

بهینه‌سازی مسیر چاه انحرافی بر اساس روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات

امیرحسین جنابی^۱؛ کاوه آهانگری^{۲*}؛ سید جمال شیخ‌ذکریایی^۲

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی نفت، گروه مهندسی نفت، دانشکده نفت و مهندسی شیمی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
۲- استاد، گروه مهندسی معدن، دانشکده فنی و مهندسی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
۳- استادیار، گروه زمین‌شناسی، دانشکده علوم پایه، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

پذیرش: ۱۴۰۱/۰۶/۰۱

دریافت: ۱۴۰۰/۱۰/۰۱

طراحی و بهینه‌سازی مسیر چاه‌های انحرافی با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) با هدف رسیدن به طول مسیر بهینه و کمترین هزینه، موضوعی است که در این مقاله به آن پرداخته شد. PSO یک الگوریتم محاسباتی است که از حرکت جمعی برخی از حیوانات مانند دسته پرندگان و ماهی‌ها الهام می‌گیرد. در طراحی مسیر چاه، مقدار عمق اندازه‌گیری‌شده واقعی (TMD) در اولویت است و سپس سایر پارامترهای مهم هندسی نظیر عمق تا نقطه‌ی شروع انحراف (D_{KOP})، شیب، آزیموت و قسمت افقی (HD) مورد توجهات بعدی قرار گرفتند. محاسبات طراحی مسیر که در محیط MATLAB انجام گرفت، بر اساس یک چاه واقعی حفر شده در مصر انجام شد که قبلاً توسط شوکر [۲۰] با الگوریتم ژنتیک و آتش‌نژاد [۲] با PSO کلاسیک (متفاوت با کار این مقاله) طراحی شد. آنچه که نسخه‌های مختلف کلاسیک را رقم می‌زند تغییر در وزن اینرسی است. دستاورد مهم این تحقیق، پیشنهاد طراحی مسیر بهینه‌ی یک چاه انحرافی با استفاده از روش PSO است که خود یکی از انواع روش‌های هوش مصنوعی است. نتیجه به این صورت قابل تدوین است که مقدار TMD روش ابرهارت - شی مقدار ۱۴۸۳۸/۰۸ فوت پیشنهاد می‌دهد که از روش آتش‌نژاد و روش شوکر کمتر پیش‌بینی می‌کند و تلاشی جهت بهبود مسیر بهینه می‌باشد و در کاهش هزینه حفر چاه مؤثر است.

چکیده

چاه انحرافی، طراحی مسیر، بهینه‌سازی، بهینه‌سازی ازدحام ذرات، نرم‌افزار MATLAB.

واژگان کلیدی

۱- مقدمه

جهت‌دار ۱/۴ برابر گران‌تر از حفر چاه عمودی است. اما در هر دو مورد، هزینه‌ی حفاری با دو عامل مانند طول چاه و زمان محاسبه متناسب است. بنابراین، اگر امکان کاهش طول مسیر چاه وجود داشت؛ معمولاً زمان رسیدن به مقصد مورد نظر کاهش می‌یابد و در نهایت، هزینه‌ی کلی حفاری و احتمال خطر را کاهش می‌دهد [۱۰]. دلایلی مانند افزایش بهره‌وری^۲ سبب شد که حفاری جهت‌دار از سال ۱۹۹۰ محبوب شود [۲۱]. در اوایل، به دلیل فقدان مدل ریاضی قوی

مزایای حفاری چاه انحرافی در صنعت بسیار معروف است. در آغاز قرن نوزدهم در تگزاس آمریکا اولین چاه افقی حفر شد. قبل از ۱۹۵۰ تنها یک بخش افقی که زیر ۱۰۰ متر طول داشت حفاری شد، اما به تدریج این فناوری توسعه یافت [۱۵]. فناوری حفاری جهت‌دار بین دهه‌های ۱۹۸۰ تا ۱۹۹۰ تبدیل به یک فناوری تجاری مناسب شد. از مطالعات جوشی^۱ [۸] مشخص شد که هزینه‌ی حفاری چاه

² Productivity

¹ S. Joshi

الگوریتم‌های بهینه‌سازی گرگ خاکستری¹¹ (GWO) و بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) پیشنهاد شد که این سه هدف بهینه‌سازی حفاری از طریق ۱۷ متغیر تنظیم‌کننده حل می‌کند. بهبود الگوریتم اصلی PSO با به‌روزرسانی فاز بهره‌برداری آن با ادغام الگوریتم GWO و فاز اکتشاف با استفاده از یک اتوماسیون سلولی پیشنهاد شد. در طول بهینه‌سازی، محدودیت‌های عملیاتی چاه مانند عمق عمودی واقعی و لوله جدارها مورد استفاده قرار گرفتند [۳]. جدول (۱) خلاصه‌ی پیشینه‌ی تحقیق را نشان می‌دهد.

جدول ۱- خلاصه‌ی سابقه‌ی تحقیق

ردیف	عنوان کار	محقق	سال
۱	اولین چاه افقی	-	قرن ۱۹
۲	حفر چاه افقی زیر ۱۰۰ متر	-	قبل از ۱۹۵۰
۳	وابستگی طراحی چاه به تجربیات شخصی به دلیل فقدان مدل ریاضی	آمارا و مارتین	۱۹۹۰
۴	محبوبیت حفاری جهت‌دار	شورت	۱۹۹۳
۶	اولین روش طراحی بهینه‌سازی غیرخطی	هلمی و همکاران	۱۹۹۸
۷	هزینه بیشتر حفاری چاه جهت‌دار به چاه عمودی	جوشی	۲۰۰۳
۸	بهینه‌سازی سه‌بعدی بر اساس الگوریتم ژنتیک	شوکر	۲۰۰۴
۹	بهینه‌سازی بر اساس PSO	لی	۲۰۱۹
۱۰	کاهش وزن اینرسی سبب افزایش دقت در PSO	طاهر و همکاران	۲۰۲۰
۱۱	استفاده از تابع همسایگی جدید با PSO	بیسواس و همکاران	۲۰۲۰
۱۲	روش ترکیبی از اتوماسیون سلولی با الگوریتم گرگ خاکستری	بیسواس و همکاران	۲۰۲۱

