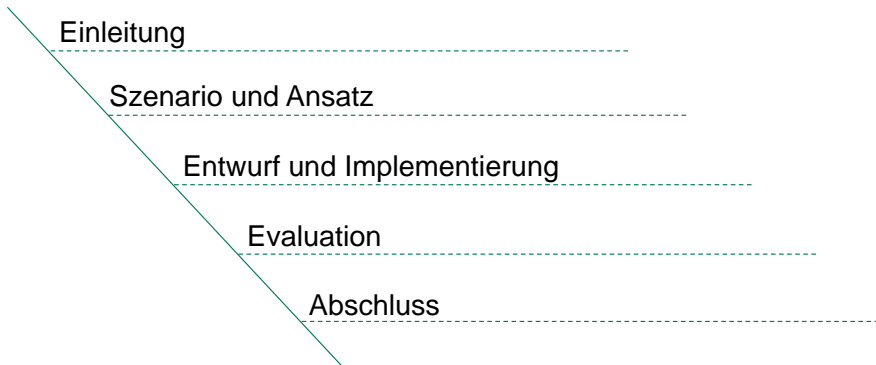


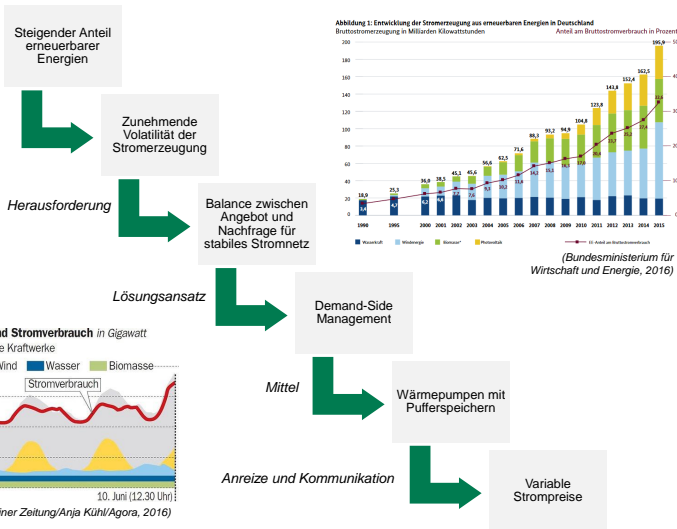
Betriebsoptimierung von Wärmepumpen mittels genetischer Algorithmen

Scheduling of Heat Pumps Using Genetic Algorithms

Abschlusspräsentation der Bachelorarbeit

Fabian Neumann | 14. Juli 2016





Einleitung



Szenario und Ansatz



Entwurf und Implementierung



Evaluation



Abschluss



Einsatz von Wärmepumpen für Demand-Side Management

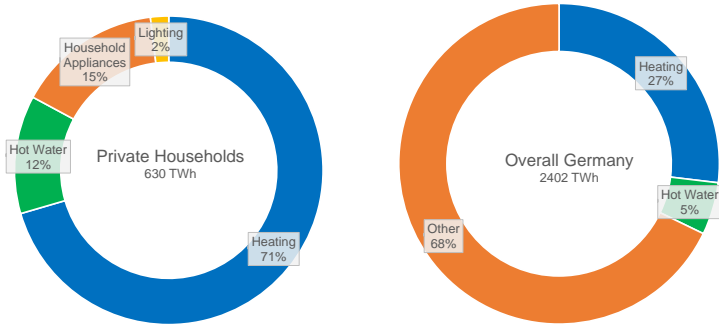
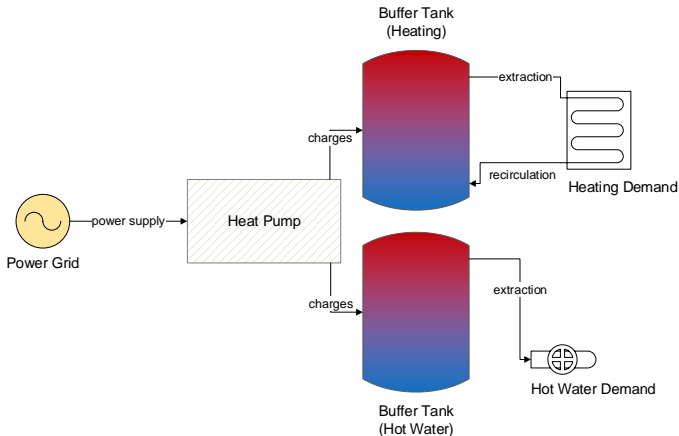


Abbildung: Endenergieverbrauch in Deutschland nach Anwendungsfeldern im Jahr 2014 (Statistisches Bundesamt, 2016)

