07-003

AN ALGORITHM FOR SEGMENTATION OF THERMAL MAPS BY USING TEMPORAL ANALYSIS TECHNIQUES

García Aguilar, Juan ; Adán Oliver, Antonio; Quintana Galera, Blanca; Castilla Pascual, Francisco Javier; Pérez Andreu, Víctor

Universidad de Castilla-La Mancha

Nowadays, moistures and thermal leaks in buildings are manually detected by an operator, who roughly delimits those critical regions in thermal images. Nevertheless, the use of AI techniques can greatly improve the manual thermal analysis, providing automatically more precise and objective results. This paper presents a temporal-clustering based technique that carries out the segmentation of thermal orthoimages (TO) of a wall, which have been taken at different times. The algorithm has two stages: region labelling and consensus. In order to delimit regions with similar temperature, a clustering procedure is applied to each TO, obtaining a set of labelled TOs. As a result, a three-dimensional data structure XYt is obtained. Dimensions XY correspond to a labelled TO and dimension t is the time of the session. In the second stage, a consensus algorithm between corresponding regions at different times is applied. Thus, the method delimitates regions with different thermal behaviour over time, which are characterized with a set of statistical indicators. The approach has been tested in real scenes by using a 3D thermal scanner. A case study, composed of 48 thermal orthoimages at 30 minute intervals over 24 hours, are presented.

Keywords: 3D thermal models; 3D Data processing; Thermal data analysis; Artificial Intelligence Applications

ALGORITMO DE SEGMENTACIÓN DE REGIONES EN PAREDES MEDIANTE ANÁLISIS TEMPORAL DE MAPAS TÉRMICOS

Las humedades y fallos de aislamiento en edificios son aún manualmente detectados, delimitando regiones críticas de forma aproximada. Sin embargo, la inclusión de técnicas de IA puede mejorar el análisis térmico proporcionando resultados más precisos y objetivos. En este artículo se presenta un algoritmo, basado en técnicas de agrupamiento temporal, que realiza una segmentación de ortoimágenes térmicas (OT) de una pared tomadas a distintos tiempos. El algoritmo tiene dos etapas: etiquetado y consenso. En la primera, se realiza un procedimiento de agrupamiento que delimita distintas regiones de temperatura para cada OT. Se forma así una matriz de regiones en un espacio de tres dimensiones XYt. Las dimensiones XY corresponden a las coordenadas en la OT, mientras que la dimensión t corresponde al tiempo de la sesión. En la segunda etapa, se realiza un algoritmo de consenso en la dimensión tiempo, delimitando finalmente regiones de distinto comportamiento térmico. Este comportamiento es finalmente caracterizado con un conjunto de estadísticos. El algoritmo ha sido experimentado con éxito en edificios utilizando un escáner térmico 3D. Se presenta un caso de estudio sobre 48 ortoimágenes térmicas obtenidas durante 24 horas en intervalos de 30 minutos.

Palabras clave: Modelos térmicos 3D; Procesamiento de datos 3D; Análisis de datos térmicos; Aplicaciones de inteligencia artificial

Correspondencia: Antonio Adán Oliver, Antonio.Adan@uclm.es

Acknowledgements/Agradecimientos: Este trabajo ha sido financiado por el Ministerio Español de Economía y Competitividad [DPI2016-76380-R] y por la Universidad de Castilla La-Mancha [beca PREDUCLM16/23]



©2019 by the authors. Licensee AEIPRO, Spain. This article is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License (<u>https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/</u>).

1. Introducción

La caracterización térmica de edificios es un interesante tópico que está enmarcado en el contexto de ahorro energético y eficiencia en la construcción. Normalmente, un experto realiza una evaluación térmica de un edificio tomando medidas locales tomadas en paredes o en otro elemento estructural del edificio. Los sensores de mano, tales como los sensores de contacto, se utilizan para tomar temperaturas en localizaciones específicas. Las cámaras térmicas son también usadas con el objetivo de encontrar daños o fugas térmicas.

A pesar de que la exploración humana proporciona resultados rápidos "in-situ", también induce a conclusiones erróneas, subjetivas y, a veces, imprecisas. Los algoritmos de inteligencia artificial y las nuevas tecnologías pueden completar la acción del ser humano, impulsando nuevas e interesantes líneas de investigación en el contexto del análisis térmico de edificios.

