

تخمین فشار منفذی مخزن هیدرو کربنی با استفاده از الگوریتم یادگیری ماشین

مهديه حسيني^۱، محمد علي رياحي^۲

^۱ کارشناسی ارشد، موسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، mahdieh73697369@gmail.com

^۲ استاد، موسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، mariahi@ut.ac.ir

چکیده

فشار سازندی یا فشار سیالات منفذی در زیر سطح زمین بایستی قبل از حفاری یک چاه تخمین زده شوند، تا پنجره گل حفاری و جداره چاه مناسب برای چاه انتخاب شود. به دلیل هزینه نسبتاً زیاد ابزارهای اندازه گیری مستقیم فشار منفذی، استفاده از روش های کم هزینه تر که طیف پیوسته ای از داده های فشار منفذی را ارائه دهند، مقرون به صرفه است.

فشار منفذی در حال حاضر با دو روش مستقیم و غیر مستقیم محاسبه می شود. استفاده از داده های لرزه نگاری و چاه پیمایی (روش غیر مستقیم) و نیز تست فشار سازند (روش مستقیم) به دست می آید. هدف اصلی این مقاله استفاده از اطلاعات آزمایش RFT برای تعیین فشار منفذی می باشد. بدین منظور، با توجه به اطلاعات موجود در چاه های حفاری شده در یک میدان نفتی، فشار منفذی مکان جدید را برای حفاری با استفاده از شبکه عصبی بر اساس فشارهای محاسبه شده چاه های قبلی تخمین زده شد. در این مقاله تخمین فشار منفذی بر پایه ی روش های یادگیری ماشینی بر روی نمودار های حاصل از چاه مورد بررسی قرار گرفته و سپس با یکی از روش های مرسوم پیش بینی فشار منفذی مانند روش باورز مقایسه شده است.

واژه های کلیدی: فشار منفذی، یادگیری ماشین، داده های پتروفیزیکی

Pore pressure prediction of a hydrocarbon reservoir using machine learning algorithm

Mahdieh Hosseini¹, Mohammad Ali Riahi²

¹ Master of degree, institute of Geophysics University of Tehran, mahdieh73697369@gmail.com

Abstract

Formation pressure or pore fluid pressure below the ground surface should be estimated before drilling a wellbore, so that we can select the appropriate drilling mud window and wellbore wall for drilling operation. The drilling strategy of a wellbore will be made suitable and most principled decision. In addition, due to the relatively high cost of direct pore pressure measuring instruments, it is cost-effective to use less expensive methods that provide a continuous range of pore pressure data thought of reservoir interval. In this context two direct and indirect approaches are usually performed. Using seismic and well survey data (indirect method) and also pressure testing (direct

method) is used. The main purpose of this paper is to use full set as well as RFT data to determine the wellbore pore pressure. For this purpose, according to the information in the wells drilled in an oil field, we estimate wellbore pore pressure using machine learning algorithm. We will compare the obtained result with a conventional pore pressure prediction methods such as the Bowers method.

Keywords: Pore pressure, machine learning, wire-line data

تخمین دقیق فشار منفذی نقشی حیاتی در اکتشاف و توسعه میادین هیدروکربنی دارد. اولین مطالعات در زمینه پیش بینی فشار منفذی توسط هاتمن و جانسون در سال ۱۹۶۵ انجام شد که این مطالعات بر اساس خصوصیات اندازه گیری شده شیل در نمودار چاه پیمایی سرعت سونیک صورت گرفت و فشار منفذی بر اساس انحراف مقادیر اندازه گیری شده از خط روند نرمال سرعت سونیک تعیین شد. در سال ۱۹۷۲، ایتون از نسبت بین پارامتر چاه پیمایی اندازه گیری شده و مقدار نرمال آن پارامتر، تنش مؤثر را تعیین کرد و بر اساس اصل ترزاقی از اختلاف بین فشار روباره و تنش مؤثر، فشار منفذی را تخمین زد. در روش های قبل، عدم تحکیم کافی سازند مورد نظر به عنوان عامل اصلی ایجاد فشار بالا در نظر گرفته شده بود. بررسی های باورز در سال ۱۹۹۵ علاوه بر عدم تحکیم کافی، انبساط سیال را نیز به عنوان عامل ایجاد فشار بالا در نظر گرفت.