Aufbau des Wärmepumpensystems

Variabler Leistungskoeffizient: $COP = \frac{Q}{W}$



Prinzip: Optimierte Betriebskosten bei variablen Strompreisen, ohne Temperaturrestriktionen zu verletzen.

$$\begin{aligned} \text{Minimiere} \quad & c = \sum_{t=1}^{N^{\text{slots}}} (w_t^{\text{HW}} + w_t^{\text{HE}}) \cdot P_t^{\text{sym}} \\ \text{s.t.} \quad & T_{\min}^{\text{HW}} \leq \vartheta_t^{\text{HW}} \leq T_{\max}^{\text{HW}} \\ & T_{\min}^{\text{HE}} \leq \vartheta_t^{\text{HE}} \leq T_{\max}^{\text{HE}} \quad \forall t \in \{1 \dots N^{\text{slots}}\} \\ & \vartheta_t^{\text{HW}} \in [36, 60] \quad \text{und} \quad \vartheta_t^{\text{HE}} \in [28, 50] \quad \text{in } ^\circ\text{C} \end{aligned}$$

Speichertemperaturen sinken durch Wärmeverluste und Verbrauch.

Betriebszustände der Wärmepumpe:

1. Nicht angeschaltet
2. Laden des Warmwasserspeichers
3. Laden des Heizwasserspeichers

Die Energien berechnen sich $\forall t \in \{1 \dots N^{slots}\}$ durch:

$$\begin{aligned}w_t^{HW} &= \beta_t \cdot (1 - \omega_t) \cdot \Delta t \left(C_0^{el} + C_{vap}^{el} \cdot T_t^{outside} + C_{cond}^{el} \cdot \vartheta_{t-1}^{HW} \right) \\w_t^{HE} &= \beta_t \cdot \omega_t \cdot \Delta t \left(C_0^{el} + C_{vap}^{el} \cdot T_t^{outside} + C_{cond}^{el} \cdot \vartheta_{t-1}^{HE} \right) \\q_t^{HW} &= \beta_t \cdot (1 - \omega_t) \cdot \Delta t \left(C_0^{th} + C_{vap}^{th} \cdot T_t^{outside} + C_{cond}^{th} \cdot \vartheta_{t-1}^{HW} \right) \\q_t^{HE} &= \underbrace{\beta_t \cdot \omega_t}_{\text{Fahrplan}} \cdot \underbrace{\Delta t \left(C_0^{th} + C_{vap}^{th} \cdot T_t^{outside} + C_{cond}^{th} \cdot \vartheta_{t-1}^{HE} \right)}_{\text{Regression}}\end{aligned}$$

1. Wie sieht ein genetischer Algorithmus aus, der den Fahrplan einer einzelnen Wärmepumpe bezüglich der Betriebskosten optimiert, sodass ihr Lastverschiebungspotenzial unter der Berücksichtigung ihrer variablen Effizienz ausgenutzt wird?
2. Im Speziellen: Welche Stellschrauben existieren, die eine Leistungssteigerung der Optimierung hervorrufen können?
3. Wie hoch ist das Potenzial der Betriebsoptimierung von Wärmepumpen hinsichtlich möglicher Kosteneinsparungen?

Such- und Lösungsprinzip:

- Nach dem Vorbild der natürlichen Evolution werden auf eine sich ändernde Menge von Lösungen (*Population*) wiederholt Selektions-, Rekombinations- und Mutationsoperatoren angewandt.

Eignung:

- Schnelle zufriedenstellende Lösung trotz komplexer Probleme
- Problem hat viele binäre Entscheidungsvariablen

Herausforderungen:

- Erreichen globaler Optima
- Balance zwischen *Exploration* und *Exploitation* durch Wahl der Operatoren und Parameter

Ansatz: Aneinanderreihung der binären Entscheidungsvariablen

Allgemein:

Slot	1		2		...	N^{slots}	
Bit	0	1	2	3	...	$2 \cdot N^{slots} - 2$	$2 \cdot N^{slots} - 1$
Genotyp	β_1	ω_1	β_2	ω_2	...	$\beta_{N^{slots}}$	$\omega_{N^{slots}}$

Beispiel:

Genotyp	10	00	11	01	...	11	11	10	00
Fahrplan	HW	OFF	HE	OFF	...	HE	HE	HW	OFF

Betriebskosten sind der Hauptindikator für die Lösungsgüte.
Ist eine Lösung ungültig, wird ein **Strafterm** auf die Fitness addiert.

