

Mens Maatschappij & ICT

Gast college over studiep
Life sciences & Gezondheid

[Dr. Marco Spruit](#)





Agenda

1. Wie is...? Waarom ...?
2. Context van dit college
3. Spraaktechnologie in de zorg: Een kwalitatief onderzoek naar de mogelijkheden van spraaktechnologie in de zorg (Ellen Luchies)
4. A Datadriven Feasibility Study on Silent Pumps: Applying CRISP-DM in a Knowledge Discovery Process (Yvonne van der Wal)
5. Een automatische methode voor de-identificatie van Nederlandse verpleegnotities (Liset van Wijk)
6. Risk Mediation in Association Rules: The Case of Decision Support in Medication Review (Dr. Michiel Meulendijk)

1. Over...

ADS lab, MS





About... Marco Spruit



- › 1988-1995: Computational linguistics
- › 1993-1997: Business intelligence engineer
- › 1997-2006: Independent software vendor
- › 2003-2015: Applied data scientist

- › <http://www.linkedin.com/in/spruit>



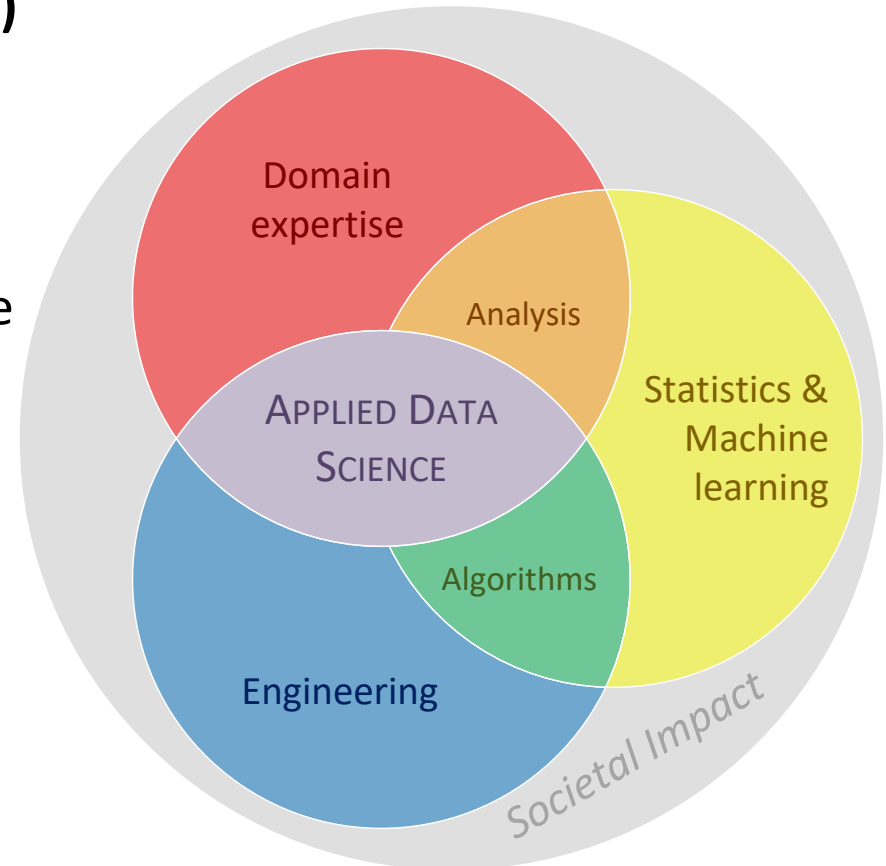
About... Applied Data Science Lab

<https://www.uu.nl/en/research/software-systems/organization-and-information/labs/applied-data-science>

› “Applied Data Science (ADS) is

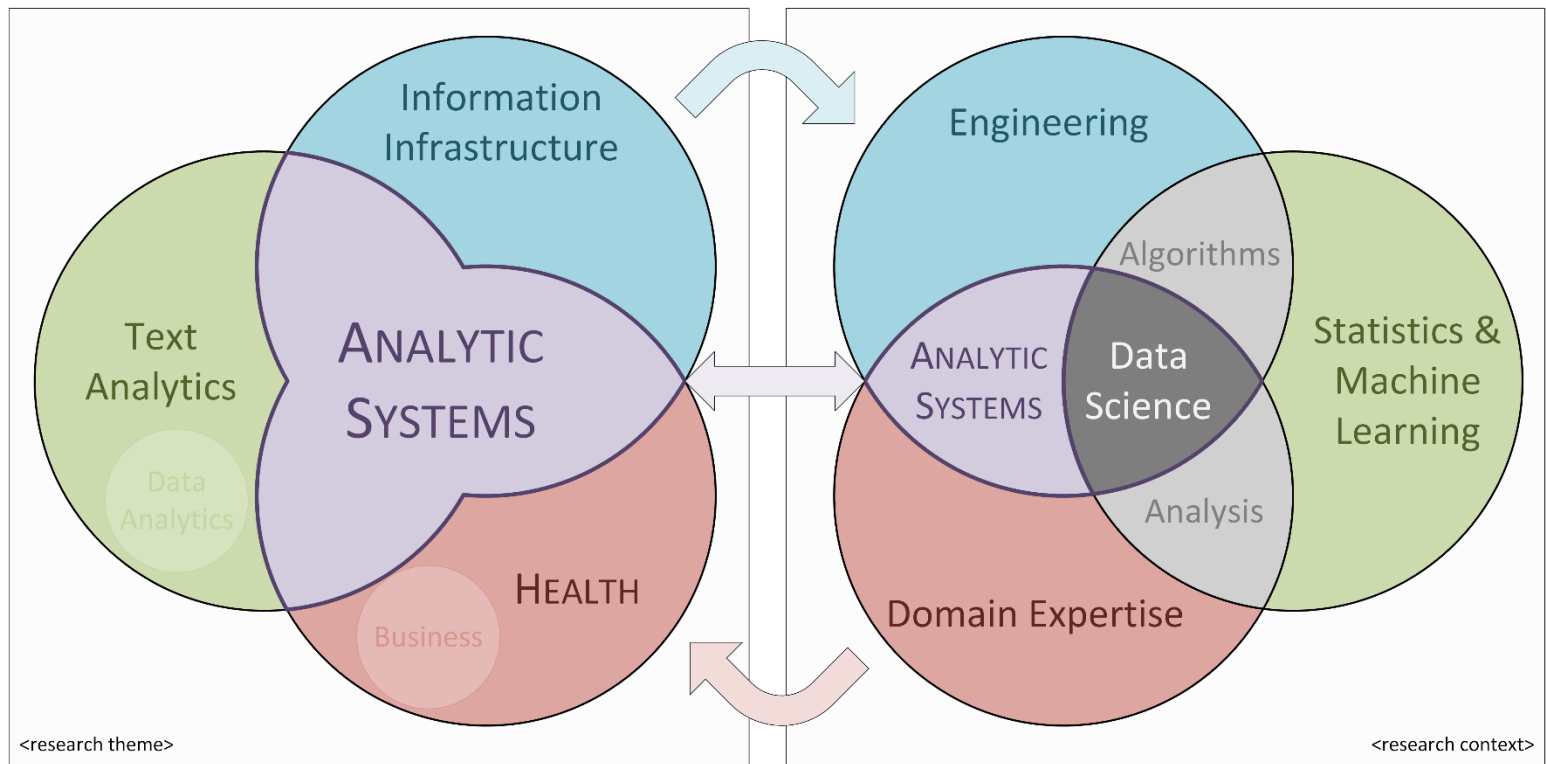
1. the knowledge discovery process in which
2. analytical applications are designed and evaluated to
3. improve the daily practices of domain experts.”

