SAT-Solving und Anwendungen Non-CNF SAT-Solving

Prof. Dr. Wolfgang Küchlin Rouven Walter, M.Sc. Informatik Dr. Eray Gençay

Universität Tübingen

30. November 2017



Weshalb Non-CNF SAT-Solving?

Viele Anwendungsprobleme liegen zunächst nicht in Normalform vor

- z.B. Mikroelektronische Schaltungen
- ⇒ Normalformkonversion erforderlich, bevor SAT-Solving erfolgen kann

Probleme

- Effiziente Konversion führt neue (Hilfs-)Variablen ein
- Sich ständig ändernde Formeln erfordern dauernd erneute Konversionen
- Strukturverluste durch die Normalformkonversion
 - behindern die Entwicklung problemspezifischer Verzweigungsheuristiken
 - behindern die Erklärung von Ergebnissen

Idee

- SAT-Solving direkt auf nicht-normalisierten Formeln
- Spare Konversionsschritte, erhalte Struktur

Anderungen gegenüber CNF SAT-Solving

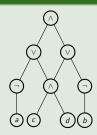
Formelrepräsentation:

- Klauseldarstellung nicht mehr möglich bzw. nicht ausreichend
- Stattdessen: DAG-Darstellung:
 - Jede Variable durch genau einen Knoten im DAG repräsentiert
 - Mehrfach vorkommende Teilformeln tauchen nur einmal im Graphen auf (Redundanzelimination/Kompaktifizierung)
 - ⇒ Einfacher Aufbau mit Hilfe einer Hashtabelle, kompakte Darstellung

Beispiel (Formelrepräsentation)

$$(\neg a \lor (c \land d))$$

$$\wedge (\neg b \lor (c \land d))$$



Anderungen gegenüber CNF SAT-Solving

Neue Inferenzregeln für Boolean Constraint Propagation:

Unitpropagation allein reicht nicht mehr aus

Beobachtung:

Korrespondenz Tseitin-Transformation — DAG-Darstellung

Ein innerer/Operator-Knoten entspricht einer Hilfsvariablen in der Tseitin-Transformation (ohne Reduktionsregel)

Beispiel



$$f_{\wedge} \Leftrightarrow (a \wedge b \wedge c)$$

$$\equiv (\neg f_{\wedge} \vee a) \wedge (\neg f_{\wedge} \vee b) \wedge (\neg f_{\wedge} \vee c) \wedge (f_{\wedge} \vee \neg a \vee \neg b \vee \neg c)$$

Inferenzregeln für die Constraint Propagation

Idee

Aufgrund der o.g. Korrespondenz können auch inneren Knoten Wahrheitswerte zugewiesen und Inferenzregeln abgeleitet werden.

Beispiel (Regeln für \wedge)

- Wird einem ∧-Knoten der Wert T zugewiesen, so müssen alle seine Kinder den Wert T haben
- Alben alle Kinder eines ∧-Knotens den Wert T. so auch der ∧-Knoten
- 6 Hat ein ∧-Knoten den Wert F und alle Kinder bis auf eines den Wert T, so hat das verbliebene den Wert F
- Hat eines der Kinder eines ∧-Knotens den Wert F, so hat der ∧-Knoten den Wert **F**

Ahnliche Regeln gelten für \vee und \neg .

Bemerkung

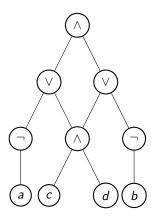
Die obigen Regeln ergeben sich in der Tseitin Transformierten durch UP.

