dataacademy. ir

اولین کنفرانس ملی رویکرد های نوین در مهندسی کامپیوتر و بازیابی اطلاعات ایران
باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان دانشگاه آزاد اسلامی واحد رودسر و املش – ۱۵ مهر ۱۳۹۲

پیش‌بینی افزایش ثبت‌نام در مؤسسات آموزش عالی

با استفاده از مدل MLP

بهزاد نخکوب[۱]، مریم خادمی[۲] و علی برومندنیا[۳]
[۱] دانشجوی کارشناسی‌ارشد مهندسی کامپیوتر- نرم‌افزار، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب، bnakh@yahoo.com
[۲]استادیار گروه ریاضی‌کاربردی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب، khademi@azad.ac.ir
[۳]استادیار گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب، broumandnia@azad.ac.ir

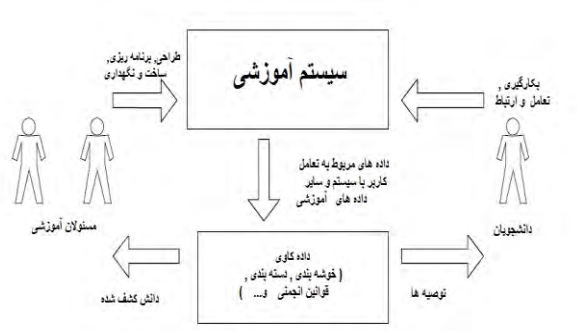
چکیده – در این مقاله، با استفاده از تکنیک داده‌کاوی بر روی مجموعه اطلاعات دواطلبان مقطع ارشد آزمون سراسری دانشگاه آزاد اسلامی، الگوریتمی جهت پیش‌بینی میزان جذب و افزایش ثبت‌نام دانشجو درسال‌های آتی ارائه دادیم. در این راستا ابتدا به مدل سازی داده‌ها در ۱۵ مدل شبکه عصبی پرداختیم و به منظور افزایش دقت از روش جمعی بوستینگ استفاده کردیم. سپس دو مدل: شبکه‌های عصبی و درخت تصمیم را بر روی مجموعه داده‌ها دوباره اعمال نمودیم و با شاخص ارزیابی دقت کاپا، نتایج حاصله را با هم مقایسه کردیم. در نهایت، دقت روش بوستینگ به منظور پیش‌بینی دانشجویانی که در رشته- محل قبول شده‌اند و ثبت‌نام می‌نمایند، حدوداً ۹۶٪ برآورد شد.

کلید واژه- مدل MLP، شبکه‌های عصبی، درخت تصمیم، شاخص دقت کاپا.

۱ – مقدمه

در سال های اخیر تکنیک های داده کاوی از اهمیت به سزای برخوردار شده است. زیرا داده‌کاوی به بررسی و تجزیه و تحلیل مقادیر عظیمی از داده ها به منظور کشف الگوها و قوانین پنهان و معنی‌دار درون داده ها می پردازد. به عبارتی داده‌کاوی از منظری وسیع‌تر دیدگاهی است که مطابق آن کلیه فعالیت های تجاری باید براساس یادگیری باشد.

با توجه به این که آموزش عالی همواره با داده ها و اطلاعات بسیار زیادی در مورد دانشگاه ها، دانشجویان، اعضای هیأت علمی، کارکنان، منابع مادی و ... روبرو است و در اکثر مواقع این داده ها می‌تواند حامل اطلاعات و الگوهای با ارزشی باشند، لذا به نظر می‌رسد یکی از مهم ترین کاربردهای داده کاوی در آموزش عالی است. استفاده از تکنیک های پیشرفته داده کاوی مانند خوشه‌بندی، طبقه بندی، و ... می‌تواند در طبقه بندی دانشگاه ها، یافتن الگوهای خاص و با ارزش در مورد دانشجویان مؤفق، یافتن یک برنامه یا روش مؤفق تدریس، یافتن نقاط بحرانی در مدیریت مالی دانشگاه‌ها و موارد دیگر کاربرد داشته باشد . همان‌طورکه در شکل (۱) می‌بینید آموزش دهندگان و مسئولان آکادمیک، مسئول طراحی، برنامه ریزی و حفظ سیستم آموزشی هستند که فراگیران از آن استفاده می کنند و با آن تعامل دارند. با استفاده از تمام داده های موجود، تکنیک‌های متفاوتی از کاوش اطلاعات به‌کارگرفته می شود تا اطلاعات مفیدی برای بهبود فرآیند آموزشی به‌دست آید. بنابراین کاربرد کاوش داده ها در سیستم آموزشی می‌تواند گرایش به سمت افرادی متفاوت و با طرز نگرش متفاوت داشته باشد (Romero،1996)



