

Revista Electrónica Nova Scientia

Modelado computacional usando regresión
lineal y simbólica α β para determinar
ópticamente el tamaño del poro de la piel
Computational modeling by linear regression
and symbolic α β to optically determine the pore
size of the skin

N. P. Puente Ramírez, L. M. Torres-Treviño y J. E. Sánchez-Cantú

Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica,
Universidad Autónoma de Nuevo León, San Nicolás De Los Garza

México

Norma Patricia Puente Ramírez. norma.puenterm@uanl.edu.mx

Resumen

La apariencia de los poros de la piel normalmente es causada por glándulas sebáceas hiperactivas, sin embargo, en los últimos años se ha reportado que además se ve afectada por diversas enfermedades, entre ellas la diabetes [1], obesidad [2] o cáncer [3]. Generalmente los principales factores que contribuyen a la dilatación de los poros son la edad, género, acné, la exposición crónica al sol o la predisposición genética. El desarrollo de un método no invasivo que permita conocer las condiciones de la piel, ayudara a relacionar los factores que determinan el tamaño del poro de la piel. En este trabajo se pretende caracterizar por medio de un modelo computacional y con ayuda de un esquema óptico, el tamaño del poro de la piel. El principio físico consiste en iluminar con leds (543nm) el antebrazo de voluntarios, el esparcimiento de luz generado por la piel es colectada en una camara ccd. La captura de imágenes, el procesamiento y el análisis estadístico son parte de la metodología para la obtención de datos. Se propone un modelo matemático que relaciona género, edad, tono de piel y tamaño del poro (calculado estadísticamente en las imágenes colectadas ópticamente). Una base de datos se genera y se utiliza para construir matemáticamente modelos mediante regresión simbólica con optimización por enjambre de partículas (PSO) y se realiza una comparación por medio de regresión lineal. Algunos indicadores estadísticos como el cuadrado medio de error, error de predicción suma de los cuadrados y porcentaje de variabilidad se utilizan en la comparación. Los resultados indican que el modelo propuesto con el tamaño de los poros de cada individuo puede ayudar a hacer una interpretación objetiva de indicadores de enfermedad que afecten directamente el tamaño del poro en la piel.

Palabras Clave: poro de la piel, regresión lineal y simbólica, sensor no invasivo, modelado numérico

Recepción: 02-10-2014

Aceptación: 18-03-2015

Abstract

The appearance of pores of the skin is normally caused by overactive sebaceous glands, however, in recent years it has been reported that in addition is affected by various diseases including diabetes[1], obesity [2] or cancer [3]. Generally the main factors contributing to the enlarged pores are age, male gender, acne, chronic sun exposure and genetic predisposition. The development of a noninvasive method to know the conditions of the skin could help to relate the factors that determine the pore size of the skin. This paper aims to characterize, through a computational model and with the help of an optical scheme, the pore size of the skin. The physical principle is to illuminate with LEDs (543nm) the forearm of volunteers, the scattering of light generated by the skin is collected by a CCD camera. The image acquisition, processing and statistical analysis are part of the methodology for data adquisition. The mathematical model proposed relates gender, age, skin tone and pore size (calculated statistically on images acquired optically). A database is generated and used to build mathematical models by symbolic regression with Particle Swarm Optimization (PSO), and a comparison by linear regression is performed. Some statistical indicators such as mean square, error prediction, error sum of squares and percentage of variability are used in the comparison. The results indicate that the proposed model, for the pore size of each individual, can help make an objective interpretation of disease indicators that directly affect the pore size in the skin.

