

ارزیابی پیش بینی های مکانی شاخص سایت با استفاده از روش های پارامتری و

غیر پارامتری – مطالعه موردی کاج لاجپول

چکیده

ما پتانسیل استفاده از رگرسیون حداقل مربعات، مدل افزایشی تعمیم یافته، مدل درخت محور و مدل شبکه ی عصبی را بر روی لایه های شبکه ی داده های محیطی برای تهیه ی نقشه ی شاخص سایت در یک مطالعه ی موردی اثبات می کنیم شبکه ای از متغیر های زیست محیطی به صورت داده های لایه ای نشان داده شده و شبکه ی پلات شاخص سایت پراکنده در داخل شبکه های جغرافیایی قرار داده شد. داده های شاخص سایت بر اساس آنالیز ساقه (ارتفاع مشاهده شده در شاخص سنی 50 سال) در 431 کاج در 88 پلات نمونه بودند. پلات ها در یک جنگل چوب مرکب تایگا 17460 کیلومتر مربع در البتای کانادا توسط پایه های بالغ و فوق بالغ اشغال شدند. مدل افزایشی تعمیم یافته برازش بهتر و سازگاری بهتری با داده نسبت به روش های حداقل مربعات غیر پارامتری و غیر خطی داشت. در میان 4 مدل تست شده رگرسیون غیر خطی مدل سازی داده هاست که فرض می کند داده های تصادفی تولید را به متغیر های محیطی ارتباط می دهند و چنین مدلی برای برآورد بهینه سازی می شوند. دیگر مدل های درختی متعلق به شبکه ی الگوریتم که رابطه ی بین تولید و متغیر های مستقل را به صورت یک جعبه سیاه ناشناخته در نظر می گیرند و تلاش می کنند تا کارکرد و تابع بین آن ها را پیدا کنند وجود دارند. این مدل ها برای اهداف پیش بینی مناسب هستند. اهمیت مدل سازی شاخص بیوفیزیکی سایت با داده ها مورد بحث و بررسی قرار می گیرد.

لغات کلیدی: مدل افزایشی تعمیم یافته، مدل درخت محور، مدل شبکه ی عصبی، کاج لاجپول، رگرسیون غیر

خطی بالغ، پایه های فوق بالغ

1. مقدمه



ارائه شده توسط:

سایت ترجمه فا

مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده

از نشریات معتبر

اگر چه تغییرات قابل توجهی از مدل سازی رشد و جنگل داری همسال ساده به جنگل کاری غیر ساده و مدل سازی رشد غیر همسال وجود دارد با این حال یک جایگزین کمی برای تولید بالقوه ی چوب برای تصمیم گیری به دلیل اهمیت کارکردی آن شاخص سایت که به صورت ارتفاع میانگین تعداد بزرگترین درختان بر هر هکتار در یک سن مرجع خاص تعریف می شود یک جایگزین خوب پذیرفته شده برای تولید بالقوه است. موارد بسیاری وجود دارد که در آن شاخص سایت نمی تواند به طور کارآمدی برآورد شود زیرا این ویژه گونه بوده و شاخص فیتومتریک تولید سایت است. برای مثال آن را نمی توان در مناطق بدون درخت و یا در پایه هایی که گونه های مربوطه وجود ندارند برآورد کرد. برآورد آن در پایه های جوان مشکل است زیرا یک خطای خفیف در برآورد می تواند موجب خطای بزرگ در عملکرد پیش بینی شده شود.

مطالعات مختلفی تلاش کردند تا شاخص سایت را به فاکتور های بیوفیزیکی ارتباط دهند (Hunter and McKenney and Pedlar, Kabzems and Klinka, 1987; Ung et al., 2001, Gibson, 1984 2003) با این حال همبستگی های مشخص شده به طور کلی پایین هستند و روابط میان مطالعات به دلیل ارتباط نامشخص بین SI و متغیر های بیوفیزیکی از فرق می کنند. تقریباً همه ی این مطالعات از روش پارامتری استفاده می کنند که دو مسئله را حل می کند: تعریف رابطه ی بین SI و متغیر های فیزیکی و هم خطی موجود بین متغیر های توجیهی در مدل رگرسیون. با توجه به این که رابطه بایستی قبل از برآورد پارامتر تعیین شود و این که هیچ گونه رابطه ی مشخصی وجود ندارد استفاده از روش رگرسیون حداقل مربعات اشاره با خطای با منبع نامشخصی دارد که ممکن است در رویکرد غیر پارامتری ایجاد شود. همچنین اغلب هم خطی در میان متغیر های بیوفیزیکی هنگامی به

وجود می آید که این متغیر ها به صورت مجموعه های خطی از دیگر متغیر های پیش بینی کننده بیان شود. برای مثال شاخص رطوبت اقلیمی که در این مطالعه استفاده شد مستقیماً برگرفته از دما و بارش است که به نوبه ی خود با عرض جغرافیایی و ارتفاع ارتباط داد. هم خطی بر برآورد اماری پارامتر ها تاثیر می گذارد زیرا

موجب افزایش واریانس در یکی از ضرایب رگرسیون شده و در نتیجه برآورد فاصله اطمینان را در حول مقادیر پیش بینی شده اریب می کند (Belsley et al., 1980).

