

Registrado y Fusión de Información

Mildred Cruz⁽¹⁾ Angel Sappa^(1,2)

⁽¹⁾Facultad de Ingeniería Eléctrica y Computación (FIEC)
Escuela Superior Politécnica del Litoral (ESPOL)
Campus Gustavo Galindo, Km 30.5 vía Perimetral
Apartado 09-01-5863. Guayaquil-Ecuador
mlcruz@espol.edu.ec

⁽²⁾Centro de Visión por Computador (CVC)
Universidad Autónoma de Barcelona (UAB)
Edificio O, Campus UAB
08193 Bellaterra, Barcelona, España
asappa@cvc.uab.es

Resumen

Este trabajo está enfocado en el registrado y fusión de información de diferentes espectros, específicamente entre imágenes del espectro infrarrojo de onda larga (LWIR) e imágenes del espectro visible (VS), con el objetivo de encontrar nuevos índices que permitan detectar objetos o características relevantes.

Referente al registrado de información, se estudió el uso del algoritmo Iterative Closest Point (ICP), explicando en qué consiste y detallando cada una de sus etapas. Además, para incursionar en el ámbito de la fusión multispectral, se procedió a realizar el análisis de índices de vegetación ya existentes que fusionen información de imágenes del espectro infrarrojo cercano (NIR) e imágenes del espectro visible (VS), tales como el Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Relative Vigor Index (RVI) y el Enhanced Normalized Difference Vegetation Index (ENDVI), realizando las respectivas comparaciones entre los resultados obtenidos de cada uno de estos índices. Dichos índices servirán de punto de partida para la creación de índices que detecten vegetación, cielo y calle.

Palabras Claves: Registrado y fusión de información multispectral, imágenes infrarrojas.

Abstract

This work focuses on the registration and fusion of information from different spectra, specifically between images of the long wave infrared spectrum (LWIR) and images of the visible spectrum (VS), with the aim of finding new indices to detect relevant objects or features. In this study, we have revised the information concerning the use of the Iterative Closest Point (ICP) algorithm to carry on the registration of information, explaining what it is and detailing each of its stages. In addition, to venture into the field of multispectral fusion, we have proceeded to perform the analysis of vegetation indices that currently exist, but in this case, the multispectral fusion is between the information of images of near infrared (NIR) and images of the visible spectrum (VS), such as the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Relative Vigor Index (RVI) and the Enhanced Normalized Difference Vegetation Index (ENDVI), performing the respective comparisons between the results of each of these indices. These indices serve as a starting point for creating indices to detect vegetation, sky and street.

Keywords: Registration and fusion of multispectral information, infrared images.

1. Introducción

Uno de los campos más investigados en la rama de Visión por Computador es el que se refiere a la detección de características o encontrar algún patrón que permita localizar objetos comunes en todas las imágenes.

La mayoría de estudios realizados en este ámbito trabajan únicamente con imágenes del mismo espectro, en general visibles, logrando así por ejemplo la detección y el reconocimiento de rostros que se encuentren en las imágenes.

En este documento, por medio de la aplicación implementada, se podrá explicar por qué la elección manual de los puntos facilita el trabajo para realizar el proceso de registrado de información, aplicado a través del algoritmo ICP —Iterative Closest Point— que posteriormente servirá para obtener índices de fusión con información más precisa.

Por el contrario de trabajos anteriores, en este estudio se utilizarán imágenes visibles (VS: 0.4 μm a 0.7 μm) e infrarrojas de onda larga (LWIR: 8-15 μm), que serán analizadas para encontrar una manera adecuada de fusionar la información de intensidad de

cada una y así poder obtener índices que puedan ser generalizados a las imágenes multiespectrales.

Además, se revisará brevemente índices ya existentes para la detección de vegetación que utilizan la información fusionada de imágenes visibles (VS) e imágenes del espectro infrarrojo (NIR: 0.751-4 μm).

2. Análisis del caso

Actualmente existen varias formas en las que se puede realizar la detección de puntos característicos. La mayor dificultad de estas, es que sólo han sido aplicados en imágenes del mismo espectro, en general imágenes del espectro visible.

En el presente trabajo se trabajará con imágenes multiespectrales, más en particular con imágenes visibles (VS) e imágenes infrarrojas de onda larga (LWIR), por lo que no es conveniente ejecutar algoritmos de detección de características que solo sean eficaces con imágenes VS. Por ejemplo, como muestra la Figura 1, si aplicamos el algoritmo de Harris a una imagen LWIR, los puntos hallados no son los mismos que los encontrados en la imagen visible.

Probablemente esto podría ser mejorado modificando el valor de los parámetros que son requeridos para aplicar dicho algoritmo y a su vez que varíen para cada tipo de imagen, pero el principal inconveniente sería el desconocer cuáles deberían ser dichos valores para que los puntos detectados en ambas imágenes sean los mismos, teniendo en cuenta que tanto la imagen LWIR como la VS captan la misma escena ([5],[6]).



Figura 1. Aplicación del algoritmo de Harris en imágenes LWIR vs. VS.

Si por el contrario, las imágenes son tomadas desde diferentes perspectivas, surge otra dificultad, ya que es necesario encontrar la respectiva transformación para alinear correctamente ambas imágenes como se observa en la Figura 2.



Figura 2. Alineación de imágenes con diferentes perspectivas.

De acuerdo a lo mencionado anteriormente, la mayoría de investigaciones realizadas han estudiado el caso en el que las imágenes pertenecen al mismo espectro, por ende no se tiene demasiados trabajos sobre la fusión multiespectral, refiriéndonos específicamente a fusionar la información visible junto a la infrarroja, ya que la información visible dista mucho de la información infrarroja, por lo que no resulta tan fácil definir algún esquema general para detectar características u objetos [7].

2.1. Diseño de la solución

Dada la naturaleza multiespectral de las imágenes a procesar, la selección de puntos característicos se realizará de forma manual, completando así una de las etapas del registrado de información multiespectral.

Luego, se aplicará el algoritmo ICP con los puntos elegidos en cada imagen. De esta manera se procede a alinear ambas imágenes.

Finalmente, se tomarán de referencia índices ya existentes para la fusión de imágenes, aunque dichos índices sólo trabajen con imágenes visibles e imágenes infrarrojas pero de onda corta denominadas NIR, nos servirán como punto de partida para poder encontrar alguna combinación que logre localizar ciertos objetos o características representativas de la escena.

2.2. Objetivo general

Desarrollar una aplicación que permita realizar el registrado y fusión en imágenes VS y LWIR, de tal manera que realizando varias pruebas, se puedan obtener índices eficaces y funcionales para la detección de objetos y características.

2.3. Objetivos específicos

Mostrar paso a paso como trabaja el algoritmo ICP y exponer porque éste se convierte en una excelente opción para alinear imágenes teniendo únicamente como datos de entrada puntos comunes, es decir que describan al mismo objeto tanto en imágenes VS como en LWIR.

Encontrar índices que identifiquen objetos relevantes a través del análisis de la información multiespectral fusionada.

