انتخاب مقدار بهینه برای دو پارامترکرنل و جریمه در مسئله‌ی پیش رو با استفاده ازالگوریتم گرگ خاکستری

مهدیه حسینی[۱]، محمد علی ریاحی [۲]،

[۱]کارشناس ارشد موسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران mahdieh73697369@gmail.com
[۲]استاد موسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران mariahi@ut.ac.ir

چکیده

در محیط‌های متخلخل، بخشی از فشار روباره توسط سیال پرکنندهٔ فضاهای خالی تحمل می‌شود و متناسب با آن سیال فشاری را به دیواره‌ی فضاهای خالی وارد می‌کند که به آن فشار منفذی اطلاق می‌شود. فشار منفذی از جمله پارامترهای مهم ژئومکانیکی می‌باشد از این رو شناخت کامل این پارامتر در مخزن می‌تواند کمک قابل توجهی در مطالعات ژئومکانیکی میدان، پایداری دیوارهٔ چاه، طراحی عملیات لایه شکافی و ... بکند. روش‌های یادگیری ماشین مبتنی بر بردارهای پشتیبان قابلیت‌های مناسبی در زمینهی تخمینمدل فضایی پارامترهای مجهول در میدان‌های نفتی نشان دادهاند. با این حال، انتخاب تابع کرنل مناسب مسئلهای چالشبرانگیز در زمینهی اجرای ماشین‌های بردار پشتیبان است که به طرز معنیداری عملکرد این الگوریتم‌ها را تحت تأثیر قرارمی دهد. در این پژوهش به منظور انتخاب مقدار بهینه‌ای برای این دو پارامتر در مسئله‌ی پیش رو، از الگوریتم بهینه سازی گرگ خاکستری استفاده می‌شود. در نهایت با بهینه سازی مقدار پارامترهای جریمه و پارامتر کرنل برای مسئله‌ی طرح شده، مقدار ۱۳.۹ برای پارامتر جریمه**C** و مقدار ۲.۶۳ به عنوان بهترین مقدار پارامترکرنل انتخاب گردید. با استفاده از این ۲ مقدار، الگوریتم رگرسیون ماشین بردار پشتیبان مجدداً با این مقادیر با استفاده از داده‌های آموزشی، آموزش دید و در نهایت مدل آموزش داده شده بر روی داده‌های تست اجرا و مقدار فشار منفذی پیش بینی گردید.

واژه‌های کلیدی: فشار منفذی – الگوریتم گرگ خاکستری – بهینه سازی – فراابتکاری –پارامتر جریمه–پارامتر کرنل

Selecting the optimal value for the two kernel parameters and the penalty in the problem ahead using the gray wolf algorithm

Mahdieh Hosseini [1] ,Mohammad Ali Riahi [2]
[1]Master of degree, institute of Geophysics University of Tehran

Abstract

In porous media, part of the overburden pressure is borne by the fluid filling the voids and in proportion to that, the fluid enters the wall of the voids, which is called the pore pressure. The pore pressure is one of the important geomechanical parameters. Therefore, full knowledge of this parameter in the reservoir can significantly help in geomechanical studies of the field, well wall stability, design of slit layer operations, etc. Machine learning methods based on support vectors have good capabilities in estimating the spatial model Unknown parameters in oil fields have been shown. However, selecting the appropriate kernel function is a challenging issue in the implementation of support vector machines that significantly affect the performance of these algorithms. In order to select the optimal value for these two parameters in the present problem, the gray wolf optimization algorithm is used. Finally, by optimizing the value of the fine parameters and the kernel parameter for the proposed problem, the value of 13.9 for the penalty parameter (C) and the value of 2.63 as the best The value of the kernel parameter selected g Using these two values, the backup vector machine regression algorithm was trained again with these values using training data, and finally the trained model was performed on the test data and the amount of pore pressure was predicted.

