

## بررسی قابلیت‌های مدل شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی توسعه شهری با کاربرد نمایه‌های عامل نسبی و بوم‌شناختی سیمای سرزمین (مطالعه موردی: شهر ساحلی هشتر)

مهدی شیخ‌گودرزی\*<sup>۱</sup>، بهمن جباریان امیری<sup>۲</sup>، شیرکو جعفری<sup>۳</sup>

۱. دانشجوی دکتری، گروه محیط‌زیست، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران

۲. دانشیار محیط‌زیست، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران

۳. دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۳/۰۳/۲۷؛ تاریخ تصویب: ۱۳۹۵/۱۱/۰۴)

### چکیده

شهرنشینی یکی از مهمترین تغییرات جهانی است. رشد سریع شهرهای دنیا فشارهای سنگینی بر سرزمین و منابع اطراف آن وارد کرده است. از آن جا که توسعه فضاهای شهری در آینده امری اجتناب‌ناپذیر است، لزوم درک صحیح از این روند به منظور حفاظت از محیط‌زیست شهری ضروری است. شبکه‌های عصبی ابزاری قدرتمند جهت درک فرایندها و الگوهای مکانی هستند. بدین منظور، مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه به‌عنوان ابزار شبیه‌سازی توسعه در شهر هشتر انتخاب شد. در پژوهش حاضر، از نمایه مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) به‌عنوان شاخص طراحی و پایان آموزش در شبکه استفاده شد. پس از نرمال‌سازی و حذف متغیرهای همبسته، متغیرهای اثرگذار بر توسعه شهر هشتر به‌صورت: فاصله از شهر، شبکه حمل و نقل اصلی، شبکه هیدروگرافی، کشاورزی، مراتع، اراضی بایر و شیب تعیین و شبکه‌ای متشکل از ۲۲ گره با سه لایه ورودی (۷ گره)، میانی (۱۴ گره) و خروجی (۱ گره) طراحی شد. فرایند آموزش به‌کمک تابع مشتق‌پذیر سیگموئید و استخراج نمونه‌های تعلیمی از نقشه تغییرات شهری (۱۹۸۹-۲۰۰۰) اجرا و شبیه‌سازی توسعه برای سال ۲۰۰۷ انجام شد. بررسی قابلیت‌های مدل و تحلیل ساختار سیمای شبیه‌سازی شده نیز با کاربرد نمایه‌های عامل نسبی و بوم‌شناختی سیمای سرزمین انجام شد. بر اساس نتایج، کمیت به دست آمده از نمایه‌های عامل نسبی و سیمای سرزمین نشان‌دهنده توافق نسبی گستره شبیه‌سازی شده با نقشه حاصل از طبقه‌بندی تصویر است. بر این اساس، مدل شبکه عصبی در شبیه‌سازی مساحت کلاس، فاصله اقلیدوسی و چین‌خوردگی شکل لکه‌های شهری قابلیت اعتماد مناسبی دارد. در نهایت، تعیین حساسیت مدل به پارامترهای مورد استفاده با حذف متغیرهای مستقل و مقایسه نتایج آن با مدل کامل انجام و موثرترین داده‌ها برای شبیه‌سازی توسعه این شهر متغیرهای فاصله از هسته مرکزی و شبکه حمل و نقل به دست آمدند.

**کلید واژه‌ها:** شبیه‌سازی توسعه شهری، شبکه عصبی مصنوعی، مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)، بوم‌شناسی سیمای سرزمین، هشتر

## سرآغاز

شهرنشینی یکی از مهمترین تغییرات جهانی است. مراکز جمعیتی جدا و کوچک گذشته تبدیل به عارضه‌های بزرگ و پیچیده به لحاظ فیزیکی، اقتصادی و محیط‌زیستی شده‌اند (Acevedo et al., 1996). در کشور ما نیز این روند در سالیان گذشته سیر افزایشی به خود گرفته و در اکثر موارد این تغییرات سریع کاربری اراضی، در حاشیه و بدون درکی روشن از آثار آنها اتفاق افتاده است (باقری و شتایی، ۱۳۸۹). نرخ بالای رشد جمعیت شهرنشین و کمبود زیرساخت‌های شهری از یک سو و سیر کاهش اراضی با ارزش محیط‌زیستی در شهرها از سوی دیگر، لزوم بررسی روند تغییرات و پیش‌بینی گسترش شهرها را در سال‌های آتی بیش از پیش آشکار می‌نماید.

به‌طور کلی، رویه‌های مدل‌سازی تغییر کاربری سرزمین به دو دسته مدل‌های برپایه انتقال مکانی (پویا) و رگرسیون محور تجربی (پایا) تقسیم می‌شوند. شبکه‌های عصبی به‌عنوان مدل‌های دسته دوم، توانایی استفاده پایا از داده‌های اقتصادی-اجتماعی را دارا هستند (Lambin, 1997; Theobald & Hobbs, 1998).

شبکه‌های عصبی ابزاری قدرتمند جهت درک فرایندها و الگوهای مکانی هستند. تعیین ارتباط میان ورودی و خروجی از طریق اجرای قوانین یادگیری صورت می‌پذیرد. داده‌های ورودی در شبکه می‌توانند درجه روشنایی و یا کد طبقه پوششی هر پیکسل در تصویر باشد (Skapura, 1996). خروجی در شبکه‌های عصبی مصنوعی از طریق عبور اطلاعات از لایه‌های ورودی و میانی تعیین می‌شود (شیخ‌گودرزی و ایمانی هرسینی، ۱۳۸۹).