2.4. Justificación

Actualmente existen varios trabajos que realizan un exhaustivo análisis de imágenes en diferentes espectros, con la finalidad de encontrar características u objetos o aplicando diversos algoritmos que permitan encontrar puntos característicos en dichas imágenes.

La motivación principal de este trabajo es hallar distintas metodologías para fusionar imágenes multiespectrales y de esta forma colaborar en el ámbito

investigativo y que sea un punto de partida para el desarrollo de futuros trabajos.

3. Registrado de información multispectral

En general, el proceso de registrado de información consiste en los siguientes pasos:

Detección de características: implica la obtención de puntos de interés que localicen objetos relevantes o distintivos en una imagen, ya sea de manera manual o automática. Por ejemplo, los contornos, esquinas, líneas de intersección, etc. [8]

Correspondencia de características: Una vez que se tienen los puntos de interés en ambas imágenes, tanto en la imagen que servirá de modelo, como en la imagen donde se aplicará la transformación, se establecen los puntos que coinciden correctamente en dichas imágenes. Existen enfoques recientes que evitan esta etapa [9].

Estimación del modelo de transformación: Se estiman los parámetros de la alineación de las imágenes, en donde se asocia cada punto de un grupo dado hacia el grupo de puntos que sirve de referencia.

Remuestreo y transformación de imagen: El conjunto de datos es transformado por medio de las funciones de mapeo.

4. Iterative Closest Point (ICP)

El algoritmo ICP—Iterative Closest Point—se basa esencialmente en alinear geoméricamente dos nubes de puntos, una nube de puntos que será el “target”, mientras que la otra será el “source” de tal forma que se pueda minimizar la distancia entre cada par de puntos asociados en cada iteración.

El ICP es utilizado frecuentemente para el registrado de información, ya sea para reconstruir objetos en 2D y 3D a partir del análisis de un par de imágenes desde diferentes ángulos y perspectivas de una misma escena.

Es necesario tener como datos de entrada, las respectivas nubes de puntos: el “target” que se mantendrá fijo y el “source” que se transformará para adaptarse lo mejor posible al modelo o “target” por medio de la ejecución repetitiva del algoritmo ICP, obteniendo finalmente las matrices de transformación pertinentes como datos de salida.

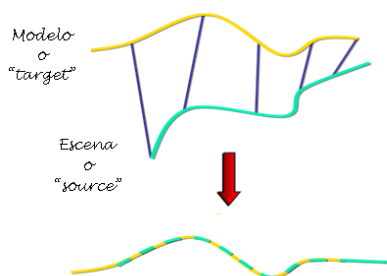


Figura 3. Modelo ideal del ICP.

Se supone que la transformación del “source” al “target” es lineal con una matriz de rotación R y un vector de traslación t .

El objetivo del algoritmo ICP es encontrar los parámetros de transformación, para que el error, en su mayoría estimado por el método de los mínimos cuadrados, entre los puntos transformados del “source” y los puntos más cercanos del modelo sea mínimo.

4.1. Etapas del ICP

De manera detallada, el ICP responde a las etapas o puntos mostrados en la siguiente figura:

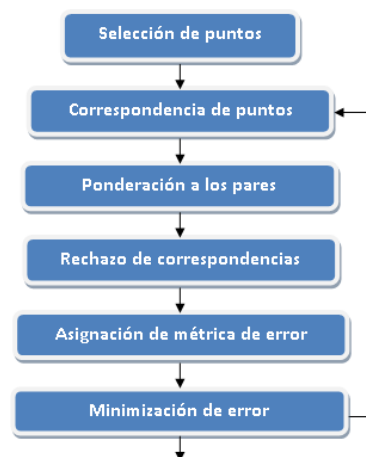


Figura 4. Etapas del ICP.

4.1.1. Inicialización o selección de las nubes de puntos. La importancia de la inicialización reside en el hecho de que el algoritmo ICP converge únicamente a un mínimo local, por consiguiente aplicando buenos métodos de inicialización reduce la probabilidad de una correspondencia incorrecta.

En este caso se seleccionarán los puntos característicos, ya sean estos bordes o esquinas de manera manual.

4.1.2. Correspondencia de un punto. El propósito de este paso es encontrar el punto más cercano para cada punto transformado del “source” [1].

La correspondencia de puntos es el paso computacionalmente más caro del algoritmo ICP, pues necesita en el peor de los casos un tiempo de cálculo con una complejidad de $O(N_m \cdot N_p)$, es decir realizando una búsqueda por fuerza bruta. Por esta razón, esta etapa frecuentemente sufre varias modificaciones que logran optimizarla.

Actualmente, la búsqueda es implementada como un recorrido descendente “neighbor-to-neighbor” en la malla de destino que intenta encontrar el punto más cercano.

En 2001 [2], el estado del arte es usar datos espaciales estructurados, como por ejemplo realizar una

búsqueda a través de un kd-tree cuya complejidad es de $O(Nm \cdot \log Np)$.

4.1.3. Ponderación a los pares correspondientes. El criterio escogido que será aplicado en esta etapa es la asignación de pesos bajos a los pares con distancias point-to-point altas. Principalmente es elegido este método para eliminar aquellos pares cuya distancia point-to-point sea más grande que el valor de un umbral establecido [10].

4.1.4. Rechazo de correspondencias. La ejecución del paso anterior permite tener una mejor perspectiva acerca de esta etapa. El propósito es eliminar “outliers” o parejas que produzcan un gran efecto en el proceso de minimización.

La estrategia que será utilizada para este trabajo es el rechazo de puntos correspondientes con una distancia point-to-point más alta que un umbral dado.

4.1.5. Asignación y minimización de la métrica de error. Es preciso seleccionar una métrica de error, cuyo objetivo es encontrar los nuevos parámetros de transformación en cada iteración, minimizando el error por medio del método de mínimos cuadrados [4].

El método escogido utilizará como métrica a minimizar la distancia point-to-point entre los puntos correspondientes.

5. Fusión de información multispectral

La fusión de imágenes engloba a todos aquellos métodos utilizados con el objetivo de combinar o integrar varios tipos de imágenes de distintas características.

Los siguientes índices de fusión existen actualmente y combinan la información NIR y visible de una misma escena [3].

5.1. NDVI

El NDVI es un índice que proporciona una estimación de la salud de la vegetación, convirtiéndose en un medio para monitorear los cambios en la vegetación a través del tiempo.

Esta fórmula tiene en cuenta la cantidad de infrarrojo reflejado por las plantas, puesto que las plantas absorben radiación solar, que utilizan como fuente de energía en el proceso de la fotosíntesis.

El NDVI varía entre -1.0 y 1.0, siendo los valores negativos del índice que se acercan a -1 corresponden a aguas profundas, mientras que los valores que se acercan a 0, entre -0.1 a 0.1 por lo general corresponden a áreas de rocas, arena o nieve. Los valores positivos representan arbustos y pastizales, aproximadamente entre 0.2 a 0.4 y finalmente los valores cercanos a 1 representan selvas templadas y tropicales.