Keywords: Pore Pressure - Gray Wolf Algorithm - Optimization - Metaheuristic - kernel parameters - penalty parameters

۱ مقدمه

مدلسازی فشارمنفذی با استفاده از الگوریتم رگرسیون ماشین بردار پشتیبان با خطای کمینه، نیازمند تعیین مقدار بهینه‌ی دو پارامتر مورد استفاده در الگوریتم ماشین بردار پشتیبانیعنی پارامتر جریمه و همچنین پارامتر ضریب کرنل است. بدین منظور در این پژوهش از الگوریتم بهینه سازی گرگ خاکستری استفاده شده است. الگوریتم بهینه سازی گرگ خاکستریاGray Wolf Optimization(به اختصار GWO) یکی از جدیدترین الگوریتم‌های جدید فراابتکاری به شمار می‌رود که توسط آقای میرجلیلی و همکارانش در سال ۲۰۱۴ ارائه شده است. الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری (GWO)یکی از جدیدترین روش‌های بهینه‌سازی تکاملی است. این الگوریتم بر اساس شبیه‌سازی رفتار اجتماعی و شکار گرگ خاکستری طراحی و پیاده‌سازی شده است. الگوریتمGWOرویکرد جدیدی است که توان افزایش دقت و کاهش خطا در پیش‌بینی را با محاسبات حداقل و مرتبه زمانی کمتر از کارهای مشابه دارد. الگوریتم گرگ خاکستریGWO از رفتار اجتماعی گرگ‌های خاکستری در هنگام شکار کردن الهام گرفته است. این الگوریتم مبتنی بر جمعیت بوده، فرآیند ساده‌ای دارد و به سادگی قابلیت تعمیم به مسائل با ابعاد بزرگ را دارد. گرگ‌های خاکستری به عنوان شکارچیان راس یاapex در نظر گرفته می‌شوند، که در بالای هرم زنجیره غذایی هستند. [1]

۲ روش تحقیق

ماشین بردار پشتیبانSVM

یکی از روش هاییادگیری با نظارت است که از ان برای طبقه بندی و رگرسیون استفاده می‌شود. این روش از جمله روش‌های نسبتاً جدیدی است که در سال‌های اخیر کارایی خوبی نسبت به روش‌های قدیمی‌تر برای طبقه بندی نشان داده است. مبنای کاری دسته بندی ماشین بردار پشتیبان دسته بندی خطی داده‌ها است و در تقسیم خطی داده‌ها سعی می‌کنیم خطی را انتخاب کنیم که حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشد.

به منظور پیاده سازی الگوریتم ماشین بردار پشتیبان بر هر داده ای، ابتدا باید طرح مسئله انجام گیرد. مسئله‌ای که در اینجا با آن رو به رو هستیم، یک مسئله‌ی رگرسیون با چند متغیر ورودی و یک متغیر خروجی است. متغیرهای ورودی شامل لاگ‌ها و مقادیر پارامترهای اندازه‌گیری شده‌ای هستند که در مراحل قبل آماده سازی آن‌ها شرح داده شد. متغیر خروجی مقدار فشار منفذی متناسب با مقادیر ورودی است که به نوعی هدف و خروجی مدلسازی این مطالعه می‌باشد. همانطور که در بخش مربوط به ماشین بردار پشتیبان توضیح داده شد، ماشین بردار پشتیبان در حالت اولیه برای حل مسائل خطی ارائه شده است و برای مسائل غیر خطی از تابع کرنل استفاده کرده و با استفاده از تابع کرنل داده‌ها را در فضای جدید به نحوی نگاشت می‌کند که مسئله به صورت خطی قابل حل باشد. استفاده از کرنل‌ها امکان ایجاد آموزش اضافی (overfitting) را زیاد می‌کند، وقتی حالت خطی داریمیعنی از حالت پیش‌فرض ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌کنیم کمتر احتمال (overfitting) وجود دارد.

هدف نهایی SVR یافتن یک تابع رگرسیون $f: R^D \to R$ به شرح زیر است.[2]

$$Y = f(x) = W^T \varphi(x) + b \qquad (۱)$$

که $\varphi(x)$ تابعی است که می تواند داده های نمونه x را از فضای ویژگی با بعد کم به فضای ویژگی با بعد بالا نگاشت کند. W نیز یک بردار وزن است و b یک مقدار عددی است که می تواند کم و زیاد شود. عملکرد SVR به وسیله پارامتر جریمه خطای C تحت تاثیر قرار می گیرد.که بیانگر درجه تنبیهی است که برای پردازش نمونه ای که به اشتباه تقسیم بندی شده است به کار می رود.پارامتر C میان پیچیدگی الگوریتم SVR و درجه نمونه هایی که به اشتباه طبقه بندی می شوند، یک موازنه برقرار می کند. هنگامی که مقدار C کوچک باشد ، به این معنا است که تنبیه برای خطای ذاتی داده های اولیه نیز کوچک است . در این حالت ، پیچیدگی یادگیری ماشین ناچیز است ، اما ریسک تجربه بالا است . بنابراین بسیار مهم است ضریب جریمه مناسبی برای مسائل کاربردی انتخاب شود.[2]