Keyword: skin pore, linear regression, PSO, numerical modeling

Introducción

La piel es el tejido más grande del cuerpo humano. En los últimos años, el estudio de la apariencia de la piel ha sido un tema de gran interés en varios campos de la ciencia y la tecnología. Algunos grupos de investigación reportan las propiedades ópticas de la piel en diferentes longitudes de onda [4, 5, 6], mientras que otro trabajo reporta el estudio de la pigmentación de la piel [7] y los efectos cancerígenos generados por la exposición solar [8]. Otras características importantes son el espesor de la epidermis [9], sus propiedades ópticas y el fenómeno óptico en la melanina [10]. En los últimos años, los dispositivos y métodos ópticos han sido implementadas y ampliamente utilizado en diversas aplicaciones, por ejemplo, en sistemas de energía eléctrica [11], las comunicaciones [12] y aplicaciones médicas [13,14]. Este trabajo emerge de la conciencia por cuidar la salud en el mundo, ya que en los países en desarrollo las enfermedades de la piel tienen un grave impacto en la calidad de vida de las personas. Algunos cambios en la piel de las personas pueden indicar la presencia de graves enfermedades que necesitan tratamiento, se ha reportado que el tamaño de los poros de la piel es un indicador de una condición de salud de la persona. Algunos estudios han considerado que midiendo la dispersión de la luz sobre la piel, se puede detectar sustancias como el alcohol y la glucosa [15,16]. La penetración selectiva de ciertas longitudes de onda ópticas en la piel se puede caracterizar por la luz dispersada en función del tamaño de los poros de la piel. En este trabajo, se presentan mediciones experimentales de luz (543nm) esparcidos por la piel del antebrazo derecho de voluntarios en un rango de edad de 2-65 años de edad, hombres y mujeres. Los resultados experimentales se validan con métodos recursivos que permiten obtener un modelo que permita relacionar el tamaño de los poros de la piel y las características fisiológicas de personas. La convergencia entre los resultados experimentales y el modelo permiten concluir que es posible detectar ópticamente el tamaño de los poros e identificar el color del pigmento. Esto proporciona una nueva herramienta que permite modelar el tamaño del poro y las características fisiológicas de personas de manera no invasiva. La absorción de luz en la epidermis es función del color de la piel [17].

Este trabajo está organizado de la siguiente manera: en la Sección I se presenta una descripción de la metodología empleada para la obtención de datos. El modelado numérico mediante

regresión simbólica α β se describe en la sección II y las conclusiones, incluyendo trabajo futuro se especifican en la sección III.

Metodología para la obtención de datos

Descripción Experimental

El esquema experimental consiste en un conjunto de LEDS con emisión a 543 nm, incidiendo a 90 grados con respecto al plano paralelo del antebrazo, para el esquema de detección se utilizó una cámara digital (resolución de 8Mp) colocada a la misma altura de la iluminación, como se ilustra en la figura 1a. Se asegura un sistema mecánico que garantice precisión, reproducibilidad y estabilidad en la posición, con el objetivo de que la cámara CCD colecte imágenes con el menor ruido de luz. La figura 1.b muestra al voluntario con el esquema experimental.



Figura 1. a) Esquema experimental y b) Esquema experimental y antebrazo del voluntario.

Un total de 59 personas, hombres y mujeres, de entre 2 y 67 años, se calcula la media y la desviación estándar usando la muestra depurada, se obtuvieron imágenes del perfil del antebrazo derecho, como se observa en la figura 2(b). Las imágenes son capturadas y almacenadas en formato TIFF a una resolución de 600x400 pixeles y 72 puntos por pulgada (dpi). No hay corrección de color o filtrado especial en las imágenes. Se obtuvieron 3 imágenes de cada persona, un total de 177 imágenes fueron tomadas. Esas muestras representan regiones de interés con un tamaño de 400x400 pixeles a 72 dpi, siendo tomadas de la misma región del antebrazo derecho, ver figura 2(a). El área del antebrazo fue seleccionado por carecer de imágenes de alta

amplitud o características de baja frecuencia como por ejemplo, líneas, arrugas, surcos; características que pudieran contribuir significativamente a un contraste visible. Aun cuando la extracción de la muestra de imágenes se realiza de manera automática, algunas imágenes tuvieron que ser ajustadas (movidas a la izquierda o derecha) debido a que la región tenía demasiado bello. En la figura 2 se ilustra cada uno de los pasos para generar la base de datos experimentales mostrados en la Tabla 2, en a) la imagen colectada por la cámara, en b) la imagen obtenida, mientras que en c) se observa la imagen cargada en matlab recortada para obtener una matriz de 2000X1000 puntos, finalmente en d) se presenta una sección transversal de la matriz con magnitud de 600.

