

تعیین شاخص تراکم خاک‌های رسی با استفاده از سیستم استنتاج فازی - عصبی انطباقی

مهدی هاشمی جوکار^۱، سهراب میراثی^۲، حسین رهنما^{۳*}

۱. دانشجوی دکتری مهندسی ژئوتکنیک، دانشکده مهندسی عمران و محیط‌زیست، دانشگاه صنعتی شیراز
۲. دانشجوی دکتری ژئوتکنیک دانشگاه صنعتی شیراز، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد شهرکرد (مرکز لردگان)، شهرکرد
۳. استادیار، دانشکده مهندسی عمران و محیط‌زیست، دانشگاه صنعتی شیراز

m.hashemijokar@sutech.ac.ir

تاریخ پذیرش [۹۶/۰۲/۰۶]

تاریخ دریافت [۹۵/۰۸/۰۵]

چکیده

احداث ساختمان‌ها و سازه‌های مختلف، باعث به هم فشردن ذرات خاک و در نتیجه نشست خاک می‌شود. یکی از روش‌های محاسبه میزان نشست، استفاده از شاخص تراکم خاک (Cc) حاصل از نتایج آزمایش تحکیم در خاک‌های رسی است که انجام این آزمایش زمان‌بر و پرهزینه است. در این خصوص برخی پژوهشگران، روابط نیمه تجربی مختلفی ارائه نمودند که این روابط نیز به صورت تک پارامتری مقدار Cc را تعیین می‌نمایند. با توجه به اینکه Cc رابطه‌ای غیرخطی با پارامترهای مربوطه دارد و این‌گونه مسائل غیرخطی و مواردی که نیاز به درک دقیق مسئله دارند را می‌توان با استفاده از سیستم استنتاج فازی-عصبی انطباقی (ANFIS) پیش‌بینی نمود. در این مقاله به منظور پیش‌بینی Cc، دو مدل ANFIS ارائه شده است که در ایجاد این دو مدل از خوشه‌بندی کاهشی (SC) و خوشه‌بندی Fuzzy c-means (FCM) استفاده شده است. پارامترهای ورودی این مدل‌ها، مشابه با پارامترهایی است که در بیشتر روابط نیمه تجربی ارائه شده برای Cc به کار برده شده است؛ این پارامترها شامل نسبت تخلخل اولیه (e_0)، حد روانی (LL) و حد خمیری (PL) است که در آزمایشگاه به راحتی قابل تعیین هستند. نتایج به دست آمده نشان دادند که هر دو مدل ANFIS دارای قابلیت بالایی برای پیش‌بینی Cc با ورودی‌های انتخابی بوده و همچنین توانسته‌اند پیش‌بینی نسبتاً مناسب و قابل قبولی را ارائه دهند.

واژگان کلیدی: شاخص تراکم خاک، پیش‌بینی، خوشه‌بندی کاهشی، خوشه‌بندی Fuzzy c-means، ANFIS.

۱- مقدمه

Cc تابعی از پارامترهای مختلفی مانند نسبت پوکی اولیه خاک، رطوبت حد روانی، رطوبت حد خمیری، شاخص خمیری، چگالی نسبی و غیره است. با توجه به زمان‌گیر بودن آزمایش تحکیم، از گذشته سعی بر برقراری رابطه‌ای بین پارامترهای مذکور و Cc بوده است [2].

یکی از روش‌های محاسبه میزان نشست تحکیمی پی‌ها، استفاده از شاخص تراکم خاک (Cc) است که از نتیجه آزمایش تحکیم خاک‌های رسی اشباع به دست می‌آید [1]. Cc کمیتی بدون بعد و برابر با مقدار شیب بخش خط مستقیم انتهایی منحنی $e-\log\sigma_v$ می‌باشد شکل (۱) [2].

دادند [10]. Kumar et. al. (2004) به پیش‌بینی CC خاک‌های ریزدانه بازسازی‌شده پرداختند و توانستند پیش‌بینی مناسبی از CC ارائه دهند [11]. در جدول (۱) نمونه‌ای از این روابط تجربی نمایش داده شده است.

۲- سیستم استنتاج فازی-عصبی انطباقی (ANFIS)

ANFIS شبکه پیش‌خور چندلایه می‌باشد که ترکیب FIS و شبکه عصبی (NN) است [12]. NN [13, 14] دارای قابلیت یادگیری از داده‌های ورودی و خروجی و FIS هم دارای قابلیت نگاهت از فضای ورودی به فضای خروجی است. ANFIS با استفاده از این دو قابلیت که گفته شد و همچنین قدرت زبانی FIS و قدرت عددی سیستم عصبی انطباقی، ابزار قدرتمندی برای حل مسائلی که پیچیده و غیرخطی هستند [15].

۲-۱- خوشه‌بندی فازی

خوشه‌بندی داده‌ها مجموعه داده‌های آموزشی را به تعدادی خوشه فازی تقسیم می‌کند که هرکدام از این خوشه‌ها، بیانگر رفتار سیستم است. روش‌های خوشه‌بندی فازی شامل: خوشه‌بندی k-means [16]، خوشه‌بندی fuzzy c-means (FCM) [17] و خوشه‌بندی کاهشی (SC) [18, 19].

در جدول (۱)، LL حد روانی خاک، e_0 نسبت فضای خالی اولیه، W_n در صد رطوبت طبیعی، n_0 پوکی خاک و G_s چگالی ذرات جامد خاک است.

در این مقاله از دو خوشه بندی FCM و SC استفاده شده است که در ادامه به تشریح آن‌ها پرداخته می‌شود.

۲-۱-۱- خوشه‌بندی کاهشی

خوشه‌بندی کاهشی (SC) روشی ساده و مؤثر برای پیدا کردن مراکز خوشه است [18, 19]. در SC، هرکدام از نقاط داده‌ها شانس این را دارند که به‌عنوان کاندیدی برای مرکز خوشه بودن در نظر گرفته شوند. میزان پتانسیل نقطه داده xi از نقاط داده‌ها برای مرکز خوشه بودن، از فرمول ۱ محاسبه می‌شود:

$$p_i = \sum_{j=1}^n e^{-\alpha \|x_i - x_j\|^2} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