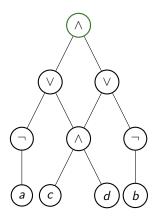
DPLL-Algorithmus für Non-CNF-Instanzen

Algorithmus

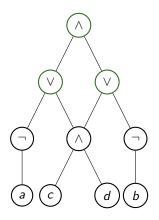
```
Algorithm 1: Non-CNF-DPLL
```

```
begin
                                                      /* r = Zustand des Beweisers */
    r \leftarrow assign(root, T, Decision)
   for ever do
       if r = OK then
                                                      /* Anwendung Inferenzregeln */
        r \leftarrow \text{propagate()}
       if r = SAT then
        if r = CONFLICT then
            r \leftarrow \text{resolveAndLearn}()
                                                /* 1UIP learning and backtracking */
            if r = UNSAT then
             ∟ return UNSAT
       else
                                                               /* Variablenselektion */
           \langle v, b \rangle \leftarrow \text{choose}()
         r \leftarrow assign(v, b, Decision)
```

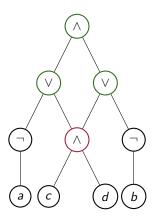




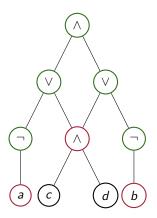
• Weise Wurzel **T** zu



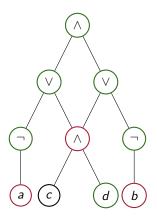
• Propagiere: $v(\vee_0) = v(\vee_1) = \mathbf{T}$



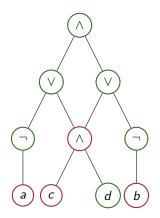
• Wähle $v(\wedge) = \mathbf{F}$



• Propagiere: $v(\neg_0) = v(\neg_1) = \mathbf{T}$, $v(a) = v(b) = \mathbf{F}$



• Wähle $v(d) = \mathbf{T}$



• Propagiere: $v(c) = \mathbf{F}$

Integration moderner Techniken

Durch Erweiterung der DAG-Datenstruktur um zusätzliche Informationen lassen sich in CNF-Solvern geläufige Techniken implementieren:

- Schnelle BCP durch Watched Literals
- Conflict driven clause learning

Darüber hinaus können auf dem DAG don't care Werte propagiert werden:

Regel: Don't care-Propagation

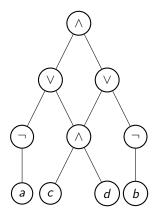
Hängt der Wert eines Knotens nicht mehr vom Wert einer der Teilformeln ab, so kann der Teilformel der Wert * (don't care) zugewiesen werden

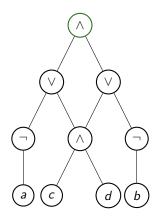
Beispiel (Don't care-Propagation)

Ist ein \land (\lor) -Knoten mit **F** (**T**) beschriftet und hat eines seiner Kinder den Wert **F** (**T**) so hängt der Wert des Knotens nicht von seinen übrigen Kindern ab.

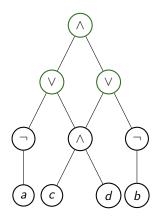
Don't care Teilformeln brauchen nicht weiter betrachtet zu werden.

• Implementierung: Watched-Literals-Schema

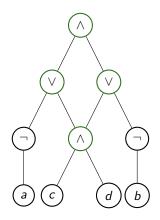




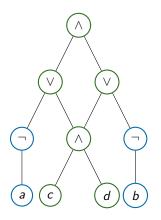
Weise Wurzel T zu



• Propagiere: $v(\vee_0) = v(\vee_1) = \mathbf{T}$



• Wähle $v(\wedge) = \mathbf{T}$



• Propagiere: $v(\neg_0) = v(\neg_1) = v(a) = v(b) = *, v(c) = v(d) = T$

Grundidee des Konfliktlernens

Erinnerung: Ein Konflikt tritt auf, wenn ein Knoten bereits belegt ist und (durch Propagation) mit einem widersprüchlichen Wert belegt werden soll.

