

Un enfoque semiautomático para la estimación de la edad a partir de radiografías dentales

Álvaro Ruiz Molledo, José Francisco Díez-Pastor, Rebeca García-González, and Raúl Marticorena Sánchez

Universidad de Burgos
arm0078@alu.ubu.es, {jfdpastor, mrgarcia, rmartico}@ubu.es

Resumen Determinar la edad de un individuo a partir del análisis de sus piezas dentales es un problema de gran importancia desde el punto de vista legal, criminológico o arqueológico. La estimación de la edad basada en la dentición ha demostrado ser una de las más fiables. Aún así está sujeta a varios problemas, el más fundamental y que tratamos de abordar en este trabajo es: la subjetividad y la experiencia del investigador forense a la hora de estimar el estado de desarrollo de cada uno de los dientes. En este trabajo se presenta un enfoque preliminar para la determinación automática del estado de madurez dental, basado en el análisis de radiografías, extracción de características y minería de datos.

Keywords: estimación edad, radiografía dental, segmentación, clasificación

1. Introducción

Uno de los parámetros más importantes en los estudios antropológicos es la edad del individuo o individuos en estudio. Este aspecto cobra más importancia en el caso de los individuos subadultos, ya que una estimación precisa de la edad aumenta considerablemente la precisión de otros parámetros como son el sexo, la estatura y el peso. Los métodos utilizados para estimar la edad en individuos inmaduros se pueden basar en el desarrollo esquelético o en el dental. Entre ellos, los que ofrecen una mayor precisión son los basados en la dentición, ya que el desarrollo dental muestra menos sensibilidad a los factores ambientales [9,16].

La mayoría de estos métodos de estimación de la edad a partir de la dentición dividen el proceso continuo del desarrollo dental en varios estados. Estos estados hacen referencia a distintas etapas de formación de los distintos dientes. Dichos estudios varían en la metodología aplicada. En algunos, se realiza el estudio sobre los mismos niños durante un periodo de tiempo (estudios longitudinales) y en otros el estudio se realiza sobre un grupo de niños de distintas edades (estudio transversal). También pueden existir diferencias en la definición de los estados usados por cada método.

Lo más común es que estos estudios se basen en el diagrama establecido por Gleiser y Hunt en 1955 [10], que reconoce los estados esenciales desde la

mineralización inicial, la finalización de la corona y el cierre apical de la raíz (ver Figura 1), o en el estándar propuesto por Demirjian et al. en 1973 [6], quienes dividen el proceso de desarrollo dental en ocho estados distintos.

Entre los basados en el diagrama de Gleiser y Hunt los más utilizados son los de Moorrees et al en 1963 [19], Haavikko de 1970 [11] y Anderson et al. de 1976 [2], mientras que los más populares entre los que se basan los estados de Demirjian et al. son los métodos de Nyström et al de 1986 [20] y Liversidge et al. de 2006 [17].

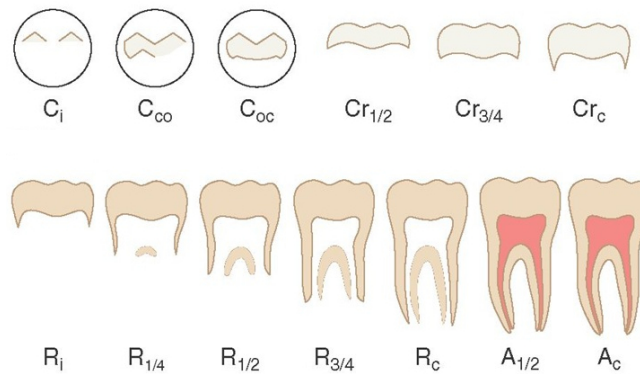


Figura 1. Los estados usados en este trabajo son los definidos por Moorrees¹.

Para estimar la edad con todos estos métodos, primero hay que determinar el estado de desarrollo en el que se encuentra cada uno de los dientes. Una vez hecho esto, se le asigna una edad a esos estados, la cual varía entre los distintos métodos. Para estimar la edad se calcula la media de todas las edades por cada uno de los dientes disponibles y de los métodos empleados.

