DEPARTAMENTO DE COMPUTACION

Facultad de Ciencias Exactas y Naturales - UBA

Trabajo Práctico II

Estudio comparativo de performance de implementaciones de una simulación de flujo de fluidos en C y en ASM x86-64 con procesamiento vectorial

27 de octubre de 2017 — Organización del Computador II

Grupo: Ariane 5

Integrante	LU	Correo electrónico
Greco, Luis	150/15	luifergreco@gmail.com
Hertzulis, Nicolás	811/15	nicohertzulis@gmail.com
Ramos, Ricardo	841/11	riki_german@yahoo.com.ar

Facultad de Ciencias Exactas y Naturales
Universidad de Buenos Aires
Ciudad Universitaria - (Pabellón I/Planta Baja)
Intendente Güiraldes 2610 - C1428EGA
Ciudad Autónoma de Buenos Aires - Rep. Argentina
Tel/Fax: (++54 +11) 4576-3300
http://www.exactas.uba.ar

Índice

1. Introducción

En computación, un procesador vectorial es una unidad central de proceso que implementa un conjunto de instrucciones que operan sobre arreglos de una dimensión de tamaño fijo, llamados vectores, a diferencia de procesadores escalares, cuyas instrucciones operan únicamente sobre datos individuales.

Algunos programas informáticos pueden ser implementados en lenguaje ensamblador utilizando exclusivamente instrucciones escalares o utilizando también instrucciones vectoriales. Para estos programas el procesamiento vectorial constituye una optimización dado que se percibe un incremento en la performance (i.e. tiempo neto de procesamiento).

Por otro lado, los compiladores modernos de lenguajes de alto nivel, como GNU C Compiler (GCC) incluyen la posibilidad de realización de diversas optimizaciones que se aprecian en el código ensamblado, entre las que se encuentra la utilización de instrucciones de procesamiento vectorial cuando es posible.

Para el estudio comparativo utilizamos una simulación de flujo de fluidos basada en las ecuaciones de Navier-Stokes escrita en lenguaje C por el equipo docente de la materia. Hicimos una implementación alternativa de tres funciones involucradas en la simulación en lenguaje ensamblador x86-64 utilizando instrucciones de procesamiento vectorial. El estudio comparativo consiste en el estudio de la performance de las implementaciones en sendos lenguajes.

La presente investigación es importante porque a pesar de que la velocidad de procesamiento y la velocidad de acceso a memoria aumentan a lo largo de los años, la curva que describe el incremento de la primera tiene un mayor orden de magnitud que la curva de la segunda[1]. Esto significa que la brecha es cada vez mayor y se traduce en un costo porcentual creciente de los accesos a memoria sobre el costo total de procesamiento de un programa.

Asimismo, esta investigación de caracter educativo es importante para programadores que se desempeñan en la academia o en la industria porque motiva a la optimización del código, a la medición de performance de los programas y a la profundización del conocimiento de lo que sucede en el procesador en la ejecución de programas escritos en lenguajes de alto nivel.

2. Desarrollo

El código fuente de la simulación está escrito en lenguaje C y el compilador utilizado es GCC. Para las funciones de C *solver_lin_solve*, *solver_set_bnd* y *solver_project* hicimos implementaciones alternativas escritas en el lenguaje ensamblador de la familia de procesadores Intel x86-64. Las instrucciones vectoriales en lenguaje ensamblador utilizan registros de 128 bits. Los estados de la simulación se representan mediante matrices de números decimales de punto flotante de precisión simple (32 bits). Los algoritmos asumen que todas las matrices en una ejecución particular constan de $n + 2$ filas y $n + 2$ columnas con $n \geq 4$ y n múltiplo de 4. A continuación se explica la implementación en ensamblador de las tres funciones.

2.1. Función solver_set_bnd

La función solver_set_bnd se encarga de actualizar los valores del borde. El algoritmo consta de tres partes: el procesamiento de los bordes horizontales (la primera y la última fila de la matriz), el procesamiento de los bordes verticales (la primera y la última columa) y el procesamiento de las esquinas. Los primeros dos se realizan en un ciclo.

[1] http://www.cs.columbia.edu/ sedwards/classes/2012/3827-spring/advanced-arch-2011.pdf

El procesamiento horizontal consiste en sobreescribir respectivamente las celdas de las filas 0 y $n + 1$ con las filas 1 y n excluyendo la primera y la última celda de las filas. Si el valor del parámetro b es igual a 2 se cambia el signo del valor a escribir por su contrario, en otro caso se escribe el valor original. La lectura, escritura y cambio de signo se realizan de a 4 elementos con un registro vectorial, ya que las celdas de cada fila se encuentran contiguas en memoria.

El procesamiento vertical consiste en sobreescribir respectivamente las columnas 0 y $n + 1$ con las columnas 1 y n excluyendo la primera y la última celda de las columnas. Si el valor del parámetro b es igual a 1 se cambia el signo del valor a escribir por su contrario, en otro caso se escribe el valor original. El cambio de signo se realiza de a 4 elementos con un registro vectorial, pero la lectura y escritura se realizan individualmente porque las celdas no se encuentran contiguas en memoria.

El procesamiento de las esquinas consiste en sumar el valor de las dos celdas contiguas a cada esquina (contiguas en la interpretación matricial, no en memoria), luego dividir por dos ese valor y escribirlo en la esquina más cercana a esas celdas. La programación en lenguaje ensamblador implementa un procesamiento alternativo que produce el mismo resultado utilizando instrucciones de asignación (mov) y operaciones con enteros en lugar de la operación de punto flotante, que es más costosa y puede generar un error de redondeo. Consideraremos dos casos.

El primer caso se da cuando el parámetro b es igual a 1 o 2. Si b es 1 el signo de los valores de los bordes verticales es el opuesto al valor de las celdas de las columnas de origen pero los valores de los bordes horizontales mantienen el signo original. Si b es 2 se invierte el signo los bordes horizontales y se mantiene el signo de los bordes verticales. Por lo tanto, el proceso consiste en escribir cero en las cuatro esquinas, ya que los dos valores adyacentes a cada una son iguales en módulo y con signos opuestos.

