

تعیین حجم نمونه در رگرسیون لجستیک

مهدی یوسفی نژاد عطاری^۱، سعید کلاهی رنجی^۲، ویدا کرباسی^۳

چکیده:

مسئله تخمین حجم نمونه در کاربردهای پزشکی به خصوص در موارد آزمایشات گرانقیمت نشانگرهای زیستی دارای اهمیت است. این مقاله به توصیف مسئله تحلیل رگرسیون لجستیک با الگوریتم های تخمین حجم نمونه که عبارتند از روش های آماری تک متغیری، رگرسیون لجستیک، تقاطع اعتبار و استنباط بیز می پردازد. نویسندگان با پارامترهای مدل رگرسیونی به عنوان متغیر چند متغیری با هدف تخمین حجم نمونه با استفاده از فاصله بین توابع توزیع پارامتر در مجموعه های داده تقاطع اعتبار رفتار می کنند. در اینجا نویسندگان کمکی جدید برای داده کاوی و آموزش آماری با حمایت ریاضیات کاربردی ارائه می دهند.

واژه های کلیدی: رگرسیون لجستیک، حجم نمونه، انتخاب ویژگی، استنباط بیز، واگرایی کالک لایبرر.

۱ مقدمه

مریض با اختلال در سیستم قلبی-عروقی است. کارشناسان ۲۰ ویژگی که نمونه را توصیف می کند را نام گذاری کرده اند. در بخش ۳ مسئله انتخاب ویژگی بحث شده و در بخش ۴ روش های تعیین کمترین حجم نمونه مورد بحث قرار گرفته اند [۴، ۵]. با این مجموعه از ویژگی ها مدل بسیار پیچیده می باشد. به همین دلیل، قبل از برآورد حجم نمونه، ما مجموعه ای از ویژگی های که اندازه کوچکتری از آن است به طبقه بندی موثر بیماران پرداخته شد. در رگرسیون لجستیک، ویژگی ها با استفاده از روش رگرسیون گام به گام انتخاب شده است [۶، ۷]. در محاسبات آزمایشی ما یک جستجوی جامع پیاده سازی شده است. این باعث می شود که هر ترکیب ممکن از ویژگی ها در نظر گرفته شده است [۸، ۹، ۱۰].

این مقاله به تحلیل رگرسیون لجستیک به کار رفته در طبقه بندی مشکلات در مسائل پزشکی اختصاص داده شده است که گروهی از بیماران به عنوان گروه نمونه مورد تحقیق و بررسی قرار گرفته اند [۱]. هر مریض با دسته ای از ویژگی ها که نشانگر زیستی نامیده می شود توصیف شده و افراد به دو کلاس طبقه بندی شده اند.

به دلیل هزینه بالای آزمایشات، تعداد بیماران در نمونه مورد مطالعه در این مقاله تقریباً کوچک است. دو کلاس به ترتیب شامل ۱۴ و ۱۷ مریض می باشد. در این مورد سازگاری بیش از حد مدل طبقه بندی غیر قابل اجتناب است. این منجر به مسئله تخمین حجم نمونه می شود [۲، ۳]. تعیین حجم نمونه به این دلیل حائز اهمیت است که در مسائلی نظیر طبقه بندی مشکلات در مسائل پزشکی که در این مقاله مورد بحث قرار گرفته، هزینه آزمایش یک مریض بسیار گران تمام می شود بنابراین باید تخمینی دقیق در مورد حجم نمونه صورت گیرد.

در سال ۲۰۱۵ باش در تحقیقی به بررسی انواع روش های تعیین حجم نمونه توسط یک مطالعه شبیه سازی پرداخت که به امتیاز بندی روش های مختلف از جمله رگرسیون لجستیک پرداخت [۱۴]. فرانک و هارل فصلی از کتاب خود با عنوان استراتژی های مدل رگرسیون را به رگرسیون لجستیک دودویی مدل رگرسیونی تخمین زده شده اند. نمونه مورد مطالعه شامل ۳۱ (باینری) اختصاص داده اند [۱۵].

