

روشهای آماری برای داده کاوی

افشین فلاح^۲محسن محمدزاده^۱

چکیده

آمار عموماً با مسائلی در چالش است که علوم و صنعت فرا روی آن قرار می‌دهند. در گذشته این مسایل اغلب نتیجه آزمایش‌های صنعتی، کشاورزی و پزشکی بودند. که به مجموعه داده‌های محدود منجر می‌شدند. اما با پیشرفت رایانه‌ها و افزایش اطلاعات، روشهای آماری با داده‌هایی حجیم‌تر و پیچیده‌تر مواجه شده‌اند. از طرفی علومی مانند سنجش از دور^۳ و پردازش^۴ تصاویر پا به عرصه وجود گذاشته‌اند، که ذاتاً با مجموعه داده‌های بزرگ سرو کار دارند. به این ترتیب چالش‌های بوجود آمده منجر به وجود آمدن گسترده‌ای از علوم به نام داده‌کاوی شده است که بصورت گسترده از برخی روشهای آماری در جهت اهداف خود استفاده می‌کند. در این مقاله دیدگاه‌های مطرح در خصوص داده‌کاوی مورد بررسی قرار می‌گیرد و مراحل مختلف استخراج اطلاعات از مجموعه داده‌های بسیار بزرگ مطرح خواهند شد. سپس با عنایت به مسائلی که داده‌کاوی با آنها مواجه است، روش‌های آماری مناسب معرفی خواهند شد.

واژه‌های کلیدی: داده‌کاوی، پایگاه داده‌ها، انبارداده‌ها، میانگین‌گیری بیزی، شبیه‌سازی مونت کارلویی.

۱. مقدمه

مجله اکتشاف دانش از پایگاههای داده‌ها اولین شماره خود را منتشر کرد. در همان سال گلایمور و همکاران [۵] موضوعات آماری مرتبط با داده‌کاوی را در مقاله‌ای مورد بررسی قرار دادند. هند [۷] نقش و اهمیت روشهای آماری در داده‌کاوی را مورد بررسی قرار داد و مادیگان [۱۰] برخی روشهای بیزی را برای کاربردهای داده‌کاوی مطرح کرد. علاوه بر مقالاتی که در این زمینه نوشته شده است، می‌توان به کتاب هند [۸] در زمینه مبانی داده‌کاوی اشاره کرد. در این مقاله مفاهیم پایه‌ای داده‌کاوی، دیدگاه‌های موجود در زمینه داده‌کاوی، ساختار کلی فرآیند و قسمتهای مختلف آن بطور خلاصه تشریح می‌شود و در نهایت داده‌کاوی از دیدگاه آماری و روشهای آماری مورد استفاده در داده‌کاوی مورد بحث قرار می‌گیرد.

داده‌ها نمایی از واقعیت‌ها، معلومات، مفاهیم، رویدادها یا پدیده‌هایی هستند که به گونه‌ای صوری و مناسب برای برقراری ارتباط، تفسیر یا پردازش توسط انسان یا ماشین مورد استفاده قرار می‌گیرند. اما اطلاع به معنی دانشی است که از طریق پردازش داده‌ها بدست می‌آید. به

پیشرفت شگفت‌انگیز فن‌آوری رایانه‌ای و مجهز شدن بشر به این ابزار امکان جمع‌آوری اطلاعات دقیق و کامل در زمینه‌های مختلف را فراهم ساخته است و منجر به پیدایش ساختارهای داده‌ای بسیار حجیم شده است. بنابراین دستیابی به اطلاعات نهفته در داده‌های حجیم که لازمه مدیریت مؤثر است، با بکاربردن سیستم‌های سنتی استفاده از پایگاه‌های داده‌ها، میسر نیست. شدت رقابتها در عرصه‌های علمی، اجتماعی، اقتصادی، سیاسی و حتی نظامی نیز اهمیت عامل سرعت یا زمان دسترسی به اطلاعات را دو چندان کرده است. بنابراین نیاز به طراحی سیستم‌هایی که قادر به اکتشاف سریع اطلاعات مورد علاقه کاربران با تأکید بر حداقل مداخله انسانی باشند از یک طرف و روی آوردن به روش‌های آماری متناسب با حجم داده‌های زیاد از سوی دیگر به خوبی احساس می‌شود. داده‌کاوی^۵ فرآیندی است که در آغاز دهه ۹۰ پا به عرصه ظهور گذاشته و با نگرشی نو به مسئله استخراج اطلاعات از پایگاه‌های داده‌ها می‌پردازد. از سال ۱۹۹۵ داده‌کاوی بصورت جدی وارد مباحث آمار شد و در سال ۱۹۹۶

۲. اکتشاف دانش از پایگاههای دادهها

به طور کلی فرآیند اکتشاف دانش از پایگاههای دادهها زیرمجموعه‌ای از فن‌آوری اطلاعات است، که در آن مراحل پاکسازی و یکپارچه‌سازی دادهها دو مرحله از پیش پردازش دادهها محسوب می‌شوند و نتیجه در انبار دادهها ذخیره می‌گردد.