کاربرد این شبکه‌ها در سال‌های اخیر، به‌شدت رو به گسترش است. دلیل این امر پیشرفت در اجرای محاسبات و در دسترس بودن نرم‌افزارهای قدرتمند و کارا در این زمینه است (Kamal Jain, 2011). اولین نوع از این شبکه‌ها منسوب به پرسپترون<sup>(۱)</sup>، شامل گره‌های منفردی هستند که وزن‌های ورودی را دریافت و خروجی شبکه را بر مبنای حدود آستانه تعیین می‌کنند. این نوع شبکه‌های ساده، توانایی طبقه‌بندی و جداسازی داده‌های خطی را دارند (Rosenblatt, 1985). سیگنال‌های انتقالی نیز از طریق وزن در هر گره که بهبود دهنده ارتباطی است، منتشر می‌شود. شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل واحدهای پردازشی ساده‌ای هستند که به‌صورت پیچیده به یکدیگر متصل می‌شوند

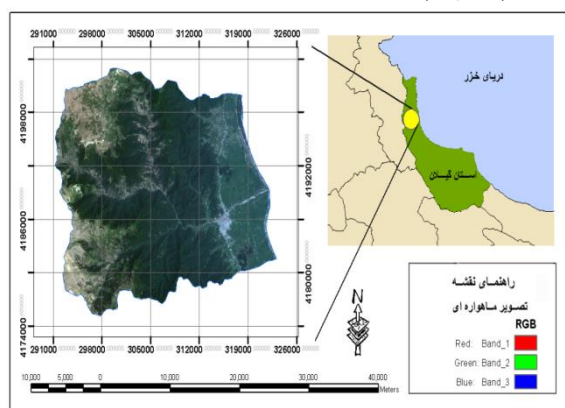
(Tayyebi et al., 2011). کوچکترین واحد پردازشی در این مدل، نرون بودهو خروجی آن یک سیگنال است (Rosenblatt, 1985).

از مهم‌ترین ویژگی شبکه‌های عصبی در مدل‌سازی می‌توان به: عدم حساسیت شبکه به نویز در داده‌ها، تحلیل پیچیدگی در سیستم‌های غیرخطی مانند: فرایندهای طبیعی، توانایی ترکیب انواع متفاوت مشاهدات برای داده‌های ورودی و خروجی و امکان استفاده از طیف وسیعی از پارامترهای اقتصادی-اجتماعی اشاره نمود (Pijanowski et al., 2002; Skapura, 1996). در پژوهش حاضر با در نظر گرفتن موارد فوق، مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه به عنوان ابزار شبیه‌سازی روند توسعه در شهر ساحلی هشتر انتخاب شد. از جمله پژوهش‌های انجام شده در زمینه مدل‌سازی توسعه و تغییرات گستره شهری با مدل شبکه‌های عصبی طی سال‌های اخیر می‌توان به مطالعات (Lin et al., 2005; Abidin et al., 2010; Tayyebi et al., 2011; Kamal Jain, 2011) و کامیاب و همکاران، (۱۳۹۰) اشاره نمود.

## مواد و روش‌ها

### منطقه مورد مطالعه

محدوده مورد مطالعه حوزه آبخیز کرگانرود (شهر هشتر) با وسعتی حدود ۶۴۵ کیلومتر مربع در محدوده جغرافیایی ۴۸ درجه و ۴۰ دقیقه تا ۴۸ درجه و ۵۶ دقیقه طول شرقی و ۳۷ درجه و ۴۲ دقیقه تا ۳۷ درجه و ۵۶ دقیقه عرض شمالی در استان گیلان قرار دارد (شکل ۱).

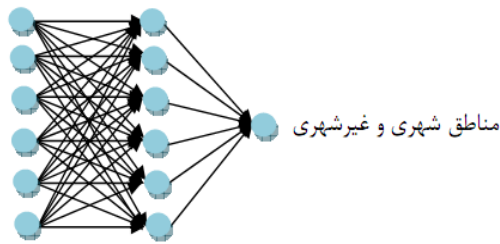


شکل (۱): موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

بر اساس مدل رقومی، حداقل ارتفاع این محدوده ۳۵- از سطح آب‌های آزاد و حداکثر آن در ارتفاعات، ۲۹۵۰ متر است. متوسط

بازه خاص محدود می‌کند. در تحقیق حاضر، انتقال سیگنال‌ها با توجه به ماهیت خروجی مورد انتظار که احتمال تغییرات گسترده شهری است، به کمک تابع سیگموئید (مقادیر ۰-۱) انجام شد. اگر خروجی نرون نام  $Y_i$  نامیده شود، مقدار این خروجی توسط رابطه (۲)، محاسبه می‌شود (جوادی، ۱۳۸۷).

$$Y_i = F(Z_i) \quad \text{رابطه (۲)}$$



لایه ورودی      لایه میانی      لایه خروجی

**شکل (۲):** نمایی از شبکه عصبی MLP مورد استفاده به منظور مدل‌سازی توسعه شهر (Pijanowski et al., 2002)

### روش پژوهشی

**آماده‌سازی داده‌ها:** مدل شبکه عصبی مصنوعی به‌عنوان رویکرد برآورد تجربی، امکان انتخاب متغیرهای مستقل متعدد را فراهم می‌آورد. در پژوهش حاضر انتخاب متغیرهای اثرگذار بر رشد و توسعه نواحی شهری با استفاده از بررسی منطقه مطالعاتی و پژوهش‌های پیشین (Abidin et al., Lin et al., 2005; Kamal Jain, 2011; Tayyebi et al., 2011; 2010) کامیاب و همکاران، ۱۳۹۰؛ در دو دسته کلی از متغیرهای بیوفیزیکی و اقتصادی-اجتماعی انجام شد. پژوهش‌های فوق نشان می‌دهد، برخی از متغیرهای فاصله‌ای به‌صورت نزدیکی با توسعه شهرها در ارتباط هستند. بنابراین، تابع تحلیلی فاصله از متغیرهای فوق تهیه و در مدل‌سازی مورد استفاده قرار گرفت (جدول ۱).

نقشه‌های مورد نیاز به کمک طبقه‌بندی تصویر<sup>(۶)</sup>، رقومی‌سازی<sup>(۷)</sup> و تجزیه و تحلیل داده‌های ماهواره‌ای (TM و ETM+) Landsat و IRS/P6 (LISS III) به‌ترتیب مربوط به تابستان سال‌های ۱۳۶۸، ۱۳۷۹ و ۱۳۸۶، مدل رقومی ارتفاع و نقشه رقومی عوارض اقتصادی-اجتماعی در محدوده مطالعاتی تهیه شدند. در ادامه، به‌منظور بررسی همبستگی میان متغیرهای مستقل جهت حذف داده‌های تکراری در مدل‌سازی، از شاخص

بارندگی و میانگین درجه حرارت سالانه منطقه نیز به ترتیب ۱۳۶۵ میلی‌متر و ۱۶ درجه سانتی‌گراد است. جمعیت بخش شهرنشین براساس آمار سال ۱۳۸۵ برابر ۴۱۶۸۵ (۴۷٪ جمعیت حوزه) نفر می‌باشد (SOI, 2006). گسترش راه‌های ارتباطی خصوصاً توسعه محور انزلی، تالش-آستارا و رشد سریع جمعیت در این حوزه طی ده‌های اخیر، سبب شده تا شهر کوچک هشپتر اکنون به یکی از بزرگترین مراکز اقتصادی-اجتماعی در استان مبدل شود (عبداللهی، ۱۳۸۲).

