Fachverband Gebäude-Klima e.V.

BTGA Bundesindustrieverband Technische Gebäudeausrüstung e.V.

BDH Bundesverband der Deutschen Heizungsindustrie

RLT Raumlufttechnische Geräte Herstellerverband e.V.

# Nonlinear Economic Data Driven Model Based Predictive Control for a Swimming Hall Ventilation System

Unter der Schirmherrschaft des Bundesministerium für Wirtschaft und Energie


**Christian Seltz**

Elektro-/Regeltechnik

HANSA-Klimasysteme

**Hossein Rezazadeh**

Anlagensimulation

Hochschule Emden/Leer

Jetzt HANSA-Klimasysteme


tga KONGRESS 2020


gefördert durch DBU Deutsche Bundesstiftung Umwelt

www.dbu.de


Berlin, 28./29. Januar 2021

# Themen

- Über HANSA Klimasysteme GmbH
- Vision / Motivation
- Umsetzung
- Lösungsansätze
- Model Based Predictive Control
- Ergebnisse
- Zusammenfassung/Ausblick

gefördert durch

DBU

Deutsche Bundesstiftung Umwelt

www.dbu.de

# HANSA Klimasysteme GmbH

Seit 1971 Mitglied der Neumann Gruppe

HANSA Klimasysteme GmbH
Stockweg 19
26683 Strücklingen

182 Mitarbeiter

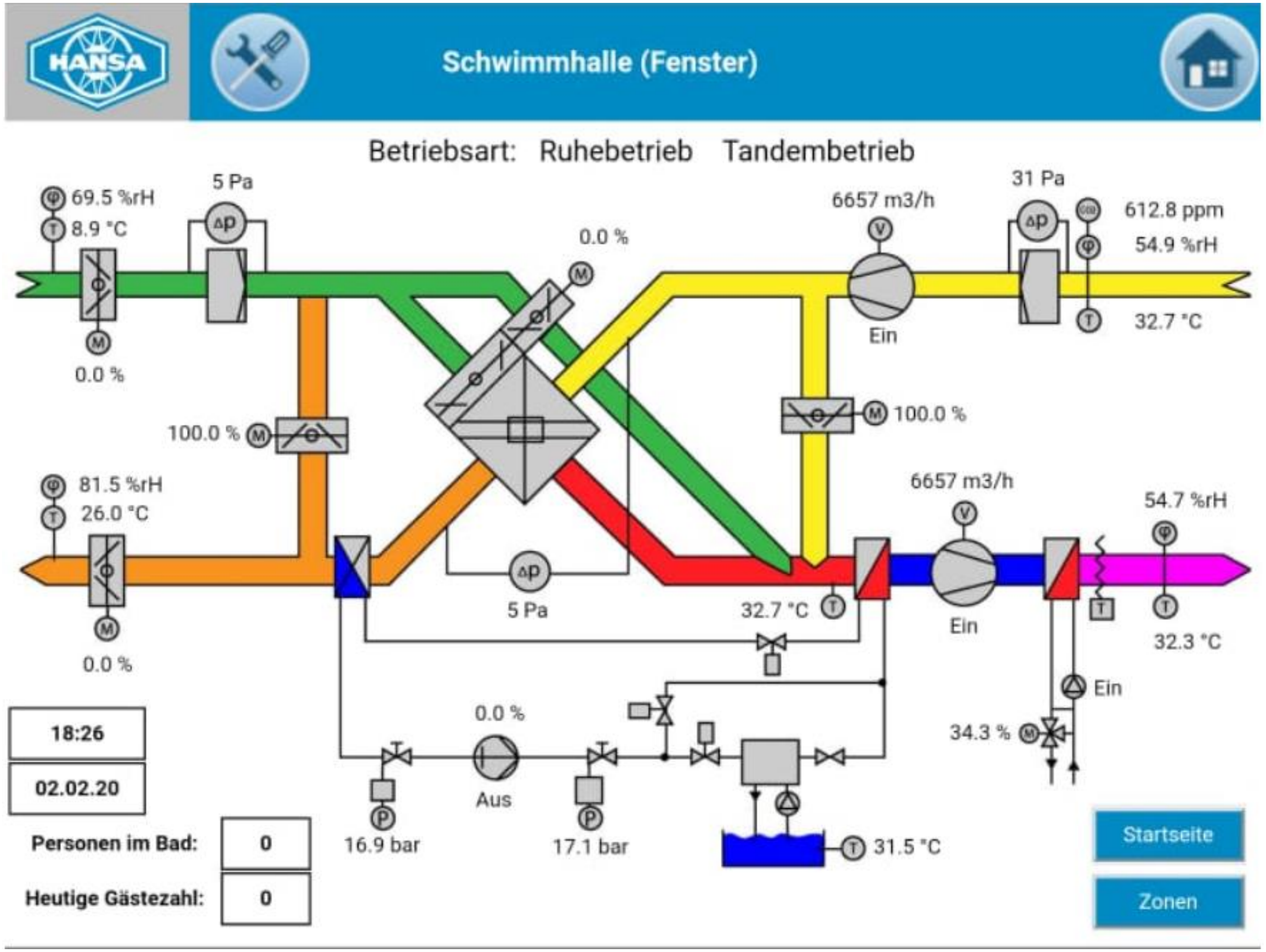
Lüftungsgeräte von 800 bis 120.000 $m^3/h$

