
**GENERACIÓN DE MAPAS DE TEMPERATURA DE ALTA
RESOLUCIÓN MEDIANTE TÉCNICAS DE REMUESTREO**

Martín Ignacio Bayala, Raúl Eduardo Rivas y Marcelo Scavuzzo

RESUMEN

En este trabajo se aplicaron, compararon y validaron seis modelos empíricos de remuestreo de datos que utilizan y combinan información espacial de las misiones satelitales Terra MODIS y Landsat TM sobre un paisaje heterogéneo de la región sub-húmeda, Argentina. Basados en la relación inversa entre el Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) y la Temperatura de Superficie (T_s), los modelos permitieron generar datos térmicos de alta resolución espacial a partir de

datos censados a baja resolución espacial (~1km). La T_s remuestreada a partir de los modelos se compararon con datos locales registrados en parcelas ad hoc. Los resultados estadísticos sugieren que el modelo basado en la diferencia de límites (T_s^*DL) es la técnica más adecuada para estimar la T_s a alta resolución espacial, mejorando los errores estadísticos (RMSE) logrados en estudios previos en menos de 1K.

Introducción

La demanda de imágenes de temperatura de superficie (T_s) a alta resolución espacio-temporal se ha incrementado debido a la importancia que poseen en aplicaciones de monitoreo ambiental y modelado del balance de energía (BE). Sin embargo, el tamaño de píxel de los sensores de resolución temporal diaria han li-

mitando el uso de la T_s a estudios de carácter regional. Por lo tanto, es relevante desarrollar modelos de remuestreo de datos térmicos que permitan generar mapas con moderada-alta resolución espacial a partir de datos obtenidos por medio de sensores de baja resolución espacial y alta revisita. En la actualidad operan diferentes tipos de sensores (Tabla I) a bordo de

plataformas satelitales con bandas en los intervalos espectrales visible-infrarrojo (VIS-IR; 0,4-7,33 μ m) e infrarrojo térmico (TIR; 8-14 μ m).

El remuestreo de datos de satélites es definido como el incremento de la resolución espacial de un conjunto de imágenes del mismo o diferente sensor sin modificar la resolución radiométrica. Por lo tanto, el procedimiento de re-

muestreo debe garantizar representación precisa de la variabilidad espacial de la T_s y mantener una coherencia en la radiometría de la banda TIR original (Rodríguez-Galiano *et al.*, 2012). Existen técnicas de remuestreo basadas en diferentes aproximaciones metodológicas como la de interpolación fractal (Kim y Barrows, 2002), el modelo físico analítico (Merlin *et al.*, 2008), el mode-

PALABRAS CLAVE / Mapas / Modelos de Remuestreos / Temperatura Radiativa de Superficie / Validación /

Recibido: 18/04/2012. Modificado: 18/04/2013. Aceptado: 16/07/2013.

Martín I. Bayala. Licenciado en Diagnóstico y Gestión Ambiental, Universidad Nacional del Centro de la Provincia de Buenos Aires (UNCPBA), M.Sc. en Aplicaciones Espaciales en Alerta y Respuesta

Temprana a Emergencias, Universidad Nacional de Córdoba y Comisión Nacional de Actividades Espaciales (UNC-CONAE), Argentina. Profesional Adjunto, Instituto de Hidrología de Llanuras (IH-

LLA), UNCPBA, Argentina. Dirección: Pinto 399 (CP7000) Tandil, Buenos Aires, Argentina. e-mail: martin.bayala@rec.unicen.edu.ar

Raúl Eduardo Rivas. Doctor en Física, Universidad de Valencia, España. Investigador, IHLLA-UNCPBA, Argentina.

Marcelo Scavuzzo. Doctor en Física, UNC, Argentina. Profesor, UNC, Argentina.

GENERATION OF HIGH RESOLUTION TEMPERATURE MAPS BY RE-SAMPLING TECHNIQUES

Martín Ignacio Bayala, Raúl Eduardo Rivas and Marcelo Scavuzzo

SUMMARY

In the current study six sharpening models using and combining spatial information of Terra and Landsat were applied, compared and validated on a mixed agricultural landscape in the sub-humid Pampean region of Argentina. Based on the inverse linear relationship between the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and Land Surface Temperature (LST) at coarse spatial resolution (~1km) allowed to obtain a

simulate LST to fine spatial resolution. The re-sampled LST data were compared with local dataset registered in ad hoc lots. The results suggest that the T_s^*DL technique is the most adequate one for the estimation of LST at high spatial resolution, showed a root mean square error (RMSE) less than 1K on average.

GERAÇÃO DE MAPAS DE TEMPERATURA DE ALTA RESOLUÇÃO MEDIANTE A ADAPTAÇÃO DE TÉCNICAS DE REAMOSTRAGEM

Martín Ignacio Bayala, Raúl Eduardo Rivas e Marcelo Scavuzzo

RESUMO

Neste estudo se aplicaram, compararam e validaram seis modelos empíricos de reamostragem de dados que utilizam e combinam informação espacial das missões satelitais MODIS/Terra e TM/Landsat sobre paisagem heterogênea da região sub-úmida de La Pampa Argentina. Baseado na relação inversa entre o Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) e a temperatura de superfície (T_s) foi possível gerar dados térmicos de alta resolução espacial a partir de dados censados

em baixa resolução espacial (~1km). A T_s reamostrada a partir destes modelos foi comparada com observações de dados locais registrados em lotes ad hoc. Os resultados estatísticos sugerem que o modelo baseado na diferença de limites (T_s^*DL) é a técnica mais adequada para modelar a T_s em alta resolução espacial, melhorando os erros estatísticos (RMSE) em estudos prévios em menos de 1K.

