

Análisis cuantitativo de movimientos mandibulares para la clasificación de trastornos temporomandibulares

J.A. Martínez-Lopez¹, M. Castillo-Juárez¹, O. Gutierrez-Navarro^{1*}, G. Vilar-Pineda²

¹ Universidad Autónoma de Aguascalientes, Aguascalientes, México.

² Escuela Nacional de Estudios Superiores Unidad León UNAM, Guanajuato, Mexico

*omar.gutierrezn@edu.uaa.mx

Resumen

Los dispositivos y técnicas para el diagnóstico de trastornos temporomandibulares son en general incómodos e invasivos. Una opción moderna y mínimamente invasiva son los sistemas de visión computacional. En este trabajo se propone el uso de un algoritmo de clasificación para diferenciar entre pacientes sanos y con Trastorno Temporomandibular, con base en el análisis cuantitativo de movimientos mandibulares. El trabajo realizado corresponde a una investigación experimental con enfoque mixto por la utilización de 2 técnicas, se realizó en 30 voluntarios de edades entre 18 a 22 años. El diagnóstico clínico se efectuó mediante el cuestionario de Criterios de Diagnóstico (DC/TMD). En esta propuesta, se realiza el diagnóstico con base en la clasificación de características de movimientos mandibulares por medio de una máquina de soporte vectorial. El método propuesto detecta dos marcadores ArUco colocados en el rostro del paciente. A partir de los movimientos mandibulares se obtuvieron 13 características. Se aplica análisis de componentes principales para reducir la dimensionalidad de las variables y se entrenó un algoritmo de clasificación, el cual fue evaluado por validación cruzada. Los resultados obtenidos en comparación con DC/TMD permitieron diagnosticar un 81 % (aproximadamente 24 sujetos) a pacientes correctamente y el restante 19 % fueron clasificados erróneamente. Esta propuesta requiere validación exhaustiva, pero ya presenta resultados iniciales confiables siendo una técnica mínimamente invasiva. Además, el algoritmo fue capaz de diferenciar entre los pacientes sanos y enfermos con un buen grado de confiabilidad y reduciendo el tiempo de evaluación en clínica.

Palabras clave: Análisis cuantitativo, Aprendizaje supervisado, Movimientos mandibulares, Trastorno Temporomandibular, Visión computacional.

1 Introducción

Los sistemas de visión computacional (SVC) buscan imitar la funcionalidad de la visión humana. Entre sus objetivos esta el reconocimiento de objetos, así como estimar su posición en el espacio [1], [2]. Los SVC son una herramienta multidisciplinaria que tienen una relación estrecha con la inteligencia artificial y el aprendizaje máquina, debido a la gran manipulación, procesamiento, análisis y empleo de algoritmos en vídeo e imágenes capturadas. Hoy en día existen múltiples aplicaciones de los sistemas de visión computacional, en diferentes áreas como: la robótica, manufactura, meteorología, paleografía, microscopía, entretenimiento, astronomía; una de las áreas de aplicación, de mayor interés es en aplicaciones médicas [1], [3]. Un ejemplo es su uso para el diagnóstico de desordenes de la articulación temporomandibular (ATM). Esta articulación tiene un papel fundamental en movimientos indispensables para las necesidades básicas del hombre [4]. Las complicaciones de esta articulación derivan en múltiples trastornos, y se definen como un conjunto de condiciones clínicas, caracterizadas por dolor en los elementos anatómicos que intervienen en los movimientos masticatorios [5], [6], [7].

En la práctica, el diagnóstico de las múltiples disfunciones de la ATM se lleva a cabo utilizando una gran variedad de técnicas y dispositivos [8] [9] [10] [11] [12]. Algunas de las técnicas modernas son invasivas o incluso ionizantes como en el caso de los Rayos X. En otros casos el tiempo de realización del estudio llega a ser extenso, lo cual es un gran inconveniente para quienes sufren claustrofobia. El alto costo para la realización de los estudios es una gran restricción para países en vías de desarrollo como México. Algunas técnicas de imagenología como resonancia magnética nuclear, Tomografía Axial Computarizada o Tomografía por Emisión de Positrones son utilizadas para corroborar el diagnóstico previamente obtenido mediante la aplicación del Criterio Diagnóstico para Desordenes Temporomandibulares (Diagnostic Criteria for Temporomandibular Disorders por sus siglas en inglés DC/TMD) [13].