تینگای و همکاران (۲۰۰۹) و زوباک (۲۰۰۷) دریافتند آگاهی از فشار منفذی در عمق برای طراحی ایمن اقتصادی چاه بسیار مهم است و خطرات ناشی از خطرات حفاری (به عنوان مثال انفجار چاه، ضربات فشار و هجوم سیال) در مناطق تحت فشار را کاهش می دهد.

مک فرسون و گارون (۱۹۹۹) و موگرج و محمود (۲۰۱۲) به این نتیجه رسیدند که تخمین فشار منفذی همچنین اطلاعاتی برای درک تاریخ رسوبی و تکامل حوضه های رسوبی و همچنین مهاجرت هیدروکربن و به دام انداختن آنها در مخازن را فراهم می کند.

در سال ۲۰۱۸ ژائو و همکارانش دریافتند فشار بیش از حد، به عنوان مثال فشار منفذی بیش از فشار هیدرواستاتیک، می تواند توسط مکانیزم های مختلف مانند عدم تعادل تراکم، تولید هیدروکربن، دیاژنز، جریان مایعات و شناوری تولید شود.

و ورنیک (۲۰۱۶) این را مطرح کرد که در میان این مکانیزم ها، کم تراکم ترین مکانیزم فشار بیش از حد در حوضه های رسوبی است.

روش های ژئوفیزیکی برای تخمین فشار منفذی از تبدیلات تجربی از خصوصیات ژئوفیزیکی به تنش مؤثر استفاده می کنند. روش های زیادی براساس تغییر شکل های مختلف پیشنهاد شده است.

بیشترین روش های مورد استفاده که توسط آزادپور و همکارانش (۲۰۱۵) و هان و همکاران (۲۰۱۷) ارائه شده است، روش های ایتون است.

همچنین روش های باورز که توسط احمد ساتی و همکاران (۲۰۱۶) ارائه شده است.

اکثر این رهیافت های مورد استفاده برای تخمین فشار منفذی ژئوفیزیکی تک متغیره هستند، خواص ژئوفیزیکی را به اثر تنش مربوط میکنند. از آنجا که این تبدیل ها به سنگ شناسی وابسته هستند، داده های مربوط به شیل معمولاً برای به حداقل رساندن تأثیرات تغییرات سنگ شناسی انتخاب می شوند.

این عمل خطاهایی را در تخمین فشار منفذی ایجاد می کند زیرا اندازه گیری فشار منفذی که برای کالیبراسیون این تبدیل ها استفاده می شود، اغلب در لایه های ماسه سنگی انجام می شود. تبدیل چند متغیره برای محاسبه تغییرات در سنگ شناسی مورد نیاز است.

۲ روش تحقیق

سال های اخیر علاقه گسترده ای به استفاده از یادگیری ماشین برای اکتشاف هیدروکربن مشاهده شده است. از مدت ها پیش تکنیک های یادگیری ماشین با موفقیت در پردازش داده های ژئوفیزیکی، و ارونسازی و تفسیر از مدت ها پیش به کار گرفته شده اند. در این تحقیق ما از روش های یادگیری ماشینی به منظور پیش بینی فشار منفذی بهره میگیریم.

یادگیری ماشین الگوریتم های مختلفی را برای رگرسیون غیر پارامتریک فراهم می کند، که با مدل های رگرسیون کلاسیک تفاوت دارد زیرا در مورد شکل رابطه بین متغیر ها به فرضیه های قوی متکی نیست. همواره بهینه سازی پارامترهای موجود در الگوریتم های یادگیری ماشینی یکی از چالش ها و مراحل مهم استفاده از این الگوریتم ها در حل مسائل بوده است. در این پژوهش ما یک روش تخمین فشار منفذی بر پایه ی روش های یادگیری ماشینی، بر روی داده های پتروفیزیکی حاصل از چاه را مورد بررسی قرار خواهیم داد و سپس با روش های مرسوم پیش بینی فشار منفذی با استفاده از نگارهای پتروفیزیکی مانند روش باورز مقایسه خواهیم کرد.

در این پژوهش سعی می شود که یک مطالعه مقایسه ای برای ارزیابی عملکرد الگوریتم های مختلف یادگیری ماشین در تخمین فشار منفذی انجام شود.

