

Generación de Mallas Triangulares Simplificadas Empleando la Red Neuronal de Kohonen

Simplified Mesh Generation Using SOM

Nallig Leal*, Germán Sánchez** y Esmeide Leal*

*{nleal,eal4}@unisimonbolivar.edu.co

Universidad Simón Bolívar
Barranquilla – Atlántico

**gsanchez@unimagdalena.edu.co

Universidad del Magdalena
Santa Marta - Magdalena

Palabras clave:

Ajuste de superficies, Mallas triangulares, Redes auto-asociativas, Kohonen

Resumen

Las mallas triangulares, son una de las técnicas más utilizadas en la generación de modelos computacionales de superficies de objetos 3D; aunque el proceso de generación de éstas, implica tratar con dos problemas: la determinación de la conectividad entre los puntos de datos, y el costo computacional tanto del procesamiento de los mismos, como del almacenamiento de su representación. Encontrar una técnica que genere representaciones triangulares aceptables con bajos costos computacionales, se reduce a la selección de un conjunto de puntos menor al conjunto original de datos, que sean representativos de la topología de la superficie, de tal forma que la densidad de puntos varíe en regiones según el grado de curvatura, permitiendo mayor densidad de puntos en regiones con alto nivel de curvatura, e inversamente a esto, baja densidad de puntos en regiones con topologías poco curvadas. Este artículo presenta un método de reducción y determinación de conectividad de datos de rango, para la generación de mallas triangulares sobre superficies de objetos 3D, empleando mapas auto-asociativos de Kohonen. A la red de Kohonen se le presentan los puntos de datos como patrones de entrada, la cual luego del entrenamiento, los aproxima con los vectores de pesos de sus neuronas. Los vecindarios de neuronas determinan la conectividad del nuevo conjunto de datos.

I. INTRODUCCIÓN

La reconstrucción 3d es el proceso mediante el cual, objetos reales, son reproducidos en la memoria de un computador, manteniendo sus características de volumen y forma, entre otras. Existen muchas técnicas que se pueden emplear para modelar superficies de objetos 3d, las mallas triangulares son una de las más utilizadas [1].

Las mallas triangulares consisten de un conjunto de puntos 3D, que representan una superficie, y una estructura que describe como éstos son conectados en triángulos [2,3]. Las mallas pueden ser estructuradas o no estructuradas. En las primeras, la conectividad puede ser descrita por algún esquema de indexamiento; mientras que en las segundas, esa relación no existe y se hace necesario una estructura de datos especial para representar la información de dicha conectividad [4].

La representación de superficies mediante mallas triangulares, es el método más comúnmente utilizado para modelar la geometría de objetos y superficies 3D; sin embargo, la generación de una buena representación es costosa computacionalmente, dado que las mallas suelen ser muy densas porque interpolan todos los puntos obtenidos mediante el proceso de sensado [5].

Este trabajo presenta un método que reduce el costo computacional de la representación de superficies de objetos 3D por mallas triangulares, mediante la reducción de los puntos de interpolación, y determina la conectividad de éstos, empleando mapas auto-asociativos de Kohonen.

Este artículo está organizado como sigue. En la sección II se presentan los fundamentos de los mapas auto-asociativos. En la sección III se expone el método propuesto de reducción e interconexión de puntos. En las secciones IV y V se presentan los resultados obtenidos y las conclusiones del trabajo.

II. MAPAS AUTOASOCIATIVOS (SOM)

La configuración básica de los mapas auto-asociativos de Kohonen es una red bidimensional de neuronas denotadas por $\{N_1, N_2, \dots, N_m\}$ dispuestas

espacialmente, de modo que cada neurona N_i posee unas cuantas neuronas vecinas. La entrada de la red es un conjunto de vectores $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, el cual, para el método propuesto, será el conjunto de puntos de datos muestreados sobre la superficie original. Cada neurona N_i en la red tiene un vector de pesos W_i cuya dimensión es igual a la de los vectores de entrada. Dado un vector de entrada X_i , cada neurona calculará una respuesta como la distancia Euclidiana entre dicho vector y su vector de pesos. Se define la neurona ganadora, como aquella que presente menor distancia euclidiana al vector de entrada.

