

Informationsflut, Fake News: Werden wir überfordert?

Paul Wälti / 13.Mai 2019

Übersicht

1. Rasante Zunahme der Informationsmenge - Eckwerte
2. Was bedeutet das? Spezielle neueste Entwicklungen
 - a) Desinformation durch Überflutung
 - b) Filterblasen ("filter bubbles")
 - c) Fake News
 - d) Cyberkriminalität, Datenschutzverordnungen (z.B. GDPR)
 - e) Künstliche Intelligenz im Aufwind
3. Wie trennen wir den Spreu vom Weizen?

Informationsverbreitung - Eckwerte

Palmyra 2000 v. Chr. Stein, Keramik

Sokrates 350 v. Chr. nur mündlich → dokumentiert
durch Platon (Papyrusfragmente)

Archimedes 250 v. Chr.

Klöster: 360 erstes christliches Kloster (Ägypten)

Gutenberg: ab 1450 Buchdruck mit beweglichen Lettern

Radio/TV ab 1900 / 1950

Computer: ab 1954 erste Computer (Konrad Zuse,
John v. Neumann)

Internet ab 1989 Kommerzialisierung durch WWW
([Tim Berners-Lee](#), CERN), E-Mail

ab 1993 rasanter Aufschwung durch Browser

ab 2003 Social Media: LinkedIn, XING, Facebook, Twitter



Volume and growth of electronically stored data

Study of IDC (November 2010):

New data is growing 50 to 100% per year, i.e., doubling every 1 to 2 years.

International Data Corporation (IDC), Massachusetts,

ist ein renommiertes international tätiges Marktforschungs- und Beratungsunternehmen auf dem Gebiet der Informationstechnologie und der Telekommunikation mit Niederlassungen in über 110 Ländern

Entwicklung bei einer Verdoppelung in 1-2 Jahren

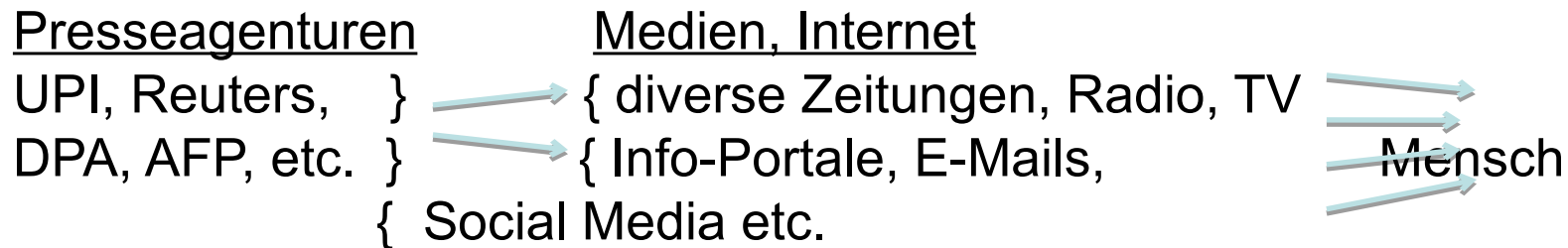
<u>Zeit</u>	<u>Rel. Info-Menge</u>	<u>Materialbedarf für Speicherung</u>
heute	1	10^6 kg = 1'000 Tonnen = 1 Pz Kp
in 3 Jahren	4	$4 \cdot 10^6$ kg
in 6 Jahren	16	$16 \cdot 10^6$ kg
in 9 Jahren	64	$64 \cdot 10^6$ kg
...	...	
in 30 Jahren	$10^6 = 1$ Mio.	10^{12} kg
in 60 Jahren	$10^{12} = 1$ Bil.	10^{18} kg
in 90 Jahren	$10^{18} = 1$ Tri.	10^{24} kg ← Gewicht Erde = $6 \cdot 10^{24}$ kg
in 120 Jahren	$10^{24} = 1$ Qua.	10^{30} kg