TABLA I
SATÉLITES QUE OPERAN EN EL ESPECTRO
VISIBLE Y TÉRMICO

Plataforma/Sensor	Resolución espectral bandas NVIR (μm)	Resolución espacial bandas NVIR (m)	Resolución espectral bandas TIR (μm)	Resolución espacial bandas TIR (m)	Revista (días)	Error de estimación (K)
Landsat 5/ TM	0,45-2,35	30	10,4-12,5	120	Archivo	± 2
Landsat 7/ETM+	0,45-2,35	30	10,4-12,5	60	16	± 2
Landsat 8/LDCM	0,45-2,30	30	10,3-12,5	100	16	-
Terra/ASTER	0,52-2,43	15	8,12-11,65	90	Pedido	$\pm 0,5$
SAC-D/ NIRST	3,8	350	10,8-11,85	350	7	-
MODIS T/A	0,45-2,15	250-1000	8,4-13,38	1000	1-2	$\pm 0,5-1$
NOAA/AVHRR	0,58-3,9	1000	10,3-12,5	1000	1	$\pm 1-1,5$
ENVISAT/AATSR	0,86-3,93	1000	10,4-12,5	1000	35	± 1
GOES/GOES	0,53-7,33	1000-4000	10,21-2,47	4000	15min	± 1

lo lineal o espectral (Zurita-Milla *et al.*, 2009), la disgregación secuencial (Merlin *et al.*, 2009), y de relación empírica (Yang *et al.*, 2011).

La técnica denominada *Disaggregation Procedure for Radiometric Surface Temperature (DisTrad)* propuesta por Kustas *et al.* (2003) ha obtenido buenos resultados en el remuestreo de datos térmicos. En base al supuesto de que la variabilidad de la T_s es controlada principalmente por la variación de la cobertura vegetal (NDVI), esta técnica de

remuestreo se desarrolla a partir de un modelo de ajustes lineales o cuadráticos extraído de la relación inversa entre el NDVI y la T_s (Kustas *et al.*, 2003; Li *et al.*, 2008; Yang *et al.*, 2011; Jeganathan *et al.*, 2011). Agam *et al.*, (2007) modificó el modelo *DisTrad* nombrándolo T_s^*HARP (sigla derivada de T_s *Sharpening*), que utiliza la proporción de vegetación (P_v).

El diagrama NDVI- T_s generado a partir de datos de satélite a baja resolución (denotado con sufijo b) se utiliza para

realizar un modelo de regresión lineal entre los píxeles contenidos en la escena (Kustas *et al.*, 2003; Agam *et al.*, 2007; Figura 1). Para estimar la T_s a alta resolución espacial, los parámetros de la regresión son aplicados a la imagen de NDVI a alta resolución (denotada con el sufijo a). Finalmente, el error residual (Δt) correspondiente al píxel de baja resolución es agregado a la T_s estimada a alta resolución (T_{sa}^*) con el propósito de incrementar la precisión del modelo, considerando la proporción de

agua contenida en el sistema planta-suelo. El modelo de remuestreo queda expresado como

$$T_{sb}^* = a_b \times NDVI_b + b_b \quad (1)$$

$$\Delta t = T_{sb} - T_{sb}^* \quad (2)$$

$$T_{sa}^* = a_a \times NDVI_a + b_a + \Delta t \quad (3)$$

donde a_b : pendiente y b_b : ordenada al origen del modelo de regresión entre el NDVI y la T_s para los datos de satélite a baja resolución espacial (Ec. 1), Δt : diferencia entre la T_s observada (T_{sb}) y la T_s estimada (T_{sb}^*) a baja resolución espacial (Ec.2), y T_{sa}^* es la imagen de T_s a alta resolución resultante de aplicar los parámetros de la regresión al NDVI de alta resolución espacial (NDVI_a; Ec.3).

El modelo T_s^*HARP presenta una serie de limitaciones que podrían estar vinculadas a la incapacidad que tiene el NDVI para representar correctamente los efectos de la humedad de del suelo (HS). Esto puede ser solucionado mejorando la estimación de la HS a través de

índices de estrés hídrico que permitan conocer de mejor manera su variabilidad espacial a partir de la combinación de bandas en diferentes longitudes de onda electromagnética.

El objetivo de este trabajo es aplicar modelos de remuestreo de datos térmicos utilizando la relación NDVI- T_s con la incorporación de diferentes índices de estrés hídrico y validar el método de mejor disgregación con datos de temperatura radiativa medida en el terreno.

Materiales y Métodos

Área de estudio

La zona de estudio se encuentra ubicada en la llanura pampeana, presenta clima sub húmedo-húmedo con déficit de agua poco significativo. La región se caracteriza por un clima templado con temperatura media del aire (T_a) de 14°C, encontrándose una media máxima de 21,5°C en enero y una media mínima de 7,2°C en julio, una humedad relativa media del aire de 70%, una velocidad media del viento de 2,6m·s⁻¹ y una radiación solar media de 186W·m⁻² (Carmona *et al.*, 2011). Dentro de la región pampeana se tomó en consideración el centro de la provincia de Buenos Aires (Figura 2a) y parte sudeste de la provincia de La Pampa, Argentina (Figura 2b). Se consideraron dos sitios experimentales donde se realizó la validación de los modelos, el primero corresponde a una parcela de cultivo de soja ubicada en el establecimiento agrícola 'Laura Leofú' (37°14'S, 59°34'O; Figura 2). El segundo corresponde a una parcela de trigo ubicada en el establecimiento 'Tata Dios' (37°06'45"S, 58°58'50"O).

