

Fortgeschrittene Methoden
zur Bewertung des schmelzenspezifischen
Zeitstandbruchverhaltens von Werkstoffen des Kraftwerkbaus

Von der Fakultät Energie-, Verfahrens- und Biotechnik
der Universität Stuttgart
zur Erlangung der Würde eines Doktor-Ingenieurs
(Dr. – Ing.) genehmigte Abhandlung

Vorgelegt von
Dipl.-Ing. (Staatliche Technische Universität Wolgograd)
Olga Frolova
aus Petrow Wal

Hauptberichter: Prof. Dr.-Ing. habil. Karl Maile
Mitberichter: Prof. Dr.-Ing. habil. Eberhard Roos

Tag der mündlichen Prüfung: 10.10.2012

Materialprüfungsanstalt Universität Stuttgart
2012

Danksagung

Die vorliegende Dissertation wurde durchgeführt unter der Aufsicht von Prof. Dr.-Ing. Karl Maile und entstand im Zeitraum von Juli 2008 bis Februar 2011 an der Materialprüfungsanstalt Universität Stuttgart.

Ein Teil dieser Arbeit wurde bereits veröffentlicht:

1. O. Frolova, K. Maile und W. Müller: Darstellung des schmelzenspezifischen Zeitstandbruchverhaltens ausgewählter warmfester Stähle auf der Grundlage der Datenaufbereitung über Neuronale Netze. Abschlussbericht des Forschungsprojekts AVIF 257, 2010.
2. O. Frolova, K. Maile, W. Müller: "Darstellung des schmelzenspezifischen Zeitbruchverhaltens ausgewählter warmfester Stähle auf der Grundlage der Datenaufbereitung über künstliche Neuronale Netze (kNN)" 33. Vortragsveranstaltung 2010 "Vortragsveranstaltung Langzeitverhalten warmfester Stähle und Hochtemperaturwerkstoffe", November 2010, Tagungsband Langzeitverhalten warmfester Stähle und Hochtemperaturwerkstoffe, Stahlinstitut VDEh, Düsseldorf
3. O. Frolova, K. Maile, W. Müller: Representation of the heat specific creep rupture behavior of 9%Cr steels using neural networks. Advances in Data Mining, Poster and Industry Proceedings: 10th Industrial Conference, ICDM 2010, Berlin, Germany, July 2010

Ich möchte diese Seite dazu nutzen, den Leuten zu danken, die direkt oder indirekt zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen haben.

Besonders möchte ich mich bei Herrn Prof. Dr.-Ing. Karl Maile für die Möglichkeit und Unterstützung diese Arbeit bedanken. Seine ständige Bereitschaft zu fachlichen Diskussionen mit vielen wertvollen Ratschlägen und konstruktiven Anregungen sowie sein unentwegter Eifer auf dem Gebiet der Motivation haben maßgeblich zur Realisierung dieser Arbeit beigetragen.

Herrn Dr. Wolfgang Müller danke ich für die permanente Diskussionsbereitschaft und Zusammenarbeit im Forschungsprojekt, aus dem diese Arbeit entstanden ist. Seine ständige Unterstützung trug zum Erfolg dieser Arbeit bei.

Weiterhin gilt mein Dank Herrn Prof. Dr.-Ing. habil. Eberhard Roos für die engagierte Betreuung meiner Arbeit, für seine freundliche Unterstützung meiner wissenschaftlichen Tätigkeit während des gesamten Projekts.

Für die finanzielle Unterstützung danke ich der Stahlanwendungsforschung im Stifterverband für die Deutsche Wissenschaft e.V. und insbesondere den Mitgliedern des FDBR und der Arbeitsgruppe W12 - Restlebensdauer für ihre Expertise, Unterstützung und Daten.

Nicht zuletzt gilt mein Dank meiner Familie, die durch ihre Unterstützung entscheidend zum Gelingen der Promotion beigetragen hat.

Inhaltsverzeichnis

| | |
|---|------|
| Inhaltsverzeichnis | III |
| Abkürzungsverzeichnis..... | V |
| Abbildungsverzeichnis | VII |
| Tabellenverzeichnis | XVII |
| Kurzfassung..... | XIX |
| 1 Einleitung und Problemstellung..... | 1 |
| 2 Zielsetzung..... | 3 |
| 3 Stand des Wissens..... | 5 |
| 3.1 Metallkundliche Bewertung des Zeitstandbruchverhaltens | 5 |
| 3.2 Ermittlung von Zeitstandkennwerten..... | 11 |
| 3.3 Methoden zur Festlegung einer Schmelze im Streuband | 14 |
| 3.3.1 ISO-Stress Versuch bzw. begleitende Zeitstandversuche | 14 |
| 3.3.2 Z-Faktor | 15 |
| 3.3.3 Künstliche Neuronale Netze..... | 17 |
| 3.3.4 Regressionsanalyse..... | 21 |
| 3.4 Mikrostruktursimulation | 23 |
| 4 Durchgeführte Arbeiten | 25 |
| 4.1 Lösungsweg..... | 25 |
| 4.2 Werkstoffe – Regelwerk und Spezifikationen..... | 26 |
| 4.2.1 P91 | 26 |
| 4.2.2 P92 | 28 |
| 4.2.3 E911 | 29 |
| 4.3 Datengrundlage – Menge und Strukturierung | 30 |
| 4.3.1 Stahl P91 | 35 |
| 4.3.2 Stahl P92..... | 38 |
| 4.3.3 Stahl E911 | 40 |
| 4.3.4 Zusammenfassung der Daten in Werkstoffgruppen | 41 |
| 4.4 Anwendung von Neuronalen Netzen | 42 |
| 4.4.1 Stahl P91 | 42 |
| 4.4.2 Stahl P92..... | 56 |
| 4.4.3 Stahl E911 | 63 |
| 4.4.4 Stähle mit 9 bis 12% Chrom..... | 64 |
| 4.5 Anwendung der Methode der multiplen linearen Regression und Vergleich mit dem künstlichen Neuronalen Netz für den P91 | 68 |
| 4.5.1 Ebene 2 | 68 |
| 4.6 Berücksichtigung der Mikrostruktur..... | 73 |
| 4.7 Einfluss des Merkmals Härte auf die Zielgrößen Zeitstandfestigkeit und Laufzeit | 80 |
| 4.8 Verifizierung der Modellberechnungen | 83 |
| 4.8.1 Stahl P91 – Verifikation..... | 83 |
| 4.8.2 Stahl P92 – Verifikation..... | 88 |

| | | |
|--------|--|-----|
| 4.8.3 | Stahl E911 – Verifikation | 91 |
| 4.8.4 | Versuchsstähle B0, CB2, CB6 aus COST522-Programm – Verifikation | 94 |
| 4.8.5 | 9-12%Cr-Stähle – Verifikation | 102 |
| 4.9 | Betrachtungen zur Vorhersagesicherheit | 106 |
| 4.9.1 | Residuen Analyse | 108 |
| 4.9.2 | Konfidenzintervall | 112 |
| 5 | Auswertungen auf der Grundlage der kNN-Modellierung | 119 |
| 5.1 | Einfluss der Legierungselemente auf die Zeitstandfestigkeit | 119 |
| 5.1.1 | Einfluss von Chrom | 121 |
| 5.1.2 | Einfluss von Kohlenstoff | 123 |
| 5.1.3 | Einfluss von Silizium | 124 |
| 5.1.4 | Einfluss von Mangan | 126 |
| 5.1.5 | Einfluss von Nickel | 128 |
| 5.1.6 | Einfluss von Molybdän | 129 |
| 5.1.7 | Einfluss von Vanadium und Stickstoff | 130 |
| 5.1.8 | Einfluss von Aluminium und Stickstoff | 131 |
| 5.1.9 | Einfluss von Niob | 132 |
| 5.1.10 | Einfluss von Kupfer | 133 |
| 5.1.11 | Zusammenfassung zum Einfluss einzelner chemischer Elemente auf die Zeitstandfestigkeit | 135 |
| 5.2 | Einfluss der Wärmebehandlung auf die Zielgröße Zeitstandfestigkeit | 135 |
| 5.3 | Zusammenhang mechanische Eigenschaften mit der Zielgröße Zeitstandfestigkeit | 144 |
| 5.3.1 | 0,2-Dehngrenze $R_{p0,2}$ | 144 |
| 5.3.2 | Zugfestigkeit R_m | 145 |
| 5.3.3 | Bruchdehnung A_5 | 147 |
| 5.4 | Ermittlung der optimalen chemischen Zusammensetzung mittels kNN ... | 148 |
| 5.5 | Anwendungsbeispiele | 150 |
| 6 | Zusammenfassung und Schlussfolgerungen | 153 |
| 7 | Literatur | 157 |
| 8 | Anhang A | 163 |
| 8.1 | Hauptvorteile und Einschränkungen von neuronalen Netzen und die Nachteile der multiplen linearen Regression | 163 |
| 8.1.1 | Einschränkungen von Regression | 163 |
| 8.1.2 | Vorteile von Neuronalen Netzen | 164 |
| 8.1.3 | Einschränkungen von Neuronalen Netzen | 167 |
| 9 | Anhang B | 171 |

Abkürzungsverzeichnis

| | | |
|--------------------------------|---|---|
| AVIF | Forschungsvereinigung der Arbeitsgemeinschaft der Eisen- und Metall verarbeitenden Industrie e. V. | |
| AGW | <u>A</u> rbeitsgemeinschaft <u>w</u> armfeste <u>S</u> tähle | |
| COST | European <u>C</u> ooperation in <u>S</u> cience and <u>T</u> echnology | |
| ECCC | <u>E</u> uropean <u>C</u> reep <u>C</u> ollaborative <u>C</u> ommittee | |
| ISO | <u>I</u> nternational <u>O</u> rganization for <u>S</u> tandardization | |
| MPA | <u>M</u> aterial <u>p</u> rüfung <u>s</u> an <u>s</u> talt Universität Stuttgart | |
| EN 10216-2 | <u>E</u> uropäische <u>N</u> orm: Seamless Stainless Steel Tubes for Pressure Purposes | |
| DIN | <u>D</u> eutsches <u>I</u> nstitut für <u>N</u> ormung | |
| M ₂₃ C ₆ | Chromkarbid (M besteht aus 70 % Cr, Rest Fe, Mo und W) | |
| M ₂ X | Karbonitrid, Cr- und V-reiche Phase, (Cr,V) ₂ N | |
| MX bzw. MN | Karbonitrid, hier: Niob-Karbonitrid (Nb(C,N)), Vanadiumnitrid (VN) oder Vanadium-Karbonitrid V(C,N) | |
| NIMS | „National Institute of <u>M</u> aterial <u>S</u> cience“, Tsukuba, Japan | |
| EFTEM | <u>E</u> nergy- <u>f</u> iltered <u>t</u> ransmission <u>e</u> lectron <u>m</u> icroscopy | |
| RT | <u>R</u> aum <u>t</u> emperatur | |
| TEM | <u>T</u> ransmission <u>e</u> lektronen <u>m</u> ikroskop | |
| VdTÜV | <u>V</u> erband <u>d</u> er <u>T</u> echnischen <u>Ü</u> berwachungs <u>v</u> ereine | |
| kNN | <u>k</u> ünstliche <u>N</u> euronale <u>N</u> etze | |
| ANN | <u>A</u> rtificial <u>N</u> eural <u>N</u> etwork | |
| MLR | <u>M</u> ultiple <u>L</u> inear <u>R</u> egression | |
| MLP | <u>M</u> ulti <u>L</u> ayer <u>P</u> erceptron | |
| E911 | Hochwarmfester Stahl X10CrMoWVNb9-1-1 | |
| P92 | Hochwarmfester Stahl X10CrWMoVNb9-2 | |
| P91 | Hochwarmfester Stahl X10CrMoVNb 9-1 | |
| A ₅ | % | Bruchdehnung |
| d _i | mm | Innendurchmesser |
| e | - | Eulersche Zahl |
| ε | - | Fehler der konventionellen Multiple Linear Regression |
| f | - | Transferfunktion |
| p | bar | Druck bzw. Innendruck |
| R _m | MPa | Zugfestigkeit |
| R _{p0,2/θ} | MPa | 0,2 %-Dehngrenze bei Raumtemperatur |
| R _{m/t/θ} | MPa | Zeitstandfestigkeit für die Zeit t bei der Temperatur θ |
| R ² | | Quotient als Maßzahl für die Güte des Gesamtmo- |

| | | |
|----------------|-----|---------------------------------|
| | | dells (Regressionsanalyse, kNN) |
| s | mm | Wanddicke |
| σ | MPa | Spannung |
| r | - | Korrelationskoeffizient |
| t | h | Zeit |
| t _B | h | Zeit bis zum Bruch |
| Z | % | Brucheinschnürung |

Weitere Bezeichnungen werden im Text erläutert.

Abbildungsverzeichnis

| | |
|--|----|
| Bild 1: Abgrenzung Warmstreckgrenzenbereich zum Bereich der Zeitstandfestigkeit für ferritische Stähle | 1 |
| Bild 2: Zeitstandfestigkeit bei 600°C - Streuband des Werkstoff X20CrMoV12-1 und Mittelwert nach DIN 17175 [Results 03] | 2 |
| Bild 3: Zusammenhang zwischen Kriechverformung und Schädigung mit zunehmender Beanspruchungszeit sowie schematische Darstellung der mikrostrukturellen Schädigungsentwicklung in Form von Kriechporen [Maile 99]..... | 5 |
| Bild 4: Hellfeld-TEM Aufnahme von 9%Cr-Stahls (links) mit zugehörigen Elementverteilungsbild (rechts). Rot dargestellt ist die Cr-Verteilung ($M_{23}C_6$ -Teilchen) und grün die V-Verteilung (MX-Teilchen). (Bildgröße 2 μm *2 μm) [DE9-2_COST 536] | 8 |
| Bild 5: Hellfeld-TEM Aufnahme (links) eines Z-Phasen anfälligen 11 % Cr-Stahls (FB8) nach dem Kriechen mit EFTEM Bild (rechts). Rot dargestellt ist die Cr-Verteilung ($M_{23}C_6$ -Teilchen) und grün die V-Verteilung (MX-Teilchen). Die Z-Phase beinhaltet Cr und V und erscheint somit gelb. (Bildgröße 2 μm *2 μm) [DE9-2_COST 536] | 8 |
| Bild 6: Zeitstandisothermen von 12%Cr-Stählen bei 600 °C | 9 |
| Bild 7: Zeitstandisothermen von 12%Cr-Stählen bei 550 °C [Schnabel 87]..... | 9 |
| Bild 8: Gegenüberstellung Mittelwerte aus EN 10269:1999 und DIN 17175:1979 für 600°C | 10 |
| Bild 9: Gegenüberstellung Mittelwerte aus EN 10269:1999 und DIN 17175:1979 für 550°C [AVIF 198]..... | 10 |
| Bild 10: Kriechmechanismen für den Stahl P91 [Dimmler 03]..... | 10 |
| Bild 11: Auswirkung der Streubandbreite der Zeitstandfestigkeit auf die Lebensdauer. Beispiel X 20 CrMoV12-1, 550°C..... | 12 |
| Bild 12: Beispiele für die Festlegung einer Mittelwertskurve der Zeitstandfestigkeit auf der Basis unterschiedlicher Verfahren, X 10 CrMoVNb 9-1, 600 °C, ECCC..... | 13 |
| Bild 13: ISO-Stress Versuch schematisch [Maile 99] | 15 |
| Bild 14: Schematischer Zusammenhang zwischen Zeitstandfaktor Z und zerstörungsfrei messbaren Kenngrößen..... | 16 |
| Bild 15: Schematische Beschreibung von Aufbau und Struktur eines künstlichen Neurons [Dok 02]..... | 18 |
| Bild 16: Schichtstruktur des künstlichen neuronalen MLP-Netzes [Dok 02]..... | 18 |
| Bild 17: Anwendung eines neuronalen Netzes auf einen 2¼ Cr1Mo Stahls [Badeshia 01]..... | 19 |
| Bild 18: Übereinstimmung der berechneten Kriechfestigkeit und den experimentell ermittelten Punkten für artgleiche Schweißzusatzwerkstoffe des Stahls NF616 [Cole 00] | 20 |
| Bild 19: Schematische Darstellung der Wechselwirkung zwischen Merkmalen bzw. deren Werte ... | 31 |
| Bild 20: Histogramm – Laufzeit, Versuchstemperatur, Versuchsspannung – P91..... | 32 |
| Bild 21: Histogramm – Laufzeit, Versuchstemperatur, Versuchsspannung – P92..... | 32 |
| Bild 22 (Forts.): Histogramm – Laufzeit, Versuchstemperatur, Versuchsspannung – P92..... | 33 |
| Bild 23: Histogramm – Laufzeit, Versuchstemperatur, Versuchsspannung – E911..... | 33 |
| Bild 24: Beispiel für die Streuung von Daten. Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN künstliche Schmelze, 650°C, Ebene 2, Werkstoff X10CrMoVNb9-1..... | 35 |
| Bild 25: Minimum-Maximum-Darstellung des Ausgangsmerkmals, bezogen auf den Variationsbereich der Eingangsmerkmale, P91, Ebene 1 | 43 |
| Bild 26: Summe der Ableitungen, die beim Verändern des Eingangsmerkmals auftreten, P91, Ebene 1..... | 44 |
| Bild 27: Kurvenverlauf eines Ausgangsmerkmals in Abhängigkeit der prozentualen Änderung der Eingangsmerkmale in deren Gültigkeitsbereichen, P91, Ebene 1 | 44 |

| | |
|---|----|
| Bild 28: Zeitstandfestigkeit in Abhängigkeit von Prüf- und Anlasstemperatur, P91, Ebene 1..... | 45 |
| Bild 29: P91 – kNN-Modellergebnisse - Streckgrenze $R_{p0,2}$ (RT), Erzeugnisform „Pipe“. Vergleich zwischen Modell- und Messwerten: Ebene 2, 15 Merkmale, 329 Datensätze, $r=0.934$ | 48 |
| Bild 30: P91 – kNN-Modellergebnisse - Streckgrenze $R_{p0,2}$ (RT), Erzeugnisform „Tube“. Vergleich zwischen Modell- und Messwerten: Ebene 2, 15 Merkmale, 295 Datensätze, $r=0.986$ | 48 |
| Bild 31: P91 – kNN-Modellergebnisse - Streckgrenze $R_{p0,2}$ (RT), Erzeugnisform „Plate“. Vergleich zwischen Modell- und Messwerten: Ebene 2, 15 Merkmale, 231 Datensätze, $r=0.837$ | 49 |
| Bild 32: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P91, Ebene 1: 20 Merkmale, 449 Datensätze, $r=0.989$ | 50 |
| Bild 33: Laufzeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P91, Ebene 1: 20 Merkmale, 449 Datensätze, $r=0.939$ | 50 |
| Bild 34: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P91, Ebene 2: 19 Merkmale, 1143 Datensätze, $r=0.994$ | 51 |
| Bild 35: Laufzeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P91, Ebene 2: 19 Merkmale, 1143 Datensätze, $r=0.809$ | 51 |
| Bild 36: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P91, Ebene 3: 14 Merkmale, 1327 Datensätze, $r=0.989$ | 52 |
| Bild 37: Laufzeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P91, Ebene 3: 14 Merkmale, 1327 Datensätze, $r=0.894$ | 52 |
| Bild 38: Laufzeit, modelliert mit unnormierten Merkmalsdaten, P91, Ebene 1: 20 Merkmale, 449 Datensätze, $r=0.939$ | 53 |
| Bild 39: Laufzeit, modelliert mit normierten Merkmalsdaten, P91, Ebene 1: 20 Merkmale, 449 Datensätze, $r = 0.892$ | 54 |
| Bild 40: Zeitstandfestigkeit, modelliert mit unnormierten Merkmalsdaten, P91, Ebene 1: 20 Merkmale, 449 Datensätze, $r = 0.989$ | 54 |
| Bild 41: Zeitstandfestigkeit, modelliert mit normierten Merkmalsdaten, P91, Ebene 1: 20 Merkmale, 449 Datensätze, $r = 0.989$ | 55 |
| Bild 42: Laufzeit, modelliert mit unnormierten Merkmalsdaten, P91, Ebene 2: 19 Merkmale, 1143 Datensätze, $r = 0.809$ | 55 |
| Bild 43: Laufzeit, modelliert mit normierten Merkmalsdaten, P91, Ebene 2: 19 Merkmale, 1143 Datensätze, $r = 0.805$ | 56 |
| Bild 44: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P92, Ebene 1: 23 Merkmale, 501 Datensätze, $r = 0.983$ | 57 |
| Bild 45: Laufzeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P92, Ebene 1: 23 Merkmale, 501 Datensätze, $r = 0.872$ | 57 |
| Bild 46: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P92, Ebene 2: 18 Merkmale, 572 Datensätze, $r = 0.993$ | 58 |
| Bild 47: Laufzeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P92, Ebene 2: 18 Merkmale, 572 Datensätze, $r = 0.887$ | 58 |
| Bild 48: Zeitstandbruchdehnung in Abhängigkeit von der Test- bzw. Prüftemperatur, Werkstoff X10CrWMoVNb9-2 | 59 |
| Bild 49: Zielgröße Zeitstand-Bruchdehnung: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, Ebene 1, 23 Merkmale, 304 Datensätze, $r=0.753$, Werkstoff X10CrWMoVNb9-2: Erzeugnisform „Pipe“: | 60 |
| Bild 50: Zielgröße Zeitstand-Bruchdehnung: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, Ebene 1, 23 Merkmale, 280 Datensätze, $r=0.877$, Werkstoff X10CrWMoVNb9-2: Erzeugnisform „Pipe“: | 61 |

| | |
|---|----|
| Bild 51: ■ Laufzeit und ■ Schwefel für Ausreißerpunkte 1-22 gegenüber der Zeitstand- Bruchdehnung A | 62 |
| Bild 52: ■ Laufzeit und ■ Stickstoff für Ausreißerpunkte 1-22 gegenüber der Zeitstand- Bruchdehnung A | 62 |
| Bild 53: ■ Laufzeit und ■ Phosphor für Ausreißerpunkte 1-22 gegenüber der Zeitstand- Bruchdehnung A | 62 |
| Bild 54: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, E911, Ebene 1: 22 Merkmale, 230 Datensätze, $r = 0.993$ | 63 |
| Bild 55: Laufzeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, E911, Ebene 1: 22 Merkmale, 230 Datensätze, $r = 0.927$ | 63 |
| Bild 56: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, 9% Cr-Stähle Ergebnisse – Erzeugnisform „Tube“, Ebene 2: 21 Merkmale, 193 Datensätze, $r = 0.991$ | 65 |
| Bild 57: Laufzeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, 9% Cr-Stähle Ergebnisse – Erzeugnisform „Tube“, Ebene 2: 21 Merkmale, 193 Datensätze, $r = 0.846$ | 65 |
| Bild 58: Laufzeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, 9-12% Cr-Stähle, Erzeugnisform „Tube“, Ebene 1: 18 Merkmale, 738 Datensätze, $r = 0.750$ (Datensätze geordnet nach steigenden Messwerten)..... | 66 |
| Bild 59: Laufzeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, 9-12% Cr-Stähle Erzeugnisform „Tube“, Ebene 1: 18 Merkmale, 738 Datensätze, $r = 0.750$ (Datensätze geordnet nach steigenden Modellwerten)..... | 66 |
| Bild 60: Streudiagramm der Abweichungen zwischen berechneten und gemessenen Laufzeiten, 9- 12% Cr-Stähle, Erzeugnisform „Tube“, Ebene 1: $r=0.750$ | 67 |
| Bild 61: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, 9-12%-Cr Stähle, Erzeugnisform „Tube“, Ebene 1: 18 Merkmale, 738 Datensätze, $r = 0.988$ | 67 |
| Bild 62: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P91, Ebene 2: 18 Merkmale, 1139 Datensätze, $r=0.993$ (Datensätze geordnet nach steigenden Modellwerten); kNN Ergebnisse | 70 |
| Bild 63: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P91, Ebene 2: 18 Merkmale, 1139 Datensätze, $r=0.993$ (Datensätze geordnet nach steigenden Messwerten); kNN Ergebnisse | 71 |
| Bild 64: Streudiagramm: Vergleich zwischen der modellierten und der gemessenen Zeitstandfestigkeit, P91, Ebene 2: $r=0.993$ | 71 |
| Bild 65: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P91, Ebene 2: 18 Merkmale, 1139 Datensätze, $r=0.987$ (Datensätze geordnet nach steigenden Messwerten); Ergebnisse der Linearen Multiplen Regression | 72 |
| Bild 66: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P91, Ebene 2: 18 Merkmale, 1139 Datensätze, $r=0.987$ (Datensätze geordnet nach steigenden Modellwerten); Ergebnisse der Linearen Multiplen Regression | 72 |
| Bild 67: Gegenüberstellung von Mess- und Modellwerten der Zeitstandfestigkeit für das lineare multiple Regressionsmodell, P91, Ebene 2: $r=0.987$ | 73 |
| Bild 68: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, kNN Ergebnisse – das Mikrostrukturmodell: 30 Merkmale, 36 Datensätze, $r=0.962$ | 76 |
| Bild 69: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Mess- und Modellwerten, kNN Ergebnisse – das Mikrostrukturmodell: 30 Merkmale, 36 Datensätze, $r=0.962$ | 76 |
| Bild 70: Laufzeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, kNN Ergebnisse – das Mikrostrukturmodell: 30 Merkmale, 36 Datensätze, $r=0.919$ | 77 |
| Bild 71: Laufzeit: Vergleich zwischen Mess- und Modellwerten, kNN Ergebnisse – das Mikrostrukturmodell: 30 Merkmale, 36 Datensätze, $r=0.919$ | 77 |

| | |
|--|----|
| Bild 72: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Mess- und Modellwerten, kNN Ergebnisse – das Mikrostrukturmodell: 13 Merkmale, 36 Datensätze, $r=0.948$ | 78 |
| Bild 73: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Mess- und Modellwerten, kNN Ergebnisse – das Mikrostrukturmodell: 13 Merkmale, 36 Datensätze, $r=0.948$ | 79 |
| Bild 74: Laufzeit: Vergleich zwischen Mess- und Modellwerten, kNN Ergebnisse – das Mikrostrukturmodell: 13 Merkmale, 36 Datensätze, $r=0.262$ | 79 |
| Bild 75: Laufzeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, kNN Ergebnisse – das Mikrostrukturmodell: 13 Merkmale, 36 Datensätze, $r=0.262$ | 80 |
| Bild 76: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Modell mit Merkmal Härte: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, 16 Merkmale, 336 Datensätze, $r=0.992$, Werkstoff X10CrMoVNb9-1 | 81 |
| Bild 77: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Modell ohne Merkmal Härte: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, 15 Merkmale, 336 Datensätze, $r=0.991$, Werkstoff X10CrMoVNb9-1 | 81 |
| Bild 78: Zielgröße Laufzeit, Modell mit Merkmal Härte: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, 16 Merkmale, 336 Datensätze, $r=0.874$, Werkstoff X10CrMoVNb9-1 | 82 |
| Bild 79: Zielgröße Laufzeit, Modell ohne Merkmal Härte: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, 15 Merkmale, 336 Datensätze, $r=0.847$, Werkstoff X10CrMoVNb9-1 | 82 |
| Bild 80: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze 801141 – 650°C, Ebene 3 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1 | 84 |
| Bild 81: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze 801141 – 600°C, Ebene 3 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1 | 84 |
| Bild 82: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze 801141 – 650°C, Ebene 2 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1 | 85 |
| Bild 83: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze 801141 – 600°C, Ebene 2 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1 | 85 |
| Bild 84: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze 105014 – 650°C, Ebene 2 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1 | 86 |
| Bild 85: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze 105014 – 600°C, Ebene 2 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1 | 86 |
| Bild 86: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze 21891 – 650°C, Ebene 2 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1 | 87 |
| Bild 87: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze 21891 – 600°C, Ebene 2 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1 | 87 |
| Bild 88: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze JN.00.C – 650°C, Ebene 2 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrWMoVNb9-2 | 88 |
| Bild 89: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze JN.00.C – 600°C, Ebene 2 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrWMoVNb9-2 | 89 |
| Bild 90: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze JN.00.C – 650°C, Ebene 1 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrWMoVNb9-2 | 89 |
| Bild 91: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze JN.00.C – 600°C, Ebene 1 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrWMoVNb9-2 | 90 |
| Bild 92: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze JN.00.E – 650°C, Ebene 2 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrWMoVNb9-2 | 90 |
| Bild 93: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze JN.00.E – 600°C, Ebene 2 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrWMoVNb9-2 | 91 |
| Bild 94: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze 105672 – 600°C, Ebene 1 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X11CrWMoVNb9-1-1 | 91 |
| Bild 95: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze 105672 – 650°C, Ebene 1 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X11CrWMoVNb9-1-1 | 92 |

| | |
|--|-----|
| Bild 96: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze B2516 – 650°C, Ebene 1 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X11CrWMoVNb9-1-1 | 93 |
| Bild 97: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze B2516 – 600°C, Ebene 1 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X11CrWMoVNb9-1-1 | 93 |
| Bild 98: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, 9-12%Cr-Stähle: 14 Merkmale, 3478 Datensätze, $r=0.957$ | 96 |
| Bild 99: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, 9%Cr-Stähle: 10 Merkmale, 2179 Datensätze, $r=0.985$ | 96 |
| Bild 100: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Versuchsstahl B0 bei 600°C aus dem COST 522-Programm, 9-12%Cr-Stähle Modell (Zielgröße Zeitstandfestigkeit) | 97 |
| Bild 101: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Versuchsstahl B0 bei 650°C aus dem COST 522-Programm, 9-12%Cr-Stähle Modell (Zielgröße Zeitstandfestigkeit) | 97 |
| Bild 102: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Versuchsstahl CB2 bei 600°C aus dem COST 522-Programm, 9-12%Cr-Stähle Modell (Zielgröße Zeitstandfestigkeit) | 98 |
| Bild 103: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Versuchsstahl CB2 bei 650°C aus dem COST 522-Programm, 9-12%Cr-Stähle Modell (Zielgröße Zeitstandfestigkeit) | 98 |
| Bild 104: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Versuchsstahl CB6 bei 650°C aus dem COST 522-Programm, 9-12%Cr-Stähle Modell (Zielgröße Zeitstandfestigkeit) | 99 |
| Bild 105: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Versuchsstahl B0 bei 600°C aus dem COST 522-Programm, 9%Cr-Stähle Modell (Zielgröße Zeitstandfestigkeit)..... | 99 |
| Bild 106: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Versuchsstahl B0 bei 650°C aus dem COST 522-Programm, 9%Cr-Stähle Modell (Zielgröße Zeitstandfestigkeit)..... | 100 |
| Bild 107: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Versuchsstahl CB2 bei 600°C aus dem COST 522-Programm, 9%Cr-Stähle Modell (Zielgröße Zeitstandfestigkeit)..... | 100 |
| Bild 108: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Versuchsstahl CB2 bei 650°C aus dem COST 522-Programm, 9%Cr-Stähle Modell (Zielgröße Zeitstandfestigkeit)..... | 101 |
| Bild 109: Gegenüberstellung der experimentellen Daten der COST Schmelzen mit kNN Berechnungen (9%Cr-Modell) | 101 |
| Bild 110: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Schmelze JN.00.C (P92) bei 600°C, Ebene 1, 9%Cr-Stähle Modell: Zielgröße Zeitstandfestigkeit | 102 |
| Bild 111: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Schmelze JN.00.C (P92) bei 650°C, Ebene 1, 9%Cr-Stähle Modell: Zielgröße Zeitstandfestigkeit | 103 |
| Bild 112: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Schmelze JN.000.8 (T91) bei 600°C, Ebene 1, 9%Cr-Stähle Modell: Zielgröße Zeitstandfestigkeit | 103 |
| Bild 113: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Schmelze JN.000.8 (T91) bei 650°C, Ebene 1, 9%Cr-Stähle Modell: Zielgröße Zeitstandfestigkeit | 104 |
| Bild 114: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Schmelze FR.001.1 (T91) bei 600°C, Ebene 1, 9%Cr-Stähle Modell: Zielgröße Zeitstandfestigkeit | 104 |
| Bild 115: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Schmelze JN.00.YAT(P92) bei 600°C, Ebene 1, 9%Cr-Stähle Modell: Zielgröße Zeitstandfestigkeit | 105 |
| Bild 116: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Schmelze JN.00.YAT(P92) bei 650°C, Ebene 1, 9%Cr-Stähle Modell: Zielgröße Zeitstandfestigkeit | 105 |
| Bild 117: Datenstreuung: Versuchsdaten bei Versuchstemperatur 600°C, Werkstoff X10CrMoVNb9-1 | 107 |
| Bild 118: Orr-Sherby-Dorn Analyse (angewendet auf die Datensätze aus Bild 117). Werkstoff X10CrMoVNb-1 (nur Norm entsprechende Zeitstandversuchsergebnisse), 600°C | 107 |
| Bild 119: Verteilung der Residuen, Ebene 3, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Lernmethode: SuperSAB, kNN..... | 108 |

| | |
|---|-----|
| Bild 120: Verteilung der Residuen, Ebene 3, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Lernmethode: Resilient Propagation, kNN..... | 109 |
| Bild 121: Verteilung der Residuen, Ebene 1, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Lernmethode: SuperSAB, kNN..... | 109 |
| Bild 122: Verteilung der Residuen, Ebene 1, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Lernmethode: Resilient Propagation, kNN..... | 110 |
| Bild 123: Verteilung der Residuen, Ebene 3, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Multiple Linear Regression (MLR)..... | 111 |
| Bild 124: Verteilung der Residuen, Ebene 1, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Multiple Linear Regression (MLR)..... | 111 |
| Bild 125: Bestimmung von Vertrauensgrenzen und Vergleich Modellberechnung über MLR Methode mit experimentellen Werten bzw. Mittelwert und Streuband X10CrMoVNb9-1, Schmelze 801141, 650°C, Ebene 3: Zeitstandfestigkeit | 113 |
| Bild 126: Bestimmung von Vertrauensgrenzen und Vergleich Modellberechnung über MLR Methode mit experimentellen Werten bzw. Mittelwert und Streuband X10CrMoVNb9-1, Schmelze 801141, 600°C, Ebene 3: Zeitstandfestigkeit | 114 |
| Bild 127: Bestimmung von Vertrauensgrenzen und Vergleich Modellberechnung über MLR Methode mit experimentellen Werten bzw. Mittelwert und Streuband X10CrMoVNb9-1, Datensatz 105014/GE.10, 600°C, Ebene 3: Zeitstandfestigkeit..... | 114 |
| Bild 128: Bestimmung von Vertrauensgrenzen und Vergleich Modellberechnung über MLR Methode mit experimentellen Werten bzw. Mittelwert und Streuband X10CrMoVNb9-1, Datensatz 10148, 600°C, Ebene 3: Zeitstandfestigkeit | 115 |
| Bild 129: Bestimmung von Vertrauensgrenzen und vergleich Modellberechnung über MLR Methode mit experimentellen Werten bzw. Mittelwert und Streuband X10CrMoVNb9-1, Datensatz MgB_NIMs.5, 600°C, Ebene 3: Zeitstandfestigkeit | 115 |
| Bild 130: Bestimmung von Vertrauensgrenzen und Vergleich Modellberechnung über MLR Methode mit experimentellen Werten bzw. Mittelwert und Streuband X10CrMoVNb9-1, Datensatz 105014/GE.10, 650°C, Ebene 1: Zeitstandfestigkeit..... | 116 |
| Bild 131: Bestimmung von Vertrauensgrenzen und Vergleich Modellberechnung über MLR Methode mit experimentellen Werten bzw. Mittelwert und Streuband X10CrMoVNb9-1, Datensatz 105014/GE.10, 600°C, Ebene 1: Zeitstandfestigkeit..... | 116 |
| Bild 132: Bestimmung von Vertrauensgrenzen und vergleich Modellberechnung über MLR Methode mit experimentellen Werten bzw. Mittelwert und Streuband X10CrMoVNb9-1, Datensatz 105013/GE.17, 600°C, Ebene 1: Zeitstandfestigkeit | 117 |
| Bild 133: Bestimmung von Vertrauensgrenzen und Vergleich Modellberechnung über MLR Methode mit experimentellen Werten bzw. Mittelwert und Streuband X10CrMoVNb9-1, Datensatz 865935/IT.001.3, 600°C, Ebene 1: Zeitstandfestigkeit | 117 |
| Bild 134: Bestimmung von Vertrauensgrenzen und Vergleich Modellberechnung über MLR Methode mit experimentellen Werten bzw. Mittelwert und Streuband X10CrMoVNb9-1, Datensatz 801450/IT.001.2, 600°C, Ebene 1: Zeitstandfestigkeit | 118 |
| Bild 135: Bestimmung der Schmelzenlage mit kNN | 120 |
| Bild 136: Vergleich, Bestimmung der Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze, Ebene 2, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550 °C | 120 |
| Bild 137: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN..... | 120 |
| Bild 138: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN..... | 120 |
| Bild 139: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Cr [%], Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C | 121 |
| Bild 140: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Cr [%], Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C | 122 |

| | |
|---|-----|
| Bild 141: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Cr [%], Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 650°C | 122 |
| Bild 142: Bestimmung der Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit C-Variation, Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C..... | 123 |
| Bild 143: Bestimmung der Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit C-Variation, Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C..... | 124 |
| Bild 144: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Si [%], Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C | 125 |
| Bild 145: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Si [%], Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C | 125 |
| Bild 146: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Si [%], Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 650°C | 126 |
| Bild 147: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Mn [%], Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C | 127 |
| Bild 148: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Mn [%], Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C | 127 |
| Bild 149: Bestimmung der Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Ni [%], Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C | 128 |
| Bild 150: Bestimmung der Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Ni [%], Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C | 128 |
| Bild 151: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Molybdän, Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C..... | 129 |
| Bild 152: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Molybdän, Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C..... | 129 |
| Bild 153: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit V und N, Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C..... | 130 |
| Bild 154: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit V und N, Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C..... | 130 |
| Bild 155: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit V und N, Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 650°C..... | 131 |
| Bild 156: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit N and Al, Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C..... | 132 |
| Bild 157: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit N and Al, Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C..... | 132 |
| Bild 158: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Nb-Variation, Ebene 1: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C..... | 133 |
| Bild 159: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Nb-Variation, Ebene 1: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C..... | 133 |
| Bild 160: Bestimmung der Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Cu, Ebene 1: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C | 134 |
| Bild 161: Bestimmung der Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Cu, Ebene 1: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C | 134 |
| Bild 162: Bestimmung der Schmelzenlage der kNN - künstliche Schmelze mit Variation der Austenitisierungstemperatur, Ebene 2, (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C..... | 136 |
| Bild 163: Bestimmung der Schmelzenlage der kNN - künstliche Schmelze mit Variation der Austenitisierungstemperatur, Ebene 2, (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C..... | 137 |

| | |
|---|-----|
| Bild 164: Bestimmung der Schmelzenlage der kNN - künstliche Schmelze mit Variation der Anlasstemperatur, Ebene 2, (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C | 137 |
| Bild 165: Bestimmung der Schmelzenlage der kNN - künstliche Schmelze mit Variation der Anlasstemperatur, Ebene 2, (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C | 138 |
| Bild 166: Bestimmung der Schmelzenlage der kNN - künstliche Schmelze mit Variation der Anlasstemperatur, Ebene 2, (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C | 139 |
| Bild 167: Bestimmung der Schmelzenlage der kNN - künstliche Schmelze mit Variation der Anlasstemperatur, Ebene 2, (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C | 139 |
| Bild 168: Variation der Anlasstemperatur mit kS (künstliche Schmelze) mittels kNN, Ebene 2, (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C | 140 |
| Bild 169: Variation der Anlasstemperatur mit kS (künstliche Schmelze) mittels kNN, Ebene 2, (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C | 140 |
| Bild 170: Daten für zwei Anlasstemperaturen von 740°C und 750°C; Werkstoff X10CrMoVNb9-1, Ebene 2, Testtemperatur 600°C | 141 |
| Bild 171: Daten für zwei Anlasstemperaturen von 740°C und 760°C; Werkstoff X10CrMoVNb9-1, Ebene 2, Testtemperatur 600°C | 142 |
| Bild 172: Daten für zwei Anlasstemperaturen von 740°C und 765°C; Werkstoff X10CrMoVNb9-1, Ebene 2, Testtemperatur 600°C | 142 |
| Bild 173: Daten für zwei Anlasstemperaturen von 740°C und 770°C; Werkstoff X10CrMoVNb9-1, Ebene 2, Testtemperatur 600°C | 143 |
| Bild 174: Daten für zwei Anlasstemperaturen von 740°C und 780°C; Werkstoff X10CrMoVNb9-1, Ebene 2, Testtemperatur 600°C | 143 |
| Bild 175: Bestimmung der Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit $R_{p0,2}$ -Dehngrenze [MPa] (Raumtemperatur), Ebene 2, Werkstoff X10CrMoVNb9-1: Zielgröße Zeitstandfestigkeit bei 550°C | 144 |
| Bild 176: Bestimmung der Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit $R_{p0,2}$ -Dehngrenze [MPa] (Raumtemperatur), Ebene 2, Werkstoff X10CrMoVNb9-1: Zielgröße Zeitstandfestigkeit bei 600°C..... | 145 |
| Bild 177: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Bruchspannung R_m [MPa] (Raumtemperatur), Ebene 2, Werkstoff X10CrMoVNb9-1: Zielgröße Zeitstandfestigkeit bei 550°C..... | 146 |
| Bild 178: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Bruchspannung R_m [MPa] (Raumtemperatur), Ebene 2, Werkstoff X10CrMoVNb9-1: Zielgröße Zeitstandfestigkeit bei 600°C..... | 146 |
| Bild 179: Bestimmung der Schmelzenlage der kNN - künstliche Schmelze mit Variation von Bruchdehnung A_5 (Raumtemperatur) [%], Ebene 2, Werkstoff X10CrMoVNb9-1: Zielgröße Zeitstandfestigkeit bei 550°C | 147 |
| Bild 180: Bestimmung der Schmelzenlage der kNN - künstliche Schmelze mit Variation von Bruchdehnung A_5 (Raumtemperatur) [%], Ebene 2, Werkstoff X10CrMoVNb9-1: Zielgröße Zeitstandfestigkeit bei 600°C | 147 |
| Bild 181: Bestimmung der Schmelzenlage mit kNN- künstliche Schmelze, Ebene 2, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1 | 149 |
| Bild 182: Bestimmung von Schmelzenlage mit NN - optimale künstliche Schmelze, Ebene 2, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1 | 149 |
| Bild 183: Vergleich, Bestimmung der Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze, Ebene 2, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1..... | 149 |

| | |
|--|-----|
| Bild 184: Bestimmung von Schmelzelage mit NN - optimale künstliche Schmelze, Ebene 2, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrWMoVNb9-1 | 149 |
| Bild 185: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN- künstliche Schmelze, Ebene 2, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1 | 150 |
| Bild 186: Bestimmung von Schmelzelage mit NN - optimale künstliche Schmelze, Ebene 2, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrWMoVNb9-1 | 150 |
| Bild 187: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN- künstliche Schmelze, Ebene 2, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1 | 150 |
| Bild 188: Bestimmung von Schmelzelage mit NN - optimale künstliche Schmelze, Ebene 2, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrWMoVNb9-1 | 150 |
| Bild 189: Bauteilbeispiel Hohlzylinder: Vergleich Zeit bis Bruch für die Untere Streubandgrenze und kNN Berechnung: Probe P18 bei 600°C, Werkstoff X10CrMoVNb9-1 | 152 |
| Bild 190: Härtewerte (Schaft) über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung | 172 |
| Bild 191: Härtewerte (Kopf) über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung | 172 |
| Bild 192: Korngröße (Schaft) über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung | 172 |
| Bild 193: Korngröße (Kopf) über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung | 173 |
| Bild 194: $M_{23}C_6$ Teilchengröße (Schaft) über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung | 173 |
| Bild 195: $M_{23}C_6$ Teilchengröße (Kopf) über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung | 174 |
| Bild 196: $M_{23}C_6$ Teilchenanzahl (Schaft) über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung | 174 |
| Bild 197: $M_{23}C_6$ Teilchenanzahl (Kopf) über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung | 175 |
| Bild 198: $MX_{V(C, N)}$ Teilchengröße (Schaft) über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung | 175 |
| Bild 199: $MX_{V(C, N)}$ Teilchengröße (Kopf) über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung | 176 |
| Bild 200: $MX_{V(C, N)}$ Teilchenanzahl (Schaft) über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung | 176 |
| Bild 201: $MX_{V(C, N)}$ Teilchenanzahl (Kopf) über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung | 177 |
| Bild 202: $MX_{Nb(C, N)}$ Teilchengröße (Schaft) über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung | 177 |
| Bild 203: $MX_{Nb(C, N)}$ Teilchengröße (Kopf) über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung | 178 |
| Bild 204: $MX_{Nb(C, N)}$ Teilchenanzahl (Schaft) über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung | 178 |
| Bild 205: $MX_{Nb(C, N)}$ Teilchenanzahl (Kopf) über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung | 179 |

Tabellenverzeichnis

| | |
|---|----|
| Tabelle 1: Kennzeichnende Parameter der Mikrostruktur von 9-11% Cr-Stählen [Maile 06] | 6 |
| Tabelle 2: Mittlere Teilchengröße des Werkstoffs P91 im Ausgangszustand bzw. nach mechanisch-thermischer Belastung [Maile 06] | 6 |
| Tabelle 3: Kennzeichnende Mikrostrukturparameter für P91 und E911 nach Zeitstandbeanspruchung bei 600°C [Maile 08] | 7 |
| Tabelle 4: Mittelwerte für die Zeitstandfestigkeit X10CrMoVNb9-1 (1.4903), EN 10216-2+A2 | 26 |
| Tabelle 5: Chemische Analyse nach EN 10216-2+A2 | 27 |
| Tabelle 6: Wärmebehandlungsvorschrift nach EN 10216-2+A2 | 27 |
| Tabelle 7: Mittelwerte für die Zeitstandfestigkeit X10CrWMoVNb9-2 (1.4905), EN 10216-2+A2 | 28 |
| Tabelle 8: Chemische Analyse nach EN 10216-2+A2 | 28 |
| Tabelle 9: Wärmebehandlungsvorschrift nach EN 10216-2+A2 | 28 |
| Tabelle 10: Mittelwerte für die Zeitstandfestigkeit X10CrMoWVNb9-1-1 (1.4905), EN 10216-2+A2 | 29 |
| Tabelle 11: Chemische Analyse nach EN 10216-2+A2 | 29 |
| Tabelle 12: Wärmebehandlungsvorschrift nach EN 10216-2+A2 | 29 |
| Tabelle 13: Übersicht über die Datenbereinigung, Werkstoff P91 | 36 |
| Tabelle 14: Auflistung der Verfügbarkeit von Daten und Merkmalen nach Datenbereinigung für den Werkstoff P91 | 37 |
| Tabelle 15: Übersicht über die Datenbereinigung, Werkstoff P92 | 38 |
| Tabelle 16: Verfügbarkeit von Daten und Merkmalen nach Datenbereinigung, P92 | 39 |
| Tabelle 17: Übersicht über die Datenbereinigung, Werkstoff E911 | 40 |
| Tabelle 18: Verfügbarkeit von Daten und Merkmalen nach Datenbereinigung, E911 | 40 |
| Tabelle 19 (Forts.): Verfügbarkeit von Daten und Merkmalen nach Datenbereinigung, E911 | 41 |
| Tabelle 20: Auflistung der Verfügbarkeit von Daten und Merkmalen, P91, Zielgröße: Streckgrenze $R_{p0,2}$ bei RT | 46 |
| Tabelle 21 (Forts.): Auflistung der Verfügbarkeit von Daten und Merkmalen, P91, Zielgröße: Streckgrenze $R_{p0,2}$ bei RT | 47 |
| Tabelle 22: Daten nach Erzeugnisform für die Modellierung der Streckgrenze | 47 |
| Tabelle 23: Modellierungsergebnis – Korrelationskoeffizienten | 49 |
| Tabelle 24: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, P91 | 52 |
| Tabelle 25: Zielgröße Laufzeit, P91 | 53 |
| Tabelle 26: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, P92 | 56 |
| Tabelle 27: Zielgröße Laufzeit, P92 | 56 |
| Tabelle 28: Erzeugnisform Pipe: 304 Datensätze, 23 Merkmale | 60 |
| Tabelle 29: Trainingsergebnisse für die Zielgröße Zeitstand-Bruchdehnung mit Berücksichtigung der Erzeugnisformen „Tube“ und „Pipe“ | 61 |
| Tabelle 30: 9% Cr Stähle – Datenzusammenfassung: Verfügbarkeit der Daten pro Ebene | 64 |
| Tabelle 31: Trainingsergebnisse für die Zielgrößen Zeitstandfestigkeit und Laufzeit (Erzeugnisform „Tube“), 9%Cr-Modell | 64 |
| Tabelle 32: Zielgröße Zeitstandfestigkeit | 64 |
| Tabelle 33: Trainingsergebnisse für die Zielgrößen Zeitstandfestigkeit und Laufzeit (Erzeugnisform „Tube“); 9-12%Cr-Modell | 66 |

| | |
|--|-----|
| Tabelle 34: Zusammenstellung der Merkmale | 70 |
| Tabelle 35: Proben für die Mikrostrukturuntersuchung, P91 | 74 |
| Tabelle 36: Korrelationskoeffizienten für das Mikrostrukturmodell mit 30 Merkmalen, P91 | 74 |
| Tabelle 37: Korrelationskoeffizienten für das Mikrostrukturmodell mit 13 Merkmalen, P91 | 75 |
| Tabelle 38: 30 Merkmalen für das Mikrostrukturmodell, P91 | 75 |
| Tabelle 39: 13 Merkmalen für das Mikrostrukturmodell, P91 | 78 |
| Tabelle 40: Schmelze B2516 | 92 |
| Tabelle 41: Modell ohne Schmelze B2516 | 92 |
| Tabelle 42: Chemische Zusammensetzung, Wärmebehandlungsparameter und Zugversuchsdaten von Versuchstähle: B0, CB2, CB6 aus dem COST 522-Programm [COST 522], [Kauffmann 08] | 95 |
| Tabelle 43: Chemische Zusammensetzung der künstlichen Schmelze mit Zugversuchsdaten und Wärmebehandlungsangaben – Ebene 1 | 119 |
| Tabelle 44: Einflüsse einzelner Merkmale (z.B. chemische Elemente) auf die Zeitstandfestigkeit im Vergleich von kNN mit Literaturangaben | 135 |
| Tabelle 45: Festigkeitsklassen des X20CrMoV12-1 in Abhängigkeit von Streckgrenze und Zugfestigkeit | 144 |
| Tabelle 46: Chemische Zusammensetzung der optimalen künstlichen Schmelze mit Wärmebehandlungsangaben – Ebene 2 | 148 |
| Tabelle 47: Hohlzylinder Versuch aus X10CrMoVNb9-1 (P91): Innendruck $p = 255$ bar, Innendurchmesser $d_i = 20$ mm, Wanddicke $s = 2,5$ mm | 151 |
| Tabelle 48: Chemische Zusammensetzung der untersuchten Schmelze des Werkstoffs P91 in Massenanteile [%] | 151 |
| Tabelle 49: Mechanischen Eigenschaften des Versuchswerkstoffs P91 | 151 |
| Tabelle 50: Die Hauptnachteile der multiplen linearen Regression [Kristen 03] | 163 |
| Tabelle 51 (Forts.): Die Hauptnachteile der multiplen linearen Regression [Kristen 03] | 164 |
| Tabelle 52: Die Hauptvorteile von neuronalen Netzen [Kristen 03] | 164 |
| Tabelle 53 (Forts.): Die Hauptvorteile von neuronalen Netzen [Kristen 03] | 165 |
| Tabelle 54 (Forts.): Die Hauptvorteile von neuronalen Netzen [Kristen 03] | 166 |
| Tabelle 55: Die Hauptnachteile von neuronalen Netzen [Kristen 03] | 167 |
| Tabelle 56 (Forts.): Die Hauptnachteile von neuronalen Netzen [Kristen 03] | 168 |
| Tabelle 57 (Forts.): Die Hauptnachteile von neuronalen Netzen [Kristen 03] | 169 |

Kurzfassung

Bei Anlagen, die im Zeitstandbereich betrieben werden, wie z. B. Dampfkraftwerken stellt die Lebensdauerbewertung der hochbelasteten Hochtemperatur-Komponenten eine wichtige Aufgabenstellung dar. Sie steht im Zusammenhang mit der Verfügbarkeit und damit der Wirtschaftlichkeit und dem Wirkungsgrad, es werden aber auch Aspekte der Betreiberverantwortung abgedeckt. Eine zentrale Problemstellung ist in diesem Kontext die zuverlässige Erfassung und Umsetzung der hierfür notwendigen spezifischen Materialeigenschaften. Im Vordergrund steht hierbei die Festigkeitseigenschaften, ganz besonders aber das zeitabhängige Verformungs- und Bruchverhalten der eingesetzten warmfesten Stähle. Die Festigkeitseigenschaften sind das Resultat wechselseitiger Beeinflussungen, d.h. mehrdimensionaler Abhängigkeiten zwischen den einzelnen Elementen der chemischen Zusammensetzung, der Parameter der Wärmebehandlung und den Herstellbedingungen, d.h. der Erzeugnisform. Die herkömmlichen analytischen Methoden können die Auswirkung dieser Parameter auf den Kennwert, z. B. die Zeitstandbruchfestigkeit nicht ganzheitlich beschreiben. Die individuelle, d. h. schmelzenspezifische Zeitstandbruchfestigkeit kann nach dem Stand der Technik und Wissens daher zuverlässig nur über experimentelle Untersuchungen ermittelt werden.

Aus der Literatur sind erfolgreiche Versuche bekannt, mit Hilfe von künstlichen Neuronalen Netzen (kNN) das Werkstoffverhalten in Abhängigkeit von Eingangsgrößen wie chemische Zusammensetzung und Wärmebehandlung, zu simulieren. Die Modellierung mit neuronalen Netzen stellt damit eine Alternative zu den analytischen Methoden dar, da damit mehrdimensionale Zusammenhänge, wie die oben beschriebenen gegenseitigen Beeinflussungen, erfasst werden können.

Die vorliegende Arbeit hat das Ziel das Potenzial der Anwendung von künstlichen Neuronalen Netzen (kNN) auf die Bestimmung von maßgebenden Eigenschaften ausgewählter warmfester Stähle zu ermitteln und zu bewerten. Der Schwerpunkt der Untersuchungen wurde auf die optimierte Vorhersage des Zeitstandbruchverhaltens und die Bestimmung der Position der spezifischen Schmelze in dem Streuband des jeweiligen Stahls unter Berücksichtigung aller technisch erfassbaren Parameter gesetzt.

Ein wichtiger Ausgangspunkt einer Datenanalyse stellt die Datenbasis selbst dar. Mit der Wahl der Stähle P91, P92 und E911 wurden folgende Ziele erreicht:

- die durchgeführten Zeitstandversuche, die die Datengrundlage bilden, entsprechen den Anforderungen der heute gültigen Qualitätsmaßstäben für die Versuchsdurchführung
- es wurden Daten von modernen Stählen mit unterschiedlicher Zeitstandfestigkeit, aber vergleichbarer metallurgischen Grundstruktur verwendet
- die vorhandenen Ergebnisse für den Stahl X20CrMoV12-1 können einbezogen werden.

Vor Verwendung wurden die Daten auf ihre Konsistenz geprüft und in Ebenen mit unterschiedlichen Merkmalen aufgeteilt. Als Merkmale wurden die einzelnen Elemente der chemischen Zusammensetzung, die Parameter der Wärmebehandlung, mechanisch-technologische Kennwerte (Zugfestigkeit, Bruchdehnung), die Zeitstandfestigkeit bzw. Zeitstandbruchzeit und der zugehörigen Versuchstemperatur, die Zeitstandbruchdehnung, Mikrostrukturparameter sowie Härtewerte verwendet. Als Merkmalsgrößen wurden grundsätzlich die den Merkmalen zugeordneten (physikalischen) Größen verwendet. Danach wurden mit einem Teil der Daten verschiedene Modelle des kNN trainiert, wobei folgende Bestimmungs- bzw. Zielgrößen verwendet wurden: Zeitstandfestigkeit, Zeitstandbruchzeit,

Streckgrenze bei Raumtemperatur (RT). Diese Modelle wurden mit den ermittelten unterschiedlichen Datenebenen trainiert.

Die Ergebnisse wurden mit Korrelationsfaktoren bewertet. Aufgrund der extremen experimentellen Streuungen bei den Zielgrößen Zeitstandbruchdehnung und Streckgrenze weisen die kNN Modellierungen relativ schlechte Korrelationsfaktoren auf. Die zufälligen Einflüsse bei diesen Merkmalen können vom kNN nicht abgedeckt werden.

Das Vorhaben stellte erstmals die Modellierung mit dem kNN den Ergebnissen auf der Basis einer Multiplen Linearen Regressionsanalyse (MLR) gegenüber. Dabei zeigte sich, dass das kNN ein besseres Korrelationsverhalten aufweist, weil es die mehrdimensionalen Abhängigkeiten zwischen den einzelnen Elementen besser wiedergibt.

Die Interpretationen des neuronalen Netzes wurden dahingehend geprüft, ob die grundlegenden physikalischen und metallurgischen Hintergründe ausreichend reflektiert werden. Die Ergebnisse wurden mit den realen Materialverhalten (Ergebnissen aus Zeitstandversuchen) verglichen und die Auswirkung bei der Lebensdaueranalyse quantifiziert. Hierzu wurde eine „künstliche“ Schmelze definiert, die den Mittelwert aller berücksichtigten Merkmale repräsentierte. Mit der Variation des %-Gehaltes einzelner Elemente konnte gezeigt werden, dass das verwendete kNN die unterstellten metallkundlichen Zusammenhänge vom Grundsatz her richtig wiedergibt.

Die Verifikation der Modelle mit der Zielgröße Zeitstandfestigkeit erfolgte auf der Basis von experimentellen Daten, die nicht im Datenpool für das Trainieren des kNN enthalten waren. Dabei ergab sich teilweise eine gute Übereinstimmung. Es mussten jedoch auch Fälle festgestellt werden, bei denen das kNN die Zeitstandfestigkeit überschätzte. Dies steht im Zusammenhang mit der Konsistenz des verwendeten Datenpools: schlechte Voraussagen wurden dann getroffen, wenn die Merkmalswerte der zu beurteilenden Schmelze am Rand oder gar außerhalb des Datenbereichs eines einzelnen Merkmals liegen, mit denen das kNN trainiert wurde.

Die Hinzunahme der mittelbaren Merkmale Härte und Mikrostrukturparameter stellt ein Potenzial für die Verbesserung der Aussagefähigkeit des kNN dar. Allerdings muss das Problem der großen Streuungen bei der Bestimmung dieser Parameter und die Separierung des Einflusses von thermischer und mechanischer Beanspruchung noch gelöst werden.

Die Beurteilung der Vorhersagegenauigkeit erfolgte auf Basis der Orr-Sherby-Dorn Methode und der Anwendung der MLR Analyse. Als problematisch hat sich die Bestimmung von Vertrauensintervallen der berechneten Modelle erwiesen.

Zusammenfassend kann festgestellt werden, dass die Anwendung von kNN zur Ermittlung des individuellen Zeitstandbruchverhaltens bei modernen warmfesten Stählen ein Anwendungspotenzial aufweist, das mit der Absicherung der Datenbasis besonders im Bereich langer Bruchzeiten > 50.000 h eine technische Relevanz zeigen wird. Im Hinblick auf die technische Anwendung im Rahmen einer Lebensdauerberechnung stellt sich das Problem, dass es methodenbedingt keine Abschätzung der Unsicherheit der ermittelten Kennwerte gibt, die der seitherigen Vorgehensweise direkt vergleichbar ist.

Stichwörter: 9%Cr-Stähle, data mining, Zeitstandverhalten, neuronale Netze.

Abstract and Summary

In the systems which operate in the creep range, such as steam power plants, the life time assessment of highly loaded high-temperature components poses an important task. It is associated with the availability and thereby the cost-effectiveness and the efficiency, but also covers aspects of the responsibilities of the operator. The main problem in this context is the reliable detection and evaluation of the specific material characteristics. First of all there are the strength properties, and especially the time-dependent deformation and fracture behavior of the heat-resistant steels. The strength properties are the result of the alternating influences, i.e. multidimensional interdependences between the individual elements of the chemical composition, the heat treatment parameters and the production conditions such as product form. The conventional analytical methods cannot describe the effect of these parameters on the target variables completely, for example, the creep rupture strength. Therefore, with the current state of knowledge and technology, the individual, i.e. melt-specific creep rupture strength can only be determined through experimental investigation.

Other articles have shown successful attempts of simulation of the material behavior as a function of input variables such as chemical composition and heat treatment using artificial neural networks (ANN). Modeling with neural network techniques therefore represents an alternative to analytical methods since multidimensional relationships like the multidimensional interdependencies described above, can be taken into account.

This work aims to identify and assess the potential for the application of artificial neural networks to the determination of relevant properties of selected high-temperature-resistant steels. The emphasis of the study was on the need for the optimized prediction of the material behavior considering the stress/time-to-rupture data and the determination of position of the specific melt in the scatter band for the given steel under consideration of all relevant technical data.

The vital starting point for a data analysis represents the database itself. With the selection of the steels P91, P92 and E911 for the investigation, the following goals were accomplished:

- the performed creep rupture tests, which form the data basis, meet the requirements of the currently valid quality standards for the performance of tests;
- the data of modern steels were used with a different creep rupture strength but comparable metallurgical basic structure;
- the available results of the steel X20CrMoV12-1 can be involved in the analysis process.

First and foremost, the data was obtained and checked for consistency and divided into levels with different number of features. The following parameters were used as features: the individual elements of the chemical composition, heat treatment parameters, mechanical-technological characteristic values (tensile strength, elongation), creep rupture strength and respectively time-to-rupture, as well as the corresponding test temperature, creep tensile elongation, microstructure parameters such as hardness values. Basically, the assigned (physical) parameters were used as the feature values. Afterwards, the various models of the ANNs were trained with one part of the data, in which the different target variables were used, such as creep rupture strength, creep rupture time, yield strength at room temperature. These models were trained with the different data levels.

The results were evaluated with the correlation factors. Due to extreme variations in the experimental data in the target variable creep elongation at rupture and yield strength at RT, the ANN models show the relatively poor correlation factors. The random effects in these targets cannot be covered by the ANN.

The project has demonstrated for the first time modelling with the ANN against the results, based on a regression analysis, i.e. Multiple Linear Regression (MLR) analysis. It could be shown that the neural network shows better correlation behaviour, because it reproduces better the multidimensional dependencies between the individual elements.

The interpretations of the neural network have been checked whether basic physical and metallurgical backgrounds are reflected. The results were compared with real material behaviour gained from creep strength tests and the effects of the neural network tool on technical use in life time assessment was investigated. Furthermore, an artificial melt was defined, which represents the mean of all independent features of all available melts by the variation of time-to-rupture. With the variation of the percent content of individual elements it was shown that the neural network models used in the current study, in principle, reproduce the metallurgical connections correctly.

The verification of the models with the target variable creep strength was based on the experimental data which does not take part in the training process of the neural network. The result was a partly good conformity. However, cases have been detected where the ANN has overestimated the creep strength. This was in connection with the consistency of the data pool used: poor predictions were then made if the feature values of the given melt were located at the edge or even outside of the data range of a single feature with which the ANN was trained.

The addition of indirect characteristics such as hardness or microstructure parameters exhibits a potential to improve the predictive ability of the ANN. However, the problem of significant scattering in the determination of these parameters and the separation of the influence of thermal and mechanical stresses should be resolved.

The assessment of predictive accuracy was based on the Orr-Sherby-Dorn method and the application of residual analysis. The determination of confidence intervals of the calculated models was proven to be problematic.

Overall it can be said, that the use of ANN shows an application potential for the determination of the individual material behaviour considering the stress/time-to-rupture data of modern high-temperature-resistant steels, which will show a technical relevance with the coverage of database particularly in the area of long time-to-rupture data > 50. 000 h. With regard to a technical application within the scope of a life time calculation there is a method-related problem that there is no uncertainty assessment of measured values, which can be directly compared with currently existing approach.

Keywords: 9%Cr-Steels, data mining, creep-rupture behaviour, neural network.

1 Einleitung und Problemstellung

Bauteile können im Warmstreckgrenzenbereich bzw. Zeitstandbereich betrieben werden. Als Temperatur für die Abgrenzung der beiden Bereiche gilt für ferritische Stähle der Schnittpunkt des Kurvenverlaufes der Warmstreckgrenze mit dem der Zeitstandfestigkeit [Maile 99], vgl. Bild 1.

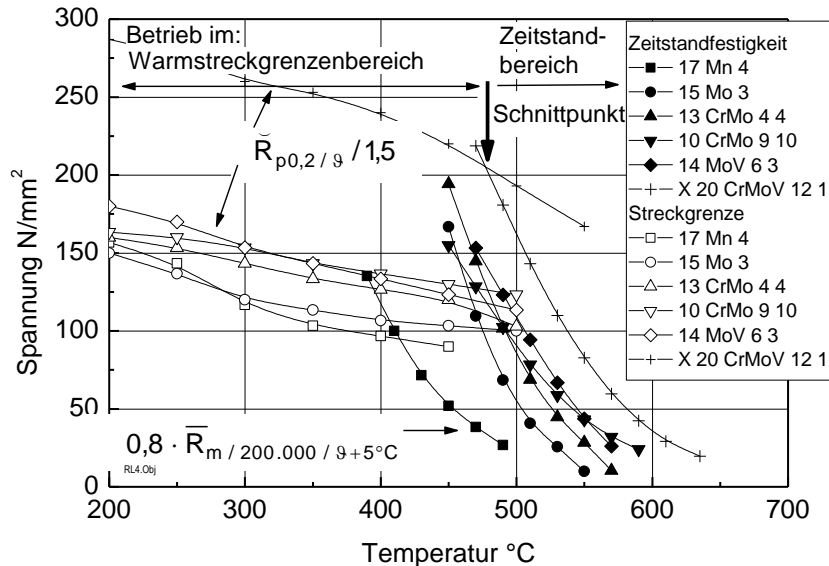


Bild 1: Abgrenzung Warmstreckgrenzenbereich zum Bereich der Zeitstandfestigkeit für ferritische Stähle

Im Bereich der Zeitstandfestigkeit ist der Festigkeitskennwert, der für die Dimensionierung des Bauteils herangezogen wird, von der Zeit und der Temperatur abhängig. Er wird über Zeitstandversuche ermittelt. Hierbei wird ein Probestab einer konstanten Temperatur und Last ausgesetzt. Während des Versuchs kann die Verlängerung der Probe gemessen werden: nach Abzug der elastischen Dehnung sowie der Dehnung bei Belastungsaufbringung ergibt sich daraus die zeitabhängige Kriechdehnung. Die Zeit bis zum Bruch der Probe stellt die Zielgröße des Versuchs dar. Der zum Zeitpunkt $t=0$ aus der Probenbelastung errechnete Spannungswert wird über der Zeit bis zum Bruch aufgetragen. Es ergibt sich ein Streuband von Versuchsergebnissen [DIN 50118].

Mit Hilfe unterschiedlicher numerischer Verfahren kann eine Auswertung vorgenommen werden, um den Mittelwert zu bestimmen [ECCC 05].

Dieser wiederum stellt die Basis für die Auslegung des Bauteils dar. Da jedoch, wie aus Bild 2 ersichtlich, die Versuchsergebnisse ein relativ großes Streuband ausfüllen, wird der Auslegungswert gegenüber dem Mittelwert um 20% abgesenkt. Mit diesem Faktor soll sichergestellt werden, dass bei Verwendung einer individuellen Schmelze, deren Festigkeit unterhalb des Mittelwertes liegt, das Bauteil nicht versagt. Technisch anerkannt bei Stählen ist ein Streuband von $\pm 20\%$ um den Mittelwert. Da nicht bekannt ist, welche Lage die verbaute Charge im Streuband hat, wird man bei der Ermittlung der verbrauchten Lebensdauer zwangsläufig auf die Verwendung der unteren Streubandgrenze angewiesen sein. Damit erhält man automatisch eine konservative Abschätzung der rechnerischen Bauteilerschöpfung. Die Überschätzung des Lebensdauerverbrauchs kann, wenn z. B. die Schmelze am oberen Streuband liegt, bis zu 300% betragen.

Möglichkeiten, die Bauteilerschöpfung realistischer zu berechnen, ergeben sich aus:

- der Ermittlung chargenspezifischer Zeitstandbruchkurven über Zeitstandversuche;
- der Einordnung individueller Chargen in das Streuband über eine Korrelation mit chargenspezifischen Daten.

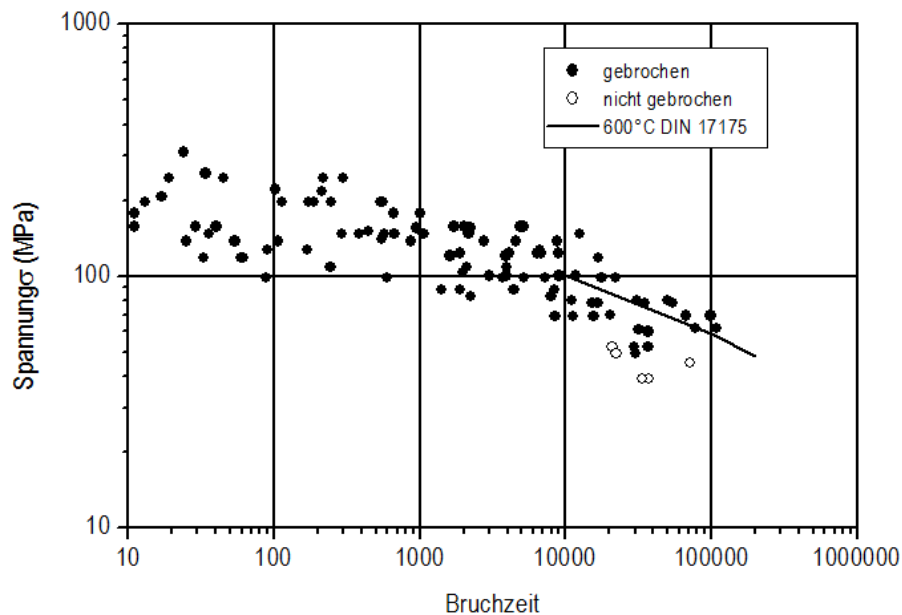


Bild 2: Zeitstandfestigkeit bei 600°C - Streuband des Werkstoff X20CrMoV12-1 und Mittelwert nach DIN 17175 [Results 03]

Ein direkter analytischer Zusammenhang der Zeitstandbruchfestigkeit mit anderen Werkstoffeigenschaften, die als Merkmale für ein künstliches Neuronales Netz verwendet werden können, ist nicht gegeben. Dennoch müssen Werkstoffeigenschaften - wie das Kriechbruchverformungsvermögen (Bruchdehnung, Brucheinschnürung) oder das Kurzzeitverhalten (Zugfestigkeit, Streckgrenze) - im Zusammenhang mit den Werten der chemischen Zusammensetzung sowie mit Wärmebehandlungsparameter gebracht werden. Diese Zusammenhänge lassen sich jedoch nicht mit einfachen linearen Beziehungen beschreiben. Es muss davon ausgegangen werden, dass komplexe Wechselwirkungen zwischen den verschiedenen Kennwerten der chemischen Zusammensetzung, den Parametern der Wärmebehandlung einschließlich der Herstellung vorliegen, die das Werkstoffverhalten bestimmen. Diese lassen sich prinzipiell mit Hilfe eines künstlichen neuronalen Netzes (kNN) bestimmen. Über die gezielte Vorgabe von Daten kann das kNN belernt werden. Das somit trainierte Neuronale Netz kann dann für einen ausgewählten Datensatz - der nicht Bestandteil der Datenmenge zum Erlernen ist - eine Zielgröße (Zeitstandbruchdehnung, Zeitstandbruchspannung, Kriechbruchverformungsvermögen, Kurzzeitwerte) berechnen. Diese wiederum kann dann mit dem tatsächlichen experimentell bestimmten Wert verglichen werden. Allerdings ist nicht bekannt, welchen Einfluss eine vorgegebene Datenstruktur auf den Lernprozess des neuronalen Netzes hat und in welchem Umfang über die Manipulation der Daten, Zusammenhänge vom neuronalen Netz hergestellt werden, die u. U. nicht im Einklang mit den tatsächlich ablaufenden thermodynamischen Vorgängen (Ausbildung der Mikrostruktur) sind. Ebenso muss berücksichtigt werden, dass Werkstoffeigenschaften, wie in Bild 2 dargestellt, eine relativ große Streubandbreite aufweisen, die oftmals nicht systematisch, sondern zufällig bedingt ist. Daraus resultiert ebenfalls eine Störgröße, die den Lernprozess des kNN beeinflusst und die untersucht werden muss.

Mikrostrukturparameter (Ausscheidungen, deren Größe und Verteilung) sind die direkte thermodynamische Reaktionen der Werkstoffstruktur auf äußere Bedingungen (Wärmebehandlung, Betriebstemperatur, Spannung, Dehnung, Zeit). Sie stehen, wie bereits ausgeführt, in Abhängigkeit von den Ausgangsmerkmalen (chemische Zusammensetzung und Herstellung). Sie sind grundsätzlich geeignet als Merkmale in einem künstlichen Neuronalen Netz verwendet werden zu können, weil sie die thermodynamischen Prozesse in der Mikrostruktur widerspiegeln. Allerdings liegen solche Daten nur sehr beschränkt vor, so dass Erfahrungen darüber, in welcher Form (quantitative Größe) diese dem kNN vorzugeben sind, um eine optimale Auswertung zu erzielen, bisher kaum vorhanden sind. Ebenso wie bei den anderen Merkmalen ist zu ermitteln, in welchem Umfang (Anzahl und Qualität der Datensätze und der darin enthaltenen Merkmale) Rohdaten zur Darstellung abgesicherter Zusammenhänge vorliegen müssen.

2 Zielsetzung

Im Rahmen dieser Arbeit soll dargestellt werden,

- ob die Methode der künstlichen Neuronale Netze das chargenspezifischen Werkstoffverhalten auf der Basis vorgegebener Datensätze quantitativ beschreiben kann,
- welche Genauigkeit dabei erzielt wird und
- welche Randbedingungen hierbei einzuhalten oder zu beachten sind.
- Als Vergleich soll das Verfahren der multiplen linearen Regression herangezogen.

Von besonderem Interesse sind hierbei folgende Werkstoffgrößen:

- Zeitstandfestigkeit
- Zeitstandbruchzeit
- Kriechbruchdehnung
- Streckgrenze bei Raumtemperatur

Als Datengrundlage werden allgemein verfügbare Daten verwendet. Dies sind die üblicherweise in den Werkstoffspezifikationen bzw. Zeugnisse enthaltenen Angaben zur Herstellung (Wärmebehandlung), chemischen Analyse, mechanischen Eigenschaften sowie Ergebnisse von Zeitstandversuchen mit unterschiedlichen Prüfspannungen und Temperaturen. Mit den martensitischen 9%Cr-Stählen werden Werkstoffe untersucht, die aktuell von hoher Bedeutung für den Kraftwerksbau sind.

Anhand von direkten Vergleichen mit experimentellen Werten soll dargestellt werden, ob die Methode der künstliche Neuronale Netze zur Ermittlung der oben aufgeführten Werkstoffgrößen eingesetzt werden kann. Darüber hinaus soll untersucht werden, ob die Lernfähigkeit des kNN ausreichend ist, grundlegende metallkundlichen Zusammenhänge richtig zu interpretieren und, ob damit auf die Vertrauenswürdigkeit der Modellierung geschlossen werden kann. Es sollen Schlussfolgerungen in Bezug auf die Unsicherheit der Anwendung gezogen werden.

Daten zur Mikrostruktur, die die Veränderungen des Ausgangszustandes während der Zeit bis zum Versagen der Probe/Bauteils wiedergeben, stehen im Allgemeinen nicht zur Verfügung. Im Rahmen dieser Arbeit sollte anhand von an ausgewählten Proben durchgeführten TEM-Untersuchungen ermittelt werden, wie sich die zusätzliche Eingabe von Merkmalen zur Mikrostrukturausbildung auf die Interpretationen des künstlichen Neuronale Netzes auswirkt.

3 Stand des Wissens

3.1 Metallkundliche Bewertung des Zeitstandbruchverhaltens

Werden Werkstoffe im Kriechbereich eingesetzt, ergibt sich der in Bild 3 dargestellte Zusammenhang zwischen der plastischen Kriechverformung und der Schädigung [Maile 99]:

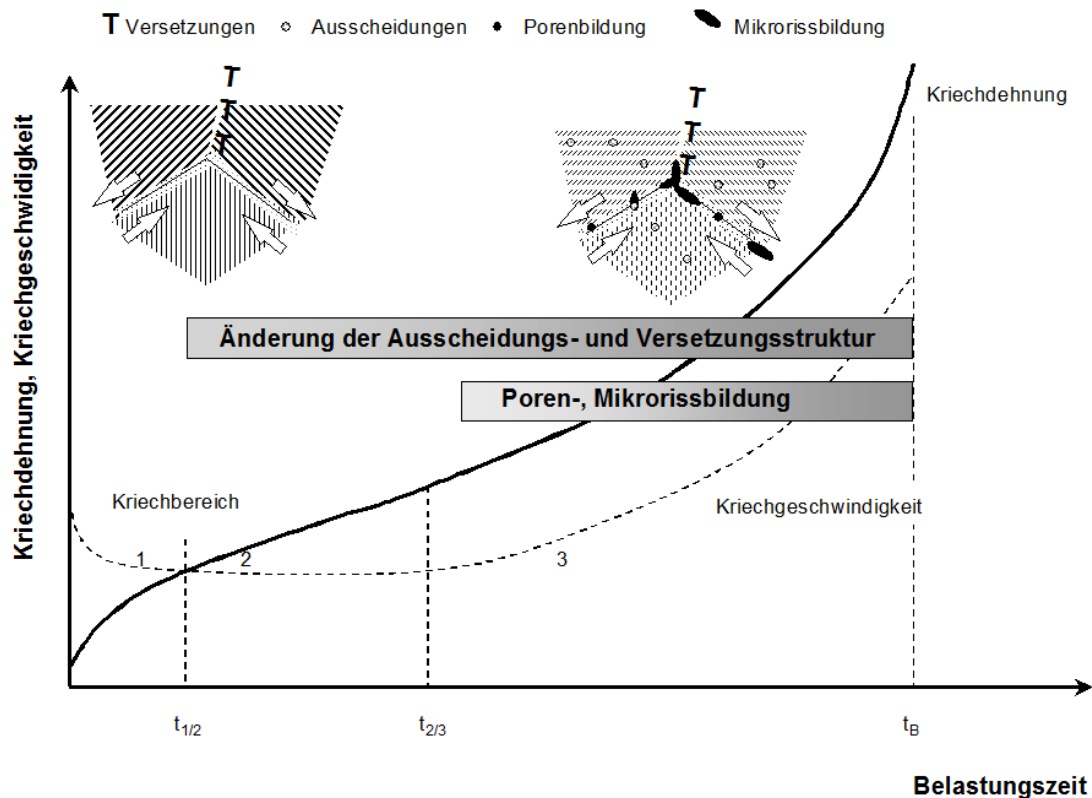


Bild 3: Zusammenhang zwischen Kriechverformung und Schädigung mit zunehmender Beanspruchungszeit sowie schematische Darstellung der mikrostrukturellen Schädigungsentwicklung in Form von Kriechporen [Maile 99]

Während der primären Kriechphase (1. Kriechbereich) nimmt die Kriechgeschwindigkeit ab. Die Ursache hierfür ist die Zunahme der Versetzungsdichte. Die sekundäre Kriechphase (2. Kriechbereich) stellt das Gleichgewicht zwischen Ver- und Entfestigungsvorgängen dar, d.h. die Kriechgeschwindigkeit ist annähernd konstant. Aufgrund thermisch aktivierter Vorgänge ändert sich die Ausscheidungsstruktur über den Zerfall von Phasen, die Koagulation, Auflösung und Ausscheidung von Carbiden. Diese Vorgänge sind werkstoff-, zeit- und temperaturabhängig. Alle bis dahin ablaufenden Vorgänge in der Mikrostruktur werden als reversibel angesehen, d.h. sie können durch eine entsprechende Wärmebehandlung rückgängig gemacht werden. Irreversible Kriechschädigung äußert sich in Form von Kriechporenbildung, deren Ausmaß vom Werkstoff und der Beanspruchung (Spannung, Temperatur und Zeit) abhängig ist. Verbunden mit den Änderungen der Mikrostruktur (Subkornwachstum, Teilchenvergrößerung und Vergrößerung des Teilchenabstandes) ergibt sich eine starke Zunahme der Kriechgeschwindigkeit. Als weitere Folge treten Porenketten und Mikrorisse bevorzugt an Korngrenzen auf, die unter der Einwirkung der Beanspruchung wachsen. Dieser Bereich wird als tertiäre Kriechphase (3. Kriechbereich) bezeichnet. Der (lichtoptisch erkennbare) Beginn der Kriechschädigung in Form von Kriechporen ist vom Werkstoff (Gefüge), der Höhe der

Temperatur und dem Beanspruchungszustand (Spannung und Mehrachsigkeit) abhängig [Maile 04]. Es ist zu beachten, dass ein mehrachsiger Beanspruchungszustand die Verformungsfähigkeit des Werkstoffes reduziert und damit die Entstehung der Porenbildung fördert.

Die relevanten Mikrostrukturparameter der 9-11% Cr-Stähle sind in Tabelle 1 aufgelistet [Maile 06].

Die Mikrostruktur bzw. die Ausscheidungen sind mehr oder weniger thermodynamisch stabil, wie nachfolgend noch erläutert wird. Bei betrieblicher Beanspruchung stellen sich als Folge der ablaufenden Diffusionsprozesse Vergrößerungen, Auflösungen bzw. Bildung neuer Phasen ein. Der Beitrag der Verformung hierzu ist noch zu klären. Das Auftauchen neuer Phasen während des Betriebes, z. B. der Z-Phase ist ein Indikator für den Abfall der Zeitstandfestigkeit, da festigkeitssteigernde Teilchen ($M_{23}C_6$, MX) verschwinden. Die Laves Phase entsteht durch die Ausscheidung des im Mischkristall gelösten Molybdäns. Auf der Basis von Literaturdaten konnten für die Stähle P91 und E911 die in Tabelle 2 und Tabelle 3 dargestellten, kennzeichnenden Mikrostrukturparameter ermittelt werden.

| | |
|-------------------------------------|---|
| $M_{23}C_6$ { $Cr_{23}C_6$ } | Ausgangszustand |
| M_2X { ϵ -(Cr,V) $_2N$ } | |
| MX {V(C, N)}, {Nb(C, N)} | Ausgangszustand; nach thermischer (betrieblicher) Beanspruchung |
| Laves Phase {(Fe,Cr) $_2$ (Mo, W)} | nach thermischer (betrieblicher) Beanspruchung |
| Z-Phase Cr(V,Nb)N | |
| Subkorngröße | |
| Versetzungsdichte | |

Tabelle 1: Kennzeichnende Parameter der Mikrostruktur von 9-11% Cr-Stählen [Maile 06]

| | $M_{23}C_6$ (nm) | MX(V) (nm) | Laves Phase (nm) |
|--|------------------|------------|------------------|
| Ausgangszustand | 118 | 47 | - |
| Laborbeansprucht bis Bruch bei 600 °C | 153 | 59 | 318 |
| Laborbeansprucht ohne Verformung bei 600 °C (Probenkopf) | 138 | 58 | 376 |
| Betriebsbeansprucht bei 550°C, $e=0,175$ | 163 | 64 | 346 |

Tabelle 2: Mittlere Teilchengröße des Werkstoffes P91 im Ausgangszustand bzw. nach mechanisch-thermischer Belastung [Maile 06]

| | E911 – 600°C | | P91 -600°C |
|--|--------------|-------------|-------------|
| | Bis 10000 h | Bis 40000 h | Bis 24000 h |
| Mittlere Subkorngröße nm | 585 | 578 | Nb |
| Mittlere Versetzungsdichte $2 \cdot 10^{14} \text{m}^{-2}$ | 0,7 | 0,74 | Nb |
| M_{23}C_6 Äquivalenzkreisdurchmesser nm | 154 | 162 | 149 |
| M_{23}C_6 Teilchenzahl pro Fläche $/\mu\text{m}^2$ | 6,3 | 5 | 4,5 |
| M_{23}C_6 Teilchenzahl bezogen auf alle Teilchen % | 31 | 42 | 48 |
| MX(V) Äquivalenzkreisdurchmesser nm | 62 | 65 | 58 |
| MX(V) Teilchenzahl pro Fläche $/\mu\text{m}^2$ | 13 | 5,3 | 4,7 |
| MX(V) Teilchenzahl bezogen auf alle Teilchen % | 58 | 42 | 50 |
| MX(Nb) Äquivalenzkreisdurchmesser nm | 62 | 69 | Nb |
| MX(Nb) Teilchenzahl pro Fläche $/\text{mm}^2$ | 2,3 | 0,4 | Nb |
| MX(Nb) Teilchenzahl bezogen auf alle Teilchen % | 12 | 3,5 | Nb |
| Laves Phase Äquivalenzkreisdurchmesser nm | 210 | 234 | 199 |
| Laves Phase Teilchenzahl pro Fläche $/\mu\text{m}^2$ | 0,5 | 0,9 | 0,4 |
| Laves Phase Teilchenzahl bezogen auf alle Teilchen % | 3,8 | 7,3 | 2,25 |

Tabelle 3: Kennzeichnende Mikrostrukturparameter für P91 und E911 nach Zeitstandbeanspruchung bei 600°C [Maile 08]

Die Kriechfestigkeit der 9-11% Cr-Stähle beruht auf der martensitischen Matrix sowie den feindispersen M_{23}C_6 und MX Ausscheidungen, Bild 4, die die Versetzungsbewegungen behindern. Die Langzeitfestigkeit ist von der thermodynamischen Stabilität der genannten Ausscheidungen abhängig. Die Bildung von Laves Phase $(\text{Fe, Cr})_2(\text{Mo, W})$ ist zeit- und temperaturabhängig [Hald 06]. Bei 600°C tritt sie bereits nach wenigen 1000 Stunden auf. Bei niedrigeren Temperaturen sind längere Zeiten anzusetzen. Die Laves Phase steht im Zusammenhang mit der Mischkristallverfestigung: das im Mischkristall gelöste Molybdän scheidet sich aus. Der dadurch unter Umständen herabgesetzten Mischkristallverfestigung steht eine Teilchenverfestigung durch die Ausscheidung der Laves Phase gegenüber. Letztere schwächt sich jedoch mit der Vergrößerung der Laves Phase ab.

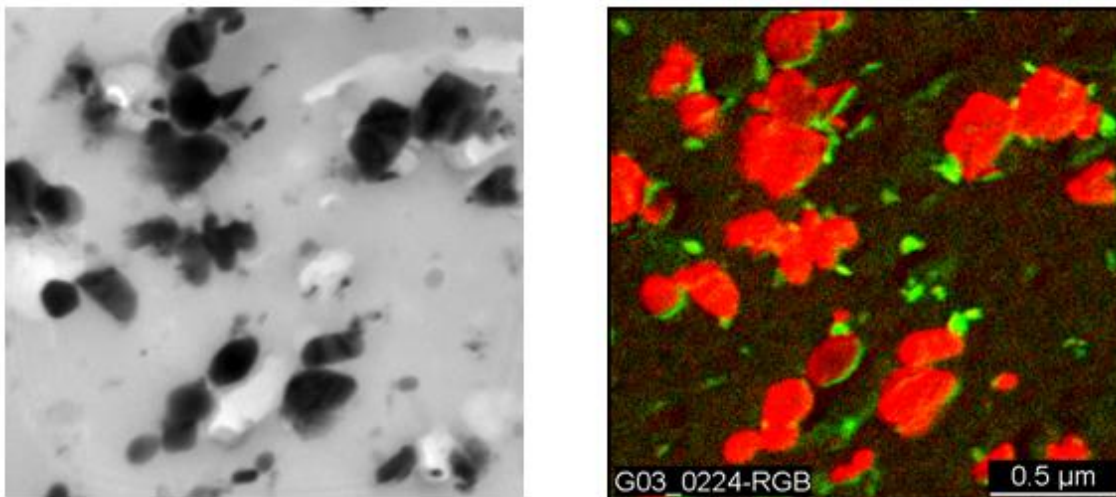


Bild 4: Hellfeld-TEM Aufnahme von 9%Cr-Stahls (links) mit zugehörigen Elementverteilungsbild (rechts). Rot dargestellt ist die Cr-Verteilung ($M_{23}C_6$ -Teilchen) und grün die V-Verteilung (MX-Teilchen). (Bildgröße $2\ \mu\text{m} \times 2\ \mu\text{m}$) [DE9-2_COST 536]

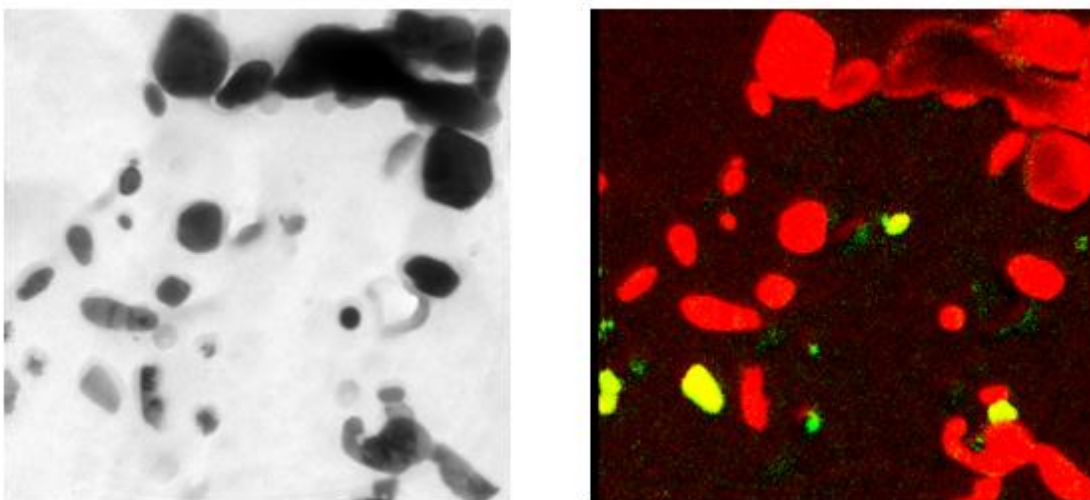


Bild 5: Hellfeld-TEM Aufnahme (links) eines Z-Phasen anfälligen 11 % Cr-Stahls (FB8) nach dem Kriechen mit EFTEM Bild (rechts). Rot dargestellt ist die Cr-Verteilung ($M_{23}C_6$ -Teilchen) und grün die V-Verteilung (MX-Teilchen). Die Z-Phase beinhaltet Cr und V und erscheint somit gelb. (Bildgröße $2\ \mu\text{m} \times 2\ \mu\text{m}$) [DE9-2_COST 536]

Der bei höheren Temperaturen beobachtete S-Schlag (Abfall der Zeitstandfestigkeit) der Kriechbruchkurve über der Zeit wird in Zusammenhang mit dem Entstehen der Z-Phase (Cr (Nb, V) N) gebracht. Die Bildung der Z-Phase geht zu Lasten der kriechfestigkeitssteigernden MX-Teilchen, Bild 5. Untersuchungen zeigen, dass – wie bereits erwähnt – mit dem Verschwinden von MX-Teilchen die Kriechfestigkeit abfällt [DE9-2_COST 536].

Bild 6 zeigt den Abfall der Zeitstandfestigkeit bei 600°C nach [Schnabel 87]. Der Stahl X19CrMoVNbN11-1 weist einen Cr-Gehalt von 10,0 bis 11,5 % (X20CrMoV12-1: 10 bis 12,5%) und einen Zusatz von 0,25 - 0,55% Nb auf. Nach längeren Laufzeiten von mehr als 10000 h fällt die anfangs deutlich höhere Zeitstandfestigkeit relativ steil auf die des X20CrMoV12-1 ab.

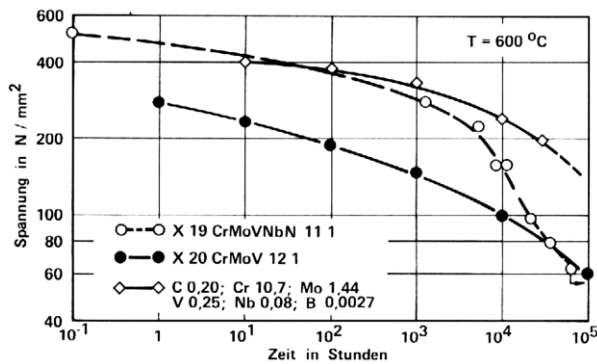


Bild 6: Zeitstandisothermen von 12%Cr-Stählen bei 600 °C

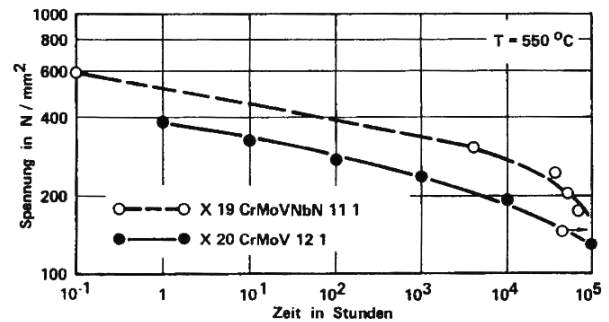


Bild 7: Zeitstandisothermen von 12%Cr-Stählen bei 550 °C [Schnabel 87]

Dieser Abfall kündigt sich im Ansatz bereits bei 550°C an; Bild 7. Als Ursache für den Abfall wurden die bei 600°C auftretenden Erholungseffekte, d.h., die Rekristallisation der Martensitlatten betrachtet. Die Stabilität der $M_{23}C_6$ Teilchen in Bezug auf Teilchengröße und -dichte bildet eine Voraussetzung zur Verzögerung der Rekristallisation. Die Teilchenhärtung aus $M_{23}C_6$ Karbiden (Cr), MN Nitriden (V, Nb) und der Laves Phase ($Fe_2(Mo, W)$) ist als entscheidend für die langzeitige Erhaltung der Kriechfestigkeit anzusehen. Eine wichtige Rolle spielen ferner die gegen Vergrößerung stabilen Nitride. Werden diese aufgelöst, tritt ein Abfall der Zeitstandfestigkeit auf. Die bei Temperaturen $\geq 600^\circ\text{C}$ auftretende Z-Phase kann in einen Zusammenhang mit der Verminderung der Kriechfestigkeit gebracht werden. Z-Phase wurde nach [Danielsen 06] auch in X20 nach 150000 h bei 600°C gefunden. Von Interesse ist das Kriechverhalten über die in Bild 6 und Bild 7 dargestellten Zeiten hinaus [AVIF 198]. Die in den Normen (EN10269:1999 und DIN 17175:1979) angegebenen Mittelwerte dieser Stähle liefern hierzu Hinweise. In Bild 8 und Bild 9 sind die Bruchkurven für die Temperaturen 600 und 550°C für Werte bis 200000 h angegeben. Es zeigt sich, dass kein Abfall unter die Kurve des (schwächeren) X20CrMoV12-1 auftritt. Die Unterschiede zwischen den Kurven des X20 und des X22 liegen in den verschiedenen Festigkeitsklassen von Rohren/Blechen (X20) und Stangenmaterial (X22).

Das Bild 3 dargestellte Kriechverhalten der Stähle wird von der angelegten Spannung bzw. der Temperatur beeinflusst. Mit höheren Temperaturen sinkt i. Allg. der Kriechwiderstand und die Kriechgeschwindigkeit erhöht sich. Damit verbunden sind Änderungen in den Kriechmechanismen [Bürgel 98]:

Diffusionskriechen:

Leerstellen oder Zwischengitteratomen diffundieren durch das Kristallgitter. Thermisch aktivierter Vorgang bei relativ niedrigen Spannungen.

Versetzungskriechen:

Versetzungen bewegen sich außerhalb der Gleitebenen. Wird durch Leerstellendiffusion unterstützt. Benötigt hohe Temperaturen, damit thermisch aktivierte Prozesse (Diffusion) ablaufen können.

Versetzungsgleiten:

Versetzungen bewegen sich auf Gleitebenen und überwinden Hindernisse durch thermisch aktivierte Prozesse. Voraussetzung: ausreichend hohe Spannung zum Überwinden von Hindernissen.

Korngrenzkriechen/gleiten:

Gleiten von Korngrenzen unter der Wirkung der Spannung. Beeinflusst von Festigkeit der Kornmatrix bzw. der Korngrenzen. Bewirkt verformungslosen interkristallinen Bruch.

