

تعیین مقدار کربن آلی کل با استفاده از تصویر ماهواره ای و مدل شبکه عصبی مصنوعی (منطقه مورد مطالعه: کوه میش شهرستان گچساران)

مقاله پژوهشی

کامران مجرد ۱

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۱/۱۴

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۹/۲۱

صفحات: ۳۶-۴۴

چکیده

مقدار کربن آلی کل موجود در سنگ منشاء منابع هیدروکربن یکی از پارامترهای حائز اهمیت در ارزیابی آن است. بنابراین لازم است تا با روشی خصوصیات سنگ منشاء برآورد گردد. برای برآورد خصوصیات سنگ منشاء روش‌های مختلفی وجود دارد. یکی از ابتدایی‌ترین روش‌ها استفاده از روش سنتی است که بسیار هزینه‌بر و زمان‌بر می‌باشد، لذا محققان به دنبال روش‌های کارا تر می‌باشند. با توجه به پتانسیل بالای سنجش از دور و محدوده‌های طیفی VIR, VNIR این امکان فراهم تا خصوصیات سنگ منشاء را در سطح وسیع تری و با هزینه کمتر برآورد نمود. روش‌های کمی و کیفی مختلفی جهت ایجاد ارتباط بین مقدار غلظت عناصر سنگ منشاء و طیف حاصل از داده‌های سنجش از دور موجود می‌باشد. که در این تحقیق سعی در برآورد مقدار غلظت کربن آلی کل سنگ منشاء با استفاده از تصویرسنجنده OLI لندست ۸ و با بهره‌گیری از مدل شبکه عصبی مصنوعی MLP شده است. بدین منظور باند ۵ محدوده طیفی (۸۴۵/۸۸۵-۰) با ضریب همبستگی پیرسون ۰/۶۲ بهترین ورودی برای شبکه عصبی انتخاب شده است. شبکه عصبی مصنوعی با تعداد ۵ نورون در لایه مخفی با $R^2=0/79$ و $RMSE=0/0081$ برای تهیه نقشه کربن آلی کل انتخاب گردید.

کلیدواژه: تصاویر ماهواره‌ای، سنجش از دور، سنگ منشاء، شبکه عصبی مصنوعی، کربن آلی کل

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

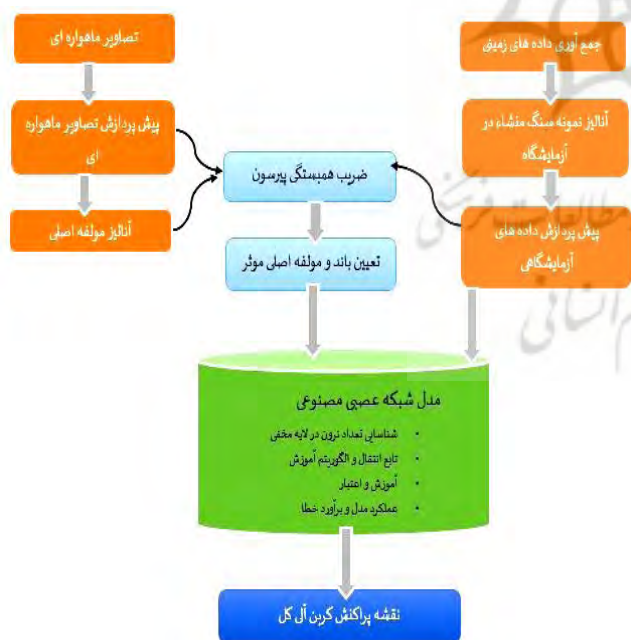


پروہشگاہ علوم انسانی و مطالعات فرہنگی
پرتال جامع علوم انسانی

۱-مقدمه

همکاران سال ۲۰۰۸ و Choe و همکاران در سال ۲۰۰۹ در این راستا می‌باشند که با استفاده از مدل‌های کمی خطی و غیرخطی همچون مدل‌های رگرسیون و شبکه عصبی مصنوعی عناصر مختلفی از خاک را برآورد نمودند. همچنین محققین Zheng در سال ۲۰۰۸، Tekin و همکاران سال ۲۰۱۴، Tiwar و همکاران سال ۲۰۱۵، Steinberg و همکاران سال ۲۰۱۶، Liu و همکاران سال ۲۰۱۷ و داورنیا سال ۱۳۹۲ با استفاده از مدل‌های رگرسیون و مدل شبکه عصبی مصنوعی کربن آلی را برآورد نمودند که نتایج‌شان نشان داد ارتباط تنگاتنگی بین کربن آلی و محدوده طیفی قرمز و مادون قرمز کوتاه وجود دارد. باتوجه به این مطالعات فرآیند کلی در نظر گرفته شده در این تحقیق به صورت زیر است: در ابتدا پردازش‌های لازم را بر روی تصویر OLI^۱ انجام داده آن‌گاه با گرفتن ضریب همبستگی پیرسون بین غلظت کربن آلی کل و طیف تصویر باند موثر را انتخاب نموده و پس از آن مدل شبکه عصبی مصنوعی را ساخته و روی تصویر اعمال کرده و نقشه کربن آلی کل را تهیه می‌گردد (شکل-۱).