Die Fitnessfunktion wurde dabei **parameterfrei** definiert:

$$F(x) = \begin{cases} c(x) & \text{if } V_{count}(x) = 0 \\ c_{max} + V_{temp}(x) & \text{if } V_{count}(x) > 0 \end{cases}$$

V_{count} : Anzahl verletzter Temperaturrestriktionen

V_{temp} : Summe aller Temperaturdifferenzen der Unter- und Überschreitungen zu minimalen bzw. maximalen Speichertemperaturen

c_{max} : schlechteste bisher gefundene gültige Lösung

NB: *Eine* von vielen Techniken des Constraint Handlings

- **Umweltselektion:** Die fittesten Individuen überleben
 - Altersbedingte Umweltselektion: deutlich schlechter
- **Elternselektion:** Turnierselektion ($k = 3$)
 - Fitnessproportionale und rangbasierte Selektion ähnlich gut
- **Rekombination:** Crossover an 7 Stellen
 - Uniform Crossover und Shuffle Crossover weniger gut
- **Mutation:** Problemspezifische Mutation ($p = 4.17\% = 8/192$)
 - Leichte Verbesserung gegenüber einfacher Bitflip-Mutation
 - Relativ hohe Mutationsrate

Lösungsverhalten (1)

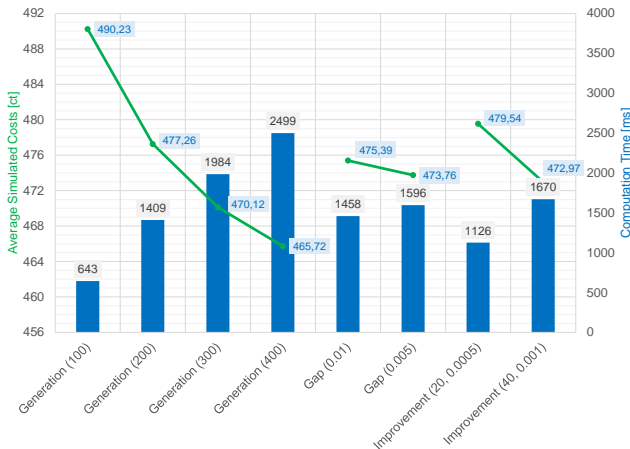


Abbildung: Lösungsgüte und Lösungszeit bei unterschiedlicher Terminierung
(Januar bis April)

Einleitung
○○

Szenario und Ansatz
○○○○○

Entwurf und Implementierung
○○○●○○○

Evaluation
○○○○○○○

Abschluss
○○

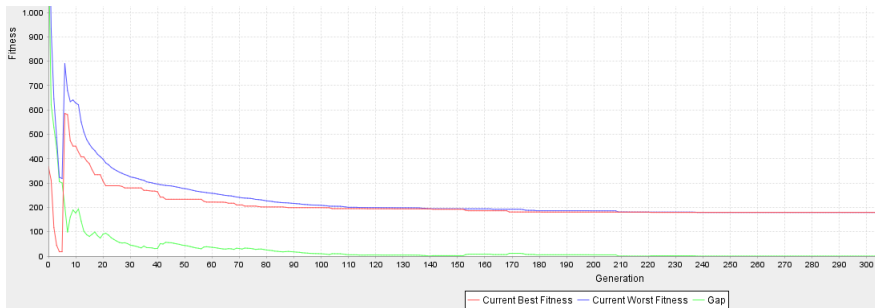


Abbildung: Beispielhaftes Lösungsverhalten bei parameterfreier Fitnessfunktion

Suchoperator: Permutation benachbarter Slots an zufälliger Stelle

Akzeptanzoperator: Hillclimbing, Threshold und Simulated Annealing

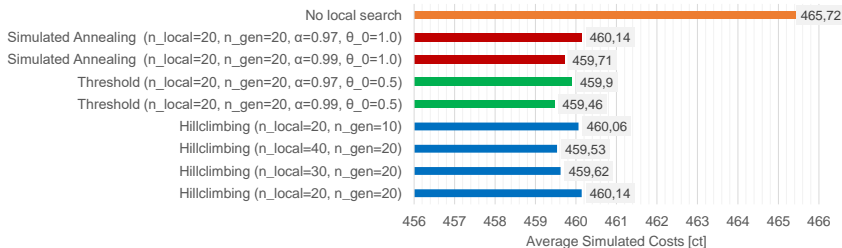


Abbildung: Durchschnittliche tägliche Kosten bei verschiedenen lokalen Suchmethoden (*Januar bis April*)