Weltweite Lieferung

# Vision / Motivation

Motivation:
- Geräteregelung wird „best guess“ ausgeführt
- Die tatsächlichen Randbedingungen sind häufig gar nicht bekannt und können sich während der Betriebszeit ändern
- Gerade bei komplexen Geräten wird dadurch u.U. kein Effizienzoptimum erreicht
- Das Energieoptimierungspotenzial soll mit einer „KI-Regelung“ untersucht und gehoben werden

# Umsetzung

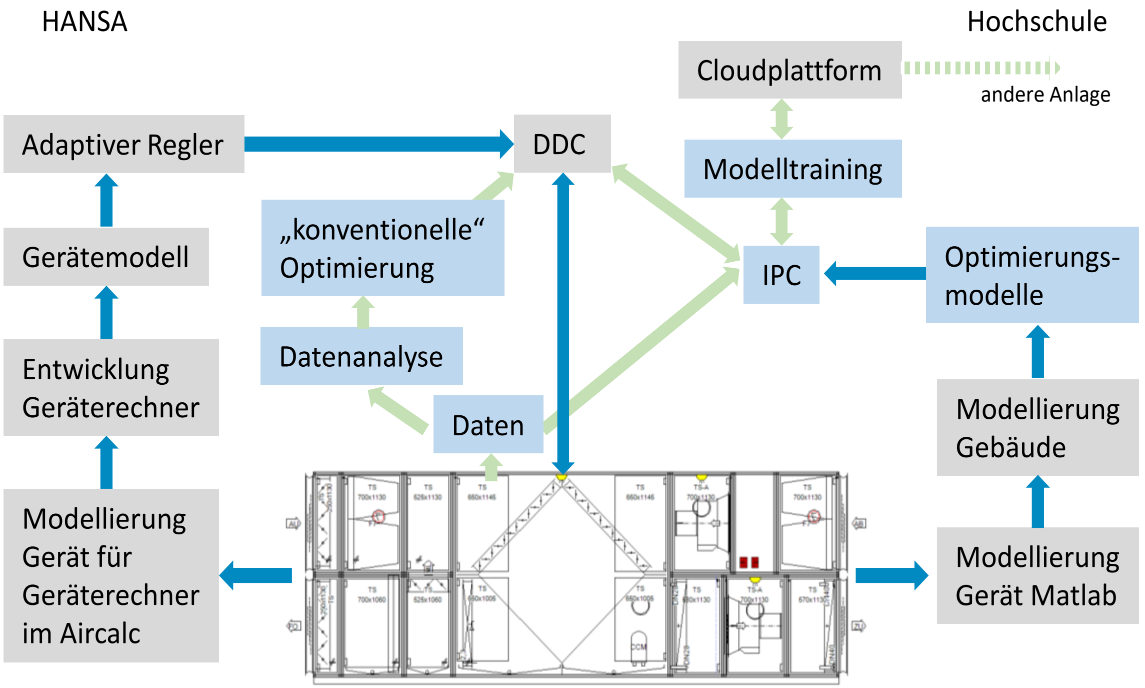



- Standard Schwimmhalle
- Komplexes Entfeuchtungsgerät
- Zusätzliche Sensorik
- Datensammlung und Auswertung über ein Jahr

# Lösungsansätze

Lösungsansätze „Smart-RLT“

1. Ansatz: Konventionelle Regelung wird aufgrund gesammelter und ausgewerteter Daten optimiert.
2. Ansatz: Implementieren eines physikalischen Gerätemodells (grey box model) mit prädiktivem Regler
3. Ansatz: Implementieren eines Modells basierend auf neuronalen Netzen (black box model) mit prädiktivem Regler



# Model Based Predictive Control vs Conventional Controllers

Selecting Optimal Operating Mode

- Outside Air → Heat Loss, Ventilator Power Consumption
- Heat Pump → Compressor Power Consumption