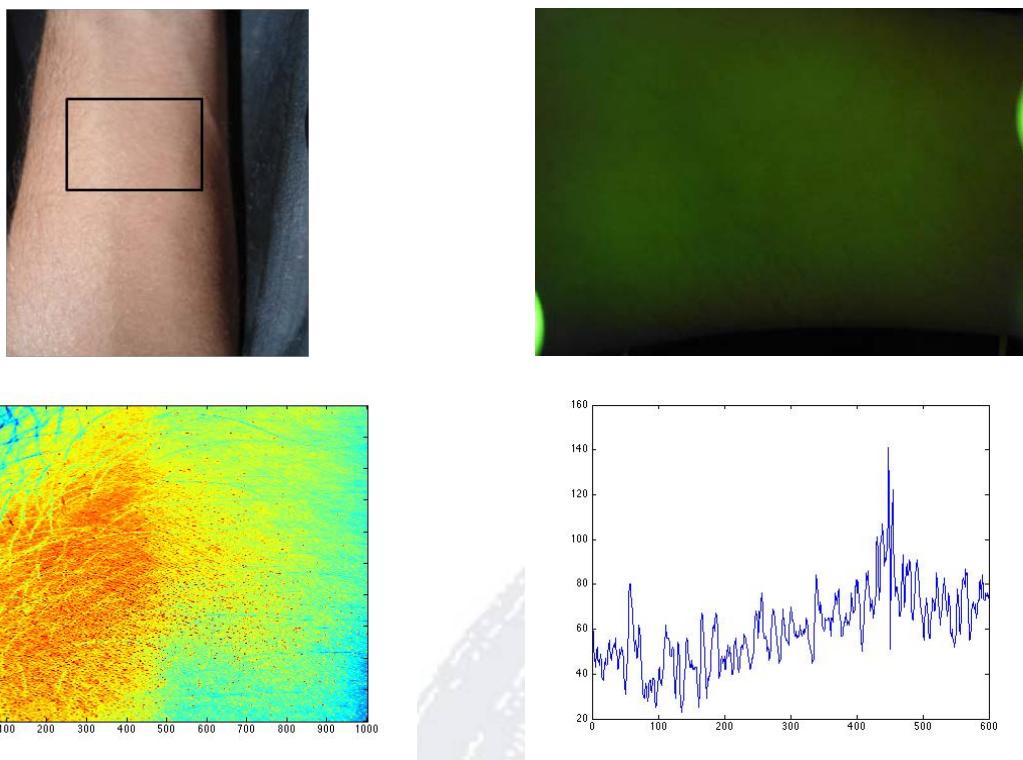


Figura 2. a) Área de extracción de imagen, b) Imagen obtenida por la cámara CCD, c) Imagen digitalizada del inciso b) y d) Sección transversal de la imagen c).

Análisis Estadístico

Se realiza el análisis de datos y se organizan como se muestra en la Tabla 1, donde se observa en la primera columna el dato del género, en este caso se representa con un 1 el género femenino y con -1 el género masculino. En la segunda columna se coloca la edad de la persona, mientras que

en la columna 3 se le asigna un número del 1 al 4 al tono de piel en la siguiente cuantificación 1 para la piel más clara y 4 para la piel más oscura, para obtener la columna del tamaño del poro se realizó un tratamiento estadístico con la sección transversal en cada una de las imágenes, se obtuvo la media de cada una de las secciones transversales, partiendo de la definición de moda como el valor que se presenta con mas frecuencia, en una distribución de frecuencia la moda se obtiene con la siguiente relación:

$$\text{moda} = L_1 + \left(\frac{\Delta_1}{\Delta_1 + \Delta_2} \right) c,$$

donde L_1 es la frontera inferior de la clase modal, Δ_1 es el exceso de frecuencia modal sobre la frecuencia en la clase inferior inmediata, Δ_2 es el exceso de frecuencia modal sobre la frecuencia en la clase superior inmediata y c es la amplitud del intervalo de clase modal [18]. Una vez, que se obtienen las variables, tales como genero, edad, color de piel y tamaño del poro se procede a modelar el peso de cada una de ellas dependiendo de los resultados experimentales.

