



# Indirect Causes, Dependencies and Causality in Dynamic Bayesian Networks

Mündliche Prüfung des laufenden Promotionsverfahrens (Dr. rer. nat.)

**Alexander Motzek**

Universität zu Lübeck  
Institut für Informationssysteme  
Ratzeburger Allee 160, 23562 Lübeck, Germany  
motzek@ifis.uni-luebeck.de

19. Oktober 2016



# Einleitung

- ▶ **Wahrscheinlichkeitsprozesse**, über die **Zeit** ablaufend
- ▶ **Graphische** Wahrscheinlichkeitsmodelle
- ▶ (Dynamische) **Bayes'sche Netze**
- ✗ Kausalität überschreitet Grenze der Ausdrucksstärke
- ✓ **Erforschung neuer DPGM** Klassen zur **Erhöhung der Ausdrucksstärke**
- ✓ Neuartige DPGMs **praxisrelevant** und **praktisch** verwendbar



# Wahrscheinlichkeitsprozesse

- ▶ Warum **weinen** Menschen und es werden **Witze** erzählt?  
Wie **fühlen** und **wo** befinden sie sich?

# Wahrscheinlichkeitsprozesse

Gemüt

Weinen

Ort

Witz

- ▶ Warum **weinen** Menschen und es werden **Witze** erzählt?  
Wie **fühlen** und **wo** befinden sie sich?
- ▶ Wahrscheinlichkeitsprozess

# Wahrscheinlichkeitsprozesse

Gemüt

froh  
traurig

Weinen

+wein=weinend  
-wein=nicht weinend

Ort

beerdigung  
hochzeit

Witz

+witz=erzählt  
-witz=nicht erzählt

- ▶ Warum **weinen** Menschen und es werden **Witze** erzählt?  
Wie **fühlen** und **wo** befinden sie sich?
- ▶ Wahrscheinlichkeitsprozess
- ▶ Zufallsvariablen mit **wertebereichen**

# Wahrscheinlichkeitsprozesse

Gemüt

froh  
traurig

Weinen

+wein=weinend  
-wein=nicht weinend

Ort

beerdigung  
hochzeit

Witz

+witz=erzählt  
-witz=nicht erzählt

- ▶ Warum **weinen** Menschen und es werden **Witze** erzählt?  
Wie **fühlen** und **wo** befinden sie sich?
- ▶ Wahrscheinlichkeitsprozess
- ▶ Zufallsvariablen mit **wertebereichen**
- ▶ Ziel: Schlüsse & Rückschlüsse aus **Beobachtungen** ziehen

# Wahrscheinlichkeitsprozesse



- ▶ Warum **weinen** Menschen und es werden **Witze** erzählt?  
Wie **fühlen** und **wo** befinden sie sich?
- ▶ Wahrscheinlichkeitsprozess
- ▶ Zufallsvariablen mit **wertebereichen**
- ▶ Ziel: Schlüsse & Rückschlüsse aus **Beobachtungen** ziehen
- ▶ Benötigt:  $P(\text{Ort}, \text{Gemüt}, \text{Weinen}, \text{Witz})$
- ✗ Exponentielle Anzahl Parameter und Speicherbedarf
- ✓ Bayes'sche Netze

# Bayes'sche Netze: Beispiel

Gemüt

Weinen

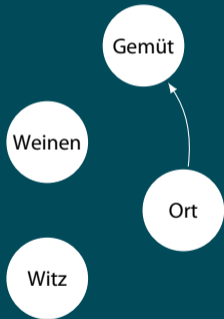
Ort

Witz

► **Bayes'sche Netze** sind **PGMs**

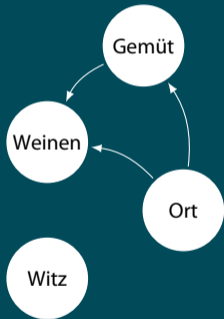


# Bayes'sche Netze: Beispiel



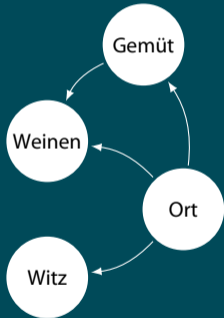
- ▶ **Bayes'sche Netze** sind **PGMs**
- ▶ Direkte Einflüsse in **kausaler** Richtung