Uno de los últimos avances en esta materia es la creación de modelos térmicos 3D. Estos modelos se obtienen a partir de nubes de puntos, que son obtenidas usando LiDARs (Wang, Cho, & Gai, 2013), cámaras fotogramétricas (Ham & Golparvar-Fard, 2013a) o cámaras de profundidad (Rangel et al., 2014), todas ellas combinadas con cámaras de infrarrojos. Todos estos sistemas proporcionan la temperatura de regiones específicas que pueden ser identificadas expresamente en un espacio tridimensional, superando así la funcionalidad de los actuales sensores 2D.

Más allá de esta tecnología, en los últimos dos años se han presentado algunas plataformas móviles autónomas que proporcionan modelos térmicos 3D. Un ejemplo representativo de un sistema autónomo es el de Borrmann et al. (Borrmann et al., 2014) y Adán et al. (Adan, Prieto, Quintana, Prado, & García, 2018) En (Borrmann et al., 2014) la plataforma crea automáticamente modelos de malla térmicos de baja resolución de interiores de edificios. El sistema realiza un escaneo térmico, pero está limitado por el reducido campo de visión de la cámara (FOV). En (Adan et al., 2018) la plataforma de escaneado es completa en el sentido de que la instalación sensorial (láser escáner+cámara color+cámara térmica) puede obtener datos en 360º por cada toma de escáner y, si es necesario, rotar verticalmente para cubrir mayor campo de visión.

Aparte de los sensores anteriormente referidos, la inteligencia artificial está actualmente surgiendo en el mundo del análisis térmico. El uso de técnicas de inteligencia artificial se enfoca actualmente en identificar problemas y zonas en elementos estructurales y fachadas, tales como puentes térmicos (Garrido, Lagüela, Arias, & Balado, 2018), fugas de calor (Hoegner & Stilla, 2015) y zonas húmedas. La mayoría de los autores procesan imágenes térmicas de la escena en un instante de tiempo específico y obtienen resultados visuales, sobre los que un experto posteriormente puede hacer sus conclusiones. Algunos de los trabajos más representativos se referencian en los siguientes párrafos.

En (González-Aguilera, Rodriguez-Gonzalvez, Armesto, & Lagüela, 2012), la imagen térmica se divide en varias zonas de acuerdo con varios rangos de temperatura que son previamente impuestos. La superficie en cada rango se considera como una isoterma en la pared. López et al. (López-Fernández, Lagüela, González-Aguilera, & Lorenzo, 2017) lleva a cabo una segmentación de la imagen térmica imponiendo un umbral único. La imagen se divide en grupos de baja y alta temperatura. El algoritmo detecta ventanas y zonas de pérdida de energía.

Con objeto de identificar y clasificar el tipo de ventanas en paredes, G. G. Demisse et al ((Demisse et al., 2015) segmenta una nube de puntos térmica en regiones planas y asume varias hipótesis. Supone que cada región segmentada contiene ventanas y que las regiones más frías pertenecen a una ventana. De acuerdo a la distribución de temperatura de los

puntos de la ventana, esta se clasifica en abierta, cerrada o dañada. Fernández-Lorca et al. (Fernández-Llorca, Lorente, Fernández, Daza, & Sotelo, 2013) segmenta fachadas obteniendo tres regiones que corresponden a cristales, ventanas y paredes. Para cada componente, se buscan localizaciones con mínima y máxima temperatura y directamente se asignan estas a fuentes de pérdidas de frío y calor.

M. Golparvar-Fard et al. (Golparvar-Fard & Ham, 2014) presenta un interesante método, en el que una nube de puntos térmica es manualmente dividida en zonas de componentes estructurales, cada uno de ellos con un mapa térmico asociado. Estos mapas son después comparados con los obtenidos por un software de simulación. Finalmente, se obtiene una visualización 3D de las desviaciones de temperatura para las mismas áreas. En (Ham & Golparvar-Fard, 2013b) la pérdida y ganancia de calor se calculan en zonas con potenciales problemas.

