las observaciones dentro de un radio crítico, tendrá el mismo peso en el método de Cressman debido a su igual distancia relativa al centro.

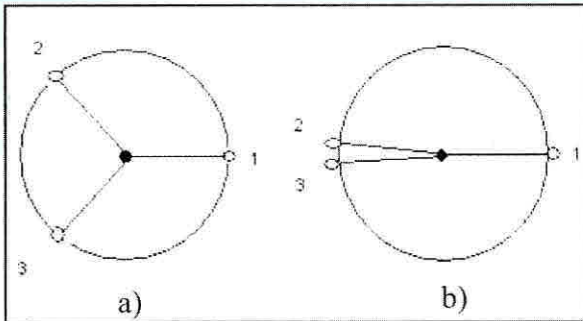


Figura 7. En (a) las observaciones 1, 2 y 3 tienen todas el mismo peso relativo al centro; en (b), estando 2 y 3 cerca, su peso relativo debe tener en cuenta su covarianza.

Si la observación 2 está muy cerca de la observación 3, es claro que el peso relativo de ambas resultará ser el doble que el del punto 1 al no tener en cuenta su cercanía y redundancia. Mediante interpolación óptima, al tener en cuenta la estructura de correlación espacial de las observaciones mediante su covarianza, el peso asignado a este par de observaciones será igual al de la observación 1: cada una de ellas tendrá un peso igual a la mitad del punto 1. Esto es, observaciones “solitarias” tenderán a tener un peso relativo mayor en el análisis, para evitar los sesgos.

La interpolación óptima se basa en la siguiente ecuación para el análisis o campo analizado:

$$x_a = x_b + K(y - H(x_b)) \quad (3)$$

Esta ecuación quiere decir que el valor del campo analizado en cada nodo de la malla del modelo es el valor del background, x_b , más una corrección que depende de la diferencia entre el vector de observaciones y el operador de observación H interpolado en los puntos de observación. K es una matriz que multiplica a esta corrección; se denomina “matriz de pesos” o “matriz de ganancia”, y se obtiene de la siguiente manera¹:

¹La mejor manera de probar este resultado es derivarlo de una formulación variacional en términos de la minimización de una “función de costo”, tal como se hace en los esquemas de asimilación de complejidad mayor. Esta minimización es equivalente a la maximización de la densidad de probabilidad condicional de obtener el análisis dado para un background dado (Hölm, 2003).

Esta matriz es crucial pues representa la propagación de los errores asociados con las covarianzas del background, B , y de las observaciones, R . Garantiza además que el campo analizado tendrá el menor error asociado, lo que asegura que las soluciones permanecerán cercanas al “estado real” a medida que el tiempo transcurre. Para facilitar el cómputo de esta matriz se asume que sólo se requieren unas cuantas observaciones para realizar la interpolación del background y determinar así las correcciones al análisis. Los criterios para determinar el número de observaciones son empíricos, como en el método de Cressman, pero en la práctica es usual considerar los 12 vecinos más próximos ponderados de acuerdo con su grado de correlación espacial. Se asume que a medida que la separación aumenta, la covarianza disminuye.

Se definen los errores, sus promedios y sus respectivas matrices de covarianza así:

Background

$$\varepsilon_b = x_b - x_t, \quad \varepsilon_b, \quad B = \langle (\varepsilon_b - \varepsilon_b) (\varepsilon_b - \varepsilon_b) \rangle^T$$

Observaciones

$$\varepsilon_o = y - H(x_t), \quad \varepsilon_o, \quad R = \langle (\varepsilon_o - \varepsilon_o) (\varepsilon_o - \varepsilon_o) \rangle^T$$

Campo analizado

$$\varepsilon_a = x_a - x_t, \quad \varepsilon_a, \quad A = \langle (\varepsilon_a - \varepsilon_a) (\varepsilon_a - \varepsilon_a) \rangle^T$$

