

# بررسی عملکرد دو الگوریتم ژنتیک (GA) و اجتماع ذرات (PSO) در بهینه‌سازی مسئله‌ی CGAM

مهدی کریمی (استادیار)

بهداد احرار یزدی\* (دانشجوی کارشناسی ارشد)  
دانشکده‌ی مهندسی مکانیک، دانشگاه بوعلی سینا، همدان

بهنام احرار یزدی (کارشناس ارشد)

گروه مکانیک، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات مرکزی، اراک

مهندسی مکانیک شریف، (پیاورد ۱۳۹۶)  
دوری ۳-۳، شماره ۱، ص. ۱۲۹-۱۳۶، (پادداشت ثنی)

نوشتار حاضر به مدل‌سازی ترمودینامیکی یک نیروگاه توربین گازی با توان تولیدی MW ۳۰ و ۱۴ (kg/s) بخار اشباع در فشار ۲۰ bar پرداخته است. این سیستم معروف به مسئله CGAM است. در مسئله‌ی CGAM تابع هدف شامل مجموع هزینه‌ی سرمایه‌گذاری و همچنین هزینه‌ی سوخت مصرفی است. در این نوشتار بهینه‌سازی با کمیته‌سازی تابع هدف و نیز به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک و الگوریتم اجتماع ذرات به‌کمک نرم‌افزار متلب انجام می‌شود و در نهایت عملکرد این دو الگوریتم با یکدیگر مقایسه می‌شود. نتایج حاصل از مقایسه‌ی تعداد توابع ارزیابی شده (NFE) این دو الگوریتم نشان می‌دهد که سرعت همگرایی الگوریتم اجتماع ذرات در یافتن کمترین تابع هزینه نسبت به الگوریتم ژنتیک بالاتر است. همچنین در حل مسئله‌ی CGAM الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات به‌لحاظ پیاده‌سازی، انعطاف‌پذیری، و سهولت برنامه‌نویسی به‌مراتب از الگوریتم ژنتیک تواناتر است.

karimi\_mh@yahoo.com  
b.ahrar92@basu.ac.ir  
behnam.ahrar@yahoo.com

واژگان کلیدی: بهینه‌سازی، CGAM، الگوریتم ژنتیک، الگوریتم اجتماع ذرات.

## ۱. مقدمه

بررسی قرار گرفته است. با بررسی تحلیل اقتصادی - زیست‌محیطی و بهینه‌سازی سیستم CGAM<sup>[۱]</sup> و در نظر گرفتن هزینه‌های سیستم و اثرات زیست‌محیطی، تابع هدف تعریف شد و با استفاده از الگوریتم ژنتیک سیستم بهینه‌سازی شد. محققین دیگری نیز با ارائه‌ی روش بهینه‌سازی ترموگنومیک تکراری به آنالیز و بهینه‌سازی آن پرداختند.<sup>[۲]</sup> در مطالعات بعدی این روش با یک موتور استنتاج فازی که نقش بهینه‌ساز را بازی می‌کند ترکیب شد.<sup>[۳]</sup> اسپاکفسکی<sup>[۴]</sup> مقادیر بهینه را از دیدگاه لاگرانژی بررسی کرده است. مسئله‌ی CGAM به یک نیروگاه توربین گازی با توان تولیدی MW ۳۰ و ۱۴ (kg/s) بخار اشباع در فشار ۲۰ bar اشاره دارد. این سیستم شامل کمپرسور هوا، محفظه‌ی احتراق (CC)، رکو پراتور، توربین گاز (GT) و بازیاب حرارتی است.

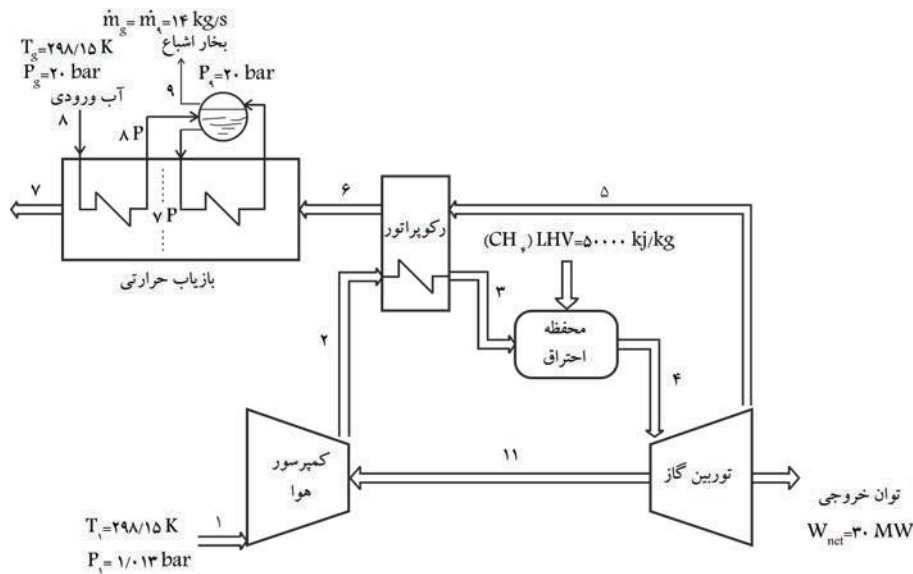
در این مسئله شرایط محیطی به صورت  $T_c = 298.15 \text{ K}$ ;  $P_c = 1.013 \text{ bar}$  تعریف می‌شود. سوخت تزریقی به این سیستم عبارت است از متان خالص با ارزش حرارتی پایین  $5000 \text{ KJ/Kg}$  و پارامترهای طراحی سیستم CGAM شامل نسبت فشار کمپرسور ( $r_{AC}$ )، راندمان آیزنتروپیک کمپرسور ( $\eta_{AC}$ )، راندمان آیزنتروپیک توربین ( $\eta_{GT}$ )، درجه حرارت ورودی به محفظه‌ی احتراق ( $T_r$ ) و درجه حرارت ورودی به توربین گاز ( $T_t$ ) است.<sup>[۵]</sup>