شکل ۱. تعیین شاخص تراکم خاک

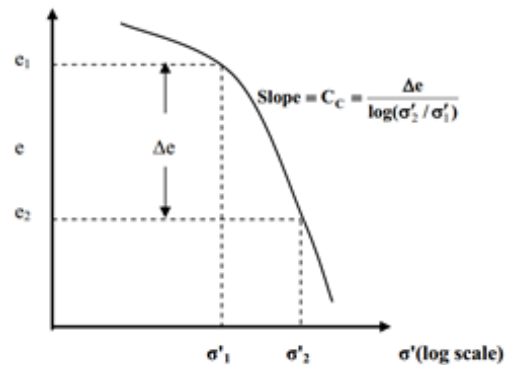


Fig 1. Correlations for compression index

در گذشته پژوهشگران مختلف تلاش کردند که این شاخص‌ها را به‌طور غیرمستقیم اندازه‌گیری کنند. Wroth & Wood (1978) با استفاده از مفهوم مکانیک خاک حالت بحرانی نشان دادند شاخص فشرده‌سازی خاک به‌عنوان یک تابعی از شاخص خمیری است [3]. مطالعات Wroth & Wood (1978) [3] به وسیله Sharma & Bora (2015) [4] توجیه و مورد تأیید واقع شد. Wroth (1979) همچنین یک تخمین تئوری از طریق تنش اصلی قائم برای خاک با حساسیت کم با استفاده از مفهوم حالت بحرانی خاک ارائه داد [5]. Solanki (2009) پارامتر C_c را با استفاده از حد روانی، نسبت تخلخل، پوکی و درصد رطوبت تخمین و محاسبه نمود [6]. Tiwari & Ajmera (2012) پژوهشی با استفاده از مشخصات متفاوت مونت موریلینیت، ایلیت، کائولینیت، و کوارتز در درصد رطوبت اولیه برابر با حد روانی انجام دادند [7] و دو دسته معادله متفاوت برای تخمین C_c با نسبت تخلخل اولیه و حد روانی پیشنهاد دادند.

Akayuli & Ofosu (2013) از تحلیل رگرسیون خطی برای تعیین فرمول تجربی مرتبط با C_c و مشخصات خاک استفاده نمودند [8]. Singh & Noor (2012) مدلی برای تخمین C_c به‌عنوان تابعی از حد روانی و شاخص خمیری با استفاده از تحلیل رگرسیون خطی چندگانه روی داده‌های آزمایشی ۲۳ نمونه خاک ارائه دادند [9]. Yoon et. al. (2004) رابطه تجربی با استفاده از درصد آب، نسبت تخلخل اولیه، حد روانی و شاخص خمیری برای رس‌های منطقه ساحلی کره پیشنهاد

$$\alpha = \frac{4}{r_a^2} \quad (۲)$$

که $\| \cdot \|$ فاصله اقلیدسی و r_a شعاع همسایگی است که عددی ثابت بین ۰ و ۱ می‌باشد.

جدول ۱: روابط تجربی بین C_c و خصوصیات فیزیکی خاک‌های رسی

Formula	References	Range of application
$C_c = 0.007 (LL - 7)$	Skempton (1944)[20]	All clays
$C_c = 1.156(e_0 - 0.27)$	Nishida (1956)[21]	All clays
$C_c = 0.009 (LL - 10)$	Terzaghi et. Al (1996)[22]	Undisturbed clays
$C_c = 0.007 (LL - 10)$	Terzaghi et. Al (1996)[22]	Disturbed clay
$C_c = 0.156e_0 + 0.0107$	Bowels (1979)[23]	All clays
$C_c = 0.141G_s^{1.2} \left(\frac{1+e_0}{G_s}\right)^{2.38}$	Randon-Herrero (1982)[24]	All clays
$C_c = 0.156e_0 + 0.0107$	Sew & Chin (2000)[25]	Cohesion less and organic soils
$C_c = 0.1466e_0 + 0.4$ $C_c = 0.196e_0 + 0.15$	Bahrami et. al. (2013)[26]	Clay
$C_c = \frac{n_0}{371.747 - 4.275n_0}$	Park & Koumoto (2004)[27]	Undisturbed clay
$C_c = 0.0681e^{1.405e_0}$	Ahadian (2004)[28]	Laboratory undisturbed soil
$C_c = 0.0046 (LL - 9)$ $C_c = 0.208e_0 + 0.0083$ $C_c = 0.0115 W_n$	Azzouz et al. (1976)[29]	Brazil soil Chicago soil Organic soils
$C_c = 0.02 + 0.014PI$	Nacci et al. (1975)[30]	The North Atlantic soils

Table 1. Semi empirical relations for C_c

در مرحله بعد با استفاده از فرمول ۳، پتانسیل نقطه داده‌های دیگر را کاهش می‌دهیم و سپس آن نقطه داده که بیشترین مقدار را دارد، به‌عنوان دومین مرکز خوشه انتخاب می‌شود.

$$p_i = p_i - p_1^* e^{-\beta \|x_i - x_1^*\|^2} \quad (۳)$$

$$\beta = \frac{4}{r_b^2} \quad (۴)$$

$$r_b = \eta r_a \quad (۵)$$

که x_1^* مرکز خوشه اول، p_1^* پتانسیل مربوط به α_1^* و η ثابتی بزرگ‌تر از ۱ است. پس از به دست آوردن دومین مرکز خوشه، بقیه‌ی مراکز خوشه نیز با کاهش دادن پتانسیل، با استفاده از فرمول ۱۹، به دست می‌آیند.

$$p_i = p_i - p_k^* e^{-\beta \|x_i - x_k^*\|^2} \quad (۶)$$

که α_k^* امین مرکز خوشه، p_k^* پتانسیل مربوط به x_k^* است.

فرمول ۶ آن قدر تکرار می‌شود که تا شرایط توقف، فرمول‌های ۷ تا ۹، ارضا شود.

$$p_k^* > \bar{\epsilon} p_1^* \quad (۷)$$

$$p_k^* < \underline{\epsilon} p_1^* \quad (۸)$$

$$\frac{d_{min}}{r_a} + \frac{p_k^*}{p_1^*} \geq 1 \quad (۹)$$

$\bar{\epsilon}$ نسبت پذیرش، $\underline{\epsilon}$ نسبت عدم پذیرش که به ترتیب برابر با ۰/۵ و ۰/۱۵ است [18]. d_{min} کمینه فاصله بین x_k^* و مراکز خوشه پیدا شده در مرحله ۱ - k است.

۲-۱-۲- خوشه‌بندی Fuzzy c-means

خوشه‌بندی Fuzzy c-means (FCM) به وسیله Dunn

(1973) [31] و (1981) Bezdek [17] مطرح شد. FCM

با حداقل کردن تابع هدف، مراکز خوشه، که تعدادشان از قبل

به آن داده شده، را مشخص می‌کند. مجموعه داده d بعدی

به صورت $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_n\}$ را می‌توان در الگوریتم

FCM با حداقل کردن تابع هدف معادله ۱۰، به تعداد C

مرکز خوشه، خوشه‌بندی نمود.

$$J_m = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^m \|y_i - c_j\|^2 \quad (۱۰)$$

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|y_i - c_j\|}{\|y_i - c_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (۱۱)$$

$$c = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m * y_i}{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m} \quad (۱۲)$$

۴- مدل‌سازی شاخص تراکم خاک با استفاده

از ANFIS

۴-۱- مدل SC-FIS

FIS اولیه مدل SC-FIS با استفاده از SC ایجاد شده است.