El segundo caso se da cuando b tiene otro valor. El proceso consiste en sobreescribir cada esquina con el valor de cualquiera de las dos celdas adyacentes, ya que al no haber cambios de signo estas celdas tienen el mismo valor.

2.2. Función solver_lin_solve

El ciclo principal de la función está formado por dos ciclos: un ciclo que recorre las columnas de las matrices y otro ciclo que recorre las filas. A causa de que las matrices contienen dimensiones múltiplos de cuatro, sin contar con las filas y columnas borde que no se usan en esta función, y los elementos de las matrices ocupan 4 bytes hemos decidido fetchear, fetchear es cargar de memoria, de a cuatro elementos consecutivos de una fila para aprovechar el espacio de los registros xmm, que es de 16 bytes, y por lo tanto podemos cargar cuatro elementos en un solo fetch. Así el índice de las columnas, i, queda en un rango entre 1 y $N/4$, donde cada incremento de i representa avance de a cuatro columnas. El ciclo sobre columnas es el primero. Adentro tenemos otro ciclo donde se recorren las filas de a una.

Empezamos cargando desde matriz x. En cada iteración sobre fila se chequea si la fila es la primera, tal que si es así entonces se realiza $1er$ fetch de cuatro elementos consecutivos desde matriz x en un xmm llamado xmm_piso. Si no es la primera entonces se copian de un registro xmm, llamado xmm_backup, que contiene los cuatro resultados de ciclo anterior. Luego realizamos $2do$ fetch de a cuatro de una fila siguiente, en un xmm llamado xmm_left y avanzamos dos posiciones para un $3er$ fetch de a cuatro en un xmm llamado xmm_right. En la siguiente fila fetcheamos de a cuatro en un xmm llamado xmm_techo. Los elementos cargados desde x forman un bloque de elementos (ver figura 1 (a)) de donde vamos a obtener cuatro resultados a partir de seis accesos a memoria. Por otra parte de matriz $x0$ fetcheamos cuatro elementos consecutivos en un xmm

llamado xmm_x0.

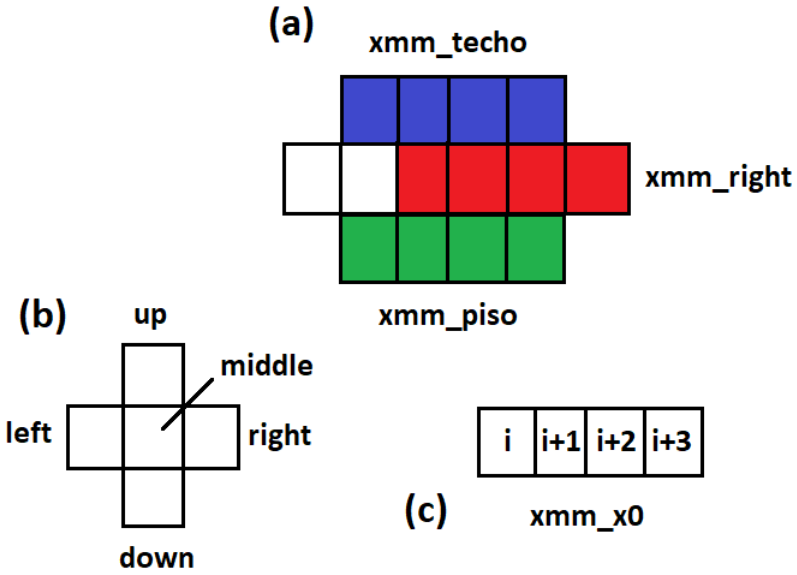


Figura 1: (a) Bloque de elementos de matriz x. (b) Sumandos de x en código c. (c) Empacado de elementos de $x0$.

Representamos en figura 1 (b) los sumandos de matriz x que aparecen en cuerpo de ciclo principal en código c (ver código *solver_lin_solve* en *solver.c*): up representa al sumando $x[IX(i, j+1)]$, down a $x[IX(i, j-1)]$, left a $x[IX(i-1, j)$ y right a $x[IX(i+1, j)]$. Por último middle representa a sumando $x0[IX(i, j)]$. En bloque de figura 1 (a) vemos que xmm_techo empaca a los cuatro sumandos up, xmm_piso empaca a los cuatro down y xmm_right empaca a los cuatro right de los cuatro puntos centrales del bloque. También vemos, en figura 1 (c), que xmm_x0 empaca a los cuatro middle asociados a los puntos centrales del bloque. La idea que usamos para paralelizar cálculos es sumar los valores de los registros xmm_piso, xmm_techo y xmm_right en paralelo obteniendo cuatro sumas parciales. Luego completar la suma alrededor de un punto individualmente, a causa de dependencia de vecino izquierdo, sumando up, down, left y right, comenzando con entorno de primero de los cuatro puntos centrales. Terminar las operaciones sobre ese punto, usando primer middle empaquetado en xmm_x0, y pasar a operar sobre vecino derecho usando como sumando left de este al resultado obtenido. De esta forma se respeta el código c en donde sobre una fila de x los puntos se actualizan hacia derecha, es decir que dependen de sus vecinos izquierdos.

Volviendo al cuerpo del ciclo, una vez que tenemos los datos desempaquetamos con instrucción *cvtps2pd*, que convierte los single en parte baja de xmm fuente a double en xmm destino. Luego shifteamos a derecha con *psrldq* para acceder a los single de parte alta de los xmm y convertirlos a double. Decidimos hacer la conversión para operar con double float, usando la mayor cantidad posible de bytes, y una vez obtenido el resultado volvemos a single para almacenar el resultado. En este paso obtenemos xmm_piso_low y xmm_piso_high que corresponden a desempacar a double los 2 single en parte baja y los 2 single en parte alta de xmm_piso respectivamente. Repetimos este procedimiento con xmm_right obteniendo xmm_right_low y xmm_right_high. De misma manera desempaquetamos xmm_techo en xmm_techo_low y xmm_techo_high. Por otra parte se convierten los singles a y c a double en xmm_a y xmm_b con instrucción *cvtss2sd*, que convierte escalar single de parte menos significativa de xmm fuente a escalar double en parte baja de xmm destino. Por último convertimos los single de xmm_x0 usando instrucción *cvtps2pd* en double obteniendo dos

xmm: xmm_x0_low y xmm_x0_high. También convertimos primer single en xmm_left a double con instrucción $cvtss2sd$ que convierte single de parte menos significativa de xmm fuente a double en parte baja de xmm destino. Se guarda esto en xmm_res, que usaremos como contenedor de resultados finales.