مطالب مورد بحث در این مقاله عبارتند از: توصیفی مختصر از رگرسیون لجستیک، در بخش ۲ این مقاله نمایش تابع خصوصیت. متغیر هدف بر اساس یک توزیع برنولی فرض شده. پارامترهای مدل رگرسیونی تخمین زده شده اند. نمونه مورد مطالعه شامل ۳۱ (باینری) اختصاص داده اند [۱۵].

^۱عضو هیات علمی دانشگاه آزاد اسلامی واحد بناب، گروه مهندسی صنایع، دانشگاه آزاد اسلامی، بناب، ایران

^۲کارشناس ارشد مهندسی صنایع، باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان، واحد ایلخچی، دانشگاه آزاد اسلامی، ایلخچی، ایران

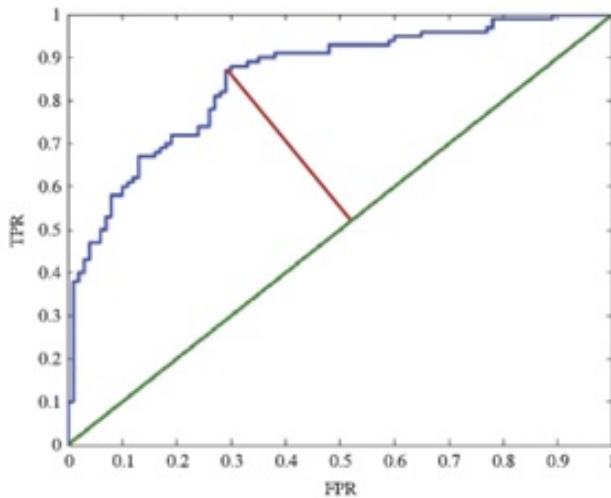
^۳دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی دانشگاه آزاد اسلامی واحد بناب، گروه مهندسی صنایع، دانشگاه آزاد اسلامی، بناب، ایران

۲ شرح مسئله رده‌بندی

مثبت ساختگی و با به کارگیری تابع شاخص

$$[y = 1] = \begin{cases} 1, & \text{if } y = 1 \\ 0, & \text{if } y \neq 1 \end{cases}$$

بهترین رده‌بندی را، به وسیله بیشترین مقدار از مقادیر AUC مشخص می‌کند.



شکل ۱. حجم نمونه m^* با روش فاصله اطمینان و روش رگرسیون لجستیک

۳ مسئله انتخاب ویژگی

A زیرمجموعه‌ای از فهرست ویژگی‌ها $\{1, \dots, n\}$ و $A \subseteq j \subset \{1, \dots, n\}$ و $\hat{A}$ زیرمجموعه بهینه از فهرست می‌باشد. X_A ماتریسی است که ترکیبی از ستون‌های ماتریس X با فهرست‌هایی در A می‌باشد و B_A بردار مربوط به پارامترها است. مسئله انتخاب ویژگی مقدار بیشینه‌ای است که از رابطه (۶) به دست می‌آید.

$$\hat{A} = \arg \max AUC(A), \quad \text{subject to } |A| = \text{const} \quad (6)$$

۴ تخمین حجم نمونه

داده مورد بررسی بیماران دو کلاس را توصیف می‌کند: ۱- کسانی که قبلاً مورد حمله قلبی قرار گرفته‌اند ۲- بیمارانی که ممکن است در آینده آن را تجربه کنند. از غلظت پروتئین در سلول‌های خونی به عنوان ۲۰ ویژگی استفاده شده است. در این بخش ۴ روش

مجموعه نمونه به صورت $D = \{(x_i, y_i) : i = 1, \dots, m\}$ با m موضوع (مريض) در نظر گرفته می‌شود و هر مريض با n ویژگی توصیف می‌شود. $x_i \in \mathbb{R}^n$ و مربوط به یکی از دو کلاس است و $y_i \in \{0, 1\}$. هم‌چنین فرض شده y_i دارای توزیع برنولی با تابع چگالی احتمالی به صورت رابطه (۱) است.

$$p(y|B) = \prod_{i=1}^m \theta_i^{y_i} (1 - \theta_i)^{1-y_i} \quad (1)$$

احتمال θ_i به صورت رابطه (۲) تعریف شده.

$$\theta_i = f(x_i^T B) = \frac{1}{1 + \exp(-x_i^T B)} \quad (2)$$

از روش حداکثر درست‌نمایی، تابع خطا برای رابطه (۱) به صورت رابطه (۳) به دست می‌آید.