Grenzen der Miniaturisierung: z.B. Lichtgeschwindigkeit, Planck'sche Konstante

2. Einige praktische Konsequenzen

a) Informationsüberflutung



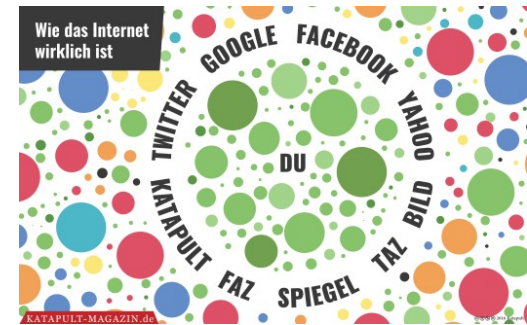
→ viele fast gleiche Artikel auf vielen Medien: Man "ersäuft"

→ z.T. anders formuliert oder manipuliert: Was glauben?

“Informationsüberflutung gilt besonders in der Arbeitswelt als ein Auslöser für mentale Erschöpfung und Stress“ (arte, 13.08.2018)

b) Aufkommen von "filter bubbles" (Filterblasen)

- Internet-Medien versuchen, die Interessen und Empfänglichkeiten der Benutzer zu erfassen
- Dann werden primär solche Information an den Benutzer geleitet, die seinem Interesse entsprechen (=“personalisierte Information“).
→ Isolation gegenüber anderen Standpunkten
- Im Extremfall: Manipulation durch Ausnützung der Empfänglichkeiten des Benutzers
- 2016: Filterblasen = Wort des Jahres



Quelle: Wikipedia

c) Fake News

- Unwort des Jahres 2014: Lügenpresse
- Unwort des Jahres 2017: Alternative News (für Fake News)



edia

Kellyanne Conway 2017
 Trump Campaign Manager
 Kreatorin von "Alternative News"



Wil

Sarah Sanders, Pressesprecherin
 des Weissen Hauses
 Trump's liar-in-chief

Beispiele von Fake News im Amerikanischen Wahlkampf

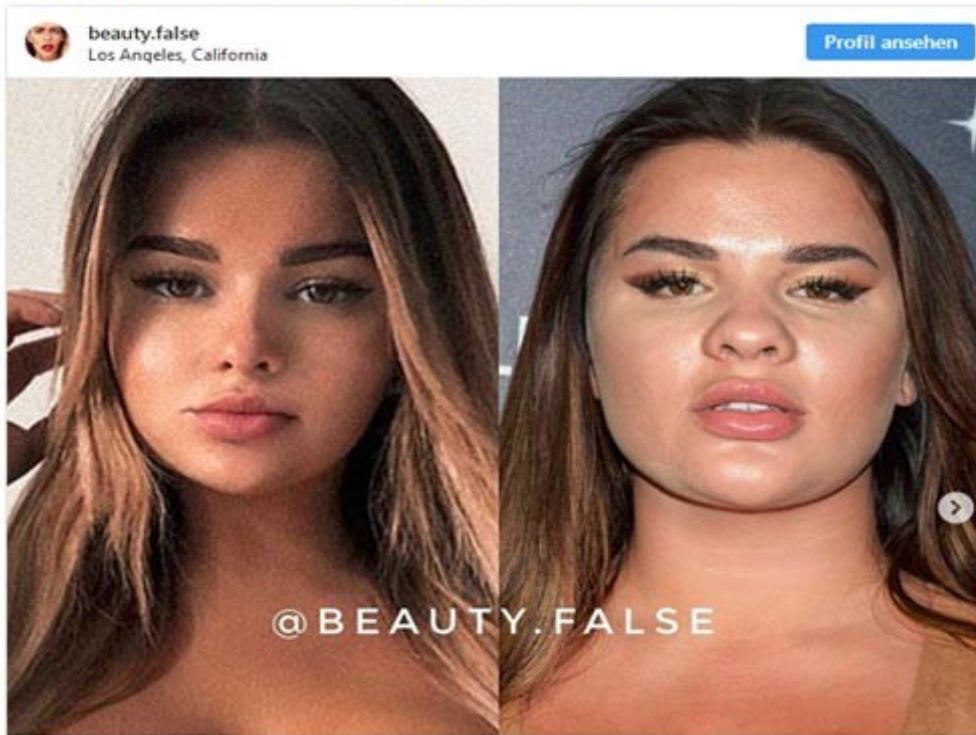
1. "Papst Franziskus empfiehlt die Wahl Donald Trumps."
(auf Facebook 960 000-mal weitergeleitet)
2. "Hillary Clinton hat Waffen an den Islamischen Staat (IS) verkauft."
(789 000 Shares auf Facebook)
3. "E-Mails von Hillary Clinton an den IS sind öffentlich bekannt geworden"
(754 000 Shares).

