



k-Anonymität

Thomas Maier, Kai Sonnenwald, Tom Petersen

Universität Hamburg
Fachbereich Informatik



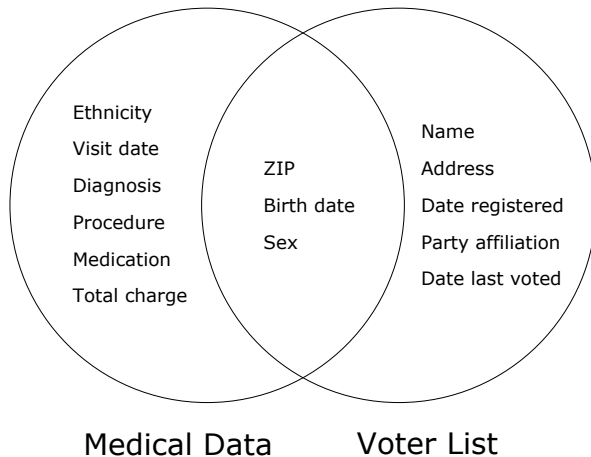
Universität Hamburg

DER FORSCHUNG | DER LEHRE | DER BILDUNG

Agenda

1. Motivation & Abgrenzung
2. k-Anonymität
 - Generalisierung
 - Suppression
3. Schwächen der k-Anonymität
4. l-Diversity
 - Verbesserung zu k-Anonymität
 - l-Diversity Schwächen
5. t-Closeness
6. Literaturverzeichnis

Anonym?



Massachusetts Group Insurance Commission (GIC) medical data and voter registration data. Entnommen aus [Swe02].

Anonym? II

Sweeney [Swe00](1990) und Golle [Gol06](2000) überprüften die Eindeutigkeit von demographischen Faktoren in der Bevölkerung der USA.

	T. M. J.	M. J.	J.	2 J.
PLZ	87.1 %	3.7 %	0.04 %	0.01 %
Ort	58.4 %	3.6 %	0.04 %	0.01 %
County	18.1 %	0.04 %	0.00004 %	0.00000 %

Eindeutig identifizierbarer Individuenanteil an der U.S.-Bevölkerung 1990. Entnommen aus [Swe00].

Ergebnis: Durch {Geburtsdatum, Geschlecht, PLZ} könnten 87% der Bevölkerung eindeutig identifiziert werden.

Abgrenzung

Vermeintlich anonyme Daten stellen sich als nicht anonym heraus.

Daher: wie können wir Aussagen über die “Güte” der Anonymisierung machen?

Abgrenzung

Vermeintlich anonyme Daten stellen sich als nicht anonym heraus.

Daher: wie können wir Aussagen über die “Güte” der Anonymisierung machen?

Worum es nicht gehen soll:

- Begrenzung des Zugriffs (Authentifikation, Multi-Level-Datenbanken)
- Statistische Datenbanken (Aggregation, Begrenzung von Selektionsarten, Logging und Abwägen von Anfragen, Hinzufügen von Zufall)

Darum geht es:

- Veröffentlichung von Daten als Individualdatensätze ohne Integritätsverlust unter Wahrung der Anonymität.

Beispiel: Private Tabelle

Identifizier	Nicht-sensibel			Sensibel
Name	Geschl.	PLZ	Geb.dat.	Erkrankung
Sofia Müller	w	22981	22.12.1944	Hepatitis
Emma Weber	w	22362	27.3.1945	Gicht
Sofia Koch	w	22669	3.9.1949	Arthrose
Emilia Wagner	w	22862	1.3.1985	Diabetes
Emma Meyer	w	22875	16.2.1992	Demenz
Noah Meyer	m	22997	19.3.1936	Arthrose
Elias Schäfer	m	22121	26.11.1949	Diabetes
Finn Fischer	m	22350	28.11.1963	Gicht
Leon Schmidt	m	22188	26.4.1964	Demenz
Elias Koch	m	22997	7.10.1975	Hepatitis

Begriffe

Explicit identifier Attribut, das ein Individuum (nahezu) eindeutig identifiziert. Bsp: Name, Adresse, Steuernummer, ...