و نظریه‌های بهینه‌سازی مرتبط، طراحی چاه به شدت به تجربیات یک مهندس بستگی داشت. به همین دلیل، محققان بارها انتخاب و تنظیم پارامترها را انجام می‌دادند که بسیار وقت‌گیر و ناکارآمد بود [۱]. در سال ۱۹۹۸ هلمی^۱ اولین روش طراحی خوب عملی مبتنی بر نظریه‌ی بهینه‌سازی غیرخطی بر اساس مدل دو بعدی ایجاد کرد [۷]. پس از آن در سال ۲۰۰۴ کار بهینه‌سازی دیگری توسط شوکر^۲ و همکاران از مسیر چاه تکمیل شد که بر اساس مدل سه‌بعدی بود. الگوریتم PSO در برنامه‌های مختلف که توسط نویسندگان متعدد برای طراحی و بهینه‌سازی یک مسیر خوب طراحی شد، موفق بود. به عنوان مثال، در مطالعه‌ای که توسط جان لی^۳ و همکاران [۱۲] براساس بهینه‌سازی ازدحام ذرات انجام شد، مسیر بهینه‌ی یک چاه افقی که دارای شعاع طولانی بود با انتخاب پروفایل افقی^۴، نقطه انحراف^۵ (KOP)، مسیر چرخش افقی^۶، تعیین نقطه برگشت عمودی^۷ و وزن گل بهینه شد. سپس بهترین جهت چاه بر اساس مکانیک سنگ و پایداری چاه انتخاب شد تا مسیر مطلوب بدون مشکلات بی‌ثباتی حفاری شود. طاهر^۸ و همکاران ثابت کردند که در الگوریتم PSO، کاهش وزن اینرسی (W) باعث می‌شود ذرات به آرامی به سمت یک نقطه همگرا شوند و سبب افزایش دقت جواب‌های موجود در مرحله اکتشاف شود [۲۲]. استفاده از یک تابع همسایگی جدید با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای به حداقل رساندن عمق اندازه‌گیری‌شده‌ی واقعی (TMD) توسط بیسواس^۹ انجام گرفت [۴]. براساس مطالعه و تحقیق بیسواس و همکاران، طراحی مسیر چاه یک مسأله‌ی بهینه‌سازی ریاضی غیرخطی و محدود است که برای ایجاد یک مسیر چاه مقرون به‌صرفه، ایمن و به راحتی قابل‌دسترس مورد استفاده قرار می‌گیرد. عمق واقعی اندازه‌گیری‌شده‌ی (TMD)، گشتاور و انرژی کرنش به عنوان توابع هدف برای ارزیابی طراحی مسیر چاه در این کار استفاده شد. حداقل مقادیر این توابع هدف، مسیر را قادر می‌سازد تا با حداقل هزینه‌ی حفاری و حداکثر ایمنی حفر شود. تغییرات زیادی در روش‌های فراابتکاری اصلی در طول کاربردهای قبلی ایجاد شد، که عمدتاً قابلیت اکتشاف الگوریتم‌های اصلی با حفظ قابلیت بهره‌برداری را بهبود می‌بخشد. برای پرداختن به این موضوع، یک روش ترکیبی جدید از اتوماسیون سلولی^{۱۰} (CA) با

¹ M. W. Helmy

² E. Shokir

³ Jun Li

⁴ Horizontal Profile

⁵ Kick-off Point

⁶ Horizontal Turn Trajectory

⁷ Vertical Turn

⁸ M. Tahir

⁹ K. Biswas

¹⁰ Cellular Automata (CA)

۲- الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات^{۱۲}

¹¹ Grey Wolf Optimization (GWO)

¹² Particle Swarm Optimization (PSO)

می‌کند. مشکل یافتن بهترین نقطه برای فرود، یک مسأله‌ی بهینه‌سازی است. یک دسته پرنده باید طول و عرض جغرافیایی^۷ بهترین نقطه را شناسایی کند تا شرایط بقای اعضای گروه خود را به حداکثر برساند. برای انجام این کار، هر پرنده همزمان که پرواز می‌کند، به جستجو و ارزیابی نقاط مختلف با استفاده از چندین معیار می‌پردازد. هر یک از این پرندگان این مزیت را دارند که بدانند مکان بهینه در کجا پیدا می‌شود تا زمانی که کل گروه به این شناخت دست یابد به جستجو ادامه دهند. مطالعاتی که توسط رینولدز^۸ در سال ۱۹۸۷ (حدود ۸ سال قبل از ارائه‌ی نظریه *PSO*) انجام شد، بینش‌های جالبی را نشان می‌دهد [۱۶]. رینولدز عمدتاً علاقه‌مند به شبیه‌سازی الگوهای پرواز پرندگان برای اهداف شبیه‌سازی کامپیوتری بود. با توجه به اینکه پرندگان (یا ماهی‌ها) باید قدرت پردازش^۹ محدود داشته باشند، انتظار نمی‌رود هر فردی مجبور شود همه‌ی اعضای گله را ردیابی کند. بنابراین نتیجه گرفته می‌شود که یک پرنده (یا ماهی) تنها به تعداد محدودی از همسایگان خود توجه می‌کند؛ به این معنی که کنترل، محلی است و نه سراسری. دلایل متعددی برای توجیه رفتار گله‌ای حیوانات که در طبیعت دیده می‌شود بیان گردید. برخی از مزایای آن عبارتند از: حفاظت از شکارچیان، بهبود بقای ژن، سود بردن از یک منطقه جستجوی بزرگ‌تر در رابطه با غذا. رینولدز مدل گله‌های خود را با استفاده از سه قانون ساده‌ی زیر انجام داد: اجتناب از برخورد، تطبیق سرعت و مرکزیت گله. ماتاریک^{۱۰} مفاهیم زیر را در حرکت گروهی پرندگان تعریف می‌کند [۱۳]: تحرک ایمن^{۱۱}: توانایی حرکت گروهی و اجتناب از برخورد با یکدیگر و با موانع. پراکندگی^{۱۲}: توانایی گروه برای حفظ حداقل فاصله. تجمع^{۱۳}: توانایی گروه برای حفظ حداکثر فاصله. هدف‌یاب^{۱۴}: توانایی یافتن یک منطقه یا مکان خاص.

ویژگی اصلی یک سیستم ازدحامی، توانایی آن برای عملکرد هماهنگ بدون حضور هماهنگ‌کننده یا کنترل‌کننده خارجی است. علی‌رغم کمبود افراد مسئول گروه، خود گروه در کل رفتار هوشمندانه‌ای از خود نشان می‌دهد. این نتیجه تعامل افراد همسایه با استفاده از قوانین ساده است. هوش ازدحام از زمانی که برای اولین بار معرفی شد تا کنون در بسیاری از زمینه‌های مختلف علمی و مهندسی مورد استفاده قرار گرفت.

