Schweizerische Eidgenossenschaft
Confédération suisse
Confederazione Svizzera
Confederaziun svizra

Eidgenössisches Departement für
Umwelt, Verkehr, Energie und Kommunikation UVEK

**Bundesamt für Energie BFE**
Sektion Energieforschung und Cleantech

**Schlussbericht vom** 20.08.2021

# LoCoSol – Low-Cost Monitoring von thermischen Solaranlagen

**Quelle:** Energie Zukunft Schweiz AG

**Datum:** 20.08.2021

**Ort:** Bern

**Subventionsgeberin:**
Bundesamt für Energie BFE
Sektion Energieforschung und Cleantech
CH-3003 Bern
www.bfe.admin.ch

**Subventionsempfänger/innen:**
FHNW, Institut Nachhaltigkeit und Energie am Bau
Hofackerstrasse 30, 4132 Muttenz
https://www.fhnw.ch/de/die-fhnw/hochschulen/architektur-bau-geomatik/institute/ineb

Energie Zukunft Schweiz AG
Viaduktstrasse 8, 4051 Basel
www.energiezukunftschweiz.ch

**Autor/in:**
Ralph Eismann, FHNW
Joachim Hofmann, FHNW
Bernd Sitzmann, Energie Zukunft Schweiz AG
Dominique Kunz, FHNW

**BFE-Projektbegleitung:**
Andreas Eckmanns, andreas.eckmanns@bfe.admin.ch
Dr. Elimar Frank, elimar.frank@frank-energy.com

**BFE-Vertragsnummer:** SI/501965-01

**Für den Inhalt und die Schlussfolgerungen sind ausschliesslich die Autoren dieses Berichts verantwortlich.**

# Zusammenfassung

Ein maschinell lernender Algorithmus (MLA) wurde entwickelt, der in der Lage ist, den Betriebszustand von solarthermischen Anlagen zu beurteilen und Fehlfunktionen zu identifizieren. Der MLA verwendet die Messdaten von nur einem Temperatursensor sowie die Bestrahlungsstärke und die Umgebungstemperatur der nächstgelegenen Wetterstation. Die Messdaten werden via LoRaWAN kommuniziert. Die Analyse der Daten erfolgt auf einem cloudbasierten Server. Eine detaillierte Analyse der Problemstellung führt zur Klassifizierung als multivariantes Zeitreihenproblem. Für Problemstellungen dieser Art sind Neuronale Netze aus dem Bereich der Datenwissenschaft bestens geeignet. Das Training und die Validierung des neuronalen Netzes wurde mit Hilfe des Software-Frameworks TensorFlow durchgeführt. Hierzu wurden Daten aus dem bereits laufenden Monitoring-system verwendet. Es konnte gezeigt werden, dass der MLA in der Lage ist, die Nachtauskühlung des Speichers durch Schwerkraftzirkulation, eine häufig auftretende Fehlfunktion, mit einer Treffsicherheit 79% bis 89% zu erkennen. Für die Weiterentwicklung zu einer praxistauglichen Lösung muss jedoch das neuronale Netzwerk verbessert und anhand einer umfangreicheren Datenbasis trainiert und validiert werden.

# Résumé

Un algorithme d'apprentissage automatique (MLA) a été développé, capable d'évaluer l'état de fonctionnement des centrales solaires thermiques et d'identifier les dysfonctionnements. L'AML utilise les données de mesure d'un seul capteur de température ainsi que l'éclairement énergétique et la température ambiante de la station météorologique la plus proche. Les données de mesure sont communiquées via LoRaWAN. L'analyse des données est effectuée sur un serveur en nuage. Une analyse détaillée du problème conduit à sa classification comme un problème de séries temporelles multivariées. Les réseaux neuronaux issus du domaine de la science des données sont parfaitement adaptés aux problèmes de ce type. La formation et la validation du réseau de neurones ont été effectuées à l'aide du cadre logiciel TensorFlow. Pour ce faire, les données du système de surveillance déjà en place ont été utilisées. Il a pu être démontré que le MLA est capable de détecter le refroidissement nocturne du réservoir de stockage par circulation gravitaire, un dysfonctionnement fréquent, avec une précision de 79% à 89%. Cependant, pour être développé en une solution pratique, le réseau neuronal doit être amélioré, entraîné et validé en utilisant une base de données plus étendue.

# Summary

A machine-learning algorithm (MLA) has been developed that is capable of assessing the operating status of solar thermal plants and identifying malfunctions. The MLA uses the measurement data from only one temperature sensor as well as the irradiance and ambient temperature of the nearest weather station. The measurement data is communicated via LoRaWAN. The data is analyzed on a cloud-based server. A detailed analysis of the problem leads to its classification as a multivariate time series problem. Neural networks from the field of data science are ideally suited for problems of this type. The training and validation of the neural network was performed using the software framework TensorFlow. For this purpose, data from the already running monitoring system were used. It could be shown that the MLA is able to detect the night cooling of the storage tank by gravity circulation, a frequently occurring malfunction, with an accuracy of 79% to 89%. However, for further development into a practical solution, the neural network needs to be improved and trained and validated against a more extensive database.

# Take-home messages

- Thermische Solaranlagen müssen überwacht werden, wie dies bei Photovoltaikanlagen bereits seit einigen Jahren Standard ist.
- Der Zustand einer Solaranlage kann anhand der gemessenen Vorlauftemperatur sowie der Umgebungstemperatur und der Bestrahlungsstärke zuverlässig beurteilt werden.
- Die Kombination des Internet of Things mit der Datenanalyse mit Hilfe neuronaler Netzwerke ermöglicht kostengünstige, leicht anzuwendende Lösungen.

# Inhaltsverzeichnis

**Zusammenfassung** ..... **3**

**Résumé** ..... **3**

**Summary** ..... **3**

**Take-home messages** ..... **4**

**Inhaltsverzeichnis** ..... **5**

**Abkürzungsverzeichnis** ..... **6**

**1 Einleitung** ..... **7**

1.1 Resultate der Qualitätsprüfung von Solaranlagen ..... 7

1.2 Motivation des Projektes ..... 7

1.2.1 Möglichkeiten zur Fernüberwachung von Solaranlagen ..... 8

1.2.2 Machbarkeitsstudie für eine LowCost Lösung ..... 9

1.3 Projektziele ..... 10

**2 Vorgehen und Methode** ..... **11**

2.1 Daten und Software ..... 11

2.2 Klassifizierung von Fehlertypen ..... 12

2.3 Optimierung der Sensorinstallation ..... 12

**3 Zulässige Ereignisse, Fehler und ihre Bewertung** ..... **12**

3.1 Stagnation ..... 13

3.2 Ertragsminderung durch Betriebsstörungen ..... 14

3.3 Nachtauskühlung des Speichers ..... 15

**4 Entwicklung eines regelbasierten Algorithmus** ..... **16**

**5 Entwicklung eines maschinell lernenden Algorithmus** ..... **19**

**6 Ergebnisse und Diskussion** ..... **21**

6.1 Leistungsfähigkeit des MLA ..... 21

6.2 Kritische Beurteilung der Zielerreichung ..... 22

**7 Schlussfolgerungen** ..... **22**

**8 Ausblick und zukünftige Umsetzung** ..... **23**

**9 Danksagung** ..... **23**

**10 Literaturverzeichnis** ..... **23**

# Abkürzungsverzeichnis

| | |
|---|---|
| CNN | Convolutional Neural Network |
| EKG | Elektrokardiogramm |
| EZS | Energie Zukunft Schweiz AG |
| HAR | Human Activity Recognition |
| IoT | Internet of Things |
| IWB | Industrielle Werke Basel |
| KPI | Key Performance Indicators |
| LSTM | Long- and Short-Term Memory |
| MAG | Membran-Ausdehnungsgefäss |
| MFH | Mehrfamilienhäuser |
| ML | Machine Learning |
| MLA | Machine Learning Algorithm |
| LAN | Local Area Network |
| LoRaWAN | Long Range Wide Area Network |
| PV | Photovoltaik |
| SMS | Short Message Service |
| WLAN | Wireless Local Area Network |

# 1 Einleitung

Thermischen Solaranlagen (in Folge TS genannt) können ihren Beitrag zur Energiestrategie und zur Einhaltung von Richtlinien und Energiestandards nur erfüllen, wenn diese zuverlässig funktionieren. Voraussetzungen hierfür sind, dass TH gemäss den bekannten Richtlinien geplant und installiert werden. Fehlfunktionen müssen rechtzeitig erkannt und behoben werden. In den folgenden Abschnitten wird die Notwendigkeit eines Monitoring hergeleitet und Lösungsmöglichkeiten aufgezeigt.

## 1.1 Resultate der Qualitätsprüfung von Solaranlagen

Energie Zukunft Schweiz (EZS) führt seit 2013 Qualitätsprüfungen an thermischen Solaranlagen durch und publizierte die Resultate in mehreren ausführlichen Berichten [1-7] sowie Zeitschriftenbeiträgen und Konferenzbeiträgen [8]. Bisher wurden insgesamt 463 Anlagen geprüft. 76 Anlagen wurden in nicht funktionierendem Zustand angetroffen. Die häufigsten unmittelbaren Ursachen sind

- Freie Gase im Kreislauf
- Fehlfunktion des Temperaturfühlers im Kollektorfeld

Die Ursachen für freie Gase im Kreislauf sind vielfältig. Auf der Basis der oben genannten Berichte und der Erfahrung der Autoren können folgende Ursachen identifiziert werden:

- Ungenügende Entlüftung. Diese ist meist leicht zu erkennen, da sie meist unmittelbar zu Betriebsstörungen und Ausfällen führt.