## Bayes'sche Netze: Beispiel



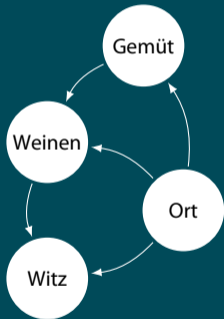
- ▶ **Bayes'sche Netze** sind **PGMs**
- ▶ Direkte Einflüsse in **kausaler** Richtung

## Bayes'sche Netze: Beispiel



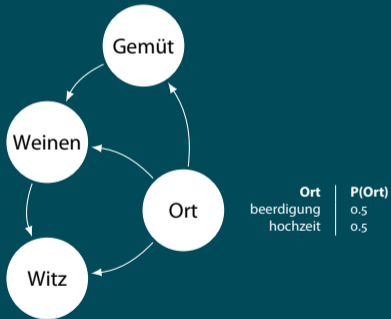
- ▶ **Bayes'sche Netze** sind **PGMs**
- ▶ Direkte Einflüsse in **kausaler** Richtung

## Bayes'sche Netze: Beispiel



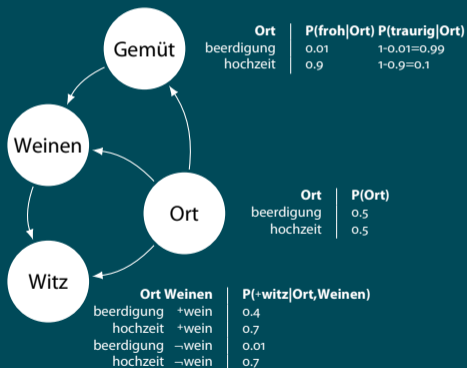
- ▶ **Bayes'sche Netze** sind **PGMs**
- ▶ Direkte Einflüsse in **kausaler** Richtung

# Bayes'sche Netze: Beispiel



- ▶ **Bayes'sche Netze** sind **PGMs**
- ▶ Direkte Einflüsse in **kausaler** Richtung
- ▶ Parametrierbar durch lokale **Wahrscheinlichkeitsverteilungen**

# Bayes'sche Netze: Beispiel



▶ **Bayes'sche Netze** sind **PGMs**

▶ Direkte Einflüsse in **kausaler** Richtung

▶ Parametrierbar durch lokale **Wahrscheinlichkeitsverteilungen**

▶ **Lokal** spezifizierbar:

Gemüt | Ort

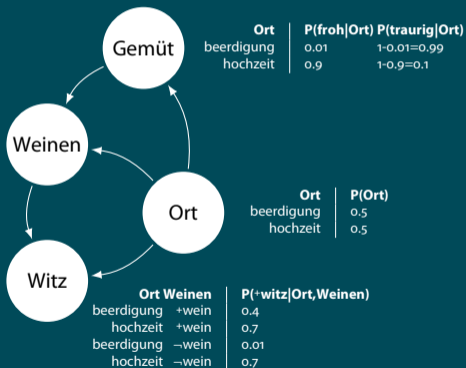
Witz | Weinen, Ort

egal: Weinen,Witz  
ohne: Gemüt

▶ **Verständlich & Intuitiv**, da Ursache→Wirkung.

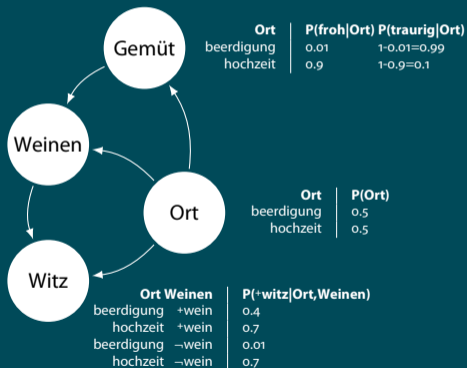
▶ Kompakte Repräsentation  $P(\text{Ort, Gemüt, Weinen, Witz})$

# Bayes'sche Netze: Beispiel



- ▶ **Bayes'sches Netz**
- ▶ Gerichteter **Graph** und **CPDs**
- ▶ Wohl-definiert, wenn ein gerichteter **azyklischer Graph**