### مدل شبکه عصبی (MLP)

شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه<sup>(۳)</sup> که توسط (Rumelhart et al., 1986) طراحی شدند، از پرکاربردترین شبکه‌های عصبی هستند. این شبکه‌ها از سه لایه ورودی، خروجی و میانی تشکیل شده‌اند و می‌توانند جهت تشخیص ارتباطات غیرخطی در محیط طبیعی به کار گرفته شوند. عمومی‌ترین ساختار شبکه پرسپترون مورد استفاده، ساختار پیش‌رونده FF<sup>(۳)</sup> است که در آن ورودی هر گره تنها از لایه قبل از آن به دست می‌آید (شکل ۲). سیگنال‌ها (وزن گره‌ها) در شبکه عصبی مصنوعی به کمک الگوریتم‌های آموزشی برآورد و با به کارگیری توابع فعال‌سازی منتقل می‌شوند (Pijanowski et al., 2002). با فرض این که  $Z_i$  مجموعه سیگنال‌های دریافتی توسط نرون  $i$  باشد، این مجموعه به‌صورت رابطه (۱) محاسبه می‌شود که در آن  $W_i$  وزن قابل تغییر بین مقادیر ورودی  $Z_j$  و نرون  $i$  و  $m$  تعداد نرون‌های ورودی به نرون  $i$  است.  $X_{ij}$  نیز سیگنال دریافتی توسط نرون  $i$  از نرون  $j$  است (جوادی، ۱۳۸۷).

$$Z_i = \sum \quad \text{رابطه (۱)}$$

یکی از معمول‌ترین روش‌ها، الگوریتم بازگشتی BP<sup>(۴)</sup> خطا است (شیخ‌گودرزی و ایمانی هرسینی، ۱۳۸۹). این الگوریتم به‌صورت تصادفی وزن‌های اولیه را انتخاب و سپس خروجی محاسبه‌شده توسط شبکه و خروجی واقعی را با کاربرد روش مجذور میانگین مربعات خطا RMSE<sup>(۵)</sup>، مقایسه می‌کند. بازخورد سیگنال‌ها و انتشار بازگشتی خطا در فرایند آموزش تاجایی ادامه می‌یابد که خطاها به سطحی پایدار برسند. بدین‌منظور از فرایند توزیع خطا در بین گره‌های مختلف استفاده می‌شود (Rumelhart et al., 1986). خروجی نرون پرسپترون که متفاوت از مجموع سیگنال‌های دریافتی است، توسط تابع فعال‌سازی تعیین می‌شود. این تابع خروجی نرون را در یک

## جدول (۱): متغیرهای ورودی و خروجی در مدل‌سازی توسعه شهری در مدل شبکه عصبی

متغیرها	تعریف	نوع متغیر	منبای تهیه
$X_1$	فاصله از مراکز آموزشی	پیوسته	نقشه رقومی منطقه
$X_2$	فاصله از مراکز درمانی - امدادی	پیوسته	نقشه رقومی منطقه
$X_3$	فاصله از مراکز امنیتی	پیوسته	نقشه رقومی منطقه
$X_4$	فاصله از اماکن مذهبی	پیوسته	نقشه رقومی منطقه
$X_5$	فاصله از اماکن خدماتی - رفاهی	پیوسته	نقشه رقومی منطقه
$X_6$	فاصله از مراکز اداری	پیوسته	نقشه رقومی منطقه
$X_7$	شیب	پیوسته	مدل رقومی ارتفاع
$X_8$	ارتفاع	پیوسته	مدل رقومی ارتفاع
$X_9$	فاصله از شبکه حمل‌ونقل اصلی	پیوسته	رقومی‌سازی تصویر
$X_{10}$	فاصله از شبکه هیدروگرافی	پیوسته	نقشه رقومی منطقه
$X_{11}$	فاصله از ساحل و پیکره آبی	پیوسته	طبقه‌بندی تصویر
$X_{12}$	فاصله از شهر	پیوسته	طبقه‌بندی تصویر
$X_{13}$	فاصله از اراضی کشاورزی	پیوسته	طبقه‌بندی تصویر
$X_{14}$	فاصله از جنگل	پیوسته	طبقه‌بندی تصویر
$X_{15}$	فاصله از مراتع	پیوسته	طبقه‌بندی تصویر
$X_{16}$	فاصله از اراضی بایر	پیوسته	طبقه‌بندی تصویر
$E(Y)$	احتمال تبدیل کاربری هر سلول به شهر	گسسته	مدل‌سازی

اطلاعاتی ورودی متغیرهای موثر بر توسعه و لایه خروجی، نقشه احتمال تغییرات گستره شهری طی دوره زمانی مورد بررسی است.

- آموزش شبکه: در مرحله آموزش، نقشه تغییرات مناطق شهری (با حجم نمونه برداری ۱۰ درصد) طی سال‌های ۱۳۷۹-۱۳۶۸ به روش مقایسات پس طبقه‌بندی<sup>(۸)</sup> تهیه، و به‌عنوان نمونه تعلیمی جهت مدل‌سازی توسعه شهر در سال ۱۳۸۶ مورد استفاده قرار گرفت (شکل ۳). همچنین، بخش‌هایی از سرزمین که در آن‌ها امکان توسعه شهر قابل تصور نیست، شامل: شهرهای موجود در سال ۱۳۶۸ و پیکره آبی به‌عنوان محدوده نامناسب از مدل‌سازی فیلتر شدند. براین اساس مقادیر RMSE کوچکتر از ۰,۰۲ در ۱۰۰۰۰ بار تکرار، به‌عنوان شرط پایان آموزش در شبکه عصبی انتخاب شد (Pijanowski et al., 2002). برآورد سطح مورد نیاز شهر در پایان دوره مدل‌سازی نیز به‌روش (Allen & Lu, 2003) و به‌صورت تابعی از مساحت، نرخ رشد شهر و جمعیت انجام شد.

