

تعیین ابعاد بهینه سد بتنی وزنی با استفاده از الگوریتم‌های فراکاوشی (مقایسه‌ی الگوریتم‌ها)

بهاره پیرزاده^{۱*}، جعفر جعفری اصل^۲، علی محتشمی^۳، سیما اوحدی^۴

تاریخ ارسال: ۱۳۹۸/۰۸/۲۴

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۴/۲۴

نوع مقاله: کاربردی

چکیده

سدهای بتنی وزنی پایداری خود را تنها با استفاده از وزن بتنی که در آن‌ها ریخته شده است تأمین می‌کنند، بنابراین حداقل سازی وزن آن‌ها و یا حداقل سازی حجم بتن مصرفی در آن‌ها هزینه‌های ناشی از ساخت سد را به‌طور قابل توجهی کاهش می‌دهد. هدف از این مطالعه، ارزیابی عملکرد سه الگوریتم فراکاوشی جست‌وجوی هارمونی، الگوریتم اجتماع ذرات و جامعه زنبورهای عسل مصنوعی در یافتن مقطع بهینه سدهای بتنی وزنی می‌باشد. بدین منظور سد کوینا واقع در کشور هند به‌عنوان مطالعه موردی در نظر گرفته شد. برنامه‌نویسی در محیط متلب صورت گرفت و هر الگوریتم تحت قیود مقاومت در برابر لغزش، واژگونی و محدوده تنش‌های مجاز، شش بار برای این مسئله اجرا گردید که در نهایت، یک مقدار به‌عنوان جواب بهینه انتخاب شد. نتایج نشان دادند که گرچه هر سه الگوریتم نسبت به حالت واقعی جواب بهینه‌تری می‌دهند، اما الگوریتم جست‌وجوی هارمونی نسبت به دو الگوریتم دیگر مطلوب‌ترین جواب را یافته است. در ادامه به منظور بررسی نقش عدم قطعیت‌های موجود در طراحی مقطع سد، به طراحی مبتنی بر قابلیت اعتماد بر اساس روش شبیه‌سازی مونت کارلو پرداخته شد. نتایج حاصل، ایمنی بالاتر در طراحی سد را نسبت به طراحی بهینه بدون اعمال قابلیت اعتماد نشان داد.

واژه‌های کلیدی: سد بتنی وزنی کوینا، بهینه‌سازی، الگوریتم‌های فراکاوشی، قابلیت اعتماد، مونت کارلو

^۱ دانشیار، گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی شهید نیکبخت، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان، ایران. b_pirzadeh@eng.usb.ac.ir (نویسنده مسئول)

^۲ دانشجوی دکتری مهندسی عمران - مدیریت منابع آب، گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی شهید نیکبخت، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان، ایران. Jafar.Jafariasl@pgs.usb.ac.ir

^۳ دانش‌آموخته دکتری مهندسی عمران - مدیریت منابع آب، گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی شهید نیکبخت، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان، ایران. MohtashamiAli@pgs.usb.ac.ir

^۴ دانشجوی دکتری مهندسی عمران - مدیریت منابع آب، گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی شهید نیکبخت، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان، ایران. Ohadi_Sima@pgs.usb.ac.ir



مقدمه

سدها از مهم‌ترین سازه‌های هیدرولیکی هستند که برای اهداف مختلف همچون ذخیره آب در مصارف خانگی، صنعتی، کشاورزی، کنترل سیل، تأمین نیروی برق مورد استفاده قرار می‌گیرند. از جمله سدهای مورد استفاده بشر بر روی جریان‌ها و رودخانه‌ها، سدهای بتنی وزنی هستند. این سدها، سازه‌های بتنی صلبی هستند که پایداری‌شان را تنها با وزن بتنی که در آن‌ها پر می‌شود حفظ می‌کنند (Baghlani et al., 2014). امروزه به دلیل بزرگ‌تر شدن اندازه و ابعاد این‌گونه سدها، مقدار مصالح مصرفی و وزن سازه‌ها بسیار افزایش یافته است (علی‌نژاد و طلیعه، ۱۳۹۵). از این رو یافتن ابعاد بهینه طراحی در سدهای بتنی وزنی به عنوان یکی از موضوعات مهم در مهندسی در نظر گرفته شده است. راه حل ساده‌ای که برای رسیدن به این هدف پیشنهاد می‌شود ارزیابی چندین طرح متفاوت با الگوهای مختلف برای مقطع سد است که پس از بررسی و اصلاح-سازی‌های پی‌درپی یک طرح به عنوان طرح بهینه انتخاب می‌شود، اما از آنجایی که این فرایند سعی و خطایی صرفه اقتصادی ندارد، به جای آن استفاده از تکنیک‌های بهینه‌سازی پیشنهاد می‌گردد (Khatibinia et al., 2016). به منظور انجام بهینه‌سازی ابعاد سدهای بتنی وزنی، الگو و طرح جدید طراحی شده باید ضمن تناسب داشتن با خصوصیات و رفتار سد و ارضا کردن قیود مربوط به لغزش و واژگونی، از نظر اقتصادی نیز کمترین هزینه در ساخت را داشته باشد. این فرایند به این علت که فاکتورهای فراوانی مانند تداخل سیال و سازه و بارهای لرزه‌ای باید در نظر گرفته شوند و همچنین قیود پایداری و تأمین امنیت سد در برابر واژگونی و لغزش حتماً باید ارضا شوند کمی پیچیده می‌باشد.

در سال‌های اخیر پژوهشگران فراوانی چه در داخل و چه در خارج کشور به این مهم پرداخته‌اند؛ وو و همکاران در سال ۲۰۰۸ کاربرد روش ازدحام ذرات اصلاح‌شده را در بهینه‌سازی ابعاد سد بتنی وزنی و دریچه تخلیه، مورد بررسی قرار دادند (Wu et al., 2008). در سال ۲۰۰۹

غضنفری هاشمی و همکاران، با استفاده از الگوریتم فرا ابتکاری تبرید شبیه‌سازی شده^۱ به بهینه‌سازی ابعاد یک سد بتنی وزنی پرداختند. آن‌ها به منظور صحت‌سنجی کار خود از یک الگوریتم بهینه‌سازی غیرخطی به نام SQP^۲ استفاده نمودند، نتایج نشان داد که جواب‌های الگوریتم تبرید شبیه‌سازی شده بهینه‌تر از SQP می‌باشد (غضنفری هاشمی و همکاران، ۱۳۸۷). در سال ۲۰۱۱ سلاجقه و خسروی مدل ترکیبی از دو الگوریتم بهینه‌سازی فراابتکاری برای تعیین ابعاد بهینه سد معرفی کردند، دو الگوریتم ترکیب‌شده شامل الگوریتم جستجوی گرانشی و الگوریتم ازدحام ذرات بود. آن‌ها نتایج مدل ترکیبی را با نتایج الگوریتم جستجوی گرانشی و ازدحام ذرات مقایسه کردند، در انتها جواب‌های مدل ترکیبی دقت بیشتری را نشان داد (Salajeghe and Khosravi, 2011). در سال ۲۰۱۱، سلماسی در مطالعه‌ای به بهینه‌سازی عرض سد بتنی وزنی با استفاده از الگوریتم ژنتیک پرداخت (Salamsi, 2011). لی و همکاران در سال ۲۰۱۱ با استفاده از کوپل الگوریتم ازدحام ذرات و نرم‌افزار Ansys به طراحی بهینه ابعاد سد بتنی وزنی پرداختند (Li et al., 2011). سلاجقه و همکاران در سال ۲۰۱۲، یک روش ترکیبی بر اساس الگوریتم جستجوی گرانشی و الگوریتم ازدحام ذرات برای بهینه‌سازی ابعاد سد بتنی وزنی که تحت تأثیر اثرات هیدرودینامیک بود ارائه دادند (Salajeghe et al., 2011). خطیبی‌نیا و خسروی در سال ۲۰۱۴ با استفاده از یک روش ترکیبی بر اساس الگوریتم اصلاح شده جستجوی گرانشی و OC، اقدام به بهینه‌سازی ابعاد سد بتنی وزنی کردند (Khatibinia and Khosravi, 2014). بقلانی و همکاران نیز در سال ۲۰۱۴ با استفاده از برنامه‌نویسی ژنتیک و استفاده از یک مدل ترکیبی به بهینه‌سازی ابعاد یک سد بتنی وزنی پرداختند. مدل ترکیبی آن‌ها از سه الگوریتم فراابتکاری ازدحام توده ذرات، الگوریتم کرم شب‌تاب و الگوریتم بهینه‌سازی آموزش مبتنی بر یادگیری تشکیل شده بود. نتایج آن‌ها نشان داد که هر سه الگوریتم جواب‌های مناسبی ارائه دادند اما نتایج حاصل‌شده از

² Sequential Quadratic Programming

¹ simulated annealing

گرفته است. برای این منظور از سه الگوریتم بهینه‌سازی فرا ابتکاری الگوریتم ازدحام ذرات، الگوریتم جستجوی هارمونی و الگوریتم جامعه زنبورهای عسل مصنوعی استفاده شد. تابع هدف در نظر گرفته شده برای این کار حجم بتن مصرفی در مقطع عرضی سد را حداقل می‌کند. قیودی که پس از هر طراحی مورد ارزیابی قرار می‌گیرند، شرط پایداری سد در برابر لغزش و واژگونی و محاسبه تنش قائم در بدنه سد است. سپس نتایج به دست آمده از هر سه روش مقایسه می‌شود. در مرحله آخر به منظور بررسی تأثیر عدم قطعیت پارامترهای دخیل در بحث طراحی، تخمین ابعاد سد با استفاده از روش شبیه‌سازی مونت کارلو انجام شد و ایمنی بالاتر طراحی در این روش بدست آمد.