در اوایل دهه‌ی ۱۹۹۰، مطالعات متعددی در مورد رفتار اجتماعی گروه‌های حیوانی انجام شد. این مطالعات نشان داد که برخی از حیوانات متعلق به گروه پرندگان و ماهی‌ها، می‌توانند اطلاعات را بین خود به اشتراک بگذارند و یک هوش ازدحامی^۱ را از خود نشان دهند که چنین قابلیت، مزیت بقای بهتری را به این حیوانات می‌بخشد [۶]. کندی و ابرهارت^۲ با الهام از این ویژگی حیوانات، در سال ۱۹۹۵ الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (*PSO*) را پیشنهاد کردند [۱۱] که یک الگوریتم فراابتکاری^۳ می‌باشد و برای بهینه‌سازی توابع پیوسته‌ی غیرخطی^۴ مناسب است و قادر به حل مسائل پیچیده‌ی ریاضی موجود در مهندسی است. نویسندگان این الگوریتم، طراحی و بهینه‌سازی را با الهام از مفهوم هوش ازدحامی، که اغلب در گله‌ها و دسته‌های حیوانات دیده می‌شود، استخراج کردند. توجه به این نکته بسیار مهم است که پرداختن به *PSO* در مقایسه با سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی، زمانی بیشترین مزیت را دارد که پارامترهای کمتری برای تنظیم موجود باشد. [۱۷].

به‌منظور توضیح در مورد اینکه چگونه *PSO* از فرمول‌بندی یک الگوریتم بهینه‌سازی برای حل مسائل پیچیده‌ی ریاضی الهام می‌گیرد، ابتدا بحثی در مورد رفتار دسته‌ای از پرندگان انجام می‌شود. این پرندگان که بر فراز یک مکان پرواز می‌کنند باید در نقطه‌ای فرود آیند و تعریف اینکه کل دسته باید در کدام نقطه فرود آید یک مشکل پیچیده است، زیرا به چندین موضوع بستگی دارد، از جمله ماکزیمم در دسترس بودن غذا و مینیمم خطر وجود شکارچی. در این زمینه می‌توان حرکت پرندگان را به عنوان یک حرکت موج درک کرد. پرندگان به‌طور همزمان برای مدتی حرکت می‌کنند تا زمانی که بهترین مکان برای فرود مشخص شود تا دسته پرندگان به یکباره فرود آیند. در این مثال، حرکت دسته‌ی پرندگان فقط زمانی اتفاق می‌افتد که همه‌ی اعضای گروه بتوانند اطلاعات را بین خود به اشتراک بگذارند. در غیر این صورت، هر پرنده‌ای به احتمال زیاد در دو فاکتور مکان و زمان، متفاوت از دیگری عمل خواهد کرد. مطالعات مربوط به رفتار اجتماعی حیوانات از اوایل دهه ۱۹۹۰، نشان داد که همه پرندگان ازدحامی که در جستجوی مکان خوبی برای فرود هستند، می‌توانند بهترین نقطه را در زمانی که توسط یکی از اعضای گروه پیدا شود، بدانند. با استفاده از آن، هر عضو ازدحام، تجربه و دانش خود را که به عنوان دانش اجتماعی^۵ شناخته می‌شود؛ در اختیار دیگر اعضای گروه قرار می‌دهد و اطلاعات خود را به‌روز^۶

⁷ Latitude and Longitude

⁸ Craig Reynolds

⁹ Processing Power

¹⁰ Maja Mataric

¹¹ Safe-Wandering

¹² Dispersion

¹³ Aggregation

¹⁴ Homing

¹ Swarm Intelligence

² Kennedy and Eberhart

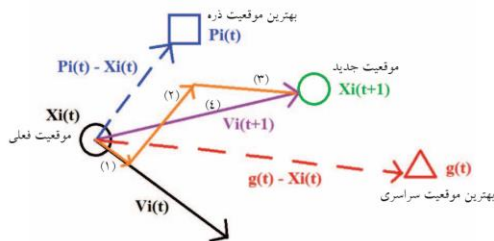
³ Metaheuristic Algorithm

⁴ Nonlinear Continuous Functions

⁵ Social Knowledge

⁶ Update

تصادفی r_1^A و r_2 ضرب می‌شوند. این مقدار تصادفی دارای اهمیت زیادی است چرا که از افتادن الگوریتم در یک بهینه‌ی محلی جلوگیری می‌کند.



شکل ۱- نمایش روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات. بردارهای ۱، ۲ و ۳ به ترتیب در جهت موقعیت فعلی، در جهت بهترین موقعیت تجربه شده توسط همان ذره و در جهت بهترین موقعیت تجربه شده توسط کل ذرات را نشان می‌دهد و بردار ۴ بیانگر جمع برداری آن‌ها است [۹].

۳- فرمول‌بندی ریاضی PSO

با در نظر گرفتن یک ازدحام با p ذره، بهتر است مکان و سرعت ذره‌ی i در تکرار t را به ترتیب با x_i^t و v_i^t نشان داد. سپس مکان و سرعت جدید در تکرار $(t + 1)$ از طریق معادلات زیر به‌روز می‌شوند:

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

و

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (2)$$

در معادلات فوق، w ضریب اینرسی یا وزن اینرسی^۸، c_1 و c_2 ضرایب تأثیر شخصی و اجتماعی، و r_1^t و r_2^t اعداد تصادفی در تکرار t ، $x_{i,best}^t$ بهترین موقعیت تجربه شده توسط ذره i در تکرار t و $x_{g,best}^t$ بهترین موقعیت تجربه شده در بین تمامی ذرات است. در معادله (۲) یا معادله‌ی به‌روزرسانی مکان، سرعت در مرحله $t + 1$ انجام می‌گیرد. معادله‌ی به‌روزرسانی سرعت، نشان می‌دهد که سه سهم مختلف در حرکت یک ذره در یک تکرار وجود دارد، بنابراین سه جمله در آن بیشتر مورد بحث قرار می‌گیرد. درحالی‌که معادله (۲) فقط موقعیت ذره را به‌روز می‌کند. اکنون به بررسی جملات این دو معادله پرداخته می‌شود. یکی از تفاوت‌های اصلی نسخه‌ی کلاسیک PSO با سایر نسخه‌های مشتق شده از آن، در پارامتر اینرسی است که در جمله‌ی اول معادله (۱) ظاهر می‌شود. اولین جمله‌ی معادله (۱)، حاصلضرب بین پارامتر w در سرعت فعلی ذره است. لذا حرکت فعلی ذره را به حرکت جدید آن ربط می‌دهد. باید

