



II

Taller Iberoamericano de Reconocimiento de Patrones

La Habana, Cuba
Marzo 24-28, 1997

Memorias

TIARP 97

imagen en un conjunto totalmente ordenado. E. Alba Cabrera (Instituto de Cibernética, Matemática y Física, Cuba)	
2.3 Un modelo de estructuración conceptual. J. Francisco Martínez Trinidad (Centro de Investigación en Computación, IPN, México), José Ruiz Shulcloper (Centro de Investigación en Computación, IPN, México; Instituto de Cibernética, Matemática y Física, Cuba)	113
2.4 Analogías entre objetos simbólicos. José Ruiz Shulcloper (Centro de Investigación en Computación, IPN, México; Instituto de Cibernética, Matemática y Física, Cuba), Martín Chac Kantún (Centro de Investigación en Computación, IPN, México)	125
2.5 Modelos algorítmicos paralelos y distribuidos para el cálculo de testores típicos. G. Sánchez Díaz, M. Lazo (Centro de Investigación y de Estudios Avanzados, IPN, México; Instituto de Cibernética, Matemática y Física, Cuba), J. García Fernández (Benemérita Universidad Autónoma de México)	135
2.6 Un nuevo algoritmo de escala exterior para el cálculo de testores típicos. Irene Olaya Ayaquica Martínez (Benemérita Universidad Autónoma de México), Verónica Jiménez Jacinto (Universidad Tecnológica "Fidel Velazquez", México)	141
2.7 Programación paralela de un algoritmo para el cálculo de testores con pvm. Mario Farías-Elinos (Centro de Investigación y de Estudios Avanzados, IPN; Laboratorio del Centro de Investigación, Universidad La Salle, México); Patricia Rayón (Centro de Investigación en Computación, México); M. Lazo Cortés (Centro de Investigación y de Estudios Avanzados, IPN, México; Instituto de Cibernética, Matemática y Física, Cuba)	149
2.8 Un enfoque para el procesamiento de variables n-dimensionales en diagnóstico médico. Martha Ortiz Posadas (Universidad Autónoma Metropolitana Iztapalapa; Centro de investigación y de Estudios Avanzados, México), José Ruiz Shulcloper (Centro de Investigación en Computación, IPN, México; Instituto de Cibernética, Matemática y Física, Cuba)	157
2.9 Aspectos metodológicos generales para la construcción de funciones de pertenencia que definen conjuntos difusos. V.M. Pérez, M. Lazo (Instituto de Cibernética, Matemática y Física, Cuba)	169
2.10 Clasificación colectiva: una alternativa válida para la clasificación de objetos. A. Riquenes, E. Alba (Instituto de Cibernética, Matemática y Física, Cuba)	179

3 SISTEMAS Y APLICACIONES

3.1 Una aproximación a los rostros en varios planos. W. Walterio Mayo (Centro de Investigación y Desarrollo Académico, Universidad Nacional Autónoma de México)	
3.2 A new method for image recognition through a logical approach. Garay Cosío (Escuela de Ingeniería, Universidad Nacional Autónoma de México), José Ruiz Shulcloper (Centro de Investigación en Computación, IPN, México; Instituto de Cibernética, Matemática y Física, Cuba)	
3.3 Generación de imágenes de texto. Segovia (Instituto Nacional de Investigaciones Científicas y Tecnológicas de Toluca, México)	
3.4 Codificación de imágenes de sub-banda por métodos de separables. Albaladejo, Úgalde, Miguel (Instituto Nacional de Investigaciones Científicas y Tecnológicas de Toluca, México)	
3.5 Evaluación de la capacidad de paladar utilizando métodos de procesamiento de imágenes. Ortiz (Universidad Nacional Autónoma de México y de Estudios Avanzados, IPN, México; Instituto de Cibernética, Matemática y Física, Cuba)	
3.6 Electrodiagnóstico de Reconocimiento de Patrones. Universidad Autónoma de Puebla, Estudios Avanzados, IPN, México; Instituto de Cibernética, Matemática y Física, Cuba)	
3.7 Zonación sistémica de clasificación lógica. Matemática y Física, IPN, México; Instituto de Cibernética, Matemática y Física, Cuba)	
3.8 Evaluación de la capacidad de paladar utilizando métodos de procesamiento de imágenes. Ortiz (Universidad Nacional Autónoma de México y de Estudios Avanzados, IPN, México; Instituto de Cibernética, Matemática y Física, Cuba)	