در این پژوهش با یک مسئله ی یادگیری ماشینی رو به روش هستقیم که نیازمند الگوریتم های یادگیری ماشینی با نظارت به منظور رگرسیون چند متغیره می باشد.

به طور کلی روند کار تخمین فشار منفذی در این پژوهش شامل مراحل زیر است:

- 1- آنالیز داده های نگار حاصل از نمودارگیری چاه
- 2- استخراج خصوصیات پتروفیزیکی از داده های چاه
- 3- ایجاد داده های آموزشی و تست
- 4- آموزش الگوریتم یادگیری ماشینی با نظارت
- 5- تخمین فشار منفذی با مدل آموزش دیده
- 6- تعیین دقت الگوریتم استفاده شده
- 7- مقایسه نتایج روش یادگیری ماشینی مورد استفاده با روش باورز

فشار منفذی به فشار سیال درون منافذ و خلل فرج سنگ گفته می شود که از مباحث مهم در بحث اکتشاف و حفاری و بهره برداری منابع هیدروکربنی است و میتوان آن را از طریق محاسبه تفاضل و اختلاف فشار موثر (فشار وارده بر ساختار سنگ) از فشار روباره فشار ناشی از وزن لایه های بالایی و سیال درون آن ها در قسمت های بالایی عمق بدست آورد. فشار بالای سازند زمانی به وجود می آید که فشار منفذی بسیار زیادتر از فشار هیدرواستاتیک باشد.

فشار منفذی بالای سازند در ابتدا مورد نیاز است، همان طور که میدانیم بازیافت اولیه از مخزن بر اساس فشار سازند صورت میگیرد، اما اگر فشار سازند در هنگام حفاری بالا باشد باعث به وجود آمدن مشکلات زیادی می شود. از جمله فوران کردن چاه، ناپایداری دیواره چاه، گیر کردن لوله حفاری هنگام چرخش و لوله بالا و پایین و یا از دست دادن چرخش گل حفاری خواهد شد. به همین دلیل اطلاع از فشار منفذی سازندهای با فشار بالا، امری مهم برای عملیات حفاری با ریسک پایین و یک پروژه با صرفه اقتصادی است. در این میان، به علت هزینه نسبتاً زیاد نسبت به کسب اطلاعات فشار منفذی با استفاده از ابزارهای اندازه گیری روش های مستقیم مانند آزمایش مجدد سازند (RFT)، آزمایش ساق مته (DST) و آزمایش دینامیک سازند (MDT)، اهمیت استفاده از روش های کم هزینه تر و پیوسته تر از داده ها نمایان است.

تخمین دقیق فشار منفذی برای اکتشاف و توسعه میادین هیدروکربنی از اهمیت اساسی برخوردار است. پیش بینی دقیق فشار منافذ و پارامترهای کنترل کننده آن به کاهش هزینه حفاری و جلوگیری از حوادث فاجعه بار کمک می کند. تاکنون مدل های تجربی زیادی برای پیش بینی فشار منفذی از داده های نمودارهای نگار چاه گزارش شده است. به منظور پیش بینی فشار منفذی از این مدل های تخمینی تجربی، معمولاً یک مدل تخمینی چند متغیره از داده های پتروفیزیکی متعدد مورد استفاده قرار میگیرد. نیاز است که متغیر های استفاده شده که همان نگارهای چاه هستند بتوانند انعکاس خوبی از تغییرات فشار منفذی از خود نشان دهند. این مدل های چند متغیره فرضیاتی از لیتولوژی را در نظر میگیرند که عمدتاً لیتولوژی خالص ماسه یا شیل را در نظر می گیرند که از لحاظ نظری برای لیتولوژی های پیچیده تر مانند مخازن کربناته، نیازمند کالیبره سازی می باشند که این کار به نوعی خسته کننده و پر زحمت است.

با پیشرفت روش های هوش مصنوعی و تکنیک های یادگیری ماشینی، الگوریتم های زیادی در زمینه ی پیش بینی و تخمین پارامترها ایجاد شده است.

روش های یادگیری ماشینی با ترکیب متغیرهای ورودی (نگارهای چاه) در پی بدست آوردن یک مدل پیش بینی کننده ی متناسب با منطقه ی مورد استفاده می باشد.

