Privacy in Database Publishing in the Presence of Adversary's Background Knowledge

Fatemeh Amiri
PhD in Software Engineering; Assistant Professor; Department of Computer Engineering; Hamedan University of Technology; Hamedan, Iran Email: F.amiri@hut.ac.ir

Iranian Journal of Information Processing and Management

Iranian Research Institute for Information Science and Technology (IranDoc)
ISSN 2251-8223
eISSN 2251-8231
Indexed by SCOPUS, ISC, & LISTA
Vol. 36 | No. 1 | pp. 211-242
Autumn 2020

Received: 02, Dec. 2019 **Accepted: 07, Apr. 2020**

Abstract: Recent researches show that Data is one of the most valuable and important assets of organizations and businesses. Privacy in the dissemination of data is becoming increasingly challenging. Anonymity as one of the privacy strategies on one side, conceals the relationship between individuals and records in a metadata table and on the other side, preserves the usefulness of the data for subsequent analysis. Preventing information disclosure becomes difficult when the adversary possesses background knowledge. We propose an anonymization framework to protect against background knowledge attack, identity disclosure, and feature disclosure. The anonymization algorithm creates equivalence classes of records whose probability distributions extracted by background knowledge are similar. Our proposed algorithm satisfies k-anonymity and its extension too. The proposed anonymity algorithm tries to satisfy the privacy model while preserving the usefulness of the anonymous data. We verify the theoretical study by experimentation on two datasets. Experimental results show that our proposed algorithm outperforms the state of the art anonymization approaches in terms of loss of information.

Keywords: Privacy Preservation, Data Publishing, Background Knowledge, Hierarchical Anonymization Algorithm, Information Loss Metric

حفظ حریم خصوصی در برون‌سپاری داده‌های سامانه‌های اطلاعاتی با تکیه بر سودمندی داده

فاطمه امیری

دکتری مهندسی کامپیوتر؛ استادیار؛ دانشگاه صنعتی همدان؛ همدان، ایران f.amiri@hut.ac.ir

پژوهش‌نامهٔ پردازش و مدیریت اطلاعات

دریافت: ۱۳۹۸/۰۹/۱۱ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۱/۱۹ مقاله برای اصلاح به مدت ۲۳ روز نزد پدیدآوران بوده است.

نشریهٔ علمی | رتبهٔ بین‌المللی
پژوهشگاه علوم و فناوری اطلاعات ایران
(ایرانداک)
شاپا (چاپی) ۸۲۲۳-۲۲۵۱
شاپا (الکترونیکی) ۸۲۳۱-۲۲۵۱
نمایه در LISTA، ISC، و SCOPUS
jipm.irandoc.ac.ir
دورهٔ ۳۶ | شمارهٔ ۱ | ص‌ص ۲۱۱-۲۴۲
پاییز ۱۳۹۹

چکیده: پژوهش‌های اخیر نشان می‌دهد که داده یکی از ارزشمندترین سرمایه‌های سازمان‌ها و کسب‌وکارهاست. پردازش و تحلیل داده به شرکت‌ها و سازمان‌ها کمک می‌کند که بینش لازم را کسب کرده و از آن در راستای تصمیم‌گیری استراتژیک بهره گیرند. انتشار و فراهم‌کردن دسترسی باز به اطلاعات به یک فرایند متداول و نیاز حیاتی سازمان‌های دولتی و خصوصی تبدیل شده است. داده‌های جمع‌آوری‌شده در سازمان‌ها حاوی اطلاعات خصوصی افراد است که انتشار آن‌ها می‌تواند منجر به افشای اطلاعات حساس و نقض حریم خصوصی شود. اطلاعات حساس همچنین، اسرار دولتی و اسرار تجاری را نیز شامل می‌شود. چالش اصلی حوزهٔ حفظ حریم خصوصی در انتشار داده، انتشار یک شکل تغییریافته از داده‌های جمع‌آوری‌شده است که بتواند حریم خصوصی مالکان داده را حفظ نماید و قابلیت پاسخ به پرس‌وجوها و تحلیل‌های داده‌کاوی را با دقت مناسب داشته باشد. در سناریوی انتشار داده حفاظت از حریم خصوصی مالکان در حضور دانش پیش‌زمینهٔ مهاجم مهمی است. چارچوب گمنامی به‌عنوان یکی از راهبردهای حفظ حریم خصوصی، سودمندی داده را کاهش می‌دهد. در این پژوهش برآنیم یک چارچوب گمنامی برای پیشگیری از حملهٔ دانش پیش‌زمینه، افشای هویت، و ویژگی مالکان طراحی کنیم که سودمندی داده‌های گمنام را بیشینه کند. برای این منظور، بعد از مدل‌سازی دانش پیش‌زمینهٔ مهاجم، مدل حریم خصوصی تعیین و در ادامه، الگوریتم گمنامی ارائه می‌شود. تمرکز این پژوهش بر مدل‌های حریم خصوصی نحوی مانند k- گمنامی و توسعه‌های آن است. الگوریتم پیشنهادی رکوردها را به چندین گروه افراز می‌کند، به‌نحوی که در هر گروه مدل حریم خصوصی برآورده می‌شود. نتایج به‌کارگیری چارچوب

پیشنهادی بر روی دو مجموعه داده ارزیابی و تحلیل می‌شود. برای ارزیابی کارایی چارچوب پیشنهادی از معیارهای سودمندی و حریم خصوصی استفاده می‌شود. نتایج آزمایشات نشان می‌دهد که چارچوب پیشنهادی از نظر سودمندی بر الگوریتم‌های ارائه‌شده در جدیدترین پژوهش‌ها برتری دارد.

کلیدواژه‌ها: سامانه‌های اطلاعاتی، برون‌سپاری داده، انتشار داده، مدل حریم خصوصی، الگوریتم گمنامی

۱. مقدمه

فناوری اطلاعات و ارتباطات[1] با فراهم‌کردن امکان پردازش توزیع‌شده و تحلیل حجم بالای داده، برون‌سپاری و انتشار داده را به یک فرایند متداول و نیاز حیاتی سازمان‌های دولتی و خصوصی تبدیل کرده است. به‌دلیل افزایش تقاضای استفاده از پایگاه داده‌های منتشرشده، حوزهٔ انتشار داده توجه زیادی را در سال‌های اخیر به خود جلب کرده است. انجام تعهدات از سوی مؤسساتی که از دولت بودجه دریافت می‌کنند و یا افزایش درآمد برای مؤسسات خصوصی از انگیزه‌های انتشار پایگاه داده‌هاست. به‌عنوان مثال، انتشار لاگ کاربران در موتورهای جست‌وجو، انتشار داده‌های گرافی مانند شبکه‌های اجتماعی، انتشار داده‌های با ابعاد بالا مانند رشته‌های DNA، انتشار اطلاعات اشیای متحرک و انتشار داده‌های بیماران در مراحل مختلف بیماری مورد توجه پژوهش‌های این حوزه است (Zhou and Pei 2011; Li et al. 2012; Ward, Lin and Madria 2020; Fung et al. 2012; Fatahi and Ershadi 2020; Zhao, Pi Chen 2020).

انتشار پایگاه داده از یک‌سو، اطلاعات غنی برای گیرندگان داده فراهم می‌کند و از سوی دیگر، ممکن است اطلاعات خصوصی افراد هنگام تحلیل توسط گیرندگان داده افشا و حریم خصوصی آن‌ها نقض شود.

گمنامی یکی از راهبردهای حفظ حریم خصوصی است که در سال‌های اخیر به‌دلیل سادگی و کم‌هزینه بودن مورد توجه قرارگرفته است (Fung et al. 2012). گمنامی در جداول پایگاه داده به معنای حفاظت از دادهٔ مورد انتشار بدون نمایش اطلاعات محرمانهٔ فرد یا ارتباط او با رکوردی از پایگاه داده است. ساده‌ترین راه گمنامی در جداول پایگاه

1. information and communication technology (ICT)

داده استفاده از نام مستعار[1] است. در این روش ویژگی‌های هویتی مانند نام و کد ملی افراد با مقداری مستعار جایگزین می‌شود (Kambourakis 2014). پژوهش‌ها نشان داده‌اند که این روش امن نیست، زیرا مهاجم می‌تواند چند ویژگی در پایگاه دادهٔ منتشرشده را با پایگاه داده‌های در دسترس عموم مقایسه و مالکان رکوردها را تعیین هویت کند (Li & Venkatasubramanian 2007; Samarati 2001). چالش حوزهٔ حفظ حریم خصوصی در انتشار داده، انتشار یک شکل تغییریافته از جداول است که بتواند حریم خصوصی مالکان رکوردها را حفظ کند و قابلیت پاسخ به پرس‌وجوها و تحلیل‌های داده‌کاوی را با دقت مناسب داشته باشد. شایان ذکر است که کاهش دقت تحلیل‌های داده‌کاوی در نتیجهٔ تغییر در دادهٔ گمنام به‌عنوان هزینهٔ حفظ حریم خصوصی اجتناب‌ناپذیر است و اتلاف اطلاعات نامیده می‌شود. با کاهش اتلاف اطلاعات، دقت تحلیل‌های داده‌کاوی بر روی داده‌های گمنام و در نتیجه، سودمندی آن‌ها افزایش می‌یابد.

چارچوب‌های گمنامی متعددی برای بیشینه کردن حریم خصوصی و سودمندی در داده‌های منتشرشده ارائه شده است (Sweeney 2002; Cao and Karras 2012; Domingo-Ferrer, Soria-Comas and Mulero-Vellido 2019; Soria-Comas et al. 2015). هر چارچوب گمنامی شامل مدل حریم خصوصی و الگوریتم گمنامی است. مدل حریم خصوصی نیازمندی‌های حریم خصوصی برای انتشار داده را تعیین می‌کند؛ حال آن‌که الگوریتم گمنامی تعیین می‌کند که برای برآورده‌کردن مدل حریم خصوصی، داده چگونه تغییر کند. مدل‌های حریم خصوصی به دو دستهٔ نحوی[2] و معنایی[3] تقسیم‌بندی می‌شوند. مدل‌های نحوی داده را به چندین گروه (به‌نام کلاس هم‌ارزی[4]) افراز می‌کنند. اولین مدل نحوی k- گمنامی است که در آن هر رکورد باید حداقل از k-1 رکورد دیگر تفکیک‌ناپذیر باشد (Sweeney 2002). الگوریتم گمنامی برای برآورده‌کردن k- گمنامی رکوردها را به گروه‌های k تایی افراز می‌کند. k- گمنامی از افشای هویت جلوگیری می‌کند، اما در مقابل افشای ویژگی آسیب‌پذیر است[5] (Samarati 2001). برای رفع این مسئله توسعه‌های k- گمنامی مانند β- شباهت (Cao and Karras 2012)، l- تنوع (Machanavajjhala et al. 2007) و t- نزدیکی (Li,

1. pseudonym 2. syntactic 3. semantic 4. equivalence class

۵. افشای هویت و افشای ویژگی سطوح مهم افشای اطلاعات هستند (Gardner 2012). در افشای هویت، مهاجم تعیین می‌کند کدام رکورد متعلق به فرد قربانی است. در افشای ویژگی بدون نیاز به تعیین هویت مالکان رکوردها، اطلاعات حساس قربانی افشا می‌شود. به‌عنوان مثال، اگر مقادیر ویژگی حساس در یک کلاس هم‌ارزی مشابه باشد، مهاجم می‌تواند اطلاعات حساس قربانی را افشا کند.

