

**UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA
LA MOLINA**

**ESCUELA DE POSGRADO
MAESTRÍA EN METEOROLOGÍA APLICADA**



**“CORRECCIÓN DE TEMPERATURA EN EL ALTIPLANO PERUANO
UTILIZANDO ANÁLISIS WAVELET MULTIRESOLUCIÓN
SOBRE DATOS ADQUIRIDOS POR PERCEPCION REMOTA”**

Presentada por:

CAROLINA ELENA BARREDA POLAR

**TESIS PARA OPTAR EL GRADO DE MAGISTER SCIENTIAE EN
METEOROLOGIA APLICADA**

Lima - Perú

2015

AGRADECIMIENTOS

El autor expresa su agradecimiento a las personas e instituciones que contribuyeron y posibilitaron el desarrollo de esta investigación.

- Al Centro Internacional de la Papa (CIP), y a todo el equipo del Centro de Excelencia en Intensificación de Sistemas de Cultivos y Cambio Climático, liderado por Roberto Quiroz, quienes contribuyeron en el desarrollo metodológico, en la implementación de algunos de los programas empleados y apoyaron de muchas formas para la culminación de la investigación.
- A la Universidad Nacional Agraria La Molina (UNALM) por contribuir a nuestra formación profesional.
- A los miembros del Jurado y a mi asesor Jerónimo García por sus valiosas sugerencias al presente trabajo.
- A los profesores y compañeros de la maestría y a Javier Rinza por las importantes críticas y sugerencias al documento, la amistad, el entusiasmo y la disposición para ayudarnos siempre.
- A mi querida familia por su amor incondicional.

ÍNDICE

I. INTRODUCCIÓN	1
II. REVISIÓN DE LITERATURA	3
2.1. TEMPERATURA	3
2.1.1. DEFINICIONES	3
2.1.2. TEMPERATURA DEL AIRE Y TEMPERATURA SUPERFICIAL DE LA TIERRA	4
2.2. EL CLIMA EN SUDAMÉRICA Y EL ALTIPLANO	6
2.2.1. TEMPERATURA EN EL ALTIPLANO	9
2.3. ESPECTRORADIÓMETRO DE IMÁGENES DE RESOLUCIÓN MODERADA (MODIS)	10
2.3.1. TEMPERATURA SUPERFICIAL DE LA TIERRA ESTIMADA POR MODIS 12	
2.4. TRANSFORMADA WAVELET (TW)	16
2.4.1. TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA	20
2.4.2. ANÁLISIS MULTIRESOLUCIÓN (MRA)	23
2.4.3. APLICACIONES DE LA TRANSFORMADA WAVELET	25
2.5. ENTROPIA MULTIESCALA (MSE)	26
III. MATERIALES Y MÉTODOS	30
3.1. UBICACIÓN DEL ÁREA EN ESTUDIO	30
3.2. DATOS DE TEMPERATURA	31
3.2.1. TEMPERATURA MEDIDA EN ESTACIONES METEOROLÓGICAS ...	31
3.2.2. TEMPERATURA ESTIMADA POR MODIS	33
3.3. MÉTODOS	35
3.3.1. DETERMINACIÓN DE LAS DIFERENCIAS DE TEMPERATURA ESTIMADA POR MODIS Y MEDIDA EN ESTACIONES CONVENCIONALES.	35
3.3.2. CORRECCIÓN DE LA SEÑAL DE TEMPERATURA MODIS-LST	37
IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	39
4.1. DIFERENCIAS ENTRE SERIES DE TEMPERATURA ESTIMADAS POR MODIS-LST Y MEDIDAS EN ESTACIONES METEOROLÓGICAS	39
4.2. CORRECCIÓN DE LA SEÑAL DE TEMPERATURA MODIS-LST	47
V. CONCLUSIONES	59
VI. RECOMENDACIONES	60
VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	61
VIII. ANEXOS	69

Lista de Cuadros

1. Ubicación de las Estaciones Meteorológicas
2. Coeficiente de correlación de Pearson (r), coeficiente de correlación de Spearman (r_s), raíz del error cuadrático promedio (RMSE), error absoluto promedio (MAE) y sesgo (Bias), entre series de temperatura máxima (TMX) y mínima (TMN), medidas en Estación Meteorológica y series de temperatura de día (TD) y de noche (TN), estimadas por MODIS, en el periodo 2001-2012
3. Entropía multiescala (MSE), diferencia de entropía (Δ MSE) y diferencia de entropía máxima (Δ MSEmax) entre las señales de tendencia de temperatura máxima (TMX) y mínima (TMN), medidas en Estación Meteorológica y series de temperatura de día (TD) y de noche (TN), estimadas por MODIS, por niveles de descomposición Wavelet
4. Coeficiente de correlación de Pearson (r), coeficiente de correlación de Spearman (r_s), raíz del error cuadrático promedio (RMSE), error absoluto promedio (MAE) y sesgo (Bias), entre series de temperatura máxima (TMX) y mínima (TMN), medidas en Estación Meteorológica y series de temperatura de día (TDc) y de noche (TNc), estimadas por MODIS y corregidas, en el periodo 2001-2012

Lista de Figuras

1. Representación esquemática de los factores de la circulación atmosférica de escala sinóptica que afectan Sudamérica.
2. Principales componentes del sensor MODIS
3. Representación de la Transformada Wavelet en los dominios del tiempo y la frecuencia
4. Representación esquemática de la Transformada Wavelet Discreta. (a) Análisis y (b) Síntesis
5. Análisis Wavelet Multiresolución. (a) Descomposición o “up-scaling” y (b) reconstrucción o “down-scaling”.
6. Mapa de ubicación
7. Temperatura mínima (azul) y máxima (rojo) en 10 Estaciones Meteorológicas del Altiplano peruano, en el periodo 2001-2012.
8. Temperatura de Noche (azul) y de Día (rojo) estimada por MODIS para 10 estaciones del Altiplano peruano, en el periodo 2001-2012
9. Entropía Multiescala de las Series de Temperatura Máxima, medida en Estación Meteorológica (azul) y Temperatura de Día, estimada por MODIS (rojo), en el periodo 2001-2012
10. Entropía Multiescala de las Series de Temperatura Mínima, medida en Estación Meteorológica (azul) y Temperatura de Noche, estimada por MODIS (rojo), en el periodo 2001-2012
11. Entropía Multiescala promedio y diferencia de entropía de las señales de tendencia de temperatura máxima y temperatura de día, por niveles de descomposición Wavelet
12. Entropía Multiescala promedio y diferencia de entropía de las señales de tendencia de temperatura mínima y temperatura de noche, por niveles de descomposición Wavelet
13. Entropía Multiescala de las Series de Temperatura Máxima, medida en Estación Meteorológica (azul) y Temperatura de Día de MODIS - Corregida (rojo), en el periodo 2001-2012
14. Entropía Multiescala de las Series de Temperatura Mínima, medida en Estación Meteorológica (azul) y Temperatura de Noche de MODIS - Corregida (rojo), en el periodo 2001-2012

Lista de Anexos

1. Comparación de temperatura estimada por MODIS y medida en Estación Meteorológica.
2. Descomposición de señales de Temperatura Máxima, medida en Estación Meteorológica y de Temperatura de día , estimada por MODIS, mediante el análisis Wavelet Multiresolución.
3. Descomposición de señales de Temperatura Mínima, medida en Estación Meteorológica y de Temperatura de noche, estimada por MODIS, mediante el análisis Wavelet Multiresolución.
4. Corrección de Temperatura de día y de noche, estimadas por MODIS, mediante el análisis Wavelet Multiresolución.
5. Comparación de temperatura MODIS - Corregida y medida en Estación Meteorológica.
6. Espectro de Potencia Wavelet de señales de Temperatura Máxima y Mínima, medidas en Estación Meteorológica y de Temperatura de Día y de Noche, estimadas por MODIS.

Lista de abreviaturas

CGM Climate Modeling Grid
CWT Transformada Wavelet Continua
DWT Transformada Wavelet Discreta
E_i Energía de entrada
E_s Energía de salida
EOS-AM Antigua denominación para el satélite Terra
EOS-PM Antigua denominación para el satélite Aqua
IDWT Inversa de la Transformada Wavelet Discreta
LPDAAC Land Processes Distribution Active Archive Center
LO Longitud Oeste
LS Latitud Sur
LST Temperatura de superficie de la Tierra
LST/E Temperatura de superficie de la Tierra/Emisividad
MAE Error absoluto promedio
MSE Error cuadrático promedio
MSE Entropía Multiescala
MODIS Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
MOD11C2 MODIS/Terra LST/E 8-Day L3 Global 0.05Deg CMG
NASA National Aeronautics and Space Administration
NDVI Índice de la diferencia normalizada de vegetación
RMAE Error absoluto promedio relativo
RMSE Raíz del error cuadrático promedio
SACZ Zona de convergencia de Sudamérica
SALLJ Chorro de niveles bajos de Sudamérica
SD Desviación estándar
S_E Entropía muestral (Sample entropy)
SENAMHI Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología
SPOT Satellite Pour l'Observation de la Terre (Satélite Para la Observación de la Tierra)
T_a Temperatura del aire
T_{aero} Temperatura aerodinámica
T_{avg} Temperatura promedio
TD Temperatura de día

TMN Temperatura minima

TRMM Tropical Rainfall Measuring Mission

TMX Temperatura máxima

TN Temperatura de noche

TVX índice Temperatura-Vegetación

ZCAS Zona de convergencia del Atlántico Sur

RESUMEN

Datos de temperatura de día y de noche, estimados por MODIS, fueron corregidos para obtener la temperatura máxima y mínima del aire, en la región del Altiplano peruano, en el periodo 2001-2012. El modelo conceptual basado en el análisis wavelet multiresolución, propone el ensamble entre las señales de temperatura de MODIS y la temperatura medida en estación. Imágenes MODIS-LST (MOD11C2) de temperatura de día y de noche, de libre disponibilidad, fueron descargadas y los píxeles correspondientes a 10 estaciones meteorológicas con información de temperatura máxima y mínima (SENAMHI), fueron extraídos. La descomposición en cascada permitió obtener los componentes de tendencia y detalle de las señales de temperatura, hasta el 5^{to} nivel de descomposición, usando el filtro Haar. La entropía multiescala permitió identificar los niveles de descomposición idóneos, en el 4^{to} nivel para la corrección de temperatura de día y en el 3^{er} nivel para la corrección de temperatura de noche. La temperatura corregida se obtuvo a partir de la señal de tendencia, de la serie de temperatura de MODIS y la señal de detalle, proveniente de la serie de Estación Meteorológica. De acuerdo a los indicadores estadísticos, el proceso de corrección de señales de temperatura, permitió corregir las series de temperatura de día y de noche de MODIS, en el 4^{to} nivel (RMSE = 1.3) y 3^{er} nivel (RMSE = 4.32), respectivamente. No obstante, de acuerdo al análisis de Entropía Multiescala, la corrección propuesta, mejoró la calidad de los datos de temperatura de día, pero no los de temperatura de noche.

Palabras clave. Temperatura, Altiplano peruano, MODIS, Wavelet, Entropía.

I. INTRODUCCIÓN

La temperatura puede considerarse como uno de los factores ambientales determinantes en la vida del hombre y en el desarrollo de sus actividades económicas. La información de temperatura del aire, es necesaria para diversas aplicaciones ambientales. Sin embargo, en países en desarrollo, la red de estaciones meteorológicas es escasa y generalmente la información existente, resulta insuficiente. La obtención de información espacial de temperatura, a partir de los datos medidos en estación y usando las técnicas estadísticas de interpolación, no siempre alcanza resultados satisfactorios.

En este contexto, el empleo de información de temperatura, estimada a partir de sensores remotos, constituye una alternativa para representar mejor la heterogeneidad espacial de esta variable meteorológica. Esta información tiene la ventaja de proporcionar datos con resolución espacial, temporal y espectral útiles para las ciencias aplicadas. Sin embargo, el uso potencial de las fuentes disponibles de información de temperatura superficial de la Tierra, como es el caso del sensor MODIS, validado para diversas condiciones (Wang 2008), requiere ser evaluado para que pueda ser utilizado como referente de la temperatura del aire en nuestras condiciones locales.

Esta investigación, propone la estimación de la temperatura del aire mediante el empleo de un modelo basado en la Transformada Wavelet Multiresolución, para la corrección de series de tiempo de temperatura de superficie, estimadas por MODIS. Se espera a futuro, que la aplicación de estas técnicas de análisis a nivel espacial, permita la obtención de información confiable de temperatura del aire, usando como base la temperatura estimada por MODIS.

Considerando la necesidad de información para la agricultura en los Andes, el estudio se desarrolló en la región de Altiplano peruano y abarca un periodo de análisis entre los años 2001 y 2012, con los siguientes objetivos:

- Determinar las diferencias entre datos de temperatura, estimados por MODIS y datos medidos en estaciones convencionales.
- Ajustar un modelo para la corrección de datos de temperatura, estimada por MODIS.

II. REVISIÓN DE LITERATURA

2.1. TEMPERATURA

2.1.1. DEFINICIONES

La temperatura es uno de los elementos del clima directamente relacionado con el balance de energía. Su magnitud depende en primer término de la fracción de radiación neta destinada al componente calor sensible pero su distribución temporal y espacial, es afectada posteriormente por otros factores (García 1994). La temperatura del aire es parecida y frecuentemente sigue el comportamiento de la temperatura de superficie (Teh 2006).

De acuerdo a Jin y Dickinson (2010), el término “temperatura superficial” puede hacer referencia a temperatura de la superficie (LST), temperatura del aire (T_a) o temperatura aerodinámica (T_{aero}), dependiendo de los principios físicos involucrados en la medición.

LST, puede definirse como la temperatura radiométrica de superficie, y puede ser derivada a partir de la medida de la radiancia en onda larga en superficie y la ecuación de Stephan – Boltzman. También puede ser estimada a partir de observaciones satelitales, luego de remover los efectos atmosféricos en las medidas de radiancia. En este último caso, la definición de temperatura de superficie está basada en la ley de Planck. De otro lado, T_a o temperatura termodinámica o cinética, es medida convencionalmente con un termómetro de caseta a 2 m, con buen contacto termal con el aire. Esta se conoce como la temperatura del aire a nivel de caseta. LST está correlacionada con T_a , pero pueden diferir dependiendo de la cobertura de la Tierra o de las condiciones atmosféricas. Otro concepto relacionado con los anteriores es el de temperatura aerodinámica, que es la temperatura a la altura en que el nivel de transferencia de calor es cero. Sus valores se ubican entre T_a y LST.

La variación diurna, anual y los ciclos climáticos de temperatura son determinados por factores como el movimiento de rotación de la Tierra que origina el ciclo diurno y el

movimiento de translación de la Tierra que provoca el ciclo anual. La amplitud de las ondas son modificadas por factores como la naturaleza física del medio sobre el cual incide la radiación solar, las masas de aire, la nubosidad y transparencia atmosférica y el relieve topográfico (García 1994). De acuerdo a Teh 2006, el ciclo diario de la temperatura del aire, sigue de cerca la tendencia diaria de la irradiancia solar. En el transcurso del día se pueden identificar dos momentos de equilibrio en los que la energía de entrada (E_i) y de salida (E_s), se equiparan. Estos momentos, definen la ocurrencia de los extremos de temperatura en el ciclo diario, temperatura mínima y temperatura máxima. Las mínimas ocurren 1 o 2 horas después del amanecer, después de un periodo de pérdida de energía del suelo ($E_i < E_s$). Las máximas ocurren 1 o 2 horas después del mediodía solar como resultado de un periodo de ganancia de energía ($E_i > E_s$).

De otro lado, la distribución espacial de la temperatura es determinada por la variación horizontal debida a latitud y longitud y de otro lado por la variación vertical debida a la altitud. Los factores que determinan la variación horizontal son; la distribución de continentes y océanos, las corrientes oceánicas, las barreras montañosas, la latitud y las masas de aire (García 1994),

2.1.2. TEMPERATURA DEL AIRE Y TEMPERATURA SUPERFICIAL DE LA TIERRA

Varios enfoques han sido utilizados para la estimación de temperatura del aire (T_a) a partir de temperatura superficial de la Tierra (LST), sin haber logrado una solución exacta debido a la compleja conexión entre la superficie, la vegetación y el aire (Zaksek y Schroedter-Homscheidt 2009). Los autores sistematizaron estos enfoques en 4 grupos: el enfoque estadístico, simple y avanzado, el índice Temperatura-Vegetación (TVX), y el enfoque de balance de energía. Los primeros, están basados en técnicas de regresión, y dependiendo de la cantidad de variables, y el tipo de técnicas empleadas en la estimación, pueden ser simples o avanzados. Funcionan bien para las condiciones particulares en que fueron generados pero no son generalizables. De otro lado, el índice TVX, asume que en un dosel infinitamente delgado, la temperatura del tope del follaje es equivalente a la temperatura dentro del follaje. Emplea una relación lineal entre LST y NDVI, con parámetros determinados dentro de una ventana móvil asociados a una ubicación. El último método de balance de energía tiene bases físicas. La suma de la radiación neta incidente y el flujo de

calor antropogénico es igual a la suma de los flujos de calor sensible y calor latente en superficie. La modelación de estas variables requiere gran cantidad de información y puede incluir diversas aproximaciones para el cálculo (Sun et al 2005; Mostovoy et al 2006).

Algunas investigaciones previas han evaluado y reportado los resultados de la relación planteada entre T_a y LST y el efecto de algunos factores de variación sobre estos indicadores. Jones et al 2004, en un estudio en el Norte de Alabama (USA), encontraron que la estimación de temperatura mínima a partir de los productos MODIS-LST Aqua (1 Km), estuvo más cercana a los datos medidos, en comparación con el modelo de circulación regional ETA (40 Km). Remarcan que los resultados de la regresión son altamente dependientes de la estimación de LST y está limitado a la resolución espacial de un pixel MODIS. Se determinó que la variación espacial de MODIS-LST estuvo más en función de la elevación y del tipo de terreno que del tipo de cobertura de la Tierra, en noches despejadas y calmas. Jin y Dickinson 2010, analizaron 9 años de información global de MODIS-LST Terra, con resolución espacial de 0.05° y periodicidad mensual; con la finalidad de analizar la climatología y estudiar los mecanismos de variación de LST, asociados con algunas características de la superficie (albedo y cobertura de la Tierra), y con las condiciones atmosféricas. En relación a la variación diurna, se observó que durante el día, LST es mayor que T_a , con diferencias máximas a mediodía. Mientras que en la noche, LST es consistentemente menor que T_a . En general, los principales patrones de T_a son consistentes con LST.

Otras investigaciones emplearon indicadores estadísticos de comparación entre LST y T_a ; Vancutsem et al 2010, en un estudio de evaluación de series MODIS-LST, en diferentes ecosistemas de África, compararon los productos MYD11A2, MOD11A2 y MYD11A1, con resolución de 1Km, con series de temperatura medida en 28 estaciones. Se reportó que las temperaturas de noche, proveen una buena estimación de las temperaturas mínimas en diferentes ecosistemas (MAE=1.73 °C). De otro lado, la diferencia entre la temperatura de día y la temperatura máxima, mostró fuerte variación con la estación, los ecosistemas, la radiación solar y la cobertura de nubes. Así también, Benali et al 2012, usaron métodos estadísticos simples y data auxiliar para derivar temperatura mínima, temperatura máxima y temperatura promedio (T_{avg}), a partir de MODIS-LST, en Portugal para un periodo de 10 años. El RMSE para T_{avg} fue 1.33 °C. Los valores de RMSE para los mejores índices de eficiencia obtenidos fueron 1.83 °C para temperatura máxima y 1.74 °C para

temperatura mínima. La data semanal generada de T_a con 1 Km de resolución, logró describir los patrones temporales y espaciales de este país.

2.2. EL CLIMA EN SUDAMÉRICA Y EL ALTIPLANO

Garreaud et al 2009, expone las bases físicas del ciclo promedio anual de la circulación atmosférica sobre el continente y los océanos adyacentes, en Sudamérica (SA). Los patrones de precipitación, temperatura y viento, fueron interpretados en términos de la larga extensión meridional de SA sobre el continente y la interrupción de la circulación a gran escala, causada por la cordillera de los Andes, las condiciones contrastantes en el límite con el Océano y la distribución de las masas de tierra. Debido a su considerable extensión meridional y su prominente orografía, Sudamérica exhibe diversos patrones meteorológicos de tiempo y clima, incluyendo características tropicales, sub-tropicales y extra-tropicales. La cordillera de los Andes se ubica a lo largo y cerca de la costa oeste del continente, con elevaciones que exceden los 4 Km desde el Norte del Ecuador hasta 40 grados al Sur y debido a ello constituye un formidable obstáculo para el flujo troposférico. Los Andes no solo actúan como una pared climática que define condiciones secas al Oeste y húmedas al Este, en latitudes tropicales y sub-tropicales (el patrón se invierte en latitudes medias), sino que también favorece las interacciones tropicales-extratropicales, especialmente a lo largo de su lado Este.

Giovannettone y Barros 2009, en un estudio sobre las relaciones entre la topografía, la circulación a gran escala y la climatología en los Andes de Perú con énfasis en la región del Altiplano, describen las interacciones entre varios fenómenos de escala sinóptica que sintetizan las condiciones cambiantes de tiempo en esta región (Figura 1). Durante la transición de la primavera al verano austral, el centro anticiclónico en altura que se encuentra en la parte Norte de la Amazonía, vira hacia el Sur y Oeste, sobre el Altiplano y se convierte en la alta de Bolivia. De otro lado, la fuerza y ubicación del chorro de niveles bajos de Sudamérica (SALLJ), es determinado por la combinación de los vientos que vienen del Noreste del Sahara y del flujo del Este, que viene determinado por la fuerza de la alta Subtropical del Atlántico Sur. Otros patrones de circulación interrelacionados que influyen sobre la humedad y la actividad convectiva dentro y alrededor del Altiplano son: 1) la existencia de un patrón bimodal resultante de la fuerza relativa de SALLJ y de la zona de convergencia de Sudamérica (SACZ) también llamada zona de convergencia del

Atlántico Sur (ZCAS), sobre el Sureste de Brasil y 2) la presencia de una serie de ondas Rossby cuasiestacionarias que se propagan desde el Sureste del Océano Pacífico, sobre los Andes del Sur, donde comienzan a moverse en dirección Norte hacia la alta de Bolivia. Como resultado, cuando SALLJ está alineado con la vertiente oriental de los Andes y la alta de Bolivia ingresa más hacia el Sur, la actividad convectiva sobre el Altiplano se acentúa. Contrariamente, cuando el flujo que viene del Norte de la cuenca Amazónica vira para tomar una orientación Noroeste y SALLJ cambia hacia el Sureste, la alta de Bolivia se debilita considerablemente, provocando un aumento de la actividad convectiva al Sureste de Brasil, cerca de la ZCAS y menos actividad sobre el Altiplano.

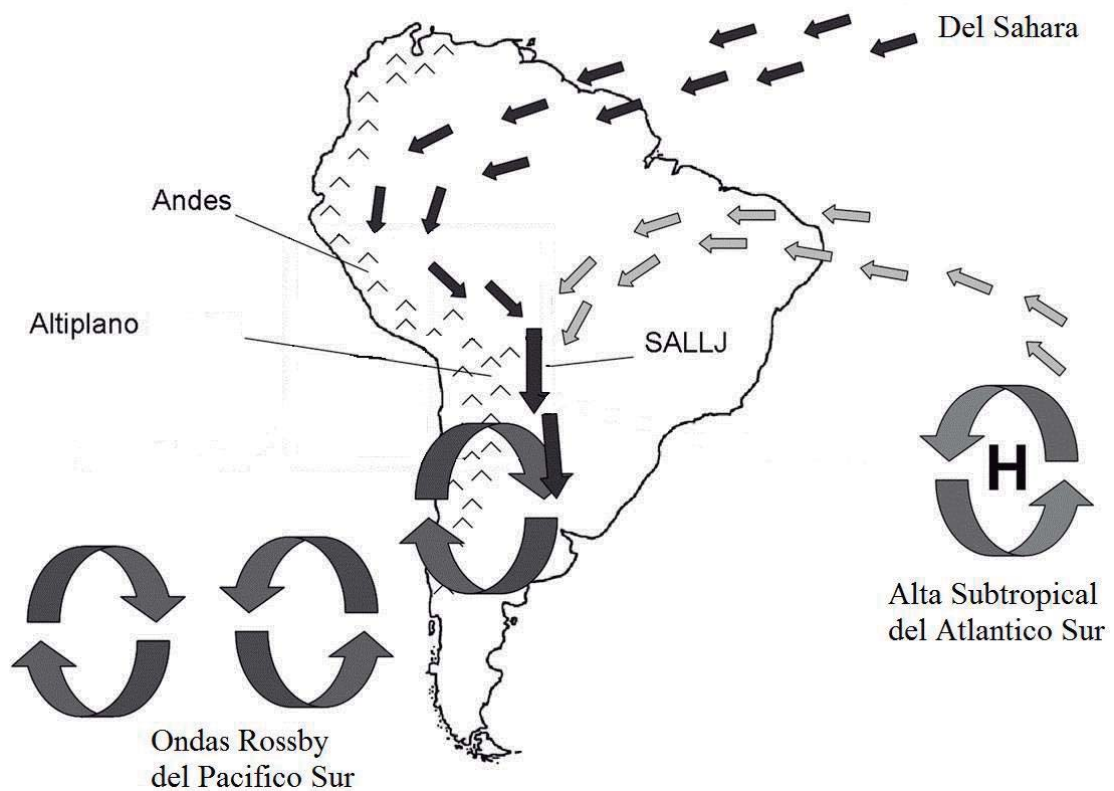


Figura 1. Representación esquemática de los factores de la circulación atmosférica de escala sinóptica que afectan Sudamérica (SALLJ: Chorro de niveles bajos de Sudamérica).

Fuente: Adaptado de Giovannetone y Barros 2009

Grace 1985, sostiene que la variabilidad del clima de Sudamérica, tal como el cambio interanual o interdecadal, resulta de la superposición de varios fenómenos de gran escala. Las condiciones de temperatura, radiación, precipitación pluvial y humedad tienden a ser repetidas estacionalmente ya que están controladas por el sol, los mares y la fisiografía. A escala local, el clima de Puno, está profundamente afectado por la altitud sobre el nivel del mar, la proximidad al lago Titicaca y la topografía local. De igual manera, el gradiente meridional de la temperatura superficial del mar, sobre el Atlántico Tropical, tiene un profundo impacto sobre el tiempo y el clima de la región Este de Sudamérica. Forzantes de altas latitudes como la Oscilación de la Antártica y la Oscilación del Atlántico Norte parecen tener un rol en la variabilidad climática de Sudamérica. De acuerdo al autor, la circulación general de la atmósfera, influye sobre el clima del departamento de Puno. La presencia de zonas de alta y baja presión en los trópicos y la posición fluctuante de la zona de convergencia intertropical, producen patrones de precipitaciones pluviales, de nubosidad y de viento. Una extensa zona de baja presión se centra sobre casi todo Brasil durante el verano (Enero, Febrero y Marzo), provocando lluvia intensa sobre la cuenca amazónica. Estas lluvias también afectan las vertientes orientales de los Andes, en el departamento de Puno, en donde los vientos del E y SE causan la elevación del aire saturado. La formación de intensa precipitación orográfica tiene lugar en bajas altitudes (2000 a 2500 m), a lo largo de la vertiente oriental. La mayor parte del contenido de humedad del Sur se pierde a bajas elevaciones, antes que la masa de aire llegue al Altiplano. El calentamiento extremo de la superficie del Altiplano, ocasiona que este aire húmedo se eleve en forma de células convectivas. Como consecuencia el aire se eleva a una altura suficiente para su condensación y precipitación. La estación de lluvias en el Altiplano (Diciembre-Marzo), está caracterizada por tormentas convectivas localizadas y altamente variables. Durante el invierno, la zona de convergencia intertropical se extiende hacia el Sur hasta Colombia, Venezuela y las Guayanas. Al Sur de este sistema, en el Altiplano, hay poca humedad disponible en el flujo de aire. La actividad convectiva se mantiene, pero el bajo contenido de humedad en el aire determina la ausencia de lluvias.

Aceituno 1993, menciona que debido a la gran extensión y elevación del Altiplano Sudamericano, sus condiciones climáticas son únicas en el continente y se caracterizan por las bajas temperaturas, valores reducidos de presión, contenido de vapor de agua y oxígeno atmosférico, una mayor radiación solar a nivel de superficie, incluyendo la componente ultravioleta y una menor concentración de gases de efecto invernadero. El vapor de agua

que genera la precipitación en el Altiplano proviene principalmente de la cuenca Amazónica. La lluvia de tipo episódico y con un marcado ciclo anual, se presenta preferentemente en horas de la tarde durante el verano austral, en asociación con un flujo del Este en niveles troposféricos, cercanos a la superficie.

2.2.1. TEMPERATURA EN EL ALTIPLANO

Grace 1985, sobre la base de estaciones meteorológicas de SENAMHI, ubicadas en el Altiplano determinó que el rango anual de temperatura máxima es muy pequeño (menor a 1.5 °C). Mientras que el rango anual de temperaturas mínimas puede alcanzar 12 °C. En relación al rango diario sostiene que las temperaturas máximas de los meses de verano descienden debido a las intensas precipitaciones; mientras que se registra un incremento de las mínimas, resultando en un menor rango diario de temperatura. Los valores promedio de amplitud térmica diaria están entre 11 y 23 °C. Gran parte de las zonas agrícolas tienen amplitudes entre 11 y 14 °C. Generalmente la amplitud aumenta con la distancia desde el Lago y con la altitud. Las áreas vecinas al Lago, tienen menor amplitud debido a su efecto termorregulador. Las zonas al Noroeste de Ayaviri y Sur de Puno, muestran una mayor amplitud diaria entre 17 y 20 °C. Las áreas alrededor de Arapa, y los llanos de Azángaro y Juliaca–Huata, tienen promedios de amplitud térmica similares a las áreas circundantes a Puno (14 °C). Además de la gran variación estacional, el rango térmico diario registra fuerte variación en distancias muy cortas, debido a los efectos de drenaje, topografía y vegetación. Se reportó poca variación de la temperatura media máxima de un lugar a otro (de 13°C a 19°C) y variación considerable de la media mínima (desde -10°C hasta 5°C), dependiendo de las características del lugar y época del año. En todos los lugares hay una reducción de las medias máximas con el inicio de la estación de lluvias. Los valores más altos se registran en Noviembre y los más bajos en Verano (Enero y Febrero). Los valores más bajos ocurren en invierno y los más altos en verano.

De acuerdo a Aceituno 1993, la temperatura media cerca de la superficie es relativamente baja, lo cual constituye un factor limitante para el desarrollo de cultivos. En la atmósfera libre, la temperatura disminuye con la altura a una tasa cercana a 6.5 °C Km⁻¹. En la pendiente andina el gradiente vertical de temperatura es menor como resultado de la transferencia de energía desde la superficie. Los ciclos anuales de las temperaturas

extremas diarias y la diferencia entre ambas, máximas y mínimas, reflejan la importancia del forzamiento radiativo en el clima altiplánico.

2.3. ESPECTRORADIÓMETRO DE IMÁGENES DE RESOLUCIÓN MODERADA (MODIS)

El sensor MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer), construido de acuerdo a las especificaciones de la NASA, pertenece al Sistema de Observación de la Tierra (EOS) y se encuentra a bordo de los satélites Terra (EOS AM), lanzado el 18 de Diciembre de 1999 y Aqua (EOS PM), lanzado el 4 de Mayo del 2002. La órbita de ambas plataformas, Terra y Aqua, es helio-sincrónica, cuasi-polar y circular con una inclinación de 98.2° y 98° y una altitud media de 708 y 705 km, respectivamente. La órbita de Terra alrededor de la Tierra, está programada de Norte a Sur cruzando el Ecuador diariamente, a las 10:30 y 22:30, hora solar local. Mientras que Aqua pasa sobre el Ecuador, de Sur a Norte en dirección opuesta, a la 01:30 y 13:30, hora solar local. Ambas plataformas proveen imágenes espectrales de radiación reflejada (día) y emitida (día/noche), de la totalidad de la superficie terrestre cada 1 o 2 días, en 36 bandas espectrales que cubren regiones espectrales desde 0.4 μm hasta 14.4 μm , con una resolución radiométrica de 12 bits y una resolución espacial nominal de 250 m (bandas 1 y 2), 500 m (bandas 3 al 7) y 1000 m, (bandas 8 al 36), al nadir (NASA-MODIS: <http://modis.gsfc.nasa.gov/>).

Las primeras 19 bandas y la banda 26 cubren el rango visible y el infrarrojo cercano y están posicionadas en la región del espectro electromagnético situado entre 0.405 nm y 2.155 nm. Las bandas del 1 al 7 son útiles para las aplicaciones terrestres, las bandas del 8 al 16 para las observaciones oceánicas y las bandas del 17 al 19 para las mediciones atmosféricas. Las bandas restantes del 20 al 36, cubren la porción del infrarrojo térmico del espectro de 3.660 a 14.385 nm. Las bandas termales tienen un campo visual instantáneo aproximado de 1 Km, al nadir (Wan 1999).

MODIS es un explorador de barrido con un ángulo de $\pm 55^\circ$ al nadir que permite explorar una franja de terreno de 2330 km, de ancho, a ambos lados de la traza del satélite y 10 Km, a lo largo del barrido. El sistema óptico es un telescopio con dos espejos fuera de su eje focal que direccionan la radiación incidente a cuatro sistemas ópticos reflectantes, uno para

cada región espectral en el visible, infrarrojo cercano, medio y termal. Para las bandas del visible y del infrarrojo cercano se utiliza una nueva tecnología de fotodiodos de Silicio. Mientras que, para el infrarrojo termal se usan detectores de Telureto de Mercurio-Cadmio (HgCdTe) (NASA-MODIS: <http://modis.gsfc.nasa.gov/>).

Entre sus principales componentes (Figura 2), el instrumento cuenta con dos módulos electrónicos analógicos SAM (Space-viewing Analog Module) y FAM (Forward-viewing Analog Module). El modulo electrónico principal (MEM), provee energía, y control del sistema, controla los comandos y telemetría y la calibración electrónica. El sistema incluye 4 calibradores a bordo, así como vista al espacio (Space View), un difusor solar (Solar Difuser), un cuerpo negro (Blackbody), un ensamble de calibración espectro radiométrica (SRCA) y un monitor de estabilidad del difusor solar (SDSM). Un enfriador radiativo pasivo de alto rendimiento (Radiative Cooler), provee enfriamiento para 20 bandas espectrales infrarrojas en dos arreglos de plano focal (NASA-MODIS: <http://modis.gsfc.nasa.gov/>).

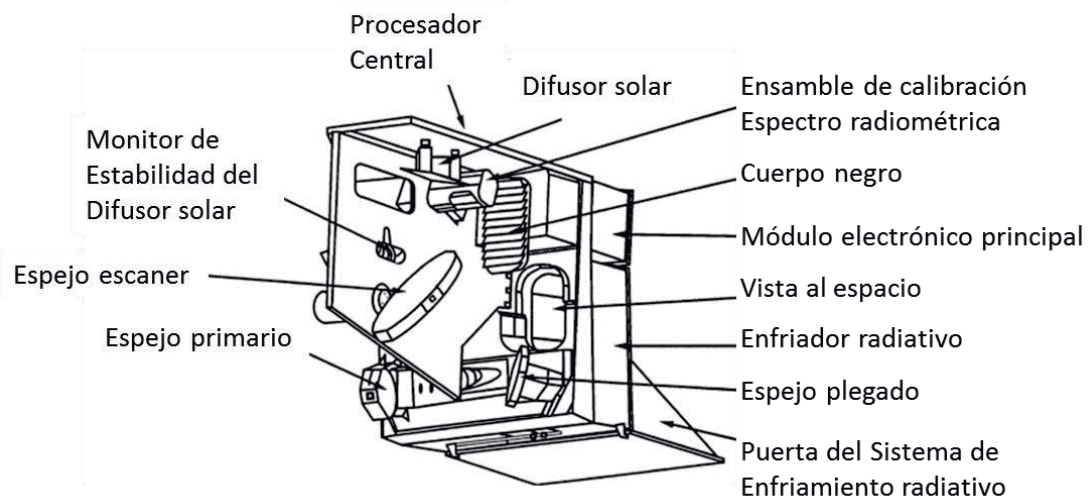


Figura 2. Principales Componentes del sensor MODIS

Fuente: Adaptado de <http://modis.gsfc.nasa.gov/>

2.3.1. TEMPERATURA SUPERFICIAL DE LA TIERRA ESTIMADA POR MODIS

La temperatura superficial de la Tierra es un buen indicador del balance de energía y un parámetro importante en los procesos físicos en la superficie de la Tierra a escala regional y global. Combina los resultados de las interacciones superficie-atmósfera y los flujos de energía entre la atmósfera y el suelo (Wan 1999). La temperatura superficial de la Tierra (LST) controla muchos de los procesos subyacentes en el ciclo de la energía en la superficie, el transporte de calor, y del agua entre la superficie y la atmósfera.

La información de temperatura superficial de la Tierra, es requerida para una gran variedad de estudios, climáticos, hidrológicos, ecológicos y biogeoquímicos. MODIS es particularmente útil para la obtención de la temperatura superficial de la Tierra (LST), debido a su cobertura global, resolución radiométrica y rango dinámico para una variedad de tipos de cobertura de la Tierra. Las múltiples bandas en el infrarrojo termal, calibradas con buena precisión, han sido diseñadas para obtener la temperatura superficial del Océano y de la Tierra, junto con algunas propiedades atmosféricas (Wan 1999).

En los productos MODIS-LST, la temperatura superficial de la Tierra (LST), se define como la radiación emitida desde la superficie de la Tierra y observada por MODIS en un solo ángulo de visión instantáneo. Los datos instantáneos colectados por MODIS en un ángulo visual no contienen información de otros ángulos, debido a la débil dispersión de la señal infrarroja en la atmósfera despejada. LST puede ser obtenida a partir de algoritmos, usando las bandas infrarrojas termales de MODIS, sólo bajo condiciones de cielo despejado debido a que la señal infrarroja no puede penetrar las nubes (Wan et al 2004).

Wan y Dozier 1996, explican el fundamento teórico del algoritmo de estimación de la temperatura superficial de la Tierra. La radiancia espectral emitida, L ($\text{W m}^{-2} \text{sr}^{-1}$), a una longitud de onda (λ), desde una superficie a una determinada temperatura termodinámica (T), está dada por el producto de la ecuación de Planck multiplicado por la emisividad, ϵ (λ).

$$L(\lambda, T) = \epsilon(\lambda)B(\lambda, T) \tag{1}$$

Entre los métodos para la estimación de la temperatura superficial de la Tierra a partir de satélites se encuentran: el método del canal infrarrojo simple (Price 1983), el método de Split – Window (Wan y Dozier 1996) y el algoritmo Día/Noche (Wan y Li 1997). El primero requiere de datos de emisividad de superficie, un modelo de transferencia radiativa eficiente y perfiles atmosféricos, los cuales, pueden ser obtenidos a partir de sondeo satelital, o medidos a través de radiosondeo convencional. El método de Split-Window, incluye correcciones por efectos atmosféricos y de emisividad superficial, basándose en la absorción diferencial en bandas infrarrojas adyacentes. El tercer método, basado en un algoritmo diseñado específicamente para el instrumento MODIS, utiliza pares de datos Día/Noche, en 7 bandas del infrarrojo termal de MODIS, para la obtención simultánea de temperatura de superficie y bandas de emisividad promedio, sin conocimiento previo de los perfiles de temperatura y vapor de agua.

La estimación de la temperatura superficial de la Tierra (LST), es afectada por la heterogeneidad de la vegetación, la altitud, la latitud, la condición atmosférica, entre otros factores. Debido a la dificultad para corregir los efectos atmosféricos y de emisividad, el desarrollo de algoritmos de LST no es sencillo. La exactitud en las correcciones atmosféricas está limitada por los métodos de transferencia radiativa, la incertidumbre en los coeficientes de absorción atmosférica (especialmente vapor de agua) y en los coeficientes de absorción/dispersión de aerosoles e incertidumbre en los perfiles atmosféricos como entradas para los modelos de transferencia radiativa. Una de las mayores dificultades en la construcción de algoritmos de LST es la variación considerable en la emisividad de diferentes materiales de la superficie de la Tierra (Wan 1999).

El algoritmo Split-Window, estima la temperatura superficial de la Tierra a partir de la temperatura de brillo en las bandas 31 y 32 sobre píxeles con cielo despejado en las escenas MODIS (Wan y Dozier 1996, Wan et al 2002b).

$$T_s = C + \left(A_1 + A_2 \frac{1-\varepsilon}{\varepsilon} + A_3 \frac{\Delta\varepsilon}{\varepsilon^2} \right) \frac{T_{31}+T_{32}}{2} + \left(B_1 + B_2 \frac{1-\varepsilon}{\varepsilon} + B_3 \frac{\Delta\varepsilon}{\varepsilon^2} \right) \frac{T_{31}-T_{32}}{2} \quad (2)$$

Donde:

T_s = Temperatura superficial de la Tierra

$\varepsilon = 0.5(\varepsilon_{31} + \varepsilon_{32})$, emisividad promedio en las bandas 31 y 32

$\Delta\varepsilon = \varepsilon_{31} - \varepsilon_{32}$, diferencia de emisividad en las bandas 31 y 32

T_{31} y T_{32} , temperatura de brillo en las bandas 31 y 32

A_i , B_i y C ($i=1,2,3$), coeficientes de regresión

Los coeficientes usados en el algoritmo son determinados por interpolación sobre un conjunto multidimensional de tablas LUT (look-up tables). Los valores de las tablas LUT son obtenidos por regresión lineal de datos MODIS simulados desde cálculos de transferencia radiativa sobre un amplio rango de superficies y condiciones atmosféricas (Wan et al 2004).

De otro lado, el algoritmo físico Día/Noche, permite obtener simultáneamente la emisividad espectral y la temperatura de superficie, con 5 Km, de resolución, a partir de pares de datos MODIS de día y de noche, usando 7 bandas en el infrarrojo termal (20, 22, 23, 29, 31, 32, 33), en las ventanas entre 8 y 14 μm (Wan y Li 1997). Las entradas del modelo incluyen productos MODIS como radiancia calibrada (MOD021KM), localización geográfica (MOD03), perfiles de temperatura y vapor de agua (MOD07) y máscara de nubes (MOD35) (Wan et al 2002b). El algoritmo Día/Noche es capaz de ajustar la incertidumbre en los perfiles de temperatura y vapor de agua para mejorar la estimación de la emisividad y la temperatura superficial (Wan et al 2004).

La validación de los productos MODIS-LST puede realizarse usando el método convencional basado en temperatura y también mediante el método avanzado, basado en radiación (Wan y Li 2008). El primero utiliza múltiples radiómetros de infrarrojo termal para medir la temperatura radiométrica en superficie. El segundo enfoque, basado en radiancia, emplea radiosondas para medir los perfiles de temperatura y vapor de agua en la atmósfera, en el lugar de validación y alrededor de la hora de paso de MODIS. Este proceso conlleva varias dificultades para completarse a escala global ya que se requieren áreas extensas y homogéneas de por lo menos 5×5 Km, en las cuales se requiere medir con radiómetros en el infrarrojo termal en diferentes puntos (Wan 2008).

Los productos MODIS-LTS, basados en el algoritmo Split – Window generalizado y el algoritmo Día/Noche, han sido progresivamente validados dentro del rango de $\pm 1\text{K}$, en condiciones de cielo despejado, con data medida in-situ, para diferentes coberturas de la Tierra, como lagos, playas de arena, pastura natural y campos de cultivo, a lo largo de su desarrollo (Wan et al, 2002b; Wan et al, 2004; Wang et al 2008, Wan 2008; Wan y Li 2008, Coll et al 2009).

La última generación de los productos MODIS-LST, Versión 5 (V5), ha sido validada usando el enfoque basado en radiancia en el Nivel 3 (Wan 2008; Wan y Li 2008). Las comparaciones con los valores in-situ en 47 casos en condiciones de cielo despejado, indicaron que la exactitud de los productos MODIS-LST fue mejor que 1K en la mayoría de los casos (39 de 47) y el RMSE fue menor que 0.7 K en todos los casos. La evaluación de los productos MODIS-LST V5 sobre dos lagos; Tahoe en California y Namco en Tibet (4700 msnm), muestra que la cantidad y calidad de las estimaciones de LST dependen de las condiciones de cielo despejado, debido a las limitaciones inherentes a las técnicas de percepción remota en el infrarrojo termal (Wan 2008).

Otros autores reportan la validación de los productos V5 nivel 2 MODIS-LST, empleando ambos enfoques, sobre campos homogéneos de arroz en España y también sobre áreas forestales en Alemania, usando el enfoque basado en radiancia, con resultados aceptables. Para el caso de España se reportaron indicadores como el Bias= -0.3 K , desviación estándar 0.6 k y RMSE = $\pm 0.7\text{ K}$ como resultados de la validación basada en temperatura. En el caso de la validación basada en radiancia se reportó RMSE= $\pm 0.7\text{ K}$ para ambos casos, España y Alemania. Entre las conclusiones se resalta el buen desempeño del método basado en radiación, que abre la posibilidad de implementar una validación más completa de los productos MODIS-LTS a escala global, incluyendo la heterogeneidad en la cobertura de la Tierra, condiciones en las que el método basado en temperatura no puede ser empleado (Coll et al 2009).

2.4. TRANSFORMADA WAVELET (TW).

La primera referencia del término Wavelet es de 1910, cuando Alfred Haar publicó su teoría sobre sistemas ortogonales, que condujo al desarrollo de un conjunto de funciones ortogonales rectangulares. Sin embargo, fue hasta mediados de los 70s cuando el trabajo de Jean Morlet marcó el inicio de la investigación en este campo. Morlet desarrolló e implementó la técnica de escalamiento y translación en el análisis de funciones ventana y acuñó el término “Wavelet”, para referirse a estas funciones que podían dilatarse y comprimirse. A pesar de que el enfoque de Morlet fue similar al planteado inicialmente por Haar, la formulación teórica de la Transformada Wavelet, fue desarrollada por Grossman y Morlet en 1984, a partir de la idea de que una señal podía ser transformada a su forma wavelet y después ser transformada en sentido inverso hasta su forma original, sin ninguna pérdida de información (Gao y Yan 2011).

La función wavelet $\psi(t)$, puede ser definida como una función oscilatoria de longitud finita y de energía unitaria, a partir de la cual, se puede generar una familia de wavelets, idealmente confinadas en un intervalo finito (Kumar y Foufoula-Giorgio 1994). Las funciones wavelets u “onditas”, son de forma irregular y normalmente duran un periodo limitado de tiempo, a diferencia de una función wave u “onda”, que es de forma regular y de duración permanente (Gao y Yan 2011).

Los efectos que producen las variaciones en la resolución en el tiempo y la frecuencia de una función Wavelet Morlet (ψ) en 2 posiciones en el plano tiempo, frecuencia (t, f), pueden observarse en la Figura 3. Cambiando la escala de $s_1(\tau_1, \eta/s_1)$ a $s_2=2s_1(\tau_2, \eta/s_2)$, se observa que la resolución en el tiempo se reduce a la mitad (el ancho de ventana en el tiempo se duplica), mientras que la resolución de frecuencia se duplica (el ancho de ventana en la frecuencia se reduce a la mitad). A través de cambios en los parámetros de escala (s) y tiempo (τ) de la función wavelet madre, la transformada wavelet es capaz de extraer los componentes constituyentes de una serie de tiempo sobre todo su espectro (Gao y Yan 2011).

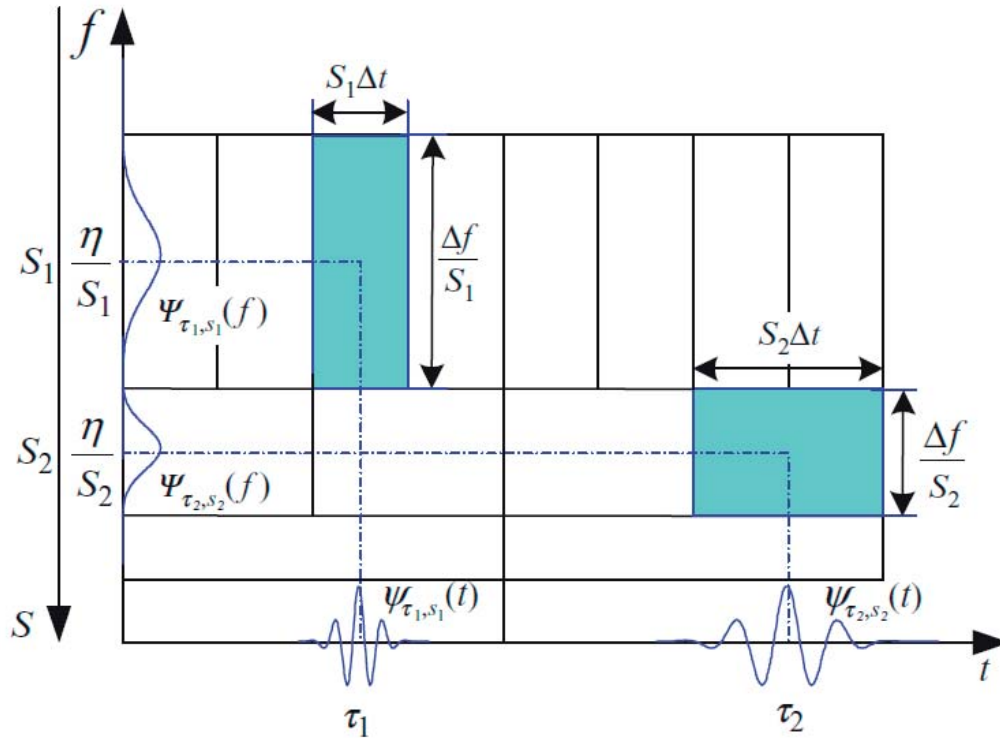


Figura 3. Representación de la Transformada Wavelet en los dominios del tiempo y la frecuencia.

