

## **AVANCES PARA LA SISTEMATIZACIÓN DEL RESAMPLEO DE IMÁGENES TÉRMICAS A ESCALA DE CUENCA EN EL SUR DE SANTA FE CONAGUA 2017. CÓRDOBA, ARGENTINA, 2017**

**Chiarito Eugenia, Zimmermann Erik D., Mendez Zacarías Jovita S.**

CURIHAM, Departamento de Hidráulica, FCEIA, UNR, CONICET, Santa Fe, Argentina  
Riobamba 245Bis, 2000 Rosario, Tel. 0341-4808541  
E-mail: echiarit@fceia.unr.edu.ar, erikz@fceia.unr.edu.ar, jovitamz@fceia.unr.edu.ar - Web:  
www.fceia.unr.edu.ar/curiham/

### **RESUMEN**

Los registros térmicos que ofrecen los satélites de monitoreo ambiental resultan una fuente de información de amplia aplicabilidad en hidrología a pesar de su insuficiente resolución espacial. Resulta pertinente entonces la búsqueda de una metodología que permita sistematizar su resampleo a una resolución más adecuada para la escala de trabajo en cuencas de llanura.

Una alternativa ampliamente utilizada parte de la suposición que la temperatura superficial está condicionada fundamentalmente por la variación de la cobertura vegetal. A partir de la propuesta empírica desarrollada por Kustas (2003) se plantean alternativas de índices de vegetación (NDVI, EVI, SAVI) que describan el estado de los cultivos que puedan representar con mayor fidelidad la relación entre las variables en juego contemplando la estacionalidad.

Se aplicaron, compararon y validaron estas alternativas para recuperar los lineamientos que permitan diseñar un procedimiento sistemático de resampleo. Se partió de imágenes MODIS de temperatura con resolución 1000m, agregándolas a 2000m, aplicando sobre éstas la técnica de resampleo, comparando los resultados obtenidos con la escena original.

Los resultados obtenidos muestran la robustez del método en general con todas las variables, reflejando ciertas mejorías especialmente para la configuración de escasa cobertura vegetal.

### **ABSTRACT**

Satellite thermal data offers wide applicability in hydrological research despite its poor spatial resolution. Developing a methodology for resampling systematization is therefore needed for basin scale working in flatland landscapes.

A widely accepted technique proposed by Kustas (2003) which supposes land surface temperature depends on vegetation cover variations, was used. Different Vegetation Indices (NDVI, EVI, SAVI) are applied to this technique in order to explore whether they better adjust to different seasonal typical land covers.

These alternatives were applied, compared and validated looking for the guidelines to design a systematic downscaling proceeding. MODIS temperature product was used, rescaled from 1000 to 2000m pixel resolution, comparing the original scenes to resampled estimated ones.

The results show the robustness of the method with all the VI (vegetation index) used, with improvements especially for scenes where bare soils prevailed.

### **INTRODUCCIÓN**

Para el aprovechamiento de los registros de temperatura de plataformas satelitales a escala de cuenca de llanura es necesario en muchas ocasiones realizar un ajuste a la moderada resolución espacial que éstos ofrecen.

Kustas (2003) (y otros investigadores que proponen alguna variante sobre el modelo original) propone realizar el remuestreo de las imágenes térmicas a partir de la relación que existe entre la temperatura superficial de una nube de píxeles y su cobertura vegetal, representada por un valor de índice de vegetación (VI), entendiéndolo como remuestreo al incremento de la resolución espacial de una imagen, sin modificar su resolución radiométrica. Sabiendo que el NDVI tiende a saturarse cuando el estado de los cultivos alcanzan su máximo esplendor en épocas cercanas a la cosecha, y que también pierde sensibilidad cuando predomina la

vegetación rala o el suelo desnudo, y considerando que el EVI y SAVI configuran las alternativas para contemplar esta variabilidad en sendos casos, el presente trabajo pretende explorar el potencial de cada índice frente a las distintas configuraciones de cobertura predominante.

## OBJETIVOS

El objetivo es aplicar un modelo de remuestreo basado en la relación entre índice de vegetación y temperatura de brillo de una imagen variando dicho índice para buscar aquel que mejor se ajuste en función de los niveles de cobertura vegetal (definidos los ciclos de cultivo) sobre un conjunto de 5 imágenes de la región al Sur de la Provincia de Santa Fe que abarca cuatro cuencas.