Li & Venkatasubramanian 2007) ارائه شده است. در مدل‌های معنایی برای حفظ حریم خصوصی مالکان، نویز به مقادیر جدول اضافه می‌شود. مدل تفاضلی یکی از مهم‌ترین مدل‌ها در دستهٔ معنایی است (Dwork 2006).

هر مدل حریم خصوصی یک راهکار دفاعی در مقابل یک مدل حمله ارائه می‌دهد. مدل حمله شامل فرضیاتی در مورد دانش پیش‌زمینهٔ مهاجم است. دانش پیش‌زمینه، حقایق شناخته‌شده‌ای هستند که به‌خودی خود نقض حریم خصوصی محسوب نمی‌شوند، اما در ترکیب با اطلاعات دیگر می‌توانند به استنتاج دقیق‌تر مهاجم دربارهٔ اطلاعات حساس قربانی کمک کند و به آن حملهٔ دانش پیش‌زمینه گفته می‌شود. در این پژوهش تمرکز بر روی دانش پیش‌زمینهٔ مهاجم دربارهٔ همبستگی بین مقادیر ویژگی‌هاست. فرض کنید یک بیمارستان جهت تحلیل مراحل پیشرفت بیماری‌ها و یا تحلیل اثربخشی یک دارو در توقف یا پیشرفت آهستهٔ بیماری‌ها، اطلاعات بیماران خود را به‌صورت گمنام‌شده منتشر می‌کند. دانش پیش‌زمینه در حوزهٔ پزشکی و سلامت می‌تواند همبستگی بین سن و جنسیت (و یا منطقهٔ جغرافیایی افراد) و نرخ ابتلا به بیماری‌های مختلف را نشان دهد. به‌عنوان مثال، بر اساس مستندات علمی، شیوع برونشیت و آلزایمر در بین زنان بالای ۶۵ سال بیشتر از مردان در همان سن است (National … Institute 2015).

در این پژوهش ارائهٔ یک چارچوب گمنامی در جداول داده مورد توجه است. علی‌رغم تأمین حریم خصوصی، سودمندی در چارچوب‌های گمنامی پیشین پایین است. از طرف دیگر، حضور دانش پیش‌زمینهٔ مهاجم به سختی مسئلهٔ گمنامی می‌افزاید. بنابراین، هدف و انگیزه در این پژوهش ارائهٔ یک چارچوب گمنامی در انتشار داده است که سودمندی دادهٔ گمنام را افزایش دهد و به‌منظور تأمین حریم خصوصی مالکان داده از حملهٔ دانش پیش‌زمینهٔ مهاجم، افشای هویت، و ویژگی پیشگیری کند. با توجه به این مهم، در این پژوهش ابتدا دانش پیش‌زمینهٔ مهاجم مدل‌سازی می‌شود. در ادامه، نیازمندی‌های مدل حریم خصوصی برای پیشگیری از حملهٔ دانش پیش‌زمینه، افشای هویت، و ویژگی تعیین می‌شود و الگوریتم گمنامی جهت برآورده‌کردن مدل حریم خصوصی و بیشینه‌کردن سودمندی ارائه می‌گردد. کارایی چارچوب پیشنهادی توسط چندین آزمایش بر روی دو مجموعه دادهٔ آزمایشگاهی با روش‌های پیشین مقایسه می‌شود. برای ارزیابی کارایی چارچوب پیشنهادی از معیارهای سودمندی و حریم خصوصی متداول در حوزهٔ گمنامی استفاده می‌شود. به‌منظور دستیابی به هدف پژوهش، پاسخ به پرسش‌های زیر ضروری

است.

۱. نیازمندی‌های حریم خصوصی در حضور دانش پیش‌زمینهٔ مهاجم چیست؟ مدل حریم خصوصی نحوی است یا معنایی؟
۲. برای جلوگیری از حملهٔ دانش پیش‌زمینه، حملهٔ افشای هویت، و ویژگی، رکوردها چگونه در الگوریتم گمنامی تغییر می‌کنند؟
۳. علاوه بر تأمین حریم خصوصی مالکان داده، برای افزایش سودمندی داده‌های گمنام در کلاس‌های هم‌ارزی چه راه حلی وجود دارد؟
۴. مناسب‌ترین عملگر گمنامی برای حفظ حریم خصوصی و سودمندی داده‌های جدولی در الگوریتم گمنامی چیست؟

سازماندهی مقاله: در بخش ۲، مرور ادبیات و پیشینهٔ تحقیق در حوزهٔ گمنامی بررسی می‌شود. روش پژوهش در بخش ۳، و چارچوب گمنامی شامل مدل حریم خصوصی و الگوریتم گمنامی در بخش ۴، تشریح می‌شود. ارزیابی الگوریتم گمنامی و تجزیه و تحلیل نتایج در بخش ۵، بررسی و در پایان در بخش ۶، بحث و جمع‌بندی و کارهای آینده تشریح می‌شود.

۲. مرور ادبیات و پیشینهٔ تحقیق

k- گمنامی (Samarati 2001) و توسعه‌های آن (مانند β- شباهت و t- نزدیکی (Cao and Karras 2012) مدل‌های نحوی هستند که برای داده‌های جدولی ارائه شده‌اند. در مدل k- گمنامی، احتمال یافتن رکورد یک فرد خاص (قربانی) در هر کلاس هم‌ارزی حداکثر $\frac{1}{k}$ است. k- گمنامی از افشای هویت[1] جلوگیری می‌کند، اما در مقابل افشای ویژگی[2] آسیب‌پذیر است. برای رفع این مشکل، مدل β- شباهت (Cao and Karras 2012) ضمانت می‌کند که اختلاف نسبی احتمال مشاهدهٔ هر یک از مقادیر حساس در یک کلاس هم‌ارزی از احتمال مشاهدهٔ آن‌ها در کل داده حداکثر β است. لازم به ذکر است که نسخه‌های توسعه‌یافته مانند β- شباهت، جایگزین k- گمنامی نیستند و برای جلوگیری از افشای هویت و ویژگی به k- گمنامی و توسعه‌های آن به‌طور هم‌زمان نیاز است. چندین پژوهش، ترکیبی از مدل‌های حریم خصوصی را برای جلوگیری از افشای هویت و ویژگی

1. identity disclosure 2. attribute disclosure

ارائه داده‌اند (Amiri et al. 2016; Soria-Comas et al. 2015; Amiri, Yazdani and Shakery 2018).

برای تأمین حریم خصوصی مالکان داده لازم است داده قبل از انتشار تغییر کند. برای این منظور هر الگوریتم گمنامی از عملگرهای گمنامی مانند تعمیم (LeFevre et al. (2006), Amiri et al. (2016), Li et al. (2012)، تجزیه Xiao and Tao (2006) و ریزتجمیع Soria-Comas et al. (2015), Domingo-Ferrer, Soria-Comas and Mulero-Vellido (2019) استفاده می‌کنند. عملگر تعمیم به تغییر مقدار یک ویژگی به یک مقدار عام اطلاق می‌شود. به‌عنوان مثال، فرض کنید جدول ۱، دادهٔ اصلی جمع‌آوری‌شده در مورد بیماران یک بیمارستان است. بعد از اعمال الگوریتم گمنامی مبتنی بر تعمیم جدول ۲، تولید می‌شود. در حوزهٔ گمنامی، ویژگی‌های هر جدول به سه گروه شناسه[1]، شبه‌شناسه[2] و ویژگی حساس[3] تقسیم می‌شود. جدول ۱، شامل یک ویژگی شناسه name، سه ویژگی شبه‌شناسه gender, age و zip code و یک ویژگی حساس disease است. بعد از اعمال الگوریتم گمنامی، شناسه حذف و مقادیر شبه‌شناسه تعمیم می‌یابند. در الگوریتم گمنامی مبتنی بر تعمیم مقادیر ویژگی حساس جهت انجام تحلیل‌های داده‌کاوی بدون تغییر منتشر می‌شوند. شایان ذکر است که جدول ۲، مدل ۳- گمنامی را ارضا می‌کند، زیرا اگر مهاجم مقادیر age، gender و zipcode فرد خاصی را بداند، بدون داشتن هیچ دانش اضافی دیگر با احتمال حداکثر $\frac{1}{3}$ می‌تواند رکورد مربوط به فرد و در نتیجه، بیماری او را بیابد.

جدول ۱. دادهٔ اصلی

Name	Age	Gender	Zip	Diseases
Cayla	65	F	12040	Cancer-II
Dior	66	F	12041	GRED[4]
Elisa	66	F	12041	Depression
Fiona	65	F	12041	Diabetes-II
Ganya	66	F	12041	Flu
Harriet	67	F	12041	Alzheimer-I

1. identifier
2. quasi identifier (QID)
3. sensitive attributes
4. gastroesophageal reflux disease

جدول ۲. دادهٔ گمنام‌شده

Equivalence class	Age	Gender	Zip	Diseases
1	[65-66]	F	1204*	Cancer-II
1	[65-66]	F	1204*	GRED
1	[65-66]	F	1204*	Depression
2	[65-67]	F	12041	Diabetes-II
2	[65-67]	F	12041	Flu
2	[65-67]	F	12041	Alzheimer-I

عملگر تعمیم برای داده‌های دسته‌ای مناسب است، اما نمی‌تواند داده‌های عددی را به‌دقت پردازش کند. با استفاده از این عملگر مقادیر عددی به بازه‌های گسسته تبدیل می‌شود. تعمیم به توزیع مقادیر در هر بازه توجه نمی‌کند و برای پردازش و تحلیل بازه‌ها به ابزارهای خاص نیاز است. وجود بازه‌های هم‌پوشان مانند [۲۰-۱۰] و [۱۵-۵] خوانایی داده منتشرشده را کاهش می‌دهد. از سوی دیگر، عملگر تجزیه منجر به تولید بیش از یک جدول می‌شود که پردازش و تحلیل داده را سخت خواهد کرد؛ حال آن‌که در ریزتجمیع ویژگی ریزدانه‌ای بودن[1] مقادیر عددی از بین نمی‌رود و طبیعت پیوستهٔ اعداد حفظ می‌شود، اما برای مقادیر دسته‌ای مناسب نیست (Domingo-Ferrer and Torra 2005). مزیت مهم عملگر تعمیم به ریزتجمیع، قابلیت اعتماد داده‌های گمنام توسط تعمیم است. در ریزتجمیع تعدادی از مقادیر ممکن است حذف شود و توزیع داده‌های گمنام با توزیع دادهٔ اصلی سازگار نباشد (Amiri et al. 2016). شایان ذکر است که هر یک از این عملگرها جایگاه خود را در پژوهش‌ها دارند.

تحقیق نزدیک به این پژوهش توسط Amiri et al. (2016) ارائه شده است. الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر تعمیم و هر دو مدل k- گمنامی و β- شباهت را برآورده می‌کند. روش پیشنهادی این پژوهش در دو نسخهٔ مختلف ارائه شده است. در اولین نسخه، ابتدا خوشه‌هایی ایجاد می‌شود که k- گمنامی را برآورده می‌کنند. سپس، خوشه‌ها برای ارضای β- شباهت با یکدیگر ادغام می‌شود. در نسخهٔ دوم، شرط β- شباهت بر k- گمنامی اولویت دارد. در اولین نسخه از الگوریتم، اتلاف اطلاعات در مقایسه با اتلاف حریم خصوصی کم است، اما در نسخهٔ دوم، اتلاف حریم خصوصی کاهش یافته است. در هر

1. granularity

دو نسخه الگوریتم سودمندی داده پایین است. در تحقیق نزدیک دیگر، Riboni, Pareschi & Bettini (2012)، یک لیست مرتب از رکوردها بر اساس تبدیل ایندکس هیلبرت[1] ایجاد می‌شود. بر اساس این تبدیل، رکوردها با مقادیر شبه‌شناسه مشابه در لیست نزدیک هم قرار دارند. هر k رکورد نزدیک که t- نزدیکی (Cao and Karras, 2012) را برآورده کند به‌عنوان یک کلاس هم‌ارزی منتشر می‌شود. مشکل اصلی الگوریتم پیشنهادی اتلاف اطلاعات بالا و سودمندی پایین است.