› *Spruit & Jagesar (2016)*





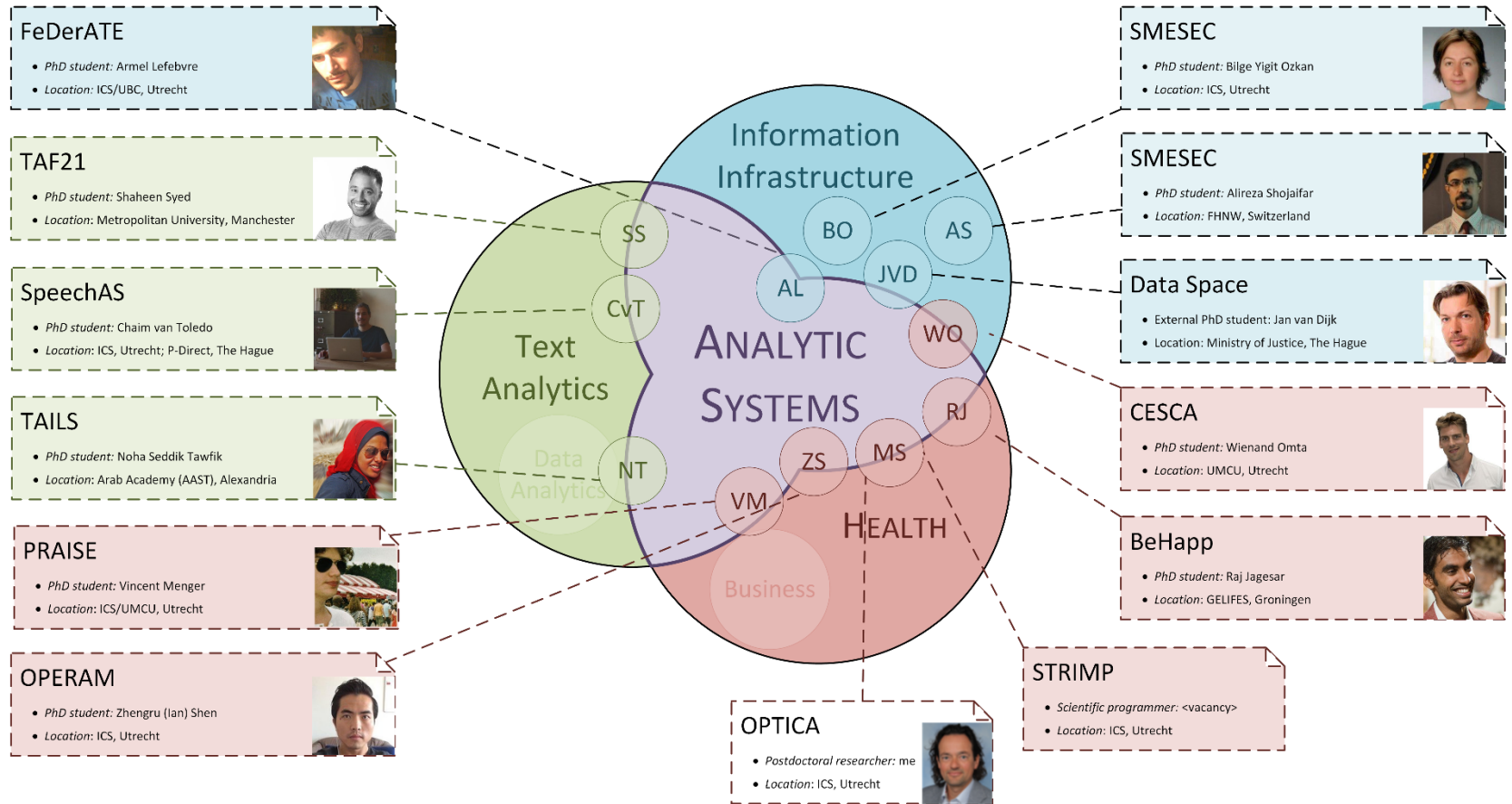
Research: Analytic systems



> <http://m.spru.it/res>



Projects: Analytic systems



2. Context van de hierna volgende onderzoeken





Studiepad Life Sciences & Gezondheid

<i>Information Science CORE</i>			
Start:	Data Modelling	Mobile Programming	Information Science Project
Basis:	Scientific Research Methods		Modelling and System Development
<i>Information Science PATHS</i>			
Study path:	Organisations & Society	Games & Interaction	Life Sciences & Health
Start:	Organisations & Society	Design of Interactive Systems	People, Society & ICT
	Information Systems		
Basis:	e-Business	Cognition & Emotion	Data Analytics
	Product Software	Usability Engineering	Knowledge Systems
Deepening:	Information Systems	Human-Computer Interaction Design	Persuasive Technologies
Synthesis:	Strategic Management & ICT	Applied Human-Computer Interaction	Life Sciences & Health Informatics
Completion:		Research Project	

CRISP-DM - Neonatologie
Deidentificatie in Psychiatrie

Kennissystemen - Geriatrie

Spraaktechnologie - Ziekenhuizen



Universiteit Utrecht

Bètawetenschappen

Informatiekunde

Bachelor project

Ellen Luchies

Spraaktechnologie in de zorg

Een kwalitatief onderzoek naar de mogelijkheden van spraaktechnologie in de zorg

Ellen Luchies

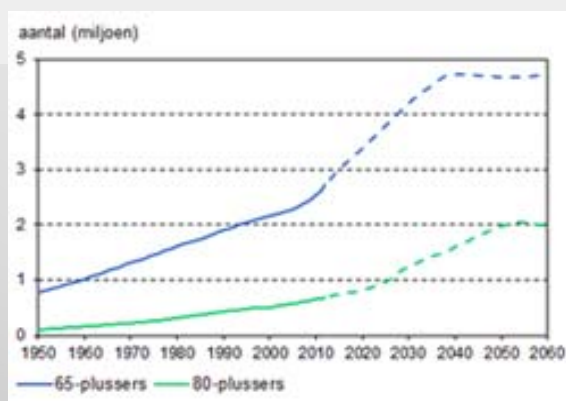
Begeleider: Marco Spruit

Tweede lezer: Marjan Askari

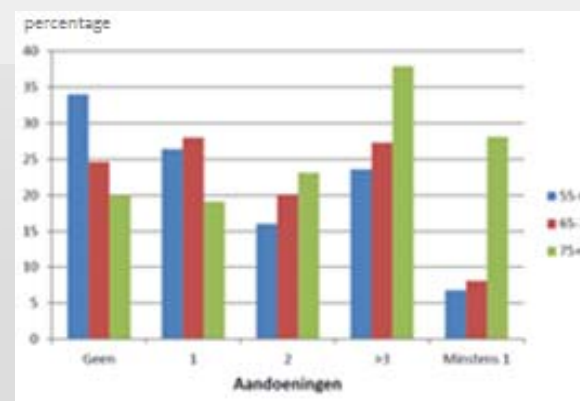
7 juli 2017

Aanleiding & relevantie voor het onderzoek

- Mogelijkheden
- Verbetering
- Hoge werkdruk artsen (NOS, 2017)
- Neemt toe (Schumacher, 2017)
- 1% gebruikt spraaktechnologie (Nuance, 2015)



Figuur 1: Nederland vergrijst (Schumacher, 2017)



Figuur 2: Aandoeningen per leeftijdsgroep (Schumacher, 2017)

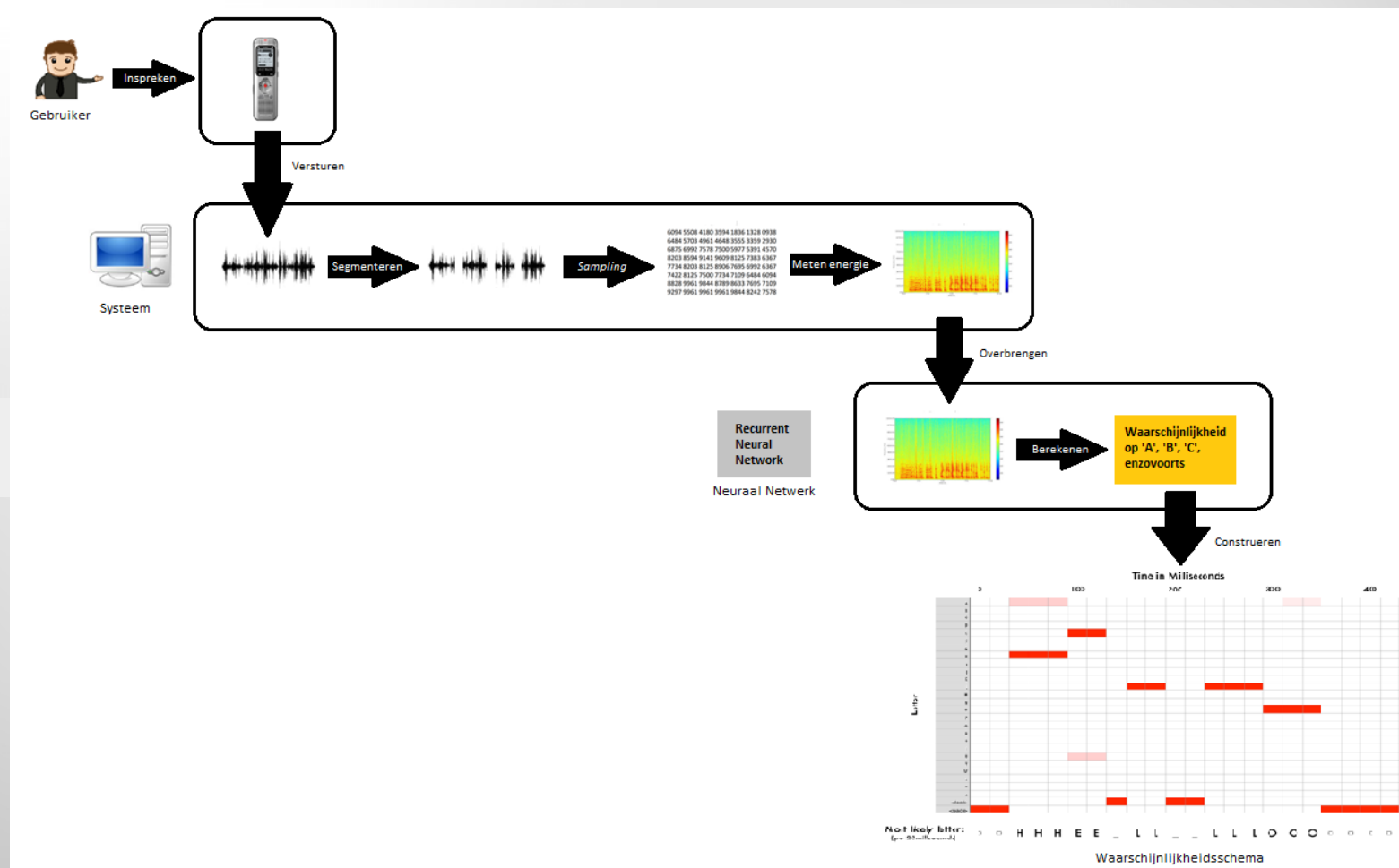
Onderzoeksvraag

Wat zijn de mogelijkheden van spraaktechnologie in ziekenhuizen in Nederland en in hoeverre kan spraaktechnologie worden ingezet in de huidige (verslag)werkzaamheden van artsen?

Deelvragen

1. Hoe werkt spraaktechnologie?
2. Wat zijn de voor- en nadelen van spraaktechnologie?
3. Hoe wordt spraaktechnologie in de praktijk gebruikt?
4. Waarom wordt spraaktechnologie slechts beperkt gebruikt?
5. Welke potentie heeft spraaktechnologie in het ziekenhuis?

Theoretisch kader



Voordelen	Nadelen
Verbeterde en tijdbesparende workflow bij zorgvoorzieningen (Ajami, 2016) (Johnson, et al., 2014) (Koivikko, Kauppinen, & Ahovuo, 2008)	Kwaliteit hangt van het woordenboek af (Ajami, 2016)
Online registratie (coördinatie van activiteit en documentatie) (Ajami, 2016)	Initiële kosten van implementatie en onderhoud van de technologie (Ajami, 2016)
Snelle toegang tot documenten (Ajami, 2016)	Ruis (Ajami, 2016)
Vermindering van kosten en tijd bij verslaglegging (Ajami, 2016) (Johnson, et al., 2014) (Koivikko, Kauppinen, & Ahovuo, 2008)	Verschillende accenten (Ajami, 2016) (Johnson, et al., 2014)
Accurate (99%), leesbare en volledige informatie (Ajami, 2016) (Parente, Kock, & Sonsini, 2004) (Dawson, et al., 2014) (Koivikko, Kauppinen, & Ahovuo, 2008)	Aanpassing werk en acceptatie bij dokters en andere zorgverleners (Ajami, 2016) (Dawson, et al., 2014) (Parente, Kock, & Sonsini, 2004)
Verblijfsduur van patiënten vermindert (Ajami, 2016)	Fouten verbeteren kost tijd en toewijding (Ajami, 2016)
Kwaliteit patiëntenzorg gaat omhoog (Koivikko, Kauppinen, & Ahovuo, 2008) (Parente, Kock, & Sonsini, 2004) <ul style="list-style-type: none"> • Patiëntvriendelijkheid (Ajami, 2016) • Patiëntveiligheid (Ajami, 2016) 	Hardware nodig (microfoon, geluidskaart, processor van minimaal zoveel) (Ajami, 2016) (Johnson, et al., 2014)
	Trainingstijd (Ajami, 2016) (Johnson, et al., 2014)