Datos utilizados

Se utilizaron cuatro imágenes de satélite correspondien-

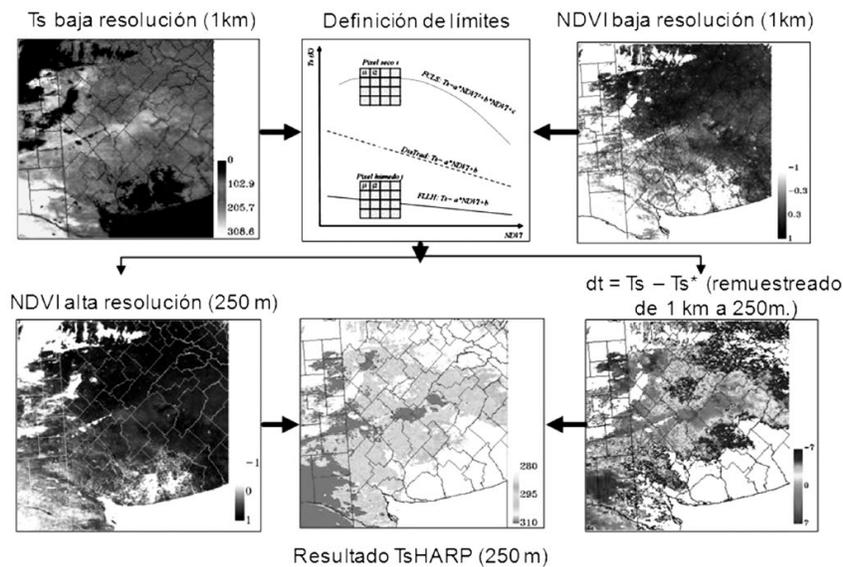


Figura 1. Secuencia metodológica del modelo T_s HARP aplicado sobre una imagen MODIS. La figura central superior muestra el espacio NDVI- T_s , donde se indican los límites seco y húmedo.

tes al área de estudio, dos captadas por el sensor MODIS (10/11/2006 y 23/02/2010) y dos por el sensor TM (escena 225/86; 11/11/2006 y 23/02/2010). Las imágenes fueron corregidas de efectos atmosféricos por medio del método de sustracción de superficies oscuras (*Dark Object Subtraction*; Schroeder *et al.*, 2006). La T_s en imágenes Landsat TM fue calculada a partir de la temperatura de brillo del canal 6 utilizando el algoritmo monocanal desarro-

llado por Jiménez-Muñoz y Sobrino (2003), que toma como dato de entrada la longitud de onda efectiva, constantes universales y la emisividad calculada en función al porcentaje de vegetación (P_v ; Valor y Caselles, 1996) y el contenido de vapor de agua de la atmósfera ($g\cdot cm^{-2}$). Este último es el valor medio extraído del radiosondeo de las estaciones Ezeiza (34°49'S, 58°32'W, 20m) y Santa Rosa (36°34'S, 64°16'W, 191m), Argentina (University of Wyo-

ming, <http://weather.uwyo.edu/upperair/>). La T_s en imágenes MODIS fue calculada a partir de la temperatura de brillo de las bandas 31 y 32 utilizando el algoritmo *Split Window* (SW) desarrollado por Coll *et al.* (2005) que utiliza los ángulos de observación del sensor (MOD03-09), el contenido de vapor de agua (MOD05_L2) y la emisividad de la vegetación obtenida partir de la P_v .

La validación de los modelos se realizó a partir de datos de temperatura radiativa (T_{rad}) obtenidos del sensor de alta precisión IRR-1505 (Apogee Instruments, Logan, UT, EEUU) con

intervalo espectral de 8-14 μm , instalado a 2,15m de altura (Carmona *et al.*, 2011). Por otra parte, se utilizaron 38 mediciones *in situ* realizadas en 2006, registradas por el radiómetro IRT portátil marca Raytex modelo ST Pro (intervalo espectral de 8-14 μm) que mide entre 0 y 50°C con un error de $\pm 0,82^\circ C$. Para la calibración de los radiómetros se utilizó un cuerpo negro de referencia (Everest modelo 1000) haciendo las mediciones antes, durante y después de la realización del transecto. Posteriormente, se corrigieron los valores de los efectos de emisividad, incluyendo la reflexión de onda larga del cielo a partir de la metodología indicada en Coll *et al.*, 2005.

Técnicas de disgregación propuestas

Sobre la base teórica del método T_s HARP se aplicaron diferentes metodologías de remuestreo con la finalidad de mejorar la estimación de la T_s a nivel de subpíxel. En este contexto se aplicaron dos modelos. El primero corresponde al modelo de función cuadrática del límite seco (FCLS) que plantea utilizar el límite seco generado a partir de un ajuste cuadrático definido en la relación NDVI- T_s (Figura 1). La T_s de la imagen

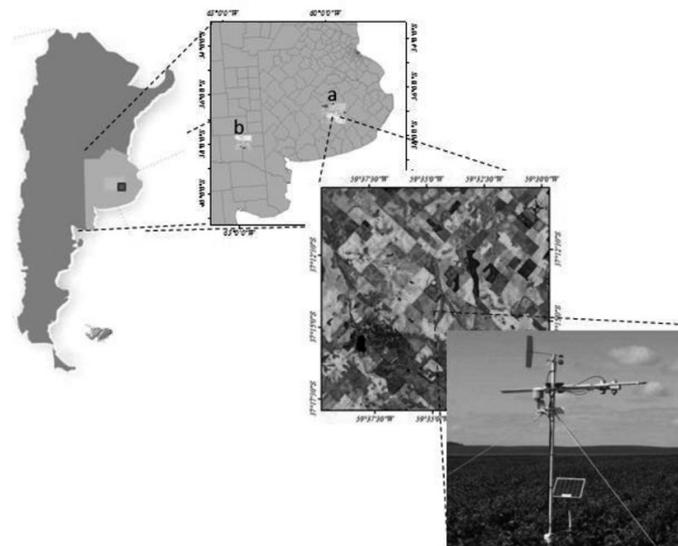


Figura 2. Área de estudio. a y b: sitios con bajo y alto P_v . Ubicación relativa de la estación Be instalada en la parcela de soja (37°14'S, 59°34'O). La imagen central muestra un recorte de la imagen captada por el sensor TM del día 23/02/2010.

a baja resolución ($T_{sb}^*(NDVI_b)$) queda determinada por

$$T_{sb}^*(NDVI_b) = a(NDVI_b)^2 + b(NDVI_b) + c \quad (4)$$

donde los parámetros de ajuste están representados por las letras a, b y c.

Finalmente, la T_s a alta resolución T_s^*FCLS se estima a partir de

$$T_s^*FCLS = a(NDVI_a)^2 + b(NDVI_a) + c + \Delta t \quad (5)$$

donde $NDVI_a$: imagen de NDVI a alta resolución espacial, Δt : variabilidad producida por el efecto de la humedad del suelo (Ec. 2).