اقتصاد باعث شده اکثر فعالیت‌های اکتشافی بر روی پیدا کردن مخازن هیدروکربنی و ارزیابی خصوصیات آن متمرکز شود. مبحث مهم دیگری که در آینده اقتصاد نفت تأثیرگذار است، بررسی خصوصیات سنگ منشأ^۲ هیدروکربنی می‌باشد. هر سنگی که توانایی تولید و خارج کردن مقدار کافی هیدروکربن برای ایجاد یک تجمع نفتی یا گازی را داشته باشد، به عنوان یک سنگ منشأ هیدروکربنی در نظر گرفته می‌شود (Hunt, 1996). به طور معمول سنگ منشأهای موجود در دنیا، شیل و سنگ آهک می‌باشد که حاوی مقدار قابل توجهی ماده آلی هستند (Tissot et al, 1984). بنابراین مقدار کربن آلی کل (TOC) یکی از پارامترهای حائز اهمیت در ارزیابی سنگ منشأ می‌باشد که تغییرات آن نشان دهنده گسترش سنگ منشأ می‌باشد. پیرولیز راک اول یکی از روش‌های استاندارد است که به صورت گسترده برای برآورد کربن آلی کل سنگ منشأ منابع هیدروکربن مورد استفاده قرار می‌گیرد (نجاری و همکاران، ۱۳۸۹). با این وجود این روش پرهزینه و زمان‌بر است لذا محققان به دنبال روش‌های مناسب‌تر می‌باشند. با توجه به پتانسیل بالای سنجش از راه دور و محدوده‌های طیفی NIR، VNIR این امکان فراهم است تا مقدار کربن آلی کل سنگ منشأ را در سطح وسیع‌تری و با هزینه و زمان کمتر برآورد نمود. براساس اینکه هر ماده در صحنه تصویر به دلیل داشتن ترکیب و ساختار مولکولی مخصوص به خود، اثر طیفی منحصر به فردی از خود نشان می‌دهند (Shaw et al, 2003, Hunt et al, 1973, Hunt, 1980, Salisbury & Hunt, 1970). روش‌های کمی و کیفی مختلفی جهت ایجاد ارتباط بین مقدار غلظت عناصر و طیف حاصل از داده‌های سنجش از دور موجود می‌باشد که مطالعات Ko و همکاران سال ۲۰۰۴، Lunzhaو و همکاران سال ۲۰۰۵ و Lagacherie



