

Forschungsprogramm  
Umgebungs- und Abwärme,  
Wärme-Kraft-Kopplung (UAW)

# Kurztestmethode für Wärmepumpenanlagen (A Short-Term Rating Method for Heat Pump Heating Systems)

**Phase 5: Test der Fehlerdiagnosesysteme  
(Test of the Fault Diagnosis Systems)**

ausgearbeitet durch  
**David Zogg, Dr. Esfandiar Shafai**  
Institut für Mess- und Regeltechnik  
ETH Zentrum  
8092 Zürich  
[zogg@imrt.mavt.ethz.ch](mailto:zogg@imrt.mavt.ethz.ch)

im Auftrag des  
**Bundesamtes für Energie**

## Impressum:

|                     |                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                      |
|---------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Auftraggeber:       | <b>Bundesamt für Energie (BFE):</b><br><b>Hans-Ulrich Schärer</b><br>Leiter Sektion erneuerbare Energien<br><b>Fabrice Rognon</b><br>Leiter Bereich Umgebungswärme, Wärme-Kraft-Kopplung<br><b>Prof. Dr. Martin Zogg</b><br>Programmleiter UAW                                                                                                                                                                       |
| Beauftragter:       | <b>Prof. Dr. Hans P. Geering</b><br><b>Dr. Esfandiar Shafai</b><br>Institut für Mess- und Regeltechnik, ETH Zürich                                                                                                                                                                                                                                                                                                   |
| Projektgruppe:      | <b>Dr. Esfandiar Shafai</b> (Projektleiter)<br><b>David Zogg</b><br>Institut für Mess- und Regeltechnik, ETH Zürich                                                                                                                                                                                                                                                                                                  |
| Begleitgruppe:      | <b>Prof. Dr. Martin Zogg</b><br>Bundesamt für Energie (BFE), Programmleiter UAW<br><b>Günther Reiner</b><br>Sulzer Fritherm AG, System Engineering<br><b>Hans Rudolf Gabathuler, Hans Mayer</b><br>Gabathuler AG, Beratende Ingenieure<br><b>Dr. Hansueli Bruderer</b><br>SATAG Thermotechnik AG<br><b>Markus Erb</b><br>Dr. Eicher und Pauli AG<br><b>Dr. J. Tödl</b><br>Siemens Building Technologies (Schweiz) AG |
| Autor des Berichts: | <b>David Zogg</b><br>Institut für Mess- und Regeltechnik, ETH Zürich                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                 |

## Zusammenfassung:

Ziel der **Kurztestmethode** ist es, im Hinblick auf eine Betriebsüberwachung und -optimierung ein Diagnoseverfahren für Fehlfunktionen einer Wärmepumpenanlage zu entwickeln. Durch das Erfassen möglichst weniger Messgrößen (Temperaturen, ev. Drücke) soll auf Fehlfunktionen geschlossen werden. In früheren Projektphasen wurden Modelle für das Wärmeverteilsystem, die Wärmeabgabe und das Gebäude entwickelt. Hier wird die Wärmepumpe als Teilsystem näher betrachtet, und es werden zwei Überwachungssysteme sowie ein Simulationsmodell vorgestellt. Die Überwachungssysteme dienen dazu, den Zustand der Wärmepumpe bei der Inbetriebnahme und während des Betriebes zu erfassen und Fehler frühzeitig zu erkennen. Damit wird eine Optimierung zwischen Abnahme der Wärmepumpe und Schlussprüfung wie auch eine zustandsorientierte Instandhaltung während der ganzen Lebensdauer der Wärmepumpe ermöglicht. Eine zustandsorientierte Instandhaltung ist kostengünstiger als feste Service-Intervalle oder ausfallbedingte Reparaturen mit Stillstandszeiten.

Das erste Überwachungssystem *HeatWatch* liefert physikalische Parameter und Kennzahlen der Wärmepumpe, aus denen die Fehler interpretiert werden können. Für die Parameteridentifikation im stationären Zustand muss ein lineares Gleichungssystem online gelöst werden. Diese Variante eignet sich dank ihrem einfachen Aufbau und einem sehr geringen Aufwand während der Trainingsphase für eine schnelle industrielle Umsetzung.

Beim zweiten Überwachungssystem *FuzzyWatch* werden direkt die aktuellen Fehlercodes angezeigt. Dank einem universellen Modellansatz kann dieses Überwachungssystem ohne grossen Aufwand auf beliebige Wärmepumpentypen angepasst werden. Die Anzahl der benötigten Sensoren kann während der Trainingsphase durch einen automatischen Algorithmus minimiert werden. Für die Parameteridentifikation muss ein Least-Squares-Problem online gelöst werden. Für die Klassifikation der Fehler aus den Parametern werden statistische Ansätze wie Fuzzy-Logik und neuronale Netze verwendet. Der experimentelle Aufwand während der Trainingsphase ist höher, da neben den Nominaldaten auch die Daten für verschiedene Fehlerfälle auf einem Prüfstand ermittelt werden müssen. Mit geeigneten Methoden kann dieser Aufwand jedoch reduziert werden.

Die Überwachungssysteme wurden anhand von Messdaten eines Einfamilienhauses, auf zwei Prüfständen und anhand von Simulationsdaten getestet. Mit einem detaillierten physikalischen Wärmepumpen-Simulationsmodell können Daten für den Nominalfall wie auch für verschiedene Fehlerfälle generiert werden. Ein neuer Prüfstand für industrielle Sole/Wasser-Wärmepumpen wurde am Institut für Mess- und Regeltechnik der ETH Zürich aufgebaut, mit dem die Test-Wärmepumpe unter realistischen Bedingungen betrieben werden kann. Die Test-Wärmepumpe wurde mit zusätzlichen Aktuatoren und Sensoren ausgerüstet, um übliche Fehlerfälle simulieren zu können.

Die Ergebnisse sind im Abschnitt 1.4 zusammengefasst.

Die vorliegenden Überwachungssysteme können nicht nur auf Wärmepumpen, sondern auch auf Kälteanlagen, Heiz- oder Klimatisierungssysteme angewandt werden. Bei grossen Anlagen würden die Einsparungen durch einen optimalen Betrieb und durch eine zustandsorientierte Instandhaltung noch stärker ins Gewicht fallen.

**Bemerkung:** Der vorliegende Bericht wurde zweisprachig verfasst. Die Kapitel 2 bis 7 wurden aus der Dissertation übernommen, welche im Frühling 2002 abgeschlossen und publiziert wird [Zogg 02]. Am Anfang der englischen Kapitel befindet sich jeweils eine deutsche Kurzfassung.

|                                                                                                                                                                             |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Diese Arbeit ist im Auftrag des Bundesamtes für Energie entstanden. Für den Inhalt und die Schlussfolgerungen ist ausschliesslich der Autor dieses Berichts verantwortlich. |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|

## Abstract:

The purpose of the short-term rating method is to develop a fault detection and diagnosis procedure for operational monitoring and optimization of a heat pump heating system. The faults are to be classified on the basis of the fewest measurements possible which might include temperature and maybe pressure measurements. As a result of former project phases, models of the heat distribution system, the heat emission system as well as of the building have been developed. Here, the heat pump as a subsystem is considered, and two fault diagnosis systems as well as a simulation model are developed. With these diagnosis systems, the state of a heat pump is known both at start-up and during the operation, and any faults can be recognized early. As an additional benefit to the optimization at start-up, a state-oriented maintenance helps to minimize costs in the long run, over those incurred with fixed service intervals or with repairs due to complete failure, accompanied by downtime.

The first fault diagnosis system, called *HeatWatch*, yields physical parameters and characteristics of the heat pump, which are used to interpret the faults manually. For parameter identification during steady state, a linear equation system has to be solved online. This version is designed for a fast industrial realization because of a simple structure and a very small effort during the training phase.

The second fault diagnosis system, called *FuzzyWatch*, directly displays the actual fault codes. Thus, no manual interpretation is necessary. Due to an universal model approach, the diagnosis system can easily be adapted to any heat pump type. During the training phase, an automated algorithm reduces the number of sensors needed. For parameter identification, a least-squares problem has to be solved online. For the classification of the faults based on the parameters, statistical approaches are used, such as fuzzy logic or neural networks. The experimental effort during the training phase is higher than in the case of *HeatWatch*, since data of the nominal case as well as data of several fault cases has to be acquired on a test bench. By using advanced methods, this effort can be reduced.

The fault diagnosis systems have been tested by measured data both from a residential building and on two test benches, and with simulation data. A detailed, physical heat pump simulation model is able to generate data for the nominal case as well as for several fault cases. A new test bench for industrial brine-to-water heat pumps has been installed at the Measurement and Control Laboratory of the ETH Zurich, which allows the test heat pump to operate under realistic conditions. The test heat pump is equipped with additional actuators and sensors for simulating common faults.

The fault diagnosis systems presented in this work is not only suitable to heat pumps only, but to any larger heating, refrigerating, or air-conditioning systems. For large-scale plants, the savings would even be higher due to an optimal operation and a state-oriented maintenance.

**Note:** This report is written in two languages. Chapters 2 to 7 are adopted from the dissertation (in a shortened form), which will be completed and published in spring 2002 [Zogg 02]. These Chapters are written in English.

|                                                                                                                                                                                   |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <p>This work is carried out by order of the Swiss Federal Office of Energy.<br/>The author of this work is exclusively responsible for its content and the conclusions drawn.</p> |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|

# Inhaltsverzeichnis – Table of Contents

|           |                                                                  |           |
|-----------|------------------------------------------------------------------|-----------|
| <b>1</b>  | <b>Überblick.....</b>                                            | <b>6</b>  |
| 1.1       | Ziel der Arbeit.....                                             | 6         |
| 1.2       | Übersicht der Projektphasen .....                                | 6         |
| 1.3       | Lösungsweg .....                                                 | 7         |
| 1.4       | Hauptergebnisse .....                                            | 8         |
| <b>2</b>  | <b>HeatWatch .....</b>                                           | <b>10</b> |
| 2.1       | Modeling .....                                                   | 12        |
| 2.2       | Parameter Identification.....                                    | 15        |
| 2.3       | Fault Interpretation .....                                       | 15        |
| 2.4       | Online Fault Diagnosis .....                                     | 16        |
| <b>3</b>  | <b>FuzzyWatch .....</b>                                          | <b>17</b> |
| 3.1       | Diagnosis Procedure .....                                        | 20        |
| 3.2       | Modeling .....                                                   | 21        |
| 3.3       | Parameter Identification.....                                    | 23        |
| 3.4       | Fault Classification .....                                       | 23        |
| 3.5       | Automated Signal Selection .....                                 | 26        |
| 3.6       | Gradual and Simultaneous Faults .....                            | 27        |
| 3.7       | Nominal Training .....                                           | 28        |
| 3.8       | Online Fault Diagnosis .....                                     | 30        |
| <b>4</b>  | <b>Software.....</b>                                             | <b>32</b> |
| 4.1       | The Heat Pump of the ETH Test Bench .....                        | 33        |
| 4.2       | Online HeatWatch .....                                           | 33        |
| 4.3       | Online FuzzyWatch .....                                          | 36        |
| 4.4       | Trend Charts .....                                               | 39        |
| 4.5       | Training of FuzzyWatch.....                                      | 40        |
| <b>5</b>  | <b>Anwendungen und Resultate - Applications and Results.....</b> | <b>43</b> |
| 5.1       | HeatWatch with Measured Data from Barzheim .....                 | 45        |
| 5.2       | FuzzyWatch on the ZHW Test Bench.....                            | 48        |
| 5.3       | FuzzyWatch with Simulation Data .....                            | 50        |
| <b>6</b>  | <b>Simulationsmodell – Simulation Model.....</b>                 | <b>55</b> |
| 6.1       | Modeling the Heat Pump Refrigerant Cycle .....                   | 56        |
| 6.2       | Simulations.....                                                 | 65        |
| <b>7</b>  | <b>ETH-Prüfstand – ETH Test Bench.....</b>                       | <b>70</b> |
| 7.1       | Test Environment .....                                           | 71        |
| 7.2       | Test Heat Pump .....                                             | 73        |
| 7.3       | Data Acquisition and Automation.....                             | 74        |
| 7.4       | Running Test Cycles .....                                        | 75        |
| 7.5       | Emulation .....                                                  | 76        |
| <b>8</b>  | <b>Ausblick .....</b>                                            | <b>77</b> |
| <b>9</b>  | <b>Symbolverzeichnis – Symbols.....</b>                          | <b>78</b> |
| <b>10</b> | <b>Literaturverzeichnis - References .....</b>                   | <b>81</b> |

# 1 Überblick

## 1.1 Ziel der Arbeit

### Gesamtprojekt

Das Ziel ist die Entwicklung einer neuen Mess- und Auswertungsmethode für folgende Zwecke:

- Ermittlung von Abweichungen gegenüber der Planung
- Detektion der häufigsten Fehlerquellen
- Betriebsoptimierung zwischen Abnahme der Wärmepumpe und Schlussprüfung
- Betriebsüberwachung während der ganzen Lebensdauer der Wärmepumpenanlage

Die Kurztestmethode basiert auf der Methode der Parameteridentifikation und soll damit:

- möglichst kostengünstig sein (geringer Messaufwand)
- möglichst frühzeitig (z.B. innert 1 Monat) eine Hochrechnung auf das ganze Jahr ermöglichen

Die in einem Pilotversuch gewonnenen Erfahrungen liefern die Software- und Hardwarespezifikationen als Grundlage zur Realisierung eines Einbau- und Diagnosesets.

### Projektphase 5

Das Ziel der vorliegenden Projektphase wurde folgendermassen definiert:

- Verfeinerung und Validierung des in den ersten vier Phasen des Projektes entwickelten physikalischen Modells der Wärmepumpe. Mit Hilfe dieses Simulationsmodells können künstliche Datensätze (mit und ohne Fehlersimulation) generiert werden, was den experimentellen Aufwand für das Training des Diagnoseverfahrens massgebend reduzieren wird.
- Das in der Phase 4 entwickelte Diagnoseverfahren zu verfeinern und an einem dynamischen Sole/Wasser-Wärmepumpenprüfstand zu erproben. Dieser Prüfstand erlaubt dabei einerseits die Simulation der in den Projektphasen 1 bis 3 definierten Fehler und andererseits die Emulation des dynamischen Verhaltens eines real nicht vorhandenen (fiktiven) Hauses.
- Die an der Testwärmepumpe simulierten Fehler sollen richtig lokalisiert und angezeigt werden.

## 1.2 Übersicht der Projektphasen

### Projektphasen 1-3: Messung, Modellierung und Erprobung der Parameteridentifikation [KTM-3 98].

Eine Referenzanlage in Barzheim (Schaffhausen, CH) mit einer Luft/Wasser-Wärmepumpe wurde vollständig instrumentiert und ausgemessen. Ein Modell für die Wärmeverteilung, Wärmeabgabe und das Gebäude wurde erstellt und validiert. Für die Wärmepumpe wurde ein nichtphysikalisches Modell (basierend auf Hersteller-Kennlinien) sowie eine erste Version des detaillierten physikalischen Modelles (mit vollständiger Modellierung des Kältemittelkreislaufes) erstellt.

Das nichtphysikalische Modell dient zur groben Fehlerdetektion, und das physikalische Modell dient zur genauen Fehlerdiagnose und –lokalisierung innerhalb der Wärmepumpe. Aus den identifizierten Parametern des Gebäudemodelles können Fehler ausserhalb der Wärmepumpe festgestellt werden. Anhand der Simulationsmodelle wurden Hochrechnungen der Kenngrössen (Jahresarbeitszahl, usw.) auf ein Jahr durchgeführt. Herkömmliche Diagnoseverfahren wurden ebenfalls getestet.

## **Projektphase 4: Parameteridentifikation und Fehlerdiagnose für das Teilsystem Wärmepumpe [KTM-4 99]**

Die Wärmepumpe als Teilsystem wurde genauer untersucht und es wurden zwei Überwachungssysteme entwickelt. *HeatWatch* liefert physikalische Parameter, welche manuell interpretierbar sind, während *FuzzyWatch* eine Fehlerklassifikation enthält und direkt Fehlercodes liefert. Erste Tests anhand der Nominaldaten in Barzheim und anhand der „Fehler-Daten“ des Labor-Prüfstandes an der Zürcher Hochschule Winterthur (ZHW) wurden durchgeführt. Eine zweite Version des physikalischen Wärmepumpenmodelles wurde entworfen.

## **Projektphase 5: Test der Fehlerdiagnosesysteme an Prüfständen und mit Simulationen**

In der vorliegenden Projektphase wurde ein neuer Wärmepumpen-Prüfstand am Institut für Mess- und Regeltechnik der ETH Zürich aufgebaut, eine dritte Version des physikalischen Wärmepumpen-Simulationsmodelles erstellt und die Überwachungssysteme *HeatWatch* und *FuzzyWatch* weiterentwickelt. Die Überwachungssysteme wurden anhand der Daten des ZHW-Prüfstandes, des Simulationsmodelles und des Prüfstandes an der ETH Zürich weiter getestet.

### **1.3 Lösungsweg**

Einen zentralen Platz bei dem gewählten Lösungsweg nimmt der dynamische Sole/Wasser-Wärmepumpenprüfstand an der ETH ein. Dieser Prüfstand soll folgende Aufgaben erfüllen:

- Emulation des dynamischen Verhaltens der Wärmequelle und des Hauses
- Fehlersimulation an einer Sole/Wasser-Wärmepumpe: Eine industrielle Sole/Wasser-Wärmepumpe mit modifiziertem Arbeitsmittelkreislauf wurde mit zusätzlichen Sensoren ausgerüstet. Die Modifikation des Arbeitsmittelkreislaufs dient der Simulation derjenigen Fehler, die in den ersten Projektphasen in Form eines Fehlerbaums definiert wurden (auf Sole/Wasser übertragen). Wichtig ist insbesondere die vollständige Automatisierung der Testläufe, wodurch für das Erfassen der Datensätze praktisch keine manuelle Eingriffe nötig sind.

Die Erprobung der Diagnoseverfahren am Wärmepumpenprüfstand weist gegenüber der Erprobung in einem real existierenden Haus folgende Vorteile auf:

- Die Suche nach einem geeigneten Objekt fällt aus.
- Es existieren keine terminliche Restriktionen. Es ist möglich auch ausserhalb der Heizperiode Untersuchungen durchzuführen.
- Der Aussentemperaturverlauf und andere Randbedingungen können ohne unbekannte Quereinflüsse der Betreiber beliebig vorgegeben werden. Damit ist die Reproduzierbarkeit der Untersuchungen gewährleistet.
- Die speziell mit Sensoren und Aktoren ausgerüstete Maschine bleibt nach Projektabschluss nicht im Haus zurück. Sie kann für weitere Untersuchungen eingesetzt werden (kein Verlust der Investitionen).
- Der Prüfstand kann auch im Rahmen anderer Projekte (Pulsweitenmodulation für Wärmepumpenanlagen, Kostengünstige Niedertemperaturheizung mit Wärmepumpe) für die Entwicklung und Erprobung neuer Regelstrategien verwendet werden.

Das Konzept eines solchen Wärmepumpenprüfstandes wurde im Rahmen einer Diplomarbeit am Institut für Mess- und Regeltechnik ausgearbeitet [Lackner 00]. Im Rahmen der vorliegenden Phase 5 des Projektes wurde dieses Prüfstandskonzept realisiert und für das Erproben der Diagnoseverfahren eingesetzt (Fig. 1).

Die Daten für das Training des Diagnosesystems *FuzzyWatch* werden einerseits experimentell am Prüfstand erfasst und andererseits durch das Wärmepumpen-Simulationsmodell generiert. Das Simulationsmodell wird anhand von Nominaldaten validiert und anschliessend benutzt, um Daten für verschiedene Fehlerfälle zu generieren.



*Fig. 1: Der Prüfstand am Institut für Mess- und Regeltechnik, ETH Zürich. - The test bench at the Measurement and Control Laboratory, ETH Zürich.*

## 1.4 Hauptergebnisse

Die Ziele der Projektphase 5 wurden erreicht und der Prüfstand wurde aufgebaut. Die Emulation der Wärmequelle und des Hauses am Prüfstand ist jedoch noch in Bearbeitung. Die Diagnosesysteme können trotzdem unter verschiedenen Bedingungen am Prüfstand ausgetestet werden.

Die Software für die zwei Überwachungssysteme *FuzzyWatch* und *HeatWatch* wurden weiterentwickelt und getestet:

**HeatWatch.** Das erste Überwachungssystem ermöglicht die Erfassung relevanter Wärmepumpen-Parameter und –Kenngrößen im stationären Zustand (Schema in Kapitel 2, Fig. 2). Aus den Abweichungen der Parameter im Vergleich zum Anfangs- oder Auslegungszustand können die entsprechenden Fehler manuell durch den Benutzer oder Servicefachmann interpretiert werden. Beispielsweise kann aus der Veränderung des Wärmeübertragungs-Parameters im Verdampfer oder Kondensator auf eine Verschmutzung zurückgeschlossen werden. Die Veränderung des Quellen- bzw. Wassermassenstromes zeigt Verschmutzungen in den entsprechenden Kreisläufen oder Fehl-



funktionen der Umwälzpumpen an. Auch Fehlfunktionen des Kompressors, des Expansionsventiles oder Leakage können über Parameterveränderungen erkannt werden. Insgesamt werden für eine Wärmepumpe mit internem Wärmeübertrager 10 Sensoren benötigt (Kapitel 5), wovon 4-6 Sensoren standardmässig vorhanden sind. Eine Reduktion der Anzahl Sensoren ist möglich, dabei nimmt jedoch auch die Anzahl der identifizierbaren Parameter ab.

Ausser dem Erfassen der Anfangswerte der Parameter ist kein nennenswertes Training notwendig. Eine mögliche Realisierung als Online-Software ist in Kapitel 4, Abschnitt 4.2 mit zyklischer Anzeige der Parameter vorgestellt. Die Diagnoseresultate werden in Kapitel 5, Abschnitt 5.1 für eine Anwendung (Messdaten aus Barzheim) detailliert beschrieben. Als weitere Variante könnte über den Wärmeübertragungs-Parameter im Verdampfer auch die Vereisung festgestellt werden und damit der Abtauvorgang gestartet werden.

**FuzzyWatch.** Bei diesem Überwachungssystem ist neben der Parameteridentifikation auch die Fehlerklassifikation integriert (Schema in Kapitel 3, Fig. 8). Mit verschiedenen Klassifikationssystemen können einzelne Fehler, Fehler unterschiedlicher Stärke und je nach Klassifikationsmethode und Messdaten auch Kombinationen gleichzeitig auftretender Fehler diagnostiziert werden. Dazu gehören Fehler wie die Verschmutzung des Verdampfers oder des Kondensators, Fehlfunktionen der Sole- und Heizwasser-Umwälzpumpen, Fehlfunktionen des Kompressors oder des Expansionsventils, oder Leakage. Hier ist keine manuelle Interpretation notwendig, sondern es werden direkt die entsprechenden Fehlercodes angezeigt. Die Anzahl der benötigten Sensoren wird für eine bestimmte Anwendung automatisch minimiert. Je nach Wärmepumpentyp und geforderter Klassifikationsgüte (Zuverlässigkeit der Diagnose) kann die Anzahl der Sensoren variieren. Für die bisher untersuchten Anwendungen konnten bereits mit 4-6 Sensoren brauchbare Resultate erzielt werden. Mit einer höheren Anzahl Sensoren nimmt die Klassifikationsgüte zu.

Prinzipiell muss das Diagnosesystem mit Daten für alle Fehlerfälle trainiert werden. Mit verschiedenen Methoden ist es jedoch möglich, den experimentellen Aufwand zu reduzieren, indem nur eine kleine Auswahl von Fehlerfällen oder sogar nur der Nominalfall trainiert wird. Eine mögliche Realisierung als Online-Software ist in Kapitel 4, Abschnitt 4.3 mit zyklischer Anzeige der Fehlercodes vorgestellt. Die Offline-Software für das Training ist in Abschnitt 4.5 beschrieben, wobei ein Bedienfeld schrittweise durch den Trainingsablauf führt. Die Diagnoseresultate werden in Kapitel 5, Abschnitte 5.2 und 5.3 für zwei Anwendungen (Daten aus Prüfstand ZHW und Simulationsmodell) detailliert beschrieben. Detaillierte Resultate für den Prüfstand ETH werden in [Zogg 02] verfügbar sein.

**Simulationsmodell.** Die Entwicklung des physikalischen Simulationsmodelles für eine Luft/Wasser-Wärmepumpe wurde abgeschlossen (Kapitel 6). Anhand der Nominaldaten aus dem Einfamilienhaus in Barzheim wurden die Modellparameter angepasst und das Modell validiert. Das Modell ist in der Lage, die wesentlichen Eigenschaften der Wärmepumpe zu repräsentieren. Deshalb kann es als Datenquelle für das Training des Diagnosesystems *FuzzyWatch* dienen, indem die verschiedenen Fehlerfälle simuliert werden. Für eine realistische Simulation wird das Wärmepumpenmodell mit dem Gebäudemodell gekoppelt.

**Prüfstand ETH.** Im Labor des Instituts für Mess- und Regeltechnik an der ETH Zürich wurde ein neuer Prüfstand für industrielle Sole/Wasser-Wärmepumpen aufgebaut (Fig. 1, Kapitel 7). Die Testumgebung besteht aus einem Solekreislauf und einem Wasserkreislauf, insgesamt 4 Tanks, 5 Wärmetauschern, 2 Medienanschlüssen und einer Hilfs-Wärmepumpe. Damit kann die Test-Wärmepumpe unter möglichst realen Bedingungen betrieben werden.

Die Testwärmepumpe von SATAG© Thermotechnik AG wurde mit zusätzlichen Ventilen und einem externen Kältemitteltank ausgerüstet. Damit können übliche Fehlerfälle eingestellt werden. Insgesamt 20 Sensoren erfassen die Temperaturen und Drücke. Der Prüfstand wurde vollständig automatisiert und für die Durchführung der Testzyklen wurde ein spezielles Software-Tool entwickelt.

## 2 HeatWatch

### Kurzfassung (Deutsch):

HeatWatch wird gemäss Fig. 2 zur Überwachung einer Wärmepumpe eingesetzt. Aus Kostengründen wird auf jegliche Massen- oder Wärmestrommessungen verzichtet. Die Temperaturen bzw. Drücke im Arbeitsmittelkreislauf sowie auf der Quellen- und Senkenseite werden mit Sensoren laufend gemessen und als Signale ans Überwachungssystem weitergeleitet. Dieses erfasst die Daten und wertet sie im stationären Zustand aus. Dabei werden Parameter und charakteristische Kennzahlen berechnet.

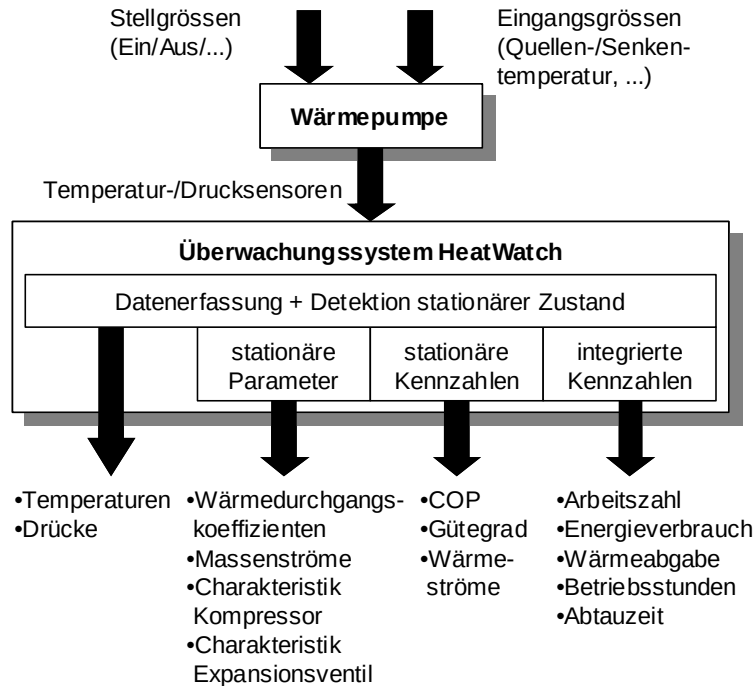


Fig. 2: Das Schema des Diagnosesystems HeatWatch.

**Modellbildung.** Für eine Wärmepumpe mit internem Wärmübertrager (Fig. 4) wurde ein Modell für den stationären Zustand entwickelt. Dabei wurden die Energiebilanzen für die Prozesse der Verdampfung, der Überhitzung, der Kondensation und der Unterkühlung sowie für die Wärmequelle und die Wärmesenke (Gl. (1) bis (6)) aufgestellt. Als wesentliche Parameter sind darin die Wärmeübergangparameter  $kA_i$  der Wärmeübertrager und die Massenströme  $\dot{m}_i^*$  des Kältemittels, der Quelle (Luft/Sole) und der Senke (Wasser) enthalten. Für die Berechnung der Stoffgrößen sind die Kältemitteldaten in Funktion der Drücke gegeben. Bei der Verdampfung und Kondensation wurde der „Temperatur-Glide“ berücksichtigt (unterschiedliche Temperaturen  $T_b(p_i)$  für „bubble point“ und  $T_d(p_i)$  für „dew point“).

Der Kältemittelmassenstrom  $\dot{m}_r^*$  wird aus der Leistungsaufnahme  $P_{HP}$  des Verdichters bestimmt (Gl. (15)). Damit können die restlichen Parameter berechnet werden. Dazu gehören auch der Polytropenexponent  $c_{cmp}$  und der Liefergrad  $\lambda_{cmp}$  des Kompressors sowie die Ventilkonstante  $k_{exp}$  des Expansionsventils. Die Leistungsziffer  $COP_{HP}$ , der Gütegrad  $\varepsilon_{HP}$  und die Arbeitszahl sind damit ebenfalls bekannt.

**Lineare Regression.** Für die Bestimmung der Wärmeübergangparameter  $kA_i$  und der restlichen Massenströme  $\dot{m}_i^*$  werden die Bilanzgleichungen in Form einer linearen Regression dargestellt (Gl. (26), (27), (28)).

**Anzahl benötigte Sensoren.** Insgesamt werden für den vorliegenden Wärmepumpentyp (Fig. 4) 7 Temperatursignale, 2 Drucksignale und 1 Leistungssignal benötigt (Gl. (29)), wovon 4 Temperatursignale und ev. 2 Drucksignale standardmässig vorhanden sind (Gl. (30)).

**Parameteridentifikation.** Durch eine Mittelung der Signalwerte über den stationären Bereich und anschließende Inversion können die Parameter bestimmt werden (Gl. (31)). Die Detektion des stationären Zustandes kann entweder über die Ableitung eines charakteristischen Signales erfolgen (Fig. 5), oder der Zeitpunkt für das Auftreten des stationären Zustandes wird als konstant angenommen.

**Fehler-Interpretation.** Aus den Veränderungen der Parameter können die entsprechenden Fehler manuell interpretiert werden. Die Fehler sind in einer Liste zusammengefasst (Table 1).

**Online-Betrieb.** Prinzipiell ist der Betrieb des Diagnosesystems ohne vorherige Trainingsphase möglich, falls das einzige Ziel die Identifikation der aktuellen Parameter ist. Für eine Fehler-Interpretation müssen jedoch die Abweichungen der Parameter von ihren Anfangswerten oder Auslegungswerten berechnet werden. Dazu müssen diese Anfangswerte mit demselben Diagnosesystem in einer kurzen „Trainingsphase“ für den Nominalfall identifiziert werden. Es werden jedoch keine Daten für die Fehlerfälle benötigt.

**Zyklische statistische Auswertung.** Während dem Betrieb werden die identifizierten Parameter zyklisch ausgewertet (Fig. 6). Nach mehreren Identifikationsschritten erfolgt eine Mittelwertbildung. Der Verlauf dieser Mittelwerte kann anschliessend in „Parameter-Trend-Charts“ veranschaulicht werden (Fig. 7). Da die aktuellen Parameter jederzeit bekannt sind, wird eine zustandsorientierte Instandhaltung ermöglicht [UAW-7 00].

## Introduction:

HeatWatch is used for diagnosing heat pump systems (Fig. 3). No mass flow sensors or heat flow sensors are needed, which helps to minimize costs. Temperature signals and pressure signals are measured by sensors in the refrigerant cycle as well as at the heat source side and at the heat sink side. These signals are evaluated in steady state, by calculating the parameters and the characteristics of the heat pump.

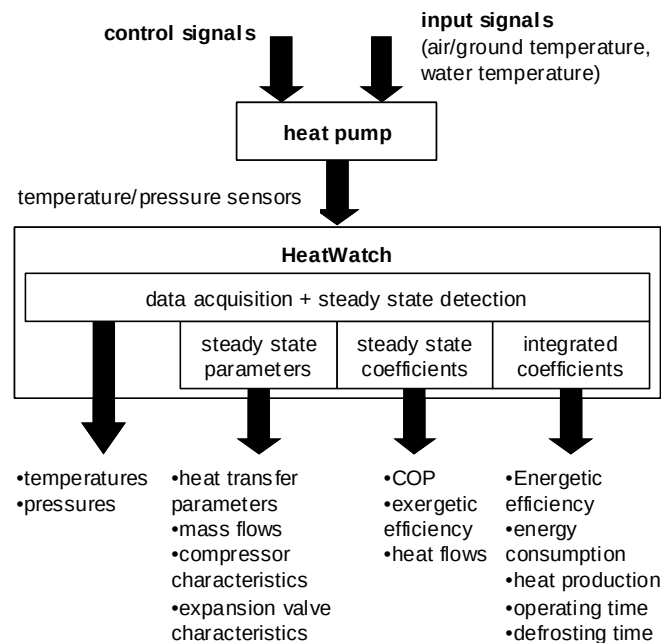


Fig. 3: The scheme of the fault diagnosis system (called HeatWatch).

## 2.1 Modeling

The model has been developed for a heat pump with an internal heat exchanger (Fig. 4). On the heat source side, the mass flow  $m_s^*$  is cooled down from the inlet temperature  $T_{s,i}$  to the outlet temperature  $T_{s,o}$ . The water mass flow  $m_w^*$  on the heat sink side is heated up from the inlet temperature  $T_{w,i}$  to the outlet temperature  $T_{w,o}$ . In steady state, the refrigerant mass flow  $m_r^*$  has the same value for the entire refrigerant cycle. The low pressure  $p_{lp}$ , the high pressure  $p_{hp}$ , the superheating temperature  $T_{ov}$ , the hot gas temperature  $T_{hg}$ , and the subcooling temperature  $T_{sc}$  describe the state of the refrigerant.

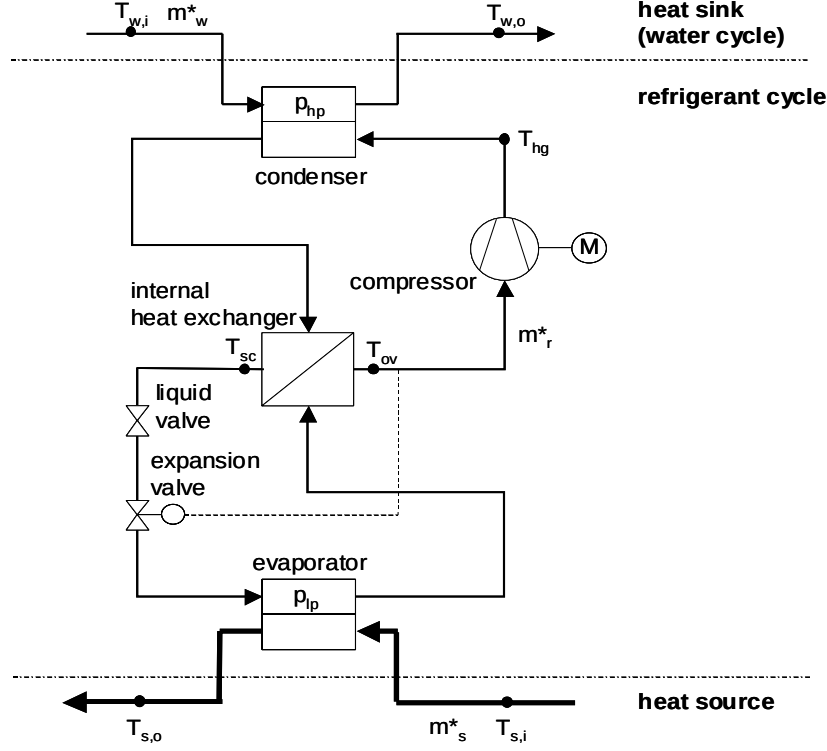


Fig. 4: An industrial heat pump with an internal heat exchanger (type SATAG), temperatures  $T_i$  and pressures  $p_i$ .

