



## UNA RED NEURONAL PARA EL RECONOCIMIENTO DE CURVAS DE BRAGG SINTETICAS.

AUTORES : MA. ROCIO REYNOSO V.

J. JAIME VEGA C

JORGE FERNANDEZ A.

ERNESTO BELMONT M.\*

RAFAEL POLICRONIADES R

ELIUD MORENO B.

INSTITUCION I.N.I.N.

\*IFUNAM

**INTRODUCCION.**

Las cámaras de ionización han obtenido creciente importancia para la identificación de reacciones de iones pesados, por su versatilidad, capacidad de adaptación a cualquier geometría deseada, bajo costo y largo tiempo de vida. En este proyecto se emplea una forma alternativa de uso de una cámara de ionización llamada Espectroscopia de Curva de Bragg (ECB), conceptualmente ECB involucra el uso de la máxima cantidad de datos disponibles a partir de la Curva de Bragg (CB).

El detector cuyo esquema se muestra en la Figura 1 se usa para medir el poder de frenado específico de iones. En el interior del espectrómetro hay un gas el cual sirve para ir reduciendo la energía cinética de los iones, hasta detenerlos completamente. La energía cinética que van perdiendo los iones al frenarse, se emplea en ionizar las moléculas del gas. Un campo eléctrico en el interior del detector permite colectar, en el ánodo, los electrones producto de la ionización del gas. De esta manera es posible obtener una señal de corriente, la cual es una medida del perfil de ionización producido por el ion que se quiere identificar, el cual a su vez, es una medida del poder de frenado específico para esta combinación del ion y del gas. A este tipo de curvas (poder de frenado específico versus energía) se le denomina Curva de Bragg (CB). En la Figura 2 se muestran CB que corresponden a Mn, Fe, Co, Ni, Zn y Ga o sea  $Z = 25, 26, 27, 28, 29, 30$  y  $31$ .

Como es claro estas curvas presentan un máximo el cual es conocido como Pico de Bragg (PB). La amplitud del PB es una función monótona creciente de  $Z$ , lo que nos permite identificar elementos mediante su medición.

Este detector es relativamente insensible a los efectos de radiación y se pueden lograr grandes ángulos sólidos fácilmente.

Se ha visto la conveniencia de que la corriente de ionización se digitalice para obtener una mayor resolución en la identificación, esto requiere una electrónica capaz de medir y guardar la CB, en la Figura 3 se muestra una comparación de las técnicas analógica (tradicional) y digital (recién desarrollada) sin usar redes neuronales, en el análisis de los productos de reacción del  $O^{16}$  de 75 MeV sobre un blanco de  $C^{12}$ . Muchos eventos son procesados inadecuadamente al usar el método analógico. Lo grave de esto, es que como en este método no se cuenta más que con la amplitud del PB y la energía (E), no es posible entender cual fue la causa del mal procesamiento en cuestión. En el caso digital se cuenta con la CB lo cual hace posible el tratar de entender cualquier anomalía involucrada con algún evento dando la oportunidad de corregirlo.

El análisis digital en la ECB consume mucho tiempo de computadora debido al volumen tan grande de eventos que normalmente corresponde a un experimento típico en este campo (algunos millones de eventos). Se requiere una alternativa más rápida para el análisis de las señales involucradas.

Una de las opciones para mejorar esta técnica es la posibilidad de usar redes neuronales con el propósito de identificar la CB es decir un problema de reconocimiento de patrones, para lo cual las redes neuronales han demostrado ser eficientes.

## **DESARROLLO .**

En relación a la ECB el mapeo es el espacio de la CB, (vista esta como puntos de un espacio cuya dimensión es igual al tamaño de la digitalización), a un espacio en los que las *coordenadas de los puntos son cantidades físicas que son relevantes al experimento*. Por ejemplo en relación a un ECB los parámetros relevantes a extraer son : el número atómico , Z, o amplitud del PB, la E o el área bajo la CB y finalmente, el alcance R de los iones al penetrar el medio gaseoso en el interior del espectrómetro.

El mapeo resultante es claramente continuo y diferenciable y la habilidad de los perceptrones multicapas para aproximar cualquier mapeo continuo lo hizo un candidato excelente para aproximar nuestra CB utilizando una regla de aprendizaje tipo Backpropagation (BP), ya que la función sigmoide que este utiliza satisface la condición de función no constante, monótona, creciente y continua.