Tabel 1: Voor- en nadelen van spraaktechnologie conform literatuur

Methode

- Literatuuronderzoek
 - Pubmed, Springerlink, Elsevier
- Kwalitatief onderzoek
 - Verkennende interviews (n=5)
 - Verdiepende interviews (n=5)

(Afdelings-)managers	Producenten	Gebruikers
Martini Ziekenhuis UMC Utrecht UMC Utrecht UMC Utrecht	Cedere G2Speech Nuance G2Speech	Orthopeed, UMC Utrecht Radioloog, UMC Utrecht

Tabel 2: Overzicht participanten

Resultaten

Spraaktechnologie in de praktijk

- Spraakherkenning en het EPD
- Trainingstijd

Beperkt gebruik spraakherkenning

- Radiologie en pathologie
- Verwachtingen
- Smarttexten en Smartphrases
- Aanpassingen bij het gebruik
- Bedrijvigheid binnen het ziekenhuis
- Financiën
- Beslissingsbevoegdheden binnen het ziekenhuis

"Geld is echt het grootste probleem, want ziekenhuizen draaien verlies. Sommigen zitten aan het faillissement en moeten gewoon hun kop boven water houden." (G. Vierbergen, persoonlijke communicatie, 29 maart 2017)

"Kijk door het EPD is verslaglegging al veel meer bij de dokter komen te liggen. Er wordt veel meer verwacht dat alle dokters het gewoon zelf intypen. Dat wordt verwacht, dus dat extra werk dat is er al gekomen." (B. van der Wal, bijlage X)

"Ik praat anders dan dat jij praat dus ik heb echt jou vier à acht uur nodig om jouw klanken goed te kunnen herkennen." (G. Engelen, bijlage XI)

"Radiologie en pathologie zijn natuurlijk ideale afdelingen om met spraak te werken, ... andere afdelingen die hebben dat minder, die hebben patiënten [en andere afdelingen] hebben in de basis minder verslaglegging." (G. Engelen, bijlage XI)

"het is niet alleen maar een stijgende lijn. Het gaat nu weer omlaag, de herkenning wordt slechter." (E. Vonken, bijlage XII)

"Als ik hier kijk dan hebben we in zo'n jaar een stuk of 30 projecten die we moeten realiseren en die zijn meestal gedreven vanuit wet- en regelgeving, of patiëntveiligheid of security en die krijgen altijd voorrang boven dit soort dingen." (M. Janssens, bijlage VIII)

"In Nederland zie je dat er toch nog een enorm verschil is, een andere cultuur ... waarbij de arts redelijk zelf mag beslissen of hij met een applicatie gaat werken." (J. Onrust, bijlage V)

Resultaten

Potentie van spraakherkenning

- Verslagleggingstoepassing
6 ja, 2 nee
- Andere toepassingen
- Andere doelgroepen

"Het komt wel, uiteindelijk. Het wordt goedkoper, makkelijker, en dan komt het er en dan zijn mensen het gewend en dan weten mensen niet anders meer. Net zoals met zelfrijdende auto's, die kunnen nu ook al, maar jij hebt er nog geen. Dus dat bedoel ik, het kan, maar het is er nog niet." (E. Vonken, bijlage XII)

"Mensen die handig met het systeem worden en met sneltoetsen die denken ja wat gaat spraakherkenning hierin dan betekenen?" (P. Vermeulen, bijlage VII)

"Gestructureerde verslaglegging en beslisondersteuning zijn dingen waar wij heel veel focus op leggen. Dat zijn dingen die je de komende twee, drie jaar steeds meer gaat zien." (M. Godthelp, bijlage VI)

Voordeel	N	Nadeel	N
Hogere kwaliteit van verslaglegging <ul style="list-style-type: none"> • Vollediger & adequater doordat er meer tijd is • Artsen hoeven de informatie niet te onthouden totdat er tijd is voor documentatie 	2	Initiële kosten van spraaktechnologie zijn hoog en ziekenhuizen hebben dit niet	4
Patiëntvriendelijker	1	Herkenning gaat achteruit	1
In korte tijd beter dan typen	1	Het systeem maakt veel fouten	1
Doorlooptijd korter	4	De gebruiker moet de manier van spreken aanpassen	1
Administratietijd vermindert	5	De overgang kost tijd en geld	1
Accuratie 99%	2	Artsen en andere zorgverleners moeten binnen het woordenboek blijven dicteren	2
Kosten worden terugverdiend door snellere processen	2	Artsen en andere zorgverleners moeten eigenhandig corrigeren	1
Handiger bij verslagen waar geen standaard template voor is	1	Artsen en andere zorgverleners moeten het verslag zelf controleren	1
		Het systeem heeft lange leercurve	2

Tabel 3: Voor- en nadelen van spraaktechnologie conform respondenten

Discussie

Verschillen tussen voor- en nadelen in literatuur en resultaten

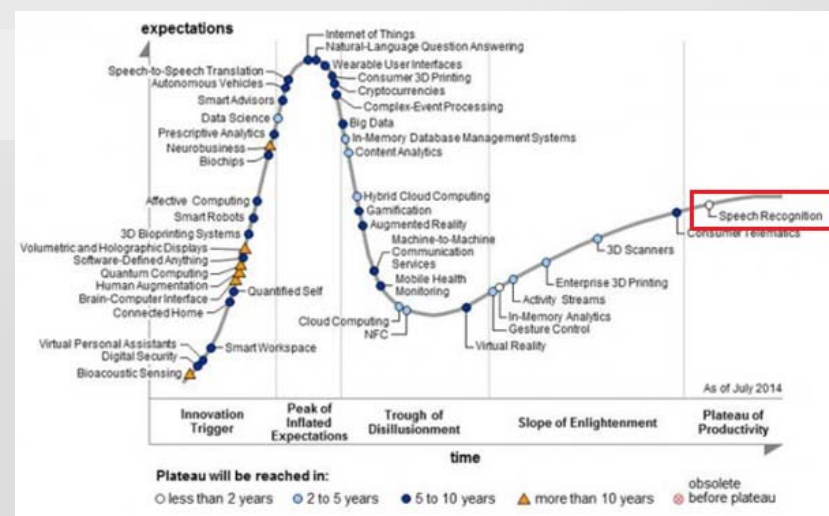
- Verschillende accenten
- Drie keer sneller spreken / continue spraakherkenning
- Herkenning slechter (woordenboek)

Theorieën

- Innovatietheorie van Rogers
- Gartner's Hype Cycle

Limitaties & sterke kanten onderzoek

- Steekproef (3x)
- Literatuuronderzoek
- Selectieprocedure
- Demo's
- Transcripten terugkoppelen



Figuur 1: Gartner Hype Cycle 2014 (Gartner)

Conclusie

Onderzoeksvraag

Wat zijn de mogelijkheden van spraaktechnologie in ziekenhuizen in Nederland en in hoeverre kan spraaktechnologie worden ingezet in de huidige (verslag)werkzaamheden van artsen?

Antwoord

De conclusie van dit onderzoek is dat spraaktechnologie goed kan worden ingezet bij verslagwerkzaamheden voor radiologen en pathologen, maar dat dit voor andere afdelingen minder lucratief is. Mogelijkheden voor spraaktechnologie worden in andere toepassingen geacht, met name in gestructureerde verslaglegging en beslisondersteuning.

Aanbevelingen

Naar aanleiding van dit onderzoek

Aan managers, directeuren en ICT afdelingen:

- Weloverwogen beslissing maken
- Intensieve ondersteuning

Voor toekomstig onderzoek

- Verbetering
- Nieuwe doelgroepen
- Verschillende toepassingen



Vragen?



Wilhelmina Kinderziekenhuis

A Datadriven Feasibility Study on Silent Pumps

Applying CRISP-DM in a Knowledge
Discovery Process

Bachelor thesis
Yvonne van der Wal
3786226

94%

Of hospital alarms are not clinically important.

Alarm Fatigue



Agenda

- Silent Pumps: are they feasible?
- Approach
- Findings
 - Risk analysis
 - Data analysis
- Conclusions

Perfusion Pumps

Alarms only sound at the pump device











Silent Pump Project

All alarms are channelled in the most efficient way to only notify those who should respond to the alarm.

- ★ Work efficiency
- ★ Situational awareness
- ★ Less alarm fatigue
- ★ Quality of care



Silent Pump Project

Phase	Data	Pump device	Pager
0			
1			
2			
3			

This Pilot: Objectives

Requirements and Expectations?



What are the risks?



What data is needed for analysis?



This Pilot: Objectives

Requirements and Expectations?



What are the risks?



What data is needed for analysis?