تعداد Epochs لازم برای آموزش مدل ANFIS، با استفاده از

روش سعی و خطا به صورت زیر به دست آمده است.

۱. تقسیم داده‌ها به صورت تصادفی در سه مجموعه آموزشی،

واسنجی و آزمایشی

۲. انتخاب پارامترهای مورد نیاز SC به صورت: $\eta = 1/25$

$\epsilon = 0.01$ ، $\bar{\epsilon} = 0.05$ و $0.1 < r_a < 1$ (که بازه r_a به ۱۹ فاصله تقسیم

شد)

۳. ایجاد FIS اولیه با استفاده از داده‌های آموزش و SC برای r_a

مورد نظر

۴. تنظیم Epochs=۲۰۰۰ و آموزش FIS اولیه با ANFIS

۵. ترسیم خطای RMSE برای داده‌های آموزش و واسنجی در

برابر Epochs و بررسی خطا و چگونگی آموزش مدل

۶. انتخاب فاصله بعدی r_a و رفتن به مرحله ۲ تا ۶

۷. رفتن به مرحله ۱ و تکرار مراحل ۱ تا ۷

شکل (۲) نشان دهنده‌ی چهار نمونه از بیشترین

مشاهدات از متعدد نمودارهای بررسی شده قرار گرفته برای

خطای RMSE داده‌های آموزشی و واسنجی در برابر Epochs

است. همان‌گونه که در شکل (۲-a و ۲-b) ملاحظه می‌شود،

بعد از حدود Epoch=۲۰۰، میزان خطای RMSE برای داده‌های

آموزشی و واسنجی تقریباً ثابت شده است. در (شکل ۲-c و

۲-d) ملاحظه می‌شود که بیش برآزش اتفاق افتاده است و

خطای RMSE داده‌های واسنجی در حال افزایش است که

نشان دهنده‌ی مناسب نبودن آموزش است. بیش برآزش ایجاد

شده نشان دهنده‌ی آن است که داده‌هایی که در مجموعه

آموزش و واسنجی قرار گرفته‌اند و همچنین r_a مورد نظر،

مناسب نیست و باید داده‌های موجود در هر مجموعه داده را

تغییر داده و یا r_a مناسب‌تری انتخاب شود. با توجه به

ملاحظات و بررسی‌های انجام شده روی نمودارهای خطای

که m توان وزنی و مقدار m پیشنهادی برابر با ۲ است [17].

y_i امین نقطه داده، c_j زامین مرکز خوشه، u_{ij} درجه عضویت

i امین نقطه داده در زامین خوشه و $\| \cdot \|$ فاصله اقلیدسی بین y_i و

c_j می‌باشد. مراحل FCM به‌طور خلاصه به صورت زیر است:

۱. در نظر گرفتن مقادیر فرضی بین صفر و یک برای u_{ij}

۲. به دست آوردن مراکز خوشه برای u_{ij} های فرضی با فرمول c_j

۳. محاسبه u_{ij} جدید با c_j به دست آمده از مرحله ۲

۴. تکرار مراحل ۲ و ۳ تا ارضاء شرایط توقف (فرمول ۲۶)

$$\max \{ |u_{ij}^{(k+1)} - u_{ij}^{(k)}| \} < \epsilon \quad (13)$$

ϵ معیار توقف خوشه‌بندی و k گام تکرار می‌باشد. با انجام

مراحل بالا، تابع هدف J_m به حداقل حالت، همگرا می‌شود.

۳- داده‌های استفاده شده

داده‌های استفاده شده برای مدل‌سازی و پیش‌بینی C_c

داده‌های آزمایشگاهی شهر مشهد است که از آزمایشگاه

مکانیک خاک تهیه شده است. جدول (۲) ارائه‌دهنده محدوده

داده‌های استفاده شده برای توسعه مدل‌های ANFIS است.

از مجموع تعداد ۱۹۰ داده‌ی موجود، ۱۴۳ عدد (۷۵٪)

برای مجموعه داده‌های آموزش مدل، ۱۹ عدد (۱۰٪) برای

مجموعه داده‌های واسنجی و ۲۸ عدد (۱۵٪) برای مجموعه

داده‌های آزمایش مدل (که مدل برای اولین بار با آن‌ها مواجه

می‌شود و فقط ورودی‌ها وارد مدل می‌شود و خروجی باید

پیش‌بینی شود) استفاده شده است.

جدول ۲. محدوده داده‌های استفاده شده برای توسعه مدل‌های ANFIS

Input and output parameters	Minimum	Maximum
e_0	0.514	0.974
Inputs	LL (%)	19.400
	PL (%)	35.000
Output	C_c	0.038
		0.330

Table 2. The data ranges for developing ANFIS models

واسنجی، آزمایشی و کل داده‌ها.

۷. تکرار مراحل ۳ تا ۶ برای تمامی فاصله‌های r_a

۸. رفتن به مرحله ۱ و تکرار مراحل ۱ تا ۷ تا رسیدن به تعداد تکرارهای تعیین شده

۹. محاسبه میانگین تمامی R^2 های متناظر با هر فاصله برای

مجموعه داده‌های آموزشی، واسنجی، آزمایشی و کل داده‌ها

۱۰. ترسیم R^2 های میانگین در مقابل r_a و انتخاب مناسب‌ترین

بازه r_a به طوری که حداکثر مقدار R^2 را داشته باشد.

شکل ۳ تغییرات r_a در برابر NC برای داده‌های Cc را

نشان می‌دهد که r_a با NC رابطه معکوس دارد. شکل‌های (۴ و

۵) به ترتیب نشان‌دهنده r_a و NC در برابر R^2 است.

همان‌گونه که در این شکل‌ها ملاحظه می‌شود، در $r_a < 0.3$

۰/۲ که $9 < NC < 24$ ، بیشترین مقدار را دارد. بنابراین مقدار

r_a مناسب در بازه ۰/۲ تا ۰/۳ انتخاب می‌شود.

RMSE در برابر Epochs=۲۰۰. Epoch عدد مناسبی برای

آموزش مدل ANFIS تشخیص داده شده است.