Las referencias anteriormente citadas procesan imágenes estáticas de la escena en un tiempo determinado. Sin embargo, existen algunos artículos que tratan con varias imágenes térmicas a diferentes instantes de tiempo, proporcionando resultados muy interesantes. Entre estos estudios, un caso representativo es el de Natephra et al. (Natephra, Motamedi, Yabuki, & Fukuda, 2017), (Natephra, Motamedi, Yabuki, Fukuda, & Michikawa, 2016). La investigación se enfoca aquí en caracterizar la escena utilizando una visión temporal y calculando el nivel de confort térmico de una habitación. Todo esto se logra con la ayuda de un conjunto de softwares comerciales.

Algunas limitaciones y desventajas de las anteriores propuestas son las siguientes:

- La mayoría de los algoritmos de segmentación se basan en imponer o calcular un conjunto de umbrales, lo que no es un método eficiente cuando la escena tiene más de dos segmentos. Como es bien conocido, la umbralización es un proceso elemental que puede conllevar riesgos en los resultados del procesamiento de imagen.
- Muchos de los métodos anteriores imponen fuertes hipótesis y condiciones, lo que resta consistencia y aplicabilidad de los mismos en casos reales.
- Debido a la simplicidad del procesamiento de datos, estas técnicas no garantizan la misma funcionalidad y resultados bajo cambios en el tiempo y el entorno.

2. Objetivos y contribuciones

El objetivo general de este artículo es progresar en metodologías de análisis energético de interior de edificios con la ayuda de técnicas actuales de inteligencia artificial, aplicadas en datos térmicos. Específicamente, nuestro objetivo es introducir algoritmos de segmentación basados en la variación temporal de la temperatura sobre imágenes térmicas de elementos estructurales (paredes de edificaciones). La entrada de este proceso es un conjunto de ortoimágenes térmicas de una pared, las cuales han sido extraídas de modelos térmicos 3D que han sido obtenidas en diferentes instantes de tiempo a lo largo de un día. La salida de este proceso es un conjunto de segmentos que son identificados en la pared y que tienen distintos comportamientos térmicos en el tiempo.

Las principales contribuciones de esta investigación son las siguientes:

- Originalidad. La aplicación de algunos algoritmos de inteligencia artificial sobre varias imágenes térmicas es un tópico nuevo en el campo del análisis energético.
- Robustez. La segmentación proporcionada con técnicas estáticas (en un tiempo específico) y locales es muy sensible a cambios térmicos y perturbaciones de la escena. Sin embargo, nuestro método es robusto ante cambios energéticos y circunstancias

externas, tales como variaciones momentáneas del tiempo, la inserción de rayos de sol en la escena o cambios del sistema de calefacción central.

- Al contrario que las técnicas clásicas basadas en 2D, nuestra técnica es ampliable a la tercera dimensión, proporcionando un modelo térmico semántico 3D en el que se localizan con precisión diferentes zonas con diferentes propiedades térmicas.
- Utilidad. Creemos que este modelo térmico semántico 3D puede ser de utilidad para ingenieros y arquitectos. Estos profesionales pueden explorar, identificar y delimitar con facilidad regiones de interés desde un punto de vista energético, tales como pérdidas de calor o puentes térmicos.

3. Metodología

3.1 Modelo térmico 3D de un edificio

En nuestro caso, la información térmica consiste en las coordenadas 3D de un conjunto de puntos de la escena junto con su temperatura asociada. El proceso de adquisición se compone de tres etapas:

La primera etapa trata la calibración del conjunto escáner-cámara y proporciona una nube de puntos térmica que corresponde al FOV específico de la cámara. Este proceso de calibración esencialmente calcula M en la ecuación (1), en los que (X_p, Y_p, Z_p) son las coordenadas de un punto en el sistema de coordenadas del escáner y (X_t, Y_t) son las coordenadas (en pixeles) de los correspondientes puntos proyectados en la imagen térmica. La matriz M se calcula utilizando un gran número de coordenadas 3D y sus píxeles asociados en la imagen térmica. Después de que M sea calculada, la temperatura de cada pixel se asocia con su correspondiente punto 3D.

$$\begin{pmatrix} \lambda X_f \\ \lambda Y_f \\ \lambda \end{pmatrix} = M \begin{pmatrix} X_p \\ Y_p \\ Z_p \\ 1 \end{pmatrix}$$
 (1)

La segunda etapa trata la inclusión de otras imágenes térmicas en la misma nube de puntos de 360°. Ya que el FOV de la cámara térmica es habitualmente limitado, la cámara térmica debe rotar alrededor del eje Z del escáner y captar varias imágenes con objeto de cubrir un escaneo térmico de 360°. Finalmente, estas imágenes se asocian a sus correspondientes puntos 3D.