Actualmente es difícil hacer un diagnóstico certero de los Trastornos Temporomandibulares. En la clínica odontológica, el diagnóstico depende principalmente de la auscultación y de manera generalizada en la medición de movimientos mandibulares, como es el implementado en el DC/TMD, haciendo poco uso de nuevas tecnologías [14]. Sin embargo, recientemente se han planteado varias opciones que permiten medir movimientos complejos de manera mínimamente invasiva, como lo son los sistemas de visión computarizada para el análisis de movimientos mandibulares [15]. Estos sistemas permiten realizar técnicas que no necesitan sensores fijos en la mandíbula, acelerómetros, o el uso de transductores electromagnéticos cementados en dientes anteriores [8]. No obstante, las técnicas de visión por computadora se han utilizado principalmente para la captura del arco en la boca del paciente. Esto debido a que permite su uso para monitorear los contactos oclusales y la abrasión que pudiera tener el diente. La mayoría de los trabajos en el área [16], [17] proponen algoritmos que operan sobre imágenes obtenidas por medio de radiografía o de tomografía computarizada. En la última década se han descrito procedimientos para el análisis de movimientos mandibulares utilizando un sistema de visión máquina, en los cuales se han obtenido resultados satisfactorios. En [18], los autores han implementado un escáner óptico 3D, conjuntamente con un sistema de rastreo para estimar la posición real de las articulaciones mandibular y temporomandibulares. El registro se realiza mediante cuatro marcadores unidos a la superficie labial de los dientes incisivos en una disposición no colineal; los datos obtenidos fueron procesados junto con datos de CBCT (Cone Beam Computed Tomography) basados en varios puntos de referencia obtenidos anteriormente. Debido a que el sistema de rastreo trabajan en conjunto con el CBCT, no tiene las limitaciones de los sistemas mecánicos.

La Organización Mundial de la Salud estima que entre un 50-70% de la población ha presentado al menos en una ocasión algún Trastorno de la ATM [19], con mayor prevalencia en el género femenino debido a la alta probabilidad de desarrollar osteoartritis, siendo las mujeres jóvenes entre 20 y 40 años las más afectadas [20], [21]. Debido a su prevalencia, de un 5 a 15% en adultos hace que los costos anuales de atención médica para el diagnóstico y tratamiento de este tipo de trastornos sea aproximadamente de \$4 mil millones de dólares [22].

El objetivo de este trabajo es poder diferenciar entre pacientes sanos y aquellos con disfunción de la ATM por medio de un sistema de visión computacional. Para ello, se evalúan los movimientos mandibulares realizados por los sujetos de prueba. A partir de ellos se calculan diferentes características, las cuales son utilizadas por una máquina de soporte vectorial para su posterior clasificación. El uso de un sistema de visión computacional proporciona un manejo intuitivo y de fácil acceso, además los beneficios se extienden en aminorar gastos públicos y privados, gracias a la practicidad y portabilidad del dispositivo. Así mismo traería beneficios en el aumento en la calidad de vida, puesto que de esta patología derivan muchas otras. En el siguiente capítulo se presenta la metodología utilizada, tanto para los experimentos clínicos como en la implementación del algoritmo de clasificación. En el capítulo 3 se presentan los resultados obtenidos y finalmente en el capítulo 4 se discuten las conclusiones y trabajo futuro.

