

KNO-1203-4902

20.1001.1.23223723.2025.12.49.2.7

یک استراتژی کنترل ترکیبی هوشمند با ادغام پیش سرمایش جریان ثابت و شبکه عصبی انتشار معکوس تطبیقی - مشتق انتگرالی تناسبی برای مدیریت حرارتی دیودهای لیزری پرتوان

امیر شاطری^۱ amir.sh197799@gmail.com^۱ دانشجوی مقطع کارشناسی ارشد مهندسی هوافضا؛ گرایش دینامیک پرواز و کنترل؛ دانشگاه صنعتی شریف؛ تهران؛ ایران

چکیده

برای یک دیود لیزری (LD) با توان خروجی بالا، کنترل دقیق و سریع دمای آن به دلیل توان حرارتی زیاد، دشوار است. در این تحقیق و مقاله، یک کنترل کننده دمای مبتنی بر یادگیری ماشین برای دیودهای لیزری توان بالا گزارش؛ تحلیل و بررسی شده است. این کنترل کننده با توسعه یک شبکه عصبی انتشار معکوس (BPNN) با یک کنترل کننده دمای استراتژی تنظیم پویای تطبیقی (ADAS) پیاده سازی شده است که یک مدار منبع جریان ثابت را در مدار کنترل دمای مشتق انتگرالی متناسب (PID) مرسوم ادغام می کند. در مقایسه با کنترل کننده مشتق انتگرالی تناسبی مرسوم، سرعت کنترل دما از ۱۳۰۰ ثانیه به ۳۵۰ ثانیه کاهش یافته است، نوسان دمای بلندمدت از $\pm 0.148\%$ به $\pm 0.082\%$ کاهش یافته است و زمان پاسخ پله ای می تواند از ۹۶۰ ثانیه به ۲۱۰ ثانیه کاهش یابد.

کلیدواژه ها: دیودهای لیزری (LD)؛ تمام لیزرهای حالت جامد؛ کنترل دما؛ یادگیری ماشین؛ شبکه عصبی پس انتشار (BPNN).

1. مقدمه

به خوبی شناخته شده است که دیودهای لیزری (LD) منابع پمپ مهمی برای لیزرهای حالت جامد و فیبری هستند [1]. برای دستیابی به یک لیزر پایدار با راندمان نوری بالا، کنترل دقیق دمای دیودهای لیزری ضروری است زیرا نوسان دما می تواند باعث رانش طول موج و نوسان توان شود [2،3]. برای رفع این مشکل، اغلب از یک خنک کننده ترموالکتریک [4]، [5] مبتنی بر اثر پلتیر [6-8] و یک برد مسی به ترتیب به عنوان عنصر انتقال حرارت و سینک حرارتی [9] استفاده می شود. در عین حال، یک سیستم کنترل مشتق انتگرالی متناسب (PID) برای دستیابی به کنترل خودکار دما اتخاذ می شود [10]. در سال های اخیر، به منظور افزایش سرعت کنترل دما، الگوریتم های تنظیم و بهینه سازی PID با استفاده از روش های ریاضی برای رسیدگی به فرآیندهای زمان مرده توسعه یافته اند که می توانند تنظیم خودکار کنترل کننده های PID، مانند کنترل کننده های خودتنظیم [11،12] و تنظیم خودکار [13] را امکان پذیر کنند. در سال ۲۰۱۱، زینگ و همکاران [14] یک روش تنظیم زیگلر-نیکولز را در یک سیستم کنترل دمای دیودهای لیزری معرفی کرد تا ویژگی های دما را مدل سازی کند و دقت سیستم کنترل را بهبود بخشد. با این حال، روش های ریاضی در کنترل کننده های PID نیاز به ایجاد مدل های ریاضی دقیق بر اساس اصول خاص دارند که مدیریت غیر خطی بودن، عدم قطعیت و ویژگی های متغیر با زمان محیط های پیچیده را چالش برانگیز می کند. برای غلبه بر این مشکل، در سال ۲۰۱۰، کانگ و همکارانش [15] یک سیستم کنترل دمای دیودهای لیزری دیجیتال را با محوریت یک پردازنده سیگنال دیجیتال (DSP) توسعه دادند و از الگوریتم PID فازی برای تنظیم توان خروجی یک خنک کننده ترموالکتریک (TEC) استفاده کردند. سیستم کنترل به پایداری

تقریباً ± 0.1 درجه سانتیگراد در طول ۲ دقیقه دست یافت و توانست پارامترهای PID را در زمان واقعی بهینه کند. در سال ۲۰۲۳، جیان و همکارانش [16] یک کنترل کننده PID پیشرفته را که با بهینه سازی ازدحام ذرات (PSO-PID) بهینه شده بود، برای حل پارامترهای PID در زمان واقعی برای ورودی های مختلف با استفاده از یک آرایه دروازه قابل برنامه ریزی میدانی (FPGA) در یک سیستم کنترل دمای دیودهای لیزری به کار گرفتند. و پایداری دمایی 0.2% در طول ۲ ساعت حاصل شد که به طور موثر ناپایداری توان و انحراف طول موج را کاهش داد. اگرچه این روش های کنترل هوشمند [17-20] می توانند پاسخ پله ای سیستم های غیرخطی و بلادرنگ را افزایش داده و از نظر استفاده از منابع سخت افزاری، راندمان بالایی را ارائه دهند، اما در دیودهای لیزری با توان پایین نیز نشان داده شده اند. علاوه بر این، می توان مشاهده کرد که پارامترهای الگوریتم های PID معمولی معمولاً از طریق آزمایش های گسترده تعیین می شوند و نمی توان آنها را در زمان واقعی با تغییر شرایط محیطی بهینه کرد [21، 22]. بعدها، یادگیری ماشین [23] مبتنی بر شبکه عصبی انتشار برگشتی [24-26] به تدریج توسعه یافت و به دلیل مزیت ذاتی آن در پردازش داده های پیچیده، سازگاری خوب با تغییرات محیطی، پیش بینی پذیری قوی و قابلیت های بهینه سازی [27-30] در زمینه های کنترل خودکار به کار گرفته شد. به منظور افزایش دقت و سرعت کنترل دما برای یک دیود لیزری با توان خروجی بالا، در این تحقیق و مقاله، ابتدا یک مدار منبع جریان ثابت در یک مدار کنترل دمای PID معمولی ادغام شده است. سپس، یک شبکه عصبی انتشار برگشتی با یک استراتژی تنظیم پویای تطبیقی (ADAS) برای بهینه سازی و تنظیم فعال واحد کنترل دما با انجام تجزیه و تحلیل بلادرنگ اختلاف دما توسعه داده شد، در نتیجه توانایی آن برای مدیریت کارآمد نوسانات دمایی قابل توجه ناشی از گرمای زیاد و دستیابی به تنظیم سریع و پایدار دما افزایش یافت. در نهایت، هنگامی که کنترل کننده های دمای PID معمولی و شبکه عصبی پس انتشار-مشتق انتگرالی تناسبی با شبکه عصبی انتشار برگشتی با یک کنترل کننده دمای ADAS جایگزین شدند، سرعت کنترل دما از ۱۳۰۰ ثانیه و ۸۷۵ ثانیه به ۳۵۰ ثانیه کاهش یافت، در حالی که دقت 0.148% و 0.146% به 0.082% کاهش یافت و زمان پاسخ پله ای از ۹۶۰ ثانیه و ۵۴۰ ثانیه به ۲۱۰ ثانیه کاهش یافت.

۲. روش شناسی

این پژوهش با یک رویکرد ترکیبی (هیبرید)، سه فناوری مختلف را به صورت هوشمندانه ادغام کرده است:

- 1- سخت افزار آنالوگ (مدار منبع جریان ثابت) برای پاسخ دهی فوق العاده سریع به تغییرات ناگهانی دما.
- 2- هوش مصنوعی (شبکه عصبی پس انتشار) برای بهینه سازی تطبیقی و آنلاین پارامترهای کنترل کننده، جهت مقابله با غیرخطی بودن و پیچیدگی سیستم.
- 3- رأی مدیریت و تلفیق هماهنگ دو واحد فوق بر اساس شرایط لحظه ای سیستم الگوریتم تصمیم گیر (ADAS) این معماری باعث می شود سیستم هم از سرعت پاسخ دهی بالا در شرایط گذرا و هم از دقت و پایداری بی نظیر در حالت ماندگار بهره مند شود.

فرایند آموزش و بهینه‌سازی آنلاین:

- 1- تابع هزینه: هدف شبکه، کمینه‌کردن تابع هزینه $E = 0.5 \cdot (r - y)^2$ است که در آن r مقدار مطلوب و y خروجی واقعی سیستم است.
- 2- به‌روزرسانی وزن‌ها: وزن‌های شبکه (v_{ij}) و (ω_{jk}) با استفاده از روش گرادیان نزولی و با در نظر گرفتن ضریب اینرسی $(\alpha=0.1)$ و نرخ یادگیری $(\eta=0.01)$ به‌روز می‌شوند. این کار باعث می‌شود شبکه در عین یادگیری سریع، پایداری خود را حفظ کند.
- 3- محاسبه سیگنال کنترل: در نهایت، سیگنال کنترل $u(n)$ توسط کنترل‌کننده PID با پارامترهای بهینه‌شده شبکه عصبی، مطابق معادله کلاسیک PID محاسبه می‌شود.

مستندسازی روش انتخاب و بهینه‌سازی پارامترهای استراتژی تطبیقی (ADAS)

استراتژی تنظیم پویای تطبیقی (ADAS) با معادله زیر تعریف می‌شود:

$$Y_{\text{output}} = \alpha \cdot y_h + \beta \cdot u$$

که در آن ضرایب ترکیبی به‌صورت زیر محاسبه می‌گردند:

$$\alpha = \sigma \cdot (|e[n]| / |T_s[n] - T_m[0]|) + \sigma_0$$

$$\beta = \mu \cdot (|T_s[n] - T_m[0]| - |e[n]| / |T_s[n] - T_m[0]|) + \mu_0$$

روش سیستماتیک بهینه‌سازی پارامترهای $\sigma, \sigma_0, \mu, \mu_0$:

2.1. طراحی آزمایش‌های سیستماتیک:

الف) آزمایش پاسخ پله‌ای تحت شرایط مختلف:

سیستم تحت سه سناریوی مختلف مورد آزمایش قرار گرفت:

راه‌اندازی سرد (Cold Start): دمای اولیه = ۲۰ درجه سانتیگراد، نقطه تنظیم = ۲۵ درجه سانتیگراد.

