

# Vorlesung Algorithmische Kartografie

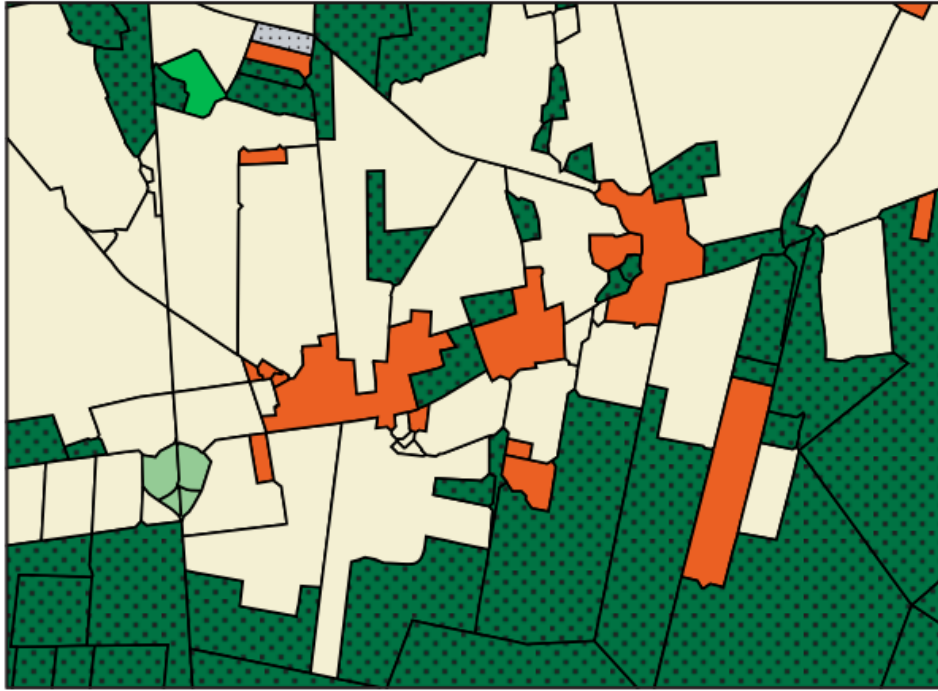
## Flächenaggregation

LEHRSTUHL FÜR ALGORITHMIK I · INSTITUT FÜR THEORETISCHE INFORMATIK · FAKULTÄT FÜR INFORMATIK

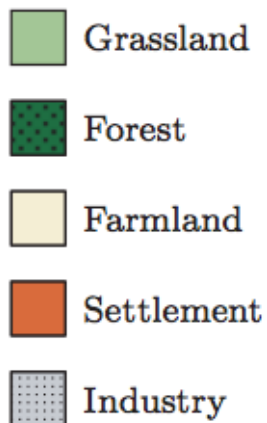
**Benjamin Niedermann · Martin Nöllenburg**  
30.04.2015/05.05.2015



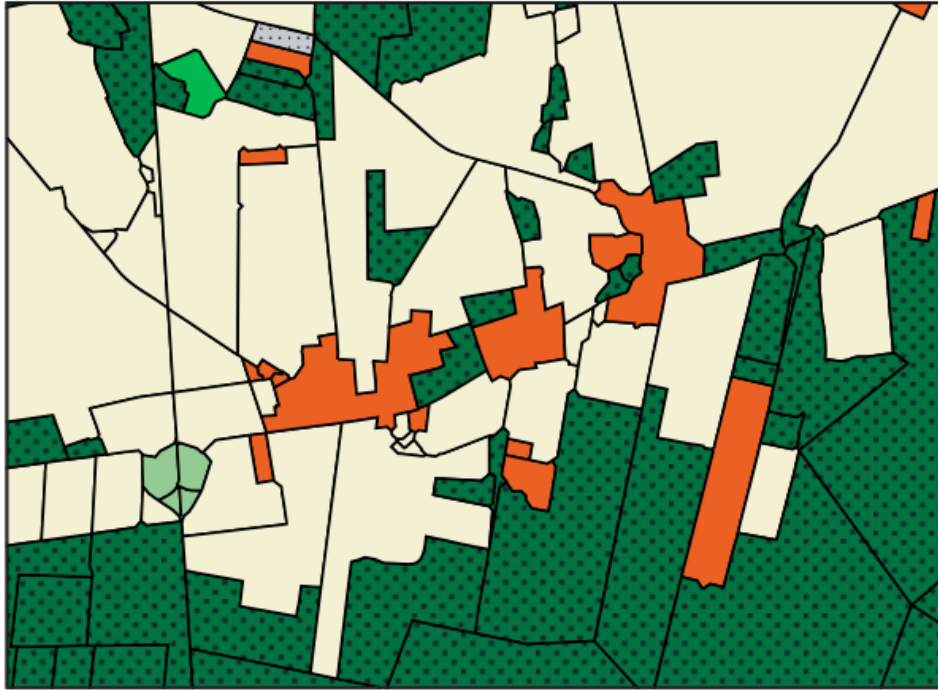
# Flächenaggregation




Flächennutzung Maßstab 1:50.000




# Flächenaggregation




Flächennutzung Maßstab 1:50.000

 Grassland

 Forest

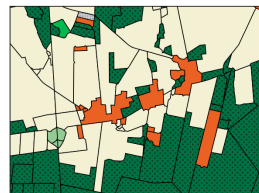
 Farmland

 Settlement

 Industry

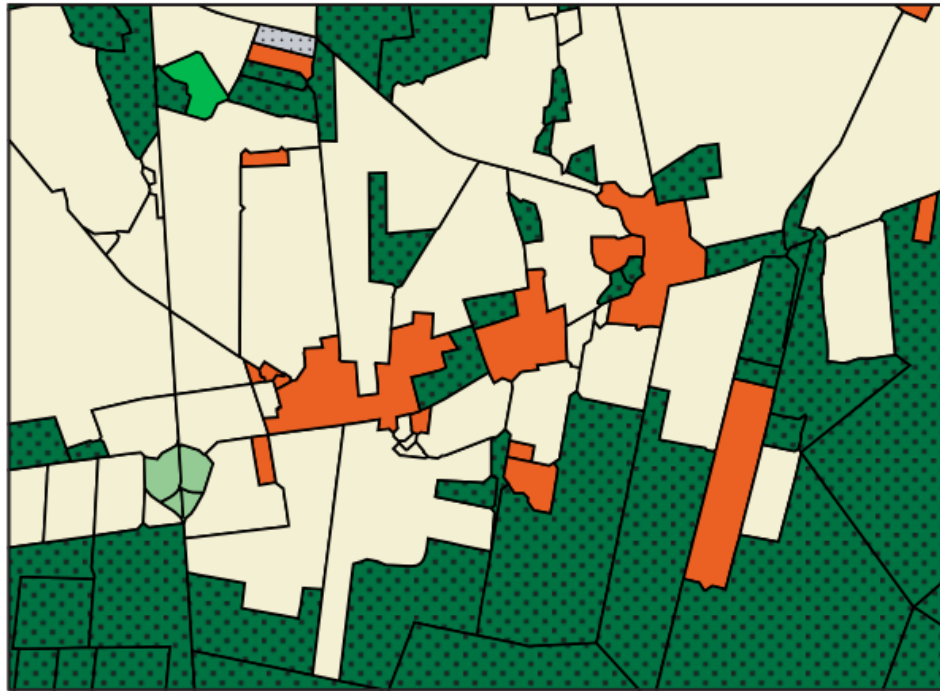
direktes  
Skalieren ↓

?

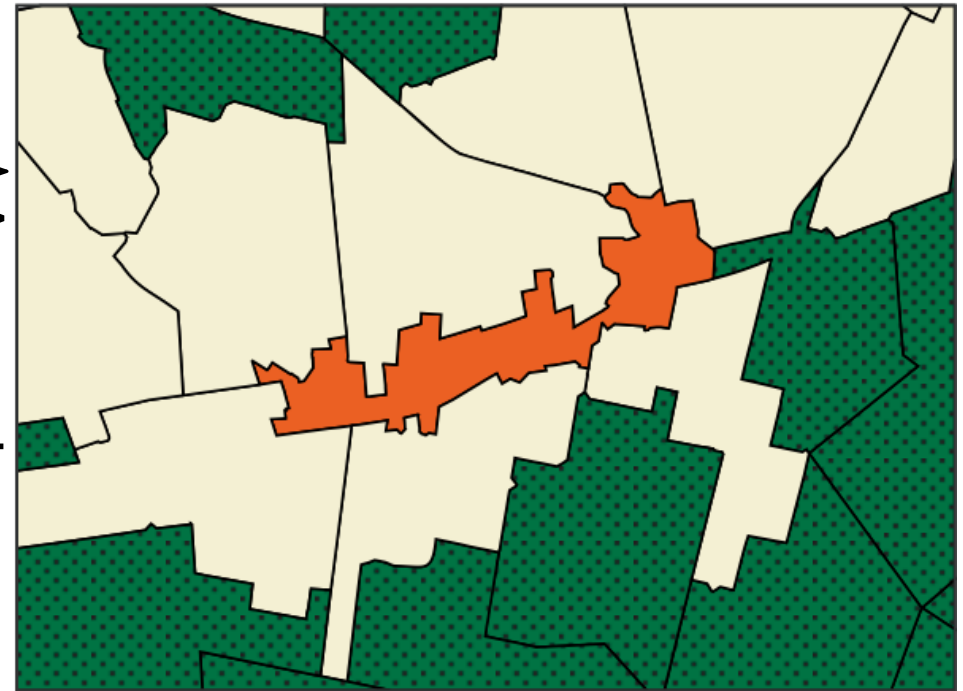


Flächennutzung Maßstab 1:250.000


# Flächenaggregation




↑ Aggregation




Flächennutzung Maßstab 1:50.000

 Grassland

 Forest

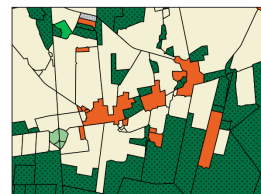
 Farmland

 Settlement

 Industry

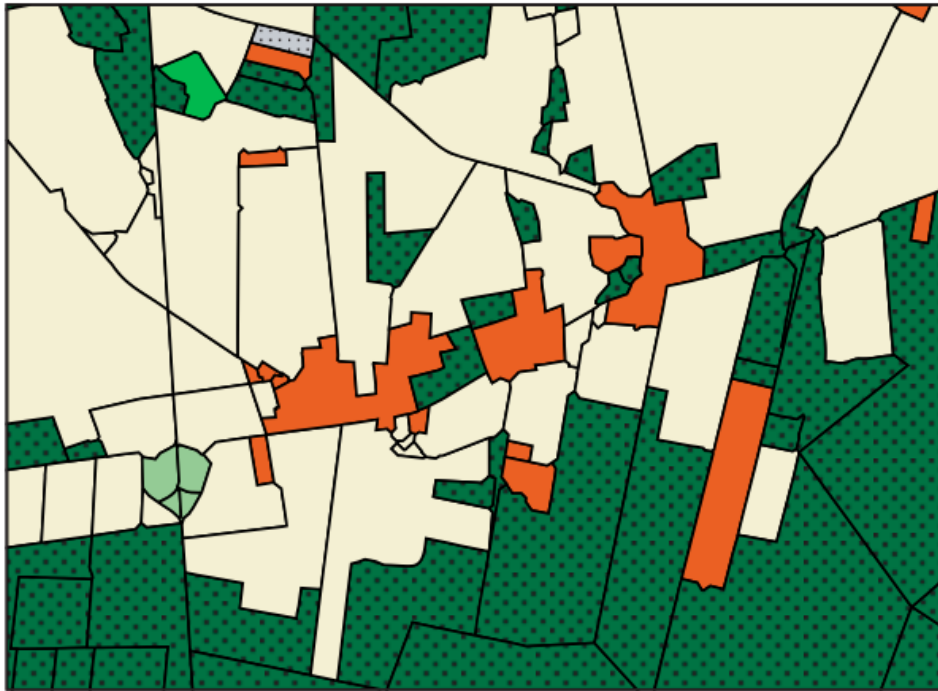
direktes  
Skalieren ↓

?

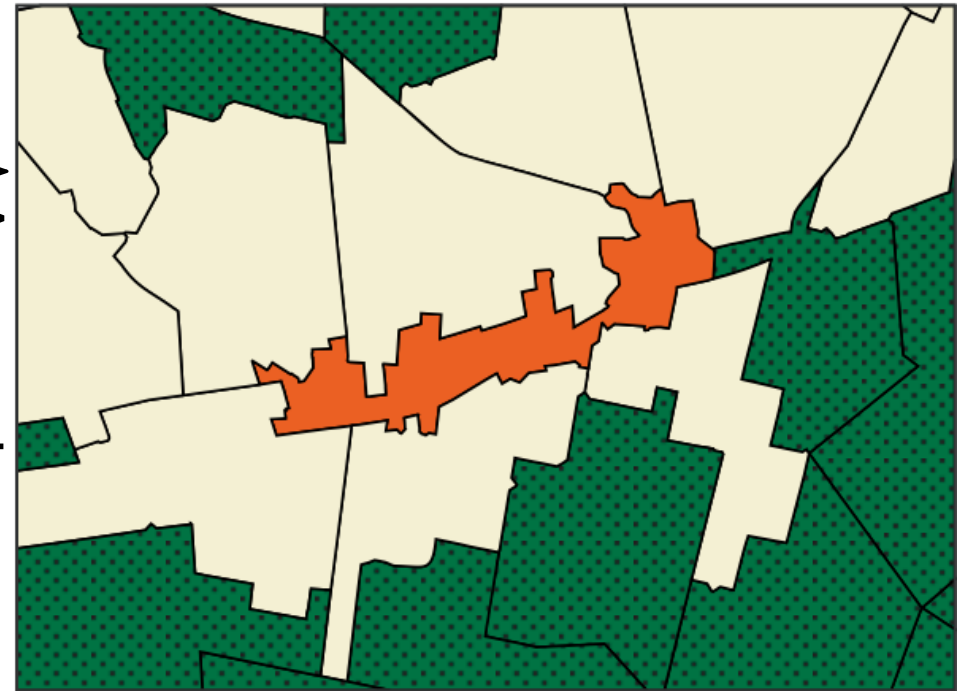


Flächennutzung Maßstab 1:250.000






# Flächenaggregation



↑ Aggregation



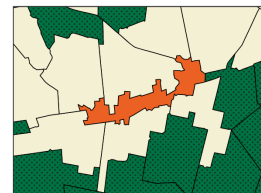
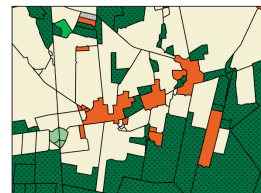
Flächennutzung Maßstab 1:50.000

-  Grassland
-  Forest
-  Farmland
-  Settlement
-  Industry

direktes  
Skalieren ↓

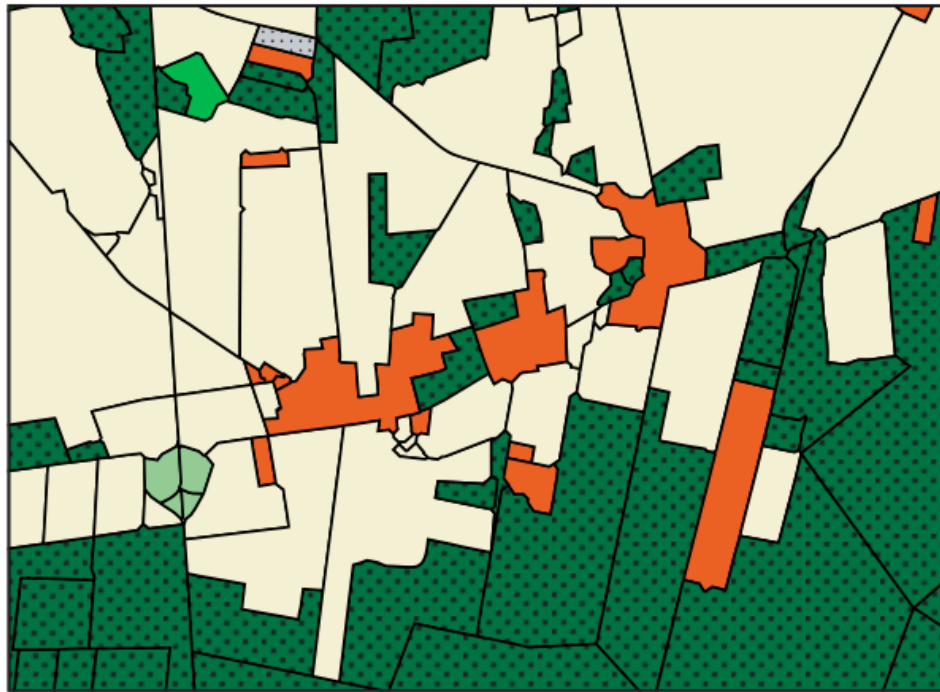
↓ Skalieren

?