اکنون به جنبه‌ی کمی الگوریتم پرداخته می‌شود. هدف یک مسأله‌ی بهینه‌سازی، تعیین متغیری است که با بردار $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ نشان داده می‌شود که بسته به فرمول بهینه‌سازی پیشنهادی، تابع $f(X)$ حداقل یا حداکثر شود. بردار متغیر X به عنوان بردار مکان^۱ شناخته می‌شود. این بردار، یک بردار n بُعدی است که در آن n نشان‌دهنده‌ی تعداد متغیرهایی است که ممکن است در یک مسأله تعیین شوند، مثلاً طول و عرض جغرافیایی در مسأله‌ی تعیین یک نقطه در زمین توسط یک دسته پرنده. از سوی دیگر، تابع $f(X)$ را تابع برازش^۲ یا تابع هدف^۳ می‌نامند، که تابعی است که می‌تواند خوب یا بد بودن مکان (X) را ارزیابی کند؛ یعنی یک پرنده فکر می‌کند که یک نقطه فرود مشخص، چقدر مناسب است. سپس آن را پیدا می‌کند و چنین ارزیابی در این مورد از طریق چندین معیار بقاء^۴ نظیر وضعیت استتار یا پراکندگی غذا انجام می‌شود.

در روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات، هر موجودی حکم یک ذره دارد که در فضای جستجو پخش می‌شود. هر ذره، مقدار تابع هدف را در موقعیتی از فضا که در آن قرار گرفته محاسبه می‌کند. در هر تکرار، ذره باید مقداری در جهت حرکت فعلی خود، مقداری به سمت بهترین تجربه‌ی خود و مقداری به سمت بهترین تجربه‌ی کل ذرات حرکت کند تا به موقعیت جدید برسد. بنابراین مطابق شکل (۱)، بردار سرعت جدید ذره، برآیند سه بردار پیشین است: بردار ۱ در جهت موقعیت فعلی، بردار ۲ در جهت بهترین موقعیت تجربه شده توسط همان ذره و بردار ۳ در جهت بهترین موقعیت تجربه شده توسط کل ذرات. نکته‌ی مهم برای رسیدن سریع‌تر به نقطه‌ی بهینه این است که هر کدام از بردارها به‌طور خالص و دست‌نخورده در نظر گرفته نشود بلکه آن‌ها در یک ضریبی ضرب گردد تا مسأله حالت شناور پیدا کند و در شرایط گوناگون بتواند خود را وفق دهد.

این ضرایب گاه ثابت و گاه متغیر در نظر گرفته می‌شوند. پارامتری که در بردار ۱ ضرب می‌شود، ضریب اینرسی^۵ نامیده می‌شود و با w نشان می‌دهند؛ بیانگر این است که ذره در مسیر (موقعیت) فعلی با چه نسبتی ادامه دهد. ضرایبی که در بردارهای ۲ و ۳ ضرب می‌شوند، به ترتیب ضریب تأثیر شخصی^۶ و ضریب تأثیر اجتماعی ذرات^۷ نامیده می‌شوند و با c_1 و c_2 نشان داده می‌شوند و برای اینکه حالت متغیر به این ضرایب داده شود در مقادیر

¹ Position Vector

² Fitness Function

³ Objective Function

⁴ Survival Criterion

⁵ Inertia Coefficient

⁶ Social Influence Coefficient

⁷ Personal Influence Coefficient

⁸ Random Value

⁹ Inertia Weight

$w = 1$ باشد، $PSO-In$ معادل PSO اصلی است. مقادیر c_1 و c_2 در معادله‌ی (۳) معمولاً طبق توصیه‌ی کندی و ابرهات [۱۱] برابر ۲ تنظیم می‌شود؛ که به این معنی است که بخش‌های «اجتماعی» و «شناخت فردی» تأثیر یکسانی بر به‌روزرسانی سرعت دارند. هنگامی که $w < 0.8$ باشد، PSO می‌تواند بهینه‌ی سراسری را به طور مؤثری پیدا کند، به شرط آنکه راه حل بهینه در فضای جستجوی اولیه باشد. همچنین وقتی $w > 1.2$ باشد، ذرات توانایی اکتشاف قوی‌تری دارند و در نتیجه شانس بیشتری برای مکان‌یابی منطقه‌ی بهینه‌ی سراسری دارند. با این حال، توانایی بهره‌وری آن بدتر از PSO اصلی است.

زمانی که $0.8 < w < 1.2$ باشد، الگوریتم PSO فرصت‌های بهتری برای یافتن بهینه‌ی سراسری در تعداد معقولی از تکرار دارد. شی و ابرهات بهبود قابل توجهی از کاهش زمان در عملکرد روش PSO در طول نسل‌هایی که از تکرارها به‌وجود می‌آمد معرفی کردند [۱۸]. این استراتژی کاهش زمان برای w می‌تواند به صورت زیر نوشت:

$$w_n = \frac{(w_{initial} - w_{final})(n_{max} - n)}{n_{max} + w_{final}} \quad (۴)$$

که w_n مقدار وزن اینرسی در n امین تکرار است، $w_{initial}$ و w_{final} به ترتیب مقادیر اولیه و نهایی وزن اینرسی هستند؛ n_{max} و n نیز به ترتیب عدد تکرار بیشینه و عدد تکرار در حال محاسبه را نشان می‌دهند.

در ابتدای جستجو با وزن اینرسی بزرگ، PSO می‌تواند تنوع بالایی را برای استفاده از محدوده‌ی کامل فضای جستجو فراهم کند. در پایان جستجو، وزن اینرسی کوچک می‌تواند به PSO کمک کند تا با تنظیم دقیق، به راه‌حل بهینه همگرا شود. شی و ابرهات تحقیقات گسترده‌ای در مورد وزن اینرسی کاهش‌ی خطی ارائه کردند [۱۹]. در آزمایش‌های شبیه‌سازی این محققان، مقدار w از ۰/۹ در ابتدای جستجو به ۰/۴ در پایان جستجو رسید. شی و همکاران توانستند نشان دهند که با وزن اینرسی کاهش‌ی خطی در محدوده‌ی ۰/۴ تا ۰/۹، الگوریتم PSO به طور مؤثری همگرا می‌شود و عملکرد آن به پارامترهای دیگر مانند اندازه‌ی جمعیت و حداکثر تعداد تکرار حساس نیست. با این حال، آن‌ها دو مشکل را در الگوریتم PSO نشان دادند: یکی اینکه PSO ممکن است در نهایت توانایی جستجوی سراسری نداشته باشد زیرا مقدار وزن اینرسی کم است، و دیگری اینکه PSO ممکن است در برخورد با مشکلات پیچیده که دارای نقاط بهینه‌ی محلی متعددی است، با مشکلاتی مواجه شود. به‌منظور حل برنامه‌های کاربردی دنیای واقعی که طبیعتی پویا دارند، وزن اینرسی تصادفی زیر توسط ابرهات و شی پیشنهاد شد [۵]:

توجه داشت که هنگام استفاده از مقادیر w کوچک، شبیه‌سازی‌ها زمان‌بر می‌شوند. در نسخه اصلی و اولیه‌ی PSO ، وزن اینرسی برابر با $w = 1$ تنظیم شد که در نسخه‌های اصلاح‌شده‌ی بعدی تغییر کرد.