Sensitive attribute Attribut, dessen Wert für ein Individuum in einer Datenmenge nicht herausgefunden werden darf.

Quasi identifier Attributmenge, die ein Individuum in Kombination identifizieren kann. *Formal in [Swe02] p. 7 auch [MKGV07] p. 3:* Eine Menge nicht-sensibler Attribute $\{A_i, \dots, A_j\}$ einer Tabelle, deren Attribute mit einer externen Datenquelle verknüpft werden können, um mindestens ein Individuum der Gesamtmenge eindeutig zu identifizieren.

k-Anonymität

Eine Tabelle erfüllt k -Anonymität, wenn jede Zeile ununterscheidbar von mindestens $k - 1$ anderen Zeilen im Bezug auf einen “quasi identifizier” ist.

k-Anonymität

Sei $T(A_1, \dots, A_n)$ eine Tabelle und $Q_T = \{A_i, \dots, A_j\}$ der zugehörige quasi identifizier.

T erfüllt k -Anonymität genau dann, wenn jede Belegung von Werten in $T[Q_T]$ mindestens k mal auftritt, wobei $T[Q_T]$ die duplikatenerhaltende Projektion von T auf die Attribute des quasi identifiziers beschreibt.

Beispiel: k-anonyme Tabelle

Identifizier	Nicht-sensibel			Sensibel
Name	Geschl.	PLZ	Geb.dat.	Erkrankung
Sofia Müller	w	22981	22.12.1944	Hepatitis
Emma Weber	w	22362	27.3.1945	Gicht
Sofia Koch	w	22669	3.9.1949	Arthrose
Emilia Wagner	w	22862	1.3.1985	Diabetes
Emma Meyer	w	22875	16.2.1992	Demenz
Noah Meyer	m	22997	19.3.1936	Arthrose
Elias Schäfer	m	22121	26.11.1949	Diabetes
Finn Fischer	m	22350	28.11.1963	Gicht
Leon Schmidt	m	22188	26.4.1964	Demenz
Elias Koch	m	22997	7.10.1975	Hepatitis

Beispiel: k-anonyme Tabelle

<i>Identifizier</i>	Nicht-sensibel			Sensibel
<i>Name</i>	Geschl.	PLZ	Geb.dat.	Erkrankung
-	w	22981	22.12.1944	Hepatitis
-	w	22362	27.3.1945	Gicht
-	w	22669	3.9.1949	Arthrose
-	w	22862	1.3.1985	Diabetes
-	w	22875	16.2.1992	Demenz
-	m	22997	19.3.1936	Arthrose
-	m	22121	26.11.1949	Diabetes
-	m	22350	28.11.1963	Gicht
-	m	22188	26.4.1964	Demenz
-	m	22997	7.10.1975	Hepatitis

Beispiel: k-anonyme Tabelle

<i>Identifizier</i>	Nicht-sensibel			Sensibel
<i>Name</i>	Geschl.	PLZ	Geburtsjahr	Erkrankung
-	w	22981	1944	Hepatitis
-	w	22362	1945	Gicht
-	w	22669	1949	Arthrose
-	w	22862	1985	Diabetes
-	w	22875	1992	Demenz
-	m	22997	1936	Arthrose
-	m	22121	1949	Diabetes
-	m	22350	1963	Gicht
-	m	22188	1964	Demenz
-	m	22997	1975	Hepatitis

Beispiel: k-anonyme Tabelle

<i>Identifizier</i>	Nicht-sensibel			Sensibel
<i>Name</i>	Geschl.	PLZ	Geburtsjahr	Erkrankung
-	w	22***	1944-45	Hepatitis
-	w	22***	1944-45	Gicht
-	w	22669	1949	Arthrose
-	w	22862	1985	Diabetes
-	w	22875	1992	Demenz
-	m	22997	1936	Arthrose
-	m	22121	1949	Diabetes
-	m	22350	1963	Gicht
-	m	22188	1964	Demenz
-	m	22997	1975	Hepatitis

