

Uso de Redes Neuronales para el Análisis de Formas Naturales

C. Fernández J. Suardíaz, P.J. Navarro, A Toledo, C. Jiménez, F. Ortíz, A. Iborra

División de Sistemas e Ingeniería (DSIE)

Universidad Politécnica de Cartagena. Campus Muralla del Mar. 30202 Cartagena

andres.iborra@upct.es

Resumen

Este artículo describe una solución basada en redes neuronales para el proceso de inspección visual automatizada de frutas en conserva, en la que se usa el concepto de firma como elemento generador del espacio de características.

La solución presentada se ha particularizado para un proceso de clasificación de gajos de mandarinas, que en la actualidad se lleva a cabo mediante el uso de inspectores humanos.

Los resultados muestran que esta forma de automatización es adecuada para una inspección en-línea, proporcionando una mejora sustancial de la calidad ofertada con un sistema rápido y de bajo coste.

1. Introducción

El control de calidad realizado mediante operadores humanos suele presentar dos inconvenientes fundamentales: una falta de homogeneidad en la inspección y una tasa elevada de errores de clasificación asociados al cansancio[1]. Mair[2] afirma que el 10% de los costes de producción son debidos a fallos de los inspectores humanos, Smith[3] calculó que la eficiencia de inspección que ofrecen los operarios suele rondar el 80% y Poltzeitner & Schwingshagl[4] dan un valor del 55% si la inspección se lleva a cabo en sistemas que demanden una clasificación rápida.

Es este último tipo de inspección el que se lleva a cabo en las fábricas españolas dedicadas al envasado de frutas en conservas. En el caso que se describe es habitual encontrar un conjunto de inspectores (de 4 a 6 es la cifra habitual) a ambos lados de una cinta transportadora que se mueve con una velocidad de 2m/min, de la cual tendrán que retirar los gajos de mandarinas que consideren no válidos [Figura 1].

Las normativas asociadas a la producción de conservas, como pueden ser los estándares de calidad para la exportación de productos en conservas, establecen categorías comerciales de calidad para el envasado de gajos de mandarinas. Cada nivel de calidad está delimitado por un porcentaje máximo de gajos rotos y defectos en el pelado.



Fig. 1. Inspección basada en inspectores humanos

El objetivo abordado en el presente artículo es mejorar el proceso de inspección actual desarrollando un sistema automatizado que permita asegurar un funcionamiento en línea en la línea de producción.

2. La firma como variable de clasificación

Según Fu et Al [5], un buen descriptor de formas debe proporcionar la mayor información posible sobre la forma que describe, manteniendo además una independencia frente a variaciones de tamaño (cambios de escala) y posición (traslación y rotación).

Dado que el contorno de los gajos buenos presenta una variabilidad natural, en el caso de los gajos de mandarinas surge una complejidad adicional. La forma de tales gajos presenta una variación; lo que complica el proceso de desarrollo de un sistema automático de inspección.

3. Proceso de obtención de la firma

En primer lugar se realiza una binarización [Figura 2] sobre la imagen capturada de los gajos de mandarina presentes en la línea. A continuación, para cada gajo se obtiene una expresión que represente la distancia de cada punto de su perímetro al centro de masas como una función del ángulo. Dicha expresión, conocida como *firma del objeto* [6], se calcula de la siguiente manera:

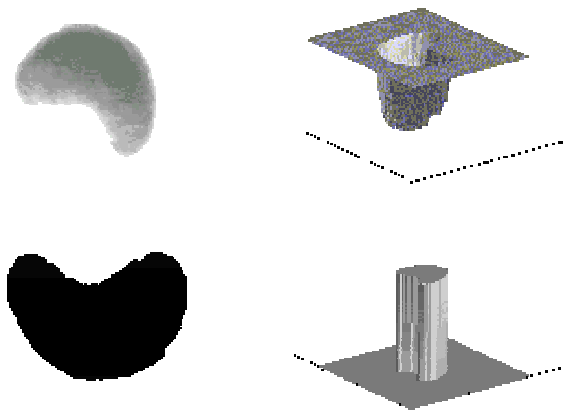


Fig. 2. El proceso de binarización reduce a 2 los niveles de gris

Primero se toma como sistema de referencia el representado en la figura 3. El punto inicial de la representación (punto asociado al ángulo 0) es el punto más alejado del eje del gajo de mandarina que presenta un momento de inercia menor (eje principal de inercia). Esto significa que antes de calcular la firma es preciso rotar el gajo de forma que este eje sea paralelo al eje X de la imagen.

