



Lehrstuhl für Eisen- und Stahlmetallurgie

Masterarbeit

Vorhersage des lokalen Wärmeübergangs
im Stranggießprozess durch Laborversuche
und Regressionsmodelle

Matthias Taferner, BSc

Mai 2024

Kurzfassung

Die numerische Simulation des Stranggießprozesses bietet die Möglichkeit der Prozessoptimierung und der Vorhersage der Produktqualität. Die Präzision der Simulationsergebnisse wird maßgeblich von den Randbedingungen beeinflusst. Am Lehrstuhl für Eisen- und Stahlmetallurgie erfolgt die Simulation mithilfe der Software m²Cast. Zur Bestimmung des Wärmeübergangskoeffizienten zwischen der Strangoberfläche und dem Kühlwasser wird der sogenannte Düsenmessstand eingesetzt. Da es einen erheblichen Zeitaufwand bedeutet für alle Zeitschritte sowie den vorherrschenden Kühlbedingungen Messungen durchzuführen, werden datenbasierende Modelle zur Vorhersage verwendet.

Das Ziel dieser Arbeit besteht darin, diese Koeffizienten präziser vorherzusagen, indem Regressionsmodelle anstelle herkömmlicher Gleichungen verwendet werden. Dazu wurden verschiedene Modelle betrachtet und der vorhandene Datensatz optimiert. Ein zusätzlicher Eingangsparameter soll die Sprüheigenschaften berücksichtigen. Diese Eigenschaften werden durch Implementierung einer Prallgewichtsmessung am Düsenmessstand erfasst. Das Prallgewicht wird für ein ausgewähltes Parameterfeld gemessen und anschließend in den vorhandenen Datensatz eingebunden. Zusätzlich werden noch weitere Untersuchungen mit Hilfe der Prallgewichtsmessung realisiert.

Abstract

Numerical simulation plays a decisive role in the development of the continuous casting process, concerning the optimization of productivity and product quality. The precision of the simulation results is significantly influenced by the boundary conditions. At the Chair of Iron and Steel Metallurgy, simulation is carried out using the in-house developed software m²Cast. The nozzle measuring stand determines the heat transfer coefficient between the strand surface and the cooling water. Since it takes considerable time to carry out measurements for all time steps and the prevailing cooling conditions, equations are used for prediction.

The aim of this work is to predict this coefficient more precisely by using regression models instead of conventional equations. For this purpose, different models were considered, and the existing data set was optimized. An additional input parameter should take into account the spray properties. These properties are recorded by implementing an impact weight measurement on the nozzle measuring stand. The impact weight is measured for a selected parameter field and then integrated into the existing data set. In addition, further investigations are conducted using impact weight measurement.



EIDESSTATTLICHE ERKLÄRUNG

Ich erkläre an Eides statt, dass ich diese Arbeit selbstständig verfasst, andere als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel nicht benutzt, den Einsatz von generativen Methoden und Modellen der künstlichen Intelligenz vollständig und wahrheitsgetreu ausgewiesen habe, und mich auch sonst keiner unerlaubten Hilfsmittel bedient habe.

Ich erkläre, dass ich den Satzungsteil „Gute wissenschaftliche Praxis“ der Montanuniversität Leoben gelesen, verstanden und befolgt habe.

Weiters erkläre ich, dass die elektronische und gedruckte Version der eingereichten wissenschaftlichen Abschlussarbeit formal und inhaltlich identisch sind.

Datum 15.05.2024

Unterschrift Verfasser/in
Matthias Taferner

Inhaltsverzeichnis

Kurzfassung	I
Abstract.....	I
Eidesstattliche Erklärung	II
Inhaltsverzeichnis	III
Akronyme.....	V
1 Einleitung	6
2 Wärmeabfuhr in einer Stranggießanlage	8
2.1 Wärmeabfuhr in der Sekundärkühlzone	8
2.2 Spritzwasserkühlung.....	9
3 Lokale Wärmeübergangskoeffizienten als Randbedingung	11
3.1 Formeln zur Bestimmung des Wärmeübergangskoeffizienten	11
4 Experimentelle Methoden	17
4.1 Düsenmessstand	19
4.1.1 Messung der lokalen Wasserbeaufschlagungsdichte	20
4.1.2 Messung der lokalen Wärmeübergangskoeffizienten	21
4.1.3 Auswertung der Messverfahren	22
5 Beschreibung Datensatz	24
5.1 Datensatz Düsenmessstand	24
5.1.1 Prädiktoren aus Versuchsparametern.....	25
5.1.2 Prädiktoren aus Messparametern.....	27

5.2	Pearson Analyse.....	29
6	Regressionsmodelle.....	33
6.1	Modellerstellung Matlab.....	33
6.2	Angewendete Modelle.....	35
6.2.1	Exponentiale Gauss'sche Prozessregression (EGPR).....	35
6.2.2	Entscheidungsbaumverfahren – Fine Tree.....	35
6.2.3	Neuronales Netz – dreischichtig.....	36
6.3	Optimierung Datensatz.....	37
6.4	Ergebnisse der Regression.....	39
6.4.1	Validierung der Regressionsmodelle.....	44
7	Prallgewichtsmessung.....	46
7.1	Auswahl Sensor.....	47
7.1.1	Literaturrecherche Pralldruck/Prallgewicht.....	47
7.1.2	Wägezelle Octogon WBK.....	48
7.2	Einbau Wägezelle.....	49
7.3	Auswertung Messsignal.....	51
7.3.1	Fast Fourier Transformation – FFT Analyse.....	51
7.3.2	Digitale Filterung.....	53
7.4	Testmessungen zur Identifikation.....	55
7.4.1	Digitales Tiefpass- und Hochpassfilter.....	55
7.4.2	Ergebnisse Testmessung.....	56
7.4.3	Signalglättung.....	60
7.5	Messserie Prallgewicht.....	63
7.6	Ausgewählte Ergebnisse - Prallgewichtsmessung.....	65
7.7	Regression inklusive Prädiktor Prallgewicht.....	71
8	Zusammenfassung und Ausblick.....	74
	Literaturverzeichnis.....	76

Akronyme

DMS	Düsenmessstand
HTC/WÜK	Heat transfer coefficient / Wärmeübergangskoeffizient
WID	Water impact density / Wasserbeaufschlagungsdichte
WIW	Water impact weight / Prallgewicht

1 Einleitung

Die numerische Simulation spielt eine entscheidende Rolle für die Weiterentwicklung des Stranggießprozesses hin zu höherer Produktivität und Produktqualität. Stranggießen ist ein Gießverfahren, bei dem flüssiges Metall durch eine Kokille vergossen und anschließend im noch teilflüssigen Zustand aus der Kokille ausgezogen wird, um Halbzeuge wie Billets, Blooms oder Brammen herzustellen. Die Bedeutung der Simulation in diesem Bereich lässt sich anhand verschiedener Aspekte verdeutlichen.

Numerische Simulationen verbessern den Gießprozess, indem Ingenieuren ermöglicht wird, potenzielle Fehler vorherzusagen und die Produktqualität durch die Optimierung von Parametern wie Gießgeschwindigkeit, Temperatur und Strömungsverhalten zu verbessern. Diese virtuellen Tests reduzieren die Notwendigkeit teurer physischer Prototypen und verkürzen die Entwicklungszeit erheblich. Zusätzlich fördern sie Innovationen, indem sie neue Ideen kostengünstig testen können und somit bestehende Prozesse optimieren. Sicherheitsrisiken und Umweltauswirkungen können frühzeitig erkannt und minimiert werden, was Unfälle verhindert und Umweltschäden reduziert. In der Forschung und Entwicklung von Gießtechnologien sind Simulationen ein wertvolles Werkzeug, um komplexe Phänomene zu verstehen, neue Materialien zu erforschen und Produktionsmethoden zu verbessern. Sie gewährleisten auch, dass Produkte den branchenspezifischen Qualitätsstandards entsprechen, insbesondere in Bereichen wie Automobil- und Luftfahrtindustrie.

Randbedingungen haben in diesem Zusammenhang einen wesentlichen Einfluss in der Simulationstechnik, da sie die realen oder virtuellen Umgebungsbedingungen definieren, unter denen ein bestimmtes Modell oder System betrachtet wird. Diese Bedingungen legen die

Grenzen fest, innerhalb derer das System funktioniert, und beeinflussen maßgeblich die Genauigkeit, Zuverlässigkeit und Aussagekraft der Simulationsergebnisse. Ungenaue Randbedingungen können zu verfälschten Ergebnissen führen. [1]–[3]

Am Lehrstuhl für Eisen- und Stahlmetallurgie wird für die Simulation einer Stranggießanlage eine 2,5-D-FV Erstarrungssoftware (m²Cast) verwendet. Zur Lösung des instationären Wärmeleitproblems mittels numerischer Methoden ist ein temperaturabhängiger Wärmeübergangskoeffizient zwischen Strangoberfläche und dem Kühlwasser notwendig. Die Bereitstellung dieser Daten wird mit dem sogenannten Düsenmessstand realisiert. Um den erheblichen Messaufwand zu minimieren, für jede Oberflächentemperatur entlang des Stranges müssten in Abhängigkeit der Kühlbedingungen Messungen durchgeführt werden, wird der Wärmeübergangskoeffizient mittels einer Formel generiert. Diese Formel basiert auf den bisher durchgeführten Messungen am Lehrstuhl. [4],[5]

Ziel dieser Arbeit ist die Vorhersage des Wärmeübergangskoeffizienten in Abhängigkeit von Oberflächentemperaturen sowie Kühlbedingungen zu optimieren. Anstelle der in der Literatur verwendeten Methode von Gleichungen zur Bestimmung des HTC's, sollen diese mittels Regressionsmodellen vorhergesagt werden. Mithilfe einer sogenannten Prallgewichtsmessung wird ein zusätzlicher Inputparameter am Düsenmessstand initialisiert. Somit kann auch dem Einfluss der Tropfeneigenschaften Rechnung getragen werden.

2 Wärmeabfuhr in einer Stranggießanlage

Ein wesentlicher Aspekt des Stranggießens ist die kontrollierte Abfuhr von Wärme von der Strangoberfläche, das betrifft sowohl den Wärmeinhalt des flüssigen Stahls als auch die latente Wärme. Die Wärmeabfuhr kann in zwei Bereiche unterteilt werden, die Primär- und die Sekundärkühlzone. In der Kokille erfolgt die Primärkühlung durch die Wärmeabfuhr in die wassergekühlte Kupferkokille, kontrolliert durch eine dünne Gießpulverschicht zwischen Strang und Kokille. Direkt an die Kokille schließt sich der Bereich der Sekundärkühlzone an. In diesem Abschnitt des Prozesses wird der Stahl durch den Einsatz von Spritzwasser kontrolliert bis zur vollständigen Erstarrung abgekühlt, wobei etwa 40–90 % der gesamten Wärme in dieser Zone entzogen werden. [6],[7]

2.1 Wärmeabfuhr in der Sekundärkühlzone

Zusätzlich zur Spritzwasserkühlung tragen in der Sekundärkühlzone auch andere Kühlmechanismen zum Wärmentzug bei. Der Kontakt zwischen Stützrolle und Strangoberfläche resultiert in einem relativ hohen Wärmeübergangskoeffizienten (HTC), jedoch verteilt über eine geringe Kontaktfläche. Der Sprühstrahl einer Spritzwasserkühlung hat üblicherweise, abhängig vom Düsendesign und den Betriebsparametern, eine wesentlich breitere Einflusszone. Außerdem kann der HTC hier durch die Wahl geeigneter Düsenbetriebsparameter gut geregelt werden. Zwischen dem Sprühstrahl und den Stützrollen

erfolgt die Wärmeabfuhr durch Strahlung und erzwungene Konvektion. Die erhöhte Konvektion entsteht durch das Aufwirbeln der Luft rund um die direkte Düsenflusszone. [8],[9]

Neben den bereits genannten Kühlmechanismen kann es auch durch sogenanntes Schwallwasser zu einer erhöhten Kühlung kommen. Wird die Strangoberfläche im vertikalen Anlagenteil oder im Kreisbogen mit Spritzwasser beaufschlagt, fließt ein Teil des Wassers in Gießrichtung ab. An der nächsten Stützrolle staut sich das Schwallwasser auf, was schließlich zu einer erhöhten Wärmeabfuhr führt. [8]–[10]

Das Ziel der Sekundärkühlung ist es, den Strang bis zur vollständigen Erstarrung kontrolliert abzukühlen und starke Temperaturschwankungen zu vermeiden. Trotz optimaler Prozessregelung können während der Sekundärkühlung Temperaturschwankungen von bis zu 150 °C auftreten, was zu thermischen Spannungen führt, die sich mit mechanischen Belastungen überlagern. Die Wahl der passenden Betriebsparameter hat einen wesentlichen Einfluss auf die Belastungen der Strangschale und somit auf die Reduktion der Rissbildung in dieser. [11],[12]

2.2 Spritzwasserkühlung

Prinzipiell stehen drei unterschiedliche Varianten der Wasserkühlung mit Düsen zur Verfügung. Beim Wasserstrahlkühlen wird bzw. werden ein oder mehrere Wasserstrahlen auf die zu kühlende Oberfläche gerichtet. Die hohe Wasserbeaufschlagung lässt die Temperatur unmittelbar auf niedrigste Werte sinken, wodurch sich kein Dampffilm ausbildet. Diese Methode führt zu einer sehr ungleichmäßigen Abkühlung des Materials. Von Verdampfungskühlung wird bei niedrigen Wasserbeaufschlagungsdichten von $< 0,2 \text{ kgm}^{-2}\text{s}^{-1}$ und sehr feinen Tropfengrößen gesprochen. Im Falle dieser Kühlmethode trifft so wenig Wasser auf, dass sich kein geschlossener Dampffilm ausbildet und alle auftreffenden Wassertropfen komplett verdampfen. Diese Tatsache macht die Verdampfungskühlung zu einer sehr effizienten Kühlmethode, bei der die maximal erreichbaren Wärmeübergangskoeffizienten im Bereich von $400 \text{ Wm}^{-2}\text{K}^{-1}$ liegen. Höhere Wassermengen führen schließlich zur Spritzwasserkühlung, bei der sich eine stabile Dampfschicht zwischen Sprühwasser und heißer Oberfläche ausbildet. [13]–[15]

Der Mechanismus der Wärmeabfuhr bei Spritzwasserkühlung mit hohen Temperaturen, wie sie beim Stranggießen auftreten, kann wie folgend erklärt werden. Der Sprühstrahl erreicht die

heiße Stahloberfläche und Teile des Kühlwassers verdampfen umgehend, wodurch sich ein stabiler Dampffilm ausbildet. Bereits Johann Gottlob Leidenfrost (1715 – 1794) hat die Ausbildung dieses Films zwischen Wassertropfen und heißen Oberflächen beschrieben. Bei sehr hohen Temperaturen, oberhalb der sogenannten Leidenfrosttemperatur, tritt das stabile Filmsieden ein. Dabei bildet sich, wie von Leidenfrost beobachtet, ein Dampffilm zwischen Flüssigkeit und Oberfläche aus, welcher die Wärmeabfuhr maßgeblich beeinflusst. Der Film aus Wasserdampf wirkt isolierend, wodurch eine gleichmäßige und kontrollierte Abkühlung ermöglicht wird. [16],[17]

3 Lokale Wärmeübergangskoeffizienten als Randbedingung

Wie in der Einleitung schon kurz beschrieben, kann für den Einsatz des Wärmeübergangskoeffizienten in der Simulation als Randbedingung, dieser mittels einer Formel beschrieben werden. In vorangegangenen Studien wurden bereits Gleichungen entwickelt, um den Wärmeübergangskoeffizienten (HTC) aus verschiedenen Düsenparametern zu berechnen. Dabei gibt es hauptsächlich zwei Methoden: Eine basiert auf den Sprüheigenschaften, während die andere auf der Oberflächentemperatur (T_{surf}) und der Wasserbeaufschlagungsdichte (WID) beruht. Im folgenden Kapitel wird ein Überblick über die veröffentlichten Methoden gegeben.

3.1 Formeln zur Bestimmung des Wärmeübergangskoeffizienten

Preuler entwickelte aus den Daten, die auch für diese Arbeit verwendet wurden, eine nicht lineare Log-Normal Funktion die den Zusammenhang zwischen Oberflächentemperatur, Wasserbeaufschlagungsdichte und dem Wärmeübergangskoeffizienten wiedergibt. Die Korrelation ist in **Gleichung (3-1)** dargestellt. [18]

$$\begin{aligned}
 HTC = a + b \cdot \exp \left[-0.5 \cdot \left(\frac{\ln \frac{WID}{c}}{d} \right)^2 \right] + \\
 + e \cdot \exp \left[-0.5 \cdot \left(\frac{\ln \frac{T}{f}}{g} \right)^2 \right] + h \cdot \exp \left[-0.5 \cdot \left(\frac{\ln \frac{WID}{c}}{d} \right)^2 \right] + \exp \left[\left(\frac{\ln \frac{T}{f}}{g} \right)^2 \right]
 \end{aligned} \tag{3-1}$$

a,b,c,d,e,f,g,h ... Fitting Parameter [-] (siehe Tabelle 3-1)

WID ... Wasserbeaufschlagungsdichte in [kgm⁻²s⁻¹]

T ... Oberflächentemperatur [°C]

Gültig für: WID < 30 kgm⁻²s⁻¹

 T = 250 bis 1150 °C

Je nach Düsenart, Einstoff bzw. Zweistoff, werden unterschiedliche Fittingparameter eingesetzt. Diese sind in der folgenden **Tabelle 3-1** aufgelistet.

Tabelle 3-1: Fitting Parameter für Log-Normal Funktion nach Preuler

	a	b	c	d	e	f	g	h
Einstoff	209,9	5585,5	23563,7	-3,7	13305,9	166,9	0,6	98527,6
Zweistoff	-168,4	1429,5	826,2	2,9	19856,7	68,7	0,9	93594,5

Mitsutsuka et al. kombinierten Messdaten mehrerer Autoren, um die **Gleichung (3-2)** zur Berechnung des HTC basierend auf der WID und T_{surf} zu entwickeln. [19]

$$\alpha_{ges} = 28,5 \cdot 10^8 \cdot \dot{V}^{0,616} \cdot T_0^{-2,445} \quad (3-2)$$

α_{ges} ... Wärmeübergangskoeffizient [$Wm^{-2}K^{-1}$]

\dot{V} ... Wasserbeaufschlagungsdichte [$kgm^{-2}s^{-1}$]

T_0 ... Oberflächentemperatur [$^{\circ}C$]

Gültig für: $\dot{V} = 0,17$ bis $33 \text{ kgm}^{-2}\text{s}^{-1}$

$T_0 = 600$ bis $800 \text{ }^{\circ}C$

Wendelstorf et al. haben die Korrelation gemäß **Gleichung (3-3)** zwischen dem HTC, der Wasserverteilung und der Temperaturdifferenz zwischen Oberfläche und Kühlwasser entwickelt. [20]

$$\begin{aligned} \alpha(\Delta T, V_S) = & 190 \pm 25 \\ & + \tanh\left(\frac{V_S}{8}\right) \\ & \cdot \left(140 \pm 4 \cdot V_S \left[1 - \frac{V_S \cdot \Delta T}{72000 \pm 3500}\right] + 3,26 \pm 0,16\right) \\ & \cdot \Delta T^2 \left\{1 - \tanh\left(\frac{\Delta T}{128 \pm 1,6}\right)\right\} \end{aligned} \quad (3-3)$$

α ... Wärmeübergangskoeffizient [$Wm^{-2}K^{-1}$]

V_S ... Wasserbeaufschlagungsdichte [$kgm^{-2}s^{-1}$]

ΔT ... Temperaturdifferenz $T_{surf} - T_{H2O}$ [$^{\circ}C$]

Gültig für: $V_S = 3$ bis $30 \text{ kgm}^{-2}\text{s}^{-1}$

$\Delta T = 150$ bis 1150 K

Yoshida et.al. entwickelten die Formel in **Gleichung (3-4)** zur Berechnung des HTC aus der Wasserbeaufschlagungsdichte, der Oberflächentemperatur und der Kühlwassertemperatur. [21]

$$\alpha = 6,23 \cdot W^{1,1} \cdot T_O^{1,28} \cdot \theta_S^{-0,4} \quad (3-4)$$

α ... Wärmeübergangskoeffizient [$\text{kcalh}^{-1}\text{m}^2\text{K}^{-1}$]

W ... Wasserbeaufschlagungsdichte [$\text{lcm}^{-2}\text{min}^{-1}$]

T_O ... Oberflächentemperatur [K]

θ_S ... Kühlwassertemperatur [$^{\circ}\text{C}$]

Gültig für: $W = 0,18$ bis $0,3 \text{ lcm}^{-2}\text{min}^{-1}$

$T_O = 700$ bis 1400 K

$\theta_S = 20$ bis $80 \text{ }^{\circ}\text{C}$

Klinzing et al. modellierten den Film-Siedeprozess unter Laborbedingungen mit Temperaturmessungen bei der Wassersprühkühlung laut folgender Formel. [22]

$$HTC = 141,3 \cdot 10^3 \cdot Q_W^{0,566} \cdot v_W^{0,693} \cdot \Delta T^{-0,539} \quad (3-5)$$

Q_W ... Durchflussrate Wasser [$\text{m}^3\text{m}^{-2}\text{s}^{-1}$]

v_W ... durchschnittliche Tropfengeschwindigkeit [ms^{-1}]

ΔT ... Temperaturdifferenz $T_{\text{surf}} - T_{\text{H}_2\text{O}}$ [$^{\circ}\text{C}$]

Gültig für: $Q_W = 3,5 \cdot 10^{-3}$ bis $9,96 \cdot 10^{-3} \text{ m}^3\text{m}^{-2}\text{s}^{-1}$

$v_W = 10$ bis 30 ms^{-1}

$\Delta T = T_{\text{surf}}$ bis $530 \text{ }^{\circ}\text{C}$

In derselben Veröffentlichung wurde für kleinere Durchflussmengen eine erweiterte Gleichung angegeben [22].

$$HTC = 63,25 \cdot Q_w^{0.264} \cdot d_{32}^{-0,062} \cdot \Delta T^{0.691} \quad (3-6)$$

Q_w ... Durchflussrate Wasser [$m^3 m^{-2} s^{-1}$]

d_{32} ... Sauterdurchmesser [m]

ΔT ... Temperaturdifferenz $T_{surf} - T_{H2O}$ [$^{\circ}C$]

Gültig für: $Q_w = 0,58 \cdot 10^{-3}$ bis $3,5 \cdot 10^{-3} m^3 m^{-2} s^{-1}$

$d_{32} = 0,137$ bis 1.35 m

$\Delta T = T_{surf}$ bis 530 $^{\circ}C$

Chabikovskiy et al. beschreiben in ihrer Veröffentlichung 10 verschiedene Gleichungen der Form [23]:

$$HTC = C_0 \cdot X_1^{C1} \cdot X_2^{C2} \cdot X_3^{C3} \quad (3-7)$$

$C_0, C1, C2, C3$... Konstanten

X_1, X_2, X_3 ... drei der gelisteten Parameter

Q_i ... Wasserbeaufschlagungsdichte [$l m^{-2} s^{-1}$]

v ... mittlere Tropfengeschwindigkeit [ms^{-1}]

d_{32} ... Sauterdurchmesser [m]

N ... Anzahl Tropfen pro Quadratmeter und Sekunde [$m^{-2} s^{-1}$]

E ... kinetische Energie Tropfen (durchschnittlicher Geschwindigkeit und Größe) [J]

H ... Tropfenmoment [$kgms^{-1}$]

Im ... Aufpralldruck [Pa]

Dabei wurden die verschiedenen Tropfenparameter in unterschiedlichen Variationen zusammengestellt und der daraus berechnete Wärmeübergangskoeffizient mit den gemessenen verglichen. Die **Gleichung (3-8)** wies dabei den niedrigsten Fehlerwert, $R^2=340$ $Wm^{-2}K^{-1}$ auf.

$$HTC = 38,448 \cdot Im^{0.454} \cdot Qi^{0.132} \quad (3-8)$$

Die aufgelisteten Gleichungen geben nur einen Auszug der verfügbaren Formeln zur HTC-Bestimmung wieder.

4 Experimentelle Methoden

Die gewählten Kühlparameter in der Sekundärkühlzone haben einen erheblichen Einfluss auf die Erstarrungsberechnung. Nach Jeschar et al. [24] gibt es zwei Formen von Messverfahren zur Bestimmung der Kühlleistung von Spritzwasserdüsen: die instationäre und die stationäre Methode. Bei der stationären Methode wird die Probe konstant auf eine definierte Temperatur aufgeheizt. Aus der Heizleistung, die erforderlich ist, um den Probenkörper auf einer stabilen Temperatur zu halten, wird die Kühlintensität berechnet. Bei der instationären Methode wird der durch die Sprühwasserkühlung verursachte Temperaturabfall zur Ermittlung des HTC genutzt. Dabei wird die Probe auf die gewünschte Temperatur gebracht, die Heizeinheit abgeschaltet und die Probe mit Kühlflüssigkeit beaufschlagt. Die erste Methode ermöglicht eine schnelle Bestimmung des HTC bei einer bestimmten Oberflächentemperatur (T_{surf}). Für die Untersuchung des Einflusses von T_{surf} auf die Wärmeabfuhr werden vorzugsweise instationäre Messungen verwendet.

