

Komplexgewichtetes Rucksackproblem und Anreize in Wechselstromnetzen

13. Dezember 2016
Sebastian Graf

INSTITUT FÜR THEORETISCHE INFORMATIK · LEHRSTUHL ALGORITHMIK

Motivation

- Wechselstromnetze
- Algorithmen zur inelastischen Stromallokation rar
- Spieltheoretische Aspekte
- Grundlagenproblem

Motivation

- Wechselstromnetze
- Algorithmen zur inelastischen Stromallokation rar
- Spieltheoretische Aspekte
- Grundlagenproblem



http://www.clipartpal.com/_thumbs/pd/computer/computer/workstation.png



http://www.spiritsolar.co.uk/wp-content/uploads/2016/06/640_ev-cop.jpg

Motivation

- Wechselstromnetze
- Algorithmen zur inelastischen Stromallokation rar
- Spieltheoretische Aspekte
- Grundlagenproblem



http://www.clipartpal.com/_thumbs/pd/computer/computer/workstation.png



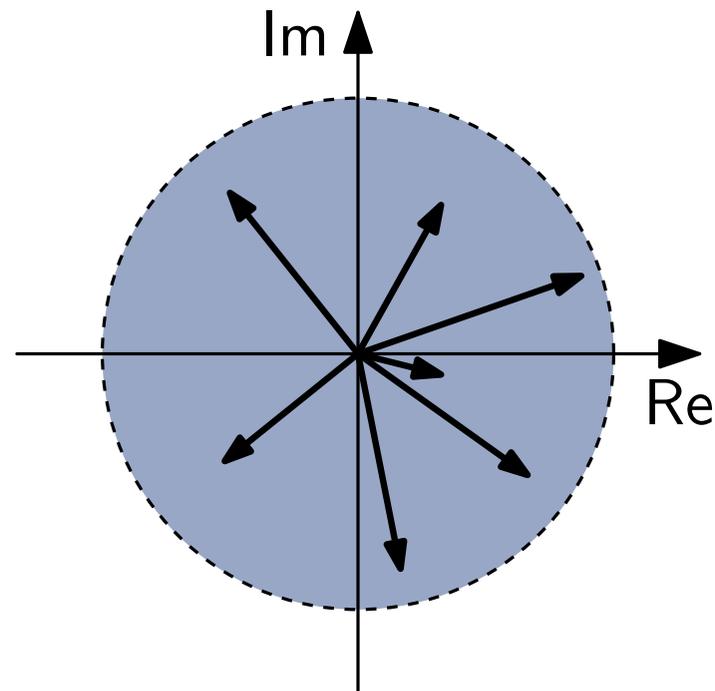
http://www.spiritsolar.co.uk/wp-content/uploads/2016/06/640_ev-cop.jpg

Motivation

- Wechselstromnetze
- Algorithmen zur inelastischen Stromallokation rar
- Spieltheoretische Aspekte
- Grundlagenproblem

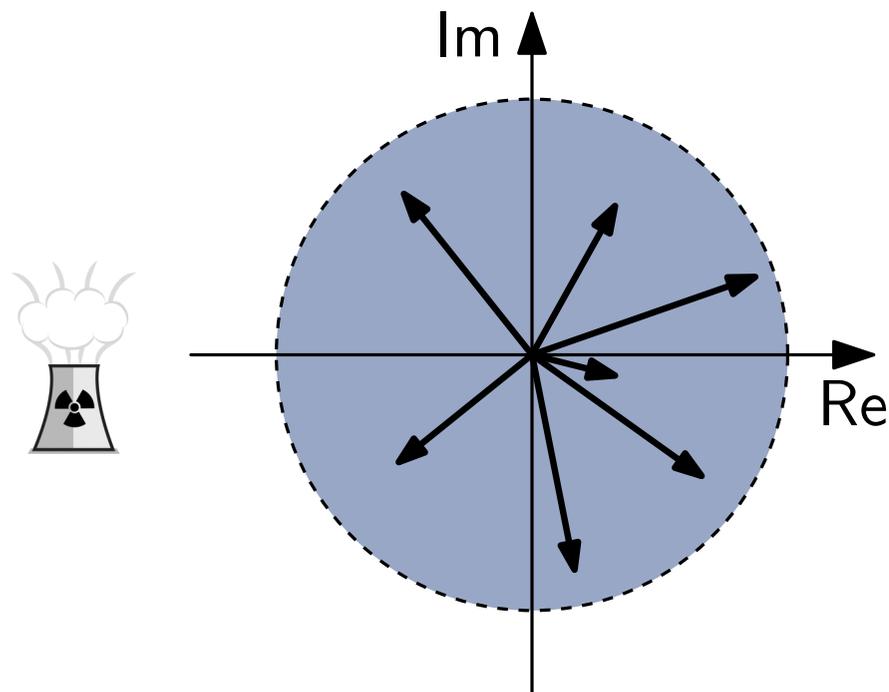
Motivation

- Wechselstromnetze
- Algorithmen zur inelastischen Stromallokation rar
- Spieltheoretische Aspekte
- Grundlagenproblem



Motivation

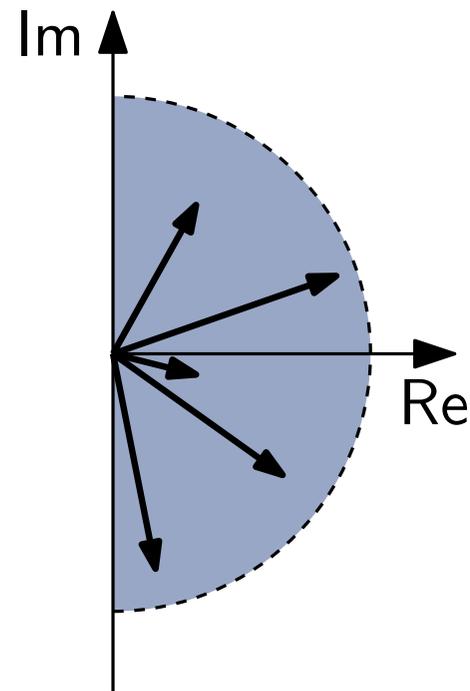
- Wechselstromnetze
- Algorithmen zur inelastischen Stromallokation rar
- Spieltheoretische Aspekte
- Grundlagenproblem



<http://www.clipartkid.com/nuclear-power-plant-clipart-panda-free-clipart-images-64Bmb2-clipart/>

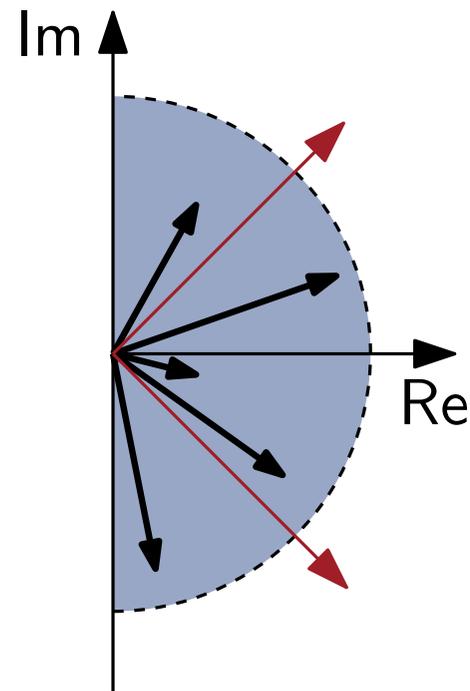
Motivation

- Wechselstromnetze
- Algorithmen zur inelastischen Stromallokation rar
- Spieltheoretische Aspekte
- Grundlagenproblem



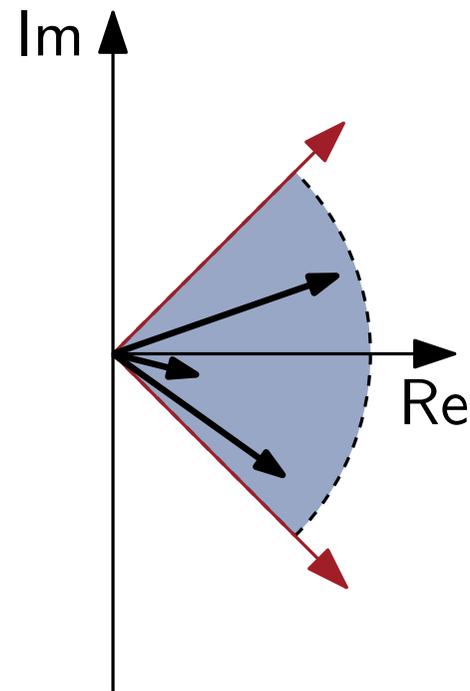
Motivation

- Wechselstromnetze
- Algorithmen zur inelastischen Stromallokation rar
- Spieltheoretische Aspekte
- Grundlagenproblem



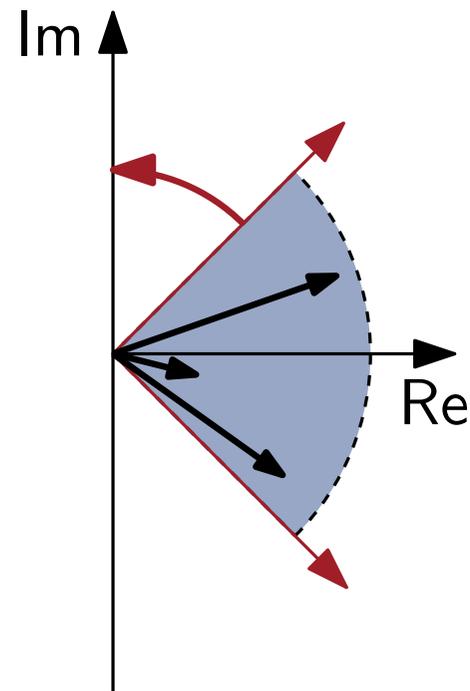
Motivation

- Wechselstromnetze
- Algorithmen zur inelastischen Stromallokation rar
- Spieltheoretische Aspekte
- Grundlagenproblem



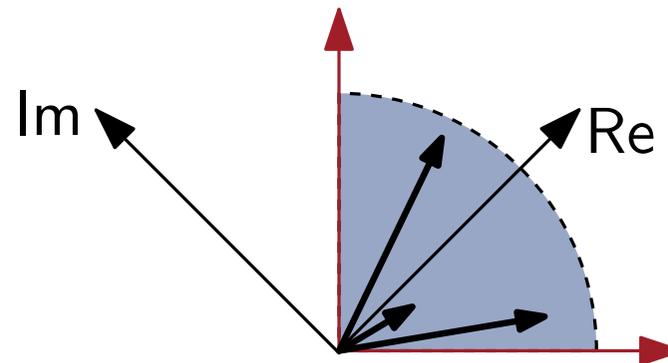
Motivation

- Wechselstromnetze
- Algorithmen zur inelastischen Stromallokation rar
- Spieltheoretische Aspekte
- Grundlagenproblem



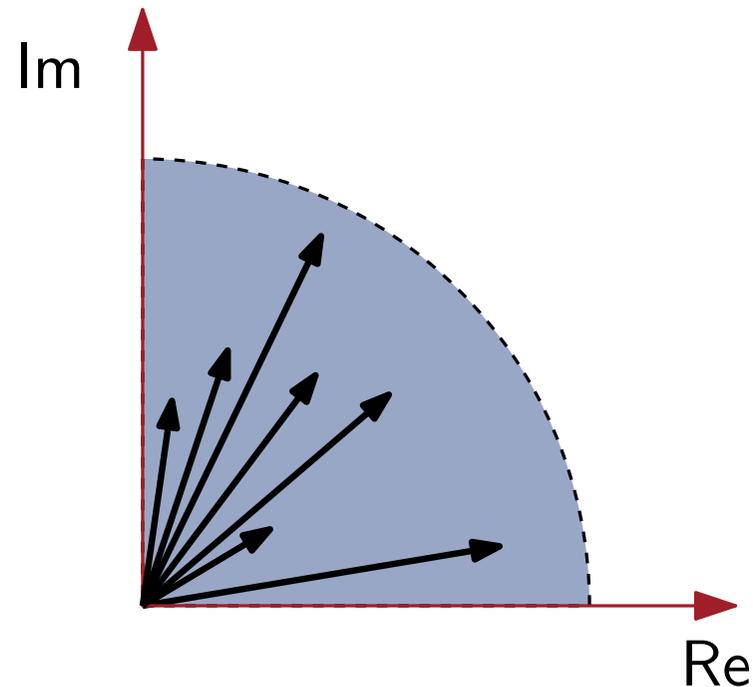
Motivation

- Wechselstromnetze
- Algorithmen zur inelastischen Stromallokation rar
- Spieltheoretische Aspekte
- Grundlagenproblem



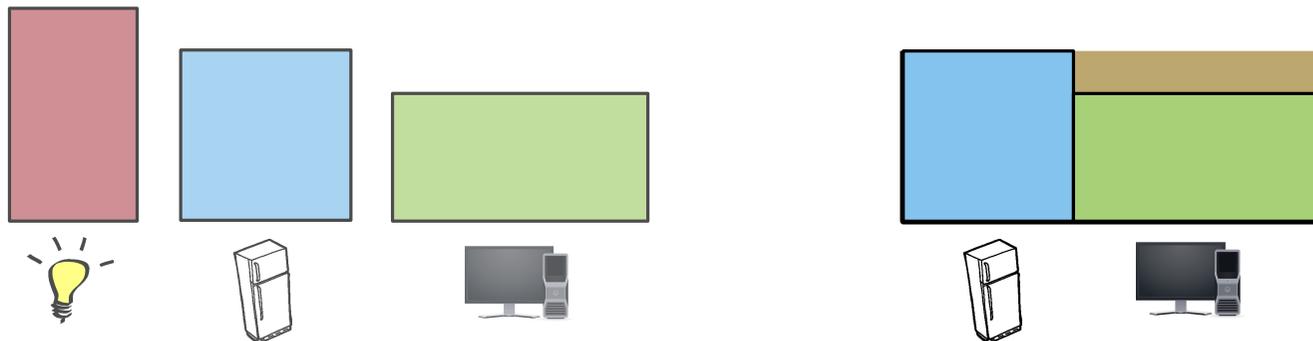
Motivation

- Wechselstromnetze
- Algorithmen zur inelastischen Stromallokation rar
- Spieltheoretische Aspekte
- Grundlagenproblem



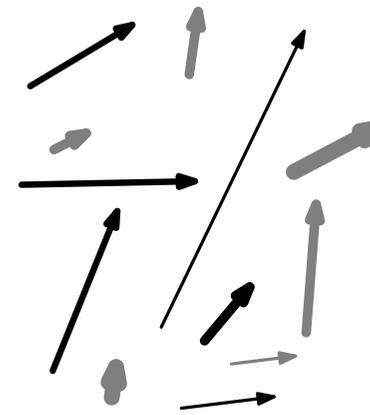
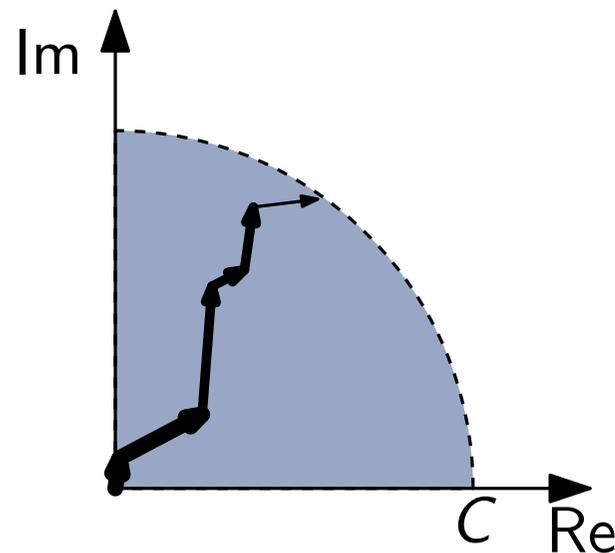
Related Work

- Weitestgehend grüne Wiese
- [Sianaki et al., 2010]:
 - 0-1 Rucksackproblem für Gleichstromallokation
- [Kellerer et al., 2004]: Buch „Knapsack Problems“
 - Referenz
 - Quadratisches Rucksackproblem



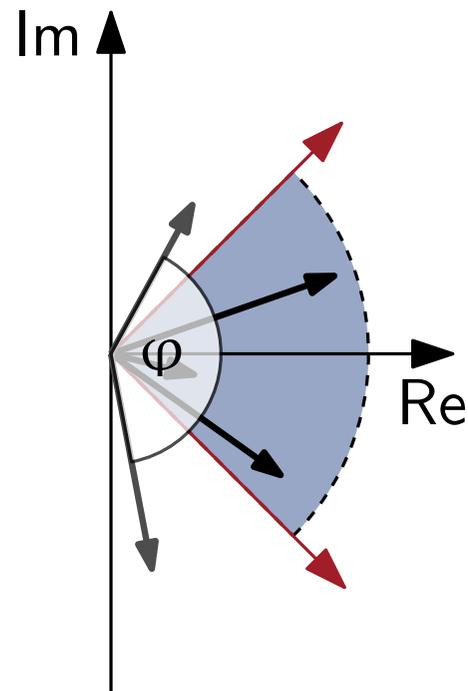
http://de.clipartlogo.com/image/light-bulb-clip-art_379876.html
http://de.clipartlogo.com/image/fridge-outline-clip-art_433435.html
http://www.clipartpal.com/_thumbs/pd/computer/computer/workstation.png

- Hauptsächlich [Yu und Chau, 2012]
- Problemdefinition
- Approximationsalgorithmus
- Einbettung in anreizkompatiblen Mechanismus
- Nichtapproximierbarkeit durch ein FPTAS



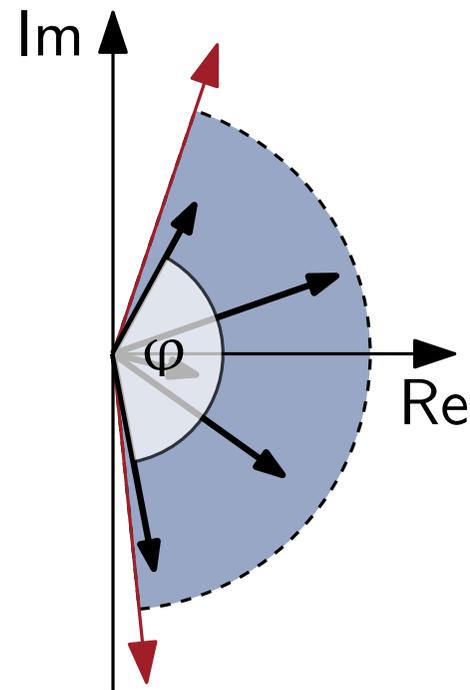
Related Work

- [Chau et al., 2014], behandelt im Vortrag am 7.2.17
 - PTAS
 - Erlaubt größere maximale Phasendifferenzen $< \pi$



