



TECHNISCHE  
UNIVERSITÄT  
WIEN



# **Energiemodelle und Analysen**

## **Übung 2**

### **Gruppe 1**

Technische Universität Wien

Energy Economics Group

Dipl.-Ing. Theresia Perger

Wien, Mai 2021

## 2. Lineare Programmierung

### 2.1 Herstellung von Produkten aus Recycling-Materialien

Zur Verfügung stehende Kunststoffarten:

Kunststoffarten	Preis (EUR/kg)	Maximal verfügbare Menge (kg)
K <sub>1</sub>	5	3000
K <sub>2</sub>	6	2000
K <sub>3</sub>	4	4000
K <sub>4</sub>	5	1000

Produkte und Zusammensetzung:

Produkt	K <sub>1</sub>	K <sub>2</sub>	K <sub>3</sub>	K <sub>4</sub>	Preis (EUR/kg)
P <sub>1</sub>	50%	30%	20%		8
P <sub>2</sub>	40%	30%		30%	7.5
P <sub>3</sub>			30%	70%	9

(a) Optimierungsmodell zur Gewinnmaximierung

Es stehen 4 Kunststoffarten zur Produktion von 3 verschiedenen Produkten zur Verfügung. Die Produktion ist jeweils durch die maximal verfügbare Menge begrenzt, siehe (1) – (4) und darf nicht negativ sein (5).

$$0.5 * p_1 + 0.4 * p_2 \leq 3000 \quad (1)$$

$$0.3 * p_1 + 0.3 * p_2 \leq 2000 \quad (2)$$

$$0.2 * p_1 + 0.3 * p_3 \leq 4000 \quad (3)$$

$$0.3 * p_2 + 0.7 * p_3 \leq 1000 \quad (4)$$

$$p_1, p_2, p_3 \geq 0 \quad (5)$$

(1) – (5) sind die jeweiligen Nebenbedingungen.

Der jeweilige Gewinn errechnet sich folgendermaßen:

$$Gp_1 = R - C = Rp_1 - Ck_1 * 0.5 - Ck_2 * 0.3 - Ck_3 * 0.2 = 3.4 \quad (6)$$

$$Gp_2 = Rp_2 - Ck_1 * 0.4 - Ck_2 * 0.3 - Ck_4 * 0.3 = 2.6 \quad (7)$$

$$Gp_3 = Rp_3 - Ck_3 * 0.3 - Ck_4 * 0.7 = 4.3 \quad (8)$$

Die folgende Gewinnfunktion wird all Zielfunktion maximiert:

$$G = 3.4 * p_1 + 2.6 * p_2 + 4.3 * p_3 \quad (9)$$

(b) Lösung des Optimierungsproblems mit Hilfe des Simplex-Algorithmus

Die Nebenbedingungen werden jeweils um eine Schlupfvariable erweitert und in eine Gleichung übertragen damit es mittels Simplexverfahren gelöst werden kann.

$$0.5 * p_1 + 0.4 * p_2 + u_1 = 3000 \quad (10)$$

$$0.3 * p_1 + 0.3 * p_2 + u_2 = 2000 \quad (11)$$

$$0.2 * p_1 + 0.3 * p_3 + u_3 = 4000 \quad (12)$$

$$0.3 * p_2 + 0.7 * p_3 + u_4 = 1000 \quad (13)$$

Diese werden dann im nächsten Schritt ins Simplex Tableau eingetragen:

	$p_1$	$p_2$	$p_3$	$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_4$	$b$
$u_1$	0.5	0.4	0	1	0	0	0	3000
$u_2$	0.3	0.3	0	0	1	0	0	2000
$u_3$	0.2	0	0.3	0	0	1	0	4000
$u_4$	0	0.3	0.7	0	0	0	1	1000
	3.4	2.6	4.3	0	0	0	0	

Danach wird in der letzten Zeile der größte Wert gesucht und die Pivotspalte definiert. Die Werte von  $b$  werden im nächsten Schritt durch die Werte der Pivotspalte dividiert und der kleinste Wert als Pivotzeile definiert.