Siguiente paso se suman los dos double de xmm_techo_low y xmm_right_low guardándose en un xmm temporal. Luego a estos dos doubles resultado de suma entre techo y lado derecho les sumamos los dos doubles en xmm_piso_low obteniendo sumas parciales $x[IX(i+1,j)] + x[IX(i,j-1)] + x[IX(i,j+1)]$ de entorno de dos puntos de x. Guardamos esto en xmm llamado $xmm\_sum\_parcial\_low$ y repetimos procedimiento con los xmm de partes altas: xmm_techo_high, xmm_piso_high y xmm_right_high. Guardamos estos resultados en $xmm\_sum\_parcial\_high$ asociados a otros dos puntos de x.

Paso siguiente entramos en ciclo que se repite cuatro veces operando sobre doubles de parte baja y obteniendo en cada iteración un resultado a guardar en matriz x. Primero se suman escalar de xmm_res con double en parte baja de alguno de los $xmm\_sum\_parcial$ con instrucción $addsd$ que suma escalares doubles, obteniéndose $x[IX(i-1,j)]+x[IX(i+1,j)]+x[IX(i,j-1)]+x[IX(i,j+1)]$, y guardándose en xmm_res. Entonces se multiplica con escalar xmm_a usando instrucción $mulsd$, que multiplica escalares double, obteniéndose $a*(x[IX(i-1,j)]+x[IX(i+1,j)]+x[IX(i,j-1)]+x[IX(i,j+1)])$ y lo guardamos en xmm_res. Luego le sumamos double en parte baja de xmm_x0 obteniendo $x0[IX(i,j)] + a*(x[IX(i-1,j)] + x[IX(i+1,j)] + x[IX(i,j-1)] + x[IX(i,j+1)])$ y lo guardamos en xmm_res. Paso seguido dividimos xmm_res por escalar xmm_c con instrucción $divsd$, que divide escalares double, obteniendo $(x0[IX(i,j)]+a*(x[IX(i-1,j)]+x[IX(i+1,j)]+x[IX(i,j-1)] + x[IX(i,j+1)]))/c$ y lo guardamos en xmm_res. En primer iteración xmm_res contiene sumando left de $1er$ punto central de bloque en figura 1 y al sumar con escalar en parte baja de $xmm\_sum\_parcial\_low$ obtenemos suma de up, low, right y left para ese punto. Realizamos las operaciones restantes y guardamos este resultado en xmm_res para ser usado como sumando left en siguiente iteración. Finalmente convertimos el resultado en xmm_res de double a single con instrucción $cvtsd2ss$ y lo movemos a xmm_backup con instrucción $movss$, que mueve un escalar single a parte baja de xmm destino. Una vez guardado resultado en xmm_backup shifteamos este registro a izquierda con instrucción $pslldq$, que mueve a izquierda una double quadword, moviendo de a 4 bytes el valor recientemente cargado. De esta manera dejamos espacio para un single en parte baja de xmm_backup que recibirá a próximo resultado desde xmm_res. En cada iteración de este ciclo shifteamos los registros $xmm\_sum\_parcial\_low$ y xmm_x0_low a derecha, con $psrldq$, para acceder a las partes altas de estos y, en caso de haber usado los dos doubles de cada registro pasamos a operar con $xmm\_sum\_parcial\_high$ y xmm_x0_high.

Luego de salir de este ciclo de cuatro iteraciones tenemos en xmm_backup los cuatro resultados a subir en matriz x pero con las posiciones invertidas por como se cargaron en las iteraciones. Entonces intercambiamos sus posiciones con instrucción $pshufd$ que reubica doublewords en destino con ayuda de un registro temporal. Una vez hecho esto guardamos estos cuatro resultados en matriz x, con instrucción $movups$, y saltamos a siguiente fila terminando una iteración de ciclo sobre filas. En próxima iteración no tenemos que cargar de memoria los cuatro resultados obtenidos, ya que los tenemos guardados en xmm_backup, que sobreescribieron fila de x y son requeridos. Al iterar sobre N filas terminamos una iteración de ciclo principal y avanzamos a las siguientes cuatro columnas de x y $x0$. Una vez iterado $N/4$ veces ciclo principal salimos de este con bloque de $N \times N$ de x actualizado.

2.3. Función solver_project

El algoritmo con el que implementamos esta función se lleva adelande en varias etapas, por un lado los calculos que se hacen dentro del mismo algoritmo, y por otro, los que estan externalizados y llevados a cabo por las otras funciones que fueron implementadas en assembler en este trabajo.

Esta implementación sigue la linea del código de la misma función escrito en C, con dos ciclos y llamadas a otras funciones. Como dentro de la función llamamos a solver_lin_solve y solver_set_bnd y estos terminan alterando los parametros que utilizamos, necesitamos hacer esos procesamientos en distintos momentos dentro de la ejecución y de ahí la necesidad de hacerlo en dos ciclos.

Los calculos que hacemos dentro de la función, trabajan sobre la matriz *div*, con las matrices u y v de solver. Para cada celda de la matriz *div*, vamos a operar con las celdas aledañas (por arriba y por abajo, no las que están en diagonal) a la de la misma posicion de las matrices u y v (tengamos en cuenta que todas estas son matrices de igual dimensión). Notemos que solo podemos realizar estas operaciónes en las celdas de la matriz que no se encuentran en los bordes de la misma. Entonces, vamos a querer hacer estas operaciones con instruciones SIMD. El mayor problema acá se presentó cuando quisimos hacer las operaciones que tomaban las celdas de distintas filas de la matriz. Esto lo resolvimos teniendo 4 punteros, uno a cada celda *aledaña* con la que ibamos a operar, empezando por el primer elemento de nuestra submatriz. Es decir, para el (1,1) tenemos un puntero al (0,1), otro al (2,1), otro al (1,0) y otro al (1,2). Con esto podemos usar SIMD tomando de a 4 elementos, tanto en la matriz que vamos a modificar com en las otras con las que vamos a operar, donde ahora tenemos punteros a los elementos que nos interesan.