Trade Off between Objectives

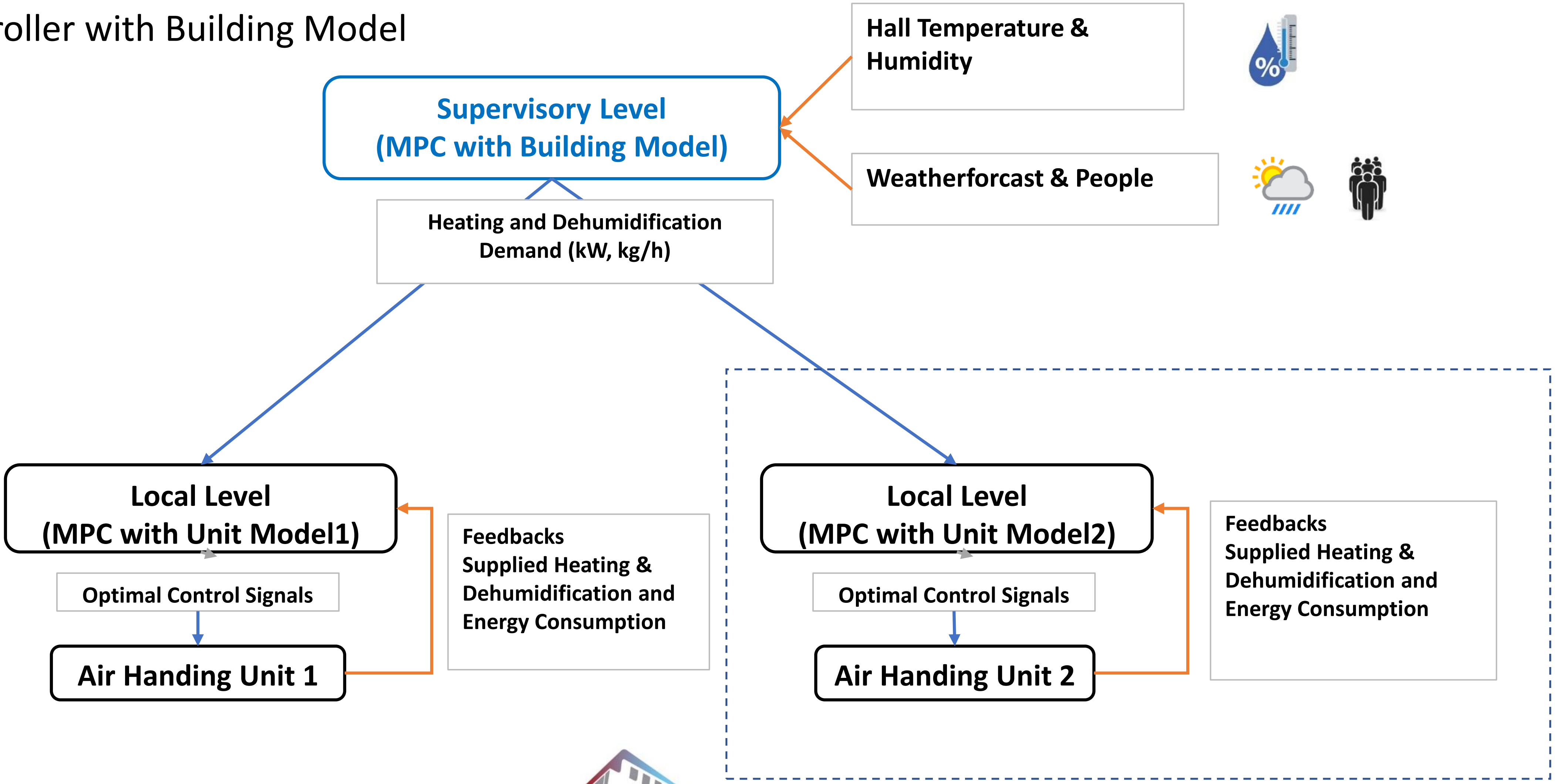
- Thermal Comfort
- Energy Saving

- Conventional Rule Based and PID Controllers
  - Simple design
  - Low Computational Demand
  - Cheap Hardware Solutions