### Steady-State Equations

The model is directly built for steady-state conditions. The energy balances are used for the evaporation process in the evaporator and the internal heat exchanger (eq. (1)), for the superheating process in the internal heat exchanger (eq. (2)), for condensation (eq. (3)), for the subcooling process in the internal heat exchanger (eq. (4)), for the heat source side (eq. (5)), and for the heat sink side (eq. (6)). All terms represent heat flows.

$$m_r^* \cdot r(p_{lp}) = kA_e(\overline{T_s} - \overline{T_e}) + kA_{he,e}(\overline{T_{sc}} - \overline{T_e}) \quad (1)$$

$$m_r^* \cdot \overline{c_{ov}} \cdot (T_{ov} - T_d(p_{lp})) = kA_{he,ov}(\overline{T_{sc}} - \overline{T_{ov}}) \quad (2)$$

$$m_r^* \cdot r(p_{hp}) = kA_c(\overline{T_c} - \overline{T_w}) \quad (3)$$

$$m_r^* \cdot \overline{c_{sc}} \cdot (T_b(p_{hp}) - T_{sc}) = kA_{he,ov}(\overline{T_{sc}} - \overline{T_{ov}}) + kA_{he,e}(\overline{T_{sc}} - \overline{T_e}) \quad (4)$$

$$kA_e(\overline{T_s} - \overline{T_e}) = m_s^* \cdot \overline{c_s} \cdot (T_{s,i} - T_{s,o}) \quad (5)$$

$$kA_c(\overline{T_c} - \overline{T_w}) = m_w^* \cdot \overline{c_w} \cdot (T_{w,o} - T_{w,i}) \quad (6)$$

The heat transfer parameters  $kA_i$  are the product of the heat transfer coefficient  $k_i$  and the heat transfer area  $A_i$ . The latent heat of vaporization  $r(p_i)$ , the bubble point temperature  $T_b(p_i)$ , and the dew point temperature  $T_d(p_i)$  are given by the refrigerant data equations (cf. Chapter 6, Section 6.1,

“Refrigerant Data”). The specific heat capacities  $c_i$  can also be calculated from refrigerant data, or they can be regarded as constants. For calculating the heat transfer heat flows, an approach with the arithmetic mean temperatures is used (eqs. (7) to (10)).

$$\overline{T}_{ov} = \frac{T_d(p_{lp}) + T_{ov}}{2} \quad (7)$$

$$\overline{T}_{sc} = \frac{T_b(p_{hp}) + T_{sc}}{2} \quad (8)$$

$$\overline{T}_s = \frac{T_{s,i} + T_{s,o}}{2} \quad (9)$$

$$\overline{T}_w = \frac{T_{w,i} + T_{w,o}}{2} \quad (10)$$

The evaporation and condensation mean temperatures are calculated from refrigerant data, using the mid-point temperatures  $T_m(p_i)$ .

$$\overline{T}_e = T_m(p_{lp}) \quad (11)$$

$$\overline{T}_c = T_m(p_{hp}) \quad (12)$$

At least one mass flow  $m_i^*$  (or one heat transfer parameter  $kA_i$ ) must be known for calculating the other parameters. Here the refrigerant mass flow  $m_r^*$  is calculated from the power input  $P_{HP}$  of the compressor (eq. (15)), by using the difference between the superheating enthalpy  $h_{ov}$  (eq. (13)) and the hot gas enthalpy  $h_{hg}$  (eq. (14)). The electro-mechanical efficiency  $\eta_{cmp}$  may be regarded as a scaling factor for the mass flow  $m_r^*$ , thus it is sufficient to use a guess value.

$$h_{hg} = h''(p_{hp}) + \overline{c}_{hg} \cdot (T_{hg} - T_d(p_{hp})) \quad (13)$$

$$h_{ov} = h''(p_{lp}) + \overline{c}_{ov} \cdot (T_{ov} - T_d(p_{lp})) \quad (14)$$

$$m_r^* = \frac{\eta_{cmp} P_{HP}}{h_{hg} - h_{ov}} \quad (15)$$

Other parameters of the compressor, such as the polytropic exponent  $c_{cmp}$  and the mass flow supply efficiency  $\lambda_{cmp}$ , are determined by eqs. (16) and (17), with  $n_{cmp}$  as the compressor speed and  $b_{cmp}$  as a characteristic parameter.

$$c_{cmp} = \frac{\log(T_{hg} / T_{ov})}{\log(p_{hp} / p_{lp})} \quad (16)$$

$$\lambda_{cmp} = \frac{m_r^*}{n_{cmp} \cdot (p_{hp} / p_{lp})^{b_{cmp}}} \quad (17)$$

The valve constant  $k_{exp}$  (eq. (18)) and the superheating  $\Delta T_{ov}$  (eq. (19)) characterize the expansion valve.

$$k_{exp} = \frac{m_r^*}{\sqrt{p_{hp} - p_{lp}}} \quad (18)$$

$$\Delta T_{ov} = T_{ov} - T_d(p_{lp}) \quad (19)$$

All the heat flows in the system (1)..(6) can be calculated, if the parameters  $kA_i$  and the mass flows  $m_i^*$  are known. Eq. (20) represents an example for the heat output heat flow  $Q_{HP}^*$ .

$$Q_{HP}^* = Q_w^* = m_w^* \overline{c}_w (T_{w,o} - T_{w,i}) = kA_c (\overline{T}_c - \overline{T}_w) = m_r^* r(p_{hp}) \quad (20)$$

Other heat pump characteristics, such as the coefficient of performance  $COP_{HP}$  (eq. (21)) and the quality grade  $\varepsilon_{HP}$  (eq. (23)), are also calculated. The carnot value  $COP_{Carnot}$  is either determined by the source and water temperatures ( $T_s$ ,  $T_w$ ), or it is determined by the evaporator and condenser temperatures ( $T_e$ ,  $T_c$ ).

$$COP_{HP} = \frac{Q_{HP}^*}{P_{HP}} \quad (21)$$

$$COP_{Carnot,sw} = \frac{T_w}{T_w - T_s} \quad COP_{Carnot,ec} = \frac{T_c}{T_c - T_e} \quad (22)$$

$$\varepsilon_{HP,i} = \frac{COP_{HP}}{COP_{Carnot,i}} \quad (23)$$

Using the mass flow  $m_w^*$  from steady state, the time-varying heat output  $Q_{HP}^*(t)$  can be guessed for the time interval before steady state (eq. (24)), because during the operation the mass flow  $m_w^*$  through the circulation pump is almost constant, in contrast to the other signals (temperatures). Thus, the performance factor  $PF$  for the time interval  $\Delta t$  is given by eq. (25).

$$Q_{HP}^*(t) = m_w^* \overline{c_w} (T_{w,o}(t) - T_{w,i}(t)) \quad (24)$$

$$PF(\Delta t_{period}) = \frac{\int_{t=0}^{\Delta t_{period}} Q_{HP}^*(t) dt}{\int_{t=0}^{\Delta t_{period}} P_{HP}(t) dt} \quad (25)$$

## Linear Regression Form

The steady-state equation system (1)..(6) is transformed into the linear regression form (eq. (26)) with the known output vector  $y$ , the unknown parameter vector  $\kappa$  (eq. (27)), and the known regression matrix  $\varphi$  (eq. (28)). The mass flows  $m_s^*$  and  $m_w^*$  are also regarded as unknown parameters, whereas  $m_r^*$  is known from eq. (15).

$$y = \varphi \cdot \kappa \quad (26)$$

$$y = \begin{bmatrix} m_r^* \cdot r(p_{lp}) \\ m_r^* \cdot \overline{c_{ov}} \cdot (T_{ov} - T_d(p_{lp})) \\ m_r^* \cdot r(p_{hp}) \\ m_r^* \cdot \overline{c_{sc}} \cdot (T_b(p_{hp}) - T_{sc}) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \kappa = \begin{bmatrix} kA_e \\ kA_{he,ov} \\ kA_c \\ kA_{he,e} \\ m_s^* \\ m_w^* \end{bmatrix} \quad (27)$$

$$\varphi = \begin{bmatrix} \overline{T_s} - \overline{T_e} & 0 & 0 & \overline{T_{sc}} - \overline{T_e} & 0 & 0 \\ 0 & \overline{T_{sc}} - \overline{T_{ov}} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \overline{T_c} - \overline{T_w} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \overline{T_{sc}} - \overline{T_{ov}} & 0 & \overline{T_{sc}} - \overline{T_e} & 0 & 0 \\ \overline{T_e} - \overline{T_s} & 0 & 0 & 0 & \overline{c_s}(T_{s,i} - T_{s,o}) & 0 \\ 0 & 0 & \overline{T_w} - \overline{T_c} & 0 & 0 & \overline{c_w}(T_{w,o} - T_{w,i}) \end{bmatrix} \quad (28)$$

## Number of Sensors

For the actual heat pump type (Fig. 4), 10 sensors are needed (eq. (29)). By reducing the number of sensors, the number of identifiable parameters is also reduced.

$$y_{HP} = [T_{ov} \ T_{hg} \ T_{sc} \ T_{s,i} \ T_{s,o} \ T_{w,i} \ T_{w,o} \ p_{lp} \ p_{hp} \ P_{HP}] \quad (29)$$

In standard industrial heat pumps, 4 temperature sensors are attached to the heat source as well as the heat sink side (eq. (30)). Often pressure switches for high- or low-pressure alarms are used. If the pressure signals are continuously measured as well, there are 6 signals, that can be used by default. The other sensors have to be added.

$$y_{HP,standard} = [T_{s,i} \ T_{s,o} \ T_{w,i} \ T_{w,o} \ (p_{lp}) \ (p_{hp})] \quad (30)$$

## 2.2 Parameter Identification

### Steady-State Detection

A characteristic signal  $x$  with a slow transient is chosen for steady-state detection (cf. Fig. 5).

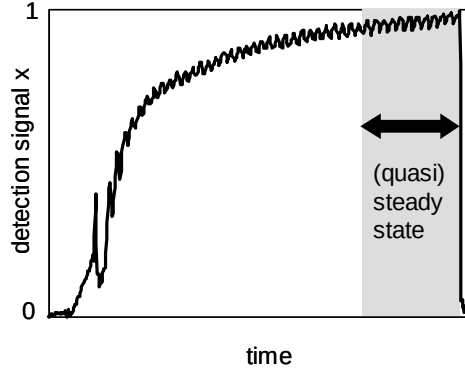


Fig. 5: Detection signal and (quasi) steady state interval.

Steady state is determined by the derivative  $dx/dt$  of signal  $x$ . A noisy signal first has to be filtered. The system is in (quasi) steady state, if the derivative  $dx_f/dt$  of the filtered signal  $x_f$  is lower than a given limit during a minimum time interval.

A much simpler approach works with a fixed time  $t_{ss}$  for the beginning of steady-state, which first has to be found for a given data set. In this case, the filtering and the calculation of the derivative may be omitted.

### Estimation by Mean Values

For all variables in  $\varphi$  (eq. (28)) and  $y$  (eq. (27)), the mean values are calculated for the time interval  $t_{ss} \dots t_{ss} + \Delta t_{ss}$ . Afterwards,  $\varphi$  is inverted (eq. (31)).

$$\hat{\kappa}_{MV} = \varphi^{-1}y \quad (31)$$

In general, for each of the two modes (off, on), different parameter sets are identified (eq. (32)).

$$\hat{\kappa} = \{\hat{\kappa}_{off}, \hat{\kappa}_{on}\} \quad (32)$$

For an air-to-water heat pump with a defrosting cycle, three modes have to be defined (off, on, defrosting).

## 2.3 Fault Interpretation

From the deviation of the physical parameters  $\kappa$  from the nominal values  $\kappa_0$ , the corresponding faults have to be interpreted by the user. Table 1 summarizes possible interpretations.

Table 1: Parameter deviations and corresponding faults.

| changed parameters       | fault interpretation (air/water heat pump)                                                  |
|--------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------|
| $kA_e$                   | evaporator fouling (icing)                                                                  |
| $kA_c$                   | condenser fouling                                                                           |
| $kA_{he,e}, kA_{he,ov}$  | internal heat exchanger fouling                                                             |
| $m_s^*$                  | source cycle fouling, source pump malfunction<br>(air channel fouling, air fan malfunction) |
| $m_w^*$                  | water cycle fouling, water pump malfunction                                                 |
| $m_r^*$                  | disfunction in refrigerant cycle, e.g. leakage                                              |
| $c_{cmp}, \lambda_{cmp}$ | compressor malfunction                                                                      |
| $k_{exp}, \Delta T_{ov}$ | expansion valve malfunction                                                                 |

## 2.4 Online Fault Diagnosis

### Online Application without Fault Training

In principle, the diagnosis system can directly be applied online without any previous training, if the only objective is to identify the actual parameters of the system. For fault interpretation, the deviations of the parameters from their initial or design values have to be calculated. Therefore the same diagnosis system is used to identify the initial parameters in a short “training phase” for the nominal case. No data for any fault case is needed.

### Cyclic Statistical Evaluation

Each identification sequence  $i_{seq}$  yields one parameter set  $\kappa(i_{seq})$ . All parameter sets of one cycle  $i_{cyc}$ , containing  $l$  sequences, are stored in the matrix  $K$  in eq. (33) (cf. Fig. 6).

$$K(i_{cyc}) = [\kappa(1) \ \kappa(2) \ \dots \ \kappa(l)] \quad (33)$$

At the end of each cycle the parameters are statistically evaluated by eq. (34), which calculates the mean values of the parameters.

$$\bar{\kappa}(i_{cyc}) = \frac{1}{l} \sum_{s=1}^l \kappa(s) \quad (34)$$

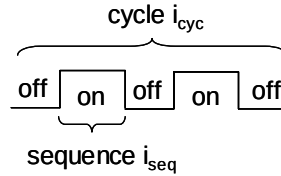


Fig. 6: Cycles and sequences

### Parameter Trends

All parameter mean values of each cycle are stored in the matrix  $\bar{K}$  (eq. (35)).

$$\bar{K}(1..n_{cyc}) = [\bar{\kappa}(1) \ \bar{\kappa}(2) \ \dots \ \bar{\kappa}(n_{cyc})] \quad (35)$$

Trend charts such as the one shown in Fig. 7 are informative for the progression of each parameter. Optionally, the remaining time to an alarm limit is predicted, when the next service is due. With the knowledge of the actual parameters, a state-oriented maintenance is possible.

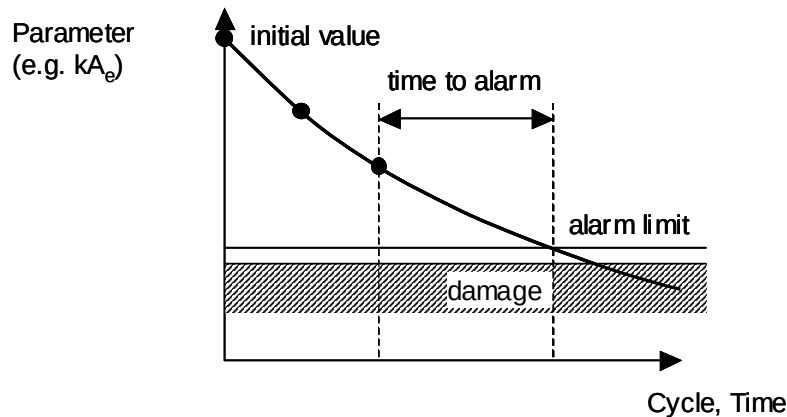


Fig. 7: Trend chart for one parameter over the time, dots = mean values of each cycle.



### 3 FuzzyWatch

#### Kurzfassung (Deutsch):

Im Überwachungssystem FuzzyWatch ist neben der Parameteridentifikation auch die Fehlerklassifikation integriert (Fig. 8). Die Signale werden von Temperatursensoren oder optional auch von Drucksensoren geliefert, wobei die Anzahl der benötigten Sensoren abhängig vom „Informationsgehalt“ der Signale ist. Während der Trainingsphase werden die am besten geeigneten Signale ausgewählt.

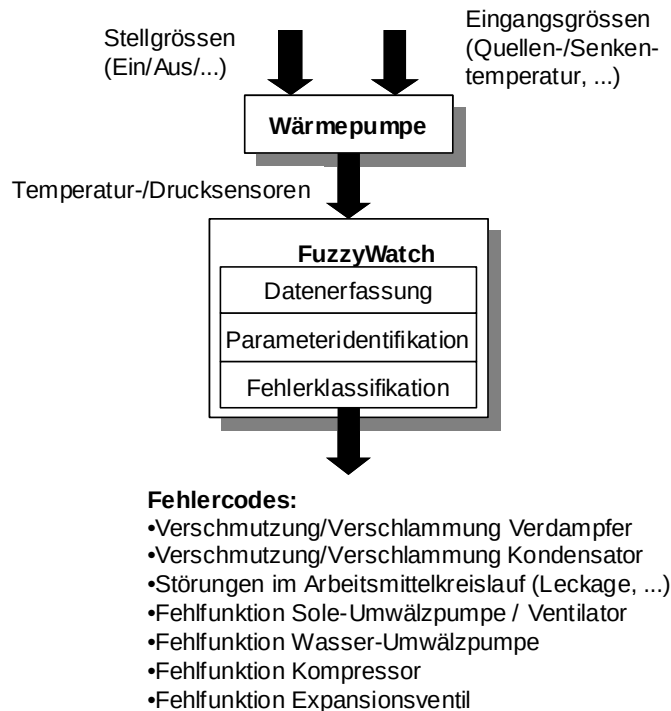


Fig. 8: Das Schema des Diagnosesystems FuzzyWatch.

**Ablauf der Diagnose.** Für das Training des Diagnosesystems werden mehrere Testzyklen gefahren für jeden Fehlerfall (Fig. 10), wobei die Wärmepumpe während eines Testzyklus mehrmals ein- und ausgeschaltet wird. Eine Datensequenz ist beispielsweise durch eine Einschaltung definiert (Aus-Ein-Sequenz, Fig. 11). Für jede Datensequenz wird ein Parametersatz identifiziert (Fig. 12), welcher im Parameterraum ein Datenpunkt darstellt (Fig. 13). Die Parameteridentifikation wird für jede Sequenz und für alle Fehlerfälle wiederholt. Damit existieren für jeden Fehlerfall mehrere Datenpunkte. Diese Datenpunkte (Parametersätze) werden für das Training des Klassifikationssystems benutzt, welches die Fehler aus den Parametern klassifiziert (Fig. 14).

**Modellbildung.** Für einen allgemeinen Wärmepumpentyp (Fig. 15) wird ein ARX-Modell definiert (Gl. (37)). Die gemessenen Temperaturen sind in den Eingangssignalen  $u(t)$  und den Ausgangssignalen  $y(t)$  zusammengefasst (Gl. (36)). Dabei ist eine physikalische Modellstruktur (Gl. (38)) wie auch eine entkoppelte Modellstruktur (Gl. (40)) möglich. Neben dynamischen ARX-Ansätzen werden auch statische Modellansätze verwendet.

**Parameteridentifikation.** Die Parameter der Modelle werden mit der Least-Squares-Methode identifiziert, wobei für die zwei Betriebsmodi (Aus, Ein) bzw. Datensequenzen (Aus-Ein, Ein-Aus) verschiedene Parametersätze entstehen.

**Fehlerklassifikation.** Die Klassifikation wird realisiert, indem der Parameterraum in „Cluster“ aufgeteilt wird, während pro Fehlerfall ein „Cluster“ entsteht (Fig. 16). Beim Training des Über-

wachungssystemen werden in einem ersten Schritt die „Cluster“ gebildet. In einem zweiten Schritt wird darauf basierend ein Klassifikationssystem generiert. Folgende Methoden wurden entwickelt:

- **HCM2Fuzzy.** Die Clustermittelpunkte und -standardabweichungen werden ermittelt und ein Fuzzy-Klassifikationssystem wird generiert. Als Vorteil können die Fuzzy-Regeln von einem Experten betrachtet oder verändert werden. Das Fuzzy-System kann auch als neuronales Netz aufgefasst werden und erbt dessen Lernfähigkeit (Fig. 17).
- **HCM2Neuro.** Hier werden die obigen Cluster direkt in ein neuronales Netz integriert (Fig. 18) Vorteilhaft ist die einfache Struktur und die schnelle Auswertung.
- **FCM2Neuro.** Diese Methode verwendet einen iterativen Algorithmus für die Clusterbildung. Die Cluster werden direkt in ein neuronales Netz integriert.

Nach der Clusterbildung werden die Cluster auf falsche Klassifikationen geprüft („Cluster Checking“). Dabei wird die Fehlklassifikationsrate ermittelt, welche als Verhältnis zwischen der Anzahl falscher Klassifikationen  $n_{wrong}$  zur gesamten Anzahl der Klassifikationstests  $n_{check}$  definiert ist (Gl. (56)).

**Automatische Auswahl der Signale.** Die Signale, welche am meisten „Informationen“ über die Fehler enthalten, werden automatisch ausgewählt. In einem ersten Schritt werden alle Ausgangssignale  $y(t)$  des Systems ausgewählt, deren Anzahl in weiteren Schritten fortlaufend reduziert wird. Für eine bestimmte Auswahl der Ausgangssignale werden die Cluster im entsprechenden Parameterraum gebildet und auf falsche Klassifikationen geprüft. Am Schluss werden die Klassifikationsresultate für alle Signalkombinationen verglichen und diejenige Signalkombination mit der tiefsten Fehlklassifikationsrate wird gewählt. Generell kann mit der entkoppelten Modellstruktur die Anzahl der Sensoren stärker reduziert werden als mit der physikalischen Modellstruktur, da keine Kopplungsterme zwischen den Ausgangssignalen vorhanden sind.

**Graduelle und simultane Fehler.** Die *Standard-Clustering-Algorithmen* (HCM2Fuzzy, HCM2Neuro, ...) können auch für Fehler verschiedener Grösse oder für Kombinationen gleichzeitig auftretender Fehler verwendet werden (Fig. 19). Mit zunehmendem Fehlergrad bewegen sich die Clustermittelpunkte auf (nichtlinearen) Trajektorien. Die Cluster werden aus Trainingsdatensätzen für die verschiedenen Fehlergrade und -kombinationen gebildet. Deshalb ist eine grosse Menge von Datensätzen notwendig, was mit grossem Zeitaufwand auf dem Prüfstand verbunden ist.

Um den Trainingsaufwand reduzieren zu können, werden *Vektor-Cluster* gebildet (Fig. 20). Dazu sind nur Datensätze für den Nominalfall sowie für einen Fehlergrad pro Fehlerfall notwendig. Die Anzahl der Vektor-Cluster entspricht der Anzahl Fehlerfälle. Jedem Datenpunkt wird ein Fehler-Zugehörigkeitsgrad („membership grade“) und ein Fehlergrad („fault grade“) zugeordnet. Der Zugehörigkeitsgrad entspricht der Wahrscheinlichkeit, dass der Fehler aufgetreten ist, und der Fehlergrad entspricht der Grösse des Fehlers. Mit den Vektor-Clustern kann nicht nur der Trainingsaufwand reduziert werden, sondern es entstehen auch weniger komplexe Klassifikationssysteme.

**Nominal-Training.** Falls nur Datensätze für den Nominalfall (fehlerfreien Fall) vorhanden sind, wird die Methode des Nominal-Trainings verwendet. Dabei wird der Parameterraum des Gesamtmodelles (Fig. 21) in mehrere Parameterräume für verschiedene Submodelle aufgeteilt. Jedes Submodell entspricht einer physikalischen Einheit (z.B. Verdampfer, Fig. 22). In jedem Submodell werden die Nominal-Cluster trainiert. Falls ein Datenpunkt ausserhalb des Nominal-Clusters ist, wird ein Fehler im entsprechenden Submodell klassifiziert (z.B. Fehler im Verdampfer). Alle Submodelle und die entsprechenden Nominal-Cluster werden in einem Klassifikationssystem zusammengefasst (Fig. 23).

**Online-Betrieb.** Beim Offline-Training werden die Modellstruktur (physikalisch oder entkoppelt), der Typ der Datensequenzen (aus-ein, ein-aus, ...), die benötigten Signale und der Typ des Klassifikationssystems (Cluster-Typ) bestimmt. Die entsprechenden Module werden aus dem Offline-System extrahiert und ins Online-System integriert. Während für die Trainingsphase zahlreiche Sensoren am Prüfstand montiert werden, benötigt das Online-System nur die ausgewählten Sensoren. Die Komplexität des Überwachungssystems wird auf ein Minimum reduziert.

**Zyklische statistische Auswertung.** Während dem Betrieb erfolgt nach mehreren Klassifikationsschritten eine Mittelwertbildung. Der Verlauf dieser Mittelwerte kann anschliessend in „Fehler-Trend-Charts“ veranschaulicht werden (Fig. 24). Da jederzeit die aktuelle Fehlersituation bekannt ist, wird eine zustandsorientierte Instandhaltung ermöglicht.

## Introduction:

This diagnosis system integrates parameter identification as well as fault classification (Fig. 9). The signals are measured by temperature sensors, or optionally by pressure sensors, whereas the number of sensors depends on the ‘information content’ of the signals. During the training phase, those signals are selected, that are best suited for diagnosis.

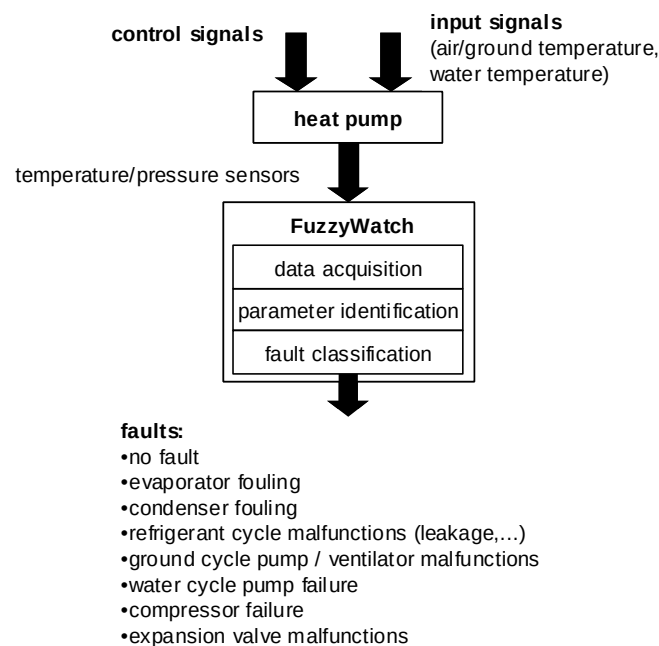


Fig. 9: The scheme of the fault diagnosis system (called FuzzyWatch).

### 3.1 Diagnosis Procedure

For the training of the fault diagnosis system, various test cycles are run for each fault case (cf. Fig. 10). During one test cycle  $i_{cyc}$ , the heat pump is switched on and off several times, which results in several data sequences  $i_{seq}$ .

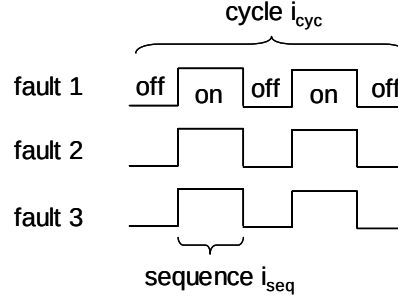


Fig. 10: Test cycles for training

For a brine-to-water heat pump, two modes (on, off) result in two different types of sequences (off-on, on-off). For an air-to-water heat pump with a defrosting cycle, three modes (off, on, defrosting) result in six different types of sequences (off-on, off-defrosting, on-off, on-defrosting, defrosting-off, defrosting-on). An example signal  $y_i$  for one off-on sequence is shown in Fig. 11.

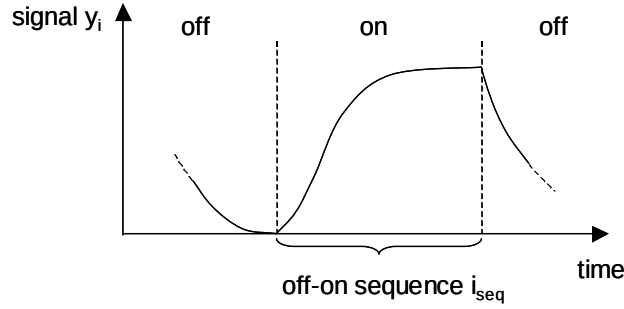


Fig. 11: Step response for one signal during the off-on sequence  $i_{seq}$

All measured input signals  $u(i_{seq})$  and all measured output signals  $y(i_{seq})$  of one sequence  $i_{seq}$  are used to identify the parameters  $\theta(i_{seq})$  of a heat pump model (cf. Fig. 12 and Sections 3.2 and 3.3).

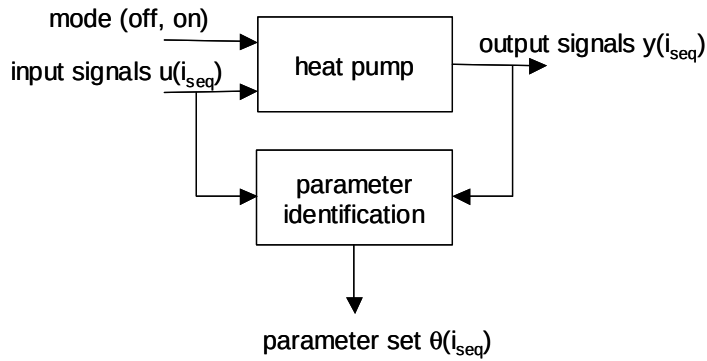


Fig. 12: Parameter identification for the data of the sequence  $i_{seq}$

Each parameter set  $\theta(i_{seq})$  of a sequence  $i_{seq}$  defines one data point  $x(i_{seq})$  in the parameter space (cf. Fig. 13). The parameter identification is repeated for each sequence of all fault cases. Thus, each fault case contains several data points.

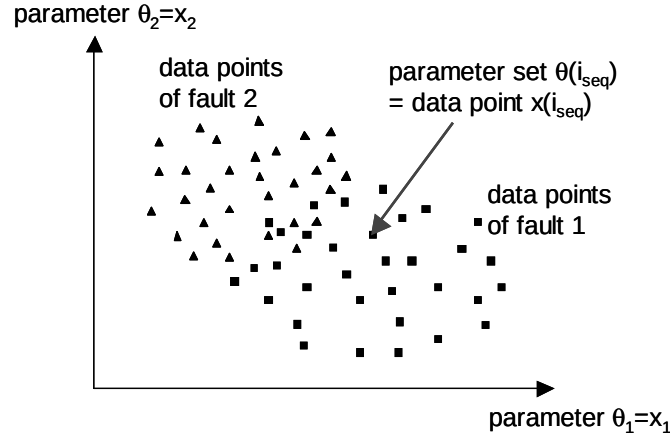


Fig. 13: Parameter space with parameter sets (data points) for each sequence  $i_{seq}$ , example: two parameter components and two fault cases

Using this data points as training data, a fault classification system is built (cf. Section 3.4), which classifies the faults from the parameter sets (cf. Fig. 14).

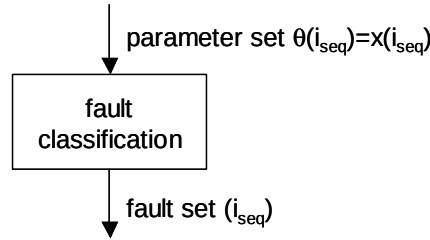


Fig. 14: Classification of the faults from the parameters of the sequence  $i_{seq}$

### 3.2 Modeling

For a general heat pump (Fig. 15) an ARX model is defined with the input vector  $u(t)$  and output vector  $y(t)$  of eq. (36), containing the measured temperature signals  $T_i$  and pressure signals  $p_i$ .

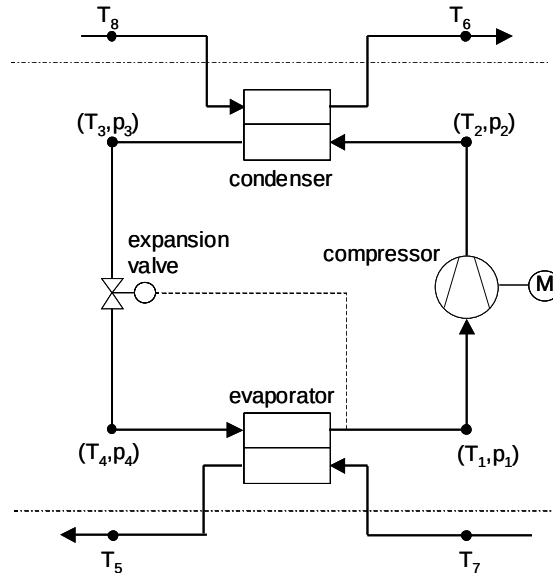


Fig. 15: Measured signals of a general refrigerating machine

For convenience, only the temperature signals  $T_i$  are considered in these equations, but the pressure signals  $p_i$  could be added as well.

$$y(t) = \begin{bmatrix} T_1 \\ T_2 \\ \vdots \\ T_6 \end{bmatrix} \quad u(t) = \begin{bmatrix} T_7 \\ T_8 \end{bmatrix} \quad (36)$$

A first-order ARX model is given by eq. (37) (AR = auto regressive, X = extra input) [Ljung 87].

$$y(t) = Ay(t-1) + Bu(t) + e(t) \quad (37)$$

### Physical Structure (Gray-Box Model)

The structure is called physical if the matrix  $A$  of eq. (37) is built on the basis of physical considerations and therefore is arbitrary. For the general heat pump shown in Fig. 15, the model is given by eq. (38). The additional step input  $u_{step}(t)$  is required because the heat pump is switched on and off. Consider each element ‘•’ of eq. (38) being non-zero parameters  $a_{i,k}$  or  $b_{i,k}$ , respectively.

$$\begin{bmatrix} T_1(t) \\ T_2(t) \\ T_3(t) \\ T_4(t) \\ T_5(t) \\ T_6(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bullet & 0 & 0 & \bullet & \bullet & 0 \\ \bullet & \bullet & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \bullet & \bullet & 0 & 0 & \bullet \\ 0 & 0 & \bullet & \bullet & 0 & 0 \\ \bullet & 0 & 0 & \bullet & \bullet & 0 \\ 0 & \bullet & \bullet & 0 & 0 & \bullet \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_1(t-1) \\ T_2(t-1) \\ T_3(t-1) \\ T_4(t-1) \\ T_5(t-1) \\ T_6(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \bullet & 0 & \bullet \\ 0 & 0 & \bullet \\ 0 & \bullet & \bullet \\ 0 & 0 & \bullet \\ \bullet & 0 & \bullet \\ 0 & \bullet & \bullet \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_7(t) \\ T_8(t) \\ u_{step}(t) \end{bmatrix} \quad (38)$$

Eq. (38) contains all submodels for each module of the heat pump. For example, the evaporator submodel has the form of eq. (39), which corresponds to the 5th row of eq. (38).

$$T_5(t) = \begin{bmatrix} a_{5,1} & a_{5,4} & a_{5,5} & b_{5,7} & b_{5,step} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} T_1(t-1) \\ T_4(t-1) \\ T_5(t-1) \\ T_7(t) \\ u_{step}(t) \end{bmatrix} \quad (39)$$

### Decoupled Structure (Black-Box Model)

The structure is called decoupled if the matrix  $A$  of eq. (37) is diagonal. For the general heat pump model with an additional step input  $u_{step}(t)$ , the system is described by eq. (40). Here a full matrix  $B$  is chosen, which means that all output signals depend on the same input signals  $T_7$ ,  $T_8$  and on the step input  $u_{step}$ .

$$\begin{bmatrix} T_1(t) \\ T_2(t) \\ T_3(t) \\ T_4(t) \\ T_5(t) \\ T_6(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bullet & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \bullet & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \bullet & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \bullet & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \bullet & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \bullet \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_1(t-1) \\ T_2(t-1) \\ T_3(t-1) \\ T_4(t-1) \\ T_5(t-1) \\ T_6(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \bullet & \bullet & \bullet \\ \bullet & \bullet & \bullet \\ \bullet & \bullet & \bullet \\ \bullet & \bullet & \bullet \\ \bullet & \bullet & \bullet \\ \bullet & \bullet & \bullet \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_7(t) \\ T_8(t) \\ u_{step}(t) \end{bmatrix} \quad (40)$$

As eq. (40) shows, there are no links among the output signals  $T_1..T_6$ . The relation to physics thus is almost lost. On the other hand, the output signals can be easily eliminated without changing the system structure. This feature will be important in order to reduce the number of sensors during the signal selection task (cf. Section 3.5)

### Other Polynomial Models

Static models are used as well. Often, static approaches are sufficient for describing fast components of the process. Their advantage is that they have the least number of parameters and therefore can be identified under most conditions.

$$y(t) = Ku(t) + e(t) \quad (41)$$

If first-order ARX models are not accurate enough, ARX models of order 2 are used instead, which are given by eq. (42).

$$y(t) = A_1 y(t-1) + A_2 y(t-2) + B_1 u(t) + e(t) \quad (42)$$

During the training of the fault diagnosis system, the best approaches are selected for each submodel.