Beispiel: k-anonyme Tabelle

<i>Identifizier</i>	Nicht-sensibel			Sensibel
<i>Name</i>	Geschl.	PLZ	Geburtsjahr	Erkrankung
-	w	22***	1944-45	Hepatitis
-	w	22***	1944-45	Gicht
-	*	22***	1949	Arthrose
-	w	22862	1985	Diabetes
-	w	22875	1992	Demenz
-	m	22997	1936	Arthrose
-	*	22***	1949	Diabetes
-	m	22350	1963	Gicht
-	m	22188	1964	Demenz
-	m	22997	1975	Hepatitis

Beispiel: k-anonyme Tabelle

<i>Identifizier</i>	Nicht-sensibel			Sensibel
<i>Name</i>	Geschl.	PLZ	Geburtsjahr	Erkrankung
-	w	22***	1944-45	Hepatitis
-	w	22***	1944-45	Gicht
-	*	22***	1949	Arthrose
-	w	228**	1985-92	Diabetes
-	w	228**	1985-92	Demenz
-	m	22997	1936	Arthrose
-	*	22***	1949	Diabetes
-	m	22350	1963	Gicht
-	m	22188	1964	Demenz
-	m	22997	1975	Hepatitis

Beispiel: k-anonyme Tabelle

<i>Identifizier</i>	Nicht-sensibel			Sensibel
<i>Name</i>	Geschl.	PLZ	Geburtsjahr	Erkrankung
-	w	22***	1944-45	Hepatitis
-	w	22***	1944-45	Gicht
-	*	22***	1949	Arthrose
-	w	228**	1985-92	Diabetes
-	w	228**	1985-92	Demenz
-	m	22997	1936	Arthrose
-	*	22***	1949	Diabetes
-	m	22***	1963-64	Gicht
-	m	22***	1964-64	Demenz
-	m	22997	1975	Hepatitis

Beispiel: k-anonyme Tabelle

<i>Identifizier</i>	Nicht-sensibel			Sensibel
<i>Name</i>	Geschl.	PLZ	Geburtsjahr	Erkrankung
-	w	22***	1944-45	Hepatitis
-	w	22***	1944-45	Gicht
-	*	22***	1949	Arthrose
-	w	228**	1985-92	Diabetes
-	w	228**	1985-92	Demenz
-	m	22997	1936-75	Arthrose
-	*	22***	1949	Diabetes
-	m	22***	1963-64	Gicht
-	m	22***	1963-64	Demenz
-	m	22997	1936-75	Hepatitis

Beispiel: k-anonyme Tabelle

<i>Identifizier</i>	Nicht-sensibel			Sensibel
<i>Name</i>	Geschl.	PLZ	Geburtsjahr	Erkrankung
-	w	22***	1944-45	Hepatitis
-	w	22***	1944-45	Gicht
-	*	22***	1949	Arthrose
-	w	228**	1985-92	Diabetes
-	w	228**	1985-92	Demenz
-	m	22997	1936-75	Arthrose
-	*	22***	1949	Diabetes
-	m	22***	1963-64	Gicht
-	m	22***	1963-64	Demenz
-	m	22997	1936-75	Hepatitis

Ergebnis: k-anonyme Tabelle mit $k = 2$

Generalisierung

Generalisierung

Vergrößerung der Werte, die ein Attribut annehmen kann
(Generalisierung auf Attributebene).

Beispiele für Generalisierungshierarchien:

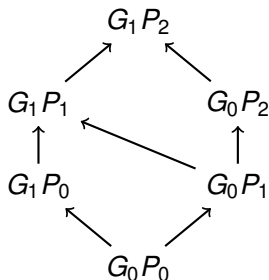
1. PLZ:

$$\begin{aligned}
 P_0 &= \{22765, 22769, 22529, 20246\} \text{ Grundwertebereich} \\
 \rightarrow P_1 &= \{2276^*, 2252^*, 2024^*\} \\
 \rightarrow P_2 &= \{2^{****}\}
 \end{aligned}$$

2. Geschlecht:

$$\begin{aligned}
 G_0 &= \{\text{männlich, weiblich}\} \text{ Grundwertebereich} \\
 \rightarrow G_1 &= \{\text{nicht_veröffentlicht}\}
 \end{aligned}$$

Generalisierung II



Generalisierungshierarchie für Attributmenge

Jeder Pfad von G_0P_0 zu G_1P_2 stellt
einen möglichen Weg der
Generalisierung dar.