Genero	Edad	Color piel	Tamaño del poro
1	45	4	45
-1	27	1	36
-1	24	1	30
1	4	4	39
1	31	1	24
-1	43	1	48
-1	9	1	18
1	4	4	55
-1	26	1	36
1	9	1	45
-1	18	1	21

Tabla 1. Muestra de datos experimentales utilizados para generar un modelo con regresión simbolica $\alpha \beta$, en total se obtuvieron 177 imágenes de 59 voluntarios.

Modelado numérico

Regresión Simbolica

Un modelo matemático se genera usando regresión lineal y/o regresion simbólica [19]. Se espera un modelo matematico que relacione genero, edad y color de piel al tamaño de la piel de personas. Esta sección continene una explicación del método utilizando regresión simbolica $\alpha \beta$. El modelo propone una relación funcional del sistema biofotonico con las características de los voluntarios.

Operadores $\alpha \beta$

Un operador α esta definido como una función que requiere solo un argumento y aplica solamente una operación matemática. Considerando la revisión de varios modelos matemáticos de procesos reales [20], se eligen 13 operaciones como operadores α , como se observa en la Tabla 2. Un operador α utiliza dos parámetros reales llamados k_1 y k_2 y un entero que describe la operación matemática. El operador α se define como sigue:

$$O_{pr_\alpha}(x, k_1, k_2) = \alpha(k_1 * x + k_2), \quad (1)$$

donde x es una entrada variable y α es una operación. Dependiendo del operador seleccionado, una especifica operación matematica que requiere solamente un argumento. El operador α puede ser representado por un número entero, mientras que el operador β esta definido como una función que requiere 2 argumentos y realiza 4 operaciones matematicas básicas $\beta = \{+, -, *, /\}$, de tal forma que el operador $\beta=1$ implica el operador suma o $\beta(a, b) = a + b$ y $\beta(a, b) = \frac{a}{b}$ si $\beta=4$.

Operador α	Operación matematica
1	$(k_1x + k_2)$
2	$(k_1x + k_2)^2$
3	$(k_1x + k_2)^3$
4	$(k_1x + k_2)^{-1}$
5	$(k_1x + k_2)^{-2}$
6	$(k_1x + k_2)^{-3}$
7	$(k_1x + k_2)^{1/2}$
8	$(k_1x + k_2)^{1/3}$
9	$\exp(k_1x + k_2)$
10	$\log(k_1x + k_2)$
11	$\sin(k_1x + k_2)$
12	$\cos(k_1x + k_2)$
13	$\tan(k_1x + k_2)$

Tabla 2: Parámetros del operador α y su función matemática relacionada.

Configuración y representación

Una configuración básica puede ser definida cuando un operador α es asignado a una variable de entrada, entonces un operador β es usado para conectar 2 operadores α (2). Usualmente, la configuración básica en la mayoría de los casos es suficiente para la regresión

$$y = \beta_{n-1} \left(\dots \beta_2 \left(\beta_1 \left(\alpha_1(x_1), \alpha_2(x_2) \right), \dots \right), \dots \alpha_n(x_n) \right). \quad (2)$$

En este trabajo, se utiliza la siguiente configuración:

$$y = \beta_2 \left(\beta_1 \left(\alpha_1(x_1, k_{11} + k_{21}), \alpha_2(x_2, k_{12} + k_{22}) \right), \alpha_3(x_3 k_{13} + k_{23}) \right), \quad (3)$$

la representación depende de la configuración usada o el número de variables requeridas. El número de variables determina la configuración del núcleo antes mencionada. Un vector con números reales normalizados puede ser utilizado para representar la conectividad de los operadores α por variable, los operadores α y β y los parámetros k de los operadores α . Como un ejemplo, se considera la configuración para 2 variables, los siguientes parámetros pueden ser extraídos: parámetros de los operadores son; $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ y los enteros $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ son los enteros, los

parámetros reales son: $k_{11}, k_{21}k_{12}, k_{22}, k_{13}, k_{23}, k_{14}, k_{24}$. Desde la representación del vector, un valor real es asignado directamente a los parámetros k.