dataacademy.ir

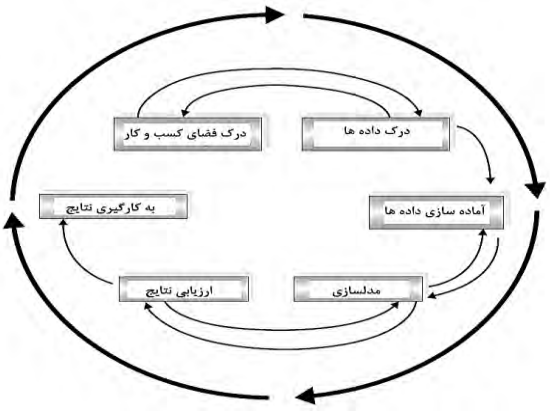
dataacademy. ir

شکل ۱: چرخه به‌کارگیری داده‌کاوی در سیستم‌های آموزشی

۲ -روش اجرای تحقیق

برای هر تحقیقی با توجه به ابزار مورد استفاده در آن تحقیق روش اجرا وجود دارد . در تحقیق حاض ر با توجه به این که داده‌کاوی ابزار اصلی آن است باید از استاندارد اجرای پروژه ها و تحقیقات داده کاوی استفاده نمود . یکی از معروف ترین و کاربردی‌ترین روش‌های اجرای پروژه‌های داده‌کاوی روش کریسپ است.

مدل اجرایی کریسپ یک مدل تعاملی، تکراری و چرخه ای است (chapman، ۲۰۰۰؛ Larose، ۲۰۰۵). تعاملی از این جهت که مراحل مختلف در این مدل به هم وابستگی زیادی دارند و خروجی‌ها و ورودی‌های آنها کامل بر روی یکدیگر تأثیرگذار بوده و متغیرها و شاخص‌های خارج از مدل، عموماً تأثیری بر روی مدل اجرایی ندارند. این مدل تکراری است یعنی ه مان طور که در شکل (۲) نیز مشخص شده است برخی از مراحل مانند آماده‌سازی و مدل‌سازی در این فرآیند شاید بارها و بارها به منظور رسیدن به مدل‌هایی با دقت بیش‌تر تکرار شوند. هم‌چنین در این مدل پس از این که یک‌بار مدل‌سازی انجام شد و پروژه به اتمام رسید دوباره بای با ورود داده های جدید مدل‌سازی را دوباره انجام داد تا در صورت به‌کارگیری نتایج، مدل‌ها با دقت و صحت بیشتری مدل‌سازی را در فضای واقعی انجام دهند . در ادامه مراحل این فرآیند با توجه به مشخصات، اهداف و داده های تحقیق حاضر تشریح شده است.

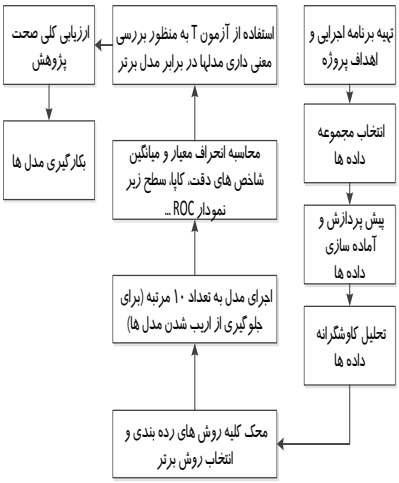


شکل ۲: کریسپ (مدل اجرایی)

۳ -نرم‌افزارهای تحقیق

در این تحقیق از دو نرم افزار وکا و کلمنتاین استفاده شده است. روش کار این نرم‌افزار به صورت تولید جریان داده ای با استفاده از گره‌ها و ارتباط دادن بین آن‌ها است.

