

Mary-Anne Williams

Applications of Belief Revision

Dirk Fust

Projekt „Robuste Verarbeitung von Instruktionen“

Einleitung

- Williams möchte die theoretische AGM-Konzeption praktisch umsetzen
- Dazu braucht sie Expansion, Kontraktion, Revision und Epistemic Entrenchment
- Sie will nur Fakten hinzufügen oder entfernen, kein Verändern (nicht „ $A \rightarrow B$ “ zu „ $A \rightarrow B$, außer wenn C “ ändern)

AGM (Implementierungs) Probleme

- AGM nimmt einen Satz φ zusammen mit einem Epistemic Entrenchment (EE) und produziert eine Theorie – das Entrenchment geht verloren
- Kein natürliches „iterated revision“
- EE repräsentiert potentiell unendlich viele Sätze einer logischen Sprache → Repräsentierungsproblem

Lösungen

- *Finite partial entrenchment ranking* (fper) generiert ein endlich darstellbares EE
- Operatoren *adjustment* und *maxi-adjustment* überführen fper in ein neues fper

Finite partial entrenchment ranking

- Finite partial entrenchment ranking ist eine Funktion, die den Sätzen einer endlichen KB einen Wert in den rationalen Zahlen zuweist, abhängig von ihrer epistemischen Relevanz
- Je höher der Wert, desto glaubhafter ist die Information

Fper Definition

Definition:

A finite partial entrenchment ranking is a function \mathbf{B} from a finite subset of sentences into the interval $[0,1]$ such that the following conditions are satisfied for all $\psi \in \text{dom}(\mathbf{B})$

(PER1) $\{\psi \in \text{dom}(\mathbf{B}) : \mathbf{B}(\varphi) < \mathbf{B}(\psi)\} \not\vdash \varphi$

(PER2) *If $\vdash \neg\varphi$ then $\mathbf{B}(\varphi) = 0$*

(PER3) $\mathbf{B}(\varphi) = 1$ *iff* $\vdash \varphi$

Explizite und implizite Information

› Define the explicit information content represented by \mathbf{B} a fper to be $\{\varphi \in \text{dom}(\mathbf{B}) : \mathbf{B}(\varphi) < 0\}$, and denote it by $\text{exp}(\mathbf{B})$. Similarly, define the implicit information content represented by $\mathbf{B} \in \mathcal{B}$ be $\text{Cn}(\text{exp}(\mathbf{B}))$, and denote it by $\text{content}(\mathbf{B})$.

› Williams wählen die kleinstmögliche Verwurzelung in ihrer Implementation. Wenn z.B. $\mathbf{B}(\varphi) = 0.2$ und $\mathbf{B}(\psi) = 0.4$, dann werden alle fpers $\varphi < \psi$ haben, aber eines kann $\psi < \varphi \vee \psi$ ranken und ein anderes $\psi = \varphi \vee \psi$

Ranken von impliziter Information

Let φ be a nontautological sentence. Let \mathbf{B} be a finite partial entrenchment ranking. We define the degree of acceptance of φ to be:

$$\text{degree}(\mathbf{B}, \varphi) = \begin{cases} \text{largest } j \text{ such that } \{\psi \in \text{exp}(\mathbf{B}) : \mathbf{B}(\psi) \geq j\} \vdash \varphi, & \text{if } \varphi \in \text{content}(\mathbf{B}) \\ 0 & \end{cases}$$

Algorithmus zum ranken

Algorithmus zum Ranken von φ :

Wenn φ eine Tautologie ist: $\text{degree}(\mathbf{B}, \varphi) = 1$

Ansonsten: Versuche φ aus den am höchsten gerankten Sätzen zu folgern. Wenn das klappt, hat φ gleichen Entrenchment-Level. Ansonsten nimm die Sätze der nächst kleineren Ebene hinzu und versuche wiederum φ abzuleiten.

Erstellen von EE aus fpers

› Let \mathbf{B} be a fper, and φ, Ψ be sentences. Define \leq_B by:

$\varphi \leq_B \Psi$ iff

$\vdash \Psi$

or

$\text{degree}(\mathbf{B}, \varphi) \leq \text{degree}(\mathbf{B}, \Psi)$

› Williams nennt \leq_B „minimal epistemic entrenchment ordering generated from \mathbf{B} “

› Verschiedene fpers können das gleiche EE erzeugen, diese nennt Williams „äquivalent“.

Iterated Revision

- › Williams stellt zwei Strategien vor: adjustment und maxi-adjustment
- › Die AGM Operatoren arbeiten nur auf Sätzen, wir brauchen aber noch die Akzeptanz des Satzes, um diese in dem veränderten Ranking zu berücksichtigen.
- › Williams Operatoren verändern ein fper so, dass die neue Information mit einer minimalen Änderung eingebunden wird.

