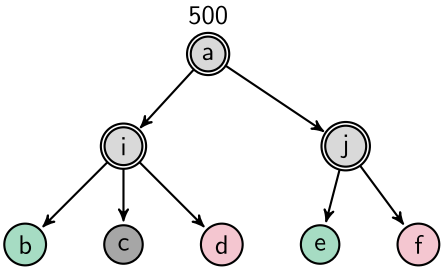
Soft and Hard Constraints in Large Self-Organizing Systems

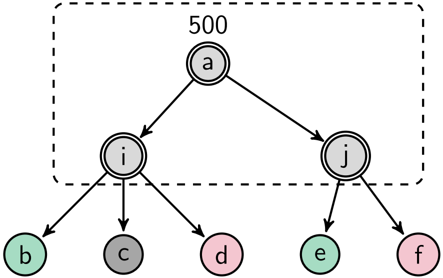
Alexander Schiendorfer et al.

Universität Augsburg
University

Hierarchisches Energiemanagement

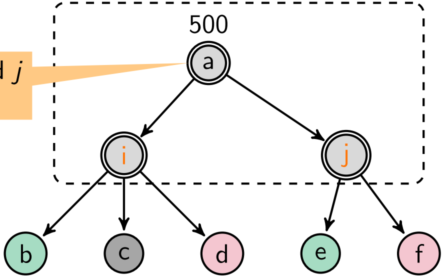


Hierarchisches Energiemanagement



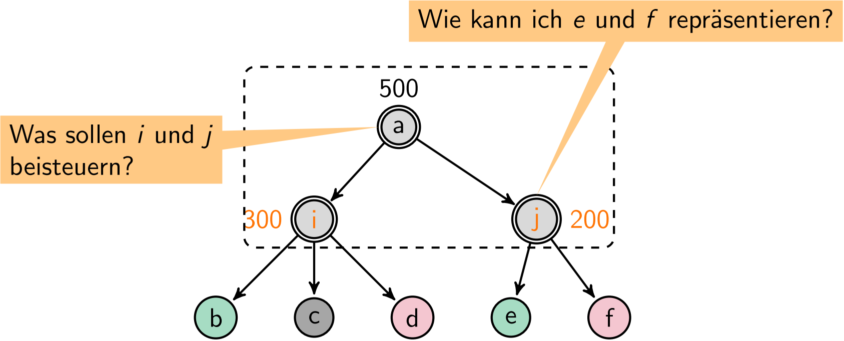
Hierarchisches Energiemanagement

Was sollen *i* und *j* beisteuern?

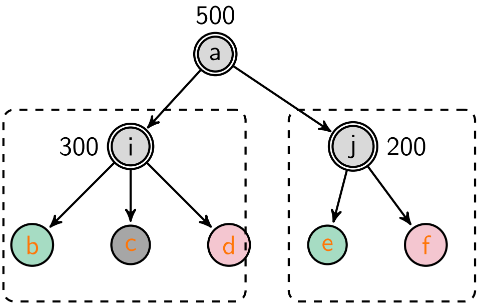


Hierarchisches Energiemanagement

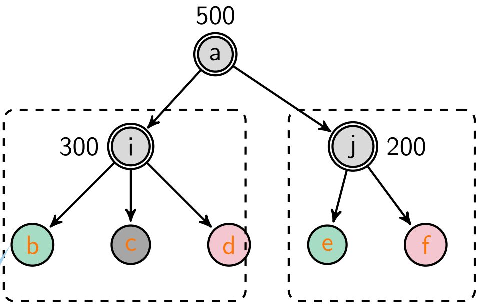
Institute for
Software & Systems
Engineering



Hierarchisches Energiemanagement



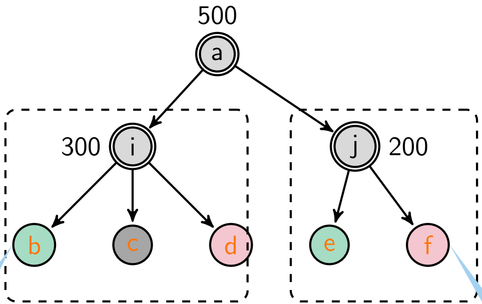
Hierarchisches Energiemanagement



Wie vermeide ich meinen Speicher über 90% zu füllen?

Hierarchisches Energiemanagement

Institute for
Software & Systems
Engineering

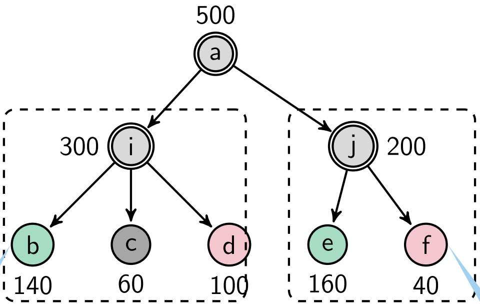


Wie vermeide ich meinen Speicher über 90% zu füllen?

Wie beschreibe ich bevorzugte Abläufe?

Hierarchisches Energiemanagement

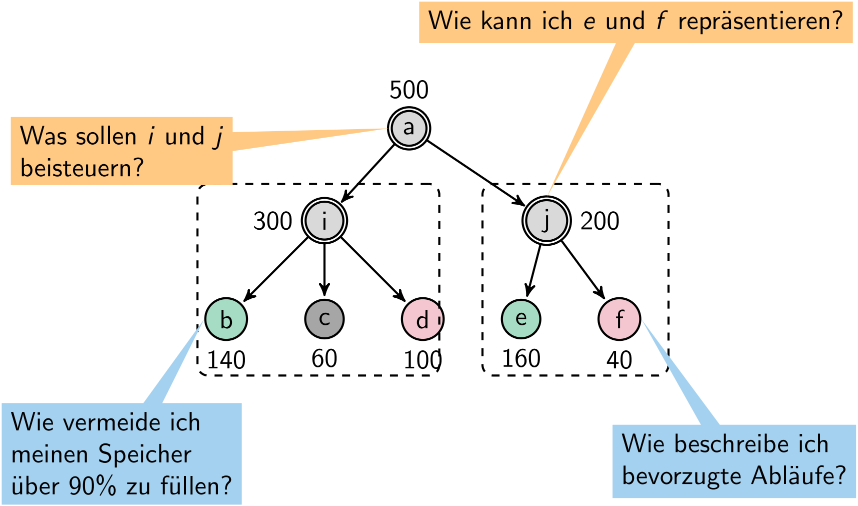
Institute for Software & Systems Engineering



Wie vermeide ich meinen Speicher über 90% zu füllen?

Wie beschreibe ich bevorzugte Abläufe?

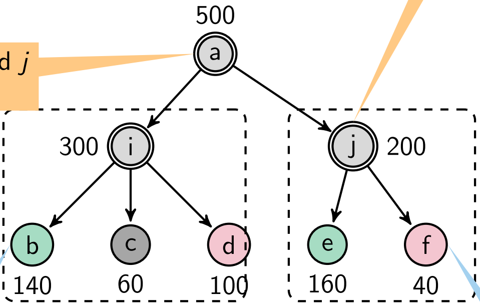
Hierarchisches Energiemanagement



Hierarchisches Energiemanagement

Wie kann ich e und f repräsentieren?

Was sollen i und j beisteuern?



Wie vermeide ich meinen Speicher über 90% zu füllen?

Constraint Relationships / PVS

SGAI'13, ICTAI'14

Wirsing'15, Constraints'17

Wie beschreibe ich bevorzugte Abläufe?

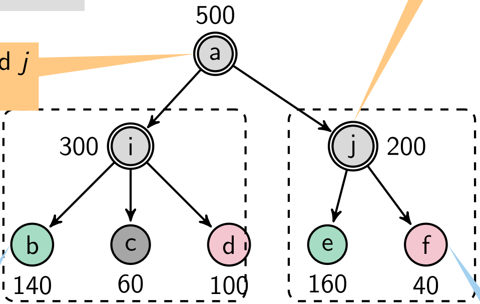
Hierarchisches Energiemanagement

Institute for Software & Systems Engineering

Regio-zentrale Fahrpläne
ICAART'14, SAOS'14
Marktbasiert
TAAS'15

Wie kann ich *e* und *f* repräsentieren?

Was sollen *i* und *j* beisteuern?



Wie vermeide ich meinen Speicher über 90% zu füllen?

Constraint Relationships / PVS
SGAI'13, ICTAI'14
Wirsing'15, Constraints'17

Wie beschreibe ich bevorzugte Abläufe?

Hierarchisches Energiemanagement

Institute for Software & Systems Engineering

Regio-zentrale Fahrpläne

ICAART'14, SAOS'14

Marktbasiert

TAAS'15

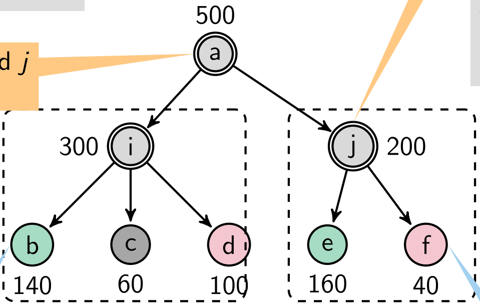
Wie kann ich *e* und *f* repräsentieren?

Abstraktion

ICAART'14, TCCI'15

SASO'15

Was sollen *i* und *j* beisteuern?



Wie vermeide ich meinen Speicher über 90% zu füllen?

Constraint Relationships / PVS

SGAI'13, ICTAI'14

Wirsing'15, Constraints'17

Wie beschreibe ich bevorzugte Abläufe?