El NDVI se calcula de la siguiente forma:

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}$$

Ecuación 1. Índice NDVI.

Donde NIR corresponde a la imagen obtenida en el espectro infrarrojo cercano y RED corresponde al canal rojo de la imagen del espectro visible (asumiendo la imagen en el formato RGB, RED corresponde al canal R).

5.2. RVI

El RVI fue descrito originalmente por Birth y McVey en 1968 [11]. Se calcula simplemente dividiendo los valores de reflectancia de la banda del infrarrojo cercano por los de la banda roja.

$$RVI = \frac{NIR}{RED}$$

Ecuación 2. Índice RVI.

NIR y RED corresponden a las imágenes del espectro infrarrojo cercano y al canal rojo de la imagen del espectro visible como se indicó anteriormente.

El resultado capta claramente el contraste entre las bandas rojas e infrarrojas para los píxeles con vegetación, con altos valores de índice siendo producidos por combinaciones de baja reflectancia en la banda roja (debido a la absorción por la clorofila) y alta reflectancia en el infrarrojo (como resultado de la estructura de la hoja). Además, debido a que el índice se construye como una relación, se reducen al mínimo los problemas de iluminación variable como resultado de la topografía.

Sin embargo, el índice es susceptible de errores de división por cero y la escala de medición resultante no es lineal.

5.3. ENDVI

Se pueden obtener mejores resultados si se utiliza el NIR y verde como canales reflexivos mientras se usa el azul como el canal de absorción. El ENDVI es la mejora de la fórmula del NDVI.

$$ENDVI = \frac{((NIR + GREEN) - (2 * BLUE))}{((NIR + GREEN) + (2 * BLUE))}$$

Ecuación 3. Índice ENDVI.

Donde NIR se refiere a la imagen del espectro infrarrojo cercano, mientras que GREEN y BLUE a los canales G y B de la imagen en el espectro visible.

6. Metodología de las pruebas

Para realizar las pruebas se cuenta con una base de imágenes que consta de 3 grupos de diferentes imágenes y con 58 pares de imágenes LWIR-VS en total.

Respecto a la selección de puntos, éstos podrán ser seleccionados de forma manual, en este caso se ha aceptado la sugerencia en la literatura, en donde los puntos de las nubes “target” y “source” son aquellos puntos de los bordes o nodos de una malla triangular en lugar de todos los puntos de la imagen. Como no se dispone de mallas triangulares, los puntos seleccionados corresponden a puntos característicos de la imagen (en general corners).

Luego se procederá a ejecutar el algoritmo ICP con los puntos elegidos para hallar la matriz de rotación y el vector de traslación. La métrica de error utilizada para este trabajo será la distancia point-to-point.

Finalmente se procede a combinar de diferentes formas los valores de intensidad de cada una de las imágenes por medio de un método de fuerza bruta. En este caso, las imágenes visibles serán analizadas con un formato RGB mientras que las imágenes infrarrojas en escala de grises.

Los índices obtenidos han sido normalizados tomando en cuenta el valor mínimo y máximo como los límites del rango de valores representados en la paleta de colores.

Debido a que los rangos de cada índice son desconocidos, la aplicación permite ajustar la escala de colores, admitiendo realizar un zoom a dicha escala con la finalidad de tener una mejor visualización y poder detectar con facilidad algún rango de detección de algún objeto que coincida en cualquier otra imagen.

7. Resultados experimentales

Para hacer una evaluación del comportamiento del algoritmo ICP, se ha realizado un pequeño estudio. Dicho estudio consiste en ejecutar el algoritmo sobre un mismo par de imágenes variando la cantidad de parejas de puntos seleccionados, para así poder observar el error expuesto en cada prueba, en donde se calcula las distancias point-to-point de los puntos correspondientes.

El algoritmo ICP encuentra los parámetros de la matriz de rotación y del vector de traslación sí y solo sí el error total es menor al valor del umbral. En este estudio el valor del umbral es de 0.000001.

A continuación se muestra un ejemplo de las pruebas realizadas. En la Figura 5, se presenta la fase de selección de 20 parejas de puntos.



Figura 5. Fase de selección de 20 parejas de puntos.

Se guardan los puntos y se procede a ejecutar el algoritmo ICP, donde se halla la matriz de transformación con el respectivo error total. Este proceso se observa en la Figura 6.

Esta fue la metodología utilizada en cada una de las pruebas para obtener el error total del ICP con un mismo par de imágenes, incrementando poco a poco la cantidad de pares de puntos seleccionados, hasta llegar a los 20 pares.

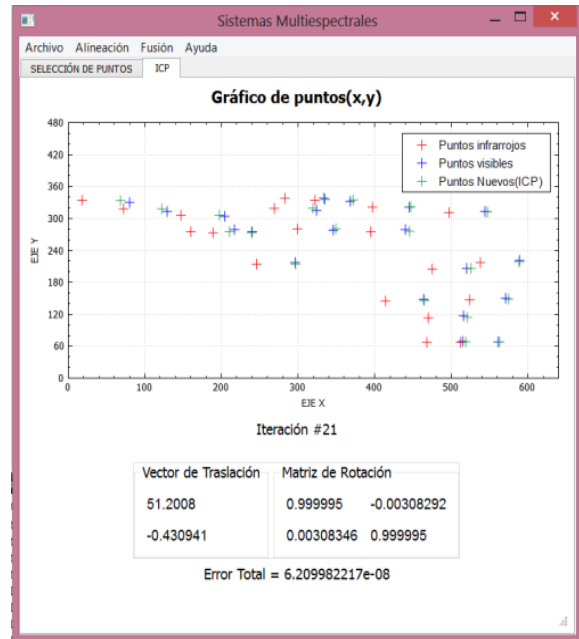


Figura 6. Fase de selección de 20 parejas de puntos.

Graficando los errores obtenidos aplicando el algoritmo ICP con los puntos seleccionados de la imagen LWIR Rect_Infra18304.jpeg y los puntos de la imagen VS Rect_Visible_18300.bmp, se puede distinguir que el error total disminuye a medida que aumenta el número de pares de puntos seleccionados, como se visualiza en la Figura 7.

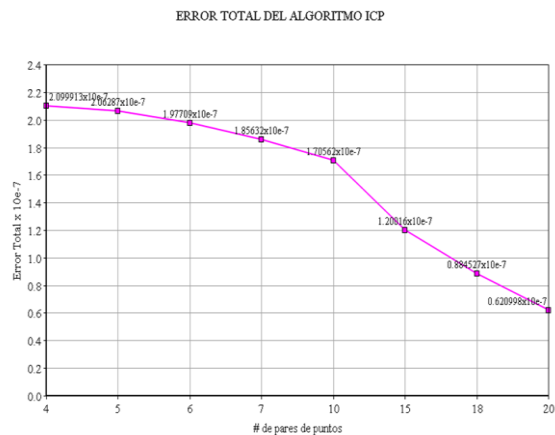


Figura 7. Errores totales del algoritmo ICP.

