

ارائه روشی تلفیقی مبتنی بر الگوریتم کلونی مصنوعی زنبور عسل و پردازش تصویر برای شناسایی شکستگی‌ها در نمودار تصویری

مصطفی جاوید^{۱*}، حسین معاریان^۲، سید مهدی مظهری^۳، رضا آقایی‌زاده ظروفی^۴، بهزاد تخم‌چی^۵ و فرهاد خوشبخت^۶

^۱ کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه تهران، تهران، ایران
^۲ استاد، دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه تهران، تهران، ایران
^۳ دانشجوی دکترا، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران
^۴ دانشیار، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تهران، تهران، ایران
^۵ دانشیار، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، ایران
^۶ دانشجوی دکترا، انستیتو مهندسی نفت، دانشگاه تهران، تهران، ایران
 تاریخ دریافت: ۱۳۹۲/۰۴/۲۳ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۳/۱۲/۱۰

چکیده

شکستگی‌ها در مخازن نفتی حوزه زاگرس نقش بنیادین در مهاجرت و تولید هیدروکربورها دارند. یکی از ابزارهای بسیار قوی برای مطالعه و شناسایی شکستگی‌ها در پیرامون چاه‌ها، نمودارهای تصویری است. این نمودارها اطلاعات مهمی درباره جهت‌گیری، ژرفا و نوع شکستگی‌های طبیعی فراهم می‌کنند. امروزه روش دقیقی برای شناسایی خودکار شکستگی‌ها از روی این نمودارها در مخازن کربناتی ایران وجود ندارد و تفسیر این نمودارها بیشتر به صورت دستی انجام می‌گیرد. بر این اساس در صورت نبود تجربه کافی، تفسیر با خطا روبه‌رو خواهد شد. هدف از مطالعه حاضر، معرفی و به‌کارگیری روش‌های پردازش تصویر و الگوریتم کلونی مصنوعی زنبور عسل، برای پیدا کردن خودکار شکستگی‌ها در نمودارهای تصویری است. در این روش ابتدا با استفاده از یک روش رده‌بندی، محل مربوط به شکستگی از درون تصویر استخراج می‌شود. سپس با استفاده از الگوریتم کلونی مصنوعی زنبور عسل، شیب، آزیموت و موقعیت ژرفی شکستگی‌ها از روی محل استخراج شده تعیین می‌شود. این روش روی نمودار تصویری FMS مربوط به یک چاه از میدانی جنوب ایران پیاده‌سازی شده است. نتایج به‌صورت نمودار تراکم ژرفی، نمودار گل‌سرخ و استریونوت شکستگی‌های شناسایی شده، نمایش داده شده است. نتایج حاصل کارایی راهکار پیشنهاد شده را نشان می‌دهد.

کلیدواژه‌ها: مخازن هیدروکربوری، نمودارهای تصویری، شکستگی، پردازش تصویر، الگوریتم کلونی مصنوعی زنبور عسل.

*نویسنده مسئول: مصطفی جاوید

E-mail: m.javid@ut.ac.ir

۱- پیش‌نوشتار

نوری، کیفیت تصویر وابستگی شدیدی به نوع سیال حفاری دارد و در گل‌های کدر و غیر شفاف، نمی‌توان تصویری با کیفیت قابل قبول به‌دست آورد؛ بنابراین دارای محدودیت کاربرد هستند (Serra, 1989).

دستگاه تصویرساز FMS نسل اول دستگاه‌های تصویرساز الکترونیکی است که توسط شرکت شلومبرژ (Schlumberger) تولید شده است. این دستگاه چهار بالشتکی دارای شانزده دکمه (Button) در هر بالشتک است و جمعاً با اندازه‌گیری ۶۴ نمودار، دارای پوشش ۴۰ درصدی در یک چاه به قطر ۸/۵ اینچ دارد (شکل ۱؛ Serra, 2004). امروزه نمودارهای تصویری به منظور پیدا کردن شکستگی‌ها، به‌طور گسترده در مخازن شکسته ایران استفاده می‌شوند (Khoshbakht et al., 2009). با استفاده از اطلاعات به‌دست آمده از این تصاویر، به‌همراه دیگر نگارهای چاه، مهندسان نفت می‌توانند مدل دقیقی از شکستگی‌ها را در ناحیه نزدیک چاه، به‌دست آورند. این مدل، به شبیه‌سازی هرچه دقیق‌تر حرکت سیال در مخازن پیچیده‌ای که به‌دلیل تأثیر نیروهای مختلف زمین‌ساختی و نیز ساختارهای رسوبی تشکیل شده‌اند، کمک شایانی می‌کند (Plumb & Luthi, 1986).

نمودارهای تصویری، به‌صورت‌های مختلف دو و سه‌بعدی نمایش داده می‌شوند. ارائه تصاویر به حالت دوبعدی استاندارد برای تصاویر الکترونیکی و فراصوتی از راه بازکردن تصویر استوانه‌ای حاصل از دیواره چاه از سوی شمال مغناطیسی به‌دست می‌آید. در تصاویر دوبعدی، پدیده‌های صفحه‌ای مانند مرز لایه‌بندی‌ها، گسل‌ها و شکستگی‌ها که با دیواره چاه برخورد کرده‌اند، به‌صورت منحنی‌های سینوسی‌شکلی که فاز و دامنه آنها تابعی از آزیموت و شیب پدیده است، دیده می‌شوند (شکل ۲؛ Prenskey, 1999). رابطه ۱ معادله منحنی سینوسی صفحات برخوردی را نشان می‌دهد.

در مخازن شکسته طبیعی، شکستگی‌ها رفتار مخزن را کنترل می‌کنند. وقتی شکستگی‌ها باز هستند، مسیرهایی را برای حرکت هیدروکربن به سوی چاه ایجاد می‌کنند و حتی ممکن است مخازنی با تراوایی پایین را به نمونه‌هایی با تولید بالا تبدیل کنند. در برابر آن، وقتی شکستگی‌ها پر و یا سیمان شده هستند، به‌عنوان سد در برابر حرکت هیدروکربن‌ها به سوی چاه، رفتار می‌کنند (Haller & Porturas, 1998). این رفتار دوگانه شکستگی‌ها، شناسایی آنها را ضروری می‌سازد. نمودارهای تصویری یکی از ابزارهای بسیار قوی برای شناسایی متغیرهای مختلف زمین‌شناسی، پتروفیزیکی و مخزنی در مخازن هیدروکربوری هستند. کاربرد و اهمیت این ابزار از یک سو به‌دلیل پیچیدگی مخازن جدید در دست اکتشاف و تولید و از سوی دیگر سرعت بالای عملیات نسبت به مغزه‌گیری، دوچندان شده است. نمودارهای تصویری، تصاویری با تفکیک‌پذیری بالا از دیواره چاه (برای چاه‌های بدون لوله‌جداری (Casing) و همچنین چاه‌های دارای لوله‌جداری) فراهم می‌کنند.

این دستگاه‌ها هم تصاویر مستقیم (به‌وسیله دستگاه‌های نوری (Optical) (تصویربرداری)) و هم تصاویر غیر مستقیم (به‌وسیله دستگاه‌های ژئوفیزیکی (الکترونیکی و فراصوتی)) را ایجاد می‌کنند. در چاه‌هایی که از گل حفاری شیرین استفاده می‌شود، دستگاه‌های فراصوتی قابل استفاده است. در برابر آن، در چاه‌هایی با گل دارای درجه شوری بالا از دستگاه‌های الکترونیکی استفاده می‌شود. تصویر حاصل از روش الکترونیکی، تفکیک‌پذیری بالاتری نسبت به روش صوتی دارد؛ هرچند پوشش این دستگاه‌ها با افزایش قطر چاه کاهش می‌یابد. دستگاه‌های صوتی امکان پوشش کامل از دیواره چاه را فراهم می‌کنند (Tingay et al., 2008). در دستگاه‌های

۲- مبانی روش‌ها

تصویر دیجیتال، ماتریسی با ابعاد مشخص است که در آن مقدار رنگ هر عنصر (پیکسل) با یک مقدار گسسته نشان داده می‌شود (شکل ۴). همان گونه که پیش‌تر هم گفته شد، در مطالعه حاضر از روش‌های پردازش تصویر برای استخراج نقاط مربوط به شکستگی و همچنین الگوریتم کلونی مصنوعی زنبور عسل برای برآورد منحنی سینوسی شکستگی‌ها استفاده می‌شود. در ادامه، مبانی روش‌ها شرح داده می‌شود.