- Eine Entscheidungsvariable wurde belegt, und die Propagation führte zu einem Konflikt.
- Wir ermitteln eine Menge von Variablenbelegungen, die für den Konflikt verantwortlich sind und dem Algorithmus nützen.
- Ausgehend von den beiden Belegungen der Konfliktvariable
 - Notieren der jeweils ursächlichen Variablenbelegungen in "NoGood"-Menge
 - Zurückverfolgen der Gründe für die Belegungen
- 1UIP-Lernen: Beende die Rückverfolgung, sobald das NoGood nur noch eine einzige Variable v auf höchster Ebene (Konfliktebene) enthält.
- Die gelernte Klausel ist die Disjunktion der negierten Variablen im NoGood (die Konjunktion dieser Variablenbelegungen soll nie mehr auftreten).
- Eine 1UIP-Klausel ermöglicht eine weitere Propagation auf der Backtrack-Ebene vor dem Konflikt und erzwingt so eine andere Belegung der Variable v.

Gründe für Belegungen

- Merke bei der Belegung eines Knotens den Grund für die Belegung
 - Grund besteht aus: Typ des Grundes + ggf. andere Variablen, die die Belegung erzwingen (unmittelbar ursächliche Variablen).
- Tritt ein Konflikt auf, so liegen zwei Gründe vor:
 - Grund der bisherigen Belegung
 - 2 Grund für die Belegung, die den Konflikt verursacht
- Typisierung der Gründe:
 - Decision Setzen der Variable aufgrund einer Entscheidung/Variablenselektion
 - Parent Setzen der Variable aufgrund des Wertes eines Elternknotens Child Setzen der Variable aufgrund des Wertes eines Kindknotens
 - NoGood Setzen der Variable aufgrund eines gelernten NoGood

Gründe für Belegungen

Informationen für die Berechnung einer Menge ursächlicher Knoten für eine Wertzuweisung:

- Typ des Grundes
- Wert des Elternknotens bzw. der Kindknoten
- Werte der Geschwisterknoten

Beispiel (Child)

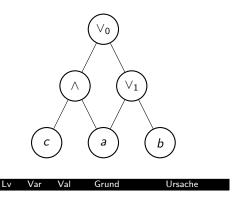
Einem ∨-Knoten wurde mit Grund "Child" ein Wert zugewiesen. Ist der Wert des Kindes T, so ist das Kind ursächlich für die Zuweisung des Wertes T an den V-Knoten, andernfalls sind alle Kinder ursächlich für die Zuweisung des Wertes F an den V-Knoten.

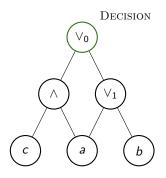
Beispiel (Parent)

Einem Kind eines A-Knotens mit Wert F wurde mit Grund "Parent" der Wert F zugewiesen. Dann sind der A-Knoten und alle Geschwisterknoten des betrachteten Kindes (haben Wert **T**) Ursachen für die Belegung.

ResolveAndLearn: Konstruktion von NoGood und gelernter Klausel

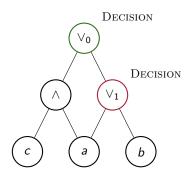
- Initialisiere das NoGood mit den Konfliktgründen.
- Solange es mehr als eine Variable auf der höchsten Entscheidungsebene gibt:
 - Identifiziere eine Variable höchster Entscheidungsebene im NoGood, die keine Entscheidungsvariable ist.
 - Ersetze diese Variable durch die Variablenmenge, die für ihre Belegung unmittelbar ursächlich war.
- Konstruiere die gelernte Klausel aus dem NoGood. Darin gibt es eine einzige verbleibende Variable (UIP) auf größter Ebene.
- Die Backtrack-Ebene BE ist die numerisch größte Ebene aller Variablen im NoGood außer der UIP-Variable.
- Falls BE=0 ist das Endergebnis UNSAT.
- Entferne vom Zuweisungsstack alle Ebenen größer als BE.
- Fahre auf der Backtrack-Ebene fort: die gelernte Klausel ermöglicht nun eine weitere Werte-Propagation, die den vormaligen Zuweisungswert an die UIP-Variable umkehrt.





