



ارائه شده توسط:

سایت ترجمه فا

مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده

از نشریات معتبر

اسپلاین رگرسیون انطباقی چند متغیره برای تحلیل سیستم های مهندسی ژئوتکنیک

2- جزئیات MARS

MARS روش رگرسیون غیر خطی و ناپارامتریک است که پاسخ های غیر خطی را بین ورودی ها و خروجی یک سیستم به وسیله مجموعه ای از قطعه های خطی تکه ای (کثیرالجمله های چند قطعه ای) با گرادین های متفاوت مدل سازی می کند. فرضی ثابت درباره رابطه تابعی اساسی بین متغیرهای ورودی و خروجی لازم نیست. نقاط انتهایی این قطعه ها گره نامیده می شوند. گره انتهایی یک ناحیه از داده ها و ابتدای ناحیه ای دیگر از داده ها را مشخص می کند. منحنی های تکه ای منتج (شناخته شده به عنوان توابع پایه)، انعطاف پذیری بیش تری را به مدل می دهند، انحنایها، آستانه ها، و دیگر انحراف های حاصل از توابع خطی را در نظر می گیرند.

MARS توابع پایه را با جست و جو به روش مرحله ای ایجاد می کند. الگوریتم رگرسیون انطباقی برای انتخاب موقعیت های گره به کار می رود. مدل های MARS به روش دو مرحله ای ایجاد می شوند. مرحله مقدم توابع را جمع می بندد و گره های احتمالی را برای بهبود عملکرد می یابد، که به مدلی با برازش کامل می انجامد. مرحله دوم دربرگیرنده زدن از کم ترین جمله های حقیقی است. کد منبع باز در MARS از جکابسنز در انجام تحلیل های ارائه شده در این مقاله مورد استفاده قرار می گیرد.

فرض کنیم y خروجی تعیین شده و $X = (X_1, \dots, X_p)$ ماتریس متغیرهای ورودی P باشد. پس فرض می شود که داده ها از مدل «حقیقی» مجهول به وجود می آیند. در مورد پاسخ پیوسته این خواهد شد

$$y = f(X_1, \dots, X_p) + e = f(X) + e \quad (1)$$

که در آن e توزیع خطا است. MARS تابع f را با کاربرد توابع پایه (BFs) تقریب می زند. BF ها کثیرالجمله های چند قطعه ای (چندجمله ای های نرم) ، شامل توابع خطی تکه ای و مکعبی تکه ای هستند. برای سادگی، تنها تابع خطی تکه ای بیان می شود. توابع خطی تکه ای از نوع $\max(0, x - t)$ با یک گره واقع در مقدار t هستند. معادله

(.) max به معنای آن است که تنها بخش مثبت (.) مورد استفاده قرار می گیرد در غیر این صورت، آن مقدار صفر می شود. به طور رسمی،

$$\max(0, x - t) = \begin{cases} x - t, & \text{if } x \geq t \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

f(X) مدل MARS، به عنوان ترکیب خطی BFها و روابط متقابل آنها ایجاد، و بیان می شود به صورت

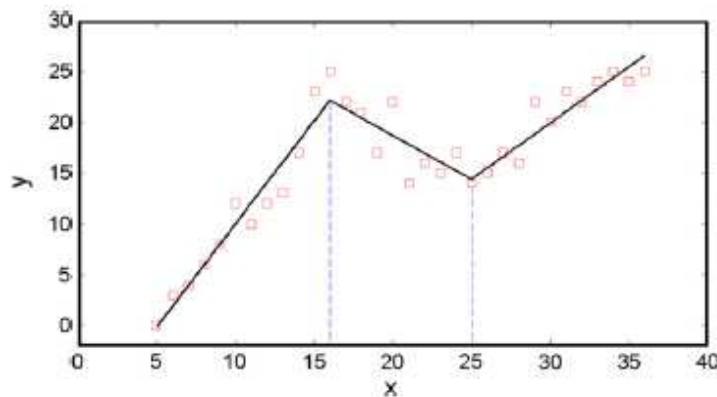
$$f(X) = \beta_0 + \sum_{m=1}^M \beta_m \lambda_m(X) \quad (3)$$

که هر $\lambda_m(X)$ تابعی پایه است. آن می تواند تابع کثیرالجمله ای چندقطعه ای، یا حاصلضرب دو تابع کثیرالجمله ای چندقطعه ای یا بیش تر که پیش از این در مدل جا داشت، باشد (مرتبه های بالاتر می تواند مورد استفاده قرار گیرد هنگامی که داده ها آن را ایجاب کنند؛ برای سادگی، در این مقاله حداکثر در مرتبه دوم فرض می شود). ضرایب β ثابت هستند، و با استفاده از روش کوچک ترین مربعات برآورد می شوند.

شکل 1 مثال ساده ای از اینکه چگونه MARS از توابع کثیرالجمله ای چند قطعه ای خطی تکه ای برای برازش داده ها استفاده خواهد کرد، نشان می دهد. معادله ریاضی MARS بیان می شود به صورت

$$y = 4.4668 + 1.1038 * BF1 - 3.997 * BF2 + 1.967 * BF3 \quad (4)$$

که $BF1 = \max(0, x - 16)$ ، $BF2 = \max(0, 16 - x)$ و $BF3 = \max(0, 25 - x)$.گره ها در $x = 16$ و 25 قرار می گیرند. آنها حدود سه فاصله ای که روابط خطی متفاوت را مشخص می کنند، معین می کنند.