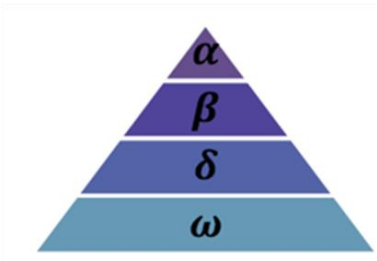
توابع کرنل

تعیین و انتخاب تابع کرنل مناسب، مسئلهای کلیدی در کاربردهایSVR است . [3]تابع کرنل معمولاً برای انتقال نقاط داده به فضایی با ابعاد بالاتر و نیز به منظور تقویت توانایی آن در یافتن بهترین فراصفحه ی جداکنندهی ابرداده ها استفاده میشوند.[4]کرنل تابع پایه شعاعی (RBF) محبوبترین و پرکاربردترین کرنل ماشین بردار پشتیبان است. شاید بتوان یکی از دلایل محبوبیت کرنل تابع پایهشعاعی (RBF) را این موضوع دانست که این کرنل (که همان کرنل گوسی است) بینهایت مشتقپذیراست. برای استفاده از کرنلها باید مقادیر مناسبی برای پارامترهای آنها تعیین کرد یعنی باید پارامترهای این کرنلها را تنظیم کرد تا خوب عمل کنند؛ مثلاً برای کرنل تابع پایهشعاعی (RBF) باید پارامتر σ را تنظیم نمود و اگر پارامتر σخیلی بزرگ در نظر گرفته شود مدل overfit میشود و اگر خیلی کم باشد underfit میشود. همچنین همانطور که در بخش مربوط به ماشین بردار پشتیبان توضیح داده شد، برای پیاده سازی الگوریتمماشین بردار پشتیبان بر اساس فرمول بندی الگوریتم، نیازمند تعیین انتخاب پارامتر جریمهC هستیم که تعیین این دو پارامتر توسط کاربر میتواند در نتایج نهایی مدلسازی تاثیر گذار باشد. در این پژوهش به منظور انتخاب مقدار بهینهای برای این دو پارامتر در مسئلهی پیش رو، از الگوریتم بهینه سازی گرگ خاکستری استفاده میشود.

الگریتم گرگ خاکستری

گرگهای خاکستری ترجیح میدهند در یک گروه (دسته) زندگی کنند، هر گروه به طور متوسط ۵-۱۲ عضو دارد. همه اعضای این گروه دارای سلسله مراتب تسلط اجتماعی بسیار دقیق هستند و وظایف خاصی دارند. در هر گله از گرگها خاکستری برای شکارکردن ۴ درجه وجود دارد که مانند شکل (1) به صورت یک ساختار هرمی مدل میشود.

- گرگهای رهبر گروه alpha نامیده میشوند که میتوانند مذکر یا مونث باشند. این گرگها بر گله تسلط دارند.
- گرگهایbeta : کمک به گرگهایalpha در فرایند تصمیمگیری بوده و همچنین مستعد انتخابشدن به جای آنها هستند.
- گرگهای: delta : پایینتر از گرگهایbeta و شامل گرگهای پیر، شکارچیها و گرگهای مراقبت کننده از نوزادان
- گرگهایomega : پایینترین مرتبه در هرم سلسله مراتب که کمترین حق را نسبت به بقیه اعضای گروه دارند. بعد از همه غذا میخورند و در فرایند تصمیمگیری مشارکتی ندارند.