This Pilot: Approach

CRISP-DM approach



Risk analysis

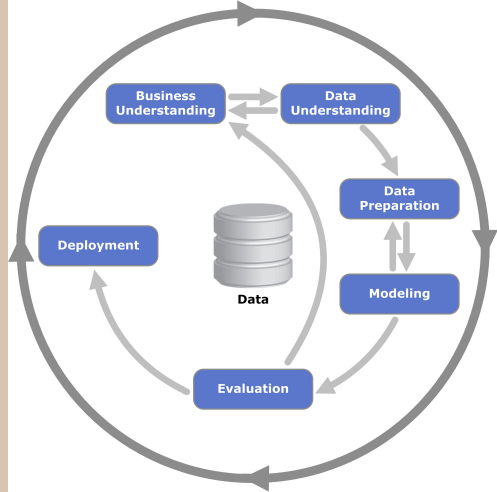


Data analysis



This Pilot: Approach

CRISP-DM approach



Risk analysis



Data analysis



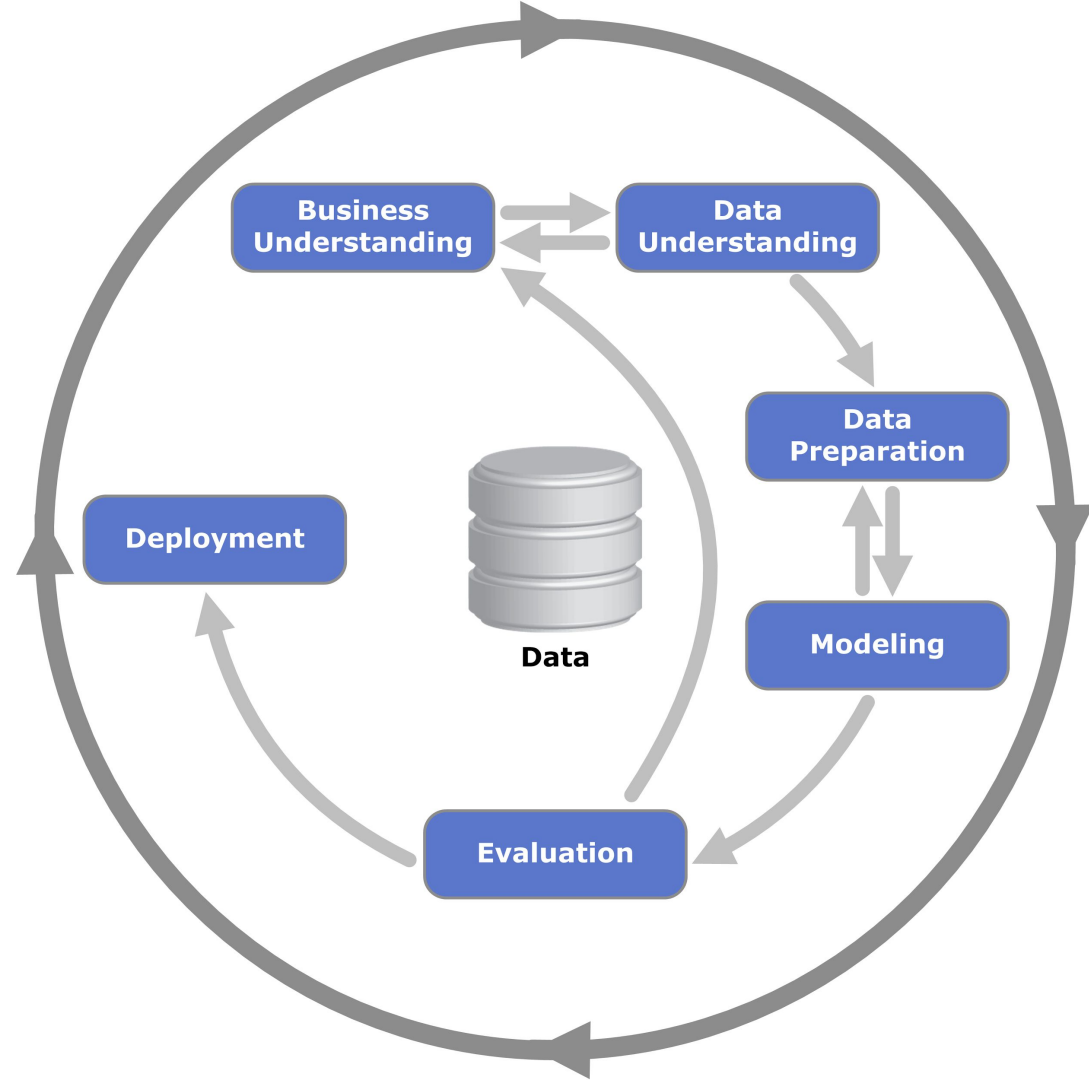
CRISP-DM

Medical context is..

- Knowledge-intensive
- Complex alarm systems
- Interdependent sub-questions

Advantages of CRISP-DM

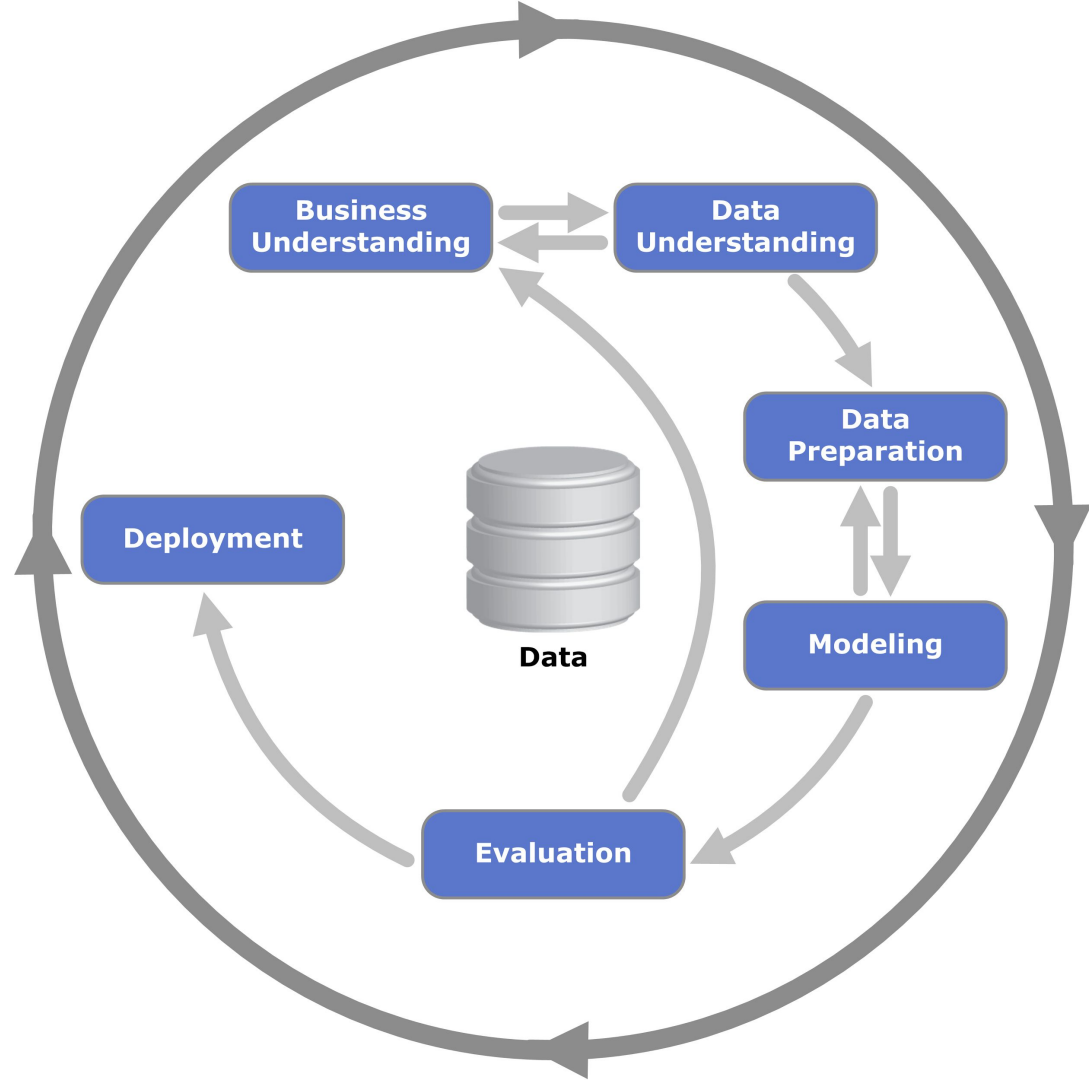
- Iterative
- Focus on business understanding
- Feedback is vital



CRISP-DM

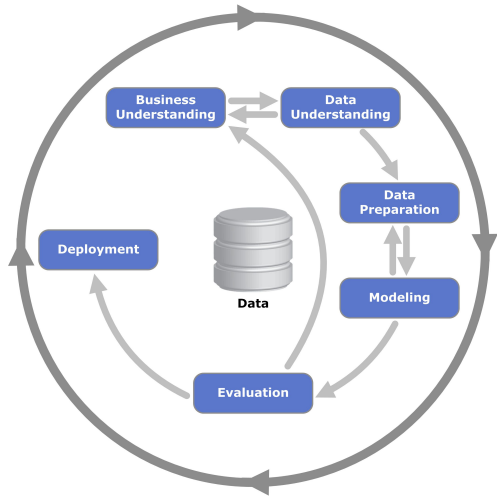
Main research question:

How can CRISP-DM be applied in the knowledge discovery process for the realization of silent pumps in line with user expectations?



This Pilot: Approach

CRISP-DM approach



Risk analysis

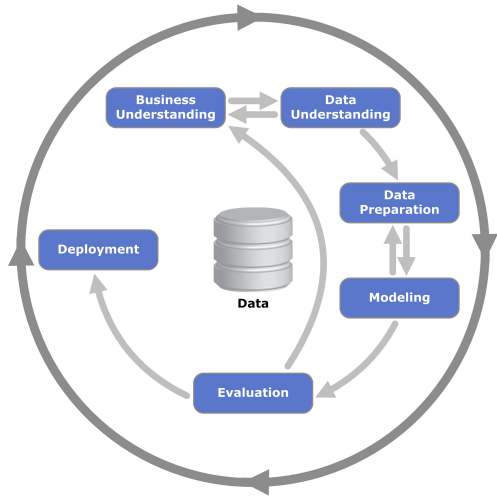


Data analysis



Silent Pumps: This Pilot

CRISP-DM approach



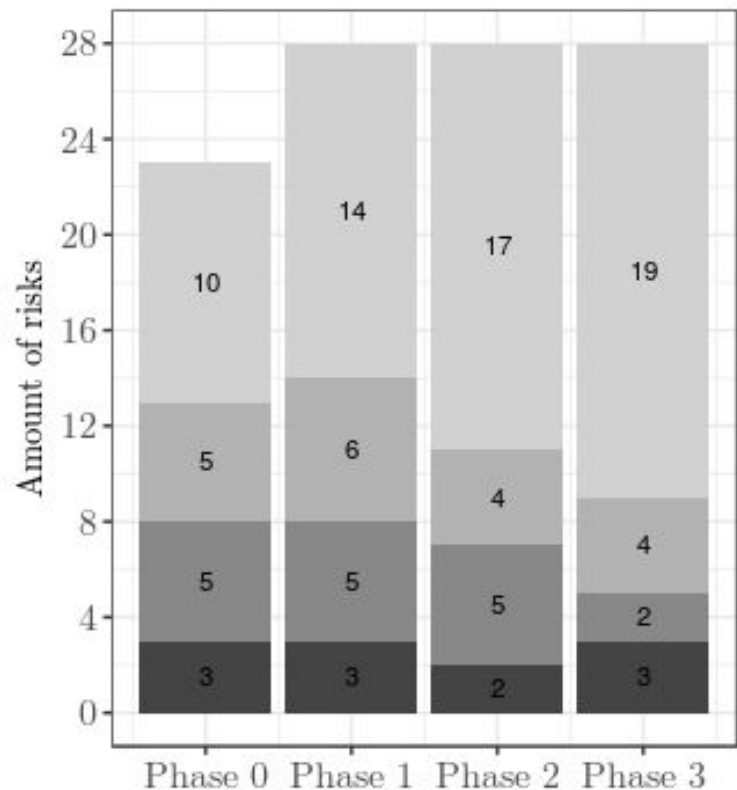
Risk analysis



Data analysis



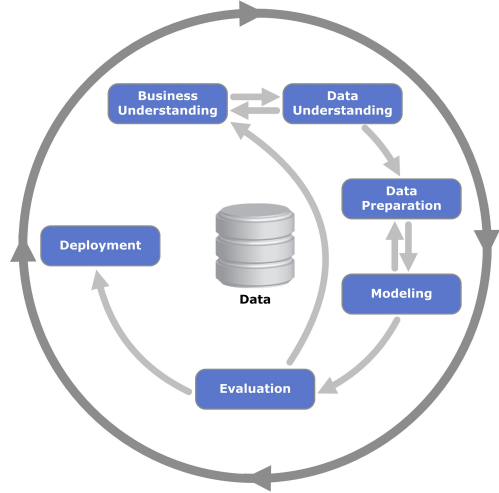
Risk analysis



1. Unknown delay in device-pager alarm chain
 - between 8-116 seconds in 10 measurements
2. Low alarm hygiene among staff
 - 90 % could not correctly answer basic questions
3. Cabled network and data connections
 - Devices disconnected from data lines for days
 - Severe impact on workflow
4. Faulty alarm coverage
 - No feedback on disconnection
 - No feedback on critical battery levels
 - Alarm overload when patient moves