PROGRAMACIÓN PARALELA DE UN ALGORITMO PARA EL CÁLCULO DE TESTORES CON PVM

MARIO FARIAS-ELINOS
PATRICIA RAYÓN-VILLELA
MANUEL LAZO-CORTÉS

RESUMEN

El presente trabajo muestra un programa que emplea técnicas de programación paralela, el cual permite realizar el cálculo de testores en un tiempo mucho menor que los algoritmos convencionales o seriados. Puesto que en este tipo de algoritmos se emplean cálculos con una complejidad exponencial, se consideran problemas NP completos (su solución se obtiene en un tiempo No Polinomial), característica que los hace aptos a ser resueltos aplicando técnicas de programación paralela.

INTRODUCCIÓN

Un testor se puede definir como el conjunto mínimo de rasgos o variables con los cuales se puede distinguir un objeto de cualquier otro dentro de un problema de clasificación supervisada.

En un inicio se le conoció bajo el nombre de *test* (*Prueba*), término que fue introducido por Cheguis y Yablonskii en 1955 (1), en la ex Unión de Repúblicas Socialistas Soviéticas, quienes se dedicaron a realizar pruebas de interruptores eléctricos para detectar las fallas; posteriormente Zhuravliov (2) en 1965 dio una formalización matemática, creando lo que hoy conocemos como *Testor*, lo que permitió considerar este concepto dentro del terreno de reconocimiento de patrones.

El problema de encontrar los testores puede ser comparable a dividir un número primo entre los valores positivos menores que él; es evidente que entre más grande sea el valor primo, más tiempo se requerirá para dividirlo entre los valores positivos menores.

Para obtener la solución a este problema se requerirá de un tiempo exponencial, debido a que en el cálculo de testores, cada variable i existente implica tener que realizar 2^i cálculos adicionales, lo cual ocasiona que el algoritmo tenga una complejidad $O(2^n)$ y que el tiempo de solución se incremente en forma exponencial.

PROCESAMIENTO PARALELO

El procesamiento paralelo implica tener dos o más procesadores trabajando en forma conjunta sobre un mismo problema, de manera que sea posible la reducción de su tiempo de solución.

La técnica de programación paralela tiene dos objetivos principales:

1. Reducir el tiempo de procesamiento utilizado por un algoritmo convencional.
2. Reducir la complejidad de un algoritmo.

El primero se cumple al momento de paralelizar, pero para el segundo se requieren técnicas de análisis de algoritmos paralelos.

Para llevar a cabo la paralelización hay que tomar en cuenta varias limitaciones, una de las cuales es la independencia de datos; es decir, que en un momento determinado no se esté accediendo a la misma localidad de memoria en forma simultánea, o bien, que no se dependa de un dato inmediato anterior.

Otro aspecto a considerar es la forma en que se dividirá el problema; para ello es necesario conocer la forma en que se maneja la información.

Dentro del procesamiento paralelo existen dos paradigmas (3):

1. Homoparalelismo: Se refiere a dividir el trabajo realizado por un algoritmo en subtarefas idénticas y de igual carga, las cuales se ejecutan en forma simultánea e independiente (ver Figura 1).