Cuando tomamos la matriz *div* (la "principal", o sobre la cual estamos operando), con una instrucción SIMD avanzamos de a 4 celdas. Como la submatriz en la que nos movemos tiene el tamaño de sus filas multiplo de 4 (dato del enunciado), no tenemos que preocuparnos por tomar algún elemento no deseado cuando la función termine de recorrer una fila. Con lo que sí tenemos que tener cuidado es con cómo pasar de una fila a otra, por que en la estructura, entre una fila y otra de la submatriz en la que trabajamos tenemos 2 elementos. Para resolver esto, chequeamos con el tamaño de cada fila (dato) si la terminamos de recorrer. En caso de no haber terminado, seguimos operando sobre la misma fila, y en caso de haber terminado de recorrerla, lo que hacemos es sumar dos posiciónes extras para la próxima iteración, salteandonos así los bordes de la matriz, que no queremos modificar ahora.

Ahora lo único que nos restaba hacer en cada ciclo era dejar en cero todas las celdas de la misma submatriz pero de p (o sea, la matriz p sin sus bordes). En nuestra implementación lo hicimos al principio del ciclo (aun que podríamos haberlo hecho en otro momento dentro del ciclo, al no utilizar la matriz p para nada más a lo largo de ese primer ciclo). Esta matriz la recorremos en conjunto con las demás, al ser exactamente del mismo tamaño de las demás.

Con esto termina el primer ciclo de esta función. Ahora llamamos dos veces a solver_set_bnd para completar los bordes de la matriz, que no los había tocado anteriormente. La llamamos una vez con la matriz *div* y otra con la matriz p. Luego, llamamos a solver_lin_solve.

Como podemos observar, estas llamadas a otras funciones modifican los parametros con los que trabajamos. Ahora en el segundo ciclo, trabajamos sobre las matrices u y v de solver (ambas de tamaño (N+1) x (N+1)), y al igual que en el ciclo anterior lo que hacemos es recorrer la submatriz de N x N formada por la matriz sin sus bordes. En este caso lo único que cambia respecto del ciclo anterior es que son otras operaciones las que hay que hacer pero no son muy distintas, dado que volvemos a usar esas celdas aledañas. Luego vamos a recorrer las matrices de manera análoga a como hicimos en el primer ciclo.

Por último, llamamos a solver_set_bnd dos veces como hicimos antes, pero en este caso con las matrices u y v.

3. Experimentación

3.1. Eficiencia C vs paralelismo simd ASM

Nuestra hipótesis es que al operar con vectores la implementación en código ASM, que usa instrucciones SIMD, tendrá menor tiempo de ejecución que la hecha en código C. Para averiguar esto evaluaremos los códigos sobre seis tamaños de matrices: 16x16, 32x32, 64x64, 128x128, 256x256 y 512x512. Decidimos usar estos tamaños porque son los que usa la cátedra y nos parecieron que abarcan un buen rango de tamaños. En cada caso repetiremos las ejecuciones cien veces y entonces promediamos los resultados para obtener el desvío estandar. Luego podamos los valores que caigan por arriba de dos veces el desvío estandar calculado, estos valores son llamados **outliers**. Entonces promediamos los valores no outliers, los que sobrevivieron a la poda, y de acuerdo al porcentaje de estos y su varianza decidimos si asumir al promedio podado como representante de los datos o no. Adicionamente se variarán los niveles de optimización del compilador: *gcc* en opción $o0$, $o1$ y $o3$.

Se usa CPU de 2 GB de RAM y 2 GHz de velocidad para correr los experimentos. Por lo tanto en un segundo el clock del CPU cicla $2 * 10 * e + 12$ veces, donde cada ciclo es llamado **tick**. Los tiempos de ejecución se muestran en microsegundos (1 segundo $== 10 * e + 6$ microsegundos). Es decir que un microsegundo equivale a $2 * 10 * e + 6$ ticks de clock. Luego en caso de que un experimento tire un tiempo de ejecución de $2*10*e+6$ ticks diremos que su tiempo es de un microsegundo.

Antes de testear cada función creamos el *solver* con $solver\_create(size, 0.05, 0, 0)$, porque con esos parámetros testea la cátedra, y establecemos densidad y velocidad inicial.

3.1.1. Función Solver Set Bound

Fijamos parámetro matriz en $solver \rightarrow v$ y variamos parámetro b. Decidimos esto a causa de que el b influye en el resultado de la función: si b es 1 se evalúa una rama en código, si b es 2 se evalúa otra rama y si b no es ni 1 ni 2 se evalúa rama distinta a las anteriores. El b varía sobre valores: 1, 2, 3 y 10.

3.1.2. Función Solver Lin Solve

Decidimos usar las matrices $solver \rightarrow u$, $solver \rightarrow v$ y variar los otros parámetros porque las matrices sólo aportan sumandos, mientras que los otros parámetros multiplican y dividen. Evaluaremos con los parámetros $a = 1{,}0$, $b = 1$ y $c = 4{,}0$, llamado $1erOp$, $a = 0{,}3$, $b = 2$ y $c = 2{,}8$, llamado $2daOp$, $a = 100{,}0$, $b = 3$, $c = 20{,}0$ llamado $3raOp$ y $a = -10{,}0$, $b = 10$, $c = 0{,}02$, llamado $4taOp$. Elegimos estos parámetros porque varían en un rango amplio: desde valores decimales ($1erOp$) hasta valores en centenas ($3raOp$).