7.1. Índices de detección de vegetación

Como punto de partida se tienen los índices ya existentes para la fusión entre una imagen NIR y VS, que serán probados con una nueva fusión entre imágenes LWIR y VS, con la finalidad de observar

algún comportamiento de estos índices que pudiera aportar en éste estudio.

A continuación, se presentan las imágenes obtenidas de los índices de vegetación existentes tales como el NDVI, ENDVI y RVI, donde se procedió a reemplazar el NIR por el LWIR.

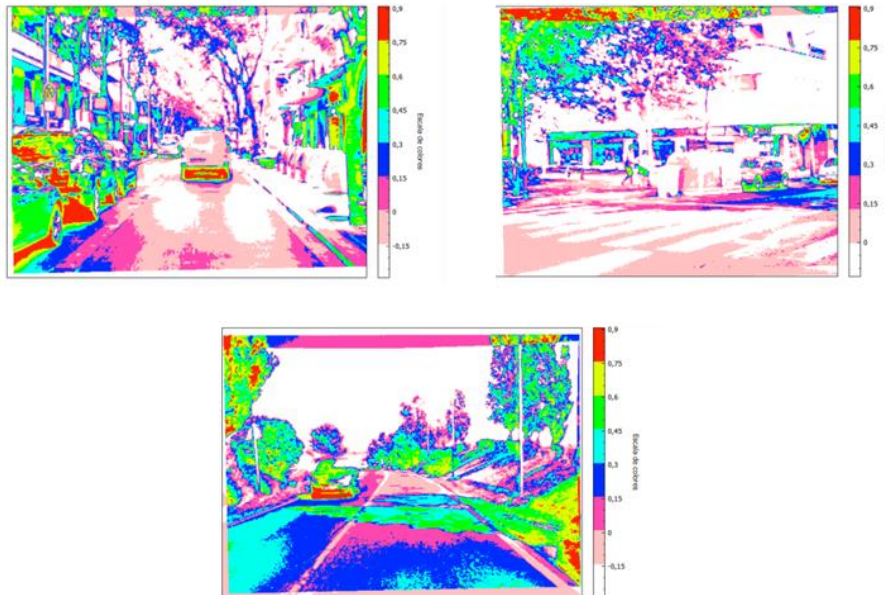


Figura 8. Fusión multispectral (LWIR-VS) con el índice NDVI.

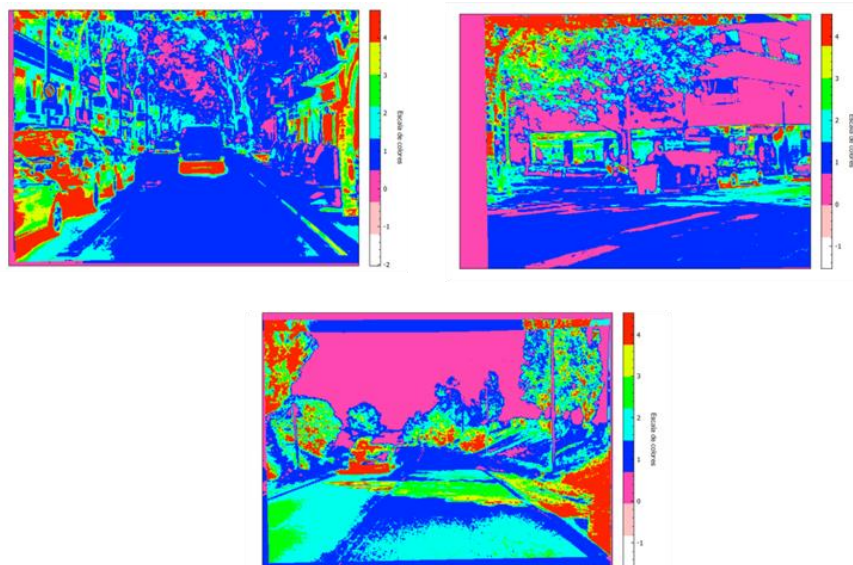


Figura 9. Fusión multispectral (LWIR-VS) con el índice RVI.

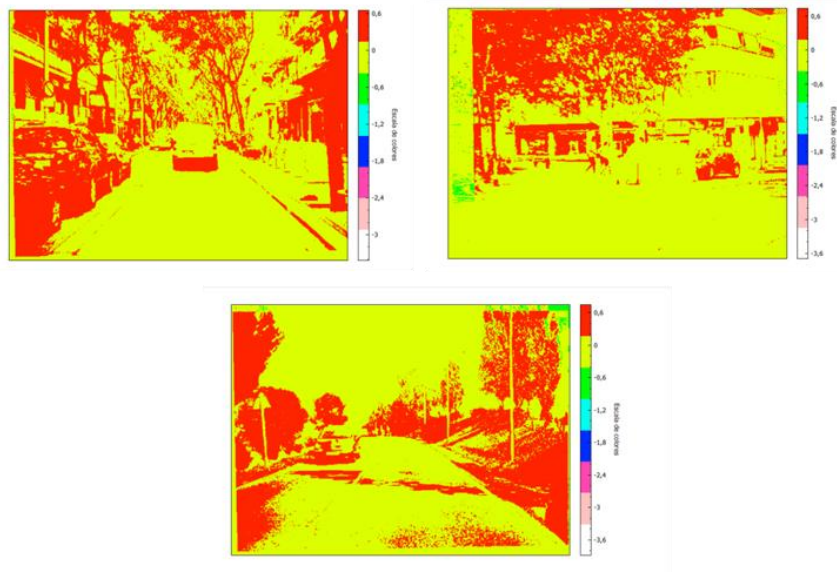


Figura 10. Fusión multiespectral (LWIR-VS) con el índice ENDVI.

Los siguientes índices LWIR-IV1, LWIR-IV2, LWIR-IV3 y LWIR-IV4 han sido creados de manera empírica a partir del índice ENDVI, ya que fue el índice que mejores resultados arrojó de las pruebas con los índices de vegetación que ya existían.

Para cada prueba realizada, primeramente se comenzó a aumentar el valor del coeficiente que multiplica a la banda LWIR. A medida que se aumentaba ésta, era necesario ir compensando las bandas visibles verde y azul.

En cada prueba se procedió a aumentar los coeficientes con factores de ± 0.5 para cada canal. A pesar de incrementar los coeficientes tanto para los canales en el numerador como en el denominador, la detección de vegetación era cada vez menos visible, por lo que se optó por intercambiar los coeficientes para cada banda.

7.1.1. Nuevo índice de vegetación 1 (LWIR-IV1). En el caso del índice LWIR-IV1, se intercambiaron los índices de los canales reflexivos LWIR y GREEN, ya que en el denominador se sumaría el canal BLUE. De ésta forma los valores probablemente resulten muy cercanos y con un rango pequeño. Además el factor 0.2 adicionado ha sido únicamente utilizado para efectos de que el rango sea un poco más alto y se aproxime a 1.

$$LWIR - IV2 = \frac{6.5 * LWIR + 9.5 * GREEN - 3.5 * BLUE}{9.5 * LWIR + 6.5 * GREEN + 3.5 * BLUE} + 0.2$$

Ecuación 4. Índice LWIR-IV1.

