

Clasificador de Imágenes del Diagnóstico Thomson Scattering del TJ II Basado en Template Matching

L. Makili¹, S. Dormido-Canto², J. Vega³

¹ Instituto Superior Politécnico – Universidad Katyavala Bwila, Angola, makili_le@yahoo.com

² Escuela Técnica Superior de Ingeniería Informática – Universidad Nacional de Educación a Distancia, España, sebas@dia.uned.es

³ Asociación EURATOM/CIEMAT para FUSIÓN, España, jesus.vega@ciemat.es

RESUMEN / ABSTRACT

La automatización del análisis de las señales generadas en un ambiente de fusión nuclear constituye una meta importante. El presente trabajo se encuadra en el contexto del desarrollo de clasificadores automáticos para las señales generadas en el Diagnóstico Thomson Scattering del TJ II, siendo este un ambiente de fusión específico. Dos etapas fundamentales son consideradas en el diseño del clasificador: el procesamiento de las señales y extracción de sus características, por un lado, y la clasificación, por otro. La primera es implementada, en el trabajo, recurriendo a las transformadas wavelet mientras que la segunda es implementada a través de la comparación entre las características de las señales disponibles y las de un conjunto de señales previamente seleccionadas como prototipos (template matching), operación esta que es efectuada utilizando a técnicas de trayectoria de búsqueda óptimas basadas en programación dinámica. En el mismo se muestra que la metodología empleada permite la clasificación de las señales en cuestión y que con un entrenamiento adecuado se puede extraer un buen rendimiento al clasificador desarrollado.

Palabras claves: clasificador, dynamic time warping, programación dinámica, template matching, transformada wavelet

Signal analysis automation in a nuclear fusion environment is an important goal. This work fits in the context of automatic classifiers development for the TJ II's Thomson Scattering Diagnostic, which is a specific fusion environment. There are two fundamentals stages in the classifier design: signal processing and feature extraction, in one hand, and classification, in the other. First stage is implemented, in this work, using wavelets whereas the second by means of template matching, using measures based on optimal path search techniques, implemented by a dynamic programming algorithm. The work shows that this methodology allows the classification of this kind of signals and that by a suitable training one may extract a good performance from the developed classifier.

Keywords: classifier, dynamic programming, dynamic time warping, template matching, wavelet

INTRODUCCIÓN

En el proceso de fusión nuclear controlada se genera a una importante cantidad de señales cuyo análisis permite el estudio de varias propiedades físicas relativas al mismo, por un lado, y la toma de decisiones o utilización de las rutinas de procesamiento adecuadas a cada caso, por otro.

Se reviste de importancia la automatización de la discriminación de las características de las señales generadas en el ambiente de fusión, lo que tiene implícito el desarrollo de clasificadores que puedan reconocer a la multitud de señales generadas como una etapa del proceso.

Varias técnicas fueron empleadas en el diseño de semejantes clasificadores tales como Support Vector Machine (SVM) [1] y redes neuronales feed-forward [2].

En este trabajo se pretende desarrollar un clasificador para las imágenes bidimensionales generadas en el proceso de funcionamiento del Diagnóstico Thomson Scattering (DTS) del TJ II, el cual es un dispositivo de fusión termonuclear localizado en el Centro de Investigaciones Energéticas, Medioambientales y Tecnológicas (CIEMAT), España.

El mismo se encamina a los siguientes objetivos:

- Diseñar un clasificador para las imágenes bidimensionales generadas en el Diagnóstico Thomson Scattering;
- Aplicar las transformadas wavelet en la reducción de la dimensionalidad de los vectores de características de imágenes bidimensionales;
- Clasificar imágenes a través de la utilización de medidas basadas en trayectorias de busca óptimas.

DISEÑO DEL CLASIFICADOR

Las señales a clasificar son imágenes bidimensionales provenientes del Diagnóstico Thomson Scattering (DTS) del TJ II. Las mismas pueden ser asociadas a cinco tipos diferentes, mostrándose en la Figura 1 a patrones característicos de cada uno de los tipos. Cada imagen corresponde a una fase del ciclo de descarga del plasma, es decir, al fondo de la cámara CCD (BKGND), al plasma en corte ECRH (COFF), al plasma con calentamiento ECRH (ECH), al plasma con calentamiento NBI (NBI) y a la luz parásita sin plasma (STRAY) [1].