شکل ۱: دیاگرام روش کلی تحقیق

^۱artificial neural network
^۲Operational land imager

^۳source rocks
^۴total organic carbon
^۵Rock_Eval

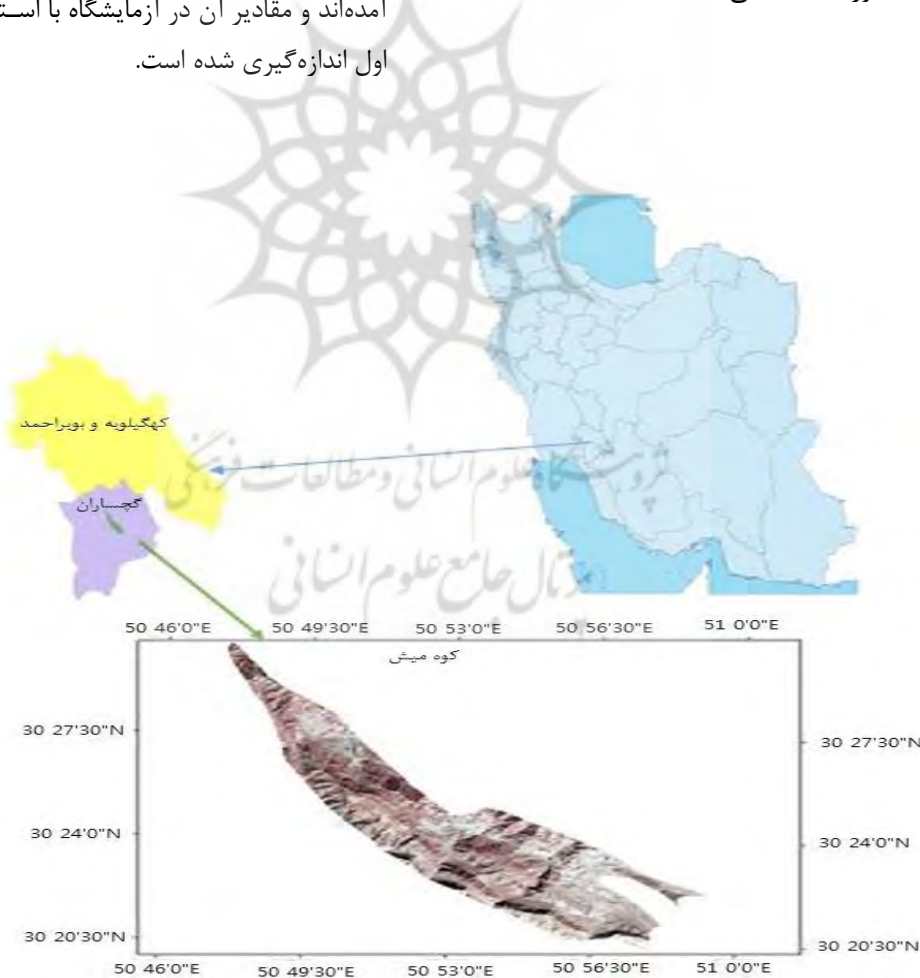
۲- مواد و روش‌ها

۲-۲- داده‌های مورد استفاده

با توجه به ماهیت این تحقیق که مبتنی بر خصوصیات طیفی کربن آلی کل سنگ منشاء و اثرات آن‌هاست، برای انجام آن علاوه بر تصاویر ماهواره‌ای، داده‌های زمینی نیز مورد نیاز می‌باشد. همان طور که پیش تر اشاره شد داده ماهواره‌ای مورد استفاده در این تحقیق تصویر سنجنده OLI لندست ۸ به شماره گذر ۱۶۴ و ردیف ۳۹ مربوط به تاریخ ۲۰۱۳/۱۰/۱۸ است که همراه با آن از داده‌های ژئوشیمی میزان کربن آلی کل (TOC) که تعداد ۴۸ نمونه برداشت شده است مورد استفاده قرار می‌گیرد. این نمونه‌ها بر حسب درصد و با استفاده از آزمایشات صحرایی و نمونه‌برداری از شیل‌های نفتی موجود در منطقه بدست آمده‌اند و مقادیر آن در آزمایشگاه با استفاده از روش راک اول اندازه‌گیری شده است.

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

برای دستیابی به اهداف ذکر شده در این مقاله، منطقه مورد مطالعه بایستی به گونه‌ای انتخاب می‌شد که دارای سنگ منشاء منابع هیدروکربن باشد. همچنین انتخاب داده مناسب به منظور دستیابی به هدف مورد نظر از مهم-ترین مراحل اجرای یک پروژه سنجش از دوری می‌باشد. بدین منظور منطقه مورد مطالعه جنوب کوه میش در استان کهگیلویه و بویراحمد شمال شرق شهرستان گچساران با مختصات ۲۲ ۳۰ عرض شمالی و ۴۷ ۵۵ طول شرقی انتخاب شد. شکل (۱-۳) نشان‌دهنده موقعیت منطقه مورد مطالعه می‌باشد.



شکل ۲: موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه (کوه میش شهرستان گچساران)

تمامی پارامترها ارائه شده در این معادله به طول موج وابسته می‌باشند (Adler-Golden et al, 2009) و (al, 1999).