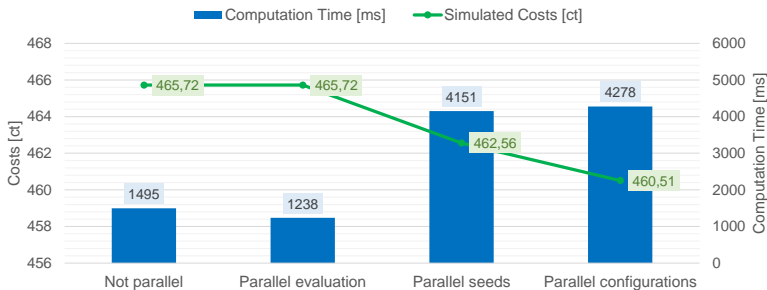


Abbildung: Lösungszeit und -güte bei unterschiedlichem Einsatz von Parallelität
(Januar bis April)

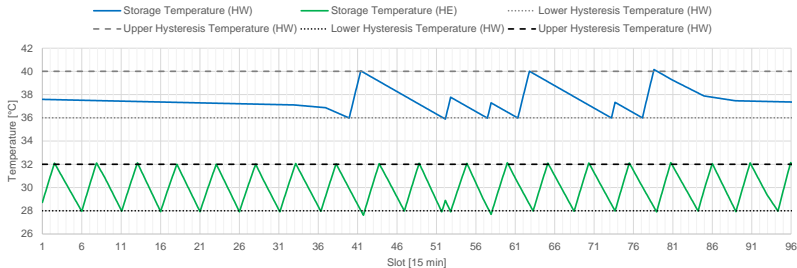
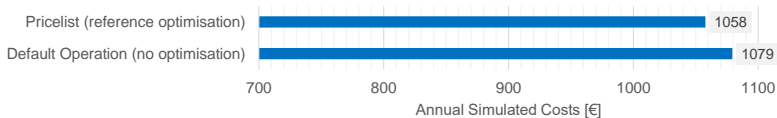


Abbildung: Wärmegeführte Wärmepumpensteuerung (Hysteresis bei 4 °C)



Heuristische Initialisierung der Startpopulation (1)

Zufällige Startlösungen:

- Jeder Betriebszustand ist in jedem Slot gleichwahrscheinlich

Nachfragesensitive zufällige Startlösungen:

- Die Anzahl der Slots, in denen die Wärmepumpe läuft, orientiert sich an der prognostizierten thermischen Last.
- Wahrscheinlichkeiten passen sich entsprechend an.

Heuristische Initialisierung der Startpopulation (2)

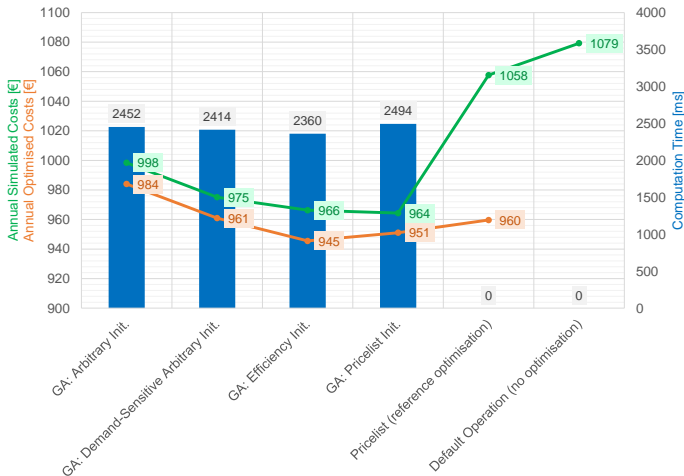
Effizienzlösungen: (*gültig*)

- Wärmepumpe wird einen Slot lang eingeschaltet, wenn die minimale Temperatur unterschritten wird.
- Für Diversität sorgt ein zufälliger Vorzug des Einschaltvorgangs.

Lösungen durch Preisreihung: (*ungültig*)

- Abhängig von der prognostizierten thermischen Last im Optimierungshorizont wird die Anzahl der zu laufenden Slots geschätzt.
- In aufsteigender Reihenfolge werden die Slots mit den günstigsten Strompreisen belegt.

Vergleich verschiedener Initialisierungsmethoden



Vergleich der optimierten zur wärmegeführten Steuerung (1)