- تست شبکه: با توجه به این که استفاده از داده‌های مرحله آموزش برای قضاوت درباره شبکه ممکن نیست، برآورد میزان صحت مکانی و حساسیت مدل به پارامترهای مورد استفاده در این مرحله با کاربرد نمایه‌های توصیفی عامل نسبی ROC<sup>(۹)</sup> و

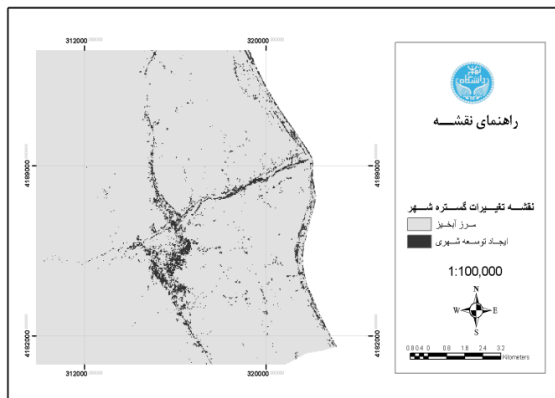
کوواریانس استفاده شد (کامیاب و همکاران، ۱۳۸۹). بر این اساس، زوج متغیرهای دارای ارزش کوواریانس بیش از ۵۰٪، به‌عنوان متغیرهای همبسته شناسایی و یکی از آن‌ها از مدل حذف می‌شود (Kok & Veldkamp, 2001). در انجام مراحل مختلف این تحقیق، از نرم‌افزارهای IDRISI 15.0 (Clark Lab, 2006) جهت انجام محاسبات مربوط به شبکه، ArcGIS 9.3 (ESRI, 2008) جهت ترسیم لایه‌های خروجی، ERDAS 9.1 (LGGI, 2006) جهت پردازش و استخراج اطلاعات سنجش از دور، FRAGSTATS 3.0 (UMA, 2002) جهت محاسبات مربوط به نمایه‌های سیمای سرزمین و SPSS (LEADTOOLS, 2006) جهت انجام محاسبات آماری استفاده شد.

- طراحی شبکه: انتخاب و طراحی ساختار بهینه شبکه عصبی پرسپترون چندلایه در پژوهش حاضر با کاربرد نمایه RMSE انجام شد (Pijanowski et al., 2002). رابطه (۳) نحوه محاسبه این نمایه را نشان می‌دهد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{Z}(x_i) - Z(x_i))^2} \quad \text{رابطه (۳)}$$

که در آن  $\hat{Z}(x_i)$  مقدار برآورد شده و  $Z(x_i)$  مقدار اندازه‌گیری شده برای سلول  $x_i$  می‌باشند (Davis, 1987). لایه‌های

شهر استفاده نمود. در ادامه، پس از تهیه پارامترهای مورد نیاز مدل، اقدام به تهیه نقشه تغییرات شهری در محدوده مورد بررسی از طریق مقایسه‌های پس از طبقه‌بندی شد (شکل ۳). بررسی نقشه تغییرات به دست آمده از گسترش شهر، نشان می‌دهد حدود ۱۰۷۶،۳۹ هکتار از اراضی اطراف تبدیل به شهر و ۹۱،۵۹ هکتار از نواحی شهری کاسته شده است.



شکل (۳): نقشه تغییرات گسترش شهر طی سال‌های ۱۳۶۸-۱۳۷۹

طراحی شبکه

طراحی بهینه شبکه پرسپترون چندلایه در پژوهش حاضر بر مبنای نمایه RMSE و با تعداد ۲۲ گره به صورت سه لایه ورودی با ۷ گره، میانی با ۱۴ گره و خروجی با ۱ گره انجام شد. پس از تهیه و نرمال‌سازی داده‌ها، بررسی ارتباط میان آن‌ها به کمک شاخص کوواریانس محاسبه و متغیرهای با میزان همبستگی بیش از ۵۰٪ از روند مدل‌سازی حذف شدند.

تحلیلی سیمای سرزمین<sup>(۱۰)</sup> و استفاده از داده‌های کامل انجام می‌شود (He & Lo, 2007; Lausch & Herzog, 2002). نمایه عامل نسبی با ارایه توصیفی هم‌زمان از تعداد و مکان پیکسل‌ها، یکی از مناسب‌ترین معیارهای اعتبارسنجی در نقشه‌های طبقه‌بندی شده است (He & Lo, 2007). این معیار به صورت عددی بین ۱-۰ بیان می‌شود. ارزش ۱ نشان‌دهنده توافق کامل مکانی و ارزش ۰/۵ نشان‌دهنده توافق کم و تصادفی بودن موقعیت‌ها بین نقشه توسعه شبیه‌سازی شده و میزان واقعی رشد شهری است (Liu et al., 2009). نمایه‌های سیمای سرزمین نیز خصوصیت هندسی، ماهیت پراکنش و توزیع اجزای ساختاری موزائیک سیمای سرزمین را به صورت کمی بیان و امکان مقایسه سیمای مختلف با استفاده از یک روش مشابه ارزیابی را فراهم می‌آورند (Lausch & Herzog, 2002). بر این اساس، نمایه‌های انتخاب شده به منظور تحلیل ساختاری سیمای ترسیم‌شده عبارتند از: مساحت کلاس <sup>(۱۱)</sup>CA، تعداد لکه <sup>(۱۲)</sup>NP، میانگین اندازه لکه <sup>(۱۳)</sup>MPS، شاخص پیوستگی <sup>(۱۴)</sup>CONTIG، فاصله اقلیدوسی نزدیک‌ترین همسایه <sup>(۱۵)</sup>ENND و شاخص چین‌خوردگی <sup>(۱۶)</sup>FDI (McGarical et al., 2002).