شکل 1- گره ها و کثیرالجمله های چند قطعه ای خطی برای مثال MARS ساده

جدول 1- محاسبه سنجه های خطا

Measure	Calculation
Coefficient of determination (R^2)	$R^2 = 1 - \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{(i)} - f(x_{(i)}))^2}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{(i)} - \bar{y})^2}$
Mean Squared Error (MSE)	$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{(i)} - f(x_{(i)}))^2$
Mean Absolute Error (MAE)	$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_{(i)} - f(x_{(i)}) $

مدل سازی MARS فرایند پدید آمده از داده ها است. برای برازش مدل در معادله (3)، ابتدا روش انتخابی مقدم روی داده های آموزشی انجام می شود. مدل تنها با عرض، β_0 و جفت پایه ایجاد می شود که بزرگ ترین کاهش را در خطای آموزشی به وجود می آورد که اضافه می شود. با توجه به مدل جاری با توابع پایه M ، جفت بعدی به مدل اضافه می شود به شکل

$$\hat{\beta}_{M+1} \lambda_m(X) \max(0, X_j - t) + \hat{\beta}_{M+2} \lambda_m(X) \max(0, t - X_j) \quad (5)$$

که هر β با روش کوچک ترین مربعات برآورد می شود. چون تابع پایه به فضای مدل اضافه می شود، اثرهای متقابل بین BF ها که پیش از این در مدل وجود داشتند نیز مورد توجه قرار می گیرند. BF ها اضافه می شوند تا مدل به حداکثر تعداد از جمله ها برسد که به مدلی تعددا با برازش کامل می انجامد.

برای کاهش تعداد جمله ها، از رشته حذفی موخر پیروی می شود. هدف روش حذفی موخر پیدا کردن مدل نزدیک به حد مطلوب با حذف متغیرهای غیر اصلی است. مسیر موخر از مدل با حذف توابع پایه همرا با کم ترین سهم نسبت به مدل می زند تا اینکه بهترین زیر مدل را بیابد. بنابراین، توابع پایه حفظ شده در مدل بهینه نهایی از مجموعه تمام توابع پایه انتخابی انتخاب می شوند، که در مرحله انتخابی مقدم مورد استفاده قرار گرفت. زیرمجموعه های مدل با استفاده از روش ارزیابی متقابل تعمیم یافته (GCV) که به لحاظ محاسباتی کم هزینه است، مقایسه می شوند. معادله GCV آزمون میزان انطباق است که اعداد بزرگ BF ها را تخمین می زند و برای کاهش احتمال برازش کامل به کار می رود. برای داده های آموزشی با N مشاهده، GCV برای مدل به شرح ذیل محاسبه می شود

$$GCV = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i - f(x_i)]^2}{\left[1 - \frac{M+d \times (M-1)/2}{N}\right]^2} \quad (6)$$

که در آن M تعداد BF ها، d پارامتر برآورد، N تعداد مشاهدات است، و $f(x_i)$ مقادیر پیش بینی شده مدل MARS را مشخص می کند. صورت کسر خطای میانگین مربعات مدل مورد ارزیابی در داده های آموزشی است، که به وسیله صورت کسر برآورد می شود. صورت کسر واریانس صعودی را در مورد افزایش پیچیدگی مدل در نظر می گیرد. لازم به ذکر است که $(M-1)/2$ تعداد گره های تابع مبنا است. GCV نه تنها تعداد توابع پایه مدل بلکه تعداد گره ها را نیز برآورد می کند. مقدار قراردادی 3 با برآورد پارامتر d تعیین می شود. در هر مرحله حذفی تابعی پایه برای کوچک کردن معادله (3) حذف می شود، تا اینکه مدل به قدر کافی برازش شده تشخیص داده شود. روشی انطباقی است زیرا انتخاب BF ها و موقعیت های گره متغیر داده محور و خاص مسئله موجود است. بعد از تعیین مدل بهینه MARS، با گروه بندی برای جمع کردن تمام BF ها که دربرگیرنده یک متغیر است و گروه بندی دیگر BF ها که دربرگیرنده اثرهای متقابل دو به دو است (و حتی اثرهای متقابل سطح بالاتر)، روش شناخته شده به عنوان تحلیل تجزیه واریانس (ANOVA) می تواند برای ارزیابی سهم متغیرهای ورودی و BF ها مورد استفاده قرار گیرد.

همان طور که قبلا اشاره شد، الگوریتم BP به خاطر ناکارآمدی محاسباتی یعنی فرایند طولانی برای تعیین پیکربندی شبکه بهینه مورد انتقاد قرار گرفته است چرا که این الگوریتم از راه قیاس شناخته نمی شود بلکه از طریق رویکرد آزمون و خطا تعیین می شود. MARS به لحاظ محاسباتی در پیدا کردن مدل بهینه کارآمدتر است چرا که در اصل با برازش رگرسیون های خطی مدل های قابل انعطاف می سازد و مدل را با تقسیم به شیب های جداگانه در فاصله های مشخص متغیرهای ورودی تقریب می زند. متغیرها و محل های گره برای هر متغیر از طریق روش جست و جوی سریع اما متمرکز تعیین می شوند. هم چنین انتخاب مقدم و روش حذفی موخر تضمین می کند که مدل بهینه می تواند تشخیص داده شود.

LR_MARS -3

رگرسیون خطی معمولا روش آماری را برای پیش بینی مقادیر متغیر وابسته از مقادیر مشاهده شده مجموعه متغیرهای پیش بین مورد استفاده قرار می دهد. رگرسیون لجیستیک (LR) تغییر رگرسیون خطی برای موقعیت هایی است که متغیر وابسته پارامتری پیوسته نیست بلکه بیش تر رویدادی دودوئی است (برای مثال، بله/ نه، خوب/ بد، 1/0). مقدار پیش بینی شده به وسیله LR احتمال رویدادی است، که دامنه آن 0 تا 1 است. LR نسبت به رگرسیون خطی برای ارزیابی مسائل طبقه بندی نظیر مثال اخیرالذکر احتمال میعان لرزه ای مناسب تر است چرا که خروجی های دودوئی را که هر ثبت میعان جداگانه به صورت مایع و غیر مایع (0 برای حالت غیرمایع و 1 برای حالت مایع) در نظر می گیرد. معادله (1) برای مورد پاسخ پیوسته مدل MARS قابل کاربرد است. برای پاسخ دودوئی، فرض می شود P_r احتمال برآورد شده است که مورد ویژه مایع است، پس مدل LR_MARS عبارت است از