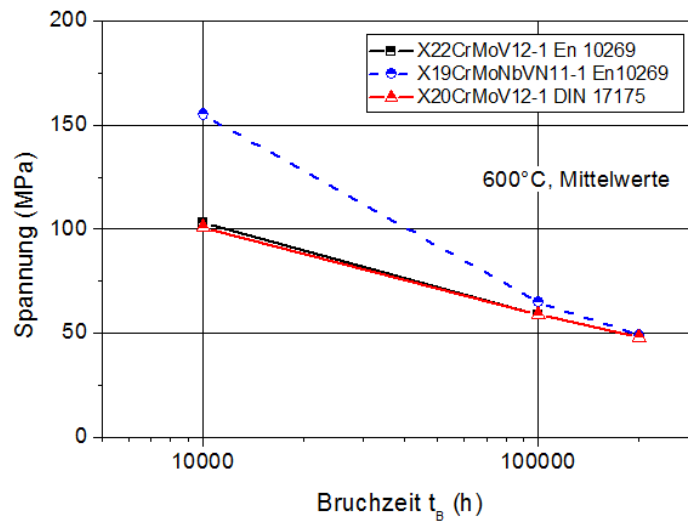


Bild 8: Gegenüberstellung Mittelwerte aus EN 10269:1999 und DIN 17175:1979 für 600°C

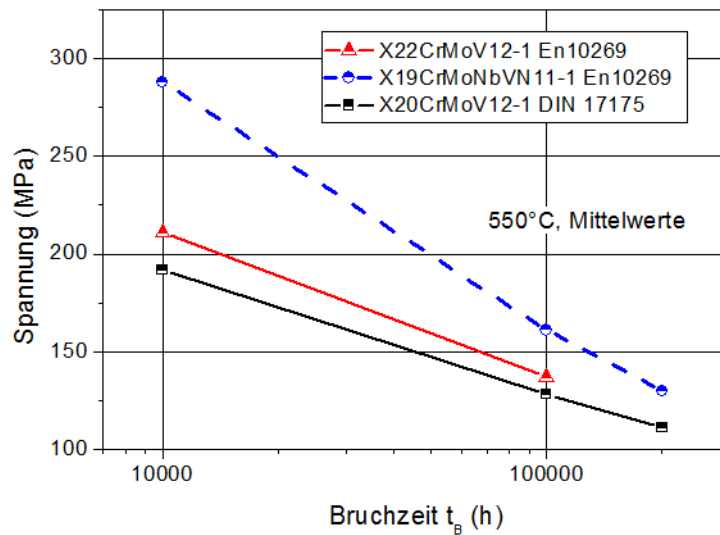


Bild 9: Gegenüberstellung Mittelwerte aus EN 10269:1999 und DIN 17175:1979 für 550°C [AVIF 198]

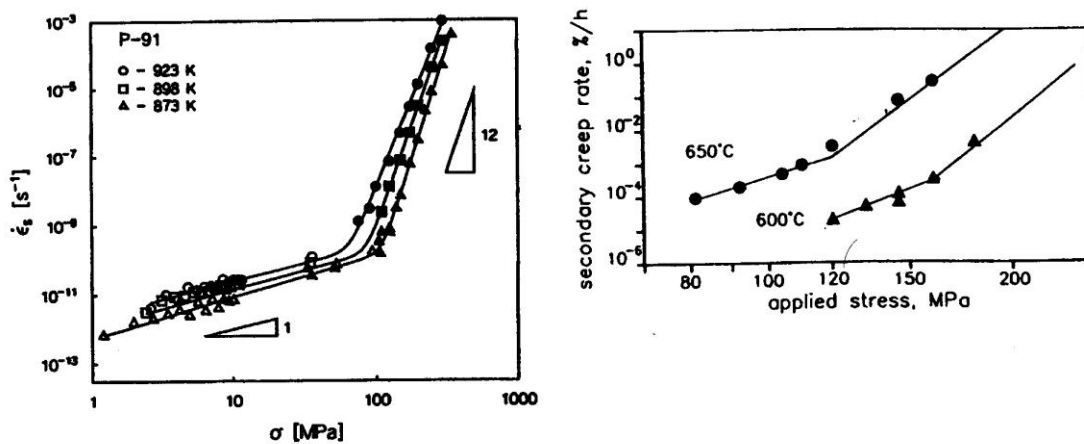


Bild 10: Kriechmechanismen für den Stahl P91 [Dimmler 03]

Dies geht für den im Rahmen dieser Arbeit untersuchten P91 (X10CrMoVNb 9-1 (Werkstoffnummer 1.4903)) aus Bild 10 hervor:

Die minimale Kriechgeschwindigkeit (vgl. Bild 3) ist bei niedrigen Spannungen und tieferen Temperaturen im Vergleich zu höheren Spannungen und Temperaturen deutlich geringer. Der Knickpunkt in den Geraden kennzeichnet den Übergang von Diffusionskriechen zu Versetzungskriechen. Letzteres ist bis zum Faktor 12 größer (linkes Teilbild). Diese metallkundlichen Vorgänge sind bei allen Extrapolationen, die man mit Daten aus Versuchen mit hohen Spannungen und kurzen Laufzeiten vornimmt, zu beachten.

3.2 Ermittlung von Zeitstandkennwerten

Im Zeitstandversuch werden Probestäbe einer ruhenden (statischen) Last bei konstanter Temperatur unterworfen [DIN 50118]. Ziel ist die Beschreibung und Ermittlung des Kriechdehnungsverlaufes bzw. der Bruchspannung in Abhängigkeit von der Beanspruchungsdauer. Geprüft werden glatte Probestäbe. Gekerbte Probestäbe werden eingesetzt, um im Vergleich mit dem Zeitbruchverhalten glatter Probestäbe die Anfälligkeit eines Werkstoffes gegen Zeitstandkerbversprödung zu bestimmen. Diese liegt vor, wenn die Bruchzeit der gekerbten Probe kürzer als die der glatten Probe bei der gleichen Nennspannung ist. Es ist zu beachten, dass herkömmliche Zeitstandversuche bei konstanter Last durchgeführt werden: Die Zeitstandbruchspannung ist eine den Anfangsquerschnitt bezogene Nennspannung. Während des Versuchs nimmt die wahre Spannung infolge Verlängerung, Einschnürung, Oxidation und Schädigung durch Kriechporen der Probe stetig zu.

Zeitstandversuche werden als unterbrochene und nicht unterbrochene Versuche durchgeführt. Beim nicht unterbrochenen Zeitstandversuch wird die Verlängerung der Probe über ein Messgestänge abgegriffen, d.h., es wird während des Versuchs die Dehnung aus elastischer und plastischer Verformung ermittelt. Beim unterbrochenen Versuch wird die Probe zu bestimmten Zeiten entlastet und die plastische Verlängerung über die Ausmessung von Messmarken bei Raumtemperatur ermittelt. Die Zeitbruchkurve beschreibt die Abhängigkeit der Zeitstandfestigkeit (= angelegte Prüfspannung) von der gemessenen Bruchzeit t_r . Durch die Auftragung der (plastischen) Kriechdehnung ε_f über der Beanspruchungsdauer bis zum Bruch erhält man die werkstoff- und temperaturabhängigen Zeitdehnlinien. Aus diesen Kurven können die Spannungen ermittelt werden, die notwendig sind, um in einer bestimmten Zeit eine vorgegebene Kriechdehnung zu erreichen, z.B. die 1%-Dehngrenze für 100 000 h.

Die Ergebnisse von Zeitstandversuchen weisen ein relativ großes Streuband auf, das von zwei Faktoren beeinflusst wird:

- werkstoffbedingte Streuung
- versuchsbedingte Auswirkungen.

Die allgemein zu beobachtende werkstoffbedingte Streuung, vgl. Bild 2, innerhalb einer Stahlsorte ist auf

- den Schmelzeinfluss
- die Inhomogenität innerhalb eines Halbzeuges
- auf den Herstellungseinfluss bei unterschiedlichen Halbzeugarten /Produktformen

zurückzuführen.

Der Schmelzeinfluss ist eine Folge der von Schmelze zu Schmelze graduell unterschiedlichen Mikrostruktur, die sich über die Analysenschwankung und die Variationen in der Wärmebehandlung ergibt. Innerhalb eines Halbzeuges, z.B. eines Rohres, liegen ebenfalls Inhomogenitäten bezüglich der Mikrostruktur vor, die sich im Zuge der Herstellung (z.B. Seigerungen, Korngrößenverteilungen) incl. Wärmebehandlung (z.B. Temperaturgradienten) einstellen.

Gemäß Norm werden Streuungen der Zeitstandfestigkeit, ausgehend von einem Mittelwert von $\pm 20\%$, zugelassen; Bild 11. Diese Schwankungsbreite deckt sowohl die oben erwähnten werkstoffbedingten Einflüsse als auch die nachfolgend diskutierten versuchsbedingten Auswirkungen auf die Ergebnisgenauigkeit ab.

Aus dem Bild 11 wird nochmals deutlich, dass die zugelassene Streubandbreite von $\pm 20\%$ eine signifikante Auswirkung auf die Lebensdauer hat: Für eine Spannung von rd. 120 MPa ergibt sich eine Spanne von rd. 80 000 h (untere Streubandgrenze) über 200 000 h (Mittelwert) bis rd. 400 000 h (obere Streubandgrenze). Der Faktor der Zeitsicherheit ist also bedeutend höher als der der Spannungssicherheit.

Die Genauigkeit der Ergebnisse von Zeitstandversuchen hängt wesentlich von der Festlegung der Versuchstoleranzen ab.

Als wesentlich werden u. a. angesehen:

- Die Genauigkeit der Prüftemperatur und die Regeln zu deren Einhaltung
- Die Genauigkeit der Dehnungsmessung und die zur Dehnungsmessung benötigte Bezugslänge
- Die Genauigkeit der aufbrachten Kraft bzw. der Ausschluss von Biegemomenten.

Die europäische Arbeitsgemeinschaft für warmfeste Stähle ECCC [ECCC 05] hat auf der Grundlage bestehender nationaler und internationaler Normen eine Richtlinie für die Durchführung von Zeitstandversuchen erarbeitet. Diese enthält die Anforderungen an die Versuchsdurchführung, deren Einhaltung dazu beitragen soll, die Kennwertstreuung durch versuchsbedingte Schwankungen zu reduzieren.

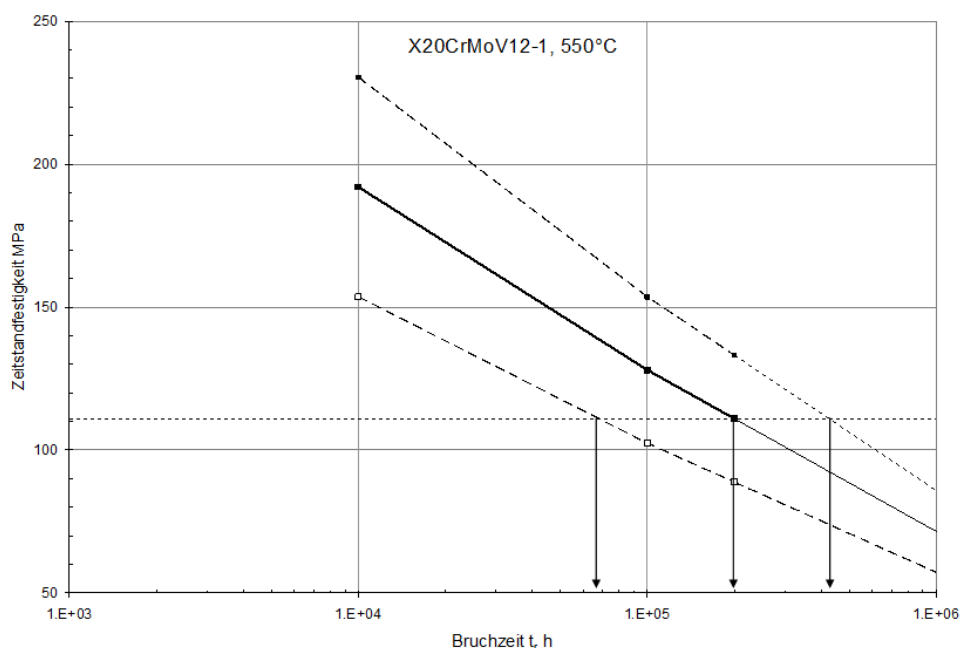


Bild 11: Auswirkung der Streubandbreite der Zeitstandfestigkeit auf die Lebensdauer. Beispiel X 20 CrMoV12-1, 550°C

Unter Berücksichtigung der oben aufgeführten Unsicherheitsfaktoren bei der experimentellen Ermittlung der Zeitstandfestigkeit stellt die objektive Festlegung der Mittelwertskurven ein schwieriges Unterfangen dar, da die Streuungen der Ergebnisse praktisch nicht systematisch bewertet werden können. Vor dem Hintergrund des zunehmenden Wunsches, die EDV zur Aufarbeitung und Speicherung von Daten zu verwenden, können manuelle-grafische Verfahren auf der Basis von Kenntnissen über das wahrscheinliche Werkstoffverhalten nur noch unterstützend herangezogen werden. Die Anwendung mathematischer Methoden zur Festlegung der Mittelwertskurve und deren numerische Beschreibung sind wesentlich von der Qualität und der Menge der Versuchspunkte abhängig. Ferner ist zu beachten, dass die Beschreibung des Zusammenhangs zwischen Bruchzeit, Spannung und Temperatur eines werkstoffphysikalisch begründeten Ansatzes bedarf, den es zurzeit noch nicht in allgemein anerkannter Form gibt. Dies wird auch in den Auswertungen der bereits erwähnten europäischen Arbeitsgemeinschaft für warmfeste Stähle (ECCC) deutlich. Bild 12 zeigt das am Beispiel des X 10 CrMoVNb9-1.

Aus den Darstellungen geht hervor, dass besonders der für die Praxis so interessante Langzeitbereich starken Streuungen unterliegt. Gewarnt sei insbesondere davor, diese phänomenologischen Ansätze zu Extrapolationen zu verwenden, da manche Kurven außerhalb des durch Messwerte gestützten Bereiches z. T. approximationsbedingt unrealistische bzw. unsinnige Verläufe zeigen.

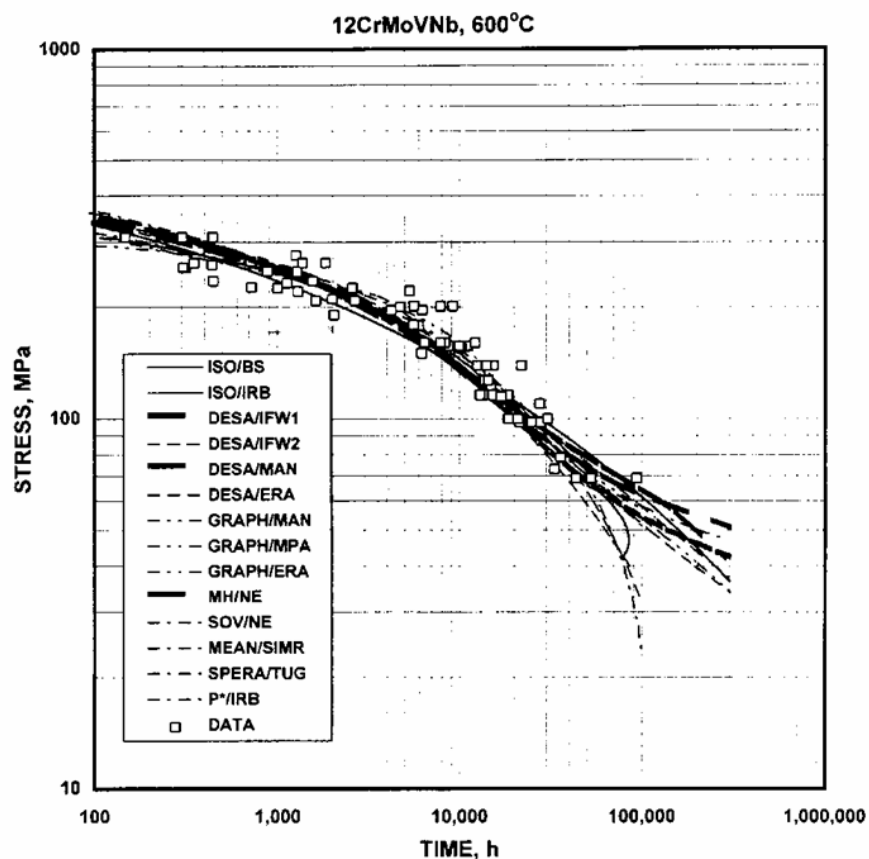


Bild 12: Beispiele für die Festlegung einer Mittelwertskurve der Zeitstandfestigkeit auf der Basis unterschiedlicher Verfahren, X 10 CrMoVNb 9-1, 600 °C, ECCC

3.3 Methoden zur Festlegung einer Schmelze im Streuband

3.3.1 ISO-Stress Versuch bzw. begleitende Zeitstandversuche

Der ISO-Stress Versuch stellt eine Versuchsreihe aus Zeitstandversuchen bei gleicher Spannung, mit jedoch unterschiedlicher, weit über die Einsatztemperatur hinaus gestaffelter Versuchstemperatur dar. Zweck ist die Ermittlung der Bruchzeit bei betriebsähnlicher Spannung und Temperatur auf der Basis der Extrapolation auf der Temperaturachse.

Beim ISO-Stress Verfahren werden Zeitstandversuche mit Proben aus dem/der zu beurteilenden Bauteil/Schmelze durchgeführt, die einer Belastung unterworfen werden, die der betrieblichen Spannung entspricht. Da die Durchführung bei Betriebstemperatur natürlich zu einer sehr langen Bruchzeit, nämlich der des Bauteils führt, werden deutlich höhere Temperaturen gewählt. Gemäß

Bild 13 wird dann über die erhaltenen Bruch- oder Zeitdehnwerte auf den Wert bei Betriebstemperatur extrapoliert. Dieser bildet die Grundlage für die Bauteilbeurteilung.

Die Probleme dieser Methode sind wie folgt zu charakterisieren:

- Wird „jungfräulicher“ Werkstoff, d. h. der Ausgangszustand oder nur kurzzeitig betrieblich beanspruchter Werkstoff für diese Versuche verwendet, muss man davon ausgehen, dass dieser nicht die gleiche, über langzeitige thermisch aktivierte Vorgänge hervorgerufene Ausscheidungsstruktur wie das Bauteil nach entsprechender Betriebszeit aufweist. Da die Versuche i.d.R. kurzzeitig sind ($< 10^4$ h) wird dieser Zustand auch während des Versuchs nicht erreicht, so dass mit Verfälschungen des Bauteilkriechverhaltens zu rechnen ist.
- Werden die Versuchstemperaturen zu hoch angesetzt, d. h. der Abstand zur Anlassstemperatur oder zur Phasenumwandlung ist zu gering, wird der Werkstoff thermisch überaltert oder Phasenumwandlungen laufen ab. Daher ist die Übertragbarkeit auf das Verhalten des Gefüges des betrieblich beanspruchten Bauteils nicht mehr möglich. Dies ist immer dann der Fall, wenn die Punkte nicht auf einer Geraden liegen, sondern im höheren Temperaturbereich davon abweichen.

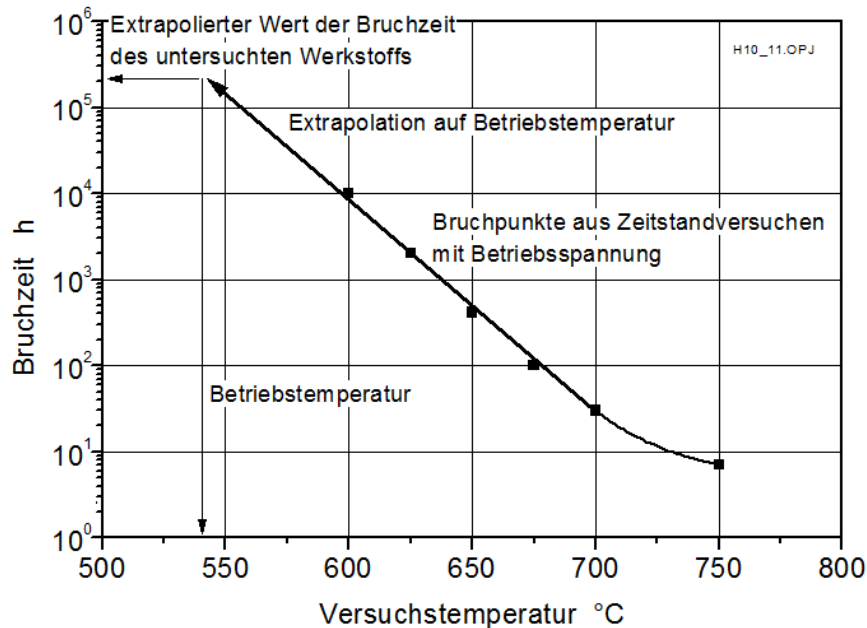


Bild 13: ISO-Stress Versuch schematisch [Maile 99]

Die Unsicherheiten des ISO-Stress Versuches können durch begleitende, d.h. während des Betriebes der Anlage laufende „normale“ (isotherme) Zeitstandversuche ausgeglichen werden. Der Aufwand ist entsprechend höher – sinnvolle und belastbare Ergebnisse ergeben sich erst im Langzeitbereich. Es müssen grundsätzlich, bereits bei der Fertigung der Komponenten, dokumentierte und repräsentative Rückstellproben bereitgestellt werden. Ferner stellt sich das Problem, welche Schmelzen aus der Vielzahl der beim Bau z. B. einer FD-Leitung verwendeten, für diese Untersuchung herangezogen werden soll.

3.3.2 Z-Faktor

Die Bewertung der Zusammenhänge zwischen der Zeitstandfestigkeit und den entsprechenden Kenngrößen kann über einen so genannten Zeitstandfaktor erfolgen [Melzer 91, 92]:

$Z = \text{tatsächlich vorhandene Zeitstandfestigkeit} / \text{Zeitstandfestigkeit des Werkstoffes (Norm-Mittelwert)}$.

Die in der Vergangenheit bei der K.A.B. AG durchgeführten Zeitstandversuche an dem warmfesten Rohrstaht 15CrMoV5.10 werden u. a. im Rahmen eines AIF-Projektes [AiF 92] mit der TU Chemnitz hinsichtlich der Zusammenhänge zwischen Werkstoffkennwerten und der Zeitstandfestigkeit ausgewertet. Insgesamt konnten 22 Chargen mit etwa 150 Einzelproben (bei 5 verschiedenen Temperaturen) in die Auswertung einbezogen werden. Folgende Werkstoffkenngrößen wurden bezüglich einer Korrelation mit der Zeitstandfestigkeit untersucht:

- zerstörend messbar: 0,2-%-Dehngrenze bei RT, Zugfestigkeit bei RT, Koerzitivfeldstärke;
- zerstörungsfrei messbar: Härte, Gefüge (Gefügekategorie nach [Schenk 85]), magnetische Restfeldstärke, chemische Zusammensetzung.

Die Darstellung von Zusammenhängen in Ausgleichskurven zeigt schematisch Bild 14.

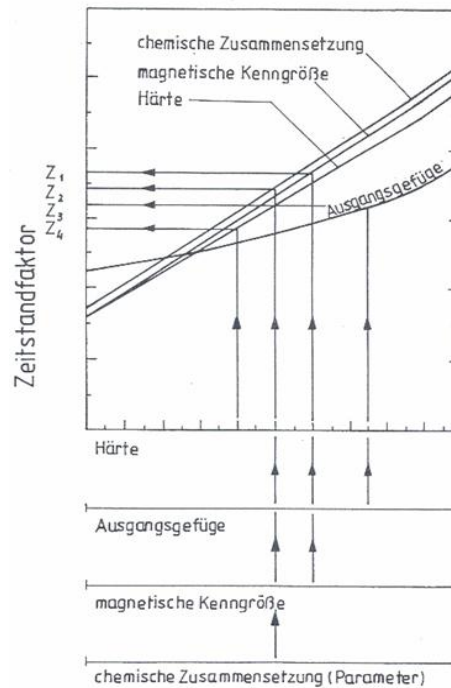


Bild 14: Schematischer Zusammenhang zwischen Zeitstandfaktor Z und zerstörungsfrei messbaren Kenngrößen

Es zeigte sich dabei, dass die Betrachtung einzelner Größen wiederum ein Streuband ergibt. Aus statistischen Gründen ist es daher notwendig, den Z -Faktor nicht aus einem Zusammenhang allein zu bestimmen. Günstig ist die Einbeziehung möglichst vieler Informationen über das Bauteil. Dies wird durch eine Mittelwertbildung erreicht:

$$Z = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Z_i ; Z_i \text{-Faktor aus einem Zusammenhang (z.B. Zeitstandfestigkeit - Härte)}$$

Diese Vorgehensweise ist zunächst dadurch gerechtfertigt, dass aufgrund der Komplexität der Phänomene, die den Kennwert Zeitstandfestigkeit bestimmen, eine umfassende Erforschung aller Einflüsse kaum zu erreichen ist. Diese relativ einfache Methode soll es dem Kraftwerksingenieur ermöglichen, den Werkstoffzustand des entsprechenden Bauteils zu quantifizieren. Damit ist er in der Lage, den Erschöpfungsgrad genauer abzuschätzen und geeignete Prüfintervalle festzulegen.

Die Methode hat sich in der jetzigen Praxis nicht umgesetzt.

3.3.3 Künstliche Neuronale Netze

Die Methode der künstlichen Neuronalen Netze (kNN) verwendet Algorithmen, die es gestatten, aus experimentell ermittelten Zusammenhängen Gesetzmäßigkeiten abzuleiten und Verhaltensweisen von komplexen Systemen anhand repräsentativer Beispiele zu erlernen und zu optimieren. Damit ist diese Methode insbesondere bei der Analyse und Modellierung umfangreicher Datenmengen sowie multivarianter und nichtlinearer Abhängigkeiten flexibler einsetzbar als „konventionelle“ Methoden es i. allg. sind. Auf der Basis von Trainingsdaten einer repräsentativen Teilmenge der insgesamt zur Verfügung stehenden Daten wird der Übergang des zu modellierenden Systems vom Anfangs- in den Endzustand erlernt. Das erfolgt vor allem dadurch, dass die jeweilige Stärke der Verbindungen zwischen den einzelnen Neuronen durch Gewichtung eingestellt bzw. optimiert wird. Mit Hilfe verschiedener Algorithmen versucht das neuronale Netz die Verbindungsgewichte zwischen den Neuronen iterativ durch „funktionalisiertes Lernen“ so einzustellen, dass die Abweichung eines propagierten Zustandes vom experimentell ermittelten möglichst gering wird. Diese Vorgehensweise wird auch als Funktionsapproximation bezeichnet. Künstliche Neuronale Netze werden erfolgreich für komplexe, nichtlineare Funktionsapproximationen und Klassifikationsaufgaben verwendet.

Künstliche Neuronale Netze lassen sich insbesondere dort vorteilhaft zur Modellierung heranziehen, wo eine Beschreibung mit physikalisch-mathematischen Modellen, z.B. infolge zu komplizierter oder zu zahlreicher unbekannter Abhängigkeiten nicht gelingt. Die Modellprognosen sind hinsichtlich der Genauigkeit denen einer klassisch-statistischen Modellierung vergleichbar. Das Wesen künstlicher neuronaler Netze besteht darin, Arbeitsweise und Struktur des menschlichen Gehirns durch mathematische Modelle nachzubilden.

Für die meisten neuronalen Netzmodellen - künstliche wie natürlich – sind drei grundlegende Eigenschaften von zentraler Bedeutung [DataEngine 02]:

- Information bzw. Wissen ist auf viele Neuronen aufgeteilt;
- diese Neuronen stehen untereinander in Verbindung;
- das neuronale Netz ist lernfähig.

Für die Eigenschaften und die Qualität eines künstlichen neuronalen Netzes sind folgende Komponenten wesentlich:

- Aufbau der Neuronen;
- Topologie des Netzes;
- Adaptions- bzw. Lernregel.

Ein neuronales Netzwerk kann

- verschiedene Ein- und Ausgabemuster einander zuordnen;
- Zusammenhänge zwischen Eingabe und der gewünschten Ausgabe gewichtet darstellen;
- Zusammenhänge auf mehrere Gewichte verteilt und parallel abspeichern;
- die Gewichte nach einer Lernregel selbständig anpassen, so dass das Netzwerk das gewünschte Verhalten zeigt.

Bild 15 stellt den prinzipiellen Aufbau eines künstlichen Neurons dar. Die Eingangsparameter zur Charakterisierung des Anfangszustandes des Systems werden mit einem Gewicht w multipliziert, das der Leitfähigkeit dieser Verbindung entspricht. Die gewichteten Signale werden aufaddiert und ergeben die Netzeingabe, die einer nichtlinearen Trans-

ferfunktion f zugeführt wird. Das Ausgangssignal o des künstlichen Neurons dient schließlich als Eingangssignal für die nachfolgenden Zellen.

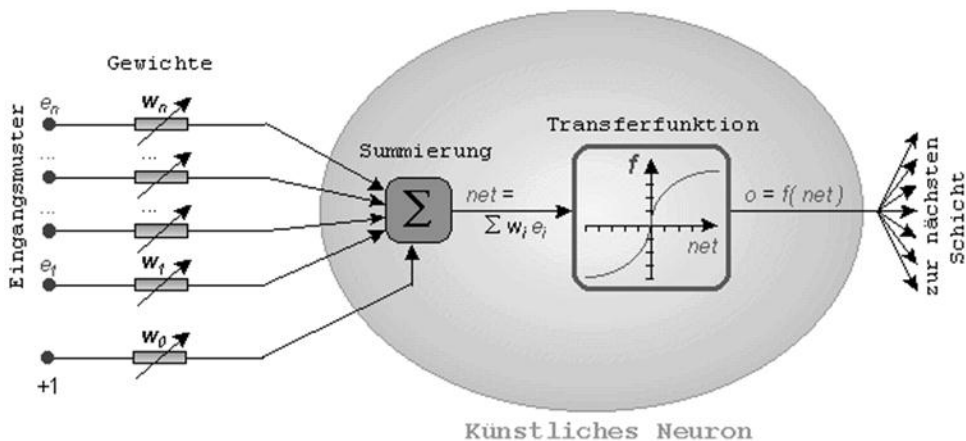


Bild 15: Schematische Beschreibung von Aufbau und Struktur eines künstlichen Neurons [Dok 02]

Durch bestimmte Verknüpfungen von Ein- und Ausgängen verschiedener Neuronen lassen sich unterschiedliche Netzwerke erzeugen. Solche Netze besitzen eine Schichtstruktur mit vollständiger Verbindung zwischen den Schichten. Sie bestehen aus mehreren eindimensionalen Schichten von Neuronen, deren Ausgänge jeweils mit allen Eingängen der nächsten Schicht verbunden sind. Diese Netzwerke vom Typ Multi Layer Perceptron - kurz MLP - werden als überwachtes lernende Netze in der Praxis am häufigsten verwendet.

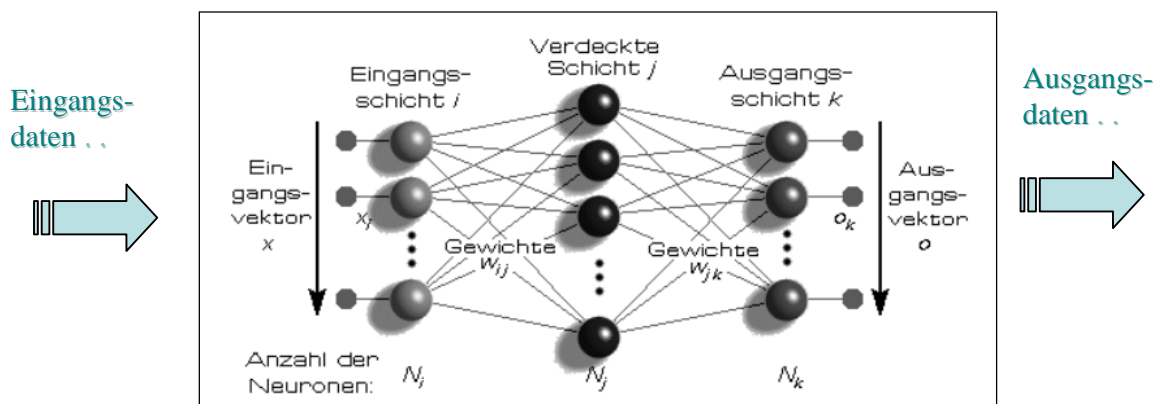


Bild 16: Schichtstruktur des künstlichen neuronalen MLP-Netzes [Dok 02]

Als Eingangsgrößen können in der vorliegenden Arbeit z.B. Angaben zur chemischen Zusammensetzung, zur Wärmebehandlung und zu thermodynamisch generierten Systemeigenschaften (Mikrostruktur) verwendet werden.

Bild 16 zeigt die Schichtstruktur des neuronalen Netzes.

Bei den Lerndaten und -beispielen handelt es sich um die Gesamtheit an Informationen, die für die Beschreibung des Zeitstandverhaltens verfügbar ist. Die Trainingsdaten müssen zusätzlich zu den Eingangsinformationen auch die Ergebnisse enthalten. Für die Trainings- oder Lernphase sind möglichst viele relevante Datensätze bereitzustellen, wobei die erforderliche Mindestanzahl an Datensätzen von der gewählten Netzgröße direkt abhängt. Die Belastbarkeit (Fitness) des kNN wird während des Netz-Trainings durch das Optimieren der Verbindungsgewichte gesteigert, d.h., die Qualität des Netzes verbessert sich allein durch entsprechendes Anpassen der Gewichte (etwa

so, wie bei einer mathematischen Gleichung die Koeffizienten oder Parameter durch Regression bzw. Identifikation angepasst werden). Die Lerndaten sollen den Wertebereich des betrachteten Problems möglichst vollständig abdecken, damit bei der späteren Anwendung des MLP auch in Randbereichen des Datenvektors ein brauchbares Ergebnis erzielt wird. Erfüllen die Lerndaten diese Bedingung, so kann das Netz aufgrund seiner Interpolationsfähigkeit auch unbekannte Prozessdaten sinnvoll interpretieren.

Eine Literaturschau von [Badeshia 01] kam zum Schluss, dass zurzeit keine physikalisch begründete Modellvorstellung für die Abschätzung der mechanischen Eigenschaften verfügbar ist. Er kommt zum Schluss, dass Regressionsanalysen in ihrer Anwendung beschränkt sind. Neuronale Netzwerke werden von ihm als grundsätzliche Möglichkeit angesehen, um die mechanischen Eigenschaften zu modellieren und darüber hinaus Hilfestellung bei der Legierungsentwicklung leisten zu können.

Für die erfolgreiche Anwendung eines neuronalen Netzes werden von ihm Daten zur chemischen Analyse und der Wärmebehandlung vorausgesetzt, da diese die Mikrostruktur beeinflussen. Das Zeitstandverhalten eines 2 ¼ Cr1Mo Stahls wurde von ihm auf dieser Basis untersucht, Bild 17. Von [Badeshia 01] werden hierzu folgende Interpretationen gemacht: Die Fehlerbalken haben einen eindeutigen Zusammenhang mit dem C-Gehalt. Die großen Fehlerbalken weisen darauf hin, dass außerhalb des spezifizierten Bereichs von 0,1 bis 0,2 % C zu wenig experimentelle Daten vorliegen. Ferner zeigt die Auswertung, dass die Begrenzung in der Norm mit einem Maximalwert von 0,16 % C nicht optimal ist.

Nach [Badeshia 01] lässt sich ein künstliches Neuronales Netz auch erfolgreich bei der Entwicklung von Schweißzusatzwerkstoffen anwenden. Bild 18 zeigt die Übereinstimmung der berechneten Kriechfestigkeit und der experimentell ermittelten für artgleiche Schweißzusatzwerkstoffe des Stahls NF616 [Cole 00].

Badeshia sieht darüber hinaus die Möglichkeit, über die Kombination des auf die mechanischen Eigenschaften basierten kNNs mit der thermodynamischen Berechnung der Phasenstabilität, neue Legierungen mit besseren Zeitstandeigenschaften zu entwickeln [Badeshia 07].

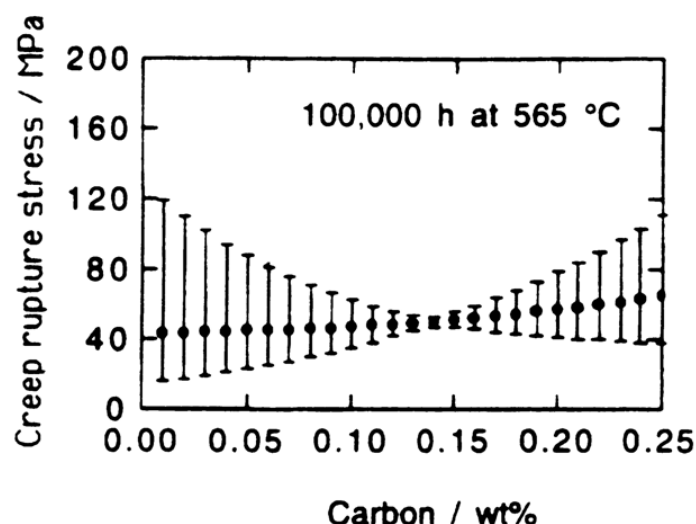


Bild 17: Anwendung eines neuronalen Netzes auf einen 2 ¼ Cr1Mo Stahls [Badeshia 01]

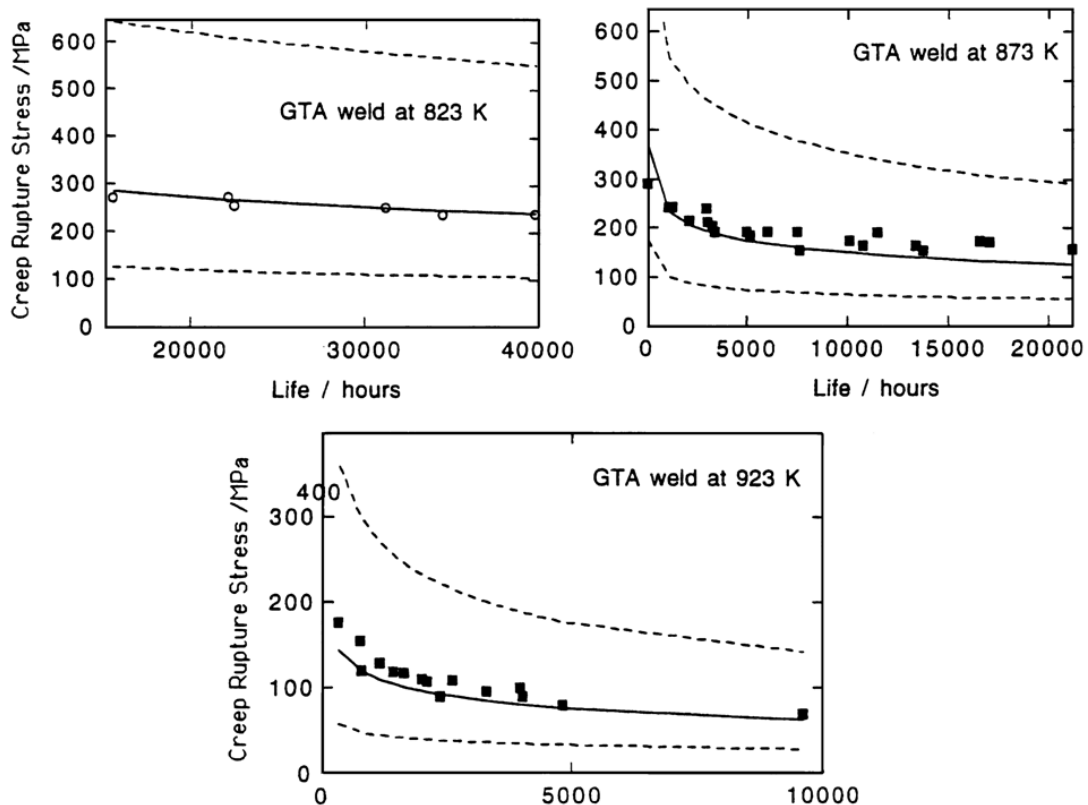


Bild 18: Übereinstimmung der berechneten Kriechfestigkeit und den experimentell ermittelten Punkten für artgleiche Schweißzusatzwerkstoffe des Stahls NF616 [Cole 00]

In [AVIF 198] konnte gezeigt werden, dass künstliche Neuronale Netze einen sinnvollen Beitrag zur Festlegung der Lage einer Schmelze im Streuband der Zeitbruchkennwerte liefern. Als Modellwerkstoff wurde der Stahl X20CrMoV12-1 verwendet.

So vorteilhaft sich die Methode der künstlichen neuronalen Netze auf Problemklassen wie die zum Zeitbruchverhalten, bei denen viele unabhängige Variable bzw. Merkmale zueinander in Beziehung zu setzen sind und wo zwischen großen Datenmengen nichtlinearer Zusammenhänge zu vermitteln ist, anwenden lässt, so nachteilig ist der damit verbundene grundsätzliche Mangel, dass gewisse Fehlermaße, wie z.B. die Standardabweichung, wie sie sich bei Regressionsmethoden angeben lassen, hier leider nicht direkt verfügbar sind. Aus diesem Grund wurde in dieser Arbeit vorgeschlagen, für ausgewählte Datensätze auf Basis einer multiplen linearen Regression vergleichshalber eine Parallelrechnung durchzuführen, ohne in diesem Zusammenhang die Approximationsqualität in den Vordergrund der Berechnung stellen zu wollen.

Eine allgemeine Gegenüberstellung der Hauptvorteile bzw. Einschränkungen von Neuronalen Netzen und eine vergleichende Gegenüberstellungen mit der Methode der multiplen Regression ist im Anhang zusammengestellt.

3.3.4 Regressionsanalyse

3.3.4.1 Multiple lineare Regression

Die multiple Regression gestattet es ebenfalls, mehrere unabhängige Variable zu berücksichtigen. Der Modellansatz lautet

$$Y = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_i^{(1)} + \beta_2 \cdot x_i^{(2)} + \dots + \beta_m \cdot x_i^{(m)} + E_i \quad (3.3.4.1)$$

mit den zufälligen Abweichungen zwischen Mess- und Modellwerten (auch Fehler genannt) oder in Matrix-Schreibweise:

$$Y = X * \beta + E \quad (3.3.4.2)$$

Die Schätzung der zunächst unbekanntesten Modellparameter β_i erfolgt auf Basis des Prinzips der Minimierung der Quadratsumme von Mess- und Modellwerten (nach C. F. Gauß)

$$\hat{\beta} = (\tilde{X}^T \tilde{X})^{-1} \tilde{X}^T Y \quad (3.3.4.3)$$

Aus der Verteilung der geschätzten Koeffizienten

$$\hat{\beta}_j \sim N(\beta_j, \sigma^2((\tilde{X}^T \tilde{X})^{-1})_{jj}) \quad (3.3.4.4)$$

erhält man t-Tests und Vertrauensintervalle für einzelne Koeffizienten.

Die Standardabweichung σ wird wie folgt bestimmt:

$$\hat{\sigma} = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{R_i^2}{n-p}} \quad (3.3.4.5)$$

Die multiple Korrelation r ($-1 < r < 1$) gibt Auskunft über die Güte des Zusammenhangs zwischen den angepassten Modellwerten \hat{y}_i und den beobachteten Messwerten Y_i . Ihr Quadrat bestimmt den durch die Regression erklärten Anteil der Varianz und wird als Bestimmtheitsmaß bezeichnet

$$r^2 = 1 - \frac{SSQ^{(E)}}{SSQ^{(Y)}} \quad (0 < r^2 < 1) \quad (3.3.4.6)$$

Das Modell der multiplen linearen Regression kann viele Situationen beschreiben:

- Transformationen der X- (und Y-) Variablen können aus ursprünglich nichtlinearen Zusammenhängen näherungsweise lineare machen.
- Ein Vergleich von zwei Gruppen lässt sich mit einer zweiwertigen X-Variablen, von mehreren Gruppen mit einem „Block“ von dummy Variablen als multiple Regression schreiben. Auf diese Art werden nominale erklärende Variable in ein Regressionsmodell aufgenommen.
- Die Vorstellung von verschiedenen linearen Abhängigkeiten für verschiedene Gruppen von Daten kann als ein einziges Modell hingeschrieben werden. Allgemeiner können Wechselwirkungen zwischen erklärenden Variablen durch zusätzliche Terme ins Modell aufgenommen werden.
- Die polynomiale Regression ist ein Spezialfall der multiplen linearen Regression.

Der F-Test zum Vergleich von Modellen ermöglicht es, zu prüfen, ob mehrere Koeffizienten verschwinden. Das ist sinnvoll, um zu testen, ob eine nominelle Variable einen Einfluss auf die Zielgröße hat.

3.3.4.2 Residuenanalyse

Die Modellannahmen bei der multiplen linearen Regression kann man durch den Erwartungswert $\varepsilon(E_i)$ und die Streuung $\text{var}(E_i) = \sigma^2$ prüfen.

Unter der Voraussetzung, dass die Messungen normalverteilt und die E_i voneinander unabhängig sind, kann überprüft werden, ob sich aus den Modellabweichungen auf bessere Modelle schließen lässt und ob die Tests die Vertrauensintervalle rechtfertigen. Die Abweichungen lassen sich z.B. mit grafischen Darstellungen entdecken, während Tests nur eine untergeordnete Rolle spielen.

Die folgenden grafischen Darstellungen lassen sich zur Beurteilung heranziehen:

- a) 2D-Streudiagramme: Residuen der Modellwerte in Abhängigkeit der (ursprünglichen) Merkmals-Messwerte.
- b) 3D-Diagramme: Darstellung einer Zielgröße in Abhängigkeit von je zwei unabhängigen Merkmalsgrößen zur Beurteilung von deren Einfluss im untersuchten Bereich.
- c) Histogramm: Darstellung der (standardisierten) Residuen.
- d) 2D-Diagramm: Darstellung der (unstandardisierten) Residuen über Zeit oder Ort auftragen, um Unabhängigkeit zu kontrollieren.

Mögliche Maßnahmen zur Verbesserung eines Modells:

- Transformation der Zielgröße: bei schiefer Verteilung, Nichtlinearitäten, ungleichen Streuungen.
- Transformation (nichtlineare) von unabhängigen Variablen: bei Nichtlinearitäten, Hebelpunkten (schiefe Verteilung der erklärenden Variablen und einzelne starken Einflüssen) und Wechselwirkungen.
- Zusätzliche Terme: bei Nichtlinearitäten und Wechselwirkungen.
- Lineare Transformation von mehreren erklärenden Variablen bei Kollinearitäten.
- Gewichtete Regression: bei ungleichen Wertigkeiten der Merkmale.
- Überprüfung der Korrektheit von Beobachtungen bei Ausreißern.
- Verwerfen von Ausreißern, wenn solche vorhanden sind.

3.4 Mikrostruktursimulation

Die skalenübergreifende Simulation des Werkstoffverhaltens (Mikrostruktur, Zeitstandfestigkeit, Schädigungsentwicklung im Bauteil) in einen direkten Zusammenhang mit der Herstellung und der Betriebsbeanspruchung zu bringen, ist nicht allgemein Stand der Technik und Wissens. Für einzelne Prozesse, wie z. B.:

- Beschreibung der Gefügeentwicklung beim Gießen/Blockherstellung („Magma-Soft“);
- Beschreibung der Gefügeentwicklung bei diffusionsgesteuerten Prozessen („Thermocalc“; „Factsage“);
- Umformen („Deform“)
- Schweißen („Simweld“)

liegen Simulationstools vor, die jedoch nicht ganzheitlich vernetzt sind. Aus diesem Grund ist es derzeit nicht möglich, über eine mehrskalige Simulation die mehrdimensionalen Zusammenhänge zwischen den Merkmalsgrößen, wie der chemischen Zusammensetzung, der Herstellung und Wärmebehandlung sowie den betrieblichen Beanspruchungen mit der Zielgröße Zeitstandbruchzeit auf diese Weise zu beschreiben.

4 Durchgeführte Arbeiten

4.1 Lösungsweg

Zur Umsetzung der vorgegebenen Zielsetzung wurden folgende Arbeitsschritte durchgeführt:

1. Zusammenstellung von Daten moderner Stahlsorten mit Zukunftspotenzial, wie die 9-11% Cr-Stähle mit Schwerpunkt P91 und ergänzend, nach Datenverfügbarkeit, P92/E911
2. Zusammenstellung von verfügbaren Daten bzw. Merkmalstabellen incl. Konsistenzprüfung.
3. Stahlsortenbezogene Aufarbeitung der Daten.
4. Erstellen von werkstoffkundlichen Zusammenhängen zwischen den einzelnen Merkmalen und der Zeitstandfestigkeit mit Schwerpunkt P91.
5. Anwendung von Neuronalen Netzen (Modellerstellung) mit unterschiedlichen Datenkonfigurationen:
 - Werkstoffbezogene Datenmengen mit unterschiedlichen Anzahl von Merkmalen
 - Zusammenfassung verschiedener Werkstoffe zu Werkstoffgruppen
6. Anwendung der Methode der multiplen linearen Regression und Gegenüberstellung mit den Ergebnissen des künstlichen Neuronalen Netzes
7. Ergänzung der Merkmalswerte mit mikrostrukturellen Kenngrößen, die bei den 9-11% Cr-Stählen Einfluss auf die Zeitstandfestigkeit im Langzeitbereich haben und daher geeignet sind, die Empfindlichkeit des kNN zu stärken und die Genauigkeit zu verbessern sowie Prüfung, in welcher Form diese vom kNN erfolgreich verarbeitet werden können
8. Verifizierung der Modellberechnungen
9. Bestimmung der Unsicherheiten aus der Methode selbst unter Berücksichtigung mehrere Stahlsorten
10. Verwendung des kNN zur Interpretation des Einflusses von Legierungselementen auf unterschiedliche Zielgrößen
11. Auswertung der Daten mit alternativen Methoden
12. Darstellung der technischen Umsetzbarkeit.

4.2 Werkstoffe – Regelwerk und Spezifikationen

4.2.1 P91

Der hochwarmfeste Stahl X10CrMoVNb9-1 (Werkstoffnummer 1.4903) wird für Frischdampf- und Überhitzerleitungen sowie als Sammlerwerkstoff eingesetzt. In Deutschland und Europa wurde zwischen 1960 bis etwa 1990 der Stahl X20CrMoV12-1 eingesetzt. Ab etwa 1990 wurde dieser Stahl durch den 9 % Cr-Stahl P91 ersetzt.

Für den Stahl gelten je nach Erzeugnisform spezifische Vorgaben bezüglich chemischer Analyse bzw. Wärmebehandlung, die nachfolgend aufgeführt sind.

Die Mittelwerte für die Zeitstandfestigkeit werden in Abhängigkeit von der Erzeugnisform in unterschiedlichen Regelwerken festgelegt (Tabelle 4 bis Tabelle 6).

| Temperatur, °C | Bruchzeit (h) | | | | | |
|----------------|--------------------------------------|-----------------|-------------------|-----------------|-----------------|-------------------|
| | 10 ⁴ | 10 ⁵ | 2*10 ⁵ | 10 ⁴ | 10 ⁵ | 2*10 ⁵ |
| | Mittelwert Zeitstandfestigkeit [MPa] | | | | | |
| | EN 10302 | | | EN 10222-2 | | |
| 500 | 287 | 253 | | 289 | 258 | 246 |
| 510 | 268 | 234 | | 271 | 239 | 227 |
| 520 | 250 | 215 | | 252 | 220 | 208 |
| 530 | 232 | 197 | | 234 | 201 | 189 |
| 540 | 214 | 179 | | 216 | 183 | 171 |
| 550 | 199 | 162 | | 199 | 166 | 154 |
| 560 | 182 | 145 | | 182 | 150 | 139 |
| 570 | 165 | 130 | | 166 | 134 | 124 |
| 580 | 150 | 115 | | 151 | 120 | 110 |
| 590 | 135 | 102 | | 136 | 106 | 97 |
| 600 | 122 | 90 | | 123 | 94 | 86 |
| 610 | 110 | 78 | | 110 | 83 | 75 |
| 620 | 96 | 68 | | 99 | 73 | 65 |
| 630 | 88 | 58 | | 89 | 65 | 57 |
| 640 | 79 | 51 | | 79 | 56 | 49 |
| 650 | 70 | 44 | | 70 | 49 | 42 |

| Temperatur, °C | Bruchzeit (h) | | | | | |
|----------------|--------------------------------------|-----------------|-------------------|--------------------------|-----------------|-------------------|
| | 10 ⁴ | 10 ⁵ | 2*10 ⁵ | 10 ⁴ | 10 ⁵ | 2*10 ⁵ |
| | Mittelwert Zeitstandfestigkeit [MPa] | | | | | |
| | EN 10216-2 | | | VdTÜV Werkstoffblatt 511 | | |
| 500 | 289 | 258* | 246* | 287 | 253 | - |
| 510 | 271 | 239* | 227* | 268 | 234 | - |
| 520 | 254 | 220* | 208* | 250 | 215 | - |
| 530 | 234 | 201* | 189* | 232 | 197 | - |
| 540 | 216 | 183* | 171* | 214 | 179 | - |
| 550 | 199 | 166 | 154* | 199 | 162 | - |
| 560 | 182 | 150 | 139* | 182 | 145 | - |
| 570 | 166 | 134 | 124* | 165 | 130 | - |
| 580 | 151 | 120 | 110* | 150 | 115 | - |
| 590 | 136 | 106 | 97* | 135 | 102 | - |
| 600 | 123 | 94 | 86* | 122 | 90 | - |
| 610 | 110 | 83 | 75* | 110 | 78 | - |
| 620 | 99 | 73 | 65* | 96 | 68 | - |
| 630 | 89 | 65 | 57* | 88 | 58 | - |
| 640 | 79 | 56 | 49* | 79 | 51 | - |
| 650 | 70 | 49 | 42* | 70 | 44 | - |

Tabelle 4: Mittelwerte für die Zeitstandfestigkeit X10CrMoVNb9-1 (1.4903), EN 10216-2+A2

| Standard | Bezeichnung | Chemische Zusammensetzung [%] | | | | | | | | | | | | |
|------------------|--------------------------|-------------------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| | | C | Si | Mn | P | S | Cr | Mo | Ni | V | N | Al | Cu | Nb |
| EN 10216-2+A2 | X10CrMoVNb9-1, 1.4903 | 0.08 | 0.20 | 0.30 | ≤ | ≤ | 8.00 | 0.85 | ≤ | 0.18 | 0.03 | ≤ | ≤ | 0.06 |
| | | 0.12 | 0.50 | 0.60 | 0.02 | 0.01 | 9.50 | 1.05 | 0.40 | 0.25 | 0.07 | 0.04 | 0.30 | 0.10 |

Tabelle 5: Chemische Analyse nach EN 10216-2+A2

| | | |
|---------------|--|-----------------------|
| EN 10216-2+A2 | Austenitisierungstemperatur / Abkühlmedium | 1040 – 1090 °C / Luft |
| | Anlasstemperatur / Abkühlmedium | 730 – 780 °C / Luft |

Tabelle 6: Wärmebehandlungsvorschrift nach EN 10216-2+A2

Die P91 Lieferbedingungen sind noch in folgenden Regelwerken beschrieben:

- EN 10028-2 - Flacherzeugnisse aus Druckbehälterstählen - Teil 2: Unlegierte und legierte Stähle mit festgelegten Eigenschaften bei erhöhten Temperaturen, 06/2009;
- EN 10088-1 - Nichtrostende Stähle - Teil 1: Verzeichnis der nichtrostenden Stähle, 06/2005;
- ISO 9328-2 - Flacherzeugnisse aus Druckbehälterstählen - Technische Lieferbedingungen - Teil 2: Unlegierte und legierte Stähle mit festgelegten Eigenschaften bei erhöhten Temperaturen, 08/2004.

4.2.2 P92

Der ferritisch-martensitische Stahl P92 mit dem Kurznamen X10CrWMoVNB9-2 und der Werkstoffnummer 1.4901 wurde hauptsächlich für den Einsatz im Kraftwerksbau entwickelt. Auf Grund seiner hohen Kriechbeständigkeit wird dieser Stahl vorrangig als Rohrleitungswerkstoff, also als dickwandiges Bauteil, verwendet.

Für den Stahl gelten je nach Erzeugnisform spezifische Vorgaben bezüglich chemischer Analyse bzw. Wärmebehandlung, die nachfolgend aufgeführt sind.

Die Mittelwerte für die Zeitstandfestigkeit werden in Abhängigkeit von der Erzeugnisform in unterschiedlichen Regelwerken festgelegt, Tabelle 7 bis Tabelle 9.

| Temperatur, °C | Bruchzeit (h) | | | | | |
|----------------|--------------------------------------|-----------------|-------------------|--------------------------|-----------------|-------------------|
| | 10 ⁴ | 10 ⁵ | 2*10 ⁵ | 10 ⁴ | 10 ⁵ | 2*10 ⁵ |
| | Mittelwert Zeitstandfestigkeit [MPa] | | | | | |
| | EN 10216-2 | | | VdTÜV Werkstoffblatt 552 | | |
| 500 | | | | | 270 | - |
| 510 | | | | | 252 | - |
| 520 | | | | 272 | 235 | - |
| 530 | | | | 256 | 218 | - |
| 540 | | | | 240 | 202 | - |
| 550 | 229 | 196 | 186 | 225 | 187 | - |
| 560 | 214 | 180 | 170 | 210 | 172 | - |
| 570 | 199 | 165 | 155 | 195 | 157 | - |
| 580 | 184 | 151 | 141 | 181 | 142 | - |
| 590 | 170 | 136 | 127 | 167 | 127 | - |
| 600 | 156 | 123 | 113 | 153 | 113 | - |
| 610 | 142 | 110 | 100 | 139 | 100 | - |
| 620 | 129 | 97 | 88 | 126 | 87 | - |
| 630 | 116 | 85 | 77 | 113 | 75 | - |
| 640 | 104 | 74 | 66 | 100 | 65 | - |
| 650 | 92 | 64 | 56 | 88 | 56 | - |

Tabelle 7: Mittelwerte für die Zeitstandfestigkeit X10CrWMoVNB9-2 (1.4905), EN 10216-2+A2

| Standard | Bezeichnung | Chemische Zusammensetzung , % | | | | | | | | | | | | | |
|---------------|------------------------|-------------------------------|-----------|--------------|-----------|-----------|--------------|--------------|-----------|--------------|--------------|-----------|--------------|--------------|----------------|
| | | C | Si | Mn | P | S | Cr | Mo | Ni | V | N | Al | W | Nb | B |
| EN 10216-2+A2 | X10CrWMoVNB9-2, 1.4901 | 0.07 0.13 | ≤ 0.50 | 0.30 0.60 | ≤ 0.02 | ≤ 0.01 | 8.00 9.50 | 0.30 0.60 | ≤ 0.40 | 0.15 0.25 | 0.03 0.07 | ≤ 0.04 | 1.50 2.00 | 0.04 0.09 | 0.001 0.006 |

Tabelle 8: Chemische Analyse nach EN 10216-2+A2

| | | |
|---------------|--|-----------------------|
| EN 10216-2+A2 | Austenitisierungstemperatur / Abkühlmedium | 1040 – 1090 °C / Luft |
| | Anlasstemperatur / Abkühlmedium | 730 – 780 °C/ Luft |

Tabelle 9: Wärmebehandlungsvorschrift nach EN 10216-2+A2

4.2.3 E911

Der in Europa als Alternative zum P92 entwickelte Stahl E 911 mit rd. 9 % Cr, 1 % Mo und 1 % W - X10CrMoWVNb9-1-1 - hat die Werkstoffnummer 1.4905. Er kann für Frischdampf- und Überhitzerleitungen sowie als Sammlerwerkstoff eingesetzt werden.

Für diesen Stahl gelten, je nach Erzeugnisform, spezifische Vorgaben bezüglich chemischer Analyse bzw. Wärmebehandlung, die nachfolgend aufgeführt sind.

Die Mittelwerte für die Zeitstandfestigkeit werden in unterschiedlichen Regelwerken festgelegt, die aber alle die gleichen Werte zeigen, Tabelle 10 bis Tabelle 12.

| Temperatur, °C | Bruchzeit (h) | | |
|----------------|---|-----------------|-------------------|
| | 10 ⁴ | 10 ⁵ | 2*10 ⁵ |
| | Mittelwert Zeitstandfestigkeit [MPa] nach EN 10216-2, VdTÜV Werkstoffblatt 522, EN 10302 | | |
| 500 | 288 | 255 | - |
| 510 | 271 | 239 | - |
| 520 | 255 | 223 | - |
| 530 | 239 | 208 | - |
| 540 | 224 | 193 | - |
| 550 | 212 | 182 | - |
| 560 | 197 | 166 | - |
| 570 | 182 | 150 | - |
| 580 | 167 | 135 | - |
| 590 | 154 | 121 | - |
| 600 | 140 | 108 | - |
| 610 | 128 | 95 | - |
| 620 | 115 | 83 | - |
| 630 | 104 | 72 | - |
| 640 | 93 | 62 | - |
| 650 | 82 | 53 | - |

Tabelle 10: Mittelwerte für die Zeitstandfestigkeit X10CrMoWVNb9-1-1 (1.4905), EN 10216-2+A2

| Standard | Bezeichnung | Chemische Zusammensetzung , % | | | | | | | | | | | | | |
|----------------------|------------------------------|-------------------------------|--------------|--------------|-----------|-----------|--------------|--------------|-----------|--------------|--------------|-----------|--------------|--------------|-----------------|
| | | C | Si | Mn | P | S | Cr | Mo | Ni | V | N | Al | W | Nb | B |
| EN 10216- 2+A2 | X11CrMoWVN b9-1-1, 1.4905 | 0.09 0.13 | 0.10 0.50 | 0.30 0.60 | ≤ 0.02 | ≤ 0.01 | 8.50 9.50 | 0.90 1.10 | ≤ 0.40 | 0.18 0.25 | 0.05 0.09 | ≤ 0.04 | 0.90 1.10 | 0.06 0.10 | 0.0005 0.005 |

Tabelle 11: Chemische Analyse nach EN 10216-2+A2

| | | |
|---------------|--|-----------------------|
| EN 10216-2+A2 | Austenitisierungstemperatur / Abkühlmedium | 1040 – 1080 °C / Luft |
| | Anlasstemperatur / Abkühlmedium | 740 – 770 °C / Luft |

Tabelle 12: Wärmebehandlungsvorschrift nach EN 10216-2+A2

4.3 Datengrundlage – Menge und Strukturierung

Für die Analyse wurden Daten von folgenden Organisationen

- European Collaborative Creep Committee (ECCC)
- Arbeitsgemeinschaft Warmfeste Stähle

freigegeben und verwendet.

Darüber hinaus wurden öffentliche Daten des National Institutes for Material Science (NIMS) eingesetzt. Ferner wurden Daten aus unterschiedlichen AVIF Projekten der MPA Universität Stuttgart sowie zugeliesserte Daten der Industrie verwendet. Zur Abrundung der Mikrostrukturparameterdatensätze wurden an eingelieferten Proben TEM Untersuchungen durchgeführt.

Als Merkmale werden die charakteristischen Eigenschaften/Kenngrößen einer geprüften Zeitstandprobe bezeichnet. Ein Datensatz setzt sich damit aus quantifizierten Merkmalen zusammen, wie die Legierungselemente, die Erzeugnisform, die Wärmebehandlungsbedingungen (Temperatur und Dauer beim Austenitisieren und Anlassen), die mechanischen Eigenschaften (Ersatzstreckgrenze, Zugfestigkeit, Bruchdehnung) und die Zeitstandsdaten (Prüf temperatur, Versuchsdauer, Laufzeit, Zeitstandfestigkeit, Zeitbruchdehnung, Zeitbrucheinschnürung). Probleme treten bei der Erzeugnisform auf. Je nach Art (Rohr, Schmiedestück, Blech) kommen unterschiedliche Wärmebehandlungsbedingungen zur Anwendung, da damit oft die Einstellung einer spezifischen Festigkeit erreicht werden soll. Es ist daher sinnvoll, die Erzeugnisformen in Gruppen zusammenzufassen.

Die Zusammenhänge zwischen den später in der Modellierung verwendeten Merkmalen sind im Bild 19 dargestellt. Aus dieser schematischen Darstellung ist zu erkennen, dass keine einfachen linearen Wechselwirkungen vorliegen bzw. die Merkmale Härte und die Mikrostrukturparameter als mittelbare Größen anzusehen sind, die sich aus den an der linken Bildseite aufgelisteten Merkmalen ergeben.

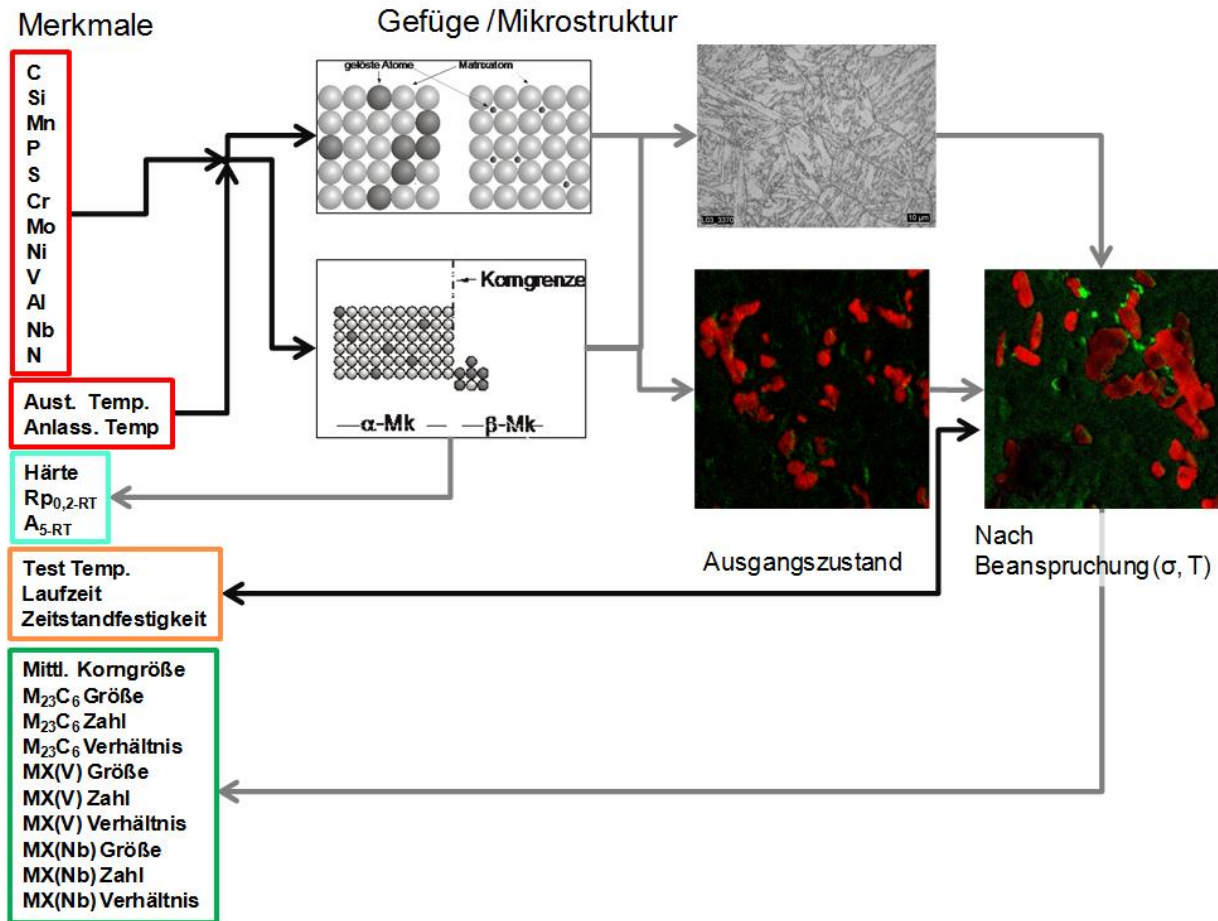


Bild 19: Schematische Darstellung der Wechselwirkung zwischen Merkmalen bzw. deren Werte

Insgesamt stand bei Projektbeginn folgender Datenumfang zur Verfügung:

| Werkstoffname | Anzahl der Datensätze |
|---------------|-----------------------|
| P91 | 1396 |
| P92 | 586 |
| E911 | 296 |

Die Verteilung/Anzahl von Datensätzen bezogen auf Laufzeit und Temperatur ergeben sich aus Bild 19 bis Bild 23.

Qualität / Verteilung der Daten (Werkstoff P91)

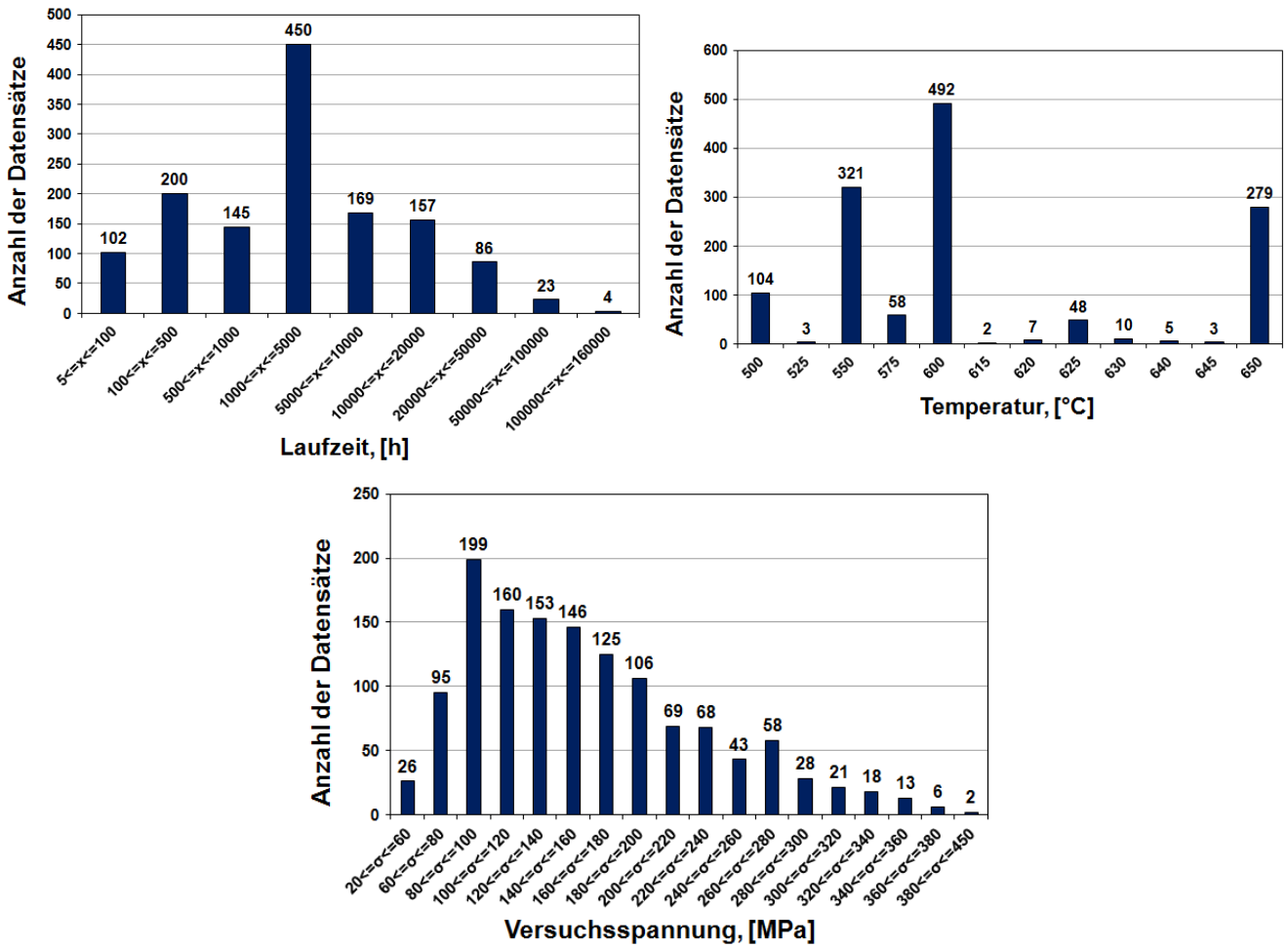


Bild 20: Histogramm – Laufzeit, Versuchstemperatur, Versuchsspannung – P91

Qualität / Verteilung der Daten (Werkstoff P92)

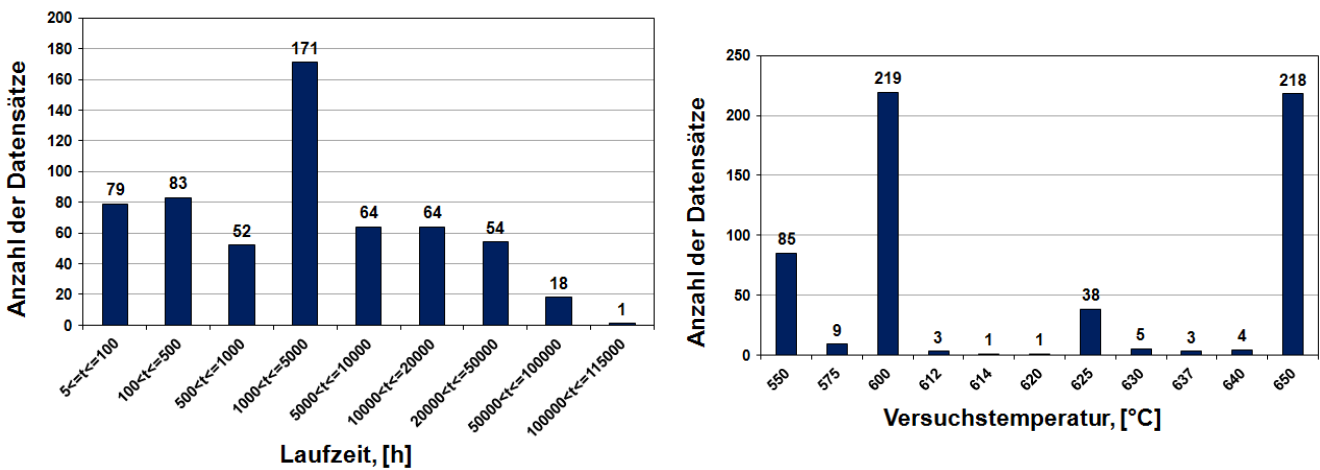


Bild 21: Histogramm – Laufzeit, Versuchstemperatur, Versuchsspannung – P92

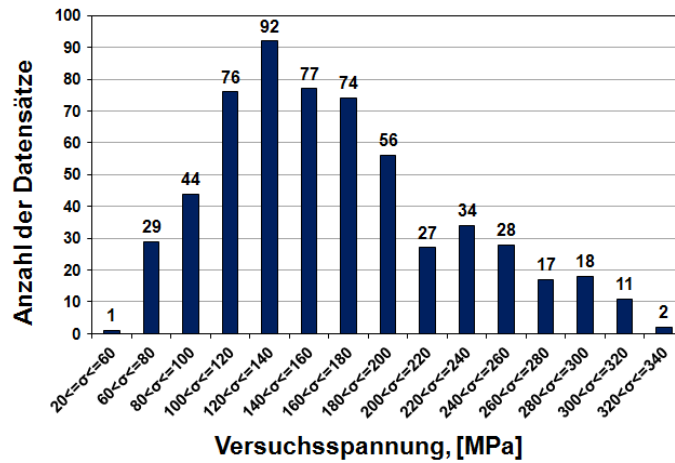


Bild 22 (Forts.): Histogramm – Laufzeit, Versuchstemperatur, Versuchsspannung – P92

Qualität / Verteilung der Daten (Werkstoff E911)

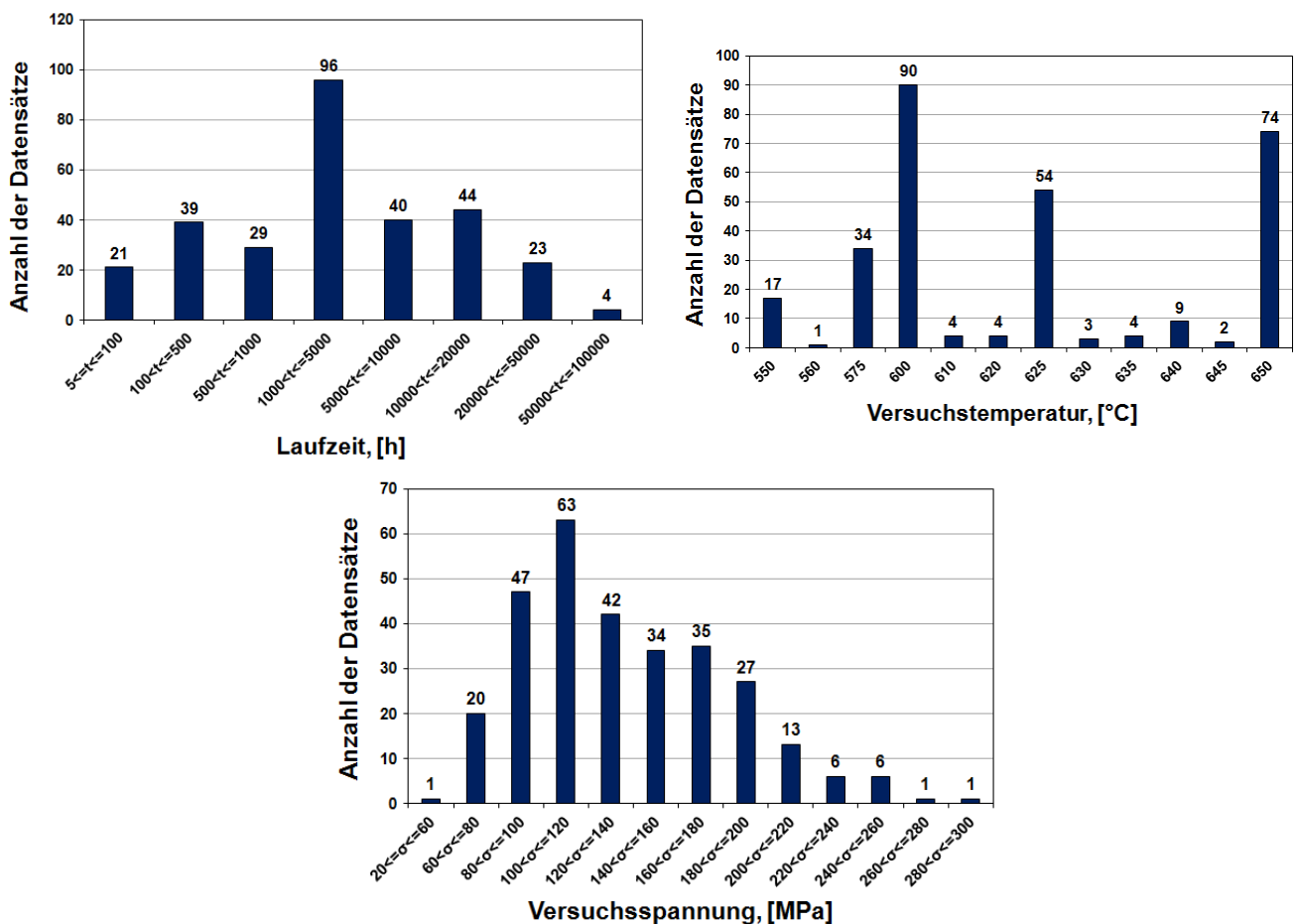


Bild 23: Histogramm – Laufzeit, Versuchstemperatur, Versuchsspannung – E911

Aus diesen Darstellungen kann entnommen werden, in welchen Bereichen von Spannung, Temperatur und Laufzeit sich die Mehrzahl der Daten konzentrieren. Im Vergleich zum Stahl P91 liegen für die Stähle P92 und E911 relativ wenige Daten vor. Versuche im Langzeitbereich > 50 000 h liegen für den Stahl so gut wie gar nicht (4 Datensätze unter 100 000 h), für den Stahl P92 nur sehr begrenzt (18 Datensätze von 50 000 bis 100 000 h, 1 Datensatz > 100 000 h) und beim Stahl P91 begrenzt vor (23 Datensätze

von 50 000 bis 100 000 h, 4 Datensätze > 100 000 h). Es ist daher damit zu rechnen, dass eingeschränkte Aussagen für den Bereich > 100 000 h höchstens beim Stahl P91 möglich sind, während beim Stahl E911 bereits Analysen im Bereich > 50 000 h kritisch zu bewerten sind. In diesem Zusammenhang wird an die in der Technik übliche und bewährte Vorgehensweise erinnert, dass experimentelle Werte der Zeitstandbruchzeit maximal mit dem Faktor 3 extrapoliert werden dürfen. Der Grund hierfür ist, dass Änderungen der Mikrostruktur aufgrund von Diffusionsvorgängen sich im Bruchverhalten auswirken können und über die Extrapolation nicht erfasst werden können.

Im Rahmen einer Konsistenzprüfung wurden folgende Kriterien überprüft:

- Die Daten müssen den einschlägigen, o. g. Normen und Standards entsprechen, d.h. innerhalb der dort erwähnten Spezifikationen liegen
- Als Zeitstanddaten (Spannung, Bruchzeit, Bruchdehnung) kommen ausschließlich Daten aus Versuchen mit reinen Grundwerkstoffproben (keine Schweißverbindungen) zur Anwendung, bei denen die Probe im Versuch gebrochen ist
- Daten aus Zeitstandversuchen, deren Versuchstemperatur deutlich über bzw. unter der typischen Anwendungstemperatur liegen, wurden ebenfalls nicht verwendet. Der Grund hierfür liegt darin, dass in diesen Temperaturgrenzbereichen sich ein anderer Kriechmechanismus einstellt, den das Neuronale Netz nicht übernehmen soll. Ähnliches gilt für Versuche mit sehr kurzer Versuchszeit, vgl. Abschnitt 3.1. Hier wurden angepasst an die Knickpunkte in Bild 10 Ausschlusskriterien für die Versuchsspannungen in den vorliegenden Zeitstandversuchen definiert.

Bei der Aufarbeitung der Daten des Stahls E911 stellte sich heraus, dass die Austenitierungstemperatur im gesamten Datenbestand mit einem konstanten Wert angegeben wurde, d.h. von Schmelze zu Schmelze sich nicht ändert. Vermutlich wurden die Originalwärmebehandlungsdaten nicht in die vorliegenden Datenblätter übertragen. Diese Daten konnten nicht verwendet werden.

Bei den Daten zum Werkstoff P91 waren Schmelzen angeführt, bei denen eine Vielzahl von Proben den gleichen Spannungshorizont hatten, jedoch keine Angabe über den Probenstatus (Bruch, ausgebaut etc.) vorhanden war, vgl. Bild 24, woraus eine starke Streuung resultierte. In diesen Fällen wurde die Probe mit der längsten Laufzeit als Bruchpunkt angesetzt, die anderen Proben wurden nicht berücksichtigt. Rückfragen bei der Datenquelle ergaben, dass die Punkte mit kürzeren Laufzeiten noch nicht gebrochen waren.

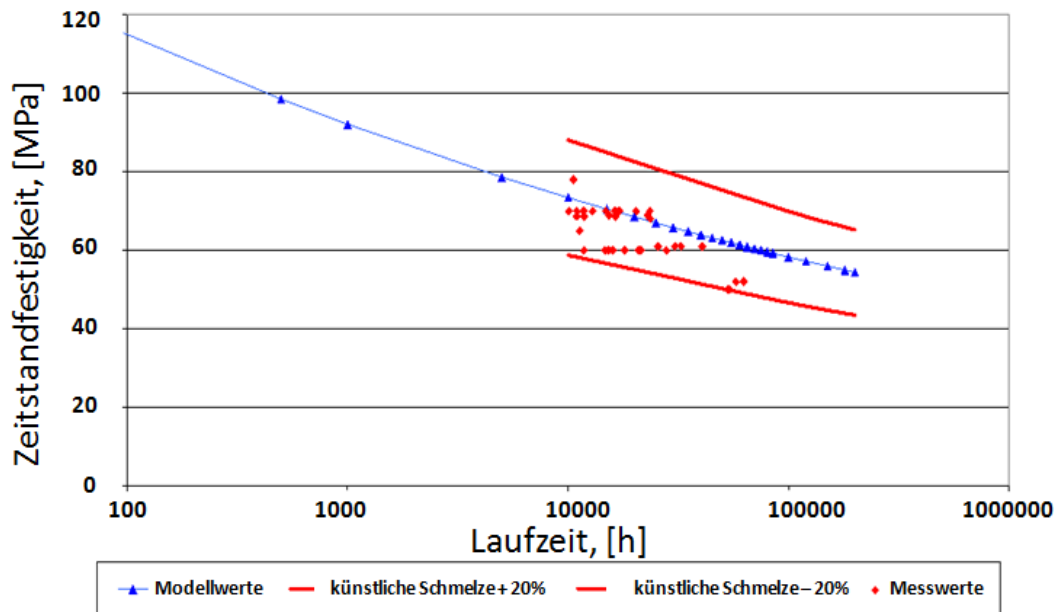


Bild 24: Beispiel für die Streuung von Daten. Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN künstliche Schmelze, 650°C, Ebene 2, Werkstoff X10CrMoVNb9-1

4.3.1 Stahl P91

Für den Stahl X10CrMoVNb9-1 standen aus den erwähnten Datenquellen 2816 einzelne Kriechversuche zur Auswertung zur Verfügung.

Die ursprüngliche Anzahl der Datensätze betrug 3708, da aber nur Kriechversuche bis zum Bruch betrachtet wurden, wurden 434 Daten entfernt. Ferner wurden auch 458 Datensätze von Schweißverbindungsproben gestrichen.

Damit umfassen die Daten 186 unterschiedliche Schmelzen mit individuellen chemischen Zusammensetzungen.

Der nächste Schritt bestand in der Auswahl der Merkmale für die Datenanalyse. Basierend auf den Anforderungen aus dem Regelwerk und der Verfügbarkeit der Daten, wurde ein konsistenter Satz von Merkmalen ausgewählt. Diese wurden in mehrere Datenebenen gruppiert. Daten mit Prüftemperaturen von über 650°C (142 Proben bzw. Datensätze) und kleiner als 450°C (13 Proben) wurden nicht berücksichtigt, da davon ausgegangen wird, dass in diesen Bereichen andere Kriechmechanismen als für den zu betrachtenden industriellen Anwendungsbereich vorliegen. Ferner wurden auch Prüfungen mit einer Laufzeit von weniger als 10 Stunden eliminiert (17 Proben), da ebenfalls kein repräsentatives Kriechverhalten unterstellt wurde. Außerdem wurden Proben ohne Angaben zur Wärmebehandlung entfernt (186 Proben). Proben, bei denen keine Zugversuchsdaten bei Raumtemperatur zur Verfügung standen, wurden ebenfalls entfernt (563 Proben). Ebenso wurden Daten ohne ausreichende Angaben zur chemischen Zusammensetzung beseitigt (78 Proben).

Weitere Daten wurden entfernt, sofern sie die Anforderungen/Spezifikationen der Standards: VdTÜV-Werkstoffblatt 511 und/oder DIN EN 10216-2 nicht erfüllten. Tabelle 13 zeigt, in welchem Umfang nach den o.g. Ausführungen Daten bereinigt wurden.

| Anzahl Proben bzw. Datensätze: Ausgangssumme | | 2816 |
|---|--|-------------|
| Nicht verwendbare Datensätze | Keine chemische Zusammensetzung | 78 |
| | Temperatur höher als 650°C und niedriger als 450°C | 142+13 |
| | Laufzeit weniger als 10 Stunden | 17 |
| | Keine Wärmebehandlungsdaten | 186 |
| | Keine Zugversuchsdaten bei RT | 563 |
| | Daten, die nicht den Normen entsprechen | 421 |
| Anzahl Proben bzw. Datensätze: Endsumme | | 1396 |

Tabelle 13: Übersicht über die Datenbereinigung, Werkstoff P91

Die für den Werkstoff X10CrMoVNb9-1 bereitgestellten Daten wurden auf 3 Ebenen strukturiert, die mit 16 (Ebene 3) bis 23 Merkmalen (Ebene 1) belegt sind. Die Spalte „Verfügbarkeit“ in Tabelle 14 zeigt, dass zwar mehr als 23 Merkmale vorliegen, es ist jedoch auch ersichtlich, dass einzelne Merkmale z.T. nur schwach oder sehr schwach besetzt sind.

Die Merkmale Erzeugnisform, Abkühlmedien, Brucheinschnürung sowie die Werte Zeit bis zum Erreichen der 0,5- und 1%-Zeitdehngrenzen¹ wurden infolge zu unsicherer Datenlage oder infolge nicht quantifizierbarer Eigenschaften in die kNN-Berechnungen nicht einbezogen. Für die übrigen Daten wurden aus diesem Grunde auf der Basis der Ursprungsdaten 3 jeweils vollständig gefüllte Untermatrizen gebildet, Tabelle 14.

¹ Diese Werte kommen wegen des direkten Zusammenhangs mit der Zielgröße Zeitstandfestigkeit als Merkmalswerte zum Training des Netzes nicht in Betracht

| Werkstoff P91 | Datensätze | Verfügbarkeit [%] | Matrix Nr. | | |
|------------------------------------|------------|-------------------|------------|---------|---------|
| | | | 1 | 2 | 3 |
| Werkstoff | 1396 | 100% | | | |
| Laufende Nummer | 1396 | 100% | | | |
| Erzeugnisform | 1396 | 100% | | | |
| Produktionsprozess | 723 | 52,8% | | | |
| Austenitisieren -Temperatur | 1396 | 100% | 1 | 1 | 1 |
| Austenitisieren -Dauer | 1031 | 73,9% | | | |
| Austenitisieren -Abkühlmedium | 1346 | 96,4% | | | |
| Anlass -Temperatur | 1396 | 100% | 1 | 1 | 1 |
| Anlass - Dauer | 1105 | 79,2% | | | |
| Anlass - Abkühlmedium | 1346 | 96,4% | | | |
| C | 1396 | 100% | 1 | 1 | 1 |
| Si | 1396 | 100% | 1 | 1 | 1 |
| Mn | 1396 | 100% | 1 | 1 | 1 |
| P | 1396 | 100% | 1 | 1 | 1 |
| S | 1377 | 98,6% | 1 | 1 | |
| Cr | 1396 | 100% | 1 | 1 | 1 |
| Mo | 1396 | 100% | 1 | 1 | 1 |
| Ni | 1291 | 92,5% | 1 | 1 | |
| V | 1396 | 100% | 1 | 1 | 1 |
| Al | 1335 | 95,6% | 1 | 1 | |
| B | 253 | 18,1% | | | |
| Nb | 1384 | 99,1% | 1 | 1 | |
| N | 1344 | 96,3% | 1 | 1 | |
| As | 131 | 9,4% | | | |
| Co | 301 | 21,6% | | | |
| Cu | 584 | 41,8% | 1 | | |
| Pb | 137 | 9,8% | | | |
| Sn | 344 | 24,6% | | | |
| Ti | 328 | 23,5% | | | |
| W | 106 | 7,6% | | | |
| Zr | 27 | 1,9% | | | |
| Dehngrenze $R_{p0,2}$ (RT) | 1396 | 100% | 1 | 1 | 1 |
| Bruchspannung R_m (RT) | 1396 | 100% | 1 | 1 | 1 |
| Bruchdehnung A_5 (RT) | 1342 | 96,1% | 1 | 1 | 1 |
| Brucheinschnürung Z (RT) | 555 | 39,8% | | | |
| Probestück Nummer | 792 | 56,8% | | | |
| Test Temperatur | 1396 | 100% | 1 | 1 | 1 |
| Zeitstandfestigkeit | 1396 | 100% | 1 | 1 | 1 |
| Laufzeit | 1396 | 100% | 1 | 1 | 1 |
| Zeitstand Bruchdehnung A_5 | 1378 | 98,7% | 1 | 1 | 1 |
| Zeitstand Brucheinschnürung Z | 1314 | 94,1% | 1 | 1 | |
| Versuchsdauer bis 1%-Dehnung | 305 | 21,9% | | | |
| Minimale Kriechrate | 10 | 0,7% | | | |
| Prüfstelle | 1396 | 100% | | | |
| brauchbare Merkmale je Datenmatrix | | | 23 | 22 | 16 |
| | | | Ebene 1 | Ebene 2 | Ebene 3 |

Tabelle 14: Auflistung der Verfügbarkeit von Daten und Merkmalen nach Datenbereinigung für den Werkstoff P91

4.3.2 Stahl P92

Die Datensätze wurden entsprechend der beim Stahl P91 beschriebenen Vorgehensweise aufbereitet, Tabelle 15. Maßgebend waren folgenden Standards:

1. VdTÜV-Werkstoffblatt 552/2;
2. DIN EN 10216-2:2002/prA2:2004(E).

| Anzahl Proben bzw. Datensätze: Ausgangssumme | | 976 |
|---|---|------------|
| Gelöschte Daten | Keine chemische Zusammensetzung | 73 |
| | Temperatur höher als 650°C oder niedriger als 450°C | 193+0 |
| | Laufzeit weniger als 10 Stunden | 52 |
| | keine Angaben zur Wärmebehandlung | 0 |
| | keine Daten über Zugversuche bei Raumtemperatur | 39 |
| | Daten, die nicht den Normen entsprechen | 33 |
| Endsumme | | 586 |

Tabelle 15: Übersicht über die Datenbereinigung, Werkstoff P92

Für die verbliebenen Daten wurden vollständig gefüllte Untermatrizen bzw. Datenebenen gebildet (Tabelle 16).

| <u>Werkstoff P92</u> | Datensätze | Verfügbarkeit [%] | Matrix Nr. | |
|--|------------|-------------------|----------------|----------------|
| | | | 1 | 2 |
| Werkstoff | 586 | 100% | | |
| Erzeugnisform | 586 | 100% | | |
| Produktionsprozess | 519 | 88,6% | | |
| Austenitisieren -Temperatur | 586 | 100% | 1 | 1 |
| Austenitisieren -Dauer | 576 | 98,3% | 1 | |
| Austenitisieren -Abkühlmedium | 586 | 100% | | |
| Anlass -Temperatur | 586 | 100% | 1 | 1 |
| Anlass - Dauer | 586 | 100% | 1 | |
| Anlass - Abkühlmedium | 586 | 100% | | |
| C | 586 | 100% | 1 | 1 |
| Si | 586 | 100% | 1 | 1 |
| Mn | 586 | 100% | 1 | 1 |
| P | 553 | 94,4% | 1 | |
| S | 586 | 100% | 1 | 1 |
| Cr | 586 | 100% | 1 | 1 |
| Mo | 586 | 100% | 1 | 1 |
| Ni | 586 | 100% | 1 | 1 |
| V | 586 | 100% | 1 | 1 |
| Al | 564 | 96,3% | 1 | |
| B | 572 | 97,6% | 1 | 1 |
| Nb | 586 | 100% | 1 | 1 |
| N | 570 | 97,3% | 1 | |
| Co | 5 | 0,9% | | |
| Cu | 5 | 0,9% | | |
| Ti | 5 | 0,9% | | |
| W | 586 | 100% | 1 | 1 |
| Dehngrenze $R_{p0,2}$ (RT) | 586 | 100% | 1 | 1 |
| Bruchspannung R_m (RT) | 586 | 100% | 1 | 1 |
| Bruchdehnung A_5 (RT) | 586 | 100% | 1 | 1 |
| Brucheinschnürung Z (RT) | 423 | 72,2% | | |
| Probestück Nummer | 436 | 74,4% | | |
| Test Temperatur | 586 | 100% | 1 | 1 |
| Zeitstandfestigkeit | 586 | 100% | 1 | 1 |
| Laufzeit | 586 | 100% | 1 | 1 |
| Zeitstand Bruchdehnung A_5 | 577 | 98,5% | | |
| Zeitstand Brucheinschnürung Z | 565 | 96,4% | | |
| Versuchsdauer bis 1%-Dehnung | 79 | 13,5% | | |
| Minimale Kriechrate | 134 | 87,0% | | |
| Prüfstelle | 65 | 11,1% | | |
| brauchbare Merkmale je Datenmatrix | | | 24 | 19 |
| | | | Ebene 1 | Ebene 2 |

Tabelle 16: Verfügbarkeit von Daten und Merkmalen nach Datenbereinigung, P92

4.3.3 Stahl E911

Die Datensätze wurden entsprechend der beim Stahl P91 beschriebenen Vorgehensweise aufbereitet, Tabelle 17. Maßgebend waren folgenden Standards:

1. VdTÜV-Werkstoffblatt 522/2;
2. DIN EN 10216-2:2002/prA2:2004(E).

| | | Datensätze E911 |
|--|--|-----------------|
| Ausgangssumme | | 400 |
| Gelöschte Daten | Keine chemische Zusammensetzung | 11 |
| | Temperatur höher als 650°C und niedriger als 450°C | 42 |
| | Laufzeit weniger als 10 Stunden | 2 |
| | Keine Wärmebehandlung Daten | 15 |
| | Keine Zugversuch Daten für Raum Temperatur | 27 |
| | Daten, die nicht den Normen entsprechen | 7 |
| Anzahl Proben bzw. Datensätze: Endsumme | | 296 |

Tabelle 17: Übersicht über die Datenbereinigung, Werkstoff E911

| Werkstoff E911 | | | | |
|---------------------------------------|------------|-------------------|------------|---|
| Merkmale | Datensätze | Verfügbarkeit [%] | Datenebene | |
| | | | 1 | 2 |
| Werkstoff | 296 | 100% | | |
| Erzeugnisform | 296 | 100% | | |
| Austenitisieren - Temperatur | 296 | 100% | 1 | 1 |
| Austenitisieren - Dauer | 258 | 87,2% | 1 | |
| Austenitisieren - Abkühlmedium | 6 | 2,0% | | |
| Anlass - Temperatur | 296 | 100% | 1 | 1 |
| Anlass - Dauer | 252 | 85,1% | 1 | |
| Anlass - Abkühlmedium | 0 | 0,0% | | |
| C | 296 | 100% | 1 | 1 |
| Si | 296 | 100% | 1 | 1 |
| Mn | 296 | 100% | 1 | 1 |
| P | 296 | 100% | 1 | 1 |
| S | 296 | 100% | 1 | 1 |
| Cr | 296 | 100% | 1 | 1 |
| Mo | 296 | 100% | 1 | 1 |

Tabelle 18: Verfügbarkeit von Daten und Merkmalen nach Datenbereinigung, E911

| Werkstoff E911 | | | | |
|------------------------------------|------------|-------------------|------------|---------|
| Merkmale | Datensätze | Verfügbarkeit [%] | Datenebene | |
| | | | 1 | 2 |
| Ni | 296 | 100% | 1 | 1 |
| V | 296 | 100% | 1 | 1 |
| Al | 296 | 100% | 1 | 1 |
| B | 163 | 55,1% | | |
| Nb | 296 | 100% | 1 | 1 |
| N | 296 | 100% | 1 | 1 |
| Cu | 53 | 17,9% | | |
| Ti | 11 | 3,7% | | |
| W | 296 | 100% | 1 | 1 |
| Dehngrenze $R_{p0,2}(RT)$ | 296 | 100% | 1 | 1 |
| Bruchspannung $R_m(RT)$ | 296 | 100% | 1 | 1 |
| Bruchdehnung $A_5(RT)$ | 296 | 100% | 1 | 1 |
| Brucheinschnürung $Z(RT)$ | 268 | 90,5% | 1 | |
| Probenstück Nummer | 296 | 100% | | |
| Test Temperatur | 296 | 100% | 1 | 1 |
| Zeitstandfestigkeit | 296 | 100% | 1 | 1 |
| Test Status | 296 | 100% | | |
| Laufzeit | 296 | 100% | 1 | 1 |
| ZS-Bruchdehnung $A_5(RT)$ | 293 | 99,0% | | |
| ZS-Brucheinschnürung $Z(RT)$ | 239 | 80,7% | | |
| Minimale Kriechrate | 46 | 15,5% | | |
| Prüfstelle | 296 | 100% | | |
| brauchbare Merkmale je Datenmatrix | | | 24 | 21 |
| | | | Ebene 1 | Ebene 2 |

Tabelle 19 (Forts.): Verfügbarkeit von Daten und Merkmalen nach Datenbereinigung, E911

4.3.4 Zusammenfassung der Daten in Werkstoffgruppen

Bei der Zusammenstellung in Werkstoffgruppen wurde bewusst das Kriterium „vorgegebene Spezifikation“ nicht mehr verfolgt. Es sollte überprüft werden, in welchem Umfang ein neuronales Netz eine verallgemeinerte chemische Analyse („9%-12%-Cr-Stähle“) im Hinblick auf das Zeitstandverhalten verarbeiten kann. Dies erfolgte in zwei Schritten:

1. Zusammenfassung aller Daten aus 9% Cr-Stählen (P91, P92, E911) mit der am häufigsten verwendeten Erzeugnisform "Tube"
2. Zusammenfassung aller Daten aus 9% Cr-Stählen (P91, P92, E911) und 12% Cr-Stählen (X20) mit Berücksichtigung der Erzeugnisform

4.4 Anwendung von Neuronalen Netzen

Folgende Modelle wurden für verschiedene Datenebenen (Matrizen) erstellt und ausgewertet:

Werkstoff P91

- Modell 1: Streckgrenze bei Raumtemperatur
- Modell 2: Zeitstandfestigkeit, Zeitstandbruchzeit bzw. Laufzeit

Werkstoff P92

- Modell 3: Zeitstandfestigkeit, Zeitstandbruchzeit bzw. Laufzeit
- Modell 4: Zeitstand-Bruchdehnung A_5 [%]

Werkstoff E911

- Modell 5: Zeitstandfestigkeit, Zeitstandbruchzeit bzw. Laufzeit

Werkstoffe 9% Cr – Stahl (Tube)

- Modell 6: Zeitstandfestigkeit, Zeitstandbruchzeit bzw. Laufzeit

Werkstoffe 9-12% Cr – Stahl (Tube)

- Modell 7: Zeitstandfestigkeit, Zeitstandbruchzeit bzw. Laufzeit

4.4.1 Stahl P91

4.4.1.1 Modellierung

Zur Modellierung der Abhängigkeiten von Zeitstandfestigkeit und Zeitstandbruchzeit wurden künstliche Neuronale Netze vom Typ „Multilayer Perceptron“ - kurz MLP – herangezogen (vgl. Kapitel 3.3.3). Das MLP selbst kann aus Sicht des Anwenders als Blackbox angesehen werden, die in der Lage ist, durch selbständiges Trainieren einen bestmöglichen Zusammenhang zwischen den präsentierten Größen der Eingangsschicht und denen der Ausgangsschicht herzustellen.

