

# Balanced Manufacturing:

Datenbasierte Modellbildung mittels Machine Learning

**IFT** - Institute for Production Engineering and Laser Technology

DI Benjamin Mörzinger



TECHNISCHE  
UNIVERSITÄT  
WIEN



# Energieeffizienz: Motivation



**PARIS AGREEMENT ON CLIMATE CHANGE (COP21)**

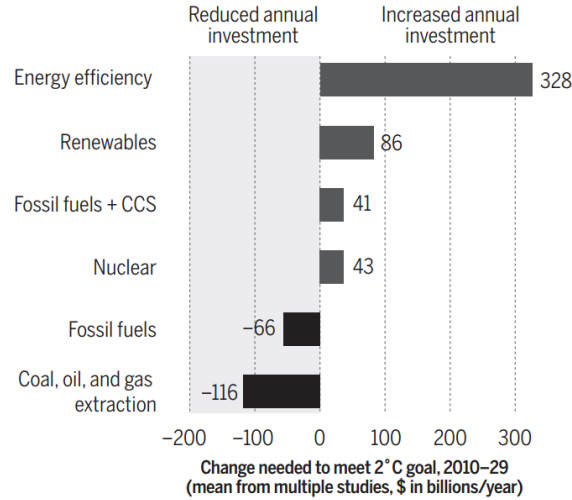
KEEP GLOBAL TEMPERATURES RISE WELL BELOW **2°C** WITH ASPIRATION TO **1.5°C**

ALL COUNTRIES TO REPORT REGULARLY ON THEIR EMISSIONS AND EFFORTS TO REDUCE THEM → NEW TRANSPARENCY AND ACCOUNTING SYSTEM IN PLACE

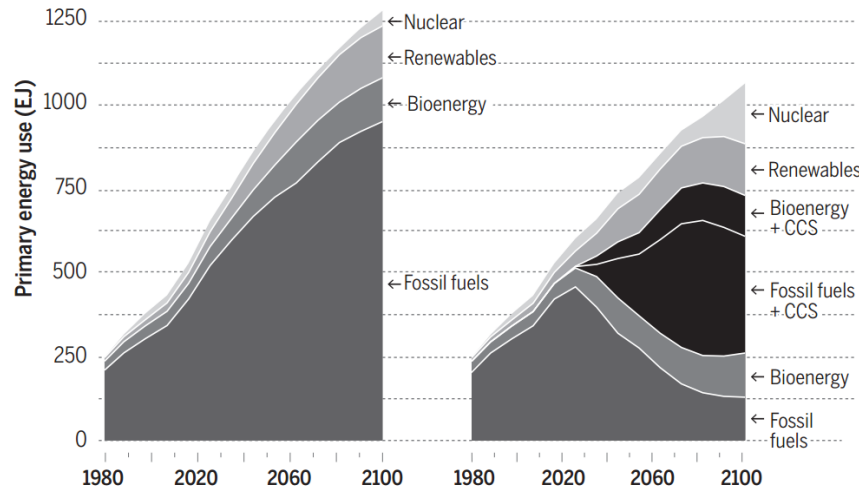
EVERY **5 YEARS** REVIEW EACH COUNTRY'S CONTRIBUTIONS TO GHG EMISSIONS CUTS SO THAT THEY CAN BE SCALED UP

DEVELOPED COUNTRIES TO PROVIDE **\$100BN** CLIMATE FINANCE PER YEAR UNTIL 2025

propelled by shifts to greener spending.