$$\text{logit}P_r(y = 1) = f(X_1, \dots, X_p) + \varepsilon \quad (7)$$

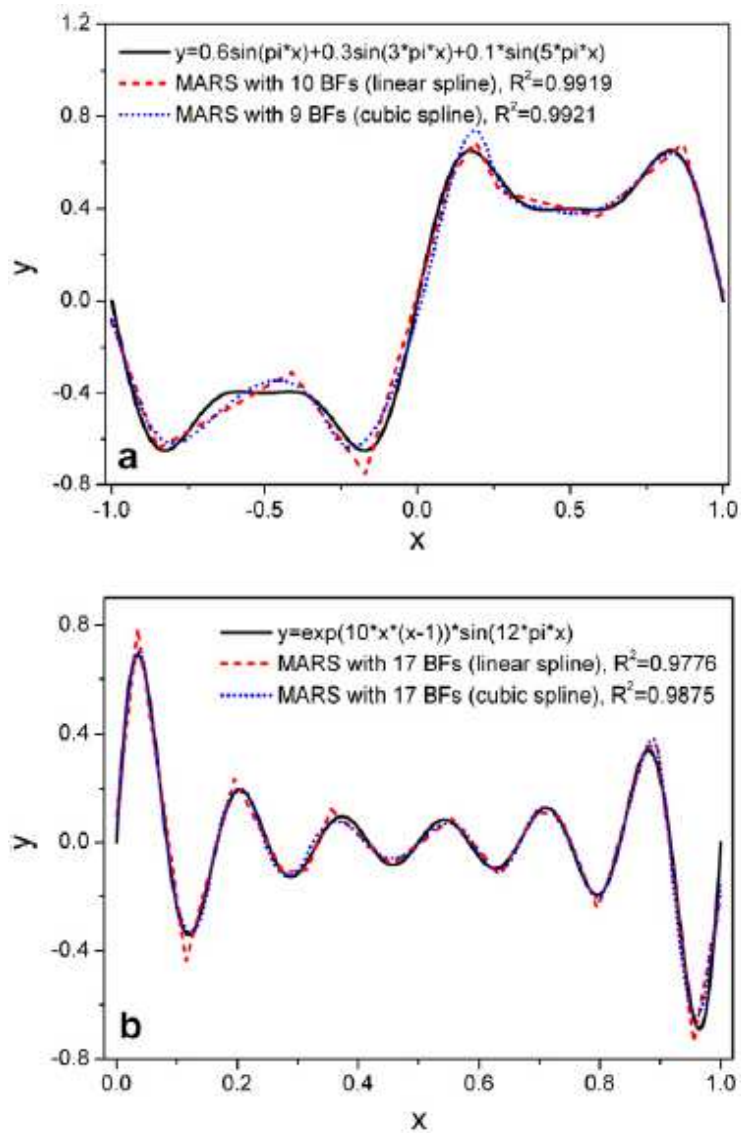
که در آن توزیع خطای ε نمائی است. به علاوه، معادله (7) می تواند بیان شود به صورت

$$\ln\left(\frac{P_r}{1 - P_r}\right) = f(X) = \beta_0 + \sum_{m=1}^M \beta_m \lambda_m(X) \quad (8)$$

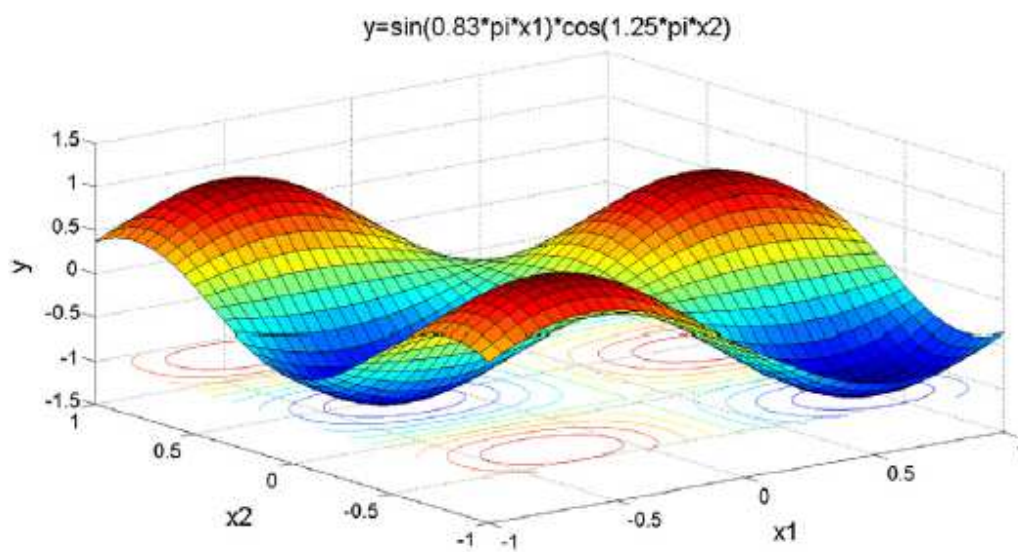
$$e^{\ln\left(\frac{p_r}{1-p_r}\right)} = e^{f(X)} = e^{\beta_0 + \sum_{m=1}^M \beta_m \lambda_m(X)} \quad (9)$$