3.1.3. Función Solver Project

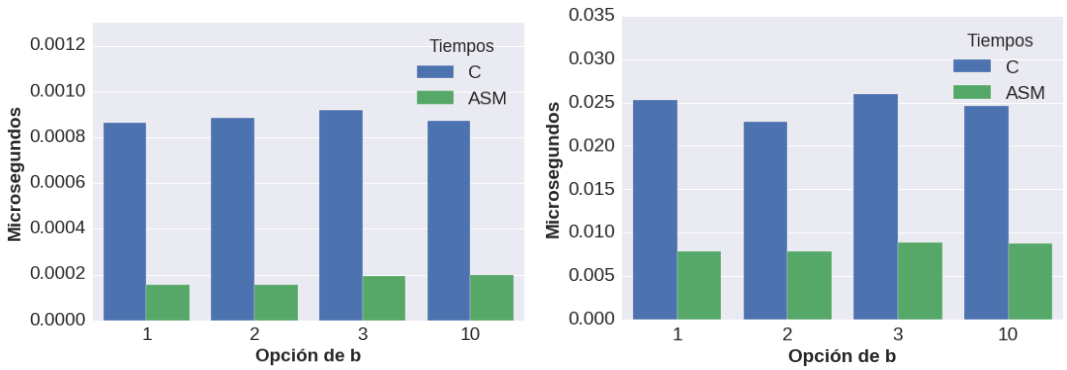
Hemos medido la función variando parámetros sobre cuatro matrices diferentes: $1erOp$ que comienza con valor (0.1, 0.2) en posición (0, 0) y luego a medida que avanzamos en posiciones se incrementa en uno el valor en posición anterior y se asigna ese resultado a posición actual, $2daOp$ con mismo proceso pero comenzando en (0.2, -100), $3eraOp$ comenzando en (-10, 0.08) y $4taOp$ comenzando en (1000, 2000). Decidimos esos valores por el amplio rango que abarcan.

4. Resultados

4.1. Función Solver Set Bnd

4.1.1. Compilación hecha con gcc en opción o0

Empezamos restringiéndonos a tamaños 16x16 y 512x512, el tamaño más chico y el más grande respectivamente, de manera que si observamos tendencia evitaremos evaluar todos los tamaños con todas las variaciones de parámetros. Al variar parámetro b, y sacando outliers (valores arriba de dos veces el desvío estandar) de los resultados se obtienen promedios similares en caso de matriz con tamaño 512x512 (ver Figura 2(b)), alrededor de 0.025 microsegundos para código C. En caso de implementación ASM se siente levemente mayor gasto con b mayor a 2 y menor gasto con b igual a 1 y 2, aunque se mantiene alrededor de los 0.008 microsegundos, menor a los de C. El desvío estandar, de los no outliers, en caso C supera los 0.003 microsegundos y para ASM supera los 0.0008 microsegundos, levemente dispersos alrededor de la media en ambos casos. Con esto, y el porcentaje de datos con el que se promedió, arriba del 70 % de datos no outliers para las distintas variantes de b, tomamos al promedio como representante de la mayoría de las muestras. Repetimos escenario con matriz de tamaño 16x16 (ver Figura 2(a)). Aunque se nota variación de tiempos entre mediciones no se nota gran cambio en los resultados, manteniendose el promedio de tiempos C alrededor de 0.0009 microsegundos, con desvío estandar arriba de 0.0001 microsegundos, tiempos ASM alrededor de 0.0002 microsegundos, con leve variación, igual que para caso 512x512 a causa de distintas variantes de b, y desvío estandar alrededor de 0.00004 microsegundos para ASM. El porcentaje de datos no outliers quedó por arriba del 85 % para las distintas bs, Se observa en este caso, tamaño 16x16, que para distintos valores de b la proporción de gasto temporal de código C se mantiene en seis veces el gasto que tiene código ASM. A causa de esta tendencia decidimos fijar b en 1 y evaluar en todos los tamaños propuestos a la función.



(a) Promedios para tamaño 16x16.

(b) Promedios para tamaño 512x512.

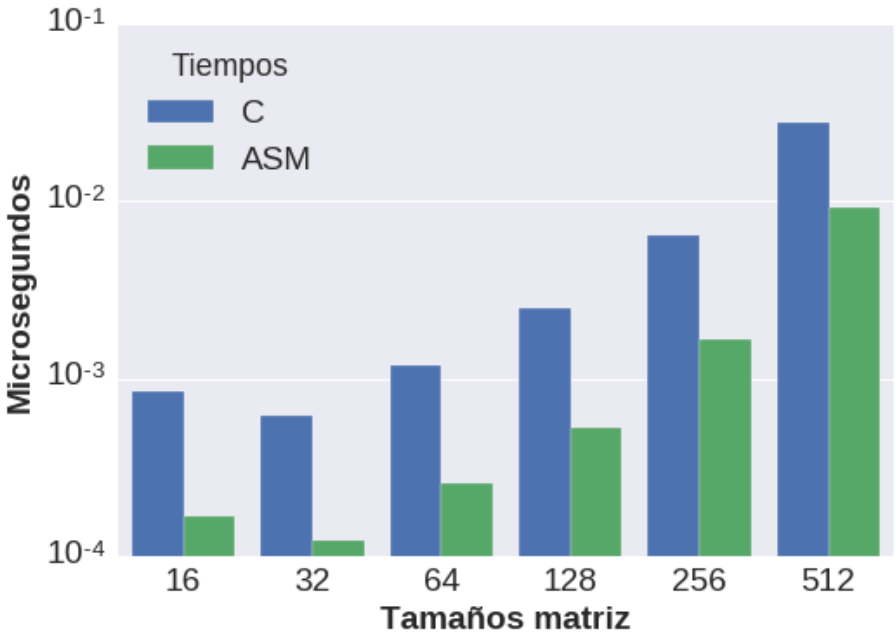
Figura 2: Promedios podados de tiempo de ejecución para función *SolverSetBnd* sobre distintas implementaciones al variar parámetro b sobre las cuatro opciones.

Se muestra en Figura 3(a) promedio podado de tiempo gastado en ejecución de los códigos, donde para cada tamaño los códigos fueron ejecutados 100 veces.

