



Localización automática de electrodos de ECG para Imagen Electrocardiográfica utilizando Identificación de Patrones

Miguel Ángel Guardiola Marco

Tutor: Miguel Rodrigo Bort

Trabajo Fin de Grado presentado en la Escuela Técnica Superior de Ingenieros de Telecomunicación de la Universitat Politècnica de València, para la obtención del Título de Graduado en Ingeniería de Tecnologías y Servicios de Telecomunicación

Curso 2019-2020

Valencia, 6 de julio de 2020

Agradecimientos

A Miguel Rodrigo, por la paciencia y dedicación que ha depositado en mí a lo largo de la realización de este proyecto.
A María S. Guillem y al instituto ITACA, por permitirme llevar a cabo este trabajo y proporcionarme los recursos que se han necesitado.

A mi familia, por apoyarme y confiar siempre en mí.
A mi pareja y amigos, por ser una fuente inagotable de apoyo.
¡Gracias!

Resumen

Las enfermedades cardiovasculares son las causantes de la mayoría de las muertes que se producen en el mundo occidental, siendo las arritmias cardíacas una de las enfermedades más frecuentes dentro de este ámbito. La fibrilación auricular es la arritmia cardíaca que más gasto sanitario conlleva debido a su alta prevalencia (1-2% en la población general), que consiste en una transmisión desorganizada de los impulsos eléctricos por el tejido cardíaco de la aurícula.

Ante el desconocimiento de los mecanismos de inicio y mantenimiento de esta arritmia existen métodos experimentales como la Imagen Electrocardiográfica (ECGI) que permite estimar los potenciales epicárdicos a partir de registros electrocardiográficos de superficie. De esta forma se puede estudiar e identificar de forma no invasiva los posibles mecanismos que sustentan la fibrilación auricular. Para poder utilizar esta técnica de mapeo es necesario disponer de la anatomía de la superficie del torso y corazón del paciente, así como de la ubicación exacta de los electrodos de registro sobre el torso.

El presente proyecto tiene como finalidad definir una metodología que permita identificar la localización exacta de los electrodos sobre el modelo 3D del torso del paciente de forma automática a partir de sistemas de adquisición 3D. Para lograr dicha finalidad, se ha procedido a generar un conjunto de marcadores para los electrodos del torso de tipo ArUco y OCR que permiten su identificación individual. Se ha desarrollado un algoritmo de procesamiento de los datos adquiridos mediante escaneado 3D del torso, que permite localizar la posición de posibles candidatos a marcadores mediante clustering y permite su identificación automática aplicando el proceso de reconocimiento de patrones correspondiente. Con dicho algoritmo se ha llevado a cabo un estudio comparativo de los 2 métodos de identificación bajo estudio.

El resultado de dicha metodología ha sido más favorable al uso de marcadores de tipo OCR, ya que proporcionaron una ratio de detección automática de 93% respecto a ArUco (43%). También se vio que el proceso de modelado 3D es altamente dependiente del sensor, siendo esta tecnología la limitante para la obtención de localizaciones globales y precisas. Con esta metodología se ha logrado la automatización del proceso, lo cual permite su realización en un periodo de tiempo más reducido, mejorando su uso en la práctica clínica.

Resum

Les malalties cardiovasculars són les causants de la majoria de les morts que es produeixen al món occidental, sent les arrítmies cardíques una de les malalties més freqüents dins d'aquest àmbit. La fibril·lació auricular és l'arrítmia cardíaca que més despesa sanitària comporta a causa de la seua alta prevalença (1-2% en la població general), que consisteix en una transmissió desorganitzada dels impulsos elèctrics pel teixit cardíacs de l'aurícula.

Davant el desconeixement dels mecanismes d'inici i manteniment d'aquesta arrítmia existeixen mètodes experimentals com la Imatge Electrocardiogràfica (ECGI) que permeten estimar els potencials epicárdicos a partir de registres electrocardiogràfics de superfície. D'aquesta forma es pot estudiar e identificar de forma no invasiva els possibles mecanismes que sustenten la fibril·lació auricular. Per a poder utilitzar aquesta tècnica de mapeig és necessari disposar de l'anatomia de la superfície del tors i cor del pacient, així com de la ubicació exacta dels elèctrodes de registre sobre el tors.

El present projecte té com a finalitat definir una metodologia que permeta identificar la localització exacta dels elèctrodes sobre el model 3D del tors del pacient de manera automàtica a partir de sistemes d'adquisició 3D. Per a aconseguir aquesta finalitat, s'ha procedit a generar un conjunt de marcadors per als electrodos del tors de tipus ArUco i OCR que permeten la seua identificació individual. S'ha desenvolupat un algorisme de processament de les dades adquirides mitjançant escanejats 3D del tors, que permet localitzar la posició de possibles candidats a marcadors mitjançant clustering i permet la seua identificació automàtica aplicant el procés de

reconeixement de patrons corresponent. Amb aquest algorisme s'ha dut a terme un estudi comparatiu dels 2 mètodes d'identificació sota estudi.

El resultat d'aquesta metodologia ha sigut més favorable a l'ús de marcadors de tipus OCR, ja que van proporcionar una ràtio de detecció automàtica de 93% respecte a ArUco (43%). També es va veure que el procés de modelatge 3D és altament dependent del sensor, sent aquesta tecnologia la limitant per a l'obtenció de localitzacions globals i precises. Amb aquesta metodologia s'ha aconseguit l'automatització del procés, la qual cosa permet la seua realització en un període de temps més reduït, millorant el seu ús en la pràctica clínica.

Abstract

Cardiovascular diseases are the main cause of death in the western world, with cardiac arrhythmia being one of the most frequent among them. Atrial fibrillation is the cardiac arrhythmia that supposes the greatest sanitary cost due to its high prevalence (1-2% in total population). It consists in a series of disorganized electric impulses which are transmitted by the cardiac atrial tissues.

Since the mechanisms of how this cardiac disorder originates and becomes recurrent have not been elucidated yet, techniques such as Electrocardiographic Imaging (ECGI) are used to estimate epicardial potentials from collected electrocardiographic data. By this way, it is possible to study the atrial fibrillation mechanisms in a non-invasive fashion. In order to use this mapping technique, it is necessary to know the anatomy of both torso and heart, as well as the exact location of the recording electrodes over the torso's surface.

This project aims to develop a new methodology for the identification of the exact location of the electrodes over a 3D torso model of the patient automatically from 3D acquisition systems. To attain this, a range of ArUco- and OCR-type markers have been generated for these torso electrodes, allowing their individual identification. An algorithm has been developed to process the acquired data through 3D scanning. The algorithm allows to indicate the position of potential marker candidates by clustering, as well as to automatically identify them using the appropriate pattern recognition process. A comparative study between the two studied identification methods has also been conducted using this algorithm.

The results obtained indicate a much better detection ratio while using OCR type markers (93%) against ArUco markers (43%). In addition, it was demonstrated that 3D modelling is highly sensor-dependent, thus acting as a bottleneck in the process of obtaining precise and global locations. To conclude, this methodology enabled the automation of the electrode position detection process allowing a much faster performance, thus turning the ECGI technique into a very convenient solution for clinical uses.

INDICE

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN	6
CAPÍTULO 2. ANTECEDENTES	7
2.1 ACTIVIDAD ELÉCTRICA DEL CORAZÓN	7
2.2 INTRODUCCIÓN A LA FIBRILACIÓN AURICULAR	8
2.3 ELECTROCARDIOGRAFÍA	9
2.4 CARTOGRAFÍA ELÉCTRICA DE SUPERFICIE (CES) E IMAGEN ELECTROCARDIOGRÁFICA.....	10
2.5 PROTOCOLO ACTUAL DE PROCESADO DE PACIENTES	11
2.6 HERRAMIENTAS DE ESCANEADO 3D	13
2.7 RECONOCIMIENTO DE PATRONES.....	14
2.7.1 <i>ArUco</i>	15
2.7.2 <i>OCR</i>	16
CAPÍTULO 3. OBJETIVOS.....	17
3.1 OBJETIVO PRINCIPAL	17
3.2 SUBOBJETIVOS.....	17
CAPÍTULO 4. METODOLOGÍA.....	18
4.1 CREACIÓN DE MODELADOS 3D	18
4.1.1 <i>Diseño de las muestras</i>	18
4.1.2 <i>Escaneado 3D con Sense 2</i>	19
4.2 ALGORITMO DE CLUSTERING	21
4.2.1 <i>Selección de nodos de color</i>	21
4.2.2 <i>Agrupación de nodos cercanos en regiones</i>	21
4.3 TRANSFORMACIÓN DE 3D A IMAGEN 2D	23
4.3.1 <i>Selección de nodos</i>	23
4.3.2 <i>Cambio de plano 3D a 2D de la nube de puntos</i>	23
4.3.3 <i>Interpolación de los puntos y la textura</i>	24
4.3.4 <i>Tratamiento de imagen sobre el marcador</i>	25
4.4 DETECCIÓN DE MARCADORES	28
CAPÍTULO 5. RESULTADOS	30
5.1 RESULTADOS DEL CLUSTERING.....	30
5.2 RESULTADOS DE LA DETECCIÓN DE MARCADORES ARUCO	31
5.2.1 <i>Marcadores no reconstruidos correctamente</i>	31
5.2.2 <i>Marcadores detectados correctamente</i>	32
5.2.3 <i>Resultados de la muestra</i>	33
5.3 RESULTADOS DE LA DETECCIÓN DE MARCADORES OCR.....	35
5.3.1 <i>Marcadores no reconstruidos correctamente</i>	35
5.3.2 <i>Marcadores detectados correctamente</i>	36
5.3.3 <i>Marcadores no detectados</i>	36
5.3.4 <i>Resultados de la muestra</i>	37
5.4 COMPARATIVA DE MARCADORES.....	38
5.5 RESULTADOS DE TIEMPO DE EJECUCIÓN	39
CAPÍTULO 6. CONCLUSIONES	40
6.1 DISCUSIÓN.....	40
6.2 DISCUSIÓN DE OBJETIVOS	41
6.3 FUTURAS VÍAS DE TRABAJO	42
CAPÍTULO 7. REFERENCIAS	43

Capítulo 1. Introducción

Las enfermedades cardiovasculares son las causantes de la mayoría de las muertes que se producen en el mundo. En concreto, en 2015, el 31% de las muertes registradas en todo el mundo fueron causadas por dichas enfermedades, de estos 17,7 millones de muertes, 7.4 millones se deben a la cardiología coronaria y 6.7 millones a un accidente vascular cerebral [OMS 2017]. En España, el número de muertes que se producían en 2016, a causa de enfermedades cardiovasculares era de 38.123 de un total de 410.611 defunciones. Estas enfermedades en ocasiones son el punto de partida de otras enfermedades del sistema circulatorio que ocupan un 29,2% de mortalidad, siendo de las principales causas junto a los tumores [INE 2016].

Una de las causas o antecedente más frecuente de un problema cardiovascular es una arritmia cardíaca. Esta es una irregularidad en el ritmo natural del corazón siendo inofensiva cuando son leves e infrecuentes, pero pueden llegar a causar la muerte, en el caso de ser recurrente. Estas pueden agruparse en ventriculares, que se producen en las dos cavidades inferiores del corazón y las supraventriculares, que se localizan en las partes superiores del mismo. Dentro de estas últimas se encuentra una de las más comunes, fibrilación auricular o FA. Esta no se considera en su totalidad una enfermedad mortal, pero se asocia clínicamente a casos de insuficiencia cardíaca, embolias y puede derivar a casos de ictus o infarto de miocardio entre otros. En 2016, la FA afectó entorno al 1-2% de la población general [Gómez-Doblas 2016].

Estas irregularidades cardíacas se producen por una incorrecta propagación de las señales eléctricas a través de la aurícula, provocando un mal funcionamiento mecánico del conjunto de partes del corazón y como consecuencia, problemas en el sistema circulatorio. El origen de estas irregularidades eléctricas no está totalmente claro, con el transcurso de los años se han propuesto diferentes hipótesis sobre el funcionamiento de la fibrilación auricular, a raíz de su desconocimiento. Una de estas teorías, sostiene que el origen se produce en un foco específico de la aurícula y para su detección se realiza un estudio de la actividad cardíaca del paciente mediante el ECG.

En la actualidad, el grupo COR del Instituto ITACA se basa en la cartografía eléctrica no-invasiva para poder estimar los potenciales en la superficie epicárdica del corazón. Para el desarrollo de esta técnica, es necesario obtener la anatomía de la superficie del torso del paciente y la ubicación de cada electrodo del ECG en dicha superficie. Para ello, el equipo utiliza una serie de imágenes de la superficie del paciente, que, a partir de tratamiento de imagen, logra la superficie del torso que posteriormente necesita de la intervención de un operador para seleccionar las ubicaciones de los electrodos en la superficie de forma manual.

Este trabajo se ha realizado en el grupo de investigación COR, para encontrar un método que permita adquirir la anatomía de la superficie del torso del paciente, además de una metodología para identificar la posición de los electrodos sobre el torso humano.

2.1 Actividad eléctrica del corazón

El corazón es el órgano más importante de nuestro organismo, siendo el elemento principal del aparato circulatorio. Este músculo es responsable del bombeo de sangre al resto del cuerpo a través de los vasos sanguíneos y está situado en la región central del tórax, detrás del esternón. Está compuesto por diferentes cavidades cardíacas, en concreto 4: dos superiores llamadas aurícula derecha e aurícula izquierda y dos inferiores, ventrículo derecho y ventrículo izquierdo. Estas cavidades están separadas horizontalmente por un tabique y en la parte inferior de éste se encuentra el fascículo auriculoventricular, un fino cordón de fibras excitoconductoras que parte del nódulo atrioventricular y el cual es muy importante en la conductividad eléctrica del corazón. Todas estas cavidades tienen conectadas una serie de venas y arterias, que permiten la entrada y salida de sangre. Además, todo esto está rodeado por el pericardio, una bolsa que se fija a la superficie cardíaca y a los vasos sanguíneos mediante dos membranas [Torrent 1998].

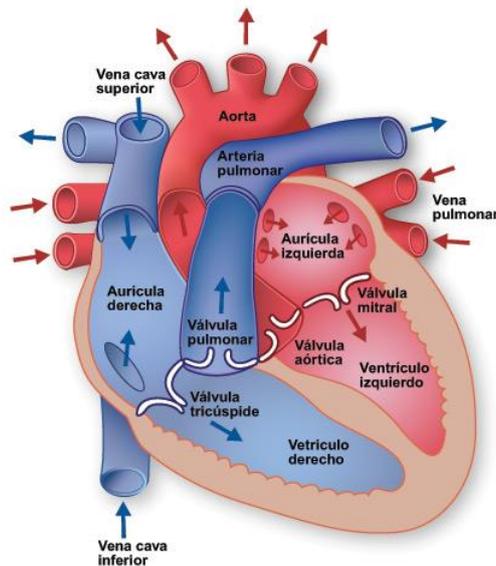


Figura 1. Estructura del corazón. Extraído de [Corazón 2016].

El corazón, encargado del bombeo de la sangre, realiza su función gracias a una serie de impulsos eléctricos que recorren su estructura. El tejido encargado de este fenómeno es el miocardio, el cual está protegido por el pericardio y una capa interna, el endocardio. Las células de este tejido son las responsables de la activación eléctrica y la transmisión de los potenciales eléctricos de unas a otras, que se producen en cada contracción y relajación. Las células de este tejido se denominan miocitos cardíacos, encargadas de generar un potencial de acción, que se produce por una serie de activaciones secuenciales de diversas corrientes iónicas. Estos iones producen una variación de potencial, basada en una despolarización activada por un impulso eléctrico en el nodo sinusal, siendo en este instante cuando se alcanza un potencial positivo y se realiza una contracción muscular, puesto que al despolarizarse una célula se estimulan las células vecinas, recorriendo todo el miocardio y consiguiendo la contracción mecánica de éste.