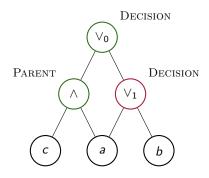
Lv	Var	Val	Grund	Ursache
1	V ₀	T	Decision	

- Weise Wurzel T zu
- Zuweisungsstack: $\vee_0 = \mathbf{T}@1$



I	Lv	Var	Val	Grund	Ursache
ĺ	1	∨₀	Т	Decision	
1	2	V ₁	F	Decision	

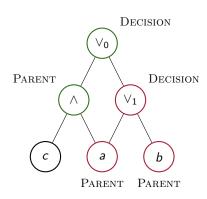
- Entscheidung: $v(\vee_1) = \mathbf{F}$
- Zuweisungsstack: $\vee_0 = \mathbf{T}@1$, $\vee_1 = \mathbf{F}@2$



	Lv	Var	Val	Grund	Ursache
ĺ	1	∨₀	T	Decision	
ĺ	2	V ₁	F	Decision	
		^	T	Parent	$\{\vee_0 = \mathbf{T}, \vee_1 = \mathbf{F}\}$

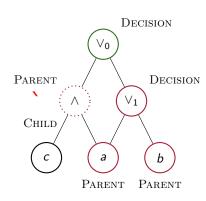
Implikation: v(∧)=T

• Zuweisungsstack: $\forall_0 = \mathbf{T}@1, \forall_1 = \mathbf{F}@2, \land = \mathbf{T}@2$



Lv	Var	Val	Grund	Ursache
1	V ₀	Т	Decision	
2	V ₁	F	Decision	
	^	Т	Parent	$\{\vee_0 = \mathbf{T}, \vee_1 = \mathbf{F}\}$
	a	F	Parent	$\{\vee_1 = \mathbf{F}\}$
	Ь	F	Parent	$\{\vee_1 = \mathbf{F}\}$

- Implikation: v(a)=F, v(b)=F
- Zuweisungsstack: $\forall_0 = \mathbf{T}@1$, $\forall_1 = \mathbf{F}@2$, $\land = \mathbf{T}@2$, $a = \mathbf{F}@2$, $b = \mathbf{F}@2$

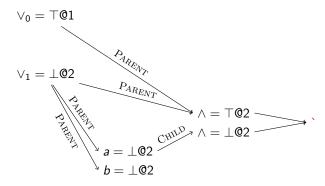


Lv	Var	Val	Grund	Ursache
1	∨₀	T	Decision	
2	V ₁	F	Decision	
	^	Т	Parent	$\{\vee_0 = \mathbf{T}, \vee_1 = \mathbf{F}\}$
	a	F	Parent	$\{\vee_1 = \mathbf{F}\}$
	Ь	F	Parent	$\{\vee_1 = \mathbf{F}\}$
	Λ	F	CHILD	$\{a = F\}$

- Implikation: v(∧)=F, Widerspruch!
- Zuweisungsstack: $\forall_0 = \mathbf{T}@1$, $\forall_1 = \mathbf{F}@2$, $\land = \mathbf{T}@2$, $a = \mathbf{F}@2$, $b = \mathbf{F}@2$

Beispiel: Implikationsgraph

(Implizit vorhandener) Implikationsgraph der Konfliktsituation:



1 Notieren der Ursachen für $\wedge = \mathbf{T}@2$, $\wedge = \mathbf{F}@2$ in NoGood-Menge:

$$\underbrace{\{\vee_0 = \mathbf{T}@1, \vee_1 = \mathbf{F}@2\}}_{\mathsf{Grund f\"{u}r} \, \wedge \, = \, \mathbf{T}@2} \cup \underbrace{\{a = \mathbf{F}@2\}}_{\mathsf{Grund f\"{u}r} \, \wedge \, = \, \mathbf{F}@2} = \{\vee_0 = \mathbf{T}@1, \vee_1 = \mathbf{F}@2, a = \mathbf{F}@2\}$$

