

مدیریت دمای پویا برای سیستم‌های چند هسته‌ای با کنترل فرکانس پردازنده و سرعت فن

جواد محبی نجم‌آباد^۱، دانشجوی دکتری؛ علی سلیمانی^۲، دانشیار

۱- دانشکده مهندسی کامپیوتر - دانشگاه صنعتی شاهرود - شاهرود - ایران - javad.mohebi@shahroodut.ac.ir

۲- دانشکده مهندسی برق و رباتیک - دانشگاه صنعتی شاهرود - شاهرود - ایران - solimani_ali@shahroodut.ac.ir

چکیده: طراحان ریزپردازنده‌ها از طراحی سیستم‌های چند هسته‌ای بر روی یک تراشه برای افزایش توان محاسباتی آن‌ها بهره می‌برند. افزودن تعداد هسته‌ها، افزایش چگالی توان مصرفی و در پی آن افزایش دما را به دنبال دارد. برای کنترل و مدیریت دما، روش‌های واکنشی و فعال معرفی شده‌اند. برخلاف روش‌های واکنشی که بر اساس آستانه گذاری عمل می‌کنند، روش‌های فعال با بهره‌گیری از یک مدل پیش‌بینی دما، مدیریت دما را انجام می‌دهند. در این مقاله برای مدیریت دما، مدلی برای پیش‌بینی دمای آینده و مدلی برای کنترل دما پیشنهاد شده و از دو شبکه عصبی پرسپترون چندلایه‌ای برای تحقق آن‌ها استفاده شده است. برای آموزش هر یک از مدل‌ها، مجموعه داده مناسب فراهم شده است. در این مجموعه داده تعدادی از ویژگی‌ها با استفاده از حسگرها و سنجه‌های سیستم و دیگر ویژگی‌ها با پردازش‌های پیشنهادی فراهم شده‌اند. در این راستا، برای پیش‌بینی دما، ویژگی‌های سابقه‌ای پیشنهاد شده‌اند. ویژگی‌های مناسب برای پیش‌بینی دما، با روش انتخاب ویژگی بر پایه اطلاعات متقابل و ویژگی‌های مناسب برای مدل کنترلی با بهره‌گیری از الگوریتم ژنتیک مبتنی بر رتبه‌بندی نامغلوب، انتخاب شده‌اند. نتایج نشان می‌دهند خطای مدل پیش‌بینی برای فاصله‌های مختلف زمانی حدود ۰/۵ درجه سانتی‌گراد است و خطای مدل کنترل دما، در تعیین مقدار فرکانس پردازنده و سرعت فن، به ترتیب ۲ و ۰/۶ درصد است.

واژه‌های کلیدی: مدیریت دمای پویا، پیش‌بینی دما، انتخاب ویژگی، پرسپترون چندلایه‌ای، کنترل دما.

Dynamic Thermal Management by Controlling CPU Frequency and Fan Speed

J. Mohebbi Najm Abad¹, PhD Student; A. Soleimani², Associate Professor

1- Faculty of Computer Engineering, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran, Email: javad.mohebi@shahroodut.ac.ir

2- Faculty of Electrical and Robotics Engineering, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran, Email: solimani_ali@shahroodut.ac.ir

Abstract: Microprocessor designers use the design of multicore systems on a chip to increase their computing power. Adding the number of cores leads to an increase in the power density, followed by enhancement of temperature. Reactive and proactive approaches are two sets of the methods for managing the temperature. Unlike the reactive methods that act based on threshold temperature, proactive approaches utilize a thermal prediction model in thermal management. In this paper, two multilayer perceptron neural networks has been used for thermal prediction and temperature control. An appropriate dataset is provided for training each model. This dataset consists of some features that are read by sensors and measurement tools and new features that are produced by proposed processes. In this regard, historical features are suggested for thermal model. Proper features of thermal model are selected by using feature selection based on mutual information. The temperature is controlled by setting the processor frequency and fan speed. The features of control model are selected by non-dominated sorting genetic algorithm. The error of thermal model for different time distances is about 0.5 °C. The thermal control model has respectively 2% and 0.6% errors in determining the processor frequency and fan speed.

Keywords: Dynamic thermal management, thermal prediction, feature selection, multilayer perceptron, temperature control.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۶/۰۸/۰۵

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۶/۱۱/۰۷

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۷/۰۳/۰۳

نام نویسنده مسئول: علی سلیمانی

نشانی نویسنده مسئول: ایران - شاهرود - بلوار دانشگاه - دانشگاه صنعتی شاهرود - دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر.

۱- مقدمه

از رویکردهای افزایش توان محاسباتی پردازنده‌ها، افزایش تعداد هسته‌های آن‌ها است. افزایش هسته‌ها در یک سطح محدود، منجر به افزایش چگالی توان مصرفی و افزایش دما می‌شود. افزایش دما، سبب کاهش قابلیت اطمینان و کاهش طول عمر پردازنده می‌گردد [۱].

یکی از رویکردهای معرفی شده برای کنترل دمای پردازنده، مدیریت دمای پویا^۱ (DTM) نام دارد [۱]. در این رویکرد، در زمان اجرای سیستم از روش‌های مختلف کاهش دما استفاده می‌شود. روش‌های DTM می‌توانند در دو رویکرد واکنشی^۲ و فعال^۳ تقسیم‌بندی شوند [۲]. در رویکرد واکنشی، زمانی که دما به حد آستانه پردازنده می‌رسد، از روش‌هایی بهره می‌برند، که سریع‌تر منجر به کاهش دما می‌گردند [۲]. اغلب این روش‌ها منجر به کاهش قابل توجه عملکرد سیستم می‌شوند. برخلاف این روش‌ها، در رویکرد فعال، دمای آینده پردازنده پیش‌بینی می‌شود [۳]. از آنجایی که پیش‌بینی دما پیش از رسیدن به حد آستانه انجام می‌شود، امکان استفاده از روش‌هایی وجود دارد که عملکرد سیستم را کمتر کاهش می‌دهند. نیاز به یک مدل دقیق برای پیش‌بینی دما برای فاصله‌های زمانی مطلوب، از بخش‌های مهم یک رویکرد فعال است.

در تعداد زیادی از روش‌های مدیریت دما، از یک مدل ریاضی برای پیش‌بینی دما استفاده می‌گردد [۴-۱۰]. برای تنظیم پارامترهای مدل، مجموعه داده‌ای از رکوردهای فعالیت سیستم فراهم می‌گردد. داده‌های جمع‌آوری شده در این رکوردها شامل دما، توان مصرفی و دیگر اطلاعات وضعیت پردازنده می‌باشند، که در زمان اجرای بارکاری، خوانده می‌شوند. همچنین، از روش‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین نیز برای ایجاد این مدل‌ها بهره گرفته‌اند [۱۱-۱۵]. سربار اجرایی و دقت مدل، از مهم‌ترین چالش‌های موجود در طراحی یک مدل مناسب برای پیش‌بینی دما است.

تعدادی از روش‌های مدیریت دما، مانند تنظیم ولتاژ فرکانس پویا^۴ (DVFS) و مهاجرت وظیفه، در مسیر بحرانی اجرای برنامه عمل می‌کنند [۱۶]. هرچند این روش‌ها می‌توانند با سرعت بالایی دما را کاهش دهند، ولی منجر به کاهش ظرفیت محاسباتی پردازنده نیز می‌شوند [۱۶]. برخی از روش‌های کاهش دما، مانند استفاده از فن خنک‌کننده CPU، خارج از مسیر بحرانی اجرای یک برنامه عمل می‌کنند. از این رو، بر ظرفیت محاسباتی سیستم و عملکرد برنامه تأثیر نمی‌گذارند. از آنجایی که این روش‌ها با تأخیر بیشتری بر دما اثر می‌گذارند [۱۰]، استفاده تنها از این روش‌ها، ممکن است باعث کاهش دما، بعد از عبور از دمای بحرانی شود [۱۶]. استفاده از یک کنترل‌کننده شامل هر دو نوع رویکرد، به دمای پردازنده و عملکرد برنامه توجه خواهد داشت. از طرفی، در اغلب رویکردهایی که از چند روش برای کنترل دما بهره می‌برند، برای استفاده از هر روش از یک سیاست کنترلی استفاده می‌کنند [۱۰، ۱۶، ۱۷]. به‌عنوان مثال، ابتدا با افزایش سرعت فن سعی در جلوگیری از افزایش دمای پردازنده داشته

و در صورتی که دما به بیش از حد آستانه برسد، از کاهش فرکانس استفاده می‌کنند [۱۶].

در این مقاله، رویکردی برای ایجاد یک مدل مدیریت دمای هوشمند با استفاده از ابزارهای کنترلی فرکانس پردازنده و سرعت فن، معرفی شده است. در این رویکرد، از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه^۵ (MLP) برای پیش‌بینی و نیز کنترل دما استفاده شده است. برای هر یک از مدل‌ها، تعدادی از ویژگی‌ها، با استفاده از حسگرهای سیستم خوانده می‌شوند. دیگر ویژگی‌های مناسب با پردازش‌های پیشنهادی ایجاد می‌گردند. برای داشتن مدلی با دقت بالا، تعدادی از ویژگی‌ها، به‌عنوان پارامترهای ورودی هر یک از مدل‌ها انتخاب می‌شوند. به‌صورت مختصر، نوآوری‌های مقاله در ادامه معرفی می‌شوند:

- ویژگی‌های جدیدی برای پیش‌بینی دما پیشنهاد شده‌اند. تعداد کمی از ویژگی‌ها با استفاده از روش تفاضل اطلاعات متقابل^۶ (MID) و شبکه MLP، برای مدل پیش‌بینی دما انتخاب شده‌اند.
- مدل چند خروجی MLP، برای کنترل دما با استفاده از تغییرات فرکانس و سرعت فن پیشنهاد شده است. برای آموزش این مدل، مجموعه داده‌ای متنوع از اثر فرکانس و سرعت فن بر دما، با الگوریتم پیشنهادی، ایجاد شده است.
- انتخاب ویژگی‌های مناسب برای مدل کنترل دمای پیشنهادی با استفاده از الگوریتم ژنتیک مبتنی بر رتبه‌بندی نامغلوب^۷ (NSGA-II) و با توجه به هر دو خروجی فرکانس پردازنده و سرعت فن آنجا شده است.
- مدل‌های پیشنهادی، بر روی یک پردازنده چند هسته‌ای و البته بدون نیاز به سخت‌افزار اضافی ارزیابی شده‌اند.