نوع دانش پیش‌زمینهٔ مهاجم در یک چارچوب گمنامی نیز یکی از چالش‌های مهم این حوزهٔ پژوهشی است (Riboni, Pareschi & Bettini 2012). در اکثر مدل‌های حریم خصوصی فرض می‌شود که مهاجم از حضور اطلاعات فرد قربانی در جدول منتشرشده و مقادیر شبه‌شناسهٔ او آگاه است. حال اگر دانش مهاجم توسعه یابد، هیچ‌یک از مدل‌های مذکور نمی‌تواند حریم خصوصی مالکان را تأمین کند. همبستگی داده یکی از انواع دانش پیش‌زمینه است که در حضور آن، تأمین حریم خصوصی سخت است (Li, Li and Zhang 2009; Al Bouna, Clifton & Malluhi 2015; Wang and Liu 2015, 2011).

روش‌های مدل‌سازی دانش مهاجم به دو دستهٔ مبتنی بر منطق (Chen, Ramakrishnan and LeFevre 2007; Martin et al. 2007) و مبتنی بر ابزارهای احتمالاتی (Riboni, Pareschi & Bettini 2012; Li, Li and Zhang 2009) طبقه‌بندی می‌شوند.

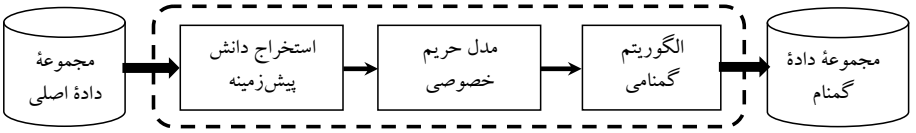
در این پژوهش بر الگوریتم‌های گمنامی مبتنی بر تعمیم به‌دلیل قابل اعتماد بودن داده‌ها تمرکز داریم. برآنیم علاوه بر حریم خصوصی، سودمندی دادهٔ حاصل از الگوریتم پیشنهادی نسبت به پژوهش‌های قبلی بیشتر شود. شایان ذکر است که در سال‌های اخیر مدل تفاضلی به‌عنوان یک مدل احتمالاتی قوی مورد توجه قرار گرفته است، اما همان‌طور که در پژوهش «کیفر» نشان داده شده، هنگامی که مهاجم به دانش پیش‌زمینه دسترسی دارد مدل مذکور نمی‌تواند مؤثر باشد (Kifer 2009). در نتیجه، تمرکز این پژوهش بر مدل‌های نحوی مانند k- گمنامی و توسعه‌های آن است.

۳. روش پژوهش

پژوهش حاضر از نوع پژوهش‌های کاربردی است. در این پژوهش با مطالعهٔ منابع

1. Hilbert Index

علمی معتبر یک چارچوب گمنامی برای انتشار داده‌های جدولی ارائه می‌شود که از طریق آن بتوان حریم خصوصی و سودمندی را در داده‌های گمنام افزایش داد. شکل ۱، مراحل ایجاد چارچوب گمنامی را نمایش می‌دهد. در این پژوهش فرض می‌شود که مهاجم به دانش پیش‌زمینه دربارهٔ همبستگی بین مقادیر ویژگی‌ها دسترسی دارد. ما دانش پیش‌زمینه را به‌صورت توزیع احتمال تخصیص مقادیر حساس به مالکان مدل می‌کنیم و آن را توزیع دانش پیش‌زمینه می‌نامیم.



شکل ۱. مراحل ایجاد چارچوب گمنامی

بعد از تعیین نحوهٔ مدل‌سازی دانش، توزیع دانش پیش‌زمینهٔ مهاجم استخراج می‌شود. در ادامه، مدل حریم خصوصی و الگوریتم گمنامی برای پیشگیری از حملهٔ دانش پیش‌زمینه، افشای هویت، و ویژگی تعیین می‌شود (شکل ۱). با توجه به حضور دانش پیش‌زمینه، این پژوهش بر روی مدل حریم خصوصی نحوی و الگوریتم گمنامی مبتنی بر تعمیم تمرکز دارد. پیاده‌سازی با استفاده از زبان برنامه‌نویسی C انجام می‌شود. نتایج اجرای چارچوب پیشنهادی بر روی دو مجموعهٔ دادهٔ آزمایشی Adult Dataset (2015) و BKseq Dataset (Riboni, Pareschi & Bettini 2012) ارزیابی و تحلیل می‌شود. نظر به این‌که BKseq Dataset شامل ۲۴ جدول با ۴۰۰۰ رکورد است، در هر مرحله از آزمایش بر روی این مجموعه داده یک جدول به الگوریتم داده می‌شود. آزمایشات بر روی سیستمی با پردازندهٔ مرکزی Core i5, 2.5 GHZ و حافظهٔ داخلی 8 GB انجام می‌شود. شایان ذکر است که هرآزمایش ده بار تکرار و میانگین نتایج آزمایشات گزارش می‌شود. برای تحلیل نتایج و مقایسه با دو پژوهش نزدیک Riboni et al. (2012) و Amiri et al. (2016) از معیار خطای قطعیت سراسری[1] (Ghinita et al. 2007)، اتصال رکورد[2] (Soria-Comas et al. 2015)، اندازهٔ کلاس‌های هم‌ارزی و زمان اجرای الگوریتم استفاده می‌شود. شایان ذکر است که با توجه به متفاوت‌بودن مدل حمله در سایر پژوهش‌های حوزهٔ گمنامی، امکان مقایسهٔ

1. global certainty penalty (GCP) 2. record linkage (RL)

چارچوب پیشنهادی با آن روش‌ها ممکن نیست.

۳-۱. فرضیات مسئله

در متداول‌ترین حوزه‌های پژوهشی داده‌ها حالت جدولی دارند. هر جدول شامل چند رکورد است و هر رکورد شامل چند ویژگی است. فرض کنید ناشر داده، رکوردهای افراد را در جدول $T = \{r_1, r_2, .., r_n\}$ جمع‌آوری و نسخهٔ گمنام آن $\overline{T}$ را برای استفادهٔ عموم منتشر می‌کند. هر رکوردی از T به یک فرد v_i، مالک رکورد، منتسب می‌شود و شامل یک ویژگی شناسه، D ویژگی شبه‌شناسه $A_1, A_2, \dots, A_D$ و یک ویژگی حساس[1] به نام A_{D+1} است. $[A_j]$ دامنهٔ ویژگی A_j برای $1 \le j \le D+1$ است. $r_i(A_j)$ مقدار ویژگی A_j از رکورد r_i و $r_i(QI)$ مقادیر همهٔ ویژگی‌های شبه‌شناسه رکورد r_i را نمایش می‌دهد. الگوریتم گمنامی شناسه‌ها را حذف و رکوردها را به تعدادی کلاس هم‌ارزی افراز می‌کند. در پایان، عملگر تعمیم به مقادیر شبه‌شناسه در هر کلاس هم‌ارزی اعمال می‌شود. در این پژوهش فرض می‌شود: ۱) مهاجم از مجموعهٔ مالکان رکورد و مقادیر شبه‌شناسه آن‌ها مطلع است، و ۲) مهاجم به دانش پیش‌زمینهٔ همبستگی بین مقادیر شبه‌شناسه و مقادیر حساس دسترسی دارد. شایان ذکر است که فرض اول دانش در اکثر پژوهش‌های حوزهٔ گمنامی مشترک است.

۳-۲. دانش پیش‌زمینه

این دانش، احتمال اولیهٔ تخصیص مقادیر حساس به یک فرد بر اساس مقادیر شبه‌شناسه‌اش را نمایش می‌دهد. دانش پیش‌زمینه تابعی است به‌صورت $PD^{sv}: [QI] \to \Sigma$ که در آن، $[QI] = [A_1] \times [A_2] \times \dots \times [A_D]$ مجموعهٔ همهٔ مقادیر ممکن شبه‌شناسه‌ها، $\Sigma = \{(p_1, p_2, .. p_m) | \ p_i \in \mathbb{R}, \ \sum_{1 \le i \le m} p_i = 1, \ 0 \le p_i \le 1\}$ مجموعهٔ همهٔ توزیع‌های احتمال ممکن و m تعداد مقادیر متمایز در ویژگی حساس A_{D+1} است. برای مالک v با مقادیر شبه‌شناسه $q \in [QI]$، دانش پیش‌زمینه به‌صورت یک توزیع احتمال $(p_1, p_2, .., p_m)$ روی دامنهٔ مقادیر ویژگی حساس مدل می‌شود که در آن p_i احتمال ابتلای فرد v به بیماری s_i به‌شرط q است. بنابراین، یک توزیع دانش پیش‌زمینه به هر مالک رکورد در جدول T نسبت داده می‌شود. شایان ذکر است که این دانش

1. sensitive attribute

از توزیع مقادیر حساس که تناوب هر مقدار حساس در کل جدول را نمایش می‌دهد، متفاوت است. الگوریتم‌های مؤثری برای استخراج دانش بر اساس داده‌های موجود ارائه شده است. در این پژوهش از روش ارائه‌شده در Riboni, Pareschi & Bettini (2012) برای استخراج دانش پیش‌زمینه استفاده می‌شود. در پیوست ۱، نمادهای ریاضی مورد استفاده در این پژوهش بیان می‌شود.

٤. چارچوب گمنامی پیشنهادی

هر چارچوب گمنامی نحوی قصد دارد عدم قطعیت در تعیین هویت مالکان رکوردها را بیشینه کند. هنگامی که جدول گمنامی منتشر می‌شود، مهاجم تلاش می‌کند مالکان رکوردها را به مقادیر حساس واقعی موجود در جدول نسبت دهد. بنابراین، در هر راه‌حل گمنامی لازم است توانایی مهاجم در متمایزکردن یک انتساب از بین انتساب‌های ممکن را محدود کرد. برای رسیدن به این هدف در حضور دانش پیش‌زمینه می‌توان کلاس‌های هم‌ارزی ایجاد کرد که توزیع دانش پیش‌زمینهٔ مالکان رکوردهای هر کلاس مشابه باشند. از آنجا که ایجاد کلاس‌های هم‌ارزی با رکوردهای دارای توزیع دانش مشابه، دشوار است. این محدودیت در این پژوهش اعمال می‌شود که اختلاف توزیع دانش پیش‌زمینهٔ مالکان رکوردها در هر کلاس هم‌ارزی نباید بیش از حد آستانهٔ تعیین‌شدهٔ J باشد. برای محاسبهٔ شباهت بین توزیع‌های احتمال از معیار «جنسون شانون دایورجنس»[1] (Lin 1991) استفاده می‌شود. این معیار متقارن است و همیشه مقداری متناهی است. از آنجا که شباهت توزیع‌های دانش پیش‌زمینه به مقادیر شبه‌شناسه و حساس در هر کلاس توجه ندارد، این شرط برای حفاظت از حریم‌خصوصی و جلوگیری از افشای هویت و ویژگی کافی نیست. بنابراین، مدل حریم خصوصی شامل شرایط و نیازمندی‌های زیر است:

۱. جلوگیری از حملهٔ دانش پیش‌زمینه با محدودکردن اختلاف توزیع دانش پیش‌زمینه در هر کلاس هم‌ارزی حداکثر به اندازهٔ آستانهٔ J؛
۲. جلوگیری از افشای هویت توسط برآورده‌کردن مدل k- گمنامی: اندازهٔ هر کلاس هم‌ارزی حداقل k است؛
۳. جلوگیری از افشای ویژگی توسط برآورده‌کردن مدل β- شباهت: به ازای هر مقدار

1. Jensen Shanon divergence (JSD)

حساس s_i در کلاس هم‌ارزی Q، اگر p_i و q_i به‌ترتیب احتمال مشاهده s_i در کل جدول و در Q باشد، آنگاه $q_i \leq f(p_i) = (1 + \min\{\beta, -\ln p_i\}) \times p_i$.