NC با تغییرات r_a رابطه معکوس دارد و r_a کوچک‌تر

موجب افزایش NC می‌شود. برای این منظور، مناسب‌ترین

به شرح زیر تعیین گردیده است:

۱. تقسیم داده‌ها به سه مجموعه آموزشی، واسنجی و آزمایشی

۲. انتخاب پارامترهای موردنیاز SC به صورت: $\eta = 1/25$

$\epsilon = 0.15$

۳. $\bar{\epsilon} = 0.05$ و $0.1 < r_a < 1$ (که بازه r_a این بازه به ۱۹ فاصله

تقسیم گردید)

۴. ایجاد FIS اولیه با استفاده از SC و داده‌های آموزشی و فاصله

موردنظر r_a

۵. انتخاب Epoch=200 (از مرحله تعیین Epoch بهینه) و آموزش

FIS اولیه با ANFIS

۶. محاسبه میزان R^2 برای مجموعه داده‌های آموزشی،

شکل ۲. چهار نمونه از متعدد نمودارهای بررسی شده برای خطای RMSE داده‌های آموزشی و واسنجی در برابر Epochs

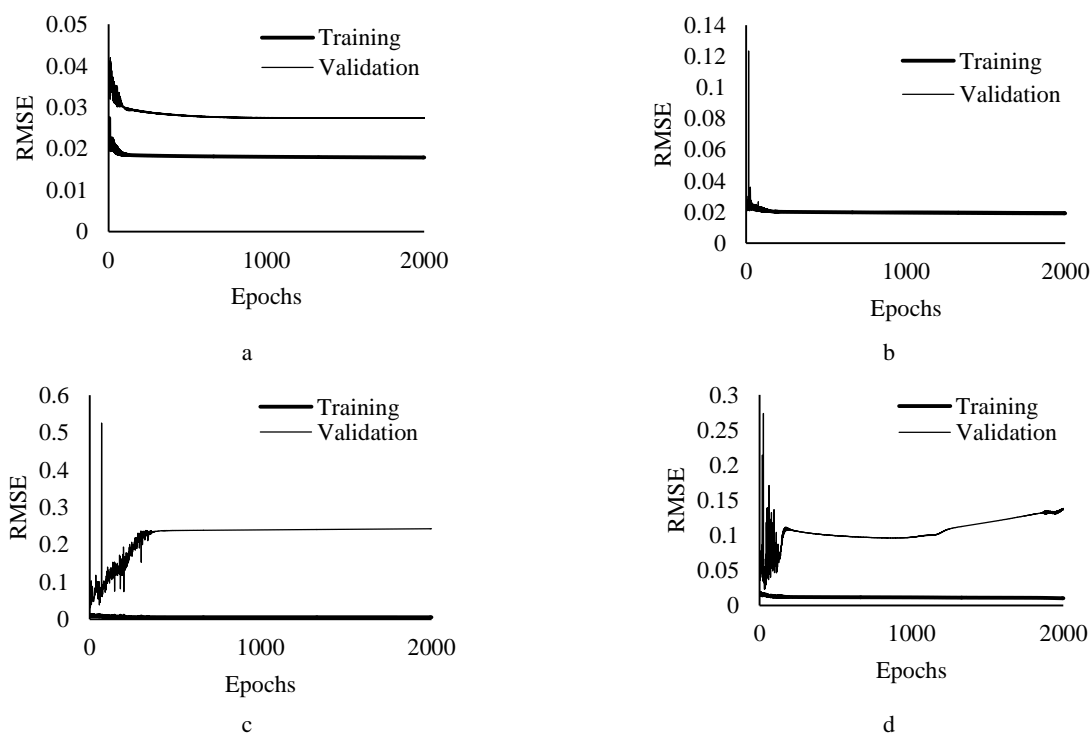


Fig 2. Four examples of many investigated plots to get the training errors for training and validation data in SC