۲-۵- ضریب همبستگی پیرسون

ضریب همبستگی^۷ یکی از تعاریف مهم آماری برای ایجاد ارتباط بین دو متغیر است، به طور کلی شدت وابستگی دو متغیر را ضریب همبستگی گویند. مقدار ضریب همبستگی بین ۱ و -۱ بوده و اگر مثبت باشد به معنی این است که تغییرات دو متغیر به طور هم جهت اتفاق می‌افتد یعنی با افزایش در هر متغیر، متغیر دیگر نیز افزایش می‌یابد و بر عکس اگر مقدار منفی باشد دو متغیر در جهت عکس هم عمل می‌کنند یعنی با افزایش مقدار یک متغیر مقادیر متغیر دیگر کاهش می‌یابد و اگر صفر باشد نشان‌دهنده این است که دو متغیر باهم هیچ ارتباطی ندارند لذا هر چه عدد به قدر مطلق یک نزدیکتر باشد، نشان‌دهنده ارتباط قوی و مثبت دو متغیر خواهد بود. ضریب همبستگی بر اساس نوع متغیر انواع مختلفی خواهد داشت، ضریب همبستگی پیرسون^۸ بین دو متغیر کمی مبتنی بر کواریانس بین دو متغیر و انحراف معیار آنان تعریف می‌شود. رابطه زیر نحوه محاسبه ضریب همبستگی را نشان می‌دهد (Montgomery et al. 2015; Sibuya, 2004).

$$r_{xy} = \frac{\text{COV } x, y}{\sigma_x \sigma_y} \quad \text{معادله ۲-۵-۱}$$

در این مقاله با استفاده از ضریب همبستگی پیرسون میزان وابستگی بین داده‌ای ورودی ارزش طیفی تصویر با داده‌ای خروجی میزان کربن آلی کل (TOC) شبکه عصبی مصنوعی با هدف انتخاب بهترین ورودی برای مدل گرفته شده است.

۲-۶- مدل شبکه عصبی مصنوعی

۲-۳- روش راک اول

از راک اول می‌توان به عنوان یک روش استاندارد پیرولیز، به گستردگی در صنعت نفت استفاده کرد (Lafargue et al, 1998). این روش اطلاعات با ارزشی در زمینه میزان کل کربن آلی، نوع ماده آلی، پتانسیل بالقوه و بالفعل، بلوغ گرمایی ماده آلی و همچنین مهاجرت هیدروکربن از سنگ منشاء ارائه می‌کند (Kotorba et al, 2003) که به کمک آن‌ها می‌توان سه مرحله اصلی ارزیابی سنگ منشاء (تعیین مقدار، نوع و بلوغ گرمایی ماده آلی) را تعیین کرد (Behar et al, 2001). متغیرهای به دست آمده از این پیرولیز شامل: S1, S2, S3 و شاخص هیدروژن (HI)، شاخص اکسیژن (OI)، شاخص تولید (PI) و Tmax است. که از این روش در آزمایشگاه برای برآورد میزان کربن آلی کل استفاده گردید.

۲-۴- پیش پردازش تصویر ماهواره‌ای

با توجه به داده تصویری مورد استفاده در این مقاله که از سازمان زمین شناسی آمریکا اخذ گردیده نیاز به تصحیح هندسی و رادیومتریک ندارد. بنابراین فقط تصحیح اتمسفریک در نرم‌افزار ENVI با استفاده از مدل اتمسفری FLAASH انجام گردیده مدل اتمسفری FLAASH گونه‌ای از مدل های تصحیح اتمسفری مدل مینا می‌باشد (Liew, 2012) و Perkins و (۱۹۹۷). این تصحیح برای تمام باندهای لندست ۸ جز باندهای حرارتی قابل استفاده است. معادله اصلی مدل اتمسفری FLAASH در رابطه زیر بیان شده است.

$$L = \frac{A p}{1 - p_e^s} - \frac{B p_e}{1 - p_e^s} + L_a \quad \text{معادله ۲-۴-۱}$$

در این رابطه، p مقدار بازتابندگی پیکسل، p_e بازتابندگی میانگین پیکسل‌های همسایگی، S میزان آلبیدو کروی، L_a مقدار رادپانس برگشتی از اتمسفر معروف به Path radiance و A و B ضرایب معادله می‌باشند. ضرایب معادله وابسته به هندسه و شرایط اتمسفری هستند.

^۷Correlation

^۸Pearson correlation

$$e_k \quad d_k \quad output_k \quad \text{معادله ۲-۶-۲:}$$

E میزان خطا نمونه‌ی d, k مقدار اندازه‌گیری شده برای نمونه k.

مرحله پنجم: بر اساس انتشار خطا مقدار خطا نرون زام و لایه آم محاسبه خواهد شد.

$$e_j^{i-1} = \sum_{i=1}^n w_j^i * x_j^{i-1} \quad \text{معادله ۲-۶-۳:}$$

مرحله ششم: بر اساس قانون دلتا مقدار خطای هر نرون محاسبه خواهد شد.