منطقه مورد مطالعه

به‌عنوان یک مطالعه موردی، سد بتنی کوینا یکی از بزرگ‌ترین سدهای بتنی وزنی ساخته شده بر روی رودخانه کوینا در کشور هند مورد توجه قرار گرفت. ارتفاع این سد $103\frac{1}{2}$ متر و طول آن $807\frac{1}{2}$ متر می‌باشد. شکل (۱) و (۲) به ترتیب سد کوینا و مقطع عرضی آن را نمایش می‌دهد (Ghodusi and Oskouhi, 2015; Calayir and Karaton, 2005). جدول (۱) ارائه شده است (Calayir and Karaton, 2005).

H_u, H_d, H_{uf}, H_{df} در جدول (۱) به ترتیب تراز آب بالادست در حالت نرمال، تراز آب پایین دست در حالت نرمال، تراز آب بالادست در حالت سیلابی و تراز آب پایین دست در حالت سیلابی است.

مواد و روش‌ها

در این پژوهش، مسئله حداقل کردن حجم بتن مصرفی سد بتنی وزنی، با استفاده از بهینه‌سازی ابعاد مدنظر قرار گرفت. در این مسئله بهینه‌سازی، ابعاد سد به عنوان متغیرهای تصمیم در مسئله لحاظ شدند. با توجه به ماهیت متغیرهای تصمیم مسئله، از سه الگوریتم فراکاوشی

الگوریتم کرم شب‌تاب، کمی بهتر از باقی الگوریتم‌ها می‌باشد (Baghlaei et al., 2016). در سال ۲۰۱۵، دیپیکا و سوریبابو با استفاده از DE^۱ که یک روش بهینه‌سازی بر اساس تکرار جستجو در یک فضای بزرگ برای یافتن بهترین جواب است به بهینه‌سازی ابعاد یک سد پرداختند. نتایج آن‌ها نشان داد که روش DE یکی از روش‌های مناسب برای حل این مسائل در یک فضای پیوسته است. آن‌ها همچنین به منظور بررسی دقت کارشان نتایج خود را با نتایج حل تحلیلی مقایسه کردند (Deepaka and Suribabu, 2015). در سال ۲۰۱۶، خطیبی نیا و همکاران یک روش ترکیبی برای بهینه‌سازی سد بتنی وزنی ارائه دادند، روش ترکیبی آن‌ها شامل دو الگوریتم جستجوی گرانشی اصلاح شده، و OC است. همچنین آن‌ها به منظور کاستن هزینه محاسبات بهینه‌سازی از ماشین بردار پشتیبان برای تقریب سازی دریافت پاسخ سد به جای روش مستقیم آن استفاده کردند (Khatibinia et al., 2016).

وانگ و همکاران (۲۰۱۹) در مطالعه‌ای با استفاده از ترکیب الگوریتم توانمند GA و یک مدل پیش‌بینی مبتنی بر کریجینگ، یک مدل جدید برای بهینه‌سازی شکل سدهای بتنی قوسی توسعه دادند. استفاده از کریجینگ در فرآیند بهینه‌سازی مدل پیشنهادی، علاوه بر افزایش سرعت همگرایی رسیدن به پاسخ بهینه توسط GA، توانست میزان حجم بتن مصرفی را در مقایسه با GA و FEM-GA به ترتیب ۵٪ و ۱۲٫۵٪ درصد کاهش دهد (Wang et al., 2019). تان و لامر (۲۰۱۸) یک مدل بهینه‌سازی مبتنی بر قابلیت اطمینان بر اساس روش‌های پیش‌بینی ارائه دادند. آنها با بررسی تأثیر عدم قطعیت پارامترهای طراحی بر روی حجم بتن مصرفی در بدنه‌ی سد، نشان دادند با افزایش مقدار کمی حجم بتن مصرفی می‌توان به یک طرح قابل اعتمادتری در مقابل عدم قطعیت‌ها دست یافت (Tan and Tom Lahmer, 2018).

در این مطالعه، بهینه‌سازی ابعاد سد بتنی وزنی به نحوی که بتن مصرفی در آن کمینه شود مورد توجه قرار

¹ Differential Evolution

دنبال یافتن بهترین مسیر است تا به وسیله آن هزینه توابع محاسباتی را کاهش دهد (Abedinia et al., 2011; Geem, 2005).

مراحل الگوریتم جستجوی هارمونی به ترتیب زیر می‌باشد:

- تعریف مسئله و تعیین پارامترهای الگوریتم
- تعیین اولیه حافظه هارمونی
- تولید یک هارمونی جدید
- به روز نمودن حافظه هارمونی
- بررسی ناحیه توقف الگوریتم

جستجوی هارمونی، اجتماع جامع ذرات و جامعه زنبورهای عسل مصنوعی برای حل مسئله بهینه‌سازی استفاده شد.

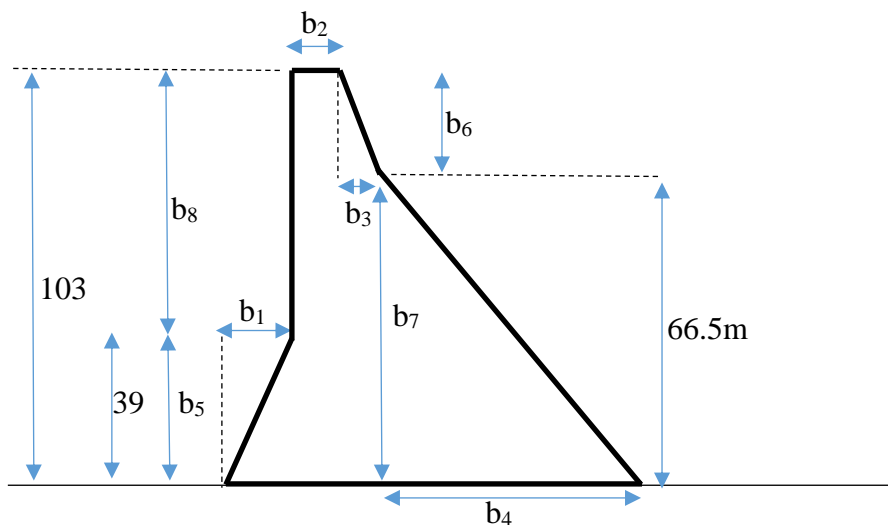
الگوریتم جستجوی هارمونی

الگوریتم جستجوی هارمونی^۱ که نوعی از الگوریتم‌های فراکاوشی می‌باشد، الگوریتمی است که با الهام از نحوه شکل‌گیری و چگونگی عملکرد یک ارکستر موسیقی به دنبال راه حل بهینه و یا به عبارت ساده‌تر، بهترین هماهنگی بین اجزای دخیل در راهبری یک فرایند است. همان‌طور که نوازنده‌ها در یک ارکستر، قطعات موسیقی را می‌نوازند تا از بین آن‌ها محصول نهایی حاصل بهترین ترکیب باشد، این الگوریتم نیز در حل مسائل بهینه‌سازی به



شکل (۱): سد کوبینا واقع بر رودخانه کوبینا

¹ Harmony Search Algorithm (HS)



شکل (۲): مقطع عرضی سد کوبنا (Ghodusi and Oskouhi, 2015)

جدول (۱): ابعاد واقعی سد کوبنا (Ghodusi and Oskouhi, 2015)

| مقدار | متغیر | مقدار | متغیر |
|-------|------------------|-------|-------------|
| ۶۴ | b_8 (متر) | ۱/۶۳ | b_1 (متر) |
| ۹۱/۷۵ | H_u (متر) | ۱۴/۸ | b_2 (متر) |
| ۰ | H_d (متر) | ۵/۶ | b_3 (متر) |
| ۱۰۳ | H_{uf} (متر) | ۴۸/۱۹ | b_4 (متر) |
| ۰ | H_{df} (متر) | ۳۹ | b_5 (متر) |
| ۳۶۳۳ | حجم سد (مترمکعب) | ۳۶/۵ | b_6 (متر) |
| | | ۶۶/۵ | b_7 (متر) |

که U_{X_i} و L_{X_i} حدود بالا و پایین هر متغیر تصمیم را تشکیل می‌دهد. پارامترهای الگوریتم نیز در همین مرحله مشخص می‌شوند که شامل اندازه حافظه هارمونی^۱ (HMS)، نرخ ملاحظه حافظه هارمونی^۲ (HMCR)، نرخ تنظیم صدادهی^۳ (PAR) و معیار خاتمه الگوریتم^۴ (NI) هستند. حافظه هارمونی مکانی است که تمام بردارهای جواب در آن ذخیره می‌شوند. HMCR و PAR نیز پارامترهایی هستند که در مرحله سوم برای بهبود بردار جواب به کار می‌روند (Vasebi et al., 2007).