El segundo modelo estima la T_s a alta resolución (T_s^*DL) a partir de la diferencia entre las temperaturas modeladas para el límite seco y húmedo (FLLH) por medio de

$$T_s^*DL = a(NDVI_a)^2 + b(NDVI_a) + c + \Delta t + \Delta L \quad (6)$$

donde ΔL : diferencia de T_s^* entre los límites ($T_s^*FLLH - T_s^*FCLS$).

Dado que el modelo T_s -HARP no considera el hecho de que para un valor determinado de NDVI pueden existir dos lecturas de T_s , se eliminó esta limitación a partir de la estimación de la HS utilizando índices de EH. Los modelos propuestos para eliminar los errores introducidos por el NDVI son derivados del modelo FCLS (Ec. 5), a partir del producto entre la diferencia de límites (ΔL) y la función de cada índice de estrés. Entonces, la T_s a alta resolución queda expresada como

$$T_s^*NDWI = T_s^*(FCLS) + \Delta L + \frac{NDWI - NDWI_{min}}{NDWI_{max} - NDWI_{min}} \quad (7)$$

$$T_s^*NDII = T_s^*(FCLS) + \Delta L + \frac{NDII - NDII_{min}}{NDII_{max} - NDII_{min}} \quad (8)$$

$$T_s^*GVMI = T_s^*(FCLS) + \Delta L + \frac{GVMI - GVMI_{min}}{GVMI_{max} - GVMI_{min}} \quad (9)$$

$$T_s^*SWI = T_s^*(FCLS) + \Delta L + \frac{T_{s_{max}} - T_s}{T_{s_{max}} - T_{s_{min}}} \quad (10)$$

donde NDWI (*Normalized Difference Water Index*) es el índice de estrés hídrico propuesto por Gao (1996) y utiliza las reflectividades espectrales en los intervalos $0,86\mu m$ y $1,24\mu m$; NDII (*Normalized Difference Infrared Index*) propuesto por Hardisky *et al.* (1983) y GVMI (*Global Vegetation Moisture Index*) propuesto por Ceccato *et al.* (2002) son calculados a partir de la reflectividad espectral de las bandas centradas en el intervalo $0,86-1,6\mu m$; y la diferencia de temperatura (*Soil Wetness Index*; SWI) propuesto por Mallick *et al.* (2009), el cual asume que la disponibilidad de agua varía linealmente con la T_s .

Para evaluar los modelos se utilizó el coeficiente de determinación (r^2), el coeficiente de variación (CV), la raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE), el error relativo (RE) y el error medio (ME). La eficiencia de agregación se estimó en términos del índice de concordancia de Willmott y el $RMSE/\sigma$. Los modelos fueron considerados buenos cuando el $r^2 \geq 0,80$, $d \geq 0,95$, $RMSE/\sigma$ y $RE \leq 0,20$ con pendiente de la recta cercana a 1 ($1 \pm 0,1$). Se utilizó la técnica de estadística geoespacial de semivariograma para seleccionar las muestras de forma aleatoria a través de la identificación de la distancia donde la T_s observada consigue la independencia espacial.

Los pares de datos que se utilizaron para hacer las regresiones de los límites seco y húmedo corresponden a los valores extremos de la dispersión de los datos contenidos en las dos matrices (T_s -NDVI). De forma práctica se extraen a partir de la selección de regiones de interés que

posteriormente se utilizan para realizar las regresiones en funciones programadas en el software *R Statistic* (R Development Core Team, 2010).

Rutinas de desagregación

Para sensibilizarse con las diferentes técnicas de remuestreo se realizó una rutina de inversión del proceso para los datos del sensor MODIS, donde fueron agregados los datos de referencia a 4km. Posteriormente, se desagregaron aplicando los modelos propuestos y se compararon los resultados con la T_s de referencia (T_s observada en el terreno).

Se aplicó una segunda rutina de remuestreo sobre datos TM con la finalidad de estimar la utilidad para el uso conjunto con información del sensor MODIS, donde se

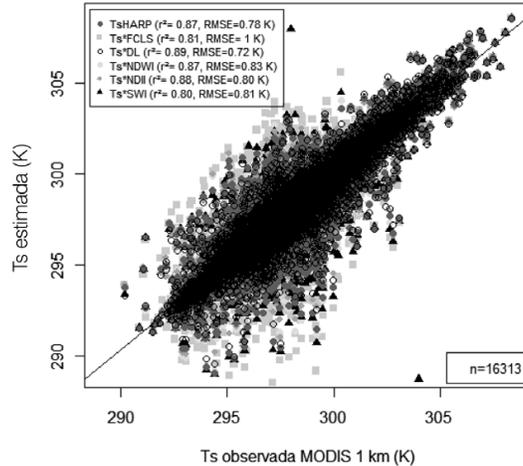


Figura 3. Correlación entre la T_s observada y estimada MODIS a 1km para los diferentes modelos.

agregaron y desagregaron los datos a diferentes resoluciones (remuestreo escalonado). Se realizaron diferentes aproximaciones para la evaluación de los resultados en imágenes MODIS: a) evaluación global, y b) por proporción de vegetación (P_v). En imágenes Landsat se realizaron aproximaciones como: a) remuestreo escalonado, y b) remuestreo por tipo de cobertura. El remuestreo escalonado consiste en remuestrear la imagen de baja resolución espacial a una imagen de menor resolución espacial con tamaño de píxel múltiplo (ej: 960, 720, 240, 120, 30m). En cambio, el remuestreo por tipo de cobertura considera el proceso de desagregación de información de cada clase a partir de la clasificación de uso del suelo. Finalmente, se desagregaron los datos térmicos Landsat TM y MODIS a una resolución no nativa (30m) utilizando la técnica T_s^*DL y se compararon con datos puntuales de la estación de BE y transecto (ver apartado de datos utilizados).

Resultados y Discusión

La evaluación global de los resultados estadísticos obtenidos en imágenes MODIS se realizó a partir de la selección de una muestra aleatoria de píxeles utilizando la técnica geoestadística del semivariograma. Con el propósito de obtener homogeneidad y representatividad estadística en la T_s con independencia espacial se seleccionó el 5% de los píxeles, donde se determinó la independencia espacial a 20km para la imagen MODIS adquirida el 23/02/2010.