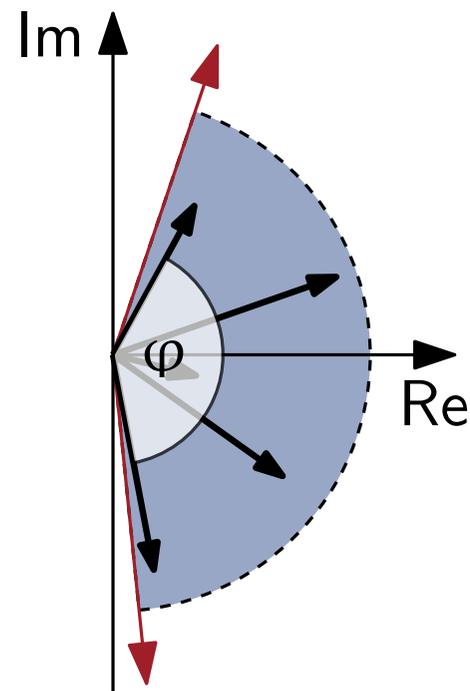
Related Work

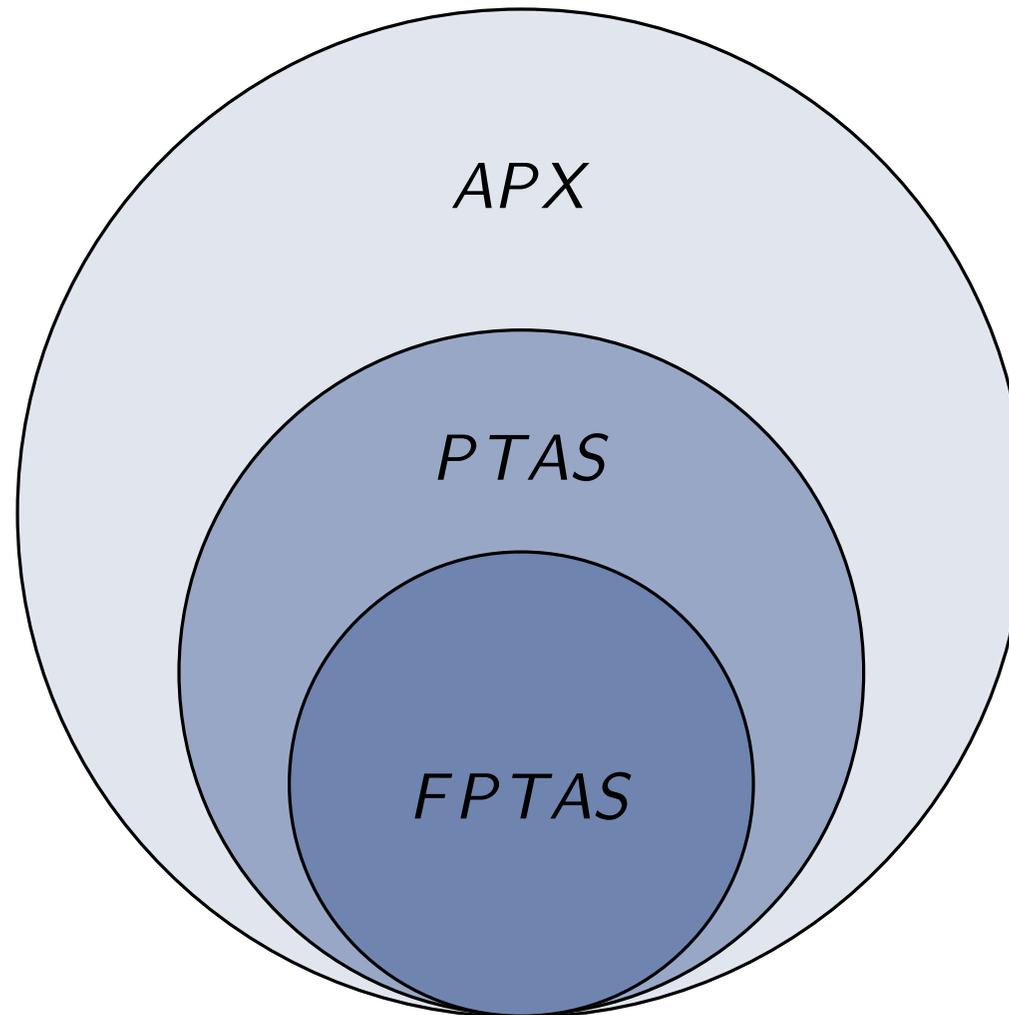
- [Chau et al., 2014], behandelt im Vortrag am 7.2.17
 - PTAS
 - Erlaubt größere maximale Phasendifferenzen $< \pi$



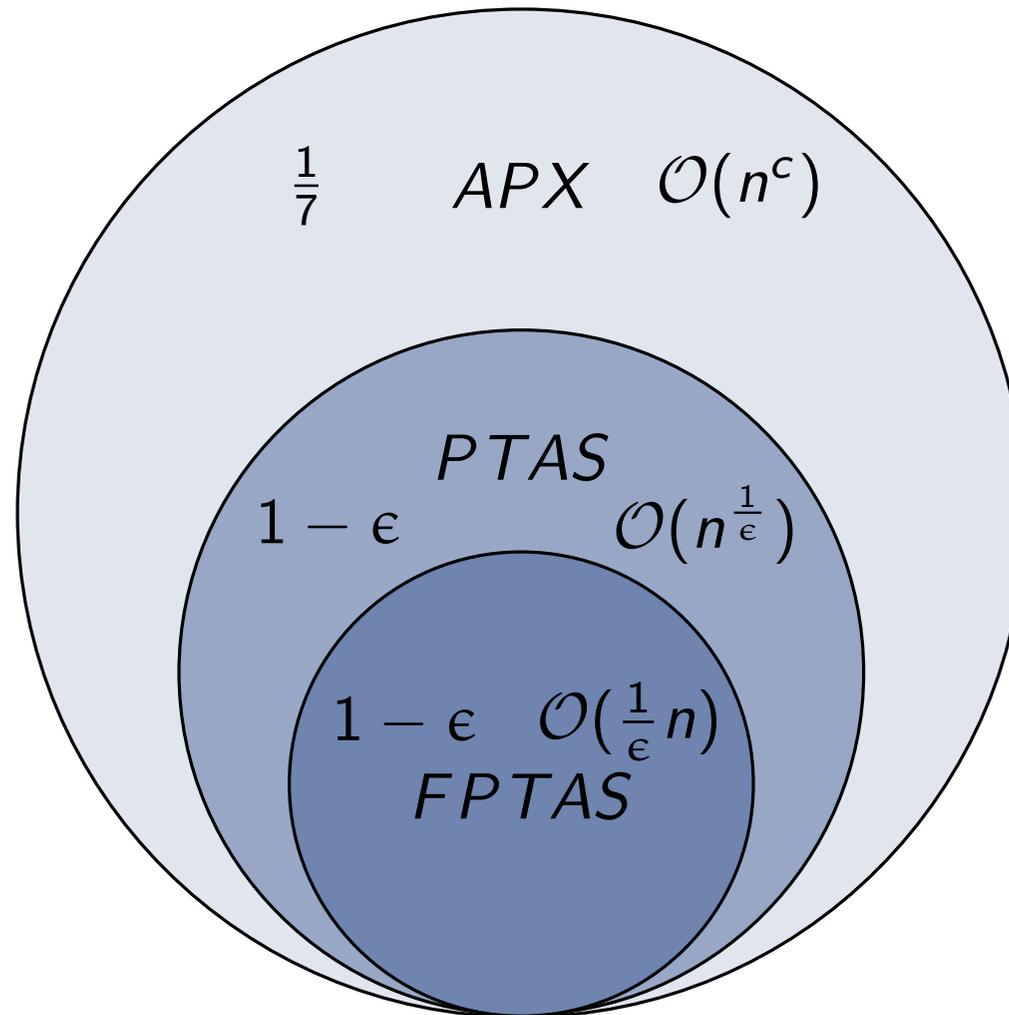
Related Work

- [Khonji et al., 2014], behandelt im Vortrag am 6.12.16
 - [Chau et al., 2014] liefert bestmögliche Approximation

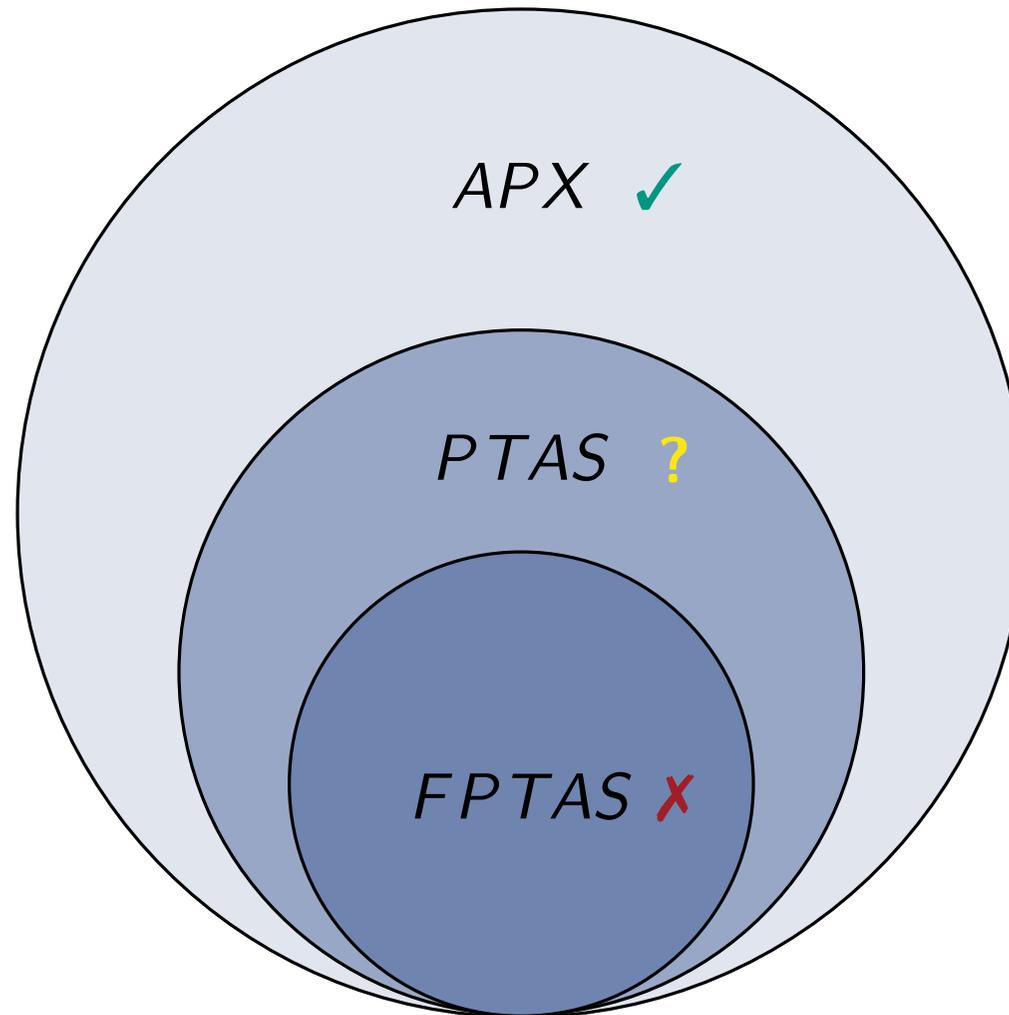




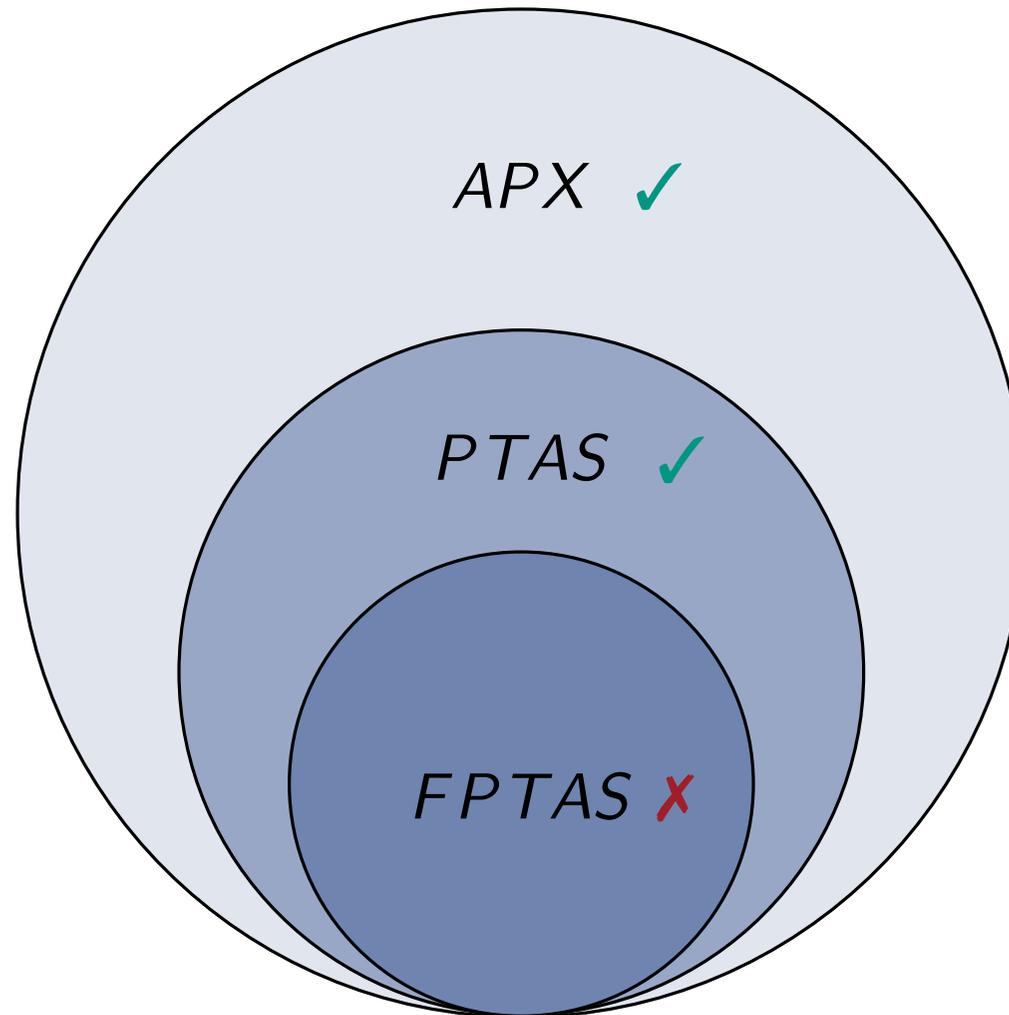
Approximationsresultate



Approximationsresultate

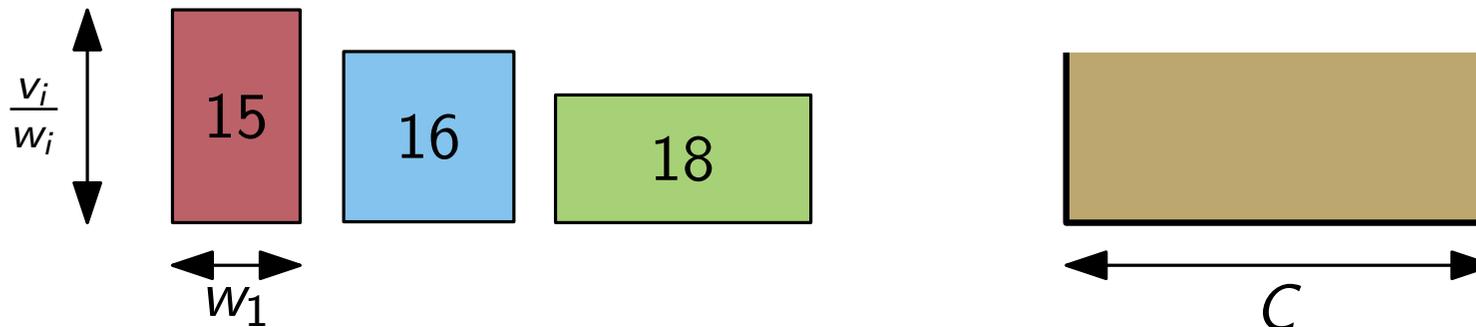


Approximationsresultate



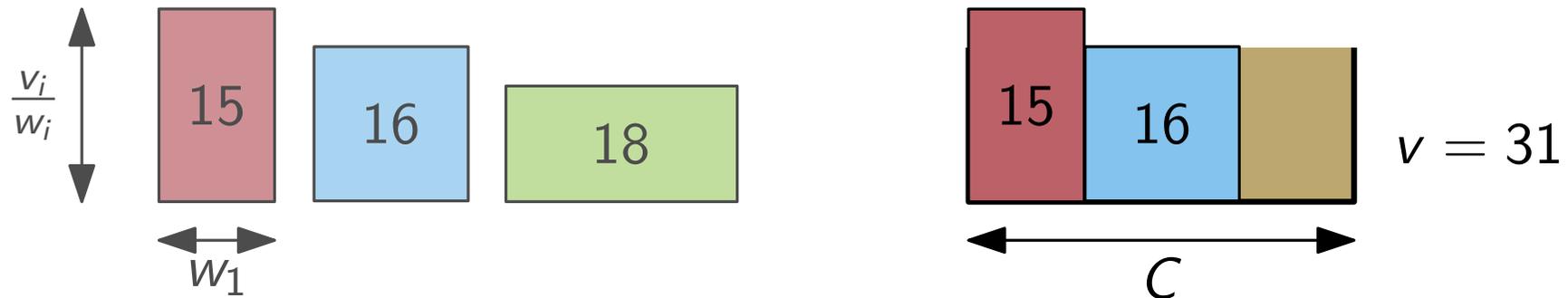
0-1 Rucksackproblem (1-KP)

- Gegenstände $i \in I$ mit Wert $v_i \in \mathbb{R}$ und Gewicht $w_i \in \mathbb{R}_{\geq 0}$
- Kapazität $C \in \mathbb{R}_{\geq 0}$
- Bestimme $\arg \max_{K \subseteq I} \{ \sum_{i \in K} v_i \mid \sum_{i \in K} w_i \leq C \}$
- Äquivalentes ILP: $\arg \max_{x \in \{0,1\}^n} \{ v^T x \mid w^T x \leq C \}$
- Eines der ursprünglichen *NP*-vollständigen Probleme