Silent Pumps: This Pilot

CRISP-DM approach



Risk analysis



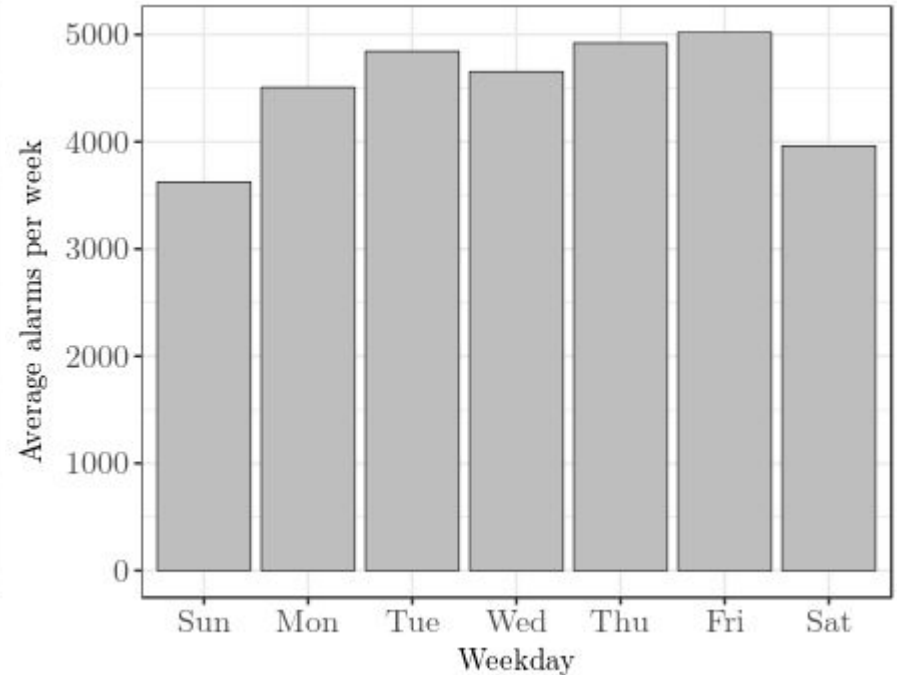
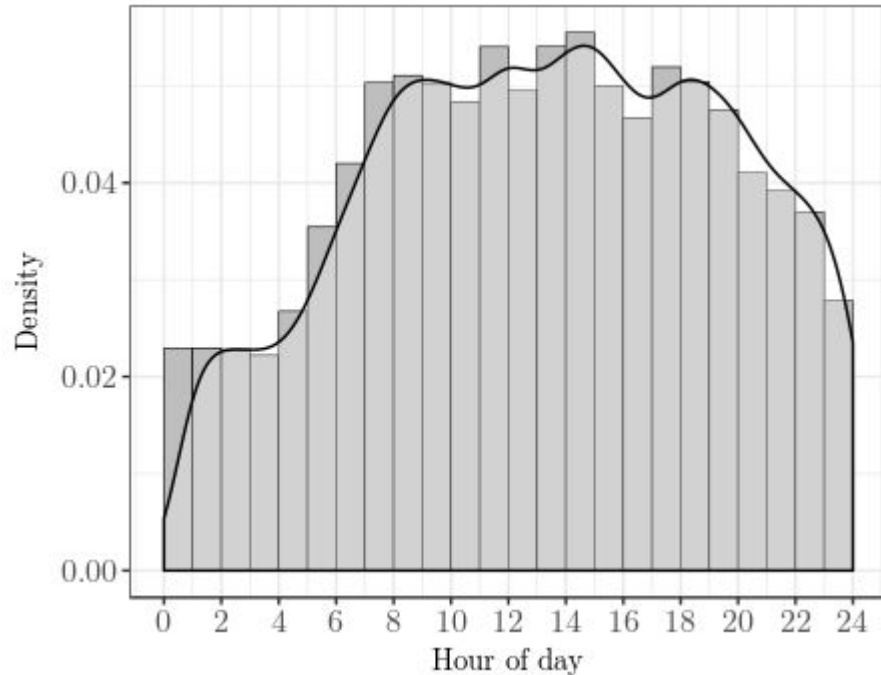
Data analysis



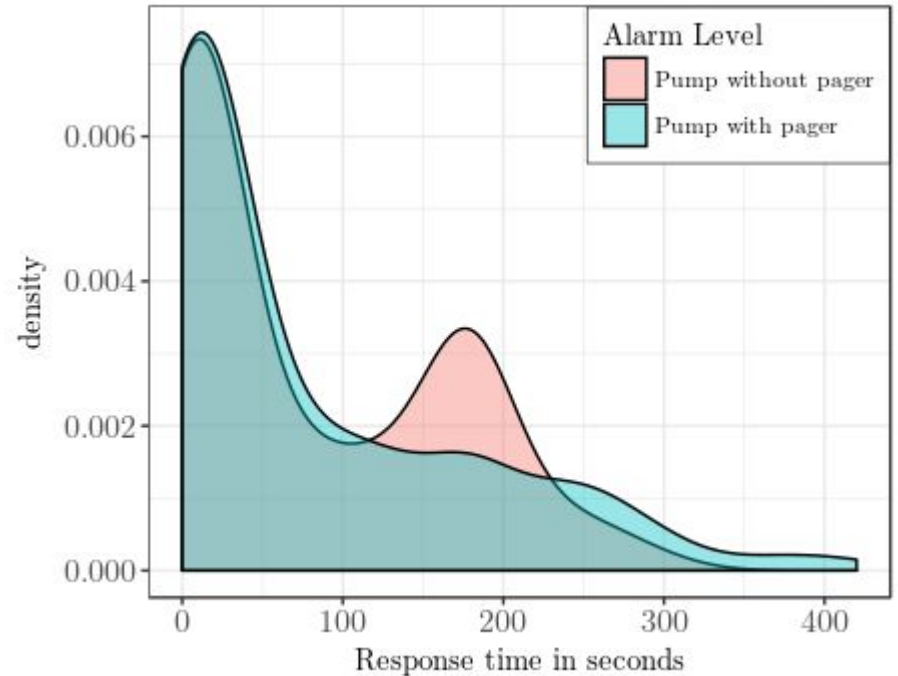
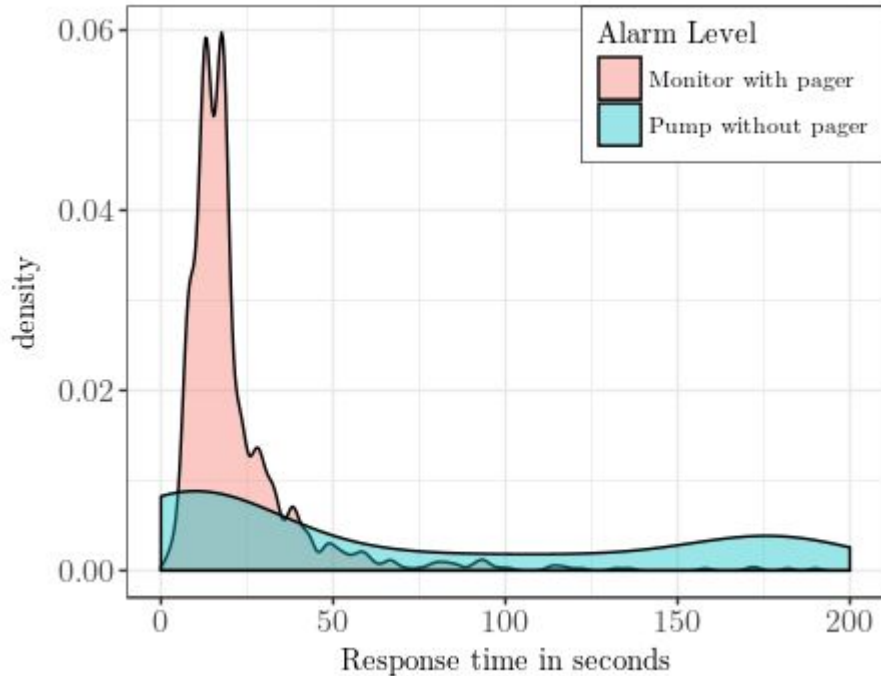
Data Analysis

Goal	Achieved?	Monitor	Pager	Pump
Gain insight into the alarm distribution	Yes			
Assess the alarm response times and patterns	Yes			
Analyse the delay between monitor and pager alarms	Partially			
Categorize priority of pump alarms by drug name	Partially			

Data Analysis – Alarm distribution



Data Analysis – Pager versus No Pager



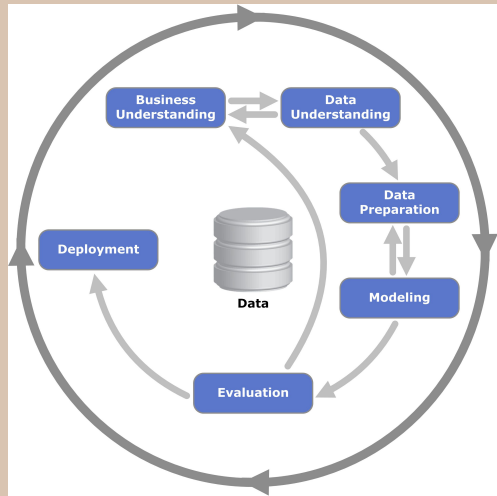
Data Analysis – Data Quality

- Buddy system can lead to overestimation of alarms
- Entire days of data missing in both pump and monitor data
- 50.2% of medicament library missing
- Only one day of phase 2 recorded due to technical issue
- Docking stations moved around: no individual parameters