El resultado obtenido puede ser observado en la Figura 11.

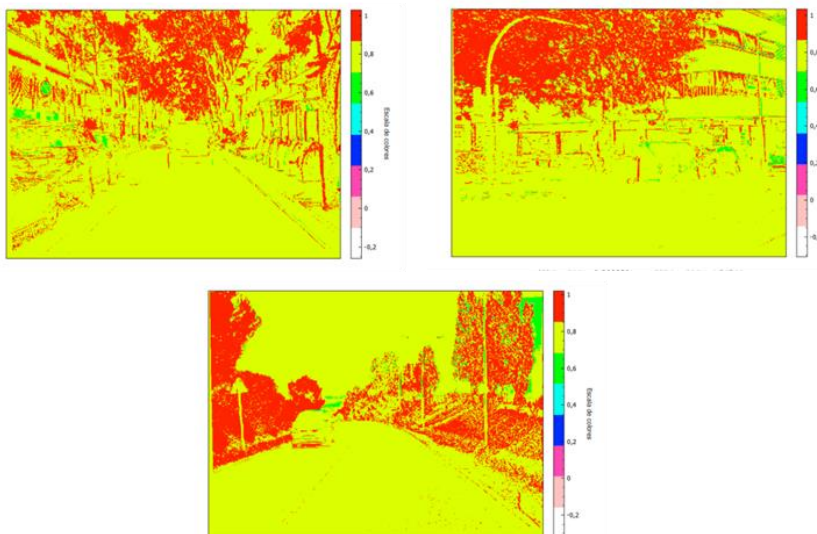


Figura 11. Fusión multiespectral (LWIR-VS) con el índice LWIR-IV1.

7.1.2. Nuevo índice de vegetación 2 (LWIR-IV2). Al igual que el LWIR-IV1, este índice fue creado a través de un proceso de prueba y error. Se procedió a aumentar cada coeficiente, así al LWIR se le adicionó 2.5, al GREEN 3.5 y al BLUE 1, tomando en cuenta únicamente los valores que se encuentran en el numerador, para finalmente utilizar el mismo método de intercambio de factores utilizado en el NDVI, así como

también fue utilizado el factor 0.2 para que el rango se aproxime a 1.

$$LWIR - IV2 = \frac{6.5 * LWIR + 9.5 * GREEN - 3.5 * BLUE}{9.5 * LWIR + 6.5 * GREEN + 3.5 * BLUE} + 0.2$$

Ecuación 5. Índice LWIR-IV2.

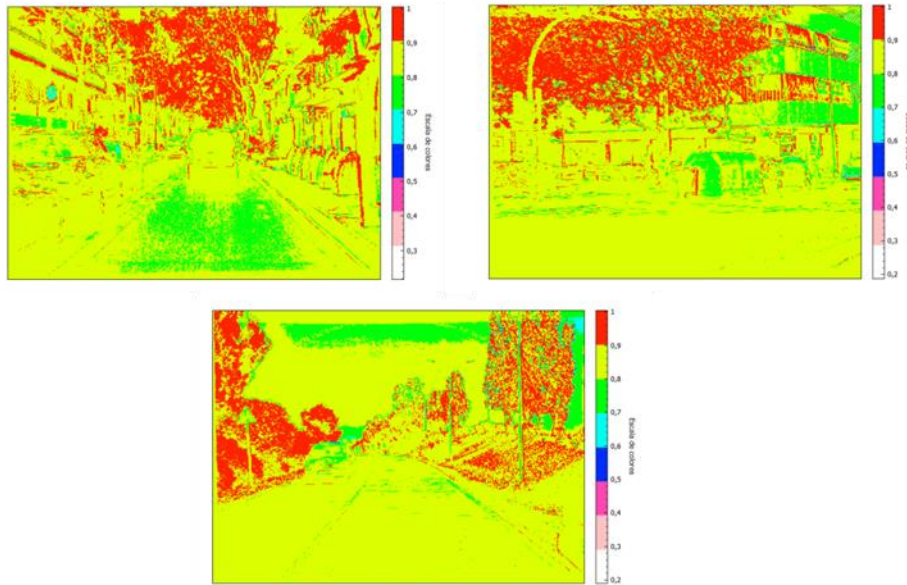


Figura 12. Fusión multiespectral (LWIR-VS) con el índice LWIR-IV2.

7.1.3. Nuevo índice de vegetación 3 (LWIR-IV3). Básicamente tiene el mismo enfoque que el LWIR-IV1, pero con la diferencia de un valor de -0.5 en la banda BLUE.

$$LWIR - IV3 = \frac{4 * LWIR + 6 * GREEN - 2 * BLUE}{6 * LWIR + 4 * GREEN + 2 * BLUE} + 0.2$$

Ecuación 6. Índice LWIR-IV3.

Se puede notar que este índice detecta mayor cantidad de vegetación, pero también detecta otros objetos que no son requeridos.

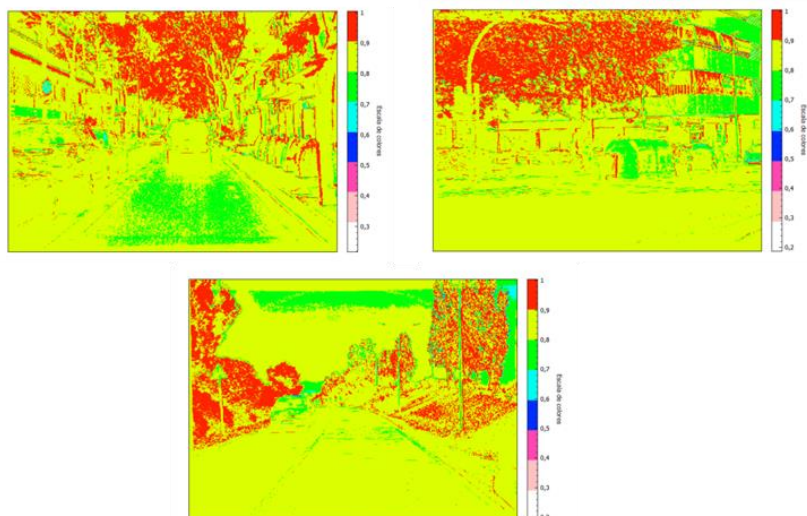


Figura 13. Fusión multiespectral (LWIR-VS) con el índice LWIR-IV3.

7.1.4. Nuevo índice de vegetación 4 (LWIR-IV4). El LWIR-IV4 aplica el intercambio de coeficientes entre todas las bandas. Así mismo, empíricamente se procedió a realizar la mezcla de los valores de cada canal..

$$LWIR - IV4 = \frac{6.5 * LWIR + 8 * GREEN - 5 * BLUE}{8 * LWIR + 5 * GREEN + 6.5 * BLUE} + 0.2$$

Ecuación 7. Índice LWIR-IV4.