Una vez que se ha producido el primer potencial de acción en el nodo sinusal, el cual es auto excitable, el impulso viaja al nodo atrioventricular a través de una serie de haces internodales, que van excitando el miocardio de las aurículas. En el momento que ha llegado al fascículo auriculoventricular y se han llenado los ventrículos, el impulso se divide en las dos ramas en las que se separa para poder transmitir a los ventrículos, que se contraigan y así bombear la sangre. La activación continuada en las células a través del corazón produce una serie de potenciales de acción que, en representación conjunta, componen el ECG. Este está representado en la figura 2, donde se muestra el trazado del ECG en negro y los AP responsables de cada onda. Los colores en AP corresponden a los presentados en el esquema del corazón. Se puede observar cómo la despolarización de las células auriculares se corresponde con la onda P, el complejo QRS y la onda T se corresponden con la despolarización y la repolarización en los ventrículos, respectivamente.

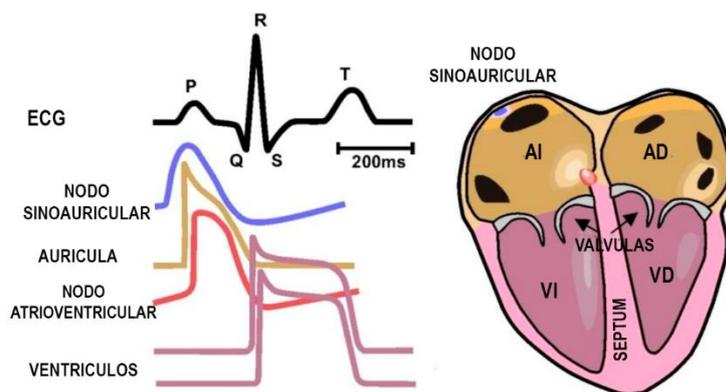


Figura 2. Síntesis de seguimiento de ECG normal. Extraído de [Rodrigo 2014b].

2.2 Introducción a la fibrilación auricular

Estas activaciones eléctricas en el corazón hacen que los latidos del corazón oscilen entre los 60 y 100 latidos por minuto (lpm). En caso de que los lpm esté fuera de ese margen, estaríamos hablando de una arritmia, las cuales son producidas por las alteraciones eléctricas del corazón, es decir, el impulso eléctrico no se genera adecuadamente o no se genera en el sitio correcto. Una de las arritmias más frecuentes es la fibrilación auricular, esta afecta a los tejidos de las aurículas del corazón, cuando las corrientes eléctricas se transmiten por la aurícula de forma rápida y desorganizada, complicando su función contráctil y produciendo que el corazón lata de forma caótica. Este tipo de arritmia no es mortal en sí misma, pero sus efectos secundarios pueden causar grandes daños, generando coágulos de sangre que pueden llegar a otras partes del cuerpo, aumentando el riesgo de tromboembolismos.

Actualmente, puesto que los mecanismos electrofisiológicos que engloban esta arritmia son complejos, existe dos ramas de teorías que intentan comprender el funcionamiento de esta patología. El primer grupo de teorías sobre el origen, se basan en que la FA es causada por irregularidades entre las interacciones de múltiples frentes de onda de alta frecuencia que son producidos por un único generador primario (foco ectópico o una reentrada eléctrica), siendo las venas pulmonares las áreas más comunes de actuar como generador primario [Moe 1959]. Un segundo grupo de hipótesis propone la existencia de diversos frentes de onda consecuencia de un mecanismo arritmogénico primario. Las interacciones entre los frentes de onda, generando fraccionamientos y con la ayuda de la heterogeneidad de los tejidos, ayuda a la propagación continuada de estos frentes en el episodio de FA.

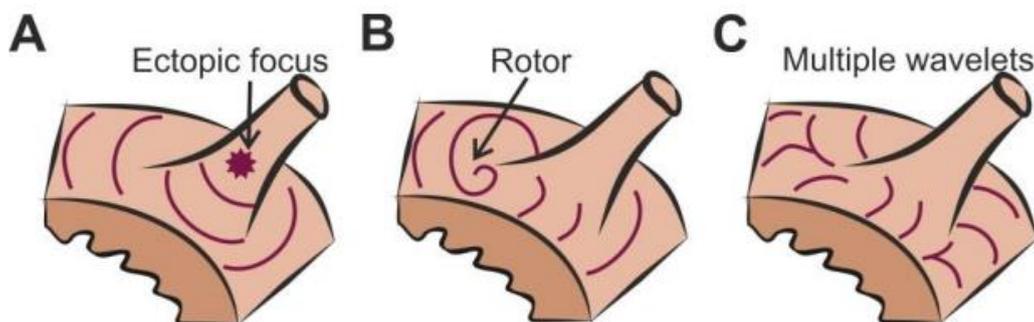


Figura 3. Mecanismos electrofisiológicos de la FA. Extraído de [Guillem 2016]. A. Foco ectópico en las venas pulmonares. B. Rotor en la pared posterior de las aurículas izquierdas. C. Múltiples frentes de onda.

En la actualidad existe cierto desconocimiento respecto a los mecanismos electrofisiológicos que rodean al origen y al mantenimiento de la fibrilación auricular. Esto origina que las estrategias de tratamiento utilizadas para contrarrestarla no sean tan efectivas como se esperan. Uno de los métodos menos invasivos es el empleo de fármacos para prevenir la FA o disminuir sus síntomas. Sin embargo, estas terapias provocan efectos secundarios y normalmente no logran parar la FA, sino que la ralentizan para que el ventrículo se contraiga a un ritmo razonable [Waks 2017]. Existen casos donde el paciente con FA no muestra síntomas, para ello se utiliza la cardioversión eléctrica, que consiste en aplicar una descarga eléctrica controlada a una zona concreta del corazón, con el objetivo de volverla sinusal. Este método solo finaliza la arritmia, no la cura [Haïssaguerre 1998]. Por último, existen métodos quirúrgicos que emplean normalmente una ablación utilizando un catéter por radiofrecuencia para asilar las regiones de la aurícula en FA y evitar la propagación. Este método además de ser invasivo tiene una tasa de éxito no superior del 60-80%.

2.3 Electrocardiografía

La electrocardiografía es una prueba que nos permite monitorizar la actividad cardíaca del corazón, mediante el registro de la actividad eléctrica en la superficie del torso. Este método es uno de los más utilizados ya que nos permite diagnosticar y estudiar enfermedades cardíacas y sobre todo detectar y clasificar paciente con fibrilación auricular. Ya que los pacientes con FA pueden llegar a tener diversos síntomas, desde palpitaciones hasta graves indicios como pérdida del conocimiento, dificultado el diagnóstico. Es necesario disponer de un método de estudio del paciente eficaz, como es el análisis de las señales eléctricas provenientes del ECG, siendo esenciales en el diagnóstico de la fibrilación auricular.

Para realizar este estudio, se necesitan una serie de sensores llamados electrodos, que captan las señales eléctricas del torso. La disposición de cada par de electrodos se denomina derivación, utilizándose normalmente 12. Usar electrodos distribuidos tanto en el torso como en las extremidades permite captar los potenciales de forma indirecta o derivada. Las derivaciones se agrupan en: derivaciones de las extremidades, de las extremidades aumentadas y precordiales. En el caso de las derivaciones de las extremidades (DI, DII, DIII), estas se denominan bipolares porque se mide el potencial entre cada par de electrodos distribuidos en forma de triángulo entre el brazo izquierdo, derecho y pierna izquierda. Los potenciales entre cada vértice del triángulo y el potencial promedio entre los otros dos vértices, se denominan derivaciones aumentadas (aVR, aVL y aVF). Por último, se pueden conseguir hasta 6 derivaciones más colocando los electrodos en el torso del paciente. Estas se denominan con una "V" y un número del 1 al 6, siendo al igual que las aumentadas, monopolares ya que los electrodos (positivos) se colocan en partes específicas del tórax y se toma como referencia (negativo) el terminal central de Wilson (WCT), el cual se calcula como la media de las señales que componen el triángulo de las extremidades. [Einthoven 1906].

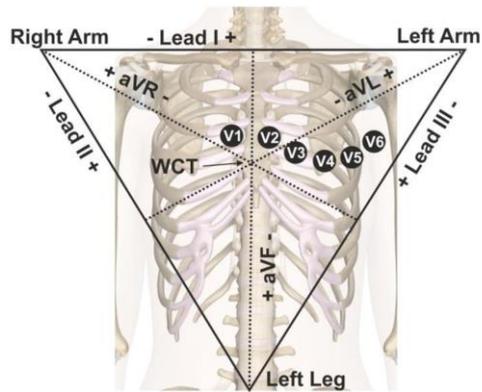


Figura 4. Las 12 derivaciones del ECG. Extraído de [Rodrigo 2016]. Triángulo de Einthoven para registro de ECG (brazo derecho, brazo y pierna izquierdos). Disposición de los electrodos I, II y III para las derivaciones estándar y aumentadas, y de los electrodos

2.4 Cartografía Eléctrica de Superficie (CES) e Imagen electrocardiográfica

El ECG de 12 derivaciones ha sido durante mucho tiempo el método estandarizado para registrar las señales del corazón y así evaluar enfermedades o anomalías como el infarto de miocardio. El motivo por el cual, para muchas enfermedades basta con 12 derivaciones, es debido a que estas enfermedades presentan patrones eléctricos homogéneos que se pueden asemejar a un dipolo eléctrico. Por el contrario, en el caso de la fibrilación auricular, no es suficiente con el ECG común, puesto que este tipo de enfermedades presentan frentes de onda no regulares donde aparecen mínimos y máximos [Taccardi 1963]. Por lo tanto, al no ser posible registrar estas señales con alta resolución espacial, se tiene que utilizar otro método. Para lograr este propósito, se utiliza el sistema de mapeo CES, el cual permite utilizar de 32 a 256 electrodos para registrar la actividad eléctrica con una mayor resolución espacial. En número de electrodos y su disposición en el torso dependen de la aplicación y de la zona que se quiera estudiar. En el caso de la fibrilación auricular, este método permite identificar los patrones de propagación por la aurícula, pudiendo discriminar las señales eléctricas que se producen en la parte izquierda y derecha del torso, cuya frecuencia dominante de cada una, tiene relación con la frecuencia dominante intracardiaca.



Figura 5. Sistemas de cartografía eléctrica de superficie. Dos ejemplos de métodos de distribución de electrodos.

Existe un método, no-invasivo, de reconstrucción de potenciales miocárdicos llamado Imagen Electrocardiográfica o ECGI por sus siglas en inglés. Está basado en la observación de señales tomadas en la superficie del torso adquiridas mediante CES. Este método consiste en la obtención de la actividad eléctrica del corazón a partir de los registros eléctricos de la superficie del torso y la anatomía del paciente, adquirida mediante resonancia magnética o TAC. Estos datos son necesarios para resolver el problema inverso de la electrofisiología, permitiendo reconstruir de forma no invasiva los potenciales epicárdicos [Horacek 1997].

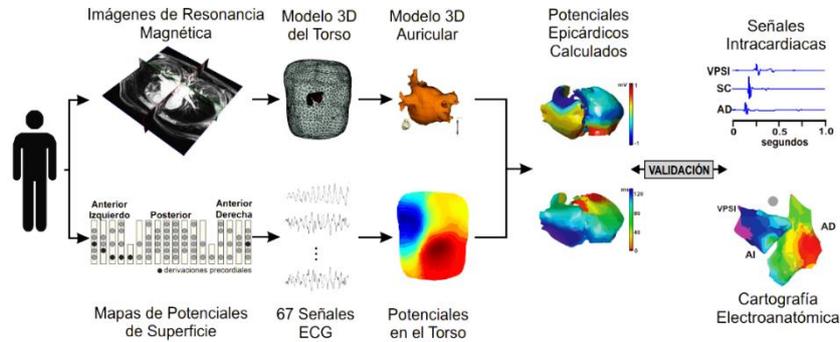


Figura 6. Proceso de imagen electrocardiográfica. Extraído de [Rodrigo 2016]. Procedimiento del cálculo de los potenciales epicárdicos a partir de registros CES y modelados 3D del torsio y la aurícula mediante imágenes MRI.

Se puede observar en la figura 6, el proceso de obtención de los potenciales epicárdicos. Para ello, el proceso de obtención se divide en dos subprocesos: uno de ellos consiste en obtener los potenciales en la superficie del torso, aplicando las señales obtenidas mediante CES en el torso del paciente y procesándolas; el segundo subproceso, basado en el procesado de imágenes médicas consiste en la obtención de los modelados 3D tanto de la aurícula, mediante imágenes de resonancia magnética, como del torsio del paciente. Es en el volumen tridimensional reconstruido del torsio, donde es importante la identificación milimétrica de la posición de los electrodos en este, para que, junto con los potenciales en el torsio, se pueda reconstruir la señal eléctrica epicárdica resolviendo el problema inverso sin cometer errores [Horacek 1997].

2.5 Protocolo actual de procesado de pacientes

El grupo COR tiene actualmente un proceso para obtener los diferentes modelados 3D necesarios en la resolución del problema inverso. Para la realización modelado del torsio, se parte de los frames de un video de la superficie del paciente desde todos los ángulos. Estos se introducen en un programa de reconstrucción 3D, basado en SfM, el cual es un proceso de fotogrametría a partir de imágenes de la estructura en 2D y que en correlación generan un movimiento, para ello se utiliza el programa *VisualSFM*. Este localiza aquellos puntos coincidentes en las diferentes imágenes, generando una nube de puntos dispersa y a partir de los puntos discretos significativos localizados anteriormente. Este proceso requiere un alto tiempo de procesado, siendo este proporcional al número de imágenes utilizadas, requiriendo normalmente un tiempo de procesado superior a los 30'. Esto provoca que no sea productivo en su uso en la práctica clínica. Para eliminar aquellos puntos de la nube, que no son necesarios para la reconstrucción del torsio, se utiliza un programa de edición como *CloudCompare*, que permite recortar aquellas zonas no interesantes.

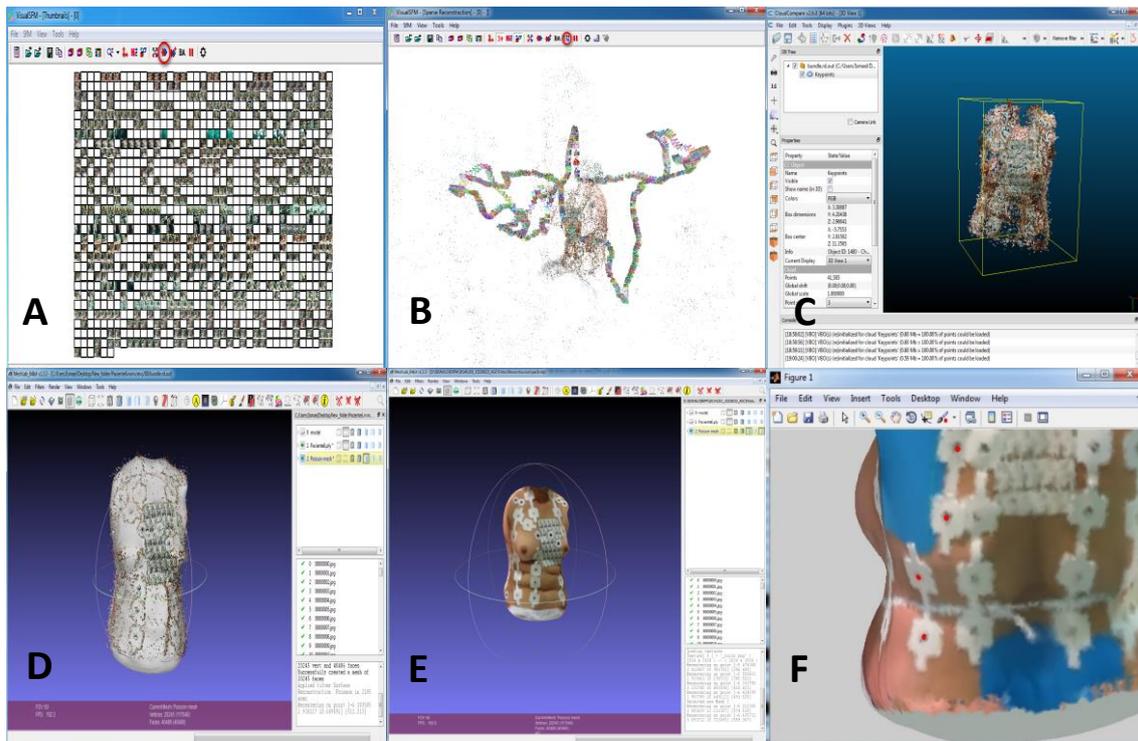


Figura 7. Proceso de reconstrucción de modelo 3D a partir de imágenes 2D. A. Búsqueda de puntos coincidentes entre frames. B. Reconstrucción de la nube de puntos. C. Edición de la nube de puntos. D. Creación de volumen a partir de malla. E. Reconstrucción de la textura en el volumen. Selección manual de la posición de los electrodos en el modelo 3D.