0-1 Rucksackproblem (1-KP)

- Gegenstände $i \in I$ mit Wert $v_i \in \mathbb{R}$ und Gewicht $w_i \in \mathbb{R}_{\geq 0}$
- Kapazität $C \in \mathbb{R}_{\geq 0}$
- Bestimme $\arg \max_{K \subseteq I} \{ \sum_{i \in K} v_i \mid \sum_{i \in K} w_i \leq C \}$
- Äquivalentes ILP: $\arg \max_{x \in \{0,1\}^n} \{ v^T x \mid w^T x \leq C \}$
- Eines der ursprünglichen *NP*-vollständigen Probleme



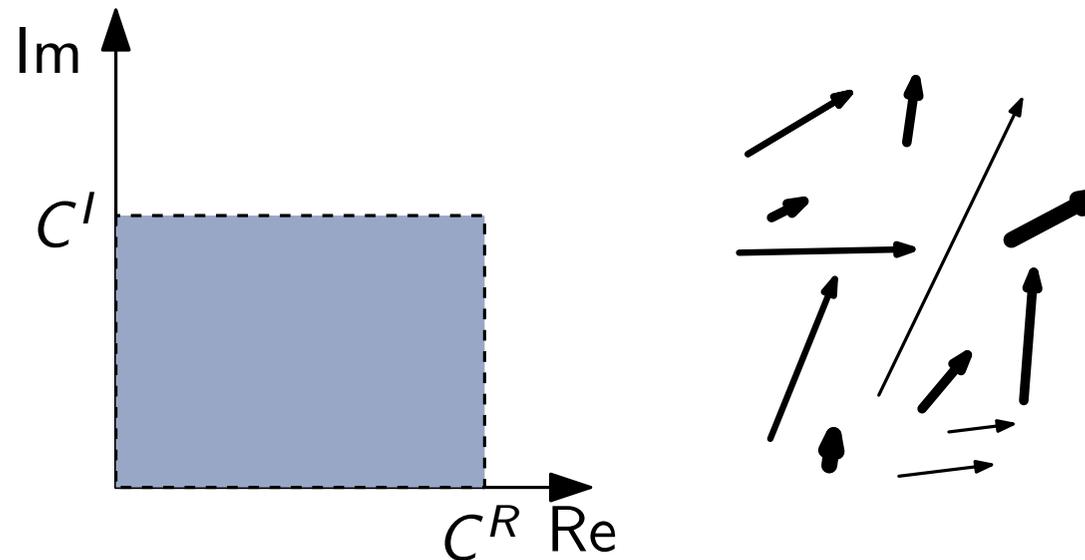
0-1 Rucksackproblem (1-KP)

- Gegenstände $i \in I$ mit Wert $v_i \in \mathbb{R}$ und Gewicht $w_i \in \mathbb{R}_{\geq 0}$
- Kapazität $C \in \mathbb{R}_{\geq 0}$
- Bestimme $\arg \max_{K \subseteq I} \{ \sum_{i \in K} v_i \mid \sum_{i \in K} w_i \leq C \}$
- Äquivalentes ILP: $\arg \max_{x \in \{0,1\}^n} \{ v^T x \mid w^T x \leq C \}$
- Eines der ursprünglichen *NP*-vollständigen Probleme



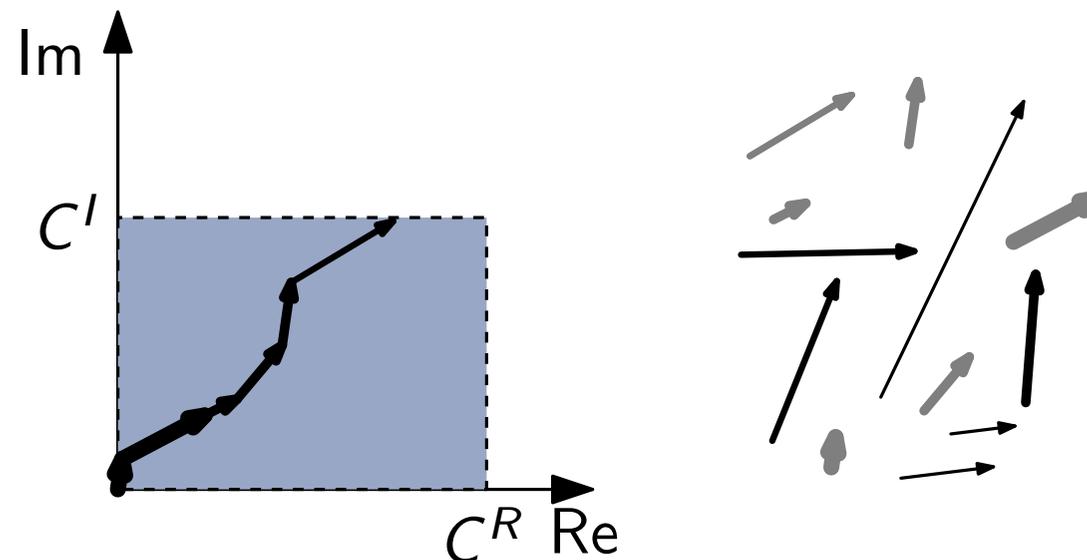
m -dimensionales Rucksackproblem (m-KP)

- Gegenstände $i \in I$ mit Wert $v_i \in \mathbb{R}$ und Gewicht $w_i \in \mathbb{R}_{\geq 0}^m$
- Kapazität $C \in \mathbb{R}_{\geq 0}^m$
- Bestimme $\arg \max_{K \subseteq I} \{ \sum_{i \in K} v_i \mid \sum_{i \in K} w_i \leq C \}$
- Äquivalentes ILP: $\arg \max_{x \in \{0,1\}^n} \{ v^T x \mid W^T x \leq C \}$



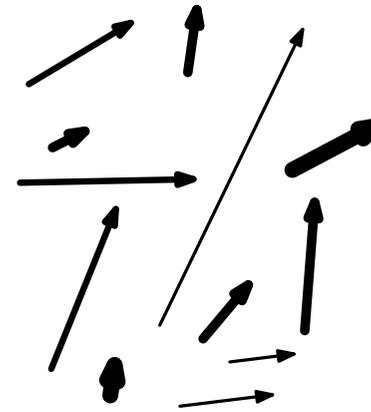
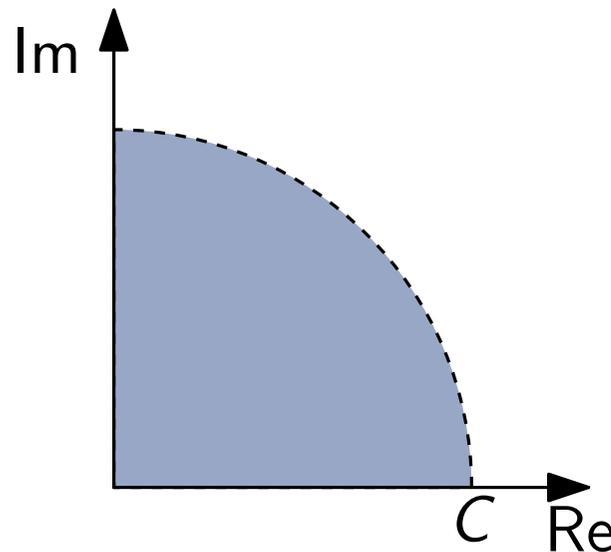
m -dimensionales Rucksackproblem (m-KP)

- Gegenstände $i \in I$ mit Wert $v_i \in \mathbb{R}$ und Gewicht $w_i \in \mathbb{R}_{\geq 0}^m$
- Kapazität $C \in \mathbb{R}_{\geq 0}^m$
- Bestimme $\arg \max_{K \subseteq I} \{ \sum_{i \in K} v_i \mid \sum_{i \in K} w_i \leq C \}$
- Äquivalentes ILP: $\arg \max_{x \in \{0,1\}^n} \{ v^T x \mid W^T x \leq C \}$



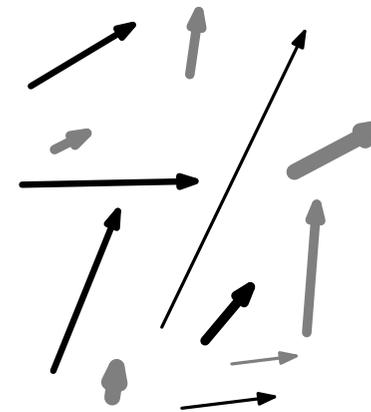
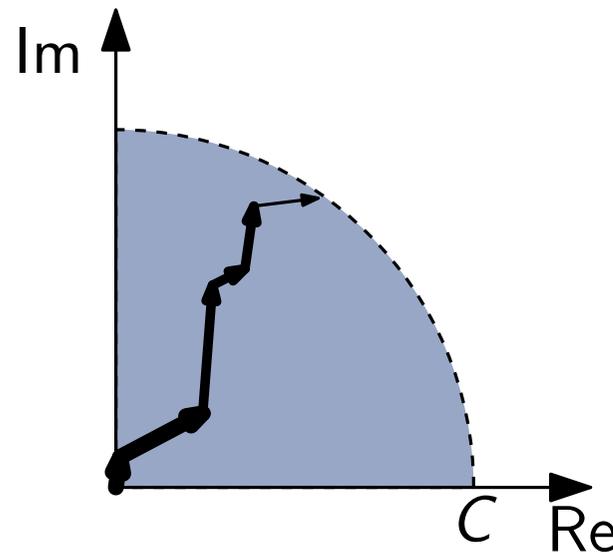
Komplexgewichtetes Rucksackproblem (C-KP)

- Gegenstände $i \in I$ mit Wert $v_i \in \mathbb{R}$ und Gewicht $w_i \in \mathbb{C}_{\geq 0}$
- Kapazität $C \in \mathbb{R}_{\geq 0}$
- Bestimme $\arg \max_{K \subseteq I} \{ \sum_{i \in K} v_i \mid |\sum_{i \in K} w_i| \leq C \}$
- Äquivalentes QCQP: $\arg \max_{x \in \{0,1\}^n} \{ v^T x \mid x^T \bar{w} w^T x \leq C^2 \}$



Komplexgewichtetes Rucksackproblem (C-KP)

- Gegenstände $i \in I$ mit Wert $v_i \in \mathbb{R}$ und Gewicht $w_i \in \mathbb{C}_{\geq 0}$
- Kapazität $C \in \mathbb{R}_{\geq 0}$
- Bestimme $\arg \max_{K \subseteq I} \{ \sum_{i \in K} v_i \mid |\sum_{i \in K} w_i| \leq C \}$
- Äquivalentes QCQP: $\arg \max_{x \in \{0,1\}^n} \{ v^T x \mid x^T \bar{w} w^T x \leq C^2 \}$



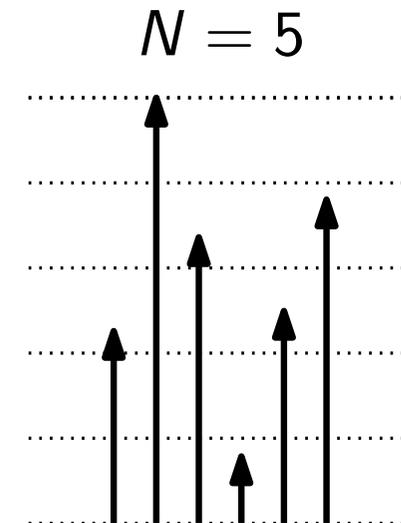
FPTAS zu 1-KP

- Spezialfall ganzzahliger Werte v_i
- Dynamische Programmierung [Kellerer et al., 2004]
- Exakte Lösung in $\mathcal{O}(n^2 V)$, wobei $n = |I|$, $V = \max_{i \in I} v_i$
- Pseudopolynomiell

- Idee für $1 - \epsilon$ -Approximation:
 - diskretisiere Werte in $\mathcal{O}(\frac{1}{\epsilon} n)$ Stufen
 - berechne Lösung des dynamisches Programm auf abgerundeten Werten
 - Lösungsgüte $1 - \epsilon$

Algorithm 1 $Alg^{1d}[(w_i, v_i : i \in I), C]$

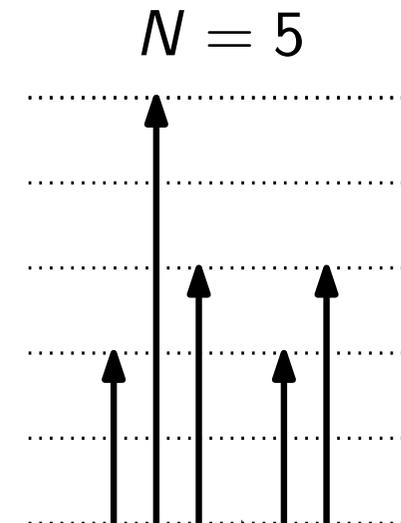
```
1:  $V \leftarrow \max_{i \in I} \{v_i\}$ 
2:  $N \leftarrow \frac{1}{\epsilon} |I|$ 
3: for  $i \in I$  do
4:    $\tilde{v}_i \leftarrow \lfloor \frac{v_i}{V} N \rfloor$ 
5: end for
6:  $K \leftarrow solve-DP[(w_i, \tilde{v}_i : i \in I), C]$ 
7: return  $K$ 
```

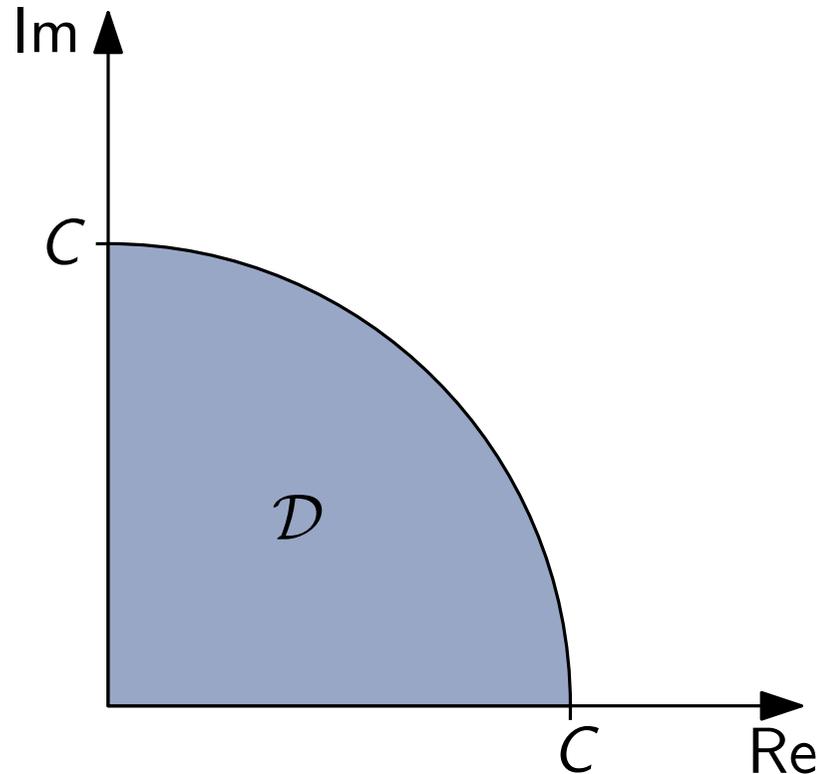


- Idee für $1 - \epsilon$ -Approximation:
 - diskretisiere Werte in $\mathcal{O}(\frac{1}{\epsilon} n)$ Stufen
 - berechne Lösung des dynamisches Programm auf abgerundeten Werten
 - Lösungsgüte $1 - \epsilon$

Algorithm 1 $Alg^{1d}[(w_i, v_i : i \in I), C]$

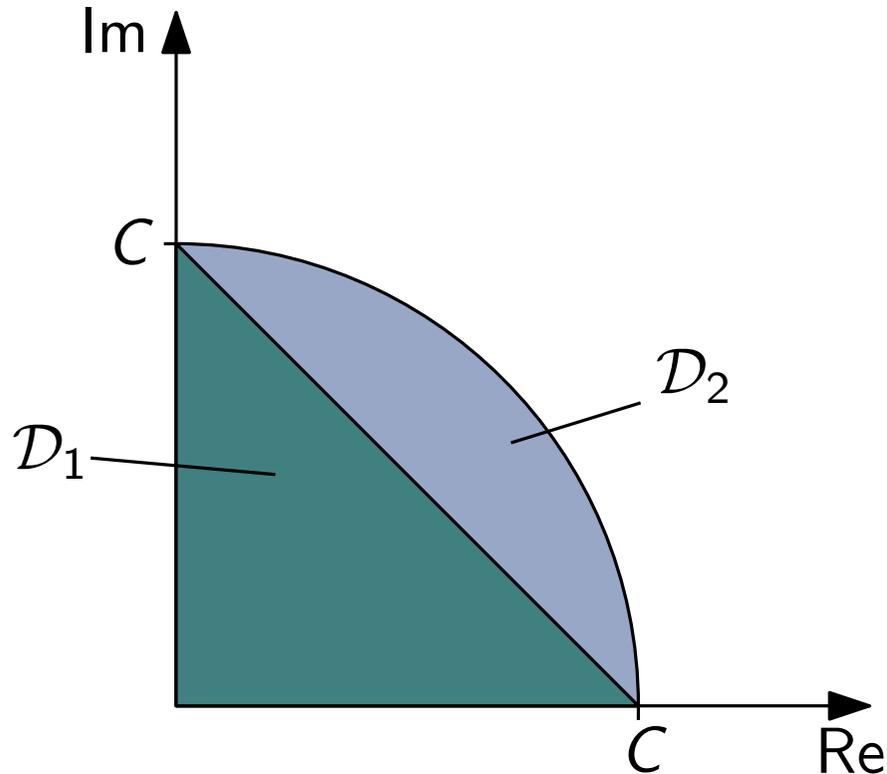
```
1:  $V \leftarrow \max_{i \in I} \{v_i\}$ 
2:  $N \leftarrow \frac{1}{\epsilon} |I|$ 
3: for  $i \in I$  do
4:    $\tilde{v}_i \leftarrow \lfloor \frac{v_i}{V} N \rfloor$ 
5: end for
6:  $K \leftarrow solve-DP[(w_i, \tilde{v}_i : i \in I), C]$ 
7: return  $K$ 
```