۲-۱. طبقه‌بندی نقاط منحنی

طبق تعریف Steger (1998) نقطه منحنی (Curve Point)، نقطه‌ای است که مشتق جهتی اول به سوی صفر میل کند و مشتق جهتی دوم دارای مقدار مطلق بالایی باشد. در تصاویر دوبعدی می‌توان ساختارهای منحنی شکل را با بردارهای عمود بر منحنی مدل کرد. این بردارها در جهتی است که مشتق اول در آن جهت به سوی صفر حرکت کند. در این مقاله مسیر عمود بر منحنی با $n(t)$ نمایش داده می‌شود. شکل ۵ یک منحنی سینوسی همراه با بردارهای عمود بر هر نقطه را نشان می‌دهد.

یک پیکسل در مختصات (x, y) دارای مرز مربعی $[X - \frac{1}{2}, X + \frac{1}{2}] \times [Y - \frac{1}{2}, Y + \frac{1}{2}]$ است. بنابراین، اگر مشتق اول جهتی پیکسلی در طول $n(t)$ و در محدوده مرزی خود به سوی صفر رود، به عنوان یک نقطه منحنی در تصویر مشخص می‌شود. بردار عمود بر منحنی را می‌توان با محاسبه بردار ویژه (Eigenvector) مربوط به مقدار ویژه (Eigen value) بیشینه ماتریس هسین (Hessian Matrix) به دست آورد.

$$H = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{yx} & I_{yy} \end{bmatrix} \quad (2)$$

در این پژوهش بردار ویژه با (n_x, n_y) نمایش داده می‌شود. طبق معادله ارائه شده توسط Steger (1998)، نقاط منحنی از طریق معادله زیر (معادله تیلور) به دست می‌آید.

$$z(x, y) = I(x, y) + (x - y) \cdot I'_y + \frac{1}{2} (x - y) H \left(\frac{x}{y} \right) \quad (3)$$

در این معادله $z(x, y)$ ، منحنی مورد نظر را نشان می‌دهد. با محاسبه مشتق $Z(x, y)$ و قرار دادن (tn_x, tn_y) در معادله و حل آن نسبت به t ، معادله ۴ حاصل می‌شود:

$$t = - \frac{n_x I_x + n_y I_y}{n_x^2 I_{xx} + 2n_x n_y I_{xy} + n_y^2 I_{yy}} \quad (4)$$

بنابراین، بازه ماکزیمم یا مینیمم با توجه به معادله ۵ به دست می‌آید:

$$(p_x, p_y) = (tn_x, tn_y) \quad (5)$$

به عنوان نتیجه (x_i, y_i) ، به عنوان نقطه منحنی در نظر گرفته می‌شود، در صورتی (Px_i, Py_i) که درون مرز مربعی آن نقطه قرار گرفته باشد، یعنی اگر $[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}] \times [-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$ ، در اینصورت نقطه (x, y) ، نقطه منحنی خواهد بود. مقدار ویژه ماکزیمم ماتریس هسین نیز، به عنوان قدرت منحنی (Curve Strength) در نظر گرفته می‌شود (Steger, 1998).

۲-۲. الگوریتم کلونی مصنوعی زنبور عسل

الگوریتم کلونی مصنوعی زنبور عسل یک الگوریتم جستجو است؛ که اولین بار در سال ۲۰۰۵ گسترش یافت؛ این الگوریتم از شبیه‌سازی رفتار جستجوی غذای گروه‌های زنبور عسل ایجاد شده است (Karaboga, 2005).

در این الگوریتم، متغیرهای مسئله به عنوان موقعیت منبع غذایی در نظر گرفته می‌شود. مقدار شهد (Nectar) منبع غذایی، نشان‌دهنده تابع احتمال و یا برآورد راه‌حل است. هر منبع غذایی تنها به وسیله یک زنبور کارگر (Employed Bee) استخراج می‌شود. به عبارت دیگر، تعداد زنبورهای کارگر برابر تعداد منابع غذایی پیرامون کندو (Hive) است.

در اولین گام، جمعیت اولیه‌ای به صورت تصادفی و به تعداد (SN) تولید می‌شود. در اینجا SN، تعداد زنبورهای کارگر و زنبورهای ناظر (Onlooker Bee) است. هر

$$y = A \sin(x+B) + C$$

$$A = R \tan \alpha$$

$$B = \frac{\pi}{2} - b$$

در معادله ۱، R شعاع چاه، α شیب، b آزیموت و C موقعیت منحنی سینوسی در صفحات لایه‌بندی اغلب دارای شیب و امتداد کم و بیش ثابت هستند و نیز شیب آنها کمتر از ۴۵ درجه است. در برابر آن، شکستگی‌ها صفحات لایه‌بندی را قطع می‌کنند و با توجه به نیروهای زمین‌ساختی وارد شده بر حوزه نفتی، می‌توانند دارای جهت‌گیری و شیب‌های متفاوتی باشند.

شکستگی‌های باز، بیشتر با موادی مانند گل حفاری، رس و یا پیریت پر می‌شوند که سبب هادی‌تر شدن آنها نسبت به محیط اطراف می‌شود (Serra, 1989). بنابراین این پدیده‌ها، در تصویر حاصل از دستگاه‌های الکتریکی به دلیل هدایت الکتریکی بالا، و در دستگاه‌های فراصوتی به دلیل سرعت پایین مواد پرکننده، دارای رنگی تیره‌تر از پیرامون خود هستند. در بیشتر موارد، شکستگی‌های باز به دلیل بازشدگی با ستبرای کم و یا پرشدگی بخشی از آن، در نمودارهای تصویری به صورت منحنی سینوسی کامل دیده نمی‌شوند. شکستگی‌های سیمانی شده به صورت پدیده‌های ریز یا بسیار ریز، کشیده، تقریباً مستقیم و به شکل پدیده‌های مقاوم (سفیدرنگ) در نمودار تصویری دیده می‌شوند (Serra, 1989).

تجزیه نمودارهای تصویری با شروع استفاده آنها در سال ۱۹۸۶ آغاز شد. از همان زمان مطالعات زیادی برای شناسایی خودکار شکستگی‌ها روی این نمودار انجام شد. Torres et al. (1990) روشی مبتنی بر تابع تبدیل هاف برای شناسایی شکستگی‌ها پیشنهاد کردند. Hall et al. (1996) از روش هاف در فضای سه‌بعدی برای این منظور استفاده کردند. Ye & Baviler (1997) روشی مبتنی بر تبدیل فوریه و تعیین لبه برای جداسازی صفحات لایه‌بندی و ناهمگن از یکدیگر ارائه کردند. دو روش اول نتوانست جواب مناسبی برای تفسیر این نمودارها ارائه دهد. روش سوم نیز جامع نبود و در مخازن کربناتی عملکرد ضعیفی داشت.