>> Cálculo de la matriz de ganancia K

La matriz **R** de covarianzas del error de observación tiene dimensiones, en el caso presente, 262.144 x 262.144. Para obviar este tamaño, en la práctica es usual suponer que la matriz **R** es diagonal, lo que equivale a decir que los errores de observación no tienen correlación espacial. En cuanto a las covarianzas del error del background, usualmente estas son estimaciones de las varianzas del error en el pronóstico de x_b , obtenibles sólo después de analizar una larga secuencia de salidas del modelo. Se puede hacer uso del así llamado “método observacional”, siempre que se pueda suponer que las observaciones no están correlacionadas. Este se basa en suponer que la mejor fuente de información sobre los errores en el bloque de asimilación consiste en el estudio de las desviaciones $y-H(x_b)$. El uso de estas diferencias, cuando la red de observaciones es densa y suficientemente amplia, como en el caso presente, permite calcular un histograma de las desviaciones del background vs. la distancia. A una distancia o separación igual a cero el histograma da información sobre las varianzas del background y de las observaciones; a una separación diferente de cero suministra información sobre la covarianza del error del background. Si i, j son dos puntos de observación, la covarianza asociada a las desviaciones del background puede calcularse así:

$$c(i, j) = \mathbf{R}_i + \mathbf{H}_i \mathbf{B} \mathbf{H}_j^T$$

$$\text{Si } i = j \quad c(i, i) = \sigma_o^2(i) + \sigma_b^2(i)$$

la suma de las varianzas del error y del background.

Si $i \neq j \quad c(i, j) = \text{cov}_b(i, j)$ si los errores de observación no están correlacionados.

Si i, j están “muy cerca”, $c(i, i) = \sigma_b^2(i)$

Se puede mostrar que este resultado, cuando se asume que los errores de observación y de background no tienen correlación, es equivalente al cálculo de las covarianzas

$$(\mathbf{y}_i - \mathbf{H}_i(\mathbf{x}_b))(\mathbf{y}_j - \mathbf{H}_j(\mathbf{x}_b))^T$$

las cuales pueden construirse a partir de la información disponible.

>> Cálculo de la matriz R

Cuando no es posible usar el “método observacional”, es imposible conocer la matriz **R** pues no se tiene información sobre el “true state” (o estado real) del modelo. En este caso se puede simplificar el análisis considerando un error representativo de los datos de observación por medio de su varianza σ_o^2 .

>> Cálculo de la matriz B

Para completar el cálculo del análisis en la ecuación de interpolación óptima se requiere multiplicar por las covarianzas de error del background en la matriz **B**, matriz cuya dimensión, en nuestro caso, es 20.000 x 20.000. El cálculo de esta matriz tiene algunas dificultades, puesto que otra vez no se conoce el “true state”.

En el estado presente de desarrollo, lo apropiado es aproximar esta matriz mediante un error representativo de los datos de background, tal como la varianza σ_{b}^2 y las covarianzas respectivas.

Dada la dificultad para representar adecuadamente las matrices involucradas en la fórmula (3), se puede realizar la siguiente simplificación, que es equivalente al caso escalar pero considerando las 12 observaciones más cercanas al punto de interpolación, así:

$$\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_b + \frac{\sigma_{\text{b}}^2}{\sigma_{\text{b}}^2 + \sigma_{\text{e}}^2} (\mathbf{y} - \mathbf{H}(\mathbf{x}_b)) \quad (4)$$

Este análisis no es óptimo en el sentido de la interpolación óptima teórica, pero hay que tener presente que por el momento no se tiene como estimar el “true state” necesario en el cómputo de las matrices de covarianza del error. La corrección sugerida representa, por lo tanto, una primera aproximación, y se encuentra incorporada al bloque de asimilación del sistema de pronóstico de las condiciones oceanográficas en el mar Caribe.

