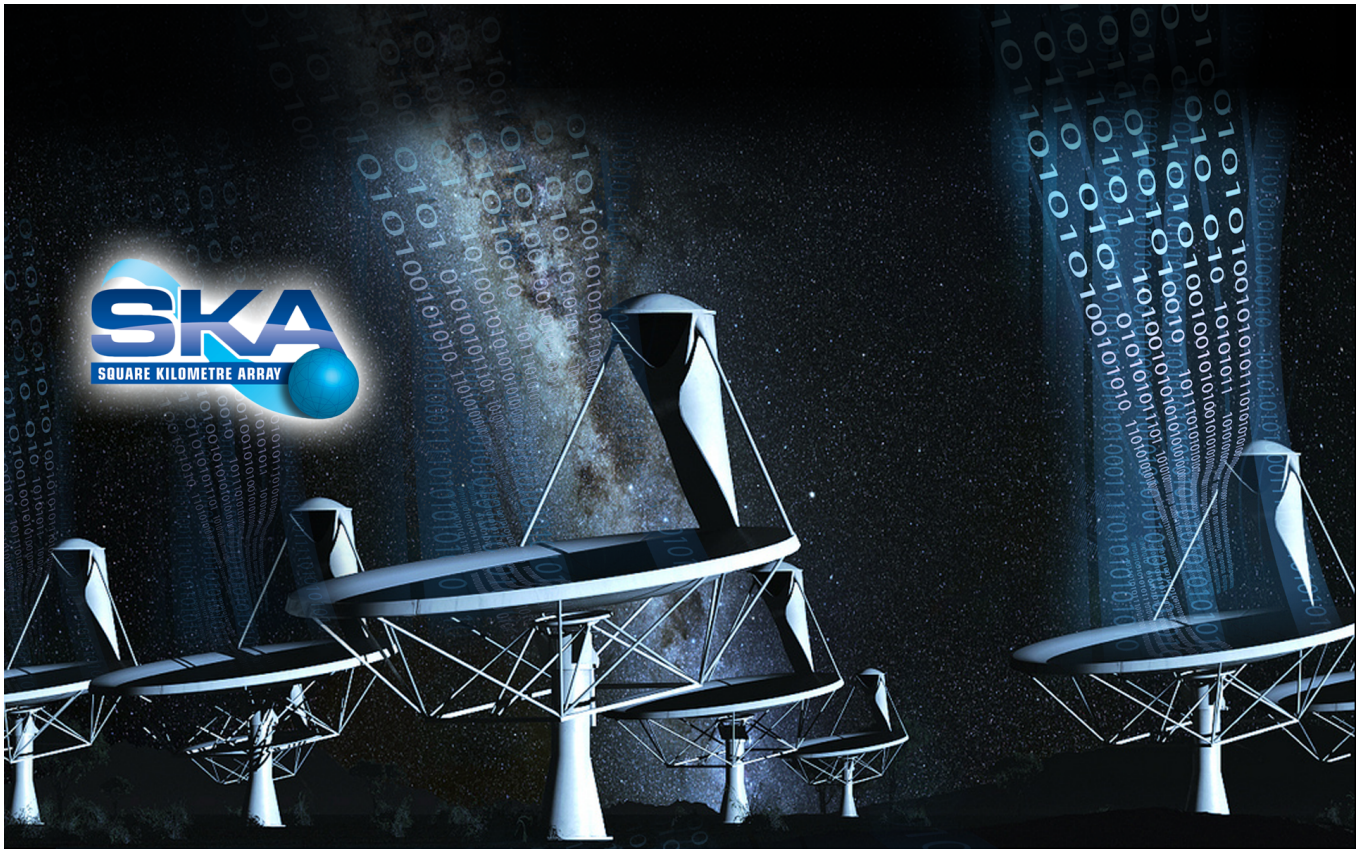
IBM Research – Zurich

Dr. Günter Karjoth
26. August 2013

Sommerakademie Kiel

Technische Datenschutzlösungen bei der Analyse großer Datenmengen

Big Data to the Extreme: $3\times$ mehr Daten als Sterne



- Volume
- Velocity
- Variety
- Veracity

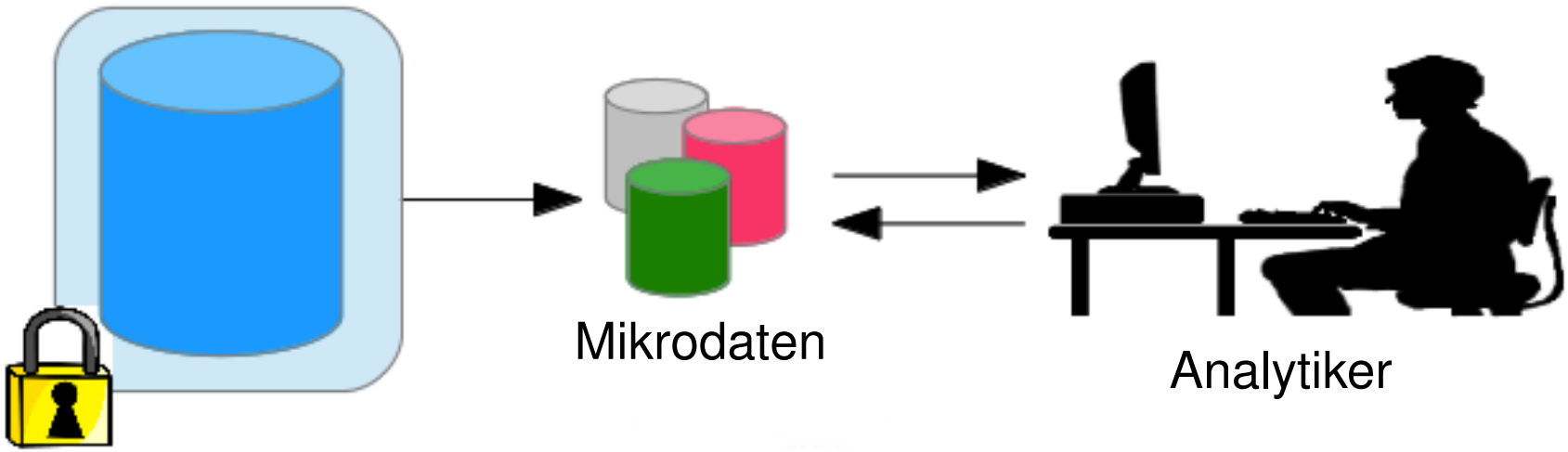
Erwartete Rohdatenrate: 14 Exabytes / Tag $\rightarrow$ HDTV von 20'000 Jahren

Privacy-Enhancing Cryptography

- Secure Multiparty Computation
  - ☞ Information sharing über private Datensammlungen
- Private Information Retrieval
  - ☞ schützt die Kriterien der Suchanfrage
- Suche über verschlüsselte Daten (key words, order-preserving, . . .)
  - ☞ Cloud computing
- Format-preserving Encryption
  - ☞ für Masking-Techniken nützlich
- Homomorphic Encryption
  - ☞ Laaaaangsam

☞ Kryptographie ist gut geeignet so wenig Information wie möglich über Personen zu sammeln (“Datenminimierung”).

Offline Data Publishing



☞ Daten sind in der Granularität von Individuen!

Als anonym veröffentlichte medizinische Daten

SSN	Name	Geb.	Geschl.	PLZ	Ehestand	Krankheit
		09/27/64	W	94139	geschieden	Bluthochdruck
		09/30/64	W	94139	geschieden	Fettsucht
		04/18/64	M	94139	verheiratet	Brustschmerzen
		04/15/64	M	94139	verheiratet	Fettsucht
		03/13/63	M	94138	verheiratet	Bluthochdruck
		03/18/63	M	94138	verheiratet	Kurzatmigkeit
		09/13/64	W	94141	verheiratet	Kurzatmigkeit
		09/07/64	W	94141	verheiratet	Fettsucht
		05/14/61	M	94138	ledig	Brustschmerzen
		05/08/61	M	94138	ledig	Fettsucht
		09/15/61	W	94142	Witwe	Kurzatmigkeit