در ادامه سازمان‌دهی مقاله معرفی می‌شود. در بخش دوم تعدادی از رویکردهای مدیریت دما و مدل‌های پیش‌بینی دما بررسی شده‌اند. بخش سوم، به معرفی شبکه MLP، الگوریتم NSGA-II و انتخاب ویژگی بر پایه اطلاعات متقابل پرداخته است. در بخش چهارم رویکرد مدیریت دمای پیشنهادی معرفی می‌گردد. نتایج ارزیابی مدل‌های پیشنهادی برای فاصله‌های مختلف زمانی، در بخش ششم ارائه می‌شوند. در نهایت، در بخش هفتم، نتیجه‌گیری مقاله ارائه می‌گردد.

۲- ادبیات تحقیق

در مدیریت دما با رویکرد فعال، از یک مدل برای پیش‌بینی دما استفاده می‌شود. برای ایجاد این مدل، از آمارهای جمع‌آوری شده در زمان اجرای برنامه‌ها، بهره می‌برند. مدل‌های پیش‌بینی دما را می‌توان به دو دسته برون خط و برخط تقسیم‌بندی کرد. در مدل‌های برون خط، ایجاد و آموزش مدل با بهره‌برداری از یک مجموعه داده مناسب و پیش از استفاده از آن انجام می‌شود. سپس، در زمان اجرا، دما با استفاده از مدل دمایی پیش‌بینی می‌گردد [۱۴، ۱۵، ۱۸، ۱۹]. در مقابل این رویکرد، مدل‌های برخط، مدل دمایی را در زمان اجرا بر روی پنجره‌ای از آخرین مشاهدات، ایجاد می‌کنند [۴، ۵].

استفاده از مدل خود رگرسیون میانگین متحرک^۴ (ARMA) از رویکردهای پیش‌بینی دما است که با رابطه ۱ معرفی می‌شود [۴، ۵].

(۱)

y_t مقدار دما در زمان t و e_{t-i} خطاهای به‌دست‌آمده برای زمان‌های پیش از t می‌باشند. α_i ها و β_i ها به ترتیب، ضریب‌های مقادیر پیشین دما و مقدار خطاها هستند. مقدار e_t نیز در زمان تعیین ضریب‌ها و با توجه به آخرین نمونه‌های مشاهده‌شده، مشخص می‌شود. همچنین، p و q به ترتیب اندازه پنجره AR و MA را مشخص می‌کنند. با استفاده از مدل، دما برای همه هسته‌ها پیش‌بینی شده و در صورتی که دمای پیش‌بینی شده، بیش از دمای حدآستانه باشد، از کاهش فرکانس به‌منظور کاهش دما بهره گرفته‌اند.

در رابطه ۲، از دمای هسته‌های همسایه یک هسته، در پیش‌بینی دمای آن استفاده شده است [۶].

(۲) T_i

T_i^{curr} دمای فعلی هسته i ، I_i^{in} مقدار تغییر دمای هسته و I_i^{nb} میانگین تغییرات دمای هسته‌های همسایه هستند. تعیین ضریب‌های α_i ، β_i و γ_i با استفاده از رگرسیون خطی، بر روی مجموعه داده جمع‌آوری شده از دمای هسته‌های پردازنده، محاسبه می‌شوند. در صورتی که دمای پیش‌بینی شده برای یک هسته، بیش از دمای حدآستانه تعریف شده در سیستم باشد، مهاجرت وظیفه به هسته‌ای مقصد انجام می‌شود. هسته‌ای به‌عنوان مقصد انتخاب می‌شود که مهاجرت به آن موجب افزایش دما از حدآستانه نشود.

توجه به رفتار بارکاری در حال اجرا، در تعدادی از رویکردهای مدیریت دما مورد توجه قرار گرفته است [۲، ۲۰-۱۸]. رفتار بارکاری، از مهم‌ترین مشخصه‌های تغییر رفتار دمایی پردازنده است. برای بررسی رفتار برنامه، از ابزارهای سنجش فراهم‌شده برای پردازنده، مانند شمارنده‌های کارایی و نشان‌گرهای توان مصرفی استفاده شده است. در این راستا، از رابطه ۳ که ترکیبی از شمارنده‌های کارایی است، برای پیش‌بینی دما استفاده شده است [۱۹].

(۳) T_i

u_i مقدار شمارنده کارایی نام و t_{total} تعداد چرخه‌های پردازنده است. همچنین، برای تعیین ضریب‌های w_i ها، از درون‌یابی خطی بر روی مجموعه داده فراهم‌شده، استفاده شده است. w_{const} دمای اندازه‌گیری شده پردازنده، در حالت بیکاری است.

کچران و همکاران، با استفاده از شمارنده‌های کارایی، فازهای مختلف بارکاری را شناسایی می‌کنند [۲]. بدین منظور، با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی، خروجی شمارنده‌ها، به دو جزء اصلی کاهش داده می‌شود. سپس، با استفاده از خوشه‌بندی KMeans، فازهای مختلف بارکاری تعیین می‌شوند. آنگاه، برای هر فاز یک مدل پیش‌بینی دما با رابطه ۴، ارائه می‌شود.

(۴) g

$T_m[i]$ دمای هسته m ام در زمان i و a_{mn} و a_m^{idle} ضریب‌های مدل از دید هسته m می‌باشند. g_m ، سهم دمایی بارکاری را مشخص می‌کند که با انجام آزمایش‌هایی برای هر هسته تعیین می‌شود. در نهایت، با توجه به نتایج پیش‌بینی دما، کنترل مقدار فرکانس پردازنده انجام می‌شود. هدف این کنترل‌کننده، استفاده از حداکثر مقدار فرکانس پردازنده، با قید عدم تجاوز دمای هسته‌ها از دمای حدآستانه است. از آنجایی که برای هر یک از حالت‌های ممکن سیستم، به ضریب‌های جداگانه‌ای برای مدل پیش‌بینی دما نیاز است، تعداد مدل‌های مورد نیاز این رویکرد، افزایش می‌یابد.

در یکی دیگر از رویکردهای پیش‌بینی دما، بارکاری به دو فاز فعالیت بالا و فعالیت معمول تقسیم‌بندی شده است [۱۸]. برای هر یک از آن‌ها از یک روش پیش‌بینی دمای سبک‌وزن بهره برده‌اند. برای پیش‌بینی دمای هر یک از واحدهای تراشه، از مقدارهای پیشین دمای آن، همراه با شمارنده‌های کارایی استفاده کرده‌اند. همچنین، ضریب‌های مدل ارائه‌شده، با استفاده از رگرسیون تعیین شده‌اند. در ارزیابی مدل، از ابزار HotSpot [۲۱] استفاده کرده‌اند. داشتن دانش معماری پردازنده، از مهم‌ترین نیازهای پیکربندی ابزار HotSpot است. در آزمایش‌های شبیه‌سازی شده، مقدار میانگین قدرمطلق خطای دمای پیش‌بینی شده را کمتر از ۲/۵ درجه سانتی‌گراد گزارش کرده‌اند.

در یکی دیگر از کارهای اخیر، از خوشه‌بندی KMeans برای شناسایی فازهای دمایی استفاده شده است [۲۲]. رفتارهای دمایی مختلفی در پردازنده با توجه به برنامه‌های مختلف دیده شده، که به خوشه‌بندی این رفتارها با عنوان فازهای دمایی پرداخته‌اند. برای انتخاب تعداد خوشه‌ها از شاخص دیویس-بولدین^۵ استفاده شده است. سپس، برای پیش‌بینی دما در هر فاز، از یک شبکه MLP بهره گرفته‌اند. انتخاب ویژگی‌های مناسب در هر فاز با استفاده از روش MID انجام شده است.

در یک رویکرد مدیریت دمای پویا، از کنترل سرعت فن و فرکانس پردازنده بهره برده‌اند [۱۶]. ایشان برای پیش‌بینی دما از تغییرات دما، در آخرین مشاهدات سیستم استفاده کرده‌اند. همچنین، آرایه‌هایی فراهم کرده که در هر یک از آن‌ها برای هر دما، مقدار مناسب سرعت فن و مقدار مناسب برای فرکانس ذخیره شده است. در زمان اجرا، با توجه به دمای پیش‌بینی شده، برای جلوگیری از کاهش عملکرد سیستم، ابتدا با استفاده از کنترل سرعت فن سعی داشته تا از افزایش دما از حدآستانه ممانعت شود. در صورت افزایش دما از حدآستانه، با کاهش فرکانس، کنترل دما انجام می‌شود. ایشان، از پارامترهای محدودی برای پیش‌بینی دما بهره برده‌اند. همچنین، از تغییرات مداوم سرعت فن استفاده می‌کنند که مناسب برای این ابزار کنترلی نیست.

در یکی دیگر از رویکردهای مدیریت دما، معیاری برای کنترل دما بر اساس نسبت بین عملکرد و توان مصرفی معرفی شده است [۱۰]. سپس، با توجه به معیار تعریف‌شده، برای هر یک از سه ابزار فرکانس

مؤثر با حداقل تعداد لازم، تأثیر قابل توجهی در افزایش دقت مدل‌های پیش‌بینی و کنترل دما دارد.

۳- میان‌بندی نظریه

در این بخش به معرفی شبکه MLP، الگوریتم NSGA-II و روش کاهش ویژگی بر پایه اطلاعات متقابل پرداخته می‌شود.

۳-۱- پرسپترون چندلایه‌ای

در این مقاله از شبکه عصبی MLP برای پیش‌بینی و کنترل دما استفاده شده است. ساختار شبکه شامل تعدادی عناصر پردازشگر متصل به هم است که نرون نامیده می‌شوند. این نرون‌ها در یک ساختار سه لایه‌ای شامل لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی قرار گرفته‌اند [۲۸]. این ساختار در شکل ۱ نمایش داده شده است.

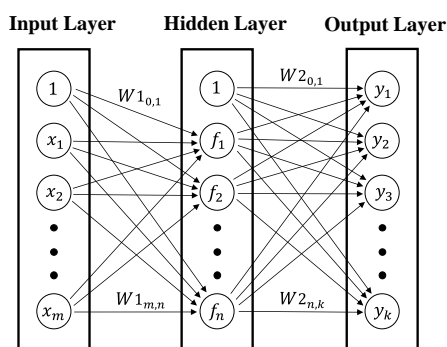
از لایه ورودی که دارای $m + 1$ نرون است برای دریافت داده‌ها استفاده می‌شود. یکی از نرون‌های این لایه بایاس نامیده شده و دارای مقدار یک است. هر نرون با یک وزن مستقل به هر یک از نرون‌های لایه پنهان متصل است. هر یک از نرون‌های لایه پنهان تابع فعالیتی را بر روی مجموع وزن‌دار لایه ورودی اعمال می‌کنند. از رابطه ۵ برای محاسبه مقدار خروجی هر نرون در لایه پنهان استفاده می‌شود.

$$f_i \quad (5)$$

از $W_{1,j,i}$ و $W_{1,0,i}$ به ترتیب، وزن بین بایاس و نرون j ام در لایه ورودی و نرون i ام لایه پنهان هستند. x_j مقدار نرون j ام لایه ورودی است. Act^* تابع فعالیتی از قبیل تابع خطی و سیگموئید است که بر روی حاصل به دست آمده از ورودی‌ها اعمال می‌شود. لایه خروجی نیز مشابه با لایه پنهان، عمل می‌کند. شبکه عصبی MLP با الگوریتم پس انتشار خطا آموزش داده می‌شود. خطای شبکه با توجه به اختلاف بین خروجی شبکه و خروجی مورد انتظار آن محاسبه می‌گردد.