El proceso de aprendizaje de la red de Kohonen, es un procedimiento iterativo que determina un vector de pesos para cada neurona; los cuales, se acercan a uno o varios vectores de entrada clasificándolos en un mismo grupo. La regla de aprendizaje se define como sigue:

$$W_i(t+1) = \begin{cases} W_i(t) + h_{ci}(t)[X(t) - W_i(t)], & \text{para} \\ & \text{la neurona ganadora} \\ W_i(t), & \text{en otro caso} \end{cases}$$

donde, $t = 0, 1, 2, \dots$ indica la iteración, W_i es el vector de pesos de la i -ésima neurona del arreglo, $X(t)$ es el vector presentado a la red en la i -ésima iteración, y $h_{ci}(t)$ es una función decreciente en t [6, 7].

III. REDUCCIÓN DE PUNTOS Y DETERMINACIÓN DE CONECTIVIDAD

El método propuesto consiste en usar la red de Kohonen para seleccionar, a partir de un conjunto de puntos de datos originales, un conjunto de puntos más reducido y con menos nivel de ruido, sobre el cual ajustar la malla triangular, con menos costo computacional y un menor nivel de error que si se ajustara sobre el conjunto de puntos originales.

A la red de Kohonen se le presentan los puntos de datos como patrones de entrada $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$. Luego del entrenamiento de la red, los vectores de pesos de las neuronas $\{N_1, N_2, \dots, N_m\}$ con $m < n$, aproximan los puntos de datos muestreados de la superficie original.

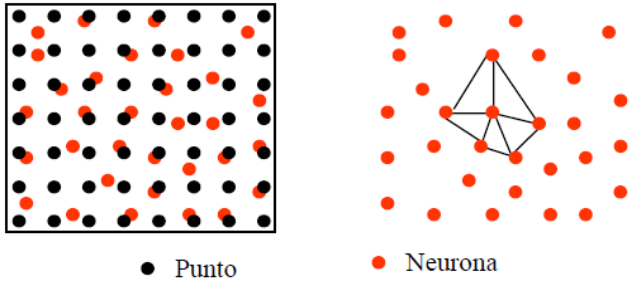


Figura. 4. Esquema de selección e interconexión de puntos

IV. RESULTADOS

Las pruebas fueron realizadas en un AMD ATHLON XP 1800 con sistema operativo Windows 2000 professional. Se empleó una red neuronal de Kohonen (SOM), con algoritmo de aprendizaje "winner take all", 10000 épocas de entrenamiento y ratas de aprendizaje $1/t$, $1-t/10000$. El número de neuronas que conformaron la red se escogió como un 50% de los puntos de datos originales. En las figuras de la 2 a la 9 se presentan mallas generadas con y sin la reducción de los puntos, y trianguladas con la técnica de Delaunay

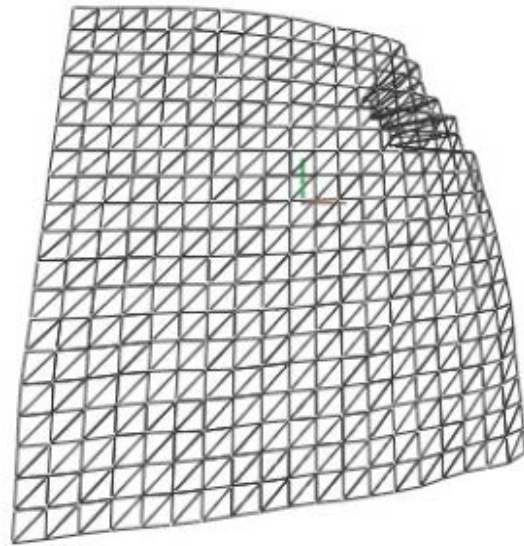


Figura. 2. Malla generada sobre 400 puntos obtenidos de la superficie de un objeto mediante un sensor de rango