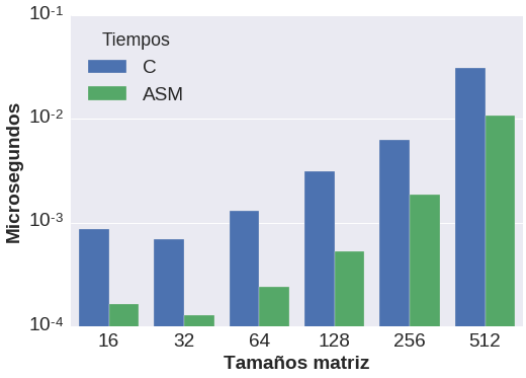
Se ve que el código C gasta más tiempo que código ASM, achicándose esta diferencia a medida que aumenta el tamaño de matriz. Suponemos que esta ventaja de ASM sobre C se debe al uso de instrucciones SIMD en código ASM.

4.1.2. Compilación hecha con gcc en opción o1

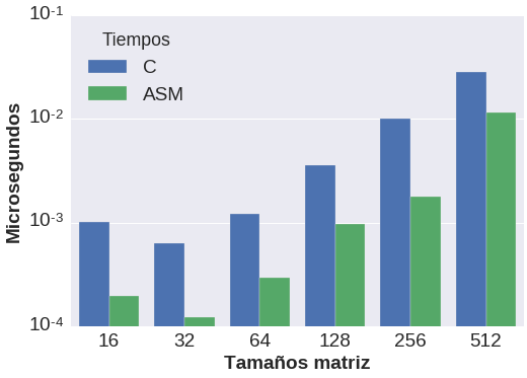
Repetimos parámetros de función (b en 1) para poder comparar las gráficas. El resultado se observa en Figura 3(b).



(a) Compilación hecha con gcc en opción o0



(b) Compilación hecha con gcc en opción o1



(c) Compilación hecha con gcc en opción o3

Figura 3: Promedios podados de tiempos de ejecución para función *SolverSetBnd* usando distintas opciones de optimización en compilador.

No se nota mejora en tiempos C, ambas gráficas, la de *SolverSetBnd* y *gcc* en *o*0 junto a la de *SolverSetBnd* y *gcc* en *o*1, muestran comportamientos similares.

4.1.3. Compilación hecha con gcc en opción o3

Usamos mismas opciones de b que para anteriores mediciones, b en 1. El resultado se muestra en Figura 3(c).

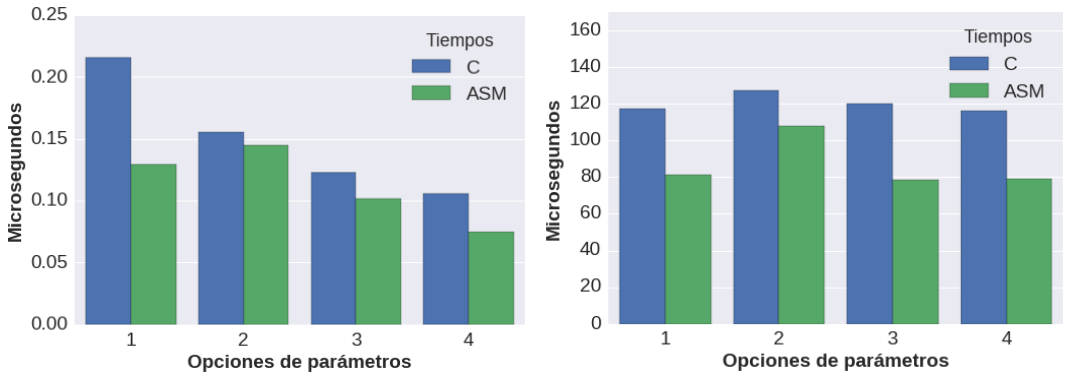
No vemos mejora en tiempos C, variando apenas los tiempos de este código a favor y en contra.

La función *SolverSetBnd* presenta buena diferencia en tiempos de ejecución, la implementación C tiende a tardar alrededor de seis veces el tiempo gastado por la implementación en ASM en nuestros experimentos. En este caso se utilizan instrucciones SIMD y no hay llamadas a funciones externas.

4.2. Función Solver Lin Solve

4.2.1. Compilación hecha con gcc en opción o0

En este caso hemos variado los parámetros a, b y c solamente para tamaños de matriz 16x16 y 512x512. En la Figura 4 se muestran los promedios obtenidos para 1*erOp*, 2*daOp*, 3*raOp* y 4*taOp* sobre ambos tamaños. Para tamaño 16x16 (Figura 4(a)) en caso 1*erOp* debemos aclarar que porcentaje de datos no outliers es del 49 % pero 61 % restante se reparte un 30 % arriba y otro 30 % abajo de los no outliers, y por lo tanto este 49 % refleja el comportamiento de la mayoría de los datos. Por otra parte destacamos caso 2*daOp*, donde se observa pobre ventaja de código ASM, de alrededor del 10 %, sobre código C mientras que en los otros casos se obtiene un porcentaje de ventaja a favor de ASM levemente mayor. El desvío estandar obtenido indica datos poco dispersos respecto a la media, y el porcentaje de datos promediados (no outliers) está arriba del 60 % para tiempos ASM y C, salvo caso señalado antes. A causa de esto decidimos aceptar al promedio como representación de la mayoría de los datos. Se observa misma comportamiento para 512x512 (Figura 4(b)) que para 16x16, con pobre ventaja para caso 2*daOp*. A causa de esto hemos decidido evaluar la función usando 2*daOp* para todos los tamaños propuestos.