در مرحله اول، مسئله بهینه‌سازی به صورت رابطه (۱) تعریف می‌شود:

$$\begin{aligned} \text{Minimize : } & \{f(x), \\ & x \in X\} \quad g(x) \\ & \geq 0 \quad h(x) = 0 \end{aligned} \quad (1)$$

$f(x)$ تابع هدف، $h(x)$ تابع قیدهای مساوی و $g(x)$ تابع قیدهای نامساوی می‌باشد. x دسته‌ای از متغیرهای تصمیم X_i و X مجموعه محدوده مقادیرهای ممکن هر متغیر تصمیم است و X_i بین $L_{X_i} \leq X_i \leq U_{X_i}$ می‌باشد

³ Pitch Adjusting Rate (PAR)

⁴ Number of Improvisation (NI)

¹ Harmony Memory Size (HMS)

² Harmony Memory Considering Rate (HMCR)



اگر تصمیم برای صدادهی بله باشد \dot{x}_i به صورت زیر جایگزین می‌شود:

$$\dot{x}_i \leftarrow x_i \pm rand() \times bw \quad (5)$$

bw : پهنای باند قابل شنیدن و $rand()$ شماره‌ای تصادفی بین ۰ و ۱ می‌باشد. در مرحله سوم، ملاحظات HM، تنظیم صدادهی یا گزینش انتخابی بر روی هر متغیر بردار هارمونی جدید اعمال می‌گردد.

اگر بردار هارمونی جدید $\dot{x}_i = (\dot{x}_1, \dot{x}_2, \dots, \dot{x}_N)$ ، از بدترین بردار هارمونی در HM بر مبنای تابع هدف انتخابی بهتر باشد، هارمونی جدید داخل HM قرار گرفته و بدترین هارمونی موجود از مجموعه HM کنار گذاشته می‌شود و اگر ناحیه حداکثر توقف یا همان تعداد بداهه‌نوازی ارضا شد، محاسبات پایان یافته و در غیر این صورت مراحل تولید هارمونی و به‌روزرسانی حافظه تکرار می‌گردند (Abedinia et al., 2011).

الگوریتم اجتماع ذرات

الگوریتم اجتماع ذرات^۱، یک تکنیک بهینه‌سازی بر پایه قوانین احتمال می‌باشد که ایده اولیه آن توسط راسل ابرهات، دانشمند علوم کامپیوتر و جیمز کندی، روانشناس مسائل اجتماعی در سال ۱۹۹۵ ارائه شد (Kennedy and Eberhart, 1995). بهینه‌سازی اجتماع ذرات بر پایه رفتار اجزای جمعی مانند حرکت ماهی‌ها و پرندگان در طبیعت می‌باشد. این الگوریتم، به وسیله هر ذره یا جزء، فضایی از تابع هدف را مورد جست‌وجو قرار می‌دهد. حرکت هر ذره یک مؤلفه قطعی و احتمالی دارد. الگوریتم این روش ابتدا از یک دسته از اجزاء، که هر کدام یک پاسخ یا جواب برای مسئله هستند و به صورت تصادفی انتخاب شده‌اند، شروع می‌شود.

این الگوریتم با در نظر گرفتن یک گروه از جواب‌های تصادفی آغاز به کار می‌کند، سپس برای یافتن جواب بهینه در فضای مسئله با به‌روزرسانی موقعیت و سرعت ذره‌ها به جست‌وجو می‌پردازد. هر ذره با دو مقدار x و v که به ترتیب

در مرحله تعیین اولیه حافظه هارمونی^۱، ماتریس HM با تعداد بسیار زیادی بردار جواب به صورت تصادفی تولید شده و با توجه به HMS پر می‌گردد (Geem et al., 2002). سپس در مرحله تولید هارمونی جدید بر اساس بداهه‌نوازی، یک بردار جدید $\dot{x}_i = (\dot{x}_1, \dot{x}_2, \dots, \dot{x}_N)$ بر مبنای سه قانون که به ترتیب عبارت‌اند از ملاحظات حافظه، تنظیم صدادهی و انتخاب تصادفی تولید می‌شود. به بردار حاصل بداهه‌نوازی می‌گویند. مقدار اولین متغیر تصمیم‌گیری x_i^1 برای بردار جدید از هر مقداری که در محدوده HM وجود دارد انتخاب می‌گردد. مقادیر دیگر متغیرها نیز به همین صورت انتخاب می‌شوند.

$$HM = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \dots & x_{N-1}^1 & x_N^1 \\ x_1^2 & x_2^2 & \dots & x_{N-1}^2 & x_N^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_1^{HMS-1} & x_2^{HMS-1} & \dots & x_{N-1}^{HMS-1} & x_N^{HMS-1} \\ x_1^{HMS} & x_2^{HMS} & \dots & x_{N-1}^{HMS} & x_N^{HMS} \end{bmatrix} \quad (2)$$

HMCR عبارت است از نرخ انتخاب یک مقدار از مقادیر محاسبه شده قبلی که در HM ذخیره شده است و (1- HMCR) نرخ گزینش تصادفی یک مقدار از محدوده ممکن مقادیر می‌باشد (Abedinia et al., 2011).

$$\dot{x}_i \left\{ \begin{array}{l} \dot{x}_i \in \{x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^{HMS}\} (HMCR) \\ \dot{x}_i \in X_i (1 - HMCR) \end{array} \right\} \quad (3)$$

الگوریتم هارمونی مقدار متغیر تصمیم‌گیری را از کل محدوده مقدارهای ممکن انتخاب می‌کند که جواب‌های به‌دست‌آمده از ملاحظات حافظه برای تعیین این که تنظیم صدادهی مناسب‌تر است یا نه، امتحان می‌شوند. این عمل با استفاده از پارامتر PAR که نرخ تنظیم صدادهی است، انجام می‌گیرد. پارامتر PAR به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\dot{x}_i \left\{ \begin{array}{l} yes. Pr(PAR) \\ No. Pr(1 - PAR) \end{array} \right\} \quad (4)$$

¹ Harmony Memory (HM)

² Particle Swarm Optimization (PSO)

با در نظر گرفتن جمعیتی از اجزاء به صورت تصادفی (راه-حل‌ها)، مقادیر سرعت و همچنین مکان اجزاء تعیین می‌شود. سپس با انجام تکرارهایی، جستجو برای یافتن نقطه بهینه آغاز می‌شود.

در طی هر تکرار مقدار شایستگی هر جزء محاسبه می‌شود. اگر مقدار شایستگی محاسبه شده برای ذره λ م بهترین مقدار باشد، مکان جزء λ م به عنوان B_i ذخیره می‌گردد. در هر تکرار در میان کلیه اجزاء، جزئی را که دارای بهترین مقدار شایستگی باشد، انتخاب نموده و مکان جزء به عنوان G^* ذخیره می‌گردد.

بر اساس موقعیت B_i و G^* سرعت‌ها تصحیح می‌شوند. موقعیت اجزاء تثبیت می‌شود.

اگر شرط توقف مانند حداکثر تکرار یا حداقل خطا حاصل گردید، عملیات خاتمه می‌یابد. در غیر این صورت از مرحله ۲ مراحل مجدداً تکرار می‌شوند.

این مراحل تحت عنوان PSO استاندارد شناخته می‌شود و تنها برای مسائل پیوسته کاربرد دارد که به این ترتیب، برای مسئله مورد نظر در این تحقیق نیز قابل استفاده است.

الگوریتم جامعه زنبورهای عسل مصنوعی

الگوریتم زنبور عسل مصنوعی^۱ از جمله الگوریتم‌های مبتنی بر هوش جمعی و حاصل ارتباط زنبورهای عسل با یکدیگر است. این الگوریتم بهینه‌سازی در ابتدا توسط کارابوگا در سال ۲۰۰۵ ارائه گردید (Karaboga and Bahriye, 2009). در الگوریتم زنبور عسل مصنوعی، اجتماع و کلونی زنبورها شامل سه گروه است: زنبورهای مستخدم، غیر مستخدم و منابع غذایی. سه گروه از زنبورها نیز عبارت‌اند از زنبورهای کارگر، ناظر و پیشاهنگ. زنبورهای کارگر نیمی از زنبورهای کندو را تشکیل می‌دهند و متصل به منابع غذایی خاصی هستند. به عبارتی دیگر تعداد زنبورهای کارگر، برابر تعداد منابع غذایی می‌باشد. در این الگوریتم، هر منبع غذایی نشان دهنده یک جواب ممکن برای مسئله بهینه‌سازی است و مقدار شهد موجود در هر منبع، بیانگر کیفیت (برازندگی) آن منبع است (Karaboga and Bahriye, 2009).

نشان‌دهنده موقعیت و سرعت می‌باشد، مشخص می‌گردد. در هر مرحله از حرکت مجموعه، هر جزء یا هر ذره از طریق دو مقدار بهترین، به روز می‌شود. اولین مقدار، بهترین جواب از لحاظ شایستگی است که تاکنون برای هر ذره به طور جداگانه به دست آمده، این مقدار $x_{localbest}$ نامیده می‌شود. دومین مقدار، بهترین مقداری است که تاکنون در بین تمام ذره‌ها حاصل شده. این مقدار، بهترین کلی نام دارد که با $x_{globalbest}$ نشان داده می‌شود (Stacey et al., 2003). سرعت و موقعیت جدید ذره‌ها در هر مرحله با استفاده از روابط زیر به روز می‌شوند (ملازاده و همکاران، ۱۳۸۶).

$$v_i^k = C_1 \times rand_1 \times (x_{localbest_i} - X_i^{k-1}) + C_2 \times rand_2 \times (x_{globalbest} - X_i^{k-1}) + w \times v_i^{k-1} \quad (6)$$

$$X_i^k = X_i^{k-1} + v_i^{k-1}$$

که در آن C_1 و C_2 ضریب‌های تصمیم‌گیری هستند که با توجه به اولویت بیشتر و یا اینکه بیشتر به سمت تجربیات خود حرکت کنیم یا به سمت تجربیات شخص الگو، مقدارشان تعیین می‌شود. معمولاً در پیاده‌سازی‌ها C_1+C_2 را کمتر یا مساوی ۴ در نظر می‌گیرند. $rand_1$ و $rand_2$ هم اعداد تصادفی هستند که از توزیع یکنواخت بین صفر و یک به دست می‌آیند. $w \times v_i^{k-1}$ به ضریب اینرسی معروف هست و از آن چشم‌پوشی می‌کنند. قابل ذکر است که مقدار w در بازه ۰/۹ تا ۰/۴ به صورت خطی کاهش می‌یابد.