2 Metodología

Se tomaron en cuenta un total de 30 voluntarios entre edades de 18 a 22 años, los cuales firmaron una carta de consentimiento informado antes de realizar algún procedimiento. Las técnicas clínicas utilizadas

fueron el DC/TMD [23], el cual está aprobado por la Asociación Internacional para Investigación Dental [24], y el seguimiento de marcadores mínimamente invasivos, con base en un sistema de visión computacional.

Primero se obtuvo el diagnóstico clínico utilizando el instrumento de análisis DC/TMD, el resultado de esta prueba clínica fue nuestro estándar de oro para evaluar la eficiencia del sistema de visión computacional. De acuerdo al instrumento, del total de sujetos de estudio, 7 (23.33%) no presentaron ningún síntoma relacionado con TTM y otros 11 (36.67%) obtuvieron un diagnóstico no relacionado a un TTM, a pesar que presentaban signos y síntomas leves. Estos 18 sujetos de prueba fueron considerados como sanos en las pruebas posteriores. En cuanto al resto de sujetos de prueba, 9 (30%) de ellos presentan mialgia relacionada a un TTM y de los tres (10%) restantes, uno presenta artralgia, otro ambos trastornos, y el último un diagnóstico de TTM sin dolor asociado. Estos últimos 12 sujetos de prueba que fueron diagnosticados con alguna patología, fueron etiquetados como no sanos.

Para realizar la evaluación del sistema de visión computacional, se utilizó el diagnóstico obtenido por el DC/TMD de cada voluntario, para el entrenamiento de un algoritmo de aprendizaje supervisado de clasificación binaria. Se etiquetaron como sanos 18 voluntarios (60%) los cuales no presentaron ningún signo o síntoma, o presentaron signos y síntomas leves que no correspondían a un diagnóstico concreto. Por último, los 12 voluntarios restantes (40%) fueron clasificados como no sanos. Para la realización del conjunto de experimentos con el sistema de visión, se le colocaron dos marcadores ArUco [25] impresos en etiquetas a cada sujeto de prueba. El primer marcador es colocado en la zona intermedia de las cejas, alineando su centro con la línea media de la cara. El segundo se coloca hasta el final del mentón y de igual manera alineado con la línea media de la cara. La posición de los marcadores en el rostro se muestran en la Figura 1. A cada participante se le pidió que realizara movimientos de masticación, concretamente, apertura y cierre máximo así como lateralidades, de acuerdo a protocolos encontrados en la literatura [8], [26]. Los movimientos se describen a continuación: movimiento de apertura, consiste en 5 eventos de apertura máxima y cierre. El movimiento de lateralidades consiste en 4 eventos, cada evento presentando primero una lateralidad máxima a la izquierda y posteriormente una lateralidad máxima derecha. Los movimientos se pueden apreciar en la Figura 1.

Los movimientos mandibulares fueron capturados usando una cámara IDS uEYE [27], capturando el vídeo a 24 cuadros por segundo. Para el seguimiento de los marcadores se desarrolló un programa con base en la librería OpenCV [28]. El voluntario se coloca a una distancia de 1 metro de la cámara, sentado en una silla odontológica con reposacabezas para evitar movimientos involuntarios. El sistema estima la posición 3D de cada marcador, fuera de línea, una vez que el sujeto termina toda la secuencia de vídeo.

Con base en las posiciones 3D de los marcadores de cada voluntario, se calcularon inicialmente 31 características. La mayor parte de ellas fueron descartadas después de un análisis de correlación de Pearson, eliminando aquellas con una alta correlación. De esta manera se asegura descartar características con un alto grado de dependencia lineal entre sí, las cuales sólo aportan información redundante. Como resultado se conservaron 13 características, las cuales se listan en la Tabla 1. Estas describen el patrón de apertura, rango de movilidad y la evolución del movimiento a lo largo de los eventos.



Fig. 1. Movimientos mandibulares y posición de marcadores. De izquierda a derecha: Estado de reposo, máxima apertura, lateralidad izquierda y lateralidad derecha.