مرحله هفتم: بروز رسانی وزن‌های نرون‌های هر لایه بر اساس روش گرادیان نزولی.

$$w_j^i = w_j^i - \eta \sum_j x_j^{i-1} \quad \text{معادله ۲-۶-۴:}$$

پارامتر گرادیان نزولی است که پارامتر در هر بار تکرار نیز بروز می‌شود.

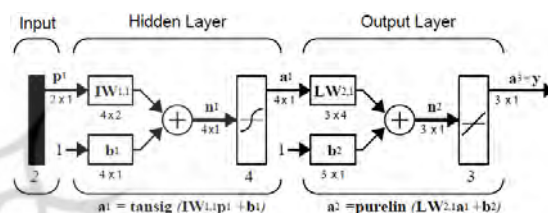
مرحله هشتم: تکرار دوباره شبکه با استفاده از پارامترهای بروز شده و محاسبه خطای شبکه، در صورتی که خطای شبکه در هر دور از مقدار بازمی‌گرفته شده در مرحله اول بیشتر شد؛ به مرحله سه رفته و تمام مراحل تکرار می‌گردند.

۳- نتایج و بحث

۳-۱- نتیجه مدل اتمسفری

اعمال تصحیح اتمسفری برای بالا رفتن دقت رادیومترک تصویر و کاهش خطای جوی ضروری است که شکل (۴) نشان دهنده کیفیت و دقت رادیو متریک تصویر قبل و بعد از تصحیح اتمسفریک FLAASH برای پوشش گیاهی می‌باشد.

شبکه عصبی مصنوعی روشی مبتنی بر هوش مصنوعی جهت تقریب توابع مختلف در علوم مهندسی است. شبکه عصبی مصنوعی جز دسته مدل‌های غیرخطی دسته‌بندی می‌شود. شبکه عصبی مصنوعی بر گرفته از ساختار عصبی انسان در مقیاس کوچکتر می‌باشد (Kriesel, 2007). شبکه عصبی مصنوعی بسته به کاربرد انواع مختلفی دارد که در این تحقیق از شبکه عصبی مصنوعی چند لایه‌ای^۹ اجرا شده در نرم‌افزار متلب استفاده شده است. شکل (۳) نشان داده می‌شود با توجه به مشخص بودن مقادیر خروجی و ورودی برای داده‌های آموزشی الگوریتم زیر برای اجرای شبکه عصبی چند لایه مورد استفاده قرار گرفته شد (Koivo, 2008; Fritsch, 2010).



شکل ۳: شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

مرحله اول: تعیین تعداد نرون و تعداد لایه و بازه مقدار خطا، در نرم‌افزار متلب تنها یک لایه میانی تعبیه شده است.

مرحله دوم: در این مرحله وزن نرون‌های ورودی به صورت رندوم مقداره‌ی می‌شود، با توجه به این مقداره‌ی اولیه نیز جواب حاصل از شبکه عصبی پایدار نیست.

مرحله سوم: تعیین خروجی شبکه در تکرار اول با مقداره‌ی اولیه وزن‌ها.

$$s_j^i = \sum_{j=1}^n w_j^i * x_j^{i-1}, output_j^i = f(s_j^i) \quad \text{معادله ۲-۶-۱:}$$

$S_j(i)$ نگاشت خطی از نرون‌های لایه $(i-1)$ ، تابع فعال‌سازی و $X_j(i-1)$ ورودی لایه $(i-1)$ برابر با تعداد نرون، i شماره لایه می‌باشد.

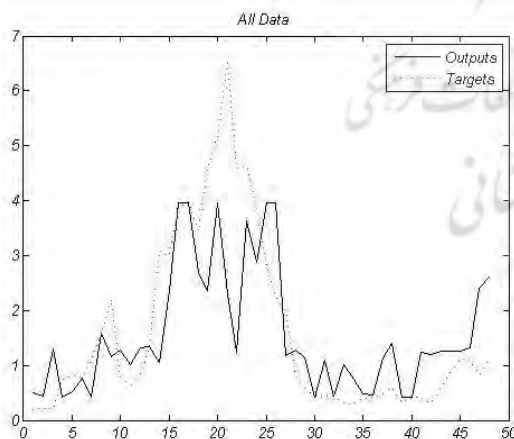
مرحله چهارم: محاسبه خطای شبکه که به ازای تمام نمونه‌های آموزشی.

