

УДК 004.3:004.6

**В.В. БОНДАРЕНКО, Є.В. НІКІТЕНКО, О.В. ЗАЄЦЬ,
А.С. ПІСКУН, Д.В. ПАВЛОВСЬКА***Чернігівський державний технологічний університет, Україна***УЗГОДЖЕННЯ НАВАНТАЖЕННЯ В РОЗПОДІЛЕНІЙ КОМП'ЮТЕРНІЙ СИСТЕМІ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

Розробка диспетчера розподіленої комп'ютерної системи на основі нейронних мереж перцептронного типу дозволить спростити процес управління ресурсами розподіленої комп'ютерної системи завдяки запропонованій системі оцінювання задач по критерію необхідних ресурсів. Використання нейронних мереж дозволяє скоротити час оцінювання і підвищити точність оцінки, що дозволить більш точно вибрати обчислювальні ресурси, на яких буде виконуватися задача.

нейронні мережі, розподілені комп'ютерні системи, узгодження навантаження**Вступ**

Наслідком науково-технічного прогресу є розв'язання математичних задач великої розмірності. Паралельно з ростом розмірності задач вдосконалюється і технічна база, яка дозволяє прискорити процес обчислень. В ході збільшення розмірності вхідних даних математичних задач виникла проблема неможливості розв'язання абсолютно усіх класів задач з однаковою ефективністю при рівних витратах обчислювальних ресурсів, таких як процесорний час, об'єм оперативної пам'яті. Одним з можливих рішень цієї проблеми є створення вузько профільованих суперкомп'ютерів, які призначені для розв'язання конкретних класів задач, але розв'язання інших класів задач на цих суперкомп'ютерах є неефективним. Виходячи з цього, запропонована ідея поєднання гетерогенних обчислювальних ресурсів в єдину розподілену систему, призначену для розв'язання задач різних класів з різними розмірностями вхідних даних. Процесом розв'язання основної задачі є її декомпозиція на підзадачі, які можуть бути розв'язані на одному або декількох обчислювальних вузлах. Обчислювальний вузол (ОВ) являє собою обчислювальний ресурс, підключений до розподіленої комп'ютерної системи (РКС) за допомогою каналу зв'язку (КЗ) [1, 2].

В РКС, що призначені для розв'язання задач великої розмірності, розбитої на підзадачі, виникає

проблема балансування навантаження на обчислювальні вузли при паралельному розв'язанні під задач [3]. В залежності від продуктивності, ОВ отримує підзадачу, пропорційну до його продуктивності. Оптимальний спосіб балансування навантаження на РКС дозволяє зменшити час обчислень і збільшити ефективність розв'язання основної задачі.

Метою статті є розробка способу оптимізації навантаження на РКС, який базується на класифікації математичних методів та оцінки ресурсів, необхідних для їх виконання.

1. Припущення щодо реалізації РКС

Аналіз математичних методів лінійної оптимізації, що розв'язуються РКС, дозволяє визначити наступні класи математичних методів, що розв'язуються ОВ: операції над матрицями; операції над рядами; задачі апроксимації; обчислення інтегралів; обчислення похідних; розв'язання систем лінійних алгебраїчних рівнянь. Кожну підзадачу необхідно класифікувати такими критеріями: розмірність вхідного вектора задачі; розмірність вихідного вектора задачі; порядок вхідних даних задачі; пріоритет задачі; тип задачі.

Відповідно до типів підзадач і критеріїв класифікації розроблена РКС, що є множиною обчислювальних вузлів і один головний вузол, об'єднані між собою КС. Обчислювальний вузол – сервер, призначений для безпосереднього рішення підзадач із за-

стосуванням розробленої раніше бібліотеки базових математичних алгоритмів.

Головний вузол – клієнт, призначений для формування списку підзадач, що будуть виконуватися на серверах; контролю виконання підзадач, формування проміжних і остаточних відповідей для кожної розв'язуваної підзадачі і загальної задачі; функція оптимального розподілення кожної з підзадач між серверами з урахуванням їх продуктивності і параметрів підзадачі.

Реалізація вищевказаного підходу алгоритмічним шляхом є неефективною, оскільки структура РКС постійно міняється через те, що кількість серверів у РКС є непостійна. Загальне керування РКС, розподілом і розподілення підзадач між серверами здійснюється за допомогою диспетчера на основі штучних нейронних мереж (ШНМ). При такому підході до складу диспетчера входять: нейронна мережа, що реалізує визначення потреби в ресурсах кожної задачі; нейронна мережа, що визначає відповідність сервера виконуваний задачі; підсистема, що реалізує вибір серверів.

2. Оцінки показників

Вхідними даними РКС є задачі великої розмірності, розбиті на деяку кількість підзадач. Перед рішенням кожної підзадачі відбувається оцінка мінімальної кількості ресурсів, необхідних для її виконання. Оцінка потреби в ресурсах виробляється по наступних параметрах: коефіцієнт потужності процесора; коефіцієнт обсягу оперативної пам'яті; коефіцієнт швидкості КС; коефіцієнт надійності.

Оскільки оцінювання потреби в ресурсах, реалізоване алгоритмічно, неефективно при рішенні задач великої розмірності, представляється доцільним розробити спосіб неалгоритмічного рішення задачі оцінювання на основі ШНМ різної архітектури. Як показує аналіз існуючих архітектур ШНМ, для розглянутих у даній роботі задач оцінювання може бути обраний багатошаровий перцептрон з кількістю нейронів у вхідному шарі, що відповідає кількості типів підзадач, визначених у РКС, і числом нейронів

вихідного шару, що відповідає кількості оцінювальних коефіцієнтів підзадачі. Вхідні дані перцептрона нормуються, тобто приймають значення від 0 до 1.