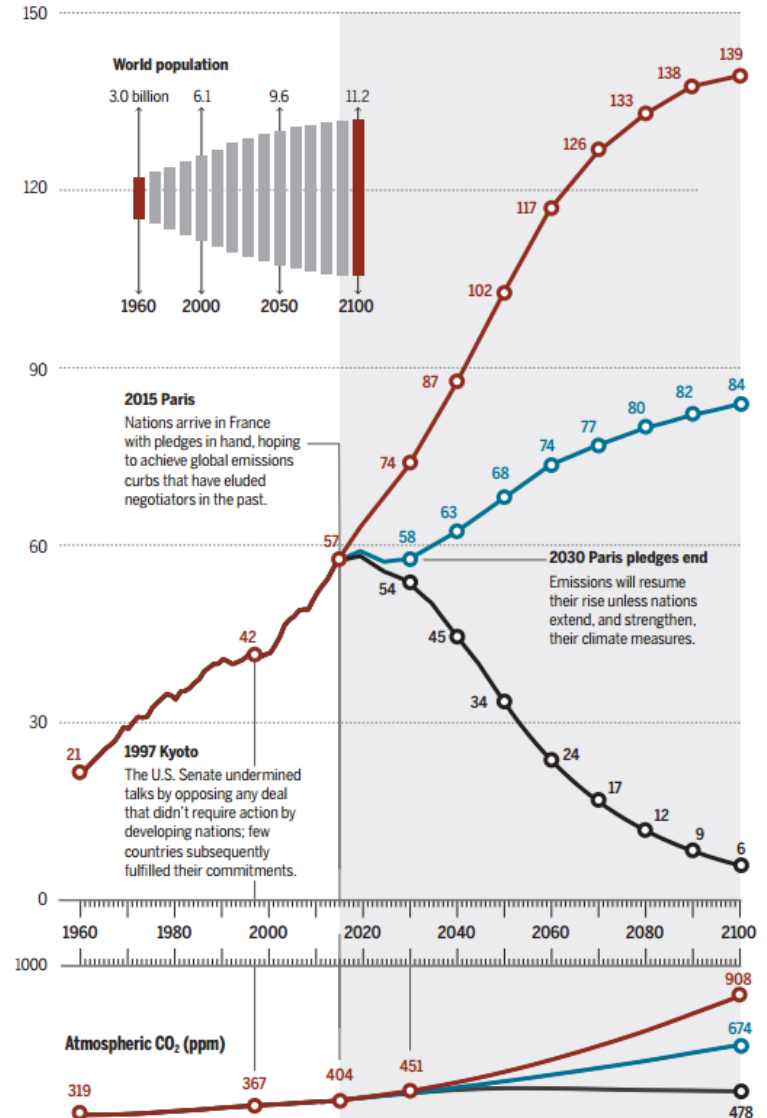


Fossil fuel dominance...



or an energy transformation...

Global emissions in CO<sub>2</sub> equivalent (Gtons per year)





Monitoring

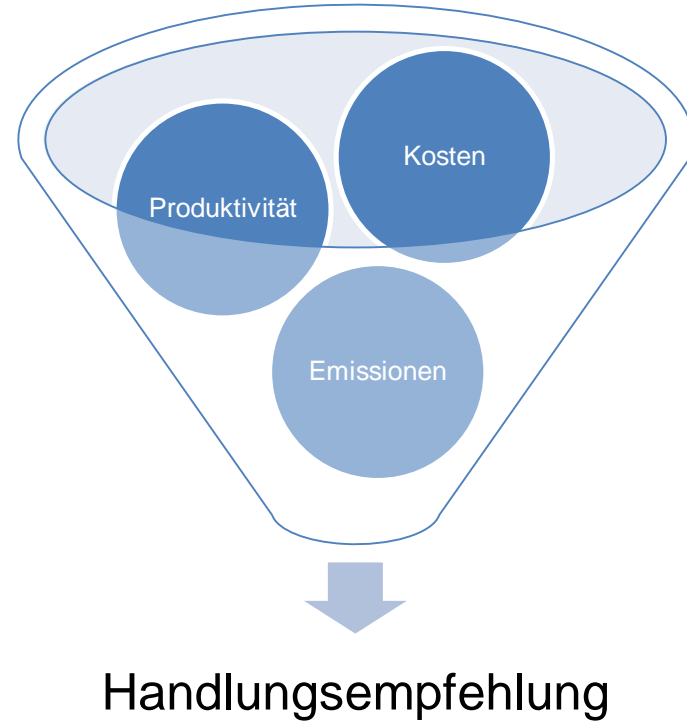
Simulation

Optimierung

*Die Zukunft umfasst intelligente Datenaufnahme, -speicherung und -verteilung durch Objekte und Menschen. Dezentrale Steuerungsmechanismen nehmen zu.*  
-Fraunhofer IAO

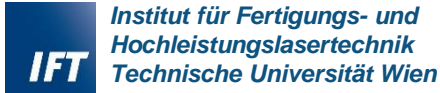
*Die eingebetteten Produktionssysteme sind (...) horizontal zu verteilen, in Echtzeit steuerbaren Wertschöpfungsnetzwerken verknüpft*  
-Arbeitskreises Industrie 4.0, BMBF

*Die integrierte Analyse und Nutzung von Daten ist die Kernfähigkeit im Rahmen von Industrie 4.0.*  
-pwc





## Research Partners



INSTITUT FÜR  
ENERGIETECHNIK UND  
THERMODYNAMIK  
Institute for Energy Systems and Thermodynamics