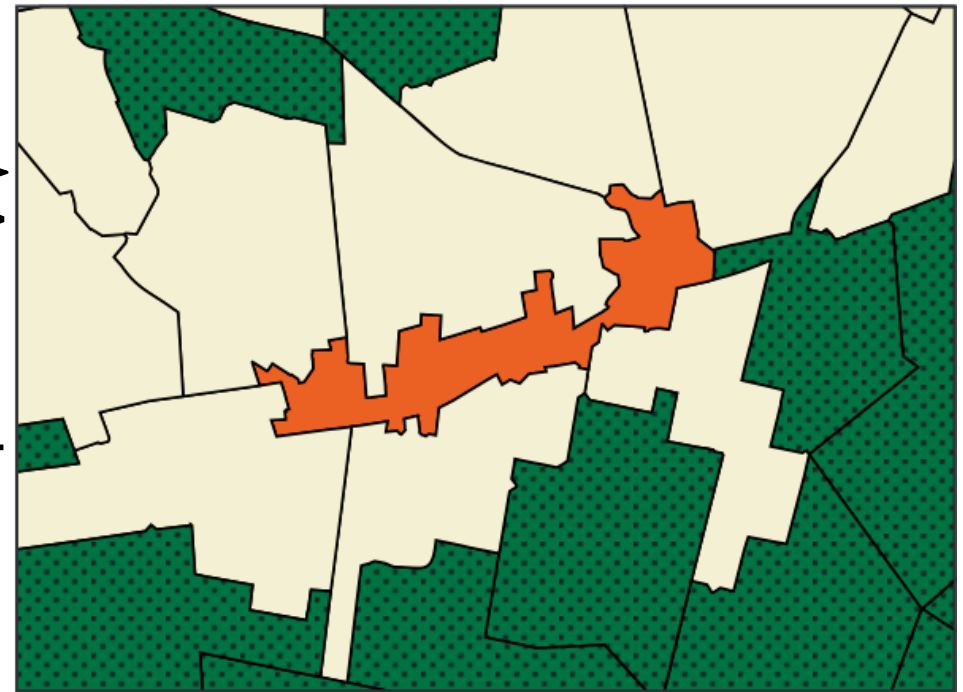


Flächennutzung Maßstab 1:250.000


# Flächenaggregation




↓ Aggregation




Flächennutzung Maßstab 1:50.000

 Grassland

 Forest

 Farmland

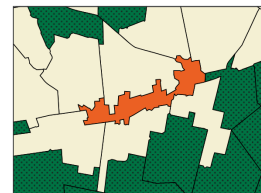
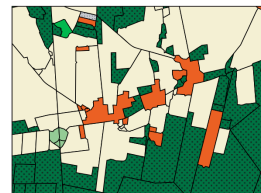
 Settlement

 Industry

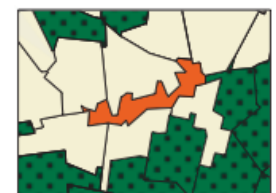
↓ direktes  
Skalieren

↓ Skalieren

?

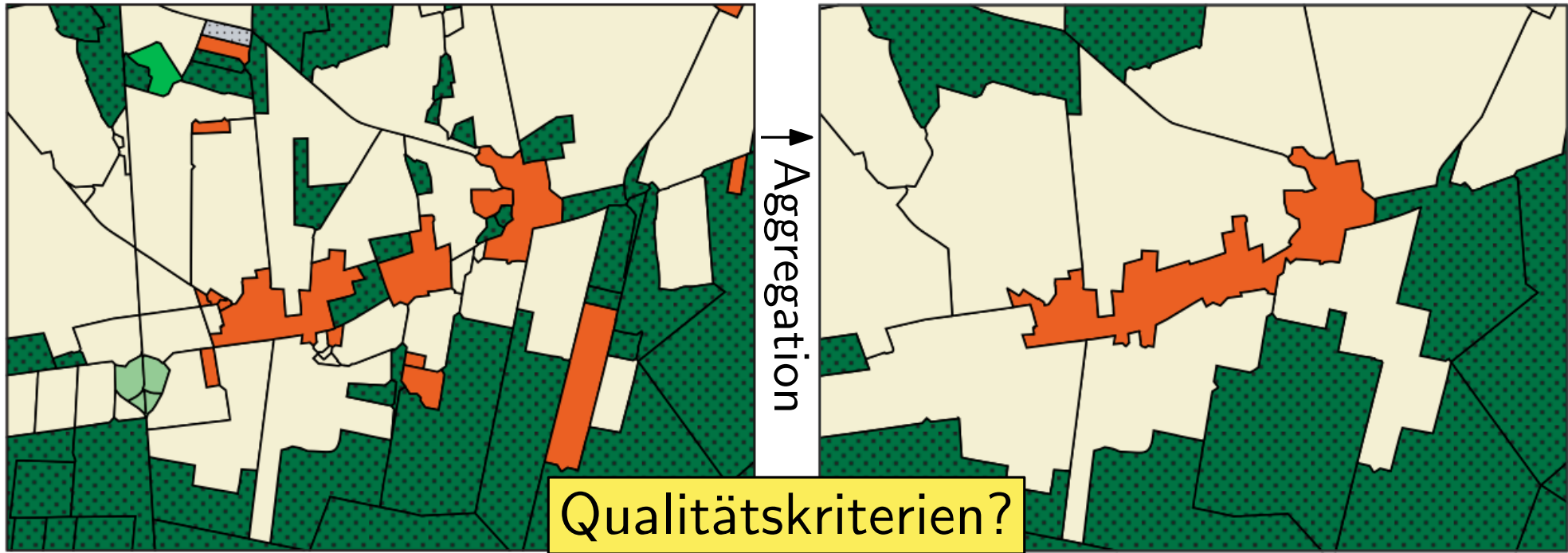


→ Vereinfachen

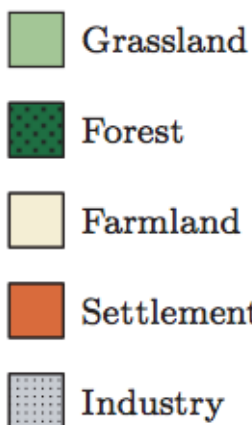


Flächennutzung Maßstab 1:250.000

# Flächenaggregation

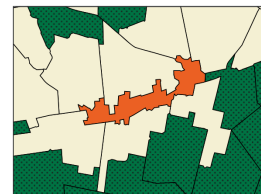
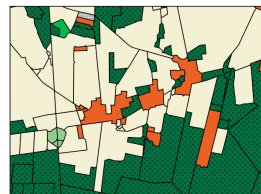


Flächennutzung Maßstab 1:50.000

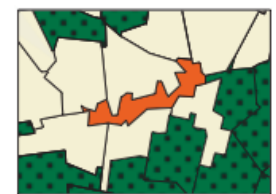


direktes Skalieren ↓ Skalieren ↓

?



Vereinfachen →



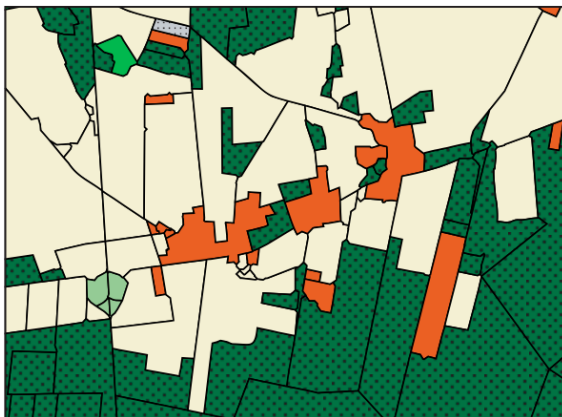
Flächennutzung Maßstab 1:250.000

**Daten:** topographische Datenbank mit Flächennutzungsdaten

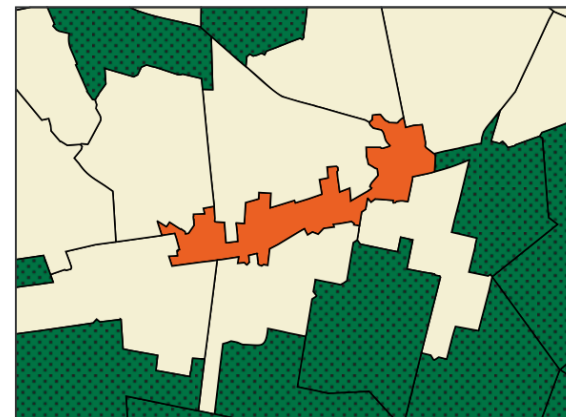
- Unterteilung der Ebene in Polygone bestimmter Nutzungskategorien
- z.B.: Siedlung, Gewerbe, Ackerland, Wald, ...

**Ziel:** generiere *sinnvolle* Karte in Maßstab 1:Z

- dargestellte Flächen überschreiten Mindestgröße
- dazu Aggregation benachbarter Flächen nötig
- möglichst kleine Kategorienänderungen
- möglichst kompakte Flächen



↓  
Aggregation





# Typische Heuristik

## Algorithmus RegionGrowing

$S \leftarrow$  Menge der Regionen kleiner als Mindestfläche

**while**  $S \neq \emptyset$  **do**

$a \leftarrow$  kleinste Region in  $S$

    verschmelze  $a$  mit passendstem Nachbarn

    update  $S$

## Algorithmus RegionGrowing

$S \leftarrow$  Menge der Regionen kleiner als Mindestfläche

**while**  $S \neq \emptyset$  **do**

$a \leftarrow$  kleinste Region in  $S$

    verschmelze  $a$  mit passendstem Nachbarn

    update  $S$

Vor- und Nachteile?

## Algorithmus RegionGrowing

$S \leftarrow$  Menge der Regionen kleiner als Mindestfläche

**while**  $S \neq \emptyset$  **do**

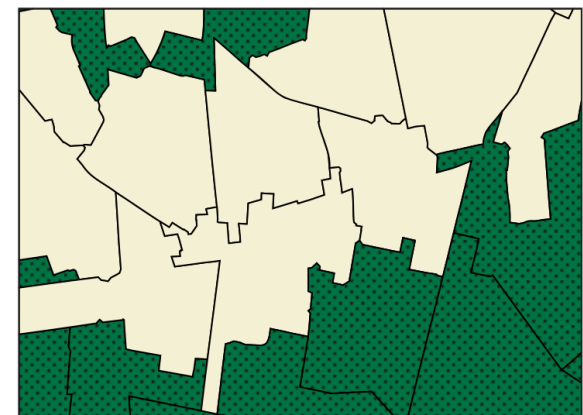
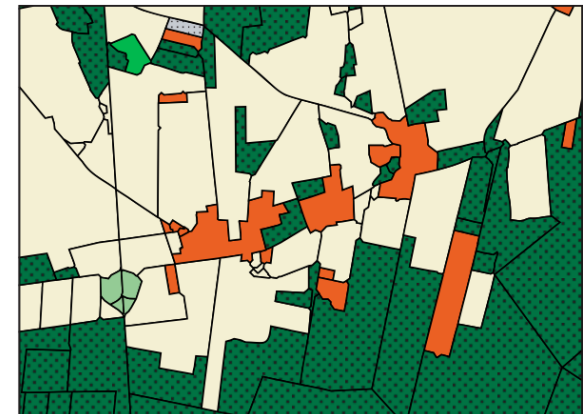
$a \leftarrow$  kleinste Region in  $S$

    verschmelze  $a$  mit passendstem Nachbarn

    update  $S$

Vor- und Nachteile?

- einfach zu implementieren
- Mindestflächen werden eingehalten
- nur lokale greedy Entscheidungen
- wichtige Features können verschwinden
- keine Qualitätsgarantie für Änderung der Kategorien



## 1) Logische Konsistenz

- Ausgabe ist Unterteilung der Ebene
- Einhaltung von Mindestflächen, ggf. kategorienabhängig (z.B. Wald  $\geq$  40 ha für 1:250K)

## 1) Logische Konsistenz

- Ausgabe ist Unterteilung der Ebene
- Einhaltung von Mindestflächen, ggf. kategorienabhängig (z.B. Wald  $\geq$  40 ha für 1:250K)

## 2) Vollständigkeit

- jede Eingaberegion, die groß genug ist muss korrekt in ihrer Kategorie dargestellt sein

## 1) Logische Konsistenz

- Ausgabe ist Unterteilung der Ebene
- Einhaltung von Mindestflächen, ggf. kategorienabhängig (z.B. Wald  $\geq 40$  ha für 1:250K)

## 2) Vollständigkeit

- jede Eingaberegion, die groß genug ist muss korrekt in ihrer Kategorie dargestellt sein

## 3) Semantische Genauigkeit

- semantische Distanz  $d: \Gamma \times \Gamma \rightarrow \mathbb{R}_0^+$  zwischen Kategorien
- minimiere

$$\bar{d} = \frac{\sum_{v \in V} w(v) \cdot d(\gamma(v), \gamma'(v))}{\sum_{v \in V} w(v)}$$

## 1) Logische Konsistenz

- Ausgabe ist Unterteilung der Ebene
- Einhaltung von Mindestflächen, ggf. kategorienabhängig (z.B. Wald  $\geq 40$  ha für 1:250K)

## 2) Vollständigkeit

- jede Eingaberegion, die groß genug ist muss korrekt in ihrer Kategorie dargestellt sein

## 3) Semantische Genauigkeit

$\Gamma =$  Menge der Kategorien

- semantische Distanz  $d: \Gamma \times \Gamma \rightarrow \mathbb{R}_0^+$  zwischen Kategorien
- minimiere

$$\bar{d} = \sum_{v \in V} w(v) \cdot d(\gamma(v), \gamma'(v)) / \sum_{v \in V} w(v)$$

## 1) Logische Konsistenz

- Ausgabe ist Unterteilung der Ebene
- Einhaltung von Mindestflächen, ggf. kategorienabhängig (z.B. Wald  $\geq 40$  ha für 1:250K)

## 2) Vollständigkeit

- jede Eingaberegion, die groß genug ist muss korrekt in ihrer Kategorie dargestellt sein

## 3) Semantische Genauigkeit

$\Gamma =$  Menge der Kategorien

- semantische Distanz  $d: \Gamma \times \Gamma \rightarrow \mathbb{R}_0^+$  zwischen Kategorien
- minimiere

$$\bar{d} = \sum_{v \in V} w(v) \cdot d(\gamma(v), \gamma'(v)) / \sum_{v \in V} w(v)$$

$V =$  Menge der Regionen



## 1) Logische Konsistenz

- Ausgabe ist Unterteilung der Ebene
- Einhaltung von Mindestflächen, ggf. kategorienabhängig (z.B. Wald  $\geq 40$  ha für 1:250K)

## 2) Vollständigkeit

- jede Eingaberegion, die groß genug ist muss korrekt in ihrer Kategorie dargestellt sein

## 3) Semantische Genauigkeit

$\Gamma =$  Menge der Kategorien

- semantische Distanz  $d: \Gamma \times \Gamma \rightarrow \mathbb{R}_0^+$  zwischen Kategorien
- minimiere

$$\bar{d} = \sum_{v \in V} w(v) \cdot d(\gamma(v), \gamma'(v)) / \sum_{v \in V} w(v)$$