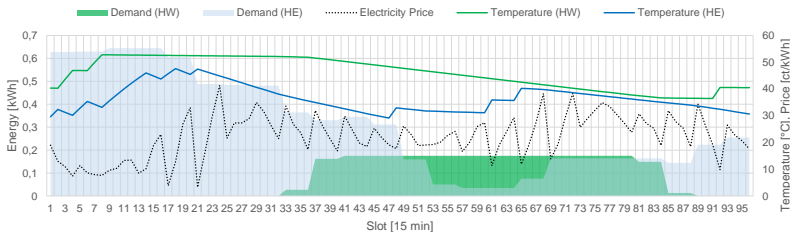
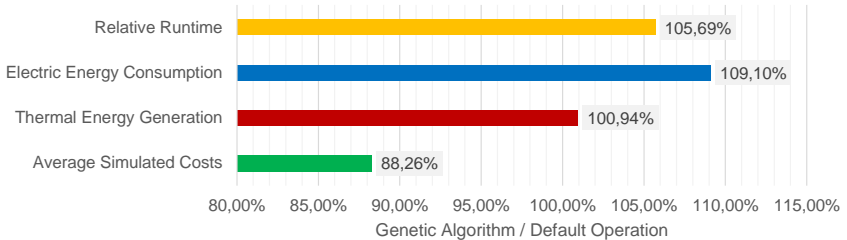


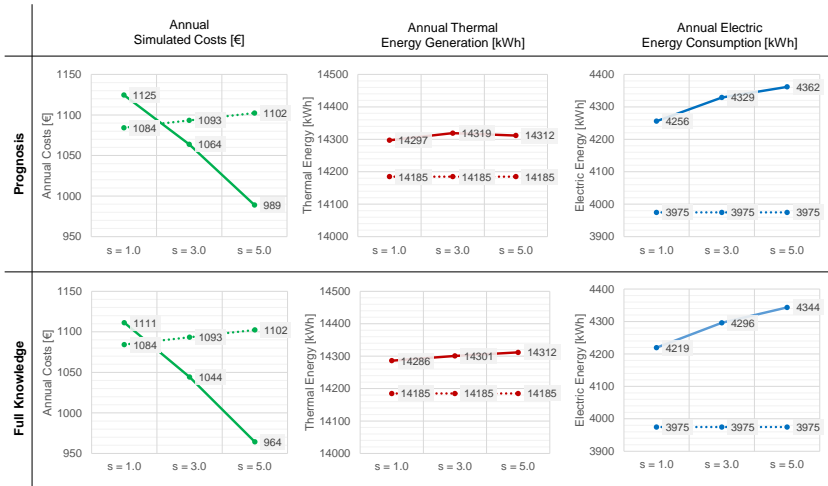
Abbildung: Beispielhafte Temperaturkurve des optimierten Fahrplans (Initialisierung durch Preisreihung)

Vergleich der optimierten zur wärmegeführten Steuerung (2)



Überblick über Evaluation

gepunktet: wärmegeführte Steuerung – durchgezogen: optimierende Steuerung



Faktoren für ein hohes Potenzial der Betriebsoptimierung von Wärmepumpen:

- Parametrisierung und Wahl der Operatoren des Algorithmus
- Gebrauch von lokalen Suchoperatoren
- Einbau von Heuristiken (z.B. zur Bildung der Startpopulation)
- Hohe Güte der Wärmebedarfsprognosen
- Hohe Preisspreizungen (z.B. durch dynamische Preisaufschläge)

Hohes Potenzial...

...wenn Preisspreizungen deutlich höher sind als heutzutage.

- (Selbst-)adaptive Parametersteuerung
- Optimierung im Verbund mit anderen Geräten
- Gleitende Optimierungshorizonte bei zeitabhängiger Prognosegüte
- Erhöhung der Auflösung der Optimierung
- Intelligenter Controller (weicher Fahrplan)
- Vergleich zu anderen Optimierungsmethoden (MILP)

BACKUP

Aufbau einer Wärmepumpe

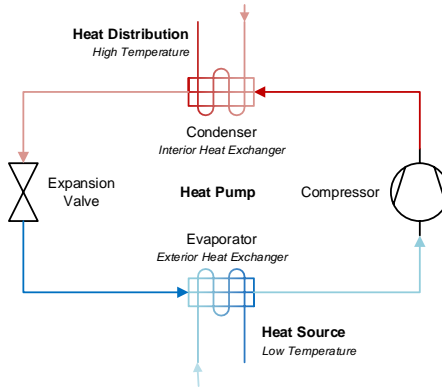


Abbildung: Basic construction of a simple heat pump

Wärmebedarf für Heizen und Warmwasser

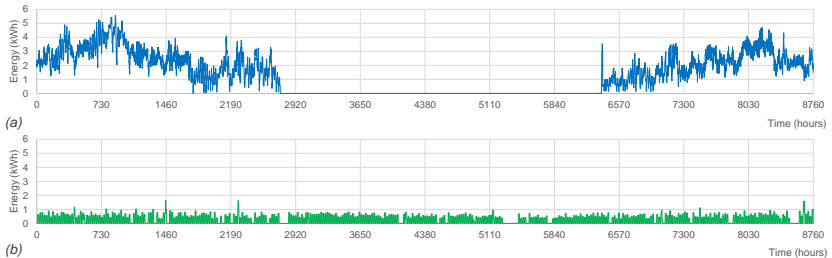


Abbildung: Annual demand for heating (a) and hot water (b)