در دهه‌های اخیر همزمان با طرح مسائل بهینه‌سازی، روش‌های جدید بهینه‌سازی نیز ابداع شد. مهم‌ترین گروه از این روش‌ها، روش‌های تکاملی هستند که توانایی حل مسائل با ابعاد بزرگ و تعداد متغیرهای زیاد را دارند. در میان روش‌های مهم از طبیعت، الگوریتم اجتماع ذرات (PSO)<sup>[۱]</sup> و الگوریتم ژنتیک (GA)<sup>[۲]</sup> مورد استقبال بیشتری قرار گرفته‌اند. در این نوشتار نیز به‌منظور تعیین روش مناسب، بهینه‌سازی مسئله‌ی CGAM (شکل ۱) توسط این دو الگوریتم انجام شده است. همچنین توانایی هر یک از این دو روش در حل مسائل بهینه‌سازی مورد بررسی قرار گرفته است. با توجه به کاربرد متعدد الگوریتم ژنتیک برای حل این مسئله در تحقیقات مختلف، در این نوشتار حل مسئله‌ی CGAM با استفاده از الگوریتم PSO و نیز با استفاده از الگوریتم ژنتیک مقایسه‌ی شد تا بتوان در مورد توانایی‌های هر یک در مواجهه با مسئله‌ی خاص قضاوت کرد.

در سال ۱۹۹۰، گروهی از متخصصین این حوزه تصمیم گرفتند تا روش‌های مختلف حل را با یک روش حل مسئله‌ی بهینه‌سازی شده، به نام مسئله‌ی CGAM، مقایسه کنند.<sup>[۱]</sup> از آن سال به بعد مسئله‌ی CGAM در تحقیقات متعددی مورد

\* نویسنده مسئول

تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۲/۲۰، اصلاحیه ۱۳۹۴/۹/۲۲، پذیرش ۱۳۹۴/۱۲/۱۱.



شکل ۱. شماتیک مسئله‌ی CGAM [۱]

در مدل‌سازی مسئله، فرضیات به کار گرفته شده عبارت‌اند از:

- هوا و محصولات احتراق، گاز ایده‌آل است.
- سوخت تزریقی به محفظه‌ی احتراق، متان خالص است.
- تمام فرایند حالت دائم - جریان دائم فرض می‌شود.
- افت فشار در محفظه‌ی احتراق، رکوپراتور و بازویاب حرارتی عبارت‌است از:

$$\Delta P_{cc} = \%5; \quad \Delta P_{a,rec} = \%5$$

$$\Delta P_{g,rec} = \%3; \quad \Delta P_{hrs,g} = \%5$$

بازویاب حرارتی:

$$T_5 = T_7 \left\{ 1 - \eta_{GT} \left[ 1 - \left( \frac{P_7}{P_5} \right)^{\frac{1-\gamma_g}{\gamma_g}} \right] \right\} \quad (8)$$

$$\dot{W}_{GT} = \dot{m}_g C_{p,g} (T_7 - T_5) \quad (9)$$

$$\dot{m}_g = \dot{m}_a + \dot{m}_f \quad (10)$$

$$\dot{W}_{net} = \dot{W}_{GT} - \dot{W}_{AC} \quad (11)$$

$$\dot{m}_s (h_4 - h_3) = \dot{m}_g (h_6 - h_5) \quad (12)$$

$$\dot{m}_s (h_4 - h_{3p}) = \dot{m}_g (h_6 - h_{5p}) \quad (13)$$

$$P_6 = P_7 (1 - \Delta P_{hrs,g}) \quad (14)$$

## ۲. مدل‌سازی فیزیکی

این مدل‌سازی شامل معادلاتی است که رفتار سیستم را نشان می‌دهد. معادلات موازنه‌ی جرم و انرژی برای قسمت‌های مختلف سیستم عبارت‌است از: [۱] کمپرسور هوا:

$$T_7 = T_1 \left\{ 1 + \frac{1}{\eta_{AC}} \left[ r_{AC}^{\frac{\gamma_a-1}{\gamma_a}} - 1 \right] \right\} \quad (1)$$

$$\dot{W}_{AC} = \dot{m}_a C_{p,a} (T_7 - T_1) \quad (2)$$

محفظه‌ی احتراق:

$$\dot{m}_a h_7 + \dot{m}_f LHV = \dot{m}_g h_6 + (1 - \eta_{cc}) \dot{m}_f LHV \quad (3)$$

$$P_7 = P_7 (1 - \Delta P_{cc}) \quad (4)$$

رکوپراتور:

$$\dot{m}_a C_{p,a} (T_7 - T_7) = \dot{m}_g C_{p,g} (T_5 - T_6) \eta_{rec} \quad (5)$$

$$P_7 = P_7 (1 - \Delta P_{a,rec}) \quad (6)$$

$$P_6 = P_5 (1 - \Delta P_{g,rec}) \quad (7)$$

## ۳. مدل‌سازی ترمودینامیکی

این مدل‌سازی شامل معادلات حالتی است که برای محاسبه‌ی خواص ترمودینامیکی استفاده می‌شود. در ترمودینامیک دو مفهوم اساسی وجود دارد، قانون اول ترمودینامیک و قانون دوم ترمودینامیک. در حال حاضر ما در دوره‌ی به سر می‌بریم که نه تنها مقدار انرژی، بلکه کیفیت انرژی نیز از اهمیت بسیاری برخوردار است.

قانون اول ترمودینامیک می‌گوید انرژی نمی‌تواند خلق یا نابود شود و فقط می‌تواند تغییر شکل بدهد (از طریق گرما به کار در نیروگاه‌های بخار، یا از کار به گرما/سرما در پمپ حرارتی/یخچال تبدیل می‌شود).

بازده قانون اول برابر با نسبت کار مفید خروجی به انرژی ورودی است. قانون اول ترمودینامیک فقط پایداری انرژی را در هر فرایند بیان می‌کند؛ بنابراین برای بهینه‌سازی مصرف انرژی نیاز به معیاری بهتر، یعنی استفاده از بازده قانون دوم (اگزرتیک) داریم.