مدل کلی تحقیق



مدل سازی تحقیق

در این بخش ابتدا داده‌های تحقیق که از واحد اداری یک دانشگاه استخراج شده اند، توصیف گردید . در تشریح این داده ها از روش‌های آماری و هم چنین روش‌های مصورسازی داده‌ها استفاده شده است و تحلیل نتایج به دست آمده نیز موجود است . سپس داده‌های تحقیق پاک سازی و آماده سازی شده اند و وارد مرحله مدل‌سازی شده‌اند. مدل‌سازی در این تحقیق با استفاده از نرم‌افزار وکا صورت پذیرفته است . در این راستا ابتدا مدل های مختلف شبکه‌های عصبی با تغییر پارامترهای اصلی بر روی مجموعه داده اعمال شده‌اند و بهتر ین مدل از میان مدل‌ها انتخاب شده است . در مرحله بعد نتیجه مدل برتر شبکه های عصبی با مدل رده‌بندی گروهی بگینگ مقایسه گردیده و در نهایت دقت آن مدل محاسبه شده است.

درک داده‌ها

آکادمی داده
dataacademy.ir

dataacademy. ir

درک داده ها عبارت است از جمع آوری داد ه‌های اولیه، توصیف داده‌ها، بازرسی و بررسی داده ها و اعتبارسنجی کی فیت داده ها. کارایی داده‌کاوی مستقیماً با داده‌های مورد استفاده مرتبط است . هر اندازه داده ها دقیق تر، جامع تر و با کیفیت بالاتری باشند خروجی داده‌کاوی کاراتر خواهد بود. داده‌ای با کیفیت خوانده می شود که صحیح، کامل، سازگار، به روز، قابل قبول، با ارزش، قابل تفسیر و در دسترس باشد . از این رو انتخاب و جمع آوری داده های درست و یکپارچه ساز قالب آن ها برای استفاده در داده کاوی از اهمیت بالایی برخوردار است.

متغیرهای موجود در مجموعه داده در زیر شرح داده شده‌اند:

شماره پرونده (File-Number): این متغیر نمایانگر شماره پرونده دانشجویانی است که دانشگاه مورد نظر را برای ادامه تحصیل در رشته کارشناسی ارشد انتخاب کرده‌اند.

سال تولد (YBirth): متغیر سال تولد بیانگر دو رقم سال تولد دانشجویان است.

جنسیت (Sex): این متغیر جنس شرکت کنندگان در کنکور را نمایش می‌دهد.

وضعیت داوطلب (Candidate-Status): وضعیت داوطلب متغیری است که دارای ۹ مقدار است و این مقادیر عبارت اند از : ۱) رزمنده، ۲) بسیجی فعال، ۳) جهادگر، ۴) آزاده، ۵) جانباز، ۶) همسر و فرزند جانباز بالای ۵۰٪، ۷) همسر و فرزند جانباز بین ۲۵٪ - ۴۰٪، ۸) فرزند شهید و ۰) عادی.

کد پستی (PostCode): این متغیر مقدار عددی ۱۰ رقمی است که مربوط به کد پستی محل زندگی داوطلب است.

آدرس (Address): این متغیر شامل آدرس محل زندگی داوطلب است.

کد استان (City-Code): کد استان متغیری عددی و ۲ رقمی است که نشان دهنده کد استانی است که داوطلب در آن زندگی می‌کند.

معدل (GPA): این متغیر نشان دهنده معدل کل دوره کارشناسی داوطلب است.

کد واحد کارشناسی (Bs-Ucode): این متغیر یک متغیر عددی سه رقمی است که بیانگر کد واحدی است که داوطلب دوره کارشناسی خود را در آن گذرانده است.

کد رشته انتخابی (Ms-Course Code): متغیر کد رشته انتخ ابی یک متغیر عددی است که شامل ۵ رقم است و مختص رشته ای است که داوطلب آن را انتخاب کره است.

کد واحد انتخابی (Ms-UCode): این متغیر نیز عددی است و دارای سه مقدار است که نمایانگر کد واحدی است که داوطلب تمایل به ادامه آن در مقطع کارشناسی ارشد را دارد.

نام رشته انتخابی (Ms-Course): رشته انتخابی نام متغیری است که نشان دهنده نام رشته انتخابی کارشناسی ارشد توسط داوطلب است.