Ein MLP wird auf der Grundlage entsprechender Software - im vorliegenden Falle „DataEngine“ der MIT GmbH, Aachen [DataEngine 02] - etappenweise aufgebaut:

- Festlegung der Ein- und Ausgabegrößen;
- Festlegung der Netzarchitektur (Anzahl an verdeckten Schichten und Neuronen, Transferfunktion);
- Einstellung der Lernparameter (Lernrate, Momentum);
- Training (Lernverfahren, Stoppbedingungen);
- Testen (Netzvalidierung mit Daten, die nicht in den Trainingsdaten enthalten waren; bei unbefriedigendem Ergebnis Neustart mit teilweise veränderten Parametern);
- Anwendungsrechnung des MLP (wenn das Lernergebnis befriedigt).

Wenn das MLP erstellt und belernt wurde, lassen sich in der Spanne der Merkmalsgrenzen Modellberechnungen durchführen und die Ergebnisse graphisch darstellen und analysieren. Hierfür stellt die Software entsprechende Hilfsmittel bereit, z.B. das Werkzeug der Sensitivitätsanalyse.

Damit lässt sich untersuchen, wie stark sich Veränderungen der Eingangsmerkmale auf ein Ausgangs- bzw. Zielmerkmal (Zeitstandbruchzeit, Zeitstandfestigkeit) auswirken. Zur Veranschaulichung lassen sich verschiedene Darstellungsarten verwenden:

- Minimum-/Maximum-Darstellung

Bei dieser Variante wird ein Zielmerkmal (Laufzeit, Zeitstandfestigkeit) in Abhängigkeit von Eingangsmerkmalen betrachtet. Das Minimum und das Maximum des Ausgangs (bezogen auf den Variationsbereich der Eingangsmerkmale) werden bestimmt und graphisch dargestellt - Bild 25. Senkrechte Balken zeigen den möglichen Wertebereich (Minimum/Maximum) des Ausgangsmerkmals (Zeitstandfestigkeit) an, während der jeweils kurze Querbalken den dem aktuellen Arbeitspunkt entsprechenden Wert des Zielmerkmals markiert.

- Summe der Ableitungen

Zur Darstellung des Einflusses, den Eingangsmerkmale in ihrem Variationsbereich auf ein Zielmerkmal ausüben, wird für jedes Eingangsmerkmal die Summe der ersten Ableitungen bzw. Gradienten gebildet und dargestellt - Bild 26.

- Kurven- bzw. Gradientendarstellung

Diese Darstellungsvariante zeigt den Verlauf eines Ausgangs- bzw. Zielmerkmals über der prozentualen Änderung der Eingangsmerkmale an - Bild 27. Die Variation eines Eingangsmerkmals erfolgt üblicherweise im von der Spanne der Eingangsmerkmale vorgegebenen Bereich. Der gemeinsame Schnittpunkt der Gradientenkurven stellt den aktuellen Wert des Zielmerkmals, hier der Zeitstandfestigkeit, am Arbeitspunkt dar.

- Transferfunktion (2D- oder 3D-Darstellung)

Hiermit kann ein Zielmerkmal in Abhängigkeit von ein oder zwei ausgewählten Eingangsmerkmalen dargestellt werden, um diesen speziell ausgewählten Zusammenhang zu veranschaulichen – Bild 28.

Beispiele für P91, Ebene 1

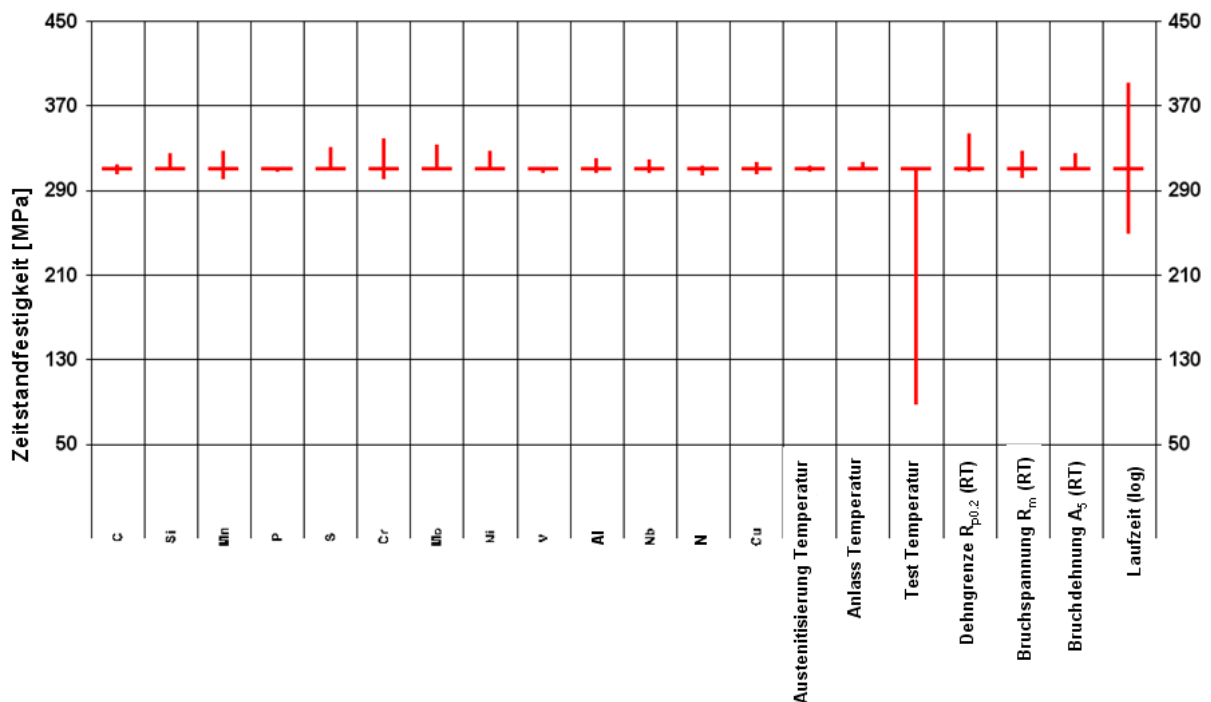


Bild 25: Minimum-Maximum-Darstellung des Ausgangsmerkmals, bezogen auf den Variationsbereich der Eingangsmerkmale, P91, Ebene 1

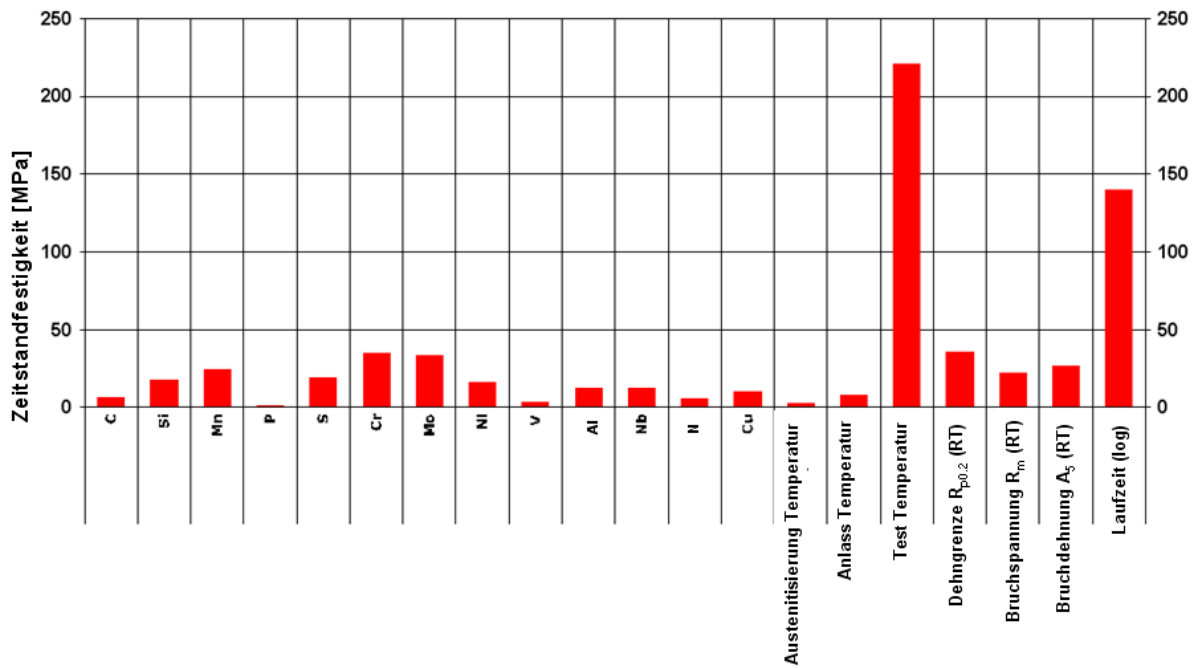


Bild 26: Summe der Ableitungen, die beim Verändern des Eingangsmerkmals auftreten, P91, Ebene 1

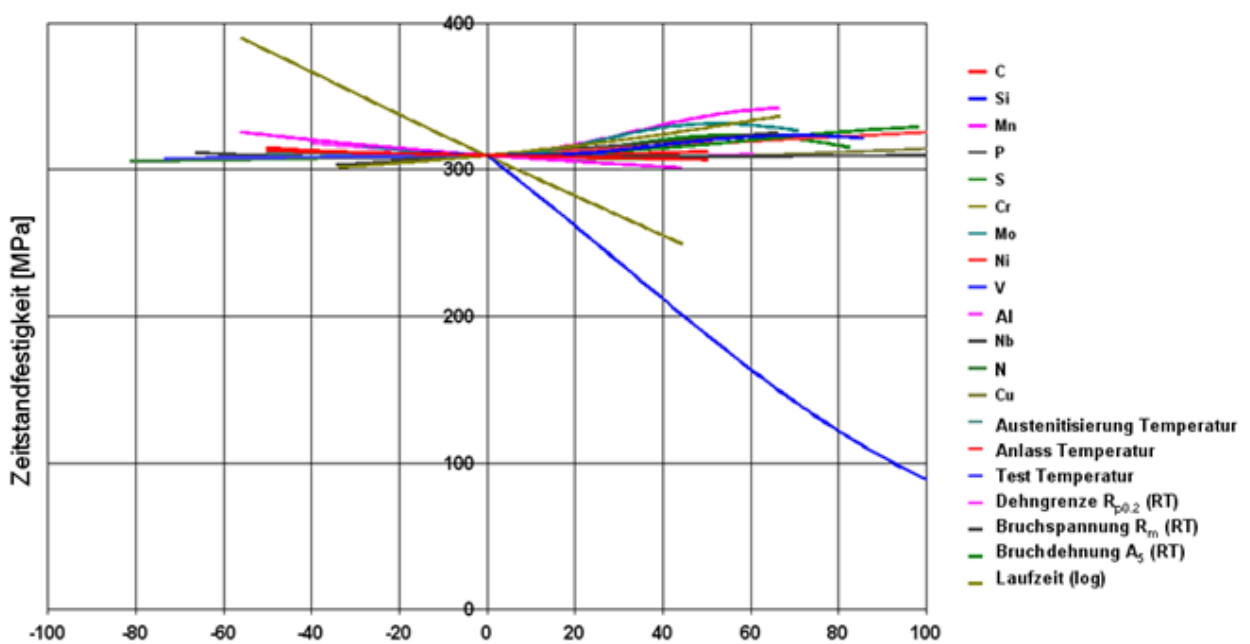


Bild 27: Kurvenverlauf eines Ausgangsmerkmals in Abhängigkeit der prozentualen Änderung der Eingangsmerkmale in deren Gültigkeitsbereichen, P91, Ebene 1

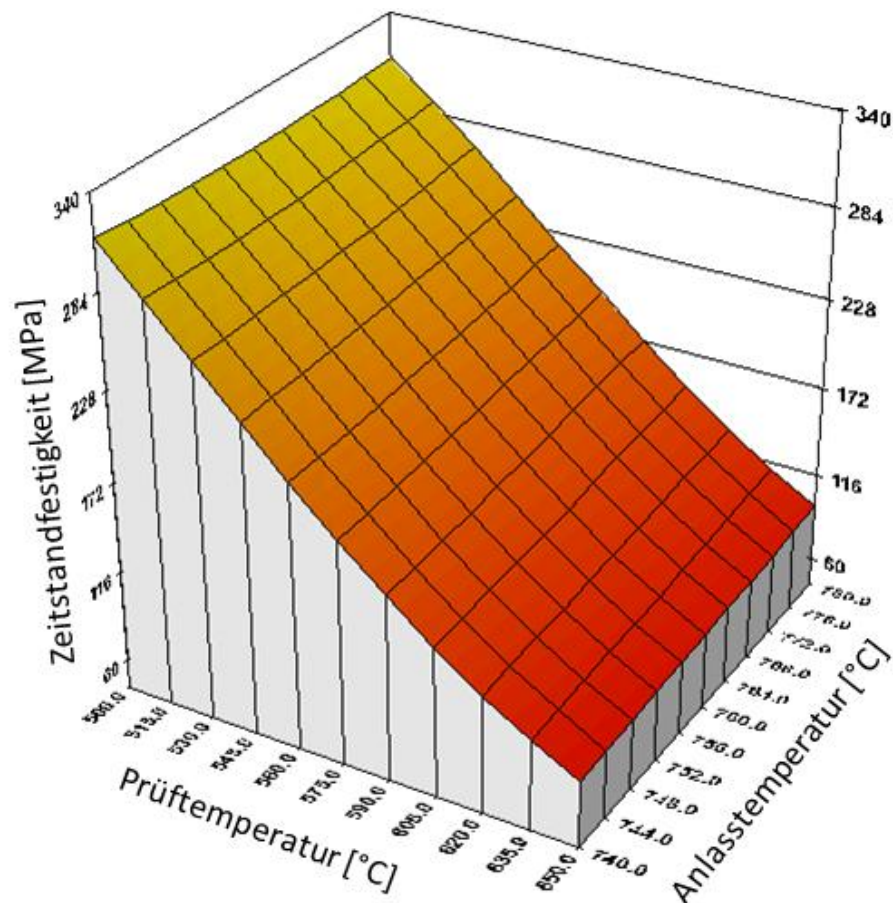


Bild 28: Zeitstandfestigkeit in Abhängigkeit von Prüf- und Anlasstemperatur, P91, Ebene 1

Diese Darstellungen gelten zunächst nur für einen sogenannten Arbeitspunkt. Dieser ist definiert durch die aktuelle bzw. vorgegebene Größe eines jeden Merkmals innerhalb dessen Variationsbereichs, der wiederum durch die Eingangsdaten festliegt. Sie ändern sich qualitativ aber i. allg. nicht dramatisch mit Änderung einzelner Eingangsmerkmale, d.h. des Arbeitspunktes.

Während mit der Sensitivitätsanalyse untersucht wird, wie empfindlich eine Zielgröße (Laufzeit, Zeitstandfestigkeit) auf eine Änderung einzelner Merkmalseigenschaften qualitativ reagiert, bleibt die Ermittlung der konkreten Wirkungsrichtung eines Merkmals Beispielrechnungen vorbehalten. Dabei lässt sich erkennen, ob z.B. die Vergrößerung einer Einfluss- bzw. Merkmalsgröße ebenfalls mit einer Vergrößerung, oder aber mit einer Verkleinerung der Zielgröße verbunden ist. Auch hierfür gibt es verschiedene Möglichkeiten der Visualisierung. Allerdings lässt sich die Zielgröße stets nur in Abhängigkeit von ein oder zwei Merkmalsgrößen graphisch darstellen. Für einen besseren Überblick der quantitativen Abhängigkeiten und Wirkungsrichtungen sind deshalb stets mehrere Visualisierungen erforderlich, wobei man sich i. allg. auf die wichtigsten bzw. interessantesten Merkmalskombinationen beschränkt. Hier sei beispielshalber die Zeitstandfestigkeit in Abhängigkeit von Prüf- und Anlasstemperatur in 3D-Darstellung gezeigt, Bild 28.

Diese Untersuchungen lassen sich durch den Benutzer interaktiv mit dem Programm DataEngine durchführen.

Eine erste objektive Aussage zur Qualität von Eingangsdaten und kNN-Modell liefern die Maße für Korrelation oder Bestimmtheit. Der Korrelationskoeffizient r ist ein Maß für die Stärke der Abhängigkeit zwischen Modell- und experimentellen Daten. Je näher der

Koeffizient an den Wert 1 herankommt, desto besser ist die Übereinstimmung zwischen Modell- und Messwerten, siehe auch Abschnitt 4.4.1.4. Anschaulich gemacht werden kann der Grad von Übereinstimmung oder Diskrepanz durch einen graphischen Vergleich zwischen Mess- und Modellwerten. Dies ist das Ziel der nachfolgenden Abschnitte.

4.4.1.2 Modell 1: Zielgröße – Streckgrenze $R_{p0,2}$

Die Streckgrenze bei RT ist eine wichtige Größe für die Auslegung von Bauteilen im Warmstreckgrenzbereich. Die im Zugversuch ermittelte Größe der Streckgrenze steht im direkten metallphysikalischen Zusammenhang mit der chemischen Zusammensetzung und der Wärmebehandlung. Nachfolgend wird eine Modellierung dieser Zusammenhänge mit Hilfe des künstlichen Neuronales Netzes vorgenommen.

Die Tabelle 20 und Tabelle 21 präsentieren die Auflistung der Verfügbarkeit von Daten und Merkmalen für Werkstoff P91 mit der Zielgröße Streckgrenze.

| Werkstoff P91 | | | |
|---------------------------------------|-------------|-------------------|-----------------------------|
| Merkmale | Datensätze | Verfügbarkeit [%] | Zugversuch - Modellmerkmale |
| Werkstoff | 1396 | 100,0 | |
| Schmelze Nummer | 876 | 63,0 | |
| Laufende Nummer | 1396 | 100,0 | |
| Erzeugnisform | 1396 | 100,0 | |
| Produktionsprozess | 723 | 52,0 | |
| Austenitisieren - Temperatur | 1396 | 100,0 | 1 |
| Austenitisieren – Dauer | 1031 | 74,0 | 1 |
| Austenitisieren - Abkühlmedium | 1346 | 96,0 | |
| Anlass – Temperatur | 1396 | 100,0 | 1 |
| Anlass – Dauer | 1105 | 79,0 | 1 |
| Anlass - Abkühlmedium | 1346 | 96,0 | |
| C | 1396 | 100,0 | 1 |
| Si | 1396 | 100,0 | 1 |
| Mn | 1396 | 100,0 | 1 |
| P | 1396 | 100,0 | 1 |
| S | 1377 | 98,6 | 1 |
| Cr | 1396 | 100,0 | 1 |
| Mo | 1396 | 100,0 | 1 |
| Ni | 1291 | 92,5 | 1 |
| V | 1396 | 100,0 | 1 |
| Al | 1335 | 95,6 | 1 |
| B | 253 | 18,1 | |
| Nb | 1384 | 99,1 | |
| N | 1344 | 96,3 | 1 |
| As | 131 | 9,4 | |
| Co | 301 | 21,6 | |
| Cu | 584 | 41,8 | |
| Pb | 137 | 9,8 | |
| Sn | 344 | 24,6 | |
| Ti | 328 | 23,5 | |

Tabelle 20: Auflistung der Verfügbarkeit von Daten und Merkmalen, P91, Zielgröße: Streckgrenze $R_{p0,2}$ bei RT

| Werkstoff P91 | | | |
|--|------------|-------------------|-----------------------------|
| Merkmale | Datensätze | Verfügbarkeit [%] | Zugversuch - Modellmerkmale |
| W | 106 | 7,6 | |
| Zr | 27 | 1,9 | |
| Dehngrenze $R_{p0,2}$ (RT) | 1396 | 100,0 | |
| Bruchspannung R_m (RT) | 1396 | 100,0 | |
| Bruchdehnung A_5 (RT) | 1342 | 96,1 | |
| Brucheinschnürung Z (RT) | 555 | 39,8 | |
| Probenstück Nummer | 792 | 56,7 | |
| Test Temperatur | 1396 | 100,0 | |
| Zeitstandfestigkeit | 1396 | 100,0 | |
| Test Status | 1396 | 100,0 | |
| Laufzeit | 1396 | 100,0 | |
| ZS Bruchdehnung A_5 (RT) | 1378 | 99,0 | |
| ZS Brucheinschnürung Z(RT) | 1314 | 94,0 | |
| Versuchsdauer bis 1% - Dehnung | 305 | 21,9 | |
| Minimale Kriechrate | 10 | 0,7 | |
| Prüfstelle | 1396 | 100,0 | |
| brauchbare Merkmale je Datenebene | | | 15 |

Tabelle 21 (Forts.): Auflistung der Verfügbarkeit von Daten und Merkmalen, P91, Zielgröße: Streckgrenze $R_{p0,2}$ bei RT

Für die weitere Analyse wurde der Datenbestand nach den drei Erzeugnisformen Tube², Pipe und Plate (Blech) aufgeteilt. Danach ergab sich der folgende Datenbestand:

| Erzeugnisform | Anzahl der Datensätze | Anzahl der Merkmale |
|---------------|-----------------------|---------------------|
| Tube | 295 | 15 |
| Pipe | 329 | |
| Plate | 231 | |

Tabelle 22: Daten nach Erzeugnisform für die Modellierung der Streckgrenze

Die Ergebnisse der kNN-Modellberechnungen für den Stahl P91, die mit den Daten der Datenebene 2 für die drei Erzeugnisformen durchgeführt wurden, sind den folgenden Bildern Bild 29 - Bild 31 zu entnehmen.

² In der deutschen Übersetzung ergibt sich der Unterschied zwischen „tube“ und „pipe“ in der Abmessung: unter tubes sind Kesselrohre zu verstehen, pipes stehen für größere Rohre, wie sie in der Rohrleitung zwischen Kessel und Turbine verwendet werden

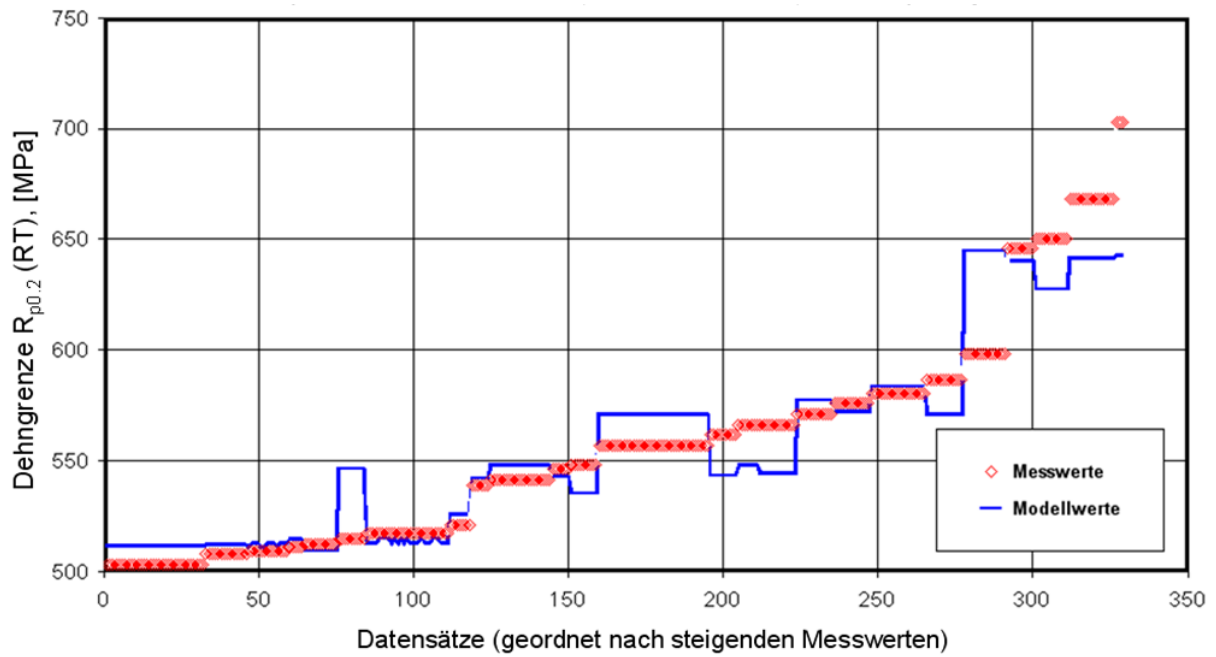


Bild 29: P91 – kNN-Modellergebnisse - Streckgrenze $R_{p0.2}$ (RT), Erzeugnisform „Pipe“. Vergleich zwischen Modell- und Messwerten: Ebene 2, 15 Merkmale, 329 Datensätze, $r=0.934$

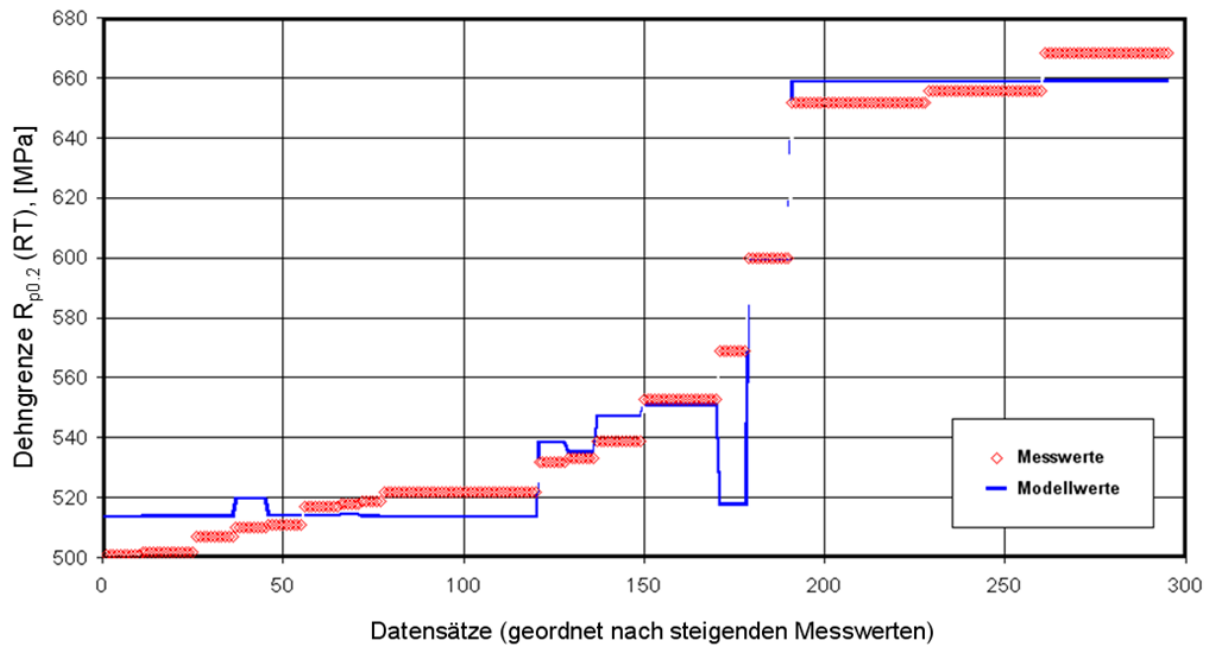


Bild 30: P91 – kNN-Modellergebnisse - Streckgrenze $R_{p0.2}$ (RT), Erzeugnisform „Tube“. Vergleich zwischen Modell- und Messwerten: Ebene 2, 15 Merkmale, 295 Datensätze, $r=0.986$

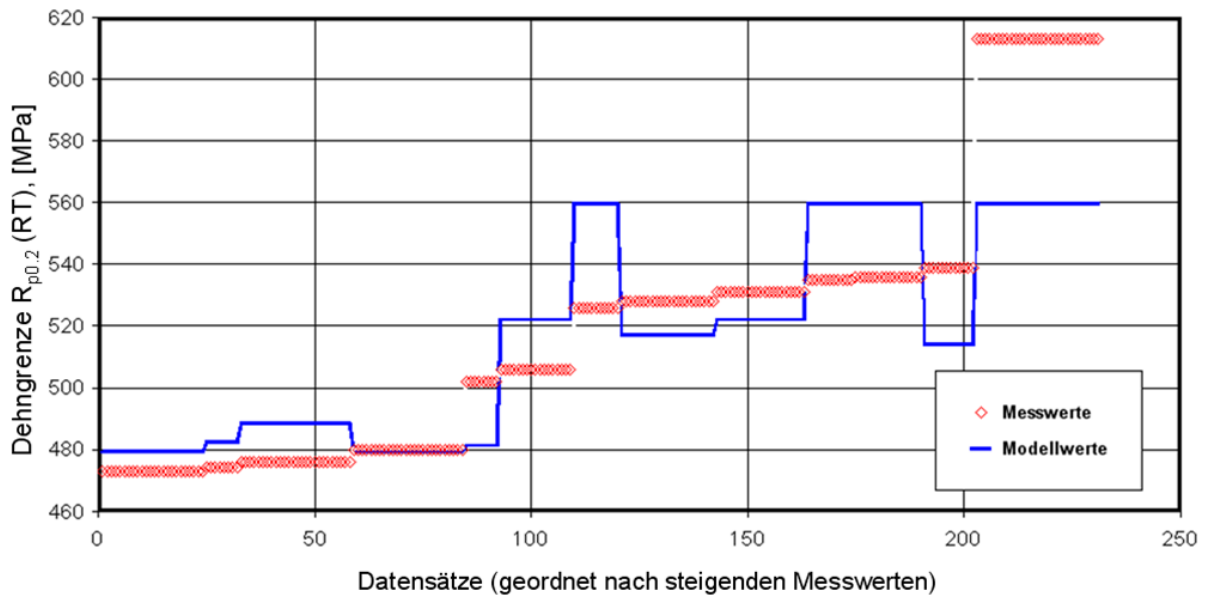


Bild 31: P91 – kNN-Modellergebnisse - Streckgrenze $R_{p0,2}$ (RT), Erzeugnisform „Plate“. Vergleich zwischen Modell- und Messwerten: Ebene 2, 15 Merkmale, 231 Datensätze, $r=0.837$

Die vergleichsweise besten Ergebnisse zeigen die Erzeugnisgruppen „Tube“ und „Pipe“. Das Modell für „Plate“ zeigt demgegenüber die schlechteste Übereinstimmung zwischen Mess- und Modellwerten, offenbar infolge des erheblichen Sprungs der Datensätze oberhalb einer Dehngrenze von 540 MPa. Das spiegelt sich auch unmittelbar in der Größe der Korrelationskoeffizienten r wider, Tabelle 23.

| Erzeugnisform | Korrelationskoeffizient |
|---------------|-------------------------|
| Tube | 0.986 |
| Pipe | 0.934 |
| Plate | 0.837 |

Tabelle 23: Modellierungsergebnis – Korrelationskoeffizienten

Als Ergebnis der kNN-Modellierung können folgende Schlussfolgerungen gezogen werden:

Über die Eingabe der Merkmale für:

- chemische Zusammensetzung
- Wärmebehandlung

kann eine Ermittlung der Streckgrenze für die Erzeugnisformen „Tube“ und „Pipe“ erfolgen. Das Modell für die Erzeugnisform „Plate“ dagegen ist hier wesentlich ungenauer und deshalb für Anwendungen nicht zu empfehlen.

4.4.1.3 Modell 2: Zielgrößen – Zeitstandfestigkeit, Laufzeit

In Bild 32 bis Bild 37 sind für die Zielgrößen Laufzeit und Zeitstandfestigkeit für die Datenebenen 1, 2 und 3 die Gegenüberstellungen von Modell- und Messwerten abgebildet.

Generell ist festzustellen, dass der Korrelationskoeffizient r zwischen Modell- und Messwerten für die Zielgröße „Laufzeit bis zum Bruch“ gegenüber der „Zeitstandfestigkeit“ deutlich schlechter ausfällt und überwiegend nur Werte zwischen 0,8 und 0,9 annimmt. Deutlich bessere Korrelationen weisen Modell- und Messwerte zur Zielgröße Zeitstandfestigkeit mit Werten $r > 0,94$ auf.

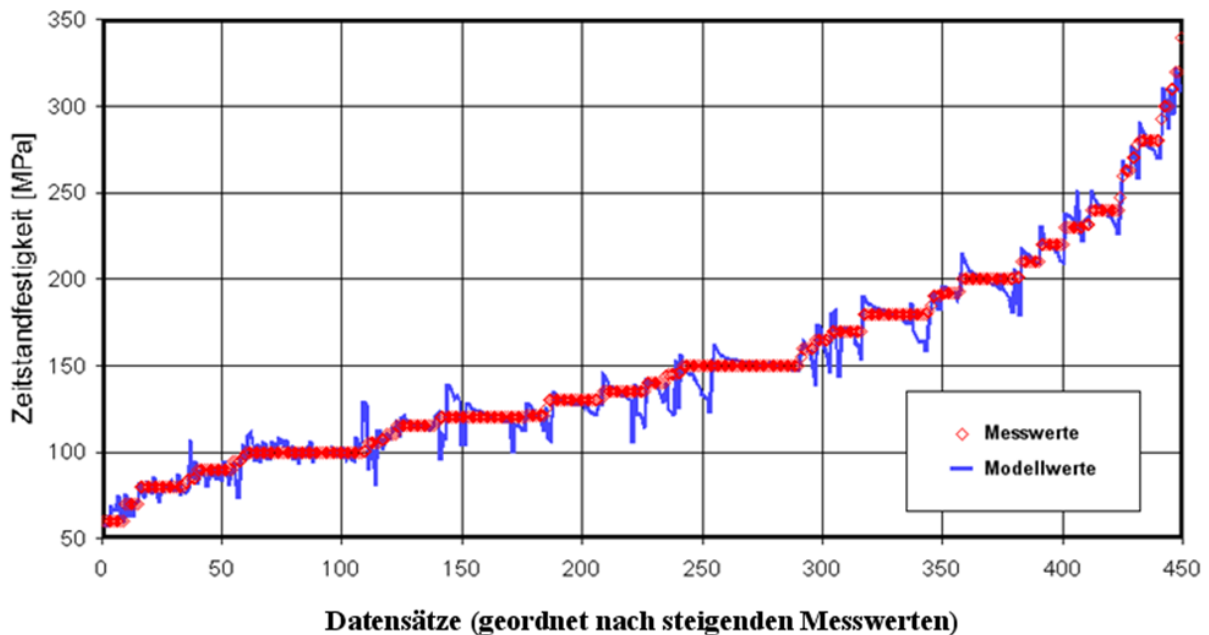


Bild 32: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P91, Ebene 1: 20 Merkmale, 449 Datensätze, $r=0.989$

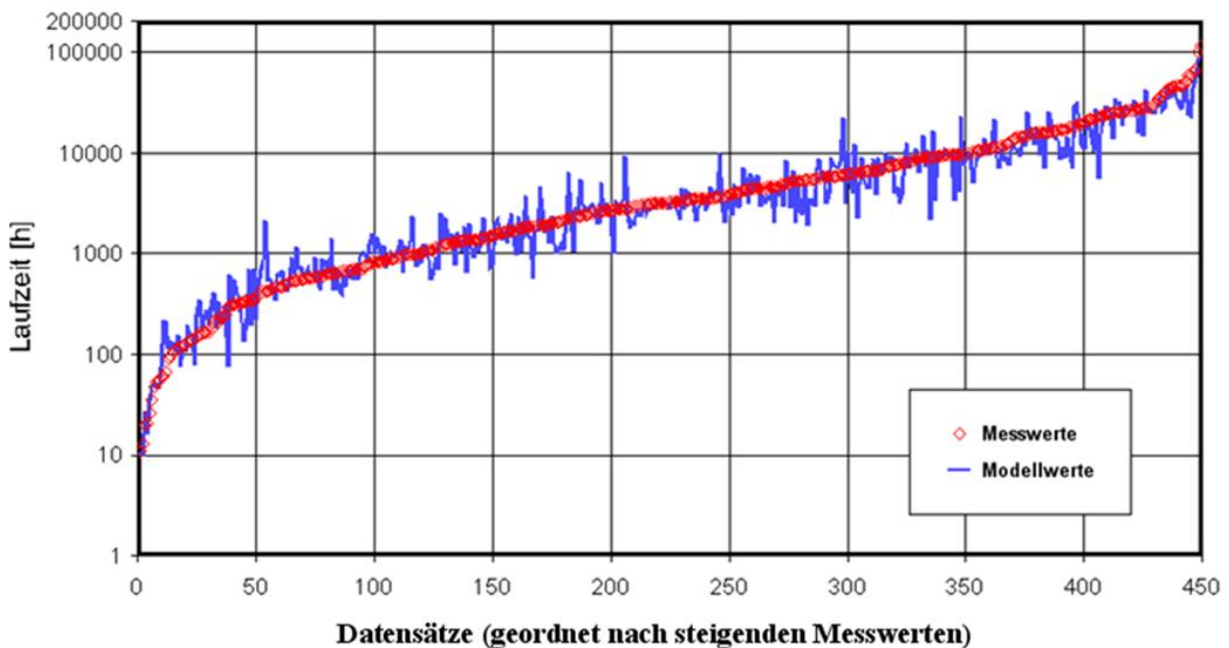


Bild 33: Laufzeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P91, Ebene 1: 20 Merkmale, 449 Datensätze, $r=0.939$

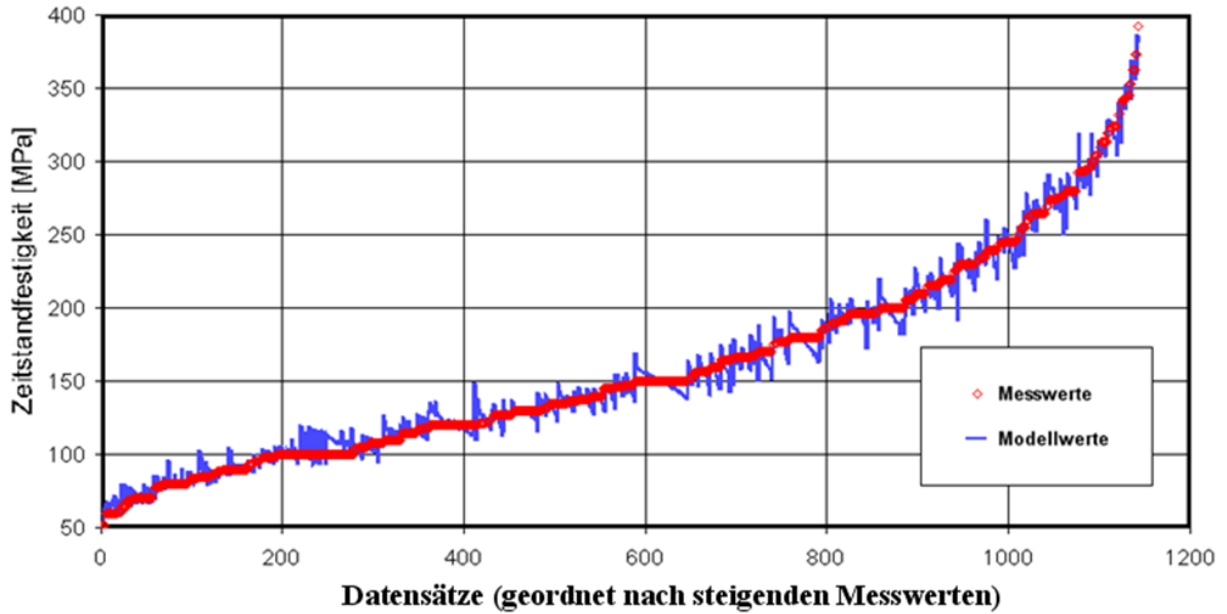


Bild 34: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P91, Ebene 2: 19 Merkmale, 1143 Datensätze, $r=0.994$

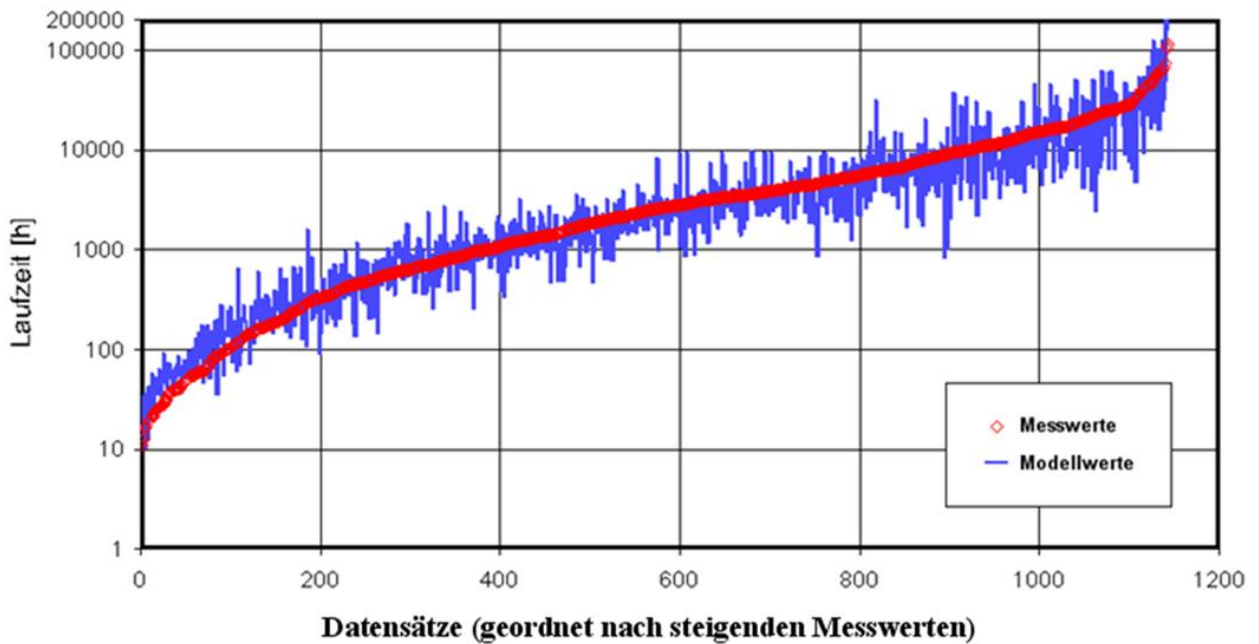


Bild 35: Laufzeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P91, Ebene 2: 19 Merkmale, 1143 Datensätze, $r=0.809$

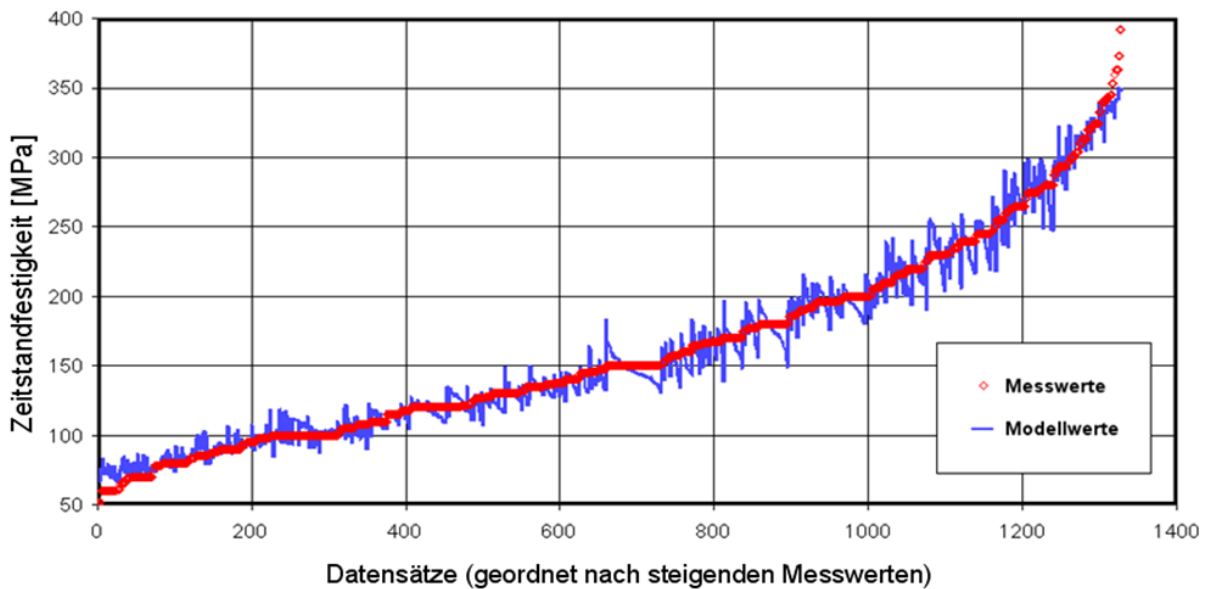


Bild 36: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P91, Ebene 3: 14 Merkmale, 1327 Datensätze, $r=0.989$

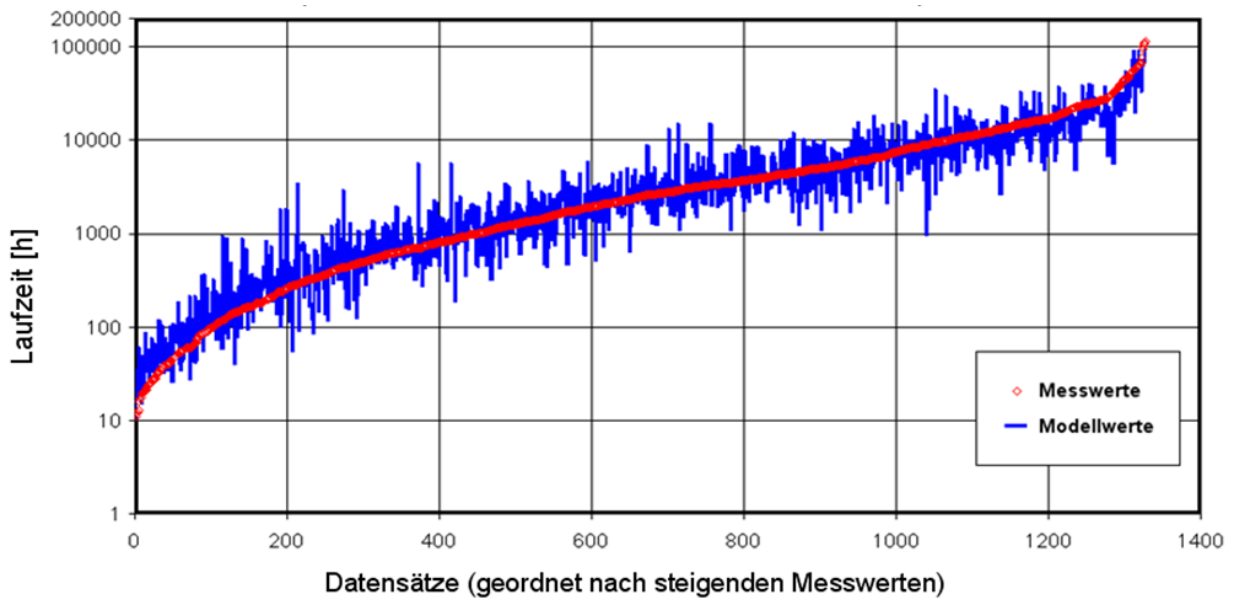


Bild 37: Laufzeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P91, Ebene 3: 14 Merkmale, 1327 Datensätze, $r=0.894$

Insgesamt wurden 6 Modelle für Ebenen 1, 2 und 3 mit der Zielgröße Zeitstandfestigkeit und mit der Zielgröße Laufzeit trainiert. Die zugehörigen Korrelationskoeffizienten sind in Tabelle 24 und Tabelle 25 zu sehen. Das beste Ergebnis hat sich für Ebene 1 und 2 ergeben.

| | Ebene 1 | Ebene 2 | Ebene 3 |
|----------------------------------|---------|--------------|---------|
| Korrelationskoeffizienten | 0.989 | <u>0.994</u> | 0.989 |

Tabelle 24: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, P91

| | Ebene 1 | Ebene 2 | Ebene 3 |
|----------------------------------|--------------|---------|---------|
| Korrelationskoeffizienten | <u>0.939</u> | 0.809 | 0.894 |

Tabelle 25: Zielgröße Laufzeit, P91

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass eine steigende Zahl von Datensätzen mit weniger Merkmalen nicht automatisch vorteilhaft sein muss. Denn bei Ebene 3 zeigt sich eine große Streuung der Messwerte für das Zielmerkmal Bruchlaufzeit. Die Abweichung bei kleinen Spannungen bzw. langen Laufzeiten werden durch mehr Merkmalswerte nicht unbedingt geringer. Deshalb wird es für die Umsetzung von Daten im kNN als vorteilhafter angesehen, wenn eine Datenstruktur gemäß Ebene 2 oder Ebene 1 aufgebaut und zum kNN-Training verwendet wird.

4.4.1.4 Beispiel: Vergleich der kNN-Berechnung von nicht normierten mit normierten Merkmalen

Der Vergleich der kNN-Berechnung zwischen nicht normierten und normierten Merkmalen wurde am Beispiel des Stahls P91 für die Datenebenen 1 und 2 durchgeführt. Bei der Normierung werden die Daten jedes Merkmals vor dem Training mit dem kNN zunächst auf das Intervall zwischen 0 und 1 bezogen. Die Laufzeit selbst wurde nach Logarithmieren ebenfalls normiert.

$$\ln(LZ)_{norm} = [\ln(LZ) - \text{MIN}(\ln(LZ))] / [\text{MAX}(\ln(LZ)) - \text{MIN}(\ln(LZ))]$$

Nach der Erstellung des kNN-Modells wurden die Merkmale entnormiert und das Merkmal Laufzeit zusätzlich delogarithmiert:

$$\ln(LZ) = \ln(LZ)_{norm} \cdot [\text{MAX}(\ln(LZ)) - \text{MIN}(\ln(LZ))] + \text{MIN}(\ln(LZ))$$

Zum Merkmal Laufzeit (Ebene 1): Das folgende Bild 38 zeigt, neben den Messwerten, zunächst das kNN-Ergebnis für unnormierte Daten, wofür der Vergleich von Mess- und Modellwerten einen Korrelationskoeffizienten von $r = 0,939$ ergeben hat. Zu beachten ist, dass das Merkmal Laufzeit logarithmiert und nach der kNN-Rechnung wieder entlogarithmiert wurde.

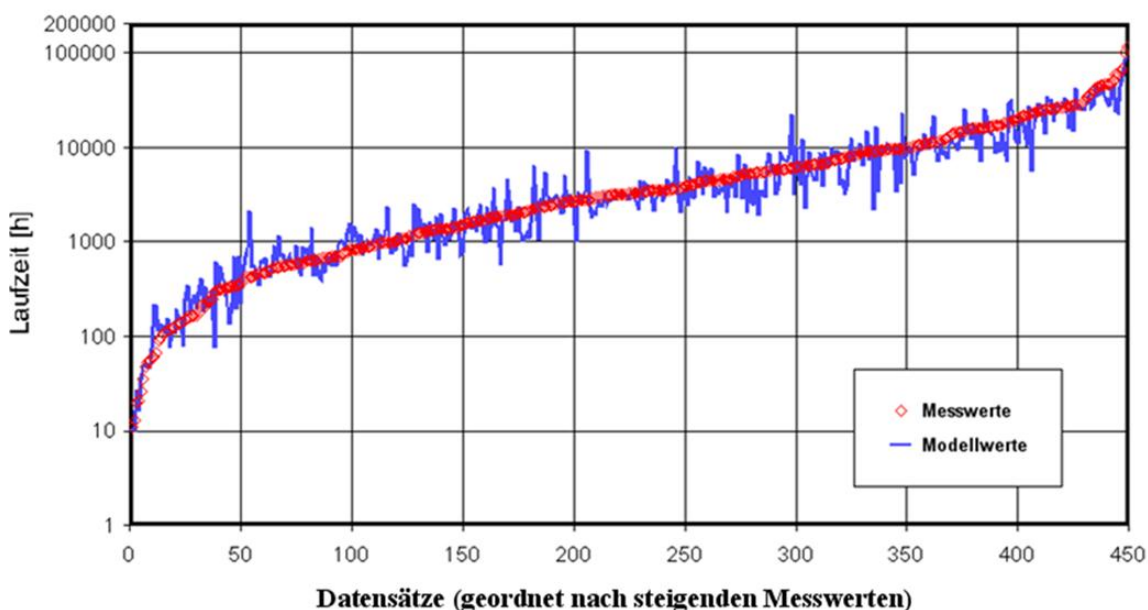


Bild 38: Laufzeit, modelliert mit unnormierten Merkmalsdaten, P91, Ebene 1: 20 Merkmale, 449 Datensätze, $r=0.939$

Bei der Normierung ergibt Bild 39.

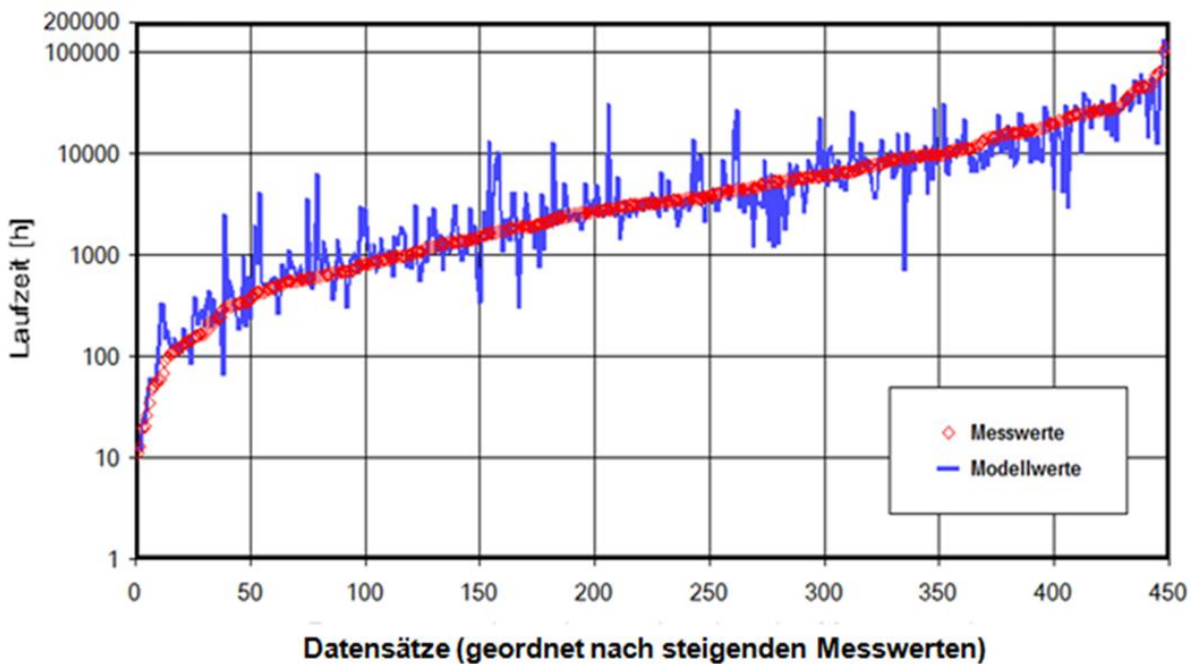


Bild 39: Laufzeit, modelliert mit normierten Merkmalsdaten, P91, Ebene 1: 20 Merkmale, 449 Datensätze, $r = 0.892$

Die beiden Korrelationskoeffizienten zeigen für das Beispiel, dass durch das Rechnen mit normierten Merkmalsdaten nicht nur keine Verbesserung zu erzielen ist, sondern dass sogar eine Verschlechterung eintreten kann. Das ist natürlich ein nicht wünschenswertes und nicht unbedingt erwartetes Resultat.

Ist die Korrelation allerdings recht hoch, d.h., sie nähert sich dem Wert 1, wie das überwiegend bei der kNN-Modellierung des Merkmals Zeitstandfestigkeit der Fall ist, dann unterscheiden sich die Korrelationen der Modelle, die mit unnormierten und mit normierten Merkmalen berechnet wurden, immer weniger voneinander. Das demonstriert das folgende Beispiel, Bild 40 und Bild 41.

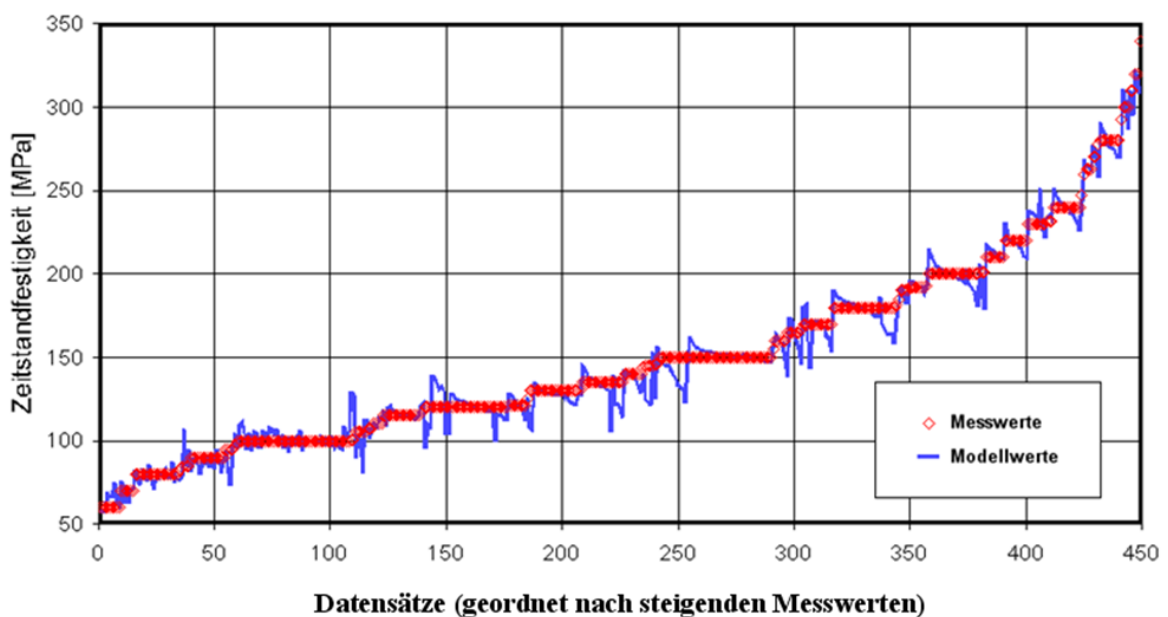


Bild 40: Zeitstandfestigkeit, modelliert mit unnormierten Merkmalsdaten, P91, Ebene 1: 20 Merkmale, 449 Datensätze, $r = 0.989$

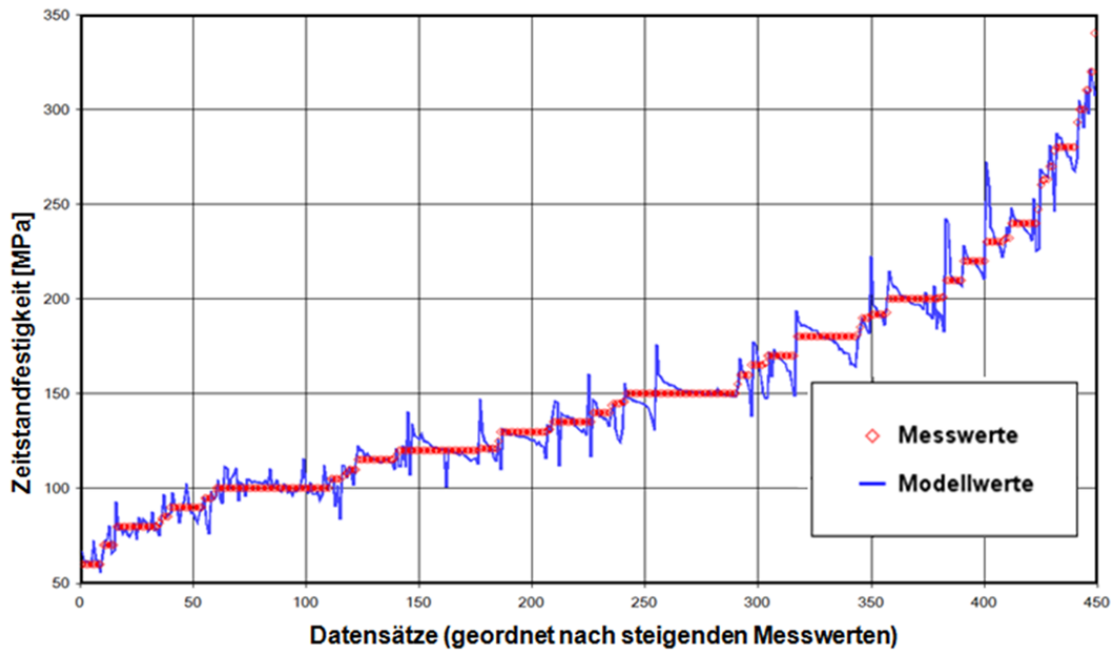


Bild 41: Zeitstandfestigkeit, modelliert mit normierten Merkmalsdaten, P91, Ebene 1: 20 Merkmale, 449 Datensätze, $r = 0.989$

Ein zweites Beispiel, berechnet mit dem kNN für Merkmalsebene 2, ergibt die folgenden Resultate, hier zunächst für nicht normierte Merkmalsdaten, Bild 42 und Bild 43.

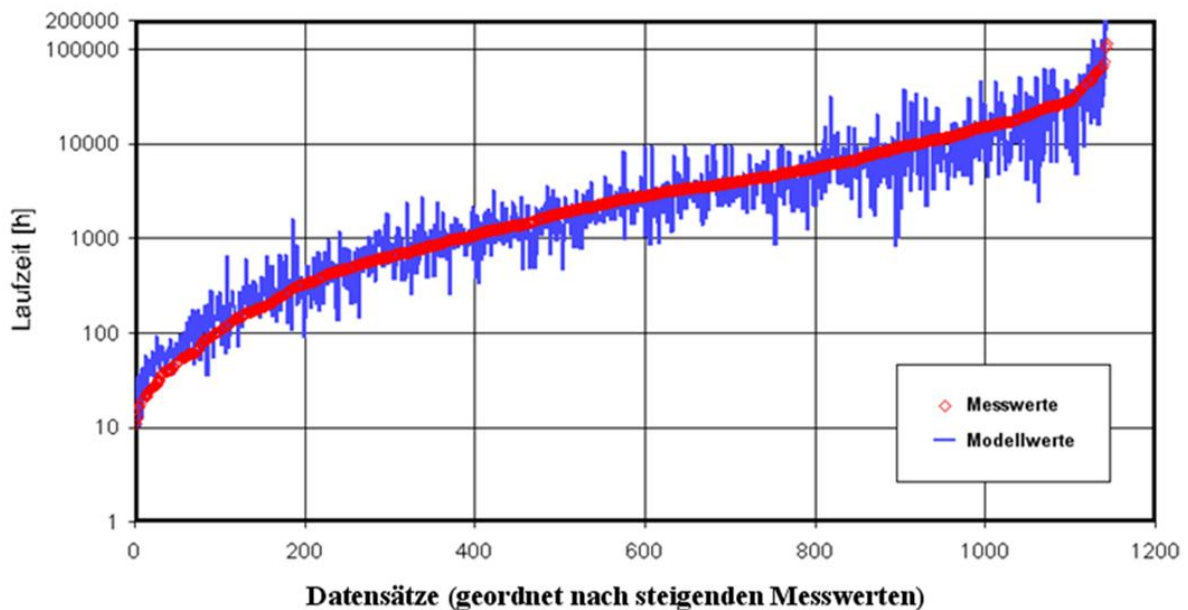


Bild 42: Laufzeit, modelliert mit unnormierten Merkmalsdaten, P91, Ebene 2: 19 Merkmale, 1143 Datensätze, $r = 0.809$

Für die Berechnung mit normierten Daten ergibt sich jetzt ein praktisch gleichwertig schlechtes Ergebnis, was der Vergleich von Bildern und Korrelationskoeffizienten zeigt:

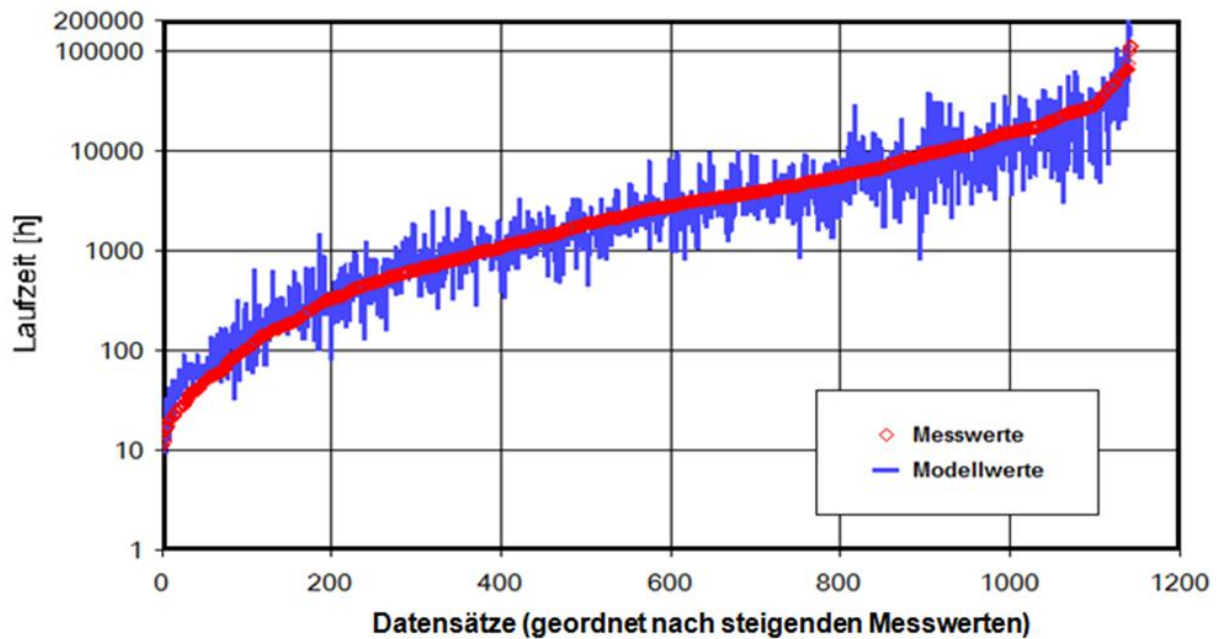


Bild 43: Laufzeit, modelliert mit normierten Merkmalsdaten, P91, Ebene 2: 19 Merkmale, 1143 Datensätze, $r = 0.805$

Insgesamt zeigen die Beispiele deutlich, dass eine Normierung der Merkmalsdaten nicht unbedingt bessere Ergebnisse erbringt. Im Gegenteil ist, wie gezeigt, z.T. sogar eine Verschlechterung eingetreten. Damit bringt der zusätzliche Aufwand einer Normierung und Renormierung nicht den erhofften Effekt.

4.4.2 Stahl P92

4.4.2.1 Modell 3: Zielgrößen – Zeitstandfestigkeit, Laufzeit

Insgesamt waren 4 Modelle für die Ebenen 1 und 2 mit der Zielgröße Zeitstandfestigkeit und mit der Zielgröße Laufzeit trainiert worden. Die Korrelationskoeffizienten sind in den folgenden Tabellen Tabelle 26 und Tabelle 27 zu sehen.

Die Ebene 2 besteht aus 572 Datensätzen bei 18 Merkmalen, die Ebene 1 besitzt 501 Datensätze mit 23 Merkmalen.

Das vergleichsweise beste Ergebnis hat sich für die beiden Zielgrößen Zeitstandfestigkeit und Laufzeit mit Ebene 2 ergeben. Ebenen 2 und 1 zeigen allerdings bei der Zielgröße Laufzeit erwartungsgemäß wieder eine deutlich größere Streuung der Messwerte.

| Korrelationskoeffizienten | Ebene 1 | Ebene 2 |
|---------------------------|---------|--------------|
| | 0.983 | <u>0.993</u> |

Tabelle 26: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, P92

| Korrelationskoeffizienten | Ebene 1 | Ebene 2 |
|---------------------------|---------|--------------|
| | 0.872 | <u>0.887</u> |

Tabelle 27: Zielgröße Laufzeit, P92

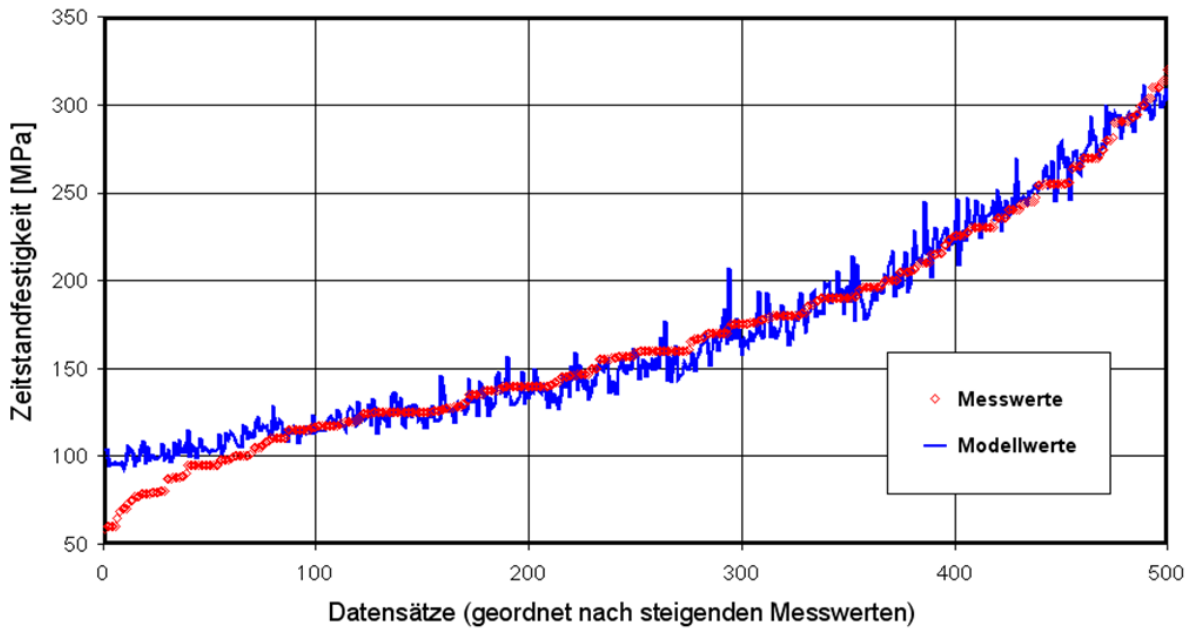


Bild 44: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P92, Ebene 1: 23 Merkmale, 501 Datensätze, $r = 0.983$

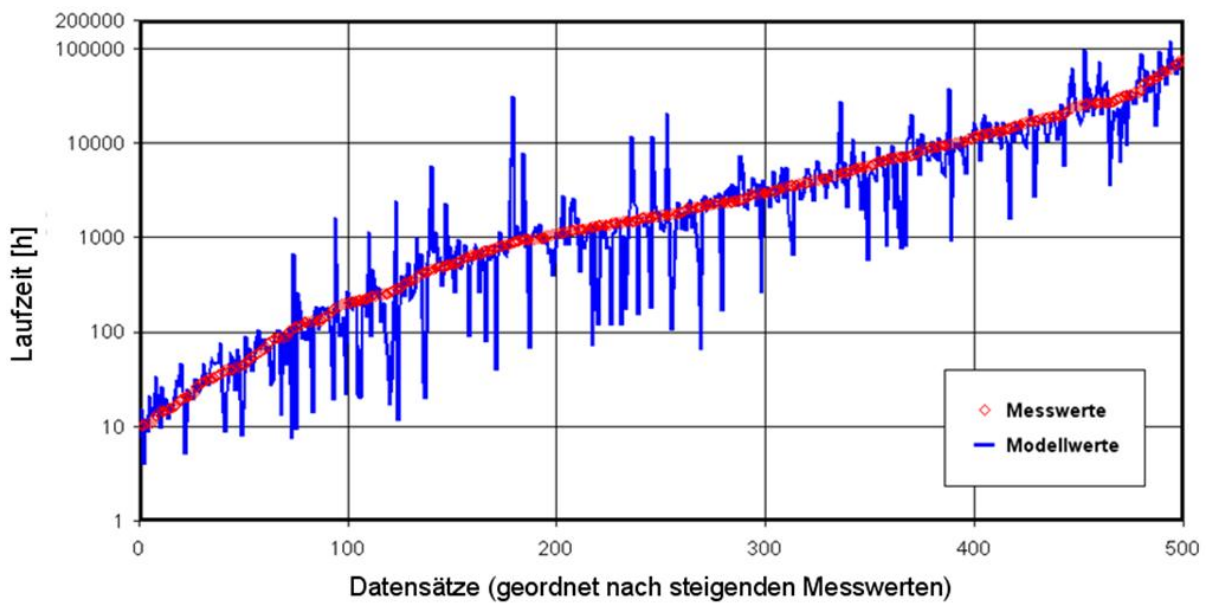


Bild 45: Laufzeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P92, Ebene 1: 23 Merkmale, 501 Datensätze, $r = 0.872$

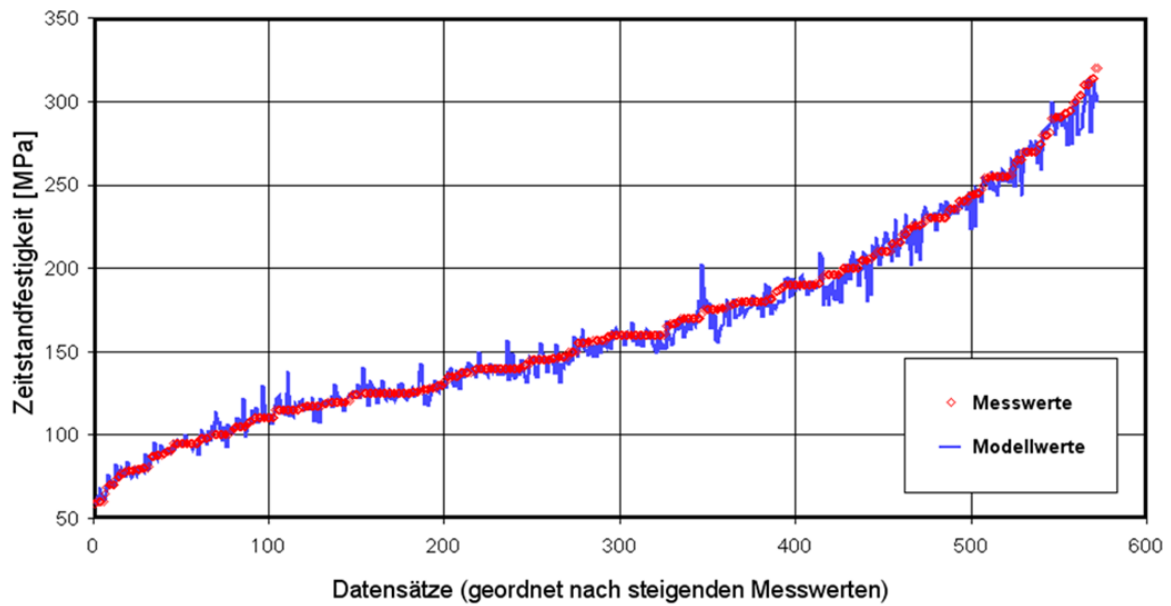


Bild 46: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P92, Ebene 2: 18 Merkmale, 572 Datensätze, $r = 0.993$

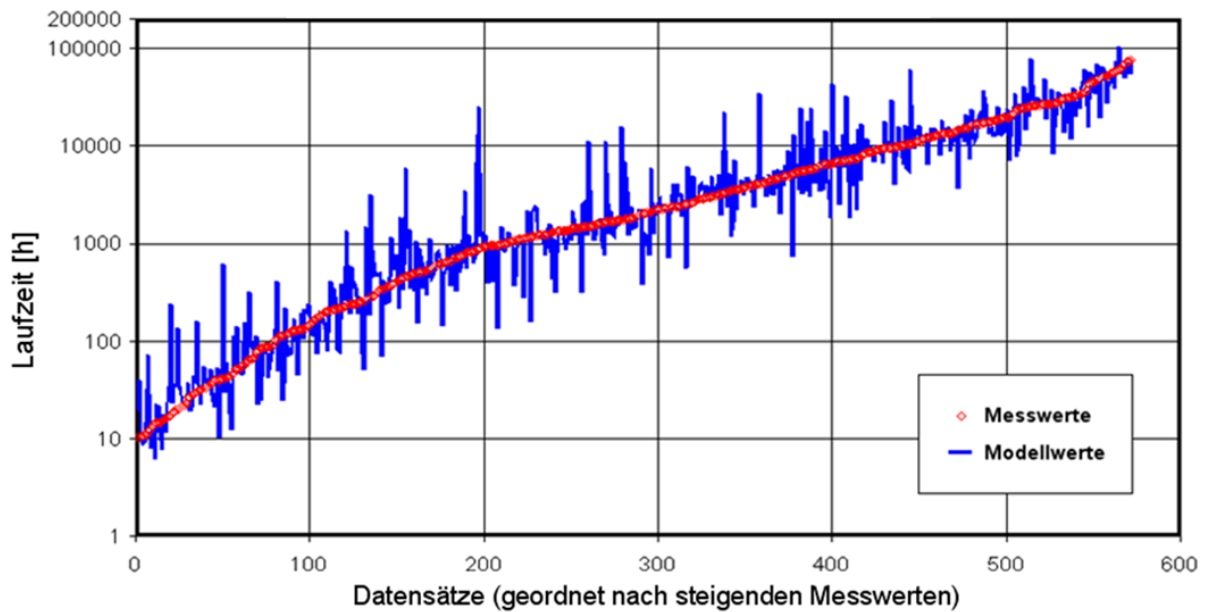


Bild 47: Laufzeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P92, Ebene 2: 18 Merkmale, 572 Datensätze, $r = 0.887$

4.4.2.2 Modell 4: Erstellung von Modellen mit der Zielgröße Zeitstandbruchdehnung

Im Wert der Zeitstandbruchdehnung drückt sich der Kriechmechanismus bzw. der damit verbundene zeitabhängige Rückgang der Verformungswerte aus. Allerdings unterliegt dieser Wert einer wesentlich größeren Streuung als die Werte anderer Merkmale. Dies drückt sich in der großer Spreizung je Prüftemperaturniveau aus, wobei der zufällige Einfluss anderer Faktoren (Prüfmethode, lokale Konzentration ungünstiger Gefügezustände ((Mikro)seigerungen, Einschlüsse, geschwächte Korngrenzen...) nicht auszuschließen und nicht quantifizierbar ist, Bild 48.

Der numerische Wert der Zeitstandbruchdehnung wird in der technischen Praxis zur Abschätzung des Kriechverformungsvermögens eines Stahls benutzt. Niedere Werte weisen auch im Kriechbereich auf verformungslose Brüche hin, die als kritisch betrachtet werden. Es ist daher von Interesse, ob ein kNN auf der Basis der vorhandenen Daten die Entwicklung der Bruchdehnung als Zielgröße vorhersagen kann und welche Aussagekraft diese Modellierung im Vergleich mit den anderen Modellen mit den Zielgrößen Bruchspannung und Bruchlaufzeit haben.

Für den Werkstoff P92 wurde daher eine kNN-Modellierung mit der Zielgröße Zeitstandbruchdehnung durchgeführt.

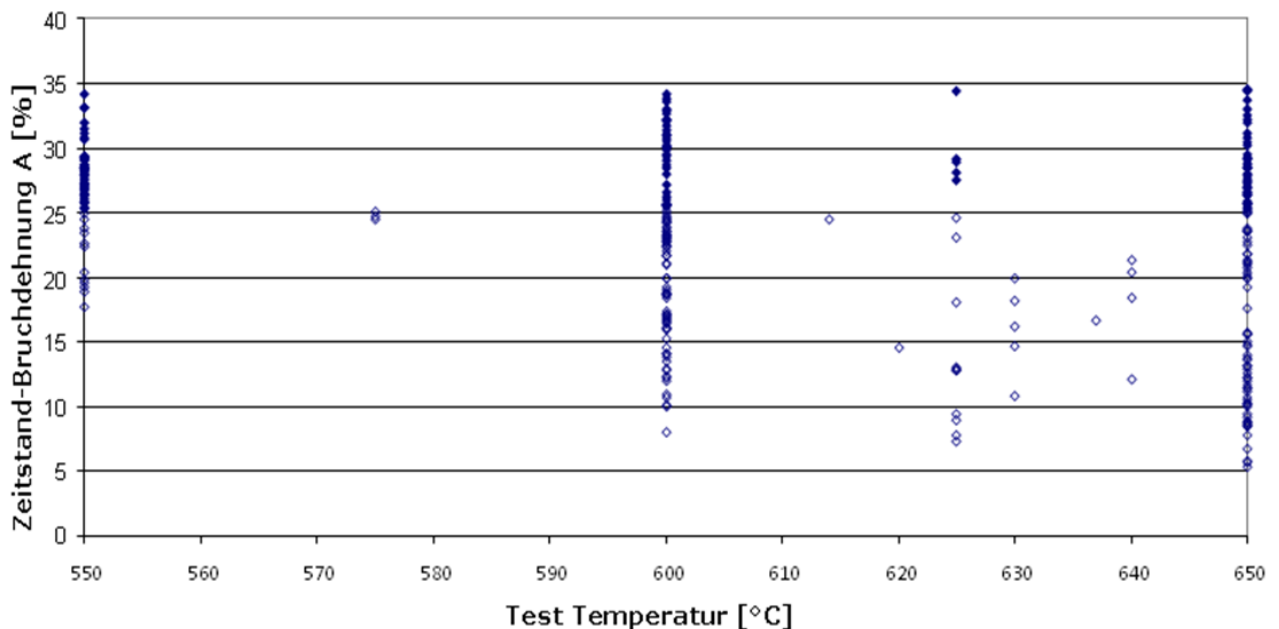


Bild 48: Zeitstandbruchdehnung in Abhängigkeit von der Test- bzw. Prüftemperatur, Werkstoff X10CrWMoVNb9-2

Die kNN-Modellierung wurde für die Erzeugnisform „Pipe“ durchgeführt. Diese stellt die Gruppe mit der größten Anzahl an Datensätzen dar.

| Nr. | Eingangsmerkmale | Nr. | Eingangsmerkmale |
|-----|------------------|-----|-------------------------------------|
| 1 | C [%] | 13 | Nb [%] |
| 2 | Cr [%] | 14 | W [%] |
| 3 | Mo [%] | 15 | Austenit.-Temp [°C] |
| 4 | V [%] | 16 | Austenit.-Dauer [h] |
| 5 | Si [%] | 17 | Anlass-Temp [°C] |
| 6 | Mn [%] | 18 | Anlass-Dauer [h] |
| 7 | P [%] | 19 | Prüf-Temp. [°C] |
| 8 | Ni [%] | 20 | Zeitstandfestigkeit [MPa] |
| 9 | S [%] | 21 | 0,2-Dehngrenze $R_{p0.2}(RT)$ [MPa] |
| 10 | N [%] | 22 | $R_m(RT)$ [MPa] |
| 11 | Al [%] | 23 | A(RT) [%] |
| 12 | B [%] | | |

Tabelle 28: Erzeugnisform Pipe: 304 Datensätze, 23 Merkmale

Die eingekreisten Punkte in Bild 49 wurden aus dem kNN-Training herausgenommen, um zu überprüfen, inwieweit sich bessere Trainingsergebnisse erzielen lassen. Auf diesem Bild ist zwar deutlich ein Trend zu erkennen, allerdings ist die Streuung der Daten sehr groß.

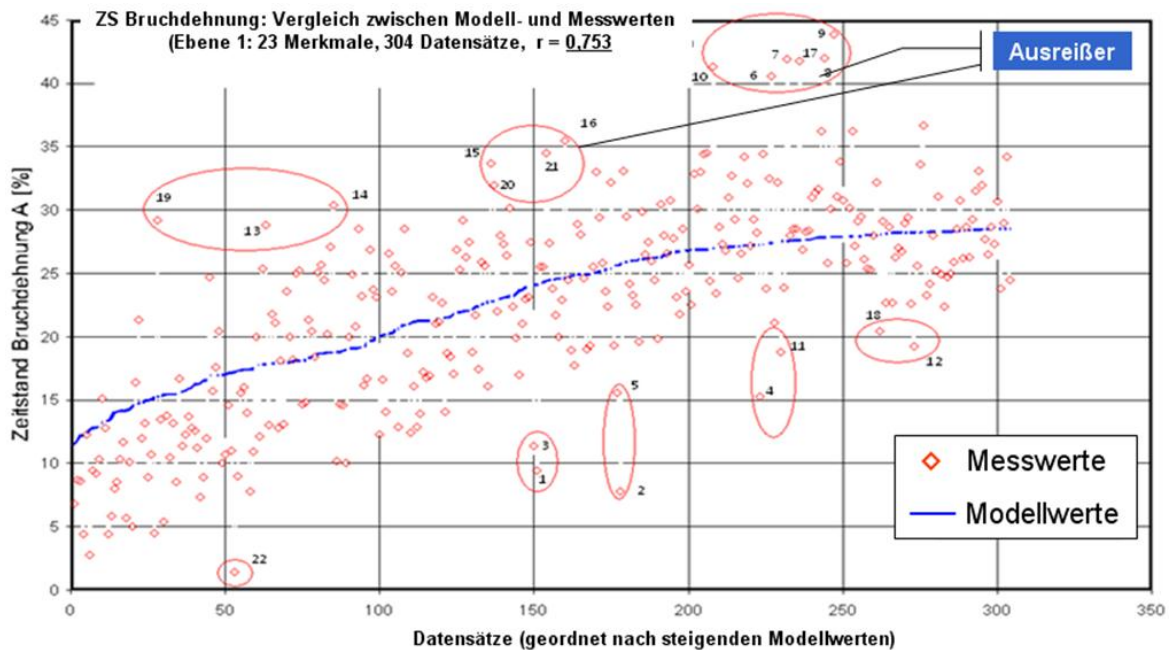


Bild 49: Zielgröße Zeitstand-Bruchdehnung: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, Ebene 1, 23 Merkmale, 304 Datensätze, $r=0.753$, Werkstoff X10CrWMoVNb9-2: Erzeugnisform „Pipe“:

Max. Trainingsfehler = 16%

Durchschnittlicher Trainingsfehler = 4 %

⇒ Fehlergröße und Korrelationsfaktor sind nicht akzeptabel

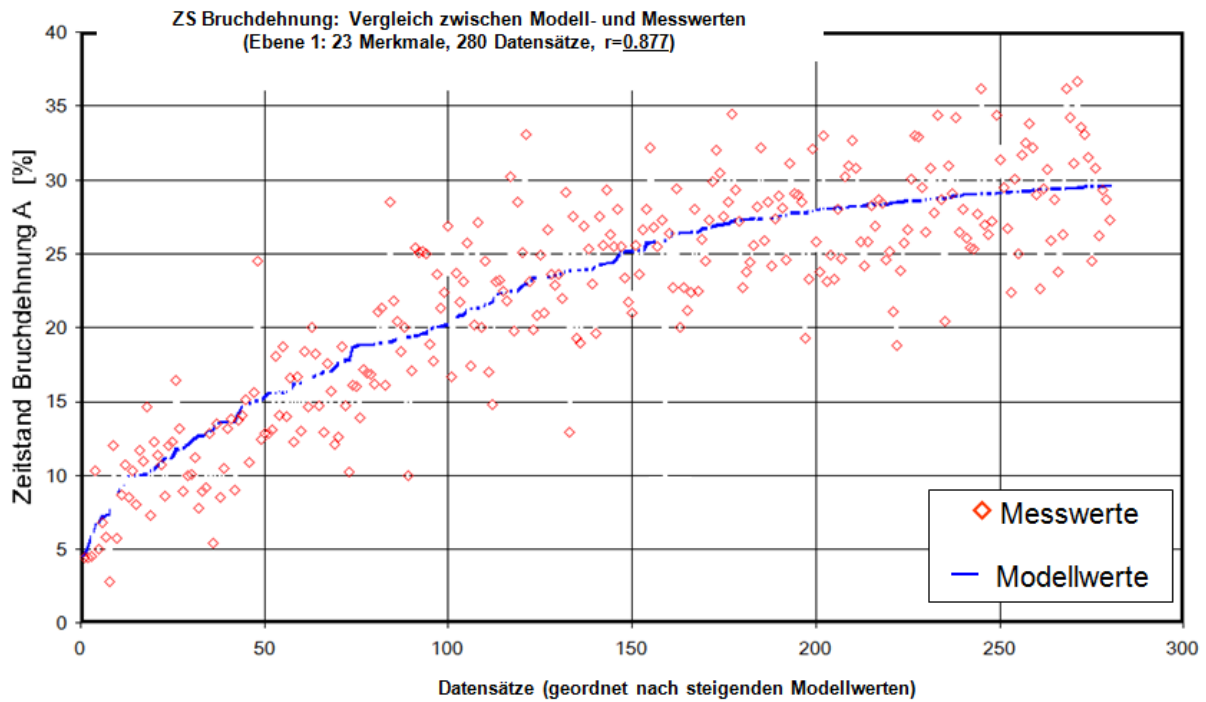


Bild 50: Zielgröße Zeitstand-Bruchdehnung: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, Ebene 1, 23 Merkmale, 280 Datensätze, $r=0.877$, Werkstoff X10CrWMoVNb9-2: Erzeugnisform „Pipe“:

- Max. Trainingsfehler = 10%
- Durchschnittlicher Trainingsfehler = 2.6 %
- ⇒ Korrelationsfaktor ist nicht akzeptabel

| Modell-Zielgröße | Werkstoff | Erzeugnisform | Modell | Korrelationsfaktor | Fehler |
|--|-----------|---------------|--------------------------------------|--------------------|--------|
| Zielgröße Zeitstand-Bruchdehnung | P92 | „Pipe“ | Ebene 1, 23 Merkmale, 304 Datensätze | 0.753 | 16% |
| Zielgröße Zeitstand-Bruchdehnung – reduziert! | P92 | „Pipe“ | Ebene 1, 23 Merkmale, 280 Datensätze | 0.877 | 10% |
| Zielgröße Zeitstand-Bruchdehnung | P92 | „Tube“ | Ebene 1, 17 Merkmale, 156 Datensätze | 0.749 | 17% |

Tabelle 29: Trainingsergebnisse für die Zielgröße Zeitstand-Bruchdehnung mit Berücksichtigung der Erzeugnisformen „Tube“ und „Pipe“

Die Ausreißerpunkte wurden separat analysiert. Die Darstellungen von Bild 51 bis Bild 53 versuchen eine direkte Abhängigkeit zwischen der Laufzeit und einzelnen chemischen Elementen von der Zeitstandbruchdehnung zu hinterfragen, was allerdings nicht gelingt. Offensichtlich wird die Bruchdehnung über die Wechselwirkung verschiedener Parameteränderungen beeinflusst.

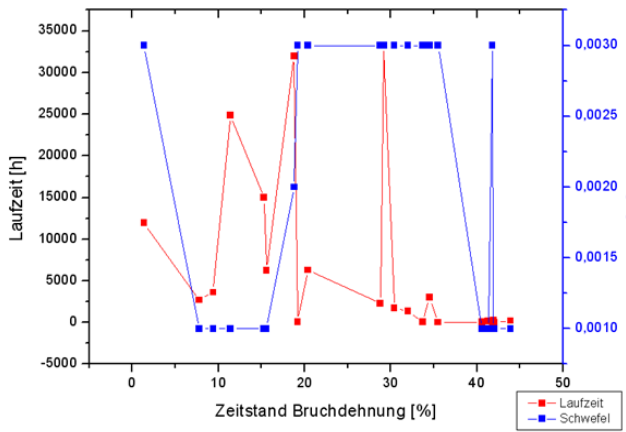


Bild 51: ■ Laufzeit und ■ Schwefel für Ausreißerpunkte 1-22 gegenüber der Zeitstand-Bruchdehnung A

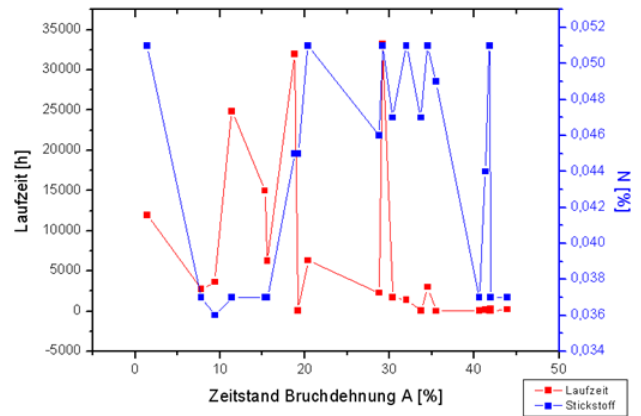


Bild 52: ■ Laufzeit und ■ Stickstoff für Ausreißerpunkte 1-22 gegenüber der Zeitstand-Bruchdehnung A

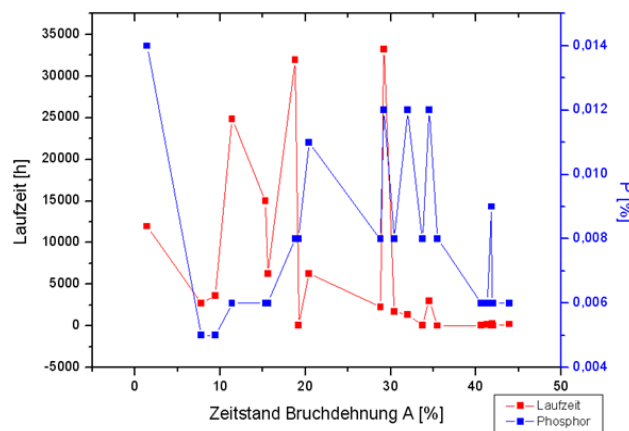


Bild 53: ■ Laufzeit und ■ Phosphor für Ausreißerpunkte 1-22 gegenüber der Zeitstand-Bruchdehnung A

Die kNN-Modellierung für die Zielgröße „Zeitstand-Bruchdehnung“ ergibt eine deutlich größere Streuung zwischen Mess- und Modellwerten, was sich folgerichtig in einer entsprechend schlechten Korrelation widerspiegelt, d.h., das kNN kann auf Grund der Datenlage kein befriedigendes Modell erstellen, und das selbst dann nicht, wenn grobe Ausreißer eliminiert werden. Auch eine weitere Analyse von Ausreißer-Punkten hat keine besseren Ergebnisse ergeben. Die zufälligen Fehler sind zu groß, das kNN ist daher kein geeignetes Werkzeug für die Bewertung, ob die chemische Zusammensetzung mit den gegebenen Daten, Ursache für die Einschränkung des Bruchverformungsvermögens ist.

4.4.3 Stahl E911

4.4.3.1 Modell 5: Zielgrößen – Zeitstandfestigkeit, Laufzeit

Die Ergebnisse der kNN-Modellberechnungen für den Stahl E911, die mit den Daten der Datenebene 1 durchgeführt wurden, sind den folgenden Bildern Bild 54 und Bild 55 zu entnehmen. Die unterschiedlichen Erzeugnisformen und Ebenen wurden nicht modelliert, da die Quantität der Daten unzureichend war.