یافته‌ها

تهیه نقشه‌های پوشش/کاربری سرزمین و آماده‌سازی داده‌ها

تصاویر ماهواره‌ای پس از انجام تصحیح هندسی با توجه به کاربری‌های موجود منطقه، در ۵ کلاس (کشاورزی، شهر، جنگل، مرتع و اراضی بایر) و به روش هیبرید طبقه‌بندی شدند. نتایج طبقه‌بندی در جدول (۲) ارایه شده است. با توجه به مقادیر بالای صحت به دست آمده می‌توان از این نقشه‌ها در مدل‌سازی توسعه

جدول (۲): نتایج طبقه‌بندی تصویر

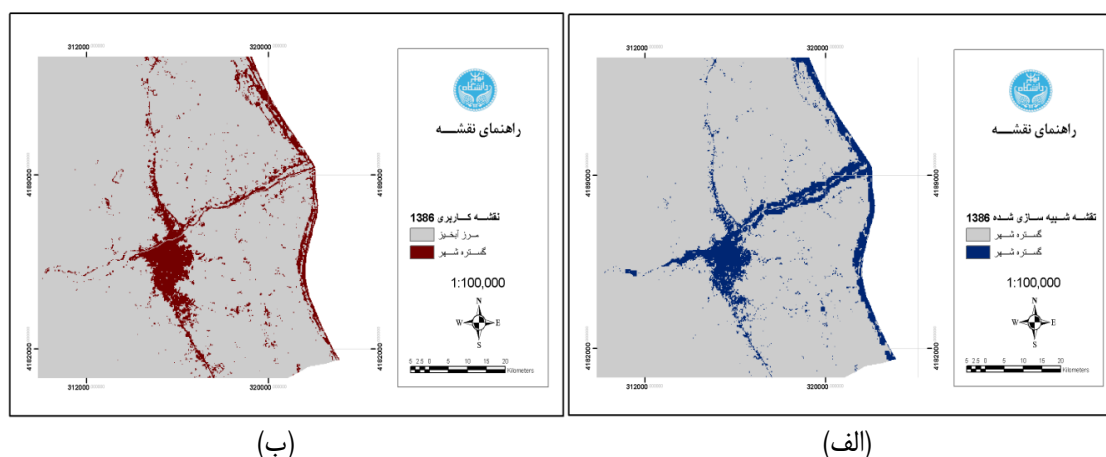
TM (۱۳۶۸)		ETM+ (۱۳۷۹)		LISS III (۱۳۸۶)		طبقه پوشش
صحت تولید کننده / صحت کاربر		صحت تولید کننده / صحت کاربر		صحت تولید کننده / صحت کاربر		
۰/۸۶	۰/۸۸	۰/۹۲	۰/۹۰	۰/۸۹	۰/۸۶	کشاورزی
۰/۷۱	۱	۰/۶۷	۱	۱	۱	شهر
۰/۹۸	۰/۹۰	۰/۹۴	۰/۹۳	۰/۹۷	۰/۹۶	جنگل
۰/۷۴	۰/۸۶	۰/۷۲	۰/۸۰	۰/۹۰	۰/۹۰	مرتع
۰/۷۶	۰/۷۹	۰/۷۱	۰/۷۷	۰/۷۰	۰/۸۶	اراضی بایر
۰/۸۷		۰/۸۹		۰/۹۲		صحت کلی %
۰/۸۲		۰/۸۳		۰/۸۵		شاخص کاپا

به‌عنوان تابع انتقال (نرخ آموزش ۰/۰۱) و استخراج نمونه‌های تعلیمی از نقشه تغییرات شهری انجام شد. در این تحقیق، از نمایه RMSE به‌عنوان شاخص پایان آموزش در شبکه استفاده شد. مقدار این نمایه در فرایند آموزش بر مبنای تحقیقات (Pijanowski et al., 2002) ۰/۰۲ در نظر گرفته شد. سطح مورد تقاضای شهر نیز به‌روش (Allen & Lu, 2003) بر مبنای داده‌های جمعیت‌شناختی، ۲۲۵۰/۹۰ هکتار برآورد شد. شکل (۴) نتایج حاصل از طبقه‌بندی و شبیه‌سازی با مدل شبکه عصبی را برای سال ۱۳۸۶ نمایش می‌دهد.

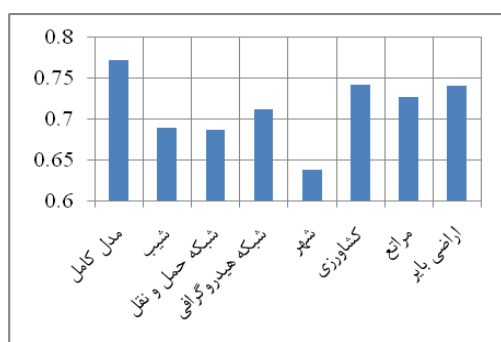
نتایج این بررسی نشان از همبستگی قوی میان گروه متغیرهای اقتصادی-اجتماعی با برخی از پارامترهای بیوفیزیکی دارد. بر این اساس، متغیرهای مستقل مورد استفاده در لایه ورودی شبکه عبارت از: فاصله از شهر، شبکه حمل‌ونقل اصلی، شبکه هیدروگرافی، کشاورزی، مراتع، اراضی بایر و شیب می‌باشند. متغیر وابسته در لایه خروجی نیز، نقشه احتمال توسعه شهر در محدوده مورد بررسی است.

### - آموزش شبکه

فرایند آموزش در شبکه به کمک تابع مشتق‌پذیر سیگموئید



شکل (۴): نقشه گستره شهری تهیه‌شده به‌روش طبقه‌بندی (الف) و شبکه عصبی در سال ۱۳۸۶ (ب)



شکل (۵): حساسیت‌سنجی مدل شبکه عصبی به حذف متغیرهای مستقل

نمایه مساحت کلاس (CA): این نمایه مساحت کل لکه‌های شهری را در سیمای سرزمین نشان می‌دهد. از این نمایه به‌عنوان شاخصی از غالبیت استفاده می‌شود (McGarical et al.,

### - تست شبکه (حساسیت‌سنجی و برآورد صحت مکانی مدل)

در پژوهش حاضر، برآورد میزان صحت مکانی نقشه حاصل از مدل‌سازی با محاسبه نمایه‌های سیمای سرزمین انجام شد. تعیین حساسیت مدل به پارامترهای مورد استفاده نیز، با حذف تدریجی متغیرهای مستقل و محاسبه میزان نمایه عامل نسبی برای متغیرهای باقی‌مانده انجام شد. بدین‌منظور، پس از هربار اجرای شبکه عصبی، نمایه عامل نسبی‌ازمدل استخراج و براساس میزان تفاوت با مدل کامل، اثر متغیر مستقل محاسبه شد (شکل ۵). سطح زیر منحنی ROC با تعیین حدود آستانه با فواصل تجمعی ۵٪ (Tayyebi et al., 2009) محاسبه و بیشترین مقدار نمایه عامل نسبی برابر با ۰/۷۷ برای استفاده از مدل کامل به دست آمد. نتایج تحلیلی نمایه‌های سیمای سرزمین از سیمای ترسیم شده نیز در جدول (۳) ارائه شده است.