An der Montanuniversität Leoben (MUL) hat der Lehrstuhl für Eisen- und Stahlmetallurgie einen Düsenmessstand (DMS) entwickelt, um die lokalen Wärmeübergangskoeffizienten (HTC) bei der Sprühkühlung instationär zu bestimmen.

Bislang wurden mehrere Versuchsaufbauten zur Charakterisierung von Düsen veröffentlicht. Einige von ihnen werden im Folgenden beschrieben und sind aufgelistet in **Tabelle 4-1**.

Tabelle 4-1: Versuchsaufbauten zur Untersuchung von Wärmeübergängen nach Preuler [18]

Arbeit von:	Mess- prinzip ^{a)}	Sprührichtung	Prüfkörper Abmessungen [mm]	Prüfkörper Material	Heiz- methode ^{b)}	# TE ^{c)}
Diese Arbeit	t	Vertikal, von unten	zylindrisch, 25 x 45	1.4841	i	3
Müller [25]	s	Horizontal & vertikal, von oben	Platte, 20 - 60 x 6	1.4841, 1.4762, 1.4864	c	2
Jeschar [24]	t	Horizontal	zylindrisch, 30 x 130	Cu, Ni-Al, Messing	Ofen	4
	s		Platte, 20 x 20 x 6	Cu, Ni-Al, Messing	c	2
Choi [26]	t	Vertikal, von oben	Platte, 150 x 200 x 25	Stahl	Ofen	1
Heatlab Brno [23],[27]–[38]	t	Vertical, von oben & von unten	Platte, 600x320x30	Stahl	Ofen	variabel
Ramstorfer [29]			Platte, 450x300x30			
Wendelstorf [39],[40]	t	Vertikal, von unten	zylindrisch, 70x1	Nickel	Ofen	5
Cebo-Rudnicka [41]	t	Horizontal	zylindrisch, 20x20	Inconel	c	3
Puschmann [42]	t / s	Horizontal	Platte, 0.1-0.5	Inconel	c	IRC ^{d)}
Flores [43]	t	Horizontal	zylindrisch, 8x2.7	Platin	c	1
Chen [44]	t	Vertikal, von unten & von oben	Scheibe, 150x22	X5CrNi188, C15	Ofen	6
Tsutsumi [45]	t	Vertikal	Platte, 600x280x20	SUS304	Ofen	7
Hadala [46]	t	Vertikal	Platte, 300x210x8	1.4724	Ofen	25

^{a)}t...instationär (transient), s...stationär; ^{b)}i...induktiv, c...konduktiv; ^{c)}TE...Thermoelemente;

^{d)}IRC...Infrarot Kamera

4.1 Düsenmessenstand

Der Düsenmessenstand hat die Aufgabe, den lokalen Wärmeübergang in Abhängigkeit mehrerer Einflussgrößen zu bestimmen: Wasserdurchsatz, Luftdruck, Düsenabstand zueinander und Abstand zwischen Düse und Prüfkörper. Der Versuchsaufbau besteht aus drei Zonen, wie in **Abbildung 4-1** dargestellt. Zone 1 enthält eine zylindrische Stahlprobe, eine induktive Heizeinheit und einen beweglichen Probenträger, der durch Linearachsen gesteuert wird. In Zone 2, der so genannten "Nasszone", befinden sich Sprühdüsen, die so positioniert sind, dass der Abstand zwischen der Düsen Spitze und der Probe analog zu den Abmessungen einer Stranggussanlage ist. Diese Düsen sprühen nach oben, um den HTC zu messen, und nach unten, um die Wasserverteilung (WID) zu beurteilen. In Zone 3 befinden sich schließlich wichtige technische Einheiten wie die Luft- und Wasserversorgung und die Kühlvorrichtung für das Induktionsgerät. [47],[48]

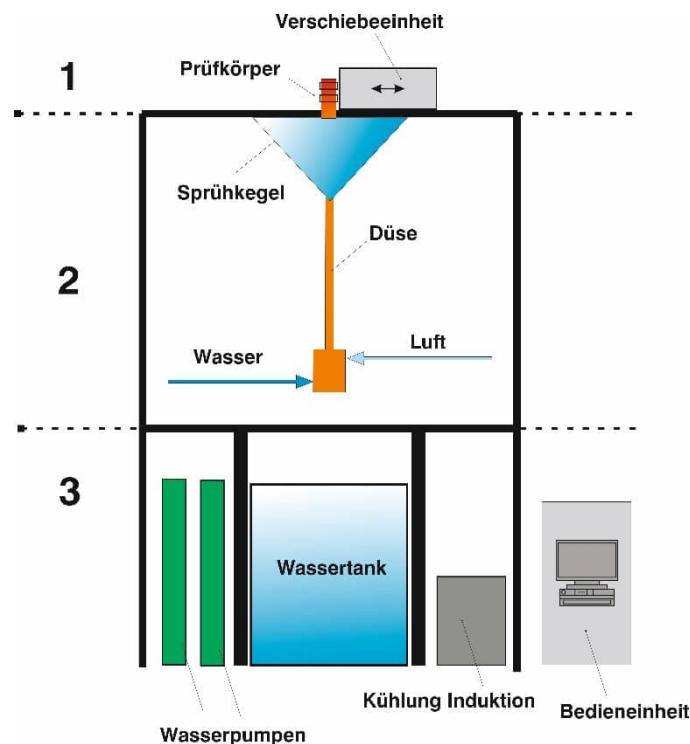


Abbildung 4-1: schematische Skizze Düsenmessenstand am Lehrstuhl für Eisen- und Stahlmetallurgie

Zum besseren Verständnis der überlappenden Sprühkegelzone – Überlappungszone - (siehe **Abbildung 4-2**) wurde ein Aufbau mit zwei Düsen und getrennten Wasser-Luft-

Kreisläufen eingeführt. Diese Konfiguration ermöglicht die Einrichtung von zwei getrennt steuerbaren Wasserkreisläufen für die Sprühkühlung.

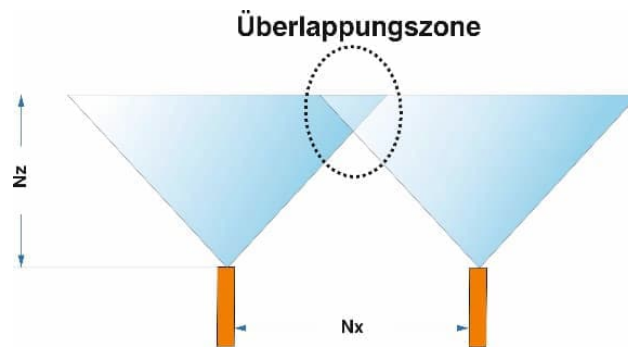


Abbildung 4-2: Abbildung der Überlappungszone zweier Düsen

4.1.1 Messung der lokalen Wasserbeaufschlagungsdichte

Um die lokale Wasserverteilung (WD) während der Sprühkühlung zu messen, werden eine oder zwei Düsen in einem definierten Abstand zu einem Auffangbehälter (Patternator) auf dem Kopf stehend positioniert. Der Patternator besteht aus 7×100 Zellen mit einer Einlassfläche von jeweils $10 \text{ mm} \times 10 \text{ mm}$, die zum Auffangen vom Sprühwasser bestimmt sind. Der definierte Abstand spiegelt die Distanz zwischen der Düsen Spitze und dem Strang in der Realität bei einer Stranggießanlage wider (N_z). Wenn zwei Düsen verwendet werden, muss der Abstand zwischen ihnen entsprechend angepasst werden (N_x). In der Zwischenzeit arbeiten die Düsen mit bestimmten Durchflussmengen, Drücken und Abständen. Nach einer definierten Zeitspanne wird der Patternator entfernt, und eine digitale Bildverarbeitungssoftware berechnet die WD, woraus sich die Wasserbeaufschlagungsdichte (WID) für die gegebenen Düsenparameter ergibt. Das Grundprinzip, sowie ein exemplarisches Ergebnis dieser Messmethode, ist in **Abbildung 4-3** dargestellt. [47],[48]

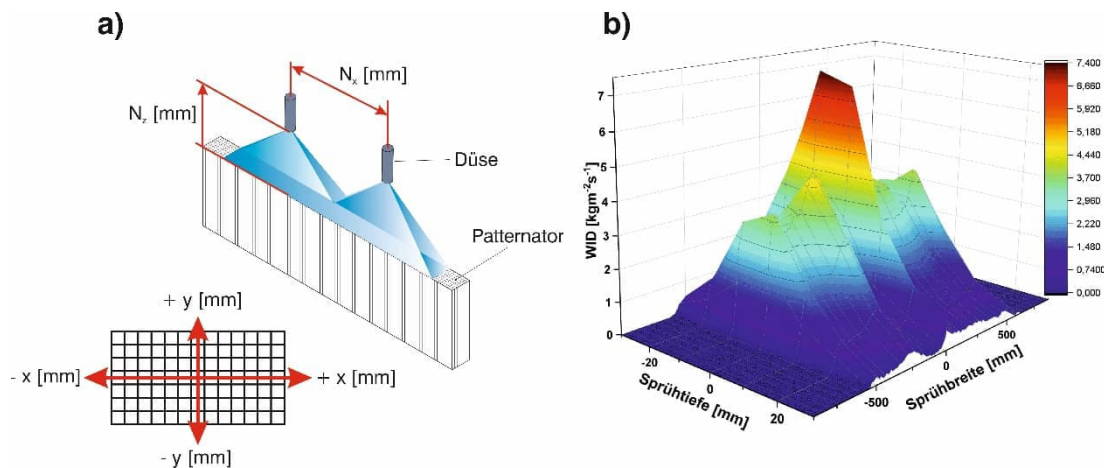


Abbildung 4-3: schematische Darstellung der WID-Messung; a) Patternator, b) Beispiel einer 3D Wasserbeaufschlagungsdichteverteilung

4.1.2 Messung der lokalen Wärmeübergangskoeffizienten

Zur Durchführung dynamischer Messungen der Wärmeübergangskoeffizienten (HTC) wird eine Probe mit Hilfe einer induktiven Erwärmungseinheit kontrolliert erwärmt. Die Temperatur des Probenmaterials aus austenitischem Stahl wird auf 1200 °C gehalten. Drei strategisch platzierte Thermoelemente in unterschiedlichen Abständen von der Oberfläche erfassen die Temperaturschwankungen innerhalb des Probekörpers. Die Probe wird mit Hilfe einer linearen Bewegungseinheit über den Sprühkegel bewegt. Der HTC wird mit einem inversen Wärmeleitungsmodell, dem Maximum a Posteriori (MAP), berechnet. Der zylindrische Probenkörper ist wärmeisoliert, was die Wärmeleitung zu einem eindimensionalen Problem vereinfacht (**Abbildung 4-4 a**). Durch Wiederholung dieser Messung an verschiedenen Positionen über die Sprühbreite erhält man eine Verteilung des Wärmeübergangskoeffizienten für die angegebenen Sprühparameter, wie in **Abbildung 4-4 b** dargestellt. [47]–[49]

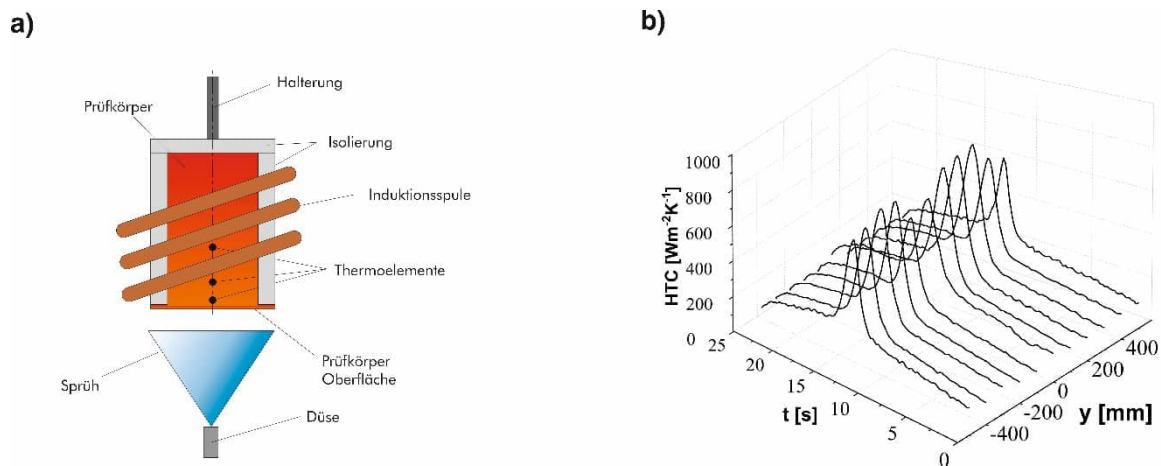


Abbildung 4-4: Schematische Skizzen für a) Prüfkörper inklusive Induktionsspule sowie b) Verteilung des gemessenen Wärmeübergangskoeffizienten über die Sprühbreite

4.1.3 Auswertung der Messverfahren

Wie in 4.1.1 erwähnt, wird zur Auswertung der lokalen Wasserbeaufschlagungsdichte eine digitale Bildbearbeitungssoftware verwendet. Damit dieses Programm fehlerfrei arbeiten kann, müssen einige Schritte in der Durchführung der Versuche beachtet werden. Zu Beginn wird das verwendete Wasser mit Lebensmittelfarbe, zur Kontrasterhöhung, eingefärbt. Nach dem eigentlichen Messvorgang werden die sieben Messzellen einzeln mit einer Digitalkamera fotografiert. Über den Kontrast zwischen der Füllstandshöhe des Wassers und dem Hintergrund kann nun eine Grenzfläche in der Messkammer definiert werden. Mittels einer skalierten Linie am Hintergrund wird die Länge bis zur Grenzfläche digital ausgemessen. Dieser Ablauf wird für alle Messkammern durchgeführt. Die Zahlenwerte der Füllhöhe werden automatisiert in einem Excel-file abgespeichert. Aufgrund der Auffangfläche von 1 cm^2 pro Messkammer, wird eine lokale Auflösung von $1 \times 1 \text{ cm}$ erreicht.

Bei den Messungen des Wärmeübergangskoeffizienten werden die gemessenen Temperaturen der Thermoelemente sowie die zusätzlichen Versuchsparameter am PC der Bedieneinheit abgespeichert. Die ermittelten Temperaturverläufe werden anschließend mittels inverser Rechnung in Wärmeübergangskoeffizient umgerechnet.

In klassischen Wärmeleitungsmodellen werden Anfangs- und Randbedingungen vorgegeben, und die Temperaturverläufe im Berechnungsraum werden berechnet. Wenn diese Berechnung umgekehrt wird, also die Randbedingungen aus dem zeitlichen Temperaturverlauf ermittelt werden, spricht man von einem inversen Wärmeleitungsmodell. Die Auswertung von HTC-Messungen stellt somit die Lösung eines solchen inversen Wärmeleitungsmodells dar. Für die am Düsenmessstand durchgeführten Messungen wird das

Verfahren der MAP (Maximum a Posteriori) Schätzung mit zwei Regeltemperaturen (gemessen über Thermoelemente) angewendet. [49],[50]

Da die Aufzeichnungsrate für Messungen des Wärmeübergangskoeffizienten bei 50 Hz liegt, sprich alle 0,02 s wird ein Messwert aufgezeichnet, kann über die Verfahrensgeschwindigkeit die Position der einzelnen Messwerte während des Versuchs bestimmt werden. Entsprechend des Messrasters der Wasserverteilungsmessung erfolgt die Zuteilung eines gemittelten Wertes innerhalb der Messfläche von 1 cm². Somit kann auch für die Messung des Wärmeübergangskoeffizienten eine lokale Auflösung realisiert werden.

Die so ermittelten Werte können nun in einem Excel - File gesammelt und mit den weiteren Versuchsparametern korreliert werden.

5 Beschreibung Datensatz

Datensätze sind unverzichtbar für die Durchführung von Regressionen, da sie als Grundlage für die Entwicklung, Validierung und Anwendung von diesen Modellen dienen. Im einfachsten Fall bestehen diese aus zumindest zwei Variablen, eine unabhängige (Prädiktor) und eine abhängige Variable (Zielvariable). Die Qualität und Relevanz der verwendeten Datensätze beeinflussen direkt die Leistung und Genauigkeit der Ergebnisse. [51]

Die Zusammenstellung des in dieser Arbeit verwendeten Datensatzes zur Vorhersage von lokalen Wärmeübergangskoeffizienten bei vorherrschenden Strangoberflächentemperaturen und geforderten Wasserbeaufschlagungsdichten wird im folgenden Kapitel näher erklärt. Dabei werden die einzelnen Inputparameter sowie deren Wertebereiche erläutert.

5.1 Datensatz Düsenmessenstand

Im Zuge von umfangreichen Messserien für Forschungsarbeiten konnte über die letzten Jahre ein ausreichend großer Datensatz an gemessenen HTC-Werten sowie Wasserbeaufschlagungsdichten angesammelt werden. Die Bestimmung dieser Inputvariablen wurden mithilfe des sogenannten Düsenmessenstands am Lehrstuhl für Eisen- und Stahlmetallurgie durchgeführt. Messprinzipien dieser Anlage werden in mehreren Veröffentlichungen sowie **Kapitel 4** beschrieben. Dabei wurden 1- und 2-Stoff

Flachstrahldüsen, die vor allem im Bereich von Brammengießanlagen eingesetzt werden, untersucht.

Der für diese Arbeit zusammengestellte Rohdatensatz besteht aus 10 Prädiktoren und einer Zielvariable, dem Wärmeübergangskoeffizienten. Die Prädiktoren ergeben sich zum einen aus den Versuchsparametern zum anderen aus den gemessenen Werten wie Oberflächentemperatur und Wasserbeaufschlagungsdichte. [47],[52],[53]

5.1.1 Prädiktoren aus Versuchsparametern

- **Starttemperatur – T_{start} :** Die Versuche am Düsenmessstand wurden entsprechend den vorherrschenden Oberflächentemperaturen des Stranges einer Stranggießanlage bei unterschiedlichen Starttemperaturen des Prüfkörpers durchgeführt. Über eine Vorgabedatei wird diese Temperatur initiiert und über Thermoelemente verifiziert. Die Starttemperatur entspricht der Eintrittstemperatur des Stranges in den Sprühkegel der Düse. Diese variiert zwischen 950 – 1195 [°C].
- **Durchflussrate Wasser – $V_{\text{H}_2\text{O}}$:** Als wesentlichen Beeinflussungsparameter wurde für die Durchflussrate Wasser ein weiterer Bereich zwischen 1 – 17 [l/min] gewählt. Diese Werte sind analog den Durchflüssen einer Düse in der Sekundärkühlzone einer Stranggießanlage. Gemessen und aufgezeichnet wird dieser Parameter mit einem magnetischen Durchflussmesser.
- **Leitungsdruck Wasser – $p_{\text{H}_2\text{O}}$:** Als weiterer Prädiktor zählt der über einen Druckmessumformer ermittelte Wasserleitungsdruck. Die Modifikation dieser Werte ist abhängig vom gewählten Durchfluss und variiert zwischen 0.5 und 9.4 bar.
- **Leitungsdruck Druckluft – p_{Air} :** Für die Messung des Leitungsdrucks der eingesetzten Druckluft wurde analog zum Wasserleitungsdruck ein Druckmessumformer eingesetzt. Die gemessenen Werte decken den Bereich zwischen 1.3 und 2.7 bar Druckluft ab.

- **Abstand – Nx:** Der Abstand Nx entspricht der horizontalen Entfernung zwischen 2 Düsen in derselben Kühlreihe und kann aus den Anlagendaten einer Stranggießanlage entnommen werden. Entsprechend der vermessenen Anlagen beträgt der Abstand zwischen 190 und 801 mm.
- **Abstand – Nz:** Vergleichbar zum Nx-Abstand, handelt es sich bei der Entfernung Nz um den Abstand zwischen Strang- bzw. Prüfkörperoberfläche und der Düsen spitze. Dieser Prädiktor variiert zwischen 130 und 310 mm.
- **Versuchsgeschwindigkeit – v:** Die Versuchsgeschwindigkeit v ist angelehnt an die Gießgeschwindigkeit einer Brammenstranggießanlage, entsprechend wurden Werte zwischen 0 und 2.7 m/min bei unseren Versuchen eingestellt.
- **Position – xPos:** Diese Position berücksichtigt den Sprühwinkel der auftreffenden Wassertropfen auf der Strangoberfläche. Die entsprechenden Werte stammen aus der HTC-Messung und entsprechen der Position, an der der Prüfkörper quer zum Sprühstrahl durch diesen bewegt wird. Da der Nullpunkt dieses Koordinatensystems im Zentrum der Überlappung liegt, werden Werte zwischen -700 mm und +700 mm erreicht.
- **Wasserbeaufschlagungsdichte – WID:** Mithilfe der Sprühwasserverteilungsmessung können lokale Wasserbeaufschlagungsdichten ermittelt werden. Abhängig von den eingestellten Parametern Wasserdurchfluss sowie dem Luftdruck wurden Wasserbeaufschlagungsdichten von maximal 30 [kgm⁻²s⁻¹] gemessen.
- **Oberflächentemperatur - Ts:** Ein weiterer wesentlicher Beeinflussungsparameter für die Vorhersage des Wärmeübergangskoeffizienten ist die gemessene Oberflächentemperatur. Mithilfe des gemessenen Temperaturprofils über Thermoelemente kann die Oberflächentemperatur während der Sprühkühlung berechnet werden. Bei einer starken Kühlung werden dabei minimale Werte von rund 260 °C erreicht. In Bereichen in denen kaum Kühlwasser auftritt, ist die

Kühlwirkung sehr gering. Dabei können Oberflächentemperaturen von rund 1100 °C, bei entsprechenden Starttemperaturen, erreicht werden.

5.1.2 Prädiktoren aus Messparametern

Die Bildung sogenannter Datentriplets erfolgt durch die Zuweisung der gemessenen Werte für die Wasserbeaufschlagungsdichte, sowie der dadurch auftretenden Oberflächentemperaturen, über die Messposition. Des Weiteren wird auch der invers berechnete Wärmeübergangskoeffizient über denselben Zusammenhang zugewiesen. In **Abbildung 5-1** ist diese Vorgehensweise grafisch dargestellt. Im linken Bild ist dabei die Wasserverteilung über die Tiefe des Sprühkegels gezeigt. Die strichlierte Linie dient als Hilfslinie für die Position. In der Mitte des Sprühkegels, bei 0 mm, beträgt die gemessene lokale Wasserbeaufschlagungsdichte rund 7,2 kgm⁻²s⁻¹. Überträgt man diese Lage auf die HTC – Messung (rechtes Bild), entspricht dies einem Abstand x von ungefähr 240 mm. Die entsprechenden lokalen Werte für den Wärmeübergangskoeffizienten sowie der Oberflächentemperatur können somit eruiert werden. Aus einer Messserie (WID - bzw. HTC – Messung) ergeben sich entsprechend sieben Messpunkte.

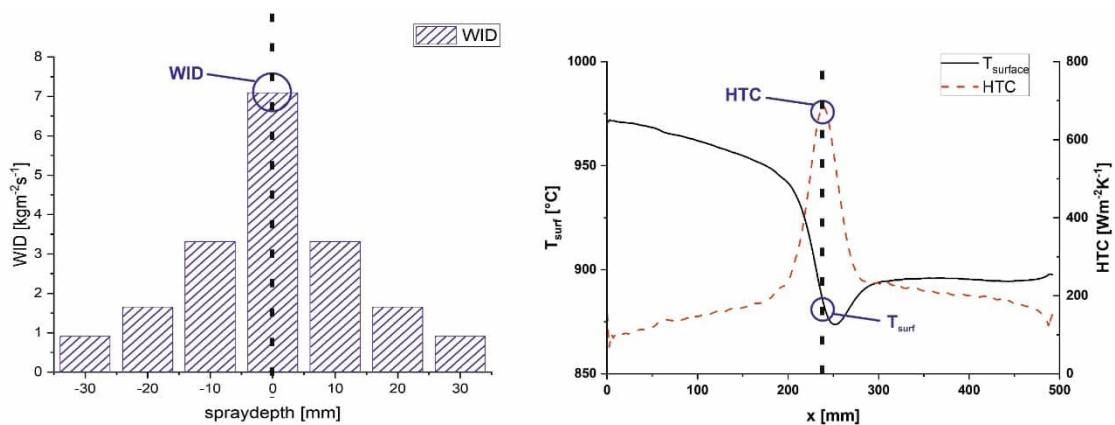


Abbildung 5-1: Darstellung der Bildung von Datentriplets; links: Wasserbeaufschlagungsdichte, rechts: Oberflächentemperatur sowie HTC

Zu diesen Datentriplets werden anschließend die weiteren Prädiktoren aus den Messparametern zugewiesen.