شکل (۱): مدل هرمی گرگهای خاکستری [1]

در توضیح و آموزش الگوریتم گرگ خاکستری میتوان گفت این الگوریتم شامل ۳ مرحله اصلی است:

۱- مشاهده شکار، ردیابی و تعقیب آن (tracking and approaching)

۲- نزدیکشدن، احاطهکردن (حلقه زدن) به دور شکار و گمراهکردن آن تا زمانی که از حرکت باز بماند (Pursing and encircling)

۳- حمله به شکار (attacking)

در این الگوریتم ساختار سلسله مراتبی و رفتار اجتماعی گرگها در حین فرایند شکار به صورت ریاضی مدل شده و برای طراحی الگوریتمی برای بهینهسازی مورد استفاده قرار گرفته است.

بهینه سازی با استفاده از گرگ‌هایbeta , alpha و delta انجام می‌شود. یک گرگ به عنوان alpha هدایت‌کننده اصلی الگوریتم فرض می‌شود و یک گرگ beta و delta نیز مشارکت دارند و بقیه گرگ‌ها به عنوان دنبال‌کننده آن‌ها محسوب می‌شوند. در بهینه ساز گرگ خاکستریGWO، مناسب‌ترین راه حل را به عنوان آلفا در نظر می‌گیریم، و راه حلهای دوم و سوم مناسب به ترتیب بتا و دلتا نامگذاری می‌شوند. بقیه راه حل‌ها امگا در نظر گرفته می‌شوند. در الگوریتمGWO ، شکار توسط $\alpha\beta$ و δ هدایت می شود. راه حل ω از این سه گرگ پیروی میکند.

در طول شکار، گرگ‌های خاکستری طعمه را محاصره می‌کنند. مدل ریاضی رفتار محاصره در معادلات زیر ارائه شده است. که در روابط زیر t تکرار فعلی، A و C بردارهای ضریب هستند ، Xp بردار موقعیت طعمه است و X بردار موقعیت گرگ خاکستری را نشان می‌دهد.

$$D = |C.X_P(t) - X(t)| \quad (۲)$$

$$X(t+1) = X_P(t) - A.D \quad (۳)$$

$$A = 2ar_1 - a \quad (۴)$$

$$C = 2r_2 \quad (۵)$$

$$D_\alpha = |C_1.X_\alpha - X| \quad (۶)$$

$$D_\beta = |C_2.X_\beta - X| \quad (۷)$$

$$D_\delta = |C_3.X_\delta - X| \quad (۸)$$

$$X_1 = X_\alpha - A_1.(D_\alpha) \quad (۹)$$

$$X_2 = X_\beta - A_2.(D_\beta) \quad (۱۰)$$

$$X_3 = X_\delta - A_3.(D_\delta) \quad (۱۱)$$

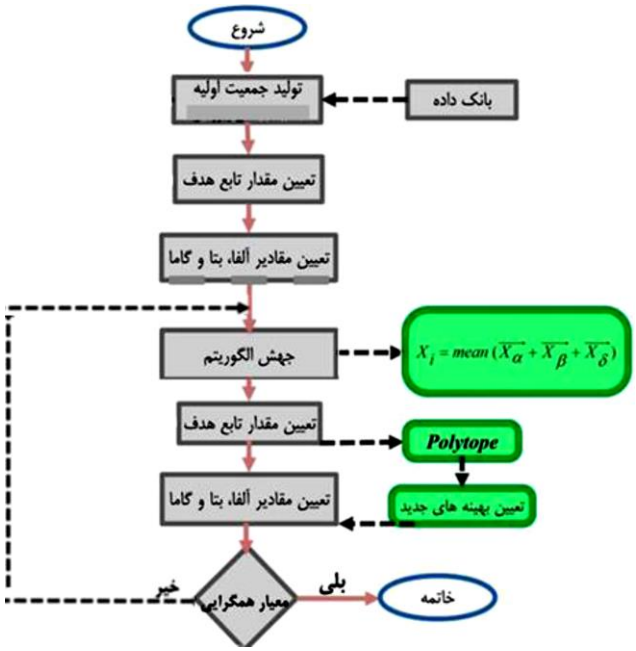
$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (۱۲)$$