نام واحد انتخابی (Ms-UName): واحد انتخابی نیز متغیری است که نام واحدی که داوطلب به عنوان واحد کارشناسی ارشد انتخاب کرده است را دارا است.

نام واحد کارشناسی (Bs-Uname): این متغیر مقداری دسته ای است که بیانگر نام واحدی است که داوطلب دوره کارشناسی خود را در آن واحد گذرانده است.

پذیرش (Admission): متغیر پذیرش نشان دهنده قبولی داوطلب در کنکور کارشناسی ارشد واحد مربوطه است . این متغیر دارای سه مقدار صفر، ۱ و ۲ است که مقدار اول به معنای عدم پذیرش و مقدار دوم پذیرش بدون سهمیه و مقدار سوم به معنای پذیرش با سهمیه است.

ثبت نام (Registration): متغیر ثبت نام متغیری است که نمایانگر ثبت نام در صورت پذیرش در رشته‌ی مورد نظر است.

تشریح داده‌ها

آکادمی داده
dataacademy.ir

dataacademy. ir

در این مرحله از پردازش داده‌ها هدف استفاده از روش‌های آماری تک متغیره و چند متغیره و همچنین روش های مصورسازی به منظور به تصویر کشیدن مشخصات هر متغیر و همچنین روابط بین متغیرها است. گزارشات استخراج شده در این مرحله می‌تواند به منظور تشریح هرچه بهتر نتایج حاصل از مدلسازی کمک نماید. تمامی گزارشات این قسمت با استفاده از نرم‌افزار داده‌کاوی کلمنتاین انجام شده است.

پیش پردازش داده‌ها

در این قسمت از تحقیق باید از روش های مختلف به منظور پاک-سازی داده های اشتباه یا دور افتاده استفاده نمود . ابتدا در این قسمت باید داده‌های دور افتاده را شناسایی نمود و آن ها را حذف کرد تا مدل را تحت تأثیر خود قرار ندهند . بدین‌ترتیب مقادیر از دست‌رفته در داده ها ایجاد خواهند شد که باید این مقادیر با مقادیر مناسبی جایگزین گردند . پس از پاک سازی داده ها باید متغیرهای تأثیرگذار بر روی متغیر هدف را شناسایی کرد و فقط آنها را وارد مدل سازی نمود . سپس به منظور شناسایی نقاط دورافتاده از روش نمودارهای کنترلی شوهارت براساس فرمول زیر استفاده شده است:

$$\text{محدوده کنترلی} = \mu \pm a^{*}\sigma$$

در این معادله μ برابر میانگین و σ برابر با انحراف معیار متغیر مورد نظر است. مقدار σ در آن برابر با عدد ۳ به منظور کشف تعداد نقاط دور افتاده و عدد ۵ به منظور کشف تعداد نقاط بسیار دور افتاده تنظیم شده است . نتیجه حاصل از استفاده این روش بر روی داده‌های تحقیق در جدول زیر قابل مشاهده است.

نام متغیر	نوع متغیر	تعداد نقاط دورافتاده	تعداد نقاط خیلی دور افتاده
GPA	Continuous	905	0
Age	Continuous	250	13

جدول۱: شاخص‌های آماری متغیرهای پیوسته مورد استفاده در مدلسازی

مدل‌سازی:

در این قسمت مدل سازی شامل دو بخش اصلی است . با توجه به عنوان این پژوهش در بخش اول با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی ابتدا مدل سازی بر ر وی داده های تحقیق انجام گرفت . در این بخش پارامترهای مختلف شبکه های عصبی به منظور دست‌یابی به بهینه‌ترین پارامترها تغییر داده شده‌اند. ملاک یافتن بهترین پارامترها در این قسمت افزایش شاخص های کارایی مدل‌ها است. در بخش دوم مدل بهینه ای که در قسمت اول به دست آ مد، با دیگر مدل رده‌بندی کننده مانند مدل یادگیری جمعی بوستینگ مقایسه شده و مدل های رده‌بندی معمول مانند بیز ساده و درخت تصمیم مقایسه شده و مدل برتر انتخاب شده است.