Hierarchisches Energiemanagement

Regio-zentrale Fahrpläne

ICAART'14, SAOS'14

Marktbasiert

TAAS'15

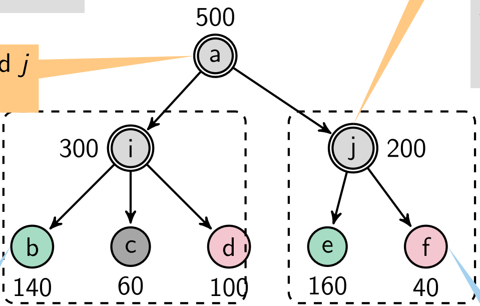
Wie kann ich *e* und *f* repräsentieren?

Abstraktion

ICAART'14, TCCI'15

SASO'15

Was sollen *i* und *j* beisteuern?



Supply Automata

SEN-MAS'14

TCCI'15

Wie vermeide ich meinen Speicher über 90% zu füllen?

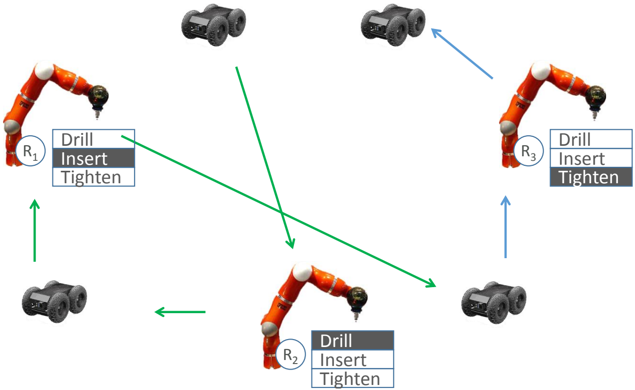
Constraint Relationships / PVS

SGAI'13, ICTAI'14

Wirsing'15, Constraints'17

Wie beschreibe ich bevorzugte Abläufe?

Ziel: Weise Tasks an Roboter zu, sodass ein korrekter Ressourcenfluss entsteht



(Seebach et al., 2010)

Ziel: Belege (endlich viele) Variablen aus X mit einem aus (endlich vielen) Werten aus D sodass alle Constraints C erfüllt werden.

Beispiel

- n Roboter, m Tasks
- Gebe jedem Roboter einen *unterschiedlichen* Task, stelle sicher, dass jeder Task belegt ist

```
% problem data
int: n; set of int: ROBOTS = 1..n;
int: m; set of int: TASKS = 1..m;

% decisions
array[ROBOTS] of var TASKS: allocation;

% goal
solve satisfy;

% have robots work on different tasks
constraint alldifferent(allocation);
constraint forall(t in TASKS) (exists(r in ROBOTS) (allocation[r] = t));
```

Constraint Optimization Probleme

Ziel: Suche die beste Belegung, sodass eine **skalare** Zielfunktion $f : [X \to D] \to \mathbb{Z}$ minimiert (oder maximiert) wird.

Beispiel

- n (steuerbare) Supplier, m (steuerbare) Consumer decken Residuallast

```
% problem data
int: n; set of int: SUPPLIERS = 1..n;
array[SUPPLIERS] of int: costs;
int: m; set of int: CONSUMERS = 1..m;
int: residualLoad;

% decisions
array[SUPPLIERS] of var 0..100: supply;
array[CONSUMERS] of var 0..100: demand;

% goal
solve minimize sum(s in SUPPLIERS)(costs[s]*supply[s]);

% have robots work on different tasks
constraint sum(supply) - sum(demand) - residualLoad = 0;
```

Institute for Software & Systems Engineering

Harte Constraints aus Supply Automata:

$$\mathsf{hardBounds}: \forall t \in T, a \in A : m[a][t] = \mathsf{on} \rightarrow P_{\min} \leq S[a][t] \leq P_{\max}$$

Energie: Nicht nur Hard Constraints

Harte Constraints aus Supply Automata:

$$\text{hardBounds} : \forall t \in T, a \in A : m[a][t] = \text{on} \rightarrow P_{\min} \leq S[a][t] \leq P_{\max}$$

Weiche Constraints anlagenspezifisch (z.B. Präferenz für 350 bis 390 KW):

$$\text{ecoSweet}_{\text{bio}} : \forall t \in T : m[\text{biogas}][t] = \text{on} \rightarrow 350 \leq S[\text{biogas}][t] \leq 390$$

Energie: Nicht nur Hard Constraints

Harte Constraints aus Supply Automata:

$$\text{hardBounds} : \forall t \in T, a \in A : m[a][t] = \text{on} \rightarrow P_{\min} \leq S[a][t] \leq P_{\max}$$

Weiche Constraints anlagenspezifisch (z.B. Präferenz für 350 bis 390 KW):

$$\text{ecoSweet}_{\text{bio}} : \forall t \in T : m[\text{biogas}][t] = \text{on} \rightarrow 350 \leq S[\text{biogas}][t] \leq 390$$

oder Änderungsgeschwindigkeit

$$\text{inertia}_{\text{therm}} : \forall t \in T : |S[\text{biogas}][t] - S[\text{biogas}][t+1]| \leq 10$$

Institute for Software & Systems Engineering

Constraint Programming

- Deklarative Programmierung (ähnlich SQL, Prolog)
- Trennung von **Modell** und *Algorithmus*
- Geeignet für kombinatorische Probleme unter harten Bedingungen (Physik!)
- Modellierungssprache MiniZinc

Soft Constraint Programming

- Modellierung von **Präferenzen**
- Finde Lösungen, die *so gut wie möglich* sind
- Was bedeutet "gut"?
- Modellierungssprache MiniBrass

Warum MiniZinc?

Institute for
Software & Systems
Engineering

Rationale

Eine Sprache – viele Solver

Unterstützte Solver

- Gecode (CP)
- JaCoP (CP)
- Google Optimization Tools (CP)
- Choco (CP)
- G12 (CP/LP/MIP)

MiniZinc

Welche Arten von Soft Constraints?

Institute for Software & Systems Engineering

Was machen wir nun mit $\text{inertia}_{\text{therm}}$ und $\text{ecoSweet}_{\text{bio}}$?

Max-CSP Erfülle so viele Constraints wie möglich (Freuder and Wallace, 1992)

Welche Arten von Soft Constraints?

Was machen wir nun mit $\text{inertia}_{\text{therm}}$ und $\text{ecoSweet}_{\text{bio}}$?

Max-CSP Erfülle so viele Constraints wie möglich (Freuder and Wallace, 1992)

Weighted CSP Minimiere die Summe der verletzten Constraints nach Gewicht

Welche Arten von Soft Constraints?

Was machen wir nun mit $\text{inertia}_{\text{therm}}$ und $\text{ecoSweet}_{\text{bio}}$?

Max-CSP Erfülle so viele Constraints wie möglich (Freuder and Wallace, 1992)

Weighted CSP Minimiere die Summe der verletzten Constraints nach Gewicht (Shapiro and Haralick, 1981)

Fuzzy CSP Erfülle den (minimalen) Erfüllungsgrad (zwischen 0 und 1) über alle Soft Constraints (Ruttkay, 1994)

Welche Arten von Soft Constraints?

Was machen wir nun mit $\text{inertia}_{\text{therm}}$ und $\text{ecoSweet}_{\text{bio}}$?

Max-CSP Erfülle so viele Constraints wie möglich (Freuder and Wallace, 1992)

Weighted CSP Minimiere die Summe der verletzten Constraints nach Gewicht (Shapiro and Haralick, 1981)

Fuzzy CSP Erfülle den (minimalen) Erfüllungsgrad (zwischen 0 und 1) über alle Soft Constraints (Ruttkay, 1994)

Welche Arten von Soft Constraints?

Was machen wir nun mit inertia$_{\text{therm}}$ und ecoSweet$_{\text{bio}}$?

Max-CSP Erfülle so viele Constraints wie möglich (Freuder and Wallace, 1992)

Weighted CSP Minimiere die Summe der verletzten Constraints nach Gewicht (Shapiro and Haralick, 1981)

Fuzzy CSP Erfülle den (minimalen) Erfüllungsgrad (zwischen 0 und 1) über alle Soft Constraints (Ruttkay, 1994)

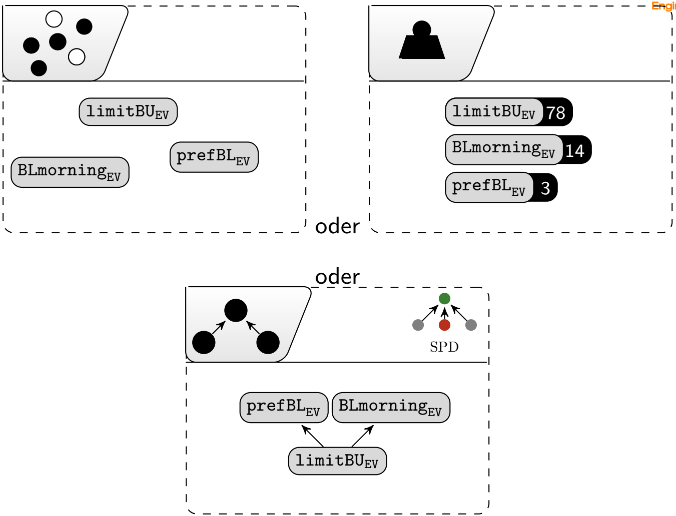
. . . und natürlich

Constraint Preferences (früher *Constraint Relationships*): Definiere partielle Wichtigkeitsordnung über Constraints; erhebe diese zu Mengen von verletzten oder erfüllten Constraints (Schiendorfer et al., 2013)

Zentrale Frage

→ Was sind die Gemeinsamkeiten? Was müssen wir "minimal" tun?