Fuente: Gao y Yan 2011

Debido a su energía unitaria, las funciones wavelets tienen dos propiedades que las caracterizan: soporte compacto y media cero. El requerimiento de media cero es llamado condición de admisibilidad de la función wavelet (Kumar y Foufoula-Giorgio 1994). Matemáticamente, una función wavelet $\psi(t)$, es una función integral cuadrada que satisface la condición de admisibilidad, c_ψ (Meyer 1993).

$$c_\psi = 2\pi \int_0^\infty \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{\omega} d\omega < \infty \quad (4)$$

Donde:

$|\hat{\psi}(\omega)|^2$, transformada Fourier

ω , parámetro de frecuencia en la transformada Fourier

En el proceso de la transformada, la selección de la función wavelet no es arbitraria, existen filtros ortogonales (wavelet basis) y no-ortogonales (wavelet functions), que pueden ser empleados dependiendo del tipo de transformada, continua o discreta. La descomposición en base ortogonal de una serie de tiempo permite separarla en sus componentes de alta y baja frecuencia.

Dado que los resultados de la transformación son totalmente dependientes de la wavelet madre y que se dispone de diversas opciones documentadas de filtros wavelet, se han propuesto enfoques cualitativos y cuantitativos para la selección de la wavelet madre. Las wavelets madre están caracterizadas por un conjunto de propiedades como la ortogonalidad, la simetría y el soporte compacto. Los criterios de selección toman en cuenta la naturaleza de la señal y el objetivo de cada aplicación particular.

El enfoque cualitativo, emplea las propiedades de la wavelet para determinar su idoneidad para una aplicación particular. Por ejemplo, la propiedad de la ortogonalidad indica que su producto interno, es la unidad y resulta cero con otra wavelet escalada y trasladada. Debido a esta propiedad, este tipo de wavelet es eficiente para la descomposición en bandas de sub-frecuencias que no se solapan y también presenta una alta eficiencia computacional. La propiedad de simetría asegura que la wavelet madre puede servir como un filtro de fase lineal; la ausencia de esta característica origina distorsiones de fase. El soporte compacto, indica que la función wavelet es no-cero sólo dentro de un intervalo finito. Esto permite que la transformada pueda representar eficientemente señales que tienen características localizadas. El criterio de selección cualitativo trata de encontrar la similaridad entre la forma de la señal y la forma de la wavelet pero la comparación visual puede resultar difícil.

Debido a esto, se han propuesto varios métodos cuantitativos para la selección de funciones wavelet para un efectivo procesamiento de la señal. Entre las medidas cuantitativas en la evaluación del desempeño de la función wavelet para aplicaciones específicas se encuentran: criterio de máxima energía, criterio de mínima entropía de Shannon, la medida del ratio de entropía Energía-Shannon, criterio de entropía conjunta mínima, criterio de entropía condicional mínima, criterio de máxima información mutua, criterio de entropía relativa mínima y criterio de máxima información (Gao y Yan 2011).

La Transformada Wavelet Continua (CWT) y la Transformada Wavelet Discreta (DWT), son dos herramientas que permiten el análisis de señales de manera similar a la

Transformada Fourier, con la diferencia que la Transformada Wavelet permite examinar la señal a distintas frecuencias y con diferentes resoluciones, posibilitando la representación en el dominio del tiempo y de la frecuencia en forma cuasi-simultánea, mientras que la Transformada Fourier, sólo admite la representación en el dominio de la frecuencia (Gao y Yan 2011). La Transformada Wavelet, es aplicable a señales no-estacionarias (Kumar y Foufoula-Giorgio 1994). Esta característica es de especial utilidad para estudiar en detalle las irregularidades de una función, evaluar la variación espacial que es significativamente no estacionaria, o las señales que tienen componentes efímeros de corto periodo de vida, rasgos a diferentes escalas, singularidades o pequeñas fluctuaciones en las señales (Quiroz et al 2011).

La transformada wavelet continua de una función $f(t)$, con energía finita, está definida como la integral de la transformada con una familia de funciones $\psi_{\lambda, \tau}(t)$. En el caso de que $\psi_{\lambda, \tau}(t)$ sea compleja, se usa el conjugado complejo en la integración. El cambio en los valores de λ , tienen el efecto de dilatar ($\lambda > 1$) o contraer ($\lambda < 1$) la función $\psi(t)$. Cambios en τ , permiten analizar la función $f(t)$, alrededor del punto τ (Kumar y Foufoula-Georgiou 1994).

$$Wf(\lambda, \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi_{\lambda, \tau}(t) dt \quad \lambda > 0 \quad (3)$$

Donde:

$\lambda > 0$, es el parámetro de escala (el ancho de la función wavelet)

τ , es el parámetro de translación (la posición de la función wavelet)

$\psi_{\lambda, \tau}(t)$, representa una familia de funciones wavelet madre, con parámetros λ, τ

$$\psi_{\lambda, \tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{\lambda}} \psi\left(\frac{t - \tau}{\lambda}\right)$$

La transformada wavelet continua es reversible, en la medida en que la función wavelet satisface la condición de admisibilidad. Tiene la propiedad de preservar la energía. La reconstrucción de la señal original a partir de sus coeficientes wavelet, se puede realizar mediante un proceso conocido como Transformada Wavelet Inversa, de acuerdo al siguiente algoritmo (Kumar y Foufoula-Giorgio 1994).

$$f(t) = \frac{1}{c_\psi} \int_{-\infty}^{\infty} \int_0^{\infty} \lambda^{-2} Wf(\lambda, \tau) \psi_{\lambda, \tau}(t) d\lambda d\tau \quad (5)$$

Donde:

c_ψ , constante dependiente de la elección de la función wavelet

En el caso de la transformada wavelet continua, los parámetros de escalamiento (λ) y translación (t) de la wavelet, asumen valores continuos y en consecuencia el proceso provee una representación redundante de la señal a diferentes escalas y localizaciones, con elevado costo en tiempo y espacio computacional (Gao y Yan 2011).

2.4.1. TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA

En contraste con la wavelet continua, cuyos parámetros toman valores continuos, el enfoque discreto busca minimizar la redundancia a través del uso de valores discretos en los parámetros de escalamiento (λ) y translación (τ). El proceso de discretización logarítmica, disminuye la generación de información redundante y reduce significativamente el tiempo computacional. Estas características son útiles para aplicaciones como la compresión de imágenes. Este enfoque para la discretización, resulta en una versión muestreada de la transformada wavelet continua. Debido a ello, no se considera una verdadera transformada discreta.

Nuevas técnicas para descomponer series de tiempo discretas, como el método “subband coding” y el enfoque “pyramidal coding”, sentaron las bases para la Transformada Wavelet Discreta y el Análisis Multiresolución (Gao y Yan 2011). Hacia finales de los 80s Mallat unificó la terminología proveniente de diferentes campos de estudio, incluyendo la matemática, la física y el procesamiento de imágenes. La transformada es discreta en el tiempo y la escala, es decir, los coeficientes pueden tener valores reales pero los valores de tiempo y escala usados para indexar los coeficientes son enteros (Weeks 2007).

De acuerdo a Mix y Olejniczak (2003), las ecuaciones de la Transformada Wavelet Discreta para el proceso directo o análisis, permiten la descomposición de una señal $v(t)$ y la obtención de los coeficientes de escalamiento o de aproximación (c_{jk}) y los coeficientes wavelets o de detalles (d_{jk}), mediante el cálculo del producto interno.

$$c_{jk} = \langle v(t) | \varphi_{jk}(t) \rangle \quad (6)$$

$$d_{jk} = \langle v(t) | \psi_{jk}(t) \rangle \quad (7)$$

Las funciones de escalamiento $\varphi(t)$, y la de wavelet $\psi(t)$, pueden ser escritas como combinaciones lineales de $\varphi(2t-k)$. La construcción de wavelets puede realizarse a partir de las funciones de escalamiento $\varphi(t)$ usando la relación dos escalas. Los términos $\sqrt{2} h_0(k)$ son los coeficientes que relacionan la función $\varphi(2t-k)$ con $\varphi(t)$. Los coeficientes $\sqrt{2} h_0(k)$ son llamados secuencias de dos escalas de φ , correspondiente a un filtro discreto pasa baja, mientras que la secuencia de coeficientes $\sqrt{2} h_1(k)$, está asociada a un filtro pasa alta.

$$\varphi(t) = \sum_k h_0(k) \sqrt{2} \varphi(2t-k) \quad (8)$$

$$\psi(t) = \sum_k h_1(k) \sqrt{2} \varphi(2t-k) \quad (9)$$

En este enfoque se emplean técnicas de filtrado digital para obtener una representación tiempo-escala de la señal. La resolución es cambiada por operaciones de filtrado y la escala es cambiada por operaciones de sub-muestreo, reduciendo la tasa de muestreo (decimación o “downsampling”) o aumentando la tasa de muestreo (interpolación o “upsampling”). Comúnmente, los coeficientes de la transformada discreta son muestreados de la transformada continua, frecuentemente en un arreglo diádico ($s_0=2, \tau_0=1$).

En procesamiento de señales, un filtro digital es un operador invariante en el tiempo que actúa sobre un vector de entrada (señal) produciendo un vector transformado por medio de una convolución matemática (Carvalho et al 2006). El cómputo se realiza a través del análisis de la señal, usando filtros con diferentes bandas de frecuencia y diferentes resoluciones, que permiten la descomposición de la señal en la aproximación o tendencia y el detalle o ruido. La transformada discreta emplea dos tipos de funciones con sus respectivos impulsos, llamadas las funciones de escalamiento y las funciones wavelets,

asociadas a filtros de paso bajo y filtros de paso alto, respectivamente. Los filtros de paso alto y paso bajo, empleados en la descomposición corresponden al tipo “Quadrature Mirror Filters”, es decir, cumplen la condición de ser convertibles entre sí. La descomposición de la señal en diferentes bandas de frecuencia es obtenida por filtrado sucesivo de la señal en el dominio del tiempo. La reconstrucción es perfecta, cuando los filtros de mitad de banda empleados forman bases ortogonales, como los de Daubechies (Polikar 1999).

El procedimiento de filtrado descrito, puede repetirse para generar otros niveles de descomposición. Para cada nivel de descomposición, el filtrado y la resolución resultarán en la mitad de la resolución temporal y en el doble de la resolución de la banda de frecuencia. La transformada discreta se obtiene por concatenación de todos los coeficientes partiendo desde el último nivel de descomposición. Las frecuencias más prominentes en la señal original, tendrán coeficientes de mayor amplitud. Mientras que las menos prominentes mostrarán menor amplitud, como un reflejo de la cantidad de información contenida en cada banda de frecuencia.

La reconstrucción de la señal, mediante la transformada inversa (síntesis), construye la señal a partir de sus componentes c_{jk} y d_{jk} (Mix y Olejniczak 2003).

$$v(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_{Jk} \varphi_{Jk}(t) + \sum_{j=J}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} d_{jk} \psi_{jk}(t) \quad (10)$$

Donde:

J es valor inicial del índice (usualmente, J=0)

En la Figura 4, se diagrama el primer nivel de análisis y síntesis de una señal mediante la transformada wavelet discreta.

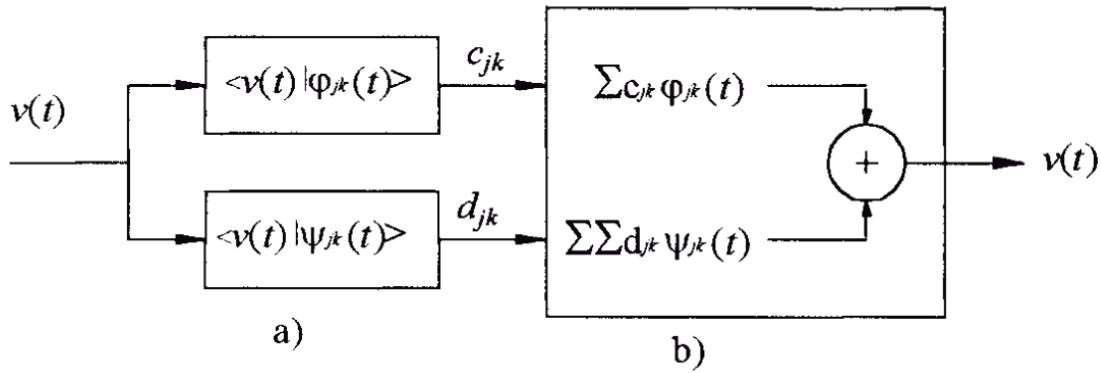


Figura 4. Representación esquemática de la Transformada Wavelet Discreta. (a) Análisis y (b) Síntesis

Fuente: Mix y Olejniczak (2003)

2.4.2. ANÁLISIS MULTIRESOLUCIÓN (MRA).

La idea del uso de funciones wavelet ortogonales como herramienta para la descripción simultánea de la información contenida en una imagen, analizando desde baja hasta alta resolución, condujo a la formulación del MRA por Mallat en 1989 (Gao y Yan 2011). El Análisis Multiresolución permite la representación de las señales a diferentes resoluciones, desarrollando mecanismos para ir de una resolución a otra.

El Análisis Multiresolución, puede ser representado como procesos secuenciales de descomposición o análisis (up-scaling) y reconstrucción o síntesis (down-scaling) de la señal (Figura 5). El proceso en cascada es finito y está definido por las funciones de escalamiento y funciones wavelets empleadas. Polikar 1999, describe el funcionamiento del algoritmo “subband coding” en el Análisis multiresolución. Suponiendo que la señal original tiene 512 puntos muestrales y abarca bandas de frecuencia (f) de 0 a π rad seg^{-1} ; en el primer nivel de descomposición la señal es pasada a través de filtros de paso alto y de paso bajo, seguido de un sub-muestreo o decimación (down-sampling) por 2. El resultado del filtro de paso alto tiene 256 puntos (la mitad de la resolución temporal), pero solo abarca las frecuencias de $\pi/2$ a π rad seg^{-1} (el doble de la resolución de frecuencia). El resultado del filtro de paso bajo también tiene 256 muestras pero abarca la otra mitad de la

banda de frecuencia de 0 a $\pi/2$ rad seg^{-1} . Esto constituye el primer nivel de coeficientes en la transformada discreta. Luego la señal resultante del filtro de paso bajo es pasada por los mismos filtros para continuar con la descomposición de la señal. El resultado del segundo filtro de paso bajo, luego del sub-muestreo tiene 128 muestras y frecuencias de 0 a $\pi/4$ rad seg^{-1} ; mientras que, el de paso alto tiene 128 muestras y frecuencias de $\pi/4$ a $\pi/2$ rad seg^{-1} . Esto compone el segundo nivel de coeficientes de la transformada discreta. Esta señal tiene la mitad de la resolución temporal pero el doble de la resolución de frecuencia que la señal en el primer nivel. Es decir, la resolución temporal se redujo por un factor de 4 y la resolución de frecuencia aumentó 4 veces, respecto a la señal original. El proceso puede continuar hasta que quedan 2 muestras. La transformada discreta de la señal original se obtiene por concatenación de todos los coeficientes desde el último nivel de descomposición. El proceso inverso de reconstrucción es posible debido a que los filtros forman bases ortogonales. La señal en cada nivel es interpolada (up-sampling) por 2, pasada a través de los filtros de síntesis y agregada. Los filtros de análisis y síntesis son idénticos excepto por que el tiempo es inverso.

El MRA, constituye una de las aplicaciones más importantes de las transformadas ortogonales wavelet (Kumar y Foufoula-Georgiou 1994). Esta teoría permite la construcción de familias de funciones wavelet que poseen la característica de ortogonalidad como las funciones wavelets ortogonales, llamadas Daubechies. Matemáticamente, el MRA de un espacio $L^2(\mathbb{R})$ consiste en una secuencia de sub-espacios que satisfacen las propiedades de monotonicidad, completitud, dilación regular, translación invariante y existencia de una base ortogonal (Gao y Yan 2011).

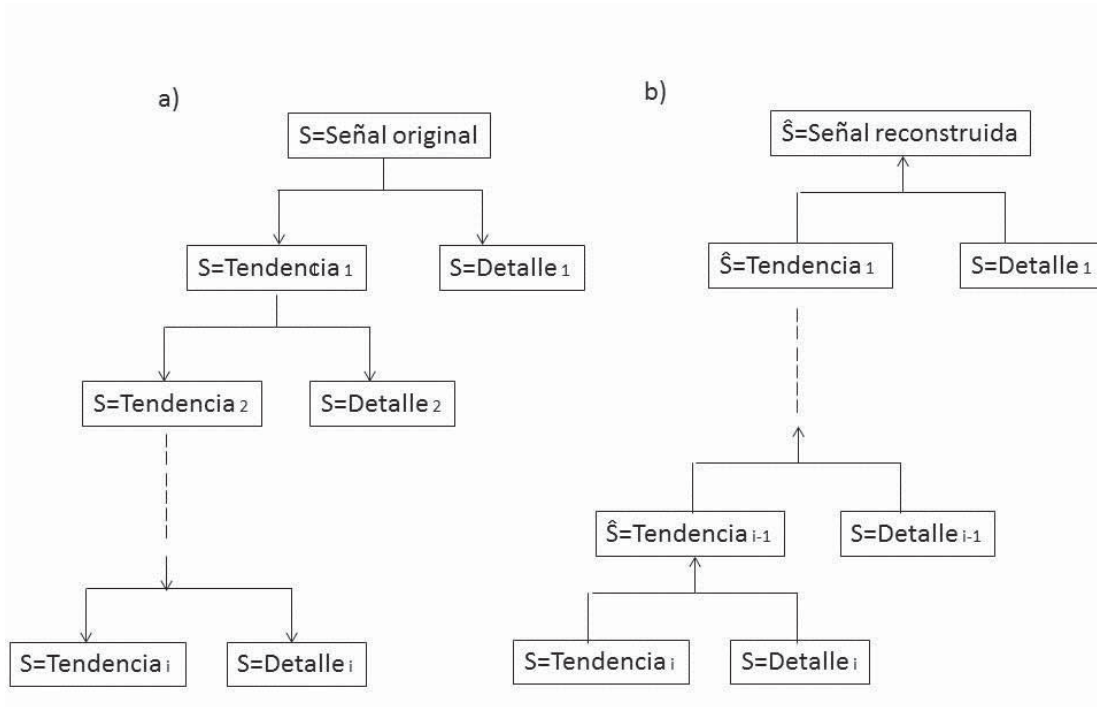


Figura 5. Análisis Wavelet Multiresolución. (a) Descomposición o “up-scaling” y (b) reconstrucción o “down-scaling”.

Fuente: Adaptado de Quiroz et al. 2011

2.4.3. APLICACIONES DE LA TRANSFORMADA WAVELET

Debido a las ventajas que ofrece en el análisis de fenómenos no estacionarios, la transformada wavelet ha evolucionado rápidamente, con aplicaciones en diferentes disciplinas como la geofísica e hidrología (Kumar y Foufoula 1994), las ciencias de la tierra (Chandrasekhar y Dimri 2008), la manufactura (Gao y Yang 2011), entre otras.

La técnica ha sido usada en sismología, prospección minera, meteorología, dinámica de fluidos, física cuántica, compresión de datos, ingeniería eléctrica (Chandrasekhar y Dimri 2008). En meteorología ha sido empleada para el análisis de flujos turbulentos (Farge 1992; Katul et al. 1994; Narasimha 2007), y también para el análisis de series de tiempo de precipitación (Quiroz et al 2011; Heidinger et al 2012) y para el estudio del clima (Lau and Weng 1995; Torrence y Compo 1998).

Aplicaciones recientes muestran el empleo del Análisis Wavelet Multiresolución en la reconstrucción de precipitación diaria a partir de datos medidos de lluvia y datos del índice de la diferencia normalizada de vegetación (NDVI), derivado a partir de información de los satélites SPOT 4 y 5. Tres niveles de descomposición fueron necesarios para el proceso de reconstrucción (Quiroz et al 2011). Así también, Heidinger et al 2012, aplicaron el enfoque Wavelet Multiresolución para realizar una corrección de los datos de precipitación estimados por el satélite TRMM. La tendencia de TRMM y el detalle o ruido proveniente de estaciones meteorológicas, fueron empleadas para la reconstrucción de la señal, sobre cuatro niveles de descomposición. Las medidas de comparación como la diferencia de entropía (ΔH), el coeficiente de determinación (R^2), el sesgo (Bias) y el error absoluto promedio relativo (RMAE), mostraron la factibilidad del proceso de corrección de datos de precipitación.

2.5. ENTROPIA MULTIESCALA (MSE)

La noción de entropía como una medida cuantitativa del caos en los sistemas surgió en los campos de la física, matemática, estadística, economía, informática, literatura, ciencias de la Tierra, biología y otros campos. La entropía en su acepción termodinámica original es una medida de la energía inaccesible, altos valores indican que una gran proporción de la energía del sistema, no puede ser usada para trabajo. Otras definiciones estadísticas o probabilísticas de la entropía confluyeron en la entropía de la información de Shannon, aplicada a cualquier campo y a muchos tipos de probabilidades. La medida del nivel de entropía puede tener varias interpretaciones cuando es aplicada en diversos campos de las ciencias, entre ellas: proporción de energía no disponible, grado de desorden del sistema, presencia de eventos igualmente probables, distribución uniforme, incertidumbre, alta diversidad, cantidad de información etc., (Williams 1997).

Los enfoques y algoritmos de cálculo para la estimación cuantitativa de la entropía han ido evolucionando de acuerdo a las aplicaciones. En este sentido, la entropía, concebida como la tasa de producción de información en sistemas dinámicos, permitió el desarrollo conceptual de la entropía aproximada (Pincus 1991) y entropía muestral (Richman y Moorman 2000), como una medida estadística de la complejidad y la regularidad de series de tiempo. El algoritmo de entropía muestral fue derivado a partir de refinamientos en la entropía aproximada de Pincus. Por definición es el logaritmo natural negativo de la

probabilidad condicional de que dos secuencias similares para “m” puntos, permanezcan similares en el siguiente punto, donde las coincidencias con su mismo grupo no son incluidas en el cálculo de la probabilidad. El cálculo requiere la determinación previa de dos parámetros m (match point) y r (tolerancia). Se recomienda mantener el parámetro de tolerancia en el rango de 0.1 a 0.2 veces la desviación estándar (SD), y m=2. Comparada con la entropía aproximada, la entropía muestral, concuerda mejor con la teoría en un amplio rango de condiciones, manteniendo una consistencia relativa y presenta menores errores residuales para series de tiempo cortas (Richman y Moorman 2000).

Basados en la premisa de que el valor de entropía es dependiente de la escala, recientemente, se ha propuesto el análisis de entropía multiescala (Costa et al 2002; Costa et al 2005), como un método para medir la complejidad de series de tiempo finitas que puede ser aplicado a sistemas físicos y fisiológicos. El algoritmo está basado en el concepto de entropía muestral, derivada a partir de refinamientos en la entropía aproximada de Pincus y también en el enfoque fase-espacio de Zhang, que mide la complejidad como la suma de entropías dependientes de la escala. La entropía medida bajo el enfoque de Zhang, tiene la propiedad de variar entre los límites del orden extremo y el desorden, en cantidades medibles (Costa et al 2005).

En comparación con las medidas tradicionales de complejidad, que no consideran las múltiples escalas de tiempo inherentes en las señales biológicas, la entropía multiescala (MSE), incorpora la interrelación de la entropía con la escala. Los resultados son consistentes con la evidencia de que tanto las señales completamente ordenadas, como las completamente aleatorias, no son realmente complejas. El método de MSE muestra que las señales aleatorias correlacionadas (ruido de color) son más complejas que las señales aleatorias no-correlacionadas (ruido blanco).

Costa et al 2005, describió el proceso para la obtención de MSE. Dada una serie de tiempo discreta unidimensional $(X_1, \dots, X_i, \dots, X_N)$, se construyen agrupamientos consecutivos a partir de la serie original $\{y^{(\tau)}\}$ de acuerdo al factor de escala τ . Primero la serie original se divide en grupos de tamaño τ , sin superposición. Luego se promedian los datos dentro de cada grupo y estas constituyen nuevas series de tiempo por cada factor de escala.

Cada dato de las nuevas series es calculado de acuerdo a la siguiente ecuación. La longitud de cada nueva serie de tiempo, es igual a la longitud de la serie original N , dividido por el factor de escala τ .

$$y_j^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i \quad 1 \leq j \leq N/\tau \quad (11)$$

La entropía muestral (S_E), para cada nueva serie de tiempo se calcula estadísticamente como el negativo del logaritmo natural de la probabilidad condicional de que secuencias cercanas para m datos consecutivos $[U^m(r)]$, permanezcan cercanas cuando se adiciona un punto adicional a cada secuencia $[U^{m+1}(r)]$.

$$S_E(m, r, N) = -\ln \frac{U^{m+1}(r)}{U^m(r)} \quad (12)$$

S_E representa una medida de la aleatoriedad o inversamente de la regularidad de una serie de tiempo y puede ser graficada en función de la escala para comparar la complejidad relativa de series de tiempo normalizadas.

La complejidad de series de tiempo climáticas ha sido evaluada a través de los métodos de entropía muestral y multiescala. Debido a que el clima es un sistema complejo no lineal y la estimación del grado de complejidad es de gran interés en la predicción climática. Los resultados de la aplicación del algoritmo de entropía muestral ($m=2$, $r=0.15$), en la medida de complejidad o irregularidad de series diarias de temperatura de 50 estaciones meteorológicas en el periodo 1961 - 2000, en la provincia de Yunan (China), muestran la técnica como una alternativa para analizar y predecir el comportamiento de series de tiempo climáticas. Los valores de entropía estuvieron en el rango de 2.069 a 2.917, lo cual indicó una significativa complejidad en las series de temperatura (Shuangcheng et al 2006).

De otro lado, Chou 2011, presentó un análisis de la complejidad y estructura, en series de tiempo mensuales de precipitación de 4 estaciones meteorológicas en Taiwan, usando los enfoques Wavelet Multiresolución junto con el entropía MSE ($r=0.15*SD$, $m=2$). La medición de la entropía multiescala (MSE), en las series de tendencia por cada nivel de descomposición wavelet, junto con la aplicación de la prueba estadística Mann-Kendall, permitió determinar el nivel adecuado de descomposición wavelet.

III. MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. UBICACIÓN DEL ÁREA EN ESTUDIO

El estudio incluyó información de temperatura del aire de 10 estaciones meteorológicas, localizadas en el Altiplano peruano (Figura 6).

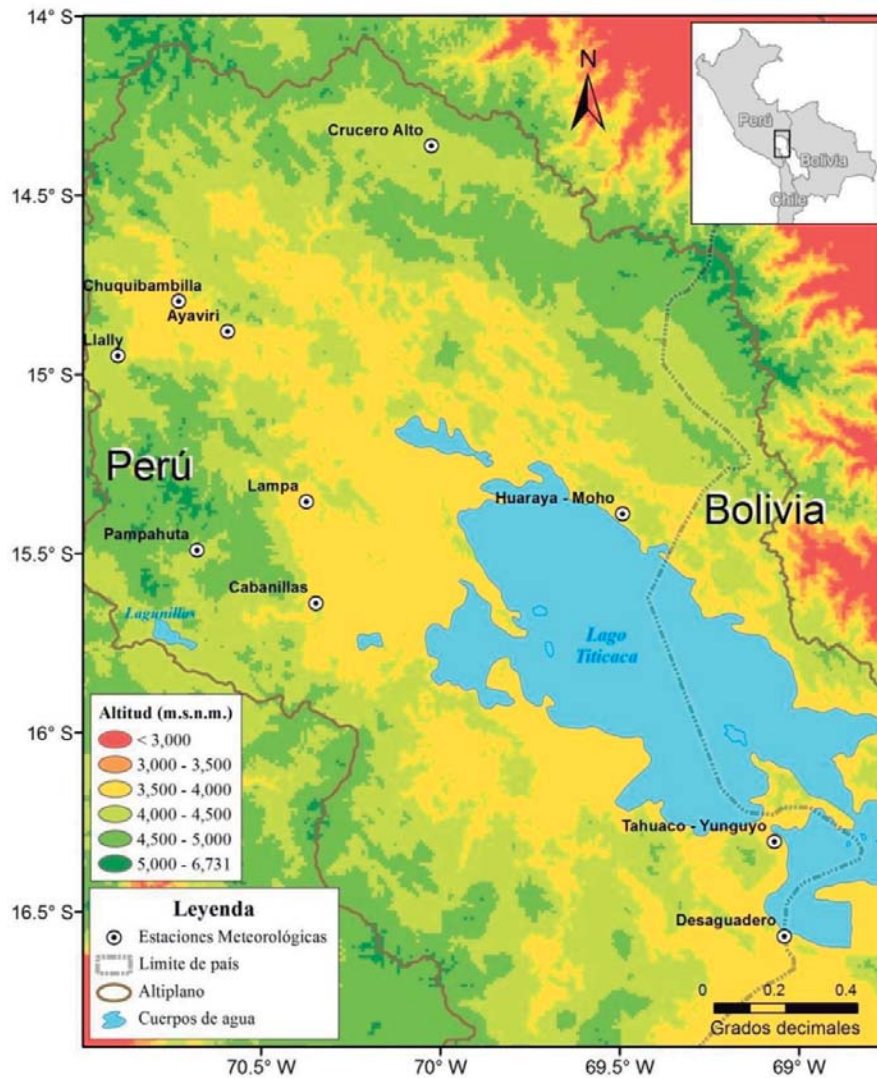


Figura 6. Mapa de ubicación

3.2. DATOS DE TEMPERATURA

3.2.1. TEMPERATURA MEDIDA EN ESTACIONES METEOROLÓGICAS

Se emplearon series de tiempo de temperatura máxima y mínima diaria medida en 10 Estaciones Meteorológicas convencionales, operadas por el Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú, SENAMHI (Cuadro 1), en el periodo 2001-2012 (Figura 7). La temperatura de caseta fue medida a 1.5 m, de la superficie, de acuerdo a los estándares de la Organización Meteorológica Mundial (OMM).

Cuadro 1. Ubicación de las Estaciones Meteorológicas

Estación Meteorológica	LS	LO	Altitud (m)
Ayaviri	14° 52' 52"	70° 35' 34"	3920
Cabanillas	15° 38' 21.48"	70° 20' 47"	3890
Chuquibambilla	14° 47' 47"	70° 43' 42"	3910
Crucero Alto	14° 21' 45.36"	70° 01' 25.68"	4130
Desaguadero	16° 34' 7.68"	69° 02' 25.44"	3860
Huaraya - Moho	15° 23' 23"	69° 29' 29"	3890
Lampa	15° 21' 21"	70° 22' 22"	3900
Llally	14° 56' 56"	70° 53' 53"	4111
Pampahuta	15° 29' 29"	70° 40' 39"	4320
Tahuaco - Yunguyo	16° 18' 18"	69° 04' 3"	3860

Fuente: SENAMHI (LS: Latitud Sur, LO: Longitud Oeste)

La calidad de los datos originales de temperatura mínima y máxima diaria fue evaluada para verificar la consistencia de la información. El control de calidad se realizó siguiendo los criterios propuestos por la Organización Meteorológica Mundial, a través de pruebas de completitud, coherencia y tolerancia (OMM 1984). Estos fueron implementados usando el programa RCLIMDEX (Zhang y Feng, 2004). Esta herramienta permitió detectar los datos faltantes, verificar la coherencia de la información e identificar valores extremos. Se consideró 3 desviaciones estándar como criterio para la detección de valores extremos, en ambas series de temperatura máxima y mínima.

Luego del control de calidad, se obtuvieron valores promedio cada 8 días, usando el programa R. Los datos promedio fueron convertidos a grados Kelvin y redondeados a 1 decimal para el análisis. De esta manera se obtuvieron series de 552 datos de temperatura máxima y mínima, con 46 datos por año, para cada estación. Las gráficas de las series de tiempo originales y del análisis posterior fueron elaboradas en grados Celcius para facilitar el análisis.

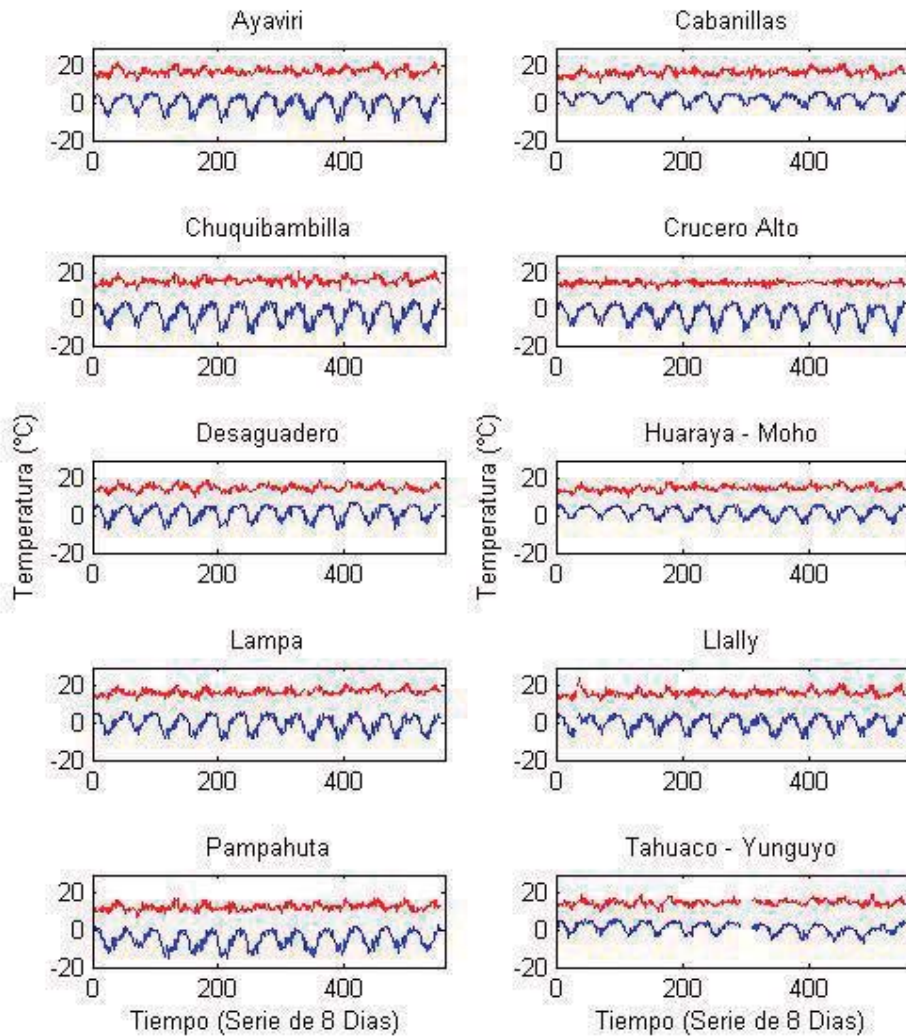


Figura 7. Temperatura mínima (azul) y máxima (rojo) en 10 Estaciones Meteorológicas del Altiplano peruano, en el periodo 2001-2012.

3.2.2. TEMPERATURA ESTIMADA POR MODIS

Series de tiempo de temperatura superficial de la Tierra (LST), fueron extraídas a partir de las imágenes de temperatura de día y temperatura de noche, registradas por el sensor MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer).

En los productos MODIS-LST, la temperatura superficial de la Tierra se define como la temperatura radiométrica relacionada a la radiación infrarroja termal emitida desde la superficie de la Tierra, la cual es registrada de forma instantánea y en un ángulo de visión determinado por el sensor MODIS (Wan 2008). En la versión 5, el algoritmo “split-window” generalizado y el algoritmo Día/Noche, son empleados para realizar la estimación de LST (Wan y Dozier 1996, Wan y Li 1997, Wan 2008).

El producto MODIS/Terra LST/E 8-Day L3 Global 0.05Deg CMG (Nombre corto: MOD11C2), que proporciona imágenes globales de tercer nivel de temperatura y emisividad, con una periodicidad de 8 días y resolución espacial de 0.05 grados (aprox. 5600 m), CGM (Climate Modeling Grid), fue descargado del sitio web NASA-LPDAAC (https://lpdaac.usgs.gov/data_access/data_pool), para el periodo 2001-2012, en la versión 5 (V5). Los productos de la generación V5 incluyen 8 refinamientos en el proceso de estimación de LST, entre ellos, la inclusión de la topografía en la corrección por nubes, la remoción de la contaminación por nubes y mejoras en el algoritmo de estimación de LST, mejorando significativamente la exactitud, estabilidad y la cobertura espacial de los productos MODIS-LST, especialmente en zonas de montaña (Wan 2008).

Un total de 1104 imágenes de temperatura diurna y nocturna, con una periodicidad de ocho días, fueron extraídas a partir del formato original “hdf”, usando el programa ENVI. El código en IDL, desarrollado por la unidad de Sistemas de Producción y Ambiente del Centro Internacional de la papa, permitió además seleccionar el área geográfica de interés y recortar las imágenes para la región en estudio. Los valores digitales de las imágenes resultantes fueron divididos por 10 para obtener los datos de temperatura en grados Celsius.

Los pixeles de las imágenes MODIS, correspondientes a cada estación meteorológica, fueron co-registrados y extraídos de las imágenes MODIS, usando el programa ENVI.

Mediante este procedimiento, se obtuvieron series de 552 datos de temperatura de día y temperatura de noche, con 46 datos por año (Figura 8).

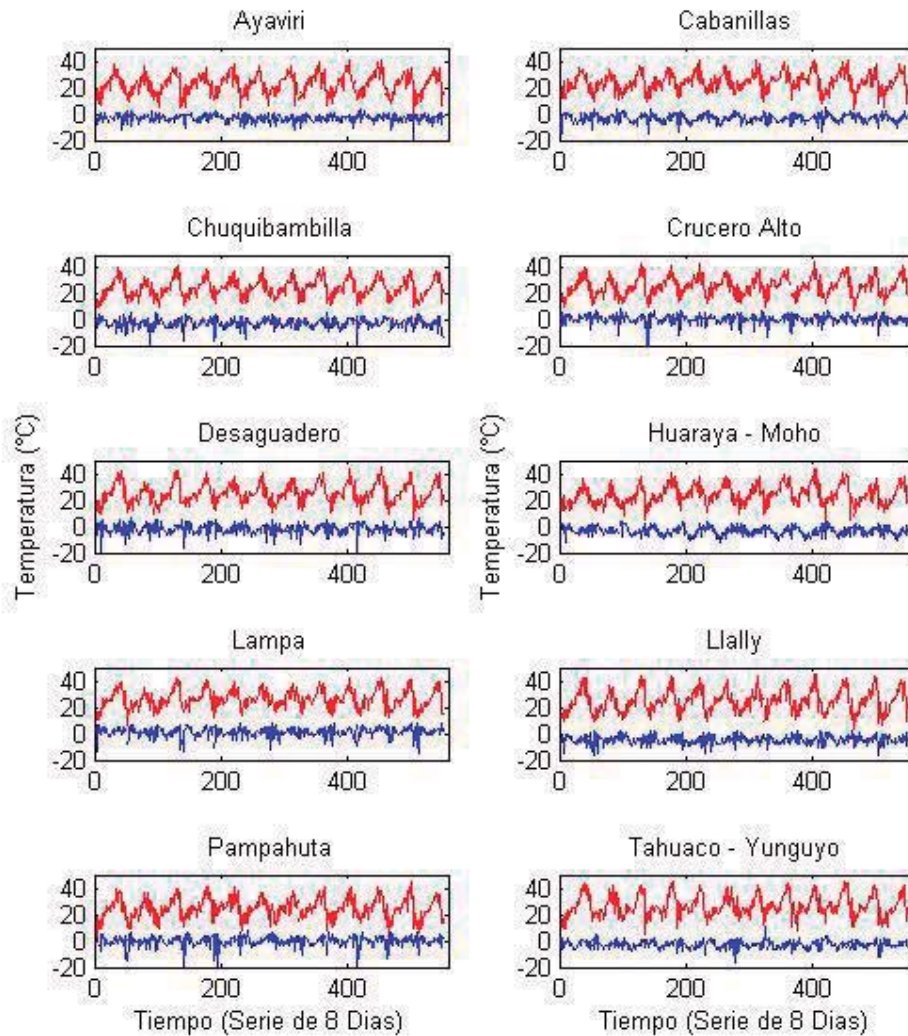


Figura 8. Temperatura de Noche (azul) y de Día (rojo) estimada por MODIS para 10 estaciones del Altiplano peruano, en el periodo 2001-2012

Estas series de datos fueron sometidas a control de calidad siguiendo los criterios propuestos por la Organización Meteorológica Mundial, a través de pruebas de completitud, coherencia y tolerancia (OMM 1984). Estos criterios fueron implementados usando el programa RCLIMDEX (Zhang and Feng, 2004). Se empleó el criterio de 3 desviaciones estándar para la detección de valores extremos en las series de temperatura de

día y de noche. Los datos fueron convertidos a grados Kelvin y redondeados a 1 decimal para el análisis. Las gráficas de las series de tiempo originales y del análisis posterior fueron elaboradas en grados Celcius para facilitar el análisis.

3.3. MÉTODOS

3.3.1. DETERMINACIÓN DE LAS DIFERENCIAS DE TEMPERATURA ESTIMADA POR MODIS Y MEDIDA EN ESTACIONES CONVENCIONALES.

Considerando que el análisis Wavelet multiresolución requiere una configuración diádica para el procesamiento de la información en potencias de 2 (2^2 , 2^3 , 2^4 etc), todas las series originales de 552 datos fueron recortadas a $2^9=512$ datos, comenzando desde el dato 41 correspondiente al año 2001 hasta el 552 perteneciente al año 2012. Luego, estas series de tiempo de 512 (2^9) datos de temperatura máxima y mínima cada 8 días (2001-2012), medidas en 10 Estaciones Meteorológicas y estimadas por MODIS para las mismas coordenadas geográficas, fueron contrastadas estadísticamente. Las comparaciones se realizaron, entre series de temperatura máxima de estación (TMX) y temperatura de día de MODIS (TD) y también, entre series de temperatura mínima de estación (TMN) y temperatura de noche de MODIS (TN).

Indicadores estadísticos, como el coeficiente de correlación de Pearson (r), el coeficiente de correlación de Spearman (r_s), la raíz del error cuadrático promedio (RMSE), el error absoluto promedio (MAE) y el sesgo (Bias), fueron empleados para determinar el grado de asociación y las diferencias entre las series de temperatura medida en estación y temperatura estimada por MODIS (Vancutsem et al 2010; Dinku et al 2007). Las medidas de concordancia usadas en la evaluación de modelos (Wallach 2006), implementadas por la unidad de Sistemas de Producción y Ambiente del CIP, e incluidas en el paquete EASIM (AssessModel), en el programa R, fueron empleadas.

Los indicadores estadísticos empleados fueron definidos de la siguiente manera:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^N [(y_i - \bar{y})(\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})]}{\sqrt{\sum_{i=1}^N [(y_i - \bar{y})^2] \sum_{i=1}^N [(\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})^2]}} \quad (13)$$

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum_i d_i^2}{(n-1)n(n+1)} \quad (14)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\left(\frac{1}{N}\right) \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y})^2} \quad (15)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}| \quad (16)$$

$$\text{Bias} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}) \quad (17)$$

Donde:

y_i , cada valor medido de temperatura

\hat{y}_i , cada valor estimado de temperatura

\bar{y} , promedio de los valores medidos de temperatura

$\bar{\hat{y}}$, promedio de los valores estimados de temperatura

N , número de observaciones

d_i , diferencia en el i -ésimo par entre las nuevas variables categorizadas

n , número de diferencias

La diferencia de entropía fue empleada como un indicador para comparar la similaridad entre las series (Quiroz et al 2011), sobre la base de que los sistemas con valores idénticos de entropía son en cierto sentido isomorfos y tienen leyes estadísticas de movimiento idénticas (Feng y Tse 2008). El enfoque de entropía multiescala (Costa et al 2002, Costa et al 2005) y el algoritmo de entropía muestral (Shuangcheng et al 2006), implementados en Matlab por la Universidad de Cornell (<http://www.psynetresearch.org/complexity-analysis->

of-functional-brain-activity.html), fueron empleados para obtener los valores de entropía de cada una de las series de temperatura, como una medida del grado de homogeneidad o complejidad de la información contenida en cada serie. Para el análisis, el parámetro de tolerancia se mantuvo en función de la desviación estándar (SD), estimada para cada serie; tolerancia ($r=0.15*SD$). Los otros parámetros considerados fueron, match point ($m=2$) y factor de escala (factor=8).

El proceso de comparación de temperatura estimada por MODIS y medida en estación, se realizó con los datos iniciales y también al final, luego de implementar el proceso de corrección propuesto.

3.3.2. CORRECCIÓN DE LA SEÑAL DE TEMPERATURA MODIS-LST

Antes de iniciar el proceso de descomposición y reconstrucción de las señales de temperatura, mediante el análisis Wavelet Multiresolución, fue necesario verificar la presencia de datos faltantes y completar los datos. Para completar los datos faltantes identificados en las series de estación y MODIS cada 8 días, se utilizó el método de regresión lineal, el cual fue implementado en el programa Matlab. Las mejores correlaciones con las estaciones vecinas fueron identificadas y seleccionados los valores para determinar los parámetros de las ecuaciones de regresión. Las series previamente recortadas como se explica en la sección 3.3.1 y completadas, mediante el procedimiento de regresión descrito, fueron utilizadas en el siguiente proceso de corrección de temperatura. Como entradas para el modelo, se emplearon series de tiempo, de 512 (2^9) datos promedio cada 8 días, de temperatura máxima (TMX) y mínima (TMN), de estación y temperatura de día (TD) y de noche (TN), estimada por MODIS.

La corrección de temperatura se basó en el análisis Wavelet Multi resolución (Mallat 1989; Kumar y Foufoula 1994). El modelo conceptual que propone el ensamble entre dos series de tiempo discretas a través del análisis wavelet multiresolución (Quiroz et al 2011), fue ajustado para la corrección de señales de temperatura MODIS-LST de día y de noche, con el propósito de obtener información de temperatura máxima y mínima del aire.

Los algoritmos de la transformada Wavelet discreta, de descomposición (DWT) y reconstrucción (IDWT), implementados en Matlab por la unidad de Sistemas de Producción y Ambiente del Centro Internacional de la papa, fueron aplicados sobre pares de series de temperatura, una de estación y su equivalente de MODIS. Durante el proceso de descomposición en cascada (up-scaling), se realizó la separación de las series en sus componentes de tendencia (baja frecuencia) y detalle (alta frecuencia), hasta el quinto nivel, mediante el Análisis Wavelet Multiresolución. El filtro o wavelet madre empleado, fue el de Haar o su análogo Daubechies 1.

Para determinar el nivel de descomposición y reconstrucción más idóneos, se evaluó la diferencia de entropía de las series originales y de las tendencias obtenidas del proceso de descomposición en cascada (Quiroz et al 2011, Heidinger et al 2012). El algoritmo MSE (Universidad de Cornell:<http://www.psynetresearch.org/complexity-analysis-of-functional-brain-activity.html>), se aplicó sobre las series originales ($N_0=512$) y sobre las series de tendencia procedentes de las descomposiciones wavelet con parámetros de tolerancia ($r=0.15*SD$), match point ($m=2$) y factor de escala ($factor=8$). Valores de entropía multiescala promedio fueron obtenidos a partir de la medida de entropía por cada factor de escala. El proceso de descomposición se detuvo y se inició el de reconstrucción, una vez que las diferencias de entropía promedio entre las series de tendencia TMX-TD y TMN-TN, mostraron una tendencia hacia valores mínimos.

La señal corregida se obtuvo como salida del modelo, a través de procesos de reconstrucción, aplicando la transformada Wavelet Inversa en cascada, de acuerdo al enfoque Multiresolución (down-scaling). El proceso inició en el último nivel de descomposición identificado, a partir de la señal de tendencia de la serie de temperatura de MODIS y la señal de detalle, proveniente de la serie de Estación Meteorológica.

IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. DIFERENCIAS ENTRE SERIES DE TEMPERATURA ESTIMADAS POR MODIS-LST Y MEDIDAS EN ESTACIONES METEOROLÓGICAS

Las series de tiempo de temperatura máxima (TMX) y mínima (TMN), medidas en estación meteorológica y las series de tiempo de temperatura de día (TD) y de noche (TN), estimadas por MODIS, fueron contrastadas gráficamente (Anexo 1), estadísticamente (Cuadro 2) y a través de la medida de Entropía Multiescala, en el periodo 2001-2012 (Figuras 9 y 10).

Los indicadores estadísticos como los coeficientes de correlación de Pearson (r) y Spearman (r_s), la raíz del error cuadrático promedio (RMSE), el error absoluto promedio (MAE) y el sesgo (Bias); mostraron diferencias estadísticas considerables entre las series TMX-TD y entre las series TMN-TN (Cuadro 2).

En el caso de la temperatura máxima, los valores medidos, mostraron cierto grado de asociación con la temperatura de día de MODIS. Sin embargo, también se verificó una gran diferencia entre los valores medidos y los estimados por MODIS. El coeficiente de correlación de Pearson (r) mostró valores positivos desde $r=0.36$, en Desaguadero hasta $r=0.74$, en Llally. El coeficiente de correlación de Spearman (r_s), alcanzó valores similares desde $r=0.31$, en Desaguadero hasta $r=0.71$, en Llally. Los valores altos del RMSE (raíz del error cuadrático promedio), indican que las diferencias entre los valores observados y estimados fueron altas. Las menores diferencias las encontramos en Ayaviri (RMSE = 8.56), mientras que, las mayores diferencias se observaron en Tahuaco - Yunguyo (RMSE = 14.06). El error absoluto promedio (MAE), como indicador del error promedio de cada dato, mostró unidades entre 7.12 K, en Ayaviri y 12.39 K, en Pampahuta. El sesgo o Bias, mostró una sobrestimación de la temperatura máxima, en todas las estaciones evaluadas, con valores máximos en Pampahuta (Bias = -12.28).