Weitere Ursachen hängen mit der Druckhaltung mittels Membran-Druckausdehnungsgefäss zusammen:

- Zu klein dimensioniertes Gefäss. Bei Stagnation führt der Druckanstieg zum Ansprechen des Sicherheitsventiles und damit zum Verlust des Wärmeträgers. Nach dem Abkühlen kann der Systemdruck am Hochpunkt unter dem Atmosphärendruck liegen. Weil Rohrverbindungen selten vakuumdicht sind, führt Unterdruck zum Eintritt von Luft in den Kreislauf.
- Falsch eingestellter Vordruck der Gasfüllung im MAG.
- Falsch eingestellter Fülldruck.

Diese Befunde sind ein Ausdruck dafür, dass einerseits das Verständnis für die Druckhaltung mangelhaft ist, und andererseits die verfügbaren Dimensionierungsmethoden nicht praxisgerecht sind.

Es zeigt sich ausserdem, dass das Installationsgewerbe bei der Auswahl des Wärmesystems der thermischen Solarenergie bereits abgeneigt gegenübersteht und Alternativen wie PV und Wärmepumpen bevorzugt. Ein Grund hierfür könnte in zu vielen negativen Erfahrungen bei Inbetriebnahme und häufigen Betriebsproblemen, insbesondere bei Mehrfamilienhäusern (MFH), liegen. Die Fehlererkennung bei thermischen Solaranlagen gestaltet sich für den Installateur aufgrund der örtlichen Komplexität und dem Fehlen von Analyseverfahren jedes Mal aufs Neue zu einer Herausforderung. Aufwändige Wärmemengenmessungen geben zwar Auskunft über den Ertrag. Eine Fehlfunktion wird aber dadurch zu spät erkannt, da die Messdaten zuerst ausgewertet werden müssten. Ausserdem kann damit keine ungewollte Nachtauskühlung erkannt werden und die Installation der Messgeräte ist zu teuer.

## 1.2 Motivation des Projektes

Aus den im vorangehenden Abschnitte dargestellten Gründen ist das Monitoring von Solaranlagen ein dringendes Anliegen, für das seit vielen Jahren Lösungen gesucht werden.

### 1.2.1 Möglichkeiten zur Fernüberwachung von Solaranlagen

de Keizer, et al. [9] geben einen umfassenden Überblick über Lösungen und Forschungsresultate bis 2008. Darauf aufbauend wurde im Rahmen des Verbundprojektes SolarCheck eine Lösung entwickelt, die nebst Fehlerdetektion ein umfassendes Assessment von Solaranlagen ermöglichen [10, 11]. Ein Teil der Anstrengungen widmete sich explizit einer der häufigsten Ursachen von Betriebsstörungen: den freien Gase in Kreisläufen [12].

Im Rahmen des Verbundprojektes SolarCheck wurde an der Universität Kassel ein Verfahren entwickelt, das die Leistungsfähigkeit von Solaranlagen zur Warmwasserbereitung und Heizungsunterstützung in einer anschaulichen Kennzahl darstellt [10], [11]. Gegenwärtig ist nebst des Monitoring eine Simulation als Benchmark erforderlich. Aufgrund der sehr hohen Kosten konnte sich das System im Markt bisher nicht etablieren. Allein der Aufwand für die Messdatenerfassung wird mit 1100 Euro beziffert [13]. Der Betrachtungszeitraum über ein Jahr eignet sich sehr gut für die energetische Betrachtung, jedoch weniger für die Detektion von Fehlern. Bei sehr grossen Solaranlagen, mit denen Wärmegestehungspreise von wenigen Eurocent erzielt werden können, fallen diese Kosten jedoch nicht ins Gewicht. Die methodische Verbindung von Monitoring und Simulation besitzt jedoch Vorteile, die durch Monitoring allein nicht zu erreichen sind. Insbesondere dann, wenn das Simulationsmodell zu einem digitalen Zwilling ausgebaut würde.

Der in Deutschland angebotene SolarCheck der Verbraucherzentrale [14] umfasst die Inspektion der Anlage durch eine Expertin oder einen Expertin. Die Gesamtkosten betragen 342 Euro, wobei sich das Bundesministerium für Wirtschaft und Energie gegenwärtig mit 312 Euro beteiligt. Eine automatisierte Fernüberwachung ist darin nicht enthalten.

Die Egon AG [15] bietet ebenfalls ein Monitoring-System an. Es wird aber, ebenfalls aufgrund hoher Kosten (Monitoring Kit 495 CHF, Kostenvoranschlag for Installation 380 CHF, Jahresgebühr 49 CHF), nicht in grossen Stückzahlen eingesetzt.

Namhafte Hersteller, beispielsweise SOLTOP [16], bieten Lösungen zur Fernüberwachung an. Diese sind auf die entsprechenden Solarregler abgestimmt und lesen deren Signale via Busleitung. Die einfachste Version besteht aus einem SMS Meldemodul, das mit dem Solarregler mittels Pro-Bus verbunden ist und das Handynetz kommuniziert. Das Modul kostet 180 CHF, zuzüglich Busleitung, Installation und Gebühren für die SIM-Karte. Das Web Modul Conexio 200 bildet den Solarregler via Internetverbindung auf einem Webbrowser ab. Dadurch ist Fernüberwachung und Fernbedienung möglich. Das Modul kostet 399 CHF, zuzüglich Internetverbindung. Ein Algorithmus zur Fehlererkennung ist jedoch nicht integriert.

Weitere Lösungen wurden in einer 2017 erschienenen Studie analysiert [17] und im Hinblick auf ihre Massentauglichkeit bewertet. Zwei Varianten haben sich als besonders vielversprechend herauskristallisiert. Die kostengünstigste Variante besteht aus einem einzigen Temperatursensor, dessen Signal durch den Betreiber geprüft wird, falls dieser aufgrund der Witterung ein Solarertrag erwartet. Eine weitere Variante nutzt die Signale zweier Temperatursensoren, die durch einen Microcontroller verarbeitet werden. Dieser analysiert die anhand einfacher Kriterien auf Fehlfunktionen und übermittelt Fehlermeldungen über WLAN an den Anlagenbetreiber.

Die in diesem Abschnitt in knapper Form dargestellten Lösungen zeigen, dass Technologien für den Fernzugriff auf Anlagendaten und deren Analyse grundsätzlich verfügbar sind. Allerdings sind nicht nur die Investitions- und Betriebskosten meist deutlich zu hoch. Auch der Prozess aus Sicht des Kunden, von der Suche nach geeigneten Angeboten, über den Kauf und die Installierung bis zum Betrieb, ist recht aufwändig. Dies sind die Hauptgründe dafür, dass das Monitoring bei solarthermischen Anlagen nur sehr wenig verbreitet ist.

Einige Lösungsansätze sind in Abbildung 1 vereinfachend dargestellt. Die webbasierten Lösungen erfordern eine Internetanbindung per LAN oder WLAN, was häufig Zusatzinvestitionen erfordert. Nach dem Abschalten des G2 Netzes steht das Mobilfunk zur Übertragung von Daten mit geringer Dichte

nicht mehr zur Verfügung. Daher erfüllt keine der dargestellten Varianten die Anforderungen an die Massentauglichkeit.

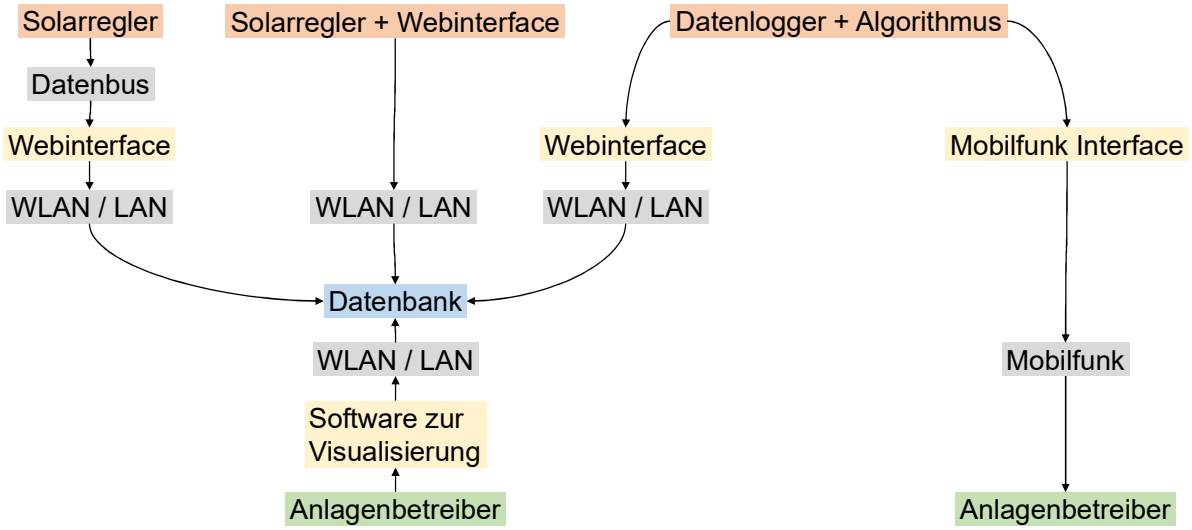


Abbildung 1 Herkömmliche Methoden zur Fernüberwachung von solarthermischen Anlagen.

### 1.2.2 Machbarkeitsstudie für eine LowCost Lösung

Auf der Grundlage dieser Studie und dank der praktisch flächendeckenden Verfügbarkeit des Long Range Wide Area Network (LoRaWAN) der Swisscom wurde bei EZS der Grundsatzentscheid gefällt, dieses kostengünstige Netz zu nutzen. Ausserdem wurde die Idee entwickelt, den Zustand der Solaranlage anhand eines einzigen Temperatursignales in Kombination mit online verfügbaren Wetterdaten zu beurteilen. LoRaWAN gehört zur Technologie Internet of Things (IoT) und ermöglicht die Kommunikation geringer Datenraten mit sehr kleinen Leistungen. Batteriebetriebene IoT-Sensoren können daher während Jahren wartungsfrei betrieben werden. Die Auswertung der Daten geschieht sinnvollerweise durch einen Algorithmus auf dem Server. Die Einfachheit des Konzepts nach Abbildung 2 besteht in der Reduktion der Hardware auf einen einzigen Sensor.