Beispiel: Modellierungsarten



Algebra zur Hilfe

Wir benötigen ...

- Eine Menge M von Erfüllungsgraden, z.B. $[0.0, 1.0]$ oder $\{0, 1, \dots k\}$ oder 2^{C_s}.

Algebra zur Hilfe

Wir benötigen ...

- Eine Menge M von Erfüllungsgraden, z.B. $[0.0, 1.0]$ oder $\{0, 1, \dots k\}$ oder 2^{C_s}.
- Eine partielle Ordnung $\leq_M$ über M: $m \leq_M n$ drückt aus, dass m *schlechter* als n ist

Institute for Software & Systems Engineering

Wir benötigen ...

- Eine Menge M von Erfüllungsgraden, z.B. $[0.0, 1.0]$ oder $\{0, 1, \dots k\}$ oder 2^{C_s}.
- Eine partielle Ordnung $\leq_M$ über M: $m \leq_M n$ drückt aus, dass m *schlechter* als n ist
- Eine Kombinationsoperation $\cdot_M$, um zwei Elemente aus M miteinander zu verrechnen

Institute for Software & Systems Engineering

Wir benötigen ...

- Eine Menge M von Erfüllungsgraden, z.B. $[0.0, 1.0]$ oder $\{0, 1, \ldots k\}$ oder 2^{C_s}.
- Eine partielle Ordnung $\leq_M$ über M: $m \leq_M n$ drückt aus, dass m *schlechter* als n ist
- Eine Kombinationsoperation $\cdot_M$, um zwei Elemente aus M miteinander zu verrechnen
- Ein bestes Element ε_M, um *volle Zufriedenheit* auszudrücken

Algebra zur Hilfe

Institute for Software & Systems Engineering

Wir benötigen ...

- Eine Menge M von Erfüllungsgraden, z.B. $[0.0, 1.0]$ oder $\{0, 1, \ldots k\}$ oder 2^{C_s}.
- Eine partielle Ordnung $\leq_M$ über M: $m \leq_M n$ drückt aus, dass m *schlechter* als n ist
- Eine Kombinationsoperation $\cdot_M$, um zwei Elemente aus M miteinander zu verrechnen
- Ein bestes Element ε_M, um *volle Zufriedenheit* auszudrücken

Gemeinsam nennen wir $(M, \cdot_M, \varepsilon_M, \leq_M)$ eine **partielle Bewertungsstruktur**.

(Gadducci et al., 2013; Schiendorfer et al., 2015)

PVS–Idee

Institute for Software & Systems Engineering

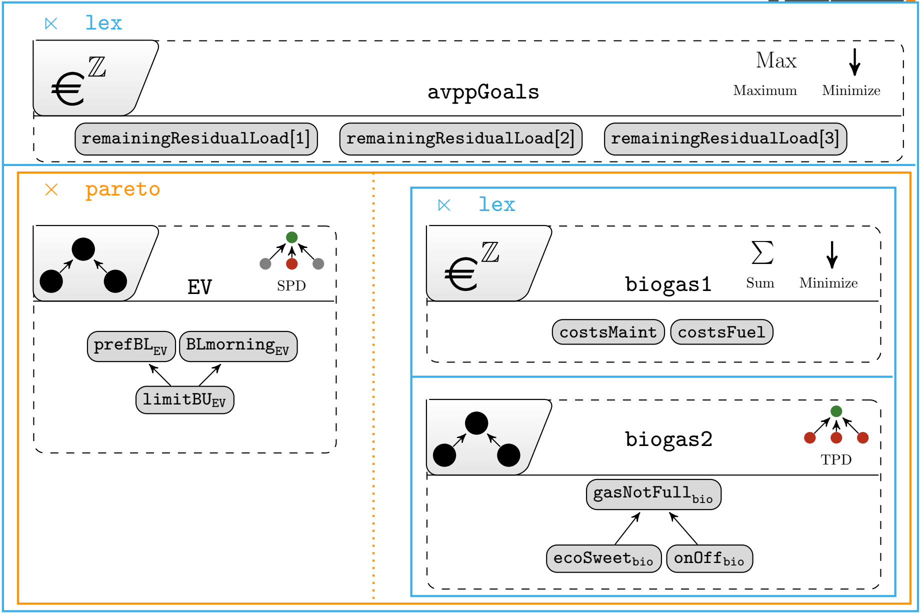
Konkrete PVS-Typen	M	$\cdot_M$	$\leq_M$	ε_M
Weighted CSP (WCSP)	$\mathbb{N}$	$+$	$\geq$	0
Cost Function Network (CFN)	$\{0, \dots, k\}$	$+/\max$	$\geq$	0
Fuzzy CSP	$[0, 1]$	$\min$	$\leq$	1
Inclusion Max CSP	2^{C_s}	$\cup$	$\supseteq$	$\emptyset$
Constraint Preferences (CP)[1]	$\mathcal{M}^{\text{fin}}(C_s)$	$\uplus$	$\supseteq_{\text{SPD}}$	$\emptyset\!\!\!\!\!\emptyset$

Hauptidee

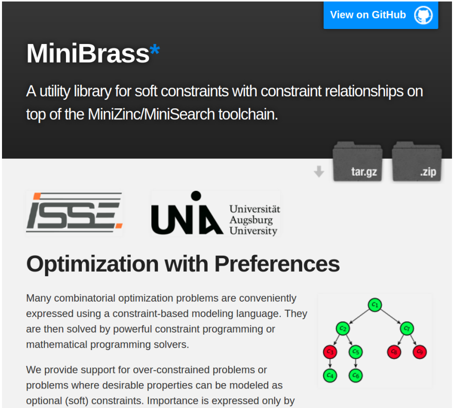
Implementiere Lösungsverfahren für Constraint-Probleme, die durch Bewertungsstrukturen geordnet sind. Instantiiere für konkrete Probleme.

[1] C_s is the set of soft constraints, $\supseteq_{\text{SPD}}$ is the SPD-ordering on sets.

Beispiel: Kombinationen (Schiendorfer et al., 2015)



Institute for Software & Systems Engineering



http://isse-augsburg.github.io/minibrass/

MiniBrass: HelloWorld

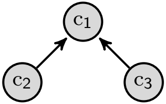
Institute for Software & Systems Engineering

Basismodell (MiniZinc)

```
include "hello_o.mzn";
include "soft_constraints/
   pvs_gen_search.mzn";
% the basic, "classic" CSP
set of int: DOM = 1..3;

var DOM: x; var DOM: y;
var DOM: z;
% add. *hard* constraints
% e.g. constraint x < y;

solve search pvs_BAB();
```

Präferenzmodell (MiniBrass)

```
PVS: cr1 =
  new ConstraintRelationships("cr1") {
   soft-constraint c1: 'x + 1 = y';
   soft-constraint c2: 'z = y + 2';
   soft-constraint c3: 'x + y <= 3';

   crEdges : '[| mbr.c2, mbr.c1 |
                 mbr.c3, mbr.c1 |]';
   useSPD: 'true' ;
};

solve cr1;
```



MiniBrass: HelloWorld

Institute for Software & Systems Engineering

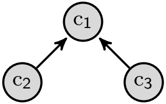
Basismodell (MiniZinc)

```
include "hello_o.mzn";
include "soft_constraints/
   pvs_gen_search.mzn";
% the basic, "classic" CSP
set of int: DOM = 1..3;

var DOM: x; var DOM: y;
var DOM: z;
% add. *hard* constraints
% e.g. constraint x < y;

solve search pvs_BAB();
```

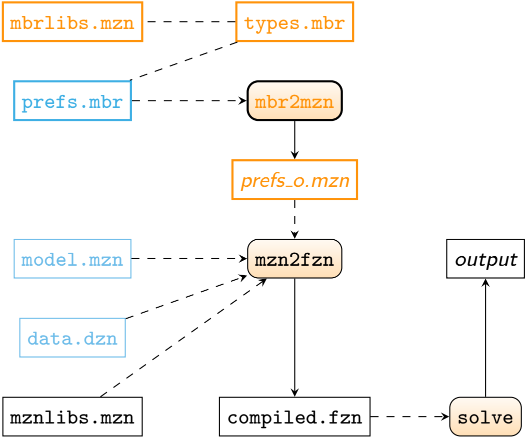
Präferenzmodell (MiniBrass)

```
PVS: cr1 =
  new ConstraintRelationships("cr1") {
   soft-constraint c1: 'x + 1 = y';
   soft-constraint c2: 'z = y + 2';
   soft-constraint c3: 'x + y <= 3';

   crEdges : '[| mbr.c2, mbr.c1 |
                 mbr.c3, mbr.c1 |]';
   useSPD: 'true' ;
};

solve cr1;
```

```
Solution:  x = 1; y = 2; z = 1
Valuations:  mbr_overall_cr1 = {c2}
----------
==========
```