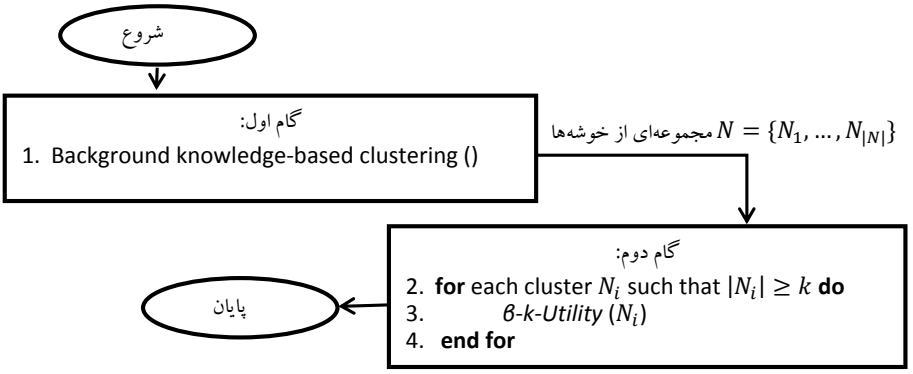
الگوریتم پیشنهادی این نیازمندی‌ها را به‌صورت سلسله‌مراتبی برآورده می‌کند. در مرحلهٔ اول از الگوریتم خوشه‌یابی تجمعی[1] برای پیشگیری از حملهٔ دانش پیش‌زمینه استفاده می‌شود. خوشه‌یابی تجمعی خوشه‌هایی ایجاد می‌کند که در آن‌ها اختلاف توزیع دانش پیش‌زمینه بین هر زوج رکورد کمتر از حد آستانهٔ J است. سپس، هر خوشه برای برآورده‌کردن نیازمندی‌های β- شباهت و k- گمنامی افراز می‌شود. در پایان، برای افزایش سودمندی در هر کلاس هم‌ارزی، رکوردها بین کلاس‌ها جابه‌جا می‌شوند. این جابه‌جایی نباید نیازمندی‌های حریم خصوصی را نقض کند.

٤-١. الگوریتم گمنامی

الگوریتم MHA برای برآورده‌کردن مدل حریم خصوصی پیشنهاد می‌شود. همان‌طور که در شکل ۲، مشاهده می‌شود، الگوریتم پیشنهادی شامل دو گام است:

۱. Background knowledge-based clustering (خط ۱ در شکل ۲): جدول اصلی به تعدادی خوشه‌افراز می‌شود، به‌نحوی‌که در هر خوشه اختلاف توزیع دانش پیش‌زمینهٔ هر زوج از رکوردها حداکثر J است.
۲. β-k-Utility (خط ۳ در شکل ۲): برای برآورده‌کردن k- گمنامی و β- شباهت، هر خوشهٔ ایجادشده در مرحلهٔ قبل به تعدادی کلاس هم‌ارزی افراز می‌شود. در انتها، برای افزایش سودمندی داده‌ها رکوردها بین کلاس‌های هم‌ارزی جابه‌جا می‌شوند.

1. agglomerative clustering



شکل ۲. الگوریتم گمنامی MHA

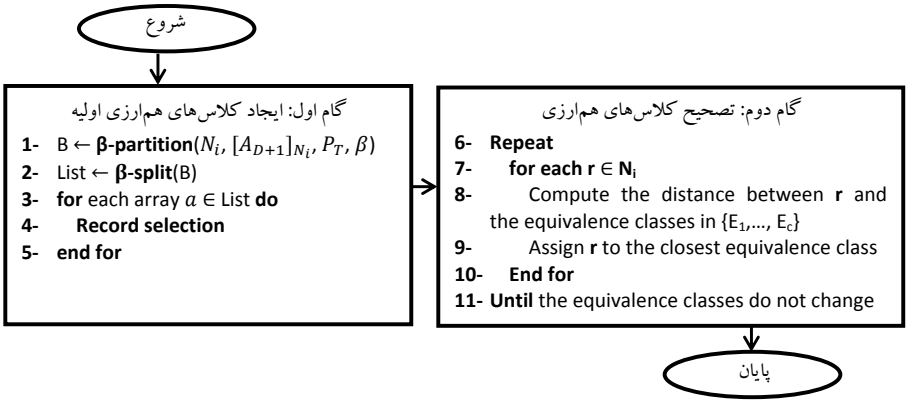
درگام اول، یک دیاگرام درختی[1] از رکوردها با استفاده از خوشه‌یابی تجمعی ایجاد می‌شود. در ادامه، درخت را از گره‌هایی هرس می‌کنیم که گره مربوطه و همهٔ فرزندان آن دارای اختلاف توزیع دانش پیش‌زمینهٔ کمتر یا مساوی J باشند. خروجی گام اول مجموعه‌ای از خوشه‌های مجزا $N = \{N_1, N_2, \dots, N_{|N|}\}$ است. سپس، به‌ازای هر خوشهٔ N_i که تعداد رکوردهای آن حداقل k است، الگوریتم β-k-Utility اجرا می‌شود. خوشه‌های کمتر از k رکورد منتشر نخواهد شد.

الگوریتم β-k-Utility برای برآورده‌کردن β- شباهت و k- گمنامی هر خوشه N_i را به چندین گروه‌افراز می‌کند. سپس، مقادیر ویژگی در هر گروه تعمیم می‌یابد و هر گروه به‌عنوان یک کلاس هم‌ارزی منتشر می‌شود. در ادامه، الگوریتم β-k-Utility با جزییات تشریح می‌شود.

٤-۲. الگوریتم β-k-Utility

الگوریتم β-k-Utility شامل دو گام به نام‌های «ایجاد کلاس‌های هم‌ارزی اولیه» و «تصحیح کلاس‌های هم‌ارزی» است (شکل ۳). در گام اول، رکوردها بر اساس مقادیر حساس به چندین گروه‌افراز می‌شوند که در آن‌ها β- شباهت برآورده شده است. سپس، هر گروه به‌منظور برآورده‌شدن k- گمنامی به گروه‌های کوچک‌تر افراز می‌شود. در گام دوم، رکوردها برای افزایش سودمندی بین گروه‌ها جابه‌جا می‌شوند.

1. dendrogram



شکل ۳. الگوریتم β-k-Utility

اگر N_i مجموعه‌ای از رکوردها، P_T توزیع مقادیر حساس در جدول اصلی، و $[A_{D+1}]_{N_i}$ دامنهٔ مقادیر حساس در N_i باشد، الگوریتم β-k-Utility مجموعهٔ N_i، P_T، $[A_{D+1}]_{N_i}$، k و β را به‌عنوان ورودی دریافت می‌کند و مجموعهٔ کلاس‌های هم‌ارزی را ایجاد می‌کند. گام اول، شامل سه مرحله است:

۱. β-Partition: (خط ۱ در شکل ۳) در این مرحله مقادیر حساس مشاهده‌شده در رکوردهای N_i به تعدادی زیرمجموعه تقسیم می‌شود. همهٔ رکوردهایی از N_i که مقادیر حساس آن‌ها در یک زیرمجموعه قرار گرفته است، یک گروه به‌وجود می‌آورند. در گروه‌های ایجادشده β- شباهت برآورده شده است.

۲. β-Split: (خط ۲ در شکل ۳) هر گروه ایجادشده در مرحلهٔ قبل برای کاهش اندازهٔ کلاس‌های هم‌ارزی نهایی و حفظ سودمندی داده‌افراز می‌شود تا هنگامی‌که β- شباهت و k- گمنامی نقض نشود.

۳. Record Selection: (خط ۴ در شکل ۳) رکوردهایی از هر گروه برای تشکیل کلاس‌های هم‌ارزی اولیه انتخاب می‌شوند. این انتخاب به‌گونه‌ای انجام می‌شود که اتلاف اطلاعات کاهش یابد.

در β-Partition رکوردها به تعدادی گروه‌افراز می‌شوند. برای حفظ سودمندی داده، افرازی با کمترین تعداد گروه مطلوب است. برای این منظور از روش ارائه‌شده در پژوهش Cao and Karras (2012) استفاده می‌کنیم. سپس، افراز B ایجادشده از رکوردها به‌عنوان خروجی به مرحلهٔ بعد ارسال می‌شود.

در مرحلهٔ بعد، تابع β-split از درخت دودویی برای تعیین اندازهٔ هر کلاس هم‌ارزی

استفاده می‌شود. هر گره از درخت به روش بالا به پایین به دو بخش تقسیم می‌شود. افراز ایجادشده توسط مرحلهٔ قبل به‌عنوان ریشهٔ درخت منظور می‌شود. ریشه به‌صورت $r = [|b_1|, |b_2|, \dots, |b_{|B|}|]$ نمایش داده می‌شود که $|b_i|$ تعداد رکوردها در گروه b_i است. ریشه به دو فرزند افراز می‌شود. هر b_i به دو گروه b_i^1 و b_i^2 تقسیم می‌شود، به‌نحوی که فرزند چپ، c_1، شامل $|b_i^1| = \left\lfloor \frac{|b_i|}{2} \right\rfloor$ رکورد و فرزند راست، c_2، شامل $|b_i^2| = |b_i| - |b_i^1|$ رکورد است؛ یعنی رکوردهای گره پدر به‌طور مساوی بین فرزندان تقسیم می‌شود. این تقسیم شدن در صورتی امکان‌پذیر است که تعداد رکوردهای هر فرزند دست‌کم k باشد و هر دو فرزند شرط شایستگی را برآورده کنند. شرط شایستگی در گره c_1 بررسی می‌کند آیا مقادیر حساس در هر گروه b_i، یعنی مجموعهٔ $\{s_b, s_{b+1}, \dots, s_e\}$، شرط $\sum_{j=b}^{e} p_j^{b_i} \leq f(p_{l_j})$ را برآورده می‌کنند به‌نحوی که $p_j^{b_i}$ احتمال مشاهدهٔ مقدار حساس s_j در گره c_1، $p_{l_j} = \min_{\forall s_j \in b_j}\{p_j\}$ و p_j احتمال مشاهدهٔ مقدار حساس s_j در جدول اصلی است. فرایند تقسیم گره‌های درخت ادامه می‌یابد تا هنگامی که هیچ گرهی را نتوان تقسیم کرد. برگ‌های درخت تعداد رکوردهای هر کلاس هم‌ارزی را مشخص می‌کند. تابع β-split لیستی از برگ‌های درخت را به مرحلهٔ بعد ارسال می‌کند. در پیوست شماره ۲، مراحل ساختن لیست برگ‌ها با یک مثال تشریح می‌شود.

