روش بهینه‌سازی گروه ذرات[۱] (PSO)

بهینه‌سازی ازدحام ذرات، یک تکنیک محاسباتی تکاملی و موازی است که در سال ۱۹۹۵ توسط کندی[۲] و ابرهارت[۳] و بر اساس شباهت رفتار اجتماعی گسترش یافت.

PSO از لحاظ جمعیت عوامل راه‌حلی که برای جستجو استفاده می‌کند، از روشهای بهینه‌سازی رایج متفاوت است و در آن از تطبیق مستقیم اطلاعات به جای مشتقهای تابع یا کارهای مشابه با آن بمنظور راهنمایی جستجو استفاده می‌شود.

PSO با یک گروه از ذرات (راه‌حلهای) تصادفی مقداردهی اولیه می‌شود و سپس با بروزرسانی[۴] زایشها[۵]، نقطهٔ بهینه را جستجو می‌کند. ذرات از کشفیات و تجارب قبلی ذرات دیگر در طی پیمایش بهره‌مند می‌شوند و از آنها برای جستجوی مقادیر بالاتر تابع هدف استفاده می‌کنند. i را بعنوان اندیس یک ذره در داخل گروه ذرات در نظر بگیرید. هر کدام از m ذره با سرعت v_i در امتداد فضای جستجوی n- بعدی ($\Re^n$) پرواز می‌کنند که سرعت v_i برطبق بهترین راه‌حل قبلی خود ذره (s_i) و بهترین راه‌حل کل گروه ذرات ($\hat{s}$) و بصورت دینامیکی تنظیم می‌شود. بروزرسانی سرعت بصورت ترکیب خطی بردارهای موقعیت و سرعت محاسبه می‌شود. ذرات بصورت متقابل اثر می‌کنند و بر طبق معادلهٔ زیر جابجا می‌شوند:

$$v_i^{(t+1)} = wv_i^{(t)} + c_1 r_1^{(t)}(s_i^{(t)} - p_i^{(t)}) + c_2 r_2^{(t)}(\hat{s}^{(t)} - p_i^{(t)}) \qquad (1)$$

$$p_i^{(t+1)} = v_i^{(t+1)} + p_i^{(t)} \qquad (2)$$

که $r_1^{(t)}, r_2^{(t)} \sim UNIF(0,1)$ اعداد تصادفی بین صفر و یک هستند. c_1 و c_2 فاکتورهای یادگیری هستند و معمولاً آنها را برابر با ۲ قرار می‌دهیم. w وزن اینرسی است. برای جلوگیری از جابجایی سریع ذرات در فضای جستجو می‌توانیم با مشخص کردن حدهای پایین و بالای v_i، بردارهای سرعت را ببریم[۶]. سپس می‌توانیم رویهٔ استاندارد برای جستجوی نقطهٔ بهینه را استفاده کنیم. جستجو کردن یک فرآیند تکرار است و معیار توقف این تکرار

[۱] Particle Swarm Optimization (PSO)
[۲] Kennedy
[۳] Eberhart
[۴] Update
[۵] Generation
[۶] Clamp

یا رسیدن به تعداد ماکزیمم تکرار است یا ارضاء شدن شرط خطای مینیمم. رویهٔ استاندارد برای این الگوریتم بهینه‌سازی بصورت زیر توصیف شده است:

۱- تعداد دفعات تکرار یعنی t را برابر صفر قرار می‌دهیم. گروه ذرات را بگونه‌ای بصورت تصادفی مقداردهی اولیه می‌کنیم که موقعیت $p_i^{\cdot}$ هر کدام از ذره‌ها، شرایط از پیش تعیین شده را دارا باشد. در این مرحله m ذره از گروه ذرات S مقداردهی اولیه می‌شوند که m همان تعداد جمعیت است.

۲- تطبیق هر کدام از ذرات را ارزیابی می‌کنیم. $F(p_i^{(t)})$ تابع هدف است.

۳- بهترین راه‌حل هر کدام از ذرات را با تطابق فعلیشان مقایسه می‌کنیم و $s_i^{(t)}$ را برابر با بهترین کارآیی[۷] قرار می‌دهیم یعنی:

$$s_i^{(t)} = \begin{cases} s_i^{(t-1)} & f(p_i^{(t)}) \le f(s_i^{(t-1)}) \\ p_i^{(t)} & f(p_i^{(t)}) > f(s_i^{(t-1)}) \end{cases} \qquad (۳)$$

۴- بهترین راه‌حل کلی یعنی $\hat{s}$ را برابر با موقعیت ذره‌ای که در داخل گروه ذرات بهترین تطابق را دارد، قرار می‌دهیم یعنی:

$$\hat{s}^{(t)} \in \left\{s_1^{(t)}, s_2^{(t)}, \ldots, s_m^{(t)}\right\} \mid F(\hat{s}^{(t)}) = \max\left\{F(s_1^{(t)}), F(s_2^{(t)}), \ldots, F(s_m^{(t)})\right\} \qquad (۴)$$

۵- بردار سرعت برای هر ذره را مطابق با رابطهٔ (۱) تغییر می‌دهیم.

۶- هر ذره را بر اساس رابطهٔ (۲) به موقعیت جدید خودش جابجا می‌کنیم.

۷- شمارندهٔ تکرار را یک واحد اضافه می‌کنیم یعنی $t = t + 1$.

۸- به مرحلهٔ ۲ می‌رویم و این فرآیند را آنقدر تکرار می‌کنیم تا معیار توقف ارضاء شود.

براحتی دیده می‌شود که دو مرحلهٔ کلیدی در هنگام اعمال PSO به مسائل بهینه‌سازی وجود دارد: ارائهٔ راه‌حل و تابع تطابق. یکی از ویژگیهای مطلوب PSO این است که PSO اعداد حقیقی را بعنوان ذرات می‌گیرد. این الگوریتم مثل الگوریتم ژنتیک[۸] که به تبدیل رمزگذاری باینری و اپراتورهای ژنتیک احتیاج داشت، نیست.

[۷] Performance

[۸] Genetic Algorithm (GA)