Quelle: *Buzzfeed News*

Fake News auch in der Mode / Schönheitspflege

Quelle: LinkedIn

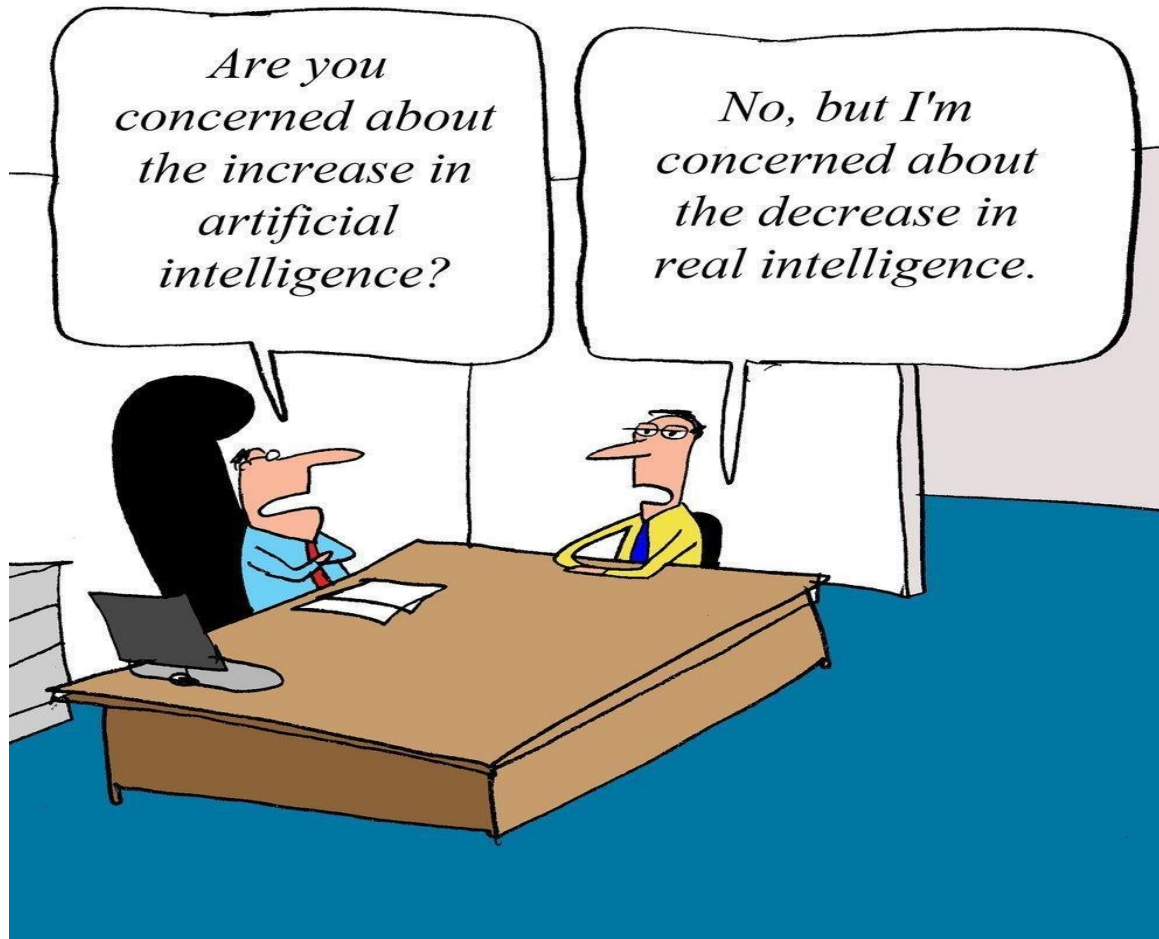
Diese Russin sieht in echt komplett anders aus, als auf ihren viel-gelikten Bildern.



