

Medición de la microcirculación retiniana luego del tratamiento antihipertensivo

Measuring retinal circulation after antihypertensive treatment

Antonio Pose Reino

Médico, Jefe de Sección, Servicio de Medicina Interna, Hospital de Conxo, Complejo Hospitalario Universitario de Santiago de Compostela, A Coruña, España

Marta Pena Seijo, Servicio de Medicina Interna, Hospital de Conxo, Complejo Hospitalario Universitario de Santiago de Compostela, A Coruña, España

Francisco Formigo Couceiro, Servicio de Medicina Interna, Hospital de Conxo, Complejo Hospitalario Universitario de Santiago de Compostela, A Coruña, España

Noelia Barreira Rodríguez, Grupo de Visión Artificial, Departamento de Informática, Universidad de A Coruña, A Coruña, España

Sonia González Vázquez, Grupo de Visión Artificial, Departamento de Informática, Universidad de A Coruña, A Coruña, España

M. González Penedo, Grupo de Visión Artificial, Departamento de Informática, Universidad de A Coruña, A Coruña, España

J. A. Díaz Peromingo, Servicio de Medicina Interna, Hospital de Conxo, Complejo Hospitalario Universitario de Santiago de Compostela, A Coruña, España

I. Méndez Naya, CIBER de Epidemiología y Salud Pública, CIBEREST, Unidad de Investigación, Instituto de Salud, Girona, España

G. Coll de Tuero, CIBER de Epidemiología y Salud Pública, CIBEREST, Unidad de Investigación, Instituto de Salud, Girona, España

F. Gómez-Ulla Irazabal, Cátedra y Servicio de Oftalmología, Complejo Hospitalario Universitario de Santiago de Compostela, A Coruña, España

Acceda a este artículo en siicsalud

Código Respuesta Rápida
(Quick Response Code, QR)



www.siicsalud.com/dato/arsic.php/128891

Primera edición, www.siicsalud.com: 29/6/2016

Enviar correspondencia a: Antonio Pose, Servicio de Medicina Interna, Hospital de Conxo, Complejo Hospitalario Universitario de Santiago de Compostela, 08022, A Coruña, España
antonioposereino@gmail.com



+ Especialidades médicas relacionadas, producción bibliográfica y referencias profesionales de los autores.

Abstract

Background and objective: *With the development of image processing techniques, it has become possible to measure the changes in retinal vessels of hypertensive patients by means of eye fundus photographs. Patients and method:* In this paper we aim to classify retinal vessels automatically into arterioles and venules. *In order to do so, we have compared three different strategies based on the colour of the pixels in images through an analysis of 78 hypertensive patients' eye fundus images. The first strategy classifies all the vessels by applying a clustering algorithm. The second divides the retinal image into four quadrants and classifies the vessels that belong to the same quadrant independently from the rest of the vessels. The third strategy classifies the vessels by dividing the retinal image into four quadrants that are rotated inside the mentioned image. Results:* The third strategy was the one that obtained the best results, since it minimizes the number of unclassified vessels. *In the initially analysed set of 20 images, we correctly classified 86.53% of the vessels, and this percentage remains similar in a set of 58 images examined by three medical experts. This confirms the validity of the method that automatically calculates the arteriovenous ratio (AVR). Conclusion:* Our results are an improvement on those previously described in the bibliography, reducing the number of non-classified vessels. Furthermore, the method entails low computational costs.

Key words: hypertensive retinopathy, arteriovenous ratio, automatic classification of retinal vessels

Resumen

Fundamento y objetivo: El desarrollo de técnicas de procesado de imágenes ha devuelto interés para poder medir de una forma objetiva los cambios en la estructura microvascular del hipertenso a través de las fotografías digitales del fondo de ojo. **Pacientes y método:** Para clasificar de forma automática los vasos de la retina en arteriolas y vénulas, con una elevada precisión, hemos comparado tres estrategias diferentes basadas en la información del color de los píxeles de la imagen del fondo de ojo, analizando 78 imágenes de fondo de ojo de hipertensos. La primera estrategia clasificaría todos los vasos aplicando un algoritmo de agrupamiento. La segunda divide la retina en cuatro cuadrantes y clasifica los vasos que pertenecen al mismo cuadrante independientemente del resto de los vasos. La tercera estrategia clasifica los vasos dividiendo la retina en cuadrantes que son rotados. **Resultados:** La mejor estrategia resultó la tercera porque minimiza el error y el número de vasos no clasificados. La característica vectorial más determinante está basada en la media o la mediana del componente gris del espacio de color RGB. Para las 20 imágenes inicialmente analizadas hemos clasificado correctamente el 86.53% de los vasos, y este porcentaje permanece similar en el grupo de 58 imágenes examinadas por tres expertos, lo que confirma la validez del método, para el cálculo del índice arteriovenoso de forma automática. **Conclusión:** Nuestros resultados son superiores a los descritos previamente, reduciendo además el número de vasos no clasificados. Por otro lado, el costo computacional del método es bajo.

Palabras clave: retinopatía hipertensiva, índice arteriovenoso, clasificación automática de vasos retinianos

Introducción

Con el desarrollo de técnicas de procesamiento de imágenes, el estudio del fondo de ojo ha vuelto a cobrar interés para determinar el estado de la microcirculación arterial tanto en el paciente hipertenso como en el diabético, ante la posibilidad de poder medir de una forma objetiva los cambios iniciales en la estructura microvascular a través de las fotografías digitales del fondo de ojo.