تغییر بار حرارتی ناگهانی: افزایش جریان از ۲۰ آمپر به ۵۱ آمپر در حالت پایدار.

تغییر نقطه تنظیم: از ۲۵ سانتیگراد به ۲۷ درجه سانتیگراد.

ب) ماتریس پارامترهای آزمایش:

مقادیر مختلف برای هر پارامتر در نظر گرفته شد:

$$\sigma, \mu = [0.5, 0.8, 1.0, 1.2, 1.5]$$

$$\sigma_0, \mu_0 = [0.8, 1.0, 1.2, 1.5, 2.0]$$

2.2. معیارهای ارزیابی عملکرد:

برای هر ترکیب پارامتری، شاخص‌های زیر اندازه‌گیری شد:

- ✓ زمان رسیدن به پایداری (t_{settling})
- ✓ فراجهدش بیشینه (Overshoot)
- ✓ خطای حالت ماندگار (Steady-state error)
- ✓ انحراف معیار نوسانات دما در حالت پایدار

3-فرایند بهینه‌سازی تدریجی:

مرحله اول: بهینه‌سازی σ و μ .

با فرض $\beta = 0$ غیرفعال کردن کنترلر دقیق

بهترین ترکیب: $\sigma = 1,2$, $\mu = 1,2$

توجیه: این مقادیر تعادل مناسبی بین پاسخ سریع اولیه و پایداری ایجاد می‌کند.

مرحله دوم: بهینه‌سازی μ و μ_0 .

با فرض $\alpha = 0$ غیرفعال کردن کنترلر سریع

بهترین ترکیب: $\mu = 1,0$, $\mu_0 = 1,5$

توجیه: این مقادیر انتقال نرمی به کنترل دقیق در حالت پایدار تضمین می‌کند.

مرحله سوم: تنظیم نهایی با تمامی پارامترهای فعال

تنظیمات نهایی: $\sigma = 1,2$, $\mu = 1,0$, $\mu_0 = 1,5$

این ترکیب به‌دست‌آمده از ۱۲۵ آزمایش مختلف، بهترین trade-off بین سرعت و پایداری را ارائه می‌دهد.

4-تحلیل حساسیت پارامترها:

آنالیز حساسیت نشان داد که:

سیستم بیشترین حساسیت را به پارامتر σ دارد تغییر ۲۰ درصد در σ باعث تغییر ۱۵ درصد در زمان پایداری می‌شود.

کمترین حساسیت به پارامتر μ مربوط می‌شود تغییر ۲۰ درصد در μ تنها ۳ درصد تأثیر بر عملکرد دارد.

5-تحلیل جامع حساسیت به نویز سنسور دما

5.1-مدل‌سازی نویز سنسور:

برای شبیه‌سازی شرایط واقعی، نویز گوسی سفید با سطوح مختلف به سیگنال دمای اندازه‌گیری‌شده (T_m) اضافه شد:

سطح ۱: نویز کم انحراف معیار $= 0,05$ درجه سانتیگراد شرایط ایده‌آل

سطح ۲: نویز متوسط انحراف معیار $= 0,1$ درجه سانتیگراد شرایط معمول صنعتی

سطح ۳: نویز زیاد انحراف معیار = ۰,۲ درجه سانتیگراد شرایط بحرانی

5.2- اثر نویز بر مؤلفه‌های مختلف سیستم:

الف) اثر بر حلقه کنترل PID کلاسیک:

- نویز مستقیماً به مشتق گیر وارد شده و باعث نوسانات فرکانس بالا در خروجی می‌شود.
- در شرایط نویز زیاد، سیستم PID کلاسیک کاملاً ناپایدار می‌شود.

ب) اثر بر شبکه عصبی BPNN:

- نویز در داده‌های آموزشی باعث می‌شود شبکه به درستی نتواند دینامیک سیستم را یاد بگیرد.
- پارامترهای PID به طور غیرمنظم تغییر کرده و عملکرد کنترل degrad می‌شود.
- با نویز ۰,۲ درجه سانتیگراد، زمان پایداری ۴۰ درصد افزایش می‌یابد.

ج) اثر بر استراتژی ADAS:

- نویز باعث محاسبه نادرست خطا ($e[n]$) شده و در نتیجه:
 - ضرایب α و β به طور ناخواسته نوسان می‌کنند.
 - انتقال بین کنترل سریع و دقیق به طور نامناسب انجام می‌شود.
 - در شرایط نویز شدید، سیستم بین دو حالت نوسان می‌کند.

5.3- راهکارهای پیاده شده برای کاهش اثر نویز:

الف) فیلتراسیون دیجیتال:

از فیلتر میانگین متحرک (Moving Average) با پنجره ۵ نمونه‌ای استفاده شد.

فیلتر کردن هم روی سیگنال دمای اندازه‌گیری شده و هم روی سیگنال خطا اعمال گردید.

ج) بهبود استراتژی ADAS:

افزودن هیستریزیس در انتقال بین حالات کنترل:

شرط فعال‌سازی کنترل سریع: $|e[n]| > 1.5^\circ \text{C}$

شرط غیرفعال‌سازی: $|e[n]| < 1.0^\circ \text{C}$

جدول ۱. مقایسه نتایج آنالیز نویز.

4- سطح نویز	5- زمان پایداری	6- فراجهش	7- نوسان حالت پایدار
8- بدون نویز	9- ۳۵۰ ثانیه	10- ۰,۲۹۸ درجه سانتیگراد	11- $\pm 0.082\%$
12- نویز کم (۰,۰۵) درجه سانتیگراد)	13- ۳۷۰ ثانیه	14- ۰,۳۱۵ درجه سانتیگراد	15- $\pm 0.095\%$
16- نویز متوسط (۰,۱) درجه سانتیگراد)	17- ۴۱۰ ثانیه	18- ۰,۳۵۰ درجه سانتیگراد	19- $\pm 0.120\%$
20- نویز زیاد (۰,۲) درجه سانتیگراد)	21- ۵۲۰ ثانیه	22- ۰,۴۵۰ درجه سانتیگراد	23- $\pm 0.180\%$

این تحلیل جامع نشان می‌دهد که اگرچه سیستم پیشنهادی نسبت به نویز حساس است، اما با راهکارهای فیلتراسیون و اصلاح الگوریتم می‌توان عملکرد قابل قبولی حتی در شرایط نویزی معمول حفظ کرد.

5.4- محدودیت‌های پژوهش و کاربردهای آینده

اگرچه سیستم کنترل پیشنهادی نتایج چشمگیری در کنترل دمای دیود لیزری پرتوان نشان داده است، اما دارای محدودیت‌هایی است که در ادامه به آن‌ها پرداخته می‌شود:

- 1- وابستگی به سخت‌افزار پردازشی خاص: پیاده‌سازی الگوریتم شبکه عصبی - پس انتشار و استراتژی تطبیقی (ADAS) بر روی میکروکنترلر TMS320F28069 انجام شده است. این وابستگی می‌تواند چالش‌هایی را برای انتقال این فناوری به پلتفرم‌های سخت‌افزاری دیگر ایجاد کند. پورت کردن این کد بر روی یک MCU کم‌قدرت‌تر ممکن است به کاهش دقت یا سرعت پردازش منجر شود، چرا که الگوریتم BPNN نیازمند محاسبات ممیز شناور بادقت کافی است.
- 2- کالیبراسیون اولیه و پیچیدگی پیاده‌سازی: اگرچه سیستم ارائه شده به صورت خودتنظیم عمل می‌کند، اما تنظیم اولیه پارامترهای شبکه عصبی (مانند تعداد نورون‌های لایه پنهان، نرخ یادگیری و ضریب اینرسی) و همچنین پارامترهای ثابت در استراتژی ADAS مانند σ و μ نیازمند دانش تخصصی و انجام آزمایش‌های اولیه است. این پیچیدگی می‌تواند مانعی برای استفاده سریع و گسترده از این روش باشد.
- 3- مدل وابسته به داده: عملکرد بهینه این سیستم به داده‌های زمان واقعی وابسته است. در صورت بروز خطا در سنسور دما (ترمیستور) یا ایجاد نویز شدید در حلقه فیدبک، عملکرد شبکه عصبی می‌تواند مختل شده و منجر به نوسانات غیرمنتظره شود. افزودن مکانیزم‌های تحمل خطا و فیلترهای نویز پیشرفته برای کاربردهای حیاتی ضروری است.
- 4- بهینه‌سازی توان مصرفی: در این پژوهش، تمرکز اصلی بر روی دقت و سرعت کنترل بوده و بهینه‌سازی مصرف انرژی سیستم کنترل به‌ویژه در بخش TEC‌ها به طور گسترده مورد بررسی قرار نگرفته است. در کاربردهای باتری محور (مانند سیستم‌های سیار)، این موضوع یک محدودیت مهم به شمار می‌رود.