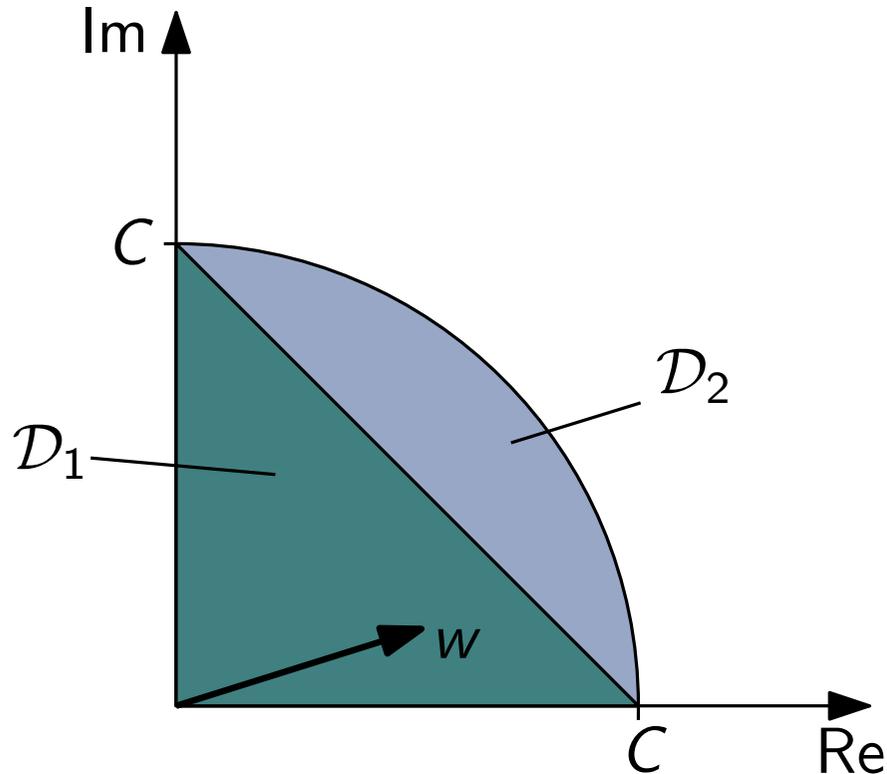
Algorithm 2 $Alg^b[(w_i, v_i : i \in I), C]$

- 1: **for** $i \in I$ **do**
 - 2: $\tilde{w}_i \leftarrow \min\left\{\frac{w_i^R + w_i^I}{\sqrt{2}}, \frac{C}{\sqrt{2}}\right\}$
 - 3: **end for**
 - 4: $K \leftarrow Alg^{1d}[(\tilde{w}_i, v_i : i \in I), \frac{C}{\sqrt{2}}]$
- return** K
-



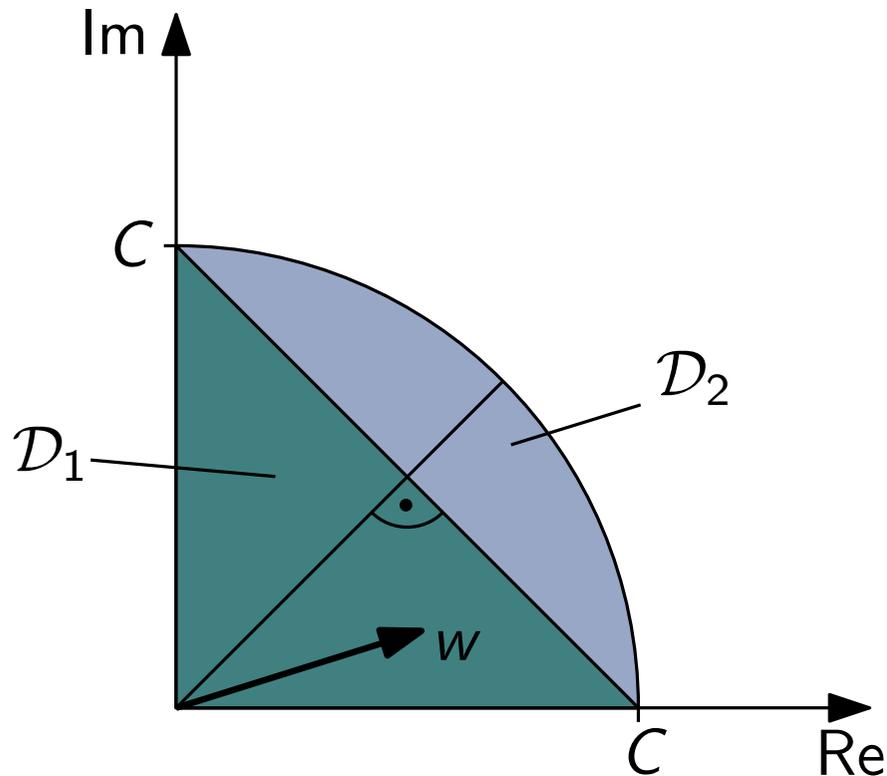
Algorithm 2 $Alg^b[(w_i, v_i : i \in I), C]$

- 1: **for** $i \in I$ **do**
 - 2: $\tilde{w}_i \leftarrow \min\left\{\frac{w_i^R + w_i^I}{\sqrt{2}}, \frac{C}{\sqrt{2}}\right\}$
 - 3: **end for**
 - 4: $K \leftarrow Alg^{1d}[(\tilde{w}_i, v_i : i \in I), \frac{C}{\sqrt{2}}]$
- return** K
-



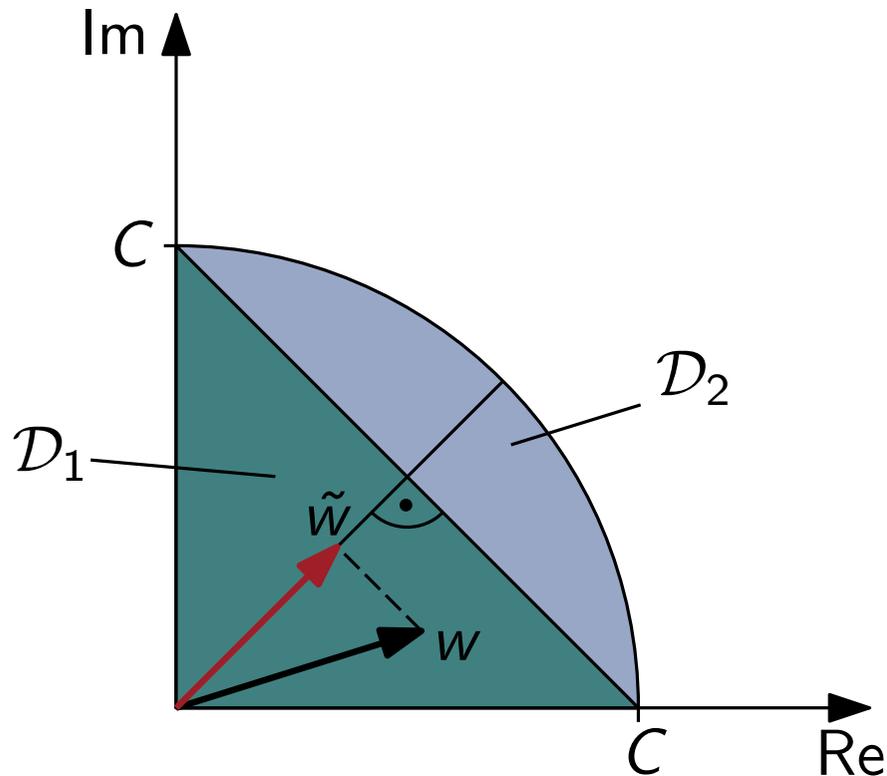
Algorithm 2 $Alg^b[(w_i, v_i : i \in I), C]$

- 1: **for** $i \in I$ **do**
 - 2: $\tilde{w}_i \leftarrow \min\left\{\frac{w_i^R + w_i^I}{\sqrt{2}}, \frac{C}{\sqrt{2}}\right\}$
 - 3: **end for**
 - 4: $K \leftarrow Alg^{1d}[(\tilde{w}_i, v_i : i \in I), \frac{C}{\sqrt{2}}]$
- return** K
-



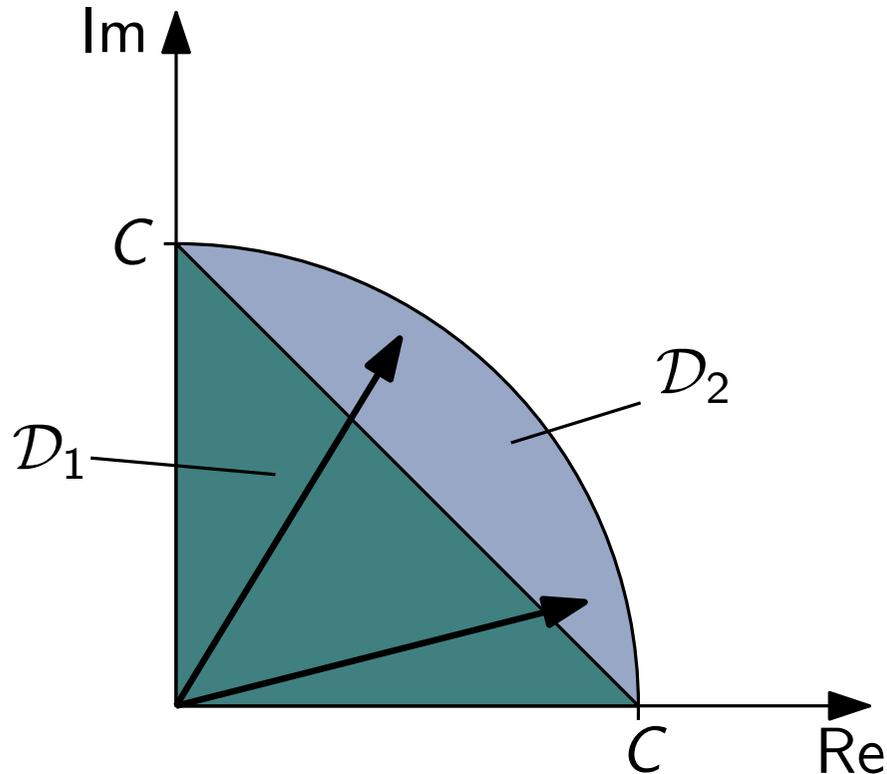
Algorithm 2 $Alg^b[(w_i, v_i : i \in I), C]$

- 1: **for** $i \in I$ **do**
 - 2: $\tilde{w}_i \leftarrow \min\left\{\frac{w_i^R + w_i^I}{\sqrt{2}}, \frac{C}{\sqrt{2}}\right\}$
 - 3: **end for**
 - 4: $K \leftarrow Alg^{1d}[(\tilde{w}_i, v_i : i \in I), \frac{C}{\sqrt{2}}]$
- return** K
-



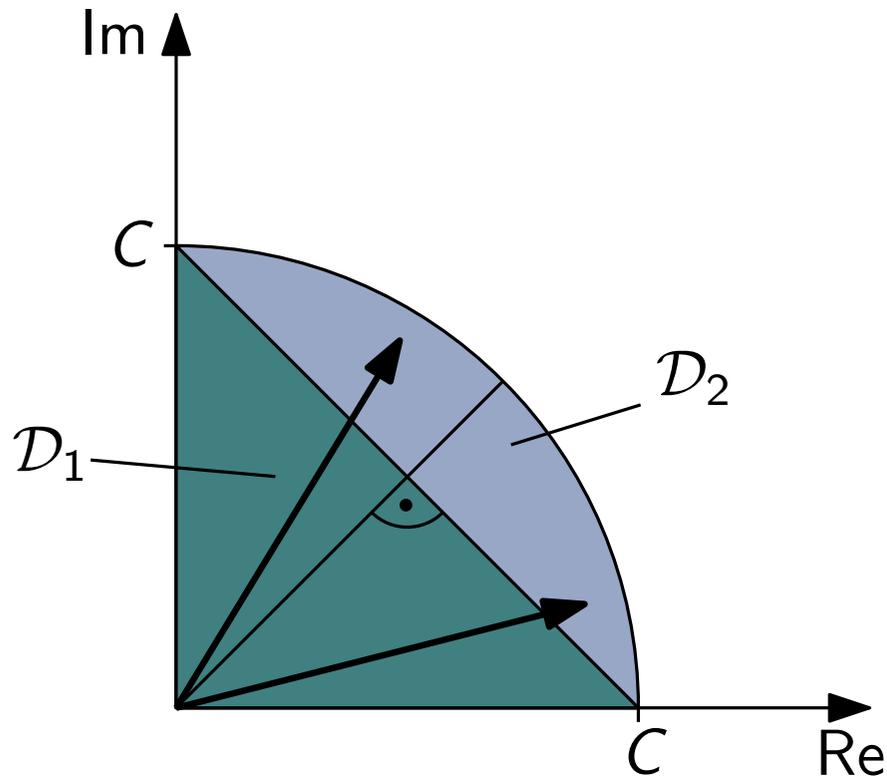
Algorithm 2 $Alg^b[(w_i, v_i : i \in I), C]$

- 1: **for** $i \in I$ **do**
 - 2: $\tilde{w}_i \leftarrow \min\left\{\frac{w_i^R + w_i^I}{\sqrt{2}}, \frac{C}{\sqrt{2}}\right\}$
 - 3: **end for**
 - 4: $K \leftarrow Alg^{1d}[(\tilde{w}_i, v_i : i \in I), \frac{C}{\sqrt{2}}]$
- return** K
-



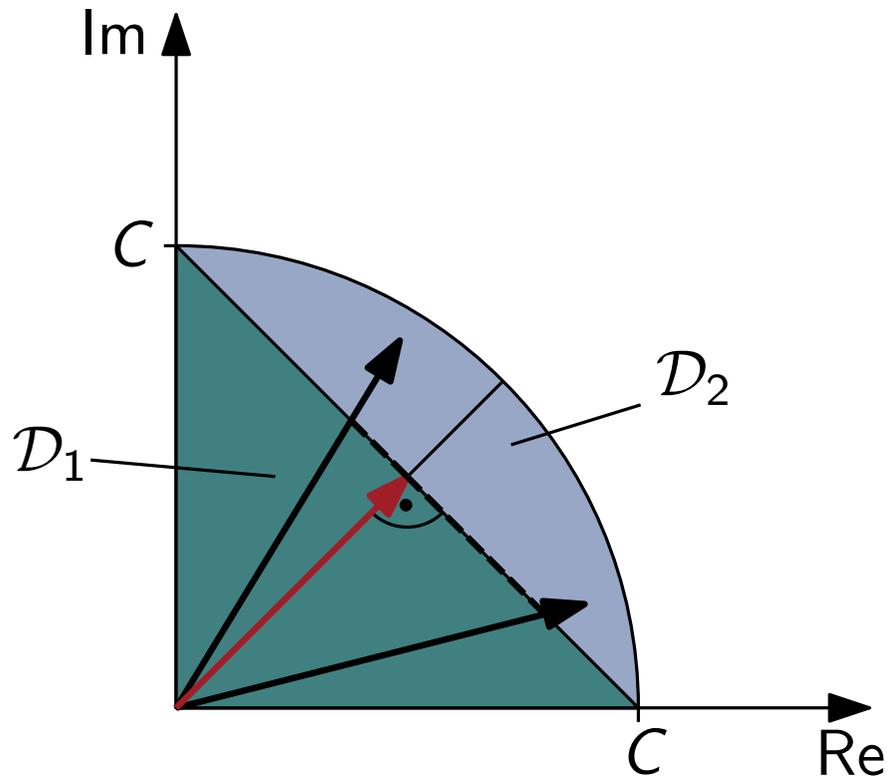
Algorithm 2 $Alg^b[(w_i, v_i : i \in I), C]$

- 1: **for** $i \in I$ **do**
 - 2: $\tilde{w}_i \leftarrow \min\left\{\frac{w_i^R + w_i^I}{\sqrt{2}}, \frac{C}{\sqrt{2}}\right\}$
 - 3: **end for**
 - 4: $K \leftarrow Alg^{1d}[(\tilde{w}_i, v_i : i \in I), \frac{C}{\sqrt{2}}]$
- return** K
-



Algorithm 2 $Alg^b[(w_i, v_i : i \in I), C]$

- 1: **for** $i \in I$ **do**
 - 2: $\tilde{w}_i \leftarrow \min\left\{\frac{w_i^R + w_i^I}{\sqrt{2}}, \frac{C}{\sqrt{2}}\right\}$
 - 3: **end for**
 - 4: $K \leftarrow Alg^{1d}[(\tilde{w}_i, v_i : i \in I), \frac{C}{\sqrt{2}}]$
- return** K
-



Algorithm 2 $Alg^b[(w_i, v_i : i \in I), C]$

- 1: **for** $i \in I$ **do**
 - 2: $\tilde{w}_i \leftarrow \min\left\{\frac{w_i^R + w_i^I}{\sqrt{2}}, \frac{C}{\sqrt{2}}\right\}$
 - 3: **end for**
 - 4: $K \leftarrow Alg^{1d}[(\tilde{w}_i, v_i : i \in I), \frac{C}{\sqrt{2}}]$
- return** K
-

Approximationsgüte von Alg^b

Satz. *Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP*

Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):

- Abschätzung für unabhängige Teilprobleme
- Führe Fallunterscheidung über Beschaffenheit der Optimallösung K^*

Satz. Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP

Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):

Algorithm 2 $Alg^b[(w_i, v_i : i \in I), C]$

1: **for** $i \in I$ **do**

2: $\tilde{w}_i \leftarrow \min\left\{\frac{w_i^R + w_i^I}{\sqrt{2}}, \frac{C}{\sqrt{2}}\right\}$