Tabla 1: Características obtenidas de los movimientos mandibulares de los voluntarios

MOVIMIENTO DE APERTURA		
Características	#	Descripción
Apertura y movilidad	1	Apertura máxima global (10^{-3} m).
	2	Velocidad promedio de apertura de los 5 eventos (10^{-3} m/s).
	3	Velocidad promedio de cierre de los 5 eventos (10^{-3} m/s).
	4	Promedio de aceleraciones en apertura (10^{-3} m/s ²).
Evolución del movimiento	5	Promedio de aceleración en cierre (10^{-3} m/s ²).
	6	Apertura máxima del 5to evento sobre el 1er evento.
	7	Velocidad de apertura del 5to evento sobre el 1er evento.
8	Velocidad de cierre del 5to evento sobre el 1er evento.	
Patrón de apertura	9	Promedio de desviación máxima de los 4 eventos en apertura (10^{-3} m).
MOVIMIENTO DE LATERALIDADES		
Movilidad en lateralidades	10	Promedio de lateralidad izquierda de los 4 eventos (10^{-3} m).
	11	Promedio de lateralidad derecha de los 4 eventos (10^{-3} m).
Evolución del movimiento	13	Máxima lateralidad izquierda 4to evento sobre 1ro.

A partir de las 13 características empleadas, se obtuvieron un total de 30 observaciones (correspondientes a los 30 sujetos de estudio) con todos los datos disponibles. Para procesarlos, se realizó un análisis de componentes principales (PCA), con la finalidad de reducir la dimensionalidad y facilitar la clasificación. Para entrenar el algoritmo de aprendizaje se utilizaron los datos proyectados sobre los 6 componentes principales más significativos, con los cuales se obtiene el 80.21 % de la varianza original, y las etiquetas de sano y no sano como los resultados deseados. El algoritmo de aprendizaje seleccionado fue máquinas de soporte vectorial con la implementación de MATLAB, concretamente fitcsvm. Se utilizó un kernel lineal junto con una optimización bayesiana [29]. Para evitar sobreajuste a los datos de entrenamiento, se realizó validación cruzada con 20 particiones aleatorias de 20 observaciones de entrenamiento y 10 de prueba.

3 Resultados

Se realizaron experimentos con un total de 30 voluntarios. Estos fueron etiquetados como sanos y no sanos de acuerdo con el diagnóstico del instrumento DC/TMD. Se utilizó un sistema de visión para capturar los movimientos de apertura y lateralidades. A partir de estos movimientos, se extrajeron 13 características, ver Tabla 1, para entrenar un algoritmo de aprendizaje supervisado. Las aperturas máximas, velocidades de apertura y cierre son mayores entre un 5 y 10% en los sujetos sanos como se puede apreciar en las características 1 a 3 de la Tabla 2. Con respecto a las características 4 y 5 de la misma tabla, la aceleración en cierre es alrededor de 30% mayor en sanos, pero en aperturas es aproximadamente un 12% menor. En cuanto a las características 6 a 8, se aprecia una mayor consistencia en el movimiento de apertura y cierre entre el quinto y primer evento, en las personas sanas. En los movimientos de lateralidades, características 10 a 13 de la Tabla 2, los pacientes sanos presentan alrededor de un 5% y 10% de mayor movilidad en lateralidades, comparado con los no sanos. Mientras que las razones entre el 4to y 1er evento no parece apreciarse alguna diferencia significativa entre sanos y no sanos.

Tabla 2: Media y desviación estándar de las características en cada grupo de voluntarios etiquetados como sanos y no sanos.