>> Resultados

El sistema de predicción de las condiciones oceanográficas del mar Caribe opera en el régimen de diagnóstico o de pronóstico con el bloque de asimilación como uno de sus componentes. En la fase de prueba del sistema se hicieron diferentes corridas variando el número de días y de imágenes en la asimilación, y el resultado del proceso se controló supervisando el efecto de la asimilación sobre la varianza del campo analizado, sobre los campos de temperatura y sobre la energía cinética. Por lo general, la asimilación mediante el método de Cressman tiende a aumentar la variabilidad del campo analizado de temperaturas, lo que era de esperarse si se recuerda que el método

de Cressman no tiene en cuenta la estructura de correlación de las observaciones (Anduckia *et al.*, 2003). Las corridas más importantes se llevaron a cabo para la simulación de las condiciones oceánicas esperadas durante la fase de lanzamiento de las balsas usadas para validar el modelo como un todo (crucero oceanográfico “Caribe-2003”). Un solo radio de asimilación fue escogido en el método de Cressman y solamente un ciclo de correcciones sucesivas fue suficiente para establecer el campo. La interpolación óptima se hizo con base en la fórmula (4).

En la Figura 8 se puede observar, para una corrida de 2 días (días Julianos 196 a 197 del 2003), el campo de temperatura superficial inicial y final, luego de la asimilación.

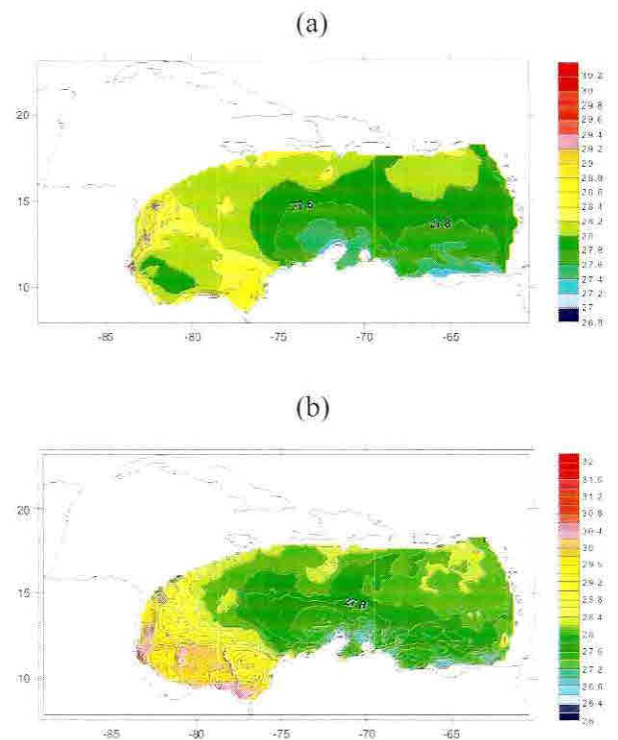


Figura 8. Asimilación de temperatura superficial del mar en una corrida de 2 días (a) background; (b) campo analizado luego de la asimilación.