PLZ:

$$P_0 = \{22765, 22769, 22529, 20246\}$$

$$\rightarrow P_1 = \{2276^*, 2252^*, 2024^*\}$$

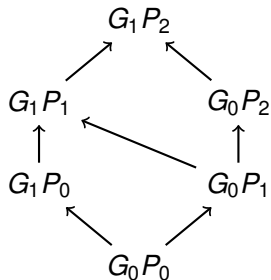
$$\rightarrow P_2 = \{2^{****}\}$$

Geschlecht:

$$G_0 = \{\text{männlich, weiblich}\}$$

$$\rightarrow G_1 = \{\text{nicht_veröffentlicht}\}$$

Generalisierung II



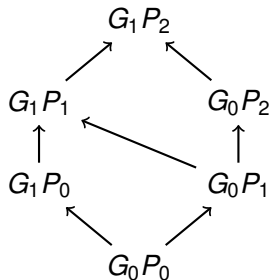
Generalisierungshierarchie für Attributmenge

Jeder Pfad von G_0P_0 zu G_1P_2 stellt
einen möglichen Weg der
Generalisierung dar.

$T_{G_0P_0}$

Geschlecht	PLZ
m	22765
m	22765
m	22769
m	22529
m	20246
w	22765
w	22765
w	22769
w	22529
w	22529
w	22529
w	20246

Generalisierung II



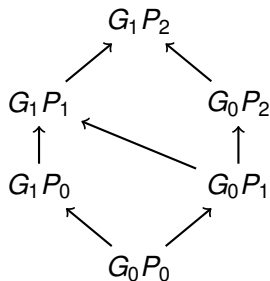
Generalisierungshierarchie für Attributmenge

Jeder Pfad von G_0P_0 zu G_1P_2 stellt
einen möglichen Weg der
Generalisierung dar.

$T_{G_1P_0}$

Geschlecht	PLZ
*	22765
*	22765
*	22769
*	22529
*	20246
*	22765
*	22765
*	22769
*	22529
*	22529
*	22529
*	20246

Generalisierung II



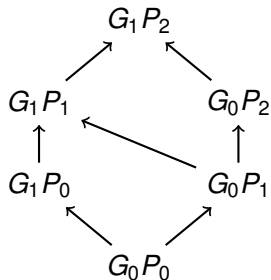
Generalisierungshierarchie für Attributmenge

Jeder Pfad von G_0P_0 zu G_1P_2 stellt
einen möglichen Weg der
Generalisierung dar.

 $T_{G_0P_1}$

Geschlecht	PLZ
m	2276*
m	2276*
m	2276*
m	2252*
m	2024*
w	2276*
w	2276*
w	2276*
w	2252*
w	2252*
w	2252*
w	2024*

Generalisierung II



Generalisierungshierarchie für Attributmenge

Jeder Pfad von G_0P_0 zu G_1P_2 stellt
einen möglichen Weg der
Generalisierung dar.

$T_{G_1P_2}$

Geschlecht	PLZ
*	2****
*	2****
*	2****
*	2****
*	2****
*	2****
*	2****
*	2****
*	2****
*	2****
*	2****
*	2****

Generalisierung III

Aber: Nicht jede Generalisierung ist gleichermaßen sinnvoll!

Generalisierung III

Aber: Nicht jede Generalisierung ist gleichermaßen sinnvoll!

k -minimale Generalisierung.

T_i ist die k -minimale Generalisierung einer Tabelle T gdw.

- T_i k -Anonymität erfüllt und
- keine Tabelle T_j existiert, die ebenfalls k -Anonymität erfüllt und für die T_i eine Generalisierung darstellt.