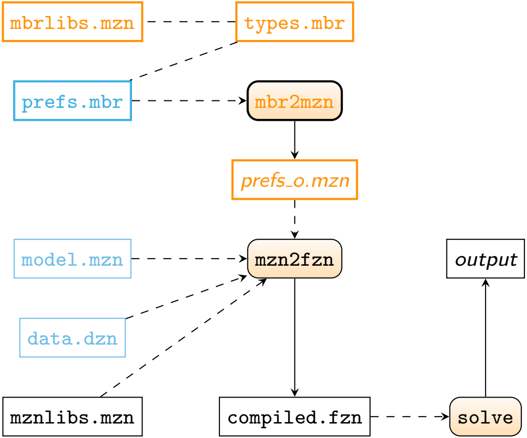


MiniBrass: Workflow

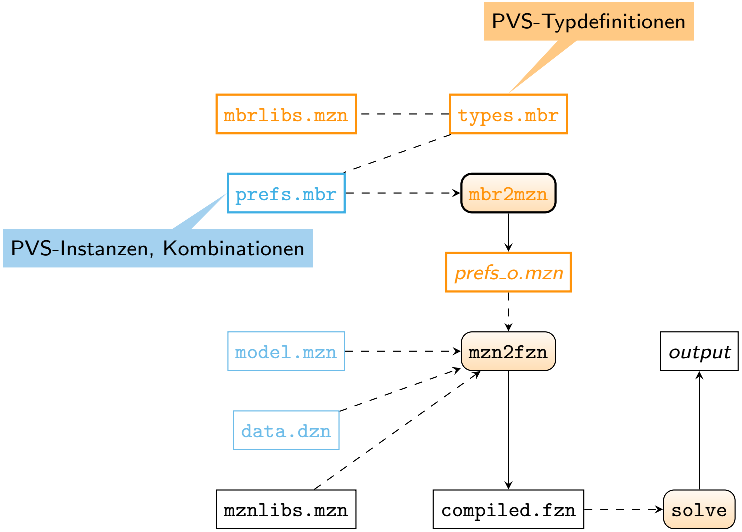


MiniBrass: Workflow

Institute for Software & Systems Engineering

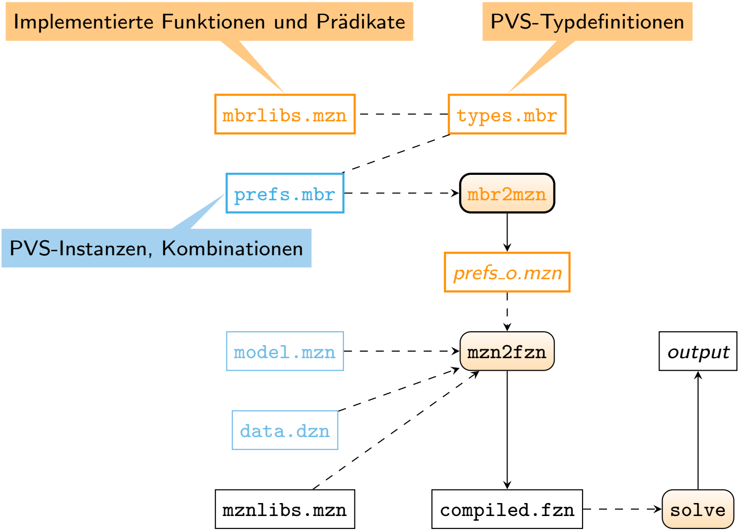


MiniBrass: Workflow



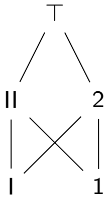
MiniBrass: Workflow

Institute for Software & Systems Engineering

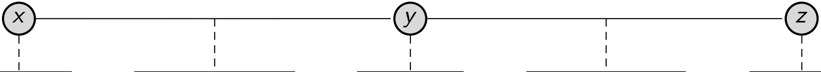


Was müssen wir mindestens tun?

P



SCSP



x	μ_x
0	1
1	2

x	y	μ_{xy}
0	0	$\top$
0	1	II
1	0	2
1	1	1

y	μ_y
0	1
1	2

y	z	μ_{yz}
0	0	II
0	1	I
1	0	2
1	1	1

z	μ_z
0	II
1	1

Von POs zu PVS: Skizze

Institute for Software & Systems Engineering

- Angenommen $(P, \leq_P)$

Von POs zu PVS: Skizze

Institute for
Software & Systems
Engineering

- Angenommen $(P, \leq_P)$
- Wir suchen eine PVS $(M, \cdot_M, \varepsilon_M, \leq_M)$

Institute for
Software & Systems
Engineering

- Angenommen $(P, \leq_P)$
- Wir suchen eine PVS $(M, \cdot_M, \varepsilon_M, \leq_M)$
- Wie Multiplikation konstruieren?
  - Repräsentiere $p \in P$ durch “sich selbst”: $p \in M$ ✓

Von POs zu PVS: Skizze

Institute for Software & Systems Engineering

- Angenommen $(P, \leq_P)$
- Wir suchen eine PVS $(M, \cdot_M, \varepsilon_M, \leq_M)$
- Wie Multiplikation konstruieren?
  - Repräsentiere $p \in P$ durch "sich selbst": $p \in M$ ✓
  - Füge neue Elemente "$p \cdot_M q$" für alle Elemente $p, q \in M$ aus ✓

Von POs zu PVS: Skizze

- Angenommen $(P, \leq_P)$
- Wir suchen eine PVS $(M, \cdot_M, \varepsilon_M, \leq_M)$
- Wie Multiplikation konstruieren?
  - Repräsentiere $p \in P$ durch "sich selbst": $p \in M$ ✓
  - Füge neue Elemente "$p \cdot_M q$" für alle Elemente $p, q \in M$ aus ✓
  - Stelle sicher dass Kommutativität und Assoziativität gelten, nicht aber *Idempotenz*: $(p \cdot_M q) \cdot_M r = q \cdot_M (r \cdot_M p)$

Von POs zu PVS: Skizze

- Angenommen $(P, \leq_P)$
- Wir suchen eine PVS $(M, \cdot_M, \varepsilon_M, \leq_M)$
- Wie Multiplikation konstruieren?
  - Repräsentiere $p \in P$ durch "sich selbst": $p \in M$ ✓
  - Füge neue Elemente "$p \cdot_M q$" für alle Elemente $p, q \in M$ aus ✓
  - Stelle sicher dass Kommutativität und Assoziativität gelten, nicht aber *Idempotenz*: $(p \cdot_M q) \cdot_M r = q \cdot_M (r \cdot_M p)$
  - $\rightarrow$ Wähle *Multimengen* über P als Repräsentant der Produkte aus (Mengen *wären* idempotent: $p \cdot_M p \neq p$ soll aber gelten.

Von POs zu PVS: Skizze

Institute for Software & Systems Engineering

- Angenommen $(P, \leq_P)$
- Wir suchen eine PVS $(M, \cdot_M, \varepsilon_M, \leq_M)$
- Wie Multiplikation konstruieren?
  - Repräsentiere $p \in P$ durch "sich selbst": $p \in M$ ✓
  - Füge neue Elemente "$p \cdot_M q$" für alle Elemente $p, q \in M$ aus ✓
  - Stelle sicher dass Kommutativität und Assoziativität gelten, nicht aber *Idempotenz*: $(p \cdot_M q) \cdot_M r = q \cdot_M (r \cdot_M p)$
  - $\rightarrow$ Wähle *Multimengen* über P als Repräsentant der Produkte aus (Mengen *wären* idempotent: $p \cdot_M p \neq p$ soll aber gelten.
  - Neutrales Element $\{\!\!\{\}\!\!\}$ für Multiplikation "geschenkt"

Von POs zu PVS: Skizze

- Angenommen $(P, \leq_P)$
- Wir suchen eine PVS $(M, \cdot_M, \varepsilon_M, \leq_M)$
- Wie Multiplikation konstruieren?
  - Repräsentiere $p \in P$ durch "sich selbst": $p \in M$ ✓
  - Füge neue Elemente "$p \cdot_M q$" für alle Elemente $p, q \in M$ aus ✓
  - Stelle sicher dass Kommutativität und Assoziativität gelten, nicht aber *Idempotenz*: $(p \cdot_M q) \cdot_M r = q \cdot_M (r \cdot_M p)$
  - $\rightarrow$ Wähle *Multimengen* über P als Repräsentant der Produkte aus (Mengen *wären* idempotent: $p \cdot_M p \neq p$ soll aber gelten.
  - Neutrales Element $\{\!\!\{\}\!\!\}$ für Multiplikation "geschenkt"

- Welche Ordnungsbeziehungen *müssen* gelten?

Von POs zu PVS: Skizze

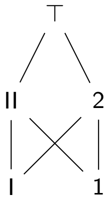
Institute for Software & Systems Engineering

- Angenommen $(P, \leq_P)$
- Wir suchen eine PVS $(M, \cdot_M, \varepsilon_M, \leq_M)$
- Wie Multiplikation konstruieren?
  - Repräsentiere $p \in P$ durch "sich selbst": $p \in M$ ✓
  - Füge neue Elemente "$p \cdot_M q$" für alle Elemente $p, q \in M$ aus ✓
  - Stelle sicher dass Kommutativität und Assoziativität gelten, nicht aber *Idempotenz*: $(p \cdot_M q) \cdot_M r = q \cdot_M (r \cdot_M p)$
  - $\rightarrow$ Wähle *Multimengen* über P als Repräsentant der Produkte aus (Mengen *wären* idempotent: $p \cdot_M p \neq p$ soll aber gelten.
  - Neutrales Element $\lbag \rbag$ für Multiplikation "geschenkt"

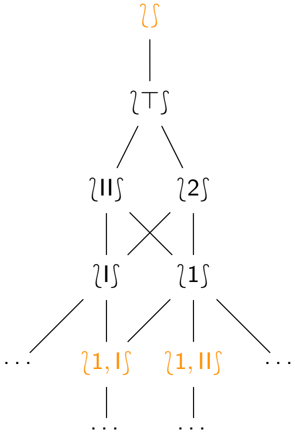
- Welche Ordnungsbeziehungen *müssen* gelten?
  - Wenn $p \leq_P q$ dann $\lbag p \rbag \preceq^P \lbag q \rbag$
  - $X \preceq^P \lbag \rbag$, weil ε_M das Maximum in $\leq_M$ sein soll
  - Genannt: Smyth-Ordnung
- Beispiel: $\lbag 1, \mathrm{I}, 2 \rbag \preceq^P \lbag 2, \mathrm{II} \rbag$

Was müssen wir mindestens tun?