Todos los operadores α y β son enteros, siguiendo la formulación es requerido dar el valor desde la representación de V:

$$\alpha = \lceil V(i) * 13 \rceil, \quad (4)$$

$$\beta = \lceil V(i) * 4 \rceil. \quad (5)$$

Donde $\lceil .. \rceil$ es la función techo. Hay 13 operadores α definidos en la Tabla 1 y 4 operaciones β (operaciones algebraicas básicas). Considerando el siguiente ejemplo de decodificación; el vector de parámetros es:

$$V = [0.963 \ 0.529 \ 0.043 \ 0.294 \ 0.569 \ 0.156 \ 0.461 \ 0.315 \ 0.722 \ 0.518 \ 0.201 \ 0.715 \ 0.017 \ 0.911 \ 0.306].$$

Todos los operadores α y β y los parámetros k se extraen mediante la codificación de todos los elementos del vector V.

$$\alpha_1 = \lceil V(1) * 13 + 0.5 \rceil = \lceil (0.963 * 13) \rceil = 13, \text{ representando una función tangencial.}$$

$$\alpha_2 = \lceil V(2) * 13 + 0.5 \rceil = \lceil (0.529 * 13) \rceil = 7, \text{ representando una función potencia -2.}$$

$$\alpha_3 = \lceil V(3) * 13 + 0.5 \rceil = \lceil (0.043 * 13) \rceil = 1, \text{ representando una función lineal.}$$

$$\alpha_4 = \lceil V(4) * 13 + 0.5 \rceil = \lceil (0.294 * 13) \rceil = 4, \text{ representando una función inversa.}$$

$$\beta_1 = \lceil V(5) * 4 + 0.5 \rceil = \lceil (0.569 * 4) \rceil = 3, \text{ representando una multiplicación.}$$

$$\beta_2 = \lceil V(6) * 4 + 0.5 \rceil = \lceil (0.156 * 4) \rceil = 1, \text{ representando una suma.}$$

$$\beta_3 = \lceil V(7) * 4 + 0.5 \rceil = \lceil (0.461 * 4) \rceil = 2, \text{ representando una resta.}$$

Finalmente, los parámetros $k_{1i} = V(i)(k_{2i})V(i+1)$ donde $i = 8, 10, 12, 14$ por este camino, se conduce al siguiente modelo matemático basado en la configuración núcleo:

$$y = (k_{14}x_4 + k_{24})^{-1} - (k_{13}x_3 + k_{23}) + \tan(k_{11}x_1 + k_{21}) * (k_{12}x_2 + k_{22})^{-2}. \quad (6)$$

En este trabajo, PSO es usado para resolver el problema de la selección de los parámetros ($k's$) más eficientes, y los enteros que definen las operaciones α y β .

Optimizacion de partículas (PSO)

PSO consiste en un enjambre de partículas que en movimiento es gobernado por un conjunto de ecuaciones que representan interacciones sociales entre estas partículas [21]. Todas las partículas P_i pueden seguir ya sea a una particula Ib con la mejor posición encontrada y a la mejor posición encontrada por ellas mismas Il_i . P_i es representado como un vector que almacena una posición multidimensional de la particula. Cada particula tiene una inercia o una resistencia al cambio de posición debido a la velocidad. La velocidad total de cada particula depende de esos factores y del cambio en el comportamiento del algoritmo, ω por inercia, β_1 sigue la mejor posición global y β_2 sigue su mejor posición local:

$$V_i = \omega P_i + \beta_1 u() (Ib - P) + \beta_2 u() (Il_i - P_i). \quad (7)$$

Un número aleatorio con distribución uniforme $u()$ es usado. Cada posición X de las partículas i cambia con la velocidad V como sigue:

$$X_i = X_i + V_i. \quad (8)$$

Por lo general, un alto número de partículas durante varios ciclos. Algunas versiones han sido propuestas desde la versión original [22] y usualmente una nueva versión de PSO propone un cambio en el momento de inercia, ω, β_1 o β_2 . En este trabajo, se proponen cambios aleatorios en los tres parámetros.

Regresión Lineal

Esta aproximación es el camino mas fácil para generar un modelo matematico. Considerando un modelo de regresión lineal como se indica en la ecuación 9, los regresores son calculados aislando los regresores β como se muestra en las ecuaciones 10 y 11:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \dots + \beta_n x_n \quad (9)$$

$$y = \beta X \quad (10)$$

$$B = (X'X)^{-1}XY, \quad (11)$$

donde la X representa las variables de entrada del proceso a ser representado y Y representa la respuesta del mismo proceso.