در مرحلهٔ Record selection (خط ۴ در شکل ۳)، کلاس‌های هم‌ارزی براساس برگ‌های ایجادشده در مرحلهٔ قبل تولید می‌شوند. کاهش اتلاف اطلاعات در تشکیل کلاس‌های هم‌ارزی نیز مورد توجه است. برای این منظور نمایهٔ «هیلبرت»[1] (Ghinita et al. 2007) همهٔ رکوردها محاسبه می‌شود. فرض کنید $B = \{b_1, b_2, \dots, b_{|B|}\}$ افراز ایجادشده توسط β-partition است. رکوردها در هر گروه به‌صورت صعودی بر حسب نمایهٔ «هیلبرت» مرتب می‌شوند. سپس، به‌ازای هر برگ ایجادشده در مرحلهٔ قبل یعنی $a = [a_1, \dots, a_{|B|}]$ به‌صورت زیر عمل می‌شود: یک رکورد تصادفی r از گروه b_1 انتخاب می‌شود. سپس، توسط جست‌وجوی دودویی، $a_1 - 1$ رکورد بعدی نزدیک r از گروه b_1 انتخاب می‌شود. این رکوردها به کلاس هم‌ارزی تهی E_i اضافه می‌شوند. در ادامه، a_2 رکورد از گروه b_2 انتخاب می‌شود، به‌نحوی که نزدیک رکوردهای انتخاب‌شده در E_i هستند.

1. Hilbert index

انتخاب رکورد برای همهٔ عناصر آرایهٔ a در گروه‌های مربوطه ادامه می‌یابد. به‌ازای هر برگ یک کلاس هم‌ارزی ایجاد می‌شود و مجموعهٔ کلاس‌های هم‌ارزی $\{E_1,\ldots, E_c\}$ به گام دوم ارسال می‌شود.

در گام دوم (خطوط ۷ تا ۱۰ در شکل ۳)، کلاس‌های هم‌ارزی بازبینی می‌شوند. برای این‌منظور هر رکورد به نزدیک‌ترین کلاس هم‌ارزی (مشابه‌ترین مقادیر شبه‌شناسه) منتقل می‌شود، در صورتی که نیازمندی‌های حریم خصوصی نقض نشود. تا زمانی که تغییرات در کلاس‌های هم‌ارزی وجود دارد، بازبینی و تصحیح آن‌ها ادامه می‌یابد. در پایان، هر گروه به‌عنوان یک کلاس هم‌ارزی منتشر می‌شود. در این پژوهش در خط ۸ از شکل ۳، برای محاسبهٔ فاصله بین یک رکورد r و کلاس هم‌ارزی E_i معیار فاصلهٔ توسعه‌یافتهٔ $\bar{d}(r, E_i)$ پیشنهاد می‌شود. برای محاسبهٔ $\bar{d}(r, E_i)$ اگر رکورد r در حال حاضر عضو کلاس E_i است و با حذف این رکورد از گروه یعنی $E_i\backslash\{r\}$، بیشینهٔ فاصلهٔ نسبی توزیع مقادیر حساس گروه جدید بیشتر از β شود و یا تعداد رکوردهای $E_i\backslash\{r\}$ کمتر از k شود، اندازهٔ معیار فاصلهٔ توسعه‌یافته صفر است. حال اگر r در حال حاضر عضو کلاس E_i نباشد، با افزودن آن به گروه یعنی $E_i \cup \{r\}$، بیشینهٔ فاصلهٔ نسبی توزیع مقادیر حساس کلاس $E_i \cup \{r\}$ بیشتر از β شود، اندازهٔ معیار فاصلهٔ توسعه‌یافته بی‌نهایت است. در غیر این صورت فاصله اقلیدسی بین رکورد r و نمایندهٔ کلاس E_i محاسبه می‌شود. نمایندهٔ کلاس میانگین مقادیر هر ویژگی در کلاس است. در صورتی که رکوردی شامل ویژگی‌های عددی و غیرعددی باشد، می‌توان از روش ترکیبی ارائه‌شده در Han et al. (2014) برای محاسبهٔ فاصلهٔ اقلیدسی استفاده کرد.

۵. ارزیابی چارچوب پیشنهادی

در این بخش نتایج ارزیابی چارچوب پیشنهادی با استفاده از دو مجموعهٔ داده و نسبت به معیارهای متفاوت گزارش می‌شود. در بخش ۵-۱داده‌های پژوهش، در بخش ۵-۲ معیارهای ارزیابی و در بخش ۵-۳ نتایج تجربی ارزیابی چارچوب پیشنهادی بررسی می‌شود.

۵-۱. داده‌های پژوهش

برای ارزیابی چارچوب پیشنهادی از دو مجموعهٔ دادهٔ زیر استفاده می‌شود که در

ارزیابی کارهای پیشین در حوزهٔ گمنامی نیز استفاده شده است.

۱. Adult Dataset (2015)، مجموعهٔ دادهٔ «مرکز آمار آمریکا» در سال ۱۹۹۴ که به‌طور گسترده برای آزمایشات تجربی گمنامی استفاده می‌شود. این مجموعهٔ داده شامل ۴۵۲۲۲ رکورد آماری با ۶ ویژگی عددی، ۸ ویژگی دسته‌ای و یک ستون برای نمایش میزان درآمد است. در این آزمایشات از سه ویژگی سن، جنسیت و تحصیلات به‌عنوان شبه‌شناسه و میزان درآمد به‌عنوان ویژگی حساس استفاده می‌شود.

۲. BKseq Dataset, Riboni et al. (2012) اطلاعات جمع‌آوری‌شده در این مجموعهٔ داده بر اساس دانش حوزه و به شیوهٔ مصنوعی (بر اساس مقالات علمی حوزهٔ پزشکی) ایجاد شده است. این مجموعهٔ داده شامل تاریخچه‌ای از ۲۴ جدول و هر جدول شامل ۴۰۰۰ رکورد است. هر رکورد شامل ویژگی‌های سن، جنسیت، وزن و نوع بیماری است. در این رکوردها ۱۹ مقدار حساس از مراحل مختلف بیماری مشاهده می‌شود.

۵-۲. معیارهای ارزیابی

به‌منظور ارزیابی کارایی الگوریتم گمنامی معیارهای اتلاف اطلاعات و حریم خصوصی مورد توجه است. الگوریتم گمنامی داده را قبل از انتشار تغییر می‌دهد. هر قدر تغییرات داده در نتیجهٔ گمنامی کمتر باشد، دقت تحلیل بر روی دادهٔ گمنام نزدیک به دقت تحلیل بر روی دادهٔ اصلی (بدون تغییر) است. در معیار اتلاف اطلاعات میزان تغییرات دادهٔ اصلی نسبت به دادهٔ گمنام بررسی می‌شود. در اکثر پژوهش‌های حوزهٔ گمنامی از معیار خطای قطعیت سراسری[1] Ghinita et al. (2007) به‌عنوان معیار اتلاف اطلاعات استفاده می‌شود. معیار خطای قطعیت سراسری از معیار خطای قطعیت نرمال[2] بهره می‌برد. اگر جدول T شامل D ویژگی شبه‌شناسه عددی $\mathbf{A_1, A_2, \dots, A_D}$ باشد، الگوریتم گمنامی مبتنی بر تعمیم رکورد r را به $\bar{\boldsymbol{r}} = ([\boldsymbol{y_1} - \boldsymbol{z_1}], \dots, [\mathbf{y_D} - \mathbf{z_D}])$ تبدیل می‌کند، به‌نحوی که $\forall\, \mathbf{1} \le \boldsymbol{i} \le \boldsymbol{D},\ \boldsymbol{y_i} \le \boldsymbol{z_i}$ است. خطای قطعیت نرمال ویژگی $\boldsymbol{A_i}$ یعنی $\mathbf{NCP_{A_i}}$ به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\mathbf{NCP_{A_i}(t)} = \frac{\mathbf{z_i} - \mathbf{y_i}}{|\mathbf{A_i}|} \qquad (۱)$$

که در آن، $|\boldsymbol{A_i}|$ فاصلهٔ بین بیشینه و کمینهٔ مقدار در ویژگی $\boldsymbol{A_i}$ است. خطای قطعیت

1. global certainty penalty (GCP)
2. normalized certainty penalty (NCP)

رکورد r به‌صورت مجموع وزن‌دار خطای قطعیت نرمال ویژگی‌های رکورد محاسبه می‌شود و خطای قطعیت سراسری یک جدول به‌صورت مجموع خطای قطعیت نرمال رکوردهاست. مقدار GCP عددی بزرگ‌تر یا مساوی صفر است که صفر نشان‌دهندهٔ حالتی است که هیچ اتلافی رخ نداده و بیشترین سودمندی در داده‌ها حفظ شده است. بنابراین، مقادیر کمتر این معیار مطلوب‌تر است.

اتصال رکورد[1] Soria-Comas et al. (2015) یکی از مهم‌ترین معیارهای ارزیابی حریم خصوصی و خطر افشاست. این معیار به‌عنوان تعداد اتصالات درست بین دادهٔ گمنام و دادهٔ اصلی تعریف شده است:

$$RL = \frac{\sum_{\mathbf{r} \in T} \mathrm{P}_{RL}(\bar{\boldsymbol{r}})}{n} \qquad (۲)$$

که در آن، n تعداد رکوردهای جدول اصلی T است. برای هر رکورد $\mathbf{r} \in T$، $\mathrm{P}_{RL}(\bar{\boldsymbol{r}})$ احتمال اتصال نسخهٔ گمنام رکورد r، یعنی $\bar{\boldsymbol{r}}$ است. احتمال اتصال رکورد $\bar{\boldsymbol{r}}$ به‌صورت زیر محاسبه می‌گردد:

$$\mathrm{P}_{RL}(\bar{\boldsymbol{r}}) = \begin{cases} \dfrac{1}{|E_i|} & if\ \mathbf{r} \in E_i \\ 0 & otherwise \end{cases} \qquad (۳)$$

که در آن، E_i نزدیک‌ترین کلاس هم‌ارزی به r است. اگر $\bar{\boldsymbol{r}}$ هم در E_i قرار گیرد، احتمال اتصال رکورد برابر با معکوس اندازهٔ کلاس هم‌ارزی است. در غیر این صورت، صفر منظور می‌شود. مقادیر کمتر این معیار مطلوب‌تر است.

۵-۳. نتایج تجربی ارزیابی چارچوب پیشنهادی

در این بخش نتایج چارچوب پیشنهادی از سه دید ارزیابی می‌شود: نمودار خطر افشا–اتلاف اطلاعات، اندازهٔ کلاس هم‌ارزی و زمان اجرا. کارایی چارچوب پیشنهادی با دو روش اخیر به نام‌های $\beta - \text{likeness} - \text{primacy}$ Amiri et al. (2016) و الگوریتم مبتنی بر دانش پیش‌زمینه Riboni et al. (2012) مقایسه می‌شود که به‌ترتیب، به‌صورت β_GE و BKA در نمودارها و جدول‌ها نمایش داده می‌شود. دو الگوریتم مورد مقایسه مبتنی بر تعمیم هستند.