$V =$  Menge der Regionen

$\gamma: V \rightarrow \Gamma =$  Kategorie einer Region

## 1) Logische Konsistenz

- Ausgabe ist Unterteilung der Ebene
- Einhaltung von Mindestflächen, ggf. kategorienabhängig (z.B. Wald  $\geq 40$  ha für 1:250K)

## 2) Vollständigkeit

- jede Eingaberegion, die groß genug ist muss korrekt in ihrer Kategorie dargestellt sein

## 3) Semantische Genauigkeit

$\Gamma =$  Menge der Kategorien

- semantische Distanz  $d: \Gamma \times \Gamma \rightarrow \mathbb{R}_0^+$  zwischen Kategorien
- minimiere

$$\bar{d} = \sum_{v \in V} w(v) \cdot d(\gamma(v), \gamma'(v)) / \sum_{v \in V} w(v)$$

$V =$  Menge der Regionen

$w: V \rightarrow \mathbb{R}_0^+ =$  Fläche einer Region

$\gamma: V \rightarrow \Gamma =$  Kategorie einer Region

## 1) Logische Konsistenz

- Ausgabe ist Unterteilung der Ebene
- Einhaltung von Mindestflächen, ggf. kategorienabhängig (z.B. Wald  $\geq 40$  ha für 1:250K)

## 2) Vollständigkeit

- jede Eingaberegion, die groß genug ist muss korrekt in ihrer Kategorie dargestellt sein

## 3) Semantische Genauigkeit

- semantische Distanz  $d: \Gamma \times \Gamma \rightarrow \mathbb{R}_0^+$  zwischen Kategorien
- minimiere

$$\bar{d} = \sum_{v \in V} w(v) \cdot d(\gamma(v), \gamma'(v)) / \sum_{v \in V} w(v)$$

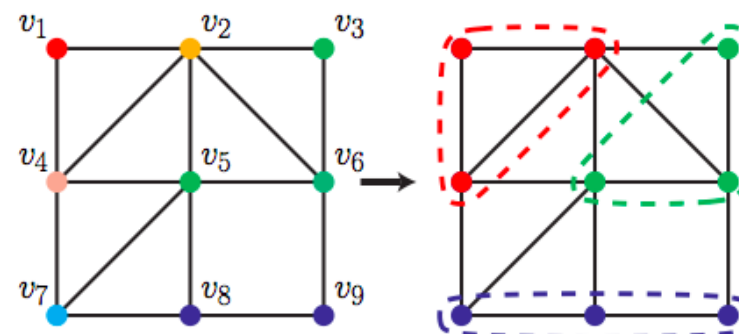
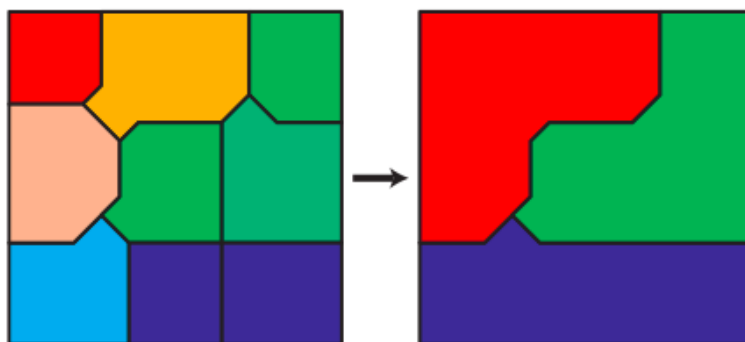
## 4) Kompaktheit

- aggregierte Regionen sollen möglichst kompakt sein, gemessen an einem Kompaktheitsmaß  $c: 2^V \times \Gamma \rightarrow \mathbb{R}_0^+$

- Geg:**
- planarer Graph  $G = (V, E)$  mit Knotengewichten  $w: V \rightarrow \mathbb{R}^+$  und Knotenfärbung  $\gamma: V \rightarrow \Gamma$
  - Mindestgewicht jeder Farbe  $\theta: \Gamma \rightarrow \mathbb{R}^+$
  - semantischer Abstand  $d: \Gamma \times \Gamma \rightarrow \mathbb{R}_0^+$
  - (Nicht-)Kompaktheit  $c: 2^V \times \Gamma \rightarrow \mathbb{R}_0^+$
  - Parameter  $s \in [0, 1]$

**Ges:** Knotenfärbung  $\gamma': V \rightarrow \Gamma$  und Partitionierung  $P = \{V_1, \dots, V_p\}$  von  $V$  mit

- $\gamma'(v) = \gamma'_i$  für alle  $v \in V_i$
- $\sum_{v \in V_i} w(v) \geq \theta(\gamma'_i)$
- induzierter Graph  $G[V_i]$  ist zusammenhängend
- $\exists$  Knoten  $v \in V_i$ , der seine Farbe behält, d.h.  $\gamma(v) = \gamma'(v)$

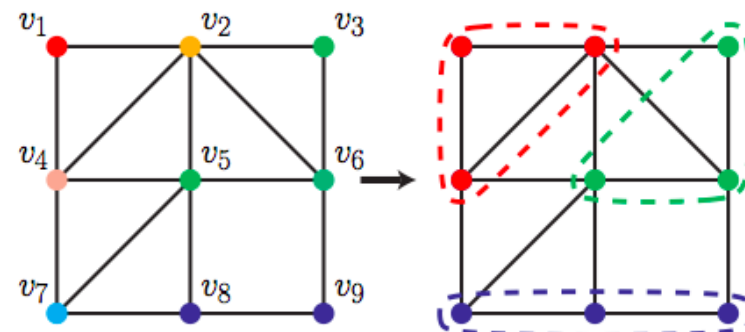
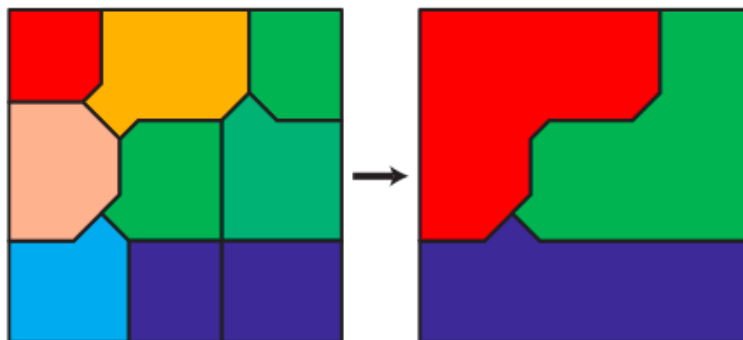


- Geg:**
- planarer Graph  $G = (V, E)$  mit Knotengewichten  $w: V \rightarrow \mathbb{R}^+$  und Knotenfärbung  $\gamma: V \rightarrow \Gamma$
  - Mindestgewicht jeder Farbe  $\theta: \Gamma \rightarrow \mathbb{R}^+$
  - semantischer Abstand  $d: \Gamma \times \Gamma \rightarrow \mathbb{R}_0^+$
  - (Nicht-)Kompaktheit  $c: 2^V \times \Gamma \rightarrow \mathbb{R}_0^+$
  - Parameter  $s \in [0, 1]$

**Ges:** Knotenfärbung  $\gamma': V \rightarrow \Gamma$  und Partitionierung  $P = \{V_1, \dots, V_p\}$  von  $V$  mit

- $\gamma'(v) = \gamma'_i$  für alle  $v \in V_i$
- $\sum_{v \in V_i} w(v) \geq \theta(\gamma'_i)$
- induzierter Graph  $G[V_i]$  ist zusammenhängend
- $\exists$  Knoten  $v \in V_i$ , der seine Farbe behält, d.h.  $\gamma(v) = \gamma'(v)$

Alle Knoten einer Partition gehören zur selben Kategorie.

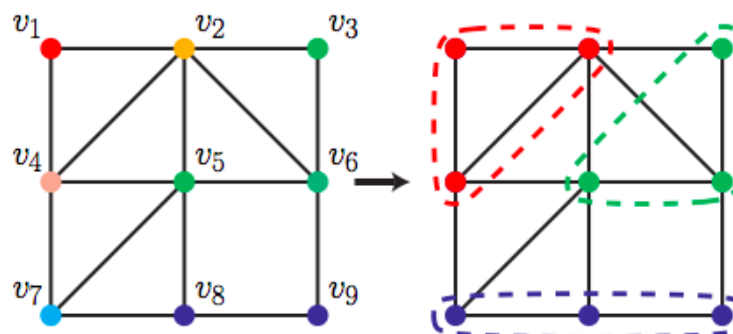
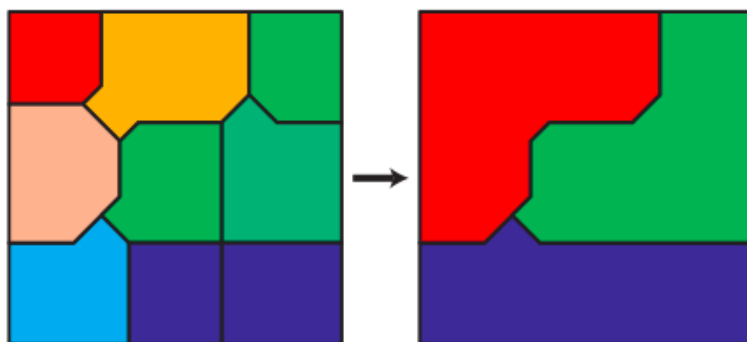


- Geg:**
- planarer Graph  $G = (V, E)$  mit Knotengewichten  $w: V \rightarrow \mathbb{R}^+$  und Knotenfärbung  $\gamma: V \rightarrow \Gamma$
  - Mindestgewicht jeder Farbe  $\theta: \Gamma \rightarrow \mathbb{R}^+$
  - semantischer Abstand  $d: \Gamma \times \Gamma \rightarrow \mathbb{R}_0^+$
  - (Nicht-)Kompaktheit  $c: 2^V \times \Gamma \rightarrow \mathbb{R}_0^+$
  - Parameter  $s \in [0, 1]$

**Ges:** Knotenfärbung  $\gamma': V \rightarrow \Gamma$  und Partitionierung  $P = \{V_1, \dots, V_p\}$  von  $V$  mit

- $\gamma'(v) = \gamma'_i$  für alle  $v \in V_i$
- $\sum_{v \in V_i} w(v) \geq \theta(\gamma'_i)$
- induzierter Graph  $G[V_i]$  ist zusammenhängend
- $\exists$  Knoten  $v \in V_i$ , der seine Farbe behält, d.h.  $\gamma(v) = \gamma'(v)$

Partition besitzt geforderte Mindestgewicht (Fläche).

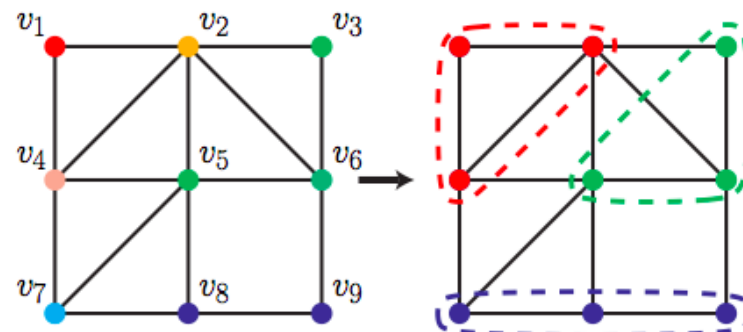
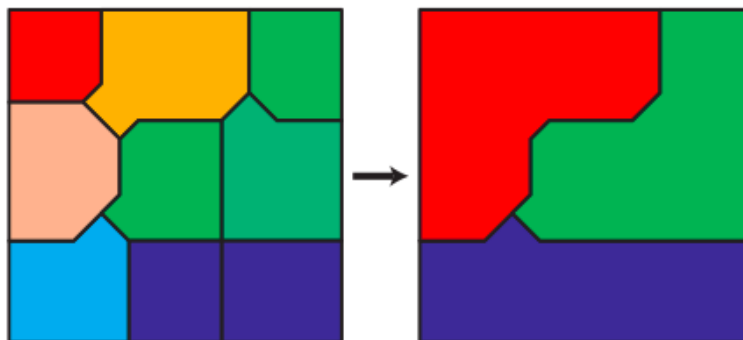


- Geg:**
- planarer Graph  $G = (V, E)$  mit Knotengewichten  $w: V \rightarrow \mathbb{R}^+$  und Knotenfärbung  $\gamma: V \rightarrow \Gamma$
  - Mindestgewicht jeder Farbe  $\theta: \Gamma \rightarrow \mathbb{R}^+$
  - semantischer Abstand  $d: \Gamma \times \Gamma \rightarrow \mathbb{R}_0^+$
  - (Nicht-)Kompaktheit  $c: 2^V \times \Gamma \rightarrow \mathbb{R}_0^+$
  - Parameter  $s \in [0, 1]$

**Ges:** Knotenfärbung  $\gamma': V \rightarrow \Gamma$  und Partitionierung  $P = \{V_1, \dots, V_p\}$  von  $V$  mit

- $\gamma'(v) = \gamma'_i$  für alle  $v \in V_i$
- $\sum_{v \in V_i} w(v) \geq \theta(\gamma'_i)$
- induzierter Graph  $G[V_i]$  ist zusammenhängend
- $\exists$  Knoten  $v \in V_i$ , der seine Farbe behält, d.h.  $\gamma(v) = \gamma'(v)$

Partition repräsentiert zusammenhängende Fläche.

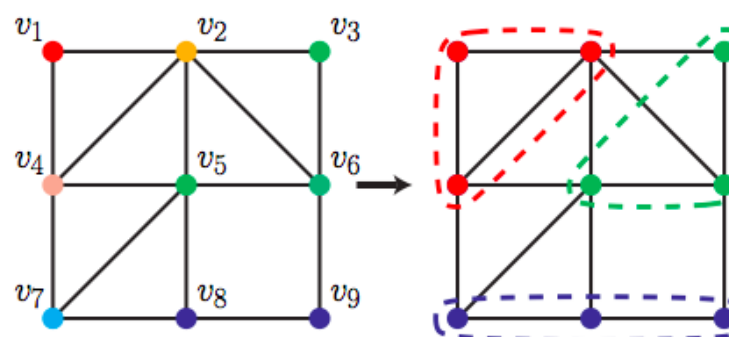
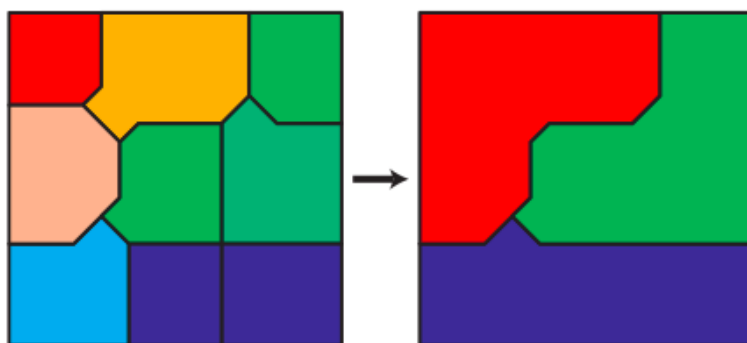


- Geg:**
- planarer Graph  $G = (V, E)$  mit Knotengewichten  $w: V \rightarrow \mathbb{R}^+$  und Knotenfärbung  $\gamma: V \rightarrow \Gamma$
  - Mindestgewicht jeder Farbe  $\theta: \Gamma \rightarrow \mathbb{R}^+$
  - semantischer Abstand  $d: \Gamma \times \Gamma \rightarrow \mathbb{R}_0^+$
  - (Nicht-)Kompaktheit  $c: 2^V \times \Gamma \rightarrow \mathbb{R}_0^+$
  - Parameter  $s \in [0, 1]$

**Ges:** Knotenfärbung  $\gamma': V \rightarrow \Gamma$  und Partitionierung  $P = \{V_1, \dots, V_p\}$  von  $V$  mit

- $\gamma'(v) = \gamma'_i$  für alle  $v \in V_i$
- $\sum_{v \in V_i} w(v) \geq \theta(\gamma'_i)$
- induzierter Graph  $G[V_i]$  ist zusammenhängend
- $\exists$  Knoten  $v \in V_i$ , der seine Farbe behält, d.h.  $\gamma(v) = \gamma'(v)$

Partition besitzt Region, die nicht Kategorie gewechselt hat.