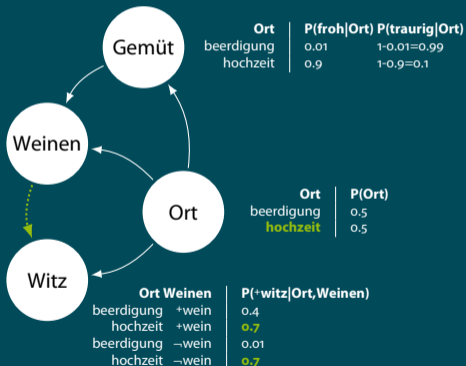
# Bayes'sche Netze: Beispiel



- ▶ **Bayes'sches Netz**
- ▶ Gerichteter **Graph** und **CPDs**
- ▶ Wohl-definiert, wenn ein gerichteter **azyklischer Graph**
- ▶ Aber: Kausalität nicht immer *einfach* zu modellieren



# Bayes'sche Netze: Abhängigkeiten, Kanten, Einflüsse

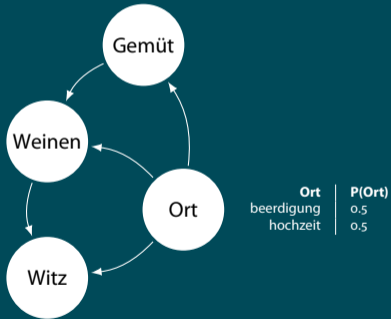


- ▶ Kante = **mögliche** Kausalität
- ▶ Keine Kante = kein **direkter** Einfluss
- ▶ Graph **garantiert Unabhängigkeit**
- ▶ Weitere Unabhängigkeiten in CPDs
- ▶ **\*: Kontextabhängiger Einfluss**<sup>56</sup>  
Witz  $\leftarrow$  Weinen | *hochzeit*

<sup>5</sup> Craig Boutilier et al. "Context-Specific Independence in Bayesian Networks". In: *UAI 1996: 12th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, Reed College, Portland, Oregon, USA, August 1-4, 1996*, pp. 115-123.

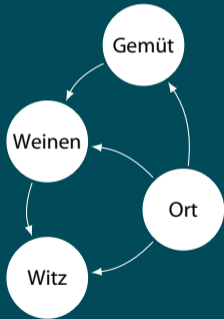
<sup>6</sup> Liem Ngo and Peter Haddawy. "Answering Queries from Context-Sensitive Probabilistic Knowledge Bases". In: *Theoretical Computer Science* 171:1-2 (1997), pp. 147-177.

# Bayes'sche Netze: Beispiel



► Weitere Orte, selbes Modell

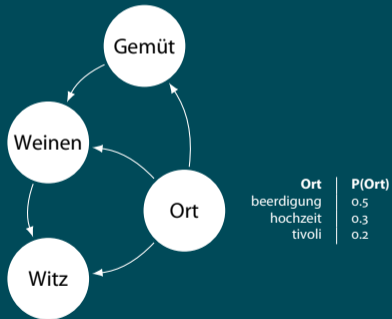
# Bayes'sche Netze: Beispiel



Ort	P(Ort)
beerdigung	0.5
hochzeit	0.3
tivoli	0.2

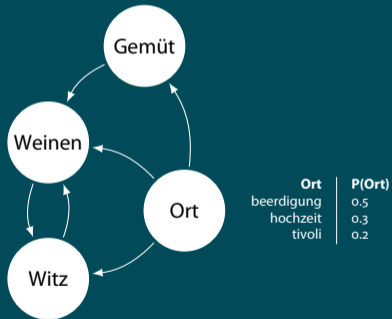
- ▶ Weitere Orte, selbes Modell
- ▶ **Schmitz Tivoli**

# Bayes'sche Netze: Beispiel



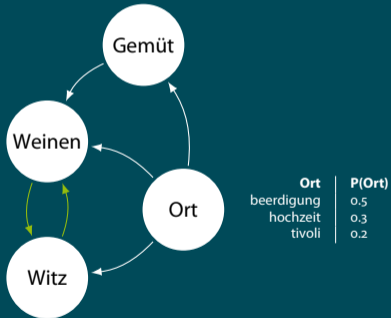
- ▶ Weitere Orte, selbes Modell
- ▶ **Schmitz Tivoli**
- ▶ Es fehlt: **Weinen vor Lachen**

# Bayes'sche Netze: Beispiel



- ▶ Weitere Orte, selbes Modell
- ▶ **Schmitz Tivoli**
- ▶ Es fehlt: **Weinen vor Lachen**