برای اجتناب از این مسائل روش های جایگزین بایستی شناسایی و ارزیابی شود برای مثال McKenney and Pedlar (2003) به طور موفقیت آمیزی روش رگرسیون درخت محور را برای ارتباط دادن خاک توپوگرافی و متغیر های اقلیمی به تولید سایت استفاده کردند. (TREE) دارای پتانسیل مقادیر ناپیوسته ی SI است دیگر روش های غیر پارامتری نظیر مدل افزایشی تعمیم یافته و مدل شبکه ی عصبی می توانند نتایج رضایت بخشی را در اختیار بگذارند زیرا خروجی ان ها پیوسته است. TREE، GAM، و NNT همگی غیر پارامتری هستند زیرا هیچ گونه ساختار کارکردی بین متغیر های پیش بینی کننده و پاسخ وجود ندارد. GAM و NNT همگی به عنوان ابزار های کشف کننده در تجزیه تحلیل توزیع گونه ای با توجه به فاکتور های اقلیمی در مطالعه ی چشم انداز استفاده می شود (Yee and Mitchell, 1991). همچنین به عنوان مدل های مرگ و میر و رشد درخت نیز کاربرد دارند، (Guan and Gertner, 1991a,b; Sironen et al., 2003) با این حال تا ان جا که ما می دانیم ان ها هنوز برای پیش بینی شاخص سایت از نظر مکانی استفاده نشدند .

هدف این مطالعه ارزیابی اهمیت روش های غیر پارامتری TREE, GAM و NNT و نیز مقایسه ی ان ها با مدل رگرسیون غیر خطی با حداقل مربعات در ایجاد یک مدل شاخص سایت مکانی برای پایه های بالغ کاج (Pinus contorta var. latifolia) در البرتای کانادا بود.

2. مواد و روش ها

2.1 مکان مورد مطالعه و منابع داده ها

منطقه ی واپیتی البرتای کانا دا دارای مساحت 17460 کیلومتر مربع بین مختصات 118 درجه ی غربی و 120 درجه ی غربی و 54 درجه ی شمالی و 55 درجه ی شمالی است. این منطقه موزاییکی از 4 منطقه ی زیر

اکولوژیکی طبیعی است. Sub و BorealMixedwood, Lower Foothills, Upper Foothills. (Beckingham et al., 1996) Alpine (Corn, 1978). 9 متغیر پیش بینی مورد استفاده در این مطالعه متشکل از داده های شبکه ای از منابع مختلف بودند. ان ها شامل 3 فاکتور جغرافیایی (شبکه ی شرقی (x1) و شمالی (x2) از اردیناسیون مرکاتور ترانسفرس جهانی همراه با شاخص ارتفاع بودند. بعلاوه 6 فاکتور بیوفیزیکی نیز بر تغییرات شرایط مکانی در منطقه یمورد مطالعه تاثیر می گذاشتند. شاخص رطوبت اقلیمی بر حسب سانتی متر (x4) شاخص درجه ی روز رشد (x5) بارش سالانه (x6) جزء شنی خاک (x7) دمای متوسط ماهانه ی ژانویه (x8) و دمای متوسط ماهانه ی ژولای (x9).

شبکه ی x3 از دیتا بیس توپوگرافی ملی با مقیاس 1: 50000 و خطوط تراز پیش بینی شده ی زون UTM 11, 83, NAD ایجاد شد. شبکه ی x4 به صورت اختلاف بین x6 و مجموع تبخیر و تعرق ماهانه (PE) به دست آمد و

از شبکه ی داده های مربوطه در دیتا بیس NatGRID اندازه گیری گردید (Hogg, 1994; McKenney et al., 1996). PE. ماهانه نیز به وسیله ی روش Jensen-Haise اندازه گیری شد (Bonan, 1989; Jensen et al., 1990). شبکه های x5, x6, x8, x9 نیز از دیتا بیس NatGRID به دست آمد و x5 بر اساس روش Moran and Morgan (1997) محاسبه شد. شبکه ی x7 از شبکه ی بافت خاک غالب ایجاد شده با چشم انداز خاک کانادا ورژن 2 به دست آمد (Shields et al., 1991; SCDWG, 1993; Schut et al., 1994).