Entre los problemas que nos podemos encontrar a la hora de realizar este proceso hay dos fundamentales. Por una parte, al hacer el cálculo de la edad mediante el valor medio no se emplea de ninguna manera la incertidumbre que tiene el método de estimación, que en muchos casos es un dato muy importante a tener en cuenta. Para abordar este problema se utiliza la técnica estadística del meta-análisis. Cada uno de los diferentes métodos asigna una edad promedio y una desviación típica para cada uno de los estados por cada uno de los dientes. Mientras que en el enfoque tradicional se combinan estos resultados simplemente con la media, en el meta-análisis se calcula una media ponderada, utilizando las desviaciones típicas. De esa forma, aquellos valores con mayores desviaciones

¹ Imagen editada a partir la obtenida en:

<http://what-when-how.com/dental-anatomy-physiology-and-occlusion/development-and-eruption-of-the-teeth-dental-anatomy-physiology-and-occlusion-part-4/>

tienen menos peso para calcular la edad media total. De esta forma se puede obtener la edad media y el límite de confianza al 99% [23].

Y otro problema, aún más importante y que centra los esfuerzos de este trabajo, es que la asignación de los estados es subjetiva, dependiendo de la experiencia del investigador y del propio estado de desarrollo. Por tanto, el objetivo de este trabajo es automatizar y dar carácter objetivo el proceso de asignación de los estados de desarrollo. Por ello se ha desarrollado un sistema inteligente que segmenta y clasifica los dientes de acuerdo a su estado de maduración. La estructura de este trabajo se describe a continuación. En la sección 2 se describe el problema, los tipos de dientes usados en el estudio y los estados de maduración en los que se pueden encontrar. En la sección 3 se describe el enfoque utilizado, que se descompone en segmentación, extracción de características y clasificación. En la sección 4 se describe la validación experimental y por último, en la sección 5, se presentan las conclusiones y se enumeran las distintas líneas que se pueden seguir para mejorar el sistema.

2. Descripción de problema

Los métodos de estimación de la edad mencionados anteriormente necesitan que se les proporcione el estado de maduración de cada uno de los dientes. El proceso que determina en qué estado de maduración se encuentra cada uno de los dientes requiere de un experto humano, lo que desafortunadamente es costoso, requiere más tiempo y el resultado puede verse afectado por el cansancio, el estrés o los distintos niveles de habilidad del experto. Existe por lo tanto una necesidad de sistemas automáticos o semi-automáticos para la estimación de la madurez dental.

El sistema que se pretende desarrollar va a trabajar exactamente con las mismas radiografías (Ortopantomografía) que utilizan los expertos humanos. En la Figura 2 se puede ver un ejemplo de las ortopantomografías usadas en este estudio.

Existen principalmente dos tipos de radiografías bucales: las intraorales y las ortopantomografías. Las intraorales se realizan con el film dentro de la boca del paciente y muestran solo una parte de las piezas dentales, por el contrario, las ortopantomografías se realizan desde fuera de la boca del paciente y muestran todas las piezas dentales en una sola imagen. Este segundo tipo de radiografías son consideradas de peor calidad por que utilizan una dosis de radiación mucho menor y porque la proyección de la mandíbula en una imagen 2D produce oclusiones entre los dientes [7].

La estimación de la edad se realiza a partir de la maduración de los dientes permanentes. El sistema que se describe en este trabajo es semi-automático y necesita intervención humana para seleccionar el diente permanente en cada una de las posiciones dentales. La falta de nitidez, sobretodo en la zona de los incisivos, y la presencia de dientes de leche en alguno de los casos dificulta la completa automatización del sistema.



Figura 2. Ejemplo de de las imágenes usadas en este trabajo

Los dientes empleados son los dos incisivos, el canino, los dos premolares y los dos primeros molares. Una vez que el usuario ha seleccionado los dientes, el sistema clasifica cada uno de ellos de acuerdo a los estados definidos por Moorrees [19]. En la Figura 1 se pueden observar los 13 estados, aunque en la práctica no existen radiografías con los primeros debido a que solo están presentes en bebés de muy corta edad.

Con los estados predichos por el sistema se alimentarán cada uno de los métodos de estimación del meta-análisis, dado que los métodos no trabajan siempre con los mismos estados, se hará una conversión entre los estados de los distintos métodos utilizando la tabla de equivalencias definida en [8].