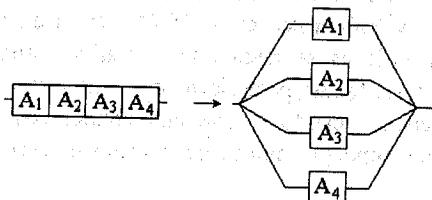


FIGURA 1. Homoparalelismo

2. Heteroparalelismo: Se refiere a dividir el trabajo realizado por un algoritmo en diferentes subtarefas, pudiendo ser éstas de distinta carga, las cuales se ejecutan en forma simultánea e independiente (ver Figura 2).

El algoritmo se pro
Machine - Máquina
varias computadora
única computadora

Los testores, y par
selección de variabl
problema de comple
mos que pretenden s
hasta hoy son serial
dimensiones deja m
paralelo que dismi
CC-DIF(6), que per
sos de Goldman (7).

La solución del pro
cual indica que cada
que cada procesador
po de cómputo.

La idea, dentro del
terísticas mínimas ne

Para reconocer un

- Tipo de
- Color de
- Tipo de
- Tamaño
- Tamaño
- Tipo de
- Color de
- Forma de
- Tamaño

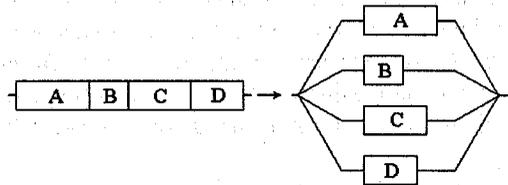


FIGURA 2. Heteroparalelismo

DESARROLLO

El algoritmo se programó en lenguaje C con librerías de PVM (*Parallel Virtual Machine* - Máquina Paralela Virtual) (4), sistema con el cual es posible comunicar varias computadoras UNIX y trabajar con sus procesadores como si existiera una única computadora con varios procesadores.

Los testores, y particularmente los testores típicos, son un útil instrumento para la selección de variables en un problema de clasificación supervisada (5). Éste es un problema de complejidad exponencial, para el cual se han dado diferentes algoritmos que pretenden simplificar la búsqueda. Aún así, todos los algoritmos existentes hasta hoy son seriadados y su eficiencia en algunos casos, para matrices de ciertas dimensiones deja mucho que desear. Es por eso que se desarrolló un algoritmo paralelo que disminuye los tiempos de cálculo; éste está basado en el algoritmo CC-DIF(6), que permite encontrar tanto los testores típicos clásicos como los difusos de Goldman (7).

La solución del problema se programó bajo el paradigma de homoparalelismo, el cual indica que cada procesador existente realiza el mismo trabajo; la diferencia es que cada procesador calcula diferentes testores, con lo que se logra reducir el tiempo de cómputo.

La idea, dentro del campo de reconocimiento de patrones, es encontrar las características mínimas necesarias para poder diferenciar un objeto de otro, por ejemplo:

Para reconocer un rostro podemos considerar las siguientes características:

- Tipo de ojos
- Color del ojo
- Tipo de ceja
- Tamaño de la boca
- Tamaño de los labios
- Tipo de nariz
- Color del pelo
- Forma del mentón
- Tamaño de la frente

Todas éstas son características que se toman en cuenta para poder diferenciar un rostro de otro, pero implica realizar comparaciones exhaustivas, y por lo tanto el proceso a nivel cómputo se hace lento e impráctico. Una forma de resolver este problema es encontrar un subconjunto que contenga un mínimo de características necesarias que permitan diferenciar un rostro de otro; a este subconjunto se le conoce como *testor típico*.

El cálculo de este subconjunto se lleva a cabo a través de una búsqueda exhaustiva, ya que se calculan todas las posibles combinaciones para formar al testor típico.

Estas características pueden agruparse en forma matricial de la siguiente manera:

	X_1	...	X_n
O_1	$X_1(O_1)$...	$X_n(O_1)$
.	.	.	.
.	.	.	.
O_m	$X_1(O_m)$...	$X_n(O_m)$

donde:

O_j representa un objeto, $j=1, \dots, m$.