امروزه نرم‌افزارهایی برای نمایش و پردازش نمودارهای تصویری وجود دارد؛ که با استفاده از آنها می‌توان صفحات شکستگی‌ها را در این نمودارها، به صورت دستی و خودکار مشخص کرد. نرم‌افزار Geolog از روش Ye & Baviler (1997) برای شناسایی شکستگی‌ها استفاده می‌کند. در این روش شیب و آزیموت شکستگی‌ها تعیین نمی‌شود و تنها وجود شکستگی و تراکم آن مشخص می‌شود. در نرم‌افزار ارائه شده توسط شرکت شلومیرز (GeoFrame)، برنامه‌ای برای شناسایی خودکار شکستگی‌ها وجود دارد؛ ولی به دلیل دقت پایین این روش در مخازن کربناتی ایران، ترجیح بیشتر مفسران، تفسیر به صورت دستی است. پردازش و تفسیر این نمودارها، برای بسیاری از شرکت‌های نفتی، وقت‌گیر و هزینه‌بر است. افزون بر این، بیشتر تفسیر این نمودارها به دلیل اشتباهات انسانی و نبود تجربه کافی با خطا همراه است.

هدف از مطالعه حاضر، معرفی و به کارگیری روش‌های پردازش تصویر و الگوریتم کلونی مصنوعی زنبور عسل (Artificial Bee Colony Algorithm)، برای پیدا کردن شکستگی‌ها از روی نمودارهای تصویری است. روش یاد شده تعمیم‌یافته رویکرد پیشنهادی در جاوید و همکاران (۱۳۹۱) بوده و با هدف بهبود کارایی الگوریتم‌های هوش مصنوعی و پردازش تصویر در شناسایی شکستگی‌های ارائه شده است. روش پیشنهادی شامل دو مرحله است. در مرحله اول با استفاده از یک روش طبقه‌بندی، مناطق مربوط به شکستگی از درون تصویر استخراج می‌شود. در مرحله دوم، با استفاده از الگوریتم کلونی مصنوعی زنبور عسل، شکستگی‌ها و متغیرهای مربوط به آن (شیب، آزیموت و موقعیت ژرفی) در نمودار تصویری تعیین می‌شوند. برای بررسی دقت روش پیشنهادی، از نمودار تصویری FMS مربوط به یک چاه از میدین جنوب ایران استفاده شد. شکل ۳ یک مقطع از نمودار تصویری مورد استفاده در این پژوهش را نشان می‌دهد.

کسب اطلاعات جدید و تصمیم‌گیری در مورد منبع غذایی، توسط زنبوران ناظر انجام می‌شود. پس از اینکه همه زنبورهای کارگر، جستجوی خود را به انجام رساندند، این زنبورها اطلاعات خود را در رابطه با مقدار شهد و موقعیت منبع غذایی مربوط به آن در ناحیه‌ای به نام ناحیه اجتماعات (Dance Area) در اختیار زنبورهای ناظر قرار می‌دهند. زنبورهای ناظر اطلاعات مربوط به شهد منابع غذایی را ارزیابی و با توجه به میزان احتمال آنها، مناسب‌ترین موقعیت منبع غذایی را انتخاب می‌کنند. در ادامه، مقدار برازندگی منابع غذایی انتخاب شده توسط زنبورهای ناظر، به دست می‌آید. سپس، زنبورهای ناظر نیز یک موقعیت جدید منبع غذایی در همسایگی منبع غذایی پیشین مانند روش زنبورهای کارگر، تولید و مقدار شهد آن را با منبع پیشین مقایسه می‌کنند. پس از اصلاح موقعیت منابع غذایی که توسط زنبورهای ناظر انتخاب شده است، زنبوران کارگر به موقعیت منابع غذایی جدید فرستاده می‌شوند. این روند تا رسیدن به معیار توقف برنامه ادامه پیدا می‌کند.

در الگوریتم زنبور عسل، منبع غذایی که شهد آن به وسیله زنبورهای کارگر مصرف شده و یا اینکه شهدی در آن نبوده است، با یک منبع غذایی جدید جایگزین می‌شود. این مرحله توسط زنبورهای دیده‌بان انجام می‌شود. اگر یک منبع غذایی نتواند در تعداد تکرارهای مشخص شده اصلاح شود، فرض بر این است که این منبع غذایی بدون شهد است. تعداد تکرار بدون اصلاح، تعداد متغیر آزمایش برای منبع غذایی مورد نظر است. این موقعیت جدید به وسیله یک روند تصادفی تولید شده و جایگزین منبع بدون شهد می‌شود. جایگزینی منبع بدون شهد با یک منبع جدید با استفاده از معادله ۶ انجام می‌شود (Karaboga, 2005; Karaboga & Akay, 2009). شکل ۷ فلوجارت الگوریتم کلونی زنبور عسل را نشان می‌دهد.

۳- شناسایی شکستگی‌ها به روش پیشنهادی

در این پژوهش الگوریتمی برای شناسایی شکستگی‌ها از روی نمودارهای تصویری با استفاده از روش‌های پردازش تصویر و الگوریتم کلونی زنبور عسل ارائه می‌شود. این الگوریتم در محیط نرم‌افزار مطلب پیاده‌سازی و اجرا شد. در ادامه، هر یک از مراحل شرح داده می‌شود.

۳-۱. استخراج نقاط شکستگی

در این مرحله، نقاط مربوط به شکستگی از درون تصویر استخراج می‌شوند. برای استخراج نقاط از سه ویژگی ذیراسته استفاده می‌شود:

– **استفاده از متغیر نقطه منحنی:** در این بخش از روش (Steger 1998) برای جدا کردن نقاط منحنی از غیر منحنی استفاده می‌شود. با استفاده از این روش، همه شکستگی‌ها به عنوان نقاط منحنی به شمار می‌آیند. شکل ۸ نتیجه حاصل از این روش را برای مقطع مربوط به شکل ۳ نشان می‌دهد. همان‌گونه که دیده می‌شود، به دلیل وجود نوفه (نویز) زیاد در تصاویر، این روش نمی‌تواند به تنهایی نقاط مرتبط با شکستگی را از دیگر نقاط موجود در تصاویر جدا کند. در شکل ۸، نقاط منحنی به رنگ سیاه و دیگر نقاط به رنگ سفید نمایش داده شده است.

– **قدرت منحنی:** همان‌گونه که پیش‌تر بیان شد، به دلیل وجود نوفه زیاد در نمودارهای تصویری، تنها استفاده از روش (Steger 1998) نمی‌تواند شکستگی‌ها را از دیگر نقاط جدا کند. قدرت منحنی، مقدار ویژه بیشینه ماتریس همسین برای هر نقطه است. شکستگی‌ها به دلیل تغییرات سریع مقدار شدت رنگ دارای مقدار ویژه بیشینه بالاتری نسبت به پیرامون خود هستند. شکل ۹ تصویر حاصل از قدرت منحنی مربوط به شکل ۳ را نشان می‌دهد. در این شکل، مقادیر بالای مقدار ویژه به رنگ روشن و مقادیر پایین با رنگ تیره نشان داده شده است.

– **جهت بردار ویژه:** متغیر بردار ویژه، برای حذف ویژگی‌هایی که شیب نزدیک به ۹۰ درجه دارند، استفاده می‌شود. به این منظور از نقاطی با جهت بردار ویژه افقی

راه‌حل x_i ($i=1,2,\dots,SN$)، یک بردار D -بعدی است که D ، تعداد متغیرهای مسئله مورد نظر است. پس از تولید جمعیت اولیه، مجموعه راه‌حل‌ها در یک روند تکرار قرار می‌گیرند. معادله ۶ چگونگی تولید موقعیت اولیه را نشان می‌دهد.

$$x_{ij} = x_j^{\min} + \text{rand}[0,1](x_j^{\max} - x_j^{\min}) \quad (6)$$

$i=1,2,\dots,SN$
 $j=1,2,\dots,D$

در معادله ۶، SN تعداد منابع غذایی، D تعداد پارامترهای مسئله، x_j^{\min} حد ابتدای متغیر j و x_j^{\max} حد انتهایی متغیر j است. در این الگوریتم، شمارنده‌ای (Counter) برای شمارش تعداد راه‌حل‌های آزمایش Trial در نظر گرفته می‌شود. این شمارنده در این مرحله صفر تلقی می‌شود (Karaboga, 2005; Karaboga & Akay, 2009).