اما در فن‌آوری اطلاعات، علاوه بر استخراج اطلاعات از دادهها، بسترها و ابزارهای جمع‌آوری دادهها قبل از تشکیل پایگاههای دادهها و نیز نحوه استفاده و بکارگیری اطلاعات حاصل از دادهها مورد بحث قرار می‌گیرد. شکل ۱ مراحل فرآیند اکتشاف دانش از پایگاههای دادهها را نشان می‌دهد، که در آن قسمت (الف) مرحله تشکیل پایگاههای دادهها، قسمت (ب) مرحله پیش پردازش دادهها و قسمت (ج) ساختار سیستم داده‌کاوی را نشان می‌دهد.

۱.۲ پیش پردازش دادهها

کیفیت دادهها در استخراج نتایج مطلوب و اطلاعات حقیقی بسیار مؤثر است. پایگاههای دادههای حجیم مستعد شمول دادههای مزاحم، گمشته و ناپایدار هستند. از اینرو برای ارتقاء کیفیت دادهها، لازم است در ابتدای کار بصورت زیر پیش پردازش شوند.

۱ - **پاکسازی دادهها**^۱: برای انجام یک داده‌کاوی مؤثر لازم است مقادیر گمشته جایگزین شوند، دادههای مزاحم شناسایی و به نحوی مناسب با آنها برخورد و ناپایداری‌ها اصلاح شوند.

الف - مقادیر گمشته: دادههایی هستند که به هر دلیلی در هنگام تحلیل دادهها در اختیار تحلیلگر قرار ندارند. وجود چنین دادههایی می‌تواند تحلیل دادهها را بسیار دشوار سازد. در صورت وجود مقادیر گمشته در دادهها باید به گونه‌ای مناسب در مورد آنها تصمیم‌گیری شود، به عنوان مثال ممکن است رکورد مربوطه حذف یا بجای آن یک مقدار ثابت، میانگین مقادیر صفت مورد نظر، میانگین نمونههای مشابه یا محتمل‌ترین مقدار جایگزین گردد.

ب - دادههای مزاحم: انحرافی تصادفی یا غیرتصادفی در یک متغیر اندازه‌گیری شده هستند، که به عنوان مثال می‌توانند نتیجه خطای اندازه‌گیری یا یک اثر پنهان باشند و باید علت وجود یک داده مزاحم به خوبی بررسی و در مورد آنها تصمیم‌گیری شود.

ج - دادههای ناپایدار: اینگونه دادهها شامل تغییراتی بی‌قاعده هستند که تحلیل آنها را دچار مشکل می‌سازد. برخی از انواع آنها را می‌توان با تبدیل مناسب اصلاح کرد یا برای تحلیل آنها روش‌های خاصی را بکار گرفت.

بیان دیگر اطلاع، حاصل تکامل دادهها است. وقتی انسان تصویری را مشاهده می‌کند، این تصویر به عنوان یک داده از طریق دستگاه ورودی یعنی چشم وارد سیستم می‌شود، سپس مغز تصویر دریافت شده را با تصاویر موجود در حافظه مقایسه می‌کند، این عمل سنجش و تفسیر دادهها است. چنانچه تصویر دریافتی با یکی از تصاویر موجود در حافظه مطابقت داشته باشد، اطلاع حاصل می‌شود. به این ترتیب بین دادهها و اطلاعات یک شکاف وجود دارد که اندازه این شکاف با حجم دادهها ارتباط مستقیم دارد. هر چه دادهها حجیم‌تر باشند، این شکاف بیشتر خواهد بود و هر چه حجم دادهها کمتر و روش‌ها و ابزار پردازش دادهها کاراتر باشند، فاصله بین داده و اطلاعات کمتر می‌شود. امروزه به دلیل افزایش حجم دادهها علی‌رغم پیشرفت‌های چشمگیر در فن‌آوری رایانه‌ای و فنون پردازش دادهها، این شکاف بسیار گسترده شده است. مفهوم داده‌کاوی در مطالعات و مقالات متعدد برای استخراج دانش از پایگاههای داده مورد استفاده قرار گرفته است. این نام هر چند بی‌مسمی است، اما بنا بر مصالحی مورد استفاده قرار می‌گیرد. بی‌مسمی از این جهت که استخراج طلا از صخره‌ها یا سنگها معمولاً صخره‌کاوی یا سنگ‌کاوی نامیده نمی‌شود، بلکه طلاکاوی نامیده می‌شود. بنابراین در واقع به داده‌کاوی باید نام مناسب تر اکتشاف دانش از پایگاه دادهها را نسبت داد که متأسفانه کمی طولانی است. از طرفی دانش‌کاوی فاقد تأکید لازم بر کاوش در مقادیر بزرگ دادهها است، لذا داده‌کاوی که بر هر دو کلمه داده و کاوش تأکید دارد یک انتخاب عمومی است. گرچه عبارات معادل زیادی در این زمینه وجود دارد که از جمله می‌توان دانش‌کاوی در پایگاه دادهها، استخراج دانش و لایروبی دادهها^۱ را نام برد.