Se pretende comprobar la validez del método para la escala de trabajo antes mencionada, y comparar las variantes de VI en búsqueda de un criterio que se utilizará (en una etapa futura) para diseñar un algoritmo de remuestreo sistematizado de imágenes térmicas.

## MATERIALES Y MÉTODOS

Se trabajó con productos MODIS de temperatura superficial MYD11\_L2 de resolución espacial de 1000m, y de reflectancia MYD09GA con las dos primeras bandas cuyo rango corresponde al rojo (R) e infrarrojo cercano (NIR) en resolución 500m. Las mismas fueron utilizadas para calcular los tres VI con los que se realizó el trabajo, vale decir:

El NDVI o Índice de Vegetación de Diferencias Normalizadas, que tiene la forma

$$NDVI = \frac{NIR-R}{NIR+R} \quad (1)$$

, el EVI o el Índice de Vegetación Mejorada utilizando 2 bandas,

$$EVI(NIR, R) = G \frac{NIR-R}{L+NIR+C \times R} \quad (2)$$

, donde G es el factor de ganancia que se asume como 2.5, y L y C son dos coeficientes cuyos valores son L=1 y C=2.4, y el SAVI o Índice de Vegetación Ajustado al Suelo,

$$SAVI = \frac{(1+L)(NIR-R)}{NIR+R+L} \quad (3)$$

, donde L es el factor de ajuste de fondo del cultivo, y que asume el valor L=0.5.

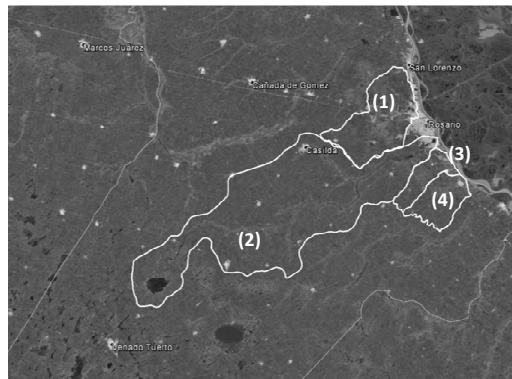
Las cinco fechas fueron seleccionadas teniendo en cuenta los ciclos de cultivo típicos de la región, buscando representar períodos ligeramente anteriores a la cosecha con cobertura vegetal significativa, y períodos posteriores a la misma o de incipiente siembra donde predominara el suelo desnudo, rastrojo o vegetación rala. Las imágenes corresponden entonces a los días 03/12/2014, 16/06/2015, 14/01/2016, 30/01/2017 y 10/03/2017, presentándose altos niveles de cobertura vegetal en los meses de Enero y Marzo, y el escenario opuesto en Diciembre y Junio, tal como se muestra en la tabla a continuación.

**Tabla 1.-** Descripción cobertura vegetal a partir de VI para cada escena. Los primeros 3 corresponden a vegetación frondosa.

Fecha	14/01/2016			10/03/2017			30/01/2017			03/12/2014			16/06/2015		
VI	NDVI	EVI	SAVI	NDVI	EVI	SAVI	NDVI	EVI	SAVI	NDVI	EVI	SAVI	NDVI	EVI	SAVI
MIN	-0.575	-0.072	-0.088	-0.335	-0.131	-0.153	-0.578	-0.174	-0.210	-0.650	-0.124	-0.150	-0.636	-0.164	-0.199
MAX	1.000	0.875	0.776	0.926	0.888	0.787	0.934	0.967	0.832	0.876	0.656	0.597	0.838	0.642	0.606
MEAN	0.791	0.570	0.543	0.765	0.628	0.588	0.742	0.631	0.587	0.500	0.284	0.295	0.453	0.265	0.275
STDEV	0.164	0.168	0.145	0.115	0.138	0.114	0.154	0.169	0.141	0.159	0.095	0.092	0.153	0.092	0.091

Ref.: MIN: mínimo, MAX: máximo, MEAN: media y STDEV: desvío estándar.

El área de estudio comprende cuatro cuencas del Sur de la provincia de Santa Fe que pueden observarse en la Figura 1. Se trata de un sistema de llanura sub-húmedo de clima templado.