Cuadro 2. Coeficiente de correlación de Pearson (r), coeficiente de correlación de Spearman (r_s), raíz del error cuadrático promedio (RMSE), error absoluto promedio (MAE) y sesgo (Bias), entre series de temperatura máxima (TMX) y mínima (TMN), medidas en Estación Meteorológica y series de temperatura de día (TD) y de noche (TN), estimadas por MODIS, en el periodo 2001-2012

Temperatura Máxima de estación (TMX) y Temperatura de Día de MODIS (TD)						
Estación	N	r	r_s	RMSE	MAE	Bias
Ayaviri	503	0.59	0.58	8.56	7.12	-5.49
Cabanillas	511	0.55	0.53	9.84	8.41	-7.80
Chuquibambilla	509	0.70	0.68	10.55	9.07	-8.90
Crucero Alto	510	0.47	0.45	13.23	11.63	-11.53
Desaguadero	508	0.36	0.31	12.23	10.49	-10.23
Huaraya - Moho	509	0.60	0.57	11.12	9.60	-9.28
Lampa	509	0.68	0.67	11.13	9.79	-9.60
Llally	510	0.74	0.71	11.31	9.42	-8.75
Pampahuta	511	0.68	0.66	13.84	12.39	-12.28
Tahuaco - Yunguyo	490	0.60	0.58	14.06	12.35	-12.18

Temperatura Mínima de estación (TMN) y Temperatura de Noche de MODIS (TN)						
Estación	N	r	r_s	RMSE	MAE	Bias
Ayaviri	506	0.23	0.25	5.45	4.26	3.12
Cabanillas	512	0.55	0.59	6.28	5.67	5.67
Chuquibambilla	506	0.24	0.30	5.56	4.36	0.23
Crucero Alto	508	0.13	0.21	6.30	5.23	-3.07
Desaguadero	504	0.28	0.35	5.61	3.84	3.49
Huaraya - Moho	509	0.58	0.53	6.11	5.46	5.45
Lampa	500	0.12	0.22	5.37	4.42	-1.59
Llally	506	0.30	0.32	6.01	4.46	4.38
Pampahuta	505	0.19	0.35	7.08	6.25	-4.87
Tahuaco - Yunguyo	490	0.44	0.48	4.86	4.01	3.89

N=Número de pares de observaciones

Por el contrario, los valores medidos de temperatura mínima, mostraron un menor grado de asociación con la temperatura de noche de MODIS, y menores diferencias entre los valores medidos en Estación Meteorológica, y los estimados por MODIS. De acuerdo a los indicadores estadísticos, el coeficiente de correlación de Pearson (r) mostró valores desde, $r= 0.12$ en Lampa, hasta $r= 0.58$ en Huaraya - Moho. El coeficiente de correlación de Spearman (r_s), en general alcanzó valores ligeramente superiores a los de Pearson, desde $r=0.21$, en Crucero Alto hasta $r= 0.59$, en Cabanillas. Respecto a las diferencias, se puede

decir que Spearman es considerada una técnica no paramétrica, que puede ser más robusta en el tratamiento de datos con valores extremos, como es el caso de la temperatura de noche de MODIS. De otro lado, los valores de RMSE, en general, fueron menores que en el caso de temperaturas máximas. Las menores diferencias las encontramos en Tahuaco - Yunguyo (RMSE= 4.86), mientras que, las mayores diferencias se observaron en Pampahuta (RMSE=7.08). El error absoluto promedio (MAE), estuvo en unidades entre - 3.84 K, en Desaguadero y 6.25 K, en Pampahuta. El Sesgo o Bias, mostró diversos grados de sobre-estimación y sub-estimación, con predominio de la sub-estimación. Se encontró sub-estimación máxima en Cabanillas (Bias=5.67) y una sobre-estimación máxima en el caso de Pampahuta (Bias= -4.87).

Del lado de la Entropía Multiescala, los resultados evidenciaron diferencias entre las series de temperatura medida en estación y estimada por MODIS (Figuras 9 y 10). La Entropía Multiescala, proporcionó un indicador comparativo de la información contenida en las señales. La entropía de las series, puede ser interpretada como un parámetro físico y una medida de la información, homogeneidad y complejidad de la serie (Williams 1997). En general, se espera que la carga de información inherente en una medida puntual y directa de la temperatura, censada en estación meteorológica sea mayor que la contenida en una estimación a escala espacial

La entropía de la serie de temperatura de día, estimada por MODIS, resultó mucho más baja comparada con la entropía de la temperatura máxima, de estación. Esto indica que la señal de estación, tuvo mayor cantidad de información y fue más heterogénea y compleja que la serie de MODIS. En las series de estación (TMX), se observaron cambios en los valores de entropía, con la escala de análisis; mientras que, la entropía de la serie de MODIS (TD), permaneció más estable con la escala (Figura 9).

Contrariamente, la entropía de la serie de temperatura de noche de MODIS resultó más cercana y ligeramente superior que la entropía de la temperatura mínima, medida en estación. Este comportamiento es atípico, ya que en general, se espera que las variables medidas, que reflejan un fenómeno real, presenten mayor variabilidad y en consecuencia una mayor entropía, en comparación con los datos estimados. Este resultado podría estar indicando algún problema de perturbación en la señal de temperatura de noche. De otro lado, a medida que aumentó la escala, la entropía de la serie MODIS (TN) mostró una

ligera tendencia a disminuir y confluir con los valores de entropía de la serie de estación (TMN). Esto indica que cuando la serie MODIS fue evaluada por agrupamientos cada vez mayores hubo una tendencia a ser más parecida a la serie de estación (Figura 10).

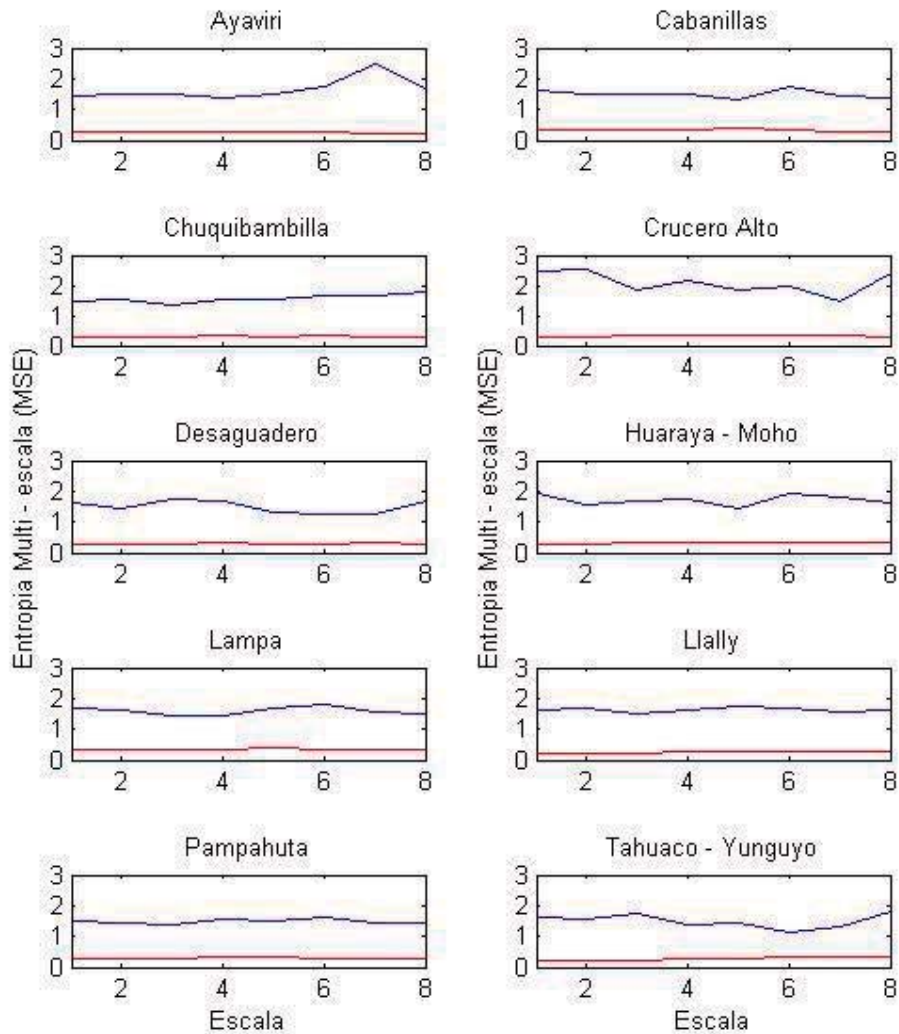


Figura 9. Entropía Multiescala de las Series de Temperatura Máxima, medida en Estación Meteorológica (azul) y Temperatura de Día, estimada por MODIS (rojo), en el periodo 2001-2012

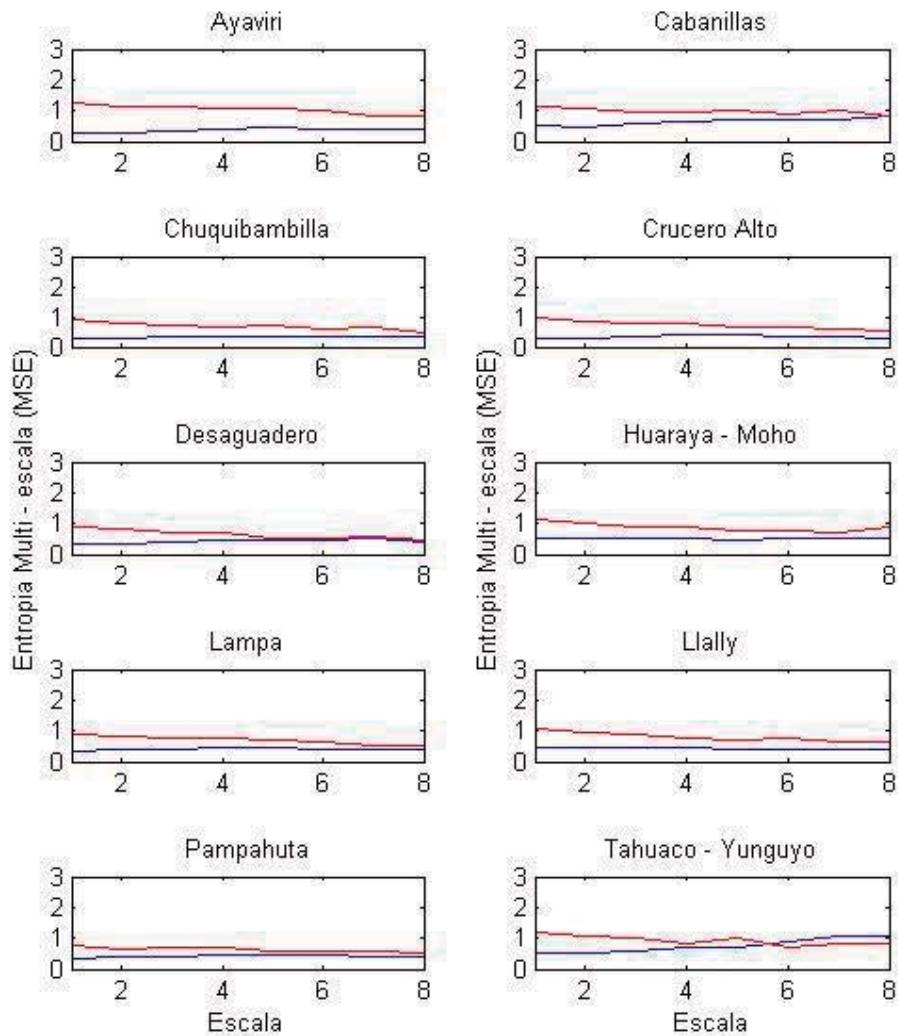


Figura 10. Entropía Multiescala de las Series de Temperatura Mínima, medida en Estación Meteorológica (azul) y Temperatura de Noche, estimada por MODIS (rojo), en el periodo 2001-2012

Respecto a las diferencias estadísticas y de entropía encontradas entre TMX-TD y TMN-TN, es importante remarcar que la relación entre estas variables, temperatura del aire (T_a) y temperatura superficial de la Tierra (LST), está fuertemente influenciada por los errores de estimación de LST (Benali et al 2012). Además, aunque la temperatura del aire (T_a) y la temperatura superficial de la Tierra (LST), están fuertemente correlacionadas, ambas tienen diferente significado físico, magnitud, técnica de medición, respuesta a condiciones atmosféricas etc., (Jin y Dickinson 2010). Estos factores constituyen las principales causas

que originan las diferencias encontradas y son determinantes en la necesidad de corrección de las series de tiempo MODIS-LST, para que puedan ser representativas de la temperatura del aire (T_a) y ser empleadas en diversas aplicaciones.

De acuerdo a la literatura, la diferencia entre LST y T_a , está controlada por un complejo balance de energía en superficie. La cuantificación de estos procesos depende de información satelital que no siempre está disponible (Vancutsem et al 2010). Los patrones estacionales y el ciclo diurno tienen influencia en la relación entre estas variables. En la mañana, la estimación de LST, se ve afectada por la presencia de radiación solar. En esta fase del ciclo diurno, gran proporción de la energía termal proviene de la re-emisión de radiación en onda larga, principalmente desde la atmósfera. Esta condición provoca una sobre-estimación de LST lo cual a su vez, amplifica las diferencias entre T_a y LST (TMX y TD). Además, la estimación también puede resultar afectada por las diferencias en la temperatura bajo sombra y en condición de radiación directa (Wang y Dozier 1996). En el Altiplano, el predominio de altos niveles de irradiancia debido a su altitud (Aceituno 1993), podría estar asociado con la sobre-estimación encontrada en la temperatura de día de MODIS. Las diferencias se acentúan durante los periodos secos, en Otoño e Invierno, durante los meses de Abril a Setiembre, cuando la ausencia de nubes y la alta transmisividad atmosférica intensifica la irradiancia solar.

De otro lado, en la noche, la estimación de T_a es más simple, debido a la ausencia de la influencia de la radiación solar. Esto se traduce en menores diferencias entre los valores de TMN y TN, tal como se reporta en la literatura (Jones et al 2004, Vancutsem et al 2012). En general, durante la noche la superficie de la Tierra se comporta como una superficie isotérmica y homogénea (Wang y Dozier 1996). En este periodo, se espera que LST (TN) sea menor que T_a (TMN), que resulta en la sub-estimación de la temperatura mínima. Sin embargo, en el presente estudio se encontraron casos de sub-estimación y sobre-estimación de la temperatura mínima que pueden observarse en la medida del sesgo o bias (Cuadro 2).

El bajo grado de asociación entre TMN y TN, sugiere algún grado de error o perturbación en los datos MODIS. Se encontraron valores pico de TN muy por debajo de los de TMN, en la estación de verano que pueden estar asociados a la contaminación por nubes no detectadas. Este comportamiento se observó con diferentes grados de intensidad en todas las estaciones evaluadas e influyó negativamente en las medidas de asociación empleadas

debido a la presencia de una relación inversa entre valores altos de temperatura mínima de estación y picos muy bajos de temperaturas de noche en la señal de MODIS, en la estación de verano (Anexo 1).

Aunque la serie de tiempo MODIS, empleada para este estudio, corresponde a promedios cada 8 días, que excluye días nublados, el comportamiento observado en la señal de temperatura de noche de MODIS, particularmente durante la estación de verano, podría estar relacionado al incremento de la nubosidad, que acentúa la baja transmisividad atmosférica, en esta época del año y que de acuerdo a Wan 2008 y Benali et al 2012, limita las posibilidades de obtención de información, a partir de las bandas del infrarrojo termal.

La hora de registro de la temperatura de noche, que son las horas de mayor concentración de nubes, también podría explicar el comportamiento observado en la serie de datos de temperatura de noche de MODIS. En este sentido, la hora de paso nocturno del satélite Terra (10:30 p. m.), presenta un desfase respecto al momento de ocurrencia de la temperatura mínima, pocas horas después del amanecer, ya que a esa hora, la inversión de temperatura nocturna probablemente no ha ocurrido (Jones et al 2004). Al respecto, la hora de paso de Aqua (1:30 a. m.), es más cercana y podría favorecer los resultados. Sin embargo, también se reportan buenas estimaciones de TMN, usando Terra (Vatcutsem et al 2010), mientras que otros indican que la hora de paso del satélite no fue un factor crítico (Mostovoy et al 2006).

Aunque los productos MODIS-LST han sido progresivamente refinados y validados sobretodo en la exactitud y precisión de la medida de radiometría absoluta, dentro del rango de $\pm 1K$ en condiciones de cielo despejado (Wan y Li 2008, Coll et al 2009) y a pesar de que el tema de la nubosidad y la topografía ya han sido abordados a través de los nuevos refinamientos en la Versión 5 (Wan 2008), la estimación de LST puede verse seriamente afectada por factores como la presencia de nubes, el cálculo de emisividad en áreas extensas con mezcla de coberturas, la topografía, la presencia de áreas salinas y cuerpos de agua, la hora de paso del satélite, la resolución espacial, entre otros.

Debido a las limitaciones del infrarrojo termal para atravesar las nubes, la estimación de LST en esta condición no es posible. Al respecto, Wan 2008, refiere que debido a la dificultad para discriminar entre pixeles con o sin presencia de nubes, los pixeles con nubes deben ser evitados. De otro lado, es importante conocer las limitaciones de los productos

LST y eliminar datos de baja calidad, debido a que la estimación de temperatura del aire, basada en percepción remota, puede ser fuertemente influenciada por los errores en la estimación de LST (Benali et al 2012). En este sentido, la estimación de LST a partir de sensores remotos en el Altiplano, puede tornarse compleja e incrementar la probabilidad de error, en condiciones de inestabilidad atmosférica, presencia de nubes, topografía variable y alta intensidad de radiación. Considerando la evaluación inicial de las series TN, es posible que se requieran otro tipo de técnicas de corrección o métodos, no basados en el infrarrojo, para la obtención de la temperatura mínima en esta región.

En teoría, un sensor infrarrojo termal mide la temperatura de brillo de la radiación que llega al sensor, sin embargo, la cantidad requerida es la temperatura de brillo de la radiación que sale de la superficie (Rees 2001). La información que recibe el sensor es una combinación de la radiancia espectral de la superficie del terreno y de la atmósfera, por esta razón, el algoritmo de cálculo incluye correcciones atmosféricas, sin embargo, en algunas condiciones resulta complicado discriminar entre píxeles con y sin nubes y aplicar las correcciones en los casos necesarios (Wan 2008).

Además de las limitaciones físicas del infrarrojo termal para detectar información en condiciones nubladas, otro aspecto importante que podría explicar parcialmente las diferencias encontradas entre las series, es la resolución espacial. Una de las limitaciones en la estimación de LST es la capacidad para discriminar la emisividad en áreas extensas con diferentes coberturas de la Tierra (Wan 2008). Debido a ello, el empleo de un producto de baja resolución espacial, con tamaño aproximado de píxel de 5600 m, podría incluir mayor error inherente en los productos MODIS e implicar mayor dificultad en el proceso de corrección de estas señales. En este sentido, la estimación de temperatura de MODIS representaría la variación horizontal promedio de la temperatura en un píxel de aprox. 5600 Km de lado, en comparación con la resolución puntual de la medida de temperatura en estación meteorológica. De acuerdo a Wan y Li 1997, la incertidumbre en la estimación de LST, se incrementa con variaciones significativas de la temperatura a escala de 5 Km². Los errores de estimación pueden ser grandes en áreas con cobertura heterogénea, debido a la incertidumbre en la emisividad de la superficie y especialmente cuando el contenido de vapor de agua es elevado. Las estimaciones de Ta a partir de LST, relacionan la variable temperatura, usando diferentes escalas espaciales y temporales. La comprensión y cuantificación de la estructura de la variabilidad del fenómeno temperatura y de la

dependencia entre escalas, contribuiría en la mejora de estas estimaciones. En este sentido, Lovejoy y Schertzer 2013, proponen el estudio de las variables meteorológicas a través de un enfoque que incluye un amplio rango de escalas y sus interrelaciones, debido al hecho de que la dinámica de la atmósfera y del Océano típicamente muestra estructuras en un amplio rango de escalas espacio-temporales.

La altitud y la topografía, también podrían ser factores influyentes en los resultados encontrados. La topografía representa otro gran reto para la obtención y validación de los productos MODIS. Aunque los nuevos refinamientos en la versión 5, incluyeron la implementación de una corrección topográfica en el producto MOD11B1 (Wang 2008), también se han reportado algunas dificultades para completar el proceso de evaluación de la fidelidad de la radiometría absoluta e incertidumbre en la obtención de la temperatura superficial de la Tierra y de los perfiles atmosféricos, en un estudio preliminar en el Lago Titicaca (Wan et al 2002a).

Investigaciones previas han planteado la pregunta de cómo están relacionadas MODIS-LST y Ta (Jones et al 2004, Jin y Dickinson 2010, Vancutsem et al 2010, Benali et al 2012). En general, los resultados de las comparaciones entre TMX-TD y TMN-TN, realizadas en la presente investigación, concordaron parcialmente en el caso de la sobre-estimación de TD, aunque no se reportan niveles tan altos de sobre-estimación. De otro lado, no concordaron en el caso de TN, que en estudios previos proporcionó una buena estimación de la temperatura mínima. Al respecto, cabe mencionar que en ninguno de estos casos se evaluó estaciones sobre 3800 m de altitud.

4.2. CORRECCIÓN DE LA SEÑAL DE TEMPERATURA MODIS-LST

Para corregir las señales MODIS y lograr reducir las desviaciones respecto a los datos de temperatura medidos, se aplicó un modelo basado en el análisis Wavelet Multiresolución, junto con el algoritmo de Transformada Wavelet Discreta. La aplicación de este algoritmo matemático permitió obtener primero la descomposición (Anexos 2 y 3) y luego la reconstrucción (Anexo 4) de las señales de temperatura. El proceso de corrección de temperatura incluyó la descomposición de las señales, en sus componentes promedio o tendencia y detalle o ruido, que corresponden a la separación de las bajas y altas frecuencias, y luego la reconstrucción de una nueva señal corregida, la cual, estuvo

conformada por la tendencia de MODIS y el detalle de estación. Es importante mencionar que el enfoque empleado en esta investigación, es relativamente reciente y ha sido aplicado en la estimación de precipitación a partir de señales NDVI (Quiroz et al 2011) y TRMM (Heidinger et al 2012).

Considerando que las señales en estudio tienen diferentes escalas de medición, y que este aspecto es crítico para entender la interacción de LST con la superficie de la Tierra y la atmósfera circundante (Jin y Dickinson 2010), la transformada Wavelet Multiresolución, con nuevos aportes en el estudio de fenómenos a diferentes escalas, mediante la implementación recursiva de los bancos de filtros (De Carvalho et al 2006), contribuyó en la incorporación del análisis a diferentes escalas y permitió obtener una representación alternativa de las señales, a través de la desagregación secuencial en sus componentes de alta y baja frecuencia, sin alterar la naturaleza de las señales originales de temperatura ni la física de cada medida.

Durante el proceso de descomposición, la señal pasó a través de sucesivos filtros de baja frecuencia y de alta frecuencia. La aplicación de una descomposición diádica supuso cambios discretos en la función de escala, siguiendo una secuencia geométrica de tasa 2. Este proceso fue reduciendo la resolución temporal a la mitad y duplicando la frecuencia, a medida que aumentaron los niveles de descomposición. Así, el proceso de filtrado sucesivo hasta el 5to nivel de descomposición, inició con series de 512 datos (2^9), y produjo series con la mitad de la resolución temporal original: 256, 128, 64, 32, 16 y 8 datos de temperatura. Mientras que las frecuencias angulares fueron duplicándose desde π radianes en las series originales, hacia rangos entre 0 y $\pi/2$, 0 y $\pi/4$, 0 y $\pi/8$, 0 y $\pi/16$, 0 y $\pi/32$, en las series de tendencia y entre $\pi/2$ y π , $\pi/4$ y $\pi/2$, $\pi/8$ y $\pi/4$, $\pi/16$ y $\pi/8$, $\pi/32$ y $\pi/16$, en las series de detalle hasta el 5to nivel de descomposición. Los efectos de suavizado del filtro de baja frecuencia y de realce del filtro de alta frecuencia pueden observarse gráficamente, en las señales de tendencia y detalle, a través de los niveles de descomposición (Anexos 2 y 3).

Considerando evitar la pérdida de información durante el proceso, la identificación del nivel idóneo de descomposición y reconstrucción, se realizó con la premisa de minimizar el número de descomposiciones, comparando las diferencias de entropía entre las series, hasta

encontrar el nivel mínimo en el que las señales mostraron máximos de similaridad. Este puede interpretarse como el nivel de descomposición donde las propiedades estacionarias o cuasi-estacionarias de la señal de tendencia se mantienen, mientras que la señal de detalle mantiene sus variaciones cíclicas y otros eventos aleatorios que permiten diferenciar un lugar de otro (Quiroz et al 2011).

El enfoque de entropía multiescala permitió identificar el nivel adecuado de descomposición a través del criterio de diferencias mínimas. El criterio de diferencia de entropía ha sido empleado en el Análisis Wavelet Multiresolución de series de precipitación en el Altiplano (Quiroz et al 2011; Heidinger et al 2012). Los valores de entropía multiescala promedio, así como, la diferencia de entropía entre las señales de temperatura medidas en estación y estimadas por MODIS, mostraron en general, una tendencia decreciente, a medida que aumentaron los niveles de descomposición (Cuadro 3, Figuras 11 y 12). La disminución de la entropía, refleja una pérdida de información en las series de tendencia resultantes, en la medida en que el detalle o ruido ha sido removido durante el proceso de descomposición, lo cual facilitó la comparación de la similaridad entre las señales de tendencia de ambas series de temperatura. Las diferencias de entropía alcanzaron valores mínimos en el tercer (N3), cuarto (N4) o quinto (N5) nivel de descomposición y permitieron identificar los niveles de descomposición idóneos para cada par de señales usadas en el siguiente proceso de reconstrucción.

En todos los casos analizados, la entropía multiescala promedio de las señales de temperatura máxima medida, desde el nivel inicial (N0) hasta la serie de tendencia en el 5to nivel de descomposición (N5), fue superior a la entropía promedio de la señal de temperatura de día, estimada por MODIS. Las diferencias de entropía resultaron positivas y decrecientes conforme aumentaron los niveles de descomposición. Las diferencias mínimas se ubicaron en el 4to nivel de descomposición en la mayoría de los casos (Figura 11). De otro lado, en general la entropía multiescala promedio de las señales de temperatura mínima medida estuvo ligeramente por debajo de la entropía multiescala promedio de las señales de temperatura de noche, estimada por MODIS. Las diferencias de entropía promedio resultaron negativas debido a los mayores niveles de entropía de la serie MODIS y presentaron mayor variabilidad, con valores iniciales altos o bajos que podían crecer o decrecer con los niveles de descomposición. En este caso, las diferencias mínimas se ubicaron mayoritariamente en el 3er nivel de descomposición (Figura 12).

Cuadro 3. Entropía multiescala (MSE), diferencia de entropía (Δ MSE) y diferencia de entropía máxima (Δ MSEmax) entre las señales de tendencia de temperatura máxima (TMX) y mínima (TMN), medidas en Estación Meteorológica y series de temperatura de día (TD) y de noche (TN), estimadas por MODIS, por niveles de descomposición Wavelet

Estación	TMX						TD						Diferencia TMX- TD (%)					
	Entropía Multiescala* (MSE)						Entropía Multiescala* (MSE)						$(\Delta$ MSE / Δ MSEmax) x 100					
	N0	N1	N2	N3	N4	N5	N0	N1	N2	N3	N4	N5	N0	N1	N2	N3	N4	N5
Ayaviri	1.6258	1.2959	0.8598	0.5340	0.2814	1.7006	0.2614	0.2136	0.0650	0.0105	0.0006	0.0059	80.51	63.87	46.90	30.89	16.57	100.00
Cabanillas	1.4959	1.6306	1.0771	0.7085	0.6389	0.5683	0.3364	0.2531	0.0897	0.0214	0.0058	0.0456	68.42	81.28	58.26	40.55	37.36	30.84
Chuquibambilla	1.5035	1.4662	1.0102	0.6814	0.4140	0.4374	0.3003	0.2279	0.0823	0.0179	0.0041	0.0334	97.17	100.00	74.93	53.58	33.10	32.63
Crucero Alto	2.0853	1.9799	1.9101	1.9317	0.9730	NA	0.3225	0.2280	0.0730	0.0155	0.0034	0.0272	91.99	91.43	95.87	100.00	50.60	-1.42
Desaguadero	1.5104	1.3626	1.3256	0.6891	0.4809	0.5973	0.2859	0.2061	0.0664	0.0107	0.0018	0.0308	97.24	91.85	100.00	53.88	38.05	44.99
Huaraya - Moho	1.6609	1.6712	1.2695	0.8312	0.6375	0.3466	0.3301	0.2576	0.0835	0.0175	0.0034	0.0130	94.14	100.00	83.90	57.56	44.86	23.60
Lampa	1.6179	1.4570	1.2511	0.7012	0.5921	0.7993	0.3455	0.2382	0.0826	0.0206	0.0069	0.0235	100.00	95.79	91.84	53.49	45.99	60.97
Llally	1.6438	1.4661	1.1062	0.6295	0.3218	0.7521	0.2460	0.1671	0.0361	0.0035	0.0000	0.0093	100.00	92.93	76.56	44.79	23.02	53.14
Pampahuta	1.4902	1.4884	1.2605	0.7894	0.7918	0.6932	0.2950	0.1968	0.0582	0.0120	0.0018	0.0208	92.54	100.00	93.09	60.18	61.17	52.05
Tahuaco - Yunguyo	1.5100	1.5211	1.1024	0.7016	0.7282	1.6094	0.2765	0.1820	0.0494	0.0067	0.0012	0.0344	78.32	85.02	66.86	44.12	46.16	100.00

Estación	TMN						TN						Diferencia TMN-TN (%)					
	Entropía Multiescala* (MSE)						Entropía Multiescala* (MSE)						$(\Delta$ MSE / Δ MSEmax) x 100					
	N0	N1	N2	N3	N4	N5	N0	N1	N2	N3	N4	N5	N0	N1	N2	N3	N4	N5
Ayaviri	0.3734	0.2860	0.1734	0.0658	0.0255	0.0628	0.9769	0.9451	0.8553	0.7588	1.0148	NA	-61.00	-66.62	-68.93	-70.05	-100.00	6.35
Cabanillas	0.6385	0.5125	0.3435	0.1185	0.0572	0.1126	0.9812	0.8546	0.5763	0.2552	0.2365	0.6405	-34.64	-34.57	-23.53	-13.81	-18.12	-53.36
Chuquibambilla	0.3374	0.2469	0.1351	0.0419	0.0149	0.0418	0.6921	0.5508	0.4084	0.2613	0.4255	0.6412	-59.17	-50.69	-45.59	-36.59	-68.48	-100.00
Crucero Alto	0.3306	0.2524	0.1278	0.0482	0.0182	0.0436	0.7271	0.6029	0.3842	0.2413	0.5781	0.7675	-54.77	-48.42	-35.41	-26.68	-77.34	-100.00
Desaguadero	0.4284	0.2995	0.1951	0.0646	0.0320	0.1454	0.6653	0.6169	0.4595	0.2315	0.2591	0.3466	-74.64	-100.00	-83.31	-52.59	-71.55	-63.38
Huaraya - Moho	0.5256	0.4034	0.2939	0.0932	0.0489	0.1212	0.8845	0.7414	0.4439	0.1686	0.0964	0.6212	-71.77	-67.59	-29.99	-15.07	-9.51	-100.00
Lampa	0.4220	0.3237	0.1899	0.0663	0.0249	0.0447	0.7091	0.6536	0.4985	0.2603	0.5414	1.2459	-23.90	-27.46	-25.69	-16.15	-42.99	-100.00
Llally	0.4513	0.3314	0.2151	0.0809	0.0362	0.0541	0.8083	0.7394	0.6639	0.3505	0.3590	0.3760	-79.55	-90.92	-100.00	-60.07	-71.93	-71.73
Pampahuta	0.4198	0.3576	0.2072	0.0608	0.0219	0.0594	0.6173	0.6792	0.6096	0.3276	0.3294	1.7918	-11.40	-18.56	-23.23	-15.40	-17.75	-100.00
Tahuaco - Yunguyo	0.7439	0.7443	0.5647	0.2225	0.1159	0.3522	0.9781	0.8456	0.5289	0.2625	0.2405	0.3851	-100.00	-43.25	15.27	-17.05	-53.19	-14.06

* Promedio de 8 niveles de escala
 N0: Series iniciales N1-N5: Series de tendencia del 1^{er} al 5^o nivel de descomposición

El proceso de síntesis o reconstrucción de las nuevas señales corregidas, se realizó a partir de la implementación de la transformada inversa en cascada o “down-scaling”. La señal de tendencia de temperatura superficial de la Tierra de MODIS y la señal de detalle de la temperatura del aire, medida en estación, fueron empleadas. Este proceso permitió reconstruir la señal de temperatura mínima a partir del 3er nivel de descomposición, con la tendencia de TN y el detalle de TMN y la señal de temperatura máxima a partir del 4to nivel de descomposición, con la tendencia de TD y el detalle de TMX (Anexo 4).

Luego de la corrección, se obtuvo una mejora en todos los indicadores estadísticos, en relación con las medidas iniciales (Cuadro 4). La comparación entre las señales de temperatura, medida en estación y las de temperatura corregida indican que se obtuvo una mayor correlación, una disminución en las diferencias entre datos medidos en estación y corregidos y una reducción considerable de la sobre-estimación y sub-estimación, presentes en las series originales.

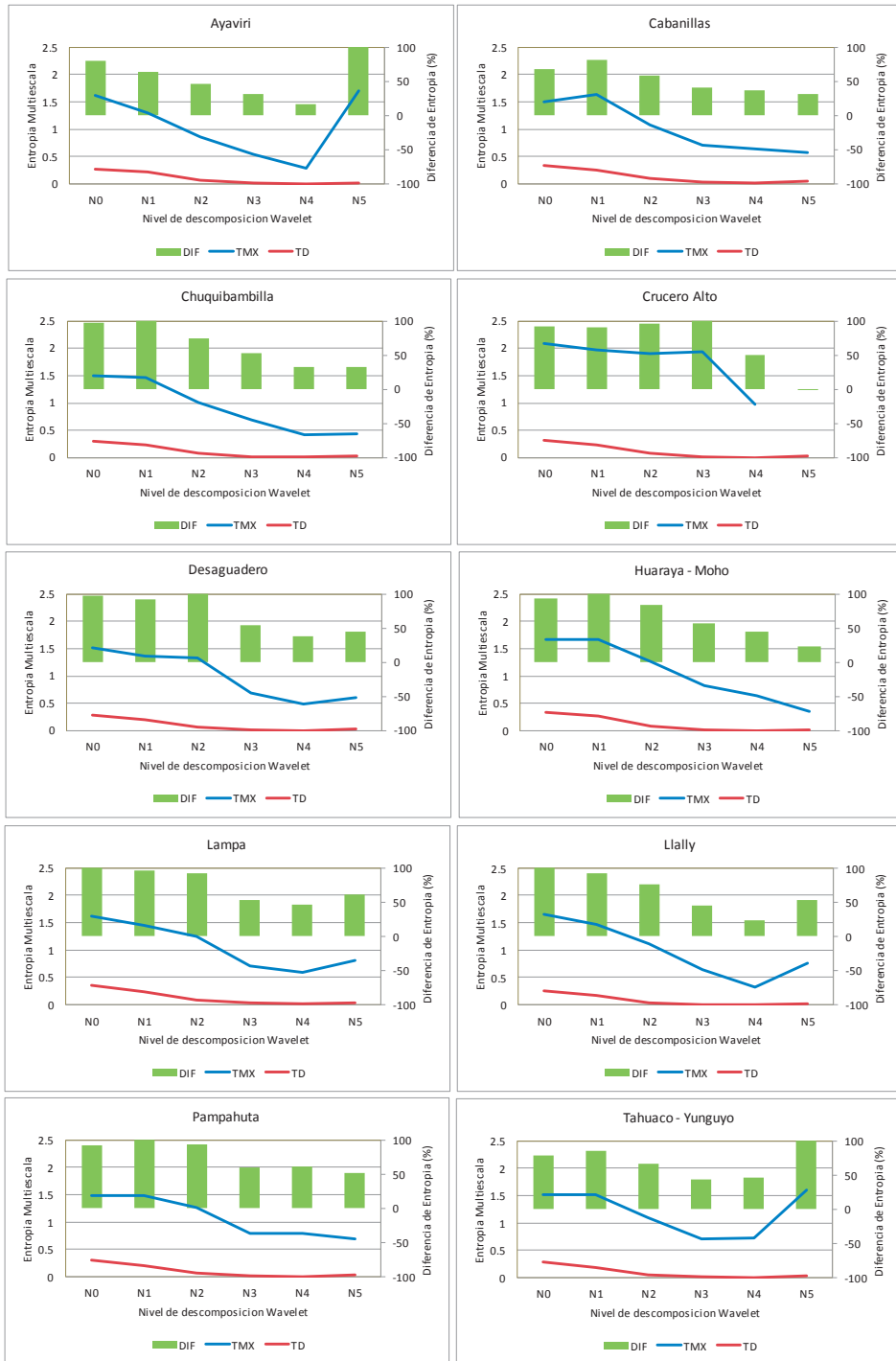


Figura 11. Entropía multiescala promedio y diferencia de entropía de las señales de tendencia de temperatura máxima y temperatura de día, por niveles de descomposición Wavelet

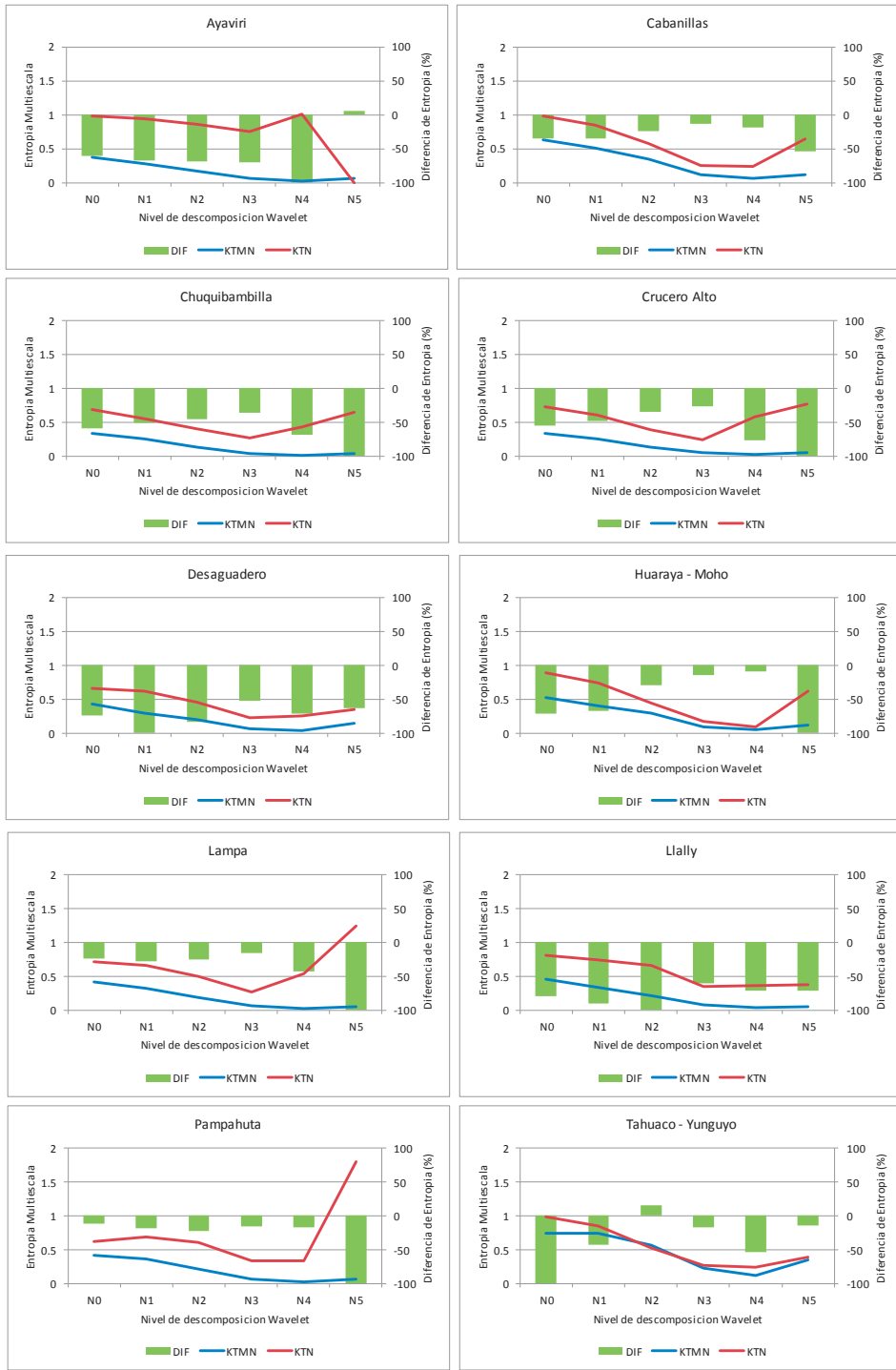


Figura 12. Entropía multiescala promedio y diferencia de entropía de las señales de tendencia de temperatura mínima y temperatura de noche, por niveles de descomposición Wavelet

El coeficiente de correlación de Pearson (r) entre la temperatura máxima medida y corregida, alcanzó valores desde $r=0.67$, en Desaguadero hasta $r= 0.92$, en Chuquibambilla. El coeficiente de correlación de Spearman (r_s), mostró una tendencia similar con una pequeña disminución en los valores, desde $r_s =0.61$, en Desaguadero hasta $r_s = 0.89$, en Chuquibambilla. Las diferencias entre los valores observados y estimados disminuyeron presentando valores máximos de $RMSE = 1.3$ y $MAE = 1.13$, en Desaguadero. Los valores de Bias, cercanos a cero indican que el proceso logró corregir la sobreestimación presente en la serie original. De otro lado, el análisis de entropía multiescala evidenció una tendencia a la superposición en la entropía de las señales de temperatura medida y corregida (Figura 13), reafirmando de esta manera la similaridad de ambas señales (Anexo 5).

De otro lado, en el caso de la temperatura mínima, aunque en menor grado, también se obtuvieron mejoras en la concordancia entre los valores observados de temperatura, medida en Estación Meteorológica, y los estimados por MODIS. El coeficiente de correlación de Pearson (r) obtuvo valores desde, $r= 0.39$ en Lampa hasta $r= 0.86$ en Cabanillas. El coeficiente de correlación de Spearman (r_s), mostró una tendencia similar con una pequeña disminución en los valores, desde $r_s = 0.38$ en Lampa hasta $r_s= 0.8$ en Cabanillas. A diferencia de Pearson que entrega una medida de la relación lineal entre dos variables, Spearman provee una medida de la relación monótonica entre ellas. De otro lado, el error cuadrático medio y el error absoluto promedio disminuyeron en menor grado y alcanzaron máximos de $RMSE = 4.32$ y $MAE = -3.63$, en Crucero Alto. El Bias mostró la ausencia de sobre o sub-estimación con valores cercanos a cero. Se puede afirmar que de acuerdo al análisis estadístico, el proceso de corrección de la señal de temperatura mínima fue aceptable y gráficamente se puede verificar (Anexo 5). Sin embargo, el análisis de entropía multiescala no respaldó estos resultados (Figura 14). En este caso, la entropía de ambas señales medida y corregida, no tiende a la superposición y en algunos casos, se evidenció un ligero aumento en los valores de entropía de la señal corregida respecto a la entropía de la señal MODIS original. Cabe mencionar que, el análisis inicial de entropía de la serie original de temperatura de noche de MODIS, evidenció que esta señal contenía mayor variabilidad inherente en relación con la serie de temperatura mínima medida. Esta mayor variabilidad se mantuvo incluso después de la descomposición y separación del detalle, en la señal de tendencia, que también mostró valores de entropía más altos en relación con la señal de estación. Como resultado los valores de entropía de la señal

corregida fueron también altos. Uno de los argumentos que podría explicar el comportamiento de la entropía de la señal corregida es la persistencia de algunas perturbaciones, o valores extremos o picos muy bajos en la señal de temperatura de noche de MODIS (TN) y en la señal corregida, que de hecho influenciaron los valores de entropía, incrementándolos. De acuerdo a Benali et al 2012, la presencia de nubes no detectadas, refleja alta inestabilidad climática y provoca diferencias más prominentes entre TD y TN. Así también, la presencia de inversiones nocturnas de temperatura en lugares con topografía variable, puede afectar la estimación de TMN a partir de sensores remotos.

Cuadro 4. Coeficiente de correlación de Pearson (r), coeficiente de correlación de Spearman (r_s), raíz del error cuadrático promedio (RMSE), error absoluto promedio (MAE) y sesgo (Bias), entre series de temperatura máxima (TMX) y mínima (TMN), medidas en Estación Meteorológica y series de temperatura de día (TDc) y de noche (TNc), estimadas por MODIS y corregidas, en el periodo 2001-2012

Temperatura Máxima de estación (TMX) y Temperatura de Día de MODIS, corregida (TDc)						
Estación	N	r	r_s	RMSE	MAE	Bias
Ayaviri	503	0.86	0.82	0.94	0.81	-0.01
Cabanillas	511	0.83	0.79	0.91	0.73	0.00
Chuquibambilla	509	0.92	0.89	0.74	0.60	-0.01
Crucero Alto	510	0.86	0.84	0.59	0.50	0.00
Desaguadero	508	0.67	0.61	1.30	1.13	-0.01
Huaraya - Moho	509	0.87	0.84	0.72	0.60	-0.01
Lampa	509	0.89	0.87	0.76	0.63	-0.01
Llally	510	0.90	0.88	0.73	0.62	-0.01
Pampahuta	511	0.89	0.86	0.81	0.66	0.00
Tahuaco - Yunguyo	490	0.85	0.82	0.84	0.74	0.00

Temperatura Mínima de estación (TMN) y Temperatura de Noche de MODIS, corregida (TNc)						
Estación	N	r	r_s	RMSE	MAE	Bias
Ayaviri	506	0.59	0.50	3.47	2.97	0.00
Cabanillas	512	0.86	0.80	1.42	1.11	0.00
Chuquibambilla	506	0.60	0.53	4.15	3.49	-0.03
Crucero Alto	508	0.49	0.48	4.32	3.63	-0.01
Desaguadero	504	0.66	0.56	2.81	2.40	-0.01
Huaraya - Moho	509	0.82	0.77	1.66	1.42	-0.02
Lampa	500	0.39	0.38	4.13	3.55	0.02
Llally	506	0.70	0.65	2.70	2.26	0.01
Pampahuta	505	0.53	0.52	3.78	3.12	0.00
Tahuaco - Yunguyo	490	0.73	0.72	1.85	1.45	-0.01

N=Número de pares de observaciones

Debido a las evidencias y como medida confirmatoria de los resultados obtenidos en el caso de temperaturas mínimas, se obtuvieron los espectros de potencia de todas las señales, de acuerdo a la metodología propuesta por Torrence y Compo 1998 (Anexo 6). Se puede observar que la señal de temperatura de noche de MODIS presentó una distribución más variable y dispersa del espectro de potencias que no corresponde o no guarda proporción con el espectro de potencia de la temperatura mínima, medida y que representa el fenómeno físico en estudio (Comunicación personal¹). La medida inicial de entropía multiescala, reafirma este comportamiento con valores más altos para la serie de temperatura de noche de MODIS, en comparación con los valores más bajos obtenidos para la serie de temperatura mínima medida (Figura 10). En contraste, el espectro de potencias de la temperatura de día de MODIS, sí guardó relación con la temperatura máxima medida.

De otro lado, en relación a la aproximación metodológica, el análisis wavelet multiresolución mostró ventajas comparativas frente a los otros enfoques de estimación como el estadístico, el basado en el índice de vegetación-temperatura y el físico; en la medida en que el modelo no requirió información auxiliar, ni mediciones micro meteorológicas del balance de energía y permitió estudiar el fenómeno a diferentes escalas con menores errores de estimación. Los errores de estimación (RMSE) obtenidos en esta investigación, estuvieron dentro del rango de los obtenidos con otros enfoques de estimación de temperatura del aire (T_a), reportados en la literatura. La estimación de T_a promedio, máxima, mínima, a partir de LST proveniente de diferentes sensores y para una variedad de ambientes, resoluciones espaciales y temporales y enfoques metodológicos diferentes; reportó valores de RMSE debajo de 3°C (Cresswell et al 1999), entre 1.72 y 3.48°C (Czajkowski et al 2000), superiores a 2.5°C (Stisen et al 2007), 2°C (Zaksek y Schroedter-Homscheidt 2009) y 1.83°C (Vancutsem et al 2010). Entre los factores que afectaron la relación entre LST y T_a , se reportaron la emisividad, el contenido de humedad en el suelo, la velocidad del viento y los flujos de calor sensible y calor latente. La variación de la temperatura del aire está controlada por la advección, procesos adiabáticos y turbulencia así como también la elevación, la topografía y la rugosidad superficial.