1 Notieren der Ursachen für $\wedge = \mathbf{T}@2$, $\wedge = \mathbf{F}@2$ in NoGood-Menge:

$$\underbrace{\{\vee_0 = \mathbf{T}@1, \vee_1 = \mathbf{F}@2\}}_{\mathsf{Grund f\"{u}r} \; \wedge \; = \; \mathbf{T}@2} \cup \underbrace{\{a = \mathbf{F}@2\}}_{\mathsf{Grund f\"{u}r} \; \wedge \; = \; \mathbf{F}@2} = \{\vee_0 = \mathbf{T}@1, \vee_1 = \mathbf{F}@2, a = \mathbf{F}@2\}$$

2 Identifiziere Variable a auf höchster Entscheidungsebene 2, die keine Entscheidungsvariable ist, und ersetze sie durch Ihre Ursache:

$$\begin{aligned} & \big(\{ \vee_0 = \mathbf{T}@1, \vee_1 = \mathbf{F}@2, a = \mathbf{F}@2 \} \backslash \{ a = \mathbf{F}@2 \} \big) \cup \{ \vee_1 = \mathbf{F}@2 \} \\ & = \ \{ \vee_0 = \mathbf{T}@1, \vee_1 = \mathbf{F}@2 \} \end{aligned}$$

 \Rightarrow 1UIP NoGood gefunden mit UIP $\vee_1 = \mathbf{F}@2$

1 Notieren der Ursachen für $\wedge = \mathbf{T}@2$, $\wedge = \mathbf{F}@2$ in NoGood-Menge:

$$\underbrace{\{\vee_0 = \mathbf{T}@1, \vee_1 = \mathbf{F}@2\}}_{\mathsf{Grund f\"{u}r} \ \land \ = \mathbf{T}@2} \cup \underbrace{\{a = \mathbf{F}@2\}}_{\mathsf{Grund f\"{u}r} \ \land \ = \mathbf{F}@2} = \{\vee_0 = \mathbf{T}@1, \vee_1 = \mathbf{F}@2, a = \mathbf{F}@2\}$$

2 Identifiziere Variable a auf höchster Entscheidungsebene 2, die keine Entscheidungsvariable ist, und ersetze sie durch Ihre Ursache:

$$\begin{aligned} & \big(\{ \vee_0 = \mathsf{T@1}, \vee_1 = \mathsf{F@2}, a = \mathsf{F@2} \} \big) \cup \{ \vee_1 = \mathsf{F@2} \} \\ & = & \{ \vee_0 = \mathsf{T@1}, \vee_1 = \mathsf{F@2} \} \end{aligned}$$

- \Rightarrow 1UIP NoGood gefunden mit UIP $\lor_1 = \mathbf{F}@2$
- **3** Lerne daraus neue Klausel ($[\neg \lor_0] \lor [\lor_1]$)

1 Notieren der Ursachen für $\wedge = \mathbf{T}@2$, $\wedge = \mathbf{F}@2$ in NoGood-Menge:

$$\underbrace{\{\vee_0 = \mathbf{T}@1, \vee_1 = \mathbf{F}@2\}}_{\mathsf{Grund f\"{u}r} \; \wedge \; = \; \mathbf{T}@2} \cup \underbrace{\{a = \mathbf{F}@2\}}_{\mathsf{Grund f\"{u}r} \; \wedge \; = \; \mathbf{F}@2} = \{\vee_0 = \mathbf{T}@1, \vee_1 = \mathbf{F}@2, a = \mathbf{F}@2\}$$

2 Identifiziere Variable a auf höchster Entscheidungsebene 2, die keine Entscheidungsvariable ist, und ersetze sie durch Ihre Ursache:

$$\begin{split} & \left(\left\{ \vee_0 = \mathbf{T@1}, \vee_1 = \mathbf{F@2}, a = \mathbf{F@2} \right\} \backslash \left\{ a = \mathbf{F@2} \right\} \right) \cup \left\{ \vee_1 = \mathbf{F@2} \right\} \\ & = & \left\{ \vee_0 = \mathbf{T@1}, \vee_1 = \mathbf{F@2} \right\} \end{split}$$