6- کاربردهای آینده:

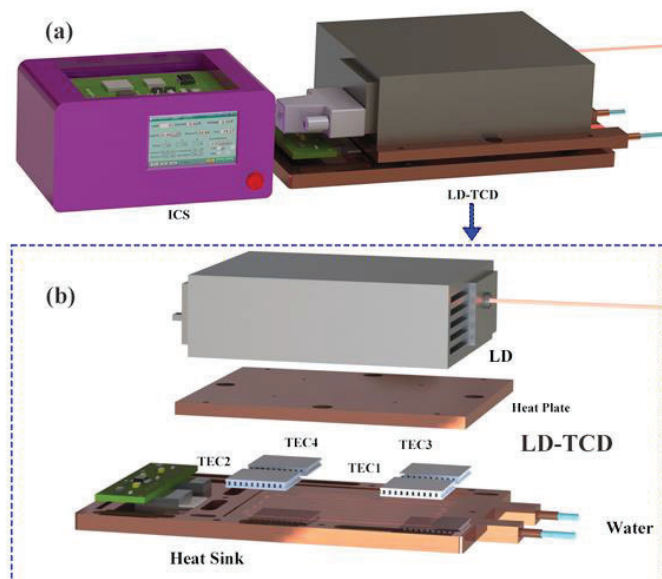
پتانسیل روش پیشنهادی فراتر از کاربرد کنونی در آزمایشگاه است و می‌تواند زمینه‌ساز توسعه سیستم‌های نوری پیشرفته در حوزه‌های زیر باشد:

- 1- لیزرهای فضایی و سیستم‌های سیار: در کاربردهای فضایی و ماهواره‌ها که در آن‌ها شرایط محیطی متغیر است و نیاز به قابلیت اطمینان بسیار بالا وجود دارد، این سیستم کنترل هوشمند دما می‌تواند برای تثبیت عملکرد لیزرهای مورد استفاده در لیدار (Lidar)، ارتباطات لیزری و طیف‌سنجی به کار رود. سازگاری پویای این روش با تغییرات دما و بار حرارتی، آن را برای چنین مأموریت‌هایی ایده‌آل می‌سازد. تحقیقات آتی می‌تواند بر روی افزایش استحکام (Ruggedization) سخت‌افزار و کاهش مصرف انرژی آن متمرکز شود.
- 2- پزشکی و زیست‌فناوری: در سیستم‌های لیزردرمانی و تصویربرداری پزشکی که نیاز به توان خروجی پایدار و طول‌موج دقیق دارند، کنترل دمای دقیق دیودهای لیزری نقش کلیدی ایفا می‌کند. روش پیشنهادی می‌تواند برای توسعه دستگاه‌های پزشکی قابل حمل و با قابلیت اطمینان بالا مورد استفاده قرار گیرد.
- 3- صنایع ساخت و تولید: در فرایندهای برش و جوشکاری لیزری که کیفیت فرایند به طور مستقیم به پایداری توان خروجی لیزر وابسته است، این فناوری می‌تواند منجر به بهبود کیفیت محصول و کاهش ضایعات شود.
- 4- توسعه الگوریتم‌های هوش مصنوعی: به عنوان گام بعدی در توسعه الگوریتم، می‌توان از شبکه‌های عصبی عمیق (Deep Neural Networks) یا شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNN) برای مدل‌سازی پویایی‌های پیچیده‌تر حرارتی استفاده کرد. همچنین، به کارگیری یادگیری تقویتی (Reinforcement Learning) برای آموزش استراتژی ADAS می‌تواند آن را در بهینه‌سازی بلندمدت و تحت شرایط کاری گوناگون، هوشمندتر کند.
- 5- پیاده‌سازی بر روی سخت‌افزارهای برنامه‌پذیر (FPGA): برای دستیابی به سرعت پردازش بالاتر و کاربرد در سیستم‌های با پهنای باند بسیار زیاد (مانند لیزرهای فوق‌سرع)، پیاده‌سازی کل معماری پیشنهادی بر روی یک تراشه FPGA می‌تواند یک گام بلند بعدی باشد. این کار نه تنها سرعت را افزایش می‌دهد، بلکه قابلیت اطمینان سیستم را نیز با کاهش تعداد قطعات بهبود می‌بخشد.

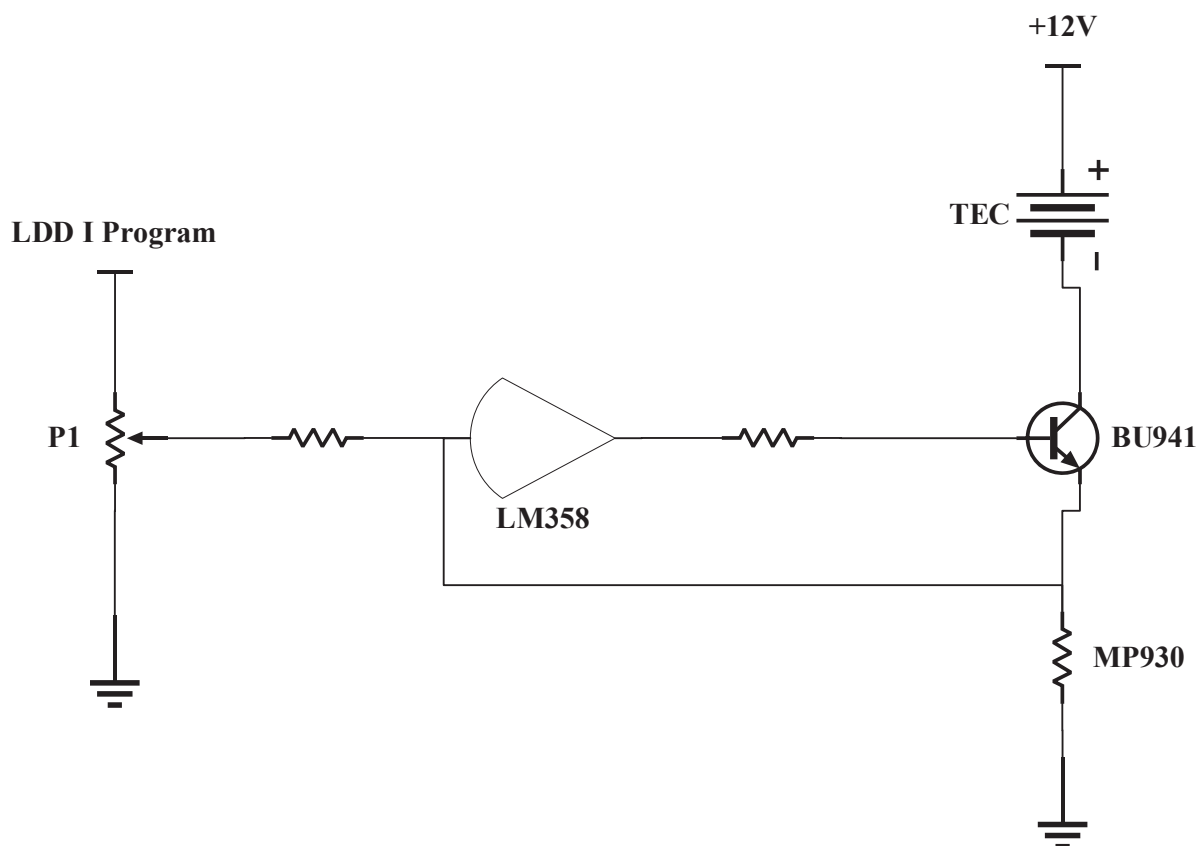
7- طراحی آزمایش

در این آزمایش، از یک سیستم کنترل هوشمند (ICS) به عنوان کنترل‌کننده ترمینال برای نظارت و کنترل دمای لحظه‌ای دیودهای لیزری از طریق یک دستگاه کنترل دمای دیودهای لیزری (LD-TCD) استفاده شد. کنترل‌کننده دمای هوشمند دیودهای لیزری طراحی شده در شکل ۱ (a) نشان داده شده است. برای کاهش اثرات جریان هوای محیط و رانش دمای دیودهای لیزری [31,32]؛ دیودهای لیزری در یک فضای نسبتاً محدود قرار داده شد. جزئیات ساختاری دستگاه کنترل دمای دیودهای لیزری طراحی شده (LD-TCD) در شکل ۱ (b) نشان داده شده است. از یک صفحه حرارتی برای نصب دیودهای لیزری جهت تسهیل انتقال حرارت کارآمد استفاده شد. سطح زیرین به چهار خنک‌کننده ترموالکتریک (TEC) با اندازه‌های ۴۰ میلی‌متر در ۴۰ میلی‌متر در ۳،۴۵ میلی‌متر برای هدایت حرارتی مؤثر بین صفحه حرارتی و سینک حرارتی، نزدیک متصل شده بود. برای دستیابی به اتلاف گرما در اسرع وقت، سینک حرارتی به خنک‌کننده آب میکروکانال مجهز شده و به یک سیستم گردش آب متصل شد. برای جلوگیری از آسیب دیدن دستگاه‌ها، سرعت جریان آب روی ۶،۲ لیتر در دقیقه تنظیم شد. هنگامی که دیودهای لیزری مورد استفاده در دمای

