

## **АНАЛІЗ ХАРАКТЕРУ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ ІНСТРУКЦІЙ ОПРАЦЮВАННЯ ДАНИХ**

Автономні системи є однією з важливих складових сучасних обчислювальних засобів. При їх розробці слід враховувати багато факторів, зокрема час роботи від автономного джерела живлення. Це питання актуальне як у контексті зменшення затрат на подальше виробництво, так і з точки зору адаптації існуючих систем до нових вимог.

Серед методів аналізу енергоспоживання виділяють ті, що базуються на результатах фізичних вимірювань. Однак їх використовують для збору даних про енергоспоживання пристрою в різних режимах. Подальший аналіз вимагає створення математичних моделей, які забезпечать високу точність оцінки енергоспоживання обчислювального пристрою. Одним з найбільш енергоємних елементів автономних систем є процесорне ядро, на яке припадає звичайно до 30% загального енергоспоживання.

Роботи з оптимізації енергоспоживання проводяться з середини 90-х років, коли закладено основні концепції вимірювання та моделювання. Серед них найважливіші моделі на рівні інструкцій. Їх переваги [1] – простота роботи з інструкціями, які розглядаються як неподільна частина, відносно мала похибка (порядку 7%) створених моделей та можливість адаптації результатів досліджень для існуючих елементів.

Але відомі підходи мають недоліки, зокрема вони не враховують всі особливості роботи процесорного ядра. Це пов'язано з тим, що оцінка всіх процесів, які протікають при виконанні інструкції, є надто об'ємною та складною. Для полегшення цієї роботи та виявлення прихованих закономірностей пропонується використати апарат штучних нейронних мереж. Для цього всі інструкції: (і) було розділено згідно їх специфікації розробником мікропроцесора; (іі) прийнято рішення провести аналіз набору інструкцій опрацювання даних, оскільки даний набір містить найбільшу кількість інструкцій.

В процесі досліджень було виявлено, що інструкції даної групи, у різних режимах адресації, споживають різну кількість енергії, яка не завжди "співмірна" з режимом адресації. Тому, було введено признак "характер енергоспоживання" та запропоновано виділити групи, які мають подібний характер. Як базис енергоспоживання використано середнє енергоспоживання інструкції у всіх режимах адресації, яке порівнювалося з енергоспоживанням в даному режимі адресації. Відповідно до запропонованого методу інструкції було розділено на чотири групи, три з яких містили інструкції з подібним характером енергоспоживання, а у четвертій знаходилися решта інструкцій. На основі проведеного розподілу було проведено прогнозування енергоспоживання інструкцій для перших двох груп, які містили однакову кількість інструкцій. Кожен набір даних, що містив 50 векторів, було розділено на дві частини: перша, кількістю 40 векторів, використовувалася для навчання нейронної мережі, а друга, що містила решту векторів — для оцінки похибки прогнозу. Отримано такі результати: середня похибка прогнозу для першого набору — 2,5%, для другого набору — 1,5%; максимальна похибка прогнозу для першого набору — 5,9%, для другого набору — 2,4%. Таким чином, запропонований метод сортування інструкцій та їх ознак забезпечує досить високу точність навчання нейронних мереж, що дозволяє використати навчену нейронну мережу як математичну модель енергоспоживання процесорного ядра при виконанні окремих інструкцій.

[1] S. Nikolaidis, N. Kavvadias and P. Neofotistos, *Instruction level power models for embedded processors*, IST-2000-30093/EASY Project, Deliv. 21, Dec. 2002.