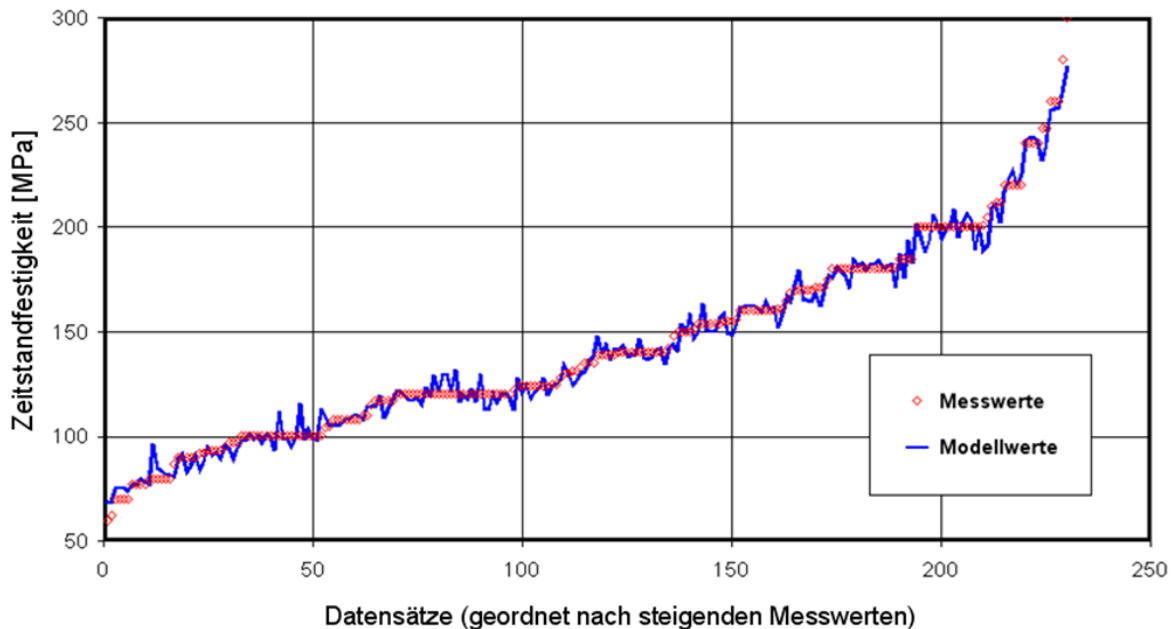


Bild 54: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, E911, Ebene 1: 22 Merkmale, 230 Datensätze, $r = 0.993$

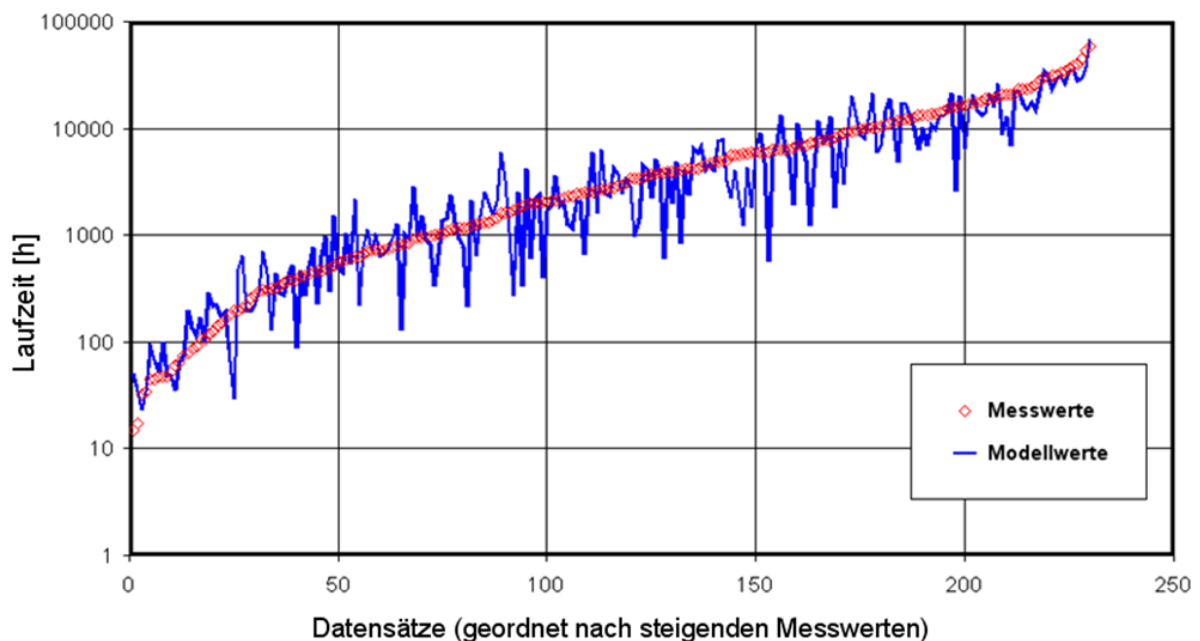


Bild 55: Laufzeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, E911, Ebene 1: 22 Merkmale, 230 Datensätze, $r = 0.927$

4.4.4 Stähle mit 9 bis 12% Chrom

4.4.4.1 Modell 6: 9% Cr Stähle – Datenzusammenfassung nach Erzeugnisform „Tube“, Zielgrößen – Zeitstandfestigkeit, Laufzeit

Die dem Modell zugrunde gelegten Datensätze sind in Tabelle 30 zusammengestellt.

| | Anzahl Datensätze | |
|-------------------------|-------------------|------------------|
| | <u>Ebene 1</u> | <u>Ebene 2</u> |
| P91 | 169 | 16 |
| P92 | 437 | 159 |
| E911 | 77 | 18 |
| <u>Insgesamt</u> | 683, 18 Merkmale | 193, 21 Merkmale |

Tabelle 30: 9% Cr Stähle – Datenzusammenfassung: Verfügbarkeit der Daten pro Ebene

Die Ergebnisse der Modellierung sind in Tabelle 31 dargestellt.

| | <u>9% Cr Stähle</u> | |
|----------------|----------------------------|-----------------|
| | Zeitstandfestigkeit | Laufzeit |
| Ebene 1 | 0.992 | 0.872 |
| Ebene 2 | 0.991 | 0.846 |

Tabelle 31: Trainingsergebnisse für die Zielgrößen Zeitstandfestigkeit und Laufzeit (Erzeugnisform "Tube"), 9%Cr-Modell

Die Zusammenfassung nach der Erzeugnisform mit Daten für P91, P92, E911 hat gute Ergebnisse für die Zielgröße Zeitstandfestigkeit gezeigt. Die Modelle für Gruppen mit gemischten Erzeugnisformen haben folgende Korrelationskoeffizienten ergeben:

| | Ebene 1 | Ebene 2 | Ebene 3 |
|-------------|----------------|----------------|----------------|
| P91 | 0.990 | <u>0.994</u> | 0.989 |
| P92 | 0.983 | 0.993 | |
| E911 | 0.993 | | |

Tabelle 32: Zielgröße Zeitstandfestigkeit

| | Ebene 1 | Ebene 2 | Ebene 3 |
|-------------|----------------|----------------|----------------|
| P91 | 0.874 | 0.911 | 0.894 |
| P92 | 0.872 | 0.887 | |
| E911 | <u>0.927</u> | | |

Zielgröße Laufzeit

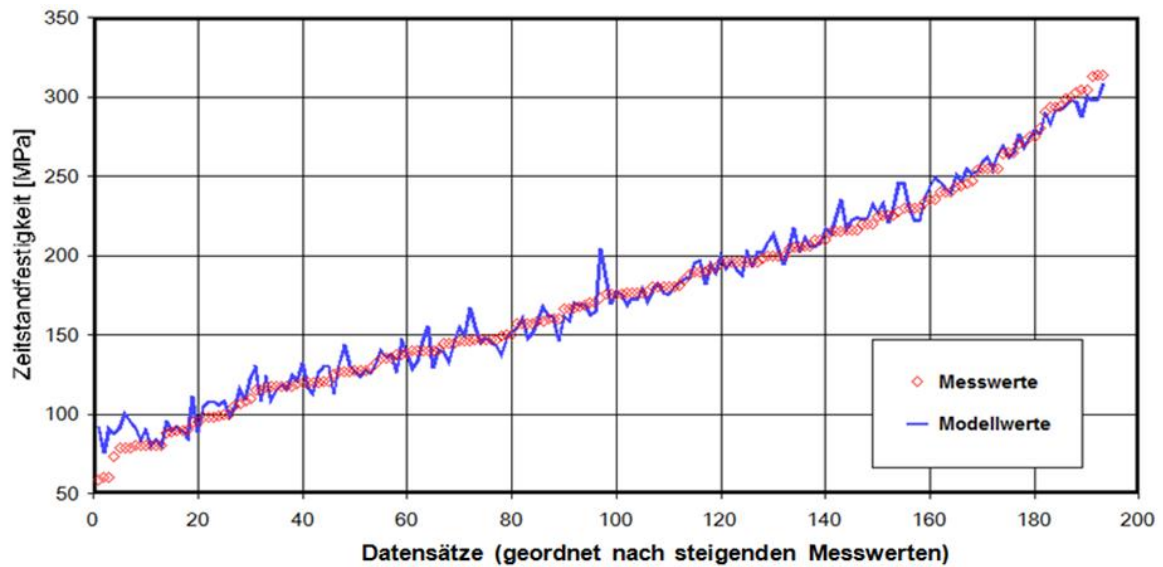


Bild 56: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, 9% Cr-Stähle Ergebnisse – Erzeugnisform „Tube“, Ebene 2: 21 Merkmale, 193 Datensätze, $r = 0.991$

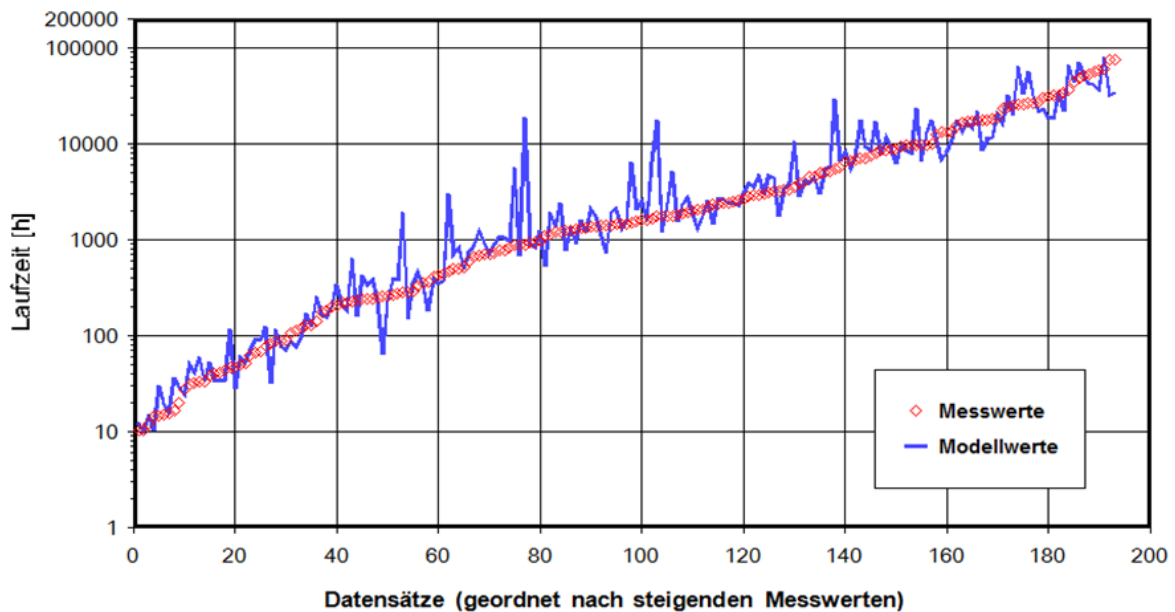


Bild 57: Laufzeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, 9% Cr-Stähle Ergebnisse – Erzeugnisform „Tube“, Ebene 2: 21 Merkmale, 193 Datensätze, $r = 0.846$

4.4.4.2 Modell 7: Datenzusammenfassung nach Erzeugnisform - Stähle mit 9 bis 12% Chrom

Hier wurden zwei unterschiedliche Gruppen von Stählen mit Chromgehalten von 9% (P91, P92, E911) und von 12% (X20) für die Erzeugnisform „Tube“ mit den Zielgrößen Zeitstandfestigkeit und Laufzeit trainiert. Das Ziel ist es, zu zeigen, wie sensibel das Neuronale Netz ein Modell mit Daten ohne Vorgabe einer Spezifikation für die chemische Zusammensetzung, Wärmebehandlung bzw. mech.-technologische Eigenschaften trainiert.

Dabei ist zu erkennen, dass bei einzelnen Datensätzen immer wieder auch größere Unterschiede zwischen Mess- und Modellwerten auftreten können. Das ist erwartungsgemäß besonders bei der Zielgröße Laufzeit zu beobachten - Bild 58 bis Bild 61. Die Ziel-

größe Zeitstandfestigkeit verhält sich demgegenüber deutlich günstiger, was auf Grund der i.allg. deutlich besseren Korrelation auch zu erwarten war.

Die Ergebnisse der Modellierung sind in Tabelle 33 dargestellt.

| | 9-12% Cr Stähle | |
|----------------|---------------------|----------|
| | Zeitstandfestigkeit | Laufzeit |
| Ebene 1 | 0.988 | 0.750 |

Tabelle 33: Trainingsergebnisse für die Zielgrößen Zeitstandfestigkeit und Laufzeit (Erzeugnisform "Tube"); 9-12%Cr-Modell

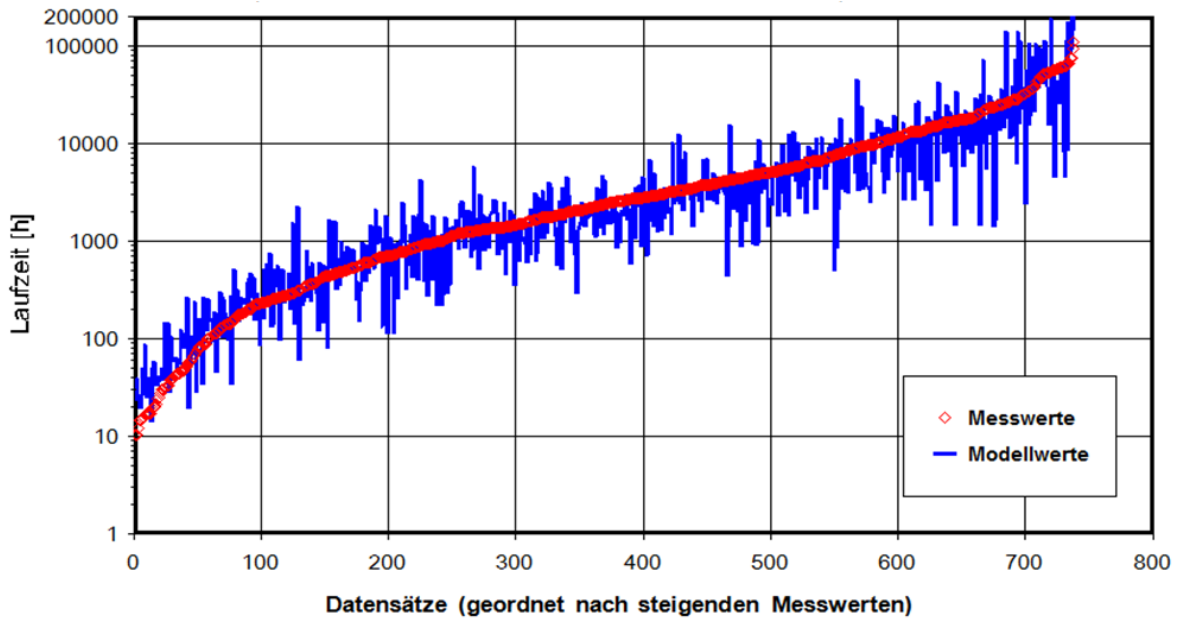


Bild 58: Laufzeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, 9-12% Cr-Stähle, Erzeugnisform „Tube“, Ebene 1: 18 Merkmale, 738 Datensätze, $r = 0.750$ (Datensätze geordnet nach steigenden Messwerten)

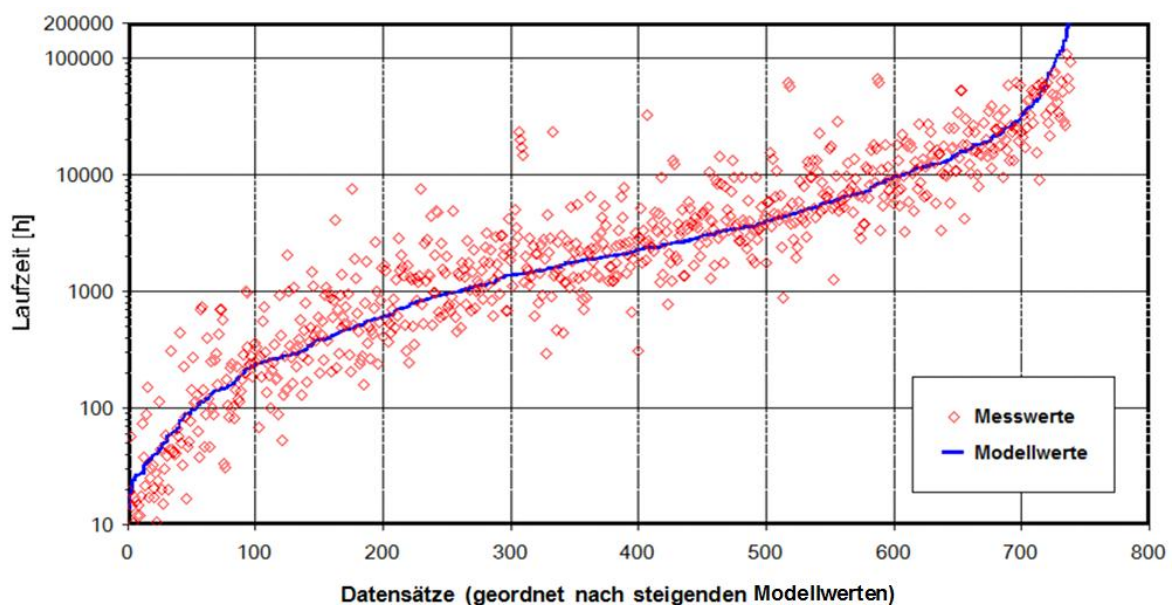


Bild 59: Laufzeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, 9-12% Cr-Stähle Erzeugnisform „Tube“, Ebene 1: 18 Merkmale, 738 Datensätze, $r = 0.750$ (Datensätze geordnet nach steigenden Modellwerten)

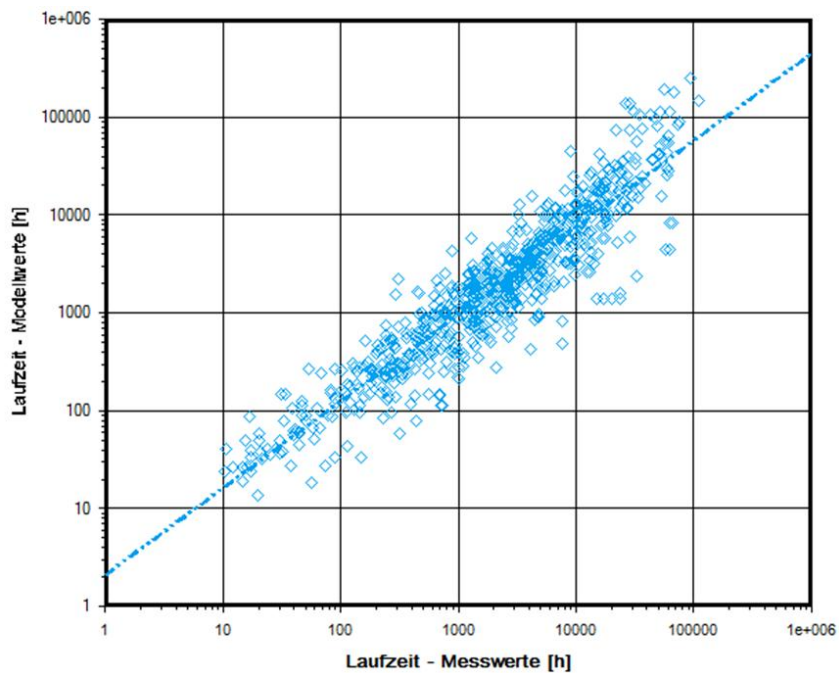


Bild 60: Streudiagramm der Abweichungen zwischen berechneten und gemessenen Laufzeiten, 9-12% Cr-Stähle, Erzeugnisform „Tube“, Ebene 1: $r=0.750$

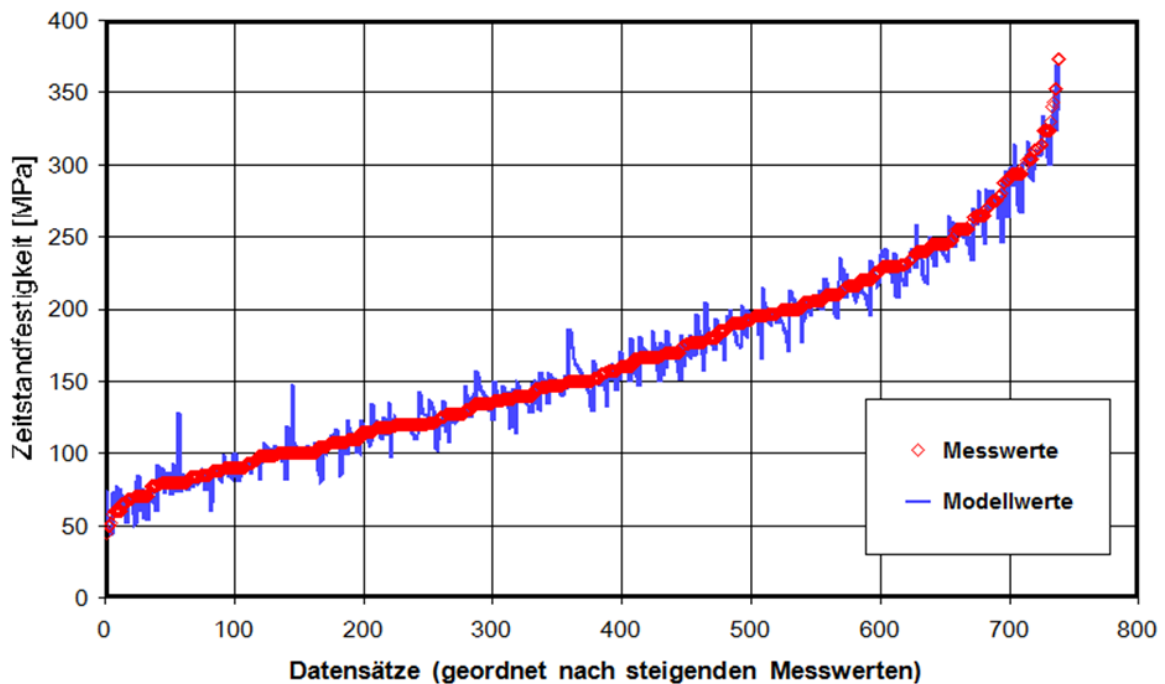


Bild 61: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, 9-12%-Cr Stähle, Erzeugnisform „Tube“, Ebene 1: 18 Merkmale, 738 Datensätze, $r = 0.988$

Der Korrelationsfaktor für das 9-12%Cr-Modell Zielgröße Zeitstandfestigkeit (Erzeugnisform Tubes, Ebene 2) zeigt im Vergleich mit den Einzelmodellen für die jeweilige Stahlsorte (P91, P92, E911), dem Gesamtmodell 9%Cr-Stähle bzw. X20CrMoV12-1 eine vergleichbare Größenordnung.

4.5 Anwendung der Methode der multiplen linearen Regression und Vergleich mit dem künstlichen Neuronalen Netz für den P91

Im Rahmen dieser Arbeit wurde ein Vergleich der Modellierung mit einem kNN mit einem anderen mathematischen Verfahren beispielhaft durchgeführt. Dabei war neben dem Vergleich zweier Modellierungsmethoden insbesondere die Betrachtung zusätzlicher Fehlermaße, deren Möglichkeiten beim Einsatz von kNN eher begrenzt sind, interessant. Es wurde das Verfahren der multiplen linearen Regression zur Bewertung des Zeitstandverhaltens des Werkstoffs P91 unter Verwendung von Software des Systems SAS (Statistical Analysis Systems) [Franklin_94] ausgewählt. Die Berechnungen wurden für Datenebene 1 und 2 gemacht. Nachfolgend sind die Ergebnisse für die Ebene 2 dargestellt.

4.5.1 Ebene 2

4.5.1.1 Regressionsanalyse

Die Regressionsanalyse wurde in Form einer linearen multiplen Regressionsgleichung mit numerisch optimierten Koeffizienten für die Zeitstandfestigkeit des Stahls P91 als abhängiger Variablen durchgeführt. Es ergaben sich die nachfolgend dargestellten kennzeichnenden Werte:

Regressionsanalyse

| | |
|-------------------|----------|
| F Value | Pr > F |
| 2287,34 | < 0,0001 |
| Adjusted R-Square | 0,9731 |

Folgende Aussagen zur Signifikanz bzw. Qualität können getroffen werden:

1. Der berechnete Wert der F-Wert zeigt, dass zwischen der abhängigen Variablen (Zeitstandfestigkeit) und den unabhängigen Variablen ein gesicherter Zusammenhang mit einem Signifikanzniveau von 0,0001 (Wahrscheinlichkeit 0,01%) vorliegt, d.h. das Modell ist für den vorgegebenen Fall signifikant.
2. Das ermittelte Bestimmtheitsmaß (r^2 -Wert) gibt an, dass das Modell 97,3% der Varianz der Zeitstandfestigkeit als abhängige Variable erklärt.
3. Der mittlere Approximationsfehler der statistischen Daten wird durch die multiple lineare Regressionsgleichung gebildet. Er überschreitet nicht die Fehlerschranke von 6,49%, wobei die zulässige Fehlerschranke bei 10-15% liegt.

4.5.1.2 Neuronale Netz-Analyse

Im direkten Vergleich mit der Regressionsanalyse ist es nicht möglich, die Gewichte des kNN zu beurteilen. Man kann aber das abhängige Merkmal (Zeitstandfestigkeit) mit dem Ausgangsmerkmal vergleichen.

Eine entsprechende Analyse der Ergebnisse wurde über MS Excel mit folgenden Ergebnissen durchgeführt:

Künstliches Neuronales Netz

| F Value | Pr > F |
|-------------------|----------|
| 4295,5894 | < 0,0001 |
| Adjusted R-Square | 0,9970 |

Daraus lassen sich folgende stichpunktartige Ergebnisse der kNN-Modellierung ableiten:

1. Der berechnete Wert des Fisher-Kriteriums F (F-Value) zeigt, dass das Modell signifikant ist, d.h. zwischen der abhängigen Variablen (Zeitstandfestigkeit) und unabhängigen Variablen besteht ein signifikanter Zusammenhang;
2. Der r^2 -Wert vermittelt, dass das Modell 99,7% der Varianz der Zeitstandfestigkeit als abhängige Variable erklärt;
3. Der mittlere Approximationsfehler der statistischen Daten durch das kNN überschreitet nicht die zulässige Fehlerschranke von 4.37%, da die zulässige Fehlergrenze bei 12 -15% liegt.

Daraus lassen sich folgende vergleichende Schlüsse ziehen:

Vergleichbar sind 3 Bewertungen für die beiden Approximationsverfahren:

- $F\text{-Statistik}_{\text{kNN}} > F\text{-Statistik}_{\text{Regression}}$ (**4296** > 2287)
- $r^2_{\text{kNN}} > r^2_{\text{Regression}}$ (**0,997** > 0,973)
- Mittlerer Approximationsfehler: $A_{\text{kNN}} < A_{\text{Regression}}$ (4,37 < **6,49**)

Das Modell des künstlichen Neuronales Netzes hat erwartungsgemäß die deutlich besseren Ergebnisse ergeben. Die Approximationsgüte des linearen Regressionsmodells ist dennoch als akzeptabel anzusehen.

4.5.1.3 Künstliches Neuronales Netz - Modelldarstellung

Als Zielgröße wurde das Merkmal Zeitstandfestigkeit vorgegeben. Das Modell wurde berechnet auf der Grundlage von 1139 Datensätzen und 18 unabhängigen Variablen, vgl. Tabelle 34.

Die sich einstellenden Unterschiede zwischen Mess- und Modellwerten sind in Bild 62 bis Bild 64 dargestellt.

| Nr. | Eingangsmerkmale |
|-----|---------------------|
| 1 | C [%] |
| 2 | Si [%] |
| 3 | Mn [%] |
| 4 | P [%] |
| 5 | S [%] |
| 6 | Cr [%] |
| 7 | Mo [%] |
| 8 | Ni [%] |
| 9 | V [%] |
| 10 | Al [%] |
| 11 | N [%] |
| 12 | Austenit.-Temp [°C] |
| 13 | Anlass-Temp [°C] |
| 14 | Rp0,2(RT) [MPa] |
| 15 | Rm(RT) [MPa] |
| 16 | A(RT) [%] |
| 17 | TestTemp [°C] |
| 18 | LN(Laufzeit) |

Tabelle 34: Zusammenstellung der Merkmale

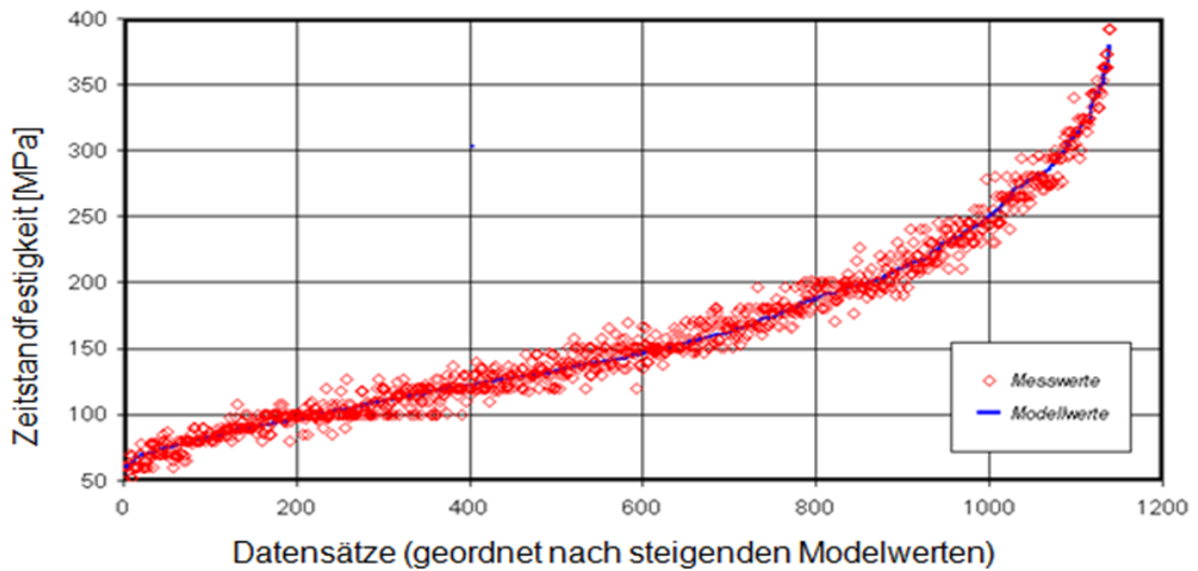


Bild 62: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P91, Ebene 2: 18 Merkmale, 1139 Datensätze, $r=0.993$ (Datensätze geordnet nach steigenden Modellwerten); kNN Ergebnisse

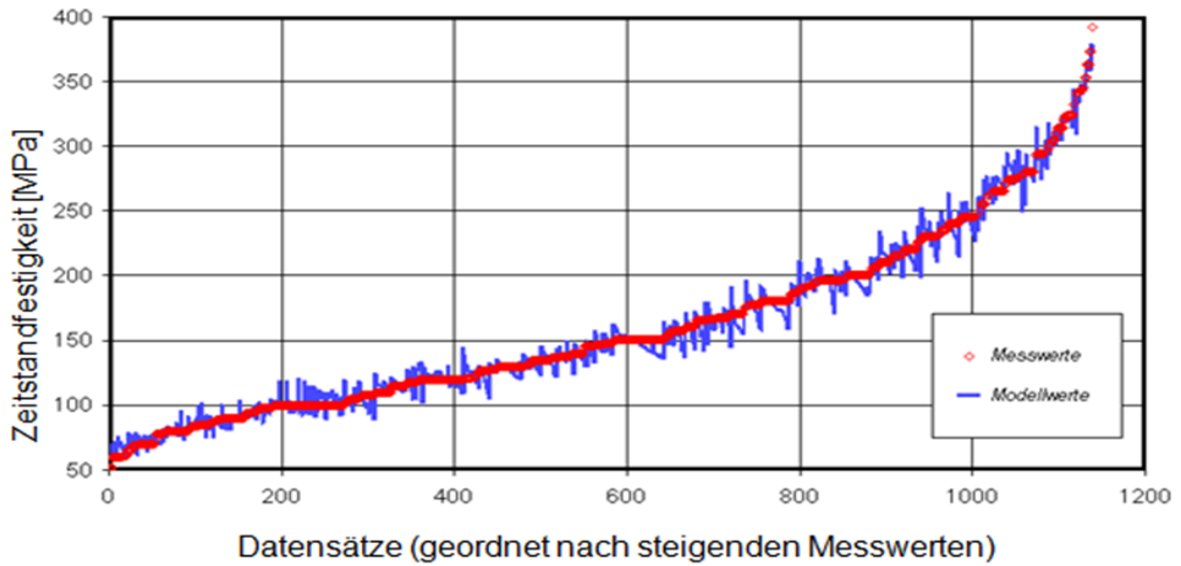


Bild 63: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P91, Ebene 2: 18 Merkmale, 1139 Datensätze, $r=0.993$ (Datensätze geordnet nach steigenden Messwerten); kNN Ergebnisse

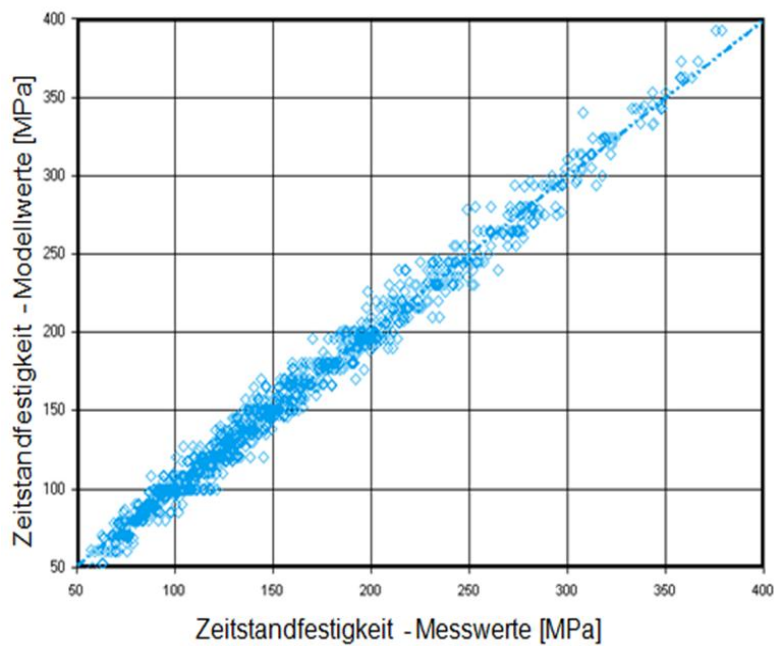


Bild 64: Streudiagramm: Vergleich zwischen der modellierten und der gemessenen Zeitstandfestigkeit, P91, Ebene 2: $r=0.993$

4.5.1.4 Regressionsanalyse - Modelldarstellung

Das Modell wurde, wie das des kNN, auf der Basis von 1139 Datensätzen mit 18 unabhängigen Variablen berechnet. Die sich einstellenden Unterschiede zwischen Mess- und Modellwerten sind in Bild 65 bis Bild 67 dargestellt.

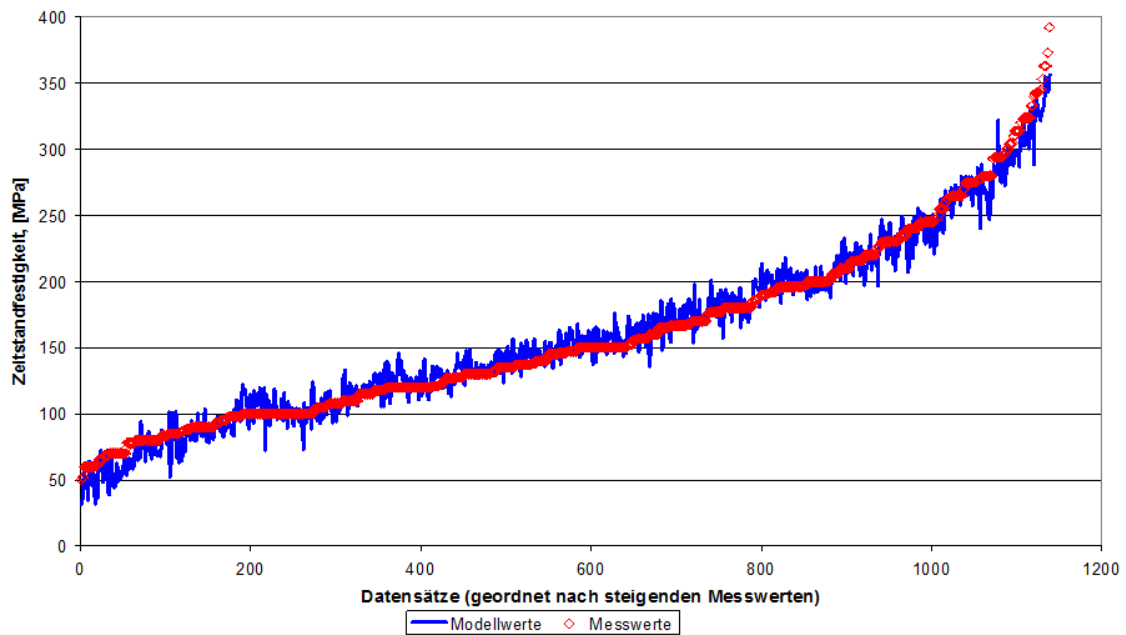


Bild 65: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P91, Ebene 2: 18 Merkmale, 1139 Datensätze, $r=0.987$ (Datensätze geordnet nach steigenden Messwerten); Ergebnisse der Linearen Multiplen Regression

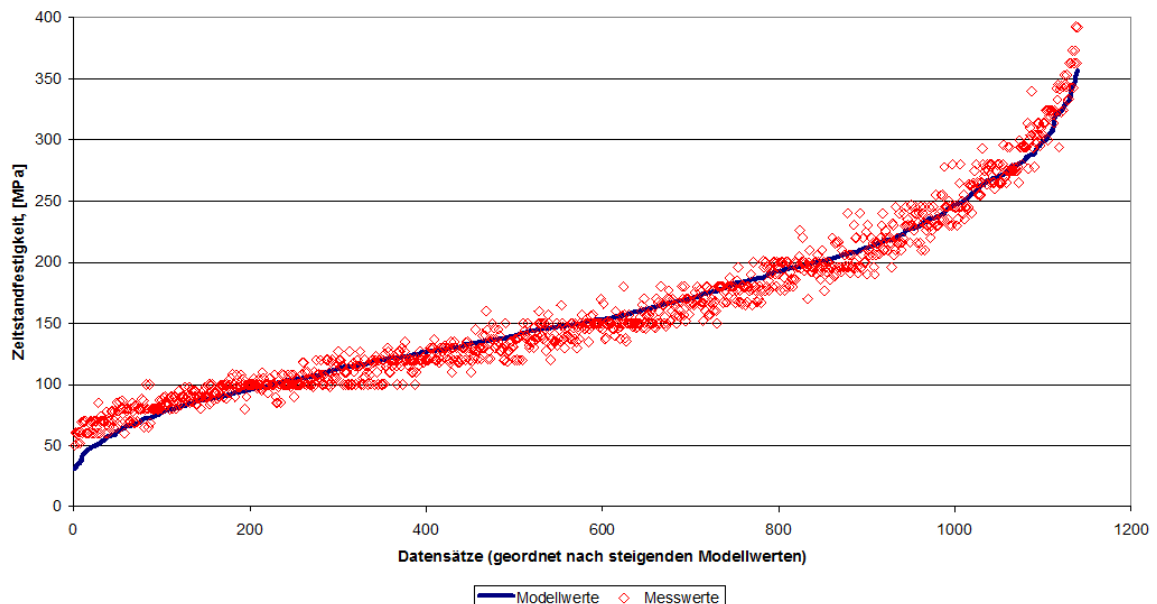


Bild 66: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, P91, Ebene 2: 18 Merkmale, 1139 Datensätze, $r=0.987$ (Datensätze geordnet nach steigenden Modellwerten); Ergebnisse der Linearen Multiplen Regression

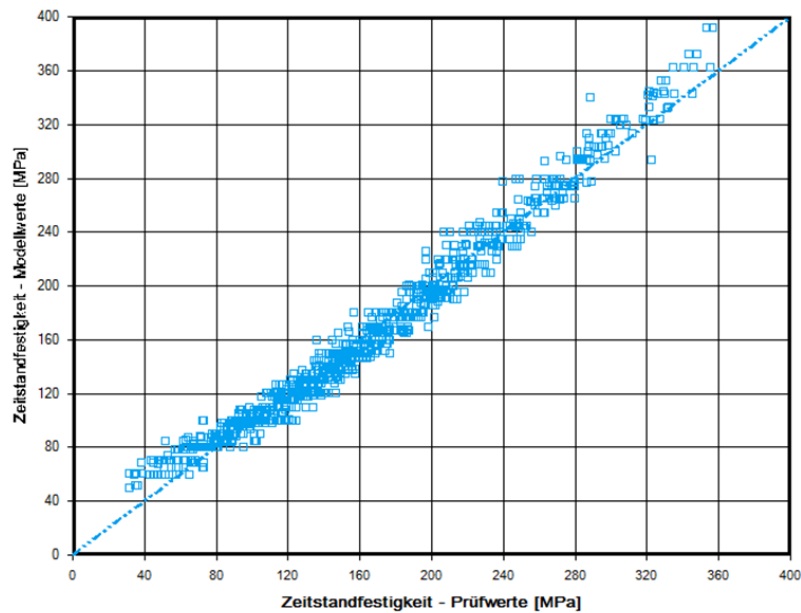


Bild 67: Gegenüberstellung von Mess- und Modellwerten der Zeitstandfestigkeit für das lineare multiple Regressionsmodell, P91, Ebene 2: $r=0.987$

Zusammenfassend kann festgestellt werden, dass die Methode der linearen multiplen Regression sich durchaus als überraschend gut herausgestellt hat. Damit erscheint es möglich, für spezielle Fragestellungen ggf. auch die Methode der multiplen linearen Regression, z.B. in der bei [Shao 97] und [Ho 01] beschriebenen Art, ergänzend hinzuzuziehen.

4.6 Berücksichtigung der Mikrostruktur

Folgende Mikrostrukturdaten wurden beim Modellierungsprozess berücksichtigt:

- a. für die drei Phasen $M_{23}C_6$, $MX_{V(C, N)}$, $MX_{Nb(C, N)}$:
 1. Teilchengröße – Äquivalenzdurchmesser (nm)
 2. Teilchenanzahl pro Fläche (μm^{-2})
 3. Flächenanteil bezogen auf alle Teilchen (%)
- b. Härtewerte
- c. mittlere Korngröße

Insgesamt wurden bei 18 Proben des Werkstoffes P91 der Zustand „Kopf“ und „Schaft“ untersucht, Tabelle 35. Eine Bewertung der Ergebnisse der Mikrostruktur Untersuchungen ist im Anhang B dargestellt.

| | Erzeugnisform | Test Status | Test Temperatur | Beanspruchung | Laufzeit |
|----|---------------|-------------|-----------------|---------------|----------|
| 1 | Pipe | Bruch | 550 | 240 | 527 |
| 2 | Pipe | Bruch | 550 | 200 | 9712 |
| 3 | Pipe | Bruch | 550 | 200 | 15768 |
| 4 | Pipe | Bruch | 550 | 180 | 30701 |
| 5 | Pipe | Bruch | 550 | 180 | 44679 |
| 6 | Pipe | Bruch | 600 | 150 | 1037 |
| 7 | Pipe | Bruch | 600 | 140 | 3116 |
| 8 | Pipe | Bruch | 600 | 120 | 11106 |
| 9 | Rohr 420x60 | Bruch | 600 | 99.9 | 15283 |
| 10 | Rohr 482x82 | Bruch | 600 | 120 | 17321 |
| 11 | Pipe | Bruch | 600 | 100 | 35944 |
| 12 | Pipe | Bruch | 600 | 100 | 46744 |
| 13 | Rohr 482x82 | Bruch | 600 | 100 | 51097 |
| 14 | Pipe | Bruch | 600 | 100 | 66269 |
| 15 | Pipe | Bruch | 650 | 80 | 3484 |
| 16 | Pipe | Bruch | 650 | 60 | 20909 |
| 17 | Pipe | Bruch | 650 | 60 | 24784 |
| 18 | Pipe | Bruch | 650 | 60 | 27930 |

Tabelle 35: Proben für die Mikrostrukturuntersuchung, P91

Insgesamt wurden 4 Modelle des neuronalen Netzes belehrt: 2 Modelle für die Zielgröße Laufzeit und noch 2 für die Zielgröße Zeitstandfestigkeit.

Zuerst wurde das Modell mit 30 Merkmalen belehrt. Danach erfolgte eine Modellierung, bei der die Merkmale der chemischen Zusammensetzung, der Wärmebehandlung und der Zugversuchsdaten weggelassen wurde. Dieses Modell hatte 13 Merkmale (Mikrostrukturdaten und Zeitstandversuchsdaten). Bei der Verwendung der Mikrostrukturdaten der Kopfproben als Eingangsmerkmal für das kNN wurde der Spannungswert für Zeitstandfestigkeit zu Null angesetzt, wobei für die Laufzeit der gleiche Wert wie für die Schaftprobe verwendet wird, d.h. dem Modell wurde die Möglichkeit gegeben zwischen der thermischen und der zusätzlichen mechanischen Belastung zu differenzieren. Die Ergebnisse der Modellierung nur mit den Mikrostrukturdaten und Zeitstandtest-Daten waren im Vergleich mit dem vollständigen Modell mit 30 Merkmalen deutlich schlechter. Der Grund liegt in der Qualität (große Streuung) und Quantität (36 Datensätze) der Mikrostrukturdaten.

Bei der Modellierung der Mikrostruktur wurden folgende Ergebnisse erhalten:

Korrelationskoeffizienten für das Modell mit 30 Merkmalen, Tabelle 36:

| Zielgröße Zeitstandfestigkeit | Zielgröße Laufzeit |
|-------------------------------|--------------------|
| 0,919 | 0,962 |

Tabelle 36: Korrelationskoeffizienten für das Mikrostrukturmodell mit 30 Merkmalen, P91

Korrelationskoeffizienten für das Modell mit 13 Merkmalen, Tabelle 37: (Modellierung ohne chemische Zusammensetzung, Wärmebehandlung, Zugversuchsdaten):

| Zielgröße Zeitstandfestigkeit | Zielgröße Laufzeit |
|-------------------------------|--------------------|
| 0,948 | 0,262 |

Tabelle 37: Korrelationskoeffizienten für das Mikrostrukturmodell mit 13 Merkmalen, P91

Bild 68 bis Bild 75 demonstrieren das Ergebnis der Belehrung für 4 Modelle des neuronalen Netzes. Im Prinzip kann gezeigt werden, dass das vollständige Modell (das auch Mikrostrukturdaten enthält) versucht, die Zusammenhänge zwischen chemischen Elementen, Wärmebehandlung, Zugversuchsdaten vorherzusagen. Was wiederum beweist, dass eine starke Abhängigkeit zwischen den chemischen Elementen, Wärmebehandlungsdaten und Zeitstandsversuchsdaten existiert. Allerdings ist die Zahl der Datensätze zu gering, um die starke Streuung innerhalb Daten abzuschwächen, was sich in den Sprüngen bei den Modellwerten zeigt.

Die Problematik der stark streuenden Mikrostrukturparameter fällt besonders beim Modell ausschließlich auf der Basis dieser Größen auf. Bild 74 (geordnet nach steigenden Messwerten) und Bild 75 (geordnet nach steigenden Modellwerten) zeigt, dass die Streuung der Modellwerte im Vergleich zu der der Messwerte relativ gering ist.

Modellierung der Mikrostrukturdaten mit 30 Merkmalen

Zwei Modelle wurden auf der Grundlage von 36 Datensätzen und 30 unabhängigen Variablen berechnet, vgl. Tabelle 36.

| Nr. | Eingangsmerkmale [%] | Nr. | Eingangsmerkmale [%] |
|-----|----------------------|-----|--------------------------|
| 1 | C | 16 | $R_{P0,2}$ |
| 2 | Si | 17 | Rm |
| 3 | Mn | 18 | A |
| 4 | P | 19 | LN(Laufzeit) |
| 5 | S | 20 | Härte |
| 6 | Cr | 21 | Mittl_Korngrösse |
| 7 | Mo | 22 | $M_{23C6_Grösse}$ |
| 8 | Ni | 23 | M_{23C6_Zahl} |
| 9 | V | 24 | $M_{23C6_Verhältnis}$ |
| 10 | Al | 25 | $MX_{V(C,N)}Grösse$ |
| 11 | Nb | 26 | $MX_{V(C,N)}Zahl$ |
| 12 | N | 27 | $MX_{V(C,N)}Verhältnis$ |
| 13 | Aust.Temperatur | 28 | $MX_{Nb(C,N)}Grösse$ |
| 14 | Anlass.Temperatur | 29 | $MX_{Nb(C,N)}Zahl$ |
| 15 | Test.Temperatur | 30 | $MX_{Nb(C,N)}Verhältnis$ |

Tabelle 38: 30 Merkmalen für das Mikrostrukturmodell, P91

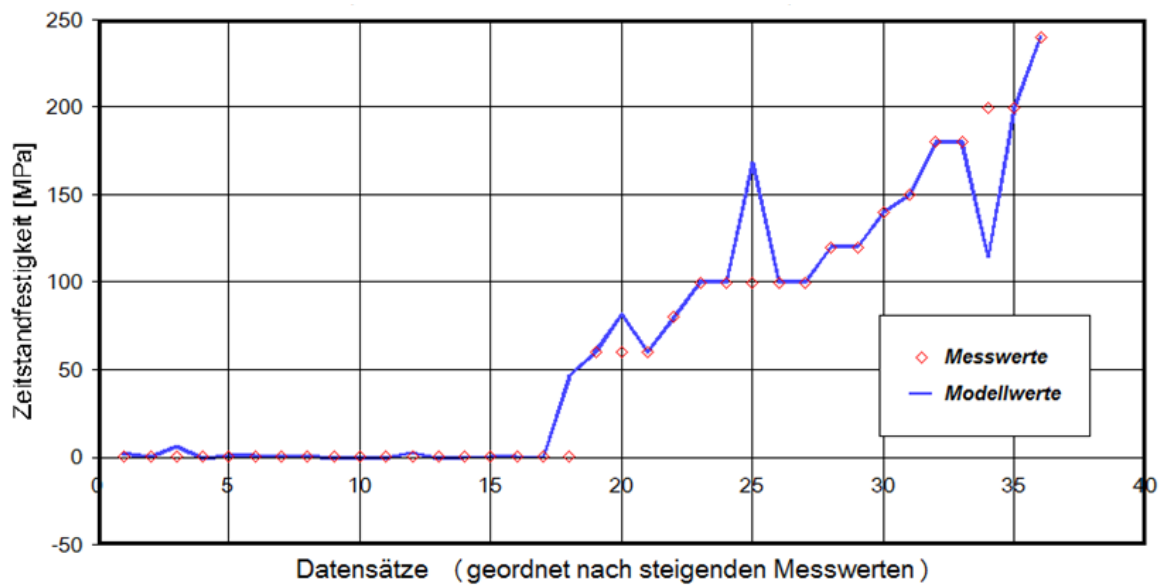


Bild 68: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, kNN Ergebnisse – das Mikrostrukturmodell: 30 Merkmale, 36 Datensätze, $r=0.962$

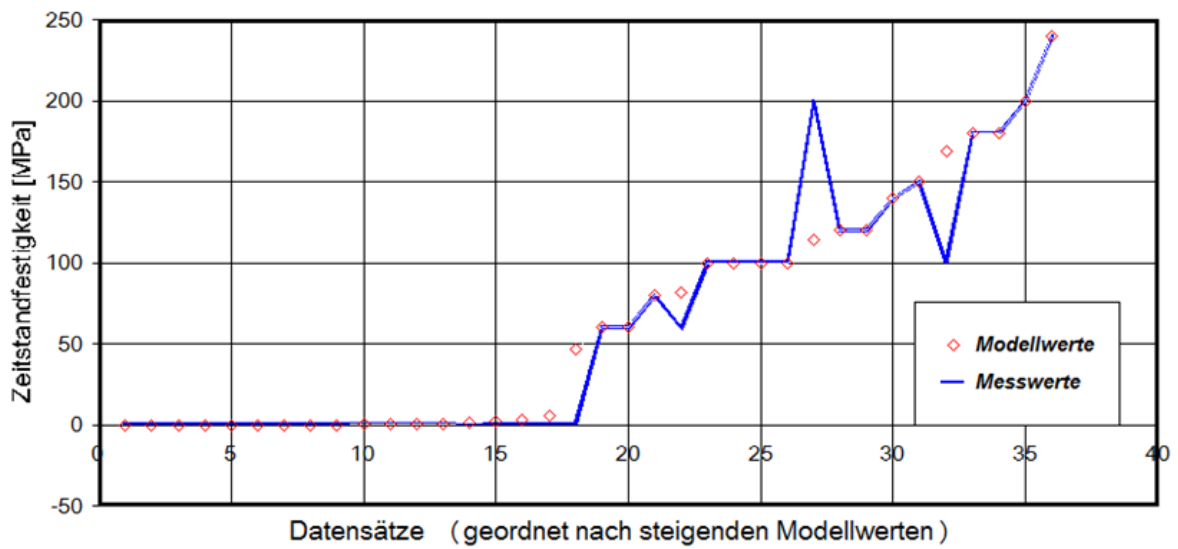


Bild 69: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Mess- und Modellwerten, kNN Ergebnisse – das Mikrostrukturmodell: 30 Merkmale, 36 Datensätze, $r=0.962$

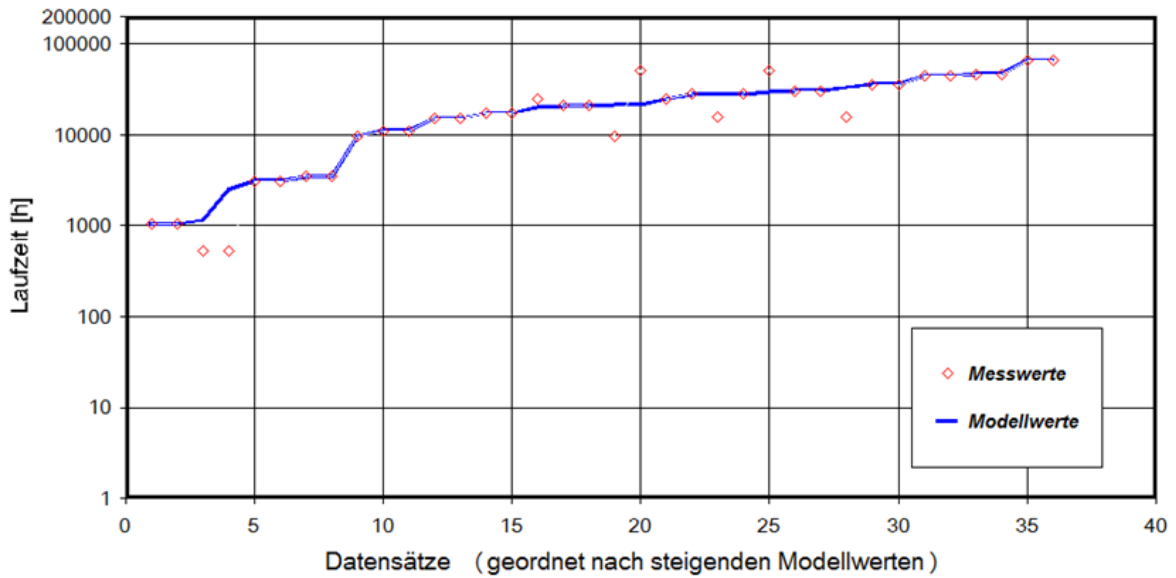


Bild 70: Laufzeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, kNN Ergebnisse – das Mikrostrukturmodell: 30 Merkmale, 36 Datensätze, $r=0.919$

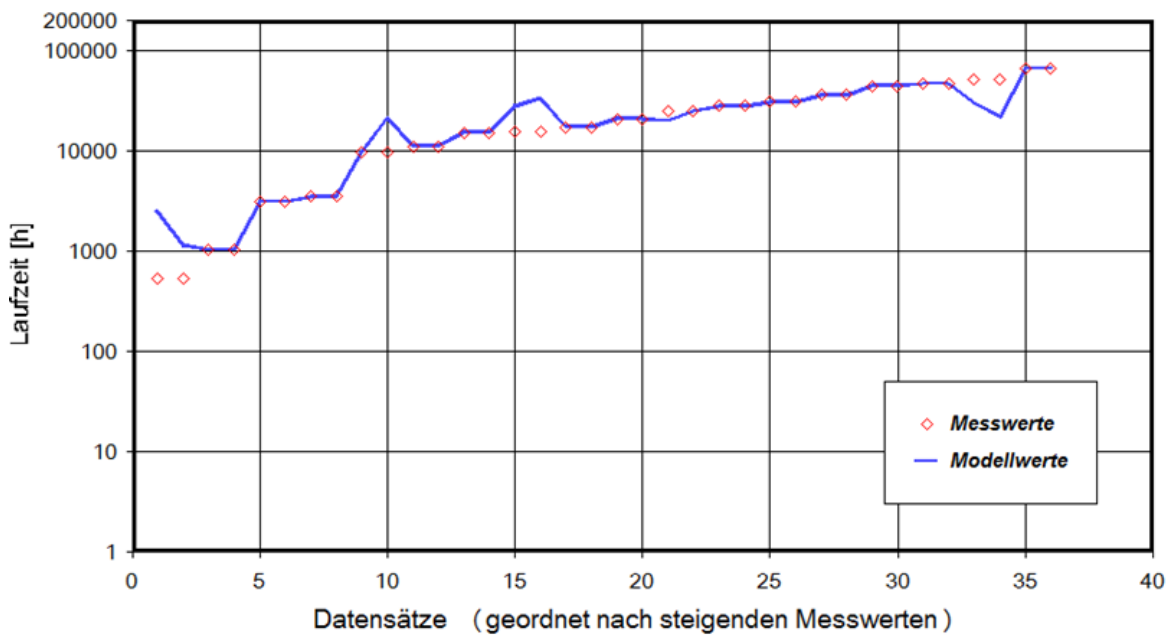


Bild 71: Laufzeit: Vergleich zwischen Mess- und Modellwerten, kNN Ergebnisse – das Mikrostrukturmodell: 30 Merkmale, 36 Datensätze, $r=0.919$

Modellierung der Mikrostrukturdaten mit 13 Merkmalen

Zwei Modelle wurden berechnet auf der Grundlage von 36 Datensätzen und 13 unabhängigen Variablen, vgl. Tabelle 37.

| Nr. | Eingangsmerkmale [%] | Nr. | Eingangsmerkmale [%] |
|-----|-----------------------|-----|---------------------------|
| 1 | Test Temperatur | 8 | $MX_{V(C,N)}$ Grösse |
| 2 | LN(Laufzeit) | 9 | $MX_{V(C,N)}$ Zahl |
| 3 | Härte | 10 | $MX_{V(C,N)}$ Verhältnis |
| 4 | Mittl_Korngrösse | 11 | $MX_{Nb(C,N)}$ Grösse |
| 5 | M_{23C6} Grösse | 12 | $MX_{Nb(C,N)}$ Zahl |
| 6 | M_{23C6} Zahl | 13 | $MX_{Nb(C,N)}$ Verhältnis |
| 7 | M_{23C6} Verhältnis | | |

Tabelle 39: 13 Merkmalen für das Mikrostrukturmodell, P91

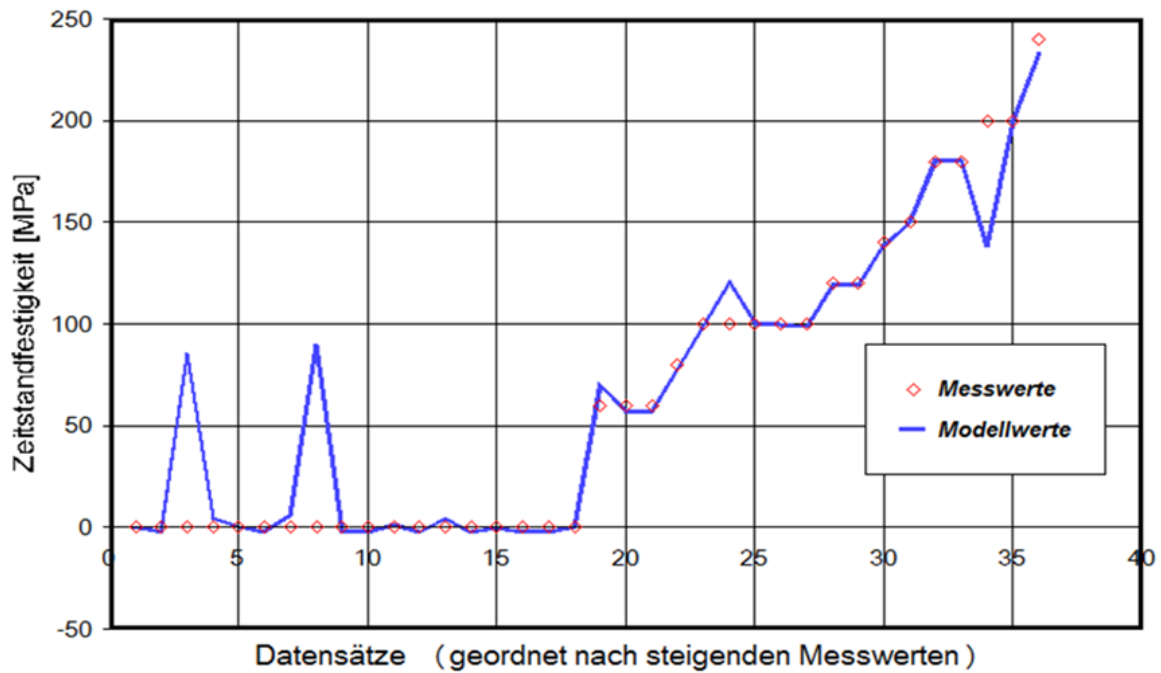


Bild 72: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Mess- und Modellwerten, kNN Ergebnisse – das Mikrostrukturmodell: 13 Merkmale, 36 Datensätze, $r=0.948$

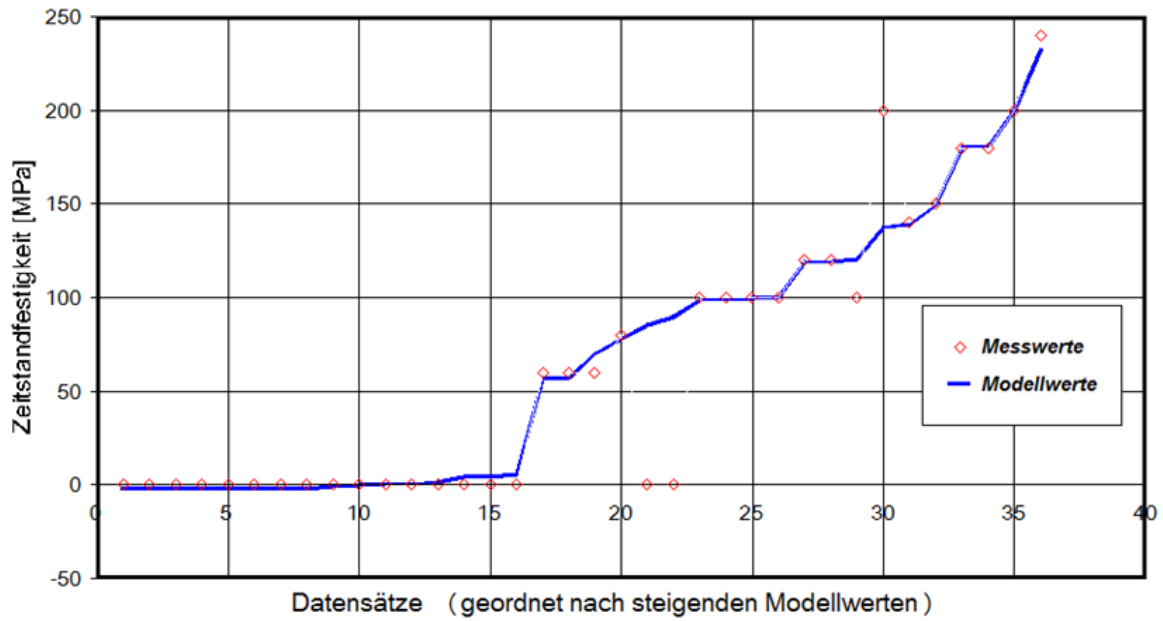


Bild 73: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Mess- und Modellwerten, kNN Ergebnisse – das Mikrostrukturmodell: 13 Merkmale, 36 Datensätze, $r=0.948$

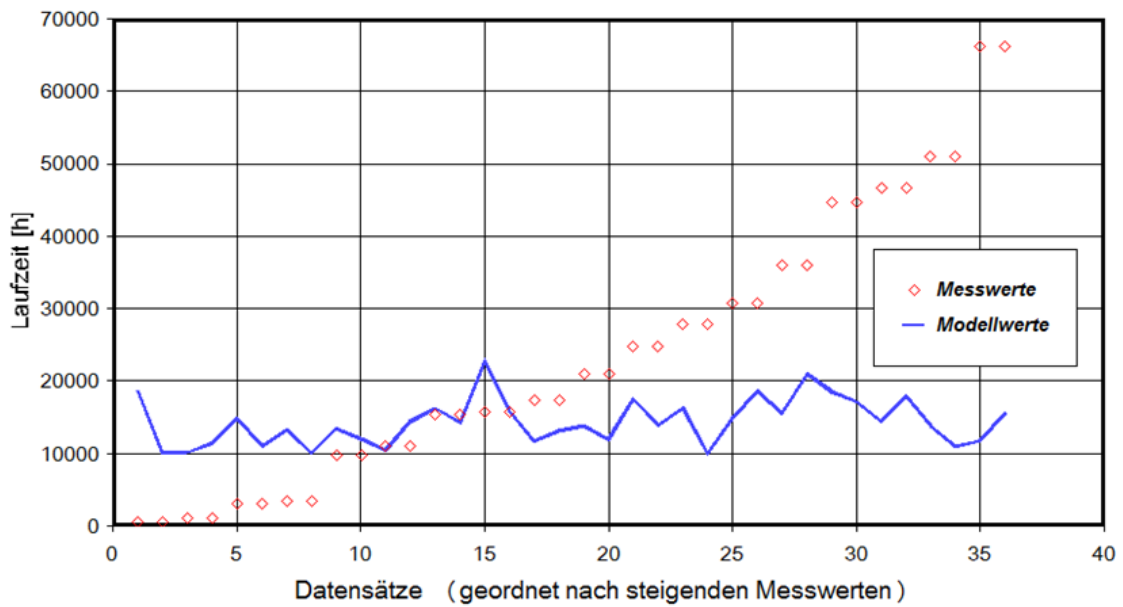


Bild 74: Laufzeit: Vergleich zwischen Mess- und Modellwerten, kNN Ergebnisse – das Mikrostrukturmodell: 13 Merkmale, 36 Datensätze, $r=0.262$

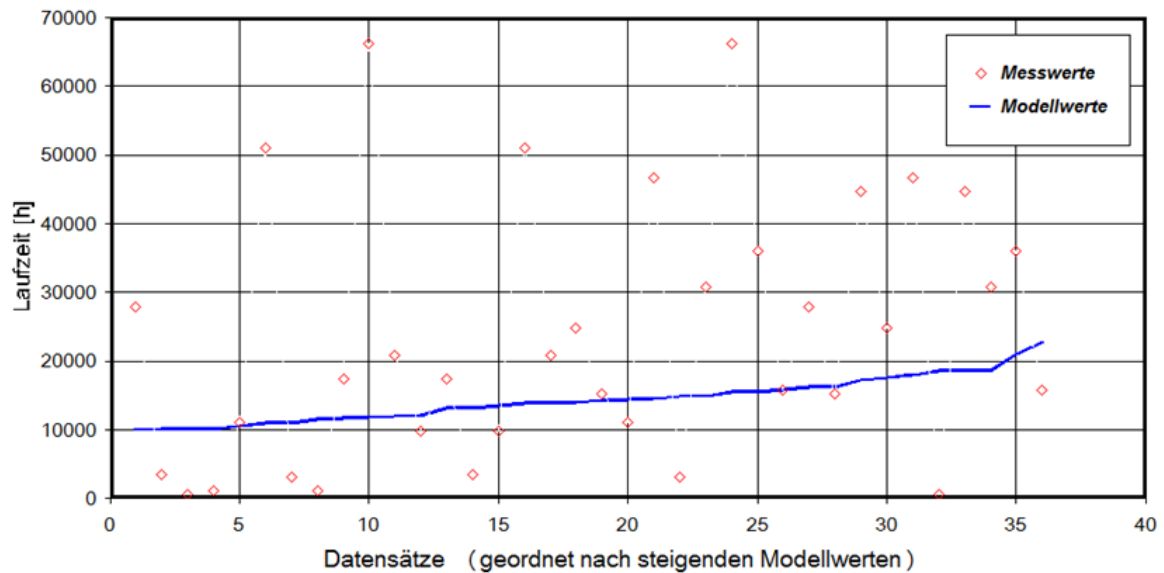


Bild 75: Laufzeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, kNN Ergebnisse – das Mikrostrukturmodell: 13 Merkmale, 36 Datensätze, $r=0.262$

Die durchgeführten Arbeiten mit den Mikrostrukturdaten stellen einen ersten Ansatz dar. Folgende Maßnahmen werden als aussichtsreich angesehen die Korrelationen zu verbessern:

- Eingriff in die Streuung durch eine gezielte Glättung, d.h. Reduzierung der Streuung der Mikrostrukturparameter auf der Grundlage des berechenbaren thermodynamischen Verhaltens;
- Berücksichtigung des Effektes der thermischen Auslagerung in Bezug auf den Einfluss der Spannung (Kopf – Schaft).
- Schaffung einer größeren Datenbasis, die einen statistisch abgesicherten Trend liefert.

4.7 Einfluss des Merkmals Härte auf die Zielgrößen Zeitstandfestigkeit und Laufzeit

Das Merkmal Härte ist ebenso wie Streckgrenze und Zugfestigkeit ein Resultat der sich über die Wärmebehandlung einstellenden Mikrostruktur. Die Härte reagiert deshalb auch auf thermisch aktivierte Vorgänge, die eine Änderung der Mikrostruktur während der Zeitstandbeanspruchung bewirken. Die Härte ist daher in der technischen Praxis eine Kontrollgröße, mit der geprüft werden kann, ob eine Wärmebehandlung durchgeführt wurde.

Ein Vergleich von kNN-Modellen, die sowohl unter Verwendung als auch unter Ausschluss des Merkmals Härte erstellt wurden, erfolgte für den Stahl P91 einerseits für die Zeitstandfestigkeit und andererseits für die Laufzeit:

Mit Merkmal Härte (16 Merkmale, 336 Datensätze):

- a) Zeitstandfestigkeit
- b) Laufzeit

Ohne Merkmal Härte, aber mit gleichem Datenbestand (15 Merkmale, 336 Datensätze):

- c) Zeitstandfestigkeit
- d) Laufzeit

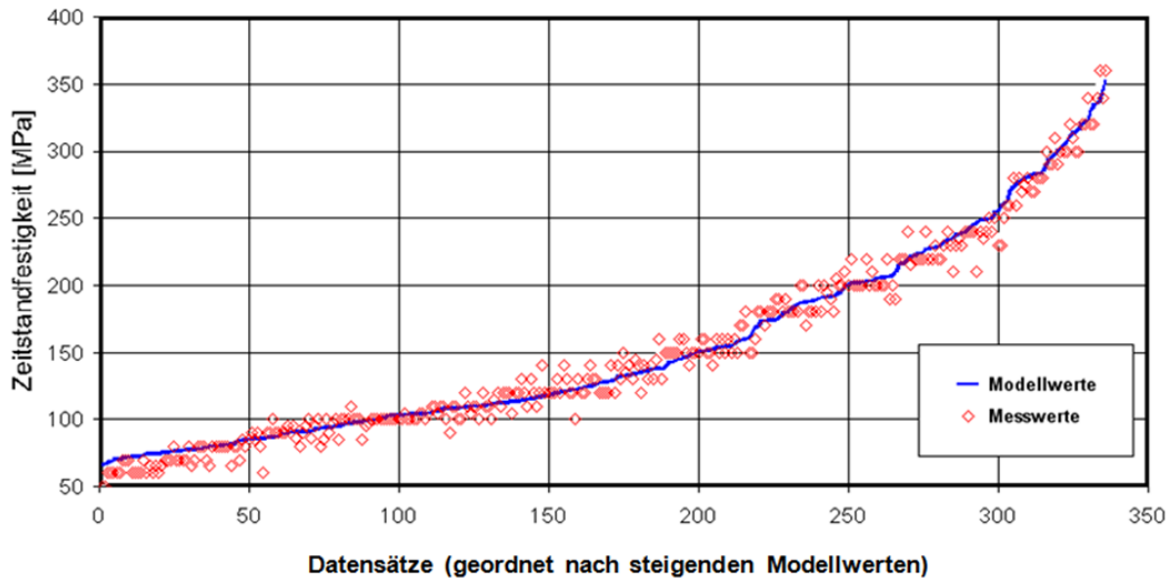


Bild 76: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Modell mit Merkmal Härte: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, 16 Merkmale, 336 Datensätze, $r=0.992$, Werkstoff X10CrMoVNb9-1

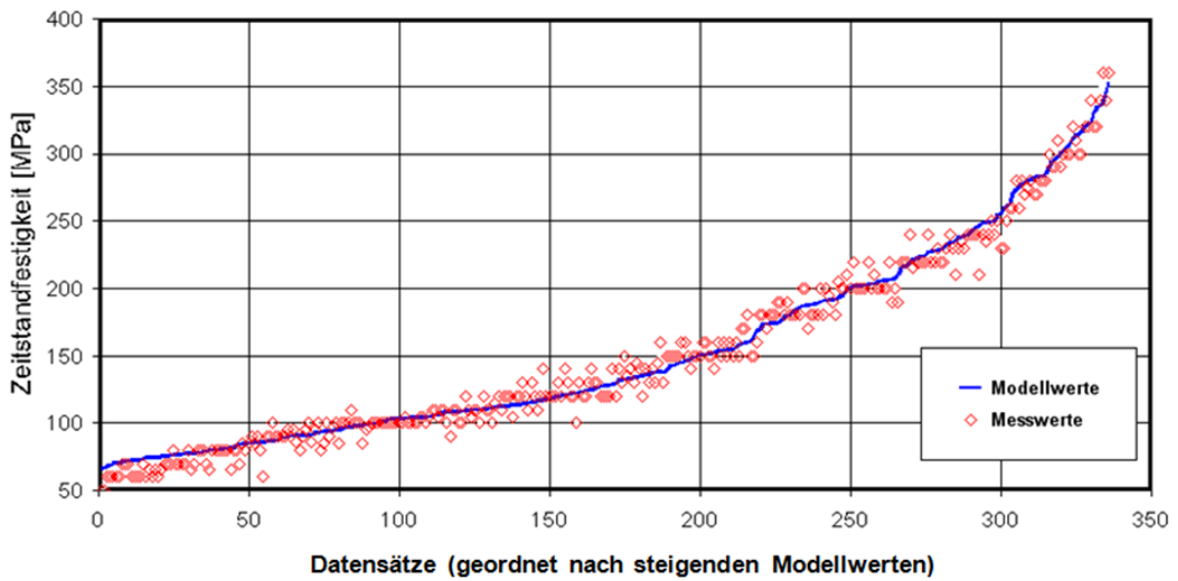


Bild 77: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Modell ohne Merkmal Härte: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, 15 Merkmale, 336 Datensätze, $r=0.991$, Werkstoff X10CrMoVNb9-1

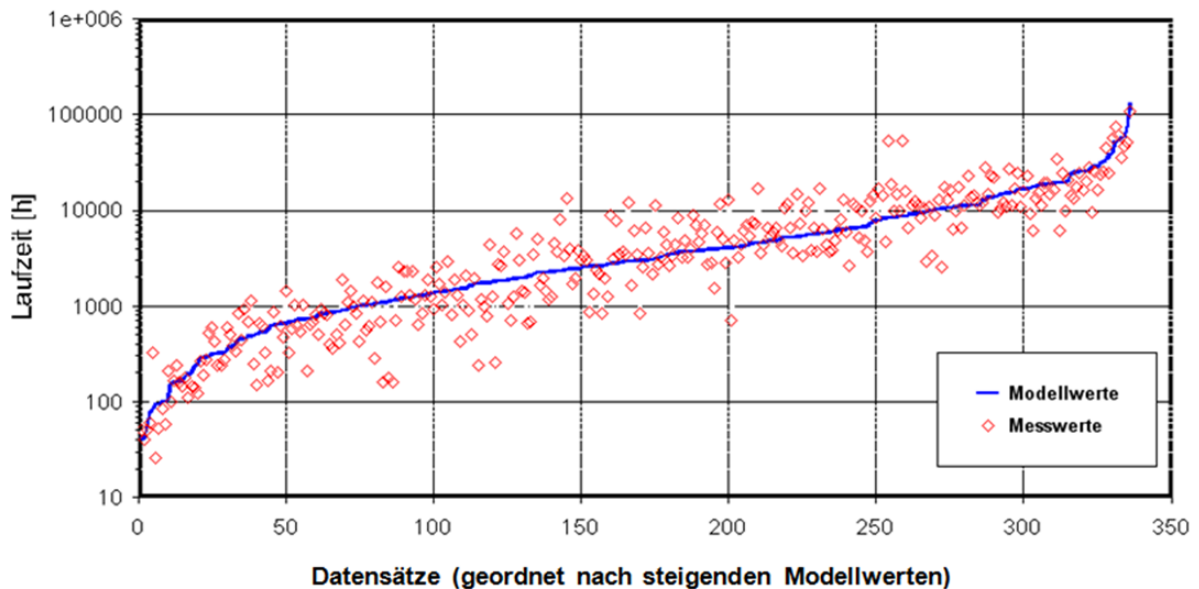


Bild 78: Zielgröße Laufzeit, Modell mit Merkmal Härte: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, 16 Merkmale, 336 Datensätze, $r=0.874$, Werkstoff X10CrMoVnB9-1

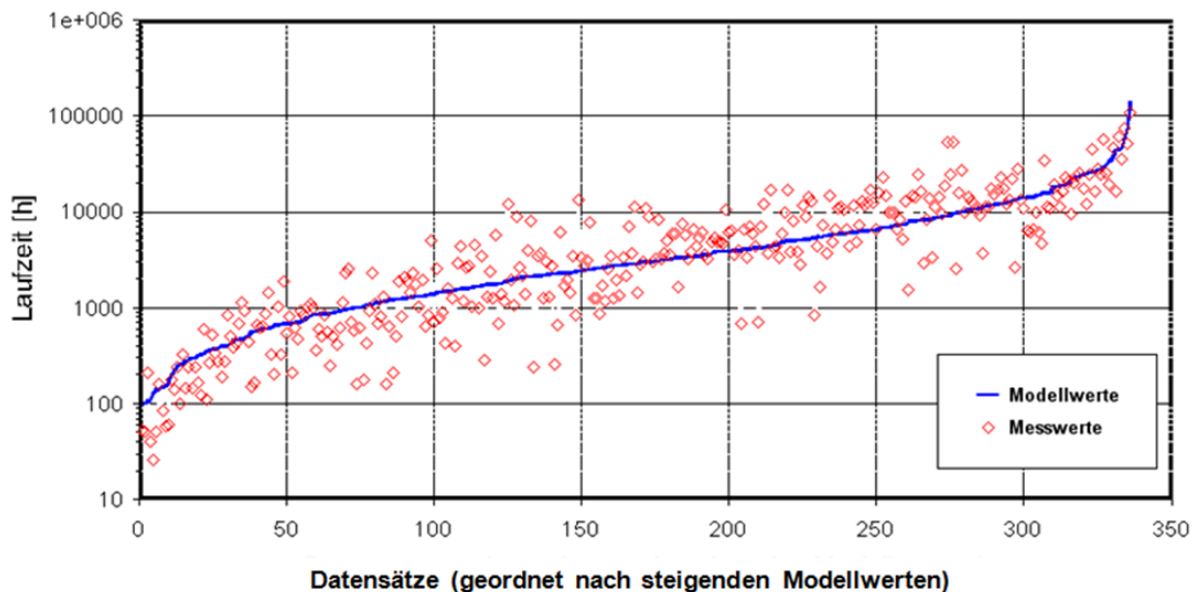


Bild 79: Zielgröße Laufzeit, Modell ohne Merkmal Härte: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, 15 Merkmale, 336 Datensätze, $r=0.847$, Werkstoff X10CrMoVnB9-1

Ein Einfluss durch Hinzunahme des Merkmals Härte auf die Zielgrößen Zeitstandfestigkeit und Laufzeit zeigt sich beim Korrelationskoeffizienten. Während eine Veränderung der Korrelation beim Merkmal Zeitstandfestigkeit infolge der bereits sehr hohen Korrelation nur marginal ausfällt, lässt sich bei der wesentlich schlechter korrelierten Laufzeit, wie zu erwarten, eine gewisse Verbesserung ausmachen.

4.8 Verifizierung der Modellberechnungen

In den vorangegangenen Abschnitten wurde zur Beurteilung der Effizienz der kNN-Modellierungen der Korrelationsfaktor r herangezogen. Wie bereits erwähnt ist er ein Maß für die Stärke der Abhängigkeit zwischen Modell- und experimentellen Daten. Je näher der Koeffizient an den Wert 1 herankommt, desto besser ist die Übereinstimmung zwischen Modell- und Messwerten. Alternativ hierzu wird die Wirksamkeit der kNN Berechnung mit Versuchsergebnissen von realen Schmelzen überprüft.

Hierzu wurde wie folgt vorgegangen: dem mit einem vorgegebenem Datensatz trainierten Netz wurden die Merkmale von ausgewählten Schmelzen vorgegeben, die nicht Bestandteil der Daten sind, die für das Trainieren des Netzes verwendet wurden. Auf dieser Grundlage berechnet das kNN Spannungswerte für vorgegebene Zeiten, die zu einer Zeitstandbruchkurve verbunden werden können. Diese lässt sich dann mit den tatsächlichen, experimentell bestimmten Bruchwerten der Schmelze vergleichen.

Die Bewertung der Daten wurde für zwei Ebenen für die Stähle P91, P92 und für eine Ebene des Stahls E911 durchgeführt. Hierbei wurden die Temperaturen 500, 550, 600 und 650°C berücksichtigt.

Bei der Gegenüberstellung mit den berechneten Modellwerten ist zu beachten, dass die experimentellen Daten eine methodenbedingte Streuung aufweisen, die wie bereits erwähnt sich aus den Faktoren Genauigkeit und Konstanz der Versuchstemperatur, Probenfertigung, Belastung ergibt. Diese Streuung wird im Vergleich bzw. bei der oben beschriebenen Verifizierung nicht berücksichtigt.

4.8.1 Stahl P91 – Verifikation

4.8.1.1 Schmelze 801141

Bild 80 und Bild 81 zeigen für Ebene 3 den Vergleich der Modellberechnung mit dem experimentell ermittelten Zeitstandbruchverhalten für ausgewählte Schmelzen. Dieser Datensatz zeigt eine größere Streuung bei 600°C als bei 650°C. Bild 82 und Bild 83 zeigen für Ebene 2 bei 650°C ein praktisch gleiches Verhalten.

Die Bilder zeigen, dass die vom kNN ermittelte Kurve eher im oberen Bereich des Streubandes der experimentell ermittelten Punkte liegt und erwartungsgemäß experimentelle „Ausreißer“ sich in der Bewertung des kNN nicht niederschlagen. Diese Vorgehensweise entspricht nicht der menschlichen Neigung „Ausreißer“ mit in die Betrachtung einzubeziehen.

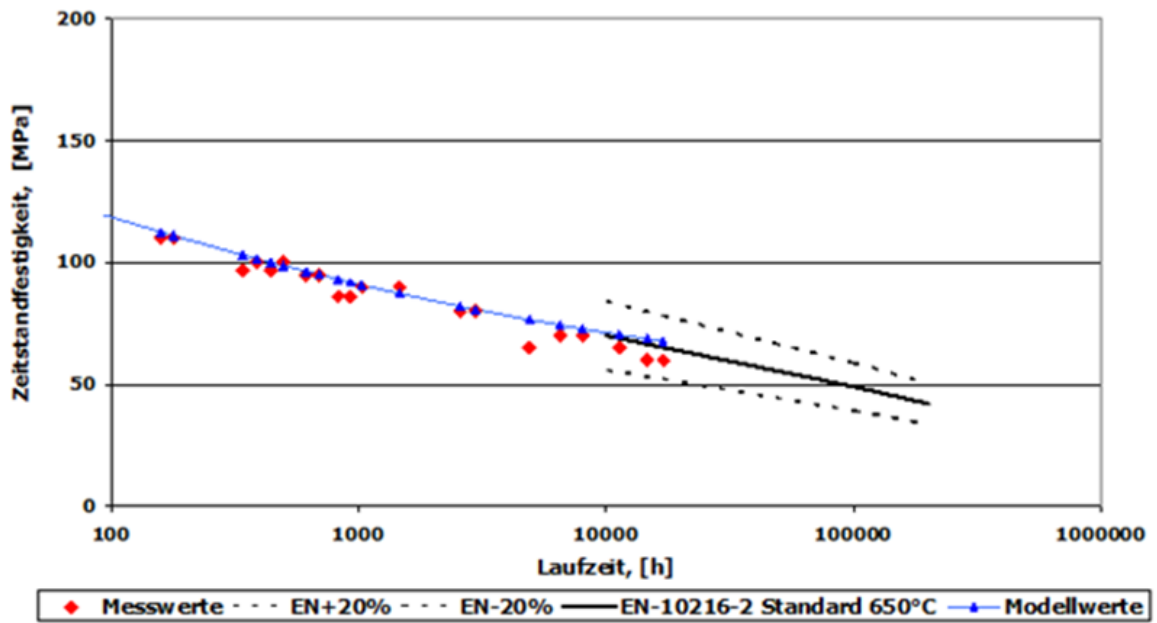


Bild 80: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze 801141 – 650°C, Ebene 3 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1

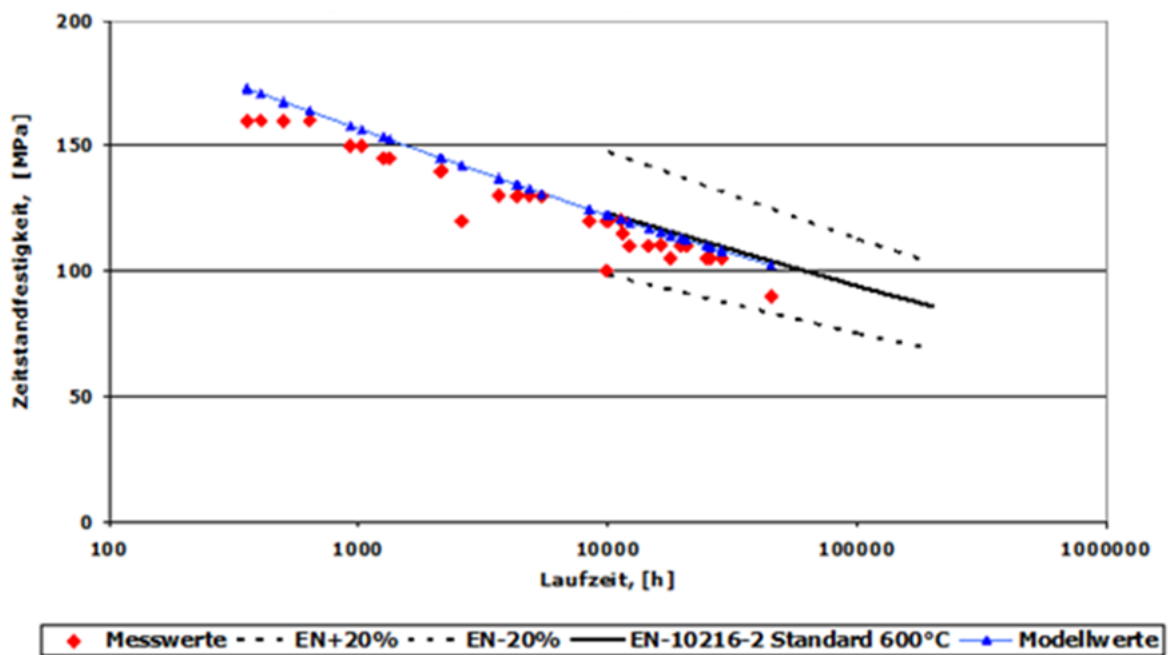


Bild 81: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze 801141 – 600°C, Ebene 3 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1

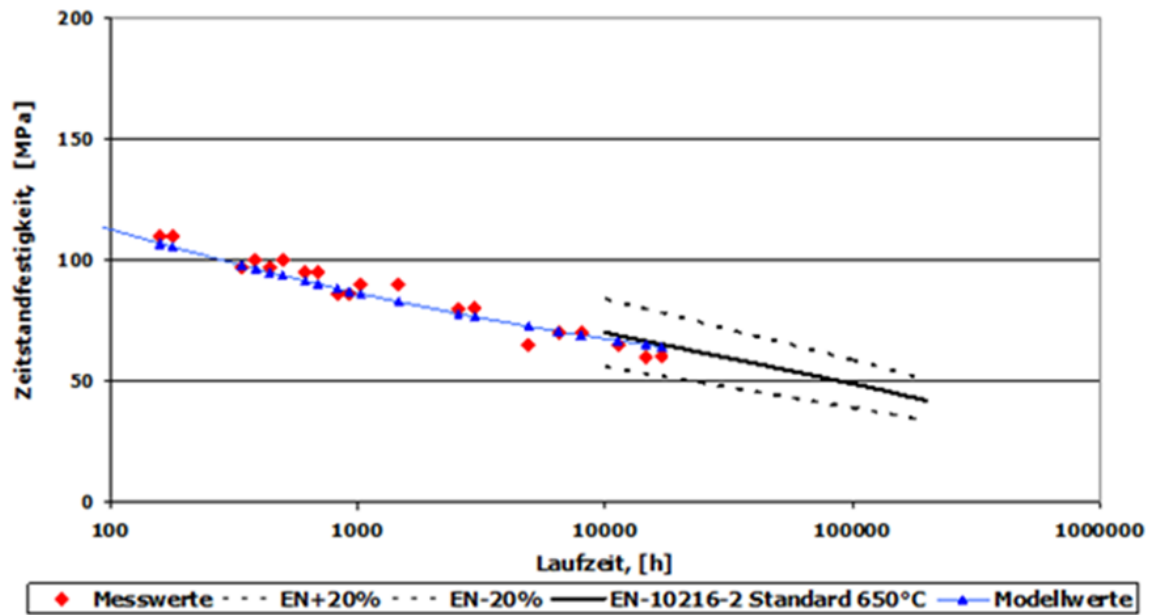


Bild 82: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze 801141 – 650°C, Ebene 2 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1

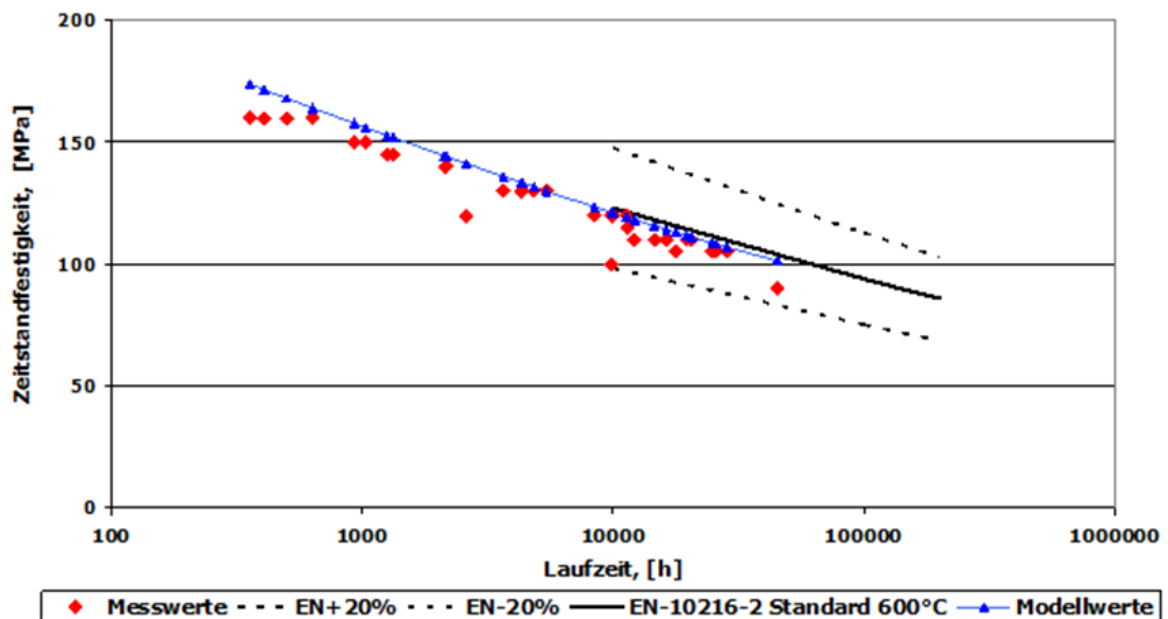


Bild 83: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze 801141 – 600°C, Ebene 2 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1

4.8.1.2 Schmelze 105014

Eine gute Übereinstimmung ist in den folgenden Bild 84 und Bild 85 für Temperaturen 650 und 600°C zu sehen, Ebene 2.

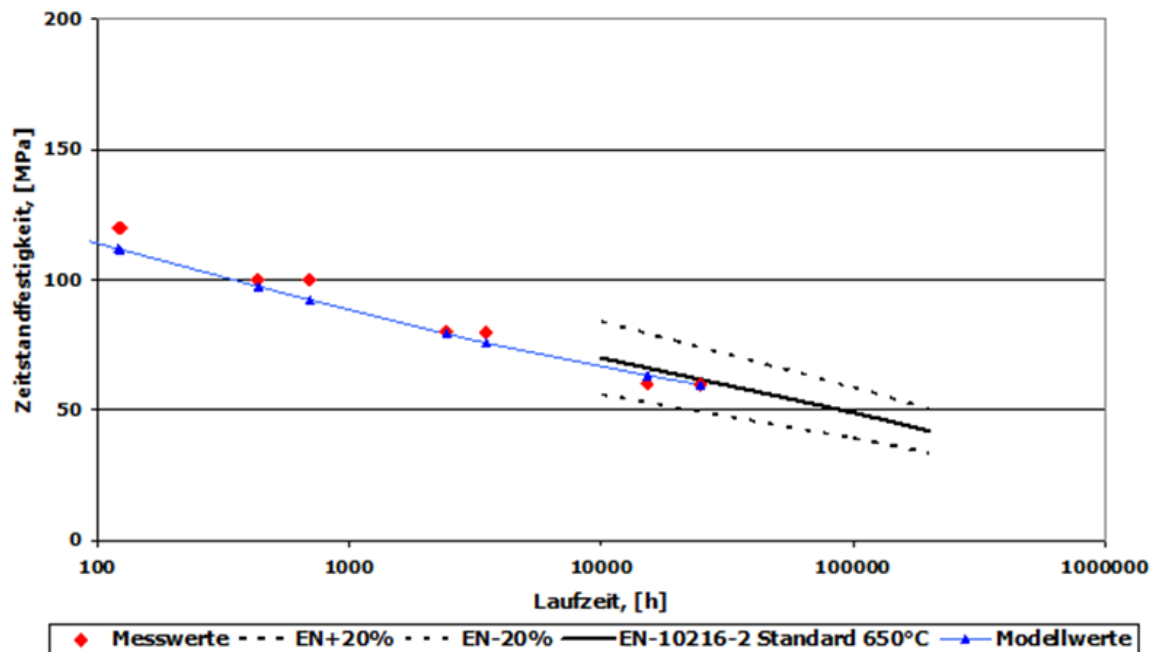


Bild 84: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze 105014 – 650°C, Ebene 2 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1

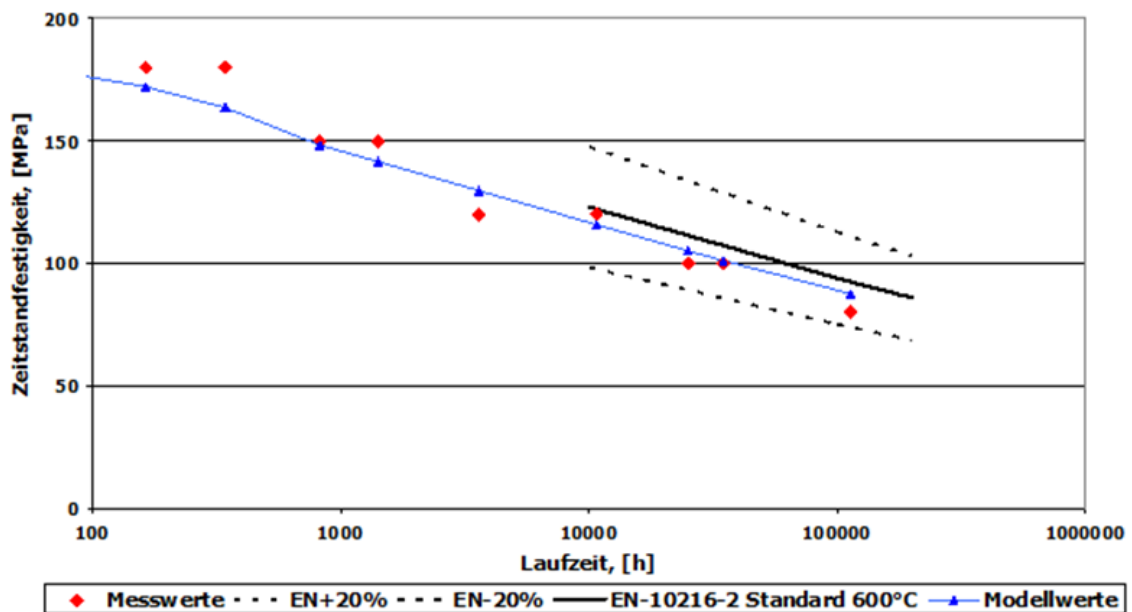


Bild 85: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze 105014 – 600°C, Ebene 2 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1

4.8.1.3 Schmelze 21891

In Bild 86 liegt die Prognose des kNN im Bereich über 10000 h über dem tatsächlichen Verhalten. Das Zeitstandverhalten wird überschätzt, besonders deutlich wird dies bei 600°C, Bild 87.