Adjustment

Let $\varphi \in \mathcal{L}^{\boxtimes}$ and $0 \leq i < 1$. We define the adjustment of a fper \mathbf{B} to be a function $*$ such that

$$\mathbf{B}^*(\varphi, i) = \begin{cases} (\mathbf{B}^-(\varphi, i)) & \text{if } i \leq \text{degree}(\mathbf{B}, \varphi) \\ (\mathbf{B}^-(\neg\varphi, 0))^+(\varphi, i) & \text{otherwise} \end{cases}$$

where

$$\mathbf{B}^-(\varphi, i)(\psi) = \begin{cases} i & \text{if } \text{degree}(\mathbf{B}, \varphi) = \text{degree}(\mathbf{B}, \varphi \vee \psi) \text{ and } \mathbf{B}(\psi) > i \\ \mathbf{B}(\psi) & \text{otherwise} \end{cases} \text{ for all}$$

$\psi \in \text{dom}(\mathbf{B})$, and

$$\mathbf{B}^+(\varphi, i)(\psi) = \begin{cases} \mathbf{B}(\psi) & \text{if } \mathbf{B}(\psi) > i \\ i & \text{if } \varphi \leftrightarrow \psi \text{ or } \mathbf{B}(\psi) \leq i < \text{degree}(\mathbf{B}, \varphi \rightarrow \psi) \\ \text{degree}(\mathbf{B}, \varphi \rightarrow \psi) & \text{otherwise} \end{cases} \text{ for all}$$

$\psi \in \text{dom}(\mathbf{B}) \cup \{\varphi\}$.

Adjustment Eigenschaften

- › Adjustment bewahrt die relative Ordnung der Sätze.
- › Bei Adjustment muss angegeben werden, wann eine Information unabhängig im Hinblick auf die Änderung ist. Laut Williams ist aber der umgekehrte Weg häufig einfacher, nämlich anzugeben, wann Informationen abhängig sind.
- › Dies leistet Maxi-Adjustment.
- › Maxi Adjustment bewahrt so viel wie möglich Inhalt des ursprünglichen Rankings. Im Gegensatz zu Adjustment nimmt Maxi-Adjustment an, dass die Informationen unabhängig voneinander sind, außer die Abhängigkeit geht aus explizit spezifizierten Informationen hervor (diese Informationen stehen in der KB(?)).
- › Ein Satz ϕ ist ein Grund (*reason*) für Ψ bezogen auf \mathbf{B} , wenn $\text{degree}(\mathbf{B}, \Psi) < \text{degree}(\mathbf{B}, \phi \rightarrow \Psi)$

Maxi Adjustment

Let $\mathbf{B} \in \mathcal{B}$ be finite. We enumerate the range of \mathbf{B} in ascending order as $j_0, j_1, \dots, j_{R_{\max}}$. Let φ be a contingent sentence, $j_m = \text{degree}(\mathbf{B}, \varphi)$ and $0 \leq i < R_{\max}$. Then the (φ, i) -maxi-adjustment of \mathbf{B} is $\mathbf{B}^*(\varphi, i)$ is defined by:

$$\mathbf{B}^*(\varphi, i) = \begin{cases} (\mathbf{B}^-(\varphi, i)) & \text{if } i \leq \text{degree}(\mathbf{B}, \varphi) \\ (\mathbf{B}^-(\neg\varphi, 0))^+(\varphi, i) & \text{otherwise} \end{cases}$$

where for all $\psi \in \text{dom}(\mathbf{B})$ we define $\mathbf{B}^-(\varphi, i)$ as follows:

1.) For ψ with $\mathbf{B}(\psi) > j_m$ we have $\mathbf{B}^-(\varphi, i)(\psi) = \mathbf{B}(\psi)$

2.) for ψ with $i < \mathbf{B}(\psi) \leq j_m$, suppose we have defined $\mathbf{B}^-(\varphi, i)(\psi)$ with $\mathbf{B}(\psi) \leq j_{m-k}$ for $k = -1, 0, 1, 2, \dots, n-1$ then for ψ with $\mathbf{B}(\psi) = j_{m-n}$ we have

$$\mathbf{B}^-(\varphi, i)(\psi) = \begin{cases} i & \text{if } \varphi \vdash \psi \text{ or } \varphi \not\vdash \psi \text{ and } \psi \in \Gamma \\ \mathbf{B}(\psi) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (\Gamma \text{ is a minimal subset of}$$

$\{\psi : \mathbf{B}(\psi) = j_{m-n}\}$ such that $\{\psi : \mathbf{B}^-(\varphi, i)(\psi) > j_{m-n}\} \cup \Gamma \vdash \varphi$)

3.) For ψ with $\mathbf{B}(\psi) \leq i$ we have $\mathbf{B}^-(\varphi, i)(\psi) = \mathbf{B}(\psi)$

and for all $\psi \in \text{dom}(\mathbf{B}) \cup \{\varphi\}$ we define $\mathbf{B}^+(\varphi, i)$ as follows:

$$\mathbf{B}^+(\varphi, i)(\psi) = \begin{cases} \mathbf{B}(\psi) & \text{if } \mathbf{B}(\psi) > i \\ i & \text{if } \varphi \equiv \psi \text{ or } \mathbf{B}(\psi) \leq i < \text{degree}(\mathbf{B}, \varphi \rightarrow \psi) \\ \text{degree}(\mathbf{B}, \varphi \rightarrow \psi) & \text{otherwise} \end{cases}$$