- 1 Cuenca Arroyo Ludueña (740Km<sup>2</sup>)
- 2 Cuenca Arroyo Saladillo (3200 Km<sup>2</sup>)
- 3 Cuenca Arroyo Frias (220 Km<sup>2</sup>)
- 4 Cuenca Arroyo Seco (320 Km<sup>2</sup>)

**Figura 1.** Región en estudio: Sur provincia de Santa Fe, y cuencas particulares analizadas (imagen Google Earth).

El procedimiento consistió en agregar las imágenes a un tamaño de pixel de 2000m por método de vecino más cercano para luego procesarlas y desagregarlas a resolución 1000m y compararlas con la imagen original proporcionada por MODIS.

La técnica de desagregación fue propuesta por Kustas et al. (2003) y se conoce por el nombre de TsHARP y consiste en remuestrear los índices de vegetación (variable independiente) a resolución baja y encontrar la recta de regresión lineal que lo relaciona con la temperatura (variable dependiente) a la misma escala:

$$T_{BajaResol}^* = f(VI_{BajaResol}) = a.VI_{BajaResol} + b \tag{4}$$

, donde a y b son los parámetros que definen la relación lineal entre ambas variables.

Posteriormente se calcula la diferencia píxel a píxel entre el valor de temperatura calculado según esta relación lineal y la temperatura de la imagen original a baja resolución (2000m):

$$\Delta t = T_{BajaResol} - T_{BajaResol}^* \tag{5}$$

Finalmente se estima la temperatura a alta resolución a partir de la imagen original del índice de vegetación, sumando el valor residual  $\Delta t$ :

$$T_{AltaResol}^* = f(VI_{AltaResol}) = a.VI_{AltaResol} + b + \Delta t \tag{6}$$

, donde a, b y  $\Delta t$  surgen de las ecuaciones 4 y 5.

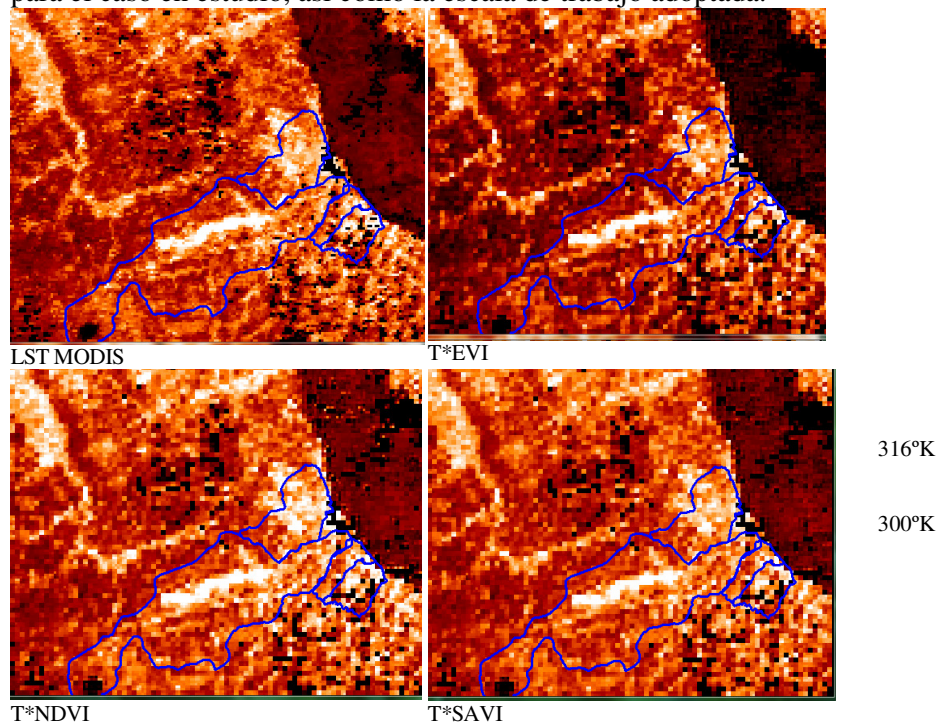
Cabe aclarar que los grandes cuerpos de agua (especialmente el río Paraná) fueron enmascarados para obtener la regresión lineal ya que producen distorsiones en la relación

entre índices de vegetación y temperatura.