	$p_1$	$p_2$	$p_3$	$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_4$	$b$	b/Piv.
$u_1$	0.5	0.4	0	1	0	0	0	3000	$\infty$
$u_2$	0.3	0.3	0	0	1	0	0	2000	$\infty$
$u_3$	0.2	0	0.3	0	0	1	0	4000	13333.33
$u_4$	0	0.3	0.7	0	0	0	1	1000	1428.57
	3.4	2.6	4.3	0	0	0	0	0	

Als nächstes wird die gesamte Pivotzeile durch das Pivotelement (Kreuzung aus Zeile und Spalte) dividiert.

	$p_1$	$p_2$	$p_3$	$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_4$	$b$	b/Piv.
$u_1$	0.5	0.4	0	1	0	0	0	3000	
$u_2$	0.3	0.3	0	0	1	0	0	2000	
$u_3$	0.2	0	0.3	0	0	1	0	4000	
$p_3$	0	0.43	1	0	0	0	1.43	1428.57	
	3.4	2.6	4.3	0	0	0	0	0	

Alle anderen Elemente der Pivotspalte werden auf 0 gebracht

	$p_1$	$p_2$	$p_3$	$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_4$	$b$	
$u_1$	0.5	0.4	0	1	0	0	0	3000	
$u_2$	0.3	0.3	0	0	1	0	0	2000	
$u_3$	0.2	-0,13	0	0	0	1	-0,43	3571.43	Z3- Z4*0.3
$p_3$	0	0.43	1	0	0	0	1.43	1428.57	

	3.4	0.75	0	0	0	0	-6.15	-6142.85	Z5- Z4*4,3
--	-----	------	---	---	---	---	-------	----------	---------------

Das genannte Vorgehen wird so lange wiederholt bis alle Werte in der letzten Zeile negativ sind.

	$p_1$	$p_2$	$p_3$	$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_4$	$b$	b/Piv.
$p_1$	0.5	0.4	0	1	0	0	0	3000	6000
$u_2$	0.3	0.3	0	0	1	0	0	2000	6666.67
$u_3$	0.2	-0,13	0	0	0	1	-0,43	3571.43	17857.15
$p_3$	0	0.43	1	0	0	0	1.43	1428.57	$\infty$
	3.4	0.75	0	0	0	0	-6.15	-6142.85	

	$p_1$	$p_2$	$p_3$	$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_4$	$b$	
$p_1$	1	0.8	0	2	0	0	0	6000	
$u_2$	0.3	0.3	0	0	1	0	0	2000	
$u_3$	0.2	-0,13	0	0	0	1	-0,43	3571.43	
$p_3$	0	0.43	1	0	0	0	1.43	1428.57	
	3.4	0.75	0	0	0	0	-6.15	-6142.85	

	$p_1$	$p_2$	$p_3$	$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_4$	$b$	
$p_1$	1	0.8	0	2	0	0	0	6000	
$u_2$	0	0.06	0	-0.6	1	0	0	200	Z2- Z1*0,3
$u_3$	0	-0.29	0	-0.4	0	1	-0.43	2371.43	Z3- Z1*0,2
$p_3$	0	0.43	1	0	0	0	1.43	1428.57	
	0	-1.96	0	-6.8	0	0	-6.15	-26542.9	Z5- Z1*3,4

Da nun alle Werte der Zielfunktion negativ sind kann man folgende Ergebnisse ablesen:

$P_1 = 6000$  kg

$P_2 = 0$  kg

$P_3 = 1428.57$  kg

Mit einem maximalen Gesamtgewinn von 26543 EUR.

## 2.2 A)

### Mathematical Formula

#### Variables

#### Constraints 1

$$x_1 + x_2 + x_3 \geq 125$$

$$0 \leq x_1 \leq 30$$

$$0 \leq x_2 \leq 60$$

$$0 \leq x_3 \leq 40$$

#### Case (i) Objective Function:

$$\text{Cost} = \sum_i (X_i \cdot (\text{VarCost}_i + \text{FuelCost}_i / \eta_i))$$

#### Case (ii) Objective Function:

$$\text{Emm} = \sum_i (X_i \cdot \text{EmmFactor}_i / \eta_i)$$

## 2.2 b)

	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	a1	b	
U1	1	1	1	1	-1	0	0	0	1	125
U2	1	0	0	0	0	1	0	0	0	30
U3	0	1	0	0	0	0	1	0	0	60
U4	0	0	0	1	0	0	0	1	0	40
Z	0	0	0	0	0	0	0	0	-1	