d) Cyberkriminalität / Datenschutzregulationen

- "Hackerangriffe haben sich von Teenagerstreichen zu einem milliardenschweren Wachstumsmarkt entwickelt."
(Quelle: <https://de.malwarebytes.com/hacker/>)
- Ein regionales Lahmlegen des Internets ist nicht mehr ausgeschlossen
→ neue Dimension für Terrorangriffe
- Erpressungen, Fälschungen, Pornographie etc.
- Beispiele: Russische Einmischungen in Wahlen, Störungen des GPS durch Russland in Finnland
- Wachsende Vorschriften, z.B.
DS/GVO (GDPR) der EU, Mai 2018, betreffend Datenschutz.
→ Bis heute: mind. 75 Bussen ausgesprochen

e) Künstliche Intelligenz im Aufwind



Künstliche Intelligenz (AI) ... die Euphorie

Marktanalysten von Gartner-Group meinen (2017):

- bis 2020 ist die AI-Technologie Teil von fast allen Software-Produkten
- AI gehört bis dann zu den Top 5 Investment-Prio. für 30% der CIO

Aber: ... die Ernüchterung

- Maschinelle Intelligenz wird massiv überschätzt

Heinz Scheuring, NZZaS 19.08.2017

- Fortschritte zwar sehr gross in der Robotics (Quasi-AI), aber nicht in den kognitiven Bereichen (Analyse von Freitexten, Entscheidungsprozesse, Trenderkennung, Kategorisierung etc.)
- Computer = bedeutungsblinde Vollzugsmaschinen (vgl. Bonmot von BR Willi Ritschard)
- Bei Innovationen/Kreativität tut sich AI schwer (Financial Times, Oct. 2018)

3. Wie trennen wir den Spreu vom Weizen?

Verschiedene Aspekte

- “Ordnung und Wissen in die Datenflut bringen“ (www.chemie.de, 9.4.2019)
- Reduktion der Informationsmenge durch Bündeln von ähnlichen Artikeln
- Beschränkung auf das, was mich interessiert
- Automatisches Erkennen von Fake News / Spam
 - a) in offensichtlichen Fällen
 - b) in komplexen, business-relevanten Fällen ← wird näher behandelt
- Dafür sorgen, dass die Leute nicht blind auf Fake News hereinfliegen (wichtig, aber ein Fall für Psychologen und Politiker)

Fake News erkennen in offensichtlichen Fällen

Beispiele

“Mein Name ist Mavis Wanczyk, Gewinner des \$758,7 Millionen Power Ball Jackpots. Ich spende €1.800.000,00 an sie. Kontaktieren mich per E-Mail: maviswanczyk0009@gmail.com für info/Anspruch“

“Ich, Herr Shaw .S. peter bietet ein zuverlässiges kreditangebot an, ich meine zuverlässiges garantieroangebot bei einer garantie zu einem erschwinglichen festen zinssatz von nur 1,2 prozent, bieten wir ausleihdarlehen von der mindestmenge von 10.000 euro bis zur maxima von 150.000.000 euro für den zeitraum von 1 bis Nur für 40 Jahre, also für weitere Details, wenn Sie Interesse an uns haben, dann erreichen Sie uns bitte über unsere Email-Adresse Antwort an: edinburghloancompany@yandex.com“

Fake News erkennen in komplexeren Fällen

Hier geht es um semantische Analysen von Texten (Inhaltserkennung) und um mathematische Methoden (neuronale Netze etc.)