La retinopatía hipertensiva se considera como una lesión a nivel de órgano diana del hipertenso, y por tanto, indicativa de un mayor riesgo vascular.¹ Sin embargo, las lesiones iniciales en la microcirculación retiniana vistas en la mayoría de los hipertensos son hallazgos subjetivos,

imprecisos y poco reproducibles, por lo que las Guías Europeas de 2007, y su puesta al día en 2009, que establecían una prevalencia de retinopatía de grado I-II cercana al 80% en hipertensos de reciente diagnóstico,^{2,3} excluyen explícitamente estas alteraciones de la estratificación del riesgo vascular.^{4,5}

Nuestro grupo ha descrito un método semiautomático computarizado para la evaluación del calibre de los vasos de la retina, que ha mostrado una muy buena reproducibilidad.^{6,7} Posteriormente, hemos podido mejorar la especificidad del método en la detección de los vasos retinianos, utilizando una técnica basada en un modelo de curvas deformables (*snakes*),⁸ pero faltaba un paso previo

a la automatización total del método que es la distinción automática de las arteriolas y vénulas retinianas, que hemos abordado actualmente.

En este trabajo se propone una metodología para distinguir de forma automática los vasos de la retina, con el fin de desarrollar un método automático para la determinación del índice arteria/vena retiniano.

Metodología

Con el objetivo de distinguir el origen de los vasos retinianos, esto es decidir si se trata de arteriolas o vénulas, se propone un método basado en el color para la clasificación automática de los vasos de la retina (arteriolas y vénulas).

Esta metodología combina dos elementos: un algoritmo de agrupamiento y una estrategia de clasificación. Sin embargo, la clasificación no es sencilla, ya que ambos tipos de vasos presentan distribuciones muy similares de colores de píxeles. Por esta razón se hace preciso identificar características robustas para caracterizar ambos tipos de vasos.

Características de los vectores

Nuestro método para determinar el índice arteriovenoso, previamente descrito,⁶ se basa en la medición del calibre vascular en los puntos de intersección de los vasos con círculos de diámetro proporcional al diámetro del disco óptico. Para ello se utiliza un modelo deformable especializado para segmentar los vasos en dichos puntos de intersección. El resultado de este proceso en cada intersección es un segmento de vaso delimitado por un paralelogramo. De esta forma, la clasificación se restringe a los segmentos de vasos limitados por paralelogramos. No es necesaria la segmentación de todo el árbol vascular para realizar la medición y posterior clasificación de los vasos.

En el proceso de clasificación, el primer paso consiste en definir las características que se usarán en la caracterización. Estas características se corresponden con uno o varios valores numéricos dispuestos en un vector. Para cada elemento que deseamos clasificar se obtiene su vector de características. Después, el algoritmo de clasificación determina los valores representativos para los vectores de características de cada clase, compara el vector de características de cada elemento con los vectores de cada clase y asigna cada elemento a aquella clase cuyo vector de características sea más semejante, normalmente usando la distancia euclidiana.

En nuestro caso, los vectores de características se basan en el color, ya que los expertos basan su clasificación en que las arterias son más claras que las venas. Desde un punto de vista matemático, el color de un píxel en una imagen se representa como una tripleta de números entre 0 y 255 en un espacio de color. En este problema se analizaron diferentes espacios de color, en particular RGB, HSL y escala de grises. El componente azul (B) en el modelo RGB, así como la saturación (S) y la luminosidad (L) en el modelo HSL, fueron descartadas debido a su escaso contraste.

Se definieron tres tipos de vectores de características asociados con cada uno de los segmentos de vaso con respecto a los píxeles que lo formaban:

Características basadas en todo el segmento del vaso. Como la media de los píxeles de cada segmento en un componente de color determinado. Existe un vector de características de tamaño 1 por segmento de vaso.

Características basadas en cada píxel del vaso. Se puede calcular el valor del píxel en un componente de color o la combinación de valores de píxeles en varios componentes de color. Existen tantos vectores de características como píxeles contengan los segmentos detectados. El tamaño de cada vector depende del número de componentes considerados.

Características basadas en grupos de píxeles del vaso. Para ello, se consideraron secciones de los segmentos vasculares, llamados "perfiles". Por cada perfil se puede calcular una medida, tal como la media o la mediana, o se pueden seleccionar varios valores representativos del perfil, por ejemplo, los "n" colores más repetidos en el perfil. En caso de usar la media o la mediana del perfil, existen tantos vectores de características como perfiles de segmento detectados. En caso de usar los "n" colores más repetidos, el número de vectores será el número de perfiles multiplicado por el valor "n". En ambos casos el tamaño del vector es 1.

Se han descartado las características basadas en todo el segmento de vaso debido a la variabilidad existente en éstas dentro de una misma clase. Además de las características anteriormente mencionadas, de acuerdo con Grisan y Ruggeri,⁹ se analizó otro vector de características constituido por dos componentes, la media del componente H y la varianza del componente R en el perfil. En la Tabla 1 se resumen todos los vectores de características que se han analizado.

Tabla 1. Vectores de características consideradas.