پس از پایان این مرحله، ابتدا میزان برازندگی جمعیت تولید شده بر پایه تابع ارزیابی محاسبه و ذخیره می‌شود. سپس، جمعیت منابع غذایی (راه‌حل‌ها) وارد روند جستجو توسط زنبوران کارگر، ناظر و دیده‌بان می‌شود. روند جستجو تا رسیدن به معیار توقف ادامه پیدا می‌کند. معیار توقف می‌تواند تعداد تکرار و یا رسیدن به یک میزان درستی باشد.

در مرحله بعد، یک زنبور کارگر به سوی موقعیت غذایی (راه‌حل) مربوط به خود فرستاده می‌شود (حرکت به سوی جلو). به هنگام "حرکت به سوی جلو"، هر زنبور کارگر، اصلاحاتی را روی موقعیت منبع غذایی خود انجام می‌دهد. این اصلاحات بر پایه اطلاعات از پیش موجود در حافظه، اطلاعات محلی (اطلاعات بصری) و یافتن یک منبع غذایی در همسایگی منبع غذایی مربوط به خود، صورت می‌پذیرد، سپس موقعیت جدید ارزیابی می‌شود. در الگوریتم زنبور عسل، یافتن منبع غذایی جدید در همسایگی منبع پیشین بر پایه معادله ۷ انجام می‌شود.

$$v_{ij} = x_{ij} + j_{ij} \times (x_{ij} - x_{ij}) \quad (7)$$

در معادله ۷، x_{ij} منبع غذایی پیشین و v_{ij} منبع غذایی جدید است. منبع غذایی جدید با تغییر متغیرهای x_{ij} تعیین می‌شود. در معادله بالا، j_{ij} یک عدد طبیعی در بازه $[1,D]$ و $k=1,2,\dots,SN$ است که به صورت تصادفی انتخاب می‌شود (Karaboga, 2005; Karaboga & Akay, 2009).

در این مرحله، زنبور کارگر انتخابی میان x_{ij} و v_{ij} انجام می‌دهد. این انتخاب بر پایه مقدار برازندگی که نشان‌دهنده مقدار شهد منبع غذایی x_{ij} و v_{ij} است، صورت می‌پذیرد. اگر میزان برازندگی v_{ij} نسبت به x_{ij} بالاتر باشد، زنبور کارگر، موقعیت جدید را در حافظه خود ذخیره و موقعیت پیشین را فراموش می‌کند. اگر برازندگی x_{ij} بالاتر از v_{ij} باشد، در این صورت شمارنده یک واحد به مقدار متغیر آزمایش می‌افزاید؛ در غیر این صورت شمارنده صفر در نظر گرفته می‌شود.

پس از آن، زنبورهای کارگر رفتار "حرکت به سوی عقب" را انجام می‌دهند که همان برگشتن به کندوی اصلی است. در کندو همه زنبورها در یک فرایند «تصمیم‌گیری» شرکت می‌کنند. فرض می‌شود که هر زنبور توانایی درک و دریافت اطلاعات زنبورهای دیگر را بر پایه کیفیت دارد. به کمک این روش، زنبورها این توانایی را دارند که با استفاده از اطلاعات دیگران، راه‌حل‌های بهتر حل مسئله را پیدا کنند. بر پایه اطلاعات جدیدی که در مورد کیفیت راه‌حل به دست می‌آید، زنبور می‌تواند تصمیم بگیرد که (شکل ۶):

(الف) منبع راه حل خود را رها کند و در سالن اجتماعات به دنبال کسی بگردد که منبعی با کیفیت بیشتر در اختیار دارد (خطوط شماره ۳).

(ب) بدون اینکه کسی را جذب کند، دوباره به سراغ منبع راه‌حل خود برود (خطوط شماره ۲).

(ج) در سالن اجتماعات با انجام حرکاتی موزون سعی در جمع کردن زنبورهای دیگر به دور خود داشته باشد (خطوط شماره ۱).

$$d_{tot} = \sum_{i=1}^n d_i \beta_i \quad (11)$$

$$Fit = e^{(n-m)} + d_{tot} \quad (12)$$

در این روابط، (x_i, y_i) مختصات مورد بررسی، (x_c, y_c) نزدیک‌ترین نقطه روی منحنی سینوس به داده مورد بررسی، d_{tot} مجموع فواصل نقاط شمارش شده m نقاط شمارش شده است. در این مسئله، هدف کمینه کردن تابع برازش (Fit) است.

– **گام چهارم:** دیگر عملگرهای الگوریتم اعمال و مراحل بالا تا رسیدن به شرط همگرایی الگوریتم تکرار خواهند شد.

به دلیل زیاد بودن داده‌های استخراج شده به عنوان نقاط شکستگی و برای افزایش سرعت الگوریتم، روش پیشنهادی در دو مرحله اجرا می‌شود. در مرحله اول، داده‌های خروجی حاصل از خوشه‌بندی استفاده می‌شود. در روش خوشه‌بندی، نقاطی که در همسایگی یکدیگر قرار دارند در یک گروه قرار می‌گیرند (Haralick & Linda, 1992). خروجی خوشه‌بندی شامل میانگین مختصات، میانگین شیب و نیز تعداد نقاط موجود در هر خوشه است. برای مقطع ژرفی نمایش داده شده در شکل ۳ تعداد نقاط استخراج شده برابر ۲۷۶۳ داده است که با خوشه‌بندی، این نقاط به ۲۰۶ داده کاهش پیدا می‌کند. برای برآورد منحنی‌های سینوسی، ابتدا الگوریتم زنبور عسل روی داده‌های خوشه‌بندی شده، اجرا می‌شود. در قدم بعدی، برآورد منحنی‌های سینوسی روی داده‌های استخراج شده (خوشه‌بندی نشده) صورت می‌گیرد.

۴- نتایج و بحث

برای بررسی درستی روش، نمودار تصویری FMS بخشی از (۱۰۰ متر) یک چاه مربوط به یکی از میداین جنوب ایران استفاده شد. بخش مورد بررسی دارای شکستگی‌های باز است و همه آنها به‌صورت ناپیوسته و برخی از این شکستگی‌ها به‌صورت زیگ‌زاگ مانند هستند (جاوید، ۱۳۹۰).

برای شناسایی شکستگی‌ها، در مرحله اول، نقاط مربوط به شکستگی استخراج و سپس خوشه‌بندی داده‌ها انجام شد. در بخش اول برآورد مدل سینوسی، الگوریتم روی داده‌های خوشه‌بندی اجرا شد. سپس نتیجه این بخش به عنوان ورودی اولیه برای تجزیه در مرحله دوم که اجرای الگوریتم روی تمامی نقاط استخراج شده است، در نظر گرفته می‌شود. شکل ۱۳، نتیجه روش پیشنهادی را روی شکل ۳ نشان می‌دهد. مقایسه نتایج میان تفسیر دستی و روش پیشنهادی، به گونه‌ای خلاصه در جدول ۱ نشان داده شده است. استرونت و نمودار گل‌سرخ آزمون شیب و امتداد شکستگی‌های تفسیر شده به‌صورت دستی و روش پیشنهادی در شکل‌های ۱۴ و ۱۵ نشان داده شده است. شکل ۱۶ مقایسه میان نمودار تراکم شکستگی تفسیر شده به‌صورت دستی و خودکار را نشان می‌دهد.