¹ Posadas Adolfo. 2015. Densidad del espectro de potencias de señales de temperatura. Lima, Perú, Centro Internacional de la papa.

Otros factores como la cobertura de nubes, el contenido de vapor de agua y la vegetación también fueron identificados. La vegetación induce intercambios de agua y energía entre la Tierra y la atmósfera. La presencia de vegetación produce enfriamiento por evapotranspiración y mayor flujo de calor latente. También influye sobre el balance de energía al reducir el albedo e incrementar la rugosidad de la superficie que promueve una eficiente disipación del calor sensible (Huband y Monteith 1986b; Jin y Dickinson 2010).

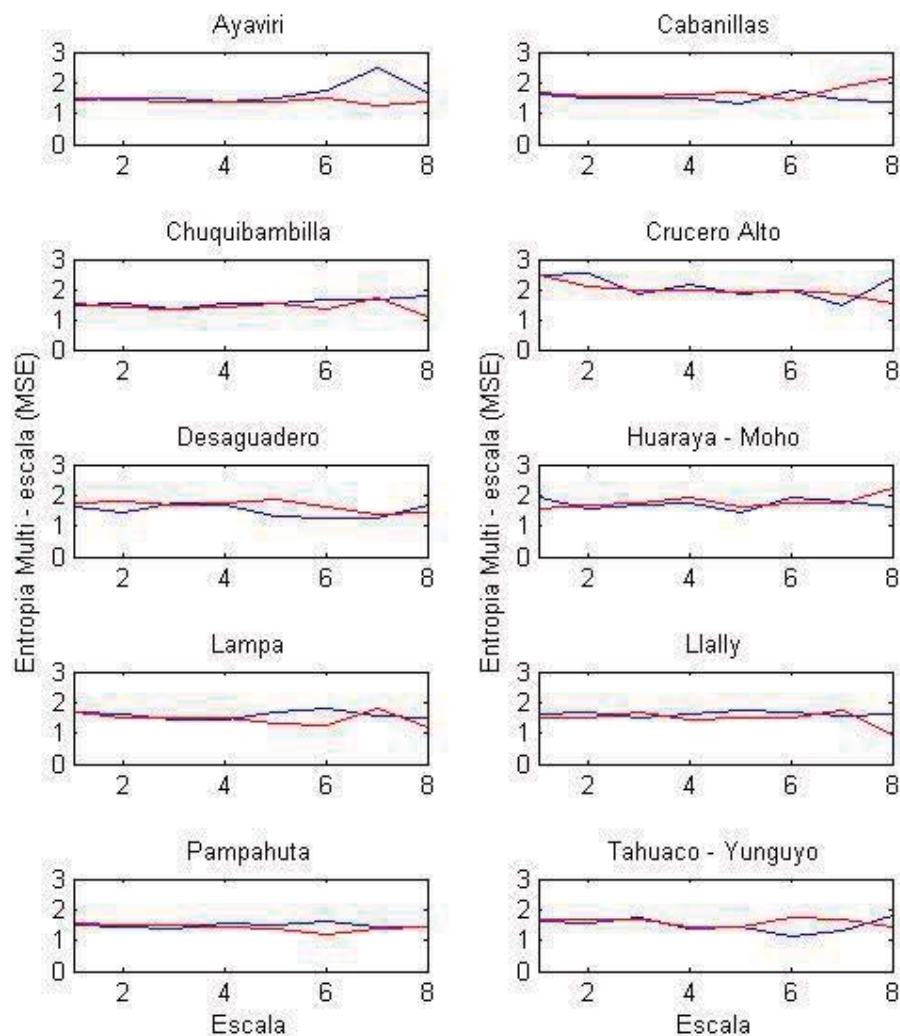


Figura 13. Entropía Multiescala de las Series de Temperatura Máxima, medida en Estación Meteorológica (azul) y Temperatura de Día de MODIS - Corregida (rojo), en el periodo 2001-2012

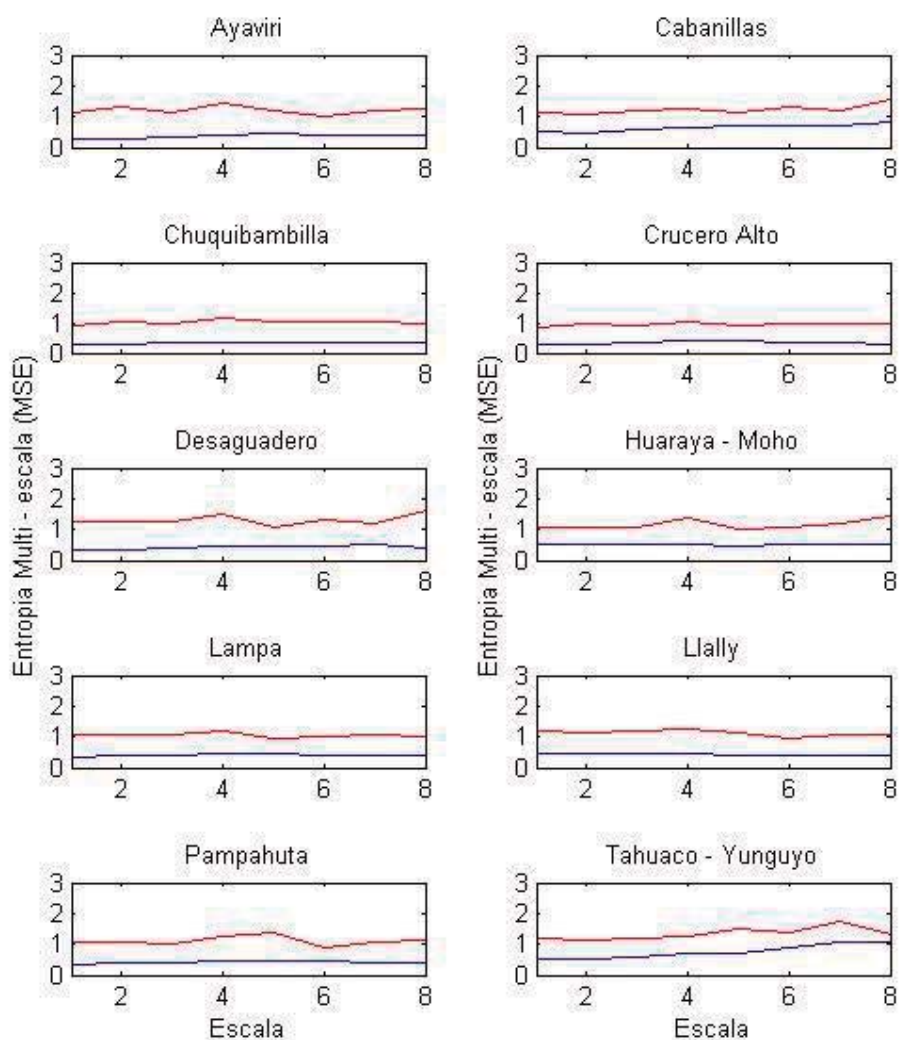


Figura 14. Entropía Multiescala de las Series de Temperatura Mínima, medida en Estación Meteorológica (azul) y Temperatura de Noche de MODIS - Corregida (rojo), en el periodo 2001-2012

En base a los indicadores empleados se puede afirmar que el producto MOD11C2 (MODIS/Terra LST/E 8-Day L3 Global 0.05Deg CMG), en el caso particular del Altiplano, puede ser adecuadamente corregido en el caso de temperatura de día. De otro lado, sobre la base del análisis comparativo del espectro de potencias de la temperatura de noche junto con la temperatura mínima (Anexo 6), se puede argüir que los datos de temperatura de noche de MODIS no fueron representativos de la naturaleza de la señal de

temperatura mínima. Se puede afirmar entonces que el análisis Wavelet Multiresolución, puede ser empleado con buenos resultados en la corrección de señales de temperatura MODIS-LST, siempre que los datos reflejen el fenómeno físico en estudio.

V. CONCLUSIONES

- Los indicadores estadísticos de comparación entre series de tiempo, de temperatura máxima y mínima, medidas en 10 Estaciones Meteorológicas, ubicadas en la región del Altiplano, en el periodo 2001-2012, y sus correspondientes pixeles de temperatura de día y de noche, estimados por MODIS, cada 8 días; mostraron grandes diferencias entre los datos medidos y estimados, con una sobre-estimación importante, en el caso de las temperaturas máximas y un bajo grado de asociación entre las señales medidas y estimadas, en el caso de las temperaturas mínimas. Los valores de entropía multiescala, reafirmaron las diferencias estadísticas encontradas. Ambos indicadores respaldaron la necesidad de realizar una corrección de los datos de temperatura de día y de noche, estimados por MODIS, para obtener valores más cercanos a los medidos de temperatura máxima y mínima.
- El análisis Wavelet Multiresolución, permitió la corrección de series de tiempo de temperatura superficial de la Tierra, estimada por MODIS para la estimación de la temperatura del aire, a partir del modelo propuesto, que combina la tendencia de MODIS y el detalle de Estación Meteorológica, en 10 Estaciones Meteorológicas en la región del Altiplano, en el periodo 2001-2012. De acuerdo a los indicadores estadísticos, el proceso de corrección de señales de temperatura, permitió corregir las series de temperatura de día y de noche de MODIS, en el 4to nivel (RMSE = 0.59 - 1.3) y 3er nivel (RMSE = 1.42 - 4.32), respectivamente. No obstante, de acuerdo al análisis de Entropía Multiescala, la corrección propuesta, mejoró la calidad de los datos de temperatura de día, pero no los de temperatura de noche.

VI. RECOMENDACIONES

- Verificar la posibilidad de extrapolación de los resultados obtenidos, mediante el análisis Wavelet Multiresolución, para la estimación de la distribución espacial de temperatura.
- Verificar la disponibilidad de otras fuentes de información de temperatura superficial de la Tierra, de mejor resolución temporal y espacial, que permita mejorar la calidad de los datos de entrada.

VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ACEITUNO, P. (1993). Elementos del clima en el Altiplano Sudamericano. *Rev. Geofís.* 44:37–55.

BENALI, A.; CARVALHO, A.C.; NUNES., J.P.; CARVALHAIS, N., Y SANTOS, A. (2012). Estimating air surface temperature in Portugal using MODIS LST data. *Remote Sensing of Environment.* 124:108-121.

CHANDRASEKHAR E., Y DIMRI V.P. (2014). Introduction to Wavelets and Fractals in Wavelets and Fractals in Earth System Sciences. CRC Press. Taylor & Francis group, U.K. Chandrasekhar, E., Dimri, V.P. and Gadre, V.M., Editors

CHOU CHIEN – MING (2011). Wavelet-Based Multi-Scale Entropy Analysis of Complex Rainfall Time Series. *Entropy* 13:241-253. doi:10.3390/e13010241

COLL, C., WAN, Z., & GALVE, J.M. (2009). Temperature-based and radiance-based validation for the V5 MODIS land-surface temperature product. *Journal of Geophysical Research (JGR).* 114 (D20). doi:10.1029/2009JD012038.

COSTA M., GOLDBERGER A.L., PENG C.-K. (2002). Multiscale entropy analysis of physiologic time series. *Phys Rev Lett.* 89(6). DOI: 10.1103/PhysRevLett.89.068102

COSTA M., GOLDBERGER A.L., PENG C.-K. (2005). Multiscale entropy analysis of biological signals. *Phys Rev E.* 71(2). DOI: 10.1103/PhysRevE.71.021906

CRESSWELL, M. P., MORSE, A. P., THOMSON, M. C., & CONNOR, S. J. (1999). Estimating surface air temperatures, from Meteosat land surface temperatures, using an empirical solar zenith angle model. *International Journal of Remote Sensing.* 20(6):1125–1132

CZAJKOWSKI, K. P., GOWARD, S. N., STADLER, S., & WALZ, A. (2000). Thermal remote sensing of near surface environmental variables: Application over the Oklahoma Mesonet. *The Professional Geographer*, 52(2):345–357.

DE CARVALHO L., F. ACERBI, CLEVERS J., FONSECA L., DE JONG S. (2006). Multiscale feature extraction from images using Wavelets. En: *Remote Sensing Image Analysis: Including the spatial domain*. Ed. Steven de Jong y Freek D. Van Der Meer. Published by Springer. The Neatherlands., 359 p.

DINKU T., P. CECCATO , E. GROVERKOPEC , M. LEMMA , S. J. CONNOR & C. F. ROPELEWSKI. (2007). Validation of satellite rainfall products over East Africa's complex topography. *International Journal of Remote Sensing*. 28(7):1503-1526. DOI: 10.1080/01431160600954688.

FARGE, M. (1992). Wavelet transforms and their applications to turbulence. *Ann. Rev. Fluid Mech.* 24:395-457.

FENG J.C. Y TSE C.K. (2008). *Reconstruction of chaotic signals with applications to chaos-based communications*. Tsinghua University Press and Word Scientific Publising. Co. Pte. Ltd 218 p.

GAO, R., Y YAN, R. (2011). *Wavelets: Theory and Applications for Manufacturing*. Springer. New York. 224 p.

GARCIA J. (1994). *Principios físicos de Climatología*. Ediciones UNALM. 243 p.

GARREAUD R., M. VUILLE, R. COMPAGNUCCI, J. MARENGO. (2009). Present-day South American climate. *Palaeogeography, Palaeoclimatology, Palaeoecology*. 281(3-4):180-195. doi:10.1016/j.paleo.200710.032

GIOVANNETTONE, J. P., & BARROS, A. P. (2009). Probing regional orographic controls of precipitation and cloudiness in the central Andes using satellite data. *Journal of Hydrometeorology*. 10 (1): 167-182.

GRACE B. (1985). El Clima del Altiplano. Edit. Convenio Perú Canadá – CIPA XV. Puno, Perú. 182 p.

GROSSMANN A, MORLET J. (1984). Decomposition of hardy functions into square integrable wavelets of constant shape. SIAM J Math Anal 15(4):723 736

HEIDINGER, H.; YARLEQUE, C.; POSADAS, A.; QUIROZ, R. (2012). TRMM rainfall correction over the Andean Plateau using wavelet multi-resolution analysis. International Journal of Remote Sensing. (USA). 33(14): 4583-4602. ISSN 0143-1161.

HUBAND, N. D. S., & MONTEITH, J. L. (1986b). Radiative surface temperature and energy balance of a wheat canopy II: Estimating fluxes of sensible and latent heat. Boundary-Layer Meteorology. 36:107–116.

JIN, M., & DICKINSON, R. E. (2010). Land surface skin temperature climatology: benefitting from the strengths of satellite observations. Environmental Research Letters, 5(4):044004.

JONES, P.; JEDLOVEC, G.; SUGGS, R.; & HAINES, S. (2004). Using MODIS LST to estimate minimum air temperatures at night. 13th Conference on Satellite Meteorology and Oceanography. Norfolk, VA: AMS 4.13. Consultado en Oct 2015. Disponible en: <http://ams.confex.com/ams/pdfpapers/79017.pdf>

KATUL, G.G.; ALBERTSON, J.D.; CHU, C.R.; & PARLANGE, M.B. (1994). Intermittency in atmospheric surface layer turbulence: The orthonormal wavelet representation. En Wavelets in Geophysics, edited by E. Foufoula-Georgiou and P. Kumar, 81–106. New York: Academic Press.

KUMAR, P., & E. FOUFOULA-GEORGIU. (1994). Wavelet analysis in geophysics: An introduction, in Wavelets in Geophysics, edited by E. Foufoula-Georgiou and P. Kumar, 1–43. New York: Academic Press.

LAU, K.-M. Y H.-Y. WENG (1995). Climate signal detection using wavelet transform: How to make a time series sing. Bull. Am. Meteor. Soc. 76:2391-2402.

LOVEJOY S. Y D. SCHERTZER. (2013). The Weather and Climate: Emergent laws and Multifractal Cascades. Cambridge University Press. UK. 475 p.

MALLAT S (1989) A theory of multiresolution signal decomposition: The Wavelet representation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 11: 674-693

MEYER Y. (1993) Wavelets, algorithms and applications. SIAM, Philadelphia, PA

MIX DWIGHT F., & KRAIG J. OLEJNICZAK. (2003). Elements of Wavelets for Engineers and Scientists. John Wiley & Sons, Inc. New York, NY, USA. 253 p.

MOSTOVOY, G. V.; KING, R. L.; REDDY, K. R.; KAKANI, V. G., & FILIPPOVA, M. G. (2006). Statistical estimation of daily maximum and minimum air temperatures from MODIS LST data over the state of Mississippi. GIScience and Remote Sensing. 43(1):78-110.

NASA-MODIS. Moderate Resolution Image Spectroradiometer. 2015. Acerca de MODIS. Consultado en Julio 2015. Disponible en: <http://modis.gsfc.nasa.gov>

NASA-LPDAAC. Land Processes Distributed Active Archive Center 2014. Descarga gratuita del producto MOD11C2. Consultado en Marzo 2014. Disponible en: https://lpdaac.usgs.gov/data_access/data_pool/

NARASIMHA R. (2007). Wavelet diagnostics for detection of coherent structures in instantaneous turbulent flow imagery: A review. Sadhana, 2007, v. 32, parts 1 y 2, pp. 29-42.

ORGANIZACIÓN METEOROLÓGICA MUNDIAL (OMM). (1984). Guía De Prácticas Climatológicas, Ginebra – Suiza

PINCUS S.M. (1991). Approximate entropy as a measure of system complexity. Proc Natl Acad Sci. 88(6):2297-2301. USA.

- POLIKAR, P. (1999). The Engineer's Ultimate Guide to Wavelet Analysis. The Wavelet Tutorial. Consultado en Diciembre 2012. Disponible en:
<http://engineering.rowan.edu/~polikar>
- PRICE, J.C (1983). Estimation surface temperature from satellite thermal infrared data- A simple formulation for the atmospheric effect. *Remote Sens. Environ.* 13:353-361.
- PRIHODKO, L., & GOWARD, S. N. (1997). Estimation of air temperature from remotely sensed surface observations. *Remote Sensing of Environment.* 60(3):335-346.
- RICHMAN JS, MOORMAN JR. (2000). Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy. *American Journal of Physiology - Heart and Circulatory Physiology.* 278(6):H2039-H2049.
- QUIROZ, R.; YARLEQUE, C.; POSADAS, A.; MARES, V.; IMMERZEEL, W.W. (2011). Improving daily rainfall estimation from NDVI using a wavelet transform. *Environmental Modelling & Software.* (Netherlands). 26(2): 201-209. ISSN 1364-8152.
- REES WG. (2001). *Physical Principles of Remote Sensing.* Cambridge University Press. New York, USA. 237p.
- SHUANGCHENG L.; Z. QIAOFU; W. SHAOHONG & D. ERFU. (2006). Measurement of climate complexity using sample entropy. *Int. J. Climatol.* 26:2131-2139.
- STISEN, S.; SANDHOLT, I.; NORGAARD, A.; FENSHOLT, R., & EKLUNDH, L. (2007). Estimation of diurnal air temperature using MSG SEVIRI data in West Africa. *Remote Sensing of Environment.* 110(2):262-274.
- SUN, Y. J.; WANG, J. F.; ZHANG, R. H.; GILLIES, R. R.; XUE, Y. & BO, Y. C. (2005). Air temperature retrieval from remote sensing data based on thermodynamics. *Theoretical and Applied Climatology.* 80(1):37-48.
- TEH C. (2006). Introduction to mathematical model to crop growth. How the equations are derived and Assembled into a computer model. BrownWalker Press. Boca Raton. 256 p.

TORRENCE C., Y G.P. COMPO. (1998). A Practical Guide to Wavelet Analysis. Bulletin of the American Meteorological Society. 79(1). Consultado en Octubre 2015. Disponible en:

http://paos.colorado.edu/research/wavelets/bams_79_01_0061.pdf

<http://paos.colorado.edu/research/wavelets/software.html>

UNIVERSIDAD DE CORNELL. COSTA MADALENA, ARY L. GOLDBERGER AND C.-K. PENG. PHYSIONET (2014) Programas Matlab de cálculo de Entropía multiescala (MSE). Consultado en Diciembre 2014. Disponible en:

<https://www.physionet.org/physiotools/mse/tutorial/>

<http://www.psynetresearch.org/complexity-analysis-of-functional-brain-activity.html>

VANCUTSEM, C.; CECCATO, P.; DINKU, T. & CONNOR, S. J. (2010). Evaluation of MODIS land surface temperature data to estimate air temperature in different ecosystems over Africa. Remote Sensing of Environment. 114(2):449–465.

WALLACH D. (2006). Evaluating crop models. In: Working with Dynamic Crop Models. Evaluation, Abalysis, Parameterization and Aplications. Edited by D. Wallach, D. Makowski and J.W. Jones. Elsevier The Netherlands. 447 p.

WAN, Z., Y DOZIER, J. (1996). A generalised split-window algorithm for retrieving land-surface temperature from space. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing. 34(4):892–905.

WAN, Z. M., Y LI, Z.-L. (1997). A physics-based algorithm for retrieving land-surface emissivity and temperature from EOS/MODIS data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 35(4):980–996.

WAN, Z. (1999). MODIS Land-Surface Temperature. Algorithm Theoretical Basis Document. Consultado en Octubre 2015. Disponible en: http://modis.gsfc.nasa.gov/data/atbd/atbd_mod11.pdf.

WAN, Z.; ZHANG Y.; LI, Z.-L.; WANG R.; SALOMONSON, V. V. & YVES, A. (2002a). Preliminary estimate of calibration of the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer thermal infrared data using Lake Titicaca. *Remote Sensing of Environment*. 80:497–515.

WAN, Z. M.; ZHANG, Y. ; ZHANG Q. Y LI, Z.- L. (2002b). Validation of the land-surface temperature products retrieved from Terra Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer data. *Remote Sensing of Environment*. 83(1–2):163–180.

WAN, Z., ZHANG, Y., ZHANG, Q., & LI, Z.- L. (2004). Quality assessment and validation of the MODIS global land surface temperature. *International Journal of Remote Sensing*. 25(1):261–274.

WAN, ZHENGMIN. (2007). Collection-5. MODIS Land Surface Temperature Products Users' Guide. ICES, University of California, Santa Barbara.

WAN, Z. (2008). New refinements and validation of the MODIS land-surface temperature/emissivity products. *Remote Sensing of Environment*. 112 (1):59-74.

WAN, Z., & LI, Z.-L. (2008). Radiance-based validation for the V5 MODIS land-surface temperature product. *International Journal of Remote Sensing*. 29:5373-5395.

WANG W., LIAN, SY MEYERS, T. (2008). Validating MODIS Land Surface Temperature products using long- term night time ground measurements. *Remote sensing of environment*. 112(3): 623-635.

WEEKS M. (2007). *Digital Signal Processing Using MATLAB and Wavelets*. Infinity Science Press LLC. Hingham, Massachusetts

WILLIAMS G. (1997). *Chaos theory tamed*. Taylor & Francis. Great Britain

ZHANG, X. Y FENG, Y. (2004). *RClimDex User Manual*. Climate Research Division, Science and Technology Branch, Environment Canada. 23 p.

ZAKSEK, K., & SCHROEDTER-HOMSCHEIDT, M. (2009). Parameterization of air temperature in high temporal and spatial resolution from a combination of the SEVIRI and MODIS instruments. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 64(4):414–421.

VIII. ANEXOS

Anexo 1. Comparación de temperatura estimada por MODIS y medida en Estación Meteorológica.

Anexo 1.1. Estación Ayaviri

Anexo 1.2. Estación Cabanillas

Anexo 1.3. Estación Chuquibambilla

Anexo 1.4. Estación Crucero Alto

Anexo 1.5. Estación Desaguadero

Anexo 1.6. Estación Huaraya - Moho

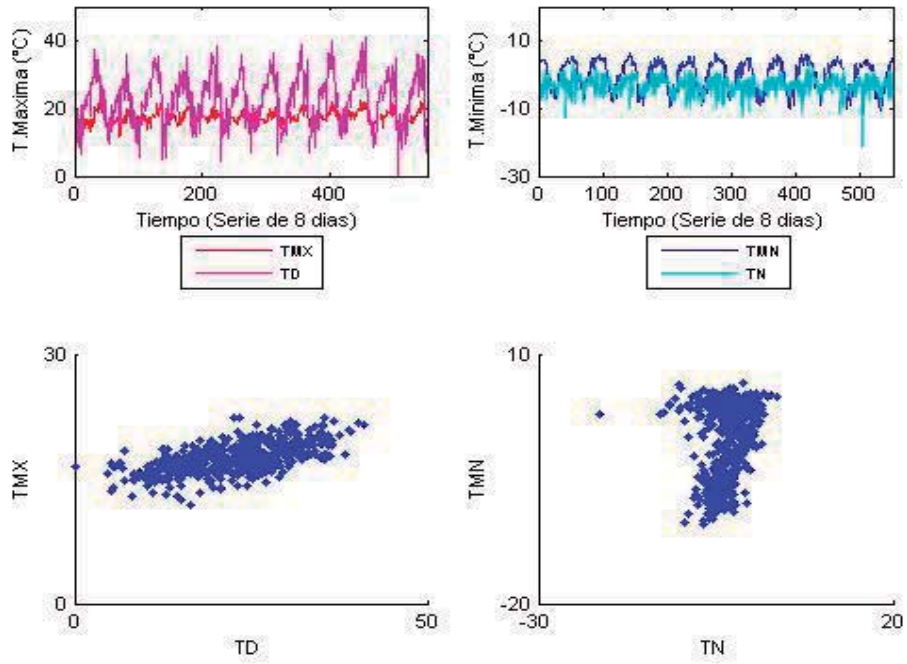
Anexo 1.7. Estación Lampa

Anexo 1.8. Estación Llally

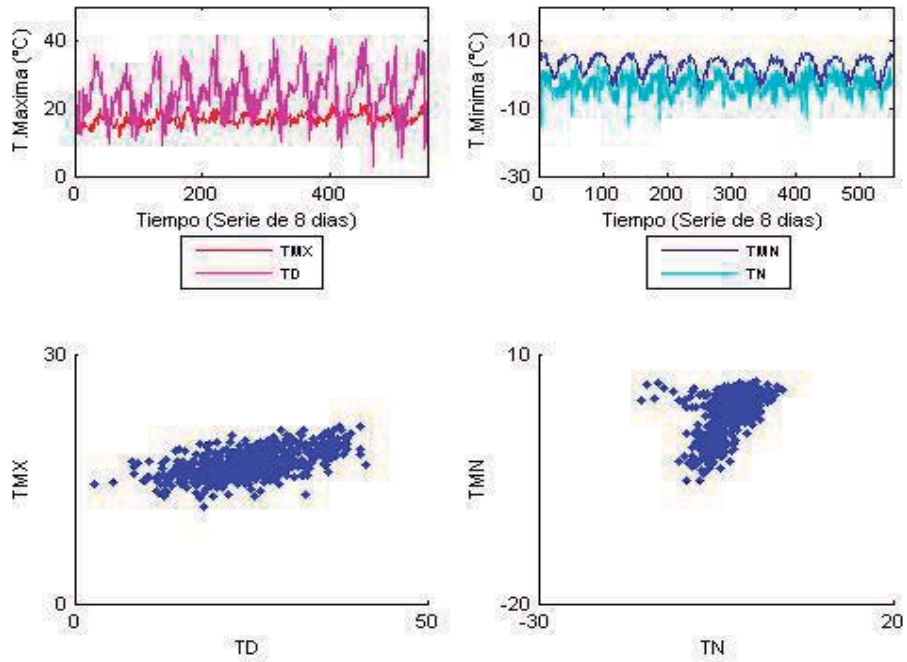
Anexo 1.9. Estación Pampahuta

Anexo 1.10. Estación Tahuaco - Yunguyo

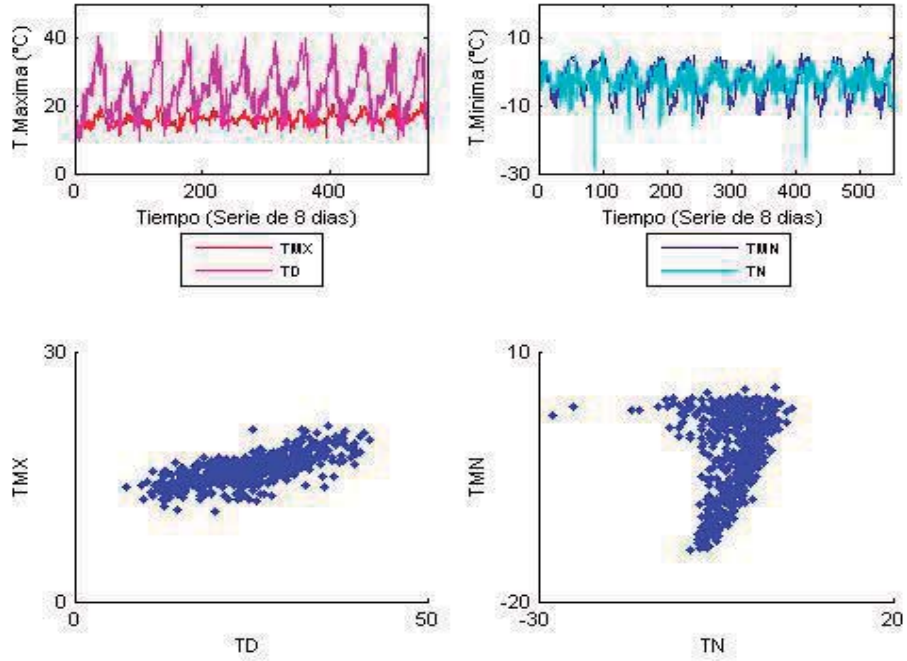
Anexo 1.1. Estación Ayaviri



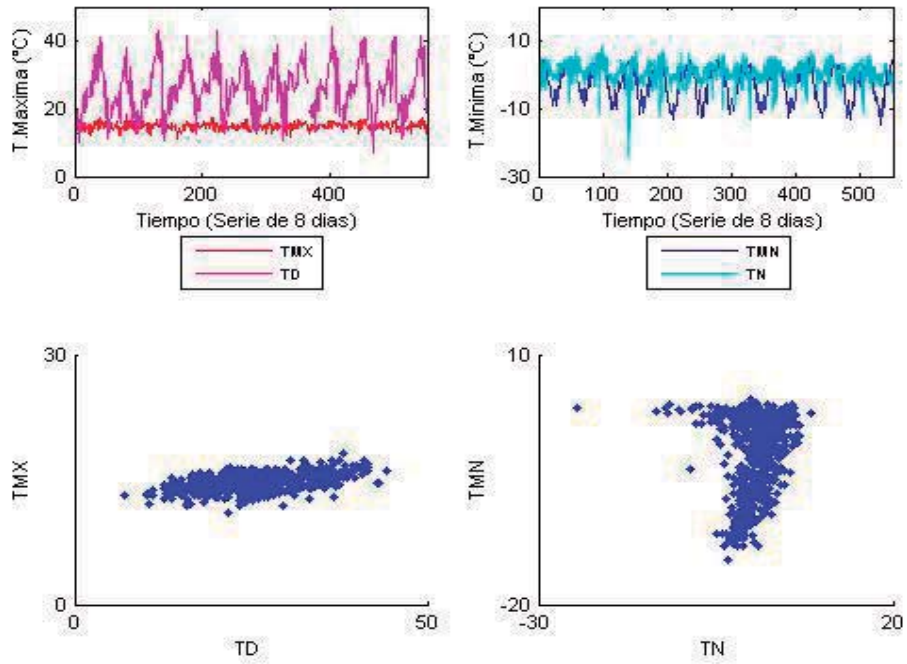
Anexo 1.2. Estación Cabanillas



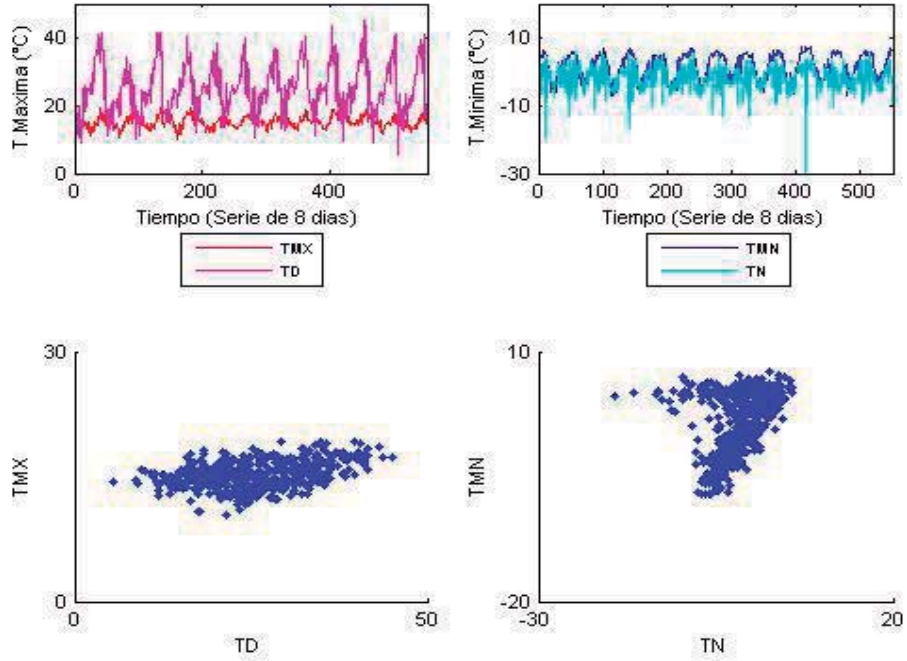
Anexo 1.3. Estación Chuquibambilla



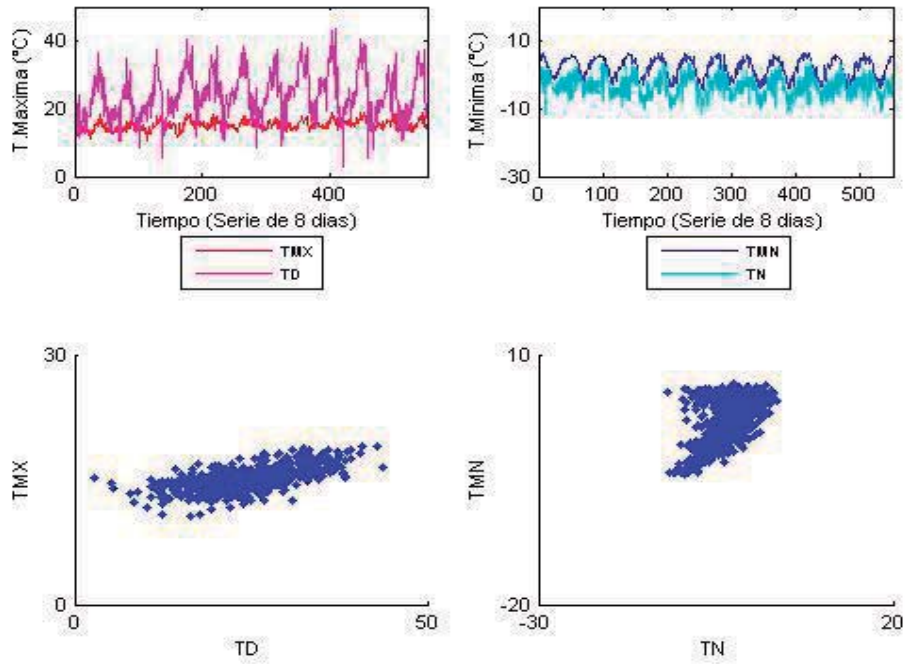
Anexo 1.4. Estación Crucero Alto



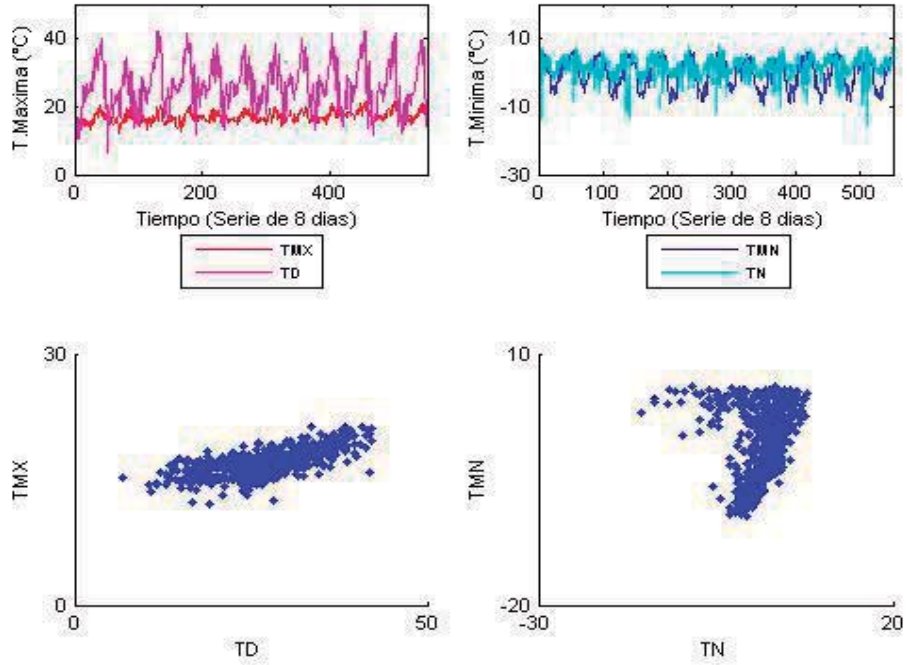
Anexo 1.5. Estación Desaguadero



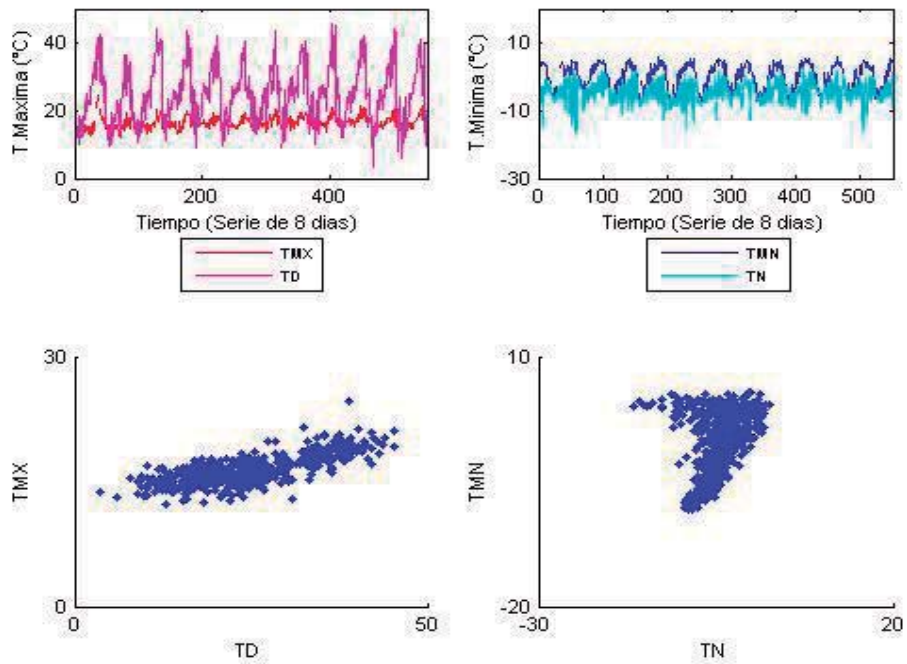
Anexo 1.6. Estación Huaraya - Moho



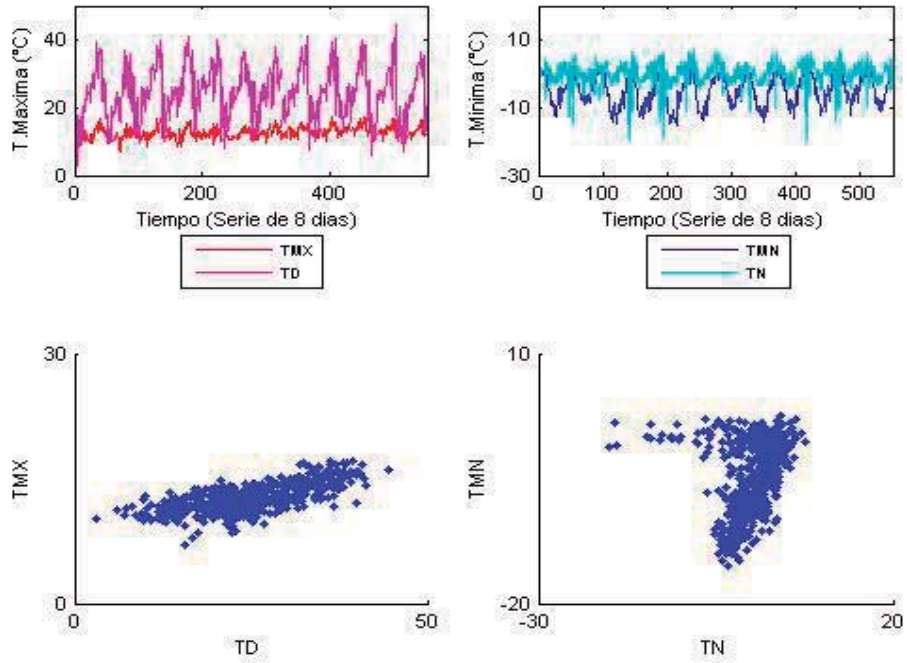
Anexo 1.7. Estación Lampa



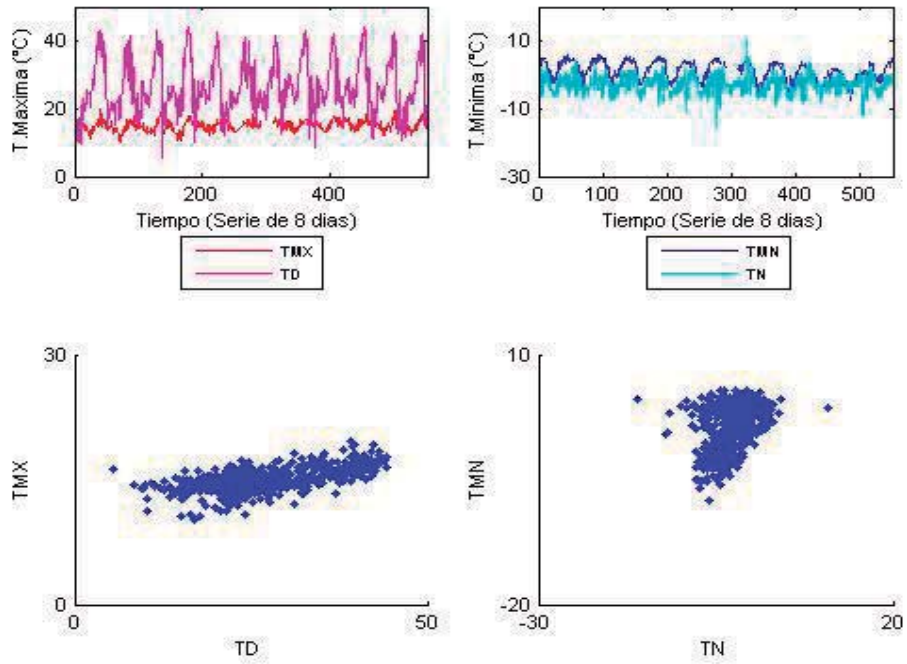
Anexo 1.8. Estación Llally



Anexo 1.9. Estación Pampahuta



Anexo 1.10. Estación Tahuaco - Yunguyo



Anexo 2. Descomposición de señales de Temperatura Máxima, medida en Estación Meteorológica y de Temperatura de día, estimada por MODIS, mediante el análisis Wavelet Multiresolución.

