

بِسْمِ اَلرَّحْمٰنِ اَلرَّحِیْمِ

ہست کلید درج کج حکیم



دانشکده علوم پایه

پایان نامه کارشناسی ارشد در رشته آمار

P – مقدار اصلاح شده و کاربردهای آن در آزمون های فرض
آماري

توسط :

حمید اسماعیلی

استاد راهنما :

دکتر مینا توحیدی

دی ماه ۱۳۸۸

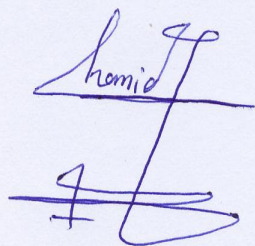
به نام خدا

اظہار نامہ

اینجانب حمید اسماعیلی دانشجوی آمار ریاضی دانشکده‌ی علوم اظہار می‌کنم که این پایان نامہ حاصل پژوهش خودم بوده و در جاهایی که از منابع دیگران استفاده کرده‌ام، نشانی دقیق و مشخصات کامل آن را نوشته‌ام. همچنین اظہار می‌کنم که تحقیق و موضوع پایان نامہ‌ام تکراری نیست و تعهد می‌نمایم که بدون مجوز دانشگاه دستاوردهای آن را منتشر ننموده یا در اختیار غیر قرار ندهم. کلیه حقوق این اثر مطابق با آیین نامہ مالکیت فکری و معنوی متعلق به دانشگاه شیراز است.

نام و نام خانوادگی : حمید اسماعیلی

تاریخ و امضا : ۱۳۸۹ / ۲ / ۱۰



به نام خدا

P - مقدار اصلاح شده و کاربردهای آن در آزمون های فرض
آماري

به وسيله :

حميد اسماعيلي

پايان نامه

ارائه شده به تحصيلات تکميلي دانشگاه به عنوان بخشي
از فعاليت هاي لازم براي اخذ درجه کارشناسي ارشد

در رشته:

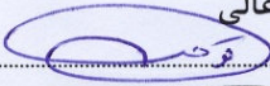
آمار رياضي

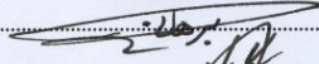
از دانشگاه شيراز

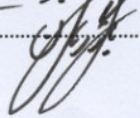
شيراز

جمهوري اسلامي ايران

ارزيابي شده توسط كميته پايان نامه با درجه: عالي

.......... دكتر مينا توحيدى ، استاديار بخش آمار (رئيس كميته).

.......... دكتر عبدالرسول برهاني حقيقي ، استاديار بخش آمار

.......... دكتر عبدالرضا بازرگان لاري ، استاديار بخش آمار

دي ماه ۱۳۸۸

پیشکش بہ روح پدر مہربانم

و تقدیم بہ مادر عزیز و دلسوزم.

سپاسگزاری

احسان ترا شمار نتوانم کرد

من بی تو دمی قرار نتوانم کرد

یک شکر تو از هزار نتوانم کرد

گر بر تن من زبان شود هر مویی

حمد و سپاس پروردگاری را که نورش چراغ معرفت در دلها افروخت و پرده های جهل و نادانی را از چشمهای مشتاقانش برداشته و بوسیله علم آنان را از ظلمات به سمت نور هدایت نمود.

سپاس بیکران نثار یکتا خداوندی که تمام درختان و آبها اگر قلم و مرکب شوند نیز هیچگاه نتوانند آمار کوچکی از آفریده هایش را بر کاغذ آورند .

اکنون که در آستانه گذر از دومین مقطع دانشجویی خود هستم بر خود لازم می دانم ، سپاسگذار اساتید و معلمان عزیزی باشم که ذره ذره معرفت را از کلامشان آموختم ، همانها که تعبیر عظیم و انسانی از کلمه ایثار و از خود گذشتگی اند تا آنجا که عمر خود را سراسر صرف خدمت در سنگر علم و دانش نموده اند .

پیشکش به روح مهربان پدری که افقهای فردا و آینده زندگی مرا با دستهای پینه بسته اش به علم و دانش گره زد .

سجده شکر بر آستان مهر مهربانی مادری می سایم که همواره در سردترین و سخت ترین روزهای زندگی بهترین پشتیبان من بوده است .

مراتب سپاس صمیمانه خود را نثار استاد عزیز و فرهیخته سرکار خانم دکتر مینا توحیدی می نمایم که رهنمودهایشان در تدوین این اثر در جای جای و سطر به سطر آن نمودار است .

قدردان زحمات بی دریغ اساتید بزرگوار جناب آقای دکتر عبدالرسول برهانی حقیقی و دکتر عبدالرضا بازرگان لاری هستم که مرا در این راه صمیمانه یاری نمودند .