En la tercera etapa, la anterior nube de puntos térmica es alineada con otras, que han sido tomadas desde nuevas posiciones del escáner. Finalmente se genera una nube térmica completa de la escena.

El modelo térmico (nube térmica) puede ahora ser segmentado en un conjunto de partes, que corresponderán a diferentes elementos estructurales (SE) del interior del edificio. Los SEs son básicamente componentes arquitectónicos del edificio, tales como techo, suelo, columnas y paredes. Este proceso consiste básicamente en segmentar la nube de puntos completa en conjunto de puntos que se ajustan a planos verticales y horizontales (Adán & Huber, 2010). Esta estructura de datos segmentada en SEs térmicos en un tiempo específico *t*, se denotarán como $\Omega(t)$. Cada elemento estructural puede ser analizado posteriormente de forma separada, como se explicará en los párrafos siguientes.

La Figura 1 a) ilustra las salidas de las anteriores etapas en un ejemplo sencillo. El modelo térmico 3D y los resultados de segmentación se muestran en la Figura 1 b).

Figura 1 a) Asignación de temperatura a los puntos 3D. b) Solapamiento de varias imágenes térmicas en una nube de puntos de 360º. c) Alineación de varias nubes de puntos térmicas. d) Segmentación de una nube de puntos térmica en SEs térmicos.









3.2 El modelo térmico 3D temporal

Cuando la sesión de escaneado se repite para otro tiempo t', se obtiene un modelo 3D térmico dual $\Omega(t')$. El nuevo modelo conserva la geometría anterior, pero cambia su temperatura. Por lo tanto, el conjunto de SEs permanece, pero con diferente temperatura. En general, para *n* sesiones realizadas a intervalos igualmente espaciados de tiempo { t_1 , t_2 , t_n }, se genera un modelo temporal térmico 3D, $\Omega = {\Omega(t_1), \Omega(t_2), ..., \Omega(t_n)}$.

Cada SE en un tiempo *t* se define geométricamente a través de las coordenadas de sus vértices y vectores normales. Por otra parte, dentro de un SE existen los puntos asignados con sus respectivas temperaturas para cada tiempo.

Sea A un elemento estructural de la escena (por ejemplo, una pared de una habitación), que es definido por sus vértices { v_1 , v_2 , v_3 , v_4 } y por el vector normal u. Sea S_A la nube de puntos asociada a A en el instante t_1 . Ya que A ha sido escaneada desde las mismas posiciones del escáner en diferentes sesiones en los tiempos { t_1 , t_2 , t_n }, S_A puede ser mantenido para cada observación de A.

Sea T_1 el conjunto de valores de temperatura asociados a S_A en el tiempo t_1 . Asumiendo que un SE tiene forma rectangular, A se puede representar por una imagen I_1 , que contiene los puntos proyectados en un plano del vector normal u, junto con sus correspondientes temperaturas T_1 . En resumen, el elemento estructural A se representa ahora por una imagen de tonos de gris (o una imagen con código de color), en el que un nivel de gris (o un código de color) codifica la temperatura.

Para *n* observaciones de A, se crean un conjunto de *n* imágenes térmicas { I_1 , I_1 , ... I_n }. Suponiendo que el tamaño de imagen es *m* x *p*, se obtiene una estructura tridimensional de datos térmicos *D* (*m* x *p* x *n*). Para analizar *D*, se considera que cada punto *P* se describe por un vector de *n* componentes, el cuál describe la evolución de la temperatura de *P* a lo largo del tiempo que es observado. Típicamente, se utilizan periodos de tiempo de 24 horas y con observaciones a intervalos de 20 a 30 minutos. El punto *P* puede ser formalmente caracterizado por un vector de temperaturas $T(P)=\{T_1(P), T_2(P),...,T_n(P)\}$.