Tipos de características		R	G	B	H	S	L	Grís
Basadas en píxeles								
Valor único		X	X		X			X
Combinación de valores		X	X					
Basadas en perfiles								
Valor único	Media	X	X		X			X
	Mediana	X	X		X			
	n valores de color más repetidos	X	X		X			X
	Media de los n colores	X	X		X			X
Combinación de valores	n valores de color más repetidos	X	X					
	Media de los n colores	X	X					
	Media de H y varianza de R	X			X			

Etiquetado del vaso

Los vectores de características constituyen la entrada del algoritmo de clasificación. Este algoritmo identifica las similitudes y diferencias entre los vectores de características presentados y establece los valores representativos para cada clase, también denominados centros de clúster. Después, se decide la clase a la que corresponde cada segmento teniendo en cuenta la semejanza entre su vector de características y los vectores de características de cada clase.

Hemos optado por un algoritmo de clasificación no supervisado, ya que la variabilidad en el contraste y luminosidad de la imagen dificultan el uso de un algoritmo supervisado. Se ha seleccionado el algoritmo *k-means*,¹⁰ debido a su simplicidad, eficiencia computacional y ausencia de ajuste de parámetros.

Dado que sólo existen dos clases finales (arteria y vena) cuyos centros de clúster deben estar alejados, se han inicializado los centroides de cada clase a los valores máximo (vaso más claro) y mínimo (vaso más oscuro) del conjunto de entrada.

Se elaboraron tres estrategias diferentes con el fin de obtener los centros de clúster de las clases vena y arteria:

1. Se clasifican los vectores de características localizados en toda la imagen; así se obtienen dos centros de clúster, uno por cada categoría. 2. Se divide la imagen en cuatro áreas disjuntas (cuadrantes) y se clasifican los vectores de características en cada área de forma independiente; así conseguimos cuatro centros de clúster, uno en cada área, para cada categoría. 3. Se divide la imagen en regiones solapadas y se aplica el algoritmo de clasificación en cada región de forma independiente. En este caso, los segmentos vasculares pueden pertenecer a varias regiones y pueden ser clasificados varias veces.

Estrategia 1

En la primera estrategia, todos los segmentos vasculares detectados en cada circunferencia se clasifican juntos, es decir, se aplica el *k-means* a todos los vectores de características de una circunferencia. Como resultado de este algoritmo, se obtienen los centros de los clúster vena y arteria para cada circunferencia.

Después, se clasifica cada vector de características del conjunto de entrada en vena o arteria usando la distancia euclidiana y, para cada segmento de vaso, se calcula la probabilidad empírica P de ser vena o arteria de la siguiente forma:¹¹

$$P[v_i \in \text{Arteria}] = \frac{n_a}{n_a + n_v} \quad P[v_i \in \text{Vena}] = \frac{n_v}{n_a + n_v}$$

donde v_i es el i ésimo segmento vascular, mientras que n_a y n_v representan el número de vectores de características del segmento i que han sido clasificadas como arteria y vena, respectivamente.

Finalmente, el segmento de vaso se asigna a la clase con mayor probabilidad. Si los valores de probabilidad de arteria y de vena coinciden, el vaso no se clasifica.

La principal desventaja de esta aproximación es la variabilidad en la luminosidad y contraste de las imágenes de la retina. El color de un vaso en el área izquierda es muy diferente del color de un vaso en el área derecha, aunque ambos pertenezcan a la misma clase. Así, los segmentos del lado más oscuro se etiquetarán como venas y los del lado más claro, como arterias. No obstante, si la luminosidad de la retinografía es uniforme esta estrategia obtendrá una buena clasificación.

Estrategia 2

Con el fin de superar las limitaciones de la primera estrategia, se desarrolló la segunda estrategia, basada en el método propuesto por Grisan y Ruggeri.⁹ Tras dividir la imagen del fondo de ojo de la retina en cuatro cuadrantes centrados en el disco óptico, se aplica el *k-means* a los vectores de características localizados en cada cuadrante de forma independiente.

Este método es aplicable sólo cuando hay una arteria y una vena en cada cuadrante. Por tanto, se requieren al menos tres vasos en cada cuadrante para asegurar un correcto funcionamiento. Esta restricción minimiza el número de falsos positivos y negativos, pero un alto número de vasos no pueden ser clasificados.

Tras la determinación de los centros de clúster mediante el *k-means*, el etiquetado de cada segmento vascular se realiza de la misma manera que en la estrategia anterior.

Estrategia 3

La imagen es dividida en regiones que se solapan para minimizar la influencia de la variabilidad en la lumino-

sidad, así como el número de segmentos vasculares no clasificados.

En primer lugar, se divide la retina en cuatro cuadrantes, se aplica el *k-means* y se obtienen las clases de cada segmento vascular en cada cuadrante de forma independiente, al igual que en la estrategia anterior. Después, se rota el eje de coordenadas un ángulo de 20° , se vuelve a aplicar el *k-means* y se obtienen las clases de los segmentos en cada cuadrante rotado. Estos pasos se repiten rotando los ejes de los cuadrantes entre 0° y 180° . De esta forma, se obtienen diferentes cuadrantes, como se puede apreciar en la Figura 1. Por lo tanto, un vector de características puede ser clasificado varias veces en diferentes cuadrantes.

Para cada segmento vascular, las probabilidades finales de pertenecer a la clase arteria y a la clase vena se calculan como la media de las probabilidades en todos los cuadrantes donde el segmento vascular fue encontrado y clasificado. Así, el segmento vascular se asigna a la clase que tenga una mayor probabilidad. Como en el caso anterior, si la probabilidad de arteria y vena es similar, no se clasifica el vaso.