La Figura 3 muestra una alta correlación entre los datos observados y estimados a 1km. Se observa que la variabilidad térmica de los datos estimados a través del modelo T_s^*DL presentó valores de intervalo cercano a la

T_s de referencia (19,26K con 19,18K). El desvío estándar y el coeficiente de variación se ubicaron en el orden de 2,2K y 0,74% respectivamente. El modelo T_s^*FCLS mostró la mayor amplitud en la variabilidad de la T_s con una diferencia de 3,14K respecto a los datos de referencia. De forma coincidente, el coeficiente d presenta valores superiores a 0,96, siendo los modelos T_s^*DL y T_s^*GVMI los que presentaron la mayor eficiencia de agregación, con $RMSE/\sigma$ de 0,32 y 0,33 respectivamente. A través

TABLA II

FUNCIONES DE LOS MODELOS DE AJUSTE PARA DIFERENTES RESOLUCIONES ESPACIALES

Remuestreo	Función central	Función límite seco	Función límite húmedo
Landsat 5 TM (960 m)	$Y=-15,0X+304,5$	$Y=-45,0X^2+36,8X+294$	$Y=-10,0X+296,5$
Landsat 5 TM (720 m)	$Y=-14,3X+304,0$	$Y=-38,0X^2+27,5X+297,5$	$Y=-7,4X+293,4$
Landsat 5 TM (240 m)	$Y=-12,0X+302,5$	$Y=-20,0X^2+12,0X+302,0$	$Y=-5,0X+289,7$
Landsat 5 TM (120 m)	$Y=-11,5X+302,0$	$Y=-16,6X^2+9,0X+305,0$	$Y=-6,5X+294,0$

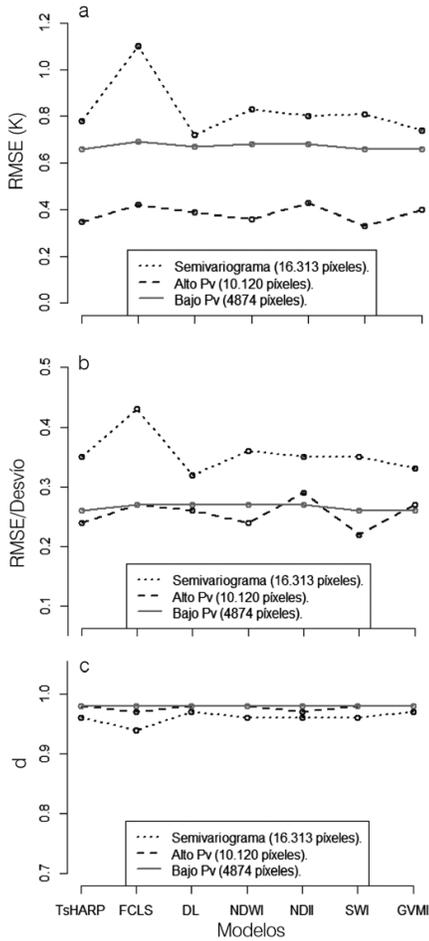


Figura 4. a: RMSE (K), b: RMSE/σ, c: ME de modelos de remuestreo para muestras con alta y baja P_v en la imagen MODIS a 1km de resolución espacial.

del ME se observó que los modelos basados en índices de estrés hídrico tienden a sobreestimar el cálculo, sucediendo lo contrario con los modelos que dependen únicamente de la relación NDVI-T_s.

El análisis de P_v se realizó para dos tipos de cubiertas diferentes dentro de la región pampeana. La primera evaluación (Figura 2a) se realizó sobre un área de 10.120km² ubicada en el centro de la provincia de Buenos Aires (alta cobertura vegetal y escaso déficit hídrico) y la segunda (Figura 2b) sobre un área de 4.874km² del suroeste de la provincia de La Pampa, Argentina (baja proporción de vegeta-

ción y alto déficit hídrico).

Los estadísticos para las diferentes muestras seleccionadas (semivariograma, alto y bajo P_v) para la imagen MODIS (23/02/2010) a 1km muestran alta correlación para la muestra con alto P_v (r²<0,90) y RMSE<0,4K, indicando que el área tiene mayor homogeneidad térmica (Figura 4a). El RMSE y RMSE/σ muestran que los modelos T_sHARP y el T_s*GVMI obtuvieron los menores errores estadísticos y la mayor precisión en la agregación de los datos (Figura 4a, b, c). En zona de alto

P_v con elevada heterogeneidad espacial en la emisividad (diferentes cubiertas vegetales) se incrementó la variabilidad térmica (RMSE>0,60). De acuerdo con Hulley *et al.* (2010) las técnicas de re-

muestreo son estables sobre áreas densamente vegetadas, pero son menos precisas sobre regiones donde la emisividad y la HS son variables en superficie.

Los modelos considerados para la imagen Landsat de 2010 fueron T_sHARP, T_s*FCLS, T_s*DL, T_s*SWI, T_s*NDII y T_s*GVMI (agregados a resoluciones espaciales de 960, 740, 240 y 120m a partir de un algoritmo de interpolación basado en promedios de píxeles). La Tabla II muestra las funciones de los modelos de ajuste para diferentes resoluciones espaciales utilizadas para realizar el remuestreo escalonado de las imágenes Landsat. Los ajustes de las funciones en el espacio NDVI-T_s muestran que la pendiente y la ordenada al origen decrecen al disminuir la resolución, como consecuencia de la heterogeneidad espacial de la muestra.

Los resultados estadísticos indican que las estimaciones obtenidas de la disgregación de las imágenes desde 960 a 120m en general son simila-

res, indicando que el proceso de disgregación por pasos escalonados preserva la coherencia radiométrica de la imagen original debido principalmente a que el promedio de valores de T_s a subpíxel (alta resolución) son similares a los valores de los píxeles de la imagen de baja resolución (960m). En este sentido, la totalidad de las disgregaciones mostraron intervalos intercuantílicos homogéneos con un incremento en la variabilidad para las resoluciones de 240 y 120m. A modo de ejemplo en la Tabla III se referencian los valores estimados por los modelos para 240m de resolución a partir de la disgregación de los datos de 720m.