Abbildung 5-2 stellt alle Inputparameter sowie die Zielvariable übersichtlich dar.

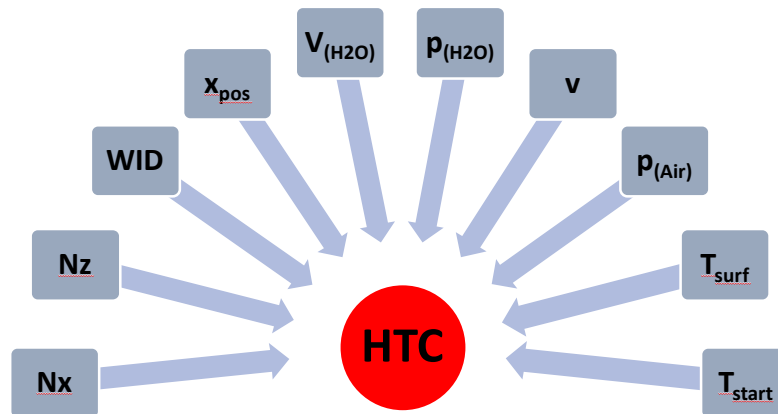


Abbildung 5-2: Übersichtliche Darstellung der Prädiktoren sowie der Zielvariable HTC (rot)

Zusammenfassend sind alle Versuchsparameter, als auch die Zielvariable, inklusive der Variationsbereiche in der **Tabelle 5-1** zusammengefasst.

Tabelle 5-1: Zusammenfassung aller Prädiktoren inklusive Variationsbereiche

Nr.	Variable		Einheit	Bereich
1	Starttemperatur	T_{start}	[°C]	950-1195
2	Abstand vertikal	Nz	[mm]	205-310
3	Abstand horizontal	Nx	[mm]	258-801
4	Versuchsgeschwindigkeit	v	[mmin ⁻¹]	0-2.7
5	Durchfluss Wasser	V_{H2O}	[lmin ⁻¹]	1-17
6	Leitungsdruck Wasser	p_{H2O}	[bar]	0.5-9.4
7	Leitungsdruck Luft	p_{air}	[bar]	1.3-2.7
8	Position	X_{Pos}	[mm]	-700 bis+700
9	Wasserbeaufschlagungsdichte	WID	[kgm ⁻² s ⁻¹]	0.01 -30
10	Oberflächentemperatur	T_s	[°C]	700-1100
Ziel	HTC measured	HTC_{meas}	[Wm ⁻² K ⁻¹]	195 - 3563
output	HTC predicted	HTC_{pred}	[Wm ⁻² K ⁻¹]	

5.2 Pearson Analyse

Die Pearson-Korrelation, benannt nach Karl Pearson, ist ein Maß für den linearen Zusammenhang zwischen zwei Variablen. Sie wird häufig verwendet, um zu bestimmen, wie stark zwei Variablen miteinander in Beziehung stehen und in welche Richtung diese Beziehung verläuft. Dies wird durch den sogenannten Pearson-Korrelationskoeffizienten (auch als Pearson's r bezeichnet) dargestellt. Dieser Koeffizient nimmt Werte zwischen -1 und 1 an. Ein Wert von 1 zeigt an, dass es eine perfekte positive lineare Beziehung zwischen den

Variablen gibt, während ein Wert von -1 eine perfekte negative lineare Beziehung anzeigt. Ein Wert nahe 0 deutet darauf hin, dass es keinen linearen Zusammenhang zwischen den Variablen gibt. Die Berechnung des Pearson-Korrelationskoeffizienten beinhaltet die Standardisierung der Variablen, indem die Mittelwerte abgezogen und durch die Standardabweichungen dividiert werden. Anschließend wird der Durchschnitt der Produkte der standardisierten Werte berechnet. Das Ergebnis ist der Pearson-Korrelationskoeffizient. [54]

Durch Anwendung dieser Methode auf den gesamten Datensatz ergeben sich folgende lineare Beziehungen (**Abbildung 5-3**):

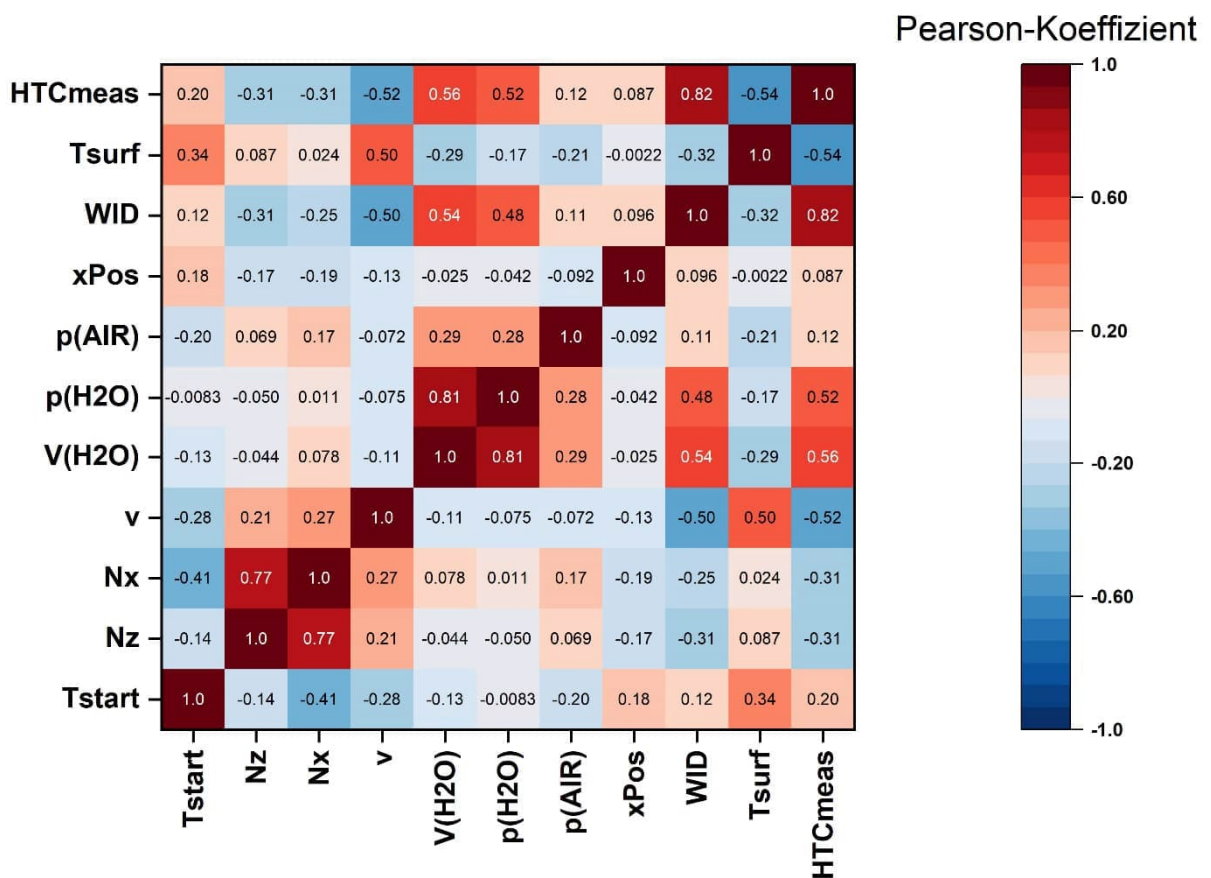


Abbildung 5-3: Pearson Analyse für alle Prädiktoren sowie der Zielvariable

Auf den Achsen, sowohl x- als auch y-, sind die einzelnen Inputparameter sowie die Zielvariable HTC_{meas} dargestellt. Je intensiver die Färbung der Beziehungskachel, desto größer ist der Einfluss einer Variable auf die andere, wobei Rottöne positive, und Blautöne negative Abhängigkeiten wiedergeben. Zusätzlich sind die einzelnen Pearson-Koeffizienten in die Kacheln eingetragen.

Die einzelnen Abhängigkeiten auf den Wärmeübergangskoeffizienten werden anhand der **Abbildung 5-4** genauer betrachtet.

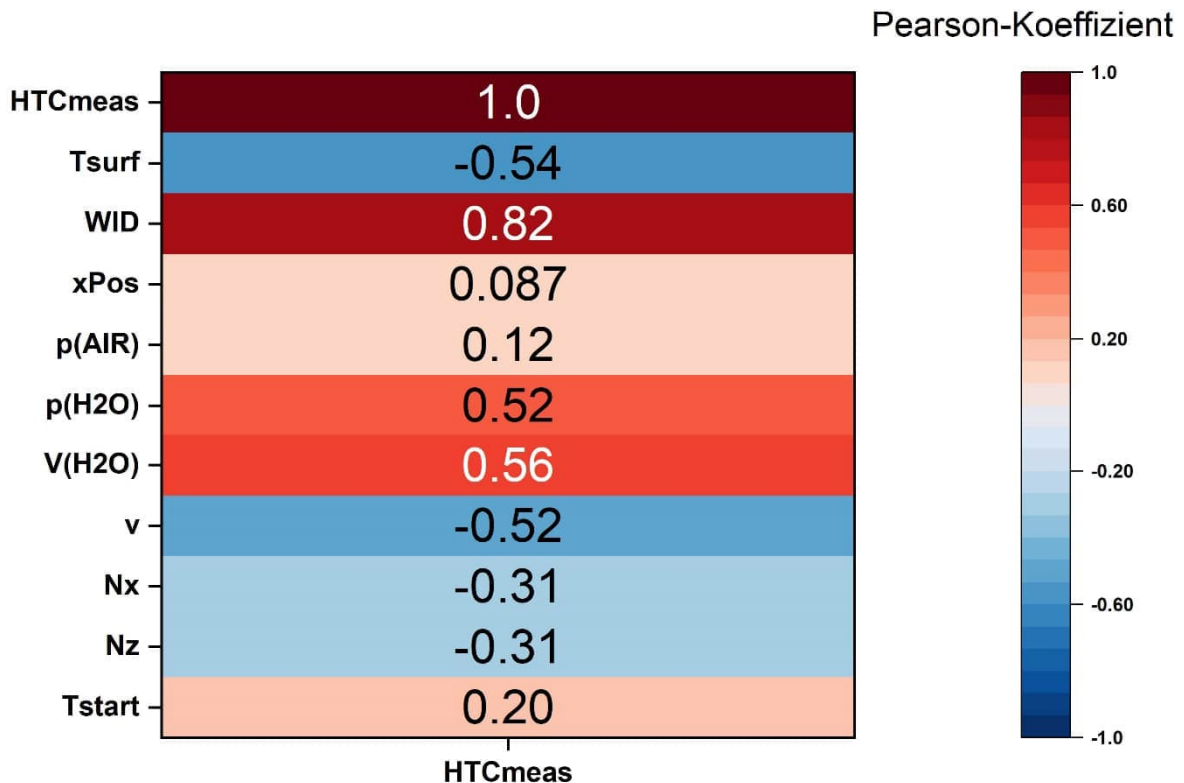


Abbildung 5-4: Detailbetrachtung der Pearson – Korrelation für die Zielvariable

Wie in der Abbildung ersichtlich, hat die Wasserbeaufschlagungsdichte mit 0.82 den größten positiven Einfluss auf den WÜK. Linear positiv bedeutet, je höher die Wasserbeaufschlagungsdichte desto höher der WÜK. Die Parameter Durchfluss Wasser (V(H2O)) und Leitungsdruck Wasser (p(H2O)) sind stark voneinander abhängig und stehen auch in direktem Zusammenhang zur Wasserbeaufschlagungsdichte. Je größer der voreingestellte Durchfluss, desto größer ist auch der Leitungsdruck bei gleichbleibender Düsenöffnung. Dementsprechend erhöht sich auch die Wasserbeaufschlagungsdichte, da bei gleicher Zeiteinheit mehr Wasser die Düse verlässt und somit auch mehr Wasser am Prüfkörper/Messeinheit auftrifft.

Im Gegensatz dazu hat die Oberflächentemperatur (T_{surf}) den größten negativen Einfluss (-0.54). Je niedriger diese, desto größer der Wärmeübergangskoeffizient. Weitere negative Einflüsse sind in der Versuchsgeschwindigkeit (v) sowie den Abständen (N_x und N_z) erkennbar. Bei höherer Geschwindigkeit verringert sich die Dauer des Aufenthalts des

Prüfkörpers im Sprühstrahl und somit auch die Kühlwirkung, was sich dementsprechend in höheren Oberflächentemperaturen und niedrigeren Wärmeübergangskoeffizienten äußert.

Interessant ist der geringe lineare Einfluss der Position der Messung im Sprühstrahl (xPos). Mithilfe dieses Parameters wird der Auftreffwinkel der Tropfen auf den Sprühstrahl berücksichtigt.

Auch wenn die Pearson Analyse für einige Parameter (xPos, p(Air)) nur geringe Einflüsse ausgibt, werden alle zur Verfügung stehenden Prädiktoren in den folgenden Regressionsmodellen verwendet.

6 Regressionsmodelle

In diesem Kapitel wird die Evaluierung und Untersuchung der Regressionsmodelle mittels Regression Learner App in Matlab beschrieben. Eine kurze Beschreibung der angewendeten Modelle sowie die Ergebnisse dieser werden ausgeführt. Im Zuge der Erstellung der Regressionen wurde weiters der Datensatz optimiert.

6.1 Modellerstellung Matlab

Die *Regression Learner App* in MATLAB ist eine benutzerfreundliche und interaktive Anwendung, die es Benutzern ermöglicht, Regressionsmodelle zu erstellen, zu trainieren und zu validieren, ohne umfangreiche Programmierkenntnisse zu benötigen. Mit dieser leistungsstarken App können Anwender komplexe Regressionsanalysen durchführen, um Beziehungen zwischen Eingangsvariablen und Zielgrößen in ihren Daten zu verstehen und Vorhersagen zu treffen. Ein wesentlicher Schritt beim Einsatz der Regression Learner App ist der Datenimport und die -vorbereitung. Die Benutzer haben die Möglichkeit, Daten aus verschiedenen Quellen zu importieren, darunter Tabellen, Arbeitsbereiche und Dateien im CSV- oder Excel-Format. Der Datensatz, der in dieser Betrachtung zur Anwendung kommt, wurde schon in **Kapitel 5** näher erläutert. [55]

Die App bietet eine breite Palette von Regressionsmodellen zur Auswahl, darunter lineare Regression, Support Vector Machines (SVM), k-nearest neighbors (k-NN), Decision Trees und Ensemble-Methoden wie Random Forests und Gradient Boosting Machines. Die Benutzeroberfläche der App ermöglicht es, die verschiedenen Modelloptionen zu erkunden und das für die spezifischen Anforderungen am besten geeignete Modell auszuwählen. Nach der Auswahl des Modelltyps kann über die App das Training und die Validierung des Modells durchgeführt werden. Hierbei müssen die Daten in Trainings- und Testsets aufgeteilt sein. Die Leistung des Modells wird anhand verschiedener Metriken wie R^2 , RMSE und MAE bewertet. Der Benutzer kann die Modellparameter anpassen und die Leistung mehrerer Modelle vergleichen. Im Anschluss an das Training und die Validierung des Modells kann man Vorhersagen für neue Daten treffen und die Vorhersageleistung des Modells bewerten. Des Weiteren ist es auch möglich, Vorhersagen für verschiedene Szenarien zu simulieren, indem die Werte der Eingangsvariablen geändert und die Auswirkungen auf die Zielgröße kontrolliert werden. [55]

Schlussendlich werden die trainierten Modelle exportiert und in MATLAB-Code oder andere Anwendungen integriert, um Vorhersagen auf neuen Daten durchführen zu können. In **Abbildung 6-1** ist die Benutzeroberfläche dargestellt:

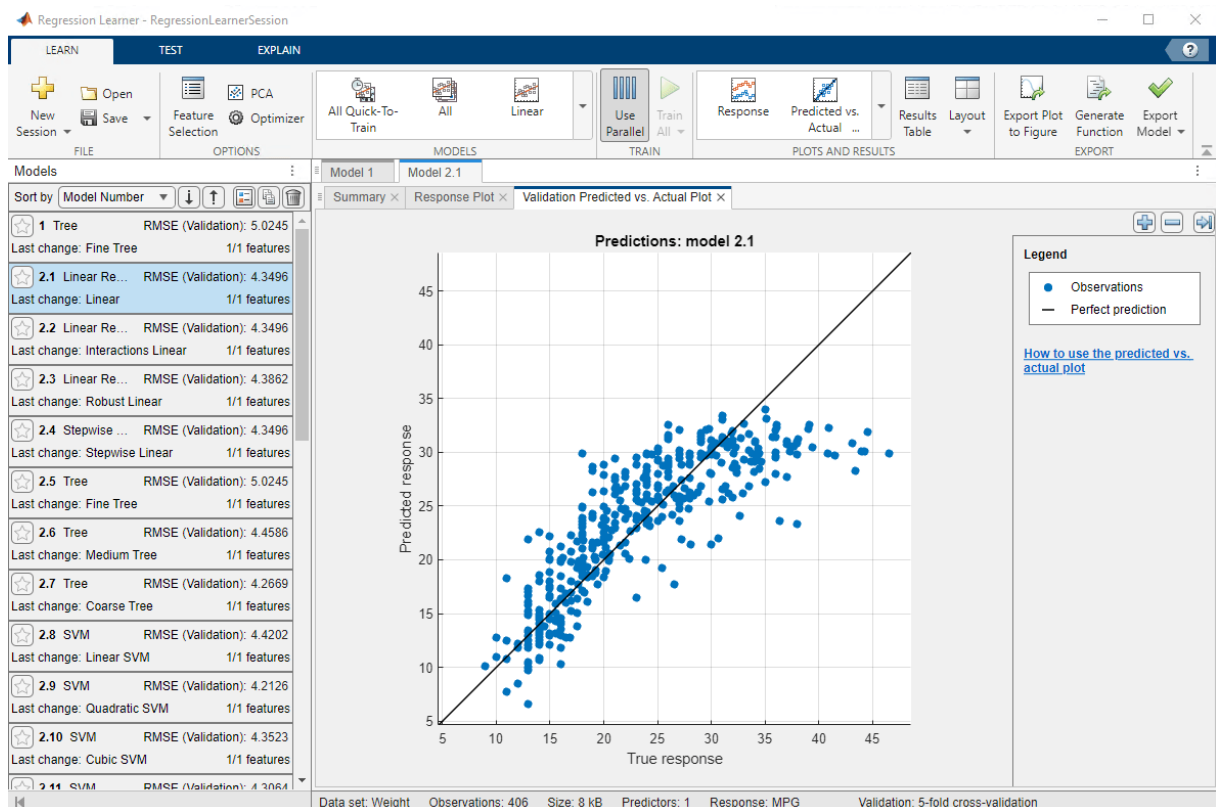


Abbildung 6-1: Benutzeroberfläche der *Regression Learner App* mit vorgegebenen Datensätzen aus der Matlab Bibliothek

6.2 Angewendete Modelle

Mithilfe des Buttons „All“ werden alle vorhandenen Modelle der App auf den Datensatz angewendet. Im Rahmen dieser Arbeit werden die drei aussichtsreichsten Regressionsmodelle

- Exponential Gaussian Process Regression (EGPR)
- Fine Tree Decision Regression
- Trilayered neural networks

näher betrachtet. In den folgenden Kapiteln werden diese kurz beschrieben.

6.2.1 Exponentiale Gauss'sche Prozessregression (EGPR)

Die Exponentiale Gauss'sche Prozess Regression (EGPR) ist eine leistungsfähige Methode des maschinellen Lernens und der statistischen Modellierung, die zur Vorhersage kontinuierlicher Variablen verwendet wird. Diese Technik basiert auf der Anwendung von Gauss'schen Prozessen (GPs), einem flexiblen und probabilistischen Rahmenwerk zur Modellierung von Unsicherheiten in Daten.

Der Gauss'sche Prozess ist eine Sammlung von Zufallsvariablen, bei dem jede endliche Teilmenge eine gemeinsame Gaußverteilung aufweist. Im Falle der EGPR wird der latente Prozess, der die zugrunde liegende Beziehung zwischen den Eingangsvariablen und der Zielvariable darstellt, durch einen Gauss'schen Prozess modelliert. Anders als bei traditionellen deterministischen Regressionsmodellen bietet EGPR eine probabilistische Herangehensweise, die es ermöglicht, die Unsicherheit der Vorhersagen zu quantifizieren. Ein Schlüsselaspekt von EGPR ist die Verwendung einer exponentiellen Kovarianzfunktion als Kernel-Funktion, um die Korrelation zwischen den Eingangsvariablen zu modellieren. Diese Kovarianzfunktion definiert, wie die Korrelation zwischen den Eingabepunkten abnimmt, wenn sich ihr Abstand erhöht. [56],[57]

6.2.2 Entscheidungsbaumverfahren – Fine Tree

Entscheidungsbäume sind eine beliebte Methode im Bereich des maschinellen Lernens und der Datenanalyse. Sie stellen eine intuitive Möglichkeit dar, komplexe Entscheidungsprobleme

zu modellieren und können sowohl für Klassifikations- als auch für Regressionsaufgaben verwendet werden. Ein Entscheidungsbaum ist eine Baumstruktur, die aus Knoten und Blätter besteht. Jeder innere Knoten des Baums stellt eine Entscheidungsregel dar, die anhand einer bestimmten Eigenschaft oder eines Merkmals des Datensatzes getroffen wird. Die Blätter des Baums repräsentieren die Ergebnisse oder Vorhersagen des Modells. Die Erstellung eines Entscheidungsbaums erfolgt durch rekursive Partitionierung des Datensatzes basierend auf den Merkmalen, die die bestmögliche Trennung der Daten in homogene Gruppen ermöglichen. Beim Aufbau des Baumes wird bei jedem Schritt das Merkmal ausgewählt, das den größten Informationsgewinn oder die größte Reduktion der Unreinheit der Daten liefert. Informationsgewinn und Unreinheit sind Maße für die Qualität der Trennung eines Knotens. Der Baum wächst weiter, indem er diese Entscheidungsregeln anwendet, bis ein vordefiniertes Stoppkriterium erfüllt ist, wie beispielsweise das Erreichen einer maximalen Baumtiefe oder das Erreichen einer Mindestanzahl von Datenpunkten in den Blättern.