$$E(B) = -\ln p(y|B) = -\sum_{i=1}^m (y_i \ln \theta_i + (1 - y_i) \ln(1 - \theta_i)) \quad (3)$$

برآورد حداکثر درست‌نمایی (MLE) روشی است برای برآورد کردن پارامترهای یک مدل آماری. وقتی بر مجموعه‌ای از داده‌ها عملیات انجام می‌شود یک مدل آماری به دست می‌آید آنگاه درست‌نمایی بیشینه می‌تواند تخمینی از پارامترهای مدل ارائه دهد. در حالت کلی روش MLE در مورد یک مجموعه مشخص از داده‌ها عبارتست از نسبت دادن مقادیری به پارامترهای مدل که در نتیجه آن توزیعی تولید شود که بیشترین احتمال را به داده‌های مشاهده شده نسبت دهد (یعنی مقادیری از پارامتر که تابع درست‌نمایی را بیشینه کند). MLE یک ساز و کار مشخص را برای تخمین ارائه می‌دهد که در مورد توزیع نرمال و بسیاری توزیع‌های دیگر عمل می‌کند.

با حل مسئله بهینه‌سازی رابطه (۴) الگوریتم رده‌بندی به صورت رابطه (۵) به دست می‌آید.

$$\hat{B} = \arg \min E(B) \quad (4)$$

$$a(x, c_0) = (f(x, B) - c_0) \quad (5)$$

تابع خصوصیت رده‌بندی (AUC) یا همان ناحیه زیر منحنی ROC با معرفی مقادیر $TRP(\varepsilon)$ یا نرخ مثبت حقیقی و $FPR(\varepsilon)$ یا نرخ

^۴maximum likelihood estimation

برای تخمین حجم نمونه معرفی می‌شوند. که آخرین روش جزء متدهای نوین می‌باشد.

۱.۴ روش قابلیت اطمینان

$D = \{(x_i, y_i) : i \in l = \{1, \dots, m\}\}$ که هر متغیر پاسخ y_i وابسته به متغیر مستقل منحصر به فرد x_i است که $x_i \sim N(\mu, \sigma^2)$ و Δ تفاضل میانگین و مقدار مورد انتظار شناخته شده μ از متغیر تصادفی x_i است. با معلوم بودن σ^2 متغیر توزیع نرمال استاندارد به صورت رابطه (۷) به دست می‌آید.

$$Z = \frac{\bar{x} - \mu}{\sigma} \sqrt{m} = \frac{\Delta}{\sigma} \sqrt{m} \sim N(0, 1) \quad (7)$$

در نهایت کمترین حجم نمونه یا m^* با سطح معنی داری α به صورت رابطه (۸) به دست می‌آید.

$$m^* = \left(\frac{Z_{\alpha/2} \sigma}{\Delta} \right)^2 \quad (8)$$

این روش فقط به دست‌یابی به یک تخمین حدسی از m^* کمک می‌کند و دلیل آن این است که هیچ یک از مقادیر μ و σ^2 معلوم نیستند. x_i به صورت ترکیب توزیع‌ها به صورت رابطه (۹) توزیع شده.

$$x_i = \begin{cases} N(\mu_1, \sigma_1^2) & \theta_i \text{ با احتمال} \\ N(\mu_2, \sigma_2^2) & 1 - \theta_i \text{ با احتمال} \end{cases} \quad (9)$$

۲.۴ روش ارزیابی حجم نمونه در رگرسیون لجستیک

فرضیه $H_0 : B_j = 0, j \notin A$ را در نظر می‌گیریم که B_j, j امین عنصر بردار B از پارامترهای رگرسیون لجستیک است. در این روش فرض بر آن است که j امین ویژگی در مدل وجود ندارد سپس تخمینی از بردار پارامترهای تحت H_0 صورت می‌گیرد. سپس بردار B_A را به دست آورده و تحت تناوب $H_1 : B_j \neq 0$ ، B_A^* به دست می‌آید. مجموعه فهرست A^* از A و فهرست j درست می‌شود سپس H_0 و H_1 می‌تواند با قوانین پارامترهای θ_i از توزیع برنولی اصلاح شده و به صورت $\theta = \theta_A : H_0$ و $H_1 : \theta = \theta_A^*$ نوشته شود. ضمناً مقدار دقیق θ_i در هر موضوع مهم نبوده و ما فقط به مقدار جدا شده C_0 اهمیت می‌دهیم سر انجام داریم:

$$H_0 : 1 - C_0 = p_0, \quad H_1 : 1 - C_0 = p_1.$$

برای آزمایش فرضیه H_0 آماره $Z = \frac{\hat{p} - p_0}{\sqrt{p_0 c_0 / m}}$ و $\hat{p} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y_i$ محاسبه می‌شود که $\hat{p}$ برآوردگر حداکثر درست نمایی برای θ می‌باشد. سرانجام فرمول (۱۰) برای m^* به دست می‌آید.

$$m^* = \frac{p_0 c_0 \left(Z_{1-\frac{\alpha}{2}} + Z_{1-B} \sqrt{\frac{p_1 c_1}{p_0 c_0}} \right)^2}{(p_1 - p_0)^2} \quad (10)$$

۳.۴ واری اعتبار (اعتبار سنجی متقابل)

اعتبارسنجی متقابل که گاهی تخمین گردشی نیز نامیده می‌شود، در امر پیش‌بینی مورد استفاده قرار می‌گیرد. استفاده از این روش باعث تعمیم نتایج حاصل از تحلیل آماری بر روی مجموعه داده، صرف نظر از داده‌های آموزشی خواهد شد. همچنین در صورت استفاده از اعتبارسنجی متقابل، به مفید بودن مدل مورد نظر در عمل پی برده می‌شود. به‌طور کلی یک دور از اعتبارسنجی متقابل شامل افزاز داده‌ها به دو زیرمجموعه مکمل، انجام تحلیل بر روی یکی از آن زیرمجموعه‌ها (داده‌های آموزشی) و اعتبارسنجی تحلیلی بر روی داده‌های مجموعه دیگر (داده‌های تست) است. در پژوهش حاضر، به منظور کاهش پراکندگی، عمل اعتبارسنجی با افزازهای مختلف انجام و از نتایج اعتبارسنجی‌ها میانگین گرفته شده است. از جمله روش‌های اعتبار سنجی متقابل میتوان اعتبارسنجی متقابل K -Fold و نمونه‌گیری تصادفی چند مرتبه‌ها را نام برد [۱۱، ۱۲].

در این روش نمونه داده شده به دو دسته آموزشی و آزمایشی تقسیم می‌شود $D_L = \{x_i, y_i : i \in l\}$ و $D_T = \{x_i, y_i : i \in T\}$ که $l = L \sqcup T$

حداکثر سازگاری با نرخ رابطه (۱۱) محاسبه می‌شود.

$$RS(m) = \frac{AUC(A, D_T(m))}{AUC(A, D_L(m))} \quad (11)$$

در این موضوع مدل f مجموعه آموزشی را تخمین می‌زند ولی برای توصیف مجموعه آزمایشی نمی‌تواند استفاده شود. حداکثر سازگاری ممکن است زمانی که حجم نمونه خیلی کم است اتفاق بیفتد. سرانجام برای برآورد m^* زمانی که مجموعه داده به دو دسته آموزشی و آزمایشی تحت یک نرخ معین تقسیم می‌شود باید حجم نمونه m افزایش داده شود.

با افزایش m مقدار $RS(m)$ به یک نزدیک می‌شود سرانجام m^* کافی اگر برای هر $m \geq m^*$ نرخ $RS(m)$ از یک مقدار معین $1 - \varepsilon_1$ بیشتر شود به دست می‌آید.