3: **end for**

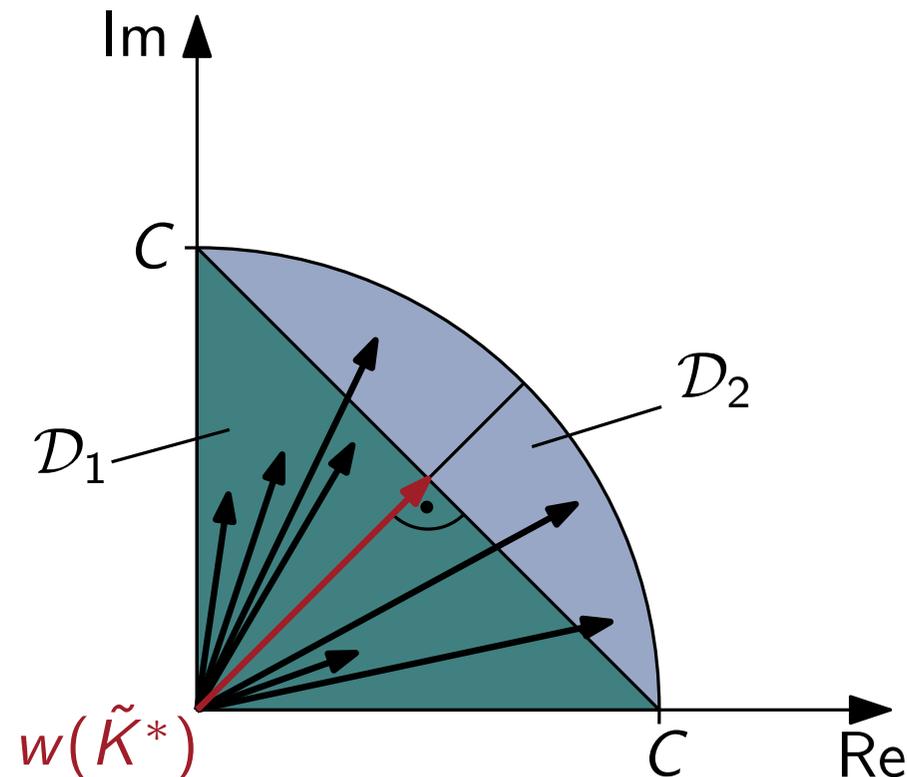
4: $K \leftarrow Alg^{1d}[(\tilde{w}_i, v_i : i \in I), \frac{C}{\sqrt{2}}]$

return K

Approximationsgüte von Alg^b

Satz. Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP

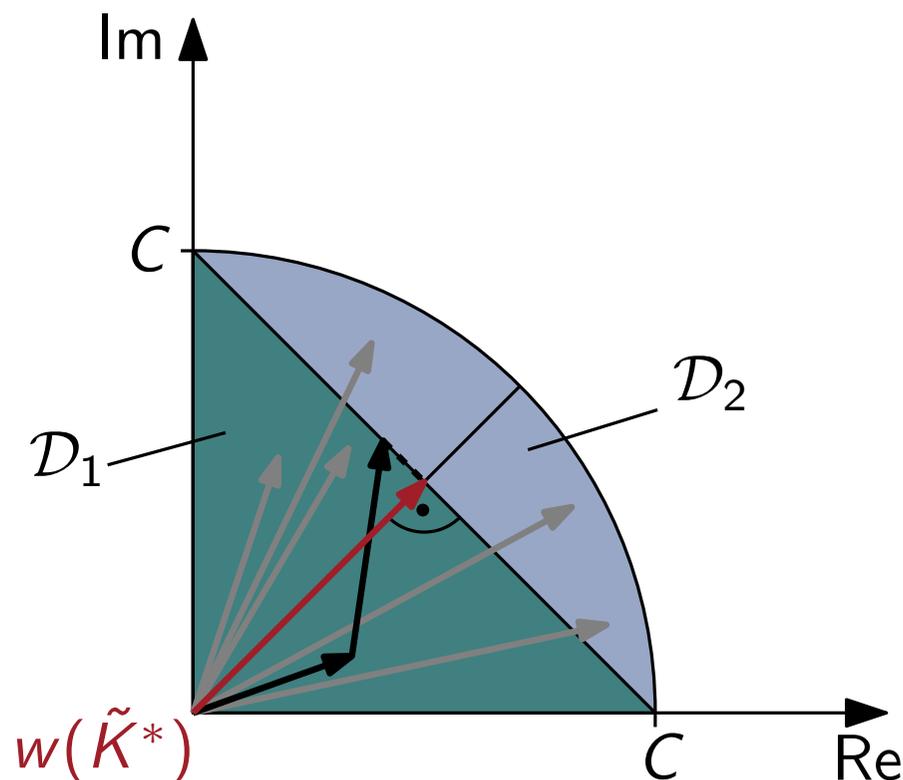
Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):



Approximationsgüte von Alg^b

Satz. Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP

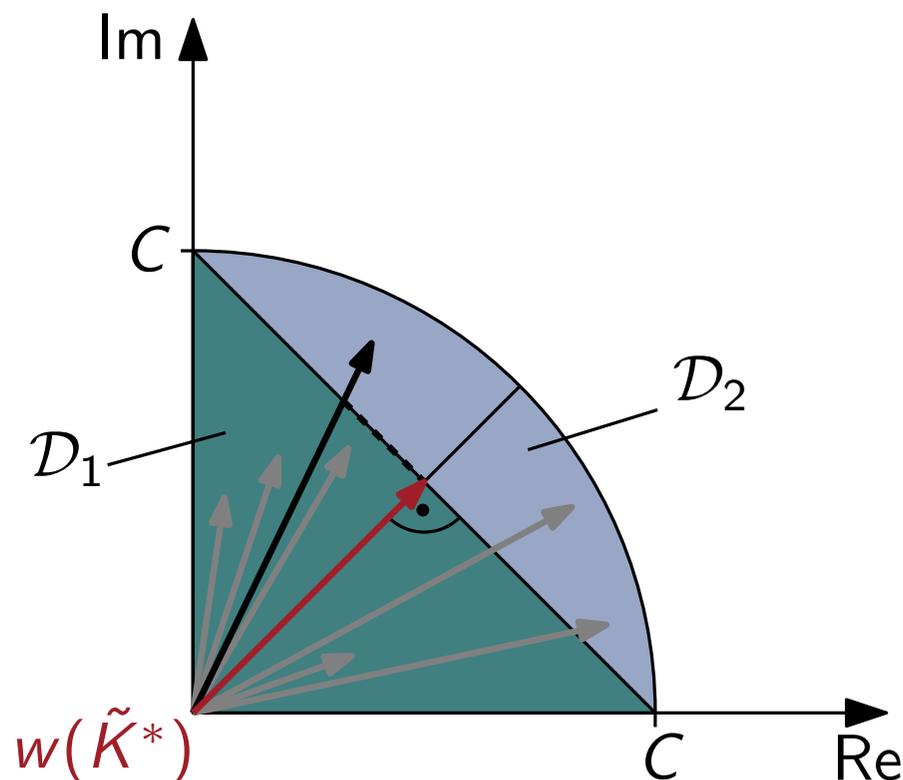
Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):



Approximationsgüte von Alg^b

Satz. Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP

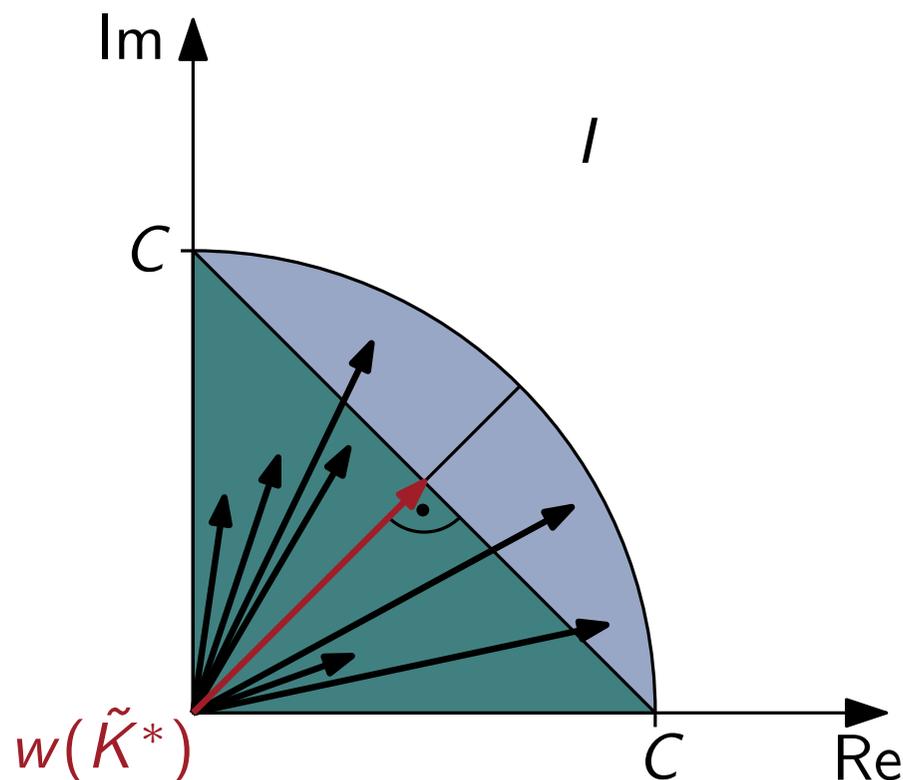
Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):



Approximationsgüte von Alg^b

Satz. Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP

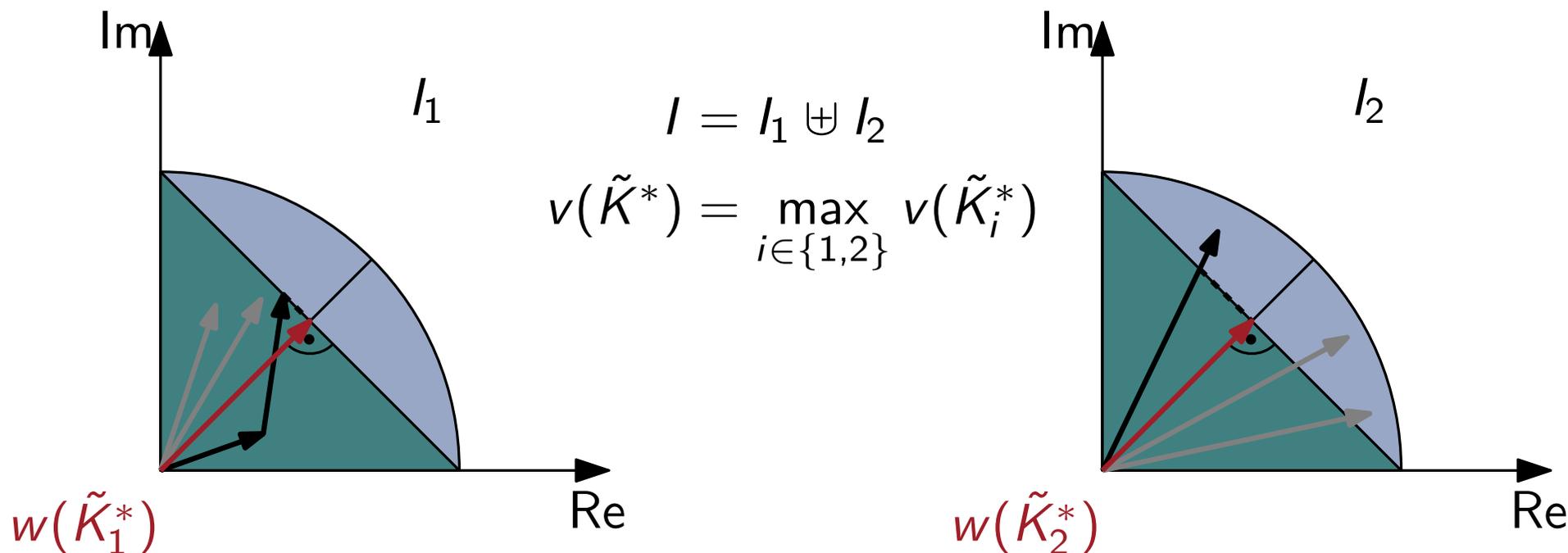
Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):



Approximationsgüte von Alg^b

Satz. Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP

Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):



Satz. *Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP*

Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):

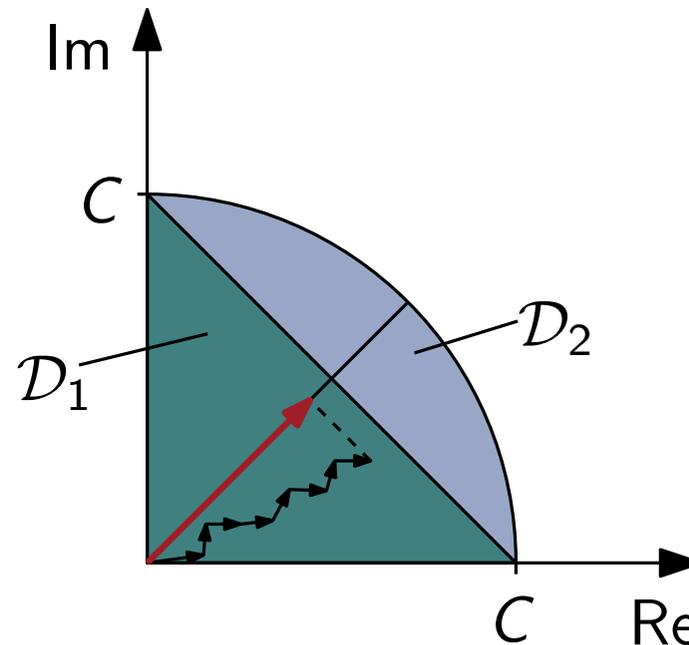
- Zwischenstand
- Aussage über Lösungen des projizierten 1-KP Problems
- $v(\tilde{K}^*) = \max\{v(\tilde{K}_1^*), v(\tilde{K}_2^*)\}$
- $v(K) = v(\tilde{K}) \geq \rho v(\tilde{K}^*) \geq \rho v(\tilde{K}_i^*)$
- Weiter mit Fallunterscheidung über Optimallösung K^*

Approximationsgüte von Alg^b

Satz. Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP

Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):

- Fall $w(K^*) \in \mathcal{D}_1$:
 - $v(K) \geq \rho v(\tilde{K}_1^*) \geq \rho v(K^*)$

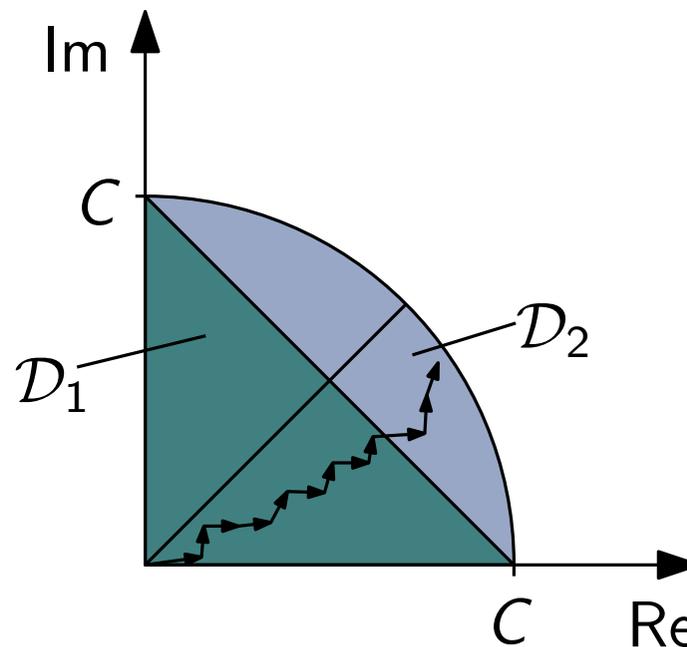


Approximationsgüte von Alg^b

Satz. Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP

Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):

- Fall $\forall j \in K^* : w_j \in \mathcal{D}_1$:
- $K^* = K_1^* \uplus K_2^*$ mit $w(K_1^*), w(K_2^*) \in \mathcal{D}_1$

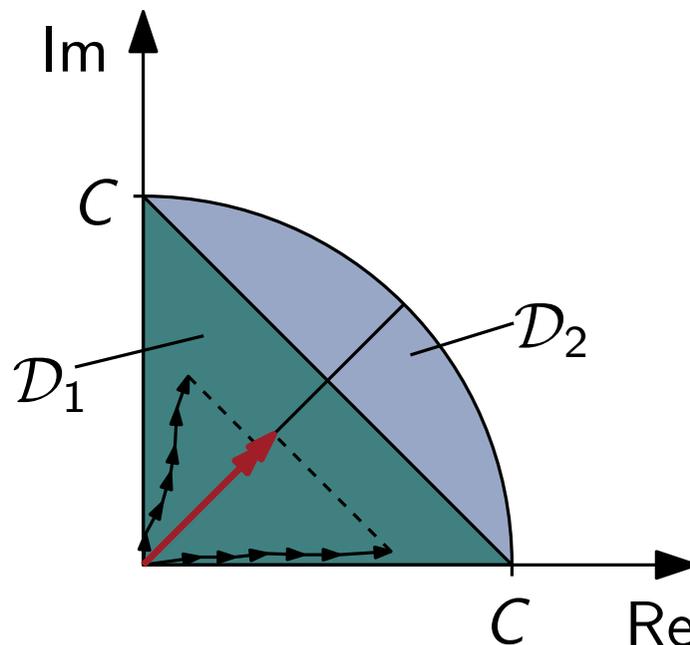


Approximationsgüte von Alg^b

Satz. Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP

Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):

- Fall $\forall j \in K^* : w_j \in \mathcal{D}_1$:
- $K^* = K_1^* \uplus K_2^*$ mit $w(K_1^*), w(K_2^*) \in \mathcal{D}_1$



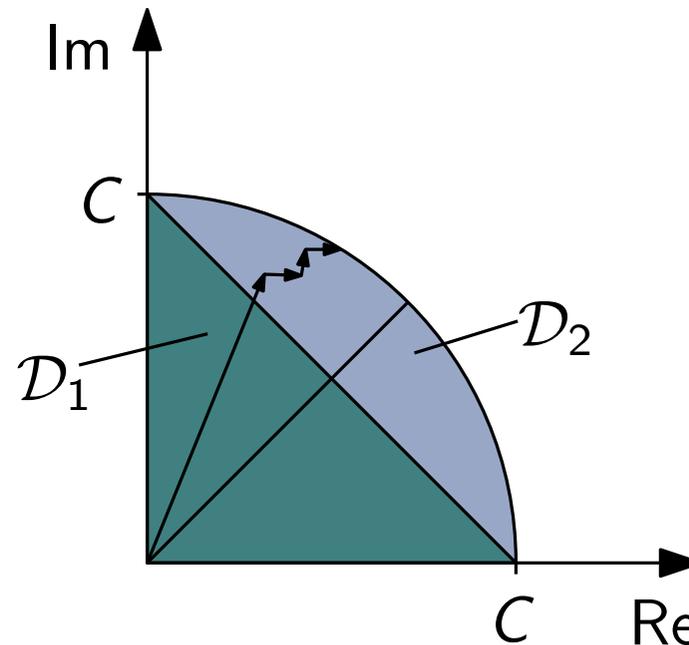
$$\begin{aligned} & v(K) \\ & \geq \frac{\rho}{2} 2v(\tilde{K}_1^*) \\ & \geq \frac{\rho}{2} (v(K_1^*) + v(K_2^*)) \\ & \geq \frac{\rho}{2} v(K^*) \end{aligned}$$

Approximationsgüte von Alg^b

Satz. Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP

Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):

- Fall $\exists! j \in K^* : w_j \in \mathcal{D}_2$:
- $K^* \setminus \{j\} \subseteq I_1, j \in I_2$