# Bayes'sche Netze: Beispiel



- ▶ Weitere Orte, selbes Modell
- ▶ **Schmitz Tivoli**
- ▶ Es fehlt: **Weinen vor Lachen**
- ✗ Erzeugt **Kreis**

! Witz  $\leftarrow$  Weinen | *tivoli*

! Weinen  $\leftarrow$  Witz | *beerdigung*

# Forschungsbeitrag: Kreise, Zyklen und Bayes'sche Netze

- ▶ Bayes'sches Netz mit **kontextabhängigen Einflüssen** auch betrachtet von<sup>7,8,9,10,11</sup>
- ✓ IJCAI 2015<sup>12</sup>: **Zyklische PGMs wohl-definiert**
- ✓ **Kein neuer Kalkulus** (im Ggs. zu<sup>5,6,7</sup>)
- ✓ Keine Neuerzeugung durch externe Programme (im Ggs. <sup>8</sup>)
- ✓ Bleibt lokal und intuitiv
- ▶ Bewiesen durch Verallgemeinerung auf **dynamische Bayes'sche Netze**

<sup>7</sup> David Poole and Nevin Lianwen Zhang. "Exploiting Contextual Independence In Probabilistic Inference". In: *Journal Of Artificial Intelligence Research* 18 (2003), pp. 263–313.

<sup>8</sup> Dan Geiger and David Heckerman. "Knowledge Representation and Inference in Similarity Networks and Bayesian Multinets". In: *Artificial Intelligence* 82:1-2 (1996), pp. 45–74.

<sup>9</sup> Jeff A. Birmes. "Dynamic Bayesian Multinets". In: *UAI 2000: 16th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, Stanford University, Stanford, California, USA, June 30 - July 3, 2000*, pp. 38–45.

<sup>10</sup> Brian Milch et al. "Approximate Inference for Infinite Contingent Bayesian Networks". In: *AISTATS 2005: 10th International Workshop on Artificial Intelligence and Statistics, Bridgetown, Barbados, January 6-8, 2005*.

<sup>11</sup> Liem Ngo et al. "A Theoretical Framework for Context-Sensitive Temporal Probability Model Construction with Application to Plan Projection". In: *UAI 1995: 11th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, Montreal, Canada, 1995*, pp. 419–426.

<sup>12</sup> <sup>7</sup> **Alexander Motzke and Ralf Möller. "Indirect Causes in Dynamic Bayesian Networks Revisited"**. In: *IJCAI 2015: 24th International Joint Conference on Artificial Intelligence, Buenos Aires, Argentina, July 25-31, 2015*, pp. 703–709. **IM FOCUS DAS LEBEN**

# Dynamische Bayes'sche Netze

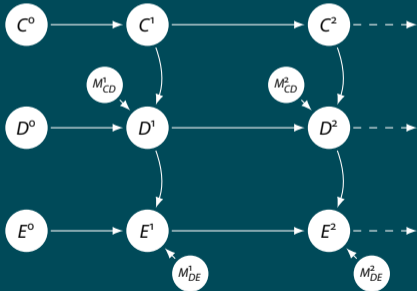
- ▶ Erweiterung von BNs für **Zeitverläufe von Prozessen**
- ▶ Verkettung von Zeitscheiben mit den **selben** Variablen.
- ▶ z.B. **Wettervorhersagen**, autonome Bestimmung von Positionen
- ▶ **Aktuelle** Lage, Vorhersagen in die **Zukunft**, genaue Rückschlüsse auf die **Vergangenheit**.
- ✗ Massive Probleme in Repräsentierung von Kausalitäten
- ✗ Schwerwiegende Probleme in der Anfragebeantwortung
- ✓ Neuartige Klasse von DPGMs erforscht



# Dynamische Bayes'sche Netze: Beispiel

- ▶ **Regeltreue** (Compliance) von Mitarbeitern
- ▶ Mitarbeiter mögen "Dreck am Stecken" haben, sind **beschmutzt**
- ▶ Beschmutzte Mitarbeiter **manipulieren Dokumente**
- ▶ Mitarbeiter **versenden Dokumente**
- ▶ **Schmutz färbt ab** → Kettenreaktion
- ▶ Ziel: Regeltreue abschätzen und **forensisch** aufarbeiten
- ▶ Mitarbeiter: **Claire, Don** and **Earl**