۴.۴ واگرایی کالبدی لایبرر برای تخمین حجم نمونه

فرض می کنیم بردار پارامترهای رگرسیون B دارای توزیع نرمال با تابع چگالی رابطه (۱۳) است.

$$p(B|f_A, \alpha) = \left(\frac{\alpha}{2\pi}\right)^{\frac{|A|}{2}} \exp\left(-\frac{\alpha}{2}\|B - B_0\|^2\right) \quad (13)$$

برای پیدا کردن تابع چگالی احتمالی $P(B|D, \alpha, f_A)$ از پارامترهای رگرسیون از قضیه بیز رابطه (۱۴) استفاده شده است که $P(D|B, f_A)$ داده درست نمایی و $P(B|\alpha, f_A)$ یک تابع چگالی احتمالی پیش بینی معین است.

$$p(B|D, \alpha, f_A) = \frac{p(D|B, f_A)p(B|\alpha, f_A)}{p(D|\alpha, f_A)} \quad (14)$$

با تعویض رابطه (۱۲) و (۱۳) با رابطه (۱۴) و با $Z(\alpha) = P(D|\alpha, f_A)$ رابطه (۱۵) به دست می آید.

$$p(B|D, f_A) = \frac{p(y|x, B, f_A)p(B|f_A, \alpha)}{Z(\alpha)} = \frac{\alpha^{\frac{|A|}{2}}}{(2\pi)^{\frac{|A|}{2}} Z(\alpha)} \exp\left(-\frac{\alpha}{2}\|B - B_0\|^2\right) \prod_{i=1}^m \theta_i^{y_i} (1 - \theta_i)^{1-y_i} \quad (15)$$

با فرض دو نمونه مشابه D_{B_1} و D_{B_2} و هم چنین روابط توزیع های مؤخر $P_1(B)$ و $P_2(B)$ تشابه این توزیع ها از رابطه (۱۶) به دست می آید.

$$D_{KL}(P_1, P_2) = \int_{B \in W} P_1(B) \ln \frac{P_1(B)}{P_2(B)} dB \quad (16)$$

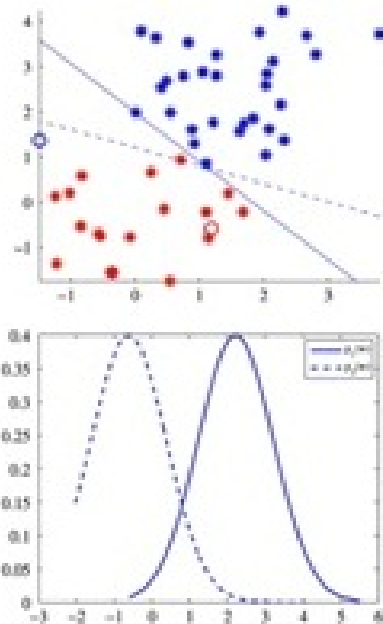
$$D_{KL}(p_1, p_2) = \int_{\beta \in w} p_1(\beta) \ln \frac{p_1(\beta)}{p_2(\beta)} d\beta \quad (17)$$

برای تخمین کمترین حجم نمونه m^* به طور تصادفی ویژگی هایی از مجموعه داده یکی حذف می شود و در نتیجه کاهش حجم نمونه m و محاسبه توزیع مؤخر بردار B با رابطه (۱۴) و سپس رابطه (۱۷) بین توابع چگالی احتمالی از پارامترهای مورد ارزیابی در مجموعه های داده مشابه تخمین زده می شود. این عمل N بار انجام شده و سپس میانگین نتایج گرفته می شود حجم نمونه m^* کافی به نظر می رسد اگر رابطه (۱۷) کمتر با برخی ε_2 معین برای $m \geq m^*$ تغییر یابد.

با یک عمل جمع انتگرال رابطه (۱۷) تقریب زده می شود. در این قسمت از بردار پارامترهای رگرسیون لجستیک $\hat{B}$ به دست آمده از حل مسئله (۴) به عنوان بردار میانگین یعنی B_0 در رابطه (۱۶) استفاده می شود. سپس نمونه ای از ۵۰۰ بردار B بر اساس توزیع نرمال $N(\hat{B}, I_A)$ تولید می شود برای هر کدام از آنها $P_1(B)$

این روش بر اساس مقایسه توابع چگالی احتمالی پارامترهای مدل است [۱۳]. فرض کنید دو دسته مشابه از فهرست ویژگی ها $B_1 \in j$ و $B_2 \in j$. مجموعه های B_1 و B_2 مشابه خواهند بود اگر $|(B_1 \setminus B_2) \cup (B_2 \setminus B_1)| = 1$.