Entscheidungsbäume bieten mehrere Vorteile, darunter ihre Interpretierbarkeit, da sie Entscheidungsregeln auf eine klare und leicht verständliche Weise darstellen. Sie können auch mit kategorialen und numerischen Daten umgehen und sind robust gegenüber Ausreißern im Datensatz. Darüber hinaus können Entscheidungsbäume natürliche Interaktionen zwischen Merkmalen modellieren und sind relativ einfach zu implementieren. Allerdings haben Entscheidungsbäume auch einige Nachteile. Sie tendieren dazu, Overfitting zu erzeugen, insbesondere wenn sie zu tief sind oder wenn der Datensatz gering ist. Overfitting tritt auf, wenn der Baum die Trainingsdaten zu genau modelliert und dadurch auf neuen, unbekanntem Daten schlechte Vorhersagen liefert. [58]

6.2.3 Neuronales Netz – dreischichtig

Dreischichtige neuronale Netzwerke, auch als dreischichtige neuronale Netze oder Mehrschichtperzeptronen (MLPs) bekannt, sind eine grundlegende Architektur im Bereich der künstlichen neuronalen Netze (KNN). Diese Netzwerke bestehen aus einer Eingabeschicht, einer oder mehreren versteckten Schichten und einer Ausgabeschicht. Jede Schicht enthält eine Gruppe von Neuronen oder Knoten, die spezifische Berechnungen an den Eingabedaten durchführen. Im Kern dreischichtiger neuronaler Netzwerke steht das Konzept der Vorwärtspropagation, bei dem die Eingabedaten schichtweise in Vorwärtsrichtung durch das Netzwerk geleitet werden, bis sie die Ausgabeschicht erreichen. Jedes Neuron im Netzwerk erhält Eingaben von den Neuronen in der vorherigen Schicht, wendet eine gewichtete Summe dieser Eingaben zusammen mit einem Bias-Term an und leitet das Ergebnis durch eine Aktivierungsfunktion, um die Ausgabe zu erzeugen. Die Eingabeschicht eines dreischichtigen

neuronalen Netzwerks besteht aus Neuronen, die den Merkmalen der Eingabedaten entsprechen. Diese Neuronen leiten die Eingabewerte einfach an die Neuronen in der ersten versteckten Schicht ohne Berechnung weiter. Die Anzahl der Neuronen in der Eingabeschicht wird durch die Dimensionalität der Eingabedaten bestimmt. Die versteckten Schichten, die zwischen der Eingabe- und Ausgabeschicht positioniert sind, sind der Ort, an dem die nichtlinearen Transformationen der Eingabedaten stattfinden. Jedes Neuron in einer versteckten Schicht berechnet eine gewichtete Summe der Ausgaben der Neuronen in der vorherigen Schicht, fügt einen Bias-Term hinzu und wendet eine Aktivierungsfunktion an, um die Ausgabe zu erzeugen. Die Aktivierungsfunktion führt Nichtlinearitäten in das Netzwerk ein, was es ermöglicht, komplexe Muster und Beziehungen in den Daten zu erlernen. Die Ausgabeschicht eines dreischichtigen neuronalen Netzwerks erzeugt die endgültigen Vorhersagen oder Ausgaben des Modells. Die Anzahl der Neuronen in der Ausgabeschicht hängt von der Art der zu lösenden Aufgabe ab. Für Regressionsaufgaben gibt es typischerweise ein Ausgangsneuron, während es für Klassifizierungsaufgaben mit mehreren Klassen ein Ausgangsneuron pro Klasse gibt, oft gefolgt von einer Softmax-Aktivierungsfunktion, um die Rohausgaben in Wahrscheinlichkeitsscores umzuwandeln. [59]

6.3 Optimierung Datensatz

Nach einem ersten Validierungsdurchlauf durch die vorher beschriebenen Modelle wurde festgestellt, dass vor allem Datenpunkte mit niedriger Oberflächentemperatur schwer prädiktiv sind. Grund dafür ist das Unterschreiten der Leidenfrosttemperatur. Beim Erreichen dieser Temperatur bricht die stabile Dampfschicht auf dem zu kühlenden Körper zusammen. Ein nicht kontrollierbarer Abkühlvorgang ist die Folge. In **Abbildung 6-2** ist die Abweichung (Residuals) der vorhergesagten Wärmeübergangskoeffizienten zu den Gemessenen über der Oberflächentemperatur (Column 10) aufgetragen. Dabei ist ersichtlich, dass ab rund 750 °C einzelne Datenpunkte stark zu streuen beginnen. In der Folge wurde der Datensatz hinsichtlich dieser Oberflächentemperatur optimiert, d.h. Datenpunkte unter 750 °C wurden eliminiert. Eine Regression für diese Werte führt zu keinem zufriedenstellenden Ergebnis und beeinflusst auch die Datenpunkte oberhalb dieser Grenze.

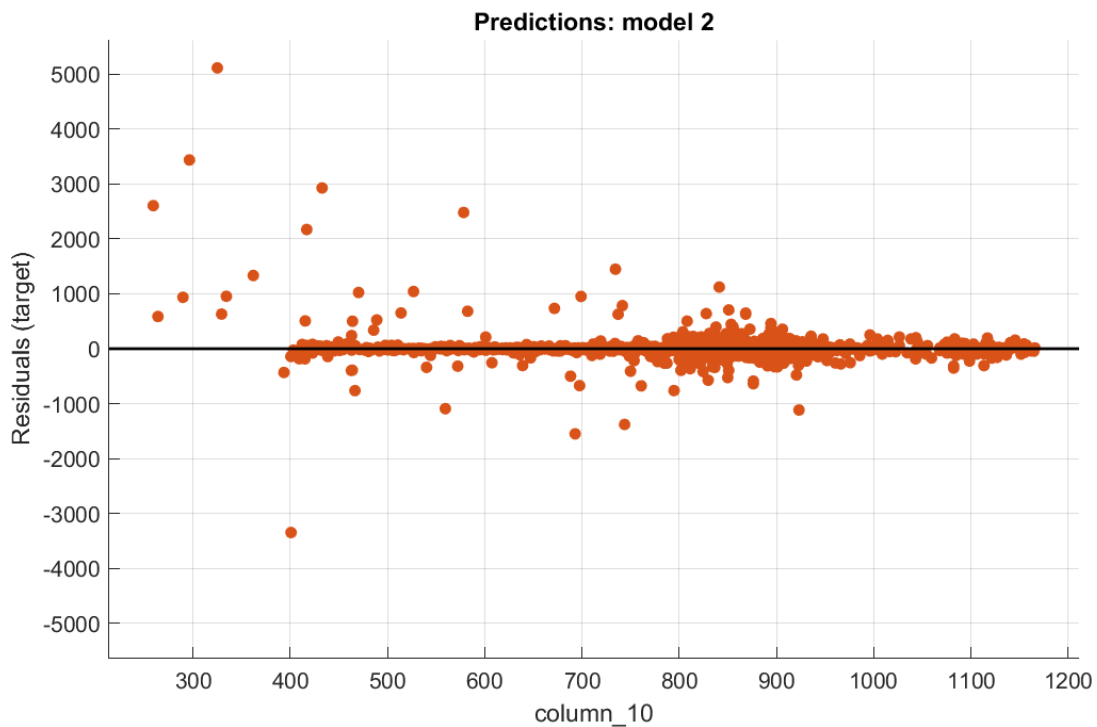


Abbildung 6-2: Darstellung der Abweichung (residuals) über der Oberflächentemperatur (Column 10) exemplarisch für EGPR

Zusätzlich wurde festgestellt, dass vor allem Datenpunkte aus Messungen von 1-Stoff Düsen, sowie Werte bei hohen Durchflüssen, weit vom gemessenen Wärmeübergangskoeffizienten abweichen. In **Abbildung 6-3** sind diese Punkte anhand der EGP - Regression dargestellt.

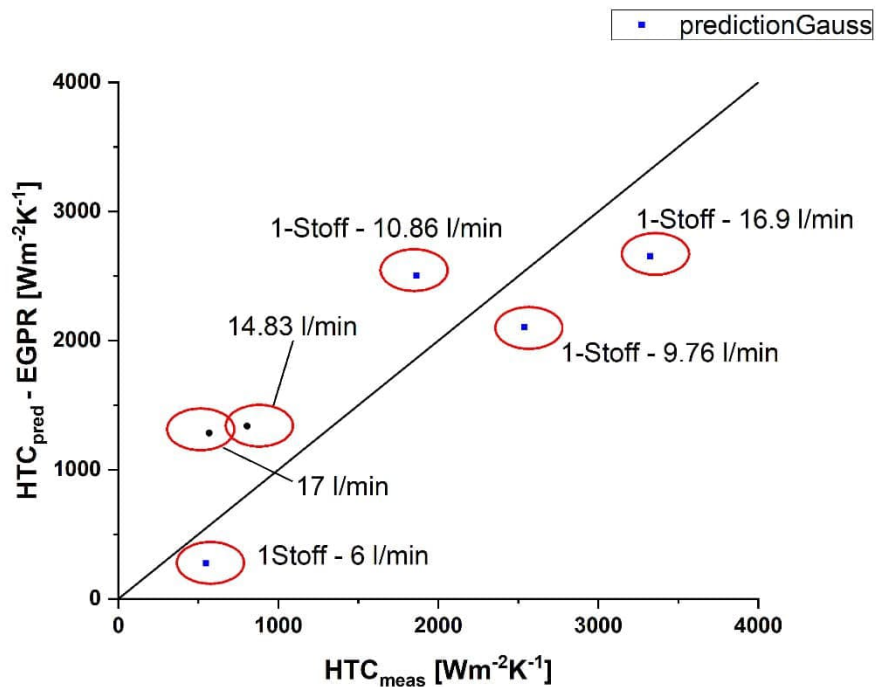


Abbildung 6-3: Darstellung von Extremwerten im Regressionmodell inklusive Benennung der Datenpunkte

Wie schon zu Beginn des Kapitels erwähnt, muss der Datensatz der Regressionsmodelle ausreichend groß dimensioniert sein. Der Anteil an Messung von 1-Stoff Düsen an den Gesamtdaten ist kleiner 5%. Aufgrund dieser geringen Datenmenge sind keine aussagkräftigen Vorhersagen dieses Düsentyps möglich. Eine Erweiterung des Datensatzes war im Rahmen dieser Arbeit leider nicht möglich und wird im Zuge einer weiteren Arbeit nachgeholt. Die Abweichungen bei hohen Durchflüssen kann im kurzfristigen Zusammenbrechen der Dampfschicht aufgrund der hohen Wasserbeaufschlagungsdichte liegen. Somit ist der Effekt ähnlich dem Unterschreiten der Leidenfrosttemperatur. Ein statistisch relevanter Zusammenhang für ein Regressionsmodell ist nicht mehr gegeben.

6.4 Ergebnisse der Regression

Die folgenden Auswertungen wurden mit einem optimierten Datensatz aus rund 3900 Datenpunkten durchgeführt. Werte aus Messungen für 1-Stoff Düsen sowie Punkte deren Oberflächentemperatur unter 750°C liegt wurden aus dem Datensatz eliminiert.

Zu Beginn der Ergebnisse soll eine Gegenüberstellung zwischen, exemplarisch ausgewählt, dem Modell Neuronales Netz - dreischichtig und der HTC-Vorhersage mittels generierter Formel des Programms TableCurve von Preuler [18], die Vorteile von Regressionmodellen darstellen.

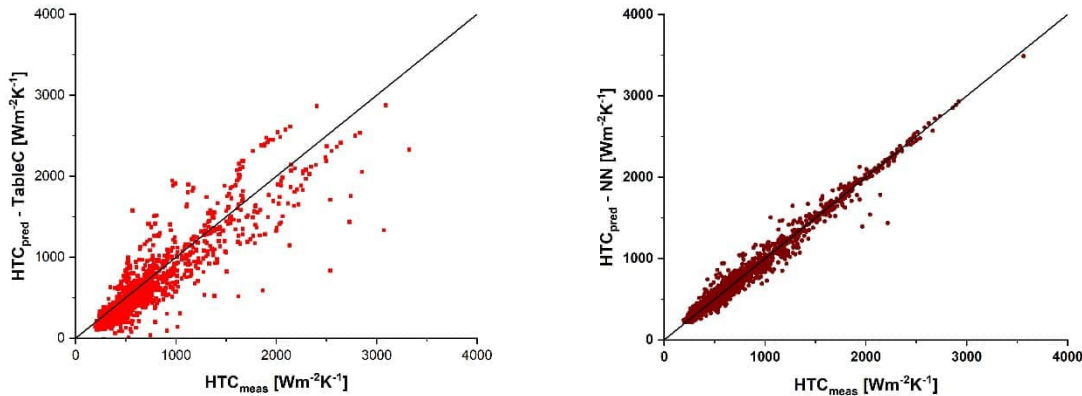


Abbildung 6-4: Vergleich der HTC -Vorhersage zwischen der Formel mittels TableCurve nach Preuler (links) [18] sowie einem dreischichtigen Neuronales Netz

Die Diagramme in **Abbildung 6-4** wurden mithilfe der Datenpunkte aus dem Datensatz Validierung (75% der Datenpunkte des gesamten Datensatzes) erstellt. Die Streuung für das Neuronale Netz ist bedeutend geringer als die Vorhersage mittels TableCurve Formel [18]. Somit sind bessere Werte in der Prognose der Wärmeübergangskoeffizienten erwartbar. Eine tabellarische Auflistung der Wurzel der mittleren Fehlerquadratsumme (Englisch: Root mean square error – RMSE) ist am Ende des Kapitels dargestellt. Für die weiteren Darstellungen wurden jeweils die Ergebnisse des Testdatensatzes verwendet. Dabei wurde das validierte Regressionsmodell auf 25% der vorher nicht berücksichtigten Datenpunkte angewendet. Diese Methodik stellt eine bessere Aussagekraft der Regressionsmodelle dar.

Auch mittels der Entscheidungsbaum Methodik (**Abbildung 6-5**) kann im Vergleich zur Formel mittels TableCurve eine verminderte Streuung der HTC-Werte erreicht werden. Die Streuung liegt im Bereich von rund $100 \text{ Wm}^{-2}\text{k}^{-1}$.

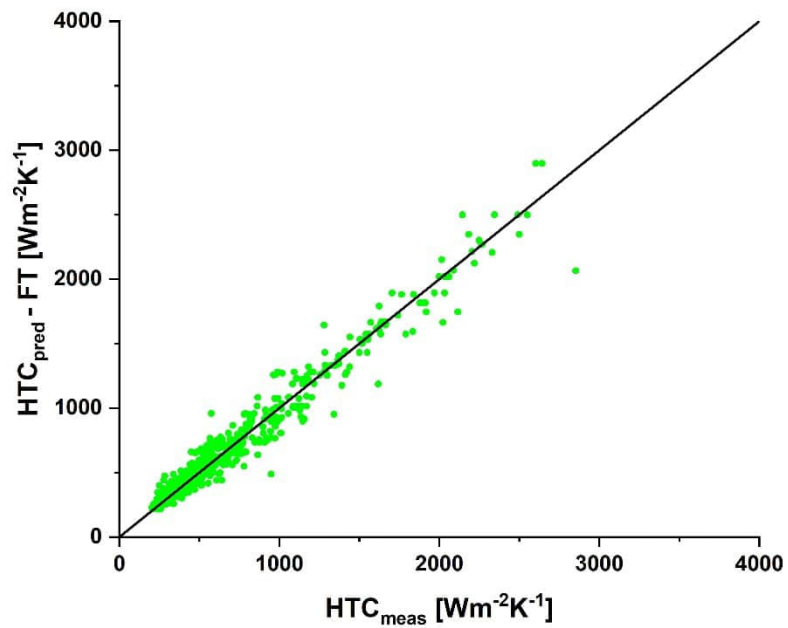


Abbildung 6-5: Ergebnisse der Fine - Tree Regression angewendet auf den Testdatensatz

Wie schon zu Beginn der Ergebnisse dargestellt, kann mithilfe eines neuronalen Netzes die Vorhersage erheblich verbessert werden. Aus den Werten von **Abbildung 6-6** kann ein Streuungsband von ungefähr $75 \text{ Wm}^{-2}\text{k}^{-1}$ errechnet werden.

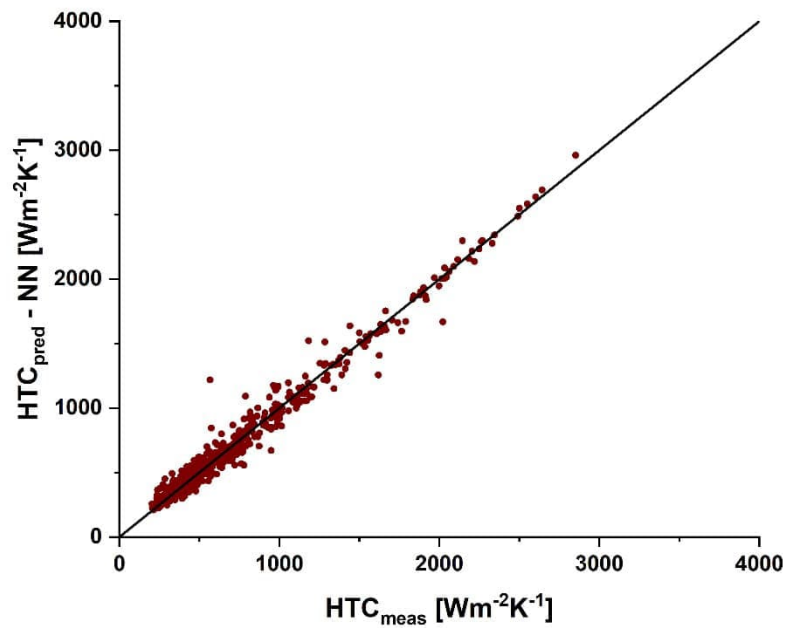


Abbildung 6-6: Ergebnisse eines dreischichtigen neuronalen Netzes angewendet auf den Testdatensatz

Das beste Ergebnis konnte mittels exponentialer Gauss'scher Prozess Regression erreicht werden. Die prognostizierten Werte des Wärmeübergangskoeffizienten erreichen eine minimale Abweichung von rund $60 \text{ Wm}^{-2}\text{k}^{-1}$ bei der Anwendung auf den Testdatensatz. Die einzelnen Datenpunkte sind in **Abbildung 6-7** dargestellt.

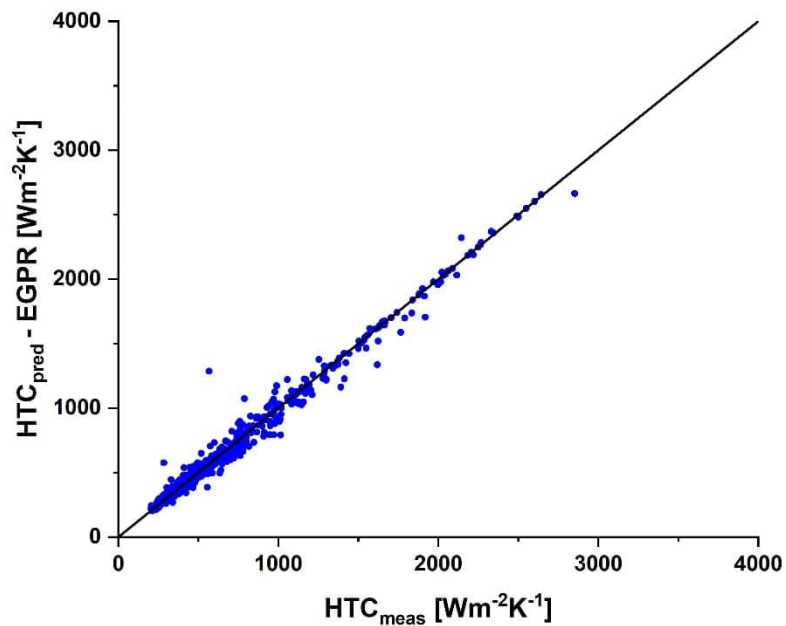


Abbildung 6-7: Ergebnisse einer exponentialen Gauss'schen Prozess Regression angewendet auf den Testdatensatz

Zusammenfassend sind die Ergebnisse der einzelnen Methoden tabellarisch, beginnend für den gesamten Datensatz, aufgelistet (**Tabelle 6-1**)

Tabelle 6-1: Fehlerquadrate der einzelnen Methoden zur Vorhersage

RMSE	TableCurve	Finetree	Gauss	NN
Alle Daten	357.88	290.99	268.56	260.78

Tabelle 6-2 zeigt die Resultate für den optimierten Datensatz, ohne 1-Stoff Düsen sowie ohne Datenpunkte für $<750^{\circ}\text{C}$. Auf die Berechnung des root mean square error für die Methode TableCurve wurde im Weiteren verzichtet.

Tabelle 6-2: Fehlerquadrate der Regressionsmodelle optimiert

RMSE	TableCurve	Finetree	Gauss	NN
optimiert	xx	97.872	61.503	74.707

Im Falle der Gauss'schen Exponential Regression konnte der Fehlerwert von $268.56 \text{ Wm}^{-2}\text{k}^{-1}$ auf $61.503 \text{ Wm}^{-2}\text{k}^{-1}$ durch Optimierung des Datensatzes minimiert werden. Im Vergleich zur bisher angewandten Vorhersage wurde die Abweichung um rund 83% verbessert.

Der Ansatz zur Vorhersage von Wärmeübergangskoeffizienten mittels Regressionsmodellen zeigt eine erhebliche Verbesserung im Vergleich zur bisher angewandten Methodik. Der immer leichtere Zugang zu diesen Tools, sowie die leichtere Implementierung in bestehende Softwaremodelle führt zu genaueren Ergebnissen in der Simulation. Weiters können Regressionsmodelle schnell und einfach auf wachsende Datensätze angewendet und trainiert werden und somit jederzeit die Vorhersage optimiert werden.

6.4.1 Validierung der Regressionsmodelle

Zur weiteren Validierung wurden eine einzelne Datenpunkte, welche den Modellen nicht bekannt sind, für die HTC-Vorhersage verwendet. Exemplarisch werden dazu drei Datensätze mit unterschiedlichen Gießgeschwindigkeiten angewendet. In **Abbildung 6-8** sind die Ergebnisse dieser Methodik dargestellt.

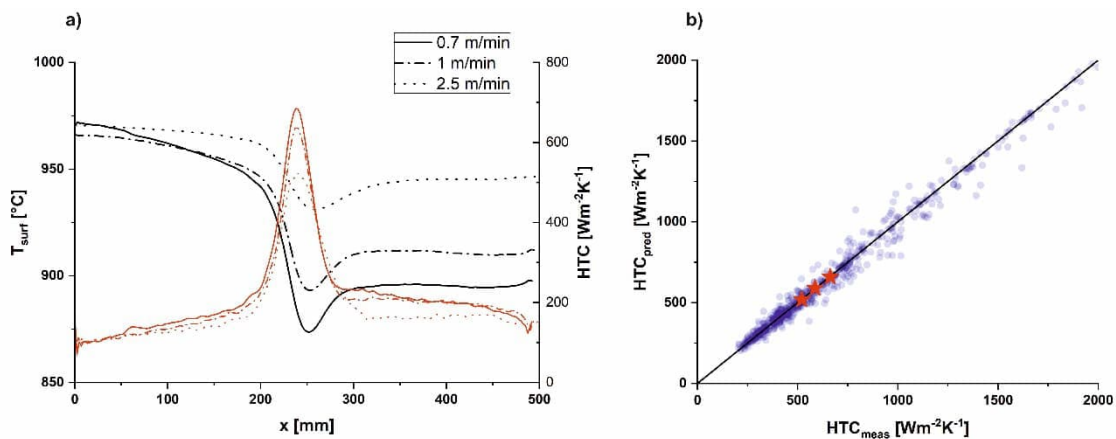


Abbildung 6-8: Validierung der Modelle mit drei unterschiedlichen Gießgeschwindigkeiten; links: HTC- bzw. Temperaturverläufe, rechts: vorhergesagter HTC

Auf der linken Seite der Darstellung sind die gemessenen Temperaturverläufe für die Geschwindigkeiten von 0.7, 1 und 2.5 m/min, sowie die zugehörigen invers berechneten HTC-Verläufe. Nach der Bildung der Datentriplets und Zuweisung der weiteren Prädiktoren aus den Versuchsparametern wurden diese ins Regressionsmodell implementiert. Für dieses Beispiel wurde die exponentiale Gauss'sche Prozess Regression gewählt. Auf der rechten Seite zeigen die blauen Punkte die Ergebnisse der Regression des Testdatensatzes. Die roten Sterne symbolisieren die vorhergesagten HTC-Werte, aufgetragen über den gemessenen Werten, mittels Regression. Wie ersichtlich liegen diese Ergebnisse innerhalb des Streuungsbandes, womit eine hervorragende Funktionalität der Regressionsmodelle bestätigt ist.

Abbildung 6-8 enthält eine für den weiteren Betrieb des DMS relevante Erkenntnis: Die vorgestellten Regressionen ermöglichen es, den HTC über einen weiten Bereich von Parametern vorherzusagen. Es ist also nicht notwendig, Messerien für jede Gießgeschwindigkeit oder für jede einzelne Düse durchzuführen. Die Planung von Messungen wird in der Zukunft nur mehr auf Stützstellen abzielen., innerhalb derer die Ergebnisse der Regression zuverlässig sein sollten. Ausnahmen ergeben sich lediglich für reine Wasserdüsen, die direkt unter der Kokille mit hohen Wasserdurchflussmengen betrieben werden und ein eigenes Regressionsmodell erfordern.

7 Prallgewichtsmessung

In der stabilen Filmverdampfung wird der Wärmeübergangskoeffizient bei der Spritzwasserkühlung hauptsächlich von der Verteilung des auftreffenden Wassers auf der zu kühlenden Oberfläche bestimmt. Weitere Einflüsse auf den Wärmeübergang sind die Tropfengeschwindigkeit sowie der Tropfendurchmesser [17],[20],[60]

Diese Abhängigkeit von den Sprüheigenschaften wurde in **Kapitel 3** in den Formeln von Klinzing [22] und Chabikovskiy [23] dargestellt. Weitere Untersuchungen wurden von Puschmann [15] veröffentlicht. Durch seine Experimente konnte er feststellen, dass der Wärmeübergangskoeffizient mit abnehmender Tropfengröße und zunehmender Tropfengeschwindigkeit ansteigt. Preuler [6] untersuchte die Abhängigkeit mithilfe der Lasertropfengranulometrie sowie der Shadowgraphie. Auch seine Ergebnisse zeigten, dass kleine schnelle Tropfen einen höheren HTC, bei gleicher Wasserbeaufschlagungsdichte und Oberflächentemperatur, bewirken. Weitere Autoren, wie Müller et al. [25], Cifalo et al. [61], Hernandez et al. [62] sowie Ramstorfer und Chimani [63] korrelierten die Sprüheigenschaften zur Bestimmung des Wärmeübergangskoeffizienten ebenso in ihren Gleichungen.