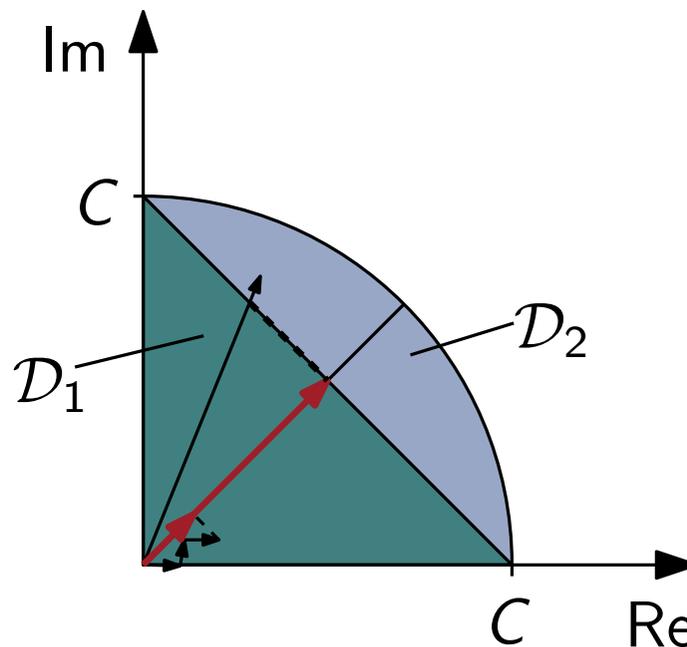
Approximationsgüte von Alg^b

Satz. Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP

Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):

■ Fall $\exists! j \in K^* : w_j \in \mathcal{D}_2$:

■ $K^* \setminus \{j\} \subseteq I_1, j \in I_2$



$$\begin{aligned} & v(K) \\ & \geq \frac{\rho}{2} (v(\tilde{K}_1^*) + v(\tilde{K}_2^*)) \\ & \geq \frac{\rho}{2} (v(K^* \setminus \{j\}) + v_j) \\ & \geq \frac{\rho}{2} v(K^*) \end{aligned}$$

- Spieltheoretischer Mechanismus um C-KP
- Zentraler Allokationsalgorithmus sammelt Energiebedarf und Angebot der Verbraucher ein
 - Öffentlich bekannter Algorithmus
 - Tatsächlicher Energiebedarf ist geheim
 - Abnehmer können falschen Bedarf angeben!
- *Anreizkompatibilität* des Mechanismus' sicherstellen
 - Jeder Spieler hat den größten Nutzen, wenn er wahrheitsgemäß antwortet

Ein Anreizkompatibler Mechanismus

- Menge A zielgerichteter (*single-minded*) Agenten
 - Jeder Agent $a \in A$ hat einen Typ $t_a = (d_a, v_a)$
 - Bedarf d_a und Wertschätzung v_a sind geheim
- Agent kann zu niedrigeren Bedarf angeben, um selektiert zu werden
 - Bewertungsfunktion $t_a(o) = \begin{cases} v_a, & \text{falls } d_a \leq o_a \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$ zu Zuweisung o
- Mechanismus $M = (\mathcal{A}, p)$
 - Allokationsalgorithmus \mathcal{A} bestimmt Zuweisung $\mathcal{A}(t) \in \mathbb{C}_{\geq 0}^{|A|}$
 - $p_a(t)$ von Agent a fällige Zahlung
- Nutzenfunktion $u_a(t) = t_a(\mathcal{A}(t)) - p_a(t)$

Definition. Ein Mechanismus M ist **anreizkompatibel**, wenn wahrheitsgemäße Enthüllung des Typs t_a von Agent a zur Maximierung seiner Nutzenfunktion $u_a(t)$ führt.

Äquivalent: $\forall t'_a : u_a(t_a, t_{-a}) \geq u_a(t'_a, t_{-a})$

Definition. *Ein Mechanismus M ist anreizkompatibel, wenn wahrheitsgemäße Enthüllung des Typs t_a von Agent a zur Maximierung seiner Nutzenfunktion $u_a(t)$ führt.*

Äquivalent: $\forall t'_a : u_a(t_a, t_{-a}) \geq u_a(t'_a, t_{-a})$



Satz ([Briest et al., 2011]). *Sei \mathcal{A} ein **exakter** und **monotoner** Allokationsalgorithmus für zielgerichtete Agenten. Dann gibt es eine Zahlung $p^{\mathcal{A}}$, so dass $(\mathcal{A}, p^{\mathcal{A}})$ ein anreizkompatibler Mechanismus ist.*

Satz. Sei \mathcal{A} ein **exakter** und monotoner Allokationsalgorithmus für zielgerichtete Agenten. Dann gibt es eine Zahlung $p^{\mathcal{A}}$, so dass $(\mathcal{A}, p^{\mathcal{A}})$ ein anreizkompatibler Mechanismus ist.

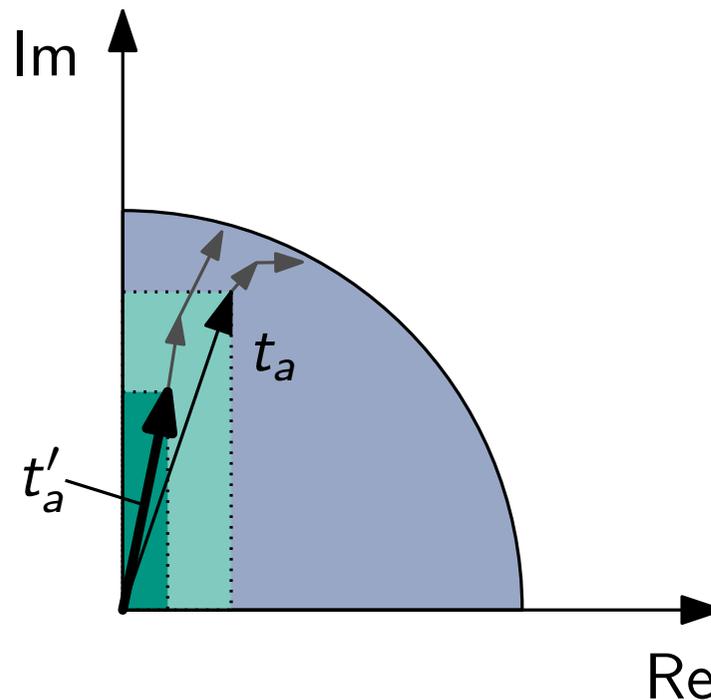
Definition. $M = (\mathcal{A}, p)$ heißt exakt, wenn für alle Agenten $a \in A$ und Eingaben $t = (d_a, v_a : a \in A)$ gilt: $\mathcal{A}(t)_a$ ist entweder d_a oder 0.

Satz. Sei \mathcal{A} ein ✓ exakter und monotoner Allokationsalgorithmus für zielgerichtete Agenten. Dann gibt es eine Zahlung $p^{\mathcal{A}}$, so dass $(\mathcal{A}, p^{\mathcal{A}})$ ein anreizkompatibler Mechanismus ist.

Definition. $M = (\mathcal{A}, p)$ heißt exakt, wenn für alle Agenten $a \in A$ und Eingaben $t = (d_a, v_a : a \in A)$ gilt: $\mathcal{A}(t)_a$ ist entweder d_a oder 0.

Satz. Sei \mathcal{A} ein [✓]exakter und **monotoner** Allokationsalgorithmus für zielgerichtete Agenten. Dann gibt es eine Zahlung $p^{\mathcal{A}}$, so dass $(\mathcal{A}, p^{\mathcal{A}})$ ein anreizkompatibler Mechanismus ist.

Definition. Ein Allokationsalgorithmus \mathcal{A} ist monoton, wenn aus $d_a \leq \mathcal{A}(t_a, t_{-a})_a$ folgt, dass $d'_a \leq \mathcal{A}(t'_a, t_{-a})_a$ für alle $t_a = (d_a, v_a)$ und $t'_a = (d'_a, v'_a)$ mit $v_a \leq v'_a \wedge d_a \geq d'_a$.



Definition. Ein Allokationsalgorithmus \mathcal{A} ist monoton, wenn aus $d_a \leq \mathcal{A}(t_a, t_{-a})_a$ folgt, dass $d'_a \leq \mathcal{A}(t'_a, t_{-a})_a$ für alle $t_a = (d_a, v_a)$ und $t'_a = (d'_a, v'_a)$ mit $v_a \leq v'_a \wedge d_a \geq d'_a$.

Lemma. Alg^b ist ein monotoner Algorithmus für C-KP, sofern Alg^{1d} ein monotoner Algorithmus für 1-KP ist.

Ein Anreizkompatibler Mechanismus

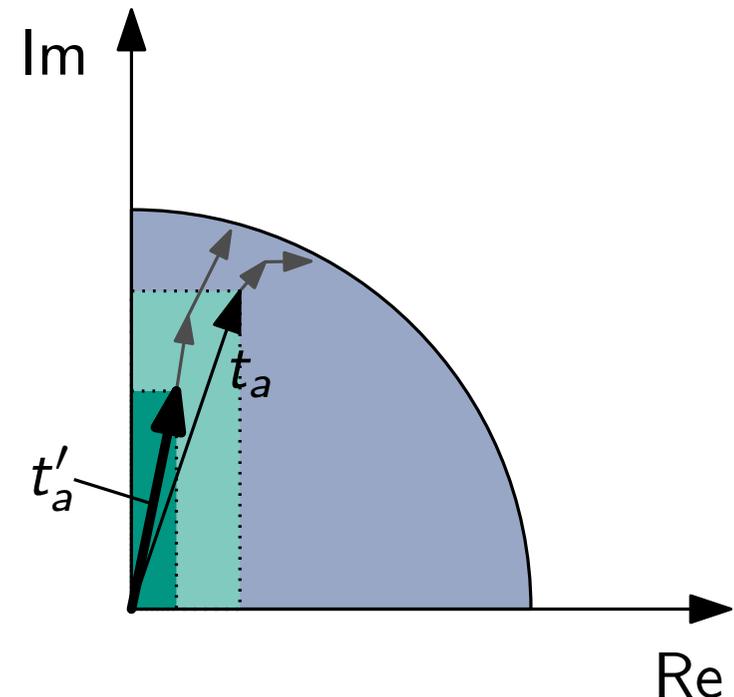
Lemma. Alg^b ist ein monotoner Algorithmus für C-KP, sofern Alg^{1d} ein monotoner Algorithmus für 1-KP ist.

Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):

- Sei $t_a = (d_a, v_a)$ und $t'_a = (d'_a, v'_a)$ mit $v_a \leq v'_a \wedge d_a \geq d'_a$
- Außerdem gilt $a \in Alg^b(t_a, t_{-a})$
- Zeige: $a \in Alg^b(t'_a, t_{-a})$

Algorithm 2 $Alg^b[(w_i, v_i : i \in I), C]$

- 1: **for** $i \in I$ **do**
 - 2: $\tilde{w}_i \leftarrow \min\left\{\frac{w_i^R + w_i^I}{\sqrt{2}}, \frac{C}{\sqrt{2}}\right\}$
 - 3: **end for**
 - 4: $K \leftarrow Alg^{1d}[(\tilde{w}_i, v_i : i \in I), \frac{C}{\sqrt{2}}]$
- return** K
-



Ein Anreizkompatibler Mechanismus

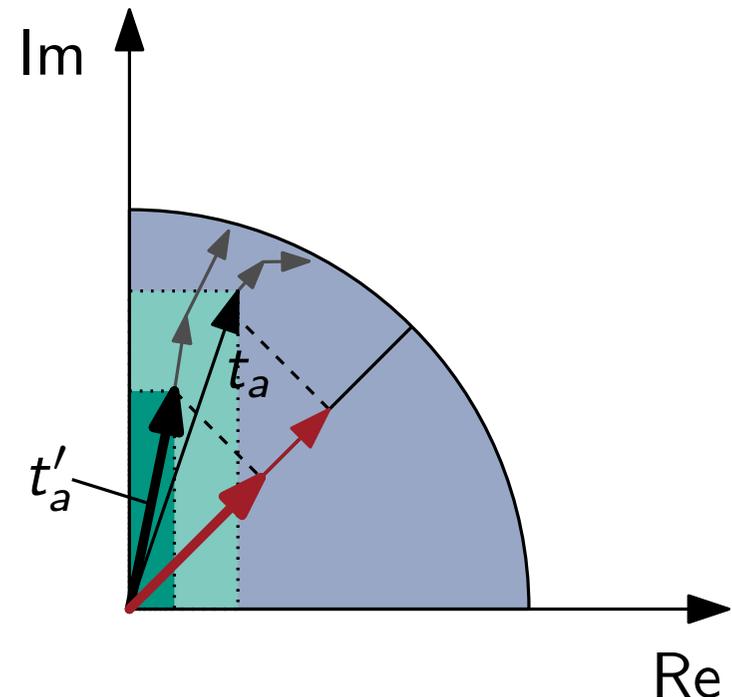
Lemma. Alg^b ist ein monotoner Algorithmus für C-KP, sofern Alg^{1d} ein monotoner Algorithmus für 1-KP ist.

Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):

- Sei $t_a = (d_a, v_a)$ und $t'_a = (d'_a, v'_a)$ mit $v_a \leq v'_a \wedge d_a \geq d'_a$
- Außerdem gilt $a \in Alg^b(t_a, t_{-a})$
- Zeige: $a \in Alg^b(t'_a, t_{-a})$

Algorithm 2 $Alg^b[(w_i, v_i : i \in I), C]$

- 1: **for** $i \in I$ **do**
 - 2: $\tilde{w}_i \leftarrow \min\left\{\frac{w_i^R + w_i^I}{\sqrt{2}}, \frac{C}{\sqrt{2}}\right\}$
 - 3: **end for**
 - 4: $K \leftarrow Alg^{1d}[(\tilde{w}_i, v_i : i \in I), \frac{C}{\sqrt{2}}]$
- return** K
-



Satz. Sei \mathcal{A} ein [✓]exakter und **monotoner** Allokationsalgorithmus für zielgerichtete Agenten. Dann gibt es eine Zahlung $p^{\mathcal{A}}$, so dass $(\mathcal{A}, p^{\mathcal{A}})$ ein anreizkompatibler Mechanismus ist.

Lemma. Alg^b ist ein monotoner Algorithmus für C-KP, sofern Alg^{1d} ein monotoner Algorithmus für 1-KP ist.

Satz. Sei \mathcal{A} ein exakter und monotoner Allokationsalgorithmus für zielgerichtete Agenten. Dann gibt es eine Zahlung $p^{\mathcal{A}}$, so dass $(\mathcal{A}, p^{\mathcal{A}})$ ein anreizkompatibler Mechanismus ist.

Lemma. Alg^b ist ein monotoner Algorithmus für C-KP, sofern Alg^{1d} ein monotoner Algorithmus für 1-KP ist.

Folgerung. Da für 1-KP ein monotoner FPTAS existiert [Briest et al., 2011], können wir einen anreizkompatiblen $\frac{1}{2} - \epsilon$ -Approximationsalgorithmus für C-KP konstruieren, der Zeit polynomial in der Eingabelänge und $\frac{1}{\epsilon}$ benötigt.

Satz. *Es existiert kein FPTAS für C-KP, falls $P \neq NP$.*

Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):

- Entscheide EQUIPARTITION mittels FPTAS für C-KP

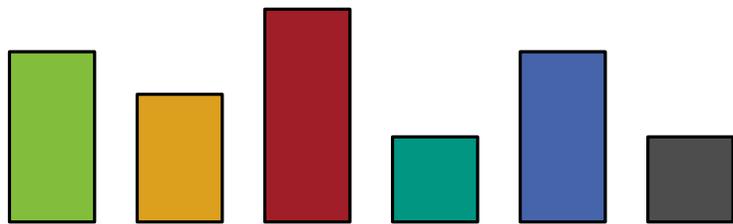
Definition (EQUIPARTITION Problem). *Sei I eine Menge von n Gegenständen mit Gewichten $w_i \in \mathbb{N}$. Entscheide, ob Partition $I = I_1 \uplus I_2$ existiert mit*

$$|I_1| = |I_2| \text{ und } \sum_{i \in I_1} w_i = \sum_{i \in I_2} w_i.$$

Nichtapproximierbarkeit durch $FPTAS$

Definition (EQUIPARTITION Problem). Sei I eine Menge von n Gegenständen mit Gewichten $w_i \in \mathbb{N}$. Entscheide, ob Partitionen $I = I_1 \uplus I_2$ existieren mit

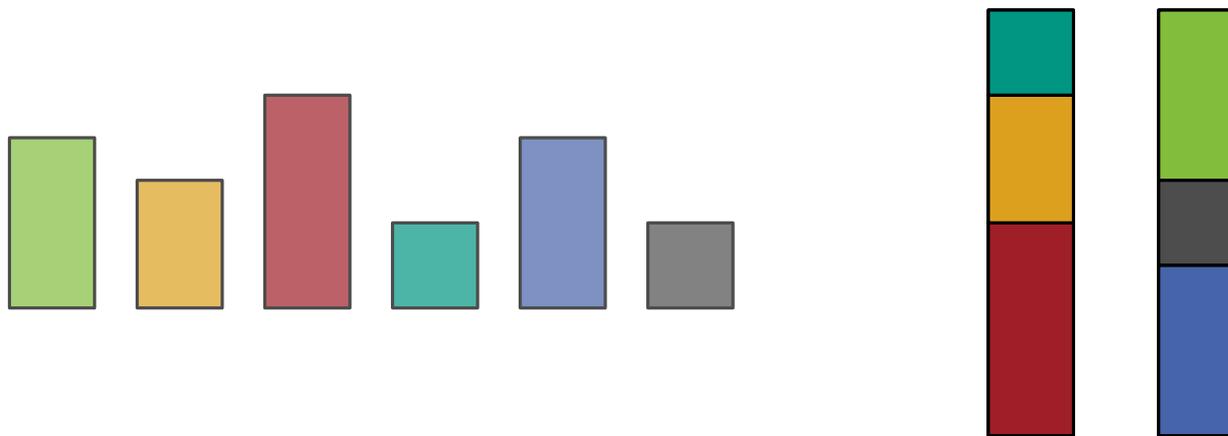
$$|I_1| = |I_2| \text{ und } \sum_{i \in I_1} w_i = \sum_{i \in I_2} w_i.$$



Nichtapproximierbarkeit durch *FPTAS*

Definition (EQUIPARTITION Problem). Sei I eine Menge von n Gegenständen mit Gewichten $w_i \in \mathbb{N}$. Entscheide, ob Partitionen $I = I_1 \uplus I_2$ existieren mit

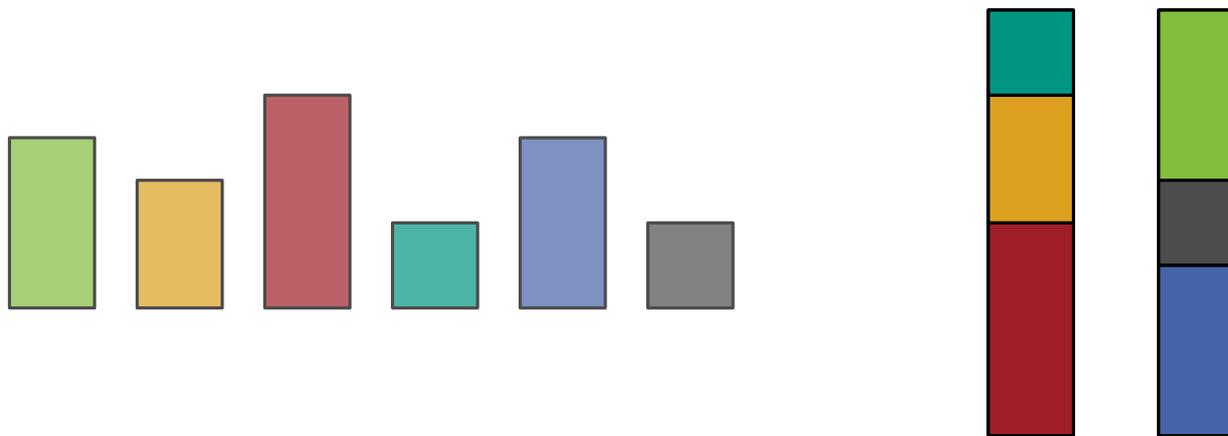
$$|I_1| = |I_2| \text{ und } \sum_{i \in I_1} w_i = \sum_{i \in I_2} w_i.$$



Nichtapproximierbarkeit durch *FPTAS*

Definition (EQUIPARTITION Problem). Sei I eine Menge von n Gegenständen mit Gewichten $w_i \in \mathbb{N}$. Entscheide, ob Partitionen $I = I_1 \uplus I_2$ existieren mit

$$|I_1| = |I_2| \text{ und } \sum_{i \in I_1} w_i = \sum_{i \in I_2} w_i.$$



Satz ([Kellerer et al., 2004]). EQUIPARTITION ist *NP-vollständig*.