احتمال میعات برآورد شده عبارت است از

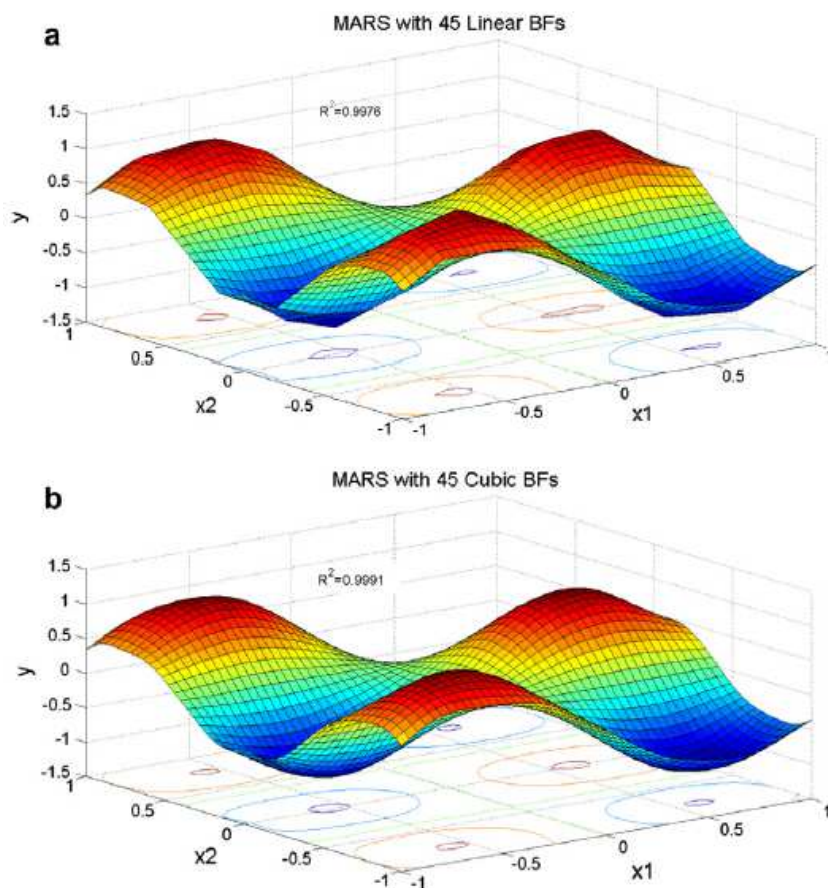
$$P_r = \frac{1}{1 + e^{-f(X)}} = \frac{1}{1 + e^{-\beta_0 - \sum_{m=1}^M \beta_m \lambda_m(X)}} \quad (10)$$



شکل 2- منحنی برازش با استفاده از MARS: (a) تابع سینوسی؛ (b) تابع تابع نمایی.



شکل 3- تابع دو متغیره برای برازش سطح



شکل 4- برازش سطح با استفاده از MARS: (a) با استفاده از BF های کثیرالجزء چند قطعه ای مکعبی

که در آن مقادیر β با استفاده از روش کوچک ترین مربعات به صورت معادله (3) برآورد می شوند.

4- تحلیل شبکه عصبی و سنجه های عملکرد

در شش مثال ژئوتکنیکال تحلیل شده با استفاده از MARS در بخش بعدی، همان داده ها با استفاده از الگوریتم BPNN بر اساس Matlab نیز برای اهداف تطبیقی مورد تحلیل قرار گرفتند. برای سادگی، این مدل های BPNN فرض می شوند دارای یک لایه پنهانی منفرد هستند. ساختار بهینه BPNN از طریق روش آزمون و خطا، با تغییر تعداد نورون های پنهانی و نوع تابع انتقال (purelin یا tansigmoid, logsigmoid) به دست می آید. جدول 1 سنجه های عملکرد گوناگون مورد استفاده برای مقایسه پیش بینی های دو روش متاهوریستیک را نشان می دهد. به علاوه، سرعت فرایند (زمان CPU) برای هر دو روش نیز ارائه شده اند.

برای مثال پایانی (ارزیابی میعان لرزه ای) که در آن متغیر وابسته پارامتری پیوسته نیست بلکه بیش تر رویدادی دودوئی است، سنجه رایج در خصوص ارزیابی عملکرد مدل الگو- طبقه بندی برای تعیین بهر موفقیت SR است (درصد موارد به درستی طبقه بندی شده).

5- تحلیل ها با استفاده از MARS

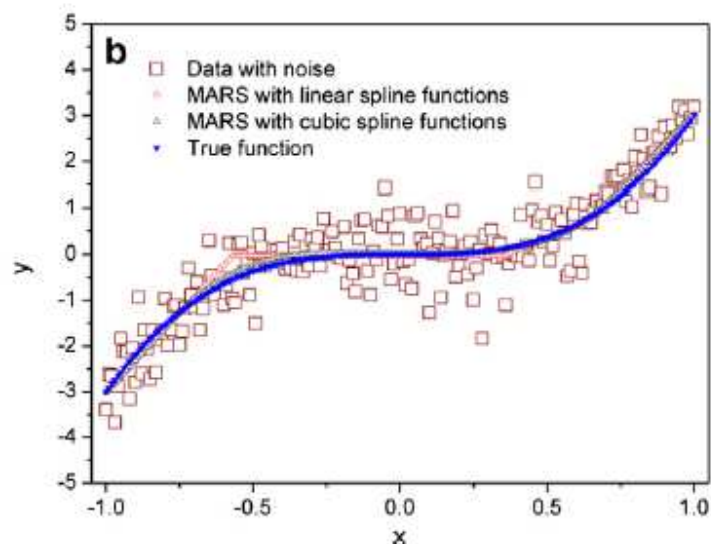
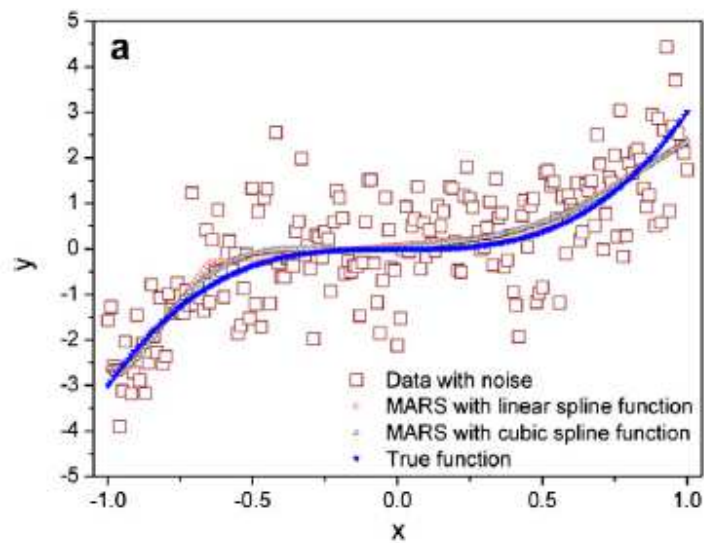
نه مثال برای نشان دادن کاربرد و دقت MARS ارائه می شود. نخست، سه مثال متشکل از توابع ریاضی نسبتا پیچیده (با یک یا دو متغیر) برای نشان دادن ظرفیت تقریبی تابع MARS ارائه می شود. این مطلب با مثالی برای ارزیابی کارایی MARS در تحلیل تابع غیرخطی فرضی دنبال می شود که در آن اختلال (خطا) نشان داده می شود. شش مثال آخر مثال های ژئوتکنیکال کاربردی هستند که بر قابلیت MARS در مدل سازی مسائل چند متغیری غیر خطی تاکید دارند.