Institut für  
Managementwissenschaften



researchTUb



## Development Partners



die Drahtwarenhandlung



DAUBNER  
Consulting



sustain



WIEN ENERGIE

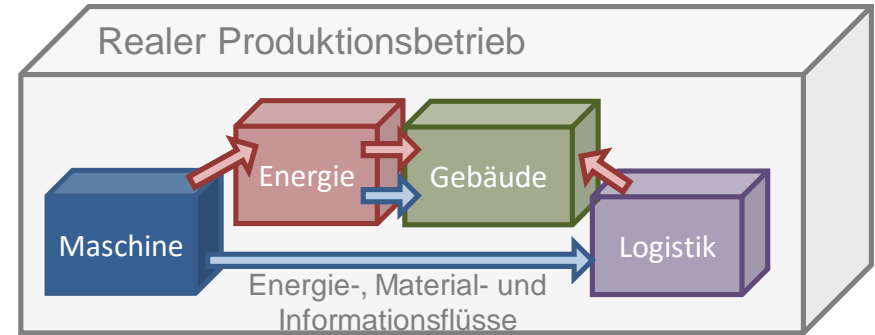
## Key Industrial Partners



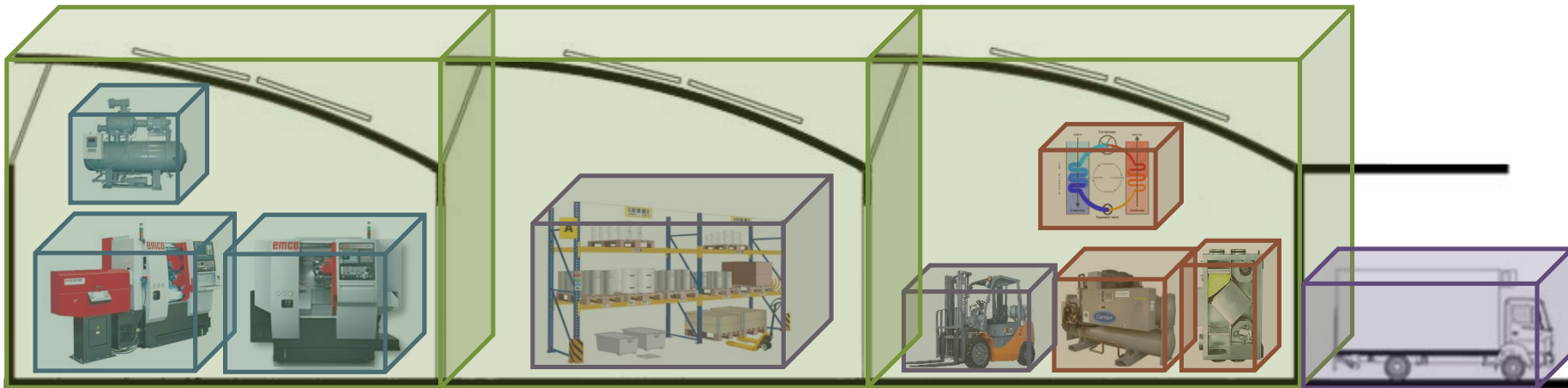
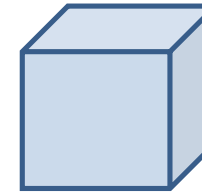
# Cubes: Heuristische Systemanalyse



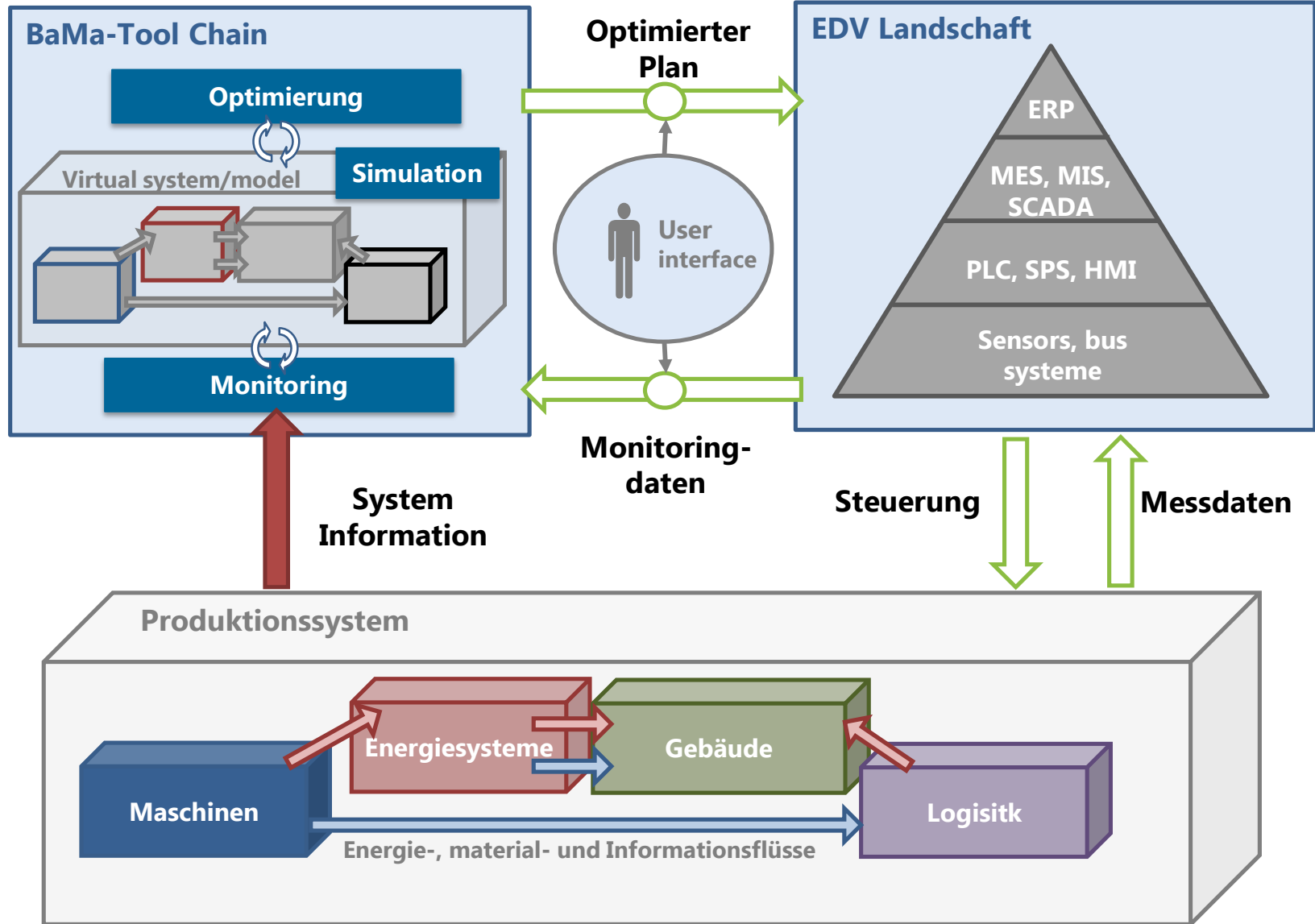
- Virtualisierung des Produktionsbetriebs
  - Komplexes System → Gliederung in Teilbereiche (Cube)
  - Kriterium: energetisches Systemverhalten
  - Modularer Ansatz bringt Flexibilität
- Simulation und Optimierung des virtuellen Gesamtsystems