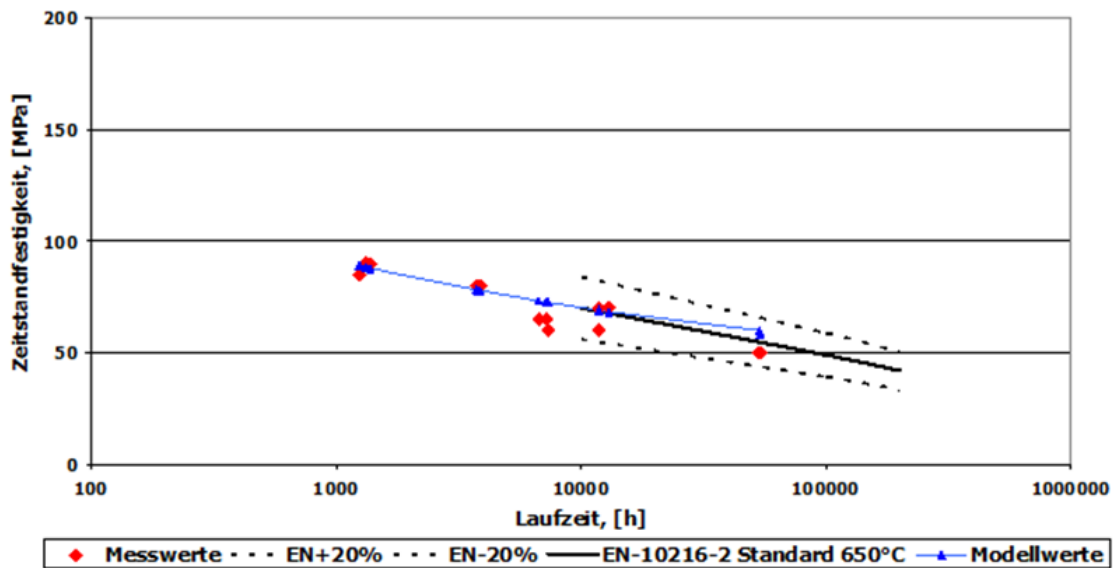


Bild 86: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze 21891 – 650°C, Ebene 2 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1

Bei 650°C ergibt sich die Diskrepanz über den Vergleich mit einem einzigen experimentellen Punkt im Langzeitbereich. Außerdem liegen Hinweise vor, dass die Daten der Schmelzen 21891/IT.3 und IT.2 nicht zuverlässig sind. Bei dieser Schmelze wurden in den Datenblätter eine Vielzahl von Proben mit dem gleichen Spannungshorizont geführt, jedoch fehlten Angaben über den Probenstatus (Bruch, Ausgebaut etc. Bild 24), so dass sich eine starke Streuung zeigte. In diesen Fällen ist die Probe mit der längsten Laufzeit als Bruchzeitpunkt angesetzt worden, während die anderen Proben unberücksichtigt blieben. Ob diese Annahme richtig war, konnte nicht überprüft werden. Daher sind diese Auswertungen mit Vorbehalt zu betrachten.

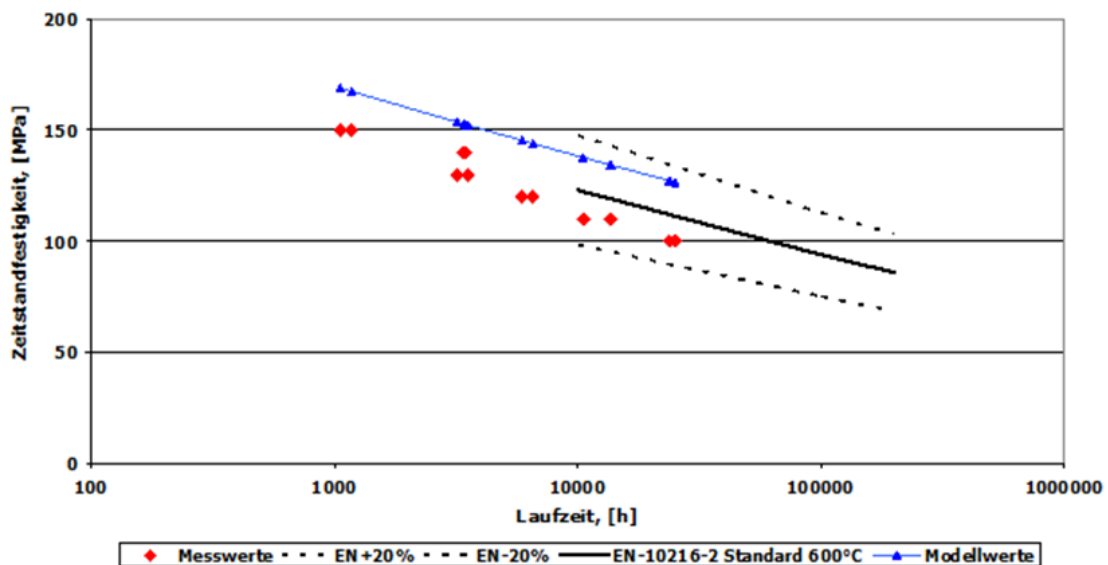


Bild 87: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze 21891 – 600°C, Ebene 2 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1

4.8.2 Stahl P92 – Verifikation

4.8.2.1 Schmelze JN.00.C

Bild 88 und Bild 89 (Datenebene 2) zeigen eine gute Übereinstimmung der Modellberechnung mit dem tatsächlichen Zeitstandbruchverhalten der betreffenden Schmelzen.

Das Modell für Ebene 1 (mehr Merkmale) in Bild 91 berechnet im Vergleich mit Ebene 2 (Bild 89) etwa bis zu Laufzeiten von 10000 h eine etwas geringere Zeitstandfestigkeit. Im Langzeitbereich erfolgt jedoch wieder eine Annäherung von Mess- und Modellwerten.

Das Modell für Ebene 1 hat die folgenden zusätzlichen Merkmale: Anlassdauer [h], Austenitisierungsdauer [h], Al [%], N [%], P [%]. Offensichtlich wirken sich die aufgeführten Merkmale in der mehrdimensionalen Bewertung durch das kNN negativ auf die Zeitstandfestigkeit im kurzen Laufzeitbereich aus. Metallurgisch wirken sich die Elemente Al, N und P über die Bildung von Ausscheidungen aus. Das Element N spielt beim Zusatz von Bor eine wesentliche Rolle: die Bildung von Bornitriden vernichtet die positive Wirkung der VN-Ausscheidungen auf die Zeitstandfestigkeit [Abe 04].

Über die Auswirkung von Al, N, sowie der Anlass- und Austenitisierungsdauer wird in Abschnitt 5 im Rahmen einer gezielten Parametervariation berichtet.

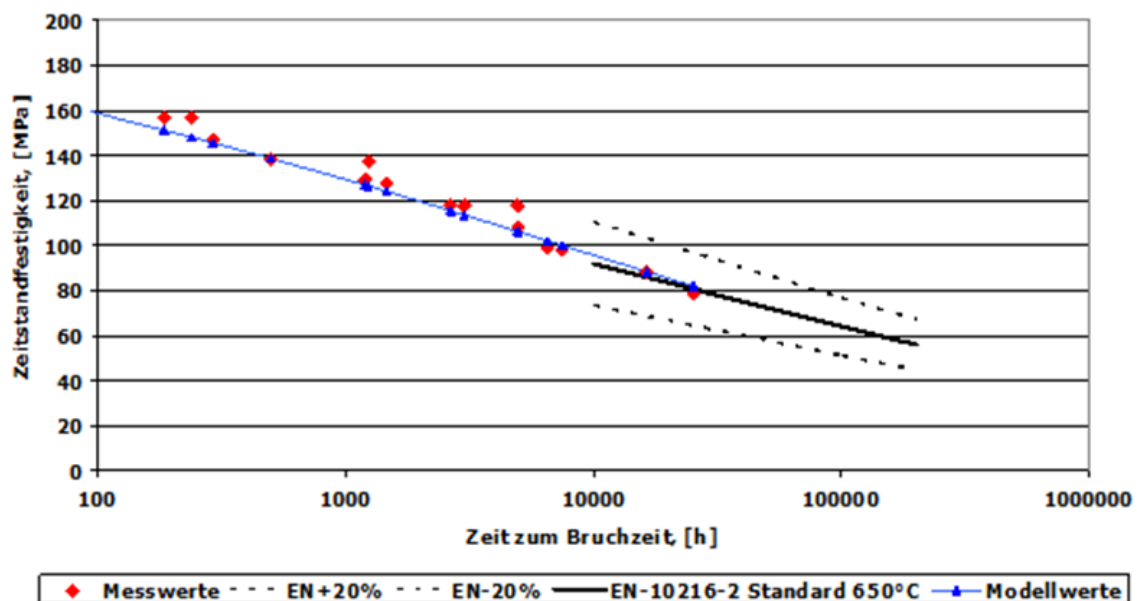


Bild 88: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze JN.00.C – 650°C, Ebene 2 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrWMoVNb9-2

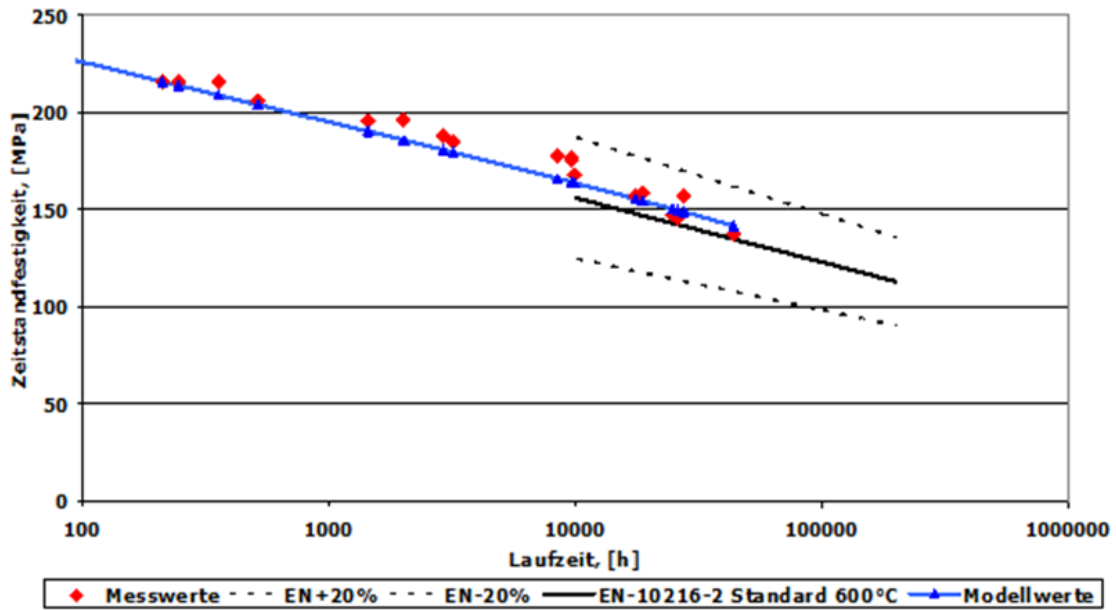


Bild 89: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze JN.00.C – 600°C, Ebene 2 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrWMoVNb9-2

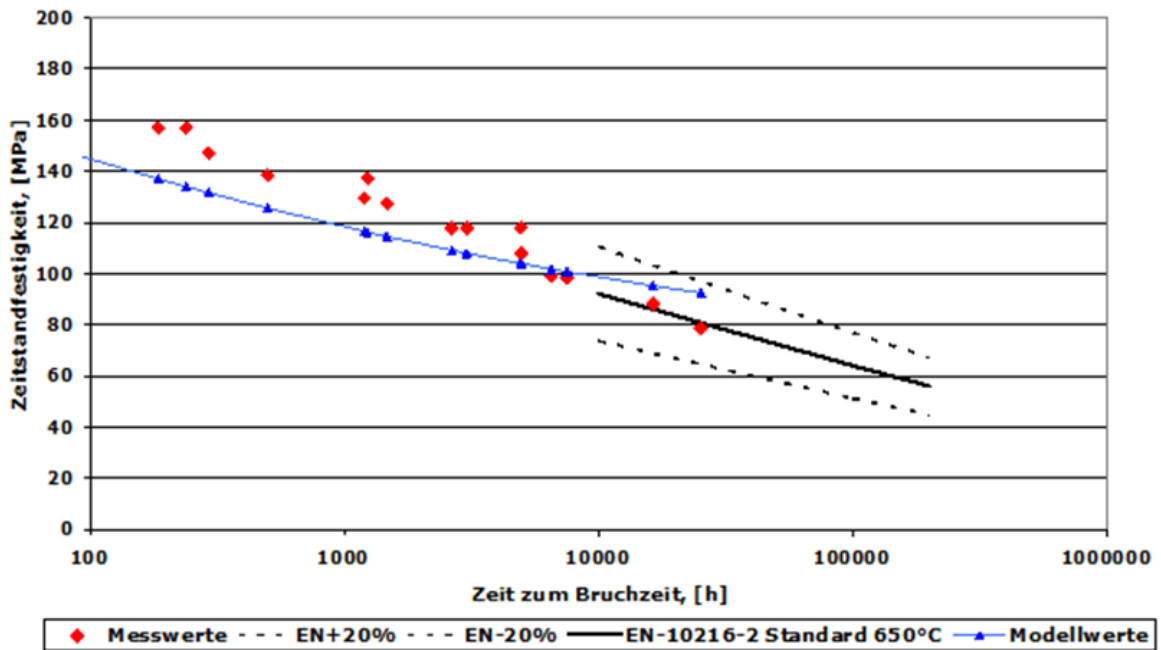


Bild 90: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze JN.00.C – 650°C, Ebene 1 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrWMoVNb9-2

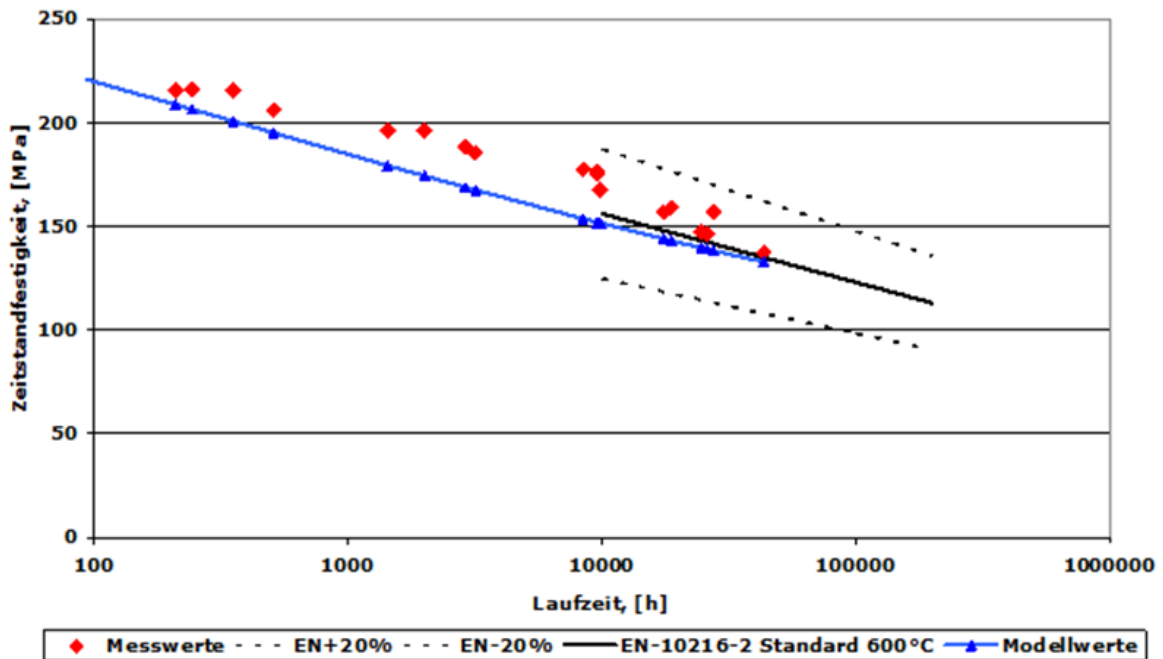


Bild 91: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze JN.00.C – 600°C, Ebene 1 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrWMoVNB9-2

4.8.2.2 Schmelze JN.00.E

Bild 92 und Bild 93 (Ebene 2) zeigen eine gute Übereinstimmung der Modellberechnung mit dem tatsächlichen Zeitstandbruchverhalten und mit der Regelwerksmittelkurve der ausgewählten Schmelzen.

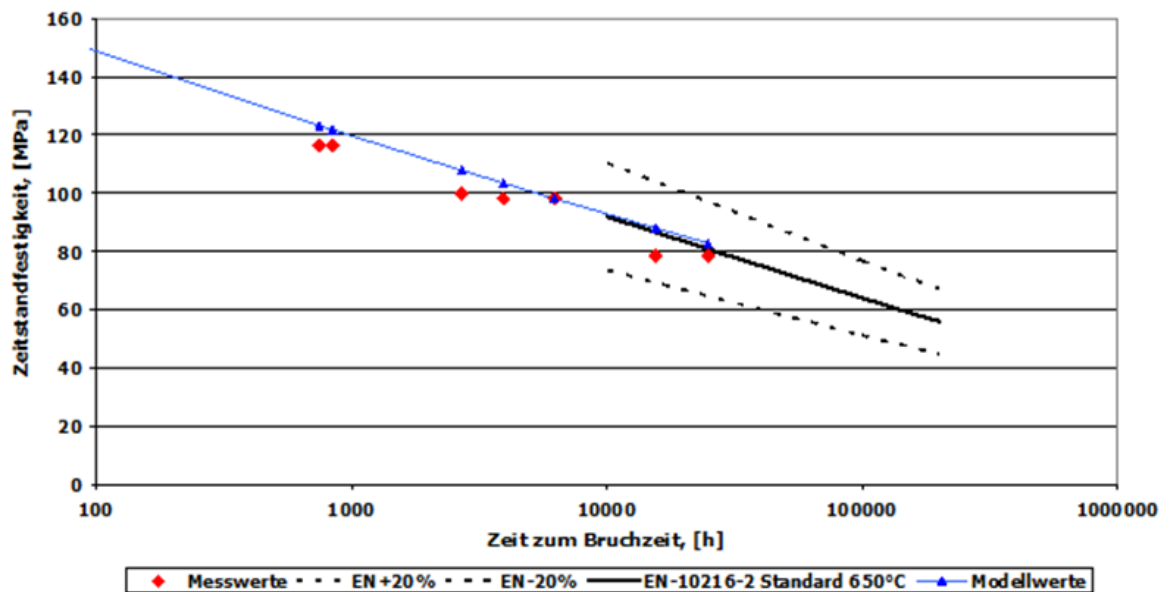


Bild 92: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze JN.00.E – 650°C, Ebene 2 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrWMoVNB9-2

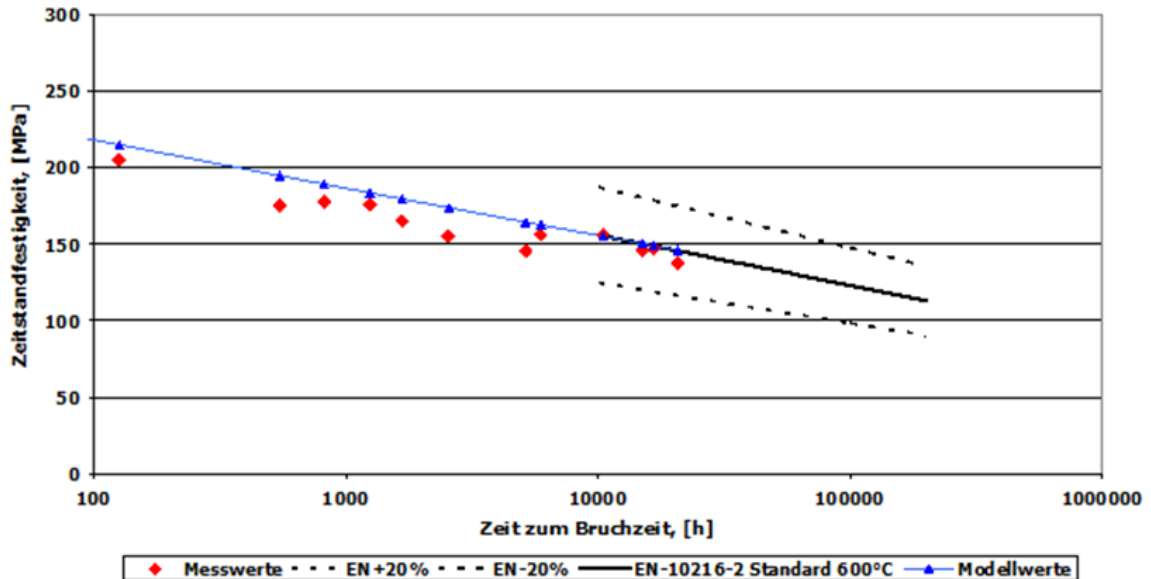


Bild 93: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze JN.00.E – 600°C, Ebene 2 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrWMoVNb9-2

4.8.3 Stahl E911 – Verifikation

4.8.3.1 Schmelze 105672

Bild 94 zeigt für eine Prüftemperatur von 600°C ebenfalls eine gute Übereinstimmung der Modellberechnung mit dem tatsächlichen Zeitstandbruchverhalten der ausgewählten Schmelzen.

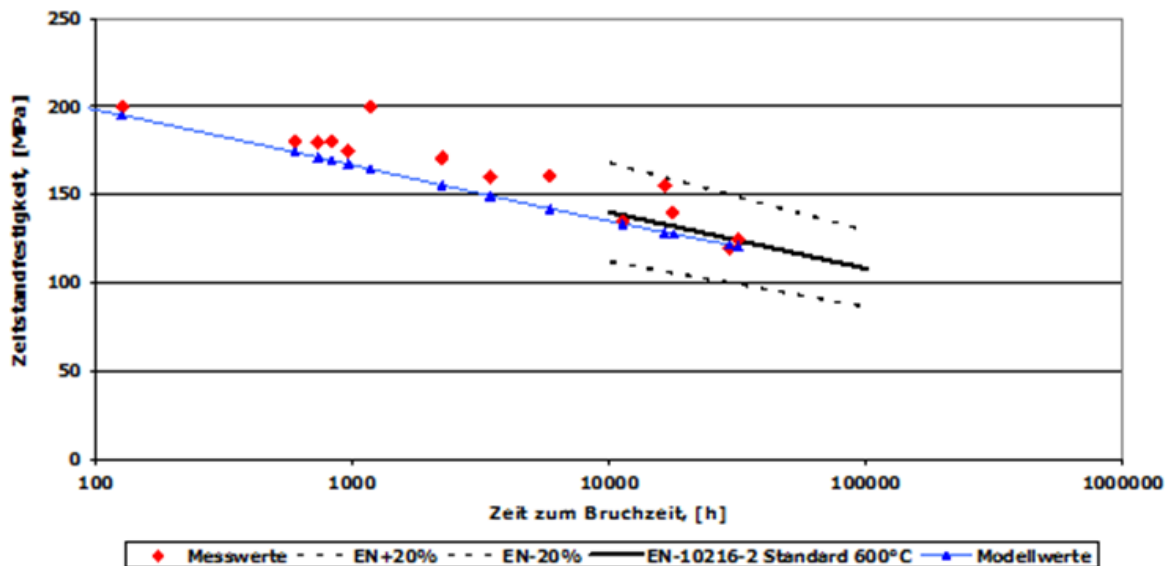


Bild 94: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze 105672 – 600°C, Ebene 1 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X11CrWMoVNb9-1-1

Das Modell für 650°C zeigt eine gegenüber der Regelwerksmittelkurve andere Neigung – Bild 95. Der Grund hierfür muss in der zu geringen Datenbelegung für den Langzeitbereich > 10 000 h gesehen werden.

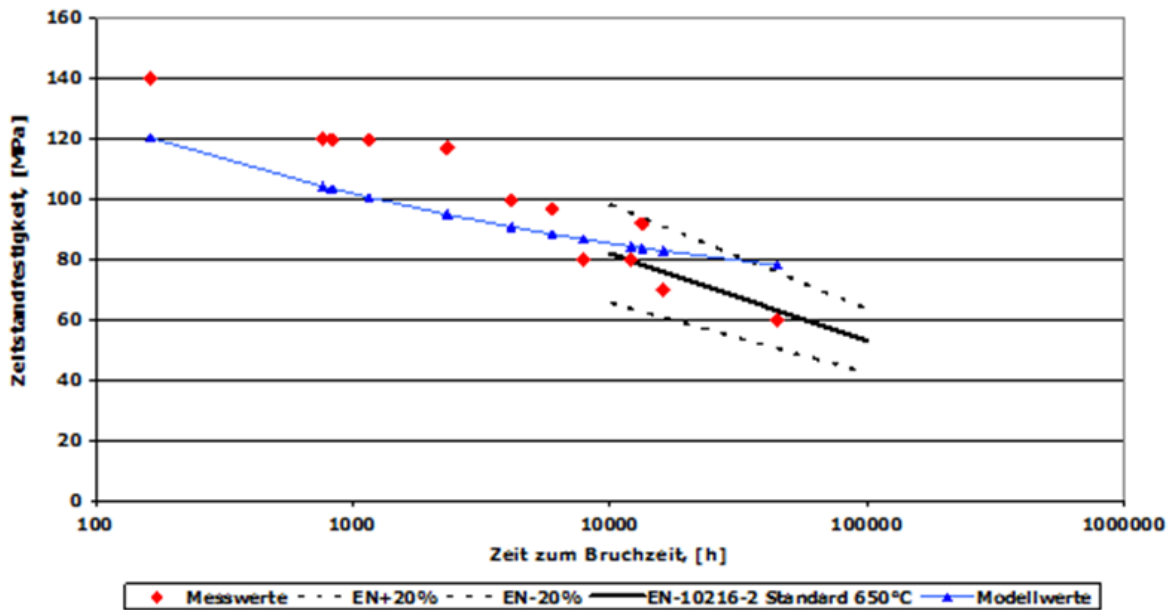


Bild 95: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze 105672 – 650°C, Ebene 1 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X11CrWMoVNb9-1-1

4.8.3.2 Schmelze B2516

Einzelne Merkmale der Verifikationsprobe liegen außerhalb des trainierten Merkmalsbereichs des künstlichen kNN. Deshalb kann das kNN-Modell die Schmelze weit weniger gut beschreiben. Das spiegelt die an sich bekannte Tatsache wider, dass eine Extrapolation nicht oder nur mit größter Vorsicht vorgenommen werden kann.

Das zeigte sich bereits beim Training des kNN, da hier eine Warnmeldung angezeigt wurde, dass die Daten für einzelne Merkmale nicht in die erwartete Intervallbreite passen – Tabelle 40. Tabelle 41 zeigt die maximalen und minimalen Werte für das trainierte Modell.

| Element | Wert |
|-------------------------|-------|
| C | 0.105 |
| Cr | 9.16 |
| Mo | 1.01 |
| W | 1.0 |
| Austenitisieren - Dauer | 0.17 |

Tabelle 40: Schmelze B2516

| Element | Min | Max |
|-------------------------|------|------|
| C | 0.11 | 0.12 |
| Cr | 8.61 | 9.1 |
| Mo | 0.92 | 1 |
| W | 0.93 | 0.99 |
| Austenitisieren - Dauer | 1 | 3 |

Tabelle 41: Modell ohne Schmelze B2516

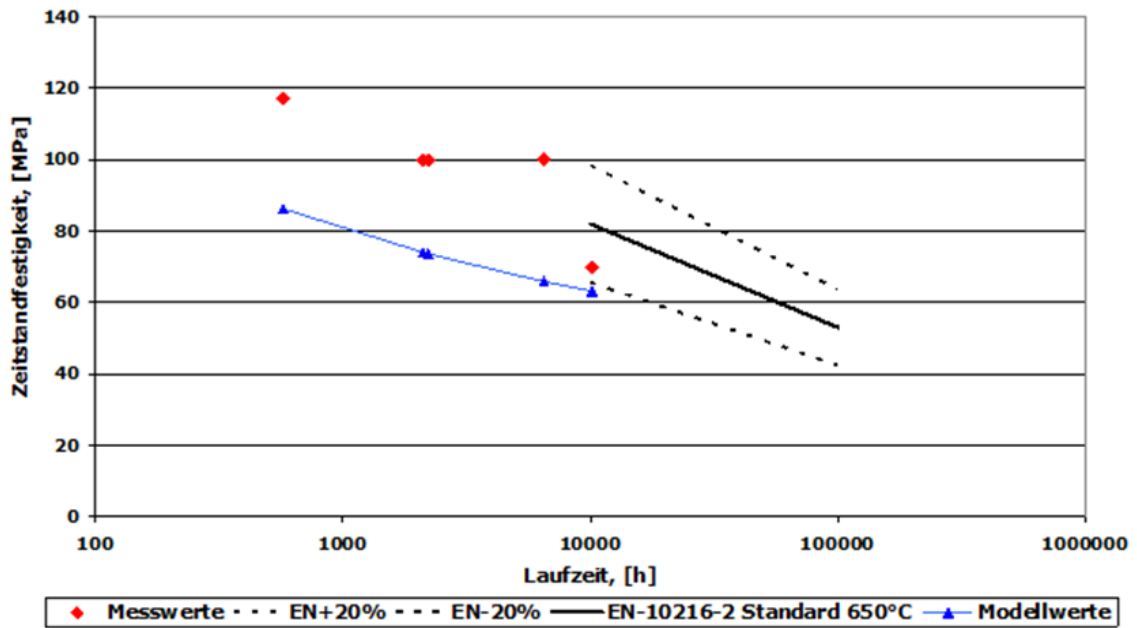


Bild 96: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze B2516 – 650°C, Ebene 1 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X11CrWMoVNb9-1-1

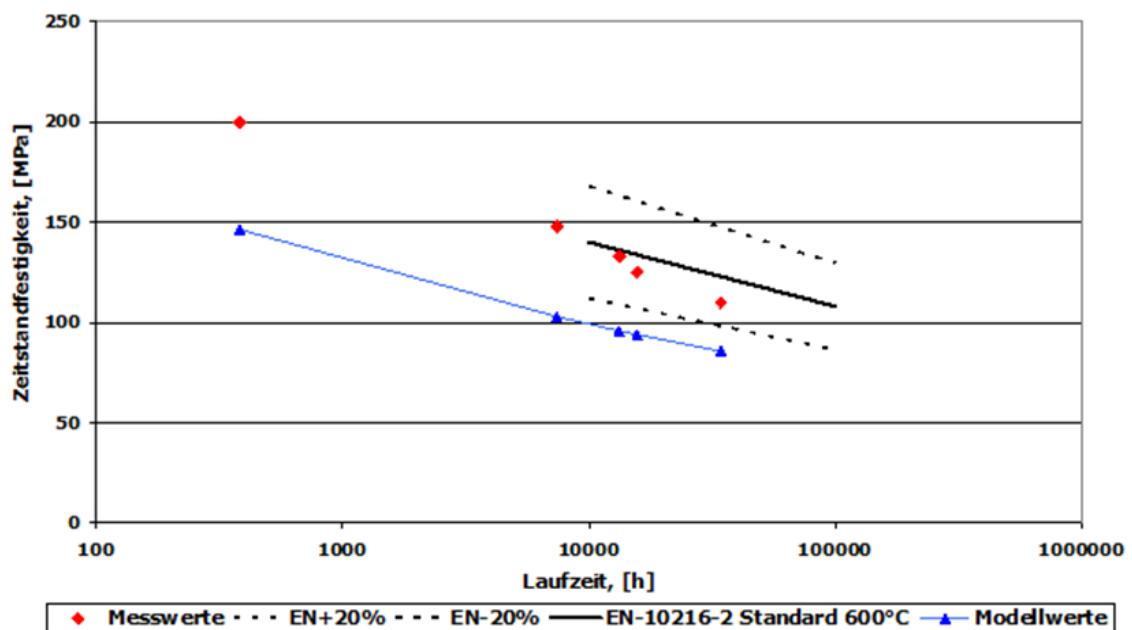


Bild 97: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - Schmelze B2516 – 600°C, Ebene 1 (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X11CrWMoVNb9-1-1

Die Schlussfolgerungen aus diesen ausgewählten Darstellungen lassen sich wie folgt zusammenfassen:

- Die zu geringe Datenbelegung wirkt sich wie oben erwähnt, in der Intervallbreite aus, die zu gering ist, um die nach Regelwerk mögliche Streuung der Merkmalswerte von individuellen Schmelzen abzudecken
- Auf der Basis des vorliegenden Datenbestandes kann das kNN daher nicht angewendet werden. Besonders der Bereich > 10 000 h ist nicht ausreichend belegt.

- Eine Verbesserung könnte über folgende Maßnahmen erreicht werden:
 - Ein möglicher Einfluss des Halbzeugs ist mittels „Clustering“ zu untersuchen;
 - Es ist eine erweiterte Datenanalyse durchzuführen, d.h. die Datensätze sind hinsichtlich folgender Punkte zu überprüfen:
 - Bewertung von Streuungen, d.h. Glättung und Vorgabe geglätteter Werte
 - Bewertung der Neigung einzelner Schmelzen im Streuband
 - Bewertung des Einflusses von Daten, die außerhalb des Streubandes liegen.

4.8.4 Versuchsstähle B0, CB2, CB6 aus COST522-Programm – Verifikation

Obwohl bereits im Abschnitt 4.8.3.2 auf den Einfluss einer abdeckenden Datenbelegung („Intervallbreite“) hingewiesen wurde, soll in diesem Abschnitt untersucht werden, inwiefern ein Modell aus den Daten mehrerer Werkstoffe in der Lage ist, das Zeitstandbruchverhalten von nicht spezifikationsgemäße Versuchsschmelzen, die im Rahmen des COST Projektes als 10%Cr-Stähle B0, CB2 und CB6 entwickelt und experimentell untersucht wurden, zu interpretieren.

Für diese Zwecke sind zwei separate Modelle mit den zusammengefassten Daten von verschiedenen Stahlsorten untersucht worden:

1. Modell: 9-12%Cr-Stähle (P91, P92, E911, X20CrMoV12-1)
2. Modell: 9%Cr-Stähle (P91, P92, E911)

Die für das 2. Modell der 9%Cr-Stähle zutreffenden Modellgrenzen wurden von den drei Werkstoffen in bestimmten Fällen – wie nachfolgend gezeigt - überschritten:

- a) Stähle B0, CB2, CB6:

Mo: kNN-Trainingsbereich [0.36...1.39]

| | | | |
|-----------------|------|------|------|
| Versuchsstähle: | B0 | CB2 | CB6 |
| Mo [%] | 1.43 | 1.42 | 1.71 |

- b) Stähle B0, CB2:

C: kNN-Trainingsbereich [0.07...0.13]

| | | |
|-----------------|-------|-------|
| Versuchsstähle: | B0 | CB2 |
| C [%] | 0.139 | 0.137 |

- c) Stahl CB6:

Cr: kNN-Trainingsbereich [8.05...10.11]

| | |
|----------------|------|
| Versuchsstahl: | CB6 |
| Cr [%] | 10.9 |

- d) Stähle B0, CB2, CB6:

Anlasstemperatur : kNN-Trainingsbereich [740...800°C]

| | | | |
|------------------------|-----|-----|-----|
| Versuchsstähle: | B0 | CB2 | CB6 |
| Anlasstemperatur, [°C] | 730 | 730 | 730 |

Die verwendeten Daten der Versuchsschmelzen zeigt Tabelle 42.

| Versuchsstähle | B0 | CB2 | CB6 |
|-------------------------|-----------|------------|------------|
| C | 0.139 | 0.137 | 0.123 |
| Si | 0.2 | 0.19 | 0.25 |
| Mn | 0.53 | 0.9 | 0.2 |
| P | 0.013 | 0.013 | 0.01 |
| S | 0.004 | 0.005 | 0.005 |
| Cr | 9.4 | 9.67 | 10.9 |
| Mo | 1.43 | 1.42 | 1.71 |
| Ni | 0.1 | 0.18 | 0.12 |
| V | 0.211 | 0.194 | 0.178 |
| Al | 0.02 | 0 | 0.01 |
| Nb | 0.06 | 0.07 | 0.06 |
| N | 0.02 | 0.02 | 0.018 |
| Cu | 0.12 | 0.03 | 0.025 |
| B | 0.018 | 0.011 | 0.011 |
| Co | 0.02 | 0.96 | 2.92 |
| Austenitisierung | 1080 | 1100 | 1100 |
| Anlassen | 730 | 730 | 730 |
| Rp0.2 | 687 | 547 | 568 |
| Rm | 800 | 700 | 743 |
| A5 | 16 | 18.7 | 18.7 |

Tabelle 42: Chemische Zusammensetzung, Wärmebehandlungsparameter und Zugversuchsdaten von Versuchsstählen: B0, CB2, CB6 aus dem COST 522-Programm [COST 522], [Kauffmann 08]

Bild 98 zeigt die große Streuung der Daten für das 9-12%Cr Modell mit der Zielgröße Zeitstandfestigkeit bei 14 Merkmalen und 3478 Datensätzen. Der maximale Fehler im Trainingszyklus ist inakzeptabel groß und erreicht 190 MPa.

Bild 99 zeigt das konsolidierte Modell der 9%Cr-Stähle mit der Zielgröße Zeitstandfestigkeit für 10 Merkmale bei 2179 Datensätzen. Im Vergleich mit den 9-12%Cr-Stählen, weist das Modell eine bessere Approximationsgüte auf. Der maximale Fehler erreicht 35 MPa und der durchschnittliche Trainingsfehler beträgt 7.85 MPa. Damit liegt das Ergebnis sehr nahe bei dem Wert, der bei der Residuenanalyse des P91 ermittelt wurde. Die Daten für B0, CB2, CB6 sind aus diesem Grund mit dem 9% Cr-Modell etwas besser approximiert worden, liegen aber trotzdem weit weg von der kNN Modellkurve (Bild 105 - Bild 108).

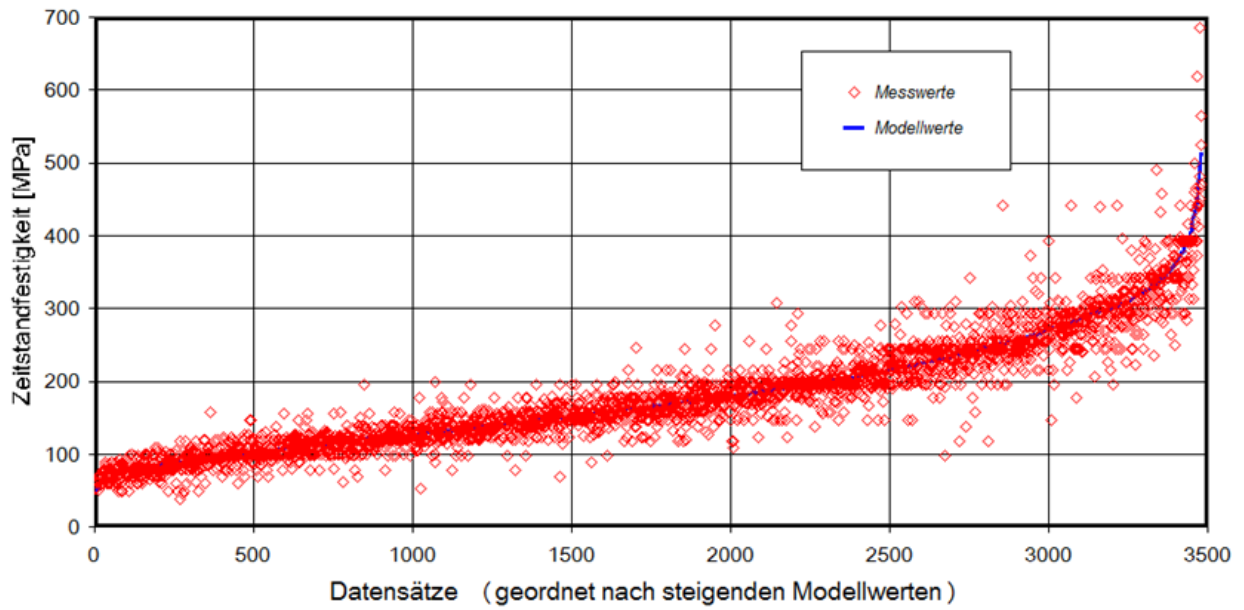


Bild 98: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, 9-12%Cr-Stähle: 14 Merkmale, 3478 Datensätze, $r=0.957$

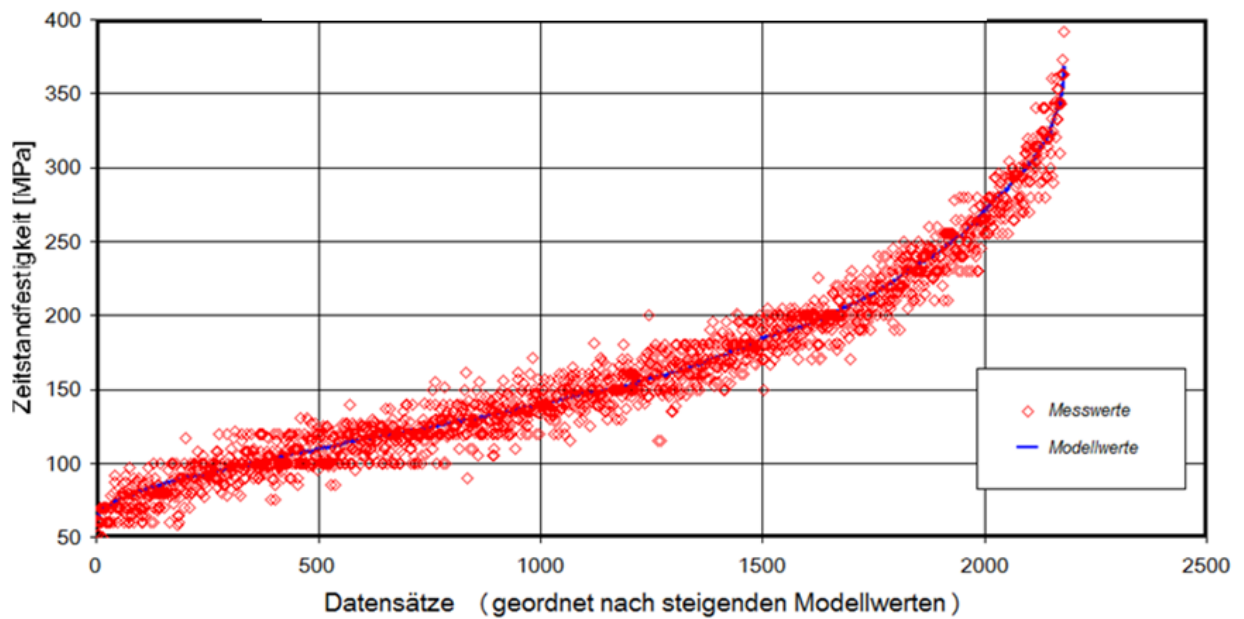


Bild 99: Zeitstandfestigkeit: Vergleich zwischen Modell- und Messwerten, 9%Cr-Stähle: 10 Merkmale, 2179 Datensätze, $r=0.985$

Modell: 9-12% Cr –Stähle

Die Anwendung des 9-12%Cr kNN Modells auf die COST Versuchsschmelzen in Bild 100 bis Bild 104 zeigt eine trendmäßige Übereinstimmung. Auch hier ist das Augenmerk auf die experimentelle Datenbasis der COST Versuche zu werfen: diese besteht aus einer relativ geringen, statistisch die methodenbedingte Streuung nicht abgesicherte Zahl von Bruchpunkten. Die Verläufe der zugehörigen Zeitstandbruchkurven einen uncharakteristischen Verlauf. Die starke Krümmung bei längeren Versuchszeiten ergibt sich nur, wenn ein Wechsel im Kriechmechanismus vorliegt. Dieser ergibt sich aus dem Verschwinden von MX-Teilchen zugunsten von Z-Phase, was den Abfall der Zeitstandfestigkeit im Langzeitbereich erklärt [COST 522 und COST 536]. Das kNN kann diesen Wechsel im Kriechmechanismus nicht erklären, da es im Datensatz nicht hinterlegt ist.

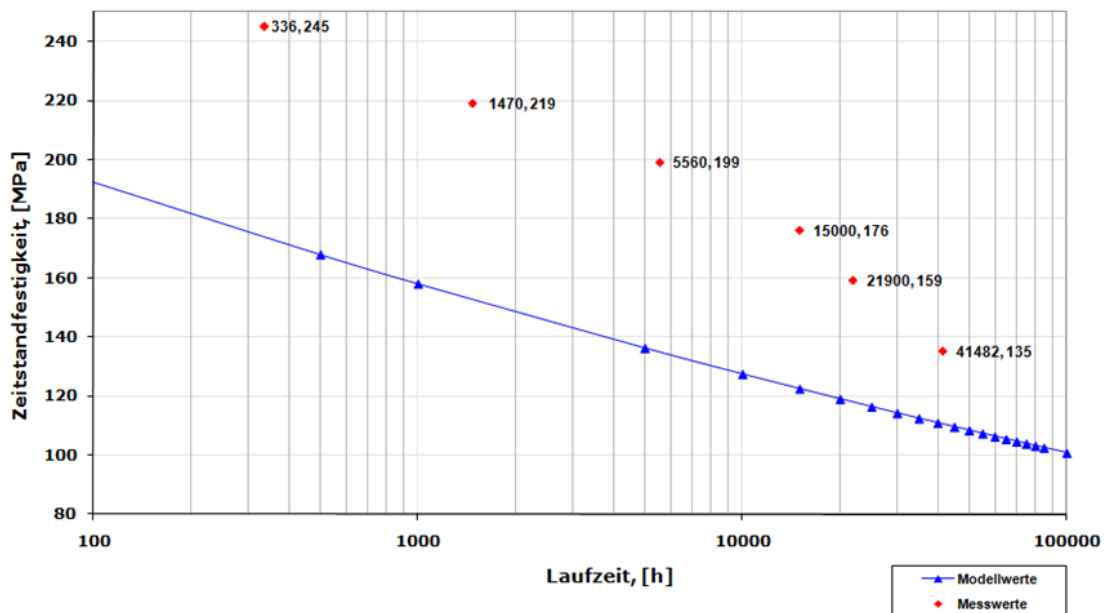


Bild 100: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Versuchsstahl B0 bei 600°C aus dem COST 522-Programm, 9-12%Cr-Stähle Modell (Zielgröße Zeitstandfestigkeit)

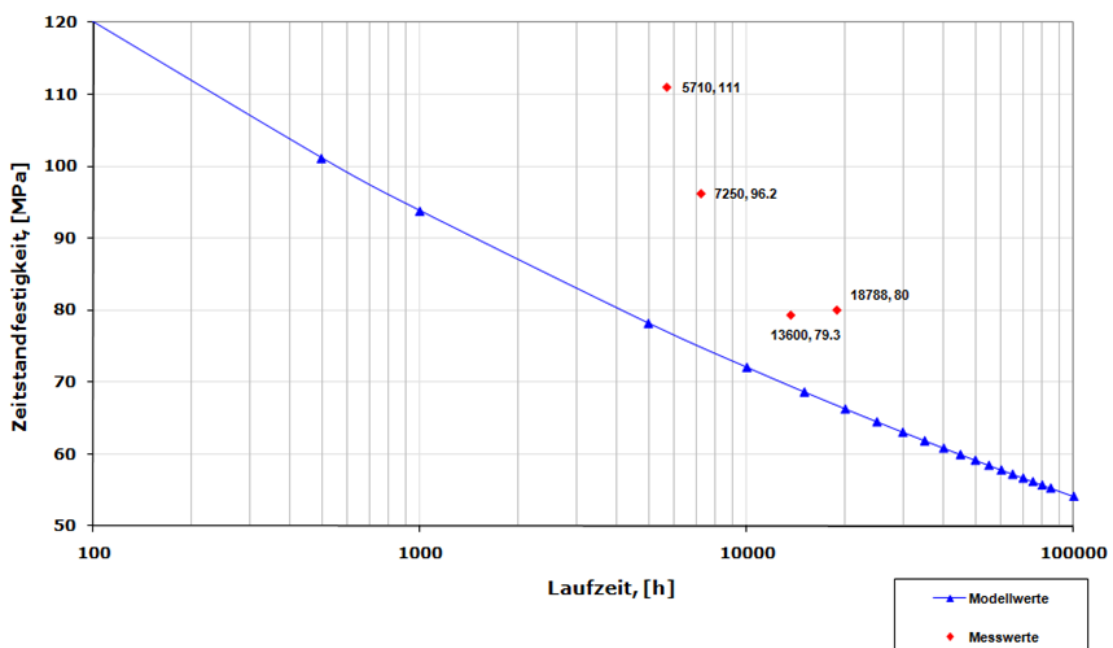


Bild 101: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Versuchsstahl B0 bei 650°C aus dem COST 522-Programm, 9-12%Cr-Stähle Modell (Zielgröße Zeitstandfestigkeit)

Eine bessere Übereinstimmung zeigt das kNN, wenn ein experimentell homogener Verlauf vorliegt, wie aus Bild 102 und Bild 103 hervorgeht.

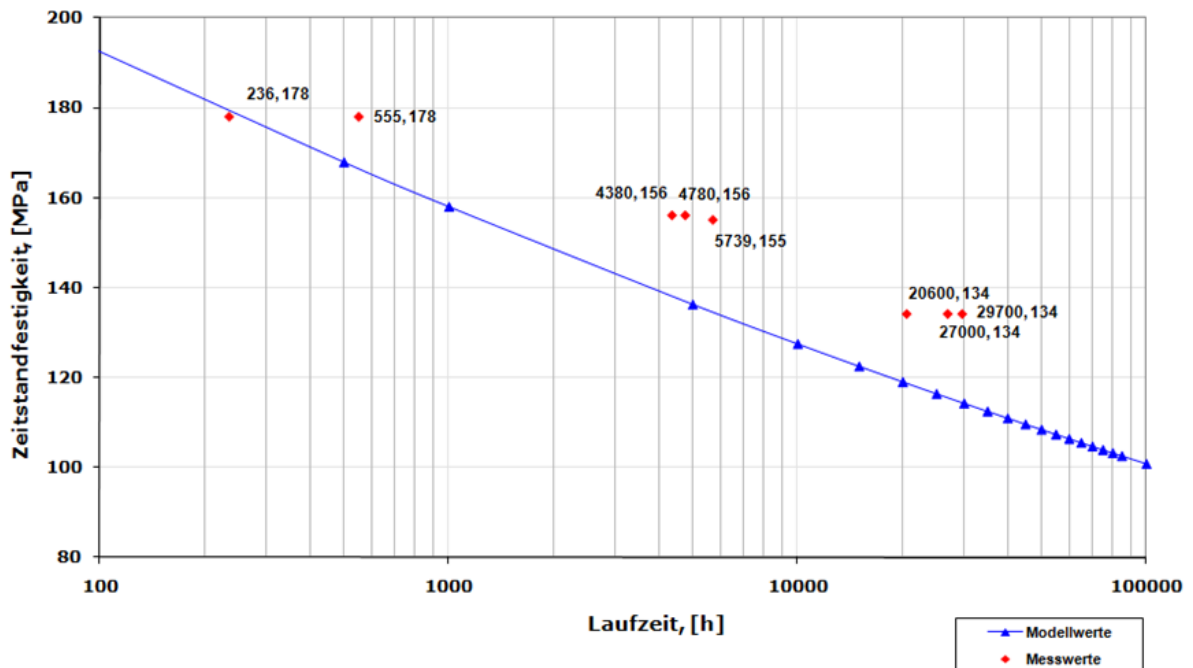


Bild 102: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Versuchsstahl CB2 bei 600°C aus dem COST 522-Programm, 9-12%Cr-Stähle Modell (Zielgröße Zeitstandfestigkeit)

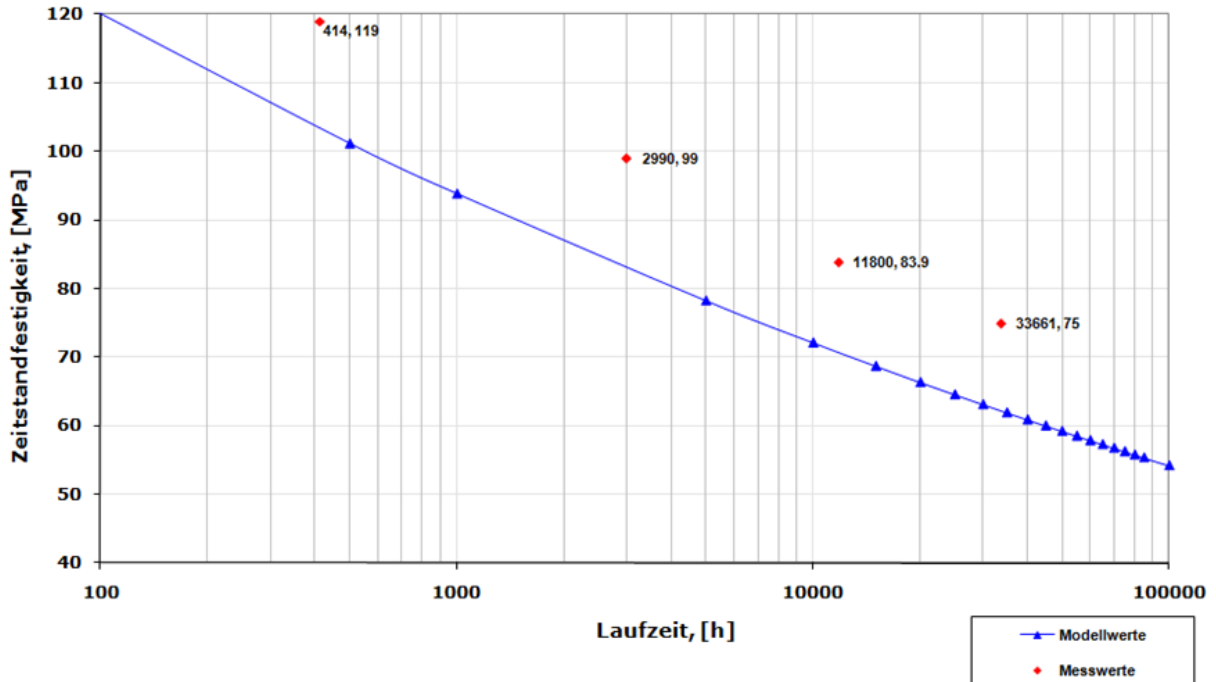


Bild 103: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Versuchsstahl CB2 bei 650°C aus dem COST 522-Programm, 9-12%Cr-Stähle Modell (Zielgröße Zeitstandfestigkeit)

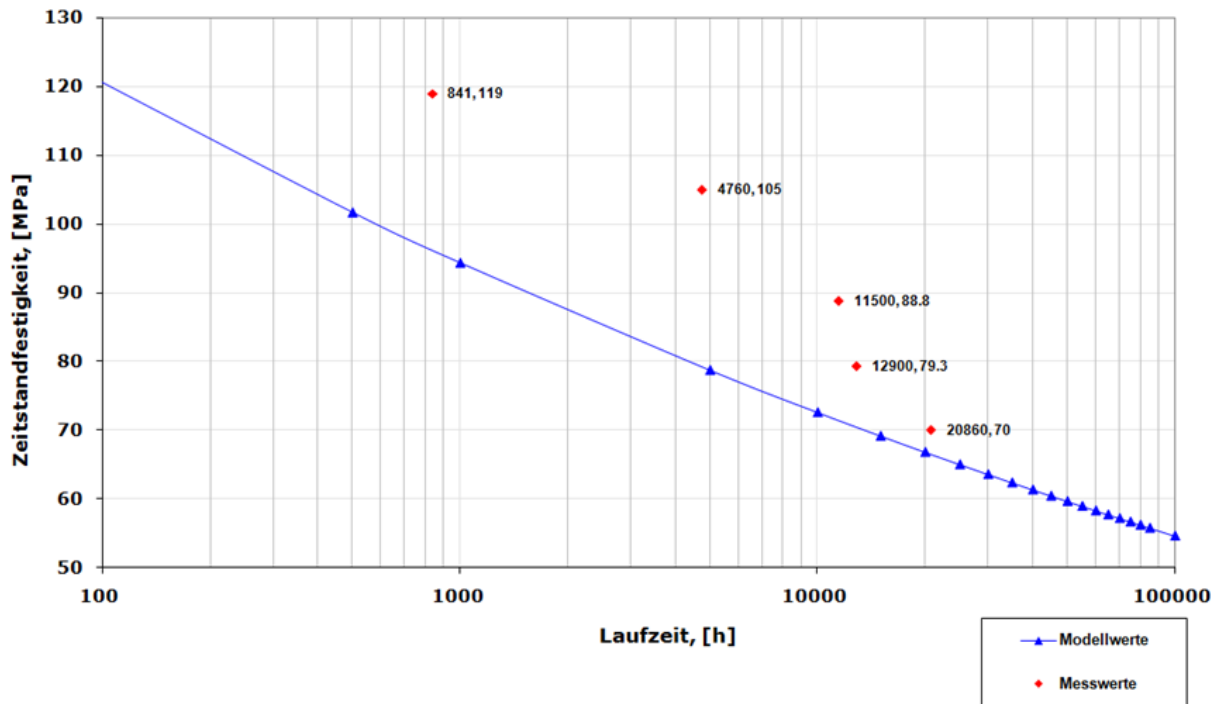


Bild 104: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Versuchsstahl CB6 bei 650°C aus dem COST 522-Programm, 9-12%Cr-Stähle Modell (Zielgröße Zeitstandfestigkeit)

Die Anwendung des 9%Cr kNN Modells auf die COST Versuchsschmelzen in Bild 118 bis Bild 121 zeigt eine trendmäßig etwas bessere Übereinstimmung als das 9-12%Cr-Modell. Auch hier gelten sinngemäß die Aussagen zur experimentellen Datenbasis wie oben ausgeführt.

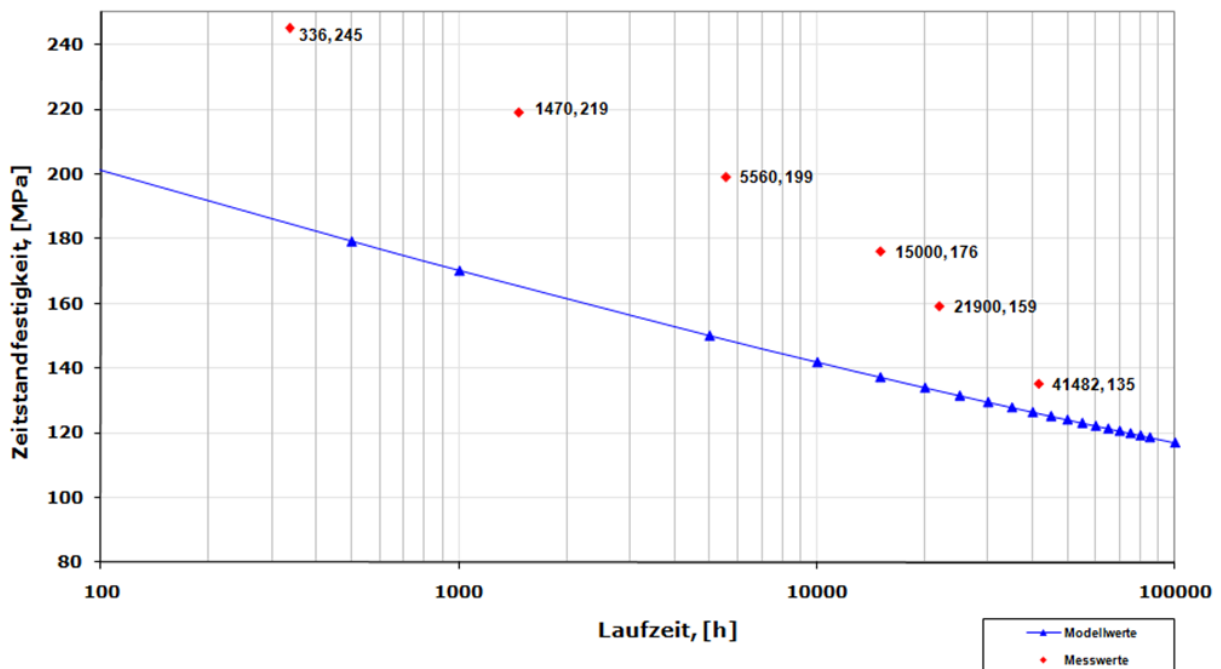


Bild 105: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Versuchsstahl B0 bei 600°C aus dem COST 522-Programm, 9%Cr-Stähle Modell (Zielgröße Zeitstandfestigkeit)

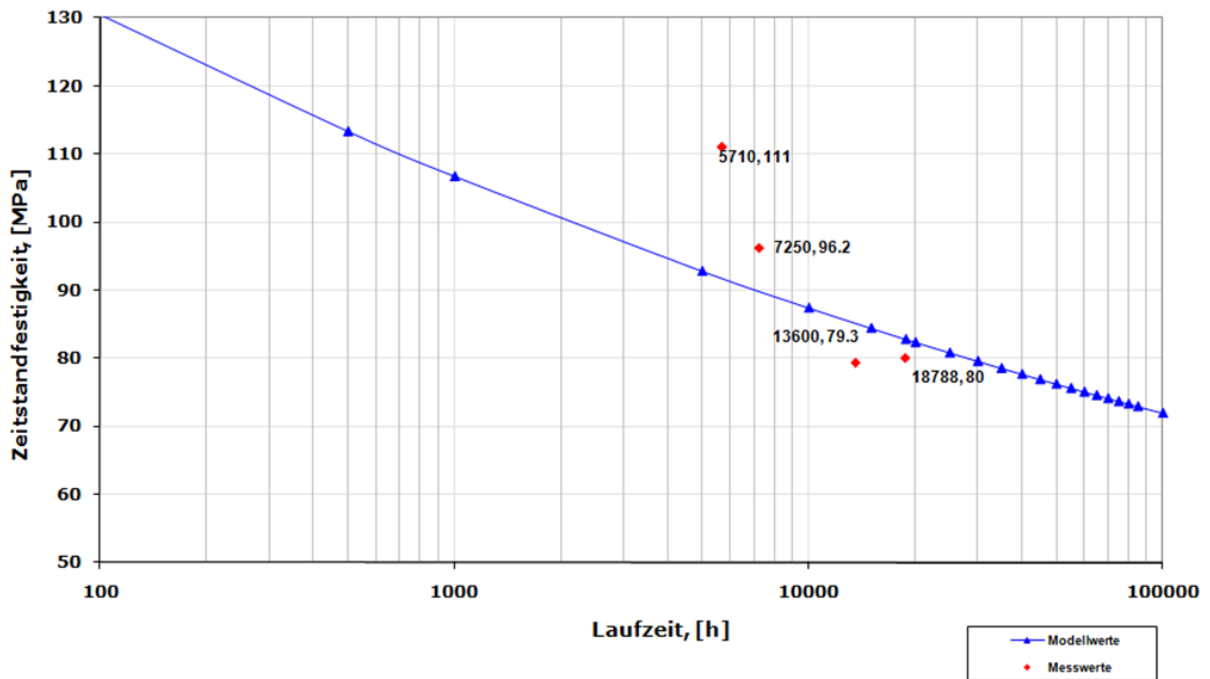


Bild 106: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Versuchsstahl B0 bei 650°C aus dem COST 522-Programm, 9%Cr-Stähle Modell (Zielgröße Zeitstandfestigkeit)

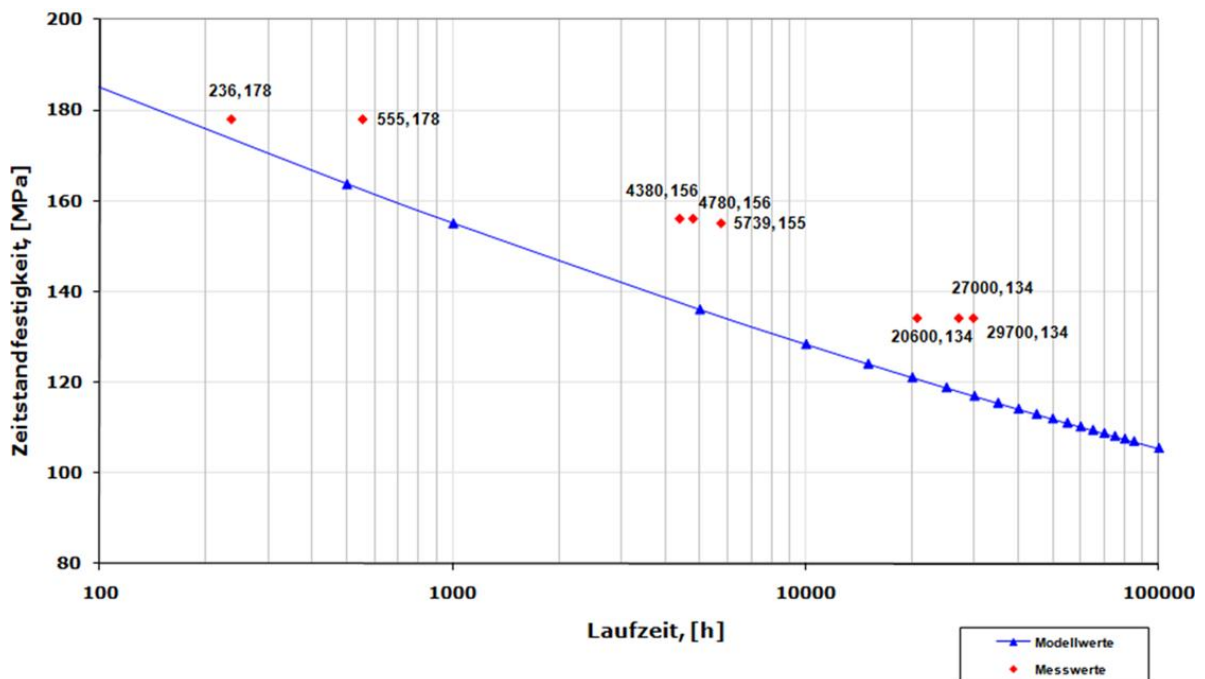


Bild 107: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Versuchsstahl CB2 bei 600°C aus dem COST 522-Programm, 9%Cr-Stähle Modell (Zielgröße Zeitstandfestigkeit)

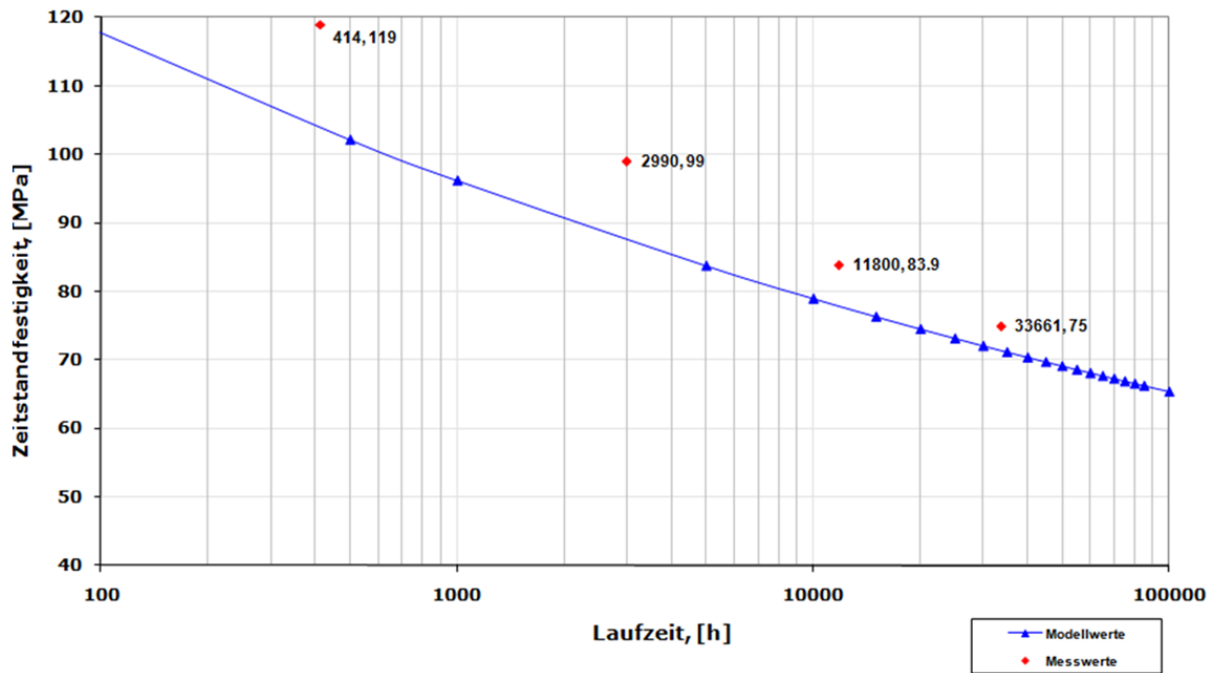


Bild 108: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Versuchsstahl CB2 bei 650°C aus dem COST 522-Programm, 9%Cr-Stähle Modell (Zielgröße Zeitstandfestigkeit)

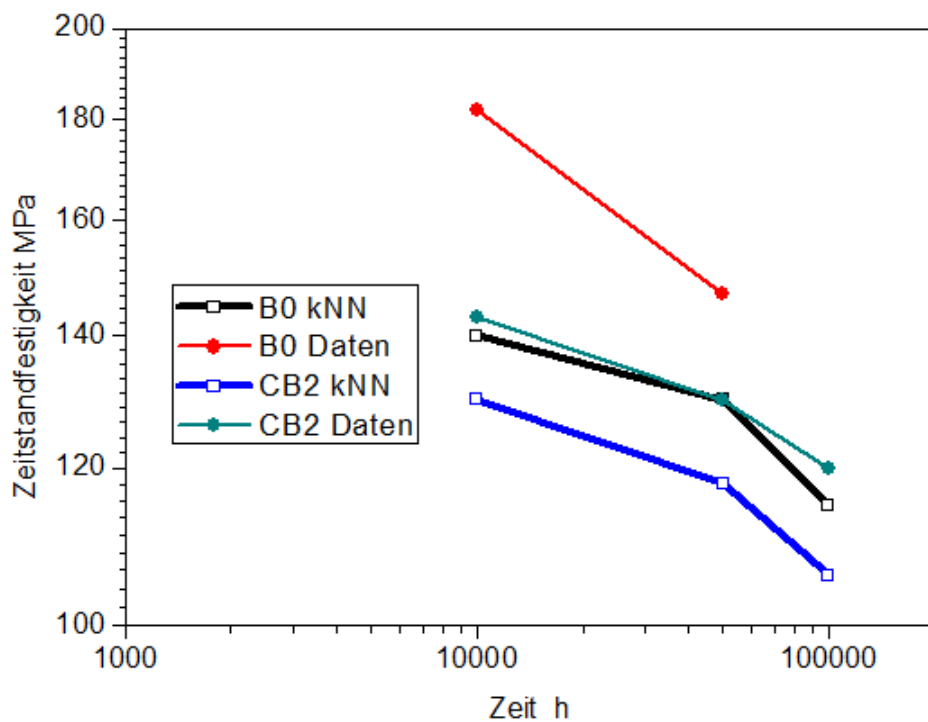


Bild 109: Gegenüberstellung der experimentellen Daten der COST Schmelzen mit kNN Berechnungen (9%Cr-Modell)

Eine direkte Gegenüberstellung der zugehörigen Bruchkurven in Bild 109 zeigt, dass bei Anwendung der Methode der künstlichen Neuronalen Netze der Trend richtig wiedergegeben wird, obwohl die o.g. Merkmale (C, Cr, Mo, Anlasstemperatur) außerhalb des Trainingsbereichs liegen. Sowohl der Kurvenverlauf als auch die schlechtere Zeitstandfestigkeit der Schmelze CB2 wurde richtig interpretiert.

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass die Verifizierung der Versuchstähle aus dem COST 522 Programm im Rahmen der erstellten Modelle vom Trend her erfolgreich abgeschlossen werden konnte. So ergibt sich für den Langzeitbereich teilweise eine gute Übereinstimmung bzw. Annäherung der experimentellen Kurven mit den kNN-Kurven. Ferner muss wie erwähnt festgehalten werden, dass die experimentellen Kurven im Bereich kurzer Bruchzeiten ($< 10\,000\text{h}$) teilweise nicht typische Verläufe zeigen bzw. mikrostrukturbedingter Wechsel im Kriechverhalten eintritt. Die größten Einflussfaktoren bzw. Ursachen für die quantitativen Abweichungen sind:

1. Die Streuung der Daten für das 9-12%Cr-Stähle Modell
2. Einzelne Merkmale der Versuchstähle liegen außerhalb des trainierten Merkmalsbereichs des 9%Cr-Stahl kNN-Modells. Deshalb kann das kNN-Modell die neuen Versuchstähle weit weniger gut beschreiben. Das spiegelt die an sich bekannte Tatsache wider, dass eine Extrapolation nicht oder nur mit größter Vorsicht vorgenommen werden kann
3. Mikrostrukturvorgänge, wie z. B. Wechsel in der Ausscheidungscharakteristik, wie der Umwandlung der MX in Z-Phase mit den dadurch bedingten Änderungen in der Kriechfestigkeit sind in der zum Training verwendeten Datenbasis nicht enthalten. Dies kann nur über die Heranziehung der Mikrostrukturdaten erfolgen.

4.8.5 9-12%Cr-Stähle – Verifikation

4.8.5.1 Schmelze JN.00.C

Bild 110 und Bild 111 vermitteln für den Werkstoff P92 den Vergleich der 9%Cr-Stähle Modellberechnung mit dem experimentell ermittelten Zeitstandbruchverhalten.

Der Datensatz zeigt bei 600°C eine kleinere Streuung als bei 650°C . Die Bild 110 und Bild 111 zeigen eine gute Übereinstimmung der Modellberechnung für die Schmelze JN.00.C (vgl. Kapitel 4.8.2.1).

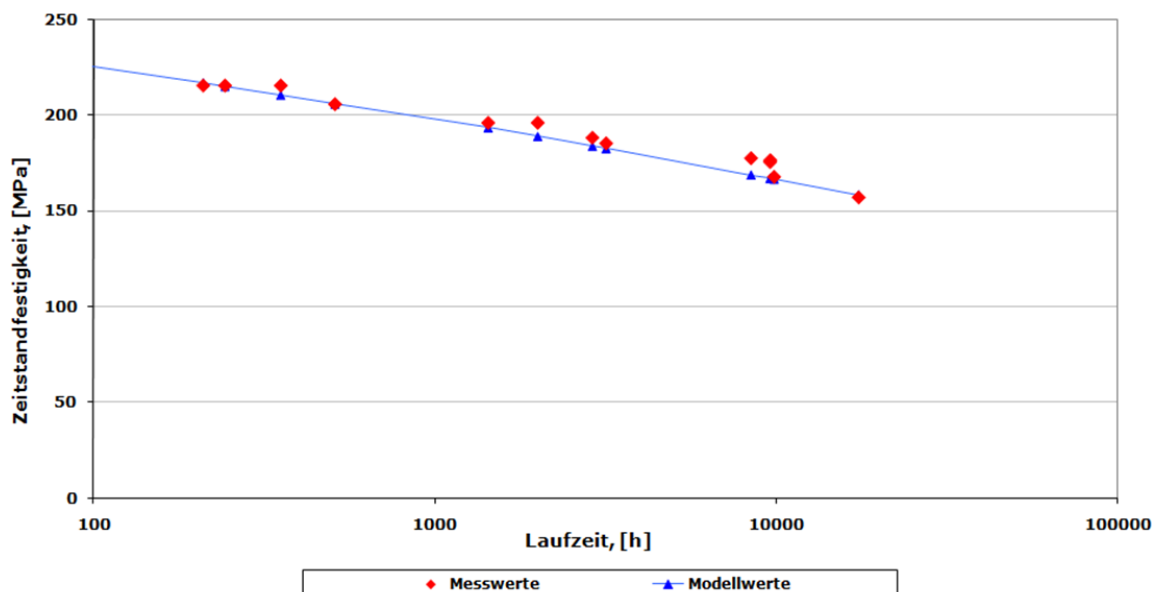


Bild 110: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Schmelze JN.00.C (P92) bei 600°C , Ebene 1, 9%Cr-Stähle Modell: Zielgröße Zeitstandfestigkeit

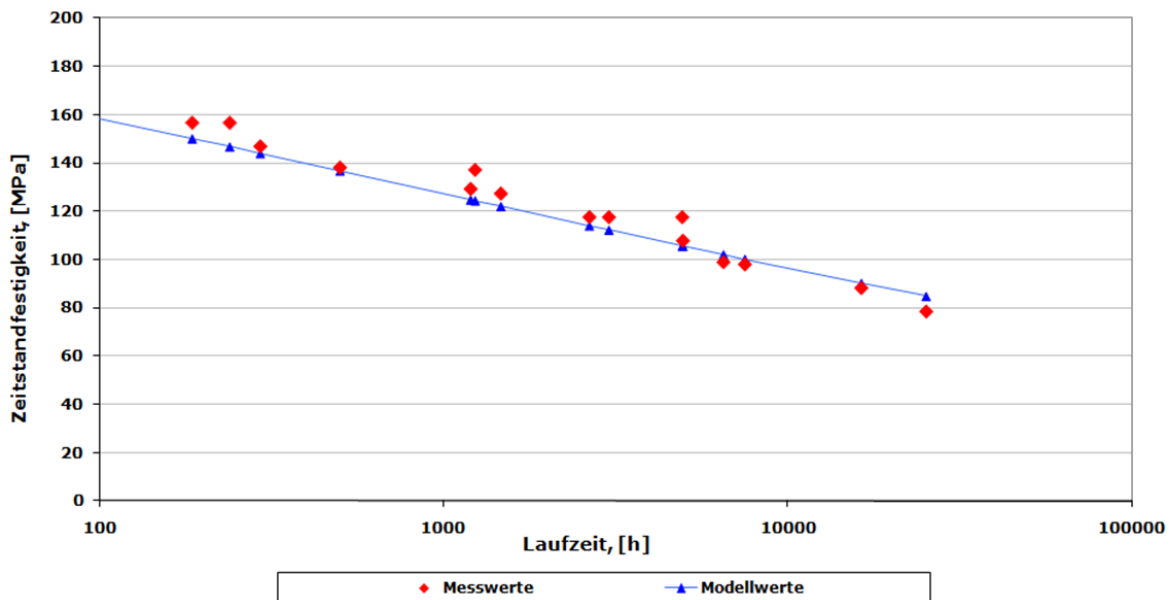


Bild 111: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Schmelze JN.00.C (P92) bei 650°C, Ebene 1, 9%Cr-Stähle Modell: Zielgröße Zeitstandfestigkeit

4.8.5.2 Schmelze JN.00.8

Bild 112 und Bild 113 zeigt eine gute Übereinstimmung zwischen Modellberechnung und dem tatsächlichen Zeitstandbruchverhalten der betreffenden Schmelze.

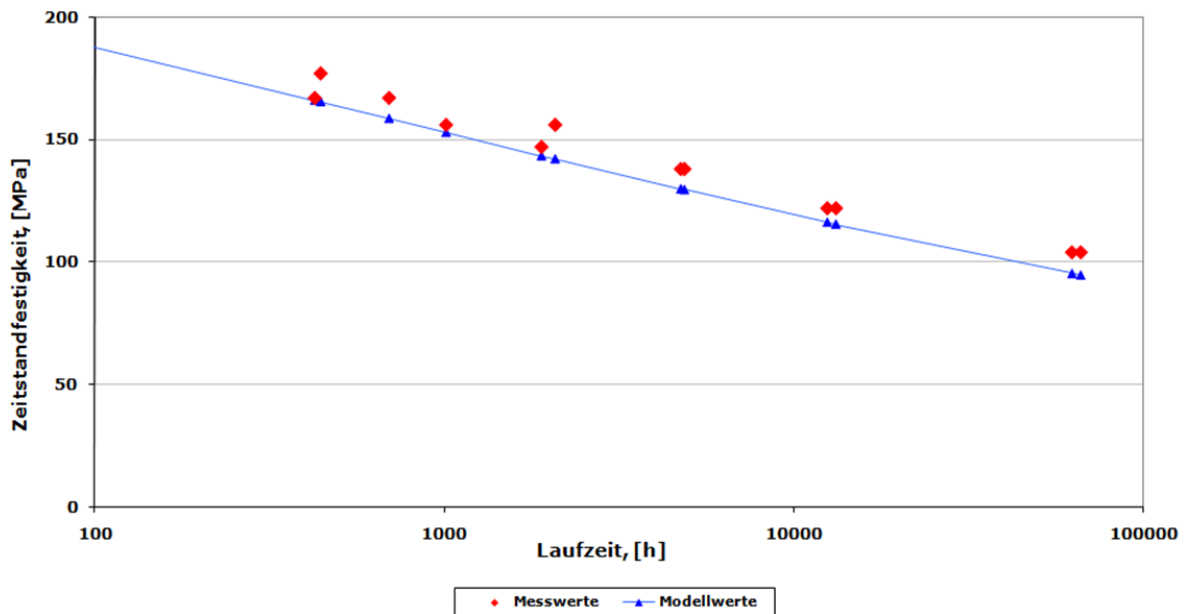


Bild 112: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Schmelze JN.000.8 (T91) bei 600°C, Ebene 1, 9%Cr-Stähle Modell: Zielgröße Zeitstandfestigkeit

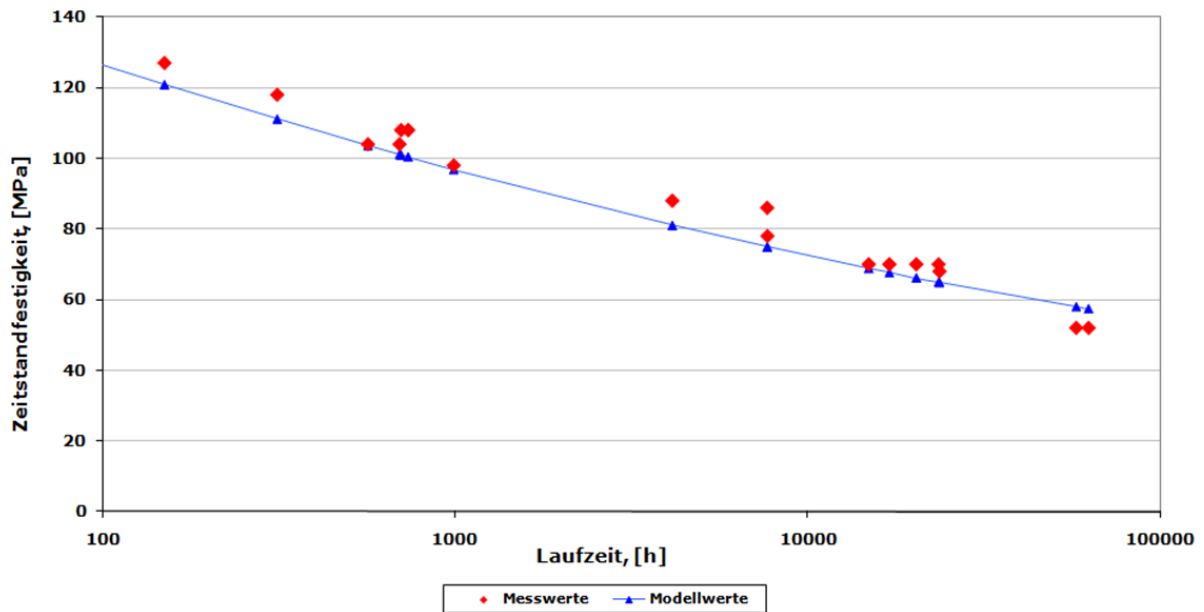


Bild 113: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Schmelze JN.000.8 (T91) bei 650°C, Ebene 1, 9%Cr-Stähle Modell: Zielgröße Zeitstandfestigkeit

4.8.5.3 Schmelze FR001.1

Das Bild 114 zeigt für eine Prüftemperatur von 600°C ein nicht ganz erwartetes Zeitstandbruchverhalten, insbesondere im Kurzzeitbereich, wobei eine kritische Betrachtung der ersten drei Versuchspunkte Zweifel an deren Konsistenz aufwerfen.

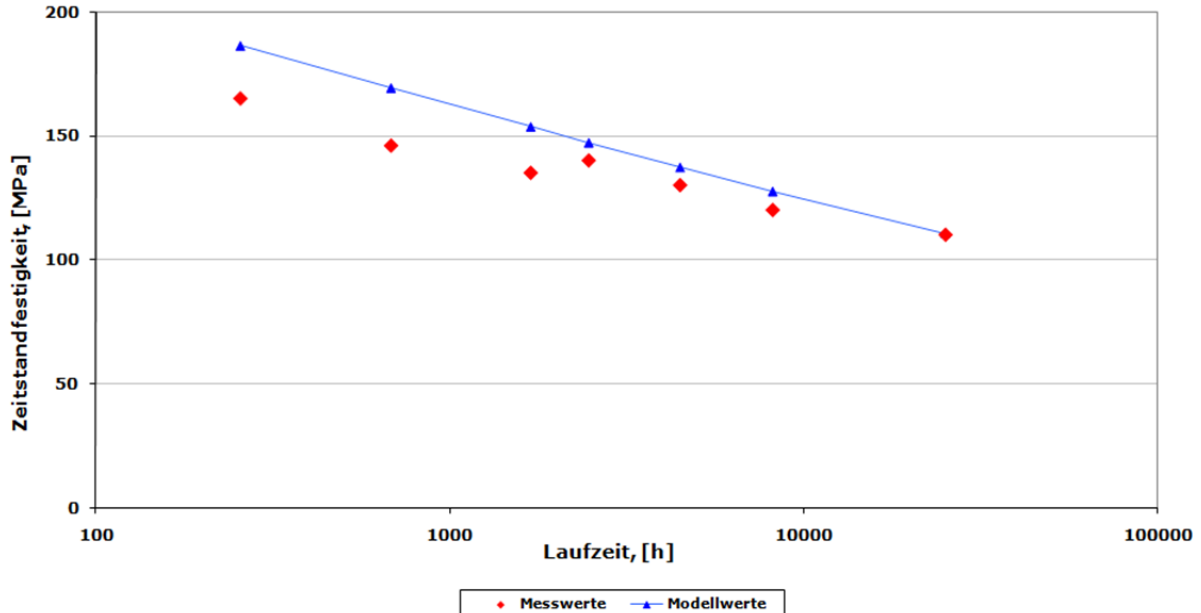


Bild 114: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Schmelze FR.001.1 (T91) bei 600°C, Ebene 1, 9%Cr-Stähle Modell: Zielgröße Zeitstandfestigkeit

4.8.5.4 Schmelze JN.00.YAT

Die Modelle für 650°C und 600°C zeigen eine Überschätzung gegenüber dem tatsächlichen Zeitstandbruchverhalten (Bild 115 und Bild 116).

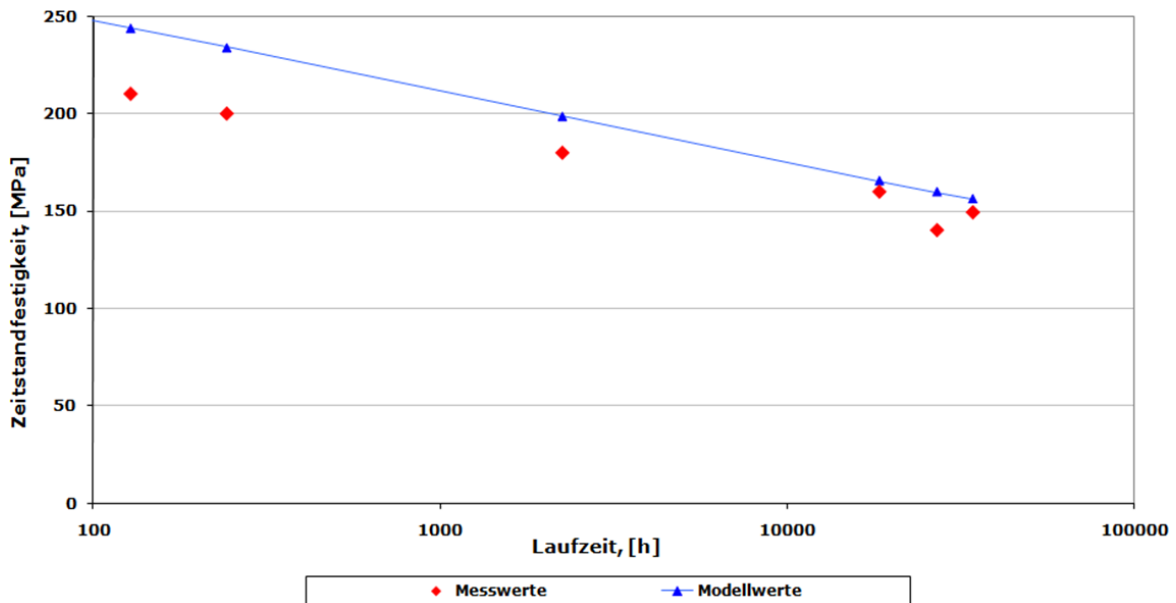


Bild 115: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Schmelze JN.00.YAT(P92) bei 600°C, Ebene 1, 9%Cr-Stähle Modell: Zielgröße Zeitstandfestigkeit

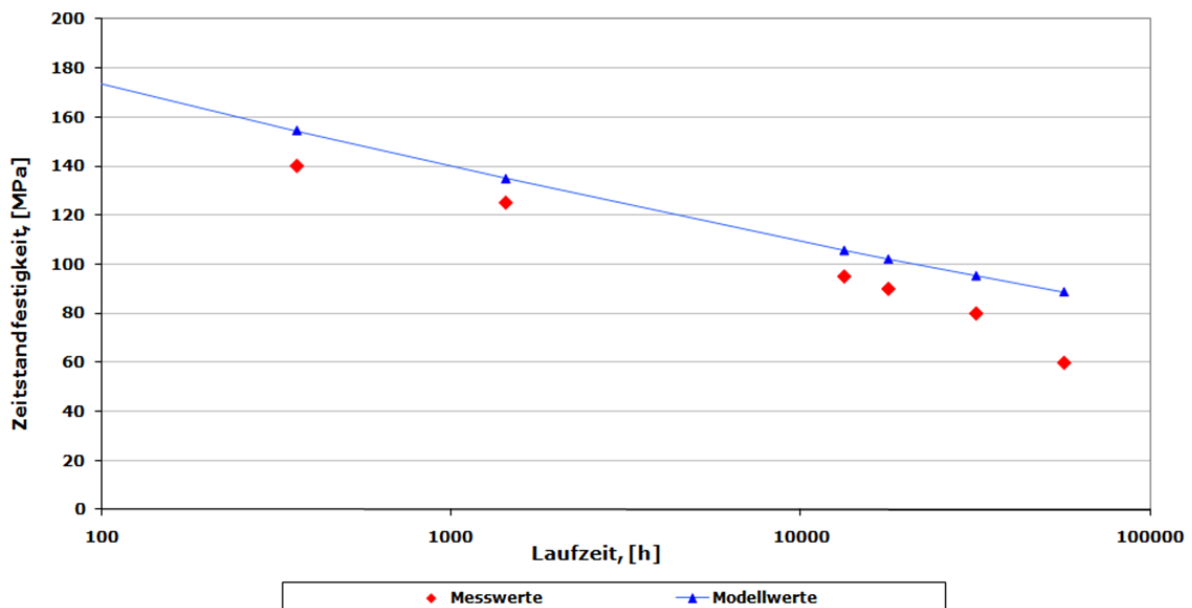


Bild 116: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN – Schmelze JN.00.YAT(P92) bei 650°C, Ebene 1, 9%Cr-Stähle Modell: Zielgröße Zeitstandfestigkeit

Die Schmelze JN.00.YAT zeigt das Grundproblem des 9%Cr-Stahl-Modells auf. Dieses besteht darin, dass die Datenbasis je Merkmal oft nur eine geringe Variationsbreite bei zu dünner Datenbesetzung aufweist. Die Resultate des kNN sind dann notwendigerweise deutlich unsicherer als es bei einer solideren Datenbasis sonst der Fall wäre. So ist es auch folgerichtig, dass bei Anwendung des 9% Cr-Stahl-Modells eine Abschätzung nicht mit der gleichen Genauigkeit zu treffen ist, wie die jener Modelle, die für die Stähle P91, P92 und E911 einzeln erstellt wurden.

4.9 Betrachtungen zur Vorhersagesicherheit

Die Streuung der Eingangsdaten für die Merkmale Laufzeit und Spannung ist sehr gering. Wie man deutlich aus dem Bild 117 erkennt, gruppieren sich die Einzeldaten als Punktehaufen relativ eng zueinander.

Auch eine *Orr-Sherby-Dorn* Analyse (Bild 118) zeigt eine sehr gute Übereinstimmung mit der Standard Spezifikation. Dadurch ist es möglich, die Vertrauensgrenzen über eine Regressionsanalyse zu berechnen.

Die *Orr-Sherby-Dorn* Methode benutzt eine Zeit-Temperatur-Parameter-Gleichung, [Viswanathan 95]. Deren Zweck ist es, die Ergebnisse der Kriechversuche in analytischer und kompakter Form zu interpretieren. Sie fußt in der chemischen Reaktionskinetik und beschreibt das Zeit-Temperatur-Verhalten durch eine *ARRHENIUS*-Beziehung. Es gibt mehr als 30 Gleichungen, die meistens auf der generalisierten Mendelson-Roberts-Manson Gleichung basieren.

Die Orr-Sherby-Dorn Gleichungen lauten:

$$f(\sigma) = \ln t_r - \frac{Q}{2.303 \cdot R \cdot T} \quad (4.9.1)$$

$$f(\sigma) = \sum_{i=0}^n b_i (\ln \sigma)^i$$

n : Ordnung des Polynoms

b_i : Polynomkoeffizienten

T : Testtemperatur (thermodyn.) [K]

t_r : Laufzeit [h]

σ : Beanspruchung bzw. Zeitstandfestigkeit MPa

$R = 8,317 \text{ J}/(\text{mol} \cdot \text{K})$: universelle Gaskonstante

Dabei sind auf Basis der Messdaten die Parameter Q , b_i , n , z.B. durch lineare Regression zu identifizieren; die Methode gilt gegenüber dem Larson-Miller-Modell als einfacher [Bürgel 06].

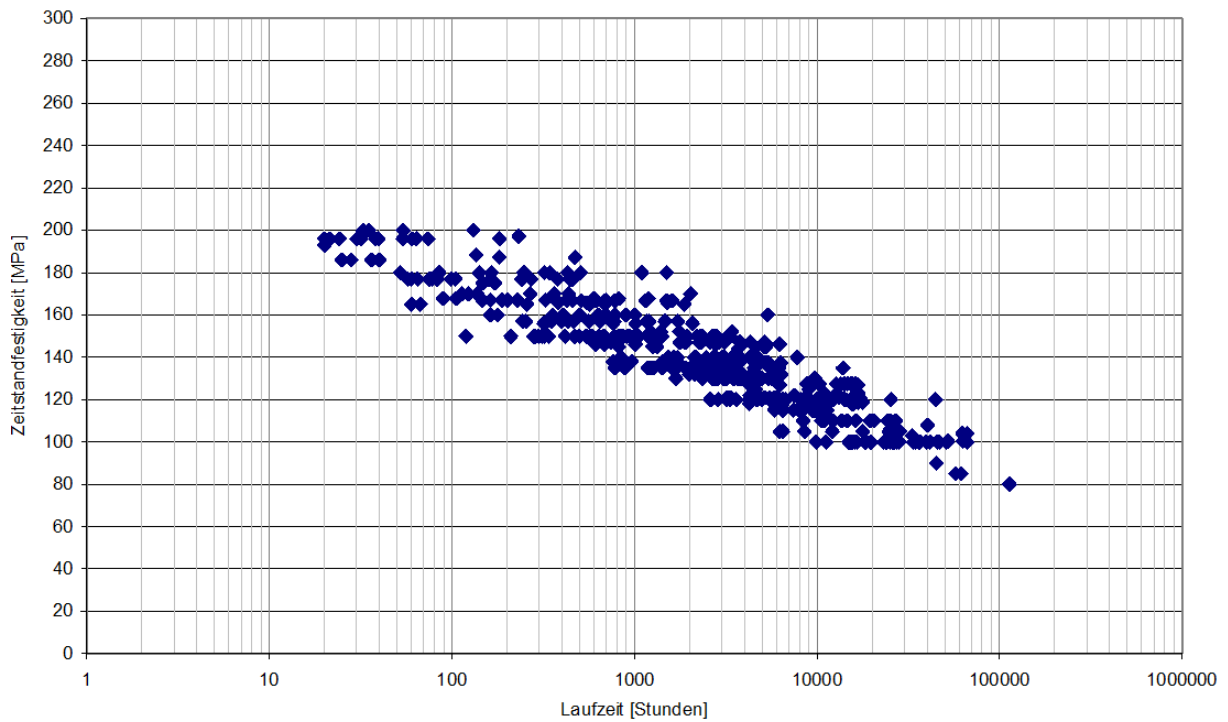


Bild 117: Datenstreuung: Versuchsdaten bei Versuchstemperatur 600°C, Werkstoff X10CrMoVNb9-1

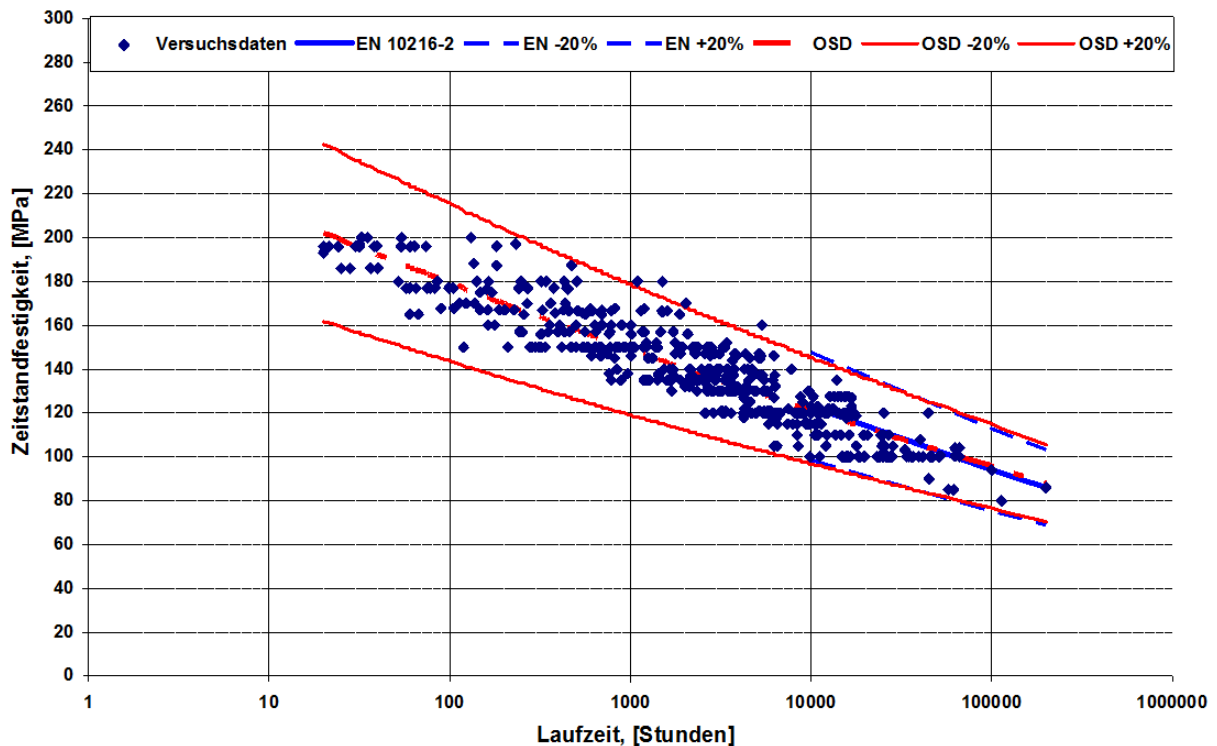


Bild 118: Orr-Sherby-Dorn Analyse (angewendet auf die Datensätze aus Bild 117). Werkstoff X10CrMoVNb-1 (nur Norm entsprechende Zeitstandversuchsergebnisse), 600°C

Andere mögliche Ansätze nutzen beispielsweise die Anwendung von nichtlinearen Regressionsverfahren oder verwenden ein nicht parametrisches Vertrauensgrenzenmodell, wie [Ho 01] und [Shao 97] es beschrieben haben.