Unterdrückung

Unterdrückung

Entfernen von Daten aus der Tabelle - hier auf Tupelebene, d.h. Tupel können nur komplett entfernt werden.

Unterdrückung ist jedoch auch auf Attributebene möglich (entspricht dann maximaler Generalisierung).

G.	PLZ
m	22765
w	22765
m	22769
w	22769
m	80043

Daten

G.	PLZ
m	*
w	*
m	*
w	*
m	*

Generalisierung

G.	PLZ
m	2276*
w	2276*
m	2276*
w	2276*

Unterdrückung
& Generalisierung

Implementierungen

Die Berechnung von k-anonymen Tabelle ist NP-schwer, ...

Implementierungen

Die Berechnung von k-anonymen Tabelle ist NP-schwer, ...

... es wurden jedoch $\mathcal{O}(k)$ -Approximationsalgorithmen gefunden
[?, ?].

Implementierungen

	Unterdrückung			
Generalisierung	Tupel	Attribut	Zelle	Keine
Attribut	AG_TS	AG_AS = AG	AG_CS	AG = AG_AS
Zelle	CG_TS	CG_AS	CG_CS = CG	CG = CG_CS
Keine	TS	AS	CS	-

Klassifizierung von Techniken für die Erstellung k-anonymer Tabellen. Entnommen aus [?]

Implementierungen

	Unterdrückung			
Generalisierung	Tupel	Attribut	Zelle	Keine
Attribut	AG_TS	AG_AS = AG	AG_CS	AG = AG_AS
Zelle	CG_TS	CG_AS	CG_CS = CG	CG = CG_CS
Keine	TS	AS	CS	-

Klassifizierung von Techniken für die Erstellung k-anonymer Tabellen. Entnommen aus [?]

- μ -Argus
- Datafly
- Incognito
- Mondrian
- ...

Schwächen der k -Anonymität

- *Complementary release attack*: Veröffentlichung mehrerer k -anonymer Tabellen unterschiedlicher Generalisierung kann bei Kombination dieser Tabellen die k -Anonymität verletzen [Swe02].
- *Temporal attack*: Dynamische Tabellen können k -Anonymität verletzen [Swe02].
- **Unsorted matching attack** [Swe02]
- **Homogeneity attack** [MKGV07]
- **Background knowledge attack** [MKGV07]

Unsorted matching attack

G.jahr	PLZ
1970-80	21985
1970-80	21986
1970-80	21724
1970-80	21725
1970-80	21985
1970-80	21986
1970-80	21724
1970-80	21725
1970-80	21985
1970-80	21986
1970-80	21724
1970-80	21725

$k = 3$

G.jahr	PLZ	Erkrankung
1970	2198*	Hepatitis X
1970	2198*	Hepatitis Y
1970	2172*	Hepatitis Z
1970	2172*	Hepatitis X
1975	2198*	Hepatitis Y
1975	2198*	Hepatitis Z
1975	2172*	Hepatitis X
1975	2172*	Hepatitis Y
1980	2198*	Hepatitis Z
1980	2198*	Hepatitis X
1980	2172*	Hepatitis Y
1980	2172*	Hepatitis Z

$k = 2$

Zufällige Sortierung der Tabellen verhindert diesen Angriff!

Homogeneity attack

G.jahr	PLZ	Erkrankung
1970	21***	Hepatitis X
1970	21***	Hepatitis Y
1970	21***	Hepatitis Z
1970	21***	Hepatitis Y
1975	21***	Hepatitis X
1975	21***	Hepatitis X
1975	21***	Hepatitis X
1975	21***	Hepatitis X

$$k = 4$$

Background knowledge attack

Hintergrundwissen: Hepatitis X tritt nur bzw. mit hoher Wahrscheinlichkeit lediglich bei Männern auf.