مقیاس های مکانی x6 و x7 10 کیلومتر و برای x4, x5, x8, x9 1 کیلومتر بود. برای پیش بینی مکانی همه ی این شبکه ها تبدیل به شبکه های 100 متری جهت مطابقت با شبکه ی x3 شدند. هر یک از 9 شبکه متشکل از 1109 ردیف و 1126 ستون از سلول ها بودند تا کل منطقه ی واتپپی را پوشش دهند.

داده های آنالیز ساقه برای 431 درخت کاج از شبکه ی پلاتی 88 نمونه ای توزیع شده در منطقه ی واپیتی همراه با دیگر اطلاعات پایه نظیر افزایش سالانه ی تجمعی متوسط حجم و تراکم اشکوب جمع اوری شد. سپس پلات ها برای تعیین ارتباط متغیر پوشش گیاهی با رشد درخت خاک و نوع لندفرم درون پایه های همسال یکنواخت متغیر از 45 تا 200 ساله انتخاب شدند (Corns, 1978; Corns and Pluth, 1984). SI که در این مطالعه به صورت ارتفاع متوسط همه ی درختان در هر پلات در شاخص سنی 50 سال تعریف شده است به صورت شاخص اندازه گیری در نظر گرفته شد.

2.2 توصیف مدل

مدل سازی رگرسیون خطی و غیر خطی روش های پارامتری می باشد با این حال رگرسیون خطی از این آنالیز کنار گذاشته شد زیرا خوبی برازش آن در تست ها بسیار بدتر از دیگر مدل ها بود. مدل NLIN پارامتری ایجاد شده توسط Ung et al. (2001) نشان می دهد که SI حاصل چند جمله ای های متغیر های پیش بینی کننده است.:

$$SI = c_0 \prod_{i=1}^9 \left[1 + c_{i1} \left(\frac{x_i - \bar{x}_i}{\bar{x}_i} \right) + c_{i2} \left(\frac{x_i - \bar{x}_i}{\bar{x}_i} \right)^2 \right],$$

$$i = 1, 2, \dots, 9 \quad (1)$$

که c_0 , c_{i1} , and c_{i2} پارامترها و \bar{x}_i مقدار میانگین x است در این مطالعه هر متغیر به صورت چند جمله ای درجه دوم با کاهش مقادیر آن نسبت به میانگین بیان می شود.

بحث مفصل در خصوص مدل TREE را می توان در مطالعات Venables and Ripley (1994) دید. بنابراین تنها دیدگاه کلی در این جا ارائه می شود. اب یک الگوریتم تقسیم کننده ی دو گانه روش TREE می تواند یک روش شجره ای با تفکیک داده ها تا زمان همگن شدن همه ی مشاهدات از متغیر های پاسخ در گروه و یا همه

ی تعداد حداقلی از مشاهدات ایجاد شود ان گاه میزان انحراف به صورت مجموع در همه ی برگ ها تعریف شده و به صورت مجموع مربعات برای مواردی که درخت دارای مقدار کاهشی می باشد تعریف شود. مدل احتمال برای شاخص سایت در درون هر برگ درخت توزیع نرمال دارد و فرایند ساختار درخت یک فرایند سلسله مراتبی از مدل های احتمالی نسبت به روش انتخاب متغیر در رگرسیون متعارف است (McKenney and Pedlar, 2003).

مدل GAM شکل ذیل است:

$$SI = b_0 + \sum_{i=1}^9 f_i(x_i) + \varepsilon \quad (2)$$

که $f_i(x_i)$ تابع نرمال برای متغیر i و b_0 and ε پارامتر متغیر تصادفی است. الگوریتم پس برازشی برای برازش معادله استفاده شد. با توجه به معادله ی 2 برای هر متغیر پیش بینی k رابطه ی ذیل وجود دارد:

$$E \left[SI - b_0 - \sum_{j \neq k} f_j(x_j) | x_k \right] = f_k(x_k) \quad (3)$$

و یک الگوریتم تکراری برای محاسبه ی همه ی توابع استفاده شد.