La metodología propuesta fue probada en dos fases diferentes.¹² En el primer experimento se usaron 20 imágenes de retina, mientras que para el segundo se utilizaron 58 imágenes. Las imágenes fueron capturadas sin dilatación pupilar, pertenecían a pacientes hipertensos que acudieron al Servicio de Medicina Interna del Hospital de Conxo, en Santiago de Compostela, con una cámara no midriática Cannon CR6-45NM. Todas las imágenes estaban centradas en el disco óptico, con una resolución de 768×576 píxeles. Todos los pacientes firmaron el consentimiento informado para poder participar en el estudio.

Para confirmar la validez del método se consideraron las siguientes variables:

$$\text{Precisión} = \frac{\text{n correctamente clasificados}}{\text{n vasos}} \times 100$$

La sensibilidad y especificidad del sistema para detectar arterias y venas (Sensv, Sensa, Especv, Especa). La sensibilidad mide la proporción de positivos reales que son correctamente clasificados y la especificidad mide la proporción de negativos que son correctamente clasificados. Un segmento vascular es considerado como positivo vena (o arteria), si su probabilidad de ser vena (o arteria) es mayor de 0.5.

La precisión, que fue determinada como el porcentaje de segmentos vasculares correctamente clasificados penalizando con los vasos no clasificados por el sistema: $\text{Precisión} = (\text{n correctamente clasificados} / \text{n vasos}) \times 100$ donde n correctamente clasificados, es el número de segmentos vasculares, venas y arterias correctamente clasificados y n vasos, el total de segmentos vasculares detectados, incluyendo los que no el sistema no clasifica.

Resultados

Para la primera fase se han utilizado 20 imágenes en las que los vasos han sido clasificados manualmente por un médico experto, usando una aplicación web que computa el índice arteriovenoso.¹³ Los resultados alcanzados se compararon con esta clasificación manual.

La clasificación de los vasos fue realizada en tres diferentes análisis con círculos concéntricos en la imagen de la retina; a 2, 2.5 y 3 veces el radio del disco óptico, ya que en radios mayores el diámetro de los vasos es demasiado pequeño para obtener una correcta clasificación.

En nuestro grupo de imágenes, un total de 193, 203 y 206 segmentos vasculares fueron etiquetados por el experto para cada radio.

Análisis de las estrategias

En este primer análisis se estudió el comportamiento de las tres estrategias descritas anteriormente utilizando todos los vectores de características basados en píxeles y el vector constituido por la media de H y la varianza de R, para ello se usó el índice de kappa.

En las tres estrategias, como se muestra en la Figura 2, los mejores resultados fueron alcanzados con los componentes H, G y la unión de G y R, mientras que los peores resultados fueron obtenidos con la componente R y la unión de la media de H y la varianza de R. La precisión disminuyó con el radio porque los diámetros vasculares se hacen más pequeños. La baja precisión obtenida con la segunda estrategia se debe fundamentalmente al alto número de vasos no clasificados.

La estrategia óptima resultó la última, ya que el error de clasificación es el más bajo y además se clasifica un alto número de vasos. Este punto es debido a que el algoritmo clasifica todos los vasos detectados, excepto casos aislados, tales como, que la probabilidad de arteria y vena coincidan o de que haya menos de tres vasos en todos los cuadrantes donde el vaso se encuentra.

Análisis de las medidas estadísticas sobre los componentes del color en un radio específico con la estrategia 3

En el análisis anterior los mejores resultados se han obtenido utilizando la estrategia 3 en la circunferencia de radio 2.5. Para tratar de minimizar los errores cometidos con dicha estrategia, se consideraron en ese radio diferentes medidas estadísticas sobre los componentes de color. Así, se consideraron la media y la mediana de cada componente en el perfil, los cinco valores de color más repetidos en el perfil y la media de esos cinco valores. En la Figura 3 se muestra la precisión obtenida en la clasificación con estos vectores de características. La componente G del modelo RGB resultó ser la más discriminante con todas las medidas estadísticas. El mejor resultado se alcanzó usando la media de dicha componente, reduciéndose el error hasta el 12.38%.

Análisis del componente G en varios radios con diferentes vectores de características

De acuerdo con los análisis previos, el componente G del modelo RGB fue el que consiguió los mejores resultados de clasificación con la estrategia 3. Esto se debe, en gran parte, a que su contraste es mayor que el del resto de los componentes y posibilita el aumento de la distancia entre los centros de clúster de arteria y vena. Para corroborar este resultado, realizamos un último análisis que consistió en estudiar diferentes vectores de características sobre dicho componente en las tres circunferencias.

Los mejores resultados se alcanzaron usando la mediana del componente G en el primer radio. Para 2.5 veces el radio del disco óptico, el error alcanzado con la media es menor. Sin embargo, los resultados son similares, por lo que se considera que ambos parámetros son adecuados para discriminar entre arteria y vena.

La mayor precisión fue de 86.53% y de 86.21% en los radios 2 y 2.5, usando la mediana y la media, respectivamente.