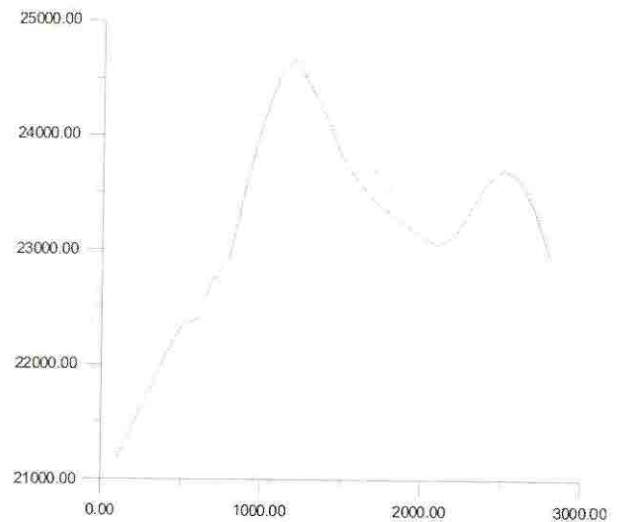
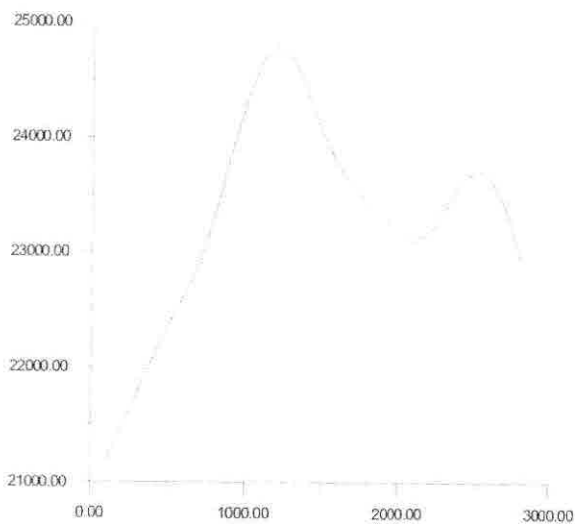
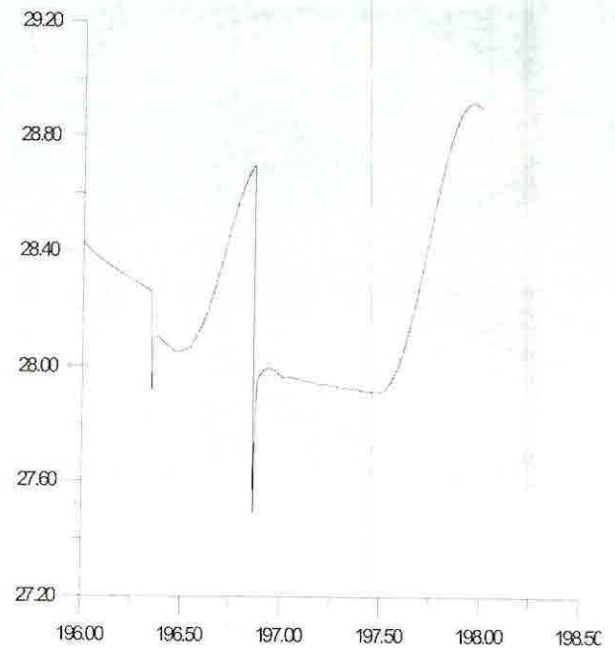
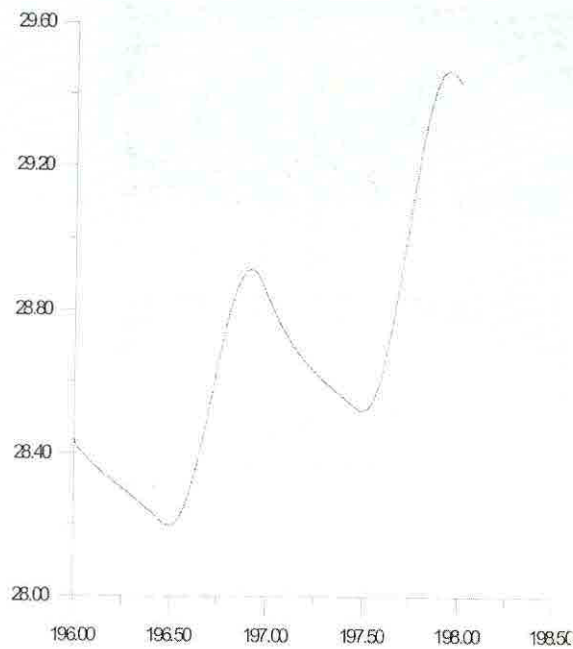


Figura 9. Comportamiento de la temperatura de la superficie del mar (arriba) y de la energía cinética en función del tiempo (abajo) (Izq.: sin asimilación de datos. Der.: con asimilación de datos).

El control del proceso de asimilación, como ya se dijo, se realiza supervisando el comportamiento de la temperatura en el tiempo antes y después de cada asimilación en varios puntos de control, así como la varianza del campo y el comportamiento de la energía cinética total. La Figura 9 ilustra estas cantidades, con y sin asimilación. En las gráficas se pueden apreciar los saltos originados por el proceso de asimilación.