Anexo 2.1. Estación Ayaviri

Anexo 2.2. Estación Cabanillas

Anexo 2.3. Estación Chuquibambilla

Anexo 2.4. Estación Crucero Alto

Anexo 2.5. Estación Desaguadero

Anexo 2.6. Estación Huaraya - Moho

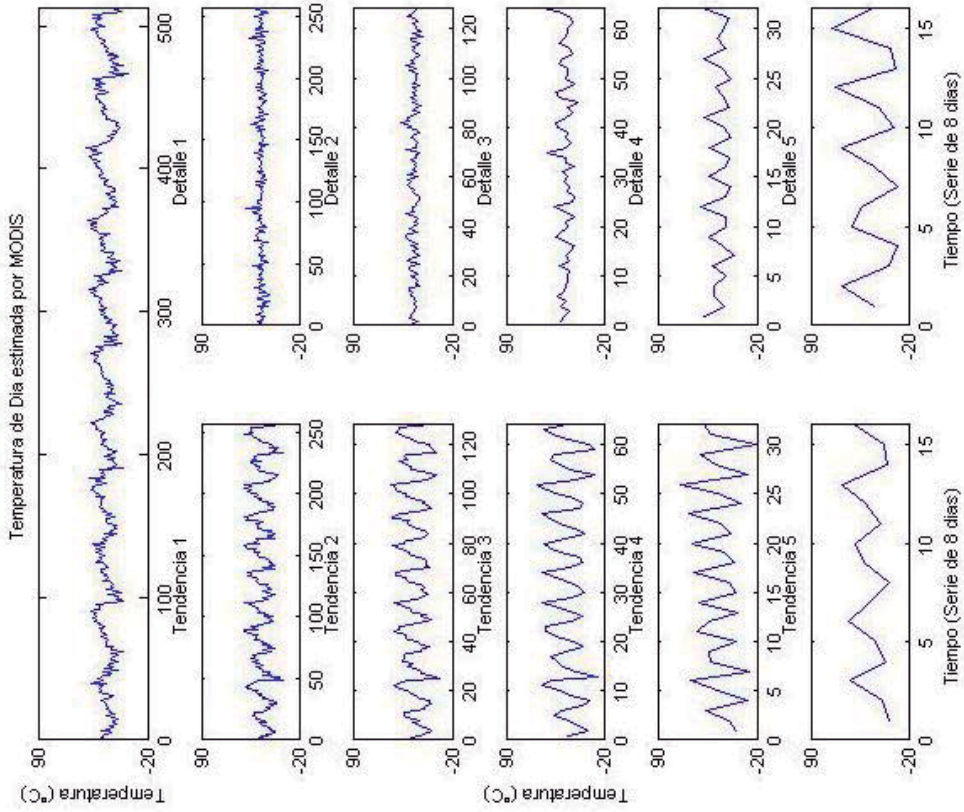
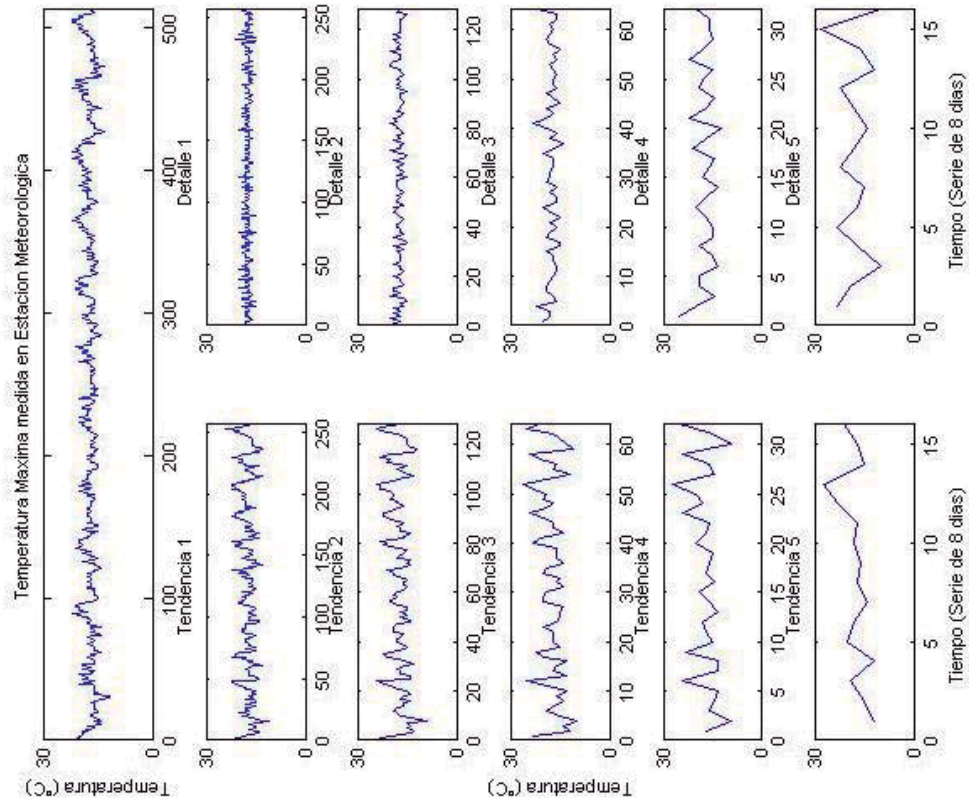
Anexo 2.7. Estación Lampa

Anexo 2.8. Estación Llally

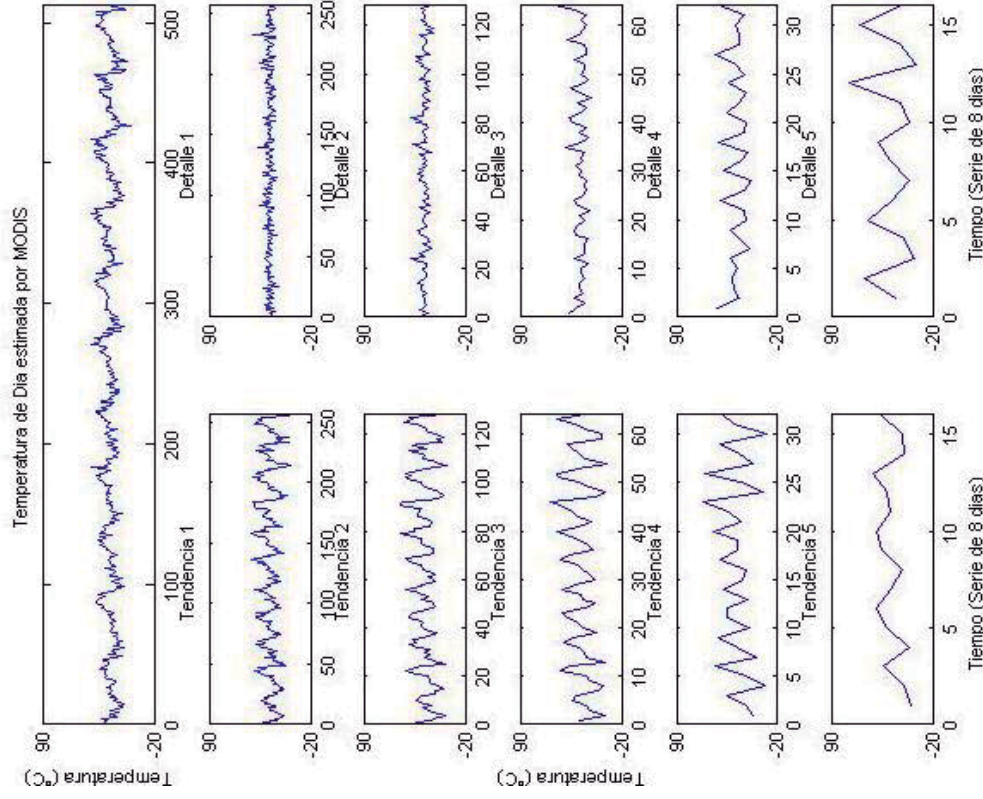
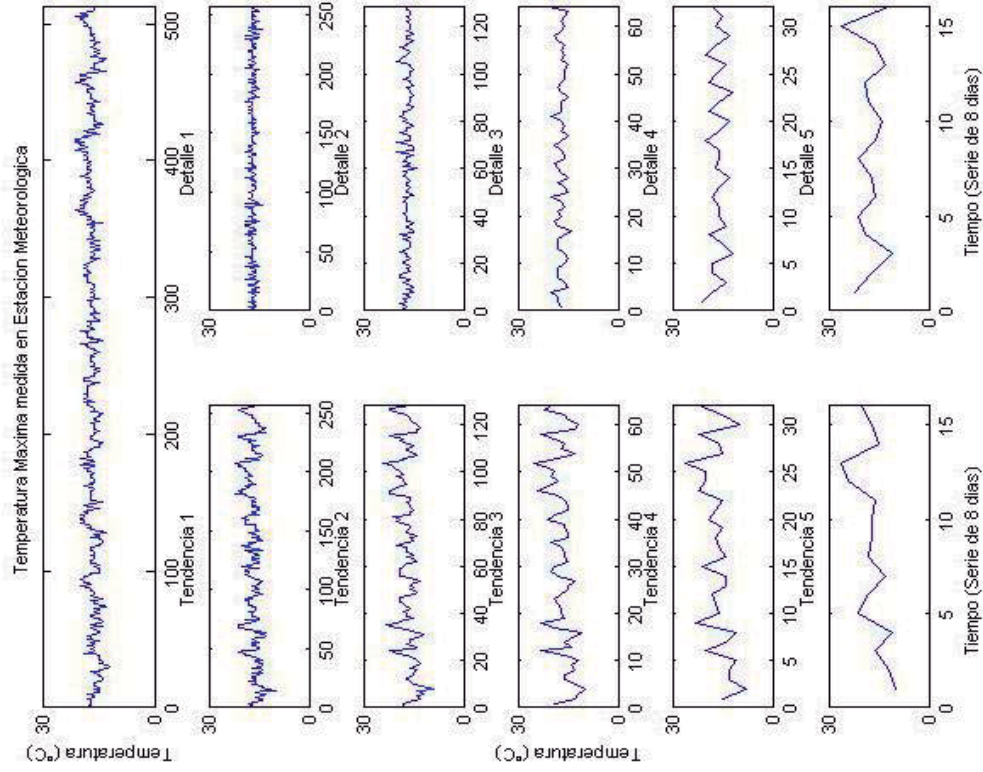
Anexo 2.9. Estación Pampahuta

Anexo 2.10. Estación Tahuaco - Yunguyo

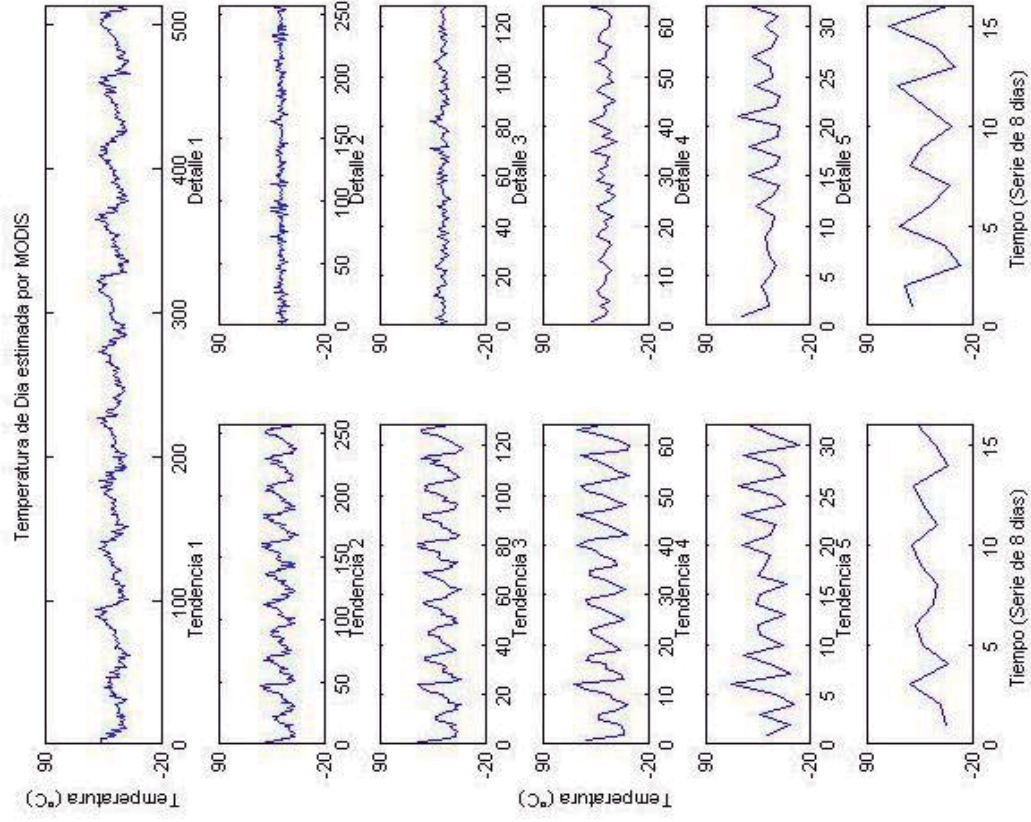
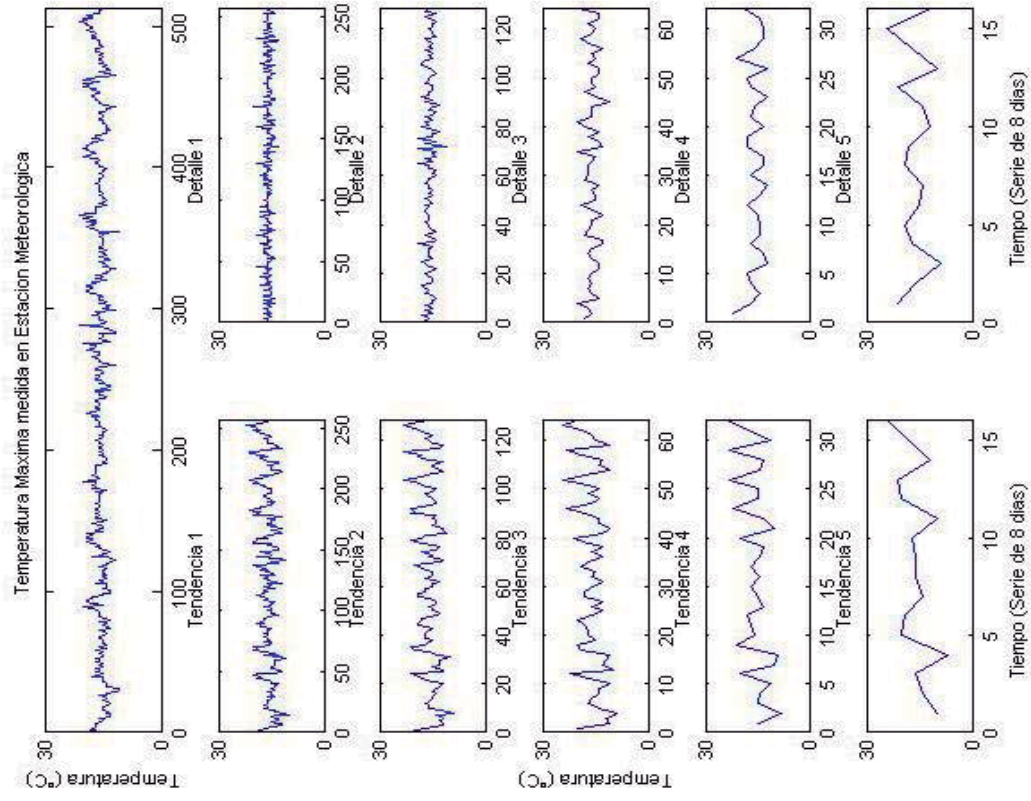
Anexo 2.1. Estación Ayaviri



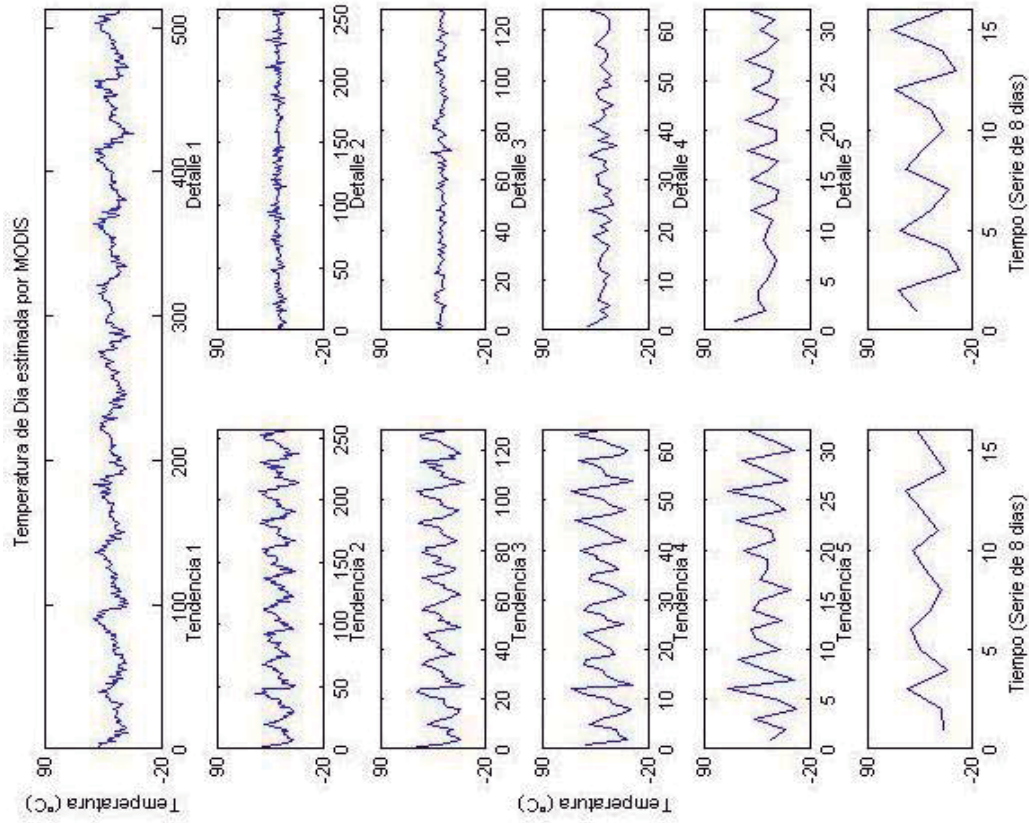
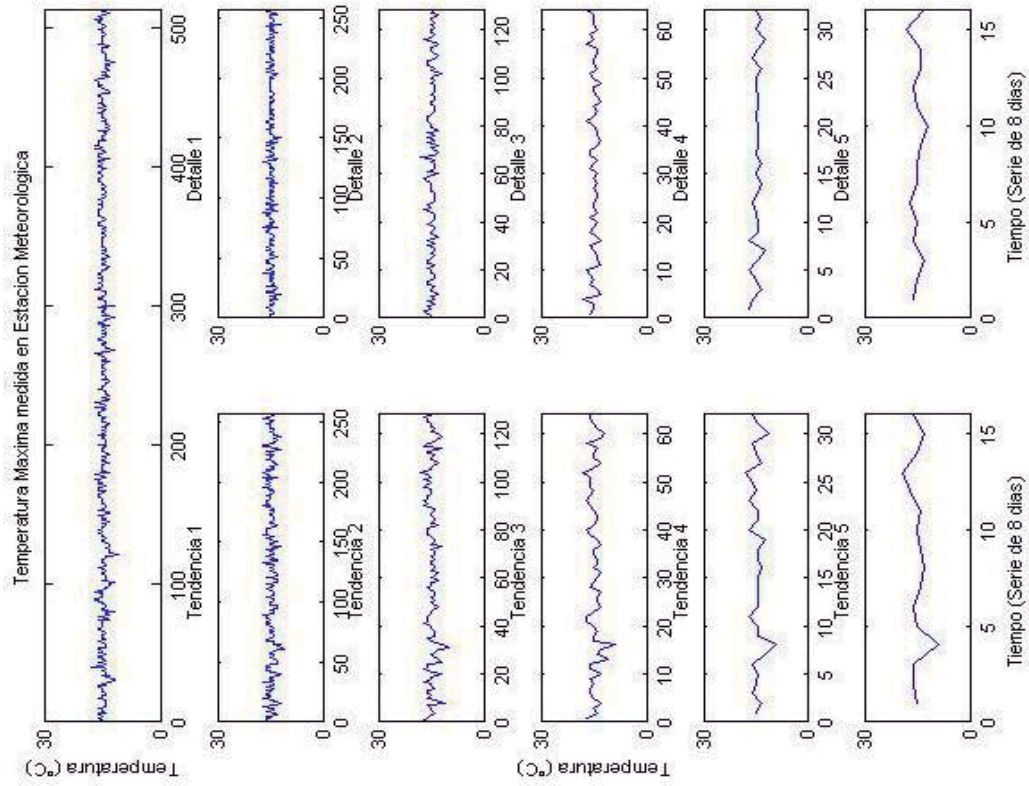
Anexo 2.2. Estación Cabanillas



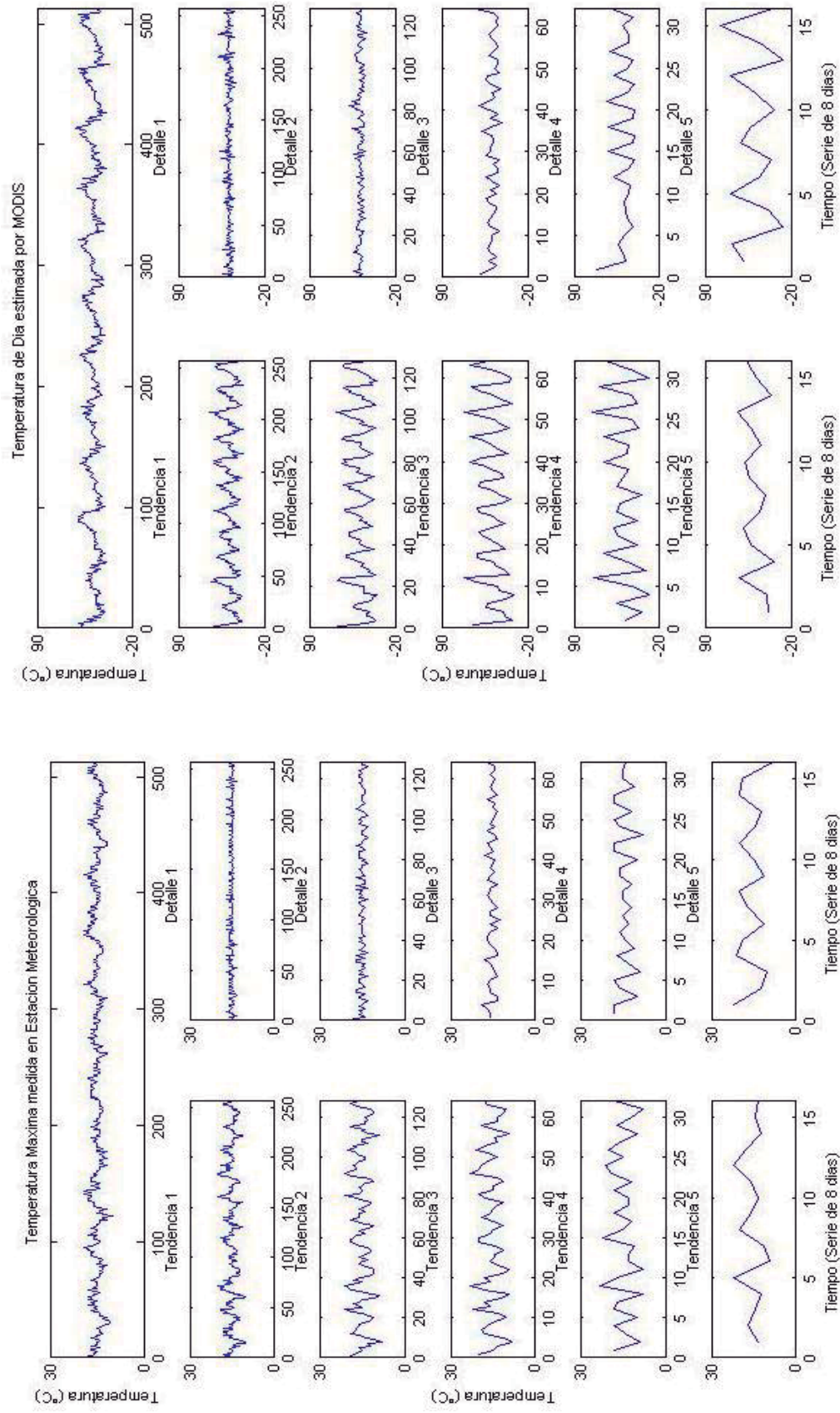
Anexo 2.3. Estación Chuquibambilla



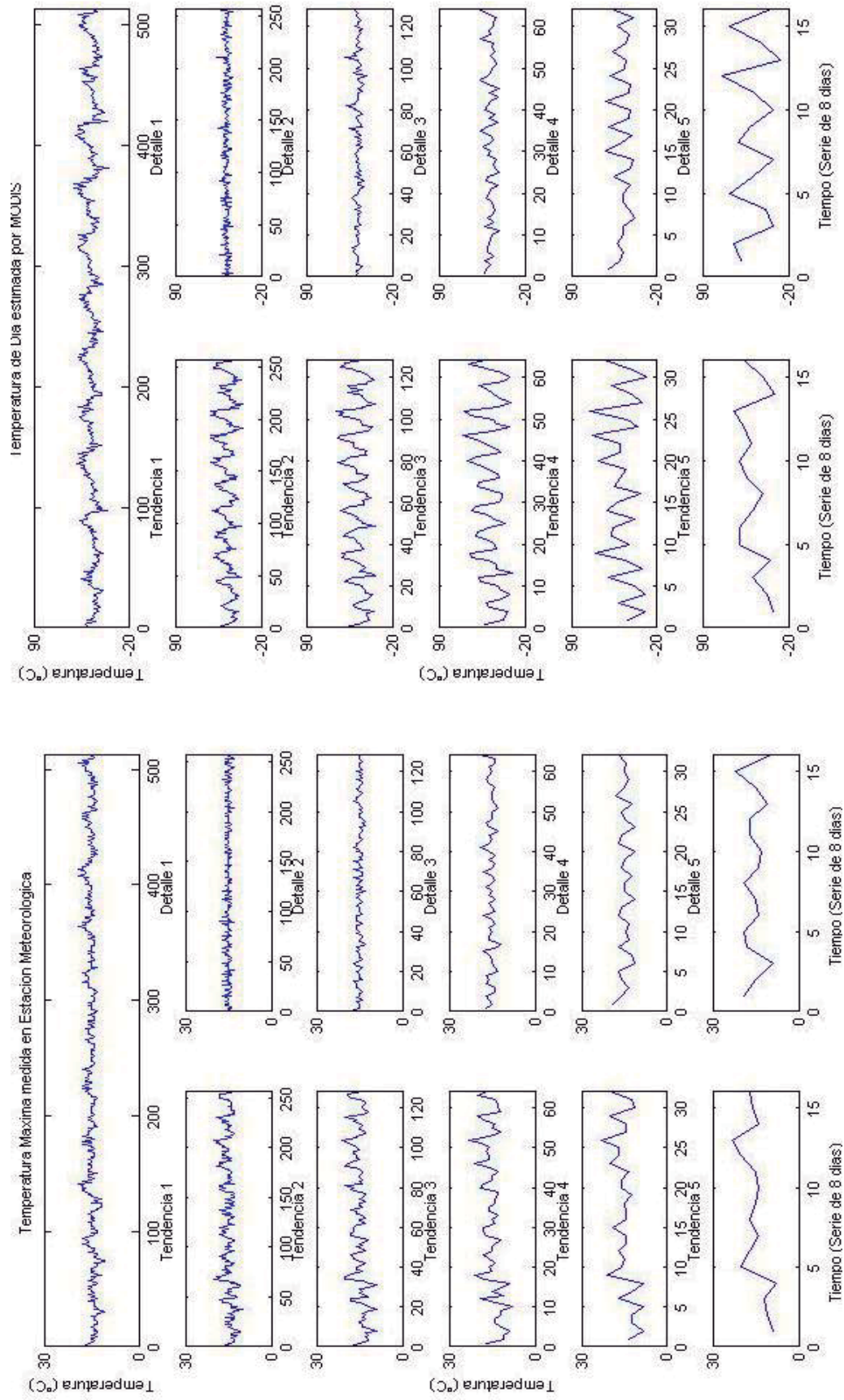
Anexo 2.4. Estación Crucero Alto



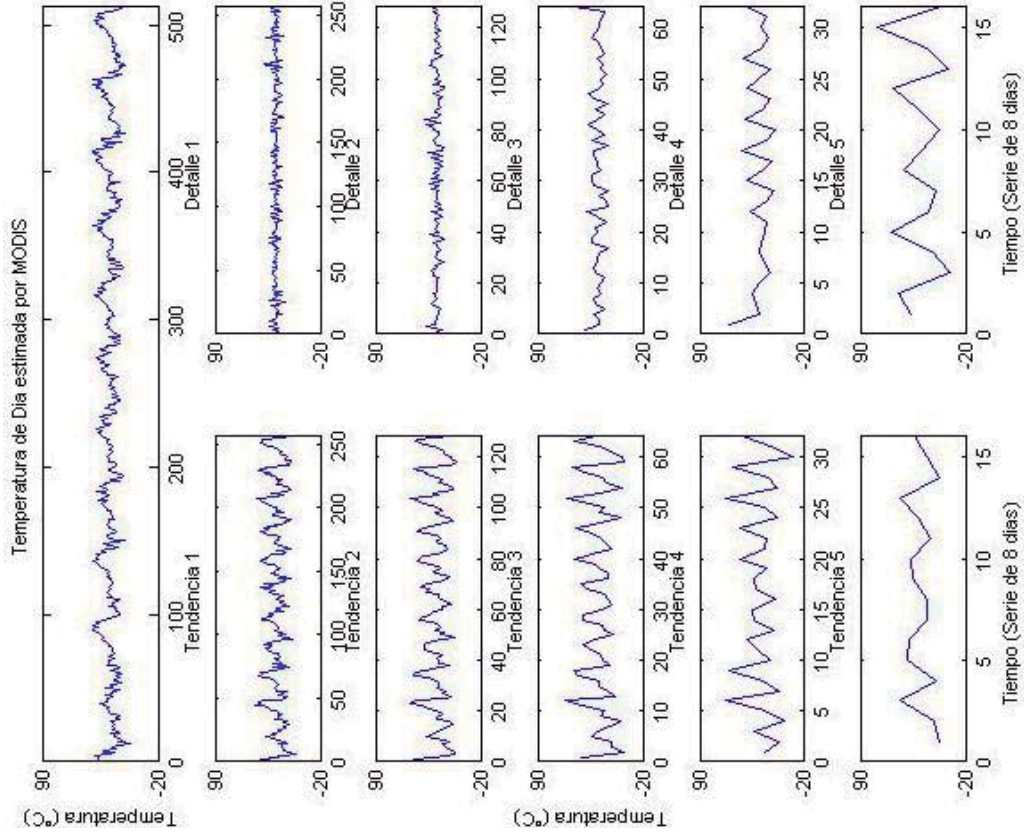
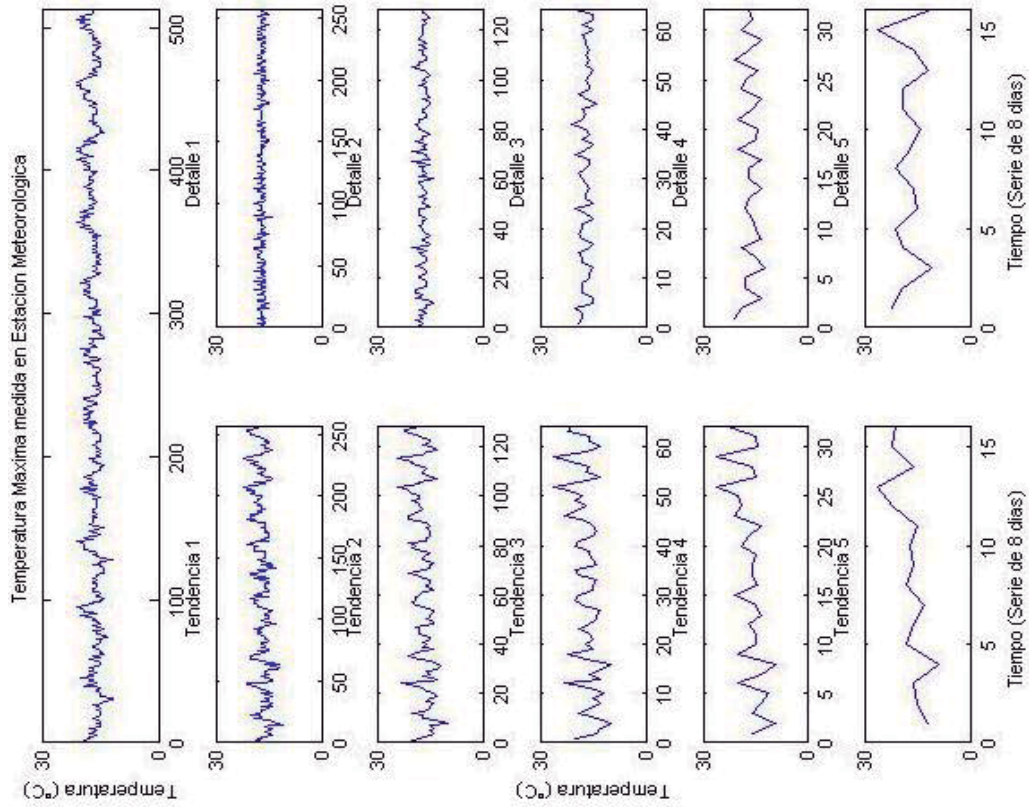
Anexo 2.5. Estación Desaguadero



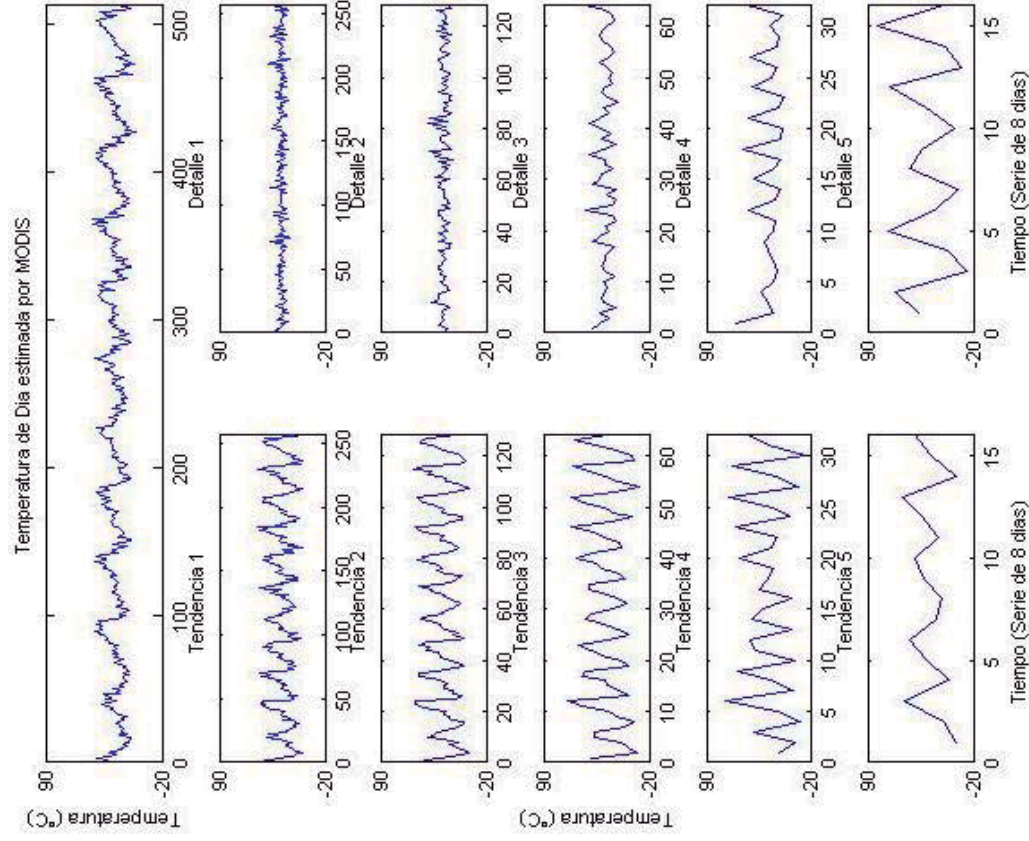
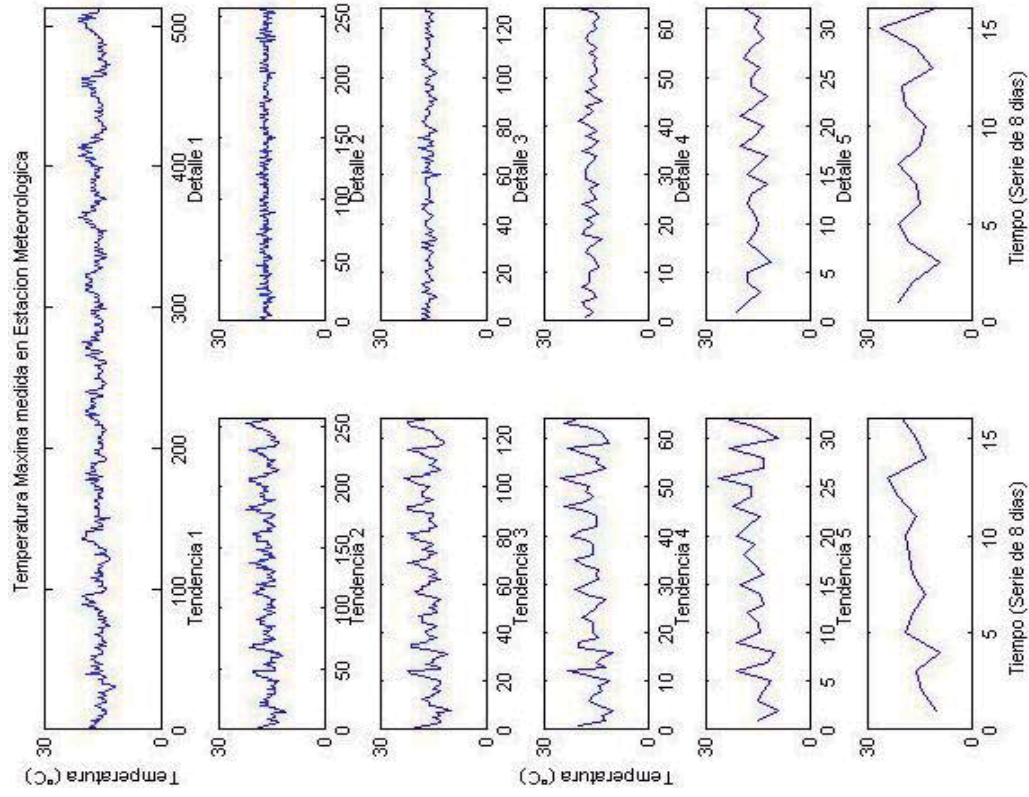
Anexo 2.6. Estación Huaraya - Moho



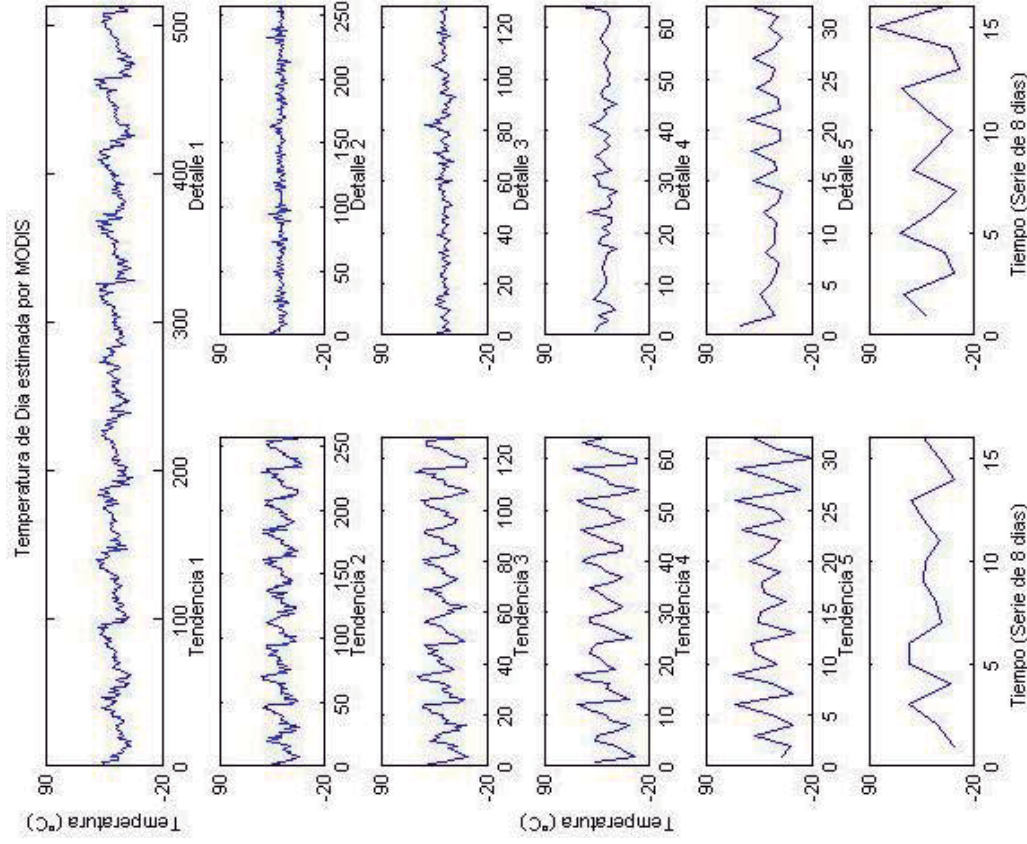
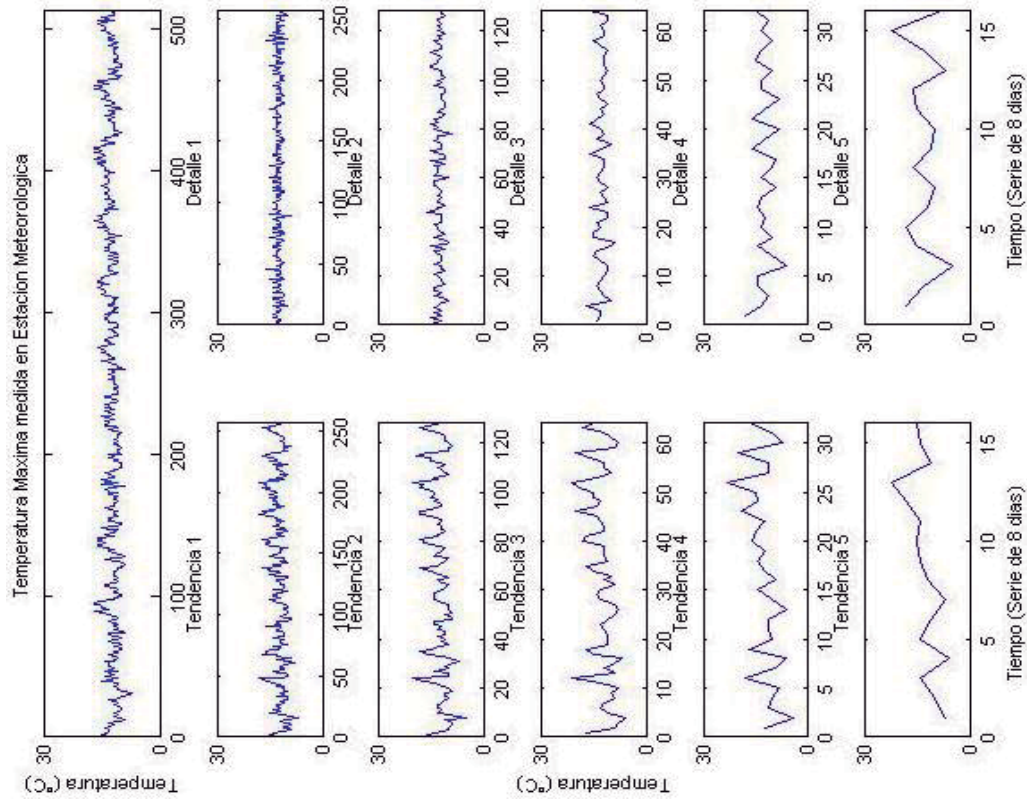
Anexo 2.7. Estación Lampa



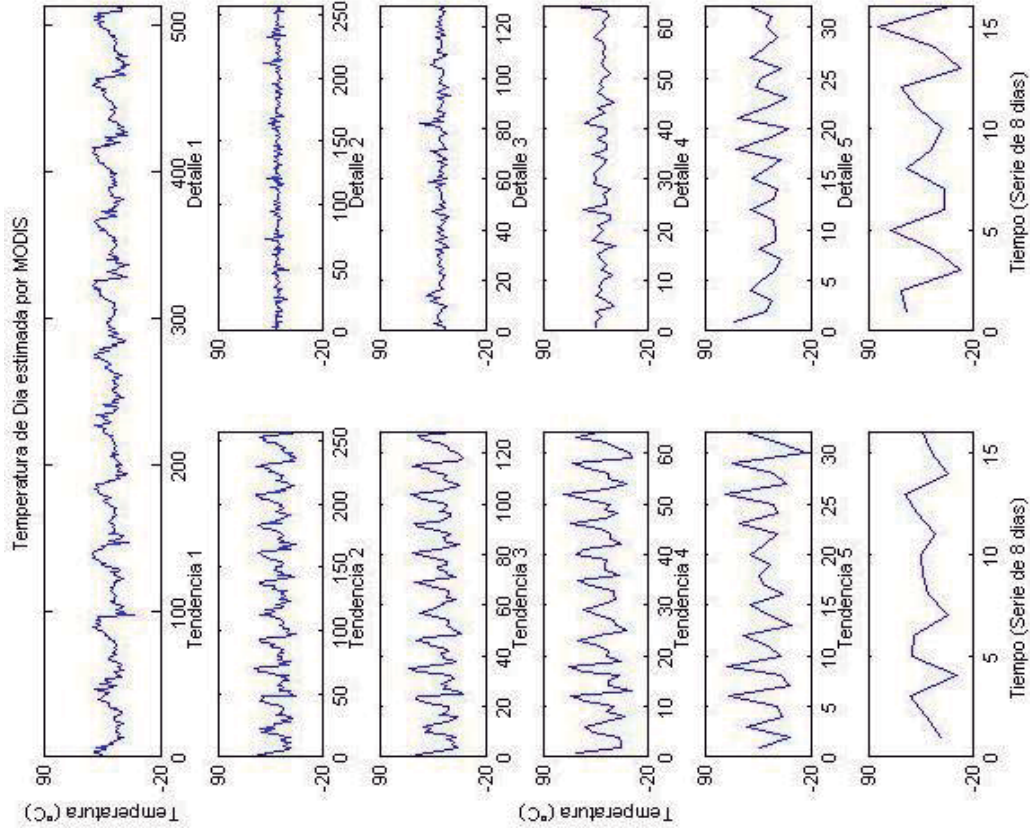
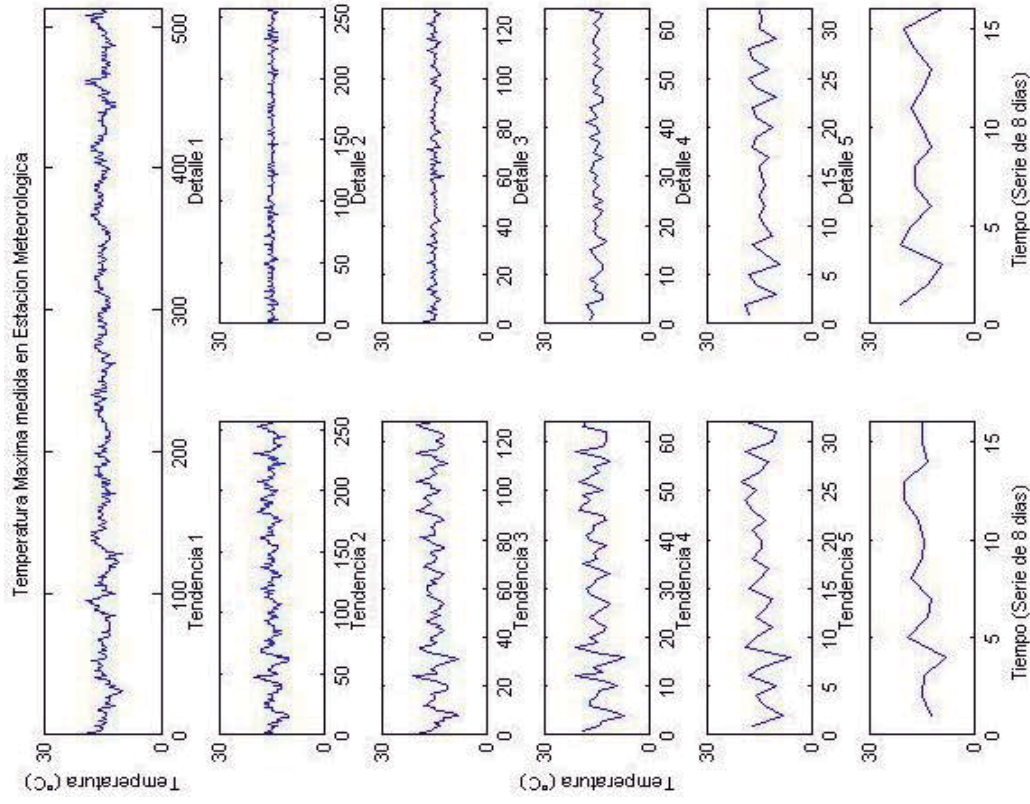
Anexo 2.8. Estación Llally



Anexo 2.9. Estación Pampahuta



Anexo 2.10. Estación Tahuaco - Yunguyo



Anexo 3. Descomposición de señales de Temperatura Mínima, medida en Estación Meteorológica y de Temperatura de noche, estimada por MODIS, mediante el análisis Wavelet Multiresolución.