NNT سیستم پردازش اطلاعات است که متشکل از بسیاری از پردازنده های ساده ی عصبی و بسیاری از روابط درونی وزن شده میان آن بود (فاوست 1994). در میان روش های NNT روش تکثیر عقب گرد (Russell and Dobbins, 1990) در این مطالعه استفاده شد. این مدل دارای 3 لایه است. لایه ی ورودی با 9 متغیر پیش بینی کننده به عنوان گره های ورودی یا نورون، لایه ی مخفی با 7 گره ی مخفی و لایه ی خروجی با تنها 1 گره که همان شاخص سایت پیش بینی شده است. گره در لایه ی خروجی با همه ی لایه ها در لایه ی مخفی

ارتباط دارد و هر گره در لایه ی مخفی متصل به همه ی گره های موجود در لایه ی ورودی است با این حال گره ها در لایه های مشابه به هم مرتبط نیستند. هر ارتباط بین یک جفت گره مربوط به مقدار وزنی متغیر از 0 تا 1 است و نشان دهنده ی بزرگی سیگنال ارسال شده از گره های لایه ی پایین و سیگنال دریافت شده توسط گره های لایه ی بالاست. از آن جا که راهنمای تئوری در خصوص چگونگی انتخاب گره های مخفی وجود ندارد یک سری آزمایش ها از گره های 5 تا 9 مخفی انجام شد. برای مدل سازی نهایی تعداد گره های مخفی 5 تا بود زیرا افزایش تعداد بیشتر از 5 به طور قابل توجهی موجب بهبود برازش نخواهد شد. مدل NNT به طور مکرر با داده های میدانی تا زمانی که معیار همگرایی با استانه ی تکرار برخورد کند آموزش دیده شد (Russell and Dobbins, 1990).

مدل NNT دارای پتانسیل فرا یادگیری می باشد با افزایش تعداد گره های مخفی و یا تعداد تکرار ها مجموع خطا های مربع کاهش می یابد چندی افزایشی در برازش موجب ایجاد NNT آموزش دیده می شود که اگر مدل به پیش بینی های جمعیت اعمال شود که داده های میدانی گرفته شود خطای بزرگ تری ایجاد خواهد شد (Zhang et al., 2000). مسئله فرا یادگیری را می توان با تفکیک داده های میدانی به دو زیر مجموعه حل کرد یکی برای آموزش و یکی برای اعتبار سنجی چون داده های میدانی در این مطالعه بسیار کم بودند یک روش تجربی ساده اتخاذ شد: انتخاب یک سری معیار های همگرا، آموزش چندین باره ی NNT با تعداد تکرار های مختلف سپس انالیز خطا برای انتخاب مجموعه ی معیار همگرا و تکراری که برازش منطقی می کند.

معادله ی 1 با مجموعه داده های میدانی توسط نرم افزار SAS برازش داده شد (SAS Institute Inc., 1989). مدل های TREE و GAM به وسیله ی S-PLUS برازش داده شدند (Statistical Science, 1993). مدل NNT توسط الگوریتم برنامه ی (Russell and Dobbins (1990) آموزش دیده شد. چهار مدل برازشی برای پیش بینی تغییرات مکانی SI برای منطقه ی واپیتی با 9 لایه ی داده ی زیست محیطی به عنوان ورودی استفاده شد.