تاکنون الگوریتم های یادگیری ماشینی زیادی به منظور پیش بینی پارامترها با یک مدلسازی چند متغیره ارائه شده است که از مشهور ترین آن ها میتوان به شبکه های عصبی ANN، ماشین بردار پشتیبان SVM، جنگل تصادفی RF و غیره نام برد. در این پژوهش ما با بررسی روش های یادگیری ماشینی سعی در مدلسازی فشار منفذی با استفاده از داده های حاصل از نمودارهای چاه پیمایی در یکی از میادین نفتی جنوب ایران داریم.

فشار منفذی یکی از مهمترین خصوصیات مخزن است، که در زمینه اکتشاف می توان از این مفهوم در تحلیل و مطالعه مسیرهای مهاجرت هیدروکربن و همچنین در مطالعه کیفیت پوش سنگ استفاده کرد. مفهوم فشار منفذی در تمام مطالعات و برنامه ریزی های قبل و پس از تولید میدان نقش اساسی دارد.

در این تحقیق برای تعیین فشار منفذی از روش های یادگیری ماشینی استفاده شد. از مهم ترین الگوریتم های یادگیری ماشینی بدین منظور روش های شبکه های عصبی ANN، ماشین بردار پشتیبان SVM، جنگل تصادفی RF هستند.

شکل ۱ فشار هیدرواستاتیک، فشارتشکیل منافذ، تنش سنگین و ۱۰۰ تنش موثر عمودی را با عمق عمودی واقعی (TVD) در یک چاه نفت و گاز نشان می دهد.

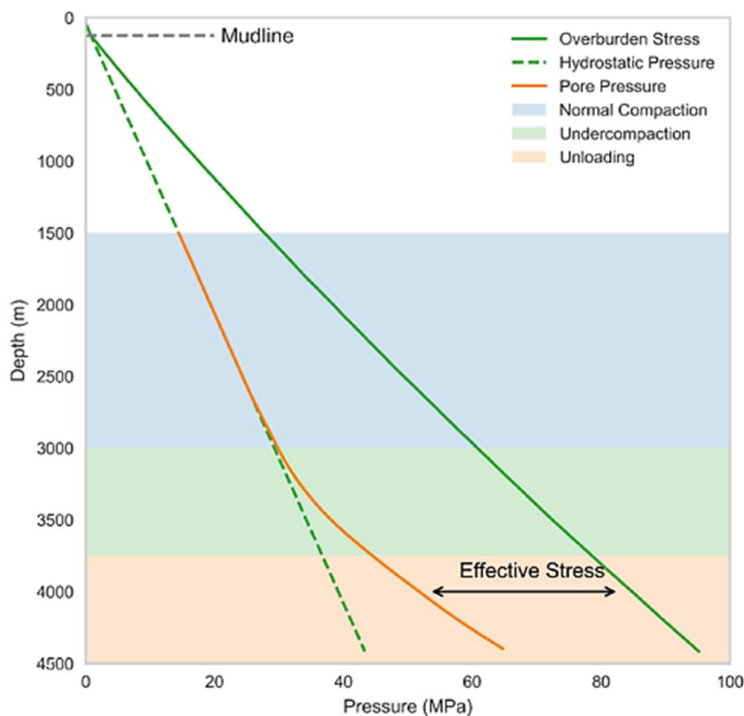
تنش سنگین را می تون به راحتی از سیاهه های مربوط به تراکم فله بدست آورد در حالی که تنش موثر را می توان با داده های ثبت چاه مانند مقاومت، زمان، تراکم فله و پارامتر های حفاری مرتبط دانست.

شکل زیر نشان می دهد که مشخصات فشار با عمق در این زمینه شبیه بسیار از حوضه های رسوبی جوان از نظر زمین شناسی است که در عمق فشار بیش از حد نشان می دهد.

در عمق کمتر از ۲۰۰۰ متر فشار منفذ هیدرواستاتیک است نشان می دهد که یک ستون مایع منافذ به هم پیوسته از سطح به ان عمق گسترش می یابد .

فشار منافذ با عمق به سرعت افزایش می یابد و این بدان معنی است که سازه های عمیق تر به صورت هیدرولیکی از سطح کم عمق جدا شده اند.

با ۳۸۰۰ متر ، فشار منافذ به مقداری نزدیک به تنش سنگین می رسد، شرایطی که تحت عنوان فشار بیش از حد سخت نامیده می شود.