- Geg:**
- planarer Graph  $G = (V, E)$  mit Knotengewichten  $w: V \rightarrow \mathbb{R}^+$  und Knotenfärbung  $\gamma: V \rightarrow \Gamma$
  - Mindestgewicht jeder Farbe  $\theta: \Gamma \rightarrow \mathbb{R}^+$
  - semantischer Abstand  $d: \Gamma \times \Gamma \rightarrow \mathbb{R}_0^+$
  - (Nicht-)Kompaktheit  $c: 2^V \times \Gamma \rightarrow \mathbb{R}_0^+$
  - Parameter  $s \in [0, 1]$

**Ges:** Knotenfärbung  $\gamma': V \rightarrow \Gamma$  und Partitionierung  $P = \{V_1, \dots, V_p\}$  von  $V$  mit

- $\gamma'(v) = \gamma'_i$  für alle  $v \in V_i$
- $\sum_{v \in V_i} w(v) \geq \theta(\gamma'_i)$
- induzierter Graph  $G[V_i]$  ist zusammenhängend
- $\exists$  Knoten  $v \in V_i$ , der seine Farbe behält, d.h.  $\gamma(v) = \gamma'(v)$

**minimiere dabei**

- Kosten  $f = s \cdot f_{\text{col}} + (1 - s) \cdot f_{\text{comp}}$
- $f_{\text{col}} = \sum_{v \in V} w(v) \cdot d(\gamma(v), \gamma'(v))$
- $f_{\text{comp}} = \sum_{V_i \in P} c(V_i, \gamma'_i)$

- Geg:**
- planarer Graph  $G = (V, E)$  mit Knotengewichten  $w: V \rightarrow \mathbb{R}^+$  und Knotenfärbung  $\gamma: V \rightarrow \Gamma$
  - Mindestgewicht jeder Farbe  $\theta: \Gamma \rightarrow \mathbb{R}^+$
  - semantischer Abstand  $d: \Gamma \times \Gamma \rightarrow \mathbb{R}_0^+$
  - (Nicht-)Kompaktheit  $c: 2^V \times \Gamma \rightarrow \mathbb{R}_0^+$
  - Parameter  $s \in [0, 1]$

**Ges:** Knotenfärbung  $\gamma': V \rightarrow \Gamma$  und Partitionierung  $P = \{V_1, \dots, V_p\}$  von  $V$  mit

- $\gamma'(v) = \gamma'_i$  für alle  $v \in V_i$
- $\sum_{v \in V_i} w(v) \geq \theta(\gamma'_i)$
- induzierter Graph  $G[V_i]$  ist zusammenhängend
- $\exists$  Knoten  $v \in V_i$ , der seine Farbe behält, d.h.  $\gamma(v) = \gamma'(v)$

**minimiere dabei**

- Kosten  $f = s \cdot f_{\text{col}} + (1 - s) \cdot f_{\text{comp}}$
- $f_{\text{col}} = \sum_{v \in V} w(v) \cdot d(\gamma(v), \gamma'(v))$
- $f_{\text{comp}} = \sum_{V_i \in P} c(V_i, \gamma'_i)$

Bestrafe Kategorienwechsel.

- Geg:**
- planarer Graph  $G = (V, E)$  mit Knotengewichten  $w: V \rightarrow \mathbb{R}^+$  und Knotenfärbung  $\gamma: V \rightarrow \Gamma$
  - Mindestgewicht jeder Farbe  $\theta: \Gamma \rightarrow \mathbb{R}^+$
  - semantischer Abstand  $d: \Gamma \times \Gamma \rightarrow \mathbb{R}_0^+$
  - (Nicht-)Kompaktheit  $c: 2^V \times \Gamma \rightarrow \mathbb{R}_0^+$
  - Parameter  $s \in [0, 1]$

**Ges:** Knotenfärbung  $\gamma': V \rightarrow \Gamma$  und Partitionierung  $P = \{V_1, \dots, V_p\}$  von  $V$  mit

- $\gamma'(v) = \gamma'_i$  für alle  $v \in V_i$
- $\sum_{v \in V_i} w(v) \geq \theta(\gamma'_i)$
- induzierter Graph  $G[V_i]$  ist zusammenhängend
- $\exists$  Knoten  $v \in V_i$ , der seine Farbe behält, d.h.  $\gamma(v) = \gamma'(v)$

**minimiere dabei**

- Kosten  $f = s \cdot f_{\text{col}} + (1 - s) \cdot f_{\text{comp}}$
- $f_{\text{col}} = \sum_{v \in V} w(v) \cdot d(\gamma(v), \gamma'(v))$
- $f_{\text{comp}} = \sum_{V_i \in P} c(V_i, \gamma'_i)$

Bestrafe nicht-kompakte Partitionen

## Umfangsbasiert

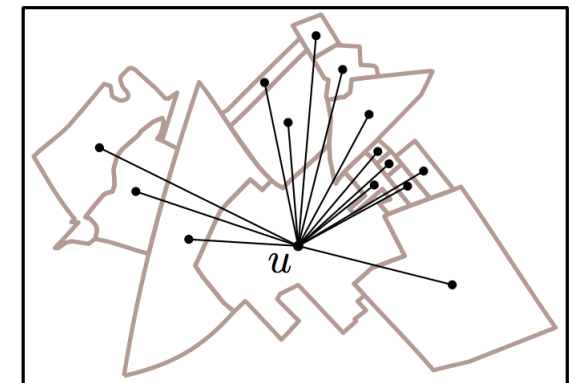
- je kleiner der Umfang einer Region desto kompakter
- $c_p(V') = \text{Umfang}(V')$
- präferiert in der Summe über  $P$  größere Regionen
- Alternativen wie  $c_p / (2\sqrt{\pi}\text{Fläche})$  oder  $\sqrt{\text{Fläche}} \cdot c_p / 2\sqrt{\pi}$  sind problematisch für lineare Optimierung

## Umfangsbasiert

- je kleiner der Umfang einer Region desto kompakter
- $c_p(V') = \text{Umfang}(V')$
- präferiert in der Summe über  $P$  größere Regionen
- Alternativen wie  $c_p/(2\sqrt{\pi\text{Fläche}})$  oder  $\sqrt{\text{Fläche}} \cdot c_p/2\sqrt{\pi}$  sind problematisch für lineare Optimierung

## Distanz zum Zentrum

- sei  $\delta: V \times V \rightarrow \mathbb{R}_0^+$  Euklidischer Abstand zwischen Schwerpunkten
- $c_d(V', k) = \min\{\sum_{v \in V'} w(v) \cdot \delta(v, u) \mid u \in V' \text{ und } \gamma(u) = k\}$
- Flächen sammeln sich rund um Zentrum mit unverändertem Typ
- präferiert kleinere Regionen, jedoch beschränkt durch  $\theta$
- Kombination mit  $c_p$  möglich

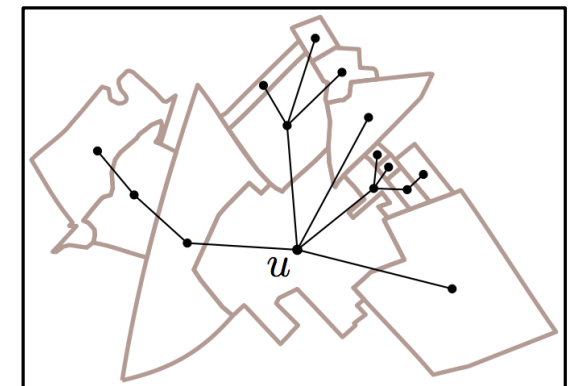


## Umfangsbasiert

- je kleiner der Umfang einer Region desto kompakter
- $c_p(V') = \text{Umfang}(V')$
- präferiert in der Summe über  $P$  größere Regionen
- Alternativen wie  $c_p/(2\sqrt{\pi\text{Fläche}})$  oder  $\sqrt{\text{Fläche}} \cdot c_p/2\sqrt{\pi}$  sind problematisch für lineare Optimierung

## Distanz zum Zentrum

- sei  $\delta: V \times V \rightarrow \mathbb{R}_0^+$  Euklidischer Abstand zwischen Schwerpunkten
- $c_d(V', k) = \min\{\sum_{v \in V'} w(v) \cdot \delta(v, u) \mid u \in V' \text{ und } \gamma(u) = k\}$
- Flächen sammeln sich rund um Zentrum mit unverändertem Typ
- präferiert kleinere Regionen, jedoch beschränkt durch  $\theta$
- Kombination mit  $c_p$  möglich
- nutze alternativ kürzeste Wege  $\delta'_{V'}(u, v)$  in  $G$ , die innerhalb  $V'$  verlaufen  $\rightarrow c_{sp}(V', k)$



**Satz 1:** Für eine gegebene Instanz von AREAAGGREGATION und einen Wert  $C \in \mathbb{Z}$  ist es NP-schwer zu entscheiden, ob eine Lösung mit Kosten  $\leq C$  existiert, selbst wenn  $|\Gamma| = 2$ ,  $w \equiv 1$ ,  $\theta$  für alle Farben gleich, Distanz  $d \in \{0, 1\}$  und  $s = 1$ .

**Beweis:** Reduktion von planarem Vertex Cover (s. Tafel)

## PLANARES VERTEX COVER

**Geg:** Planarer Graph  $G = (V, E)$ , Parameter  $C \in \mathbb{N}$

**Ges:** Vertex Cover  $V \subseteq V'$  mit  $|V'| \leq C$ .

$V' \subseteq V$  heißt *Vertex Cover*, falls für jede Kante  $\{u, v\} \in E$  gilt  $u \in V'$  oder  $v \in V'$ .

# (Gemischt) Ganzzahlige Programmierung

**Lineare Programmierung** (LP) ist ein effizientes Optimierungsverfahren für

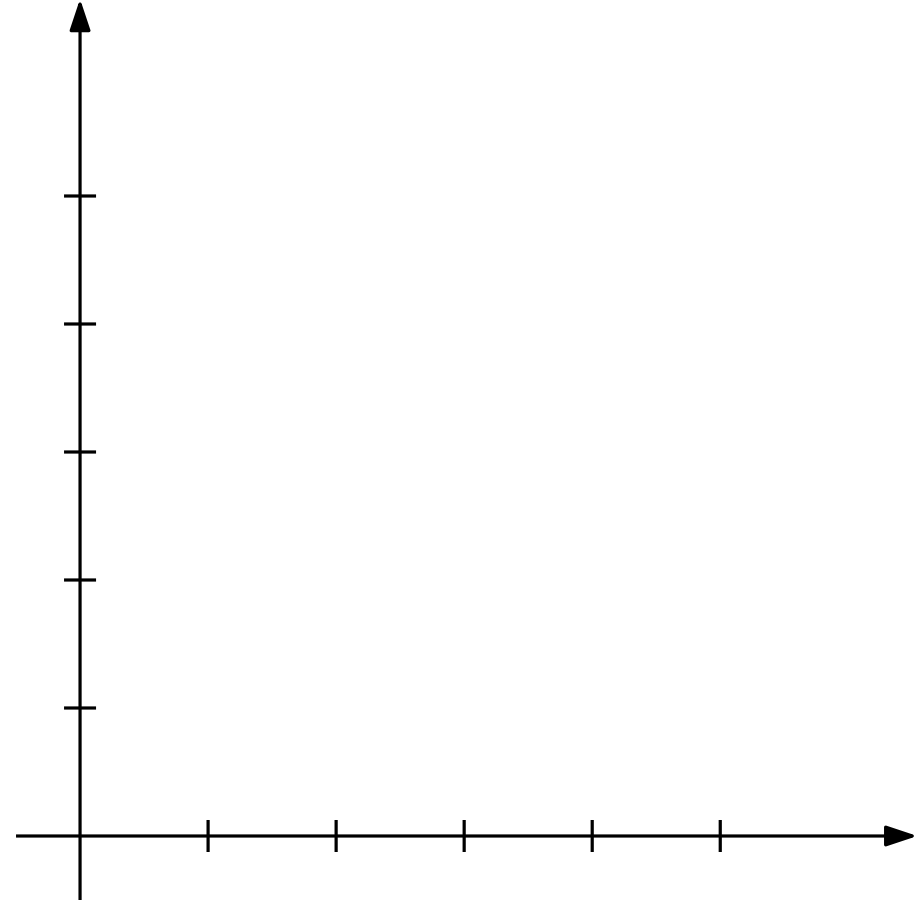
- lineare Nebenbedingungen
- lineare Zielfunktion
- reellwertige Variablen

Beispiel:

maximiere  $x + 2y$  sodass

$$y \leq 0,9x + 1,5$$

$$y \geq 1,4x - 1,3$$





# (Gemischt) Ganzzahlige Programmierung

**Lineare Programmierung (LP)** ist ein effizientes Optimierungsverfahren für

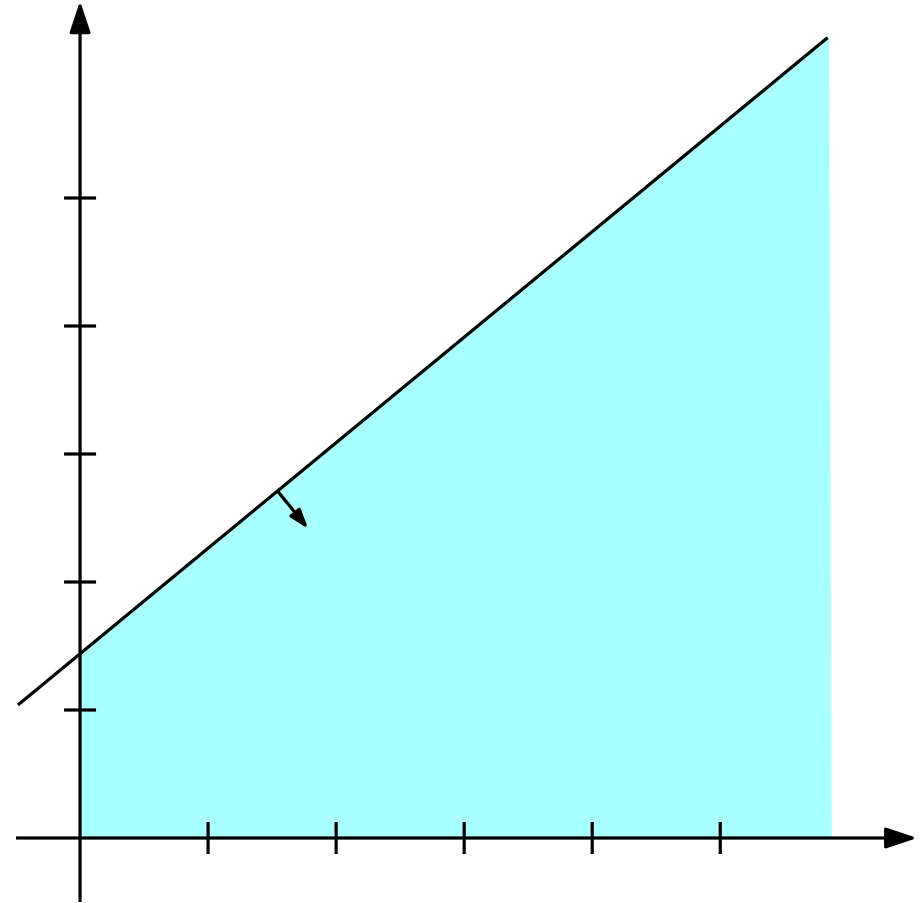
- lineare Nebenbedingungen
- lineare Zielfunktion
- reellwertige Variablen