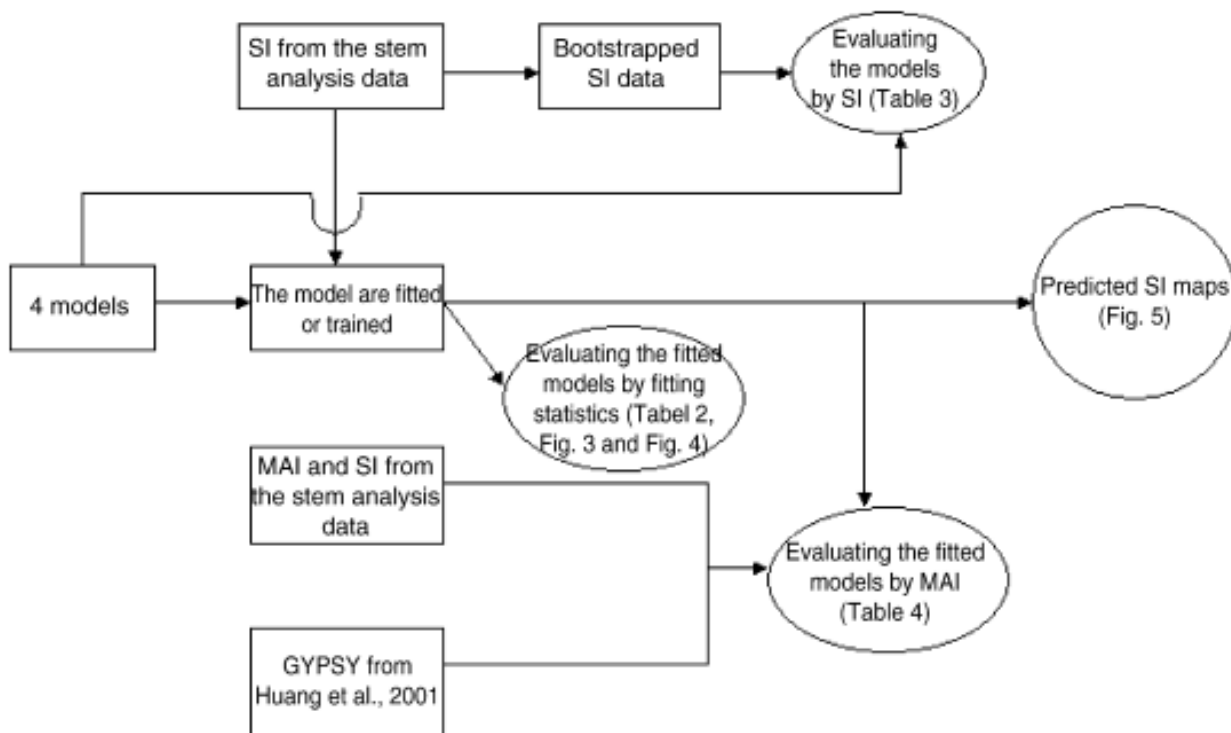
2.3 ارزیابی مدل

دو روش برای ارزیابی مدل 4 استفاده شدند. برای انتخاب بهترین مدل لازم است تا یک برآورد خوبی از خطای تعمیم سازی هر مدل به صورت خطای متوسط که مدل بر روی مجموعه داده های مستقل از داده های برازشی انجام می دهد لازم است (Vanclay and Skovsgaard, 1997; Simon et al., 2003) مدل 4 با چنین داده های مستقلی مقایسه شدند. با این حال به دلیل تعداد کم پلات های مورد استفاده شده در این مطالعه ما روش بوتاکستراب را برای ارزیابی مدل استفاده کردیم. روش بوتاکستراب زمانی سودمند است که تعداد نمونه ها محدود باشد (Simon et al., 2003) که در برگیرنده ی تکرار نمونه برداری از داده ها با جایگزینی برای ایجاد یک سری از نمونه ها با اندازه ی یکسان داده های اصلی. همان طور که بر اساس گفته ی Efron and Tibshirani (1993) این روش دارای تکرار 200 تایی برای تولید 200 نمونه بوتاکستراب بود. 4 نمونه سپس با هر یک از نمونه های بوتاکستراب برای برآورد پارامتر ها و ایجاد نمونه های SI و شاخص های پیش بینی برازش داده شدند. (SSER) برای باقی مانده ها که موسوم به خطای ظاهری بود برای هر یک از نمونه های بوتاکستراب استفاده شد. سپس نمونه های برازش یافته برای 200 نمونه به داده های اولیه برای تولید 200 (SSER) دیگر وی ا خطای اصلی استفاده شد. اختلاف بین خطای اصلی میانگین و خطای ظاهری میانگین بهینه می باشد. این بهینه به (SSER) بر اساس داده های اولیه برای به دست آوردن برآورد بهتر از خطای تعمیم اضافه شد (Efron and Tibshirani, 1993).

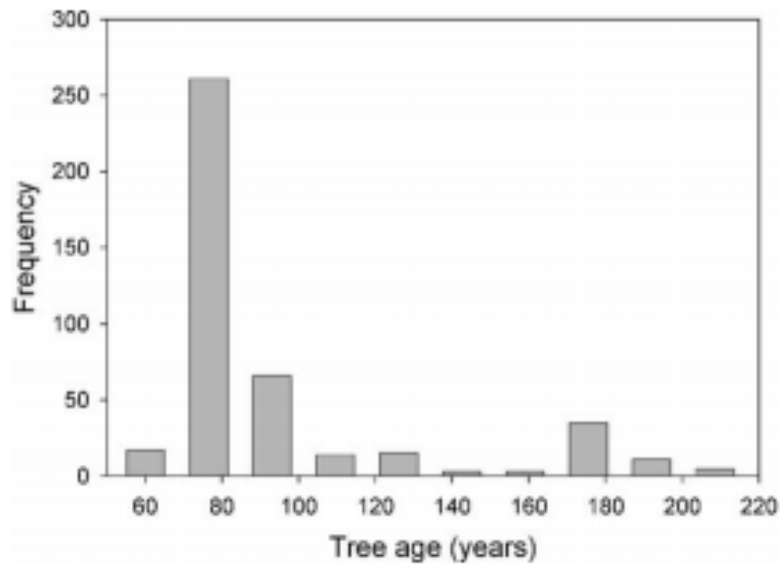
در دومین رویکرد SI به عنوان ورودی برای برآورد عملکرد حجمی و ارزیابی اثرات احتمالی مدل های مختلف بر برآورد مدل استفاده شد. MAI اغلب در آنالیز های احتمالی استفاده می شود زیرا با مقدار و میزان سود ناشی از سرمایه گذاری ارتباط دارد (Fries et al., 1998; Avery and Burkhart, 2002; Woods et al., 2000). سه منبع MAI در این ارزیابی بر اساس داده های برازشی استفاده شد. MAI مشاهده شده از پلت ها

نمونه و MAI 2 برگرفته از GYPSY مدل رشد و عملکرد مورد استفاده برای کاج لاجپول در البرتا (Huang et al., 2001).