$x_1, x_2, x_3, x_4 = 0$   
 Basislösung  
 $a_1 = 125$   
 $x_5 = 30$   
 $x_6 = 60$   
 $x_7 = 40$

Punkt 3: Addition aller Zeilen die eine Hilfsvariable enthalten

	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	a1	b	b/Piv
U1	1	1	1	1	-1	0	0	0	1	125
U2	1	0	0	0	0	1	0	0	0	30
U3	0	1	0	0	0	0	1	0	0	60
U4	0	0	0	1	0	0	0	1	0	40
Z	1	1	1	1	-1	0	0	0	0	125

$x_1, x_2, x_3, x_4 = 0$   
 Basislösung  
 $a_1 = 125$   
 $x_5 = 30$   
 $x_6 = 60$   
 $x_7 = 40$

Anwenden des Simplex Verfahrens

	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	a1	b	b/Piv
	0	1	1	1	-1	-1	0	0	1	95
	1	0	0	0	0	1	0	0	0	30
	0	1	0	0	0	0	1	0	0	60
	0	0	0	1	0	0	0	1	0	40
	0	1	1	1	-1	-1	0	0	0	95

$x_1, x_2, x_3, x_4 = 0$   
 Basislösung  
 $a_1 = 125$   
 $x_5 = 30$   
 $x_6 = 60$   
 $x_7 = 40$

	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	a1	b	b/Piv
	0	0	1	1	-1	-1	-1	0	1	35
	1	0	0	0	0	1	0	0	0	30
	0	1	0	0	0	0	1	0	0	60
	0	0	0	1	0	0	0	1	0	40
	0	0	1	1	-1	-1	-1	0	0	35

$x_1, x_2, x_3, x_4 = 0$   
 Basislösung  
 $a_1 = 125$   
 $x_5 = 30$   
 $x_6 = 60$   
 $x_7 = 40$

	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	a1	b	b/Piv
	0	0	1	1	-1	-1	-1	0	1	35
	1	0	0	0	0	1	0	0	0	30
	0	1	0	0	0	0	1	0	0	60
	0	0	0	1	1	1	1	1	-1	5
	0	0	0	0	0	0	0	0	-1	0

$x_1, x_2, x_3, x_4 = 0$   
 Basislösung  
 $a_1 = 125$   
 $x_5 = 30$   
 $x_6 = 60$   
 $x_7 = 40$

$z^*$  ist minimal mit 0

Einsetzen der echten Zielfunktion:

	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	b	b/Piv
U1	0	0	0	1	-1	-1	-1	0	35
U2	1	0	0	0	0	1	0	0	30
U3	0	1	0	0	0	0	1	0	60
U4	0	0	0	0	1	1	1	1	5
Z	-24.72	-66.92	-77.9	0	0	0	0	0	0

Durch Addition eines Vielfachen von geeigneten Zeilen zur Zielfunktionszeile bringen wir alle Einträge der Basisvariablen in der Zielfunktionszeile auf Null.

	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	b
U1	0	0	1	-1	-1	-1	0	35
U2	1	0	0	0	1	0	0	30
U3	0	1	0	0	0	1	0	60
U4	0	0	0	1	1	1	1	5
Z	0	-66.92	-77.9	0	24.72	0	0	741.6

	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	b
U1	0	0	1	-1	-1	-1	0	35
U2	1	0	0	0	1	0	0	30
U3	0	1	0	0	0	1	0	60
U4	0	0	0	1	1	1	1	5
Z	0	0	-77.9	0	24.72	66.92	0	4756.8

	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	b
U1	0	0	1	-1	-1	-1	0	35
U2	1	0	0	0	1	0	0	30
U3	0	1	0	0	0	1	0	60
U4	0	0	0	1	1	1	1	5
Z	0	0	0	-77.9	-53.18	-10.98	0	7483.3

## Aufgabe 2.3 - Schadstoffreduzierung eines Stahlwerks

In [6]: `import numpy as np`

a)

Die Zielfunktion für das Optimierungsproblem ergibt sich zu:

$$\min \sum A_{j,i} * x_i * c_i$$

wobei  $A$  die Matrix für die möglich Emmisionsreduktion pro Technologie und Hochofen darstellt,  $x$  der prozentuelle Einsatz der Technologie ist, um  $c$  die jeweiligen Kosten für die Anwendung einer Technologie.