This Pilot: Conclusions

CRISP-DM approach



Risk analysis

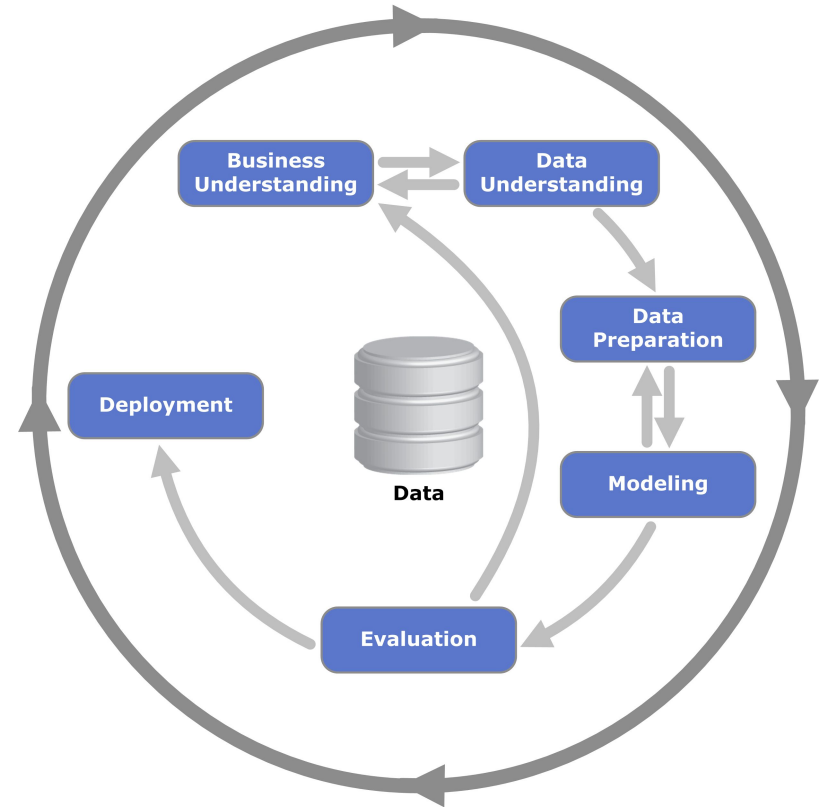


Data analysis



Conclusions CRISP-DM

- ★ Iterative nature
 - ★ Emphasis on business understanding
 - ★ Focus on clarity and feedback
 - ★ Risk analysis is a vital phase
-
- Modelling phase not useful in this context
 - Focus on modelling
 - Subject to interpretation
 - Difficult to finish



This Pilot: Conclusions

CRISP-DM approach

- ★ Useful in KDP
- ★ Iterative
- ★ Risk analysis vital part
- Subject to interpretation
- Focus on creating model
- Modelling phase irrelevant



risk analysis



Data analysis



This Pilot: Conclusions

CRISP-DM approach

- ★ Useful in KDP
- ★ Iterative
- ★ Risk analysis vital part
- Subject to interpretation
- Focus on creating model
- Modelling phase irrelevant



Risk analysis

- Current system full of risks
- Low alarm hygiene
- Network cables
- Faulty alarm coverage
- No disconnection feedback
- Unexpected alarm delays



Data analysis



Silent Pumps: Conclusion

CRISP-DM approach

- ★ Useful in KDP
- ★ Iterative
- ★ Risk analysis vital part
- Subject to interpretation
- Focus on creating model
- Modelling phase irrelevant



Risk analysis

- Current system full of risks
- Low alarm hygiene
- Network cables
- Faulty alarm coverage
- No disconnection feedback
- Unexpected alarm delays



Data analysis

- Different response times
- Different response patterns
- Low data quality
- Incomplete med.library
- Parents mute pump alarms
- Dockings moved around



Next Steps

CRISP-DM approach

- Develop iterative framework for knowledge discovery
- CRISP-DM is a good start



Risk analysis

- Investigate the alarm delay
- Educate on alarm hygiene
- Implement feedback loops
- Eliminate the cables



Data analysis

- Update medicament library
- Mount dockings to wall



Silent pumps are not (yet)
feasible,

Because the current alarm system is severely flawed.

Severe risks should be eliminated first.

Questions?





EEN AUTOMATISCHE METHODE VOOR DE-IDENTIFICATIE VAN NEDERLANDSE VERPLEEGNOTITIES

12 Juli 2016

Liset van Wijk

Onderzoeksproject Informatiekunde



Inhoud

- Achtergrond
- Ontwikkelde methode
- Behaalde resultaten
- Demonstratie
- Conclusie



Achtergrond

- De-Identificatie
- HIPAA & PHI's
- Veelvoorkomende categorieën in verpleegnotities

Verschillende methodes

Pattern Matching

- Reguliere expressies
- Look up tabellen

Machine learning

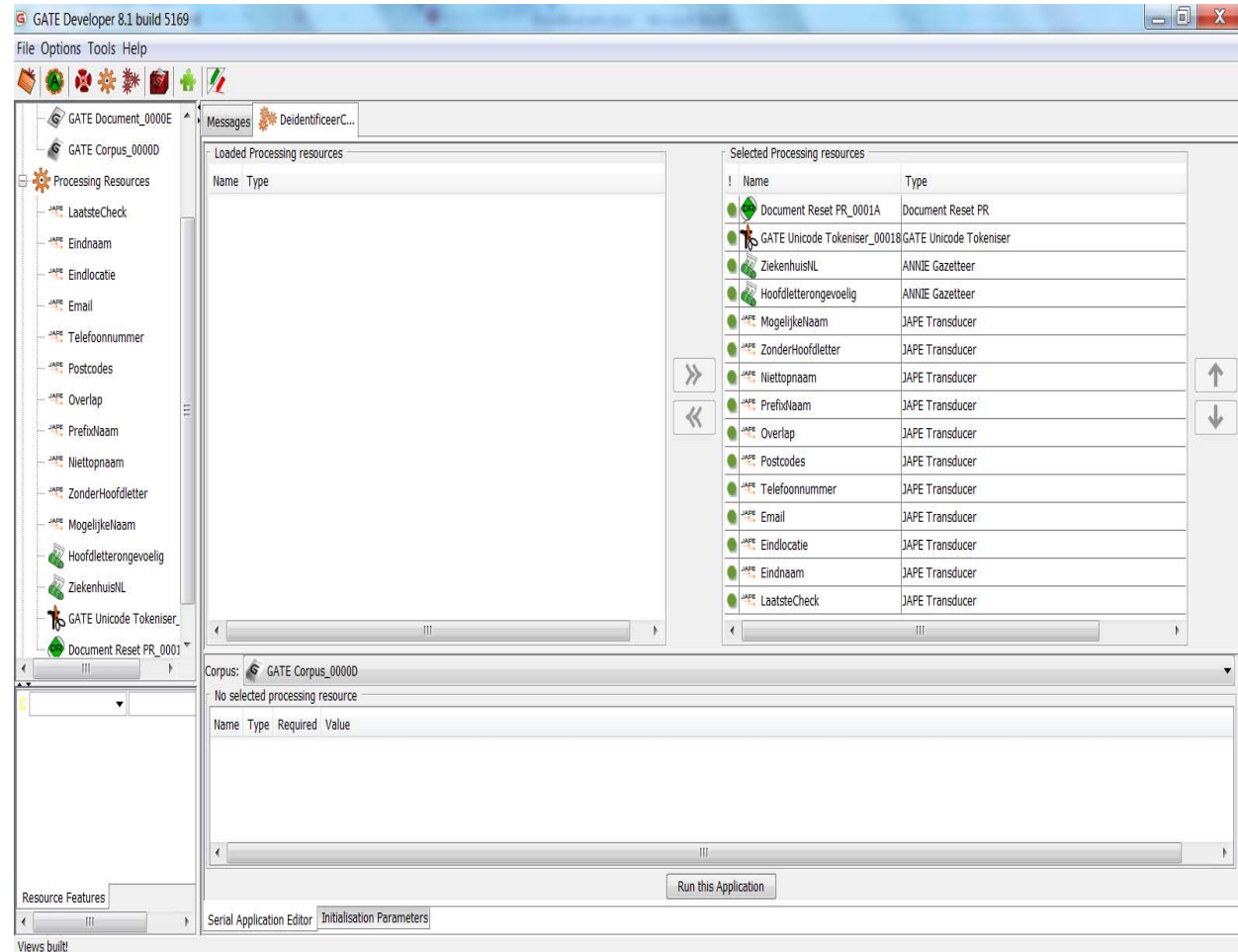
- Algoritme
- Training

Hybride methode

```
graph TD; PM[Pattern Matching] --- H[Hybride methode]; ML[Machine learning] --- H;
```

GATE & C#

- Open source
- Plug-inns
- Application
- Annotaties



Ontwikkelde methode

Namen

- Look up tabel met top 10000 voor- en achternamen
- Woorden beginnend met hoofdletter
- Namen die voorkomen in een paar

Locaties

- Woorden beginnend met hoofdletter
- Look up tabel woonplaatsen en landen
- Look up tabel met ziekenhuizen en zorginstellingen in Utrecht
- Look up tabel met locaties uit de omgeving

Ontwikkelde methode

Indicaties voor niet namen en locaties

- Woordenboek
- 1000 meest gebruikte woorden in geschreven taal
- Veelgebruikte woorden in medische wereld

Ontwikkelde methode

Telefoonnummers

- Startcijfers
(+31 / 0031 / 06 /
netnummer)
- Lengte
- Interne nummers (#)

E-mailadressen

- @ symbool
- Specifieke volgorde e-mailadressen

Testcorpus

- Verkregen vanuit alle verpleegnotities
- 357 documenten vooraf geannoteerd
- 277 annotaties
 - 240 namen
 - 35 locaties
 - 1 telefoonnummer
 - 1 emailadres

Evaluatiemethode

- Vergelijken handmatig geannoteerde annotaties met door systeem gemaakte annotaties

- $Recall = \frac{\text{correct gevonden annotaties}}{\text{totaal correcte annotaties}}$

- $Precision = \frac{\text{correct gevonden annotaties}}{\text{totaal gevonden annotaties}}$