تقدیم به تمام کسانی که حقیقت و علم و دانش بر تمام وجودشان سیطره افکنده و در دل و جانشان تجلی نموده است .

شش چیز به ما عطا فرستی

ای بار خدا به حق هستی

علم و عمل و فراخ دستی

ایمان و امام و تندرستی

چکیده :

P – مقدار اصلاح شده و کاربردهای آن در آزمون های فرض آماری

به کوشش

حمید اسماعیلی

در بسیاری از آزمون‌هایی که ما انجام می‌دهیم ، برای رد یا تایید فرض صفر از **p-value** استفاده می‌کنیم . ما می‌توانیم در بسیاری از این آزمون‌ها به راحتی با چند آزمایش اولیه و تجربی ، برای پارامتر مورد علاقه ، یک کران بالا و یک کران پایین به دست آوریم اما با توجه به اینکه **p-value** تنها به مقدار مشخص شده θ_0 و فرض صفر بستگی دارد ، نمی‌تواند به شایستگی از این اطلاعات برای گرفتن یک تصمیم بهتر و درستتر ، استفاده کند . ما در این پایان نامه ، در ابتدا به بررسی **p-value** می‌پردازیم و میزان دقت آن برای رد یا تایید فرض صفر بررسی می‌کنیم و همچنین بعضی از معایب **p-value** را از دو دیدگاه آمار کلاسیک و آمار بیز بیان می‌کنیم . سپس به معرفی معیاری به نام **p-value** اصلاح شده خواهیم پرداخت و نشان می‌دهیم وقتی که فضای پارامتری کراندار باشد ، **p-value** اصلاح شده ، که به خوبی از اطلاعات مربوط به فضای پارامتری استفاده می‌کند ، معیار بهتری نسبت به **p-value** برای رد یا تایید فرض صفر است .

فهرست مطالب

صفحه	عنوان
	۱ تعاریف اولیه
۱	۱-۱ تعاریف اولیه
۴	۲-۱ چند قضیه
	۲ برآورد درستی و دقت در آزمون فرض
۶	۱-۲ مقدمه
۶	۱-۱-۲ روش استاندارد.....
۷	۲-۱-۲ معایب p-value
۱۲	۳-۱-۲ روند نظریه تصمیم
۱۴	۴-۱-۲ جمع بندی نتایج
۱۵	۲-۲ تابع زیان
۲۲	۳-۲ نتایج نظریه تصمیم
۲۲	۱-۳-۲ یک مثال
۲۶	۲-۳-۲ ویژگی مینیماکس
۲۹	۳-۳-۲ قضایای کلاس کامل تحت تابع زیان L_2
۳۳	۴-۲ روایی تحت تابع زیان L_2
۳۴	۱-۴-۲ روایی در آزمون های یک طرفه
۴۱	۲-۴-۲ روایی در آزمون های دو طرفه

۵-۲ نتیجه‌گیری ۴۷

۳ P- مقدار اصلاح شده برای آزمون فرض یک طرفه در فضاهای پارامتری

محدود شده

۱-۳ مقدمه ۵۰

۲-۳ p-value اصلاح شده ۵۱

۳-۳ تقریب بیز ۵۳

۴-۳ چند مثال ۶۳

۵-۳ مینیمم کردن مجموع خطای نوع اول و دوم ۶۷

۴ P- مقدار اصلاح شده برای آزمون فرض دو طرفه در فضاهای پارامتری

محدود شده

۱-۴ مقدمه ۷۰

۲-۴ rp-value ۷۳

۳-۴ چند مثال ۷۷

۴-۴ از دیدگاه آزمون فرض ۸۰

۵-۴ معیار برآورد ۹۳

ضمائم

برنامه های شبیه سازی ۹۸

واژه‌نامه فارسی به انگلیسی ۱۰۳

واژه‌نامه انگلیسی به فارسی ۱۱۰

منابع ۱۱۷

فصل اول

تعاریف اولیه

۱-۱) تعاریف اولیه :

از آنجایی که در این پایان نامه از اصطلاحات آمار بیز ، نظریه تصمیم و استنباط آماری بسیار زیاد استفاده کرده‌ایم ، بنابراین در ابتدا تعریف و مفهومی‌های این اصطلاحات را بیان می‌کنیم و همچنین چند قضیه مهم نظریه تصمیم را نیز بیان خواهیم کرد .

تعریف ۱-۱-۱ : تابع تصمیم : تابعی با دامنه O_n (فضای یافته‌ها) و برد A (فضای کارها) است . بنابراین ، هنگام مشاهده هر $x \in O_n$ ، به یک کار a می‌پردازیم .

تعریف ۱-۱-۲ : تابع زیان : تابعی دو متغیره ، کراندار و نامنفی با دامنه $T \times A$ (حاصلضرب دکارتی فضای اوضاع طبیعت و فضای کارها) است که آن را با $L(\theta, a)$ نشان می‌دهند .