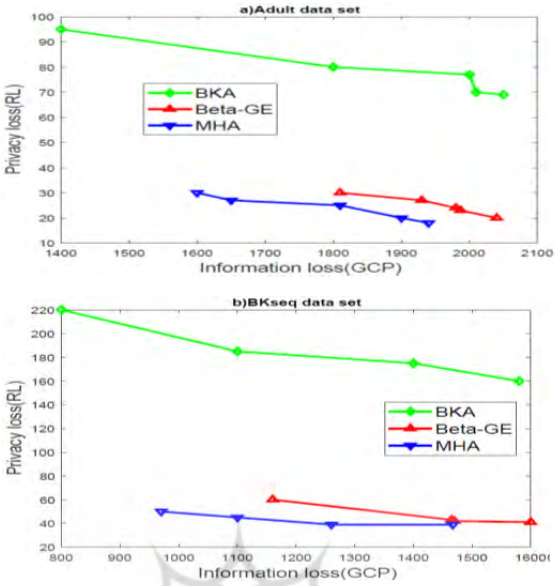
پارامترهای مورد نیاز در چارچوب گمنامی J، k و β است. بدیهی است مقدار

1. record linkage (RL)

پارامترهای مدل باید بر اساس سیاست‌های خاص حوزهٔ داده انتخاب شود. به‌منظور مقایسهٔ روش پیشنهادی با پژوهش‌های Amiri et al. (2016) و Riboni et al. (2012)، مقدار J در بازهٔ [۰/۸ – ۰/۲]، k در بازهٔ [۲۰–۳] و β در بازهٔ [۱۰–۳] انتخاب می‌شوند. در ادامه، تأثیر سه پارامتر حریم خصوصی J، k و β بر کارایی الگوریتم‌ها بررسی و نتایج آن تحلیل می‌شود.

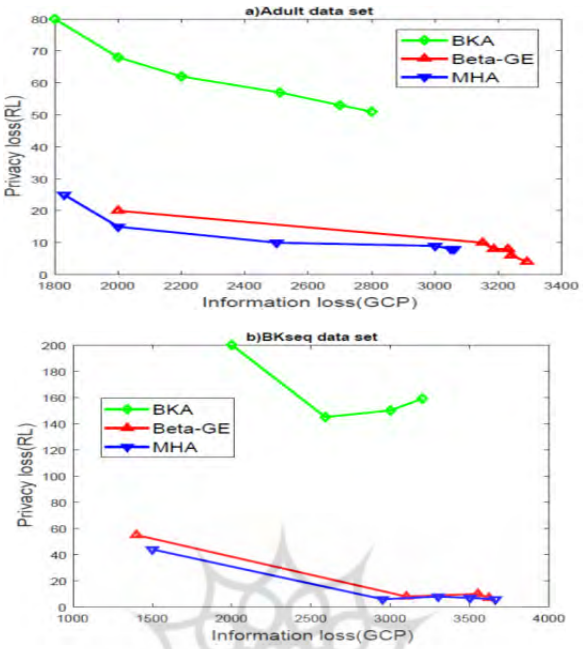
۵-۳-۱. ارزیابی بر اساس نمودار خطر افشا-اتلاف اطلاعات

در این بخش تأثیر پارامترهای مدل حریم خصوصی بر میزان اتلاف اطلاعات و خطر افشا مطالعه می‌شود. با توجه به دو معیار GCP و RL، الگوریتم‌هایی که کارایی آن‌ها به گوشهٔ سمت چپ و پایین نمودار نزدیک‌تر باشد، مطلوب‌تر هستند. در ابتدا، مقدار دو پارامتر J و β را ثابت فرض می‌کنیم (J = ۰/۸ و β = ۳). نتایج ارزیابی الگوریتم‌ها بر روی دو مجموعهٔ داده Adult و Bkseq هنگامی‌که مقدار k در بازهٔ [۲۰–۳] تغییر می‌کند، در شکل ۴، ترسیم می‌شود. همان‌طور که در شکل ۴a، مشاهده می‌شود، در بین سه الگوریتم مورد بررسی، BKA اتلاف اطلاعات و اتلاف حریم خصوصی بالایی را ایجاد می‌کند. الگوریتم پیشنهادی MHA بهترین کارایی را از نظر اتلاف اطلاعات و حریم خصوصی ارائه می‌دهد. با توجه به این‌که MHA و β_GE بر روی مقادیر حساس متمرکز است، انتظار می‌رود اتلاف حریم خصوصی بهتری نسبت به BKA داشته باشند. از سوی دیگر، مرحلهٔ تصحیح کلاس‌های هم‌ارزی در MHA منجر به این می‌شود که اتلاف اطلاعات کمتری نسبت به β_GE داشته باشد. دامنهٔ تغییرات اتلاف اطلاعات ایجادشده توسط β_GE کوچک‌تر از دامنهٔ تغییرات در بقیهٔ الگوریتم‌هاست. این مسئله بدان دلیل است که در این مجموعهٔ آزمایش، β و J ثابت است. در نتیجه، ساختار درخت‌های ایجادشده به‌وسیلهٔ β_GE یکسان است. بنابراین، شرط k– گمنامی به حذف برگ‌هایی با اندازهٔ کمتر از k منجر می‌شود. از آنجا که تعداد برگ‌های با اندازهٔ کمتر از k، اندک است، به‌ازای kهای مختلف مقدار اتلاف اطلاعات به یکدیگر نزدیک است؛ در حالی که در بقیهٔ الگوریتم‌های مورد بررسی، خوشه‌های متفاوت ایجاد می‌شود. نتیجه این‌که، دامنهٔ تغییرات اتلاف اطلاعات ممکن است افزایش یابد. نتایج کارایی الگوریتم‌ها بر روی دادهٔ Bkseq در شکل ۴b، یافته‌های قبلی را تأیید می‌کنند.



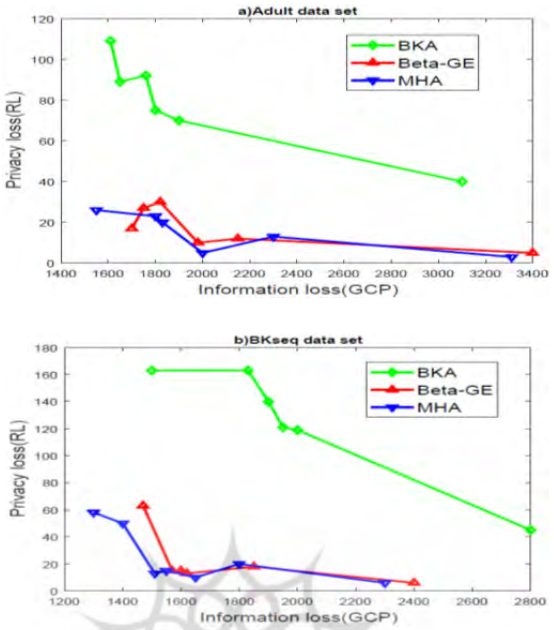
شکل ٤. نمودار خطر افشا-اتلاف اطلاعات بر حسب مقادیر مختلف k

در ادامه، تأثیر پارامتر J بر اتلاف اطلاعات و خطر افشای اطلاعات بر روی دو مجموعهٔ دادهٔ Adult و Bkseq بررسی می‌شود. در این آزمایش‌ها $k = ۳$، $\beta = ۳$ و پارامتر J در بازهٔ [۰/۸-۰/۲] تغییر می‌کند. نتایج آزمایش‌ها در شکل ۵، یافته‌های قبلی را تأیید می‌کند. در هر دو مجموعه داده، MHA کلاس‌های هم‌ارزی با RL و GCP پایین ایجاد کرده است و در هر سطح از اتلاف اطلاعات، BKA در مقایسه با الگوریتم‌های دیگر اتلاف حریم خصوصی بالاتری دارد. بر خلاف نتایج نشان داده‌شده در شکل ۴، دامنهٔ تغییرات اتلاف اطلاعات در β_GE گسترده است. با تغییر J، خوشه‌یابی مبتنی بر دانش پیش‌زمینه خوشه‌های متفاوت ایجاد می‌کند که منجر به اتلاف اطلاعات متفاوت می‌شود.



شکل ۵. نمودار خطر افشا-اتلاف اطلاعات بر حسب مقادیر J

در ادامه، کارایی الگوریتم‌های پیشنهادی به‌ازای مقادیر β متفاوت بررسی می‌شود. در این آزمایش‌ها، J = ۰/۸ و k = ۵ است و مقدار β در بازهٔ [۰/۸ - ۰/۱] تغییر می‌کند. نتایج تجربی بر روی دو مجموعهٔ داده در شکل ۶، یافته‌های قبلی را تأیید می‌کند.



شکل ٦. نمودار خطر افشا-اتلاف اطلاعات بر حسب مقادیر مختلف β

بنابراین، می‌توان نتیجه گرفت که با توجه به این‌که در MHA شرط β- شباهت بر سایر نیازمندی‌های مدل حریم خصوصی مقدم است، افشای اطلاعات کمتر و حریم خصوصی بیشتری در خروجی مشاهده می‌شود. از سوی دیگر، مرحلهٔ تصحیح کلاس‌های هم‌ارزی بر اساس مقادیر شبه‌شناسه منجر به اتلاف اطلاعات کمتر و سودمندی بالاتر شده است.

۵-۳-۲. اندازهٔ کلاس‌های هم‌ارزی

در این بخش میزان نزدیکی پارامتر مدل حریم خصوصی k با اندازهٔ کلاس‌های هم‌ارزی ایجادشده توسط الگوریتم‌های پیشنهادی بر روی مجموعهٔ دادهٔ Adult بررسی می‌شود. به‌منظور کاهش اتلاف اطلاعات، کلاس‌های هم‌ارزی با اندازهٔ نزدیک به k مطلوب است. اندازهٔ واقعی کلاس‌های هم‌ارزی در جدول ۳، نمایش داده شده است. هر سطر اندازهٔ کلاس‌های هم‌ارزی بر حسب مقادیر مختلف پارامتر ورودی k را نمایش می‌دهد. در هر سطر جدول به ازای هر مقدار k دو ستون میانگین و کمترین وجود دارد. در

ستون میانگین، میانگین اندازه کلاس‌های هم‌ارزی و در ستون کمترین، اندازه کوچکترین کلاس هم‌ارزی را نمایش می‌دهد.

جدول ۳. اندازهٔ کلاس‌های هم‌ارزی (میانگین اندازه کلاس:کمترین اندازه کلاس) روی مجموعهٔ دادهٔ Adult با ۰/۸ = J و ۳ = β

الگوریتم	$K=۳$		$K=۵$		$K=۱۰$		$K=۱۵$		$K=۲۰$	
	میانگین	کمترین	میانگین	کمترین	میانگین	کمترین	میانگین	کمترین	میانگین	کمترین
MHA	۲۵/۴	۴	۲۶/۳۲	۷	۳۵/۸	۱۱	۴۲	۱۷	۴۷	۲۰
β-GE	۲۶	۴	۲۷/۳۵	۷	۳۸/۲۵	۱۱	۴۲	۱۷	۴۹/۹	۲۰
KBA	۱۰	۴	۱۵	۵	۲۰	۱۰	۲۷/۸	۱۵	۴۰	۲۰

بر اساس جدول ۳، با افزایش k، میانگین اندازهٔ کلاس‌های هم‌ارزی افزایش یافته است. همچنین، میانگین اندازهٔ کلاس‌های هم‌ارزی ایجادشده توسط KBA کوچک‌تر از β_GE و MHA است. اختلاف بین کمترین و میانگین اندازهٔ کلاس‌های هم‌ارزی در β_GE بیشتر از اختلاف بین کمترین و میانگین در دو الگوریتم دیگر است. اندازهٔ کلاس‌های هم‌ارزی ایجادشده در MHA مشابه β_GE است.