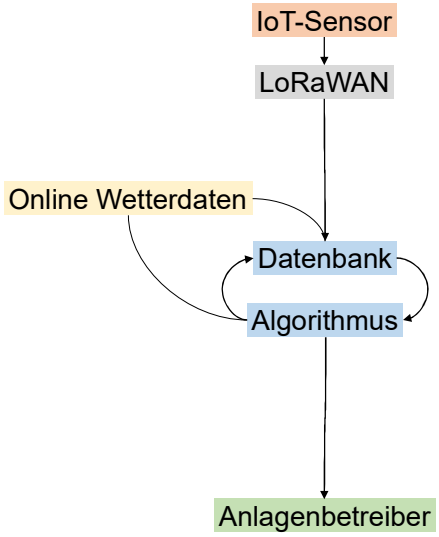


Abbildung 2 Monitoring mittels IoT Sensor.

Zur Prüfung dieses Konzeptes hat EZS ein Pilotprojekt durchgeführt, das zu einem Teil durch die Industriellen Werke Basel (IWB) finanziell unterstützt wurde. 15 Solaranlagen wurden nachträglich mit einem handelsüblichen, batteriebetriebenen LoRaWAN Sensor ausgerüstet (siehe Titelbild). Dieser verfügt über ein wetterfestes Gehäuse und beinhaltet eine Batterie, welche die Elektronik bis zu 8 Jahre mit Energie versorgen kann. Der Sensor wurde in der Nähe des vorlaufseitigen Kollektoranschlusses installiert. Abbildung 3 zeigt die Datenflüsse vom IoT-Sensor über das LoRaWAN Netzwerk auf die cloudbasierten Datenbanken bis zur Alarmfunktion Visualisierung.

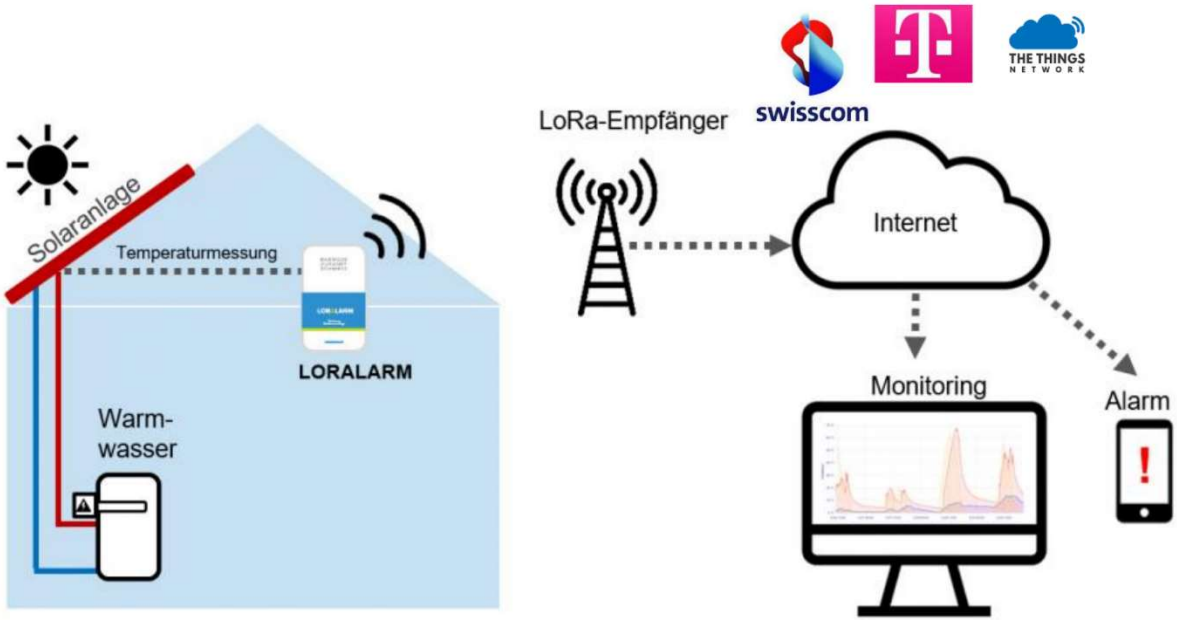


Abbildung 3 Datenflüsse bei LORALARM.

Zur Speicherung der Sensordaten und der Wetterdaten, die von der Meteostation Binningen kostenfrei zur Verfügung gestellt werden, wurde eine Influx-Datenbank [18] eingerichtet, die sich besonders für die Speicherung zeitreihenbasierter Daten eignet. Zur Analyse der Datensätze wurde auf der Plattform Node-RED [19] ein entsprechendes Programm erstellt. Node-RED ist als Webbrowserversion nutzbar. Die Daten werden mit Hilfe der Webanwendung Grafana [20] visualisiert und in manueller Arbeit ausgewertet. Zwei wichtige Ereignisse können relativ leicht identifiziert werden:

- Nachtauskühlung des Speichers, beispielsweise aufgrund undichter Rückschlagventile.
- Stagnation

Daraus wurde geschlossen, dass das Verfahren grundsätzlich machbar ist und das Potenzial hat, massentauglich zu sein. Die Voraussetzung hierfür ist jedoch erstens, dass die vollständige Automatisierung der Analyse gelingt. Zweitens muss der Algorithmus in der Lage sein, fehlerbedingte Stagnation zu unterscheiden von zulässiger Stagnation, die durch Ausschalten der Pumpe zum Schutz der Speicherüberhitzung ausgelöst wird. Drittens muss der Algorithmus für vielfältige Anlagentypen und Grössen geeignet sein. Auf der Basis dieser Vorarbeiten wurde das vorliegende Projekt geplant und durchgeführt.

## 1.3 Projektziele

Das übergeordnete Ziel des Projektes ist, auf der Grundlage der bereits geleisteten Arbeiten ein kostengünstiges Monitoringsystem für solarthermische Anlagen zu entwickeln und dieses in der Praxis zu testen.  Aus diesem Ziel wurden folgende Teilziele abgeleitet:

- Entwicklung eines regelbasierten Algorithmus, mit welchem die Daten automatisch ausgewertet werden können.
- Der Algorithmus soll in der Lage sein, Fehlermeldungen an EZS zu kommunizieren.
- Im Austausch mit Endkunden bzw. Anlagenbetreibern soll die Akzeptanz des Monitoringsystems ermittelt und allfällige Hürden identifiziert werden.

Die Beurteilung des Anlagenzustandes anhand eines einzigen Temperatursignals ist von Vornherein mit grossen Unsicherheiten behaftet. Weil sich die Solaranlagen ausserdem in Grösse, Konfiguration und Betriebsweise stark unterscheiden können, ist die Interpretation der Daten mittels regelbasierten Algorithmen noch zu verbessern. Daher wurden weitere Teilziele formuliert:

- Entwicklung und Prüfung eines selbstlernenden Algorithmus, der Fehlfunktionen zuverlässiger als ein regelbasierter Algorithmus identifizieren kann.
- Der Algorithmus muss zwischen beabsichtigter und fehlerbedingter Stagnation unterschieden können.

# 2 Vorgehen und Methode

## 2.1 Daten und Software

Das bestehende, von EZS eingesetzte Monitoringsystem wurde als Produktivsystem auf die cloudbasierte Serverplattform als Produktivsystem transferiert. Für die Entwicklung der Algorithmen wurde eine anonymisierte Version des Datensatzes auf einen Server der FHNW gespiegelt. Auf diese Weise wurde die Datensicherheit gewährleistet und Interferenzen mit dem laufenden Monitoring vermieden.

Für die Entwicklung des regelbasierten Algorithmus wurde die webbasierte Programmierumgebung node-RED[19] eingesetzt. Für die Auswertung und Bearbeitung der umfangreichen Datensätze wurden Softwaremodule in Python entwickelt. Als Vorbereitung für das Training und die Validierung des maschinell lernenden Algorithmus (MLA) wurden Tagesdatensätze generiert, deren Zeitreihen jeweils 144 äquidistante Werte beinhalten. Wo erforderlich, wurden fehlende Messdaten (z.B. infolge Funkunterbruch) interpoliert. Abbildung 4 zeigt beispielhaft 10 Tagesdatensätze.

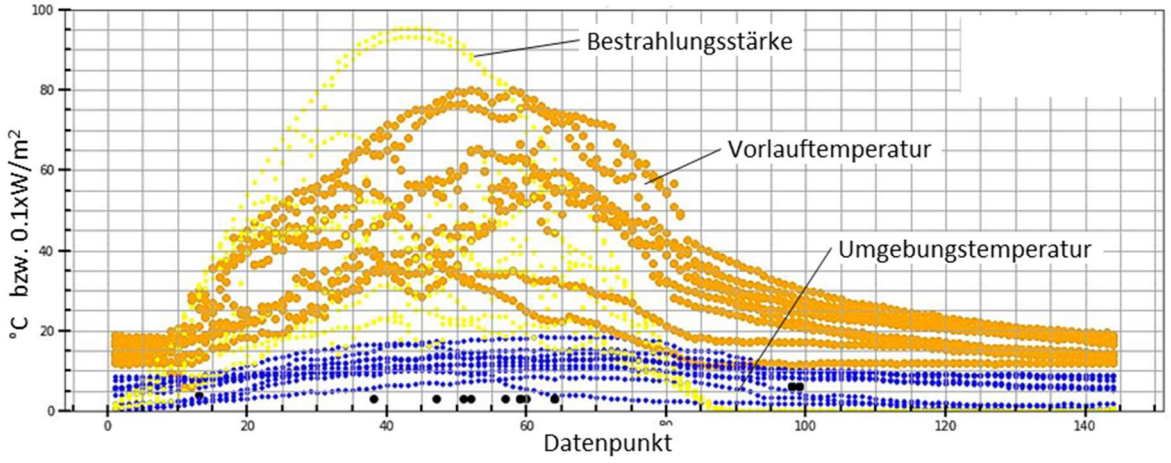


Abbildung 4 Darstellung von 10 Tagesdatensätzen

Die Bestrahlungsstärke und die Umgebungstemperatur sind zeitgleiche Daten der nächstgelegenen Wetterstation.