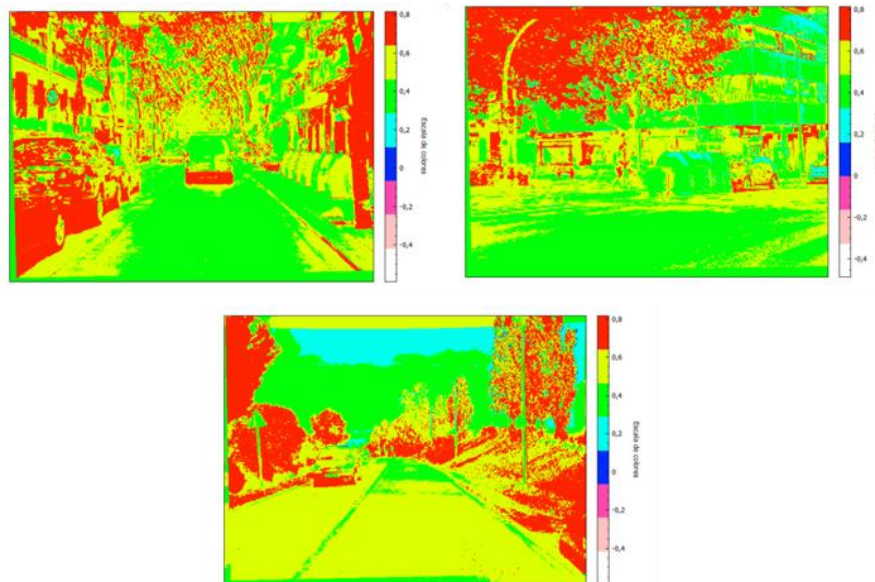


Figura 14. Fusión multiespectral (LWIR-VS) con el índice LWIR-IV4.

Realizando un análisis visual, claramente se puede notar que los valores que corresponden a la vegetación en el NDVI se encuentran muy dispersos y no presentan algún patrón al igual que el RVI. Por el contrario, el índice ENDVI si permite identificar los árboles de manera notoria, mientras que los índices recién creados, arrojan resultados positivos respecto a la detección de otras características.

Sintetizando lo expuesto anteriormente se presentan los resultados respecto al intervalo que identifica la vegetación en cada índice en la Tabla 1.

Tabla 1. Rangos de detección de vegetación.

Índice	Rango de vegetación
NDVI	0 - 0.9
RVI	1.2 - 4.5
ENDVI	0.2 - 0.8
LWIR-IV1	0.85 - 1.1
LWIR-IV2	0.9 - 1
LWIR-IV3	0.89 - 0.96
LWIR-IV4	0.65 - 0.8

7.2. Índices de detección de cielo

Todos los índices posteriores han sido creados de manera experimental, producto de varias pruebas realizadas a lo largo de este trabajo, tratando de encontrar algún patrón en las fórmulas que sirva como el punto de inicio de tal forma que puedan derivar variantes. A pesar de los intentos, en ninguna de estas fórmulas se puede observar alguna similitud o patrón, ya que éstas fueron halladas en el proceso de prueba y error que se realizaba para los índices de detección de vegetación.

A continuación se muestran las imágenes fusionadas de los índices de detección de cielo:

7.2.1. Nuevo índice de cielo 1 (LWIR-IC1).

$$LWIR - IC1 = \frac{GREEN}{2 * LWIR + BLUE}$$

Ecuación 8. Índice LWIR-IC1.

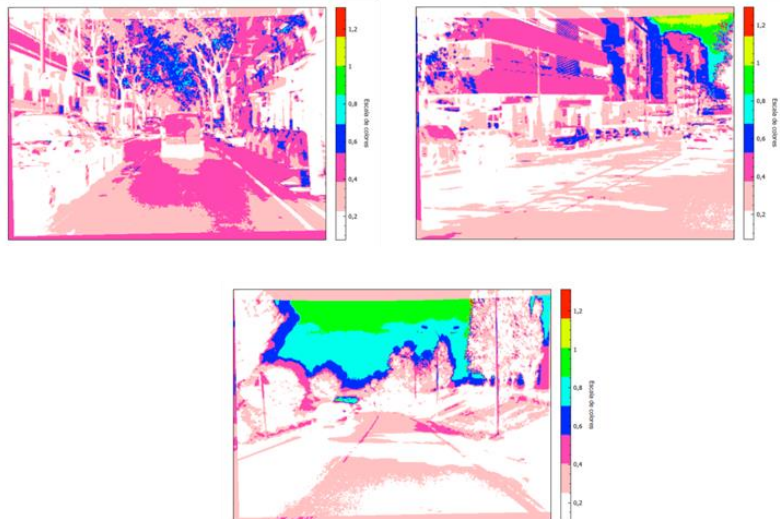


Figura 15. Fusión multiespectral (LWIR-VS) con el índice LWIR-IC1.

7.2.2. Nuevo índice de cielo 1 (LWIR-IC2).

$$LWIR - IC2 = \frac{3 * RED - LWIR}{3 * RED + GREEN}$$

Ecuación 9. Índice LWIR-IC2.

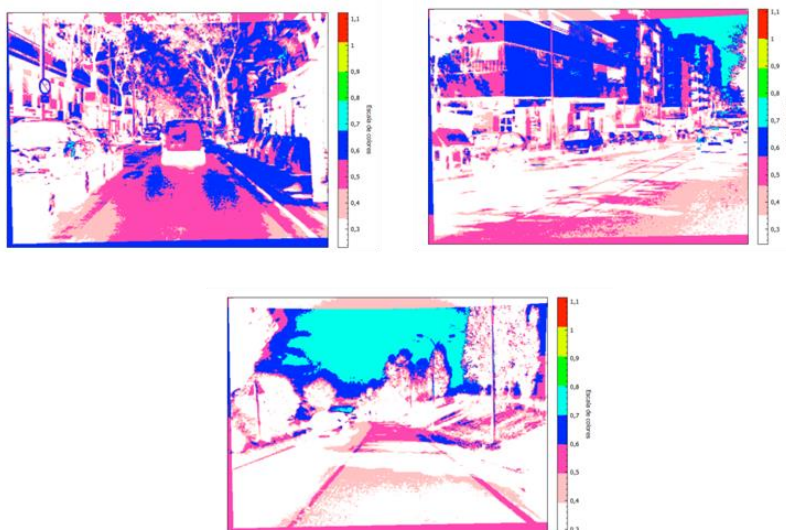


Figura 16. Fusión multiespectral (LWIR-VS) con el índice LWIR-IC2.

7.2.3. Nuevo índice de cielo 3 (LWIR-IC3).

$$LWIR - IC3 = \frac{RED + BLUE}{2 * GREEN + 2 * LWIR}$$

Ecuación 10. Índice LWIR-IC3.