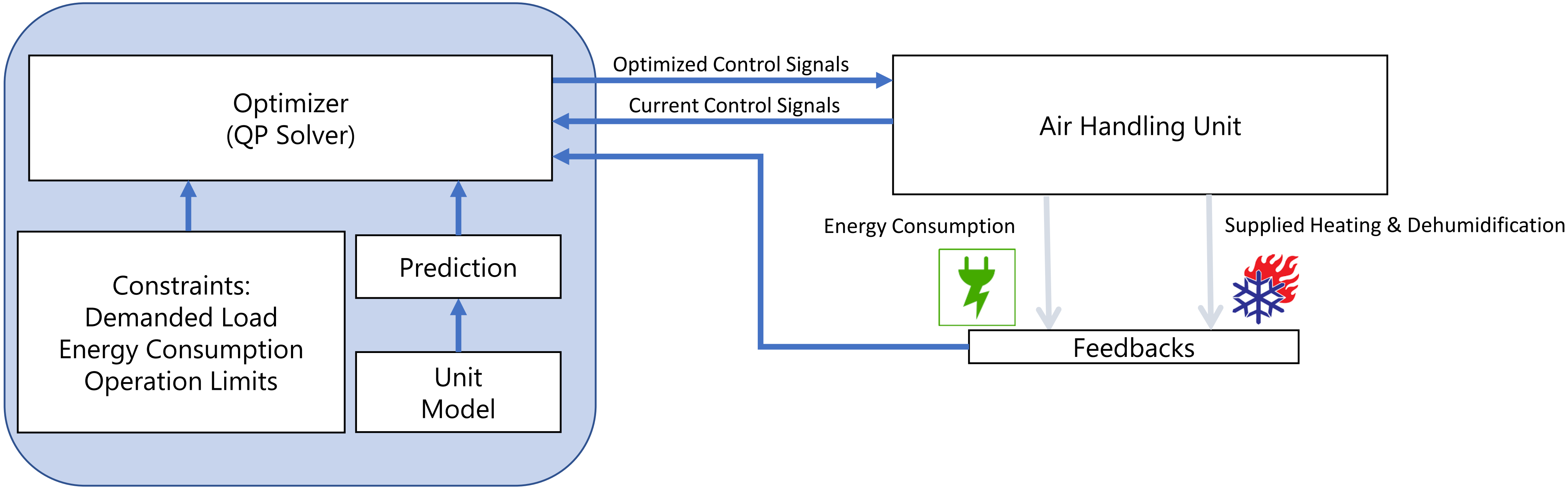
- Model Based Predictive Controllers
  - Optimal
  - Predictive (optimal trajectory)
  - Tuneable for complex MIMO Systems

# Control Strategy

Two Layer Controller with Building Model



# Overview of the Model Predictive Controller for the Unit




Optimization Objective Function to be minimized :

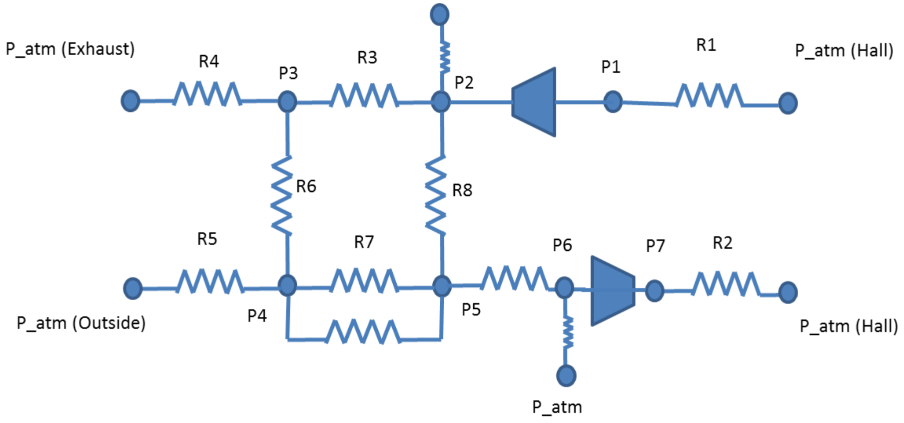
$$\sum_{i=0}^{p} \left[ \left(\boldsymbol{Q_{feedback}} - \boldsymbol{Q_{ref}}\right)^2_{\ i} + \boldsymbol{w1} \times \left(\boldsymbol{\varphi_{feedback}} - \boldsymbol{\varphi_{ref}}\right)^2_{\ i} + \boldsymbol{w2} \times \left(\boldsymbol{P_{feedback}} - \boldsymbol{P_{ref}}\right)^2_{\ i} \right]$$

Heat Load Demand(kw) | Dehumidification Load Demand(kg/hr) | Energy Consumption (kw)