شکل ۳. r_a در برابر NC برای مدل با خوشه بندی SC

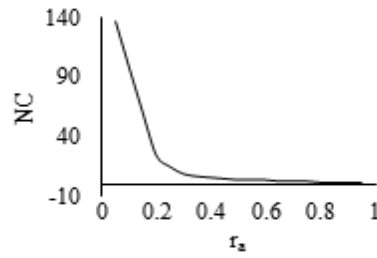


Fig 3. r_a vs. number of clusters in subtractive clustering

شکل ۵. NC در برابر R^2 برای مدل با خوشه بندی SC

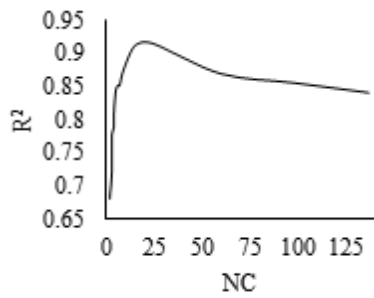


Fig 5. number of clusters vs. R^2 in subtractive clustering

شکل ۴. r_a در برابر R^2 برای مدل با خوشه بندی SC

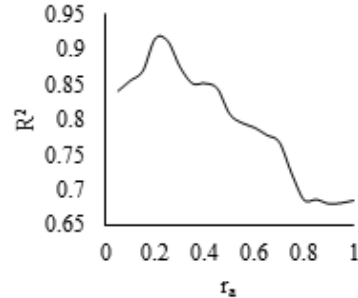


Fig 4. r_a vs. R^2 in subtractive clustering

شکل ۶. فلوچارت مدل SC-FIS

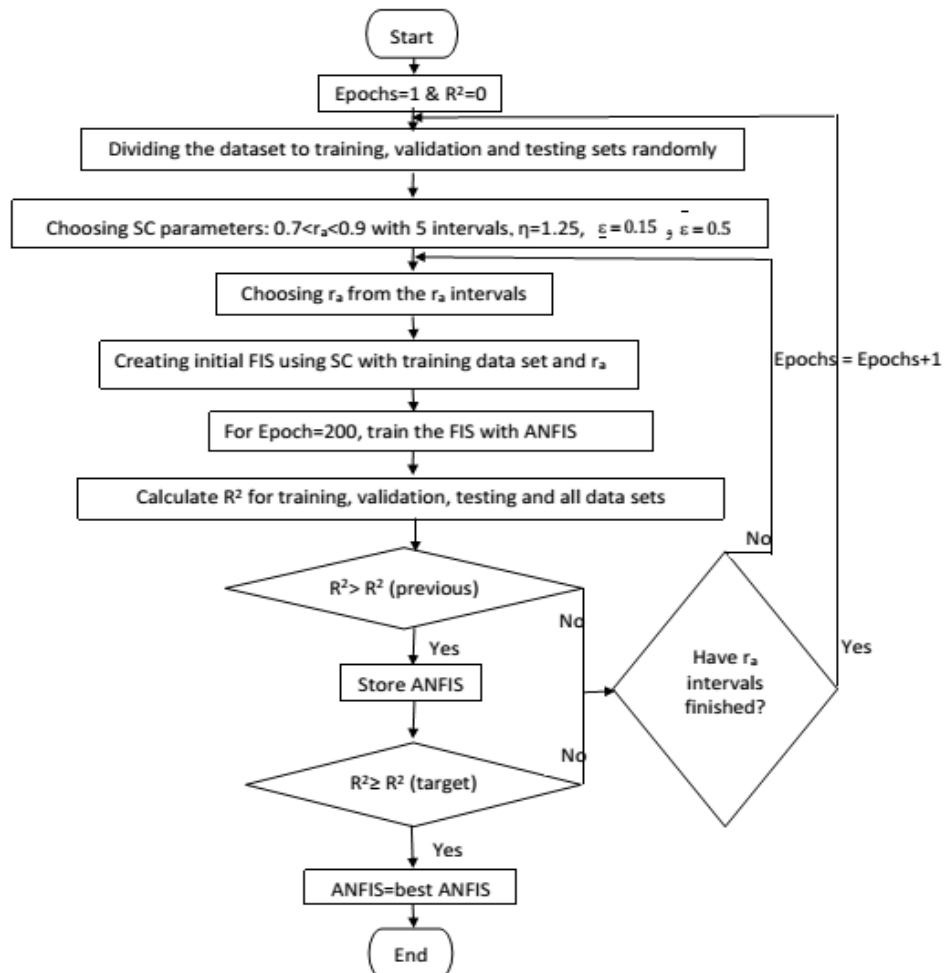


Fig 6. SC-FIS model Flowchart

شکل ۷. داده‌های Cc اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط مدل SC-FIS در مقابل هم و همچنین خط $R^2=1$ (الف) داده‌های آموزشی، (ب) داده‌های واسنجی و (ج) داده‌های آزمایشی

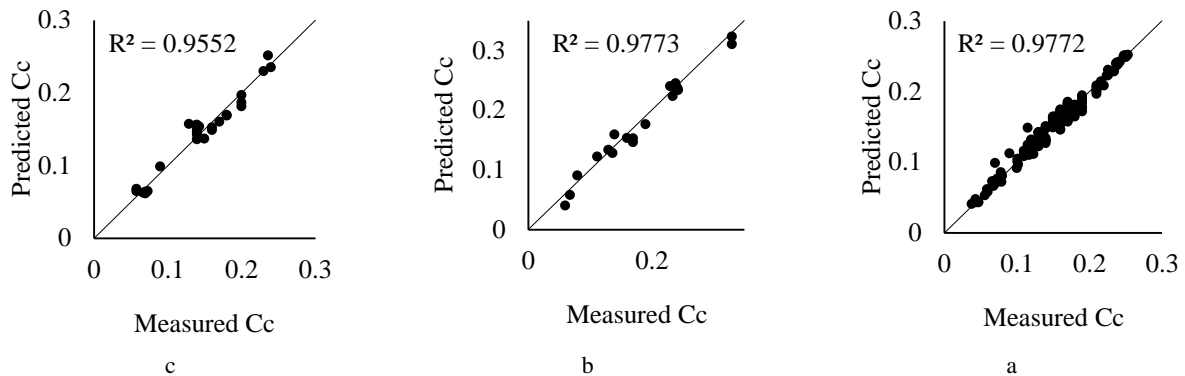


Fig 7. Measured Cc vs. the predicted values by SC-FIS model along with the $R^2 = 1$ line a) training subset; b) validation subset, and c) testing subset

شکل ۸. چهار نمونه از متعدد نمودارهای بررسی شده برای تعیین Epoch در مدل ایجاد شده با FCM

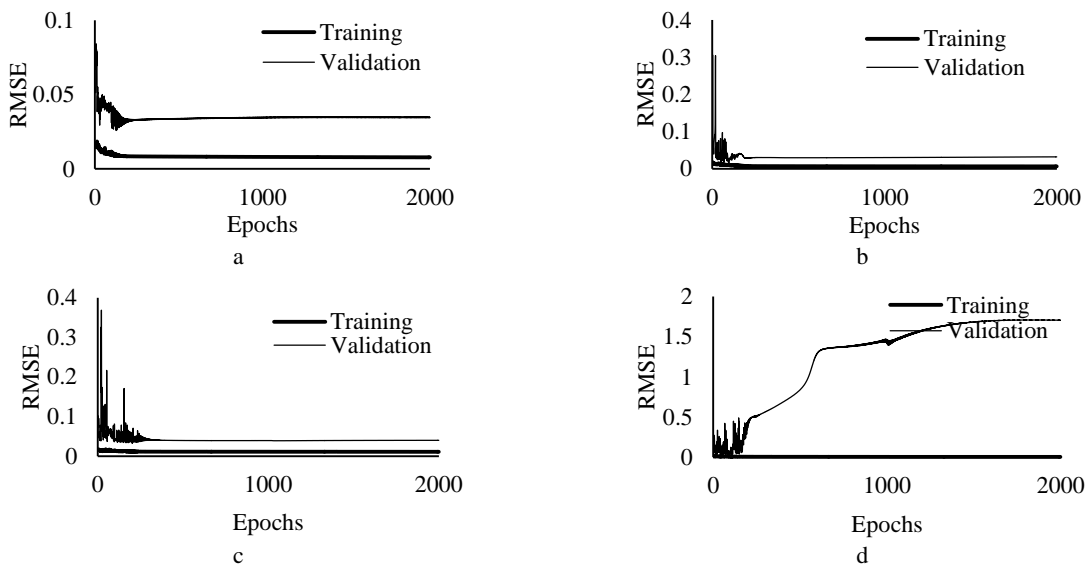


Fig 8. Four examples of many investigated plots to get the training errors in the FCM created FIS model

است؛ مانند مدل SC-FIS در ابتدا به تعیین Epoch مورد نیاز برای آموزش مدل با استفاده از روش سعی و خطا به شرح زیر پرداخته می‌شود.

۱. تقسیم داده‌ها به صورت تصادفی در سه مجموعه آموزشی، واسنجی و آزمایشی
۲. انتخاب NC مورد نیاز FCM به صورت $2 \leq NC \leq 50$ (که NC به ۴۹ فاصله تقسیم می‌شود)
۳. ایجاد FIS اولیه با استفاده از فاصله NC مورد نظر و داده‌های آموزشی

شکل (۶) نشان‌دهنده‌ی فلوچارت مدل SC-FIS است که بر طبق این فلوچارت، مدل نهایی SC-FIS در $r_a=0/25$ و با $NC=18$ به دست آمد. داده‌های Cc اندازه‌گیری شده در آزمایشگاه و پیش‌بینی شده با مدل SC-FIS، برای مجموعه داده-های آموزشی، واسنجی و آزمایشی، به ترتیب در شکل‌های (۷-الف تا ۷-ج) ترسیم شده است.