Anexo 3.1. Estación Ayaviri

Anexo 3.2. Estación Cabanillas

Anexo 3.3. Estación Chuquibambilla

Anexo 3.4. Estación Crucero Alto

Anexo 3.5. Estación Desaguadero

Anexo 3.6. Estación Huaraya - Moho

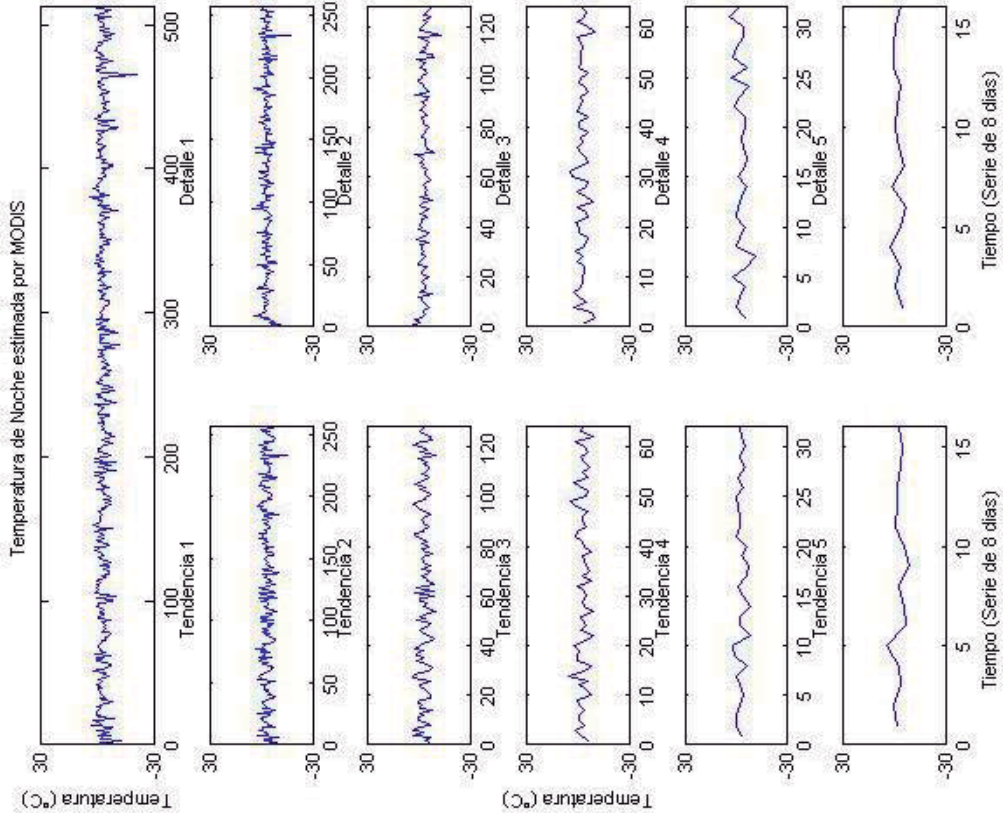
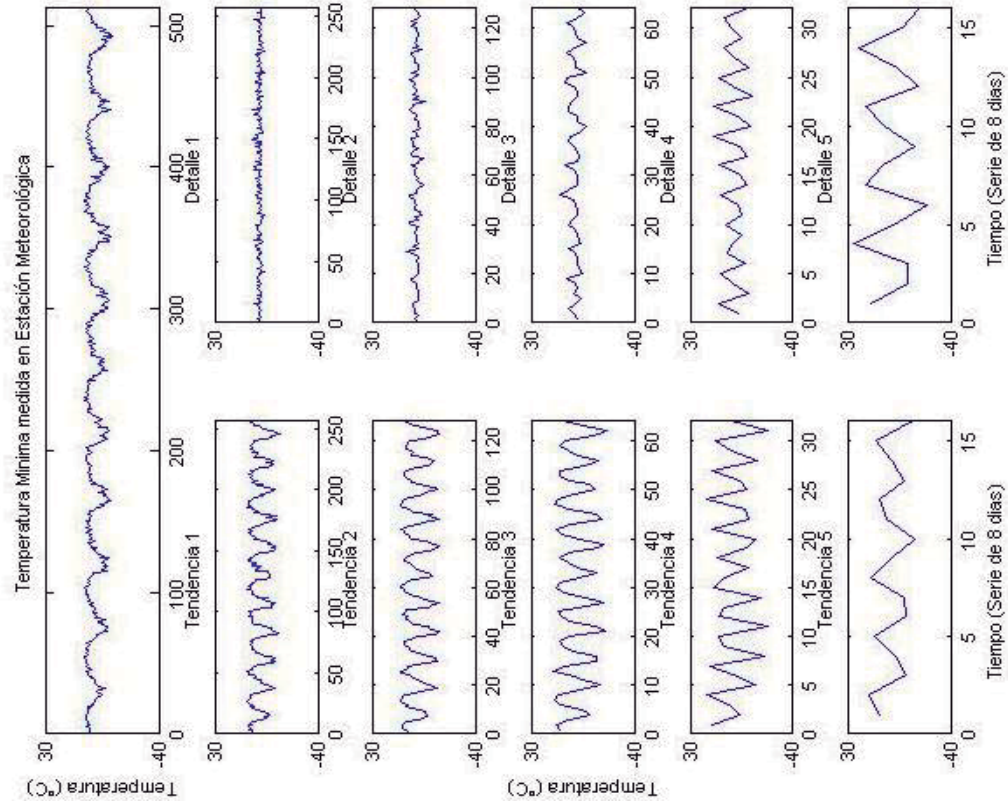
Anexo 3.7. Estación Lampa

Anexo 3.8. Estación Llally

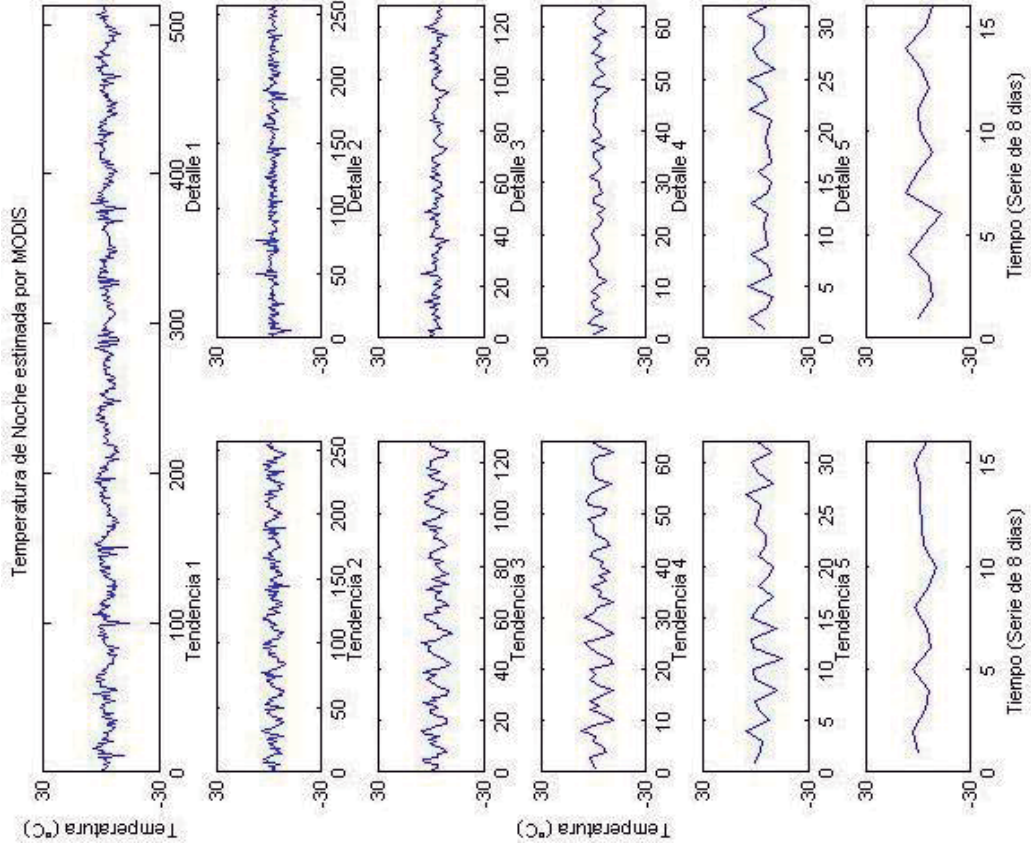
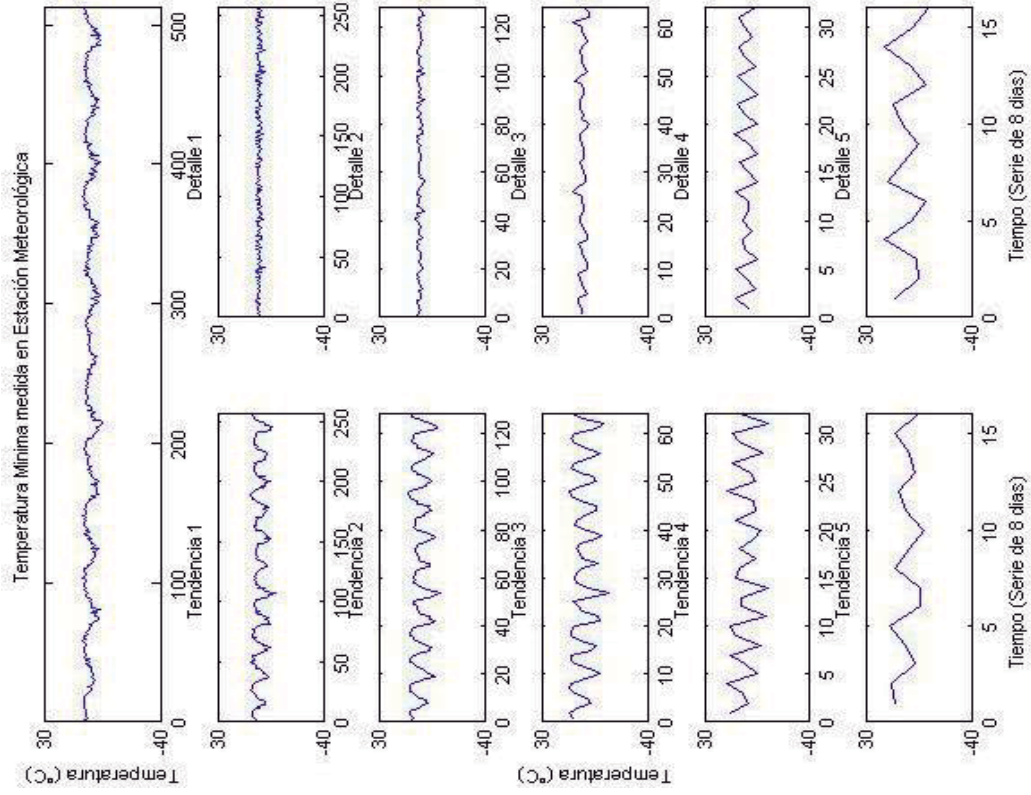
Anexo 3.9. Estación Pampahuta

Anexo 3.10. Estación Tahuaco - Yunguyo

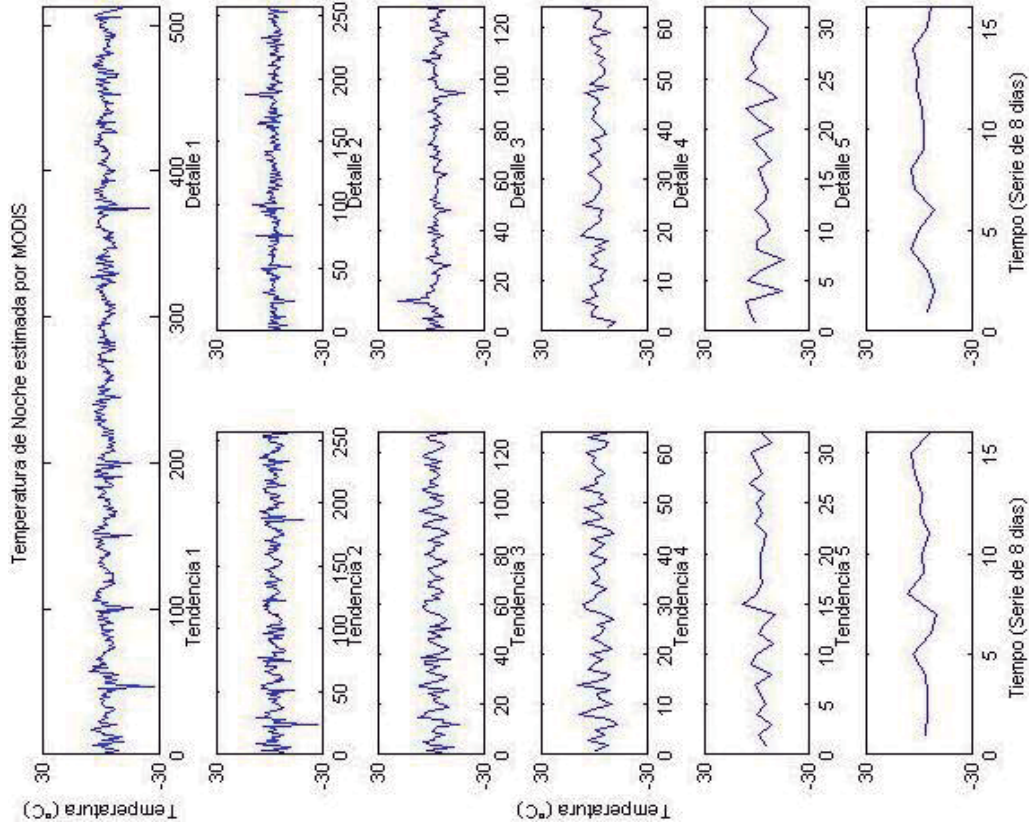
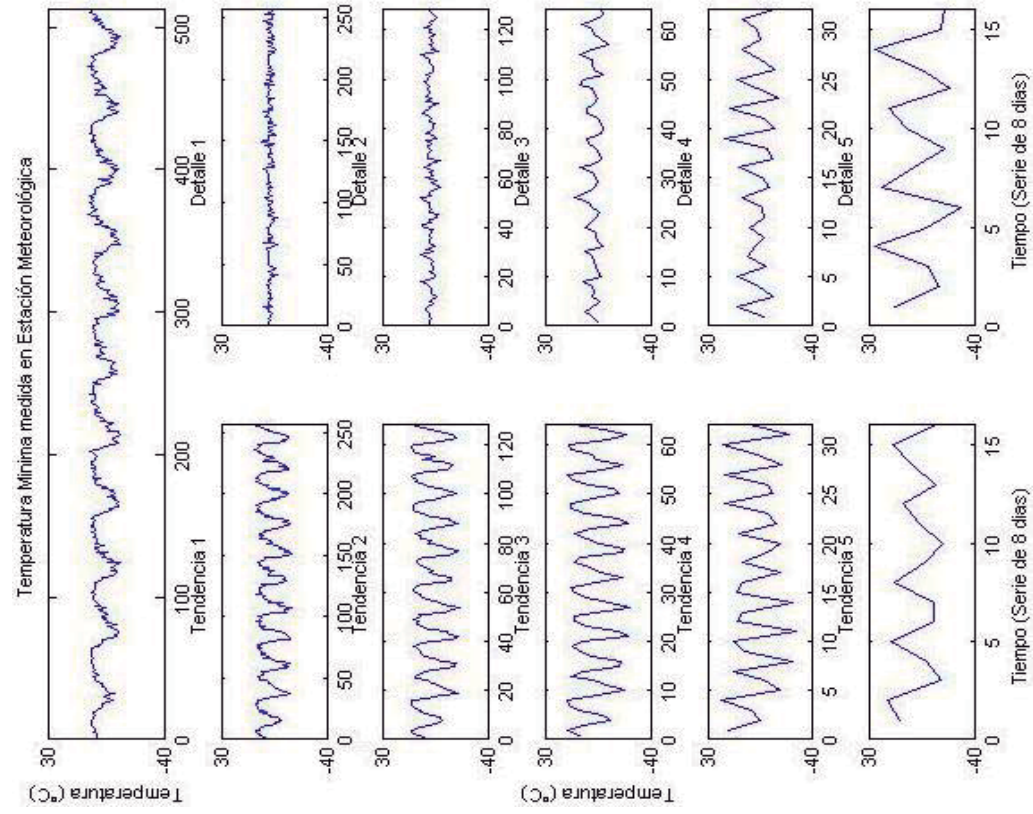
Anexo 3.1. Estación Ayaviri



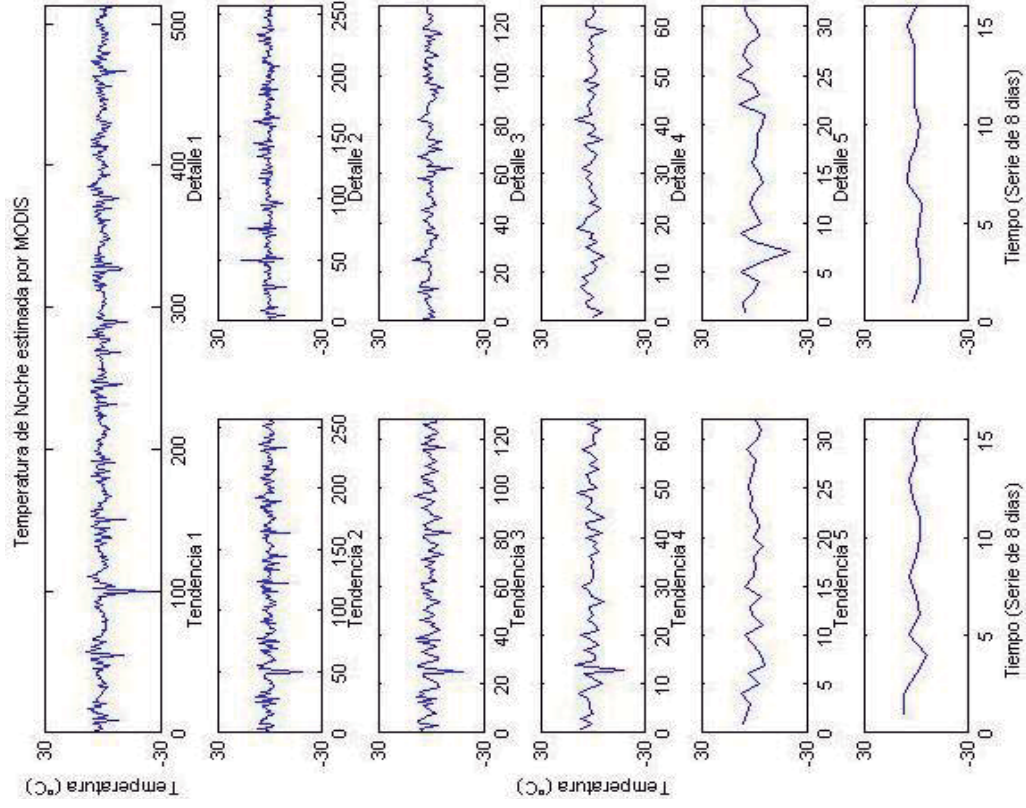
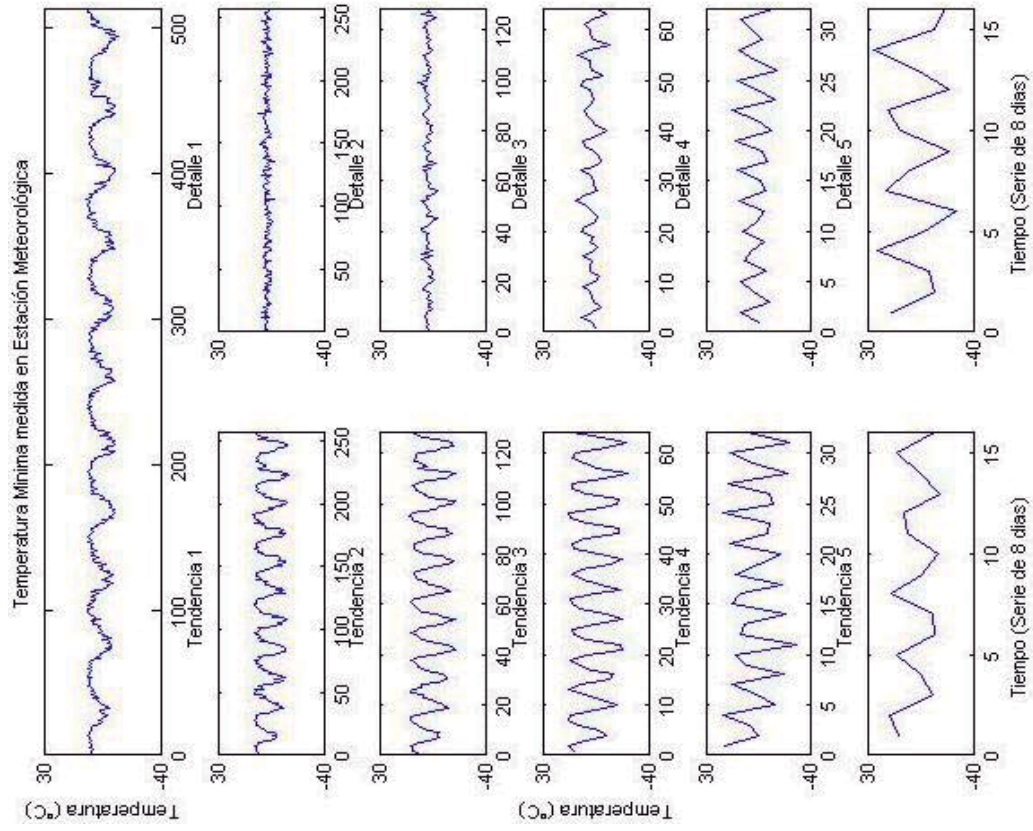
Anexo 3.2. Estación Cabanillas



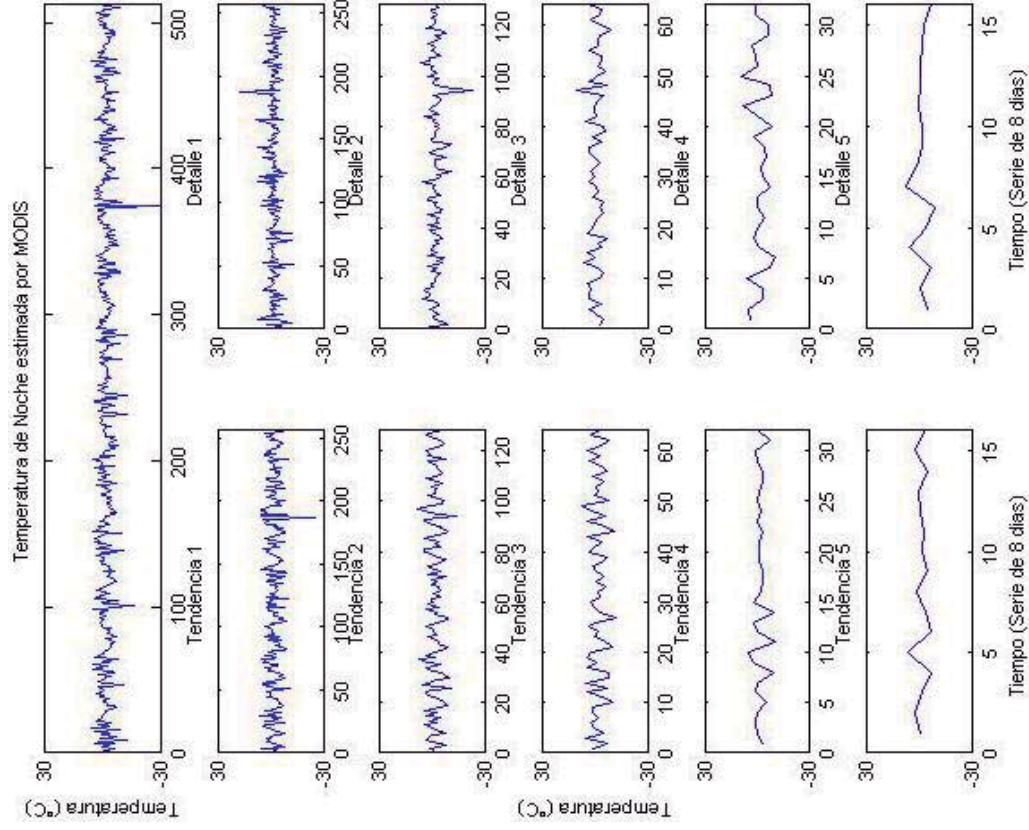
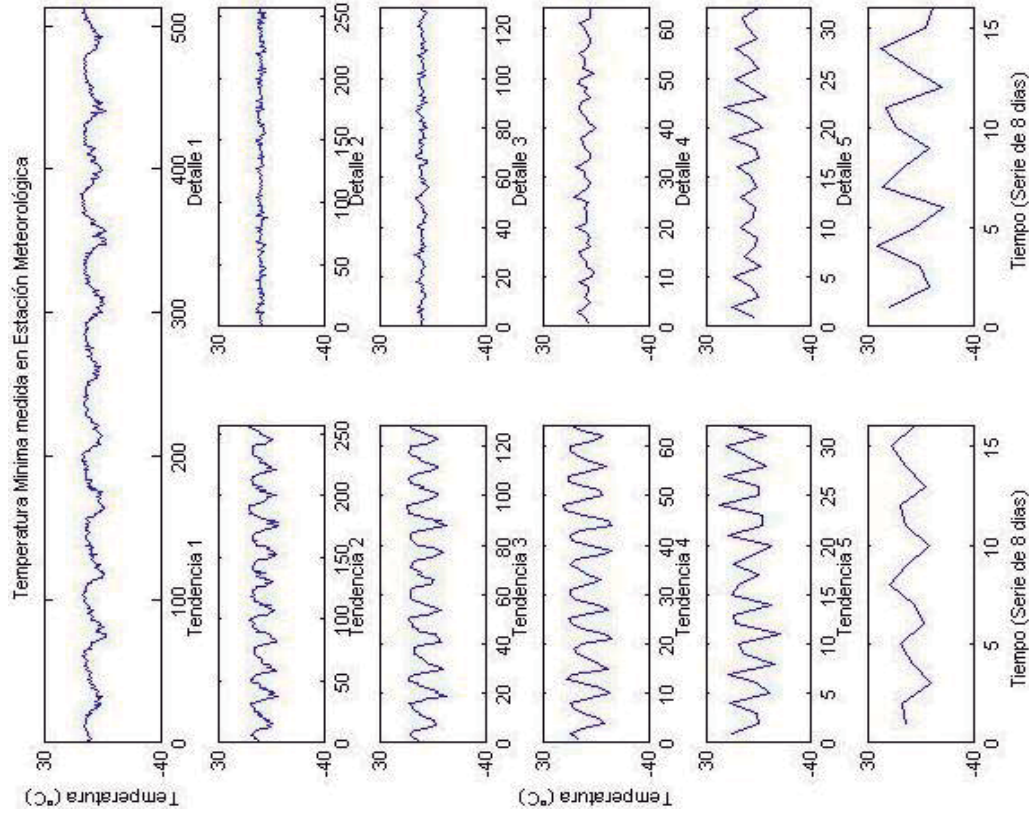
Anexo 3.3. Estación Chuquibambilla



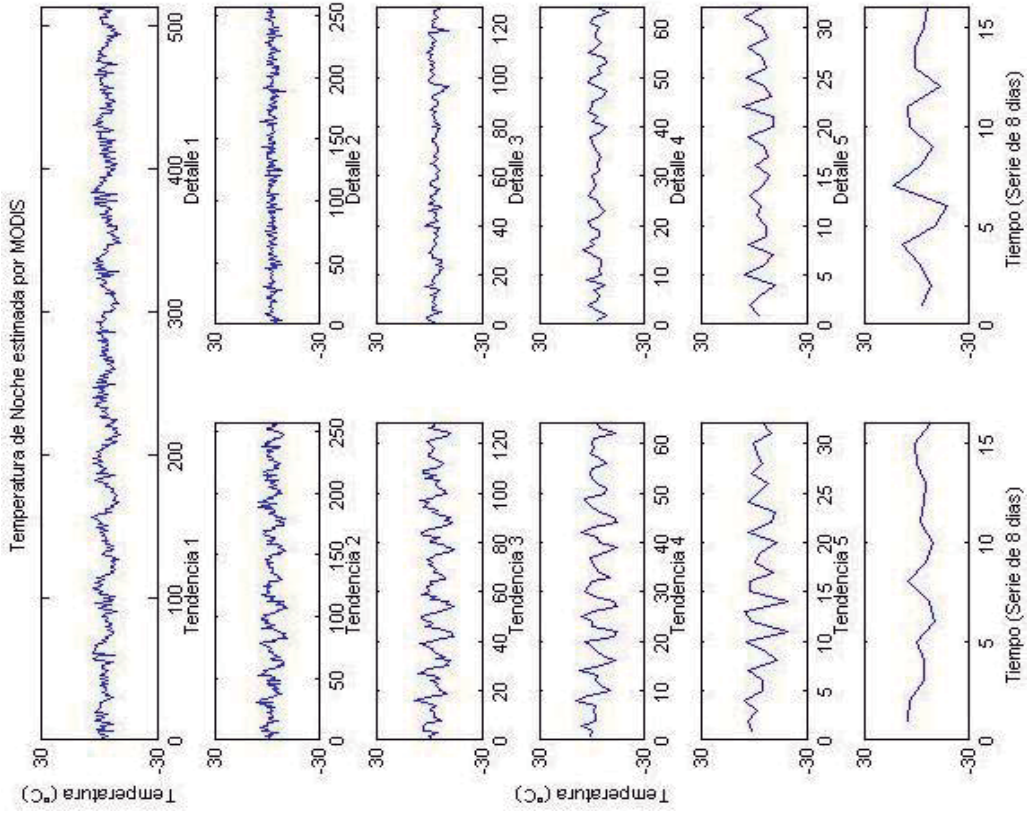
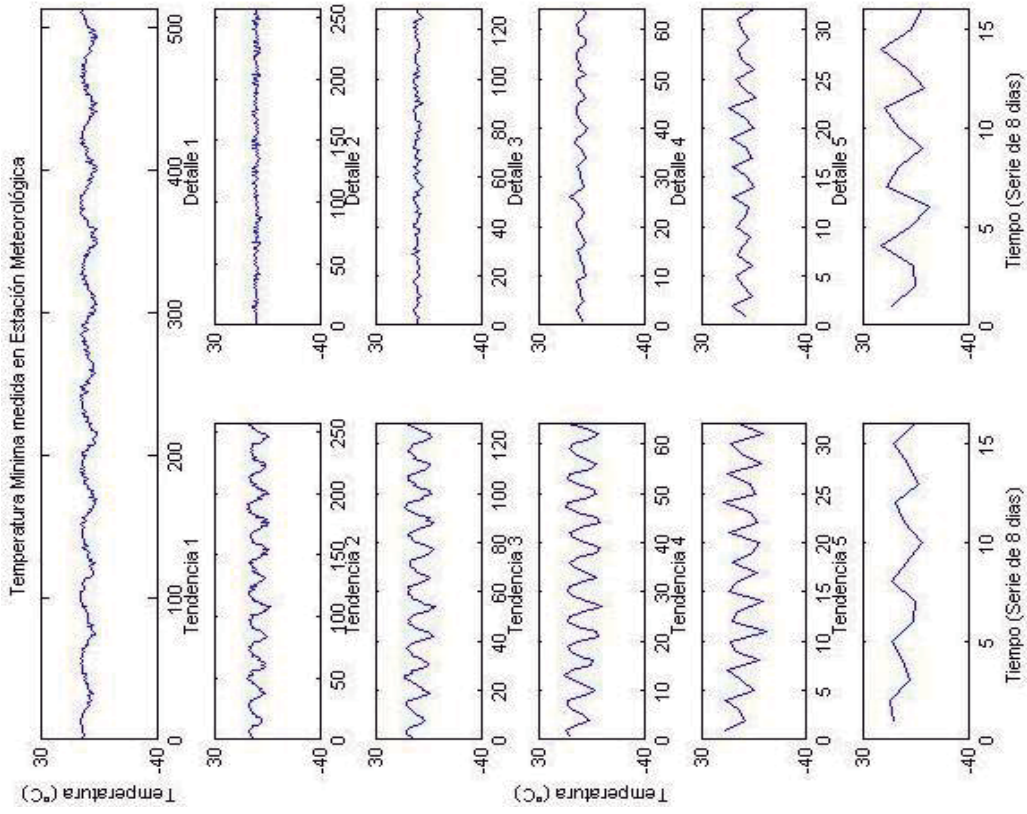
Anexo 3.4. Estación Crucero Alto



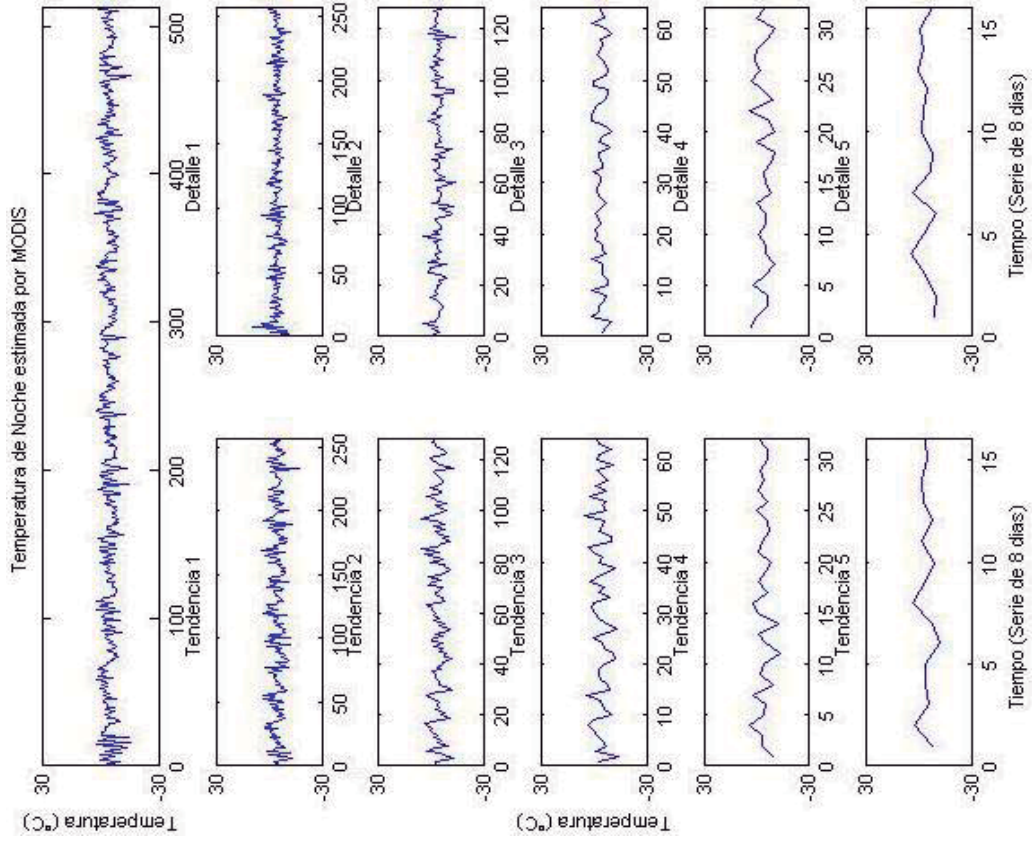
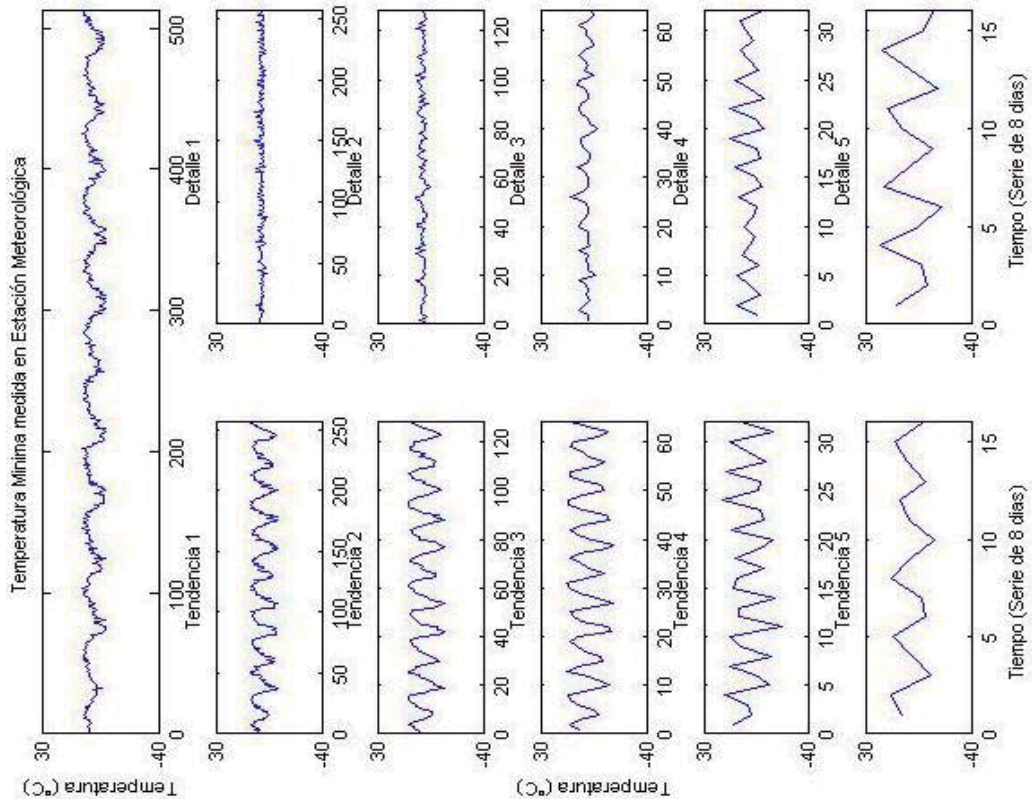
Anexo 3.5. Estación Desaguadero



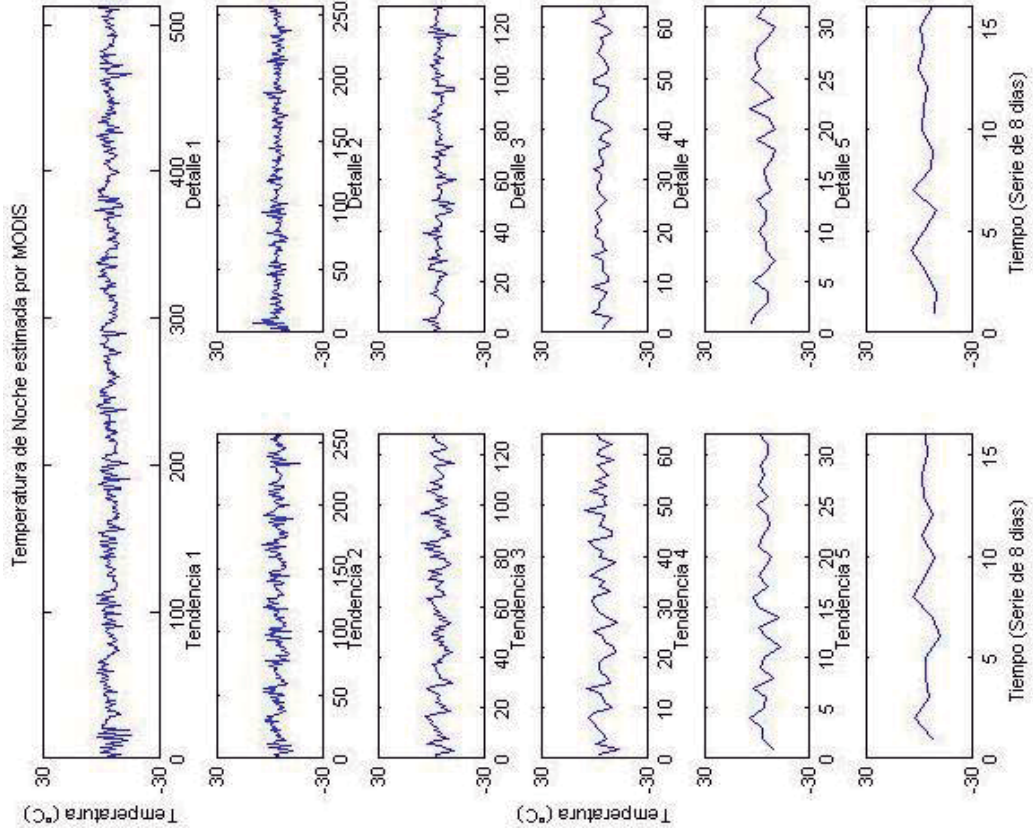
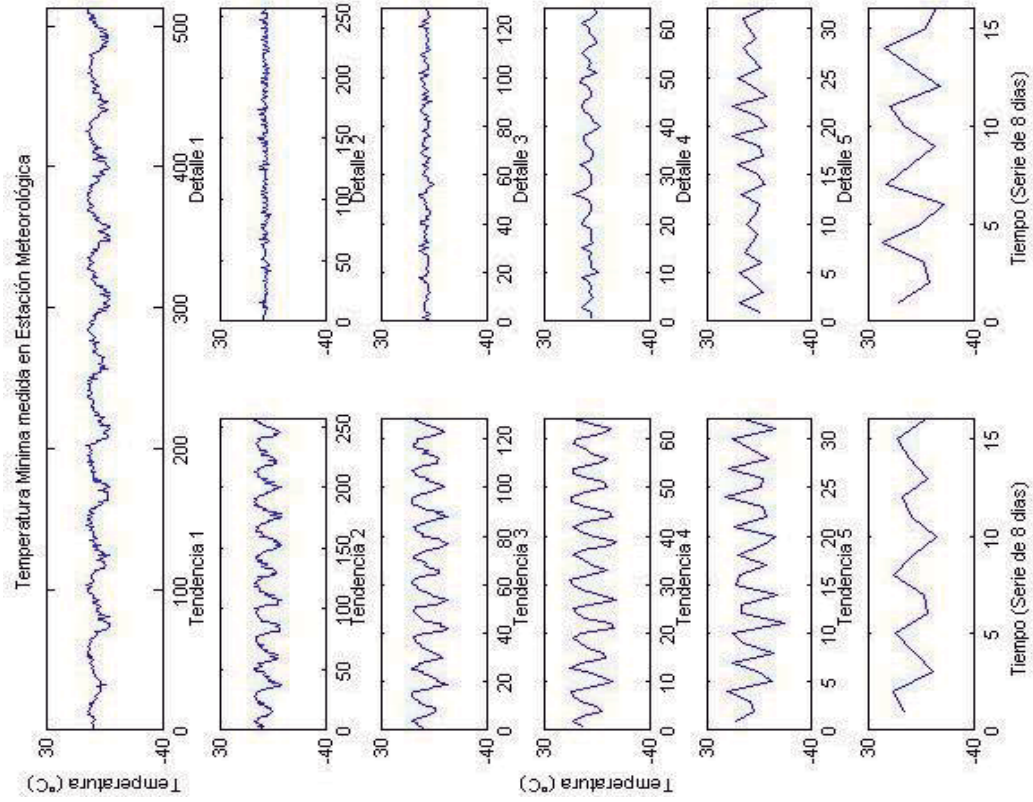
Anexo 3.6. Estación Huaraya - Moho



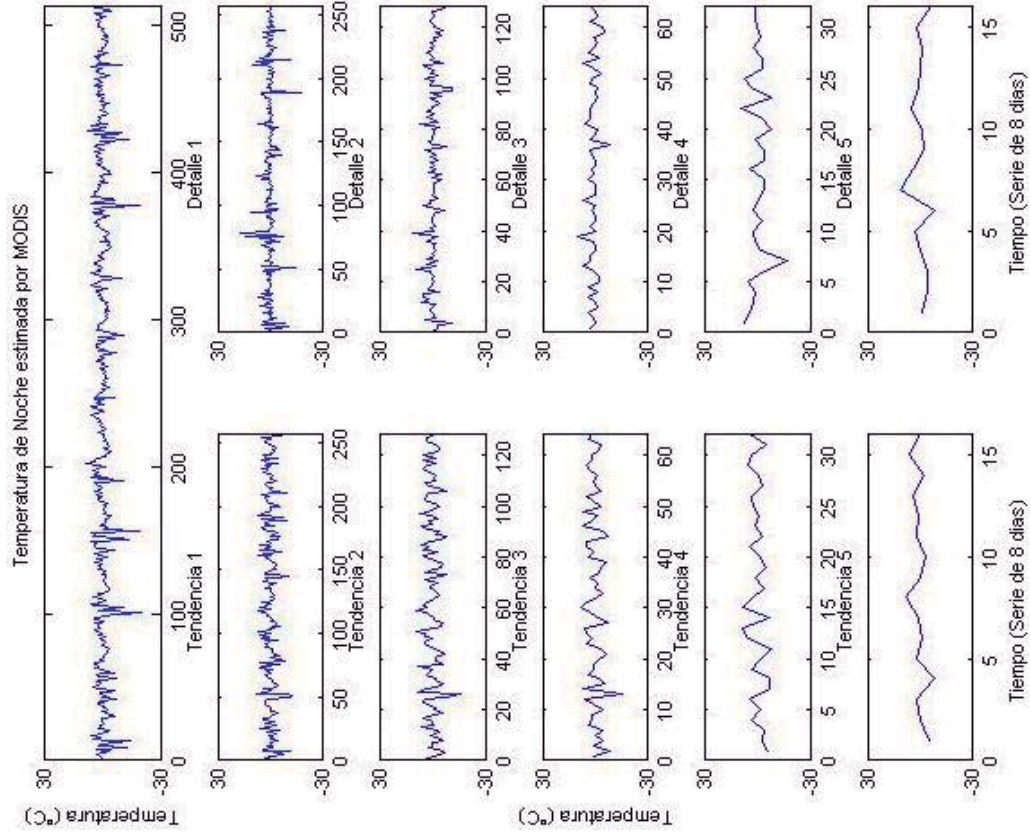
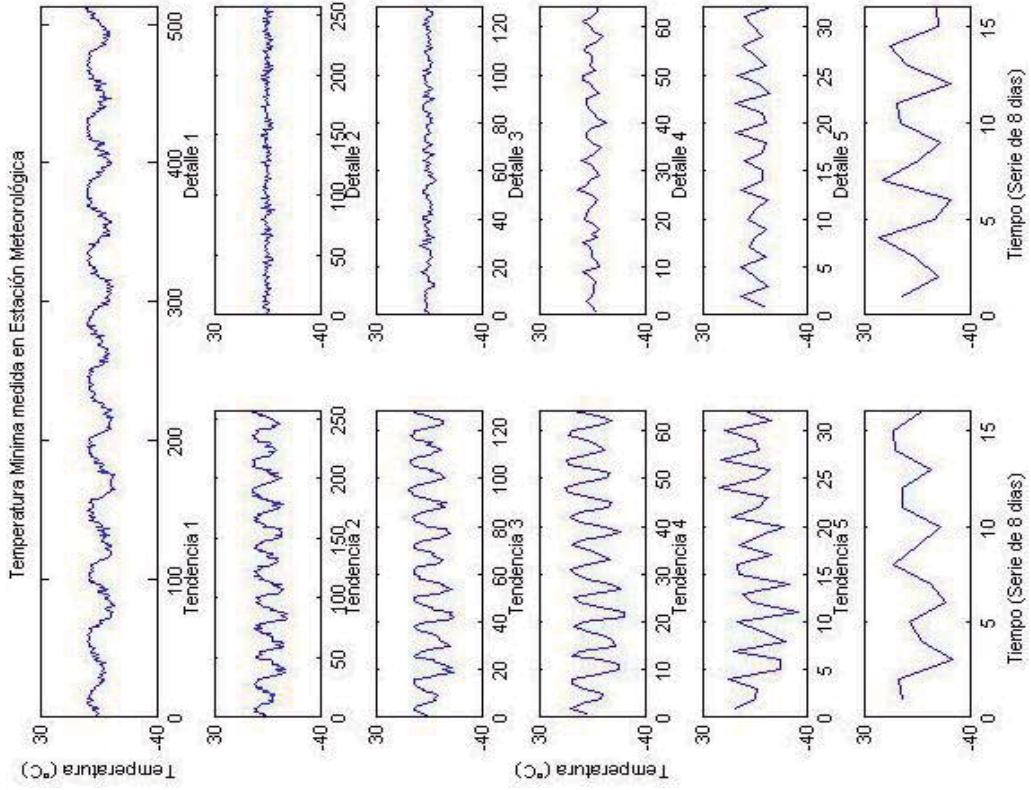
Anexo 3.7. Estación Lampa



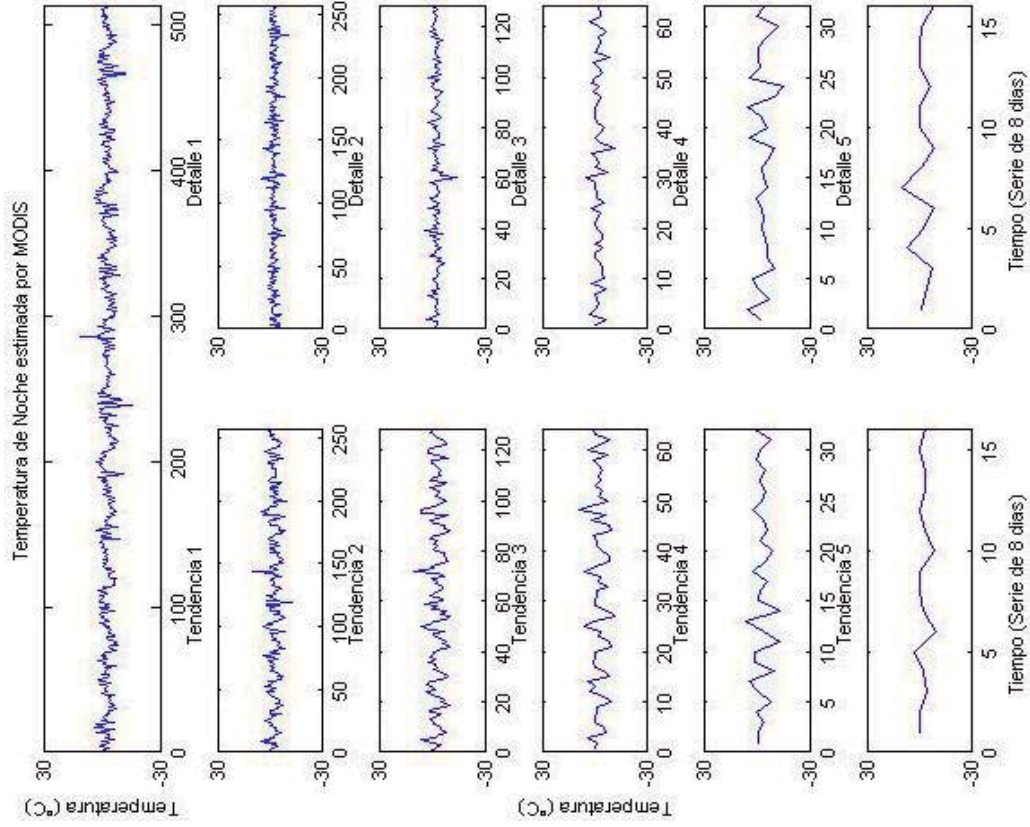
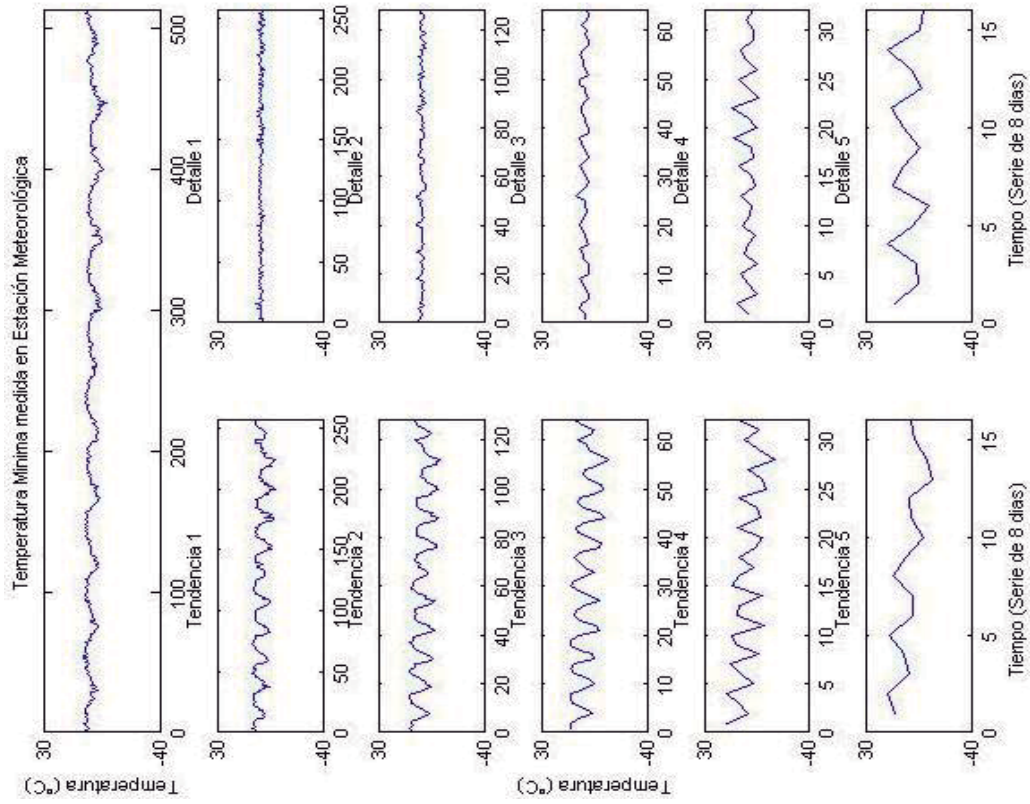
Anexo 3.8. Estación Llally



Anexo 3.9. Estación Pampahuta



Anexo 3.10. Estación Tahuaco - Yunguyo



Anexo 4. Corrección de Temperatura de día y de noche, estimadas por MODIS, mediante el análisis Wavelet Multiresolución.