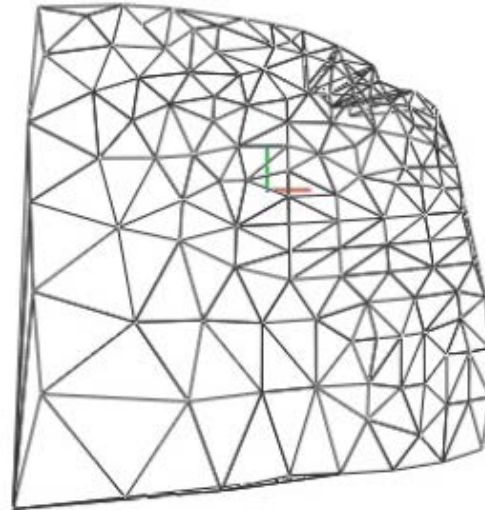


Figura. 3. Malla generada sobre 200 puntos seleccionados por la red a partir de los 400 puntos originales

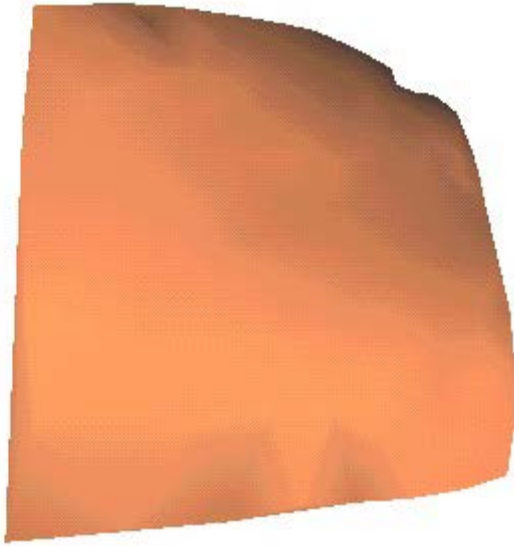


Figura. 4. Sólido construido a sobre la malla de la figura 2

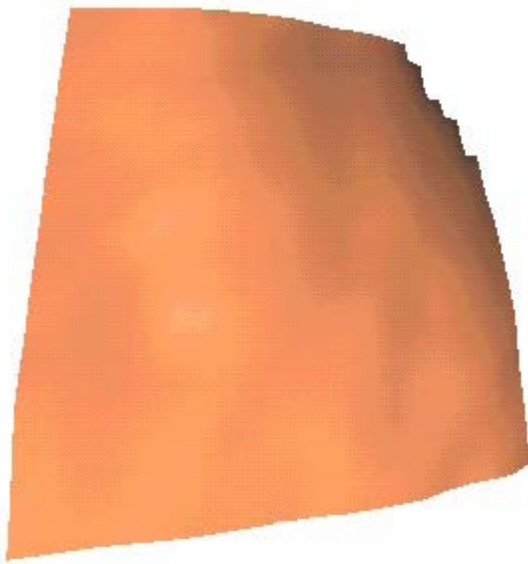


Figura. 5. Sólido construido a sobre la malla de la figura 3

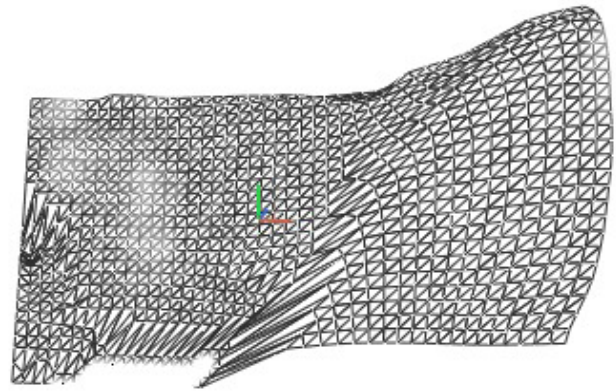


Figura. 6. Malla generada sobre 1000 puntos obtenidos de la superficie de un objeto mediante un sensor de rango.

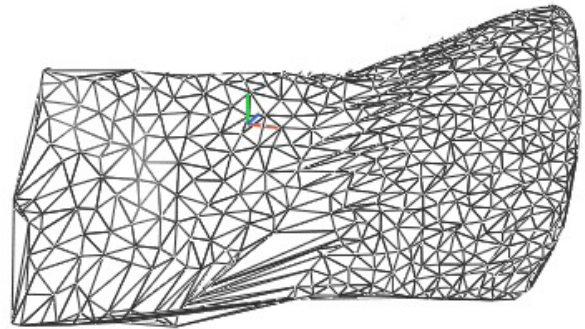


Figura. 7. Malla generada sobre 500 puntos seleccionados por la red a partir de los 1000 puntos originales.