## Problem als DBN

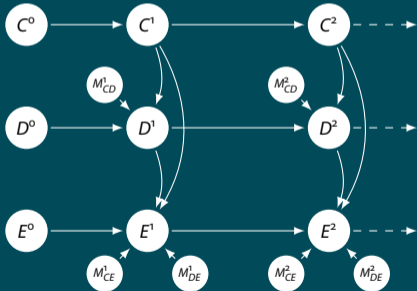


- Nur Claire beeinflusst Don, beeinflusst Earl
- d. h. **C beeinflusst E indirekt**

✓ Typisches DBN

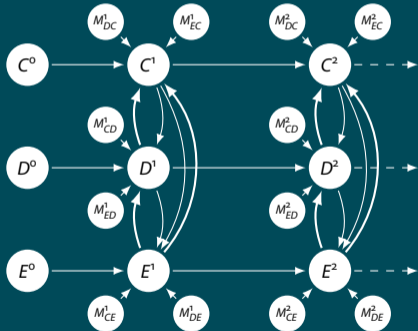
✓ Problem korrekt repräsentiert

## Problem als DBN



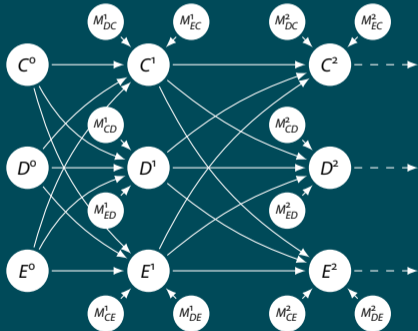
- ▶ Fügen wir **mehr Einflüsse** hinzu
  - ▶ Claire *kann* Earl auch *direkt* beeinflussen
- ✓ Typisches DBN
- ✓ Problem korrekt repräsentiert

# Problem als DBN



- ▶ Angenommen, **jeder kann jeden** benachrichtigen
- ▶ Zyklen nicht erlaubt in DBNs
- ✗ Kein DBN
- ✓ Problem intuitiv korrekt repräsentiert

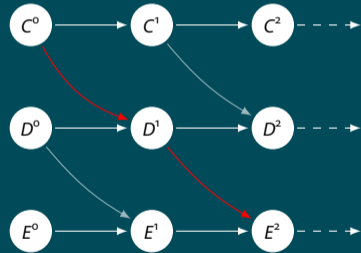
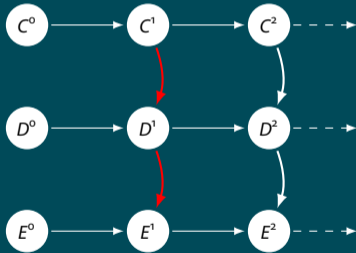
## Problem als DBN



- **Naiv:** Zyklen “über die Zeit” auflösen
- “**Diagonale**” Abhängigkeiten
- ✓ Sehr oft verwendetes DBN
- ? Problem korrekt repräsentiert

# Diagonale DBNs sind inkorrekt

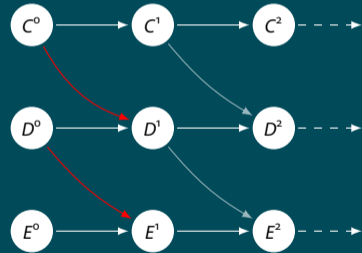
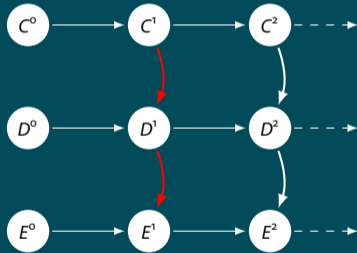
Diagonal modelliert eine **Inkubationszeit**:  $t$ : Nachricht erhalten  $t + 1$ : beeinflusst sein



Fazit: Wir **verstehen die Welt nicht mehr**, wenn wir indirekte Einflüsse u. U. beobachten

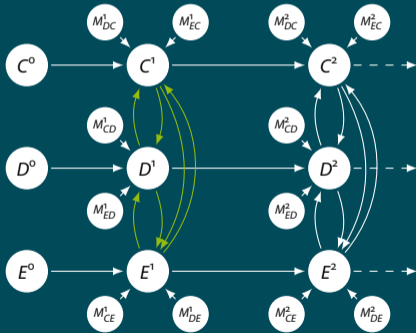
# Diagonale DBNs sind inkorrekt

Diagonal modelliert eine **Inkubationszeit**:  $t$ : Nachricht erhalten  $t + 1$ : beeinflusst sein