3. Enfoque semi-automático para la estimación de la madurez dental

El enfoque semiautomático consta de las siguientes etapas que se ejecutan secuencialmente una vez el usuario ha seleccionado cada uno de los dientes fijos: segmentación del diente (ver subsección 3.1), extracción de características geométricas y morfológicas (ver subsección 3.2) y realización de la clasificación en cada uno de los estados de maduración dental (ver subsección 3.3). A partir de dichos estados se realiza la predicción de la edad.

3.1. Segmentación

Desde un punto de vista radiográfico la mayor densidad de los dientes hacen que estos sean más claros que el resto de huesos y tejidos que aparecen en la radiografía. La binarización es el método más sencillo y rápido para poder segmentar un diente.

Dentro del procesamiento de imágenes, los métodos de binarización agrupan los pixels en regiones dependiendo si estos superan o no un determinado umbral. Existen distintos métodos de binarización, principalmente se pueden clasificar en dos grandes grupos: métodos globales y métodos locales. Los métodos globales calculan un único umbral para toda la imagen, esto hace que sean métodos rápidos, pero no funcionan bien cuando la intensidad del objeto que se desea segmentar varía significativamente (debido a la propia complejidad de la imagen, ruido etc). Los métodos locales calculan un umbral diferente para cada uno de los pixels de la imagen, para hacer este calculo utiliza los pixels de la vecindad, la cual esta definida por un radio [24]. Los métodos locales son más lentos, pero pueden lidiar con la segmentación de objetos en imágenes más complejas, como es el caso. En este caso la diferencia de intensidades entre el diente y el fondo puede variar en función del grado de desarrollo y calcificación del diente o simplemente porque el aparato para la ortopantomografía gira circularmente y los huesos maxilares no son circulares, lo que hace que algunas zonas estén mas alejadas, reciban menos radiación y por lo tanto la intensidad sea variable.

De los métodos de binarización local existentes se ha utilizado Bernsen [3] con un radio = 30.

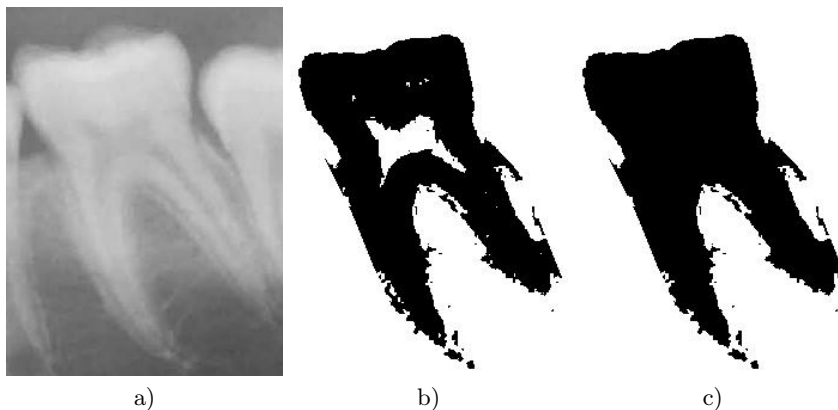


Figura 3. a) Diente seleccionado por el usuario. b) Imagen binarizada c) Reconstrucción geodésica

Después de la binarización, la región presentada puede presentar ruido o irregularidades que pueden dificultar la extracción de características morfológicas en la siguiente etapa. Para paliar este problema se realiza una «reconstrucción geodésica», que consiste en aplicar la dilatación sucesivamente hasta que se alcanza una estabilidad [26,25]. En la figura 3 se ve un ejemplo de la sucesión de pasos llevada a cabo. Se ha usado ImageJ [1] para el procesamiento de las imágenes.

3.2. Extracción de características

Una vez que el diente ha sido segmentado, se va a crear una instancia que lo representa, mediante la extracción de sus características morfológicas y de tamaño. En un sistema de reconocimiento de imágenes como éste, no es buena idea trabajar directamente con los valores de los pixels, dado que estos no describen las propiedades de la imagen que permiten identificar el estado del diente.

Se van a extraer una serie de características: área, perímetro, mayor, minor (longitud del eje mayor y menor de la elipse que circunscribe a la región), altura y anchura de la región, x e y del centro de masa, Feret (4 características), redondez, circularidad, solidez y razón de aspecto [22].

3.3. Clasificación

La clasificación es un proceso mediante el cual se categoriza un grupo de elementos o instancias como pertenecientes a determinados subconjuntos o clases.