^۹Multilayer perceptron

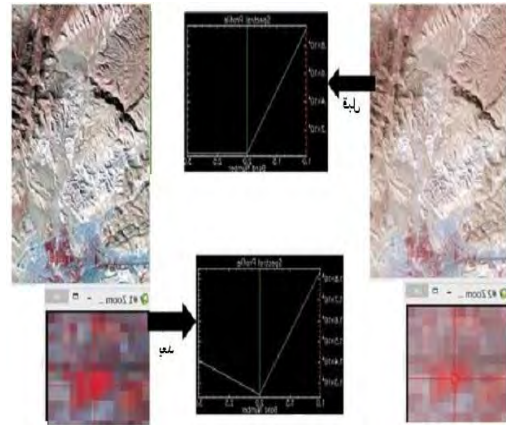
و شبکه عصبی مصنوعی ۷۰٪ از ۴۸ داده نمونه‌گیری شده به آموزش شبکه و ۱۵٪ به اعتبارسنجی و ۱۵٪ به آزمایش اختصاص داده شده است. با توجه به اینکه آموزش و عملکرد شبکه عصبی مصنوعی به مقادیر تصادفی اولیه برای پارامتر وزن آنان وابسته است. هر شبکه ۱۰ بار مقاردهی اولیه و آموزش داده شد. جدول ۲ میانگین و انحراف معیار خطا و R^۱ و RMSE^۱ در ۱۰ بار آموزش متوالی برای شبکه عصبی مصنوعی با تعداد نرون های مختلف در لایه پنهان را نشان می‌دهد. بدیهی است هر چه متوسط RMSE و انحراف معیار و میانگین خطا کمتر باشد موید برازش بهتر و همچنین پایداری بیشتر پاسخ‌هاست. که شکل (۵) نشان دهنده نتایج پراکندگی عناصر اندازه گیری شده و پیش بینی شده ۴۸ نمونه شبکه عصبی بهینه انتخاب شده است.

جدول ۲: معیارهای ارزیابی شبکه عصبی مصنوعی بر اساس تعداد نرون ها

معیارهای	TOC تعداد نرون برای برآورد			
	۵	۱۵	۲۲	۲۵
ارزیابی				
RMSE	۰/۰۰۸۱	۰/۰۱۳	۰/۰۱۲	۰/۰۱
R	۰/۷۹	۰/۵۶	۰/۶۴	۰/۷۸



شکل ۵: منحنی پراکندگی کربن آلی کل اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده



شکل ۴: تصویر OLI قبل و بعد از تصحیح فلش.

۳-۲- نتایج ضریب همبستگی

آزمون همبستگی پیرسون برای بررسی ارتباط کربن آلی کل با باندهایی که بیشترین همبستگی را با مواد آلی دارند، صورت گرفت و نتایج نشان دادند که باند ۵ در محدوده طیفی مادون قرمز نزدیک (۸۴۵/۸۸۵-۰/۰- میکرومتر همبستگی منفی معنی‌داری با کربن آلی کل سنگ منشاء را داراست. همچنین با افزایش کربن آلی کل سنگ حالت تیره به خود می‌گیرد در نتیجه میزان بازتاب از سطح سنگ پایین می‌آید و همبستگی منفی بین کربن آلی کل و باندها و نتیجه این پدیده است

جدول ۱: همبستگی بین ماده آلی با باندهای سنجنده

باند	محدوده طیفی باندها (میکرومتر)	ضریب همبستگی پیرسون
B1	۰/۰-۴۳۳/۵۵۳	-۰/۵۴
B2	۰/۰-۴۵۰/۵۱۵	-۰/۵۳
B3	۰/۰-۵۲۵/۶۰۵	-۰/۵۳
B4	۰/۰-۶۳۰/۶۹۰	-۰/۶۱
B5	۰/۰-۸۴۵/۸۸۵	-۰/۶۲
B6	۱/۱-۵۶۰/۶۶۰	-۰/۵۷
B7	۲/۲-۱۰۰/۳۰۰	-۰/۵۷

۳-۳- نتایج شبکه عصبی مصنوعی

مدل شبکه عصبی مصنوعی مدلی غیرخطی است و برای بهبود دقت برآورد کربن آلی کل با استفاده از طیف تصویر

^۱Coefficient of determination
^۱Root mean square error

۴- نتیجه گیری

منابع و ماخذ

داورنیا، پیمان، ۱۳۹۲، بهبود تشخیص مناطق دارای پتانسیل منابع هیدروکربنی با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای به کمک تهیه نقشه TOC، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده فنی، دانشگاه تهران.