شکل ۱: مشخصات نظری فشار منافذ (یو و هکاران، ۲۰۲۰)

در شکل ۲ و ۳ روش پیشنهادی برای داده های دو چاه اکتشافی دریای اعمال می شود. پروفیل فشار پیش بینی شده با استفاده از الگوریتم در شکل ۲ و ۳ نشان داده شده است. اصلاح مکانیسم تخلیه برای عمق بزرگتر از ۴۳۰۰ متر با مقدار $U=2.75$ دز چاه ۱ اعمال میشود. برای بدست آوردن روند فشار منافذ صاف، فشار منافذ پیش بینی شده یا فیلتر کم عبور (۲۰ هرتز) فیلتر شده وبا میانگین متحرک مرکزی هموار می شود. (اندازه پنجره=۱۸۰۰)

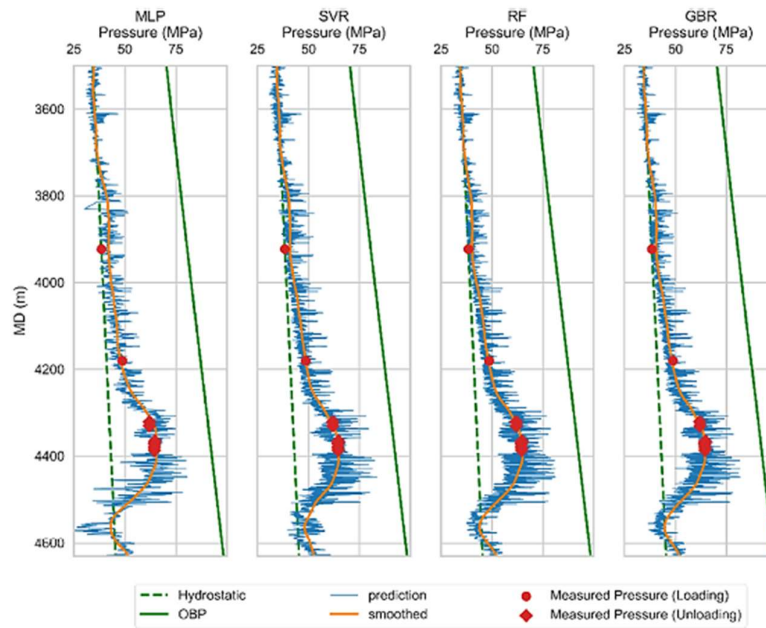
برای هر دو چاه نتایج بدست آمده از چهار الگوریتم روند فشار پیشبینی شده مشابهی را نشان می دهد که با نقاط فشار منافذ اندازه گیری شده تلافی می کند و دقت پیش بینی بالایی را نشان می دهد.

برای چاه ۱ با شروع تقریباً ۴۲۰۰ متر شیب فشار منافذ پیش بینی شده از گرادیان تنش سنگین فراتر رفته و تنش موثر شروع به کاهش می کند.

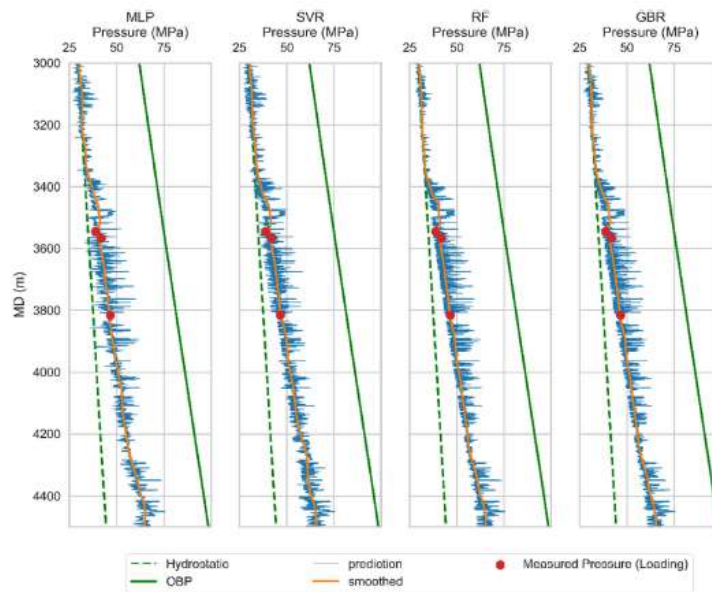
برای چاه ۲ هنگامی که فشار منافذ پیش بینی شده از فشار هیدرواستاتیک فراتر رود، گرادیان فشار منافذ تقریباً برابر با فشار سنگین است و تنش موثر کاهش نمی یابد.