# Model Overview Grey Box Model

Grey Box Model

## Air Flow Network Model



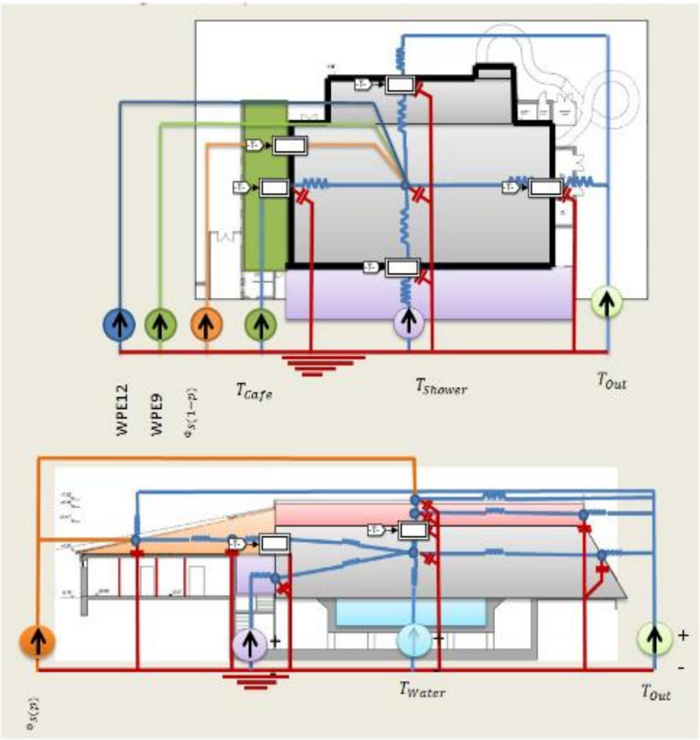

$$V = f(I)$$

$$\Delta P = f(Q^2, FanSpeed)$$

$$R_{Series} = \sum R_i$$

$$R_{Parallel} = \sqrt{\sum \frac{1}{R^2{}_i}}$$

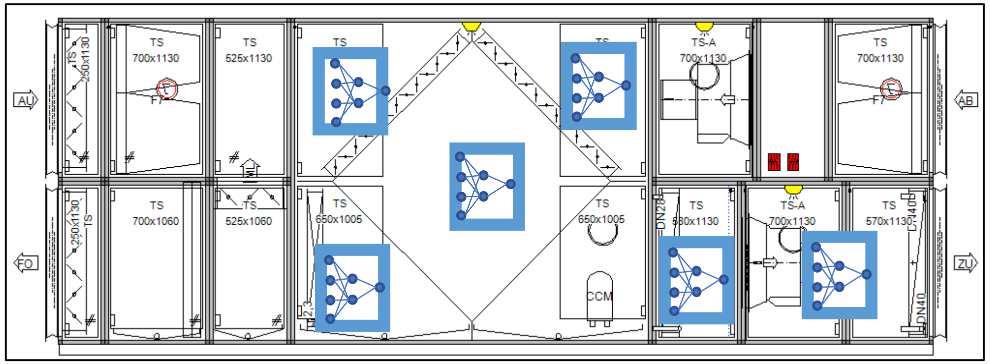
## Building Thermal Model

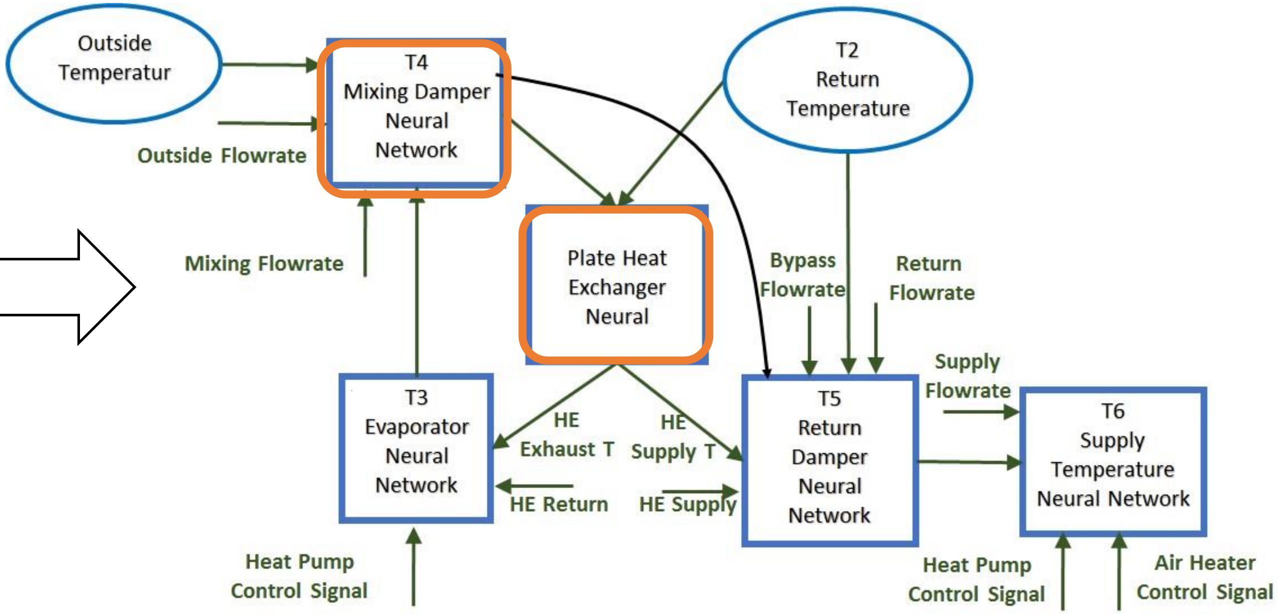



$$\frac{dQ_{wall}}{dt} = \frac{1}{R}(T_{Out} - T_{hall})$$

$$\sum \frac{dQ}{dt} = C_{hall} \frac{dT_{hall}}{dt}$$

# Unit Neural Network Model Structure

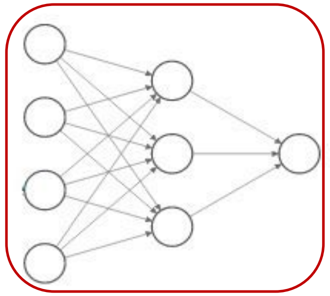





Feedforward Curve Fitting Network

y(t) = f (x(t) )

Hidden Layers: 1
Activation Function: Sigmoid
Training Algorithm: Levenberg–Marquardt (LM)