اگزرتی را می‌توان به چهار قسمت مجزا تقسیم کرد. دو قسمت مهم از اگزرتی شیمیایی و اگزرتی فیزیکی تشکیل شده است. در این نوشتار دو عبارت دیگر که

محاسبه‌ی هزینه‌ی سرمایه‌گذاری که هزینه‌ی خرید تجهیزات و تعمیر و نگهداری را شامل می‌شود داریم: [۱۰]

$$\dot{Z}_K = Z_K CRF \varphi / (N * ۳۶۰۰) \quad (۲۲)$$

که در آن  $Z_K$  هزینه‌ی خرید  $K$  امین مؤلفه برحسب دلار است (روابط مربوط به آن برای هر یک از تجهیزات مطابق جدول ۱ و ۲ است)؛  $CRF$  ضریب بازگشت سرمایه است که به نرخ بهره مربوط است و برای تخمین عمر تجهیزات به کار می‌رود (مقدار آن را در این نوشتار نیز مانند مستله‌ی CGAM معادل ۰٫۱۸۲ در نظر می‌گیریم)؛  $N$  نیز بیانگر ساعات کار سیستم در سال است (۸۰۰۰ ساعت) و  $\varphi$  ضریب تعمیرات و نگهداری است و مقدار آن با توجه به نوع نیروگاه مشخص می‌شود. (مقدار آن را در این نوشتار ۰٫۰۶ در نظر می‌گیریم). برای محاسبه‌ی نرخ هزینه‌ی سوخت داریم: [۱۱]

$$\dot{C}_f = \dot{m}_f \times C_f \times LHV \quad (۲۳)$$

که در آن  $C_f$  هزینه‌ی سوخت و  $\dot{m}_f$  دبی جرمی سوخت و  $LHV$  ارزش حرارتی پایین سوخت است که مقدار آن برای متان معادل ۵۰۰۰۰ KJ/Kg است.

## ۵. بهینه‌سازی

### ۱.۵. تعریف تابع هدف

برای بهینه‌سازی، تابع هدف از مجموع هزینه‌های سرمایه‌گذاری و هزینه‌ی سوخت مصرفی با هدف کمینه‌سازی هزینه‌ها تشکیل شده است: هزینه‌ی کل:

$$\dot{C}_{tot} = \dot{C}_F + \sum_K \dot{Z}_K \quad (۲۴)$$

### ۲.۵. متغیرهای تصمیم‌گیری و محدودیت‌ها

پارامترهای طراحی در این نوشتار نسبت فشار کمپرسور ( $r_{AC}$ )، راندمان اینترتروپیک کمپرسور ( $\eta_{AC}$ )، راندمان اینترتروپیک توربین ( $\eta_{GT}$ )، دمای ورودی به محفظه احتراق ( $T_{\tau}$ ) و دمای ورودی به توربین گاز ( $T_{\tau}$ ) است. بدلیل اینکه این مقادیر در طول بهینه‌سازی تغییر می‌کنند، باید محدوده مناسبی برای هر یک از متغیرها مشخص شود. این محدودیت‌ها و علت آن برای هر یک از پارامترهای طراحی در جدول ۳ آمده است. [۱۱]

جدول ۱. توابع هزینه‌ی سرمایه‌گذاری اولیه‌ی اجزای سیستم. [۱]

اجزای سیستم	توابع هزینه‌ی تجهیزات
کمپرسور هوا	$Z_{AC} = \left( \frac{C_{11} \dot{m}_a}{C_{12} - \eta_{AC}} \right) \left( \frac{P_{\tau}}{P_1} \right) \ln \left( \frac{P_{\tau}}{P_1} \right)$
محفظه‌ی احتراق	$Z_{AC} = \left( \frac{C_{21} \dot{m}_a}{C_{22} - \frac{P_{\tau}}{P_1}} \right) \left[ 1 + e^{(C_{22} T_{\tau} - C_{22})} \right]$
توربین گاز	$Z_{GT} = \left( \frac{C_{31} \dot{m}_g}{C_{32} - \eta_{GT}} \right) \ln \left( \frac{P_{\tau}}{P_3} \right) \left[ 1 + e^{(C_{32} T_{\tau} - C_{32})} \right]$
رکوپراتور	$Z_{APH} = C_{41} \left( \frac{\dot{m}_g (h_3 - h_4)}{(U)(\Delta TLM)_{EV}} \right)^{0.7}$
بازتاب حرارتی	$Z_{HRSG} = C_{51} \left[ \left( \frac{\dot{Q}_{EC}}{(\Delta TLM)_{EC}} \right) + \left( \frac{\dot{Q}_{EV}}{(\Delta TLM)_{EV}} \right) \right] + C_{52} \dot{m}_s + C_{53} \dot{m}_g^{1.2}$

آگزروی جنبشی و آگزروی پتانسیل هستند، ناچیز در نظر گرفته شده است. آگزروی فیزیکی برابر با بیشترین مقدار کاری است که سیستم از حالت داده شده به حالت مرده تحویل دهد و آگزروی شیمیایی یک سیستم با تعادل شیمیایی آن همراه است. [۱۲] یک مدل ساده برای محاسبه‌ی خواص ترمودینامیکی قسمت‌های مختلف سیستم عبارت است از: [۱۳]

$$\lambda CH_{\tau} + (X_{O_{\tau}} O_{\tau} + X_{N_{\tau}} N_{\tau} + X_{H_{\tau}O} H_{\tau}O + X_{CO_{\tau}} CO_{\tau} + (X_{CO_{\tau}}) CO_{\tau} + (X_{O_{\tau}} - 2\lambda) O_{\tau} + (2\lambda + X_{H_{\tau}O}) H_{\tau}O + X_{N_{\tau}} N_{\tau} \quad (۱۵)$$

$$f = \frac{n_f}{n_a}$$

تحلیل آگزروی و انرژی نیز چنین تعریف می‌شود:

-- برای آب و بخار آب در سیستم آگزروی:

$$e_a - e_{\lambda} = h_a - h_{\lambda} - T_0 (s_a - s_{\lambda}) \quad (۱۶)$$

$$e_a - e_{\lambda p} = h_a - h_{\lambda p} - T_0 (s_a - s_{\lambda p}) \quad (۱۷)$$

انرژی:

$$h_a - h_{\lambda} = ۲۶۸۶٫۳ \text{ kJ/kg}$$

$$h_a - h_{\lambda p} = ۱۹۵۶ \text{ kJ/kg}$$

-- برای هوا در سیستم ( $i = ۱, ۲, ۳$ ):