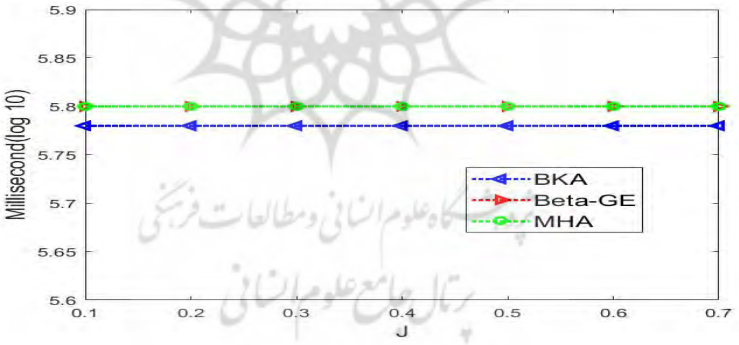
در ادامه، اندازهٔ کلاس‌های هم‌ارزی ایجادشده توسط الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم‌های قبلی در جدول ۴، مقایسه می‌شود؛ در حالی که مقدار دو پارامتر β و k ثابت است. هر سطر از جدول اندازهٔ کلاس‌های هم‌ارزی را به‌ازای مقادیر مختلف پارامتر J نمایش می‌دهد. در هر سطر جدول به ازای هر مقدار J دو ستون میانگین و کمترین وجود دارد. در ستون میانگین، میانگین اندازه کلاس‌های هم‌ارزی و در ستون کمترین، اندازه کوچکترین کلاس هم‌ارزی را نمایش می‌دهد. نتایج مشاهده‌شده یافته‌های قبلی را تأیید می‌کند. می‌توان مشاهده کرد که میانگین کلاس‌های هم‌ارزی به‌ازای Jهای مختلف افزایش می‌یابد. به‌ازای مقادیر J بزرگ، گام خوشه‌یابی مبتنی بر دانش پیش‌زمینه تعداد کمی خوشه با تعداد رکورد زیاد ایجاد می‌کند. در نتیجه، الگوریتم MHA گروه‌های بزرگی از رکوردها ایجاد می‌کند. نظر به این‌که کلاس‌های هم‌ارزی متناسب با اندازهٔ گروه‌ها ایجاد می‌شود، اندازهٔ کلاس‌های هم‌ارزی ایجادشده توسط MHA افزایش می‌یابد. اما، مرحلهٔ تصحیح کلاس‌ها به کاهش اندازهٔ کلاس‌ها در مقایسه با β_GE منجر می‌شود.

جدول ٤. اندازهٔ کلاس‌های هم‌ارزی (میانگین/ کمترین) روی مجموعهٔ دادهٔ Adult با K = ٥ و β = ٣

الگوریتم	J = ۰/۲		J = ۰/۳		J = ۰/٤		J = ۰/٥		J = ۰/٦	
	میانگین	کمترین	میانگین	کمترین	میانگین	کمترین	میانگین	کمترین	میانگین	کمترین
MHA	۱۰	۵	۱۱	۵	۱۳	۵	۲۰	۵	۲۱	۷
β-GE	۱۰	۵	۱۲	۵	۱۳	۵	۲۱	۵	۲۱	۷
KBA	۱۱	۵	۱۲	۵	۱۴	۵	۱۶	۵	۱۷	۵

۵-۳-۳. سرعت و مقیاس‌پذیری الگوریتم‌های پیشنهادی

در این بخش، زمان اجرای الگوریتم‌های پیشنهادی به‌طور تجربی بر روی مجموعهٔ داده‌های Bkseq بررسی می‌شود. برای این منظور، دو آزمایش متفاوت اجرا می‌شود. در آزمایش اول، مقدار K = ٥ و β = ٣ منظور می‌شود، در حالی که مقدار J در بازهٔ [۰/۷ - ۰/۱] تغییر می‌کند. زمان اجرای الگوریتم‌ها در شکل ۷، بر حسب J ترسیم شده است. لازم به ذکر است که محور عمودی در مقیاس لگاریتمی است. می‌توان مشاهده کرد که زمان اجرای MHA کمی بیشتر از BKA است، در حالی که از نظر زمان اجرا مشابه β_GE است.



شکل ۷. زمان (میلی‌ثانیه با مقیاس لگاریتمی) اجرای الگوریتم‌های پیشنهادی با K = ٥ و β = ٣ بر حسب مقادیر مختلف J بر روی مجموعهٔ دادهٔ Bkseq

در آزمایش دوم، تأثیر مقادیر مختلف k بر روی زمان اجرای الگوریتم پیشنهادی بررسی می‌شود. در این حالت J = ۰/۶ و β = ٣ در نظر گرفته می‌شود. زمان اجرای الگوریتم‌ها برحسب مقادیر مختلف k یافته‌های قبل را تأیید می‌کند. بنابراین، می‌توان نتیجه گرفت که زمان اجرای MHA مشابه β_GE است، در حالی که BKA از نظر زمان اجرا کاراتر است.

۵-۳-٤. تحلیل نتایج کارایی

الگوریتم MHA برای حفاظت در مقابل حملهٔ دانش پیش‌زمینه از خوشه‌یابی تجمعی استفاده می‌کند. سپس، هر خوشه به تعدادی کلاس هم‌ارزی افراز می‌شود. الگوریتم پیشنهادی سعی دارد موازنهٔ مناسبی بین دو هدف متناقض حفظ سودمندی و حریم خصوصی ایجاد کند. همان‌طور که در نتایج آزمایشگاهی دیده شد، مرحلهٔ تصحیح کلاس‌های هم‌ارزی (بر اساس مقادیر شبه‌شناسه) منجر به اتلاف اطلاعات کمتر و سودمندی بالاتر در مقایسه با روش‌های پیشین شده است. با توجه به این‌که در دو روش MHA و β_GE نیازمندی‌های مدل حریم خصوصی به‌طور سلسله‌مراتبی برآورده می‌شود، از نظر معیار RL کارایی مشابه دارند. اما، MHA از نظر اتلاف اطلاعات بر β_GE اولویت دارد. در روش BKA تمرکز بر کاهش اتلاف اطلاعات است. برای این منظور، رکوردها بر اساس مقادیر شبه‌شناسه مرتب می‌شوند، و سپس، کلاس‌های هم‌ارزی بر اساس رکوردهای نزدیک به هم ایجاد می‌شوند. نتایج آزمایشگاهی نشان می‌دهد که الگوریتم MHA از نظر خطر افشا و اتلاف اطلاعات بر BKA اولویت دارد.

از سوی دیگر، حملهٔ کمینگی Wong et al. (2007) در الگوریتم‌های گمنامی قطعی می‌تواند منجر به افشای اطلاعات افراد شود. بر اساس پژوهش «کرمود» و همکاران، می‌توان با استفاده از تصادفی‌سازی از این حمله پیشگیری کرد (Cormode et al. 2010). اگرچه گام خوشه‌یابی مبتنی بر دانش پیش‌زمینه قطعی است، الگوریتم MHA از تصادفی‌سازی در مرحلهٔ تشکیل کلاس‌های هم‌ارزی استفاده می‌کند که می‌تواند مانع از وقوع حملهٔ کمینگی شود.

تحلیل پیچیدگی زمانی الگوریتم MHA نشان می‌دهد که خوشه‌یابی تجمعی یکی از پرهزینه‌ترین بخش‌های الگوریتم پیشنهادی است. خوشه‌یابی تجمعی در بدترین حالت از پیچیدگی زمانی $o(n^2 \log n)$ است. الگوریتم MHA در ادامه، β-k-Utility را اجرا می‌کند. در بدترین حالت، پیچیدگی محاسباتی گام اول β-k-Utility، $o(n \log n)$ و گام دوم (تصحیح کلاس‌ها) از $o(n^2)$ است. الگوریتم BKA در بدترین حالت از پیچیدگی محاسباتی $o(n^2)$ و β_GE از پیچیدگی محاسباتی $o(n^2 \log n)$ است. نتایج آزمایشگاهی نیز پیچیدگی محاسباتی را تأیید می‌کند و اختلاف بین پیچیدگی‌های زمانی سه الگوریتم مورد بررسی در ورودی‌های بزرگ قابل مشاهده است.

٦. بحث و نتیجه‌گیری

در این پژوهش، چارچوبی برای برون‌سپاری و انتشار داده ارائه شد. در سناریوی مورد نظر این پژوهش فرض می‌شود که مهاجم به دانش پیش‌زمینه دسترسی دارد. مدل حریم خصوصی شامل سه پارامتر J، k و β است و اهداف مختلفی شامل پیشگیری از حملهٔ دانش پیش‌زمینه، افشای هویت، و ویژگی را دنبال می‌کند. در مدل حریم خصوصی پیشنهادی، β- شباهت مرتبط با مقادیر حساس رکوردهاست و k-گمنامی بر شباهت مقادیر شبه‌شناسه متمرکز است. هنگامی‌که مقدار k افزایش می‌یابد، اتلاف اطلاعات زیاد می‌شود، در حالی که با کاهش J و β تعداد رکوردهای منتشرنشده افزایش می‌یابد. به‌منظور برآورده‌کردن مدل حریم خصوصی، الگوریتم سلسله‌مراتبی MHA ارائه شد. MHA نیازمندی‌های مدل حریم خصوصی را در دو گام برآورده می‌کند. در مرحلهٔ اول، MHA از خوشه‌یابی تجمعی برای پیشگیری از حملهٔ دانش پیش‌زمینه استفاده می‌کند. در مرحلهٔ بعد، k- گمنامی و β- شباهت در کلاس‌های هم‌ارزی اعمال می‌شود. برای افزایش سودمندی در مرحلهٔ دوم، رکوردها به‌گونه‌ای بین کلاس‌ها جابجا می‌شوند که مدل حریم خصوصی نقض نشود. در ارزیابی‌های آزمایشگاهی نشان داده شد چارچوب پیشنهادی از نظر سودمندی کاراتر از روش‌های پیشین است، در حالی که از نظر زمان اجرا مشابه آن‌هاست.

به‌عنوان کارهای آینده پیشنهاد می‌شود کارایی الگوریتم پیشنهادی در سناریوی انتشار پویای داده در طول زمان بررسی شود. در انتشار پویای داده، مهاجم می‌تواند از اتصال بین جداول منتشرشده در طول زمان برای افشای اطلاعات نیز استفاده کند. همچنین، تأثیر انواع مختلف دانش‌های پیش‌زمینه، مانند همبستگی بین چندین رکورد می‌تواند منجر به افشای اطلاعات افراد شود. از سوی دیگر، برون‌سپاری و انتشار داده‌های موتورهای جست‌وجو برای بررسی فعالیت کاربران می‌تواند به‌عنوان ارزش افزوده دیده شود. اما به‌دلیل نقض حریم خصوصی کاربران، امکان انتشار این داده‌ها برای سازمان‌ها وجود ندارد. بررسی روش‌های گمنامی موجود و ارائهٔ روش‌های جدید بر روی داده‌های جمع‌آوری‌شده در موتورهای جست‌وجو می‌تواند به‌عنوان یک مسیر پژوهشی در این راستا دیده شود.

References

Adult Dataset. 2015. https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/ Adult. (accessed April 2015).