جمله‌ی دوم معادله (۱) مربوط به یادگیری فردی^۱ است که با استفاده از تفاوت بین بهترین موقعیت یک ذره ($x_{i,best}$) و موقعیت فعلی^۲ آن (x_i) محاسبه می‌شود. پارامتر c_1 ، یک ثابت مثبت است و اهمیت تجربیات قبلی خود ذره را می‌سنجد. پارامتر دیگری که جمله‌ی دوم را تشکیل می‌دهد r_1 است و این یک پارامتر تصادفی در محدوده‌ی (۰ و ۱) است. این پارامتر تصادفی نقش مهمی ایفا می‌کند، زیرا از همگرایی زودرس^۳ جلوگیری می‌کند و دسترسی به محتمل‌ترین بهینه‌ی سراسری را افزایش می‌دهد [۱۱].

در نهایت جمله‌ی سوم، یادگیری اجتماعی^۴ است که سبب می‌شود تا همه ذرات موجود در ازدحام، قادر باشند اطلاعات بهترین نقطه‌ی به دست آمده را بدون توجه به اینکه کدام ذره آن را پیدا کرده، به اشتراک بگذارند. در نتیجه قالب آن دقیقاً مانند جمله‌ی دوم است که مربوط به یادگیری فردی است. بنابراین، تفاوت $(x_{gbest} - x_i)$ به‌عنوان یک کشش برای همه ذرات برای رسیدن به بهترین موقعیت تا زمانی که در چند تکرار پیدا شود عمل می‌کند. به طور مشابه، c_2 یک پارامتر یادگیری اجتماعی است و اهمیت یادگیری سراسری ازدحام را می‌سنجد. همچنین r_2 دقیقاً همان نقش r_1 را بازی می‌کند.

۴- نسخه کلاسیک ابرهات - شی

نسخه‌ی اصلی PSO دارای وزن اینرسی یک بود. اولین نسخه‌ی اصلاح شده‌ی PSO توسط شی و ابرهات با وزن اینرسی^۵ کمتر از یک پیشنهاد شد ($w < 1$) که به نسخه‌ی $PSO-In$ مشهور شد. لذا سرعت ذرات بر اساس فرمول زیر تنظیم می‌شود:

$$v_i^{t+1} = wv_i^t + c_1r_1^t(x_{i,best}^t - x_i^t) + c_2r_2^t(x_{gbest}^t - x_i^t) \quad (۳)$$

به‌منظور متعادل کردن جستجوی محلی و جستجوی سراسری در طول یک فرآیند بهینه‌سازی در PSO اصلی، مفهوم وزن اینرسی (w) در معادله‌ی (۳) معرفی شد که منجر به به‌روزرسانی سرعت می‌شود. وزن اینرسی می‌تواند یک مقدار مثبت باشد که بر اساس تجربه از یک تابع خطی یا غیرخطی انتخاب شد. وقتی

¹ Individual Learning

² Current Position

³ Premature Convergence

⁴ Social Learning

⁵ Inertia Weight

شد. این روش از شیب^۴ و آزیموت^۵ اندازه‌گیری شده در انتهای بالا و پایین طول مسیر برای ایجاد یک قوس دایره‌ای^۶ در صفحات عمودی و افقی^۷ استفاده می‌کند. در این روش فرض می‌شود که مسیر چاه روی یک استوانه^۸ قرار دارد که محور آن عمودی است و شعاع آن برابر با شعاع انحنا در صفحه‌ی افقی است. طول قوس بین انتهای بالایی و پایینی، طول مسیر در صفحه‌ی افقی را تعیین می‌کند. سپس می‌توان استوانه را باز کرد تا بتوان طول قوس دایره‌ای در امتداد سطح استوانه را محاسبه کرد.

اهمیت وزن اینرسی را نمی‌توان در عملکرد *PSO* انکار کرد چرا که وزن اینرسی به کنترل حرکت ذرات ازدحام کمک می‌کند و در نتیجه تعادل بین قابلیت‌های اکتشاف و بهره‌وری ازدحام حفظ می‌شود. در روش‌های وزن اینرسی تصادفی یکنواخت و نرمال، از توزیع یکنواخت و نرمال به‌عنوان وزن اینرسی استفاده می‌شود.

روش ابرهارت - شی مطابق با معادله (۵) و روش پنت مطابق با معادله (۶) عمل می‌کند. بعد از ۵۰۰ تکرار، طول مسیر بهینه چاه بر حسب فوت محاسبه شد (مطابق با جدول ۲):

جدول ۲- مقدار عمق اندازه‌گیری شده‌ی واقعی (*TMD*) بر حسب فوت با استفاده از دو نوع وزن اینرسی تصادفی روش ابرهارت - شی و روش پنت. همه اعداد بعد از ۵۰۰ تکرار بدست آمده‌اند.

روش	تکرار	عمق اندازه‌گیری شده‌ی واقعی (فوت)
ابرهارت-شی	۵۰۰	۱۴۸۳۸/۰۸
پنت	۵۰۰	۱۵۱۶۳/۵۴

این اعداد نشان می‌دهند که اگر قدرمطلق از تابع توزیع گرفته شود (روش پنت)، منجر به نتایج ضعیف‌تری خواهد شد. روش ابرهارت - شی در مقایسه با روش پنت، نتایج بهتری برای تعیین مقدار عمق اندازه‌گیری شده‌ی واقعی به‌دست می‌دهد؛ ضمن اینکه شیب همگرایی مطابق شکل (۳) در روش ابرهارت - شی نسبت به روش پنت بیشتر است. نوسانات مسیر در روش‌های وزن اینرسی تصادفی یکنواخت و نرمال نیز در شکل (۴) با هم مقایسه شد.