آگزروی:

$$e_i = C_{p,a} \left\{ T_i - T_0 - T_0 \ln \frac{T_i}{T_0} \right\} + R_a T_0 \ln \frac{P_i}{P_0} \quad (۱۸)$$

انرژی:

$$h_i = C_{p,a} (T_i - T_0) \quad (۱۹)$$

-- برای گاز احتراق در سیستم ( $i = ۴, ۵, ۶, ۷$ ):

آگزروی:

$$e_i = C_{p,g} \left\{ T_i - T_0 - T_0 \ln \frac{T_i}{T_0} \right\} + R_g T_0 \ln \frac{P_i}{P_0} \quad (۲۰)$$

انرژی:

$$h_i = C_{p,g} (T_i - T_0) \quad (۲۱)$$

## ۴. مدل‌سازی اقتصادی

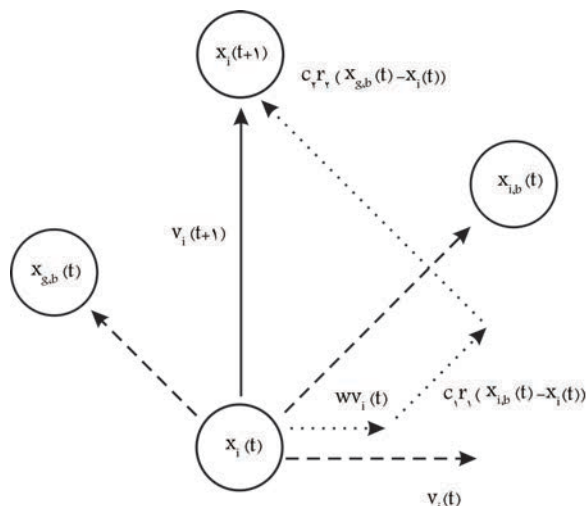
قانون دوم ترمودینامیک در ترکیب با اقتصاد، ابزاری مناسب برای بهینه‌سازی سیستم‌های انرژی است. در یک مدل اقتصادی، هزینه‌ی تعمیرات و نگهداری و هزینه‌های احتراق سوخت مد نظر قرار می‌گیرد. برای تعریف یک تابع هزینه، هزینه‌ی اجزاء باید به صورت تابعی از پارامترهای طراحی ترمودینامیکی بیان شود. [۱۴] برای

جدول ۲. مقادیر ثابت موجود در جدول ۱. [۱]

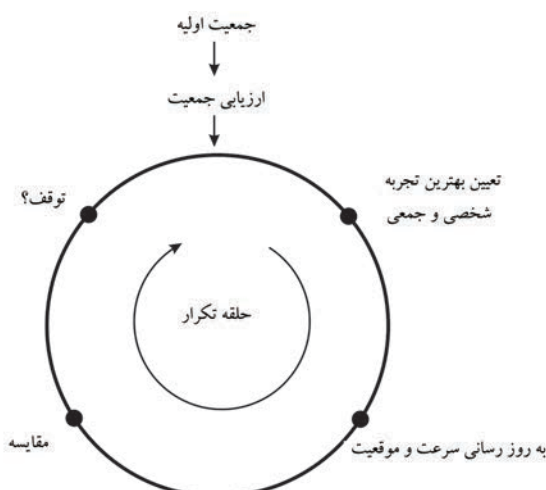
کمبرسور هوا	محفظه‌ی احتراق	توربین	رکوپراتور	بازایاب حرارتی
$C_{11} = ۳۹,۵ \$/(\text{kg/s})$	$C_{21} = ۲۵,۶ \$/(\text{kg/s})$	$C_{31} = ۲۶۶,۳ \$/(\text{kg/s})$	$C_{41} = ۲۲۹,۰ (\text{s/m}^2)$	$C_{51} = ۳۶۵,۰ \text{S}/(\text{KW/K})^{0,8}$
$C_{12} = ۰,۹$	$C_{22} = ۰,۹۹۵$	$C_{32} = ۰,۹۲$	$U = ۰,۱ \times ۱۸ \text{KW}/(\text{m}^2 \text{K})$	$C_{52} = ۱۱۸۲,۰ \text{S}/(\text{kg/s})$
	$C_{23} = ۰,۱ \times ۱۸ \text{K}^{-۱}$	$C_{33} = ۰,۱ \times ۳۶ \text{K}^{-۱}$		$C_{53} = ۶۵۸ \text{S}/(\text{kg/s})^{1/2}$
	$C_{24} = ۲۶,۴$	$C_{34} = ۵۴,۴$		

جدول ۳. محدودیت‌های حاکم بر مسئله. [۸]

قید	علت
$T_4 < ۱۶۰۰ \text{K}$	محدودیت متالورژیکی دما
$r_{AC} < ۱۶$	موجود در بازار
$\eta_{AC} < ۰,۹$	موجود در بازار
$\eta_{GT} < ۰,۹۳$	موجود در بازار



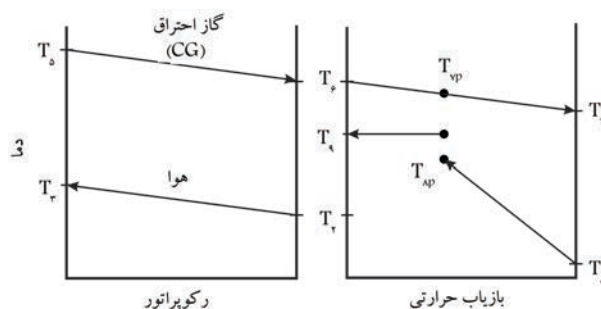
شکل ۳. نحوه‌ی به‌روزرسانی سرعت و موقعیت در الگوریتم PSO.



شکل ۴. نمودار روند بهینه‌سازی الگوریتم PSO.