Al diseñar el clasificador dos decisiones importantes están implícitas, la definición de las técnicas de preprocesamiento a emplear, por un lado, y de clasificación, por otro.

En el presente trabajo se recurrió a las transformadas wavelets para el preprocesamiento y reducción de la dimensionalidad del problema mientras que para la clasificación se recurrió a la comparación entre las imágenes a ser clasificadas y un conjunto de patrones tomados como prototipos cuya implementación se hace utilizando a un algoritmo incluido entre los conocidos como *Dynamic Time Warping* (DTW).

A continuación se hace la descripción de las estrategias utilizadas en cada uno de los casos.

Preprocesamiento

Las señales del DTS a clasificar son imágenes bidimensionales con 576 x 385 píxeles, o sea, un conjunto de 221760 posibles características.

Para la reducción de la dimensionalidad del problema se hace recurso a las transformadas wavelet. El análisis de señales con wavelets permite efectuar una reducción del ruido y la compresión de las mismas sin apreciable degradación.

Estudios anteriores [1] retratan la efectividad del uso de las transformadas wavelet en la extracción de características de este tipo de señales en particular, considerando como combinación que proporciona un rendimiento óptimo en la etapa de clasificación la utilización de los coeficientes de detalle vertical de la transformada de Haar de nivel 4, lo que permite reducir la representación de la señal a un total de 900 coeficientes (0,39 % de los coeficientes originales).

Por consiguiente, en el trabajo como paso previo a la clasificación las señales son sometidas a la mencionada transformación, es decir, son tomadas como características descriptivas de las imágenes los coeficientes generados por la referida transformada wavelet.

Template matching

Las imágenes del DTS son agrupadas en cinco clases diferentes, siendo conocidas las características generales de cada una de las clases. En función de esto se toma como estrategia de clasificación la consideración de un conjunto de patrones como prototipos, uno por clase, y su comparación con el universo de imágenes a clasificar, efectuando la operación designada como *template matching*.

En el trabajo se presupone la selección de los prototipos por un especialista y, una vez determinados, la realización de forma automática de la clasificación de las imágenes a través de la comparación de cada una de ellas con los prototipos asociándose las mismas a la clase del prototipo que más se asemeje a la imagen de test.

La comparación entre las imágenes implica la búsqueda de una medida que permita expresar el grado de similitud entre las mismas. Para tal se adoptó la utilización de técnicas de trayectoria de búsqueda óptimas basadas en programación dinámica [3], siendo estas implementadas a través de un algoritmo de DTW.

Las transformaciones aplicadas en el preprocesamiento de las imágenes generan a una matriz de coeficientes por lo que la comparación entre las mismas se puede considerar como un problema bidimensional. Pero esas mismas características pueden ser encaradas como una serie temporal $S(n)$, $n = 1, 2, \dots, N$, donde $S(n)$ es en general un vector de coeficientes correspondientes a un valor tomado sobre el eje del tiempo de la transformada.

De este modo la comparación entre dos imágenes $P(n)$ y $T(m)$ se reduce a la comparación entre dos series temporales, problema que puede ser resuelto empleando a los algoritmos de DTW unidimensionales desarrollados.

Al implementar el algoritmo de DTW es necesario considerar a varios elementos, tales como la definición de una medida de distancia local entre dos vectores de coeficientes, la definición de una medida de distancia global entre dos patrones y algunas restricciones a la trayectoria de búsqueda. Al considerar a dichos elementos se tuvo en cuenta lo propuesto por Sakoe y Chiba [4], lo que, dados dos patrones P y T representados por las correspondientes series temporales $P(i)$ y $S(j)$, siendo $i = 1, 2, \dots, N$ y $j = 1, 2, \dots, M$, se puede resumir en lo siguiente:

- Como medida de la distancia entre dos vectores de coeficientes \mathbf{p}_i y \mathbf{t}_j se considera la norma euclidiana de la diferencia entre los mismos,

$$d(i, j) = \|\mathbf{p}_i - \mathbf{t}_j\|$$

- La distancia normalizada entre los patrones P y T se calcula como

$$D(P, T) = \frac{1}{N} \min_{(k, l) \in \{1, \dots, N\} \times \{1, \dots, M\}} \left[\sum_{k=1}^K d(i(k), j(k)) \cdot w(k) \right]$$

donde $w(k)$ es un factor de peso que se determina como

$$w(k) = (i(k) - i(k-1)) + (j(k) - j(k-1))$$

- Se realiza un proceso de búsqueda completa al largo del espacio de búsqueda, es decir,

$$i(1) = j(1) = 1, i(k) = N \text{ y } j(k) = M$$

- Como restricción local a la trayectoria se considera que el alcance de un punto (n, m) es posible solamente a partir de los puntos $(n-1, m-1)$, $(n-1, m-2)$ y $(n-2, m-1)$; la trayectoria a partir del punto $(n-2, m-1)$ debe seguir a través de un punto intermedio $(n-1, m)$ y la trayectoria a partir de $(n-1, m-2)$ a través del punto $(n, m-1)$, figura 2.
- La búsqueda se realiza en el caso de los puntos que se encuentren en el interior de la ventana delimitada por $|i(k) - j(k)| \leq r$.

El problema formulado es resuelto con recurso a la programación dinámica empleando el algoritmo propuesto por Sakoe y Chiba [4].

EXPERIMENTOS Y RESULTADOS

Para testar el funcionamiento del clasificador fueron realizadas algunas pruebas de reconocimiento de las imágenes disponibles. En el proceso de reconocimiento los patrones de entrada son incluidos en la categoría correspondiente al prototipo para el cual se computa la menor distancia utilizando el algoritmo implementado.

Para la experimentación se contó con un conjunto de 130 imágenes, de las cuales una de cada tipo fue utilizada como prototipo en cada momento y las restantes 125 como patrones de test.

En los mismos se trató de verificar la efectividad de la clasificación obtenida, expresa a través de su tasa de éxito, o sea, el porcentaje de coincidencias entre la clasificación efectuada y la esperada por un experto.

Por otro lado, se trató de evaluar el tiempo de procesamiento, o sea, el tiempo transcurrido desde la recepción de la señal hasta la devolución del resultado en la etapa de clasificación, es decir, sin incluir el tiempo necesario a la obtención de las transformadas wavelet de las señales.

En los experimentos fueron considerados como parámetros el conjunto de señales seleccionadas como prototipos y el tamaño de la ventana de ajustamiento (r), el cual limita de forma global el espacio de búsqueda en la implementación del algoritmo de programación dinámica.

A continuación se hace la descripción de los experimentos efectuados y los resultados obtenidos.

Experimento 1

En este se efectuó un total de diez ejecuciones al programa de demostración seleccionándose los prototipos de manera aleatoria en cada una de ellas, manteniéndose fijo el valor del tamaño de la ventana de ajustamiento ($r = 2$), y se observó la cantidad de aciertos obtenidos en cada caso.

Se puede observar, Tabla 1, que la técnica implementada permite efectuar la clasificación de las señales de estudio, obteniéndose en términos globales una tasa de éxito media de

76,08 %; en el mejor de los casos se ha obtenido una tasa de 92,00 % mientras que en el peor una tasa de 48,00 %.

En la misma también se puede observar una alta variabilidad en la cantidad de aciertos obtenidos en cada caso lo que hace suponer la existencia de una alta dependencia entre la tasa de éxito de la clasificación y la selección de las señales utilizadas como prototipos.

Experimento 2

En este se trató de verificar de qué manera dependen la tasa de éxito y el tiempo de procesamiento del tamaño de la ventana de ajustamiento. Para tal se consideró a un conjunto fijo de prototipos y con estos se efectuaron varias ejecuciones, con distintos valores del tamaño de la ventana, determinándose en cada caso la tasa de éxito correspondiente y el tiempo de procesamiento.

De referir que el tiempo de procesamiento presentado corresponde a la media del intervalo de tiempo que el clasificador necesita para procesar un conjunto de cinco imágenes, una de cada tipo, pasadas al clasificador en simultáneo. Como es natural estos resultados son dependientes del hardware utilizado; para referencia, los mismos fueron obtenidos en una computadora Intel Core Duo CPU T2350 a 1,86 GHz con 2048 Mb de memoria RAM.

En la Tabla 2 se presentan los referidos resultados. Se puede ver en la misma que la tasa de éxito no se altera con la variación del tamaño de la ventana mientras que el tiempo de procesamiento sí, se va incrementando con el aumento del tamaño.