Beispiel:

maximiere  $x + 2y$  sodass

$$y \leq 0,9x + 1,5$$

$$y \geq 1,4x - 1,3$$



# (Gemischt) Ganzzahlige Programmierung

**Lineare Programmierung (LP)** ist ein effizientes Optimierungsverfahren für

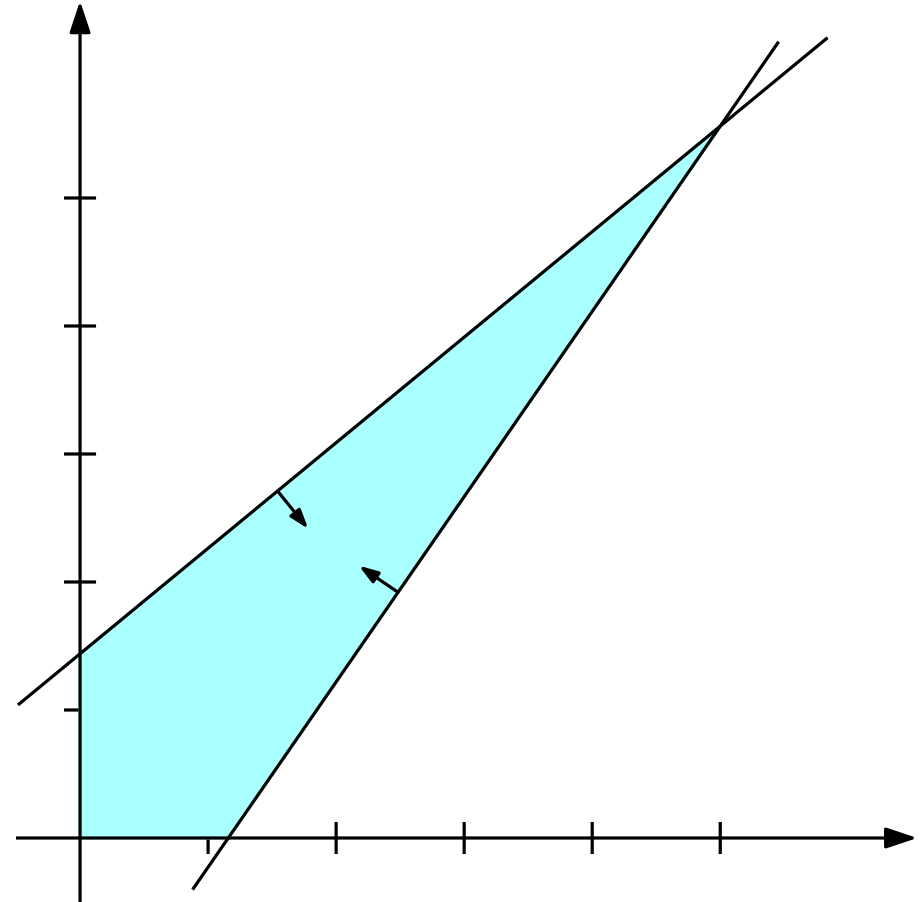
- lineare Nebenbedingungen
- lineare Zielfunktion
- reellwertige Variablen

Beispiel:

maximiere  $x + 2y$  sodass

$$y \leq 0,9x + 1,5$$

$$y \geq 1,4x - 1,3$$



# (Gemischt) Ganzzahlige Programmierung

**Lineare Programmierung (LP)** ist ein effizientes Optimierungsverfahren für

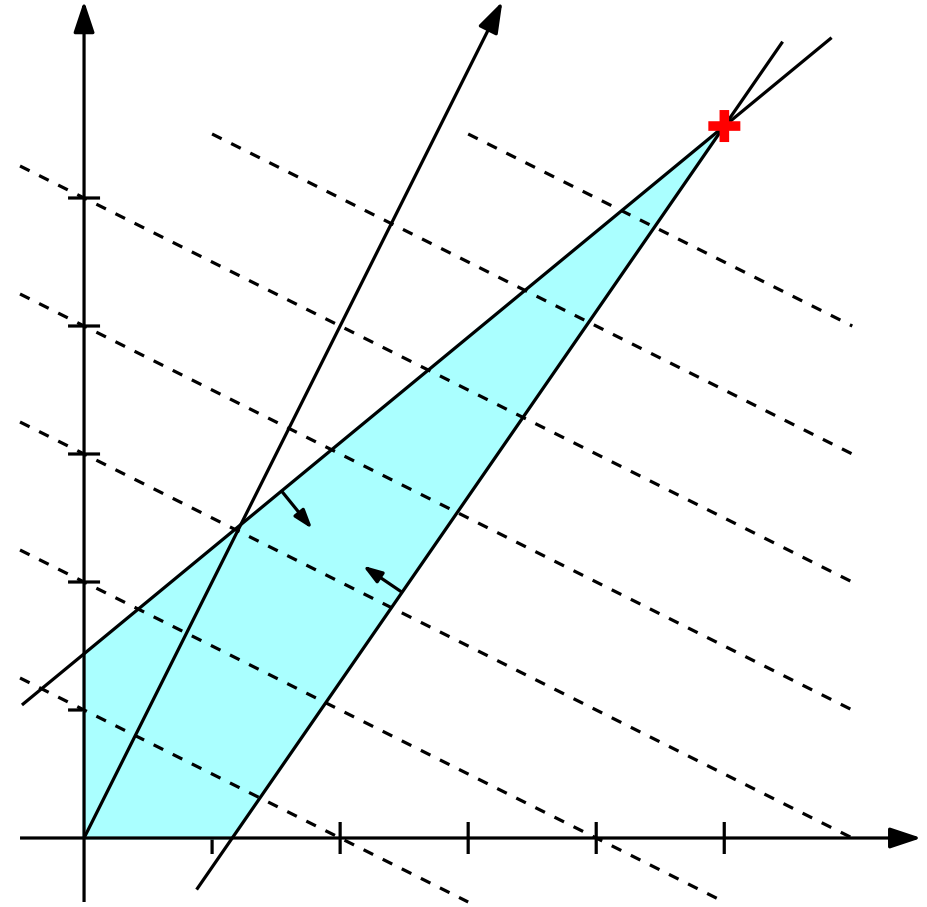
- lineare Nebenbedingungen
- lineare Zielfunktion
- reellwertige Variablen

Beispiel:

maximiere  $x + 2y$  sodass

$$y \leq 0,9x + 1,5$$

$$y \geq 1,4x - 1,3$$



# (Gemischt) Ganzzahlige Programmierung

**Lineare Programmierung (LP)** ist ein effizientes Optimierungsverfahren für

- lineare Nebenbedingungen
- lineare Zielfunktion
- reellwertige Variablen

Beispiel:

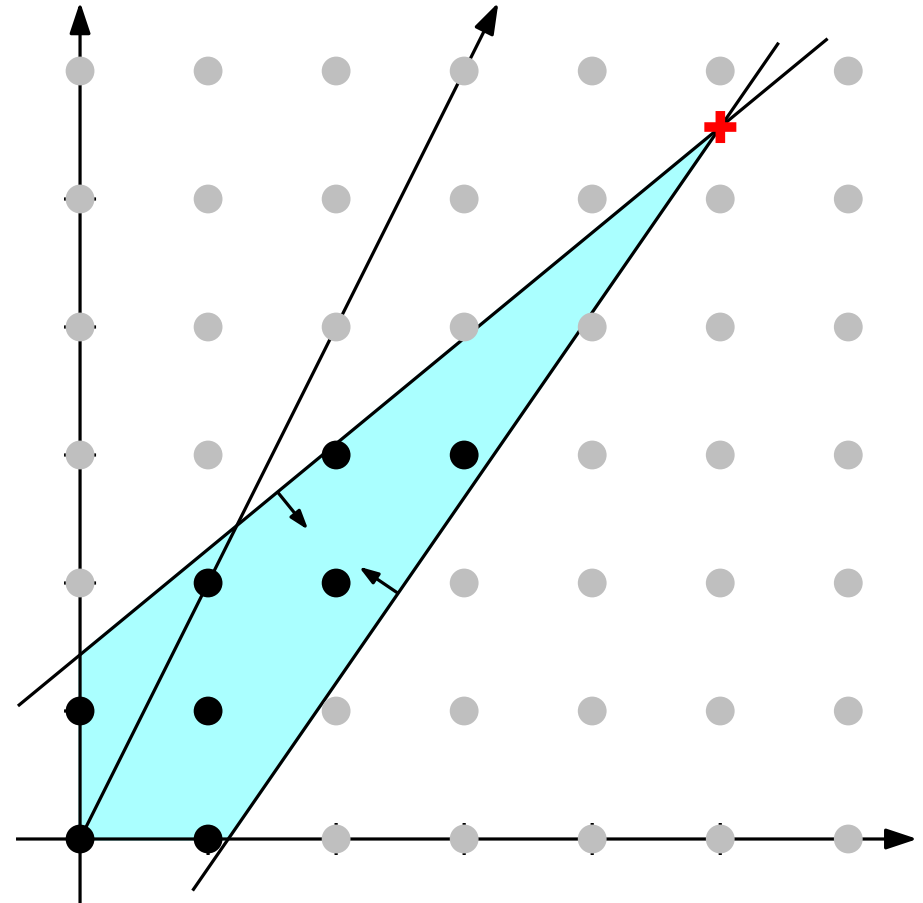
maximiere  $x + 2y$  sodass

$$y \leq 0,9x + 1,5$$

$$y \geq 1,4x - 1,3$$

**Gemischt ganzzahlige Programmierung (MIP)**

- erlaubt reellwertige und ganzzahlige Variablen
- ist im Allg. NP-schwer
- liefert dennoch oft brauchbare und praktikable Lösungen in der Praxis



# (Gemischt) Ganzzahlige Programmierung

**Lineare Programmierung (LP)** ist ein effizientes Optimierungsverfahren für

- lineare Nebenbedingungen
- lineare Zielfunktion
- reellwertige Variablen

Beispiel:

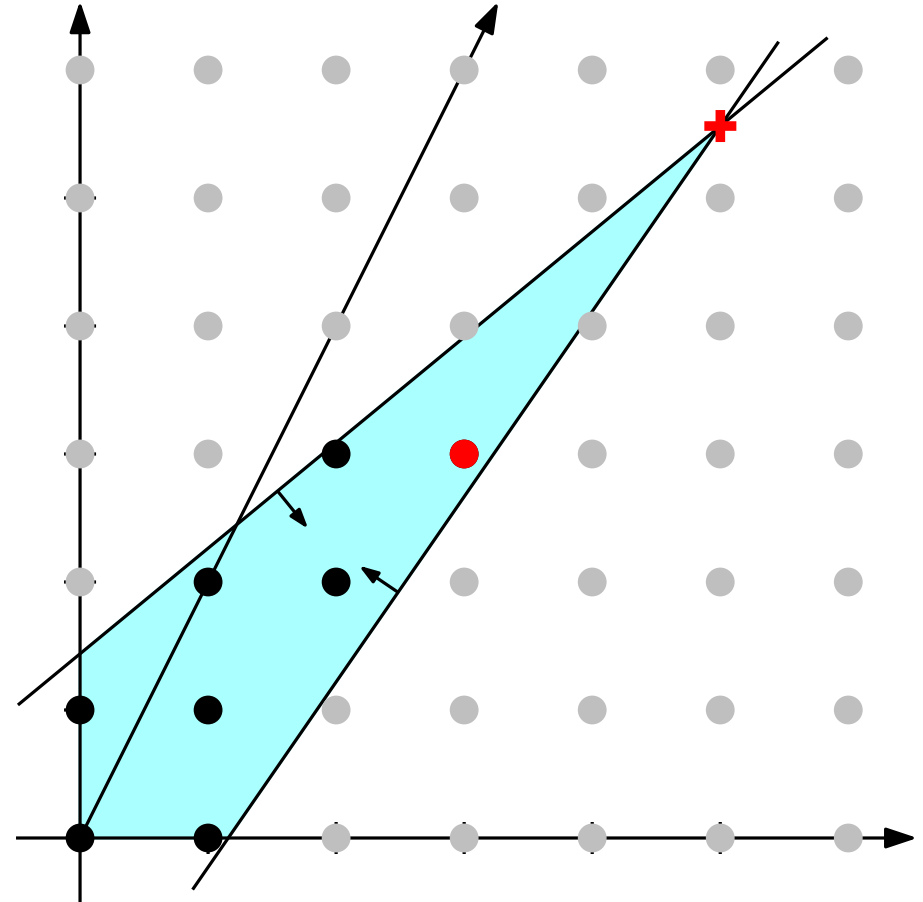
maximiere  $x + 2y$  sodass

$$y \leq 0,9x + 1,5$$

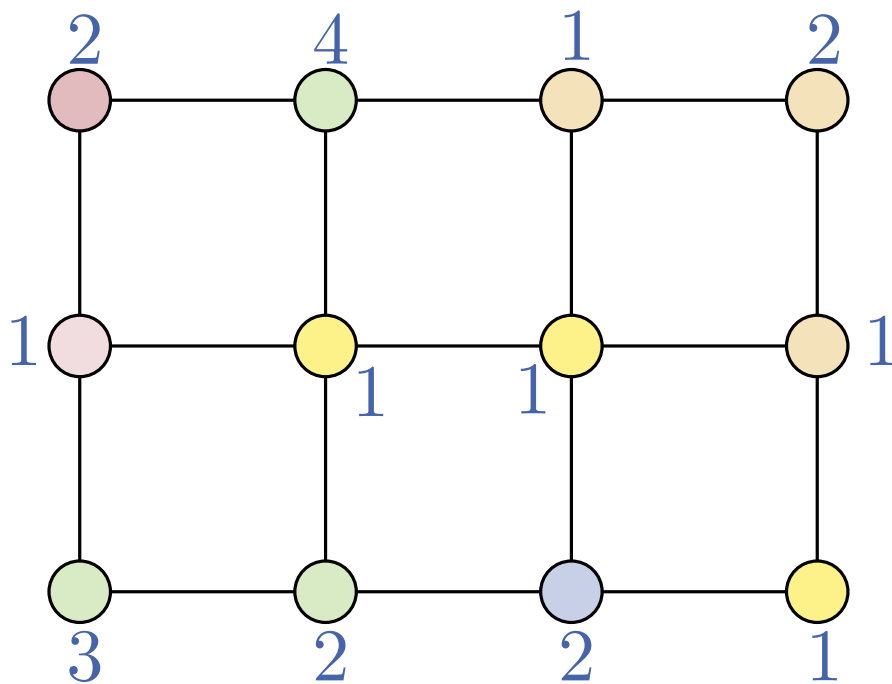
$$y \geq 1,4x - 1,3$$

**Gemischt ganzzahlige Programmierung (MIP)**

- erlaubt reellwertige und ganzzahlige Variablen
- ist im Allg. NP-schwer
- liefert dennoch oft brauchbare und praktikable Lösungen in der Praxis

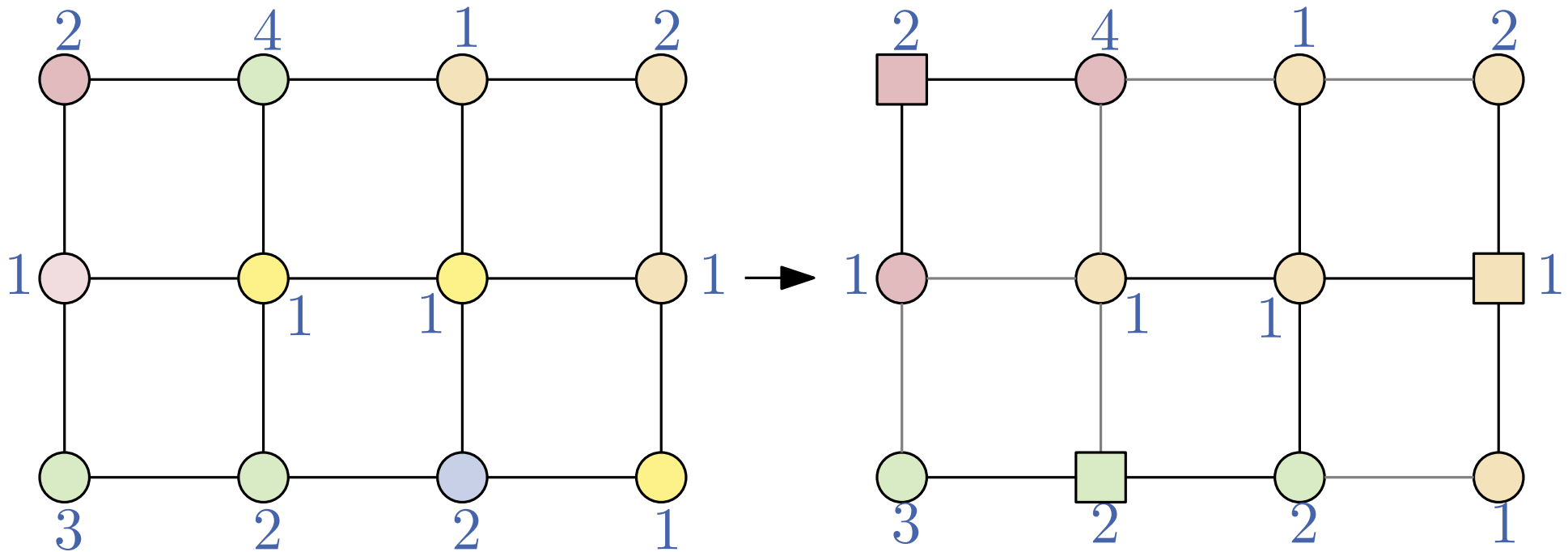


**Idee:** Flussnetzwerk  $N$  basierend auf  $G$ , sodass Zusammenhangskomp. aller Kanten mit Fluss  $> 0$  die Aggregation definieren.