5-1- تقریب تابع ساده

در این مثال، MARS برای تحلیل دو تابع غیر خطی پیچیده متشکل از متغیر منفرد به کار برده شد:

$$y = 0.6 \sin(\pi x) + 0.3 \sin(3\pi x) + 0.1 \sin(5\pi x) \quad (-1 < x < 1) \quad (11)$$

$$y = e^{10x(x-1)} \sin(12\pi x) \quad (0 < x < 1) \quad (12)$$



شکل 5- تقریب های MARS: (a) واریانس خطای بزرگ $\sigma^2 = 1$ ؛ (b) واریانس خطای کوچک $\sigma^2 = 0.25$.

شکل 2 (a و b) نتایج یادگیری دو تابع فوق الذکر به دست آمده به وسیله MARS را نشان می دهد. ضریب بزرگ مقدار R^2 تعیین نشان می دهد که MARS دارای دقت بالا در تقریب این دو تابع است.

2-5- تقریب دو بعدی

شکل 3 تابع دو متغیره (معادله (13)) را نشان می دهد، که به طور گسترده ای برای معتبرسازی عملکرد مدل مورد استفاده قرار گرفته است.

$$y = \sin(0.83\pi x_1) \cos(1.25\pi x_2) (-1 < x_1, x_2 < 1) \quad (13)$$

همان طور که در شکل 4 (a و b) نشان داده شده، برای تقریب این تابع، دو مدل MARS با 45 تابع پایه از توابع کثیرال جمله ای چند قطعه ای خطی و مکعبی مورد استفاده قرار می گیرند. مقادیر R^2 (0/9976 و 0/9991) نشان می دهد که مدل های MARS با BF های مکفی می تواند برای تقریب دقیق تابع دو بعدی مورد استفاده قرار گیرند.

3-5- تقریب تابع همراه با خطا

جدول 2- خلاصه متغیرهای ورودی HP-pile و خروجی ها

Inputs and outputs	Parameters and parameter descriptions		
Input variables	Hammer	Hammer weight	Variable 1 (x1)
		Energy	Variable 2 (x2)
	Hammer cushion material	Area	Variable 3 (x3)
		Elastic modulus	Variable 4 (x4)
		Thick	Variable 5 (x5)
	Pile information	Helmet	Variable 6 (x6)
		weight	Variable 7 (x7)
		Length	Variable 8 (x8)
		Penetration	Variable 9 (x9)
		Diameter	Variable 10 (x10)
	Soil information	Section area	Variable 11 (x11)
		L/D	Variable 12 (x12)
		Quake at toe	Variable 13 (x13)
		Damp at shaft	Variable 14 (x14)
		Damp at toe	Variable 15 (x15)
	Ultimate pile capacity Q_u (kN)	Shaft resistance	Variable 16 (x16)
		Stroke	Variable 17 (x17)
Outputs	Maximum compressive stress MCS (MPa)		
	Maximum tensile stress MTS (MPa)		
	BPF		

جدول 3- مدل های MARS برای پیش بینی MCS، MTS و BPF.

Outputs	MARS models		
	MCS	MTS	BPF
Type of BFs	Piecewise-cubic	Piecewise-linear	Piecewise-linear
No. of BFs	42	43	40
Max interaction	2	2	2
R ² of training data	0.928	0.965	0.986
R ² of testing data	0.944	0.944	0.983
GCV	5.127	0.374	0.164

تابع چندجمله ای $y = 3x^3$ با خطای گاوس (بهنجار) ϵ برای بررسی قابلیت تعمیم و دقت MARS برای مورد واریانس خطای نسبتاً بزرگ (یعنی، داده های پرخش) استفاده می شود. x به طور یکسان بین -1 و 1 توزیع می شود و ϵ معمولاً با مقدار میانگین 0 توزیع می شود. دو مورد مورد توجه قرار گرفتند، یکی با خطای کوچک تر (واریانس $0/25$) و یکی با خطای بزرگ تر (واریانس $1/0$). افزون بر این، دو نوع تابع چند جمله ای چند قطعه ای (توابع چند جمله ای چند قطعه ای خطی و توابع چند جمله ای چند قطعه ای مکعبی با حداکثر تعداد مجموعه BF ها) استفاده شدند. شکل 5 ترسیم های توزیعی با منحنی های رگرسیون MARS متناظر این مثال را نشان می دهد. هم چنین در این ترسیم منحنی دقیق $y = 3x^3$ نشان داده شده است. این ترسیم ها نشان می دهند که تقریب MARS تقریباً به طور کاملی تابع دقیق را روی هم قرار می دهد، که برازش خیلی خوبی برای داده ها حاصل می شود، حتی در مورد واریانس خطای نسبتاً بزرگ.