X_i representa las características del objeto, $i=1, \dots, n$.

A esta matriz se le denomina *matriz de Aprendizaje (MA)*.

A partir de la MA se realizan ciertos criterios de comparación, los cuales son diferentes para cada problema, y se obtiene la *Matriz de Diferencias (MD)*, cuyas filas nos indican qué tanto se asemeja un objeto a otro.

Posteriormente, de la MD se eliminan los renglones repetidos y aquellos que no proporcionan información necesaria para encontrar los testores típicos, ya que en general MD contiene información redundante, se determinan las filas básicas(5) de MD y se desechan las demás.

Una vez que se realiza este proceso, se tiene como resultado una matriz denominada *Matriz Básica* o MB, con la cual podemos iniciar el cálculo de testores con el algoritmo que se menciona más adelante.

Para que un subconjunto de características pueda ser considerada testor, no debe existir algún renglón que tenga valores de cero en las columnas de las características que formen el subconjunto.

El algoritmo utilizado es (8):

Para cada procesador existente:

Paso 1: Se busca el siguiente valor diferente de cero disponible (Pivote) en la MB.

Paso 2: posteriormente se añade a la lista de renglones y se sigue al paso 2.

Paso 3: se buscan los renglones los cuales se agregan a la lista de renglones.

Paso 4: se busca el siguiente valor diferente de cero disponible (Pivote) en la MB.

Paso 4.1: se buscan los renglones compatibles con el pivote.

Paso 4.2: se agregan los renglones compatibles con el pivote a la lista de renglones.

Paso 4.3: se busca el siguiente valor diferente de cero disponible (Pivote) en la MB.

Paso 4.4: se agregan los renglones compatibles con el pivote a la lista de renglones.

Paso 4.5: se busca el siguiente valor diferente de cero disponible (Pivote) en la MB.

Paso 4.6: se agregan los renglones compatibles con el pivote a la lista de renglones.

Paso 4.7: se busca el siguiente valor diferente de cero disponible (Pivote) en la MB.

Paso 4.8: se agregan los renglones compatibles con el pivote a la lista de renglones.

Paso 4.9: se busca el siguiente valor diferente de cero disponible (Pivote) en la MB.

Paso 4.10: se agregan los renglones compatibles con el pivote a la lista de renglones.

Paso 4.11: se busca el siguiente valor diferente de cero disponible (Pivote) en la MB.

Paso 4.12: se agregan los renglones compatibles con el pivote a la lista de renglones.

Paso 4.13: se busca el siguiente valor diferente de cero disponible (Pivote) en la MB.

Paso 4.14: se agregan los renglones compatibles con el pivote a la lista de renglones.

Paso 4.15: se busca el siguiente valor diferente de cero disponible (Pivote) en la MB.

Paso 4.16: se agregan los renglones compatibles con el pivote a la lista de renglones.

Paso 4.17: se busca el siguiente valor diferente de cero disponible (Pivote) en la MB.

Paso 4.18: se agregan los renglones compatibles con el pivote a la lista de renglones.

Paso 4.19: se busca el siguiente valor diferente de cero disponible (Pivote) en la MB.

Paso 4.20: se agregan los renglones compatibles con el pivote a la lista de renglones.

Paso 4.21: se busca el siguiente valor diferente de cero disponible (Pivote) en la MB.

Paso 4.22: se agregan los renglones compatibles con el pivote a la lista de renglones.

Paso 4.23: se busca el siguiente valor diferente de cero disponible (Pivote) en la MB.

Paso 2: Se agrega el Pivote a la lista del candidato a testor; posteriormente se verifica si el Pivote es un testor, y si lo es, se añade a la lista de testores y se salta al paso 5; de no ser así se sigue al paso 3.

Paso 3: Se obtiene una lista de los renglones causantes por los cuales el Pivote no fue testor y se inicializa a 1 el valor de j.