CONCLUSIONES

De los resultados obtenidos fue posible extraer las siguientes conclusiones:

- La técnica de clasificación empleada permite el reconocimiento de las imágenes del DST obteniéndose en los testes efectuados una tasa de éxito media de 76,08 %.
- La efectividad del clasificador es influenciada de forma considerable por la selección de los prototipos por lo que es necesario un entrenamiento cuidadoso para que se pueda seleccionar a los prototipos que garanticen un rendimiento óptimo, siendo recomendable la implementación de estrategias de selección automatizadas de los mismos.
- La tasa de éxito no es influenciada por la selección del tamaño de la ventana de ajustamiento mientras que es notoria la influencia en el caso del intervalo de tiempo consumido en la clasificación de las imágenes.
- La utilización de un valor de 2 o 3 para el tamaño de la ventana de ajustamiento permite el manejo de posibles distorsiones de las imágenes por el clasificador sin sacrificar demasiado a las performances en cuanto al tiempo de procesamiento.
- Se puede apuntar como direcciones de estudios futuros la búsqueda de implementaciones de

algoritmos de DTW que permitan potenciar al rendimiento en la clasificación.

REFERENCIAS

1. **Farias, G., Santos, M., Marrón, J. L., Dormido-Canto, S.**, “Determinación de Parámetros de la Transformada Wavelets para la Clasificación de Señales del Diagnóstico del Scattering Thomson”, en *XXV Jornadas de Automática*, Ciudad Real (España), 2004, ISBN: 84-688-7460-4
2. **Farias, G., Dormido, R., Santos, M., Duro, N.**, “Image Classifier for the TJ-II Thomson Scattering Diagnostic: Evaluation with a Feed Forward Neural Network”; 2006
3. **Theodoridis, S. y Koutroumbas, K.**, *Pattern Recognition*, 2nd Ed. San Diego: Elsevier Academic Press, 2003
4. **Sakoe, H. y Chiba, S.**, “Dynamic Programming Algorithm Optimization for Spoken Word Recognition”, *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vol. ASSP-26, (1), 1978
5. **Art, L. y Mach, H.**, *Dynamic Programming A Computational Tool*. New York: Springer-Verlag, 2007
6. **Boggess, A. y Narcowich, F. J.**, *A First Course in Wavelets with Fourier Analysis*. New Jersey: Prentice-Hall, 2001
7. **Misiti, M., Oppenheim, G., Poggi, J. y Misiti, Y.**, *Wavelet Toolbox User's Guide (V.4)*. The MathWorks, Inc., 1997-2008
8. **Myers, C., Rabiner, L. R. y Rosenberg, A. E.**, “Performance Tradeoffs in Dynamic Time Warping Algorithms for Isolated Word Recognition”, *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vol. ASSP-28, (6), 1980
9. **Vega, J. et ali**, “Application of Intelligent Classification Techniques to the TJ-II Thomson Scattering Diagnostic”, 2005

AUTORES

Lázaro Emilio Makili es Licenciado en Ciencias Pedagógicas en la Especialidad de Física y Astronomía por el Instituto Superior Pedagógico “Enrique José Varona” desde 1991, posee el Diploma de Estudios Avanzados en Ingeniería de Sistemas y Automática por la Universidad Complutense de Madrid desde 2009 y es doctorando en Ingeniería de Sistemas y Automática en la Universidad Nacional de Educación a

Distancia (UNED) - España. Actualmente es docente del Instituto Superior Politécnico de la Universidad Katyavala Bwila de Angola con la categoría de Asistente. Tiene su interés centrado en los sistemas de aprendizaje automáticos y la simulación de sistemas físicos.

Sebastián Dormido-Canto es ingeniero industrial desde 1994 por la Universidad de Comillas - ICAI en la especialidad de Electrónica (Madrid -España). Se doctoró en Ciencias Físicas en 2001 en la UNED. Actualmente es Profesor Titular en el Departamento de Informática y Automática de la UNED. Sus áreas de interés se centran en: control automático de sistemas, laboratorios remotos y virtuales, programación paralela y reconocimiento y clasificación de patrones.