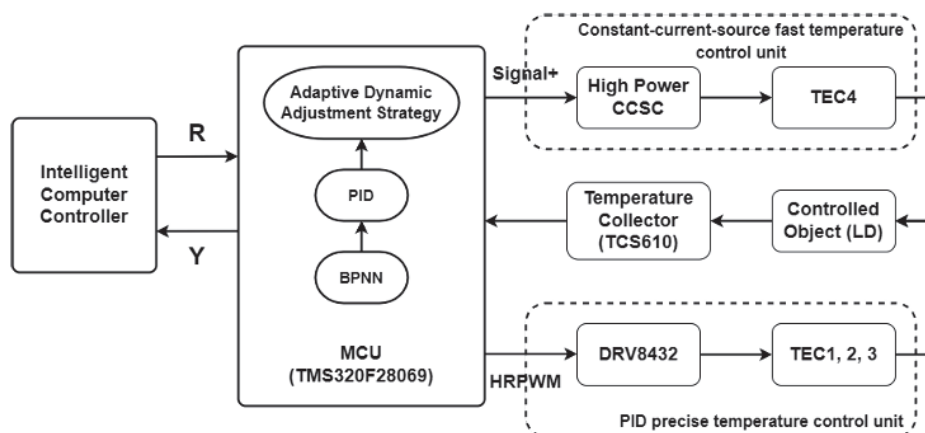
۲۵ درجه سانتیگراد کار می‌کرد، طول موج انتشار [33] در ۸۸۸ نانومتر متمرکز بود [34]. توان خروجی با جریان تغذیه و ولتاژ ۵۱ آمپر و ۳,۹۵ ولت به ترتیب به ۱۱۰ وات رسید. در این حالت، راندمان تبدیل الکتریکی به نوری تنها ۵۴,۶٪ بود، به این معنی که توان حرارتی تا ۹۱,۵ وات تولید می‌شد. اساساً دستیابی به کنترل سریع دما برای چنین توان حرارتی بزرگی با استفاده از کنترل PID معمولی غیرممکن بود [35]. برای غلبه بر این مشکل، یک مدار منبع جریان ثابت، که در شکل ۲ نشان داده شده است، در مدار کنترل دمای PID معمولی ادغام شد. و کل چارچوب سیستم کنترل در شکل ۳ نشان داده شده است که با استفاده از واحد میکروکنترلر (MCU) مبتنی بر تراشه پردازنده سیگنال دیجیتال (TMS320F28069) برای پردازش داده‌ها و اجرای دستورالعمل‌ها پیاده‌سازی شده است. هنگامی که جریان منبع محرک دیودهای لیزری به طور مداوم افزایش می‌یافت، توان حرارتی به طور متناسب با افزایش جریان محرک دیودهای لیزری افزایش می‌یافت. در این زمان، مدار منبع جریان ثابت، جریان متناظری را از طریق حلقه بازخورد منفی خود مطابق با جریان محرک دیودهای لیزری به TEC4 ارائه می‌داد تا دمای دیودهای لیزری را به سرعت نزدیک به مقدار تعیین شده کنترل کند. در همین حال، سیستم به طور مداوم داده‌های دمای واقعی T_m را با استفاده از یک ترمیستور TCS610 (NTC؛ ۱۰ کیلو اهم، ۲۵ درجه سانتیگراد) به دست می‌آورد و داده‌ها را به MCU منتقل می‌کرد. MCU اختلاف دمای زمان واقعی را محاسبه می‌کرد و یک سیگنال مدولاسیون پهنای پالس (HRPWM) با وضوح بالا از طریق الگوریتم PID تولید می‌کرد که به DRV8432 منتقل می‌شد تا جریان محرک را به مجموعه‌ای از خنک‌کننده‌های ترموالکتریک موازی (TEC1، TEC2، TEC3 و TEC4) تأمین کند و در نتیجه خطاهای سیستماتیک را کاهش دهد [36]. با اتخاذ روش کنترل توسعه‌یافته، سیستم در اسرع وقت به حالت پایدار می‌رسد.



شکل ۱. شماتیک دستگاه کنترل‌کننده دمای هوشمند دیودهای لیزری؛ (a) سیستم کنترل هوشمند و (b) دستگاه کنترل دمای دیودهای لیزری.



شکل ۲. مدار منبع جریان ثابت برای واحد کنترل دمای سریع.



شکل ۳. چارچوب سیستم کنترل؛ R: مقدار خروجی مطلوب و Y: مقدار خروجی واقعی هستند. واحد کنترل میکرو؛ الگوریتم مشتق انتگرالی تناسبی؛ مدولاسیون پهنای پالس با وضوح بالا؛ خنک کننده ترموالکتریک و مدار منبع جریان ثابت مشخص هستند.

برای بهبود عملکرد کنترل کننده دمای دیودهای لیزری، یک کنترل کننده PID بهینه شده BPNN با ADAS طراحی شد تا پارامترهای PID را در سیستم به صورت پویا تنظیم کند. باتوجه به محدودیت توان محاسباتی و سرعت محاسبه MCU، سیستم الگوریتم BPNN کلاسیک و ساده با یک لایه پنهان در شکل ۴ را انتخاب کرد. ساختار کنترل کننده شبکه عصبی پس انتشار - مشتق انتگرالی تناسبی شامل چهار نورون لایه ورودی، هشت نورون لایه پنهان و سه نورون لایه خروجی بود. یک روش تولید اعداد تصادفی برای بهینه سازی و مقایسه وزن های اولیه BPNN پس از محاسبه خطای سیستماتیک e از ورودی r و خروجی y به کار گرفته شد. برای نرمال سازی انتقال دهنده های عصبی و تبدیل سیگنال ورودی به سیگنال خروجی، $\tanh(j)$ و $\text{sigmoid}(k)$ به عنوان توابع فعال سازی [37] به کار گرفته شدند. سپس، BPNN به صورت پویا پارامترهای مشتق انتگرالی تناسبی kd ، ki ، kp را برای محاسبه خروجی کنترل بهینه u تنظیم کرد. در نهایت، خروجی y با اعمال u به جسم کنترل شده به دست آمد. در این فرآیند، از روش تقسیم طلایی برای تعیین تعداد نورون های لایه پنهان [38] H_j استفاده شد. مقادیر پارامتر $i(1 \sim 4)$ ، $j(1 \sim 8)$ و $k(1 \sim 3)$ برای نشان دادن تعداد نورون ها در هر لایه استفاده شدند. پس از یادگیری آنلاین شبکه عصبی انتشار برگشتی [39]، پارامترهای کنترل PID بهتری به دست آمد.

شبکه بین لایه ورودی و لایه پنهان به صورت $net_{1j} = \sum_{i=1}^4 v_{ij} \cdot X_i$ نمایش داده شد. بنابراین، روش محاسبه مقادیر نورون های لایه پنهان به صورت زیر بیان می شود:

$$H_j = net_{1j} \cdot \tanh(j) \quad (1)$$

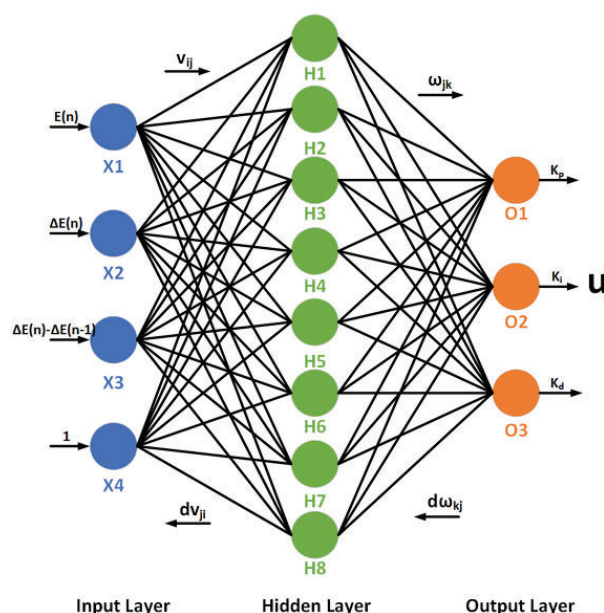
پس از آن، شبکه بین لایه پنهان و لایه خروجی به صورت $net_{2k} = \sum_{j=1}^8 \omega_{jk} \cdot H_j$ نمایش داده شد. بنابراین، سه نورون از لایه خروجی تنظیم شدند:

$$\begin{cases} K_p = O_{k=1} = net_{2k} \cdot \text{sigmoid}(k) \\ K_i = O_{k=2} = net_{2k} \cdot \text{sigmoid}(k) \\ K_d = O_{k=3} = net_{2k} \cdot \text{sigmoid}(k) \end{cases} \quad (2)$$

در نهایت، کمیت کنترلی، u ، برای کنترلر شبکه عصبی پس انتشار - مشتق انتگرالی تناسبی تنظیم شد:

$$u(n) = u(n-1) + K_p \cdot \Delta e(n) + K_i \cdot e(n) + K_d \cdot [\Delta e(n) - \Delta e(n-1)] \quad (3)$$

که در آن محاسبه $u(n)$ به عنوان چرخه وظیفه خروجی سیگنال مدولاسیون پهنای پالس از MCU نشان داده شد. از آنجاکه حداکثر چرخه وظیفه سیگنال مدولاسیون پهنای پالس در MCU ۲۰۰ بود، مقدار u می تواند باتوجه به اختلاف دما از ۲۰۰- تا ۲۰۰+ تغییر کند.



شکل ۴. ساختار شبکه عصبی انتشار برگشتی.

کاملاً مشخص است که هدف شبکه عصبی انتشار برگشتی یافتن حداقل مقدار تابع هزینه $E = \phi \cdot (r - y)^2$ ، $\phi = 0.5$ ، y ، خروجی‌های واقعی، r ، مقادیر مطلوب) با تنظیم وزن‌ها بر اساس سیگنال خطای زمان واقعی و روش گرادیان نزولی است. در طول فرایند پس انتشار، وزن‌های شبکه عصبی به‌روزرسانی شدند:

$$\Delta v(n) = -\eta \cdot \frac{\partial E(n)}{\partial v(n)} + \alpha \cdot \Delta v(n-1) \quad (4)$$