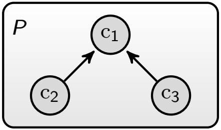
R



$PVS\langle \mathrm{R} \rangle$



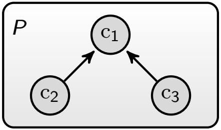
Looking for freedom ...



Cat : POSet

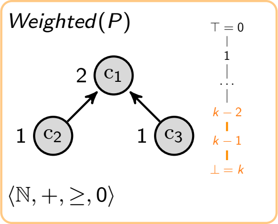
Cat : PVS

Looking for freedom . . .



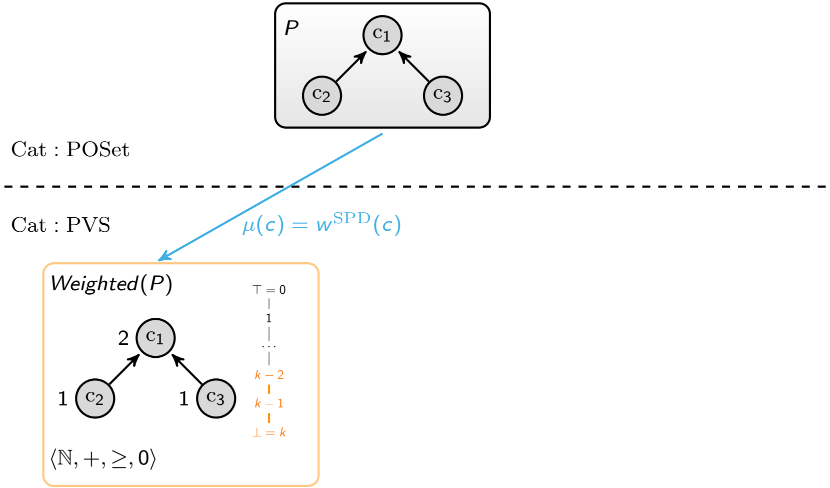
Cat : POSet

Cat : PVS

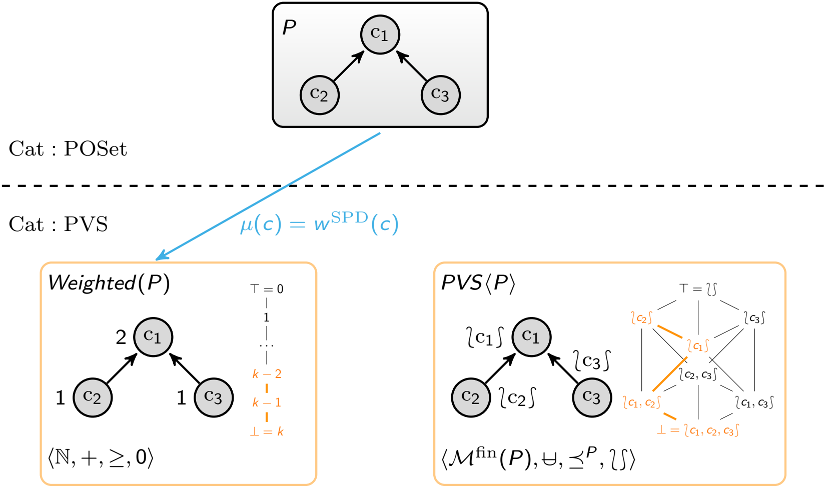


Looking for freedom . . .

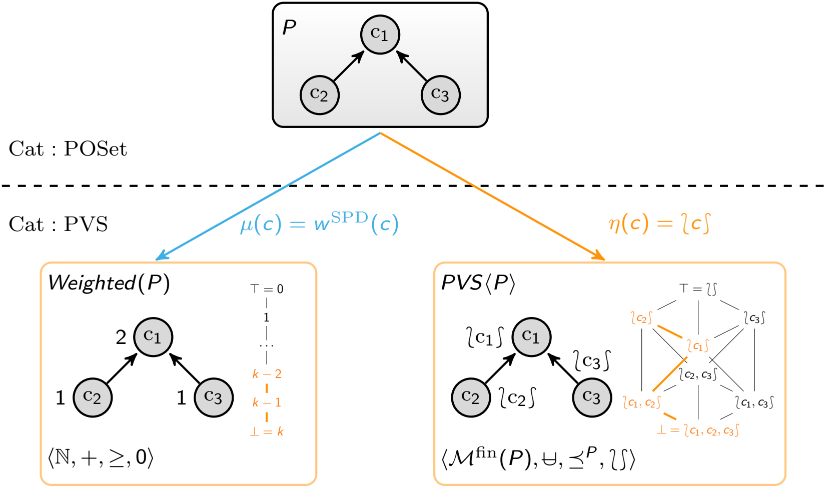
Institute for
Software & Systems
Engineering



Looking for freedom ...

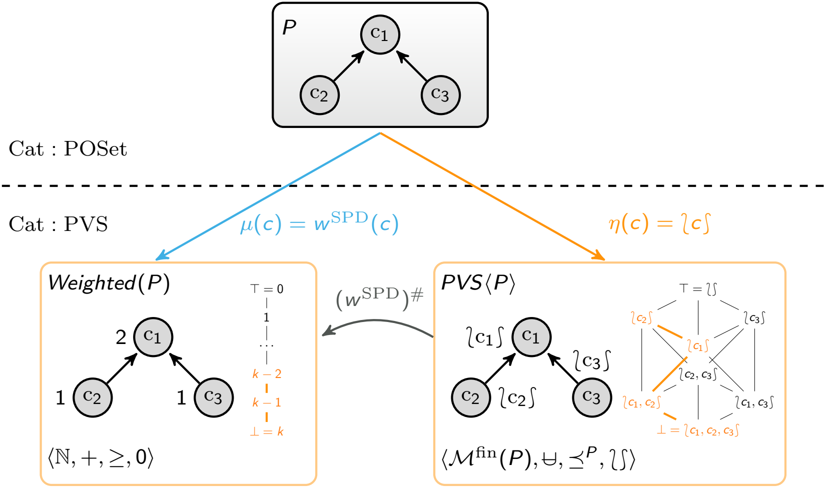


Looking for freedom . . .

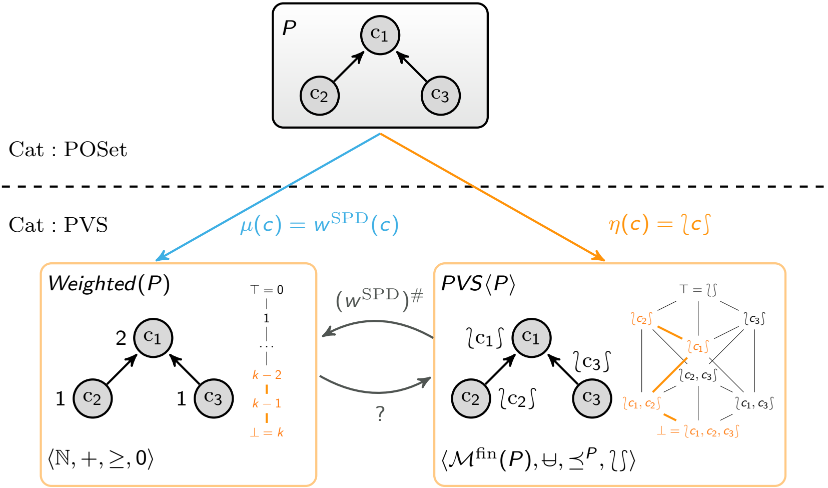


Looking for freedom . . .

Institute for Software & Systems Engineering



Looking for freedom . . .



Institute for Software & Systems Engineering

Lemma (PVS-Freiheit (Knapp and Schiendorfer, 2014))

$PVS\langle P\rangle$ is the free partial valuation structure over the partial order P.

$$
\begin{tikzcd}
P \arrow[r, "\eta_P^{\mathrm{PVS}}"] \arrow[dr, "\varphi"'] & PO(PVS\langle P\rangle) \arrow[d, "PO(\varphi^{\#\mathrm{PVS}})"] \\
& PO(M)
\end{tikzcd}
\qquad
\begin{tikzcd}
PVS\langle P\rangle \arrow[d, dashed, "\varphi^{\#\mathrm{PVS}}"] \\
M
\end{tikzcd}
$$

Freie Konstruktionen

- no junk
- no confusion

In MiniBrass

```
type FreePVS = PVSType<mset[maxOccurrences] of 1..maxP> =
  params {
    array[int, 1..2] of 1..nScs: orderRelation;
    int: maxP;
    int: maxPerSc;
    int: maxOccurrences :: default('mbr.nScs * mbr.maxPerSc');
  } in
  instantiates with "../mbr_types/free-pvs-type.mzn" {
    times -> multiset_union;
    is_worse -> isSmythWorse;
    top -> {};
  };
```

```
PVS: fp = new FreePVS("fp") {
   soft-constraint c1: 'embed(x == 4, 3, 3)';
   soft-constraint c2: 'embed(x in {1,3,4}, 2, 3)';
   soft-constraint c3: 'embed(x <= 3, 1, 3)';

   orderRelation : '[| 2, 1 | 3, 1 |]';
   maxP: '3' ;
   maxPerSc : '2';
};

solve fp;
```

Die Smyth-Ordnung haben wir induktiv definiert:

$$p <_P q \Rightarrow T \uplus \lbag p \rbag \prec^P T \uplus \lbag q \rbag$$
$$T \supset U \Rightarrow T \prec^P U$$

Wie können wir sie nun für einen Constraint-Solver codieren?