**Idee:** Flussnetzwerk  $N$  basierend auf  $G$ , sodass Zusammenhangskomp. aller Kanten mit Fluss  $> 0$  die Aggregation definieren.

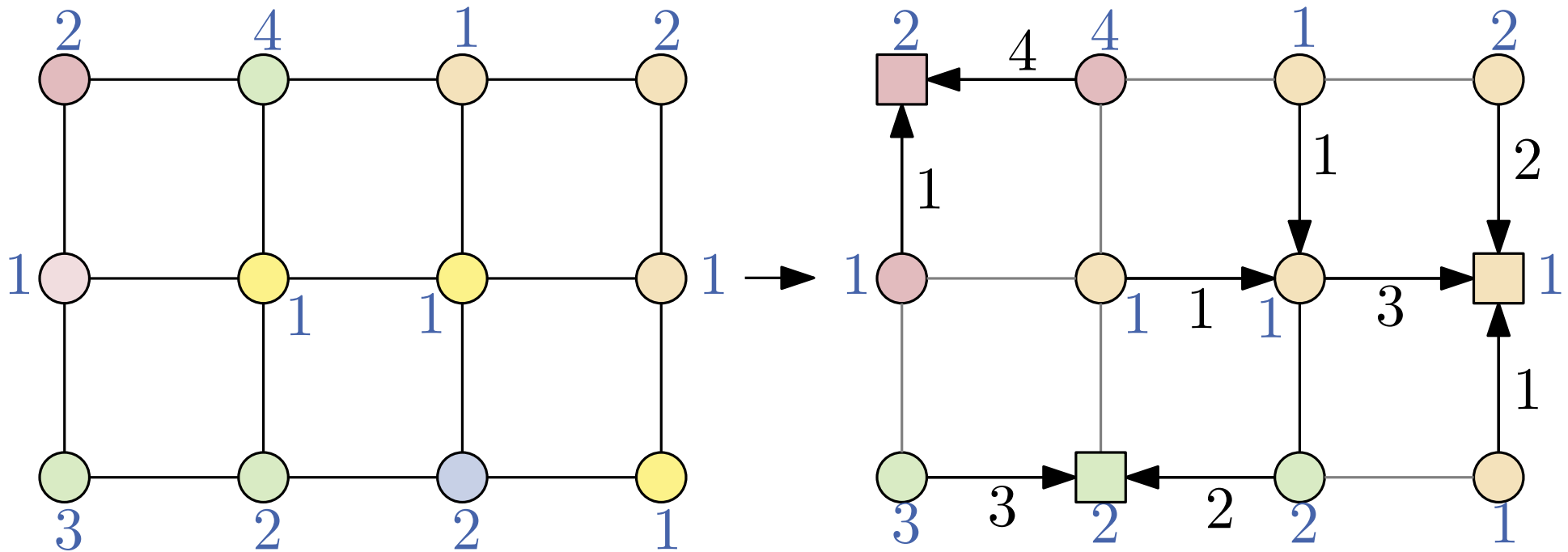
**Betrachte Lösung:**



$$\theta = 7$$

**Idee:** Flussnetzwerk  $N$  basierend auf  $G$ , sodass Zusammenhangskomp. aller Kanten mit Fluss  $> 0$  die Aggregation definieren.

**Betrachte Lösung:**



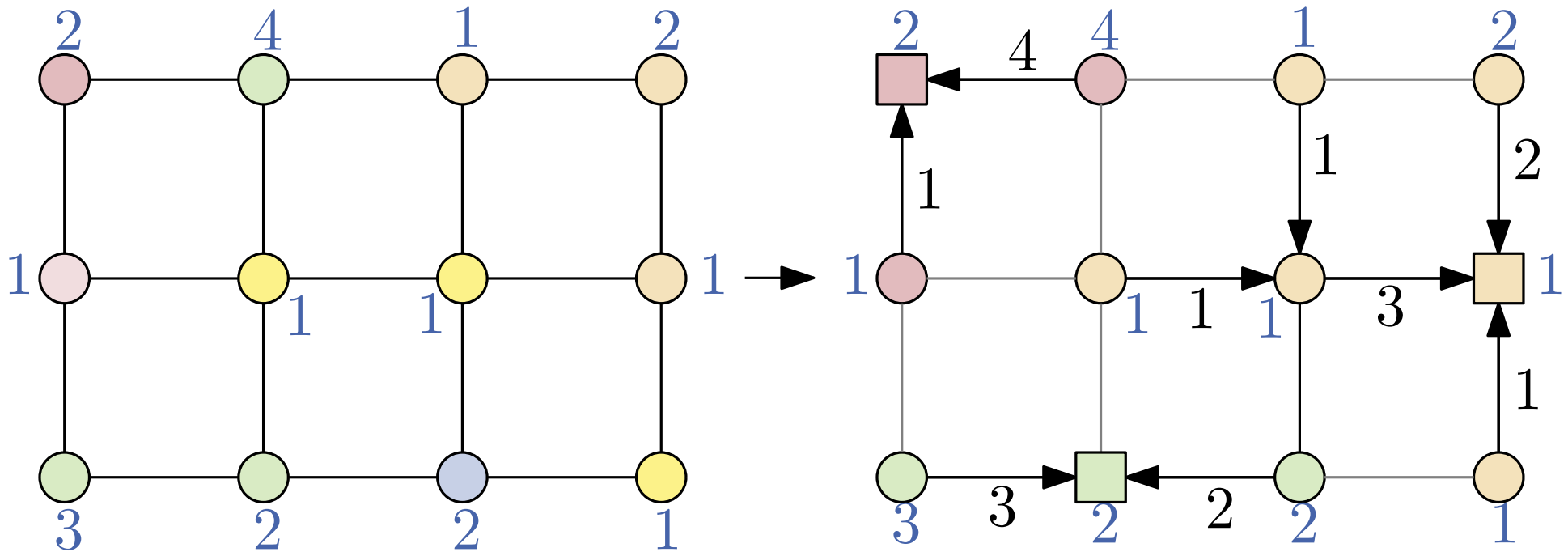
$$\theta = 7$$

Lösung kann als Flussnetzwerk aufgefasst werden.



**Idee:** Flussnetzwerk  $N$  basierend auf  $G$ , sodass Zusammenhangskomp. aller Kanten mit Fluss  $> 0$  die Aggregation definieren.

**Betrachte Lösung:**



$$\theta = 7$$

Lösung kann als Flussnetzwerk aufgefasst werden.

**Problem:** Senken sind nicht im Voraus bekannt.  
Fluss darf nicht geteilt werden.

## Variablen:

- $f_a \in [0, M]$  definiert den Fluss über Kante  $a$   
( $M = \sum_{v \in V} w(v)$ )
- $F_a \in \{0, 1\}$  mit  $F_a = 1$  falls  $f_a > 0$
- $b_{vk} \in \{0, 1\}$  mit  $b_{vk} = 1$  falls  $\gamma'(v) = k$
- $s_v \in \{0, 1\}$  mit  $s_v = 1$  falls  $v$  eine Senke ist

## Variablen:

- $f_a \in [0, M]$  definiert den Fluss über Kante  $a$   
( $M = \sum_{v \in V} w(v)$ )
- $F_a \in \{0, 1\}$  mit  $F_a = 1$  falls  $f_a > 0$
- $b_{vk} \in \{0, 1\}$  mit  $b_{vk} = 1$  falls  $\gamma'(v) = k$
- $s_v \in \{0, 1\}$  mit  $s_v = 1$  falls  $v$  eine Senke ist

## Zielfunktion:

minimiere

$$s \sum_{v \in V} \sum_{k \in \Gamma} w(v) \cdot d(\gamma(v), k) \cdot b_{vk} + (1 - s) \sum_{a=uv \in A} \delta(u, v) \cdot f_a$$

## Variablen:

- $f_a \in [0, M]$  definiert den Fluss über Kante  $a$   
( $M = \sum_{v \in V} w(v)$ )
- $F_a \in \{0, 1\}$  mit  $F_a = 1$  falls  $f_a > 0$
- $b_{vk} \in \{0, 1\}$  mit  $b_{vk} = 1$  falls  $\gamma'(v) = k$
- $s_v \in \{0, 1\}$  mit  $s_v = 1$  falls  $v$  eine Senke ist

## Zielfunktion:

minimiere

$$s \sum_{v \in V} \sum_{k \in \Gamma} w(v) \cdot d(\gamma(v), k) \cdot b_{vk} + (1 - s) \sum_{a=uv \in A} \delta(u, v) \cdot f_a$$

Welches Kompaktheitsmaß wird hier verwendet?

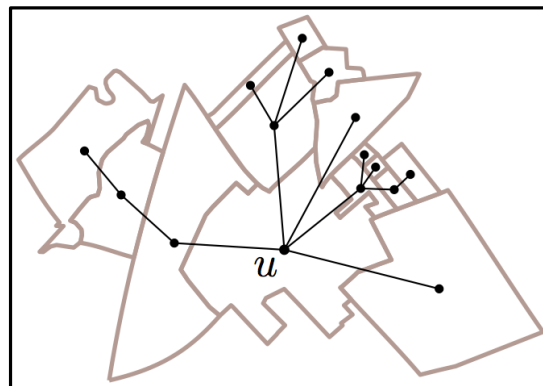
## Variablen:

- $f_a \in [0, M]$  definiert den Fluss über Kante  $a$   
( $M = \sum_{v \in V} w(v)$ )
- $F_a \in \{0, 1\}$  mit  $F_a = 1$  falls  $f_a > 0$
- $b_{vk} \in \{0, 1\}$  mit  $b_{vk} = 1$  falls  $\gamma'(v) = k$
- $s_v \in \{0, 1\}$  mit  $s_v = 1$  falls  $v$  eine Senke ist

## Zielfunktion:

minimiere

$$s \sum_{v \in V} \sum_{k \in \Gamma} w(v) \cdot d(\gamma(v), k) \cdot b_{vk} + (1 - s) \sum_{a=uv \in A} \delta(u, v) \cdot f_a$$



## Nebenbedingungen:

$$M \cdot F_a \geq f_a \quad \text{für alle } a \in A \quad (1)$$

$$\sum_{k \in \Gamma} b_{vk} = 1 \quad \text{für alle } v \in V \quad (2)$$

$$b_{uk} \geq b_{vk} + (F_{uv} - 1) \quad \text{für alle } uv \in A, k \in \Gamma \quad (3)$$

$$b_{v\gamma(v)} \geq s_v \quad \text{für alle } v \in V \quad (4)$$

$$\sum_{a=vu \in A} f_a - \sum_{a=uv \in A} f_a \geq w(v) - Ms_v \quad \text{für alle } v \in V \quad (5)$$

$$\sum_{a=vu \in A} f_a - \sum_{a=uv \in A} f_a \leq w(v) - s_v \theta(\gamma(v)) \quad \text{für alle } v \in V \quad (6)$$

$$\sum_{a=uv \in A} F_a \leq 1 - s_u \quad \text{für alle } u \in V \quad (7)$$

## Nebenbedingungen:

$$M \cdot F_a \geq f_a \quad \text{für alle } a \in A \quad (1)$$

$$\sum_{k \in \Gamma} b_{vk} = 1 \quad \text{für alle } v \in V \quad (2)$$

$$b_{uk} \geq b_{vk} + (F_{uv} - 1) \quad \text{für alle } uv \in A, k \in \Gamma \quad (3)$$

$$b_{v\gamma(v)} \geq s_v \quad \text{für alle } v \in V \quad (4)$$

$$\sum_{a=vu \in A} f_a - \sum_{a=uv \in A} f_a \geq w(v) - Ms_v \quad \text{für alle } v \in V \quad (5)$$

$$\sum_{a=vu \in A} f_a - \sum_{a=uv \in A} f_a \leq w(v) - s_v \theta(\gamma(v)) \quad \text{für alle } v \in V \quad (6)$$

$$\sum_{a=uv \in A} F_a \leq 1 - s_u \quad \text{für alle } u \in V \quad (7)$$

Interpretation der Nebenbedingungen?



## Nebenbedingungen:

$$M \cdot F_a \geq f_a \quad \text{für alle } a \in A \quad (1)$$

$$\sum_{k \in \Gamma} b_{vk} = 1 \quad \text{für alle } v \in V \quad (2)$$

$$b_{uk} \geq b_{vk} + (F_{uv} - 1) \quad \text{für alle } uv \in A, k \in \Gamma \quad (3)$$

$$b_{v\gamma(v)} \geq s_v \quad \text{für alle } v \in V \quad (4)$$

$$\sum_{a=vu \in A} f_a - \sum_{a=uv \in A} f_a \geq w(v) - Ms_v \quad \text{für alle } v \in V \quad (5)$$

$$\sum_{a=vu \in A} f_a - \sum_{a=uv \in A} f_a \leq w(v) - s_v \theta(\gamma(v)) \quad \text{für alle } v \in V \quad (6)$$

$$\sum_{a=uv \in A} F_a \leq 1 - s_u \quad \text{für alle } u \in V \quad (7)$$

Wie lässt sich Vollständigkeit modellieren?



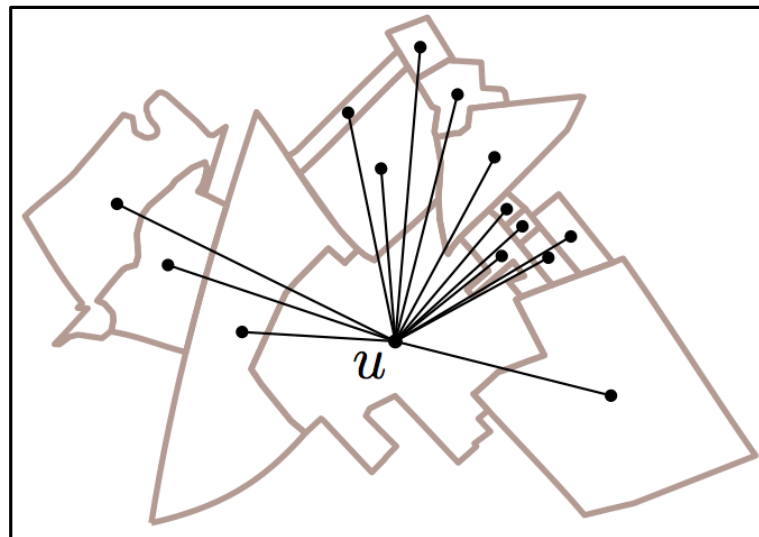
## Variablen:

- $x_{uv} \in \{0, 1\}$  mit  $x_{uv} = 1$  gdw. Knoten  $v$  zum Zentrum  $u$  gehört

## Idee: Modelliere Zentrumszugehörigkeit

$x_{uu} = 1$  gdw.  $u$  ist Zentrum.