En este instante es necesario crear una relación entre los puntos discretos que componen la nube de puntos anterior. Mediante el programa *MeshLab*, la nube de puntos y la lista de puntos de referencia generados en *VisualSFM*, se puede generar el mallado relacionando los vértices entre sí y generando caras. A partir de este mallado, se genera un volumen sólido formado por los vértices de la nube de puntos y por nuevos puntos interpolados, para conseguir un modelado 3D suavizado contenido dentro de dicho mallado. Finalmente, una vez disponemos de la reconstrucción del volumen 3D, es necesario añadir las texturas: primero parametrizando la malla mediante la creación de parches, que corresponden a la proyección de porciones de superficie que pertenecen al total de la trama registrada; segundo proyectando la información del color de todas las tramas registradas sobre el mallado.

Como resultado se obtienen dos archivos, uno de ellos es el modelado 3D del torso en formato *OBJ* y otro archivo que corresponde a la textura que se le aplica al torso. Estos archivos son importados a *Matlab* para procesarlos y poder identificar los nodos en el torso. Para poder localizar los electrodos en el modelo 3D se utiliza un programa que permite la selección manual de cada uno de los nodos en el mallado. Los nodos corresponden a los 54 electrodos del CES y los 3 del al central terminal de Wilson (CTW). Agrupándose dichos electrodos en grupos dependiendo de su localización en el torso, dividiendo el torso en dos partes por la parte frontal, dos por la posterior, una agrupación para los dorsales y finalmente otra para los CTW.

Actualmente, el proceso de reconstrucción del modelo 3D y la obtención de la posición de los electrodos es un proceso laborioso, que conlleva el uso de 5 programas diferentes. Esto conlleva la dedicación de un operario de trabajo manual, de unos 45-60 minutos en el mejor de los casos, provocando una ralentización en el estudio y la práctica del proceso ECGI.

2.6 Herramientas de escaneado 3D

El proceso de reconstrucción 3D consiste en reproducir en la memoria de una computadora, el aspecto físico de un objeto, persona o entorno, Por consiguiente, se puede mapear la superficie, obteniendo una nube de puntos compuesta por los puntos que componen el objeto original y conservan sus coordenadas en 3D. Posteriormente, a partir de esta nube de puntos, con técnicas de geometría, se pueden unir los puntos vecinos para obtener caras y así llegar a un mallado del modelo 3D [Flores 2013].

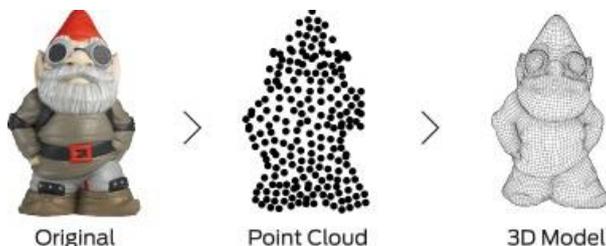


Figura 8. Resumen del proceso de reconstrucción 3D. Extraído de [Pérez 2014]

Existen diferentes técnicas que permiten realizar un escáner, dependiendo de la forma del sujeto a escanear se pueden utilizar unos medios u otros para obtener el contorno y así conseguir la reconstrucción [Helpdesk 2015]. Todos los métodos de reconstrucción se pueden clasificar en dos tipos de métodos:

- **Métodos por contacto:**

Este tipo de metodología permite reconstruir mediante el contacto físico de una sonda la superficie y por tanto obtener las coordenadas 3D. Este método es útil cuando la superficie a escanear es lisa y no tienes protuberancias o rugosidades que dificulten el posicionamiento de la sonda.

- **Métodos sin contacto:**

Estos métodos se caracterizan por ser rápidos y versátiles, puesto que pueden utilizarse sobre cualquier superficie. Estos se agrupan en activos, ya que emiten una señal sobre el objetivo y analizan el efecto sobre este, y pasivos, estos miden la radiación reflejada sobre el objetivo proveniente del ambiente [Flores 2013].

Activos

Por tiempo de vuelo: En este método, se utiliza un diodo láser y un buscador de rango que permita recibir el reflejo del láser. De esta forma, con el tiempo entre la emisión y recepción y a partir del valor conocido de la velocidad de la luz, se puede conseguir la distancia a la que se encuentra el objeto. El inconveniente de este método es que depende del muestreo del tiempo de vuelo y solo se mide punto a punto.

Triangulación: Este tipo de sistemas utiliza un láser, un receptor y una cámara que localiza el punto rojo generado por el láser en la superficie del objeto. A partir de los ángulos que forman dicho punto, el láser y la cámara, se puede saber la distancia en entre el escáner y el objeto a escanear.

Holografía conoscópica: Este método utiliza igual que el anterior, un láser y una cámara convencional. Pero en este caso, el haz reflejado pasa por un cristal birrefringente, que se caracteriza por tener dos índices de refracción, uno fijo y otro variable. De este modo en función del ángulo de incidencia variable se consigue la distancia entre la cámara y el objeto.

Luz estructurada: Este método utiliza un sistema de luz estructurada que proyecta un patrón de luz sobre el objeto y con una cámara o sensor, registra la deformación de ese patrón sobre la superficie del objeto. Este método es uno de los más rápidos ya que no hace una medición punto a punto si no en zonas, por lo tanto, puede llegar a reconstruir objetos en tiempo real [Teutsch 2007].

Pasivos

Sistemas estereoscópicos: Este tipo de sistemas, se basan en el principio de adquisición de profundidad del ojo humano. Para ello, utilizan un sistema de dos cámaras, con una distancia entre ellas muy baja. que se aprovechan de la luz ambiental que se refleja en el objeto para determinar la distancia al objetivo.

Fotométricos: este sistema toma diferentes imágenes en torno al objeto a través de una o más cámaras y con diferentes intensidades de iluminación. A partir de estas imágenes pueden ser cruzadas para obtener puntos en común y crear la nube de puntos [Romerál 2014].

2.7 Reconocimiento de patrones

El reconocimiento de patrones consiste en el acto de tomar datos sin procesar y realizar la acción de “clasificar” patrones, es decir, agrupar elementos con características similares. Desde hace años, se busca diseñar sistemas que permitan realizar dicha tarea, desde sistemas de reconocimiento de voz, identificadores de la secuencia del ADN o lectores de huella dactilar. Estos sistemas se pueden definir como métodos informáticos que permite procesar y clasificar información, agrupando los elementos que tienen estructura o características similares. Estos elementos de entrada pueden ser tanto imágenes, sonidos y otras señales, que, al ser captados, se pasan por algoritmos previamente programados, que preprocesan los datos (eliminación de ruido de una señal, cambio de color en una imagen, etc.) antes de segmentar los datos para poder clasificar e identificar los patrones que pertenecen a una zona de búsqueda. Para poder diseñar un algoritmo que realice este proceso, es necesario conocer y caracterizar el objetivo que se desea identificar, además de conocer cómo deben ser los datos que van a ser analizados [Duda 2001].

En la realización de un procedimiento de reconocimiento de patrones, se necesita detallar que características de la entrada son las que se quieren reconocer. En la actualidad, existen diferentes métodos de marcación o patrones, que permiten realizar su identificación y aportan información sobre ellos o información externa. Un ejemplo de marcador ampliamente utilizado es el código QR, este fue desarrollado en 1994 como evolución de los códigos de barras y con el objetivo de almacenar información. Este marcador este compuesto por una matriz bidimensional binaria estructura consiste en cuadrados en las esquinas que permiten localizar el marcador y en el resto del cuadrado la información codificada. A partir de este tipo de marcador se ha estudiado un nuevo sistema de marcación llamado ArUco que utiliza una matriz menos compleja.

2.7.1 ArUco

ArUco es una librería de código abierto basada en *OpenCV* y programada en C++, utilizado como sistema de marcación para la calibración de cámaras y la estimación de la posición de una cámara en aplicaciones de realidad aumentada, localización de robots, etc. Este sistema permite mediante un algoritmo crear una serie de marcadores únicos y configurables, con la intención de que otro algoritmo detecte el marcador y muestre su localización e identificador dentro de una imagen.

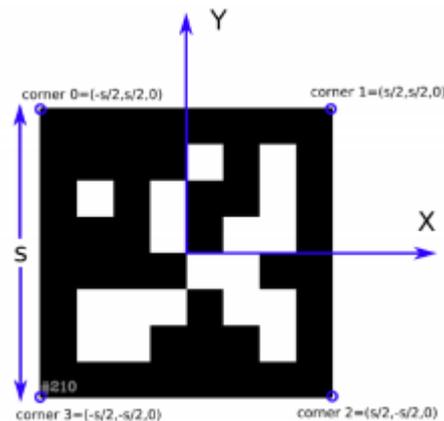


Figura 9. Estructura de marcador ArUco. Extraído de [Muñoz 2015]

Estos marcadores configurables están compuestos por una matriz binaria modificable, delimitada por un borde exterior de color negro y una región interior que codifica un patrón binario. Los diccionarios de marcadores permiten generar tantos marcadores como sean necesarios, únicos y de diversas configuraciones de tamaño. Dependiendo del diccionario utilizado, hay marcadores con más o menos bits, teniendo una menor probabilidad de error en la detección en los marcadores con más bit, pero se necesita mayor resolución para una correcta detección en comparación con marcadores con menos bits. También tienen como propiedad que su forma es única, es decir, tanto el marcador original como los marcadores girados 90, 180 y 270 grados cuentan como el mismo marcador [Muñoz 2015].

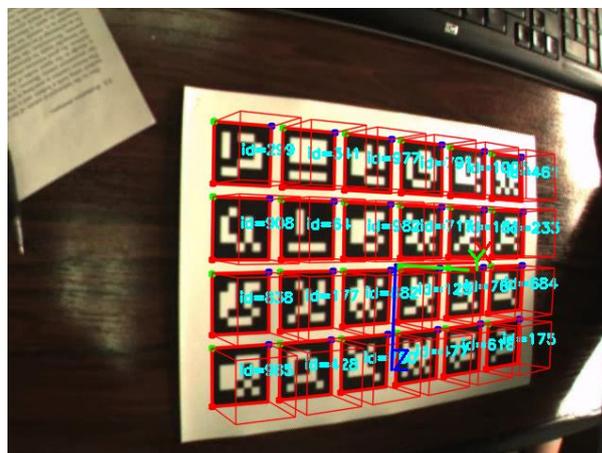


Figura 10 Marcadores ArUCo identificados. Extraído de [Muñoz 2015]

2.7.2 *OCR*

Los sistemas de reconocimiento óptico de caracteres o OCR se encargan de procesar imágenes en las que aparece texto alfanumérico e identificar automáticamente los caracteres, para almacenarlos en forma de datos. Actualmente existen numerosos sistemas diferentes que utilizan la tecnología OCR en sus algoritmos, tanto para el reconocimiento de texto manuscrito, reconocimiento de matrículas o indexación con bases de datos. Los algoritmos de OCR tienen en común diferentes métodos o pasos que permiten el tratamiento de la imagen y el reconocimiento del patrón. Todos ellos comienzan utilizando técnicas de binarización, para transformar una imagen en color o en escala de grises en una binarizada, que posteriormente sea segmentada para separar las regiones con píxeles similares y así delimitar las regiones de interés. Es en estas regiones donde se aplican técnicas morfológicas de erosión y dilatación para eliminar zonas de la imagen de no interés y mejorar la estructura del carácter. Finalmente se utilizan algoritmos de comparación de caracteres con librerías de patrones ya almacenados, buscando el patrón con mejor coincidencia con el carácter de la imagen. [Smith 2007]

Capítulo 3. Objetivos

Este proyecto se basa en utilizar los conocimientos en tratamiento digital de la imagen para poder realizar una metodología de trabajo que facilite la adquisición y la manipulación de los datos de superficie de un torso humano.

3.1 Objetivo Principal

El objetivo principal de este trabajo consiste en encontrar y definir una metodología que permita la identificación de la posición en coordenadas 3D de los electrodos de ECG de manera automática. Para obtener esta metodología es necesario conocer que información se adquiere, como se consigue y de qué forma se trata dicha información. Por lo tanto, el objeto principal se divide en los siguientes subobjetivos.

3.2 Subobjetivos

La identificación de marcadores únicos sobre un modelado 3D de un cuerpo humano conlleva una serie de puntos:

1. Definir un sistema de marcación que permita identificar de manera individual e inequívoca los electrodos de ECG colocados sobre un modelado 3D.
2. Familiarización con el proceso actual de adquisición y procesado de imagen. Revisión del estado del arte en materia de adquisición de imagen, de dispositivos de análisis de la forma y color de objetos.
3. Obtener una metodología de trabajo que permita registrar y procesar el modelo 3D del torso de un paciente, que tenga la resolución suficiente para poder extraer la localización 3D de los electrodos situados sobre este.
4. Programación de un algoritmo que permita, mediante una nube de puntos, procesar sus datos y encontrar las zonas en las que hay probabilidad de encontrar un marcador.
5. Desarrollo de un método que, a partir de una región de la nube de puntos, se procese una imagen y se permita aplicar una función de detección de patrones para poder clasificarlos.
6. Validación de los resultados de la detección de patrones. Comprobación manual de si los resultados corresponden con los valores de entrada y extracción de estadísticas a partir de los resultados. Identificación de los marcadores con mayor probabilidad de detección.

Capítulo 4. Metodología

El proceso de reconocimiento de patrones en el modelado 3D propuesto, se divide en varios pasos que se constituyen como módulos independientes en dicho proceso. El primer módulo consiste en la creación de un sistema de marcación además de la creación del modelado 3D y la exportación de los datos para su uso en *Matlab*, donde comienza el siguiente proceso. Este se constituye en un algoritmo de clustering que permite delimitar las zonas de la nube de puntos donde existe la posibilidad de encontrar un marcador. Estas zonas son las que posteriormente se extraen del global, se trasladan y proyectan sobre un plano 2D para que finalmente se realice un tratamiento de imagen para mejorar la resolución y se realice el reconocimiento del patrón con su algoritmo correspondiente.

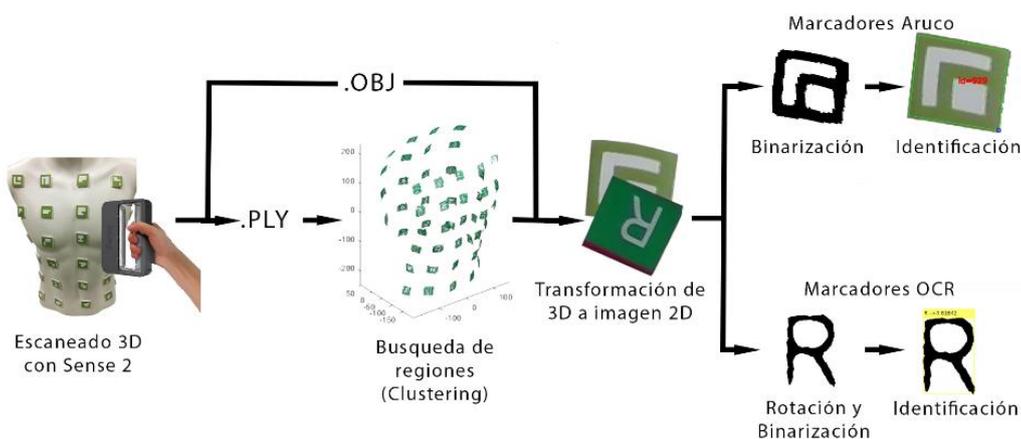


Figura 11. Esquema de la metodología utilizada.