Para lapsos de tiempo mayores, la Figura 10 presenta los campos analizados comparados en los dos esquemas de asimilación (Cressman vs. IO) para sendas corridas de 5 y 22 días.

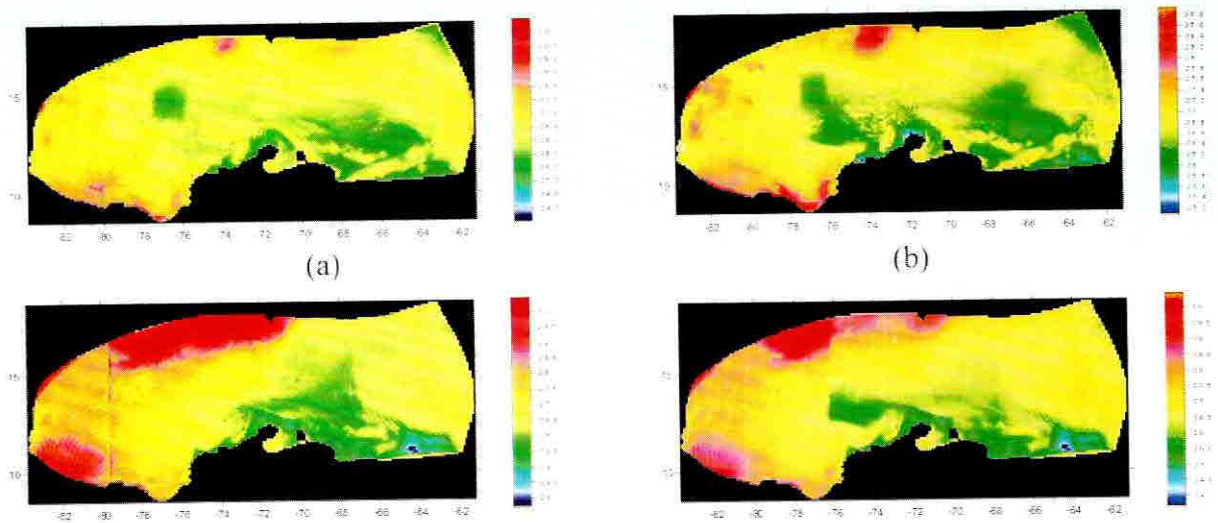


Figura 10. (a) Cressman vs. (b) IO en una corrida de 5 (arriba) y 22 (abajo) días

Como puede apreciarse, el patrón es muy semejante. Sin embargo, una de las desventajas del método de Cressman es que no permite tener un control preciso sobre la propagación del error acumulado en el pronóstico como resultado de la asimilación; y que, para evitar el calentamiento en algunas zonas (como la indicada en la parte superior de la Figura 11), se requiere amarrar los datos de salinidad y temperatura en la vertical (procedimiento conocido como *nudging*). Por lo demás, el método es satisfactorio a la luz de las distribuciones promedio mensuales multianuales del campo de temperaturas. En las Figuras 11 y 12 se puede apreciar el campo analizado para un mes de asimilación, así como la energía cinética y la temperatura durante el proceso en el caso de correcciones sucesivas.