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (28)$$

الگوریتم PSO دارای کم‌ترین تعداد پارامترهای قابل تنظیم است که همین مسئله استفاده از آن را در عمل بسیار آسان می‌سازد. در حال حاضر مهم‌ترین نقطه‌ی ضعف الگوریتم PSO جست‌وجوی محلی ضعیف آن است. به عبارت دقیق‌تر در الگوریتم PSO ذرات معمولاً به سرعت به حوالی جواب بهینه‌ی سراسری همگرا می‌شوند ولی جست‌وجوی محلی به منظور یافتن موقعیت دقیق نقطه‌ی بهینه‌ی سراسری گاهی بسیار به درازا می‌کشد. این بدان علت است که در اکثر مواقع در حین اجرای برنامه سرعت ذرات سریعاً افزایش می‌یابد و در نتیجه الگوریتم نمی‌تواند موقعیت جواب بهینه را به‌طور مؤثر و دقیق به دست آورد. روش مرسوم برای محدود



شکل ۲. پروفیل‌های دما در رکوپراتور و بازایاب حرارتی.

با توجه به شکل ۲، قیود زیر باید در مبدل‌های حرارتی (رکوپراتور و بازایاب حرارتی) برقرار باشند:

$$T_2 > T_7; \quad T_6 > T_7; \quad T_5 > T_7; \quad T_4 > T_7 \quad (25)$$

$$T_6 > T_9; \quad T_{VP} > T_9 + \Delta T_{pinch} \quad (26)$$

## ۶. الگوریتم اجتماع ذرات (PSO)

روش اجتماع ذرات (PSO) نخستین بار در سال ۱۹۹۵ پیشنهاد شد. [۱۳] این روش مبتنی بر شبیه‌سازی یک رفتار جمعی است که از نحوه‌ی حرکت پرندگان و ماهیان الگوبرداری شده است. هر ذره نماینده‌ی یکی از پاسخ‌های مسئله است که در فضای جست‌وجو حرکت می‌کند تا به بهترین موقعیت برسد. بردار سرعت ذره دارای سه جزء است: حرکت در جهت سرعت قبلی ذره، حرکت ذره به سمت بهترین موقعیتی که خود تاکنون ملاقات کرده، و بهترین موقعیتی که یک ذره در کل جمعیت آن را تجربه کرده است (شکل ۳).

$$v_i(t+1) = wv_i(t) + c_1r_1(x_{i,best}(t) - x_i(t)) + c_2r_2(x_{g,best}(t) - x_i(t)) \quad (27)$$

در معادله‌ی ۲۷،  $v_i$  و  $x_i$  سرعت و موقعیت ذره‌ی  $i$ ام،  $r_1$  و  $r_2$  دو عدد ثابت تصادفی در بازه (۰، ۱)،  $c_1$  و  $c_2$  ضرایب یادگیری،  $w$  ضریب اینرسی و پارامتر  $t$  نشان‌دهنده‌ی انجام محاسبات PSO در گام  $t$ ام است. موقعیت جدید ذره نیز چنین محاسبه می‌شود (شکل ۴):

جدول ۴. مقادیر عددی متغیرهای وابسته در طراحی بهینه.

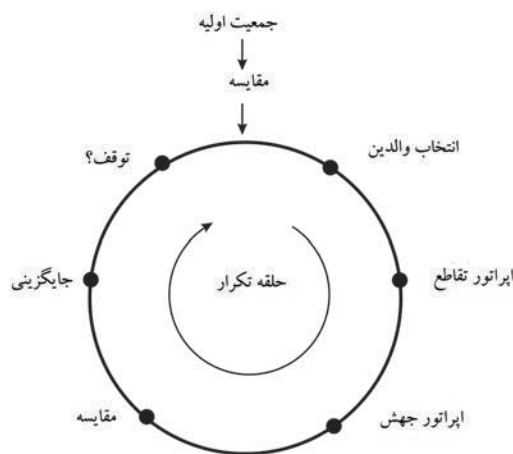
متغیر	مقادیر در طراحی	
	PSO	GA
$m_f$ (kg/s)	۱٫۶۳	۱٫۶۳
$m_g$ (kg/s)	۹۶٫۲۸	۹۶٫۶۷
$W_{AC}$ (MW)	۳۰٫۹۲	۳۰٫۹۴۸
$W_{GT}$ (MW)	۶۰٫۹۲	۶۰٫۹۴۸

جدول ۵. مقایسه‌ی نتایج بهینه توسط الگوریتم ژنتیک و PSO.

متغیر طراحی	مقدار بهینه		مسئله‌ی اصلی <sup>[۱]</sup>
	PSO	GA	
$r_{AC}$	۹٫۹۴	۹٫۵۸	۸٫۵۲۳۴
$\eta_{AC}$	۰٫۸۴۹۸	۰٫۸۴۷۹	۰٫۸۴۶۸
$T_f$	۸۸۰٫۲۹۹	۸۸۱٫۰۵۸	۹۱۴٫۲۸
$\eta_{GT}$	۰٫۸۸۵۵	۰٫۸۸۵۴	۰٫۸۷۸۶
$T_f$	۱۴۹۷٫۲۰۷	۱۴۹۶٫۹۷	۱۴۹۲٫۶۳
تابع هدف (\$/s)	۰٫۳۶۱	۰٫۳۶۱	۰٫۳۶۹۲

جدول ۶. مقادیر دما و فشار در طراحی بهینه‌ی نیروگاه.

جریان	الگوریتم ژنتیک		الگوریتم PSO	
	دما (کلوین)	فشار (bar)	دما (کلوین)	فشار (bar)
۱	۳۹۸٫۱۵	۱٫۰۱۳	۲۹۸٫۱۵	۱٫۰۱۳
۲	۶۲۲٫۴۸۹	۹٫۹۸۰	۶۲۳٫۵۲	۱۰٫۷۱
۳	۸۸۱٫۰۵۸	۹٫۴۸۱	۸۸۰٫۲۹۹	۹٫۵۶۸
۴	۱۴۹۶٫۹۷	۹٫۰۰۷	۱۴۹۷٫۲۰۷	۹٫۰۹
۵	۹۵۸٫۱۱۴	۱٫۰۹۹	۹۵۶٫۴۱۷	۱٫۰۹۹
۶	۷۳۹٫۹۷۷	۱٫۰۶۶	۷۳۹٫۷۹۴	۱٫۰۶۶



شکل ۵. نمودار روند بهینه‌سازی الگوریتم GA.