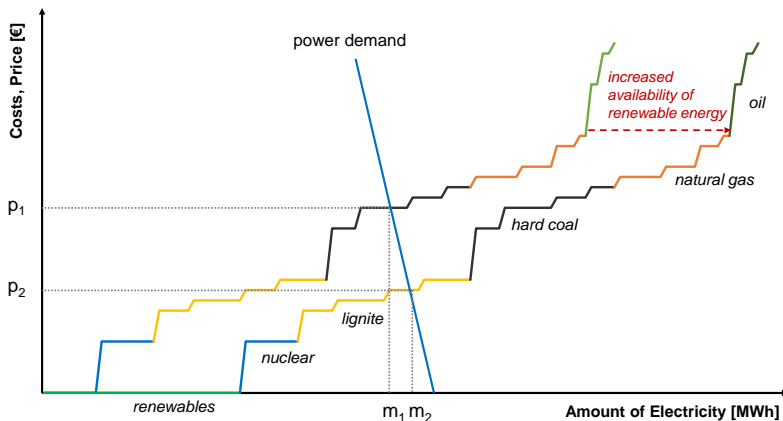


Abbildung: The principle of a merit order

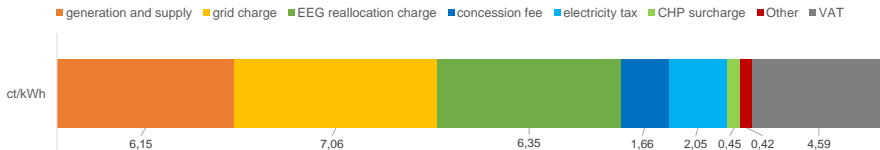


Abbildung: Composition of electricity price in May 2016

Preisspreizung: $p_{used} = (p_{market} - \bar{p}) \cdot s + \bar{p} + q$

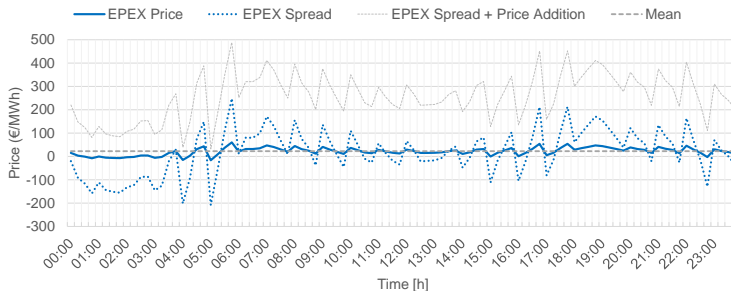


Abbildung: EPEX Intraday Auktion am 1. April 2015 (CET) mit Spreizung ($s = 5.0$) und Preisauflschlag ($q = 24$ ct/kWh)

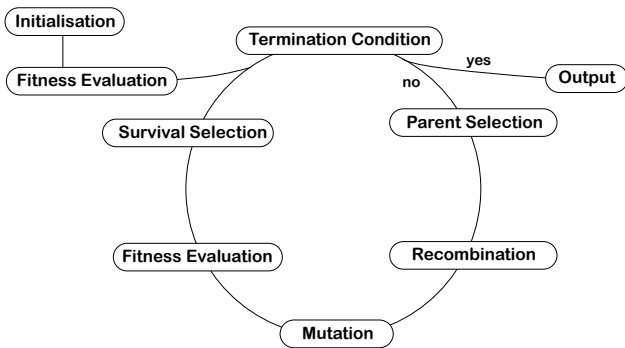


Abbildung: Schematic illustration of an evolutionary cycle (adapted from [Weicker.2015])

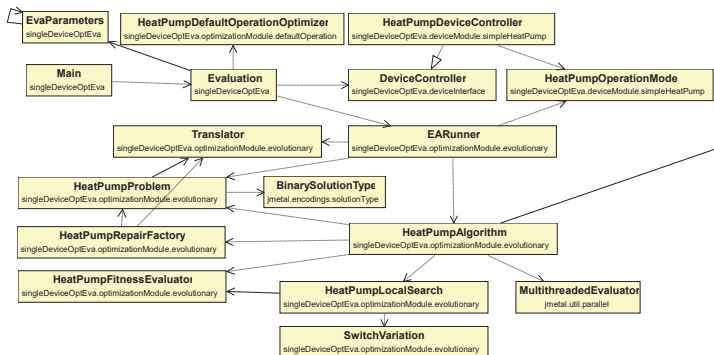


Abbildung: Simulation environment of the genetic algorithm (UML)