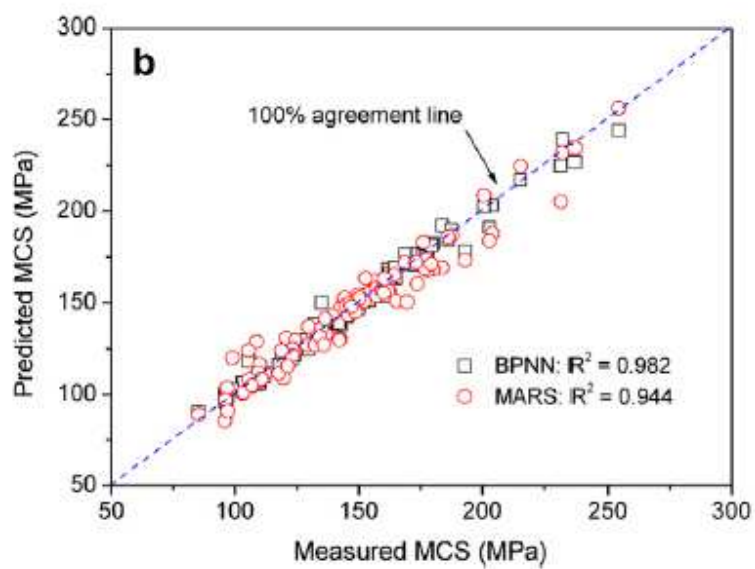
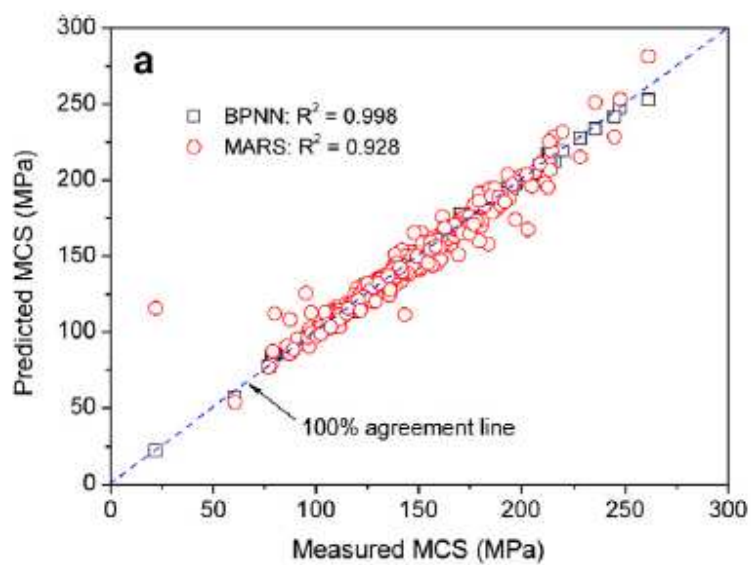
4-5- اشتقاق HP-pile

مثال اشتقاق HP-pile کاربرد MARS را برای تحلیل مسئله چند متغیری در مورد مجموعه داده های بزرگ نشان می دهد. جئون و رحمان مدل BP را برای پیش بینی اشتقاق pile بر حسب فشارهای تحکیم حداکثر (MCS)، تنش های کششی حداکثر (MTS)، و ضربه در هر فوت (BPF) بسط دادند. مجموعه داده ها متشکل از نتایج آزمون 4072 HP pile از 67 پروژه بودند. به علت مجموعه های بزرگ و تنوع متغیرهای ورودی، جئون و رحمان داده ها را به پنج طبقه بر اساس ظرفیت نهایی پیل Q_u (Q1: 133.4–355.9 kN؛ Q2: 360.0–707.3 kN؛ Q3: 707.4–1112.1 kN؛ Q4: 1112.2–1774.8 kN؛ Q5: 1774.9–3113.7 kN) تقسیم کردند. برای هر گروه 70 درصد مشاهدات برای آموزش و مابقی برای آزمون به طور تصادفی انتخاب شدند. باید توجه شود که واحدها برای MCS و

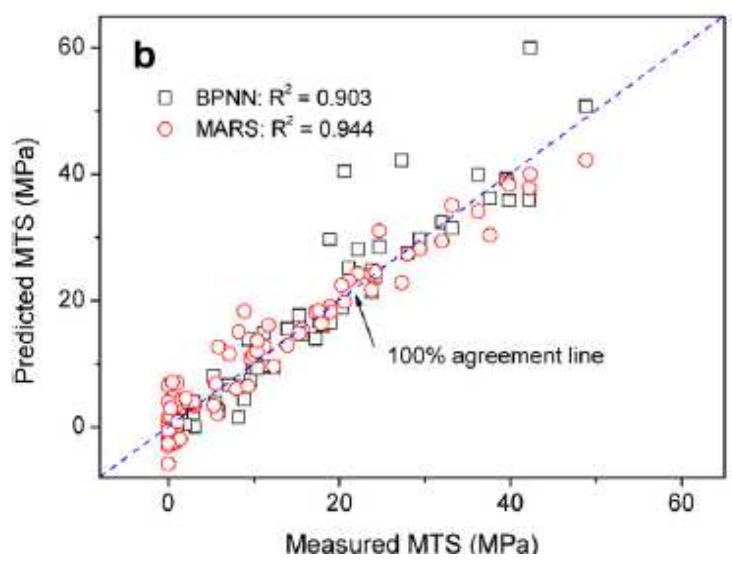
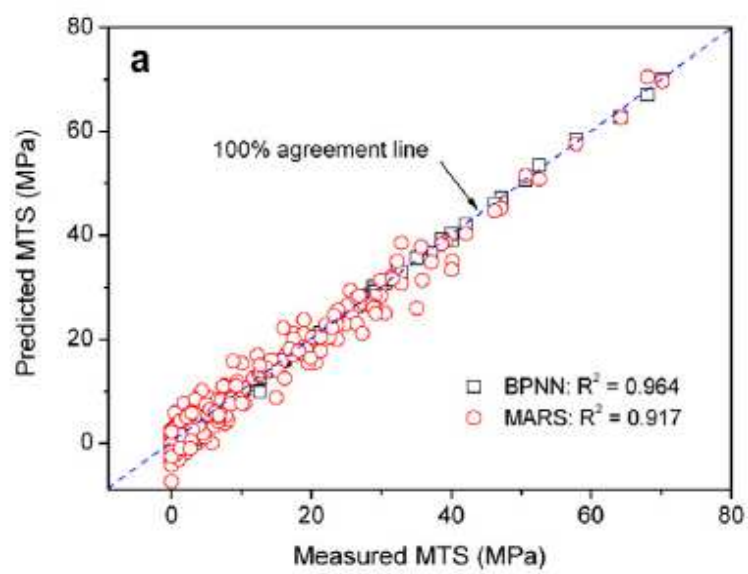
MTS به MPa از واحدهای ksi اصلی مورد استفاده در [12] تبدیل شده اند. هفده متغیر شامل چکش، مواد ضربه گیر چکش، پیل، پارامترهای خاک، ظرفیت های نهایی پیل، و ضربه به عنوان ورودی ها برای پیش بینی سه خروجی تعیین شده استفاده شدند. خلاصه متغیرهای ورودی و خروجی ها در جدول 2 فهرست می شود.