- \Rightarrow 1UIP NoGood gefunden mit UIP $\lor_1 = \mathbf{F}@2$
- 3 Lerne daraus neue Klausel ($[\neg \lor_0] \lor [\lor_1]$)
- ◆ Backtracking-Ebene ist BE=1 (zweithöchste Ebene in Becktracking-Ebene in Becktracking-Ebene ist BE=1 (zweithöchste Ebene in Becktracking-Ebene in Becktracki $\{ \forall_0 = T@1, \forall_1 = F@2 \} \}$. Mache $\land = T@2, b = F@2, a = F@2, und$ $\vee_1 = \mathbf{F}@2$ rückgängig, setze Level auf BE=1 herunter

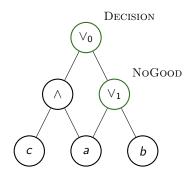
1 Notieren der Ursachen für $\wedge = \mathbf{T}@2$, $\wedge = \mathbf{F}@2$ in NoGood-Menge:

$$\underbrace{\{\vee_0 = \mathbf{T}@1, \vee_1 = \mathbf{F}@2\}}_{\mathsf{Grund f\"{u}r} \; \wedge \; = \; \mathbf{T}@2} \cup \underbrace{\{a = \mathbf{F}@2\}}_{\mathsf{Grund f\"{u}r} \; \wedge \; = \; \mathbf{F}@2} = \{\vee_0 = \mathbf{T}@1, \vee_1 = \mathbf{F}@2, a = \mathbf{F}@2\}$$

2 Identifiziere Variable a auf höchster Entscheidungsebene 2, die keine Entscheidungsvariable ist, und ersetze sie durch Ihre Ursache:

$$\begin{split} & \left(\left\{ \vee_0 = \mathbf{T@1}, \vee_1 = \mathbf{F@2}, a = \mathbf{F@2} \right\} \backslash \left\{ a = \mathbf{F@2} \right\} \right) \cup \left\{ \vee_1 = \mathbf{F@2} \right\} \\ & = & \left\{ \vee_0 = \mathbf{T@1}, \vee_1 = \mathbf{F@2} \right\} \end{split}$$

- \Rightarrow 1UIP NoGood gefunden mit UIP $\lor_1 = \mathbf{F}@2$
- **3** Lerne daraus neue Klausel ($[\neg \lor_0] \lor [\lor_1]$)
- **3** Backtracking-Ebene ist BE=1 (zweithöchste Ebene in $\{ \forall_0 = \mathbf{T}@1, \forall_1 = \mathbf{F}@2 \}$). Mache $\land = \mathbf{T}@2$, $b = \mathbf{F}@2$, $a = \mathbf{F}@2$, und $\lor_1 = \mathbf{F}@2$ rückgängig, setze Level auf BE=1 herunter
- **6** Es ist $\vee_0 = \mathbf{T}@1$, also ist gelernte Klausel Unit ([**F**] \vee [\vee_1]) auf BE=1. Zustand ist OK, kehre zurück und propagiere $\vee_1 = \mathbf{T}@1$ mit Grund NoGood.