G.jahr	PLZ	Erkrankung
1970	21***	Hepatitis X
1970	21***	Hepatitis Y
1970	21***	Hepatitis Z
1970	21***	Hepatitis Y
1975	21***	Hepatitis X
1975	21***	Hepatitis X
1975	21***	Hepatitis Y
1975	21***	Hepatitis Y

$$k = 4$$

I-Diversity - Definitionen

Prinzip Eine Tabelle erfüllt *I*-Diversity, wenn in jedem *k*-anonymen Block mindestens *I* verschiedene Werte für das sensitive Attribut vorkommen.

I-Diversity

Eine Tabelle ist *I*-divers, wenn für jeden q^* -Block die folgende Ungleichung erfüllt wird:

$$\sum_{s \in S} p_{(q^*, s)} \log(p_{(q^*, s')}) \geq \log(I)$$

Dabei stellt $p_{(q^*, s)}$ den Anteil des Werts *s* in dem q^* -Block dar.

2-diverses Beispiel

Nicht-sensibel			Sensibel
Geschlecht	PLZ	Geburtsdatum	Erkrankung
*	21***	≤ 30	Bronchitis
*	21***	≤ 30	Epilepsie
*	21***	≤ 30	Diabetes
*	21***	30 – 50	Gicht
*	21***	30 – 50	Diabetes
*	21***	30 – 50	Multiple Sklerose
*	20***	≥ 50	Gicht
*	20***	≥ 50	Osteoporose
*	20***	≥ 50	Osteoporose

Verbesserung zu k-Anonymität

l-Diversity verteilt die gleichen sensitiven Attribute auf die verschiedenen Blöcke.

=> Somit ist eine *homogeneity attack* nicht mehr möglich.

=> Eine *background knowledge attack* wird erschwert.

[MKG07]

I-Diversity - Schwächen

Skewness attack

- Tabelle mit sensitivem Attribut, mit zwei disj. Werten.
- Wahrscheinlichkeit für Wert 1 ist sehr hoch.
- Wahrscheinlichkeit für Wert 2 entsprechend niedrig.
- 2-diverse Tabelle mit Block q^*
- q^* Beinhaltet zu 50% Wert 1 und zu 50% Wert 2
- Die Wahrscheinlichkeit, dass ein Tupel aus q^* den Wert 2 hat liegt nun bei 50% [Li]

Beispiel: Angenommen das sensitive Attribut hat die zwei Werte: Person ist krank oder Person ist gesund. In der Bevölkerung sind 1% krank und 99% gesund. Die Wahrscheinlichkeit, dass eine Person aus dem Block q^* krank ist liegt nun bei 50% und nicht mehr bei 1%

I-Diversity - Schwächen

Similarity attack I-Diversity garantiert, dass in jedem Block unterschiedliche sensitive Werte stehen. Es kann jedoch vorkommen, dass sich diese Werte ähneln. [Li]

Beispiel: In einem Block stehen unterschiedliche Krankheiten als sensibles Attribut. Es handelt sich jedoch um Geschlechtskrankheiten.

Wenn nun eine Person diesem Block zugeordnet werden kann, so weiß man auch, dass diese Person eine Geschlechtskrankheit hat.

t-Closeness

t-closeness stellt ein Maß für minimalen Wissensgewinn, der durch Betrachtung eines q^* -Blocks im Vergleich zur gesamten Distribution entsteht dar [Hau].

Definition t-closeness

Eine Äquivalenzklasse(q^* -Block) hat die Eigenschaft t-closeness, wenn die (semantische) Distanz zwischen der Verteilung der Werte eines sensitiven Attributes, innerhalb der Äquivalenzklasse, und der Verteilung der Werte des sensitiven Attributes, innerhalb der Tabelle, nicht größer als t ist. Eine Tabelle hat die Eigenschaft t-closeness, wenn diese Eigenschaft für alle Äquivalenzklassen gilt.

Das Problem: Wie bestimmt man die (semantische) Distanz?

Earth Movers Distanz (EMD)

Die Earth Movers Distanz (EMD) basiert auf der minimalen Arbeit, die zu verrichten ist, um eine Distribution in eine andere umzuwandeln.