در زیر به معرفی چند تابع زیان معروف و پرکاربرد می‌پردازیم :

تابع زیان درجه دو : تابع زیان $L(\theta, a) = (\theta - a)^2$ را تابع زیان درجه دوم ، یا توان دوم خطا می‌نامند .

تابع زیان قدرمطلق خطا : تابع زیان $L(\theta, a) = |\theta - a|$ را تابع زیان قدرمطلق خطا می‌نامند .

تابع زیان خطی : تابع زیان $c, d > 0$ ، $L(\theta, a) = \begin{cases} c(\theta - a) & \theta \geq a \\ d(a - \theta) & \theta < a \end{cases}$ را تابع زیان

خطی می‌نامند .

تابع زیان صفر و یک : فرض کنید که $A = \{a_0, a_1\}$ ، فضای کارها باشد . کار a_0 را پذیرفتن فرض H_0 و کار a_1 را پذیرفتن فرض H_1 می‌گیریم . تابع زیر را که برای a_0 و a_1 به صورت زیر تعریف شده است ، تابع زیان صفر و یک می‌نامند :

$$L(\theta, a_0) = \begin{cases} 0 & \theta = \theta_0 \\ 1 & \theta = \theta_1 \end{cases}, \quad L(\theta, a_1) = \begin{cases} 1 & \theta = \theta_0 \\ 0 & \theta = \theta_1 \end{cases}$$

تعریف ۳-۱-۱: تابع ریسک: برای هر تصمیم مشخص d ، تابع ریسک تابعی است نامنفی و پایاندار با دامنه T که آن را با $R_d(\theta)$ نشان می‌دهیم و به صورت زیر تعریف می‌کنیم:

$$R_d(\theta) = E[L(\theta, d(\underline{X}))]$$

تعریف ۴-۱-۱: ریسک بیز: فرض کنیم $R_d(\theta)$ تابع ریسک برای تصمیم d (با تابع زیان از پیش تعیین شده) و $\pi(\theta)$ چگالی پیشین θ باشد. ریسک بیز عبارت است از:

$$r_{d,\pi} = E[R_d(\theta)]$$

تعریف ۵-۱-۱: تصمیم با داده: تصمیمی است که به یافته \underline{X} بستگی دارد و با مشاهده \underline{x} باید کار a را انجام داد. اگر \underline{x} تغییر کند، کار a نیز تغییر خواهد کرد.

تعریف ۶-۱-۱: تصمیم بی داده: تصمیمی است که به یافته \underline{X} بستگی ندارد یعنی یافته \underline{X} هرچه باشد $d(\underline{X}) = a_j$. در حقیقت تصمیم بی داده را می‌توان حالت خاصی از تصمیم با داده در نظر گرفت که در آن داده‌ها نقشی ندارند.

تعریف ۷-۱-۱: تصمیم بیز: فرض کنیم D مجموعه تصمیم‌ها و $\pi(\theta)$ چگالی پیشین مشخصی باشد. تصمیم $d_b \in D$ را یک تصمیم بیز نسبت به $\pi(\theta)$ می‌نامیم، هرگاه برای هر $d \in D$ داشته باشیم:

$$r_{d_b,\pi} \leq r_{d,\pi}$$

به سخنی دیگر، d_b را تصمیم بیز می‌گوییم هرگاه کمترین ریسک بیز را دارا باشد، یعنی

$$r_{d_b,\pi} = \min_{d \in D} r_{d,\pi}$$

تعریف ۸-۱-۱: تصمیم مینیماکس: فرض کنیم D مجموعه تصمیم‌ها و $R_d(\theta)$ تابع ریسک برای تصمیم $d \in D$ با تابع زیان $L(\theta, d)$ باشد. تصمیم $d_m \in D$ را مینیماکس می‌گوییم، هرگاه برای هر $d \in D$ داشته باشیم:

$$\max_{\theta \in T} R_{d_m}(\theta) \leq \max_{\theta \in T} R_d(\theta)$$

تعریف ۹-۱-۱: مقایسه دو تصمیم: فرض کنیم $R_1(\theta)$ و $R_2(\theta)$ به ترتیب تابع ریسک دو تصمیم d_1 و d_2 باشند:

الف) d_1 را به خوبی d_2 می‌گوییم، هرگاه $R_1(\theta) \leq R_2(\theta)$ برای هر $\theta \in T$.

ب) d_1 را بهتر از d_2 می‌گوییم، هرگاه $R_1(\theta) \leq R_2(\theta)$ برای هر $\theta \in T$ و $R_1(\theta) < R_2(\theta)$ برای برخی $\theta \in T$.