۴-۲- مدل FCM-FIS

FIS اولیه مدل FCM-FIS، با استفاده از FCM ایجاد شده

خوشه تعیین شد. در شکل (۱۱) داده‌های پیش‌بینی شده مدل FCM-FIS در مقابل داده‌های آزمایشگاهی و همچنین خط $R^2=1$ نمایش داده شده است.

۵- بحث و نتایج

نتایج به‌دست‌آمده از دو مدل SC-FIS و FCM-FIS بر اساس مقادیر شاخص‌های کارایی ضریب تعیین (R^2)، خطای مطلق میانگین (MAE)، خطای میانگین ریشه مربعات (RMSE) و واریانس (VAF) ارزیابی شد. این مقادیر شاخص تراکم برای مجموعه داده‌های آموزشی، واسنجی، آزمایشی و کل داده‌ها به صورت جداگانه محاسبه شده که در جدول (۳) و شکل (۱۲) ارائه شده است. مقدار R^2 برای مدل‌های SC-FIS و FCM-FIS به ترتیب برابر با $0/9743$ و $0/9771$ برای کل داده به‌دست‌آمده است که مقداری تقریباً نزدیک به ۱ دارند. مقادیر RMSE و MAE برای مدل‌های SC-FIS و FCM-FIS کمتر از $0/01$ به‌دست‌آمده است که تقریباً به صفر نزدیک باشند. مقادیر VAF بالای $97/4\%$ می‌باشند و تقریباً مقداری نزدیک به 100% دارند؛ که نشان‌دهنده مناسب بودن نتایج به‌دست‌آمده می‌باشد. به‌صورت کلی می‌توان این‌گونه بیان نمود که نتایج حاصله از دو مدل ANFIS دارای دقت مناسبی برای پیش‌بینی Cc است. مقدار Cc حاصل از مدل‌های ارائه‌شده ANFIS با نتایج روابط تجربی نشان داده‌شده در جدول ۱ مورد مقایسه قرار داده‌شده است. در این راستا مقدار Cc حاصل از ۱۲ رابطه‌ی موجود در جدول ۱ که بر اساس e_0 ، LL و PI بودند، به دست آمد. از بین ۱۲ رابطه اشاره‌شده، تنها ۴ رابطه به دلیل داشتن بیشترین دقت انتخاب شدند. در جدول ۴، مقادیر R^2 ، MAE، RMSE و VAF محاسبه‌شده برای ۴ رابطه فوق و مدل‌های ANFIS ارائه شده است. همان‌گونه که در جدول (۴) ملاحظه می‌شود، مقادیر R^2 ، MAE، RMSE و VAF حاصل از نتایج مدل‌های ANFIS در مقایسه با نتایج روابط تجربی، مقادیر بسیار قابل‌قبول‌تری دارند.

۴. تعیین $Epoch=2000$ و آموزش FIS اولیه با ANFIS
۵. ترسیم خطای RMSE برای داده‌های آموزشی و واسنجی در برابر Epochs و بررسی خطا و چگونگی آموزش مدل
۶. انتخاب فاصله بعدی NC و رفتن به مرحله ۳ تا ۶
۷. پس از پایان یافتن تمامی فاصله‌های NC، رفتن به مرحله ۱ و تکرار مراحل ۱ تا ۷ به تعداد تکرار موردنظر

شکل ۹. NC در برابر R^2 برای مدل با خوشه‌بندی FCM

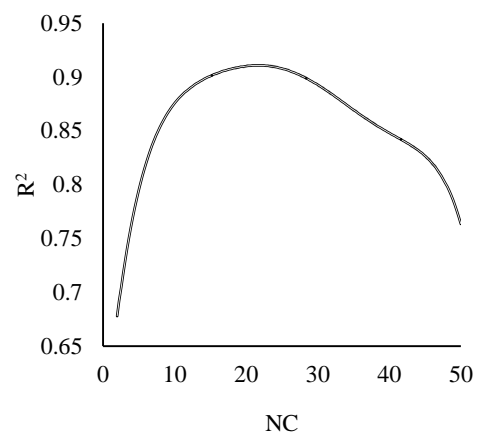


Figure 9. Number of clusters vs. R^2 in FCM clustering

شکل (۸) نشان‌دهنده ۴ نمونه از متعدد نمودارهای بررسی شده برای تعیین Epoch است. همان‌طور که در شکل (۸-الف تا ۸-ج) نشان داده شده در محدوده $Epoch=250$ ، آموزش مدل به کمترین خطای RMSE رسیده است. در شکل (۸-د) مدل دچار بیش‌برازش شده است؛ بنابراین، $Epoch=250$ به‌عنوان Epoch مناسب انتخاب شد. مقادیر NC در بازه $2 \leq NC \leq 50$ در مقابل R^2 های میانگین به دست آمده از مجموعه داده‌های آموزشی، واسنجی و آزمایشی، در شکل (۹) ترسیم شده است. بیشینه مقدار R^2 در شکل (۹) در $17 \leq NC \leq 25$ و $Epoch=250$ با انتخاب $17 \leq NC \leq 25$ و انجام مراحل ذکرشده در فلوچارت ۱۰، مدل‌سازی FCM-FIS انجام شده است. در پایان مدل FCM-FIS با تعداد ۲۰ مرکز