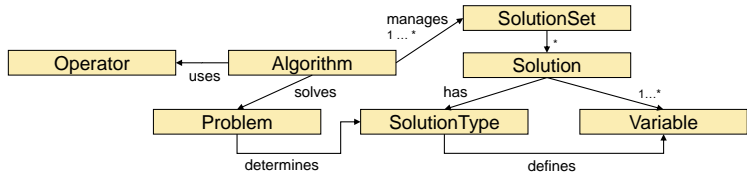


Abbildung: Basic architecture of jMetal library [Durillo.2011]

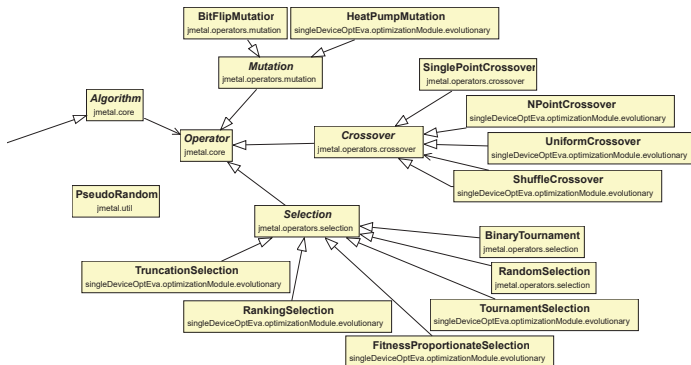


Abbildung: Depth of inheritance and extensions made to jMetal in this work (UML)

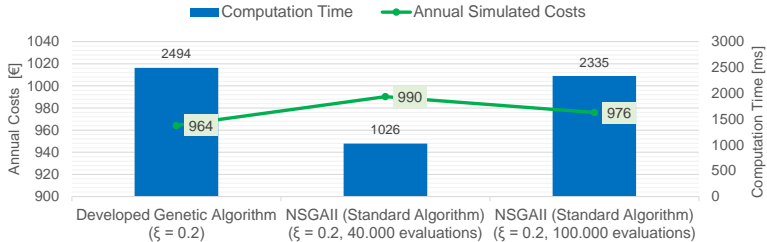


Abbildung: Comparison of genetic algorithm to NSGA-II

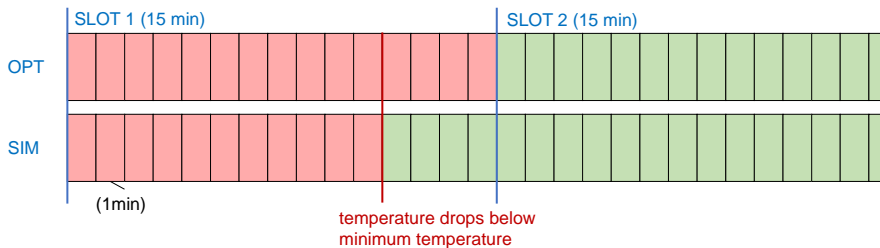
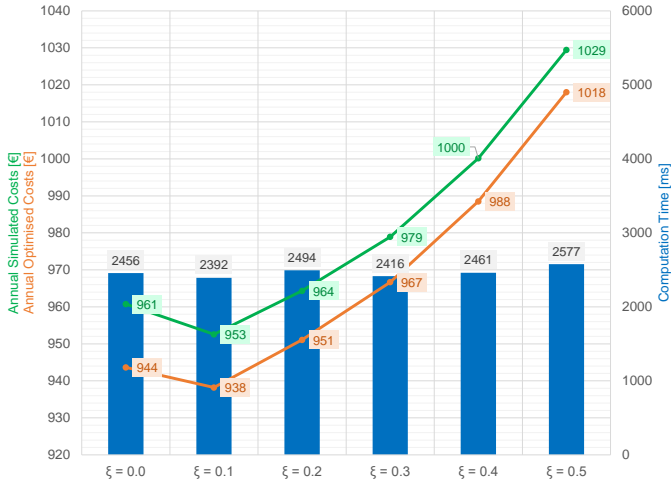


Abbildung: Effect of optimisation granularity (red: no operation, green: operation)