Smyth in MiniBrass

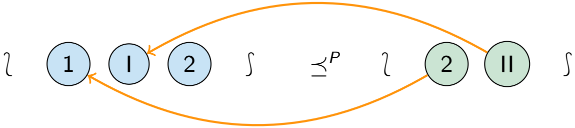
Die Smyth-Ordnung haben wir induktiv definiert:

$$p <_P q \Rightarrow T \uplus \lbag p \rbag \prec^P T \uplus \lbag q \rbag$$
$$T \supset U \Rightarrow T \prec^P U$$

Wie können wir sie nun für einen Constraint-Solver codieren?

Lemma (Witness für $\preceq^P$ (Schiendorfer et al., 2017))

$T \preceq^P U$ gilt genau dann wenn es eine injektive Abbildung $h : S(U) \to S(T)$ (genannt Witness-Funktion) mit $p \leq_P q$ wenn $h(j, q) = (k, p)$ für alle $(j, q) \in S(U)$ gibt.



Institute for Software & Systems Engineering

MiniBrass wird für verschiedene Anwendungen eingesetzt:

- Energiefallstudie
- Studenten-Mentoren-Matching
- Prüfungsterminfindung
- Multi-User-Multi-Display
- Rekonfigurierbare Roboterteams
- Potentiell: Rollenallokation im ODP

Case Studies

MiniBrass wird für verschiedene Anwendungen eingesetzt:

- Energiefallstudie
- Studenten-Mentoren-Matching
- Prüfungsterminfindung
- Multi-User-Multi-Display
- Rekonfigurierbare Roboterteams
- Potentiell: Rollenallokation im ODP

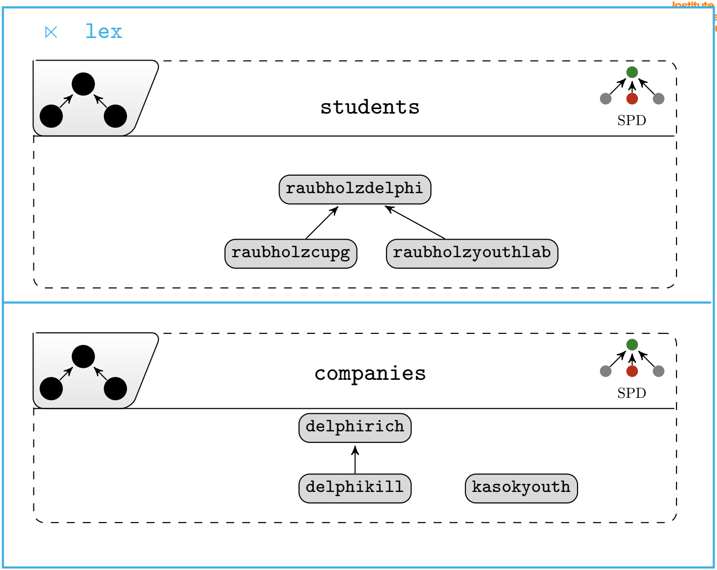
Ziel: Teile Mentees (z.B. Studenten) Mentoren zu (z.B. Firmen), sodass

- Studenten sind sehr zufrieden mit ihren Mentoren
- Firmen sind mit ihren Mentees ebenfalls zufrieden
- Zweiseitige Präferenzen

Zusätzliche Constraints sind vorhanden:

- Jede Firme betreut zumindest l, höchstens aber u Studenten
- Die Anzahl betreuter Studenten *sollten* ungefähr gleich sein pro Firma (Fairness)
- Studenten, die eine Firma "verachten", sollen nicht gezwungen werden (*harter Ausschluss* von Lösungen)

Studenten-Mentoren-Matching: Modell



Studenten-Mentoren-Matching: Code

```
PVS: students = new ConstraintPreferences("students") {
   soft-constraint raubholzdelphi: 'worksAt[raubholz] = delphi';
   soft-constraint raubholzyouthlab: 'worksAt[raubholz] = youthlab';
   soft-constraint raubholzcupg: 'worksAt[raubholz] = cupgainini';

   crEdges : '[| mbr.raubholzyouthlab, mbr.raubholzdelphi |
               mbr.raubholzcupg, mbr.raubholzdelphi |]';
   useSPD: 'true' ;
};

PVS: companies = new ConstraintPreferences("companies") {
   soft-constraint delphi_kill: 'worksAt[kill] = delphi';
   soft-constraint delphi_rich: 'worksAt[rich] = delphi';
   soft-constraint kasokyouth: 'worksAt[kasok] = airtrain';

   crEdges : '[| mbr.delphi_kill, mbr.delphi_rich |]';
   useSPD: 'true' ;
};

solve students lex companies;
% solve companies lex students;
```

Wann Constraint Preferences?

Institute for
Software & Systems
Engineering

Pro:

- Wünschenswerte Bedingungen als boolesche Eigenschaften ("Constraints")
- Nicht alle erfüllbar
- Nicht alle **vergleichbar**
- Komparative Bewertung möglich ("A ist mir wichtiger als B")

Contra:

- Problem hat numerisches Ziel (Kosten, Verletzungen als Metrik)
- Feingranulares Tuning für Gewichte von Constraints nötig
- Ich will nur *eine* Lösung am Ende.

Prüfungstermine

Institute for Software & Systems Engineering

Ziel: Weise Prüfungstermine an Studenten zu, sodass

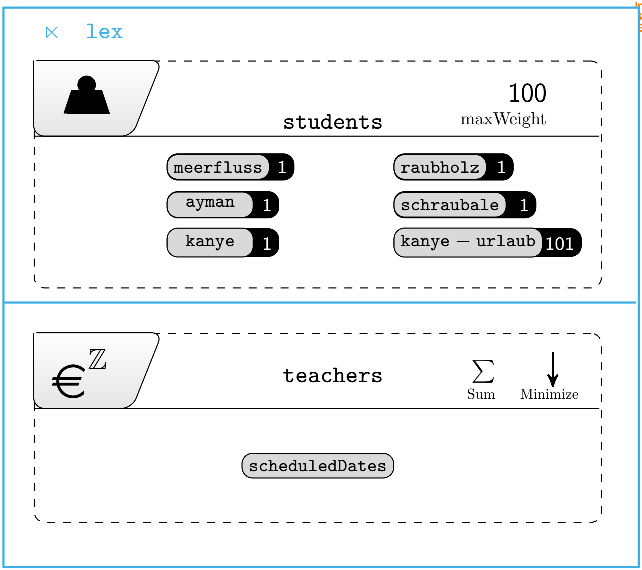
- Jeder Student stimmt seinem Termin zu
- Die Anzahl verschiedener Termine wird minimiert (um das Zeitinvestment der Dozenten zu schonen)

At least 3 options have to be selected

		Approve	Absolutely not
12 February 2016	Morning	○	○
12 February 2016	Afternoon	○	○
18 February 2016	Morning	○	○
18 February 2016	Afternoon	○	○
…	…	○	○
	Name		

- Kein studentischer Wunsch sollte höher gewichtet werden
- Prüfungsplan ist eine gemeinsame Entscheidung

Prüfungstermine: Modell



Prüfungstermine: Code

```
PVS: students = new WeightedCsp("students") {
   maxWeight: '100';
   soft-constraint raubholz: 'sd[raubholz] in {monday, tuesday}';
   soft-constraint schraubale: 'sd[schraubale] in {tuesday, wednesday}';
   soft-constraint meerfluss: 'sd[meerfluss] in {tuesday}';
   soft-constraint ayman: 'sd[ayman] in {monday, tuesday}';
   soft-constraint kanye:  'sd[kanye] in {monday, wednesday}';
   % hard by weight (less than bottom)
   soft-constraint kanye-urlaub: 'sd[kanye] != tuesday'
                              :: weights('101');
};
PVS: teachers = new CostFunctionNetwork("teachers") {
   soft-constraint scheduledDates: 'scheduledDates';
};
solve students lex teachers;
```

```
Scheduled: [1, 2, 2, 1, 1], Distinct dates: 2
Valuations: mbr_overall_students = 0; mbr_overall_teachers = 2
```

Wann Weighted CSP / Cost Function Networks?

Institute for Software & Systems Engineering

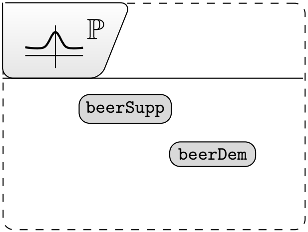
Pro:

- Feintuning von Gewichten für Soft Constraints (evt. erlernt vom Benutzer)
- Skalare Kostenfunktion ist offensichtlich (Produktionskosten, Spanne der Task-Zuweisung)
- Fehler können per Distanz angegeben und minimiert werden (50 KW Abweichung ist schlimmer als 10 KW Abweichung)
- Lösungszeit ist kritisch – keine Auswahlmöglichkeiten nötig

Contra:

- Es gibt tatsächlich unvergleichbare Kriterien.
- Ich will mir für eine Ordnung keine Gewichtung "ausdenken" müssen – besonders wenn sich Soft Constraints häufig ändern.
- Viele Entscheidungsvarianten gewünscht (nicht nur "skalares Optimum") – z.B. in Offline-Entscheidungssituationen

Probabilistic Constraints (Fargier and Lang, 1993)




```
type ProbabilisticConstraints = PVSType<bool, 0.0 .. 1.0> =
  params {
    array[1..nScs] of float: probs :: default('1.0');
  } in
  instantiates with "soft_constraints/mbr_types/probabilistic_type.mzn" {
    times -> prod;
    is_worse -> is_worse_prob;
    top -> 1.0;
};
[...]
soft-constraint beerDem: 'dem1 + dem2 >= 10' :: probs('0.7');
soft-constraint beerSupp: 'sup1 + sup2 <= 10' :: probs('0.2');
```

Wann Probabilistic Constraints?