- $F_1 - score = \frac{2 * precision * recall}{precision + recall}$

Eindresultaat methode

Laatste evaluatie	Overeenkomende annotaties	Alleen handmatige annotatie	Alleen automatische annotatie	Precision	Recall	F ₁ -score
Emailadres	1	0	0	100%	100%	100%
Locatie	24	11	9	72.73%	68.57%	70.59%
Naam	220	20	43	83.65%	91.67%	87.48%
Telefoonnummer	1	0	3	25.00%	100%	40.00%
Gemiddeld	246	31	55	81.73%	88.81%	85.12%

Vergelijking andere systemen

PM = Pattern
Matching

ML = Machine
Learning

H = Hybride
Methode

Systeem	Precision	Recall	F ₁ -score
Stat De-id - Uzuner et al. (2008) - ML	98.5%	95.2%	96.8%
MedSec - Fenz et al. (2014) - H	93.2%	93.9%	93.6%
OOSVM - Scheurweps et al. (2013) - H	93.0%	89.1%	91.0%
BoB (best configuration) - Ferrandez et al. (2013) - H	83.6%	92.2%	87.7%
van Wijk (2016) - PM	81.7%	88.8%	85.12%
Neamatullah et al. (2008) - PM	74.9%	96.7%	84.4%
Beckwith et al. (2006) - PM	42.4%	98.3%	59.3%
Douglass et al. (2005) - PM	43.5%	92.0%	59.1%



Demonstratie de-identificatie

Conclusie

- Redelijk goed gelukt
- Enige beperkingen door lastig vinden van bepaalde PHI's
- Machine learning kan een goed vervolg zijn



Utrecht University

Faculty of Science
Departement of Information and Computing Sciences
Software Systems division

Risk Mediation in Association Rules

*The Case of Decision Support
in Medication Review*

Dr. Marco Spruit, on behalf on Dr. Michiel Meulendijk

Meulendijk, M., Spruit, M., & Brinkkemper, S. (2017). Risk mediation in association rules: the case of decision support in medication review. In Teije, A. ten, Popow, C., Holmes, J., & Sacchi, L. (Eds.), *LNAI 10259, 16th Conference on Artificial Intelligence in Medicine* (pp. 327 ff). AIME 2017, June 21-24, Vienna, Austria: Springer. [[pdf](#)] [[online](#)]



23 June 2017

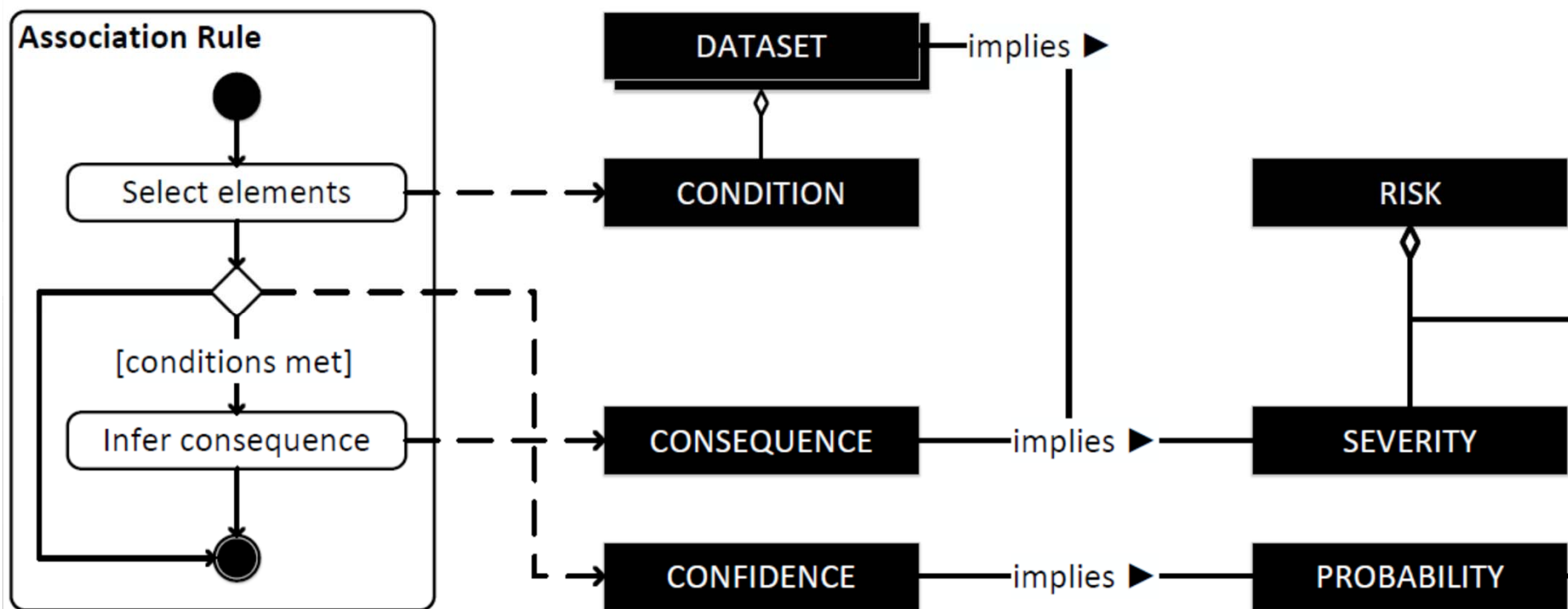
Motivation: Safely Infer Association Rules

Association rule mining is one of the most prominent knowledge discovery methods in use. Applying association rules in precarious domains can have negative consequences, however. Therefore, we propose a model for the incorporation of risk in association rules.

The impact association rules have depends on the sensitivity of the dataset on which they are applied. Figure 1 below shows how association rules' characteristics correspond to those of risk management.

RELATING ASSOCIATION RULES CHARACTERISTICS WITH RISK MANAGEMENT CONCEPTS

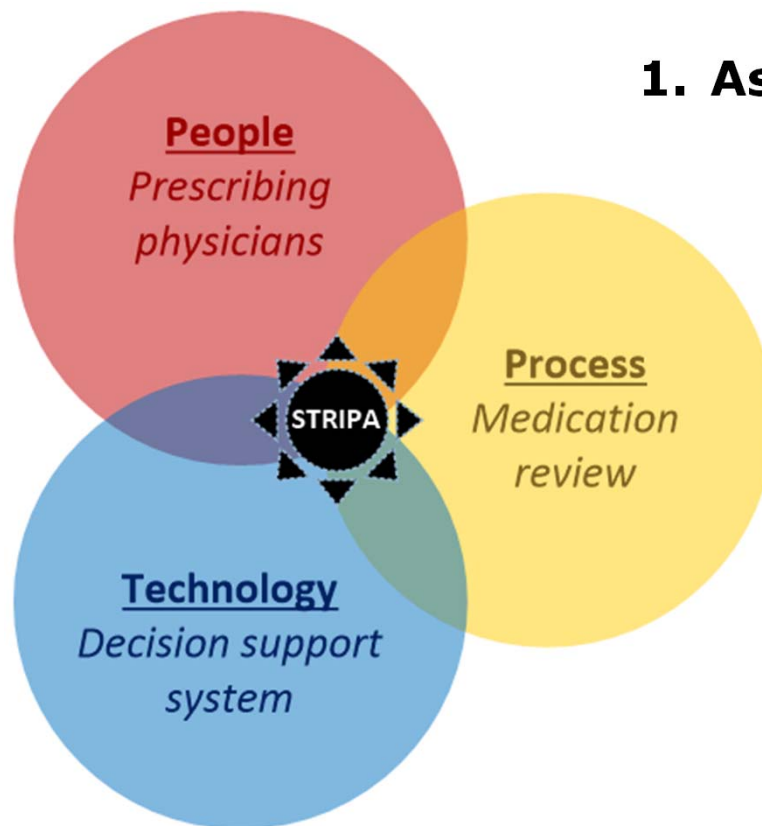
“An association rule’s confidence, conditions, and consequences determine its risk’s probability and severity.”



IMPLEMENTATION CASE STUDY: STRIP ASSISTANT

<http://videodemo.stripa.eu/english/>

Steps in medication review process:

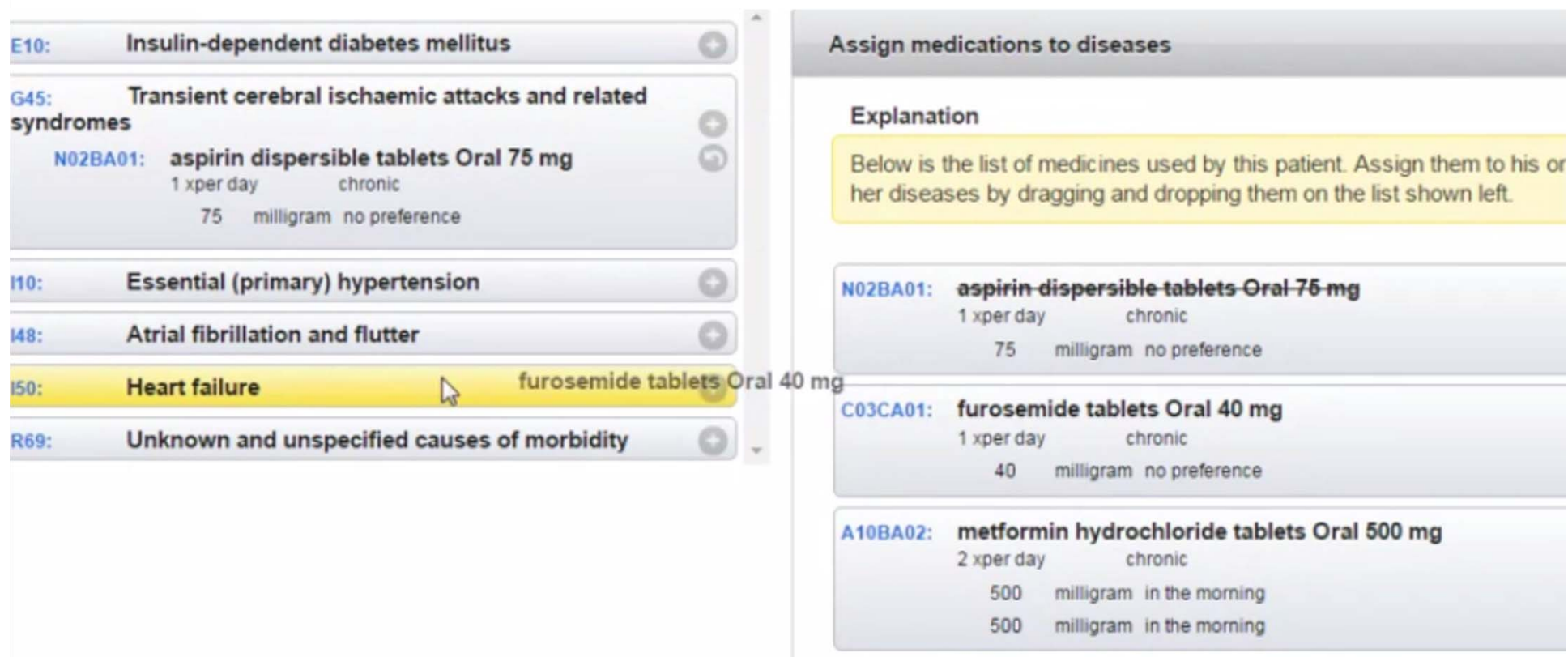


- 1. Assign medications to diseases**
- 2. Undertreatment (START)**
3. Overtreatment (STOPP)
4. Drug-disease interactions
5. Drug-drug interactions
6. Dosage

IMPLEMENTATION CASE STUDY: STRIP ASSISTANT

<http://videodemo.stripa.eu/english/>

1. Assign medications to diseases



E10: Insulin-dependent diabetes mellitus

G45: Transient cerebral ischaemic attacks and related syndromes

N02BA01: aspirin dispersible tablets Oral 75 mg
1 xper day chronic
75 milligram no preference

I10: Essential (primary) hypertension

I48: Atrial fibrillation and flutter

I50: Heart failure furosemide tablets Oral 40 mg

R69: Unknown and unspecified causes of morbidity

Assign medications to diseases

Explanation

Below is the list of medicines used by this patient. Assign them to his or her diseases by dragging and dropping them on the list shown left.