4.1 Creación de modelados 3D

4.1.1 Diseño de las muestras

Para poder realizar un escaneado 3D de un torso, probar diferentes tipos de marcador sobre él y realizar pruebas para la toma de muestras, se ha utilizado el torso de la figura 12 donde se han colocado 58 placas adhesivas de 9cm², usando como material cartón pluma de 3mm e impresos sobre ellos los marcadores utilizados. Se utilizan este tipo de material para evitar su flexión y poder reutilizarlos y trasladarlos por la superficie del torso, intentando simular un caso práctico, colocándolos aleatoriamente sobre el torso en cada muestra tomada y guardando una equidistancia entre ellos para ambos tipos de marcadores.

Sobre estos elementos se han colocado los marcadores impresos, en el caso de los marcadores ArUco, generados aleatoriamente usando una librería de 16bits (matriz de 4x4) con un borde de un bit. Estos marcadores se pueden observar en la parte superior de la figura 12. En el caso de los marcadores OCR, se utilizaron caracteres alfanuméricos con la fuente *Arial* y en mayúscula. En este caso, se prescindió de la Ñ. Para completar los 58 marcadores, se duplicaron algunos de ellos, estos se pueden ver en la parte inferior de la figura 12.



Figura 12. Torso con los marcadores utilizados. En la parte superior, marcadores ArUco utilizados. En la parte inferior, marcadores alfanuméricos utilizados.

4.1.2 Escaneado 3D con Sense 2

El proceso de escaneado 3D de un cuerpo, consiste en utilizar tanto el escáner 3D como el software Sense 2 para la creación de un mallado que forme una estructura lo más fiel posible al torso de una persona humana. El escáner portátil Sense2 desarrollado por 3D system incorpora un sensor de Intel SR300. Este utiliza tecnología de luz estructurada para crear un patrón que luego es reconocido mediante un sensor de profundidad. La textura es obtenida mediante un sensor RGB de resolución 1920 x 1080 px. El proceso de escaneado comienza primero la configuración del software. A continuación, para realizar el escaneado, se coloca el escáner a una altura media del torso y a 30-50cm de este, y se empieza a escanear, moviéndose el operario del escáner siguiendo una circunferencia alrededor del torso, la cual tiene como centro el mismo. Durante este proceso, el objeto a escanear pasa de estar en un color blanco a un color verde, en aquellas zonas donde se han obtenido datos correctos. La herramienta también permite sesgar partes del modelo o borrar zonas del mallado concretas que no interesan.

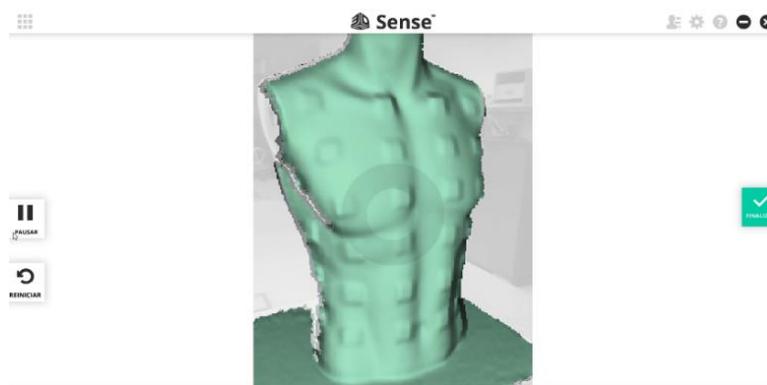


Figura 13. Ejemplo del proceso de escaneado con Sense2

A la hora de exportar los datos desde Sense 2 nos encontramos varios formatos de salida y entre ellos se encuentran los formatos OBJ y PLY, que son los estandarizados. La extensión OBJ es un formato en texto plano, que proporciona las coordenadas de cada vértice, que vértices forman cada cara, las coordenadas normalizadas y en el caso de tener una textura, una relación

entre el vértice y la información de la textura que le corresponde. Por otro lado, tenemos la extensión PLY, ésta, escrita en ASCII o binario, aporta las coordenadas de cada vértice, a que caras pertenecen, y el color en RGB de cada vértice.

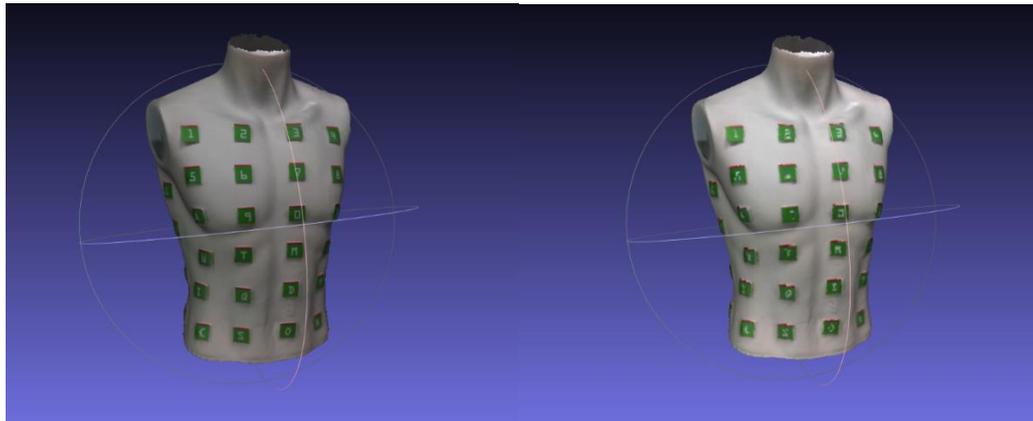


Figura 14. Comparación de la resolución en formatos de exportación. A la izquierda el torso en formato OBJ. A la derecha el torso en formato PLY.

A priori, sería necesario la utilización del formato OBJ, puesto que da una relación con la textura del modelado y no valores de color que pueden diferir de la realidad. En cambio, existe un error en la exportación en formato OBJ que dificulta su uso, este error consiste en que el programa exporta la totalidad de la información adquirida en el proceso de escaneo, es decir, incluye en el archivo tanto los vértices que aparecen en el modelo 3D como los eliminados en la post-edición, algo que con el formato PLY no ocurre, esto se puede observar en la figura 15. Para solucionar este inconveniente es necesario exportar tanto el archivo PLY para realizar un clustering más exhaustivo y el formato OBJ para obtener unas zonas de localización de patrones con mayor definición. Además, existe una pequeña probabilidad de que la textura en formato OBJ se distribuya en diferentes archivos PNG, esto dificulta la asociación del píxel de la textura al vértice en el modelado, por lo tanto, sería necesario repetir el escaneo.

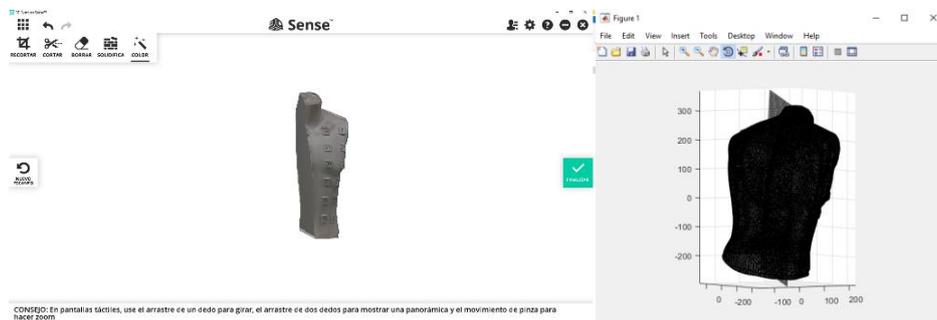


Figura 15. Ejemplo de fallo de exportación en OBJ. A la izquierda el torso sesgado por la mitad. A la derecha el torso en formato OBJ con todos los puntos y el plano de intersección del sesgado

Para poder importar estos archivos a *Matlab* son necesaria funciones que interpreten los datos de los archivos y los estructuren dentro del programa. En el caso del formato OBJ, al tener los datos estructurados en texto plano, donde cada vértice es una fila, ha sido utilizada una función desarrollada por el grupo de investigación COR. Esta permite extraer de cada fila del archivo la localización de cada vértice, a que cara pertenece y las coordenadas del píxel de la textura que le corresponde. Por otro lado, en el caso del archivo PLY, solo es necesario utilizar la función *pcread* para importar la nube de vértices y el color de cada uno de ellos.

4.2 Algoritmo de clustering

Para conseguir detectar patrones sobre el modelo 3D, es necesario saber en qué zonas pueden encontrarse los posibles marcadores. De esta forma solo será necesario saber si la zona seleccionada contiene un marcador. Para ello, se ha realizado un algoritmo de agrupamiento para filtrar aquellos vértices que son de utilidad y poder descartar el resto. Posteriormente, se utilizan estos vértices para el proceso de identificación.

Esta función es la encargada de realizar la extracción de las regiones de interés, la cual toma como entradas: un objeto con los datos de los vértices que han sido extraídos del archivo con formato PLY; el color de los marcadores utilizados y la relación de tamaño entre el modelo 3D y un marcador. Se han tomado como datos de entrada predefinidos, el color de los marcadores, verde en este caso y una relación del 10%. Esta relación de aspecto se ha utilizado debido a que, si tomamos la medida del ancho de la espalda, que tiene de media 40cm y el ancho de los marcadores, que es 3cm, obtenemos una relación aproximada al 10%, por lo tanto, se redondea para obtener un margen superior.

4.2.1 Selección de nodos de color

Para comenzar, se seleccionan aquellos vértices que tienen un color con una relación mayor del 35% de su componente verde respecto a las demás. Una vez que se tienen los vértices que cumplen la primera norma, se dispone de una nube de puntos donde se encuentran zonas de aglomeraciones de puntos que pertenecen al mismo marcador.

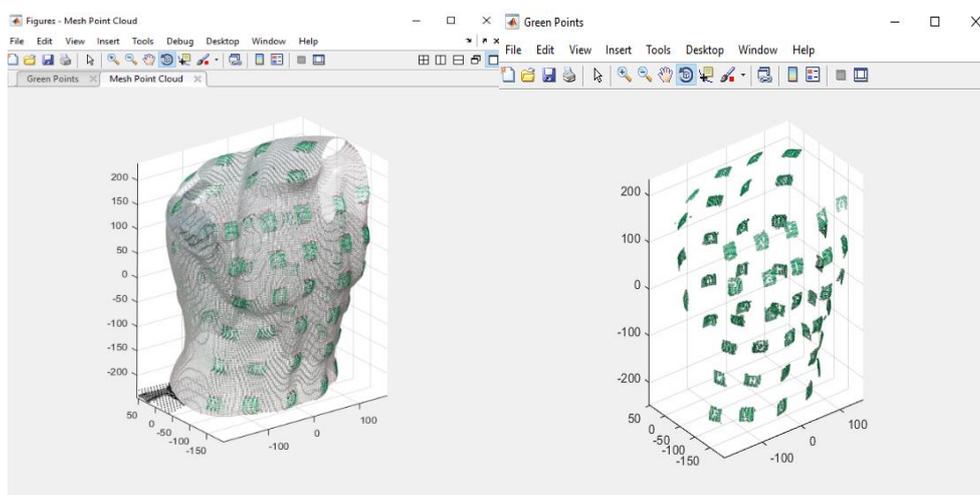


Figura 16. Proceso de selección de regiones de color. A la izquierda se puede observar la nube de puntos del torso. A la derecha solo los vértices de color verde.

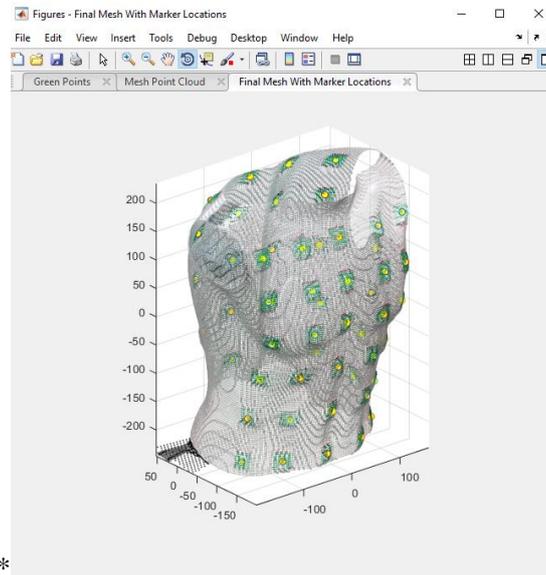
4.2.2 Agrupación de nodos cercanos en regiones

Los vértices verdes que componen los marcadores están agrupados en zonas que están equiespaciadas mínimo 3cm entre ellas. Para poder registrar y clasificar estos conjuntos de puntos, se calcula la distancia euclídea que existe entre cada vértice verde y el resto de los vértices que contienen el mismo color. Si ésta distancia es inferior al ancho de la nube de vértices, multiplicado por la relación de aspecto e incluyéndole un 40% de error, se considera un vértice cercano. Cada punto que cumple con la premisa es incluido a un vector y eliminado del listado total de vértices, cuando el número de puntos que cumple con la distancia llega a una cantidad de 30, ese vector se considera un clúster con un posible marcador. Al eliminar los vértices que se añaden a los vectores del total, se evita que un vértice pueda ser incluido en dos agrupaciones diferentes, además de mejorar el rendimiento del algoritmo puesto que cada vez tiene que comparar con menos vértices.

En el caso de existir un exceso de puntos en una zona definida como clúster, estos vértices no llegaran a la cantidad de vértices necesaria para considerarse una agrupación y seguiría la búsqueda.

Finalmente, se van almacenando los clústeres en una estructura de *Matlab* y se calcula el valor medio de cada componente de las coordenadas. Este valor medio servirá posteriormente como un posible centro aproximado de un marcador y que será la base del algoritmo de búsqueda de patrones. Una vez agrupados todos los puntos en zonas con posibles marcadores, se puede visualizar un marcador sobre cada agrupación de vértices y de esta manera comprobar si se han localizado bien las zonas con posibles marcadores.

*



*

Figura 17. Resultado del algoritmo de clustering. Marcadores amarillos sobre los centros de las posibles zonas que incluyen un marcador

4.3 Transformación de 3D a imagen 2D

La identificación de patrones necesita de una imagen para poder identificar, para ello, en la función se trata de trasladar los vértices con coordenadas tridimensionales a un plano bidimensional y de esta forma conseguir una imagen 2D de la superficie del torso que se pretende analizar.

Para este algoritmo se necesitan como valores de entrada los siguientes parámetros: un objeto con la información del modelo 3D, importado desde un archivo con extensión .OBJ; el centro de la zona con un posible marcador, con coordenadas X, Y y Z; el nombre del archivo de textura; el tamaño del marcador en mm; el color de los marcadores utilizados y el tamaño de la imagen 2D de salida. El tamaño de los marcadores utilizados es de 30mm de ancho; el color como en el caso anterior esta predefinido como verde (0 255 0) y, por último, el tamaño de la imagen se generará por defecto a 400x400px.

4.3.1 Selección de nodos.

En primer lugar, es necesario seleccionar la zona del modelado 3D que va a ser tratada, para ello se utiliza la coordenada conseguida en el algoritmo anterior para extraer todos los nodos. Para ello el primer proceso que se ejecuta es una selección de los vértices que estén incluidos dentro de una zona definida por un radio, cuya longitud es la anchura de del marcador utilizado (30mm) más un margen de error del 15%, y cuyo centro corresponde con la localización importada. Todos estos puntos serán incluidos dentro de un objeto que incluye las coordenadas, las caras y la relación con la textura de todos aquellos vértices que componen la zona de detección.

4.3.2 Cambio de plano 3D a 2D de la nube de puntos

Para conseguir que los puntos de la nube estén en un plano 2D, es necesario eliminar una de las coordenadas de estos puntos. Para ello es necesario rotar el vector que va desde un centro común hasta un vértice y para ello se recurre a una matriz de rotación. Previamente a la rotación se centran todos los puntos, para que el centro se encuentre en el origen de coordenadas. Para conseguir este fin, se resta a cada componente de las coordenadas de los vértices, la componente correspondiente de la coordenada del punto central. Este punto central se consigue con la media de cada componente de posición de los vértices.