### 3.3 Parameter Identification

The parameters are identified separately for each submodel (for each row of the eqs. (38) and (40)).

#### Least-Squares Estimation

The ARX model permits the parameter identification task to be performed very simply, using the Least-Squares estimation method. The linear regression form of an ARX model is given by eq. (43), with the output  $y$ , the regression vector  $\phi^T$ , the parameter vector  $\theta$ , and the equation error  $\varepsilon$  [Ljung 87], [Gertler 98].

$$y(t) = \phi^T(t) \cdot \theta + \varepsilon(t) \quad (43)$$

For example, the evaporator submodel (eq. (39)) is transposed to eq. (44).

$$T_5(t) = [T_1(t-1) \ T_4(t-1) \ T_5(t-1) \ T_7(t) \ u_{step}(t)] \cdot \begin{bmatrix} a_{5,1} \\ a_{5,4} \\ a_{5,5} \\ b_{5,7} \\ b_{5,step} \end{bmatrix} \quad (44)$$

Thus, the variables of eq. (43) are defined by eq. (45).

$$y(t) = T_5(t) \quad \phi^T = [T_1(t-1) \ T_4(t-1) \ T_5(t-1) \ T_7(t) \ u_{step}(t)] \quad \theta = \begin{bmatrix} a_{5,1} \\ a_{5,4} \\ a_{5,5} \\ b_{5,7} \\ b_{5,step} \end{bmatrix} \quad (45)$$

For  $k$  measurements, the linear regression form (eq. (43)) becomes eq. (46). For the evaporator submodel, the output vector  $Y$  and the regression matrix  $\Phi^T$  are defined by eq. (47). An estimation for the parameter vector  $\theta$  is calculated by building the pseudo-inverse of  $\Phi^T$  (eq. (48), [Ljung 98]).

$$Y = \Phi^T \cdot \theta + E \quad (46)$$

$$Y = \begin{bmatrix} T_5(t) \\ T_5(t-1) \\ \vdots \\ T_5(t-k+1) \end{bmatrix} \quad \Phi^T = \begin{bmatrix} T_1(t-1) & T_4(t-1) & T_5(t-1) & T_7(t) & u_{step}(t) \\ T_1(t-2) & T_4(t-2) & T_5(t-2) & T_7(t-1) & u_{step}(t-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ T_1(t-k) & T_4(t-k) & T_5(t-k) & T_7(t-k+1) & u_{step}(t-k+1) \end{bmatrix} \quad (47)$$

$$\hat{\theta}_{LS} = (\Phi \Phi^T)^{-1} \Phi \cdot Y \quad (48)$$

In general, for each of the modes (off, on) or sequences (off-on, on-off), different parameter sets are identified (eq. (49)).

$$\hat{\theta} = \{\hat{\theta}_{offon}, \hat{\theta}_{onoff}\} \quad (49)$$

### 3.4 Fault Classification

The fault classification task is performed by separating the  $n$ -dimensional parameter space into  $n_c$  clusters for each fault case. During the training phase, the classification system is built in two steps from measured data. In the first step the clusters are built and, based thereon, the classifica-

tion system is built in the second step. Several clustering methods have been tested for several sets of data points.

## HCM2Fuzzy Clustering

The clustering method Hard-C-means (HCM) calculates the mean values (centers) and standard deviations for each cluster on each parameter axis direction (Fig. 16).

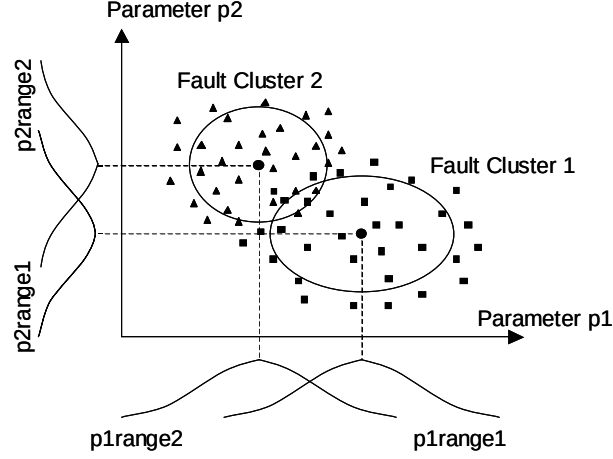


Fig. 16: Hard-C-means (HCM) clusters for two parameters and two faults with a projection onto four Gaussian fuzzy membership functions

A fuzzy classification system is built by projecting the clusters onto the axis. A Gaussian membership function for the fault  $i$  is defined by the mean value (center)  $c_{i,k}$  and the standard deviation  $\sigma_{i,k}$  (eq. (50)),  $x_k$  being the component  $k$  of a data point  $x$ .

$$f_i(x_k) = e^{\frac{-(x_k - c_{i,k})^2}{2\sigma_{i,k}^2}} \quad (50)$$

For two fault clusters of Fig. 16 the rules extracted are:

IF (p1 is p1range1) AND (p2 is p2range1) THEN (fault1 is yes)(fault2 is no)

IF (p1 is p1range2) AND (p2 is p2range2) THEN (fault1 is no)(fault2 is yes)

The rules of the fuzzy inference systems (FIS) can be viewed or edited by an expert [Gulley 98]. Alternatively, an FIS may be regarded as a neural network and inherits its learning capabilities (Fig. 17). An example of a resulting HCM2Fuzzy cluster is visualized in Section 4.5, Fig. 33.

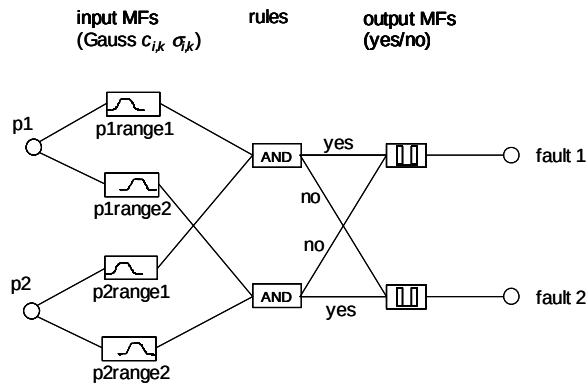


Fig. 17: A fuzzy inference system (FIS) in form of a neural network with two inputs, four Gaussian input membership functions, two rules, two output membership functions (yes/no), and two outputs.



## HCM2Neuro Clustering

The HCM clusters can also be directly included in a neural network classification system. For each cluster  $i$  the corresponding neuron transfer function is defined by eq. (51), with the cluster center components  $c_{i,1} \dots c_{i,n}$ , and the standard deviation components  $\sigma_{i,1} \dots \sigma_{i,n}$ . Setting the exponential factor  $a$  to 2, we get the extension of the Gaussian function of eq. (50) to  $n$  dimensions.

$$f_i(x_1 \dots x_n) = \prod_{k=1}^n e^{\frac{-(x_k - c_{i,k})^2}{2\sigma_{i,k}^2}} \quad (51)$$

Fig. 18 shows the resulting neural network for two parameters and two faults. The advantage of these neural networks is their simple structure, which results in a fast evaluation. An example of a resulting HCM2Neuro cluster is visualized in Section 4.5, Fig. 34.

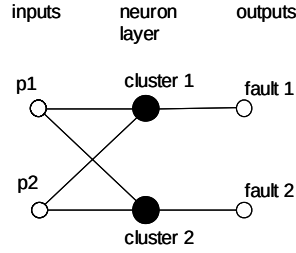


Fig. 18: A neural network with two inputs, two neurons for each cluster, and two outputs.

## FCM2Neuro Clustering

This method is based on an iterative Fuzzy-C-Means (FCM) clustering algorithm [Höppner 97], [Chiu 94]. A classification system is then built, in which the resulting clusters are directly represented. The membership grade of a point  $x$  regarding cluster  $i$  is a function of the distance  $d_i$  to the actual cluster center  $c_i$  and of the distances  $d_j$  to all other  $n_c$  centers  $c_j$ , cf. eqs. (52) and (53).

$$f_i(x) = \frac{1}{\sum_{j=1}^{n_c} \left( \frac{d_i^2(x)}{d_j^2(x)} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad (52)$$

$$d_i(x) = \|x - c_i\| \quad (53)$$

This means that the shape of an FCM cluster  $i$  is influenced by all other clusters  $j$ .

## Cluster Checking

After the creation of the clusters, they are checked for wrong classifications. A *wrong classification rate* can be defined.

**Relative checking.** For a data point  $x_i$  belonging to any fault case  $i$ , a wrong classification occurs when the membership grade  $f_j$  to another fault cluster  $j \neq i$  exceeds the membership grade  $f_i$  to the fault cluster  $i$  (eq. (54)).

$$f_j(x_i) > f_i(x_i) \quad (54)$$

**Absolute checking.** A wrong classification occurs when the membership grade  $f_i$  to the actual cluster  $i$  is not the maximum.

$$\max(f_1(x_i), f_2(x_i), \dots, f_{n_c}(x_i)) > f_i(x_i) \quad (55)$$

If eq. (54) or eq. (55), respectively, is fulfilled, the number of wrong classifications  $n_{wrong}$  is increased by 1. This checking is repeated for each data point  $x_i$  of each cluster  $i=1..n_c$  and the rate of wrong classifications is yielded by eq. (56), with  $n_{check}$  as the total number of checkings.

$$r_{wrong} = \frac{n_{wrong}}{n_{check}} \quad (56)$$

### 3.5 Automated Signal Selection

During the training of the fault diagnosis system the number of sensors has to be reduced. Therefore only the signals with the largest amount of ‘fault information’ are selected, whereas the other signals are discarded.

Regarding the system of eq. (38), all combinations of the six output signals  $T_1..T_6$  are checked. Each output signal  $T_i$  corresponds to the submodel  $i$ , defined by row  $i$ . In the first step all output signals are selected, in the subsequent steps the number of output signals is reduced. In the case of two output signals, one combination is represented by eqs. (57) and (58) for the submodels 4 and 6 (for example). All other rows of eq. (38) are eliminated and the dimension of the parameter space is reduced to  $n = 8$  (eq. (59)). With this parameter combination, the classification systems of Section 2.3 are built and checked for the number of wrong classifications. At the end the checking results for all combinations are compared and the signal combination with the least wrong classifications is chosen.

$$T_4(t) = \begin{bmatrix} a_{4,3} & a_{4,4} & b_{4,step} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} T_3(t-1) \\ T_4(t-1) \\ u_{step}(t) \end{bmatrix} \quad (57)$$

$$T_6(t) = \begin{bmatrix} a_{6,2} & a_{6,3} & a_{6,6} & b_{6,8} & b_{6,step} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} T_2(t-1) \\ T_3(t-1) \\ T_6(t-1) \\ T_8(t) \\ u_{step}(t) \end{bmatrix} \quad (58)$$

$$\theta_{4,6} = [a_{4,3} \ a_{4,4} \ b_{4,step} \ a_{6,2} \ a_{6,3} \ a_{6,6} \ b_{6,8} \ b_{6,step}] \quad (59)$$

For the combination above, the total number of signals needed is reduced from 8 to 5 ( $T_2, T_3, T_4, T_6, T_8$ ).

In the case of the decoupled model structure of eq. (40), the submodels of rows 4 and 6 are extracted to eqs. (60) and (61) by eliminating the other rows. The dimension of the parameter space is reduced to  $n = 8$  as well (eq. (62)). The total number of signals needed can even be reduced to 4 ( $T_4, T_6, T_7, T_8$ ) because of the missing links between the signals.

$$T_4(t) = \begin{bmatrix} a_{4,4} & b_{4,7} & b_{4,8} & b_{4,step} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} T_4(t-1) \\ T_7(t) \\ T_8(t) \\ u_{step}(t) \end{bmatrix} \quad (60)$$

$$T_6(t) = \begin{bmatrix} a_{6,6} & b_{6,7} & b_{6,8} & b_{6,step} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} T_6(t-1) \\ T_7(t) \\ T_8(t) \\ u_{step}(t) \end{bmatrix} \quad (61)$$

$$\theta_{4,6} = [a_{4,4} \ b_{4,7} \ b_{4,8} \ b_{4,step} \ a_{6,6} \ b_{6,7} \ b_{6,8} \ b_{6,step}] \quad (62)$$

Generally, the number of sensors can be reduced more using the decoupled structure.

## 3.6 Gradual and Simultaneous Faults

### Using Standard Clustering Algorithms

The clustering algorithms of Section 3.4 can be applied for several faults of different grades ('sizes') and for combinations of faults, as well. The clusters are built from training data sets for discrete fault grades and several fault combinations (Fig. 19). With an increasing fault grade, generally the cluster centers are moving on a nonlinear trajectory through the parameter space. The origin of all trajectories is the center of the nominal cluster.

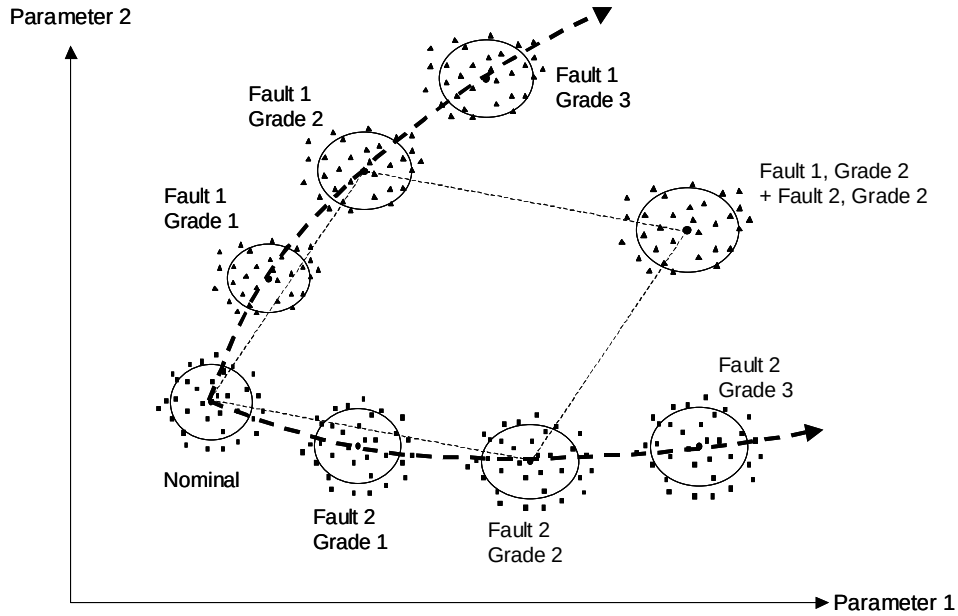


Fig. 19: Clusters for the nominal case, different fault grades and a fault combination of two faults (two parameters)

A large number of data sets has to be acquired. On a test bench, this is very time consuming. By using the simulation model (cf. Chapter 6) for training the fault combinations, the experimental effort could be reduced.

### Using Vectorized Clustering Algorithms

The vector clusters shown in Fig. 20 are created by using the centers of existing standard clusters. The nominal case as well as one grade for each fault are used, for example grade 2 for faults 1 and 2. As many vector clusters are built as there are different faults, and the cluster center trajectories are assumed to be almost linear.

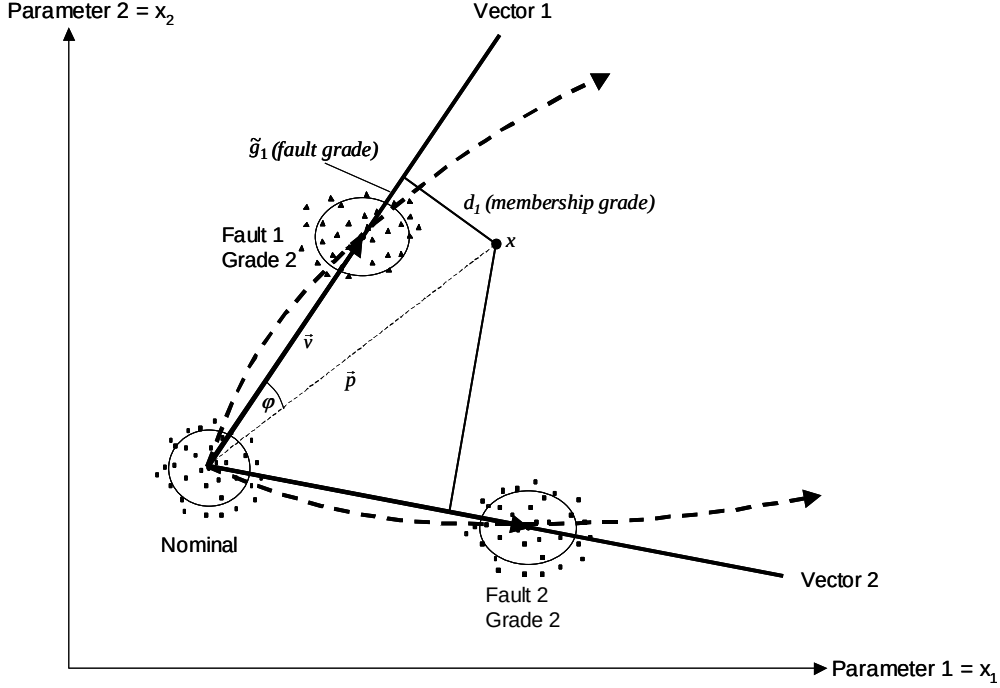


Fig. 20: Vector clusters for two faults, created from the centers of the nominal cluster and the clusters of fault grade 2 (two parameters)

Each fault vector  $\bar{v}_i$  is defined by eq. (63), with the center  $\bar{c}_i$  of fault cluster  $i$  and the center  $\bar{c}_{nom}$  of the nominal cluster. For a data point  $x$ , the fault grade  $g_i(x)$  is defined by the projection onto the fault vector (eq. (64)). The fault grade is scaled by the length  $v_i$  of the fault vector. The membership grade  $f_i(x)$  is a function of the distance  $d_i(x)$  to the fault vector (eq. (65)), whereas the simplest function is just  $f_i(x) = d_i(x)$ .

$$\bar{v}_i = \bar{c}_i - \bar{c}_{nom} \quad \bar{v}_i^0 = \frac{\bar{v}_i}{|\bar{v}_i|} \quad v_i = |\bar{v}_i| = \sqrt{\sum_k v_{i,k}^2} \quad (63)$$

$$\tilde{g}_i(x) = \bar{p}(x) \cdot \bar{v}_i^0 = p \cdot \cos(\varphi_i) \quad g_i(x) = \frac{\tilde{g}_i(x)}{v_i} \quad (64)$$

$$d_i(x) = \sqrt{p^2(x) - \tilde{g}_i^2(x)} \quad f_i(x) = F(d_i(x)) \quad (65)$$

Thus, faults of different grades are classified. Under certain conditions (the angles between the vectors are not too far from  $90^\circ$ ), vector clusters are able to classify simultaneous faults, as well.

With the vector clusters, the training effort is reduced to the nominal case and one grade for each fault. The complexity of the resulting diagnosis system is minimized.

### 3.7 Nominal Training

If only data sets of the nominal case are available, the nominal training is applied. By using the standard clustering algorithms of Section 3.4, nominal clusters are built. The parameter space of the full model (eq. (38)) contains the nominal cluster as well as all fault clusters. This situation is shown in Fig. 21 for two parameters and two faults, namely fault 1 (evaporator fault) and fault 2 (condenser fault). By only training the nominal cluster, these faults cannot be separated. It would only be possible to decide whether a data point (parameter set) belongs to the nominal cluster or not, which means that there is no fault or any unknown fault.

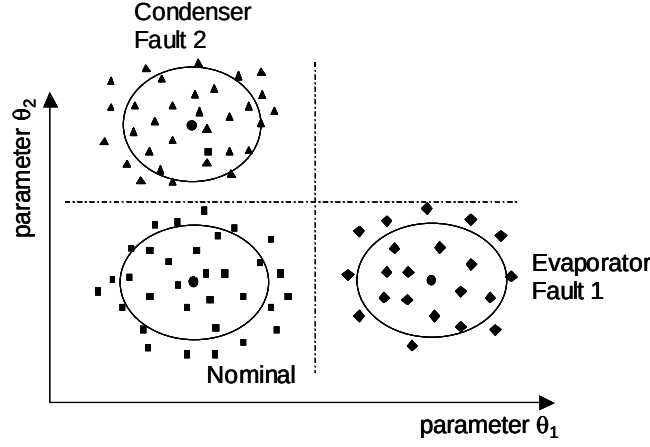


Fig. 21: Nominal cluster and fault clusters for the full model, example: model parameters  $\theta_1$  and  $\theta_2$ , two fault cases

In the case of a physical model structure, the parameter space can be divided into subspaces for each submodel. Fig. 22 shows the subspace for submodel 1 (evaporator submodel, eq. (39)). Ideally, the parameters  $\theta_i$  of the submodel 1 are only sensitive to the faults of this submodel. All possible faults of submodel 1 (evaporator: reduced heat transfer, reduced mass flow, ...) are combined in fault 1 (any fault in the evaporator). The nominal cluster of the evaporator submodel is built during the training phase. Fault 1 is classified if a data point (parameter set) is outside the nominal cluster 1. The dimension of the subspace is reduced to the number of submodel parameters.

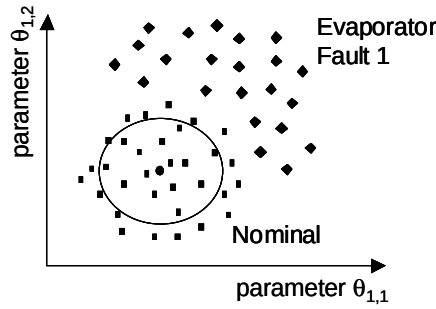


Fig. 22: Nominal cluster for submodel 1 (evaporator submodel), example: submodel parameters  $\theta_{1,1}$  and  $\theta_{1,2}$

For each submodel, the parameter subspace is extracted and the nominal cluster is trained. Hence, a classification system is built containing all submodels and the corresponding nominal clusters (cf. Fig. 23). With this method, single faults or even multiple simultaneous faults can be classified.

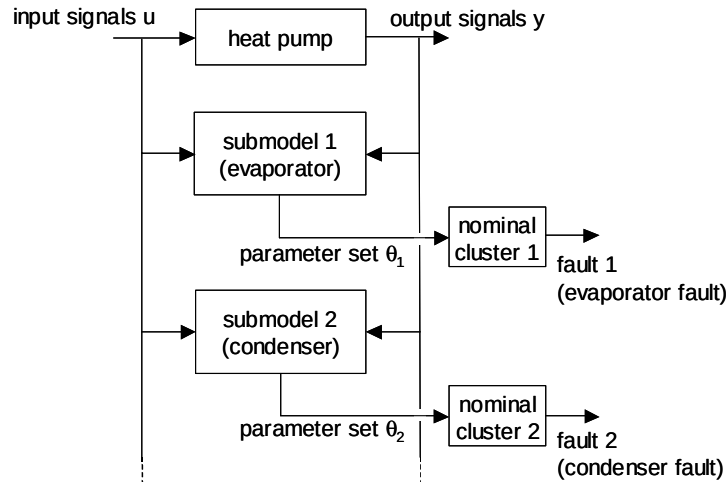


Fig. 23: The submodels, the corresponding nominal clusters, and the corresponding faults

## 3.8 Online Fault Diagnosis

### Extracting from the Offline System

As a result of the offline training, the following selections are made:

- *The model structure.* A physical structure or a decoupled structure is selected, subject to the classification quality claimed or the maximal number of sensors allowed.
- *The switch mode.* From the set of sequences (off-on, on-off, ...) the sequence with the most information about the faults has to be chosen. If necessary, more than one set can be selected, or optionally different sets for different operational conditions (for instance, depending on the season).
- *The signal selection.* The signals with the most fault information are automatically selected (cf. Section 3.5). The associated submodels and parameters are extracted from the model. Alternatively, different model approaches can be defined for each submodel (static, first-order ARX, second-order ARX).
- *The classification system.* Standard fuzzy/neuro clusters or vector clusters are chosen with the corresponding settings.

Once the modules corresponding to these selections are extracted from the offline system, they are integrated in the online fault diagnosis system. Whereas for the training phase numerous sensors are mounted on the test bench for comparison, the online module only needs the selected sensors. The complexity of the fault diagnosis system is reduced to a minimum.

### Cyclic Statistical Evaluation

Each identification sequence yields one data point in the parameter space (Fig. 16), which is classified as to the membership grade vector  $f(x)$ . All grades of one cycle  $i_{cyc}$ , containing  $l$  sequences, are stored to the matrix  $F$  in eq. (66).

$$F(i_{cyc}) = [f(x(1)) \ f(x(2)) \ \dots \ f(x(l))] \quad (66)$$

At the end of each cycle the grades are statistically evaluated by eq. (67), which calculates the mean values of the grades.

$$\bar{f}(i_{cyc}) = \frac{1}{l} \sum_{s=1}^l f(x(s)) \quad (67)$$

Alternatively eq. (68) can be used, which first calculates the median point and then determines the membership grade of the median point.

$$\bar{f}(i_{cyc}) = f\left(\frac{1}{l} \sum_{s=1}^l x(s)\right) \quad (68)$$

With vector clusters, the same statistical evaluations are made for the fault grades  $g_i(x)$ .

### Fault Trends

All mean membership grades of each cycle are stored to the matrix  $\bar{F}$  in eq. (69). For vector clusters the mean fault grades are stored in a matrix  $\bar{G}$ .

$$\bar{F}(1..n_{cyc}) = [\bar{f}(1) \ \bar{f}(2) \ \dots \ \bar{f}(n_{cyc})] \quad (69)$$

Trend charts as the one shown in Fig. 24 are informative for the progression of each fault. Optionally, the remaining time to an alarm limit is predicted, when the next service is due. With the knowledge of the actual fault situation, a state-oriented maintenance is possible.

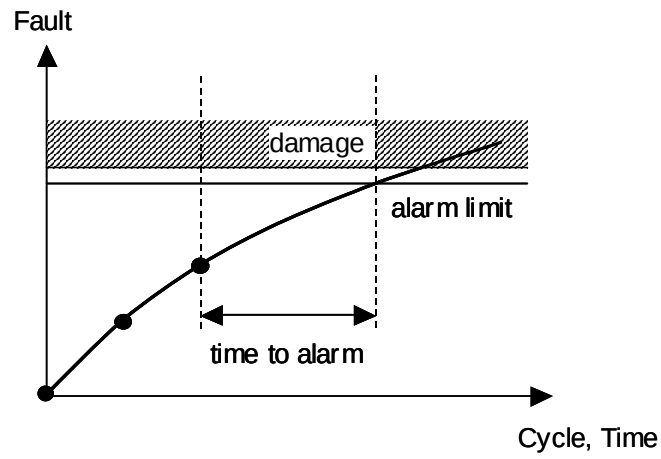


Fig. 24: Trend chart for one fault over time, dots = mean values of each cycle.

The trend charts are especially qualified for the fault grades  $\bar{G}$  of the vector clusters, since they indicate the size of the faults in a direct way.

## 4 Software

### Kurzfassung (Deutsch):

Für die Software-Demonstration wurden die Messdaten des kürzlich erbauten Prüfstandes am Institut für Mess- und Regeltechnik, ETH Zürich, verwendet. Die Diagnosesysteme wurden an diesem Prüfstand trainiert und die Online-Versionen wurden getestet. Da das Training von *HeatWatch* sehr einfach ist (Identifikation der Auslegungsparameter), wird hier nur die Online-Version präsentiert. Für *FuzzyWatch* wird sowohl die Offline-Trainings-Software als auch die Online-Software präsentiert. Alle Software-Tools laufen auf MATLAB®.

**Wärmepumpe des ETH-Prüfstandes.** Die Überwachungssysteme wurden für die Sole/Wasser-Testwärmepumpe von SATAG® mit einem internen Wärmeübertrager implementiert (Fig. 25). Diese Wärmepumpe wurde mit zusätzlichen Ventilen und Sensoren ausgerüstet. Abschnitt 7.2 enthält eine Liste aller einstellbaren Fehlerfälle.

**Online HeatWatch.** Vor dem Betrieb von *HeatWatch* müssen die stationären Modellgleichungen (vgl. Abschnitt 2.1) für den aktuellen Wärmepumpentyp definiert werden. Zusätzlich müssen die Auslegungsparameter bekannt sein. Während dem Betrieb werden die Diagnoseresultate (stationäre Parameter) jeweils am Ende eines Zyklus statistisch ausgewertet. Jeder Zyklus enthält mehrere Identifikationsschritte für die einzelnen Datensequenzen (z.B. aus-ein).

Die Diagnoseresultate sind auf Fig. 26 und Fig. 27 beispielhaft für die Fehlerfälle 2 und 3 dargestellt. Die Balkenhöhen entsprechen den Abweichungen der Parameter von den Auslegungswerten. Aus den Zyklus-Mittelwerten können die aktuellen Fehler (manuell) interpretiert werden.

**Online FuzzyWatch.** Während dem Betrieb werden die Diagnoseresultate (Fehler-Zugehörigkeitsgrade, Fehlergrade) jeweils am Ende eines Zyklus statistisch ausgewertet. Jeder Zyklus enthält mehrere Klassifikationsschritte für die einzelnen Datensequenzen (z.B. aus-ein).

Für Vektor-Cluster sind die Diagnoseresultate auf Fig. 28 und Fig. 29 beispielhaft mit Daten der Fehlerfälle 2 und 3 dargestellt. Die Schattierungen entsprechen den Zugehörigkeitsgraden und die Balkenhöhen entsprechen den Fehlergraden. Aus den Zyklus-Mittelwerten können die aktuellen Fehler und deren Grössen abgelesen werden.

Für Standard-Cluster entfallen die Fehlergrade, und es werden lediglich die Zugehörigkeitsgrade dargestellt. So zeigt Fig. 30 die Resultate für den Fehlerfall 3.

**Trend Charts.** Für alle Clustertypen von *FuzzyWatch* können Fehler-Trend-Charts dargestellt werden. Damit ist es in späteren Anwendungen möglich, den Verlauf der Fehler zu visualisieren. Fig. 31 zeigt die Trend-Charts für eine Test-Sequenz mit allen Fehlerfällen 1-2-3-4-5-6. Ähnliche Trend-Charts können auch für die Parameter von *HeatWatch* dargestellt werden.

**Training von FuzzyWatch.** Als erster Schritt wird die Modellstruktur in einem sehr kurzen Programmcode definiert. Anschliessend führt ein Bedienfeld (Fig. 32) durch die weiteren Schritte der Trainingsphase, bestehend aus der Datenanalyse, dem Bilden und Überprüfen der Cluster mit Trainingsdaten, dem Bilden von Vektor-Clustern, dem (optionalen) Editieren der Fuzzy-Regeln und der Visualisierung der resultierenden Cluster. Als Beispiele sind zwei verschiedene Clustertypen graphisch dargestellt (Fuzzy-Cluster in Fig. 33 und Neuro-Cluster in Fig. 34).

### Introduction:

For the demonstration of the software, measured data is used from the recently built test bench at the Measurement and Control Laboratory, ETH Zurich. The diagnosis systems have been trained for this test bench and the online versions have been tested. Since the training of *HeatWatch* is very simple (identification of the design parameters), only the online version is presented here. For



*FuzzyWatch*, the offline training software as well as the online software are presented. The software tools all run on MATLAB®.

#### 4.1 The Heat Pump of the ETH Test Bench

The diagnosis systems have been implemented for the brine-to-water SATAG® heat pump represented in Fig. 25 with an internal heat exchanger, which is equipped with additional valves and sensors. For *FuzzyWatch*, only the temperature sensors are used as the set of initial sensors. For *HeatWatch*, some of the temperature sensors and two pressure sensors are needed (for a total of 10 sensors).

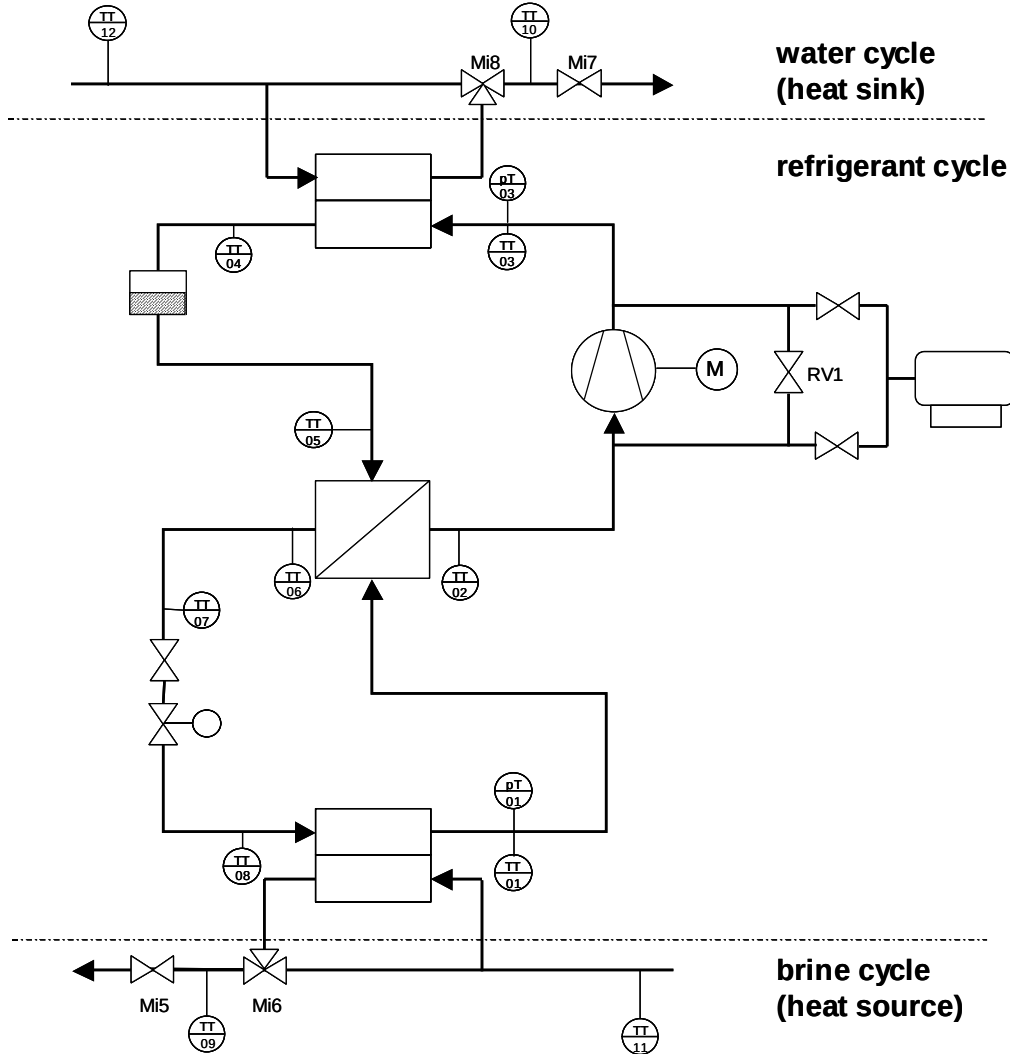


Fig. 25: An industrial brine-to-water heat pump (SATAG) with additional temperature sensors (TT01..TT12) and pressure sensors (pT01 and pT03).

A list of all fault cases is presented in Section 7.2, whereas here only the fault cases 1..6 are tested.

#### 4.2 Online HeatWatch

Before the operation of HeatWatch, the steady-state model equations (cf. Section 2.1) have to be defined for the actual heat pump type. Additionally, the design parameters have to be known. During operation, the diagnosis results (steady-state parameters) are statistically evaluated at the end of each cycle, which contains several diagnosis steps. One step corresponds to one data sequence (for example off-on).

## Run Online Diagnosis

Fig. 26 shows the diagnosis results of a first data example. The deviations of the actual parameters from the design values are displayed. The highest deviation is in the parameter kMS, which represents the mass flow of the heat source (cf. Table 2). The parameter kVV is influenced secondly, which is the evaporator heat transfer parameter. From the mean parameter deviations (bars in the columns “Mean”), the actual fault can be (manually) reasoned by the user. Here, fault case 2 is present, which is a reduction of the heat source mass flow. With an increasing number of steps per cycle, the quality of this conclusion is increasing as well.