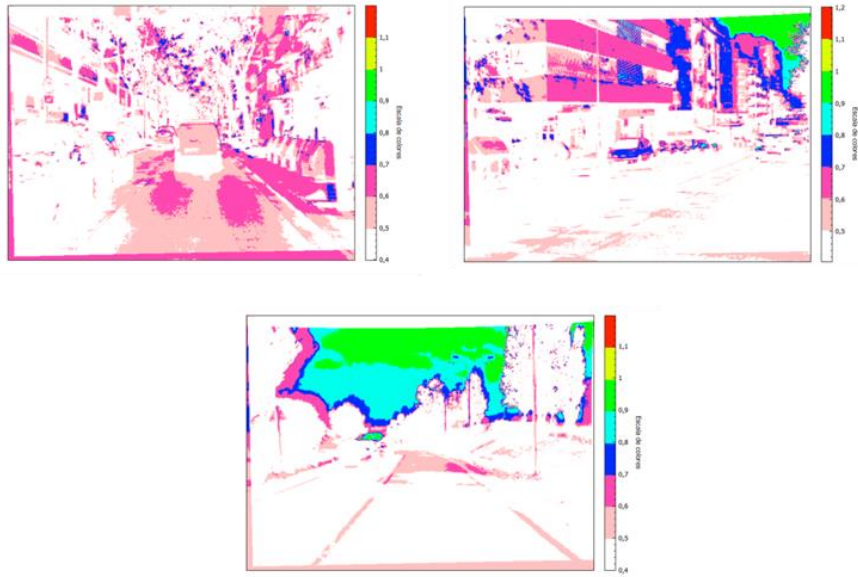


Figura 17. Fusión multiespectral (LWIR-VS) con el índice LWIR-IC3.

7.2.4. Nuevo índice de cielo 4 (LWIR-IC4).

$$LWIR - IC4 = \frac{RED}{2 * GREEN + 2 * LWIR - RED}$$

Ecuación 11. Índice LWIR-IC4.

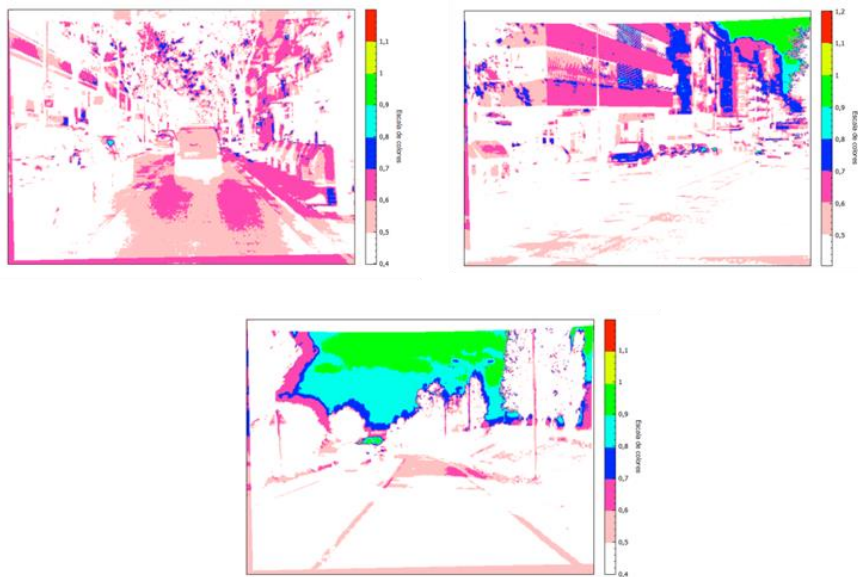


Figura 18. Fusión multiespectral (LWIR-VS) con el índice LWIR-IC4.

Haciendo los respectivos ajustes en la escala, se puede detectar el cielo de las imágenes en los rangos de valores aproximados. Estos rangos son dados en la Tabla 2.

Tabla 2. Rangos de detección de cielo.

Índice	Rango de cielo
LWIR-IC1	0.65 – 1
LWIR-IC2	0.68 – 0.8
LWIR-IC3	0.8 – 1
LWIR-IC4	0.7 – 1

7.3. Índices de detección de calle

Para detectar las calles en una imagen, realizando varias combinaciones de las bandas a través de la fuerza bruta y pudiendo observar previamente el comportamiento de las fórmulas lineales en los anteriores índices, en donde no se pudo detectar las calles, es preciso modificar éstas fórmulas.

En estos casos se han procedido a utilizar un canal con una potencia de 2 y para compensar el alto valor

que se podría obtener de esto, se realiza la multiplicación entre otros 2 canales.

7.2.3. Nuevo índice de calle 1 (LWIR-ICA1).

$$LWIR - ICA1 = \frac{RED^2 - LWIR + BLUE}{BLUE * GREEN}$$

Ecuación 12. Índice LWIR-IC4.

7.2.3. Nuevo índice de calle 2 (LWIR-ICA2).

$$LWIR - ICA2 = \frac{GREEN * RED + LWIR}{BLUE^2}$$

Ecuación 13. Índice LWIR-IC4.

Las siguientes figuras presentan las imágenes de fusión obtenidas de los índices de detección de calle:

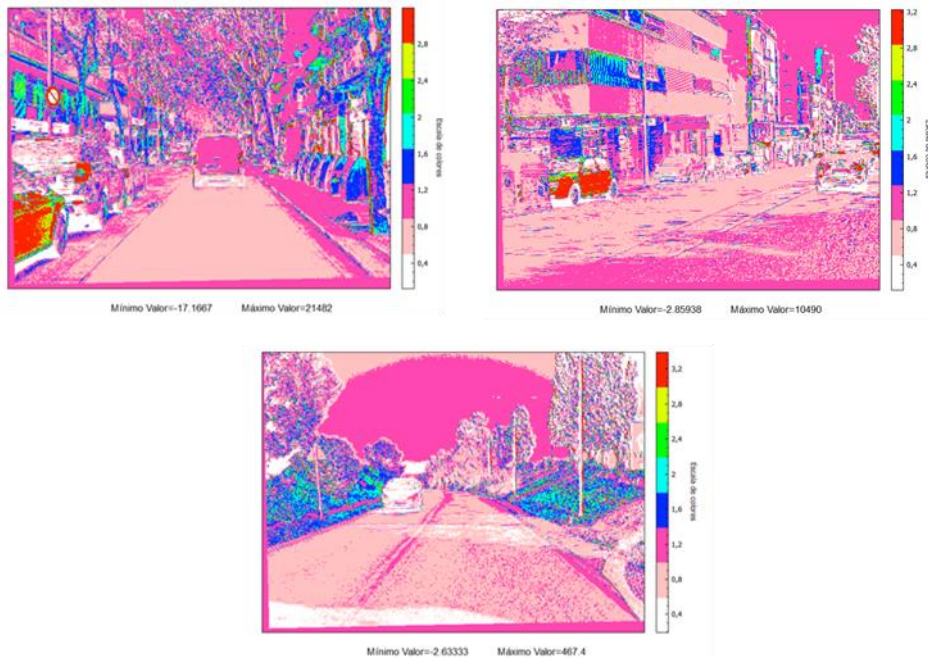


Figura 19. Fusión multispectral (LWIR-VS) con el índice LWIR-ICA1.