La Figura 5 presenta los modelos de ajuste lineal indicando la correlación de la T_s estimada con respecto a la imagen de T_s de referencia. El r², RMSE y RE entre 720 y 240m muestran un marcado incremento en los errores como consecuencia de un significativo salto en el escalonado a través del proceso de disgregación (Figura 5a, b, c). Este incremento de los errores podría reducirse considerando una resolución espacial intermedia en el remuestreo (ej: 520m). Las mejores estimaciones correspondieron al modelo T_s*FCLS, T_s*DL y T_s*SWI; sin embargo, en el modelo T_s*DL el r² tiende a mantenerse invariante a través del proceso de disgregación, con RE y ME ~0K.

TABLA III
FUNCIONES DE AJUSTE PARA DIFERENTES RESOLUCIONES ESPACIALES

Estadísticos	T _s Landsat	T _s Harp	T _s *FCLS	T _s *DL	T _s *SWI	T _s *NDII	T _s *GVMI
Mínimo (K)	274,8	278,8	275,6	281,6	282,3	278,3	277,1
1er. Cuartil (K)	292,3	292,2	291,7	292,4	293,1	292,6	292,0
Mediana (K)	294,4	294,3	294,4	294,4	294,9	294,5	294,3
Media (K)	294,3	294,3	294,0	294,3	294,9	294,6	294,2
3er. Cuartil (K)	296,0	296,3	296,3	296,0	296,4	296,4	296,3
Máximo (K)	305,6	304,7	303,6	304,2	303,8	318,7	304,3
Intervalo (K)	30,82	25,95	28,02	22,57	21,48	40,47	27,24
Desvío estándar (K)	2,65	2,77	3,18	2,47	2,27	2,67	2,89
Coef. Variación (%)	0,90	0,94	1,08	0,84	0,77	0,90	0,98
RMSE (K)		1,37	1,66	1,08	1,30	1,61	1,40
RE (K)		0,004	0,005	0,003	0,004	0,005	0,004
ME (K)		-0,0039	-0,283	0,0014	0,529	0,278	-0,102
d		0,93	0,90	0,95	0,94	0,90	0,93
RMSE/σ		0,49	0,52	0,44	0,57	0,60	0,48

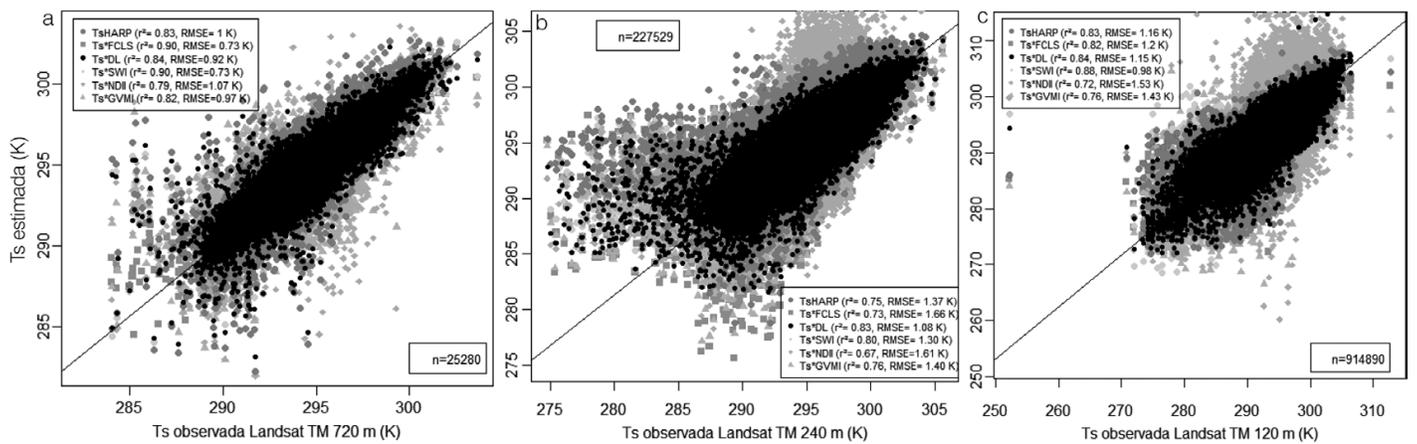


Figura 5. Correlación entre T_s observada vs estimada Landsat TM para los diferentes modelos a 720 (a), 240 (b) y 120m (c); r^2 y RMSE se encuentran en leyenda.

Para evaluar la respuesta de los modelos se identificaron los usos de suelo en un mapa realizado a partir de una clasificación en la imagen Landsat (23/02/2010) aplicando el algoritmo no supervisado ISODATA utilizando las bandas 3, 4, 5 y 7, con 100 iteraciones y un intervalo de confianza del 95%. Las clases identificadas según la verdad de campo fueron: soja de primera y segunda, girasol, maíz y suelo desnudo. La precisión global de la clasificación fue del 98% (coeficiente Kappa de 0,97 extraídos de la matriz de confusión), y la precisión por clase varió entre 85 y 100%.