انتخاب پارامترهای بهینه شبکه

توجه به این که شبکه های عصبی مصنوعی دارای پارامترهای متعددی به منظور تنظیم نمودن می باشند، لازم است بهترین پارامترها به منظور رسیدن به شبکه بهینه پیدا شود. با توجه به تحقیق منتشر شده توسط Swingler در سال ۱۹۹۶، تعداد گره‌های موجود در لایه پنهان نباید از دو برابر تعداد گره های ورودی یا همان متغیرهای ورودی بیش تر باشند . بدین‌ترتیب

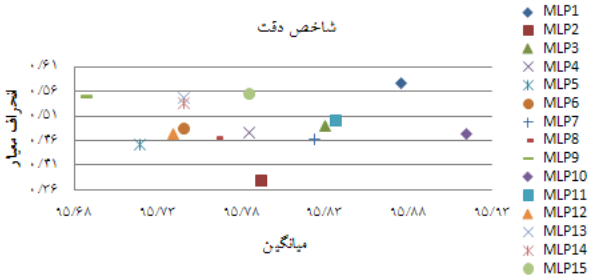
آکادمی داده
dataacademy.ir

dataacademy. ir

تصمیم گرفته شد با توجه به این که تعداد متغیرهای ورودی ۸ عدد است، تعداد گره های لایه پنهان از مقداری کم تر از متغیرهای ورودی یعنی ۶ عدد شروع شده و با افزایش دو واحدی تا عدد ۱۴ تغییر کرده و نتایج حاصل از شبکه ثبت شده است . از طرفی دیگر در هر مرحله افزایش، سه مقدار برای یادگیری در نظر گرفته شده است که این مقادیر عبارتند از : ۰/۳ ، ۰/۳۵ و ۰/۴ . در جدول زیر نتایج اجرای آموزش در شبکه های عصبی وجود دارد. همان‌طور که گفته شد، با توجه به پارامترهای تنظیم شده در این مرحله ۱۵ مدل تولید شده است. همچنین به منظور اعتبارسنجی داده ها در این قسمت از روش ۱۰ دسته اعتبارسنجی استفاده شده است . در این روش ابتدا ۹۰٪ از داده‌ها به عنوان داده های آموزشی و ۱۰٪ به عنوان داده های آزمایشی تعیین می گردد. سپس در مرحله بعد ۱۰٪ قبلی که به منظور آموزش به کار گرفته شده، وارد مجموعه داده آموزشی شده و ۱۰٪ از داده‌های آموزشی که در مرحله قبل استفاده شده است به منظور آزمایش به کار می‌رود.

			میانگین	انحراف معیار	میانگین	انحراف معیار	میانگین	انحراف معیار
MLP1	0.3	5	95.875	0.577	0.633	0.07	0.611	0.062
MLP2	0.35	5	95.751	0.377	0.623	0.054	0.611	0.057
MLP3	0.4	5	95.83	0.42	0.623	0.064	0.611	0.064
MLP4	0.3	6	95.784	0.477	0.626	0.069	0.613	0.065
MLP5	0.35	6	95.719	0.452	0.619	0.056	0.616	0.055
MLP6	0.4	6	95.749	0.487	0.62	0.062	0.617	0.061
MLP7	0.3	10	95.823	0.163	0.627	0.062	0.613	0.06
MLP8	0.35	10	95.765	0.364	0.622	0.057	0.617	0.056
MLP9	0.4	10	95.867	0.55	0.618	0.064	0.615	0.065
MLP10	0.3	12	95.914	0.474	0.636	0.045	0.64	0.047
MLP11	0.35	12	95.826	0.503	0.631	0.042	0.636	0.044
MLP12	0.4	12	95.729	0.472	0.612	0.077	0.62	0.067
MLP13	0.3	14	95.745	0.549	0.612	0.057	0.617	0.057
MLP14	0.35	14	95.745	0.537	0.617	0.061	0.622	0.059
MLP15	0.4	14	95.784	0.557	0.62	0.055	0.628	0.06

در جدول فوق دو پارامتر تنظیم شده نرخ یادگیری و تعداد گره‌های لایه پنهان برای هر یک از مدل های ساخته شده شبکه‌های عصبی ذکر شده است . با توجه به این‌که هر مدل به تعداد ۱۰ بار اجرا شده است، در هر بار اجرا نتایج هر مدل تغییراتی هرچند ناچیز خواهند داشت . در بین این مدل های ساخته شده مدلی به عنوان مدل برتر با پارامترهای بهینه انتخاب خواهد شد که دارای بیش ترین میانگین و کم ترین انحراف معیار برای هر شاخص باشد. به منظور بررسی هر یک از مدل های ساخته شده از نمودارهای پراکندگی زیر برای میانگین و انحراف معیار با شاخص دقت استفاده شده است.