Puesto que es necesario crear una matriz de rotación, se requiere calcular el vector normal del plano que se ajusta a la nube de puntos. Para ello, se utiliza la función *fitNormal* que devuelve un vector normal aproximado a partir de las coordenadas de los puntos. Esta función puede devolver un vector orientado hacia el interior de la nube de punto o hacia el exterior de esta. Debido a este problema, se calcula el vector comprendido entre el centro de la región de búsqueda y el centro del modelo 3D (este punto se consigue con la media de cada componente de las coordenadas de todos los vértices) y a partir de estos dos vectores, se calcula el producto escalar para saber si ambos vectores están orientados hacia la misma dirección o en direcciones opuestas y en este caso invertir la orientación.

Una vez que se tiene el vector normal orientado correctamente, se obtienen los vectores perpendiculares a este y que están contenidos dentro del plano aproximado, este vector normal ha de ser normalizado. A partir de este vector normalizado \hat{n} , se puede obtener el vector \hat{u} , para ello se calcula un vector entre el centro y un vértice aleatorio (up) y se consigue el vector perpendicular al normal mediante la fórmula 1, posteriormente es necesario normalizar dicho vector. Finalmente, el tercer vector, \hat{v} , se obtiene mediante la normalización del producto vectorial de los vectores \hat{n} y \hat{u} .

$$\hat{u} = \text{up} - \hat{n} * (\hat{n} * \text{up}') \quad (1)$$

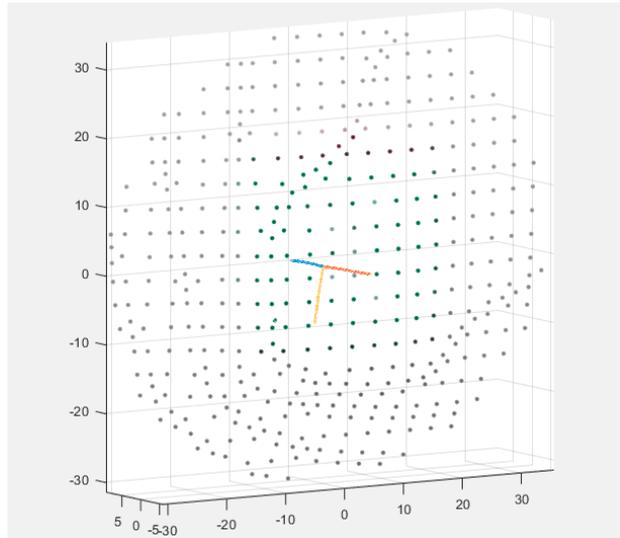


Figura 18. Vectores unitarios y vector normal del plano que se ajusta a la nube de puntos.

A partir de la matriz compuesta por los vectores obtenidos anteriormente, dividida entre la matriz compuesta por los vectores unitarios de un plano horizontal (coordenadas X y Y) y el vector normal perpendicular al plano, se puede obtener la matriz de rotación con la siguiente fórmula:

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} n_x & n_y & n_z \\ u_x & u_y & u_z \\ v_x & v_y & v_z \end{bmatrix} / \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

Como resultado del producto entre la matriz M y cada vértice de la zona seleccionada, obtendremos los vértices dispuestos respecto a un nuevo plano de referencia, el XY. Por lo tanto, solo queda obtener la proyección de esos puntos sobre dicho plano XY, que se consigue eliminando la componente z de las coordenadas de los puntos.

4.3.3 Interpolación de los puntos y la textura

Para la obtención de una imagen en 2D de los puntos, es necesario general una cantidad de puntos mayor para conseguir una matriz cuadrada, que proporcione una imagen una resolución que permita poder trabajar sobre ella.

Para conseguir dicha imagen, es necesario generar dos matrices cuadradas de tamaño m que nos permiten evaluar la interpolación. Estas matrices que actúan como una rejilla, son creadas mediante la función *meshgrid*, que genera dos matrices. Una matriz para los valores de X donde las filas se replican y sus valores van equiespaciados, teniendo como límites el mínimo y el máximo valor en la componente x de todos los puntos. Y en el caso de la matriz para los valores de Y, se consigue con columnas idénticas que van desde el punto con un valor en la coordenada y mínimo, al punto con el valor máximo de la misma.

Existen diversas funciones de Matlab que permiten realizar interpolaciones en dos dimensiones y tres dimensiones. En nuestro caso se ha utilizado la función de interpolación *ScatteredInterpolant*. Este procedimiento de interpolación parte de generar los valores intermedios utilizando como valores de entrada tanto las coordenadas de posición, como la relación con la textura. Al generar nuevos valores de relación en lugar de interpolar los valores de color de los puntos, conseguimos un mejor resultado. Ya que el error al intentar predecir linealmente un valor de color en un punto intermedio entre dos puntos a y b, es mucho mayor que al generar la coordenada de la textura aproximada que hay entre dos coordenadas conocidas.

Esto puede observarse en la figura 19, donde los puntos rojos corresponden a los puntos (vértices) originales y los verdes corresponden a los puntos interpolados. El valor de los puntos verdes de la malla de la izquierda proporciona las coordenadas del píxel de la imagen de la derecha. El hecho de realizar este proceso mejora considerablemente la resolución de la imagen puesto que los valores RGB de los puntos interpolados son reales.

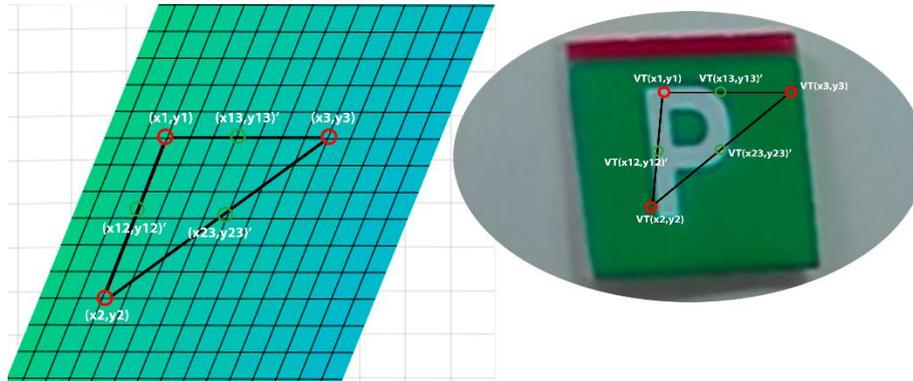


Figura 19. Interpolación de nuevos vértices. A la izquierda se muestran en rojo los vértices originales y en verde los nuevos vértices interpolados. A la derecha, se muestran las coordenadas de cada píxel de la textura que pertenece a los vértices originales e interpolados.

Para la interpolación se utiliza el método lineal ya que proporciona un resultado suavizado al calcular un valor intermedio entre dos puntos y no aproximando al punto más cercano. Para la parte exterior, es necesario extrapolar con un método *Nearest*, ya que no tendremos los puntos suficientes en la periferia de la nube de puntos y por lo tanto se necesita aproximar al punto más cercano. Finalmente, se utilizan los valores de la matriz para evaluar los valores interpolados y generar una nueva matriz $m \times m$ con todas las coordenadas de la textura. Una vez que se tiene dicha matriz, es necesario importar la imagen con la textura del modelado en Matlab y crear una nueva matriz con dimensión $m \times m \times 3$, donde cada valor corresponde a las componentes de color RGB de cada coordenada en la imagen de la textura, esta nueva matriz corresponde con una imagen.

4.3.4 Tratamiento de imagen sobre el marcador

Para poder analizar el marcador que contiene la imagen, es necesario realizar una serie de cambios sobre estas, aunque dependiendo del tipo de marcador, el tratamiento sobre la imagen es diferente.

- Imágenes con marcador ArUco

En el caso de los marcadores ArUco, nos encontramos un aspecto que diferencia significativamente el procesamiento de la imagen. Este consiste en que la detección de los marcadores puede hacerse con independencia de la rotación de la imagen, esto se debe a que un identificador de marcador ArUco, incluye la composición generada y aquellas composiciones del marcador que se generan al rotar el marcador 90, 180 y 270 grados. En contra, este tipo de marcadores requieren que se realice una identificación sobre una imagen en escala de grises. Por lo tanto, al tener marcadores de colores y en el caso de las pruebas realizadas, se necesita convertir los píxeles de color verde en píxeles negros. Para realizar esta tarea, todos aquellos puntos de la imagen, donde la proporción de la componente verde es mayor de un 37%, serán pasados a negro y aquellos puntos que no cumplan la condición serán convertidos a blanco. De esta manera se obtienen marcadores en blanco y negro y la detección es mayor. El porcentaje de proporción de la componente verde es definido mediante estadística, ya que es el valor aproximado con mayor número de aciertos.

- Imágenes con marcador OCR

La identificación de los caracteres OCR sobre los marcadores, es sensible a la orientación de estos. Esto se debe a que los caracteres, al ser alfanuméricos requieren que estén orientados de la forma original, ya que un carácter invertido puede confundirse con otro carácter, por ejemplo: en el caso de la letra *d*, puede confundirse con la letra *p*, o el número *6* con el número *9*. Existen diferentes métodos que permiten rotar una serie de caracteres, pero al ser unitarios, es necesario colocar un elemento en el marcador que permita orientarlo. Este elemento consiste en una franja roja en la parte superior, que nos permite conocer si el marcador está en su orientación original o está invertido. Gracias a esta característica, es posible implementar un sencillo método que permite saber las propiedades de los elementos que se encuentran en la imagen. Este método procede de la siguiente manera:

En primer lugar, al tener una imagen donde el marcador se caracteriza por ser de dos colores primarios del modelo de color RGB, podemos separar en dos partes completamente diferenciadas, la zona verde del marcador y la zona roja que corresponde al elemento encargado de la orientación. El procedimiento de separación es similar al método que se ha utilizado con los marcadores ArUco, seleccionando aquellos píxeles que cuya proporción de la componente del color elegido sea superior al 40%. En segundo lugar, una vez que se tiene la imagen separada en dos, se utiliza una operación morfológica sobre cada imagen, aplicando una apertura con un elemento estructurante diferente en cada uno, para eliminar aquellos píxeles parásitos que puede rodear a la figura y que posteriormente sean un inconveniente a la hora de aplicar otros procesos. En el caso de estas dos imágenes, el elemento estructurante aplicado a las imágenes consiste en un disco de radio 5 y 10 respectivamente.

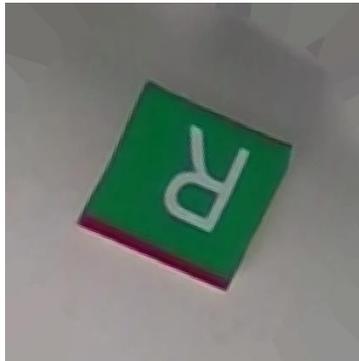


Figura 20. Imagen reconstruida con un marcador OCR.

El siguiente paso consiste en binarizar ambas partes, pasando de escala de grises a un rango $[0,1]$, que permite posteriormente realizar una agrupación de 1. Esta agrupación consiste en etiquetar a aquellos grupos de puntos que están conectados, teniendo como resultado una matriz con las etiquetas de las aglomeraciones de puntos de los objetos que forman la imagen y el fondo. Un punto se considera como unido a otro si cumple que este se encuentra a menos de 8 casillas.

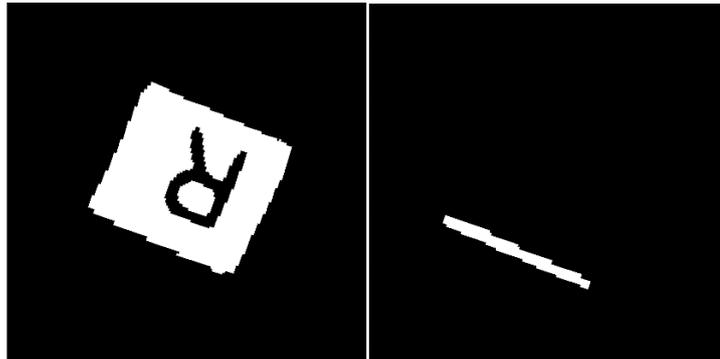


Figura 21. Resultado de la binarización de la imagen. A la izquierda zona verde binarizada. A la derecha la zona roja que permite rotar la imagen.

Con los objetos listados en cada imagen, se debería tener solo un objeto en cada imagen que corresponden a la zona verde y a la zona roja. En el caso de tener más de un objeto en una imagen, es necesario coger el objeto que más píxeles tiene para asegurar que se trabaja sobre el marcador o sobre la línea roja. A partir de esta matriz de etiquetas, se puede recopilar las medidas de las propiedades de las regiones continuas, siendo las propiedades más importantes, el centroide y la orientación. En el caso de la región roja, se utiliza la propiedad de la orientación de la barra roja obtenida de la forma mostrada en la figura 22. Esta orientación permite la rotación de -90° a 90° , por lo tanto, también es necesario el centroide de la imagen por si fuese necesario invertir la imagen. En el caso de la región verde solo es necesario el cálculo del centroide de la región con la mayor área, de esta forma nos aseguramos obtener el centro de masas de la zona más importante, de una región que puede estar fragmentada. A partir de la comparación de la componente vertical de los dos centroides, se averigua si la imagen está orientada por encima de su eje horizontal o por debajo de éste. En el caso de que este invertida, se le aplica una rotación de 180° adicional a la rotación aplicada por la inclinación de la barra roja. Para realizar estas rotaciones es necesaria la función *imrotate* que también pertenece al *Image Processing Toolbox*. Esta función permite a partir de una imagen, rotar la imagen con el ángulo dado, utilizando la interpolación del vecino más cercano, estableciendo los píxeles que están fuera de la imagen girada.

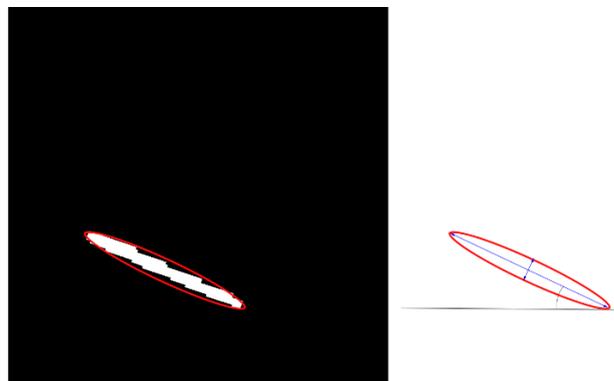


Figura 22. Cálculo de la orientación de una región. El lado izquierdo muestra la región y la elipse con los mismos segundos momentos. El lado derecho muestra la misma elipse con las líneas azules sólidas que representan los ejes. La orientación es el ángulo entre el eje azul horizontal y el eje principal.

Una vez que se ha orientado el marcador, el siguiente proceso elimina aquellas zonas que están en el exterior de la zona de interés. Esto se consigue invirtiendo la zona exterior al bounding box que limita el objeto principal y sumándola a la imagen. De esta forma se eliminan aquellas zonas no necesarias en el exterior de la zona de búsqueda, delimitada por el bounding box. Esto es necesario para que, en el proceso de detección, no se muestren los elementos externos como caracteres o símbolos.



Figura 23. Resultado del proceso de tratamiento de imagen. Primero se ha binarizado la imagen, posteriormente se han aplicado operadores morfológicos, se ha realizado una segmentación y finalmente se ha rotado la imagen.

4.4 Detección de marcadores

- Imágenes con marcador ArUco

La utilización de marcadores ArUco requiere una serie de librerías con algoritmos que permiten diversas funciones. Estas funciones van desde crear una biblioteca de marcadores, crear marcadores unitarios o identificar los marcadores. Estos algoritmos pertenecen a una biblioteca de tratamiento de imagen, llamada OpenCV. La mayoría de ella ha sido desarrollada de forma nativa en C++, aunque ya es posible utilizar sus librerías en Java, Python y Matlab. En la biblioteca principal de OpenCV no están todos los algoritmos desarrollados por la comunidad. En el caso de los marcadores ArUco, estos están incluidos en un módulo de extra, llamado “opencv_contrib”, por lo tanto, se necesita un proceso adicional en la instalación del toolbox que permiten el uso de estas funciones de OpenCV en Matlab. Para poder usar los módulos extras de contribución, se necesita añadir un segundo proceso adicional para que Matlab pueda implementar los algoritmos.