$$w_n = \frac{0.5 + rand}{2} \quad (5)$$

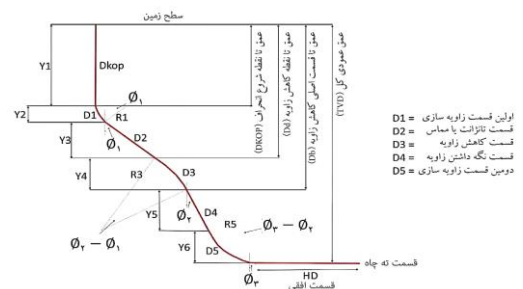
که در آن *rand* یک عدد تصادفی با توزیع یکنواخت^۱ است که در محدوده (۰-۱) توزیع می‌شود. سپس چندین تابع معیار مورد بررسی قرار گرفت و نتایج نشان داد که در مراحل اولیه، فرآیند بهینه‌سازی همگرایی سریعی دارد و می‌تواند راه‌حل مناسبی برای اکثر توابع پیدا کند. پنت و همکاران [۱۴] وزن اینرسی دینامیکی جدیدی را با استفاده از توزیع گاوسی (توزیع نرمال) پیشنهاد کردند. این نوع وزن اینرسی تصادفی با معادله زیر تعریف می‌شود:

$$w_n = \frac{|rand|}{2} \quad (6)$$

که در آن *rand* یک عدد تصادفی با توزیع نرمال^۲ است.

۵- محاسبات

یکی از حیاتی‌ترین عوامل در طراحی و برنامه‌ریزی چاه، بهینه‌سازی مسیر چاه می‌باشد. براین اساس، این مقاله روشی را برای طراحی و بهینه‌سازی مسیر چاه‌های انحرافی بر اساس الگوریتم *PSO* ارائه می‌دهد. هدف اصلی، توصیف و طراحی بهینه‌ی مسیر چاه است که با کمترین هزینه بتواند به هدف مورد نظر برسد. طراحی مسیر چاه انحرافی با استفاده از الگوریتم *PSO*، بر اساس یک چاه واقعی حفر شده در مصر انجام شد که شوکر و همکاران با استفاده از الگوریتم ژنتیک مسیر آن را طراحی و بهینه‌سازی کردند [۲۰]. سپس محققان دیگری از این اطلاعات، برای طراحی دوباره‌ی مسیر اقدام کردند؛ نظیر آتش‌نژاد و همکاران [۲] که با استفاده از تکنیک بهینه‌سازی عددی *PSO* کار طراحی و بهینه‌سازی مسیر را مطابق شکل (۲) انجام دادند.



شکل ۲- نمای کلی تعیین مسیر بهینه چاه با استفاده از الگوریتم *PSO* [۲]

در محاسبات و طراحی چاه، از روش شعاع انحنا^۳ هم استفاده

⁴ Inclination

⁵ Azimuth

⁶ Circular Arc

⁷ Vertical and Horizontal Planes

⁸ Cylinder

¹ Uniform Distribution

² Normal Distribute

³ Radius of Curvature Method

در جدول‌های (۳) و (۴)، مشخصات طول مسیر بهینه و زوایا با روش وزن اینرسی تصادفی ابرهارت-شی نشان داده شد. در جدول (۵) نتیجه‌ی روش ابرهارت-شی به‌کار رفته در این مقاله با کارهای آتش‌نژاد و شوکر مقایسه شد و مقدار TMD آن حدود ۱۸۵ فوت از روش آتش‌نژاد و حدود ۶۵۹ فوت از روش شوکر کمتر پیش‌بینی شد که تلاشی جهت بهبود مسیر بهینه است و همچنین در کاهش هزینه حفر چاه مؤثر می‌باشد.

جدول ۳- مشخصات طول مسیر با وزن اینرسی روش ابرهارت - شی. همه اعداد بعد از ۵۰۰ تکرار بدست آمده‌اند.

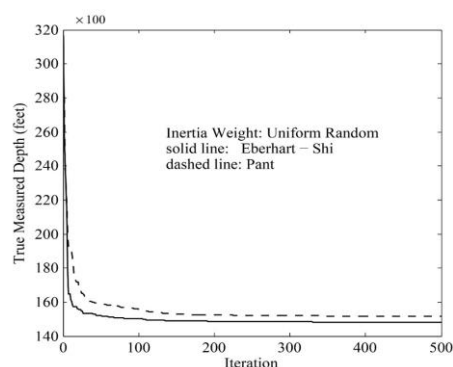
پارامتر	مقدار	پارامتر	مقدار
Z_1	۶۷۶/۰۰	D_{kop}	۶۹۱/۹۴
Z_2	۱۱۷۴/۰۰	D_1	۱۶۱۳/۲۴
Z_3	۱۲۰۴/۰۰	D_2	۲۴۳۶/۵۷
Z_4	۴۴۱۱/۰۰	D_3	۵۳۸۷/۲۳
Z_5	۲۱۳۱/۰۰	D_4	۲۱۱۲/۵۹
Z_6	۱۲۵۳/۹۰	D_5	۱۹۰۴/۵۰
D_d	۳۰۵۴/۰۰	HD	۶۹۲/۰۲
D_b	۷۴۶۵/۰۰	TMD	۱۴۸۳۸/۰۸

که

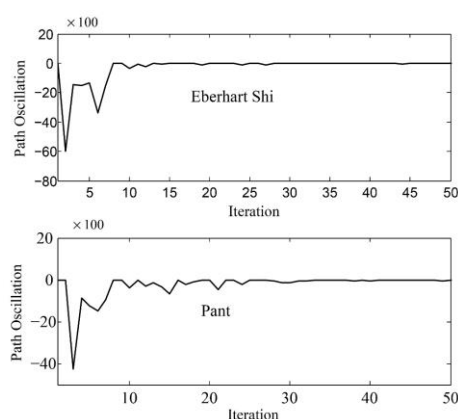
$$TMD = D_{KOP} + D_1 + D_2 + D_3 + D_4 + D_5 + HD = 14838.08 \text{ ft}$$

جدول ۴- مشخصات زوایا با وزن اینرسی روش ابرهارت-شی. همه اعداد بعد از ۵۰۰ تکرار بدست آمده‌اند.