Mithilfe einer sogenannten Prallgewichtsmessung soll die Charakterisierung der Sprüheigenschaften am Düsenmessstand des Lehrstuhls für Eisen- und Stahlmetallurgie realisiert werden. Dazu wird an der Linearverschiebeeinheit eine Wägezelle installiert. Die Implementierung des Messsignals erfolgt über bestehende Schnittstellen sowie der Bedienersoftware. Das so gemessene Prallgewicht entspricht der Kraft, die die Tropfen, entsprechend der Größe und Geschwindigkeit, auf die Messoberfläche ausüben. Die Messungen wurden an einer Düse bei einem definierten Parameterfeld durchgeführt. Anschließend erfolgte die Zuweisung der generierten Werte zum schon bestehenden

Datensatz aus **Kapitel 5**. Am Ende erfolgen Vergleiche zwischen den Regressionsmodellen mit bzw. ohne Inputparameter Prallgewicht.

7.1 Auswahl Sensor

Im folgenden Kapitel wird die Auswahl der Wägezelle, der Einbau dieser im DMS sowie die Einbindung in die bestehende Bedienersoftware beschrieben.

Eine Wägezelle ist ein essenzieller Bestandteil vieler Waagen und Messsysteme, die für die präzise Gewichtsbestimmung verwendet werden. Die Funktionsweise einer Wägezelle beruht auf dem Prinzip der Deformation von Materialien unter Belastung. Typischerweise besteht eine Wägezelle aus einem oder mehreren Dehnungsmessstreifen, die auf einem elastischen Element wie einem Biegebalken oder einer Membran angebracht sind. Wenn ein Gewicht auf die Wägezelle aufgebracht wird, verformt sich das elastische Element und streckt oder staucht die Dehnmessstreifen. Diese Deformation führt zu einer Änderung des elektrischen Widerstands dieser Elemente, die proportional zur aufgebrachten Last ist. Durch Messung dieser Widerstandsänderung kann das Gewicht genau bestimmt werden. [64]

7.1.1 Literaturrecherche Pralldruck/Prallgewicht

Der Pralldruck für Durchflussmengen von 11 l/min bei unterschiedlichen Luftdrücken wird von Chabikowsky et al. mit maximal 0,51 bis 0,58 kPa angegeben. Der Abstand zwischen Düsenspitze und Sensor beträgt 250 mm. Die untersuchten Düsen werden in der Sekundärkühlzone einer Stranggießanlage verwendet. Fuchs et al. verwendet für seine Untersuchungen Wasserstrahldüsen bei unterschiedlichen Sprühabständen und Durchflüssen. Für die Messung des Pralldrucks kamen in der Arbeit zwei Messsysteme, Wägezelle sowie Druckmattensensor, zur Anwendung. Die gemessenen Werte betragen beim Mattensensor maximal 0.1 N/mm² und variieren bei der Wägezelle zwischen 1 und 40 N. Tsutsumi et al. geben den Pralldruck bei einem Durchfluss von rund 50 l/min und einem Abstand von 126 mm mit maximal 0,25 N/cm² an. In der Veröffentlichung von Kotrbacek et al. werden, je nach Durchflussmenge, Pralldrücke zwischen 0,05 bis 3 kPa gemessen. [23],[65]–[67]

7.1.2 Wägezelle Octogon WBK

Entsprechend dieser Recherche, sowie nach Rücksprache mit Fa. Octogon (Lieferant Wägezelle), wurde eine Wägezelle mit einem Kapazitätslimit von 100 g angeschafft. Die einzelnen Spezifikationen können **Abbildung 7-1** entnommen werden.

Specifications		WBK
Capacity	g	100, 200
Accuracy class		C3
Sensitivity	%mV/V	0.9±0.1
Zero balance	mV/V	± 0.05
Non-linearity	%F.S.	0.015
Hysteresis	%F.S.	0.015
Repeatability	%F.S.	0.015
Creep(30min)	%F.S.	0.0166
Temp.effect on output	%F.S./10°C	0.02
Temp.effect on zero	%F.S./10C°	0.03
Input impedance	Ω	405 ± 20
Output impedance	Ω	350 ± 10
Insulation		≥5000M Ohm/100VDC
Recommended excitation	V	5-15
Maximum excitation Voltage	V	20
Compensated temp. range	°C	-10 - 40
Operating temp. range	°C	-10 - 50
Safe load limit	%F.S.	150
Breaking load	%F.S.	200
Cable size	mm	4 × 100
Weight approx.	kg	0.1
Material		Aluminum alloy
IP Class		IP65

Abbildung 7-1: Spezifikation der Wägezelle Typ WBK 100

Mithilfe dieser Wägezelle können nun die Belastungen, die beim Auftreffen der Tropfen auf den Prallkörper auftreten, gemessen werden. Diese Beanspruchung ist abhängig vom Durchmesser sowie der Geschwindigkeit der Tropfen und wird im Zuge der Signalauswertung als sogenanntes Prallgewicht dargestellt.

Die Digitalisierung des gemessenen Widerstands erfolgt mit dem Messmodul Ni - 9237 der Fa. National Instruments. Damit können Aufzeichnungsraten von bis zu 50kS/s realisiert werden. Die weiteren Messungen dieser Untersuchung wurden mit einer Abtastrate von 500 S/s durchgeführt.

7.2 Einbau Wägezelle

Das grundsätzliche Einsatzgebiet einer Wägezelle, ist die Messung von statischen Belastungen. In unserem Einsatzfall muss davon ausgegangen werden, dass jegliche Schwingungen, die durch die Bewegung der Linearverschiebeeinheit (LVE) entstehen, mitaufgezeichnet werden. Um diesen Einfluss möglichst gering zu halten wurden zwei verschiedene Einbaupositionen untersucht. Position 1 stellt die Montage direkt am Querträger, der zur Stabilisierung des normalerweise verwendet Prüfkörpers für HTC-Messungen verwendet wird, dar. Als Position 2 wurde eine Fixierung der Wägezelle direkt am Rahmen der Linearverschiebeeinheit gewählt. **Abbildung 7-2** zeigt im linken Bild eine schematische Skizze der Positionierung der Prallplatte knapp unterhalb der Trennebene Nasszone/Messzone. Im rechten Teil der Abbildung ist die Montage an Position 2 dargestellt.

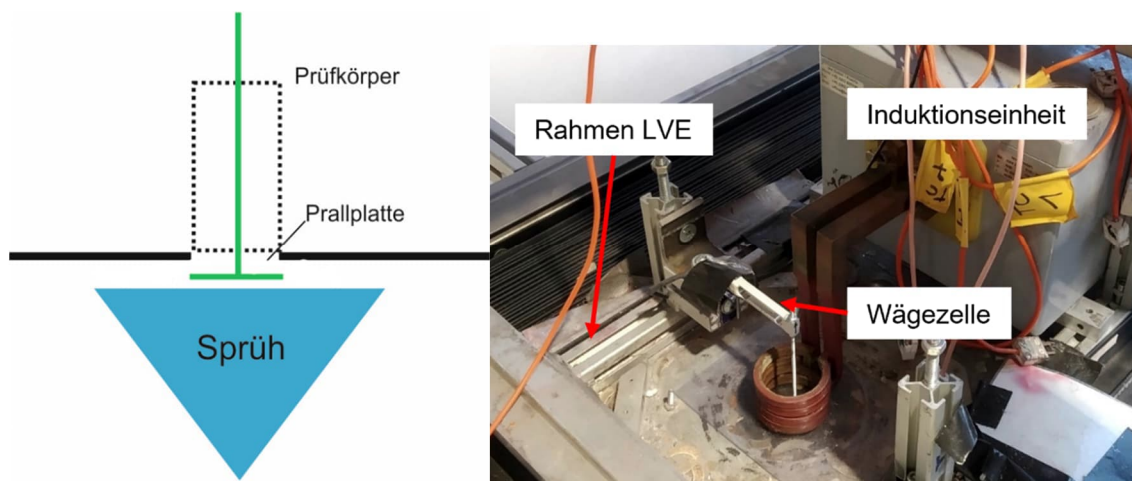


Abbildung 7-2: Links: Schematische Darstellung der Positionierung der Prallplatte; rechts: Montageposition Wägezelle an Linearverschiebeeinheit

Probemessungen für die 2 Messpositionen sind in **Abbildung 7-3** (Position 1) sowie in **Abbildung 7-4** (Position 2) dargestellt. Dazu wurde die Wägezelle mittels LVE ohne Beaufschlagung auf die Prallplatte bewegt. Die gewählte Geschwindigkeit beträgt 0,6 [m/min].

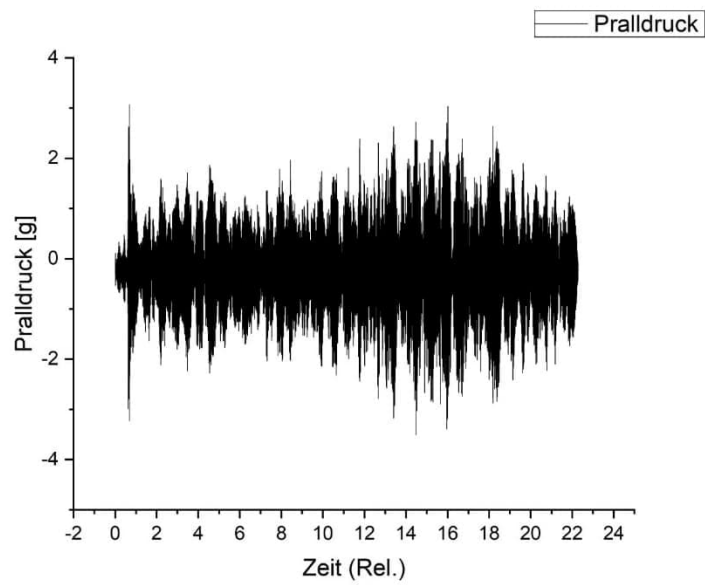


Abbildung 7-3: Probemessung Position 1 – nur Bewegung

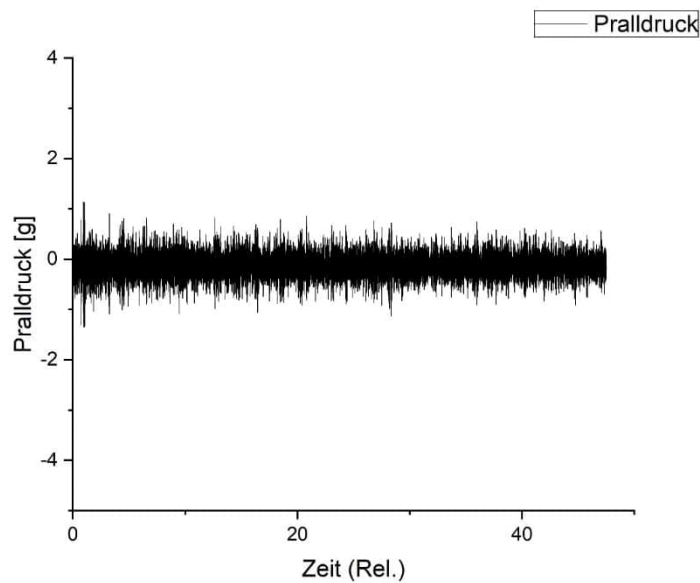


Abbildung 7-4: Probemessung Position 2 – nur Bewegung – 0,6 [m/min]

Noch weiter verdeutlicht wird der Einfluss der Bewegung bei einer geringeren Messgeschwindigkeit. Wird diese auf 0,06 [m/min] reduziert, ist eine weitere Stabilisierung des Signals erkennbar (**Abbildung 7-5**).

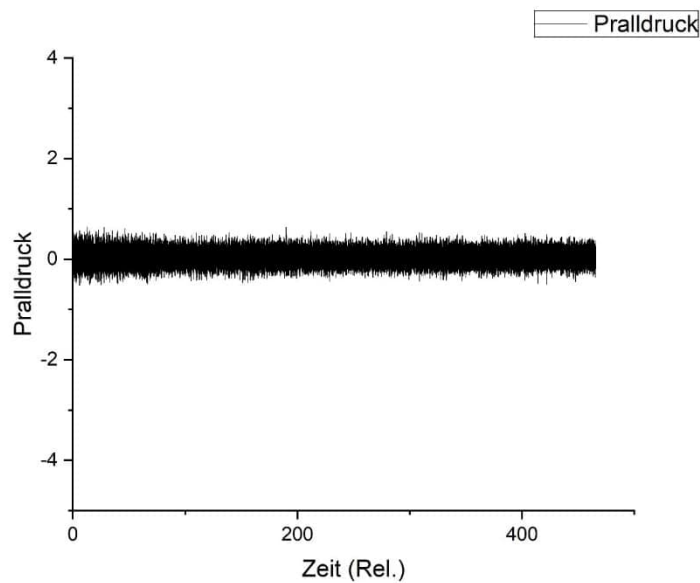


Abbildung 7-5: Probemessung Position 2 – nur Bewegung – 0,06 [m/min]

Die unterschiedlichen Zeitachsen ergaben sich aus der unterschiedlichen Messdauer der Versuche.

7.3 Auswertung Messsignal

Die Signalanalyse ist ein grundlegendes Konzept in verschiedenen wissenschaftlichen und technischen Disziplinen, das sich mit der Erfassung, Verarbeitung und Interpretation von Signalen befasst. Signale sind Daten, die Informationen über ein physisches System oder einen Prozess enthalten und sich typischerweise über Zeit, Raum oder eine andere Dimension ändern. Die Frequenzbereichsanalyse befasst sich mit der Darstellung und Analyse von Signalen im Frequenzbereich. Dies umfasst die Anwendung von Fourier-Transformationen, Spektralanalysen und Filterungen, um die Frequenzkomponenten und Spektraleigenschaften von Signalen zu untersuchen. [68]

7.3.1 Fast Fourier Transformation – FFT Analyse

Die Fourier-Transformation ist ein grundlegendes Werkzeug in der Signalverarbeitung, das es ermöglicht, ein Signal aus dem Zeitbereich in den Frequenzbereich zu transformieren. Die Fast Fourier-Transformation (FFT) ist eine effiziente Implementierung der Fourier-

Transformation, die in vielen Anwendungen weit verbreitet ist. Die Fourier-Transformation ist ein mathematisches Verfahren, das ein Signal in seine einzelnen Frequenzkomponenten zerlegt. Sie ermöglicht es uns, die relative Stärke jeder Frequenz im Signal zu quantifizieren und damit die periodischen Strukturen und Muster im Signal zu analysieren. Die FFT-Algorithmen nutzen spezielle Eigenschaften von Signalen, um die Berechnung der Fourier-Transformation zu beschleunigen. Indem sie das Signal in Teilmengen unterteilen und die symmetrischen Eigenschaften des Spektrums ausnutzen, können FFT-Algorithmen die Anzahl der benötigten Rechenoperationen erheblich reduzieren. [69]

Zur Identifikation der zugrundeliegenden Frequenzen aus den Bewegungen wurde auf die Messung aus **Abbildung 7-4** eine FFT-Analyse angewendet. Die daraus gewonnenen Frequenzanteile sind in der folgenden Darstellung ersichtlich (**Abbildung 7-6**).

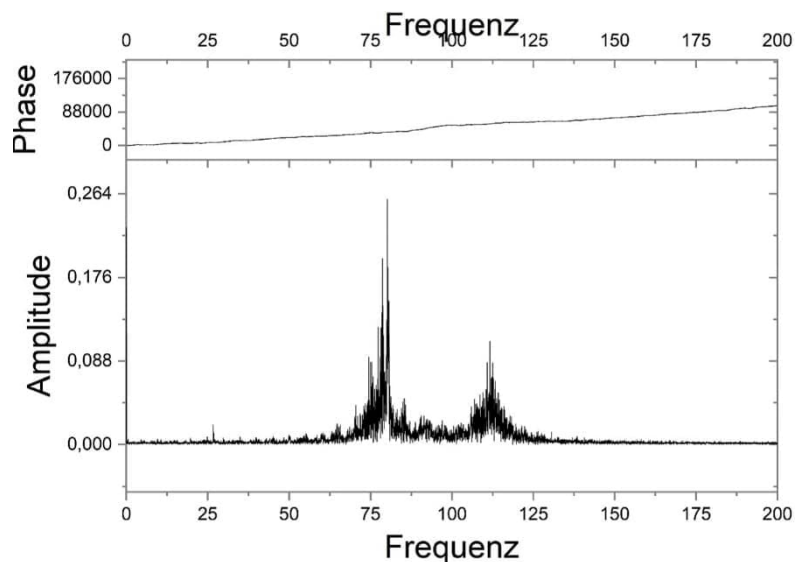


Abbildung 7-6: FFT-Analyse Probemessung nur Bewegung

Klar ersichtlich sind 2 Peaks im Bereich von rund 75 Hz sowie bei ungefähr 112,5 Hz. Da bei diesem Versuch keine Beaufschlagung auf dem Prallteller vorliegt, können diese Anteile klar der Bewegung mittels Linearverschiebeeinheit zugewiesen werden.

Im nächsten Schritt erfolgte eine Belastung der Wägezelle ohne Bewegung. Der Sensor wurde dazu mit einem Messgewicht von 50 g belastet, das Signal aufgezeichnet und anschließend wiederum einer FFT-Analyse unterzogen. Die Ergebnisse für diesen Versuch sind in **Abbildung 7-7** visualisiert. Im linken Bereich des Bildes ist das Signal selbst über die Zeit aufgetragen. Die Auslenkungen bis ca. fünf Sekunden entstehen durch das Aufsetzen des Prüfgewichts auf die Wägezelle. Daran anschließende ist das Einschwingen und die

Stabilisierung des Signals bei 50 g erkennbar. Bei 18 Sekunden wird das Prüfgewicht wieder vom Sensor entfernt. Das Signal fällt nach einem Einschwingvorgang wieder auf 0 g zurück. Im rechten Bild sind die einzelnen Frequenzanteile aus der FFT-Analyse erkennbar. Bei ungefähr 38,5 Herz ist ein klarer Peak ersichtlich. Der zweite Ausschlag bei ungefähr 150 Herz besitzt eine bedeutend geringere Amplitude.

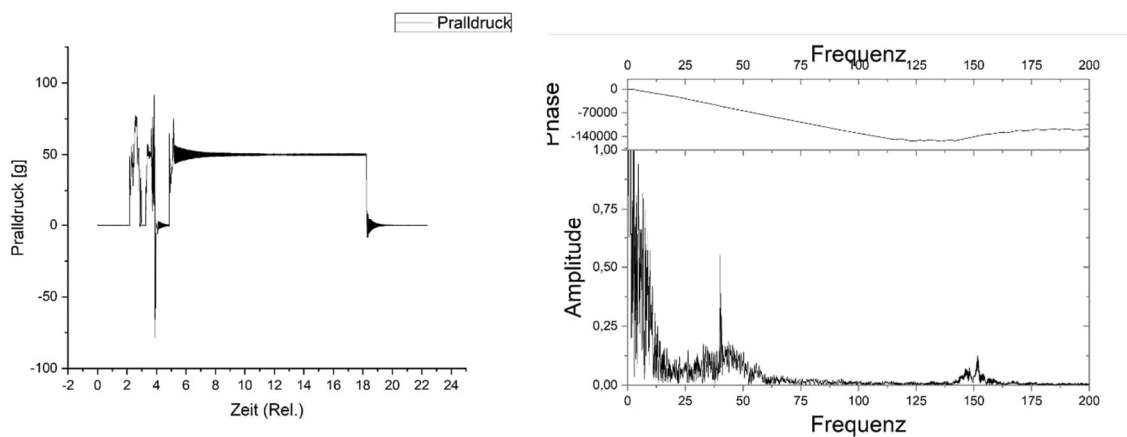


Abbildung 7-7: linkes Bild: Messsignal Prüfgewicht; rechts: FFT-Analyse Versuch Prüfgewicht

Für die weitere Bearbeitung des Signals sind diese Frequenzanteile sehr wichtig. Mithilfe digitaler Filterung ist es nun möglich die einzelnen Spektren des Signals zu entfernen und nur das wirkliche Messsignal der Prallgewichtsmessung zu analysieren.

7.3.2 Digitale Filterung

Digitale Filterung ist ein fundamentales Konzept in der Signalverarbeitung und spielt eine zentrale Rolle bei der Analyse, Modifikation und Verbesserung von digitalen Signalen. Durch digitale Filter können unerwünschte Frequenzkomponenten entfernt, Rauschen reduziert oder das Frequenzverhalten von Signalen gezielt verändert werden. Dazu werden Algorithmen oder Systeme verwendet, die auf diskreten Zeit- und Amplitudenwerten eines Signals arbeiten. Sie unterscheiden sich von analogen Filtern, die auf kontinuierlichen Signalen basieren. [68]

Die weiteren Auswertungen wurden mithilfe der Signalanalyse Software SignalAnalyzer von Matlab realisiert. Die SignalAnalyzer-App ist ein leistungsstarkes Werkzeug zur Analyse von Signalen. Sie bietet eine benutzerfreundliche Oberfläche, die es ermöglicht, diese auf vielfältige Weise zu visualisieren und zu untersuchen. Mit der App können Benutzer Zeitbereichssignale, Frequenzspektren und Zeit-Frequenz-Darstellungen untersuchen, um Einblicke in das Verhalten zu gewinnen. Darüber hinaus bietet sie Funktionen zur

Signalvorbereitung und -verarbeitung, um Signale zu bereinigen oder zu manipulieren, bevor sie ausgewertet werden.

Im ersten Schritt werden die gemessenen Signaldaten in den sogenannten Matlab - Workspace geladen. Nach dem Starten der Analyzer – App wird das Rohsignal dargestellt (**Abbildung 7-8**).

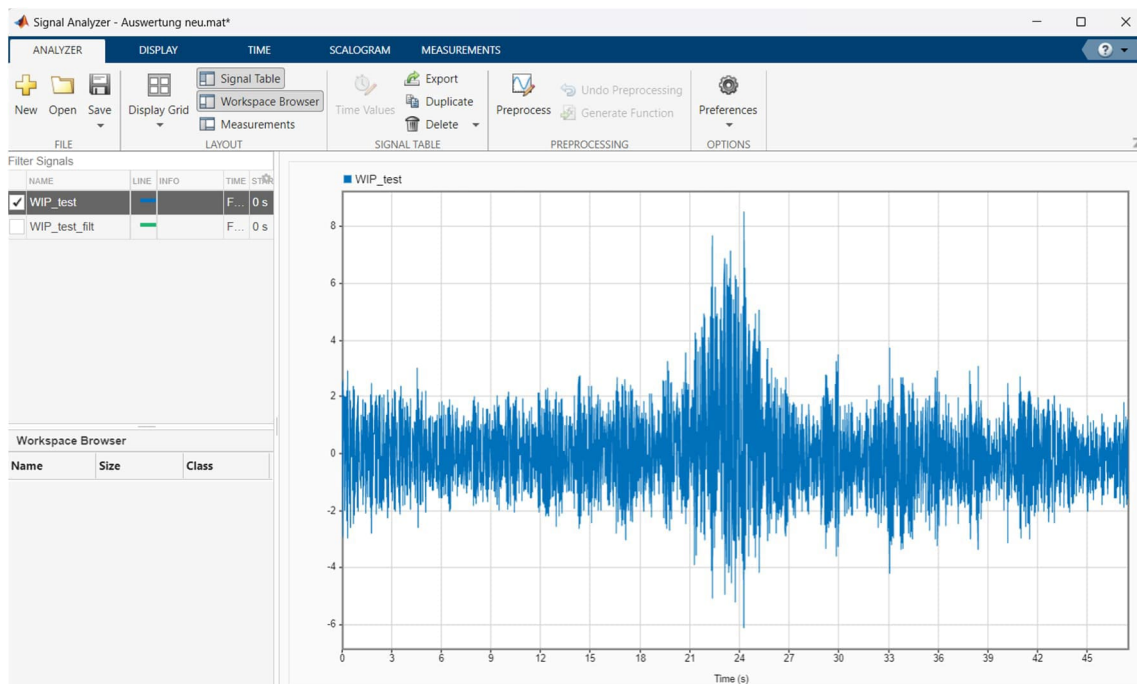


Abbildung 7-8: Screenshot Signal Analyzer App Matlab

Über den Button “Preprocess“ gelangt man in das Untermenü zur digitalen Filterung. Hier können nun die einzelnen Filtertypen ausgewählt werden. Zusätzlich besteht die Möglichkeit das Signal zu glätten sowie selbst programmierte Filter auf die Daten anzuwenden (**Abbildung 7-9**).