N02BA01: aspirin dispersible tablets Oral 75 mg
1 xper day chronic
75 milligram no preference

C03CA01: furosemide tablets Oral 40 mg
1 xper day chronic
40 milligram no preference

A10BA02: metformin hydrochloride tablets Oral 500 mg
2 xper day chronic
500 milligram in the morning
500 milligram in the morning

CASE STUDY: STRIPA

2. Undertreatment (START)

Start appropriate beta-blocker

Causes:

- Heart failure

Explanation (START):

Start appropriate beta-blocker (bisoprolol, nebivolol, metoprolol or carvedilol) with stable systolic **Read more >**

Start appropriate beta-blocker

metoprolol succinate modified release tablets Oral 23.75 mg (5)

If necessary, until

1 x

per day

chronic

23.75

milligram

no preference

Comments

Do not perform additional actio

Comments

Perform selected actions

Ignore advice

Risk Model

Association rules are run on datasets that are usually part of a system. In propositional logic inference rules can be written as $x \rightarrow y$, with a dataset $D = \{d_1, \dots, d_n\}$ and $x \in D$. The risk associated with a rule is a function of its unwanted consequences and their likelihood of occurring. The formula to determine the risk of an inference rule $x \rightarrow y$ reads:

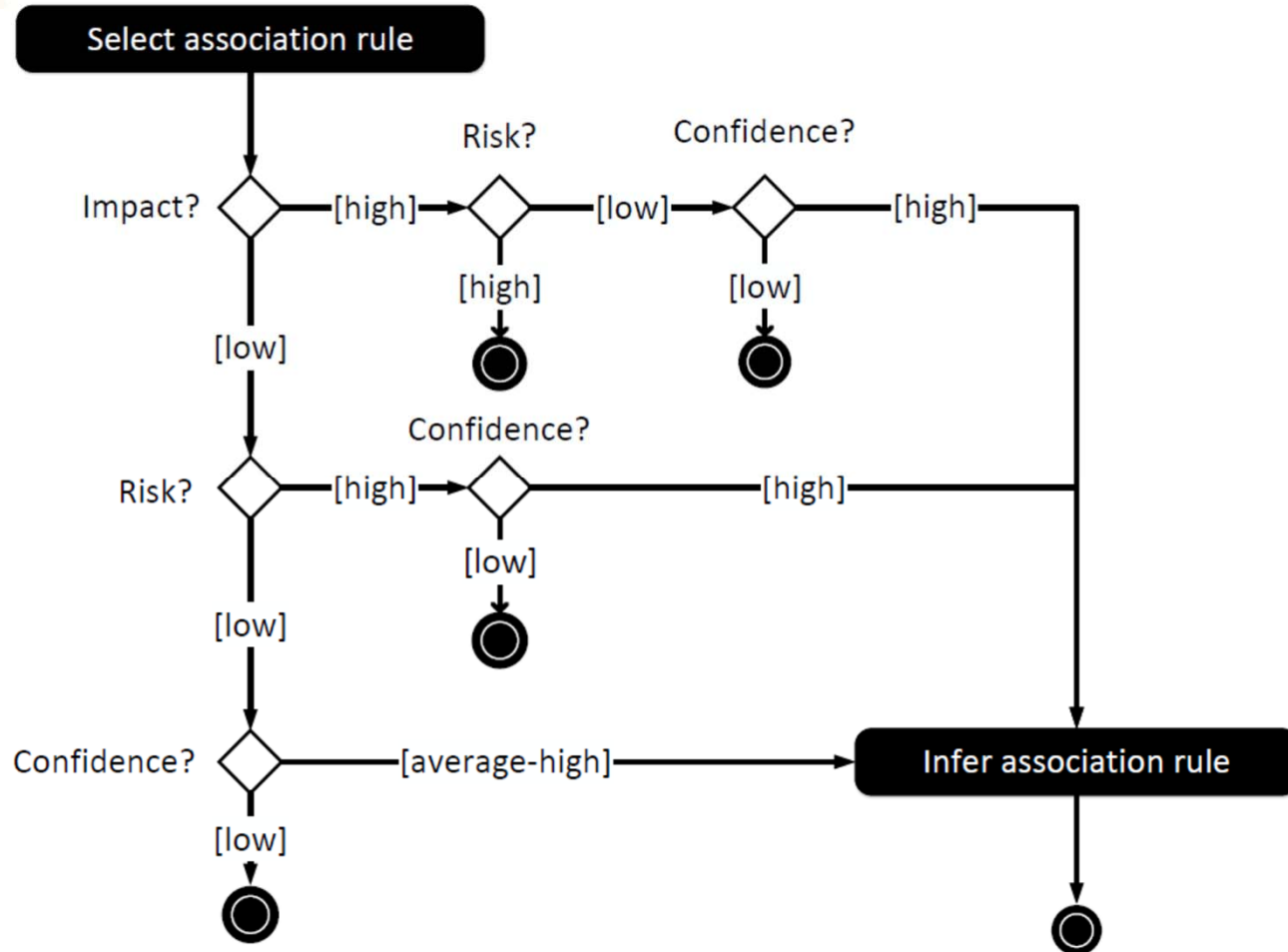
$$risk(x \rightarrow y) = (1 - probability(x \rightarrow y)) \sum_{i=D,y} severity(i)$$

RISK MODEL FORMULATION

Implementation case study: STRIPA (EHR data)

1. $D = \{\text{Disease}_n, \text{Drug}_m, \text{Contraindication}_p, \text{Measurement}_q, \text{Allergy}_r\}$
2. $\text{risk}(x \rightarrow \text{drug}) =$
 $(1 - \text{probability}(x \rightarrow \text{drug})) * (\text{severity}(D) + \text{severity}(\text{drug}))$
3. $\text{severity}(D) = \sum_{\text{riskFactor} \in D} \text{riskFactor}$
4. $\text{severity}(\text{drug}) = \text{toxicity}(\text{drug}) * \text{harm}(\text{drug})$
5. $\text{toxicity}(\text{drug}) = \frac{\text{prescribedDailyDose}(\text{drug})}{\text{definedDailyDose}(\text{drug})}$
6. $\text{harm}(\text{drug}) = \sum_{e \in E} e. \text{frequency}$, Adverse effects set $E = \{e_1, \dots, e_n\}$

A "RECIPE" FOR SAFE INFERENCE OF ASSOCIATION RULES





RISK MEDIATION IN ASSOCIATION RULES: THE CASE OF DECISION SUPPORT IN MEDICATION REVIEW

Michiel C. Meulendijk¹, Marco R. Spruit², Sjaak Brinkkemper²
¹Leiden University Medical Center, ²Utrecht University

Motivation: Safely Infer Association Rules

Association rule mining is one of the most prominent knowledge discovery methods in use. Applying association rules in precarious domains can have negative consequences, however. Therefore, we propose a model for the incorporation of risk in association rules.

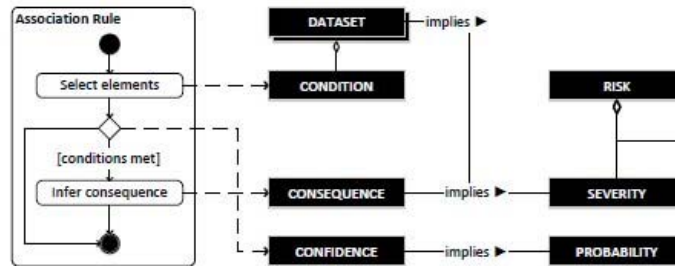
The impact association rules have depends on the sensitivity of the dataset on which they are applied. Figure 1 below shows how association rules' characteristics correspond to those of risk management.

Risk Model

Association rules are run on datasets that are usually part of a system. In propositional logic inference rules can be written as $x \rightarrow y$, with a dataset $D = \{d_1, \dots, d_n\}$ and $x \in D$. The risk associated with a rule is a function of its unwanted consequences and their likelihood of occurring. The formula to determine the risk of an inference rule $x \rightarrow y$ reads:

$$risk(x \rightarrow y) = (1 - probability(x \rightarrow y)) \sum_{i=D,y} severity(i)$$

Figure 1 (right): An association rule's confidence, conditions, and consequences determine its risk's probability and severity.



Implementation & Validation

The risk model was implemented in a medical recommender system, the STRIP Assistant, which incorporates association rules. It was validated using data gathered in a randomized controlled trial.

The model's outcomes are found to have predictive value when tested against decisions made by physicians on 261 patients' health records. An independent t-test showed a statistical difference in the risk associated with actions proposed by the recommender system which were followed ($M = 2.42$, $SD = 0.57$) and the risk of proposed actions which were not followed ($M = 2.57$, $SD = 0.60$); $t(623) = 3.040$, $p = .002$.

Application: Reusing the Risk Model

Our risk model can be implemented in any system relying on association rules. Figure 2 to the right illustrates how generic decisions, taken with domain-dependent values, can be followed to determine whether or not an association rule can be safely inferred.

Figure 2 (below): This activity diagram illustrates when an association rule can be safely inferred. This is determined by a combination of the dataset's domain-dependent variables and the association rule's characteristics.