این مسئله با استفاده از MARS و BPNN (با لایه پنهانی منفرد و تابع انتقال مانند S) تحلیل شده است. برای اختصار، تنها تحلیل ها برای طبقه نوع Q1 در این مقاله در نظر گرفته می شوند. برای مدل های BPNN، اعداد بهینه نوروں های پنهانی به ترتیب عبارتند از 9، 8، و 7 برای MCS، MTS، BPF، به ترتیب با استفاده از 43، 42 و 40 تابع پایه.

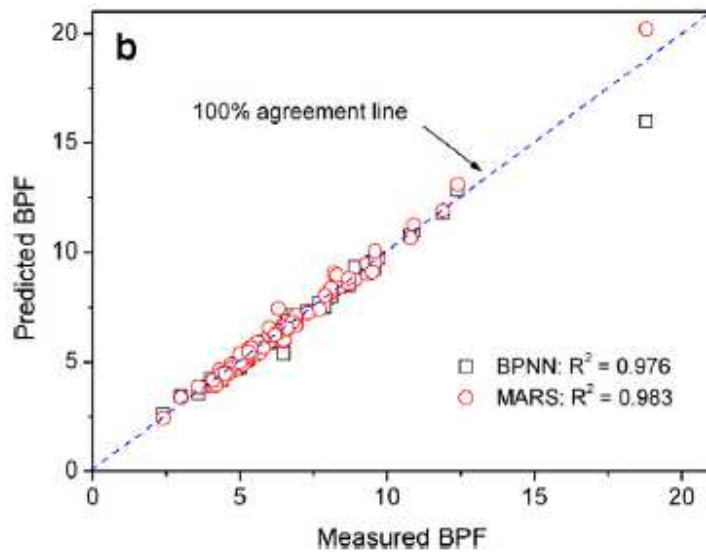
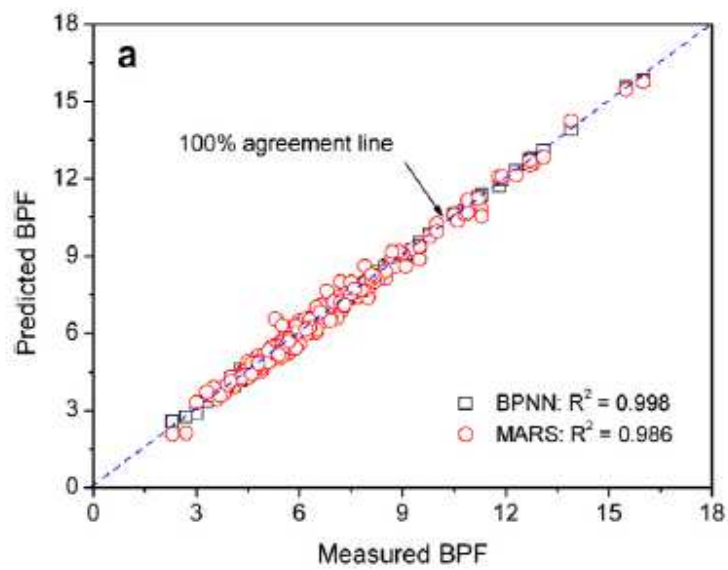
شکل های 6-8 پیش بینی های BPNN و MARS را برای MCS، MTS، BPF برای الگوهای داده های آموزش و آزمون نشان می دهند. برای هر دو روش، R^2 بزرگ به دست آمد.



شکل 6- مقایسه MCS با استفاده از MARS و BPNN: (a) آموزش؛ (b) آزمون.



شکل 7- مقایسه MTS با استفاده از MARS و BPNN: (a) آموزش؛ (b) آزمون.



شکل 8- مقایسه BPF با استفاده از MARS و BPNN: (a) آموزش؛ (b) آزمون.

جدول 5- تجزیه ANOVA مدل های MARS.

Function	MCS		MTS		BPF	
	GCV	Variable(s)	GCV	Variable(s)	GCV	Variable(s)
1	28.82	1	1.038	5	24.906	1
2	8.346	3	440.294	6	9.75	2
3	7.073	4	157.345	7	1.76	13
4	10.226	6	315.809	8	3.005	15
5	5.629	8	248.269	11	8.034	16
6	11.184	12	24.539	17	2.976	17
7	48.344	17	434.92	3 7	52.387	1 3
8	8.048	1 3	0.882	3 17	0.37	1 6
9	11.846	1 6	4.068	5 7	0.235	1 13
10	21.733	1 17	1.413	5 11	0.231	1 16
11	63.062	2 4	781.18	6 7	43.396	2 3
12	8.017	3 4	43.195	6 8	0.357	2 4
13	4.976	4 5	0.821	6 9	0.403	2 16
14	6.136	4 15	25.549	6 11	0.557	2 17
15	6.108	6 7	1.398	6 16	0.28	3 13
16	7.952	6 8	2.67	6 17	0.705	4 15
17	9.052	6 14	11.224	7 17	0.227	4 17
18	5.05	6 17	48.843	8 17	0.191	6 15
19	8.8	7 17	0.802	11 15	0.221	7 15
20	5.278	8 17	144.465	11 17	0.375	13 15
21	4.979	12 16	1.197	14 17	0.984	16 17