نجاری س.، علیزاده ب.، کدخدایی علی.، "تخمین کل کربن آلی (TOC) توسط روش های شبکه عصبی مصنوعی و logR Δ در میدان گازی پارس جنوبی"، بیست و نهمین گردهمایی علوم زمین، سازمان زمین شناسی و اکتشافات معدنی کشور، تهران، ایران، ۱۳۸۹.

Adler-Golden, S. M., Matthew, M. W., Bernstein, L. S., Levine, R. Y., Berk, A., Richtsmeier, S. C., ... & Hoke, M. L. (1999, October). Atmospheric correction for shortwave spectral imagery based on MODTRAN4. In *SPIE's International Symposium on Optical Science, Engineering, and Instrumentation* (pp. 61-69). International Society for Optics and Photonics.

Behar, F., Beaumont, V., & Penteado, H. D. B. (2001). Rock-Eval 6 technology: performances and developments. *Oil & Gas Science and Technology*, 56(2), 111-134.

Choe, E., Kim, K. W., Bang, S., Yoon, I. H., & Lee, K. Y. (2009). Qualitative analysis and mapping of heavy metals in an abandoned Au-Ag mine area using NIR spectroscopy. *Environmental geology*, 58(3), 477-482.

Hunt J.M., *Petroleum Geochemistry and Geology*, 2nd ed. W.H. Freeman and Company (Eds), New York, 1996.

KO, H. J., Choi, H. L., Park, H. S., & Lee, H. W. (2004). Prediction of heavy metal content in compost using near-infrared reflectance spectroscopy. *ASIAN AUSTRALASIAN JOURNAL OF ANIMAL SCIENCES*, 17(12), 1736-1740.

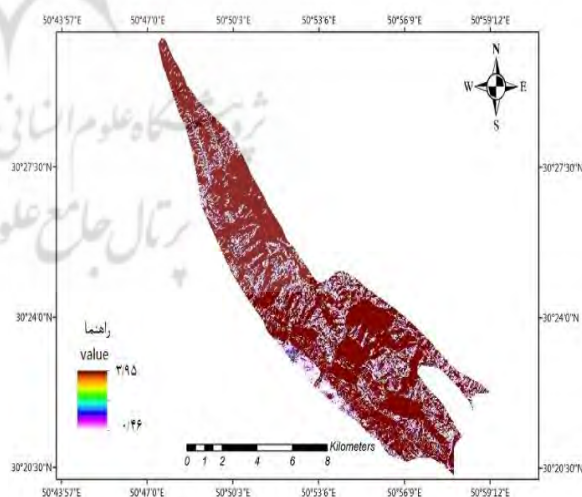
Koivo, H. N. (2008). *NEURAL NETWORKS: Basics using MATLAB Neural NETWORK Toolbox*.

Kotarba, M. J., Więclaw, D., Kosakowski, P., Zacharski, J., & Kowalski, A. (2003). Evaluation of source rock and petroleum potential of Middle Jurassic strata in the south-eastern part of Poland. *Pol ish, Eng lish sum Mary). Przegł'd Geologiczny*, 51, 1031-1040.

Lagacherie, P., Baret, F., Feret, J. B., Netto, J. M., & Robbez-Masson, J. M. (2008). Estimation of soil clay and calcium carbonate using laboratory, field and airborne hyperspectral measurements. *Remote Sensing of Environment*, 112(3), 825-835.

Lafargue, E., Marquis, F., & Pillot, D. (1998). Rock-Eval 6 applications in hydrocarbon exploration, production,

هدف از این تحقیق برآورد کربن آلی کل کوه میش با استفاده از تصویر سنجنده OLI و شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. نتایج نشان می‌دهند که برای برآورد کربن آلی محدوده طیفی مادون قرمز نزدیک (۸۴۵/۸۸۵-۰/۰) میکرومتر و همچنین شبکه عصبی مصنوعی با تعداد ۵ نرون در لایه مخفی با RMSE برابر ۰/۰۰۸۱ مناسب می‌باشد. با اعمال شبکه عصبی مصنوعی بر روی تصویر نقشه کربن آلی کل را تهیه گردید. شکل (۶) نشان دهنده نقشه کربن آلی کل منطقه با دامنه پراکنش ۳/۹۵-۰/۴۶ است. بنابراین شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند با صحت مناسبی کربن آلی کل را برآورد نماید و به عنوان روشی نوین در زمینه اکتشافات نفت استفاده گردد. همچنین تحقیق حاضر خالی از پیشنهادات نمی‌باشد می‌توان پیشنهاد کرد برای بالا بردن دقت کار و کاهش درصد خطا از تصاویر با قدرت طیفی و تفکیک مکانی مناسب نسبت به تصاویر OLI ماهواره لندست ۸ استفاده گردد