Paso 4: Para el j-ésimo renglón causante:

Paso 4.1: Se busca el primer valor diferente de cero que sea compatible con los valores en la lista del dato a testor; si es compatible, se agrega a la lista de candidato y se salta al paso 4.2.; de no ser así, se salta al paso 4.4.

Paso 4.2: Se verifica si el candidato es un testor. Si es testor, se agrega a la lista de testores y se va al paso 4.4. de no ser así se busca en los renglones culpables a los nuevos culpables y se pasa en forma recursiva al paso 4.

Paso 4.3: Se obtiene de la lista de candidatos el valor más reciente y se va al paso 4.5.

Paso 4.4: Se busca en el j-ésimo renglón otro valor diferente de cero y se va al paso 4.2

Paso 4.5: Se incrementa el valor de j.

Paso 5: Se obtiene el siguiente 1 disponible en MB y se va al paso 2.

Los subpasos de 4 se realizan en forma recursiva, haciendo posible guardar la lista de renglones y pasar al siguiente renglón sin tener que volver a crear la lista.

Las únicas variables compartidas son: la que indica cuál es el siguiente Pivote disponible y los apuntadores de la lista de testores. Para evitar los problemas de acceso simultáneo por parte de dos o más procesadores a dichas variables, la implementación del algoritmo se realiza a través de semáforos, evitando así caer en *dead-lock* o *candado mortal*.

En el momento de llevar a cabo la concatenación de la lista se verifica que el nuevo testor aún no haya sido incluido: de ser así, se agrega, y de lo contrario, se desecha. Esto es con el fin de no tener testores repetidos, ya que este algoritmo encuentra todos los testores y algunas de sus permutaciones.

La idea de verificar si es testor se encuentra en la lista de renglones culpables, es evitar comparaciones innecesarias que incrementen la complejidad, además de que se garantiza que únicamente se encontrarán nuevos culpables en los renglones ya culpables.

RESULTADOS

Se instaló el PVM (4) en 3 computadoras UNIX; en una SPARCstation-20, en una SPARCclassic (éstas dos con procesadores SuperSPARC v.8) y en una AlphaServer 4100 (con dos procesadores Alpha AXP); lo cual permite trabajar con 4 procesadores en paralelo.

Los testores tienen entre sus aplicaciones principales la reducción del espacio de representación de los objetos y la evaluación de la relevancia de los rasgos que permiten describir a los mismos. Algunos problemas en los cuales se pueden utilizar o se han utilizado son: la reducción de los índices a evaluar para la identificación de diferentes herramientas de trabajo, tales como: tijeras, cuchillos, trinchas, palas, entre otras. En este problema es importante encontrar una combinación suficientemente pequeña de variables a medir, pues se pretende que la clasificación de un objeto se haga consumiendo un tiempo mínimo. Este problema ha sido planteado pero aun no está resuelto.

Otro problema que podemos mencionar, en el que utilizó esta herramienta fue dentro del campo de la medicina, para hacer un estudio de los factores que intervienen en el problema de la lactancia materna. inmediatamente después del parto; para el estudio de este problema se generó una matriz con 60 características, las cuales para llevar a cabo el procesamiento generaba un número muy grande de comparaciones. Aquí el objetivo de encontrar los testores era para la determinación de la relevancia de las variables.

Un tercer problema está relacionado con el diagnóstico médico de enfermedades neuromotoras, donde se definieron 105 variables, lo cual ha hecho prácticamente imposible la tarea de hallar los testores típicos, para este problema. el interés en este caso de hallar los testores típicos es para construir el sistema de conjuntos de apoyo para el algoritmo de clasificación, así como para obtener los pesos informacionales de las variables.

Para la ejecución del programa se generaron dos matrices básicas, una de 60 columnas y otra de 132, los resultados alcanzados se muestran en la siguiente tabla. Se pudo observar que el tiempo del cálculo de testores típicos se redujo considerablemente en un 65% aproximadamente.