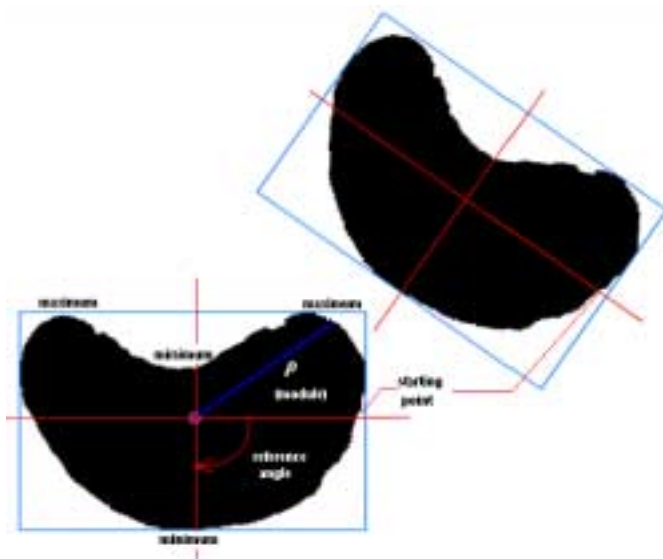


Fig. 3. Referencias usadas para el cálculo de la firma

Esta selección del punto inicial presenta la ventaja de que al usar toda la información disponible del objeto, ya que en el cálculo del momento de inercia participan todos los puntos del perímetro del objeto. De esta forma se consigue una referencia robusta frente a variaciones en el contorno. A fin de lograr la invarianza frente al tamaño que requiere un buen descriptor, tal y como se ha comentado anteriormente, se realiza una normalización de la firma obtenida de la manera que [4] aconseja. Teóricamente la firma es una función continua; sin embargo el resultado que se obtiene aquí es una función discreta. La salida es un vector de 360 elementos, en el que cada elemento se encuentra asociado a un valor entero de un ángulo. El elemento 0 contiene la distancia del centro de masas al perímetro con una orientación de 0°, el elemento 1 lo mismo, pero con una orientación de 1° y así sucesivamente hasta el elemento 359,

que ofrece la distancia según una orientación de 359°. En consecuencia, el valor que almacena cada elemento del vector es el modulo de la distancia según la dirección correspondiente a un redondeo al valor entero más cercano del ángulo asociado a cada píxel del perímetro encontrado en la imagen.

Dado que se parte de una imagen cuyos elementos son pixels, podría darse el caso de que el valor de distancia asociado a un ángulo fuese cero cuando en realidad no debiera serlo. Suponga que existe un pixel a una determinada distancia del centro de masas con una orientación de 25° y que hay otro con una orientación de 27°. Debido a la discretización podría ocurrir que no hubiera ninguno con una orientación de 26°, cuando realmente si lo habría ya que entre ambas orientaciones físicamente existe la mandarina. A fin de evitar esto, basándose en el teorema de continuidad de las funciones matemáticas, se genera un nuevo vector de 180 elementos en el que cada par de elementos del anterior vector de 360 se une en un solo elemento de valor el valor máximo del módulo del par analizado. Se obtiene así una representación que minimiza el posible efecto de discretización ocurrido.

Cuando se calcula la firma de la forma descrita en este artículo, surgen dos posibilidades para el cálculo de la distancia al centro de masas (figura 4): es posible asignar a cada elemento del vector la distancia más larga o la más corta encontrada en una determinada orientación (envolventes interna y externa). La selección de una u otra genera dos tipos diferentes de firmas. Nosotros hemos optado por la interna al observar que esta firma produce, en el caso de gajos malos, unas desviaciones mayores respecto a la media de gajos buenos que la que produce la firma basada en la envolvente externa (figura 4.c). En consecuencia, se ha elegido la envolvente interna como elemento descriptor de los gajos de mandarina.