۳-۲- الگوریتم ژنتیک مبتنی بر رتبه‌بندی نامغلوب

یکی از روش‌های بهینه‌سازی چندهدفه، الگوریتم NSGA-II است، که برای یافتن جواب‌های نامغلوب یک مسئله استفاده می‌شود [۲۹]. این الگوریتم شامل چندین گام است، که در ادامه معرفی می‌گردند. در گام اول، بر مبنای مقیاس و قیدهای مسئله، تولید جمعیت اولیه انجام می‌شود. در گام دوم ارزیابی جمعیت تولیدشده با توجه به توابع هدف



شکل ۱: ساختار شبکه عصبی

پردازنده، مهاجرت وظیفه و سرعت فن، رابطه‌های لازم محاسبه شده است. برای تعریف رابطه‌ها از شبیه‌ساز HotSpot و معماری پردازنده بهره برده‌اند. با توجه به زمان اثر هر یک از ابزارهای کنترلی، در بازه‌های زمانی مختلف، مقدار مناسب هر کدام از ابزارها محاسبه می‌گردد.

از شبکه MLP برای پیش‌بینی دمای پیک یک هسته استفاده شده است [۱۳]. ورودی‌های شبکه، حداکثر و میانگین توان مصرفی بارکاری اجرائی بر روی آن، به همراه دمای همسایه‌های هسته هستند. سپس، در صورتی که دمای پیش‌بینی شده، بیش از دمای حد آستانه باشد و انتقال آن به یک هسته دیگر، باعث تجاوز دمای هسته مقصد، از دمای حد آستانه نشود، بارکاری به هسته مقصد منتقل می‌گردد. در کارهای دیگری، برای پیش‌بینی دمای آینده، از دمای فعلی و توان مصرفی به عنوان ورودی‌های شبکه MLP استفاده شده است [۱۱، ۱۲]. پیاده‌سازی مدل پیشنهادی در واحد پردازش گرافیکی انجام شده است. بدین منظور از یک شبکه عصبی ساده با یک لایه پنهان و فاقد تابع فعالیت بهره برده‌اند. از طرفی، به بسیاری از پارامترهای مؤثر در پیش‌بینی دما، نظیر فرکانس پردازنده، سرعت فن و بارکاری اجرائی، به صورت مستقیم، توجهی نشده است.

از دیگر رویکردهای هوشمند در مدل‌های پیش‌بینی دما، استفاده از روش رگرسیون بردار پشتیبان^۱ (SVR) است [۱۴، ۱۵]. در یکی از کارهای اخیر، با روش SVR، توان مصرفی با توجه به شمارنده‌های کارایی پیش‌بینی شده است [۱۵]. سپس، با ابزار HotSpot، دما بر اساس توان مصرفی تخمین زده می‌شود. در کار دیگری، از ۳۴ شمارنده کارایی، برای پیش‌بینی دما با SVR بهره برده‌اند [۱۴]. ایشان، از ویژگی‌های مهمی از جمله دمای هسته‌ها، فرکانس پردازنده و سرعت فن استفاده نکرده‌اند.

از سیستم استنتاج عصبی-فازی^{۱۱} (ANFIS)، برای کنترل سرعت فن، با توجه به دما و توان مصرفی استفاده شده است [۲۳، ۲۴]. هدف روش‌های معرفی شده، کاهش توان مصرفی فن با محدودیت حفظ دما حول و حوش دمای حد آستانه است. برای آموزش مدل، تنها از دمای هسته‌ها و سرعت فن استفاده شده است.

در مدیریت دمای پویا، معیارهای متفاوتی می‌توانند مورد توجه قرار گیرند. دمای پردازنده و عملکرد برنامه در حال اجرا دو پارامتر بااهمیت در مدیریت دما هستند. از این رو، استفاده از هر دو ابزار فرکانس پردازنده و سرعت فن می‌تواند منجر به مدیریت دمای پردازنده با توجه به عملکرد برنامه گردد. از طرفی، انتخاب ویژگی‌های مناسب از مهم‌ترین نیازهای یک مدل یادگیری است. تعداد ویژگی‌های زیاد می‌تواند باعث کاهش دقت مدل و همچنین افزایش سربار آموزش و اجرای آن گردد [۲۵]. برخی از روش‌ها، ویژگی‌های مناسب را با انجام آزمایش‌های متعدد و با توجه دانش خیره انتخاب می‌کنند [۲۶]. برای انتخاب ویژگی‌های مناسب هم از روش‌های آماری [۲۵] و هم از روش‌های فرا اکتشافی بهره می‌برند [۲۷]. انتخاب مجموعه ویژگی‌های

شده‌اند. روش تفاضل اطلاعات متقابل^{۱۴} (MID) و خارج قسمت اطلاعات متقابل^{۱۵} (MIQ) از مهم‌ترین روش‌های تخمین بوده، که با رابطه‌های ۱۰ و ۱۱ معرفی شده‌اند [۳۰].

$$\pi \quad (10)$$

$$\pi \quad (11)$$

۴- قالب کاری مدیریت دمای پیشنهادی

جریان کلی رویکرد DTM پیشنهادی در شکل ۲ نمایش داده شده است. این رویکرد شامل دو مرحله برون خط و برخط است. در مرحله برون خط، دو مدل MLP برای پیش‌بینی و کنترل دما ایجاد می‌شوند. در این راستا، برای آموزش هر دو مدل، مجموعه داده مناسب فراهم می‌شود. سپس، ویژگی‌های مناسب انتخاب شده و در نهایت مدل‌ها ایجاد می‌گردند. ساختار مدل‌ها، ذخیره شده تا در زمان اجرا برای کنترل دما استفاده شوند. در مرحله برخط، دما برای فاصله زمانی دلخواه، با بهره‌گیری از مدل دمایی، پیش‌بینی می‌گردد. در صورتی که دمای پیش‌بینی شده بیش از دمای حدآستانه باشد از مدل کنترل دما استفاده می‌شود. مدل، مقدار سرعت فن و فرکانس پردازنده را به‌گونه‌ای تخمین می‌زند، که دمای پردازنده در حول و حوش دمای حدآستانه قرار گیرد. بدین منظور، برای داشتن حداکثر عملکرد، حداکثر فرکانس ممکن به‌صورتی تخمین زده شده، که با بهره‌گیری از سرعت فن، دمای سیستم از حدآستانه سیستم تجاوز نکند.

۴-۱- مدل پیش‌بینی دمای پیشنهادی

روال توسعه مدل پیش‌بینی دمای پیشنهادی شامل سه مرحله آماده‌سازی مجموعه داده، پالایش مجموعه ویژگی‌ها، و آموزش شبکه MLP به‌عنوان مدل پیش‌بینی دما است. مدل پیشنهادی، بر روی یک سیستم چهار هسته‌ای Intel's Core i7-950 ایجاد و ارزیابی می‌شود. اندازه حافظه اصلی ۶ گیگابایت است. از سیستم‌عامل لینوکس با هسته 3.8.0 استفاده می‌گردد. از ابزار im-sensor، برای دریافت اطلاعات دمایی از حسگرها، استفاده می‌شود. شمارنده‌های کارایی هر هسته نیز، با استفاده از زیرسیستم perf موجود در سیستم‌عامل لینوکس، خوانده می‌شوند. لیست شمارنده‌ها، در جدول ۱ نمایش داده شده است. تنظیم پویای فرکانس پردازنده و سرعت فن، به‌ترتیب با استفاده از ابزار cpufreq و اسکریپت هسته fancontrol انجام می‌گردد. همچنین، برای ایجاد حالت‌های مختلف دمایی، از برنامه‌های محک SPEC CPU2006 بهره گرفته می‌شود که بدین منظور معرفی شده‌اند. برنامه‌های مورد استفاده در آزمایش‌های انجام شده شامل gcc، hmmmer، bzip2، perlbench و libquantum می‌باشند. این برنامه‌ها که به‌علت تفاوت آن‌ها در میزان استفاده از CPU، دماهای مختلفی را در پردازنده ایجاد می‌کنند، در مقاله‌های متعددی مورد بهره‌برداری قرار گرفته‌اند [۳۱، ۳].

مسئله صورت می‌گیرد. در گام سوم روش مرتب‌سازی نامغلوب اعمال می‌شود. در این روش اعضای نامغلوب، با الگوی مشخصی در داخل دسته‌های مختلف قرار می‌گیرند. در این راستا، اعضای موجود در دسته اول، یک مجموعه کاملاً نامغلوب توسط دیگر اعضای جمعیت فعلی می‌باشند. اعضای موجود در دسته دوم، تنها توسط اعضای دسته اول مغلوب می‌شوند. این روند برای دیگر دسته‌ها ادامه یافته تا یک رتبه بر مبنای شماره دسته به تمام اعضای موجود در هر دسته، اختصاص یابد. در گام چهارم، پارامتر کنترلی، با نام فاصله جمعیت، محاسبه می‌شود. این پارامتر برای هر عضو در هر گروه محاسبه شده و نشان‌دهنده فاصله نمونه با دیگر اعضای جمعیت آن گروه است. اعضای هر گروه با توجه به این پارامتر اولویت‌بندی می‌شوند. در گام پنجم، تعدادی از اعضای جمعیت، به‌عنوان جمعیت والدین برای تولید نسل جدید انتخاب می‌شوند. در گام ششم، از عملگرهای جهش و تقاطع برای تولید نسل جدید استفاده می‌شود.