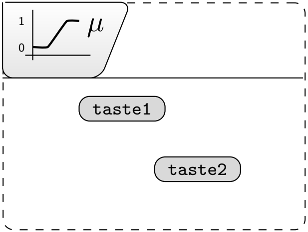
Pro:

- Wenn ich unsicher bin, ob ein Constraint wirklich vorhanden sein wird.
- Wenn ich die Wahrscheinlichkeit wissen will, dass *alle* (vl. noch nicht sicheren) Constraints erfüllt sind
- Weighted Variante straightforward

Contra:

- Andere Verteilungen außer "Münzwurf" nicht behandelt (Constraint gilt oder nicht)
- Bildet keine Szenarien ab
- Eignet sich nicht für einen erwarteten Kostenwert

Fuzzy Constraints (Ruttkay, 1994)




```
type FuzzyConstraints = PVSType<0.0 .. 1.0> =
  instantiates with "soft_constraints/mbr_types/fuzzy_type.mzn" {
    times -> min;
    is_worse -> is_worse_fuzzy;
    top -> 1.0;
};
PVS: fz1 = new FuzzyConstraints("fz1") {
   soft-constraint taste1: 'fbinary_fuzzy([1.0, 0.8, 0.3, 0.7], main, wine)';
   soft-constraint taste2: 'fbinary_fuzzy([1.0, 0.8, 0.8, 1.0], main, dessert)';
};
solve fz1;
```

Wann Fuzzy Constraints?

Pro:

- Wenn ich Kombinationen (z.B. Essen+Wein) als Zufriedenheitsprozentsatz ausdrücken will.
- Wenn Soft Constraints relativ formuliert werden kann (als Verhältnis), z.B. `supply / Demand`
- Einfach zu interpretierender, einzelner Erfüllungsgradwert (0.7 bedeutet, der *schlechteste* Soft Constraint bildet auf 0.7 ab)

Contra:

- Sehr strenge Semantik bei Abbildung auf geringsten Wert
- Floating Point Unterstützung in Constraint Solvern dürftig (daher besser nach Weighted CSP mit Morphismus abbilden)

Evaluation-Probleme

Originalprobleme aus der *MiniZinc-Benchmark-Library*; versehen um zusätzliche Soft Constraints als Constraint Preferences

Soft N-Queens N-Damen mit Zusatzbedingungen (z.B. 1 Dame in der Mitte)

Photo Placement Platziere Personen auf Foto neben gewünschten anderen (manche lieber als andere)

Talent Scheduling Plane Szenen und Drehtage; Szenen sollten nicht zu früh beginnen/spät enden; Manche Schauspiele gehen einander lieber aus dem Weg

On-call Rostering Belegungsplan für Bereitschaftsdienste unter arbeitsrechtlichen Bedingungen. Präferenzen für/gegen gewissen Daten bzw. Kooperation mit Kollegen

Multi-Skilled Project Scheduling Weise zeitgebundene Tasks an Agenten mit mehreren Capabilities zu (unter Einhaltung von Präzedenz) – ähnlich zu ODP/COMBO

Eckdaten

Konfigurationen	16
Probleme	5
Instanzen	28
Solver	7
Versuchte Probleme	1793
Gelöste Probleme	1289 (71.9%)
Optimal gelöste Probleme	1250 (69.7%)

Kompatibilität

Institute for Software & Systems Engineering

	Gecode	JaCoP	OR-Tools	Choco	G12	Toulbar2*
Free PVS	✓	✓	x	x	x	x
Constraint Preferences	✓	✓	x	x	x	x
Fuzzy CSP	✓	✓	(✓)	(✓)	(✓)	(✓)
Probabilistic CSP	✓	✓	(✓)	(✓)	(✓)	(✓)
Max CSP	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Weighted CSP	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Cost Function Networks	✓	✓	✓	✓	✓	✓

- ✓ . . . voll unterstützt
- (✓). . . teils unterstützt durch Morphismen
- x . . . nicht unterstützt
- * . . . Dedizierter Soft Constraint Solver

Solver-Vergleich auf Weighted CSP

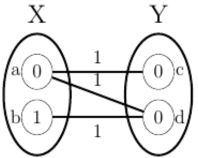
Institute for
Software & Systems
Engineering

Klassische Solver

CHOCO

Optimisation Research Group NICTA

Soft Constraint Solver (Toulbar2)



$f_\emptyset = 0$

```
solve ToWeighted(constraintPrefs1);
```

Evaluationsfrage

Wie schnell und effektiv (hinsichtlich des Findens von Optima) können Weighted-Instanzen durch klassische Constraint Solver gegenüber dedizierten Soft Constraint Solvern gelöst werden?

Solver-Vergleich auf Weighted CSP I

Solver	Time (secs)		# Wins	Objective		% Solved	% Optimal
MSPSP (8 instances)							
Gecode	0.32	(1.00)	8	2.50	(0.00)	100.00	100.00
G12	0.32	(1.01)	0	2.50	(0.00)	100.00	100.00
OR-Tools	0.33	(1.05)	0	2.50	(0.00)	100.00	100.00
JaCoP	0.52	(1.73)	0	2.50	(0.00)	100.00	100.00
Choco	0.70	(2.46)	0	2.50	(0.00)	100.00	100.00
Toulbar2	312.56	(1052.07)	0	29.13	(26.63)	0.00	0.00
On-Call Rostering (7 instances)							
Toulbar2	40.73	(1.44)	3	1.57	(0.00)	100.00	100.00
OR-Tools	275.23	(5.55)	2	3.71	(2.14)	100.00	57.14
Gecode	275.23	(5.54)	1	4.57	(3.00)	100.00	57.14
G12	276.36	(5.63)	1	5.57	(4.00)	100.00	57.14
JaCoP	276.63	(5.86)	0	5.14	(3.57)	100.00	57.14
Choco	276.72	(6.26)	0	5.14	(3.57)	100.00	57.14
Photo Placement (3 instances)							
Toulbar2	0.80	(1.11)	0	13.33	(0.00)	100.00	100.00
Choco	0.83	(1.21)	2	25.00	(11.67)	100.00	100.00
OR-Tools	1.49	(1.71)	1	13.33	(0.00)	100.00	100.00
JaCoP	3.18	(3.61)	0	13.33	(0.00)	100.00	100.00
Gecode	22.24	(21.62)	0	13.33	(0.00)	100.00	100.00
G12	27.40	(29.62)	0	13.33	(0.00)	100.00	100.00

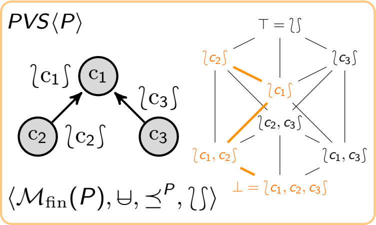
Solver-Vergleich auf Weighted CSP II

Solver	Time (secs)		# Wins	Objective		% Solved	% Optimal
Soft N-Queens (3 instances)							
OR-Tools	0.03	(1.00)	3	0.33	(0.00)	100.00	100.00
Toulbar2	0.30	(10.43)	0	0.33	(0.00)	100.00	100.00
Choco	0.35	(12.54)	0	0.33	(0.00)	100.00	100.00
JaCoP	57.22	(1707.98)	0	0.33	(0.00)	100.00	100.00
Gecode	210.02	(6266.00)	0	1.67	(1.33)	100.00	66.67
G12	210.02	(6266.14)	0	1.67	(1.33)	100.00	66.67
Talent Scheduling (7 instances)							
OR-Tools	113.29	(1.01)	3	12.29	(0.00)	100.00	85.71
JaCoP	117.71	(1.84)	0	12.29	(0.00)	100.00	85.71
Choco	129.12	(3.27)	1	12.29	(0.00)	100.00	85.71
Toulbar2	158.27	(60.70)	0	28.43	(16.14)	28.57	28.57
Gecode	183.29	(4.70)	3	12.29	(0.00)	100.00	85.71
G12	194.91	(2.87)	0	12.29	(0.00)	100.00	85.71

Vergleich Constraint Preferences vs Weighted

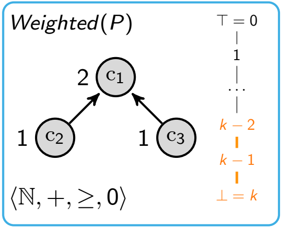
Institute for Software & Systems Engineering

Constraint Preferences




```
solve constraintPrefs1;
```

Weighted




```
solve ToWeighted(constraintPrefs1);
```

Evaluationsfrage

Ist es wesentlich teurer nach Smyth zu optimieren, anstatt ein gewichtetes Problem zu verwenden?