Satz. *Es existiert kein FPTAS für C-KP, falls $P \neq NP$.*

Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):

- Entscheide EQUIPARTITION mittels FPTAS für C-KP
- Dazu: Entscheidungsproblem C-KP_D zu C-KP
- Entscheidet für (zusätzliches) V , ob ein Rucksack K mit Gesamtwert $\sum_{i \in K} v_i \geq V$ existiert

Satz. *Es existiert kein FPTAS für C-KP, falls $P \neq NP$.*

Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):

- Entscheide EQUIPARTITION mittels FPTAS für C-KP
- P -Reduktion:
 - Gegeben: EQUIPARTITION Instanz $(w_i : i \in I)$
 - Ausgabe: C-KP_D Instanz $((w'_i, v_i : i \in I), C, V)$, wobei

$$I' = I$$

$$v_i = 1 \quad w'_i = w_i + j\beta(w_{\max} - w_i) \quad C = \left\lfloor \frac{\sum_{i \in I} w'_i}{2} \right\rfloor$$

$$V = \frac{n}{2}$$

$$\beta = \sqrt{\frac{W}{nw_{\max} - W}}$$

$$W = \sum_{i \in I} w_i$$

$$w_{\max} = \max_{i \in I} w_i$$

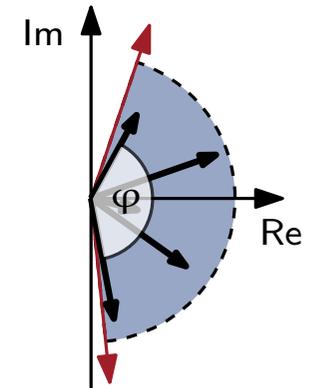
Satz. *Es existiert kein FPTAS für C-KP, falls $P \neq NP$.*

Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):

- Entscheide EQUIPARTITION mittels FPTAS für C-KP
- Angenommen, es gäbe FPTAS für C-KP
- Wähle $\epsilon = \frac{1}{n+1}$ für $1 - \epsilon$ -Approximation mit Wert z
- Optimalwert z^*
- $z \geq (1 - \epsilon)z^* > z^* - \frac{z^*}{n} \geq z^* - 1$
- z^* ist ganzzahlig, daher Approximation z exakt
- Widerspruch zur NP -Schwere von EQUIPARTITION

- Optimierungsproblem C-KP
- $(\frac{1}{2} - \epsilon)$ -Approximationsalgorithmus mittels *FPTAS* für 1-KP
- Einbettung in anreizkompatiblen Allokationsmechanismus
 - Eignet sich zur Modellierung von Wechselstromsystemen
 - Relativ simple Allokationslösung
- Existenz eines FPTAS für C-KP (vermutlich) widerlegt
- Offene Fragen
 - PTAS für C-KP finden
 - monotonen Algorithmus für GC-KP finden
 - Netztopologie berücksichtigen

- [Chau et al., 2014], behandelt im Vortrag am 7.2.17
 - anreizkompatibles PTAS für C-KP für $\varphi \in [0, \frac{\pi}{2})$
 - anreizkompatibles FPTAS für Fall $\varphi \in (\frac{\pi}{2}, \pi)$, der Kapazitätsbedingung um höchstens $1 + \epsilon$ verletzt
 - Erweiterung auf *multi-minded agents*
- [Khonji et al., 2014], behandelt im Vortrag am 6.12.16
 - Im Fall $\varphi \in (\frac{\pi}{2}, \pi)$ existiert kein α -Approximationsalgorithmus
 - C-KP 'ausgeforscht', Konzentration auf GC-KP
- [Khonji et al., 2016]
 - Erweitert C-KP auf Scheduling Problem mit diskreten Zeitschlitzten
 - Greedy $\frac{1}{2} \cos \frac{\varphi}{2}$ -Approximation für C-KP in $\mathcal{O}(n \log n)$



- [Chau et al., 2014] Chi Kin Chau, Khaled Elbassioni, and Majid Khonji. Truthful mechanisms for combinatorial AC electric power allocation. *13th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems, AAMAS 2014*, 2014.
- [Kellerer et al., 2004] Hans Kellerer, Ulrich Pferschy, and David Pisinger. *Knapsack Problems*, volume 33. 2004.
- [Khonji et al., 2014] Majid Khonji, Chi Kin Chau, and Khaled Elbassioni. Inapproximability of power allocation with inelastic demands in AC electric systems and networks. *Proceedings - International Conference on Computer Communications and Networks, ICCCN*, 2014.

- [Sianaki et al., 2010] Omid Ameri Sianaki, Omar Hussain, and Azadeh Rajabian Tabesh. A Knapsack problem approach for achieving efficient energy consumption in smart grid for end-users' life style. *2010 IEEE Conference on Innovative Technologies for an Efficient and Reliable Electricity Supply*, pages 159–164, 2010.
- [Yu und Chau, 2012] Lan Yu and Chi-Kin Chau. Complex-Demand Knapsack Problems and Incentives in AC Power Systems. 2005, 2012.
- [Briest et al., 2011] Patrick Briest, Piotr Krysta, and Berthold Vöcking. Approximation Techniques for Utilitarian Mechanism Design. *Stoc*, 40(6):1587–1622, 2011.

- [Khonji et al., 2016] Majid Khonji, Areg Karapetyan, Khaled M Elbassioni, and Sid Chi-Kin Chau. Complex-demand Scheduling Problem with Application in Smart Grid. *CoRR*, abs/1603.0, 2016.
- [Frieze et al., 1984] A. M. Frieze and M. R B Clarke. Approximation algorithms for the m-dimensional 0-1 knapsack problem: Worst-case and probabilistic analyses, 1984.

- Spezialfall ganzzahliger Werte v_i
- Dynamische Programmierung [Kellerer et al., 2004]
- Exakte Lösung in $\mathcal{O}(n^2 V)$, wobei $n = |I|$, $V = \max_{i \in I} v_i$
- Pseudopolynomiell
- Rekursionsgleichung:

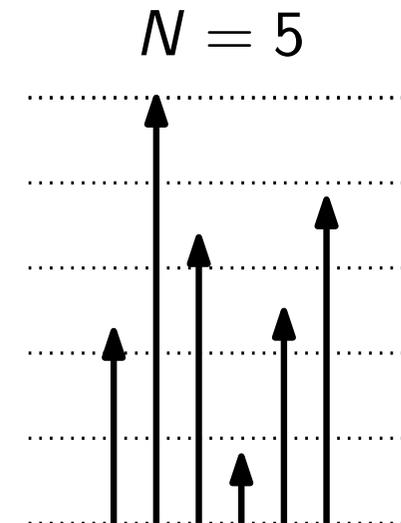
$$C(i, v) = \begin{cases} \infty, & \text{falls } v < 0 \\ 0, & \text{falls } i = v = 0 \\ \min\{C(i-1, v), C(i-1, v-v_i) + w_i\}, & \text{sonst} \end{cases}$$

- $C(i, v)$ minimal nötige Kapazität, um unter Berücksichtigung der ersten i Gegenstände Wert v zu erreichen
- Wert der Optimallösung $\arg \max_{0 \leq v \leq nV} \{C(n, v) \mid C(n, v) \leq C\}$

- Idee für $1 - \epsilon$ -Approximation:
 - diskretisiere Werte in $\mathcal{O}(\frac{1}{\epsilon} n)$ Stufen
 - berechne Lösung des dynamisches Programm auf abgerundeten Werten
 - Lösungsgüte $1 - \epsilon$

Algorithm 1 $Alg^{1d}[(w_i, v_i : i \in I), C]$

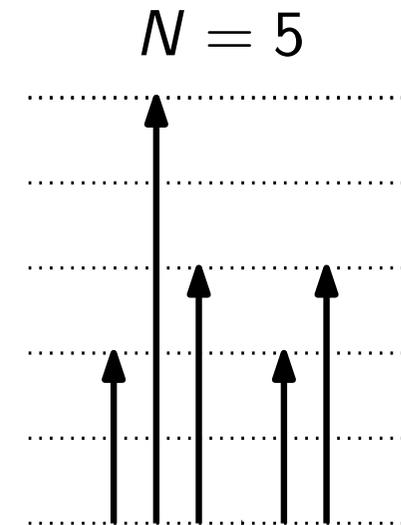
```
1:  $V \leftarrow \max_{i \in I} \{v_i\}$ 
2:  $N \leftarrow \frac{1}{\epsilon} |I|$ 
3: for  $i \in I$  do
4:    $\tilde{v}_i \leftarrow \lfloor \frac{v_i}{V} N \rfloor$ 
5: end for
6:  $K \leftarrow solve-DP[(w_i, \tilde{v}_i : i \in I), C]$ 
7: return  $K$ 
```



- Idee für $1 - \epsilon$ -Approximation:
 - diskretisiere Werte in $\mathcal{O}(\frac{1}{\epsilon} n)$ Stufen
 - berechne Lösung des dynamisches Programm auf abgerundeten Werten
 - Lösungsgüte $1 - \epsilon$

Algorithm 1 $Alg^{1d}[(w_i, v_i : i \in I), C]$

```
1:  $V \leftarrow \max_{i \in I} \{v_i\}$ 
2:  $N \leftarrow \frac{1}{\epsilon} |I|$ 
3: for  $i \in I$  do
4:    $\tilde{v}_i \leftarrow \lfloor \frac{v_i}{V} N \rfloor$ 
5: end for
6:  $K \leftarrow solve-DP[(w_i, \tilde{v}_i : i \in I), C]$ 
7: return  $K$ 
```



Satz. Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP

Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):

Algorithm 1 $Alg^b[(w_i, v_i : i \in I), C]$

1: **for** $i \in I$ **do**

2: $\tilde{w}_i \leftarrow \min\left\{\frac{w_i^R + w_i^I}{\sqrt{2}}, \frac{C}{\sqrt{2}}\right\}$

3: **end for**

4: $K \leftarrow Alg^{1d}[(\tilde{w}_i, v_i : i \in I), \frac{C}{\sqrt{2}}]$

return K

Satz. Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP

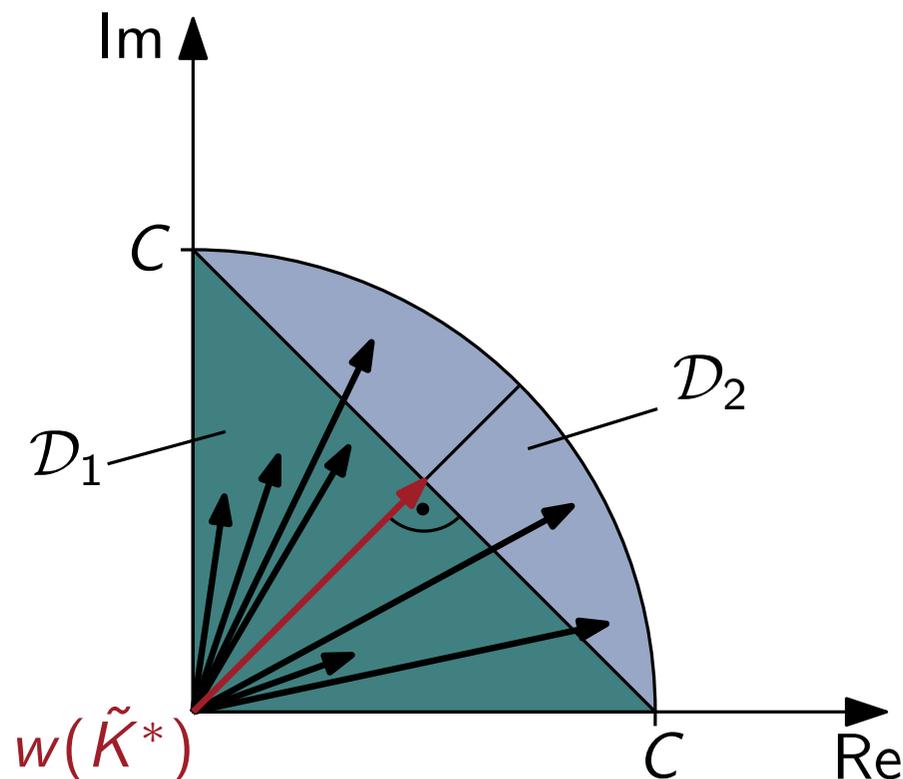
Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):

- $v(K) = \sum_{i \in K} v_i$, $w(K) = \sum_{i \in K} w_i$
- Partitioniere I in $I_1 = \{i \in I : w_i \in D_1\}$ und $I_2 = \{i \in I : w_i \in D_2\}$
- Alg^{1d} liefert Lösungen K_1, K_2
- Optimallösungen K_1^*, K_2^*
- $\tilde{w}(K_1) \leq \frac{C}{\sqrt{2}}$
- $K_2 = \{\arg \max_{i \in I} v_i\}$, denn $\forall i \in I_2 : \tilde{w}_i = \frac{C}{\sqrt{2}}$
- Alg^{1d} liefert Lösung $K = \max\{K_1, K_2\}$

Approximationsgüte von Alg^b

Satz. Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP

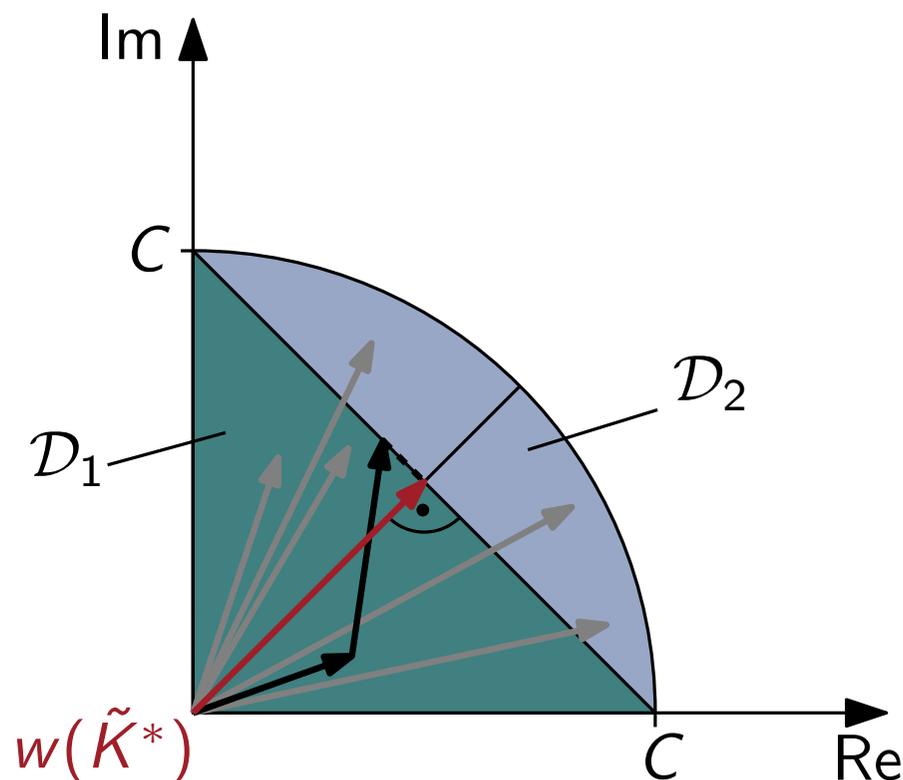
Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):



Approximationsgüte von Alg^b

Satz. Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP

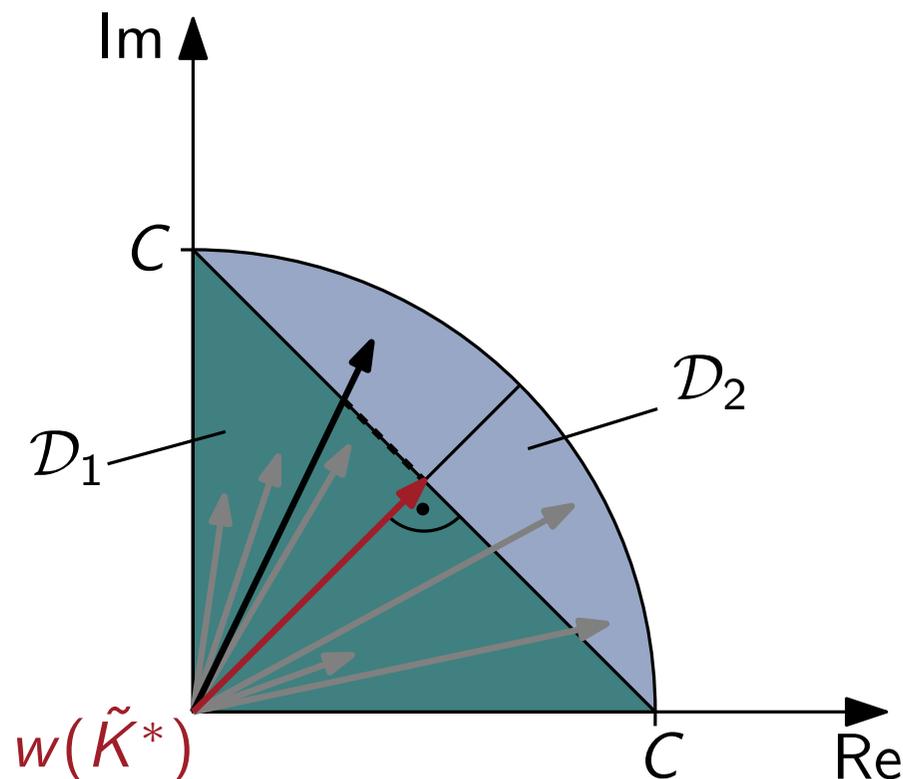
Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):