Característica		Sanos		No sanos	
		Media	Desv. Estándar	Media	Desv. Estándar
1	Apertura (10^{-3}m)	39.72	10.32	34.47	8.82
2	Vel. A. (10^{-3}m/s)	93.86	30.57	83.74	23.19
3	Vel. C. (10^{-3}m/s)	-73.64	23.24	-71.30	26.79
4	Ac. A. (10^{-3}m/s^2)	938.32	327.30	1071.49	271.67
5	Ac. C. (10^{-3}m/s^2)	837.79	304.01	645.08	115.66
6	Ap. 5 / 1 Ev.	1.02	0.16	1.13	0.19
7	VelA. 5/1 Ev.	0.96	0.28	1.58	0.95
8	VelC. 5/1 Ev.	0.97	0.38	1.19	0.67
9	Desv. Ap. (10^{-3}m)	1.87	1.22	1.46	0.75
10	Lat. Izq. (10^{-3}m)	12.15	2.30	11.37	3.04
11	Lat. Der. (10^{-3}m)	12.46	3.85	10.62	3.38
12	Lat.D 4/1. Ev.	0.97	0.28	0.99	0.23
13	Lat.I 4/1. Ev.	1.02	0.44	0.97	0.14

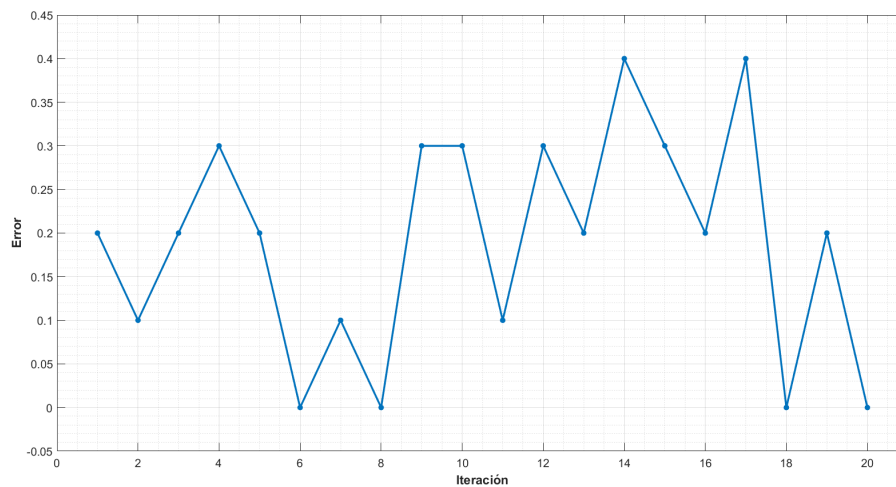


Fig. 2. Error de clasificación del conjunto de prueba en las 20 pruebas de validación cruzada. Error promedio igual a 0.19.

De acuerdo a los resultados de la validación cruzada, Figura 2, el desempeño del algoritmo de clasificación ante el conjunto de prueba muestra un error de entre el 0 hasta el 40%, con un promedio del 19%. En las Tablas 3 y 4 se resume la clasificación de los datos, después de las 30 iteraciones realizadas por validación cruzada.

Tabla 3: Matriz de confusión.

		Predicción	
		Sanos	No sanos
Observaciones	Sanos 120 (100 %)	103 (85.83 %)	17 (14.16 %)
	No sanos 80 (100 %)	21 (26.25 %)	59 (73.75 %)
Total	200*	124	76

*10 observaciones del conjunto de prueba por 20 iteraciones de validación cruzada.

Tabla 4: Porcentaje de sensibilidad, especificidad y desempeño del algoritmo de clasificación.

Concepto	Porcentaje
Sensibilidad	73.75 %
Especificidad	85.83 %
Datos clasificados correctamente	81 %

4 Conclusiones

Se evaluó un sistema de visión por computadora para monitorear movimientos mandibulares y clasificar pacientes como sanos o con algún TTM. Esto se hizo detectando la posición de dos marcadores ArUco, lo cuales permiten capturar los movimientos mandibulares de los voluntarios y obtener diferentes características. Esta propuesta supone un método mínimamente invasivo y de rápida evaluación. Este último atributo resulta útil en comparación con el DC/TMD, el cual toma alrededor de 30 minutos por voluntario. Por el contrario, la captura de los movimientos mandibulares con el sistema de visión toma aproximadamente 5 minutos.