T4 Temperature Model

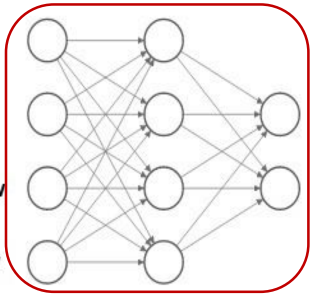
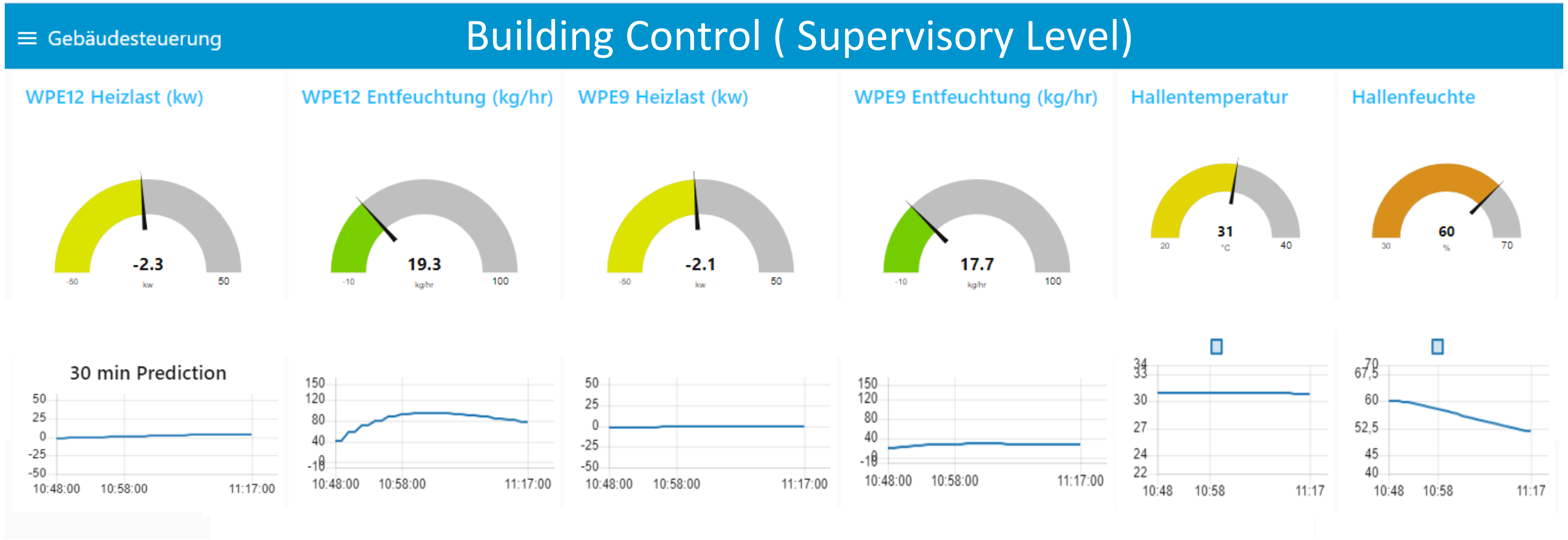