Los ensembles son métodos de combinación de clasificadores, los ensembles han demostrado ser capaces de obtener mejores resultados que cualquiera de los clasificadores que los forman [21]. Una de las claves de los ensembles para obtener buenos resultados es la diversidad entre los clasificadores que lo forman, puesto que si los clasificadores que forman el ensemble toman las mismas decisiones no se obtiene ninguna mejora de combinarlos. Existen muchas formas de introducir diversidad en un ensemble. Random Forest [4] es un ensemble formado por árboles de decisión, cada árbol del ensemble se construye usando un remuestreo diferente del conjunto de datos. Además, los árboles utilizados en Random Forest eligen en cada nodo el mejor atributo entre un subconjunto aleatorio de atributos, lo cual añade diversidad extra.

	Incisivo 1	Incisivo 2	Canino	Premolar 1	Premolar 2	Molar 1	Molar2
C_i	0	0	0	0	0	0	5
C_{co}	0	0	0	0	0	0	2
$Cr_{1/2}$	0	0	2	0	0	0	0
$Cr_{3/4}$	0	2	0	0	0	0	0
C_{rc}	2	0	0	9	15	0	13
R_i	2	2	2	7	27	0	46
$R_{1/4}$	0	0	12	50	40	4	35
$R_{1/2}$	0	4	45	21	24	4	12
$R_{3/4}$	0	13	37	20	27	7	22
R_c	18	25	13	19	22	14	19
$A_{1/2}$	51	52	25	22	9	69	24
A_c	107	82	45	33	16	83	2
	180	180	181	181	180	181	180

Cuadro 1. Distribución de clases en cada uno de los conjuntos de datos

4. Resultados experimentales

De las etapas anteriores se obtiene una instancia por cada pieza dental en cada radiografía. Con todas las instancias del mismo tipo de diente (incisivo uno

y dos, canino, premolar uno y dos, molar uno y dos) se obtiene un conjunto de datos. La clase a predecir es el estado de maduración que para el conjunto de entrenamiento es proporcionada por un experto forense. Con las 181 radiografías disponibles se obtienen 7 conjuntos de datos, alguno de ellos contiene menos de 181 instancias porque el paciente carece de ese diente o la imagen está muy degradada para reconocerlo. En la Tabla 1 se observan la distribución de clases de los conjuntos.

Weka 3.7.10 [12] se ha utilizado para realizar los experimentos. El clasificador usado ha sido Random Forest con un tamaño igual a 200. La evaluación del clasificador se ha realizado usando validación cruzada con 10 folds.

Como existe una relación de orden entre los estados se puede hacer uso de este para calcular el error.

Los resultados se pueden observar en la tabla 2. Esta tabla muestra el porcentaje de aciertos (cuantas veces se ha predicho la clase correcta) y el porcentaje de aproximaciones (cuantas veces se ha predicho la clase correcta u otra que sea inmediatamente inferior o superior a esta). Esta medida también es interesante, dado que la frontera entre los distintos estados de madurez es difusa y por lo tanto no se puede considerar de la misma manera un error entre dos clases consecutivas que otro entre clases muy diferentes.

	% de aciertos	% de aproximaciones
Incisivo 1	67.22	91.11
Incisivo 2	68.33	88.89
Canino	61.33	80.66
Premolar 1	59.12	77.90
Premolar 2	58.89	83.89
Molar 1	62.98	92.27
Molar 2	64.64	86.19
Media	63.22	85.84

Cuadro 2. Porcentaje de aciertos y de aproximaciones, se considera que una predicción es aproximada cuando predice la clase correcta u otra inmediatamente inferior o superior a la correcta.

Los conjuntos de datos descritos en este artículo son muy desbalanceados, unas clases tienen muchos más casos que otras, lo que provoca un sesgo del clasificador a favor del reconocimiento de las clases con más casos. En este tipo de conjuntos de datos la tasa de acierto puede dar lugar resultados engañosos. Las tablas 3 y 4 muestran la sensibilidad y especificidad, lo que indica lo bueno y malo que es un clasificador por clase.

Pese a disponer de un bajo número de instancias, que las clases no son fácilmente distinguibles entre ellas ni para un experto humano y pese a la simplicidad de las características obtenidas para representar el diente, los resultados son bastante aceptables.