Mögliche Tools/Technologien:

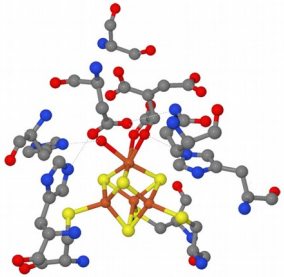
1. Fraunhofer-Tool:
Machine-Learning durch Training mit glaubwürdigen Artikeln bzw. Falschnachrichten
(Quelle: Heise.de, Feb. 2019)
2. InfoCodex-Technologie:
Semantische Inhaltserkennung + neuronales Netz + math. Statistik + Linguistik



Erkennung von getarnten Fake News mit InfoCodex

- Das Potenzial von InfoCodex wird am Beispiel eines umfassenden Benchmarks erklärt, den die Pharmafirma **Merck USA** mit InfoCodex durchgeführt hat.
- Problemstellung: Erkennen von bisher unbekanntem Biomarkern aus der Analyse von grossen Mengen von medizinischen Publikationen.
- Es wird nicht die Technologie erklärt, sondern nur die Vorgehensweise.
- Die gleiche Vorgehensweise kann auch beim Erkennen von versteckten Falschmeldungen angewandt werden.

Discovery of Unknown Relations in Drug Research



Traditional bioinformatics: structured data

Sequence alignment, gene finding, genome assembly, protein structure prediction, gene expression...



New opportunities: e-Discovery in unstructured data

Knowledge repositories such as PubMed with 22 million citations, growing at the rate of 1.7 papers/minute

Merck's
Question

Is it possible to drive drug research by text mining large pools of biomedical documents?

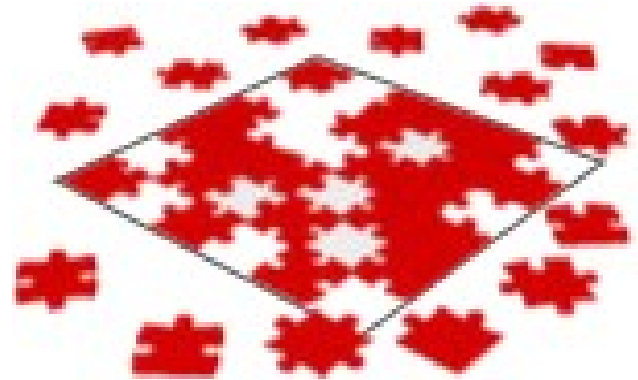
Semantic Technologies in the Pharma Industry

Commonly used: **NLP to extract triples** “entity 1-relation-entity 2”
sentence-by-sentence

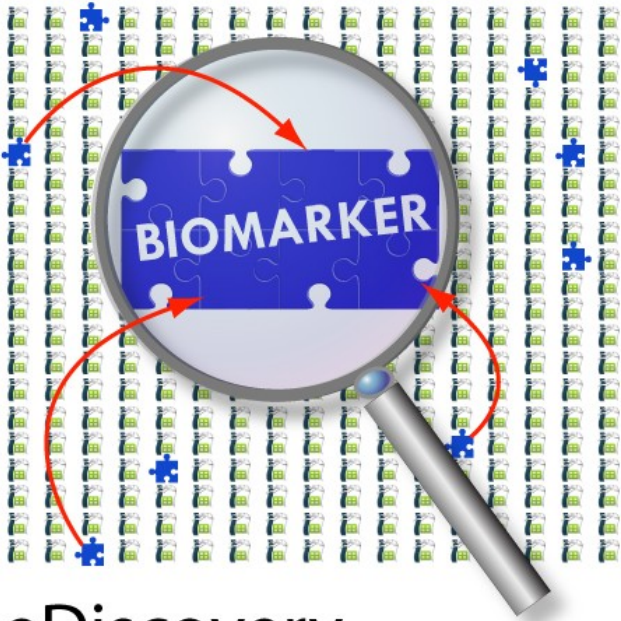
- ⇒ helps to care for ontologies / libraries
- ⇒ finds only what has been written down by an author, i.e.
is not a discovery approach

Going beyond triples

Analyze text collections globally to identify small, seemingly unrelated and unnoticed facts dispersed over isolated texts, like assembling the scattered pieces of a puzzle.