$x_{uv} = 1$  gdw.  $v$  gehört zu Zentrum von  $u$ .



## Variablen:

- $x_{uv} \in \{0, 1\}$  mit  $x_{uv} = 1$  gdw. Knoten  $v$  zum Zentrum  $u$  gehört

## Variablen:

- $x_{uv} \in \{0, 1\}$  mit  $x_{uv} = 1$  gdw. Knoten  $v$  zum Zentrum  $u$  gehört

## Zielfunktion:

minimiere

$$s \sum_{(u,v) \in V^2} w(v) \cdot d(\gamma(v), \gamma(u)) \cdot x_{uv} + (1 - s) \sum_{(u,v) \in V^2} w(v) \cdot \delta(u, v) \cdot x_{uv}$$

## Variablen:

- $x_{uv} \in \{0, 1\}$  mit  $x_{uv} = 1$  gdw. Knoten  $v$  zum Zentrum  $u$  gehört

## Zielfunktion:

minimiere

$$s \sum_{(u,v) \in V^2} w(v) \cdot d(\gamma(v), \gamma(u)) \cdot x_{uv} + (1 - s) \sum_{(u,v) \in V^2} w(v) \cdot \delta(u, v) \cdot x_{uv}$$

## Nebenbedingungen:

$$\sum_{u \in V} x_{uv} = 1 \quad \text{für alle } v \in V \quad (8)$$

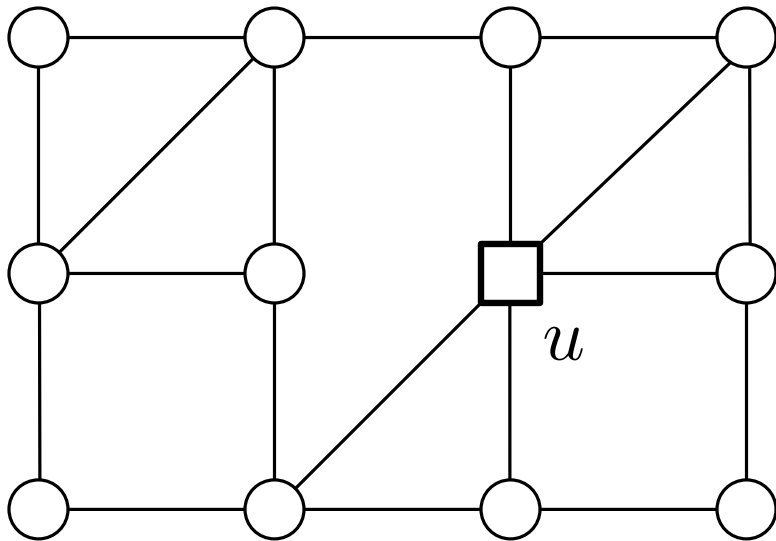
$$\sum_{v \in V} w(v) \cdot x_{uv} \geq \theta(\gamma(u)) \cdot x_{uu} \quad \text{für alle } u \in V \quad (9)$$

$$\sum_{w \in P_u(v)} x_{uw} \geq x_{uv} \quad \text{für alle } (u, v) \in V^2, u \neq v \quad (10)$$

## Vorgängerrelation:

$$P_u(v) = \{w \in V \mid D(w, u) < D(v, u) \text{ und } \{v, w\} \in E\}$$

$D(w, u)$  ist kürzester  $w$ - $u$ -Weg in  $G' = (V, A)$  mit  
 $A = \{(u, v), (v, u) \mid \{u, v\} \in E\}$  und Kantenlänge  $\alpha(u, v) = w(v)$

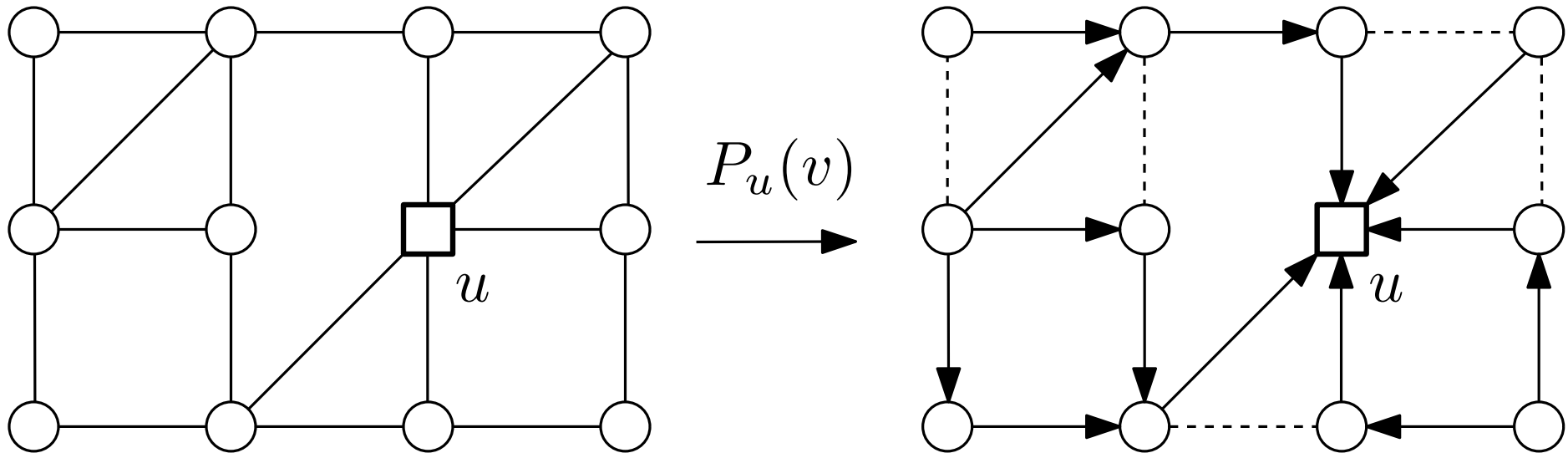


$$w(v) = 1 \text{ für alle } v \in V$$

## Vorgängerrelation:

$$P_u(v) = \{w \in V \mid D(w, u) < D(v, u) \text{ und } \{v, w\} \in E\}$$

$D(w, u)$  ist kürzester  $w$ - $u$ -Weg in  $G' = (V, A)$  mit  $A = \{(u, v), (v, u) \mid \{u, v\} \in E\}$  und Kantenlänge  $\alpha(u, v) = w(v)$

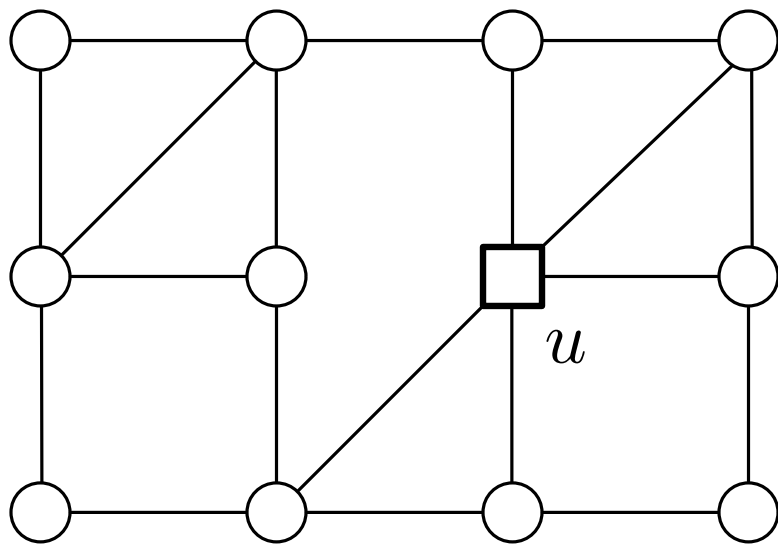


$$w(v) = 1 \text{ für alle } v \in V$$

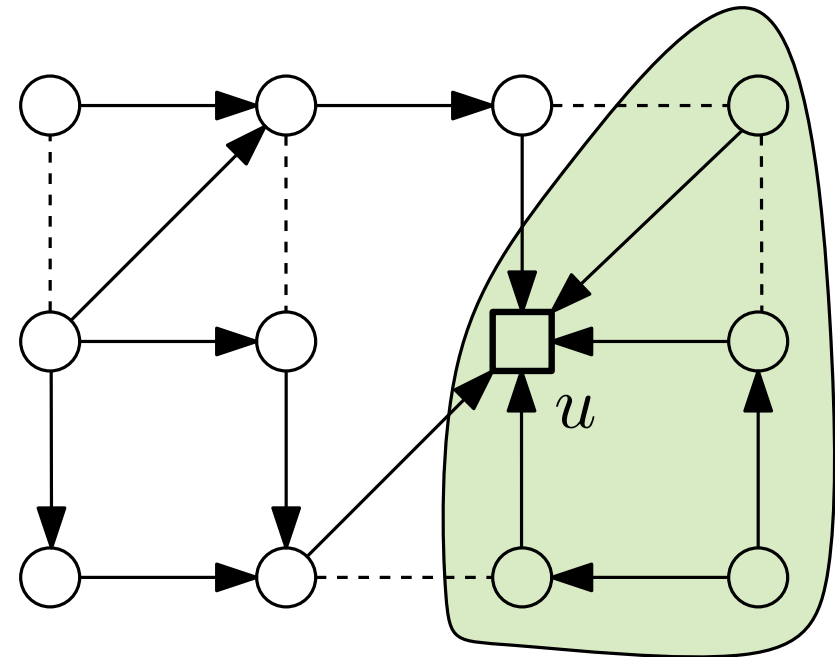
## Vorgängerrelation:

$$P_u(v) = \{w \in V \mid D(w, u) < D(v, u) \text{ und } \{v, w\} \in E\}$$

$D(w, u)$  ist kürzester  $w$ - $u$ -Weg in  $G' = (V, A)$  mit  $A = \{(u, v), (v, u) \mid \{u, v\} \in E\}$  und Kantenlänge  $\alpha(u, v) = w(v)$



$P_u(v)$



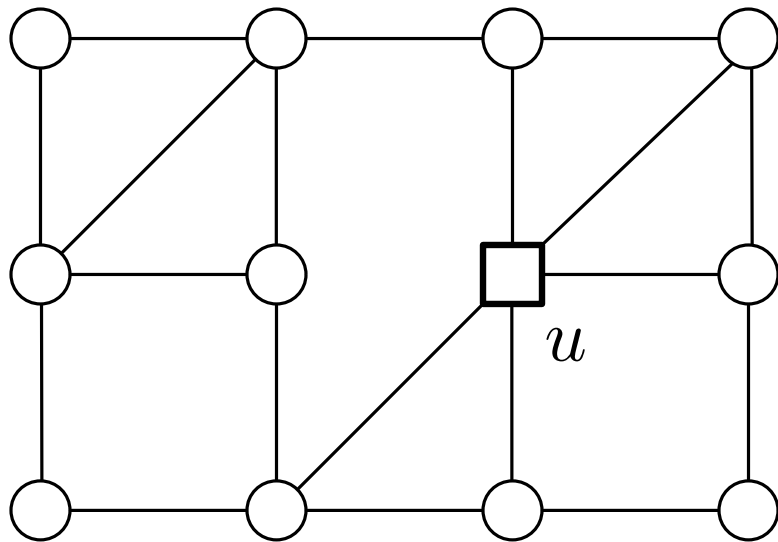
$$w(v) = 1 \text{ für alle } v \in V$$

Zulässige Aggregation.

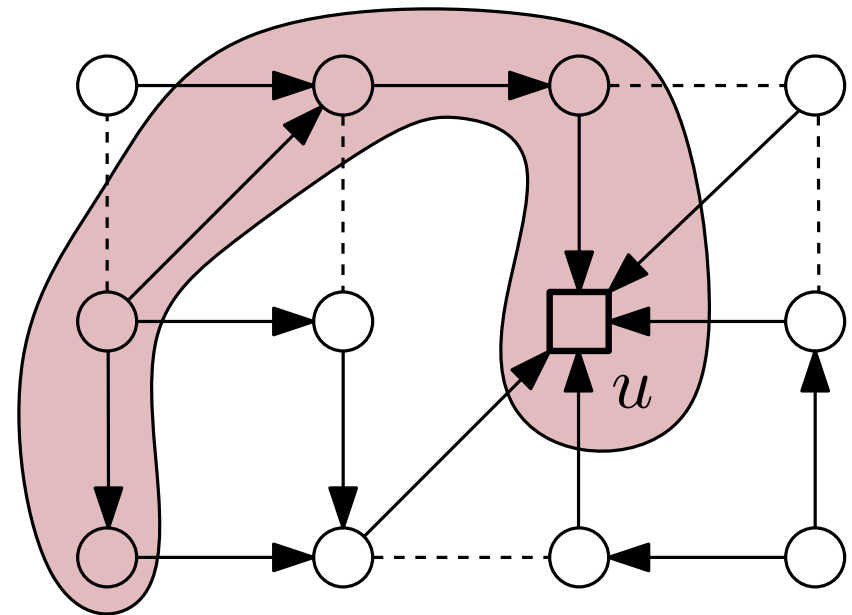
## Vorgängerrelation:

$$P_u(v) = \{w \in V \mid D(w, u) < D(v, u) \text{ und } \{v, w\} \in E\}$$

$D(w, u)$  ist kürzester  $w$ - $u$ -Weg in  $G' = (V, A)$  mit  
 $A = \{(u, v), (v, u) \mid \{u, v\} \in E\}$  und Kantenlänge  $\alpha(u, v) = w(v)$



$P_u(v)$



$w(v) = 1$  für alle  $v \in V$

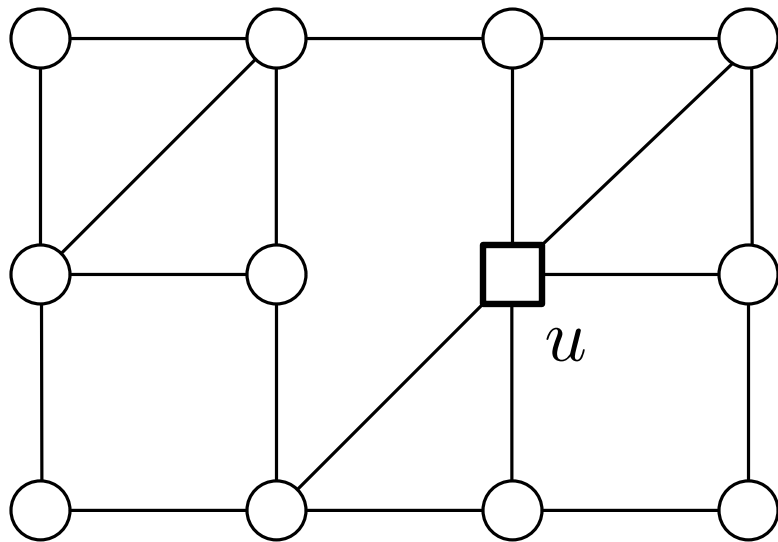
Nicht zulässige Aggregation.