کردن سرعت ذرات استفاده از پارامتر ضریب اینرسی ( $w$ ) است که مقدار آن در حین اجرای برنامه با افزایش شماره‌ی تکرارها به‌طور خطی کاهش می‌یابد. در این نوشتار به منظور رسیدن به بهترین جواب ممکن، پارامترهای الگوریتم PSO با توجه به بررسی‌کنندگی<sup>[۱۳]</sup> چنین تنظیم شده است:  $w = ۰٫۷۲۹۸$  و  $c_1 = c_2 = ۱٫۴۹۶۲$ .

البته چنان که گفته شد، در این نوشتار پارامتر ضریب اینرسی تابعی از شماره تکرار  $w(t)$  در نظر گرفته شده است، و مقدار آن با افزایش شماره‌ی تکرارها به‌طور خطی کاهش می‌یابد. دلیل متغیر و نزولی در نظر گرفتن مقدار پارامتر ضریب اینرسی آن است که مقدار بالای ضریب اینرسی کمک می‌کند تا جواب‌های جدیدتر با تنوع بیشتری تولید شود و در نتیجه، ابتدای تکرار فضای بیشتری بررسی شود و در ادامه تکرار با کوچک‌تر شدن  $w$  به همگرایی پاسخ‌های موجود کمک می‌کند.

$$w(t) = w_{\max} + \left( \frac{w_{\max} - w_{\min}}{t_{\max}} \right) t \quad (29)$$

در معادله‌ی ۲۸ پارامترهای  $w_{\max}$ ،  $w_{\min}$  به ترتیب برابر با مقدار اولیه و مقدار نهایی ضریب اینرسی و  $t_{\max}$  برابر بیشترین تعداد تکرارها در الگوریتم (به‌منظور خاتمه‌ی اجرای آن) است. در این نوشتار  $w_{\max} = ۰٫۷۲۹۸$ ،  $w_{\min} = ۰٫۴$  در نظر گرفته شده است.

مقادیر بهینه‌سازی با استفاده از الگوریتم PSO در جداول ۴ تا ۶ ارائه شده است.

## ۷. الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک معروف‌ترین روش بهینه‌سازی مبتنی بر هوش دسته جمعی است و نخستین بار توسط هلند<sup>۳</sup> در دهه ۱۹۷۰ مطرح شد. این الگوریتم یک روش جست‌وجوی تصادفی براساس انتخاب طبیعی است که از یک جمعیت تشکیل شده است و هریک از افراد جمعیت (کروموزوم‌ها) نشان‌گر یک جواب نمونه است؛ هریک از اجزای کروموزوم‌ها (ژن‌ها) نیز بیان‌گر مجهولات مسئله‌ی مورد نظر هستند.<sup>[۱۴]</sup> در هر گام از الگوریتم افرادی به‌عنوان والدین از جمعیت فوق انتخاب می‌شود که از آن‌ها برای تولید فرزندان نسل بعد استفاده می‌شود. بدین‌منظور ابتدا میزان برازندگی هریک از اعضاء (کروموزوم‌ها) در جمعیت تعیین، و مرحله‌ی انتخاب والدین نیز براساس میزان برازندگی اعضاء انجام می‌پذیرد. در انتها عملگرهای ژنتیک (پیوند و جهش) روی اعضاء انتخاب شده عمل کرده و نسل بعدی را تولید می‌کنند و تا رسیدن به شرط توقف مراحل فوق مرتباً تکرار می‌شود (شکل ۵).

در نوشتار حاضر عملگر انتخاب برای تولید نسل، به شیوه‌ی رقابتی<sup>۴</sup> در نظر گرفته شده است. در این روش هر فرد در دو رقابت شرکت می‌کند که در آن شرکت‌کنندگان به‌صورت تصادفی انتخاب شده‌اند. مزیت این روش آن است که اگر یکی از اعضاء دارای امتیاز بسیار بالا باشد فقط در رقابتی که در آن واقع است شرکت می‌کند و در رقابت‌های دیگر سهمی نخواهد داشت تا از شانس اعضاء نسبتاً مناسب دیگر بکاهد.

فرزندان توسط دو عملگر پیوند و جهش از والدین تولید می‌شوند. در عملگر پیوند دو والد را انتخاب کرده و بیت‌های دوتایی مربوط به هر کدام را جابه‌جا می‌کنیم. این عملگر با احتمال  $1 > P_c > 0$  روی جمعیت استفاده می‌شود، که در این نوشتار مقدار آن  $۰٫۹$  در نظر گرفته شده است. پس از آن عملگر جهش یک والد

را انتخاب می‌کند و یک بیت آن را به تصادف انتخاب کرده و آن را تغییر می‌دهد. این عملگر با احتمال  $0.5 < P_m < 0$  روی جمعیت به‌کار برده می‌شود، که در این نوشتار مقدار آن  $0.03$  در نظر گرفته شده است.<sup>[۱۵]</sup>

پیش از شروع بهینه‌سازی، برای بررسی صحت کد تابع هدف نوشته شده در نرم‌افزار متلب، ابتدا تابع هدف را بر اساس پارامترهای طراحی به‌دست آمده در مراجع ۱ و ۵ اجرا کرده و پس از بدست آمدن تابع هدف یکسان، به بهینه‌سازی مسئله پرداخته می‌شود.

برای ایجاد جمعیت اولیه در هر دو الگوریتم محدودیت‌های گفته‌شده در بخش ۲.۵ بررسی شده و در صورت رعایت نشدن محدودیت‌ها، پاسخ مورد نظر حذف و پاسخ جدیدی ایجاد می‌شود. این کار تا ایجاد جمعیت اولیه ادامه می‌یابد. در هر بار تکرار هم باید پاسخ‌های ایجاد شده بررسی شود تا محدودیت‌ها نقض نشوند.

مقادیر عددی متغیرهای وابسته برای پارامترهای طراحی در جدول ۴ و همچنین مقایسه‌ی مقادیر پارامترهای طراحی بین نتایج بهینه‌سازی در این نوشتار، و مقادیر بهینه در مسئله‌ی اصلی در جدول ۵ آورده شده است. مقادیر دما و فشار نیز در طراحی بهینه‌ی نیروگاه در جدول ۶ ارائه شده است.