3.3 Procesado del modelo térmico temporal

El objetivo del proceso de análisis es calcular un conjunto de regiones de A que tienen similar evolución de temperatura durante a lo largo del periodo de observación. Para esto, se han aplicado cuatro técnicas diferentes de agrupamiento sobre los vectores T(P), donde P se extiende a todos los puntos recogidos en A.

Se ha seleccionado un método para cada una de las siguientes categorías: técnicas basadas en particiones, agrupamiento duro, agrupamiento jerárquico y técnicas basadas en densidad. Las técnicas seleccionadas son: algoritmo k-means, mezcla de distribuciones Gaussianas (MGD), el método de Birch y el método Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN). Cada uno de estos métodos tiene distintas ventajas y limitaciones.

- I. El algoritmo k-means realiza particiones de los datos en k grupos basándose en la distancia de los centroides de cada grupo. Es fácil y rápido de implementar, pero el número de grupos debe ser seleccionado de antemano, y es sensible a ruido. Por otra parte, este método podría ser ineficaz bajo disparidad en tamaño y densidad de grupos.
- II. El método MGD asigna cada uno de los datos a un único grupo, realizando una clasificación dura. El algoritmo primero ajusta datos a una mezcla de modelos Gaussianos, de modo que las componentes normales múltiples del modelo pueden ser representados como grupos.

- III. El agrupamiento jerárquico construye una jerarquía multinivel de grupos creando un árbol de clasificación. La principal desventaja de este método es su baja escalabilidad.
- IV. Los métodos basados en densidad, tales como el DBSCAN, establecen un criterio de agrupamiento basado en la densidad de los grupos. Proporcionan soluciones eficientes para identificar grupos con diferentes formas y tamaños. Son robustos ante ruido, pero de alto costo computacional.

Cuando se aplica alguno de los anteriores algoritmos de agrupamiento, la pared es dividida en varios segmentos, cada uno de ellos correspondiente a un grupo. Debido a que habrá conjunto de vectores T(P) se asociados a cada grupo, se puede calcular un vector prototipo característico del grupo. Se denotará ${}^{i}\xi_{j}$ y ${}^{i}\Phi_{j}$, respectivamente, a la región y al vector prototipo del *j*-ésimo grupo obtenido a partir del *i*-ésimo algoritmo.

Para realizar un consenso entre los segmentos y vectores prototipo calculados por los algoritmos I a IV, se han definido dos métricas de distancia. La primera métrica d_1 entre dos algoritmos (i) y (k) se define formalmente a través de la ecuación (2), en el que el símbolo $\langle . \rangle$ significa el cardinal de un conjunto.

$$d_{1}(i,k) = \max_{\arg\{j,m/j=1\dots,h,m=1\dots,h\}} \sum_{j,m}^{h} \left(\frac{\langle i\xi_{j} \cap k\xi_{m} \rangle}{\langle i\xi_{j} \cup k\xi_{m} \rangle} \right)$$
(2)

En esta ecuación, el número de grupos es denotado por *h*. Notar que d_1 está normalizado entre [0,1]. Para definir las regiones consensuadas ξ_j , *j*=1...*h*, se descartan distancias por debajo de un umbral μ_1 (en nuestro caso μ_1 =0.5). Posteriormente, se halla una región común para el resto de distancias por encima del umbral.

La distancia d_2 se define utilizando los vectores prototipos de acuerdo con la ecuación (3). Esta medida es un estimador del mínimo error cuadrático medio aplicado a cada pareja de vectores prototipo a partir de los algoritmos (*i*) y (*k*).

$$d_{2}(i,k) = \min_{\arg\{j,m/j=1...h,m=1...h\}} \frac{1}{N} \sum_{j,m}^{h} \| {}^{i}\phi_{j}, {}^{k}\phi_{m} \|$$
(3)

En donde *N* es el número de sesiones de escaneo. Como en el anterior caso, se descartan las parejas con distancias asociadas por encima de umbral μ_2 (en nuestro caso $\mu_2=1^{\circ}$ C). Los vectores prototipo consensuados Φ_j , *j=1…h* se hallan promediando el resto de vectores prototipo asociados.