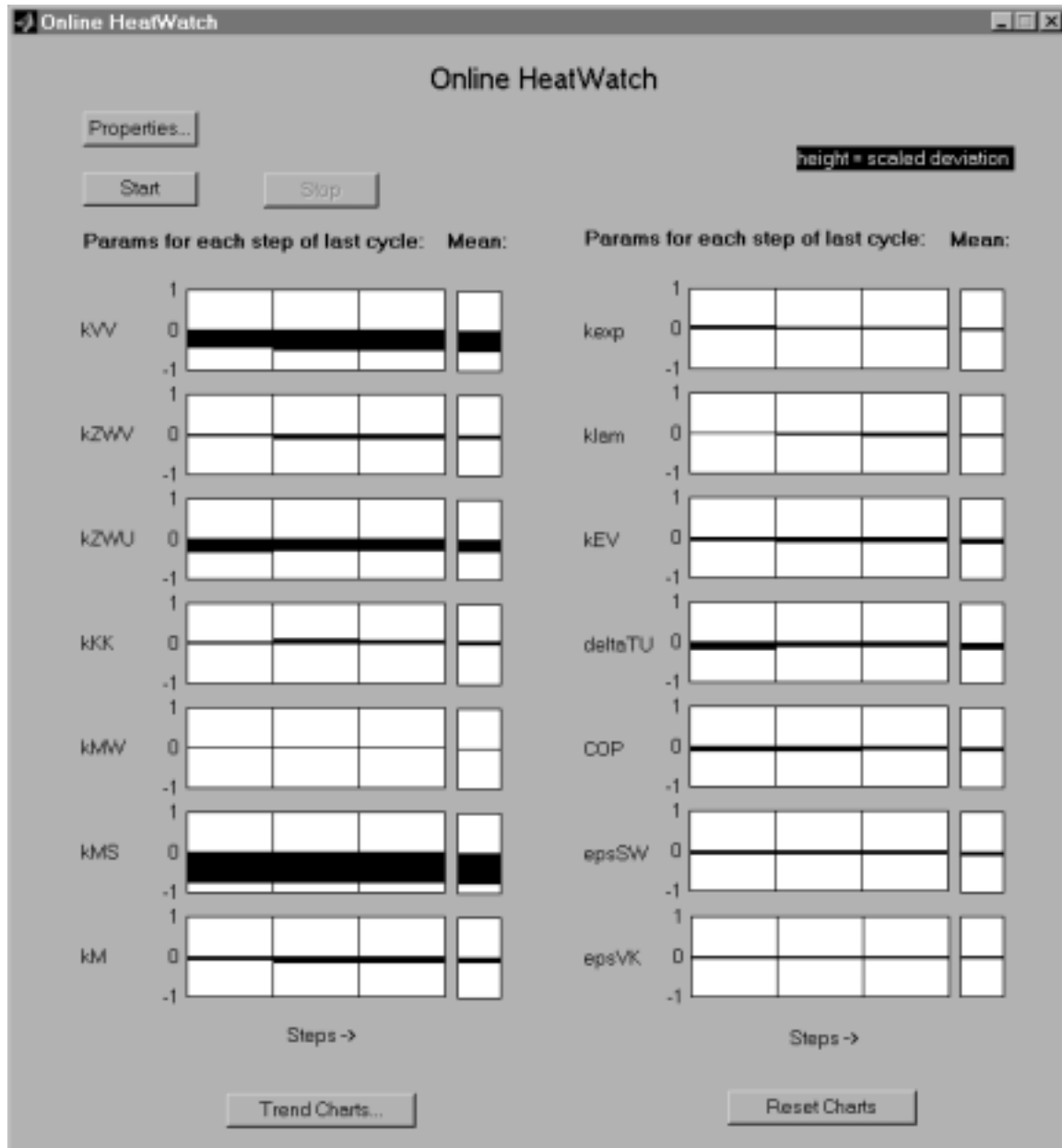


Fig. 26: The results of a cycle with 3 identification steps (data sequences) for fault case 2. Each plot region corresponds to one parameter. For each identification step one bar is plotted. The heights of the bars indicate the deviations from the design parameters (= 0). All parameters of one cycle are averaged and displayed as mean values (columns “Mean”).

Fig. 27 shows the diagnosis results of a second data example. The highest deviation is in the parameter kVV, which represents the evaporator heat transfer parameter (cf. Table 2). The parameter epsSW is influenced secondly, which is the quality grade of the heat pump (SW = source-to-water). Here, fault case 3 is present, which is a reduction of the evaporator heat transfer.

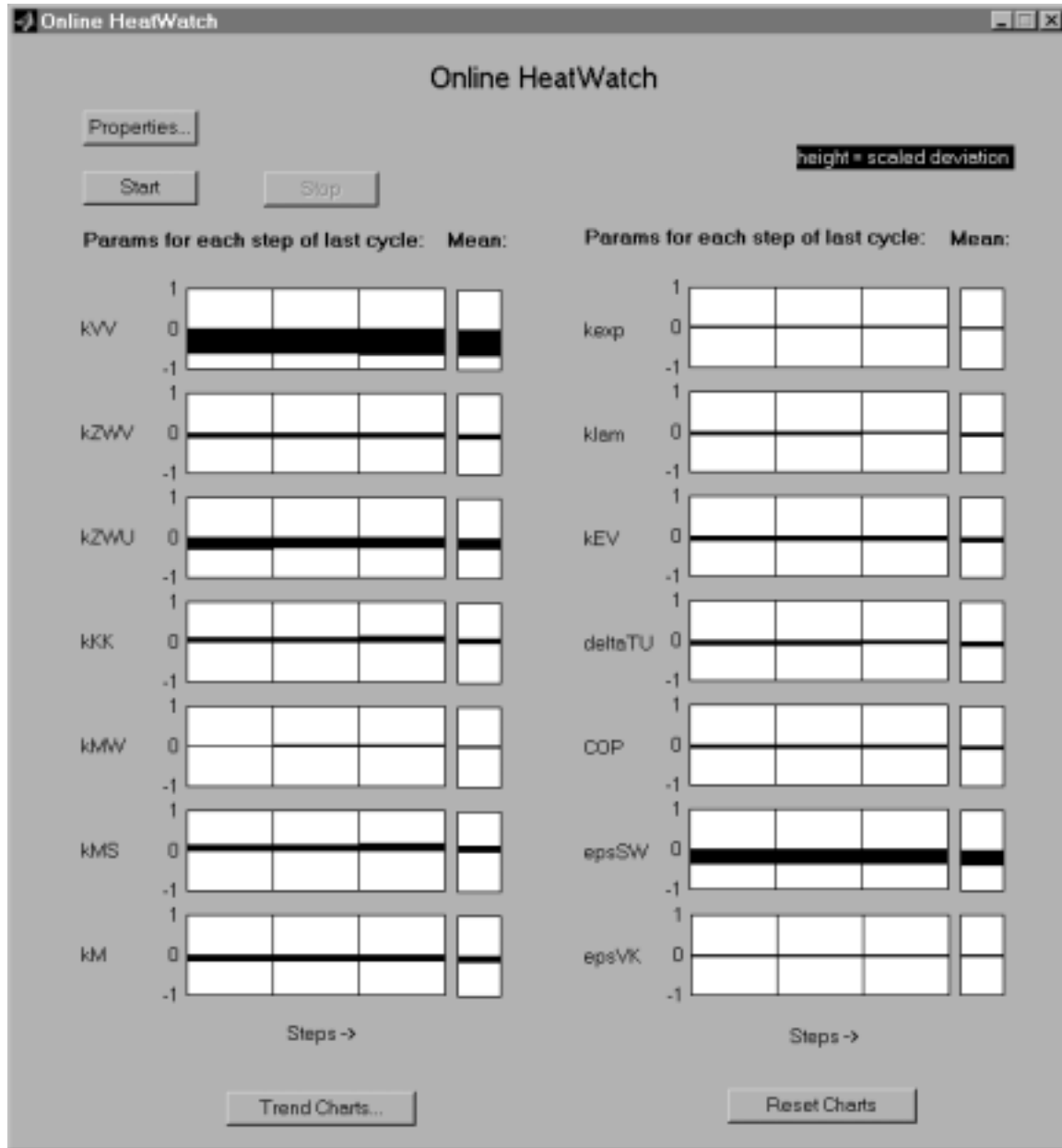


Fig. 27: The results of a cycle with 3 identification steps (data sequences) for fault case 3.

Table 2: Legend for the parameters of HeatWatch.

| software     | model                                      | parameter description                                                      |
|--------------|--------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------|
| kVV          | $kA_e$                                     | heat transfer parameter of the evaporator                                  |
| kZVV         | $kA_{he,e}$                                | heat transfer parameter of the internal heat exchanger (evaporation part)  |
| kZVU         | $kA_{he,ov}$                               | heat transfer parameter of the internal heat exchanger (superheating part) |
| kKK          | $kA_c$                                     | heat transfer parameter of the condenser                                   |
| kMW          | $m_w^*$                                    | water mass flow                                                            |
| kMS          | $m_s^*$                                    | source medium mass flow                                                    |
| kM           | $m_r^*$                                    | refrigerant mass flow                                                      |
| kexp         | $c_{cmp}$                                  | polytropic exponent of compressor                                          |
| klam         | $\lambda_{cmp}$                            | mass flow supply efficiency parameter of compressor                        |
| kEV          | $k_{exp}$                                  | valve constant of expansion valve                                          |
| deltaTU      | $\Delta T_{ov}$                            | superheating temperature difference                                        |
| COP          | $COP_{HP}$                                 | coefficient of performance                                                 |
| epsSW, epsVK | $\varepsilon_{HP,sw}, \varepsilon_{HP,ec}$ | quality grade (source-to-water, evaporator-to-condenser)                   |

### 4.3 Online FuzzyWatch

The diagnosis results (membership grades, fault grades) are statistically evaluated at the end of each cycle, which contains several diagnosis steps. One step corresponds to one data sequence (for example off-on).

#### Run Online Diagnosis With Vector Clusters

Fig. 28 shows the diagnosis results of a first data example. From the mean values, the actual fault number and the actual fault size are concluded (column “Mean”). The highest membership grade is displayed for fault 2 (dark shading of the bar in the column “Mean”). The fault grade for fault 2 is close to 1 (height of the bar in the column “Mean”). Thus, with a high probability fault case 2 is present with a fault size close to 1 (about the same size than the trained fault). As the number of steps per cycle increase, the reliability of this conclusion increases, as well.

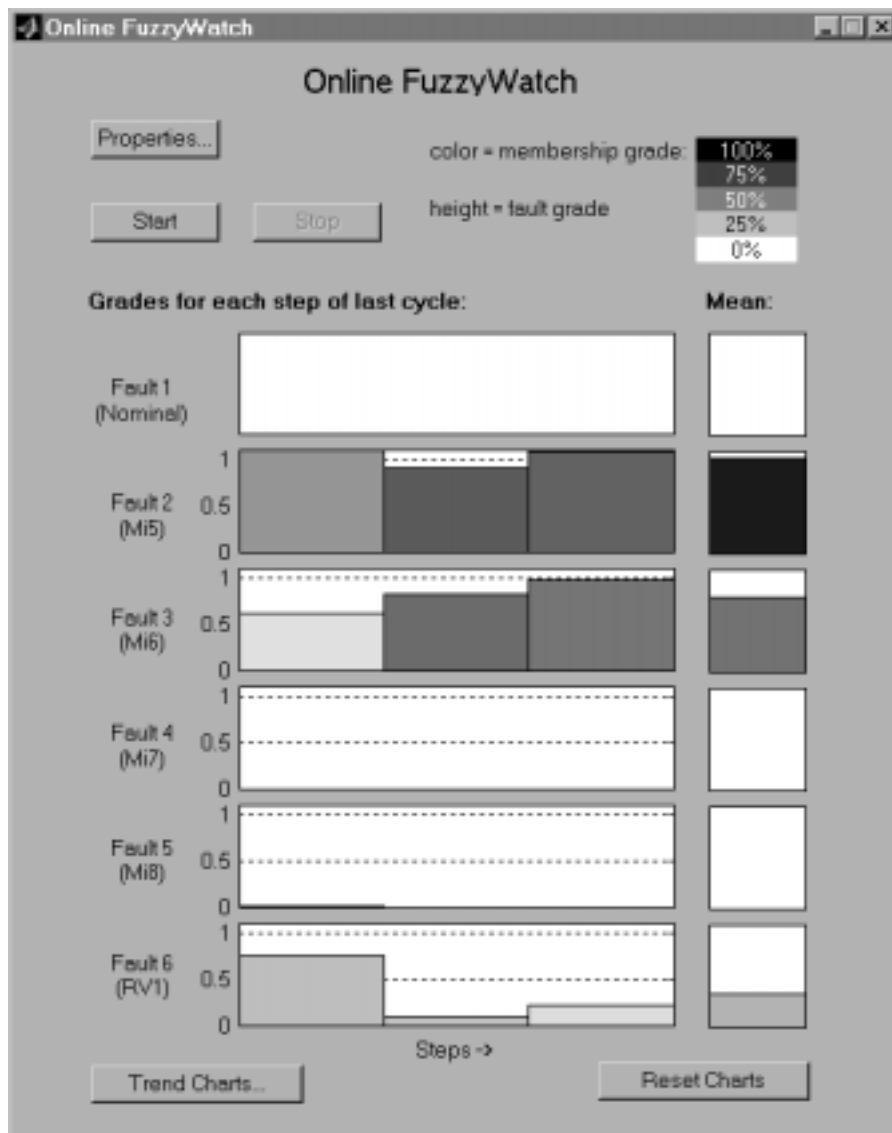


Fig. 28: The results of a cycle with 3 diagnosis steps (data sequences) for fault case 2, using vector clusters. Each plot region (row) corresponds to one fault. For each diagnosis step one bar is plotted. The shadings of the bars indicate the membership grades (dark = high membership grades) and the heights of the bars indicate the fault grades. All grades of one cycle are averaged and displayed as mean values (column “Mean”). Fault 1 (nominal case) is not used here.

Fig. 29 shows the diagnosis results of a second data example. The highest membership grade is displayed for fault 3 (dark shading of the bar in the column “Mean”). The fault grade for fault 3 is close to 1 (height of the bar in the column “Mean”).

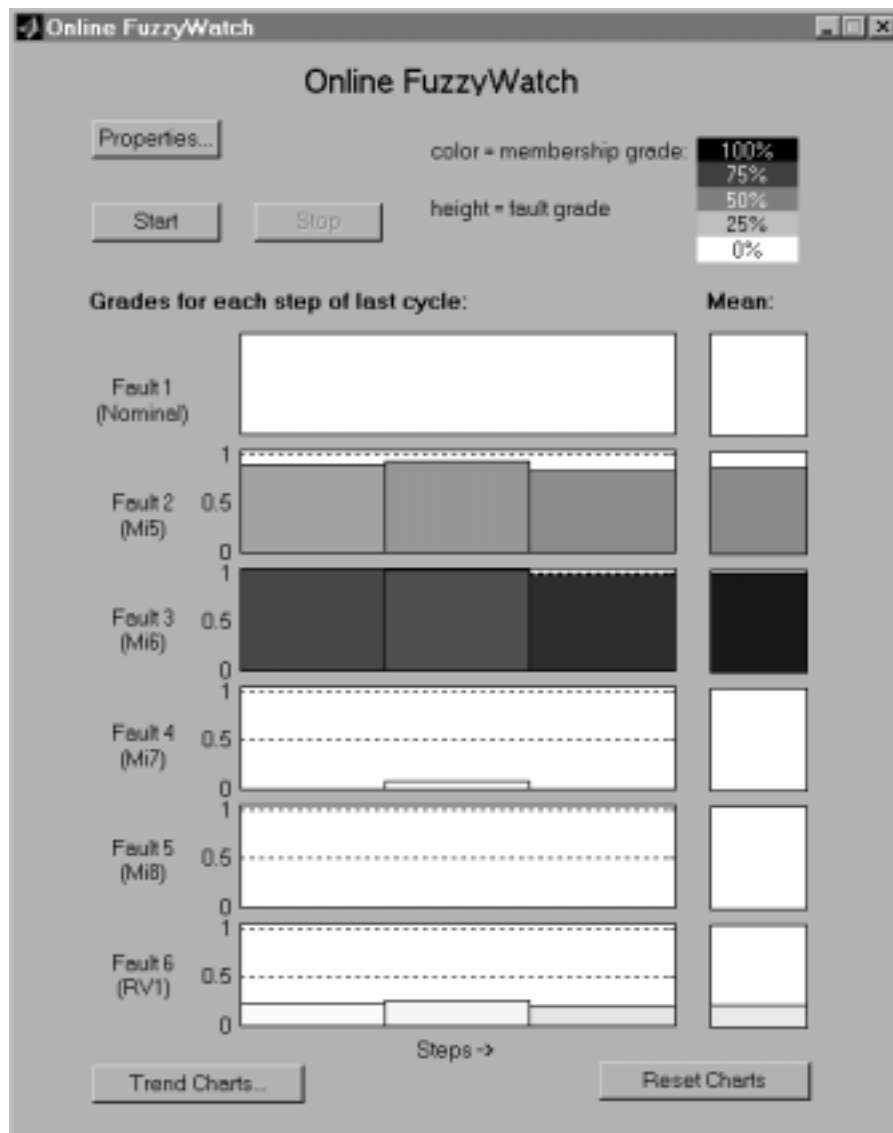


Fig. 29: The results of a cycle with 3 diagnosis steps (data sequences) for fault case 3, using vector clusters.

## Run Online Diagnosis With Standard Clusters

Fig. 30 shows the diagnosis results of a data example. From the mean values, the actual fault number is concluded (column “Mean”). The highest membership grade is displayed for fault 3 (dark shading of the bar in the column “Mean”). Thus, with a high probability fault case 3 is present. With standard clusters, there is no information about the size of the faults. The membership grades of the particular diagnosis steps are much lower (light shadings) than the mean membership grade (dark shading), which is a consequence of the parameter spread. This shows the importance of taking the mean values for drawing conclusions.

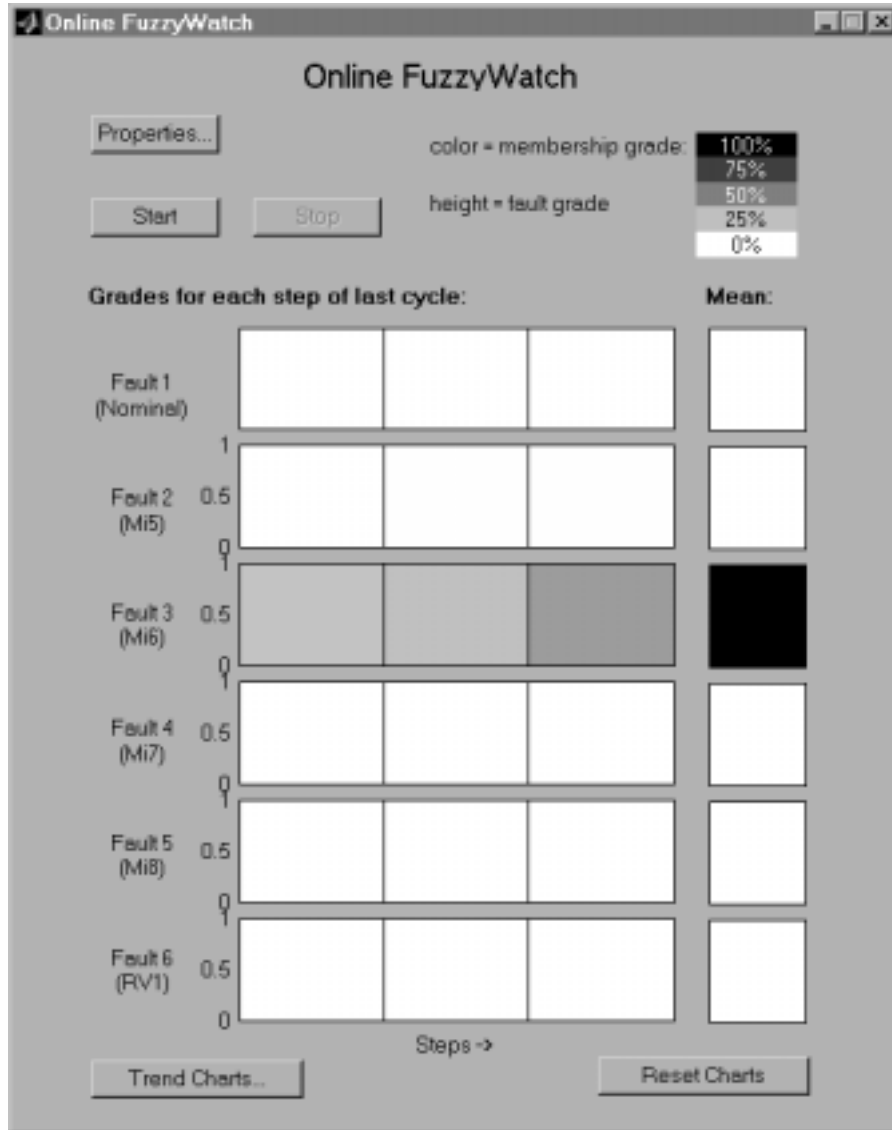


Fig. 30: The results of a cycle with 3 diagnosis steps (data sequences) for fault case 3, using standard clusters. Each plot region (row) corresponds to one fault. For each diagnosis step one bar is plotted. The shadings of the bars indicate the membership grades (dark = high membership grades). All grades of one cycle are averaged and displayed as mean values (column “Mean”). Fault 1 (nominal case) is also used here.

## 4.4 Trend Charts

For all cluster types of *FuzzyWatch*, fault trend charts may be plotted. Fig. 31 shows an example for standard clusters. The mean membership grades of all cycles are stored and visualized in the charts. In future applications, these trend charts will be used to observe the progressions of the faults. Here, a test sequence of six faults with two cycles each is diagnosed and plotted (two cycles of fault 1, two cycles of fault 2, etc.). The membership grades (fault probabilities) are scaled to the interval 0..100%. Thus, all fault cases are classified successfully with a probability of almost 100%.

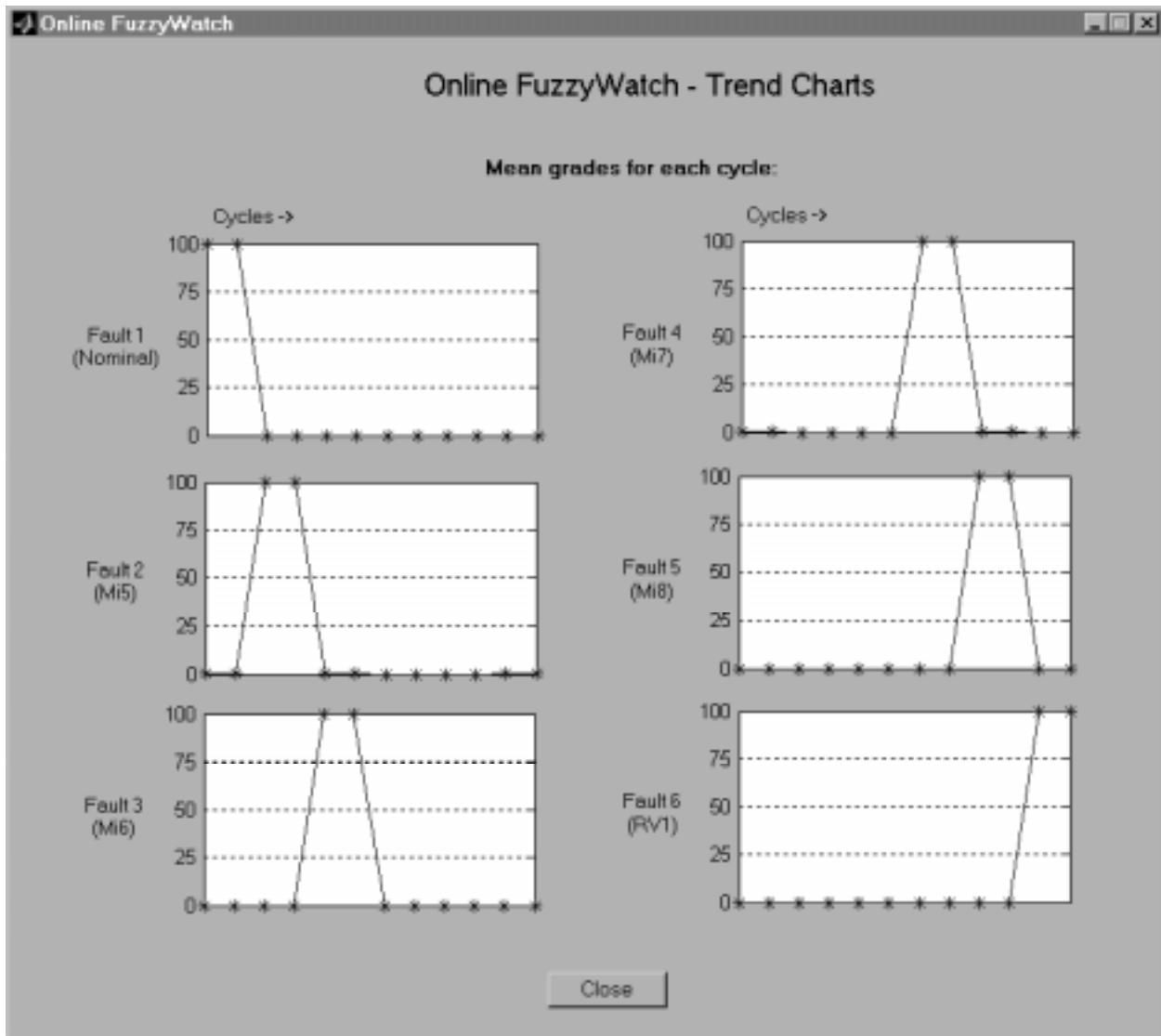


Fig. 31: Trend charts for 2 cycles of each fault case; fault sequence 1-2-3-4-5-6.

Similar trend charts may be plotted for the parameters of *HeatWatch*.

## 4.5 Training of FuzzyWatch

### The Model Definition

For the heat pump depicted in Fig. 25, the model is defined by a very short MATLAB© code:

```
StrucListName = 'struc_phys' % PHYSICAL MODEL STRUCTURE
StrucList{1} = [8 9 11 0]; % evaporator (refrigerant output)
StrucList{2} = [1 5 6 0]; % internal heat exchanger (superheating output)
StrucList{3} = [2 0]; % compressor
StrucList{4} = [3 10 12 0]; % condenser (refrigerant output)
StrucList{5} = [4 0]; % refrigerant collector
StrucList{6} = [1 2 5 0]; % internal heat exchanger (subcooling output)
StrucList{7} = [6 0]; % subcooling refrigerant line
StrucList{8} = [7 0]; % expansion valve
StrucList{9} = [1 8 11 0]; % evaporator (brine output)
StrucList{10} = [3 4 12 0]; % condenser (water output)
```

A physical model structure is defined here (first line). Each subsequent line represents one sub-model, which is defined by its output signal and a list of the respective input signals. For example, the evaporator submodel is defined by `StrucList{1}`, with the output signal 1 (temperature sensor TT 01) and the input signals 8 (TT 08), 9 (TT 09), 11 (TT 11), as well as an additional step input 0, which is needed because the heat pump is switched on and off.

### The User Interface Panel

An interface panel leads the user through the consecutive steps of the training phase (Fig. 32):

**“Analyze Data”.** The logged data files are analyzed by extracting the sequences, identifying the parameters, and comparing them for different fault cases.

**“Create and Check Clusters by Training Data”.** For each fault case, a cluster in the parameter space is built on the basis of training data. The clusters are then checked against wrong classifications by applying the same training data. *“Single Check”* takes the full model with all output signals from the model definition and checks the clusters therefore. *“Multi Check”* permits to minimize the number of signals (sensors) required. A reduced number of output signals is selected and the clusters corresponding to all combinations of these output signals are checked for wrong classifications. A ranking list is provided, which permits the user to select the signal combination with a minimal number of wrong classifications (cf. Section 3.5)

**“Create Vector Clusters”.** From the clusters above, specialized vector clusters can be created to handle gradual faults.

**“Edit and Check Clusters by Validation Data”.** In the case of fuzzy clusters, the properties of the fuzzy classification system such as the fuzzy rules can be edited. The trained fuzzy, neuro net, or vector clusters can be checked by validation data, which differs from the training data.

**“Plot Clusters and Data”.** The clusters and optionally the corresponding data are visualized.



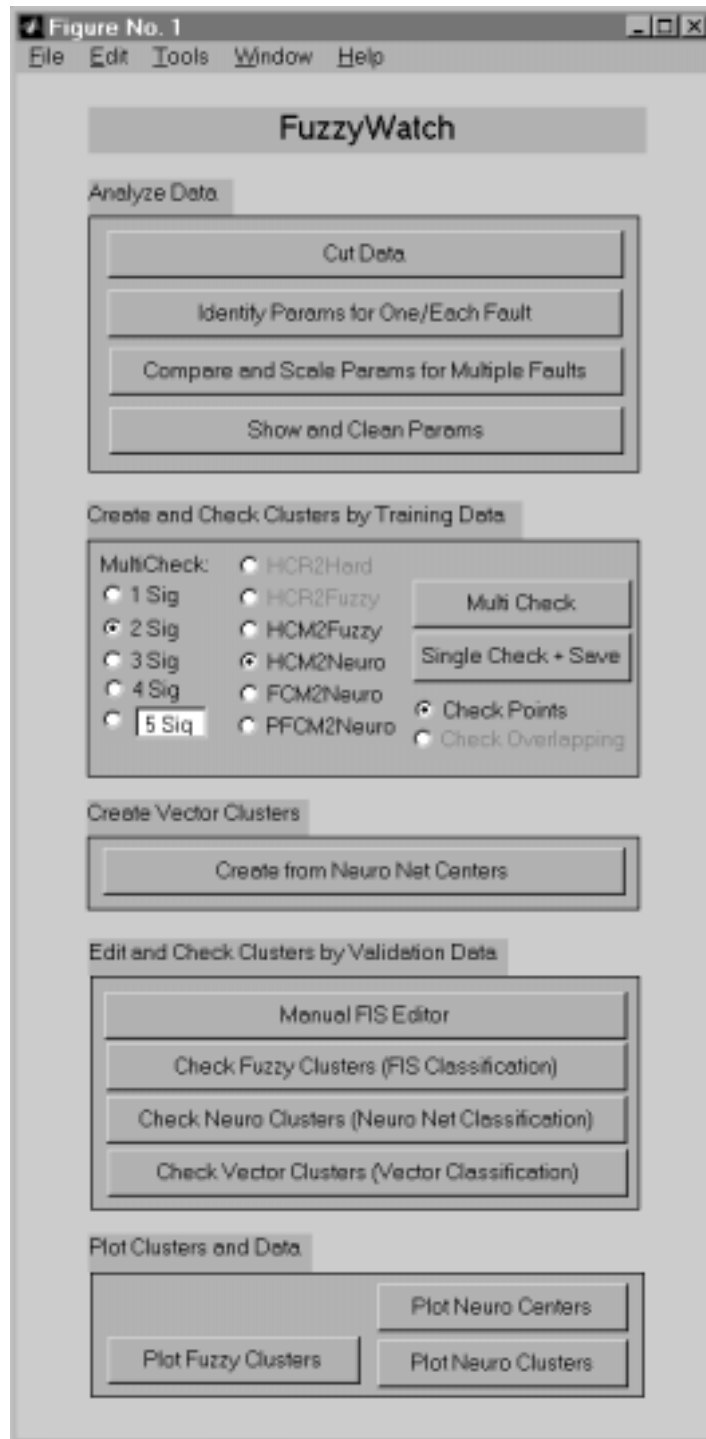


Fig. 32: The panel for training the fault diagnosis system step by step.

## Plot Clusters

The clusters of the resulting classification systems can be plotted. Fig. 33 shows one cluster of a fuzzy classification system as well as the training data points. The high-dimensional parameter space is projected onto two dimensions and the cluster is cut through its center. With the HCM2Fuzzy clustering method (and the default settings), the shape of the clusters is rectangular.

Fig. 34 shows one cluster of a neuro net classification system as well as the data points. With the HCM2Neuro clustering method, the shape of the clusters is ellipsoid.

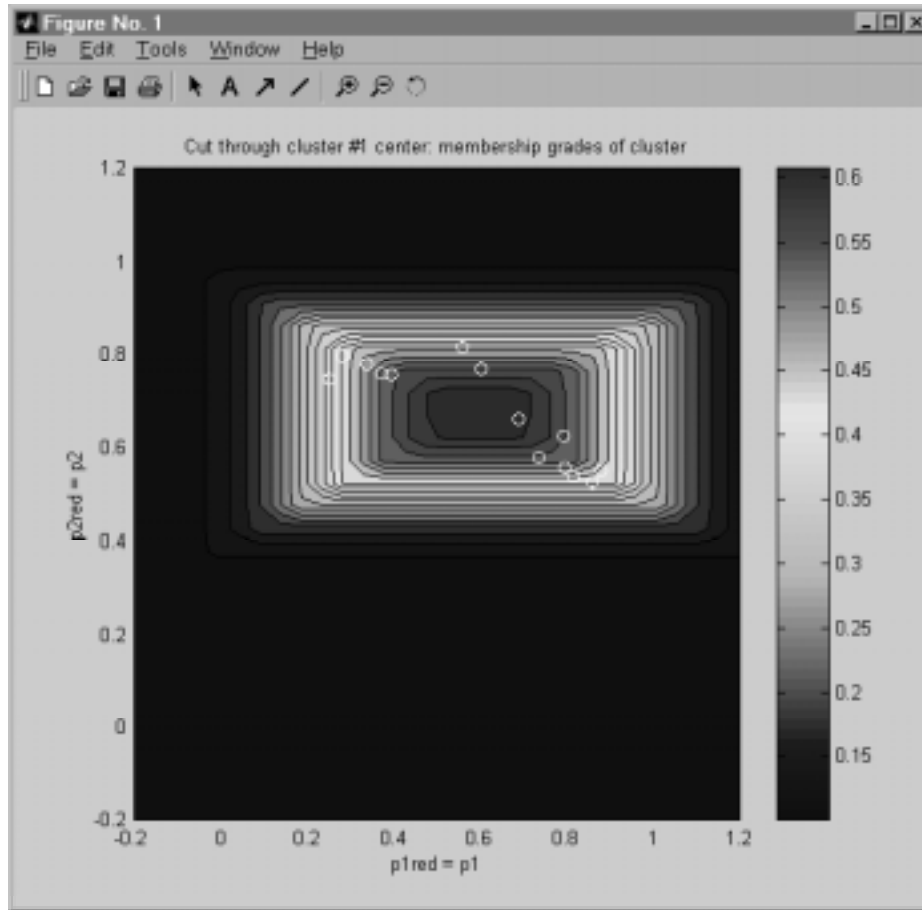


Fig. 33: Fuzzy cluster plot (projection onto two dimensions).

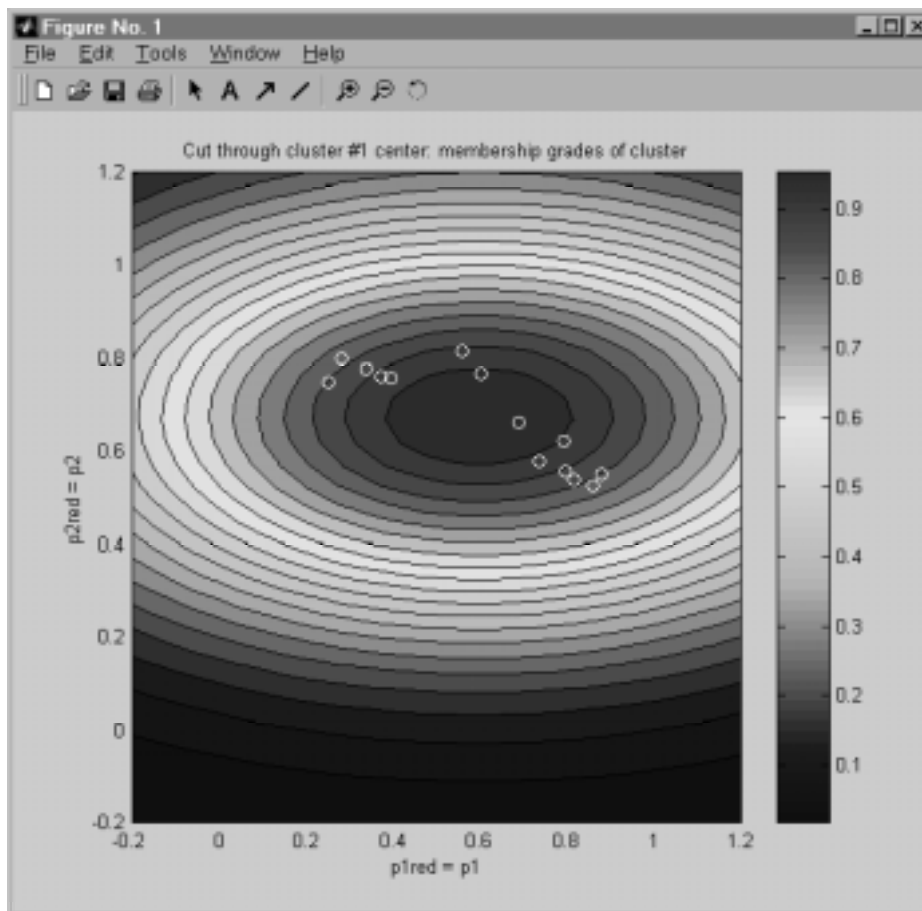


Fig. 34: Neuro cluster plot (projection onto two dimensions).