در نوشتگان این زمینه علمی، دو تعبیر مختلف از داده‌کاوی وجود دارد. برخی مؤلفین مانند چتفیلد [۲] داده‌کاوی را مترادف عبارت اکتشاف دانش^۲ از پایگاههای دادهها (KDD) می‌دانند. در این دیدگاه تأکید صرفاً بر کارایی و حجم بسیار زیاد پایگاههای دادهها است (جیاوی، [۹]) و موضوع اصلی مدیریت آنها است (ژو، [۱۵]). دیدگاه دوم که به داده‌کاوی به عنوان یک مرحله ضروری از فرآیند اکتشاف دانش از پایگاههای داده می‌نگرد، یک دیدگاه آماری از داده‌کاوی است، که توسط فایاد [۳] و هند [۸] مطرح شده است. مؤلفه‌های اصلی این دو دیدگاه در بخش‌های ۲ و ۳ بطور مختصر تشریح می‌شوند.

ب- فشرده سازی: استفاده از تبدیل‌ها یا انجام مراحل برای فروکاهی داده‌ها است. اگر داده‌های اصلی را بتوان طی مراحل از داده‌های فشرده، بدون از دست دادن اطلاعاتی بدست آورد، روش فشرده‌سازی بی‌زیان نامیده می‌شود و اگر تنها قادر به بدست آوردن تقریبی از داده‌های اصلی باشیم، روش همراه با زیان نامیده می‌شود. روش‌های بی‌زیان را تنها برای محدوده خاصی از داده‌ها می‌توان به کار برد. دو روش همراه با زیان عبارتند از:

– **تبدیل‌های موجکی**^۴: وقتی این تبدیل برای بردار داده‌های ۷ به کار می‌رود، آنرا به یک بردار ۷^۲ از ضرائب موجک تبدیل می‌کند که هر دو دارای طول یکسان هستند. مفید بودن این روش در فشرده‌سازی داده‌ها به این دلیل است که داده‌های تبدیل شده (ضرائب موجک) می‌توانند از جایی به بعد بریده شوند، به این معنی که می‌توان با ذخیره سازی همه ضرائب موجک بزرگتر از یک آستانه و حذف بقیه، تقریبی از داده‌ها را بدست آورد (جیاوی، [۹]).

– **کوفتن داده‌ها**^۵: یک مجموعه داده حجیم را به مجموعه‌ای بسیار کم حجم‌تر تبدیل می‌کند، به نحوی که نتایج حاصل از تحلیل آماری براساس مجموعه داده کوفته شده، شبیه نتایج حاصل از داده‌های اصلی است (مادیگان و همکاران، [۱۱]).

ج- مجزاسازی: از تکنیک‌های مجزاسازی برای فروکاهی گسترده‌تری مقادیر یک صفت استفاده می‌شود. این کار با تقسیم محدوده صفت‌ها به فواصل مشخص و نسبت دادن یک برچسب به هر محدوده صورت پذیرد. به عنوان مثال سلسله مراتب مفاهیم برای یک صفت داده شده منجر به مجزا شدن سطوح مختلف آن صفت می‌شود.

۲.۲ ساختار یک سیستم داده کاوی

پس از پیش پردازش داده‌ها، نتایج در پایگاهی جدید یا انبار داده‌ها ذخیره می‌شوند. قسمت ب از شکل ۱، ساختار یک سیستم داده کاوی را نشان می‌دهد که ورودی آن مخازن بزرگ داده‌ها و خروجی آن اطلاعات مورد نیاز کاربر است و پایان کار اکتشاف دانش از پایگاه‌های داده‌ها تلقی می‌شود. در حالت کلی یک سیستم داده کاوی می‌تواند شامل مؤلفه‌های زیر باشد:

الف- پایگاه داده‌ها: برای ذخیره‌سازی داده‌های حجیم به کار می‌روند.

۲- تلفیق داده‌ها^۱: از آنجا که داده‌ها از منابع مختلف جمع‌آوری می‌شوند، ممکن است دارای ناسازگاری‌هایی مانند تفاوت در مقیاس باشند یا صفت‌های مختلف به‌گونه‌ای با یکدیگر مرتبط باشند که برخی از آنها بر حسب تعدادی دیگر قابل حصول باشند. در اینگونه موارد لازم است داده‌ها بگونه‌ای یکپارچه شوند که حتی الامکان دارای کمترین تفاوت باشند و از ورود صفات مشابه یا تکراری در تحلیل داده‌ها پرهیز شود.