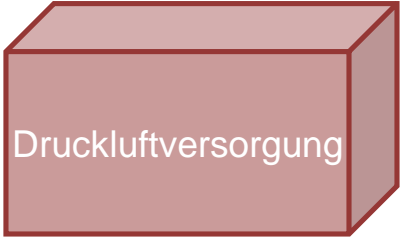
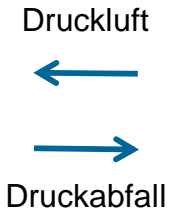
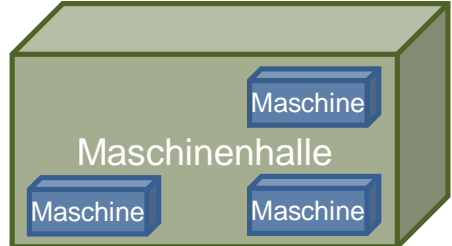
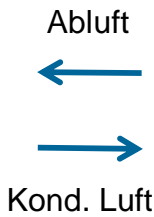
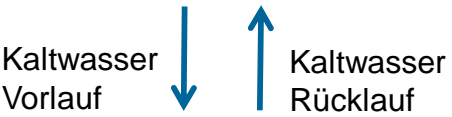
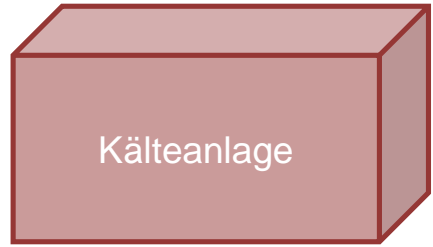
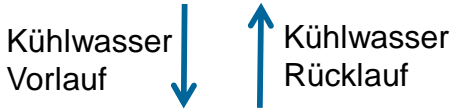
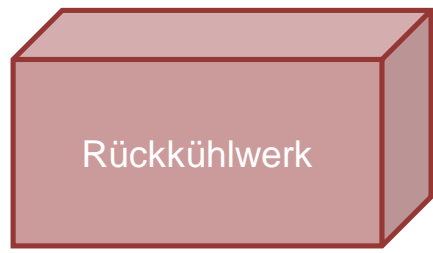
„Cube“