Fazit: Wir **verstehen die Welt nicht mehr**, wenn wir indirekte Einflüsse u. U. beobachten

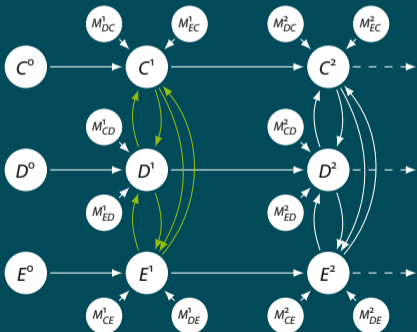
# Zyklen werden benötigt



- ▶ Diagonal keine Option. **Zyklen intuitiv benötigt.**
- ▶ Nachrichtenvariablen  $M^t_{XY}$  sind besonders. sog. *Aktivatoren*
- ▶ Führt zu **kontextabhängigen** Einflüssen



# Forschungsbeitrag: Activator Dynamic Bayesian Networks



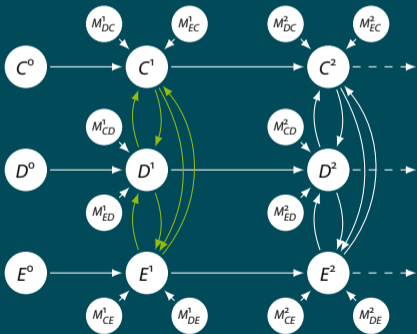
▶ DBN mit Aktivatoren + kontextabhängigen Einflüssen  
= **Activator Dynamic Bayesian Network**

- ✓ IJCAI 2015<sup>15</sup> : **Zyklen erlaubt & Klassischer Kalkulus**
- ✓ **Typische Algorithmen** bleiben erhalten<sup>16</sup>
- ✓ Inferenz **nicht schwerer**

<sup>15</sup> Alexander Motzek and Ralf Möller. "Indirect Causes in Dynamic Bayesian Networks Revisited". In: *IJCAI 2015: 24th International Joint Conference on Artificial Intelligence, Buenos Aires, Argentina, July 25-31, 2015*, pp. 703–709.

<sup>16</sup> Alexander Motzek and Ralf Möller. *Indirect Causes in Dynamic Bayesian Networks Revisited*. Tech. rep. under review at Journal of Artificial Intelligence Research. <http://motzek.org/papers/jair-adbn.pdf>, 2016.

# Forschungsbeitrag: Activator Dynamic Bayesian Networks



▶ DBN mit Aktivatoren + kontextabhängigen Einflüssen  
= **Activator Dynamic Bayesian Network**

- ✓ IJCAI 2015<sup>15</sup> : **Zyklen erlaubt & Klassischer Kalkulus**
- ✓ **Typische Algorithmen** bleiben erhalten<sup>16</sup>
- ✓ Inferenz **nicht schwerer**

✗ Neue, *andere* Einschränkungen.  
*Man darf nicht alles beobachten.*

<sup>15</sup> Alexander Motzek and Ralf Möller. "Indirect Causes in Dynamic Bayesian Networks Revisited". In: IJCAI 2015: 24th International Joint Conference on Artificial Intelligence, Buenos Aires, Argentina, July 25-31, 2015, pp. 703-709.

<sup>16</sup> Alexander Motzek and Ralf Möller. *Indirect Causes in Dynamic Bayesian Networks Revisited*. Tech. rep. under review at Journal of Artificial Intelligence Research. <http://motzek.org/papers/jair-adbn.pdf>, 2016.

# Vergleich der Einschränkungen

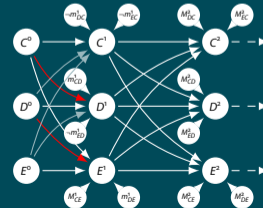
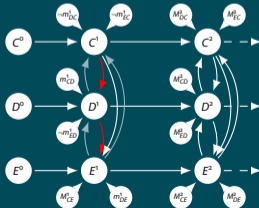
## Zyklische ADBNs

- ▶ Keine zyklischen  $M_{XY}^t$  Beobachtungen
- ▶ Aktivatoren formen **DAG**

## Diagonale DBNs

- ▶ Keine verketteten  $M_{XY}^t$  Beobachtungen
- ▶ Aktivatoren formen **bipartiten** Graphen

#DAG >> #Bipartite (über-exponentiell!)