Uno de los problemas existentes hasta el momento portan aun trabajo.

Uno de los problemas no se tiene controlador.

Un factor ventajoso en una computadora, es decir, y por lo tanto el costo de usar todos los procesadores.

Existe un acceso directo para encontrar una solución.

Se observa que se puede solucionar problemas.

Se sugiere que se use mucho menor del tiempo de técnicas de paralelismo.

Este trabajo fue financiado por el proyecto No. 211088.

1. Chegis, I.A. y V. Uspieji Matemática.
2. Dmitriev, A. N., Aspectos de la clasificación, pp. 3-15, 1966.

No. de variables	80486	SPARC v.8	PVM
60	168 hrs.	132 hrs.	86 hrs.
132	584 hrs.	456 hrs.	298 hrs.

CONCLUSIONES

Uno de los problemas que existen para el cálculo de testores, es que los algoritmos existentes hasta el momento trabajan bajo la filosofía de serialización y no se reportan aun trabajos acerca de su paralelización.

Uno de los problemas que se presenta en el momento de programar PVM es que no se tiene control de la carga de trabajo que exista en ese momento en el procesador.

Un factor ventajoso en el uso del PVM es que no existe dependencia de la computadora, es decir, no se están utilizando instrucciones propietarias del procesador, y por lo tanto el código es transportable a cualquier computadora y se pueden utilizar todos los procesadores disponibles en la red que tengan PVM.

Existe un acceso libre para el uso del PVM a través de Internet, del cual es posible encontrar una versión beta para Windows™ de 32 bits.

Se observa que la técnica de paralelismo constituye una herramienta útil para solucionar problemas NP-completos.

Se sugiere que utilizar procesadores RISC debido que el tiempo de cómputo es mucho menor debido a sus características, lo cual agrega un valor adicional a las técnicas de paralelización.

Este trabajo fue parcialmente apoyado por CONACYT de México, bajo el Proyecto No. 2110885-5-4490A

REFERENCIAS

1. Chegis, I.A. y Yablonski, S.V. Acerca de los test para esquemas eléctricos; [en ruso] *Uspieji Matematicheskij Nauk*, T
2. Dmitriev, A. N., Zhuravliov, Yu. I. y Krendelev, F.P. Acerca de los principios matemáticos de la clasificación de objetos y fenómenos; [en ruso] Colección Análisis Discreto, T. 7, pp. 3-15, 1966, Novosibirsk.

3. Bauer Barr, E. *Practical Parallel Programming*, USA. Academic Press, Inc., 1992.
4. PVM: *Parallel Virtual Machine, A Users Guide and Tutorial for Networked Parallel Computing*, Boston, MIT Press, 1994.
5. Ruíz Shulcloper, J., Alba Cabrera, E. y Lazo Cortés, M. *Introducción a la teoría de testores*. México. Serie verde, Depto. Ing. Eléctrica CINVESTAV, 1995.
6. Lazo Cortés, M. y Ruiz Shulcloper, J. Determining the feature relevance for non-classically described objects and a new algorithm to compute typical fuzzy testors. *Pattern Recognition Letters* 16 pp. 1259-1265, 1995.
7. Goldman, R.S. Problemas de la teoría de los testores difusos. *Avtomatika I Telemekani-ka.*, No. 10, pp 146-153, 1980.
8. Farías-Elinos, M., Rayón-Villela, P. y Lazo-Cortés, M. Cálculo de Testores utilizando un Algoritmo Paralelo, XXIX Congreso Nacional de Matemáticas, San Luis Potosí, S.L.P., del 6 al 12 de Octubre de 1996.

UN E

En Me
se aso
neces
afecta
valora
minan
valore
neces
miento

El
compo
consid
involu
nas de
en algu

Par
cuando
rados e
mente;
variabl
caso, e
plica u
estructura
muestr
de la va
Asimisi
riables-
mencio
dicina,
presente

Normalmente
presenta y se