Para confirmar estos resultados se probó la tercera estrategia con la media y la mediana de la componente G

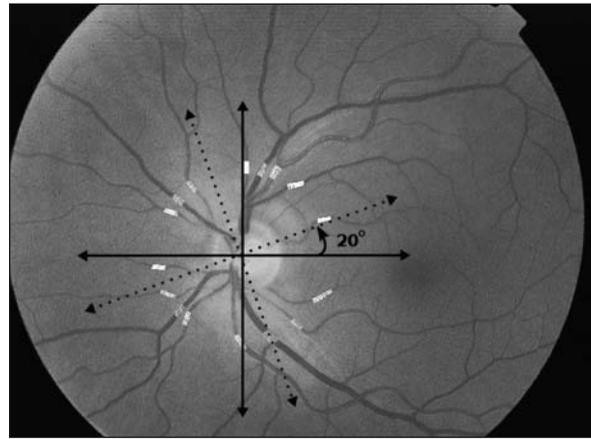


Figura 1. División de la imagen de la retina mediante rotación de los ejes de coordenadas.

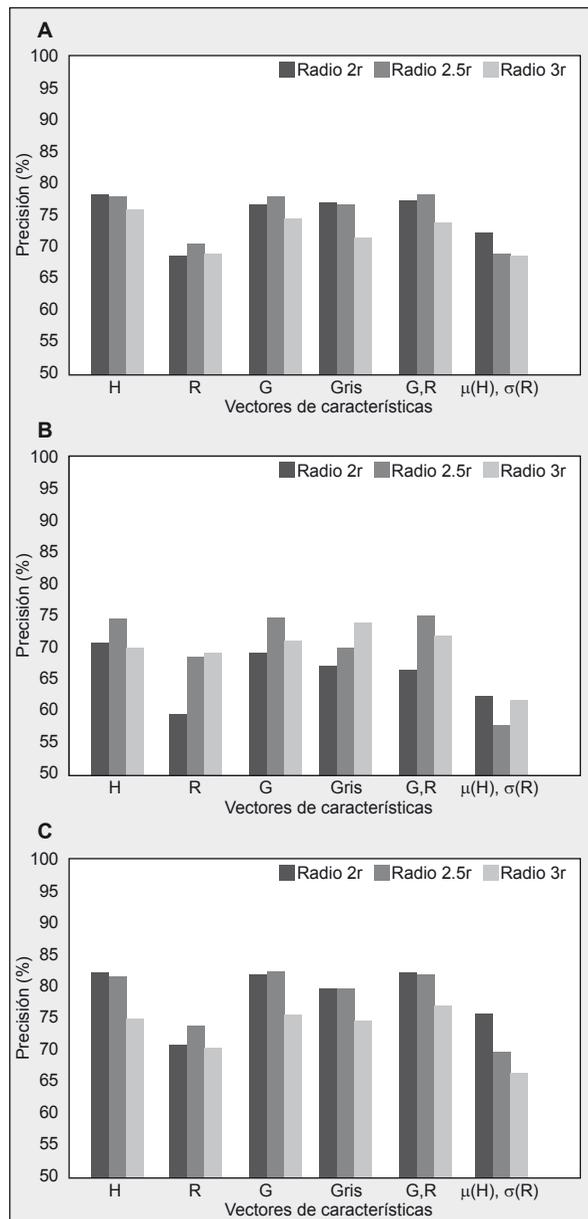


Figura 2. Clasificación vascular usando en (A) la estrategia 1, en (B) la estrategia 2 y en (C) la estrategia 3.

con un conjunto de imágenes mayor, VICAVR (base de datos, conjunto de imágenes de la retina utilizados para el cálculo de la relación AV).¹⁴ Este conjunto está

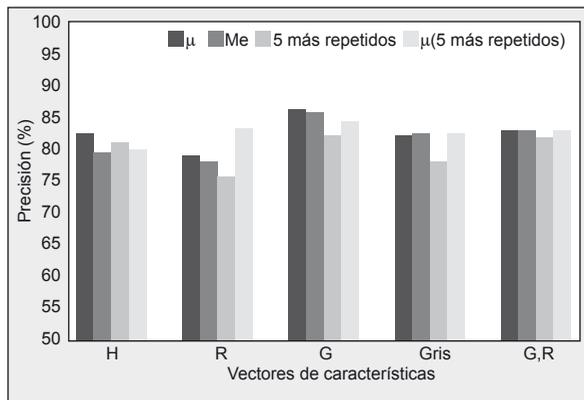


Figura 3. Clasificación vascular con la estrategia 3 en un radio 2.5 x (radio del disco óptico), usando diferentes vectores de características en el conjunto de 20 imágenes.



Figura 4. Imagen perteneciente al conjunto VICAVER, clasificada usando la estrategia 3, y como vector de características, la mediana del componente G del modelo RGB.

formado por 58 imágenes de retina centradas en el disco óptico. Cada imagen fue etiquetada por tres médicos expertos de forma individualizada, usando la aplicación web descrita en la referencia 13. En este experimento los expertos etiquetaron todos los vasos detectados, excepto los que no pudieron ser identificados como arteria y vena. Así, los expertos etiquetaron los mismos segmentos vasculares detectados en cinco circunferencias concéntricas equiespaciadas entre 1.5 y 2.5 el radio del disco óptico. De 3816 segmentos vasculares detectados, los tres expertos fueron capaces de etiquetar 2471, 2778 y 2943 vasos, respectivamente. El porcentaje de acuerdo entre las clasificaciones de los tres expertos fue alto (superior al 96.53% en todos los casos).