شکل ۳: نمودار پراکندگی میانگین و انحراف معیار برای شاخص دقت

با توجه به شکل فوق مشخص می گردد که دسته کننده MLP10 به عنوان بهترین دسته‌کننده از نظر شاخص دقت با مقدار میانگین ۹۵/۹۱۴ و انحراف معیار ۰/۴۷۴ انتخاب

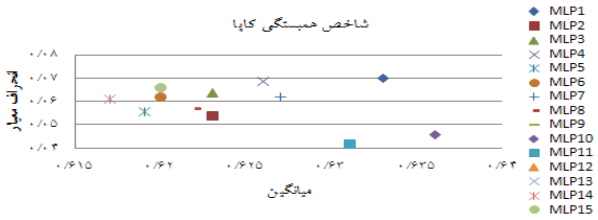
[1] 10 Cross-fold-validation

آکادمی داده
dataacademy.ir

dataacademy. ir

می‌گردد. به دنبال آن دسته کننده MLP1 با میانگین ۸۷۵ /۹۵ و انحراف معیار ۰/۵۷۷ بهترین دقت را از نظر این شاخص کسب کرده است . از طرفی دسته کننده MLP9 بدترین نتیجه را در بین مدل ه‌ای ساخته شده به دست آورده است.

در جدول زیر میانگین و انحراف معیار شاخص کاپا برای هرکدام از مدل ها در یک نمودار پراکندگی رسم شده است . این شاخص نسبت احتمال رده بندی توسط مدل را به احتمال رده‌بندی تصادفی محاسبه می کند. مقدار بیشتر این شاخص از عدد صفر نمایان گر عملکرد بهتر مدل رده بندی نسبت به حالت تصادفی است.

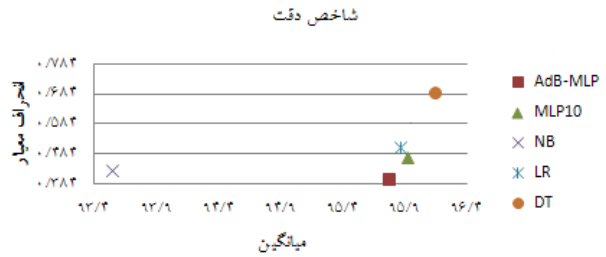


شکل ۴: نمودار پراکندگی میانگین و انحراف معیار برای شاخص کاپا

با توجه به شکل بالا مدل MLP10 به عنوان مدل برتر شناخته می شود. هم‌چنین مدل های MLP11 و MLP1 نیز به عنوان مدل های دوم و سوم انتخاب شده اند. مدل‌های MLP14 و نیز MLP5 نیز با کم‌ترین مقدار میانگین به عنوان مدل‌های ضعیف از دید این شاخص انتخاب می شوند. با دقت در نمودار رسم شده فوق مشخص است که باز هم مدل‌های MLP10 و MLP1 با اختلاف نسبتاً زیادی از سایر مدل‌ها نتیجه بهتری را کسب کرده اند. از طرفی مدل های MLP12 و MLP13 نیز به عنوان ضعیف ترین مدل ها انتخاب شده‌اند.