Wählerliste

Name	Adresse	Stadt	PLZ	Geb.	Geschl.	Partei
Sue. J. Carlson	900 Market St.	San Francisco	94142	9/15/61	W	Demokrat

Als anonym veröffentlichte medizinische Daten

SSN	Name	Geb.	Geschl.	PLZ	Ehestand	Krankheit
		09/27/64	W	94139	geschieden	Bluthochdruck
		09/30/64	W	94139	geschieden	Fettsucht
		04/18/64	M	94139	verheiratet	Brustschmerzen
		04/15/64	M	94139	verheiratet	Fettsucht
		03/13/63	M	94138	verheiratet	Bluthochdruck
		03/18/63	M	94138	verheiratet	Kurzatmigkeit
		09/13/64	W	94141	verheiratet	Kurzatmigkeit
		09/07/64	W	94141	verheiratet	Fettsucht
		05/14/61	M	94138	ledig	Brustschmerzen
		05/08/61	M	94138	ledig	Fettsucht
		09/15/61	W	94142	Witwe	Kurzatmigkeit

Wählerliste

Name	Adresse	Stadt	PLZ	Geb.	Geschl.	Partei
Sue. J. Carlson	900 Market St.	San Francisco	94142	9/15/61	W	Demokrat

Anonymisierung: Datentransformationsmethoden

- **Perturbative Ansätze**
  - Bewahren Aggregatstatistik (Mittelwert, Korrelationskoeffizient, . . .), z. B. durch
    - Hinzufügen von Rauschen, Daten vertauschen, Micro-aggregation, Runden, . . .
  - verfälschen die Daten
- **Nicht-perturbative Ansätze**
  - Verändern die Granularität der veröffentlichten Daten, z. B. durch
    - Generalisierung
      PLZ (24103 → 241**), Geschlecht (M → *), Alter (24 → [20–29])
    - Unterdrückung (“Ausreisser”)
  - Keine Verfälschung der Daten!

k-Anonymity – Ein Maß für den Schutz von Personendaten

Quasi-Identifikator

- Eine Untermenge der Attribute, deren Wertekombination für eine Person charakteristisch sein könnte.

Sensitive Attribute

- Attribute, welches nicht mit einer Person verknüpfbar sein sollen.

k-Anonymity

- k Datensätze bilden eine Äquivalenzklasse
- schützt mit einer Konfidenz von $1/k$ vor einer 'korrekten' Verknüpfung einer Person mit ihren sensitiven Attributen

Ein Tabelle ist k-anonym, wenn jedes Tupel von mindestens $k-1$ anderen Tupeln (bis auf die sensitiven Attribute) nicht unterscheidbar ist.

Eine Tabelle

Geburtstag	Geschl.	PLZ	Ehestand	Krankheit
09/27/64	W	94139	geschieden	Bluthochdruck
09/30/64	W	94139	geschieden	Fettsucht
04/18/64	M	94139	verheiratet	Brustschmerzen
04/15/64	M	94139	verheiratet	Fettsucht
03/13/63	M	94138	verheiratet	Bluthochdruck
03/18/63	M	94138	verheiratet	Kurzatmigkeit
09/13/64	W	94141	verheiratet	Kurzatmigkeit
09/07/64	W	94141	verheiratet	Fettsucht
05/14/61	M	94138	ledig	Brustschmerzen
05/08/61	M	94138	ledig	Fettsucht
09/15/61	W	94142	Witwe	Kurzatmigkeit

. . . und ihre Generalisierung ($k = 2$)

Generalisierung (spaltenweise): Tag $\rightarrow$ Jahr $\rightarrow$ 5 Jahre

$\{$M, W$\} \rightarrow *$

$\{$verheiratet, geschieden, Witwe$\} \rightarrow$ nicht-ledig $\rightarrow *$

Geburtsjahr	Geschl.	PLZ	Ehestand
64	*	941**	*
64	*	941**	*
64	*	941**	*
64	*	941**	*
63	*	941**	*
63	*	941**	*
64	*	941**	*
64	*	941**	*
61	*	941**	*
61	*	941**	*
61	*	941**	*