Análisis Residual

Un efectivo camino para validar un modelo de regresión es colectando nuevos datos experimentales que determinen lo bien que el modelo funciona en la práctica. La más simple medición es el residuo calculado como la diferencia ($e(i)$) entre las nuevas observaciones realizadas por el responsable del proceso $y(i)$ y la respuesta generada por el modelo de regresión $\hat{y}(i)$:

$$e(i) = y(i) - \hat{y}(i). \quad (12)$$

El PRESS (Prediction Error Sum of Squares) es la medida de que tan bien trabaja el modelo para predecir con nuevos datos. Usualmente un pequeño valor de PRESS es deseable en la siguiente ecuación:

$$PRESS = \sum_{i=1}^n (y(i) - \hat{y}(i))^2. \quad (13)$$

El porcentaje de variabilidad R_{pred}^2 es una medición para indicar la eficiencia del modelo para predecir las nuevas observaciones. Para este indicador es deseable tener un valor cercano a la unidad:

$$R_{pred}^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y(i) - \hat{y})}{yy' - (\sum_{i=1}^n y(i))^2}. \quad (14)$$

Resultados del modelado por regresión simbolica α β y PSO.

En este trabajo se pretende construir un modelo matemático que relacione ciertas características personales de un individuo con el tamaño de sus poros. Primero, se utiliza un modelo de regresión lineal donde el 80% de los datos son considerados para construir el modelo y el resto de los datos son utilizados para realizar análisis residual y validar el modelo. Después de 10 iteraciones, el modelo con mejor desempeño es mostrado en la ecuación 15, el resultado del análisis residual es presentado en la Tabla 3.

$$y(x_1, x_2, x_3) = (k_{11}x_1 + k_{21}) + (k_{12}x_2 + k_{22}) + (k_{13}x_3 + k_{23}) \quad (15)$$

MSE	R^2_{pred}	PRESS
0.0330689	0.889135	2.3478931

Tabla 3. Análisis residual del mejor modelo de regresión.

Para el desarrollo del modelo, se utiliza una configuración con tres operadores α por variable del cual se requiere un ajuste de 36 variables que son ajustados por el algoritmo PSO. El 80% de los datos son utilizados para construir el modelo y el resto es usado para el proceso de validación. PSO utiliza una población de 200 individuos y se ejecuta 200 ciclos. La mejor solución encontrada después de 10 iteraciones se elige considerando el grado de complejidad de la ecuación y los estadísticos generados en el análisis residual. Los operadores α y β resultantes de la mejor solución se muestra en las Tablas 4 y 5 respectivamente. La Tabla 6 presenta los resultados estadísticos del análisis residual. El modelo simplificado se muestra en la ecuación 15 y la superficie de respuesta generada se muestra en la figura 5.

Operador	Numero de operación
α_1	1
α_2	1
α_3	1
α_4	1
β_1	1
β_2	1

β_3	1
-----------	---

Tabla 4. Operadores α β de la mejor solución encontrada.

Parámetro k	Valor
k_{11}	0
k_{21}	0.3924157
k_{12}	0.0016370
k_{22}	0.0381144
k_{13}	0.1086473
k_{23}	0.0446310

Tabla 5. Parámetros k de la mejor solución encontrada.

MSE	R^2_{pred}	PRESS
0.0353344	0.8876195	2.508743

Tabla 6. Análisis residual del modelo de regresión lineal.

En la figura 5, se presentan los resultados del modelado computacional que proporciona la dependencia del tamaño del poro de la piel, al genero y edad, se observa que a mayor edad, el poro de la piel es mayor, mientras que la variable con mayor peso es el color de piel.