پارامتر	مقدار	پارامتر	مقدار
θ_1	۳۲۰/۳۹	φ_1	۵۳/۱۷
θ_2	۳۱۴/۸۸	φ_2	۱۱/۶۷
θ_3	۳۱۲/۶۵	φ_3	۹۰/۰۰
θ_4	۳۰۰/۳۲	T_1	۳/۳۰
θ_5	۳۰۹/۰۸	T_2	۰/۷۷
θ_6	۳۳۳/۶۲	T_3	۴/۱۹

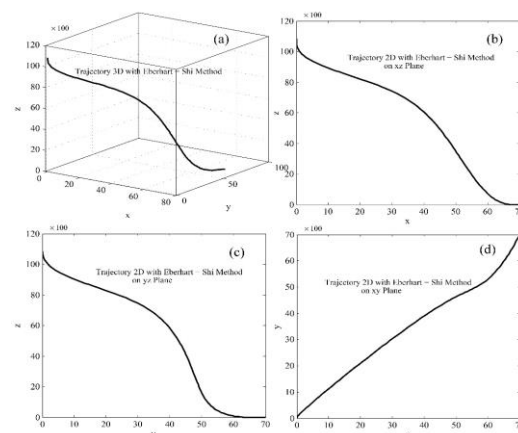


شکل ۳- مقدار عمق اندازه‌گیری‌شده‌ی واقعی (TMD) مسیر چاه در مقابل عدد تکرار در دو نوع وزن اینرسی با توزیع تصادفی یکنواخت و نرمال



شکل ۴- مقایسه نوسانات مسیر در دو روش ابرهارت - شی و روش پنت

در شکل (۵)، بهترین مسیر با روش وزن اینرسی تصادفی ابرهارت - شی رسم شد.



شکل ۵- رسم بهترین مسیر با روش ابرهارت - شی، (a) سه‌بعدی، (b) دوبعدی به ترتیب در صفحات xz و yz و xy

می‌دهد که الگوریتم کار شده در این تحقیق دارای ویژگی‌های برتر، هم در کیفیت بالای حل و هم از نظر استحکام نتایج در اکثر موارد است.

- مبنای بهتر بودن یک روش به این صورت است که هرچه یک الگوریتم در رسیدن به همگرایی، به تکرار کمتری نیاز داشته باشد؛ از سرعت همگرایی بیشتری برخوردار است و هر روشی که مقدار TMD کمتری پیشنهاد دهد، مطلوب‌تر است.

- مطابق با شکل (۴) در روش‌های وزن اینرسی یکنواخت و نرمال، سرعت رسیدن به همگرایی برای روش‌های ابرهات-شی و پنت به ترتیب در تکرارهای ۲۸ و ۳۳ بدست می‌آید و مطابق شکل (۳)، مقدار TMD برای روش‌های ابرهات-شی و پنت به ترتیب می‌دهد روش ابرهات-شی هم در زمان رسیدن به همگرایی و هم در مقدار TMD تولیدی موفق‌تر عمل می‌کند.

۷- فهرست نمادها

نماد	واحد	شرح
D_{KOP}	فوت	عمق تا نقطه‌ی شروع انحراف
D_b	فوت	عمق عمودی واقعی در انتهای بخش drop
D_d	فوت	عمق عمودی واقعی در انتهای بخش hold اول یا نقطه drop یا نقطه build دوم
D_1	فوت	بخش ساخت زاویه‌ی اولیه
D_2	فوت	بخش تانژانت یا hold
D_3	فوت	بخش drop-off یا کاهش زاویه
D_4	فوت	بخش hold
D_5	فوت	بخش ساخت زاویه‌ی ثانویه
HD	فوت	طول بخش افقی
T_1	$\frac{100ft}{\circ}$	شدت سگدست در build اول
T_2	$\frac{100ft}{\circ}$	شدت سگدست در drop یا build دوم
T_3	$\frac{100ft}{\circ}$	شدت سگدست در build سوم
φ_1	درجه	زاویه‌ی hold اول
φ_2	درجه	زاویه‌ی hold دوم
φ_3	درجه	زاویه‌ی hold سوم
θ_1	درجه	زاویه‌ی آزیموت در KOP
θ_2	درجه	زاویه‌ی آزیموت در انتهای build اول
θ_3	درجه	زاویه‌ی آزیموت در انتهای hold اول
θ_4	درجه	زاویه‌ی آزیموت در انتهای drop یا build دوم
θ_5	درجه	زاویه‌ی آزیموت در انتهای hold دوم
θ_6	درجه	زاویه‌ی آزیموت در انتهای build سوم

جدول ۵- مقایسه محاسبه طول مسیر بهینه (برحسب فوت) و زوایا (برحسب درجه) در دو مطالعه الگوریتم ژنتیک شوکر [۲۰] و PSO

کلاسیک آتش‌نژاد [۲] با روش ابرهات-شی در این مقاله

شوکر (GA)	آتش‌نژاد (PSO)	ابرهات-شی	فاکتورها
۱۵۴۹۶/۷	۱۵۰۲۳/۶	۱۴۸۳۸/۰۸	$TMD (ft)$
۹۸۷/۹	۱۰۰۰	۶۹۱/۹۴	$D_{KOP} (ft)$
۲۵۰۰	۲۵۰۰	۶۹۲/۰۲	$HD (ft)$
۲۷۹/۹	۲۷۰/۰	۳۲۰/۳۹	θ_1
۲۷۹/۷	۲۸۰/۰	۳۱۴/۸۸	θ_2
۲۷۵/۰	۲۷۵/۹	۳۱۲/۶۵	θ_3
۳۳۲/۳	۳۳۱/۵	۳۰۰/۳۲	θ_4
۳۳۴/۳	۳۴۰	۳۰۹/۰۸	θ_5
۳۵۵	۳۵۵	۳۳۳/۶۲	θ_6
۱۳/۷۷	۱۰	۵۳/۱۷	φ_1
۴۲/۱۳	۴۰	۱۱/۶۷	φ_2
۹۰	۹۰	۹۰/۰۰	φ_3
۱/۶۷۵	۰/۸۲۹	۳/۳۰	T_1
۱/۴۳۱	۱/۶۶۶	۰/۷۷	T_2
۲/۴۱۳	۳/۲۴۳	۴/۱۹	T_3

۶- نتیجه‌گیری

- اگر مقدار عمق اندازه‌گیری‌شده‌ی واقعی (TMD)، حیاتی‌ترین فاکتور در طراحی مسیر بهینه‌ی چاه در نظر گرفته شود؛ با مقایسه نتیجه‌ی روش ابرهات - شی به‌کار رفته در این مقاله با کارهای آتش‌نژاد و شوکر مشخص می‌شود مقدار TMD آن حدود ۱۸۵ فوت از روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات آتش‌نژاد (حدود ۱/۲۳ درصد) و ۶۵۹ فوت (حدود ۴/۲۵ درصد) از روش الگوریتم ژنتیک شوکر کمتر پیش‌بینی می‌گردد که تلاشی جهت بهبود مسیر بهینه است و می‌تواند در کاهش هزینه حفر چاه مؤثر باشد.