Das Training und die Validierung des neuronalen Netzes wurde mit Hilfe des Software-Frameworks TensorFlow durchgeführt.

## 2.2 Klassifizierung von Fehlertypen

Basierend auf den Erfahrungen von EZS aus der Qualitätskontrolle an über 500 Solaranlagen wurden Fehlertypen in Anlehnung an die Methode Failure Mode and Effects Analysis (FMEA) charakterisiert und bewertet.

Die Entwicklung des regelbasierten Algorithmus erfolgte grundsätzlich durch visuelle Inspektion der Daten. Ein Grossteil der Anlagen wurde erst im Verlauf des Projektes in das Monitoring aufgenommen. Aufgrund der laufend neu gemachten Erfahrungen war es erforderlich, Messkonzept und davon abhängige Projektziele anzupassen.

## 2.3 Optimierung der Sensorinstallation

Sehr früh im Verlauf des Projektes hat sich herausgestellt, dass die Festlegung der Sensorposition am Kollektoraustritt häufig nicht praktikabel ist:

- Die Montage auf Schrägdächern erfordert geschultes Personal und entsprechende Sicherheitsvorkehrungen. Dachintegrierte Kollektorfelder können nicht nachträglich mit Sensoren ausgestattet werden.
- Kollektorfelder auf Flachdächern sind häufig nur über die Wohnung im obersten Stock zugänglich und auch dann nicht immer über einen Balkon erreichbar.

Aus diesem Grund wurden im Verlauf des Projektes folgende Entscheide gefällt:

- Alle weiteren Anlagen werden mit einem Sensor im Technikraum ausgestattet, sodass möglichst viele Daten für das Training des Algorithmus zur Verfügung stehen.
- Bei leichter Zugänglichkeit des Kollektorfeldes soll die Montage des Sensors beim Kollektoraustritt nach wie vor möglich sein. Der Algorithmus soll diesen Fall ebenfalls abdecken können.

Aus der seither gemachten Erfahrung lässt sich ableiten, dass die Signalübertragung aus Heizzentralen in praktisch allen Fällen sichergestellt werden kann.

Die wie im Kapitel 6 gezeigt wird, ist die Interpretation der Messdaten aus dem Technikraum deutlich schwieriger. Ausserdem soll der Algorithmus selbst feststellen können, ob sich der Sensor im Technikraum oder beim Kollektoraustritt befindet. Diese Anforderungen wurden aus praktischer Notwendigkeit formuliert und verschieben daher die Schwerpunkte des Projektes.

# 3 Zulässige Ereignisse, Fehler und ihre Bewertung

In diesem Abschnitt werden Ereignisse und Fehler bzw. Betriebsstörungen charakterisiert und in vier Klassen unterteilt. Neben der Klasse der zulässigen Ereignisse werden drei weitere Klassen für Betriebsstörungen infolge Defekt, Planungsfehler, sowie Montage und Inbetriebnahme unterschieden.

Die meisten Betriebsstörungen lassen sich durch korrekte Dimensionierung, den Einsatz geeigneter Komponenten und korrekte Inbetriebnahme vermeiden. Man muss aber, wie bei jeder technischen Einrichtung, mit Fehlern durch Ausfälle rechnen. Bei Solaranlagen und anderen energietechnischen

Systemen ist es notwendig, die wichtigsten Fehler nicht erst bei der planmässigen Wartung, sondern durch Monitoring festzustellen und zeitnah zu beheben.

## 3.1 Stagnation

Stagnation bezeichnet den Zustand einer Solaranlage, in welchem die Bestrahlungsstärke für den Normalbetrieb ausreichen würde, aber keine Nutzleistung aus dem Kollektorfeld abgeführt wird. Ausserdem ist die Bestrahlungsstärke so hoch, dass in den Kollektoren Dampf entsteht, der sich bis in die Vor- und Rücklaufleitungen ausbreitet. Die Bestrahlungsstärke, ab der mit Dampfbildung gerechnet werden muss, ist nicht nur von den Eigenschaften des Kollektors abhängig [21], sondern auch vom Systemdruck und dem verwendeten Wärmeträger. ist die Die zahlreichen Ursachen von Stagnation können in drei Klassen unterteilt werden, die reguläre und die fehlerbedingte Stagnation, sowie Stagnation, die durch Fehlplanung hervorgerufen wird.

Reguläre Stagnation ist ein gezielt herbeigeführtes Ereignis, um den Speicher vor Überhitzung zu schützen. Stromausfall ist eine weitere Ursache für reguläre Stagnation. Eine Solaranlage muss Stagnation grundsätzlich ohne Schaden überstehen. Bei der regulären Stagnation handelt es sich nicht um einen Fehler, sondern um ein zulässiges Ereignis, das eine Solaranlage ohne Schaden überstehen muss.

Die fehlerbedingte Stagnation kann viele Ursachen haben. Stagnation, die durch zu geringe oder fehlende Abnahme der Solarwärme bedingt ist, wird ebenfalls zur fehlerbedingten Stagnation gezählt, auch wenn die Solaranlage fehlerfrei aufgebaut und geregelt wird.

Tabelle 1 Ursachen für Stagnation

| **Klasse** | **Ursache** |
|---|---|
| Zulässig | Pumpenstopp zum Schutz des Speichers vor Überhitzung |
| | Pumpenstopp aufgrund kurzzeitigem Stromausfall |
| Defekt | Pumpe, Regler defekt |
| | Kein bzw. zu geringer Durchfluss infolge Luft im Kreislauf |
| | Zu geringer Durchfluss infolge Kavitation durch Flüssigkeitsverlust und Druckabfall |
| | Flüssigkeitsverlust durch Leckage |
| | Defekter Kollektorfühler zeigt eine Temperatur über dem Ausschaltkriterium (z.B. >120 °C) |
| Montage, | Stromversorgung des Reglers bzw. der Pumpe ist nicht eingeschaltet |
| Inbetriebnahme | Ungenügender Fülldruck. Schlechte Entlüftung |
| | Ansprechen des Sicherheitsventils infolge falschem Vordruck des MAG |
| Planung | Ansprechen des Sicherheitsventils infolge falsch dimensioniertem MAG |

## 3.2 Ertragsminderung durch Betriebsstörungen

Es gibt eine Reihe möglicher Betriebsstörungen, die zu reduziertem Ertrag führen. Diese Fehler sind durch den Kunden besonders schwer zu erkennen, weil die Solaranlage immer noch Energie liefert.

Tabelle 2 Fehler, die zu Ertragsminderung führen

| Klasse | Fehler |
|---|---|
| Defekt | Fühlerbefestigung am Absorber abgerissen |
| Montage, Inbetriebnahme | Speicherfühler mit Kollektorfühler vertauscht |
| | Kollektorfeldanschlüsse vertauscht |
| | Falsch montierter Kollektorfühler führt zu vorzeitiger Stagnation |
| | Ganzjährige Pufferspeicher-Durchladung durch Kessel |
| Planung | WW-Zirkulationspumpe durchmischt Solarvolumen |

Beispielsweise ist das Vertauschen der Vor- und Rücklaufleitung ist ein Fehler, der nicht offensichtlich ist und daher lange unentdeckt bleiben kann. Das Anlageverhalten bei vertauschtem Vor- und Rücklauf im Solarkreis ist charakterisiert durch ein Takten des Pumpenbetriebs. Bisher konnte dieses Verhalten nur bei einer Anlage ausserhalb des Monitorings mit konventioneller Messtechnik erfasst werden. Die Vor- und Rücklauftemperaturen eines Tagesverlaufes sind in Abbildung 5 dargestellt. Auffallend ist die kurze Periodendauer von rund 8 min am Vormittag und etwa 12 min am Nachmittag. Über die Mittagszeit läuft diese Anlage während 2 h normal. Die Periodendauer ist kürzer als die vorgesehene Abtastrate des Monitoring von 15 min bis 1 h. Die Detektion dieses Fehlers ist daher grundsätzlich schwierig.

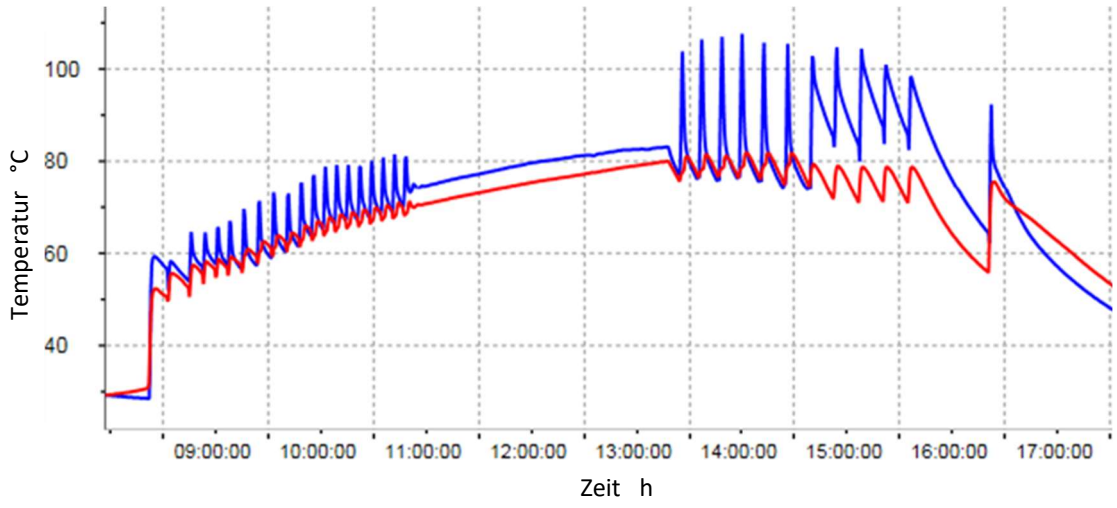


Abbildung 5 Verlauf der Vorlauftemperatur (blau) und der Rücklauftemperatur (rot) beim taktendenden Betrieb einer Solaranlage aufgrund vertauschter Leitungen.