Y tratando de analizar las ventajas y desventajas de otras arquitecturas de redes neuronales se eligió también un modelo de aprendizaje no supervisado y auto-organizable propuesto por Kohonen.

Como primer paso para el reconocimiento de la CB se generaron curvas sintéticas determinando un conjunto de primitivas en términos de las cuales los patrones pueden ser descritos . Estas primitivas proporcionan una descripción compacta de la CB en términos de las tres partes de que consta el intervalo de energías :

1.- Un intervalo central que se extiende desde el valor de la energía en el cual la pendiente de la CB alcanza su máximo (en el lado de baja energía), hasta la energía en la cual la pendiente de la CB alcanza su mínimo (en el lado de alta energía).

2.- Un pequeño intervalo en el lado de baja energía que toma en cuenta la rápida subida de la CB.

3.- Un pequeño intervalo en el lado de alta energía que toma en cuenta el efecto de la electrónica sobre la señal que pasa de cero a cierto valor.

Como siguiente paso se determinaron parámetros como pendiente y ordenada al origen para representar las primitivas para el reconocimiento de patrones y alimentarle a la red conjuntos de coordenadas por ahora 16, para abreviar procesamiento, que representan CB de diferentes Z. (de 8 en adelante).

La red de Kohonen ajusta pesos de 100 nodos en un arreglo de 10 x 10 y normaliza tanto el vector de entrada como el de pesos, ajustando el nodo ganador y los ocho nodos que lo rodean. La red detecta la existencia de clusters que corresponden a cada patrón, por lo pronto se minimiza la distancia de Euler.

La red de BP explora la regla delta generalizada, para el aprendizaje supervisado, la salida deseada se asocia únicamente a Z. Se tiene la posibilidad de especificar la estructura de la red y el método para efectuar la minimización es el del gradiente descendente.

Ambos programas están escritos en C y hasta ahora se ha usado una PC para el procesamiento.

## **RESULTADOS Y CONCLUSIONES.**

En esta primera etapa se concluyó que las CB sintéticas que se construyeron son buenos patrones para el reconocimiento.

La velocidad de reconocimiento en ambos modelos BP y Kohonen fue comparada resultando más rápida BP pero necesita más recursos computacionales.

El error de reconocimiento varía de una Z a otra por lo que debe optimizarse el cálculo del mínimo.

Ya que se cuenta con recursos suficientes el paradigma con más posibilidades es BP pero no se descartará el auto-organizable ya que presenta ventajas para absorber variaciones no predichas en los patrones.