Approximationsgüte von Alg^b

Satz. Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP

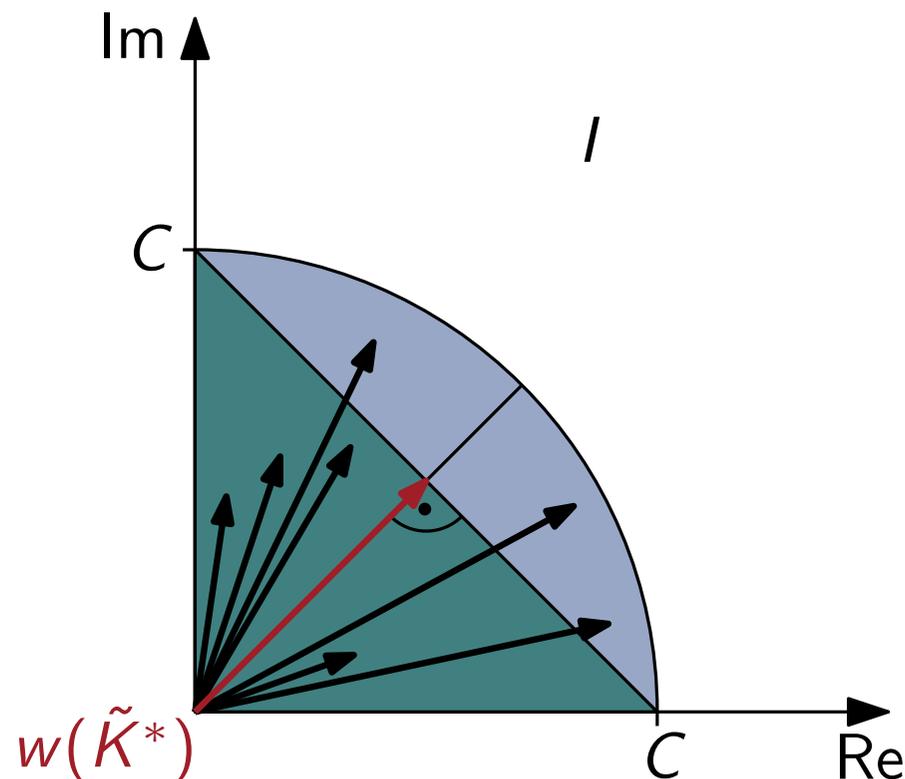
Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):



Approximationsgüte von Alg^b

Satz. Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP

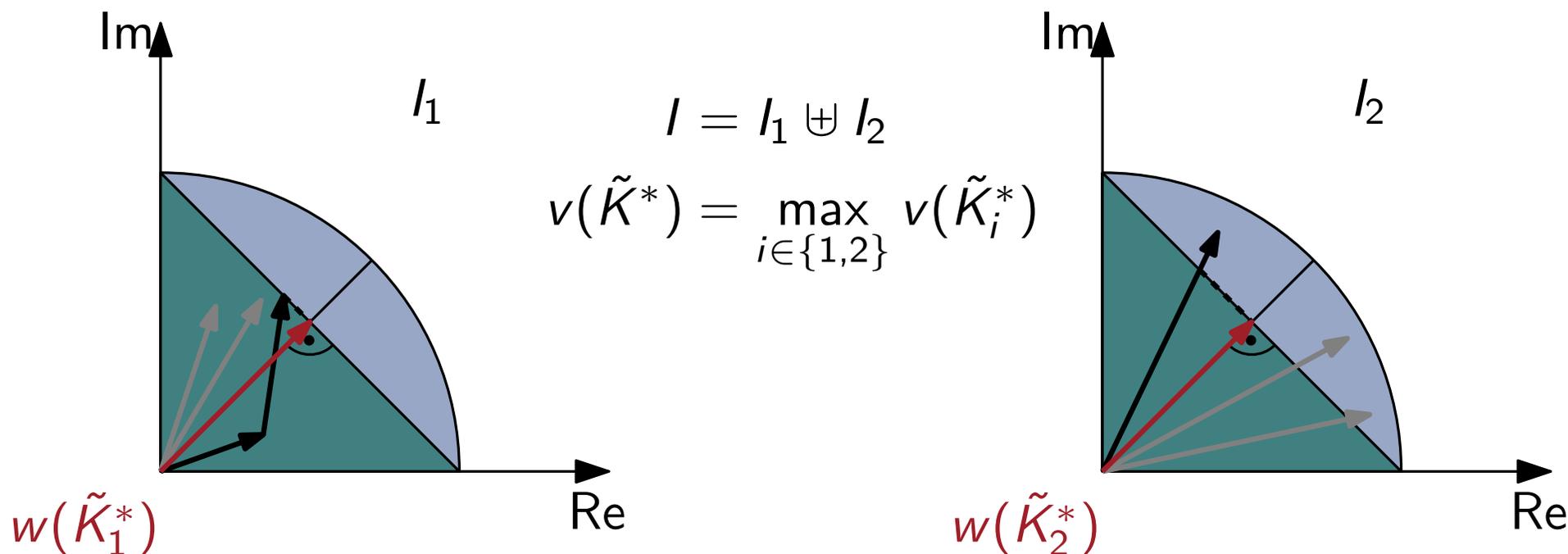
Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):



Approximationsgüte von Alg^b

Satz. Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP

Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):



Satz. Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP

Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):

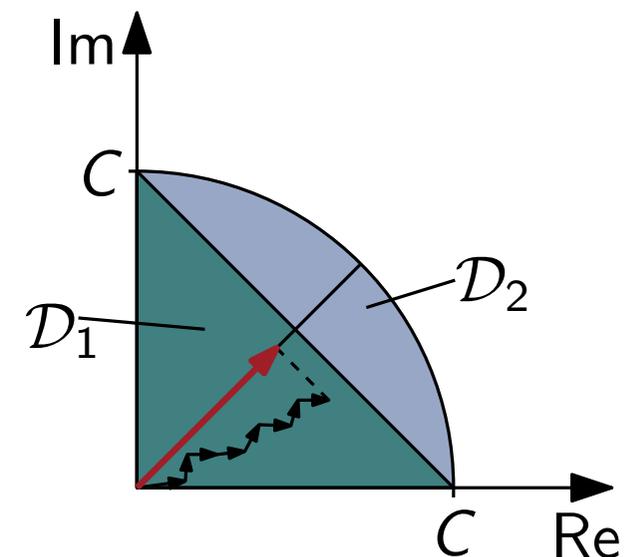
- Optimallösung des Gesamtproblems K^*
- Optimallösungen \tilde{K}_i^* des projizierten Problems auf I_i
- $v(K_i) \geq \rho v(\tilde{K}_i^*)$

Approximationsgüte von Alg^b

Satz. Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP

Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):

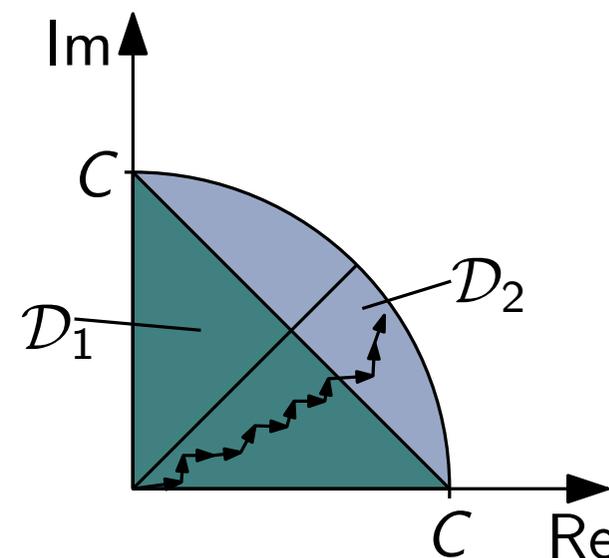
- Optimallösung des Gesamtproblems K^*
- Optimallösungen \tilde{K}_i^* des projizierten Problems auf I_i
- $v(K_i) \geq \rho v(\tilde{K}_i^*)$
- Fall $w(K^*) \in D_1$:
 - klar: $v(K) \geq v(K_1) \geq \rho v(\tilde{K}_1^*) = \rho v(K^*)$



Satz. Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP

Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):

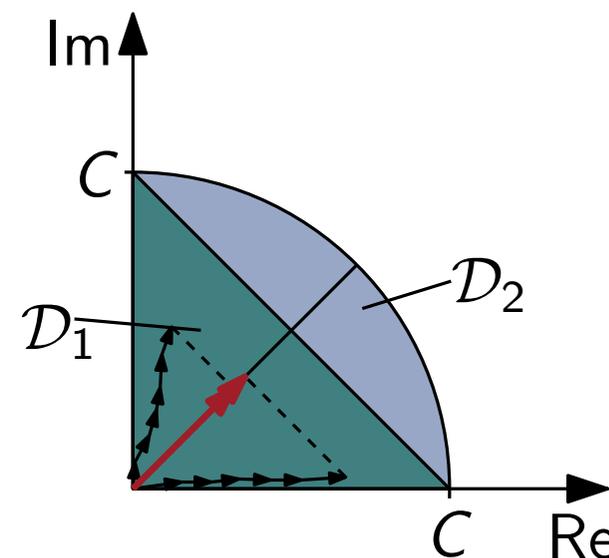
- Optimallösung des Gesamtproblems K^*
- Optimallösungen \tilde{K}_i^* des projizierten Problems auf I_i
- $v(K_i) \geq \rho v(\tilde{K}_i^*)$
- Fall $\forall j \in K^* : w_j \in D_1$:
 - $\frac{C}{\sqrt{2}} < \tilde{w}(K^*) \leq C$ und $\forall j \in K^* : \tilde{w}_j \leq \frac{C}{\sqrt{2}}$
 - $K^* = K_1^* \uplus K_2^*$ mit $w(K_1^*), w(K_2^*) \in D_1$
 - $v(K) \geq v(K_1) \geq \frac{\rho}{2} 2v(\tilde{K}_1^*) \geq \frac{\rho}{2} (v(K_1^*) + v(K_2^*)) = \frac{\rho}{2} v(K^*)$



Satz. Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP

Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):

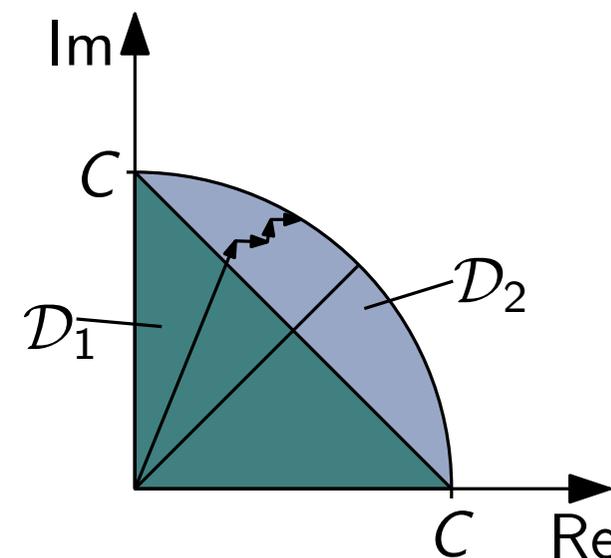
- Optimallösung des Gesamtproblems K^*
- Optimallösungen \tilde{K}_i^* des projizierten Problems auf I_i
- $v(K_i) \geq \rho v(\tilde{K}_i^*)$
- Fall $\forall j \in K^* : w_j \in D_1$:
 - $\frac{C}{\sqrt{2}} < \tilde{w}(K^*) \leq C$ und $\forall j \in K^* : \tilde{w}_j \leq \frac{C}{\sqrt{2}}$
 - $K^* = K_1^* \uplus K_2^*$ mit $w(K_1^*), w(K_2^*) \in D_1$
 - $v(K) \geq v(K_1) \geq \frac{\rho}{2} 2v(\tilde{K}_1^*) \geq \frac{\rho}{2} (v(K_1^*) + v(K_2^*)) = \frac{\rho}{2} v(K^*)$



Satz. Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP

Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):

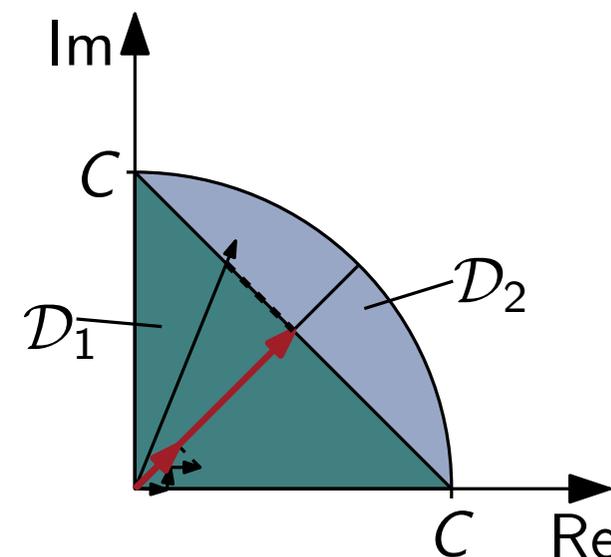
- Optimallösung des Gesamtproblems K^*
- Optimallösungen \tilde{K}_i^* des projizierten Problems auf I_i
- $v(K_i) \geq \rho v(\tilde{K}_i^*)$
- Fall $\exists! j \in K^* : w_j \in D_2$:
 - $K^* \setminus \{j\} \subseteq I_1$, also $v(K^* \setminus \{j\}) \leq v(\tilde{K}_1^*)$
 - $j \in I_2$, also $v(\{j\}) \leq v(\tilde{K}_2^*)$
 - $v(K) \geq \frac{1}{2}(v(K_1) + v(K_2)) \geq \frac{\rho}{2}(v(\tilde{K}_1^*) + v(\tilde{K}_2^*)) \geq \frac{\rho}{2} v(K^*)$



Satz. Ist Alg^{1d} ein ρ -Approximationsalgorithmus für 1-KP, so ist Alg^b ein $\frac{\rho}{2}$ -Approximationsalgorithmus für C-KP

Beweis (nach [Yu und Chau, 2012]):

- Optimallösung des Gesamtproblems K^*
- Optimallösungen \tilde{K}_i^* des projizierten Problems auf I_i
- $v(K_i) \geq \rho v(\tilde{K}_i^*)$
- Fall $\exists! j \in K^* : w_j \in D_2$:
 - $K^* \setminus \{j\} \subseteq I_1$, also $v(K^* \setminus \{j\}) \leq v(\tilde{K}_1^*)$
 - $j \in I_2$, also $v(\{j\}) \leq v(\tilde{K}_2^*)$
 - $v(K) \geq \frac{1}{2}(v(K_1) + v(K_2)) \geq \frac{\rho}{2}(v(\tilde{K}_1^*) + v(\tilde{K}_2^*)) \geq \frac{\rho}{2} v(K^*)$



Anreizkompatible Zahlungsfunktion

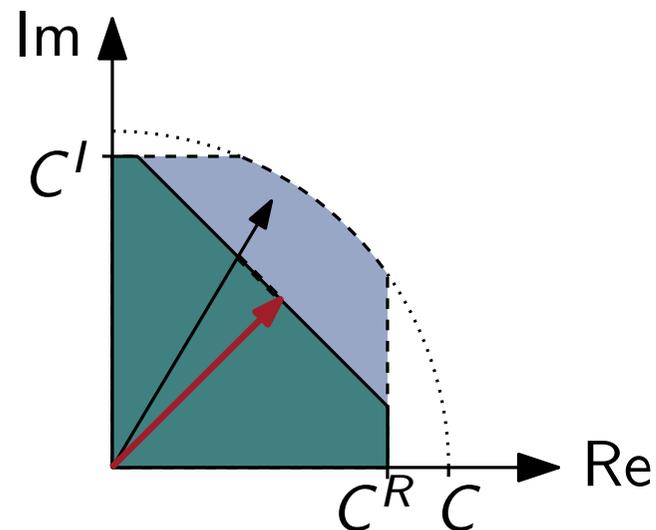
- *kritischer Wert* für Agent a : $\theta_a(d_a, t_{-a})$
 - Agent a ist selektiert, genau dann, wenn $v_k \geq \theta_a(d_a, t_{-a})$
- Idee: Lasse jeden selektierten Agenten seinen kritischen Wert zahlen

$$p^{\mathcal{A}}(t)_a = \begin{cases} \theta_a(d_a, t_{-a}), & \text{falls } a \text{ selektiert} \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$

- $\theta_a(d_a, t_{-a}) \in [0, v_a]$
 - kritischer Wert kann über binäre Suche bestimmt werden
 - Annahme: $v_k \in \mathbb{N}$
- Stellt nichtnegative Nutzenfunktion sicher
 - Die war so definiert: $u_a(t) = t_a(\mathcal{A}(t)) - p_a(t)$

Algorithm 3 $Alg^b[(w_i, v_i : i \in I), C]$

- 1: **for** $i \in I$ **do**
 - 2: $\tilde{w}_i \leftarrow \min\left\{\frac{w_i^R + w_i^I}{\sqrt{2}}, \frac{C}{\sqrt{2}}\right\}$
 - 3: **end for**
 - 4: $K \leftarrow Alg^{3d}[\left((\tilde{w}_i, w_i^R, w_i^I), v_i : i \in I\right), \frac{C}{\sqrt{2}}, C^R, C^I]$
 - 5: **return** K
-



Skizze PTAS für m-KP

Nach [Frieze et al., 1984]:

- Durchlaufe alle möglichen Rucksäcke $K \subseteq I$ der Größe $\mathcal{O}(m^{\frac{1-\epsilon}{\epsilon}})$
- Betrachte Gegenstände in K als selektiert, führe LP auf restlichen Gegenständen $I \setminus K$ aus
- Runde Ergebnis x ab