سطح شهری است. با توجه اختلاف مساحت پیش‌بینی شده (کوچکتر از ۱٪)، می‌توان به قابلیت مدل در شبیه‌سازی سطح واقعی اشغال‌شده توسط سلول‌های شهری، اذعان نمود.

۲۰۰۹، ۲۲۵۰ هکتار برآورد شده که نسبت به طبقه‌بندی تصویر (۲۲۳۶/۹۵ هکتار)، اندکی بیش از مقدار واقعی

جدول (۳): نمایه‌های سیمای سرزمین محاسبه‌شده برای نقشه‌های حاصل از طبقه‌بندی و شبکه عصبی در سال ۱۳۸۶

ENN (متر)	CONTIG (درصد)	FDI (بدون واحد)	MPS (هکتار)	NP (بدون واحد)	CA (هکتار)	نمایه روش تهیه
۱۱۳/۸۱	۰/۱۷	۱/۰۴	۱/۳۶	۱۶۴۸	۲۳۳۶/۹۵	طبقه‌بندی تصویر
۱۱۷/۱۸	۰/۱۴	۱/۰۳	۱/۵۷	۱۴۳۷	۲۲۵۰/۹۰	مدل‌سازی شبکه عصبی

فاصله اقلیدوسی نزدیک‌ترین همسایه (ENND): این نمایه، میانگین نزدیک‌ترین فواصل میان لکه‌های هم نوع را به متر محاسبه می‌کند (McGarical et al., 2002). نتایج این نمایه، می‌تواند معرف توانایی مدل در شبیه‌سازی مکانی هسته‌های جدید شهری باشد. بر اساس نتایج جدول (۳)، مدل شبکه عصبی لکه‌هایی با فاصله بیشتر از واقعیت زمینی شبیه‌سازی نموده است (۳٪). این فاصله در سیمای شبیه‌سازی شده ۱۱۷/۱۸ و سیمای حقیقی ۱۱۳/۸۱ متر می‌باشد که بسیار نزدیک به مقدار واقعی است.

شاخص چین‌خوردگی (FDI): این نمایه پیچیدگی شکل لکه را در مقایسه با مساحت آن، در مقیاس لگاریتمی بیان می‌کند و با افزایش بی‌نظمی در شکل مقدار این نمایه افزایش می‌یابد (McGarical et al., 2002). این نمایه را می‌توان به‌عنوان شاخصی جهت سنجش توانایی مدل در تعیین بی‌نظمی پهنه‌های شهری در سیمای سرزمین به کار برد. بررسی نمایه چین‌خوردگی در نقشه شبیه‌سازی شده (۱/۰۳) و مقایسه نتایج آن با میزان واقعی (۱/۰۴)، بیانگر برآزش خوب مدل در شبیه‌سازی پیچیدگی‌های لبه و شکل پهنه‌های شهری است (اختلاف کوچکتر از ۱٪).

### بحث و نتیجه‌گیری

بررسی پژوهش‌های انجام شده توسط سایر پژوهشگران، کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی را در زمینه شبیه‌سازی توسعه و تغییرات نواحی شهری تایید می‌نماید. از این موارد می‌توان به پژوهش‌های در زمینه بررسی قابلیت‌های شبکه عصبی جهت مدل‌سازی گسترش شهر و تغییرات کاربری اراضی در نواحی ساحلی شمال کارولینا توسط (Lin et al., 2005)، معرفی و ارزیابی نرم‌افزار رایانه‌ای هوشمند (DIGMAP) جهت کشف و پیش‌بینی

نمایه تعداد لکه (NP): این نمایه تعداد کل لکه‌ها را در سطح کلاس شهری محاسبه می‌کند. از این نمایه می‌توان به‌عنوان شاخصی جهت سنجش میزان توانایی مدل در شبیه‌سازی لکه‌های جدا از هسته شهری استفاده نمود. بر مبنای اصول اکولوژیکی سیمای سرزمین هرچه تعداد لکه‌های اکوسیستم کمتر باشد و یا هرچه کاربری موجود در آن یکنواخت‌تر باشد، آن اکوسیستم در معرض آسیب‌پذیری کمتری است (Gerger & Turner, 2002). بر اساس نتایج جدول (۳) تعداد لکه‌های شهری شبیه‌سازی شده توسط مدل (۱۴۳۷) نسبت به تعداد واقعی (۱۶۴۸)، برآوردی ۱۳ درصدی کمتر از میزان واقعیت ارایه کرده است.

نمایه میانگین اندازه لکه (MPS): این نمایه میانگین اندازه لکه‌ها را اندازه‌گیری می‌کند. تغییرات این نمایه بازخورد مستقیم تغییر در مساحت و تعداد لکه‌ها در سطح کلاس یا سیمای سرزمین است (Lausch & Herzog, 2002). مقایسه میانگین اندازه ۱/۵۷ هکتاری برآورد شده نسبت به میانگین اندازه واقعی پهنه‌های شهری (۱/۳۶)، نشان از افزایش ۱۵ درصدی برآورد مدل نسبت به واقعیت دارد که بیانگر توانایی متوسط مدل در این زمینه است.

نمایه پیوستگی (CONTIG): این نمایه احتمال حضور لکه‌های از یک جنس در کنار یکدیگر را در سیمای سرزمین به‌صورت درصد محاسبه می‌کند (McGarical et al., 2002). از این نمایه، می‌توان به‌عنوان شاخصی جهت تعیین پیوستگی در لکه‌های شهری استفاده نمود. نتایج این نمایه بیانگر نسبت پیوستگی سیمای شبیه‌سازی شده (۰/۱۴) در مقایسه با میزان واقعی (۰/۱۷) است. ارایه برآوردی ۱۶ درصدی کمتر از پیوستگی حقیقی لکه‌های شهری نیز، بیانگر توانایی متوسط مدل در این زمینه است.

تشریح کمی ساختار و تغییرات سرزمین است (McGarical et al., 2002). از این نمایه‌ها جهت بررسی صحت مکانی نقشه‌های تولید شده استفاده شد. بر این اساس (مشاهده اختلاف‌های کوچکتر از ۵٪)، مدل شبکه عصبی در شبیه‌سازی نمایه‌های سطح، فاصله اقلیدوسی و چین‌خوردگی شکل لکه‌های شهری قابلیت اعتماد مناسبی دارد.