Para poder utilizar la librería en Matlab es necesario un compilador de C++, además de una herramienta para generar el código que va empaquetado en los repositorios como es CMake. Este programa permite generar el código en el entorno de desarrollo, además de generar el archivo de configuración ‘cmakelist.txt’, todos estos archivos pueden ser compilados y ejecutados en M. Visual Studio. Con todo esto se permite instalar OpenCV además de los módulos extra en dispositivo. Por último, sería necesario utilizar estos módulos en Matlab. Para ello el toolbox de tratamiento de imagen de Matlab, ‘Computer Vision System Toolbox’, proporciona una interfaz adicional para hacer una conversión entre Matlab y OpenCV utilizando archivos de conversión MEX. El problema del uso de esta interfaz es que no incluye los archivos MEX que permiten la utilización de los módulos extras, por lo tanto, hay que realizar la compatibilidad manualmente. Para ello solo basta con descargar e instalar ‘mexopencv’, que consiste en una colección de funciones MEX que se interconecta con las API de OpenCV, además de tener la capacidad de convertir los tipos de datos de C++ a los tipos de datos de Matlab. Por último, solo es necesario configurar mexopencv, indicando que es necesario incluir los archivos del proyecto ArUco.

Una vez que tenemos la imagen con un marcador ArUco binarizada, solo es necesario introducir la imagen junto al diccionario de marcadores utilizados en este proyecto, a la función MEX que permite ejecutar el algoritmo de identificación. El diccionario es una librería compuesta por 1000 marcadores con matrices de 4x4. Esta ha sido utilizada en la creación de los marcadores utilizados en el proyecto y tiene que utilizarse para reconocerlos. El algoritmo nos devuelve el identificador del marcador, además de las coordenadas de las esquinas del marcador. Es posible que devuelva un valor nulo o vacío, esto significa que el marcador no ha sido reconocido y, por lo tanto, se almacena como un caso erróneo y se procede a identificar el siguiente marcador.

- Imágenes con marcador OCR

Para poder incluir al algoritmo de un reconocimiento de caracteres se ha utilizado la función 'ocr' de 'Computer Vision Toolbox™' para realizar el reconocimiento óptico de caracteres. Este algoritmo de OCR está desarrollado por terceros, pero incluido como código abierto en las bibliotecas de Matlab. Este algoritmo es capaz de organizar texto y separarlo en regiones, es decir, el texto lo divide en frases, las frases en palabras y estas en letras. Esto se puede llevar a cabo mediante el espacio que se encuentra entre las celdas de caracteres. Una vez que cada letra ha sido segmentada y caracterizada, se clasifica mediante una extensa base de datos de letras con diferentes tamaños y fuentes. Cuando la letra está identificada, esta se utiliza como datos de entrenamiento de un clasificador adaptativo que se utiliza para analizar la palabra de la que pertenece la letra analizada. Este algoritmo permite el reconocimiento de texto incluido en una imagen, buscando por regiones o incluso localizando una palabra dada [Smith 2007].

En este caso, con la imagen editada, solo es necesario introducir la imagen en el algoritmo de detección de caracteres OCR. En este caso, se introducen como entradas a la función OCR: la imagen a analizar; los caracteres de búsqueda, en este caso, letras en mayúscula y números; y, por último, la composición del texto buscado, que en este caso es un bloque de un carácter. Como resultado de este algoritmo se extrae el carácter reconocido y el valor de confianza de ser el carácter correcto. En el caso de tener una confianza superior al 75% solo queda visualizar el carácter reconocido sobre la nube de puntos para verificar los resultados.



Figura 24. Ejemplo funcionamiento algoritmo OCR de Matlab.

5.1 Resultados del Clustering

Se ha realizado el proceso de clustering tanto a 5 modelados diferentes con marcadores ArUco como a 5 con marcadores OCR. Un ejemplo de resultado es el mostrado en la figura 25, donde se han localizado todas las regiones que contienen un marcador.

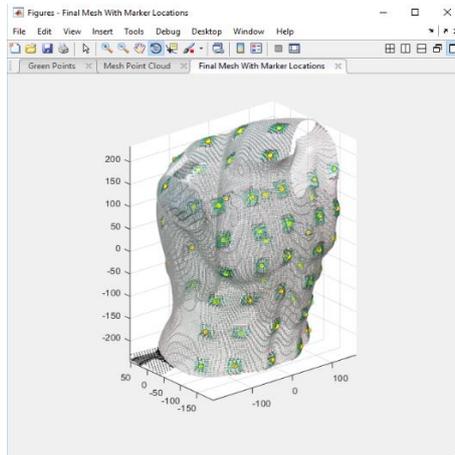


Figura 25. Resultados del algoritmo de clustering. Se indica con un punto amarillo cada cluster que puede contener un marcador.

En el caso de los marcadores ArUco, al tener en ocasiones menor proporción de color en la superficie del marcador, producen que no se reconozca el área como una posible área con marcador. También puede pasar si hay demasiados vértices verdes, la misma zona se identifique dos veces. Los casos de no localización se han producido de media un 4% de las veces.

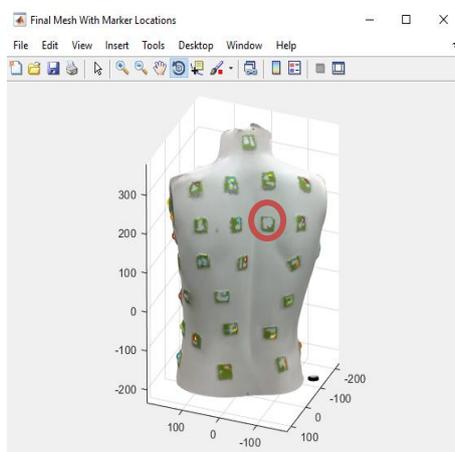


Figura 26. Ejemplo de región no identificada. La zona rodeada de rojo no ha sido identificada puesto que no tiene suficientes puntos verdes.

En el caso de los marcadores OCR, tienen un porcentaje de localización del 100% de las regiones buscadas. Aunque este tipo de marcadores siempre son clusterizados, hay una pequeña probabilidad de que se realicen dos clústeres en una región con un marcador. Esto ha sucedido con un marcador de los 290 analizados en el total de la muestra. En el ejemplo de la figura 27, se puede observar cómo se han marcado el centro de dos regiones sobre el mismo marcador.

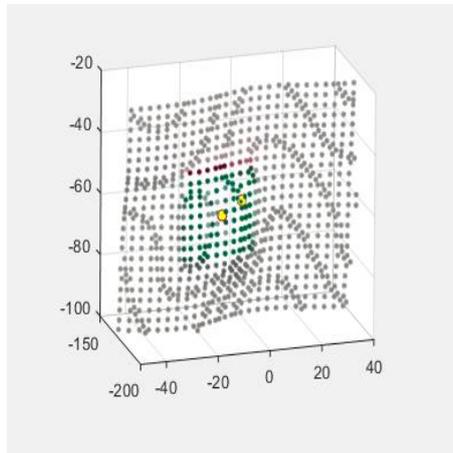


Figura 27. Ejemplo de dos regiones sobre el mismo marcador

5.2 Resultados de la detección de marcadores ArUco

El primer método de marcación utilizado fue el marcador ArUco. Éste a priori, parece ser un buen método de marcación, ya que la composición de este permite una identificación sin importar la rotación y además de que permite generar un número considerable de configuraciones, por lo tanto, el número de marcadores que se podrían generar en la práctica sería suficiente para realizar el mapeado del torso con los electrodos.

5.2.1 Marcadores no reconstruidos correctamente

Para aumentar la resolución de la nube de puntos, se realiza una interpolación para generar nuevos puntos entre los originales. Estos nuevos puntos tienen una nueva referencia al archivo de textura, que se caracteriza por ser fragmentos de la textura separados por un fondo negro. Al tener estas separaciones, un nuevo punto creado entre dos puntos que están en los límites de dos fragmentos distintos origina que el nuevo punto tenga el negro como color asociado. Por lo tanto, este efecto produce que, en la reconstrucción de la imagen, se originen marcadores defectuosos. Como se puede observar en la figura 28, si un marcador coincide en la separación de dos tramos de textura, puede estar distorsionado por un solape de la textura o con puntos negros intermedios que dificulten o imposibiliten el reconocimiento.

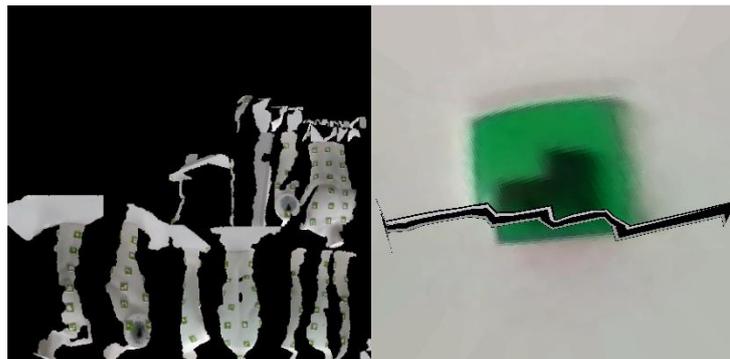


Figura 28. Fallo en la reconstrucción de la imagen. A la izquierda, fragmentos de la textura separados por zonas negras. A la derecha, un marcador mal reconstruido por la interpolación

5.2.2 Marcadores detectados correctamente

Aplicando el procedimiento al marcador de la figura 29, explicado en el apartado de métodos podemos obtener una imagen procesada como la que se puede observar en la misma figura 29 (B). La resolución de la imagen procesada, es decir, la suavidad de los bordes de marcador depende de la reconstrucción de la textura y del tipo de verde utilizado. Finalmente, tenemos el resultado de todo el proceso de detección en la figura 29 (C), donde se puede observar el marcador original y el identificador del marcador sobre este.

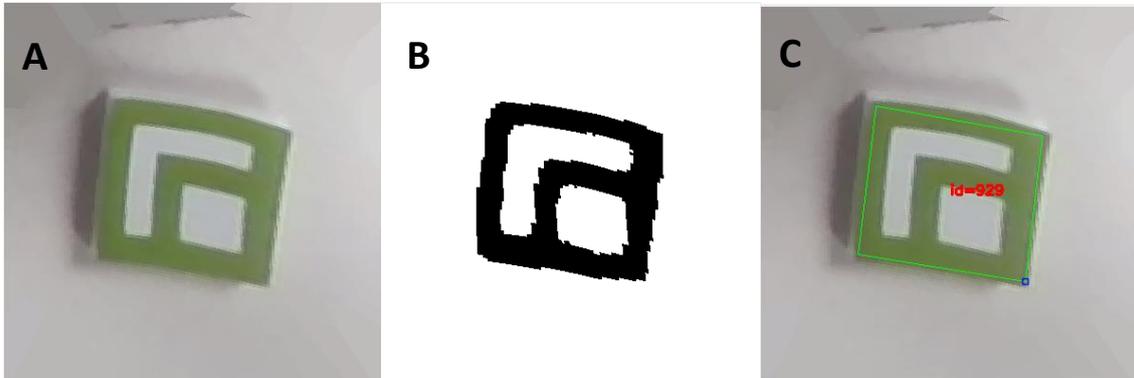


Figura 29. Resultado del proceso de identificación. (A) Imagen reconstruida desde 3D. (B) Imagen binarizada. (C) Marcador identificado. Se muestra el identificador en rojo y la región del marcador en verde.

4.2.2 Marcadores no detectados

Un marcador detectable es definido como aquella imagen, que, a partir de su contenido, permite a la vista humana detectar el patrón que contiene. Existen diversos casos por el cual, un marcador no es detectado correctamente, por lo que se puede clasificar en dos tipos: marcadores detectables no detectados y marcadores no detectables. En este apartado nos centraremos en los resultados de los marcadores que, cumpliendo gran parte de las condiciones de detección, no han completado el proceso satisfactoriamente.

El proceso de adaptar las librerías de ArUco en Matlab tiene como punto negativo, su poca flexibilidad de configuración del reconocimiento. Es decir, en el caso de su uso en Matlab la configuración de los parámetros de entrada se vuelve compleja, debido a que no se puede ver el impacto que origina cada configuración en el algoritmo. Por lo tanto, podemos observar casos como en la figura 30, donde a simple vista se puede identificar el marcador, pero el algoritmo es incapaz de detectarlo.



Figura 30. Marcador ArUco reconstruido no identificado. A la izquierda, la imagen reconstruida sin alteraciones. A la derecha, el marcador binarizado, pero no identificado.

El fallo de detección en estos casos puede deberse a deformaciones, que originen que la configuración de la matriz de la imagen no encaje con las predefinidas en la biblioteca de marcadores.

5.2.3 Resultados de la muestra

Finalmente, al visualizar los identificadores de los marcadores reconocidos correctamente sobre la nube de puntos, se puede observar que la mayoría de los marcadores no han sido detectados, además gran parte de los detectados están situados en la parte central del torso y la central de la espalda. Esto se debe a que los fragmentos más grandes, con más marcadores completos, corresponden a la parte frontal y trasera del torso. Como muestra para este tipo de marcador, se han utilizado 5 modelados 3D del mismo torso con 58 marcadores ArUco. En algunos casos se han recolocado los marcadores en posiciones diferentes para comprobar si la composición del marcador no es reconocible con este proceso.

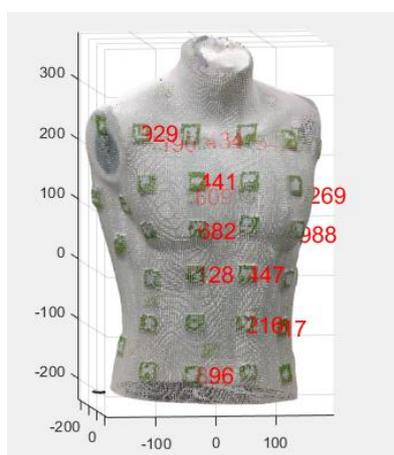


Figura 31. Marcadores ArUco identificados sobre nube de puntos.

En la grafica 1, vemos la comparación de los resultados de la detección de los marcadores de cada torso. En primer lugar, el porcentaje de marcadores que no han sido localizados por el clúster tiene de media un 3.52% de los 58 marcadores analizados, es decir, de 2 a 3 marcadores no han tenido los suficientes puntos verdes para que el algoritmo considere que hay puede haber un marcador. En segundo lugar, respecto a los marcadores que no pueden ser detectados, que incluyen los marcadores distorsionados con líneas negras que impiden la correcta detección y los marcadores que en sus texturas están deformados por el proceso de escaneo 3D. Podemos observar que de media ocupan más del 52% del total de marcadores, dejando alrededor de un 45% de marcadores que pueden ser detectados. Para concluir, de estos marcadores que pueden ser detectados solo un 20% de media han sido identificados correctamente, mientras que en el caso de los marcadores que no han sido detectados, en la mayoría de los casos, su porcentaje es mayor que los detectados, un 25% de media. En el caso del modelo 1, a diferencia de los otros modelos, el número de marcadores no detectables es menor, pero estos o no se han reconocido o se han reconocido, pero con un identificador erróneo, por lo que se han incluido en no detectados.