در این روش B_2 می تواند با حذف، جایگزین یا اضافه کردن یک عنصر به B_1 به دست آید. پارامترها در نمونه های مختلف $B_1 \neq B_2$ ارزیابی می شوند. شکل ۲ نشان می دهد که چه طور صفحه جداکننده عوض می شود زمانی که دو عنصر به نمونه اضافه می شود. اگر نمونه D_{B_1} به اندازه کافی بزرگ باشد بردار پارامتر B_1 بر اساس D_{B_1} که نباید به طور قابل توجهی متفاوت از B_2 به دست آمده از یک نمونه مشابه نمونه D_{B_2} باشد ارزیابی می شود. ساده ترین روش برای مقایسه آنها محاسبه فاصله اقلیدسی بین B_1 و B_2 است.



شکل ۲. دو کلاس به وسیله صفحه ای جدا شده اند. یک خط چین موقعیت صفحه را بعد از اضافه شدن دو موضوع که داخل دایره مشخص اند نشان می دهد

با ثابت کردن مجموعه داده D و مدل $f_A = f(x_A^T B)$ رابطه (۱) به صورت رابطه (۱۲) نوشته می شود.

$$p(y|X, f_A) \equiv p(D|B, f_A) = \prod_{i=1}^m \theta_i^{y_i} (1 - \theta_i)^{1-y_i} \quad (12)$$

و $P_2(B)$ محاسبه می‌شود و از حال به بعد به عنوان یک جمع رفتار خواهیم کرد.

خیلی مهم اندازه‌گیری شود. با داشتن فهرست‌های جمعی از همه ویژگی‌های جدول ۲ مجموعه‌ای از شاخصه‌های ویژگی‌های بسیار مهم به دست می‌آوریم. $S = U$ برای هر ویژگی تعداد دفعاتی که باید شامل S باشد محاسبه می‌شود. جدول ۱ این تعداد را برای هر ویژگی نشان می‌دهد.

۵ محاسبه آزمایشات

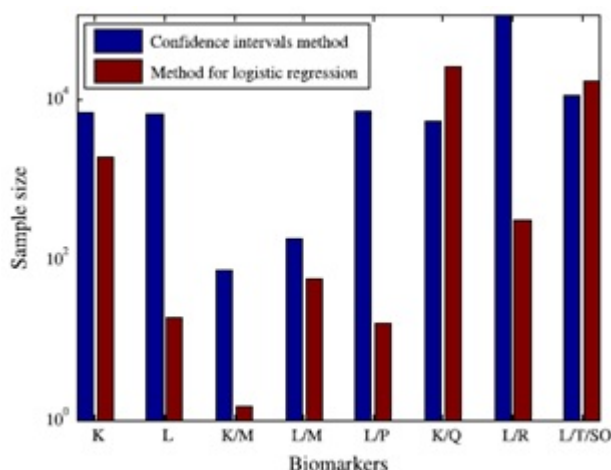
آزمایش روی داده‌های واقعی

در نمودار فراوانی شکل ۳ مقدار حجم نمونه m^* برای هر ویژگی به طور جداگانه با رابطه‌های (۹) و (۱۱) نشان داده شده است. حجم نمونه m^* تنها برای ویژگی‌هایی که شامل مدل هستند، نتیجه آنها مهم نیست و نباید در نظر گرفته شوند محاسبه شده است. تخمین‌های حجم نمونه و به دست آمده از روابط (۹) و (۱۱) لیست شده‌اند.

جدول ۲ مجموعه بهینه از ویژگی‌ها را مشابه مقادیر حداکثر AUC و مقادیر دقیق AUC نشان می‌دهد. در اینجا $k = 5$ وابستگی مشابهی روی یک فهرست ویژگی دارد. به دلیل اینکه در هر دو روش تخمین حجم نمونه k آمین ویژگی وابسته به این است که ویژگی مهم چه‌طور است در رگرسیون لجستیک ویژگی‌های مهم، یک مقدار قابل توجهی از عنصر مشابه B_j از بردار پارامترها آزمایشات ضروری است بنابراین پیشنهاد شده که فقط ویژگی‌های دارند.