تعداد کل شکستگی‌های شناسایی شده به‌صورت دستی، ۱۷۶ شکستگی است. روش پیشنهادی توانسته است، ۱۳۱ شکستگی شناسایی کند. بر پایه جدول ۱، میزان خطای روش پیشنهادی در تعیین تعداد و میانگین امتداد شکستگی‌ها به ترتیب ۲۵ و ۵ درصد است. بنابراین، روش پیشنهادی با دقت قابل قبولی توانسته است شکستگی‌ها را از روی نمودارهای تصویری شناسایی کند و متغیرهای آن را برآورد کند. دلیل اختلاف در برآورد تعداد شکستگی‌ها، به دو عامل بستگی دارد. اولین عامل، حذف برخی از شکستگی‌ها در مرحله استخراج نقاط است. در مرحله استخراج نقاط، برخی از شکستگی‌ها به دلیل تمایز مقاومت ویژه کم با محیط پیرامون خود و نیز بازشدگی بسیار کم آنها، حذف شده‌اند. عامل دوم این خطا، پوشش بسیار کم دستگاه تصویرساز FMS است. همان گونه که در شکل ۱۴ و جدول ۱ دیده می‌شود، آزمون برآورد شده برای شکستگی‌ها توسط روش خودکار با تفسیر دستی اختلاف کوچکی دارد. برای وجود این خطا ۳

صرف نظر می‌شود. با این کار اطمینان حاصل می‌شود که در تصویر نمودارهای الکتریکی اثر ابتدا و انتهای هر بالشتک که تغییرات شدت رنگ بالایی دارد و نیز شکستگی‌های برشی قائم (Borehole Breakout) که در حین حفاری ایجاد شده‌است، حذف می‌شوند.

پس از اعمال این سه ویژگی، تصویری دودویی (باینری) حاصل می‌شود که نقاط شامل عدد یک، مربوط به شکستگی‌هاست. شکل ۱۰ نتیجه پایانی حاصل از استخراج ویژگی برای شکل ۳ را نشان می‌دهد. نقاط مربوط به شکستگی به رنگ سیاه نمایش داده شده است.

۳-۲. برآورد مدل سینوسی

در این پژوهش با استفاده از تلفیق رفتار زنبور عسل و روش‌های پردازش تصویر، شیب، آزمون و موقعیت ژرفی شکستگی‌ها در نمودارهای تصویری تعیین می‌شود. به این منظور، با توجه به فراوانی داده‌های ورودی، نمودار تصویری به چندین مقطع جدا از هم تقسیم می‌شود. سپس تجزیه شکستگی برای هر یک از این مقاطع، به‌صورت جداگانه انجام می‌گیرد. همان گونه که بیان شد، ابتدا با استفاده از روش‌های پردازش تصویر، تصویری دودویی نقاط مربوط به شکستگی تعیین می‌شود. سپس سعی می‌شود تا با استفاده از الگوریتم کلونی مصنوعی زنبور عسل، تعداد شکستگی‌ها (n) در بازه ژرفی مورد مطالعه و نیز متغیرهای مربوط به این شکستگی‌ها (W_A, W_B, W_C) تعیین شوند.

به منظور حل مسئله با استفاده از کلونی مصنوعی زنبور عسل، از بهینه‌سازی دوسطحی دینامیک استفاده می‌شود. بدین معنا که ابتدا تعداد شکستگی‌ها برآورد می‌شود و سپس آرایش مسئله برای محاسبه دیگر متغیرهای شکستگی تغییر می‌کند. بر این اساس، تعداد شکستگی‌ها معادل تعداد مَرغزارها و متغیرهای شکستگی معادل منابع غذایی، یعنی گل‌ها و شهدهای موجود در مَرغزارها هستند. شکل ۱۱ چگونگی آرایش مسئله به منظور تجزیه شکستگی‌ها را با استفاده از کلونی مصنوعی زنبور عسل نمایش می‌دهد.

با توجه به مطالب بیان شده، مراحل تجزیه شکستگی‌ها با استفاده از کلونی مصنوعی زنبور عسل به شرح زیر خواهد بود:

– **گام اول:** داده‌های تصویری دودویی به عنوان ورودی داده می‌شود.

– **گام دوم:** تعداد شکستگی‌ها و در نتیجه مَرغزار مورد نظر انتخاب می‌شود. تعداد منابع غذایی موجود در هر مَرغزار برابر تعداد متغیرهای شکستگی‌ها، یعنی سه برابر تعداد شکستگی‌هاست.

– **گام سوم:** زنبورهای کارگر به نسبت منابع غذایی توزیع شده و برازندگی هر منبع غذایی به دست می‌آیند. برای این منظور، هر منبع غذایی آشکارسازی شده و منحنی هر سینوس معین می‌شود. سپس فاصله هر یک از داده‌ها از همه منحنی‌ها سنجیده می‌شود. در صورتی که کمترین میزان فاصله (d_i) از یک حد آستانه‌ای کمتر باشد، داده مورد نظر با تقریب قابل قبولی، دست کم به یکی از منحنی‌ها برازش و ضریب تطبیق آن (β_i)، برابر یک فرض می‌شود. در غیر این صورت داده مورد نظر به هیچ یک از منحنی‌ها تعلق نخواهد داشت و ضریب تطبیق برابر صفر فرض می‌شود. حد آستانه‌ای از تقسیم طول تصویر به مجموع تعداد اکستریم‌های مدل‌های سینوسی برآورد شده به دست می‌آید. با توجه به تعریف بیان شده، مقدار حد آستانه‌ای متفاوت بوده و تابعی از تعداد منحنی‌های برآورد شده است؛ به گونه‌ای که با افزایش تعداد سینوس‌های برآورد شده، حد آستانه‌ای کاهش پیدا می‌کند و بالعکس.

با انجام این عمل برای همه داده‌ها، برازش منبع غذایی اولیه با استفاده از روابط زیر تعیین می‌شود:

$$d_i = \sqrt{(x_i - x_c)^2 + (y_i - xy_c)^2} \quad (9)$$

$$m = \sum_{i=1}^n \beta_i \quad (10)$$

۵- نتیجه گیری

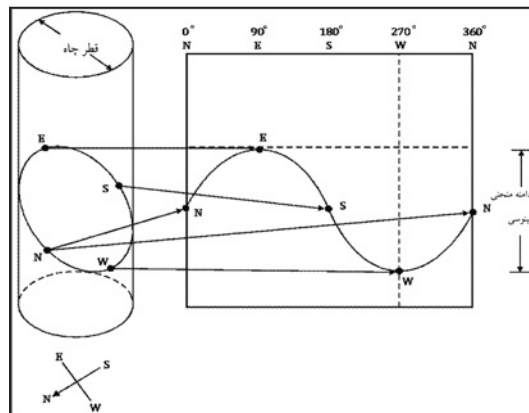
نمودارهای تصویری نقش مهمی در مطالعه شکستگی‌های مخازن هیدروکربوری دارند و اطلاعات دقیقی در مورد شکستگی‌های پیرامون چاه در اختیار قرار می‌دهند. در این پژوهش، یک روش جدید بر پایه ترکیب روش‌های پردازش تصویر و الگوریتم کلونی مصنوعی زنبور عسل برای پیدا کردن شکستگی‌ها از روی نمودارهای تصویری ارائه شد. روش پیشنهادی با دقت قابل قبولی توانسته است شکستگی‌ها را شناسایی کند و متغیرهای شیب، آزیموت و موقعیت قرارگیری مربوط به آن را برآورد کند. این روش ضمن افزایش سطح دقت تفسیر نمودارهای تصویری، در کار تفسیر به مفسر کمک زیادی می‌کند. با توجه به اینکه، در حال حاضر نرم‌افزاری جامع برای شناسایی خودکار شکستگی‌ها و متغیرهای مربوط به آن از روی نمودار تصویری برای مخازن کربناتی ایران وجود ندارد، روش پیشنهادی می‌تواند راهکار مناسبی برای شناسایی شکستگی‌ها باشد.

دلیل می‌توان بیان کرد؛ دلیل اول، وجود نوفه بسیار زیاد در نمودارهای تصویری است. سازندهای مختلف زمین‌شناسی دارای ویژگی‌های مختلف و بسیار پیچیده‌ای از جمله ویژگی‌های زمین‌ساختی و دیاژنزی هستند. این ویژگی‌ها در سازندهای کربناتی بیشتر به چشم می‌خورد. این پدیده‌ها سبب می‌شود که تصاویر حاصل از نمودارهای تصویری نوفه زیادی داشته باشد.