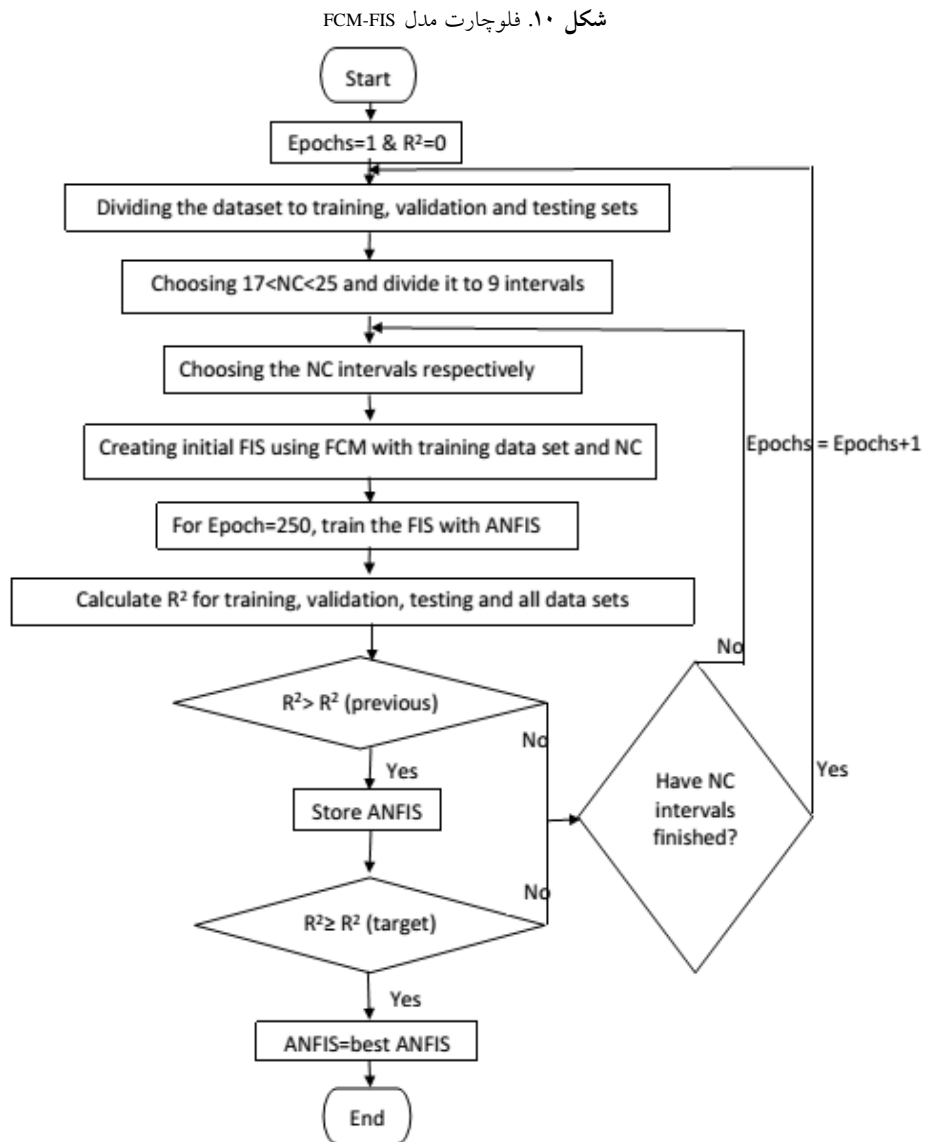


Fig 10. FCM-FIS model Flowchart

شکل ۱۱. داده‌های پیش‌بینی شده مدل FCM-FIS در مقابل داده‌های آزمایشگاهی و همچنین خط $R^2=1$. الف) داده‌های آموزشی، ب)

داده‌های واسنجی و ج) داده‌های آزمایشی

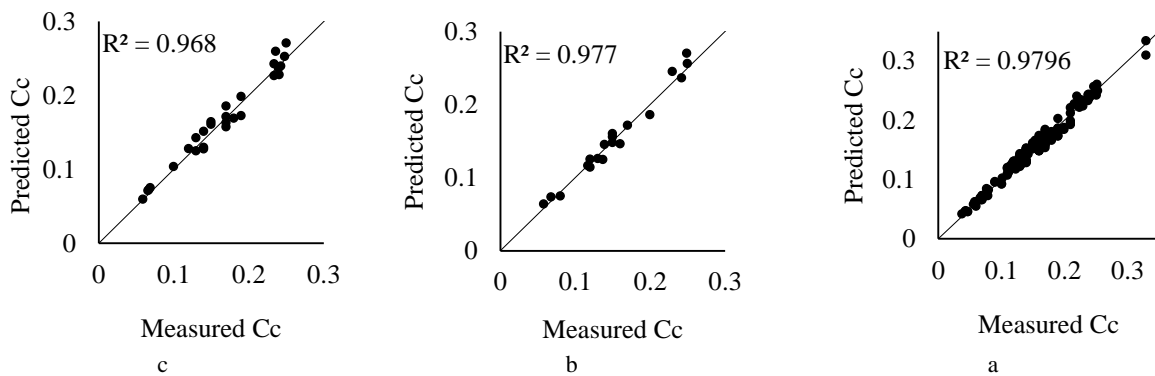


Fig 11. Measured Cc vs. the predicted values by FCM-FIS model along with the $R^2 = 1$ line a) training subset; b) validation subset, and c) testing subset

جدول ۴. مقادیر شاخص‌های کارایی برای فرمول‌های تجربی و دو مدل ANFIS ارائه شده در این مقاله

Performance Index	Empirical formula				Presented ANFIS models	
	Bowels(1979)	Bahrami et. al. (2013)	Ahadian (2004)	Azzouz et al. (1976)	SC-FIS	FCM-FIS
C_c	$C_c = 0.156e_0 + 0.0107$	$C_c = 0.196e_0 + 0.15$	$C_c = 0.0681e^{1.405e_0}$	$C_c = 0.208e_0 + 0.0083$		
R^2	0.4831	0.4831	0.4859	0.4831	0.9743	0.9771
RMSE	0.0600	0.1428	0.0554	0.0466	0.0094	0.0089
MAE	0.0476	0.1330	0.0401	0.0351	0.0076	0.0073
VAF	33.3908	38.8809	46.4226	40.2834	97.4225	97.7083

Table 4. Performance indices for the semi empirical models and two developed ANFIS models

International Journal of Applied Engineering Research, 2016. **11**(1): p. 592-598.

12. Jang, J.-S., *ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system*. Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on, 1993. **23**(3): p. 665-685.

13. Rumelhart, D.E. and J.L. McClelland, *Parallel distributed processing*. Vol. 1. 1988: IEEE.

14. Aitchison, G., *Moisture equilibria and moisture changes in soils beneath covered areas*. 1965.

15. Chang, F.-J. and Y.-T. Chang, *Adaptive neuro-fuzzy inference system for prediction of water level in reservoir*. Advances in Water Resources, 2006. **29**(1): p. 1-10.

16. Steinhaus, H., *Sur la division des corp materiels en parties*. Bull. Acad. Polon. Sci, 1956. **1**:

17. Bezdek, J.C., *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms*. 1981: Kluwer Academic Publishers.

18. Chiu, S. A cluster extension method with extension to fuzzy model identification. in *Fuzzy Systems, 1994. IEEE World Congress on Computational Intelligence., Proceedings of the Third IEEE Conference on*. ۱۹۹۴. IEEE. ۹.

19. Chiu, S.L., *Fuzzy model identification based on cluster estimation*. Journal of intelligent and Fuzzy systems, 1994. **2**(3): p. 267-278.

20. Skempton, A.W. and O. Jones, *Notes on the compressibility of clays*. Quarterly Journal of the Geological Society, 1944. **100**(1-4): p. 119-135.

21. Nishida, Y., *A brief note on compression index of soil*. Journal of the Soil Mechanics and Foundations Division, 1956. **82**(3): p. 1-14.