# Einbindung in bestehende Systeminfrastruktur

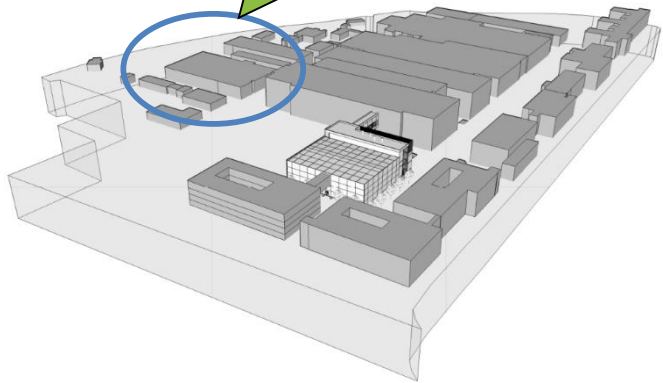


# Use Case: Kältezentrale

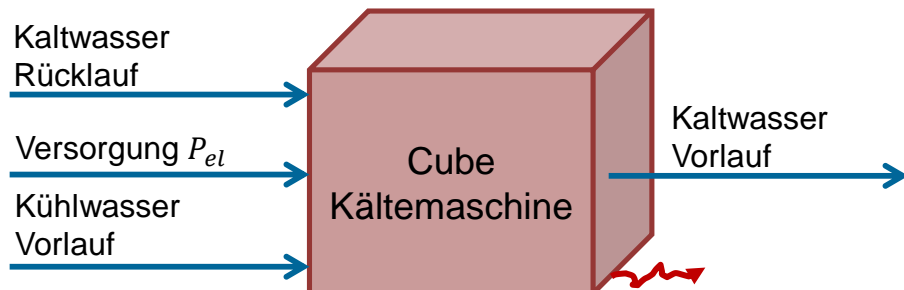
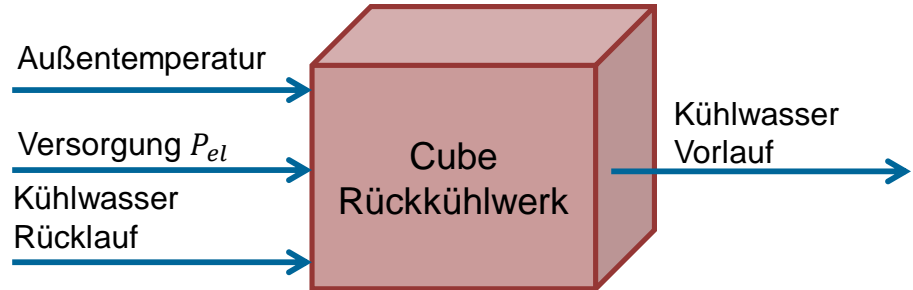


**Energiezentralen**

- 36 MW Kälte
- 10 MW Wärme
- 19 Kühltürme



# Use Case: Kältezentrale



Abwärme/  
WRG



# Modellierung: White Box



$$\dot{m}_{Ain} * c_W * T_{Ain} + \dot{m}_{Bin} * h_{L1} + \dot{m}_{Fin} * c_W * T_{Aout} = \dot{m}_{Aout} * c_W * T_{Aout} + \dot{m}_{Bout} * h_{L2} \quad \lambda = \frac{l_{tats}}{l_{min}}$$

Inputs	Bezeichnung	Einheit
Eingangstemperatur des Wassers	T_A_in	°C
Massenstrom des Wassers	m_dot_A_in	kg/s
Druck im Kühlturm	p_A_in	bar
Ausgangstemperatur des Wassers	T_A_out	°C
Eingangstemperatur des Luftstroms	T_B_in	°C
Wasserbeladung der Luft am Eingang	X_1	kg/kg
relative Mindestluftmenge	l_min	
Signal	Signal	
Feuchtkugeltemperatur der Eingangsluft	T_k1	°C

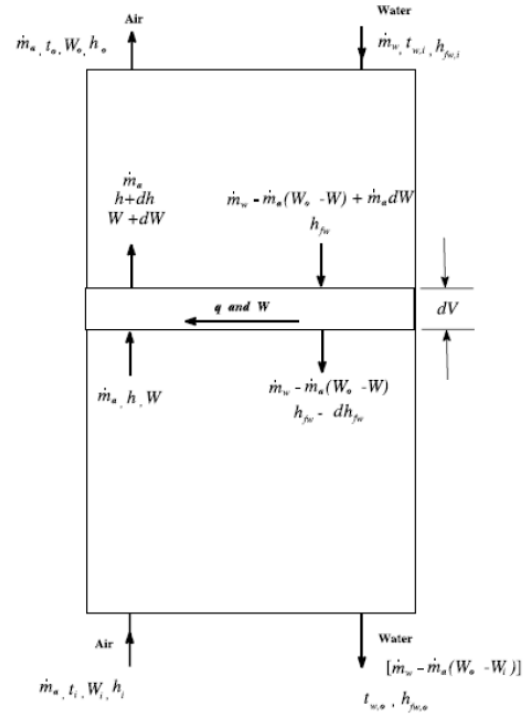
$$\dot{Q} = \dot{m}_{Ain} * c_W * (T_{Ain} - T_{Aout})$$

$$\eta_A = \frac{(T_{Ain} - T_{Aout})}{(T_{Ain} - T_{k1})} \quad \lambda = -\log\left(1 - \left(\frac{\eta_A}{K_0}\right)\right)$$

$$h_{L1} = c_{PL} * T_{Bin} + c_{PD} * T_{Bin} * X_1 + r_0 * X_1$$

$$h_{L2} = h_{L1} + \frac{\dot{m}_{Ain} * c_W * (T_{Ain} - T_{Aout})}{\dot{m}_{Bin}}$$