- با مقایسه عمق اندازه‌گیری‌شده‌ی واقعی (TMD) می‌توان گفت:

$$TMD_{Eberhart-Shi} < TMD_{Atashnezhad} < TMD_{Shokir}$$

- می‌توان بهینه شدن مسیر را مطابق جدول (۵) در عمق تا نقطه‌ی شروع انحراف (D_{KOP}) و قسمت افقی (HD) و همچنین زوایای آزیموت (θ) و شیب (φ) خلاصه کرد؛ چرا که تفاوت محسوسی بین نتایج تولید شده توسط روش ابرهات-شی در این تحقیق و روش‌های الگوریتم ژنتیک شوکر و بهینه‌سازی ازدحام ذرات آتش‌نژاد مشاهده می‌شود.

- روش ابرهات - شی کمتر مستعد همگرایی زودرس است و احتمال کمتری دارد که در بهینه‌ی محلی گرفتار شود. نتایج نشان

۸- منابع

- networks, 1942-1948.
<https://doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968>
- [12] Li, J., Mang, H., Sun, T., Song, Z., & Gao, D. (2019). Method for Designing the Optimal Trajectory for Drilling a Horizontal Well, Based on Particle Swarm Optimization (PSO) and Analytic Hierarchy Process (AHP). *Chemistry and Technology of Fuels and Oils*, 55, 105. <http://dx.doi.org/10.1007/s10553-019-01008-6>
- [13] Matarić, M. J. (1995). Designing and understanding adaptive group behavior. *Adaptive Behavior*, 4(1), 51-80.
<https://doi.org/10.1177%2F105971239500400104>
- [14] Pant, M., Radha, T., & Singh, V. (2007). Particle swarm optimization using gaussian inertia weight. Paper presented at the International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications, 97-102.
<https://doi.org/10.1109/ICCIMA.2007.96>
- [15] Pratt, S. (2004). A fresh angle on oil drilling. *Geotimes*, 49(3), 18-21.
http://www.geotimes.org/mar04/feature_horizdrill.html
- [16] Reynolds, C. W. (1987). Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model. Paper presented at the Proceedings of the 14th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, 25-34. <https://doi.org/10.1145/37402.37406>
- [17] Sarkar, S., Roy, A., & Purkayastha, B. S. (2013). Application of particle swarm optimization in data clustering: A survey. *International Journal of Computer Applications*, 65(25).
- [18] Shi, Y., & Eberhart, R. C. (1998). Parameter selection in particle swarm optimization. Paper presented at the International conference on evolutionary programming, 591-600.
<https://doi.org/10.1080/0952813X.2013.782348>
- [19] Shi, Y., & Eberhart, R. C. (1999). Empirical study of particle swarm optimization. Paper presented at the Proceedings of the congress on evolutionary computation, 3, 1945-1950.
<https://doi.org/10.1109/CEC.1999.785511>
- [20] Shokir, E. M. E. M., Emera, M. K., Eid, S. M., & Wally, A. W. (2004). A new optimization model for 3D well design. *Oil & gas science and technology*, 59(3), 255-266. <http://dx.doi.org/10.2516/ogst:2004018>
- [21] Short, J. A. (1993). Introduction to directional and horizontal drilling. Pennwell Corporation. ISBN 0878143955, 9780878143955
- [22] Tahir, M., Halafawi, M., Abubakar, M., Wiercigroch, M., & Avram, L. (2020). Optimum Well Trajectory Design and Optimization Based On Numerical Optimization Method PSO Algorithm and Wellbore Stability. *Petroleum and Coal*, 62, 114-128.
- [1] Amara, M. H., & Martin, B. (1990). The Offshore Directional Drilling Advisor: An Expert System for Directional Drilling Optimization. Paper presented at the SPE Annual Technical Conference and Exhibition. <https://doi.org/10.2118/20419-MS>
- [2] Atashnezhad, A., Wood, D. A., Fereidounpour, A., & Khosravian, R. (2014). Designing and optimizing deviated wellbore trajectories using novel particle swarm algorithms. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 21, 1184-1204.
<https://doi.org/10.1016/j.jngse.2014.05.029>
- [3] Biswas, K., Vasant, P. M., Vintaned, J. A.G., & Watada, J. (2021). Cellular automata-based multi-objective hybrid grey wolf optimization and particle swarm optimization algorithm for wellbore trajectory optimization. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 85, 103695.
<https://doi.org/10.1016/j.jngse.2020.103695>
- [4] Biswas, K., Vasant, P.M., Laruccia, M.B., Gámez Vintaned, J.A., & Myint, M.M. (2020). Review on Particle Swarm Optimization Approach for Optimizing Wellbore Trajectory. *IGI Global*, 290-307.
<http://dx.doi.org/10.4018/978-1-7998-1192-3.ch017>
- [5] Eberhart, R. C., & Shi, Y. (2001). Tracking and optimizing dynamic systems with particle swarms. Paper presented at the Proceedings of the congress on evolutionary computation, 94-100.
<https://doi.org/10.1109/CEC.2001.934376>
- [6] Eberhart, R., & Kennedy, J. (1995). A new optimizer using particle swarm theory. Paper presented at the MHS'95. Proceedings of the sixth international symposium on micro machine and human science, 39-43. <https://doi.org/10.1109/MHS.1995.494215>
- [7] Helmy, M. W., Khalaf, F., & Darwish, T. A. (1998). Well Design Using a Computer Model. *SPE Drilling & Completion*, 13(1), 42-46.
<https://doi.org/10.2118/37709-PA>
- [8] Joshi, S. D. (2003). Cost/Benefits of Horizontal Wells. Paper presented at the SPE Western Regional/AAPG Pacific Section Joint Meeting. <https://doi.org/10.2118/83621-MS>
- [9] Junaedy, A., Sulistijono, I. A., & Hanafi, N. (2017). Particle swarm optimization for coconut detection in a coconut tree plucking robot. Paper presented at the International Electronics Symposium on Knowledge Creation and Intelligent Computing, 182-187. <https://doi.org/10.1109/KCIC.2017.8228584>
- [10] Karimpour, K., Zarghami, R., Moosavian, M. A., & Bahmanyar, H. (2016). New Fuzzy Model for Risk Assessment Based on Different Types of Consequences. *Oil & Gas Science and Technology*, 71. <http://dx.doi.org/10.2516/ogst/2014044>
- [11] Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. Paper presented at the Proceedings of ICNN'95-international conference on neural