ج) d_1 و d_2 را هم‌ارز می‌گوییم، هرگاه $R_1(\theta) = R_2(\theta)$ برای هر $\theta \in T$.

د) d_1 و d_2 را غیر قابل مقایسه می‌گوییم، هرگاه هیچکدام از سه حالت بالا برقرار نباشد.

تعریف ۱۰-۱-۱: تصمیم روا: تصمیم d_a را روا می‌گوییم، اگر تصمیم دیگری در D نتوان پیدا کرد که از d_a بهتر باشد.

تعریف ۱۱-۱-۱: کلاس کامل: فرض کنیم $C \subset D$. مجموعه C را یک کلاس کامل می‌گوییم اگر برای هر $d' \notin C$ ، یک تصمیم $d \in C$ داشته باشیم به طوری که d بهتر از d' باشد.

تعریف ۱۲-۱-۱: آزمون مینیماکس: آزمونی که بر اساس تصمیم مینیماکس $d_m \in D$ باشد، آزمون مینیماکس نامیده می‌شود. بنابراین d_m را باید به گونه‌ای انتخاب کنیم تا داشته باشیم:

$$\min_d \{ \max \{ R_d(\theta_0), R_d(\theta_1) \} \} = \max \{ R_{d_m}(\theta_0), R_{d_m}(\theta_1) \}$$

تعریف ۱۳-۱-۱: آزمون بیز: فرض کنیم متغیر تصادفی X دارای چگالی $f(x|\theta)$ باشد و

بخواهیم آزمون $\begin{cases} H_0: \theta = \theta_0 \\ H_1: \theta = \theta_1 \end{cases}$ را بر اساس نمونه تصادفی از X انجام دهیم که یافته آن بردار

عددی $\underline{x} = (x_1, \dots, x_n)$ است. چگالی پیشین پارامتر θ را به صورت

$\pi(\theta) = \begin{cases} \pi_0 & \theta = \theta_0 \\ \pi_1 & \theta = \theta_1 \end{cases}$ تعریف می‌کنیم. در صورتی که به تابع زیان توجهی نداشته باشیم

فرض H_0 را وقتی رد می‌کنیم که احتمال پسین در θ_0 کمتر از احتمال پسین در θ_1 باشد یعنی: $\pi(\theta_0|x) < \pi(\theta_1|x)$. اما اگر ما تابع زیانی داشته باشیم که در آن $L(\theta_0, a_1) = A$ و $L(\theta_1, a_0) = B$ باشد، آنگاه فرض H_0 را وقتی رد می‌کنیم که امید پسین زیان کار a_1 کمتر از امید پسین زیان کار a_0 باشد، یعنی: $k\pi_0 L(\theta_0|\underline{x}) \times A < k\pi_1 L(\theta_1|\underline{x}) \times B$.

۲-۱) چند قضیه:

در این بخش چند قضیه پرکاربرد و مهم نظریه تصمیم را بیان می‌کنیم.

قضیه ۱-۲-۱) (قضیه ریسک بیز پسین): فرض کنیم d_b تصمیم بیز با تابع زیان $L(\theta, d)$ در میان تمام تصمیم‌ها باشد. ریسک بیز پسین d_b کمترین مقدار را دارد.

قضیه ۲-۲-۱) (قضیه تصمیم بیز و مینیماکس): فرض کنیم d_b تصمیم بیز نسبت به چگالی پیشین $\pi(\theta)$ باشد. اگر تابع ریسک d_b ، یعنی $R_{d_b}(\theta)$ ، روی T (فضای پارامتر و یا مجموعه اوضاع طبیعت) ثابت باشد، آنگاه d_b یک تصمیم مینیماکس است.

قضیه ۳-۲-۱) (قضیه کلاس کامل و مجموعه روا): فرض کنیم C یک کلاس کامل باشد. اگر Q مجموعه تصمیم‌های روا باشد، آنگاه $Q \subset C$.

قضیه ۴-۲-۱) (قضیه بیز و تصمیم روا): اگر d_b تصمیم بیز یکتا با چگالی پیشین $\pi(\theta)$ و تابع زیان $L(\theta, d)$ باشد، آنگاه d_b تصمیمی رواست.

قضیه ۵-۲-۱) (قضیه تصمیم روا و تصمیم مینیماکس): اگر d_a تصمیمی روا با تابع ریسک ثابت روی فضای اوضاع طبیعت یعنی T باشد، آنگاه d_a یک تصمیم مینیماکس است.