4.9.1 Residuen Analyse

Das künstliche Neuronale Netz versucht, die quadrierte Distanz zwischen den prognostizierten und gemessenen Werten zu minimieren, mit anderen Worten, das kNN charakterisiert sich über die Residuen.

Das DataEngine Software Paket basierte während des Modell-Trainings auf der Minimierung dieser Residuen, und zwar für durchschnittliche und große Skalen. Darüber hinaus ist die Lernregel so ausgelegt, einen Überanpassungs- bzw. Overfitting-Effekt durch „Auswendiglernen“ zu vermeiden. Aus diesem Grunde werden verschiedene Teildatensätze für die Trainings- und die Test- bzw. Prüfungs-Phase verwendet. Ein Overfitting-Effekt wäre ebenso schädlich, wie etwa die Approximation mit einem Polynom zu hohen Grades, das dann zwar die Messpunkte nicht mehr ausgleicht, sondern interpoliert und damit zwischen den Messdaten sehr wahrscheinlich einen völlig falschen Zusammenhang vortäuscht.

Im vorliegenden Fall ergab sich als mittlere Abweichung eine vom Modell abhängige Fehlerspanne von $\pm(4.1-5.3)$ MPa. Das bedeutet, dass jeder Modellwert im Mittel mit einer Unsicherheit von etwa ± 5 MPa behaftet ist. Die Fehlerverteilung zeigen Bild 121 und Bild 122.

Zur Minimierung der Residuen werden die Lernalgorithmen *SuperSAB* und *Resilient Propagation* herangezogen. Die Gewichte der miteinander verbundenen Neuronen werden in der Trainingsphase ständig so verändert, dass die Summe der Residuen minimiert wird.

Die Verteilung der Residuen für die beiden Ebenen 3 und 1 sind in Bild 119 bis Bild 121 gezeigt. Es wird deutlich, dass mit wachsender Anzahl an Merkmalen (Variablen), die zu modellieren sind, sowohl der durchschnittliche Fehler als auch der maximale Fehler abnimmt.

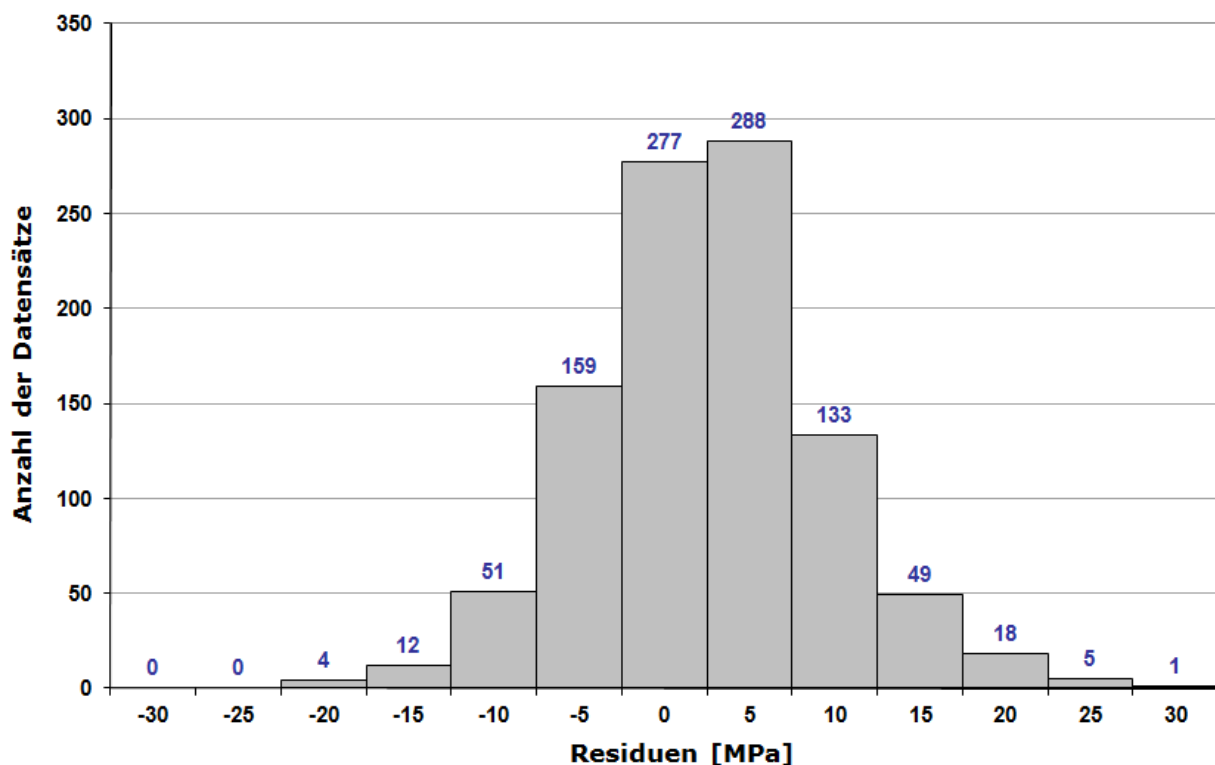


Bild 119: Verteilung der Residuen, Ebene 3, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Lernmethode: SuperSAB, kNN

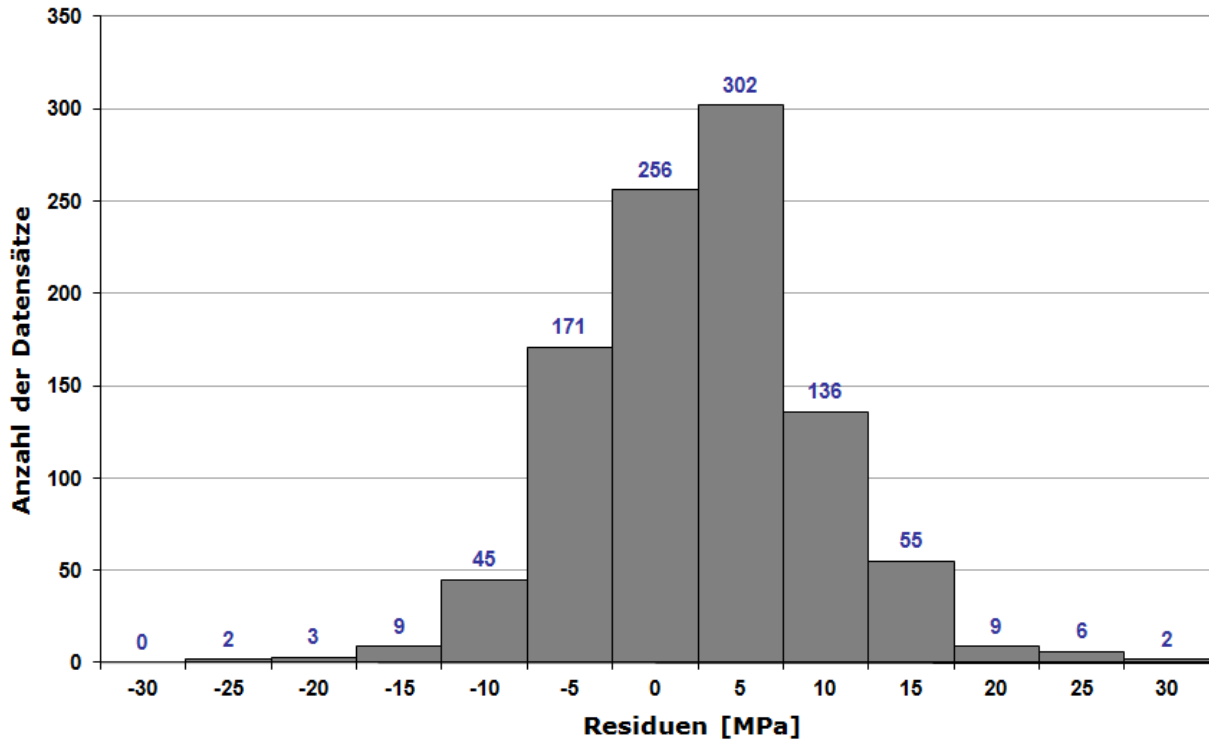


Bild 120: Verteilung der Residuen, Ebene 3, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Lernmethode: Resilient Propagation, kNN

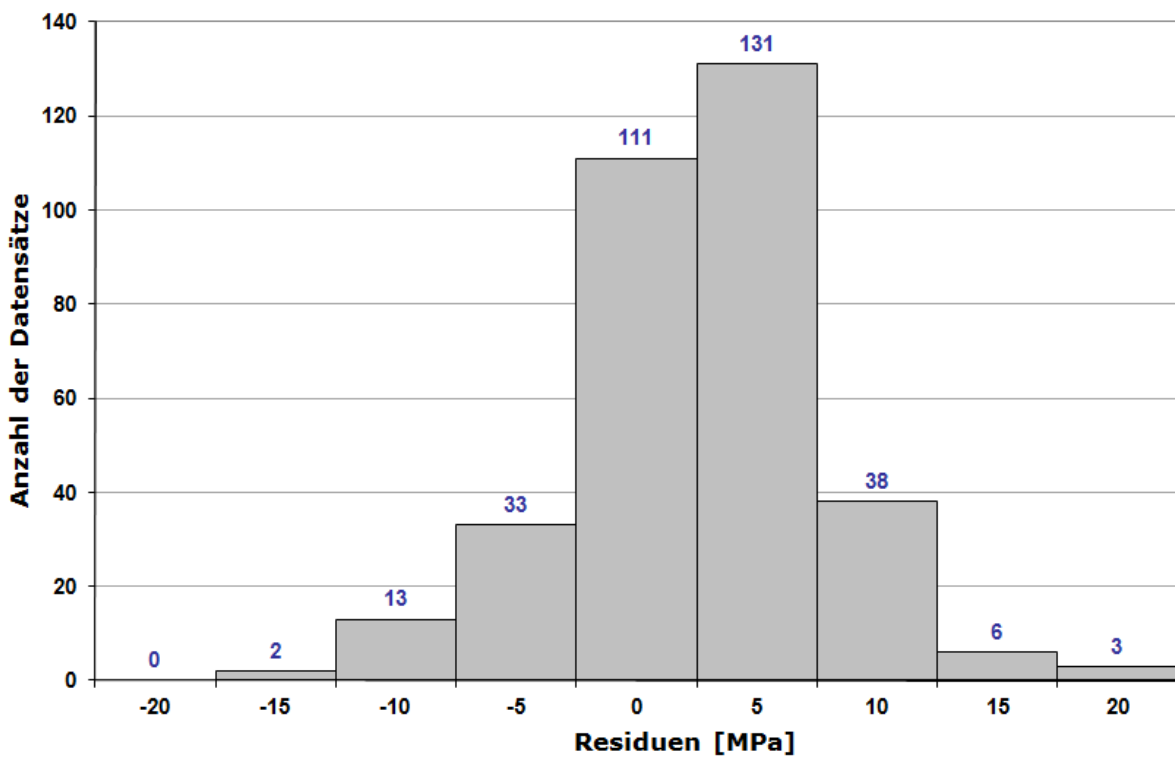


Bild 121: Verteilung der Residuen, Ebene 1, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Lernmethode: SuperSAB, kNN

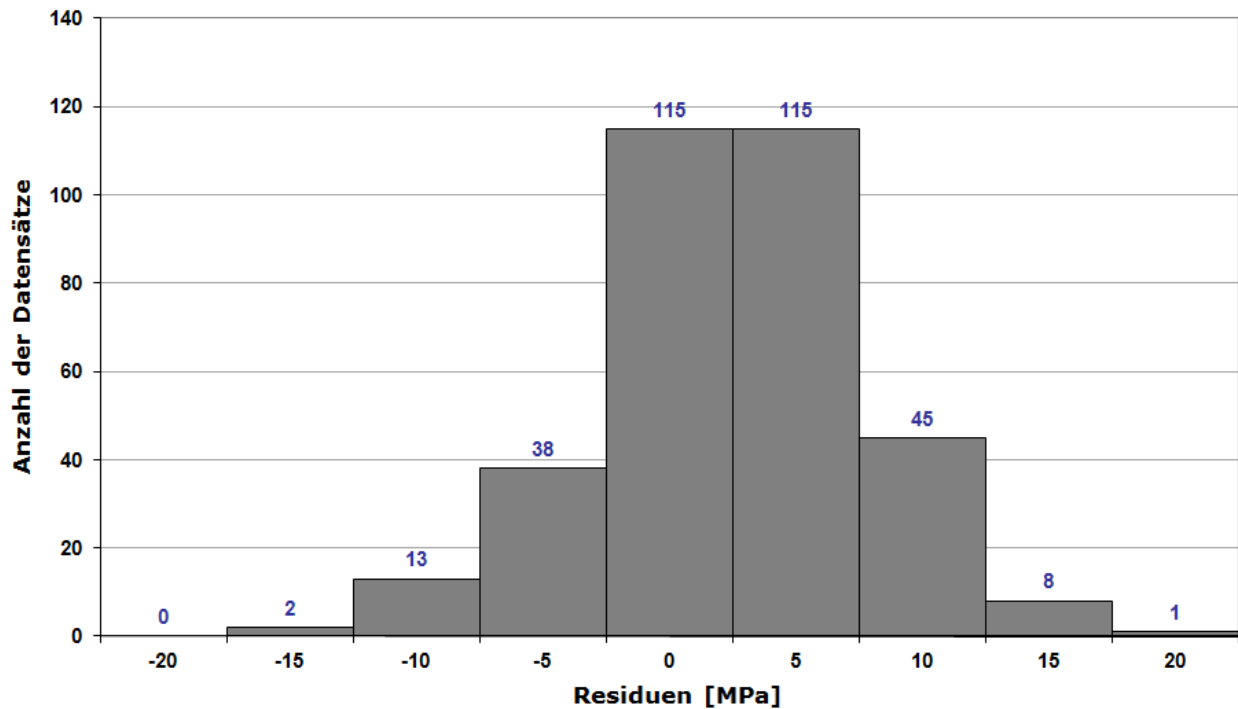


Bild 122: Verteilung der Residuen, Ebene 1, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Lernmethode: Resilient Propagation, kNN

Die Residuen Analyse für die MLR Ergebnisse (wurde als alternative Methode in den Bericht einbezogen) hat als mittlere Abweichung eine Fehlerspanne von $\pm(7.0-9.1)$ MPa gezeigt. Die Fehlerverteilung zeigen Bild 123 und Bild 124. Es wurde schon gezeigt, dass mit wachsender Anzahl an Merkmalen (Variablen), die zu modellieren sind, sowohl der durchschnittliche Fehler als auch der maximale Fehler abnimmt.

Die Analyse der Residuen des Regressionsmodells (MLR) hat gezeigt, dass die mittlere Abweichung eine höhere Fehlerspanne im Vergleich zu den Residuen Analyse des künstlichen neuronalen Netzes (kNN) ergibt. Extreme Werte für die MLR gehen bis zu 45 MPa und die Extremwerte für die kNN erreichen zu 30 MPa, Bild 119 und Bild 123. Das wiederum beweist den Vorteil der neuronalen Netze im Vergleich zum klassischen Verfahren.

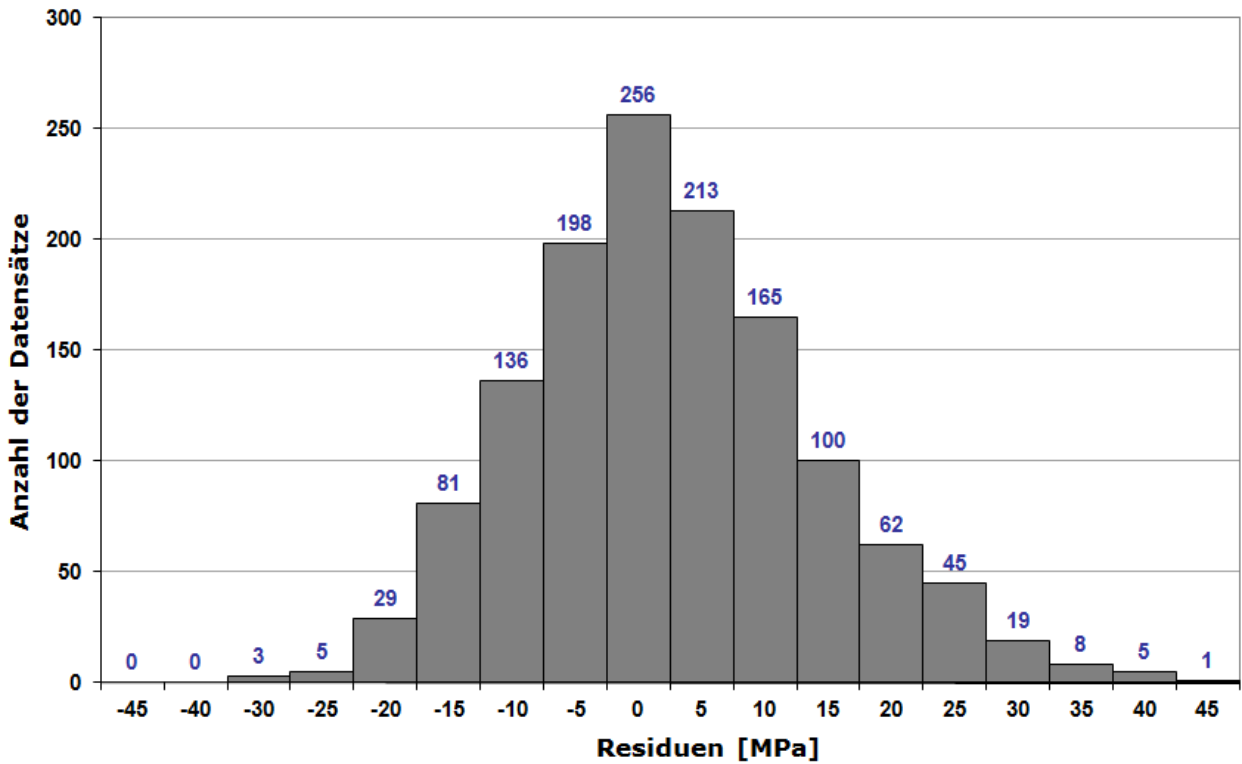


Bild 123: Verteilung der Residuen, Ebene 3, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Multiple Linear Regression (MLR)

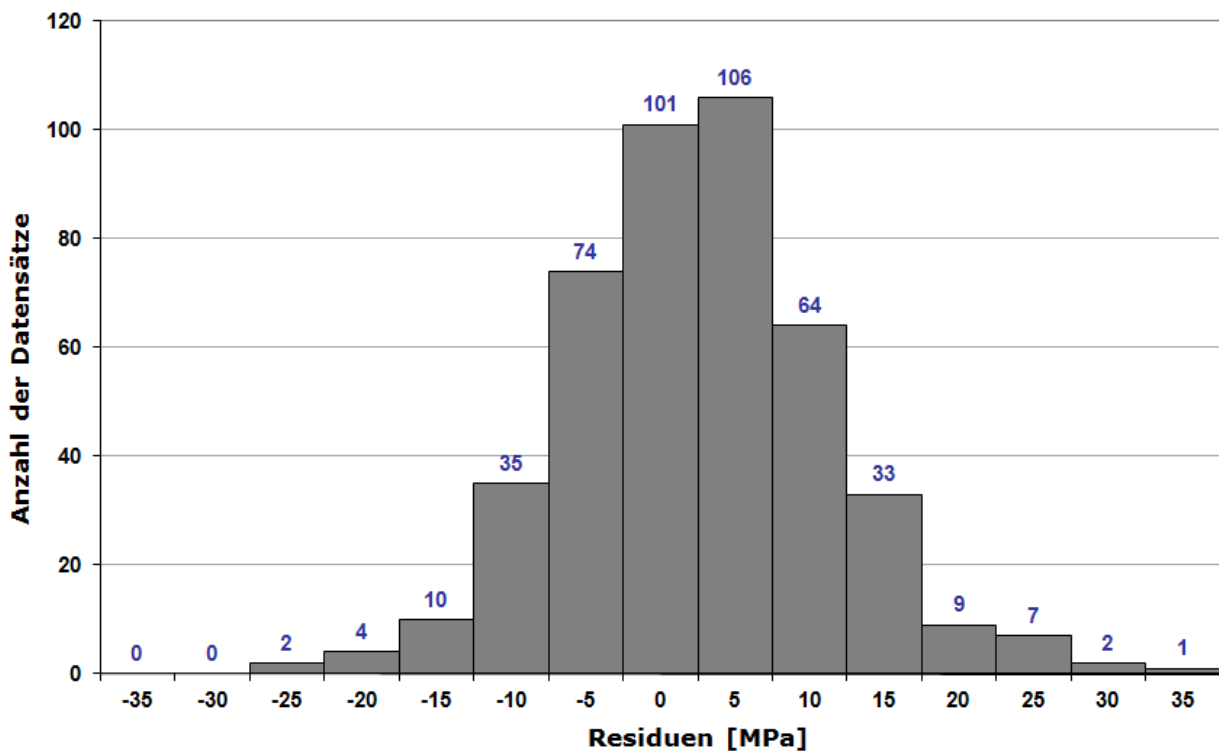


Bild 124: Verteilung der Residuen, Ebene 1, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Multiple Linear Regression (MLR)

4.9.2 Konfidenzintervall

Der schwierigste Teil bei den Untersuchungen besteht in der Bestimmung von Konfidenz- bzw. Vertrauensintervallen der berechneten Modelle, da das kNN folgende Nachteile hat:

1. Eine Bewertung des Einflusses einzelner Modellparameter (Gewichte) ist nicht möglich;
2. Eine Bewertung der Zuverlässigkeit des Ergebnisses ist nur eingeschränkt möglich (z.B. betreffs statistisch gesicherter Vertrauensintervalle).

Diese Schwierigkeiten kann man durch Einsatz anderer Verfahren zu beheben versuchen, wie z.B. durch die Regressionsanalyse, die gegenüber dem kNN z.T. nur wenig schlechtere Resultate ergeben hat, was den Vergleich der betreffenden Korrelationskoeffizienten anlangt (Kap. 4.5).

Für diesen Zweck ist die Wahrscheinlichkeit vorzugeben, mit der die Zielgröße innerhalb eines entsprechenden Intervalls angetroffen werden soll. Denn für einen Entscheidungsprozess über den Werkstoffeinsatz oder/und eine Wärmebehandlungstechnologie ist weniger eine einzelne zielführende Merkmalsgröße, als vielmehr deren Vertrauensintervall maßgebend.

Zusätzlich zu den Konfidenzintervallen zum Modell der multiplen linearen Regression sind in den Bildern Modellwerte der Regressionsgleichung dargestellt. Dadurch wird es möglich, das MLR Modell (Regressionsgleichung) und das Modell für neuronale Netze zu vergleichen (Vgl. Kapitel 4.8. In diesem Kapitel ist deutlich zu erkennen ist, dass die Messwerte über das kNN wesentlich besser vorhergesagt werden können als über die Regressionsgleichung).

Die Konfidenzintervalle der Ebene 3 und Ebene 1 können mittels multipler linearer Regressionsanalyse ermittelt werden [Franklin_94]. Es können die Konfidenzintervalle (bzw. Vorhersageintervall) für den gesamten Datensatz berechnet werden als auch für eine einzelne Schmelze.

Basierend auf diesen Kenntnissen, wurde das individuelle Konfidenzintervall für jede Schmelze einzeln berechnet. Die Berechnung des Konfidenzintervalls wurde für den gesamten Datenbestand so durchgeführt, dass sie auf jeden geschätzten Punkt angewendet wurde, wobei alle Punkte einer Datenebene (Population) angehören. Nachstehend werden die Berechnungsergebnisse der Konfidenzintervalle für die individuellen Schmelzen bildlich dargestellt, nämlich für:

Ebene 3, Schmelze: 801141, 105014/GE.10, 10148, MgB/NIMs.5.

Ebene 1, Schmelze: 105014/GE.10, 105013/GE.17, 865935/IT.001.3, 01450/IT.001.2

Die Konfidenzintervalle sind für das Konfidenzniveau $1 - \alpha$ aufgesucht worden. Dabei wurde auf die gesamte Population ein Koeffizient von $\alpha = 0.2$ angewandt, während für eine individuelle Schmelze mit $\alpha = 0.1$ gerechnet wurde.

Das Bild 131 zeigt die Vertrauensbereiche der Schmelzennummer 105014_GE.10: die fette gestrichelte Linie bezeichnet das Konfidenzintervall einer Schmelze, die dünne gepunktete Linie markiert das Konfidenzintervall der Schmelzen einer Datenebene. Das Konfidenzintervall einer einzelnen Schmelze für eine Ebene mit mehr Merkmalen ist häufig enger als es die Regelwerksangaben vorgeben. In Bild 125, Bild 132 und Bild 134 ist allerdings auch sichtbar, dass diese Intervalle gegenüber den Regelwerkskurven mit $\pm 20\%$ höher bzw. niedriger liegen können. Das allerdings scheint auch der ungünstigeren Datenlage geschuldet zu sein.

Bild 133 zeigt das beste Ergebnis - bedingt durch die relativ geringe Datenstreuung der Schmelze. Bild 125 und Bild 130 demonstrieren explizit ein Nachteil der multiplen linearen Regressionsanalyse, die Modellwerte sind für diese Schmelzen schlecht prognostiziert worden.

Dies verdeutlicht einmal mehr die Richtigkeit der Auswahl einer geeigneten Methode bei der vorliegenden Untersuchung, nämlich der Methode der neuronalen Netze.

Schmelze 801141 – Ebene 3

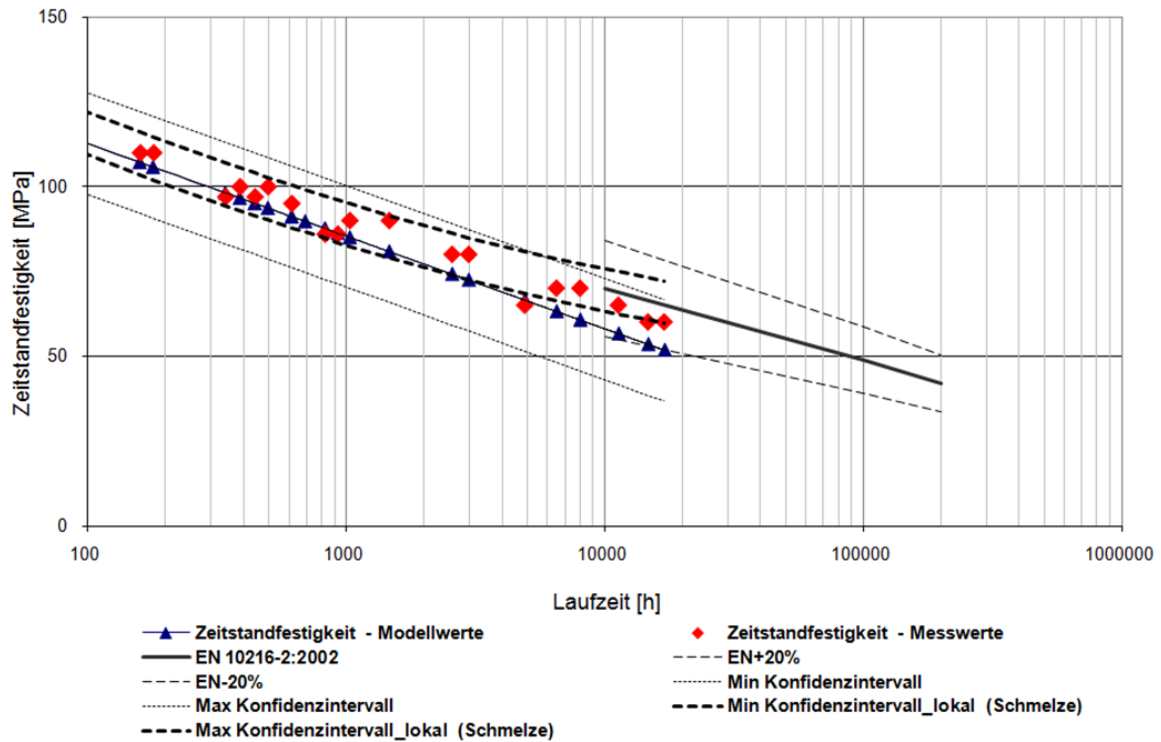


Bild 125: Bestimmung von Vertrauensgrenzen und Vergleich Modellberechnung über MLR Methode mit experimentellen Werten bzw. Mittelwert und Streuband X10CrMoVNb9-1, Schmelze 801141, 650°C, Ebene 3: Zeitstandfestigkeit

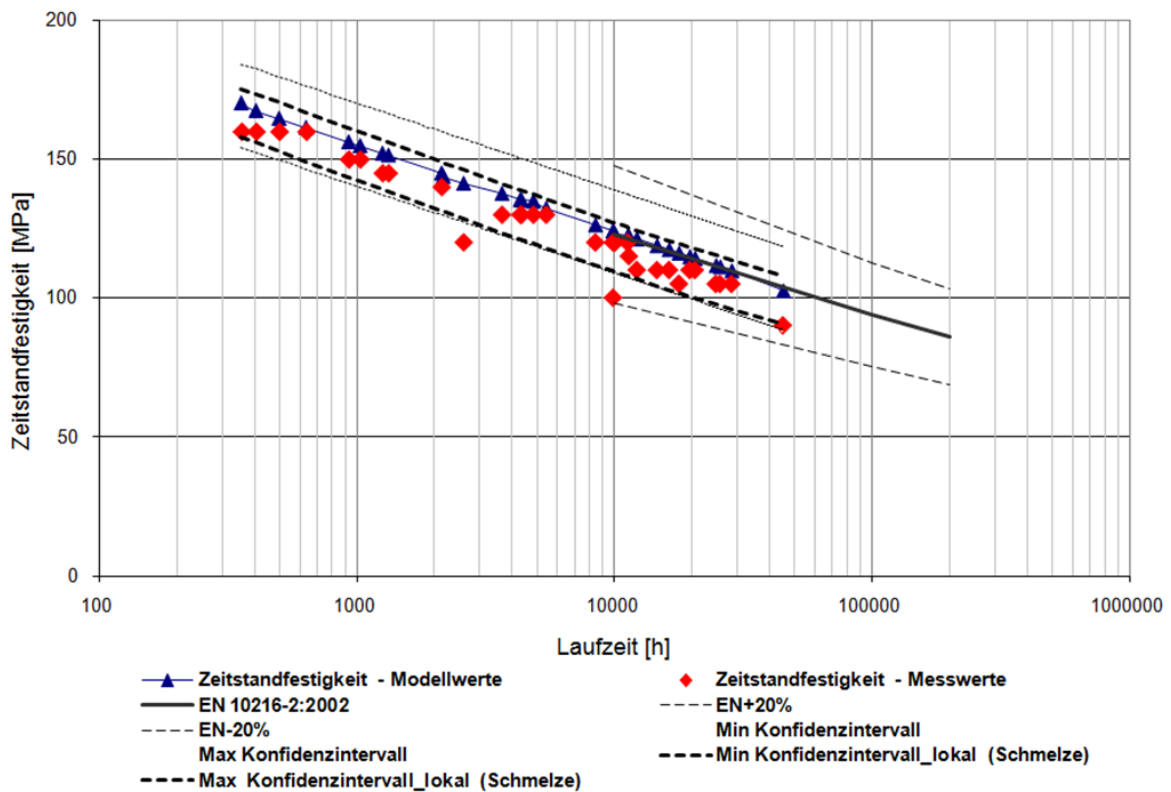


Bild 126: Bestimmung von Vertrauensgrenzen und Vergleich Modellberechnung über MLR Methode mit experimentellen Werten bzw. Mittelwert und Streuband X10CrMoVNb9-1, Schmelze 801141, 600°C, Ebene 3: Zeitstandfestigkeit

Schmelze 105014/GE.10 – Ebene 3

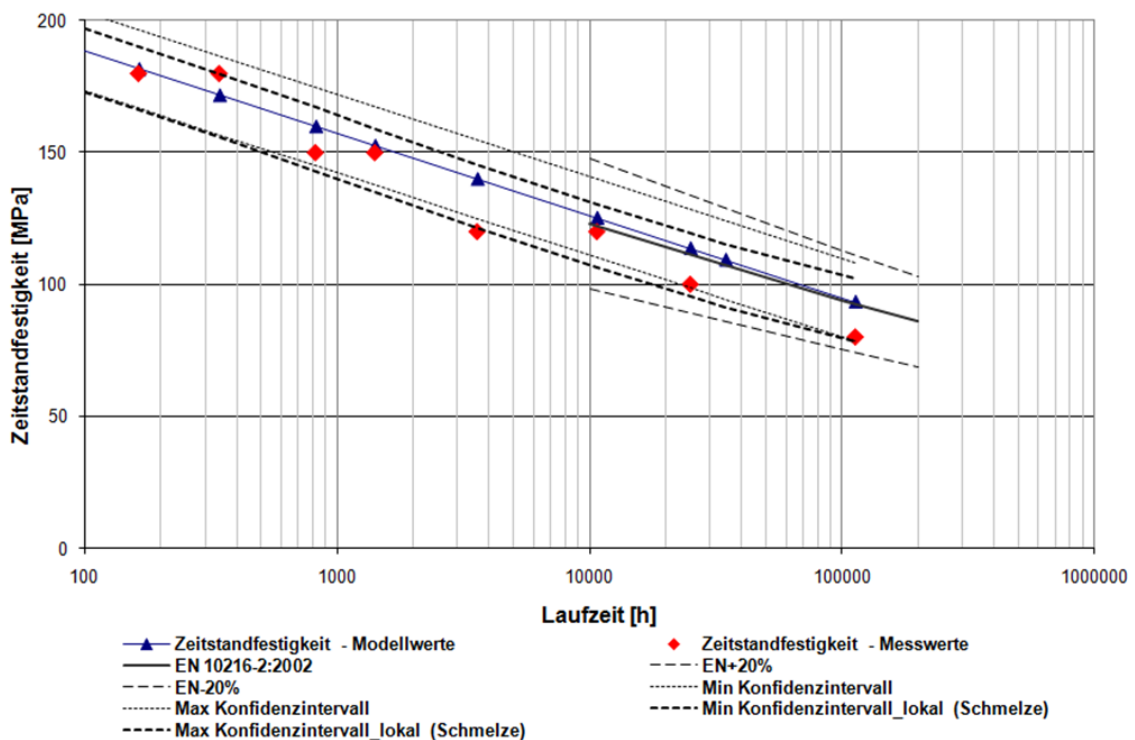


Bild 127: Bestimmung von Vertrauensgrenzen und Vergleich Modellberechnung über MLR Methode mit experimentellen Werten bzw. Mittelwert und Streuband X10CrMoVNb9-1, Datensatz 105014/GE.10, 600°C, Ebene 3: Zeitstandfestigkeit

Schmelze 10148 – Ebene 3

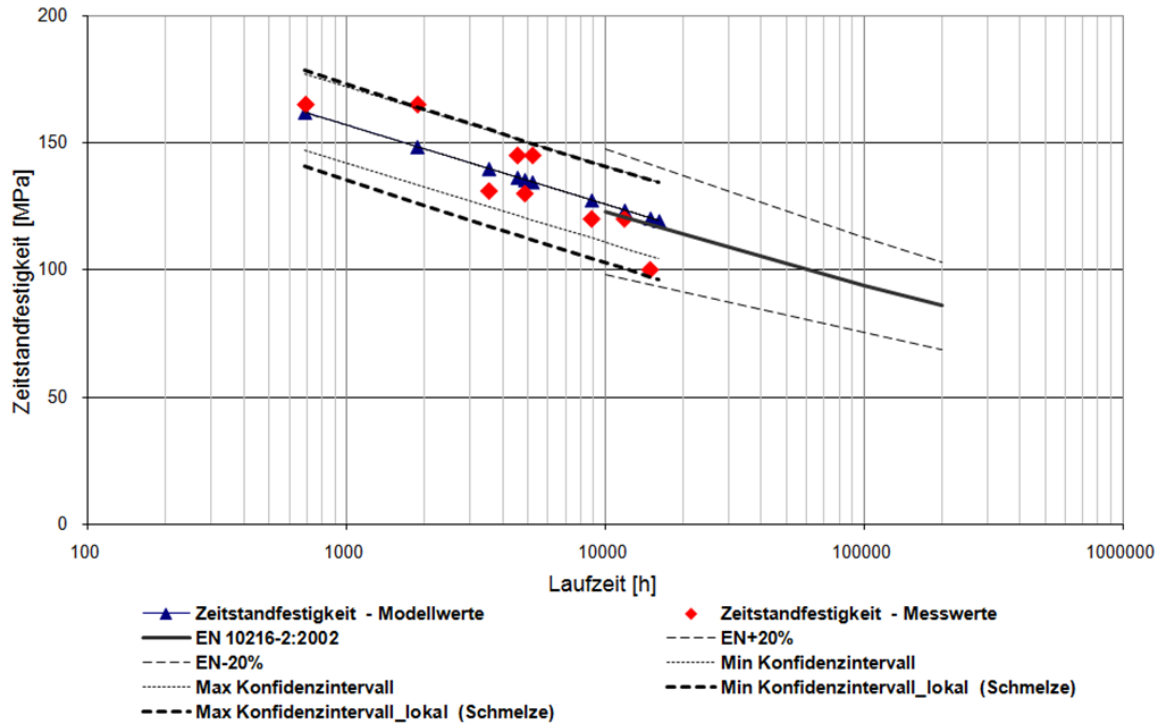


Bild 128: Bestimmung von Vertrauensgrenzen und Vergleich Modellberechnung über MLR Methode mit experimentellen Werten bzw. Mittelwert und Streuband X10CrMoVNb9-1, Datensatz 10148, 600°C, Ebene 3: Zeitstandfestigkeit

Schmelze MgB_NIMs.5 – Ebene 3

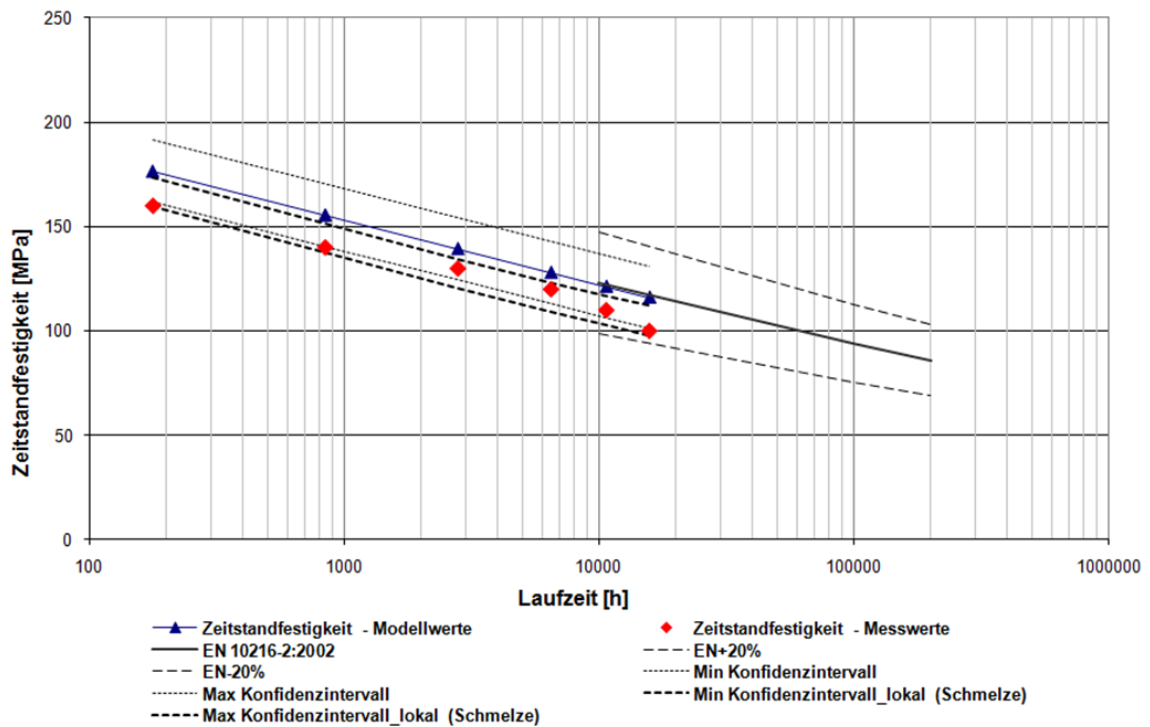


Bild 129: Bestimmung von Vertrauensgrenzen und vergleich Modellberechnung über MLR Methode mit experimentellen Werten bzw. Mittelwert und Streuband X10CrMoVNb9-1, Datensatz MgB_NIMs.5, 600°C, Ebene 3: Zeitstandfestigkeit

Schmelze 105014/GE.10 – Ebene 1

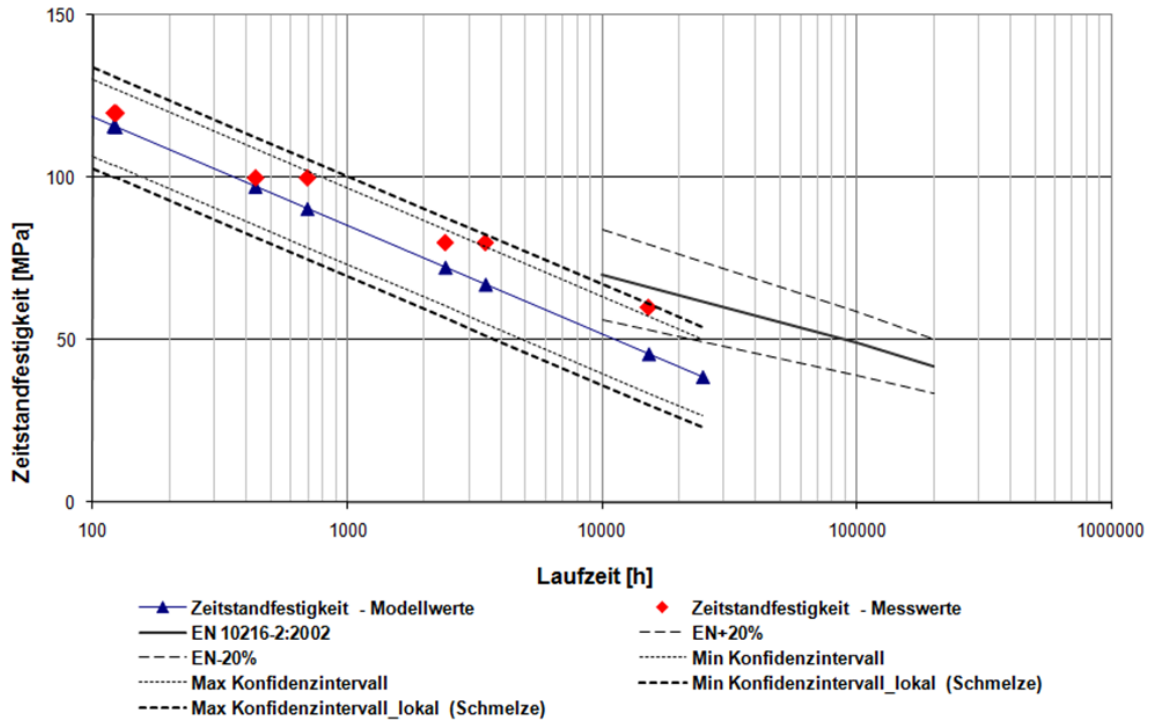


Bild 130: Bestimmung von Vertrauensgrenzen und Vergleich Modellberechnung über MLR Methode mit experimentellen Werten bzw. Mittelwert und Streuband X10CrMoVNb9-1, Datensatz 105014/GE.10, 650°C, Ebene 1: Zeitstandfestigkeit

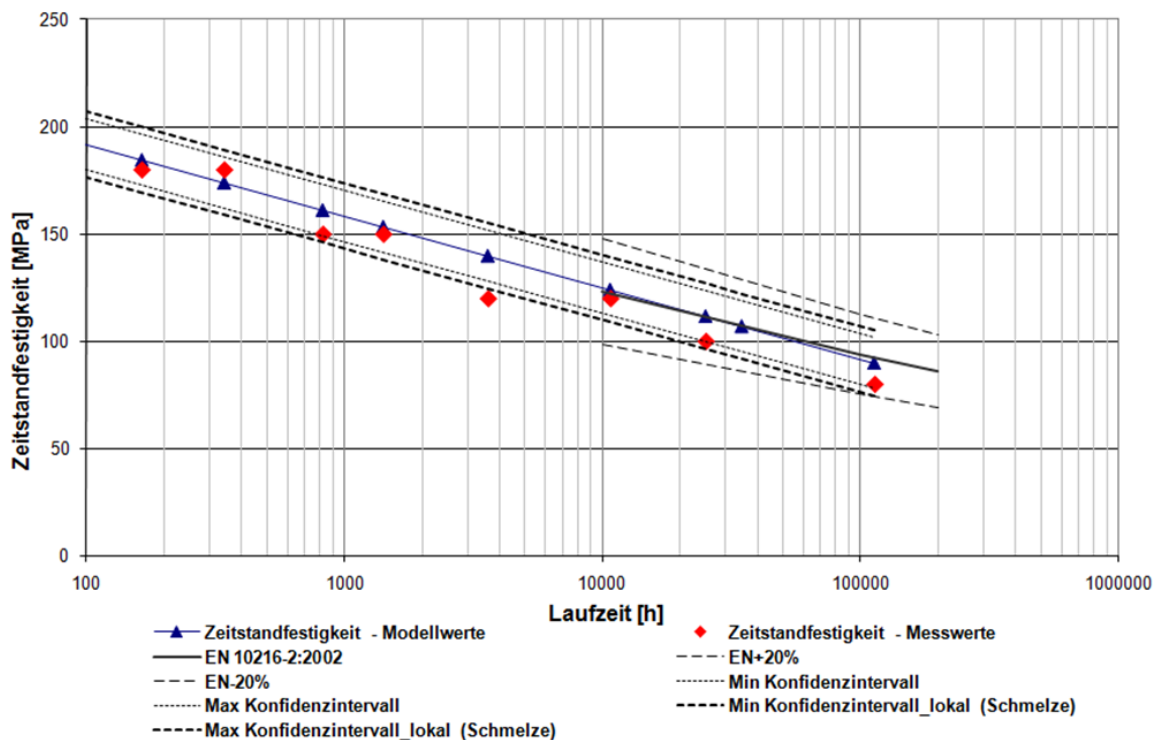


Bild 131: Bestimmung von Vertrauensgrenzen und Vergleich Modellberechnung über MLR Methode mit experimentellen Werten bzw. Mittelwert und Streuband X10CrMoVNb9-1, Datensatz 105014/GE.10, 600°C, Ebene 1: Zeitstandfestigkeit

Schmelze 105013/GE.17 – Ebene 1

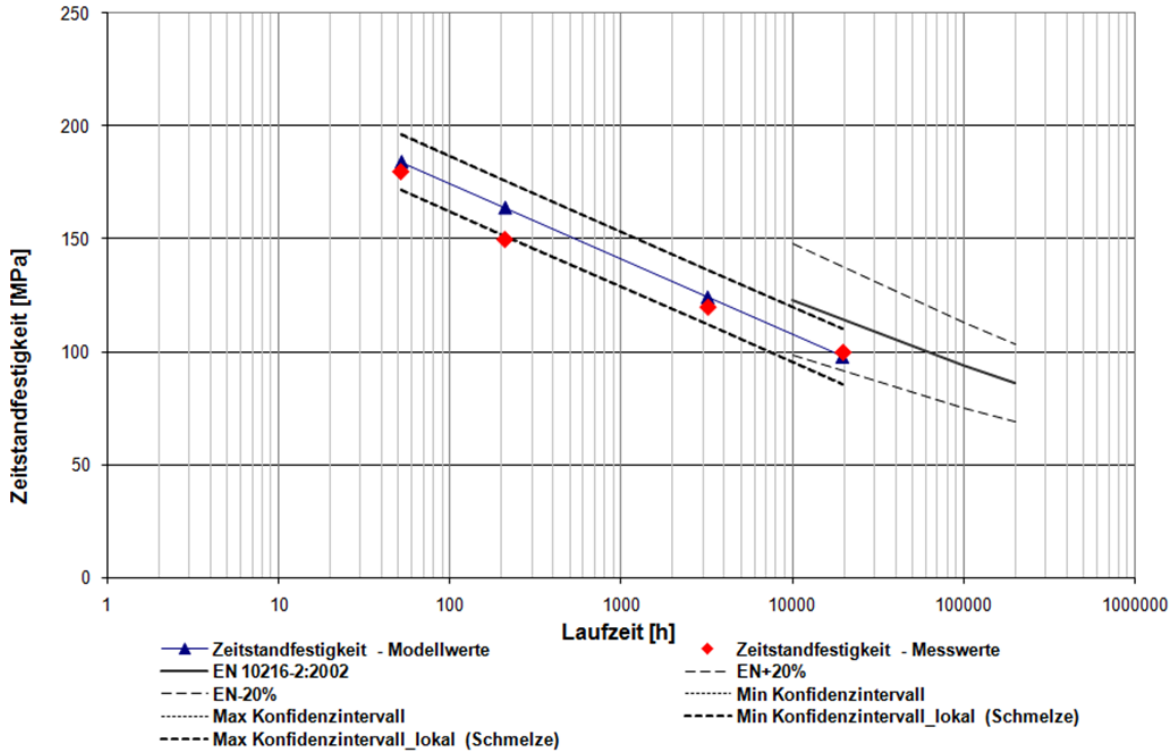


Bild 132: Bestimmung von Vertrauensgrenzen und Vergleich Modellberechnung über MLR Methode mit experimentellen Werten bzw. Mittelwert und Streuband X10CrMoVNb9-1, Datensatz 105013/GE.17, 600°C, Ebene 1: Zeitstandfestigkeit

Schmelze 865935/IT.001.3 – Ebene 1

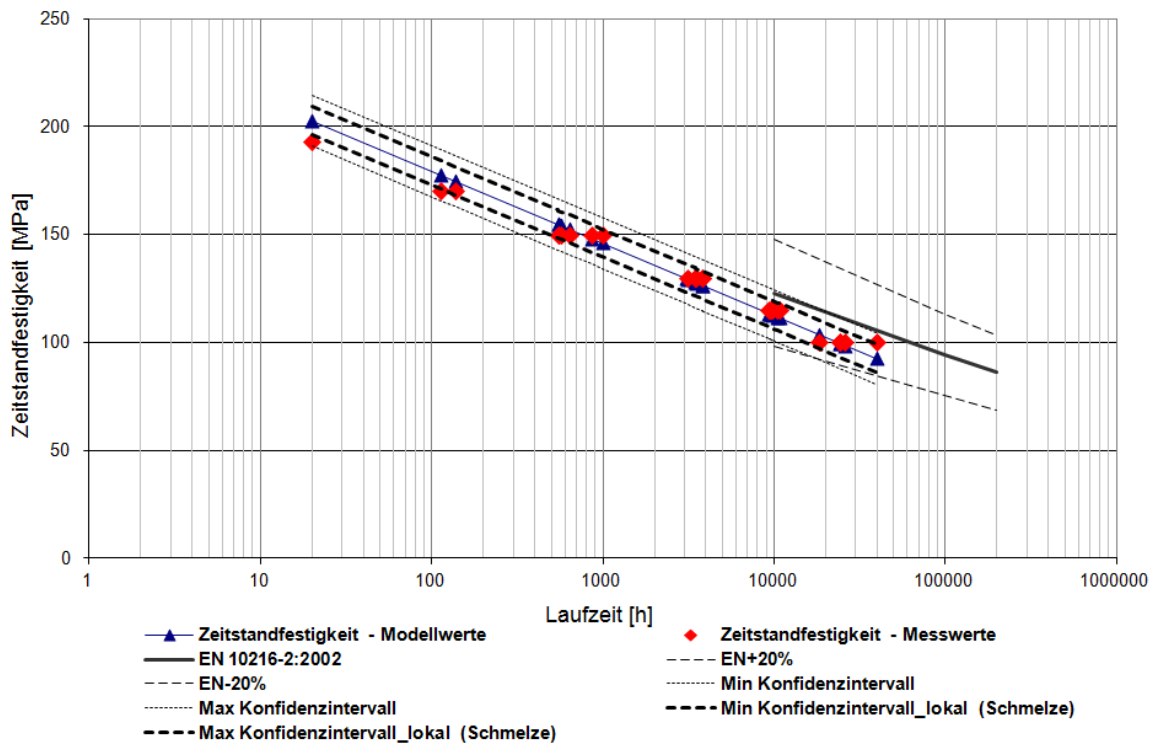


Bild 133: Bestimmung von Vertrauensgrenzen und Vergleich Modellberechnung über MLR Methode mit experimentellen Werten bzw. Mittelwert und Streuband X10CrMoVNb9-1, Datensatz 865935/IT.001.3, 600°C, Ebene 1: Zeitstandfestigkeit

Schmelze 801450/IT.001.2 – Ebene 1

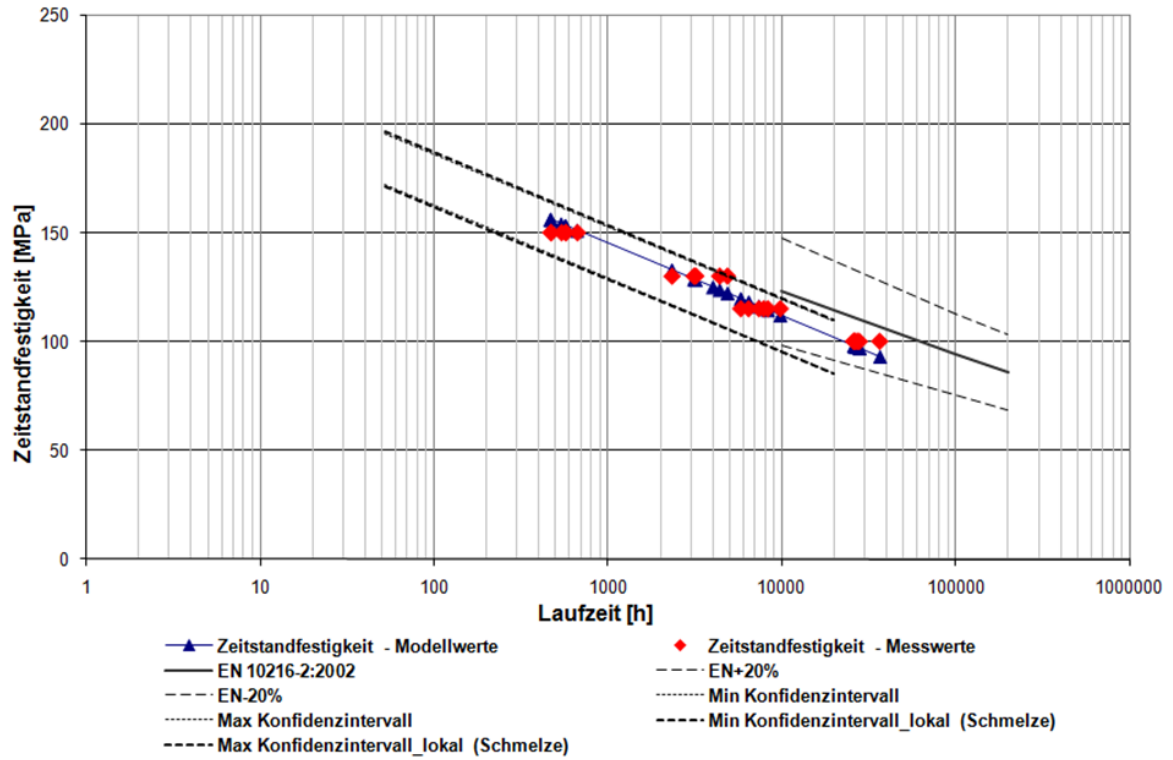


Bild 134: Bestimmung von Vertrauensgrenzen und Vergleich Modellberechnung über MLR Methode mit experimentellen Werten bzw. Mittelwert und Streuband X10CrMoVNb9-1, Datensatz 801450/IT.001.2, 600°C, Ebene 1: Zeitstandfestigkeit

5 Auswertungen auf der Grundlage der kNN-Modellierung

5.1 Einfluss der Legierungselemente auf die Zeitstandfestigkeit

Für die Analyse des Einflusses einzelner chemischer Elemente auf die Zeitstandfestigkeit wurde eine sogenannte „künstliche Schmelze“ verwendet. Sie repräsentiert den Mittelwert aller unabhängigen Merkmale aus den vorhandenen Schmelzen bei Variation der Laufzeit, Tabelle 43. Die „künstliche Schmelze“ repräsentiert damit im Grunde die Merkmalsmittelwerte aller erfassten Schmelzen. Die EN-Mittelwertskurve basiert auf mehr Daten (ein Teil wurde aus Konsistenzgründen nicht berücksichtigt – siehe Abschnitt 4.3) und ergibt sich aus der Anwendung eines numerischen Approximationsverfahrens [ECCC 05] auf diese Daten. Es ist daher interessant, die kNN-Zeitstandkurve, die die Mittelwerte der Merkmalswerte repräsentiert mit der numerischen EN-Mittelwertskurve zu vergleichen.

Für die nachfolgend beschriebenen Simulationen mit der künstlichen Schmelze können 4 Temperaturen berücksichtigt werden: 500, 550, 600, 650°C. Allerdings ist es aufgrund der Datenlage nicht sinnvoll, die Temperaturen 500 und 650°C zu zeigen. Grund hierfür ist, dass in dem betrachteten Spanne, in der das Element variiert wurde, oftmals die Extremwerte unterer bzw. oberer Prozentgehalt nicht ausreichend mit Werten, d.h. Datenpunkten von Schmelzen, bei denen die betrachteten Elementen diese Werte haben, besetzt sind. In den nachfolgend dargestellten kNN Berechnungen wird der %-Gehalt der einzelnen Elemente bei Variation der Laufzeit mit einem minimalen bzw. maximalen Wert fixiert. Für jeden vorgegebenen Wert dieser Element-Variation wurde eine kNN-Modellierung vorgenommen. Über die Veränderung des berechneten Verhaltens in Abhängigkeit von der Variation des Element-Gehaltes kann abgeleitet werden, welchen Einfluss das kNN dem betrachteten Element (bei konstant gehaltenen Mittelwerten der übrigen Merkmale) zuweist. Dieses Verhalten kann mit dem aus der Literatur bekannten metallkundlichen Einfluss dieses Elements verglichen werden, d.h. es kann bewertet werden, ob das kNN einem unterstellten metallkundlichen Zusammenhang folgt.

| Merkmals | Mittelwert Schmelzen | Mittelwert nach Spezifikation |
|----------------------------|----------------------|-------------------------------|
| C | 0,100 % | 0,10 |
| Si | 0,337 % | 0,35 |
| Mn | 0,430 % | 0,45 |
| P | 0,013 % | <0,02 |
| S | 0,003 % | |
| Cr | 8,700 % | 8,75 |
| Mo | 0,955 % | 0,95 |
| Ni | 0,155 % | |
| V | 0,212 % | 0,215 |
| Al | 0,012 % | |
| Nb | 0,065 % | 0,08 |
| N | 0,048 % | 0,05 |
| Cu | 0,085 % | |
| Austenitisieren-Temperatur | 1053°C | 1050 |
| Anlassen -Temperatur | 768°C | 750 |
| R _{p0,2} (RT) | 545,4 MPa | |
| R _m (RT) | 706 MPa | |
| A ₅ (RT) | 24,18 % | |

Tabelle 43: Chemische Zusammensetzung der künstlichen Schmelze mit Zugversuchsdaten und Wärmebehandlungsangaben – Ebene 1

Die Analyse wurden für den Werkstoff X10CrMoVNb9-1 mit den Ebenen 1, 2 durchgeführt. Das ermittelte Verhalten der künstlichen Schmelzen selbst (ohne Variation von Elementen) wird nachfolgend dargestellt.

Die künstliche Schmelze bei 500°C, Bild 135, liegt etwas unterhalb der EN-Kurve. Bild 136 zeigt bei 550°C ebenfalls eine kleine Abweichung nach unten von der EN-Kurve, aber ebenfalls bei gleicher Neigung.

Die Steigung der Kurve bei 600°C, Bild 137, unterscheidet sich zwar auch etwas von der EN-Kurve, jedoch liegen die beiden Kurven relativ nahe am EN-Standard.

Die künstliche Schmelze bei 600 und 650°C, Bild 137 und Bild 138, liegt etwas oberhalb der EN-Grenzkurve und die Steigung der Kurve verändert sich bei 80000 h. Eine gute Übereinstimmung mit der Regelwerksmittelkurve ist bis 80000 h gegeben. Die tendenzielle Trendänderung für Laufzeiten > 80000 h beruht auf deutlich weniger vorhandenen Datensätzen. Dieser Bereich sollte wie bereits öfters erwähnt, nicht für Bewertungen herangezogen werden.

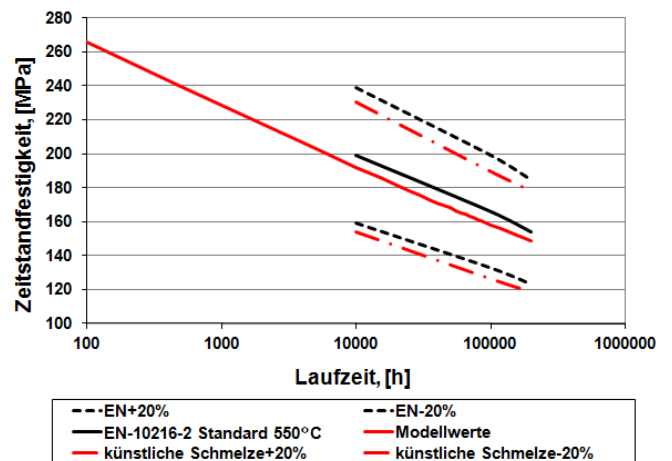
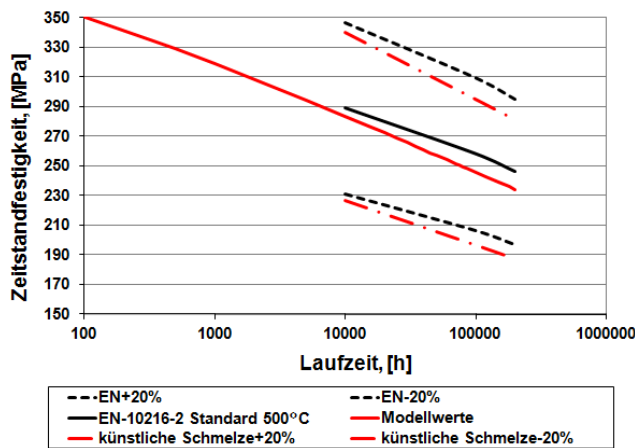


Bild 135: Bestimmung der Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze, Ebene 2, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 500°C

Bild 136: Vergleich, Bestimmung der Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze, Ebene 2, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550 °C

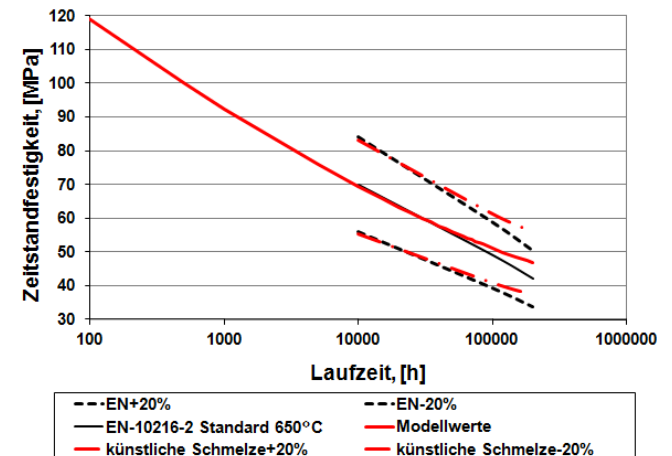
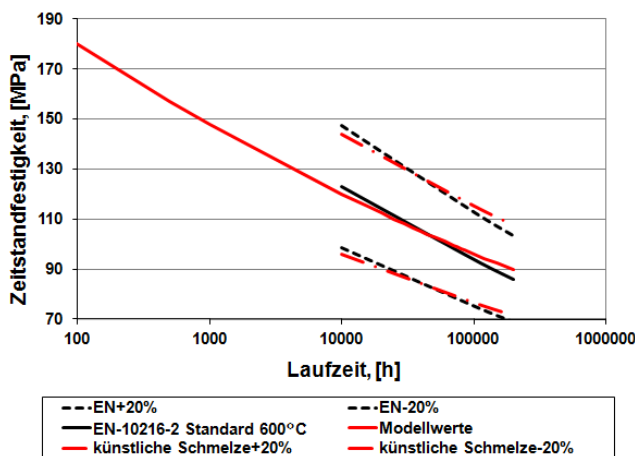


Bild 137: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze, Ebene 2, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600 °C

Bild 138: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze, Ebene 2, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 650 °C

Zusammenfassend kann festgestellt werden, dass die künstlichen Schmelze den aus den Versuchspunkten approximierten EN-Mittelwert bei 600 und 650°C ziemlich gut repräsentiert. Die Abweichung bei längeren Laufzeiten ist wie bereits öfters andiskutiert, mit der Datenkonsistenz in diesem Bereich zu interpretieren.

Die nachfolgenden Auswertungen zeigen, dass in der Regel keine lineare Abhängigkeit zwischen einer Merkmalsänderung und der Zielgröße vorliegt. Als ein Beispiel kann man die Modellierung der Anlasstemperatur nehmen: die mittlere kNN Ausgangskurve bei 600°C (alle Anlasstemperaturen) liegt auf der kNN-Kurve, die die maximalen Anlasstemperatur abbildet. In der Konsequenz ergibt sich in diesem Fall eine nichtlineare konkave Kurve für die Abhängigkeit der Zeitstandfestigkeit (Zielgröße) von der Anlass-temperatur (Merkmal).

5.1.1 Einfluss von Chrom

Die Modellierung wurde in der Datenebene 2, ohne Niob durchgeführt. Die Ebene 2 wurde aufgrund der größeren Verfügbarkeit von Daten für jede Test-Temperatur ausgewählt. Bei der Bewertung durch das kNN, Bild 141, liegen die Ergebnisse der künstlichen Schmelze bei Variation des Chromgehaltes in dem in der EN-Norm für 9%Cr Stähle vorgegebenen Wertebereich. Mit zunehmendem Chromgehalt von 8,0 % bis 9,5 % verschiebt sich die Kurve der Zeitstandfestigkeit nach oben: Bei der Versuchstemperatur 600°C liegt bezogen auf 100 000h ein Anstieg von rd. 10 MPa, bei 650 °C beträgt der Anstieg nur noch rd. 5 MPa.

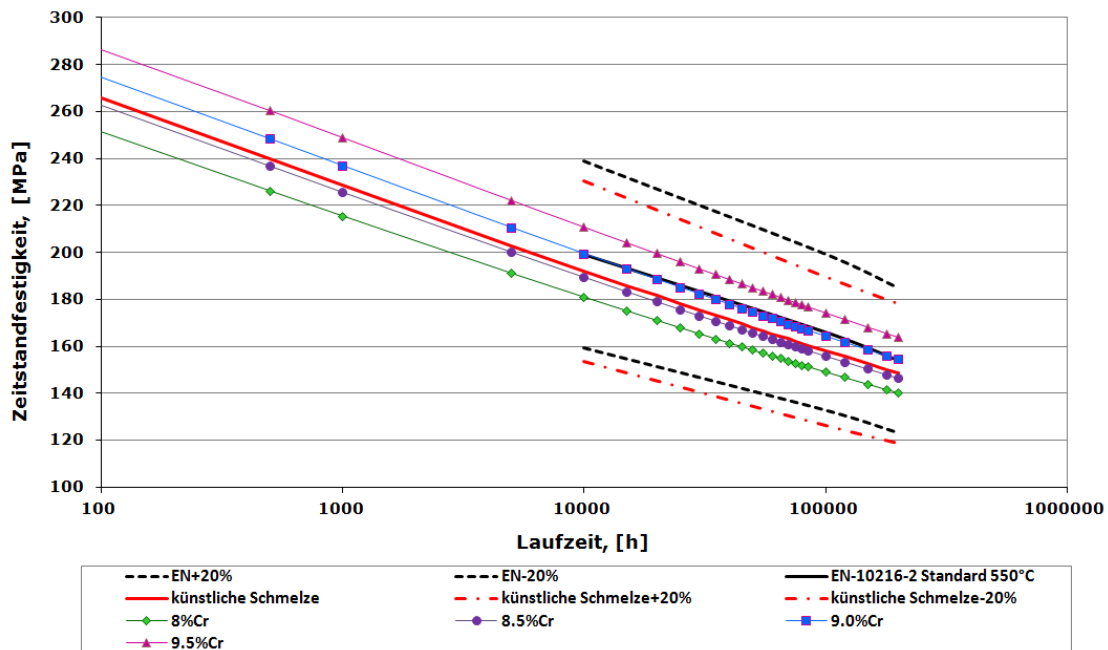


Bild 139: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Cr [%], Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C

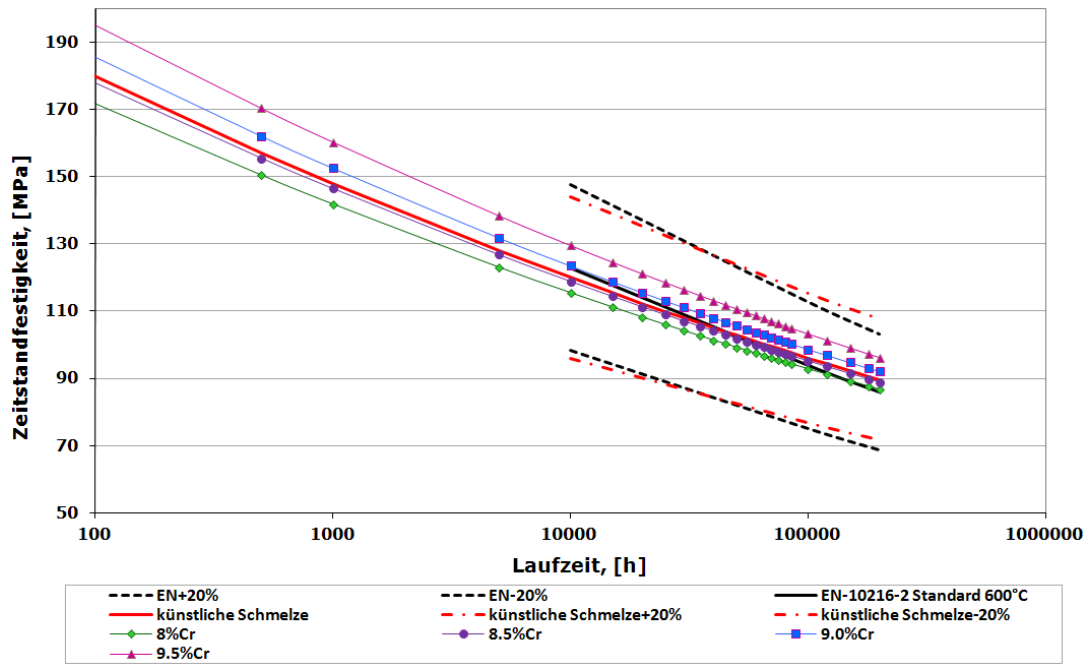


Bild 140: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Cr [%], Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C

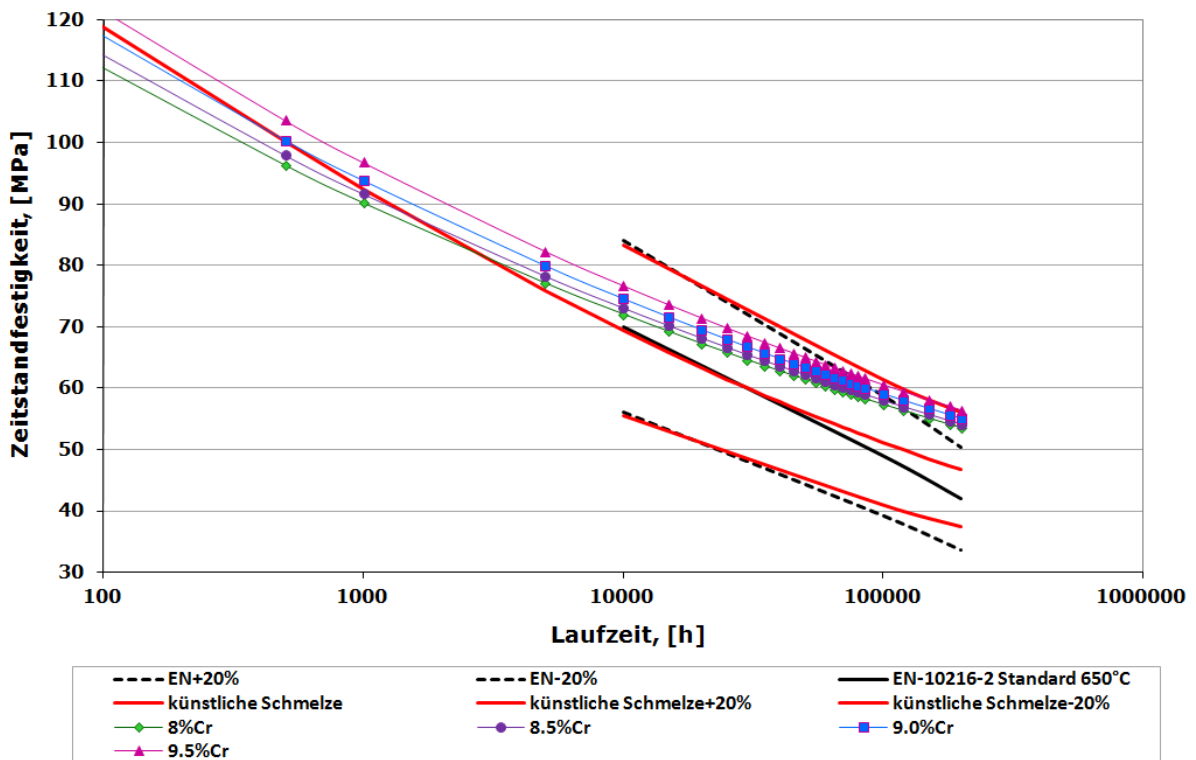


Bild 141: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Cr [%], Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 650°C

5.1.2 Einfluss von Kohlenstoff

Kohlenstoff ist ein guter Austenitstabilisator, wichtig für die Karbidbildung, reduziert Laves-Phasen-Ausscheidungen, beeinflusst die Bornitridausscheidung, verbessert die Durchvergütbarkeit, Festigkeit und Zähigkeit und beeinflusst die Schweißbarkeit [Mayer 06]. Aufgrund dieser Vielfalt von Einflussfaktoren weisen Versuchslegierungen für martensitische 9-10%Cr-Stähle, je nach ausgewähltem Legierungspartner und je nach Zielsetzung, sehr unterschiedliche Kohlenstoff-Massenanteile von 0,002 bis 0,20% auf. Mit einer Kohlenstoff-Spanne von 0,08 bis 0,21 kann eine hohe Zeitstandfestigkeit erzielt werden. Der beste ferritisch-martensitische Stahl TAF erreicht seine hohe Zeitstandfestigkeit bei einem Kohlenstoff-Massenanteil von ca. 0,18% [Mayer 06]. Allerdings ist eine direkte Vergleichbarkeit mit dem Werkstoff X10CrMoVNb9-1 nicht gegeben, da noch weitere Legierungselemente hinzugefügt wurden. Im Vergleich mit dem martensitischen 12%Cr-Stahl (C: 0,17 bis 0,25%) zeigen die 9%Cr-Stähle abgesenkte Gehalte. Bei den 12%Cr-Stählen wurde empfohlen, die untere Grenze von 0,17% nicht zu unterschreiten, da sonst eine schlechtere Zeitstandfestigkeit zu erwarten sei. Allerdings liegt im vorgegebenen Bereich von 0,17 bis 0,25% des C-Gehaltes keine Abhängigkeit der Zeitstandfestigkeit vor [Schieferstein 60].

Bei der Bewertung durch das kNN, Bild 142 bis Bild 143, zeigt sich, dass die Kurve sich mit zunehmendem Kohlenstoffgehalt (von 0,08% bis auf 0,12%) geringfügig nach unten verschiebt.

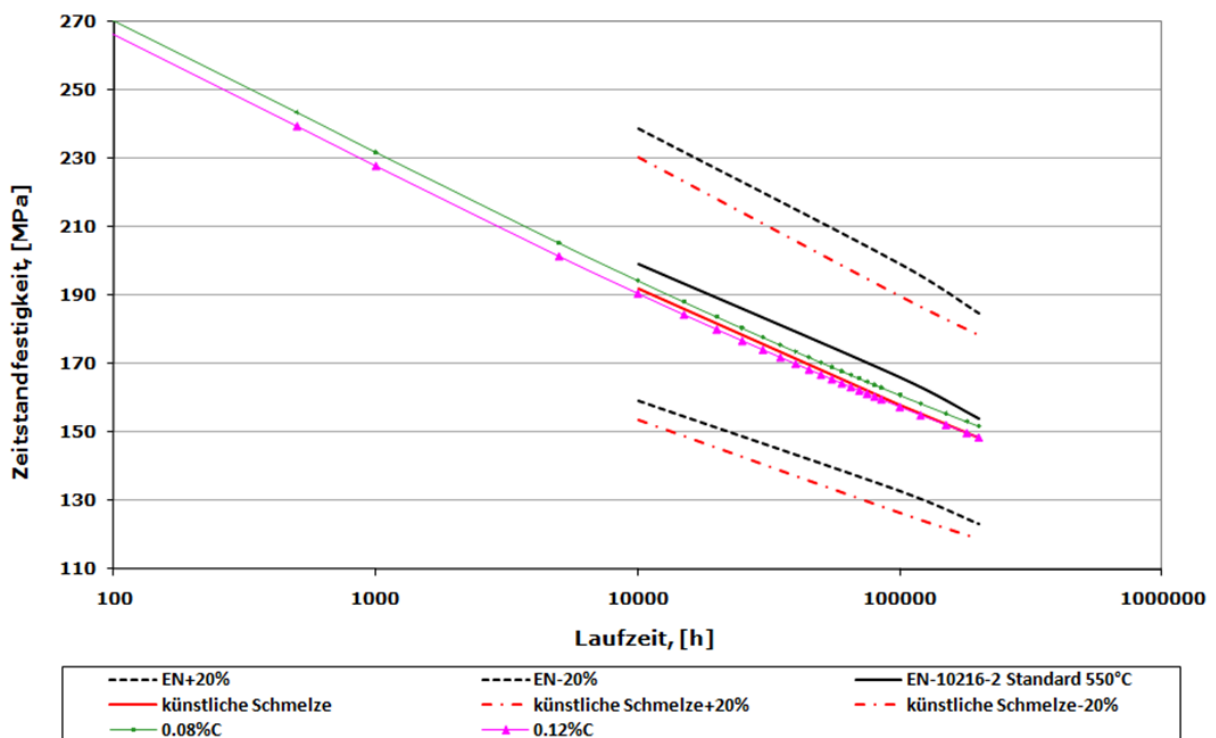


Bild 142: Bestimmung der Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit C-Variation, Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C

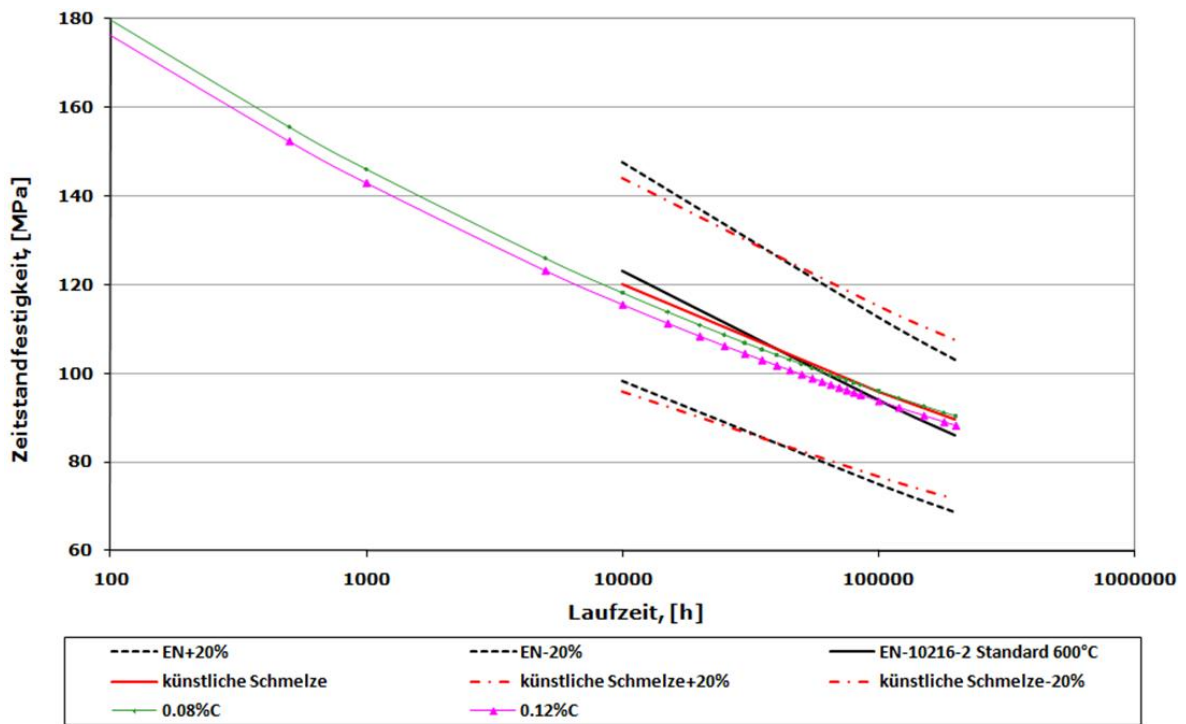


Bild 143: Bestimmung der Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit C-Variation, Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C

5.1.3 Einfluss von Silizium

Silizium wird, wie Aluminium, zur Desoxidation eingesetzt. Silizium erhöht die Zunderbeständigkeit und (Warm)festigkeit. Ergebnisse einer systematischen Untersuchung von Silizium auf die Zeitstandfestigkeit der 9 bis 12% Cr-Stähle sind nicht bekannt, [Mayer 06].

Bild 144 und Bild 146 zeigen, dass sich mit zunehmendem Siliziumgehalt von 0,2% bis 0,479% die Kurve nach unten verschiebt. Bei Bild 146 ist deutlich zu sehen, dass mit Temperaturzunahme bis 650°C der Unterschied zwischen den Kurven mit dem jeweils maximalen bzw. minimalen Wert im Langzeitbereich < 10 000h wächst.

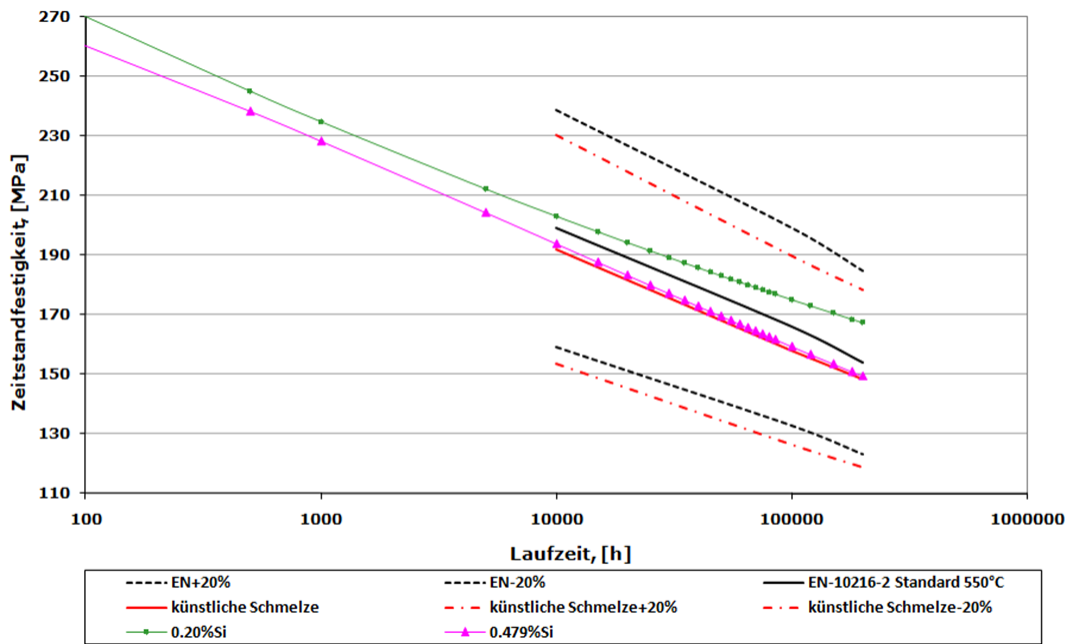


Bild 144: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Si [%], Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C

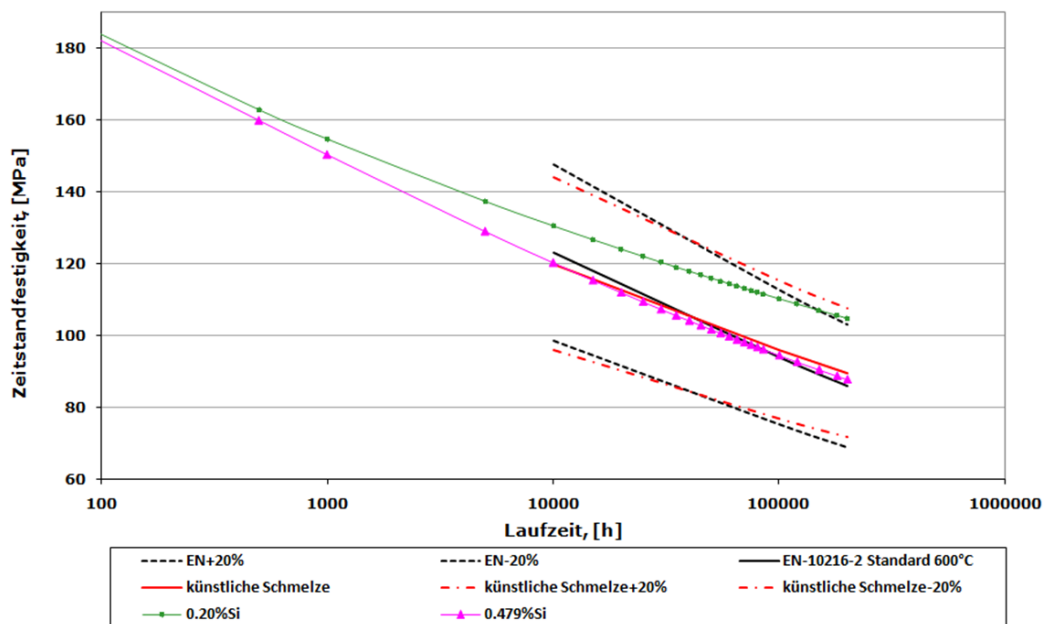


Bild 145: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Si [%], Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C

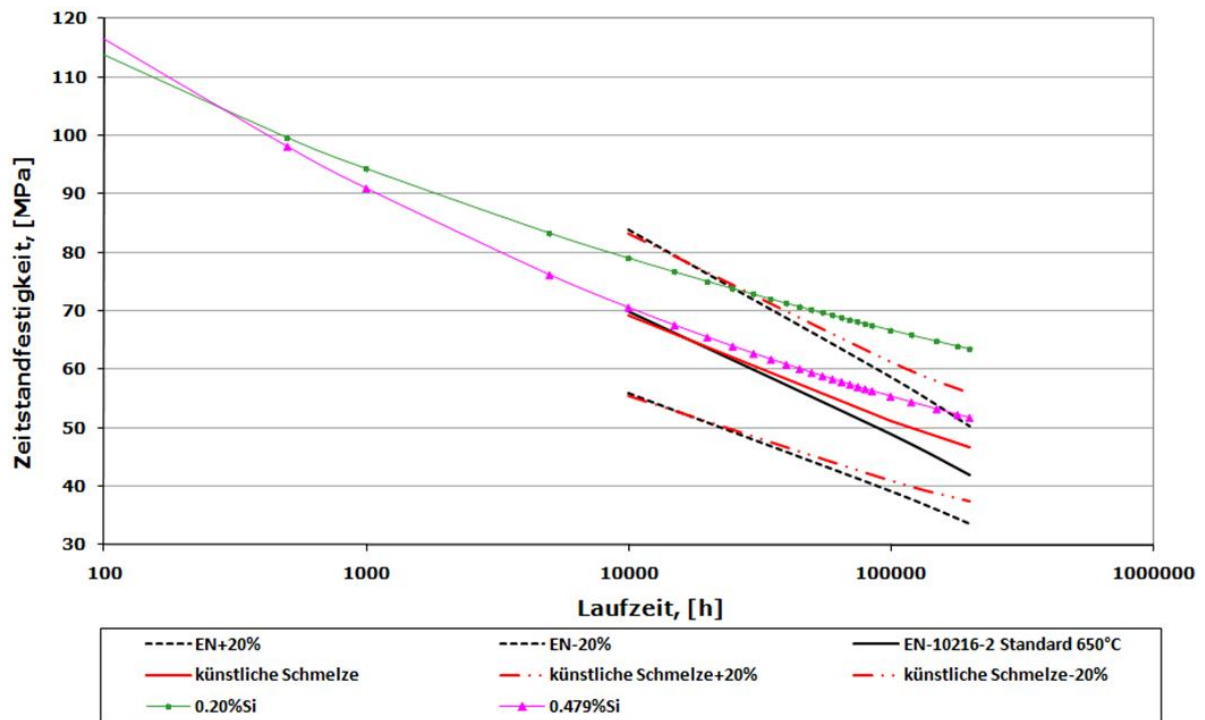


Bild 146: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Si [%], Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 650°C

5.1.4 Einfluss von Mangan

Mangan wird primär zur Vermeidung von δ -Ferrit eingesetzt. Die Durchvergütbarkeit von großen Querschnitten kann mit Mangan deutlich verbessert werden. Der Einfluss von Mangan auf die Ausscheidungsphasen ist gering. Als Nachteil wird häufig ein Absenken der Umwandlungstemperaturen A_{c1} und A_{c3} angeführt, das als globaler Indikator für einen negativen Einfluss auf die Zeitstandfestigkeit gedeutet wird. Bei kurzzeitigen Zeitstandversuchen wird in japanischen Veröffentlichungen von einem negativen Einfluss von Mangan gesprochen. Als weiteren Nachteil wird von japanischen Stahl- und Turbinenherstellern eine Neigung zur Versprödung angeführt. Bei einer koreanischen Versuchslegierung führte ein Mangangehalt von 1,0% in Verbindung mit einem Nickelgehalt von 0,84% zu einer Verringerung der Zeitstandfestigkeit im Langzeitbereich bei 650°C [Mayer 06].

Auch die Berechnungen mit dem kNN, Bild 147 bis Bild 148, ergeben einen negativen Einfluss des Mangans auf die Zeitstandfestigkeit. Dabei wurde Mangan zwischen 0,313% und 0,58% variiert.

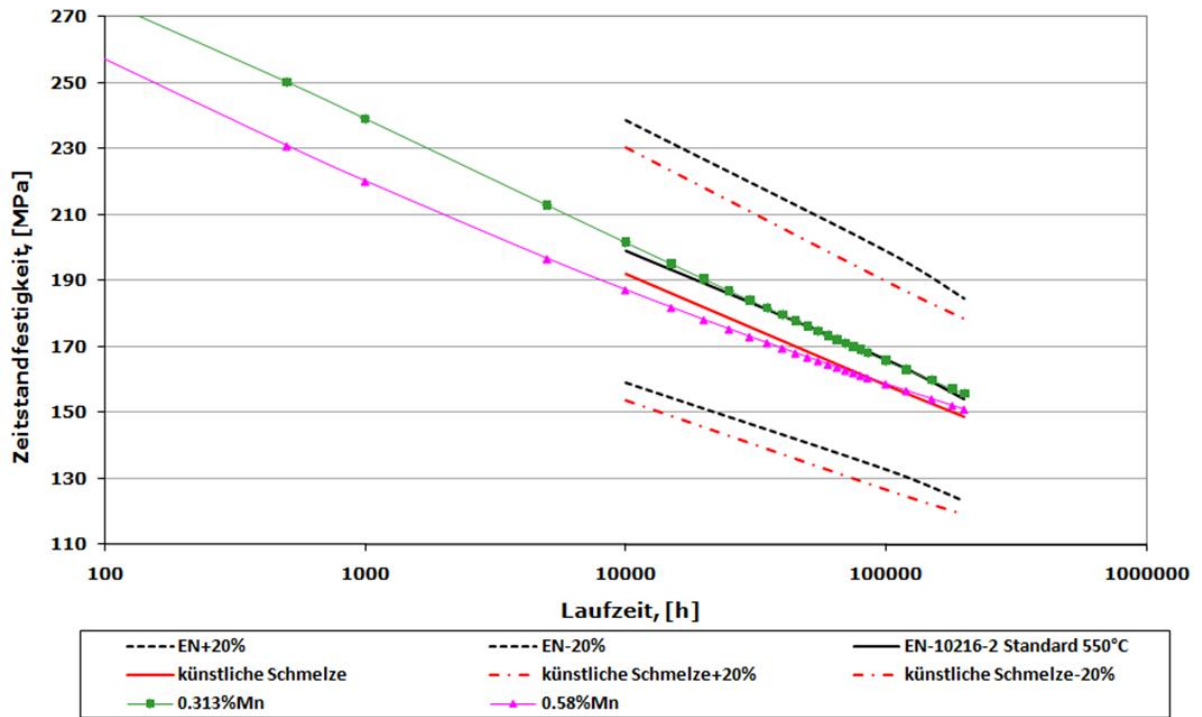


Bild 147: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Mn [%], Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C

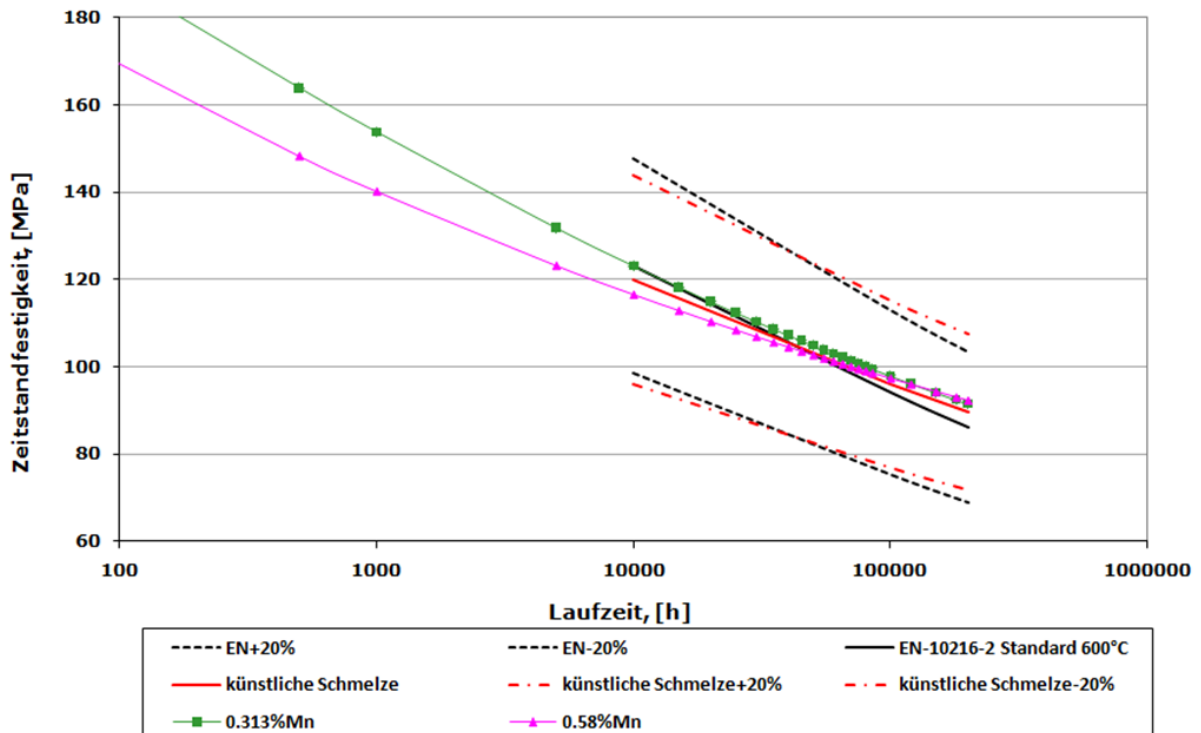


Bild 148: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Mn [%], Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C

5.1.5 Einfluss von Nickel

Nickel wird primär (wie auch Mangan) zur Vermeidung der Bildung von δ -Ferrit eingesetzt. Bei der Legierungsentwicklung wird versucht, den Nickelanteil möglichst niedrig zu halten, da Nickel die MX- und Laves-Phasen-Ausscheidungen destabilisiert und die Ausscheidung von M_6X und den Sigmoidaleffekt fördert. In der Regel weisen die 9-10%Cr-Stähle für martensitische Nickelanteile bis ca. 0,25% auf [Mayer 06].