	Incisivo 1	Incisivo 2	Canino	Premolar 1	Premolar 2	Molar 1	Molar2
C_i	0.20
C_{co}	0.00
$Cr_{1/2}$.	.	0.00
$Cr_{3/4}$.	0.0
C_{rc}	0.00	.	.	0.56	0.67	.	0.69
R_i	0.00	0.50	0.00	0.00	0.41	.	0.85
$R_{1/4}$.	.	0.42	0.86	0.65	0.75	0.60
$R_{1/2}$.	0.75	0.78	0.38	0.46	0.00	0.58
$R_{3/4}$.	0.54	0.51	0.35	0.67	0.57	0.73
R_c	0.28	0.52	0.38	0.42	0.64	0.21	0.47
$A_{1/2}$	0.31	0.60	0.44	0.45	0.78	0.62	0.58
A_c	0.93	0.83	0.80	0.78	0.56	0.73	0.50

Cuadro 3. Sensibilidad

	Incisivo 1	Incisivo 2	Canino	Premolar 1	Premolar 2	Molar 1	Molar2
C_i	1.00
C_{co}	1.00
$Cr_{1/2}$.	.	1.00
$Cr_{3/4}$.	1.00
C_{rc}	1.00	.	.	1.00	0.95	.	0.97
R_i	1.00	1.00	1.00	1.00	0.91	.	0.86
$R_{1/4}$.	.	0.99	0.75	0.87	1.00	0.92
$R_{1/2}$.	0.99	0.76	0.96	0.95	1.00	0.99
$R_{3/4}$.	0.98	0.94	0.96	0.90	0.99	0.92
R_c	0.99	0.98	0.99	0.96	0.97	0.98	0.95
$A_{1/2}$	0.93	0.86	0.95	0.94	0.98	0.74	0.96
A_c	0.34	0.68	0.87	0.91	0.98	0.66	1.00

Cuadro 4. Especificidad

5. Conclusiones y líneas de trabajo futuras

En el presente trabajo se presenta un sistema para la estimación de la edad a partir de radiografías. Hasta donde conocemos este es el primer sistema de este tipo.

Pese a ser una primera aproximación al problema, los resultados parece prometedores y parece factible lograr un sistema fiable aumentando el número de radiografías, utilizando algoritmos para mejorar la calidad de la imagen y reducir el ruido o calculando características adicionales.

El sistema tiene muchas líneas de trabajo futuras. La más ambiciosa de ella sería conseguir un sistema totalmente automático, por la posición se podría determinar cuando se trata de un diente de leche y cuando se trata de un diente fijo, sin embargo esto no es sencillo, puesto que en la binarización un único diente puede dividirse en varias regiones. Haría falta un sistema capaz de distinguir cuando se trata de un fragmento o cuando se trata en realidad de dos dientes.

En cuanto a la fase de extracción de características, sería interesante estudiar el comportamiento del sistema utilizando Descriptores de Fourier [5] para describir la forma. Estos descriptores han sido utilizados con éxito en problemas parecidos como determinar el tipo de pieza dental (canino, incisivo etc) en [18].

Recientemente muchos problemas de visión artificial están siendo resueltos haciendo uso de técnicas de Deep Learning [15], la mayor ventaja radica en que las características pasan a ser aprendidas en lugar de ser calculadas por procedimientos programados por el desarrollador que resuelve el problema. En el reconocimiento de imágenes la técnica más usada es seguramente la Red Neuronal Convolutiva [14], sin embargo en nuestro caso, debido a que el número de imágenes etiquetadas es pequeño, puede que la manera más apropiada para extraer características sea una técnica no supervisada como por ejemplo un Deep Autoencoder [13]. Una línea futura interesante puede ser estudiar si las características aprendidas con un Deep Autoencoder son más apropiadas para representar la imagen del diente que las características actuales o los Descriptores de Fourier.

Acknowledgments. Este trabajo ha sido subvencionado por el Ministerio de Economía y Competitividad, proyectos TIN-2011-24046 y CGL2012-38434-C03-01.