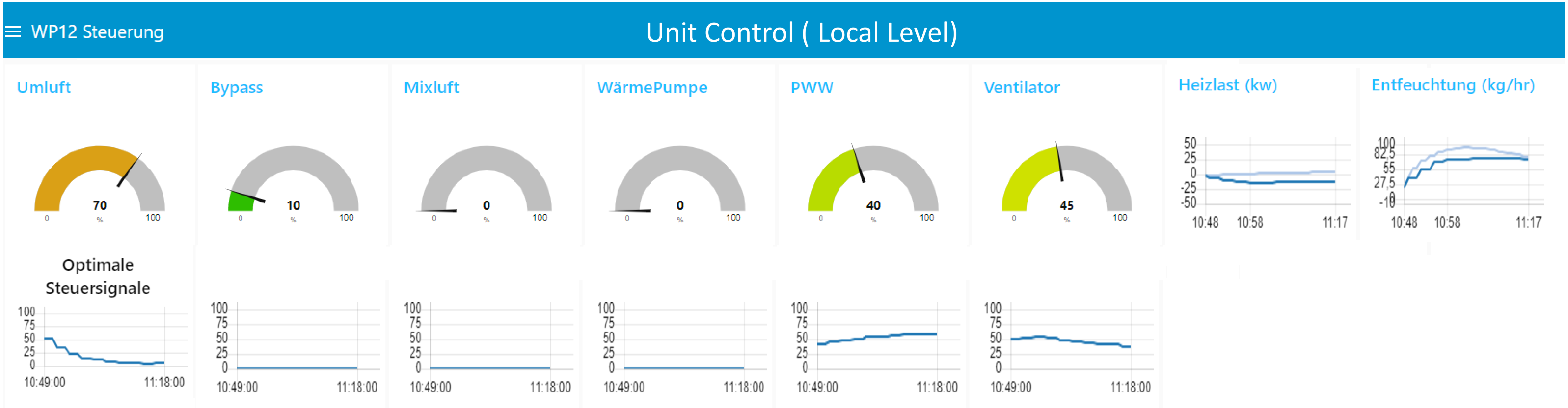
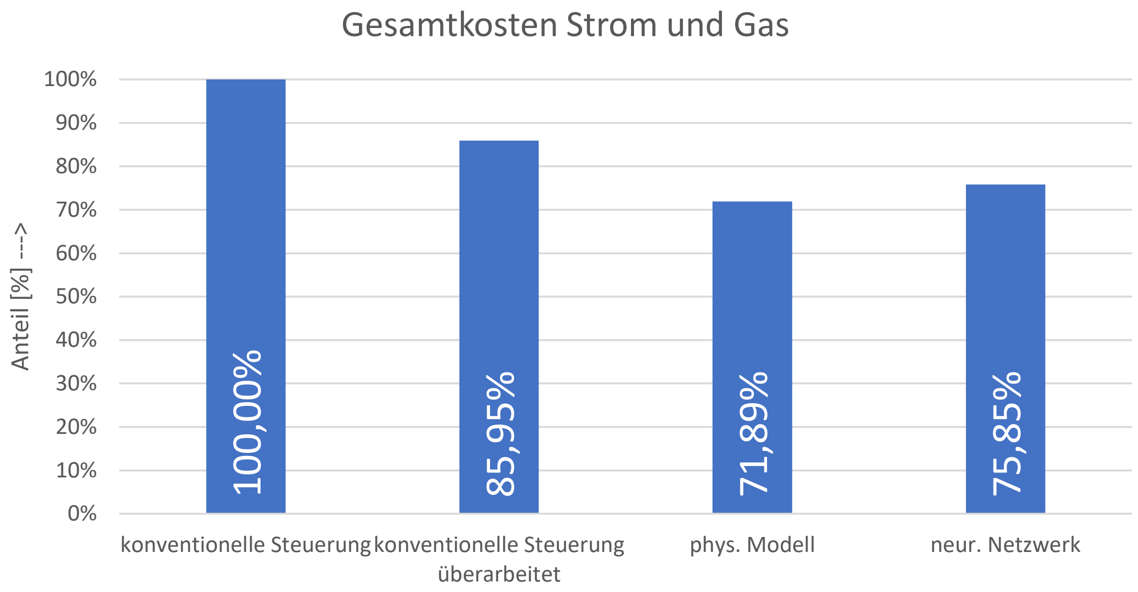