$A$  in 1000 Tonnen:

Schadstoff	Schornsteine 1	Schornsteine 2	Filter 1	Filter 2	Brennstoffe 1	Brennstoffe 2
Staub Ruß	12	9	25	20	17	13
Schwefeloxid	35	42	18	31	56	49
Kohlenwasserstoffe	37	53	28	24	29	30

$c$  in Mio. EUR:

	Schornsteine 1	Schornsteine 2	Filter 1	Filter 2	Brennstoffe 1	Brennstoffe 2
Kosten	8	10	7	6	11	9

$x$  in %:

	Schornsteine 1	Schornsteine 2	Filter 1	Filter 2	Brennstoffe 1	Brennstoffe 2
Prozent	?	?	?	?	?	?

Die Nebenbedingung ist:

$$b \leq A_{j,i} * x_i$$

mit  $b$  als Paramter der Schadstoffe die mindestens eingespart werden müssen (in 1000 Tonnen):

Staub Russ	Schwefeloxid	Kohlenwasserstoffe
60	150	125

Im folgenden wird der Code für das Model bereit gestellt und die Lösung für a), b) und c) dargestellt.

```
In [2]: # Aufbereiten der Modelleingangsparameter:
A = [[12, 9, 25, 20, 17, 13],
      [35, 42, 18, 31, 56, 49],
      [37, 53, 28, 24, 29, 20]]
b = [60, 150, 125]
c = [8, 10, 7, 6, 11, 9]

Schadstoffe = ["staub_russ", "schwefel", "CH"]

Masnahmen = ["Schornstein_1", "Schornstein_2",
              "Filter_1", "Filter_2",
              "Brennstoff_1", "Brennstoff_2"]

dictionary = {}
reduktion = {}
cost = {}
for reihe, stoff in enumerate(Schadstoffe):
    reduktion[stoff] = b[reihe]
    for spalte, mas in enumerate(Masnahmen):
        dictionary[(stoff, mas)] = A[reihe][spalte]

for i, mas in enumerate(Masnahmen):
    cost[mas] = c[i]
```

```
In [3]: # erstellen des Models + Lösung b):

model = pyo.AbstractModel()

model.schadstoffe = pyo.Set(initialize=Schadstoffe)
model.masnahmen = pyo.Set(initialize=Masnahmen)

model.A = pyo.Param(model.schadstoffe, model.masnahmen, initialize=dict)
model.b = pyo.Param(model.schadstoffe, initialize=reduktion)
model.c = pyo.Param(model.masnahmen, initialize=cost)

model.x = pyo.Var(model.masnahmen, bounds=(0,1), within=pyo.NonNegativeReals)

def zielfunktion(model):
    return sum(model.A[j,i] * model.x[i] * model.c[i] for j in model.schadstoffe for i in model.masnahmen)
model.cost = pyo.Objective(rule=zielfunktion, sense=pyo.minimize)

def schadstoff_rule(model, j):
    value = sum(model.A[j,i] * model.x[i] for i in model.masnahmen)
    return model.b[j] <= value
model.Nebenbedingung = pyo.Constraint(model.schadstoffe, rule=schadstoff_rule)

instance = model.create_instance()
opt = pyo.SolverFactory("gurobi")
results = opt.solve(instance)

instance.display()
```



Model unknown

Variables:

```

x : Size=6, Index=masnahmen
    Key          : Lower : Value          : Upper : Fixed
: Stale : Domain
    Brennstoff_1 :    0 : 0.04757281553398047 :    1 : False
: False : NonNegativeReals
    Brennstoff_2 :    0 :                1.0 :    1 : False
: False : NonNegativeReals
    Filter_1     :    0 : 0.34347940173182906 :    1 : False
: False : NonNegativeReals
    Filter_2     :    0 :                1.0 :    1 : False
: False : NonNegativeReals
    Schornstein_1 :    0 :                1.0 :    1 : False
: False : NonNegativeReals
    Schornstein_2 :    0 : 0.6226974547362896 :    1 : False
: False : NonNegativeReals