## 3.3 Nachtauskühlung des Speichers

Der Fehler Nachtauskühlung umfasst alle Störungen, bei der Wärme aus dem Speicher über das Kollektorfeld an die Umgebung fliesst. Nachtauskühlung ist ein Fehler, der häufig unbemerkt bleibt. Aufgrund seiner Bedeutung wird dieser Fehler gesondert betrachtet. Tabelle 3 zeigt die wichtigsten Ursachen.

Tabelle 3 Ursachen für Nachtauskühlung des Speichers

| Klasse | Ursache |
|---|---|
| Defekt | Undichter Ventilsitz des federbelasteten Rückschlagventils |
| | Defekter Kollektorfühler zeigt zu hohe Temperatur. Pumpe in Betrieb |
| | Speicherfühler herausgerutscht oder nicht am Speicher |
| Montage | Falsch montierter Kollektorfühler führt zu vorzeitiger Stagnation |
| | Geöffnetes Rückschlagventil |
| | Der Regler läuft im Modus Handbetrieb |
| Planung | Rückflussverhinderer ohne oder mit zu geringem Öffnungsdruck |

Bei der Nachtauskühlung des Speichers nimmt die Temperatur in der Regel wesentlich langsamer ab als durch Abkühlen der Leitungen nach Sonnenuntergang. Ausserdem liegt die Temperatur deutlich über der Umgebungstemperatur. Trotzdem ist die sichere Identifikation einer Nachtauskühlung nicht mit vollständiger Sicherheit möglich, weil beispielsweise der Leckstrom durch undichte Rückschlagventile unterschiedlich sein kann.
Abbildung 6 zeigt den typischen Temperaturverlauf bei der Nachtauskühlung. Die Temperatur beim Kollektoraustritt liegt in der Nacht rund 20 K über der Umgebungstemperatur.

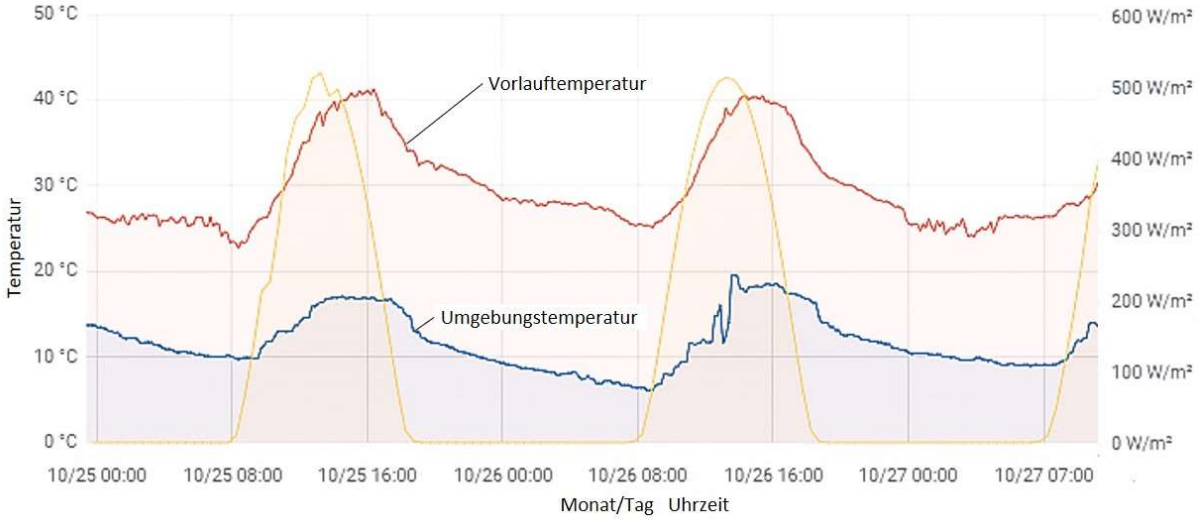


Abbildung 6 Nachtauskühlung des Speichers (Sensor beim Kollektoraustritt)

Vakuumröhrenkollektoren kühlen deutlich langsamer ab als Flachkollektoren. Daher muss der Sensors in einem Abstand von mindestens 1 m nach dem Kollektoraustritt installiert werden. Die Abbildung 4 zeigt einen typischen Verlauf der Vorlauftemperatur im Solarkreis mit Nachtauskühlung.

# 4 Entwicklung eines regelbasierten Algorithmus

Mit dem Expertenwissen über solarthermische Anlagen und der visuellen Inspektion von Betriebsdaten aus der Vorstudie wurde der bestehende Algorithmus zu einem umfassenden, regelbasierten Algorithmus weiterentwickelt. Dieser ist in der in der Lage, Betriebsausfälle zu detektieren und diese als Fehlermeldung an den in der Datenbank hinterlegten Adressaten zu übermitteln. Abbildung 7 zeigt das Beispiel einer solchen Meldung zu einem Betriebsausfall.

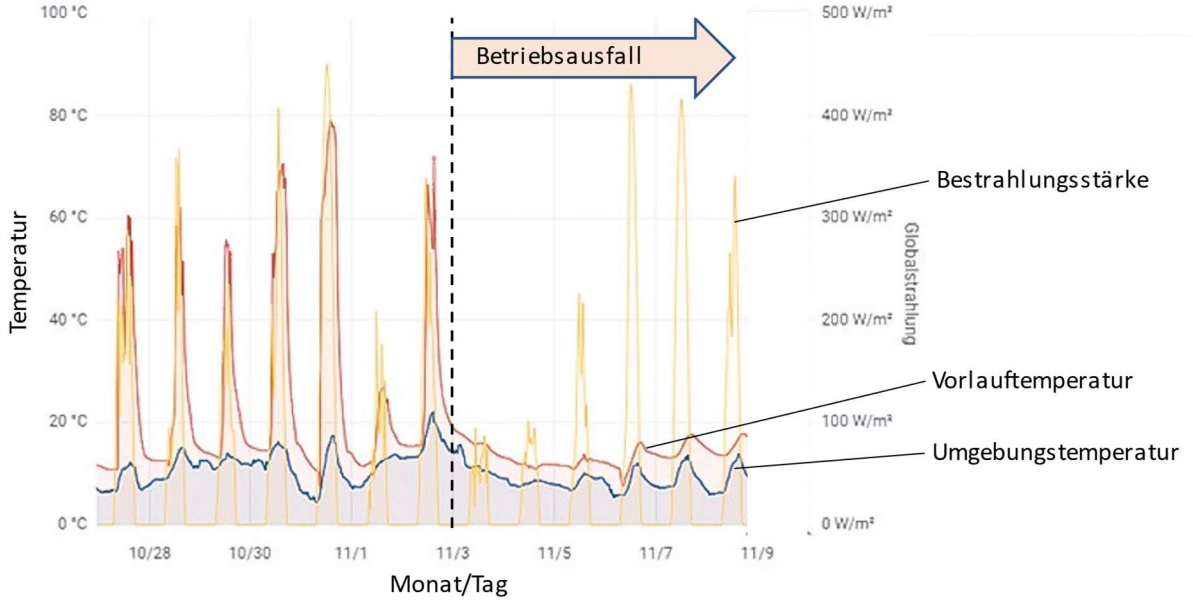


Abbildung 7 Automatische Fehlererkennung: Betriebsausfall ab dem 03. November 2020

Der gesamte Messdatensatz der überwachten Anlagen wurde verwendet zur Identifikation von Schlüsselereignissen. Solche Ereignisse werden in der Fachwelt als Key Performance Indicators (KPI) bezeichnet. Gewisse KPI sind durch Überschreiten von Temperaturgrenzwerten in Verbindung mit Uhrzeit oder Bestrahlungsstärke definiert, beispielsweise Stagnation. Die meisten KPI sind jedoch durch charakteristische Temperaturverläufe mit Berücksichtigung der Randbedingungen festgelegt. Beispielsweise wird ein rascher, moderater Temperaturanstieg auf ein lokales Maximum mit einem Pumpenstart identifiziert. Sinkt die Vorlauftemperatur über Nacht nur langsam und liegt diese deutlich über der Umgebungstemperatur, so muss Nachtauskühlung des Speichers vermutet werden. Den KPI werden zwecks leichter Identifikation mit Nummern versehen. Drei dieser KPI sind in Tabelle 4 dargestellt.

Einige KPI, beispielsweise Nr. 8, werden durch den Algorithmus als Betriebsstörung interpretiert und lösen die entsprechende Fehlermeldung aus. Die Stagnation, KPI = 2, kann prinzipiell im Zusammenhang mit dem Auftreten oder der Absenz von weiteren KPI als zulässige Stagnation oder als Betriebsstörung aufgefasst werden. Dies ist zurzeit nicht möglich, für die Zukunft aber geplant.