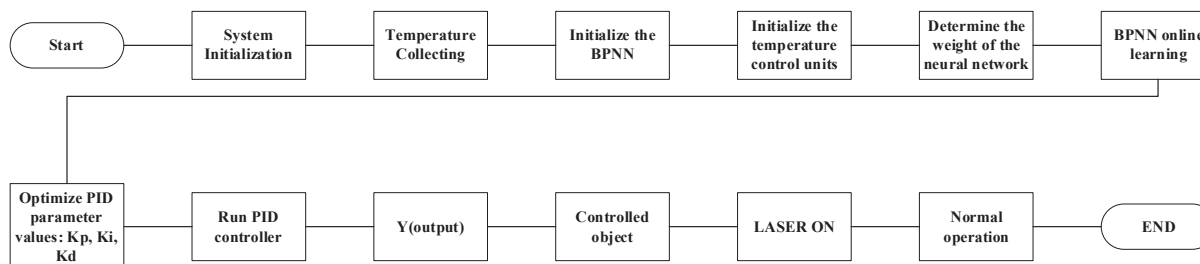
که در آن η و α به ترتیب نرخ یادگیری و ضریب اینرسی را نشان می‌دهند. در این آزمایش، $\eta = 0.01$ و $\alpha = 0.1$ بودند و وزن‌ها (dv_{ji}) و $(d\omega_{kj})$ با استفاده از تابع سیگموئید ($sign(n)$)، قانون زنجیره‌ای و الگوریتم PID افزایشی محاسبه شدند. براین‌اساس، یک ADAS پیشنهاد شد تا واحد کنترل دمای دقیق PID به‌صورت ارگانیک با واحد کنترل دمای سریع همکاری کند. گرمای تولید شده توسط دیودهای لیزری همبستگی مثبتی با جریان عملیاتی آن نشان داد [40،41]. با توجه به اینکه جریان عملیاتی دیودهای لیزری از ۰ تا ۶۵ آمپر متغیر بود و سیستم از یک مبدل دیجیتال به آنالوگ ۱۶ بیتی استفاده می‌کرد، کمیت کنترل y_h تعیین شد:

$$y_h = h \cdot \frac{H_s \cdot (2^{16} - 1)}{65} \quad (5)$$

که در آن h و H_s به ترتیب ضریب مقیاس و جریان تنظیم‌شده دیودهای لیزری هستند. کل کمیت‌های کنترلی خروجی سیستم بیان شدند:

$$\begin{cases} Y_{output} = \alpha \cdot y_h + \beta \cdot u \\ \alpha = \sigma \cdot \left(\frac{|e[n]|}{|T_s[n] - T_m[0]|} \right) + \sigma_0 \\ \beta = \mu \cdot \left(\frac{||T_s[n] - T_m[0] - |e[n]||}{|T_s[n] - T_m[0]|} \right) + \mu_0 \end{cases} \quad (6)$$

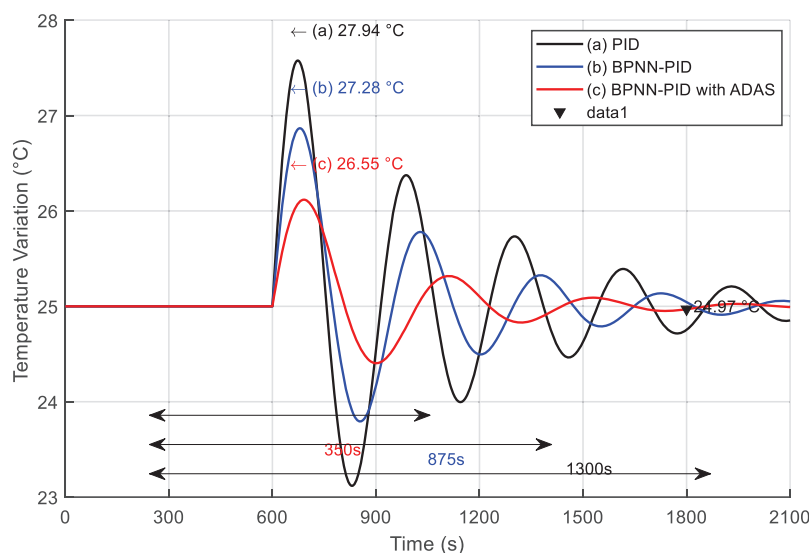
که در آن $T_s[n]$ ، $e[n]$ و $T_m[0]$ به ترتیب دمای تنظیم، مقدار خطای سیستماتیک و دمای اولیه هستند. $\alpha \cdot y_h$ و $\beta \cdot u$ به ترتیب کمیت کنترل شده واحد کنترل دمای سریع منبع جریان ثابت و کمیت کنترل شده برای کنترل کننده دمای شبکه عصبی پس انتشار - مشتق انتگرالی تناسبی هستند. σ و μ به عنوان مقادیر انتخاب شرطی برای تعیین فعال سازی یا غیر فعال سازی دو واحد کنترل استفاده می شوند که در تنظیمات آزمایشی به طور مداوم روی ۱ تنظیم شده اند. علاوه بر این، σ_0 و μ_0 به عنوان ثابت هایی برای تنظیم عملکرد کنترل در سیستم های مختلف تعیین شدند. در نتیجه، مقادیر شرطی تطبیقی α و β برای بهینه سازی مقدار کنترل دو واحد فوق معرفی شدند. شبکه عصبی پس انتشار-مشتق انتگرالی تناسبی با ADAS در شکل ۵ نشان داده شده است. در ابتدا، سیستم شروع به جمع آوری دما کرد و خطای سیستم را محاسبه کرد. الگوریتم BPNN برای بهینه سازی پارامترهای PID بر اساس اختلاف دمای زمان واقعی به کار گرفته شد، به طوری که کمیت کنترل به صورت پویا تنظیم می شد تا دمای دیودهای لیزری در اسرع وقت به مقدار تعیین شده برسد. هنگامی که جریان به دیودهای لیزری آپلود شد، گرمای قابل توجهی فوراً تولید شد و یک واحد منبع جریان ثابت برای تسهیل خنک سازی سریع در طول فرآیند تزریق جریان دیودهای لیزری به کار گرفته شد. در همین حال، یک استراتژی تنظیم پویای تطبیقی (ADAS) برای بهینه سازی عملکرد دو واحد کنترل فوق توسعه داده شد. در این حالت، هنگامی که خطا بیشترین مقدار را داشت، α به حداکثر مقدار خود رسید، در حالی که β به حداقل مقدار خود رسید. سپس، α و β به ترتیب با کاهش خطا در طول عملکرد سیستم کاهش و افزایش یافتند. به عبارت دیگر، هنگامی که اختلاف دما کاهش یافت، تأثیر واحد اول ($\alpha \cdot y_h$) به تدریج کاهش یافت، در حالی که تأثیر واحد دوم ($\beta \cdot u$) به تدریج افزایش یافت.



شکل ۵. نمودار جریان الگوریتم شبکه عصبی پس انتشار - مشتق انتگرالی تناسبی با استراتژی تنظیم پویای تطبیقی.

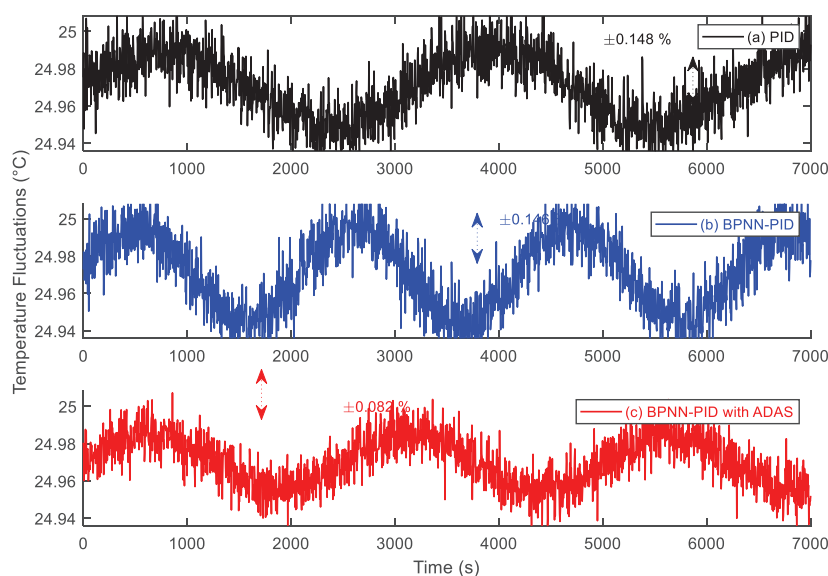
8- نتایج تجربی

برای ارزیابی و مقایسه سیستماتیک عملکرد سه کنترل کننده دما، شامل کنترل کننده PID معمولی، کنترل کننده شبکه عصبی پس انتشار - مشتق انتگرالی تناسبی و کنترل کننده شبکه عصبی پس انتشار - مشتق انتگرالی تناسبی با ADAS، با تغییرات دمای یک دیود لیزری و پاسخ پله‌ای آن بادقت ثبت شدند. ابتدا، دمای گردش آب خنک کننده و دیودهای لیزری به ترتیب ۱۸,۰۰ درجه سانتیگراد و ۲۴,۹۷ درجه سانتیگراد تنظیم شدند و مقادیر پارامترهای کنترل کننده PID معمولی به ترتیب $K_i = 1$, $K_p = 9$ ، $K_d = 0.5$ تنظیم شدند. بر اساس آزمایش‌های تجربی گسترده، مقادیر μ و σ در سیستم به ترتیب در معادله (۶) برابر با ۱,۲ و ۱,۵ تنظیم شدند. پس از دستیابی به کنترل پایداری دمای دیودهای لیزری در ۵۱۰ ثانیه بر اساس سه کنترل کننده دمای فوق، جریان منبع تغذیه دیودهای لیزری به سرعت از ۰ آمپر به ۵۱ آمپر (ولتاژ عملیاتی: ۳,۹۵ ولت) افزایش یافت، توان نوری خروجی دیودهای لیزری و توان حرارتی تولید شده به ترتیب ۱۱۰,۹۵ وات و حدود ۱۰۰ وات بودند. در این حالت، روند تغییرات دما ثبت و در شکل ۶ نشان داده شده است. مشاهده شد که برای کنترل کننده PID معمولی، حداکثر دما به ۲۷,۹۴ درجه سانتیگراد رسید و دما پس از ۱۳۰۰ ثانیه به پایداری رسید (منحنی (a)). هنگامی که کنترل کننده PID معمولی با کنترل کننده شبکه عصبی پس انتشار-مشتق انتگرالی تناسبی جایگزین شد، حداکثر دما و زمان دستیابی به حالت پایدار به ترتیب به ۲۷,۲۸ درجه سانتیگراد و ۸۷۵ ثانیه کاهش یافت (منحنی (b)). علاوه بر این، هنگامی که آنها با شبکه عصبی پس انتشار-مشتق انتگرالی تناسبی با کنترل کننده ADAS جایگزین شدند، حداکثر دما و زمان رسیدن به حالت پایدار به ترتیب به ۲۶,۵۵ درجه سانتیگراد و ۳۵۰ ثانیه کاهش یافت (منحنی (c)).