Geburtsjahr	Geschl.	PLZ	Ehestand
$[60-64]$	W	9413*	nicht-ledig
$[60-64]$	W	9413*	nicht-ledig
$[60-64]$	M	9413*	nicht-ledig
$[60-64]$	M	9413*	nicht-ledig
$[60-64]$	M	9413*	nicht-ledig
$[60-64]$	M	9413*	nicht-ledig
$[60-64]$	W	9414*	nicht-ledig
$[60-64]$	W	9414*	nicht-ledig
$[60-64]$	M	9413*	ledig
$[60-64]$	M	9413*	ledig
$[60-64]$	W	9414*	nicht-ledig

Beispiele von Angriffen

Homogenität

Sven

PLZ	Alter
74678	26

Hintergrundwissen

Satoshi (Japaner)

PLZ	Alter
74673	36

Eine 3-anonyme Patiententabelle

PLZ	Alter	Gehalt	Krankheit
746**	2*	20K	Herzerkrankung
746**	2*	30K	Herzerkrankung
746**	2*	40K	Herzerkrankung
7490*	≥ 40	50K	Gastritis
7490*	≥ 40	100K	Grippe
7490*	≥ 40	70K	Bronchitis
746**	3*	60K	Herzerkrankung
746**	3*	80K	Krebs
746**	3*	90K	Krebs

k-Anonymity kann versagen, falls

- es den sensitiven Werten in einer Äquivalenzklasse an Vielfalt mangelt, oder
- der Angreifer Hintergrundwissen besitzt.

l-Diversity

Jeder q*-Block enthält mindestens l “wohl-vertretene” Werte des sensitiven Attributes s.

Alter	Geschlecht	Krankheit
$[26-27]$	M	Grippe
$[26-27]$	M	Grippe
$[23-25]$	*	Erkältung
$[23-25]$	*	Diabetes
22	M	Grippe
22	M	Krebs

$k = 2$

Alter	Geschlecht	Krankheit
$[25-27]$	M	Grippe
$[25-27]$	M	Grippe
$[25-27]$	M	Erkältung
$[22-23]$	*	Diabetes
$[22-23]$	*	Grippe
$[22-23]$	*	Krebs

k = 3, $E \geq log(1.9)$

- Datenveröffentlicher benötigt weniger Information als der Angreifer
- berücksichtigt *instance-level knowledge* (“mein Nachbar hat keine Diabetes”)

Offenlegung sensitiver Attribute

Ähnlichkeitsangriff

Wiebke

PLZ	Alter
74678	26

Schlußfolgerung

→ Wiebkes Gehalt ist im Bereich [20k,40k], was relativ wenig ist.

→ Wiebke hat eine magen-bezogene Krankheit.

Eine 3-diverse Patiententabelle

PLZ	Alter	Gehalt	Krankheit
746**	2*	20K	Magengeschwür
746**	2*	30K	Gastritis
746**	2*	40K	Magenkrebs
7490*	≥ 40	50K	Gastritis
7490*	≥ 40	100K	Grippe
7490*	≥ 40	70K	Bronchitis
746**	3*	60K	Bronchitis
746**	3*	80K	Lungenentzündung
746**	3*	90K	Magenkrebs

☞ *l*-Diversity erfasst nicht die Semantik von sensitiven Werten!