۳-۳- انتخاب ویژگی بر پایه اطلاعات متقابل

انتخاب مجموعه ویژگی‌های مناسب یک مدل، بر اساس حداکثر سازی وابستگی آن‌ها با خروجی مدل انجام می‌شود. در این راستا، کمینه‌کردن اطلاعات متقابل^{۱۲} (MI) بین مجموعه ویژگی‌های انتخابی نیز از اهداف اصلی انتخاب ویژگی‌ها است. مقدار MI بین دو ویژگی x و y با رابطه ۶ محاسبه می‌شود [۲۵].

$$I(x, y) \quad (6)$$

$p(x, y)$ و $p(x)$ به ترتیب توابع چگالی احتمال متغیرهای x ، y و وقوع هم‌زمان آن‌ها می‌باشند. انتخاب زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌ها که بیش‌ترین وابستگی را با خروجی مدل دارند، با رابطه ۷ انجام می‌شود.

$$\pi \quad (7)$$

S زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌های اولیه است. h خروجی مدل بوده و V_I مقدار وابستگی S را با h نشان می‌دهد. زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌ها که دارای حداقل افزونگی باشند، با رابطه ۸ انتخاب می‌شود [۲۵].

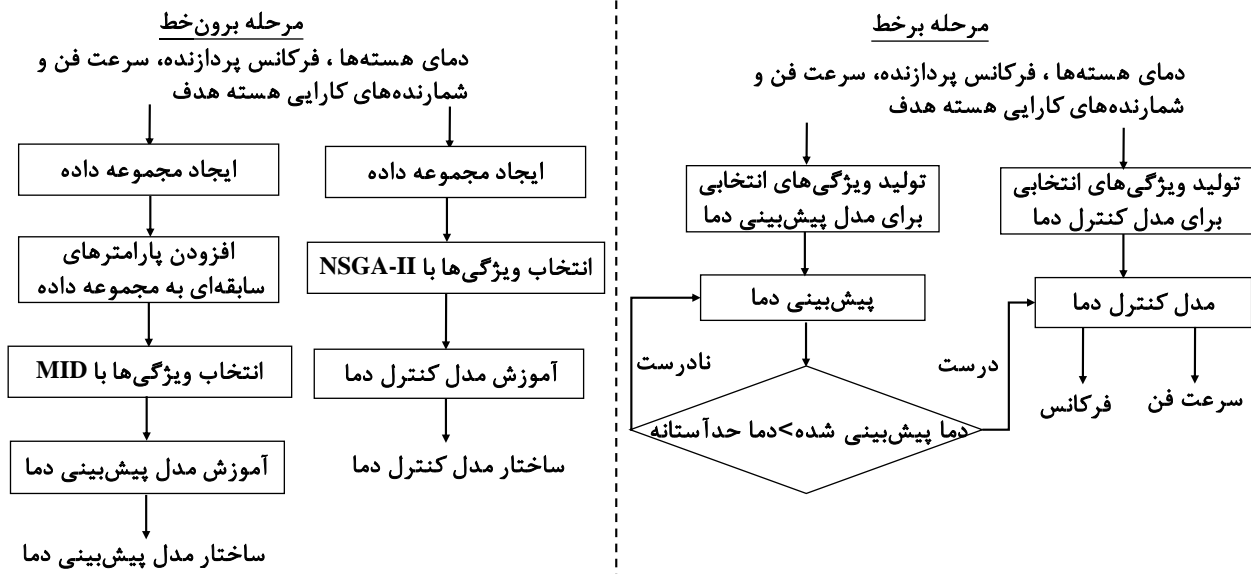
$$\pi \quad (8)$$

W_I میانگین MI بین ویژگی‌ها، در زیرمجموعه S است. برای انتخاب مجموعه مناسب از ویژگی‌ها، از ترکیب هر دو رابطه ۷ و ۸ بهره گرفته‌اند. رابطه‌ای حاصل با عنوان کمینه افزونگی بیشینه وابستگی^{۱۳} (mRMR)، با رابطه ۹ معرفی شده است [۲۵].

$$\pi \quad (9)$$

از $\varphi(V, W)$ برای ترکیب روابط بیشینه وابستگی و کمینه افزونگی استفاده شده است.

از آنجایی که، با افزایش تعداد اعضای مجموعه ویژگی‌ها، تعداد زیرمجموعه‌ها به‌صورت نمایی افزایش می‌یابد، محاسبه‌های لازم برای یافتن حداکثر مقدار $\varphi(V, W)$ ، غیرعملی خواهد بود. در این راستا، روابطی برای تخمین mRMR، با پیچیدگی محاسباتی پایین معرفی



شکل ۲: جزئیات مختصری از رویکرد مدیریت دمای پیشنهادی

الگوریتم مورد استفاده در جهت ایجاد حالت‌های متنوع در سیستم نمایش داده شده است. در هنگام اجرای الگوریتم، در فواصل زمانی یک‌ثانیه‌ای حالت سیستم ثبت می‌شود. در این الگوریتم، در هر مرحله، برای تعدادی از هسته‌های پردازنده یک برنامه محک به صورت تصادفی انتخاب شده و بر روی آن‌ها اجرا می‌گردند. در هر مرحله، تمامی ترکیب‌های سرعت فن و میزان فرکانس به نحوی تعیین شده، که به‌ازای هر سرعت فن، چندین سطح از فرکانس پردازنده در حین اجرای برنامه محک بر روی تمامی هسته‌های پردازنده اعمال شوند.

پس از جمع‌آوری مجموعه داده، آماده‌سازی آن صورت می‌گیرد. دما در یک سیستم، می‌تواند با سرعت‌های مختلفی تغییر کند. به بیانی دیگر، در حالی که در برخی حالت‌ها، دما به‌سرعت در سیستم تغییر می‌کند، در حالت‌هایی دیگر، تغییرات دما می‌تواند به‌کندی صورت گیرد. با این وجود، در همه حالت‌ها، یک الگوی با معنی در نمونه‌های متوالی وجود دارد، که نشان‌دهنده روند تغییرات دما است. در این

$$\psi \leftarrow \{fan\ speed\ levels\}$$

$$\chi \leftarrow \{processor\ frequency\ levels\};$$

S_i
 f_i
 b_i

Set_frequency(χ_j);
Wait(10 seconds);

Terminate all dispatched benchmarks;

Stop system profiling;

شکل ۳: شبه‌کد جمع‌آوری داده از سیستم

جدول ۱: لیست شمارنده‌های کارایی

نام شمارنده کارایی
CONTEXT-SWITCHES
CPU-MIGRATIONS
PERF_COUNT_SW_PAGE_FAULTS
CYCLES
PERF_COUNT_HW_STALLED_CYCLES_FRONTEND
PERF_COUNT_HW_STALLED_CYCLES_BACKEND
INSTRUCTIONS
BRANCHES
BRANCH-MISSES
CACHE-REFERENCES
IO-TRANSACTIONS
L1D_ALL_REF
CACHE-MISSES

برای ایجاد مجموعه داده، ابتدا سطوح مختلف سرعت فن و فرکانس پردازنده انتخاب شده و در مجموعه‌های مربوطه قرار می‌گیرند. مجموعه مربوط به سطوح سرعت فن شامل مقادیر {۵۰، ۸۴، ۱۱۰، ۱۴۰، ۱۸۴، ۲۲۴، ۲۵۵} مدولاسیون پهنای پالس^{۱۶} (PWM) است. لازم به ذکر است که خواندن سرعت فن با معیار گردش در هر دقیقه^{۱۷} (RPM) انجام می‌شود. مجموعه فرکانس‌های مورد استفاده در آزمایش‌ها شامل مقادیر {۱۵۹۶۰۰۰، ۱۸۶۲۰۰۰، ۲۱۲۸۰۰۰، ۲۳۹۴۰۰۰، ۲۶۶۰۰۰۰، ۲۹۲۶۰۰۰، ۳۰۶۰۰۰۰} هرتز است. داده‌هایی که در مجموعه داده ذخیره می‌شوند شامل دمای هسته‌های پردازنده، فرکانس پردازنده، سرعت فن و شمارنده‌های کارایی هسته مورد نظر برای پیش‌بینی دما است.

از یک نخ^{۱۸} که به‌صورت هم‌زمان با الگوریتم اصلی اجرا می‌گردد، برای ثبت داده‌ها در مجموعه داده، استفاده می‌گردد. حالت سیستم در هر لحظه از تلفیق تمامی این داده‌ها ایجاد می‌شود. استفاده از تمامی این داده‌ها، منجر به ایجاد یک فضای حالت گسترده می‌گردد. از آنجایی که ایجاد تمامی حالت‌های ممکن، غیر عملی است، ترکیب‌های مختلفی از سرعت فن، فرکانس پردازنده و بار کاری، برای ایجاد حالت‌های متنوعی از سیستم، جمع‌آوری می‌گردند. در شکل ۳

N تعداد نمونه‌های مجموعه داده است. t_i و y_i به ترتیب، دمای هدف و دمای پیش‌بینی شده را برای نمونه i ام نشان می‌دهد. S مجموعه داده آزمون و Y مجموعه پیش‌بینی‌های مدل است.

برای بررسی مدل پیشنهادی، نخست، به مقایسه اثر استفاده از پارامترهای سابقه‌ای در پیش‌بینی دما، پرداخته می‌شود. در این راستا، در یک آزمایش، تنها از پارامترهای نشان‌دهنده حالت فعلی سیستم، به‌عنوان ورودی مدل پیش‌بینی دما استفاده می‌گردد. در آزمایش دیگر، علاوه بر استفاده از پارامترهای حالت فعلی سیستم، از پارامترهای پیشنهادی در این مقاله، با عنوان پارامترهای سابقه‌ای، نیز برای پیش‌بینی دما استفاده می‌شود. مجموع پارامترها، در این حالت ۱۲۶ عدد است. نتیجه مقایسه در جدول ۲ نمایش داده شده است. استفاده از پارامترهای پیشنهادی، سبب کاهش مقدار MAE مدل پیش‌بینی دما از ۱/۱۷ به ۰/۸۷ درجه سانتی‌گراد می‌شود. از طرفی، کاهش قابل توجهی، در واریانس قدرمطلق خطاها و درصد خطاهای بالای ۳ درجه سانتی‌گراد ایجاد می‌گردد. باین وجود، زمان اجرای مدل، برای پیش‌بینی یک نمونه حدود ۱۰ برابر افزایش می‌یابد.