الگوریتمGWO در کاربردهای متفاوتی مطرح‌شده است. ازجمله این کاربردها می‌توان به کنترلاتوماتیک، ارسال انرژی، تخمین پارامتر، برنامه‌ریزی فروشگاه و بهینه‌سازی چندبعدی می‌توان اشاره نمود. تحولات اخیر الگوریتم‌هایGWO مانند الگوریتم باینریGWO ، الگوریتم چند منظوره GWO ، و مخلوط کردن با دیگر الگوریتم‌ها یا برنامه‌ها از دیگر کارهای انجام‌شده در زمینه الگوریتمGWO می‌باشد. همچنینموقعیت جستجو و شکار گرگ‌های خاکستری نیز می‌تواند با سلسله‌مراتب اجتماعی توافق شود که باعث بهبود بیشتر الگوریتمGWO خواهد شد. [5]در شکل (۲) مراحل انجام پیاده سازی، روش ارائه شده در این پژوهش به طور شماتیک نشان داده شده است.

۳ نتیجه‌گیری

فشار منفذی از جمله پارامترهای مهم ژئومکانیکی می‌باشد از این رو شناخت کامل این پارامتر در مخزن می‌تواند کمک قابل توجهی در مطالعات ژئومکانیکی میدان، پایداری دیوارۀ چاه، طراحی عملیات لایه شکافی و ... بکندمسئله‌ای که در اینجا با آن رو به رو هستیم، یک مسئله‌ی رگرسیون با چند متغیر ورودی و یک متغیر خروجی است. متغیرهای ورودی شامل لاگ‌ها و مقادیر پارامترهای اندازه‌گیری شده‌ای هستند متغیر خروجی مقدار فشار منفذی متناسب با مقادیر ورودی است که به نوعی هدف و خروجی مدلسازی این مطالعه می‌باشد. روش‌های یادگیری ماشین مبتنی بر بردارهای پشتیبان قابلیت‌های مناسبی در زمینۀ تخمین مدل فضایی پارامترهای مجهول در میدان‌های نفتی نشان داده اند. با این حال،

انتخاب تابع کرنل مناسب مسئله ای چالش برانگیز در زمینهٔ اجرای ماشین‌های بردار پشتیبان است که به طرز معنی داری عملکرد این الگوریتم‌ها را تحت تأثیر قرارمی دهد. در این پژوهش به منظور انتخاب مقدار بهینه‌ای برای این دو پارامتر در مسئله‌ی پیش رو، از الگوریتم بهینه سازی گرگ خاکستری استفاده می‌شود. در نهایت با بهینه سازی مقدار پارامترهای جریمه و پارامتر کرنل برای مسئله‌ی طرح شده، مقدار ۱۳.۹ برای پارامتر جریمهC و مقدار ۲.۶۳ به عنوان بهترین مقدار پارامترکرنل انتخابگردید. با استفاده از این ۲ مقدار، الگوریتم رگرسیون ماشین بردار پشتیبان مجدداً با این مقادیر با استفاده از داده‌های آموزشی، آموزش دید و در نهایت مدل آموزش داده شده بر روی داده‌های تست اجرا و مقدار فشار منفذی برایداده های تست، با این مدل پیش بینی گردید.



شکل (۲):فلوچارت مراحل پیاده سازی الگوریتم ماشین بردار پشتیبان به همراه بهینه سازی گرگ خاکستری به منظور پیش‌بینی فشار منفذی

منابع

1. S. M. Mirjalili, S. Mirjalili and A. Lewis, “A Novel Multi-Objective Optimization Framework for Designing Photonic Crystal Waveguides,” IEEE Photonics Technology Letters, Vol.26, No.2, pp.146-149, 2014.
2. Wang, H., & Xu, D. (2017). Parameter selection method for support vector regression based onadaptive fusion of the mixed kernel function. Journal of Control Science and Engineering, 2017.
3. Achirul Nanda, M., Boro Seminar, K., Nandika, D., & Maddu, A. (2018). A comparison studyofkernel functions in the support vector machine and its application for termitedetection.Information, 9(1), 5.
4. Pahwa, S., & Sinwar, D. (2015). Comparison of various kernels of support vector machine. International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET), 3(VII), 532–536.
5. Muro C, Escobedo R, Spector L, Coppinger R. Wolf-pack (Canis lupus) hunting strategies emerge from simple rules in computational simulations. Behav Process 2011;88:192–7