مراحل الگوریتم اجتماع ذرات به ترتیب زیر می‌باشد:

¹ Artificial Bee Colony Algorithm (ABC)



(2009). فرض کنید منبع ترک شده X_i باشد و $j \in (1, 2, \dots, D)$ در آن صورت زنبورهای کاشف منبع غذای جدیدی را که جایگزین X_i می شود را می یابند. این عمل می تواند طبق رابطه (۹) تعریف گردد:

$$X_i^j = X_{min}^j + rand[0,1](X_{max}^j - X_{min}^j) \quad (9)$$

پس از اینکه هر موقعیت منبع کاندید غذا V_{ij} انتخاب شد، توسط زنبور مصنوعی مورد ارزیابی قرار می گیرد. اگر منبع غذایی جدید دارای شهد برابر یا بهتر از منبع های قدیمی باشد آن را با یکی از موقعیت های قدیمی در حافظه جایگزین می کند.

چرخه کلی الگوریتم از سه مرحله که در زیر آمده است تبعیت می کند (Karaboga and Bahriye, 2009):

- ارسال زنبورهای کارگر به کندوها و ارزیابی میزان شهد هر منبع غذایی.
- زنبورهای ناظر حرکت زنبورهای کارگر را بررسی کرده و کیفیت شهد منبع غذایی را محاسبه می کنند.
- مشخص کردن زنبورهای پیشاهنگ و فرستادن آنها برای کشف و جستجوی تصادفی منابع غذایی جدید. مکان اولیه منابع غذایی به طور تصادفی مقداردهی شده و کیفیت هر یک توسط زنبورهای کارگر محاسبه می شود.
- روند کلی حل الگوریتم زنبور عسل به صورت زیر است (Karaboga and Bahriye, 2009):
- ایجاد مجموعه ای از پاسخ های تصادفی اولیه در فضای جستجو و اختصاص زنبورهای استخدام شده به منابع غذایی (هر زنبور یک منبع غذایی)؛
- اختصاص زنبورهای جستجوگر به منابع غذایی با توجه به میزان شهد آنها؛
- فرستادن زنبورهای دیده بان به فضای جستجو جهت کشف منابع جدید غذایی؛
- به خاطر سپردن بهترین منبع غذایی؛
- تکرار مراحل قبل به گونه ای که شرایط مطلوب حاصل گردد؛

زنبورهای ناظر نیز وظیفه مشاهده کردن و بررسی حرکت زنبورهای کارگر را بر عهده دارند تا منابع غذایی برتر را انتخاب کنند. زنبورهای پیشاهنگ نیز به طور تصادفی به دنبال مواد غذایی جدید کشف نشده هستند. تعداد منابع غذایی نیز معادل با راه حل های مختلف مسئله می باشند.

تعداد زنبورهای استخدام شده یا زنبورهای جستجوگر برابر تعداد پاسخ های موجود در جمعیت زنبورها است. در مرحله اول، یک جمعیت اولیه از جواب ها SN که برابر همان موقعیت منبع غذایی است، تولید می شود. در جایی که SN بیانگر تعداد زنبورهای استخدام شده یا جستجوگر است. هر پاسخ X_i ، $(i=1, \dots, SN)$ یک بردار D بعدی است که D تعداد پارامترهای بهینه سازی است. زنبورهای جستجوگر یک منبع غذایی را بر اساس احتمال، انتخاب می کنند. این انتخاب، متأثر از کیفیت آن منبع غذایی است. احتمال انتخاب هر منبع توسط رابطه (۷) محاسبه می گردد:

$$P_i = \frac{fit_i}{\sum_{n=1}^{SN} fit_n} \quad (7)$$

که مقدار fit_i برآزندگی جواب i می باشد که نسبتی است از حجم شهد آن منبع غذا در مکان i و SN تعداد منابع غذا می باشد که برابر با تعداد زنبورهای استخدام شده و زنبورهای جستجوگر است (Karaboga and Bahriye, 2009).

جامعه زنبورهای عسل مصنوعی به منظور ایجاد یک موقعیت غذای کاندید (v_{ij}) از مکان غذای قدیمی (x_{ij}) ، از رابطه (۸) بهره می برد:

$$V_{ij} = X_{ij} + \Phi_{ij} (X_{ij} - X_{kj}) \quad (8)$$

$K \in (1, 2, \dots, SN)$ و $j \in (1, 2, \dots, D)$ به طور تصادفی انتخاب می گردند. اگر چه k به طور تصادفی تعیین می گردد ولی بایستی با i متفاوت باشد. Φ_{ij} عددی تصادفی بین $[-1, +1]$ می باشد. اگر مقدار پارامتر تولیدی از این طریق از حد از پیش تعیین شده اش فراتر رود، پارامتر می تواند مقدار قابل پذیرشی به خود بگیرد، مثلاً می تواند مقدار حد را به خود بگیرد (Karaboga and Bahriye, 2009).

مونت کارلو

مونت کارلو که در سال ۱۹۴۹ توسط متروپولیس و یولام ارائه شد، برای ارزیابی میزان احتمال خرابی قطعات مکانیکی، الکتریکی و انواع سازه‌ها کاربرد دارد که یکی از پرکاربردترین روش‌های شبیه‌سازی است. امروزه این روش به شکل گسترده تقریباً در تمامی رشته‌های مهندسی برای ارزیابی میزان احتمال خرابی قطعات مکانیکی، الکتریکی و انواع سازه‌ها کاربرد دارد. اساس روش شبیه‌سازی مونت کارلو تولید یکسری نمونه‌های تصادفی برای هر متغیر براساس تابع چگالی احتمال آن و قرار دادن این نمونه‌ها در کنار هم استوار است. احتمال خرابی یک سیستم با استفاده از این روش، با تقسیم تعداد نقاطی که در ناحیه خرابی قرار می‌گیرند بر تعداد تمامی نمونه‌های شبیه‌سازی شده، به دست می‌آید. روش حصول پاسخ از رابطه خرابی، براساس شبیه‌سازی مونت کارلو به صورت رابطه زیر می‌باشد:

$$P_f = \int \dots \int I[G(X) < 0] f_x(X) dx \quad (10)$$

$$\approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n I[G(X_i) < 0] \approx \frac{n_f}{N}$$

که در آن n_f تعداد نمونه‌های موجود در ناحیه خرابی و N تعداد کل نمونه‌های تصادفی تولید شده می‌باشد. همچنین I مقدار تابع شمارنده برای نمونه‌های موجود در ناحیه خرابی برابر یک و در ناحیه سلامت برابر صفر است. میزان همگرایی در این روش به تعداد تکرارها و همچنین تعداد متغیرهایی که به طور تصادفی تولید می‌شوند، بستگی دارد. به طوری که هر چه تعداد متغیرها بیشتر باشد، مدل با تکرار بیشتر به جواب همگرا می‌شود. بطور کلی سه مرحله برای استفاده از روش شبیه‌سازی مونت کارلو وجود دارد. این سه مرحله عبارتند از:

الف) تولید اعداد تصادفی v_i در بازه صفر و یک؛

ب) انتقال این اعداد تصادفی به تابع توزیع تجمعی احتمال؛

ج) به دست آوردن مقدار X_i هر نمونه با استفاده از معکوس تابع تجمعی در نقطه تصادفی؛

معرفی تابع هدف

هدف از این مقاله، بهینه‌سازی ابعاد سد بتنی وزنی کوینا با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی مذکور است. متغیرهای طراحی، پارامترهای هندسی مربوط به شکل سد است که در شکل (۲) مشخص شده‌اند. تابع هدف این مسئله به صورت رابطه (۱۱) ارائه می‌شود:

$$Min V = Min[(0.5b_1b_5) + (b_2(b_8 + b_5)) + (0.5b_3b_6) + (b_3b_7) + (0.5b_4b_7)] \quad (11)$$

که در آن V حجم سد بتنی وزنی در طول واحد را نشان می‌دهد. همچنین قیدهای مسئله مقادیر ضریب اطمینان در برابر لغزش، واژگونی و تنش در سطح بدنه سد است که باید در محدوده مجاز خود باشند، که در ادامه توضیح داده می‌شوند.

ضریب اطمینان در برابر لغزش

نیروهای مقاوم هر سد باید به نحوی باشد که از آن در برابر لغزش ایجاد شده توسط نیروهای لغزشی محافظت کند. ضریب اطمینان لغزش برابر نسبت کل نیروهای قائم به افقی است که در دو حالت بررسی می‌گردد، حالت اول با فرض صرف نظر کردن از مقاومت برشی مقطع و حالت دوم در صورتی که ضریب اطمینان محاسبه شده کمتر از یک باشد (Ghodusi and Oskouhi, 2015). در حالت اول ضریب اطمینان در برابر لغزش از رابطه (۱۲) به دست می‌آید (Ghodusi and Oskouhi, 2015).

$$SF_s = \mu \frac{\sum F_v}{\sum F_h} \quad (12)$$

μ ضریب اصطکاک بین مصالح دو قطعه بالایی و پایینی است، این مقدار برای بتن و سنگ بین ۰/۶۵ تا ۰/۸ تغییر



همچنین مقدار تنش در پایاب سد از رابطه (۱۵) به دست می‌آید (Ghodusi and Oskouhi, 2015).

$$\sigma_d = \frac{\sum F_v}{b} + \frac{6 \sum M_o}{b^2} \quad (15)$$

مقدار این تنش باید از تنش قائم در سراب بیشتر بوده و همچنین از محدوده تنش فشاری مجاز بیشتر نباشد. محدوده تنش فشاری مجاز برای بتن ۱۴۰ تا ۳۵۰ کیلوگرم بر سانتی‌متر مربع است (Anon, 1976).