تعداد زیاد ورودی‌های مدل، علاوه بر ایجاد افزایش سربار محاسباتی برای مدل، می‌تواند منجر به کاهش تعمیم مدل نیز گردد. برای انتخاب مجموعه مناسب از ورودی‌ها، از هر دو الگوریتم MID و MIQ استفاده شده است. ورودی‌ها بر اساس میزان وابستگی داده‌ای با خروجی، در بردار ζ ، اولویت‌بندی می‌گردند. سپس در $|\zeta|$ گام، زیرمجموعه‌هایی شامل $|\zeta| \leq z \leq 1$ عنصر ابتدایی از ζ را در مدل پیشنهادی ارزیابی کرده و میزان خطای پیش‌بینی برای هر یک، اندازه‌گیری می‌شود. در شکل ۴ مقدار MAE برای پیش‌بینی دمای دو ثانیه آینده، برای هر زیرمجموعه از ویژگی‌های انتخاب شده نمایش داده شده است. با توجه به شکل، با انتخاب حدود ۱۳ ویژگی، خطای مدل پیش‌بینی، به میزان قابل توجهی کاهش می‌یابد. از آنجایی که، انتخاب ویژگی‌ها با MID نسبت به MIQ، منجر به کاهش بیشتر خطای مدل می‌شود، در ادامه از آن استفاده می‌گردد. بر این اساس، با استفاده از MID پارامترهای مناسب برای مدل پیش‌بینی دما انتخاب شده و ارزیابی مدل انجام می‌شود. مقایسه نتیجه استفاده از پارامترهای انتخابی در جدول ۲ نمایش داده شده است. با توجه به نتایج، استفاده از روش پیشنهادی، علاوه بر اینکه باعث کاهش قابل توجه زمان اجرای مدل شده، دقت مدل را بسیار بهبود می‌بخشد. در این حالت، مقدار

راستا، با توجه به الگوهای رفتاری دما، ویژگی‌های جدیدی را ایجاد کرده، که تاریخچه‌ای از آخرین تغییرات را برای هر نمونه نگهداری کند. پارامترهایی که برای هر نمونه، به‌منظور نگهداری تاریخچه تغییرات ایجاد می‌شوند، پارامترهای سابقه‌ای هستند. مقادیر چند نمونه اخیر دما و شمارنده‌های کارایی، از جمله پارامترهای سابقه‌ای هستند. تعدادی دیگر از پارامترهای سابقه‌ای با استفاده از گرادیان ایجاد می‌شوند. برای محاسبه گرادیان پارامتر p با فاصله d از رابطه ۱۲ استفاده می‌شود.

$$(12) \quad \nabla$$

به ترتیب مقدار پارامتر p در نمونه t و d نمونه قبلی آن است. تعدادی از گرادیان‌های اول و دوم بر روی پارامترهای دما و شمارنده‌های کارایی اعمال شده و برای هر نمونه نگهداری می‌شود. گرادیان اول و دوم به ترتیب، میانگین سرعت و شتاب تغییرات را در طی d نمونه متوالی نشان می‌دهد.

بعد از ایجاد ویژگی‌های مناسب، توسعه و ارزیابی شبکه MLP برای پیش‌بینی دما انجام می‌شود. با استفاده از مدل MLP، دما برای یک هسته با عنوان هسته هدف، در سیستم چند هسته‌ای، پیش‌بینی می‌گردد. تعدادی از ورودی‌های مدل، شامل دمای هسته، دمای هسته‌های مجاور و مقدارهای شمارنده‌های کارایی، فرکانس پردازنده و سرعت فن خنک‌کننده است. این پارامترها، نشان‌دهنده حالت فعلی سیستم هستند. افزون بر آن‌ها، در راستای استفاده از پارامترهای سابقه‌ای، گرادیان دمای هسته و شمارنده‌های کارایی آن، در فاصله‌های زمانی $\{1, 2, 3\}$ ثانیه، به‌عنوان ورودی مدل می‌باشند. خروجی مدل، پیش‌بینی دما با فاصله زمانی $d \geq 1$ ثانیه است.

برای بررسی دقت مدل پیشنهادی، از معیارهایی مبتنی بر ارزیابی خطا بهره گرفته می‌شود. میانگین قدر مطلق خطا^۹، انحراف معیار قدر مطلق خطا^{۱۰} و درصد خطای بیش از سه درجه سانتی‌گراد^{۱۱} از پارامترهای ارزیابی بوده که به ترتیب با رابطه‌های ۱۳، ۱۴ و ۱۵ محاسبه می‌گردند.

$$(13) \quad M$$

$$(14) \quad SDAE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (|t_i - y_i| - MAE)^2}$$

جدول ۲: پیش‌بینی دمای ۲ ثانیه آینده با پارامترهای مختلف

زمان اجرا برای یک نمونه (S)	PoE	SDAE(°C)	MAE(°C)	تعداد ورودی‌ها	ورودی‌های مدل پیش‌بینی دما
$8/6068 \times 10^{-5}$	۸٪	۲/۱۳	۱/۱۷	۱۹	حالت فعلی سیستم
$7/7882 \times 10^{-4}$	۳/۱۳٪	۱/۳۷	۰/۸۷	۱۲۶	حالت فعلی سیستم + پارامترهای سابقه‌ای
$7/6527 \times 10^{-5}$	۰/۰۴٪	۰/۵۹	۰/۴۹	۱۳	پارامترهای انتخابی با استفاده از MID

میانگین قدرمطلق خطای مدل و واریانس آن، به ترتیب، به کمتر از ۰/۵ و ۰/۶ درجه سانتی‌گراد کاهش می‌یابد.

$$(15) \quad PoE = \frac{|\{ |t_i - y_i| \geq 3 \mid \forall t_i \in S \forall y_i \in Y, i \in \{1, 2, \dots, |S|\} \}|}{|S|}$$

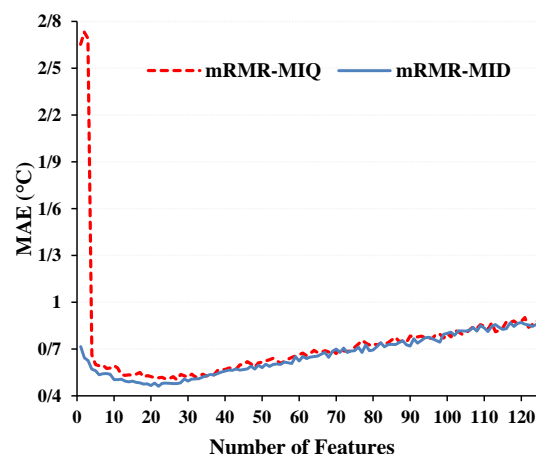
ویژگی‌ها، با توجه به یک خروجی، استفاده می‌گردد. برای انتخاب پارامترهای مناسب، از الگوریتم NSGA-II بهره برده می‌شود. برای استفاده از NSGA-II تنظیم‌هایی بر روی الگوریتم انجام شده، که تعدادی از آن‌ها معرفی می‌شوند. جمعیت الگوریتم، شامل ۴۰ عضو بوده، که هر عضو از ۲۰ مقدار دودویی تشکیل شده است. هر یک از این مقادیر دودویی، مربوط به یکی از ویژگی‌ها بوده، که ابتدا به صورت تصادفی مقداردهی می‌شود. مقدار ۱ به معنی انتخاب آن ویژگی است. تعداد تکرارهای الگوریتم، ۴۰ بار تنظیم شده است.

بخش بااهمیت استفاده از الگوریتم NSGA-II، تعریف تابع هزینه آن است. برای تابع هزینه، از مدل MLP استفاده می‌شود. با توجه به ویژگی‌های انتخابی برای هر عضو، یک شبکه MLP، ابتدا آموزش‌یافته و سپس با داده‌های آزمایشی، دقت آن محاسبه می‌گردد. دقت مدل با توجه به سه معیار مقدار خطا در تخمین فرکانس، خطا در تخمین سرعت فن و تعداد ویژگی‌ها، در ارزیابی هر عضو از جمعیت برای ایجاد جمعیت پارتو^{۲۳} محاسبه می‌شود. برای نمایش پارتو، از ارائه آن بر روی دو بعد استفاده شده است. بدین منظور، خطای حاصل از تخمین سرعت فن و خطای حاصل از تخمین فرکانس در قالب یک خطای کلی و با رابطه ۱۶ محاسبه می‌شود.

$$e_i \quad (16)$$

مقدار e_i نشان‌دهنده خطای کلی مدل و e_{fs} و e_{pf} ، به ترتیب، میزان خطای فرکانس پردازنده و سرعت فن را نشان می‌دهد. به علت محدودیت متفاوت سرعت فن و فرکانس پردازنده، نرمال‌سازی مقادیر آن‌ها انجام می‌شود. α که مقداری بین ۰ و ۱ است، اهمیت مقدار خطاها را نشان می‌دهد. هر چه میزان α نزدیک‌تر به ۱ باشد، ضریب بیشتری برای خطای فرکانس، نسبت به سرعت فن در نظر گرفته می‌شود. نمودار خطای کلی مدل کنترل دما، با α برابر ۰/۵ و بر اساس تعداد ویژگی‌ها در شکل ۵ نمایش داده شده است. با افزایش تعداد ویژگی‌ها تا ۶ ویژگی، خطای مدل کاهش می‌یابد. ویژگی‌های انتخابی دمای فعلی هسته هدف، دمای t ثانیه بعد هسته هدف، دمای داغ‌ترین هسته، فرکانس فعلی پردازنده، سرعت فعلی فن و شمارنده کارایی CYCLES است.

در نهایت، با ویژگی‌های انتخابی و با استفاده از مدل MLP، با توجه به دمای ۲ ثانیه آینده و دمای حدآستانه، مقدار مناسب برای فرکانس و سرعت فن تعیین می‌شود. هدف این کنترل، این است که، تفاوت بین دمای ۲ ثانیه آینده هسته و دمای حدآستانه تعیین‌شده، کمینه گردد. دقت مدل هم به صورت برون‌خط و هم برخط محاسبه شده است. ارزیابی برون‌خط، با توجه به مجموعه داده فراهم‌شده انجام می‌شود. از ۷۰ درصد داده‌های مجموعه داده برای آموزش مدل و از ۳۰ درصد باقیمانده برای آزمایش مدل استفاده شده است. برای هر نمونه از مجموعه داده آزمایش، علاوه بر پارامترهای نشان‌دهنده حالت فعلی سیستم، ویژگی‌های فرکانس و سرعت فن t ثانیه بعد و دمای مشاهده شده در t ثانیه آینده ثبت شده است. با توجه به حالت فعلی سیستم و



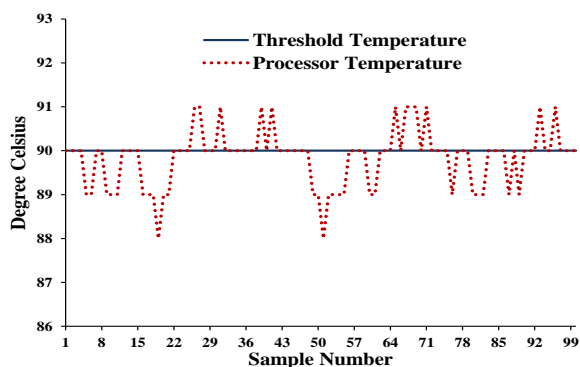
شکل ۴: اثر تعداد ویژگی‌های انتخابی با استفاده از روش‌های MID و MIQ در دقت مدل پیش‌بینی دمای ۲ ثانیه آینده

یکی از مهم‌ترین معیارهای دقت مدل، مقدار درصد خطاهای بالای ۳ درجه سانتی‌گراد است که در این حالت به ۰/۰۴ درصد، کاهش می‌یابد. این مقدار نشان‌دهنده عدم وجود پیش‌بینی‌های نامطمئن، در مدل پیشنهادی است.