Asimismo se verificó que la escala de trabajo seleccionada hubiera sido la adecuada, comparando los resultados de las estimaciones con regiones mayores. La validación y comparación se efectuó analizando un conjunto de parámetros estadísticos propios de cada serie y relativos respecto de la serie de datos del producto MODIS original.

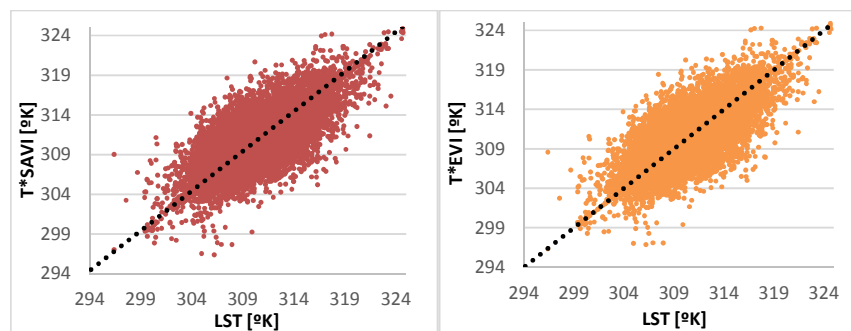
**RESULTADOS Y DISCUSIÓN**

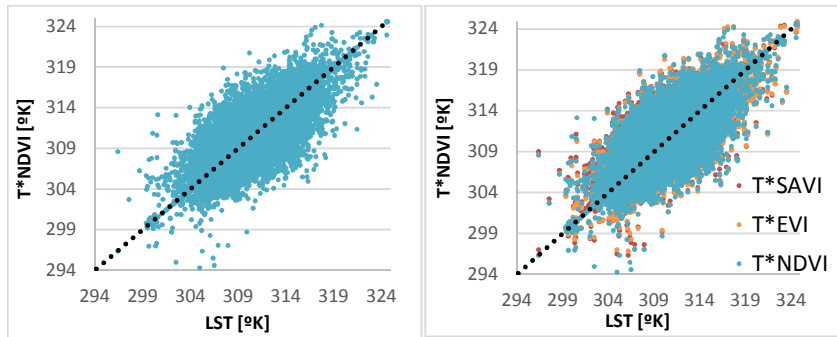
En primer lugar se observó una alta correlación entre los valores observados y estimados a resolución 1000m en todas las fechas. El ajuste puede apreciarse tanto visualmente como a partir de los estadísticos que se resumen en la tabla 2. Esto permite validar la metodología para el caso en estudio, así como la escala de trabajo adoptada.



**Figura 2.-** Comparación temperatura observada MODIS MYD11\_L2 y temperaturas estimadas con cada VI para fecha 30/01/2017. Los píxeles negros corresponden a áreas enmascaradas. A la izquierda se presenta la escala cromática utilizada.

La escasa dispersión entre temperaturas estimadas y observadas es otro indicativo del buen ajuste de la metodología. La siguiente figura representa estas correlaciones para la imagen del 30 de Enero de 2017.





**Figura 3.-** Relación temperaturas observadas vs. estimadas fecha 30/01/2017, según los distintos índices de vegetación.

El análisis más detallado de los resultados se efectuó a partir de un conjunto de estadísticos que permitieron describir no sólo la distribución de la masa de datos obtenida con cada VI en cada escena, sino también el nivel de ajuste alcanzado. Se compilaron los mismos en la siguiente tabla resumen:

**Tabla 2.-** Resumen parámetros estadísticos para cada escena. Los primeros 3 corresponden a vegetación frondosa.

FECHA	T(VI)	MAX	MIN	RANGO	MEAN	STDEV	CV	CT	SK	R2	RMSE
14/01/2016	LST	315.64	299.46	16.18	306.0117	2.3674	0.8024	1.3180	1.1360		
	T*NDVI	315.45	300.34	15.12	305.9876	2.4551	0.7984	1.4355	1.1953	0.5193	1.8041
	T*EVI	315.00	300.10	14.90	305.9640	2.4429	0.7944	1.1855	1.0887	0.5170	0.5365
	T*SAVI	315.21	299.69	15.52	305.9741	2.4306	0.6087	1.1847	1.0948	0.5163	0.4038
10/03/2017	LST	308.02	297.22	10.80	300.8534	1.8314	0.6087	0.0657	0.5940		
	T*NDVI	309.32	296.19	13.12	300.8581	2.1050	0.6997	0.0307	0.5816	0.6299	1.2905
	T*EVI	309.06	295.49	13.58	300.8682	1.9518	0.6487	0.0310	0.4913	0.6647	1.1553
	T*SAVI	309.13	295.65	13.48	300.8684	1.9491	0.6478	0.0543	0.5127	0.6646	1.1545
30/01/2017	LST	324.68	299.34	25.34	311.2430	3.3287	1.0695	1.2667	0.2091		
	T*NDVI	325.69	294.33	31.37	311.1352	3.4096	1.0959	1.6436	0.1999	0.6651	1.0861
	T*EVI	324.92	297.05	27.87	311.1342	3.3771	1.0854	1.4054	0.1997	0.6679	1.0858
	T*SAVI	324.90	296.56	28.35	311.4915	3.2769	1.0520	1.6929	0.1837	0.6586	1.0800
03/12/2014	LST	315.40	301.84	13.56	310.8407	1.6536	0.5320	1.9461	-0.5272		
	T*NDVI	315.45	305.08	10.37	310.8474	1.5802	0.5083	0.2170	-0.0809	0.2623	1.5981
	T*EVI	315.51	304.97	10.54	310.8461	1.5778	0.5076	0.2121	-0.0854	0.2625	1.5967
	T*SAVI	315.51	304.98	10.54	310.8474	1.5778	0.5076	0.2156	-0.0906	0.2628	1.5962
16/06/2015	LST	296.58	284.18	12.40	294.2924	1.1285	0.3835	29.2150	-3.9491		
	T*NDVI	296.93	283.80	13.13	294.3304	1.1949	0.4060	30.1592	-4.1389	0.3905	1.0086
	T*EVI	297.04	284.07	12.97	294.3323	1.1932	0.4054	31.0161	-4.2432	0.3925	1.0057
	T*SAVI	296.86	284.04	12.82	294.3304	1.1886	0.4038	30.7131	-4.2052	0.3933	1.0026

Referencias:  
Máx.= Máximo, Mín = Mínimo, Stdev= desvío estándar, CV= Covarianza, CT= Curtosis, SK= Skewness, R2= Coeficiente de Correlación y RMSE= Error Cuadrático Medio.

Contrariamente a lo esperado, no se observan mejores ajustes a partir de la variación de índice de vegetación según el nivel de cobertura. Respecto de la regresión lineal, ésta es tanto mejor cuanto mayor sea el nivel de cobertura presente en escena.

Se repitió el mismo procedimiento para una región con mayor cantidad de píxeles (bajo las condiciones de que tales regiones abarcaran las cuatro cuencas y comprendieran un número de

píxeles por lo menos un orden de magnitud mayor), pero no se observaron mejorías significativas en los resultados, aunque los estadísticos de las escenas con escasa cobertura vegetal acusaron alguna leve mejoría. Esto permite inferir que la escala de trabajo utilizada es representativa de los distintos estados de cobertura superficial, especialmente si se tiene presente que los valores máximos y mínimos en las cinco imágenes oscilan dentro del mismo rango, y lo que varía es su distribución de frecuencias.

Para ambas escalas de trabajo existe una coincidencia fuerte entre los parámetros estadísticos del conjunto de píxeles observados y los remuestreados a partir de los distintos índices de vegetación. Los diagramas de caja confeccionados para cada imagen reflejan estas coincidencias.