The Experiment of Merck & Co with InfoCodex



eDiscovery

The objective:

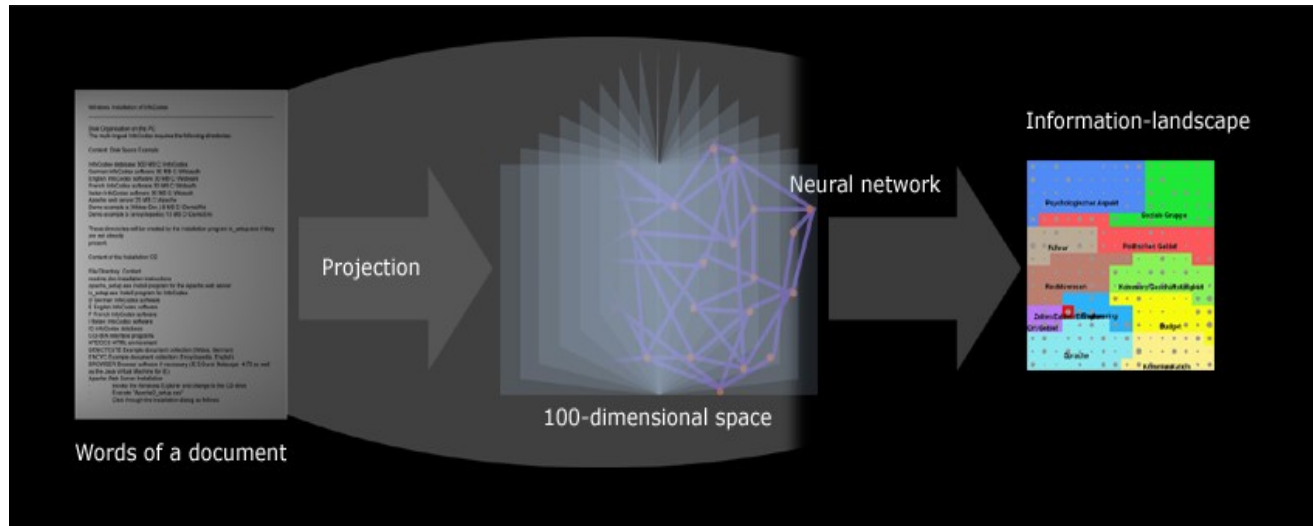
- ▶ Test pure machine intelligence for “semantic” drug research

The tasks:

- ▶ Discover novel biomarkers for diabetes and obesity (D&O) by analyzing 120'000 medical publications (PubMed etc.)
- ▶ Blind experiment, no human feedback

Biomarker: \$ 13.6 billion market in 2011, growing to \$ 25 billion by 2016

Method: e-Discovery in Large Sets of Publications

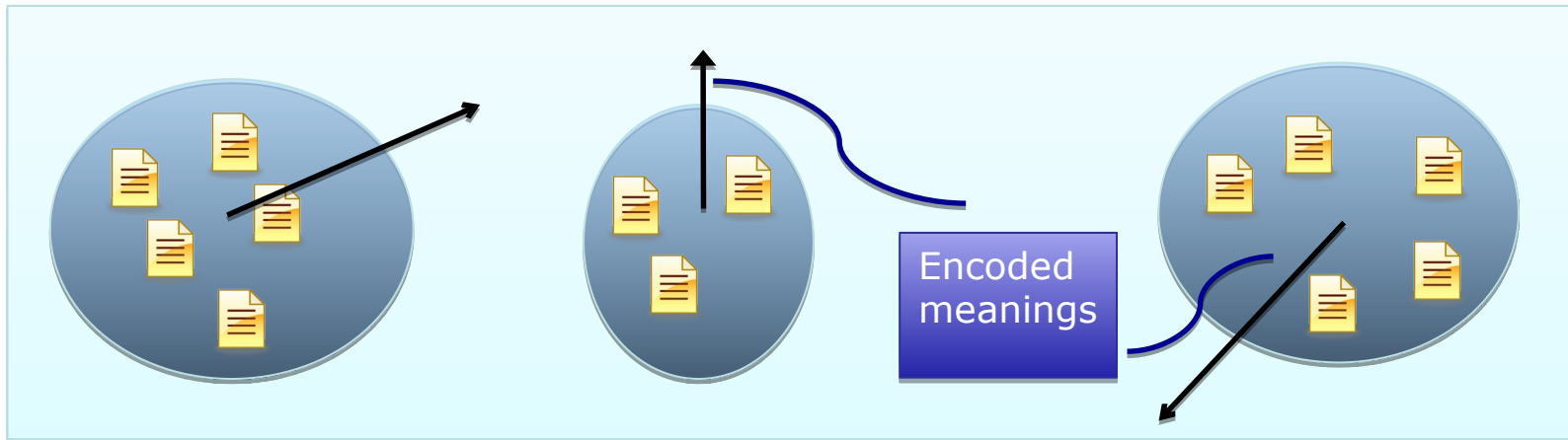


Keys to success:

- Ability to categorize unstructured information
(in a benchmark, InfoCodex reached the very high clustering accuracy of 88%)
- Advanced statistics: combination of unnoticed correlations
(the sentence-by-sentence analysis of the NLP approaches can detect only those relations that have been written down by an author, i.e. that are already known)

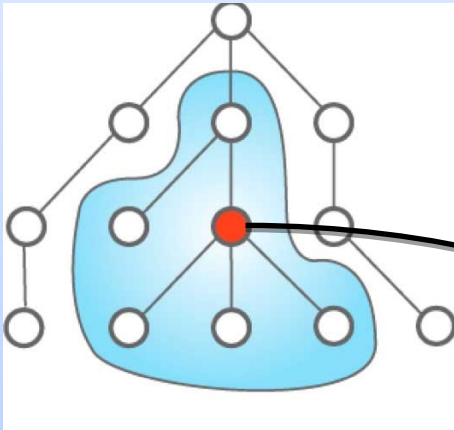
Step 1: Establish Reference Models for Biomarkers

- Collect documents describing known biomarkers for diabetes
- Cluster these documents (build groups of similar documents)
- Each cluster is considered as a reference model for the meanings of “biomarkers for diabetes”



The “Miss Marple” function

Step 2: Determine the Meaning of Unknown Words



Co-occurrences with words in internal knowledge base
 → most probable hypernym → "is a" , "has to do"

A	B	C
Unknown term	Constructed hypernym	Associated descriptor 1
Nn1250	clinical study	insulin glargine
Tolterodine	cavity	overactive bladder
Ranibizumab	drug	macular edema
Nn5401	clinical study	insulin aspart
Duloxetine	antidepressant	personal physician
Endocannabinoid	receptor	enzyme
Becaplermin	pathology	ulcer
Candesartan	cardiovascular disease	high blood pressure
Srt2104	medicine	placebo
Olmesartan	cardiovascular medicine	amlodipine
Hctz	diuretic drug	hydrochlorothiazide
Eslicarbazepine	anti nervous	Zebinix
Zonisamide	anti nervous	Topiramate Capsules
Mk0431	antidiabetic	sitagliptin
Ziprasidone	tranquilizer	major tranquilizer
Psicofarmacologia	motivation	incentive
Medoxomil	cardiovascular medicine	amlodipine

Example:

"Hctz" is a "diuretic drug" and is a synonym of "hydrochlorothiazide"

(estimated by machine intelligence plus the internal knowledge base)

Step 3: Construct Potential D&O Biomarkers

(substances close to one of the reference models)