## ۸. جمع‌بندی

الگوریتم PSO یکی از موفق‌ترین و کارآمدترین روش‌هایی است که تاکنون برای حل مسائل پیچیده‌ی بهینه‌سازی پیوسته ابداع شده است، به‌طوری که به‌باور بسیاری از پژوهش‌گران در حال حاضر الگوریتم PSO با در نظر گرفتن همه‌ی جوانب آن در بیشتر مواقع بهترین گزینه برای حل هر مسئله‌ی بهینه‌سازی پیوسته است. از مهم‌ترین مزایای این الگوریتم می‌توان به پیاده‌سازی آسان، تعداد کم پارامترها و همگرایی سریع به حوالی جواب بهینه‌ی سراسری اشاره کرد. مهم‌ترین نقطه ضعف این الگوریتم نیز همگرایی محلی ضعیف آن است؛ هرچند این الگوریتم سریعاً به حوالی جواب بهینه‌ی سراسری همگرا می‌شود، جست‌وجو در اطراف جواب بهینه‌ی سراسری به‌منظور یافتن موقعیت دقیق آن معمولاً به‌کندی صورت می‌پذیرد. علت این است که در نسخه‌ی اولیه‌ی الگوریتم PSO سرعت ذرات معمولاً با افزایش تعداد تکرارها سریعاً افزایش می‌یابد که همین امر مانع از همگرایی دقیق الگوریتم به جواب بهینه‌ی سراسری می‌شود. این اشکال در این نوشتار با اضافه کردن ضریبی موسوم به ضریب اینرسی تا حد زیادی برطرف شده است.

الگوریتم ژنتیک، معروف‌ترین روش بهینه‌سازی مبتنی بر هوش دسته جمعی است که می‌تواند مسائل پیچیده‌ی بهینه‌سازی پیوسته و ترکیبی را حل کند. در این الگوریتم برای حل هر مسئله‌ی بهینه‌سازی پیوسته باید متغیرهای مسئله با استفاده از رشته‌های دودویی مناسب کدگذاری شود، که این خود یکی از نقاط ضعف الگوریتم ژنتیک در مقایسه با الگوریتم PSO است. زیرا این کار باعث مصرف حافظه و افزایش هزینه‌ی محاسباتی الگوریتم خواهد شد.

## ۹. نتیجه‌گیری

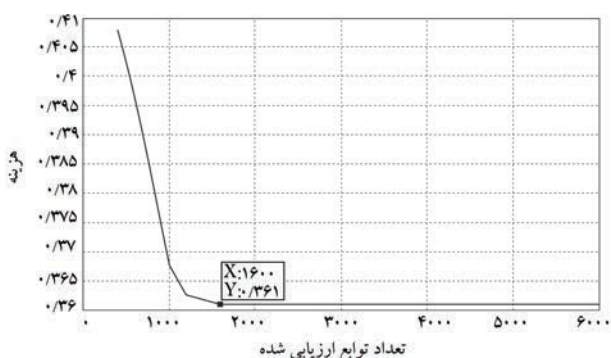
با توجه به کاربرد متعدد الگوریتم ژنتیک برای حل این مسئله در تحقیقات مختلف، در این نوشتار به حل مسئله‌ی CGAM با استفاده از الگوریتم PSO در مقایسه

با الگوریتم ژنتیک پرداخته شد.

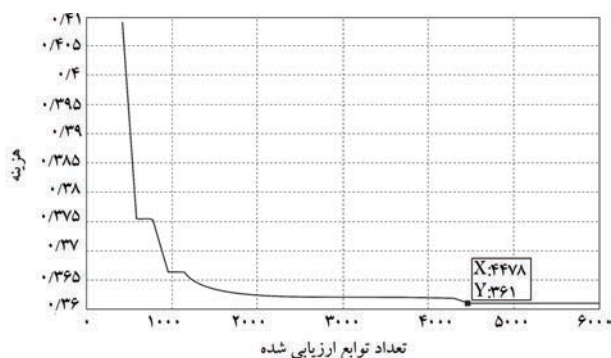
برای مقایسه‌ی این دو الگوریتم اندازه جمعیت هر دو الگوریتم  $100$  در نظر گرفته شده است. پس از بررسی نتایج این دو الگوریتم مشخص شد که هر دو الگوریتم به نتایج بهینه‌ی تقریباً مشابه می‌رسند و هر دو الگوریتم تابع هزینه را تا مقدار  $0.361$  دلار در ثانیه کمینه کردند، ولی الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات از نظر پیاده‌سازی، انعطاف‌پذیری و سهولت برنامه‌نویسی و نیز سرعت همگرایی، با توجه به مقایسه‌ی تعداد توابع ارزیابی شده NFE، به‌مراتب از الگوریتم ژنتیک تواناتر است. برای بهینه‌سازی این مسئله تعداد توابع ارزیابی شده برای الگوریتم ژنتیک  $4478$  عدد و برای الگوریتم PSO  $1600$  عدد است که نشان می‌دهد الگوریتم PSO برای بهینه‌سازی مسئله CGAM با حل معادلات کم‌تر، نسبت به الگوریتم ژنتیک، به نتیجه می‌رسد. این امر نشان‌گر کارایی الگوریتم PSO در حل مسئله‌ی CGAM است (شکل ۶ و ۷).

با مقایسه‌ی دو نمودار روند تغییرات الگوریتم PSO و الگوریتم ژنتیک مشاهده می‌شود که در تکرارهای ابتدایی سرعت همگرایی الگوریتم ژنتیک به‌مراتب بالاتر از الگوریتم PSO است. علت این امر بالا بودن ضریب اینرسی الگوریتم PSO در تکرارهای ابتدایی است، ولی در ادامه با کاهش ضریب اینرسی، الگوریتم PSO سریع‌تر به همگرایی می‌رسد. در مجموع همگرایی الگوریتم PSO روندی یکنواخت‌تر از الگوریتم ژنتیک دارد (شکل ۸).