۳- تبدیل داده‌ها: گاهی برای خلاصه‌سازی یا بکارگیری روش‌های تحلیل داده‌ها، لازم است به یکی از روش‌های زیر داده‌ها به شکلی مناسب تبدیل شوند.

• **هموارسازی:** برای حذف افت و خیز شدید در داده‌ها از تکنیک‌های هموارسازی مانند خوشه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شود.

• **انبوهش**^۲: نوعی خلاصه‌سازی است که با عملیات جبری روی برخی مقادیر و بدست آوردن مقادیر کلی‌تر اجرا می‌شود. به عنوان مثال مقادیر فروش روزانه می‌توانند بصورت مقادیر ماهانه یا سالانه انباشته شوند.

• **تعمیم داده‌ها:** با استفاده از سلسله مراتب مفاهیم، داده‌های ابتدایی یا سطح پایین مانند سن بوسیله مفاهیم سطح بالاتر مانند جوان، میانسال، بزرگسال جایگزین می‌شوند.

• **نرمالسازی داده‌ها:** داده‌ها به نحوی مقیاس بندی می‌شوند که در داخل یک محدوده مشخص و کوچکتر قرار گیرند.

۴- فروکاهی داده‌ها: از تکنیک‌هایی مانند فروکاهی^۳ بعد، فشرده‌سازی و مجزاسازی داده‌ها برای فروکاهی داده‌ها استفاده می‌شود.

الف- فروکاهی بعد: مجموعه داده‌ها ممکن است شامل صفت‌های متعددی باشد که تنها تعدادی از آنها در طول کاوش مد نظر باشند. فروکاهی بعد، اندازه مجموعه داده‌ها را با حذف این قبیل صفت‌ها یا ابعاد فروکاهی می‌دهد. عمده‌تاً روش‌هایی برای انتخاب زیر مجموعه‌ای از صفت‌ها بکار می‌روند که توزیع احتمال داده‌های منتخب تا حد ممکن به توزیع احتمال داده‌های اصلی نزدیک باشد.

۱- Data Integration

۲- Aggregation

۳- Data Reduction

۴- Wavelete

۵- Data Squashing

روشهای آماری که دارای ویژگیهای خاصی می باشند توجه بیشتری نشان می دهد. پارزن [۱۲] برای آن دسته از روشهای آماری که مورد توجه داده کاوان قرار دارند، نام روشهای کاوش آماری^۲ را پیشنهاد نموده است. یکی از ویژگیهای مورد توجه داده کاوی برای روشهای آماری، سادگی تعبیر آنها است. از اینرو به استفاده از مدل های نسبتاً ساده و قابل تعبیر مانند نمودارها گرایش زیادی وجود دارد. در داده کاوی مواردی که در آنها با تعداد بسیار زیادی متغیر، مدل و یا فرضیه مواجه هستیم، فراوان است. از طرفی داده کاوی یک فرآیند اکتشافی و تکراری است به این معنی که در خلال تحلیل داده ها اطلاعات جدید کشف می شوند و فرضیه های قبلی اصلاح و فرضیه های جدید فرمول بندی می شوند و این کار ممکن است با داده های زیادی، بارها تکرار شود. لذا از دیدگاه آماری روشهایی با کارایی محاسباتی بالا، تحلیل های تقریبی و تحلیل های محاسباتی تقریبی، مورد توجه خاص داده کاوی هستند (گلایمور و همکاران [۵]). از طرفی در دیدگاه آماری تأکید بر دقت و صحت یا بصورت کلی اعتبار روشها و نتایج استخراج شده از پایگاههای داده های بسیار بزرگ است (هند، ۲۰۰۱)، از اینرو مشخص کردن میزان عدم حتمیت نتایج حاصل از روشهای آماری بسیار مهم تلقی می شود. لذا آن دسته از روشهای آماری که عدم حتمیت را در نتایج خود لحاظ می کنند، جایگاه خاصی در داده کاوی دارند و روشهای مختلف بیزی به این دلیل که علاوه بر عدم حتمیت نمونه گیری، عدم حتمیت حاکم بر پارامترها را نیز در نتایج خود منعکس می کنند، کاربرد زیادی دارند. با توجه به موارد مطروحه، مدل ها و الگوها، توابع امتیاز، روشهای بهینه سازی و راهکارهای مدیریت داده ها چهار مؤلفه اصلی الگوریتمهای داده کاوی را تشکیل می دهند (هند، [۸]).

تأکید بیشتر داده کاوی بر بعضی روشهای آماری، به معنی عدم استفاده از سایر روشهای آماری نیست و در عمل از طیف گسترده ای از روشهای آماری برای تحلیل داده ها استفاده می شود، که در اینجا به دو مسئله مهم داده کاوی و راه حل های آماری برای آنها اشاره می شود.