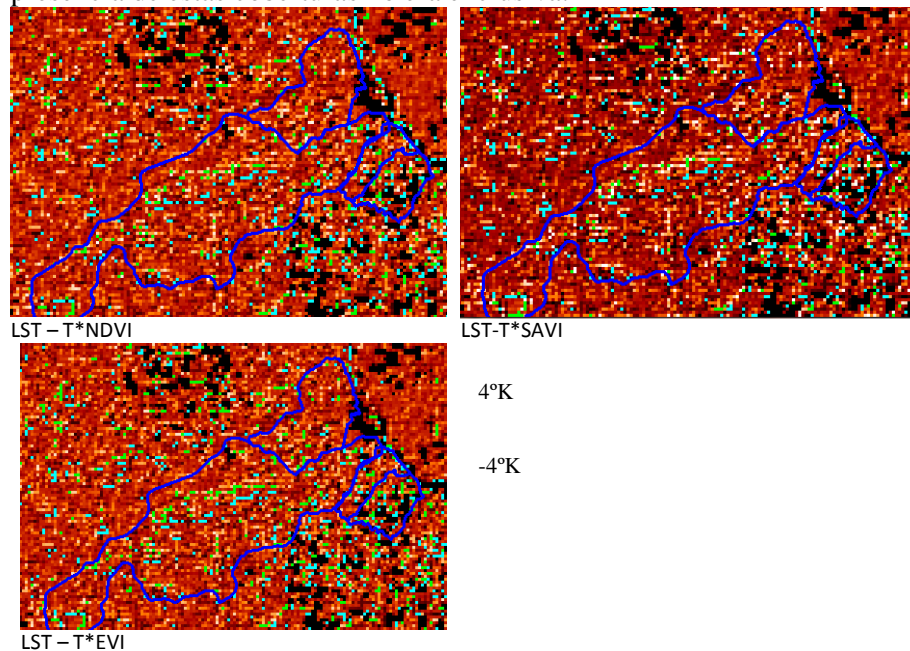
No se observa del conjunto de imágenes analizadas que el nivel de ajuste tenga correlato con la amplitud térmica de la escena, ni con el rango de VI asociado. Asimismo tampoco se encontraron coincidencias en lo referente a la distribución de frecuencias de dichas temperaturas (o VI) respecto de la media y su mejor o peor ajuste. Esto se realizó analizando el desvío estándar, Curtosis y Skewness de cada escena, comparando su magnitud con los estadísticos de relación R2 y RMSE.

**Tabla 3.-** Resumen parámetros estadísticos para cada escena. Los primeros 3 corresponden a vegetación frondosa.

FECHA	T(VI)	MAX	MIN	RANGO	MEAN	STDEV	CV	CT	SK	R2	RMSE
14/01/2016	LST	319.58	302.88	16.70	307.7422	2.5945	0.8431	0.2850	0.0662		
	T*NDVI	319.07	301.65	17.43	307.8571	2.8347	0.9208	0.0334	0.0567	0.5236	0.6423
	T*EVI	317.90	302.30	15.60	307.8632	2.7584	0.8960	-0.0694	0.0523	0.5329	0.1535
	T*SAVI	317.94	301.86	16.08	307.8751	2.7531	0.8942	-0.0740	0.0522	0.5261	0.1082
10/03/2017	LST	308.02	297.22	10.80	300.7586	1.7061	0.5673	0.766	0.7663		
	T*NDVI	309.41	294.88	14.53	300.7623	1.9661	0.6537	0.699	0.6995	0.6081	1.2429
	T*EVI	309.32	295.49	13.83	300.7641	1.8294	0.6083	0.642	0.6417	0.6365	1.1302
	T*SAVI	309.41	295.65	13.76	300.7639	1.8264	0.6073	0.664	0.6636	0.6363	1.1293
30/01/2017	LST	324.68	296.38	28.30	310.1679	3.2918	1.0613	-0.0404	0.3276		
	T*NDVI	325.69	293.30	32.39	310.1563	3.3486	1.0797	0.0939	0.3296	0.6932	1.9221
	T*EVI	324.92	296.38	28.54	310.1555	3.3306	1.0739	0.0060	0.3203	0.6943	1.9125
	T*SAVI	324.90	296.40	28.50	310.5777	3.2056	1.0321	0.1359	0.2849	0.6824	1.9610
03/12/2014	LST	319.92	301.42	18.50	311.6554	2.0823	0.6681	0.2165	0.3893		
	T*NDVI	319.92	305.08	14.84	311.6955	2.0787	0.6669	0.0547	0.4495	0.5006	1.5917
	T*EVI	319.92	304.97	14.95	311.6944	2.0825	0.6681	0.0475	0.4502	0.4978	0.1761
	T*SAVI	319.96	304.98	14.98	311.6940	2.0812	0.6677	0.0452	0.4480	0.4985	0.0912
16/06/2015	LST	296.98	284.18	12.80	294.2601	1.0545	0.3584	12.0155	-1.8917		
	T*NDVI	296.94	283.80	13.14	294.2785	1.0902	0.3705	13.3096	-2.0240	0.4498	0.8402
	T*EVI	297.04	284.07	12.98	294.2779	1.0816	0.3676	14.0528	-2.1139	0.4626	0.8302
	T*SAVI	296.94	284.04	12.90	294.2786	1.0809	0.3673	13.7402	-2.0772	0.4586	0.8317
Referencias: Máx.= Máximo, Mín = Mínimo, Stdev= desvío estándar, CV= Covarianza, CT= Curtosis, SK= Skewness, R2= Coeficiente de Correlación y RMSE= Error Cuadrático Medio.											