دلیل دوم این خطا، تراکم بسیار زیاد شکستگی در برخی از مقاطع ژرفی است. با افزایش شکستگی‌ها، تعداد داده‌های استخراج شده، افزایش پیدا می‌کند. به دلیل این تراکم، اتصال صحیح نقاطی که مربوط به یک شکستگی هستند، با خطا مواجه است. دلیل سوم، مربوط به مرحله برآورد مدل سینوسی است. برخی از شکستگی‌های موجود در نمودار تصویری، صفحه‌ای کامل نیستند و به شکل زیگ‌زاگ دیده می‌شوند. دلیل این پدیده به خاطر تغییرات سرعت نمونه‌گیری دستگاه، استوانه‌ای نبودن چاه و مسطح نبودن (زیگ‌زاگ بودن) خود شکستگی است. بنابراین روی این نوع شکستگی‌ها نمی‌توان دقیقاً مدل سینوسی تطبیق داد.



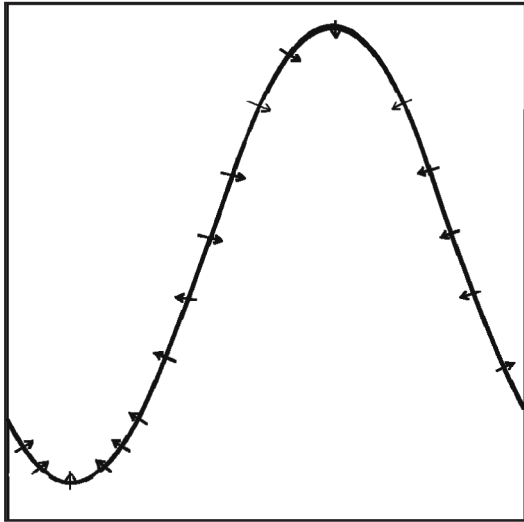
شکل ۳- مقطعی از نمودار تصویری الکتریکی FMS مربوط به چاه مورد استفاده (مقیاس تصویر ۱/۱۵).



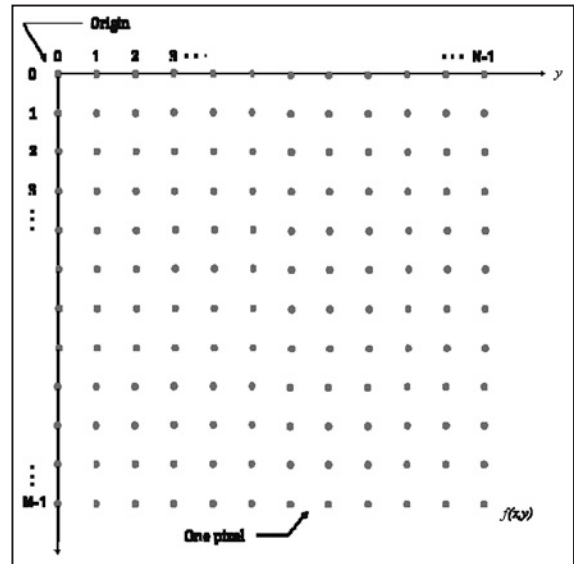
شکل ۲- صفحات برخوردی با دیواره چاه (شکستگی‌ها یا لایه‌بندی) در نمودارهای تصویری به صورت منحنی‌های سینوسی دیده می‌شوند (Serra, 1989).



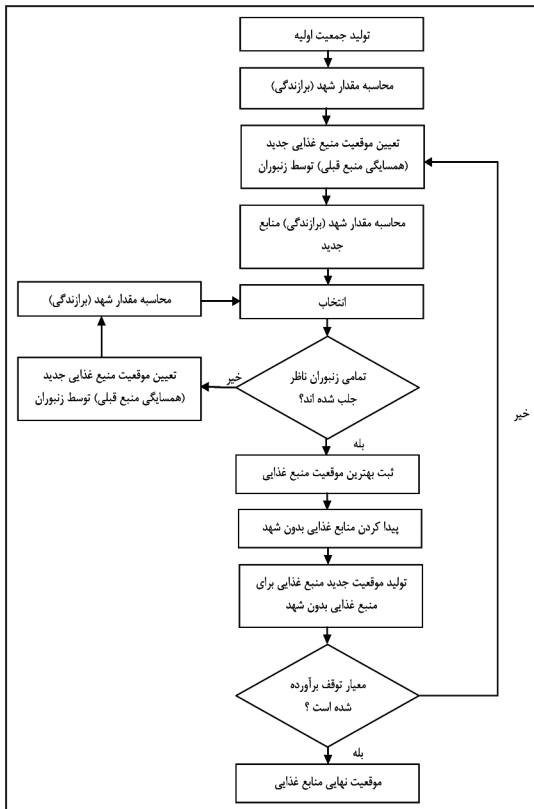
شکل ۱- شمایی از دستگاه FMS که دارای ۴ بالشتک است و در هر بالشتک ۱۶ دکمه وجود دارد (Serra, 2004).



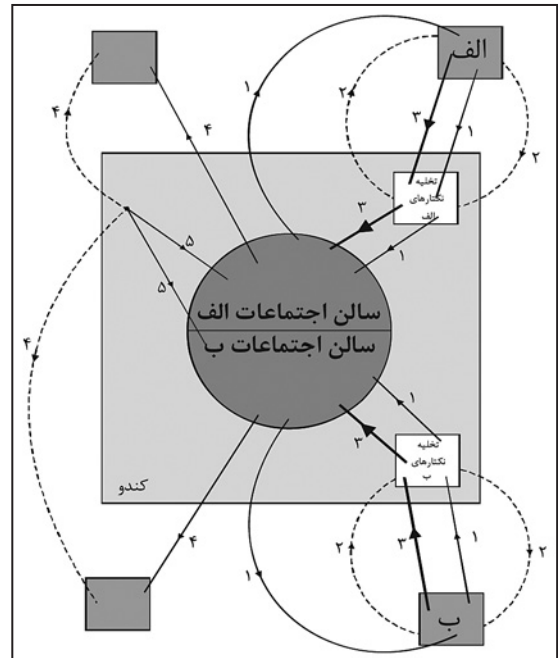
شکل ۵- منحنی سینوس و بردارهای عمود بر هر نقطه از منحنی.



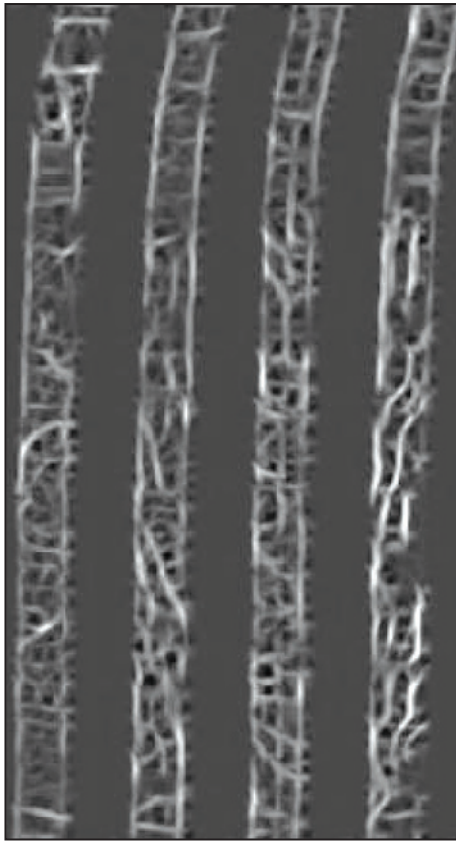
شکل ۴- نمایش تصویر رقمی به صورت یک ماتریس (Gonzalez & Woods, 2002).