## 5 Anwendungen und Resultate - Applications and Results

### Kurzfassung (Deutsch):

Beide Diagnosesysteme werden an verschiedenen Anwendungen getestet.

Anwendungen von *HeatWatch*:

- Messdaten aus Barzheim, nur Nominaldaten (Abschnitt 5.1)
- Prüfstand ETH (Online-Software in Kapitel 4)

Anwendungen von *FuzzyWatch*:

- Prüfstand ZHW (Abschnitt 5.2, [Zogg 01])
- Daten aus dem Simulationsmodell (Abschnitt 5.3, Kapitel 6)
- Prüfstand ETH (Trainings- und Online-Software in Kapitel 4)

Detailliertere Resultate für den Prüfstand ETH werden in [Zogg 02] verfügbar sein.

**HeatWatch mit Messdaten aus Barzheim.** Das Diagnosesystem wurde mit Nominaldaten aus einer Heizperiode (Jahr 1998) des Einfamilienhauses in Barzheim getestet [KTM-3 98], [UAW-7 00]. Dazu werden Daten aus 7 Temperatursensoren, 2 Drucksensoren und 1 elektrischer Leistungsmessung verwertet. Die relativen Standardabweichungen der identifizierten Parameter innerhalb der einzelnen Tage liegen für 7 aus 11 Parametern unter oder bei 10% (Fig. 35). Für die Leistungsziffer (COP) liegen die Standardabweichungen ebenfalls unter oder bei 10%, während die Standardabweichungen des Gütegrades sogar unter oder bei 5% liegen (Fig. 36).

Im Wärmeübergangs-Parameter  $kA_e$  des Verdampfers ist die Auswirkung der Vereisung ersichtlich (Wintertage mit tiefen Werten in Fig. 37). Deshalb könnte dieser Parameter zur Detektion der Vereisung und zum Starten des Abtauvorganges benutzt werden. Auch die täglichen Verläufe anderer Parameter sind dargestellt (Fig. 38 bis Fig. 42). Der Gütegrad  $\varepsilon_{HP,aw}$  eignet sich für die Fehlerdetektion (Entscheidung, ob irgend ein Fehler vorhanden ist).

**FuzzyWatch auf dem ZHW-Prüfstand.** Die Sole/Wasser-Laborwärmepumpe enthält einen zusätzlichen Unterkühler (Fig. 43). Das „Anfangs-Sensor-Set“ für das Training des Diagnosesystems besteht aus 13 Sensoren ( $T_{11}..T_{14}$  mit  $T_{11}=T_{13}$ ). 8 Fehler können eingestellt werden (Table 3). Alle Standard-Clustering-Methoden HCM2Fuzzy, HCM2Neuro und FCM2Neuro werden ausgetestet. Je nach Verteilung der Datenpunkte eignen sich bestimmte Clusterformen besser als andere.

Die Klassifikationsresultate sind in Table 4 für die physikalische Modellstruktur und in Table 5 für die entkoppelte Modellstruktur zusammengefasst, wobei die Anzahl der gewählten Ausgangssignale variiert wird. Da die Ausgangssignale wiederum von anderen Signalen abhängig sind, ist die Anzahl der benötigten Sensoren höher als die Anzahl der Ausgangssignale. Je weniger Ausgangssignale gewählt werden, desto höher ist die Fehlklassifikationsrate. Bei der physikalischen Modellstruktur ist die Fehlklassifikationsrate tiefer als bei der entkoppelten Modellstruktur, sie benötigt aber i.A. wesentlich mehr Sensoren. Mit der entkoppelten Struktur kann die Anzahl der Sensoren auf 4 reduziert werden. Es wird ebenfalls ersichtlich, dass hier die Methoden HCM2Fuzzy und HCM2Neuro die besten Resultate liefern.

**FuzzyWatch mit Simulationsdaten.** Eine mögliche Sensorkonfiguration für die industrielle Luft/Wasser-Wärmepumpe ist in Fig. 44 dargestellt. Hier sind die Signale nicht gemessen, sondern mit dem Simulationsmodell aus Kapitel 6 simuliert. Das Diagnosesystem wird mit einem „Anfangs-Sensor-Set“ von 10 Temperatursensoren ( $T_1..T_{10}$ ) trainiert, wobei 9 Fehlerfälle simuliert werden durch entsprechende Parametervariationen im Simulationsmodell (vgl. Abschnitt 6.2, Table 11). Von den drei Betriebsmodi der Wärmepumpe (Ein, Aus, Abtauen) wird hier nur die Umschaltung Abtauen-Ein betrachtet, da diese während der Winterperiode am häufigsten ist.

Die Standard-Cluster werden aufgrund eines Trainingsdatensatzes gebildet und anschliessend anhand eines Validierungsdatensatzes getestet (Klassifikationsresultate in Table 6). Zunächst wird die physikalische Modellstruktur gewählt und die Anzahl der Ausgangssignale schrittweise reduziert, anschliessend wird die entkoppelte Modellstruktur gewählt. Dabei nehmen die Fehlklassifikationsraten zu. Ein vernünftiger Kompromiss ist der Fall mit 6 Sensoren unter Verwendung der physikalischen Modellstruktur (dritte Zeile).

Im nächsten Schritt werden Vektor-Cluster gebildet und anhand von verschiedenen Validierungsdatensätzen überprüft. Die Qualität der Klassifikation ist für die einzelnen wie auch für graduelle Fehler gut; die Klassifikation der simultanen Fehler ist schwierig (Table 7). Detaillierte Resultate sind in [Zogg 02] verfügbar.

Auch Nominal-Cluster werden gebildet und validiert. Hier werden die Fehler in verschiedenen Submodellen zusammengefasst (Table 8). Die Qualität der Klassifikation ist für die einzelnen Fehler 1..6 gut, für graduelle und simultane Fehler ausreichend (Table 9). Detaillierte Resultate sind in [Zogg 02] verfügbar. Die Fehler 7..9 beeinflussen alle Submodelle gleichzeitig und können nur über bekannte „Fehlermuster“ identifiziert werden (Table 10). Ohne Training können nur die Fehler 1..6 klassifiziert werden.

### **Introduction:**

Both diagnosis systems are tested on several applications.

*HeatWatch* is applied to:

- Measured data from Barzheim, nominal case only (Section 5.1)
- ETH test bench (online software in Chapter 4)

*FuzzyWatch* is applied to:

- ZHW test bench (Section 5.2, [Zogg 01])
- Data from simulation model (Section 5.3, Chapter 6)
- ETH test bench (training and online software in Chapter 4)

More detailed results for the ETH test bench will be available in [Zogg 02].

## 5.1 HeatWatch with Measured Data from Barzheim

The diagnosis system is tested with nominal data of one heating period (1998) from the residential building at Barzheim. Therefore, the data of seven temperature sensors, two pressure sensors and one electrical power measurement is evaluated. The relative standard deviations of the parameters identified within each day are shown in Fig. 35. They are below or around 10% for seven parameters ( $kA_e$ ,  $m_w^*$ ,  $m_r^*$ ,  $c_{cmp}$ ,  $\lambda_{cmp}$ ,  $\Delta T_{ov}$ ,  $k_{exp}$ ), below 20% for three parameters ( $kA_{he,ov}$ ,  $kA_c$ ,  $m_a^*$ ), while only one parameter ( $kA_{he,e}$ ) reaches the 20% mark.

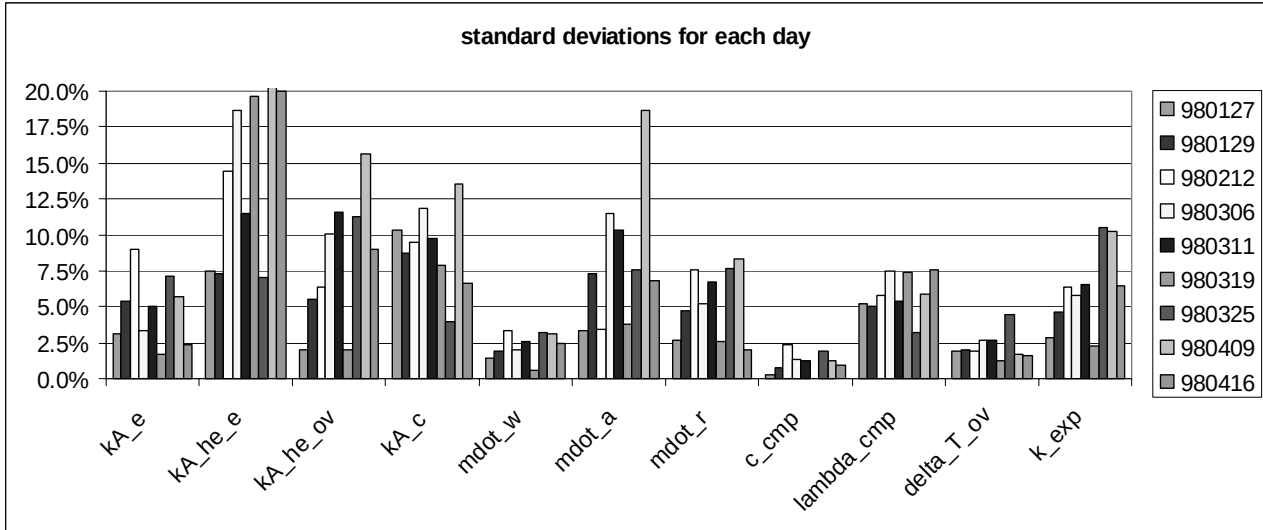


Fig. 35: Relative standard deviations of the identified parameters for each day.

The relative standard deviations of some characteristics calculated within each day are shown in Fig. 36.

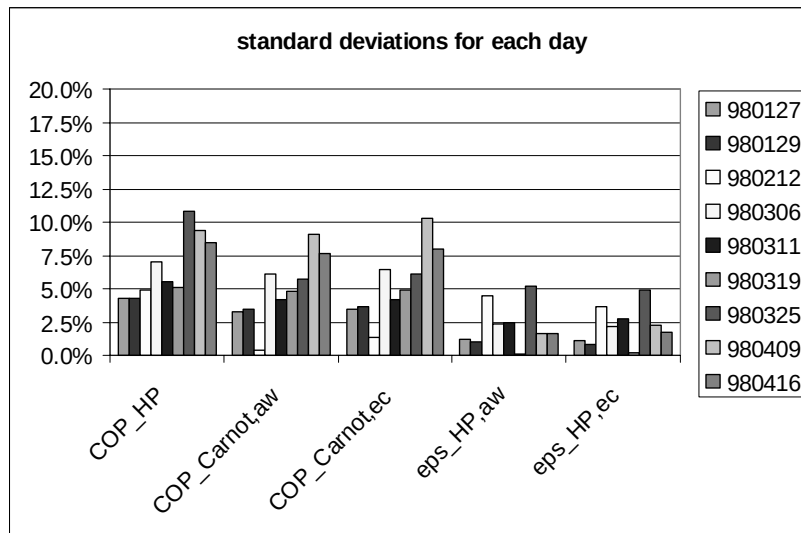


Fig. 36: Relative standard deviations of the coefficient of performance (COP\_HP), the Carnot coefficient (COP\_Carnot), and the quality grade (eps\_HP). aw = calculated from the air and water temperatures, ec = calculated from internal evaporator and condenser temperatures.

The identified parameters are shown in the following figures. The evaporator heat transfer parameter  $kA_e$  clearly shows the icing effect (Fig. 37, scaled to 0..100%). For those days in winter with a low air temperature and a high air humidity (98-01-27, 98-01-29, ...), the parameter  $kA_e$  is lower than for those days in spring with a higher air temperature (98-04-09, ...). The parameter  $kA_e$  could be used for detecting ice and starting the defrosting cycle. Whereas the variations between the different days are high, the variations within each day are low (cf. Fig. 35 also).

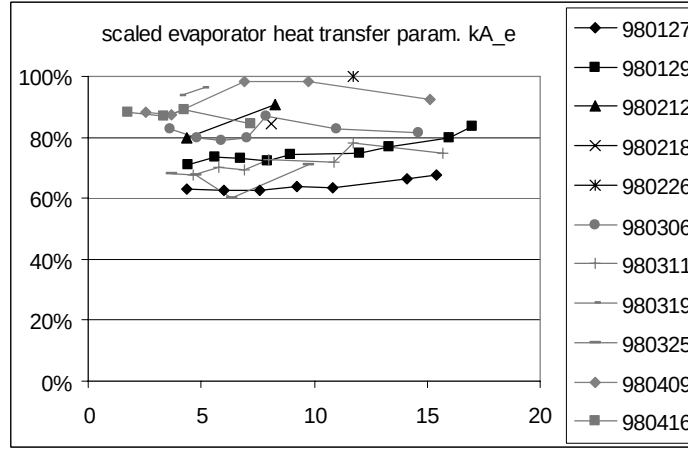


Fig. 37: Scaled evaporator heat transfer parameter  $kA_e$ , trends for each day.

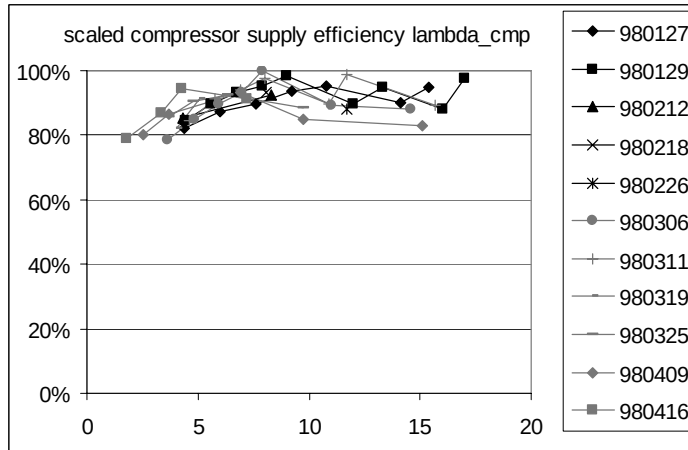


Fig. 38: Scaled compressor supply efficiency  $\lambda_{cmp}$ , trends for each day.

The variations of the refrigerant mass flow  $m_r^*$  is higher than the variation of the water mass flow  $m_w^*$  through the circulating pump (Fig. 39 and Fig. 40).

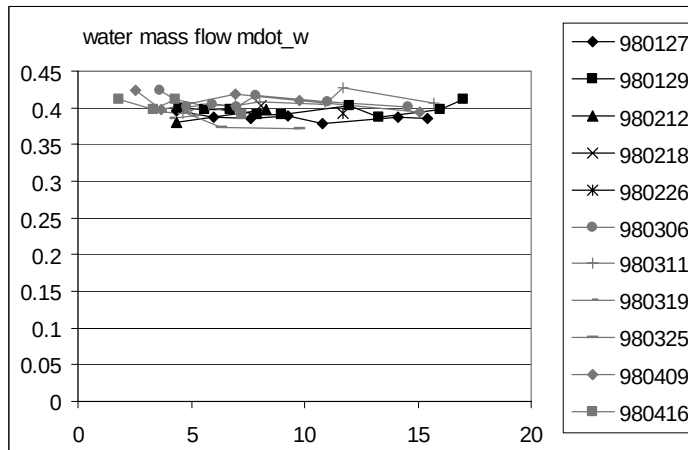


Fig. 39: Water mass flow  $m_w^*$  in kg/s, trends for each day.

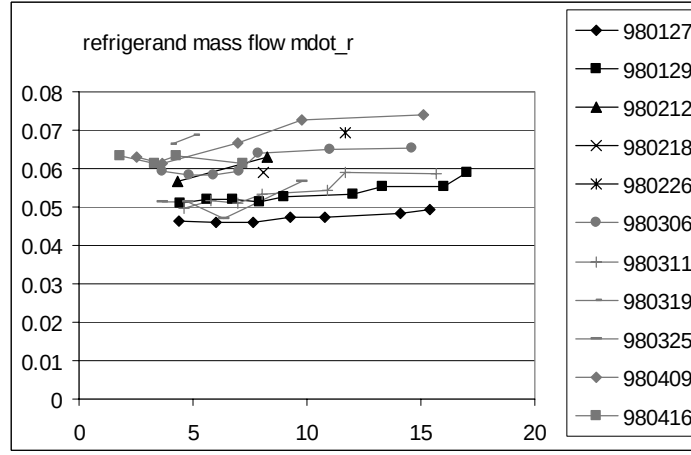


Fig. 40: Refrigerant mass flow  $\dot{m}_r^*$  in kg/s, trends for each day.

Comparing the coefficient of performance  $COP_{HP}$  (Fig. 41) with the (air-to-water) quality grades  $\epsilon_{HP,aw}$  (Fig. 42), the lower variations of  $\epsilon_{HP,aw}$  are obvious. Thus, the quality grade could be used for fault detection (decision, if any fault is present or not).

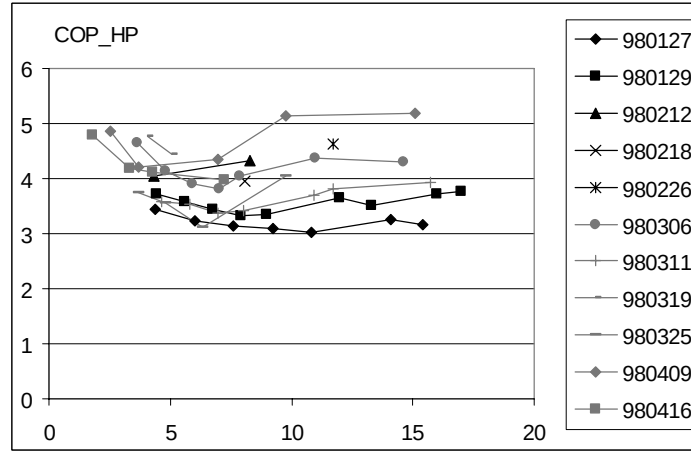


Fig. 41: Coefficient of performance  $COP_{HP}$ , trends for each day.

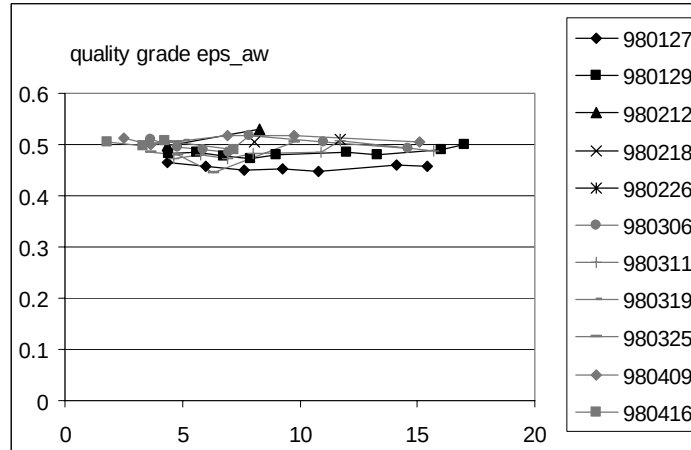


Fig. 42: Quality grade  $\epsilon_{HP,aw}$  (air-to-water): trends for each day.

## 5.2 FuzzyWatch on the ZHW Test Bench

FuzzyWatch has been applied on a test bench at the University of Applied Sciences, Winterthur (ZHW). The test bench contains a laboratory brine-to-water heat pump with an additional sub-cooler (after the condenser).

### The Actuators and Sensors

The existing actuators and sensors of the laboratory heat pump are used to set the faults and measure the signals (Fig. 43). The manual 2-way and 3-way valves affect the refrigerant cycle, the brine cycle, and the water cycle. On the water cycle, only the valves at the subcooler are used. The temperature of the media is measured by a total of 13 sensors ( $T_{11}=T_{13}$ ), which are used as an initial set of sensors for the training of the diagnosis system.

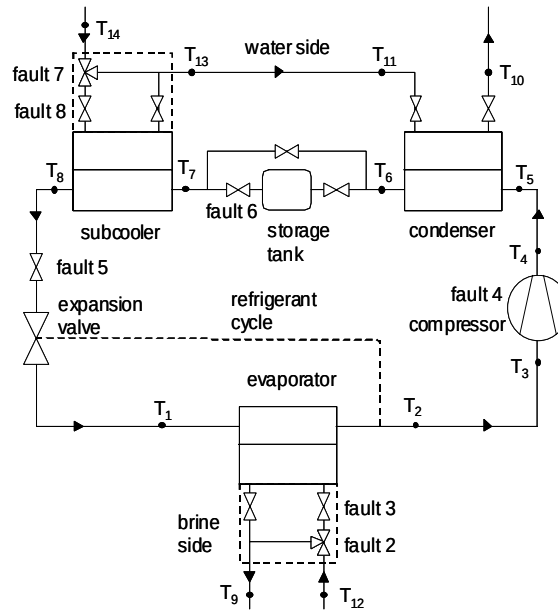


Fig. 43: The fully instrumented laboratory brine-to-water ZHW heat pump, with additional valves and temperature sensors ( $T_1..T_{14}$ ). The locations of the faults 1..8 are indicated.

All faults are introduced by adjusting the corresponding valves, except for fault 4, which is set by the compressor speed (cf. Table 3).

Table 3: The faults of the ZHW heat pump (in parentheses: faults in real applications).

| fault   | actuator     | fault description                                                                             |
|---------|--------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------|
| fault 1 | -            | normal behaviour, no fault                                                                    |
| fault 2 | 3-way valve  | reduced evaporator heat transfer (evaporator fouling)                                         |
| fault 3 | valve        | reduced evaporator mass flow (fouling, brine pump malfunction)                                |
| fault 4 | compr. speed | reduced compressor mass flow (compressor malfunction)                                         |
| fault 5 | valve        | reduced expansion valve mass flow (refrigerant line restriction, expansion valve malfunction) |
| fault 6 | valve        | reduced subcooler mass flow (refrigerant line restriction)                                    |
| fault 7 | 3-way valve  | reduced subcooler heat transfer (heat exchanger fouling)                                      |
| fault 8 | valve        | reduced subcooler mass flow (fouling, water pump malfunction)                                 |



## Classification Results

Table 4 shows the classification quality attained during the training phase for the physical model structure, regarding the clustering method and the number of output signals or submodels, respectively. For each fault case, 15 data sets were measured. Of the eight faults, the separation of seven faults was possible with good results. Fault 5 affects the system similarly to fault 6. For 7 clusters with 15 points each, and 7 checks per point, a total of 735 classification tests are run. The relative checking algorithm is used.

*Table 4: Results for the physical model structure with different clustering methods and output signal selections. Table field contents: number (rate) of wrong classifications for 735 tests (=100%), selected output signals, number of required sensors.*

| method     | 9 output signals                                                                      | 3 of 9 output signals                                                                  | 2 of 9 output signals                                                |
|------------|---------------------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------|
| HCM-2Fuzzy | 4 ( <b>0.54%</b> )<br>T <sub>2</sub> , T <sub>4</sub> ..T <sub>11</sub><br>13 sensors | 7 ( <b>0.95%</b> )<br>T <sub>9</sub> , T <sub>10</sub> , T <sub>11</sub><br>11 sensors | 11 ( <b>1.50%</b> )<br>T <sub>9</sub> , T <sub>11</sub><br>8 sensors |
| HCM-2Neuro | 7 ( <b>0.95%</b> )<br>T <sub>2</sub> , T <sub>4</sub> ..T <sub>11</sub><br>13 sensors | 7 ( <b>0.95%</b> )<br>T <sub>6</sub> , T <sub>9</sub> , T <sub>11</sub><br>11 sensors  | 11 ( <b>1.50%</b> )<br>T <sub>9</sub> , T <sub>11</sub><br>8 sensors |
| FCM-2Neuro | 30 (4.08%)<br>T <sub>2</sub> , T <sub>4</sub> ..T <sub>11</sub><br>13 sensors         | 20 (2.72%)<br>T <sub>5</sub> , T <sub>9</sub> , T <sub>11</sub><br>10 sensors          | 26 (3.54%)<br>T <sub>9</sub> , T <sub>11</sub><br>8 sensors          |

In the first column the results are presented for all nine output signals T<sub>2</sub>, T<sub>4</sub>..T<sub>11</sub>. The second and third columns present the results for the selection of three and two output signals out of nine. Generally, the output signal combinations with the best ranking (fewest wrong classifications) vary according to the clustering method. In the case of two output signals (last column), the signals T<sub>9</sub> and T<sub>11</sub> always have best ranking.

Table 4 shows that HCM2Fuzzy and HCM2Neuro yield the best results with a rate of wrong classifications at or below 1.5%. FCM2Neuro has more wrong classifications because its shape is less flexible. Comparing HCM2Fuzzy with HCM2Neuro, the fuzzy system is slightly better.

The number of sensors required is quite high for the physical model structure because the selected output signals depend on a number of different signals. In the case of two output signals (last column), the output signal T<sub>9</sub> also needs the signals T<sub>1</sub>, T<sub>2</sub>, T<sub>12</sub>, and the output signal T<sub>11</sub> needs T<sub>7</sub>, T<sub>8</sub>, T<sub>14</sub>, which adds up to a total of eight measured signals.

In order to reduce the number of measured signals, the decoupled model structure is chosen. Here the number of sensors is  $n_y + n_u$ ,  $n_y$  representing the number of selected output signals and  $n_u = 2$  representing the number of input signals. For all output signals the same two input signals T<sub>12</sub> and T<sub>14</sub> are needed. As shown in Table 5, in the case of HCM2Fuzzy the rate of wrong classifications is below 4% with five sensors and below 6% with four sensors.

Table 5: Results for the decoupled model structure with different clustering methods and output signal selections. Table field contents: cf. Table 4.

| method     | 9 output signals                               | 3 of 9 output signals                                         | 2 of 9 output signals                                    |
|------------|------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------|
| HCM-2Fuzzy | 29 (3.95%)<br>$T_1, T_4..T_{11}$<br>11 sensors | 29 ( <b>3.95%</b> )<br>$T_6, T_9, T_{11}$<br><b>5 sensors</b> | 41 ( <b>5.58%</b> )<br>$T_9, T_{11}$<br><b>4 sensors</b> |
| HCM-2Neuro | 27 (3.67%)<br>$T_1, T_4..T_{11}$<br>11 sensors | 32 ( <b>4.35%</b> )<br>$T_6, T_9, T_{11}$<br><b>5 sensors</b> | 53 ( <b>7.21%</b> )<br>$T_9, T_{11}$<br><b>4 sensors</b> |
| FCM-2Neuro | 52 (7.07%)<br>$T_1, T_4..T_{11}$<br>11 sensors | 47 (6.39%)<br>$T_5, T_9, T_{11}$<br>5 sensors                 | 88 (11.97%)<br>$T_8, T_9$<br>4 sensors                   |

### 5.3 FuzzyWatch with Simulation Data

#### Simulated Faults and Signals

Fig. 44 shows a possible sensor configuration for the industrial air-to-water heat pump. The signals are not measured at the real heat pump, but simulated by the simulation model described in Chapter 6, which was designed for this special type of heat pump.

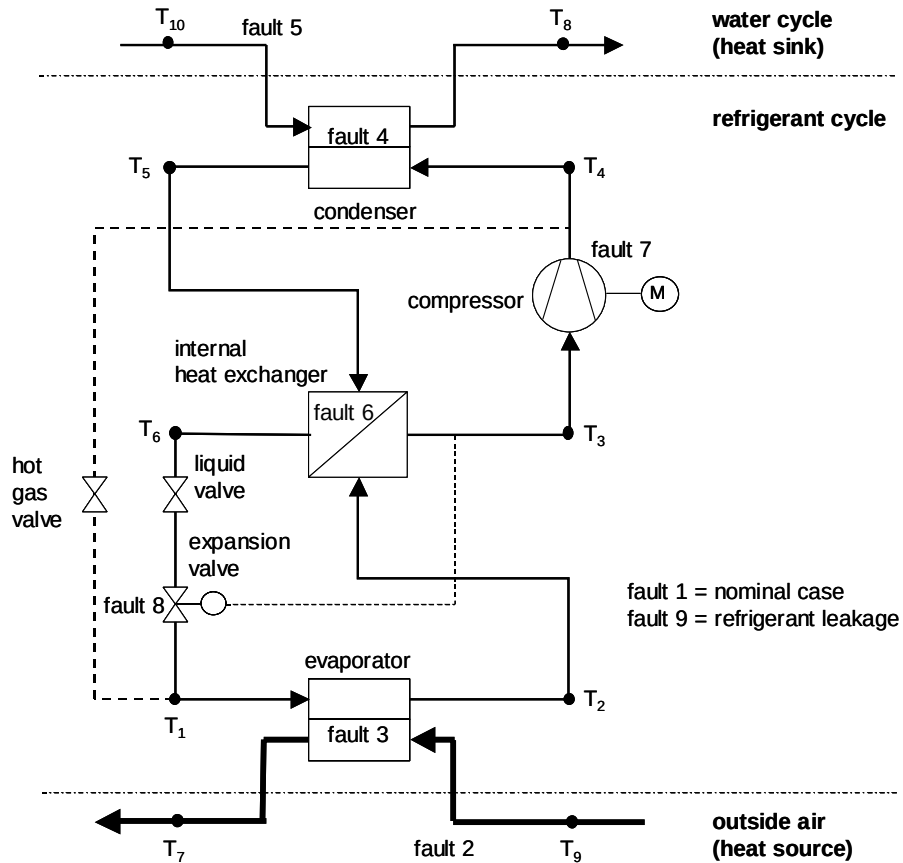


Fig. 44: The air-to-water SATAG heat pump, with the simulated faults 1..9 and the temperature signals  $T_1..T_{10}$ .

From the simulation model, any “measurable” temperature or pressure signal can be chosen as a sensor signal, whereas here ten temperature signals ( $T_1..T_{10}$ ) have been selected as the initial sensor configuration for the training of the fault diagnosis system. No mass flows, heat flows, or other internal signals of the simulation model are used for the fault diagnosis system, because in real applications the sensors for measuring those signals would be too expensive. The power input of the heat pump is not used, either.

Nine faults were simulated by changing the corresponding parameters of the simulation model (cf. Section 6.2, Table 11). Fault 1 defines the nominal case, faults 2 and 3 affect the evaporator and air side, faults 4 and 5 the condenser and water side, fault 6 affects the internal heat exchanger, fault 7 the compressor, fault 8 the expansion valve, and fault 9 represents refrigerant leakage (cf. Fig. 44).

The industrial heat pump has three modes (off, on, defrosting). Either the off-on or the defrosting-on sequences would be the most interesting for diagnosing faults of the normal operation. Since during the winter period, the defrosting-on sequences are more numerous, only those sequences are used for identifying the parameters.

### Classification Results for Standard Clusters

Several clustering methods (cf. Section 3.4) have been tested with simulation data. The simulations are run for one heating period (1998) of the residential building at Barzheim. The resulting simulation data was divided into two different data sets, one data set for the training of the diagnosis system (cluster building), and the other data set for its validation (cluster checking). The classification of all nine faults is tested by relative checking as well as the absolute checking algorithms.

For the HCM2Neuro method, the results are summarized in Table 6. The physical and the decoupled model structure, as well as different signal selections are investigated (rows of Table 6). The rate of wrong classification is higher for absolute checking, since it is more restrictive (second lines in the cells of the last two columns). Moreover, the wrong classification rate for validation data (last column) is higher than for training data (column before). In the first row, the results for the full physical model with 8 output signals are displayed. For this case, 10 sensors are needed, including 8 output signals ( $T_1..T_8$ ) and 2 input signals ( $T_9, T_{10}$ ). In the next row, the 3 best of 8 output signals are selected ( $T_2, T_3, T_5$ ), where the criterion is a minimum number of wrong classifications using the absolute checking algorithm. Because of the couplings in the physical model, the output signals  $T_2, T_3, T_5$  depend on the input signals  $T_4$  and  $T_{6..10}$ , which adds up to 9 sensors. With 2 of 8 output signals ( $T_2, T_3$ ), the number of sensors is reduced to 6. For a further sensor reduction, the model has to be switched to the decoupled structure, where a total of 7 output signals are preselected (without signal  $T_6$ ). Here the number of sensors could be reduced to 5 or even 4. But the rate of wrong classifications is too high for the decoupled model structure (last two columns). Therefore, as a compromise between a minimal number of sensors and a minimal wrong classification rate, the physical model with 6 sensors (third row) is chosen.

Table 6: Results for the physical and decoupled model structures with HCM2Neuro clustering method, different sets of selected signals (**bold** = output signals). Table cell contents for last two columns: (number of wrong classifications) / (number of checks) = rate of wrong classifications, first line = relative checking, second line = absolute checking.

| Model, number of output signals                 | signals required, number of sensors                                                                                 | training data set wrong class. rate        | validation data set wrong class. rate      |
|-------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------|--------------------------------------------|
| physical<br>8 output signals                    | <b>T<sub>1</sub>..T<sub>8</sub></b> , T <sub>9</sub> , T <sub>10</sub><br>10 sensors                                | 11/720= <b>1.5%</b><br>7/90= <b>7.8%</b>   | 24/792= <b>3.0%</b><br>13/99= <b>13.1%</b> |
| physical<br>3 of 8 output signals               | <b>T<sub>2</sub>, T<sub>3</sub>, T<sub>5</sub></b> , T <sub>4</sub> , T <sub>6</sub> ..T <sub>10</sub><br>9 sensors | 23/720= <b>3.2%</b><br>13/90= <b>14.4%</b> | 72/792= <b>9.1%</b><br>31/99= <b>31.3%</b> |
| <b>physical</b><br><b>2 of 8 output signals</b> | <b>T<sub>2</sub>, T<sub>3</sub>, T<sub>5</sub>, T<sub>6</sub></b> , T <sub>7</sub> , T <sub>9</sub><br>6 sensors    | 43/720= <b>6.0%</b><br>20/90= <b>22.2%</b> | 70/792= <b>8.8%</b><br>33/99= <b>33.3%</b> |
| Decoupled<br>3 of 7 output signals              | <b>T<sub>1</sub>, T<sub>4</sub>, T<sub>7</sub></b> , T <sub>9</sub> , T <sub>10</sub><br>5 sensors                  | 45/720=6.3%<br>23/90=25.6%                 | 164/792=20.7%<br>48/99=48.5%               |
| Decoupled<br>2 of 7 output signals              | <b>T<sub>1</sub>, T<sub>7</sub></b> , T <sub>9</sub> , T <sub>10</sub><br>4 sensors                                 | 68/720=9.4%<br>31/90=34.4%                 | 66/792=8.3%<br>44/99=44.4%                 |

For the validation data set, the wrong classification rates are quite high (also for the selected third row). Table 6 contains the results if each data point is evaluated without any averaging (“worst case”). For online fault diagnosis it is necessary to average the data points by a cyclic statistical evaluation (cf. Section 3.8), which results in lower wrong classification rates.

## Classification Results for Vector Clusters

Investigations with simulation data for single, gradual and simultaneous faults have shown the results in Table 7. The vector clusters are able to classify single as well as gradual faults with a good quality.

Table 7: Classification quality for the vector clustering method.

| fault set                | classification quality |
|--------------------------|------------------------|
| single faults 1..9       | good                   |
| gradual faults 1..9      | good                   |
| simultaneous faults 1..9 | low                    |

Detailed results are available in [Zogg 02].

## Nominal Clusters

For each submodel of the physical structure (rows of the system matrix, cf. Section 3.2 eq. (38)), its corresponding faults are listed in Table 8 (with fault definitions of Table 11, Section 6.2.). During the training phase, the nominal clusters have been built for each submodel (cf. Section 3.7). During the operational phase, a fault in a submodel is present, when a data point is outside of the nominal cluster of the corresponding submodel. Faults 1..6 only affect the corresponding submodels, but the faults 7..9 additionally affect all the other submodels.