La Figura 6 muestra el comportamiento de los modelos de remuestreo para los diferentes tipos de coberturas evaluados estadísticamente a partir de muestras de 1000 píxeles por clase. Las coberturas identificadas como soja de primera y segunda muestran tendencia al decrecimiento de la precisión con los peores ajustes, indicando que la representación de la T_s resulta de mayor complejidad para cubiertas vegetales con HS variable (Figura 6a). Particularmente, el modelo T_s HARP (línea sólida), el T_s NDII (línea guión largo) y el

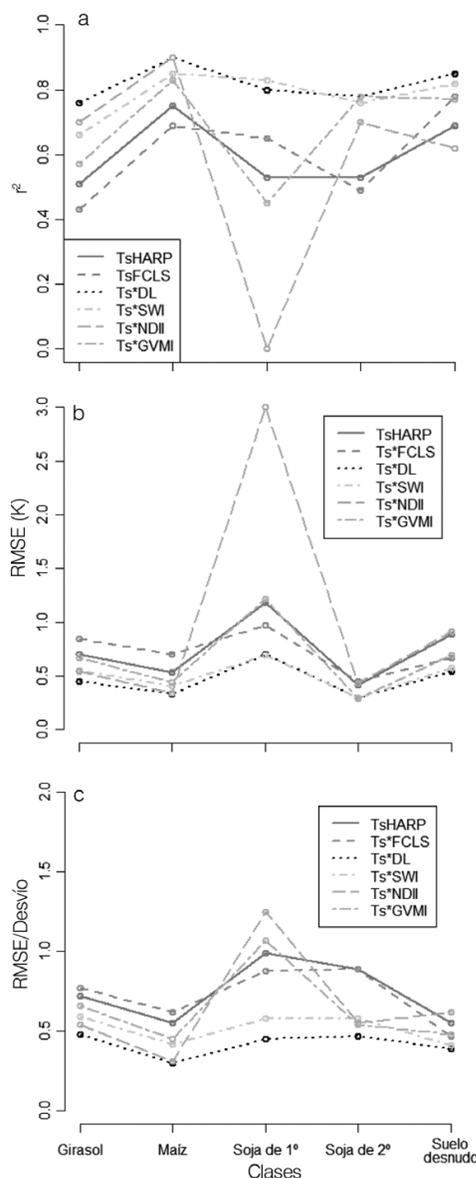


Figura 6. a: r^2 , b: RMSE (K), c: RMSE/ σ de modelos por clases.

T_s *GVMI (línea doble guión) presentaron mayores errores en relación a los estadísticos RMSE (1,18-3 y 1,22K) y RE (0,004-0,01 y 0,0041) (Figura 6b). Estos errores indicados para la clase soja de primera podrían estar relacionados con la etapa de senescencia de la vegetación. Por otra parte, el modelo T_s *DL (línea punteada) mostró los mejores resultados de los estadísticos RMSE (0,69K) y RE (0,0023). La mejor agregación de los datos representada por el estadístico RMSE/ σ es indicada en la clase maíz y suelo desnudo. El modelo T_s *DL presenta los mejores resultados con respecto al RMSE/ σ para las clases maíz (0,3) y suelo desnudo (0,39) (Figura 6c); valores similares se indican para el modelo T_s *SWI (línea punto raya). El estadístico ME indica que el modelo T_s *DL permanece invariante para las diferentes clases analizadas (ME ~0K).

Considerando los resultados estadísti-

cos indicados para el modelo T_s *DL en diferentes coberturas y resoluciones espaciales, se realizó la validación con medidas realizadas en la soja (de carácter puntual) y en la transecto de trigo. La T_s medida en soja por el radiómetro (IRR-1505 corregida) fue de 295K, resultando similar a la T_s simulada con MODIS y Landsat a 30m de resolución espacial, con 294 y 293K respectivamente. Por otra parte, el valor medio indicado para el transecto realizado con el radiómetro Raytex (Figura 7a) fue de 291,4 \pm 1,1K y el logrado con el método T_s *DL en imágenes Landsat fue de 292,6 \pm 0,9K. Los valores obtenidos por los remuestreos MODIS tienen una diferencia de aproximadamente 3K con respecto a los medidos en trigo.

En imágenes simuladas de alta resolución se observa que a nivel de subpíxel la distribución de la T_s se encuentra en relación directa con el tipo de cobertura y el contenido de humedad del suelo, transfiriendo a escala puntual una variabilidad térmica que puede ser considerada significativa. Sin embargo, a escala de parcela la variabilidad se reduce y mantiene la coherencia radiométrica de la imagen a baja resolución, y por lo tanto, el método es óptimo a la escala de trabajo considerada (Figura 7b).

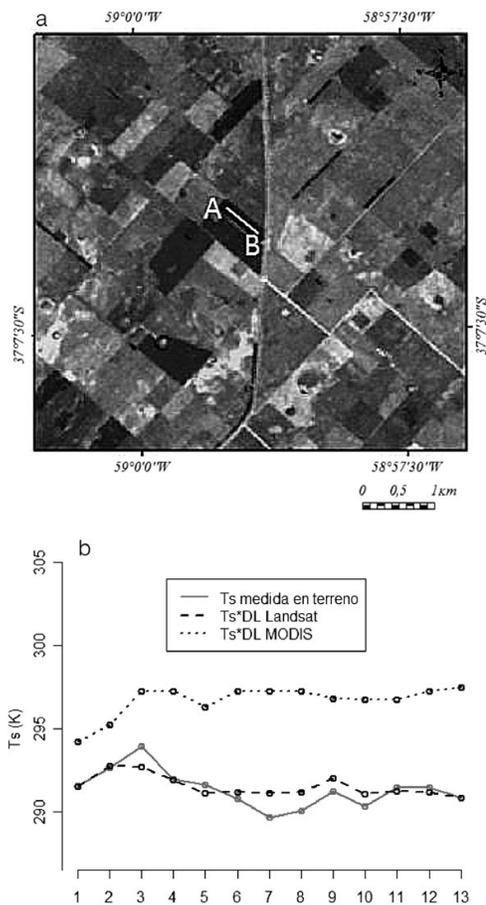


Figura 7. a: Recorte de la imagen Landsat TM del día 11/11/2006 y transecto de validación, marcado por línea A-B. b: T_s (K) en transecto de terreno y modelo T_s^*DL para imagen Landsat y MODIS a 30m.