4. Resultados experimentales

El método propuesto en este artículo ha sido probado en entornos de interiores utilizando una plataforma con un láser escáner 3D y una cámara térmica (Quintana, Prieto, Adán, & Vázquez, 2016). En esta sección se muestran los resultados obtenidos en un caso estudio representativo.

El escáner 3D obtiene nubes de puntos en un rango de 500 m. Una sola toma cubre un área de 360° x 100°, tardando alrededor de 47 segundos y obteniendo 5 millones de coordenadas. Las resoluciones angulares y horizontales están en los rangos [0.0024°, 0.5°] y [0.0024°, 0.28°] respectivamente, con una resolución de 0.065°. La precisión de medida de distancia es 5 mm y la repetitividad es de 3 mm. La cámara térmica tiene una resolución de

640 x 512 píxeles, con un FOV de 45° x 37° a una frecuencia de 30Hz. El rango de temperatura en modo de alta ganancia es [233 °K, 823 °K] con una precisión de 0.4 °K. En modo de baja ganancia el rango es [248 °K, 408 °K] con una precisión de 0.04 °K.

El caso de estudio consiste en una pared de 4 x 7.2 metros, que ha sido secuencialmente escaneada durante 24 horas a intervalos de 30 minutos, generando matrices de datos térmicos D de 640 x 480 x 48. En el experimento se dieron lugar diferentes condiciones térmicas externas y la calefacción se mantuvo apagada durante ciertos intervalos de tiempo. Además, los rayos del sol incidieron en la pared durante varias horas.

La Figura 2 a) ilustra dos ortoimágenes térmicas de la pared tomadas a las 10 a.m y 3 p.m con y sin calefacción central. Se puede ver la disparidad de ambas imágenes, de modo que cualquier procesamiento de imagen proporcionaría resultados contradictorios. Además de la variación de temperaturas en cada imagen, se puede ver diferente variación para diferentes zonas de la pared. Esta circunstancia es más clara en la Figura 2 b), en la que se muestran tres vectores T(P) para diferentes zonas.

Figura 2. a) Ortoimágenes térmicas de una pared escaneada a las 10 a.m. y las 3 p.m. Para una mejor visualización se ha incluido un código de color. b) Vectores térmicos característicos de tres puntos de la pared



El objetivo de este experimento es extraer un conjunto de regiones que tienen un comportamiento térmico temporal particular. Para hacer esto, se exploran los resultados obtenidos a partir de las cuatro técnicas de agrupamiento referidas.

Después de aplicar la técnica de k-means sobre la base de datos *D*, se distinguen claramente cuatro zonas con diferente comportamiento térmico temporal, las cuales pueden ser visualizadas a través de sus correspondientes vectores prototipo. Se han etiquetado esas zonas como: marco de ventana, zona este, zona oeste y zonas límite. En una inspección visual de los grupos, se puede deducir que los resultados GMD son bastante similares a los de k-means, y que el método jerárquico es también coherente con las regiones segmentadas anteriores. Sin embargo, el método DBSCAN proporciona diferentes resultados de segmentación. La Figura 3 muestra las regiones y los vectores prototipo para los cuatro grupos. Es evidente que los vectores prototipo de los métodos I, II y III son cercanos y que los vectores prototipo del método IV son dispares a los anteriores.

Figura 3. a) Regiones ${}^{I}\xi_{j}$, ${}^{II}\xi_{j}$, ${}^{IV}\xi_{j}$ en diferentes colores y b) sus correspondientes prototipo ${}^{I}\Phi_{j}$, ${}^{II}\Phi_{j}$, ${}^{II}\Phi_{j}$, ${}^{IV}\Phi_{j}$ para cuatro grupos. La temperatura del cristal no ha sido registrada por el escáner



Las Tabla 1 y 2 presentan las distancias d_1 y d_2 , y hacen más evidentes las anteriores conclusiones. Ya que el algoritmo IV no verifica en ningún caso los umbrales μ_1 o μ_2 , la segmentación final de la pared y las regiones de consenso han sido realizadas a partir de los algoritmos I, II y III. La Figura 4 muestra las regiones consensuadas ξ_j y los vectores característicos Φ_j en distintos colores. El color blanco corresponde a zonas que no han sido clasificadas en ningún grupo o a zonas de los que no se tienen datos (por ejemplo, los cristales de la ventana).