De acuerdo a los resultados obtenidos, el algoritmo fue capaz de clasificar los pacientes con o sin un TTM con un porcentaje de confiabilidad del 81 %. Sin embargo, se debe señalar el bajo porcentaje de sensibilidad (73.75 %) en comparación al de especificidad (85.83 %). Es decir, existe una mayor capacidad de detectar sujetos sanos de los que no lo son. Además, es necesario realizar una validación exhaustiva una vez que termine la contingencia sanitaria. Con los datos disponibles hasta ahora, se puede diferenciar entre pacientes con y sin TTM con la ayuda de un sistema de visión computacional. En trabajos futuros se buscará mejorar el desempeño de clasificación y aumentar el tamaño de la muestra, además de desarrollar herramientas que permitan realizar un diagnóstico de manera fácil y precisa a los profesionales del área de la salud.

Declaración de conflictos de interés

Los autores declaran no tener ningún conflicto de interés para este trabajo.

Agradecimientos

Agradecemos a los estudiantes de Servicio Social de la Universidad Autónoma de Aguascalientes por su participación y apoyo en el proyecto.

Referencias

- [1] L. E. Sucar and G. Gómez, “Vision Computacional,” *Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica*, p. 185, 2011.
- [2] A. Basu and X. Li, *Computer Vision: Systems, Theory and Applications*. Computer Science Series, World Scientific, 1993.
- [3] K. V. Kale, S. C. Mehrotra, R. R. Manza, and R. R. Manza, *Computer Vision and Information Technology: Advances and Applications*. I.K. International Publishing House Pvt. Limited, 2010.
- [4] X. Alomar, J. Medrano, J. Cabratosa, J. A. Clavero, M. Lorente, I. Serra, J. M. Monill, and A. Salvador, “Anatomy of the Temporomandibular Joint,” *Seminars in Ultrasound, CT and MRI*, 2007.
- [5] M. Clinic, “Trastornos de articulación temporomandibular,” 2019. [online]. Disponible: <https://www.mayoclinic.org/es-es/diseases-conditions/tmj/symptoms-causes/syc-20350941>.
- [6] N. I. D. C. Research, “Prevalence of TMJD and its Signs and Symptoms,” 2018. [online]. Disponible: <https://www.nidcr.nih.gov/research/data-statistics/facial-pain/prevalence>.
- [7] J. H. Stone, G. C. Nelson, and S. M. Fitzpatrick, “Temporomandibular joint osteoarthritis at Chelechol ra Orrak, Palau,” *International Journal of Paleopathology*, vol. 28, pp. 20–31, mar 2020.
- [8] S. Madhavan, M. Dhanraj, and A. R. Jain, “Methods of recording mandibular movements - A review,” *Drug Invention Today*, vol. 10, no. 7, pp. 1254–1259, 2018.
- [9] W. Ceusters, C. Nasri-Heir, D. Alnaas, B. E. Cairns, A. Michelotti, and R. Ohrbach, “Perspectives on next steps in classification of oro-facial pain - Part 3: Biomarkers of chronic oro-facial pain - from research to clinic,” *Blackwell Publishing Ltd*, vol. 42, pp. 956–966, dec 2015.
- [10] J. López López, E. Chimenos Küstner, A. Blanco Carrión, X. Reselló Llabrés, and E. Jané Salass, “Diagnóstico por la imagen de los trastornos de la articulación craneomandibular,” *Avances en Odontostomatología*, vol. 21, no. 2, pp. 71–88, 2005.
- [11] T. List and R. H. Jensen, “Temporomandibular disorders: Old ideas and new concepts,” *Cephalalgia*, vol. 37, pp. 692–704, jun 2017.
- [12] N. Su, A. J. Van Wijk, C. M. Visscher, F. Lobbezoo, and G. J. Van Der Heijden, “Diagnostic value of ultrasonography for the detection of disc displacements in the temporomandibular joint: a systematic review and meta-analysis,” *Clinical Oral Investigations*, vol. 22, no. 7, pp. 2599–2614, 2018.
- [13] E. Schiffman and R. Ohrbach, “Executive summary of the Diagnostic Criteria for Temporomandibular Disorders for clinical and research applications,” *Journal of the American Dental Association*, vol. 147, no. 6, pp. 438–445, 2016.
- [14] S. Anna, Z. Marci, S. Barbara, H. Wieslaw, W.-S. Beata, and D.-B. Barbara, “Temporomandibular Disorders in Adolescents With Headache,” *Advances in clinical and experimental medicine : official organ Wroclaw Medical University*, vol. 27, no. 2, 2018.
- [15] D. A. Furtado, A. A. Pereira, A. d. O. Andrade, D. P. B. Junior, and M. R. da Silva, “A specialized motion capture system for real-time analysis of mandibular movements using infrared cameras,” *BioMedical Engineering Online*, vol. 12, p. 17, feb 2013.
- [16] J. E. Kim, J. H. Park, H. S. Moon, and J. S. Shim, “Complete assessment of occlusal dynamics and establishment of a digital workflow by using target tracking with a three-dimensional facial scanner,” *Journal of Prosthodontic Research*, vol. 63, no. 1, pp. 120–124, 2019.
- [17] T. Dostalova, V. Hlavac, T. Pajdla, R. Sara, and V. Smutny, “Three computer vision applications in dentistry,” *SPIE*, vol. 2168, pp. 416–424, may 1994.
- [18] J. H. Kwon, S. Im, M. Chang, J. E. Kim, and J. S. Shim, “A digital approach to dynamic jaw tracking using a target tracking system and a structured-light three-dimensional scanner,” *Journal of Prosthodontic Research*, vol. 63, no. 1, pp. 115–119, 2019.
- [19] F. D. International, “Oral Health,” *WHO*, 2011.