Definition von EMD [Li]

Gegeben sei $P = (p_1, \dots, p_m)$, $Q = (q_1, \dots, q_m)$, d_{ij} ist die Grunddistanz zwischen p_i und q_j . f_{ij} ist die minimale Masse, die transportiert werden muss um p_i in q_j zu verwandeln. EMD ist dann die gesamte Arbeit die verrichtet werden muss

$$D[P, Q] = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m d_{ij} f_{ij}.$$

Unter den folgenden Bedingungen

- i) $f_{ij} > 0 \mid 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq m$
- ii) $p_i - \sum_{j=1}^m f_{ij} + \sum_{j=1}^m f_{ji} = q_i \mid 1 \leq i \leq m$
- iii) $\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m f_{ij} = \sum_{i=1}^m p_i = \sum_{i=1}^m q_i$

Eearth Movers Distanz (EMD)

Aus den drei Bedingungen folgen die zwei Fakten [Li]:

Fakt 1: If $\forall i, j | 0 \leq d_{ij} < 1$ then $0 \leq D[P, Q] \leq 1$. Das bedeutet, dass wenn die Grunddistanz normalisiert ist, ist auch der EMD normalisiert. **Somit kann ein einheitliches Maß für t bestimmt werden.**

Fakt 2: Gegeben sind zwei Äquivalenzklassen E_1 und E_2 . P_1 ist die Verteilung eines sensitiven Attributes aus E_1 . P_2 ist die Verteilung eines sensitiven Attributes aus E_2 . P ist die Verteilung eines sensitiven Attributes aus $E_1 \cup E_2$. Dann gilt die folgende Ungleichung:

$$D[P, Q] \leq \frac{|E_1|}{|E_1|+|E_2|} D[P_1, Q] + \frac{|E_2|}{|E_1|+|E_2|} D[P_2, Q]$$

$$\Rightarrow D[P, Q] \leq \max(D[P_1, Q], D[P_2, Q])$$

Eearth Movers Distanz (EMD)

Fakt 2: $D[P, Q] \leq \max(D[P_1, Q], D[P_2, Q])$ Dies bedeutet, dass die maximale Distanz zwischen einer Äquivalenzklasse und der Tabelle beim zusammenführen zweier Äquivalenzklassen nicht steigt. **Somit bleibt die t-closeness Eigenschaft beim zusammenführen erhalten.**

Generalisation Property: Sei T eine Tabelle, A und B sind Generalisierungen von T , wobei A mehr generalisiert ist als B . Wenn B die Eigenschaft t-closeness hat, dann hat auch A die Eigenschaft t-closeness.

Beweis: Die Äquivalenzklassen aus A bestehen aus der Vereinigung mehrerer Äquivalenzklassen aus B . Nach Fakt 2 kann somit maximale Distanz nicht größer werden. Somit hat auch A die Eigenschaft t-closeness.

EMD auf Kategorische werte anwenden

Beispiel rein Bild mit Krankheiten und die Abstände.

Literaturverzeichnis I



Philippe Golle.

Revisiting the uniqueness of simple demographics in the us population.

In Proceedings of the 5th ACM workshop on Privacy in electronic society, pages 77–80. ACM, 2006.



Dietmar Hauf.

Allgemeine konzepte k-anonymity, l-diversity and t-closeness.






Venkatasubramanian Li, Li.

t-closeness: Privacy beyond k-anonymity and l-diversity.

2007 IEEE 23rd International Conference on Data Engineering, pages 106–115.

Literaturverzeichnis II

- 
 Ashwin Machanavajjhala, Daniel Kifer, Johannes Gehrke, and Muthuramakrishnan Venkitasubramaniam.
 I-diversity: Privacy beyond k-anonymity.
ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data (TKDD), 1(1):3, 2007.
- 
 Pierangela Samarati and Latanya Sweeney.
 Protecting privacy when disclosing information: k-anonymity and its enforcement through generalization and suppression.
 Technical report, Technical report, SRI International, 1998.
- 
 Latanya Sweeney.
 Simple demographics often identify people uniquely.
 2000.

Literaturverzeichnis III



Latanya Sweeney.

k-anonymity: A model for protecting privacy.

International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems, 10(05):557–570, 2002.