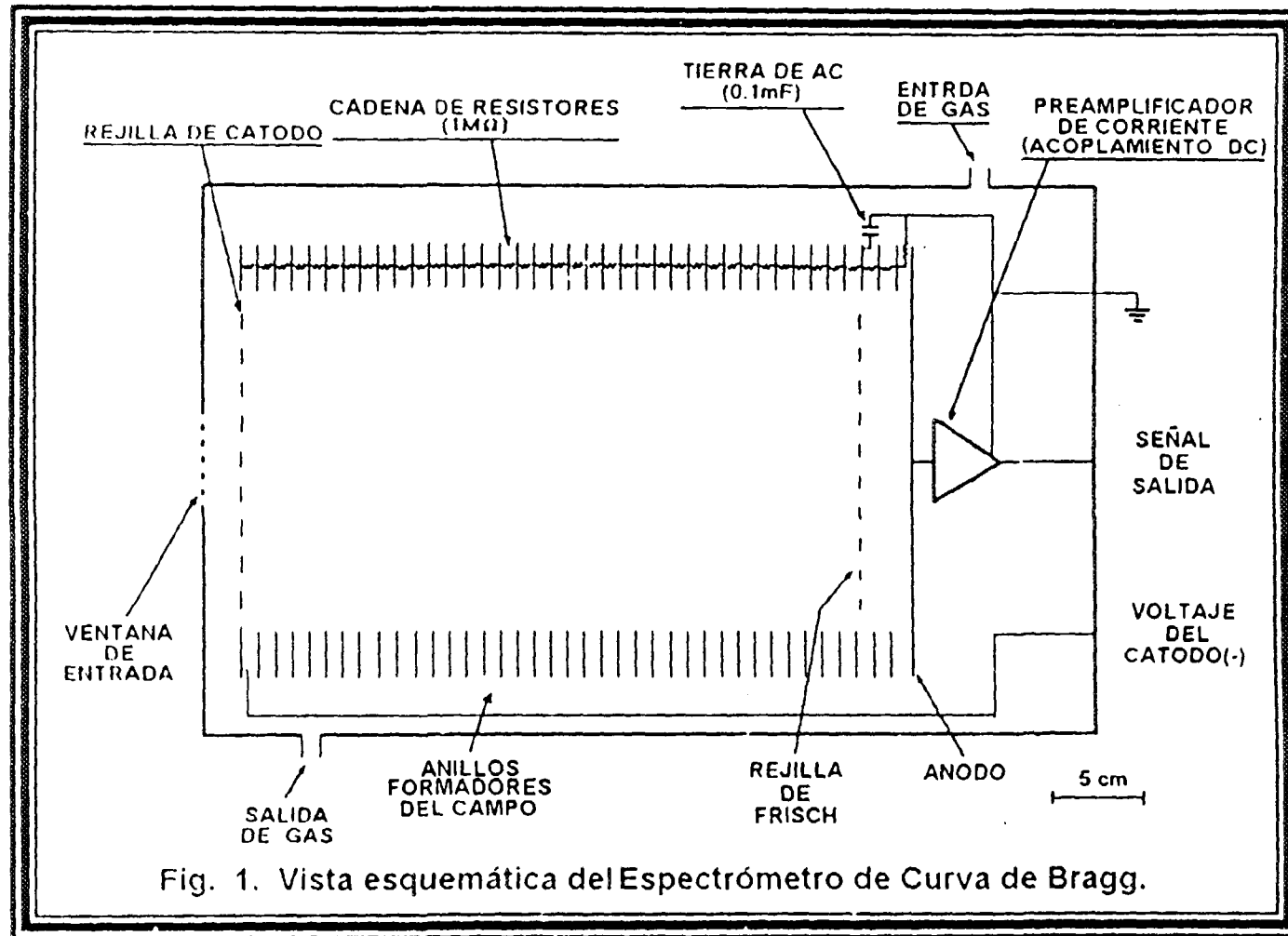
## BIBLIOGRAFIA.

- [1] C. R. Gruhn, M. Binini, R. Legrain, R. Loveman, W. Pang, M. Roach, D.K. Scott, A. Shoter, T.J. Symons, J. Wouters and M. Zisman. R. Devries, Y.C. Peng and W. Sondheim. "Bragg Curve Spectroscopy". Nuclear Instruments and Methods, 1992, No. 196: p. 33-40.
- [2] Ch. Schiessl, W. Wagner, K. Hartel, P. Kienle, H.J. Körner, W. Mayer and K.E. Rehm. "A Bragg-Curve Spectroscopy Detector". Nuclear Instruments and Methods, 1982, No. 192: p. 291-294.
- [3] J. M. Asselineau, J. Duchon, M. L'Haridon, P. Mosrin, R. Regimbart and B. Tamain. "Performance of a Bragg Curve detector for heavy ion identification". Nuclear Instruments and Methods, 1982, No. 204: p. 109-115.
- [4] H.-G. Ortlepp and A. Romaguera. "Real time digital processing of Bragg ionization chamber signals". Nuclear Instruments and Methods in Physics Research, 1989, No. A276: p. 500-508.
- [5] S. Gazula y J.W. Clark. " Learning and prediction of nuclear stability by neural networks". Nuclear Physics, 1992, No. A540: p. 1-26.
- [6] G. Athanasiu, P. Pavlopoulos y Vlachos. "Real time track identification with artificial neural networks". Nuclear Instruments and Methods in Physics Research, 1993, No. A324: p. 320-329.
- [7] C. Peterson. " Track finding with neural networks". Nuclear Instruments and Methods in Physics Research, 1989, No. A279: p. 537-545.
- [8] W. S. Babbage y L.F. Thompson. "The use of neural networks in discrimination". Nuclear Instruments and Methods in Physics Research, 1993, No. A330: p. 482-486.
- [9] T. Akkila, T. Francke y T. Lindblad. "An analog neural network hardware solution to a Cherenkov ring imaging particle identifier". Nuclear Instruments and Methods in Physics Research, 1993, No. A327: p. 566-572.
- [10] L. Bellantoni, J.S. Conway, J.E. Jacobsen, Y.B. Pan y S.L. Wu. " Using neural network with jet shapes to identify b jets in  $e^+e^-$  interactions". Nuclear Instruments and Methods in Physics Research, 1991, No. A310: p. 618-622.
- [11] T. Akkila, T. Lindblad, B. Lund-Jensen, G. Szekely y Age Eide. "A hardware implementation of an analog neural network for gaussian peak fitting". Nuclear Instruments and Methods in Physics Research, 1993, No. A327: p. 573-579.
- [12] R. Koochi-Fayegh, S. Green, N.M.J. Crout, G.C. Taylor y M.C. Scott. " Neural network unfolding of photon and neutron spectra using an NE-213 scintillation detector". Nuclear Instruments and Methods in Physics Research, 1993, No. A329: p. 269-276.
- [13] J.E. Spencer. "Real-Time application of neural nets." IEEE Transactions on nuclear science, 1989, No. 36: p. 1485-1489.
- [14] D. Cutss, J.S. Hoftun, A. Sornborger, R.V. Astur, C.R. Johnson y R.T. Zeller. "The use of neural networks in the D0 data acquisition system". IEEE Transactions on nuclear science, 1989, No. 36: p. 1490-1493.