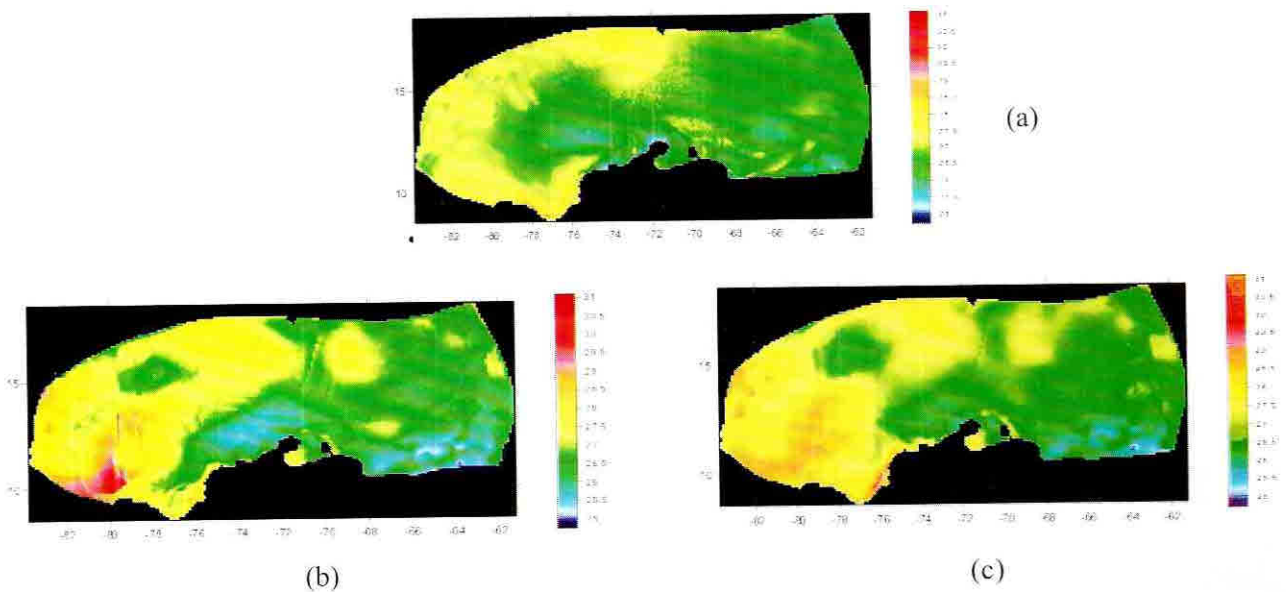


Figura 11. Asimilación durante un mes días Julianos 63 a 90 del 2003. a) modelo sin asimilación, b) correcciones sucesivas; c) interpolación óptima.

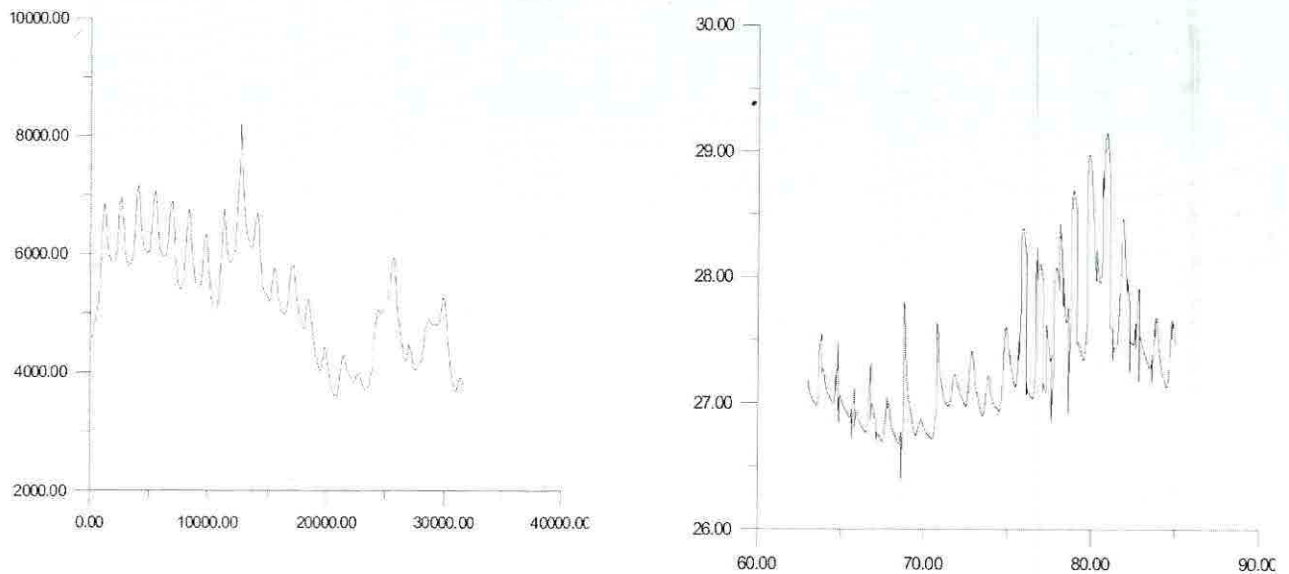


Figura 12. Control del proceso de asimilación de la Figura 11 para asimilación con correcciones sucesivas. (Izquierda: energía cinética; derecha: temperatura)