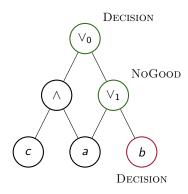


NoGood: $([\lor_0 = \mathbf{F}] \lor [\lor_1 = \mathbf{T}])$

	(1		L = 1/	
Lv	Var	Val	Grund	Ursache
1	∨₀	Т	Decision	
	V ₁	Т	NoGood	$\{\vee_0 = \mathbf{T}\}$

• Implikation: $v(\vee_1) = \mathbf{T}$

• Zuweisungsstack: $\vee_0 = \mathbf{T}@1, \vee_1 = \mathbf{T}@1$

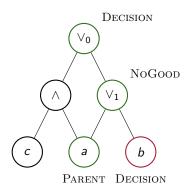


NoGood: $([\lor_0 = \mathbf{F}] \lor [\lor_1 = \mathbf{T}])$

	(L -		L = 1/	
Lv	Var	Val	Grund	Ursache
1	V ₀	Т	DECISION	
	\vee_1	Т	NoGood	$\{\vee_0 = \mathbf{T}\}$
2	Ь	F	Decision	

• Entscheidung: $v(b) = \mathbf{F}$

• Zuweisungsstack: $\forall_0 = \mathbf{T@1}, \forall_1 = \mathbf{T@1}, b = \mathbf{F@2}$

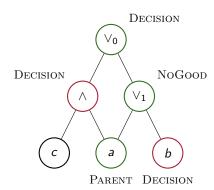


NoGood: ([$\vee_0 = \mathbf{F}$] \vee [$\vee_1 = \mathbf{T}$])

([0] 1 [1]						
Lv	Var	Val	Grund	Ursache		
1	V ₀	Т	DECISION			
	\vee_1	Т	NoGood	$\{\vee_0 = \mathbf{T}\}$		
2	Ь	F	DECISION			
	a	Т	Parent	$\{\vee_1 = T, b = F\}$		

• Implikation: $v(a) = \mathbf{T}$

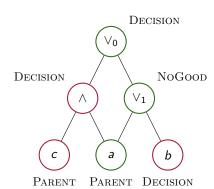
• Zuweisungsstack: $\forall_0 = T@1, \forall_1 = T@1, b = F@2, a = T@2$



NoGood: ([$\vee_0 = \mathbf{F}$] \vee [$\vee_1 = \mathbf{T}$])

iche
= T }
$b = \mathbf{F}$

- Entscheidung: $v(\land) = \mathbf{F}$
- Zuweisungsstack: $\forall_0 = \mathsf{T}@1, \forall_1 = \mathsf{T}@1, b = \mathsf{F}@2, a = \mathsf{T}@2, \land = \mathsf{F}@3$



NoGood: ([$\vee_0 = \mathbf{F}$] \vee [$\vee_1 = \mathbf{T}$])

100000. ([1 0 1] 1 [1 1 1])							
Lv	Var	Val	Grund	Ursache			
1	V ₀	Т	Decision				
	\vee_1	Т	NoGood	$\{\vee_0 = \mathbf{T}\}$			
2	Ь	F	Decision				
	a	T	Parent	$\{ \vee_1 = T, b = F \}$			
3	^	F	Decision				
	С	F	Parent	$\{ \land = F, a = T \}$			
	1 2	Lv Var 1 V ₀ V ₁ 2 b a	Lv Var Val 1 ∨₀ T T 2 b F a T	$ \begin{array}{c ccccccccccccccccccccccccccccccccccc$			

- Implikation: $v(c) = \mathbf{F}$
- Z.stack: $\forall_0 = \mathsf{T@1}, \forall_1 = \mathsf{T@1}, b = \mathsf{F@2}, a = \mathsf{T@2}, \land = \mathsf{F@3}, c = \mathsf{F@3}$

Zusammenfassung

Nutzen von Non-CNF-SAT-Solving:

- Keine CNF-Konversion erforderlich
- Erhält Formelstruktur

Praktische Umsetzung:

- Wichtige State-of-the-Art-Techniken aus CNF-Solvern können auf Non-CNF-Solver übertragen werden
 - Schnelle BCP
 - Conflict driven clause learning

Weitergehende Vorteile:

- Implementierung weiterer Operatoren (⇒, ⇔, ⊕, ...) möglich
- Implementierung problemspezifischer Heuristiken

Nachteile:

- Implementierung komplizierter
- Kompliziertere Datenstruktur (DAG)