Vergleich Weighted vs Constraint Preferences

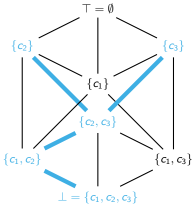
Institute for Software & Systems Engineering

Solver	Time Smyth	Time Weighted	Time Toulbar2	Obj. Weights	Obj. Smyth
MSPSP (6 instances)					
Gecode	12.74	**0.34**	—	2.67	5.50
Native Gecode	7.82	**0.26**	—	2.80	5.80
JaCoP	4.18	**0.45**	—	2.00	6.00
On-Call Rostering (5 instances)					
Gecode	220.46	**133.32**	(14.52)	3.20	7.20
Native Gecode	192.50	**133.32**	(14.52)	3.20	25.20
JaCoP	194.06	**135.28**	(14.52)	3.20	26.80
Photo Placement (3 instances)					
Gecode	6.69	**1.03**	(0.68)	13.00	13.00
Native Gecode	**9.96**	22.22	(0.80)	13.33	13.33
JaCoP	15.73	**3.18**	(0.80)	13.33	13.33
Soft N-Queens (3 instances)					
Gecode	**3.45**	210.02	(0.30)	1.67	2.00
Native Gecode	**3.49**	210.02	(0.30)	1.67	1.33
JaCoP	**3.94**	57.22	(0.30)	0.33	1.00
Talent Scheduling (6 instances)					
Gecode	**7.78**	158.94	—	12.50	14.25
Native Gecode	**13.50**	141.09	—	12.33	14.67
JaCoP	**15.63**	120.42	—	12.33	14.17

Nicht-Dominiert versus Strikte Verbesserung

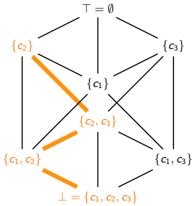
Institute for Software & Systems Engineering

Nicht-Dominiert




```
solve
search pvs_BAB_NonDom();
```

Strikte Verbesserung



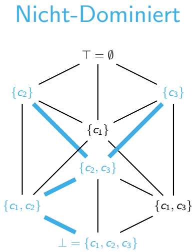

```
solve
search pvs_BAB();
```

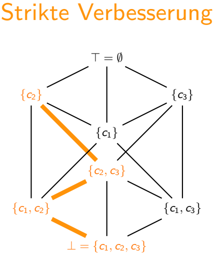
Evaluationsfrage

Wieviel Overhead erzeugt das Suchen aller (unvergleichbar) optimalen Lösungen gegenüber dem Suchein *einer* optimalen Lösung?

Nicht-Dominiert versus Strikte Verbesserung

Institute for
Software & Systems
Engineering





Problem	Time Non-Dominated BaB	Time Strict BaB	Absolute Overhead	Relative Overhead
MSPSP	**7.31**	8.89	−1.58	1.50
On-Call Rostering	329.44	**199.21**	130.23	1.82
Photo Placement	55.09	**7.51**	47.58	9.72
Soft N-Queens	**2.24**	3.65	−1.41	1.91
Talent Scheduling	33.44	**12.24**	21.21	2.30
Overall	102.00	**57.20**	44.80	2.97

Vergleich MIF vs. Standard

Institute for Software & Systems Engineering

```
type WeightedCsp = PVSType<bool, int> =
  params {[..] } in
  instantiates with "soft_constraints/mbr_types/weighted_type.mzn" { [...] }
 offers {
    heuristics -> getSearchHeuristicWeighted;
 };
```

Most-Important First

```
solve
:: pvsSearchHeuristic
search pvs_BAB();
```

Standard-Suche

```
solve
search pvs_BAB();
```

Evaluationsfrage

Kann die generische MIF-Suchheuristik die Suche nach Optima beschleunigen?

Vergleich MIF vs. Standard I

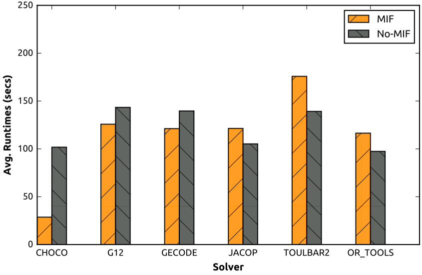
Gruppiert nach Solvern.

	Choco	G12	Gecode	JaCoP	Toulbar2	OR-Tools
Instances	28	28	28	28	28	28
Runtime difference	−73.14	−17.57	−18.42	16.15	36.63	19.05
Ratio MIF wins	0.64	0.32	0.29	0.46	0.57	0.32

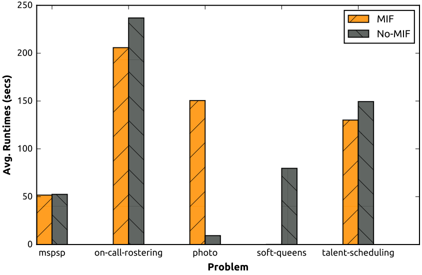
Gruppiert nach Problemen.

	MSPSP	On-Call Rostering	Photo Placement	Soft N-Queens	Talent Scheduling
Instances	48	42	18	18	42
Runtime difference	−0.80	−31.04	141.17	−79.51	−19.34
Ratio MIF wins	0.42	0.55	0.06	0.56	0.45

Vergleich MIF vs. Standard II



(a) Runtimes grouped by solver for MIF on/off.



(b) Runtimes grouped by problem for MIF on/off.

Zusammenfassung

Institute for Software & Systems Engineering

1. Weitgehende algebraische Konzepte zur Modellierung von Präferenzstrukturen in der Literatur
2. Free PVS, Constraint Preferences, PVS-Produkte für Hierarchien ✓

Zusammenfassung

1. Weitgehende algebraische Konzepte zur Modellierung von Präferenzstrukturen in der Literatur
2. Free PVS, Constraint Preferences, PVS-Produkte für Hierarchien ✓
3. Es gibt genau einen dedizierten Soft-Constraint-Solver, `toulbar2` für weighted CSP; wir können abstraktere Typen behandeln

Zusammenfassung

1. Weitgehende algebraische Konzepte zur Modellierung von Präferenzstrukturen in der Literatur
2. Free PVS, Constraint Preferences, PVS-Produkte für Hierarchien ✓
3. Es gibt genau einen dedizierten Soft-Constraint-Solver, `toulbar2` für weighted CSP; wir können abstraktere Typen behandeln
4. Modellierungssprache für Präferenzen weiterentwickelt ✓
   - Graphische Schnittstelle (benutzer-orientiert) ✓
   - Unsere gängigen Fallstudien lassen sich abbilden ✓
   - Erweiterbarkeit gegeben ✓

Zusammenfassung

Institute for Software & Systems Engineering

❶ Weitgehende algebraische Konzepte zur Modellierung von Präferenzstrukturen in der Literatur

❷ Free PVS, Constraint Preferences, PVS-Produkte für Hierarchien ✓

❸ Es gibt genau einen dedizierten Soft-Constraint-Solver, `toulbar2` für weighted CSP; wir können abstraktere Typen behandeln

❹ Modellierungssprache für Präferenzen weiterentwickelt ✓
  - Graphische Schnittstelle (benutzer-orientiert) ✓
  - Unsere gängigen Fallstudien lassen sich abbilden ✓
  - Erweiterbarkeit gegeben ✓

❺ Ausführliche Evaluierung auf Benchmark-Problemen demonstriert Vorteile durch Solver-Unabhängigkeit: Für z.B. Scheduling-Probleme sind Reduktionen schneller als dedizierte Soft-Constraint-Solver

❻ Optimierung nach abstrakten Ordnungen problemlos möglich; Übergang zwischen PVS-Modellen leicht

References I

Fargier, H. and Lang, J. (1993).
Uncertainty in constraint satisfaction problems: a probabilistic approach.
In *European Conference on Symbolic and Quantitative Approaches to Reasoning and Uncertainty*, pages 97–104. Springer.

Freuder, E. C. and Wallace, R. J. (1992).
Partial Constraint Satisfaction.
Artif. Intell., 58(1–3):21–70.

Gadducci, F., Hölzl, M., Monreale, G., and Wirsing, M. (2013).
Soft constraints for lexicographic orders.
In Castro, F., Gelbukh, A., and González, M., editors, *Proc. 12th Mexican Int. Conf. Artificial Intelligence (MICAI'2013)*, Lect. Notes Comp. Sci. 8265, pages 68–79. Springer.

References II

Knapp, A. and Schiendorfer, A. (2014).
Embedding Constraint Relationships into C-Semirings.
Technical Report 2014-03, Institute for Software and Systems Engineering, University of Augsburg.
http://opus.bibliothek.uni-augsburg.de/opus4/frontdoor/index/index/docId/2684.

Ruttkay, Z. (1994).
Fuzzy constraint satisfaction.
In *Fuzzy Systems, 1994. IEEE World Congress on Computational Intelligence., Proceedings of the Third IEEE Conference on*, pages 1263–1268. IEEE.

Schiendorfer, A., Knapp, A., Anders, G., and Reif, W. (2017).
Minibrass: Soft constraints for minizinc.
Constraints, 22(3):377–402.

References III

Institute for Software & Systems Engineering

Schiendorfer, A., Knapp, A., Steghöfer, J.-P., Anders, G., Siefert, F., and Reif, W. (2015).
Partial Valuation Structures for Qualitative Soft Constraints.
In Nicola, R. D. and Hennicker, R., editors, *Software, Services and Systems - Essays Dedicated to Martin Wirsing on the Occasion of His Emeritation*, Lect. Notes Comp. Sci. 8950. Springer.

Schiendorfer, A., Steghöfer, J.-P., Knapp, A., Nafz, F., and Reif, W. (2013).
Constraint Relationships for Soft Constraints.
In Bramer, M. and Petridis, M., editors, *Proc. 33rd SGAI Int. Conf. Innovative Techniques and Applications of Artificial Intelligence (AI'13)*, pages 241–255. Springer.

Seebach, H., Nafz, F., Steghofer, J.-P., and Reif, W. (2010).
A software engineering guideline for self-organizing resource-flow systems.
In *2010 Fourth IEEE International Conference on Self-Adaptive and Self-Organizing Systems*, pages 194–203. IEEE.

References IV

Shapiro, L. G. and Haralick, R. M. (1981).
Structural descriptions and inexact matching.
IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, pages 504–519.