۴-۲- مدل کنترل دمای پیشنهادی

در صورتی که دمای پیش‌بینی‌شده بیش از دمای حدآستانه پردازنده باشد، با استفاده از تنظیم فرکانس پردازنده و سرعت فن، دمای پردازنده مدیریت می‌شود. برای تعیین مقدار این دو متغیر کنترلی، از مدل MLP استفاده می‌شود. برای آموزش مدل کنترل دما، از مجموعه داده‌ای استفاده می‌گردد که شامل اثر تغییرات سرعت فن و فرکانس بر دمای پردازنده است. برای تولید داده‌ها، بارهای کاری مختلف بر روی هسته‌های پردازنده اجرا می‌شوند. در حین اجرای آن‌ها، همه سطوح مختلف سرعت فن و فرکانس به ترتیب به سیستم اعمال می‌شوند. هم‌زمان، شمارنده‌های کارایی و دمای پردازنده در هر لحظه به همراه دمای آینده پردازنده در اثر تغییر فرکانس و سرعت فن ثبت می‌شوند. به بیانی واضح‌تر، فرکانس فعلی پردازنده، سرعت فعلی فن، دمای هسته‌ها، شمارنده‌های کارایی و دمای مشاهده‌شده در t ثانیه بعد هسته‌ها، به‌عنوان ورودی‌های مدل کنترلی در مجموعه داده ثبت می‌شوند. فرکانس و سرعت فن در t ثانیه بعد نیز به‌عنوان خروجی‌های مدل کنترل دما در مجموعه داده ذخیره می‌شوند. برای آموزش یک مدل کنترلی، با توجه به دمای حدآستانه سیستم، نمونه‌هایی از مجموعه داده انتخاب می‌شوند که دمای t ثانیه بعد هسته هدف در آن‌ها، برابر با دمای حدآستانه باشد. لازم به ذکر است که در ایجاد مجموعه داده، از تنوع بالایی از برنامه‌ها بر روی هسته‌های مختلف استفاده شده تا مدل کنترلی برای حالت‌های مختلف آموزش یابد.

سپس، پارامترهای ورودی مناسب، از بین مجموعه کلی پارامترهای ورودی معرفی‌شده، انتخاب می‌شوند. از آنجایی که مدل کنترل دما شامل دو خروجی فرکانس و سرعت فن است، از MID برای انتخاب ویژگی‌ها استفاده نشده است. از MID برای اولویت‌بندی

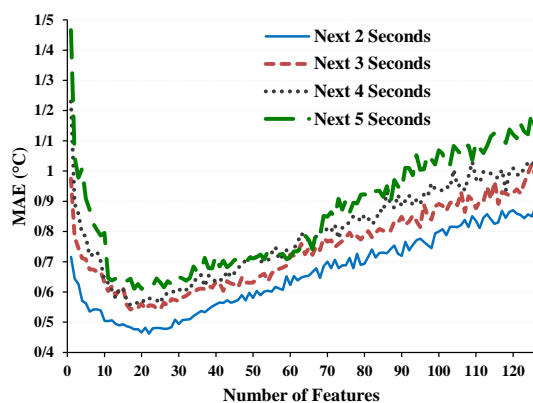


شکل ۶: اثر مدل کنترل دمای پیشنهادی بر دمای پردازنده

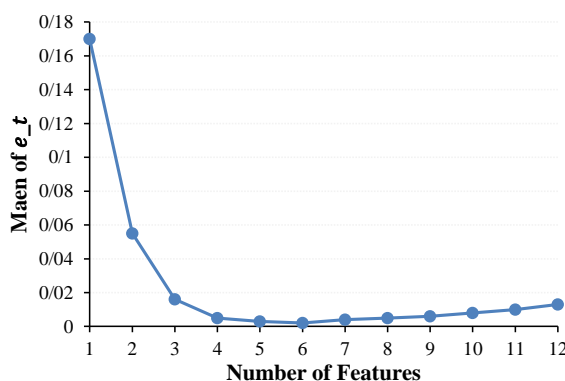
برای هر فاصله زمانی، از مدل‌های مجزا استفاده شده است. با MID ویژگی‌های مدل پیش‌بینی دما انتخاب شده و سپس با استفاده از ویژگی‌های انتخابی، دما پیش‌بینی می‌گردد. استفاده از MID در اولویت‌بندی ویژگی‌ها و نتیجه افزایش تعداد ویژگی‌ها در دقت مدل‌های پیش‌بینی دما برای فاصله‌های مختلف زمانی در شکل ۷ نمایش داده شده است.

با توجه به نتایج حاصل شده، از حداقل تعداد ویژگی‌ها که دقت بالایی را برای مدل فراهم می‌آورد، برای پیش‌بینی دما استفاده می‌شود. نتیجه استفاده از مدل پیشنهادی برای پیش‌بینی فاصله‌های مختلف زمانی در جدول ۴ نمایش داده شده است. خطای مدل برای پیش‌بینی ۲ ثانیه آینده حدود ۰/۵ درجه سانتی‌گراد و برای ۵ ثانیه آینده حدود ۰/۶ درجه سانتی‌گراد است. از مهم‌ترین نتایج به‌دست آمده، درصد خطاهای بالای ۳ درجه سانتی‌گراد است، که در همه مدل‌ها کمتر از ۰/۳ درصد است. البته، دقت مدل‌ها با افزایش فاصله زمانی از ۲ تا ۵ ثانیه، به مقدار کمی کاهش می‌یابد.

برای فاصله‌های مختلف زمانی، تعداد زیادی از ویژگی‌های انتخابی برای پیش‌بینی دما، یکسان هستند. این ویژگی‌ها شامل موارد زیر است: دمای هر ۴ هسته، سرعت فن، مقدار شمارنده‌های کارایی CYCLES و INSTRUCTIONS، مقدار ۱ ثانیه قبل CYCLES و گرادینان اول ۱ ثانیه قبل CYCLES. استفاده از این ویژگی‌های مشترک، دقت قابل قبولی برای پیش‌بینی دما فراهم می‌کند. تعدادی



شکل ۷: دقت مدل پیش‌بینی دما با افزایش تعداد ویژگی‌ها برای فاصله‌های زمانی ۲ تا ۵ ثانیه آینده



شکل ۸: نتیجه استفاده از الگوریتم NSGA-II برای انتخاب ویژگی‌های مدل کنترل دما

دمای مشاهده شده در t ثانیه آینده، مقادیر فرکانس و سرعت فن برای t ثانیه آینده تخمین زده می‌شود. آنگاه، از نتایج تخمین و مقادیر صحیح آن در مجموعه داده برای محاسبه دقت مدل پیشنهادی، استفاده می‌شود. در جدول ۳ درصد میانگین قدرمطلق خطا و واریانس قدرمطلق خطا ارائه شده است. حدود ۲ درصد خطا، در تعیین مقدار فرکانس و ۰/۶ درصد خطا، در تعیین مقدار سرعت فن، نشان‌دهنده دقت بالای کنترل‌کننده است.

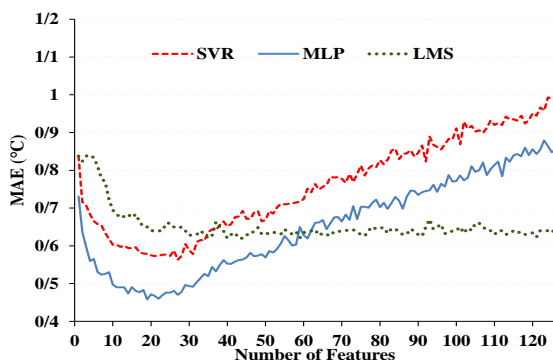
برای ارزیابی برخط مدل، زمانی که دمای پیش‌بینی شده بیش از دمای حدآستانه مدل باشد از مدل کنترل دما بهره برده می‌شود. در این ارزیابی، دمای حدآستانه ۹۰ درجه سانتی‌گراد در نظر گرفته شده است. لازم به ذکر است که برای جلوگیری از مشکلات احتمالی برای CPU، در اثر عوارض ناشی از افزایش دما از حدآستانه، مقدار این دما در آزمایش‌های مدل کنترل دما، ۹۰ درجه سانتی‌گراد در نظر گرفته شده است. با هدف حفظ دما، حول و حوش دمای حدآستانه، مقدار مناسب برای فرکانس و سرعت فن تخمین زده می‌شود. نتیجه استفاده از مدل کنترل دما برای ۱۰۰ ثانیه در شکل ۶ نمایش داده شده است. مدل پیشنهادی برای کنترل دما برای ۲ ثانیه آینده، مورد استفاده قرار گرفته است. ارزیابی دقت مدل، با توجه به تفاوت بین دمای مشاهده شده در پردازنده بعد از کنترل دما، با دمای حدآستانه محاسبه می‌شود. مقدار MAE و SDAE برای دمای ایجاد شده در پردازنده، بر اساس کنترل‌های انجام شده، به ترتیب ۰/۵ و ۰/۶۲ درجه سانتی‌گراد است.

۵- ارزیابی مدل پیشنهادی

مدل پیشنهادی، برای پیش‌بینی و کنترل دمای یک هسته، برای فاصله‌های زمانی ۲ تا ۵ ثانیه آینده، مورد ارزیابی قرار گرفته است.