اگرچه الگوریتم PSO شباهت‌های زیادی با الگوریتم ژنتیک دارد، ساده‌تر از آن عمل می‌کند زیرا عملگرهایی نظیر پیوند و جهش در الگوریتم PSO وجود ندارد. همچنین پیاده‌سازی الگوریتم PSO به‌خاطر استفاده از اعداد حقیقی، به جای استفاده از رشته‌های کدگذاری شده‌ی دودویی، به‌مراتب ساده‌تر از الگوریتم ژنتیک است.



شکل ۶. نمودار روند تغییرات الگوریتم PSO.



شکل ۷. نمودار روند تغییرات الگوریتم ژنتیک.

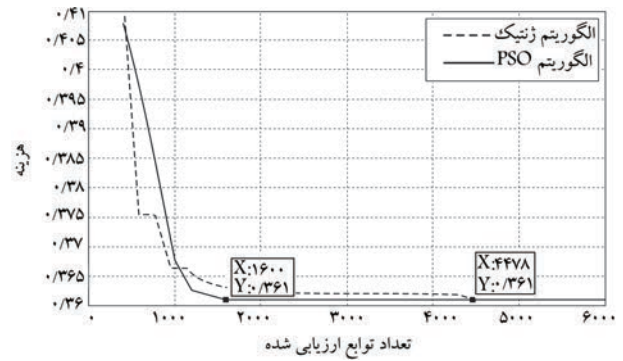
$\dot{W}$ : توان؛  
 $x$ : کسر مولی؛  
 $Z$ : هزینه سرمایه‌گذاری اولیه اجرای سیستم.

### علائم یونانی

$\gamma$ : نرخ گرمای ویژه؛  
 $\eta_{AC}$ : راندمان آیزنتروپیک کمپرسور؛  
 $\eta_{GT}$ : راندمان آیزنتروپیک توربین؛  
 $\varphi$ : ضریب تعمیرات و نگهداری.

### زیرنویس‌ها

$\circ$ : حالت مرده؛  
 $a$ : هوا؛  
 $AC$ : کمپرسور هوا؛  
 $APH$ : رکو پراتور؛  
 $CC$ : محفظه احتراق؛  
 $f$ : سوخت؛  
 $g$ : گاز احتراق؛  
 $GT$ : توربین گاز؛  
 $HRS$ : باز یاب حرارتی؛  
 $K$ : K امین مؤلفه؛  
 $NET$ : خالص؛  
 $REC$ : رکو پراتور؛  
 $st$ : بخار.



شکل ۸. نمودار مقایسه‌ی روند تغییرات الگوریتم ژنتیک و PSO.

### فهرست علائم

$C$ : ثابت تابع هزینه؛  
 $\dot{C}$ : نرخ هزینه‌ی جریان؛  
 $C_p$ : ظرفیت گرمایی ویژه در فشار ثابت؛  
 $CRF$ : ضریب بازگشت سرمایه؛  
 $e$ : آگزرژی مخصوص؛  
 $h$ : آنتالپی مخصوص؛  
 $\dot{m}$ : دبی جرمی؛  
 $N$ : ساعات کار سیستم در سال؛  
 $P$ : فشار؛  
 $s$ : آنتروپی؛  
 $T$ : دما؛

### پانویس‌ها

1. particle swarm optimization
2. genetic algorithm
3. JH Holland
4. tournament

### منابع (References)

1. Valero, A., Lozano, M.A., Serra, L.M., Tsatsaronis, G., Pisa, J., Frangopoulos, C. and von Spakovsky, M. "CGAM problem: Definition and conventional solution", *Energy*, **19**(3), pp. 279-286 (1994).
2. Pourhasanzadeh, M. and Najafi, A. "An optimization approach to the CGAM problem using genetic algorithm", *25th International Power System Conference*, At Niroo Research Institute (NRI), Tehran, Iran (2010).
3. Tsatsaronis, G. and Javier, P. "Exergoeconomic evaluation and optimization of energy systems – application to

- the CGAM problem", *Energy*, **19**(3), pp. 287-321 (1994).
4. Cziesla, F. and Tsatsaronis, G. "Iterative exergoeconomic evaluation and improvement of thermal power plants using fuzzy inference systems", *Energy Conversion and Management*, **43**(9), pp. 1537-1548 (2002).
5. von Spakovsky, M.R. "Application of engineering functional analysis to the analysis and optimization of the CGAM problem", *Energy*, **19**(3), pp. 343-364 (1994).
6. Schaffer, J.D. "Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms", *Proceedings of the 1st International Conference on Genetic Algorithms*, Pittsburgh, PA, USA (July 1985).
7. Ahmadi, P., Almasi, A., Shahriyari, M. and Dincer, I. "Multi-objective optimization of a combined heat and power (CHP) system for heating purpose in a paper mill using evolutionary algorithm", *International Journal of Energy Research*, **36**(1), pp. 46-63 (2012).
8. Adrian, B., Tsatsaronis, G. and Moran, M.J., *Thermal Design and Optimization*, John Wiley & Sons (1996).
9. Kotas, T.J., *The Exergy Method of Thermal Plant Analysis*, Krieger, Melbourne, Australia (1995).

10. Gülder, Ö.L. "Flame temperature estimation of conventional and future jet fuels", *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, **108**(2), pp. 376-380 (1986).
11. Roosen, P., Uhlenbruck, S. and Lucas. K. "Pareto optimization of a combined cycle power system as a decision support tool for trading off investment vs. operating costs", *International Journal of Thermal Sciences*, **42**(6), pp. 553-560 (2003).
12. Kennedy, J. and Eberhart, R. "Particle swarm optimization", *Proceeding of International Conference on Neural Networks*, Perth, Australia, IEEE, Piscataway, pp. 1942-1948 (1995).
13. Maurice, C. and Kennedy, J. "The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space", *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, **6**(1), pp. 58-73 (2002).
14. Gandomkar, M., Vakilian, M. and Ehsan, M. "A combination of genetic algorithm and simulated annealing for optimal DG allocation in distribution networks", *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering*, Saskatoon, pp. 645-648 (2005).
15. Ahrar Yazdi, B., Ahrar Yazdi, B., Ehyaei, M.A. and Ahmadi, A. "Optimization of micro combined heat and power gas turbine by genetic algorithm", *Thermal Science*, **19**(1) pp. 207-218 (2015).