Das kNN zeigt, dass die Zeitstandfestigkeit mit wachsendem Nickelgehalt von 0,02% bis 0,373% geringfügig abfällt (Bild 149 und Bild 150)

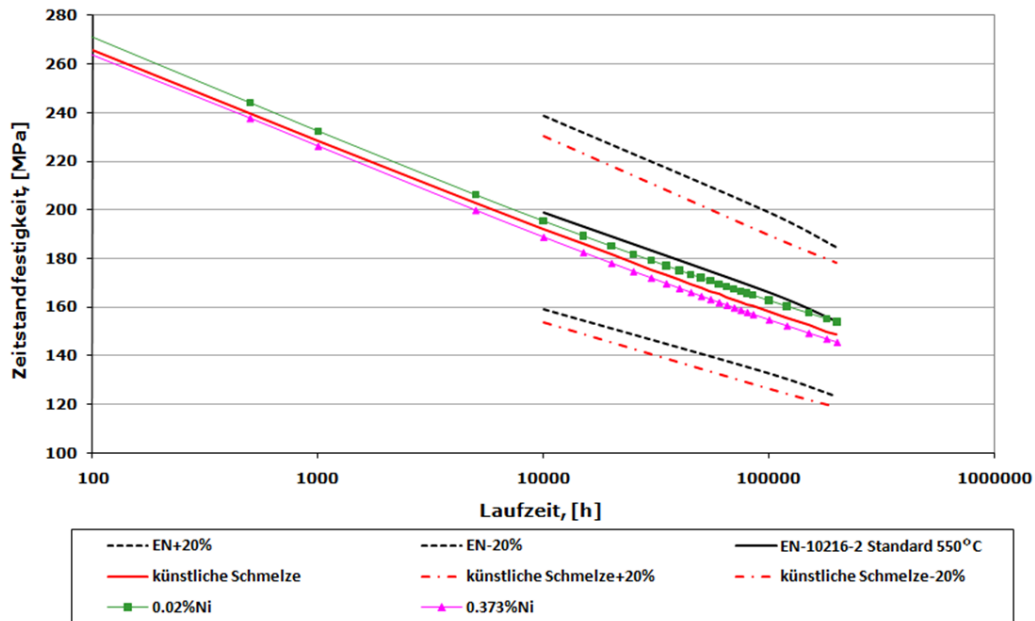


Bild 149: Bestimmung der Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Ni [%], Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C

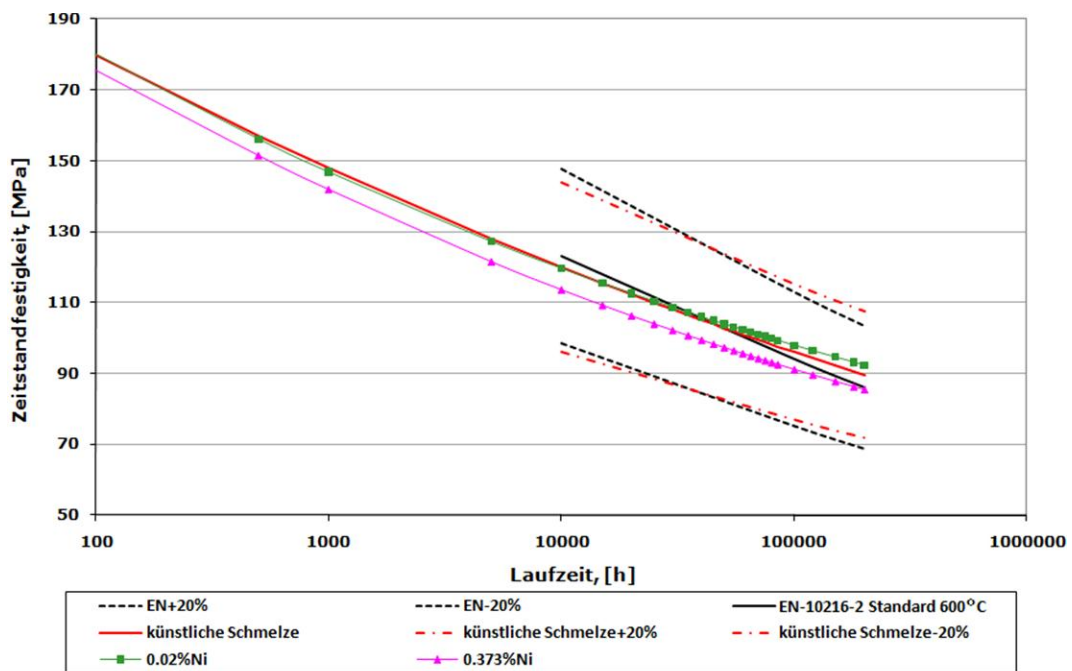


Bild 150: Bestimmung der Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Ni [%], Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C

5.1.6 Einfluss von Molybdän

Molybdän und Wolfram verhalten sich in ihrer Wirkung im Langzeitbereich ähnlich. Noch nicht vollständig geklärt ist der Beitrag von Molybdän bei den 9-12% Cr-Stählen auf die Zeitstandfestigkeit bei 650°C. Nach den bisher vorliegenden Langzeitergebnissen der Zeitstandversuche bei 650°C ist kein eindeutiger Vorteil von Molybdän zu erkennen [Mayer 06].

Das kNN-Modell zeigt, dass die Zeitstandfestigkeit bei 550°C mit wachsendem Mo-Gehalt von 0,89% bis 1,06% leicht ansteigt, Bild 151 und Bild 152.

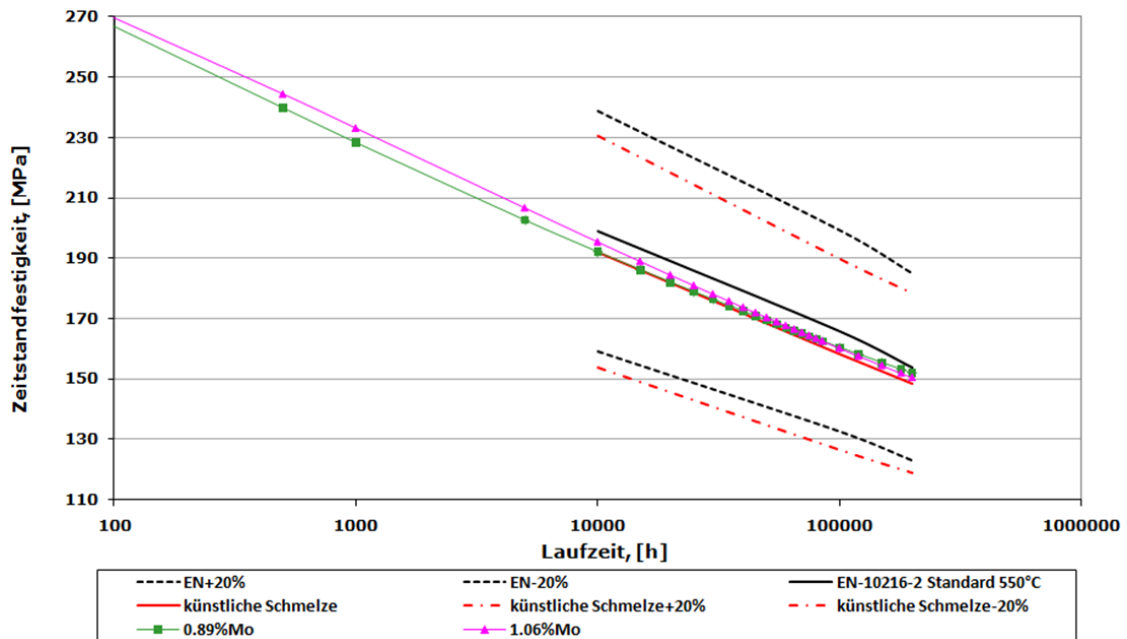


Bild 151: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Molybdän, Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C.

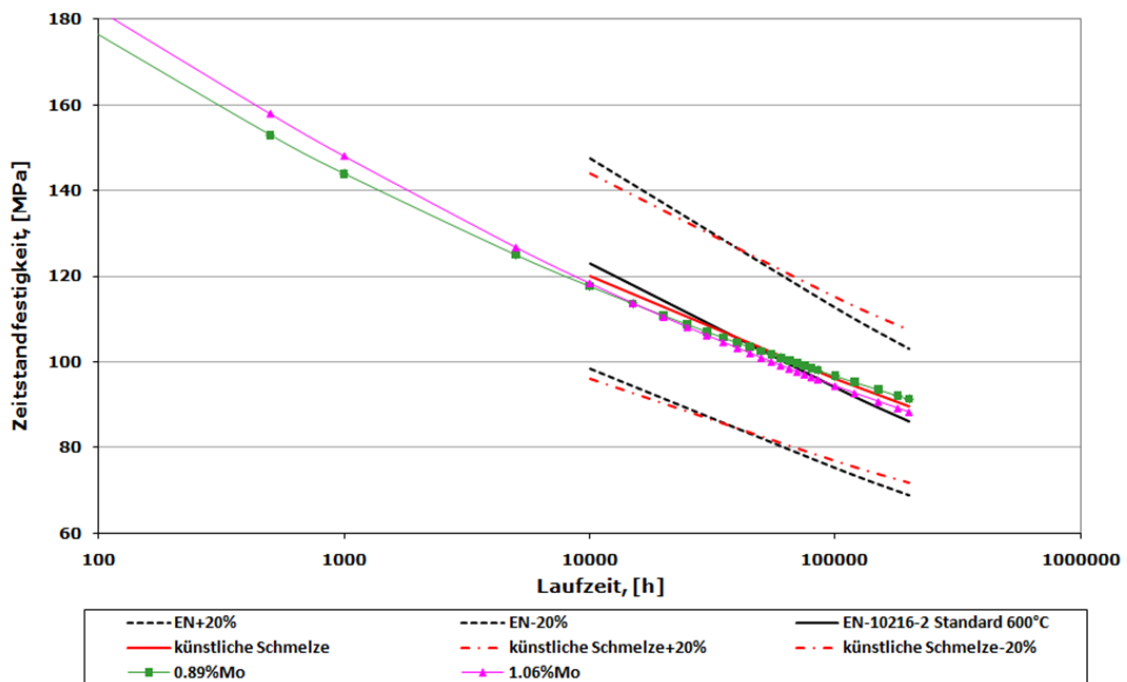


Bild 152: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Molybdän, Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C

5.1.7 Einfluss von Vanadium und Stickstoff

Vanadium trägt vor allem zur Steigerung der Zeitstandfestigkeit durch die Bildung von Vanadium-Nitriden bei. Um das Festigkeitspotenzial von Vanadium und Niob nutzen zu können, müssen die anderen Nitridbilder, vor allem Bor und Aluminium, in ihrer Höhe entsprechend abgestimmt werden. Die Ergebnisse der Untersuchungen deuten daraufhin, dass ein Vanadium-Anteil von 0,20 bis 0,25% wahrscheinlich ein Optimum darstellt. Die Abbindung des Stickstoffs durch Vanadium wäre die richtige Maßnahme zur Erhöhung der Zeitstandfestigkeit durch Bildung von Vanadium-Nitride (VN) [Mayer 06]. Die Zunahme des Vanadiumgehalts (0,18% bis 0,25%) und des Stickstoffgehalts (0,03% bis 0,065%) interpretiert das kNN-Modell für die Temperaturen 550, 600 und 650°C mit einem Ansteigen der Zeitstandfestigkeit (Bild 153 bis Bild 155).

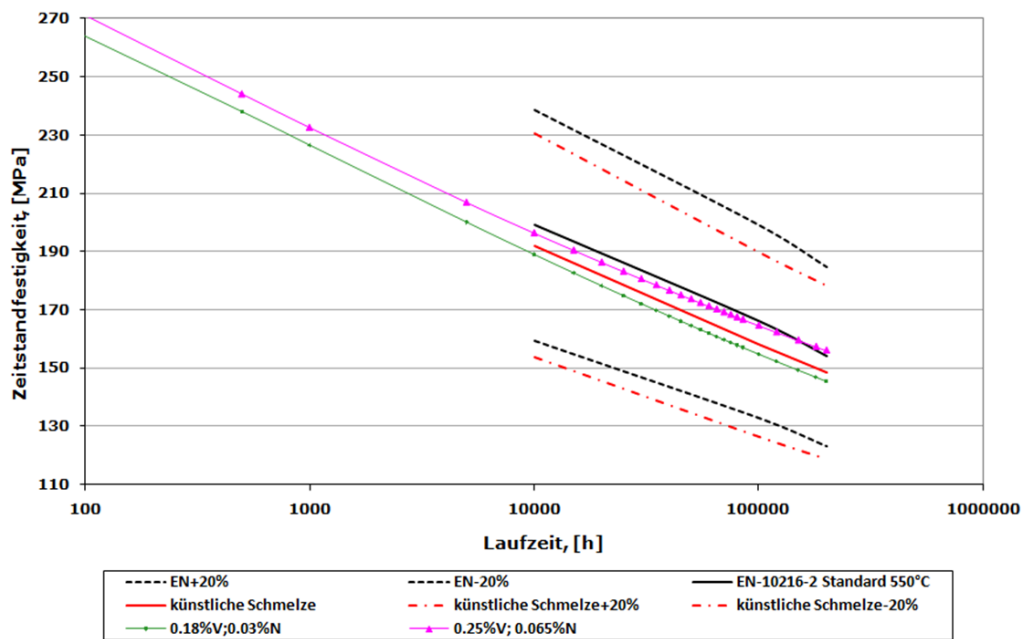


Bild 153: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit V und N, Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C

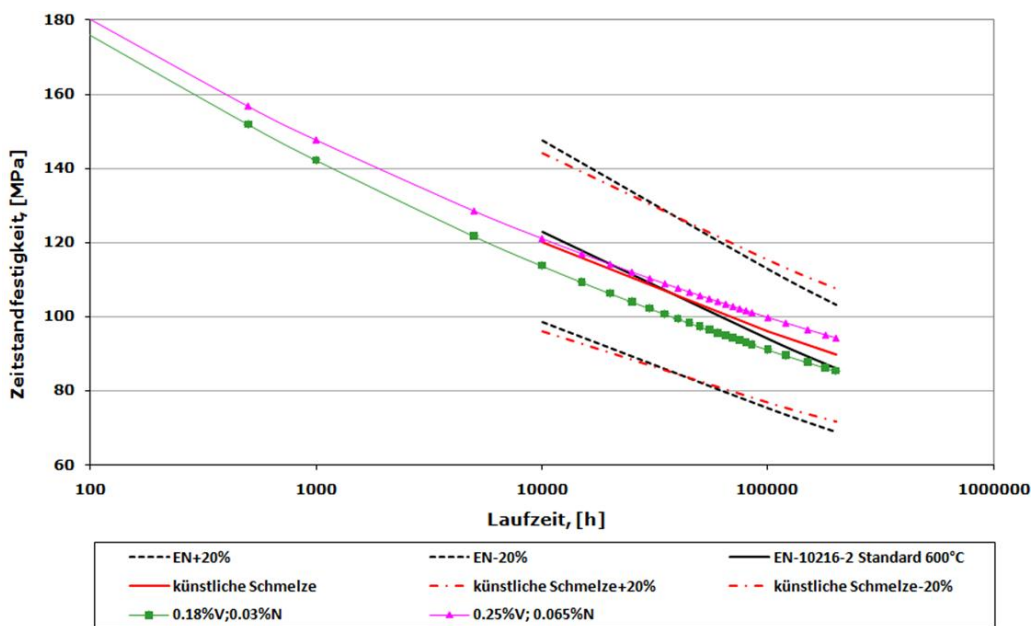


Bild 154: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit V und N, Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C

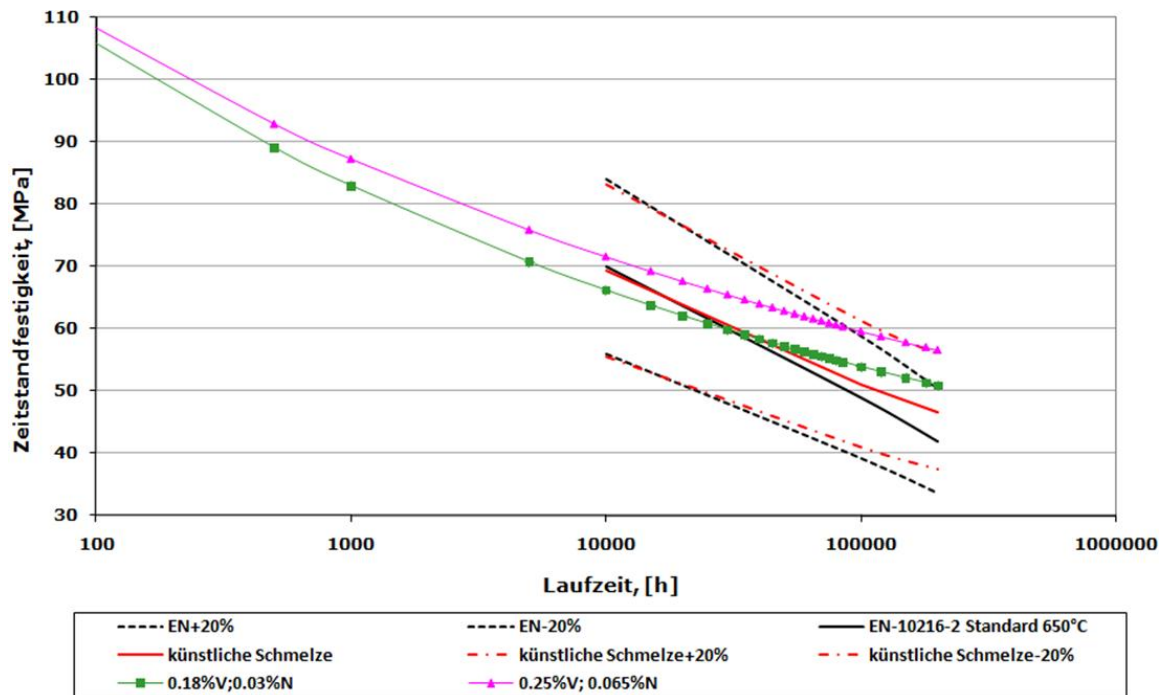


Bild 155: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit V und N, Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 650°C

5.1.8 Einfluss von Aluminium und Stickstoff

Der Gehalt von Aluminium und Bor muss auf den Gehalt der Elemente Vanadium und Niob abgestimmt werden, da Aluminium- bzw. Bornitride sich negativ auf die Zeitstandfestigkeit auswirken [Mayer 06]. Andererseits geht man von einer die thermische Stabilität der MX-Ausscheidungen stabilisierenden Wirkung von Bor aus.

Aus Bild 156 und Bild 157 wird deutlich, dass das kNN-Modell den Einfluss von Aluminium und Stickstoff auf die Zeitstandfestigkeit generell zu bestätigen scheint. Innerhalb einer Spanne von 0,001 bis 0,034% bei Aluminium und von 0,03 bis 0,065% bei Stickstoff kann die Tendenz eines positiven Einflusses auf die Zeitstandfestigkeit mit wachsenden Al- und N-Anteil ausgewiesen werden.

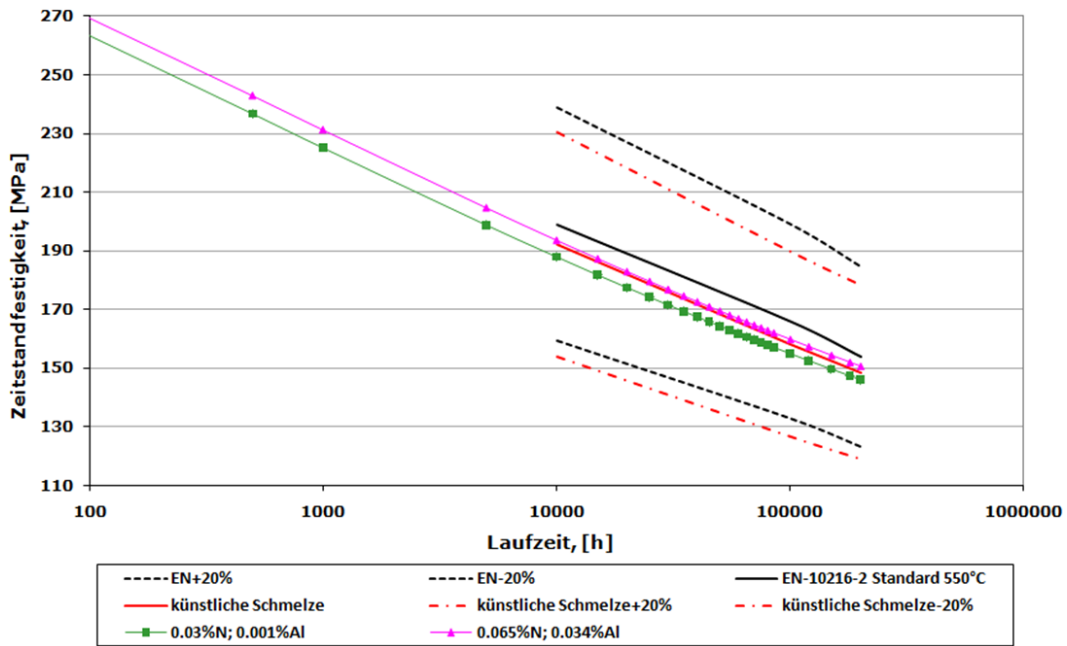


Bild 156: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit N und Al, Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C

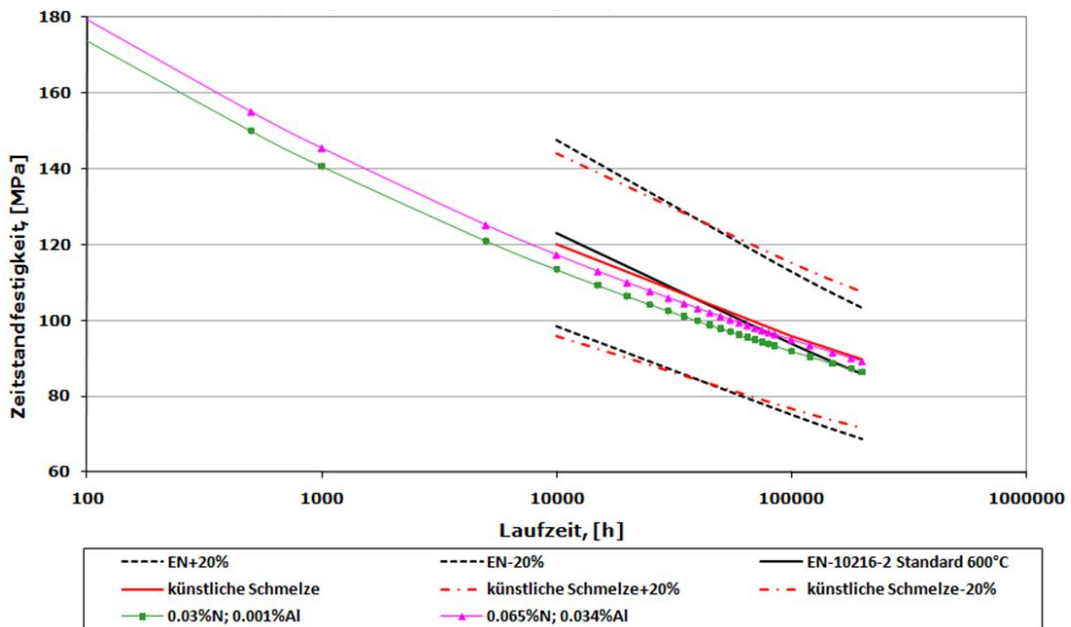


Bild 157: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit N und Al, Ebene 2: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C

5.1.9 Einfluss von Niob

Ein Niob-Gehalt von ca. 0,05% trägt zur Steigerung der Zeitstandfestigkeit durch Bildung von Carbonitriden Nb(C, N) bei. Um das Festigkeitspotenzial von Vanadium und Niob nutzen zu können, müssen die anderen Nitridbilder, vor allem Bor und Aluminium in ihrer Höhe darauf entsprechend abgestimmt werden [Mayer 06].

Die Analysevorgabe für Nb liegt zwischen 0,029 und 0,1%. Das kNN bewertet die Steigerung des Nb-Gehaltes von 0,029 auf 0,065 (künstliche Schmelze) mit einem nur geringen positiven Einfluss, sofern man den Bereich zwischen 10000 und 30000 h heranzieht Bild 158. Die weitere Erhöhung auf 0,1% ist nach kNN Bewertung mit einer schlechteren Zeitstandfestigkeit verbunden, diese Effekte erhöhen sich bei 600°C, Bild 159.

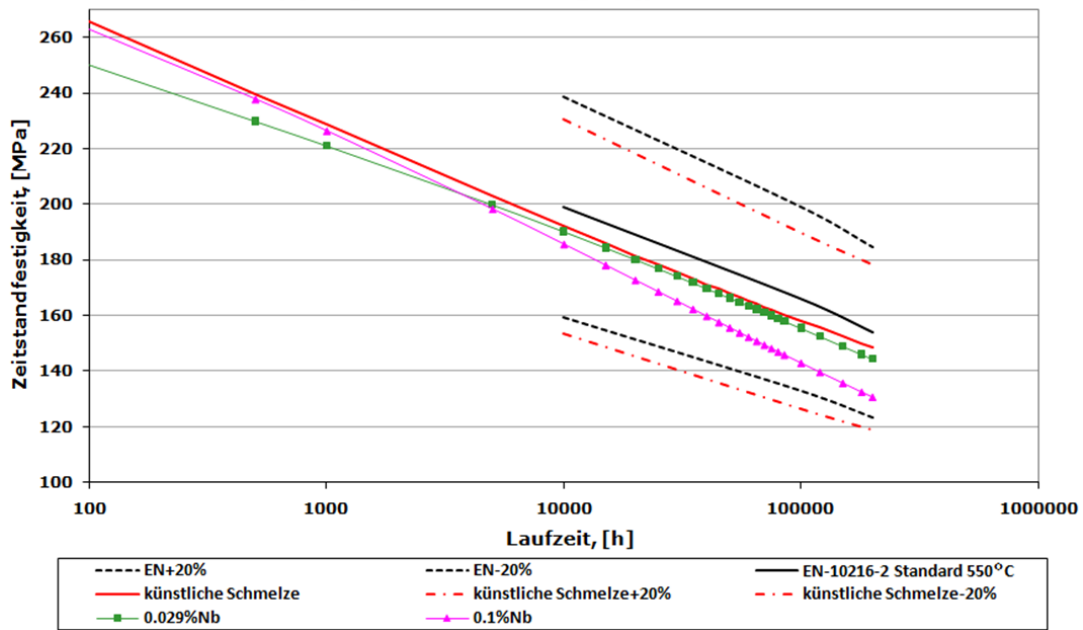


Bild 158: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Nb-Variation, Ebene 1: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C

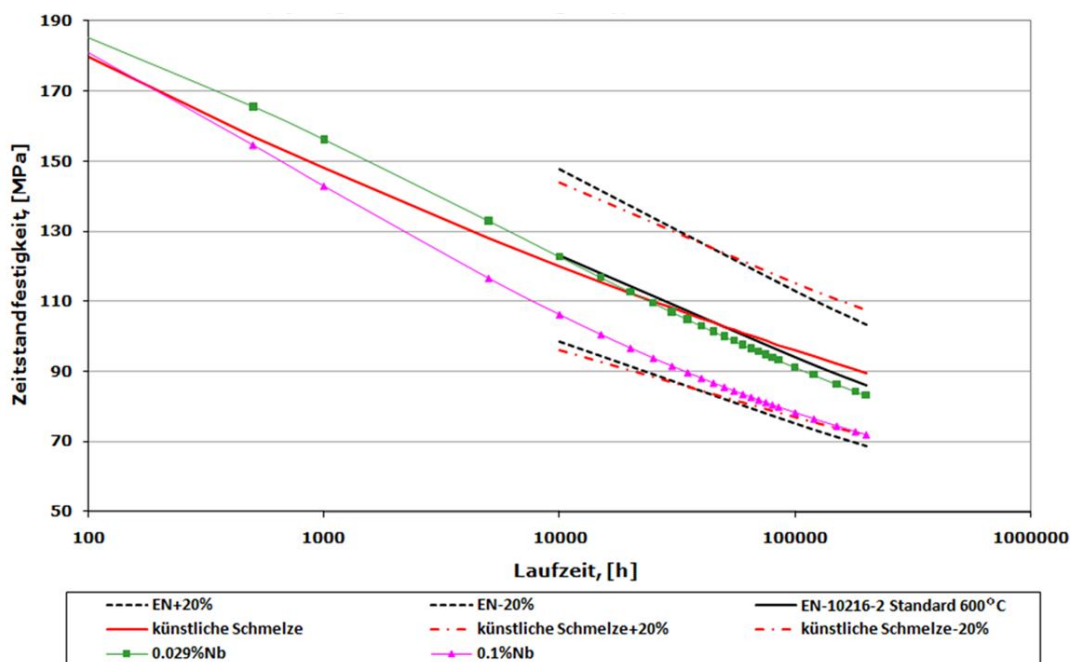


Bild 159: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Nb-Variation, Ebene 1: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C

5.1.10 Einfluss von Kupfer

Kupfer führt in der Größenordnung von 1% zu einer feineren Verteilung der Laves-Phase $(Fe, Cr)_2(Mo, W)$ und wirkt damit nicht nur als Austenitstabilisator, sondern auch positiv auf die Zeitstandfestigkeit. Bei der Untersuchung der koreanischen mit 2% Kupfer legierten Wellenversuchsschmelzen wurde ein positiver Effekt von fein verteilten Kupfer-Ausscheidungen gefunden. Sie ermöglichen durch ihre Keimwirkung für Laves-Phasen feiner verteilte Laves-Phasen-Ausscheidung im Vergleich mit dem 9%Cr-Stahl P92, welche damit der festigkeitsmindernden Wirkung eines erhöhten Cr-Gehaltes von

11 bis 12% entgegenwirkt. Dieser Effekt hat sich in dem untersuchten Zeitbereich bis 10000 h bei 650°C positiv auf die Zeitstandfestigkeit ausgewirkt. Nicht bewertet ist bis jetzt die Langzeitwirkung bei der Prüftemperatur von 650°C [Mayer 06].

Die kNN-Modellrechnung vermittelt den folgenden Zusammenhang zwischen Zeitstandfestigkeit und dem Kupferanteil - Bild 160 bis Bild 161, wobei die Kupfergehalte im Bereich von 0,012 bis 0,157% variiert wurden. Die Variation des Cu-Gehaltes wirkt sich in der kNN Bewertung im Kurzzeit- und Langzeitbereich sowie mit zunehmender Temperatur unterschiedlich aus: bei 550°C wird die Zeitstandfestigkeit durch die Erhöhung des Cu-Gehaltes herabgesetzt, wobei im Langzeitbereich ein Anteil von 0,085% gegenüber niederen bzw. höheren Gehalten die beste Zeitstandfestigkeit liefert. Dies zeigt sich besonders deutlich bei 600°C.

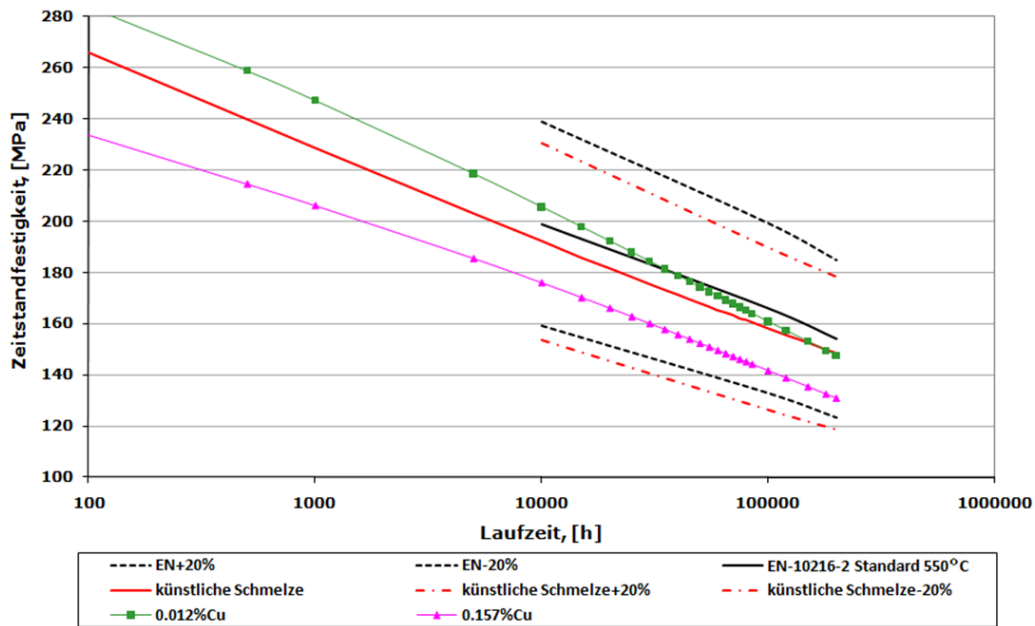


Bild 160: Bestimmung der Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Cu, Ebene 1: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C

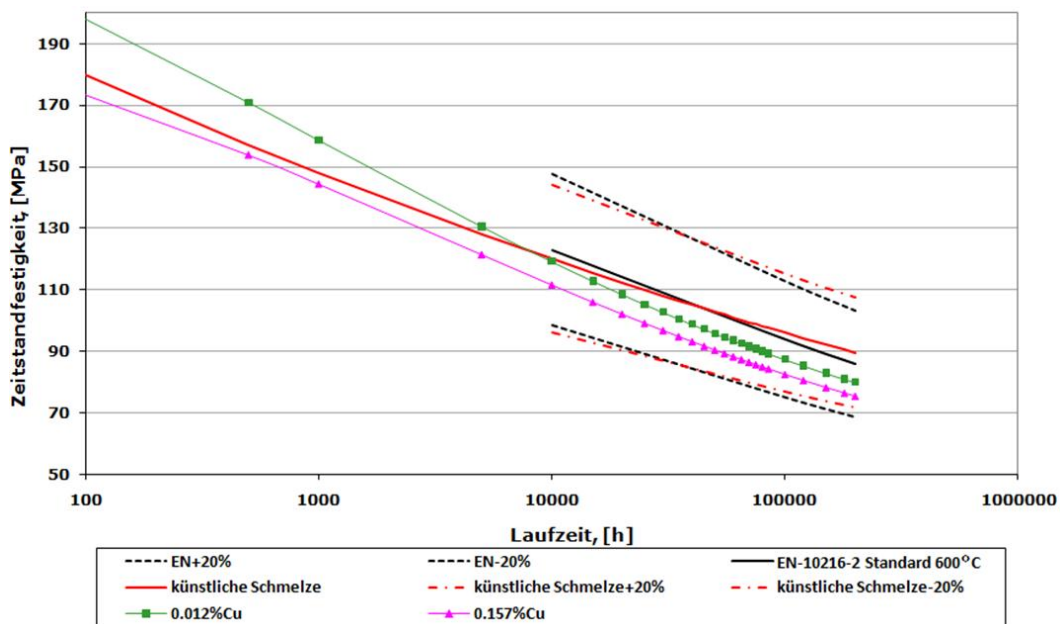


Bild 161: Bestimmung der Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Cu, Ebene 1: Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C

5.1.11 Zusammenfassung zum Einfluss einzelner chemischer Elemente auf die Zeitstandfestigkeit

Die nachfolgende Tabelle 44 zeigt eine Gegenüberstellung mit der Literatur. Es hat sich gezeigt, dass ein direkter Vergleich nur bedingt möglich ist, weil unterschiedliche Parameterfelder bei beiden Betrachtungen vorliegen. Dennoch kann in den gezeigten Fällen der Übereinstimmung davon ausgegangen werden, dass das kNN die vom menschlichen Empfinden her gesetzten metallkundlichen Zusammenhänge gleichlautend interpretiert.

| Chemische Element | kNN Ergebnisse Auswirkung auf die Zeitstandfestigkeit mit steigendem Anteil | Literatur | Übereinstimmung/ Bemerkung |
|-------------------|---|--|--|
| C | negativ | Bei C-Gehalten >0,17% wird keine weitere Steigerung der Zeitstandfestigkeit mehr erzielt | Nicht möglich festzustellen: Der C-Gehalt der untersuchten Schmelzen beträgt max. 0,12% |
| Si | negativ | nicht bekannt | |
| Mn | hauptsächlich negativ | negativ | ja |
| Cr | positiv | ab 9,5% negativ | Nicht möglich festzustellen: Der Cr-Gehalt der untersuchten Schmelzen beträgt max. 9,5% |
| Mo | 500°C - positiv 650°C - nach 5000h negativ | bei Zeitstandversuchen bei 650°C ist kein eindeutiger Vorteil von Molybdän zu erkennen. | |
| Ni | Negativ | negativ | ja |
| Nb | positiv bis 0,065% negativ > 0,065% | Niob ca. 0,05% - positiv | ja |
| Cu | Optimum bei 0,085% | Kupfer 1% - positiv | Nicht möglich festzustellen: Der Cu-Gehalt der untersuchten Schmelzen beträgt max. 0,157% |
| V und N | positiv | Positiv bei abgestimmten Gehalten | ja |
| Al und N | positiv | Positiv bei abgestimmten Gehalten | ja |

Tabelle 44: Einflüsse einzelner Merkmale (z.B. chemische Elemente) auf die Zeitstandfestigkeit im Vergleich von kNN mit Literaturangaben

5.2 Einfluss der Wärmebehandlung auf die Zielgröße Zeitstandfestigkeit

Die Wärmebehandlung hat einen wesentlichen Einfluss auf die Zeitstandfestigkeit. Günstig sind hohe Austenitisierungstemperaturen, so dass sich alle relevanten Ausscheidungen auflösen und bei der Abkühlung bzw. dem Anlassen sich feindispers ausscheiden können. Die Anlasstemperaturen sind ebenfalls entsprechend hoch zu wählen, damit sich die Vanadium-Nitride vollständig und in hinreichend feiner Verteilung ausscheiden können. Die Wärmebehandlungen werden in der Regel produktbezogen und in Anpassung an die angestrebte 0,2%-Dehngrenze festgelegt. So werden Rohre und Sammler in der Regel bei Temperaturen von 1050 bis 1080°C austenitisiert. Bei den relativ geringen Vergütungsquerschnitten ist ein Abkühlen an Luft ausreichend. Die Anlasstemperaturen liegen, je nach Stahlzusammensetzung, im Bereich von 760 bis 780°C. Allerdings muss beachtet werden, dass die Dauer der Austenitisierung als auch des Anlassens sich in der Mikrostrukturausbildung auswirkt. Daraus ergibt sich zusätzlich ein Einfluss in Bezug auf die Halbzeugart. Produkte mit dicken Querschnitten, z. B.

Schmiedestücke, Rohrleitungen („pipes“) müssen länger geglüht werden als z. B. Kesselrohre („tubes“). Zusätzlich ergibt sich bei diesen Merkmalen über die Temperaturmessung und die Definition der Haltezeit eine größere Unsicherheit hinsichtlich des absoluten Wertes der Messgröße Temperatur: Die Glüh­temperatur wird nicht einheitlich am Bauteil gemessen, sondern in vielen Fällen aus exemplarischen, lokalen Messungen der (Ofen)Temperatur auf die zu glühenden Bauteile übertragen. Dies beeinflusst auch die quantitative Ermittlung der Haltedauer, die i. allg. erst ab dem Zeitpunkt erfasst wird, wenn das Bauteil durchgewärmt ist.

Die Auswertung des kNN, Bild 162 und Bild 163, zeigt für die künstliche Schmelze, die bei allen Merkmalen einen Mittelwert aufweist, einen gewissen positiven Effekt auf die Zeitstandfestigkeit, wenn die Austenitisiertemperatur erhöht wird. Bild 164 zeigt, dass die Zeitstandfestigkeit bei der Prüf­temperatur 550°C mit ansteigender Anlasstemperatur tendenziell negativ beeinflusst wird.

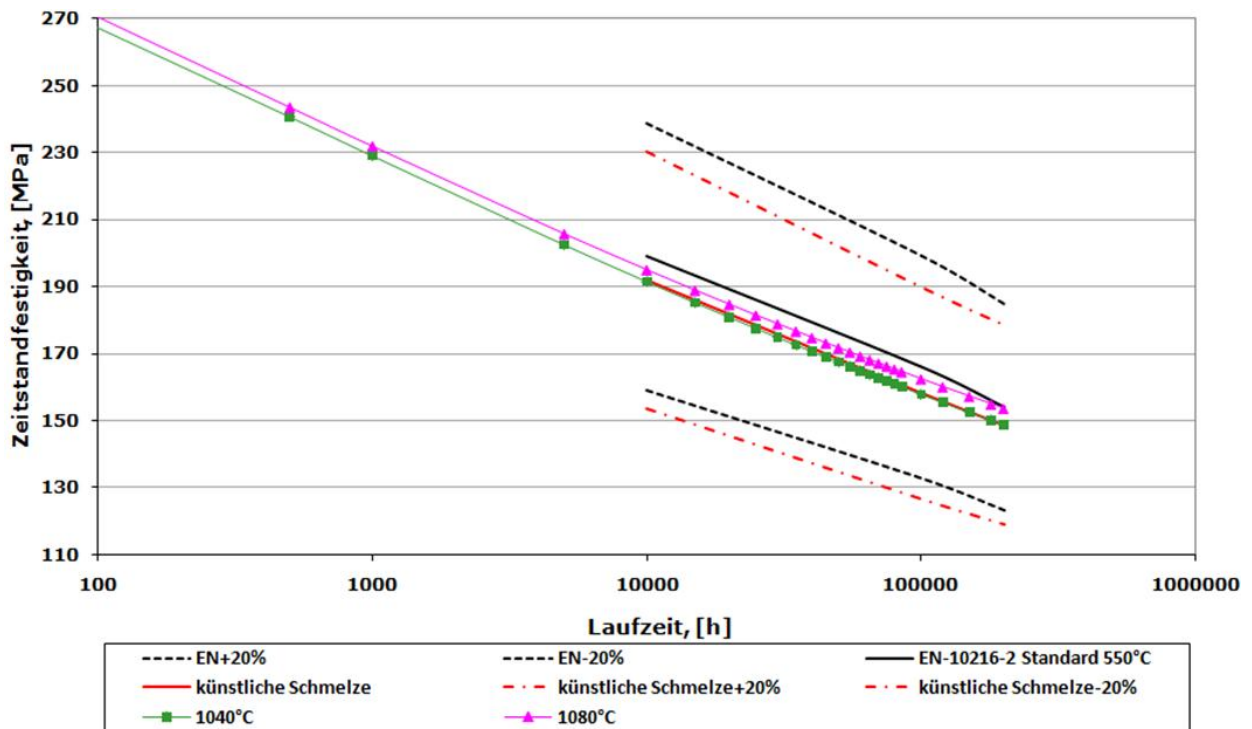


Bild 162: Bestimmung der Schmelzenlage der kNN - künstliche Schmelze mit Variation der Austenitisiertemperatur, Ebene 2, (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C

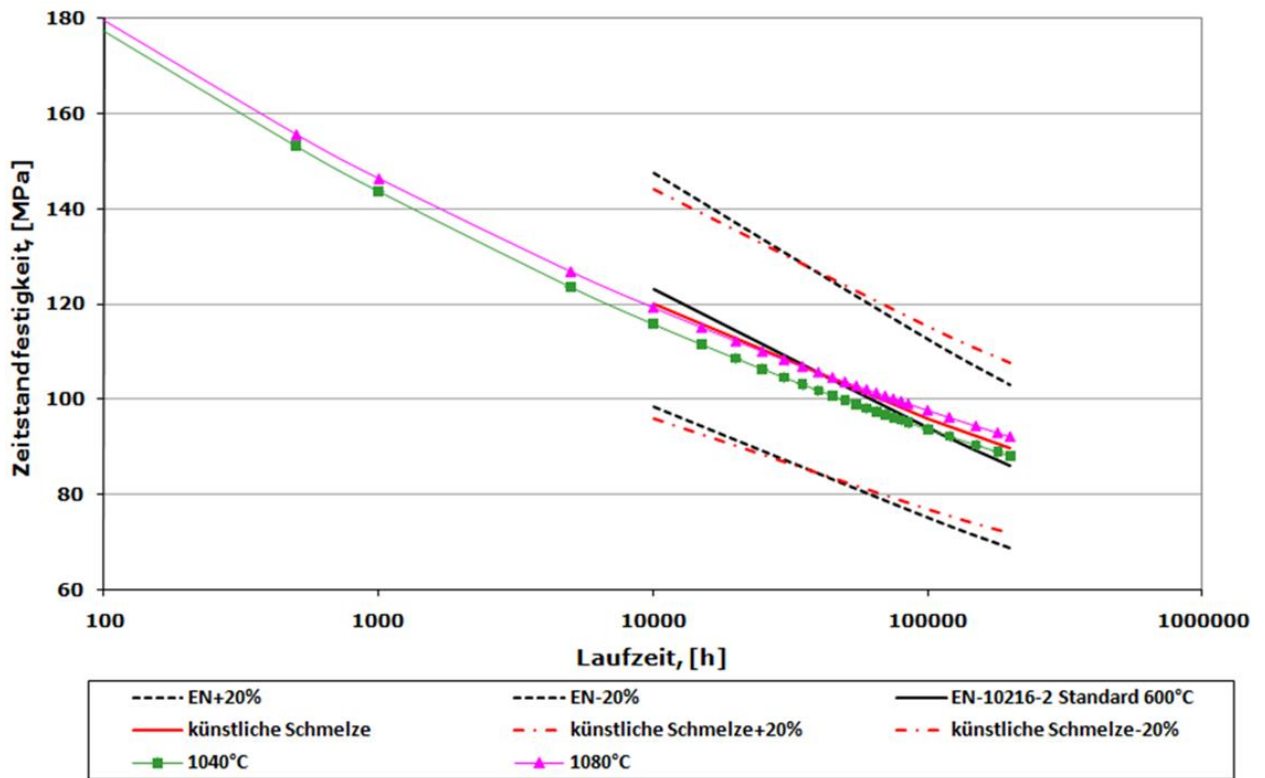


Bild 163: Bestimmung der Schmelzenlage der kNN - künstliche Schmelze mit Variation der Austenitisierungstemperatur, Ebene 2, (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C

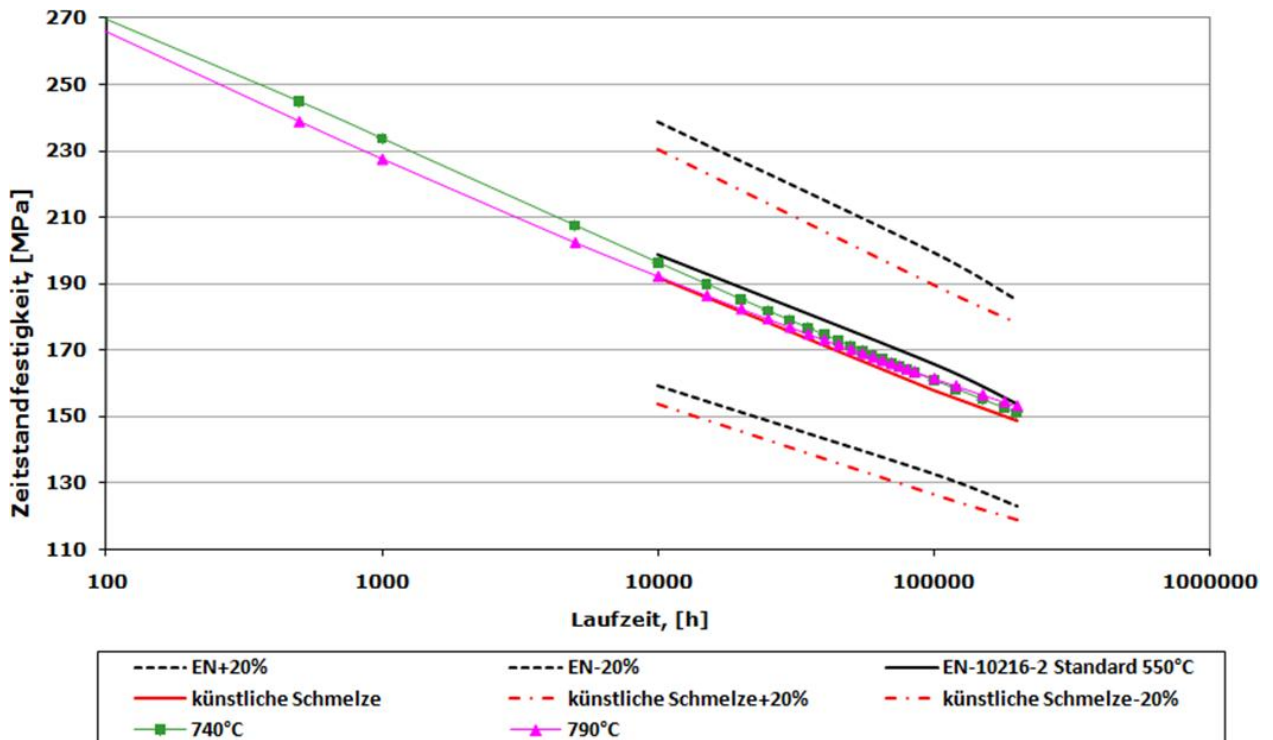


Bild 164: Bestimmung der Schmelzenlage der kNN - künstliche Schmelze mit Variation der Anlasstemperatur, Ebene 2, (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C

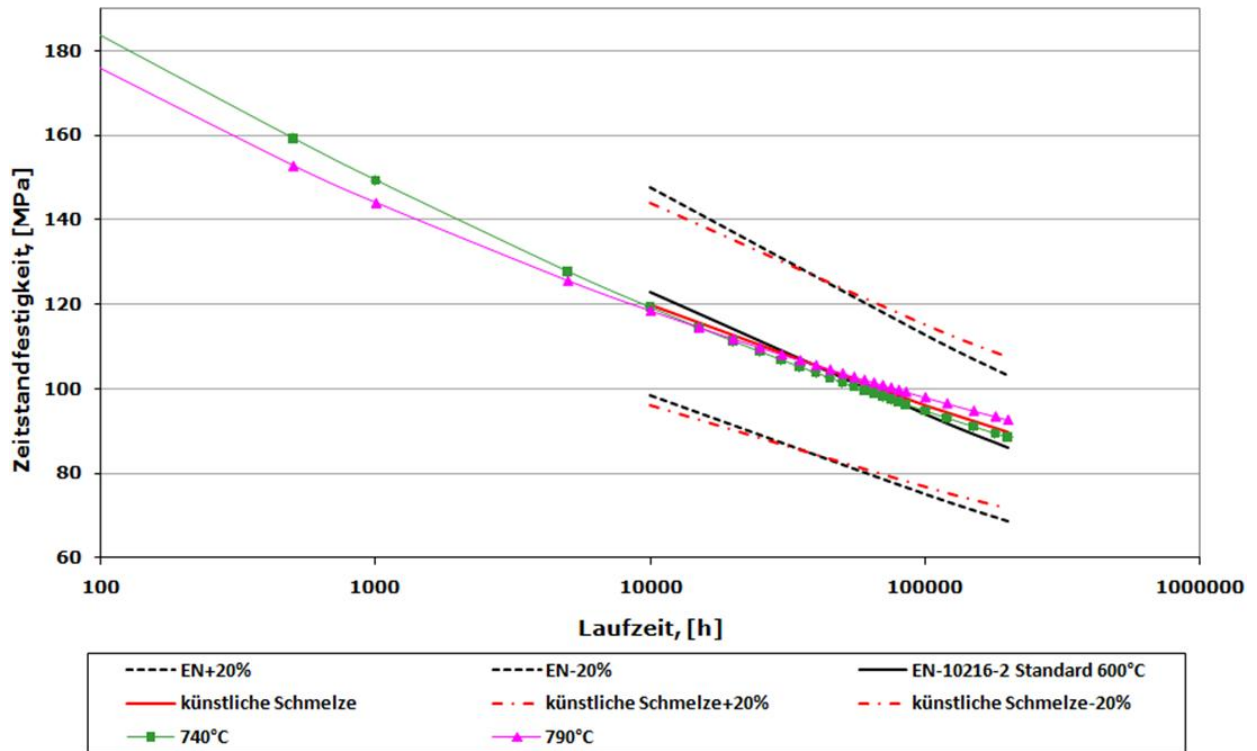


Bild 165: Bestimmung der Schmelzenlage der kNN - künstliche Schmelze mit Variation der Anlassstemperatur, Ebene 2, (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C

Das Merkmal Anlassstemperatur wurde in den Bild 164 bis Bild 165 zwischen 740 und 790°C variiert. In den Datensätzen gab es 4 Proben einer bestimmten Quelle, wobei die Werte nicht der EN-Norm (780°C) entsprachen. Aus dieser Datenlage heraus wurde ein neues Modell ohne diese Daten erstellt.

Bild 166 und Bild 167 zeigen die für eine Anlass-Temperatur im Bereich von 740 bis 780°C und für Testtemperaturen von 550 und 600°C ermittelten Ergebnisse. Die Zeitstandfestigkeit wird bei einer Testtemperatur von 550°C mit steigender Anlassstemperatur tendenziell negativ beeinflusst.

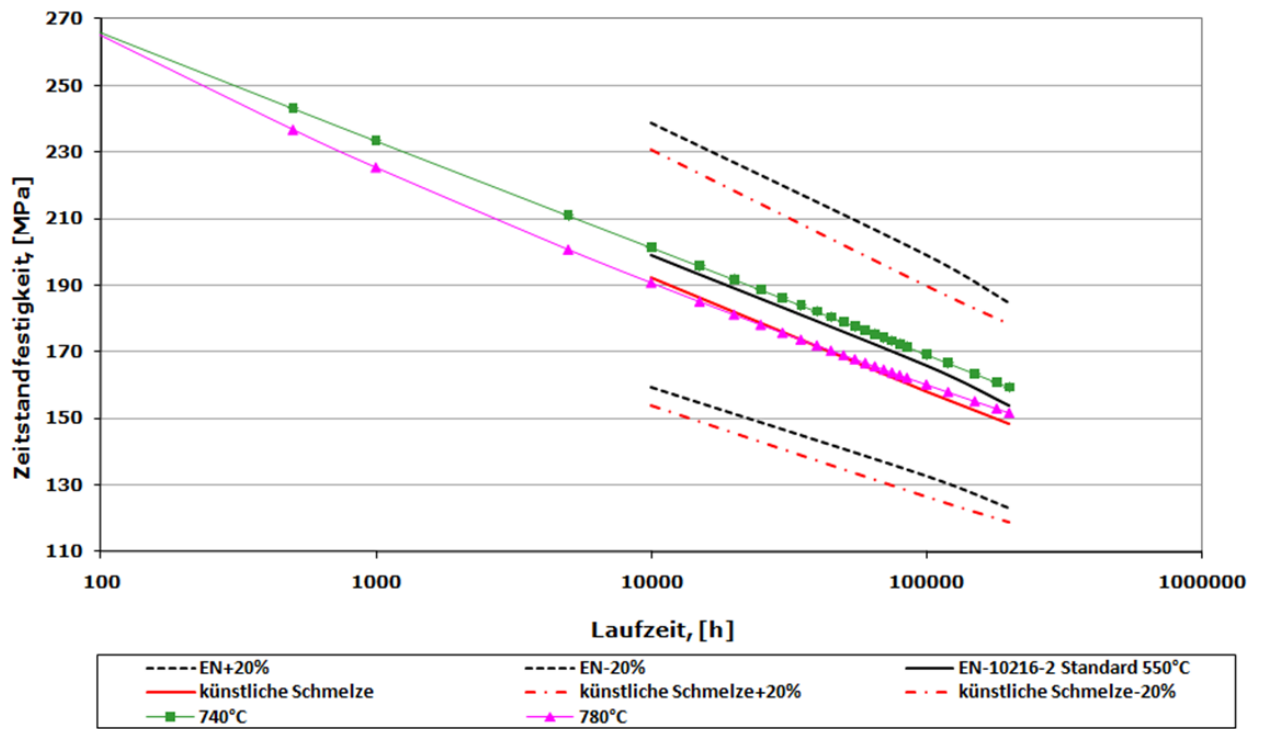


Bild 166: Bestimmung der Schmelzenlage der kNN - künstliche Schmelze mit Variation der Anlass-temperatur, Ebene 2, (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C

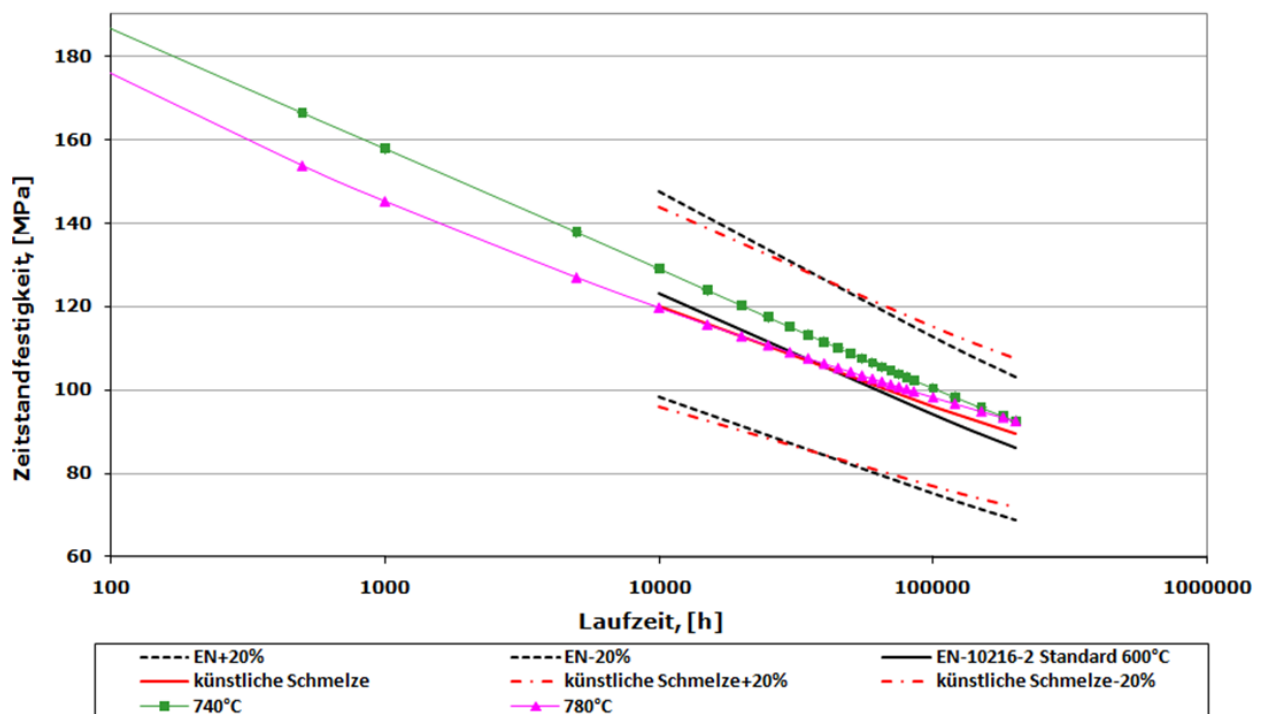


Bild 167: Bestimmung der Schmelzenlage der kNN - künstliche Schmelze mit Variation der Anlass-temperatur, Ebene 2, (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C

Auf der Grundlage der Variation mit vier verschiedenen Anlasstemperaturen zeigt das kNN eine nichtlineare Abhängigkeit zwischen der Zielgröße Zeitstandfestigkeit und der Anlass-Temperatur. Mit den folgenden Bildern werden die kNN-Ergebnisse der Zeitstandfestigkeit in Abhängigkeit von Testtemperatur und Bruchzeit dargestellt, Bild 168 - Bild 169:

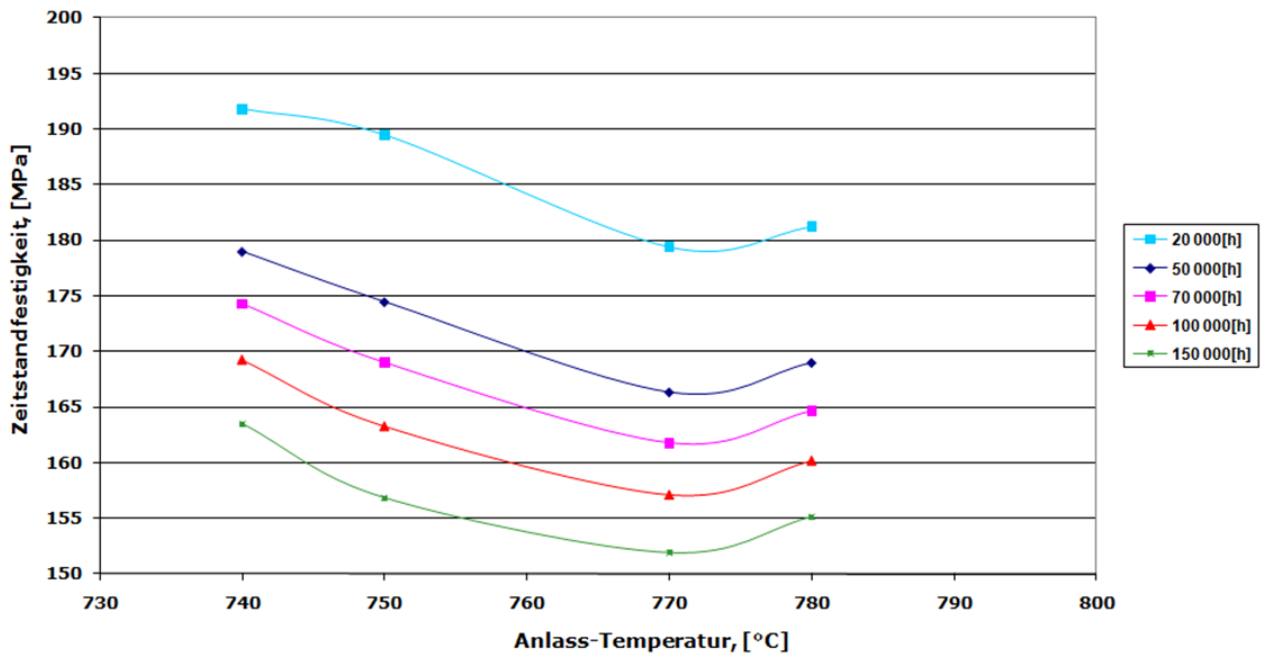


Bild 168: Variation der Anlasstemperatur mit kS (künstliche Schmelze) mittels kNN, Ebene 2, (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 550°C

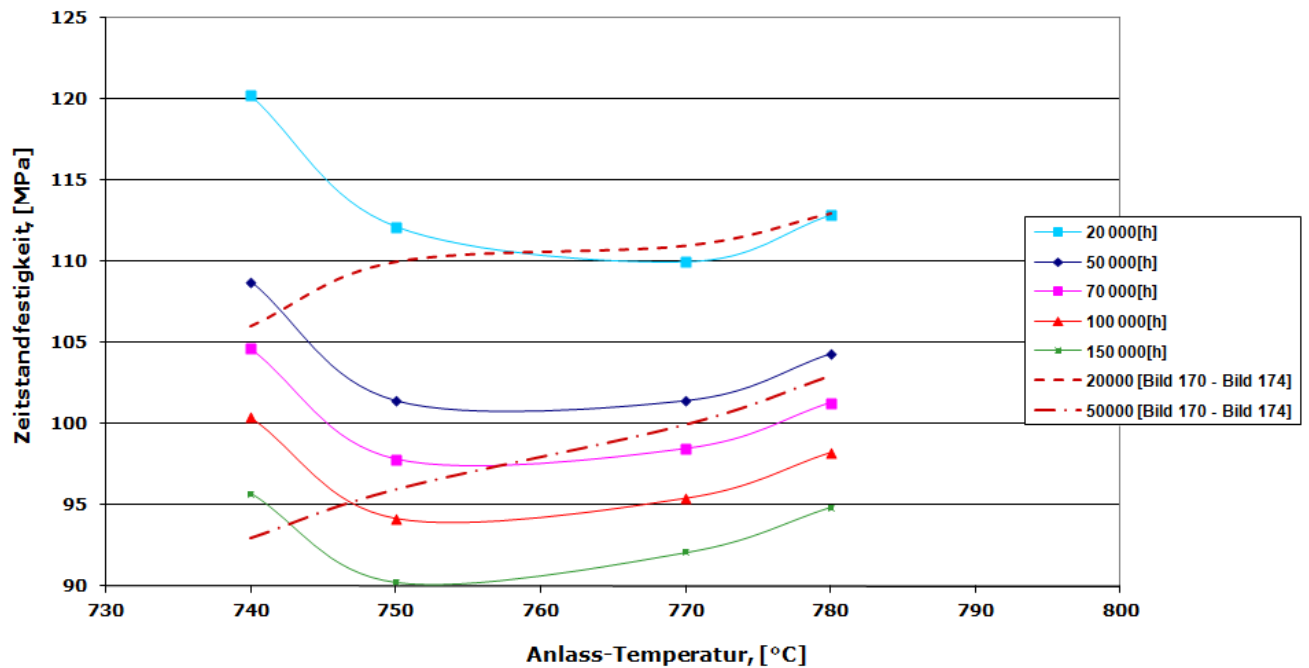


Bild 169: Variation der Anlasstemperatur mit kS (künstliche Schmelze) mittels kNN, Ebene 2, (Zielgröße Zeitstandfestigkeit), Werkstoff X10CrMoVNb9-1, 600°C

Die Änderungen der so ermittelten Zeitstandfestigkeit liegt im Bereich < 10% bezogen auf den Mittelwert und stellt somit eine für Zeitstandversuche noch verhältnismäßig ge-

ringe Streuung dar. Zieht man das in Betracht kann man feststellen, dass die in der Norm festgelegte Temperaturspanne für die Anlasstemperatur den gewünschten geringen Einfluss auf die Zeitstandfestigkeit hat. Die direkte Analyse von Versuchsergebnissen bei 600°C und verschiedenen Anlasstemperaturen zeigt die erwähnte Streuung der Daten, Bild 170 - Bild 174. Ermittelt man in diesen Bildern über eine logarithmische Annäherung (Trendkurve) die Werte für 20000 und 50000 h ergibt sich ebenfalls ein nicht linearer Verlauf, Bild 169 und Bild 170 - Bild 174. Abweichungen zeigen sich bei den niedrigen Anlasstemperaturen.

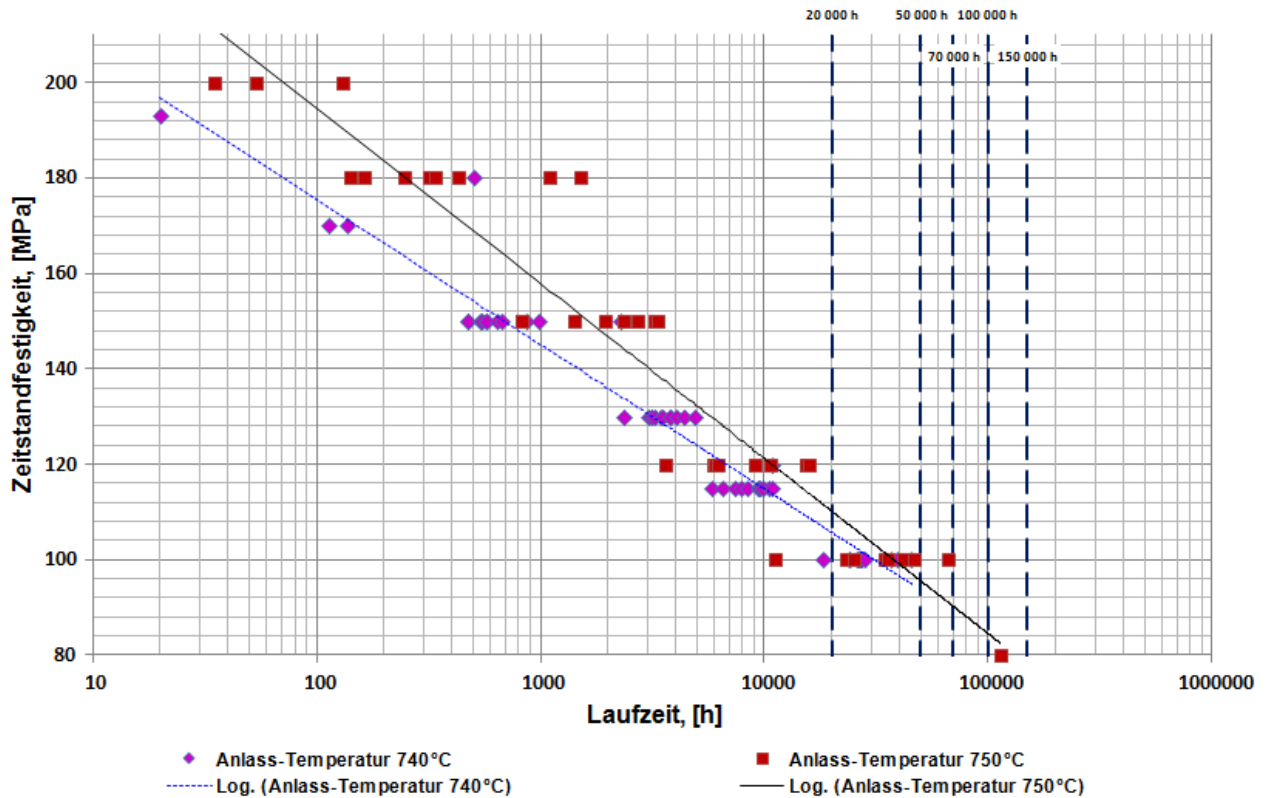


Bild 170: Daten für zwei Anlasstemperaturen von 740°C und 750°C; Werkstoff X10CrMoVNb9-1, Ebene 2, Testtemperatur 600°C

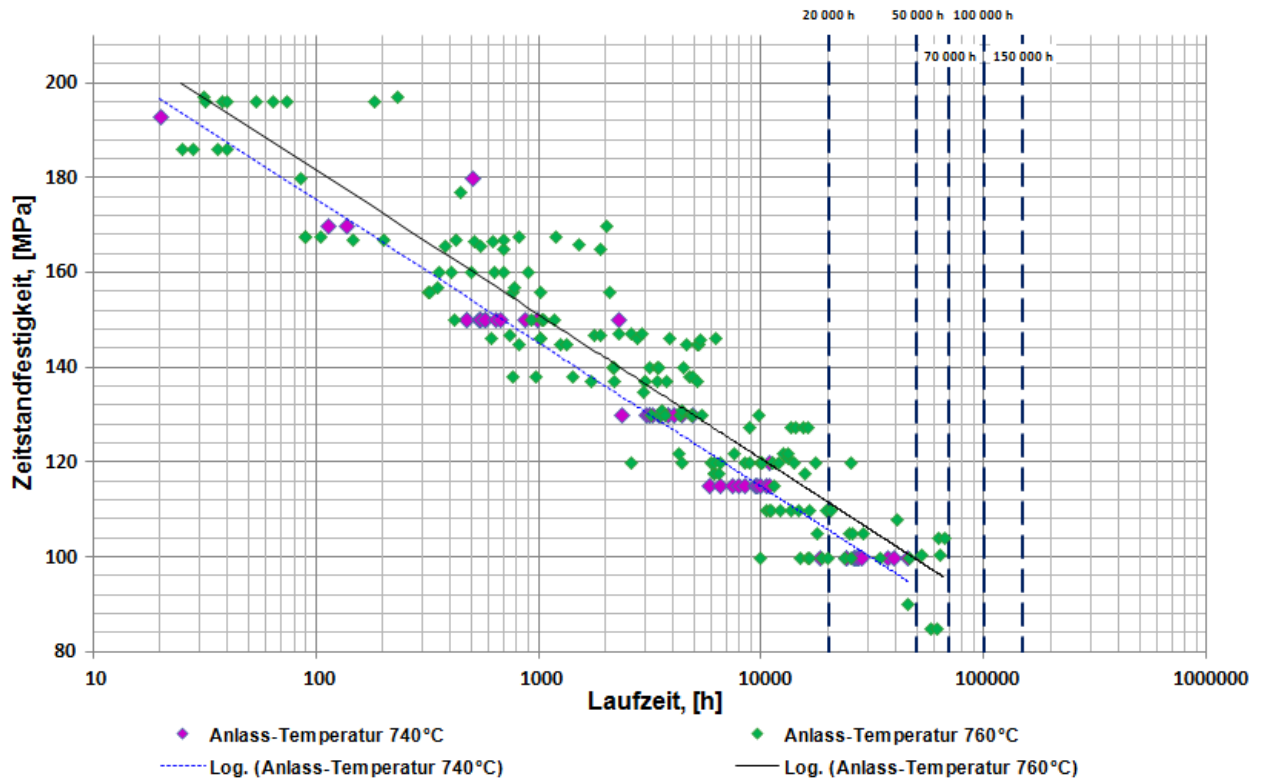


Bild 171: Daten für zwei Anlasstemperaturen von 740°C und 760°C; Werkstoff X10CrMoVNb9-1, Ebene 2, Testtemperatur 600°C

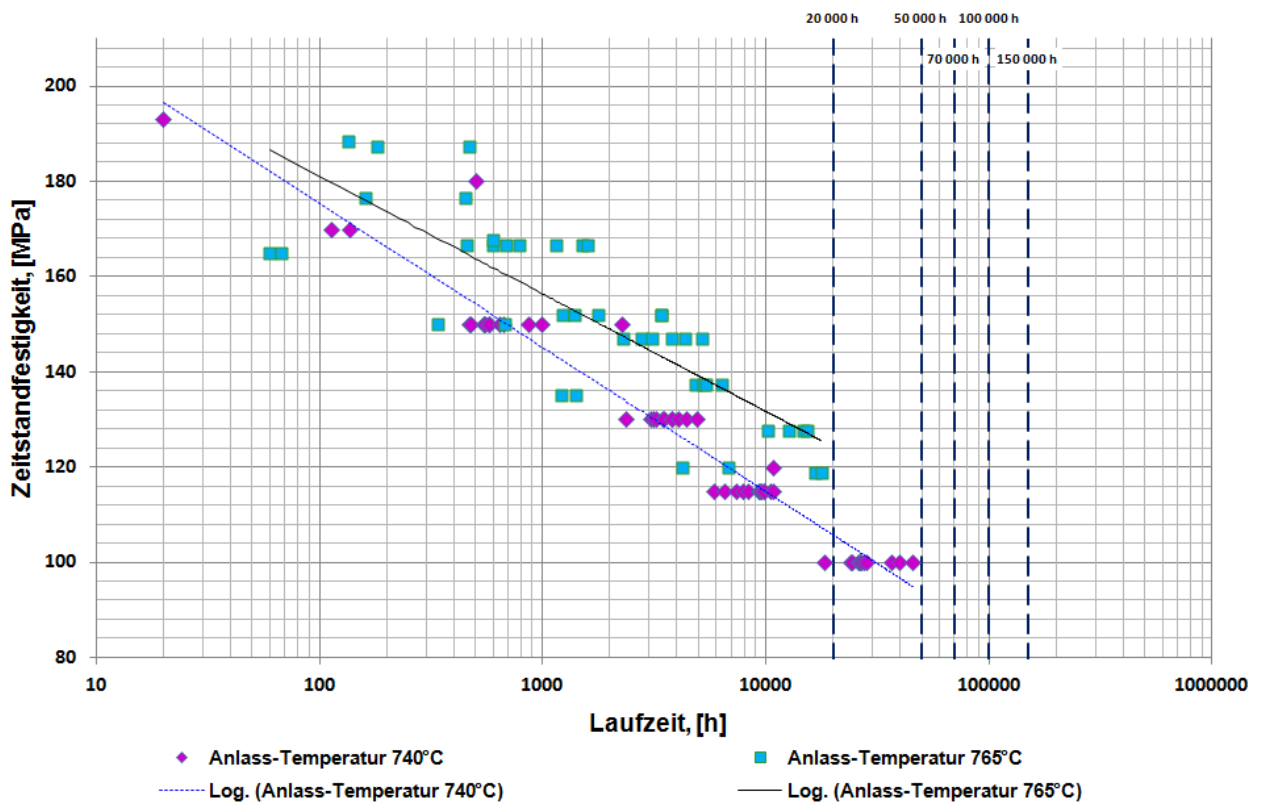


Bild 172: Daten für zwei Anlasstemperaturen von 740°C und 765°C; Werkstoff X10CrMoVNb9-1, Ebene 2, Testtemperatur 600°C

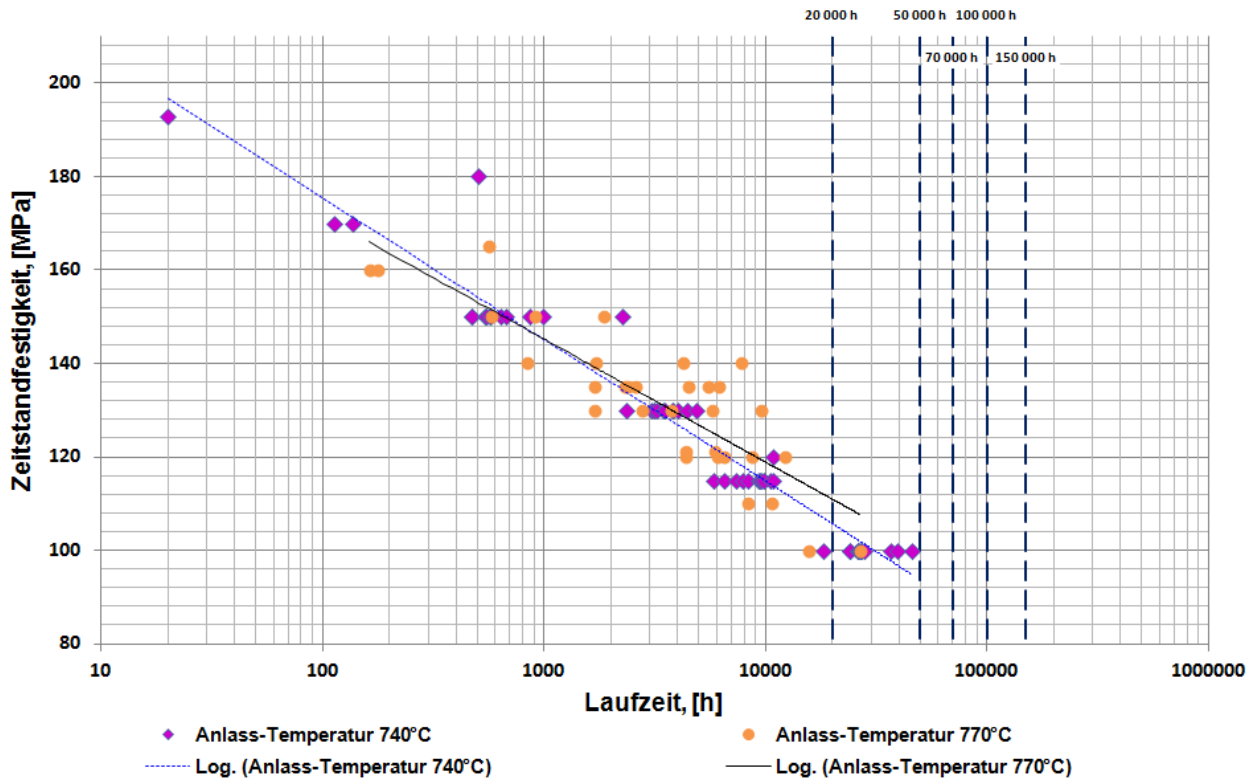


Bild 173: Daten für zwei Anlasstemperaturen von 740°C und 770°C; Werkstoff X10CrMoVNb9-1, Ebene 2, Testtemperatur 600°C

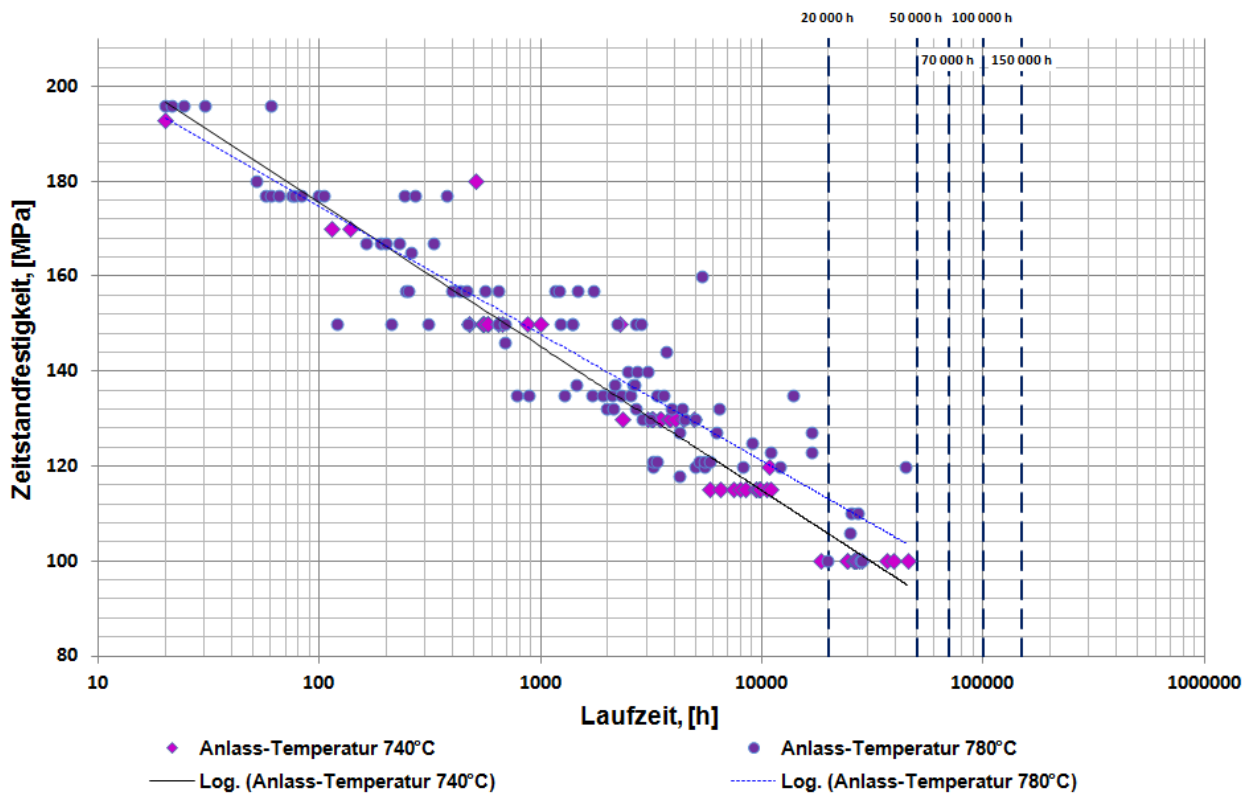


Bild 174: Daten für zwei Anlasstemperaturen von 740°C und 780°C; Werkstoff X10CrMoVNb9-1, Ebene 2, Testtemperatur 600°

5.3 Zusammenhang mechanische Eigenschaften mit der Zielgröße Zeitstandfestigkeit

5.3.1 0,2-Dehngrenze $R_{p0,2}$

Beim Werkstoff X20CrMoV12-1 ergibt sich ein Zusammenhang zwischen der Festigkeitsstufe und dem Zeitstandverhalten (Tabelle 45), [Balos 08].

| Klasse | Streckgrenze (MPa) | Zugfestigkeit (MPa) |
|--------|--------------------|---------------------|
| 1 | ≥ 490 | 638 – 883 |
| 2 | ≥ 589 | 785 – 932 |
| 3 | ≥ 785 | ≥ 932 |

Tabelle 45: Festigkeitsklassen des X20CrMoV12-1 in Abhängigkeit von Streckgrenze und Zugfestigkeit

Dieser Zusammenhang ist eine Folge der unterschiedlichen Wärmebehandlungen für jede Stufe [Balos 08].

Die Modellierung der vorliegenden Daten für den Stahl P91 mit dem kNN hat ergeben, dass mit zunehmender 0,2-Dehngrenze (Raumtemperatur) die Zeitstandfestigkeit eher abfällt, Bild 175 bis Bild 176, wobei die beobachteten Dehngrenzen Werte von 473 bis 703 MPa aufwiesen. Die modernen 9%Cr-Stähle weisen diese Festigkeitsklassen nicht mehr auf.

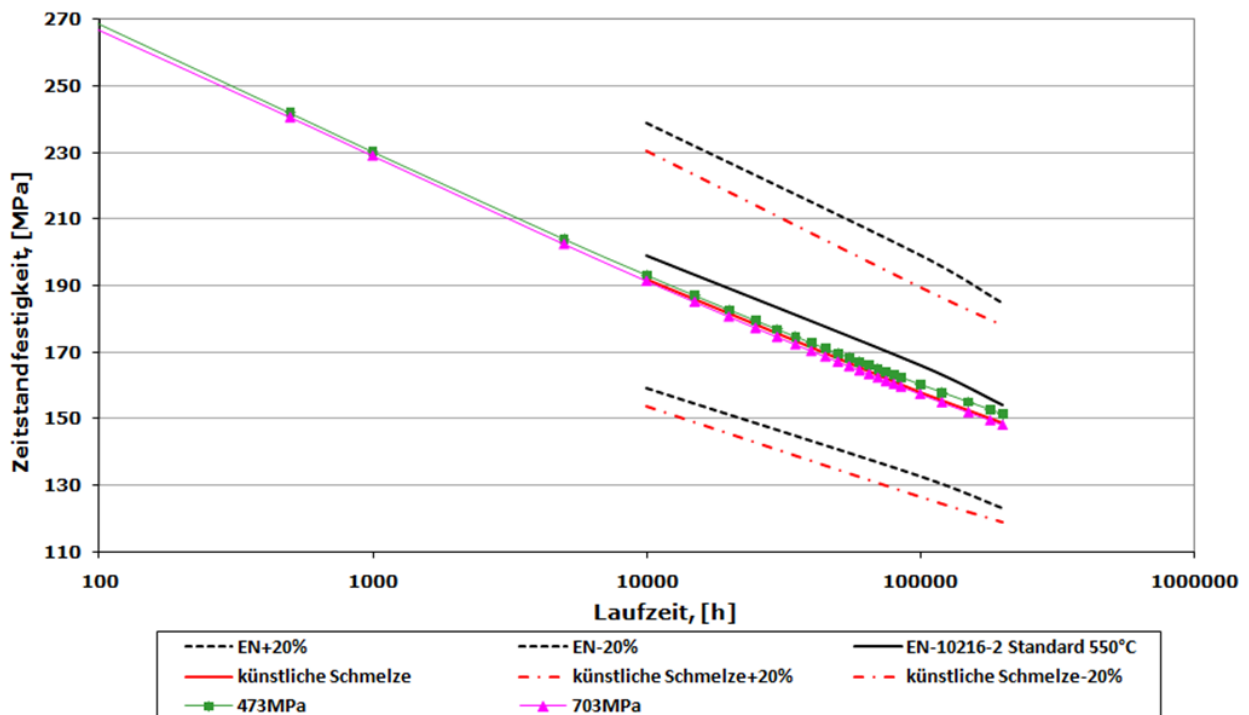


Bild 175: Bestimmung der Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit $R_{p0,2}$ -Dehngrenze [MPa] (Raumtemperatur), Ebene 2, Werkstoff X10CrMoVNb9-1: Zielgröße Zeitstandfestigkeit bei 550°C

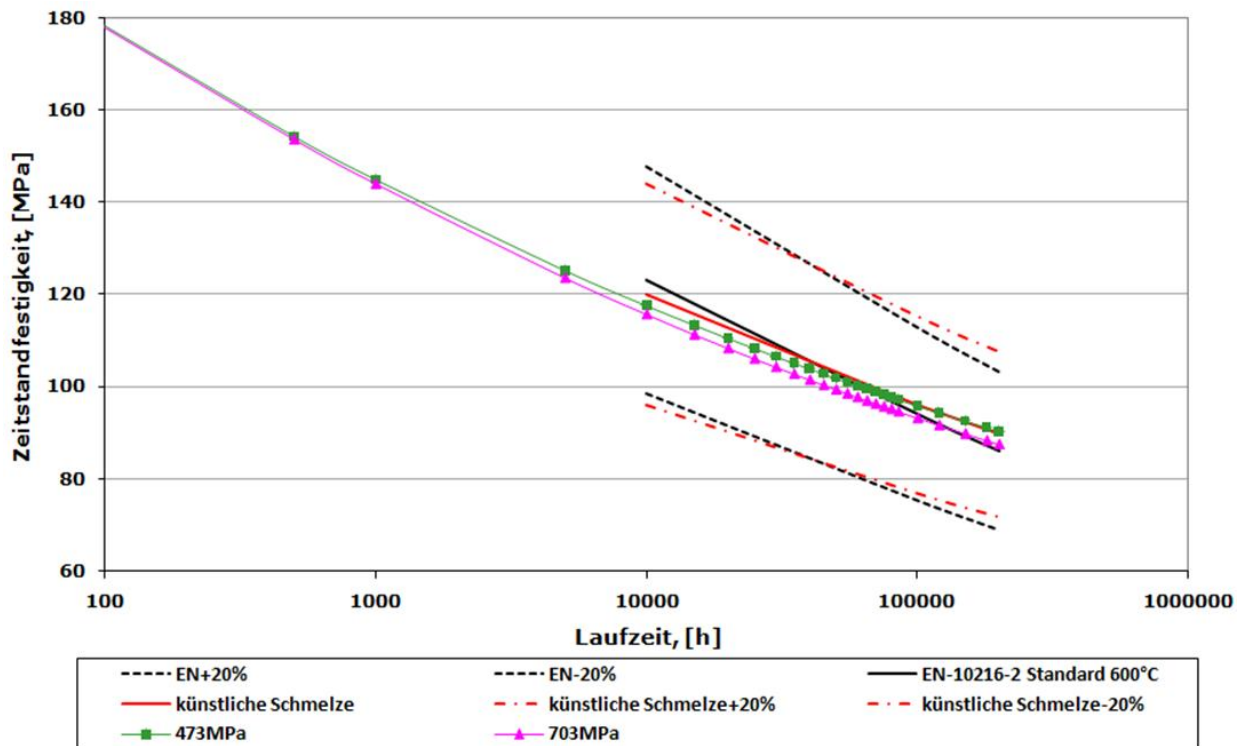


Bild 176: Bestimmung der Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit $R_{p0,2}$ -Dehngrenze [MPa] (Raumtemperatur), Ebene 2, Werkstoff X10CrMoVNb9-1: Zielgröße Zeitstandfestigkeit bei 600°C

5.3.2 Zugfestigkeit R_m

Bild 177 und Bild 178 zeigen einen Zusammenhang der Zunahme der Zugfestigkeit von 620 und 850 MPa bei Raumtemperatur mit der Zeitstandfestigkeit. Bei der höheren Prüftemperatur 600°C nimmt der Unterschied zwischen den Zeitstandfestigkeiten noch zu. Die Abhängigkeit ist wiederum nicht linear: die künstliche Schmelze zeigt in den Darstellungen die höchste Zeitstandfestigkeit bei einer Zugfestigkeit von 706 MPa. Sie liegt also zwischen der unteren Grenze mit 620 und der oberen Grenze von 850 MPa. Damit wird der bereits beschriebene nicht lineare Effekt der Anlasstemperatur, der sich auch auf die Festigkeitswerte auswirkt bestätigt.

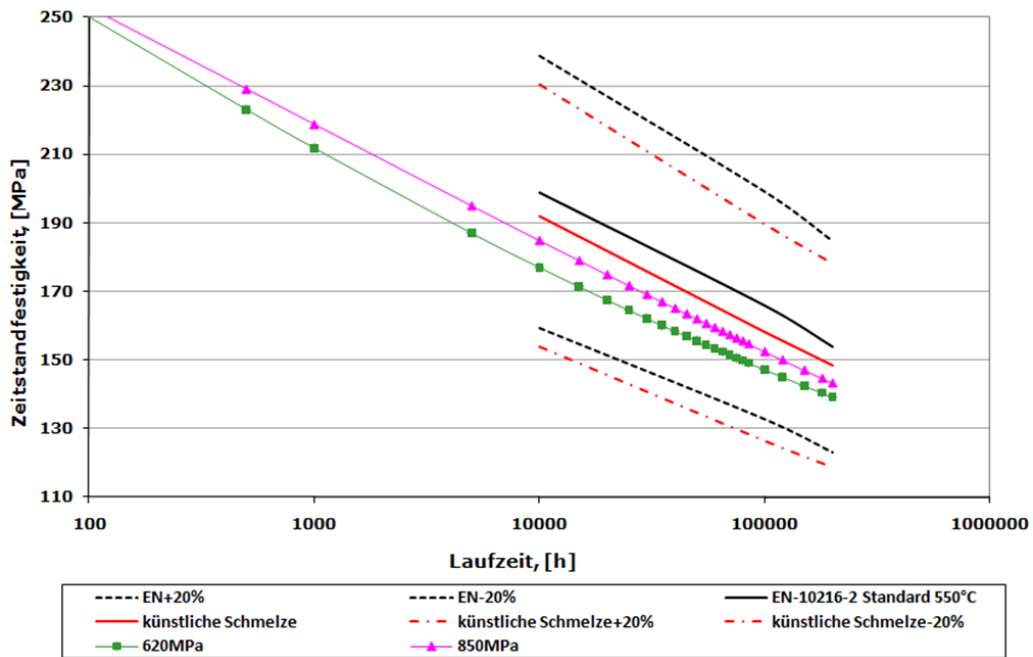


Bild 177: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Bruchspannung R_m [MPa] (Raumtemperatur), Ebene 2, Werkstoff X10CrMoVNb9-1: Zielgröße Zeitstandfestigkeit bei 550°C

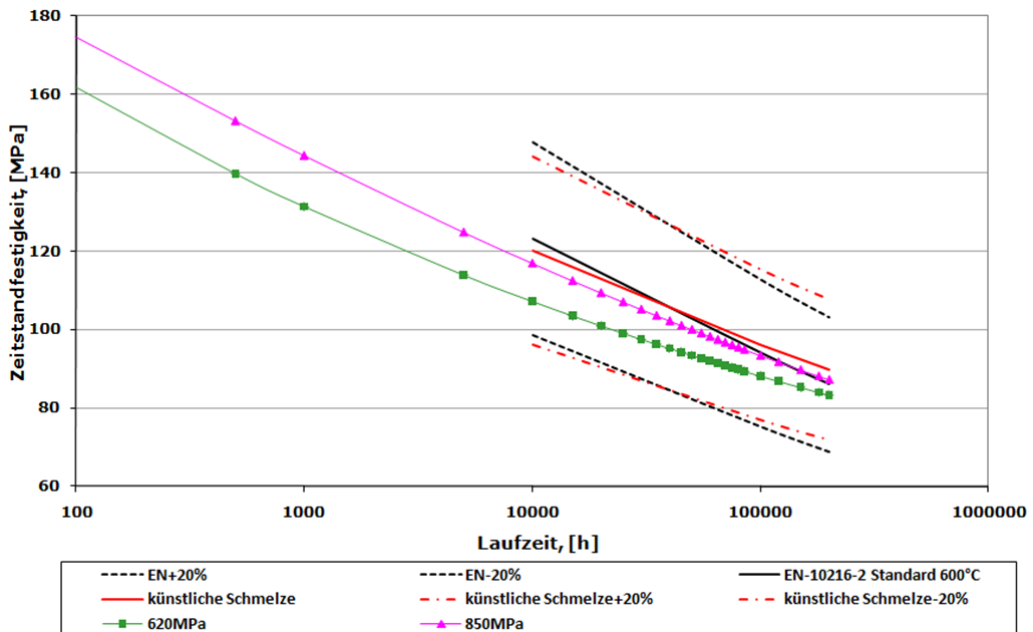


Bild 178: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze mit Bruchspannung R_m [MPa] (Raumtemperatur), Ebene 2, Werkstoff X10CrMoVNb9-1: Zielgröße Zeitstandfestigkeit bei 600°C

5.3.3 Bruchdehnung A₅

Bild 179 und Bild 180 zeigen, dass mit wachsender Bruchdehnung, d.h. Verformungsfähigkeit, (vgl. hierzu auch Abschnitt 4.4.2.2) von 17 auf 33,7% die Zeitstandfestigkeit ebenfalls etwas ansteigt.