جدول ۳: تخمین مقدار فرکانس پردازنده و سرعت فن برای کنترل دما تا ۲ ثانیه آینده

SDAE	MAE	ابزار کنترلی
۴٪	۲/۱٪	فرکانس پردازنده
۲/۲٪	۰/۶٪	سرعت فن



شکل ۸: مقایسه دقت مدل‌های مختلف با ویژگی‌های یکسان برای پیش‌بینی دما برای فاصله زمانی ۲ ثانیه آینده

ثانیه آینده، مقدار فرکانس و سرعت فن به گونه‌ای تعیین می‌شود، که تا ۲ ثانیه آینده مقدار دما به مقدار مورد انتظار برسد. در این راستا، برای هر یک از فاصله‌های زمانی، یک مجموعه داده مجزا، برای آموزش و آزمایش آن‌ها فراهم می‌شود. ویژگی‌های هر یک از مدل‌های کنترلی، با استفاده از الگوریتم NSGA-II انتخاب می‌شوند. در نهایت، ارزیابی هر یک از مدل‌های کنترلی انجام شده است. جدول ۶، نتایج تخمین فرکانس پردازنده و سرعت فن را نشان می‌دهد. با افزایش فاصله زمانی، دقت مدل کنترلی، کاهش می‌یابد. در این راستا، درصد میانگین قدرمطلق خطا، برای مقدار فرکانس از ۲/۱ به ۳/۶ و مقدار سرعت فن، از ۰/۶ به ۱/۴ افزایش می‌یابد.

در ادامه به مقایسه رویکرد کنترل دمای پیشنهادی، با روش ارائه شده توسط لی و همکاران [۱۶] پرداخته می‌شود. ایشان، ابتدا از تنظیم‌های سرعت فن و در صورت نیاز از فرکانس، برای حفظ دمای سیستم حول وحوش دمای حدآستانه، استفاده کرده‌اند. لازم به ذکر است که در ارزیابی مدل ایشان با مدل پیشنهادی، از یک مدل پیش‌بینی دما استفاده شده است. دلیل این امر، دقت بالای مدل پیش‌بینی دما در این مقاله است. در این آزمایش، دمای حدآستانه ۹۰ درجه سانتی‌گراد تعریف شده است. برای تعیین مقدار سرعت فن و فرکانس، به جای استفاده از یک جدول جستجوی ساده که در مقاله مرجع پیشنهاد شده است، برای هر یک از این متغیرهای کنترلی، از یک شبکه عصبی MLP استفاده شده است. این روش، باعث بهبود

جدول ۶: دقت تخمین فرکانس و سرعت فن برای فاصله‌های زمانی مختلف

فاصله زمانی	پارامتر کنترلی	MAE	SDAE
۲ ثانیه	فرکانس	۲/۱٪	۴٪
۳ ثانیه	فرکانس	۲/۱٪	۴٪
۴ ثانیه	فرکانس	۲/۵٪	۴/۲٪
۵ ثانیه	فرکانس	۳/۶٪	۴/۵٪
۲ ثانیه	سرعت فن	۰/۶٪	۲/۳٪
۳ ثانیه	سرعت فن	۰/۸٪	۳٪
۴ ثانیه	سرعت فن	۱/۱٪	۳/۵٪
۵ ثانیه	سرعت فن	۱/۴٪	۴/۱٪

جدول ۴: دقت پیش‌بینی دما برای فاصله‌های مختلف زمانی

فاصله زمانی (S)	تعداد ویژگی‌ها	MAE	SDAE	PoE
۲ ثانیه آینده	۱۳	۰/۴۹	۰/۵۹	۰/۰۴٪
۳ ثانیه آینده	۱۶	۰/۵۵	۰/۶۴	۰/۱۴٪
۴ ثانیه آینده	۱۳	۰/۵۷	۰/۶۶	۰/۱۴٪
۵ ثانیه آینده	۱۲	۰/۶۳	۰/۶۹	۰/۲۵٪

محدودی از ویژگی‌ها، در جهت افزایش بیشتر دقت مدل، برای هر فاصله زمانی قابل استفاده است. به عنوان مثال، استفاده از گرادیان اول ۲ ثانیه قبل مربوط به دمای هسته هدف و شمارنده CYCLES، گرادیان اول ۱ ثانیه قبل L1D_ALL_REF، مقدار ۳ ثانیه قبل STALLED_CYCLES_FRONTEND برای پیش‌بینی دمای ۳ ثانیه آینده، منجر به کاهش ۰/۰۴ درجه سانتی‌گراد مقدار MAE می‌شود.

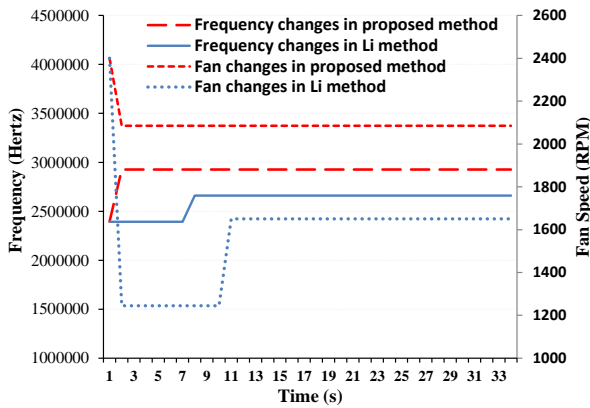
در ادامه به مقایسه مدل پیش‌بینی دمای پیشنهادی با مدل ارائه شده توسط کچران و همکاران [۲] پرداخته می‌شود. ایشان برای فازهای مختلف دمایی از مدل‌های دمایی متفاوت بهره برده‌اند. نتیجه استفاده از مدل ایشان برای پیش‌بینی دما برای فاصله‌های مختلف زمانی در جدول ۵ ارائه شده است. با مقایسه این جدول با جدول ۴ می‌توان به دقت بالای مدل پیشنهادی نسبت به کچران در همه فاصله‌های زمانی و در همه معیارها اشاره کرد.

از طرفی، لازم به ذکر است که در انتخاب شبکه عصبی MLP، به عنوان مدل مورد استفاده برای پیش‌بینی دما، علاوه بر توجه به ویژگی‌های این مدل در انتخاب آن، به مقایسه این مدل با دیگر مدل‌ها نیز پرداخته شده است. یکی از رایج‌ترین مدل‌ها برای پیش‌بینی دما، مدل خطی است. در این راستا، روش حداقل میانگین مربع‌ها^{۳۳} (LMS)، برای یافتن ضرایب‌های یک فیلتر خطی مناسب برای پیش‌بینی دما مورد ارزیابی قرار گرفته است. به علاوه، مدل SVR که یکی از مدل‌های ارائه شده برای پیش‌بینی دما در کارهای اخیر بوده است، نیز بر روی مجموعه داده یکسان، دما را پیش‌بینی می‌کند. نتیجه مقایسه این سه مدل در شکل ۸ نمایش داده شده است. با توجه به نتایج، MLP با دقت بیشتری می‌تواند پیش‌بینی دما را انجام دهد.

پس از دریافت دمای پیش‌بینی شده از مدل دمایی، تنظیم‌های فرکانس پردازنده و سرعت فن انجام می‌شود. هدف این کنترل دما، این است که فاصله بین دمای پردازنده و دمای حدآستانه، کمینه گردد. برای ارزیابی مدل کنترل دمای پیشنهادی، از آن برای کنترل دما، برای ۲ تا ۵ ثانیه آینده استفاده می‌شود. به بیانی دیگر، برای کنترل دما در ۲

جدول ۵: دقت مدل کچران [۲] برای پیش‌بینی دما برای فاصله‌های مختلف زمانی

فاصله زمانی	تعداد ویژگی‌ها	MAE	SDAE	PoE
۲ ثانیه آینده	۱۷	۰/۷۱	۰/۷۸	۰/۶۷٪
۳ ثانیه آینده	۱۷	۰/۹۳	۱/۰۲	۲/۵۴٪
۴ ثانیه آینده	۱۷	۱/۰۷	۱/۱۱	۳/۷۳٪
۵ ثانیه آینده	۱۷	۱/۲۷	۱/۳۱	۶/۵۳٪



شکل ۱۰: تغییرهای سرعت فن و فرکانس در روش کنترل دمای پیشنهادی و روش لی

در این مقاله، رویکردی در جهت مدیریت دما در سیستم‌های چند هسته‌ای ارائه شده است. بدین منظور از دو مدل MLP استفاده می‌شود. با استفاده از مدل اول دمای آینده، پیش‌بینی می‌گردد. برای ایجاد مدل، مجموعه داده‌ای شامل نمونه‌هایی با تغییرات مختلف دمایی در سیستم، فراهم می‌شود. ویژگی‌های مجموعه داده، شامل دمای هسته‌های پردازنده، فرکانس پردازنده، سرعت فن و شمارنده‌های کارایی است، که نشان‌دهنده حالت فعلی سیستم می‌باشند. همچنین، تعدادی ویژگی پیشنهادی برای هر نمونه ایجاد شده است. این ویژگی‌ها گرادیان اول و دوم دما و شمارنده‌های کارایی تا ۳ ثانیه قبل است. تعدادی از این ویژگی‌ها، با استفاده از الگوریتم mRMR-MID برای پیش‌بینی دما انتخاب می‌شوند. از مدل دوم برای کنترل دما، استفاده می‌گردد. ورودی‌های مدل، شامل حالت فعلی سیستم و دمای حدآستانه است. از مدل کنترل دما با هدف داشتن حداکثر عملکرد سیستم، برای حفظ دمای پردازنده، حول و حوش دمای حدآستانه استفاده می‌شود. در این راستا، فرکانس پردازنده و سرعت فن تنظیم می‌گردند. برای انتخاب ویژگی‌های مناسب مدل، از الگوریتم NSGA-II استفاده می‌شود. نتایج حاصل، نشان‌دهنده دقت بالای مدل‌های پیشنهادی در مدیریت دمای سیستم‌های چند هسته‌ای است.