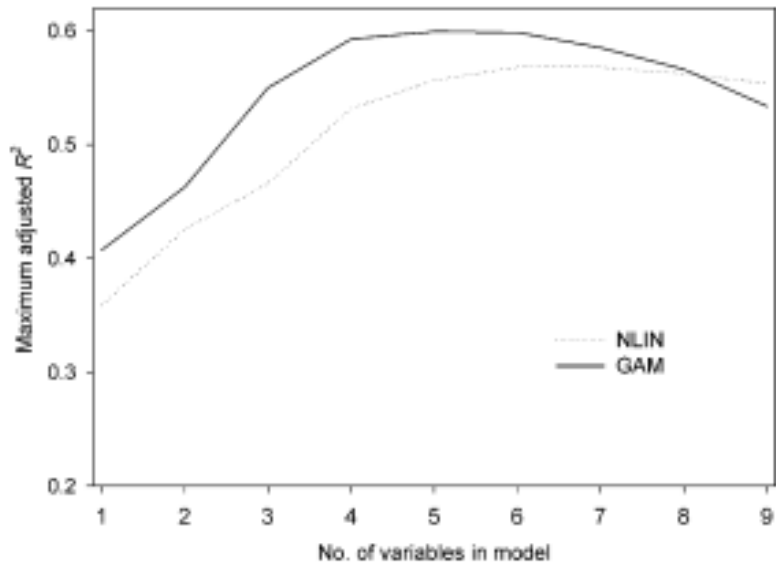
نخست SI مشاهده شده و تراکم ساقه ی فعلی مشاهده شده به عنوان ورودی GYPSY برای پیش بینی MAI. استفاده شدند. دوما چهار SI برآورد شده از مدل های TREE, GAM, NLIN و NNT به عنوان ورودی GYPSY برای پیش بینی MAI استفاده شدند. MAI پیش بینی شده توسط GYPSY مجددا در برابر MAI مشاهده شده با محاسبه ی اریبی و خطای مربع میانگین باقی مانده ارزیابی شد. رابطه ی خطی بین مقادیر MAI پیش بینی شده و اندازه گیری شده به وجود آمد طوری که مقدار R2 محاسبه شد بنابراین مقدار اریبی، MSE و R2 را می توان برای ارزیابی مدل استفاده کرد. شکل 1 طرح شماتیک از فرایند ارزیابی مدل و مقایسه ی آن را نشان می دهد.