```

Objectives:

```

cost : Size=1, Index=None, Active=True
    Key : Active : Value
    None :    True : 2731.691314615586

```

Constraints:

```

Nebenbedingung : Size=3
    Key          : Lower : Body : Upper
    CH : 125.0 : 125.0 : None
    schwefel : 150.0 : 150.0 : None
    staub_russ : 60.0 : 60.0 : None

```

```

In [4]: # erstellen des Models + Lösung c):

model = pyo.AbstractModel()

model.schadstoffe = pyo.Set(initialize=Schadstoffe)
model.masnahmen = pyo.Set(initialize=Masnahmen)

model.A = pyo.Param(model.schadstoffe, model.masnahmen, initialize=dict)
model.b = pyo.Param(model.schadstoffe, initialize=reduktion)
model.c = pyo.Param(model.masnahmen, initialize=cost)

model.x = pyo.Var(model.masnahmen, bounds=(0,1), within=pyo.Binary)

def zielfunktion(model):
    return sum(model.A[j,i] * model.x[i] * model.c[i] for j in model.schadstoffe for i in model.masnahmen)
model.cost = pyo.Objective(rule=zielfunktion, sense=pyo.minimize)

def schadstoff_rule(model, j):
    value = sum(model.A[j,i] * model.x[i] for i in model.masnahmen)
    return model.b[j] <= value
model.Nebenbedingung = pyo.Constraint(model.schadstoffe, rule=schadstoff_rule)

instance_2 = model.create_instance()
opt = pyo.SolverFactory("gurobi")
results = opt.solve(instance_2)

```

```

instance 2 display()
Model unknown

Variables:
  x : Size=6, Index=masnahmen
      Key          : Lower : Value : Upper : Fixed : Stale : Doma
in               :
      Brennstoff_1 :    0 :   1.0 :    1 : False : False : Bina
ry
      Brennstoff_2 :    0 :  -0.0 :    1 : False : False : Bina
ry
      Filter_1     :    0 :   1.0 :    1 : False : False : Bina
ry
      Filter_2     :    0 :  -0.0 :    1 : False : False : Bina
ry
      Schornstein_1 :    0 :   1.0 :    1 : False : False : Bina
ry
      Schornstein_2 :    0 :   1.0 :    1 : False : False : Bina
ry

Objectives:
  cost : Size=1, Index=None, Active=True
      Key : Active : Value
      None :    True : 3331.0

Constraints:
  Nebenbedingung : Size=3
      Key          : Lower : Body : Upper
      CH : 125.0 : 147.0 : None
      schwefel : 150.0 : 151.0 : None
      staub_russ : 60.0 : 63.0 : None

```

Damit ergeben sich für Aufgabe 2.3.3 b) und c):

b)  $x_b$  in %:

	Schornsteine 1	Schornsteine 2	Filter 1	Filter 2	Brennstoffe 1	Brennstoffe 2
Prozent	100	62.27	34.35	100	4.75	100

c)  $x_c$  in %:

	Schornsteine 1	Schornsteine 2	Filter 1	Filter 2	Brennstoffe 1	Brennstoffe 2
Prozent	100	100	100	0	100	0

d) Wenn nur ein Typ für jede Maßnahme eingesetzt werden kann ist das Problem unlösbar, da die Nebenbedingung (erforderlichen Reduktionen) nicht erreicht werden kann: Das Programm gibt die Fehlermeldung: *"message from solver: Model was proven to be infeasible"* aus.

```

In [5]: # erstellen des Models + Lösung d):

model = pyo.AbstractModel()