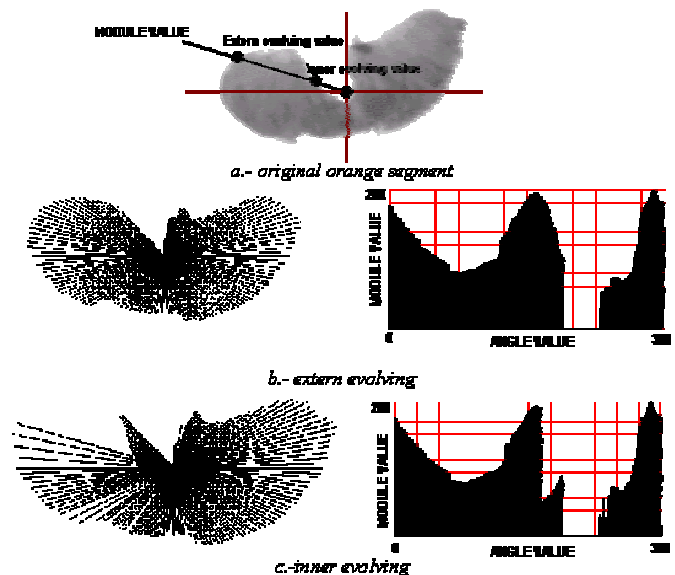


Fig. 4. Firmas de un mismo gajo considerando envolventes externa e interna

4. Clasificación basada en redes neuronales

El motivo por el que las redes neuronales constituyen una opción de clasificación atractiva radica en que la mayoría

de los objetos no pueden ser descritos mediante un patrón o modelo fijo. Lo habitual es que dicho patrón presente una variabilidad asociada. En nuestro caso, los gajos de mandarina difieren unos de otros. Hay un gran número de características que varían sutilmente de un gajo a otro. Además, no es posible expresar tales variaciones en términos de transformaciones afines como rotaciones, traslaciones o cambios de escala. Así pues, el vector firma anteriormente calculado puede presentar variaciones de un gajo bueno a otro. Esto significa que el sistema de clasificación que se elija ha de ser capaz de analizar estas variaciones y decidir cuándo la variabilidad es lo suficientemente grande como para poder asegurar que se encuentra ante un gajo defectuoso y cuándo no es lo bastante grande y se debe aceptar dicho gajo como válido.

Pensamos que las redes neuronales constituyen una poderosa herramienta que permite desarrollar una automatización del proceso de inspección que tenga en cuenta esta variabilidad intrínseca. Es posible usar cada uno de los 180 elementos del vector firma como entrada a una red neuronal que generará una salida con dos valores binarios, los cuales codificarán la calidad resultante del proceso de análisis (figura 5).

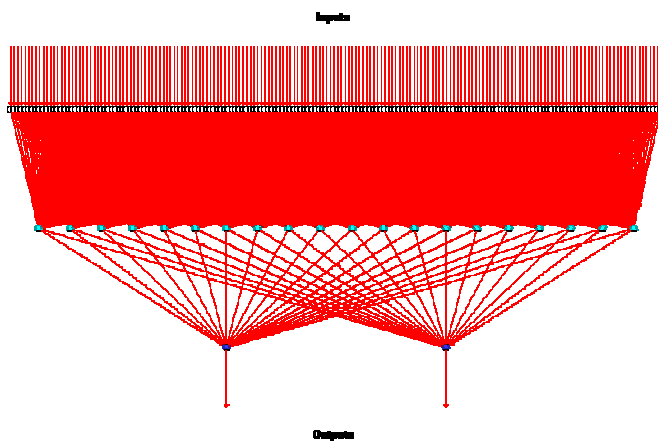


Fig. 5. Topología de perceptrón de tres capas usada.

Aunque realmente bastaría un nodo de salida para codificar de forma binaria si el gajo que se está analizando es bueno o malo, en la red diseñada se ha optado por dos nodos de salidas a fin de dejar abierta la posibilidad de expandir la red para que realice una clasificación entre varios tipos diferentes de calidades.

Tras un proceso de entrenamiento, la red neuronal absorbe la variabilidad presente en las entradas y es capaz de inferir relaciones de forma que genere un proceso de clasificación lo bastante certero como para mejorar el nivel de calidad de inspección que se presenta en la actualidad.

Se han entrenado varias redes neuronales con una topología progresiva clásica tipo perceptrón multicapa, en el que cada nodo se encuentra conectado a todos y cada uno de los nodos de la capa inmediatamente anterior y posterior de la estructura. A lo largo del proceso de análisis lo que se ha variado es el número de capas y la función de transferencia asociada a los nodos de cada capa.

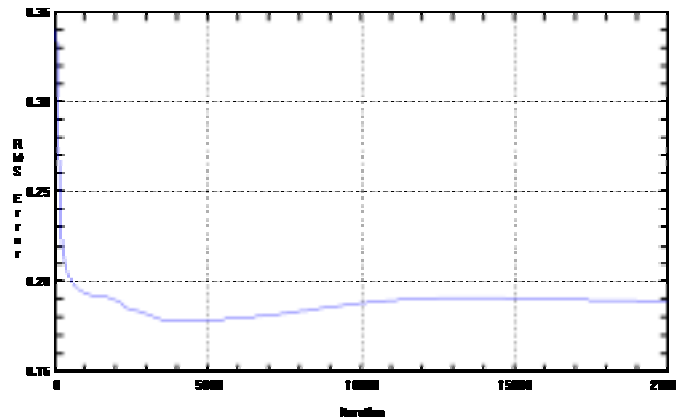


Fig. 6. Evolución del error RMS durante el entrenamiento.