شکل ۶: نقشه پراکنش کربن آلی کل سنگ منشاء منابع هیدروکربن کوه میش شهرستان گچساران

- EnMAP imaging spectroscopy data: Prediction accuracy and influence of spatial resolution. *Remote Sensing*, 8(7), 613.
- Shaw, G. A., & Burke, H. H. K. (2003). Spectral imaging for remote sensing. *Lincoln Laboratory Journal*, 14(1), 3-28.
- Tekin, Y., Tümsavas, Z., & Mouazen, A. M. (2014). Comparing the artificial neural network with partial least squares for prediction of soil organic carbon and pH at different moisture content levels using visible and near-infrared spectroscopy. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, 38(6), 1794-1804.
- Tissot B.P. & Welte D.H., *Petroleum Formation and Occurrence*, Springer-Verlag, New York. 966 p, 1984.
- Tiwari, S. K., Saha, S. K., & Kumar, S. (2015). Prediction Modeling and Mapping of Soil Carbon Content Using Artificial Neural Network, Hyperspectral Satellite Data and Field Spectroscopy. *Advances in Remote Sensing*, 4(01), 63.
- Zheng, B. (2008). *Using satellite hyperspectral imagery to map soil organic matter, total nitrogen and total phosphorus* (Doctoral dissertation, faculty of the University Graduate School in partial fulfillment of the requirements for the degree Master of Science in the Department of Earth Sciences, Indiana University).
- and soil contamination studies. *Revue de l'institut français du pétrole*, 53(4), 421-437.
- Liew, S. C. (1997, August). Effects of atmospheric aerosol models on the single scattering point spread function in optical remote sensing. In *Geoscience and Remote Sensing, 1997. IGARSS'97. Remote Sensing-A Scientific Vision for Sustainable Development. 1997 IEEE International* (Vol. 4, pp. 1914-1916). IEEE.
- Liu, H., Shi, T., Chen, Y., Wang, J., Fei, T., & Wu, G. (2017). Improving Spectral Estimation of Soil Organic Carbon Content through Semi-Supervised Regression. *Remote Sensing*, 9(1), ۲۹.
- Module, F. (2009). *Atmospheric correction module:QUAC and FLAASH Users Guide, Version4.7*.ITT visual interaction Solutions, Boulder, CO.
- Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2015). *Introduction to linear regression analysis*. John Wiley & Sons.
- Perkins, T., Adler-Golden, S., Cappelaere, P., & Mandl, D. (2012, May). High-speed atmospheric correction for spectral image processing. In *SPIE Defense, Security, and Sensing* (pp. 83900V-83900V). International Society for Optics and Photonics.
- Steinberg, A., Chabrilat, S., Stevens, A., Segl, K., & Foerster, S. (2016). Prediction of common surface soil properties based on Vis-NIR airborne and simulated

Determining the amount of total organic carbon using satellite imagery and artificial neural network model (Case study area: Mountain Mish, Gachsaran city)

Kamran Mojarad ¹

Abstract

The amount of Total Organic Carbon (TOC) is one of the most important parameter in evaluating hydrocarbon source rocks. Therefore, it is necessary to estimate of source rock by a method. There are several methods for estimating the of source rocks. One of the earliest methods is the traditional method, which is very expensive and time consuming, so researchers are looking for more efficient methods. Given the high potential of remote sensing and spectral VIR spectra, the VNIR makes it possible to estimate the characteristics of the origin rock at a lower cost basis. Different quantitative and qualitative methods are used to establish a relationship between the concentration of rock elements and the spectrum obtained from remote sensing data. In this study, we tried to estimate the total organic carbon content of the total origin rock using the OLI Landsat 8 image sensor and using the MLP artificial neural network model. For this purpose, the band of 5 spectral ranges (0.845-0.8585) with Pearson correlation coefficient of 0.62 was chosen for the neural network. An artificial neural network with neurons in the secret layer with $R^2 = 0.79$ and $RMSE = 0.0008$ were selected to generate a total organic carbon map.

Keywords: satellite images, remote sensing, source rock, artificial neural network, total organic carbon