>> Discusión y conclusiones

La asimilación es sin duda un procedimiento necesario para producir resultados más precisos comparados con los modelos sin asimilación. Con el método de Cressman esta hipótesis ha probado ser satisfactoria. Con modificaciones oportunas, este método puede ser tan bueno como cualquier otro método de interpolación. Sin desmedro del hecho de que con la asimilación se tiene una mejor representación de los perfiles termohalinos oceánicos para la zona de interés (Lonin *et al.*, 2003b), una de las principales desventajas del método, en su estado actual de desarrollo, es que no permite tener un control preciso sobre el error generado por la asimilación, ni asegurar que el campo analizado que se obtiene tendrá varianza mínima. Por esto se diseñó un bloque de asimilación usando una aproximación a la *interpolación óptima*, que permite controlar el método de Cressman y realizar la asimilación de otras variables oceanográficas en el modelo de pronóstico. Este nuevo bloque está en su etapa inicial y aún debe mejorarse.

Métodos más complejos de asimilación requieren de una capacidad de cómputo muy superior a la existente y de una buena estadística de salidas del modelo, de manera que por ahora no resultan viables. El segundo factor de importancia en la asimilación de datos es que de su precisión depende el grado de acercamiento a la realidad del modelo; si bien la asimilación actualmente se hace para un campo en dos dimensiones, y puesto que por el momento no es posible asimilar perfiles verticales de los parámetros hidrológicos en una red suficientemente densa de estaciones como boyas oceánicas, XBT, etc.; queda abierta sin embargo, la posibilidad de asimilar también datos de altimetría provenientes del satélite TOPEX/POSEIDON de la NOAA, lo que significaría tener una respuesta más adecuada del modelo a través de perturbaciones de los campos barotrópicos y ampliar de paso el número de variables asimiladas.

>> Agradecimientos

Este trabajo fue realizado bajo el aporte de la Dirección General Marítima dentro del proyecto de investigación “Validación y Operacionalización del Modelo Numérico de Búsqueda y Rescate, CODEGO y PROPAS en las Unidades de la Armada Nacional”.

>> Bibliografía

Achtemeier G. (1987), “On the concept of varying influence radii for a successive correction objective analysis”, en: *Monthly Weather Review* 115, 1760-1771.

Anduckia J., Lonin S., Molares R & Parra C. (2003), “Validación de imágenes satelitales de temperatura superficial del mar mediante observaciones *in situ*”, este mismo boletín.

Bouttier P. & Courtier P. (2002), “Assimilations methods and concepts”, Meteorological Training Course Lectures, ECMWF.

Cressman C. (1959), “An operational objective analysis system”, en: *Monthly Weather Review* 106, 367-374.

Hölm V. E. (2003), “Assimilation algorithms”, Meteorological Training Course Lectures, ECMWF.

Levitus S. (2001), World Ocean Atlas 2001, NOAA Atlas NESDIS 54, Silver Spring, MD.

Lonin S., Parra C., Molares R & Anduckia J (2003a), “Sistema de pronóstico de las condiciones oceanográficas del mar Caribe para operaciones navales”, este mismo boletín.

Lonin S., Anduckia J., Parra C., Molares, R. (2003b), “Modelo de circulación oceánica con asimilación de datos para el Caribe aplicado en derrame de hidrocarburos, pesquería y búsqueda y rescate”, Memorias del Seminario Nacional de Ciencias del Mar, Santa Marta, abril de 2003.

Stowe L., McClain P., Carey R. *et al.* (1991), “Global distribution of cloud cover derived from NOAA AVHRR operational satellite data”, *Advances in Space Research* 11 (3), p. 351-354.

CIOH

www.cioh.org.co