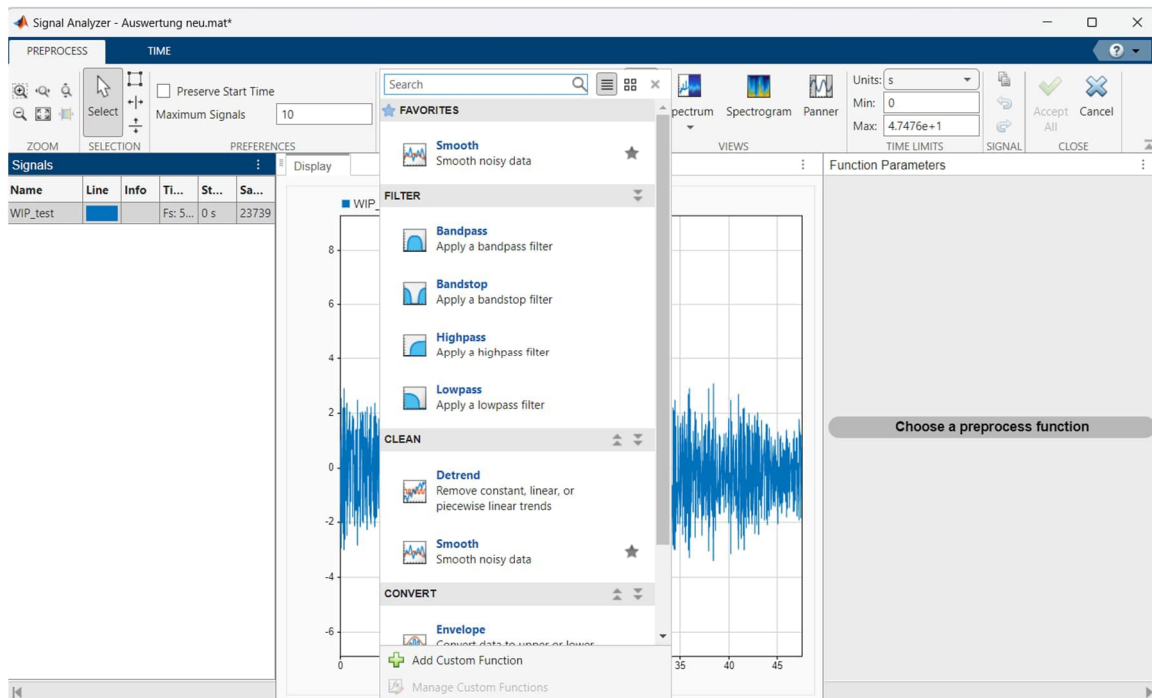


Abbildung 7-9: Screenshot Signal Analyzer App Matlab Preprocess

7.4 Testmessungen zur Identifikation

Bevor die eigentliche Messserie gestartet werden kann, wurden mehrere Testmessungen zur Identifikation des Messsignal durchgeführt. Zur Anwendung für diese Messungen kamen Einstoff - Flachstrahldüsen. Der Grundgedanke zur Auswahl dieser, liegt in der definierten Sprühfläche begründet. Flachstrahldüsen, die nur mit Wasser verwendet werden, haben einen geringen Öffnungswinkel in der Sprühtiefe. Somit sollte eine Identifikation leichter sein als im Vergleich zu Zweistoffdüsen.

7.4.1 Digitales Tiefpass- und Hochpassfilter

Ein digitales Filter ist eine digitale Signalverarbeitungstechnik, die verwendet wird, um Signale zu verarbeiten und zu manipulieren, indem bestimmte Frequenzkomponenten modifiziert oder entfernt werden. Diese Filter können je nach Anwendung in verschiedene Typen unterteilt werden, darunter digitale Tiefpassfilter (DTF) und digitale Hochpassfilter (DHPF). [68][70]

Digitale Tiefpassfilter werden eingesetzt, um hohe Frequenzkomponenten eines digitalen Signals zu unterdrücken und nur niedrigfrequente Komponenten durchzulassen. Dies geschieht durch die Anwendung von Filteralgorithmen, die diskrete Datenpunkte verarbeiten. Finite-Impulsantwort (FIR) und Infinite-Impulsantwort (IIR) Filterung sind gängige Methoden zur Implementierung digitaler Tiefpassfilter. Sie finden Anwendung in verschiedenen Bereichen wie der digitalen Kommunikation, Audio- und Bildverarbeitung, um Rauschen zu reduzieren und wichtige Informationen aus einem Signal zu extrahieren. [68][70]

Im Gegensatz dazu werden digitale Hochpassfilter verwendet, um niederfrequente Komponenten eines digitalen Signals zu unterdrücken und nur hochfrequente Komponenten durchzulassen. Sie operieren ähnlich wie digitale Tiefpassfilter, verwenden jedoch Filteralgorithmen, die darauf abzielen, hochfrequente Komponenten zu passieren und niederfrequente zu blockieren. Auch hier werden FIR- und IIR-Filterungstechniken angewendet. Digitale Hochpassfilter werden in verschiedenen Anwendungen eingesetzt, darunter die digitale Signalverarbeitung, Audio- und Bildverarbeitung, um tieffrequentes Rauschen zu entfernen und hochfrequente Signalkomponenten zu extrahieren. [68][70]

Entsprechend der Erkenntnisse aus dem Kapitel FFT **Abbildung 7-7** ergeben sich zwei Frequenzbereiche zur Filterung. Für das Spektrum mit rund 38,5 Hertz wird ein Tiefpassfilter mit Grenzfrequenz von 45 Hz angewendet. Das bedeutet, dass nur Frequenzanteile kleiner 45 Hertz den Filter passieren können. Der zweite Peak mit niedriger Amplitude bei 150 Hertz kann mit einem Hochpassfilter analysiert werden. Die Grenzfrequenz für diesen Filter wurde mit 140 Hz gewählt. Frequenzanteile größer 140 können den Filter passieren. Die folgenden Bilder zeigen die Ergebnisse für die gewählte Tiefpassfilterung. Mithilfe der Hochpassfilterung konnten keine relevanten Ergebnisse erzielt werden.

7.4.2 Ergebnisse Testmessung

Die Testmessungen wurden, wie eingangs erwähnt, mit Einstoff - Flachstrahldüsen durchgeführt. Als Messparameter wurden drei verschiedene Durchflüsse, 6, 3 und 2 l/min, gewählt. Der Abstand Düse – Prallteller betrug 205 [mm]. Alle folgenden Messungen wurden an der Messposition Mitte, mit einer Verfahrgeschwindigkeit 0.6 m/min ausgeführt.

In **Abbildung 7-10** ist das Rohsignal der ersten Messung bei 6 l/min mittels der SignalAnalyzer App dargestellt. Die Auslenkungen in den ersten 6 – 10 Sekunden zeigen das ruckelnde Anfahren der Linearverschiebeeinheit. Ab ca. 14 Sekunden ist eine gleichmäßige

Bewegung, keine starken Auslenkungen des Signals, erkennbar. Entsprechend der gewählten Verfahrensgeschwindigkeit entspricht dies einer Weglänge von 14 Zentimeter. Bei rund 23 Sekunden beginnt sich die Amplitude stark zu erhöhen. Das Maximum der Amplitude von ungefähr 38 Gramm liegt im Zentrum der Sprühebene bei einer Messdauer von rund 27 Sekunden. Die Mitte der Düsenöffnung wurde beim Einbau mit 272 mm vom Startpunkt weg gemessen.

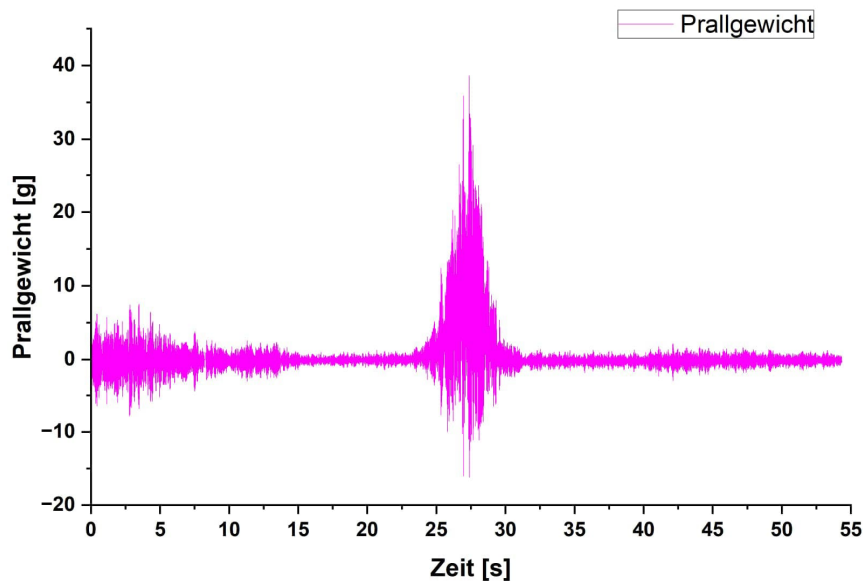


Abbildung 7-10: ungefiltertes Rohsignal Testmessung 1 bei 6 l/min, Abstand 205 mm und Verfahrensgeschwindigkeit von 0,6 m/min.

Wie zu erwarten war, wird keine konstante Beaufschlagung durch die Wassertropfen gemessen. Auch Fuchs et al. machten in ihrer Veröffentlichung eine ähnliche Beobachtung. Für niedrige Pralldrücke schwankt das Messsignal bei ihren Messungen im Bereich -99 % bis + 150 %. Die hohe Schwankung resultierte nicht aus dem Messsystem, sie wurde durch die Unregelmäßigkeit des Strahls und einzelne Tropfenimpulse verursacht. Im Allgemeinen erhöhte sich die Aufprallkraft mit zunehmendem Düsendurchfluss und Druck, während sie mit zunehmendem Abstand verringert wurde. [65]

Entsprechend den Untersuchungen aus **Kapitel 7.3.1** sind dem Signal der auftreffenden Tropfen auf dem Prallteller, die Schwingungen durch die Bewegung mittels Linearverschiebeeinheit, überlagert. Durch Anwendung der digitalen Tiefpassfilterung wurde das Rohsignal bereinigt und das tatsächliche Messsignal detektiert (**Abbildung 7-11**).

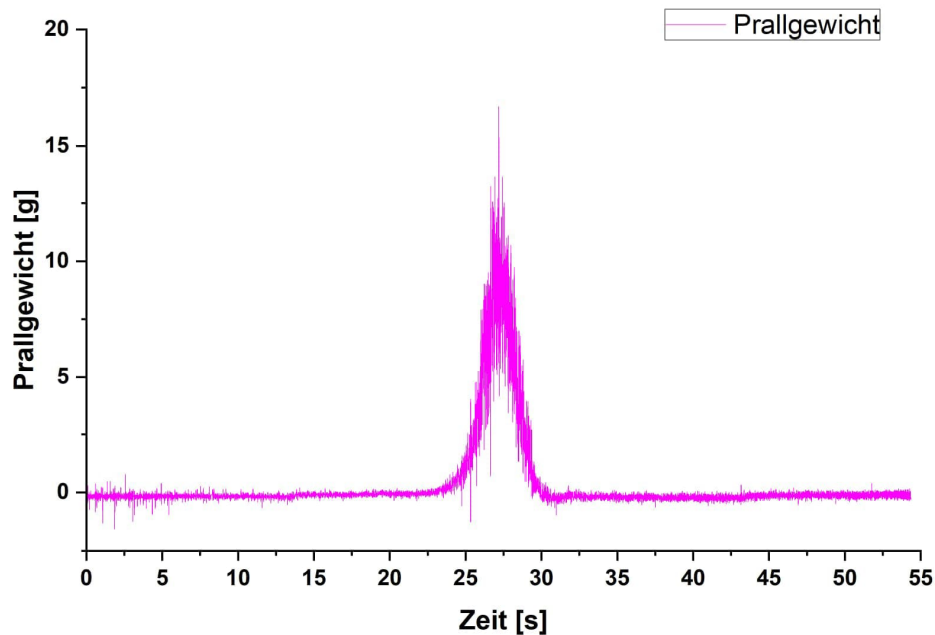


Abbildung 7-11: gefiltertes Messsignal Testmessung 1 bei 6 l/min, Abstand 205 mm und Verfahrensgeschwindigkeit von 0,6 m/min; digitales Tiefpassfilter

Die Schwingungen beim Anfahren der LVE wurden mithilfe der Tiefpassfilterung eliminiert. Das somit generierte Maximum liegt nun bei rund 13,5 Gramm. Der Verlauf der Messung entspricht den theoretischen Überlegungen im Vorfeld der Messserie. Beim Eintreten des Pralltellers in den Sprühstrahl kommt es zu einem Anstieg des Signals – erste Tropfen kollidieren mit der Auftrefffläche. Im Zentrum des Sprühs ist der höchste Wert zu erwarten. Entsprechend der Verdüsung des Wassers im Düsenkopf treten in diesem Bereich die höchsten Beschleunigungen auf. Je weiter der Prallteller sich vom Zentrum der Sprühebene entfernt, desto geringer ist die Beaufschlagungsbelastung durch die Tropfen.

Bei Verringerung des Durchflusses wird auch die Austrittsgeschwindigkeit der Tropfen geringer. Dementsprechend wird auch gemessene Beaufschlagung geringer. In **Abbildung 7-12** bzw. **Abbildung 7-13** ist dies bei einem Durchfluss von nun 3 l/min ersichtlich. Die restlichen Messparameter, Abstand und Verfahrensgeschwindigkeit, blieben gleich.

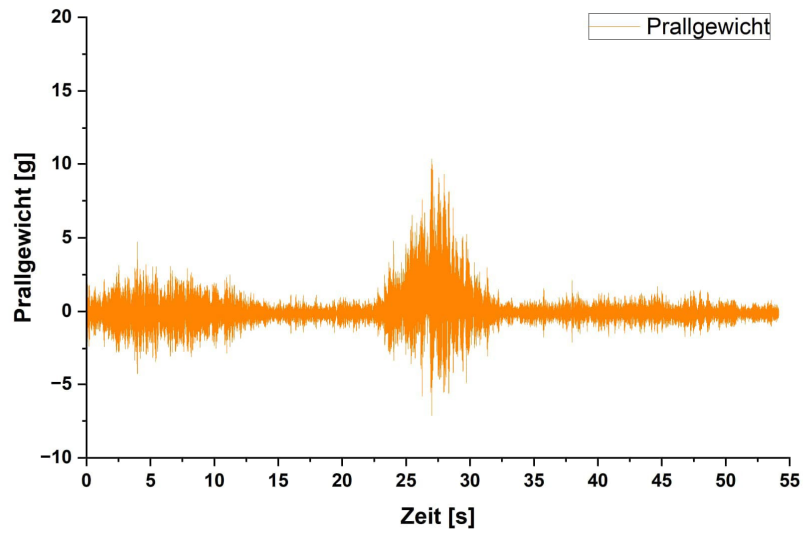


Abbildung 7-12: ungefiltertes Rohsignal Testmessung 2 bei 3 l/min, Abstand 205 mm und
Verfahrgeschwindigkeit von 0,6 m/min

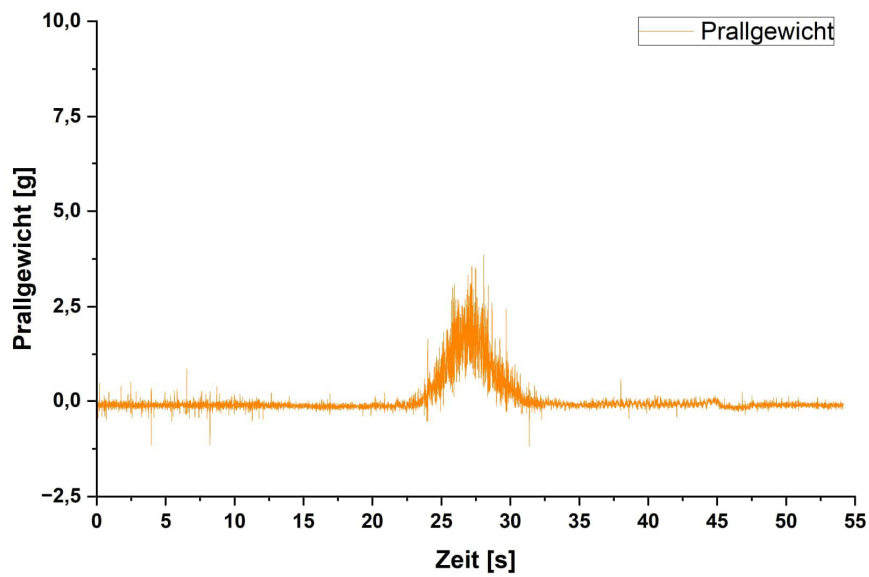


Abbildung 7-13: gefiltertes Messsignal Testmessung 2 bei 3 l/min, Abstand 205 mm und
Verfahrgeschwindigkeit von 0,6 m/min; digitales Tiefpassfilter

7.4.3 Signalglättung

Glättung ist eine gängige Methode der Signalverarbeitung, die oft angewendet wird, um Rauschen aus Signalen zu eliminieren. Umgelegt auf unseren Anwendungsfall soll mithilfe der Glättung ein konstantes Messergebnis generiert werden. Durch die Unregelmäßigkeiten im Signal, aufgrund der un stetigen Beaufschlagung der Tropfen, ist das Messsignal nicht für die weitere Zuweisung als Inputparameter nutzbar.

Es existieren verschiedene Glättungsmethoden, die je nach Signalart und Art des enthaltenen Rauschens unterschiedlich vorgehen. Jede Methode bietet spezifische Ansätze, um die relevanten Aspekte der Daten optimal darzustellen. Beispielsweise zielt der Savitzky-Golay-Filter darauf ab, die Form der Impulse beizubehalten, während der gleitende Durchschnitt eine allgemeine Glättung durchführt. Der Perzentilfilter, insbesondere der 50%-Perzentilfilter oder Medianfilter, kann Rauschen mit ungewöhnlicher Amplitude entfernen.

Für Signale mit normalverteiltem Rauschen sind insbesondere Savitzky-Golay und der gleitende Durchschnitt effektiv, um das Hintergrundrauschen zu reduzieren.

Der gleitende Durchschnitt berechnet den Mittelwert einer festgelegten Anzahl von Datenpunkten um jeden Punkt herum und ersetzt diesen Punkt durch den neuen Durchschnittswert. [71]

Die Savitzky-Golay-Methode führt eine lokale polynomiale Regression um jeden Punkt durch und generiert einen neuen, geglätteten Wert für jeden Datenpunkt. Diese Methode bewahrt Merkmale der Daten besser als der gleitende Durchschnitt, wie beispielsweise Impulshöhe und -breite, die durch den gleitenden Durchschnitt verwischt werden können. Durch Erhöhen der Fenstergröße, d.h. der Anzahl von Datenpunkten, die bei jeder lokalen Regression betrachtet werden, kann das Ergebnis weiter verfeinert werden. Bei sehr großen Fenstergrößen könnte jedoch der gleitende Durchschnitt zu stark von den Originaldaten abweichen, während Savitzky-Golay das Gesamtprofil besser beibehalten kann. [72]

Angewendet auf die Testmessungen aus **Kapitel 7.4.2** ergeben sich die folgenden Signalverläufe. Im oberen Teil von **Abbildung 7-14** ist zum Vergleich nochmals die gefilterte Messung für 6 l/min dargestellt. Im unteren Bild ist das geglättete Signal mittels Savitzky – Golay Filterung durchgeführt in Origin. Die Fenstergröße – Anzahl der Datenpunkte für die polynomiale Regression - wurde an die Aufzeichnungsrate von 500 Hertz angepasst und

beträgt ebenso 500. Das Gesamtprofil wurde am besten mit einem Polynom 2. Ordnung erreicht.

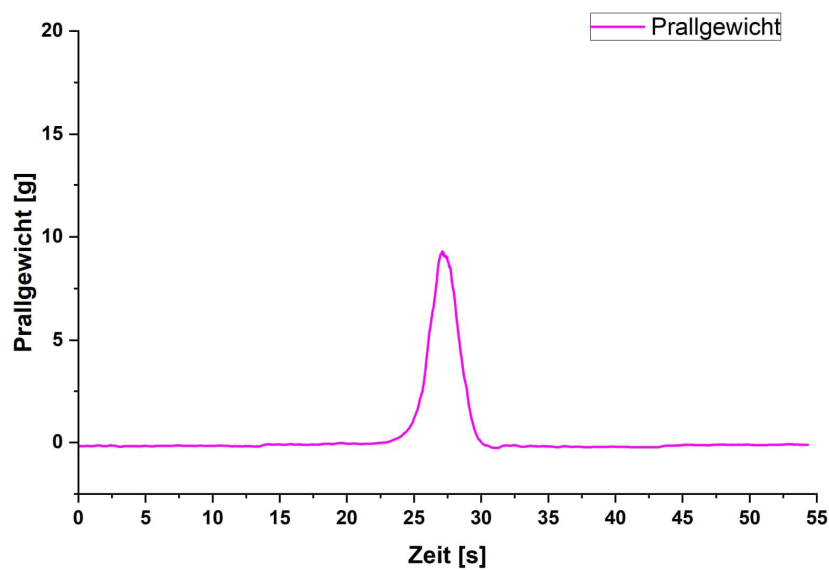
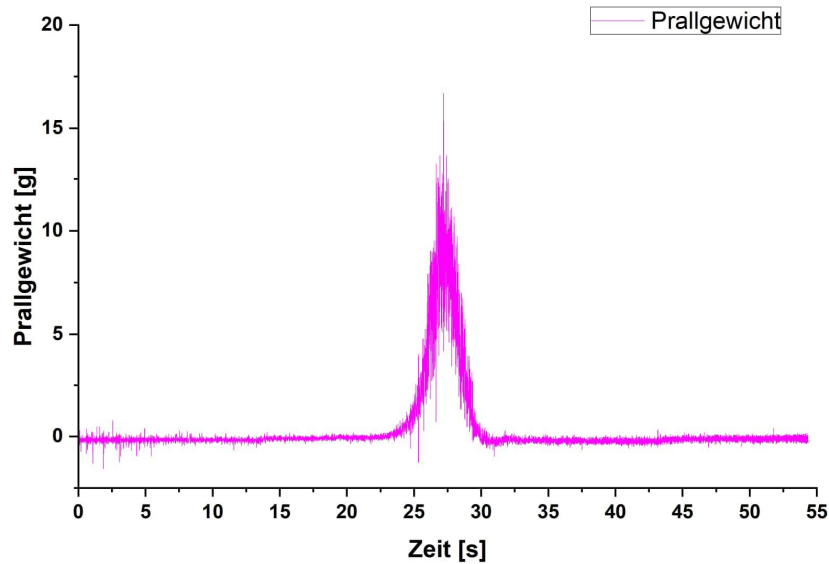


Abbildung 7-14: Bild oben: gefiltertes Signal für 6 l/min; Bild unten: geglättetes Signal mittel Savitzky – Golay Filterung, 500 Punkte, Polynom 2. Ordnung

Das nun gemessene Signal gibt einen Maximalwert von 9 Gramm wieder..

In **Abbildung 7-15** ist dieselbe Vorgehensweise für die Testmessung 2 abgebildet. Wiederum ist im oberen Bereich das gefilterte Signal aus **Kapitel 7.4.2** und im unteren Bereich das geglättete Signal dargestellt.

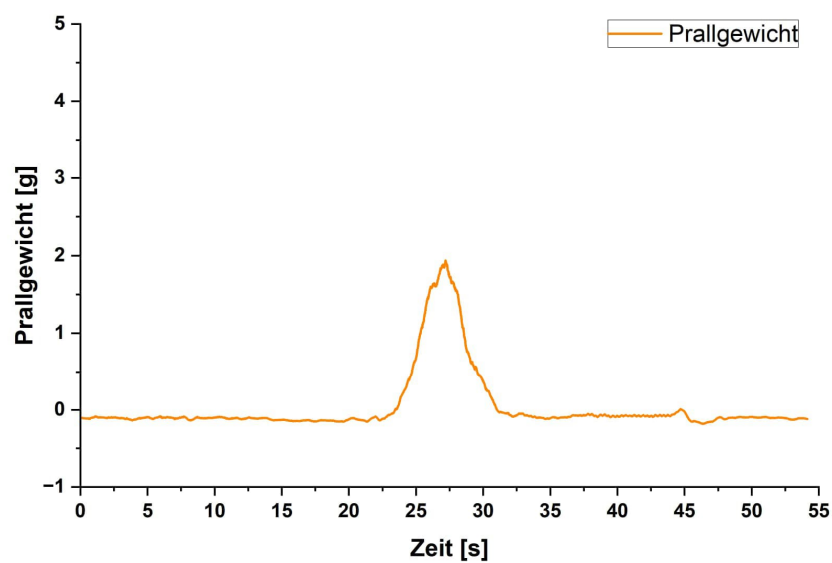
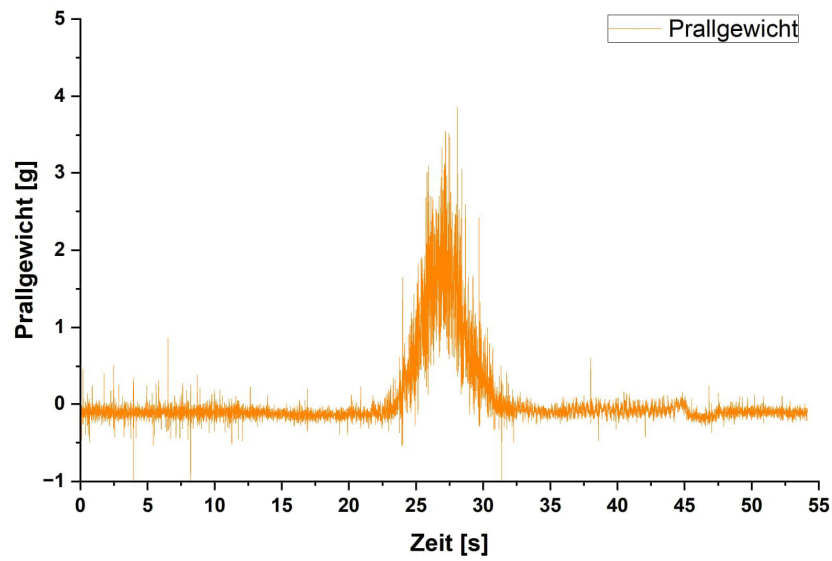


Abbildung 7-15: Bild oben: gefiltertes Signal für 3 l/min; Bild unten: geglättetes Signal mittel Savitzky – Golay Filterung, 500 Punkte, Polynom 2.Ordnung

Beim gefilterten Signal liegt der Maximalwert bei rund 1.9 Gramm.