در تحقیق حاضر، با در نظر گرفتن نتایج شاخص‌های مورد بررسی از سیمای ترسیم‌شده به دو روش مدل‌سازی و طبقه‌بندی شده در سال ۱۳۸۶، می‌توان به توانایی نسبی مدل شبکه عصبی در شبیه‌سازی مکانی سلول‌های شهری اذعان نمود. رشد سریع شهرهای دنیا فشارهای سنگینی بر سرزمین و منابع اطراف آن‌ها وارد نموده و در نهایت، منجر به ایجاد مشکلات جدی اجتماعی و محیط‌زیستی در این نواحی شده است (Acevedo et al., 1996). از آن جا که توسعه فضاهای شهری در آینده امری اجتناب‌ناپذیر است، لزوم درک و شناخت صحیح از این روند به منظور اجرای مدیریتی کارآمد در زمینه حفاظت از محیط‌زیست شهری، ضروری است. بنابراین، امید است بتوان با بهره‌گیری از رویکردهای مبتنی بر مدل‌سازی به پیش‌بینی توسعه آتی، یافتن مکان‌های مناسب شهری و ایجاد تعادل در محیط‌زیست براساس دیدگاه‌های آمایش سرزمین کمک نمود. کلام آخر، مدل‌سازی توسعه، آثار و نتایج تصمیم‌های مختلف برنامه‌ریزان شهری را نمایش می‌دهد. از این‌رو، استفاده از سناریوهای متفاوت بوم‌شناختی و اقتصادی اجتماعی جهت بهبود دقت نتایج مدل‌سازی، پیشنهاد می‌شود.

### یادداشت‌ها

1. Perceptron
2. Multi-Layer Perceptron
3. Feed Forward
4. Back Propagation
5. Root of Mean Square Error
6. Image Classification
7. On Screen Digitizing
8. Post Classification
9. Relative Operating Characteristic
10. Landscape Metrics
11. Class Area
12. Number of Patch
13. Mean Patch Size
14. Contiguity Index
15. Euclidean Nearest-Neighbor Distance

الگوهای توسعه شهر توسط (Abidin et al., 2010)، مقایسه الگوریتم‌های مختلف هوش مصنوعی مورد استفاده جهت شبیه‌سازی توسعه شهرها و کاربردهای قابل انتظار این مدل برای برنامه‌ریزان شهری توسط (Kamal (Jain, 2011)، مدل‌سازی تغییرات حاشیه شهر تهران با کاربرد مدل UGBM توسط (Tayyebi et al., 2011) و استفاده از شبکه عصبی تحت مدل تبدیل زمین برای مدل‌سازی شهر گرگان توسط کامیاب و همکاران (۱۳۹۰) اشاره نمود.

شبیه‌سازی توسعه و تغییرات گستره شهری در تحقیق حاضر جهت بهبود درک ما از متغیرهای اثرگذار بر رشد شهر با رویکرد تحلیلی شبکه عصبی مصنوعی انجام شد. از مهم‌ترین ویژگی‌های این مدل می‌توان به عدم حساسیت شبکه به نویز در داده‌ها، تحلیل پیچیدگی در سیستم‌های غیرخطی مانند فرایندهای طبیعی، توانایی ترکیب انواع متفاوت مشاهدات برای داده‌های ورودی و خروجی و امکان استفاده از طیف وسیعی از پارامترهای اقتصادی-اجتماعی اشاره نمود (Pijanowski et al., 2002; Skapura, 1996). بدین منظور از تجزیه و تحلیل نقشه تغییرات گستره شهری طی سال‌های ۱۳۷۹-۱۳۶۸ برای مدل‌سازی توسعه آتی در سال ۱۳۸۶ استفاده شد.

به منظور کاهش حجم محاسبات و سهولت در مدل‌سازی، متغیرهایی که دارای میزان همبستگی بیش از ۵۰٪ بودند، از مدل حذف شدند (Kok & Veldkamp, 2001). در ادامه، پس از تعیین متغیرهای اثرگذار بر توسعه شهر در مدل شبکه عصبی، نتایج حاصل از این مدل و روش طبقه‌بندی تصویر به کمک شاخص‌های توصیفی عامل نسبی و تحلیلی نمایه‌های سیمای سرزمین مورد مقایسه قرار گرفت. محاسبه شاخص عامل نسبی در تحقیق حاضر با تعیین حدود آستانه‌های مختلف با فواصل ۵٪ به صورت تجمعی و محاسبه سطح زیر منحنی ROC بر مبنای مقادیر مثبت صحیح و مثبت اشتباه انجام گرفت. بر این اساس، تاثیرگذارترین پارامترهای مدل به ترتیب عبارت از: فاصله از شهر (۰/۶۴)، شبکه حمل و نقل (۰/۶۸)، شیب (۰/۶۹)، شبکه هیدروگرافی (۰/۷۱)، مراتع (۰/۷۲)، اراضی بایر (۰/۷۴) و کشاورزی (۰/۷۴) می‌باشند. کمیت سطح زیر منحنی شاخص عامل نسبی برای مدل کامل (۰/۷۷) نشان‌دهنده توافق نسبی و قابلیت مدل در ارائه توصیفی مناسب از صحت عددی و مکانی توسعه شهر است (He & Lo, 2007; Liu et al., 2009). نمایه‌های بوم‌شناسی سیمای سرزمین ابزاری مناسب جهت