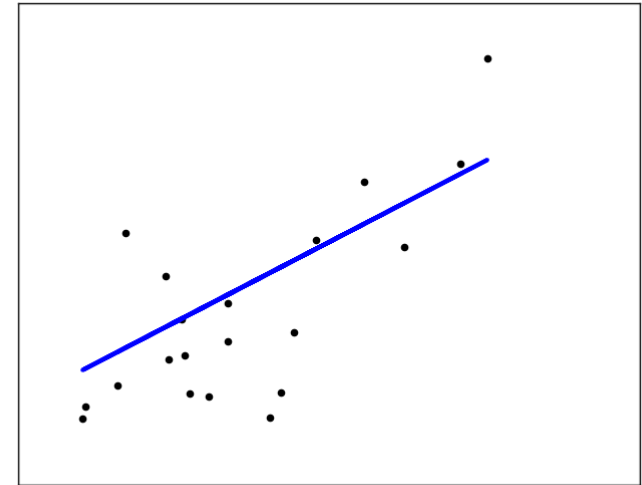
$$X_2 = X_1 + \frac{(h_{L2} - h_{L1})}{Le * \left(\frac{h_{sw} - h_{L1}}{(X_s - h_{L1})} + (h_{gw} - h_{g0} * Le)\right)}$$