Tabelle 4 Key Performance Indicators

| **Signalverlauf** | **Interpretation** | **Nr.** |
|---|---|---|
| Rascher Anstieg der Temperatur auf ein lokales Maximum unter 90 °C | Pumpenstart | 4 |
| Temperatur überschreitet 120 °C | Stagnation | 2 |
| Vorlauftemperatur liegt in der Nacht mehr als 20 °C über der Umgebungstemperatur und fällt nur sehr langsam ab | Nachtauskühlung des Speichers | 8 |

Mit diesem regelbasierten Monitoringsystem wurden über einen Zeitraum von 30 Monaten Daten einer stetig wachsenden Anzahl von Anlagen erfasst. Derzeit sind über 60 Anlagen schweizweit in das Monitoring eingebunden. Fehlermeldungen anhand der KPI wurden durch Inspektion vor Ort überprüft. Im Einzelfall wurden die Kriterien zur Bestimmung der KPI korrigiert. Mit den dabei gewonnenen Erfahrungen konnte der regelbasierte Algorithmus so weit optimiert werden, dass dieser als wichtiges Werkzeug zur Vorbereitung der Datensätze für die Entwicklung des maschinell lernenden Algorithmus eingesetzt werden kann.
Abbildung 8 zeigt die Daten einer Solaranlage über 5 Tage, die mit dem regelbasierten Algorithmus analysiert und für das Training des MLA aufbereitet wurden. Bei dieser Anlage ist der Temperatursensor an der Vorlaufleitung im Technikraum installiert.

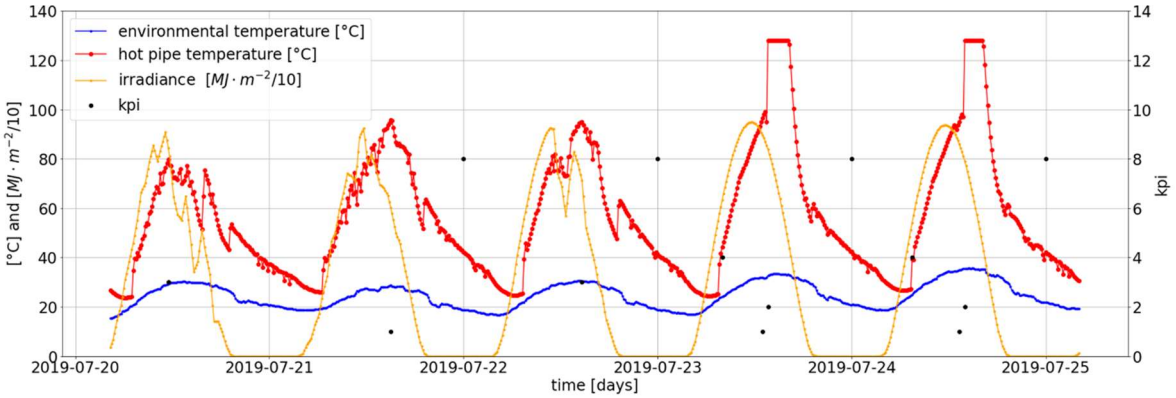


Abbildung 8 Verlauf der Bestrahlungsstärke (orange), der Umgebungstemperatur (blau) und der Temperatur (rot) des Sensors, der an der Vorlaufleitung im Technikraum installiert ist.

Die orange Linie zeigt die Bestrahlungsstärke und die blaue Linie die Umgebungstemperatur, wie sie von der Wetterstation bereitgestellt wird. Die rote Linie zeigt die Temperatur der Vorlaufleitung. Die schwarzen Punkte sind die Nummern der KPI (rechte Y-Achse), mit denen der Algorithmus bestimmte Ereignisse anzeigt.

In den Morgenstunden eines jeden Tages kennzeichnet der starke Anstieg der Vorlauftemperatur (rot) die Ankunft heisser Flüssigkeit aus dem Kollektorfeld. Dies wird als Pumpenstart interpretiert und durch den KPI = 4 gekennzeichnet. Der Verlauf der Bestrahlungsstärke in den ersten beiden Tagen lässt einige vorbeiziehende Wolken vermuten. Ansonsten sind die Tage sonnig mit Umgebungstemperaturen bis zu 36 °C. In den ersten drei Tagen steigt die Vorlauftemperatur schnell an, erreicht Werte von fast 100 °C und sinkt dann auf eine Temperatur von etwa 50 °C. Dies lässt vermuten, dass die Speicherkapazität ausreichend ist, der flächenspezifische Durchfluss jedoch eher gering ist. Im Vergleich zum Strahlungsverlauf ist der Temperaturverlauf zum Nachmittag hin verschoben, was auf eine Süd-West-Ausrichtung des Kollektorfeldes hindeutet. An jedem der ersten drei Tage gibt es, anschliessend an den Abfall der Vorlauftemperatur am Nachmittag, einen starken Anstieg um rund 10 K. Danach sinkt die Temperatur in der Nacht allmählich auf Werte zwischen 25 und 30 °C. Dies wird als ungewollte Nachtauskühlung des Speichers infolge Schwerkraftzirkulation interpretiert und durch den KPI = 8 angezeigt. Dies ist einer der häufigeren Betriebsstörungen. Sie wird durch nicht dicht schliessende Rückschlagventile und/oder fehlende Siphonierung hervorgerufen und führt zu beträchtlichen Energieverlusten. Bei einer korrekt funktionierenden Anlage würde die Vorlauftemperatur nach Pumpenstopp innert weniger Stunden auf die Umgebungstemperatur im Technikraum fallen. An den Tagen 4 und 5 tritt Stagnation auf, die durch die in kurzen Zeitabständen aufeinanderfolgenden KPI = 1 und KPI = 2 in angezeigt wird.

# 5 Entwicklung eines maschinell lernenden Algorithmus

Auf der Grundlage der im Kapitel 4 erarbeiteten Resultate wurde ein maschinell lernender Algorithmus (MLA) entwickelt. Hierbei wird ein Prozess angewendet, der nach Amershi, et al. [22] aus mehreren Schritten besteht. Diese werden im Folgenden kurz umrissen, wobei die englischsprachigen Begriffe verwendet werden:

**Model requirements:** In einer ersten Analyse wurden neuronale Netze nach der Art der Problemstellung evaluiert. Diese ist bei solarthermischen Anlagen durch zeitreihenbasierte Daten mit einer Periodizität von 24 Stunden gekennzeichnet. Geeignete Kandidaten sind das Convolutional Neural Network (CNN) [22, 23] und das Long- and Short-Term Neural network (LSTM) [22, 24]. Neben der Periodizität besitzen die Daten in der Regel weitere Merkmale, die sich ebenfalls klassifizieren lassen. Zur Beschreibung dieser Merkmale werden häufig Analogien aus anderen Fachgebieten verwendet. Unter den vier betrachteten Anwendungsklassen «Weather forecast», «Rare event», «Human Activity Recognition (HAR)» [25] und «Elektrokardiogramm (EKG)», erwies sich HAR in Testläufen als am besten geeignet. Es war jedoch von vornherein klar, dass die Datenmenge selbst für überwachtes Lernen (supervised learning) eher klein ist. Daher wurde unüberwachtes Lernen (unsupervised learning) als Option nicht verfolgt.

**Data collection, data cleaning, labelling:** Um das mit dem regelbasierten Algorithmus laufende Monitoringsystem nicht zu stören, wurde eine zweite Datenbank mit denselben Datensätzen eingerichtet. In dieser Datenbank wurden die Rohdaten mit der neuesten und fortschrittlichsten Version des regelbasierten Algorithmus nach den zuvor definierten KPI neu analysiert. Die Auswertung wurden durch visuelle Inspektion geprüft. Falls erforderlich, wurde der regelbasierte Algorithmus so lange angepasst, bis seine Analyse der Erwartung entsprach. Aus diesem analysierten Datensatz wurden ca. 6000 Tagesdatensätze mit jeweils 144 Einträgen erzeugt. Die Menge der Tagesdatensätze wurde zufällig in zwei Teilmengen aufgeteilt. Die grössere Teilmenge, die 80 % der Daten enthält, wurde für das Training des MLA verwendet. Die kleinere Teilmenge wurde für die Validierung verwendet. Die Datensätze wurden entsprechend der Analyse gekennzeichnet, was als Labelling bezeichnet wird:

- Sensorposition am Kollektoraustritt (Collector Exit, CE)
- Start der Kreislaufpumpe
- Speicherauskühlung durch Schwerkraftzirkulation, Sensorposition CE
- Speicherauskühlung durch Schwerkraftzirkulation, Sensorposition UR

**Training:** Um zu entscheiden, welches neuronale Netzwerk am besten geeignet ist, wurden sowohl das CNN als auch das LSTM trainiert. Der Vergleich für alle Labels ergab eine deutlich bessere Genauigkeit beim LSTM. Bei der weiteren Optimierung des LSTM wurden die sogenannten Hyperparameter bestimmt. Eine Untermenge dieser Hyperparameter legt fest, wie der Trainingsdatensatz aufgeteilt wird (Batch Size) und wie oft der LSTM anhand dieser Teildatensätze trainiert wird (Number of Epochs). Die dazu komplementäre Untermenge definiert die Architektur des neuronalen Netzes. Das Resultat des Trainingsprozesses ist ein MLA, der für die spezifische Problemstellung optimiert ist.

**Validation:** Der MLA wurde auf die Menge der Daten angewendet, die zuvor für die Validierung definiert wurden. Der MLA führt für jedes Label eine binäre Klassifizierung in Wahr und Falsch durch.

Allerdings ist die Zuordnung mit Unsicherheit behaftet, deren Grösse vom MLA selbst und von der verwendeten Datenbasis abhängt. Weil sich die statistischen Verteilungen in der Regel überlappen, muss mit einer gewissen Falschzuordnungen gerechnet werden. Der Gewichtungsparameter, der bei der Klassifizierung zur Anwendung kommt, hängt vom Anwendungsfall ab. Beispielsweise würde man bei der Prüfung von Blutproben auf HI-Viren einen Parameter nahe eins wählen, um möglichst alle betroffenen Proben erkennen und einer vertieften Analyse unterziehen zu können. Bei der Anwendung auf thermische Solaranlagen scheint ein Gewichtungsparameter von 0.5 eine gute Wahl zu sein, wie in Abbildung 9 qualitativ dargestellt ist: Die meisten Ereignisse werden korrekt erkannt (True Positive), während die Anzahl der Fehlalarme (False Negative) im akzeptablen Rahmen liegt.