ضریب اطمینان در برابر واژگونی

سد در برابر واژگونی باید پایدار باشد. اگر گشتاورهای مقاوم در پنجه سد ۱/۵ الی ۱/۷ برابر برآیند گشتاورهای واژگون کننده در پنجه باشد، سد در برابر واژگونی مقاوم است. رابطه (۱۶) ضریب اطمینان برای بررسی پایداری سد را نشان می‌دهد (Ghodusi and Oskouhi, 2015).

$$SF_o = \frac{\sum M_R}{\sum M_o} \quad (16)$$

نتایج

در این مطالعه، ابعاد سد بتنی - وزنی مورد مطالعه با استفاده از سه الگوریتم جست‌وجوی هارمونی، الگوریتم اجتماع ذرات و الگوریتم جامعه زنبورهای مصنوعی، بهینه‌سازی شد. هر کدام از این سه الگوریتم به تعداد ۶ بار اجرا گردید و سپس بر اساس معیار حجم بتن مصرفی، کمترین مقدار به دست آمده از هر الگوریتم و ابعاد متناظرش به‌طور جداگانه به‌عنوان اعداد خروجی بهینه در نظر گرفته شد. نتایج به دست آمده از حل مسئله بهینه‌سازی توسط سه الگوریتم اجتماع ذرات، جست‌وجوی هارمونی و جامعه زنبورهای عسل مصنوعی در جداول (۲) تا (۴) ارائه شده است.

مطابق نتایج مندرج در جدول (۲)، حالت بهینه به دست آمده از الگوریتم اجتماع ذرات، حجم بتن مصرفی را برابر ۳۰۱۴/۶۹ مترمکعب نشان داد.

می‌کند که در این مطالعه ۰/۷۵ در نظر گرفته شده است (Ghodusi and Oskouhi, 2015).

در حالت دوم که ضریب اطمینان کمتر از یک است پایداری با توجه به ضریب اطمینان در مقابل برش-اصطکاک در نظر گرفته می‌شود. لازم به ذکر است که مقدار حداقل این ضریب برابر با ۴ است (Karaboga and Bahriye, 2009). این ضریب با استفاده از رابطه (۱۳) محاسبه می‌گردد (Ghodusi and Oskouhi, 2015):

$$SFF = \frac{f \sum F_v + b \sigma}{\sum F_h} \quad (13)$$

σ تنش برشی مجاز مواد، b طول قاعده سد مورد مطالعه، $\sum F_h$ برآیند نیروهای افقی، $\sum F_v$ برآیند نیروهای قائم و f ضریب اصطکاک استاتیکی می‌باشد، که مقدار آن برای حرکت بتن روی سنگ بین ۰/۶۵ تا ۰/۷۵ تغییر می‌کند که در این مقاله ۰/۷ در نظر گرفته شده است (Ghodusi and Oskouhi, 2015). لازم به ذکر است نیروهای وارد بر سد، شامل نیروهای ناشی از وزن سد، نیروی هیدرواستاتیک، فشار آب، نیروی زیرفشار و نیروی زلزله می‌باشد.

تنش قائم در سطح بدنه سد

از دیگر قیودی که باید مورد بررسی قرار گیرد مقدار تنش قائم در بدنه سد در سراب و پایاب است، رابطه (۱۴) تنش قائم در سراب را نشان می‌دهد (Ghodusi and Oskouhi, 2015).

$$\sigma_u = \frac{\sum F_v}{b} - \frac{6 \sum M_o}{b^2} \quad (14)$$

که باید مقدار این پارامتر حداقل صفر گردد تا کشش در این نقطه ایجاد نشود. لازم به ذکر است که در این رابطه $\sum M_o$ برآیند گشتاورهای حاصل از نیروهای محرک نسبت به پنجه بیرونی سد و $\sum F_v$ مجموع نیروهای قائم است.

نتایج به دست آمده از الگوریتم جستجوی هارمونی، مقدار بهینه حجم بتن مصرفی را ۳۰۱۲/۸۶ نشان داد

جدول (۲): نتایج استفاده از الگوریتم PSO در مطالعه حاضر

| شماره اجرای الگوریتم | b1 (m) | b2 (m) | b3 (m) | b4 (m) | b5 (m) | b6 (m) | b7 (m) | b8 (m) | حجم بتن مصرفی (m ³) |
|----------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------------------------------|
| ۱ | ۲ | ۱۲/۹۳ | ۳/۹۹ | ۵۰/۳۴ | ۳۴/۵۶ | ۴۴/۹۹ | ۵۶/۸۵ | ۶۰/۸۴ | ۳۰۱۵/۷۶ |
| ۲ | ۲ | ۱۲/۵۲ | ۵/۴۳ | ۴۵/۲۰ | ۲۵/۵۲ | ۳۵/۷۷ | ۶۴/۷۵ | ۶۰/۹۳ | ۳۰۱۹/۴۳ |
| ۳ | ۲ | ۱۳/۶۶ | ۵/۸۶ | ۴۱/۸۸ | ۲۴/۵۴ | ۳۹/۶۵ | ۶۲/۴۳ | ۶۴/۱۱ | ۳۰۱۷/۰۸ |
| ۴ | ۲ | ۱۳/۲۵ | ۶/۵۲ | ۴۱/۸۰ | ۲۶/۷۲ | ۴۴/۹۰ | ۵۸/۹۳ | ۶۵/۷۷ | ۳۰۱۴/۶۹ |
| ۵ | ۲ | ۱۱/۴۰ | ۷/۰۸ | ۴۴/۷۵ | ۲۸/۰۶ | ۴۲/۵۴ | ۶۱/۰۲ | ۶۳/۱۷ | ۳۰۱۶/۳۷ |
| ۶ | ۲ | ۱۳/۸۶ | ۵/۰۶ | ۳۸/۸۴ | ۲۵/۸۷ | ۳۹/۲۰ | ۶۷/۷۳ | ۶۳/۱۹ | ۳۰۱۷/۳۴ |

جدول (۳): نتایج استفاده از الگوریتم HS در مطالعه حاضر

| شماره اجرای الگوریتم | b1 (m) | b2 (m) | b3 (m) | b4 (m) | b5 (m) | b6 (m) | b7 (m) | b8 (m) | حجم بتن مصرفی (m ³) |
|----------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------------------------------|
| ۱ | ۱/۹۷ | ۱۰/۷۳ | ۴/۶۰ | ۵۱/۲۹ | ۲۶/۷۹ | ۴۳/۹۶ | ۶۱/۳۵ | ۶۹/۱۵ | ۳۰۱۲/۸۶ |
| ۲ | ۱/۹۷ | ۱۱/۰۴ | ۴/۸۸ | ۵۳/۲۰ | ۲۰/۲۹ | ۴۱/۷۷ | ۶۰/۴۷ | ۶۹/۳۸ | ۳۰۱۵/۴۸ |
| ۳ | ۱/۹۴ | ۱۰/۴۵ | ۳/۱۰ | ۵۵/۳۰ | ۳۷/۶۰ | ۴۳/۹۸ | ۶۱/۷۴ | ۵۹/۹۶ | ۳۰۲۲/۳۴ |
| ۴ | ۱/۸۵ | ۱۱/۵۷ | ۳/۳۰ | ۴۹/۱۷ | ۲۵/۰۹ | ۳۳/۲۳ | ۶۹/۱۴ | ۶۲/۸۰ | ۳۰۲۳/۰۱ |
| ۵ | ۱/۹۶ | ۱۲/۳۶ | ۶/۱۵ | ۴۷/۱۴ | ۲۱/۴۰ | ۴۳/۲۸ | ۵۹/۰۲ | ۶۸/۲۴ | ۳۰۱۶/۲۲ |
| ۶ | ۱/۹۳ | ۱۱/۰۸ | ۶/۴۵ | ۵۲/۶۸ | ۲۱/۱۰ | ۳۷/۵۵ | ۵۸/۷۲ | ۶۴/۹۵ | ۳۰۲۰/۳۰ |

جدول (۴): نتایج استفاده از الگوریتم ABC در مطالعه حاضر

| شماره اجرای الگوریتم | b1 (m) | b2 (m) | b3 (m) | b4 (m) | b5 (m) | b6 (m) | b7 (m) | b8 (m) | حجم بتن مصرفی (m ³) |
|----------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------------------------------|
| ۱ | ۱/۸۸ | ۱۳/۲۰ | ۳/۵۷ | ۵۲/۹۵ | ۲۰/۵۰ | ۳۴/۹۶ | ۶۰/۵۵ | ۶۴/۵۱ | ۳۰۲۳/۱۸ |
| ۲ | ۱/۸۵ | ۱۲/۹۲ | ۵/۸۱ | ۴۰/۳۵ | ۳۳/۶۳ | ۳۸/۷۷ | ۶۶/۷۷ | ۵۵/۱۳ | ۳۰۲۵/۷۸ |
| ۳ | ۱/۷۷ | ۱۴/۲۷ | ۴/۵۰ | ۴۵/۳۸ | ۲۹/۵۵ | ۴۰/۷۳ | ۵۹/۳۸ | ۶۱/۰۷ | ۳۰۲۵/۴۴ |
| ۴ | ۱/۶۴ | ۱۱/۷۵ | ۳/۱۹ | ۵۰/۷۱ | ۳۵/۸۶ | ۴۳/۲۴ | ۶۵/۰۱ | ۵۵/۷۴ | ۳۰۳۰/۹۶ |
| ۵ | ۱/۹۴ | ۱۱/۳۹ | ۳/۴۲ | ۵۳/۸۵ | ۲۴/۱۲ | ۴۲/۵۴ | ۶۱/۰۷ | ۶۹/۴۷ | ۳۰۱۶/۰۷ |
| ۶ | ۱/۹۴ | ۱۴/۰۹ | ۶/۷۴ | ۳۹/۱۹ | ۲۱/۵۳ | ۴۳/۰۳ | ۶۱/۳۶ | ۶۶/۲۹ | ۳۰۱۹/۱۹ |