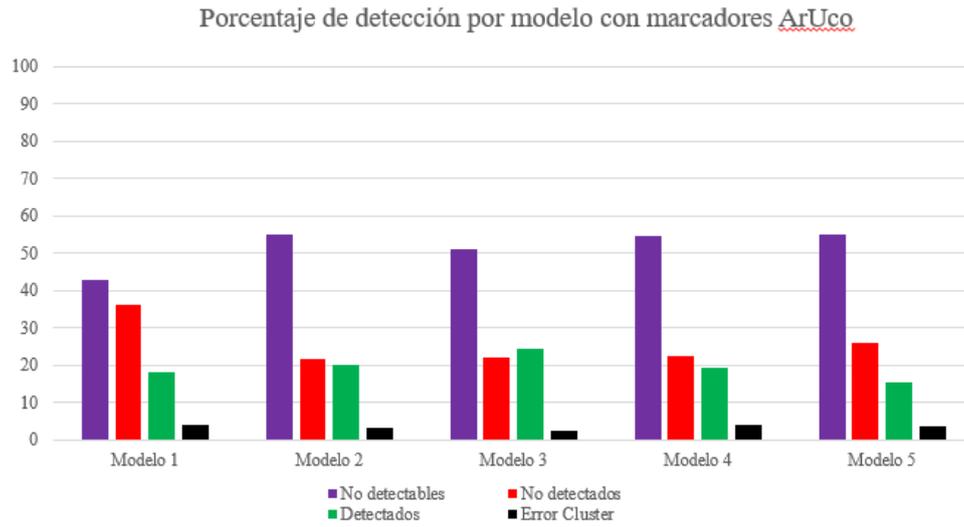


Gráfico 1 *Porcentajes de identificación con ArUco. Porcentajes de las 5 muestras obtenidas. En morado el porcentaje de marcadores no reconstruidos correctamente no identificables; en rojo los marcadores reconstruidos no identificados; en verde los marcadores reconstruidos correctamente identificados y en negro los marcadores que no han sido clusterizados.*

5.3 Resultados de la detección de marcadores OCR

El segundo método de marcación fue utilizando marcadores con caracteres alfanuméricos y un proceso de detección de patrones OCR. A principio, en el proceso de estudio de métodos, este parecía ser un método difícil de utilizar, puesto que la posibilidad de que las letras sufran deformaciones en el proceso de escaneado 3D y sea imposible su reconocimiento, es mucho mayor que en el caso de los marcadores ArUco, puesto que las zonas de las que se componen son cuadrados de una distancia suficiente.

5.3.1 Marcadores no reconstruidos correctamente

Al igual que en el caso con marcadores ArUco, los de caracteres alfanuméricos también presentan problemas en la reconstrucción de la textura, pero en este caso presentan diversos matices. Como en el caso anterior, también existe el caso de mala resolución, que consiste en un mal escaneado de la textura por parte de escáner Sense. Como se puede ver en la figura 32 (A), el marcador con la letra Q presenta una deformación producida en este caso por un mal solapamiento de dos fragmentos de textura. Por lo tanto, se puede ver como un fragmento con una letra Q esta sobreexposto sobre el marcador original y desplazado en diagonal. Este aspecto se puede observar mejor en el archivo de la textura del objeto con extensión OBJ. Haciendo zoom sobre el marcador mencionado, se puede ver en la figura 32 (B) como la imagen está cortada en la misma zona donde en la figura anterior una reconstrucción de la textura incorrecta.

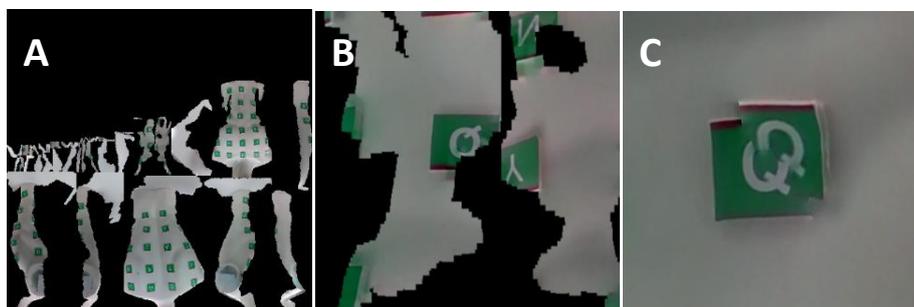


Figura 32. Fallo en la reconstrucción de la imagen. (A) Fragmentos de la textura separados por zonas negras. (B) Tramo de la textura con la letra 'Q' fragmentado. (C) Imagen del marcador Q mal reconstruido con fragmentos solapados.

Con este fallo en el renderizado de la textura, al realizar el proceso de interpolación de puntos y por lo tanto la generación de nuevas referencias a la textura, se producen los efectos de la figura 33(A). Al estar situado sobre el marcador, el algoritmo de procesado modifica equivocadamente la imagen e imposibilita el correcto funcionamiento del algoritmo. Aunque este efecto es un inconveniente en el proceso de reconocimiento de patrones de este proyecto, existen casos como el de la figura 33(B), donde al producirse este fenómeno en una zona de la imagen donde no atraviesa el carácter, es posible el tratamiento del resto de la imagen y del reconocimiento del patrón. En este caso el algoritmo desarrollado ha sido capaz de eliminar aquellas partes no útiles en la detección y reconocer el número cuatro con un 86,5% de confianza.

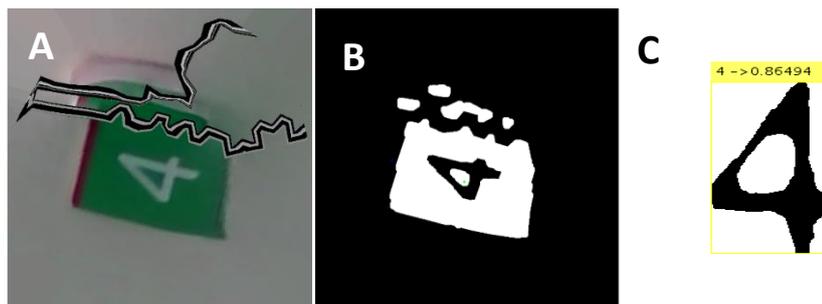


Figura 33. Identificación correcta con fallo de reconstrucción. (A) Imagen reconstruida con franja negra. (B) Binarización de la imagen y segmentación de la zona con más peso. (C) Imagen del marcador 4 identificado.

5.3.2 Marcadores detectados correctamente

El proceso que lleva este tipo de identificación es un poco más extenso que en el caso anterior, ya que se aplica un procesamiento de tratamiento de imagen más exhaustivo y se realiza una rotación de la imagen. En suma, se ha utilizado la franja roja del marcador para poder rotar la imagen hacia la orientación original, además de eliminar las zonas externas al marcador que pueden provocar detecciones erróneas. En la figura 34(A) tenemos la imagen reconstruida de un marcador con la letra R. La imagen binaria, se rota para tenerla en orientación vertical y se introduce en el algoritmo de clasificación OCR, obteniendo una nueva imagen como la que se muestra en la figura 34(C) y que nos muestra un etiquetado con el valor reconocido y la confianza de que sea el valor correcto. En este caso se tiene más de un 81% de confianza de que el carácter corresponda con la letra R en mayúscula. Como se puede observar los caracteres no sufren la deformación que se creía en un principio y con un leve tratamiento se consigue reconocer el carácter y su localización en el torso.

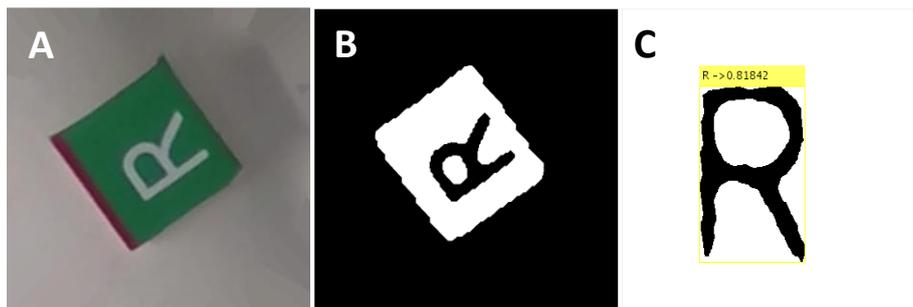


Figura 34. Resultado del proceso de identificación OCR. (A) Imagen reconstruida desde 3D. (B) Imagen binarizada y segmentada. (C) Marcador rotado e identificado. Se muestra el identificador en amarillo con la confianza de la identificación en rango [0 1].

5.3.3 Marcadores no detectados

En el caso de los marcadores con caracteres alfanuméricos, también existen casos en los que el carácter puede ser identificado a simple vista, pero no pasa el proceso de detección satisfactoriamente. Los marcadores que son detectables y no se han detectado, se caracterizan por ser aquellos caracteres con son confundibles con otros. Por ejemplo, el caso de la letra O y el número 0, o el caso de la I y el 1, llegando en algunos casos a que no indique ningún carácter identificado. Otro caso que se produce, consiste en un mal tratamiento de la imagen, ya sea por una sobre dilatación en algún carácter específico, o mal conversión del color. Esto último se puede ver en la figura 35 donde el marcador con la letra N tiene un brillo elevado producido por un mal procesamiento del escáner Sense y que por lo tanto no cumple márgenes de identificación del color.



Figura 35. Marcador OCR reconstruido no identificado. A la izquierda, la imagen reconstruida sin alteraciones. A la derecha, el marcador mal binarizado por el brillo en la imagen.

5.3.4 Resultados de la muestra

Como resultado del proceso de identificación sobre todos los marcadores del torso, podemos ver en la figura 36, todos los caracteres reconocidos sobre el torso. Al igual que en el caso de los marcadores ArUco, la gran mayoría de los marcadores detectados en este caso, están distribuidos en la superficie frontal y trasera del torso, como pasa con el caso del modelo con ArUco.

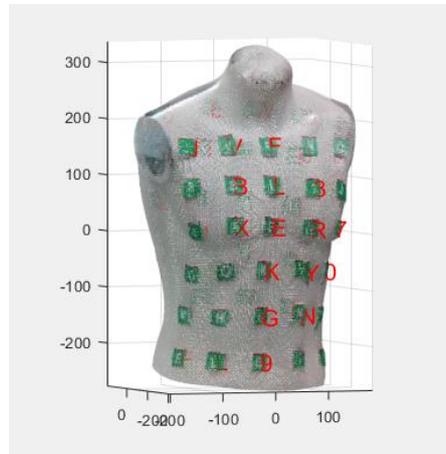


Figura 36. Marcadores OCR identificados sobre nube de puntos.

Al igual que en el caso anterior, se han utilizado 5 modelados del torso con los 58 marcadores, siendo los resultados del procedimiento de estos, los visualizados en el grafico 2. En primer lugar, el porcentaje de marcadores que no han sido localizados por el clúster, en este caso, es de media 0. Esto se debe a que como hay más vértices de color verde en la superficie del marcador, el algoritmo tiene más punto para poder procesar la clasificación. En segundo lugar, respecto a los marcadores que no pueden ser detectados, obtenemos una media del 53%. Respecto a los marcadores que no han podido ser detectados, en el peor de los casos ocupan el 6% de los marcadores analizados y en el mejor de los casos, solo un 2% no han pasado el proceso de clasificación de patrones. Finalmente, respecto a los marcadores que, si han sido analizados, se obtienen individualmente unos resultados diversos, puesto que, en uno de los 5 casos, el número de marcadores detectados supera a los marcadores que no se pueden detectar, debiéndose este fenómeno a que mucho de los marcadores que tienen líneas, estas no interfieren en el marcador y es posible analizarlo.

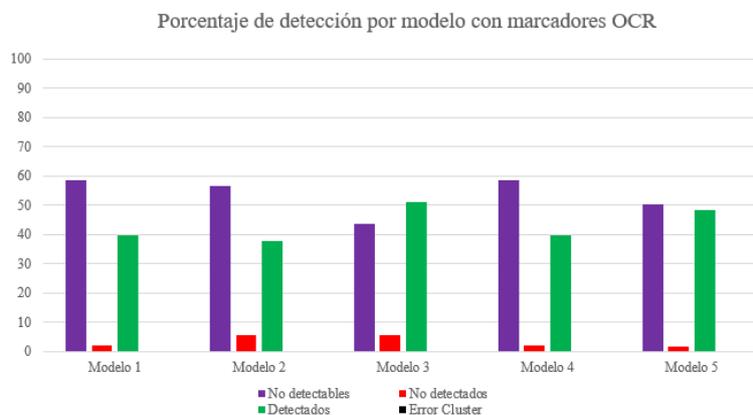
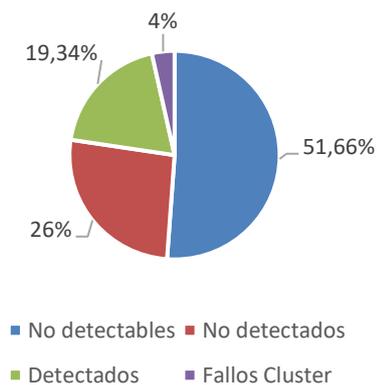


Gráfico 2. Porcentajes de identificación con OCR. Porcentajes de las 5 muestras obtenidas. En morado el porcentaje de marcadores no reconstruidos correctamente, no identificables; en rojo los marcadores reconstruidos no identificados; en verde los marcadores reconstruidos correctamente identificados y en negro los marcadores que no han sido clusterizados

5.4 Comparativa de marcadores

Respecto a los resultados totales de ambos métodos de identificación, el número de marcadores que no han podido localizarse es nulo en el caso de los marcadores alfanuméricos, mientras que si se generan casos con los marcadores ArUco. Del resto, el porcentaje de marcadores que no pueden ser detectados por sus defectos de forma, es ligeramente superior en el caso de los modelos con caracteres. Esto se puede deber tanto a el proceso de escaneado o al 3% de marcadores que con el segundo método ya no se pierden en la clusterización. Respecto al número de marcadores detectados, en el caso del OCR se ha doblado el porcentaje respecto a los marcadores ArUco, esto se debe a que el algoritmo de detección OCR es un sistema menos complejo y por lo tanto tiene imágenes de entradas menos propensas a distorsión. Por lo tanto, el número de marcadores que no eran detectados por la limitación del algoritmo pasa de un 26% a un 3.35%.

MARCADORES CON ARUCO



MARCADORES CON OCR

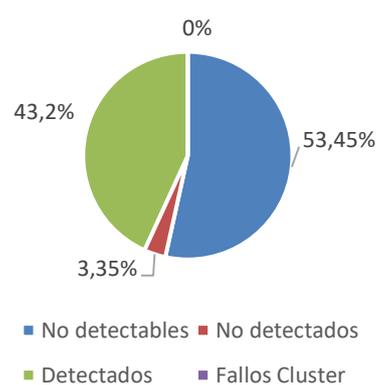
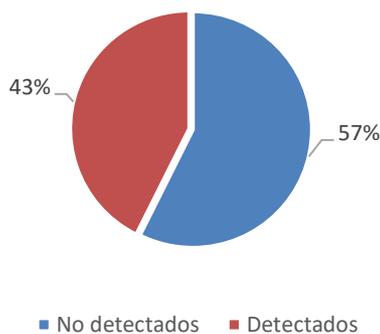


Gráfico 3. Porcentaje general de identificación con ArUco y con OCR

En el gráfico 4, se ha realizado una comparativa tomando solo los marcadores que pueden ser detectados por el algoritmo. El número de marcadores que se han detectado han aumentado considerablemente, llegando a un 93% en el caso de los marcadores con reconocimiento OCR

MARCADORES DETECTABLES CON ARUCO



MARCADORES DETECTABLES CON OCR

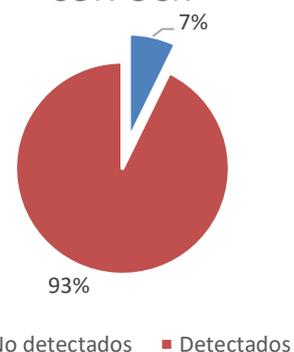


Gráfico 4. Porcentaje general de identificación según el algoritmo con ArUco y con OCR

5.5 Resultados de tiempo de ejecución

Realizando un estudio del tiempo tomado por Matlab, en la ejecución continuada del clustering y la identificación de los marcadores, para las 5 muestras tomadas para cada tipo de marcador, se obtienen los valores medios de la gráfica 5. En esta se puede ver un tiempo medio similar de ejecución en la identificación de las regiones con marcador. Respecto a la detección, el tiempo medio tomado por el algoritmo desarrollado es de 142.14 segundos para los marcadores ArUco y 227.55 segundos para los marcadores OCR.