قضیه ۶-۲-۱) (قضیه آزمون مینیماکس): فرض کنیم $g(\underline{x}|\theta)$ چگالی نمونه تصادفی

$$C_m = \left\{ \underline{x} \mid \frac{g(\underline{x}|\theta_1)}{g(\underline{x}|\theta_0)} > c \right\}$$

باشد، ناحیه بحرانی C_m را طوری می‌سازیم که

مقدار ثابت c در $R_{d_m}(\theta_0) = R_{d_m}(\theta_1)$ صدق کند، آنگاه تصمیم

$$d_m = \begin{cases} a_0 & \underline{x} \in \overline{C_m} \\ a_1 & \underline{x} \in C_m \end{cases}$$

و آزمون متناظر با آن مینیماکس است. (نسبت بالا همان نسبت

راستنمایی است).

قضیه ۱-۲-۷: اگر d_b یک تصمیم بیز نسبت به توزیع پیشین π باشد به طوری که ریسک بیز آن متناهی باشد، آنگاه d_b تصمیمی رواست .

فصل دوم

برآورد درستی و دقت در آزمون فرض

۲-۱) مقدمه :

روش‌های معمولی که ما با آنها آزمون فرض را انجام می‌دهیم ، معمولاً با یک مساله آزمون فرض به عنوان یک مساله انتخاب تصمیم (بین H_0 و H_1) و نه به عنوان یک مساله برآوردیابی برخورد می‌کنند . به طور دقیق تر نتیجه‌ای که از انجام یک آزمون فرض رسمی و متداول گرفته می‌شود ، این است که آیا یک فرض درست است یا خیر ؟ و یک اندازه معیاری برای بررسی دقت آزمون ارائه نمی‌شود . در این فصل فرض می‌کنیم که آزمون فرض ها ، یک مساله برآوردیابی در نظریه تصمیم باشد و می‌توانیم نتایج جالب و قابل توجه‌ای بدست می‌آوریم . مخصوصاً تابع زیانهای قابل قبول و خوبی در نظریه تصمیم وجود دارد که تحت آنها برآوردگرهایی به دست می‌آوریم که می‌توان از آنها به عنوان یک اندازه معیار بر علیه فرض صفر استفاده کرد و تحت این تابع زیان ها ، بعضی نتایج جالب برای p-value بدست می‌آید .

۲-۱-۱ روش استاندارد : آزمون فرض کلاسیک بر اساس لم نیمن-پیرسون انجام می‌شود . (Lehman (۱۹۸۶)) و منجر به توابع تصمیمی می‌شود که تابع تصمیم 0-1 نامیده می‌شوند (به جز در مورد آزمون‌های تصادفی شده) . این شیوه متداول و رایج برای انجام دادن آزمون‌ها ، هر چند از نظر آماردانان کلاسیک بسیار بهینه و خوبند ولی از جهات مختلف مورد انتقاد واقع شده اند . اولاً بسیاری از آماردانان بیز مانند Berger (۱۹۸۵a,b) ، Dickey (۱۹۷۷) و Degroot (۱۹۷۳) در تحقیقاتشان مسایل بیزی را مطرح کردند که به اشکالات لم نیمن-پیرسون با یک بحث دقیق اشاره می‌کند . آنها نشان دادند که برای آزمون دو طرفه $H_0: \theta = \theta_0$ در مقابل $H_1: \theta \neq \theta_0$ (آزمون‌هایی که فرض صفر در آنها تک نقطه‌ای است) بین لم نیمن-پیرسون و آزمون بیز تناقض وجود دارد . در واقع در حالی که لم نیمن-پیرسون فرض H_0 را رد می‌کند ، اما احتمال بیز پسین H_0 نزدیک به یک می‌شد و فرض H_0 را تایید می‌کرد !! اما Degroot (۱۹۷۳) و Casella and Berger (۱۹۸۷ a) نشان دادند که این تناقض برای آزمون یک طرفه $H_0: \theta \leq \theta_0$ در مقابل $H_1: \theta > \theta_0$ وجود ندارد و ثابت

کردند که برای توزیع های پیشین ناسره ، مقدار **p-value** (معیار بدست آمده برای رد یا تایید فرض H_0 با لم نیمن-پیرسون) و احتمال بیز پسین H_0 با هم برابرند . دومین ایرادی که به لم نیمن-پیرسون وارد است این است که معیارهایی که برای ارزیابی درستی و برآورد دقت یک آزمون استفاده می شوند ، نوعاً معیارهایی هستند که از قبل مشخص شده است (**Predata**) که در بیشتر مواقع اندازه آزمون (α) می باشد . (وقتی نیمن و پیرسون ، لم خود را به Fisher ، آماردان برجسته انگلیسی ارائه دادند ، Fisher با بیان همین عیب یعنی از قبل مشخص کردن میزان دقت در آزمون (α)) ، حاضر به پذیرش لم نیمن-پیرسون نشد .) یک ایرادی که همواره به لم نیمن-پیرسون و شروطش وارد می شود این می باشد که وقتی **Postdata**(داده های پسین) مشاهده شود ممکن است این معیارها کاملاً غیر قابل قبول باشد(kiefer(۱۹۷۷)، Robinson(۱۹۷۹a,b) . راه دیگری که توسط kiefer پیشنهاد شد استفاده از **p-value** برای ارزیابی درستی و دقت فرض صفر است . در واقع kiefer و بیشتر آماردانان ترجیح می دهند **p-value** به کار ببرند به آن سبب که عقیده دارند **p-value** دلیل محکمی علیه رد فرض صفر ارائه می دهد . این ایده ها هم سو با هدف این فصل است که میزان دقت آزمون فرضها بر اساس معیاری برحسب **Postdata** ها ارزیابی شود . (از اشکالات لم نیمن-پیرسون این است که برای برآورد دقت در طی روند آزمون از α) و توان آزمون استفاده می کند که آنها بر اساس **Predata** هستند نه **Postdata** .)