Jesús A. Vega Sánchez estudió Ciencias Físicas (Física Fundamental) en la Universidad Complutense de Madrid y se doctoró en la Universidad Nacional de Educación a Distancia (España). En la actualidad es Jefe de Unidad en el Laboratorio Nacional de Fusión por Confinamiento Magnético en el CIEMAT (Madrid, España). Sus áreas de interés son los sistemas de aprendizaje automático y los sistemas de control y adquisición de datos para entornos de fusión nuclear.

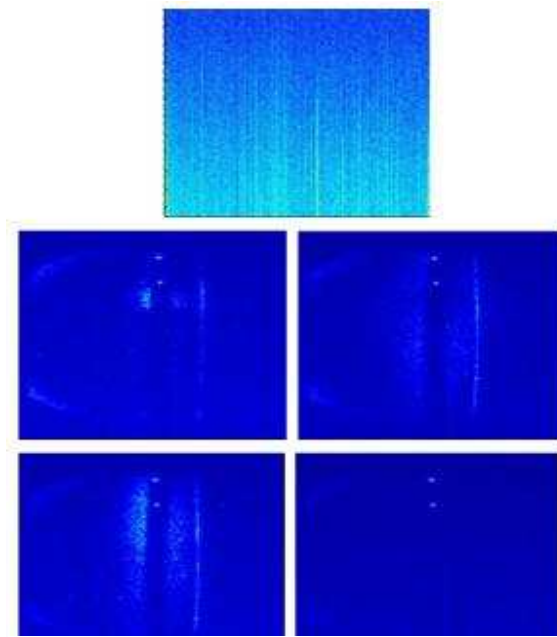


Figura 1: Patrones de imágenes del TJ II. De izquierda a derecha y de arriba a abajo: BKGND, COFF, ECH, NBI Y STRAY

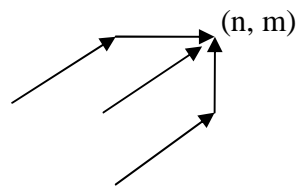


Figura 2: Restricciones locales a la trayectoria de búsqueda

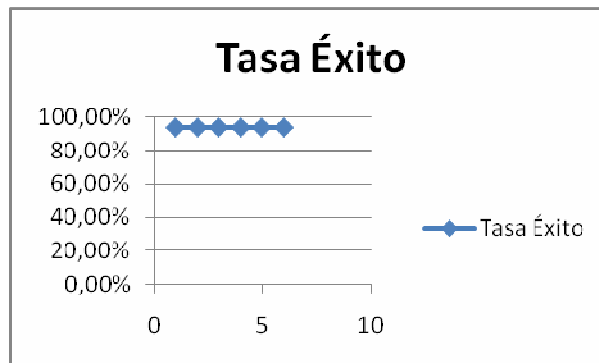


Figura 3: Tasa de éxito vs tamaño de la ventana

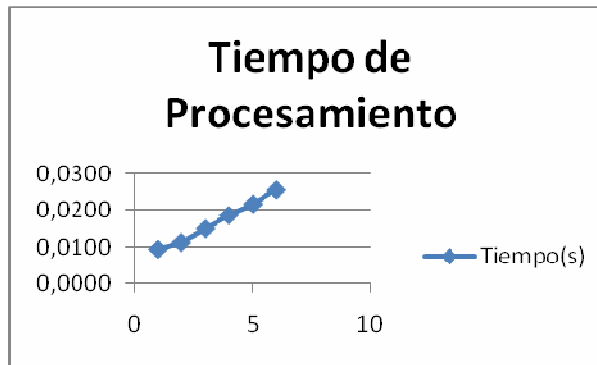


Figura 4: Tiempo de procesamiento vs tamaño de la ventana

Tabla 1: Eficiencia del clasificador vs selección de los prototipos

Corrida	Global	
	Aciertos	Tasa Éxito
1	60	48,00%
2	100	80,00%
3	115	92,00%
4	111	88,80%
5	91	72,80%
6	110	88,00%
7	80	64,00%
8	94	75,20%
9	102	81,60%
10	88	70,40%
Mejor	115	92,00%
Peor	60	48,00%
Media	95,1	76,08%

Tabla 2: Tasa de éxito y tiempo de procesamiento vs tamaño de la ventana

r	Aciertos	Tasa Éxito	Tiempo(s)
1	117	93,60%	0,0094
2	117	93,60%	0,0112
3	117	93,60%	0,0150
4	117	93,60%	0,0187
5	117	93,60%	0,0218
6	117	93,60%	0,0256