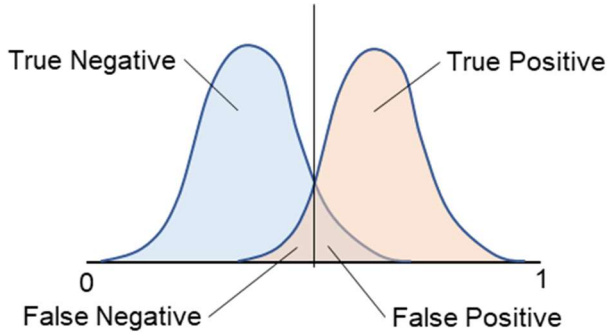


Abbildung 9 Lage des Gewichtungsparameters

Trägt man die True Positive Rate gegen die False Negative Rate auf, erhält man die sogenannte Receiver Operating Characteristic[1] (ROC) [26] nach Abbildung 10. Ebenfalls eingezeichnet sind die Bestpunkte, die sich durch einen Gewichtungsparameter von 0.5 ergeben.

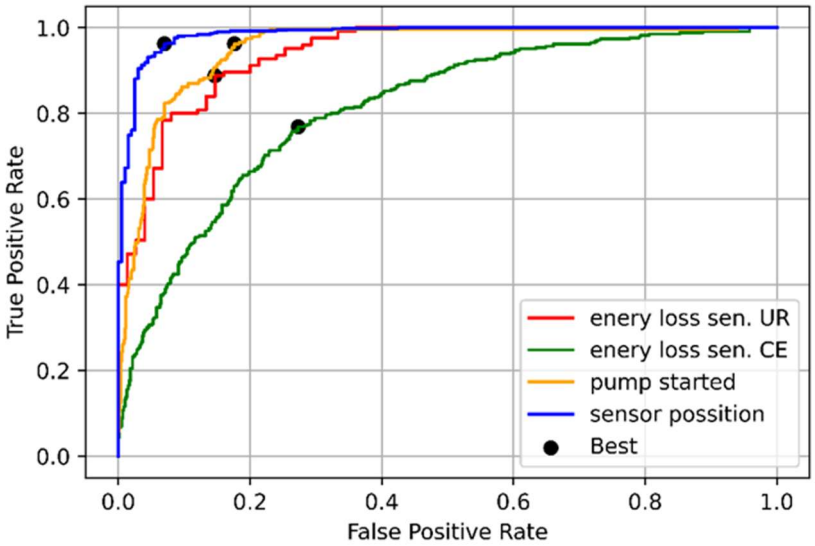


Abbildung 10 ROC-Kurven für die vier definierten Labels.

Je höher die Kurven über der (virtuellen) Diagonale liegen, desto treffsicherer ist das Modell. Offenbar kann der MLA die Sensorposition und den Pumpenstart mit recht guter Genauigkeit identifizieren. Bei der Anordnung des Sensors am Kollektoraustritt kann die Nachtauskühlung durch Schwerkraft-zirkulation nur mit erheblicher Unsicherheit festgestellt werden. Vielversprechend ist hingegen die

[1] Die Methode Receiver Operating Characteristic ROC wurde im zweiten Weltkrieg entwickelt, um wahre Radarechos von falschen unterscheiden zu können.

Anordnung des Sensors im Technikraum. Aufgrund der geringen Anzahl von Datensätzen, die für das Training und die Validierung dieses Falles zur Verfügung standen, ist die Kurve nicht glatt. Diese Befunde werden im nächsten Kapitel in eine für die Anwendung nutzbare Form überführt.

# 6 Ergebnisse und Diskussion

## 6.1 Leistungsfähigkeit des MLA

Das Ergebnis des Validierungsprozesses wird als prozentuale Übereinstimmung zwischen einer Aussage des MLA und der als wahr deklarierten Aussage des regelbasierten Algorithmus ausgedrückt. Das Ergebnis des Validierungsprozesses wird in Form einer 2x2-Fehlermatrix dargestellt, die in der Diagonalen die Anzahl der korrekten Aussagen enthält, angegeben als True Positive (TP) und True Negative (TN). Das komplementäre Verhältnis wird als False Positive (FP) und False Negative (FN) angegeben.

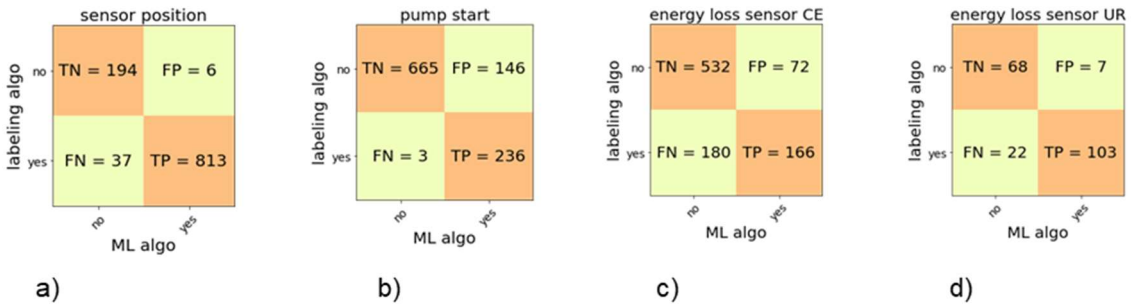


Abbildung 11 Fehlermatrizen für die Labels Sensorposition, Pumpenstart und Nachtauskühlung des Speichers.

Abbildung 11 a) sagt aus, dass der MLA in 813 Fällen die Sensorposition korrekt dem Kollektoraustritt zugeordnet hat und in 37 Fällen fälschlicherweise dem Technikraum. Bei der Sensorposition im Technikraum war die Zuordnung in 194 Fällen korrekt und in 6 Fällen falsch.

Die Abbildung 11 b) zeigt, dass ein Pumpenstart in 236 Fällen korrekt identifiziert wurde, in 3 Fällen hingegen falsch. Dass die Identifikation von Pumpenstarts nicht einfach ist, liegt daran, dass die damit zusammenhängenden Daten einen sehr kleinen Anteil am gesamten Tagesdatensatz haben.

Abbildung 11 c) zeigt, dass die Nachtauskühlung des Speichers durch Schwerkraftzirkulation beim gegenwärtigen Stand des MLA nicht zuverlässig anhand der Temperatur am Kollektoraustritt festgestellt werden kann. Offenbar wurden nur 166 Fälle korrekt erkannt, während 180 Fälle falsch interpretiert wurden. Hier besteht Verbesserungsbedarf.

Abbildung 11 d) zeigt die entsprechende Analyse für die Sensorposition im Technikraum. Es scheint, dass die Treffsicherheit des MLA deutlich höher ist als bei der Sensorposition am Kollektoraustritt. Immerhin wurden 103 Fälle richtig erkannt, während nur 22 Fälle falsch zugeordnet wurden. Allerdings reicht die geringe Zahl der Anlagen nicht aus, um diese Vermutung zu bestätigen.

Den Zustand einer Solaranlage aus den Zeitreihendaten eines einzelnen IoT-Temperatursensors zu erkennen, ist eine grosse Herausforderung, insbesondere wenn dieser in grosser Entfernung zum Kollektorfeld angeordnet ist. Insgesamt ist die Treffsicherheit des MLA jedoch beachtlich und etwa gleich gut wie der sorgfältig und manuell getunte regelbasierte Algorithmus. Das Potenzial des MLA ist jedoch wesentlich höher. Basierend auf der gemachten Erfahrung kann das neuronale Netz weiter optimiert werden, mit dem Ziel, dass sich die statistischen Häufigkeitsverteilungen der binären Klassifikation möglichst wenig überlappen.

## 6.2 Kritische Beurteilung der Zielerreichung

Abweichend vom Projektplan wurde der MLA nicht in dem bereits laufenden Monitoringsystem von EZS implementiert. Dies wird mit der noch unzureichenden Präzision des MLA und dem dadurch bedingten zu hohen Anteil Fehlalarme begründet:

- Bei der Nachtauskühlung, die mittels Sensor am Kollektoraustritt festgestellt wird, ist der Anteil Fehlalarme zu hoch. Die Präzision, ausgedrückt durch das Verhältnis der Anzahl False Positive zur Anzahl True Positive, muss von derzeit rund 0.25 auf höchstens 0.1 reduziert werden. Auch die Präzision bei der Identifikation der Nachtauskühlung anhand der Vorlauftemperatur im Technikraum muss verbessert werden. Dieses Ziel kann durch geeignete Adaption und Erweiterung des neuronalen Netzes erreicht werden.
- Bei abnehmender Bestrahlungsstärke nimmt der Enthalpiestrom des Dampfes stark ab, was eine deutlich reduzierte Dampfreichweite zur Folge hat. Bei stagnierenden Anlagen mit grossen Leitungslängen kann es daher vorkommen, dass die Vorlauftemperatur im Technikraum unter 100°C bleibt. Der aktuelle MLA ist in diesen Fällen nicht in der Lage, Stagnation zuverlässig festzustellen. Im Rahmen eines geplanten Nachfolgeprojektes wird folgender Lösungsansatz verfolgt: Aus experimentellen Arbeiten und aus Simulationsrechnungen ist bekannt, dass insbesondere bei der Wiederbefüllung des Kollektorfeldes und die dadurch kurzzeitig gesteigerte Verdampfungsrate stark veränderliche Flüssigkeitsbewegungen auftreten. Weil der Kreislauf nicht isotherm ist, führen diese Flüssigkeitsbewegungen zu entsprechenden Temperaturschwankungen am Ort des Temperatursensors, die einen Hinweis auf Stagnation geben können.
- Die Unterscheidung zwischen zulässiger und fehlerbedingter Stagnation ist gegenwärtig nicht zuverlässig. Dazu muss einerseits die Interpretation der Messdaten aus dem Technikraum verbessert werden. Andererseits muss der MLA auch Ereignisse berücksichtigen, die mindestens zwei Tage in der Vergangenheit liegen. Diese Verbesserungen sind Gegenstand des beantragten Nachfolgeprojektes.