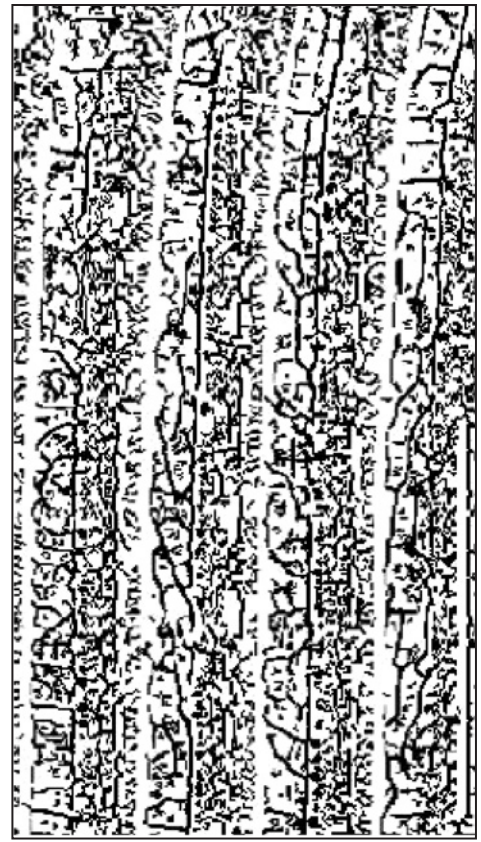
شکل ۷- فلوچارت الگوریتم کلونی مصنوعی زنبور عسل.



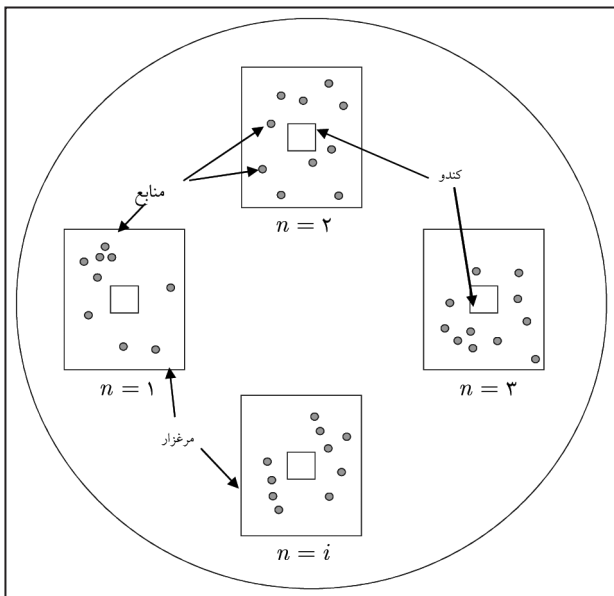
شکل ۶- رفتار زنبورهای کارگر با توجه به میزان شهد موجود در منبع غذایی خود (Karaboga, 2005).



شکل ۹- مقادیر ویژه ماکزیمم مربوط به شکل ۳.



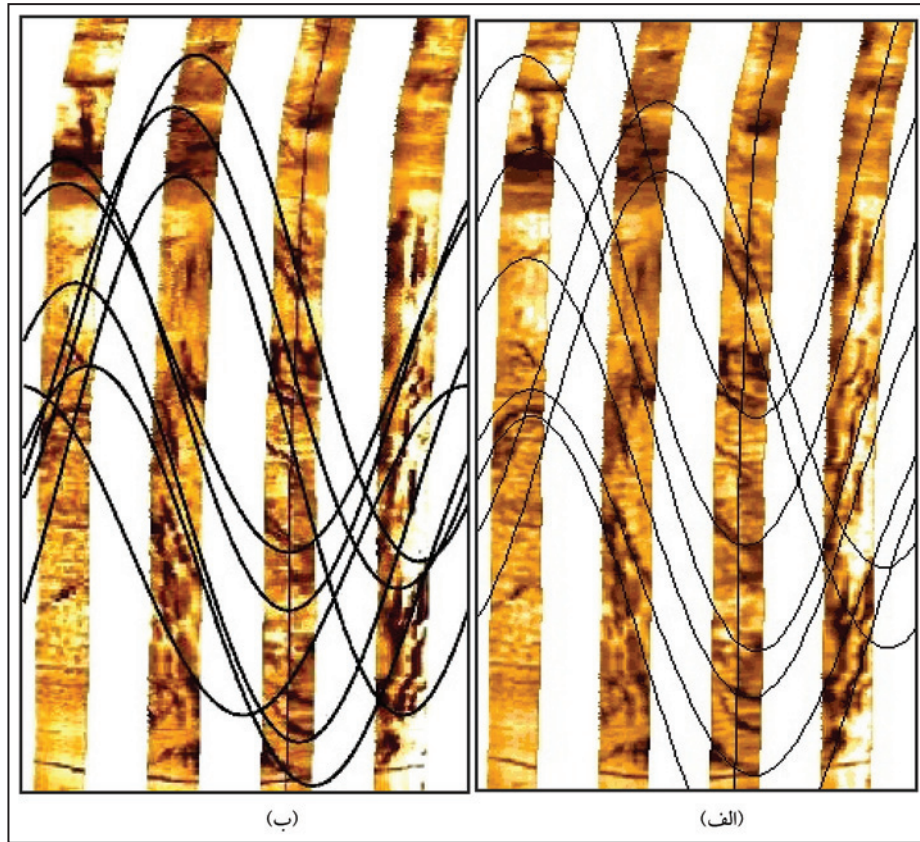
شکل ۸- نتیجه حاصل از متغیر نقطه منحنی برای شکل ۳.



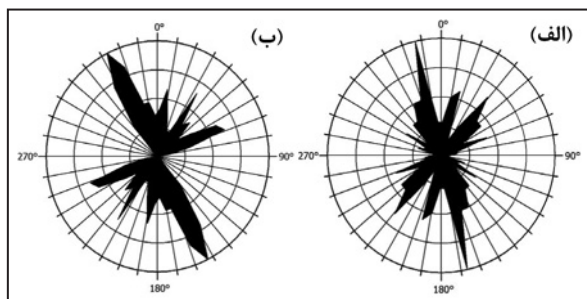
شکل ۱۱- آرایش مسئله برای شناسایی شکستگی‌ها و متغیرهای مربوط به آنها.



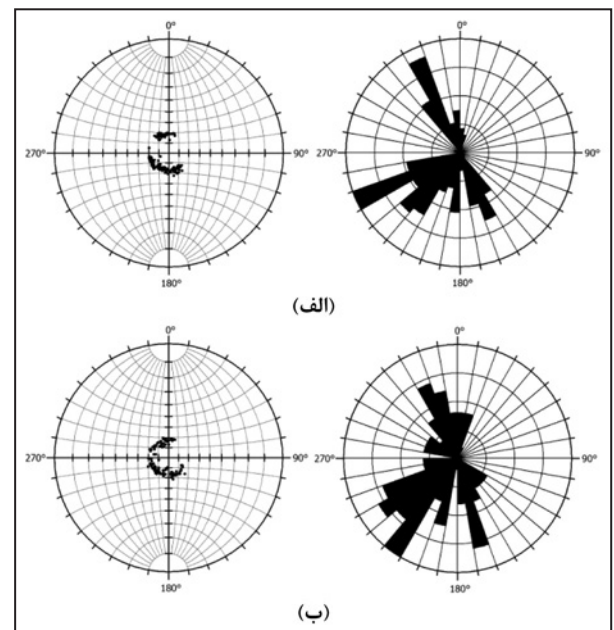
شکل ۱۰- نتیجه پایانی حاصل از استخراج شکستگی مربوط به شکل ۳.