El proceso de entrenamiento efectuado ha sido el siguiente. En primer lugar se ha recopilado una muestra de 400 gajos de mandarina, de la que se ha elegido de forma aleatoria un subconjunto de 100 elementos a fin de comprobar la eficiencia de la red diseñada.

Los mejores resultados se han obtenido con una red con una capa oculta de 20 nodos y con una función de transferencia tipo sigmoide en la capa de salida y en la oculta y una función de transferencia lineal en la capa de entrada. Como puede observarse en la figura 6, existe un punto óptimo en el proceso de entrenamiento, que es aquél en el que el error cuadrático medio (RMS) presenta un mínimo. A partir de este punto, el entrenamiento es perjudicial, ya que conduce a una memorización más que a una inferencia; es decir, a lo que habitualmente se conoce como sobreentrenamiento, lo que genera una reducción de la eficiencia de la red. Por lo tanto, a fin de conseguir el sistema de clasificación más adecuado se asignarán a los coeficientes de cada uno de los nodos los valores asociados a este punto mínimo.

La red elegida presenta una tasa de aciertos del 80% sobre la muestra aleatoria de 100 elementos apartada para la comprobación. Esto implica una mejora sustancial del proceso de inspección si se compara con la cifra estimada de 60% para el proceso de clasificación que se lleva a cabo actualmente.

5. Conclusiones

Los resultados basados en redes neuronales parecen aportar una mejora sustancial al proceso de inspección. No obstante, quedan pendientes algunos trabajos futuros, como el uso de diferentes tipo de topologías entre las que cabría destacar aquéllas en las que hay presencia de lógica borrosa (redes neuro-fuzzy). Otro detalle importante es que gran parte de autores recomiendan que las entradas no superen el 5% de las muestras de entrenamiento, lo que no se cumple en el trabajo realizado. La razón de esto radica en el hecho de que en este caso las entradas no son independientes, sino que existe una correlación entre ellas. Lo que significa que es posible reducir el número de entradas, con lo cual ya se cumplirían las recomendaciones citadas. Quedan pendientes trabajos de evaluación del número óptimo de entradas.

Aunque el método aquí presentado es susceptible de mejoras, es posible concluir que, gracias al uso de redes neuronales artificiales que trabajen con la firma como elemento diferenciador, es posible implementar un sistema de inspección visual automatizada del proceso de clasificación de gajos de mandarinas que presenta las siguientes características básicas:

- Una tasa de inspección del orden de 10 gajos por segundo.
- Posibilidad de desarrollar un nivel de calidad del producto envasado superior al que ofrecen los inspectores humanos.
- Elevado grado de flexibilidad. Si se produce un cambio en el criterio de inspección basta con llevar a cabo un nuevo entrenamiento.
- Compacidad. Es posible incluir el sistema en el proceso productivo de forma rápida y sencilla.

6. Agradecimientos

Los autores desean expresar su gratitud al gobierno español por el apoyo CICYT (TIC-200-1765-C03-02) que están prestando al proyecto COSIVA, en el que está incluido el trabajo desarrollado en el presente artículo.

Referencias

- [1] Davidson, V, Chu, T., and Ryks, J. "Fuzzy methods for automated inspection of food products". *IEEE ISBN 0-7803-5211-4, 1999, pp 909-912.*
- [2] Mair, G. "Industrial Robotics" Ed. Prentice Hall, New York, 1988
- [3] Smith, B. "Making war on defects: six sigma design". *IEEE Spectrum 30(9) pg 43-47. 1993.*
- [4] Poltzeitner, W.; Schwingshagl, G. "Real-time surface grading of profiled wooden boards". *Industrial Metrology pg 283-298, 1992*
- [5] Fu, K.S., González, R.C. y Lee, C.S.G. "Robotics: Control, Sensing, Vision and Intelligence". McGraw-Hill, 1988. ISBN 0-07-022625-3
- [6] González, R.C., and Woods, R.E. "Digital Image Processing". *Addison-Wesley Publishing Company, Inc, 1992, pp 488-490. ISBN 0-201-50803-6*