22. Terzaghi, K., R.B. Peck, and G. Mesri, *Soil mechanics in engineering practice*. 1996: John Wiley & Sons.

23. Bowles, J.E., *Physical and geotechnical properties of soils*. 1979.

24. Rendon-Herrero, O., *Universal compression index equation*. Journal of the Geotechnical Engineering Division, 1980. **106**(11): p. 1179-1200.

25. Sew, G.S. and T.Y. Chin. *Subsurface investigation and interpretation of test results for foundation design in soft clay*. in *SOGISC-Seminar on Ground Improvement-Soft Clay*. 2000.

References

۲- مراجع

- Ahadian, J., Jalal, R.A., and Bajestan M.Sh., *Determination of compression index, soils Ahvaz region*. Technical Journal of Tabriz Faculty, 1394. 35 (In Persian).
- Behnia, k. and Tabatabai, A., *soil mechanics*. first volume,. Ch. Eleventh. 1394: Tehran University Press (In Persian).
- Wroth, C. and D. Wood, *The correlation of index properties with some basic engineering properties of soils*. Canadian Geotechnical Journal, 1978. **15**(2): p. 137-145.
- Sharma, B. and P.K. Bora, *A Study on Correlation Between Liquid Limit, Plastic Limit and Consolidation Properties of Soils*. Indian Geotechnical Journal, 2015. **45**(2): p. 225-230.
- Wroth, C. *Correlations of some engineering properties of soils*. in *Proceedings of the Second International Conference on the Behaviour of Off-Shore Structures, held at Imperial College, London, England*. 1979.
- Solanki, C. *Empirical model for settlement of shallow foundations of alluvial deposits*. in *Indian Geotechnical Conference (IGC)*. 2009.
- Tiwari, B. and B. Ajmera, *New correlation equations for compression index of remolded clays*. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 2011. **138**(6):
- Akayuli, C. and B. Oforu, *Empirical model for estimating compression index from physical properties of weathered birimian phyllites*. The Electronic Journal of Geotechnical Engineering, 2013. **18**: p. 6135-6144.
- Singh, A. and S. Noor, *Soil compression index prediction model for fine grained soils*. Int. J. Innov. Eng. Technol.(IJJET), 2012. **1**(4): p. 34-37.
- Yoon, G.L., B.T. Kim, and S.S. Jeon, *Empirical correlations of compression index for marine clay from regression analysis*. Canadian Geotechnical Journal, 2004. **41**(6): p. 1213-1221.
- Kumar, R., P. Jain, and P. Dwivedi, *Prediction of Compression Index (Cc) of Fine Grained Remolded Soils from Basic Soil Properties*.

Ahvaz, Department of Water Science Engineering. 1383, Shahid Chamran University, Ahvaz(In Persian)

29. Azzouz, A.S., R.J. KRIZEK, and R.B. COROTIS, *Regression analysis of soil compressibility*. Soil Found, 1976. **16**(2):(p. 19-29.

30. Nacci, V., M. Wang, and K. Demars. *Engineering behavior of calcareous soils*. in *Proceedings of Civil Engineering in the Oceans III, ASCE Specialty Conference, Newark, Del.* 1975.

31. Dunn, J.C., *A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters*. J. Cybernet., 1973. **3**(3): p. 32-57.

26. Bahrami, M., Khajouie, j., Shafi'i, M. , Firouzan, M., *determination Of compression index - Cc for the clay region of Kerman*, the International Conference of Civil Engineering, Architecture and urban sustainable development. 1392, Islamic Azad University, Tabriz Tabriz (In Persian).

27. Park, J. and T. Koumoto, *New compression index equation*. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 2004. **130**(2): p. 223-226.

28. Ahadian, j., *estimation of Compression indexes, Cc, using the physical properties of soils in*

Determination of clayey soil compression index (C_c) using adaptive Neuro-fuzzy inference system

Mehdi Hashemi Jokar^{1*}, Sohrab Mirasi¹ and Hossein Rahnama²

1. Ph.D. Candidate, Dept. of Civil Eng., Shiraz University of Technology, Shiraz, Iran

2. Assistant Professor, Shiraz University of Technology, Shiraz, Iran,

m.hashemijokar@sutech.ac.ir

Abstract:

Buildings and structures construction caused soil to be compacted and settlement. Correlations for compression index (C_c) are of the methods to calculate the soil settlement. C_c can be measured with consolidation test that is long lasting and too costly (because of low permeability of clay). Therefore, the researchers developed some semi empirical relations to get C_c with reference to one parameter. Given that C_c has nonlinear relationship with these parameters, and also other nonlinear problems which need to understand the problem, can be predicted by adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS). ANFIS is a multi-layer forward networks which is combination of fuzzy inference system (FIS) and neural network (NN). FIS is used for mapping the input space to the output space and NN is used to learn from inputs and output data.

In this paper, two ANFIS models (SC-FIS and FCM-FIS models) have been developed to predict C_c . the initial FIS were created for SC-FIS and FCM-FIS models by subtractive clustering (SC) and fuzzy c-means clustering (FCM), respectively. The input parameters for the ANFIS models are similar to the input parameters that were considered in the most semi empirical relations for calculation of C_c . These input parameters are: initial void ratio (e_0), liquid limit (LL) and plastic limit (PL), which can be easily measured in the laboratories.

In the SC-FIS model, number of training epochs was firstly adjusted to avoid over fitting and get the model with suitable training time. Later, the neighborhood radius (r_a) was optimized to get the best number of clusters (NC). Finally, the SC-FIS model was presented with the values of epoch = 200, $r_a = 0.25$ and NC = 18. Similar to the SC-FIS model, , number of training epochs for the FCM-FIS model were adjusted at the first and then, number of clusters were optimized. Finally, the FCM-FIS was achieved with the values of Epochs = 250 and NC = 20.

In order to evaluate the ANFIS models results, four performance indices such as Coefficient of Determination (R^2), Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE) and Variance Account For (VAF) were calculated. Values of R^2 for SC-FIS and FCM-FIS models were 0.9743 and 0.9771, respectively. R^2 values should be close to one to have good prediction; therefore, for the ANFIS models with the mentioned R^2 values, the C_c prediction is reliable. RMSE and MAE values should be close to 0. RMSE values for the SC-FIS and FCM-FIS models were 0.0094 and 0.0089, respectively. MAE values for the SC-FIS and FCM-FIS models were 0.073. Both RMSE and MAE values are lower than 0.01. The VAF values for the SC-FIS and FCM-FIS models were 97.4255 % and 97.7083 %, which are close enough to 100 %.

According to the mentioned values, ANFIS models can predict C_c with high accuracy. Therefore, the ANFIS models are able to predict C_c very close to the real values taken from laboratory tests and there would be no more need to do the time consuming and costly laboratory tests.