این مطابق با این واقعیت است که تراکم مکانیسم تولید فشار بیش از حد برای چاه ۲ است.

¹ theoretical pore-pressure profile



شکل ۲: پروفیل فشار منافذ پیش بینی شده با چهار الگوریتم ML برای چاه شماره ۱ (یو و هکاران، ۲۰۲۰)



شکل ۳: پروفیل فشار منافذ پیش بینی شده با چهار الگوریتم ML برای چاه شماره ۲ (یو و هکاران، ۲۰۲۰)

² predicted pore-pressure profile with four ML algorithms for Well 1

³ predicted pore-pressure profile with four ML algorithms for Well 1

۳ نتیجه‌گیری

یک روش تخمین فشار منفذی با استفاده از الگوریتم های یادگیری ماشین بر اساس یک مدل چند متغیره غیر پارامتری در رابطه با خصوصیات پتروفیزیکی (سونیک، تخلخل و حجم شیل) به تنش موثر بررسی شده است. روش مورد نظر فشار غیر عادی ناشی از تراکم و تخلیه را ارائه می کند و فشار تخمین زده شده منفذی با فشار منفذی اندازه گیری شده RFT مطابقت خوبی دارد. به طور کلی روش مورد بررسی در این مقاله دقت تخمین فشار منفذی را بهتر نشان می دهد و شروع دقیق تر فشار بیش از حد را مشخص می کند. الگوریتم مورد بررسی یادگیری ماشین در این مقاله را می توان بیشتر برای تخمین فشار منفذی از تلفیق با داده های پتروفیزیکی و داده های لرزه ای سه بعدی استفاده کرد و مدل فشار منفذی در میدان هیدروکربنی را ارائه داد.

منابع

- Azadpour, M., Shad Manaman, N., Kadkhodaie-Ilkhchi, A., Sedghipour, M.-R., 2015. Pore pressure prediction and modeling using well-logging data in one of the gas fields in south of Iran. *J. Petrol. Sci. Eng.* 128 (4), 15–23. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2015.02.022>.
- Basak, D., Pal, S., Patranabis, D.C., 2007. Support vector regression. *Neural Information Processing - Letters and Reviews* 11 (10), 22. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2007.08.002>.
- Bestagini, P., Lipari, V., Tubaro, S., 2017. A machine learning approach to facies Classification using well logs. *SEG Technical Program Expanded Abstracts 2017*. Presented at the SEG Technical Program Expanded Abstracts 2017. Society of Exploration Geophysicists, Houston, Texas, pp. 2137–2142. <https://doi.org/10.1190/segam2017-17729805.1>.
- Bowers, G.L., 2002. Detecting high overpressure. *TLE* 21 (2), 174–177. <https://doi.org/10.1190/1.1452608>.
- Bowers, G.L., 1995. Pore pressure estimation from velocity data: accounting for Overpressure mechanisms besides under compaction. *SPE Drill. Complete*. 10 (2), 89–95. <https://doi.org/10.2118/27488-PA>.
- Bowers, G.L., Katsube, T.J., 2002. The role of shale pore structure on the sensitivity of wire-line logs to overpressure. In: Huffman, A.R., Bowers, Glenn L. (Eds.), *Pressure Regimes in Sedimentary Basins and Their Prediction*, AAPG Memoir. American Association of Petroleum Geologists, pp. 43–60.
- Breiman, L., 2001. Random forests. *Mach. Learn.* 45 (1), 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>.
- Satti, A., Yusoff, W.I., Ghosh, D., 2016. Overpressure in the malay basin and prediction methods. *Geofluids* 16 (2), 301–313. <https://doi.org/10.1111/gfl.12149>.
- Yu, h., Chen, G., and Gu, H., 2020. A machine learning methodology for multivariate pore – pressure prediction, *Computers & Geosciences*. DOI: [10.1016/j.cageo.2020.104548](https://doi.org/10.1016/j.cageo.2020.104548)