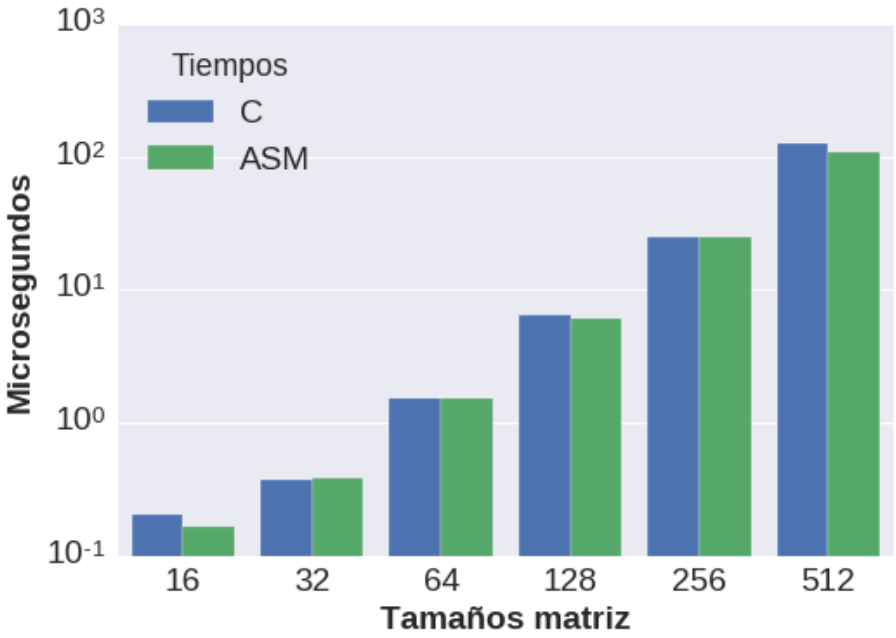
(a) Promedios para tamaño 16x16.

(b) Promedios para tamaño 512x512.

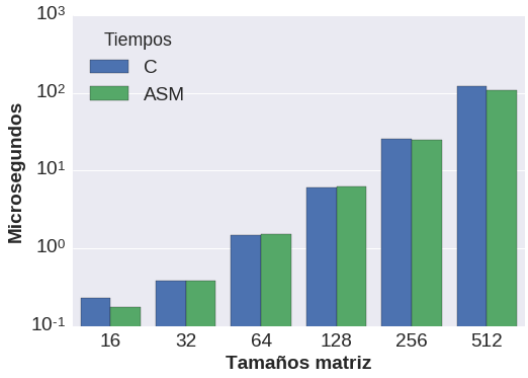
Figura 4: Promedios podados de tiempo de ejecución para función *SolverLinSolve* sobre distintas implementaciones al variar parámetros sobre las cuatro opciones.

Con parámetros de 2*daOp* variamos el tamaño de las matrices y graficamos los tiempos (ver Figura 5(a)).

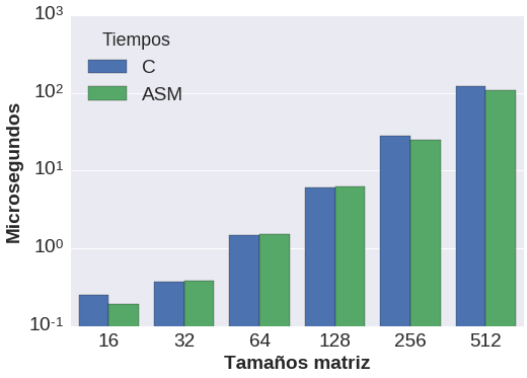
Se observa comportamiento similar de tiempo de ejecución, con código C apenas gastando más tiempo en tamaños arriba de 64x64 que ASM. Suponemos que este comportamiento parejo es a causa de que si bien se usa instrucciones SIMD en código ASM no se aprovecha del todo el



(a) Compilación hecha con gcc en opción o0



(b) Compilación hecha con gcc en opción o1



(c) Compilación hecha con gcc en opción o3

Figura 5: Promedios podados de tiempos de ejecución para función *SolverLinSolve* sobre distintas implementaciones.

proceso de datos en paralelo a causa de restricciones de código C de la función, que es la fuente de implementación ASM.

4.2.2. Compilación hecha con gcc en opción o1

Para comparar gráficas hemos decidido repetir las mediciones con los mismos parámetros que usamos en anterior medición (a, b y c de $2daOp$). El resultado se ve en Figura 5(b).

No se ve una gran diferencia en los tiempos C y ASM manteniendose el comportamiento similar de gasto temporal al crecer en tamaño las matrices que usa la función.

4.2.3. Compilación hecha con gcc en opción o3

Repetimos parámetros de la función y graficamos los tiempos para distintos tamaños (Figura 5(c)).

Se ve que no hay cambios respecto a gráfica hecha con *gcc* en opción $o0$ y $o1$.

La función *SolverLinSolve* presenta ínfima diferencia en tiempo de ejecución. Código C presentó un incremento en tiempo de ejecución de alrededor del 10 % gastado por código ASM en el peor de los casos estudiados. Suponemos que la llamada a otra función influencia en la disminución de diferencia de tiempos pero sobre todo esto se debe a la restricción que hace el código fuente, C, a la implementación ASM, es decir la imposibilidad de procesar múltiples datos en paralelo aunque por lo menos logramos aprovechar las funciones SIMD al cargar múltiples datos de memoria en los registros XMM. Suponemos que la implementación en lenguaje C hace más accesos a memoria mirando la programación.

4.3. Función Solver Project

4.3.1. Compilación hecha con gcc en opción o0

Se evalúan matrices con tamaño 16x16 y 512x512 sobre $1erOp$, $2daOp$, $3erOp$ y $4taOp$ para observar si hay gran cambio en las proporciones de tiempo al ejecutar código. Se observa en Figura 6 los resultados y se ve que para tamaño 16x16 implementación C tiende a gastar alrededor de 50 % más de tiempo que código ASM. El desvío estandar obtenido indica que los datos se mantienen cercanos a la media y el porcentaje de no outliers queda arriba del 60 %. En caso 512x512 (Figura 6(b)) se observa que C también tiende a gastar arriba de 60 % más del total que gasta ASM, aunque los tiempos se muestran similares para todos los casos. Suponemos esto a causa de los altos tiempos de ejecución, que para tamaño 16x16 eran bajos, y entonces no se diferencian entre un caso y otro. El porcentaje de datos y el desvío estandar indican comportamiento similar a caso 16x16, más del 60 % no outliers y datos cercanos a la media. Esto nos da confianza de tomar al promedio podado como representante de datos.

A causa de este análisis hemos decidido usar matrices de caso $1erOp$ para evaluar la función. En la gráfica se muestran los promedios para distintos tamaños (Figura $7(a)$).

Se observa leve ventaja de tiempos de código ASM sobre código C. Suponemos que la llamada que hace *SolverProject* a la función *SolverLinSolve* reduce la ventaja de código ASM sobre C ya que función *SolverLinSolve* mostró ínfima ventaja en algunos casos.