۲.۱ محاسبات دشوار

چون در داده کاوی حجم داده ها زیاد و مدلها غالباً پیچیده هستند، یکی از خصوصیات داده کاوی، دشواری محاسبات آن است. به عنوان مثال از دیدگاه بیزی خروجی تحلیل های آماری اغلب بصورت امیدهایی مانند میانگین، واریانس یا کواریانس شرطی کمیت مورد علاقه مانند

ب- **خادم:** مسئول بازیافت داده های مربوط به کار کاوش براساس اهداف داده کاوی است.

ج- **پایگاه دانش:** محدوده ای از دانش است که جهت هدایت فرآیند کاوش یا ارزیابی جذابیت الگوهای حاصل به کار می رود. این اطلاعات می تواند شامل دانستنی هایی مانند عقاید کاربر یا مفاهیم طبقه بندی شده جهت سازماندهی صفت ها، آستانه های تعیین جذابیت و غیره باشد.

د- **موتور داده کاوی:** که بصورت گسترده از روشهای آماری برای توصیف، پیوند دادن، رده بندی، تحلیل خوشه ای، پیشگویی و غیره استفاده می کند، هسته اصلی سیستم داده کاوی را تشکیل می دهد.

و- **واحد ارزیابی الگو:** با استفاده از معیارهای جذابیت الگو و آستانه های جذابیت و همچنین ارتباط متقابل با واحدهای دیگر داده کاوی، کاوش را به سمت تمرکز بر استخراج الگوهای جذاب هدایت می کند.

ه- **رابط گرافیکی کاربر:** بین کاربران و سیستم داده کاوی یک رابطه گرافیکی برقرار می کند.

با توجه به ساختار سیستم داده کاوی که در شکل ۲ نمایش داده شده است، برای انجام داده کاوی لازم است بخشهای مورد علاقه کاربر از پایگاههای داده، پس زمینه اطلاعاتی مفید برای ارزیابی الگوهای حاصل و نحوه ارائه اطلاعات استخراج شده، مشخص شوند.

(جای شکل)

تعیین این موارد شرایطی را فراهم می سازد تا کاربر در خلال کاوش با سیستم داده کاوی رابطه برقرار کند. برای تلفیق همه موارد فوق می توان یک زبان داده کاوی^۱ (DMQ) طراحی کرد، تا سیستم انعطاف پذیری بیشتری داشته باشد.

۳. روشهای آماری کاوش

هند [۸] داده کاوی را بصورت خلاصه سازی و تحلیل داده های غالباً حجیم برای یافتن روابط مفید و قابل اعتماد تعریف کرده است. در این دیدگاه داده کاوی رابط بین آمار و علم کامپیوتر است و از پیشرفتهای هر دو رشته در جهت استخراج اطلاعات از پایگاههای داده ها استفاده می کند. از طرف دیگر داده کاوی همانند آمار، اما با تأکیدهای متفاوت به آموختن از داده ها و یا تبدیل داده ها به اطلاعات، مربوط می شود. در این راستا با توجه به اینکه ماهیت داده ها در آمار با داده کاوی متفاوت است، داده کاوی به برخی از

توزیع نمونه‌گیری معقول $g(\theta)$ می‌تواند بسیار دشوار باشد (گیلکس و همکاران، [۴]). در عمل تا اواخر دهه ۱۹۸۰ هیچ روشی برای اینگونه مسائل وجود نداشته، اما از آن به بعد روش‌های دیگری به نام روش‌های مونت کارلوی زنجیر مارکوفی^۲ (MCMC) کاربرد آمار بیزی را متحول ساختند. در این روش برخلاف نمونه‌گیری از نقاط مهم که نمونه‌هایی مستقل تولید می‌شوند، براساس یک زنجیر مارکوف نمونه وابسته $\theta_1, \dots, \theta_M$ از توزیع مانای $\pi(\theta|x_1, \dots, x_n)$ تولید می‌شود. ساختن چنین زنجیر مارکوفی اغلب کار دشواری نیست و همین امر یکی از دلایل برتری آن بر روش نمونه‌گیری از نقاط مهم است. الگوریتم متروپولیس-هاستینگ، الگوریتمی عمومی برای روش MCMC است، که ریجوی و همکاران [۱۴] با ارائه یک روش دنباله‌ای استفاده از برخی صافی‌ها کارایی آنرا برای مسائل داده‌کاوی افزایش داده‌اند.