Навчання нейронної мережі для визначення потреби в ресурсах кожної задачі проводилося "із учителем".

Навчальні вибірки формувалися в такий спосіб: у кожному типі підзадач виділялося кілька базових алгоритмів, що будемо називати еталонними; для кожного еталонного алгоритму формувалися вхідний і вихідний вектори мережі.

Вхідними векторами служили різні значення вхідних даних еталонних алгоритмів.

Вихідні вектори нейронної мережі формувалися виходячи з аналізу виконання алгоритму при різних значеннях вхідних даних.

При подачі на вхід нейронної мережі вхідного вектора будь-якої підзадачі, з перерахованих вище типів, на виході одержуємо вектор оцінки ресурсів для кожної підзадачі.

Оскільки кількість і обчислювальна потужність вузлів непостійна, то умовою оптимальної диспетчеризації є оцінювання ОВ РКС. Отже, необхідно вести статистику про час входження серверів у систему, часу виходу із системи, середнього часу перебування в системі, а також статистику по виконанню задач кожного класу, конкретним ОВ.

Оцінювання ОВ виробляється в такий спосіб. На боці клієнта реалізується динамічна таблиця з ідентифікаторами ОВ, номінальними значеннями процесорної потужності, обсягом оперативної пам'яті, пропускну здатністю каналу зв'язку. При підключенні ОВ до системи він посилає номінальні значення своїх параметрів клієнтові. Клієнт додає отримані параметри в таблицю і робить оцінку кожного параметра за наступною формулою:

$$k = \frac{\sum \text{всіх значень із таблиці}}{\text{номінальне значення}}$$

Отримані коефіцієнти оцінки сервера передаються назад. Таким чином, виходить відносна оцінка обчислювального вузла в системі на даний момент.

Коефіцієнт надійності визначається зі статистики виконання задач кожного з типів для усіх ОВ РКС.

Вибір сервера/серверів для рішення кожної конкретної задачі виробляється виходячи з коефіцієнта відповідності ОВ даної підзадачі. Алгоритмічно оцінити відповідність ОВ підзадачі є складною задачею, тому застосуємо штучну нейронну мережу. Проаналізувавши існуючі архітектури, виберемо одношаровий перцептрон, на входи якого будуть надходити вихідні вектори модуля оцінювання потреби в ресурсах задачі, а також параметри сервера, клас задачі і коефіцієнт надійності сервера.

Навчання нейронної мережі буде вироблятися один раз – на етапі розробки системи. Для цього використовувався еталонний ОВ, що є оптимальним для рішення всіх типів задач, тобто, коефіцієнт відповідності даного ОВ будь-якому еталонному алгоритмові кожного типу буде рівним одиниці. Навчальними вибірками цієї нейронної мережі були вихідні дані модуля оцінювання задач, отримані в результаті оцінки еталонних алгоритмів, а також коефіцієнти обчислювального вузла і клас задачі.

Після навчання нейронна мережа оцінювання коефіцієнта відповідності ОВ виконуваної підзадачі була перенесена на всі обчислювальні вузли системи. У випадку підключення нових серверів у системі на них також буде встановлена дана нейронна мережа.

У процесі функціонування системи на виході нейронної мережі одержуємо відносні коефіцієнти відповідності обчислювального вузла поставленої задачі. Коефіцієнти будуть передаватися на бік клієнта і заноситися в таблицю коефіцієнтів відповістей для даної задачі.

Диспетчер займається оптимізацією навантаження на систему, тобто, вибирає серверні вузли, на яких час виконання даної задачі буде оптимальним.

Висновки

Таким чином, послідовність дій диспетчера РКС на основі штучних нейронних мереж має такий вигляд:

- РКС одержує задачу великої розмірності;
- у задачі виділяється деяка кількість підзадач;

– у список задач диспетчера надходить підзадача зі своїми вхідними даними. Задача являє собою якийсь алгоритм, реалізований у серверному додатку. Також на вхід диспетчера надходить пріоритет даної задачі;

– диспетчер формує запит усім серверам, що знаходяться в даний момент у системі, і ОВ проводять переоцінку своїх коефіцієнтів;

– нейронна мережа визначення потреби ресурсів для кожної задачі робить оцінювання задачі;

– оновлюється таблиця ресурсів системи, і усі сервера одержують нові коефіцієнти;

– формуються вхідні сигнали для нейронної мережі визначення коефіцієнта відповідності ОВ підзадачі;

– виробляється обчислення коефіцієнтів відповідності серверів підзадачі;

– оновлюється таблиця коефіцієнтів відповістей на боці клієнта;

– модуль вибору оптимальної комбінації серверів, на підставі таблиці коефіцієнтів відповістей серверів, робить вибір оптимальної комбінації серверів, на яких буде виконуватись дана підзадача.

Подальші дослідження доцільно провести щодо реалізації експериментальної перевірки отриманих результатів.

Література

1. Фрир Дж. Построение вычислительных систем на базе перспективных микропроцессоров: Пер. с англ. – М.: Мир, 1990. – 413 с.
2. Цифровые и аналоговые интегральные микросхемы: Справочник / С.В. Якубовский, Л.К. Нисельсон, В.И. Кулешова и др.; Под ред. С.В. Якубовского. – М.: Радио и связь, 1990. – 496 с.
3. Hornik K., Stinchcombe M., White H. Multilayer feedforward networks are universal approximators // Neural Networks, 1989. – Vol. 21. – P. 359-366.

Надійшла до редакції 19.01.2007

Рецензент: д-р техн. наук, проф. В.С. Харченко, Національний аерокосмічний університет ім. М.Є. Жуковського «ХАІ», Харків.