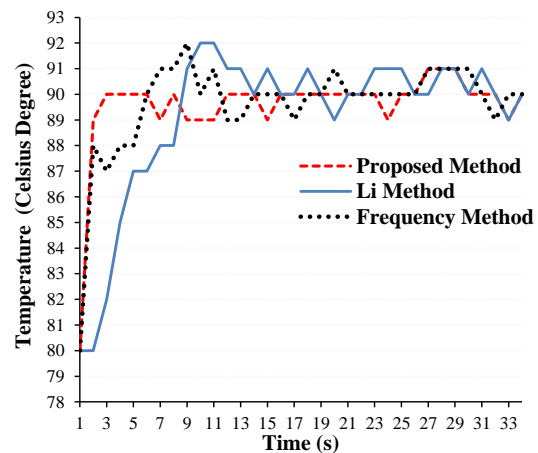
مراجع

- [1] J. Kong, S. W. Chung and K. Skadron, "Recent thermal management techniques for microprocessors," ACM Computing Surveys (CSUR), vol. 44, p. 13, 2012.
- [2] R. Cochran and S. Reda, "Thermal prediction and adaptive control through workload phase detection," ACM Transactions on Design Automation of Electronic Systems (TODAES), vol. 18, no. 1, p. 7, 2013.
- [3] I. Yeo and E. J. Kim, "Temperature-aware scheduler based on thermal behavior grouping in multicore systems," Conference on Design, Automation and Test in Europe, pp. 946-951, 2009.
- [4] A. K. Coskun, T. S. Rosing and K. C. Gross, "Proactive temperature balancing for low cost thermal management in MPSoCs," IEEE/ACM International Conference on Computer-Aided Design, pp. 250-257, 2008.
- [5] A. K. Coskun, T. S. Rosing and K. C. Gross, "Utilizing predictors for efficient thermal management in

دقت مدل کنترلی می‌گردد. برای آموزش هر یک از شبکه‌ها یک مجموعه داده مناسب فراهم شده است. به‌عنوان مثال، مجموعه داده مناسب برای تنظیم فرکانس، شامل نمونه‌های مختلفی از اثر تغییرات فرکانس بر دمای سیستم است. نتیجه این مقایسه، برای کنترل دما با توجه به فاصله زمانی ۲ ثانیه آینده در شکل ۹ نمایش داده شده است. دما در روش لی بعد از ۱۴ ثانیه به مقدار ۹۰ درجه سانتی‌گراد همگرا می‌شود. در حالی که، در روش پیشنهادی، دما بعد از ۲ ثانیه به ۹۰ درجه می‌رسد. برای آزمایش انجام‌شده، تغییرهای مقدار سرعت فن و فرکانس در هر دو روش در شکل ۱۰ نمایش داده شده است. در روش پیشنهادی، مقدار مناسب برای فرکانس پردازنده و سرعت فن، با توجه به دمای فعلی و دمای حدآستانه، با یک انتخاب تعیین می‌شوند. در صورتی که در روش لی، برای تعیین هر یک از مقادیر سرعت و فرکانس، به‌صورت مجزا اقدام می‌شود. از طرفی، نیاز به چندین تغییر در روش لی برای رسیدن به دمای حدآستانه وجود دارد.

استفاده از فرکانس، به‌عنوان پارامتر اصلی در کنترل دما در مقاله‌های متنوعی مورد توجه قرار گرفته است. به‌عنوان نمونه، هانومیاه و همکاران، در بازه زمانی بین ۱۰ تا ۲۰ میلی‌ثانیه از تنظیم فرکانس و در بازه زمانی بین ۱ تا ۳ ثانیه از کنترل سرعت فن برای مدیریت دما بهره می‌برند [۱۰]. در این راستا، ابتدا با استفاده از فرکانس به تنظیم دما پرداخته می‌شود. از آنجایی که، از تعداد محدودی از مقادیر فرکانسی برای کنترل دما استفاده می‌گردد، برای حفظ دما حول و حوش حدآستانه، نیاز به انتخاب سرعت فن مناسب نیز خواهد بود. در این آزمایش نیز از شبکه عصبی MLP برای کنترل هر یک از متغیرهای کنترلی فرکانس پردازنده و سرعت فن استفاده می‌شود. نتیجه استفاده از این رویکرد، با عنوان روش فرکانسی در شکل ۹ نمایش داده شده است. روش فرکانسی بعد از ۱۱ ثانیه به دمای ۹۰ درجه همگرا می‌شود. این زمان همگرایی، نسبت به زمان موردنیاز در روش پیشنهادی تفاوت زیادی دارد.

۶- نتیجه‌گیری



شکل ۹: مقایسه سه روش کنترل دما برای حفظ دما حول و حوش دمای حدآستانه

- [20] S. J. Lu, R. Tessier and W. Burlison, "Dynamic On-Chip Thermal Sensor Calibration Using Performance Counters," IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems, vol. 33, no. 6, pp. 853-866, 2014.
- [21] K. Skadron, M. R. Stan, W. Huang, S. Velusamy, K. Sankaran-Arayanan and D. Tarjan, Temperature aware microarchitecture: Extended discussion and results, Technical Report CS-2003-08, University of Virginia, Dept. of Computer Science, 2003.
- [۲۲] جواد محبی نجم‌آباد، علی سلیمانی، «پیش‌بینی دما در سیستم‌های چند هسته‌ای با خوشه‌بندی عامل‌های مؤثر بر دما»، چهارمین کنفرانس ملی فناوری اطلاعات، کامپیوتر و مخابرات، تیر ۱۳۹۶.
- [23] J. M. N. Abad, B. Salami, H. Noori, A. Soleimani and F. Mehdipour, "A neuro-fuzzy fan speed controller for dynamic thermal management of multi-core processors," In Proceedings of the 11th ACM Conference on Computing Frontiers, p. 29, 2014.
- [24] J. M. N. Abad and A. Soleimani, "A neuro-fuzzy fan speed controller for dynamic management of processor fan power consumption," In Swarm Intelligence and Evolutionary Computation (CSIEC), pp. 148-153, 2016.
- [25] H. Peng, F. Long and C. Ding, "Feature selection based on mutual information criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy," IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 27, no. 8, pp. 1226-1238, 2005.
- [۲۶] فرید کربلایی، حمیدرضا شعبانی، رضا ابراهیم‌پور، «رزیایی برون‌خط پایداری گذرا به‌وسیله تعیین دقیق CCT با استفاده از شبکه عصبی با ورودی‌های مبتنی بر توابع انرژی»، مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز، جلد ۴۶، شماره ۱، صفحه ۲۸۵-۲۷۷، بهار ۱۳۹۵.
- [۲۷] مرتضی به‌نام، حسین پورقاسم، «شناسایی صرع بر اساس بهینه‌سازی ویژگی‌های ادغامی تبدیل هارتلی با مدل ترکیبی MLP و GA همراه با استراتژی یادگیری ممیتیک»، مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز، جلد ۲۵، شماره ۴، صفحه ۶۷-۵۱، زمستان ۱۳۹۴.
- [28] S. Haykin, "Neural Networks and Learning Machine," (3th edition), 2009.
- [29] K. Deb, A. Pratab, S. Agarwal and T. Meyarivan, "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGAI," IEEE transactions on evolutionary computation, Vol. 6, No. 2, pp. 182-197, 2002.
- [30] M. Mandal and A. Mukhopadhyay, "An improved minimum redundancy maximum relevance approach for feature selection in gene expression data," Procedia Technology, vol. 10, pp. 20-27, 2013.
- [31] H. Jung, P. Rong and M. Pedram, "Stochastic modeling of a thermally-managed multi-core system," Design Automation Conference, pp. 728-733, 2008.
- multiprocessor SoCs," IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems, vol. 28, no. 10, pp. 1503-1516, 2009.
- [6] G. Liu, M. Fan and G. Quan, "Neighbor-aware dynamic thermal management for multi-core platform," Design, Automation & Test in Europe Conference & Exhibition (DATE), pp. 187-192, 2012.
- [7] D. Shin, S.W. Chung, E.Y. Chung and N. Chang, "Energy-optimal dynamic thermal management: Computation and cooling power co-optimization," IEEE Transactions on Industrial Informatics, vol. 6, no. 3, pp.340-351, 2010.
- [8] S. Sharifi, R. Ayoub and T. S. Rosing, "Tempomp: Integrated prediction and management of temperature in heterogeneous mpsoCs," Conference on Design, Automation and Test in Europe, pp. 593-598, 2012.
- [9] Z. Liu, T. Xu, S. X. D. Tan and H. Wang, "Dynamic thermal management for multi-core microprocessors considering transient thermal effects," In Design Automation Conference (ASP-DAC), pp. 473-478, 2013.
- [10] V. Hanumaiah and S. Vrudhula, "Energy-efficient operation of multicore processors by DVFS, task migration, and active cooling," IEEE Transactions on Computers, vol. 63, no. 2, pp. 349-360, 2014.
- [11] P. Kumar and D. Atienza, "Neural network based on-chip thermal simulator," Proceedings of Circuits and Systems (ISCAS), pp. 1599-1602, 2010.
- [12] A. Vincenzi, A. Sridhar, M. Ruggiero and D. Atienza, "Fast thermal simulation of 2D/3D integrated circuits exploiting neural networks and GPUs," In Proceedings of the 17th IEEE/ACM international symposium on low-power electronics and design, pp. 151-156, 2011.
- [13] Y. Ge, Q. Qiu and Q. Wu, "A multi-agent framework for thermal aware task migration in many-core systems," IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems, vol. 20, no. 10, pp. 1758-1771, 2012.
- [14] M. Stockman, M. Awad, H. Akkary and R. Khanna, "Thermal status and workload prediction using support vector regression," International Conference on Energy Aware Computing, pp. 1-5, 2012.
- [15] M. Zaman, A. Ahmadi and Y. Makris, "Workload characterization and prediction: A pathway to reliable multi-core systems," International On-Line Testing Symposium (IOLTS), pp. 116-121, 2015.
- [16] D. Li, R. Ge, and K. Cameron, "System-level, Unified In-band and Out-of-band Dynamic Thermal Control," In International Conference Parallel Processing (ICPP), pp. 131-140, 2010.
- [17] R. Ayoub, K. Indukuri, and T. S. Rosing, "Temperature aware dynamic workload scheduling in multisolet cpu servers," IEEE transactions on Computer-aided design of integrated circuits and systems, vol. 30, no. 9, pp. 1359-1372, 2011.
- [18] M. Chhablani, I. Koren and C. M. Krishna, "Online Inertia-Based Temperature Estimation for Reliability Enhancement," Journal of Low Power Electronics, vol. 12, no. 3, pp. 159-171, 2016.
- [19] A. Kumar, L. Shang, L.S. Peh and N. K. Jha, "HybDTM: a coordinated hardware-software approach for dynamic thermal management," Design Automation Conference, pp. 548-553, 2006.

^۱ Dynamic Thermal Management^۲ Reactive^۳ Proactive^۴ Dynamic Voltage and Frequency Scaling^۵ Multi-Layer Perceptron

-
- ^۶ Mutual Information Difference
 - ^۷ Non-dominated Sorting Genetic Algorithm
 - ^۸ Auto Regressive Moving Average
 - ^۹ Davies-Bouldin
 - ^{۱۰} Support Vector Regression
 - ^{۱۱} Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System
 - ^{۱۲} Mutual Information
 - ^{۱۳} Minimum Redundancy Maximum Relevance
 - ^{۱۴} Mutual Information Difference
 - ^{۱۵} Mutual Information Quotient
 - ^{۱۶} Pulse Width Modulation
 - ^{۱۷} Revolutions Per Minute
 - ^{۱۸} Thread
 - ^{۱۹} Mean Absolute Errors
 - ^{۲۰} Standard Deviation of Absolute Errors
 - ^{۲۱} Percentage of Outlier Errors
 - ^{۲۲} Pareto
 - ^{۲۳} Least Mean Square