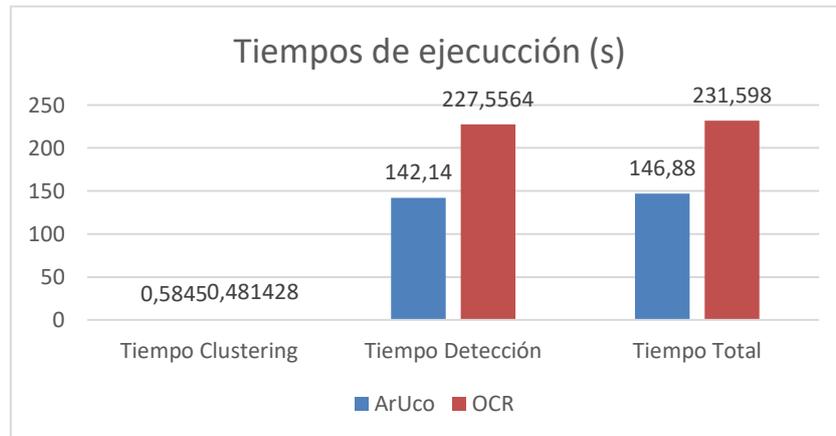


Gráfico 5. Comparativa de tiempo de ejecución de los algoritmos.

Capítulo 6. Conclusiones

6.1 Discusión

Una vez adquiridos los resultados, provenientes de la ejecución de los algoritmos desarrollados sobre los modelos 3D de un torso de maniquí, donde se han colocado aleatoriamente los marcadores escogidos, se procede a realizar una discusión global de dichos resultados. Realizando un comentario crítico de los mismos y se defenderá las motivaciones de las decisiones tomadas a lo largo de la realización del proyecto. La estructura de este apartado se define de la siguiente forma. Primero, se realiza un análisis de los resultados generales tanto de la adquisición de imágenes 3D como la del análisis de dichos datos. En segundo lugar, se enumeran los objetivos y como se ha procedido a su resolución. Finalmente, se cierra este capítulo con una propuesta de diferentes vías de trabajo para continuar el proyecto.

En este proyecto, se ha presentado una metodología de trabajo, que permite la identificación automática de los electrodos situados sobre la superficie del modelo 3D del torso de un paciente. Esta se puede dividir en dos fases, una que consiste en la adquisición de los datos y el método de marcación a utilizar en los electrodos y otra que consiste en procesar la información de entrada e identificar esos marcadores y su localización. Respecto a la adquisición de la estructura corporal del paciente, uno de los inconvenientes del proceso actualmente utilizado de fotogrametría, explicado en el punto 2.5, es la extensión temporal necesaria para generarla. Este proceso necesitaba alrededor de 45-60' en su desarrollo por un operario. Con el proceso propuesto, mediante una herramienta de escaneado 3D portable, se ha mejorado el tiempo requerido del escaneado, edición y exportación a 3' de media. Este tiempo se incrementa a 5', si se realiza el escaneado con un desplazamiento lento y suave alrededor del paciente, mejorando así la calidad de la textura, puesto que no se generan tantos fallos en esta, producidos por un mal escaneado. Además de los fallos comentados anteriormente, el propio escáner utilizado, Sense 2, genera diversos errores en la adquisición de la textura y en su exportación. Estos fallos conllevan que alrededor del 50% de los marcadores sean ilegibles al realizar el tratamiento sobre la textura. Puesto que el número de marcadores mal reconstruidos a causa de la textura es similar en ambos marcadores utilizados, es complicado solucionarlo con un cambio de marcador, siendo la única solución posible la utilización de un escáner de mejores características.

Una vez obtenidos los resultados de la segunda fase, se realiza una comparativa de los dos métodos de marcación utilizados, analizando los marcadores que han sido identificados respecto a los marcadores que son legibles. Se observa que la efectividad de detección de los marcadores ArUco bajo estas condiciones es de un 43.4% de detección, siendo el mejor de los casos un 52.1% y el peor un 33.9%. Para cada una de las cinco muestras tomadas, se han colocado los marcadores en una distribución aleatoria, no teniendo un patrón de marcadores con un alto porcentaje de fallo, puesto que no todos los marcadores reconocidos coinciden en todos los modelos tomados como muestras. Para el caso de los marcadores con caracteres OCR, el porcentaje de correcta identificación es del 92.8%, siendo claramente superior en comparación con los otros marcadores. La baja tasa de detección para los marcadores ArUco procede de la complejidad del algoritmo de detección de este tipo de elemento, además de su morfología. Este tipo de marcadores es más sensible a las alteraciones producidas por la reconstrucción de las texturas, por las alteraciones lumínicas en las imágenes y por las pocas posibilidades de configuración que permiten sus algoritmos en Matlab. Respecto al tiempo necesario para la ejecución de ambos algoritmos, se muestra de la gráfica 5 los tiempos tanto de la parte de clustering, como de la parte de detección. Respecto a la parte de clustering, los tiempos son muy similares puesto que el algoritmo tiene que hacer el mismo trabajo para ambos casos. En cambio, en el caso de los algoritmos de detección, los 58 marcadores OCR necesitan un 57% más de tiempo para poder terminar el proceso. Esto se debe a que los marcadores necesitan un proceso de tratamiento de imagen más extenso antes de realizar la lectura.

6.2 Discusión de objetivos

A continuación, se plantea un balance de la resolución de los subobjetivos que componen el objetivo principal y han servido de guía en la realización de este proyecto:

Definir un sistema de marcación que permita identificar de manera individual e inequívoca los electrodos de ECG colocados sobre un modelado 3D.

En este TFG se ha propuesto un sistema de adquisición y procesado de imagen 3D que permite identificar los marcadores de los electrodos de ECG mediante marcadores OCR/Aruco. El sistema propuesto se ha visto que funciona de forma correcta en 93% de los casos detectables, aunque se ha visto una dependencia muy grande del sistema de adquisición, que presenta fallos irresolubles en el 53% de los casos.

Familiarización con el proceso actual de adquisición y procesado de imagen. Revisión del estado del arte en materia de adquisición de imagen, de dispositivos de análisis de la forma y color de objetos.

Para conocer el contexto del proyecto se ha realizado un estudio de las limitaciones en el estudio de la FA y la importancia del ECGI para aumentar la precisión en el diagnóstico del paciente. Además, se ha estudiado el proceso actual de adquisición y procesado de imagen mediante fotogrametría, además del método manual de selección de localizaciones de los electrodos sobre el modelo 3D. Este método ha sido mejorado con la automatización de la localización de los electrodos en el torso.

Obtener una metodología de trabajo que permita registrar y procesar el modelo 3D del torso de un paciente, que tenga la resolución suficiente para poder extraer la localización 3d de los electrodos situados sobre este.

Para esta parte se han buscado los diferentes sistemas, actuales, de procesado de imagen 3D. Se han buscado herramientas que permitan realizar esta tarea en el ámbito clínico, realizando un enfoque en aquellas que son portables y permiten escanear cuerpos humanos en cualquier entorno. Para ello después de un estudio de mercado se ha decidido el uso del dispositivo Sense2 de 3D System, por su versatilidad, tecnología y precio. Este utiliza una tecnología de luz estructurada, ya que le permite ser portable y adquirir en poco segundos información sobre la forma del objeto. Su uso ha reducido enormemente el tiempo necesario para adquirir el modelo 3D y gracias a su sencillo uso es viable su utilización en ámbito clínico.

Programación de un algoritmo que permita, mediante una nube de puntos, procesar sus datos y encontrar las zonas en las que hay probabilidad de encontrar un marcador.

El bloque principal del algoritmo desarrollado permite la realización de un clustering, agrupando en regiones las zonas de la nube de puntos que contienen un marcador. Para ello se ha realizado un procedimiento que busca los puntos cercanos, que cumplen con el color requerido y los almacena, dando como salida, el centro de esta región. Con este procedimiento se consigue localizar el 100% de las zonas que contienen un marcador OCR.

Desarrollo de un método que, a partir de una región de la nube de puntos, se procese una imagen y se permita aplicar una función de detección de patrones para poder clasificarlos.

Para la programación de este método se ha dividido en dos bloques. El primer bloque, detalla el método de conversión de una región de puntos en 3D en una imagen 2D. Finalmente, en el segundo bloque, se realizan los tratamientos de imagen necesarios para cada método. Para ArUco se realiza una binarización y se procede al reconocimiento, mientras que, para OCR, se realiza una serie de pasos de binarización, segmentación y rotación, antes de utilizar el algoritmo de identificación.

Validación de los resultados de la detección de patrones. Comprobación manual de si los resultados corresponden con los valores de entrada y extracción de estadísticas a partir de los resultados. Identificación de los marcadores con mayor probabilidad de detección.

Finalmente se ha analizado manualmente el proceso completo del algoritmo descrito anteriormente sobre cada uno de los marcadores de las 5 muestras tomadas para cada tipo de marcador. Estos resultados han sido analizados y comparados, llegando a la conclusión de que el algoritmo que mejor rendimiento tiene es el OCR con una 93% de los marcadores. Este resultado solo sería mejorable con la utilización de un método de escaneado con mejor tecnología y un reajuste del algoritmo.

6.3 Futuras vías de trabajo

En este proyecto, se ha desarrollado una metodología de trabajo, que por una parte permite la realización del modelado 3D del torso del paciente, además de la identificación de las coordenadas de los electrodos sobre este, para posteriormente, poder utilizarlo en la resolución del problema inverso. Por una parte, la herramienta de escaneado 3D permite por un bajo coste, reducir considerablemente el tiempo de adquisición de dicho modelo, además de poder realizarlo en ámbito clínico junto al paciente, puesto que, en el caso de error en la realización del proceso, se puede realizar otro en el mismo momento. Por otra parte, el algoritmo desarrollado permite la identificación automática de las localizaciones de los electrodos, sin la necesidad de un operario.

El estudio de los dos métodos de marcación, bajo el margen de tiempo con el que se ha abordado el proyecto, conlleva que no se ha profundizado y perfeccionado el algoritmo de detección y el sistema de escaneado 3D, abriendo así nuevas líneas de trabajo para conseguir mejores resultados:

- Explorar nuevas herramientas de escaneado 3D, que permitan mediante tecnologías más avanzadas aumentar la resolución de la textura del modelo 3D y evitar de esta forma gran parte de los casos de fallos en la reconstrucción de la imagen 2D.
- Utilización de sistemas de iluminación supletorias al escáner para proporcionar de una luz homogénea y directa que evite brillos en la textura.
- Depuración del código para obtener mejores resultados tanto en el clustering, como en el tratamiento de imagen. Modificación del algoritmo para que permita reconocer diferentes colores en los marcadores. De esta manera se pueden agrupar los marcadores de los electrodos de una zona concreta por colores.

Capítulo 7. Referencias

[Chen 1999] Chen, S. A.; Hsieh, M. H.; Tai, C. T. y Tsai, C. F., Initiation of atrial fibrillation by ectopic beats originating from the pulmonary veins: electrophysiological characteristics, pharmacological responses, and effects of radiofrequency ablation. *Circulation*, 100(18), 1879–1886, (1999).

[Corazón 2016] Wikipedia Commons, “Corazón”, www.wikipedia.com [Online].

[Duda 2000] Duda, R., *Pattern Classification* (2nd Edition). EE. UU; Wiley-Interscience, (2000).

[Einthoven 1906] Einthoven W, Le telecardiogramme. *Arch Internat Physiol*, 4:132-164, 1906.

[Horáček 1997] Horáček BM y Clements JC. The inverse problem of electrocardiography: a solution in terms of single- and double-layer sources of the epicardial surface. *Math Biosci* .144:119-154, 1997.

[Flores 2013] Flores Rodriguez S. Trabajo de Fin de Máster. Propuesta metodológica para documentación y evaluación de elementos patrimoniales dentro del complejo histórico de la Alhambra (Granada) mediante modelización tridimensional. Universidad de Córdoba; 2013.

[Gómez-Doblas 2016] Gómez-Doblas, J. J.; López-Garrido, M. A.; Esteve-Ruiz, I., y Barón-Esquivias, G. “Epidemiología de la fibrilación auricular.” *Revista Española de Cardiología Suplementos*, 16, 2–7. [https://doi.org/10.1016/s1131-3587\(16\)30007-3](https://doi.org/10.1016/s1131-3587(16)30007-3), (2016).

[Guillem 2016] Guillem MS; Climent AM; Rodrigo M; Fernández-Avilés F.; Atienza F. y Berenfeld O. Presence and stability of rotors in atrial fibrillation: evidence and therapeutic implications. *Cardiovasc Res*, 109:480-492, 2016.

[Haïssaguerre 1998] Haïssaguerre, M.; Jaïs, P.; Shah, D. C. y Takahashi, A. “Spontaneous Initiation of Atrial Fibrillation by Ectopic Beats Originating in the Pulmonary Veins”. *New England Journal of Medicine*, vol.339(10), 659–666. <https://doi.org/10.1056/nejm199809033391003> (1998).

[Helpdesk 2015] Helpdesk- College of Architecture, “Types of 3D Scanning”, <https://wikis.arch.tamu.edu/display/HELPDESK/Types+of+3D+Scanning> [Online].

[INE 2016] Instituto nacional de estadística, “Tabla de defunciones por causa”, <http://www.ine.es/jaxi/Tabla.htm?path=/t15/p417/a2016/10/&file=01000.px&L=0> [Online].

[Moe 1959] Moe, G. K., & Abildskov, J. A. “Atrial fibrillation as a self-sustaining arrhythmia independent of focal discharge”. *American Heart Journal*, 58(1), 59–70. (1959).

[Muñoz 2015] Garrido, S.; Muñoz, R.; Madrid, F. & Medina, R.. Generation of fiducial marker dictionaries using Mixed Integer Linear Programming. *Pattern Recognition*. 51. 10.1016/j.patcog.2015.09.023, (2015).

[OMS 2017] Organización Mundial de la Salud, “Enfermedades Cardiovasculares. Datos y Cifras”, [https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds)) [Online]

[Pérez 2014] Tecnonaut, “Escáneres 3D: ¿Qué son? ¿Para qué sirven?”, <https://www.tecnonauta.com/notas/1888-escaner-3d?slider=3> [Online]

[Rodrigo 2014b]. Rodrigo M; Guillem MS; Climent AM; Pedron-Torrecilla J; Liberos A; Millet J; Fernandez-Aviles F; Atienza F y Berenfeld O. Body surface localization of left and right atrial high-frequency rotors in atrial fibrillation patients: A clinical-computational study. *Heart rhythm*; 11:1584-1591, 2014.

[Rodrigo 2016]. Rodrigo, M. Tesis Doctoral. Non-invasive identification of atrial fibrillation drivers. Universitat Politècnica de València, Valencia, España. (2016).

[**Romeral 2014**] Romeral F. Trabajo de Fin de Grado. Flujo de trabajo en proyectos de modelización 3D con Equipos Laser 3D; Universidad Politécnica de Madrid; Madrid, 2014

[**Smith 2007**] Smith, R. “An Overview of the Tesseract OCR Engine, Proceedings of the Ninth” International Conference on Document Analysis and Recognition Vol 2 (2007), pp. 629-633.

[**Taccardi 1963**] Taccardi B. “Distribution of Heart Potentials on the Thoracic Surface of Normal Human Subjects”. Journal of Cardiovascular Pharmacology and Therapeutics.;12:341-352, (1963).

[**Teutsch 2007**] Teutsch C. “Model-based analysis and evaluation of point sets from optical 3D laser scanners Shaker”, 2007, [https://www.wikizero.com/es/Escaaner_3d Online]

[**Torrent 1998**] Torrent-Guasp, F. “Estructura y función del corazón”, Revista Española de Cardiología. vol. 51, (1998).

[**Waks 2017**] Waks, J. W., & Zimetbaum, P. “Antiarrhythmic Drug Therapy for Rhythm Control in Atrial Fibrillation”. Journal of Cardiovascular Pharmacology and Therapeutics, 22(1), 3–19. <https://doi.org/10.1177/1074248416651722> (2016)