Conclusiones

Se evaluaron seis modelos de remuestreo de datos térmicos que utilizan y combinan información espacial de las misiones satelitales Terra y Landsat utilizando la relación NDVI- T_s . El funcionamiento de los modelos depende de la forma en que se definen los límites seco y húmedo de la relación NDVI- T_s . Se observó que al determinar el límite seco por medio de una función cuadrática los resultados de los modelos mejoraron, debido principalmente a que la función encuentra el máximo valor de T_s donde la expresión de NDVI es mínima (mínima evapotranspiración), adquiriendo más sentido físico utilizar la expresión polinómica.

de imágenes de baja resolución hacia imágenes de alta resolución espacial. En imágenes Landsat se observan buenos resultados tanto para áreas con vegetación (maíz) como suelo desnudo húmedo con una correlación superior al 85% y un bajo RMSE (0,33 en el maíz y 0,54K en suelo desnudo).

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen a la Comisión Nacional de Actividades Espaciales de Argentina (CONAE), al programa de becas dentro del proyecto SIASGE (Sistema Italo-Argentino de Satélites para la Gestión de Emergencias) y a la Comisión de Investigaciones Científicas de la provincia de Buenos Aires (CIC).

Los modelos de remuestreo considerados son útiles para representar patrones espaciales de T_s con razonable precisión dentro de cada píxel Terra MODIS y Landsat TM sobre la región sub-húmeda pampeana. La sensibilidad en la estimación de la T_s a nivel de subpíxel depende de la proporción de suelo y de vegetación para cada píxel remuestreado. En áreas con poca variabilidad de la emisividad de superficie los errores en imágenes MODIS fueron del orden de 0,40K.

Los resultados estadísticos indican que la técnica T_s^*DL mostró ser la metodología más estable en la desagregación

REFERENCIAS

- Agam N, Kustas W, Anderson M, Li F, Colaizzi P (2007) Utility of thermal sharpening over Texas high plains irrigated agricultural fields. *J. Geophys. Res.* 112. D19110, doi:10.1029/2007JD008407.
- Carmona F, Rivas R, Ocampo D, Schirmbeck J, Holzman M (2011) Sensors for the measurement and validation of hydrological variables at local and regional scales from energy balance. *Aqualac* 3: 26-36.
- Ceccato P, Flasse S, Gregoire J (2002) Designing a spectral index to estimate vegetation water content from remote sensing data: Part 2. Validation and applications. *Rem. Sens. Env.* 82: 198-207.
- Coll C, Caselles V, Galve JM, Valor E, Niélos R, Sánchez J, Rivas R (2005) Ground measurements for the validation of land surface temperatures derived from AATSR and MODIS data. *Rem. Sens. Env.* 97: 288-300.
- Gao BC (1996) NDWI a Normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Rem. Sens. Env.* 58: 257-266.
- Hardisky M, Klemas V, Smart R (1983) The influences of soil salinity, growth form, and leaf moisture on the spectral reflectance of *Spartina alterniflora* canopies. *Photogramm Eng. Rem. Sens.* 49: 77-83.
- Hulley G, Hook SJ, Baldrige AM (2010) Investigating the effects of soil moisture on thermal infrared land surface temperature and emissivity using satellite retrievals and laboratory measurements. *Rem. Sens. Env.* 114: 1480-1493.
- Jeganathan C, Hammb N, Mukherjee S, Atkinson P, Rajud P, Dadhwale V (2011) Evaluating a thermal image sharpening model over a mixed agricultural landscape in India. *Int. J. Appl. Earth Observ. Geoinf.* 13: 178-191.
- Jiménez-Muñoz J, Sobrino J (2003) A generalized single-channel method for retrieving land surface temperature from remote sensing data. *J. Geophys. Res.* 108. D22, 4688:10.1029/2003JD003480.
- Kim G, Barrows A (2002) Downscaling of remotely sensed soil moisture with a modified fractal interpolation method using contraction mapping and ancillary data. *Rem. Sens. Env.* 83: 400-413.
- Kustas W, Norman J, Anderson M, French A (2003) Estimating subpixel surface temperatures and energy fluxes from the vegetation index-radiometric temperature relationship. *Rem. Sens. Env.* 85: 429-440.
- Li F, Kustas W, Anderson M, Prueger J, Scott R (2008) Effect of remote sensing pixel resolution on interpreting tower-based flux observations. *Rem. Sens. Env.* 112: 337-349.
- Mallick K, Bhattacharya B, Patel N (2009) Estimating volumetric surface moisture content for cropped soils using a soil wetness index based on surface temperature and NDVI. *Agric. Forest Meteorol.* 149: 1327-1342.
- Merlin O, Al Bitar A, Walker JP, Kerr Y (2009) A sequential model for disaggregating near-surface soil moisture observations using multi-resolution thermal sensors. *Rem. Sens. Env.* 113: 2275-2284.
- Merlin O, Walker J, Chehbouni A, Kerr Y (2008) Towards deterministic down-scaling of SMOS soil moisture using MODIS derived soil evaporative efficiency. *Rem. Sens. Env.* 112: 3935-3946.
- R Development Core Team (2010) *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. ISBN:3-900051-07-0. www.R-project.org/ Vienna, Austria.
- Rodríguez-Galiano V, Pardo-Izquierdo E, Sánchez Castillo M, Chica-Olmo M, Chica-Rivas M (2012) Downscaling Landsat 7 ETM+ thermal imagery using land surface temperature and NDVI images. *Int. J. Appl. Earth Observ. Geoinf.* 18: 515-527.
- Schroeder T, Cohen W, Song C, Canty M, Yang Z (2006) Radiometric correction of multi-temporal Landsat data for characterization of early successional forest patterns in western Oregon. *Rem. Sens. Env.* 103: 16-26.
- Valor E, Caselles V (1996) Mapping land surface emissivity from NDVI application to European, African and South America areas. *Rem. Sens. Env.* 57: 167-184.
- Yang G, Pu R, Zhao C, Huang W, Wang J (2011) Estimation of subpixel land surface temperature using an endmember index based technique: A case examination on ASTER and MODIS temperature products over a heterogeneous area. *Rem. Sens. Env.* 115: 1202-1219.
- Zurita-Milla R, Kaiser G, Clevers JGPW, Schneider W, Schaepman ME (2009) Downscaling time series of MERIS full resolution data to monitor vegetation seasonal dynamics. *Rem. Sens. Env.* 113: 1874-1885.