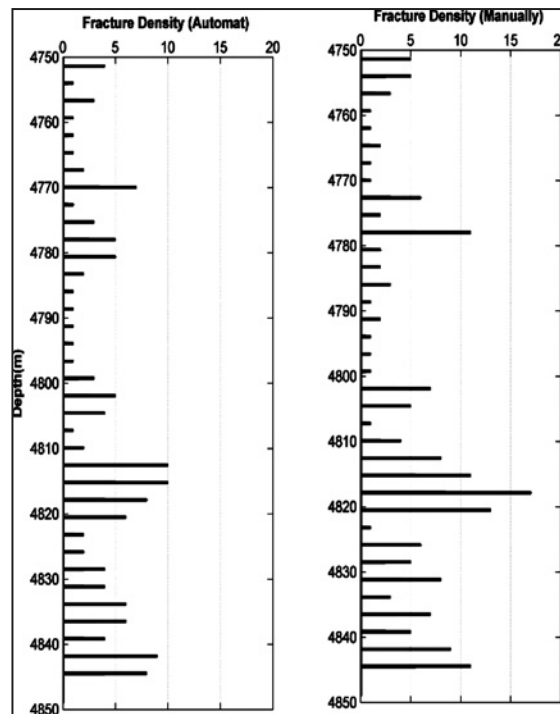
شکل ۱۳- الف) نتیجه تفسیر دستی؛ ب) نتیجه پایانی شناسایی خودکار شکستگی روی مقطع ژرفی نشان داده شده در شکل ۳.



شکل ۱۵- الف) نمودار گل سرخی امتداد مربوط به تفسیر دستی؛ ب) نمودار گل سرخی امتداد حاصل از روش پیشنهادی.



شکل ۱۴- الف) استریونت و نمودار گل سرخی آزیموت شیب مربوط به تفسیر دستی؛ ب) استریونت و نمودار گل سرخی آزیموت شیب حاصل از روش پیشنهادی.



شکل ۱۶- نمودار تراکم شکستگی. سوی راست نتیجه تفسیر دستی و سوی چپ نتیجه تفسیر خودکار است.

جدول ۱- مقایسه کمی نتایج حاصل از تفسیر دستی و روش پیشنهادی.

تعداد شکستگی‌ها				میانگین امتداد شکستگی‌ها (درجه)			
دستی		روش پیشنهادی		دستی		روش پیشنهادی	
(دسته اول)	(دسته دوم)	(دسته اول)	(دسته دوم)	(دسته اول)	(دسته دوم)	(دسته اول)	(دسته دوم)
۹۸	۷۸	۶۷	۶۴	N۰۴۳	N۱۵۶	N۰۳۹	N۱۴۹

کتابنگاری

جاوید، م.، ۱۳۹۰- تفسیر لاگ FMI با استفاده روش‌های پردازش و تجزیه تصویر به منظور تشخیص شکستگی‌ها در مخازن کربناتی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد رشته مهندسی اکتشاف نفت، دانشگاه تهران، ۱۰۷ ص.

جاوید، م.، معماریان، ح.، آفایی‌زاده ظروفی، ر.، تخم‌چی، ب.، خوشبخت، ف. و مظهری، س. م.، ۱۳۹۱- شناسایی شکستگی‌ها در نمودارهای تصویری الکتریکی با استفاده از تکنیک‌های پردازش تصویر و الگوریتم ژنتیک، فصلنامه پژوهش نفت، سال بیست و دوم، شماره ۷۲، ص. ۸۵ تا ۹۸.

References

- Gonzalez, R. C. & Woods, R. E., 2002- Digital Image Processing. 2nd edition, prentice Hall, Upper saddle River, NJ, 609p.
- Hall, J., Ponzi, M., Gonfalini, M. & Maletti, G., 1996- Automatic extraction and characterization of geological features and textures from borehole images and core photographs. SPWLA 37th annual logging symposium, New Orleans, Louisiana, p. 1-13.
- Haller, D. & Porturas, F., 1998- How to characterize fractures in reservoirs using borehole and core images: case studies. Geological society, Special Publications, London, vol. 136, p. 249- 259.
- Haralick, R. & Linda, G., 1992- Computer and Robot Vision. New York: Addison-Wesley, vol. 1, p. 410-419.

- Karaboga, D. & Akay, B., 2009- A comparative study of Artificial Bee Colony algorithm. Applied Mathematics and Computation, vol. 214, p. 108-132.
- Karaboga, D., 2005- An idea based on honey bee swarm for numerical optimization- Technical Report TR06, Engineering Faculty, Computer Engineering Department, 10p.
- Khoshbakht, F., Memarian, H., Azizzadeh, M., Nourozi, G. & Moallemi A., 2009- Ability of FMS in detecting fractures and other geological features of Asmari fractured carbonate reservoir. 4th North African/Mediterranean Petroleum and Geosciences Conference & Exhibition Tunis, Tunisia, p. 1-7.
- Plumb, R. A. & Luthi, S. M., 1986- Analysis of Borehole images and their application to geologic modeling of an Eolian reservoir. SPE annual technical conference and exhibition, New Orleans, p. 505-514.
- Prensky, S. E., 1999- Advances in borehole imaging technology and applications, Geological Society, London, Special Publications, v. 159, p. 1-43.
- Serra, O., 1989- Formation Micro Scanner Image Interpretation. Schlumberger Education Services, Houston, Texas, 117p.
- Serra, O., 2004- Well Logging- Data Acquisition and Application, 674p.
- Steger, C., 1998- An unbiased detector of curvilinear structures, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, p. 113-125.
- Tingay, M., Reinecker, J. & Müller, B., 2008- Borehole breakout and drilling-induced fracture analysis from image logs. World Stress Map Project Stress Analysis Guidelines, p. 1-8.
- Torres, D., Strickland, R. & Gianzero, M., 1990- A new approach to determining dip and strike using borehole images. SPWLA 31th annual logging symposium, Lafayette, Louisiana, p. 1-20.
- Ye, Sh. J. & Bavielerm, P., 1997- Automated fracture detection on high resolution resistivity borehole imagery. SPE annual technical conference and exhibition, New Orleans, Louisiana, p. 777-785.

Hybrid Artificial Bee Colony Algorithm and Image Processing-Based Approach for Fracture Identification in Image Logs

M. Javid ^{1*}, H. Memarian ², S. M. Mazhari ³, R. A. Zorofi ⁴, B. Tokhmechi ⁵ & F. Khoshbakht ⁶

¹M.Sc., School of Mining Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran

²Professor, School of Mining Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran

³Ph.D. Student, School of Electrical Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran

⁴Associate Professor, School of Electrical & Computer Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran

⁵Associate Professor, Faculty of Mining, Petroleum and Geophysics Engineering, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran

⁶Ph.D. Student, Institute of Petroleum Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran

Received: 2013 July 14

Accepted: 2015 March 01

Abstract

In the hydrocarbon reservoirs of the Zagros Basin, fractures play a major role in hydrocarbon migration and production. Borehole image log is a powerful tool to study and identify fractures around the wells. These logs provide critical information about orientation, depth and type of natural fractures. Since there is no accurate algorithm for automatic identification of fracture parameters on image logs of the carbonate reservoirs in Iran, interpretation of these logs is often done manually. This process may become erroneous if the interpreter is not sufficiently experienced. Aimed at automatic detecting of fractures in image logs, this paper presents a new implemented method, which is based upon image processing and optimization techniques, as well as Artificial Bee Colony Algorithm. According to this approach, points related to fractures are first extracted from images using classification methods. Then, the Artificial Bee Colony Algorithm is used to determine the number, depth, dip and dip direction of fractures on extracted points. The proposed method is performed on FMS image log of one well located in an oilfield in southern Iran. Results are shown in density log, rose diagram and stereogram for the identified fractures, and the obtained results show efficiency of the proposed method.

Keywords: Hydrocarbon reservoirs, Borehole image logs, Fracture, Image processing, Artificial Bee Colony Algorithm.

For Persian Version see pages 141 to 150

*Corresponding author: M. Javid; E-mail: m.javid@ut.ac.ir