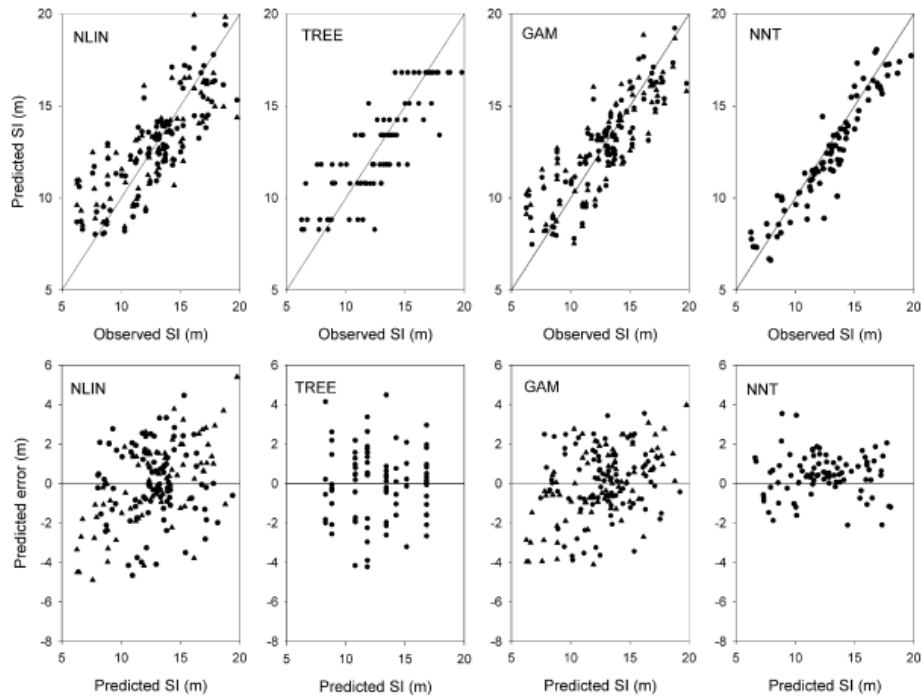
شکل 1



شکل 2



شکل 3



شکل 4

Variable	Mean	S.D.	CV	Minimum	Maximum
Fitting data set^b					
Site index (m)	12.8	3.2	25.3	6.3	19.8
x Coordinate (m), x_1	358,544.8	34,883.7	9.7	305,206.6	429,982.2
y Coordinate (m), x_2	6,037,628.2	26,839.9	0.4	5,985,620.5	6,097,547.1
Elevation (m), x_3	1,123.7	197.2	17.5	749.0	1,570.0
Climate moisture index (cm), x_4	19.3	8.7	45.3	8.0	50.0
Growing degree days ($^{\circ}$ C), x_5	861.1	134.8	15.7	480.0	1,069.0
Annual precipitation (mm), x_6	581.3	53.6	9.2	501.0	741.0
Soil sand fraction (%), x_7	32.0	16.9	52.5	10.0	64.0
January mean temperature ($^{\circ}$ C), x_8	-12.4	1.0	-8.4	-14.7	-10.1
July mean temperature ($^{\circ}$ C), x_9	13.5	0.9	6.7	10.9	14.9
Grid data set^c					
x Coordinate (m), x_1	369,665.6	38,278.3	10.4	303,415.6	435,915.6
y Coordinate (m), x_2	6,041,421.5	33,168.8	0.5	5,984,021.5	6,098,821.5
Elevation (m), x_3	1,068.6	306.1	28.6	520.8	2,434.1
Climate moisture index (cm), x_4	19.0	12.1	63.9	3.0	63.0
Growing degree days ($^{\circ}$ C), x_5	882.7	193.8	22.0	332.0	1,197.0
Annual precipitation (mm), x_6	582.6	83.5	14.3	464.0	933.0
Soil sand fraction (%), x_7	31.9	19.5	61.2	5.0	81.0
January mean temperature ($^{\circ}$ C), x_8	-12.7	1.5	-11.6	-16.9	-10.0
July mean temperature ($^{\circ}$ C), x_9	13.6	1.3	9.6	9.7	15.7

^a Standard deviation (S.D.), coefficient of variation (CV).

^b $n = 88$ for fitting data.

^c $n = 1,523,574$ for grid data.

جدول 1

Model ^b	SSE _i	R ²	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
NNT	223.53	0.75	-3.91	-0.63	0.66	0.45	1.60	3.52
GAM(9)	249.30	0.73	-3.88	-0.81	0.05	0.00	1.23	3.55
TREE	275.34	0.70	-4.49	-0.99	-0.15	0.00	1.19	4.22
GAM(5)	284.39	0.69	-4.10	-0.93	0.08	0.00	1.37	3.98
NLIN(9)	322.31	0.65	-4.66	-1.19	-0.10	0.01	1.55	4.47
NLIN(5)	357.50	0.61	-4.88	-1.12	0.20	-0.01	1.35	5.40

^a Minimum value of the errors (Min.); value of the first quartile of the errors (1st qu.); value of the third quartile of the errors (3rd Qu.); maximum value of the errors (Max.).

^b Values in parentheses indicate number of predictor variables.

جدول 2

Model ^b	SSE ₁	SSE ₂	SSE ₃	Optimism	Bootstrap SSE
GAM(5)	284.39	352.50	219.96	132.54	416.93
GAM(9)	249.30	359.35	169.59	189.59	438.89
NLIN(5)	357.50	427.92	307.42	120.50	478.00
NNT	223.53	392.97	136.27	256.70	480.23
TREE	275.34	413.12	151.35	261.77	537.11
NLIN(9)	322.31	957.40	237.16	720.24	1042.55

^a SSE_i from Table 2 (SSE₁), averaged original error (SSE₂), averaged apparent error (SSE₃), optimism = SSE₂ - SSE₃, bootstrap SSE = SSE₁ + optimism.

^b Nonlinear regression model (NLIN); tree-based model (TREE); generalized additive model (GAM); neural network model (NNT); values in parentheses indicate number of predictor variables.