*Table 8: Submodels and their corresponding faults for nominal training. Faults 7, 8, and 9 affect all submodels.*

| submodel number | output signal of submodel                 | submodel name                  | output signal (input signals)      | list of corresponding faults (affect all submodels) |
|-----------------|-------------------------------------------|--------------------------------|------------------------------------|-----------------------------------------------------|
| 1               | T1 evaporator inlet temperature           | expansion valve                | $T_1 (T_6, u_{step})$              | fault 8, (fault 7, fault 9)                         |
| 2               | T2 evaporator outlet temperature          | evaporator and expansion valve | $T_2 (T_6, T_7, T_9, u_{step})$    | fault 2, fault 3, fault 8 (fault 7, fault 9)        |
| 3               | T3 superheating temperature               | internal heat exchanger        | $T_3 (T_2, T_5, T_6, u_{step})$    | fault 6, (fault 7, fault 8, fault 9)                |
| 4               | T4 hot gas temperature                    | compressor                     | $T_4 (T_3, u_{step})$              | fault 7, (fault 8, fault 9)                         |
| 5               | T5 condenser outlet temperature           | condenser                      | $T_5 (T_4, T_8, T_{10}, u_{step})$ | fault 4, fault 5, (fault 7, fault 8, fault 9)       |
| 6               | T6 internal heat exch. outlet temperature | internal heat exchanger        | $T_6 (T_2, T_3, T_5, u_{step})$    | cf. submodel 3                                      |
| 7               | T7 air outlet temperature                 | evaporator and expansion valve | $T_7 (T_2, T_6, T_9, u_{step})$    | cf. submodel 2                                      |
| 8               | T8 water outlet temperature               | condenser                      | $T_8 (T_4, T_5, T_{10}, u_{step})$ | cf. submodel 5                                      |

## Classification Results for Nominal Clusters

Investigations with simulation data for single, gradual and simultaneous faults have shown the results in Table 9. The nominal clusters are able to classify the single faults 1..6 with a good quality, whereas in the case of the gradual and simultaneous faults, the classification quality is still sufficient. For the faults 7..9 (second row), the “fault patterns” can only be observed from data (cf. Table 10 and explanation below).

*Table 9: Classification quality for the nominal clustering method.*

| fault set                | classification quality |
|--------------------------|------------------------|
| single faults 1..6       | good                   |
| single faults 7..9       | “fault patterns”       |
| gradual faults 1..6      | ok                     |
| simultaneous faults 1..6 | ok                     |

Detailed results are available in [Zogg 02].

Table 10 shows the submodels, which are activated for each fault case. A submodel is activated, if the data points are outside its nominal cluster. Each column represents one submodel with the corresponding output signal (T1..T8, cf. Table 8) and the selected model approach (arx1 = first order ARX model, static = static model). For each submodel, the corresponding faults from Table 8 are displayed as gray cells. Thus, the locations of the gray cells is defined by a priori (physical) knowledge. For the faults 1..6 the locations of the activated submodels (framed cells) are equal to the known locations, which means that there are no wrong classifications.

*Table 10: Fault cases and activated submodels (fault 1 = nominal case),  
columns = submodels (with output signals and model approaches), rows = faults,  
gray cells = faults corresponding to the submodels (a priori knowledge)  
framed cells = activated submodels (observed “fault patterns”)*

|         | T1   | T2     | T3     | T4   | T5     | T6   | T7   | T8     |
|---------|------|--------|--------|------|--------|------|------|--------|
|         | arx1 | static | static | arx1 | static | arx1 | arx1 | static |
| fault 1 |      |        |        |      |        |      |      |        |
| fault 2 |      |        |        |      |        |      |      |        |
| fault 3 |      |        |        |      |        |      |      |        |
| fault 4 |      |        |        |      |        |      |      |        |
| fault 5 |      |        |        |      |        |      |      |        |
| fault 6 |      |        |        |      |        |      |      |        |
| fault 7 |      |        |        |      |        |      |      |        |
| fault 8 |      |        |        |      |        |      |      |        |
| fault 9 |      |        |        |      |        |      |      |        |

The faults 7..9 affect all submodels in some way (all cells are gray). By using this a priori (physical) knowledge only, it would be impossible to classify those faults. But the “fault patterns” can be observed and stored during a training phase (framed cells). Thus, in future applications these faults can also be classified by comparing to the trained “fault patterns”.

Without any training, only the faults 1..6 can be classified.

## 6 Simulationsmodell – Simulation Model

### Kurzfassung (Deutsch):

Ein detailliertes Modell für die Simulation einer industriellen Luft/Wasser-Wärmepumpe wurde entwickelt. Es wurde anhand der Messdaten eines Einfamilienhauses für den Nominalfall validiert. Anschliessend wurden mit dem Modell mehrere Fehlerfälle simuliert, indem die Parameter verändert wurden. Das Modell wurde in C/C++ unter Verwendung der MATLAB C++ Math Library© programmiert und als EXE-File compiliert. MATLAB© dient als Simulationsumgebung für die Definition der Parameter, das Aufrufen des EXE-Files und das Plotten der Resultate.

**Modellierung des Kältemittelkreislaufes.** Das Modell stellt die Wärmepumpe in Fig. 45 dar, welche zusätzlich mit einem internen Wärmeübertrager und einer Heissgas-Abtauvorrichtung ausgestattet ist. Alle drei Betriebsmodi (Ein, Aus, Abtauen) wurden im Modell berücksichtigt. Die Kältemittelmigration von der Hochdruckseite auf die Niederdruckseite während des ausgeschalteten Zustandes wie auch die Aktivierung des Heissgasbypasses während des Abtaubetriebes sind modelliert [Zogg 02]. In diesem Kapitel werden nur die Gleichungen für den Normalbetrieb dargestellt. Die Differentialgleichungen der Energie- und Massenbilanzen werden für jeden einzelnen Prozessschritt definiert. Dazu gehören die Prozesse der Verdampfung, Überhitzung, Kompression, Heissgasabkühlung, Kondensation, Unterkühlung und Expansion. Beim Verdampfungsprozess wird die variable Verdampfungslänge  $L_e$  berücksichtigt, bei welcher alle Flüssigkeit verdampft ist. Analog wird beim Kondensator ein variables Flüssigkeitsniveau  $L_c$  definiert. Die Druckdifferenz ( $p_l - p_v$ ) zwischen Flüssig- und Dampfphase wird als treibende Kraft für den Verdampfungsmassenstrom bzw. den Kondensationsmassenstrom angenommen. Der Kompressor und das Expansionsventil sind durch ihre Kennlinien gegeben.

**Vereisung des Verdampfers.** Bei tiefen Temperaturen und hoher Luftfeuchtigkeit der Aussenluft vereist der Verdampfer. Die Eisbildung, Selbstabtauung und erzwungene Abtauung (während des Abtauzyklus) ist ebenfalls modelliert [Ginsburg 99].

**Kältemitteldaten.** Die Daten für das verwendete Kältemittel R407C sind in Form von Polynomansätzen gegeben, wobei die Stoffdaten für die Verdampfungs- und Kondensationsprozesse als Funktion des Druckes  $p$  angegeben werden.

**Validierung für den Nominalfall.** Die Daten einer Heizperiode im Jahr 1998 wurden verwendet, um das Modell zu validieren. Dabei wurden die Parameter angepasst und ein Parametersatz abgespeichert. Am Beispiel der Daten eines Tages (29. Januar 1998) werden die Simulationsergebnisse geplottet und mit den Messdaten verglichen. Die Messdaten wurden von den Sensoren in Fig. 45 aufgezeichnet. Die Positionen der Sensoren entsprechen nicht genau den Positionen der Signale im Modell. Deshalb können die Messdaten von den Simulationsdaten abweichen. Fig. 46 zeigt den Betriebsmodus, Fig. 47 bis Fig. 52 vergleichen einige simulierte Signale mit den gemessenen Signalen und Fig. 53 bis Fig. 55 zeigen einige interne Modellsignale. Das Modell ist in der Lage, die wesentlichen Eigenschaften der Wärmepumpe darzustellen und kann als Datenquelle für das Training der Diagnosesysteme benutzt werden.

**Kopplung mit dem Gebäudemodell.** Für eine realistische Simulation wird das Gebäudemodell aus [KTM-3 98] über den Heiz-Wärmestrom  $Q_{HP}^*$  und die Wasser-Eintrittstemperatur  $T_{w,i}$  mit dem Wärmepumpenmodell gekoppelt (Fig. 56).

**Simulation für verschiedene Fehlerfälle.** Für die Simulation der Fehlerfälle ist das Wärmepumpenmodell mit dem Gebäudemodell gekoppelt. 9 Fehlerfälle werden simuliert, indem die entsprechenden Parameter verändert werden (Table 11). Drei simulierte Signale für Fehler 2 sind auf Fig. 57 bis Fig. 59 im Vergleich zum Nominalfall dargestellt (Tagesdaten vom 29. Januar 1998). Alle Fehlerfälle und verschiedene Fehlergrade wurden simuliert.

## Introduction:

A detailed model has been developed for simulating an industrial air-to-water heat pump. It is validated for the nominal case by using measured data from a residential building. The model is then used to simulate several fault cases by changing the model parameters. The model was programmed in C/C++, including the MATLAB C++ Math Library©, and was compiled to an EXE file. MATLAB© is used as a simulation environment for the definition of the parameters, for calling the EXE file, and for plotting the results.

## 6.1 Modeling the Heat Pump Refrigerant Cycle

The simulation model represents the air-to-water heat pump shown in Fig. 45 with an internal heat exchanger and a hot gas defrosting cycle. At low air temperature and high air humidity, the icing decreases the heat transfer rate of the evaporator. Therefore the defrosting cycle must be activated periodically by feeding the evaporator with hot gas.

The refrigerant cycle process has been divided into several sub-processes, for which the models are developed in the next sections. The model is designed for all three modes of the heat pump (on, off, defrosting). The refrigerant migration from the high pressure side to the low pressure side during the off-mode as well as the activation of the hot gas bypass during the defrosting-mode are modelled [Zogg 02]. The migration process is also described in [DWPT 99]. The following sections only contain the equations for the on-mode.

### Evaporation

The liquid refrigerant evaporates, while it is flowing through the evaporator tubes. At the inlet the vapour mass ratio is  $x=x_0$  defined by (70).

$$x_0 = \frac{m_{v,0}}{m_0} \quad (70)$$

At the position  $L_e$  there is no liquid left ( $x=1$ ), thus  $L_e$  is called the “evaporation length” (see Fig. 45). Generally,  $L_e$  is time-varying, which must be considered by the model. As a first approach, the evaporation process could be divided into several finite elements of equal size, each having a vapour mass ratio  $x_i$ . Here one element with a varying size has been chosen [Gruhle 87] which reduces the order of the model.

The balance for the liquid mass  $m_{e,l}$  is given by eq. (71), with  $m_{exp}^*$  being the input mass flow from the expansion valve, and  $m_e^*$  representing the evaporating mass flow.

$$\frac{dm_{e,l}}{dt} = m_{exp}^* - m_e^* \quad (71)$$

From eq. (71), the differential equation (72) for  $L_e$  is yielded by considering the liquid density  $\rho'(p_{e,l})$ , the evaporator cross-sectional area  $A_e$ , and the mean liquid cross-sectional area ratio  $\beta_e$ . Regarding an evaporator with bundles of pipes,  $A_e$  is the sum of the areas over all the parallel pipes.

$$\frac{dL_e}{dt} = \frac{dm_{e,l}}{dt} \cdot \frac{1}{\rho'(p_{e,l}) \cdot A_e \cdot \beta_e} \quad (72)$$



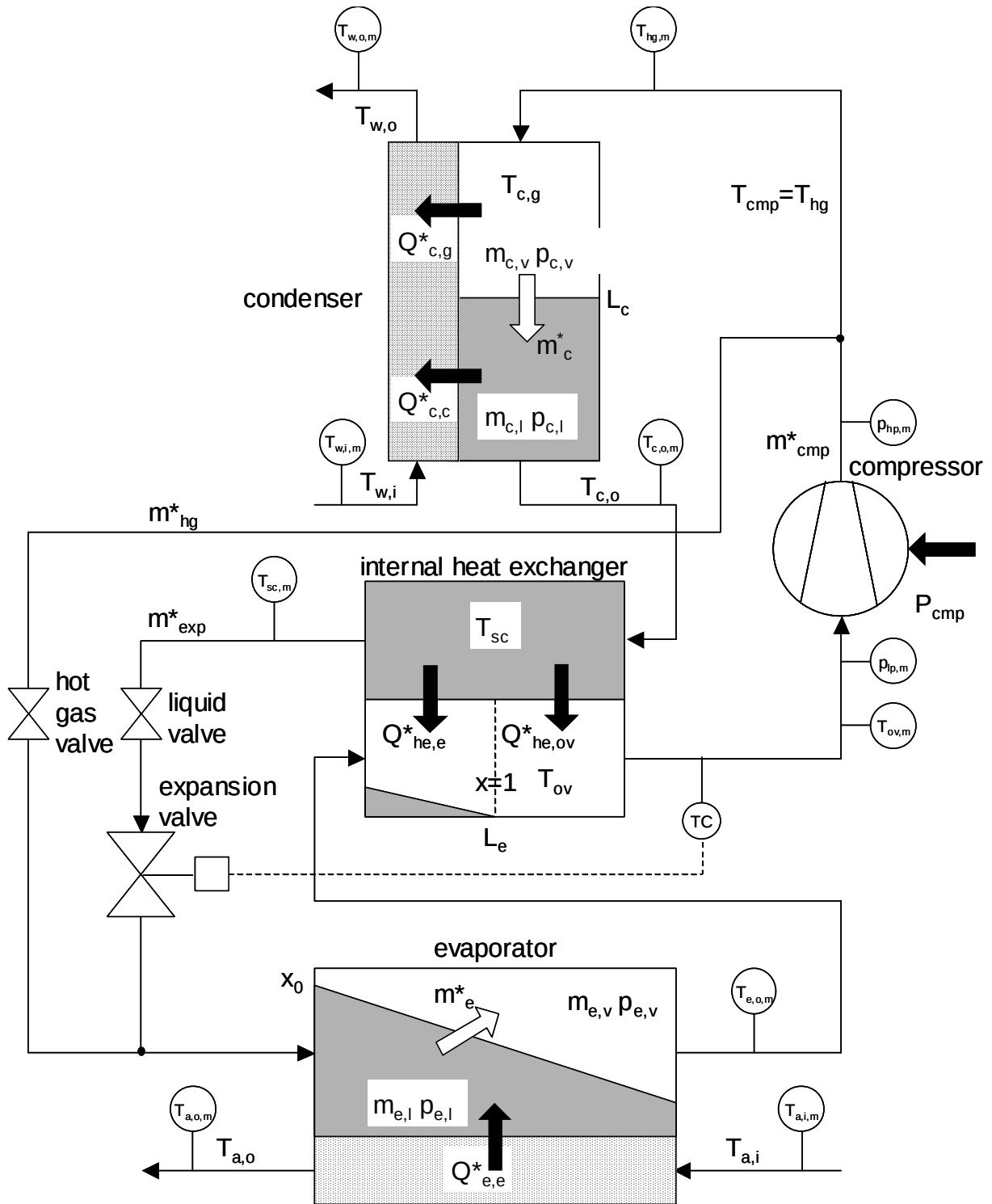


Fig. 45: Refrigerant cycle of the air-to-water heat pump with an internal heat exchanger from SATAG Thermotechnik AG, Switzerland.

Usually the evaporation process is not finished at the outlet of the evaporator, but extends to the internal heat exchanger. Thus,  $L_e$  has to be divided into two parts,  $L_{e,e}$  for the evaporator and  $L_{he,e}$  for the internal heat exchanger. After the evaporation process, there is the superheating process, which usually takes place in the internal heat exchanger ( $L_e > \text{total length of the evaporator } L_{e,tot}$ ). During some transients it is possible that the evaporator is almost empty. Then the superheating process takes place in the evaporator already ( $L_e < L_{e,tot}$ ) and the “superheating length”  $L_{ov}$  has to be divided into two parts,  $L_{e,ov}$  as well as  $L_{he,ov}$ . The cases above are represented by the second and third cases of eq. (73). The first case in eq. (73) stands for an “overfilled” evaporator as well as an “overfilled” internal heat exchanger ( $L_e > L_{e,tot} + L_{he,tot}$ ). In this case  $L_e$  is defined virtually as being

outside of the real modules. If the volume of the liquid phase  $V_{e,l}$  (c.f. eq. (81)) is as large as the volume of the modules, then the model will reach a limit and  $L_e$  will not increase anymore.

$$\begin{pmatrix} L_{e,e} \\ L_{e,ov} \\ L_{he,e} \\ L_{he,ov} \end{pmatrix} = \begin{cases} \begin{pmatrix} L_{e,tot} \\ 0 \\ L_{he,tot} \\ 0 \end{pmatrix} & (L_{e,tot} + L_{he,tot} \leq L_e \leq L_{e,limit}) \\ \begin{pmatrix} L_{e,tot} \\ 0 \\ L_e - L_{e,tot} \\ L_{e,tot} + L_{he,tot} - L_e \end{pmatrix} & (L_{e,tot} \leq L_e < L_{e,tot} + L_{he,tot}) \\ \begin{pmatrix} L_e \\ L_{e,tot} - L_e \\ 0 \\ L_{he,tot} \end{pmatrix} & (0 \leq L_e < L_{e,tot}) \end{cases} \quad (73)$$

The balance for the vapour mass  $m_{e,v}$  is given by eq. (74) with  $m_e^*$  representing the evaporating mass flow, and  $m_{cmp}^*$  representing the output mass flow to the compressor.

$$\frac{dm_{e,v}}{dt} = m_e^* - m_{cmp}^* \quad (74)$$

The energy balance for the liquid phase is expressed by eq. (75), with the time derivative of the pressure  $dp_{e,l}/dt$  and the partial derivative of the energy  $du'_e/dp_{e,l}$ .

$$\frac{dp_{e,l}}{dt} \frac{du'_e}{dp_{e,l}} m_{e,l} + u'_e \frac{dm_{e,l}}{dt} = [Q_{e,l}^* + Q_{e,e}^* + Q_{he,e}^*] \quad (75)$$

The convective heat flow  $Q_{e,l}^*$  contains several parts, depending on the operation mode of the heat pump. When the heat pump is switched on during the normal operating mode, eq. (76) is valid, with the liquid enthalpy  $h_l$  as a function of the subcooling temperature  $T_{sc}$  at the input and the saturated vapour enthalpy  $h''(p_{e,l})$  at the output. For a given pressure  $p_{e,l}$  the saturated vapour enthalpy  $h''$  is the sum of the saturated liquid enthalpy  $h'$  and the latent heat of vaporization  $r$ ,  $h'' = h' + r$ .

$$Q_{e,l}^* = m_{exp}^* \cdot h_l(T_{sc}) - m_e^* \cdot h''(p_{e,l}) \quad (76)$$

The heat transfer heat flow  $Q_{e,e}^*$  in eq. (75) is driven by the difference between the mean air temperature  $\bar{T}_a$  and the mean liquid refrigerant temperature  $\bar{T}_{e,l}$  (eq. (77)).

$$Q_{e,e}^* = kb_{e,e} \cdot L_{e,e} \cdot (\bar{T}_a - \bar{T}_{e,l}) \quad (77)$$

The heat transfer parameters  $kb_i$  in this model are defined by eq. (78) with  $k_i$  for the heat transfer coefficient in  $[W/m^2K]$ ,  $b_i$  for the width of the considered heat transfer element,  $L_i$  for its length, and  $A_i$  for the heat transfer area. In the case of a heat exchanger with bundles of tubes,  $b_i$  is equal to the circumference of one tube, multiplied by the number of parallel tubes. In the case of a heat exchanger consisting of plates,  $b_i$  is equal to the width of one plate, multiplied by the number of parallel plates.

$$kb_i = k_i \cdot b_i \quad kA_i = k_i \cdot A_i = k_i \cdot b_i \cdot L_i \quad (78)$$

The heat flow  $Q_{he,e}^*$  between the subcooled refrigerant and the evaporated refrigerant in the internal heat exchanger is defined by eq. (79).

$$Q_{he,e}^* = kb_{he,e} \cdot L_{he,e} \cdot (\bar{T}_{sc} - \bar{T}_{e,l}) \quad (79)$$

Whereas the pressure of the liquid phase  $p_{e,l}$  is a state variable (eq. (75)), the pressure of the vapour phase  $p_{e,v}$  is calculated from the gas equation (80) with the temperature  $T_{ov}$  and the specific volume  $v_{e,v}$  as inputs. Here a simplified version of the real gas equation for the refrigerant is used.

$$p_{e,v} = p_{e,v}(T_{ov}, v_{e,v}) \quad v_{e,v} = \frac{V_{e,v}}{m_{e,v}} \quad (80)$$

$$V_{e,v} = V_{e,tot} + V_{he,tot} - V_{e,l} \quad V_{e,l} = L_e A_e \beta_e \quad (81)$$

The vapour volume  $V_{e,v}$  and the liquid volume  $V_{e,l}$  are given by eq. (81), with  $V_{e,tot}$  for the total evaporator volume and  $V_{he,tot}$  for the total volume of the internal heat exchanger.

The evaporation mass flow  $m_e^*$  is directly proportional to the difference of the (vapour) pressure  $p_{e,l}$  in the liquid phase and the (partial) pressure  $p_{e,v}$  in the vapour phase (eq. (82)). The mass transfer rate  $k_{tr,e}$  is regarded as a parameter.

$$m_e^* = k_{tr,e} \cdot (p_{e,l} - p_{e,v}) \quad (82)$$

## Superheating

The superheating process takes place mainly after the evaporation region ( $\geq L_e$ ) where there is no liquid left, but also partly in the gaseous phase of the evaporating region ( $< L_e$ ). Thus, the superheating region may overlap with the evaporating region. The change of the superheating temperature  $T_{ov}$  is given by the energy balance (eq. (83)) with the convective heat flow  $Q_{ov}^*$  and the transfer heat flows  $Q_{e,ov}^*$  in the evaporator as well as  $Q_{he,ov}^*$  in the internal heat exchanger.

$$\frac{dT_{ov}}{dt} \cdot m_{ov} c_{ov} = [Q_{ov}^* + Q_{he,ov}^* + Q_{e,ov}^*] \quad (83)$$

Eq. (84) is valid for the normal operating mode, with the saturated vapour enthalpy  $h''(p_{e,l})$  from the evaporation process at the input and the enthalpy  $h_v(T_{ov}, p_{e,v})$  of the overheated refrigerant at the output.

$$Q_{ov}^* = m_e^* \cdot h''(p_{e,l}) - m_{cmp}^* \cdot h_v(T_{ov}, p_{e,v}) \quad (84)$$

The heat transfer heat flow  $Q_{he,ov}^*$  between the subcooling process and the superheating process is given by eq. (85), with the mean subcooling temperature  $\bar{T}_{sc}$  and the mean superheating temperature  $\bar{T}_{ov}$ . The heat transfer parameter  $kb_{he,ov}$  is defined for the region without any liquid left ( $\geq L_e$ ), whereas the parameter  $kb_{he,ev}$  is defined for the region with liquid ( $< L_e$ ). For neglecting the superheating in the region with liquid, the parameter  $kb_{he,ev}$  may be set to zero.

$$Q_{he,ov}^* = (kb_{he,ov} \cdot L_{he,ov} + kb_{he,ev} \cdot L_{he,e}) \cdot (\bar{T}_{sc} - \bar{T}_{ov}) \quad (85)$$

Eq. (86) describes the heat flow  $Q_{e,ov}^*$  transferred from the air. The parameter  $k_{be,ov}$  is defined for the case of full evaporation in the evaporator ( $L_e < L_{e,tot}$ ). If the parameter  $k_{be,ev}$  is nonzero, there is always a heat flow from the air to the superheating region.

$$Q_{e,ov}^* = (k_{be,ov} \cdot L_{e,ov} + k_{be,ev} \cdot L_{e,e}) \cdot (\bar{T}_a - \bar{T}_{ov}) \quad (86)$$

## Compression

The mass flow for the normal operating mode is calculated by the characteristics of the compressor (eq. (87)) for the actual pressure ratio  $p_{hp}/p_{lp}$ . Whereas the parameters  $a_{cmp}$ ,  $b_{cmp}$  and  $d_{cmp}$  describe the characteristics themselves, the parameter  $\lambda_{cmp}$  is defined as the mass flow supply efficiency of the compressor.

$$m_{cmp}^* = \lambda_{cmp} \cdot \left[ a_{cmp} \cdot \left( \frac{p_{hp}}{p_{lp}} \right)^{b_{cmp}} - d_{cmp} \right] \quad (87)$$

The temperature  $T_{cmp,hp}$  at the high-pressure side is calculated from the temperature  $T_{ov}$  at the suction line by the polytropic law (eq. (88)) with the polytropic exponent  $c_{cmp}$ .

$$T_{cmp,hp} = T_{ov} \cdot \left( \frac{p_{hp}}{p_{lp}} \right)^{c_{cmp}} \quad (88)$$

The low pressure  $p_{lp}$  is set to the corresponding evaporation pressure  $p_{e,v}$  and the high pressure  $p_{hp}$  is set to the condensation pressure  $p_{c,v}$  (eq. (89)).

$$p_{lp} = p_{e,v} \quad p_{hp} = p_{c,v} \quad (89)$$

From the enthalpy difference between the input and the output of the compressor, the electrical power input can be calculated by eq. (90) with the electro-mechanical efficiency  $\eta_{cmp}$ .

$$P_{HP} = \frac{m_{cmp}^*}{\eta_{cmp}} \cdot [h_v(T_{cmp, hp}, p_{c,v}) - h_v(T_{ov}, p_{e,v})] \quad (90)$$

Eq. (91) considers the dynamics of the compressor as they influence the compressor temperature  $T_{cmp}$ .

$$\frac{dT_{cmp}}{dt} \cdot m_{cmp} c_{cmp} = Q_{cmp}^* \quad (91)$$

For the normal operating mode, eq. (92) defines the convective heat flow  $Q_{cmp}^*$ , which relies on the enthalpy difference between the output temperature  $T_{cmp, hp}$  supplied and the current temperature  $T_{cmp}$ .

$$Q_{cmp, 1}^* = m_{cmp}^* \cdot [h_v(T_{cmp, hp}, p_{c,v}) - h_v(T_{cmp}, p_{c,v})] \quad (92)$$

## Hot Gas Cooling

The hot gas cooling process takes place in the upper region of the condenser ( $\geq L_c$ ). The change of the gas temperature  $T_g$  is given by the energy balance (eq. (93)), with the convective heat flow  $Q_{hgc}^*$  and the transfer heat flow  $Q_{c,g}^*$ .

$$\frac{dT_{c,g}}{dt} \cdot m_{c,g} c_{c,g} = [Q_{hgc}^* - Q_{c,g}^*] \quad (93)$$

The convective heat flow  $Q_{hgc}^*$  is defined by eq. (94). The enthalpy  $h_v(T_{cmp}, p_{c,v})$  from the compressor is an input and the enthalpy  $h_v(T_{c,g}, p_{c,v})$  of the cooled gas is an output. The input compressor mass flow is represented by  $m_{cmp}^*$  and the output mass flow  $m_c^*$  will condensate later.

$$Q_{hgc}^* = m_{cmp}^* \cdot h_v(T_{cmp}, p_{c,v}) - m_c^* \cdot h_v(T_{c,g}, p_{c,v}) \quad (94)$$

The heat transfer heat flow  $Q_{c,g}^*$  between the hot gas side and the water side is given by eq. (95), with the mean gas temperature  $\bar{T}_{c,g}$  and the mean water temperature  $\bar{T}_w$ . The heat transfer parameter  $kb_{c,g}$  is defined for the entire hot gas region with the length  $L_{c,g}$ .

$$Q_{c,g}^* = kb_{c,g} \cdot L_{c,g} \cdot (\bar{T}_{c,g} - \bar{T}_w) \quad (95)$$

## Condensation

The gaseous refrigerant condensates between the plates of the condenser. Because of gravity, the liquid phase fills up the condenser from below to the level  $L_c$  (cf. Fig. 45). With a changing filling grade of the condenser,  $L_c$  is time-varying. In analogy to the evaporator, here one element with a varying size has been chosen for the liquid phase.

The balance for the liquid mass  $m_{c,l}$  is given by eq. (96), with  $m_c^*$  representing the condensating input mass flow and  $m_{exp}^*$  representing the output mass flow.

$$\frac{dm_{c,l}}{dt} = m_c^* - m_{exp}^* \quad (96)$$

From eq. (96) the differential equation (97) for  $L_c$  is built by considering the liquid density  $\rho'(p_{c,l})$  and the condenser cross-sectional area  $A_c$ . Regarding a condenser with plates,  $A_c$  is the summarized cross-sectional area between all parallel plates, defined by the distance between the plates and the width of the plates.

$$\frac{dL_c}{dt} = \frac{dm_{c,l}}{dt} \cdot \frac{1}{\rho'(p_{c,l}) \cdot A_c} \quad (97)$$

The liquid level  $L_c$  defines the height of the liquid phase  $L_{c,c}$  and the height of the gaseous phase  $L_{c,g}$  (eq. (98)). When  $L_c$  reaches the limit  $L_{c,limit}$ , the condenser is full.

$$\begin{pmatrix} L_{c,c} \\ L_{c,g} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} L_c \\ L_{c,tot} - L_c \end{pmatrix} \quad (0 \leq L_c \leq L_{c,limit}) \quad (98)$$

The region of hot gas and the region of the vapour phase are combined in the model. Eq. (99) describes the balance for the vapour mass  $m_{c,v}$  with the input mass flow  $m_{cmp}^*$  and the condensating mass flow  $m_c^*$ .

$$\frac{dm_{c,v}}{dt} = m_{cmp}^* - m_c^* \quad (99)$$

The energy balance for the liquid phase is expressed by eq. (100), with the time derivative of the pressure  $dp_{c,l}/dt$  and the partial derivative of the energy  $du'_c/dp_{c,l}$ .

$$\frac{dp_{c,l}}{dt} \frac{du'_c}{dp_{c,l}} m_{c,l} + u'_c \frac{dm_{c,l}}{dt} = [Q_{c,l}^* - Q_{c,c}^*] \quad (100)$$

During the normal operating mode, eq. (101) is valid for the convective heat flow  $Q_{c,l}^*$ . The condensating mass flow  $m_c^*$  with the vapour enthalpy  $h_v(T_{c,g}, p_{c,v})$  is an input, whereas the mass flow  $m_{exp}^*$  with the saturated liquid enthalpy  $h'(p_{c,l})$  is an output.

$$Q_{c,l}^* = m_c^* \cdot h_v(T_{c,g}, p_{c,v}) - m_{exp}^* \cdot h'(p_{c,l}) \quad (101)$$

The heat transfer heat flow  $Q_{c,c}^*$  in eq. (100) is driven by the difference between the mean liquid refrigerant temperature  $\bar{T}_{c,l}$  and the mean water temperature  $\bar{T}_w$  (eq. (102)), with the heat transfer parameter  $kb_{c,c}$  and the liquid level  $L_{c,c}$ .

$$Q_{c,c}^* = kb_{c,c} \cdot L_{c,c} \cdot (\bar{T}_{c,l} - \bar{T}_w) \quad (102)$$

In the vapour phase, the pressure  $p_{c,v}$  is calculated from the gas equation (103), with the temperature  $T_{c,g}$  and the specific volume  $v_{c,v}$  as inputs. Here the same approach is used as in the evaporator.

$$p_{c,v} = p_{c,v}(T_{c,g}, v_{c,v}) \quad v_{c,v} = \frac{V_{c,v}}{m_{c,v}} \quad (103)$$

$$V_{c,v} = V_{c,tot} - V_{c,l} \quad V_{c,l} = L_c A_c \quad (104)$$

The vapour volume  $V_{c,v}$  and the liquid volume  $V_{c,l}$  are given by eq. (104), with  $V_{c,tot}$  for the total volume of the refrigerant side in the condenser.

The condensation mass flow  $m_c^*$  is directly proportional to the difference between the pressure  $p_{c,v}$  in the vapour phase and the pressure  $p_{c,l}$  in the liquid phase (eq. (105)), with the mass transfer rate  $k_{tr,c}$ .

$$m_c^* = k_{tr,c} \cdot (p_{c,v} - p_{c,l}) \quad (105)$$

## Subcooling

The subcooling process takes place in the internal heat exchanger. The energy balance is given by eq. (106), with the subcooling temperature  $T_{sc}$ , the convective heat flow  $Q_{sc}^*$ , and the transfer heat flows  $Q_{he,e}^*$ ,  $Q_{he,ov}^*$  to the evaporation and the superheating sides (cf. eqs. (79), (85)).

$$\frac{dT_{sc}}{dt} \cdot m_{sc} c_{sc} = [Q_{sc}^* - Q_{he,e}^* - Q_{he,ov}^*] \quad (106)$$

Eq. (107) is valid for the normal operating mode, with the saturated liquid enthalpy  $h'(p_{c,l})$  from the condenser at the input and the enthalpy  $h_l(T_{sc})$  of the subcooled refrigerant at the output.

$$Q_{sc}^* = m_{exp}^* \cdot [h'(p_{c,l}) - h_l(T_{sc})] \quad (107)$$

## Expansion

A thermostatic expansion valve works like a P controller, which feeds back the superheating  $\Delta T_{ov}$  and adjusts the mass flow  $m_{exp}^*$  to the evaporator. In eq. (108), the variable  $T_d(p_{e,l})$  is the dew point temperature of the evaporation process.

$$\Delta T_{ov} = T_{ov} - T_d(p_{e,l}) \quad (108)$$

In reality, the valve opening is defined by the difference between the pressure  $p_{ov}(T_{ov})$  and the pressure  $p_{e,l}$  at the input of the evaporator. In the model, the temperature difference  $\Delta T_{ov}$  is used directly to calculate the valve opening (109). The range for the valve opening  $u_{exp}$  is between 0 for a closed valve and 1 for an open valve.

$$u_{exp} = a_{exp} \cdot (\Delta T_{ov} - \Delta T_{ov,0}) + b_{exp} \quad 0 \leq u_{exp} \leq 1 \quad (109)$$

With an superheating setpoint  $\Delta T_{ov,0}$ , the parameter  $a_{exp}$  corresponds to the P value of the controller, whereas the parameter  $b_{exp}$  defines the opening offset for the operating point. From the valve opening  $u_{exp}$  and the pressure drop over the valve, the mass flow  $m_{exp}^*$  through the valve is calculated. Here the characteristics correspond to an incompressible flow, but they could be extended to a compressible flow as well. Eq. (110) calculates the mass flow  $m_{exp}^*$  from the condensation pressure  $p_{c,l}$  and the evaporation pressure  $p_{e,l}$ .

$$m_{exp}^* = u_{exp} \cdot k_{exp,l} \sqrt{p_{c,l} - p_{e,l}} \quad (110)$$

During the expansion, the entropy  $s$  is increasing, but the enthalpy  $h$  is constant. Thus in the evaporator equation (76), the enthalpy  $h_l(T_{sc})$  from the subcooler is directly introduced.

## Air Side

The energy balance for the heat source is defined by eq. (111), with the output air temperature  $T_{a,o}$ . The heat transfer heat flows  $Q_{e,e}^*$  and  $Q_{e,ov}^*$  to the evaporator are taken from eq. (77) and eq. (86).

$$\frac{dT_{a,o}}{dt} \cdot m_a c_a = [Q_a^* - Q_{e,e}^* - Q_{e,ov}^*] \quad (111)$$

The convective heat flow  $Q_{a,o}^*$  depends on the air mass flow  $m_a^*$  and on the difference between the input and output temperatures  $T_{a,i}$ ,  $T_{a,o}$  (eq. (112)).

$$Q_{a,o}^* = m_a^* \cdot c_{p,a} \cdot (T_{a,i} - T_{a,o}) \quad (112)$$

## Water Side

Eq. (113) defines the energy balance for the heat sink, with the output water temperature  $T_{w,o}$ . The heat transfer heat flows  $Q_{c,c}^*$  and  $Q_{c,g}^*$  to the condenser are defined by eq. (102) and eq. (95).

$$\frac{dT_{w,o}}{dt} \cdot m_w c_w = [Q_w^* + Q_{c,c}^* + Q_{c,g}^*] \quad (113)$$

The convective heat flow  $Q_{w,o}^*$  depends on the water mass flow  $m_w^*$ , the input temperature  $T_{w,i}$ , and the output temperature  $T_{w,o}$  (eq. (114))

$$Q_{w,o}^* = m_w^* \cdot c_{p,w} \cdot (T_{w,i} - T_{w,o}) \quad (114)$$

## Icing of the Evaporator

At low temperatures and high humidity of the outside air, some icing effects take place on the evaporator of air-to-water heat pumps. These effects are modelled in [Ginsburg 99], which has been slightly simplified and modified for the present model. As a measured input, the relative humidity  $\phi$  of the air is known. Eq. (115) shows how the vapour mass ratio  $x$  can be calculated

from  $\varphi$ . The vapour mass  $m_v$  as well as the whole air mass  $m_a$  are substituted by the corresponding gas equations. Whereas the ratio of the air gas constant  $R_a$  and the vapour gas constant  $R_v$  is defined by the parameter  $k_R$ , the partial pressure of the air  $p_a$  is expressed by the overall pressure  $p_0$  and the partial pressure  $p_v$  of the vapour. The relative humidity  $\varphi$  is given as the ratio of  $p_v$  and the saturation pressure  $p_s$ .

$$x = \frac{m_v}{m_a} = \frac{\frac{p_v \cdot V_0}{R_v \cdot T}}{\frac{p_a \cdot V_0}{R_a \cdot T}} = \frac{R_a}{R_v} \cdot \frac{p_v}{p_a} = k_R \cdot \frac{p_v}{p_0 - p_v} \quad \varphi = \frac{p_v}{p_s} \quad (115)$$

Substituting  $p_v$  by  $\varphi p_s$ , yields eq. (116).

$$x(\varphi) = \frac{k_R}{\frac{p_0}{\varphi \cdot p_s} - 1} \quad (116)$$

Eq. (116) is evaluated for the evaporator air input, with the humidity  $\varphi_{a,i}$  and the temperature  $T_{a,i}$  (eq. (117)).

$$x_{a,i} = x(\varphi_{a,i}) = \frac{k_R}{\frac{p_0}{\varphi_{a,i} \cdot p_s(T_{a,i})} - 1} \quad (117)$$

The saturated vapour mass ratio  $x_{sa,o}$  at the output is given by eq. (118) for  $\varphi=1$ .

$$x_{sa,o} = x(\varphi=1) = \frac{k_R}{\frac{p_0}{p_s(T_{a,o})} - 1} \quad (118)$$

Using these equations, the preconditions for icing and the rate of icing can be determined (case I). The mass flow  $m_{ice,build}^*$ , which is proportional to the air mass flow  $m_a^*$ , increases the ice layer, whereas the heat flow  $Q_{ice,build}^*$  arises from the enthalpy change  $r_{ice}$  of the icing process. Icing is only possible for temperatures below  $T_{ice,build}$  (here 1 °C is chosen).