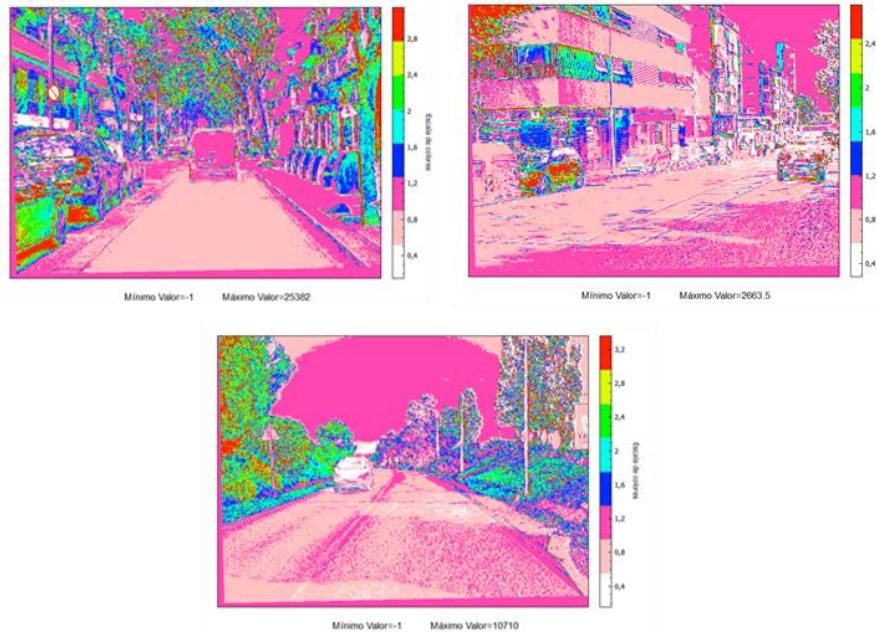


Figura 20. Fusión multispectral (LWIR-VS) con el índice LWIR-ICA2.

Tanto el LWIR-ICA1 como el LWIR-ICA2 tienen un amplio rango de valores, que incluyen valores negativos y valores positivos muy altos.

Sin embargo, realizando el ajuste necesario de la escala de colores, se puede notar que se detecta la calle entre 0.6 a 0.95 en ambos índices, aunque vale resaltar que también se detectan otros objetos.

8. Conclusiones

Este trabajo se realiza con el objetivo de analizar cómo trabaja el algoritmo ICP y cómo éste afecta en la fusión multispectral, específicamente entre una imagen en el infrarrojo lejano y una imagen visible.

Se puede concluir que el ICP es un algoritmo eficiente y eficaz para realizar la correspondencia entre dos nubes de puntos. Además se puede notar en el pequeño estudio expuesto anteriormente, que a medida que se aumenta el número de pares de las nubes, el error total del ICP disminuye.

Otro de los objetivos era hallar índices de detección. Efectivamente, se ha logrado hallar índices para detectar la vegetación, el cielo y las calles, aunque éstos índices podrían estar sujetos a errores, ya que se desconocen los rangos en los que cada índice se encuentra.

Los índices ya existentes para detectar vegetación, no resultaron útiles para detectar objetos, pero sin duda alguna sirvió como un punto de partida para obtener los nuevos índices.

En base a las imágenes, el índice de detección de vegetación que muestra mejores resultados es el LWIR-IV1.

Referente al índice de detección de cielo, todos los índices presentados permiten una excelente detección.

Finalmente, para la detección de las calles, ambos índices no resultan eficaces, ya que además de detectar lo requerido, también se detectan otros objetos. A pesar de esto, resulta útil conocer que para este caso no se utilizó una fórmula lineal, puesto que no se obtenían resultados óptimos, por ende se procedió a usar la potencia de uno de los canales y la multiplicación de otros dos.

9. Recomendaciones

1. Tras la experiencia obtenida en las pruebas, se puede utilizar otra metodología para normalizar los valores de los índices o elegir otra forma de visualización para la detección de características.
2. Respecto al ICP, es recomendable tener las nubes de puntos con al menos 7 puntos y es preferible que tampoco sea una cantidad excesiva de puntos, ya que si bien es cierto el error total disminuye, también es cierto que el proceso resulta costoso computacionalmente.
3. El valor del umbral seleccionado en este estudio es de 0.000001, porque es relativamente bajo para que algoritmo encuentre la transformación correcta para lograr la fusión. Este valor también puede ser disminuido y puede generar otros estudios.

10. Referencias

- [1] Besl P.J. and McKay N., "A Method for Registration of 3-D Shapes", *Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI)*, Vol. 14 No. 2, 1992.
- [2] Simon, "Fast and Accurate Shape-Bases Registration", Ph. D. Dissertation, Camegie Mellon University, 1996.
- [3] "Índices de vegetación". Fecha de consulta: octubre del 2014. Disponible en http://www.biblioteca.udel.edu.pe/BibVirUDEP/tesis/pdf/1_59_185_24_508.pdf.
- [4] "The Method of Least Squares". Fecha de consulta: octubre del 2014. Disponible en http://web.williams.edu/Mathematics/sjmiller/public_html/BrownClasses/54/handouts/MethodLeastSquares.pdf.
- [5] Aguilera C., Barrera F., Lumbreras F., Sappa A., and Toledo R., "Multispectral Image Feature Points", *Sensors*, Vol 12, No. 9, September 2012, pp. 12661-12672.
- [6] Ricaurte P., Chilán C., Aguilera-Carrasco C., Vintimilla B. and Sappa A., "Feature Point Descriptors: Infrared and Visible Spectra", *Sensors*, Vol. 14, No. 2, February 2014, pp. 3690-3701.
- [7] Barrera F., Lumbreras F. and Sappa A., "Multimodal Stereo Vision System: 3D Data Extraction and Algorithm Evaluation", *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, Vol. 6, No. 5, September 2012, pp. 437-446.
- [8] Restrepo-Spetch A., Sappa A. and Devy M. "Edge Registration Versus Triangular Mesh Registration, a Comparative Study", *Signal Processing: Image Communication*, Vol. 20, No. 9-10, October-November 2005, pp. 853-868.
- [9] Rouhani M. and Sappa A., "Correspondence Free Registration through a Point-to-Model Distance Minimization", *IEEE Int. Conf. on Computer Vision*, Barcelona, Spain, November 6-13, 2011, pp. 2150-2157
- [10] Rouhani M. and Sappa A., "The Richer Representation the Better Registration", *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 22, No. 12, December 2013, pp. 5036-5049.
- [11] "Vegetation Indices". Fecha de consulta: octubre del 2014. Disponible en <http://books.google.com.ec/books?id=PqgQZG8DvNcC&pg=PA25&lpg=PA25&dq=RVI+McVey&source=bl&ots=ZjFLXHHHtV&sig=uUIYRp65HPk-DX7jX-GDZoNTt-Y&hl=es&sa=X&ei=PLZhVJD4HoynNujpg8gN&ved=0CBwQ6AEwAA#v=onepage&q=RVI%20McVey&f=false>.