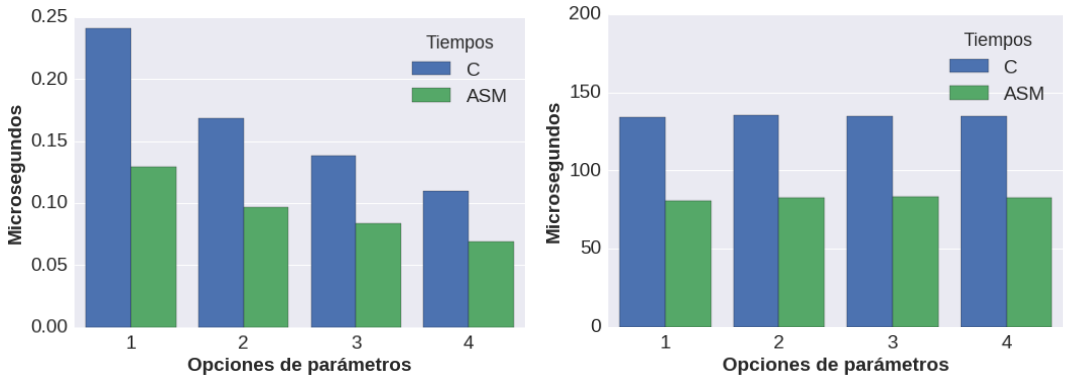
4.3.2. Compilación hecha con gcc en opción o1

Se usa misma selección de parámetros que en anterior medición, matrices de caso $1erOp$. En la Figura $7(b)$ se ve el resultado.

Nuevamente no se nota cambios entre tiempos compilados con *gcc* opción $o0$ y *gcc* opción $o1$.

4.3.3. Compilación hecha con gcc en opción o3

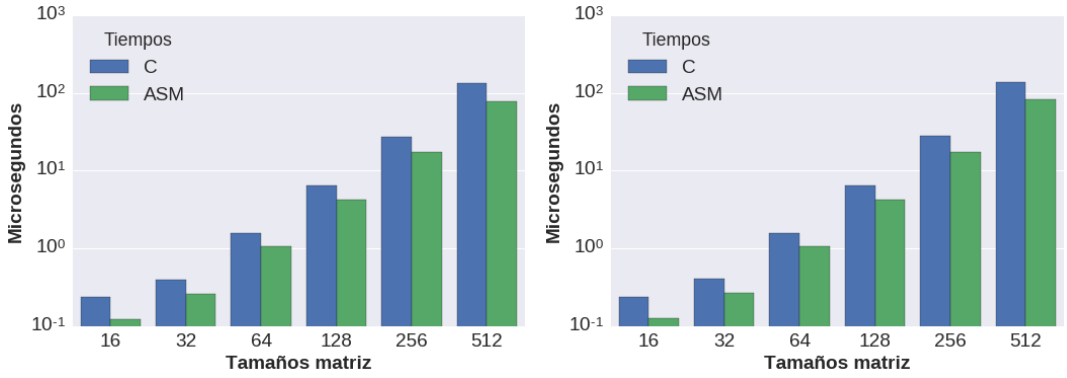
Repetimos parámetros en medición y obtuvimos el resultado de Figura $7(c)$.



(a) Promedios para tamaño 16x16.

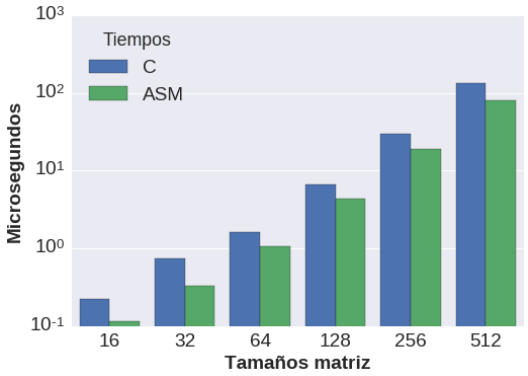
(b) Promedios para tamaño 512x512.

Figura 6: Promedios podados de tiempo de ejecución para función *SolverProject* sobre distintas implementaciones al variar parámetros sobre las cuatro opciones.



(a) Compilación hecha con gcc en opción o0

(b) Compilación hecha con gcc en opción o1



(c) Compilación hecha con gcc en opción o3

Figura 7: Promedio podado de tiempos de ejecución para función Solver Project.

No se nota mejora en tiempos respecto a la de $SolverProject$ y gcc en $o1$ y la de $SolverProject$ y gcc en $o0$.

La función $SolverProject$ presenta leve diferencia en tiempos de ejecución, implementación C tiende a tardar alrededor de un 50 % más de tiempo que código ASM en nuestras mediciones. En este caso no se restringe el proceso múltiple de datos en la función y aprovechamos las funciones SIMD.

5. Conclusión

La primera problemática encontrada fue identificar en qué casos se puede paralelizar el procesamiento y en cuáles no. Notamos que es posible aprovechar instrucciones vectoriales cuando los datos están ubicados en forma contigua en memoria tal que en un fetch levantamos varios datos, evitando múltiples accesos a memoria. También concluímos que no siempre se puede obtener resultados en paralelo con vectores. Si el cálculo de un valor depende de el resultado de sus vecinos, en el vector, entonces disminuye el rendimiento de instrucciones SIMD.

No es lo mismo una implementación en C que una adaptación a lenguaje ASM. La conversión de los valores numéricos expresados en punto flotante de precisión simple a precisión doble antes de realizar las operaciones matemáticas no aportó una reducción visible de esta diferencia. El módulo de la diferencia de cada uno de los resultados obtenidos por implementación ASM y C fue siempre menor que 10^{-4} en las pruebas realizadas.

En un análisis de los gráficos de resultados, se puede observar que, a pesar de la variación del tamaño de las entradas, la proporción de ciclos de reloj se mantiene constante entre las implementaciones de C y ensamblador, siendo siempre menor la medición de las implementaciones en ensamblador.

Por otra parte las optimizaciones de compilador, opción $o1$ y $o3$, no demostraron cambios notables en los resultados respecto a compilar con opción $o0$.