جدول ۱: تعداد ورودی به مجموعه بهینه K برای هر ویژگی

K	L	K/M	L/M	K/N	K/O	L/O	K/P	L/P	K/Q
5	4	3	1	0	0	0	0	2	1
K/R	L/R	$L/R/SA$	$L/T/SA$	$L/T/SO$	U/V	U/W	U/X	U/Y	U/Z
0	1	0	0	1	0	0	0	0	0



جدول ۲: نتایج حاصل از انتخاب ویژگی

A	$S(A)$
$K, L, L/P$	0.9750
$K, L, K/M, K/Q$	0.9671
$K, L, L/M, L/T/SO$	0.9933
$K, L, K/M, L/R$	0.9867
$K, K/M, L/P$	0.9742

شکل ۳. برآورد حجم نمونه با استفاده از روش فواصل اعتماد و روش رگرسیون لجستیک محاسبه برای ویژگی‌های آموزنده‌ترین

۶ نتیجه گیری

مشابه استفاده می‌کند. چهار الگوریتم متفاوت تخمین حجم نمونه مقایسه شده‌اند.

این مقاله یک الگوریتم که بیماران دارای اختلال در سیستم قلبی-عروقی را طبقه‌بندی می‌کرد را نشان داد. برای انتخاب مدل رگرسیونی، یک الگوریتم تحقیقی کامل استفاده شد. محققین برای تخمین حجم نمونه یک متد نوین فراهم کرده‌اند که بر اساس تکنیک تقاطع اعتبار می‌باشد و از واگرایی کالک لایبرر بین دو توزیع از پارامترهای مدل، مورد ارزیابی در زیر مجموعه داده‌های حرکت کرد.

با این مقاله محققین روش‌های احتمالی و تحلیلی برای داده‌کاوی و آموزش آماری را بیشتر معرفی می‌کنند. در آینده بایستی با این زمینه در ریاضیات کاربردی پیشرفته به سوی اصلاح در پیش‌بینی‌ها در همه زمینه‌های علمی، مهندسی و زندگی واقعی حرکت کرد.

مراجع

- [1] D. Hosmer, S. Lemeshow, Applied Logistic Regression, Wiley, NY, 2000.
- [2] B. Rosner, Fundamentals of Biostatistics, Duxbury Press, 1999.
- [3] E. Demidenko, Sample size determination for logistic regression revisited, Statistics in Medicine 26 (2007), pp. 3385–3397.
- [4] C. M. Bishop, Pattern Recognition and Machine Learning, Springer, 2006.
- [5] D. J. C. MacKay, Information Theory, Inference, and Learning Algorithms, Cambridge University Press, 2003.
- [6] J. Friedman, T. Hastie, R. Tibshirani, Additive logistic regression: a statistical way of boosting, The Annals of Statistics 28 (2) (2000), pp. 337–407.
- [7] B. Efron, et al., Discussion of least square regression, least angle regression, The Annals of Statistics 32 (2) (2004), pp. 465–469.
- [8] T. Fawcett, ROC Graphs: Notes and Practical Considerations for Researchers, Kluwer Academic Publishers, 2004.
- [9] E. Kurum, K. Yildirak, G.-W. Weber, A classification problem of credit risk rating investigated and solved by optimisation of the ROC curve, Central European Journal of Operations Research (CEJOR) (2012) (special issue at the occasion of EURO XXIV 2010 in Lisbon).
- [10] <http://www.medicalbiostatistics.com>.
- [11] J. O. Berger, L. R. Pericchi, Training samples in objective Bayesian model selection, The Annals of Statistics 32 (3) (2004), pp. 841–869.
- [12] S. Amari, N. Murata, K.-R. Muller, M. Finke, H.H. Yang, Asymptotic statistical theory of overtraining and cross-validation, IEEE Transactions on Neural Networks 8 (5) (1997), pp. 985–996.

- [13] F. Perez-Cruz, Kullback–Leibler divergence estimation of continuous distributions, in: IEEE International Symposium on Information Theory, 2008.
- [14] S. Bush, (2015), Sample Size Determination for Logistic Regression: A Simulation Study, Communications in Statistics - Simulation and Computation. Volume 44, Issue 2, pp. 360-373.
- [15] E. Frank, Jr. Harrell, (2015), Binary Logistic Regression. Part of the series Springer Series in Statistics, pp. 219-274.