Referencias

1. Abràmoff, M.D., Magalhães, P.J., Ram, S.J.: Image processing with imagej. *Biophotonics international* 11(7), 36–42 (2004)
2. Anderson, D., Thompson, G., Popovich, F.: Age of attainment of mineralization stages of the permanent dentition. *Journal of Forensic Sciences* 21(1), 191–200 (1976)
3. Bernsen, J.: Dynamic thresholding of grey level images. In: *Proceedings of the 8th International Conference on Pattern Recognition*. pp. 1251–1255 (1986)
4. Breiman, L.: Random forests. *Machine learning* 45(1), 5–32 (2001)

5. Cosgriff, R.: Identification of shape. Ohio State Univ. Res. Foundation, Columbus, OH, Tech. Rep. ASTIA AD 254, 792 (1960)
6. Demirjian, A., Goldstein, H., Tanner, J.: A new system of dental age assessment. *Human biology* pp. 211–227 (1973)
7. Frejlichowski, D., Wanat, R.: Extraction of teeth shapes from orthopantomograms for forensic human identification. In: *Computer Analysis of Images and Patterns*. pp. 65–72. Springer (2011)
8. García-González, R.: Estudio comparativo de los patrones de crecimiento y desarrollo corporal en humanos actuales y fósiles a partir del análisis de los huesos largos. Ph.D. thesis, Departamento de Ciencias Históricas y Geografía. Universidad de Burgos (Oct 2013)
9. Garn, S.M., Lewis, A.B., Kerewsky, R.S.: Genetic, nutritional, and maturational correlates of dental development. *Journal of Dental Research* 44(1), 228–242 (1965)
10. Gleiser, I., Hunt, E.E.: The permanent mandibular first molar: its calcification, eruption and decay. *American Journal of Physical Anthropology* 13(2), 253–283 (1955)
11. Haavikko, K.: The formation and the alveolar and clinical eruption of the permanent teeth. an orthopantomographic study. Suomen Hammaslääkäriseuran toimittuksia= Finska tandläkarsällskapets förhandlingar 66(3), 103 (1970)
12. Hall, M., Frank, E., Holmes, G., Pfahringer, B., Reutemann, P., Witten, I.H.: The weka data mining software: an update. *SIGKDD Explor. Newsl.* 11, 10–18 (November 2009)
13. Krizhevsky, A., Hinton, G.E.: Using very deep autoencoders for content-based image retrieval. In: *ESANN*. Citeseer (2011)
14. LeCun, Y., Bengio, Y.: Convolutional networks for images, speech, and time series. *The handbook of brain theory and neural networks* 3361(10) (1995)
15. LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G.: Deep learning. *Nature* 521(7553), 436–444 (2015)
16. Lewis, A.B., Garn, S.M.: The relationship between tooth formation and other maturational factors. *The Angle Orthodontist* 30(2), 70–77 (1960)
17. Liversidge, H., Chaillet, N., Mörnstad, H., Nyström, M., Rowlings, K., Taylor, J., Willems, G.: Timing of demirjian’s tooth formation stages. *Annals of human biology* 33(4), 454–470 (2006)
18. Mahoor, M.H., Abdel-Mottaleb, M.: Classification and numbering of teeth in dental bitewing images. *Pattern Recognition* 38(4), 577–586 (2005)
19. Moorrees, C.F., Fanning, E.A., Hunt, E.E.: Age variation of formation stages for ten permanent teeth. *Journal of dental research* 42(6), 1490–1502 (1963)
20. Nyström, M., Haataja, J., Kataja, M., Evalahti, M., Peck, L., Kleemola-Kujala, E.: Dental maturity in finnish children, estimated from the development of seven permanent mandibular teeth. *Acta Odontologica* 44(4), 193–198 (1986)
21. Polikar, R.: Ensemble based systems in decision making. *Circuits and Systems Magazine, IEEE* 6(3), 21–45 (2006)
22. Rivollier, S., Debayle, J., Pinoli, J.: Shape representation and analysis of 2d compact sets by shape diagrams. In: *Image Processing Theory Tools and Applications (IPTA), 2010 2nd International Conference on*. pp. 411–416. IEEE (2010)
23. Roberts, G., Parekh, S., Petrie, A., Lucas, V.: Dental age assessment (daa): a simple method for children and emerging adults. *British dental journal* 204(4), E7–E7 (2008)
24. Sankur, B., Sezgin, M.: Image thresholding techniques: A survey over categories. *Pattern Recognition* 34(2), 1573–1583 (2001)

25. Soille, P.: Morphological Image Analysis: Principles and Applications. Springer-Verlag New York, Inc., Secaucus, NJ, USA, 2 edn. (2003)
26. Zana, F., Meunier, I., Klein, J.: A region merging algorithm using mathematical morphology: application to macula detection. *Computational Imagen and Vision* 12, 423–430 (1998)