7.5 Messserie Prallgewicht

Für die eigentliche Messserie wurde eine Zweistoffdüse einer Brammenstranggießanlage ausgewählt. Aus dem Druck-Mengen-Diagramm (**Abbildung 7-16**) wurde ein breites Parameterfeld abgeleitet. Der Abstand Düse zu Düse (Nx) beträgt 527 mm, die Distanz von Düsenspitze zu Pralltelleroberfläche beträgt 205 mm für die gesamte Messserie.

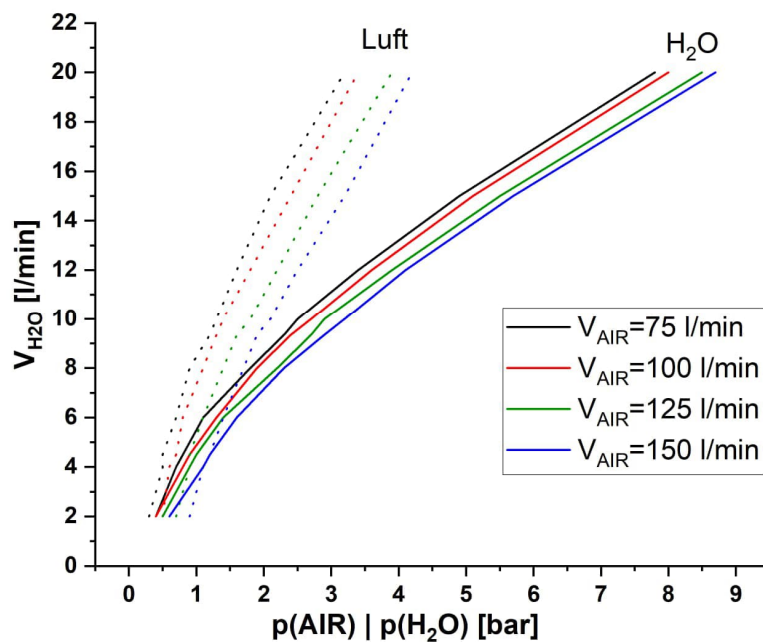


Abbildung 7-16: Druck-Mengen-Diagramm der verwendeten Zweistoffdüse

Für drei Parameter wurde der Sprüh in 100 mm Schritten abgerastert (**Tabelle 7-1**). Die restlichen Wasser/Luft - Wertepaare wurden an definierten Positionen vermessen. In **Tabelle 7-2** sind die weiteren Parameter sowie Messpositionen aufgelistet.

Tabelle 7-1: Parameter sowie Positionen für Rasterung

Parameter	Positionen						
4.5-1.3	0	+/- 100	+/- 200	+/- 300	+/- 400	+/- 500	+/- 550
4.5-2	0	+/- 100	+/- 200	+/- 300	+/- 400	+/- 500	+/- 550
9.35-1.3	0	+/- 100	+/- 200	+/- 300	+/- 400	+/- 500	+/- 550

Tabelle 7-2: Parameter und Positionen der restlichen Messungen

Parameter	Positionen				
	2.25-1.3	0	+/- 73	+/- 260	+/- 450
3.5-1.3	0	+/- 73	+/- 260		
5.5-1.3	0	+/- 73	+/- 260		
6.5-1.3	0	+/- 73	+/- 260		
7.74-1.3	0	+/- 73	+/- 260	+/- 450	-500
8.5-1.3	0	+/- 73	+/- 260		
10.5-1.3	0	+/- 73	+/- 260		
14.83-2.3	0	+/- 73	+/- 260	+/- 450	-500
17-2.7	0	+/- 73	+/- 260	+/- 450	-500

Entsprechend der **Tabelle 7-1** sowie **Tabelle 7-2** ergeben sich 96 Messungen, die mit dem Wägezellsensor durchgeführt wurden. Aus den Auswertungen können somit 672 Datenwerte im bestehenden Datensatz als zusätzlichen Prädiktor zugewiesen werden. In den folgenden Kapiteln werden ausgewählte Ergebnisse dargestellt.

7.6 Ausgewählte Ergebnisse - Prallgewichtsmessung

Die Auswirkung einer Durchflusserhöhung von 4.5 l/min auf 9.35 l/min bei einem gleichbleibenden Luftdruck von 1.3 bar sind in **Abbildung 7-17** dargestellt. Der Verlauf wurde unter der Düsen Spitze aufgezeichnet.

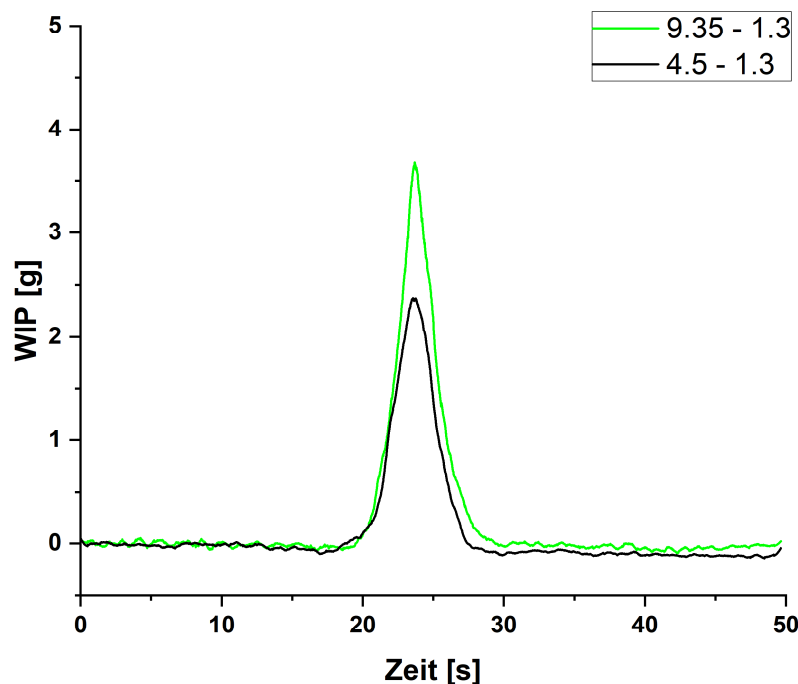


Abbildung 7-17: Abhängigkeit des Pralldruck vom Durchfluss

Die grüne Kurve gibt die Messung bei 9.35 l/min und 1.3 bar wieder. Die Ergebnisse für 4.5 l/min und 1.3 bar sind anhand der schwarzen Linie ablesbar. Wie zu erwarten war, werden bei höherem Durchfluss aufgrund der höheren Austrittsgeschwindigkeit, höhere Werte für das Prallgewicht gemessen. Da sich die Düsengeometrie nicht verändert hat, muss bei gleichem Austrittsquerschnitt eine größere Menge an Wasser/Luft – Gemisch in der gleichen Zeit die Düse verlassen. Bei inkompressiblen Flüssigkeiten muss somit die Strömungsgeschwindigkeit erhöht werden.

Ein ähnliches Bild ergibt sich bei der Betrachtung der Messungen bei einer Erhöhung des Luftdrucks. Die folgende Darstellung beschreibt das Verhalten des Prallgewichts bei einem

Anstieg von 1,3 bar auf 2,0 bar, bei gleichbleibendem Wasserdurchfluss. Messposition ist wiederum unter der Düsenspitze (**Abbildung 7-18**).

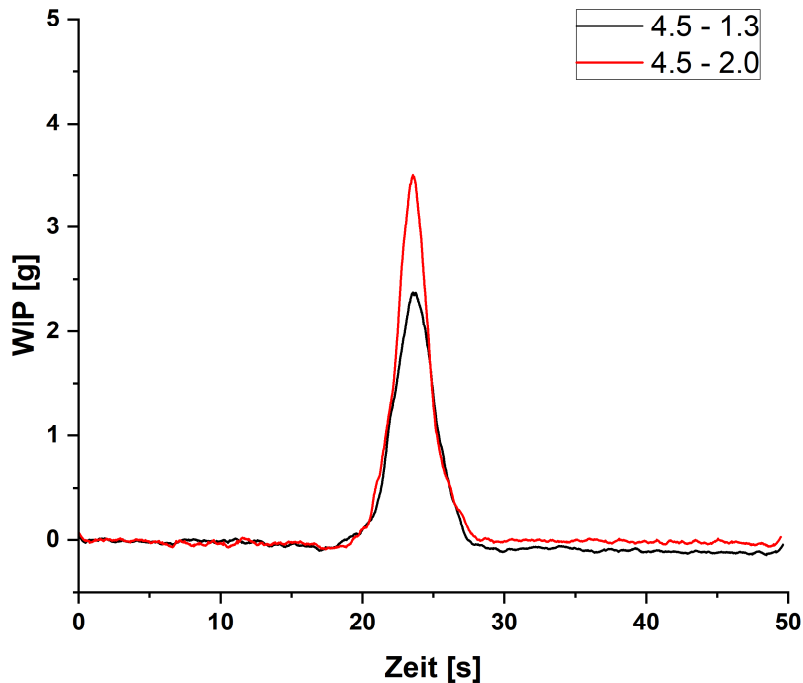


Abbildung 7-18: Abhängigkeit des Pralldruck vom Luftdruck

Die schwarze Linie zeigt auch in diesem Bild den Ausgangswert von 4,5 l/min und 1,3 bar. Der Verlauf der Messung mit erhöhtem Luftdruck ist rot eingezeichnet. Auch in diesem Beispiel führt eine Erhöhung, vom Luftdruck, zu einem höheren Pralldruck. Der dabei erreichte Maximalwert liegt nur knapp unter dem Ergebnis bei einer mehr als doppelt so hohen Durchflussmenge Wasser im Vergleich zum Referenzwert (4,5 l/min – 1,3 bar).

Eine weitere Betrachtung kann mithilfe der Darstellung des Pralldrucks über der Wasserbeaufschlagungsdichte gewonnen werden. Zusätzlich wurden in derselben Abbildung die Werte der Wärmeübergangskoeffizienten für die gleichen Parameter und Messpositionen eingezeichnet. Exemplarisch ausgewählt wurden dazu die Messungen für 3,5 l/min Wasser und 1,3 bar Luft (**Abbildung 7-19**), sowie die Ergebnisse der Versuche für 7,74 l/min und 1,3 bar (**Abbildung 7-20**).

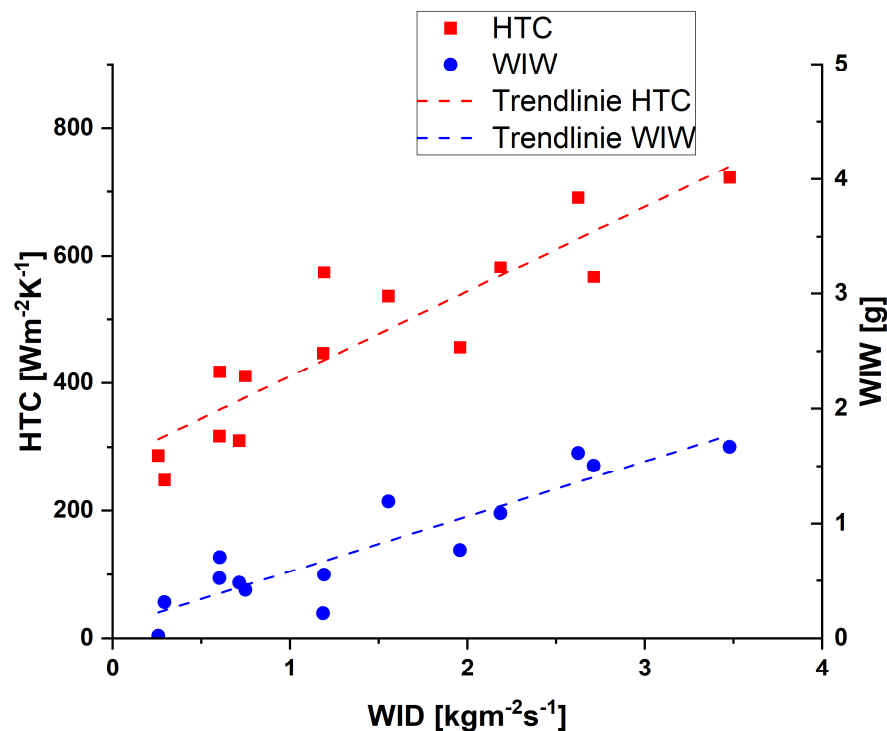


Abbildung 7-19: Abhängigkeit HTC - und WIW – Werte über der Wasserbeaufschlagungsdichte für 3,5 l/min und 1,3 bar

Rote Quadrate kennzeichnen die Werte des HTC's für die gemessenen Wasserbeaufschlagungsdichten. Blaue Punkte symbolisieren die gewonnenen Resultate bei der Prallgewichtsmessung. Mit steigender WID steigen auch die Werte für HTC sowie WIW, erkennbar an den ebenfalls eingezeichneten Trendlinien. Unterschiedliche Steigungen der Trendlinien zeigen eine divergierende Abhängigkeit der beiden Parameter von der Wasserbeaufschlagungsdichte.

Abbildung 7-20 zeigt eine ähnliche Abhängigkeit. Aufgrund der höheren Durchflussmenge von 7,74 l/min sind zum einen höhere Werte für die WID, zum anderen dementsprechend auch höhere Messwerte für den Wärmeübergangskoeffizienten sowie für die Prallgewichtsmessung ersichtlich. Die Tendenz der Trendlinien, wenn auch mit anderen Steigungen, bleibt gleich.

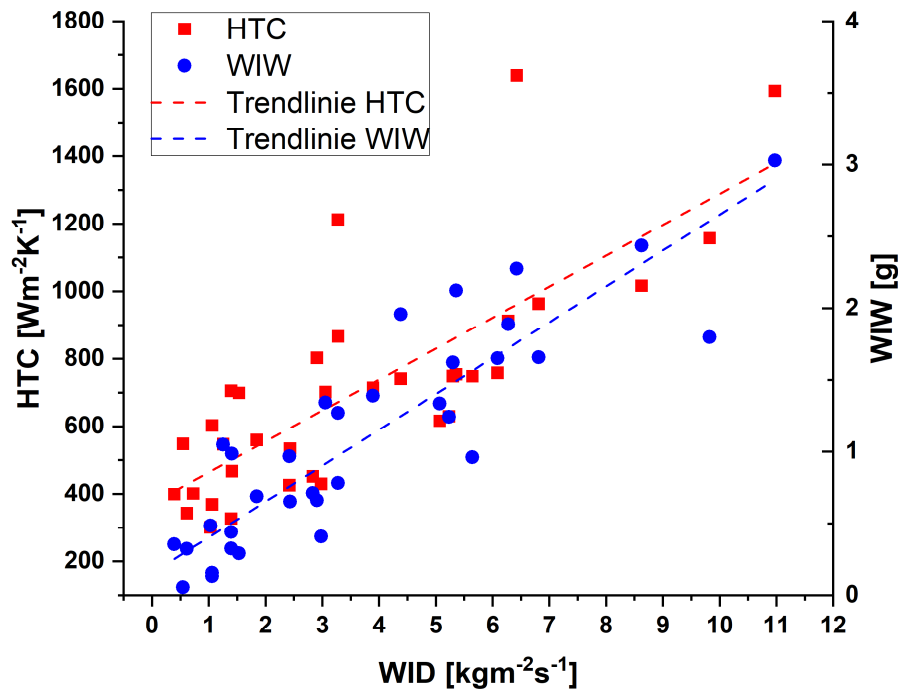


Abbildung 7-20: Abhängigkeit HTC - und WIW - Werte über der Wasserbeaufschlagungsdichte für 7,74 l/min und 1,3 bar

Mithilfe der Auswertungen von Preuler [6] hinsichtlich Tropfengröße und Tropfengeschwindigkeit können detailliertere Untersuchungen vorgenommen werden. Dazu wurden die Messungen für die Parameter von 4,5 – 1,3, 4,5 – 2,0 sowie 9,35 – 1,3 (jeweils l/min und bar) herangezogen. Verglichen werden dabei die Ergebnisse direkt unter der Düsen spitze jeweils in der Mitte des Sprühs für HTC, WID und WIW (**Abbildung 7-21**).

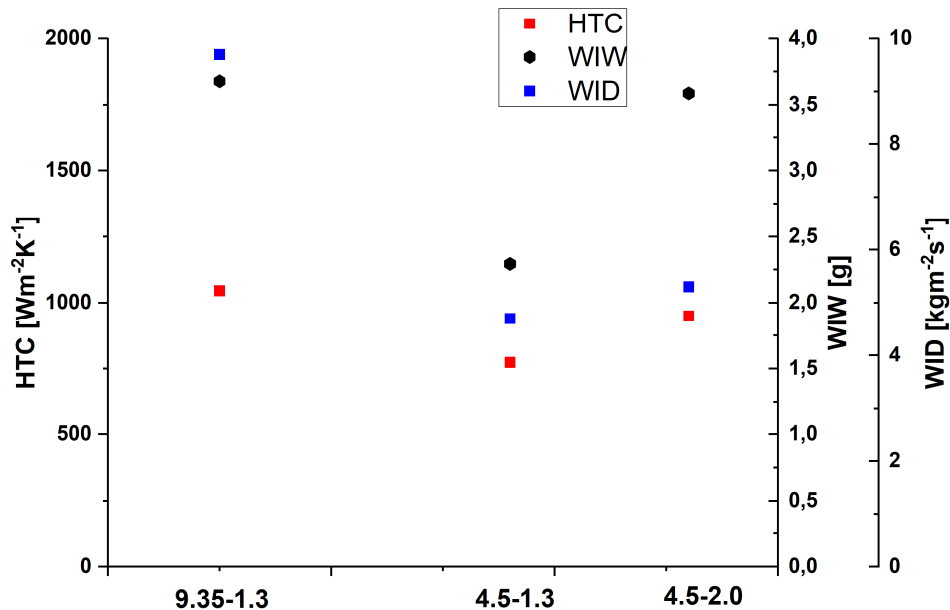


Abbildung 7-21: Vergleich HTC, WID und WIW für 4,5 – 1,3, 4,5 – 2,0 und 9,35 – 1,3 (jeweils l/min und bar)

Blaue Quadrate symbolisieren die Ergebnisse für die Wasserbeaufschlagungsdichte, rote Quadrate den dazugehörigen HTC und schwarze Sechsecke die ermittelten Prallgewichte. Entsprechend den bisherigen Erkenntnissen führen höhere Wasserbeaufschlagungsdichten zu höheren HTC-Werten. Interessant sind die Ergebnisse für 4,5 und 2,0. Obwohl die Wasserbeaufschlagungsdichte nur leicht ansteigt (im Vergleich zu 4,5 – 1,3), stieg das Prallgewicht überproportional auf rund 3,6 g an. Es erreicht dabei fast den Wert, der bei 9,35 – 1,3 gemessen wurde. Eine Erklärung könnte in der unterschiedlichen Tropfengröße sowie Tropfengeschwindigkeit liegen.

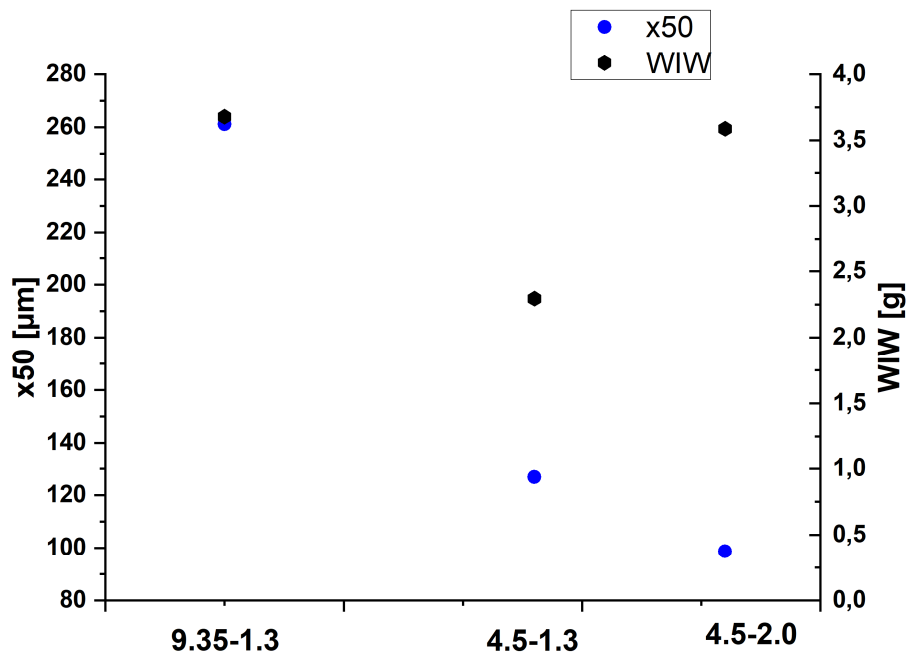


Abbildung 7-22: Darstellung Tropfengröße und Pralldruck für die ausgewählten Parameter

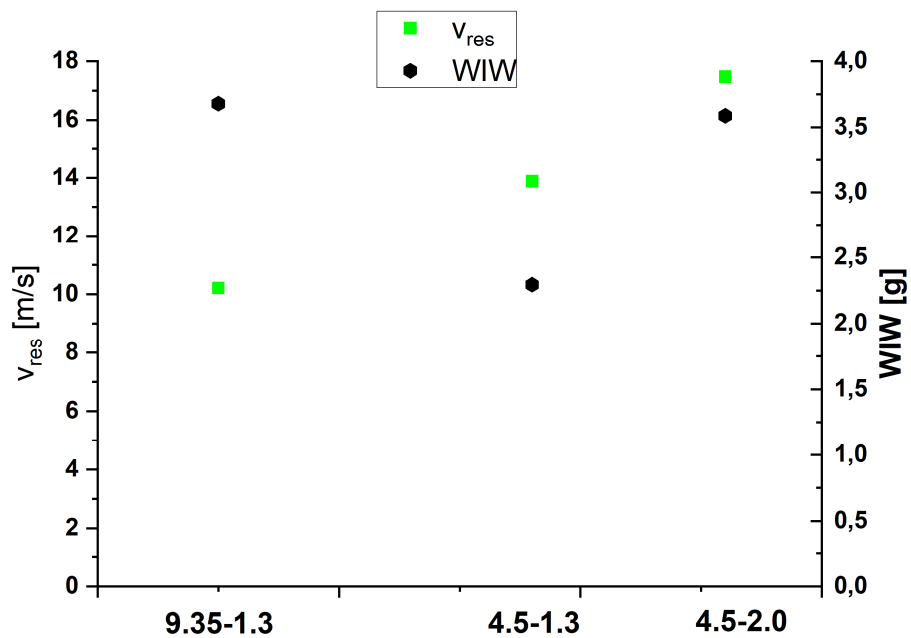


Abbildung 7-23: Darstellung Tropfengeschwindigkeit und Pralldruck für die ausgewählten Parameter

Wie in **Abbildung 7-22** erkennbar nimmt mit steigendem Verhältnis von Luft zu Wasser der Tropfendurchmesser ab. Bei einem Durchfluss von 9,35 l/min und 1,3 bar beträgt dieser rund 260 μm . Aufgrund des erhöhten Luftdrucks beim Parameterpaar 4,5 – 2,0 kommt es zu einer stärkeren Verdüsung, der Tropfendurchmesser wird kleiner. Dieser liegt nur mehr bei rund 100 μm . Durch die stärkere Verdüsung nimmt aber gleichzeitig die Geschwindigkeit der Tropfen zu (**Abbildung 7-23**). v_{res} beschreibt dabei die Resultierende der x- und y – Richtungsvektoren der Geschwindigkeit. Die höhere Geschwindigkeit zeigt sich durch das höhere Prallgewicht.