مقایسه نتایج مندرج در جدول‌های (۲) تا (۴) نشان می‌دهد که حجم بتن مصرفی به دست آمده از سه الگوریتم بعد از اجراهای پی در پی، کاملاً بهینه‌تر از حالت واقعی آن می‌باشد. اما الگوریتم جست‌وجوی هارمونی بهینه‌ترین مقدار را ارائه داده است. جدول (۵) مقادیر ابعاد سد بتنی وزنی و حجم بتن مصرفی را در شرایط واقعی و در حالات بهینه به دست آمده از الگوریتم‌های فراکاوشی نشان می‌دهد.

طبق جدول (۴)، کمترین حجم بتن مصرفی به دست آمده از روش ABC، ۳۰۱۶/۰۷ مترمکعب است که نسبت به حالت واقعی آن بهینه‌تر بوده اما نسبت به الگوریتم جست‌وجوی هارمونی اختلافی معادل ۱/۳۸ مترمکعب دارد. این تفاوت در حجم بتن مصرف شده، در طول سد عدد بزرگی را تولید می‌کند که توجیه اقتصادی ندارد.



توجه به ابعاد به دست آمده در حالت بهینه آن توسط الگوریتم جستجوی هارمونی، پایداری خود را حفظ می‌کند.

شکل (۳) بهترین مقدار تابع هدف را برای هر تکرار در الگوریتم جستجوی هارمونی نشان می‌دهد. قابل ذکر است که هر یک از الگوریتم‌ها برای ۱۰۰۰ تکرار اجرا شده‌اند

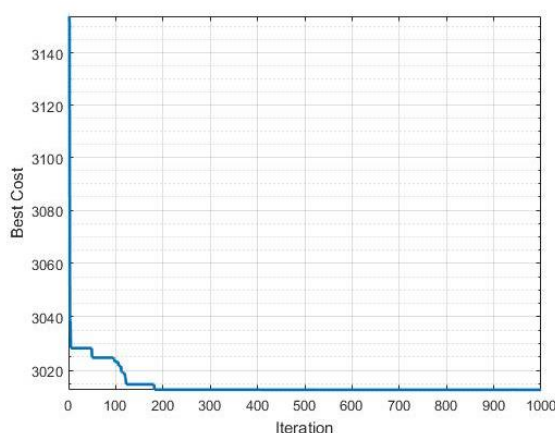
با توجه به جدول (۵)، الگوریتم جستجوی هارمونی به عنوان بهینه‌ترین حالت، مشخص شد. ضرایب اطمینان در برابر واژگونی و لغزش و همچنین تنش در سطح بدنه برای این الگوریتم در جدول (۶) ارائه شده است. مقادیر ضرایب بدست آمده برای قیود پایداری در برابر واژگونی، لغزش و تنش در سطح بدنه، قابل قبول بوده و در محدوده مجاز و قابل اطمینان خود می‌باشند. بنابراین سد کوینا با

جدول (۵): مقایسه نتایج بهینه سه الگوریتم مورد استفاده در مطالعه حاضر با واقعیت

| حجم بتن مصرفی (m ³) | b8 (m) | b7 (m) | b6 (m) | b5 (m) | b4 (m) | b3 (m) | b2 (m) | b1 (m) | نوع |
|---------------------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------------|
| ۳۶۳۳ | ۶۴ | ۶۶/۵ | ۳۶/۵ | ۳۹ | ۴۶/۱۹ | ۵/۶ | ۱۴/۸ | ۱/۶۳ | در واقعیت |
| ۳۰۱۶/۰۷ | ۶۹/۴۷ | ۶۱/۰۷ | ۴۲/۵۴ | ۲۴/۱۲ | ۵۳/۸۵ | ۳/۴۲ | ۱۱/۳۹ | ۱/۹۴ | الگوریتم ABC |
| ۳۰۱۴/۶۹ | ۶۵/۷۷ | ۵۸/۹۳ | ۴۴/۸۰ | ۲۶/۷۲ | ۴۱/۸۰ | ۶/۵۲ | ۱۳/۲۵ | ۲ | الگوریتم PSO |
| ۳۰۱۲/۸۶ | ۶۹/۱۵ | ۶۱/۳۵ | ۴۳/۹۶ | ۲۶/۷۹ | ۵۱/۲۹ | ۴/۶۰ | ۱۰/۷۳ | ۱/۹۷ | الگوریتم HS |

جدول (۶): بررسی ضرایب اطمینان در برابر واژگونی و لغزش و تحلیل تنش در سطح بدنه

| σ_u | SFF | SF | نوع |
|------------|------|------|-------------------------|
| ۹۰/۳۹ | ۱/۵۸ | ۱/۶۴ | در حالت واقعی |
| ۱۲۱/۶۵ | ۱/۵۶ | ۱/۵۲ | در حالت بهینه شده با HS |



شکل (۳): بهترین مقدار تابع هدف در الگوریتم جستجوی هارمونی در هر تکرار (۱۰۰۰ تکرار)

$$g(x_1, x_2, x_3) = g(c, \varphi, H) = \frac{(W - U) \tan \alpha + CA}{H} - 2 \quad (17)$$

در رابطه فوق W برابر وزن سد، U مقدار فشار بالابرنده وارد بر کف، H بیانگر نیروی هیدرواستاتیکی وارده بر بدنه سد، φ زاویه اصطکاک داخلی و C چسبندگی می‌باشد. پارامترهای چسبندگی، زاویه اصطکاک و آب پشت سد به‌عنوان متغیرهای دارای عدم قطعیت در نظر گرفته شد. در جدول (۷) محدوده‌ی عدم قطعیت‌های در نظر گرفته شده، ارائه شده است.

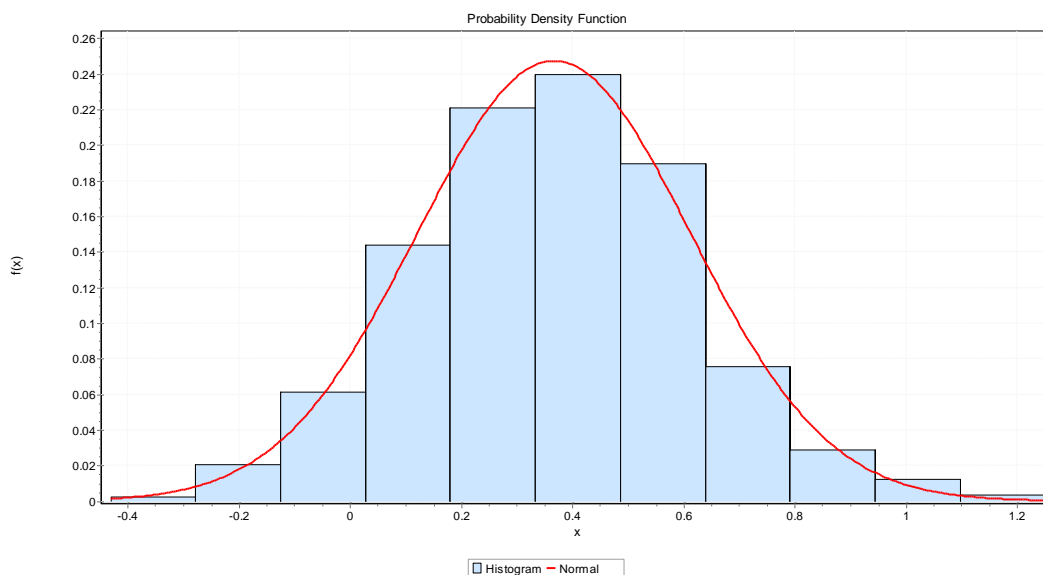
با توجه به نتایج مطلوب الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی هارمونی، برای نشان دادن اهمیت بهینه‌سازی بر اساس قابلیت اعتماد، طرح بهینه شکل سد بتنی مجدداً در حضور برخی از عدم قطعیت‌های تأثیرگذار در پایداری سد مورد بررسی قرار گرفت. بدین منظور از روش شبیه‌سازی مونت کارلو برای ارزیابی قابلیت اطمینان سد استفاده شد. تابع حالت حدی به صورت رابطه (۱۷) به عنوان قید در بهینه‌سازی تأثیر داده شد.