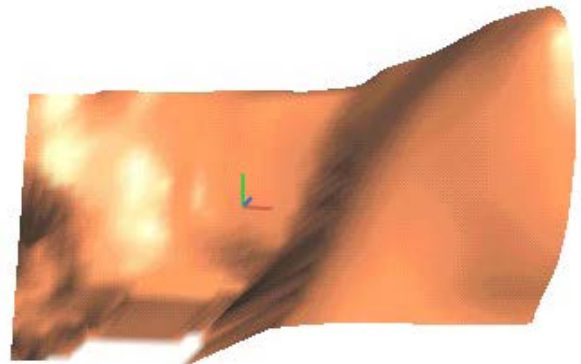


Figura. 8. Sólido construido sobre la malla de la figura 6

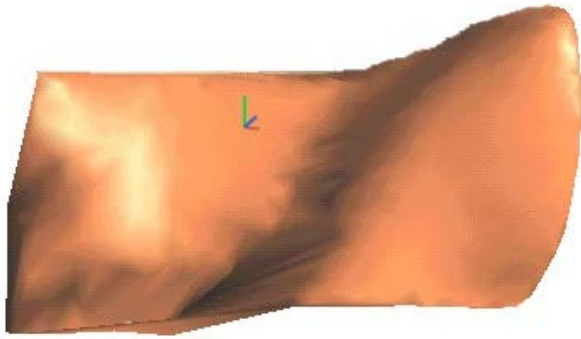


Figura. 9. Sólido construido sobre la malla de la figura 7

V. CONCLUSION

Un método de reducción y determinación de conectividad de puntos 3D ha sido presentado en este artículo. El método empleó la red de Kohonen para obtener un nuevo conjunto de puntos de interpolación de una malla triangular, a partir de los puntos originales. El método muestra ser efectivo en cuanto la selección de los puntos según el grado de curvatura de la superficie, permitiendo reducir el número de puntos de interpolación, sin perder la definición de la geometría de la superficie. Lo anterior, reduce los costos de almacenamiento y generación de la representación de superficies mediante mallas triangulares.

A pesar de la efectividad en la selección de los puntos según el grado de curvatura de la superficie, el método no se comporta bien en superficies estrechas, dado que la red ubica pocas neuronas en estas zonas, haciendo difícil la triangulación.

La triangulación mediante los vecindarios de neuronas definidos por la red generaba solapamientos de las aristas, y en algunos casos, no seguían la geometría de la superficie, dejando entrever que dichos vecindarios no establecen un criterio claro de triangulación, requiriendo de procesamiento adicional. Las mallas presentadas en este trabajo, se generaron mediante la triangulación de Delaunay

REFERENCIAS

- [1] Leal, N., Ortega, O., Branch, J. "Selección de Puntos de Control de Superficies NURBS Empleando Mapas Auto-Asociativos". EITI. Universidad Nacional de Colombia sede Medellín. 2004.
- [2] Söderkvist, I. "Introductory Overview of Surface Reconstruction Methods". Lulea University of Technology, Departmente of Mathematics. Research report 10. ISSN 1400-4003. 1999.
- [3] Campbell, J., Flynn, P. "A Survey Of Free-Form Object Representation and Recognition Techniques". Computer vision and Understanding 81, 2001.
- [4] Shewchuk, J. "Lectures Notes on Delaunay Mesh generation", Department of Electrical Engineering and Computer Science, University of California at Berkeley.
- [5] Sánchez, G., Mateus, S., Leal, N., Branch, J. "Ajuste de superficies de objetos 3d de forma libre a través de generación de mallas triangulares no estructuradas". EITI. Universidad Nacional de Colombia sede Medellín. 2004.
- [6] Kohonen, T. Self-Organizing Maps. 3rd ed, Germany, Springer, 2001. 501 p.
- [7] Yizhou, Yu. (1999). Surface Reconstruction from Unorganized Points Using Self-Organizing Neural Networks. IEEE Visualization 1999.