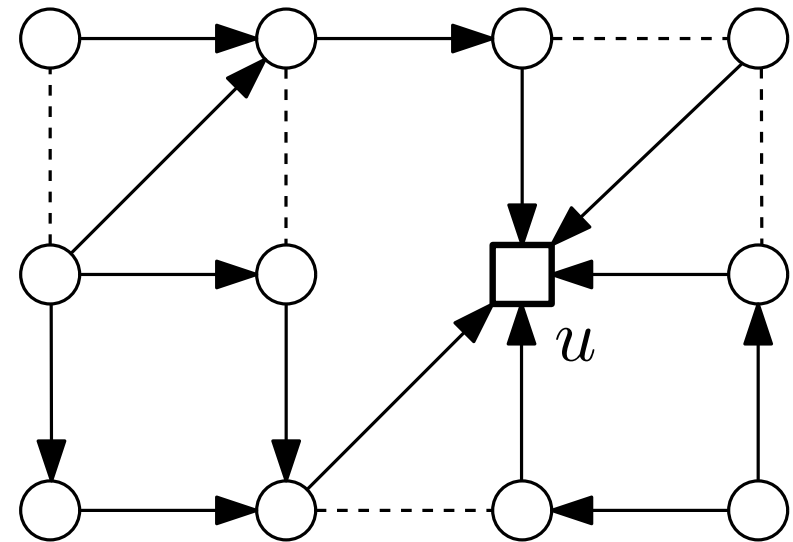
## Vorgängerrelation:

$$P_u(v) = \{w \in V \mid D(w, u) < D(v, u) \text{ und } \{v, w\} \in E\}$$

$D(w, u)$  ist kürzester  $w$ - $u$ -Weg in  $G' = (V, A)$  mit  $A = \{(u, v), (v, u) \mid \{u, v\} \in E\}$  und Kantenlänge  $\alpha(u, v) = w(v)$



$P_u(v)$



$$w(v) = 1 \text{ für alle } v \in V$$

→ Optimale Lösung kann verloren gehen.

## Variablen:

- $x_{uv} \in \{0, 1\}$  mit  $x_{uv} = 1$  gdw. Knoten  $v$  zum Zentrum  $u$  gehört

## Zielfunktion:

minimiere

$$s \sum_{(u,v) \in V^2} w(v) \cdot d(\gamma(v), \gamma(u)) \cdot x_{uv} + (1 - s) \sum_{(u,v) \in V^2} w(v) \cdot \delta(u, v) \cdot x_{uv}$$

## Nebenbedingungen:

$$\sum_{u \in V} x_{uv} = 1 \quad \text{für alle } v \in V \quad (11)$$

$$\sum_{v \in V} w(v) \cdot x_{uv} \geq \theta(\gamma(u)) \cdot x_{uu} \quad \text{für alle } u \in V \quad (12)$$

$$\sum_{w \in P_u(v)} x_{uw} \geq x_{uv} \quad \text{für alle } (u, v) \in V^2, u \neq v \quad (13)$$

## Variablen:

- $x_{uv} \in \{0, 1\}$  mit  $x_{uv} = 1$  gdw. Knoten  $v$  zum Zentrum  $u$  gehört

## Zielfunkt **Wie lässt sich Vollständigkeit modellieren?**

minimiere

$$s \sum_{(u,v) \in V^2} w(v) \cdot d(\gamma(v), \gamma(u)) \cdot x_{uv} + (1 - s) \sum_{(u,v) \in V^2} w(v) \cdot \delta(u, v) \cdot x_{uv}$$

## Nebenbedingungen:

$$\sum_{u \in V} x_{uv} = 1 \quad \text{für alle } v \in V \quad (11)$$

$$\sum_{v \in V} w(v) \cdot x_{uv} \geq \theta(\gamma(u)) \cdot x_{uu} \quad \text{für alle } u \in V \quad (12)$$

$$\sum_{w \in P_u(v)} x_{uw} \geq x_{uv} \quad \text{für alle } (u, v) \in V^2, u \neq v \quad (13)$$

# MIP C: Umfangskosten [Haunert, Wolff 2010]

wie MIP B, aber zusätzlich

## Variablen:

- $y_{ue} \in [0, 1]$  mit  $y_{ue} = 0$  falls mind. ein Endpunkt von  $e \in E$  nicht zum Zentrum  $u$  gehört

# MIP C: Umfangskosten [Hauert, Wolff 2010]

wie MIP B, aber zusätzlich

## Variablen:

- $y_{ue} \in [0, 1]$  mit  $y_{ue} = 0$  falls mind. ein Endpunkt von  $e \in E$  nicht zum Zentrum  $u$  gehört

## Nebenbedingungen:

$$y_{ue} \leq x_{uw} \quad y_{ue} \leq x_{uv} \quad \text{für alle } u \in V, e = \{v, w\} \in E \quad (14)$$

wie MIP B, aber zusätzlich

## Variablen:

- $y_{ue} \in [0, 1]$  mit  $y_{ue} = 0$  falls mind. ein Endpunkt von  $e \in E$  nicht zum Zentrum  $u$  gehört

## Nebenbedingungen:

$$y_{ue} \leq x_{uw} \quad y_{ue} \leq x_{uv} \quad \text{für alle } u \in V, e = \{v, w\} \in E \quad (14)$$

## Zielfunktion:

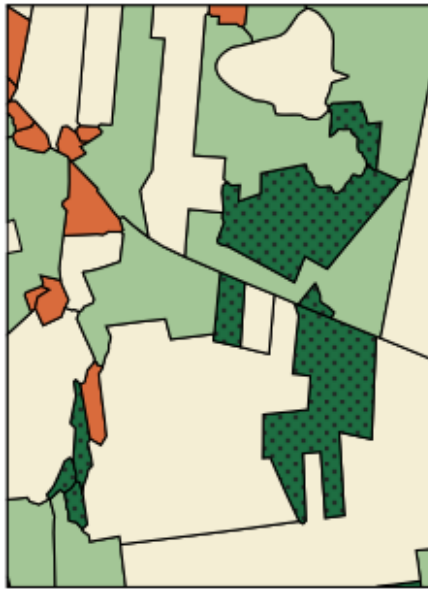
minimiere

$$s \sum_{(u,v) \in V^2} w(v) \cdot d(\gamma(v), \gamma(u)) \cdot x_{uv} - (1 - s) \cdot 2 \sum_{u \in V} \sum_{e \in E} \lambda(e) \cdot y_{ue}$$

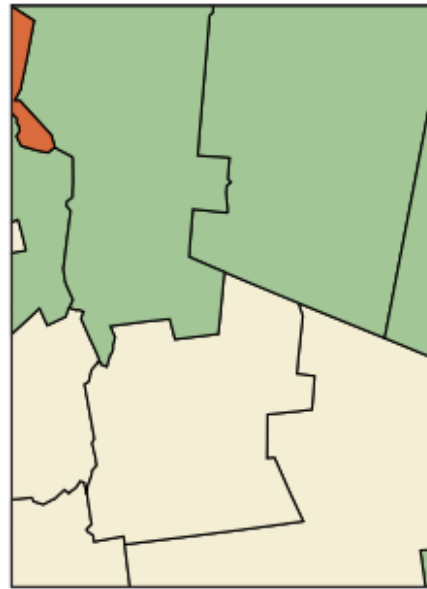
wobei  $\lambda: E \rightarrow \mathbb{R}^+$  die Kantenlängen angibt

# Evaluation

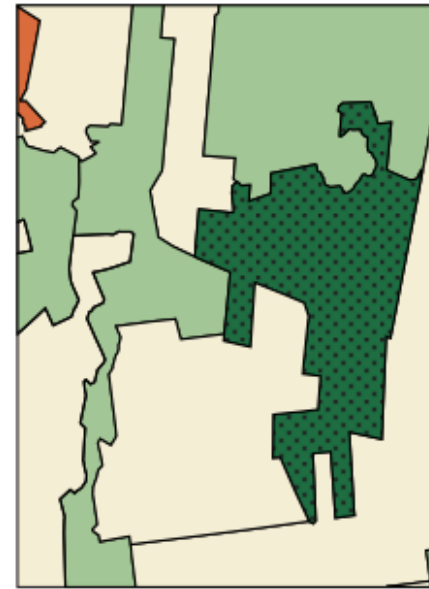
## Visueller Eindruck:



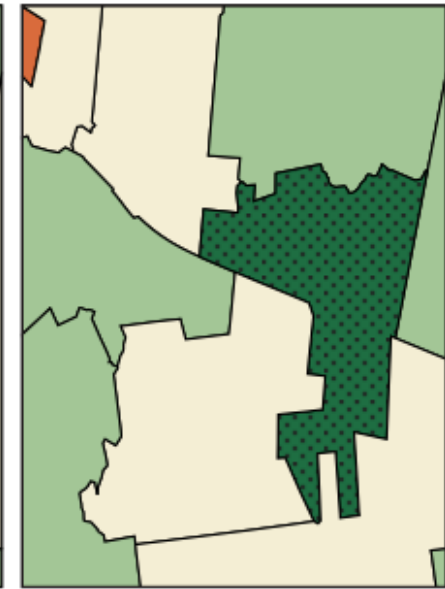
Eingabe



Region Growing



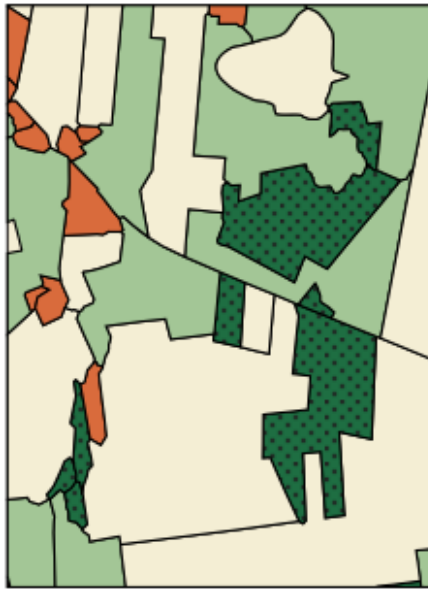
Semantik



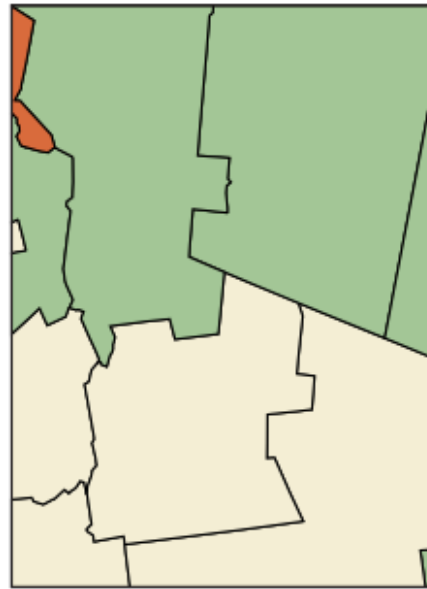
Semantik + Kompaktheit

# Evaluation

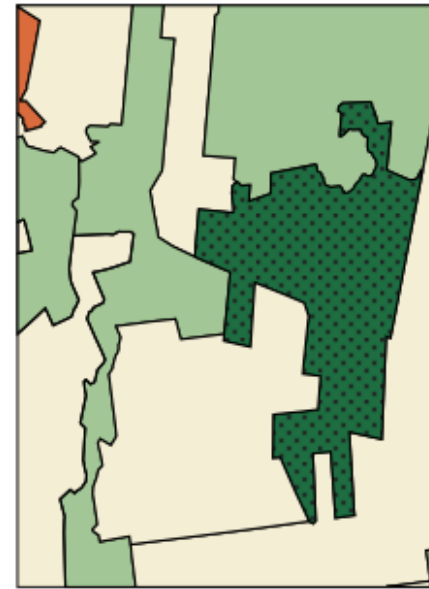
## Visueller Eindruck:



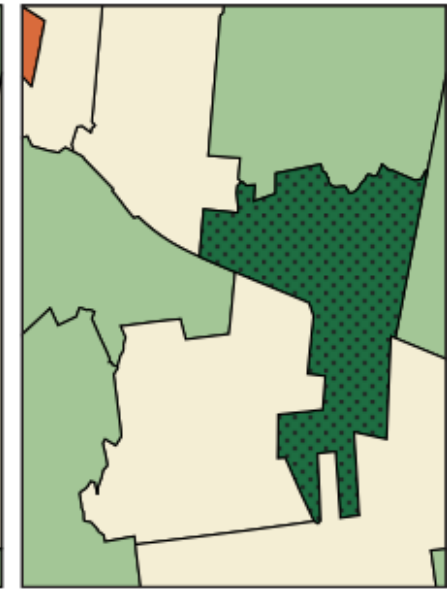
Eingabe



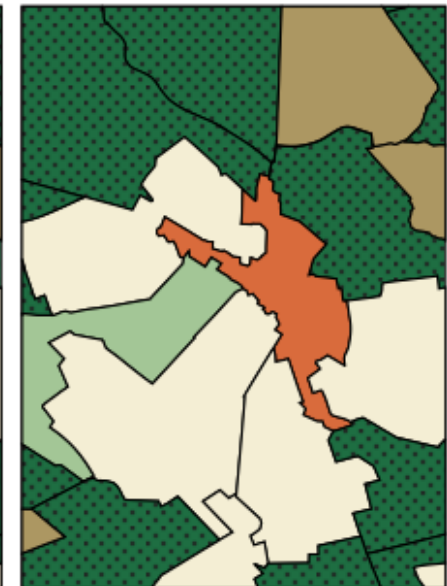
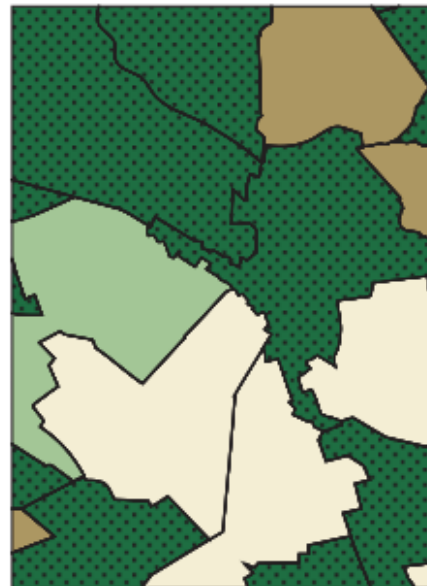
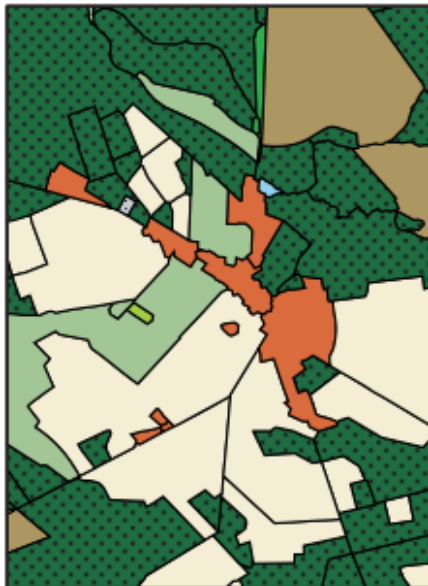
Region Growing



Semantik



Semantik + Kompaktheit





## Performance:

- MIP A: recht langsam, selbst für kleinere Instanzen
- MIP B/C: deutlich schneller, aber erst durch zusätzliche Heuristiken werden realistische Instanzgrößen erreicht

nodes	Alg. 1 $\bar{d}$	flow MIP				P-R MIP							
		pure		centre heuristic		pure		distance heuristic		centre heuristic		centre + dist. heuristic	
		time	$\bar{d}$	time	$\bar{d}$	time	$\bar{d}$	time	$\bar{d}$	time	$\bar{d}$	time	$\bar{d}$
30	29.30	223.2	9.20	8.8	9.20	2.8	9.20	3.0	9.20	0.04	12.81	0.01	12.81
40	22.31	3.9 h	6.97	41.6	6.97	31.1	7.34	16.8	7.34	0.04	7.59	0.03	7.59
50	15.30	*20.0 h	5.18	432.1	5.18	60.9	5.18	62.5	5.18	0.34	5.64	0.15	5.64
60	15.49					253.0	5.85	236.0	5.85	0.45	6.66	0.72	6.66
100	12.48									33.1	5.93	12.5	5.93
200	9.85									84.3	4.68	87.0	4.68
300	6.92									267.2	4.50	363.3	4.50
400	7.04									397.7	4.64	346.1	4.64

aus [Hauert, Wolff 2010]