جدول (۷): متغیرهای دارای عدم قطعیت

| متغیر | میانگین | انحراف از معیار |
|--------------------|---------|-----------------|
| ارتفاع آب پشت سد | ۱۰۳ | ۰/۵ |
| ضریب چسبندگی | ۲۸۲/۴۰ | ۱۸۷/۲۵ |
| زاویه اصطکاک داخلی | ۴۷/۹۹ | ۱۱/۳۰ |

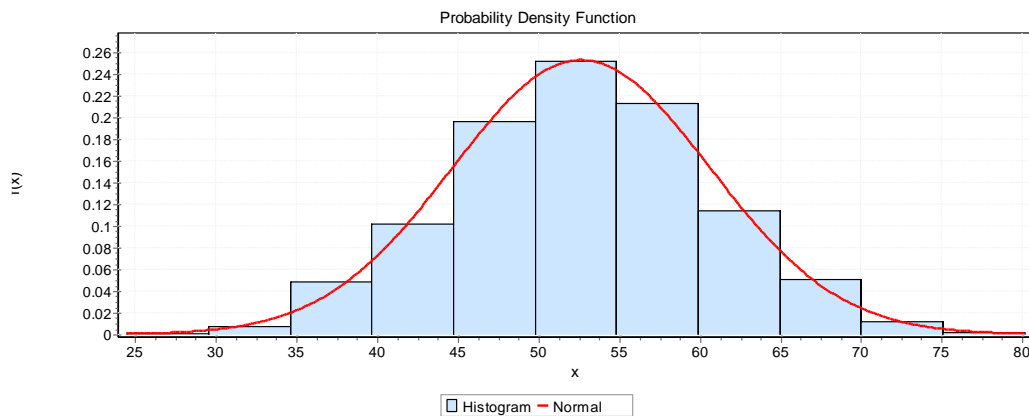
ارائه شده است. محور X نمودارها بیانگر متغیر و محور Y بیان‌کننده فراوانی داده‌ها می‌باشد.

نمودار فراوانی تعداد نمونه‌های تولید شده در روش مونت کارلو برای عدم قطعیت‌های موجود در شکل (۴)

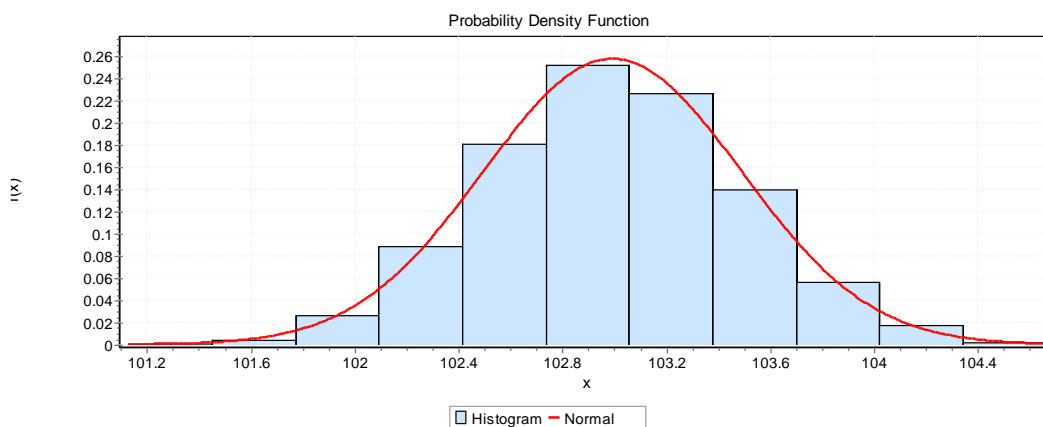


(الف)

شکل (۴): نمودار فراوانی تعداد نمونه‌های تولید شده. الف) ارتفاع سطح آب، ب) ضریب چسبندگی، ج) زاویه اصطکاک داخلی



(ب)



(ج)

ادامه شکل (۴): نمودار فراوانی تعداد نمونه‌های تولید شده. الف) ارتفاع سطح آب، ب) ضریب چسبندگی، ج) زاویه اصطکاک داخلی

الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی هارمونی با در نظر گرفتن قابلیت اعتماد سد در برابر پایداری ۵ بار اجرا گردید و در نهایت بهترین جواب برای مقاطع بهینه سد مبتنی بر قابلیت اطمینان در جدول (۸) ارائه شده است.

جدول (۸): بهترین جواب برای مقاطع بهینه سد مبتنی بر قابلیت اطمینان

| ابعاد مقطع سد(متر) | بهینه‌سازی بدون در نظر گرفتن قابلیت اعتماد | بهینه‌سازی مبتنی بر قابلیت اعتماد |
|--------------------|--|-----------------------------------|
| b1 | ۱/۹۷ | ۲/۱۳ |
| b2 | ۱۰/۷۳ | ۱۴/۶ |
| b3 | ۴/۶ | ۶/۳۵ |
| b4 | ۵۱/۲۹ | ۴۱/۶۵ |
| b5 | ۲۶/۷۹ | ۲۷/۰۳ |
| b6 | ۴۲/۹۶ | ۴۵/۲۸ |
| b7 | ۶۱/۳۵ | ۵۹/۲۱ |
| b8 | ۶۹/۱۵ | ۶۶/۴۲ |
| حجم بتن مصرفی | ۳۰۱۲/۸۶ | ۳۱۳۲/۷۱۵ |

منابع

علی نژاد، ب.، طلوعه، و. ۱۳۹۵. مقایسه کاربردی طراحی بهینه سدهای بتنی وزنی با استفاده از الگوریتم‌های فراکوشی، دومین کنفرانس بین المللی یافته های نوین پژوهشی در مهندسی عمران، معماری و مدیریت شهری، تهران، کنفدراسیون بین المللی مخترعان جهان (IFIA)، دانشگاه جامع علمی کاربردی.

غضنفری هاشمی، آ. بحرینی نژاد، ا. و محمد تقی احمدی. ۱۳۸۷، بهینه شکل سد وزنی توسط الگوریتم شبیه سازی بازپخت، چهاردهمین کنفرانس دانشجویان مهندسی عمران سراسر کشور، سمنان، دانشگاه سمنان.

ملازاده، م.، بارانی، غ. و رسولی، ا. ۱۳۸۶. بررسی شکل مقطع سدهای بتنی وزنی با استفاده از الگوریتم جامعه پرندگان، ششمین کنفرانس هیدرولیک ایران، شهرکرد، انجمن هیدرولیک ایران، دانشگاه شهرکرد.

Abedinia, O., Barazande, E.S. and Amjady, N., 2012. Solving optimal unit commitment problem based on wind power effects using harmony search algorithm. *International Journal of Basic and Applied Science (IJBAS)*, 2(11):11764-11773.

Anon, 1976. Design of Gravity Dams, Colorado, United States department of the interior Bureau of reclamation (USBR). A water resources technical publication.

Baghlani, A., Sattari, M. and Makiabadi, M.H., 2014. Application of genetic programming in shape optimization of concrete gravity dams by metaheuristics. *Cogent Engineering*, 1(1):982348.

Calayir, Y. and Karaton, M., 2005. A continuum damage concrete model for earthquake analysis of concrete gravity dam-reservoir systems. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 25(11):857-869.

Chiti, H., Khatibinia, M., Akbarpour, A. and Naseri, H.R., 2016. Reliability-based design optimization of concrete gravity dams using subset simulation. *International of journal of Optimization in Civil Engineering*, 6(3): 329-348.

Deepika, R. and Suribabu, C.R., 2015. Optimal design of gravity dam using differential evolution algorithm. *Iran University of Science & Technology*, 5(3): 255-266.

Geem, Z.W., Kim, J.H. and Loganathan, G.V., 2002. Harmony search optimization: application to pipe network design. *International Journal of Modelling and Simulation*, 22(2):125-133.

Geem, Z.W., Tseng, C.L. and Park, Y., 2005, August. Harmony search for generalized orienteering problem: best touring in China. In *International conference on natural computation*. 741-750.

Ghodousi, H. and Oskouhi, M., 2015. Determination of optimal dimensions of concrete gravity dams using LINGO11 nonlinear modeling. *Journal of Civil Engineering and Urbanism*, 5(2): 47-52.

Karaboga D., Bahriye, A., 2009 A Comparitive Study of Artificial Bee Colony Algorithm, *Journal of Applied Mathematics and Computation*, 2(14): 108-132.

Kennedy, J. and Eberhart, R., 1995, November. Particle swarm optimization. In *Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks*, 4: 1942-1948.

Khatibinia, M. and Khosravi, S., 2014. A hybrid approach based on an improved gravitational search algorithm and orthogonal crossover for optimal shape design of concrete gravity dams. *Applied Soft Computing*, 16:223-233.



Khatibinia, M., Chiti, H., Akbarpour, A. and Naseri, H.R., 2016. Shape optimization of concrete gravity dams considering dam–water–foundation interaction and nonlinear effects. *Iran University of Science & Technology*, 6(1):115-134.

Li, F.A.N., Qie, S.B.Z., Wu, T.C.X. and GAO, F.D.P., 2011, May. A method based on PSO-RBF to the optimization of dam structure. In 2011 Chinese Control and Decision Conference. 1846-1850.

Salajegheh, J. and Khosravi, S., 2011. Optimal shape design of gravity dams based on a hybrid meta-heuristic method and weighted least squares support vector machine. *Iran University of Science & Technology*, 1(4): 609-632.

Salajegheh, J. Salajegheh, E. Khatibinia, M and Khosravi, S., 2012. A hybrid meta-heuristic method and weighted least squares support vector machine method for the optimal shape design of gravity dams. *The Eleventh International Conference on Computational Structures Technology*, Dubrovnik, Croatia.

Salmasi, F., 2011. Design of gravity dam by genetic algorithms. *International Journal of Civil and Environmental Engineering*, 3(3):187-192.

Stacey, A., Jancic, M. and Grundy, I., 2003, December. Particle swarm optimization with mutation. *Congress on Evolutionary Computation*. 2: 1425-1430.