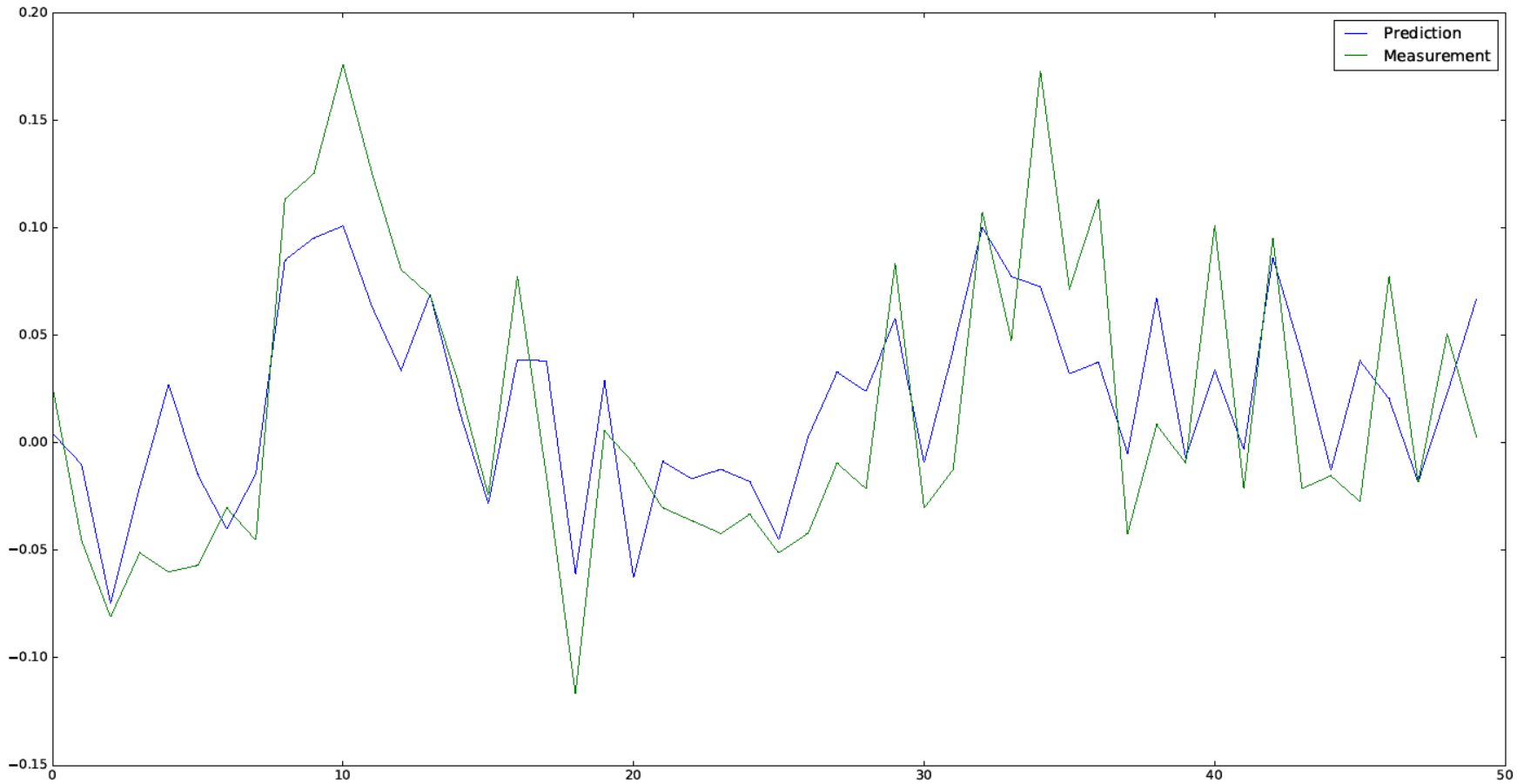
## ■ Generalized Linear Models

$$\hat{y}(\mathbf{w}, \mathbf{x}) = w_0 + w_1x_1 + \dots + w_nx_n$$
$$\min_w |\mathbf{x}\mathbf{w} - \mathbf{y}|^2$$



## ■ Modellierung der Rückkühlwerke

- Ausgangsgröße: El. Leistungsbedarf
- Eingangsgröße: Außentemperatur, Reglerstellwert, el. Leitwert.  
(Theorie: Leitwert hängt v.a. vom Salzgehalt ab, ein erhöhter Salzgehalt bedeutet eine Erhöhung des Siedepunkts → d.h. erhöhter Energiebedarf für Verdampfung notwendig)
- Modellqualität:  $R^2 \approx 0.74$ ,  $e_{rel} \approx 34\%$
- Methode: **Maschinelles Lernen**, einfach automatisierbar. Kein spezifisches Domänenwissen nötig.
- Modellverbesserung: Luftfeuchte als Eingangsgröße, komplexere Modelle