Anexo 4.1. Estación Ayaviri

Anexo 4.2. Estación Cabanillas

Anexo 4.3. Estación Chuquibambilla

Anexo 4.4. Estación Crucero Alto

Anexo 4.5. Estación Desaguadero

Anexo 4.6. Estación Huaraya - Moho

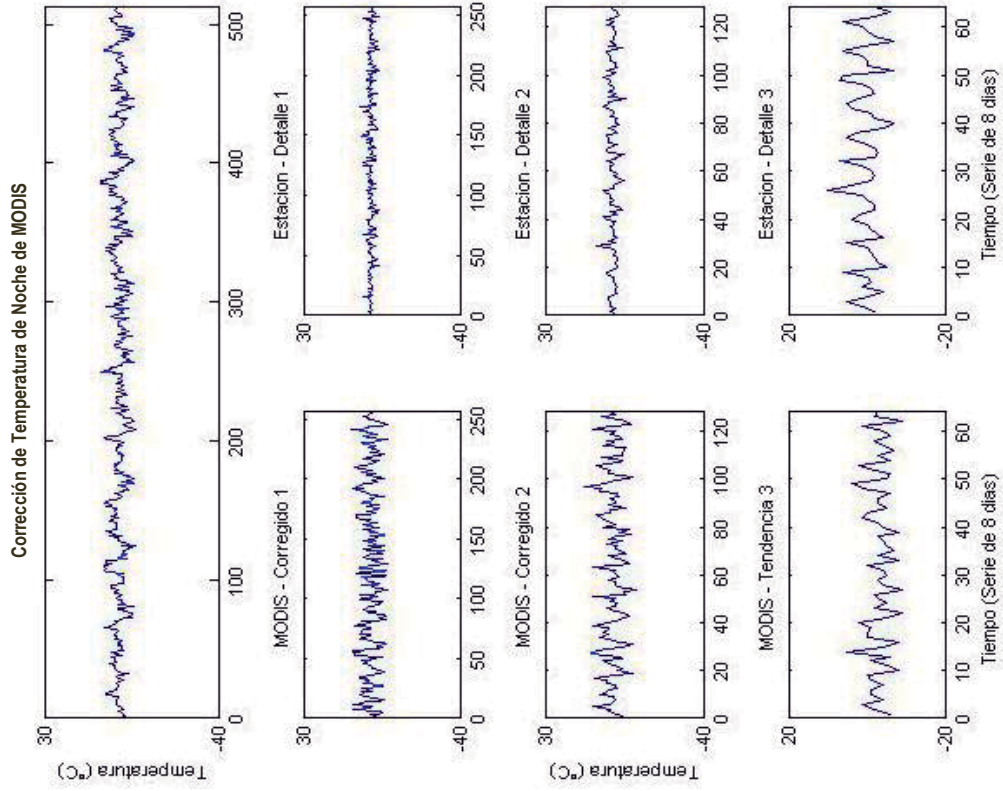
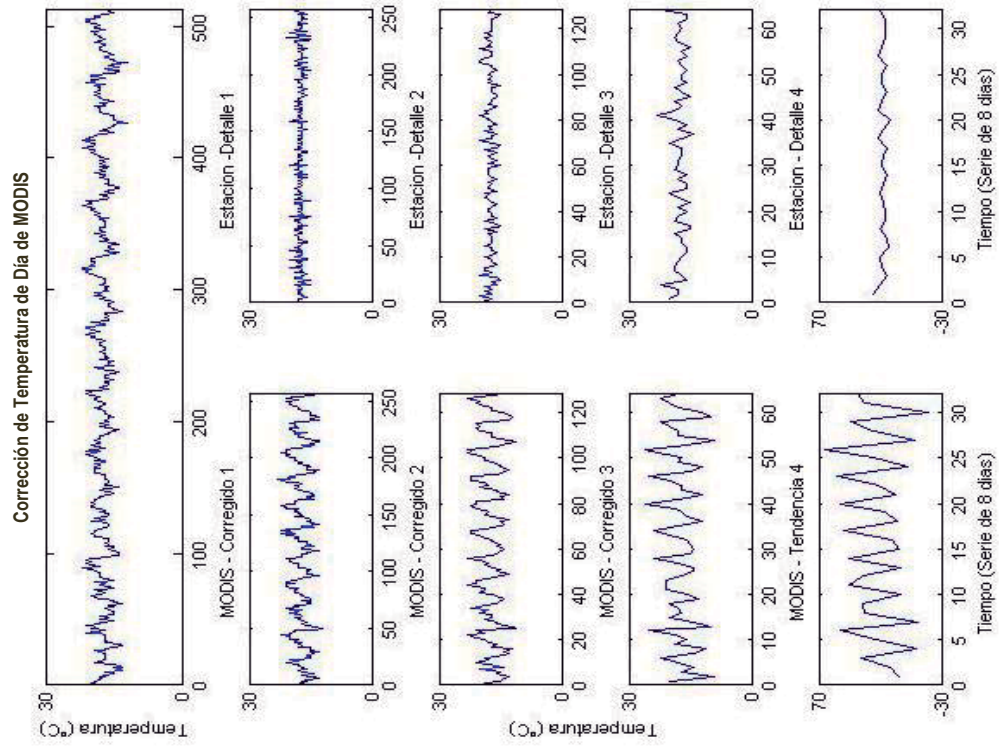
Anexo 4.7. Estación Lampa

Anexo 4.8. Estación Llally

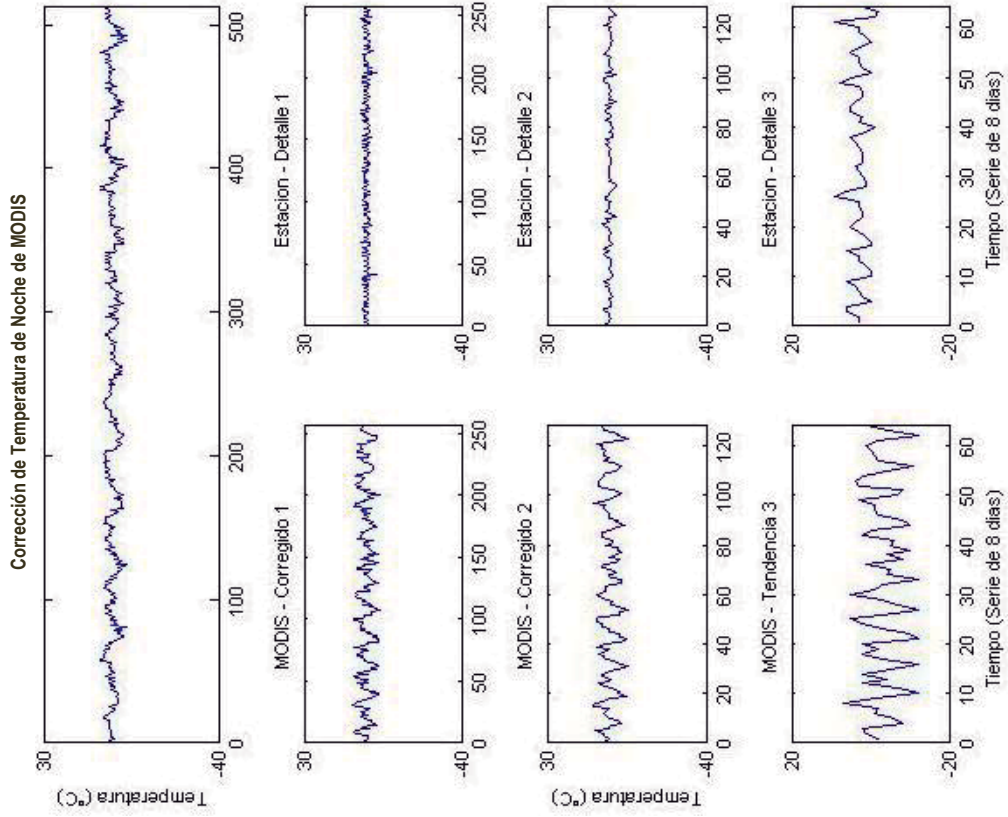
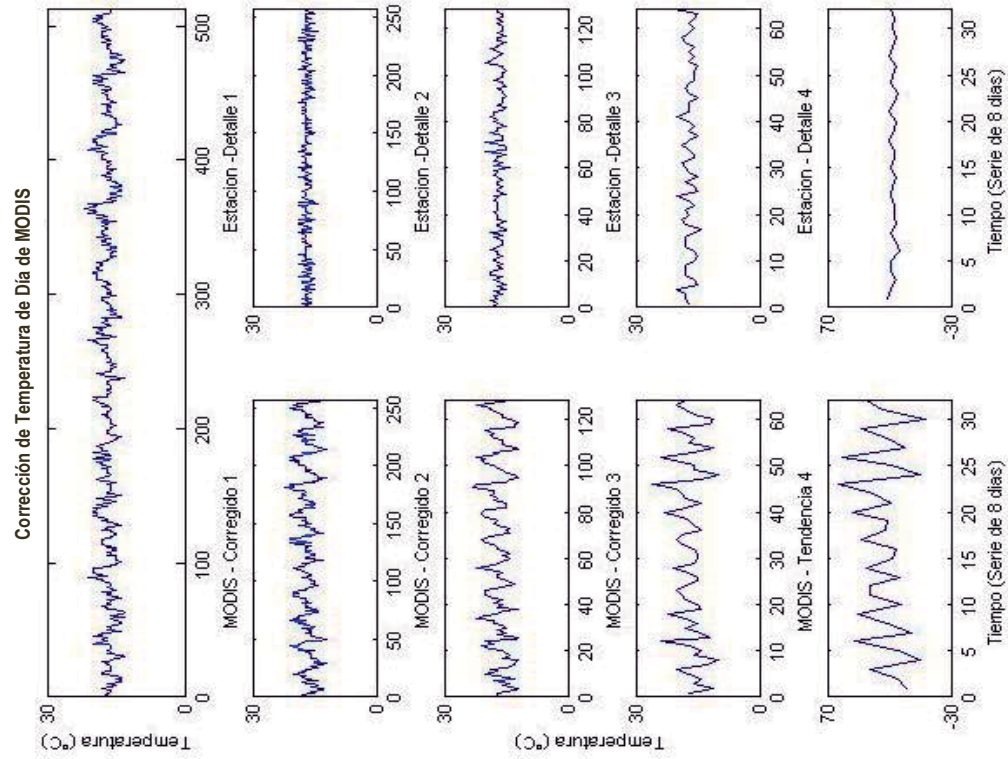
Anexo 4.9. Estación Pampahuta

Anexo 4.10. Estación Tahuaco - Yunguyo

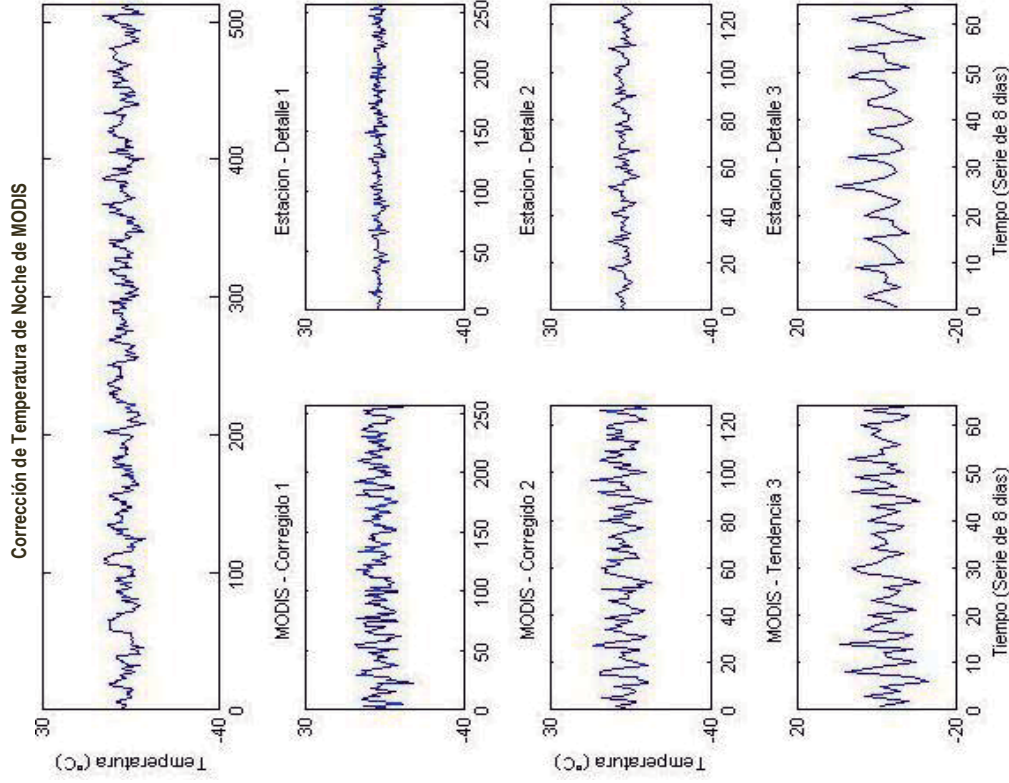
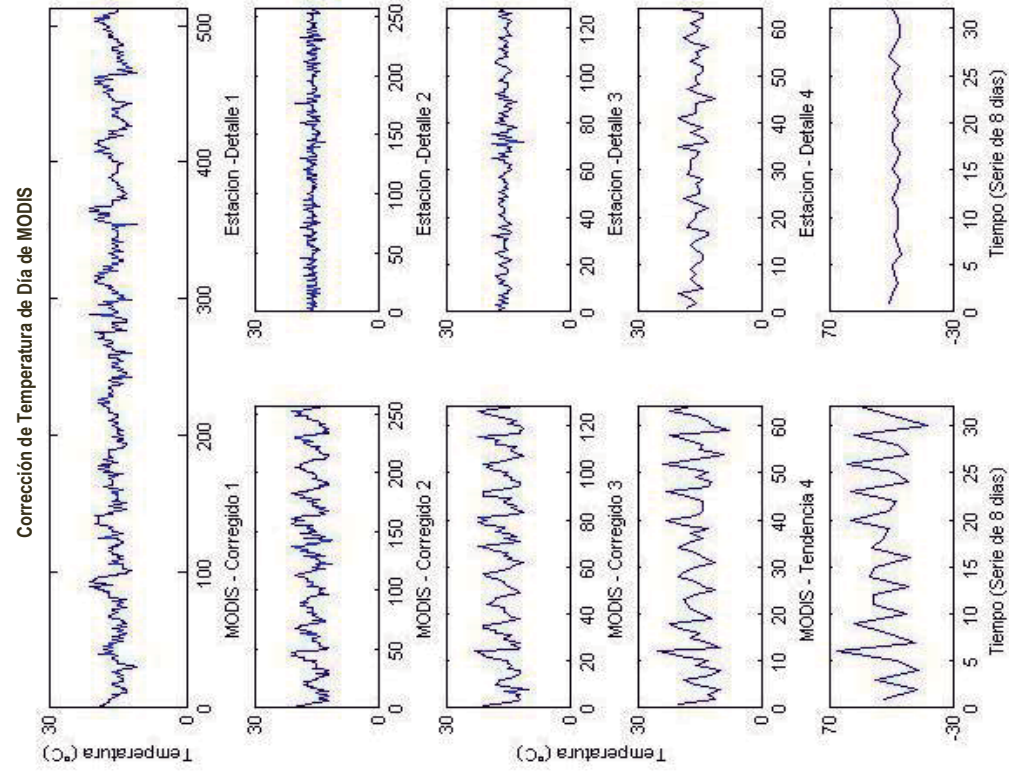
Anexo 4.1. Estación Ayaviri



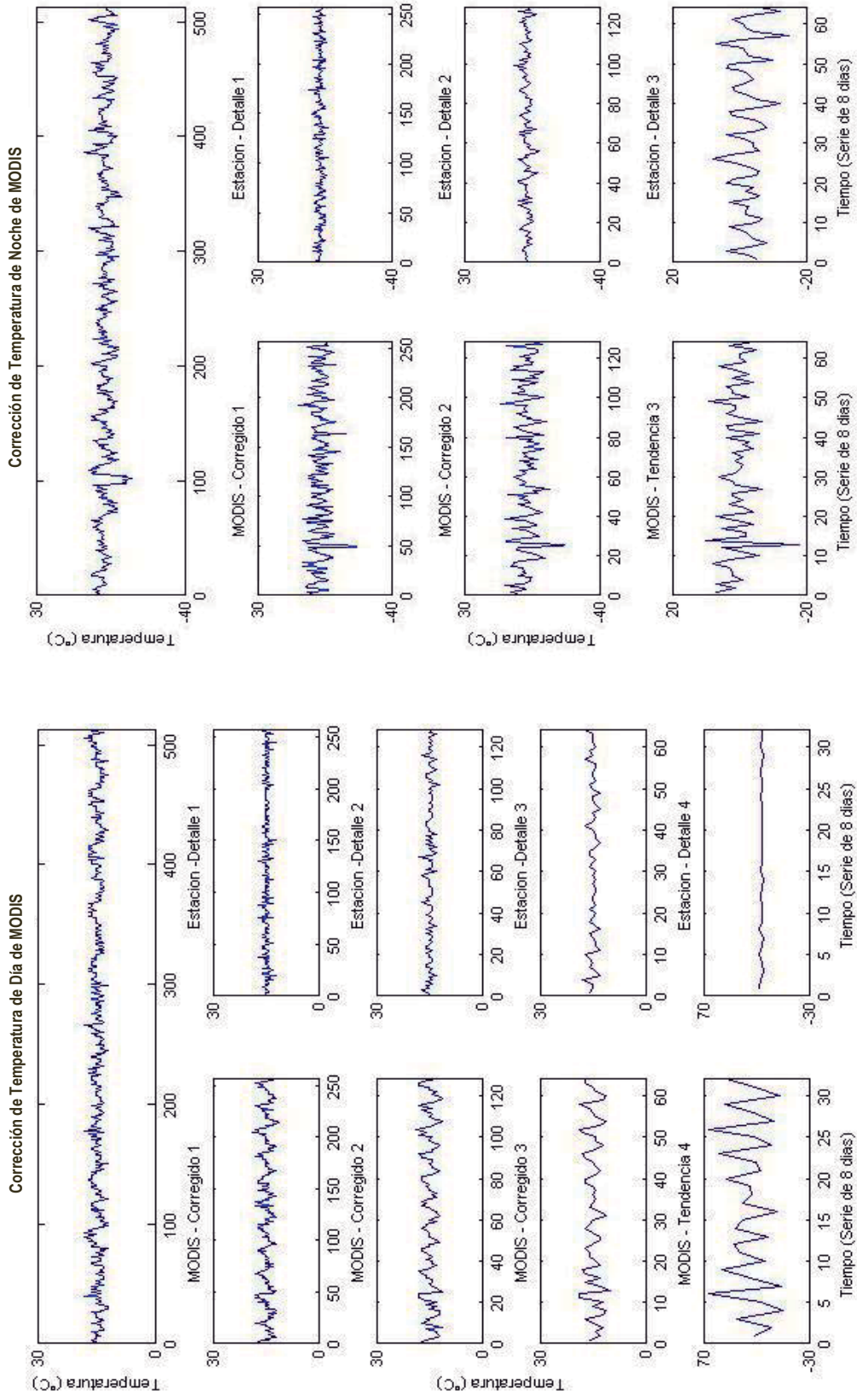
Anexo 4.2. Estación Cabanillas



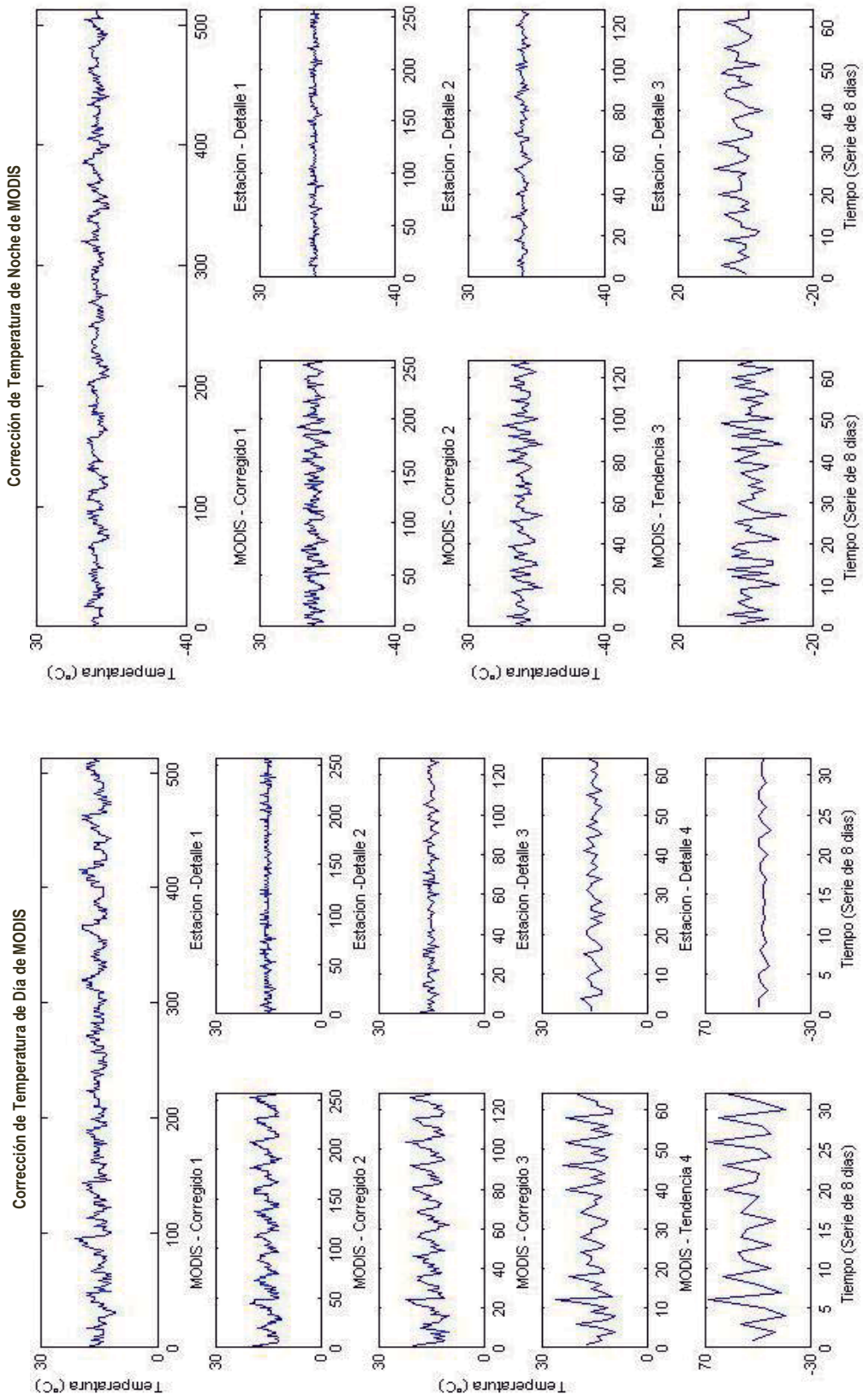
Anexo 4.3. Estación Chuquibambilla



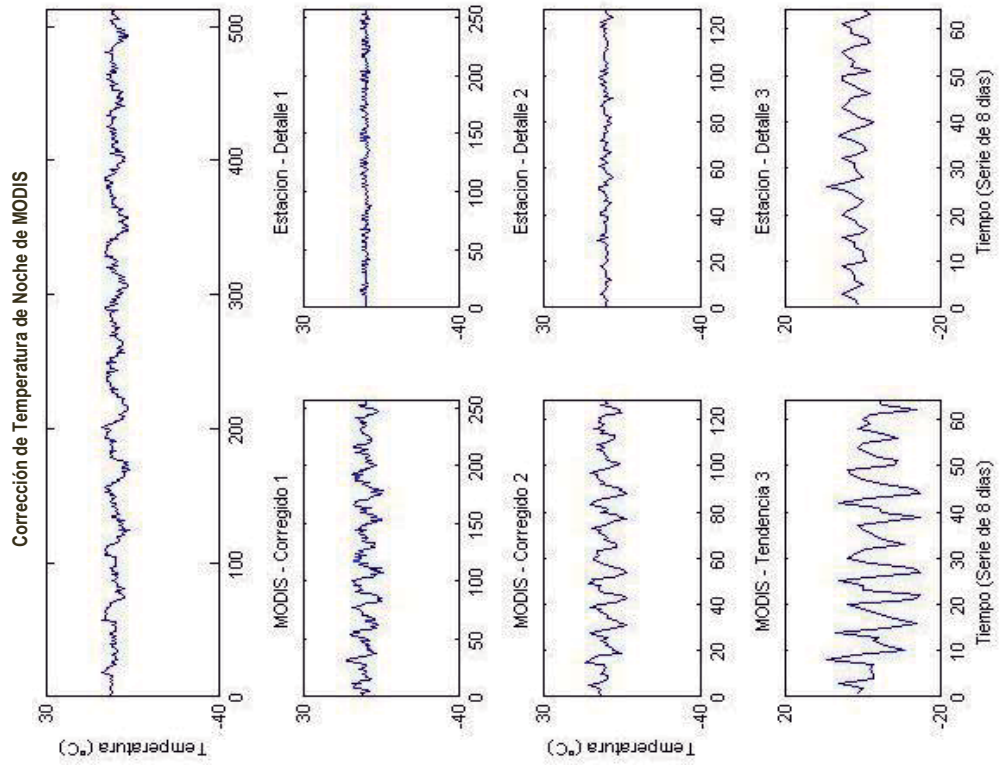
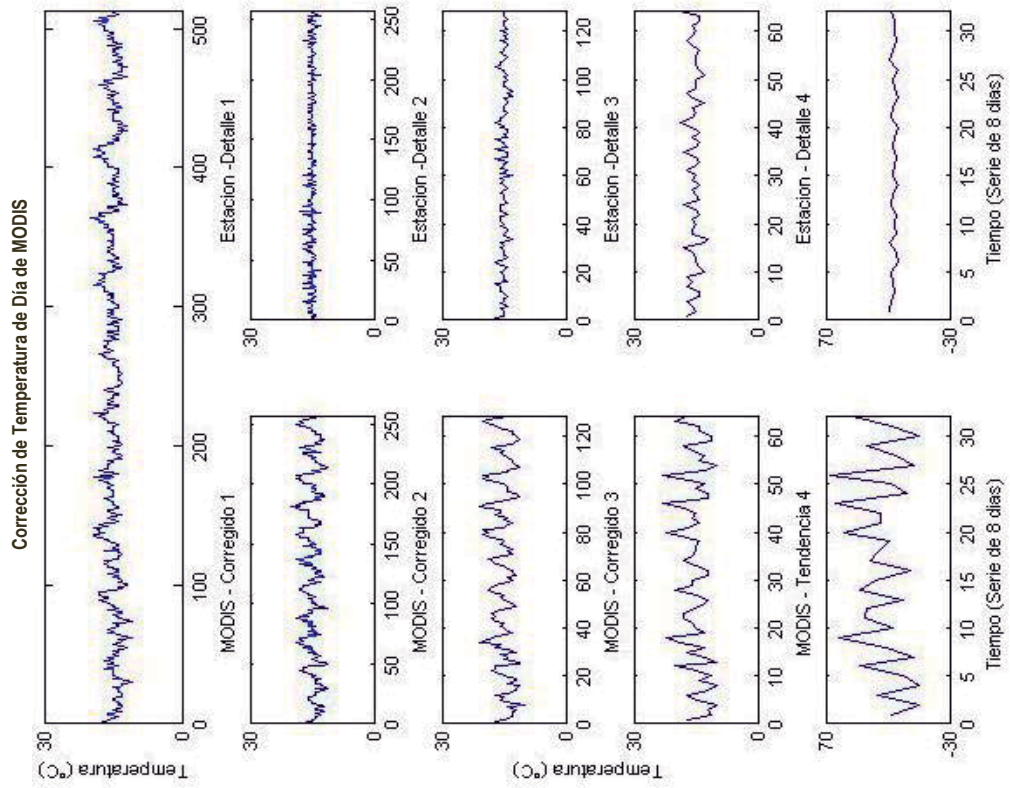
Anexo 4.4. Estación Crucero Alto



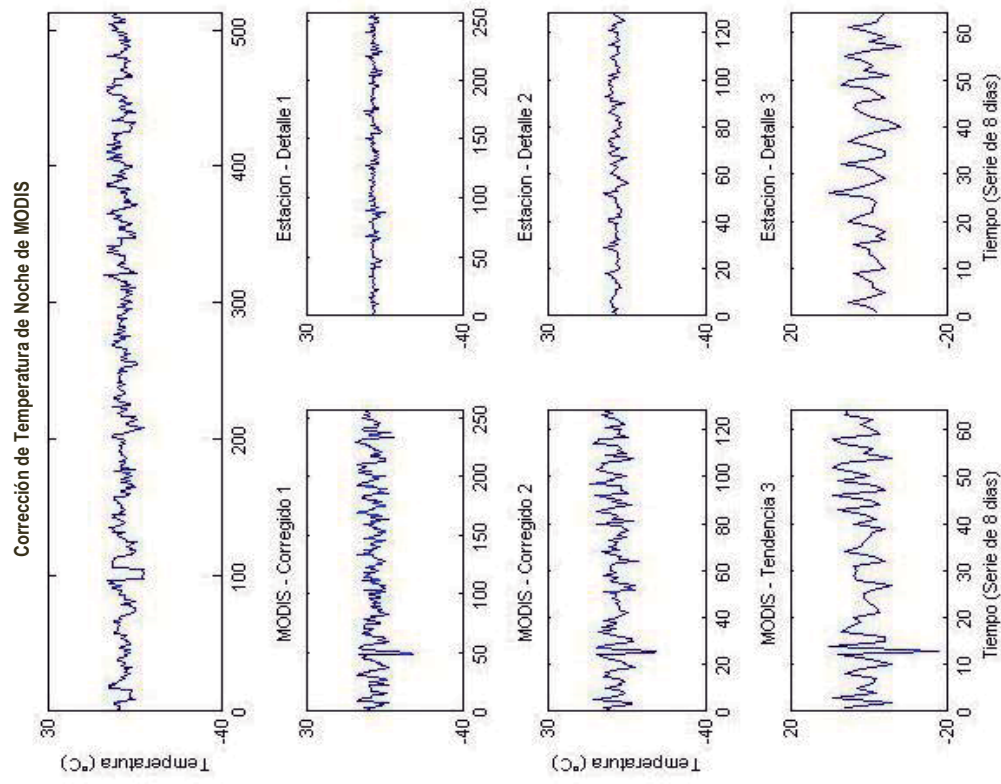
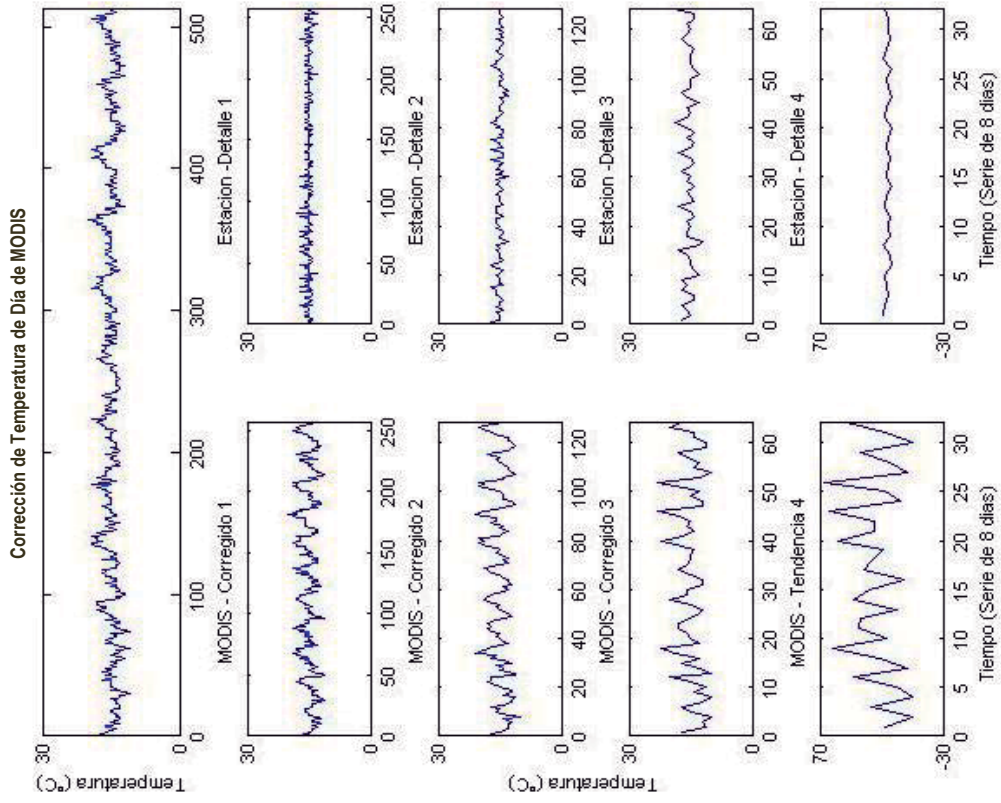
Anexo 4.5. Estación Desaguadero



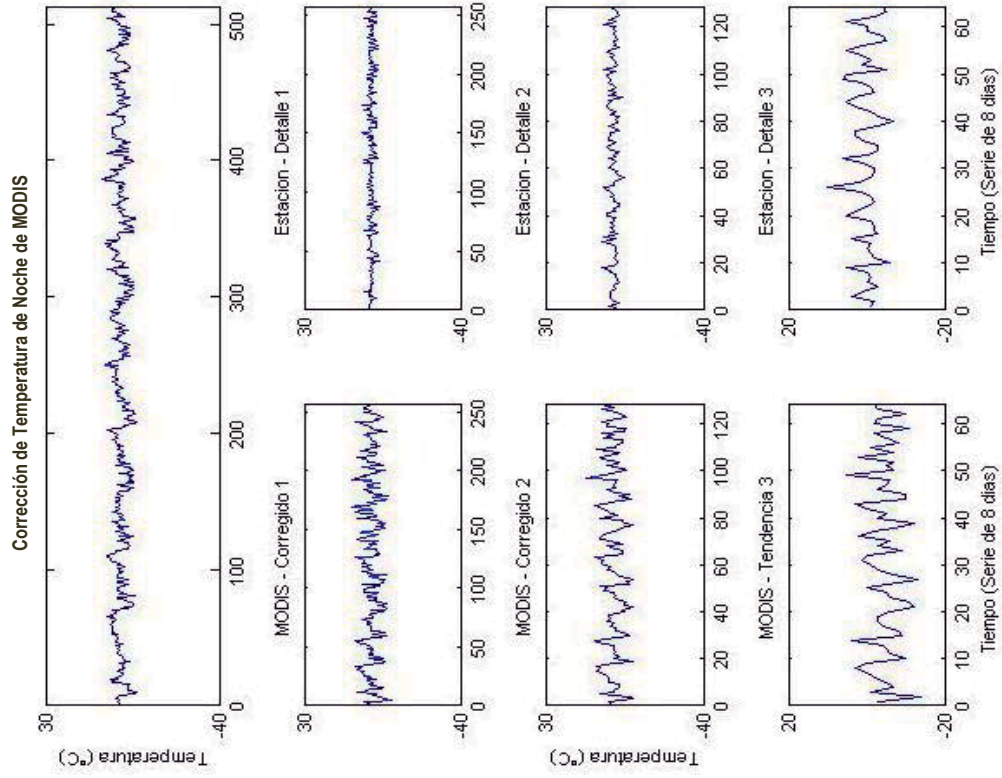
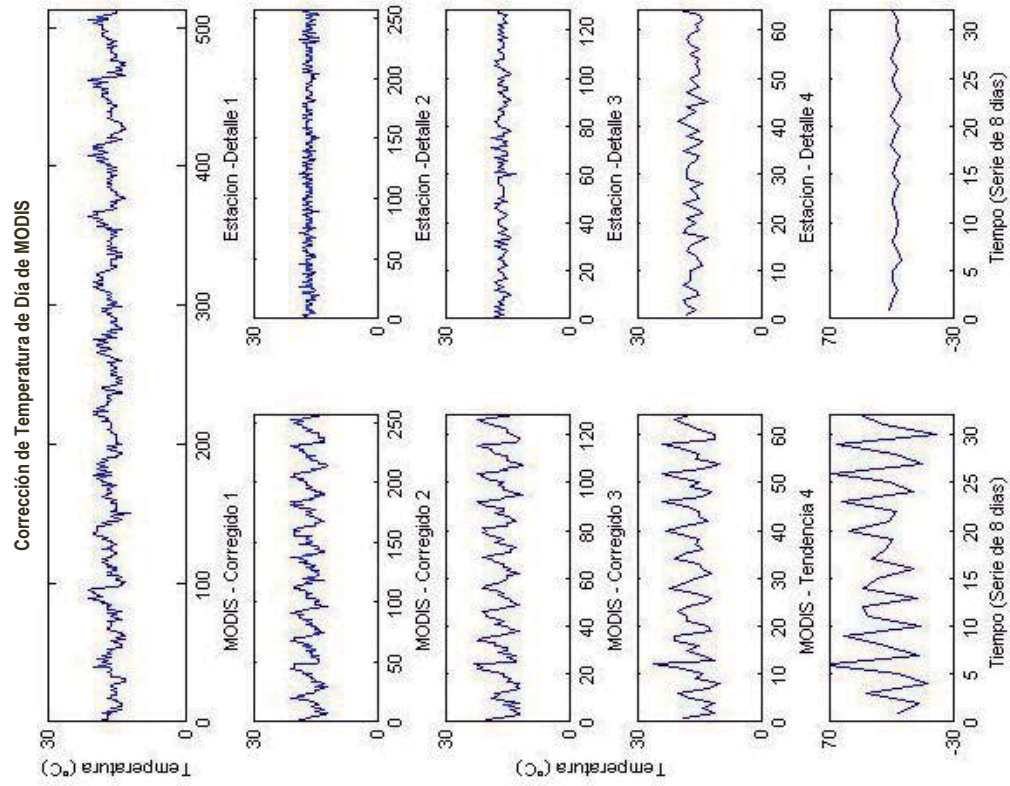
Anexo 4.6. Estación Huaraya – Mocho



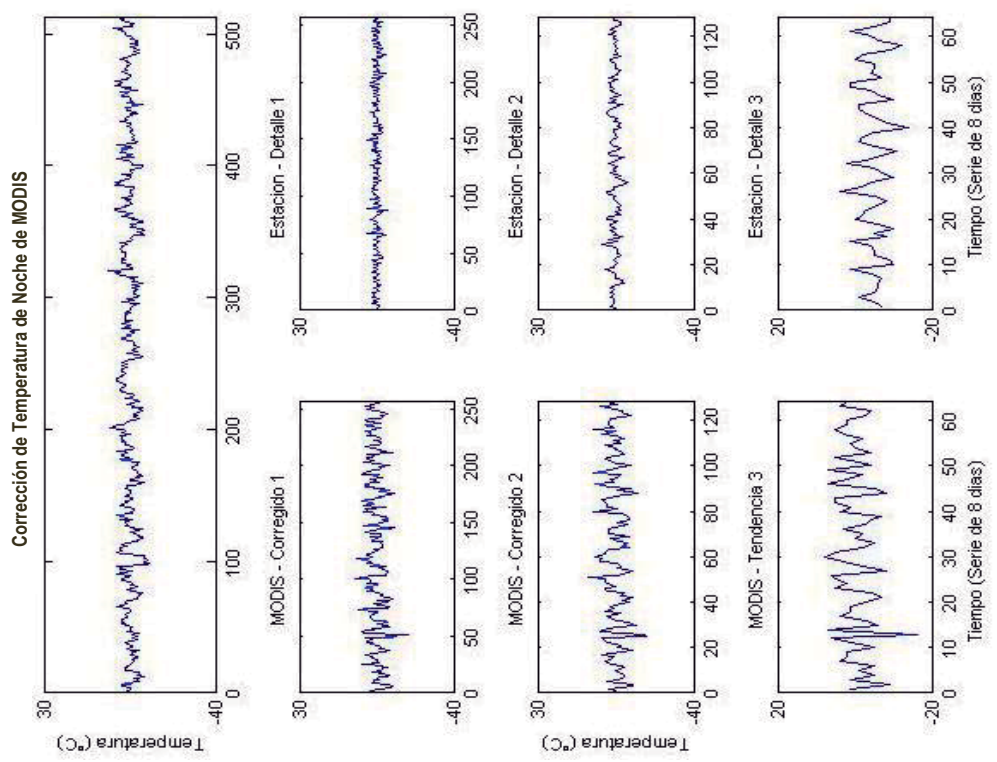
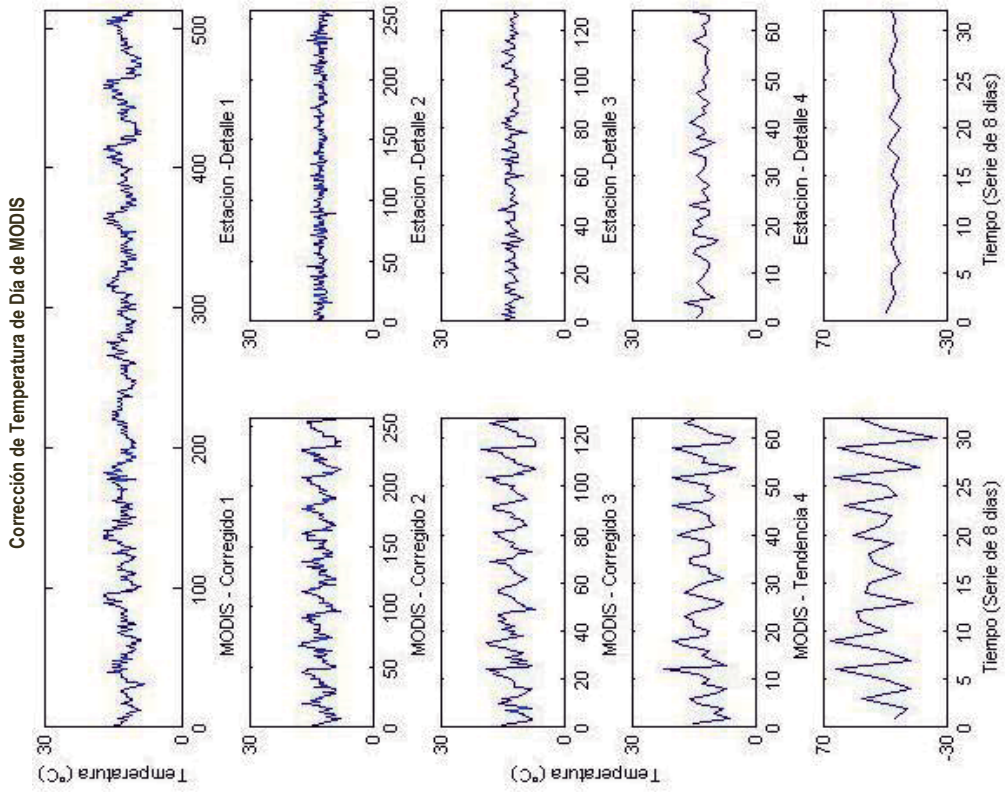
Anexo 4.7. Estación Lampa



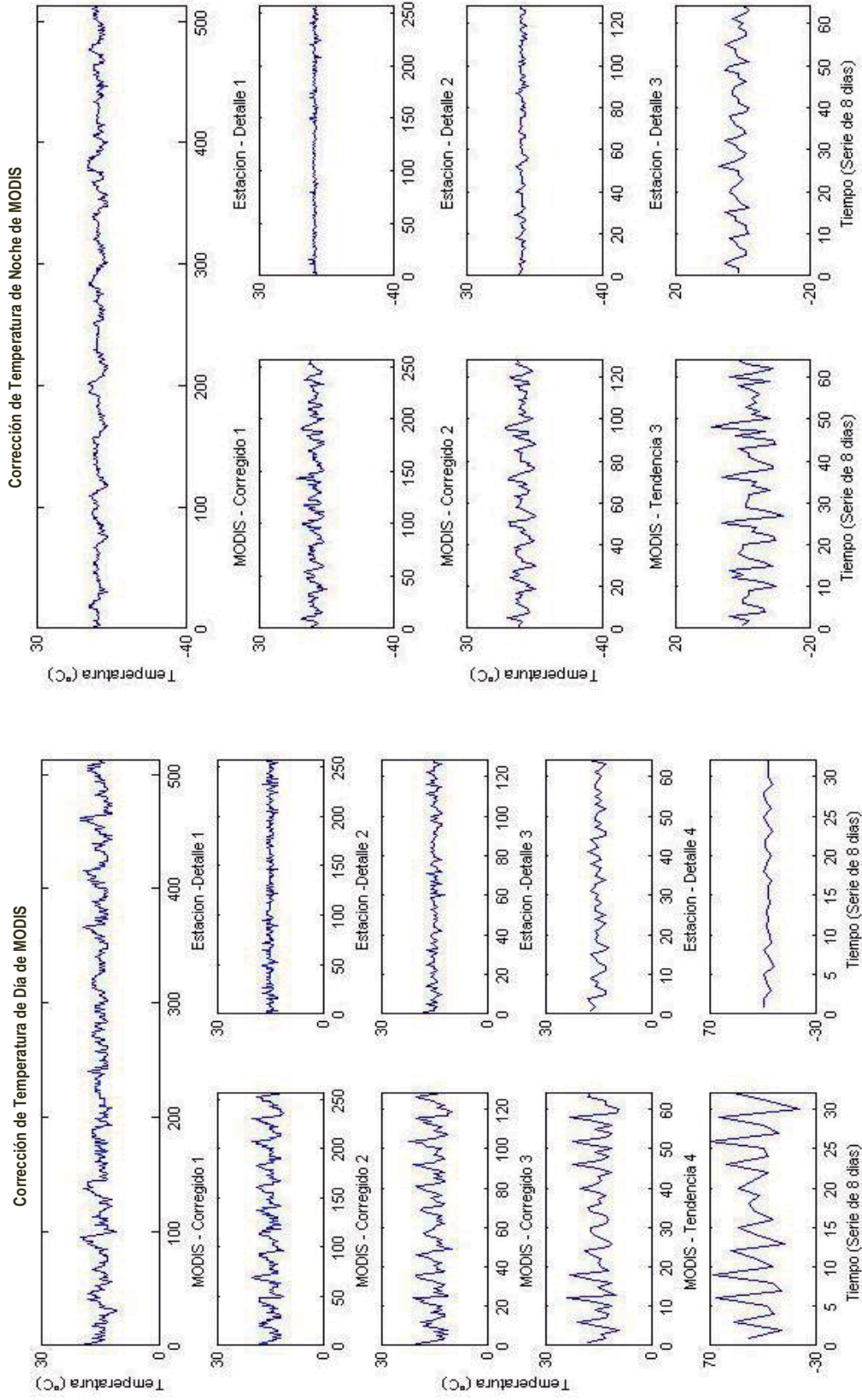
Anexo 4.8. Estación Llally



Anexo 4.9. Estación Pampahuta



Anexo 4.10. Estación Tahuaco – Yunguyo



Anexo 5. Comparación de temperatura MODIS - Corregida y medida en Estación Meteorológica.