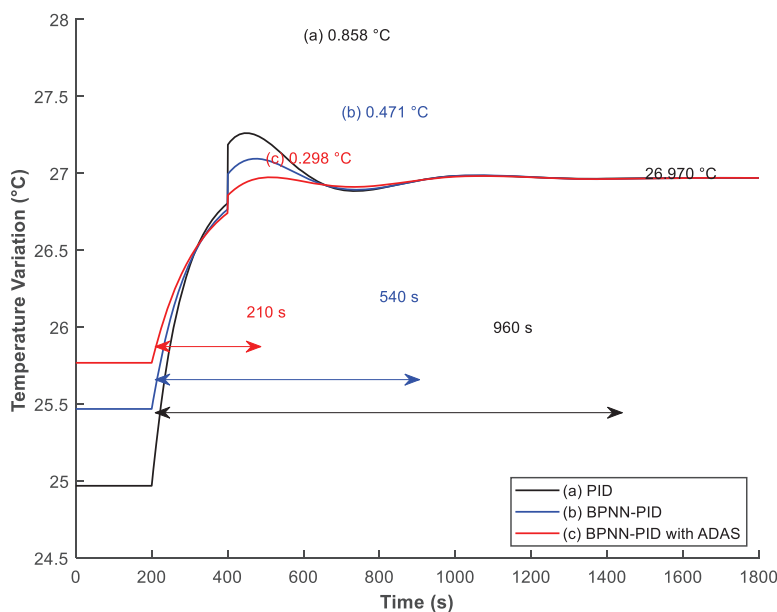


شکل ۶. تغییر دمای دیودهای لیزری با توان حرارتی ۱۰۰ وات؛ (a) مشتق انتگرالی تناسبی ۲۷,۹۴ درجه سانتیگراد (حداکثر)؛ (b) شبکه عصبی پس انتشار - مشتق انتگرالی تناسبی ۲۷,۲۸ درجه سانتیگراد (حداکثر) و شبکه عصبی پس انتشار - مشتق انتگرالی تناسبی با ADAS ۲۶,۵۵ درجه سانتیگراد (حداکثر).

براین اساس، پایداری دمایی بلندمدت دیودهای لیزری در طول ۷۲۰۰ ثانیه نیز اندازه‌گیری و در شکل ۷ نشان داده شده است. مشاهده شد که پایداری دمایی (منحنی (c)) برای شبکه عصبی پس انتشار - مشتق انتگرالی تناسبی با کنترل کننده ADAS بهتر از $\pm 0.082\%$ بود که برای کنترل کننده شبکه عصبی پس انتشار - مشتق انتگرالی تناسبی (منحنی (b)) بهتر از $\pm 0.146\%$ و برای کنترل کننده معمولی PID (منحنی (a)) بهتر از $\pm 0.148\%$ بود. هم‌زمان، پاسخ پله‌ای نیز با افزایش دمای تنظیم شده دیودهای لیزری از ۲۴،۹۷ درجه سانتی‌گراد به ۲۶،۹۷ درجه سانتی‌گراد با نرخ ۱ درجه سانتی‌گراد بر ثانیه بررسی شد و نتایج در شکل ۸ نشان داده شده است. واضح بود که زمان فراجش و زمان رسیدن به حالت پایدار شبکه عصبی پس انتشار - مشتق انتگرالی تناسبی با ADAS به ترتیب ۲۱۰ ثانیه و ۱،۱۰۵ درصد بود که بهتر از ۵۴۰ ثانیه و ۱،۷۴۶ درصد برای شبکه عصبی پس انتشار - مشتق انتگرالی تناسبی و همچنین ۹۶۰ ثانیه و ۳،۱۸۱ درصد برای PID معمولی بود. در یک کلام، نتایج نشان داد که شبکه عصبی پس انتشار - مشتق انتگرالی تناسبی با کنترل کننده دمای ADAS می‌تواند به سرعت دمای یک دیود لیزری با توان حرارتی ۱۰۰ وات را تثبیت کند و سیستم عملکرد کنترلی عالی را نشان داد.



شکل ۷. نوسانات دمایی دیودهای لیزری با توان حرارتی ۱۰۰ وات با استفاده از سه نوع کنترلر: (a) PID، (b) BPNN-PID، (c) BPNN-PID with ADAS.



شکل ۸. پاسخ پله کنترل‌کننده‌های مختلف؛ (a) مشتق انتگرالی تناسبی ۰,۸۵۸ درجه سانتیگراد (فراجهش)؛ (b) شبکه عصبی پس انتشار - مشتق انتگرالی تناسبی ۰,۴۷۱ درجه سانتیگراد (فراجهش) و (c) شبکه عصبی پس انتشار - مشتق انتگرالی تناسبی با ADAS ۰,۲۹۸ درجه سانتیگراد (فراجهش).

۹-تحلیل عمیق‌تر

تابع هزینه Loss Function:

تابع هزینه، معیار سنجش عملکرد شبکه عصبی و هدف اصلی از فرایند بهینه‌سازی است.

تابع هزینه انتخاب شده:

$$E(n) = \frac{1}{2} \cdot (r(n) - y(n))^2 \quad (7)$$

$E(n)$: مقدار تابع هزینه در گام زمانی n

$r(n)$: مقدار مطلوب (Setpoint) دما در گام زمانی n

$y(n)$: مقدار واقعی خروجی دما در گام زمانی n

$\frac{1}{2}$: یک ضریب ثابت که برای ساده‌سازی محاسبه مشتق در الگوریتم پس‌انتشار اضافه شده است.

توجیه انتخاب:

مشتق‌پذیری: تابع MSE مشتق‌پذیر است که برای الگوریتم گرادیان نزولی (پایه اصلی پس انتشار) ضروری است. جریمه کردن خطاهای بزرگ: این تابع به خطاهای بزرگ وزن بیشتری می‌دهد. در نتیجه، شبکه عصبی اولویت خود را بر کاهش خطاهای بزرگ (OverShoot) می‌گذارد که برای کنترل دما و جلوگیری از آسیب به دیود لیزری حیاتی است. همگرایی مطلوب: در مسائل رگرسیون مانند پیش‌بینی پارامترهای PID، MSE به همگرایی پایدار و مطلوبی منجر می‌شود.

اعتبارسنجی (Validation) و جلوگیری از بیش‌برازش (Overfitting):

در این پژوهش، باتوجه‌به اینکه آموزش به‌صورت آنلاین و بر اساس داده‌های زمان واقعی انجام می‌شود، مفهوم اعتبارسنجی به روش مرسوم (تقسیم داده به مجموعه آموزش و آزمون) قابل اجرا نیست؛ بنابراین، از راهکارهای جایگزین برای اطمینان از عملکرد عمومی شبکه استفاده شده است:

اعتبارسنجی مبتنی بر عملکرد حلقه کنترل: معیار نهایی اعتبار شبکه، عملکرد کلی سیستم کنترل در نظر گرفته می‌شود. شاخص‌هایی مانند زمان رسیدن به پایداری، Overshoot، و نوسان حالت ماندگار (Steady-State Error) به‌عنوان معیارهای اعتبارسنجی غیرمستقیم عمل می‌کنند. اگر این شاخص‌ها در طول زمان بهبود یابند، نشان‌دهنده یادگیری صحیح شبکه است.

جلوگیری از بیش‌برازش در یادگیری آنلاین: بیش‌برازش زمانی رخ می‌دهد که شبکه به داده‌های خاصی که در حین آموزش دیده است، بیش از حد وفادار شود و توانایی تعمیم خود به شرایط جدید را از دست بدهد.

در این سیستم، از مکانیزم‌های زیر برای کاهش این risk استفاده شده است:

- 1- ساده نگه‌داشتن ساختار شبکه: استفاده از تنها یک‌لایه پنهان با ۸ نورون، از پیچیدگی بیش از حد شبکه که عامل اصلی بیش‌برازش است، جلوگیری می‌کند.
- 2- استفاده از مومنتوم: ضریب مومنتوم (α) با جلوگیری از واکنش شدید شبکه به هر نمونه داده منفرد، به تعمیم‌پذیری بهتر کمک می‌کند.
- 3- ذخیره‌سازی و بازآموزی دوره‌ای: (Implicit) اگرچه در مقاله به آن اشاره‌ای نشده است، اما در عمل، سیستم به‌طور مداوم در معرض شرایط کاری مختلف (راه‌اندازی، تغییر بار) قرار می‌گیرد. این تنوع ذاتی در داده‌های زمان واقعی، خود به‌عنوان یک عامل طبیعی جلوگیری از بیش‌برازش عمل می‌کند.

جدول ۲. مقایسه نتایج حاصل شده.

24- روش کنترل	25- زمان پایداری (ثانیه)	26- نوسان دمایی (±%)	27- فراجش (%)	28- زمان پاسخ پله‌ای (ثانیه)
PID -29	30- ۱۳۰۰	31- ۰,۱۴۸	32- ۳,۱۸۱	33- ۹۶۰
BPNN-PID -34	35- ۸۷۵	36- ۰,۱۴۶	37- ۱,۷۴۶	38- ۵۴۰
BPNN-PID -39 With ADAS	40- ۳۵۰	41- ۰,۰۸۲	42- ۱,۱۰۵	43- ۲۱۰

9.1-مقایسه تطبیقی با پژوهش‌های مشابه

برای درک بهتر جایگاه این پژوهش، مقایسه‌ای بین روش پیشنهادی و کار مرتبط [16] که از یک کنترل کننده PID بهینه‌شده با ازدحام ذرات (PSO) بر روی FPGA استفاده کرده‌اند، انجام می‌شود.

جدول ۳. معیارهای مقایسه تطبیقی با پژوهش‌های مشابه.