Considerando el acuerdo entre los tres expertos como *gold standard*, la precisión obtenida fue de 86.34% usando la mediana del componente G, y de 85.6% con la media, lo que indica la alta precisión del método. La Figura 4 muestra un ejemplo de la clasificación usando la estrategia 3 y la mediana del componente G en una imagen del conjunto VICAVER.

Se calculó el tiempo de ejecución necesario para procesar una imagen de 768 x 756 píxeles con cada estrategia, siendo de un segundo para la primera y la segunda estrategia y de dos segundos para la tercera.

Discusión

En los últimos años se ha establecido de una forma clara la importancia de la visión del fondo de ojo a través de fotografías digitales de la retina para estratificar el riesgo

y el pronóstico de los pacientes hipertensos, al menos en las edades medias de la vida,¹⁵⁻¹⁹ ya que en edades avanzadas por un lado son más difíciles de obtener las imágenes por la transparencia de medios y por otro los cambios vasculares producidos por la hipertensión pueden hacerse indistinguibles de los debidos a la edad,⁶ aunque también en pacientes hipertensos de edad avanzada se ha visto una relación entre cambios microvasculares y duración y gravedad de la hipertensión.²⁰ Por otro lado, se ha confirmado la relación entre los cambios iniciales en la microcirculación retiniana y el daño a nivel de otros órganos diana.²¹ Por este motivo, es de especial interés encontrar un método que de forma automática y objetiva pueda medir los cambios en la microcirculación retiniana del paciente hipertenso en las fases iniciales de la enfermedad hipertensiva, cuando sólo se aprecian cambios en la microvasculatura, sin daños en el parénquima retiniano.

Hace años que describimos y validamos un método semiautomático para la determinación del calibre vascular retiniano y del índice arteriovenoso y su interés en el diagnóstico y en la valoración del tratamiento antihipertensivo.^{6,7} Este método ART-VENA, que era un método lineal, basado en modelos matemáticos, confería una elevada sensibilidad para la detección de los microvasos retinianos, pero no tan buena especificidad, por lo que muchas de las imágenes detectadas como vasos por el método lineal debían ser desechadas por el observador.

Posteriormente, hemos introducido una modificación en el método aplicando un modelo deformable especializado (*snakes*) que permite alcanzar una mayor especificidad manteniendo la sensibilidad.⁸ Pero, de todas formas seguía siendo necesaria la intervención del experto para determinar qué vasos correspondían a arteriolas y cuáles a vénulas. En este trabajo se valoran tres estrategias informáticas para poder hacer esta distinción de forma automática. Considerando el acuerdo entre los tres expertos como *gold standard*, la precisión obtenida fue 86.34% usando la mediana del componente G y de 85.6% con la media, lo que establece un método con una elevada precisión si se compara con otras series.

En la Tabla 2 se comparan nuestros resultados con los de otros autores.^{9,22,23} El método de Grisan y Ruggeri⁹ consigue un bajo porcentaje de errores en la clasificación

Tabla 2. Comparación entre las técnicas descritas en la literatura para la clasificación de vasos retinianos.

Técnica	Algoritmo de clasificación	Precisión
Grisan y Ruggeri (cita)	<i>Fuzzy c-means</i>	79.88% (grupo de 15 imágenes)
	<i>Naïve-Bayes</i>	70% (grupo de 8 imágenes)
Jelinek et al.	<i>Decision table</i>	70% (grupo de 8 imágenes)
	J48	69% (grupo de 8 imágenes)
Niemeijer et al.	<i>K-nearest neighbor</i>	0.88% (área curva ROC) (grupo de 20 imágenes)
Nuestro método	<i>K-means</i>	86.53% (grupo de 20 imágenes)
		86.4% (grupo de 58 imágenes)

(12.4%), sin mucho costo computacional; sin embargo, la división estricta en cuadrantes fuerza a no clasificar un elevado número de vasos (7.70%) y hace el etiquetado de un vaso muy dependiente de los vasos próximos.

El error en la serie de Jelinek²² es alto, y los resultados de la serie de Niemeijer²³ no son comparables porque ellos sólo tienen en cuenta los vasos principales, y los problemas aparecen cuando se consideran los vasos de menor calibre.

Como conclusión podemos decir que hemos desarrollado una nueva metodología que permite clasificar los vasos de la retina en arteriolas y vénulas con una elevada precisión. Hemos comparado tres estrategias diferentes basadas en la información del color de los píxeles de la imagen del fondo de ojo. La primera estrategia etiquetaría todos los vasos detectados en la imagen aplicando un algoritmo de clasificación. La segunda divide la retina en cuatro cuadrantes y clasifica los vasos que pertenecen al mismo cuadrante independientemente del resto de los vasos. La tercera estrategia clasifica los vasos dividiendo la retina en cuadrantes que son rotados. Los resultados muestran que la mejor estrategia es la tercera porque minimiza el error y el número de vasos no clasificados. El vector de características discriminante está constituido por la media o la mediana de la componente verde del espacio de color RGB.

Para las 20 primeras imágenes analizadas hemos clasificado correctamente el 86.53% de los vasos y este porcentaje se mantiene similar en el conjunto de 58 imágenes examinadas por tres expertos, lo que confirma la validez del método, con el fin de realizar el cálculo del índice arteriovenoso de forma automática. Nuestros resultados mejoran los obtenidos por los métodos descritos previamente, reduciendo además el número de vasos no clasificados. Por otra parte, el costo computacional del método es bajo.