☞ *t*-Closeness

Utility Measure und Risk Assessment

Alter	Geschl.	Krankheit
$[26-27]$	M	Grippe
$[26-27]$	M	Grippe
$[23-25]$	*	Erkältung
$[23-25]$	*	Diabetes
22	M	Grippe
22	M	Krebs

$k = 2$

Alter	Geschl.	Krankheit
$[25-27]$	M	Grippe
$[25-27]$	M	Grippe
$[25-27]$	M	Erkältung
$[22-23]$	*	Diabetes
$[22-23]$	*	Grippe
$[22-23]$	*	Krebs

$k = 3$

Alter	Geschl.	Krankheit
$[22-27]$	*	Grippe
$[22-27]$	*	Grippe
$[22-27]$	*	Erkältung
$[22-27]$	*	Diabetes
$[22-27]$	*	Grippe
$[22-27]$	*	Krebs

$k = 6$

Wird die Anonymitätsgarantie verstärkt, verringert sich die Datenqualität: Es benötigt eine Güterabwägung zwischen Nutzwert und Datenschutz.

Daten-Representation

- Relationale Daten
  - Registrierungs- und demographische Daten
- Transactional (set-valued) Daten
  - Abrechnunge
- Sequentielle Daten
  - DNA
- Trajektorien (Bahnkurven)
  - Ortsdaten von Mobiltelefonen
- Graphen
  - Soziale Netzwerke
- Text
  - Klinische Aufzeichnungen,
  - Tweets

Electronic Medical Records			
Name	Geburtsjahr	ICD	DNA
Lasse	1955	493.00, 185	C . . . T
Wiebke	1943	185, 157.3	A . . . G
Wiebke	1943	493.01	C . . . G
Svenja	1965	493.02	C . . . G
Kalle	1973	157.9, 493.03	G . . . C
Kalle	1973	157.3	A . . . T

19 Jahre alter Mann mit Vorgeschichte Ekzem im Kleinkindalter, jetzt sporadische lokale Beschwerden im Mund nach Erdnussverzehr und Rhinokonjunktivitis während der Pollensaison.

Einzigartigkeit von persönlichen Daten

Wieviel Information ist notwendig, um jemanden re-identifizieren zu können:

- (Geburtsjahr, Geschlecht, 3-stellige PLZ)
  $\rightarrow$ 0.04% der amerikanischen Bevölkerung
- (Geburtsdatum, Geschlecht, 5-stellige PLZ)
  $\rightarrow$ 63–87 % der amerikanischen Bevölkerung
- 2 spatio-temporale Punkte $\rightarrow$ 50%
- 4 spatio-temporale Punkte $\rightarrow$ 95%
- 2 ICD Nummern $\rightarrow > 90\%$

Werden Daten veröffentlicht, spielt es keine Rolle wie sensitiv die Daten für uns sind, sondern wie charakteristisch. Das letztere bestimmt den Aufwand, der notwendig ist sie mit anderen Daten in Verbindung zu bringen, damit unsere Identität aufgedeckt werden kann.

Text De-identification

Ein Einwohner von Kiel kaufte Marihuana gegen lumbale Schmerzen, verursacht durch Leberkrebs.

Ein Einwohner von ~~Kiel~~ kaufte ~~Marihuana~~ gegen ~~lumbale Schmerzen~~, verursacht durch ~~Leberkrebs~~.

t-Plausibility verallgemeinert sensitive Terme zu semantisch ähnlichen Termen, z. B. “Tuberkulose” $\rightarrow$ “Infektion”.

Ist eine Wortontologie und ein Grenzwert t gegeben, kann der gesäuberte Text mindestens $t-1$ anderen Texten zugeordnet werden.

Ein Einwohner von Landeshauptstadt kaufte Droge gegen Schmerzen, verursacht durch Karzinom.

Resümee

Der Wert von Daten mit Personenbezug erschöpft sich nicht schon in ihrer ersten Verwendung. Aber wie können sie Dritten sicher zugänglich gemacht werden?

- Verschiedene Anonymisierungsmethoden und -maße
- Eine De-Identifkation von Daten gibt keine (strikte) Garantie der Anonymität!
  - *k*-Anonymity – Schutz gegen Verknüpfung von Identitäten
  - *l*-Diversity – Schutz gegen die Offenlegung von Attributen.

Big Data

- Masking (engl. Redaction) erweitert mit Generalisierung
- Erste Anonymitätsmaße, z. B. *t*-Plausibility