## 16. Fractal Dimension Index

## فهرست منابع

- باقری، ر. و شتایی، ش. ۱۳۸۹. مدل‌سازی کاهش گستره جنگل با استفاده از رگرسیون لجستیک، مطالعه موردی: حوزه آبخیز چهل‌چای استان گلستان. مجله جنگل، انجمن جنگل‌بانی ایران. شماره ۳. صص: ۲۴۳-۲۵۲.
- جوادی، ی. ۱۳۸۷. مدل‌سازی تغییرات پوشش زمین با استفاده از Cellular Automata در محیط GIS. پایان‌نامه کارشناسی ارشد، پردیس دانشکده‌های فنی دانشگاه تهران.
- شیخ‌گودرزی، م. و ایمانی‌هرسینی، ج. ۱۳۸۹. تعیین الگوی کاربری اراضی با استفاده از طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای به‌روش شبکه عصبی مصنوعی، مطالعه موردی: شهر همدان. اولین همایش ملی ژئوماتیک در منابع طبیعی و محیط‌زیست، دانشگاه تهران.
- عبدالهی، ا. ۱۳۸۲. فراز و فرود شهر کرگانرود. فصلنامه تحقیقات تالش. شماره ۹. صص: ۱۰-۱۷.
- کامیاب، ح. ر.؛ سلمان ماهینی، ع.؛ حسینی، س. م.؛ غلامعلی فرد، م. ۱۳۸۹. اتخاذ رهیافت اطلاعات محور با کاربرد روش رگرسیون لجستیک برای مدل‌سازی توسعه شهری گرگان. محیط‌شناسی. سال سی و ششم. شماره ۵۴. صص: ۸۹-۹۶.
- کامیاب، ح.؛ سلمان ماهینی، ع.؛ حسینی، س. م.؛ غلامعلی فرد، م. ۱۳۹۰. کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی توسعه شهری، مطالعه موردی: شهر گرگان. پژوهش‌های جغرافیای انسانی. شماره ۷۶. صص: ۹۹-۱۱۳.
- Abidin, S. Z. Z.; Fikri Jamaluddin, M. N. & Abiden, M. Z. Z. 2010. Introducing an intelligent computerized tool to detect and predict urban growth pattern. WSEAS transactions on computers. Vol, 9. No, 6. Pp: 604-613.
- Acevedo, W.; Forestman, T. W. & Buchanan, J. T. 1996. Origins and philosophy of building a temporal database to examine human transformation processes. Proceedings, ASPRS/ACSM annual convention and exhibition, Baltimore, Vol, 24. No.1. pp :148-161.
- Allen, J. & Lu, K. 2003. Modeling and prediction of future urban growth in the Charleston region of South Carolina: a GIS-based integrated approach. journal of conservation ecology. Vol, 8. No, 2. Available at [www.consecol.org/vol8/iss2/art2](http://www.consecol.org/vol8/iss2/art2).
- Clark Labs. 2006. IDRISI Andes. Ver, 15.0. Copyright© Clarke University.
- Davis, B.M. 1987. Uses and abuses of cross-validation in geo-statistics. Math, Geol. No, 19. pp: 241-248.
- ESRI. 2008. ArcGIS®. Ver, 9.3. Copyright© ESRI Inc.
- Gergel, S. E. & Turner, M. G. 2002. Learning landscape ecology: A practical guide to concepts and techniques. New York: Springer 316pp.
- He, Z. & Lo, C. 2007. Modeling urban growth in Atlanta using logistic regression. Computers, environment and urban systems. Vol, 31. No, 6. Pp: 667-688.
- Kamal Jain, P. 2011. A review study on urban planning and artificial intelligence. International journal of soft computing and engineering (IJSCE). Volume, 1. No, 5. November. pp: 2231-2307.
- Kok, K. & Veldkamp, A. 2001. Evaluating impact of spatial scales on land use pattern analysis in central america. Agriculture, ecosystem and environment. Vol, 85. Pp: 205-221.
- Lambin, E. 1997. Modeling and monitoring land-cover change processes in tropical regions. Progress in Physical Geography. Vol, 21. No, 5. Pp: 375-393.
- Lausch, A. & F. Herzog. 2002. Applicability of landscape metrics for the monitoring of landscape change: Issues of scale, resolution and interpretability. Journal of ecological indicators. Vol 2, No, 2. pp:3-15.

- LEADTOOLS. 2006. SPSS for windows. Ver 15.0. Copy right© LEAD Technologies Inc.
- Leica Geosystems Geospatial Imaging (LGGI), 2006. ERDAS IMAGINE ® Inc. Ver 9.1. Copy right© LGGI.
- Lin, H.; Shoulu, K.; Espey, M. & Allen, J. 2005. Modeling urban sprawl and landuse change in coastal area, A neural network approach. Paper prepared for presentation at the American agricultural economics association annual meeting. Providence, RhodeIsland, July. Pp: 24-27.
- Liu, C.; White, M. & Newell, G. 2009. Measuring the accuracy of species distribution models: a review. 18 th World IMACS/MODSIM Congress, Carins, Australia.
- McGarigal, K.; Cushman, S. A.; Neel, M. C. & Ene, E. 2002. Fragstats: Spatial pattern analysis program for categorical maps. University of Massachusetts, Amherst, MA, USA. Accessible at [www.umass.edu/landeco/fragstats/fragstats.html](http://www.umass.edu/landeco/fragstats/fragstats.html).
- Pijanowski, B. C.; Brown, D. G.; Shellitoc, B. A. & Manikd, G. A. 2002. Using neural networks and GIS to forecast land use changes: a land transformation model. Computers, Environment and urban systems. Vol, 26. No, 6. Pp: 553-575.
- Rosenblatt, F. 1985. The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. Psychological review. Vol, 65. Pp: 386-408.
- Rumelhart, D.; Hinton, G. & Williams, R. 1986. Learning internal representations by error propagation. In D. E. Rumelhart, and J. L. McClelland (Eds.), Parallel distributed processing: explorations in the microstructures of cognition. Vol, 1. Pp: 318-362. Cambridge: MIT Press.
- Skapura, D. 1996. Building neural networks. New York: Academic Press.
- SOI, Statistical Organization of Iran. 2006. Census report of population, Available at [www.amar.org.ir/portal/faces/public/census85.html](http://www.amar.org.ir/portal/faces/public/census85.html).
- Tayyebi, A.; Delavar, M. R.; Pijanowski, B. C. & Yazdanpanah, M. J. 2009. A Spatial logistic regression model for simulating landuse patterns, A case study of the Shiraz metropolitan area of Iran, Proc. Conf. EOGC on RS, Chengdu, China, Selected as best paper in EOGC conference, published in Springer as chapter book.
- Tayyebi, A.; Pijanowski, B. C. & Tayyebi, A. H. 2011. An urban growth boundary model using neural networks, GIS and radial parameterization: An application to Tehran, Iran. Journal of Landscape and Urban Planning. Vol, 100. Pp: 35-44.
- Theobald, D. M. & Hobbs, N. T. 1998. Forecasting rural land-use change: a comparison of a regression and spatial transition-based models. Geographic and Environmental Modelling. Vol, 2. No, 1. Pp: 65-82.
- University of Massachusetts, Amherst (UMA). 2002. FRAGSTATS®. Ver, 3.3. Copy right© UMA.