7.7 Regression inklusive Prädiktor Prallgewicht

In **Kapitel 5.1.2** wurde die Zuteilung der einzelnen Messwerte über die Position schon beschrieben. Die generierten Werte der Pralldruckmessung wurden nach demselben Prinzip im Datensatz implementiert. Die weitere Vorgehensweise entspricht der Beschreibung in **Kapitel 6**. Somit ergeben sich nun 11 Prädiktoren. Der zusätzliche Parameter variiert zwischen 0,04 und 16.29 Gramm. Von den ursprünglichen 672 Datensätzen blieben nach der Optimierung rund 550 Werte übrig. Für einen besseren Vergleich wurden dieselben Regressionsmodelle mit dem Inputparameter Prallgewicht, sowie ohne Prallgewicht erstellt. Die Ergebnisse werden nun betrachtet.

Das beste Ergebnis lieferte abermals die exponentiale Gauss'sche Prozess Regression. Im folgenden Bild (**Abbildung 7-24**) sind die Datenpunkte des vorhergesagten Wärmeübergangskoeffizienten über dem Gemessenen dargestellt.

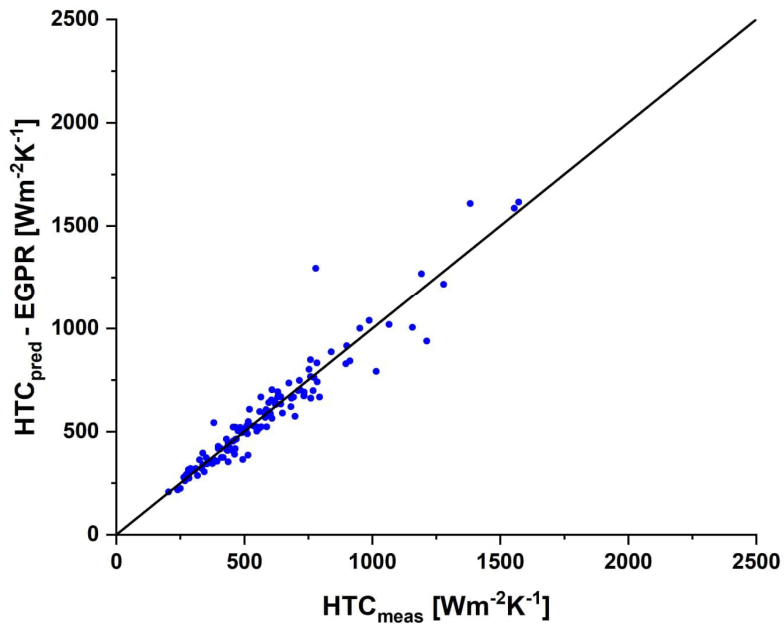


Abbildung 7-24: Darstellung EGPR – Testset mit Prallgewicht

Tabelle 7-3 gibt einen Überblick sowie einen Vergleich der Ergebnisse mittels Wurzel der mittleren Fehlerquadratsumme (RMSE) für die drei getesteten Regressionsmodelle, jeweils mit beziehungsweise ohne Prallgewicht als Prädiktor.

Tabelle 7-3: RMSE der Regressionsmodelle inkl. Prallgewicht

RMSE	Finetree	Gauss	NN
ohne Prallgewicht	112.50	114.46	113.35
mit Prallgewicht	108.47	100.32	130.33

Der Einfluss des Prallgewichts als Prädiktor auf die Ergebnisse eines Regressionsmodell ist nicht sehr groß. Der Unterschied für das beste Modell beträgt rund $14 \text{ Wm}^{-2}\text{k}^{-1}$. Bei einem dreischichtigen Neuronale Netz führt das Prallgewicht sogar zu einer Verschlechterung der Vorhersage.

Prinzipiell kann festgehalten werden, dass der Einsatz einer Wägezelle zum Messen des Einflusses von Tropfengröße sowie Tropfengeschwindigkeit nicht notwendig ist, bzw. nicht zu einer Verbesserung der Aussage der Regressionsmodelle führt. Das ist eine weitere zentrale

Erkenntnis der durchgeführten Masterarbeit. Weiters wurde schon in **Kapitel 5.2** – Pearson Analyse dargestellt, dass der Haupteinflussparameter auf den Wärmeübergangskoeffizienten die Wasserbeaufschlagungsdichte ist.

8 Zusammenfassung und Ausblick

Messungen von Wärmeübergangskoeffizienten zwischen Spritzwasser und heißen Strangoberflächen für die Bedingungen des Stranggießprozesses reichen bis in die 1980er Jahre zurück. Um in Hinblick auf thermische Randbedingungen unabhängig von Literaturwerten und externen Messungen zu sein, wurde an der Montanuniversität Leoben zwischen 2009 und 2024 ein Düsenmessstand entwickelt, der das Ziel hat mit sparsamem Aufwand für die Messungen ein möglichst signifikantes Messergebnis zu erreichen. Dieses Ziel konnte durch die Dissertation von Lukas Preuler 2019 erreicht werden [18].

Verbesserungspotential bestand weiterhin in der Übertragung der gemessenen Wärmeübergangskoeffizienten als Randbedingung für die Simulation des Stranggießprozesses. In den letzten Jahren konnten im Rahmen von Forschungsprojekten tausende weitere Datensätze generiert werden und die Verfügbarkeit von Regressionsmodellen als Teil kommerzieller Softwareprodukte bietet sich, das konnte die vorliegende Arbeit zeigen, als hervorragendes Werkzeug für die Regression an. Die Ergebnisse haben gezeigt, dass es möglich ist, HTC's über einen weiten Bereich von Parametern sehr präzise vorherzusagen. Im Vergleich zur bisher verwendeten Formel konnte mithilfe der exponentiellen Gauss'schen Prozess Regression die Vorhersage um rund 80% verbessert werden. Diese Erkenntnis ist besonders wichtig, weil die Planung von Messungen in Zukunft auf die Regressionen abgestimmt werden kann und der Messaufwand weiter deutlich gesenkt werden kann. Vorerst einzige Ausnahme bilden die Daten von reinen Spritzwasserdüsen, die meist direkt unter der Kokille eingesetzt werden. Hier ist die WID so hoch und der Mechanismus der Wärmeübertragung offensichtlich so verschieden, dass eigene

Regressionsmodelle entwickelt werden, was im Rahmen von weiterführenden wissenschaftlichen Arbeiten erfolgen wird.

Durch die zusätzlich implementierte Methode der Prallgewichtsmessung sollte, mittels dieses ergänzenden Prädiktors, die Voraussage des Wärmeübergangskoeffizienten weiter verbessert werden. Aufgrund des notwendigen Aufwands von der Auswahl der Wägezelle über den Einbau sowie der Auswertung des generierten Signals wurde nur ein kleines Parameterfeld untersucht. Wie im letzten Kapitel festgehalten, verbesserte sich die Regression zwar, jedoch nur in geringem Ausmaß. Da die Pralldruckmessung nicht zeitgleich mit der HTC-Messung realisiert werden kann, steht der dadurch entstehende Aufwand nicht im Verhältnis zur Verbesserung der Regression.

Abschließend kann gesagt werden, dass durch die vorliegende Arbeit ein weiterer wichtiger Schritt in der Umsetzung der Messdaten aus dem Düsenmesstand hin zu thermischen Randbedingungen gesetzt werden konnte. Die Regressionsmodelle werden in Zukunft zu Modellen für die Vorhersage der thermischen Randbedingungen der hausintern genutzten Software m²CAST. Es konnte auch gezeigt werden, dass die verfügbaren Parameter in den Datensätzen des DMS für eine präzise Vorhersage der lokalen HTCs ausreichend sind und eine zusätzlich installierte Pralldruckmessung keinen Mehrwert bietet. Die Erkenntnisse ermöglichen in Zukunft auch eine zielgerichtete Auswahl von Messparametern und die Einsparung von Messaufwand. Alle Hoffnungen an die vorliegende Arbeit konnten also erfüllt werden.

Literaturverzeichnis

- [1] I. Nowak, J. Smolka and A.J. Nowak, A reproduction of boundary conditions in three-dimensional continuous casting problem. World Academy of Science, Engineering and Technology 2008, 19
- [2] K. Milkovska-Piszczek and J. Falkus, Calculation of the boundary conditions in the continuous casting of steel process. METALURGIJA 2014, 53, pp. 571–573.
- [3] M. Lechner, J. Reiter, C. Bernhard, M. Forsthuber and O. Zach, Bestimmung und Bedeutung der Randbedingungen für die Simulation von Stranggießprozessen. Berg- und Hüttenmännische Monatshefte 149 (2004), 3, pp. 101–106.
- [4] M. Bernhard, G. Santos, L. Preuler, M. Taferner, G. Wieser, J. Laschinger, S. Ilie and C. Bernhard, A near-process 2D heat transfer model for continuous slab casting of steel. Steel Research International 93 (2022), 12. doi:10.1002/srin.202200089
- [5] M. Bernhard, D. Kavic, J. Laschinger, M. Taferner, G. Wieser, S. Ilie and C. Bernhard, Software development for solidification prediction in continuous casting with fast simulation runtime: Numerical algorithm, GUI and verification with temperature measurements on a slab caster. Spring Conference of the Korean Institute of Metals and Materials, Seogwipo, Republic of Korea (2023).
- [6] K. Schwerdtfeger and A. Diener, Metallurgie des Stranggiessens: Giessen und Erstarren von Stahl. Düsseldorf (1992), Stahleisen.
- [7] B.G. Thomas, Review on Modeling and Simulation of Continuous Casting. steel research int. 89 (2018), 1, pp. 1–21. doi:10.1002/srin.201700312

- [8] J. SENGUPTA, B.G. THOMAS, and M.A. WELLS, Understanding the Role Water-Cooling Plays During Continuous Casting of Steel and Aluminum Alloys. MS&T 2004 Convergence Proceedings, New Orleans, LA (2004), pp. 179–193.
- [9] Y. Meng and B.G. Thomas, Heat Transfer and Solidification Model of Continuous Slab Casting: Con1D. Metallurgical and Materials Transactions B 34B (2003), pp. 685–705.
- [10] V. Heidt and R. Jeschar, Influence of running water on the heat transfer in continuous casting. Steel Research 64 (1993), 3, pp. 157–164.
- [11] H. Schrewe, Stranggießen von Stahl. Düsseldorf (1987), Verlag Stahleisen GmbH.
- [12] G. Xia and A. Schiefermüller, The Influence of Support Rollers of Continuous Casting Machines on Heat Transfer and on Stress-Strain of Slabs in Secondary Cooling. steel research int. 81 (2010), 8, pp. 652–659. doi:10.1002/srin.201000089
- [13] H. Robidou, H. Auracher, P. Gardin, M. Lebouch and L. Bogdanic, Local heat transfer from a hot plate to a water jet. Heat and Mass Transfer 39 (2003), pp. 861–867. doi:10.1007/s00231-002-0335-6
- [14] R. Jeschar, U. Reiners and R. Scholz, Heat transfer during water and water-air spray cooling in the secondary cooling zone of continuous casting plants, pp. 511–521.
- [15] F. Puschmann, Experimentelle Untersuchung der Spraykühlung zur Qualitätsverbesserung durch definierte Einstellung des Wärmeübergangs. Dissertation, Magdeburg (2003).
- [16] J.G. Leidenfrost, Volumen I: De aquae communis nonnullis qualitatibus, in: Opuscula physico - chemica et medica. pp. 1–176 .
- [17] S. Nukiyama, The maximum and minimum values of the heat Q transmitted from metal to boiling water under atmospheric pressure. Int. J. Heat Mass Transfer 27 (1984), 7, pp. 959–970.
- [18] L. Preuler, Charakterisierung der Spritzwasserkühlung in der Sekundärkühlzone einer Brammenstranggießanlage. Dissertation, Montanuniversität Leoben, Austria (2019).
- [19] M. Mitsutsuka, Heat Transfer Coefficients in the Surface Temperature Range of 400 to 800 °C during Water-spray Cooling of Hot Steel Product. Tetsu-to-Hagane 69 (1983), 2, pp. 268–274.
- [20] J. Wendelstorf, R. Wendelstorf and K.-H. Spitzer, Spray Cooling Heat Transfer and Calculation of Water Impact Density for Cooling of Steel Sheet Materials by Inverse Process Modelling. Steel Research International 80 (2009), 9, pp. 639–644.

- [21] A. Yoshida, M. Shimada, R. Shimizu and M. Mitsuzuka, On Heat Transfer of Spray Cooling in Unsteady State. *Tetsu-to-Hagané*, Vol. 52 1966, 4, 631-633.
- [22] W.P. Klinzing, J.C. Rozzi and I. Mudawar, Film and transition boiling correlations for quenching of hot surfaces with water sprays. *Journal of Heat Treating* (1992), 9, pp. 91–103.
- [23] M. Chabicovsky, P. Kotrbacek, H. Bellerova, J. Kominek and M. Raudensky, Spray Cooling Heat Transfer above Leidenfrost Temperature. *Metals* 10 (2020), 9, pp. 1270. doi:10.3390/met10091270
- [24] R. Jeschar, U. Reiners and R. Scholz, Wärmeübergang bei der zweiphasigen Spritzwasserkühlung. *Wärme Gas International* 33 (1984), 6/7, pp. 299–308.
- [25] H. Müller, Beitrag zur Untersuchung des Wärmeübergangs an einer simulierten Sekundärkühlzone beim Stranggießen. Dissertation, Clausthal (1972).
- [26] J.W. Choi, Convective Heat Transfer Coefficient for High Pressure Water Jet. *ISIJ International*, Vol. 42 2002, 3, pp. 283–289.
- [27] J. Horsky, M. Raudensky and M. Pohanka, Experimental study of heat transfer in hot rolling and continuous casting. *Materials Science Forum* 473-474 (2005), pp. 347–354.
- [28] M. Raudensky and J. Horsky, Secondary cooling in continuous casting and Leidenfrost temperature effects. *Ironmaking & Steelmaking* 32 (2013), 2, pp. 159–164. doi:10.1179/174328105X15913
- [29] F. Ramstorfer, J. Roland, C. Chimani and K. Mörwald, Investigation of Spray Cooling Heat Transfer for Continuous Slab Casting. *Materials and Manufacturing Processes* 26 (2011), 1, pp. 165–168. doi:10.1080/10426910903206683
- [30] M. Raudenský, M. Hnízdil, J.Y. Hwang, S.H. Lee and S.Y. Kim, Influence of the water temperature on the cooling intensity of mist nozzles in continuous casting. *Mater. Technol.* 46 (2012), 3, pp. 311–315.
- [31] M. Chabičovský, M. Raudenský and M. Hnízdil, Influence of Water Temperature on Heat Transfer Coefficient in spray Cooling of Steel Surfaces. pp. 499–505, Svratka, Czech Republic (2012).
- [32] M. Chabicovsky and M. Raudensky, Experimental Investigation of Spray Cooling of Horizontally and Vertically orientated Surfaces. *Proceedings of the 22nd International Conference on Metallurgy and Materials, Brno, Czech Republic, EU* (2013)

- [33] K. Blazek, R. Moravec, J. Horský and M. Guzej, The Effect of Steel Composition on the Interfacial Heat Transfer Coefficients for the Secondary Cooling Zones in a Continuous Caster. Proceedings of the AISTech 2014 Conference (2014), pp. 1401–1409.
- [34] J. Horský, J. Hrabovský and M. Raudenský, Impact of the oxide scale on spray cooling: Orlando, Florida (USA), 14-16 July 2014 10th International Conference on Heat Transfer, Fluid Mechanics and Thermodynamics, in:
- [35] M. Raudenský, A.A. Tseng, J. Horský and J. Komínek, Recent developments of water and mist spray cooling in continuous casting of steels. Metall. Res. Technol. 113 (2016), 5, pp. 509. doi:10.1051/metal/2016029
- [36] H. Ma, J. Lee, K. Tang, R. Liu, M. Lowry, A. Silaen and C.Q. Zhou, Modeling of Spray Cooling with a Moving Steel Slab during the Continuous Casting Process. Steel Res. Int. 90 (2019), 4, pp. 1800393. doi:10.1002/srin.201800393
- [37] P. Kotrbáček, M. Chabičovský, J. Komínek, O. Resl and H. Bellerova, Influence of water temperature on spray cooling at high surface temperatures. Appl. Therm. Eng. 216 (2022), pp. 119074. doi:10.1016/j.applthermaleng.2022.119074
- [38] O. Resl, M. Chabičovský, M. Hnízdil, P. Kotrbáček and M. Raudenský, Influence of Porous Oxide Layer on Water Spray Cooling. 9th International Conference on Fluid Flow, Heat and Mass Transfer (FFHMT'22), Niagara Falls, Canada (2022), Avestia Publishing.
- [39] J. Wendelstorf, K.-H. Spitzer and R. Wendelstorf, Spray water cooling heat transfer at high temperatures and liquid mass fluxes. International Journal of Heat and Mass Transfer 51 (2008), 19-20, pp. 4902–4910. doi:10.1016/j.ijheatmasstransfer.2008.01.032
- [40] R. Wendelstorf, K.-H. Spitzer and J. Wendelstorf, Effect of oxide layers on spray water cooling heat transfer at high surface temperatures. International Journal of Heat and Mass Transfer 51 (2008), 19-20, pp. 4892–4901. doi:10.1016/j.ijheatmasstransfer.2008.01.033
- [41] A. Cebo-Rudnicka, Z. Malinowski and A. Buczek, The influence of selected parameters of spray cooling and thermal conductivity on heat transfer coefficient. International Journal of Thermal Sciences 110 (2016), pp. 52–64.
- [42] F. Puschmann, E. Specht and J. Schmidt, Local Distribution of the Heat Transfer in Water Spray Quenching, in: K. Ehrke, W. Schneider (Eds.), Continuous Casting. pp. 101–108, Weinheim, FRG (2000), Wiley-VCH Verlag GmbH & Co. KGaA.
- [43] T. M. Flores F., A. H. Castillejos E. and B. G. Thomas, Heat Extraction and Droplet Impact Regimes Obtained with Continuous Casting Air-mist Nozzles. AISTech 2017 Proceedings 2017, pp. 1751–1760.

- [44] J. Chen, J.Q. Zhu, C.-M. Rogall and R. Kopp, Investigation of heat transmission during water spray cooling of steel plates. *Steel Research* 60 (1989), 12, pp. 550–559.
- [45] K. Tsutsumi, J. Kubota, A. Hosokawa, S. Ueoka, H. Nakano, A. Kuramoto and I. Sumi, Effect of Spray Thickness and Collision Pressure on Spray Cooling Capacity in a Continuous Casting Process. *Steel Res. Int.* 89 (2018), 7, pp. 1700567. doi:10.1002/srin.201700567
- [46] B. Hadała, Z. Malinowski, T. Telejko, A. Szajding and A. Cebo-Rudnicka, Experimental identification and a model of a local heat transfer coefficient for water – Air assisted spray cooling of vertical low conductivity steel plates from high temperature. *Int. J. Therm. Sci.* 136 (2019), pp. 200–216. doi:10.1016/j.ijthermalsci.2018.10.026
- [47] L. Preuler, C. Bernhard, S. Ilie and J. Six, Experimental investigations on spray characteristics of water-air nozzles. *Berg- und Hüttenmännische Monatshefte* 163 (2017), 1, pp. 29–36. doi:10.1007/s00501-017-0693-5
- [48] G. Arth, S. Ilie, R. Pierer and C. Bernhard, Experimental and Numerical Investigations on Hot Tearing during Continuous Casting of Steel. *Berg- und Hüttenmännische Monatshefte* 160 (2015), 3, pp. 103–108. doi:10.1007/s00501-015-0345-6
- [49] M. Rappaz, Modelling of solidification at various lengthscales From the processes to the microstructure and defects.
ftp://193.170.16.240/M2CC%20NEU/2003_Rappaz_1.pdf
- [50] S. Patankar, *Numerical Heat Transfer and Fluid Flow*. New York (1980), McGraw-Hill Book Company.
- [51] D. Corrales, J. Corrales and A. Ledezma, How to Address the Data Quality Issues in Regression Models: A Guided Process for Data Cleaning. *Symmetry* 10 (2018), 4, pp. 99. doi:10.3390/sym10040099
- [52] G. Arth, M. Taferner and C. Bernhard, Experimental und numerical investigations on cooling efficiency in the secondary cooling zone during continuous casting of steel. 2nd ESTAD - European Steel Technology and Application Days, pp. 1-7, Düsseldorf, Germany (2015), Steel Institute VDEh.
- [53] M. Taferner, C. Bernhard, M.C. Bernhard, J. Laschinger and S. Ilie, Influence of spraying parameters on local surface temperature in slab casting of defect sensitive steel grades: Physical and numerical simulation. 6th ESTAD - European Steel Technology and Application Days, Düsseldorf, Germany (2023).
- [54] D.S. Moore, G.P. McCabe and B.A. Craig, *Introduction to the Practice of Statistics*. 8. Auflage (2014), W.H. Freeman.

- [55] Mathworks, HelpCenter - Regression learner.
<https://de.mathworks.com/help/stats/regressionlearner-app.html>, Accessed: 06.04.2024
- [56] Carl Edward Rasmussen and Christopher K. I. Williams, Gaussian Processes for Machine Learning. MIT Press (2006)
- [57] Y. Mishura and M. Zili, Stochastic Analysis of Mixed Fractional Gaussian Processes (2018), Elsevier.
- [58] L. Fahrmeir, T. Kneib and S. Lang, Regression: Modelle, Methoden und Anwendungen. Berlin, Heidelberg (2007), Springer.
- [59] S.S. Haykin, Neural Networks: A Comprehensive Foundation. 2. Auflage (1999), Prentice Hall International.
- [60] H. Müller and R. Jeschar, Untersuchung des Wärmeübergangs an einer simulierten Sekundärkühlzone beim Stranggießverfahren. Arch. Eisenhüttenwesen 8 (1973), 44, pp. 589–594.
- [61] M. Ciofalo, A. Caronia, M. Di Liberto and S. Puleo, The Nukiyama curve in water spray cooling: Its derivation from temperature–time histories and its dependence on the quantities that characterize drop impact. International Journal of Heat and Mass Transfer 50 (2007), pp. 4948–4966. doi:10.1016/j.ijheatmasstransfer.2007.09.022
- [62] C.A. Hernández-Bocanegra, J.I. Minchaca-Mojica, A. Humberto Castillejos E., F.A. Acosta-González, X. Zhou and B.G. Thomas, Measurement of heat flux in dense air-mist cooling. Experimental Thermal and Fluid Science 44 (2013), pp. 161–173.
doi:10.1016/j.expthermflusci.2012.06.007
- [63] Ramstorfer, F., Chimani, C., Influence of air/water volume ration on the spray cooling heat transfer coefficient of air-mist nozzles.
- [64] Mettler Toledo, Industrial Weighing Basics Weigh Cell Tech White Paper.
https://www.mt.com/dam/MT-NA/en_US/Documents/Library/Library-Documents/White-Papers/Industrial-Weighing-Basics-Weigh-Cell-Tech-White-Paper.pdf, Accessed: 14.04.2024
- [65] E. Fuchs, H. Köhler and J.-P. Majschak, Measurement of the Impact Force and Pressure of Water Jets under the Influence of Jet Break-up. Chemie Ingenieur Technik 91 (2019), 4, pp. 455–466. doi:10.1002/cite.201800077
- [66] K. Tsutsumi, J. Kubota, A. Hosokawa and S. Ueoka, Effect of Spray Thickness and Collision Pressure on Spray Cooling Capacity in a Continuous Casting Process. Steel Research International (2018), 89-7

- [67] P. Kotrbacek, H. Bellerova, T. Luks and M. Raudensky, Heat Transfer Correlations for Secondary Cooling in Continuous Casting. *steel research int.* 92 (2021), 3.
doi:10.1002/srin.202000465
- [68] M. Meyer, *Signalverarbeitung: Analoge und digitale Signale, Systeme und Filter ; mit 20 Tabellen.* 4., überarb. und aktualisierte Aufl., Wiesbaden (2006), Vieweg.
- [69] E.O. Brigham, *The fast Fourier Transform and its applications* (1988), Prentice-Hall.
- [70] A.V. Oppenheim, R.W. Schafer and J.R. & Buck, *Discrete-Time Signal Processing.* 2. Auflage (1999), Prentice-Hall.
- [71] Origin Help Library, Glättung. <https://www.originlab.com/doc/de/Origin-Help/Smoothing>, Accessed: 06.05.2024
- [72] A. Savitzky and M.J.E. Golay, Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures. *Analytical Chemistry* (1964), 36, pp. 1627–1639.