A partir de los resultados de consenso, se pueden obtener varias conclusiones. La Región 1 corresponde a la parte derecha de la pared, y permanece algo más caliente que la parte izquierda (Región 2) durante el experimento. Esto podría ser debido a la orientación nortesur de la pared y al hecho de que la parte derecha externa estaría mejor protegida del viento y la lluvia. La Región 3 se asocia con el marco de la ventana. Es evidente que el material de la ventana (aluminio) sigue con una cierta inercia térmica la temperatura exterior. La Región 4 se localiza en la parte baja de la pared, cerca del suelo y en el borde derecho con la pared adyacente. Esta parte permanece en temperatura más baja y podría intuirse como una zona húmeda de la pared.

d_1	I			IV
Ι	0	0.68	0.70	0.47
II	0.68	0	0.61	0.44
	0.70	0.61	0	0.45
IV	0.47	0.44	0.45	0

Tabla 1. Valores de la distancia normalizada d1

Tabla 2. Valores de la distancia d₂

d ₂	I	II	Ш	IV
Ι	0	0.11	0.14	1.47
П	0.11	0	0.23	1.54
	0.14	0.23	0	1.56
IV	1.47	1.54	1.56	0

Figura 4. a) Regiones detectadas ξ_j después del algoritmo de consenso entre métodos. Cada color corresponde a una zona segmentada por consenso. Las zonas en blanco no han sido asignadas a ningún grupo o no han sido registradas por el escáner, como en el caso del área que corresponde a los cristales. b) Vectores prototipo consensuados Φ_j .



5. Conclusiones

Este artículo presenta un método original para caracterizar el comportamiento térmico de paredes interiores de edificios a lo largo del tiempo. El método procesa ortoimágenes térmicas de paredes que han sido extraídas de modelos térmicos 3D de un edificio en tiempos diferentes. Se han aplicado cuatro técnicas de agrupamiento sobre esta base de datos temporal y se han obtenido diferentes zonas localizadas dentro de la pared.

Con objeto de hacer el método más consistente, los resultados obtenidos a partir de las cuatro técnicas de agrupamiento han sido puestas en común utilizando dos métricas de

distancia. Como resultado, se han identificado un conjunto de regiones consensuadas junto con sus vectores térmicos prototipo. El comportamiento temporal térmico puede entonces ser analizado, proporcionando interesantes y conclusiones en principio no evidentes.

Este trabajo muestra los resultados de una investigación inicial en el campo de la caracterización automática y dinámica de comportamiento térmico de edificios, que debe ser convenientemente desarrollada en el futuro. Se han establecido un conjunto de mejoras y objetivos a corto plazo. Entre ellos, se pretende extender esta investigación a una estructura completa de un edificio identificando zonas conflictivas. Por otra parte, se acometerán un conjunto de experimentos más completos sobre paredes interesantes desde un punto de vista térmico. Nuestro objetivo será consolidar la utilidad de técnicas de inteligencia artificial en el análisis energético de edificios.