- [20] R. P. Donahue, J. C. Hu, and K. A. Athanasiou, “Remaining Hurdles for Tissue-Engineering the Temporomandibular Joint Disc,” *Trends in Molecular Medicine*, vol. 25, pp. 241–256, mar 2019.
- [21] S. de Salud, “PROGRAMA ESTATAL DE SALUD BUCAL.” [online]. Disponible: <http://www.ssm.gob.mx/portal/index.php/9-programas/24-programa-estatal-de-salud-bucal>.
- [22] C. B. Meloto, G. D. Slade, R. N. Lichtenwalter, E. Bair, N. Rathnayaka, L. Diatchenko, J. D. Greenspan, W. Maixner, R. B. Fillingim, and R. Ohrbach, “Clinical predictors of persistent temporomandibular disorder in people with first-onset temporomandibular disorder: A prospective case-control study,” *Journal of the American Dental Association*, vol. 150, no. 7, pp. 572–581.e10, 2019.
- [23] G. Vilar-Pineda, “Método diagnóstico para la disfunción Temporomandibular,” 2018.
- [24] I. A. for Dental Research, “DC-TMD Assessment/Diagnosis.” [online]. Disponible: <https://www.iadr.org/INFORM/DC-TMD>.
- [25] S. Garrido-jurado, “Automatic generation and detection of highly reliable fiducial markers under occlusion,” *Pattern Recognition*, vol. 47, no. 6, pp. 2280–2292, 2014.
- [26] D. Cunha, V. Degan, M. Filho, D. Bellomo Jr, M. Silva, D. Furtado, A. Andrade, S. Milagre, and A. Pereira, “Real-time three-dimensional jaw tracking in temporomandibular disorders,” *Journal of oral rehabilitation*, vol. 44, 05 2017.
- [27] I. D. S. GmbH, “UI-5240CP Rev. 2.” [online]. Disponible: <https://es.ids-imaging.com/store/ui-5240cp-rev-2.html>, 2020.
- [28] G. Bradski, “The OpenCV Library,” *Dr. Dobb’s Journal of Software Tools*, 2000.
- [29] J. C. Tong, “Cross-Validation,” *Encyclopedia of Systems Biology*, pp. 508–508, 2013.