موضوع مهم در تحقیقات علمی این است که آنها همگی از **p-value** برای نتیجه گیری در مورد درستی یا نادرستی فرض صفر استفاده می کنند و با نتایج دیگر آزمون در سطح α) (مانند ناحیه بحرانی، تابع آزمون...) کاری ندارند ، در واقع **p-value** بی قید و شرط به عنوان اندازه ی معیاری برای تایید و یا رد فرض H_0 استفاده می شود . یکی از دلایل انجام تحقیق اخیر این است که ما به دنبال دلیل های معقولی در آزمون هستیم که **p-value** را به عنوان یک معیار قابل قبول بپذیریم . استفاده از **p-value** به طور وسیع در آزمایشات انجام می شود و ما به عنوان آماردانان باید تصمیم بگیریم که **p-value** ویژگی قابل قبول بودن را دارد یا نه؟

۲-۱-۲ معایب p-value : بیشترین انتقادات از **p-value** در آمار بیز مطرح می شود ، هر چند این انتقادات در بقیه ی جاها نیز وجود دارد. حتی با وجود اینکه **p-value** می تواند مشابه احتمالات بیز پسین باشد باز تعداد زیادی نقص آشکار برای انتقاد کردن وجود دارد. از آنجا که در بیشتر موارد ، **p-value** به شکل $P(x) = P(T(X) > T(x))$ است که $T(x)$

مقدار مشاهده شده ی متغیر تصادفی $T(X)$ است، این مشکل و اعتراض همواره روی مقادیر مشاهده شده بعید و دور از ذهن نمونه وجود دارد (که هرگز اتفاق نمی افتند) . مثلاً اگر $T(x)$ ما مقدار بسیار بزرگی شود آنگاه p-value به سمت صفر می رود و فرض H_0 همواره تایید می شود . علاوه بر این ، در صورت نادیده گرفتن این مقادیر ، این در تضاد با اصل درست نمایی است که بیان می کند که استنباط ها باید تنها بر اساس مقادیر مشاهده شده باشند . (Berger and Wolpert (۱۹۸۴)) . Casella and Berger (۱۹۸۷a) یک رابطه بین p-value و دلایل قبول یا رد فرض صفر در آزمون بیز را بیان کردند . آنها نشان دادند که دلالی که برای رد یا قبول فرض صفر در آزمون بیزی به کار می رود را می توان بر حسب آماره-ای از مشاهدات که p-value از روی آنها بدست آورده می شود بیان کرد . (۱۹۸۷a) Casella and Berger نشان دادند که برای آزمون یک طرفه $H_0: \theta \leq \theta_0$ در مقابل $H_1: \theta > \theta_0$ ، هرگاه تابع چگالی از خانواده پارامتر مکانی باشد $(f_\theta(x) = f_\theta(x - \theta))$ و دارای خاصیت نسبت درستنمایی یکنوا (MLR) و متقارن حول صفر باشد ، آنگاه p-value برابر با احتمال بیز پسین $P(H_0 | x \in G_{us})$ است که G_{us} مجموعه توزیع های پیشین تک مدی θ_0 و متقارن حول θ_0 است . ما در این مورد که p-value یک معیار خوب است تردید و نگرانی نداریم و روندها و معادلات بیز نیز ممکن است با هم تفاوت داشته باشند اما تعداد زیادی انتقاد در آمار بیز بر اساس تناقضات نسبت به p-value مطرح می شود که ما در زیر به تعدادی از این انتقادات اشاره می کنیم :

Lindley در سال ۱۹۵۷ نشان داد که برای آزمون دو طرفه $H_0: \theta = \theta_0$ در مقابل $H_1: \theta \neq \theta_0$ در توزیع نرمال بین استفاده از p-value و استفاده از احتمال بیز پسین تناقض وجود دارد . او نشان داد که ممکن است فرض صفر با p-value رد شود ولی احتمال بیز پسین H_0 مقدار زیادی شود که در نتیجه فرض صفر را تایید کند . بعدها آماردانان نشان دادند که اختلاف بین آزمون معنی داری و آزمون های بیزی در فرض های دو طرفه به توزیع پیشین و یا تعداد نمونه بستگی ندارد و برای نمونه های کوچک نیز وجود دارد . در واقع اختلاف ذکر شده بستگی به مجموعه ای دارد که تحت آن بزرگترین کران پایین احتمال پسین فرض صفر بدست آورده می شود .