- [15] W.F.S. Poehlman y J.W. Stark. "Integrating knowledge-based systems into operations at the McMaster University FN Tandem accelerator laboratory". IEEE Transactions on Nuclear science, 1989, No. 36: p. 1494-1498.
- [16] R.N. Knowles, R. Foster, N. Ho y J. Kroma. "Expert Systems tactics in fastbus segment interconnect modules (Lessons so far in the sides project)". IEEE Transactions on nuclear science, 1989, No. 36: p. 1494-1501.
- [17] Y. D'Antone, P. Matteuzzi, G. Sanzaani. "An Expert diagnostic system for the macro experiment at the Gran Sasso laboratory". IEEE Transactions on nuclear science, 1989, No. 36: p. 1502-1507.
- [18] G. Deconninck, F. Bodart. "Health-related monitoring of trace element pollutants using nuclear techniques". IAEA-TECDOC-330, 1985, p. 53-57.
- [19] J. Baijot-Stroobants, J. Vreven. "Analyse in vivo du Fluor et d'autres elements dans L'email dentaire humain". Iaea- sm- 227/99, 1979, P. 395-406.
- [20] G.F.A. Mortier, C. Gillet, J. Lefebure. "Trace-element analysis and electrochemical studies of microquantities of biological samples by prompt atomic and nuclear reactions". IAEA- SM- 157/73. P. 23-28.
- [21] J. J. Vega Castro, J. A. Aspiazu Fabián. "Sistema de microhaz del acelerador Tandem". Informe técnico CA- 95- 27, Julio de 1995.
- [22] M.F. Vineyard, B.D. Wilkins, D.J. Henderson, D.G. Kovar, C. Beck, C.N. Davids y J.J. Kolata. "Performance of a Bragg-Curve Spectrometer". Nuclear Instruments and Methods, 1987, No. A255: p. 507.
- [23] J.M. Asselineau, J. Duchon, M. L Haridon, P. Mosrin, R. Reginbart y B. Tamain. "Performance of a Bragg Curve Detector for Heavy Ion Identification". Nuclear Instruments and Methods, 1982, No. 204: p. 109-115.
- [24] A. Moroni, I. Iori, L.Z. Yu, G. Prete, G. Viesti, F. Gramenga y A. Dainelli. "Position sensitive and Bragg Curve Spectroscopy Detector System". Nuclear Instruments and Methods, 1984, No. 225: p. 57-64.
- [25] R. Kotte, H.-J. Keller, H.-G. Ortlepp y F. Stary. "Bragg Peak Spectroscopy of Low Energy Heavy Ions". Nuclear Instruments and Methods, 1987, No. A257: p. 244-252.
- [26] J.J. Vega, J.J. Kolata, W. Chung, D.J. Henderson y C.N. Davids. "Bragg Curve Spectroscopy and Digital Processing". Memorias del XIV Symposium on Nuclear Physics, Cuernavaca, México, 7-10 enero World Scientific, 1991, p. 221-230.
- [27] D.E. Rumelhart and J.L. McClelland, Parallel Distributed Processing: Explorations of the Microstructures of Cognition, Vols. I,II,III. MIT Press, 1986.
- [28] G. Cybenko, "Approximation by superposition of a sigmoidal function". Mathematics of Control, Signals and Systems, 1989, Vol 2: p. 303-314.
- [29] K. Funashi, "On the approximate realization of continuous mappings by neural networks".