44- معیار مقایسه	45- پژوهش حاضر (شبکه عصبی پس انتشار + ADAS)	46- پژوهش منبع [16]
47- پارادایم کنترل	48- هوش مصنوعی (یادگیری ماشین) + کنترل کلاسیک	49- الگوریتم بهینه‌سازی فرااکتشافی (PSO) + کنترل کلاسیک
50- سازگاری پویا	51- بسیار بالا. پارامترهای PID به صورت آنلاین و در زمان واقعی و بر اساس خطای فعلی تنظیم می‌شوند.	52- متوسط. الگوریتم PSO پارامترها را در زمان واقعی تنظیم می‌کند؛ اما سرعت همگرایی آن ممکن است در مواجهه با تغییرات ناگهانی و بسیار سریع؛ کندتر از BPNN باشد.
53- پیچیدگی محاسباتی	54- بالا. الگوریتم پس انتشار نیازمند محاسبات ماتریسی و مشتق است.	55- متوسط. الگوریتم PSO از محاسبات ساده‌تری برخوردار است؛ اما ارزیابی تابع هزینه می‌تواند زمان بر باشد.
56- سکوی پیاده‌سازی	57- میکروکنترلر (MCU DSP-Based)	58- FPGA
59- عملکرد گزارش شده	1 - بهبود ۷۳٫۱ درصدی در زمان پایداری نسبت به PID کلاسیک. 2 - نوسان دمای بلندمدت: $\pm 0.08\%$. 3 - کاهش زمان از ۱۳۰۰ به ۳۵۰ ثانیه.	1 - پایداری دمایی 0.2% در طول ۲ ساعت. 2 - تمرکز بر روی کنترل بلندمدت و پایدار.
60- مزیت کلیدی	61- سرعت پاسخ‌دهی فوق‌العاده و تطبیق‌پذیری بالا در شرایط گذرا. سیستم به طور خاص برای مدیریت شوک حرارتی اولیه طراحی شده است.	62- پایداری عالی در حالت ماندگار و سادگی نسبی الگوریتم. برای کاربردهایی که تغییرات بار کند است؛ بسیار مؤثر است.
63- کاربرد ایده‌آل	64- سیستم‌هایی با بارهای حرارتی ناگهانی و پویا (مانند راه‌اندازی لیزرهای پالسی یا کار در شرایط محیطی متغیر)	65- سیستم‌هایی که نیاز به پایداری فوق‌العاده در دوره‌های زمانی طولانی دارند و تغییرات در آن‌ها تدریجی است.

جمع‌بندی مقایسه:

هر دو پژوهش به دنبال غلبه بر محدودیت‌های کلاسیک با استفاده از روش‌های هوشمند PID هستند، اما با اهداف متفاوت. پژوهش جیان و همکاران [16] بر پایداری بلندمدت با استفاده از یک الگوریتم بهینه‌سازی کارا (PSO) بر روی بستر پرسرعت (FPGA) تمرکز دارد. در مقابل، روش پیشنهادی حاضر با به کارگیری یک شبکه عصبی که قابلیت یادگیری آنلاین دارد و ادغام آن با یک مدار آنالوگ برای پیش‌سرمایش، به طور خاص برای مدیریت برهم‌کنش‌های پویا و سریع حرارتی بهینه شده است. این امر باعث می‌شود روش حاضر در سناریوهای گذرای سریع برتری داشته باشد، در حالی که روش مبتنی بر PSO-FPGA برای کاربردهای پایدار و مستمر گزینه بسیار مناسبی است.

9.2- بحث‌ها

در نتایج تجربی این تحقیق و مقاله، یک سیستم کنترل دما با توان حرارتی ۱۰۰ وات دیودهای لیزری پیاده‌سازی شد. نتایج آزمایش‌های تجربی گسترده نشان داده است که روش ارائه شده، کنترل دمای کارآمد و پایداری را در دمای اتاق برای دیودهای لیزری‌هایی که به‌عنوان منابع پمپ در انواع لیزرهای پرقدرت، از جمله تمام لیزرهای حالت جامد و لیزرهای فیبری استفاده می‌شوند، فراهم می‌کند. هنگامی که جریان زیادی به دیودهای لیزری وارد شد، دیودهای لیزری یک گذرای حرارتی آنی را تجربه کرد. برای الگوریتم کنترل PID معمولی، پارامترهای ثابت (D, I, P) منجر به سازگاری ضعیف آن با این سیستم بار حرارتی ناگهانی شد. همان‌طور که در نتایج تجربی نشان داده شده است، با استفاده از یک کنترل‌کننده PID معمولی در شکل ۶، جهش شدید دما (۲,۹۷ درجه سانتیگراد) و زمان پایداری طولانی (۱۳۰۰ ثانیه) مشاهده شد. در مقایسه با کنترل‌کننده PID معمولی، شبکه عصبی پس انتشار - مشتق انتگرالی تناسبی بهبود ۳۲,۶۹٪ در زمان پایداری، ۱,۳۵٪ در پایداری دما و ۴۳,۷۵٪ در زمان پاسخ پله را نشان داد. این نتایج خوب از این واقعیت بهره بردند که الگوریتم شبکه عصبی پس انتشار می‌توانست یادگیری آنلاین را انجام دهد و پارامترها را در زمان واقعی تنظیم کند تا با محیط پویا کنار بیاید. با این حال، از آنجاکه آموزش و یادگیری آنلاین بر اساس اختلاف دما زمان می‌برد، پاسخ در ابتدا آن قدر نسبتاً کند بود که مقابله با این پویایی دشوار بود. در نتیجه، دوره نوسان شبکه عصبی پس انتشار - مشتق انتگرالی تناسبی در واقع طولانی‌تر از PID در شکل ۶ بود. برای رفع این مشکل، یک مدار منبع جریان ثابت در کنترل‌کننده شبکه عصبی پس انتشار - مشتق انتگرالی تناسبی ادغام شد تا بار محاسباتی شبکه عصبی پس انتشار را کاهش دهد که انتقال گرما از بالای صفحه حرارتی به پایین سینک حرارتی را تسهیل می‌کرد. بر این اساس، یک استراتژی تنظیم پویای تطبیقی (ADAS) برای بهینه‌سازی و تنظیم واحدهای کنترل دما برای رسیدن به نقطه تنظیم در اسرع وقت و تحقق پایداری دما در یک دوره طولانی ایجاد شد. نتایج نشان داد که شبکه عصبی پس انتشار - مشتق انتگرالی تناسبی با ADAS در مقایسه با کنترل‌کننده PID معمولی و شبکه عصبی پس انتشار - مشتق انتگرالی تناسبی به ترتیب ۷۳,۱٪ و ۶۰٪ بهبود در زمان پایداری داشته و دوره نوسان کوتاه‌ترین بوده است، همان‌طور که در شکل ۶ نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل ۷ نشان داده شده است، پایداری دمایی حاصل از شبکه عصبی پس انتشار - مشتق انتگرالی تناسبی با ADAS به ترتیب ۴۴,۵۹٪ و ۴۳,۸۴٪ در مقایسه با کنترل‌کننده‌های PID و شبکه عصبی پس انتشار - مشتق انتگرالی تناسبی بهبود یافته است. در همین حال، نتایج زمان پاسخ پله‌ای ارائه شده در شکل ۸ نشان داد که روش توسعه یافته سرعت پاسخ را ۷۸,۱٪ و ۶۱,۱٪ نسبت به دو روش دیگر افزایش داده است. علاوه بر این، انتظار می‌رفت از الگوریتم‌ها و MCU پیشرفته‌تری برای بهینه‌سازی بیشتر وزن‌های اولیه و مقادیر پارامترهای شبکه عصبی پس انتشار - مشتق انتگرالی تناسبی با ADAS استفاده شود و در نتیجه استحکام و کاربرپذیری آن افزایش یابد.

10- نتیجه گیری

به طور خلاصه و کلی، در این تحقیق و مقاله، یک کنترل کننده دما مبتنی بر یادگیری ماشین برای دیودهای لیزری های توان بالا نشان داده شد. با ادغام یک مدار منبع جریان ثابت در مدار کنترل دمای PID معمولی، سرعت کنترل دما می تواند به طور مؤثر افزایش یابد. براین اساس، یک شبکه عصبی پس انتشار با یک استراتژی تنظیم پویای تطبیقی (ADAS) ایجاد شد تا با انجام تجزیه و تحلیل بلادرنگ اختلاف دما، واحد کنترل دما را به طور فعال بهینه سازی و تنظیم کند و در نتیجه توانایی آن را برای مدیریت کارآمد نوسانات دمایی قابل توجه ناشی از گرمای زیاد و دستیابی به تنظیم دمای سریع و پایدار افزایش دهد. در نتیجه، هنگامی که جریان منبع تغذیه دیودهای لیزری به سرعت از ۰ آمپر به ۵۱ آمپر (ولتاژ عملیاتی: ۳,۹۵ ولت) افزایش یافت، حداکثر دمای رسیده تنها ۲۶,۵۵ درجه سانتیگراد بود و دما در کمتر از ۳۵۰ ثانیه به حالت پایدار رسید. نوسان دمای طولانی مدت کمتر از $\pm 0.82\%$ بود. علاوه بر این، هنگامی که مقدار تنظیم شده دما از ۲۴,۹۷ درجه سانتیگراد به ۲۶,۹۷ درجه سانتیگراد با سرعت ۱ درجه سانتیگراد بر ثانیه تغییر یافت، مدت زمانی که دما به حالت پایدار رسید، به کوتاهی ۲۱۰ ثانیه بود. نتایج ارائه شده، برتری شبکه عصبی پس انتشار - مشتق انتگرالی تناسبی مبتنی بر یادگیری ماشین با کنترل کننده دمای ADAS را نشان داد و می توان معتقد بود که روش ارائه شده می تواند راه را برای توسعه یک کنترل کننده دمای جدید برای یک لیزر دیودی با توان خروجی بالاتر هموار کند. به منظور افزایش بیشتر عملکرد خروجی لیزر، روش های پیچیده تر یادگیری ماشین مبتنی بر شبکه های عصبی عمیق بر روی سیستم لیزر اعمال خواهد شد. در همین حال، سیستم های پردازش پیشرفته مانند FPGA برای کنترل پایدار دمای عناصر نوری کلیدی، قفل دقیق طول حفره، بهینه سازی کیفیت پرتو و سرکوب بیشتر نویز به کار گرفته می شوند.