```

```

model.schadstoffe = pyo.Set(initialize=Schadstoffe)
model.masnahmen = pyo.Set(initialize=Masnahmen)

model.A = pyo.Param(model.schadstoffe, model.masnahmen, initialize=dict)
model.b = pyo.Param(model.schadstoffe, initialize=reduktion)
model.c = pyo.Param(model.masnahmen, initialize=cost)

model.x = pyo.Var(model.masnahmen, bounds=(0,1), within=pyo.Binary)

def zielfunktion(model):
    return sum(model.A[j,i] * model.x[i] * model.c[i] for j in model.schadstoffe)
model.cost = pyo.Objective(rule=zielfunktion, sense=pyo.minimize)

def schadstoff_rule(model, j):
    value = sum(model.A[j,i] * model.x[i] for i in model.masnahmen)
    return model.b[j] <= value
model.Nebenbedingung = pyo.Constraint(model.schadstoffe, rule=schadstoff_rule)

def extra_nebenbedingung_schornstein(model):
    return model.x["Schornstein_1"] + model.x["Schornstein_2"] <= 1
model.extra_NB_schornstein = pyo.Constraint(rule=extra_nebenbedingung_schornstein)

def extra_nebenbedingung_filter(model):
    return model.x["Filter_1"] + model.x["Filter_2"] <= 1
model.extra_NB_filter = pyo.Constraint(rule=extra_nebenbedingung_filter)

def extra_nebenbedingung_brennstoff(model):
    return model.x["Brennstoff_1"] + model.x["Brennstoff_2"] <= 1
model.extra_NB_brennstoff = pyo.Constraint(rule=extra_nebenbedingung_brennstoff)

instance_2 = model.create_instance()
opt = pyo.SolverFactory("gurobi")
results = opt.solve(instance_2)

```

```

WARNING: Loading a SolverResults object with a warning status into
model.name="unknown";
- termination condition: infeasible
- message from solver: Model was proven to be infeasible.
Model unknown

```

```

Variables:
x : Size=6, Index=masnahmen
   Key          : Lower : Value : Upper : Fixed : Stale : Domain
in
   Brennstoff_1 :      0 :  None :      1 : False :  True : Binary
ry
   Brennstoff_2 :      0 :  None :      1 : False :  True : Binary
ry
   Filter_1    :      0 :  None :      1 : False :  True : Binary
ry
   Filter_2    :      0 :  None :      1 : False :  True : Binary
ry
   Schornstein_1 :      0 :  None :      1 : False :  True : Binary

```

```

ry
    Schornstein_2 :      0 : None :      1 : False : True : Bina
ry

Objectives:
    cost : Size=1, Index=None, Active=True
ERROR: evaluating object as numeric value: x[Schornstein_1]
    (object: <class 'pyomo.core.base.var._GeneralVarData'>)
    No value for uninitialized NumericValue object x[Schornstein_1]
ERROR: evaluating object as numeric value: cost
    (object: <class 'pyomo.core.base.objective.SimpleObjective'
>)
    No value for uninitialized NumericValue object x[Schornstein_1]
    Key : Active : Value
    None : None : None

Constraints:
    Nebenbedingung : Size=3
ERROR: evaluating object as numeric value: x[Schornstein_1]
    (object: <class 'pyomo.core.base.var._GeneralVarData'>)
    No value for uninitialized NumericValue object x[Schornstein_1]
ERROR: evaluating object as numeric value: x[Schornstein_1]
    (object: <class 'pyomo.core.base.var._GeneralVarData'>)
    No value for uninitialized NumericValue object x[Schornstein_1]
ERROR: evaluating object as numeric value: x[Schornstein_1]
    (object: <class 'pyomo.core.base.var._GeneralVarData'>)
    No value for uninitialized NumericValue object x[Schornstein_1]
    Key : Lower : Body : Upper
    CH : None : None : None
    schwefel : None : None : None
    staub_russ : None : None : None
    extra_NB_schornstein : Size=1
ERROR: evaluating object as numeric value: x[Schornstein_1]
    (object: <class 'pyomo.core.base.var._GeneralVarData'>)
    No value for uninitialized NumericValue object x[Schornstein_1]
    Key : Lower : Body : Upper
    None : None : None : None
    extra_NB_filter : Size=1
ERROR: evaluating object as numeric value: x[Filter_1]
    (object: <class 'pyomo.core.base.var._GeneralVarData'>)
    No value for uninitialized NumericValue object x[Filter_1]
    Key : Lower : Body : Upper
    None : None : None : None
    extra_NB_brennstoff : Size=1
ERROR: evaluating object as numeric value: x[Brennstoff_1]
    (object: <class 'pyomo.core.base.var._GeneralVarData'>)
    No value for uninitialized NumericValue object x[Brennstoff_1]
    Key : Lower : Body : Upper
    None : None : None : None

```