Plate Heat Exchanger Model

# Control System Dashboard



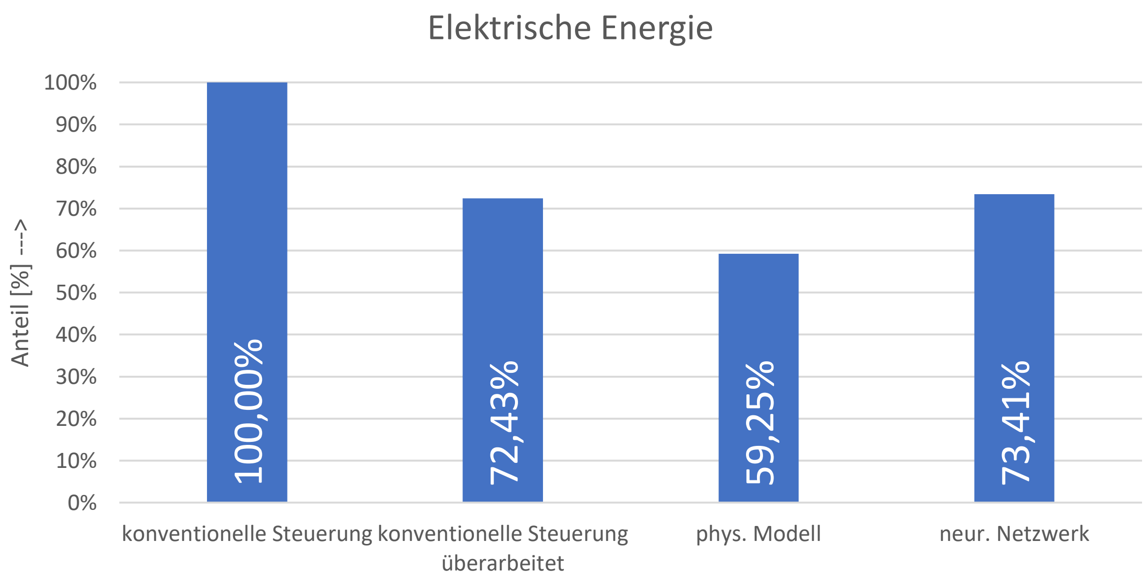



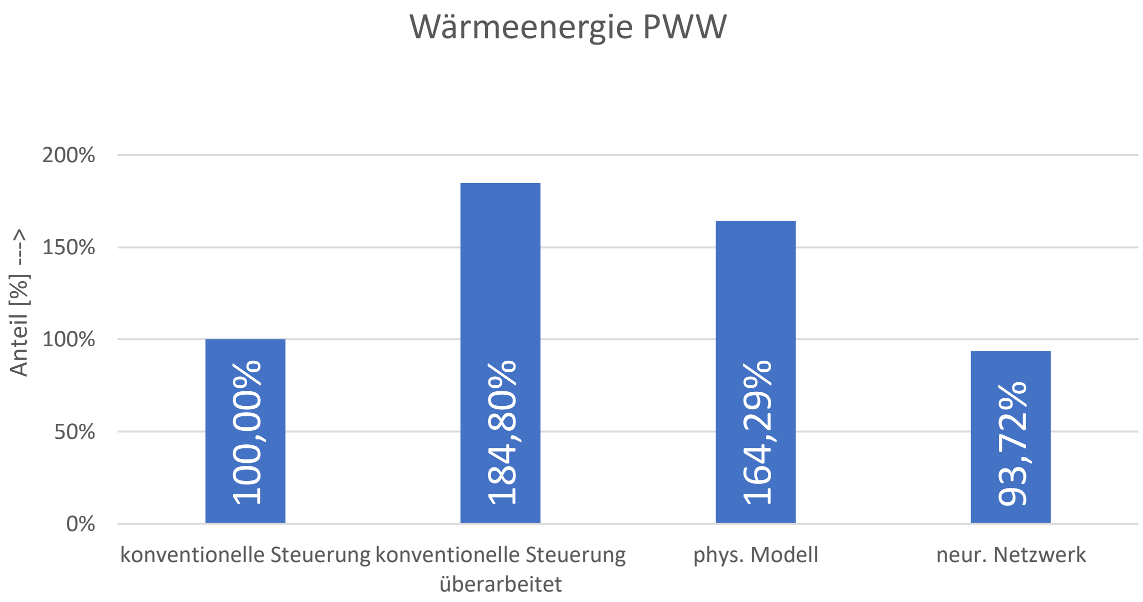



# Ergebnisse

## Je eine Woche Betrieb

## ...und dann kam Corona



# Summary and Outlook

Optimization of conventional controller based on detailed (human) data analysis shows in total 14% reduction of energy cost of the unit

Two layer model based predictive controller based on neural network and physics based model implemented with in total 25/29% cost saving

Black box model shows even in „Corona Mode“ without recirculation air up to 10% energy saving due to better transition of control values.

Longer observation in normal mode due to Corona not possible.

Outlook:

Making the Building model optional by replacing it with PI controller or re-using same building model for other buildings with different tuning parameters

Implementing model based predictive controller for second unit and „units controller“ within the founded DBU project „Smart-RLT-net“