## Forschungsbeitrag: Bewertung der Einschränkungen

- ▶ Zyklische **ADBNs** **schränken Beobachtungen** ein  $\Rightarrow$  **Diagonale DBNs** massiv **mehr!**
- ▶ AI 2015<sup>17</sup>: Neuartige Unabhängigkeiten in ADBNs: **Innocuousness** hebt Einschränkungen teilw. auf  $\rightarrow$  **Beobachtungen müssen regulär sein**
- ▶ Zyklisch nicht-regulär  $\rightarrow$  Diagonal auch entartet
- ▶ ADBNs ohne Mehraufwand erlernbar **Diagonale DBNs nicht erlernbar!**<sup>18</sup>

**X** Wermutstropfen: Reguläre **Beobachtungen benötigt!**

<sup>17</sup> Alexander Motzek and Ralf Möller. "Exploiting Innocuousness in Bayesian Networks". In: *AI 2015: 28th Australasian Joint Conference on Artificial Intelligence, Canberra, ACT, Australia, November 30 - December 4, 2015*, pp. 411–423.

<sup>18</sup> Alexander Motzek and Ralf Möller. *Learning to Anticipate Indirect Causes in Dynamic Bayesian Networks*. Tech. rep. under review at Journal of Bayesian Analysis. <http://motzek.org/papers/ba-mlem.pdf>, 2016.

# Forschungsbeitrag: Auflösung von Einschränkungen

Elimination sämtlicher Einschränkungen:

- ▶ **Neue Modellierungsart**<sup>19</sup> (eADBNs) erlaubt nur reguläre Instantiierungen
- alle Beobachtungen erlaubt
- ▶ Im Ggs. zu<sup>20,21</sup> intrinsisch, klassischer Kalkulus, klassische Algorithmen, exakte Inferenz
- ▶ **Neue (D)PGM-Klasse: Verteilung über überlappende n-dimensionale Verteilungen**
- ▶ **Weinen-Lachen ist genau solch ein eABN**

<sup>19</sup> Alexander Motzek and Ralf Möller. *Indirect Causes in Dynamic Bayesian Networks Revisited*. Tech. rep. under review at Journal of Artificial Intelligence Research. <http://motzek.org/papers/jair-adbn.pdf>, 2016.

<sup>20</sup> Jeff A. Bilmes. "Dynamic Bayesian Multinets". In: *UAI 2000: 16th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, Stanford University, Stanford, California, USA, June 30 - July 3, 2000*, pp. 38–45.

<sup>21</sup> Brian Milch et al. "Approximate Inference for Infinite Contingent Bayesian Networks". In: *AISTATS 2005: 10th International Workshop on Artificial Intelligence and Statistics, Bridgetown, Barbados, January 6-8, 2005*.

# Anwendungsbeispiele

## *Schmutzige Mitarbeiter (ADBNs)*

- ▶ **Cyber-Bedrohungen** live und rückwirkend **nachverfolgen, analysieren und reagieren**<sup>22</sup>

## *Lachen-Weinen Beispiel (eABNs)*

- ▶ Winograd Challenges<sup>23</sup>. **Interpretation von Sätzen** basiert auf Kontext

## *Bayes'sche Netze und Verständlichkeit*

- ▶ **Firmen** vor Angriffen **schützen**, Bedrohungen **einschätzen** und **Verteidigung** planen<sup>24,25,26,27</sup>

<sup>22</sup> Alexander Motzek and Ralf Möller. *Context- and Bias-Free Probabilistic Mission Impact Assessment*. Tech. rep. under review at Computers and Security. <http://motzek.org/papers/cose-miamim-revision.pdf>, 2016.

<sup>23</sup> Hector J. Levesque, Ernest Davis, and Leora Morgenstern. "The Winograd Schema Challenge". In: *KR 2012: 13th International Conference on Principles of Knowledge Representation and Reasoning, Rome, Italy, June 10-14, 2012*. 2012.

<sup>24</sup> Alexander Motzek et al. "Probabilistic Mission Impact Assessment based on Widespread Local Events". In: *NATO IST-128 Workshop: Assessing Mission Impact of Cyberattacks, NATO IST-128 Workshop, Istanbul, Turkey, June 15-17, 2015*, pp. 16–22.