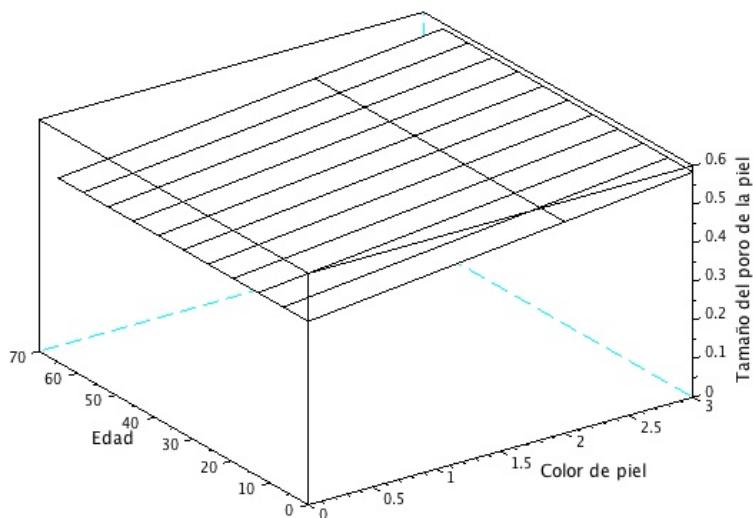


Figura 5. Superficie de respuesta para determinar la dependencia de variables al poro de la piel.

Conclusiones y trabajo futuro

En este trabajo se ha presentado un nuevo enfoque para la detección de enfermedades por medio del tamaño del poro en la piel de personas. El enfoque propuesto se basa en la dispersión de luz en un medio inhomogéneo tal como es la piel, el principio de medición consiste en un diseño óptico que permite iluminar el antebrazo con una longitud de onda a la que el poro de la piel aumenta sensibilidad. La parte principal de este trabajo está dirigido a caracterizar de manera no invasiva el tamaño del poro de la piel, con el fin de reconocer un conjunto de posibles enfermedades diagnosticadas que están directamente relacionadas con el tamaño de poro de la piel. Se realizaron mediciones del poro de la piel en antebrazos de 59 personas del género masculino y femenino, de 2 a 67 años de edad. Los resultados del esparcimiento de luz, fueron validados por un modelo matemático generado por regresión simbólica y PSO con el fin de extraer las variables que actúan directamente sobre el tamaño de los poros de la piel. En particular, se plantearon tres variables para actuar conforme el tamaño del poro de la piel, indicadores de tamaño: la edad, el género y tono de la piel. Según el modelo planteado en este trabajo, el aumento del tamaño de los poros de la piel se ve afectada por el tono de la piel y la edad, mientras que el género es lo que da el límite inferior, es decir que nacemos con un tamaño

del poro dependiendo del género. Las ventajas del método propuesto es la capacidad de obtener en un corto período de tiempo una estimación del tamaño de los poros de la piel, en comparación con los datos correspondientes a la edad, el género y tono de la piel y predecir una enfermedad que afecta directamente a la elasticidad, la movilidad, la capa de grasa, la hidratación de la piel, etc. Por lo tanto, cualquier cambio en uno de estos parámetros puede distorsionar los valores normales. El trabajo futuro consistirá principalmente en dos partes. La primera parte consiste en la realización de experimentos, incluyendo una muestra mayor de sujetos con el fin de proporcionar una validación técnica fuerte y profunda. La segunda parte incluirá la integración de las personas con una enfermedad que afecta a una de las características físicas de la piel, con el fin de probar esta propuesta tecnologica teniendo en cuenta valores reales.

Agradecimientos

Los autores agradecen al Programa de Apoyo a la Investigación Científica y Tecnológica (PAICyT) de la UANL, por el apoyo al proyecto IT893-11.

Referencias

- [1] Jerrold S. Petrofsky, Katie McLellan, Gurinder S. Bains, Michelle Prowse, Gomathi Ethiraju, Scott Lee, Shashi Gunda, Everett Lohman III, and Ernie Schwab. Skin Heat Dissipation: The Influence of Diabetes, Skin Thickness, and Subcutaneous Fat Thickness, *Diabetes Technology & Therapeutics* (2008). 10(6): 487-493.
- [2] Derraik, J. G., Guso S., Peart, J.M., Rademark, J.M., Cutfield, W.S. and Hofman, P. L. Preliminary data on dermis and subcutis thickness in adult with type 1 and 2 diabetes mellitus. *Australasian Journal of Dermatology* (2014). doi:10.1111/ajd.12177.
- [3] Fabrizio Ayala, Marco Palla, Rosella Di Trolio, Nicola Mozzillo and Paolo A. Ascierto, The role of optical radiation in skin cancer. *ISRN Dermatology* (2013). ID 842359.
- [4] R Rox Anderson and John A Parrish. The optics of human skin. *Journal of Investigative Dermatology* (1981). **77**, pp.13-19.
- [5] W.F. Cheong, S. A. Prhal, and J. Welch. A review of the optical properties of biological tissues. *Journal of Quantum Electronics* (1990). 26:2166-2185.