Neural Networks, 1989, Vol 2: p. 183-192.

- [30] K. Hornik, M. Stinchcombe y H. White. "Multilayer feedforward networks are universal approximations". Neural Networks, 1989, Vol 2: p. 359-366.
- [31] J.B. Lister, H. Schnurrenberger, N. Staeheli, N. Stockhammer, P.A. Duperrex & J.-M. Moret. "Neural Networks in Front-End Processing and Control". IEEE, 1992, p. 49-57.
- [32] James A. Freeman and David M. Skapura. Addison- Wesley Publishing.



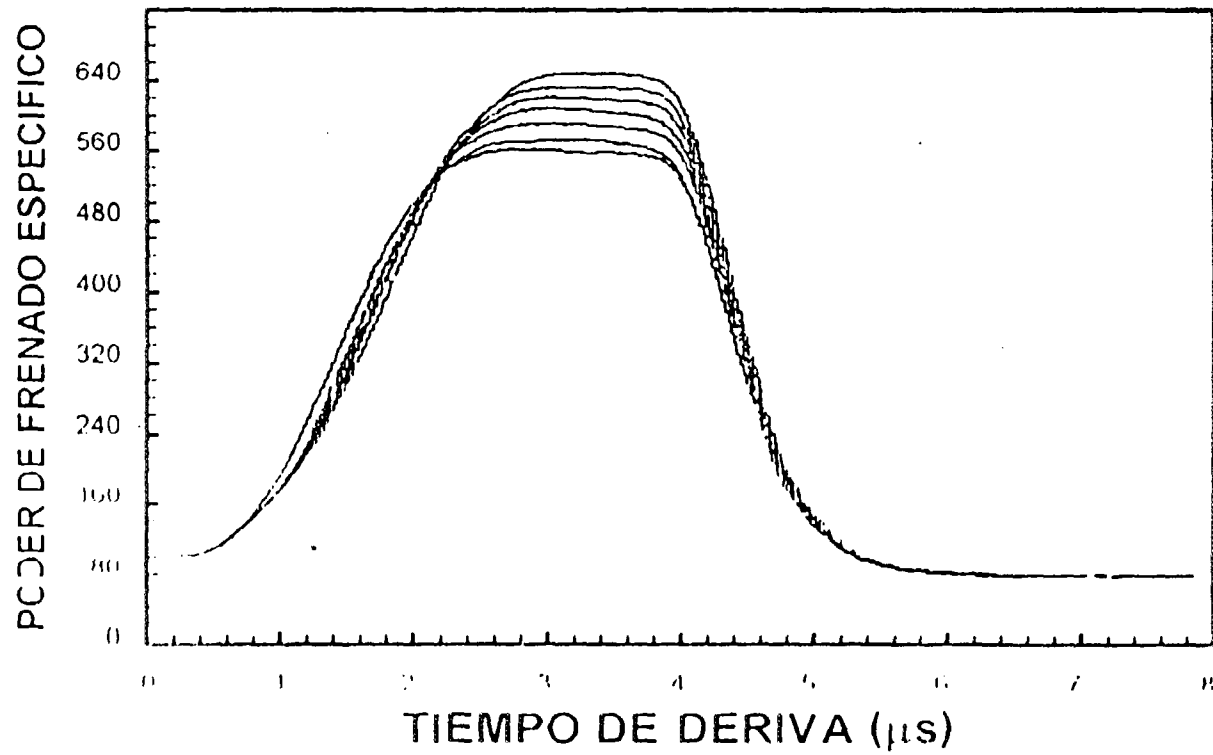


Fig. 2. Curvas de Bragg correspondientes a  $Z=25, \dots, 31$ .