جدول 3

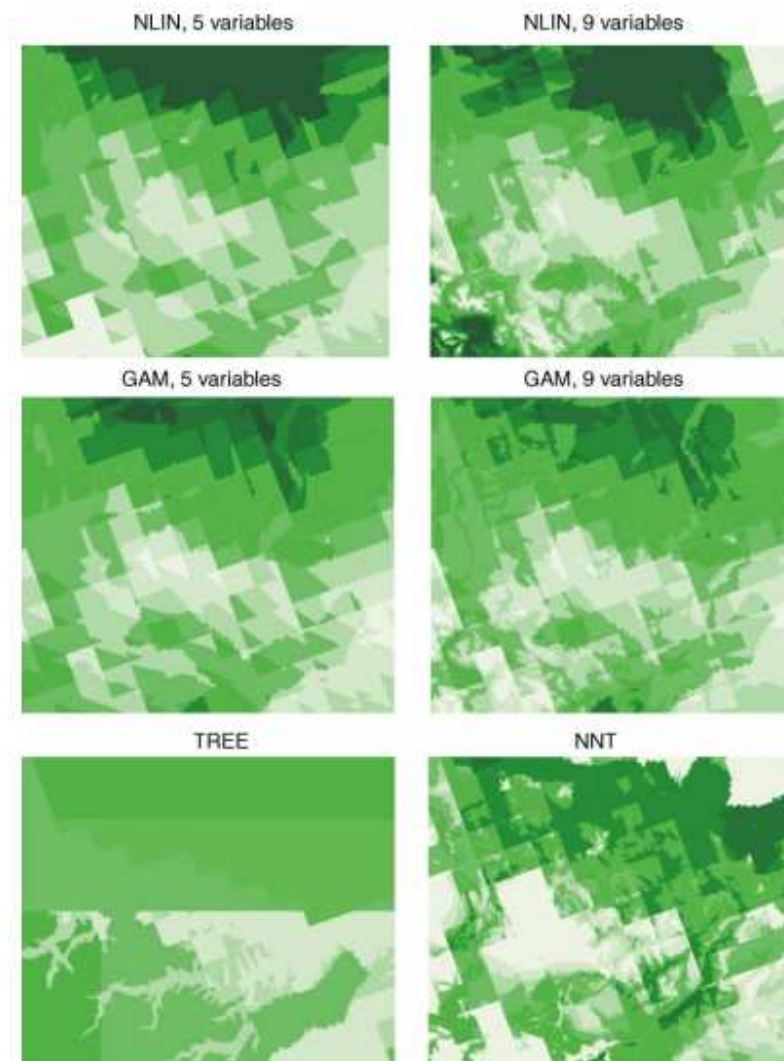
Precision measure	Observed MAI	NNT	TREE	GAM (nine variables)	GAM (five variables)	NLIN (nine variables)	NLIN (five variables)
MAI predicted through GYPSY, based on site index from various models ^a							
Bias (m ³ ha ⁻¹ year ⁻¹)	0.32 ^b	0.46	0.37	0.36	0.36	0.36	0.37
MSE _r ^c	28.9	35.6	38.5	49.6	48.0	54.0	48.5
R ²	0.56	0.46	0.42	0.25	0.28	0.19	0.27

^a Neural network model (NNT); tree-based model (TREE); generalized additive model (GAM); nonlinear regression model (NLIN).

^b P < 0.001 for all predicted MAIs.

^c Residual mean squared error (MSE_r).

جدول 4



شکل 5

4. نتیجه گیری

این مطالعه 4 روش مدل سازی را برای پیش بینی تولید بیوفیزیکی مطالعه کرد. NLIN را می توان به صورت روش پارامتری مدل سازی داده ها استفاده کرد زیرا یک رابطه ی کارکردی بین متغیر های پاسخ و پیش بینی بایستی اجرا شود. GAM, TREE و NNT موسوم به روش های غیر پارامتری و یا فرهنگ مدل سازی الگوریتم نام دارد زیرا نیازی به تعیین شکل ریاضی مدل قبل از برآورد پارامتر نیست. بعد از برازش و ارزیابی مدل ها بر

اسا مجموعه ای از داده های میدانی در خصوص پایه های بالغ و غیر بالغ ما نتیجه گرفتیم که GAM بهترین برازش را با داده ها داشت. از این رو تولید مکانی پیش بینی شده با این مدل بایستی توزیع مکانی گسترده ای تولید کاج لاجپول را در واپیتی خلاصه کند. عملکرد TREE همچنین از حیث برازش بسیار جالب بود. متأسفانه کیفیت داده ها امکان تولید کلاس های SI کافی را برای تهیه ی نقشه توسط TREE نداد. NLIN تنها مدل پارامتری تست شده بود و عملکرد آن ضعیف تر از مدل های دیگر بود با این حال این به این معنی نیست که مدل NLIN مدل کم ارزش تری است. زیرا در ایجاد یک مدل تولید بیوفیزیکی مناسب نوع مدل داده ها و اهداف بایستی به طور همزمان در نظر گرفته شوند. این مطالعه پتانسیل برخی مدل های غیر پارامتری را در پیش بینی تولید پایه اثبات کرد و این مدل ها می توانند برای کاربرد های دیگر با شرایط مشابه استفاده شوند.



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