Tan, F. and Lahmer, T., 2019. Shape design of arch dams under load uncertainties with robust optimization. *Frontiers of Structural and Civil Engineering*, 13(4): 852-862.

Vasebi, A., Fesanghary, M. and Bathaee, S.M.T., 2007. Combined heat and power economic dispatch by harmony search algorithm. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 29(10): 713-719.

Wang, Y.Q., Zhao, R.H., Liu, Y., Chen, Y.Z. and Ma, X.Y., 2019. Shape Optimization of Single-Curvature Arch Dam Based on Sequential Kriging-Genetic Algorithm. *Applied Sciences*, 9(20):4366.

Wu, X., Qie, Z., Zhou, Z. and Zhang, H., 2008. Application of improved PSO to optimization of gravity dam and sluice gate. *7th World Congress on Intelligent Control and Automation*. 6178-6182.



Determination the optimal dimensions of concrete gravity dam by using metaheuristic algorithms (Comparison of algorithms)

Bahareh Pirzadeh ^{1,*}, Jafar Jafarinasl ², Ali Mohtashami ³, Sima Ohadi⁴

Abstract

Concrete gravity dams secure their stability by the weight of the concrete used in their structure. Therefore, minimizing their weight (the volume of concrete consumed in their body) can reduce the costs significantly. This study aims to evaluate the performance of three metaheuristic optimization algorithms: harmony search, particle swarm optimization, and artificial bee colony, to find the optimal cross-section size of the gravity dam. In this way, the Koyna dam located in India is considered a case study. The programming is applied in Matlab software. Each algorithm under the constraints of this problem (the sliding, overturning, and vertical tension on the body of the dam) is run 6 times. Finally, the lowest value was chosen as the optimal result. The results revealed that however all the algorithms have the optimal outputs than their real one but the optimum one is for the harmony search algorithm. To investigate the role of available uncertainties of dam cross-section, Monte Carlo simulation is engaged. The achieved results based on reliability show more safety of dam design.

Keywords: Koyna gravity dam, Optimization, Metaheuristic Algorithms, Reliability, Monte Carlo.

¹ Associate Professor of Civil Engineering, Civil Engineering Department, Faculty of Engineering, University of Sistan and Baluchestan, Zahedan, Iran. Corresponding Author: b_pirzadeh@eng.usb.ac.ir

² PhD student, Civil Engineering Department, Faculty of Engineering, University of Sistan and Baluchestan, Zahedan, Iran. Jafar.Jafarinasl@pgs.usb.ac.ir

³ PhD, Civil Engineering Department, Faculty of Engineering, University of Sistan and Baluchestan, Zahedan, Iran. Mohtashamiali@pgs.usb.ac.ir

⁴ PhD Student, Civil Engineering Department, Faculty of Engineering, University of Sistan and Baluchestan, Zahedan, Iran. Ohadi_Sima@pgs.usb.ac.ir

Extended Abstract

Research Paper

Determination the optimal dimensions of concrete gravity dam by using metaheuristic algorithms (Comparison of algorithms)

Bahareh Pirzadeh¹, Jafar Jafarinasl², Ali Mohtashami³, Sima Ohadi⁴

¹ Associate Professor of Civil Engineering, Civil Engineering Department, Faculty of Engineering, University of Sistan and Baluchestan, Zahedan, Iran. Corresponding Author: b_pirzadeh@eng.usb.ac.ir

¹ PhD student, Civil Engineering Department, Faculty of Engineering, University of Sistan and Baluchestan, Zahedan, Iran. Jafar.Jafarinasl@pgs.usb.ac.ir

¹ PhD, Civil Engineering Department, Faculty of Engineering, University of Sistan and Baluchestan, Zahedan, Iran. Mohtashamiali@pgs.usb.ac.ir

¹ PhD Student, Civil Engineering Department, Faculty of Engineering, University of Sistan and Baluchestan, Zahedan, Iran. Ohadi_Sima@pgs.usb.ac.ir



10.22125/IWE.2020.182979.1105

Received:

15. November.2019

Accepted:

14. July.2020

Available online:

10. January.2022

Keywords: Koyna gravity dam, Optimization, Metaheuristic Algorithms, Reliability, Monte Carlo.

Abstract

Concrete gravity dams secure their stability by the weight of the concrete used in their structure. Therefore, minimizing their weight (the volume of concrete consumed in their body) can reduce the costs significantly. This study aims to evaluate the performance of three metaheuristic optimization algorithms: harmony search, particle swarm optimization, and artificial bee colony, to find the optimal cross-section size of the gravity dam. In this way, the Koyna dam located in India is considered a case study. The programming is applied in Matlab software. Each algorithm under the constraints of this problem (the sliding, overturning, and vertical tension on the body of the dam) is run 6 times. Finally, the lowest value was chosen as the optimal result. The results revealed that however all the algorithms have the optimal outputs than their real one but the optimum one is for the harmony search algorithm. To investigate the role of available uncertainties of dam cross-section, Monte Carlo simulation is engaged. The achieved results based on reliability show more safety of dam design.

1. Introduction

Dams are the most important hydraulic structures used for various purposes such as flood control, power supply, and water storage in domestic, industrial, and agricultural. Weighted concrete dams are among the dams used by humans on streams and rivers. Concrete gravity dams secure their stability by the weight of the concrete used in their structure, therefore minimizing their weight or the volume of concrete, consumed in their body can reduce the costs significantly.

2. Materials and Methods

The aim of this study is to evaluate the performance of three metaheuristic optimization algorithms harmony search, particle swarm optimization and artificial bee colony, in order to find the optimal cross section size of gravity dam. In this way, the Koyna dam is considered a case study. The Koyna Dam is one of the largest dams in Maharashtra, India. It is a rubble-concrete dam constructed on the Koyna River that rises in Mahabaleshwar.

Harmony search (HS) is a music-inspired algorithm. In the standard HS, solutions are represented by the population of harmonies, using three choices or rules. The first rule corresponds to selection or elitism, and the second and third rules are mutation.

Particle swarm optimization (PSO) is a population-based stochastic optimization technique. The system is initialized with a population of random solutions and searches for optima by updating generations. However, PSO has no evolution operators such as crossover and mutation.

Artificial bee colony (ABC) is a stochastic search technique based on swarm intelligence, which mimics the process of honey bee swarms foraging for food. In this algorithm, each candidate solution represents the position of the food source in the search space, and the quality of the nectar amount of the food source is used as a fitness evaluator.

Design variables are geometric parameters related to dam shape. The objective function is to reduce the volume of the weighted concrete dam in unit length. Also, the constraints of the problem are the values of reliability against slips, reversals, and stresses on the surface of the dam body that must be within their permissible limits.

The programming was applied in Matlab software. Each algorithm under the constraints of the problem was run 6 times. Finally, the lowest value was chosen as the optimal result.

According to the desired results of the Harmony search optimization algorithm, to show the importance of optimization based on reliability, the optimal design of concrete dam shape was investigated again in the presence of some of the uncertainties affecting the dam stability. Adhesion parameters, friction angle, and the water level behind the dam were considered as uncertainty variables. The forces on the dam include the ones resulting from dam weight, hydrostatic, water pressure, uplift, and earthquake forces. Considering the reliability of the dam against stability Harmony search optimization algorithm was implemented five times. The best answer for optimal sections of the dam based on reliability was presented.

3. Results

Comparing the results of the applied algorithms showed that the harmony search optimization algorithm with the volume of concrete consumed 3012.86 m³ has the best answer, and the optimization algorithm of artificial honeybee community with the amount of 3016.07 m³ has the weakest result. Comparing the results of the applied algorithms showed that the harmony search optimization algorithm with the volume of concrete consumed 3012.86 m³ has the best answer. Also, the optimization algorithm of the artificial honeybee community with the amount of 3016.07 m³ has the weakest result.

The effect of uncertainties in estimating dam section dimensions using the Monte Carlo simulation method showed that considering reliability in the optimal design increases the dam safety. While, in optimization without the application of uncertainties, the dam safety is investigated in a special case.

4. Discussion and Conclusion

The results revealed that however all the algorithms have the optimal outputs than its real one but the optimum one is for harmony search algorithm. Also, considering reliability in optimal design increases the optimum volume of the dam.

5. Six important references

Abedinia, O., Barazande, E.S. and Amjady, N., 2012. Solving optimal unit commitment problem based on wind power effects using harmony search algorithm. *International Journal of Basic and Applied Science (IJBAS)*, 2(11), pp.11764-11773.

Calayir, Y. and Karaton, M., 2005. A continuum damage concrete model for earthquake analysis of concrete gravity dam–reservoir systems. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 25(11), pp.857-869.

Geem, Z.W., Tseng, C.L. and Park, Y., 2005, August. Harmony search for generalized orienteering problem: best touring in China. In *International conference on natural computation* (pp. 741-750). Springer, Berlin, Heidelberg.

Ghodousi, H. and Oskouhi, M., 2015. Determination of optimal dimensions of concrete gravity dams using LINGO11 nonlinear modeling. *Journal of Civil Engineering and Urbanism*, 5(02), pp.47-52.

Khatibinia, M., Chiti, H., Akbarpour, A. and Naseri, H.R., 2016. Shape optimization of concrete gravity dams considering dam–water–foundation interaction and nonlinear effects. *Iran University of Science & Technology*, 6(1), pp.115-134.

Salajegheh, J. and Khosravi, S., 2011. Optimal shape design of gravity dams based on a hybrid meta-heuristic method and weighted least squares support vector machine. *Iran University of Science & Technology*, 1(4): 609-632.

Conflict of Interest

Authors declared no conflict of interest.