سی سال بعد ، Berger and delampady در سال ۱۹۸۷ ، این تناقض بین p-value و احتمال بیز پسین را در آزمون دو طرفه برای خانواده توزیع دوجمله ای نشان دادند . آنها ثابت

کردند که اگر توزیع پیشین ، متقارن حول θ_0 با مد θ_0 و یا مزدوج با میانگین θ_0 و یا هر توزیع ممکن با میانه θ_0 باشد ، بین مقدار p-value و احتمال بیز پسین H_0 ، اختلاف فاحشی وجود دارد . همچنین Berger and Sellke در همین سال ، نشان دادند که در آزمونهای دو طرفه برای توزیع نرمال ، حداقل احتمال بیز پسین H_0 (وقتی چگالی پیشین هر توزیع دلخواهی باشد) به مقدار قابل ملاحظه‌ای از p-value بیشتر است .

همان گونه که دیدید این تناقضات همه بر اساس این حقیقت بود که در رخدادهای و آزمایشات ، ممکن است p-value بسیار کوچکتر از احتمالات بیز پسین در آزمونهای دو طرفه باشد . (در واقع با احتمال بیز پسین فرض صفر تایید می شود درحالیکه p-value فرض صفر را رد می کند .) اما همان طور که قبلاً گفتیم Casella and Berger در سال ۱۹۸۷ نشان دادند که در آزمون های یک طرفه این تناقض وجود ندارد و p-value به صورت یک حدی از برآوردگر بیز است . این که ما بیان می کنیم که p-value در آزمون های یک طرفه می تواند برابر با احتمال بیز پسین باشد ، ممکن است با پاراگراف اول که ما گفتیم p-value در تضاد با اصل درست نمایی است تناقض داشته باشد ، اصلی که با قانون بیز ارتباط چندانی ندارد . اما باید دقت کنیم که برابری بین p-value و احتمالات بیز پسین تنها یک برابری ریاضی یعنی برابری دو انتگرال متفاوت است . اساساً محاسبات که ما برای بدست آوردن این دو مقدار انجام می دهیم با هم متفاوت است .

از طرف دیگر معایب بیز و مسائل مربوط به p-value ممکن است در آمار کلاسیک نیز رخ دهد . یک آماردان کلاسیک نیز ممکن است با وجود علاقه بیشترش به انتخاب p-value تا برآوردگر بیز ، p-value را رها کند وقتی با استفاده از قضایای کلاسیک ، p-value یک توجیه منطقی نداشته باشد یعنی درحالیکه داده های مشاهده شده از فرض صفر حمایت می کنند ، p-value بدست آمده فرض صفر را رد می کند و یا برعکس . در برخی از موارد تعریف p-value و بدست آوردن آن ممکن است سخت باشد . به طور مثال Berger and delampady نشان دادند که اگر X دارای توزیع دوجمله‌ای با پارامترهای n و θ باشد $(X \sim BIN(n, \theta))$. آنگاه برای آزمون دو طرفه $H_0 : \theta = \theta_0$ در مقابل $H_1 : \theta \neq \theta_0$ ، با یک سری محاسبات p-value به صورت زیر خواهد شد :

$$\text{p-value} = P_{\theta=\theta_0}(\{y : f(y|\theta = \theta_0) < f(x|\theta = \theta_0)\})$$

اما اگر p-value با یک روش صحیح تعریف شود آن را معمولاً با استفاده از بعضی تابع آزمون های بهینه لم نیمن-پیرسون می توان به دست آورد .

همچنین بعضی تعاریف ارائه شده برای p-value نیز درست نیست که ما در زیر به بعضی از این تعاریف اشاره می کنیم :

(۱) برخی اوقات p-value را احتمال خطای نوع اول می نامند درحالیکه احتمال خطای نوع اول را خود محقق تعیین می کند و به توزیع آماره آزمون تحت فرض H_0 بستگی دارد و تابعی از مشاهدات نیست .