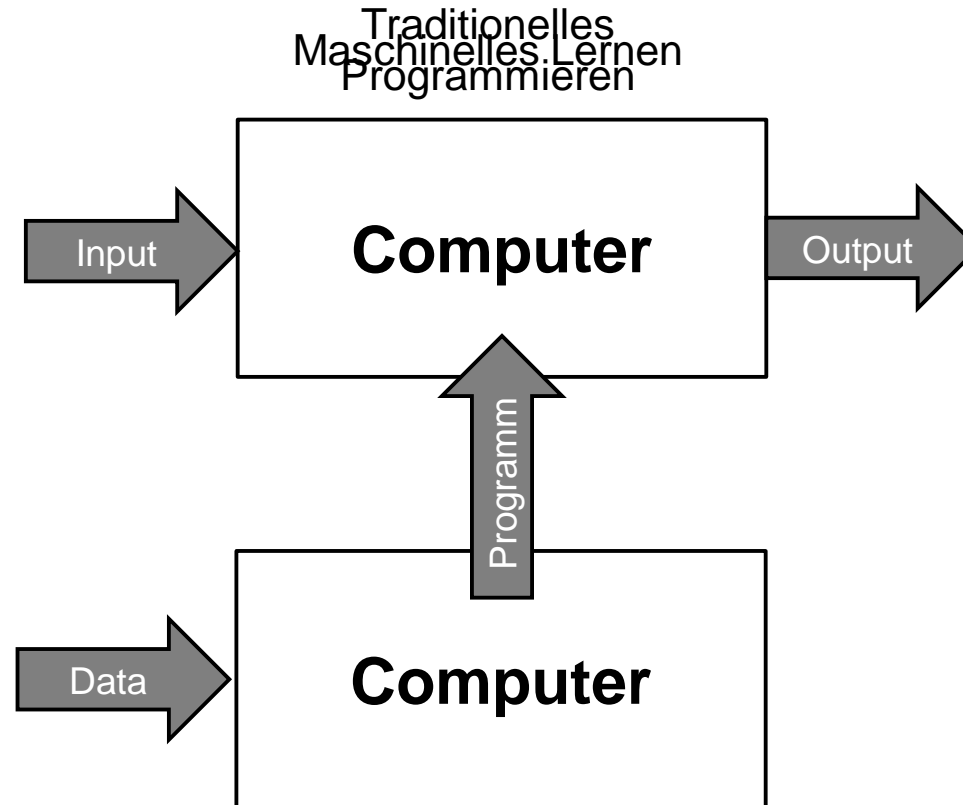


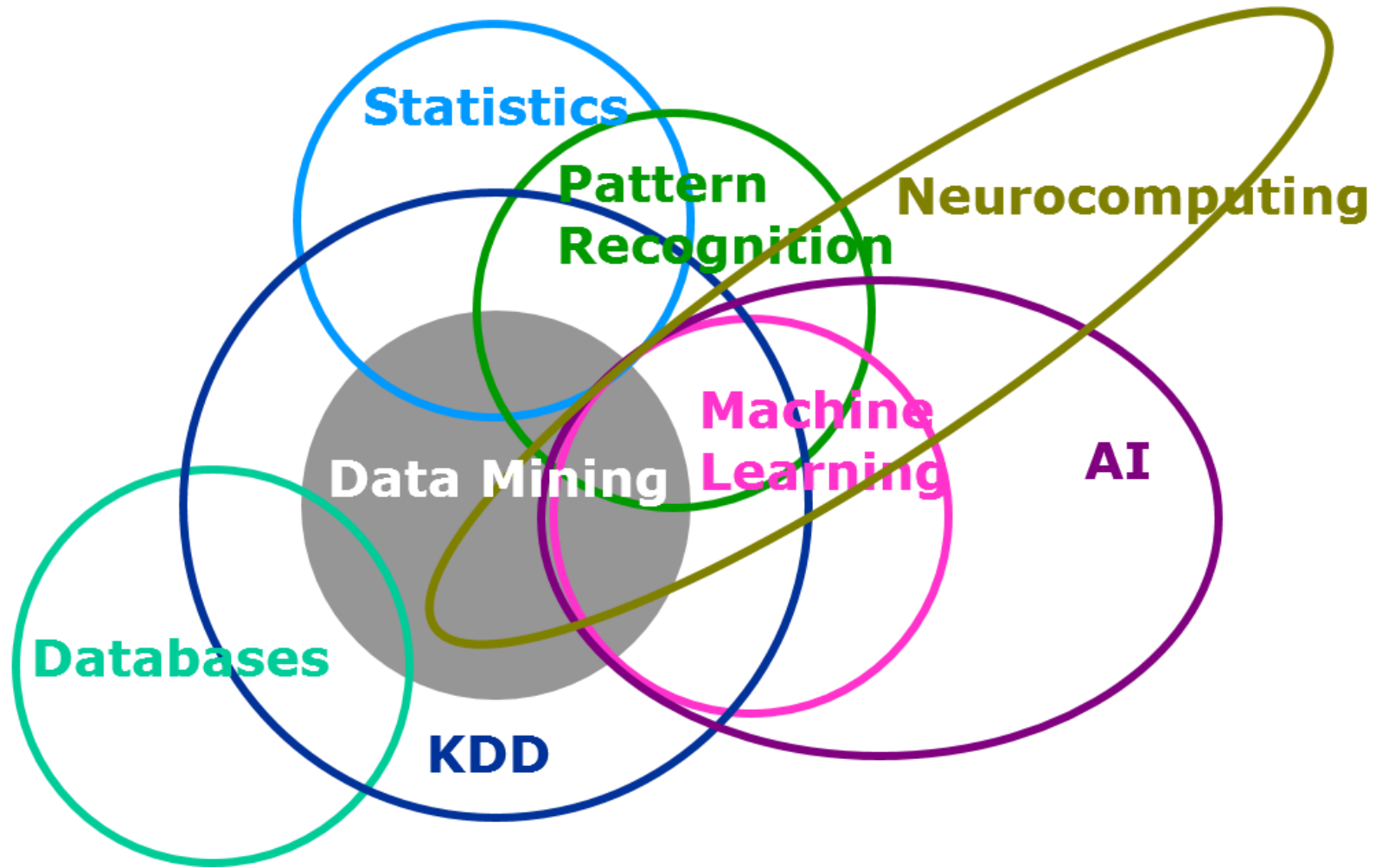
# Was ist Maschinelles Lernen?



*„Field of study that gives computers the ability to learn without being explicitly programmed.“*

Arthur Samuel, 1959





# German Traffic Sign Benchmark



- 50,000 Images
- 40 Classes
- size between 15x15 and 250x250

TEAM	METHOD	TOTAL		SUBSET
				All signs ▼
[3] IDSIA ★	Committee of CNNs	99.46%	99.46%	99.46%
[1] INI-RTCV ★	Human Performance	98.84%	98.84%	98.84%
[4] sermanet ★	Multi-Scale CNNs	98.31%	98.31%	98.31%
[2] CAOR ★	Random Forests	96.14%	96.14%	96.14%
[6] INI-RTCV	LDA on HOG 2	95.68%	95.68%	95.68%
[5] INI-RTCV	LDA on HOG 1	93.18%	93.18%	93.18%
[7] INI-RTCV	LDA on HOG 3	92.34%	92.34%	92.34%

Source: <http://benchmark.ini.rub.de/>



DI Benjamin Mörzinger

Technische Universität Wien

**IFT - Institut für Fertigungstechnik und Hochleistungslasertechnik**

Forschungsgruppe Energie- und Ressourceneffizienz

Getreidemarkt 9 / 311

1060 Wien

Österreich

Tel.: +43 1 58801 31118

Mobil: +43 6648966685

Email: [moerzinger@ift.at](mailto:moerzinger@ift.at)

www: <http://www.ift.at>

Man sollte die Dinge so  
einfach wie  
möglich machen, aber nicht  
einfacher.  
- Albert Einstein