Con todo, se hace necesario mantener la investigación en este campo para desarrollar un sistema que compute el índice arteriovenoso de forma automática. En este punto se podría combinar nuestra metodología con un algoritmo para la localización automática del disco óptico. Incluso los errores en la clasificación podrían reducirse más, considerando posibles mejoras en el método. Por un

lado, este método puede ser combinado con algoritmos de seguimiento que permitan unir segmentos pertenecientes al mismo vaso detectados en diferentes circunferencias para asegurar la correcta categorización del vaso. Por el otro, se podría intentar aumentar la precisión del método con el desarrollo de un buen algoritmo de normalización, que mejore la diferencia entre la luminosidad de las arteriolas y vénulas.

Es evidente que existe la necesidad del desarrollo de métodos objetivos de evaluación de la retinopatía hipertensiva de forma temprana porque hay un binomio bidireccional entre hipertensión arterial y microcirculación. La hipertensión arterial afecta y repercute en el cambio a la microcirculación, pero ésta, a su vez, juega un papel fundamental en la fisiopatología de la hipertensión.

La investigación de la estructura y función de la microvasculatura retiniana puede producir mejora en la comprensión de la patogénesis de la hipertensión, la diabetes, la lesión en órgano diana y las enfermedades cardiovasculares asociadas. De ahí la necesidad de desarrollo de técnicas objetivas que valoren, de forma precisa y reproducible, hallazgos subjetivos en la microvasculatura retiniana, como reflejo de la vasculatura a nivel sistémico.

La automatización de todo el proceso para el cálculo del índice arteriovenoso y de cada uno de los pasos, como la clasificación de vasos en arteriola o vénula, es un paso previo necesario para su aplicación a la práctica clínica.

Estas técnicas han de ser sencillas y de fácil aplicabilidad para que no queden limitadas al ámbito de la investigación, sino que puedan ser aplicadas a la actividad clínica diaria tanto de oftalmólogos como de médicos de familia que consultan a diario pacientes diabéticos, hipertensos, que presentan lesiones vasculares en el fondo de ojo.

Copyright © Sociedad Iberoamericana de Información Científica (SIIC), 2016
www.siic.salud.com

Los autores no manifiestan conflictos de interés.

Agradecimiento

Este trabajo fue parcialmente financiado por el Proyecto ETES-FIS 08/90459, del Fondo de Investigación Sanitaria (FIS), Ministerio de Ciencia e Innovación, España, y por el Proyecto PS08/05 de la Consellería de Sanidade, Xunta de Galicia.

Bibliografía

1. The Seventh Report of National Committee on Prevention, Detection, Evaluation and Treatment of High Blood Pressure. *JAMA* 289(19):2560-2571, 2003.
2. Cuspidi C, Macca G, Salerno M, Michev L, Fusi V, Severgnini B et al. Evaluation of target organ damage in arterial hypertension. Wich role for qualitative funduscopic examination? *Ital Heart Journal* 2:702-706, 2001.
3. Cuspidi C, Meani S, Salerrno M, Fusi V, Severgnini B, Valerio C, et al. Retinal microvascular changes and target organ damage in untreated essential hypertensives. *J of Hypertens* 22:2095-2102, 2004.
4. The Task Force for the Management of Arterial Hypertension of the European Society of Hypertension (ESH) and of the European Society of Cardiology (ESC). 2007 Guidelines for the Management of Arterial Hypertension. *J Hypertens* 25:1105-1187, 2007.
5. Mancia G, Laurent S, Agabiti-Rosei E, Ambrosioni E, Burnier M, Caulfield MJ et al. Reappraisal of European guidelines on hypertension management: a European Society of Hypertension Task Force document. *Journal of Hypertension* 27:2121-2158, 2009.

6. Pose-Reino A, Gómez-Ulla F, Hayik B, Rodríguez-Fernández M, Carreira-Nouche MJ, Mosquera-González A, et al. Computerized measurement of retinal blood vessel caliber: description, validation and use to determine the influence of ageing and hypertension. *J Hypertens* 23:843-50, 2005.
7. Pose-Reino A, Rodríguez-Fernández M, Hayik B, Gómez-Ulla F, Carrera-Nouche MJ, Gude F, et al. Regression of alterations in retinal microcirculation following treatment for arterial hypertension. *J Clin Hypertens (Greenwich)* 8:590-5, 2006.
8. Pose-Reino A, Pena M, González M, Ortega M, Rodríguez M, Vega P, Díaz JL, Fernández N, Estévez JC, Gómez-Ulla F. Determinación del calibre vascular retiniano en hipertensos con un método semiautomático basado en el modelo de snakes. *Med Clin (Barc)* 135:145-50, 2010.
9. Grisan E, Riggeri A. A divide et empera strategy for automatic classification of retinal vessels into arteries and veins. *Engineering in Medicina and Biology Society*, 2003. Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE, 1:890-893, 2003.
10. Guojun G, Chaoqun M, Jianhong W. Data clustering theory, algorithms and applications. *ASA-SIAM Series on Statistics and Applied Probability*. SIAM, Philadelphia, ASA, Alexandria, VA, 2007.