*Case I: ( $x_{a,i} > x_{sa,o}$ ) and ( $T_{a,o} < T_{ice,build}$ )  $\Rightarrow$  ice building, eq. (119),(120)*

$$m_{ice,build}^* = k_{ice,build} \cdot m_a^* \cdot (x_{a,i} - x_{sa,o}) \quad (119)$$

$$Q_{ice,build}^* = m_{ice,build}^* \cdot r_{ice} \quad (120)$$

For temperatures above  $T_{ice,selfdefr}$  (here 0 °C is chosen), some self-defrosting process is initiated (case II), which decreases the ice layer by the mass flow  $m_{ice,selfdefr}^*$ . The factor  $k_{ice,mass}$  considers the actual ice mass  $m_{ice}$  and stops the self-defrosting process for small values of  $m_{ice}$ .

*Case II: ( $T_{a,o} > T_{ice,selfdefr}$ )  $\Rightarrow$  self-defrosting, eq. (121), (122), (123)*

$$m_{ice,selfdefr}^* = k_{ice,mass} \cdot k_{ice,selfdefr} \cdot (T_{a,o} - T_{ice,selfdefr})^2 \quad (121)$$

$$Q_{ice,selfdefr}^* = m_{ice,selfdefr}^* \cdot r_{ice} \quad (122)$$

$$k_{ice,mass} = \begin{cases} \frac{m_{ice}}{m_{ice,min}} & m_{ice} \leq m_{ice,min} \\ 1 & m_{ice} > m_{ice,min} \end{cases} \quad (123)$$

During the defrosting mode the hot gas valve is opened, the evaporator is warming up, and the ice is melting (case III). The model functions on the assumption that the temperature of the refrigerant side of the evaporator rises above the outside air temperature and that the total heat flow ( $Q_{e,e}^* + Q_{e,ov}^*$ ) to the air side is directly used to melt the ice (eq. (124)). The enforced defrosting mass flow  $m_{ice,enfdefr}^*$  is thus calculated from the heat flow  $Q_{ice,enfdefr}^*$  and the enthalpy change  $r_{ice}$  for liquefaction.

Case III:  $\{mode=defrosting\} \Rightarrow$  Enforced defrosting, eq. (124), (125), (123)

$$Q_{ice,enfdefr}^* = -k_{ice,mass} \cdot k_{ice,enfdefr} \cdot (Q_{e,e}^* + Q_{e,ov}^*) \quad (124)$$

$$m_{ice,enfdefr}^* = \frac{Q_{ice,enfdefr}^*}{r_{ice}} \quad (125)$$

With the ice mass flows, the ice mass balance is defined by eq. (126).

$$\frac{dm_{ice}}{dt} = m_{ice,build}^* - m_{ice,selfdefr}^* - m_{ice,enfdefr}^* \quad (126)$$

An existing ice layer causes several effects, the first of which is a pressure drop  $\Delta p_a$  on the air side of the evaporator (eq. (127)).

$$\Delta p_a = \Delta p_{a,0} + k_{\Delta p} \cdot m_{ice} \quad (127)$$

Secondly, the heat transfer rate of the evaporator is reduced. The reduction factor  $k_{ice}$  is introduced by eq. (128).

$$k_{ice} = 1 - a_{ice} \cdot (m_{ice} - m_{ice,min}) \quad (128)$$

The evaporation heat transfer heat flow  $Q_{e,e}^*$  of eq. (77) is replaced by eq. (129) and the superheating heat transfer heat flow  $Q_{e,ov}^*$  of eq. (86) is replaced by eq. (130).

$$Q_{e,e}^* = kb_{e,e} \cdot k_{ice} \cdot L_{e,e} \cdot (\bar{T}_a - \bar{T}_{e,l}) \quad (129)$$

$$Q_{e,ov}^* = (kb_{e,ov} \cdot L_{e,ov} + kb_{e,ev} \cdot L_{e,e}) \cdot k_{ice} \cdot (\bar{T}_L - \bar{T}_U) \quad (130)$$

Finally, the additional icing heat flows have to be added to eq. (111), which results in eq. (131).

$$\frac{dT_{a,o}}{dt} \cdot m_a c_a = [Q_a^* - Q_{e,e}^* - Q_{e,ov}^* + Q_{ice,build}^* - Q_{ice,selfdefr}^* - Q_{ice,enfdefr}^*] \quad (131)$$

## Refrigerant Data

The physical property data of the refrigerant R407C is given by polynomials with validated parameters from the refrigerant manufacturer [Klea 95]. For the equation of state, the Martin-Hou approach is used, which can be simplified to eq. (132). The critical point is defined by  $(T_c, p_c, v_c)$ . This equation is used in eqs. (80) and (103).

$$p(T, v) = \left( \frac{X T / T_c}{v / v_c} + \frac{A_1 + B_1 T / T_c + C_1 e^{(-KT/T_c)}}{(v / v_c)^2} \right) \cdot p_c \quad (132)$$

Because of the azeotropic properties of R407C, there is a temperature glide during the evaporation. For a given evaporation pressure  $p$ , a bubble-point temperature  $T_b$ , a mid-point temperature  $T_m$ , and a dew-point temperature  $T_d$  can be defined (eqs. (133), (134) and (135)).

$$T_b(p) = A_b + B_b \ln p + C_b (\ln p)^2 + D_b (\ln p)^3 \quad (133)$$

$$T_m(p) = A_m + B_m \ln p + C_m (\ln p)^2 + D_m (\ln p)^3 \quad (134)$$

$$T_d(p) = A_d + B_d \ln p + C_d (\ln p)^2 + D_d (\ln p)^3 \quad (135)$$

The saturated liquid enthalpy  $h'(p)$  is defined by eq. (136) and eq. (137), with  $T_b(p)$  from eq. (133) and the critical temperature  $T_c$ .

$$h'(p) = A' + B' x_b(p) + C' x_b^2(p) + D' x_b^3(p) + E' x_b^4(p) \quad (136)$$

$$x_b(p) = (1 - T_b(p) / T_c)^{1/3} \quad (137)$$

In a similar way the latent heat of vaporization  $r(p)$  is defined by eq. (138) and eq. (139), with  $T_m(p)$  from eq. (134).

$$r(p) = A_r + B_r x_m(p) + C_r x_m^2(p) + D_r x_m^3(p) + E_r x_m^4(p) \quad (138)$$



$$x_m(p) = (1 - T_m(p)/T_c)^{1/3} \quad (139)$$

The saturated vapour enthalpy  $h''(p)$  (eq. (140)) is the sum of eq. (136) and eq. (138).

$$h''(p) = h'(p) + r(p) \quad (140)$$

In a similar way, the other variables of the refrigerant data are calculated.

## 6.2 Simulations

After the validation for the nominal case, the model is used to simulate the fault cases.

### Validation for Nominal Case

The heat pump simulation model has been validated by comparing it with the measured data from the residential building at Barzheim (Switzerland). By hand-tuning, one parameter set is obtained for all data files of one heating period in the year 1998. For the following plots, this parameter set is used to simulate one day of the heating period (January 29, 1998). The operation mode  $u_{mode}$  in Fig. 46 is an input from the power and defrosting controller, which specifies the three states of the heat pump (off, on, defrosting). During the day selected, the heat pump was switched on three times, whereas the defrosting cycles were started at constant time intervals the heat pump was running. The power and defrosting controller itself is not implemented in the simulation model.

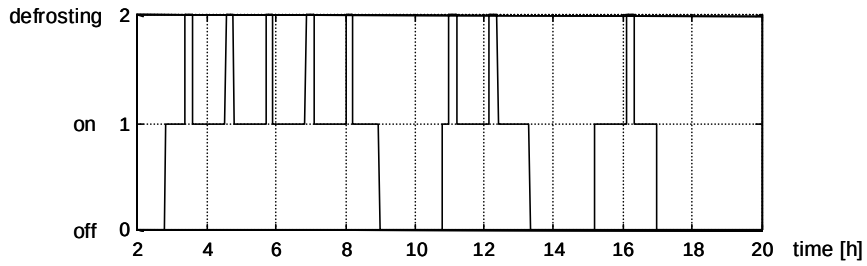


Fig. 46: Operation mode  $u_{mode}$ , 0 = off, 1 = on, 2 = defrosting.

Measured data is acquired by the sensors shown in Fig. 45. The locations of the sensors in the real heat pump are not exactly the same as the locations of the signals in the simulation model. Thus, the measured signals are not necessarily equal to the simulated signals.

Fig. 47 and Fig. 48 show the simulated evaporation pressure  $p_{e,v}$  and condensation pressure  $p_{c,v}$ , compared to the measured low pressure  $p_{lp,m}$  and high pressure  $p_{hp,m}$ . Especially in the high pressure signal  $p_{c,v}$ , a superposition of the slow daily transient and the fast switching transients can be observed. Generally, the pressures react very fast, when the heat pump is switched on. After a fast response immediately at shut-down, the high pressure signal  $p_{c,v}$  and the low pressure signal  $p_{e,v}$  equalize slowly. During the defrosting cycles, a level change as a result of the valve switching can be observed.

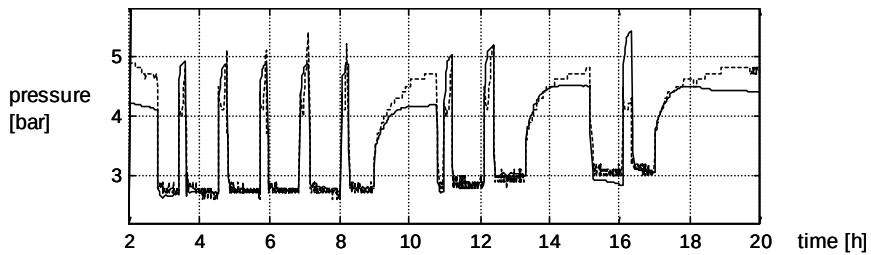


Fig. 47: Simulated evaporation vapour pressure  $p_{e,v}$  (solid line) and measured low pressure  $p_{lp,m}$  (dashed)

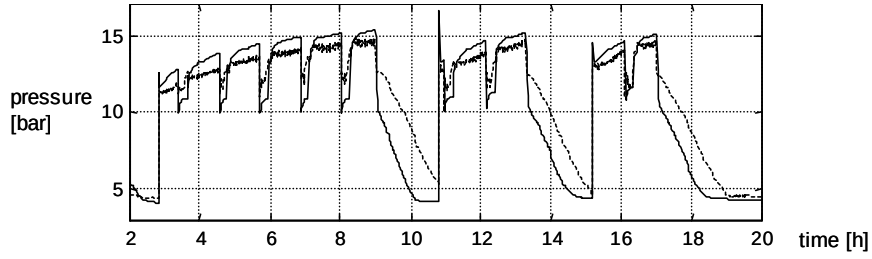


Fig. 48: Simulated condensation vapour pressure  $p_{c,v}$  (solid line) and measured high pressure  $p_{hp,m}$  (dashed)

In the measured superheating temperature  $T_{ov}$  (Fig. 49), some oscillations are present due to the hunting effect of the expansion valve. These effects are not modelled. Regarding Fig. 50, the slow reaction of the hot gas temperature  $T_{hg}$  can be observed.

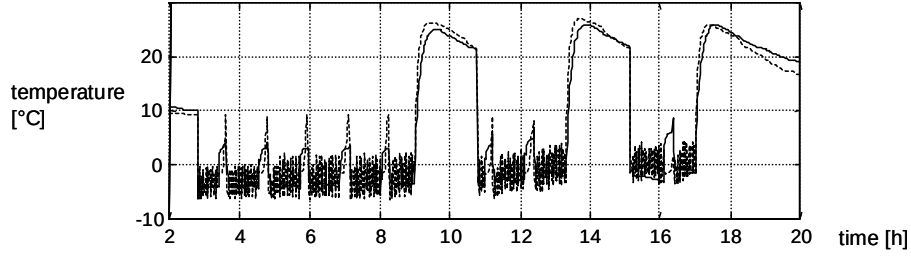


Fig. 49: Simulated superheating temperature  $T_{ov}$  (solid line) and measured superheating temperature  $T_{ov,m}$  (dashed)

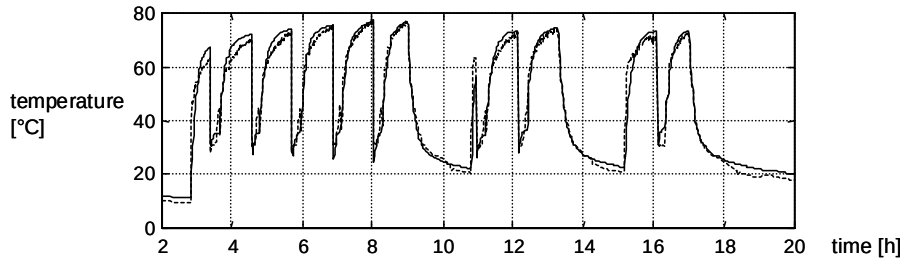


Fig. 50: Simulated hot gas temperature  $T_{hg}$  (solid line) and measured hot gas temperature  $T_{hg,m}$  (dashed)

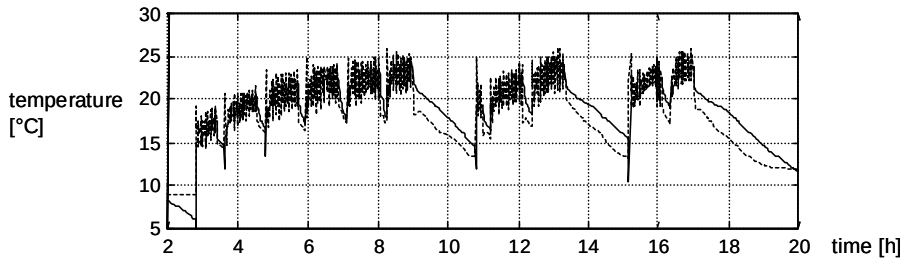


Fig. 51: Simulated subcooling temperature  $T_{sc}$  (solid line) and measured subcooling temperature  $T_{sc,m}$  (dashed)

In the water outlet temperature Fig. 52, the superposition of the slow and fast transients can again be observed. The slow transients are a result of the large time constant of the building.

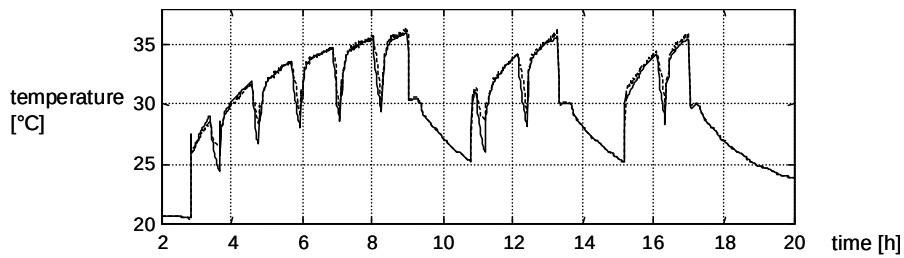


Fig. 52: Simulated water output temperature  $T_{w,o}$  (solid line) and measured water output temperature  $T_{w,o,m}$  (dashed)

From the internal model signals, only the filling levels of the evaporator and the condensator are plotted here. The evaporation length  $L_e$  is plotted in Fig. 53. During the shut-down periods, the evaporation length increases because of the migration process.

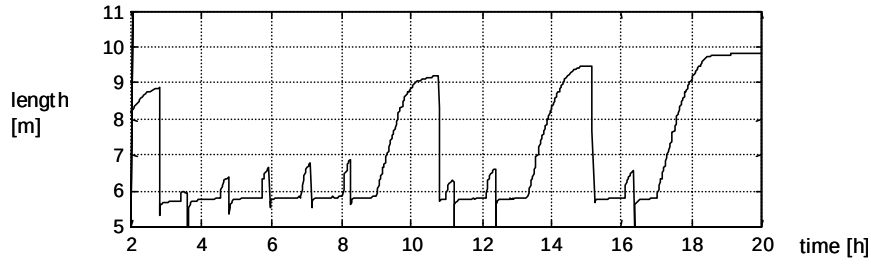


Fig. 53: Simulated evaporation length  $L_e$

During the shut-down periods, the liquid level  $L_c$  in the condensator decreases and may become zero when the condensator is “empty” (cf. Fig. 54).

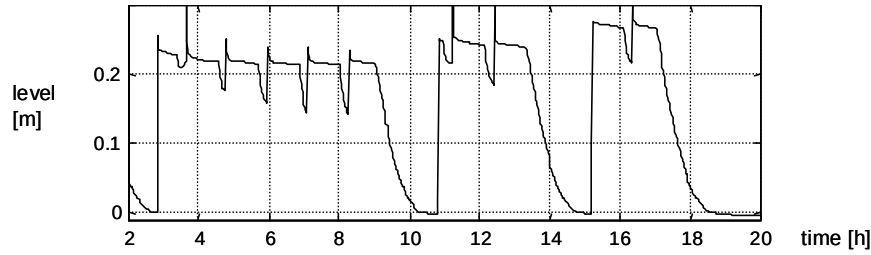


Fig. 54: Simulated condensation liquid level  $L_c$

Due to the icing effect on the evaporator, which is also included in the model, the pressure drop  $\Delta p_a$  on the air side increases (cf. Fig. 55).

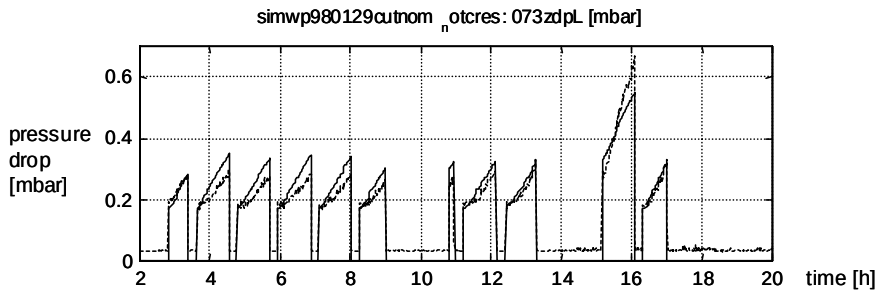


Fig. 55: Simulated (solid line) and measured (dashed) icing pressure drop  $\Delta p_a$

Clearly, the model is able to represent the significant characteristics and dynamics of a heat pump and can be used as a data source for training fault diagnosis systems.

## Coupling with Building Model

For a realistic simulation, the model of the building has to be taken into account, as well. A linear one-zone building model of order 3 as described in [KTM-3 98] is used (eq. (141)), with the heating water return flow temperature  $T_{w,r}$ , the heated floor temperature  $T_f$ , and the room temperature  $T_r$  as state variables. The parameters are identified and averaged for the heating period 1997/98. They include the heat transfer parameters  $kA_{w,f}$  from the heating water to the floor,  $kA_{f,r}$  from the floor to the room,  $kA_{r,amb}$  from the room to the environment, the total volume  $V_w$  of the heating water, the mass  $m_f$  of the floor heating system, and the time constant  $\tau_r$  of the building. Inputs to the building model are the ambient temperature  $T_{amb}$  and the supplied heat flow  $Q_{w,s}^*$  to the heating water.

$$\begin{bmatrix} \dot{T}_{w,r} \\ \dot{T}_f \\ \dot{T}_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{kA_{w,f}}{\rho_w c_w V_w} & \frac{kA_{w,f}}{\rho_w c_w V_w} & 0 \\ \frac{kA_{w,f}}{m_f c_f} & -\frac{kA_{w,f} + kA_{f,r}}{m_f c_f} & \frac{kA_{f,r}}{m_f c_f} \\ 0 & \frac{kA_{f,r}}{\tau_r kA_{r,amb}} & -\frac{kA_{f,r}}{\tau_r kA_{r,amb}} - \frac{1}{\tau_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_{w,r} \\ T_f \\ T_r \end{bmatrix} \\
+ \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{1}{\tau_r} \end{bmatrix} \cdot T_{amb} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\rho_w c_w V_w} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \cdot Q_{w,s}^* \quad (141)$$

The coupling of the heat pump model and the building model is realized by setting the supply heat flow  $Q_{w,s}^*$  to the heat output  $Q_{HP}^*$  of the heat pump, and by setting the input temperature  $T_{w,i}$  of the heat pump to the return flow temperature  $T_{w,r}$ , which is illustrated in Fig. 56.

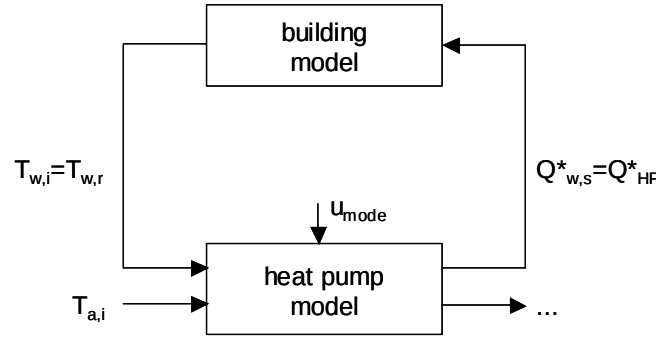


Fig. 56: Coupling of the heat pump model and the building model.

## Simulations for Fault Cases

For the fault simulations, the heat pump model is coupled with the building model. Nine faults have been simulated by changing the appropriate parameters of the heat pump model (cf. Table 11).

Table 11: The simulated faults of the air-to-water SATAG heat pump.

| fault   | simulation model parameters                       | fault description<br>(faults in real applications)                                        |
|---------|---------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------|
| fault 1 | -                                                 | normal behaviour, no fault                                                                |
| fault 2 | $kb_{e,e}, kb_{e,ov}, kb_{e,ev}$                  | reduced evaporator heat transfer<br>(evaporator fouling)                                  |
| fault 3 | $m_{a,0}^*$                                       | reduced evaporator air mass flow<br>(evaporator/air channel fouling, air fan malfunction) |
| fault 4 | $kb_{c,c}, kb_{c,g}$                              | reduced condenser heat transfer<br>(condenser fouling)                                    |
| fault 5 | $m_{w,0}^*$                                       | reduced condenser water mass flow<br>(fouling, water pump malfunction)                    |
| fault 6 | $kb_{he,e}, kb_{he,ov}, kb_{he,ev}$               | reduced internal heat exchanger heat transfer<br>(internal heat exchanger fouling)        |
| fault 7 | $\lambda_{cmp}$                                   | reduced compressor efficiency<br>(compressor malfunction)                                 |
| fault 8 | $k_{exp}$                                         | reduced expansion valve flow rate<br>(expansion valve malfunction)                        |
| fault 9 | $L_{e,e,0}, m_{e,v,0},$<br>$L_{c,c,0}, m_{c,v,0}$ | reduced refrigerant charge<br>(refrigerant leakage)                                       |

For simulating the evaporator fault 2, the heat transfer parameters  $kb_{e,e}$ ,  $kb_{e,ov}$  and  $kb_{e,ev}$  have been reduced by a factor  $f_i \in [0..1]$  (eq. (142)). In the real heat pump, this fault would correspond to evaporator fouling. In a similar way, all other faults are listed in Table 11 with their corresponding simulation parameters.

$$\theta_{i,f} = \theta_{i,0} \cdot f_i \quad (142)$$

The air mass flow  $m_{a,0}^*$  (fault 3) and the water mass flow  $m_{w,0}^*$  (fault 5) are defined as constant during the simulation and therefore are regarded as parameters. For simulating refrigerant leakage (fault 9), the initial conditions of the state variables  $L_{e,e,0}$ ,  $L_{c,c,0}$ , (evaporation length and condensation level) as well as  $m_{e,v,0}$ ,  $m_{c,v,0}$  (vapour mass of evaporator and condenser) are changed. They are linked to the filling of the refrigerant cycle.

Fig. 57 through Fig. 59 show the simulation results for fault 2 of the size  $f_2 = 0.8$  (eq. (142)), compared to the nominal case (data of January 29, 1998). Only the signals with the largest deviations from the nominal case are plotted. By reducing the heat transfer rate in the evaporator, the evaporation pressure ( $p_{e,l}$ ,  $p_{e,v}$ ) and the corresponding bubblepoint, meanpoint, and dewpoint temperatures ( $T_{b,m,d}(p_{e,l})$ ) decrease. Thus, the superheating temperature  $T_{ov}$  is also at a lower level.

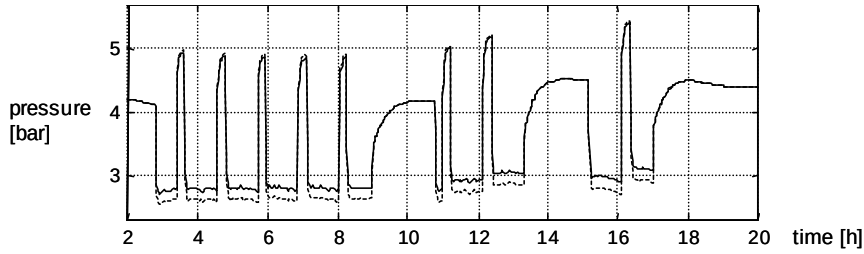


Fig. 57: Evaporation vapour pressure  $p_{e,v}$ , simulation for fault 2 (dashed) and nominal case (solid).

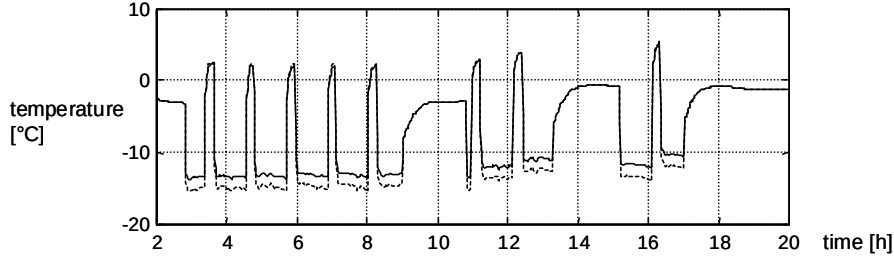


Fig. 58: Evaporation dew point temperature  $T_d(p_{e,l})$ , simulation for fault 2 (dashed) and nominal case (solid).

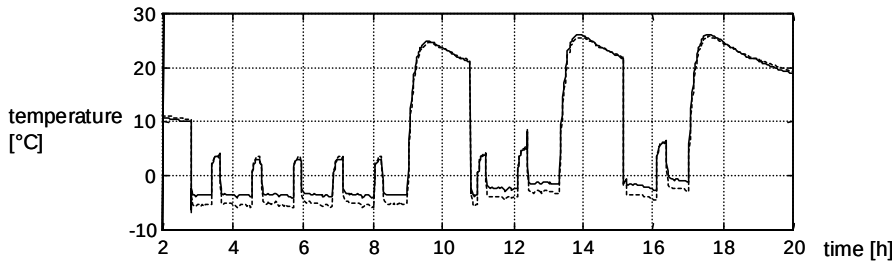


Fig. 59: Superheating temperature  $T_{ov}$ , simulation for fault 2 (dashed) and nominal case (solid).

The simulations have been repeated for all faults of Table 11 and for the fault sizes  $f_i=0.8$ ,  $f_i=0.7$ ,  $f_i=0.6$ ,  $f_i=0.5$  (faults  $i=2..8$ ) and  $f_9=0.9$ ,  $f_9=0.8$ ,  $f_9=0.7$  (fault 9).

## 7 ETH-Prüfstand – ETH Test Bench

### Kurzfassung (Deutsch):

Im Labor des Instituts für Mess- und Regeltechnik, ETH Zürich, wurde ein neuer Prüfstand für industrielle Sole/Wasser-Wärmepumpen aufgebaut (Fig. 1 auf Seite 8 und Fig. 60). Mit diesem Prüfstand ist es möglich, realistische Temperaturtransienten (und Durchflusstransienten) an den Eingängen der Test-Wärmepumpe zu generieren.



Fig. 60: The test bench at the Measurement and Control Laboratory, ETH Zürich (seen from above).

**Die Testumgebung.** Der Solekreislauf enthält einen warmen und einen kalten Tank. Die Ausgänge der beiden Tanks werden gemischt, um die gewünschte Wärmepumpen-Eintrittstemperatur zu erreichen (Fig. 62). Mit den Mischventilen zwischen den beiden Tanks ist es möglich, die Mischtemperatur schnell zu regeln, um schnelle Störungen zu unterdrücken oder schnellen Sollwertänderungen folgen zu können. Andererseits reagieren die Tanktemperaturen langsamer. Sie werden über die Aktivierung der zwei Wärmetauscher geregelt (linke Seite), welche dem warmen Medium Wärme entziehen. Die Sollwerte der oberen und unteren Tanktemperaturen werden aus dem Sollwert der Mischtemperatur berechnet, indem ein Offset  $\Delta T$  addiert bzw. subtrahiert wird (Fig. 61). Analog funktioniert die Regelung des Wasserkreislaufes.

Ein zusätzlicher Wärmetauscher zwischen dem Wasserkreislauf und dem Solekreislauf ermöglicht eine Wärmerückführung von der warmen auf die kalte Seite. Eine Hilfs-Wärmepumpe sorgt dafür, dass die Temperaturen auch noch bei abgeschalteter Test-Wärmepumpe geregelt werden können. Die Tankgrösse wurde optimiert in Bezug auf einen minimalen Regelfehler und einen minimalen Energieverbrauch [Lackner 00], wobei das optimale Volumen bei 50 l liegt. Zahlreiche Sensoren messen Temperaturen, Differenztemperaturen, Druckdifferenzen und Durchflüsse.

**Testwärmepumpe.** Die industrielle Sole/Wasser-Wärmepumpe von SATAG© wurde mit zusätzlichen Ventilen (V1..V8) und total 20 Temperatur- bzw. Drucksensoren ausgerüstet. Damit können die üblichsten Fehlerfälle eingestellt werden und die Auswirkungen auf die Signale erfasst werden (Fig. 63, Liste der Fehlerfälle in Table 12). Ein externer Kältemitteltank mit einer Waage ermöglicht es, den Füllzustand zu variieren oder eine Leckage zu simulieren.

**Datenerfassung und Automatisierung.** Die Steuerung und Datenerfassung ist realisiert durch ein digitales CAN-Bus-System von WAGO© mit 5 Feldknoten, zwei Target-PCs, einem Host-PC und einem LabView©-PC. Als Software wird MATLAB xPC Target© verwendet. Die PCs sind untereinander und mit dem Intranet durch TCP/IP verbunden. Für den Betrieb des Prüfstandes können die Tasks nach Bedarf auf die einzelnen PCs verteilt werden. Beispielsweise kann die Regelung der Testumgebung und die Durchführung der Testzyklen von den Online-Überwachungssystemen oder zu testenden Reglern getrennt werden. LabView© dient zur Datenerfassung und Visualisierung, ermöglicht aber auch den manuellen Betrieb der Anlage.

**Testzyklen durchführen.** Für alle Fehlerfälle der Test-Wärmepumpe werden zahlreiche Testzyklen mit Ein-/Ausschaltungen unter verschiedenen Bedingungen durchgeführt. Dazu wurde eine spezielle Software entwickelt [Bianchi 01]. Ein Beispiel eines Testzyklus ist in Fig. 65 dargestellt, wobei der Testzyklus für jeden Fehlerfall wiederholt wird. Die Zeitdauer der eingeschalteten Phasen kann kürzer gewählt werden als in der späteren Anwendung, da für das Training nur die Daten der ersten 10-15 Minuten massgebend sind.

Die Ventilpositionen der Testumgebung sind konstant während eines Testzyklus. Zwischen den Zyklen können sie jedoch verändert werden, um verschiedene Betriebszustände zu simulieren. Mit den entsprechenden Ventilen kann die Wärmeaufnahme auf der Wärmequellenseite, die Wärmeabgabe auf der Wärmesenkenseite, die Wärme-Rückgewinnung und die Trägheit der Wärmequelle sowie der Wärmesenke beeinflusst werden.

**Emulation.** Um die Wärmepumpe unter realistischeren Bedingungen testen zu können, wird in Zukunft die Emulation der Wärmequelle und der Wärmesenke implementiert. Dabei laufen ein Modell für den Sondenkreislauf und ein Modell des Gebäudes parallel zur realen Wärmepumpe (Fig. 66). In Echtzeit berechnen diese Modelle die Sollwerte für die Wärmepumpen-Eintrittstemperaturen und die Volumenströme durch die Wärmepumpe. Eine hierarchische Reglerarchitektur berechnet die entsprechenden Stellgrößen für alle Ventile.

## Introduction:

At the Measurement and Control Laboratory of ETH Zurich, a new test bench for industrial brine-to-water heat pumps has been installed (Fig. 1 on page 8 and Fig. 60). This test bench allows to generate any realistic temperature (and flow) transients at the inputs of the test heat pump.

## 7.1 Test Environment

A brine cycle is realized on the heat source side and a water cycle is realized at the heat sink side (Fig. 62). The brine cycle contains a warm storage tank and a cold storage tank, whereas the outputs of both tanks are mixed in order to get the desired temperature (TT 206). This temperature is equal to the input temperature of the test heat pump (TT 210). With the mixing valve between the tanks, it is possible to control the mixing temperature quickly for suppressing fast disturbances (for example the switching of the test heat pump) or handling fast setpoint changes. Otherwise, the upper and lower tank temperatures (TT 108, TT 310) react more slowly. They are controlled by activating the two heat exchangers (left side). Therefore, the openings of the valves 421/422 and 429/430 are controlled. The heat exchangers withdraw the heat from the warm laboratory medium

(which operates at about 30°C). The setpoints of the upper and lower tank temperatures are calculated from the setpoint of the mixing temperature, by adding or subtracting a constant temperature offset  $\Delta T$  (Fig. 61).

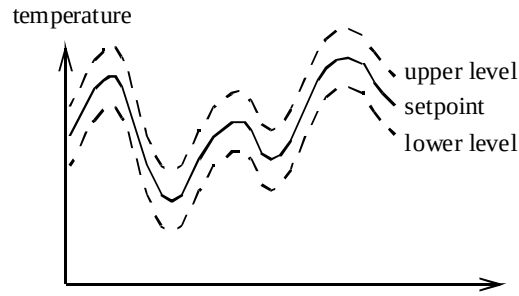


Fig. 61: Two tanks with an upper and a lower temperature level, and the mean setpoint between.

The water cycle works in the same way as the brine cycle, where two heat exchangers dispense the heat to the cold laboratory medium (which operates at about 14°C, on the right-hand side). An additional heat exchanger between the water cycle and the brine cycle allows the recycling of the heat from the warm side to the cold side (on the top, between the warm brine tank and the cold water tank). Thus, a part of the heating energy can be saved. It is also desirable to control the temperatures when the test heat pump is switched off. Therefore, an auxiliary heat pump is installed, which permits to increase the difference between the brine and the water temperature levels additionally (between the cold brine tank and the warm water tank).