- [6] A.N. Bashkatov, E. A Genina, V. I. Kochubey and V. V. Tuchin. Optical properties of human skin, subcutaneous and mucous tissues in the wavelength range from 400 to 2000 nm. *Journal of physics D* (2005). **38**(5), pp.2543.
- [7] E. Edwards and S. Quimby Duntley. The pigments and color of living human skin. *American Journal of Anatomy* (2005). **65**(1), pp. 1-33.
- [8] Silvia E. Mancebo / Steven Q. Wang. Skin cancer:role of ultraviolet radiation in carcinogenesis. *Reviews on Environmental Health* (2014). **29**(3), pp.265-273.
- [9] Judi T. Whitton and J. D. Everall. The thickness of the epidermis. *British journal of dermatology* (1973). **89**(5), pp.467-47.
- [10] Dawn Lipscomb, Ibitissam Echchgadda, Xomalin G. Peralta and Gerald J. WilminckDetermination of the optical properties of melanin pigmented human skin equivalents using terahertz time-domain spectroscopy (2013). **8585F**.
- [11] Fábio V. B. de Nazaré, Marcelo M. Werneck, Rodrigo P. de Oliveria, D.M. Santos, R.C. Allil and B. A. Ribeiro. Development of an optical sensor head for current and temperatura measurements in power systems. *Journal of sensors* (2013). ID 393406.
- [12] Jian Wang anda Alan E. Willner. Review of robust data exchangue using optical nonlinearities. *International Journal of optics* (2012). ID 575429.
- [13] Amr A. Essawy and M.S. Attia. Novel application of pyronin and fluorophore as high sensitive optical sensor of glucose in human serum. *Talanta* (2013). 30(107):18-24.
- [14] Shuai Liu, Weina Fu, Wenshuo Zhao, Jiantao Zhou and Qianzhong Li. A novel fusion method by static and moving facial capture. *Mathematical Problems in Engineering* (2013). pp.891-892.
- [15] Asaf Shenhav, Ziv Brodie, Yevgeny Beiderman, Javier Garcia, Vicente Mico and Zeev Zalevsky. Optical sensor for remote estimation of alcohol concentration in blood stream. *Optics communications* (2013). **289**. pp. 149-157.
- [16] Lhoucine Ben Mohammadi, Thomas Klotzbuecher, Susanne Sigloch, Knut Welzel and Lukas Schauppd Michael Goddel, Thomas R. Pieber. In vivo evaluation of a chip based near infrared sensor for continuos glucose monitoring. *Biosensors and bioelectronics* (2014). **53**,pp.99-104.

- [17] Martin Drahansky, Michal Dolezel, Jan Vana, Eva Brezinova, Jaegerol Yim and Kyubark Shim. New optical methods for liveness detection on fingers. BioMed Research International (2013).
- [18] Murray R. Spiegel and Larry J. Stephens. Estadística (2009). Mac Graw Hill. 4 Edición.
- [19] Luis M. Torres-Treviño. Symbolic regression using α , β operators and estimation of distribution algorithms: Preliminary Results. 3rd symbolic regression and modeling workshop for GECCO (2011).
- [20] L.A. Alvarado-Yáñez, L. M. Torres-Treviño, F. González and L. Nieves,"A mathematical model of a cold rolling mill by symbolic regression α,β ", Proceeding of the 2014 conference on Genetic and evolutionary computation, GECCO (2014), pp. 1347-1352
- [21] J. Kennedy y R.C. Eberhart. Particle swarm optimization. In IEEE Service Center. Piscataway, New Jersey, In Proceeding of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks, vol 3498, pp 1942-1948.
- [22] A. J. Durillo, J. Garca-Nieto, A.J. Nebro, C.A Coello Coello, F. Luna and E. Alba. Particle swarm optimization. In IEEE service center. Piscataway, New Jersey, editor. In proceeding of the 1995, IEEE International Conference on Neural Networks (1995). **3498**, pp 1942-1948.