Se confeccionaron mapas también con la diferencia absoluta entre temperatura observada por el producto MODIS y la imagen remuestreada a escala 1000m. De la misma se observa una dispersión de error que permite asumir su aleatoriedad, concentrándose el 94% de los píxeles dentro de un rango de error absoluto de  $\pm 4^\circ\text{K}$ . No obstante al resaltar los píxeles con error más

grosero (el 6% restante), los mismos coinciden con la presencia de cuerpos de agua y cobertura nubosa, los cuales no fueron enmascarados por tratarse de píxeles mixtos, donde la presencia de estas coberturas no era exclusiva.



**Figura 4.-** error absoluto imagen fecha 30/01/2017, para cada estimación con VI respecto del valor observado MODIS. En Cyan se resaltan las estimaciones con error mayor a 4°K por exceso y en verde por defecto.

Esto avala la hipótesis de trabajo inicial según la cual los píxeles que contienen agua no se ajustan a la ley de regresión lineal existente entre vegetación y temperatura, sino que presentan valores de índice de vegetación bajos en coincidencia con temperaturas bajas (en oposición a suelos desnudos o vegetación rala que poseen temperaturas altas).

## CONCLUSIONES

Queda validada la metodología general para la región Sur de la provincia de Santa Fe, para la escala de trabajo adoptada, siendo posible suponer que la misma abarca una variedad de coberturas que permite la correcta estimación en la relación tener índice de vegetación y temperatura superficial.

Respecto de la utilización de diversos índices de vegetación, no se observaron mejoras al variarlos, por lo cual se decidió continuar futuras investigaciones aplicando el NDVI ya que presenta la relación más simple entre bandas y un ajuste satisfactorio verificado según distintos parámetros estadísticos y en condiciones diversas de cobertura vegetal.

El análisis de errores permitió corroborar la hipótesis inicial (según la cual los cuerpos de agua presentan relación VI-Temperatura inversa a los sistemas de vegetación y cultivo) al identificar que los errores mayores correspondían a píxeles total o parcialmente cubiertos por agua, mientras que para el resto de la imagen los errores respondía a una distribución aleatoria y con un margen aceptable.

Se pretende en futuras etapas desarrollar un procedimiento automatizado que permita realizar este procesamiento en plazos de tiempo breves para utilizar las imágenes remuestreadas en aplicaciones hidrológicas.

**REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

- Kustas W, Norman J, Anderson M, French A** (2003). “Estimating subpixel surface temperatures and energy fluxes from the vegetation index-radiometric temperature relationship”. *Rem. Sen. Env.* 85: pp. 429-440.
- Bayala M, Rivas R, Scavuzzo M** (2013). “generación de mapas de temperatura de alta resolución mediante técnicas de remuestreo”. *Interiencia*, VOL. 38, N° 07, Jul 2013, pp. 502:508.
- Bayala M., Rivas R.** (2014). “Enhanced sharpening procedures on edge difference and water stress index basis over heterogeneous landscape of sub-humid region”. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences* 17. Pp. 17-27.
- Wang F., Qin Z., Li W., Song C., Karnieli A., Zhao S.** (2015). “An Efficient Approach for Pixel Decomposition to Increase the Spatial Resolution of Land Surface Temperature Images from MODIS Thermal Infrared Band Data”. *Sensors Journal* 15: pp. 304-330.