Al Bouna, B., C. Clifton, & Q. Malluhi. 2015. *Efficient sanitization of unsafe data correlations*, in Proc. of

the Workshops of the EDBT/ICDT 2015 Joint Conference. Belgium. p. 278–285.

Amiri, F., N. Yazdani, A. Shakery, & A. H. Chinaei. 2016. *Hierarchical anonymization algorithms against background knowledge attack in data releasing*, Knowl. Based Sys. 101: 71-89.

Amiri, F., N. Yazdani, & A. Shakery. 2018. Bottom-up sequential anonymization in the presence of adversary knowledge. *Information Sciences* 450: 316-335.

Cao, J., and P. Karras. 2012. Publishing microdata with a robust privacy guarantee. Proc. of Very Large Data Bases (VLDB) Endowment. Turkey, p. 1388–1399.

Chen, B., R. Ramakrishnan, and K. LeFevre. 2007. Privacy skyline: privacy with multi-dimensional adversarial knowledge. In Proc. of the 33th IEEE International Conference on Very Large Data Bases. Austria. p. 770–781.

Cormode, G., D. Srivastava, N. Li, and T. Li. 2010. Minimizing minimality and maximizing utility: analyzing method-based attacks on anonymized data. Proc. of Very Large Data Bases(VLDB) Endowment, Singapoure:

Domingo-Ferrer, J., J. Soria-Comas, and R., Mulero-Vellido. 2019. Steered Microaggregation as a Unified Primitive to Anonymize Data Sets and Data Streams. *IEEE Transaction on knowledge and data engineering* 14 (12): 3298– 3311.

Domingo-Ferrer, J., and V. Torra. 2005. Ordinal, continuous and heterogeneous k-anonymity through microaggregation. *Data Mining Knowl. Discov*. 11 (2) 195–212.

Dwork, C. 2006. Differential privacy. In Proc. of the 33rd International Colloquium on Automata, Languages and Programming (ICALP). Italy. p.1–12.

Fatahi, S, & M. J. Ershadi. 2020. Assessment of User Satisfaction of Research Theses and Theses in Iranian Scientific Database (Ganj): Based on E-Qual Model. *Iranian Journal of Information Processing and Management* 35 (2): 399-424.

Fung, B. C. M., K. Wang, A. W.-C. Fu, and P. Yu. 2012. *Introduction to Privacy-Preserving Data Publishing: Concepts and Techniques*.: Chapman & Hall/ CRC Data Mining and Knowledge Discovery Series.

Gardner, J. 2012. Privacy Preserving Medical Data Publishing. PHD Thesis, Emory University.

Ghinita, G., P. Karras, P. Kalnis, and N. Mamoulis. 2007. Fast data anonymization with Low information loss. In Proc. of the 33rd International Conference on Very large Data Bases. Austria. p.758–769.

Han, J., J. Yu, Y. Mo, J. Lu, & H. Liu. 2014. MAGE: a semantics retaining k-anonymization method for mixed data. *Knowledge-Based Systems* 55: 75–86.

Kambourakis, G. 2014. Anonymity and closely related terms in the cyberspace: An analysis by example. *Journal of Information Security and Applications* 19 (1): 2-17.

Kifer, D. 2009. Attacks on privacy and deFinetti's Theorem. In Proc. of ACM International Conference on Special Interest Group on Management of Data (SIGMOD). Irland. p.127-138.

LeFevre.k, D., J. DeWitt, & R. Raghu. 2006. Mondrian multidimensional k-Anonymity, in: Proceedings of the 22nd IEEE International Conference on Data Engineering (ICDE), pp. 25–35 .

Li, N., T. Li, & S. Venkatasubramanian. 2007. t-closeness: privacy beyond k-anonymity and L-diversity. In Proc. of the 23th IEEE International Conference on Data Eng. (ICDE). Turkey. p. 106–115.

Li, T., N. Li, J. Zhang, and I. Molloy. 2012. Slicing: A New Approach for Privacy Preserving Data Publishing. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* 24 (3): 561-574.

Li, T., N. Li, and J. Zhang. 2009. Modeling and integrating background knowledge in data anonymization. In Proc. of the 25st IEEE Int. Con. on Data Engineering (ICDE). China. p.6-17.

Lin, J. 1991. Divergence measures based on the Shannon entropy. *IEEE Trans. Information Theory* 37 (1): 145-151.

Machanavajjhala, P., J. Gehrke, D. Kifer, & M. Venkitasubramaniam. 2007. L-diversity: privacy

beyond k-anonymity. ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data. 1 (1), doi: 10.1145/1217299.1217302.

Martin, D., D. Kifer, A. Machanavajjhala, J. Gehrke, and J. Halpern. 2007. Worst-case background knowledge for privacy-preserving data publishing. In Proc. of the International Conference on Data Engineering (ICDE). Turkey. p.126–135.

National Heart, lung and Blood Institute, Data Fact Sheet, National Heart, lung and Blood Institute. 2015. http://www.lung.org/assets/documents/research/copd-trend-report.pdf. (accessed Nov. 2015)

Riboni, D., L. Pareschi, & C. Bettini. 2012. JS-Reduce: defending your data from sequential background knowledge attacks. IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing. 9 (3): 387-400.

Samarati, P. 2001. Protecting respondents' identities in microdata release. *IEEE Transaction on Knowledge and Data Engineering* 13 (6): 1010–1027.

Soria-Comas, J., J. Domingo-Ferrer, D. Sánchez, and S. Martínez. 2015. t-closeness through microaggregation: strict privacy with enhanced utility preservation. *IEEE Transaction on Knowledge and Data Engineering* 27 (11): 3098-3110.

Sweeney, L. 2002. Achieving k-anonymity privacy protection using generalization and suppression. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness, and Knowledge-based Systems* 10 (5): 571–588.

Wang, H., & R. Liu 2011. Privacy-preserving publishing microdata with full functional dependencies. *Data Knowl.* Eng. http://dx.doi.org/10.1016/j.datak.2015. 06.012 .

Wang, H., and R. Liu. 2015. Hiding outliers into crowd: privacy-preserving data publishing with outliers. Data Knowl. Eng. http://dx.doi.org/10.1016/j.datak.2015. 06.012.

Ward, K., D. Lin, and Sanjay Madria. 2020. A Parallel Algorithm for Anonymizing Large-scale Trajectory Data. *ACM/IMS Trans. Data Sci*. 1 (1):1-26.

Wong, R., A. FU, K. Wang, and J. Pei. 2007. Minimality attack in privacy preserving data publishing. In Proc. of the 33rd International Conference on Very Large Data Bases (VLDB). Austria. pp. 543–554.

Xiao, X., & Y. Tao. 2006. *Anatomy: simple and effective privacy preservation*. In Proc. of the 32nd International Conference on Very Large Data Bases. Korea. p.139–150.

Zhao, X., D. Pi, & J. Chen. 2020. Novel trajectory privacy-preserving method based on prefix tree using differential privacy. *Knowledge-Based Systems* 198 (21) https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113241

Zhou, B., and J. Pei. 2011. The K-Anonymity and L-Diversity Approaches for Privacy Preservation in Social Networks against Neighborhood Attacks. *Knowledge and Information Systems* 28: 47-77.

پیوست شماره ۱:

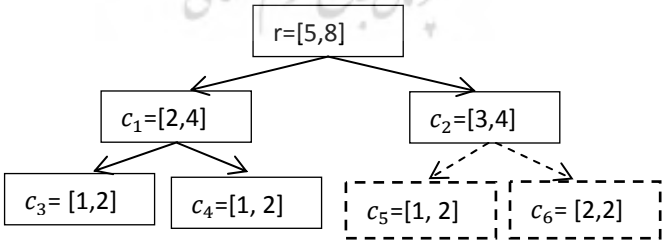
جدول زیر (جدول ۱) نمادهای ریاضی استفاده‌شده در این پژوهش را نمایش می‌دهد.

جدول ۱. نمادهای ریاضی استفاده‌شده در این پژوهش

جدول دادهٔ اصلی	T
ویژگی شناسه	ID
ویژگی‌های شبه‌شناسه	QI
تعداد ویژگی‌های شبه‌شناسه	D
jامین ویژگی	A_j
دامنهٔ ویژگی jامین	$[A_j]$
تعداد مقادیر حساس متمایز	m
nامین رکورد در جدول داده	r_n
نسخهٔ گمنام nامین رکورد در جدول داده	$\bar{r}_n$
دانش پیش‌زمینهٔ مقادیر حساس	PD^{sv}
مجموعهٔ همهٔ توزیع‌های احتمال ممکن	Σ

پیوست شماره ۲:

مثال: فرض کنید اطلاعات بیماران یک بیمارستان در جدول T ذخیره شده است. بیماری فرد به‌عنوان ویژگی حساس هر فرد در نظر گرفته می‌شود. جدول T شامل ۲۶ رکورد با مقادیر حساس $[A_{D+1}] = \{\text{Alzheimer, HIV, Flu, , Depression}\}$ است که شامل ۴ رکورد با مقدار حساس Alzheimer، ۶ رکورد با HIV، ۸ رکورد با Flu و ۸ رکورد با Depression است. بنابراین، توزیع مقادیر حساس در جدول اصلی $P_T = \left(\frac{۸}{۲۶}, \frac{۸}{۲۶}, \frac{۶}{۲۶}, \frac{۴}{۲۶}\right)$ است. فرض کنید β = ۲ و K = ۲ است. بنابراین، $f(p_1) = f(p_1) = ۰/۴۴$، $f(p_2) = ۰/۵۶$، $f(p_3) = f(p_4) = ۰/۶۷$ است. مجموعهٔ N_i شامل ۲ رکورد با مقدار حساس Alzheimer، ۳ رکورد با مقدار حساس HIV، ۴ رکورد با Flu و ۴ رکورد با Depression است. آنگاه β-partition افرازی به‌صورت $B = \{b_1, b_2\}$ ایجاد می‌کند که b_1 شامل Alzheimer و HIV و b_2 شامل دو مقدار حساس باقی‌مانده است. β-split بدین‌گونه عمل می‌کند: ریشهٔ r = [۵ و ۸] همان افراز β-partition با ۵ رکورد در b_1 و ۸ رکورد در b_2 است. گره r به دو گره C_1 = [۲ و ۴] و C_2 = [۳ و ۴] تقسیم می‌شود. هر دو گره شرط شایستگی و k-گمنامی را برآورده می‌کنند. اگر به فرایند تقسیم‌کردن گره‌های C_1 و C_2 ادامه دهیم، گره‌های C_3، C_4، C_5 و C_6 تشکیل می‌شود. اما C_6 شرط شایستگی را برآورده نمی‌کند. بنابراین، نمی‌توان C_2 را تقسیم کرد. در نتیجه، β-split گره‌های C_2، C_3 و C_4 را به مرحلهٔ بعد ارسال می‌کند. درخت در شکل زیر (شکل ۱) رسم شده است. همان‌طور که مشاهده می‌کنید برگ‌های درخت، الگوی تعداد رکوردها در کلاس‌های هم‌ارزی نهایی است.



شکل ۱. اعمال تابع β-split برای مثالِ ارائه‌شده در این پیوست

فاطمه امیری

دارای مدرک دکتری در رشتهٔ مهندسی نرم‌افزار از دانشگاه تهران است. ایشان هم‌اکنون استادیار دانشگاه صنعتی همدان است.

امنیت شبکه، حریم خصوصی، داده‌کاوی و کلان‌داده از جمله علایق پژوهشی وی است.