<sup>25</sup> Gustavo Granadillo and Alexander Motzek. "Selection of Mitigation Actions Based on Financial and Operational Impact Assessments". In: *ARES 2016: 11th Intl. Conference on Availability, Reliability and Security, Salzburg, Austria*. 2016, in–press.

<sup>26</sup> Alexander Motzek, Christina Geick, and Ralf Möller. "Semantic Normalization and Merging of Business Dependency Models". In: *CBI 2016: 18th IEEE Conference on Business Informatics, Paris, France, August 29 - September 1, 2016*. in–press.

<sup>17</sup> <sup>27</sup> Alexander Motzek and Ralf Möller. "Probabilistic Mission Defense and Assurance". In: *NATO IST-148 Symposium on Cyber Defence Situation Awareness, NATO IST-148, Sofia, Bulgaria, October 3-4, 2016*, in–press.



## Weitere Forschungsbeiträge

- ▶ Lernbarkeit und Implikationen von **ADBN-Lernverfahren**<sup>28</sup>
- ▶ Theoretische **Erlernbarkeit azyklischer ADBNs**<sup>28</sup>
- ▶ Praktikabilität und **Durchführbarkeit**<sup>29</sup>
- ▶ Praxisrelevanz in **Sicherheitsanwendungen**<sup>30</sup>

<sup>28</sup> Alexander Motzek and Ralf Möller. *Learning to Anticipate Indirect Causes in Dynamic Bayesian Networks*. Tech. rep. under review at Journal of Bayesian Analysis. <http://motzek.org/papers/ba-mlem.pdf>, 2016.

<sup>29</sup> Alexander Motzek and Ralf Möller. *Indirect Causes in Dynamic Bayesian Networks Revisited*. Tech. rep. under review at Journal of Artificial Intelligence Research. <http://motzek.org/papers/jair-adbn.pdf>, 2016.

<sup>18</sup> <sup>30</sup> Alexander Motzek and Ralf Möller. *Context- and Bias-Free Probabilistic Mission Impact Assessment*. Tech. rep. under review at Computers and Security. <http://motzek.org/papers/cose-miamim-revision.pdf>, 2016.

## Fazit

- ▶ Bayes'sche Netze **können + müssen** auf **zyklischen Graphen** basieren

ADBNs bieten

- ✓ lokale, intuitive und kausale Modellierung
- ✓ **indirekte Einflüsse**
- ✓ **klassischer** Kalkulus, klassische Algorithmen, klassische Komplexität
- ✓ Erlernbar
- ✓ Repräsentation **neuartiger Unabhängigkeiten**
- ✓ **Neue (D)PGM-Klasse**: Verteilungen von überlappenden Verteilungen



# Veröffentlichungen

- ▶ **Indirect Causes in Dynamic Bayesian Networks Revisited**  
In: **IJCAI 2015**: 24th International Joint Conference on Artificial Intelligence, Buenos Aires, Argentina, pp. 703-709
- ▶ **Exploiting Innocuousness in Bayesian Networks**  
In: **AI 2015**: 28th Australasian Joint Conference on Artificial Intelligence, Canberra, ACT, Australia, pp. 411-423
- ▶ **Indirect Causes in Dynamic Bayesian Networks Revisited**  
Submitted to **JAIR**, Journal of Artificial Intelligence Research, revision in progress
- ▶ **Learning to Anticipate Indirect Causes in Dynamic Bayesian Networks**  
Submitted to **Journal of Bayesian Analysis**, under review
- ▶ **Probabilistic Mission Impact Assessment based on Widespread Local Events**  
In: **NATO IST-128** Workshop: Assessing Mission Impact of Cyberattacks, NATO IST-128, Istanbul, Turkey, pp. 16-22
- ▶ **Context- and Bias-Free Probabilistic Mission Impact Assessment**  
Submitted to **Computers & Security**, revision in progress
- ▶ **Selection of Mitigation Actions Based on Financial and Operational Impact Assessments**  
In: **ARES 2016**: 11th International Conference on Availability, Reliability and Security, Salzburg, Austria
- ▶ **Semantic Normalization and Merging of Business Dependency Models**  
In: **CBI 2016**: 18th IEEE Conference on Business Informatics, Paris, France
- ▶ **Probabilistic Mission Defense and Assurance**  
In: **NATO IST-148** Symposium on Cyber Defence Situation Awareness, Bulgaria, Sofia



Vielen Dank.

... fragen?