از سوی دیگر معمولاً نظریه آمار برای توصیف پسین‌ها در نمونه‌های بزرگ، نتایج مجانبی ارائه می‌دهد که در کاربردها بسیار راه‌گشا هستند، اما حتی در پایگاه‌های داده‌های بسیار بزرگ ممکن است تعداد حالات مربوط به یک سؤال خاص بسیار کم باشد و نظریه آمار نتواند راه حلی را ارائه نماید. در اینگونه موارد خانواده‌ای از روش‌های شبیه‌سازی به نام نمونه‌گیری گیبز که حالت خاص از الگوریتم متروپولیس-هاستینگ است، با مکانیسم‌های آماری سازگار شده‌اند و امکان محاسبه تقریبی بسیاری از توزیع‌ها را فراهم ساخته‌اند. به طور کلی با وجود اینکه روش‌های MCMC بسیاری از مشکلات محاسباتی را مرتفع می‌سازند، اما همواره دارای کارایی خوبی نیستند و ممکن است هنگام کار با مجموعه داده‌های حجیم به کندی عمل کنند. در این حالات می‌توان از تحلیل‌های تقریبی که اخیراً توسط مادیگان و همکاران [۱۱] توسعه زیادی یافته‌اند، استفاده کرد.

۲.۳ مدل‌سازی

یکی از مسائل مهم در داده‌کاوی مدل‌سازی است که معمولاً در عمل با دنباله‌ای از مدل‌ها مواجه هستیم. با فرض اینکه مجموعه مدل‌های $\{M_k; k \in I\}$ بر اساس مشاهدات $D = \{x_1, \dots, x_n\}$ حاصل شده باشد، روش‌های مختلفی برای انتخاب یک مدل از بین مدل‌های موجود وجود دارد که هر کدام دارای نقاط ضعف و قوتی هستند. به عنوان مثال اگر هدف انتخاب مدل صحیح از بین مدل‌های موجود باشد، تصمیم بهینه می‌تواند انتخاب مدل با احتمال پسین ماکزیمم باشد (برناردو و اسمیت، [۱]). احتمال پسین را می‌توان بصورت

$$E[h(\theta|x_1, \dots, x_n)d\theta] = \int h(\theta)\pi(\theta|x_1, \dots, x_n)d\theta \quad (۱)$$

هستند، که در آن $\pi(\theta|x_1, \dots, x_n)$ توزیع پسین پارامترها به شرط مشاهدات است. اغلب محاسبه اینگونه امیدها و بدست آوردن یک شکل بسته برای آنها امکان‌پذیر نیست. بگونه‌ای که تحلیل گران را وادار می‌سازد از تحلیل دقیق مدل‌های بیزی سلسله مراتبی و محاسبات توابع درست‌نمایی پیچیده دوری کنند (مادیگان، [۱۰]). پیشرفت‌های چشمگیر اخیر در روش‌های مونت کارلو تحلیل گران را از این محدودیت‌های رها ساخته است. در این روش‌ها ابتدا نمونه $\theta_1, \dots, \theta_M$ از توزیع پسین $\pi(\theta|x_1, \dots, x_n)$ تولید می‌شود، سپس با استفاده از قانون اعداد بزرگ انتگرال (۱) بصورت

$$\int h(\theta)\pi(\theta|x_1, \dots, x_n)d\theta = \lim_{M \rightarrow \infty} \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M h(\theta_i) \quad (۲)$$

تقریب زده می‌شود. اما بدلیل پیچیدگی فرم توزیع پسین اغلب بدست آوردن نمونه‌ای از آن نیز بسیار دشوار است. دشواری مضاعف داده‌های حجیم نیز موجب می‌شود که روش انتگرال‌گیری مونت کارلویی در هر تکرار کندتر شود.

یکی از روش‌های عمومی مونت کارلو روش نمونه‌گیری از نقاط مهم^۱ است. تقریب مونت کارلویی (۲)، به توانائی نمونه‌گیری از توزیع $\pi(\theta|x_1, \dots, x_n)$ بستگی دارد. اگر نمونه‌گیری از این توزیع بسادگی مقدور نباشد ولی برای توزیع دیگری مانند $g(\theta)$ این امکان فراهم باشد، می‌توان تکنیک نمونه‌گیری از نقاط مهم را بکار برد. رابطه (۱) را می‌توان بصورت

(۳)

$$E[h(\theta|x_1, \dots, x_n)d\theta] = \int h(\theta) \frac{\pi(\theta|x_1, \dots, x_n)}{g(\theta)} g(\theta) d\theta$$

$$= \lim_{M \rightarrow \infty} \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \omega_i h(\theta_i)$$

نوشت، که در آن θ_i یک استخراج از $g(\theta)$ و $\omega_i = \frac{\pi(\theta_i, \dots, \theta_n)}{g(\theta_i)}$ است. طبیعتاً برای مفید بودن این روش

باید نمونه‌گیری از توزیع $g(\theta)$ ساده باشد.

گرچه نمونه‌گیری از نقاط مهم روش مفیدی برای محاسبات است. اما برای مدل‌های پیچیده که در داده‌کاوی زیاد مطرح هستند، یافتن

میانگین گیری از مدل ها روش جدیدی است که در سال های اخیر به دلیل کارایی بالای آن و رفع نارسایی های روش انتخاب مدل، بصورت گسترده مورد توجه و بررسی قرار گرفته است (رفتری و همکاران [۱۳]).