Anexo 5.1. Estación Ayaviri

Anexo 5.2. Estación Cabanillas

Anexo 5.3. Estación Chuquibambilla

Anexo 5.4. Estación Crucero Alto

Anexo 5.5. Estación Desaguadero

Anexo 5.6. Estación Huaraya - Moho

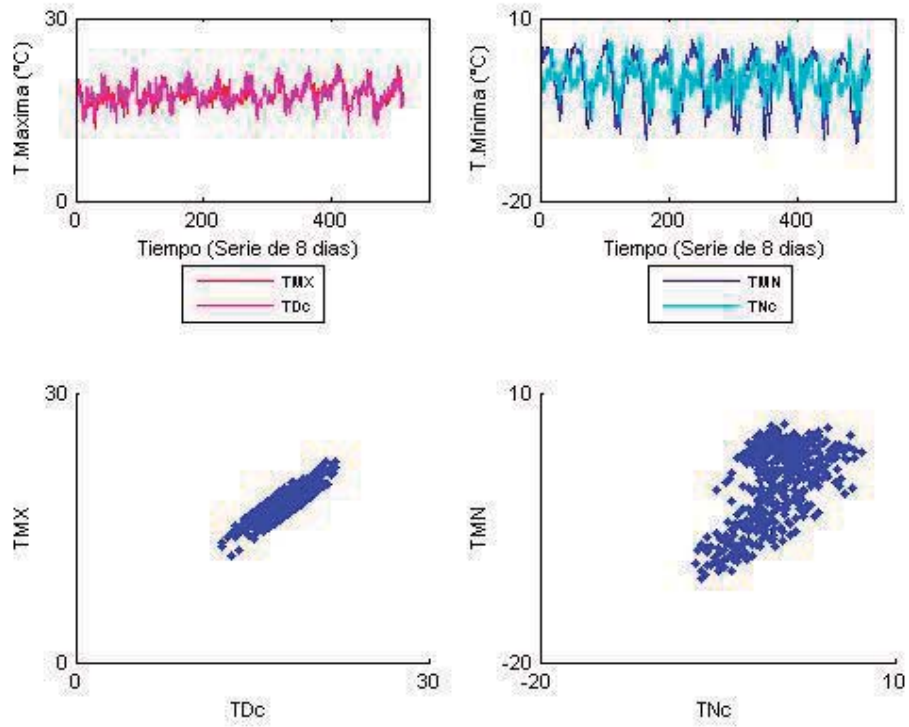
Anexo 5.7. Estación Lampa

Anexo 5.8. Estación Llally

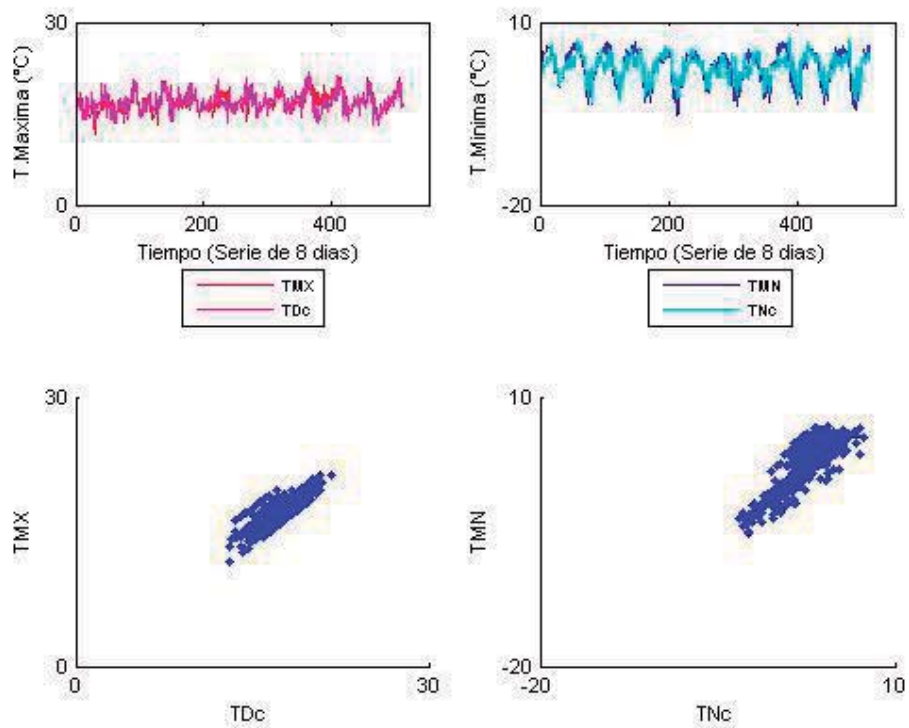
Anexo 5.9. Estación Pampahuta

Anexo 5.10. Estación Tahuaco - Yunguyo

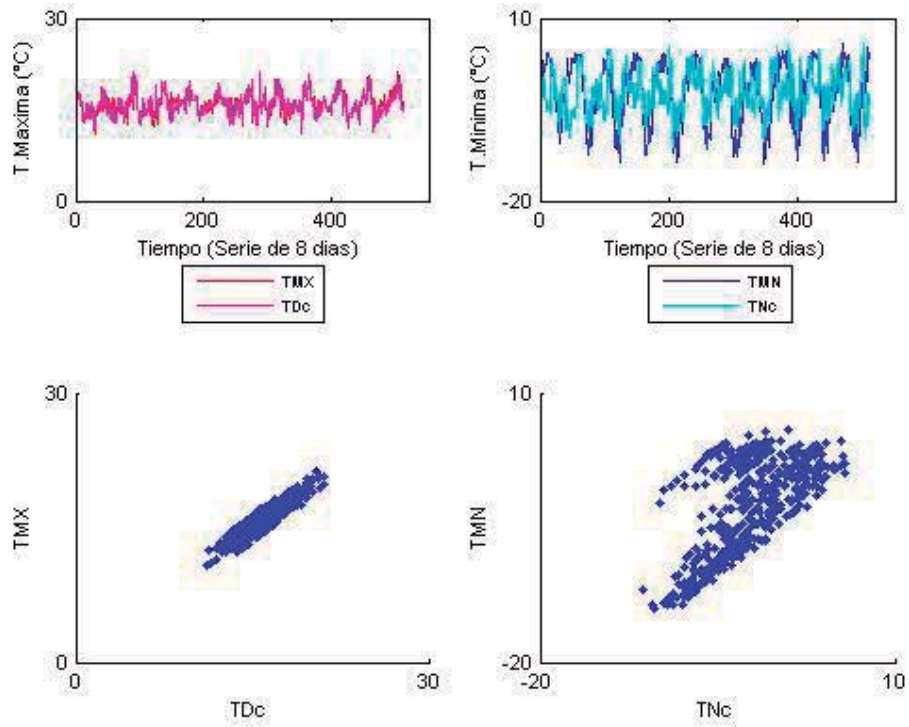
Anexo 5.1. Estación Ayaviri



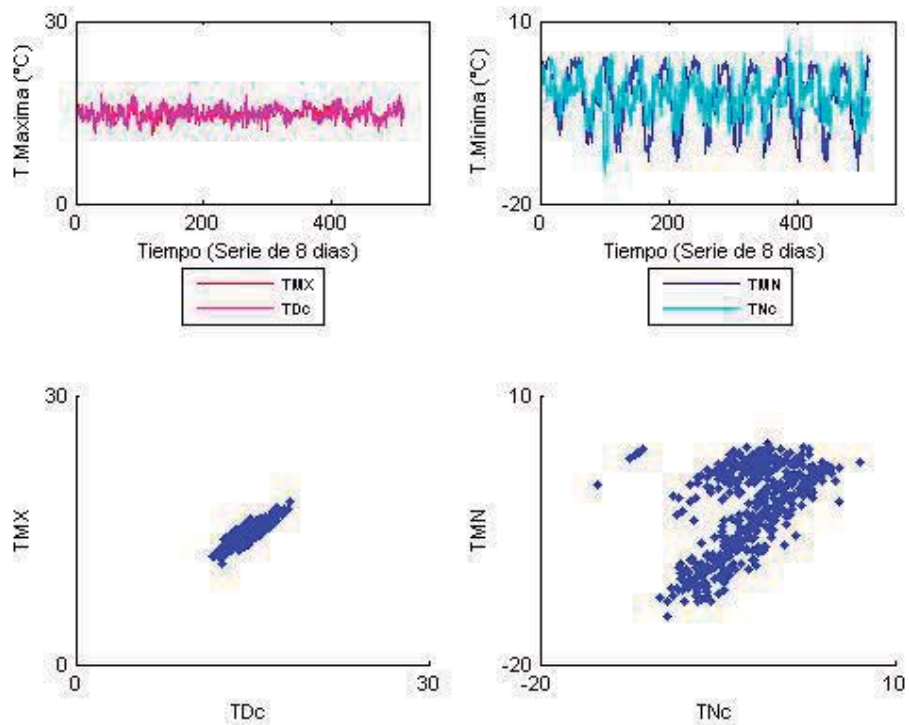
Anexo 5.2. Estación Cabanillas



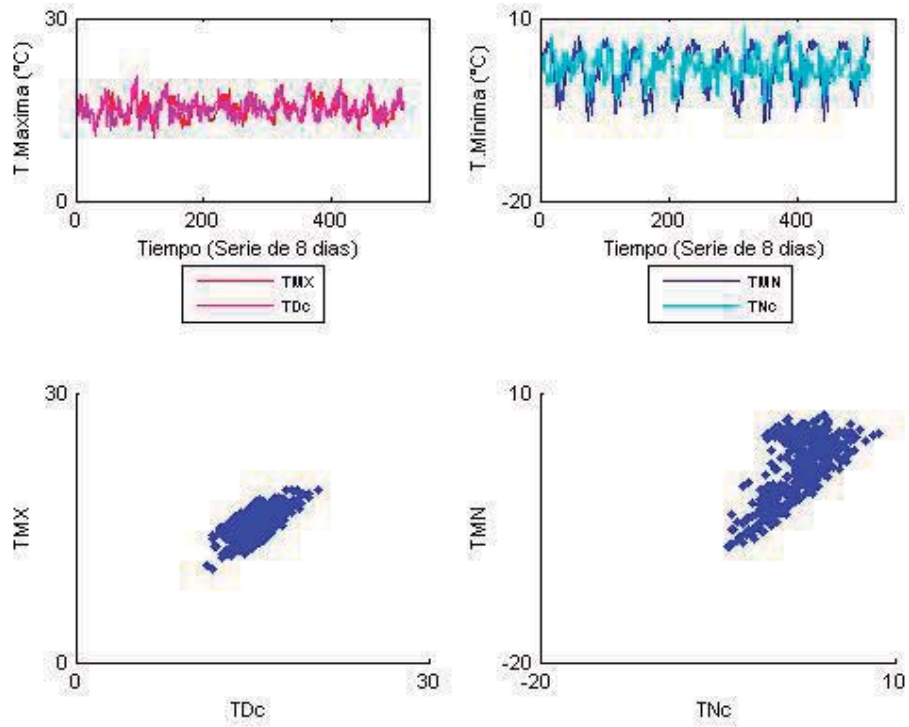
Anexo 5.3. Estación Chuquibambilla



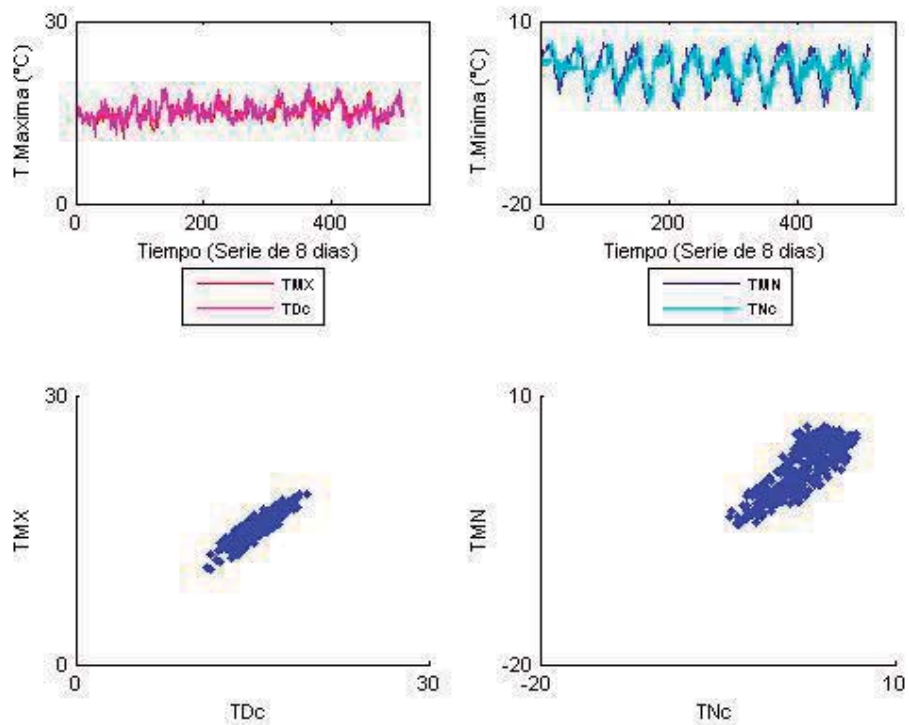
Anexo 5.4. Estación Crucero Alto



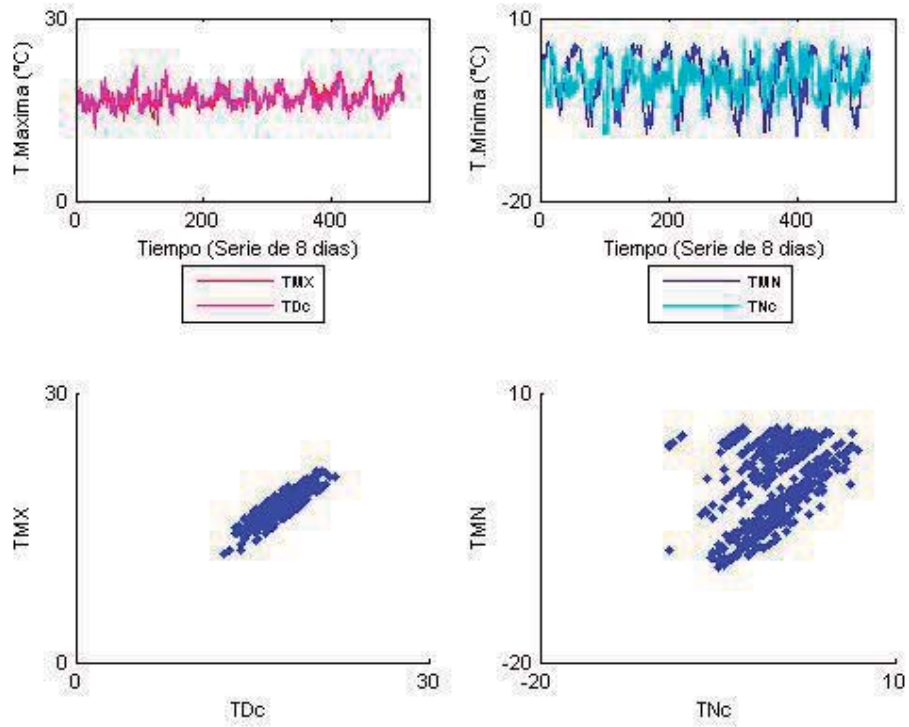
Anexo 5.5. Estación Desaguadero



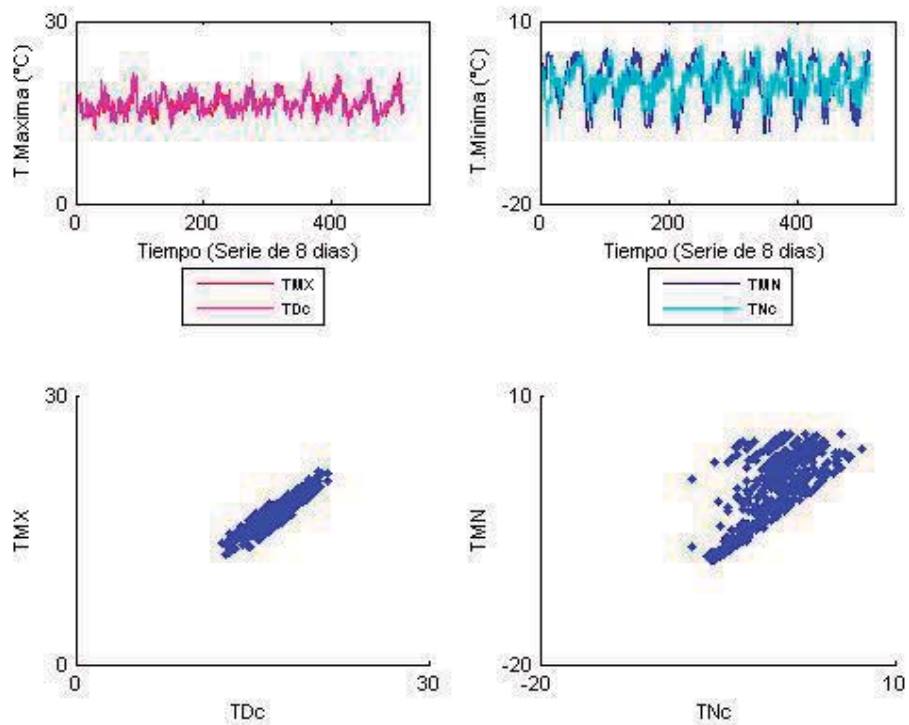
Anexo 5.6. Estación Huaraya – Moho



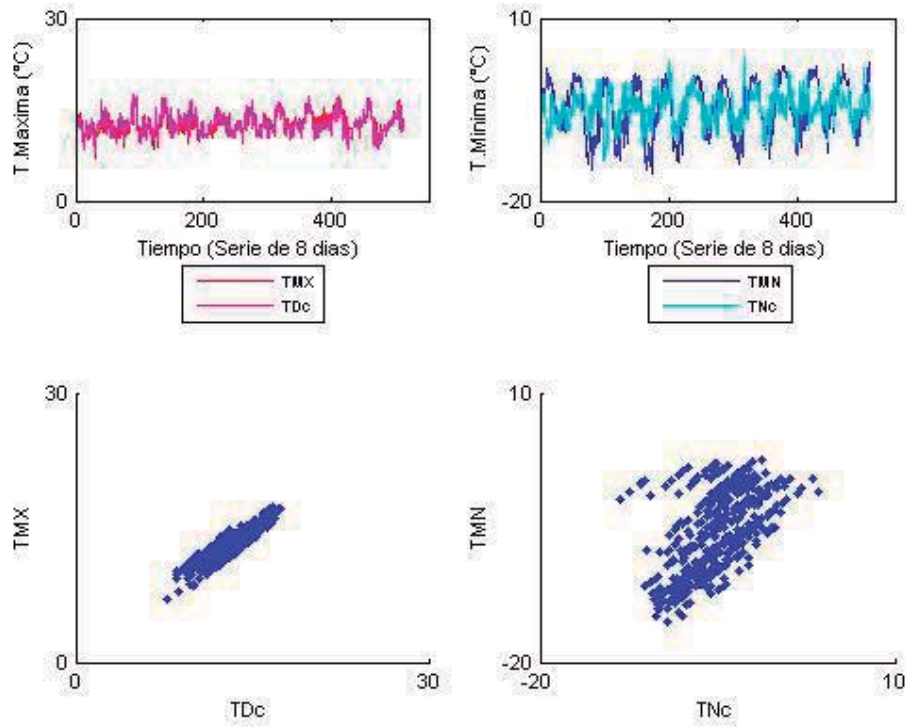
Anexo 5.7. Estación Lampa



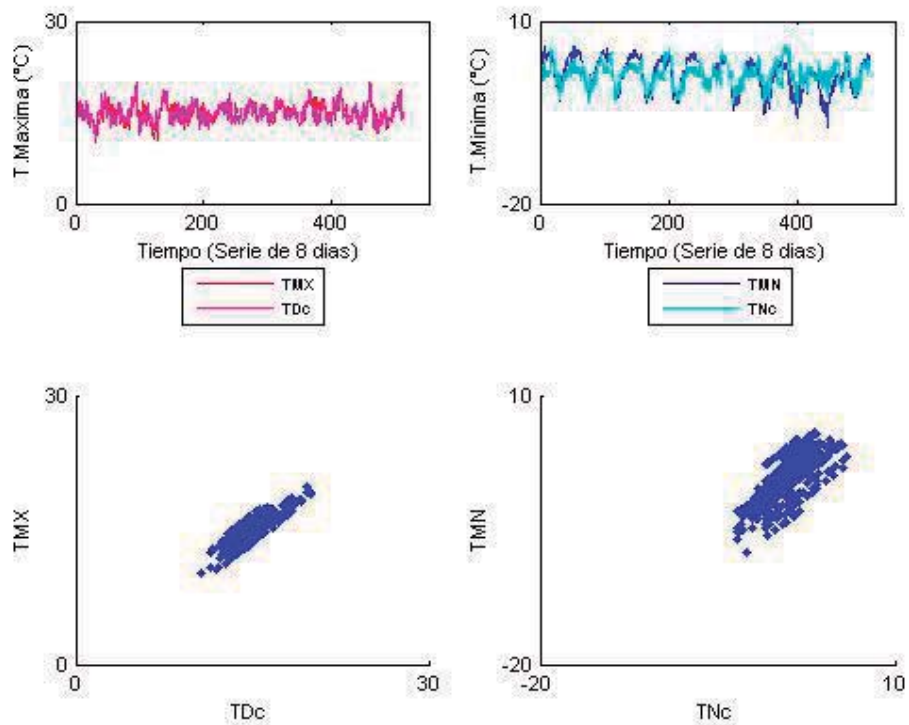
Anexo 5.8. Estación Llally



Anexo 5.9. Estación Pampahuta



Anexo 5.10. Estación Tahuaco – Yunguyo



Anexo 6. Espectro de Potencia Wavelet de señales de Temperatura Máxima (TMX) y Mínima (TMN), medidas en Estación Meteorológica y de Temperatura de Día (TD) y de Noche (TN), estimadas por MODIS.

Anexo 6.1. Estación Ayaviri

Anexo 6.2. Estación Cabanillas

Anexo 6.3. Estación Chuquibambilla

Anexo 6.4. Estación Crucero Alto

Anexo 6.5. Estación Desaguadero

Anexo 6.6. Estación Huaraya - Moho

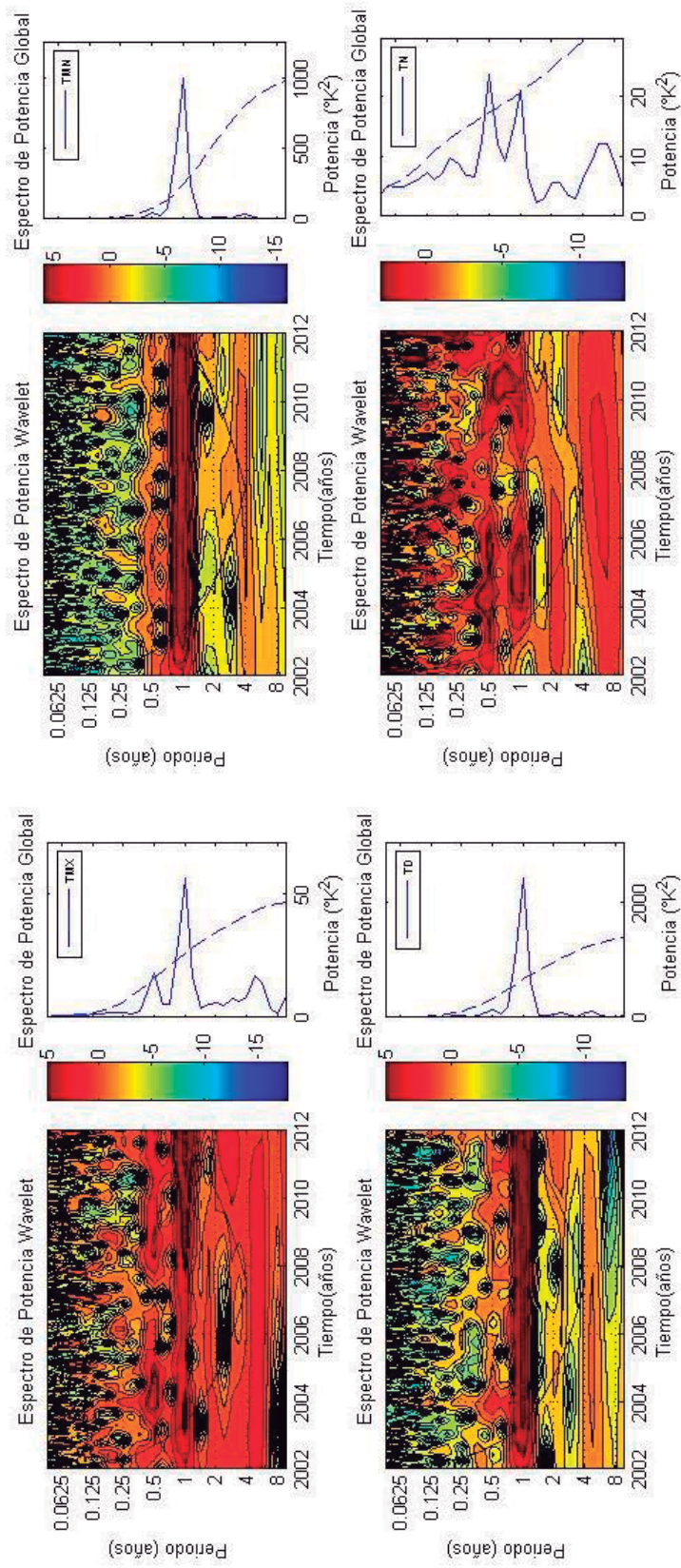
Anexo 6.7. Estación Lampa

Anexo 6.8. Estación Llally

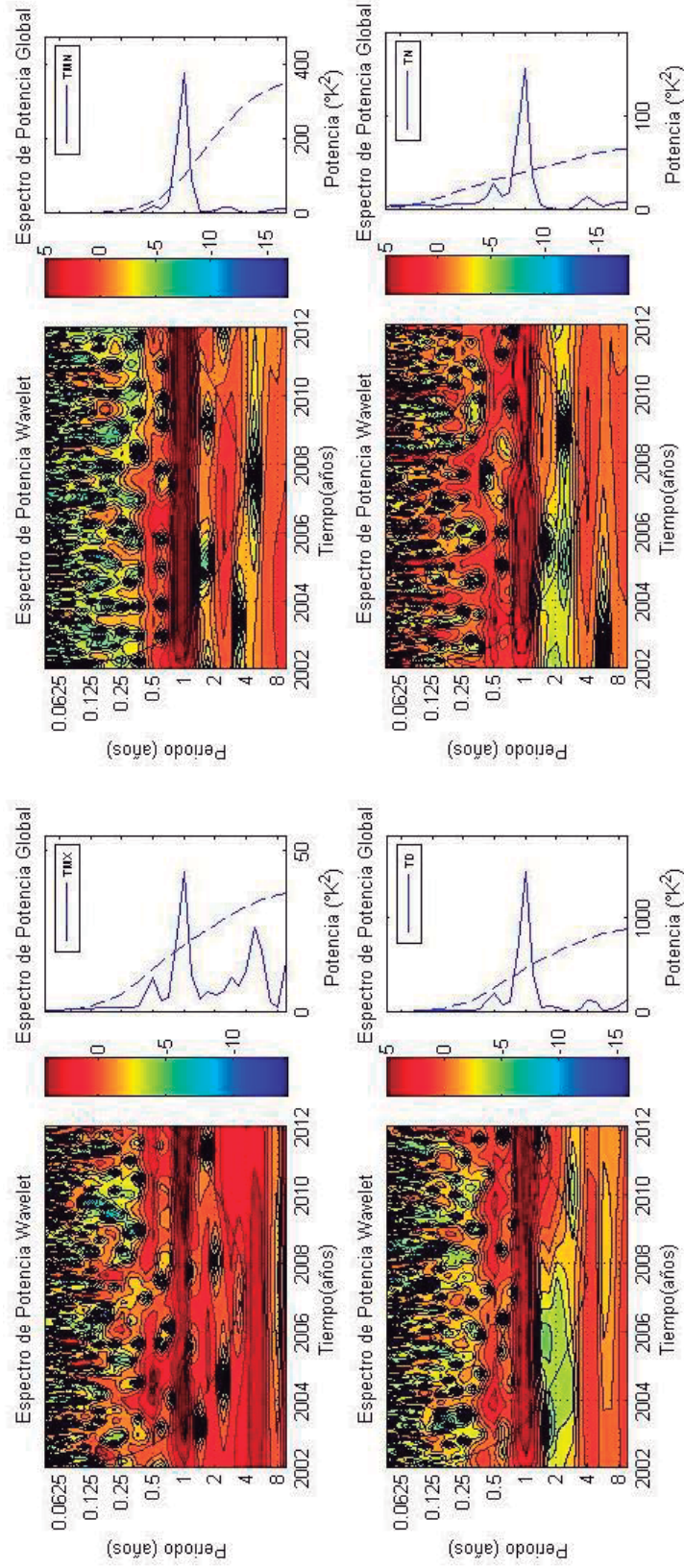
Anexo 6.9. Estación Pampahuta

Anexo 6.10. Estación Tahuaco - Yunguyo

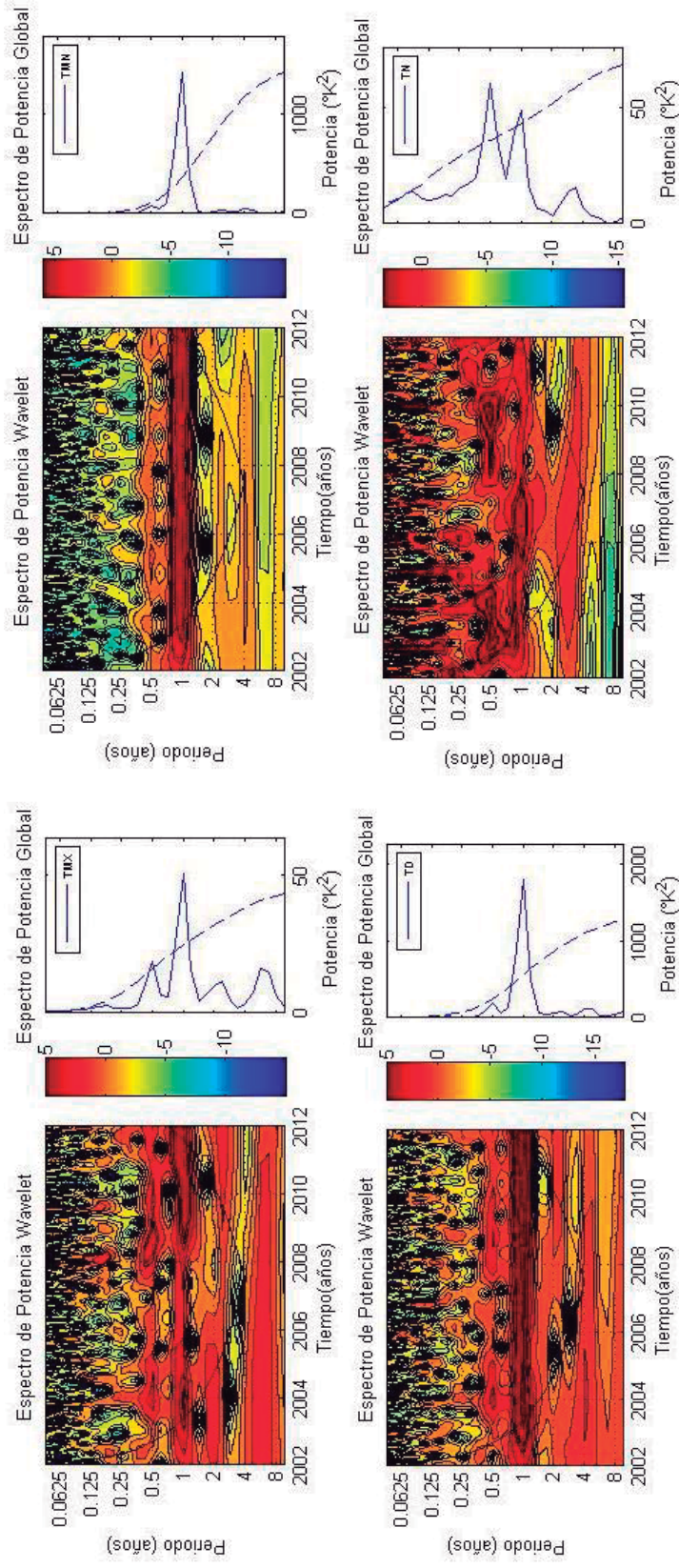
Anexo 6.1. Estación Ayaviri



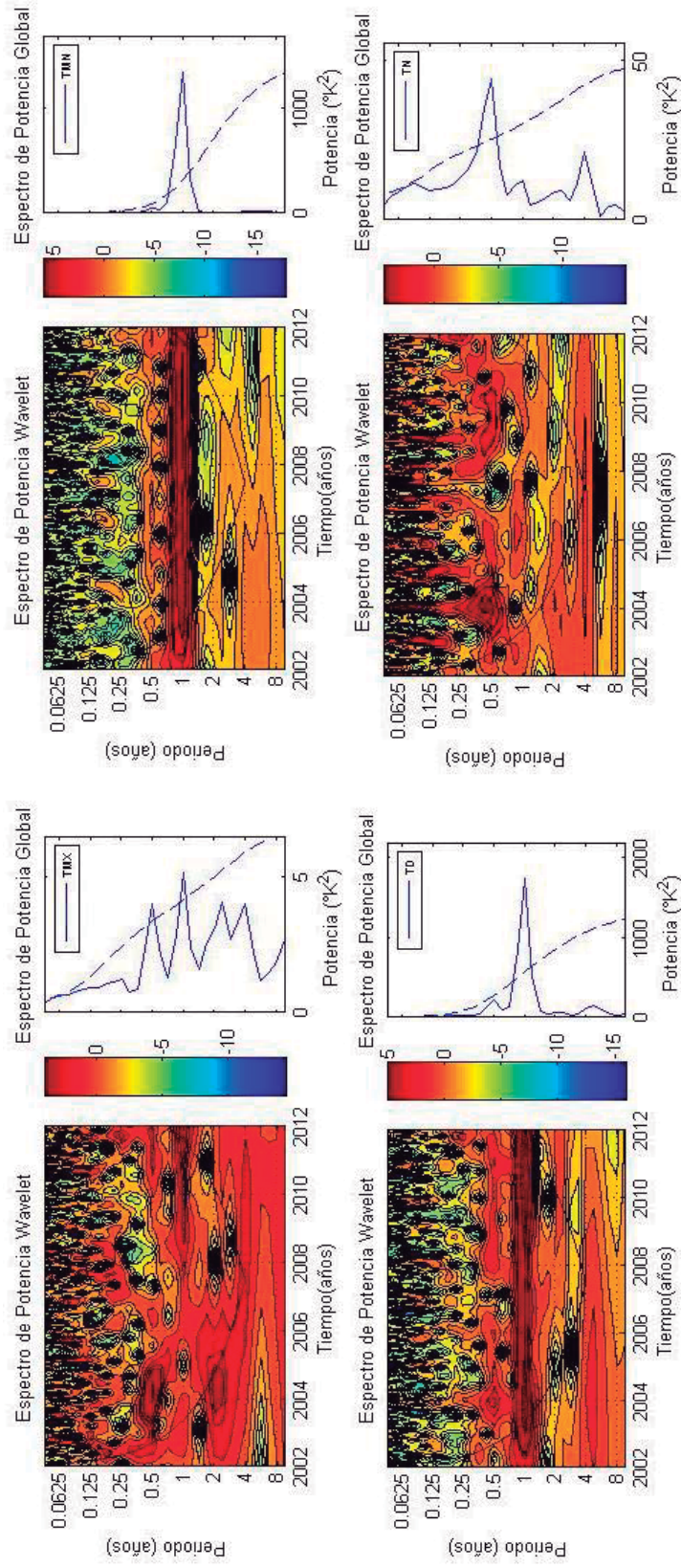
Anexo 6.2. Estación Cabanillas



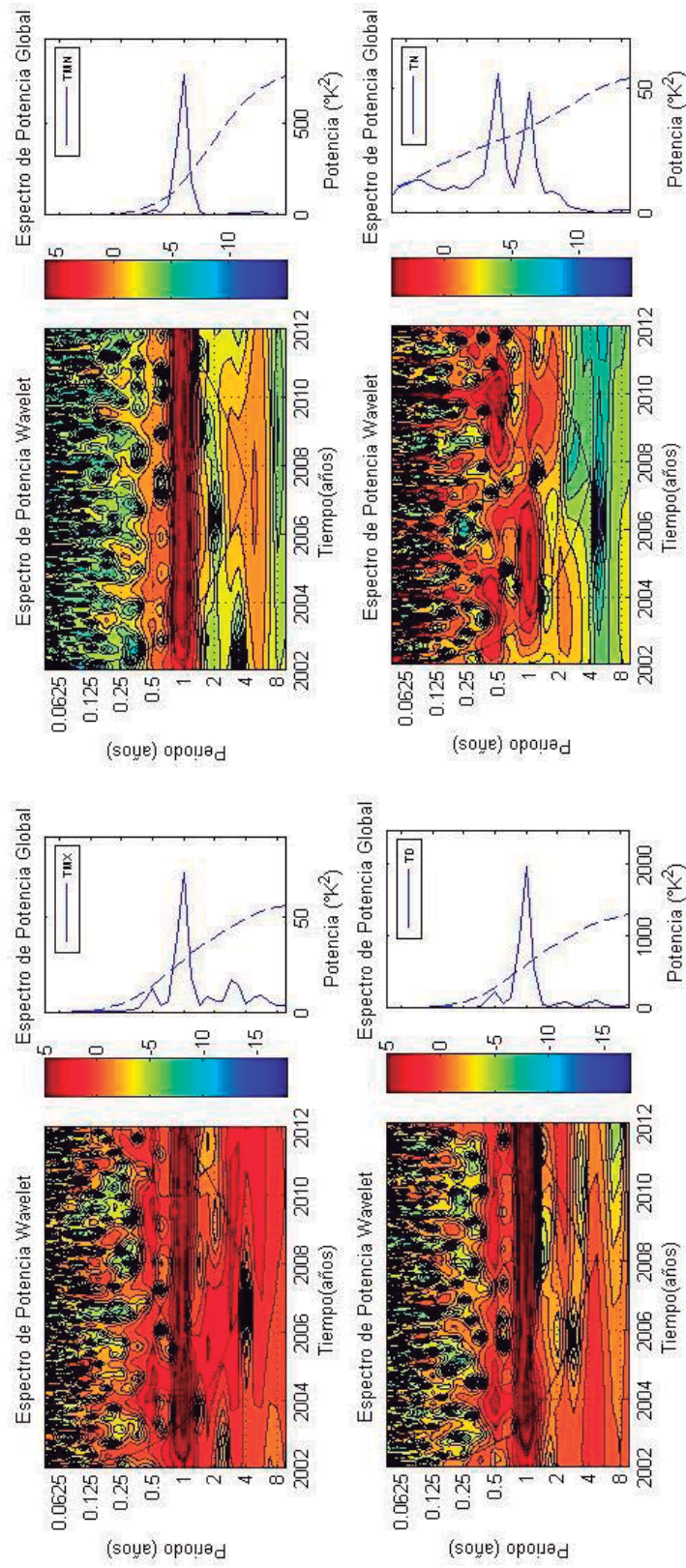
Anexo 6.3. Estación Chuquibambilla



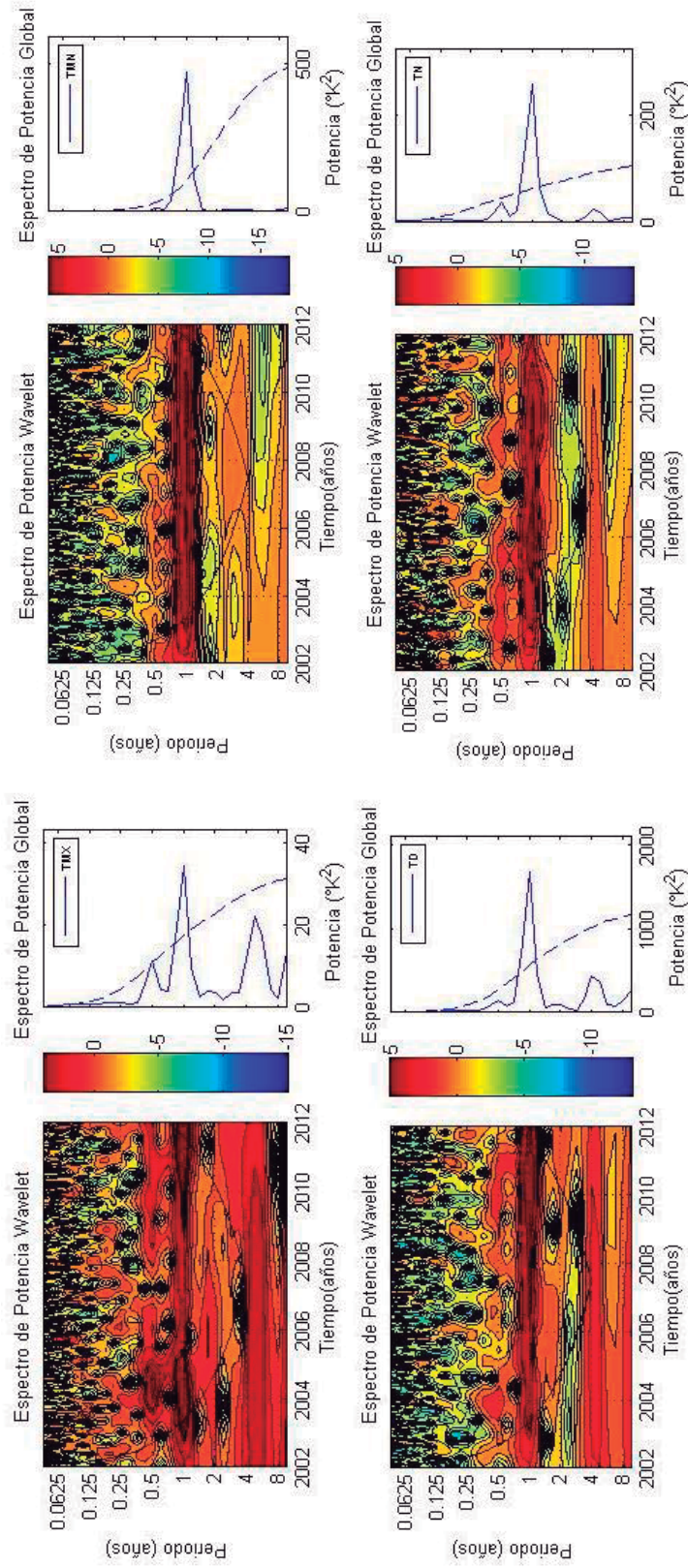
Anexo 6.4. Estación Crucero Alto



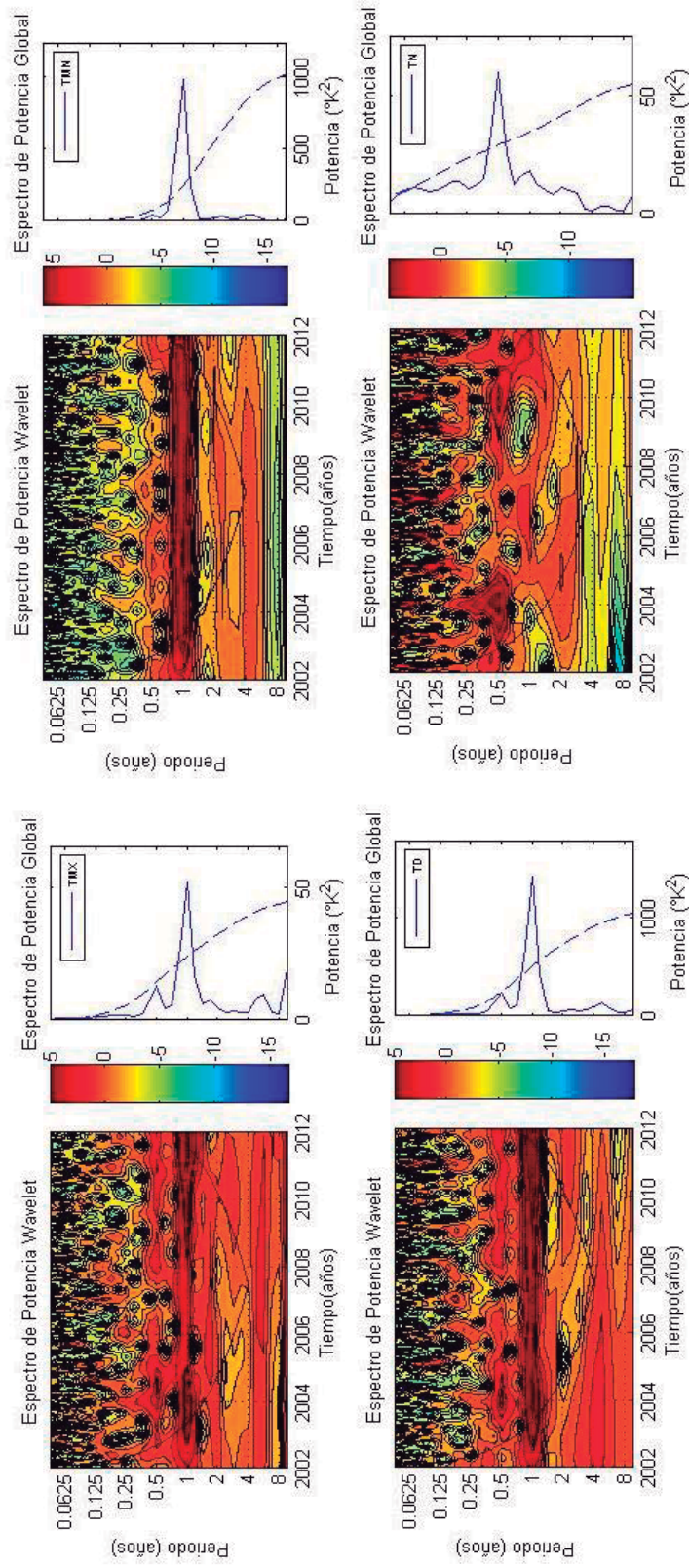
Anexo 6.5. Estación Desaguadero



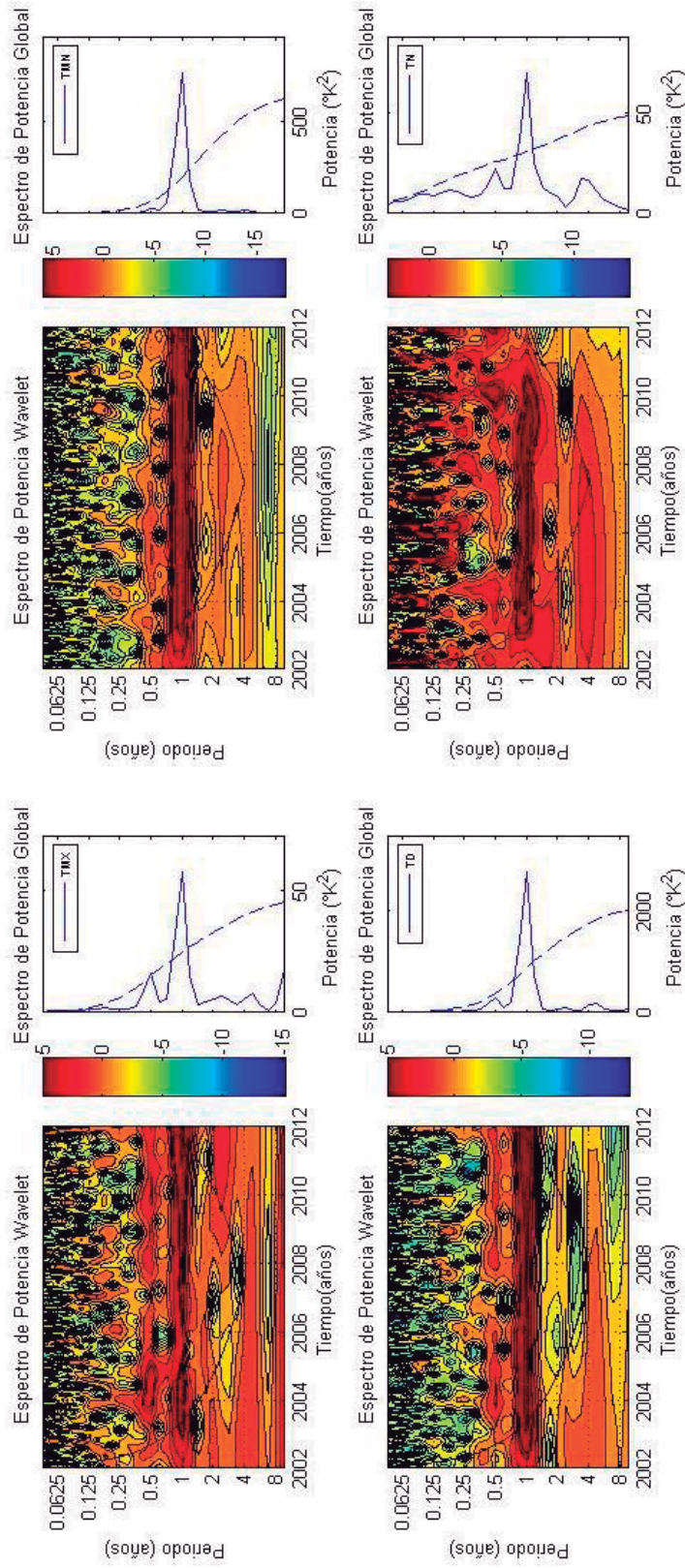
Anexo 6.6. Estación Huaraya – Moho



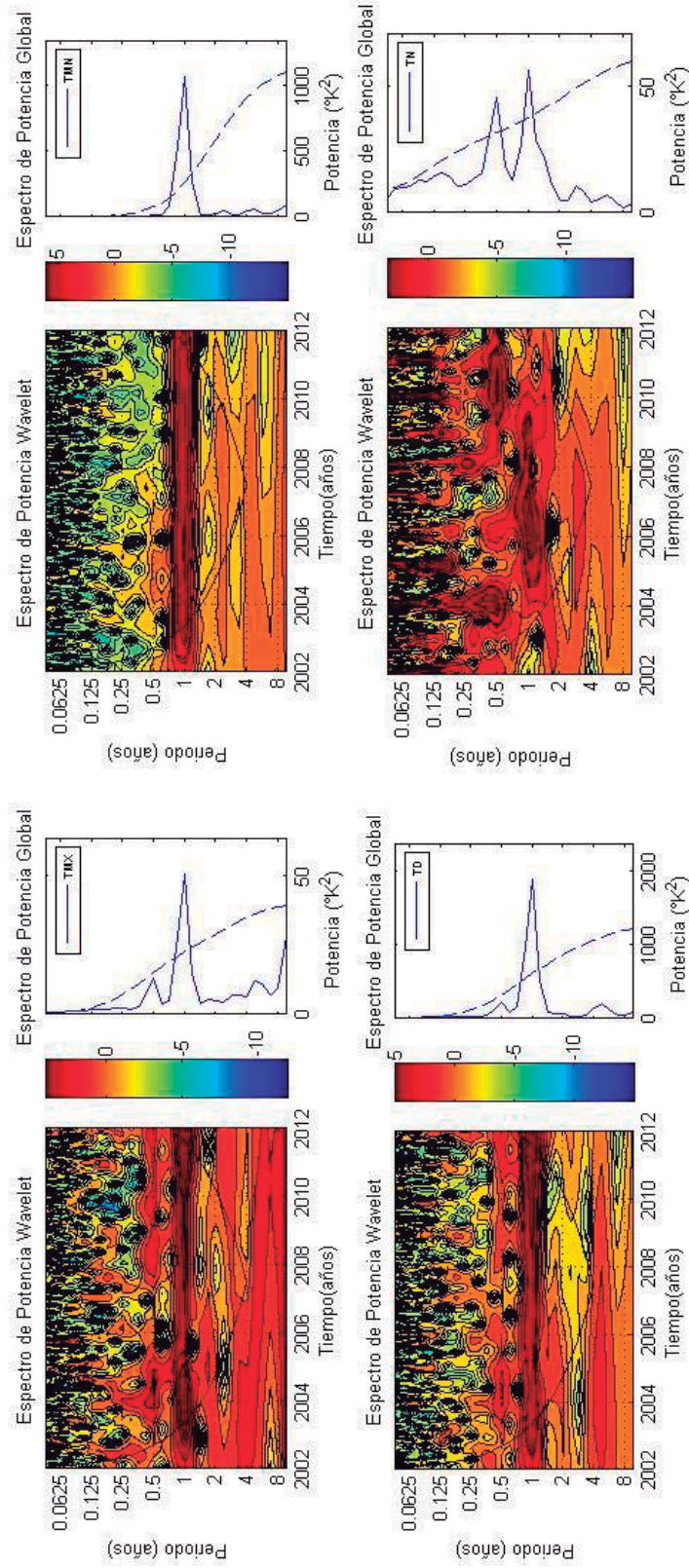
Anexo 6.7. Estación Lampa



Anexo 6.8. Estación Llally



Anexo 6.9. Estación Pampahuta



Anexo 6.10. Estación Tahuaco – Yunguyo