(۲) برخی p-value را به عنوان احتمال درستی H_0 در نظر می گیرند درحالیکه احتمال درستی H_0 کاملاً با p-value متفاوت است زیرا اگر یک توزیع پیشین روی فضای $\{H_0, H_1\}$ و $p\text{-value}=P$ در نظر بگیریم آنگاه $p(H_0|P=p)$ برابر است با

$$p(H_0|P=p) = \frac{f(p|H_0)\pi(H_0)}{f(p|H_0)\pi(H_0) + f(p|H_1)\pi(H_1)}$$

اگر $\pi(H_0) = \pi(H_1) = \frac{1}{2}$ در نظر بگیریم آنگاه

$$p(H_0|P=p) = \frac{f(p|H_0)}{f(p|H_0) + f(p|H_1)}$$

چون تحت فرض صفر $P \sim U(0,1)$ است بنابراین $f(p|H_0) = 1$ است و در نتیجه

$$p(H_0|P=p) = \frac{1}{1 + f(p|H_1)}$$

بنابراین همانطور که می بینیم حتی در حالت برابری احتمالات پیشین H_0 و H_1 ، احتمال درستی H_0 کاملاً متفاوت از p-value است .

(۳) بعضی نیز p-value را احتمال پذیرش H_0 در نظر می گیرند اگر آزمایش تکرار شود که این نیز نادرست است زیرا احتمال پذیرش H_0 حتی اگر آزمایش (یا نمونه گیری) تحت همان شرایط اولیه تکرار شود ، همان خواهد بود که دربار اول بوده که اگر H_0 درست باشد برابر $1-\alpha$ و اگر H_0 درست نباشد برابر β است و ربطی به مقدار مشاهدات ندارد .

تعریفی که بیشتر آماردانان برای p-value در نظر می‌گیرند معیاری برای میزان پشتیبانی داده‌ها از فرض H_0 است ولی باز هم دارای یک سری معایبی می‌باشد که هم آماردانان کلاسیک و هم آماردانان بیز بسیار به آنها اشاره کرده‌اند. در زیر چند مورد از این عیب‌ها را بیان می‌کنیم:

(۱) p-value به H_1 بستگی ندارد. به طور مثال اگر $X \sim N(\theta, \sigma^2)$ باشد، آنگاه p-value

برای هر دو آزمون $\begin{cases} H_0: \theta = 0 \\ H_1: \theta = 1 \end{cases}$ و $\begin{cases} H_0: \theta = 0 \\ H_1: \theta = 100 \end{cases}$ ، با مشاهده $x = 1/5$ برابر با 0.5 خواهد

شد در حالی که اختلاف بین دو فرض H_1 بسیار واضح و زیاد است.

(۲) p-value نسبت به H_0 صعودی (و یا نسبت به H_1 نزولی) نیست. اگر p-value برای

آزمون $\begin{cases} H_0: \theta = 0 \\ H_1: \theta > 0 \end{cases}$ برابر V_1 و برای آزمون $\begin{cases} H_0: \theta = 0 \\ H_1: \theta \neq 0 \end{cases}$ برابر V_2 در نظر بگیریم، از

آنجایی که $H_1 \subset H_1'$ ما انتظار داریم که $V_2 \leq V_1$ باشد. اما به طور مثال برای مثال نرمال بالا $V_2 = 2V_1$ خواهد شد.

(۳) p-value نسبت به H_0 و H_1 نقش متقارنی ندارد یعنی اگر

$$H_0: A, H_1: B \Rightarrow \text{p-value} = V_1$$

$$H_0: B, H_1: A \Rightarrow \text{p-value} = V_2$$

در حالی که انتظار داریم $V_2 = 1 - V_1$ باشد ولی اینگونه نیست. به طور مثال، فرض کنیم

$X \sim N(\theta, 1)$ باشد، آنگاه برای آزمون $H_0: \theta = 0$ در مقابل $H_1: \theta = 1$ ، با مشاهده x ،

$V_1 = P(X \geq x | \theta = 0) = 1 - \Phi(x)$ حال اگر جای فرض‌های H_0 و H_1 را عوض کنیم

$$V_2 = P(X \geq x | \theta = 1) = \Phi(1 - x),$$

(۴) وقتی $H_1 \rightarrow H_0$ ، p-value به سمت $\frac{1}{2}$ نمی‌رود زیرا p-value به H_1 بستگی ندارد.

(۵) p-value، کالیبره نیست. وقتی p-value برابر با 0.3 باشد بدین معنی است که میزان

پشتیبانی داده از فرض H_0 (در مقابل فرض H_1) ۳ درصد است. حال اگر p-value برابر 0.5 باشد، آیا صحیح است که بگوییم داده‌ها به یک میزان از H_0 و H_1 پشتیبانی می‌کنند

!!!!

عیب‌ها و نواقص p-value که بعضی از آنها را بیان کردیم و همچنین رفتار متفاوت p-value

برای آزمون‌های یک طرفه و دو طرفه، یک دلیل برای انجام تحقیق اخیر است. این رفتار

متفاوت، این فکر را مطرح می‌کند که ممکن است خود فرمول بندی مسئله ناقص باشد. به