۴. بحث و نتیجه گیری

فرآیند اکتشاف دانش از پایگاه های داده ها و داده کاوی به چگونگی اکتشاف دانش از پایگاه های داده ها می پردازند. در این زمینه دو دیدگاه مطرح وجود دارد. دیدگاه پایگاه داده ها، داده کاوی را معادل فرآیند اکتشاف دانش از پایگاه های داده ها می داند و در آن تأکید بر نحوه مدیریت پایگاه های داده های بسیار حجیم است. اما در دیدگاه آماری داده کاوی جزئی از فرآیند اکتشاف دانش از پایگاه های داده ها است و همانند آمار به بحث در مورد نحوه استخراج اطلاعات از داده ها می پردازد. در این دیدگاه با توجه به نوع داده ها و کاربرد و اهداف مورد نظر، برخی از روش های آماری از جمله روش های دارای تعبیر ساده مانند نمودارها، روش های مختلف مدل سازی مانند انتخاب مدل و میانگین گیری از مدل ها و روش های تحلیل داده های حجیم مانند فنون مختلف شبیه سازی، نسبت به سایر موضوعات بیشتر مورد استفاده قرار می گیرند. اما دایره روش های آماری مورد استفاده در داده کاوی بسیار گسترده تر از این بوده و هر آنچه را که مربوط به آموختن از داده های با تبدیل داده ها به اطلاعات می شود.

$$P(M_i|D) \propto P(D|M_i)P(M_i) \quad (۴)$$

نوشت که در آن محاسبه جمله درستنمایی حاشیه ای $P(D|M_i)$ عموماً حتی در حالات عادی نیز کار دشواری است و اغلب هیچ اطمینانی مبنی بر صحت یکی از مدل های خاص وجود ندارد. علاوه بر آن ارائه تعریفی از بهترین مدل به سادگی مقدور نمی باشد. بعلاوه انتخاب یک مدل به معنی بی ارزش بودن سایر مدل ها نیست و ممکن است رقبا بسیار خوبی برای مدل انتخاب شده وجود داشته باشد. در داده کاوی که معمولاً تعداد مدل های مطرح برای یک مجموعه داده بسیار زیاد است، مشکلات مطروحه بیش از پیش خود را نشان می دهند. در داده کاوی عموماً تعدادی مدل رقیب برای داده ها وجود دارد که ممکن است همه آنها معقول به نظر برسند، اما دارای نتایج متفاوتی باشند. راهکاری که در اینگونه موارد برای مدلسازی مطرح می باشد، میانگین گیری بیزی از مدل ها است. این روش بدون اینکه مدل خاص را به عنوان بهترین مدل انتخاب کند با عنایت به عدم حتمیت هر یک از مدل ها مدل جدیدی را بر اساس تمام مدل های موجود ارائه می کند. به عنوان مثال اگر Δ کمیتی مورد علاقه باشد، این روش با استفاده از مقدار

$$P(\Delta|D) = \sum_k P(\Delta|D, M_k)P(M_k|D) \quad (۵)$$

که در آن $P(\Delta|D, M_k)$ توزیع پیشگو است، به استنباط در مورد Δ می پردازد. با استفاده از معیارهای مختلف می توان نشان داد نتایج حاصل از این روش از تمام مدل های مطرح بهتر است (رفتری و همکاران، [۱۳]).

هر یک از روش های مطروحه نیازمند معیاری برای بررسی میزان برازش مدل نهایی به داده هاست. معمولاً مانده های $r_i = y_i - E(Y_i|D)$ که در آن $\{y_1, \dots, y_M\}$ نمونه ای مستقل از D است، نقطه شروع بسیار خوبی برای سنجش برازش هستند. علاوه بر آن عرض خم^۳ پیشگوی شرطی $P(Y_i|y(i))$ که در آن $y(i)$ نشان دهنده بردار مشاهدات بدون $y(i)$ است، نیز معیار مفیدی در این زمینه می باشد و برحسب مورد می توان یکی از این دو ابزار را برای ارزیابی میزان برازش مدل به داده ها بکار برد.