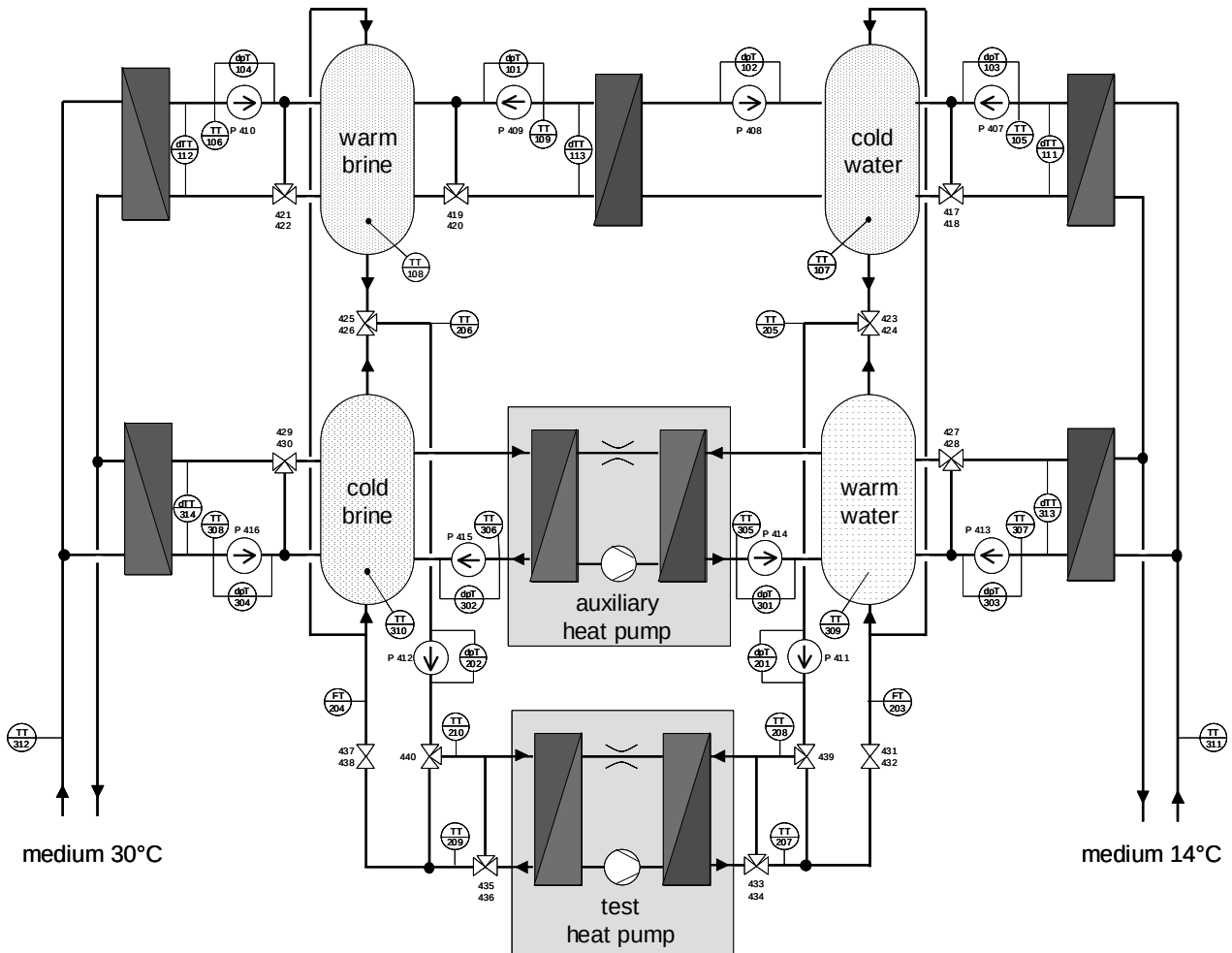


Fig. 62: The test environment with two brine tanks, two water tanks, five heat exchangers, an auxiliary heat pump and the test heat pump. TT = temperature sensors, dTT = temperature difference sensors, dpT = pressure difference sensors, FT = flow sensors.



The volume of the tanks has been optimized by simulations, subject to a minimal control error and minimal energy consumption [Lackner 00]. An optimum was found at a volume of 50 Liter. Larger volumes would increase the energy consumption to follow the setpoint temperatures, and smaller volumes would result in higher control errors because of fast disturbances due to the switching of the heat pump.

For controlling the flows, 3-way valves and 2-way valves are used, whereas numerous pumps induce circulation. The signals are measured by four types of sensors, such as absolute temperature sensors (Pt100), temperature difference sensors at the heat exchangers (combinations of 2 thermocouples), pressure difference sensors at the circulation pumps (membrane transmitters), and flow meters (magnetic-inductive) at the outputs of the test heat pump. From the pressure differences, the volumetric flows are estimated by the characteristics of the pumps, and from the temperature differences, the heat flows are calculated.

## 7.2 Test Heat Pump

The industrial brine-to-water heat pump from SATAG© is modified by adding actuators and sensors for inducing the most common faults and measuring their effects on the signals (Fig. 63). The continuous control valves V1..V4 affect the refrigerant cycle, V5/V6 affect the brine cycle and V7/V8 affect the water cycle.

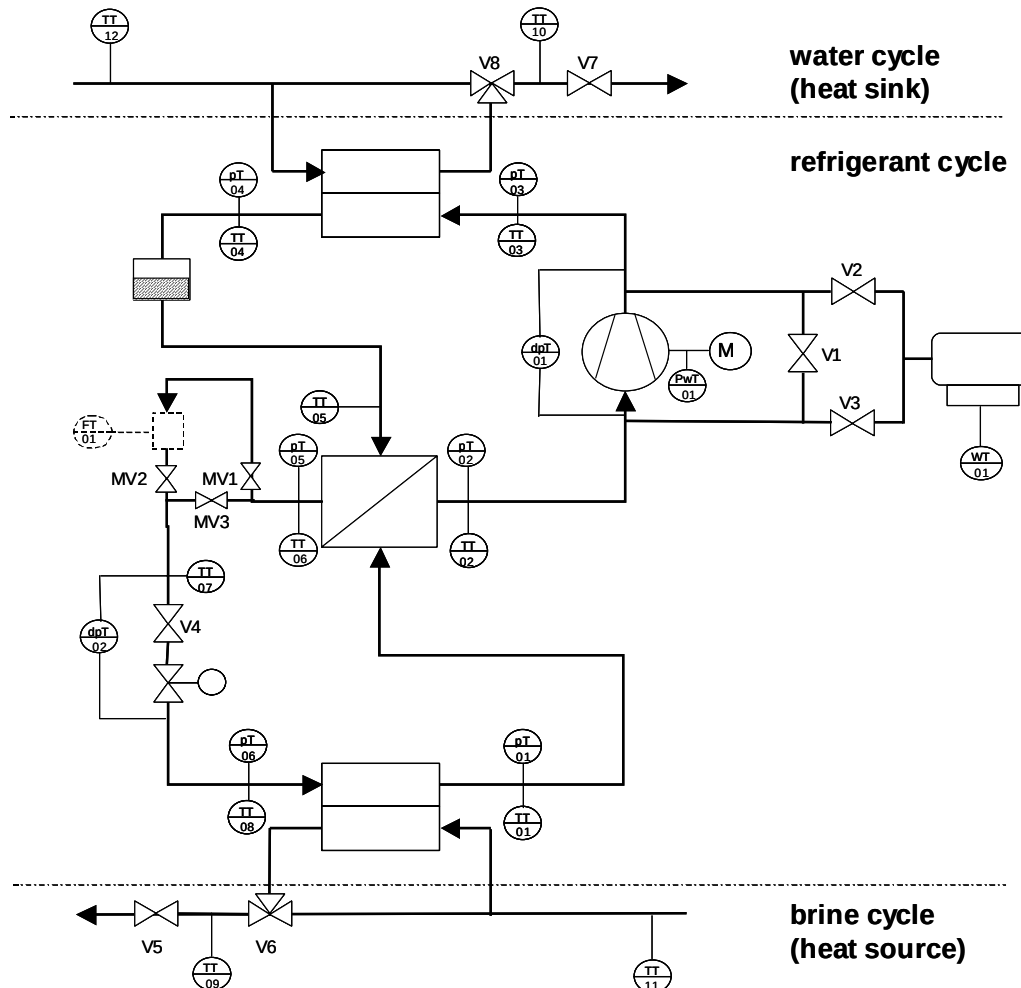


Fig. 63: The modified brine-to-water SATAG heat pump, with additional valves (V1..V8), pressure sensors (pT01..pT06), pressure difference sensors (dpT01, dpT02), temperature sensors (TT01..TT12), energy counter (PwT01) and an external refrigerant tank with a scale (WT01).

A total of 20 sensors measure the pressures (pT 01..06), the pressure differences (dpT 01-02) and the temperatures (TT 01..12) of the media, whereas the Pt100 temperature sensors are plunged into the media for a fast response. The electrical power consumption of the compressor is measured by

a standard energy counter (PwT 01). For varying the refrigerant filling grade and simulating a refrigerant leakage, an external tank with a scale is added (WT 01). The filling grade is controlled by the valves V2 and V3. The manual valves (MV1..MV3) are not used here. Optionally a refrigerant mass flow sensor could be installed (FT 01). The faults induced by the additional valves V1..V8, are summarized in Table 12. They correspond to the faults in real applications. Fault 8 is not implemented.

Table 12: Faults of a brine-to-water heat pump.

| fault   | actuator         | fault description                 | faults in real applications                               |
|---------|------------------|-----------------------------------|-----------------------------------------------------------|
| fault 1 | -                | normal behaviour, no fault        | normal behaviour, no fault                                |
| fault 2 | valve V5         | reduced evaporator mass flow      | fouling, brine pump malfunction                           |
| fault 3 | 3-way valve V6   | reduced evaporator heat transfer  | evaporator fouling                                        |
| fault 4 | valve V7         | reduced condenser mass flow       | fouling, water pump malfunction                           |
| fault 5 | 3-way valve V8   | reduced condenser heat transfer   | condenser fouling                                         |
| fault 6 | valve V1         | compressor backward flow          | compressor malfunction                                    |
| fault 7 | valves V2 and V3 | refrigerant tank inlet and outlet | refrigerant leakage, wrong filling                        |
| fault 8 | valve V4         | reduced expansion valve mass flow | expansion valve malfunction, refrigerant line restriction |

### 7.3 Data Acquisition and Automation

A digital bus system by WAGO© is implemented (Fig. 64). Its five field nodes contain input modules with integrated A/D converters and signal conditioning as well as output modules with integrated D/A converters or relais. These nodes are connected to three PCs by a CAN bus. Two PCs are used as realtime target systems for MATLAB xPC Target©, while one PC is dedicated to run LabView©. The CAN master card is also plugged into one of the target PCs. Both of the target PCs are connected to one host PC by TCP/IP, which is controlling the targets. The host PC as well as the LabView© PC are connected to the intranet.

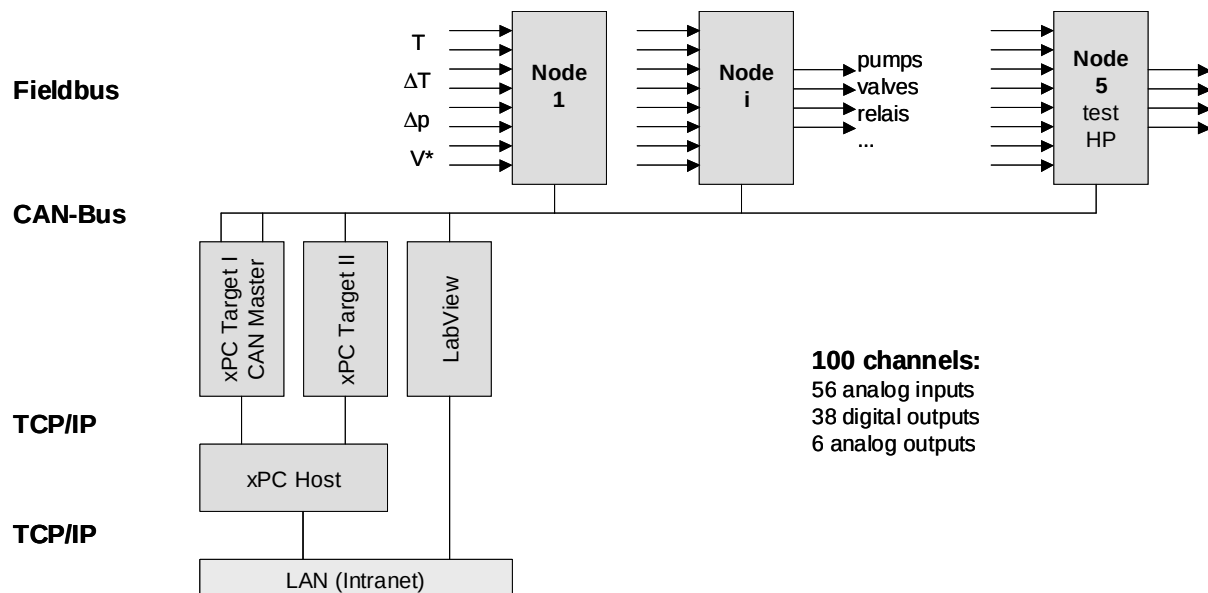


Fig. 64: The bus system of the test bench, connecting five field nodes, four PCs, and the intranet. The 100 channels of the 1 Mbit/s CAN bus contain 56 analog inputs, 6 analog outputs, and 38 digital outputs. TCP/IP is working at 10 Mbit/s.

The tasks for the operation of the test bench can be assigned to the various PCs, for example:

**xPC Target I and xPC Host.** The first target PC controls the test environment, runs test cycles on the test heat pump and optionally runs the emulation (cf. Section 7.5). On the host PC, a graphical user interface allows the handling of the test cycles.

**xPC Target II and xPC Host.** Using this combination, the realtime fault diagnosis systems are tested. The graphical user interfaces of the fault diagnosis systems run on the host PC. For other projects, new heat pump controllers could be tested.

**LabView.** LabView© is used for data visualisation and acquisition. Additionally, the manual control of the test bench is facilitated by a graphical user interface.

## 7.4 Running Test Cycles

### Definition of the Test Cycles

For all fault cases of the test heat pump, numerous test cycles with on-off switching are run under different conditions. For this purpose, a special software tool has been developed [Bianchi 01]. An example of a test cycle is illustrated in Fig. 65, where the same cycle is repeated for each fault case.

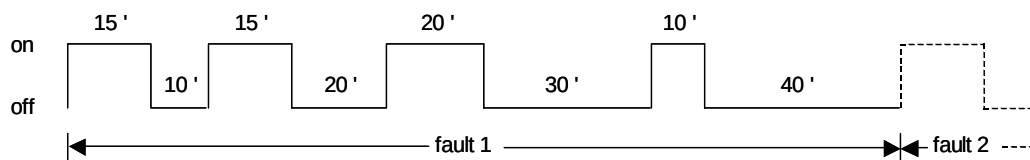


Fig. 65: An example test cycle.

The duration of the on-sequences (normal operation) can be selected to be shorter than it will be in future real applications, since for the training of the fault diagnosis systems, only the first 10-15 minutes of each off-on sequence is relevant, until a (quasi) steady state is reached. On the other hand, the off-sequences must have different time durations in order to change the initial conditions for the subsequent off-on sequences.

### Constant Valve Positions

The valve positions of the test environment (Fig. 62) are constant during one test cycle. However, between the test cycles, they can be changed for simulating different operating conditions:

**Heat transfer at the heat source side.** The valve 421/422 controls the flow through the heat exchanger at the warm brine tank, whereas the valve 429/430 controls the flow through the heat exchanger at the cold brine tank. With these valves the heat transfer from the warm medium to the brine cycle can be influenced, which in reality refers to the heat transfer from the ground to the brine fluid in the ground pipes.

**Heat transfer at the heat sink side.** The valve 417/418 controls the flow through the heat exchanger at the cold water tank, whereas the valve 427/428 controls the flow through the heat exchanger at the warm water tank. With these valves the heat transfer from the water cycle to the cold medium can be influenced, which in reality refers to the heat transfer from the water in the floor heating system to the room, the house and, finally, to the surroundings.

**Heat recycling between the heat sink and the heat source.** With the valve 419/420 the brine flow through the heat exchanger between the warm brine tank and the cold water tank is controlled. Thus, the heat recycling rate is influenced.

**Inertia of the heat source side.** If the mixing valve 425/426 between the warm brine tank and the cold brine tank is in the mid-position, then both tanks are active and the 'inertia' of the brine cycle

is high. If the mixing valve 425/426 is in the upper or lower position, then only one tank is active and the ‘inertia’ of the brine cycle is low. In reality, the heat source ‘inertia’ refers to the type of the ground cycle or its operating conditions.

**Inertia of the heat sink side.** In the same way the ‘inertia’ of the water cycle is influenced by the valve 423/424 between the cold water tank and the warm water tank. In reality, the heat sink ‘inertia’ refers to the type of the house or its operating conditions.

## Using the Emulation

Here the valve positions are controlled by using the emulation models described in Section 7.5. For each test cycle, different input data files for the models have to be selected, such as different weather data, different user behaviour, or different heat pump controller settings.

## 7.5 Emulation

In order to test the heat pump under more realistic conditions, an emulation of the heat source side as well as the heat sink side will be implemented in the near future. Therefore, a model of the ground cycle and a model of the building run parallel to the real heat pump (Fig. 66). In realtime, these models calculate the setpoints for the heat pump input temperatures ( $T_{br,return,sp}$ ,  $T_{w,return,sp}$ ) as well as the setpoints for the volumetric flows through the heat pump ( $V^*_{br,sp}$ ,  $V^*_{w,sp}$ ) from the measured heat pump output temperatures ( $T_{br,supply}$ ,  $T_{w,supply}$ ) and from stored weather data ( $T_{ground}$ ,  $T_{amb}$ ,  $Q^*_{radation}$ , etc.). Four controllers are fed by the setpoints. The outputs of these four controllers are the inputs for a hierarchical control system of the test bench. Primarily they influence the positions of the mixing valves 425/426 and 423/424 for the temperature control as well as the valves 437/438 and 431/432 for the flow control. However, all the other valves have to be controlled, as well.

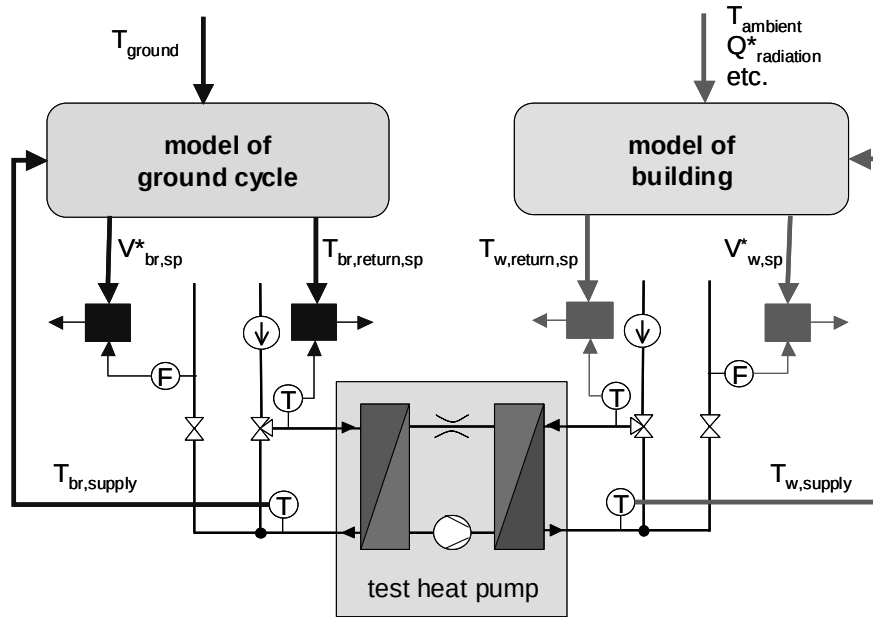


Fig. 66: Emulation of the ground cycle and the building.

$T_{ground}$  = ground temperature,  $T_{amb}$  = ambient temperature,  $Q^*_{radation}$  = solar radiation heat flow,  
 $T_{br,supply}$  = brine supply flow temperature,  $T_{br,return,sp}$  = setpoint for brine return flow temperature,  
 $V^*_{br,sp}$  = setpoint for brine volumetric flow,  
 $T_{w,supply}$  = water supply flow temperature,  $T_{w,return,sp}$  = setpoint for water return flow temperature,  
 $V^*_{w,sp}$  = setpoint for water volumetric flow

## 8 Ausblick

**Emulation am ETH-Prüfstand.** Als nächster Schritt soll die Emulation der Wärmequelle (Erdsonde) und der Wärmesenke (Haus) am Prüfstand realisiert werden:

- Emulation des dynamischen Verhalten des Hauses (Wärmeverteilsystem und Gebäude): Dabei werden die Differentialgleichungen des Wärmeverteilsystems und des Gebäudes (vgl. [KTM-3 98] und Abschnitt 6.2) on-line gelöst, um die Transienten der Rücklaufftemperatur und des Kondensatorvolumenstroms zu bestimmen. Diese Grössen werden als Sollwertverläufe für die Regelung der entsprechenden Grössen am Prüfstand verwendet. Als Aussentemperaturverlauf kann der Datensatz eines beliebigen Referenzjahres verwendet werden.
- Emulation der Wärmequelle: Ähnlich wie oben kann auch die Quellentemperatur und der Quellenvolumenstrom am Prüfstand emuliert werden. Vorerst werden entweder konstante Sollwerte oder Sollwertverläufe basierend auf einfachen Modellen der Quelle verwendet.

**Resultate ETH-Prüfstand.** Die Überwachungssysteme werden momentan am ETH-Prüfstand getestet (mit der Software im Kapitel 4). Die detaillierten Testresultate werden in [Zogg 02] publiziert.

**Umsetzung.** Nach Abschluss der Tests am ETH-Prüfstand ist eine Felderprobung möglich. Danach muss entschieden werden, in welcher Form die Überwachungssysteme industriell umgesetzt werden. Für die Implementierung der Überwachungssysteme muss eine genaue Analyse der Hardware- und Softwareanforderungen durchgeführt werden. Die Systeme sind gegebenenfalls zu vereinfachen:

- Bei *HeatWatch* kann das lineare Gleichungssystem für die Parameter schrittweise gelöst werden, falls die Matrixinversion für eine Online-Realisierung zu aufwendig ist (Abschnitt 2.2). Durch Einsetzen und Auflösen nach den einzelnen Parametern können für jeden Parameter einzelne Gleichungen formuliert werden. Eine Reduktion der Parameterzahl bzw. der Anzahl benötigten Signale ist ebenfalls möglich.
- Da bei *FuzzyWatch* während dem Training die Anzahl der benötigten Signale automatisch reduziert wird, wird auch die Anzahl der benötigten Parameter automatisch reduziert. Damit sinkt der Rechenaufwand für die Parameteridentifikation. Trotzdem kann die Berechnung der Pseudo-Inversion zur Lösung des Least-Square-Problems zu aufwendig sein für eine Online-Realisierung (Abschnitt 3.3). In diesem Fall kann auch ein rekursiver Algorithmus mit schrittweisem Parameter-Update benutzt werden [Shafai 97], [Gertler 98]. Andererseits ist die Fehlerklassifikation mit der Berechnung der Zugehörigkeitsgrade nicht aufwendig.

**Erweiterung zum Gesamt-Überwachungssystem.** Die entwickelten Überwachungssysteme sind für das Teilsystem der Wärmepumpe zuständig, während der Rest der Wärmepumpenanlage (Haus) durch Modelle der früheren Projektphasen abgedeckt ist [KTM-3 98]. Damit können sowohl die Parameter auf der Wärmepumpenseite (aus dem Überwachungssystem *HeatWatch*) wie auch die Parameter auf der Hausseite identifiziert werden. Prinzipiell könnte die Fehlerklassifikation des Überwachungssystems *FuzzyWatch* auch auf das Hausmodell angewandt werden.

**Abtau-Steuerung.** Mit *HeatWatch* kann über den Wärmeübertragungs-Parameter im Verdampfer die Vereisung festgestellt werden und damit der Abtauvorgang gestartet werden. *FuzzyWatch* kann speziell auf Vereisung trainiert werden. Diese Möglichkeiten müssten näher untersucht werden.

## 9 Symbolverzeichnis – Symbols

### *Symbole und Einheiten– symbols and units*

|                        |                   |                                                  |                                                  |
|------------------------|-------------------|--------------------------------------------------|--------------------------------------------------|
| $A$                    | $m^2$             | (Wärmeübergangs-) Fläche                         | (heat transfer) area                             |
| $A_i, B_i, C_i, \dots$ |                   | Parameter (Arbeitsmitteldaten)                   | parameters (refrigerant data)                    |
| $a_{i,k}, b_{i,k}$     |                   | Modellparameter („black box“)                    | model parameters (black box)                     |
| $b$                    | $m$               | (Wärmeübergangs-) Breite                         | (heat transfer) width                            |
| $c_{i,k}$              |                   | “Cluster“-Zentrum                                | cluster center                                   |
| $c, c_p$               | $J/kg \cdot K$    | spezifische Wärmekapazität                       | specific heat capacity                           |
| $cm^*$                 | $J/kg \cdot K$    | konvektiver Wärmeübertragungs-Par. $c \cdot m^*$ | convective heat transfer parameter $c \cdot m^*$ |
| $d, d_i(x)$            |                   | Distanz                                          | distance                                         |
| $e, e(t)$              |                   | Modellfehler, Prädiktionsfehler                  | model error, prediction error                    |
| $f, f(x)$              |                   | (Zugehörigkeits-) Funktion                       | (membership) function                            |
| $f_i$                  |                   | Fehler                                           | fault                                            |
| $g, g(x)$              |                   | (Fehlergrad-) Funktion                           | (fault grade) function                           |
| $h$                    | $J/kg$            | spezifische Enthalpie                            | specific enthalpy                                |
| $K$                    |                   | Parameter (Arbeitsmitteldaten)                   | parameter (refrigerant data)                     |
| $k$                    | $W/m^2 \cdot K$   | Wärmeübergangs-Koeffizient                       | (heat transfer) coefficient                      |
| $kA$                   | $W/K$             | Wärmeübergangs-Parameter $k \cdot A$             | heat transfer parameter $k \cdot A$              |
| $kb$                   | $W/m \cdot K$     | Wärmeübergangs-Parameter $k \cdot b$             | heat transfer parameter $k \cdot b$              |
| $k_{tr}$               | $kg/sec \cdot Pa$ | Massenübergangs-Koeffizient (Verd.)              | mass transfer rate (evap.)                       |
| $L$                    | $m$               | (Verdampfungs-) Länge                            | (evaporation) length                             |
| $m$                    | $kg$              | Masse                                            | mass                                             |
| $m^*$                  | $kg/s$            | Massenstrom                                      | mass flow                                        |
| $n$                    | $1/sec$           | Drehzahl                                         | rotation speed                                   |
| $n \dots$              |                   | Anzahl ...                                       | number of ...                                    |
| $p$                    | $Pa, bar$         | Druck                                            | pressure                                         |
| $P$                    | $W$               | Leistung / Leistungsaufnahme                     | power / power input                              |
| $PF$                   | -                 | Arbeitszahl (AZ)                                 | performance factor                               |
| $Q^*$                  | $W$               | Wärmestrom                                       | heat flow                                        |
| $R$                    | $J/kg$            | spezielle Gaskonstante                           | special gas constant                             |
| $r$                    | $J/kg$            | spezifische Verdampfungsenthalpie                | specific latent heat of vaporization             |
| $T$                    | $^{\circ}C$       | Temperatur                                       | temperature                                      |
| $t$                    | $sec$             | Zeit                                             | time                                             |
| $u$                    | $J/kg$            | spezifische innere Energie                       | specific energy                                  |
| $u, u(t)$              |                   | Eingangssignale (Vektor)                         | input signals (vector)                           |
| $V$                    | $m^3$             | Volumen                                          | volume                                           |
| $v$                    | $m^3/kg$          | spezifisches Volumen                             | specific volume                                  |
| $V^*$                  | $m^3/s$           | Volumenstrom                                     | volumetric flow                                  |
| $w$                    | $m/sec$           | Geschwindigkeit                                  | velocity                                         |
| $X$                    |                   | Parameter (Arbeitsmitteldaten)                   | parameter (refrigerant data)                     |
| $x, x_0$               |                   | Dampfmassenanteil                                | vapour mass ratio                                |
| $x_k, x(k)$            |                   | Datenpunkt                                       | data point                                       |
| $Y$                    |                   | Signalvektor                                     | signal vector                                    |
| $y, y(t)$              |                   | Ausgangssignale (Vektor)                         | output signals (vector)                          |

## Griechische Symbole und Einheiten – greek symbols and units

|                        |                   |                                        |                                 |
|------------------------|-------------------|----------------------------------------|---------------------------------|
| $\eta$                 | -                 | Wirkungsgrad                           | efficiency                      |
| $\lambda$              | -                 | Liefergrad                             | supply efficiency               |
| $\rho$                 | kg/m <sup>3</sup> | Dichte                                 | density                         |
| $\beta_e$              | -                 | Flüssigkeits-Flächenverhältnis (Verd.) | liquid area ratio (evap.)       |
| $\varepsilon$          | -                 | Gütegrad                               | quality index                   |
| $\varphi$              |                   | Regressionsvektor                      | regression vector               |
| $\Phi$                 |                   | Regressionsmatrix                      | regression matrix               |
| $\kappa$               |                   | (stationärer) Parametervektor          | (steady state) parameter vector |
| $\theta$               |                   | Parametervektor                        | parameter vector                |
| $\sigma, \sigma_{i,k}$ |                   | Standardabweichung                     | standard deviation              |
| $\tau$                 | 1/sec             | Zeitkonstante                          | time constant                   |
| $\Delta T$             | °C                | Temperaturdifferenz                    | temperature difference          |
| $\Delta p$             | Pa, bar           | Druckdifferenz                         | pressure difference             |

## Indices

|              |                                       |                                           |
|--------------|---------------------------------------|-------------------------------------------|
| ...'         | Sättigungspunkt Flüssigphase          | saturated liquid point                    |
| ...''        | Sättigungspunkt Dampfphase            | saturated vapour point                    |
| 0            | Startwert, Betriebspunkt              | initial value, operating point            |
| a            | Luft                                  | air                                       |
| amb          | Umgebung                              | ambient                                   |
| aw           | Luft zu Wasser                        | air-to-water                              |
| b            | Verdampfung: „bubble point“           | evaporation: bubble point                 |
| br           | Sole                                  | brine                                     |
| c            | Kondensator/Kondensation              | condenser/condensation                    |
| c            | kritischer Punkt (Arbeitsmitteldaten) | critical point (refrigerant data)         |
| cmp          | Kompressor                            | compressor                                |
| cyc          | Zyklus                                | cycle                                     |
| d            | Verdampfung: „dew point“              | evaporation: dew point                    |
| defrost(ing) | im Abtau-Zustand                      | in defrosting mode                        |
| e            | Verdampfer/Verdampfung                | evaporator/evaporation                    |
| ec           | Verdampfer zu Kondensator             | evaporator-to-condenser                   |
| ev           | Überhitzung im Verdampfungsbereich    | superheating in the region of evaporation |
| exp          | Expansionsventil                      | expansion valve                           |
| f            | Fussboden (Gebäudemodell)             | floor (building model)                    |
| g            | Gasphase                              | gas phase                                 |
| he           | interner Wärmeübertrager              | internal heat exchanger                   |
| hg           | Heissgas                              | hot gas                                   |
| HP           | Gesamt-Wärmepumpe                     | overall heat pump                         |
| hp           | Hochdruck                             | high pressure                             |
| i            | am Eingang/Eintritt                   | at the input/inlet                        |
| l            | Flüssigphase                          | liquid phase                              |
| lp           | Niederdruck                           | low pressure                              |
| m            | Mittelwert / Verdampfung: „mid point“ | mean value / evaporation: mid point       |
| o            | am Ausgang/Austritt                   | at the output/outlet                      |
| off          | im ausgeschalteten Zustand            | in shut-down mode                         |
| on           | im eingeschalteten Zustand            | in operational mode                       |
| ov           | Überhitzung                           | superheating                              |
| r            | Kältemittel                           | refrigerant                               |

|             |                           |                                   |
|-------------|---------------------------|-----------------------------------|
| <i>r</i>    | Raum (Gebäudemodell)      | room (building model)             |
| <i>s</i>    | Wärmequelle               | heat source                       |
| <i>sc</i>   | Unterkühlung              | subcooling                        |
| <i>sp</i>   | Sollwert                  | setpoint                          |
| <i>ss</i>   | im stationären Zustand    | in steady state                   |
| <i>step</i> | Sprung (am Systemeingang) | step (at the input of the system) |
| <i>sw</i>   | Quelle zu Wasser          | source-to-water                   |
| <i>v</i>    | Dampfphase                | vapour phase                      |
| <i>w</i>    | Wasser-/Wärmesenke        | water / heat sink                 |



## 10 Literaturverzeichnis - References

- [Bianchi 01] M. Bianchi: *Fehlerdiagnose an Wärmepumpen zwecks Betriebsoptimierung*: Semesterarbeit, Institut für Mess- und Regeltechnik, ETH Zürich, 2001
- [Chiu 94] S.L. Chiu: *Fuzzy Model Identification Based on Cluster Estimation*, Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, Vol. 2, Issue 3, 1994
- [DWPT 99] B. Gubser, L. Wirth, M. Ehrbar: *Dynamischer Wärmepumpentest, Phase 1, Etappe 2, Schlussbericht*: Modellbildung, Bundesamt für Energie, 1999, ENET-9720132/2
- [Gertler 98] J. J. Gertler: *Fault Detection and Diagnosis in Engineering Systems* Department of Electrical and Computer Engineering, George Mason University (Fairfax, Virginia), published by Marcel Dekker Inc., 1998
- [Ginsburg 99] S. Ginsburg: *Hierarchische Wärmepumpenregelung mit Fuzzy Control und Robust Control*, Diss. ETH Nr. 13365, Institut für Mess- und Regeltechnik, ETH Zürich, 1999
- [Gruhle 87] W.D. Gruhle: *Regeldynamische Untersuchungen an Kompressionskälteprozessen und -wärmepumpen*, Fortschritt-Berichte VDI, Reihe 19, VDI Verlag, 1987
- [Gulley 98] N. Gulley, R. Jang: *Fuzzy Logic Toolbox* The MathWorks Inc., 1995/1998
- [Höppner 97] F. Höppner, F. Klawonn, R. Kruse: *Fuzzy-Clusteranalyse*: Verfahren für die Bilderkennung, Klassifikation und Datenanalyse, Vieweg-Verlag, 1997
- [Klea 95] ICI Klea: *R407C – Physical Property Data Sheet*, ICI Chemicals & Polymers Limited, UK, 1995
- [KTM-3 98] G. Reiner, E. Shafai, R. Wimmer, D. Zogg, H.R. Gabathuler, H. Mayer, H.U. Bruderer: *Kurztestmethode für Wärmepumpenanlagen, Phasen 1 bis 3, Schlussbericht*: Messung, Modellierung und Erprobung der Parameteridentifikation, Bundesamt für Energie, 1998, ENET-Nr. 9657407
- [KTM-4 99] D. Zogg, E. Shafai: *Kurztestmethode für Wärmepumpenanlagen, Phase 4, Schlussbericht*: Parameteridentifikation und Fehlerdiagnose für das Teilsystem Wärmepumpe, Bundesamt für Energie, 1999, ENET-Nr. 9817822
- [Lackner 00] J. Lackner: *Modellierung, Dimensionierung und Regelung eines dynamischen Wärmepumpenprüfstandes*: Diplomarbeit, Institut für Mess- und Regeltechnik, ETH Zürich, 1999/2000
- [Ljung 87] L. Ljung: *System Identification: Theory for the User* University of Linköping, Sweden, Prentice-Hall Inc., New Jersey 1987
- [Ljung 98] L. Ljung: *System Identification Toolbox* The MathWorks Inc., 1993/1998
- [Shafai 97] E. Shafai: *Adaptive Regelung*: Teil I, Parameteridentifikation, Institut für Mess- und Regeltechnik, ETH Zürich, 1997
- [UAW-7 00] E. Shafai, D. Zogg: *Kurztestmethode für Wärmepumpen und Gesamtsysteme, 1. und 2. Teil*, Tagungsband zur 7. UAW-Tagung „Effizientere Wärmepumpenheizungen durch Optimieren des Gesamtsystems“ (Burgdorf), Bundesamt für Energie, 2000
- [Zogg 01] D. Zogg, E. Shafai, H.P. Geering: *A Fault Diagnosis System for Heat Pumps*, Proc. of the 2001 IEEE Conference on Control Applications (CCA), Mexico City, pp. 70-76
- [Zogg 02] D. Zogg: *Fault Diagnosis for Heat Pump Systems*, Diss. ETH Nr. ?, Institut für Mess- und Regeltechnik, ETH Zürich, 2002 (geplant)