Auswirkungen von Flexibilität zwischen Optimierungshorizonten



Sensitivität gegenüber Preisspreizung

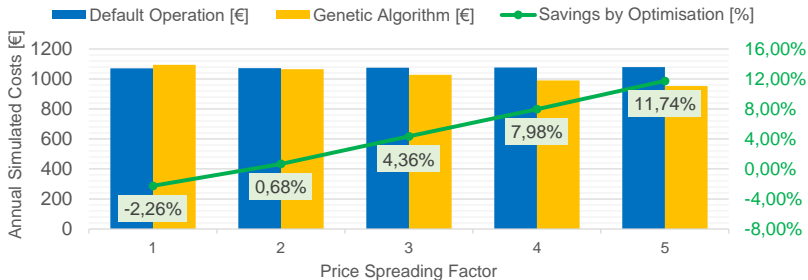


Abbildung: Einfluss der Preisspreizung auf Einsparungen durch die Optimierung

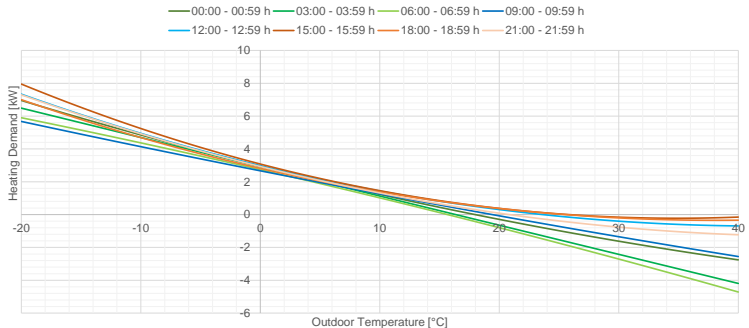


Abbildung: Selected regression functions of heating demand according to outdoor temperature

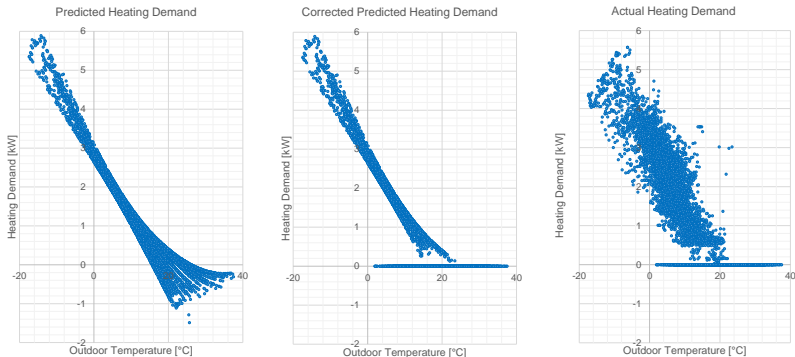
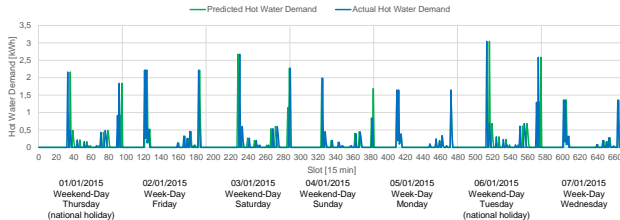
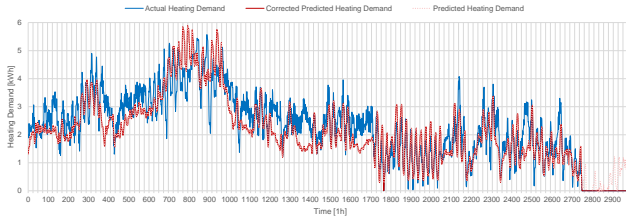


Abbildung: Outdoor temperature / demand combinations of predicted, corrected and actual heating demand

Robustheit gegenüber Unsicherheit (Thermische Last)



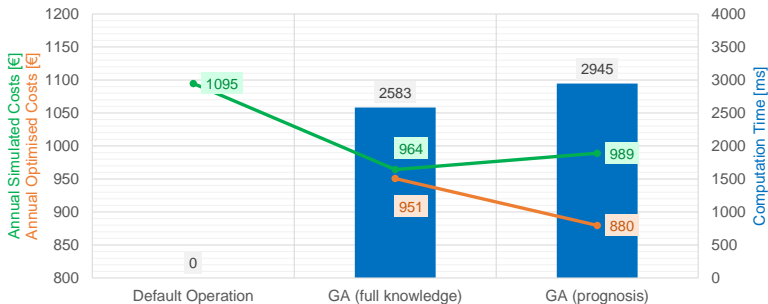


Abbildung: Impact of uncertain thermal demand on performance of genetic algorithm

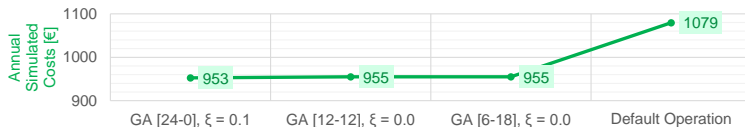


Abbildung: Impact of a moving optimisation horizon on the performance of the developed genetic algorithm (*notation: [realised time, overlapping time]*)