Links to the relevant PubMed documents

	A	B	C	D	E	F
1	Part "Biomarkers" from Pubmed with confidence level > 5%; 100% refers to biomarkers of the reference set					
2						
3	Term	Relationship	Object	Target	Conf %	N.Do
4						PMIDs
5	Human equilibrative nucleoside transporter-3	BiomarkerFor	Diabetes		100.0	2 20595384, 20032083
6	Human equilibrative nucleoside transporter-3	SynonymOf	hENT3			
7	microRNA	BiomarkerFor	Diabetes		100.0	44 20857148, 21118127, 21335216, 20015039, 20358579, 20364159, 21261648
8	microRNA	BiomarkerFor	Diabetes	FABP_4_aP2	100.0	1 20486779
9	microRNA	BiomarkerFor	Obesity		26.1	58 21355787, 19650761, 21152117, 21118127, 21118894, 20886002, 19188425
10	microRNA	BiomarkerFor	Obesity	FABP_4_aP2	26.1	4 19460359, 18809385, 21291493, 20486779
11	microRNA	BiomarkerFor	Obesity	GPR74	26.1	1 21036322
12	microRNA	BiomarkerFor	Obesity	AMPK	26.1	1 16459310
13	microRNA	SynonymOf	micro-RNA			
14	microRNA	SynonymOf	micro ribonucleic acid			
15	microRNA	SynonymOf	miRNA			
16	microRNA	SynonymOf	miRNA based			
17	microRNA	SynonymOf	MIR126 gene			
18	microRNA	SynonymOf	MiR-126			
19	potassium inwardly-rectifying	BiomarkerFor	Diabetes		100.0	50 20042013, 20194712, 20368737, 20401705, 20531501, 20546293, 20863361
20	potassium inwardly-rectifying	BiomarkerFor	Diabetes	FTO	100.0	8 18597214, 19020324, 18984664, 20503258, 18598350, 20142250, 18710364
21	potassium inwardly-rectifying	BiomarkerFor	Obesity		21.0	24 20049090, 20307313, 18598350, 18710364, 20712903, 18498634, 21391351
22	potassium inwardly-rectifying	BiomarkerFor	Obesity	FTO	21.0	4 20049090, 18598350, 18710364, 20929593
23	potassium inwardly-rectifying	SynonymOf	KCNJ11			
24	potassium inwardly-rectifying	SynonymOf	Kir6.2 gene			

Assessment of the Results

See Trugenberger et al. BMC Bioinformatics 2013, 14:51

<u>Term</u>	<u>Relat.</u>	<u>Object</u>	<u>Target</u>	<u>Conf%</u>	<u>#Docs</u>
wenqing	BiomarkerFor	Obesity	Obesity	53.5	29
proteomic	BiomarkerFor	Obesity	Obesity	40.8	128
gene expression	BiomarkerFor	Obesity	Obesity	38.9	62
Mouse model	BiomarkerFor	Obesity	Obesity	19.8	17
muise	BiomarkerFor	Obesity	Obesity	17.5	20
athero-	BiomarkerFor	Obesity	Obesity	16.5	6
shrna	BiomarkerFor	Obesity	Obesity	9.6	4
inflammation	BiomarkerFor	Obesity	Obesity	8.2	4
TBD	BiomarkerFor	Obesity	Obesity	7.4	3
body weight	PhenoTypeOf	Diabetes	MGAT2		1
cell line	BiomarkerFor	Diabetes	MGAT2		1

Weak Points

Many uninteresting candidates
 ⇒ too much noise
 (can be easily eliminated)

Strong Points

Lots of ***"needles in the haystack"***
 Tens of extremely interesting and valuable candidates

<u>Term</u>	<u>Relat.</u>	<u>Object</u>	<u>Target</u>	<u>Conf%</u>	<u>#Docs</u>
...	PhenoTypeOf	Obesity	Obesity	7.7	4
...	PhenoTypeOf	Obesity	Obesity	7	6
...	BiomarkerFor	Obesity	Obesity	4.9	1
...	BiomarkerFor	Obesity	Obesity	4.9	1
...	BiomarkerFor	Obesity	Obesity	2.9	2
...	BiomarkerFor	Obesity	Obesity	2.2	1
...	BiomarkerFor	Obesity	Obesity	2.2	1
...	BiomarkerFor	Obesity	Obesity	2.2	1
...	BiomarkerFor	Diabetes	Diabetes	14.5	1
...	BiomarkerFor	Diabetes	Diabetes	2.8	2

(Merck proprietary terms hidden)

Bedeutung des Benchmarks für die Erkennung von Fake News

- Die Methodik ist nicht auf die Entdeckung von Biomarkern beschränkt.
- Der Benchmark zeigt: Durch Textmining grosser Mengen von unstrukturierten Dokumenten, kombiniert mit dokumentübergreifenden statistischen Analysen, werden unbekannte Zusammenhänge entdeckt.
(“the Holy Grail of text mining“, was NLP-Methoden nicht bieten können).
- Es braucht aber ein **Referenzmodell**: Was sind glaubwürdige Aussagen (oder Beispiele von Fake News im betrachteten Gebiet).
- Denn der **Computer kann nicht denken**, sondern nur vergleichen.