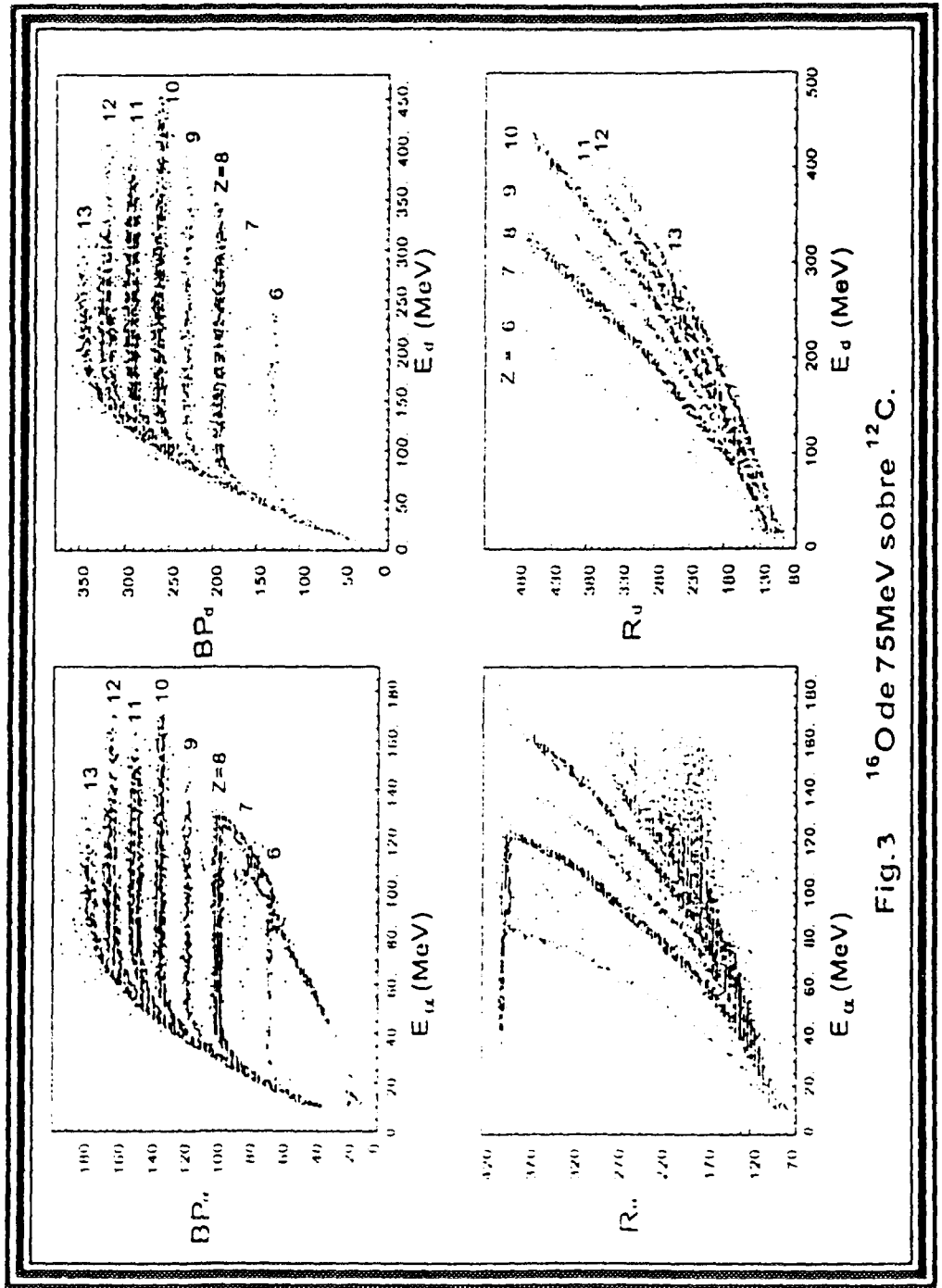


Fig.3  $^{16}\text{O}$  de 75MeV sobre  $^{12}\text{C}$ .