11. Hoover A, Goldbaum. Locating the optic nerve in a retinal image using the fuzzy convergence of the blood vessels. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 22:951-958, 2003.
12. Vázquez SG, Barreira N, Penedo MG, Ortega M, Pose-Reino A. Improvements in retinal vessel clustering techniques: towards the automatic computation of the arterio venous ratio. *Mathematics Subject Classification* (in press).
13. Mariño C, Penedo MG, Rouco J, Ortega M, Pose-Reino A. MedicalWeb application for the evaluation of changes in retinal microcirculation. *Computational Engineering in Systems Applications* 113-119, 2008.
14. VICAVR, VARPA Images for the computation of the arterio/venular ratio, database. <http://www.varpa.org/vicavr>, 2009.
15. Wong TY, Shankar A, Klein R, Klein BE, Hubbard LD. Retinal arteriolar narrowing, hypertension and subsequent risk of diabetes mellitus. *Arch Intern Med* 165:1060-65, 2005.
16. Sabanayagam Ch, Shankar A, Koh D, Chia KS, Saw SM, Lim SC, et al. Retinal microvascular caliber and chronic kidney disease in an Asian Population. *Am J Epidemiol* 169:625-632, 2009.
17. Liew G, Wang JJ, Cheung N, Zhang YP, Hsu W, Lee ML, et al. The retinal vasculature as a fractal: methodology, reliability and relationship to blood pressure. *Ophthalmology* 115:1951-1956, 2008.
18. Wong TY, Klein R, Sahrret AR, Couper DJ, Klein BE, Liao DP, et al. Cerebral white matter lesions, retinopathy and incident clinical stroke. *JAMA* 288:67-74, 2002.
19. Wong TY, Klein R, Sharrett AR, Nieto FJ, Boland LL, Couper DJ, et al. Retinal microvascular abnormalities and cognitive impairment in middle-aged persons: the atherosclerosis risk in communities study. *Stroke* 33:1487-932, 2002.
20. Wong TY, Hubbard LD, Klein R, Marino EK, Kronmal R, Sharrett AR, et al. Retinal microvascular abnormalities and blood pressure in older people: the Cardiovascular Health Study. *Br J Ophthalmol* 86:1007-13, 2002.
21. Pose Reino A, Rodríguez Fernández M, Hayik B, Gómez-Ulla Irazazábal F, Carreira Nouche MJ, González Barcala F, et al. Relación entre los cambios en la microcirculación retiniana y la lesión de otros órganos diana del paciente hipertenso y su regresión tras el tratamiento. *Med Clin (Barc)* 128:605-8, 2007.
22. Jelinek HF, Lucas C, Cornforth DJ, Huang W, Cree MJ. Towards vessel characterization in the vicinity of the optic disc in digital retinal images. In: McCane (Ed.), *Proceedings of the image and vision computing*. New Zealand, 2005.
23. Niemeijer M, Van Ginneken B, Abramoff MD. Automatic classification of retinal vessels into arteries and veins. *Medical Imaging 2009: Computer-Aided Diagnosis*. Edited by Kars-emeijer, Nico, Giger, Maryellen L. *Proceedings of the SPIE* 7260:72601F-72601F-8, 2009.

Información relevante

Medición de la microcirculación retiniana luego del tratamiento antihipertensivo

Respecto al autor

Antonio Pose Reino. Médico, Jefe de Sección, Servicio de Medicina Interna, Hospital de Conxo, Complejo Hospitalario Universitario de Santiago de Compostela, A Coruña, España

Respecto al artículo

El desarrollo de técnicas de procesado de imágenes ha provocado interés para poder medir de una forma objetiva los cambios en la estructura microvascular del paciente hipertenso por medio de las fotografías digitales del fondo de ojo.

El autor pregunta

La retinopatía hipertensiva es una de las lesiones a nivel de órgano diana del paciente hipertenso.

En los métodos de valoración de la microcirculación retiniana, ¿cuál de las siguientes características es importante para un mejor diagnóstico de las lesiones en la microvasculatura de la retina?

- A) Desarrollo de técnicas objetivas.
- B) Automatización de la metodología.
- C) Reproducibilidad de las mediciones.
- D) Diferenciación entre arteriolas y vénulas.
- E) Todas las mencionadas.

Corrobore su respuesta: www.siicsalud.com/dato/evaluaciones.php/128891

Palabras clave

retinopatía hipertensiva, índice arteriovenoso, clasificación automática de vasos retinianos

Key words

hypertensive rethinopathy, arteriovenous ratio, automatic classification of retinal vessel

Lista de abreviaturas y siglas

RGB (del inglés *red, green, blue*); HSL (del inglés *hue, saturation, lightness*)

Cómo citar

Pose Reino A, Pena Seijo M, Formigo Couceiro F, Barreira Rodríguez N, González Vázquez S, González Penedo M, Díaz Peromingo JA, Méndez Naya I, Coll de Tuero G, Gómez-Ulla Irazabal F. Medición de la microcirculación retiniana luego del tratamiento antihipertensivo. *Salud i Ciencia* 21(8):824-31, Abr 2016.

How to cite

*Pose Reino A, Pena Seijo M, Formigo Couceiro F, Barreira Rodríguez N, González Vázquez S, González Penedo M, Díaz Peromingo JA, Méndez Naya I, Coll de Tuero G, Gómez-Ulla Irazabal F. Measuring retinal circulation after antihypertensive treatment. *Salud i Ciencia* 21(8):824-31, Abr 2016.*

Orientación

Clínica, Diagnóstico

Conexiones temáticas

Cardiología, Diagnóstico por Imágenes, Medicina Interna, Oftalmología