# 7 Schlussfolgerungen

Es wurde nachgewiesen, dass die Beurteilung einer solarthermischen Anlage auf der Grundlage der Daten eines einzigen Temperatursensors grundsätzlich möglich ist.

Ein kostengünstiges Überwachungssystem für solarthermische Anlagen wurde entwickelt und erfolgreich getestet. Das System besteht aus einem einzigen IoT-Temperatursensor, der an der Vorlaufleitung des Solarkreises angebracht ist. Die Daten werden über LoRaWAN an eine cloudbasierte Datenbank übertragen, wo sie automatisch durch einen sorgfältig abgestimmten regelbasierten Algorithmus analysiert werden. Die Resultate der Analyse wurde durch Sichten der Daten sowie durch Überprüfung vor Ort bestätigt.

Ein Modell, das auf dem LSTM-Typ eines neuronalen Netzwerks basiert, wurde mit diesen Datensätzen trainiert und validiert. Die Ergebnisse sind vielversprechend. Die noch bestehenden Unstimmigkeiten sind teilweise auf die geringe Anzahl von Datensätzen zurückzuführen, die für das maschinelle Lernen zur Verfügung stehen.

Aus den Erfahrungen mit dem regelbasierten, sorgfältig optimierten Algorithmus und dem MLA kann gefolgert werden, dass der MLA das weitaus größere Potenzial besitzt.

Es gibt jedoch einige Ereignisse, die mit einem regelbasierten Algorithmus sehr zuverlässig identifiziert werden können. Hierzu gehören in erster Linie die Stagnation und die Nachtauskühlung. Für die Zuordnung der vielfältigen Ursachen ist jedoch ein MLA weit besser geeignet.

Für das Monitoring solarthermischer Anlagen ist daher ein hybrider Algorithmus, bei dem ein MLA mit einem regelbasierten Anteil zusammenarbeitet, am besten geeignet.

# 8 Ausblick und zukünftige Umsetzung

Motiviert durch die Schlussfolgerungen wird ein Nachfolgeprojekt angestrebt, wobei folgende Ziele im Vordergrund stehen:

1. Erhöhen der Genauigkeit. Einerseits werden laufend neue Anlagen in das Monitoring eingebunden, sodass die hierfür benötigte Datenbasis voraussichtlich bis Ende 2021 erreicht sein wird. Andererseits gibt es Verbesserungspotenzial bei der Architektur des neuronalen Netzes.
2. Erweitern der Analyse auf weitere Fehlfunktionen. Hierzu gehören

- Unterscheiden dreier Klassen von Stagnation:
    - Selten auftretende, zulässige Stagnation, die durch Ausschalten der Pumpe ausgelöst wird.
    - Häufig auftretende Stagnation, ausgelöst durch konkurrierende Zusatzheizung.
    - Stagnation, die durch Fehlfunktionen hervorgerufen wird, beispielsweise Ausfall der Pumpe, Flüssigkeitsverlust durch Leckage und Fühlerdefekt.
- Vertauschen von Vor- und Rücklaufleitung

Damit werden die Voraussetzungen geschaffen, um den optimierten MLA in das Monitoringsystem von EZS integrieren zu können.

# 9 Danksagung

Die Autoren danken dem Bundesamt für Energie, namentlich Andreas Eckmanns und Dr. Elimar Frank für das entgegengebrachte Vertrauen und die Finanzierung des Projekts.

# 10 Literaturverzeichnis

[1] Sitzmann B 2013 Qualitätsprüfung thermische Solaranlagen 2013, Energie Zukunft Schweiz, AUE Basel-Stadt und AUE Basel-Landschaft,
[2] Sitzmann B 2014 Qualitätssicherung Förderprogramm "Sonnenkollektoren für Warmwasser und Heizungsunterstützung", Kanton Solothurn, Amt für Wirtschaft und Arbeit, Energiefachstelle, https://energiezukunftschweiz.ch/wAssets/docs/qs/Qualitaetssicherung_Foerderprogramm__Sonnenkollektoren.pdf,
[3] Sitzmann B 2014 Qualitätsprüfung thermische Solaranlagen 2014, Schlussbericht, Energie Zukunft Schweiz, AUE Basel-Stadt und AUE Basel-Landschaft,
[4] Sitzmann B 2015 Qualitätsprüfung thermische Solaranlagen 2015, Schlussbericht, Energie Zukunft Schweiz,, AUE Basel-Stadt und AUE Basel-Landschaft, Basel https://energiezukunftschweiz.ch/wAssets/docs/qs/qualitaetspruefung_therm_solaranlagen_2015.pdf,
[5] Sitzmann B 2016 Qualitätsprüfung thermische Solaranlagen 2016, Schlussbericht, Energie Zukunft Schweiz, AUE Basel-Stadt und AUE Basel-Landschaft,

[6] Sitzmann B 2018 Qualitätsprüfung thermische Solaranlagen 2018 Kantone Basel-Stadt und Basel-Landschaft - Schlussbericht, Energie Zukunft Schweiz, AUE Basel-Stadt und AUE Basel-Landschaft, Basel https://energiezukunftschweiz.ch/wAssets/docs/qs/20181124_schlussberichtqssolarblbs2018.pdf,
[7] Sitzmann B 2019 Qualitätsprüfung thermische Solaranlagen 2019 Kanton Basel-Stadt - Schlussbericht, Energie Zukunft Schweiz, AUE Basel-Stadt und AUE Basel-Landschaft, Basel https://energiezukunftschweiz.ch/wAssets/docs/qs/20191216_schlussberichtqssolarbs2019.pdf,
[8] Sitzmann B 2014 Basel sichert Qualität, *Sonne Wind und Wärme,* no. 11.
[9] de Keizer A, Vajen K, and Jordan U 2008 376-Overview of Monitoring and Failure Detection Approaches for Solar Thermal Systems.
[10] Schmelzer C, Georgii M, and Vajen K 2015 Entwicklung, Untersuchung und Anwendung von Methoden zur Langzeitüberwachung und automatisierter Fehlerdetektion großer, solarunterstützter Wärmeversorgungssysteme, Institut für Thermische Energietechnik, Universität Kassel, Kassel
[11] Schmelzer C, Georgii M, Kusyy O, Orozaliev J, and Vajen K 2018 Towards Automated Continuous Performance Benchmarking of DHW and Combi Systems.
[12] Schmelzer C, Georgii M, and Vajen K 2015 Fehlerdetektion und Fehlerdiagnose für thermische Solaranlagen–Untersuchung von Luft in Solarkreisen, presented at the 25. Symposium Thermische Solarenergie, Bad Staffelstein,
[13] SolarCheck 2021 Abschlussworkshop, presented at the Solarthermie Symposium 2021, Web,
[14] Verbraucherzentrale. (2018, 20-05-2021). *Auswertung der Solarwärme-Checks*. https://www.verbraucherzentrale-energieberatung.de/assets/downloads/studien/Auswertung_des_Solarwaerme-Checks.pdf,
[15] egonline. (20-05-2021). *Höherer Solarertrag, tiefere Energiekosten*. https://www.egonline.ch/,
[16] Soltop. (2016, 12-06-2021). *SOLTOP Solarwärme - Planungsunterlagen mit Preisen*. https://www.soltop.ch/cm/wp-content/uploads/SOLTOP_Planer_Solarwaerme_DE_HQ.pdf,
[17] Sitzmann B 2017 Prüfung von Methoden zur effizienten, flächendeckenden Funktionskontrolle solarthermischer Anlagen, Energie Zukunft Schweiz, Bundesamt für Energie BFE, Bern
[18] Influxdata. (20.06.2021). *InfluxDB - The platform for building and operating time series applications*. https://www.influxdata.com/,
[19] Node-Red. (16.06.2021). *Node-Red: Low-code programming for event-driven applications*. https://nodered.org/,
[20] GrafanaLabs. (16.06.2021). *Grafana: The open observability platform* https://grafana.com/,
[21] Frank E, Mauthner F, and Fischer S 2015 Overheating prevention and stagnation handling in solar process heat applications, IEA SHC Task 49: Solar Process Heat for Production and Advanced Applications, http://task49.iea-shc.org/Data/Sites/7/frank_iea_shc_task49_overheatingstagnationreport_approved_v-2-3.pdf,
[22] Amershi S *et al.* 2019 Software engineering for machine learning: A case study, in *2019 IEEE/ACM 41st International Conference on Software Engineering: Software Engineering in Practice (ICSE-SEIP)*, pp. 291-300: IEEE,
[23] Brownlee J. (2018, 21.06.2021). *1D Convolutional Neural Network Models for Human Activity Recognition*. https://machinelearningmastery.com/cnn-models-for-human-activity-recognition-time-series-classification/,
[24] Brownlee J. (2018, 18.06.2021). *LSTMs for Human Activity Recognition Time Series Classification*. https://machinelearningmastery.com/how-to-develop-rnn-models-for-human-activity-recognition-time-series-classification/,
[25] Abbaspour S, Fotouhi F, Sedaghatbaf A, Fotouhi H, Vahabi M, and Linden M 2020 A comparative analysis of hybrid deep learning models for human activity recognition, *Sensors,* vol. 20, no. 19, p. 5707.
[26] Wikipedia. (20.06.2021). *ROC-Kurve*. https://de.wikipedia.org/wiki/ROC-Kurve,