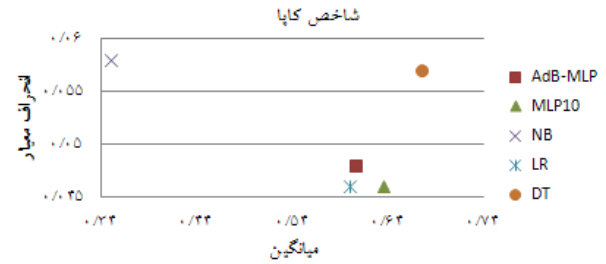
مقایسه مدل بهینه با سایر مدل‌ها

با انتخاب مدل بهینه MLP10 به عنوان بهترین مدل از مرحله قبل، در این مرحله از برخی از مدل های رده بندی به منظور مقایسه کارایی این مدل ها با مدل شبکه عصبی انتخاب ش ده، استفاده شده است. بدین ترتیب از مدل‌های بوستینگ شبکه‌های عصبی، بیز ساده و درختان تصمیم استفاده شده است . لازم به ذکر است که روش بوستینگ جزء روش های رده بندی جمعی می‌باشند که انتظار می رود در این قسمت عملکرد بهتری را نسبت به مدل پایه شبکه های عصبی ارائه د هند. در نمودار زیر شاخص دقت تمامی مدل ها با توجه به میانگین و انحراف معیار آن‌ها ترسیم شده‌اند.



شکل ۵: نمودار پراکندگی میانگین و انحراف معیار برای شاخص دقت مقایسه ۵ مدل با یکدیگر

همان‌طور که در نمودار نیز مشخص است روش MLP10 و درخت تصمیم در مقایسه با سایر روش‌ها دارای میانگین بیشتری می‌باشند. بین این دو روش نیز روش MLP10 با مقدار کمتر انحراف معیار به عنوان روش بهتر قابل شناسایی است . از طرفی دیگر مشخص است که روش بیز ساده از نظر شاخص دقت دارای عملکرد کاملاً ضعیف تری نسبت به ۴ مدل دیگر بوده است . در ادامه نمو دار کاپا برای مقایسه دقیق تر نتایج مدل ها با یکدیگر ترسیم شده است.



شکل ۶: نمودار پراکندگی میانگین و انحراف معیار برای شاخص دقت مقایسه ۵ مدل با یکدیگر

با توجه به شکل مدل درخت تصمیم دارای بیش ترین میانگین است در حالی که مدل MLP10 با انحراف معیار کم تر و میانگین نسبتا مشابه در رده بهتری قرار گرفته است.

dataacademy.ir

dataacademy. ir

با توجه به نتایج در شکل بالا مشخص است که MLP10 دارای عملکرد بهتری نسبت به سایر مدلها میباشد. نکته قابل توجه این نمودار مقدار شاخص برای مدل بیز ساده است که با اختلاف زیادی ضعیف‌تر از این مدل‌ها عمل کرده است.

بتوجه به عملکرد بهتر روش MLP10 در شاخص دقت و قرار گرفتن این مدل در گوشه ای‌ترین قسمت در سمت راست نمودارها می‌توان نتیجه گرفت که مدل فوق برتری نسبی نسبت به سایر مدل ها در بحث پیش بینی را داشته است و در مقایسه با سایر روش‌ها از عملکرد قابل قبول‌تری برخوردار بوده است.

نتیجه‌گیری

نتایج حاصل از این تحقیق در پیش بینی ثبت نام در دانشگاه ها بسیار مؤثر خواهد بود و تاکنون هیچ تحقیقی در این زمینه با استفاده از تکنیک های داده کاوی در ایران انجام نشده است . هم چنین توجه به این که داده ها مستقل از نوع آموزشگاه و بر پا یه اطلاعات اصلی متقاضیان انتخاب شده است قابل تعمیم برای هر یک از آموزشگاه‌ها و مؤسسات آموزش عالی است.

1. Rad, A., Naderi, B., & Soltani, M. (2011). Clustering and ranking university majors using data mining and AHP algorithms: A case study in Iran. Expert Systems with Applications, 38(1), 755-763.

2. Ramaswami, M., & Bhaskaran, R. (2009). A study on feature selection techniques in educational data mining. arXiv preprint arXiv:0912.3924.

3. Thomas, J., Chongwatpol, J., Pengnate, F., & Hass, M. (2011). Data Mining in Higher Education: University Student Declaration of Major.

4. Romero, C., & Ventura, S. (2007). Educational data mining: A survey from 1995 to 2005. Expert Systems with Applications, 33(1), 135-146.

5. Arruabarrena, R., Pérez, T. A., López-Cuadrado, J., Gutiérrez, J., & Vadillo, J. A. (2006, January). On evaluating adaptive systems for education. In Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-Based Systems (pp. 363-367). Springer Berlin Heidelberg.

dataacademy.ir