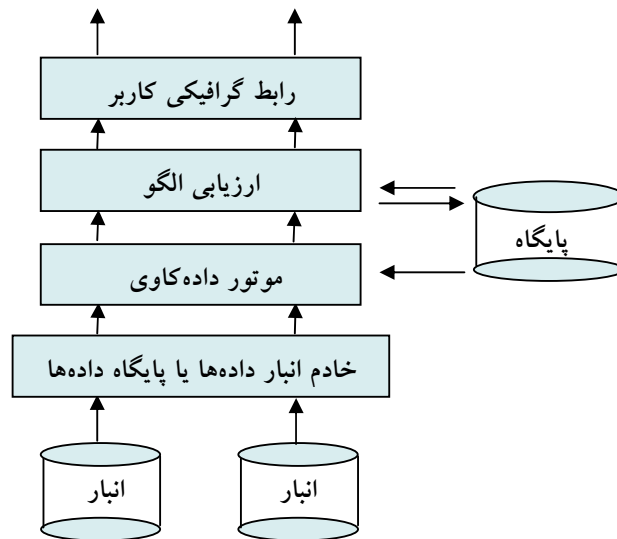
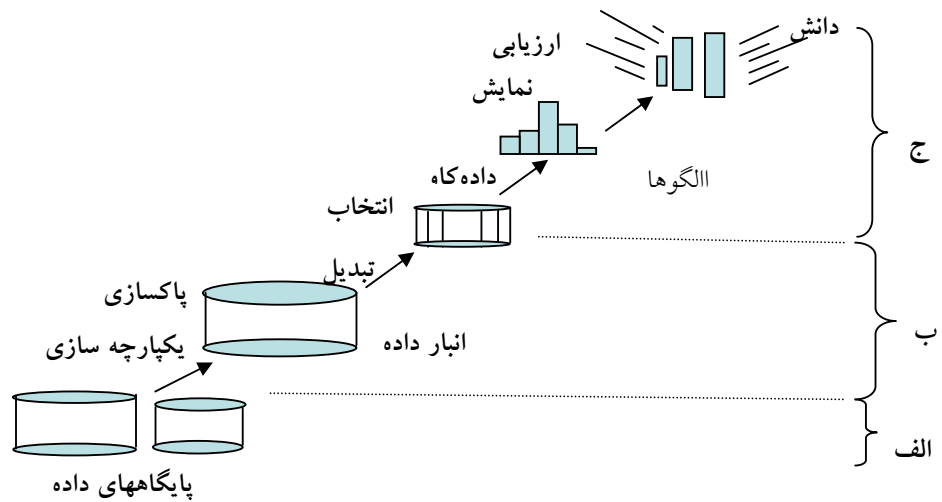
از دو روش مطروحه برای مدلسازی، روش اول که یکی از مدل ها را بعنوان مدل مطلوب برمی گزینند، روش سنتی موسوم به انتخاب مدل است که به برخی از اشکالات و نارسایی های آن اشاره شد. اما روش

Marginal Likelihood -۱

Predictive Distribution -۲

Ordinate -۳

شکل ۱: فرآیند اکتشاف دانش از پایگاه‌های داده‌ها



شکل ۲: یک سیستم داده کاوی

مراجع

- [1] Bernardo, J. M. and Smith, A. F. M., 1994, *Bayesian Theory*, John Wiley , Chichester.
- [2] Chatfield, G., 1995, Model Uncertainty, Data Mining and Statistical Inference, *Journal of the Royal Statistical Society*, A, 58, 3, 419-466.
- [3] Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., Smyth, P., 1996, From Data Mining to Knowledge Discovery in Data Bases, *American Association for Artificial Intelligence*, Fall, 37-53.
- [4] Gilks, D., Richardson, S. and Spiegelhalter, D., 1996, *Marckov Chain Monte Carlo in Practice*, Chapman and Hall, London.
- [5] Glaymour, C., Madigan, D., Fregtbon, D. and Smayth, P., 1996, Statistical Themes and Lessons for Data Mining, *Data Mining and Knowledge Discovery*, 1, 25-42.
- [6] Hall, P., 1998, *Solving Data Mining Problems through Pattern Recognition*, New Jersey.
- [7] Hand, D. J., 1998, Data Mining Statistics and More, *The American Statistician*, 52, 2.
- [8] Hand, D. J., 2001, *Principels of Data Mining*, MIT Press, Cambridge.
- [9] Jiawei, H., 2001, *Data Mining: Concepts and Techniques*, Taylor & Francis, New York,.
- [10] Madigan, D., 2000, Statistical Methods for Bayesian Data Mining, <http://www.stat.rutgers.edu/madigan/papers>.
- [11] Madigan, D., Rachavan, N., Nason, M., and Rideway, G., 2002, Likelihood-Based Data Squashing: A Modeling Approach to Instance Construction, *Data Mining and Knowledge Discovery*, 6, 173-190.
- [12] Parzen, E., 2001, Data Mining, Statistical Methods Mining and History of Statistics. <http://stat.tamu.edu/ftp/pub/eparzen/future.pdf>.
- [13] Raftery, A., Madigan, D. and Hoeting, J., 1997, Bayesian Model Averaging for Linear Regression Models, *Journal of American Statistical Association*, 92, 179-191.
- [14] Ridgewaye, G., and Madigan, D., 2002, A Sequential Monte Carlo Method for Bayesian Analysis of Massive Datasets, *Data Mining and Knowledge Discovery*, 6, 130-139.
- [15] Zhou, Z. H., 2003, Three Perspectives of Data Mining, *Artificial Intelligence*, 143, 139-146.