مقایسه R^2 ، MSE و MAE در ردیف های 4-6 جدول 4 نشان می دهد که BPNN تنها در حاشیه پیش بینی های بهتری را نسبت به MARS می دهد. برای آزمون نمونه های MTS، BPF، مدل MARS دقیق تر از BPNN است. بنابراین، هم MARS و هم BPNN می توانند به عنوان ابزارهای معتبر برای پیش بینی اشتقاق HP-pile به کار روند. جدول 5 تجزیه ANOVA مدل های بسط یافته MARS را به ترتیب برای MCS، MTS و BPF نشان می دهد. ستون اول در جدول 5 تعداد تابع ANOVA را فهرست می کند. ستون دوم دلیل اهمیت تابع ANOVA متناظر را با فهرست کردن نمره GCV برای مدل همراه با تمام BF ها را نشان می دهد که مطابق با تابع ویژه ANOVA حذف شد. این نمره GCV می تواند برای ارزیابی اینکه آیا تابع ANOVA کمکی مهم به مدل می کند، یا آیا فقط در حاشیه نمره GCV جهانی را بهبود می بخشد، مورد استفاده قرار گیرد. ستون سوم انحراف استاندارد این تابع را به دست می دهد. ستون چهارم تعداد BF ها از جمله تابع ANOVA را می دهد. ستون آخر متغیرهای ورودی خاص را در ارتباط با تابع ANOVA می دهد. شکل 9 ترسیم هایی از اهمیت نسبی متغیرهای ورودی برای سه مدل MARS را نشان می دهد، که با افزایش در مقدار GCV به سبب حذف متغیرهای مطرح شده از مدل بسط یافته MARS ارزیابی می شود. می توان مشاهده نمود که متغیر 17 (ضربه) بعد از متغیر 1 (وزن چکش)،

مهم ترین پارامتر در مدل MCS است. متغیر 6 (وزن کلاهدک) و متغیر 8 (نفوذ) به طور قابل توجهی در تعیین MTS مهم هستند. متغیر 1 (وزن چکش) و متغیر 2 (نیروی چکش) دو پارامتر بسیار مهم برای برآورد BPF هستند. صرفنظر از توانایی برآورد کمک های متغیرهای ورودی، مزیت متمایز دیگر MARS در سرعت همگرایی آن قرار می گیرد. ردیف های 2-4 جدول 6 زمان پردازش CPU را با استفاده از BPNN و MARS فهرست می کند. مزیت سرعت پردازش MARS مشهود است.

جدول 7 توابع پایه مدل MARS را برای BPF و معادلات متناظر آنها فهرست می کند. مدل قابل تفسیر MARS برای پیش بینی BPF بیان می شود به وسیله

$$\begin{aligned}
 \text{BPF} = & 7.469 + 0.177 * \text{BF1} + 0.059 * \text{BF2} + 0.268 * \text{BF3} \\
 & - 0.103 * \text{BF4} - 0.554 * \text{BF5} + 1.024 * \text{BF6} - 3.306 \\
 & * \text{BF7} + 2.165 * \text{BF8} + 0.042 * \text{BF9} - 0.032 * \text{BF10} \\
 & + 0.012 * \text{BF11} - 0.007 * \text{BF12} + 0.376 * \text{BF13} \\
 & - 0.002 * \text{BF14} - 0.027 * \text{BF15} + 16.685 * \text{BF16} \\
 & - 41.224 * \text{BF17} + 0.376 * \text{BF18} - 1.247 * \text{BF19} \\
 & - 1.935 * \text{BF20} - 0.0323 * \text{BF21} + 0.065 * \text{BF22} \\
 & - 0.165 * \text{BF23} - 0.0004 * \text{BF24} + 0.001 * \text{BF25} \\
 & + 0.0004 * \text{BF26} + 0.25 * \text{BF27} - 0.0001 * \text{BF28} \\
 & - 0.0003 * \text{BF29} - 0.042 * \text{BF30} + 0.139 * \text{BF31} \\
 & - 42.828 * \text{BF32} + 0.002 * \text{BF33} - 10.708 * \text{BF34} \\
 & + 54.887 * \text{BF35} + 15.119 * \text{BF36} - 0.054 * \text{BF37} \\
 & + 0.025 * \text{BF38} + 0.019 * \text{BF39} + 0.057 * \text{BF40}
 \end{aligned}
 \tag{14}$$

جدول 4- مدل سازی مقایسه دقیق بین BPNN و MARS.

Geotechnical applications		BPNN						MARS					
		Training			Testing			Training			Testing		
		R ²	MSE	MAE	R ²	MSE	MAE	R ²	MSE	MAE	R ²	MSE	MAE
Pile drivability	MCS	0.998	2.635	1.126	0.982	22.06	3.344	0.928	89.80	5.480	0.944	67.82	5.957
	MTS	0.964	6.673	15.13	0.903	15.72	2.049	0.917	15.11	21.22	0.944	9.088	2.246
	BPF	0.998	0.008	0.066	0.976	0.131	0.163	0.986	0.064	0.190	0.983	0.198	0.094
Tunneling		0.873	43.13	4.186	0.689	27.62	3.639	0.906	31.94	3.236	0.721	24.77	3.576
Collapse potential		0.911	4.409	1.514	0.914	4.329	1.507	0.948	2.556	1.282	0.926	3.715	1.524
Drilled shafts		0.877	0.004	0.047	0.836	0.005	0.058	0.876	0.004	0.048	0.812	0.006	0.060
Diaphragm wall		0.987	65.69	6.059	0.986	61.84	5.715	0.938	303.6	12.21	0.949	233.2	11.43
Liquefaction		Overall SR: 97.1%						Overall SR: 90.6%					
		SR in predicting liquefied: 98.1%						SR in predicting liquefied: 95.2%					

این مقاله، از سری مقالات ترجمه شده رایگان سایت ترجمه فا میباشد که با فرمت PDF در اختیار شما عزیزان قرار گرفته است. در صورت تمایل میتوانید با کلیک بر روی دکمه های زیر از سایر مقالات نیز استفاده نمایید:

لیست مقالات ترجمه شده ✓

لیست مقالات ترجمه شده رایگان ✓

لیست جدیدترین مقالات انگلیسی ISI ✓

سایت ترجمه فا ؛ مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده از نشریات معتبر خارجی