Referencias

- Adán, A., & Huber, D. (2010). *Reconstruction of Wall Surfaces Under Occlusion and Clutter in 3D Indoor Environments*. Retrieved from https://www.ri.cmu.edu/pub files/2010/4/Report A.Adan D.Huber A30 2010.pdf
- Adan, A., Prieto, S. A., Quintana, B., Prado, T., & García, J. (2018). An autonomous thermal scanning system with which to obtain 3D thermal models of buildings. *CIB W78*. Chicago, USA.
- Borrmann, D., Nüchter, A., Đakulović, M., Maurović, I., Petrović, I., Osmanković, D., ... Velagić, J. (2014). A mobile robot based system for fully automated thermal 3D mapping. *Advanced Engineering Informatics*, *28*(4), 425–440. https://doi.org/10.1016/j.aei.2014.06.002
- Demisse, G. G., Borrmann, D., Nuchter, A., Nüchter, A., Nuchter, A., & Nüchter, A. (2015). Interpreting Thermal 3D Models of Indoor Environments for Energy Efficiency. *Journal* of Intelligent and Robotic Systems: Theory and Applications, 77(1), 55–72. https://doi.org/10.1007/s10846-014-0099-5
- Fernández-Llorca, D., Lorente, A. G., Fernández, C., Daza, I. G., & Sotelo, M. A. (2013). Automatic Thermal Leakage Detection in Building Facades Using Laser and Thermal Images. https://doi.org/10.1007/978-3-642-53862-9_10
- Garrido, I., Lagüela, S., Arias, P., & Balado, J. (2018). Thermal-based analysis for the automatic detection and characterization of thermal bridges in buildings. *Energy and Buildings*, *158*, 1358–1367. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.11.031
- Golparvar-Fard, M., & Ham, Y. (2014). Automated Diagnostics and Visualization of Potential Energy Performance Problems in Existing Buildings Using Energy Performance Augmented Reality Models. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 28(1), 17–29. https://doi.org/10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0000311
- González-Aguilera, D., Rodriguez-Gonzalvez, P., Armesto, J., & Lagüela, S. (2012). Novel approach to 3D thermography and energy efficiency evaluation. *Energy and Buildings*, *54*, 436–443. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2012.07.023
- Ham, Y., & Golparvar-Fard, M. (2013a). An automated vision-based method for rapid 3D energy performance modeling of existing buildings using thermal and digital imagery. *Advanced Engineering Informatics*, 27(3), 395–409. https://doi.org/10.1016/j.aei.2013.03.005
- Ham, Y., & Golparvar-Fard, M. (2013b). Automated Cost Analysis of Energy Loss in Existing Buildings Through. *ISARC 2013 - 30th International Symposium on Automation and Robotics in Construction and Mining, Held in Conjunction with the 23rd World Mining*

Congress, 1065–1073. Retrieved from

https://experts.illinois.edu/en/publications/automated-cost-analysis-of-energy-loss-in-existing-buildings-thro

- Hoegner, L., & Stilla, U. (2015). Building facade object detection from terrestrial thermal infrared image sequences combinig different views. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, II-3/W4*, 55–62. https://doi.org/10.5194/isprsannals-II-3-W4-55-2015
- López-Fernández, L., Lagüela, S., González-Aguilera, D., & Lorenzo, H. (2017). Thermographic and mobile indoor mapping for the computation of energy losses in buildings. *Indoor and Built Environment*, *26*(6), 771–784. https://doi.org/10.1177/1420326X16638912
- Natephra, W., Motamedi, A., Yabuki, N., & Fukuda, T. (2017). Integrating 4D thermal information with BIM for building envelope thermal performance analysis and thermal comfort evaluation in naturally ventilated environments. *Building and Environment*, *124*, 194–208. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2017.08.004
- Natephra, W., Motamedi, A., Yabuki, N., Fukuda, T., & Michikawa, T. (2016). Building Envelope Thermal Performance Analysis using BIM-Based 4D Thermal Information Visualization. *Conference: 16th International Conference on Computing in Civil and Building Engineering (ICCCBE2016)*. Retrieved from http://www.see.eng.osakau.ac.jp/seeit/icccbe2016/Proceedings/Full_Papers/194-158.pdf
- Quintana, B., Prieto, S. A., Adán, A., & Vázquez, A. S. (2016). Semantic Scan Planning for Indoor Structural Elements of Buildings. *Advanced Engineering Informatics*. https://doi.org/10.1016/j.aei.2016.08.003
- Rangel, J., Soldan, S., Kroll, A., Rangel, J., Kroll, A., Soldan, S., & Kroll, A. (2014). 3D Thermal Imaging: Fusion of Thermography and Depth Cameras. *Conference on Quantitative InfraRed Thermography*. Retrieved from http://qirt.gel.ulaval.ca/archives/qirt2014/QIRT 2014 Papers/QIRT-2014-035.pdf
- Wang, C., Cho, Y. K., & Gai, M. (2013). As-Is 3D Thermal Modeling for Existing Building Envelopes Using a Hybrid LIDAR System. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 27(6), 645–656. https://doi.org/10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0000273