منابع و مراجع

- [1] Sokolowski, W.; Hangst, A.; Buehler, M.; Killi, A.; Ryba, T.; Benz, S.; Armbruster, B.; Olschowsky, P. Latest developments in high brightness diode lasers and their applications. In Proceedings of the Photonics West—Lasers and Applications in Science and Engineering, San Francisco, CA, USA, 2–7 February 2013.
- [2] Gao, S.; Gong, M.; Liu, H.; Wang, D. Influence of LD temperature fluctuation on the performance of corner-pumped TEM₀₀ CW composite Nd:YAG laser. *Laser Phys.* 2010, 20, 790–792.
- [3] Álvarez, J.; Pimienta, J.; Mercado, E.; Sarmiento, R. An extended laser cavity centered at 780 nm for high-resolution laser spectroscopy applications. *Laser Phys.* 2023, 33, 055005.
- [4] Tritt, T.M. Thermoelectric Materials: Principles, Structure, Properties, and Applications. In *Encyclopedia of Materials: Science and Technology*, 2nd ed.; Elsevier: Amsterdam, The Netherlands, 2002.
- [5] Zhao, D.; Tan, G. A review of thermoelectric cooling: Materials, modeling and applications. *Appl. Therm. Eng.* 2014, 66, 15–24.
- [6] Barker, J.; Khan, M.; Solomos, T. Mechanism of the Pasteur effect. *Nature* 1964, 201, 1126–1127.
- [7] Bärwolff, A.; Puchert, R.; Enders, P.; Menzel, U.; Ackermann, D. Analysis of thermal behaviour of high power semiconductor laser arrays by means of the finite element method (FEM). *J. Therm. Anal. Calorim.* 1995, 45, 417–436.
- [8] Puchert, R.; Menzel, U.; Bärwolff, A.; Voß, M.; Lier, C. Influence of heat source distributions in GaAs/GaAlAs quantum-well high-power laser arrays on temperature profile and thermal resistance. *J. Therm. Anal. Calorim.* 1997, 48, 1273–1282.
- [9] Ebert, T.; Treusch, H.G.; Loosen, P.; Poprawe, R. Optimization of microchannel heatsinks for high-power diode lasers in copper technology. In Proceedings of the Fabrication, Testing, Reliability, and Applications of Semiconductor Lasers III; Linden, K.J., Fallahi, M., Linden, K.J., Wang, S.C., Eds.; International Society for Optics and Photonics, SPIE: Bellingham, WA, USA, 1998; Volume 3285, pp. 25–29.
- [10] Wang, Y. PID Temperature Control. In *Conveyor Belt Furnace Thermal Processing*; Springer International Publishing: Cham, Switzerland, 2018; pp. 63–76.
- [11] Fong-Chwee, T.; Sirisena, H. Self-tuning PID controllers for dead time processes. *IEEE Trans. Ind. Electron.* 1988, 35, 119–125.
- [12] Besharati Rad, A.; Lo, W.L.; Tsang, K. Self-tuning PID controller using Newton-Raphson search method. *IEEE Trans. Ind. Electron.* 1997, 44, 717–725.
- [13] Åström, K.; Hägglund, T.; Hang, C.; Ho, W. Automatic Tuning and Adaptation for PID Controllers—A Survey. *IFAC Proc. Vol.* 1992, 25, 371–376.
- [14] Xing, X.F.; Li, H.Z. Modeling and Simulation the Semiconductor Lasers Diode Temperature Controlling. *Adv. Mater. Res.* 2011, 338, 706–708.
- [15] Cong, M.; Xu, W.; Wang, Y. Design of Temperature Controller for Laser Diode Based on DSP and Fuzzy-PID Control. In Proceedings of the 2010 International Conference on Electrical and Control Engineering, Wuhan, China, 25–27 June 2010; pp. 786–789.

- [16] Jian, Y.; Deng, H. A FPGA-based real-time particle swarm optimization for temperature control of semiconductor laser. In Proceedings of the International Conference on Optoelectronic Materials and Devices (ICOMD 2022), Chongqing, China, 16–18 December 2022; Huang, Q., Ed.; International Society for Optics and Photonics, SPIE: Bellingham, WA, USA, 2023; Volume 12600, p. 126001S.
- [17] Chen, K.Y.; Tung, P.C.; Tsai, M.T.; Fan, Y.H. A self-tuning fuzzy PID-type controller design for unbalance compensation in an active magnetic bearing. *Expert Syst. Appl.* 2009, 36, 8560–8570.
- [18] Zhang, J.; Zhuang, J.; Du, H.; Wang, S. Self-organizing genetic algorithm based tuning of PID controllers. *Inf. Sci.* 2009, 179, 1007–1018.
- [19] Gaing, Z.L. A particle swarm optimization approach for optimum design of PID controller in AVR system. *IEEE Trans. Energy Convers.* 2004, 19, 384–391.
- [20] Chan, Y.F.; Moallem, M.; Wang, W. Design and Implementation of Modular FPGA-Based PID Controllers. *IEEE Trans. Ind. Electron.* 2007, 54, 1898–1906.
- [21] Wu, H.; Su, W.; Liu, Z. PID controllers: Design and tuning methods. In Proceedings of the 2014 9th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications, Hangzhou, China, 9–11 June 2014; pp. 808–813.
- [22] Borase, R.P.; Maghade, D.; Sondkar, S.; Pawar, S. A review of PID control, tuning methods and applications. *Int. J. Dyn. Control* 2021, 9, 818–827.
- [23] Rahman, M.A.; Saleh, T.; Jahan, M.P.; McGarry, C.; Chaudhari, A.; Huang, R.; Tauhiduzzaman, M.; Ahmed, A.; Mahmud, A.A.; Bhuiyan, M.S.; et al. Review of Intelligence for Additive and Subtractive Manufacturing: Current Status and Future Prospects. *Micromachines* 2023, 14, 508.
- [24] Zhou, Y.; Yang, Y.; Li, J.; Wang, F. PID Control in the Reactor Temperature Control System Based on BP Neural Network. In Proceedings of the 2009 International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics, Hangzhou, China, 26–27 August 2009; Volume 1, pp. 245–248.
- [25] Aliqab, K.; Sohaib, M.A.; Ali, F.; Armghan, A.; Alsharari, M. Employment of Self-Adaptive Bayesian Neural Network for Systematic Antenna Design: Improving Wireless Networks Functionalities. *Micromachines* 2023, 14, 594.
- [26] Qiao, H.; Peng, W.; Jin, P.; Su, J.; Lu, H. Performance Improvement of Single-Frequency CW Laser Using a Temperature Controller Based on Machine Learning. *Micromachines* 2022, 13, 1047.
- [27] Li, C.H.; Xu, S.X.; Xie, Y.; Zhao, J. The Application of PSO-BP Neural Network PID Controller in Variable Frequency Speed Regulation System. *Appl. Mech. Mater.* 2014, 599, 1090–1093.
- [28] Shi, Y.; Eberhart, R.C. Parameter Selection in Particle Swarm Optimization. In *Evolutionary Programming VII*, Proceedings of the 7th International Conference, EP98, San Diego, CA, USA, 25–27 March 1998; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 1998.
- [29] Wang, Y.; Liu, J.; Li, R.; Suo, X.; Lu, E. Application of PSO-BPNN-PID Controller in Nutrient Solution EC Precise Control System: Applied Research. *Sensors* 2022, 22, 5515.
- [30] Åström, K.; Hägglund, T. The Future of PID Control. *IFAC Proc.* Vol. 2000, 33, 19–30.
- [31] Liu, X.; Zhao, W.; Xiong, L.; Liu, H. Thermal Design and Management in High Power Semiconductor Laser Packaging. In *Packaging of High Power Semiconductor Lasers*; Springer: New York, NY, USA, 2015; pp. 53–88.

- [32] Yang, S.; Zhang, J.Y.; Yang, Y.Y.; Huang, J.Y.; Bai, Y.R.; Zhang, Y.; Lin, X.C. Automatic compensation of thermal drift of laser beam through thermal balancing based on different linear expansions of metals. *Results Phys.* 2019, 13, 102201.
- [33] Peng, W.; Jin, P.; Li, F.; Su, J.; Lu, H.; Peng, K. A Review of the High-Power All-Solid-State Single-Frequency Continuous-Wave Laser. *Micromachines* 2021, 12, 1426.
- [34] Yin, Q.; Lu, H.; Su, J.; Peng, K. High power single-frequency and frequency-doubled laser with active compensation for the thermal lens effect of terbium gallium garnet crystal. *Opt. Lett.* 2016, 41, 2033–2036.
- [35] Chen, M.; Li, I.; Hu, C. The Driver Circuit and Focusing Lens Designed for the Laser Range-Finder. *Key Eng. Mater.* 2008, 364–366, 160–165.
- [36] Jin, X. Study on A High-Precision Digital Temperature-Control System for All-Solid-State Single-Frequency Green Laser. *Chin. J. Lasers* 2015, 42, 0902010.
- [37] Rumelhart, D.E.; Hinton, G.E.; Williams, R.J. Learning representations by back-propagating errors. *Nature* 1986, 323, 533–536.
- [38] Jiang, Q.; Huang, R.; Huang, Y.; Chen, S.; He, Y.; Lan, L.; Liu, C. Application of BP Neural Network Based on Genetic Algorithm Optimization in Evaluation of Power Grid Investment Risk. *IEEE Access* 2019, 7, 154827–154835.
- [39] Allaf, N.A. Improving the Performance of Backpropagation Neural Network Algorithm for Image Compression/Decompression System. *J. Comput. Sci.* 2010, 6, 1347–1354.
- [40] Lan, Y.; Yang, G.; Liu, Y.; Zhao, Y.; Wang, Z.; Li, T.; Demir, A. 808 nm broad-area laser diodes designed for high efficiency at high-temperature operation. *Semicond. Sci. Technol.* 2021, 36, 105012.
- [41] Bowman, S.R. High-power diode-pumped solid-state lasers. *Opt. Eng.* 2012, 52, 021012.