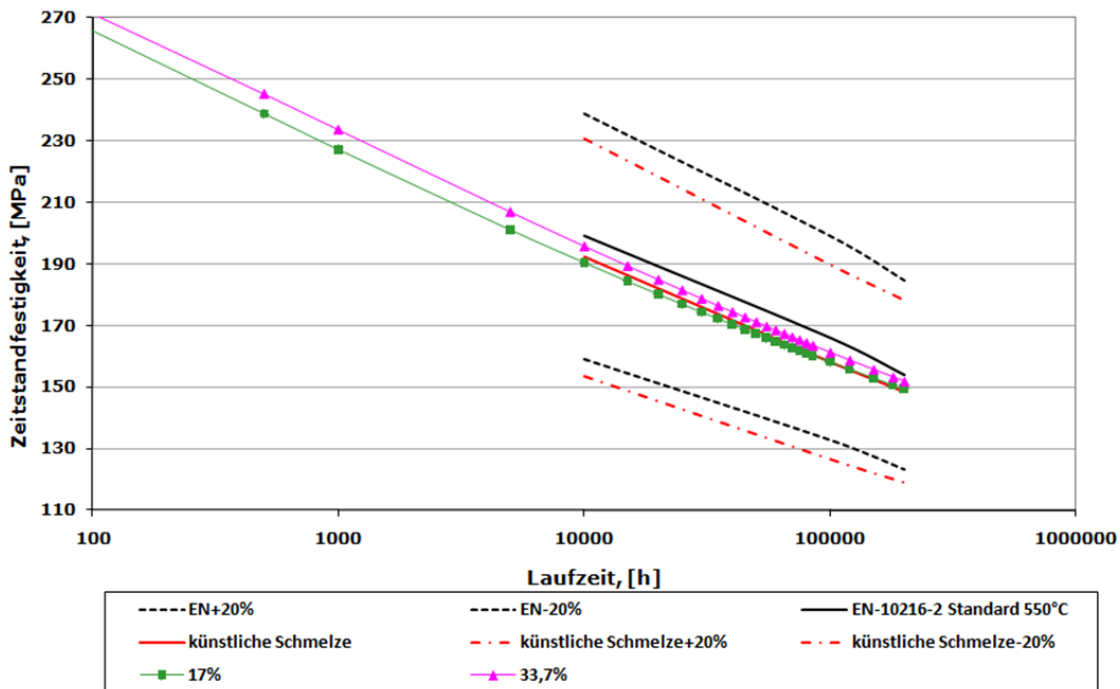


Bild 179: Bestimmung der Schmelzenlage der kNN - künstliche Schmelze mit Variation von Bruchdehnung A₅ (Raumtemperatur) [%], Ebene 2, Werkstoff X10CrMoVNb9-1: Zielgröße Zeitstandfestigkeit bei 550°C

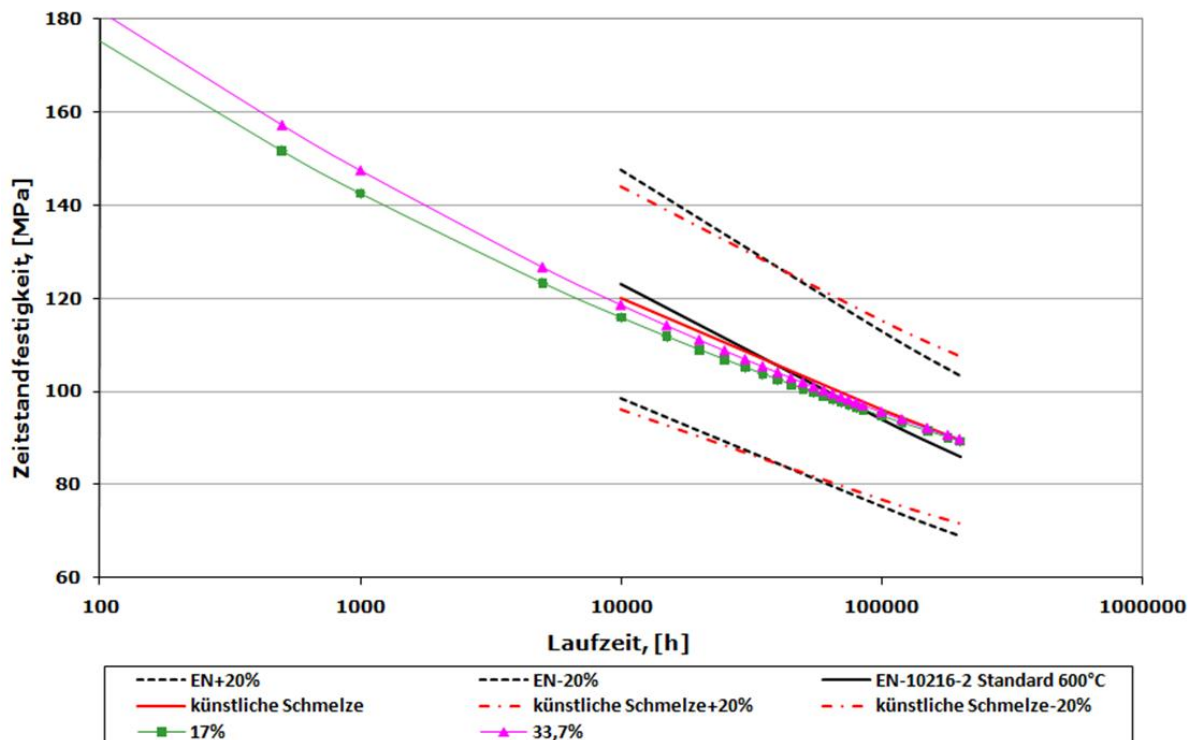


Bild 180: Bestimmung der Schmelzenlage der kNN - künstliche Schmelze mit Variation von Bruchdehnung A₅ (Raumtemperatur) [%], Ebene 2, Werkstoff X10CrMoVNb9-1: Zielgröße Zeitstandfestigkeit bei 600°C

5.4 Ermittlung der optimalen chemischen Zusammensetzung mittels kNN

Die Modellierung mit dem kNN bietet die Möglichkeit über die gezielte Variation der chemischen Zusammensetzung eine optimale Zeitstandfestigkeit einzustellen. Die Vorgehensweise hierzu wird anhand des Werkstoffs X10CrWMoVNb9-1 nachfolgend geschildert.

Die Grundlage hierfür bildete das in den vorhergehenden Abschnitten analysierte Verhalten der Zeitstandfestigkeitskurve bezüglich des Einflusses einzelner chemischer Elemente auf die Zeitstandfestigkeit, siehe Kapitel 5.1.

Für die nachfolgend beschriebenen Simulationen mit dieser optimierten künstlichen Schmelze wurden 4 Temperaturen berücksichtigt: 500, 550, 600, 650°C. Die als optimal angesehenen Merkmalswerte der chemischen Zusammensetzung und der Wärmebehandlung für die Ebene 2 sind in Tabelle 46 den Mittelwerten der Spezifikation gegenübergestellt. Abhängige Größen, wie Streckgrenze, Zugfestigkeit können nicht vorgegeben werden.

| Merkmal | Mittelwert Schmelzen | Mittelwert nach Spezifikation | Optimale Schmelze |
|-----------------------------------|-----------------------------|--------------------------------------|--------------------------|
| C | 0,100 % | 0,10 % | 0,08 % |
| Si | 0,337 % | 0,35 % | 0,20 % |
| Mn | 0,430 % | 0,45 % | 0,313 % |
| P | 0,013 % | <0,02 % | 0,005 % |
| S | 0,003 % | | 0,0086 % |
| Cr | 8,700 % | 8,75 % | 9,5 % |
| Mo | 0,955 % | 0,95 % | 0,89 % |
| Ni | 0,155 % | | 0,02 % |
| V | 0,212 % | 0,215 % | 0,25 % |
| Al | 0,012 % | | 0,034 % |
| Nb | 0,065 % | 0,08 % | 0,029 % |
| N | 0,048 % | 0,05 % | 0,065 % |
| Austenitisieren-Temperatur | 1053 °C | 1050 °C | 1080 °C |
| Anlassen - Temperatur | 768 °C | 750 °C | 780 °C |

Tabelle 46: Chemische Zusammensetzung der optimalen künstlichen Schmelze mit Wärmebehandlungsangaben – Ebene 2

Das ermittelte Verhalten dieser optimierten Schmelze selbst wird nachfolgend dargestellt. Tatsächlich prognostiziert die kNN Modellierung für diese Schmelze ein deutlich besseres Zeitstandbruchverhalten:

Die optimierte Schmelze bei 500 und 550°C, Bild 182 - Bild 184 weist fast die gleiche mit "der EN-Mittelwertkurve" Neigung auf.

Die optimierte Schmelze bei 550, 600°C, Bild 184 - Bild 186, liegt oberhalb "der EN-Mittelwertkurve" und die befindet sich bei 650°C über "der EN-Kurve+20%".

Die kNN Modellierung der optimierten Schmelze (Bild 182- Bild 188) im Vergleich mit dem kNN-Ergebnis der künstlichen Schmelze (Bild 181 - Bild 187) aus dem Kapitel 5.1 (mit Zugversuchsdaten) zeigt eine wesentlich bessere Zeitstandfestigkeit, dieser Effekt ist weiterhin bei allen Temperaturen: 500, 550, 600 und 650°C zu beobachten.

Die Steigung der Kurve für die optimale künstliche Schmelze bei 600 und 650°C, Bild 186- Bild 188, verändert sich bei ~30000 h, sie zeigt einen geringeren Abfall als die EN-Mittelwertskurve. Eine gute Übereinstimmung mit der Regelwerksmittelkurve ist bis 30000 h gegeben. Die tendenzielle Trendänderung für Laufzeiten > 30000 h kann – wie bereits öfters erwähnt – eine Folge der in diesem Bereich deutlich weniger vorhandenen Datensätze sein. Er sollte daher, nicht für abschließende Bewertungen herangezogen werden.

Test Temperatur: 500°C

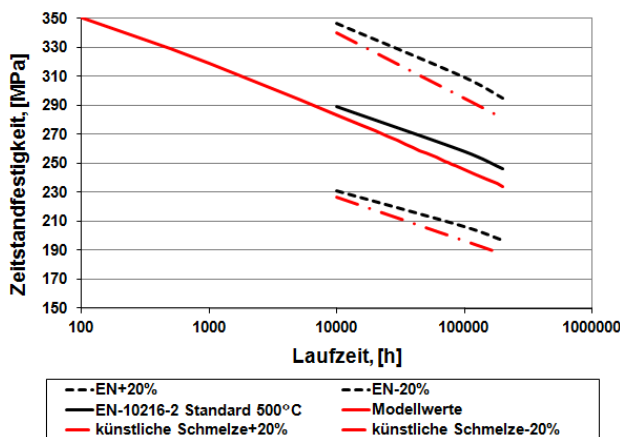


Bild 181: Bestimmung der Schmelzenlage mit kNN-künstliche Schmelze, Ebene 2, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1

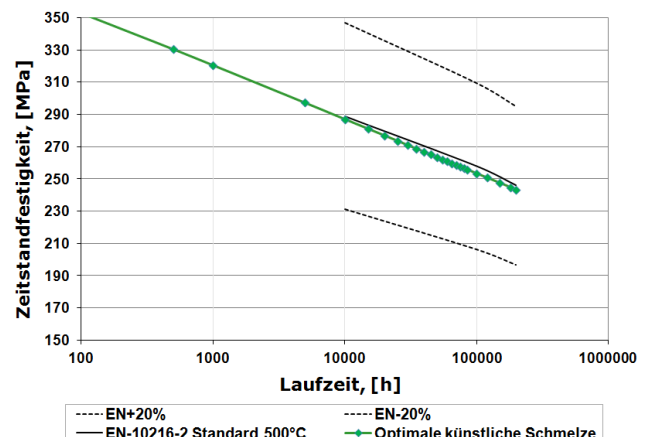


Bild 182: Bestimmung von Schmelzenlage mit NN - optimale künstliche Schmelze, Ebene 2, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrWMoVNb9-1

Test Temperatur: 550°C

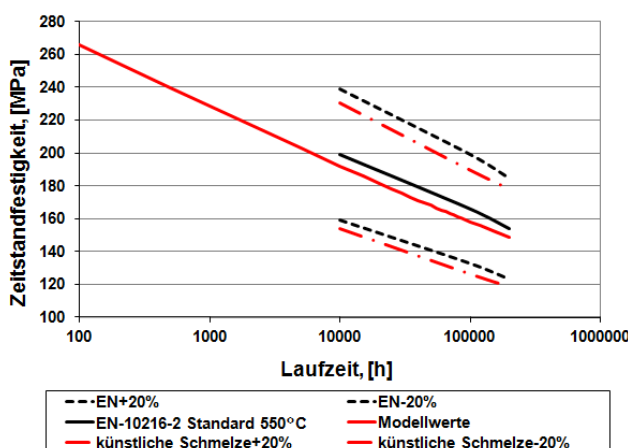


Bild 183: Vergleich, Bestimmung der Schmelzenlage mit kNN - künstliche Schmelze, Ebene 2, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1

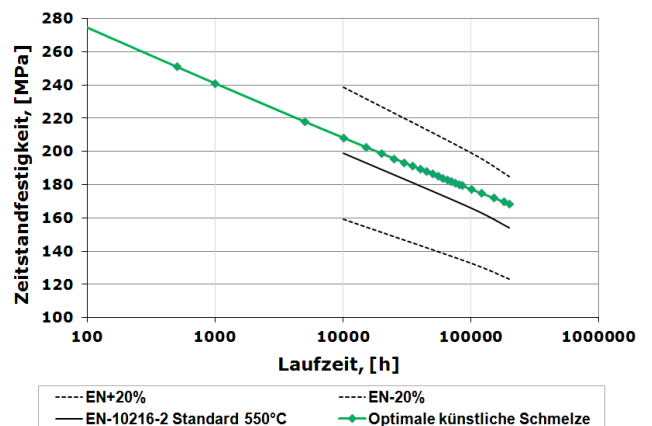


Bild 184: Bestimmung von Schmelzenlage mit NN - optimale künstliche Schmelze, Ebene 2, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrWMoVNb9-1

Test Temperatur: 600°C

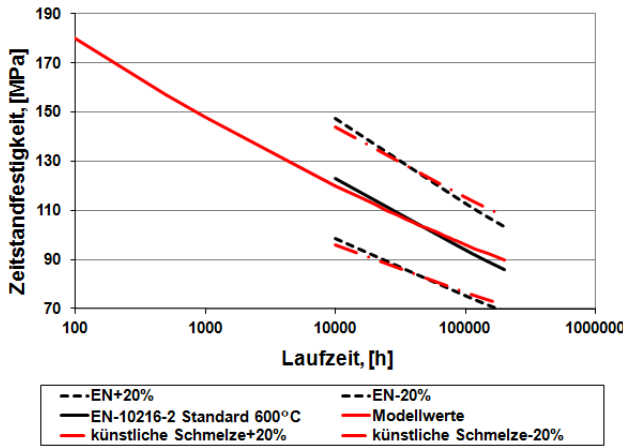


Bild 185: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN-künstliche Schmelze, Ebene 2, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1

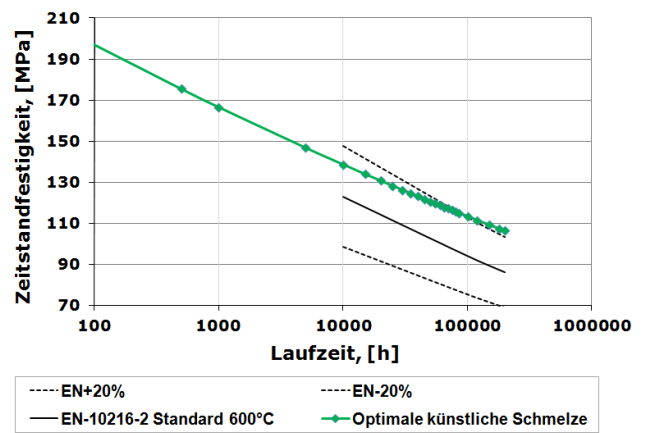


Bild 186: Bestimmung von Schmelzenlage mit NN - optimale künstliche Schmelze, Ebene 2, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrWMoVNb9-1

Test Temperatur: 650°C

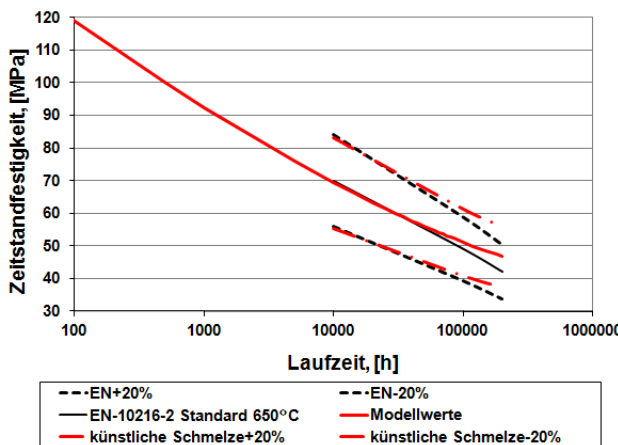


Bild 187: Bestimmung von Schmelzenlage mit kNN-künstliche Schmelze, Ebene 2, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrMoVNb9-1

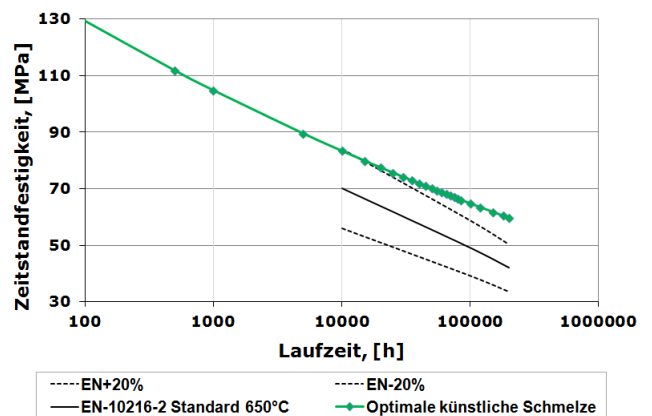


Bild 188: Bestimmung von Schmelzenlage mit NN - optimale künstliche Schmelze, Ebene 2, Zielgröße Zeitstandfestigkeit, Werkstoff X10CrWMoVNb9-1

Die gezeigten Ergebnisse machen deutlich, dass das neuronale Netz die Möglichkeit bietet Optimierungen von Stählen im Rahmen einer vorgegebenen Spezifikation vorzunehmen. Voraussetzung ist allerdings, dass eine ausreichende Datenmenge zur Belegung des kNN vorhanden ist.

5.5 Anwendungsbeispiele

Um die Auswirkung einer unterschiedlichen Vorgehensweise bei der Lebensdaueranalyse eines Bauteils darzustellen, wurde eine Berechnung der Lebensdauer einer mehrachsig belasteten Hohlzylinderprobe aus X10CrMoVNb9-1 (P91) auf der Grundlage der Zeitstandbruchkurven nach Regelwerk/ECCC Datenblatt 2009 und vergleichend hierzu mit den mittels kNN bestimmten Daten einer individuellen Zeitstandbruchkurve durchgeführt.

Folgende Daten für die Hohlzylinderprobe wurden als Basis verwendet:

| Temperatur [°C] | Innendruck [bar] | Laufzeit [h] | Status | Probenform |
|--------------------|---------------------|-----------------|-----------------------------|------------|
| 600 | 255 | 16 875 | Versagen infolge Leckage | glatt |

Tabelle 47: Hohlzylinderversuch aus X10CrMoVNb9-1 (P91): Innendurchmesser $d_i = 20$ mm, Wanddicke $s = 2,5$ mm

Die für die Lebensdauer maßgeblichen Spannungen wurden mit der Finite-Elemente-Methode [Müller 09, A 229] bzw. über die bekannte analytische Formel für dünnwandige Hohlzylinder (Kesselformel) ermittelt:

1. Nach rd. 15000 h umgelagerte FE-Vergleichsspannung aus der Studienarbeit Nr: 755 441 [Müller 09]:
103 MPa
2. Nach rd. 15000 h umgelagerte 1. Hauptspannung (Abschlussbericht Schädigungsentwicklung II):
120 MPa
3. Vergleichsspannung σ (Kesselformel):
$$\sigma = (p \cdot d_i) / (2 \cdot s) + p / 2 = 115 \text{ MPa} \quad (5.5.1)$$

Mit diesen Spannungswerten wird die Versagenszeit (= Schnittpunkt mit der Kurve der Zeitstandfestigkeit) ermittelt. Wie bereits erwähnt, wird hierzu die untere Streubandgrenze der Regelwerkskurve bzw. die mittels Data Mining auf der Basis der schmelzen-spezifischen Merkmale, Tabelle 48 und Tabelle 49, errechnete individuelle Kurve verwendet und dann der Unterschied ermittelt.

| P91 | C | Si | Mn | P | S | Al | Cu | Cr | Ni | Mo | V | Ti | B | Nb | N |
|------------|------|------|------|-------|-------|-------|-------|------|------|------|------|-------|-------|-------|-------|
| Schmelze 1 | 0,10 | 0,30 | 0,50 | 0,018 | 0,010 | 0,023 | 0,015 | 8,66 | 0,12 | 1,02 | 0,24 | 0,006 | 0,001 | 0,064 | 0,049 |

Tabelle 48: Chemische Zusammensetzung der untersuchten Schmelze des Werkstoffs P91 in Massenanteile [%]

Die Eigenschaften und Wärmebehandlungsbedingungen sind der folgenden Tabelle zu entnehmen:

| Schmelze | Wärmebehandlung | Temp. °C | $R_{p0,2}$ MPa | R_m MPa | A_5 % |
|----------|---|-------------|-------------------|--------------|------------|
| 1 | 1050°C / 10 min. / L + 750 °C / 1 h / L | RT | 564 | 708 | 22,5 |
| | | (3.1B) | 558 | 709 | |
| | | RT | 557 | 681 | 22,5 |
| | | 600 | 299 | 350 | |

Tabelle 49: Mechanischen Eigenschaften des Versuchswerkstoffs P91

Bild 189 zeigt die Zeit bis zum Bruch für die untere Streubandgrenze und die kNN Berechnung für die o.g. Probe P18 für die o.g. Spannungswerte.

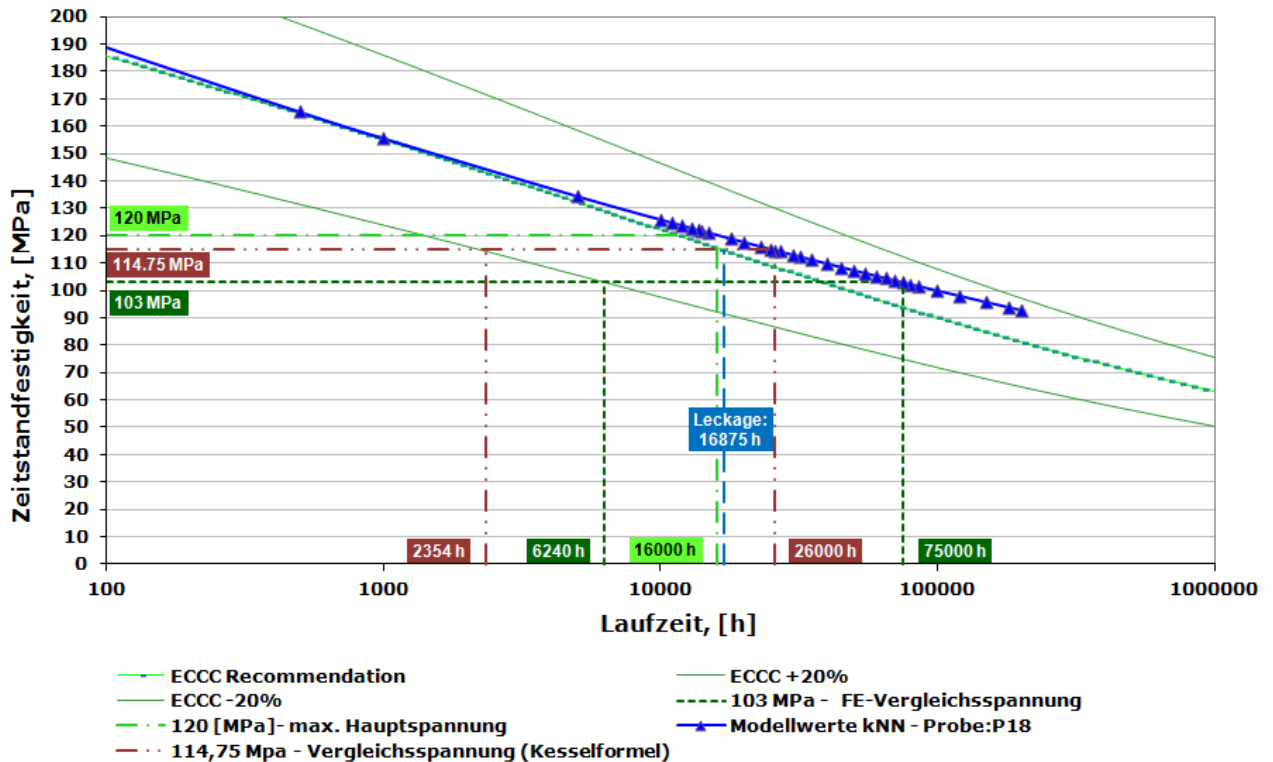


Bild 189: Bauteilbeispiel Hohlzylinder: Vergleich Zeit bis Bruch für die Untere Streubandgrenze und kNN Berechnung: Probe P18 bei 600°C, Werkstoff X10CrMoVNb9-1

Daraus ergibt sich:

Bei Verwendung der unteren Streubandgrenze kann eine Bruchzeit zwischen 2354 h (Kesselformel) und 6240 h (FE-Analyse) ermittelt werden. Die kNN Kurve ergibt Bruchzeiten zwischen 26000h (Kesselformel) und 75000h (FE-Analyse). Diese Werte liegen erwartungsgemäß deutlich über denen, die über die untere Streubandgrenze ermittelt werden. Der Spannungswert der FE-Analyse kann ohne Berücksichtigung der zeitlichen Umlagerung (>120 MPa /Innenoberfläche bzw. 108 MPa/Außenoberfläche bei t=0 h) nicht direkt verwendet werden, d.h. es ist der Einsatz einer Schädigungshypothese notwendig. Die erste Hauptspannung mit rd. 120 MPa liefert einen Bruch nach rd. 16000 h. Die kNN Kurve in Verbindung mit der ersten Hauptspannung liefert daher einen Wert, der der tatsächlichen Bruchzeit gut nahe kommt.

Es wurde bereits an verschiedenen Stellen des vorliegenden Berichts darauf hingewiesen, dass die Datenbelegung im Langzeitbereich > 50 kh nicht ausreichend ist und die Modellierung des kNN im Langzeitbereich auf keinen Fall für eine Extrapolation über den Bereich hinaus, der ausreichend mit Daten belegt ist (bis 30 kh) verwendet werden kann.

6 Zusammenfassung und Schlussfolgerungen

Bei fossilen Kraftwerken stellt die Lebensdauerbewertung der hochbelasteten Hochtemperatur-Komponenten eine zentrale Aufgabenstellung dar, die im Zusammenhang mit der Verfügbarkeit und damit der Wirtschaftlichkeit und dem Wirkungsgrad steht, aber auch Aspekte der Betreiberverantwortung abdeckt. Eine zentrale Problemstellung ist in diesem Kontext die zuverlässige Bewertung der spezifischen Materialeigenschaften. Die lebensdauerbestimmenden Eigenschaften von Bauteilen, die im Kriechbereich eingesetzt werden, stellen die Zeitstandkennwerte dar. Diese Kennwerte sind zeitabhängig und werden im genormten Zeitstandversuch experimentell bestimmt. Diese Kennwerte weisen große Streuungen auf, die im Wesentlichen von folgenden Faktoren verursacht werden:

- zulässige Schwankungen im Rahmen der erlaubten Spannbreiten der chemischen Zusammensetzung;
- zulässige Schwankungen im Rahmen der erlaubten Spannbreiten der Wärmebehandlung;
- Unterschiedliche Verarbeitungsbedingungen bei der Herstellung von verschiedenen Halbzeugarten.

Die Änderungen dieser Merkmale rufen eine systematische Streuung der Zeitstandwerte hervor, da sie auf metallurgischen Zusammenhängen beruhen. Zufällige Abweichungen wie z. B. Messunsicherheiten/Abweichungen bei den Parametern Versuchstemperatur, Probengeometrie überlagern sich und führen zu einer zusätzlichen zufälligen Streuung der Kennwerte.

Bei der Lebensdauerbetrachtung wird aus Sicherheitsgründen als Bezugsgröße die untere Grenze dieses Streubandes der Zeitstandfestigkeit herangezogen, das sich aus den systematischen, metallurgischen sowie den zufälligen Einflussgrößen ergibt. Die technische untere Streubandgrenze liegt 20% unter der Mittelwertskurve des gesamten Streubandes. Als Folge stellt sich für Bauteile, deren Schmelze eine Zeitstandfestigkeit aufweisen, die über dieser unteren Streubandgrenze liegen, eine signifikante Unterschätzung der tatsächlichen Lebensdauer ein. Dies hat zur Folge, dass sich unnötige Stillstände wegen durchzuführenden zusätzlicher Überwachungen ergeben oder ein zu früher Ausbau des Bauteils erfolgt. Die Kenntnis der individuellen Zeitstandfestigkeit würde die Verfügbarkeit und Wirtschaftlichkeit daher deutlich verbessern.

Für die Ermittlung der individuellen Zeitstandfestigkeit steht nach dem aktuellen Stand des Wissens und der Technik nur die experimentelle Ermittlung über Zeitstandversuche an vorhandenem Material (z. B. Rückstellproben) zur Verfügung. Die Methode der künstlichen Neuronen Netze für die Beschreibung des Werkstoffverhaltens unter vorgegebenen Bedingungen wurde bis jetzt nur begrenzt eingesetzt. Dies ist auch auf die Notwendigkeit einer konsistenten Datenbasis zurückzuführen. Um die Effektivität des Neuronen Netzes zu gewährleisten, ist eine expertengestützte Aufarbeitung der vorhandenen Daten unerlässlich. Das bedeutet, dass die zum Training des kNN verwendeten Datensätze einzeln überprüft werden müssen. Damit muss ausgeschlossen werden, dass z. B. falsche Angaben zu einzelnen Werten in das Netz importiert werden und zum anderen Schmelzen verwendet werden, die nicht den Anforderungen (der betreffenden Norm) entsprechen. Als Merkmale werden alle einem Begriff zuordenbare Zahlenwerte verstanden, z. B. 0,12 % des Elementes C. Eine Merkmalsmatrix kann in verschiedene Ebenen aufgeteilt werden, die sich über die Zahl der Merkmale unterscheiden.

Die in dieser Arbeit verwendeten Stähle P91, P92 und E911 werden der Werkstoffklasse warmfeste martensitische 9-10%Cr-Stähle zugeordnet. Sie werden unter vergleich-

baren Bedingungen im Kraftwerksbereich eingesetzt. Es handelt sich um relativ neue Stähle, sodass im Vergleich zum dem seit über 40 Jahren verwendeten Stahl X20CrMoV12-1, die verfügbaren experimentellen Daten aus Zeitstandversuchen begrenzt sind. Die Analyse der bereitgestellten Daten zeigte, dass die Stähle P92 und in besonderem Maß der Stahl E911, eine relativ geringe Zahl von Datensätzen aufwiesen. Als weiterer Problempunkt kam hinzu, dass die Dokumentation (Erfassung und Darstellung der Merkmale) in vielen Fällen unvollständig war und deshalb nochmals eine Reduzierung der Datensätze vorgenommen werden musste. Beim Stahl P91 wurde von 2816 auf 1396, beim Stahl P92 von 976 auf 586, beim Stahl E911 von 400 auf 296 Datensätze reduziert. Die Belegung mit Datensätzen im Langzeitbereich war im Vergleich mit dem X20CrMoV12-1 sehr schlecht. Beide Umstände führten dazu, dass die Abbildung des Zeitstandverhaltens mit dem künstlichen Neuronalen Netz für den Langzeitbereich > 50.000 h als unsicher zu betrachten ist, worauf in der Studie an verschiedenen Stellen explizit hingewiesen wurde.

Nach der erfolgten Datenüberprüfung wurden mit einem Teil der Daten verschiedene Modelle des kNN trainiert, wobei unterschiedliche Zielgrößen: Zeitstandfestigkeit, Zeitstandbruchzeit, Streckgrenze bei RT, Bruchdehnung im Zeitstandversuch verwendet wurden. Die Modelle wurden mit unterschiedlichen Datenebenen trainiert, die sich über die Zahl der jeweiligen Merkmale unterschieden. Eine Besonderheit in dieser Arbeit war die erstmalige Einbeziehung von Mikrostrukturparametern sowie der Härte. Für die Bestimmung dieser Merkmale wurden eine Anzahl ausgewählter Proben untersucht.

Die Analyse der Modellierungen lässt folgende Schlüsse zu:

Die Erzeugnisform spiegelt sich unterschiedlich stark in den Korrelationsfaktoren wieder: Bei Verwendung der Zielgröße Streckgrenze wird ein wenig zufriedenstellendes Korrelationsverhalten gefunden, wenn die Erzeugnisform nicht berücksichtigt wurde. Aufgrund der Wanddickenunterschiede stellen sich in den einzelnen Erzeugnisformen unterschiedliche Streckgrenzen/Zugfestigkeiten ein. Bei der Modellierung der Daten der Erzeugnisform „Rohre“ allein, konnte eine deutliche Verbesserung erzielt werden. Die zufallsbedingten starken Streuungen der experimentellen Daten erschweren jedoch die Darstellung einer guten Übereinstimmung.

Die Zielgröße „Zeitstand-Bruchdehnung“ wurde beim Stahl P92 untersucht. Bereits die Auftragung der experimentellen Werte in Abhängigkeit von der Bruchzeit zeigte die große Streuung, d.h., es musste unterstellt werden, dass neben den Einflüssen aus den Merkmalen eine starke Streuung über zufallsbedingte Faktoren vorlag. Die kNN-Modellierung für die Zielgröße „Zeitstand-Bruchdehnung“ ergab folglich eine deutlich größere Streuung zwischen Mess- und Modellwerten als bei den anderen Zielgrößen (Zeitstandfestigkeit), was sich folgerichtig in einer entsprechend schlechten Korrelation widerspiegelt, d.h., das kNN kann auf Grund der Datenlage kein befriedigendes Modell erstellen, und das selbst dann nicht, wenn grobe Ausreißer eliminiert werden. Auch eine weitere Analyse von Ausreißer-Punkten hat keine besseren Ergebnisse ergeben. Bei den Zielgrößen Zeitstandfestigkeit und Zeitstandbruchzeit ergeben sich ebenfalls Unterschiede: die Zeitstandfestigkeit liefert erwartungsgemäß wegen der kleineren Streuung bessere Korrelationsfaktoren.

Die Merkmale Härte und Mikrostrukturparameter stehen in einem unmittelbaren Zusammenhang mit den Merkmalen chemische Zusammensetzung und Wärmebehandlung. Aus diesem Grund wurden hier Einzelbetrachtungen vorgenommen:

An 14 Proben des Stahls P91 wurden TEM Untersuchungen durchgeführt und die Mikrostrukturparameter im Probenkopf (rein thermische Beanspruchung) und Schaft (thermische und mechanische Beanspruchung) ermittelt. Es stellten sich bei der Auftragung dieser Parameter über der Bruchzeit erhebliche Streuungen ein, die auch durch Wie-

derholungsuntersuchungen nicht signifikant eingeschränkt werden konnten. Die Erstellung eines Modells ausschließlich auf der Basis der Mikrostrukturparameter als Rohdaten zeigte besonders bei der Zielgröße Zeitstandbruchzeit eine sehr schlechte Korrelation. In der vorliegenden Form sind die Daten als noch nicht ausreichend zu betrachten. Weitere Anstrengungen, z. B. in der Trennung des Einflusses aus thermischer und mechanischer Beanspruchung müssen unternommen werden.

Ein Einfluss durch Hinzunahme des Merkmals Härte auf die Zielgrößen Zeitstandfestigkeit und Laufzeit zeigt sich beim Korrelationskoeffizienten. Während eine Veränderung der Korrelation beim Merkmal Zeitstandfestigkeit infolge der bereits sehr hohen Korrelation nur marginal ausfällt, lässt sich bei der wesentlich schlechter korrelierten Laufzeit, wie zu erwarten, eine gewisse Verbesserung ausmachen.

Erstmals wurde die Modellierung mit dem kNN den Ergebnissen auf der Basis einer Regressionsanalyse gegenübergestellt. Dabei zeigte sich, dass das kNN ein besseres Korrelationsverhalten aufweist, weil es die mehrdimensionalen Abhängigkeiten zwischen den einzelnen Elementen der chemischen Zusammensetzung, die Parameter der Wärmebehandlung, der Erzeugnisform und den Zugversuchseigenschaften besser wiedergibt.

Die Verifikation der Modelle mit der Zielgröße Zeitstandfestigkeit erfolgte auf der Basis von experimentellen Daten, die nicht im Datenpool für das Trainieren des kNN enthalten waren. Dabei ergab sich teilweise eine gute Übereinstimmung. Es mussten jedoch auch Fälle festgestellt werden, bei denen das kNN die Zeitstandfestigkeit überschätzte. Dies steht im Zusammenhang mit dem Datenpool: schlechte Voraussagen wurden dann getroffen, wenn die Merkmalswerte der zu beurteilenden Schmelze am Rand oder gar außerhalb des Datenbereichs eines einzelnen Merkmals liegen, mit denen das kNN trainiert wurde. Dies zeigt wiederum, dass der Datenpool für die einzelnen Stahlgüten noch nicht ausreichend ist.

Die Beurteilung der Vorhersagegenauigkeit erfolgte auf Basis der Orr-Sherby-Dorn Methode und der Anwendung der Residuenanalyse. Der schwierigste Teil bei den Untersuchungen besteht in der Bestimmung von Konfidenz- bzw. Vertrauensintervallen der berechneten Modelle. Das kNN hat folgende Nachteile:

1. Eine Bewertung des Einflusses einzelner Modellparameter (Gewichte) ist nicht möglich;
2. Eine Bewertung der Zuverlässigkeit des Ergebnisses ist nur eingeschränkt möglich (z.B. betreffs statistisch gesicherter Vertrauensintervalle).

Diese Schwierigkeiten wurde, wenn auch nur mit Einschränkungen, durch Einsatz anderer Verfahren behoben, wie z.B. durch die oben erwähnte Regressionsanalyse, die gegenüber dem kNN z.T. nur wenig schlechtere Resultate ergeben hat, was den Vergleich der betreffenden Korrelationskoeffizienten anlangt. Damit wurde das individuelle Konfidenzintervall für jede Schmelze einzeln berechnet.

Die Modellierungen des kNN wurden benutzt, um unterstellte metallkundlichen Zusammenhänge z. B. zwischen Elementgehalten oder Wärmebehandlungsparameter mit der Zeitstandfestigkeit zu überprüfen. Einschränkend ist an dieser Stelle zu sagen, dass sich bei dieser Überprüfung das Fehlen einer statistischen Absicherung der Langzeitwerte als nachteilig erwiesen hat. Für die Überprüfung des Einflusses unterschiedlicher chemischer Zusammensetzungen auf die Zeitstandfestigkeit wurde eine „künstliche“ Schmelze definiert, die den Mittelwert aller berücksichtigten Merkmale repräsentierte. Die Modellierung dieser Schmelze mit dem kNN ergab, dass die errechnete Zeitstandbruchkurve bei 600 und 650°C recht gut die EN-Mittelwertskurve trifft, bei 500 und 550°C liegt sie unter der EN-Mittelwertskurve. Im Langzeitbereich ergibt sich bei der

kNN Kurve die Tendenz, dass eine höhere Zeitstandfestigkeit als im EN-Standard (600, 650°C) angegeben wird. Ausgehend von dieser künstlichen Schmelze wurden einzelne Merkmalsgrößen (%-Gehalte der Legierungselemente, Höhe der Anlasstemperatur) gezielt verändert und die damit zusammenhängende Veränderung der Zeitstandbruchkurve dargestellt. Wenn man berücksichtigt, dass der Langzeitbereich >30 (mindestens aber 50 kh) nicht ausreichend abgesichert ist, kann man von einer weitgehenden Übereinstimmung mit den Angaben in der Literatur über die Rolle der Elemente im Hinblick auf die sich einstellende Zeitstandfestigkeit ausgehen. Die Auswertung zeigt jedoch auch, dass die Betrachtung einzelner Elemente nicht zufriedenstellend ist, da die Wechselwirkung mit dem unterschiedlichen Gehalt anderer Elemente nicht berücksichtigt wird.

Interessante Zusammenhänge ergaben die Auswertungen mit der Variation der Höhe der Anlasstemperatur. Entgegen der allgemeinen Vorstellungen, sagt das kNN eine nichtlineare Abhängigkeit zwischen der Zielgröße Zeitstandfestigkeit und der Anlass-Temperatur, die noch von der Versuchstemperatur und der Höhe der angelegten Spannung (Zeitstandfestigkeit) beeinflusst wird. Diese Kurve zeigt für Versuchstemperaturen ab 550°C ein Minimum auf, das sich mit ansteigender Versuchstemperatur zu tieferen Anlasstemperaturen (750°C bei einer Versuchstemperatur von 600°C) verschiebt. Eine detaillierte Auswertung der vorhandenen Versuchsdaten bestätigt diesen Zusammenhang, wobei zu berücksichtigen ist, dass die absolute Änderung des Zeitstandkennwertes noch im Bereich der allgemein unterstellten Streuung ist.

Auf der Grundlage der vorhandenen Daten für den Stahl X10CrWMoVNb9-1 und den durchgeführten Analysen zum Einfluss einzelner Elemente auf der Basis der künstlichen Schmelze, die die Mittelwerte aller Merkmale repräsentiert, wurden Merkmalswerte für eine optimierte chemische Zusammensetzung und Wärmebehandlung definiert. Diese Größen wurden dem kNN vorgegeben. Die Zeitstandfestigkeit dieser optimierten Schmelze, die innerhalb der Grenzen der EN-Spezifikation liegt, wurde vom kNN deutlich oberhalb der oberen Streubandgrenze der EN angeordnet.

Die praktischen technischen Anwendungsmöglichkeiten ergeben sich in der Anwendung für die Vorhersage der individuellen Zeitstandbruchkurve einer vorgegebenen Schmelze. Eine weitere Anwendung ergibt sich in der Optimierung von eingeführten Stählen wie oben beschrieben. Eingrenzend ist zu bemerken, dass

- Die Absicherung der Zeitstandfestigkeit in Bereichen > 50 kh ist für die gesicherte Anwendung des kNN nicht ausreichend, d.h. die Zuverlässigkeit der kNN Bewertung ist dadurch beeinträchtigt;
- Die Hinzunahme von mittelbaren Merkmalen (Härte, Mikrostrukturparameter) stellt ein Potenzial für die Verbesserung der Aussagefähigkeit des kNN dar. Allerdings muss das Problem der großen experimentellen Streuungen und des Einflusses von thermischer und mechanischer Beanspruchung noch gelöst werden. Ferner muss der Datenbestand deutlich erhöht werden;
- Aufgrund der extremen experimentellen Streuungen bei den Zielgrößen Zeitstandbruchdehnung und Streckgrenze bei RT weisen die kNN Modellierungen relativ schlechte Korrelationsfaktoren auf. Die zufälligen Einflüsse bei diesen Merkmalen können vom kNN nicht abgedeckt werden.

7 Literatur

- A 229 Abschlußbericht Forschungsvorhaben A 229 „Kriterien zur Schädigungsbeurteilung von Hochtemperaturbauteilen aus martensitischen 9-11% Cr-Stählen“, 2008
- Abe 04 F. Abe: „Alloy Design of Creep and Oxidation Resistant 9Cr Steels for Thick Section Boiler Components Operating at 650°C“, 4th EPRI International Conference on Advances in Materials Technology for Fossil Power Plants, Hilton Oceanfront Resort, Hilton Head Island, SC, USA, October 25-28, pages 273-283, 2004
- AiF 92 AIF-Projekt 234 D; Gefügeänderung und Zeitstandschädigung bei Langzeitbeanspruchung TU Chemnitz/MPA Stuttgart, 1991 bis 1992
- AGW 69 Ergebnisse deutscher Zeitstandversuche langer Dauer. Verlag Stahleisen, Düsseldorf 1969
- AVIF 198 D. Balos, K. Maile und W. Müller: Abschlußbericht Forschungsvorhaben AVIF 198: Bewertung der Streubänder im Langzeitverhalten von warmfesten Stählen mit Hilfe der Anwendung von Data Mining-Methoden, 2007
- Al-Deek 01 H. M. Al-Deek: Comparison of two approaches for modeling freight movement at seaports. Journal of Computing in Civil Engineering 2001, pp. 15, 284-291
- Badeshia 01 H. K. D. H. Badeshia: Design of ferritic creep-resistant steels. ISIJ International, Vol- 41 (2001), no. 6, pp. 626 -640
- Badeshia 07 F. Masuyama and H.K.D.H. Bhadeshia: Creep Strength of High Cr Ferritic Steels Designed Using Neural Networks and Phase Stability Calculations. EPRI, Fifth International Conference on Advances in Materials Technology for Fossil Power Plants, October 2007, Florida, USA
- Badeshia 99 H. K. D. H. Badeshia: Neural Network in Material Science, ISIJ International, Vol. 39 (1999), No.10, pp. 966-979
- Balos 08 D. Balos: "Application of Neural Networks on Assessment of Long-Time Creep Behavior of Heat-resisting Steels", PhD-Thesis, Universität Magdeburg, 2009
- Bansal 93 A. Bansal, R. Kauffman, R. Weitz: Comparing the modeling performance of regression and neural networks as data quality varies: Abusiness value approach. Journal of Management Information Systems (1993), pp. 10, 11-32
- Bendick 92 W. Bendick und I. Zylla: Eigenschaften des Werkstoffs X20CrMoV 121 nach Betriebsbeanspruchung und Zeitstandschädigung. VGB Konferenz „Restlebensdauer 1992“, VGB Essen
- Bendick 93 W. Bendick, I. Zylla, H. Müsch, O. Wachter: Eigenschaften des Werkstoffs X20CrMoV121 nach Betriebsbeanspruchung und Zeitstandschädigung; in VGB Kraftwerkstechnik 73, 1993, Heft 3
- Bürgel 98 R. Bürgel: Handbuch Hochtemperatur-Werkstofftechnik. Vieweg Verlag 1998
- Bürgel 06 R. Bürgel: Handbuch Hochtemperatur-Werkstofftechnik. Vieweg 2006 (3. Aufl.)

- Chang 95 Chang, C. A., Su, C.-T.: A comparison of statistical regression and neural network methods in modeling measurement errors for computer vision inspection systems. *Computers and Industrial Engineering* 1995, pp. 28, 593-605
- Cheng 94 Cheng, B., & Titterington, D. M.: Neural networks: A review from a statistical perspective. *Statistical Science* 1994, pp. 9, 2-54
- Cole 00 D. Cole, C. Martin-Moran, A. G. Sheard, H. K. D. H. Bhadeshia, D. J. C. Mackay: Modelling creep rupture strength of ferritic steel welds. *Science and Technology of Welding and Joining*. Vol.5, 2000, pp. 81-90
- COST 522 K. Maile: Final Report "DETERMINATION OF MICROSTRUCTURE OF THE NEW 9-12%Cr HEAT RESISTANT STEELS" (COST 522 Steam Power Plant), pages 8, 2003
- COST 536 M. Bauer, K. Berreth, F. Kauffmann, A. Klenk: „Beschreibung der Mikrostruktur und Festigkeit von neuen 650 °C Werkstoffen und deren Schweißverbindungen. Teilprojekt der MPA Universität Stuttgart zum Verbundprojekt COST 536“, 2010
- Danielsen 06 H. K. Danielsen and J. Hald: Behaviour of Z-phase in 9-12% Cr Steels. *Energy Materials*. Vol.1, No. 1, pp. 49 – 57, 2006
- DataEngine 02 DataEngine – Software und Handbücher der MIT – Management Intelligenter Technologien GmbH, Aachen 2002 (4. Auflage)
- DE9-2_COST 536 Final Report DE 9-2 COST 536 ACCEPT; MPA Universität Stuttgart 2009
- Dimmler 03 G. Dimmler: "Quantifizierung der Kriech- und Zeitstandfestigkeit von 9-12%Cr Stählen auf mikrostruktureller Basis ", PhD-Thesis, TU Graz, 2003
- DIN 50118 DIN 50118: Prüfverfahren mit konstanter Beanspruchung: unterbrochener Versuch (Zeitstand- und Relaxationsprüfung für Metalle), 1982
- Dobers 73 H. Dobers und B. Melzer: Einfluss der Kaltverformung auf die Zeitstandfestigkeit warmfester Rohrstähle. *Neue Hütte* 18 (1973), Seite 304 – 307
- Dok 02 A. Doktorowski: Datenbasierte Modellierung der Gefügebildung bei der γ - α -Umwandlung von Stählen. *Freiberger Forschungshefte B 319*, TU Bergakademie Freiberg 2002
- Draper 98 N. Draper and H. Smith: *Applied Regression Analysis*, 3rd edn, Wiley, N.Y. 1998
- Duliba 91 K.A. Duliba: Contrasting neural nets with regression in predicting performance in the transportation industry. *Proceedings of the 24th Annual Hawaii International Conference on System Sciences*, 4, 163-170, 1991
- ECCC 05 ECCC Recommendations, 2005, 'Creep data validation and assessment procedures', Holdsworth, S.R. et al. eds., publ. ETD, (a) Vol.1 - Overview, (b) Vol.2 - Terms and terminology, (c) Vol.3 - Data acceptability criteria, Data generation, (d) Vol.4 - Data exchange and collation, (e) Vol.5 – Data assessment (uniaxial data), (f) Vol.6 - Residual life assessment and microstructure, (g) Vol.7 – Assessment of creep crack initiation in testpieces and components, (h) Vol.8 – Assessment of multiaxial creep test data, (i) High temperature component assessment

- Fabritius 85 H. Fabritius und H. Weber: Zur Betriebssicherheit von Anlagen nach langer Betriebsbeanspruchung im Zeitstandbereich. Sonderheft VGB Konferenz „Werkstoffe und Schweißtechnik im Kraftwerk 1985“. VGB Essen
- Franklin_94 A. Franklin, Graybill, K. Hariharan, Iyer: Regression Analysis: Concepts and Applications. Florence, Kentucky, U.S.A.: Duxbury Resource Center, 1. Aufl., 1994
- Gorr Daniel 94 W.L. Gorr, N. Daniel, J. Szczypula: Comparative study of artificial neural network and statistical models for predicting student grade point averages. International Journal of Forecasting 1994, pp. 10, 17-34
- Gorr 94 W.L. Gorr: Research prospective on neural network forecasting. International Journal of Forecasting (1994), pp. 10, 1-4
- Hald 06 J. Hald: Metallography and Alloy Design in the COST 536 Action in J. Lecomte-Beckers et al. 8th Liege Conf. On Materials for Advanced Power Engineering, Forschungszentrum Jülich GmbH, 2006, p. 917
- Ho 01 S. L. Ho, M. Xie, L. C. Tang, K. Xu, and T. N. Goh: Neural Network Modeling With Confidence Bounds: A Case Study on the Solder Paste Deposition Process. IEEE Transactions On Electronics Packaging Manufacturing, Vol. 24, No. 4, October 2001
- Intrator 93 O. Intrator, N. Intrator: Using neural networks for interpretation of non-linear models. American Statistical Association, Proceedings of the Statistical Computing Section (1993), pp. 244-249
- Jesper 85 H. Jesper, H. R. Kautz: Eigenschaften, Verarbeitung und Bewährung des Stahles X20CrMo(W)V 12 1 im Kraftwerk. VGB Konferenz „Werkstoffe und Schweißtechnik im Kraftwerk 1985“. VGB Essen
- Kalwa 91 G. Kalwa, E. Schnabel: Umwandlungsverhalten und Wärmebehandlung der martensitischen Stähle mit 9-12%Cr; in Mannesmann-Mitteilung 1089/1991
- Kauffmann 08 F. Kauffmann, G. Zies, K. Maile, S. Straub and K.H. Mayer: "Microstructure and creep properties of 9-12 % Cr-steels - The influence of Co", 34 MPA-Seminar "Werkstoff- & Bauteilverhalten in der Energie- & Anlagentechnik" 9-10 Oktober 2008, Stuttgart
- Kristen 03 Kristen Bell Detienne, David H. Detienne and Shirish A. Joshi: Neural Networks as Statistical Tools for Business Researchers Organizational Research Methods 2003; pp. 6; 236
- Kloos 88 K. H. Kloos, J. Granacher, A. Scholz, R. Tscheuschner: Prüfung metallischer Werkstoffe bei hohen Temperaturen Materialprüf. 30 (1988) S. 93/98. Teil 2: Besondere Probleme des Zeitstandversuchs und Entspannungsversuchs, Materialprüf. 30 S. 151/55, 1988
- Lee CW 97 C.W. Lee: Training feedforward neural networks: An algorithm giving improved generalization. Neural Networks 1997, pp. 10, 61-68
- Looney 96 C.G. Looney: Advances in feedforward neural networks: Demystifying knowledge acquiring black boxes. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering (1996), pp. 8, 211-226
- Lu 01 M. Lu, S.M. AbouRizk, U.H. Hermann: Sensitivity analysis of neural networks in spool fabrication productivity studies. Journal of Computing in Engineering 2001, pp. 15, 299-308

- Maile 04 K. Maile, M. Rauch, P. Seliger und A. Reuter: Charakterisierung der Schädigungsentwicklung zur Lebensdauerbewertung von Rohrleitungskomponenten aus den neuen 9 %-Chromstählen Abschlussbericht zum AVIF-Forschungsvorhaben Nr. A152, 2004. MPA Universität Stuttgart und Siempelkamp Prüf- und Gutachter-Gesellschaft mbH Dresden
- Maile 06 K. Maile, G. Zies, R. Scheck, D. Kuppler, H. Ruoff, M. Rauch, A. Klenk und C. Scheu: Beurteilung der Kriechfestigkeit moderner martensitischer Chromstähle durch die Charakterisierung des Mikrogefüges. *Praktische Metallografie* 43 (2006) 7, S. 349 – 36
- Maile 08 K. Maile, R. Scheck, P. Seliger und A. Reuter: Kriechschädigungsentwicklung in 9-11% Cr-Stählen. 31. Vortragsveranstaltung der Arbeitsgemeinschaft Warmfeste Stähle, Düsseldorf, 28. November 2008
- Maile 99 K. Maile: Fortgeschrittene Verfahren zur Beschreibung des Verformungs- und Schädigungsverhaltens von Hochtemperaturbauteilen im Kraftwerksbau, Shaker Verlag, ISSN, 1999
- Mayer 06 Statusreport: Werkstoffentwicklungen zur Effizienzsteigerung von fossilen Kraftwerken. Fachausschussbericht 6.023. Stahlinstitut VdEH im Stahlzentrum Düsseldorf, 2006
- McCormack 93 C. McCormack, J. Doherty: Neural network super architectures. *Proceedings of the International Joint Conference on Networks 1993*, pp. 1, 301-304
- Melzer 91 B. Melzer: Eine neue Methodik zur Ermittlung der realen Lebensdauer-Verknüpfung von werkstoffkundlicher Vor-Ort Untersuchung und Lebensdauerberechnung. *VDI-Berichte* Nr. 852, 1991, S. 777 bis 785
- Melzer 92 B. Melzer, P. Seliger und W. Illmann: Verbesserte Lebensdauerabschätzung kriechbeanspruchter Röhrbögen mittels bauteilspezifischer Kennwerte. VGB Konferenz „Restlebensdauer 1992“, VGB Essen
- Morinaga 94 M. Morinaga, R. Hashizume and Y. Murata: *Materials for advanced power engineering; part I*, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht (1994), 314
- Müller 09 F.Müller, M.Bauer: Studienarbeit Nr. 755 441: „Beschreibung des Spannungs- und Dehnungsverhaltens moderner martensitischer HAT-Werkstoffe mittels numerischer Methoden“, 2009
- Nguyen 01 N. Nguyen, & A. Cripps: Predicting housing value: A comparison of multiple regression analysis and artificial neural networks. *Journal of Real Estate Research* 2001, pp. 22, 313-336
- Petri 82 R. Petri, E. Schnabel und P. Schwaab: Zum Legierungseinfluss auf die Umwandlungsausscheidungs Vorgänge bei der Abkühlung warmfester Röhrenstähle nach dem Austenitisieren. Teil II - 12%ige Chromstähle. *Archiv Eisenhüttenwesen* 52 (1982), S. 27 – 32
- Polcik 98 O. Polcik: Modellierung des Verformungsverhaltens der warmfesten 9-12% Cr-Stähle im Temperaturbereich von 550 – 650 °C. PhD-Thesis, Erlangen, Shaker Verlag 1998
- Refenes 94 A.N. Refenes, A. Zapranis, G. Francis: Stock performance modeling using neural networks: A comparative study with regression models. *Neural Networks* 1994, pp. 7, 375-388

- Results 03 Results of German long term creep tests; Contribution to the Landolt-Börnstein, Volume 2: Materials, Subvolume B: Creep Properties of Heat Resistant Steels and Superalloys; Springer Verlag 2003 ; Steel Grade X20-CrMoV12-1, compilation of test results; Forschungsvereinigung Warmfeste Stähle; c.o. Verein Deutscher Eisenhüttenleute.
- Schenk 85 U. Schenk: Richtreihe für die Ausgangsgefüge der sowjetischen Rohrstähle 12 Ch 1 MF und 15 Ch 1 M 1 F Werkstoff-Mitteilung für den Kraftwerksanlagenbau 42. Zweite Auflage Kraftwerks- und Anlagenbau AG, Abt. Werkstofftechnik, Dresden 1985
- Schieferstein 60 U. Schieferstein: Einige Bemerkungen zum Zeitstandverhalten von CrMoV-Stählen mit 12%Cr. Internationale Aussprache „Eigenschaften warmfester Stähle“; Düsseldorf 03.-05.05.1972; Sektion VIII, Bericht 8.4 zitiert in H. Jesper und H. R. Kautz: Eigenschaften, Verarbeitung und Bewährung des Stahls X20CrMo(W)V 12 1 im Kraftwerk. Vortrag 9, VGB Konferenz „Werkstoffe und Schweißtechnik im Kraftwerk 1985“ VGB Technische Vereinigung der Großkraftwerksbetreiber e.V. Essen.
- Schinn 60 R. Schinn: Streuung der Zeitstandfestigkeit des Stahls X20CrMoV12 1, eine Gemeinschaftsauswertung deutscher Versuche. Internationale Aussprache über das Langzeitverhalten warmfester Stähle am 24./25. 06.1960 in Düsseldorf
- Schnabel 87 E. Schnabel, P. Schwaab und H. Weber: „Metallkundliche Untersuchungen an warmfesten Stählen“, Stahl und Eisen 107, 1987, Seite 691 - 696
- Schubert 92 J. Schubert, W. Jakobeit, K. Schneider: Einfluss des Reinheitsgrades, der Kaltverformung und des Schweißens auf das Zeitstandverhalten von X20CrMoV121-Rohr Stahl bei 550°C; in Materialwissenschaft und Werkstofftechnik , 1992, Heft 23, S.18-28
- Sobrinho 05 Sobrinho, José Francisco dos Reis/ Bueno, Levi de Oliveira: Correlation Between Creep and Hot Tensile Behaviour for 2.25Cr-1Mo Steel from 500°C to 700°C. Part 2: An Assessment According to Different Parameterization Methodologies, Revista Matéria, 2005, vol.10, pp. 463–471
- Shao 97 R. Shao, E. B. Martin, J. Zhang and A. J. Morris: Confidence bounds for neural network representations, Computers & Chemical Engineering, Volume 21, Supplement 1 , 20 May 1997, Pages S1173-S1178; 6th International Symposium on Process Systems Engineering and 30th European Symposium on Computer Aided Process Engineering
- Specht 91 D.F. Specht: A general regression neural network. IEEE Transactions on Neural Networks (1991), pp. 2, 568-576
- Stern 96 H.S. Stern: Neural networks in applied statistics. Technometrics 1996, pp. 38, 205-214
- Stäger 97 F. Stäger, M. Agarwal: Three methods to speed up the training of feedforward and feedback perceptrons. Neural Networks 1997, pp. 10, 1435-1443
- Tam 92 K.Y Tam, M.Y. Kiang: Managerial applications of neural networks: The case of bank failure predictions. Management Science 1992, pp. 38, 926-947

- VGB 05 Richtreihe zur Bewertung der Gefügeausbildung und –schädigung zeitstandbeanspruchter Werkstoffe von Hochdruckrohrleitungen und Kesselbauteilen. VGB-TW 507 2. Ausgabe 2005; VGB PowerTech Service GmbH, Essen
- VGB-R 509 L Richtlinie Wiederkehrende Prüfungen an Rohrleitungsanlagen in Fossilbefeuerten Wärmekraftwerken. VGB-R 509 L Zweite Ausgabe 2002. Herausgegeben von der VGB PowerTech e.V.
- Viswanathan 95 R.Viswanathan: Damage mechanisms and Life assessment of High-temperature components. ASM International, Third printing, 1995
- Warner 96 B. Warner, M. Misra: Understanding neural networks as statistical tools. American Statistician 1996, pp. 50, 284-293
- White 89 H. White: Neural network learning and statistics. AI Expert (1989, December), pp. 48-52
- Wilhelmsson 80 H. Wilhelmsson und H. Törnblom. Creep properties, creep rupture strength, cold working, stress relieving, annealing, ferritic steel, austenitic steel HT17, HT9 (X20CrMoV12- 1), 8R40, bending, steam generator tubes. Stiftung für Wärmebehandlung - SV project 96 (1980), Studsvik Energiteknik AB, 611 82 Norköping

8 Anhang A

8.1 Hauptvorteile und Einschränkungen von neuronalen Netzen und die Nachteile der multiplen linearen Regression

Die wichtigsten Einschränkungen, Vorteile und Nachteile von neuronalen Netzen im Vergleich zum Verfahren der Regressionsanalyse ergibt sich aus der Zusammenstellung von Kristen Bell Detienne et al: „Neural Networks as Statistical Tools for Business Researchers“ [Kristen 03]. Die dort gefundenen Schlussfolgerungen sind nachstehend dargestellt.

8.1.1 Einschränkungen von Regression

Die Multiple Lineare Regression hat zahlreiche Nachteile, die ihrer Effektivität als statistisches Werkzeug erschweren. Viele dieser Nachteile werden durch die Nutzung neuronaler Netze überwunden. Einige der wesentlichen Nachteile der linearen multiplen Regressionsanalyse sind nachstehend aufgeführt.

| Einschränkungen von Regression mit Beschreibung |
|---|
| Nicht adaptives Verfahren |
| Die Multiple Regression ist nicht adaptiv in dem Sinne, dass die Modellkomponenten nicht angepasst an die analysierten Daten geändert werden können. Obwohl die einzelnen Koeffizienten aus dem Modell entfernt werden können, kann die Form der Gleichung nicht geändert werden. Ebenso sind zahlreichen Software-Programme für Regressionsanalyse nicht lernfähig und können nicht „intelligenter“ werden. Die Regressionsgleichung wird in der Regel auf den gesamten Datensatz angewandt. |
| Die lineare Natur |
| Ein kritischer Nachteil der MLR ist die Unfähigkeit effektiv mit der Nichtlinearität umzugehen. Zusätzlich erschwerend ist, dass die MLR über keinen direkten Indikator verfügt, der zeigt, ob die Daten über eine lineare Beziehung darzustellen sind. |
| Die Multikollinearität |
| Ist die Korrelation der - oder zumindest einiger der - erklärenden Variablen sehr groß, wird von Multikollinearität gesprochen. Dabei werden häufig Zusammenhänge nicht erkannt und Wechselwirkungen übersehen. Im Extremfall, kann die Kollinearität die Regression instabil machen: kleine Änderungen im Eingang können extreme Schwankungen am Ausgang bewirken. Der Umgang mit der Kollinearität ist entweder der Ausschluss der Variablen oder die Verknüpfung der hoch korrelierten Variablen zu einer neuen Variablen. Allerdings kann die Korrelation mit der abhängigen Variablen geschwächt werden. |
| Die Annahmen der Regression |
| Der Fehlerterm ε in einem konventionellen MLR Modell wird unter folgenden Annahmen ermittelt: a) Gauß-Verteilung mit e (die Eulersche Zahl), b) der Mittel- bzw. Durchschnittsbetrag der Fehler ε - null, c) ε Unabhängigkeit und d) der konstanten Varianz der Fehler ε . Die genannten Annahmen sind ferner die erforderlichen Voraussetzungen für die Ableitung der kleinsten Quadrate für die Regressionsgleichung. Da diese Annahmen in vielen Fällen nicht voll zutreffend sind, wird die Anwendung von Regressionsverfahren erschwert. |

Tabelle 50: Die Hauptnachteile der multiplen linearen Regression [Kristen 03]

| Einschränkungen von Regression mit Beschreibung | |
|---|--|
| Die Kenntnis der zugrundeliegenden Verteilung | |
| MLR erfordert die Kenntnis der zugrunde liegenden Datenverteilung um ein Modell festzulegen. Gemäß den o.g. Annahmen der Regression sollten die Werte gut verteilt sein. Man kann allerdings nicht erwarten, dass eine ideale Verteilung gewährleistet ist. Ebenso geht der größte Teil der Regressionsmodelle davon aus, dass die zugrunde liegenden Daten mit einer Gauß-Normalverteilung beschrieben werden können, dies ist eine unrealistische Erwartung. | |
| Die Modellspezifikation ist im Voraus erforderlich | |
| Das Modell muss im Voraus bei der konventionellen linearen Regression (kleinste Quadrate) festgelegt werden. Dies unter der Annahme von signifikanten Vermutungen möglich. Die Annahmen müssen über die zugrunde liegende Beziehung zwischen unabhängigen und abhängigen Variablen getroffen werden. Standardmäßig wird die Beziehung oft als linear angenommen. Es ist schwierig die Modelle zu vergleichen und die Richtigen auszuwählen, falls mehrere unterschiedliche Modelle erstellt wurden. Jedes Modell wird grundsätzlich bestimmt und getrennt analysiert [Duliba 91]. | |

Tabelle 51 (Forts.): Die Hauptnachteile der multiplen linearen Regression [Kristen 03]

8.1.2 Vorteile von Neuronalen Netzen

Künstliche Neuronale Netze im Bereich der multivariablen Modellierung haben mehrere wesentliche Vorteile im Vergleich mit den konventionellen multiplen linearen Regressionsverfahren. Die neuronalen Netze können anhand von Beispielen die Erkennung beliebiger Muster erlernen. Zusätzlich besteht die Möglichkeit ein spezialisiertes Modell oder die Modelleinstellung für jedes Muster zu anzuwenden und abzuschätzen. Neuronale Netze können auch sehr effektiv mit nichtlinearen Transformationen und Datendiskontinuitäten arbeiten. Darüber hinaus sind die neuronalen Netze adaptiv in dem Sinne, dass die Modelle – wie erwähnt - auf ein aufgetretenes Muster angepasst werden. Die Haupterfolge von neuronalen Netzen liegen in der Large-Scale-Optimierungs- und der Mustererkennungsproblemen. In der Literatur werden die neuronalen Netze mit der konventionellen multiplen Regression verglichen. In der großen Mehrheit der Fälle werden bei den neuronalen Netzwerken deutliche Vorteile gegenüber den konventionellen Regressionstechniken gesehen [Kristen 03].

Die lineare Regression kann als ein einfacher Fall von einem einschichtigen neuronalen Netz mit linearen Aktivierungsfunktionen gesehen werden.

| Vorteile von neuronalen Netzen mit Beschreibung | |
|---|--|
| Die Nichtlinearität | |
| kNN sind allgemeine nichtlineare und nichtparametrische Regressoren. Diese können mit Datensätzen umgehen, die signifikant konventionelle, nicht charakterisierte Nichtlinearitäten aufweisen. Neuronale Netze können sehr komplexe, nichtlineare Beziehungen effektiver als die Regression automatisch transformieren und darstellen. Wichtig ist hier, dass die Netzwerkarchitektur so ausgelegt ist, dass eine lineare Performance als untere Grenze definiert wird, ohne die Netzwerkfähigkeit zu beeinflussen die nichtlinearen Funktionen zu reproduzieren. So kann das rationale Design eines neuronalen Netzes ein effizientes Werkzeug darstellen Nichtlinearitäten von Zusammenhängen zu bewerten, die größte Leistung für Daten absichern, die alle Grade der Nichtlinearität aufweisen. | |

Tabelle 52: Die Hauptvorteile von neuronalen Netzen [Kristen 03]

| Vorteile von neuronalen Netzen mit Beschreibung | |
|--|--|
| Vorherige Modellspezifizierung ist nicht erforderlich | |
| <p>Bei der Anwendung des Künstlichen Neuronalen Netzes muss das Modell für die Optimierung nicht vorgegeben werden, d.h. neuronale Netzwerke erfordern keine expliziten apriorischen Beziehungen zwischen Ein- und Ausgänge. Diese Besonderheit beseitigt die Vermutung, die in der Modellspezifikation beteiligt, wenn konventionelle Regressionstechniken verwendet werden. Erwähnenswert ist auch, dass kNN deshalb auch dann bessere Ergebnisse im Vergleich mit konventioneller Regression zeigen, wenn das Modell nicht ausreichend spezifiziert ist.</p> | |
| Neuronale Netze benötigen keine Annahmen der Regression | |
| <p>kNN unterliegen nicht den Beschränkungen, die sich bei der konventionellen Regressionsanalyse aus den Annahmen über die zugrunde liegenden Distributionen ergeben. Das neuronale Netzwerk-Analyse-Verfahren muss nicht davon ausgehen, dass unabhängige Variablen nicht miteinander korrelieren. Das löst das Problem der Multikollinearität, die bei der multiplen lineare Regression entsteht. kNN gehen nicht davon aus, dass Residuen von unabhängigen Beobachtungen voneinander unabhängig sind. Darüber hinaus müssen die Voraussetzungen für die Residuen (in der Regel Mittelwert Null, konstante Varianz normalverteilt) erfüllt werden.</p> | |
| Adaptiv | |
| <p>Die Fähigkeit von Neuronalen Netzen, aus Erfahrungen zu lernen, erlaubt eine adaptive Anpassung des Prognosemodells sobald neue Beispiele verfügbar sind- somit können die Ergebnisse verallgemeinert werden. Wenn neue Informationen hinzukommen, wird die vorherige Information nicht ignoriert; stattdessen wird ihre Bedeutung schrittweise reduziert, sobald neue Beispiele im Netzwerk verarbeitet werden. Darüber hinaus können neuronale Netze automatisch unterschiedliche Zustände von Phänomenen durch unabhängige variable Daten-Muster verarbeiten und als Konsequenz, Modellkomponenten entsprechend ein- bzw. ausschalten. Daten-Muster, die sich oft wiederholen, werden verstärkt, und diejenigen, die sich nicht oft wiederholen werden geschwächt.</p> | |
| Bewertung von Daten | |
| <p>Im Allgemeinen lassen sich die neuronalen Netze nicht nur geringfügig von "verrauschten" Daten irritieren, sondern sie reagieren dynamisch auf sich verändernde Umstände: sie „denken“ zu einem gewissen Grad mit. Sie haben die Fähigkeit wesentliche Merkmale in Anwesenheit von irrelevanten Daten zu abstrahieren. kNN sind besonders gut geeignet, Datensätzen zu analysieren, in denen Ausreißer vorhanden sind. Der Grund hierfür ergibt sich zum großen Teil aus der Aktivierungsfunktion, die die Reaktion des Neurons begrenzen.</p> | |
| Hohe Robustheit | |
| <p>kNNs bieten im Vergleich zur konventionellen Regression ein hohes Maß an Robustheit. Selbst wenn die Modellannahmen verletzt werden, weisen neuronale Netze noch ein hohes Maß an Robustheit und Fehlertoleranz auf, die auf die nichtlineare Beziehungsverknüpfungen zurückzuführen sind.</p> | |

Tabelle 53 (Forts.): Die Hauptvorteile von neuronalen Netzen [Kristen 03]

| Vorteile von neuronalen Netzen mit Beschreibung |
|--|
| Beschränkte Datenverfügbarkeit |
| Neuronale Netze übertreffen die Regression, wenn die vorliegenden Daten beschränkt sind, d.h. Künstliche neuronale Netze sind besser für Prognosen als die Regressionsanalyse, vor allem in Situationen mit begrenzter Datenverfügbarkeit. Neuronale Netze, die als "Black Box" verwendet werden, liefern eine "Antwort". Hingegen kann die Regression dazu benutzt werden, den Grund des Problems zu betonen, d.h. eine Analyse der Datenlage zu liefern. |
| Hocheffizient im Umgang mit fehlenden Daten |
| Der Neuronale Netz-Ansatz ist im Umgang mit fehlenden Werten in einem Datensatz und dem Wiederaufbau eines Datensatzes effizienter als die konventionelle Regression. Es gibt mehrere Gründe für die Überlegenheit des Neuronalen Netzes: Der durchschnittliche Ansatz kann die Verteilung der Daten asymmetrisch verschieben, hingegen ist multiple Regression nicht in der Lage die nichtlinearen Beziehungen im Datensatz zu erklären. Angepasste Werte können durch mögliche Ausreißer bzw. besondere Konstellationen im Datensatz beeinflusst werden. In dieser Hinsicht sind Neuronale Netze besser, da sie die nichtlinearen Beziehungen einkalkulieren und daher keine Annahmen über der zugrunde liegende Datenverteilung benötigen. Weiterhin haben neuronale Netze den großen Vorteil, dass sie einen Wechsel von einem Modell auf ein anderes problemlos und ohne große Umstellung durchführen können. Falls einige Elemente eines Eingabedatenvektors fehlen, kann das neuronale Netz durch belernte Erfahrungen aus der Vergangenheit auf ein anderes, das besser angepasst ist, wechseln. |
| Die Modellkombinationen |
| Ein einzelnes neuronales Netz hat die Fähigkeit zwei oder mehr unterschiedliche Modellspezifikationen zu kombinieren. Zum Beispiel können, im Gegensatz zu der Regression, neuronale Netze feste und auch zufällige Effekte in das Modell aufnehmen. Ein rational konstruiertes neuronale Netz kann ein lineares Modell, ein binäres Ja/Nein-Modell und ein nichtlineares Modell auswählen bzw. kombinieren. Grundlage hierfür ist der Lernvorgang und die Art von Eingaben. |
| Die Fähigkeit von Echtzeit-Anwendungen |
| Neuronale Netze als universelle adaptive Systeme stellen Online-Bearbeitungsverfahren dar und weisen demzufolge gegenüber off-line arbeitenden Expertensysteme Vorteile auf. Ein Expertensystem benötigt ein gutes apriorisches Wissen über das Problem, das programmiert bzw. behandelt werden muss. Das verifizierte neuronale Netz kann während des Projekts in Echtzeit „lernen“. Im Vergleich zur Regression, befassen sich Neuronale Netze (a) sowohl mit linearen als auch nichtlinearen Daten, (b) formulieren die richtigen Datenmodelle ohne die apriorisches Spezifikation des Erstellers, (c) erfordern weniger strengere Annahmen als die Regression, (d) lernen aus Erfahrung, (e) bewerten Streuungen und irrelevante Daten, (f) bieten ein hohes Maß an Robustheit, (g) zeigen gute Resultate mit begrenzten Daten, (h) ermöglichen eine effiziente Bearbeitung der fehlenden Daten, (i) sind fähig zwei oder mehr Modelle gleichzeitig zu kombinieren und stellen (j) komplette Echtzeit-Anwendungen dar. |

Tabelle 54 (Forts.): Die Hauptvorteile von neuronalen Netzen [Kristen 03]

8.1.3 Einschränkungen von Neuronalen Netzen

Neuronale Netze gewähren die Fähigkeit die komplexen Probleme zu analysieren, für die konventionelle Techniken nicht ausreichend sind. Allerdings sollten die Anwender mehrere inhärente Einschränkungen der neuronalen Netze verstehen, bevor diese in der Analyse eingesetzt werden.

| Einschränkungen von neuronalen Netzen mit Beschreibung |
|--|
| <p>Die Schwierigkeiten bei der Wahl der Anzahl der Neuronen</p> <p>Die Wahl der Anzahl der versteckten Neuronen in einem Netzwerk ist bestenfalls eine Versuch-und-Irrtum Übung [Warner 96]. Obwohl einige Forscher versucht haben, eine mathematische Formel für die Anzahl der versteckten Neuronen zu finden, gibt es dafür keine einheitliche Regel. Im besten Fall wird die Komplexität des Problems die Anzahl der benötigten versteckten Neuronen bestimmen. In den Fällen, in denen eine Schicht ausreichend zu sein scheint, kann die Anzahl der erforderlichen Knoten prohibitiv sein [Warner 96]. Dies ist ein gemeinsames Problem mit der Methode der herkömmlichen Regression. Die Wahl der richtigen Anzahl von Variablen oder der Grad der Anpassung des Polynoms kann mehr „Kunst“ denn Wissenschaft sein. Overfitting kann auftreten, wenn die Anzahl der Knoten ist groß gegenüber der Trainings-Datensätze [Tam 92]. Eine Struktur, die größer ist als optimale, kann die Ergebnisse nicht verbessern. In Simulationen von Gorr et al. [Gorr Daniel 94], haben die Ergänzungen der Struktur des neuronalen Netzes die Vorhersagegenauigkeit nicht verbessern. Andererseits kann ein zu kleines Netz mehr Trainingszeiten benötigen und Fehler unterscheiden zu lernen, passieren dann häufiger. Wenn die Architektur des Netzes ist größer als erforderlich, gibt es offensichtliche Schwierigkeiten bei der Auswahl der Neuronen oder Verbindungen, die entfernt werden können. Die Leistungsverbesserung durch Entfernung von inaktiven/aktiven Verbindungen erfordert tieferegehende Kenntnisse [Lee CW 97].</p> |
| <p>Die Modellparameter sind nicht identifizierbar</p> <p>Im Gegensatz zur herkömmlichen multiplen linearen Regression, können Regressions-typ/Modellkoeffizienten bei neuronalen Netzwerke nicht direkt ermittelt werden. Die Gewichte der neuronalen Verbindungen, die den Parametern für das neuronale Netzwerk Modell entsprechen, können nicht in der gleichen Weise interpretiert werden wie die Regressionsgewichte. Für endliche Analysen sind die Modellparameter eines neuronalen Netzes nicht identifizierbar sein [Intrator 93]. Außerdem kann die Signifikanz der einzelnen Eingabegrößen nicht analysiert werden [Tam 92]. Die Schwierigkeit bei der Interpretation der Gewichte ergibt sich durch Abwesenheit von marginalen Bewertungsgrößen. Ein neuronales Netzwerk kann nicht direkt den funktionalen Zusammenhang zwischen Variablen zeigen [Gorr Daniel 94]; dieser wird durch die Summierung der sigmoide Funktionen verdeckt [Warner 96]. Werden neuronale Netze in vorausschauende Situationen eingesetzt, liefern sie überlegene Vorhersagen, die aber schwer zu interpretieren sind. Am deutlichsten sind die Nachteile, wenn NN für erklärende Untersuchungen eingesetzt werden oder wenn eine zugrunde liegenden Beziehung zwischen Variablen gesucht wird [Cheng 94, Stern 96]. Es gibt mehrere Lösungen für diese Situation. Eine besteht darin, dass das Netzwerk lernt die Regressionskoeffizienten zu berechnen, dies kann anhand der herkömmlichen Regressionsergebnisse erfolgen. Die andere Methode ist die Abschätzung der Empfindlichkeit des NN durch Variation einzelner Eingangsgrößen und der Ermittlung der Auswirkung auf die Ausgabegröße. Eine Gefahr dieser Methode besteht darin, dass das neuronale Netz in der Regel nichtlinear ist, und diese abgeleitete Art der Informationen daher nur lokal gültig ist. Ein geringfügig anderer Eingangsvektor kann potentiell sehr unterschiedliche Empfindlichkeiten bewirken. Allerdings zeigte eine Studie von Lu, AbouRizk und Hermann [Lu 01] zur Analyse der Eingangsempfindlichkeit der Fehlrückführung eines neuronalen Netzwerks, dass es möglich ist, dieses Problem zu lösen und die Beziehung zwischen Eingabeparametern und Ausgabeparametern zu klären.</p> |

Tabelle 55: Die Hauptnachteile von neuronalen Netzen [Kristen 03]

| Einschränkungen von neuronalen Netzen mit Beschreibung |
|---|
| Die Überlegenheit der Regression unter idealen Bedingungen |
| <p>Die Multiple Lineare Regression übertrifft neuronalen Netzwerk-Analyse in Fällen, in denen alle Annahmen erfüllt sind und das Modell richtig definiert wurde. Die Regression führt zu besseren Ergebnissen, wenn die funktionalen Beziehungen bekannt sind [Warner 96]. Das beste Regressionsmodell schneidet etwas besser ab als neuronale Netze. Ebenso kann für die Regression ein einfaches statistisches Kriterium für die Prognoseintervalle angegeben werden, während langwierige Sensitivitätsanalysen bei der Verwendung neuronaler Netze zur Angabe von Prognoseintervallen durchgeführt werden müssen. Modellanpassung durch Regression ist viel weniger rechenintensiv als die Anpassung von neuronalen Netzen. Die Regression kann mit einer begrenzten Anzahl von Daten für die Modellanpassung durch die größere Vorhersage auskommen, während die Neuronalen Netze eine große Anzahl von Eingabesätze und Ausgabesätze für das Training erfordern [Chang 95]. Wenn das Modell im Voraus richtig vorherbestimmt wurde, erfordert die Regression weniger Datensätze um zu konvergieren oder das Modell anzupassen. Darüber hinaus ist Regression besser zu zerlegen [Gorr 94]. Obwohl neuronale Netz-Modelle mehr als ein Modell in sich aufnehmen können, scheinen richtig spezifizierte, individuelle Regressionsmodelle besser zu funktionieren. Darüber hinaus sind neuronale Netze sehr empfindlich auf das Bestimmtheitsmaß R^2 (wobei R^2 der Quotient als Maßzahl für die Güte des Gesamtmodells ist). In von Bansal et al. [Bansal 93] durchgeführten Simulationen, war die multiple lineare Regression besser als ein neuronales Netz, wenn R^2 als Leistungskriterium verwendet wurde. Wegen der nicht-linearen Koeffizienten bei den neuronalen Netzen ist das normale Wahrscheinlichkeitsmodell nicht anwendbar. Schlussendlich sind Regressionsverfahren mehr etabliert; daher werden Anwender eher in der Lage sein, die Ergebnisse der Regression leichter zu verstehen und zu interpretieren als die Ergebnisse eines neuronalen Netzes.</p> |
| Die Probleme mit Backpropagation und Probenumfang |
| <p>Die bekannteste und heute am weitesten verbreitete Methode des Trainierens eines neuronalen Netzes ist die Backpropagation. Die klassische Backpropagation hat mehrere inhärente Einschränkungen. Generell ist ein mittlerer bis großer Probenumfang und eine entsprechende Anzahl von Iterationen erforderlich für das Netz, um auf eine gewünschte Lösung zu konvergieren [Al-Deek 01, Nguyen 01]. Eine große Anzahl von Iterationen führt zu einer Trainingsdauer, die ungewöhnlich lange braucht [Specht 91, Tam 92]. Eine weitere wichtige Einschränkung der klassischen Backpropagation ist die Tendenz zu Konvergenz in lokalen statt globalen Minima [Stäger 97]. Da die Mittlere Quadratische Fehler Funktion multimodal sein kann, kann es erforderlich sein, nichtlineare Optimierungsalgorithmen zu verwenden. Darüber hinaus kann die Backpropagation nicht erfolgreich alle relevanten statistischen Informationen [White 89] nutzen. Die Entscheidung, wann das Training beendet werden soll, ist ein weiterer unsicherer Parameter [Warner 96].</p> |

Tabelle 56 (Forts.): Die Hauptnachteile von neuronalen Netzen [Kristen 03]

| Einschränkungen von neuronalen Netzen mit Beschreibung |
|---|
| Die Schwierigkeiten bei der Auswahl von Eingangsparameter |
| <p>kNN sind sehr empfindlich gegenüber Anfangsbedingungen. McCormack und Doherty [McCormack 93] haben darauf hingewiesen, dass die Anfangsarchitektur einen starken Einfluss auf die Lernfähigkeit eines neuronalen Netzes hat und dass die Architektur von den Daten abhängig ist mit denen das System belernt wird. Kleine Änderungen in Lernraten, Netzwerk-Design und Anfangsbedingungen können zu großen Veränderungen im Verhalten des Netzwerks [Refenes 94] führen. Es gibt einen Konsens unter den Forschern, dass adaptive Lernraten die Konvergenz stabilisieren und beschleunigen können und dass ein gutes Anfangsset von Gewichten sowohl die Geschwindigkeit des Trainings und die Lernqualität verbessert. Allerdings ist die Wahl der Lernrate, der Momentum-Rate, der Aktivierungsfunktion und andere Design-Elemente des Netzwerks schwierig, weil ein Mangel an formalen Regeln besteht [Looney 96, Warner 96]. Neuronale Netze können sowohl lineare und nichtlineare Regression simulieren und die meisten können die Nachteile der Regression überwinden. Allerdings haben Neuronale Netze - wie bereits ausgeführt - auch Nachteile. Eine Option ist daher die neuronalen Netze und die Regression in Kombination nutzen damit die Stärke der beiden Techniken zu vereinen. Zum Beispiel können die neuronalen Netze zur Vorhersage und die Regression zur Ermittlung des relativen Einflusses der verschiedenen Eingangsgrößen auf die Ergebnisvariable, benutzt werden.</p> |

Tabelle 57 (Forts.): Die Hauptnachteile von neuronalen Netzen [Kristen 03]

9 Anhang B

Bei den durchgeführten Mikrostrukturuntersuchungen wurden neben $M_{23}C_6$, $MX_{V(C, N)}$, $MX_{Nb(C, N)}$ noch andere Phasen identifiziert: Laves, Z- und M_2X Phasen. Da diese nicht bei allen Proben entdeckt wurden, konnten diese Phasen nicht in das Modell aufgenommen werden.

In Bild 190 bis Bild 191 wurde jedes der o.g. Merkmale als Funktion der Zeit aufgetragen. Die Daten zeigen teilweise eine sehr große Streuung. Diese Streuung ist bekannt und ergibt sich aus folgenden Umständen:

- Die Werkstoffe sind nicht homogen
- Die Untersuchungsfläche ist relativ zu den vorliegenden Inhomogenitäten klein
- Die mikrostrukturellen Untersuchungsmethoden sind mit einer Unsicherheit behaftet

In der üblichen linearen Darstellung können folgende Zusammenhänge abgeleitet werden:

- Die Härte im Schaft fällt in Abhängigkeit von der Temperatur mit zunehmender Zeit ab. Im mechanisch nicht belasteten Probenkopf nimmt die Härte eher zu, wie der relativ homogene Verlauf der Messwerte für 600°C zeigt.
- Die Korngröße nach DIN EN ISO 643 zeigt hingegen keine Beeinflussung im gleichmäßig belegten Bereich.
- Die Teilchengröße der $M_{23}C_6$ Ausscheidungen zeigt Literaturangaben [A 229] zufolge im Bereich bis 20000 h eine Zunahme, bei größeren Zeiten ist die Größe weitgehend konstant. Differenzierung zwischen Probenkopf und –Schaft ist vorhanden. Die MX Teilchen bleiben in der Größe eher konstant. Überlagert wird Änderung der Teilchengröße von der tendenzmäßig erkennbaren Abnahme der Zahl der Teilchen.

Problematisch ist, dass in den meisten Darstellungen – mit Ausnahme des Härtewertes – der Unterschied zwischen Probenkopf (nur thermisch beansprucht) und Schaft (thermisch und mechanisch beansprucht) aus diesen eindimensionalen Zusammenhängen nicht bzw. kaum erkennbar ist.

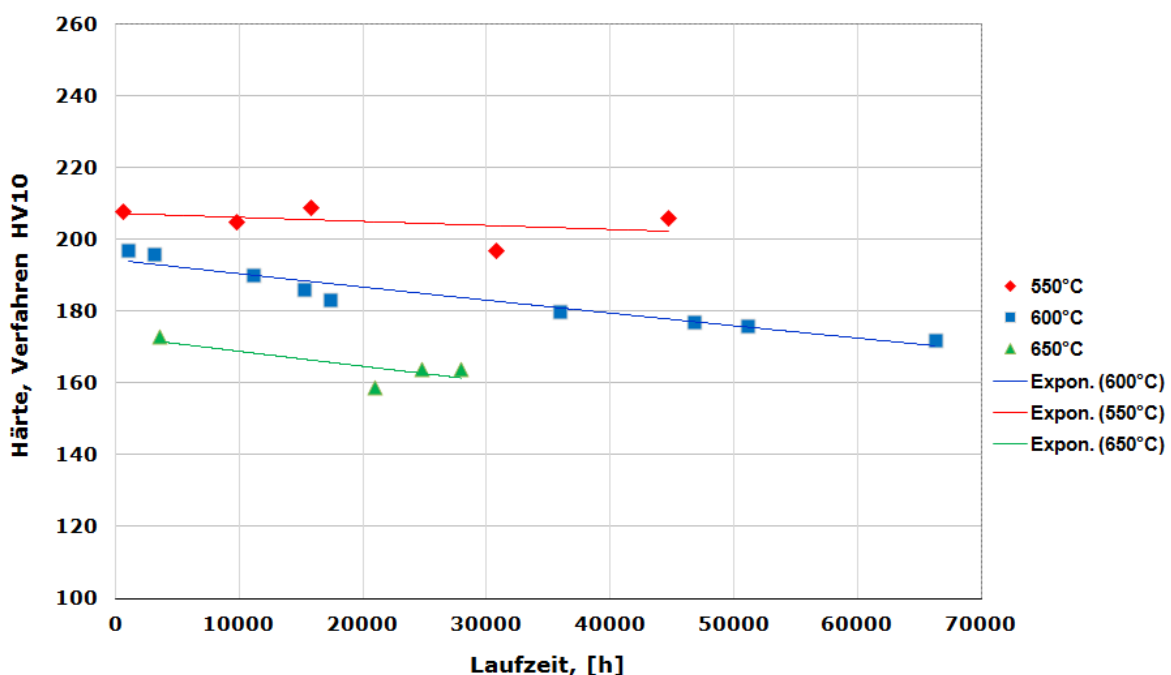


Bild 190: Härte, Verfahren HV 10 über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung

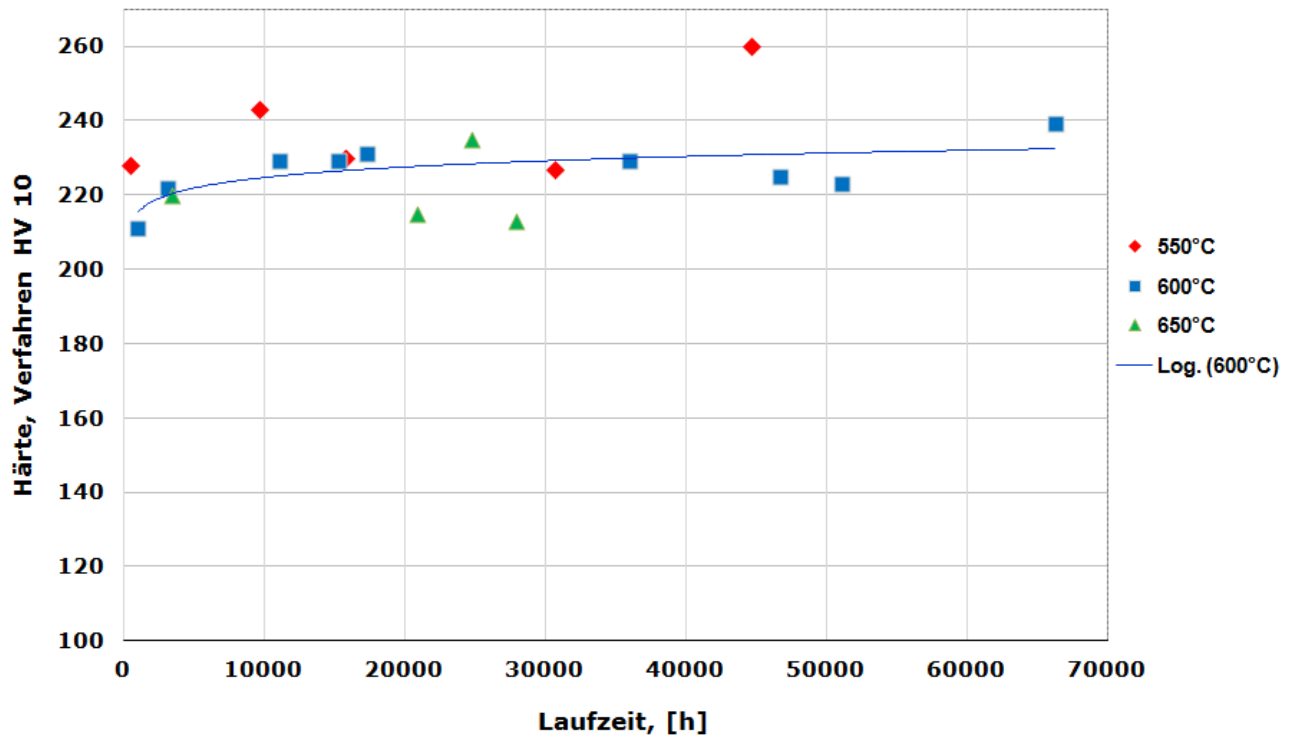


Bild 191: Härte, Verfahren HV 10 über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung

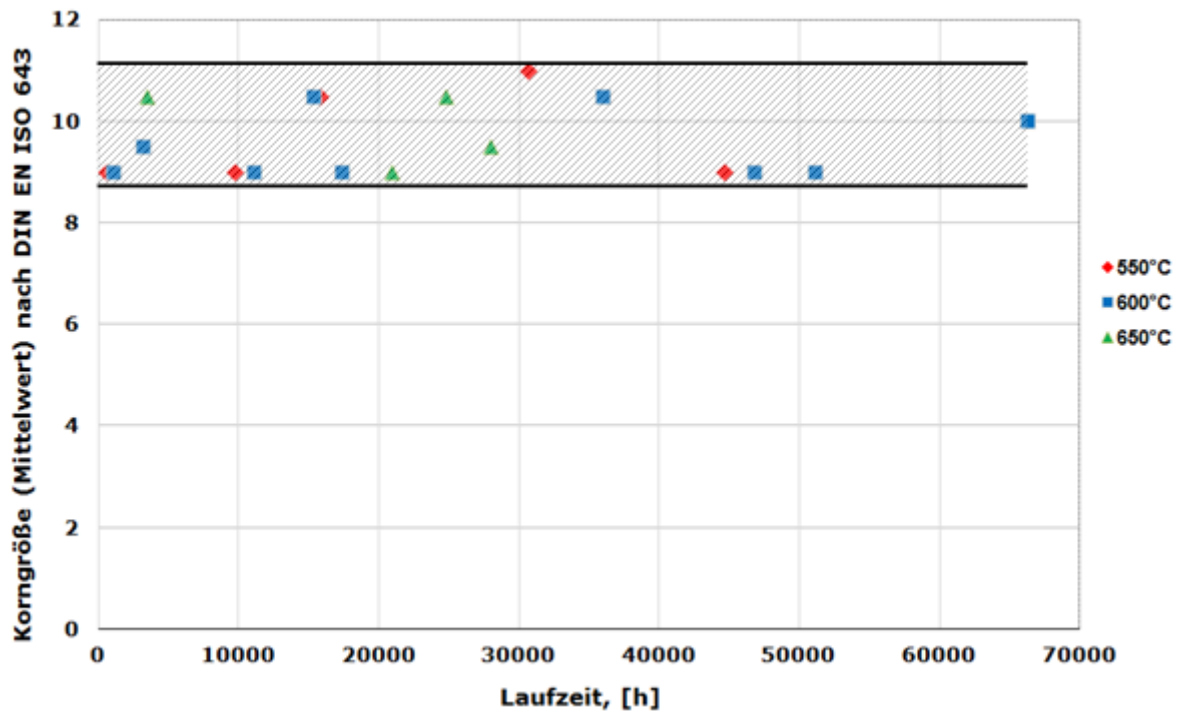


Bild 192: Korngröße (Schaft) über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung

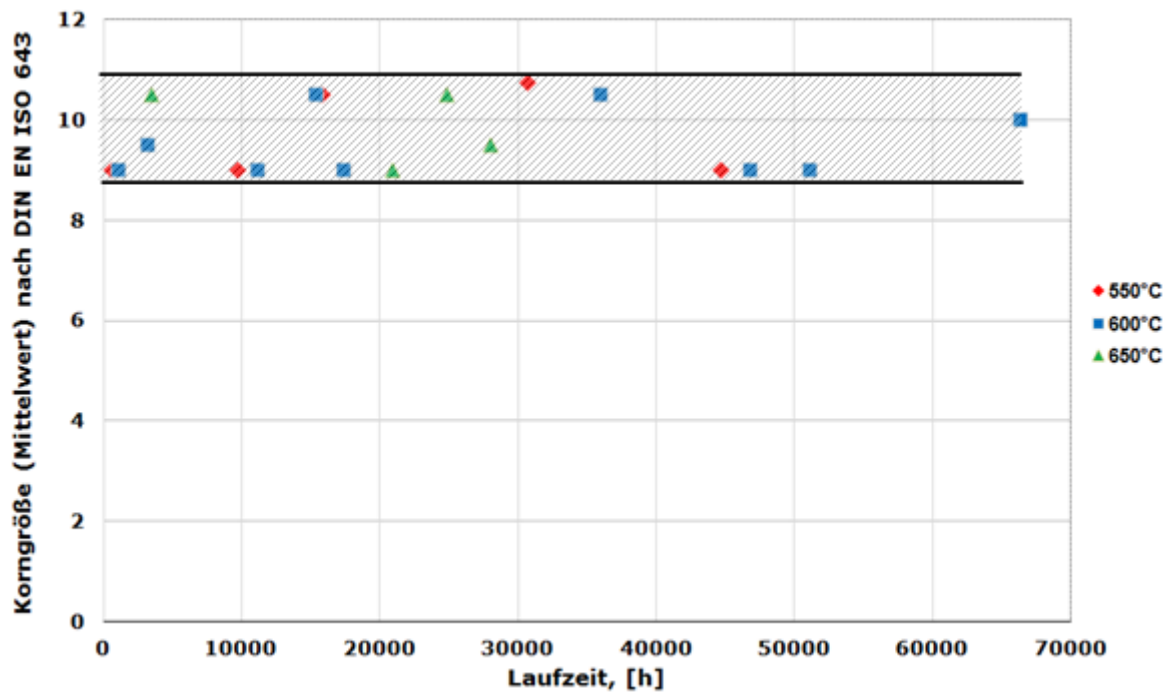
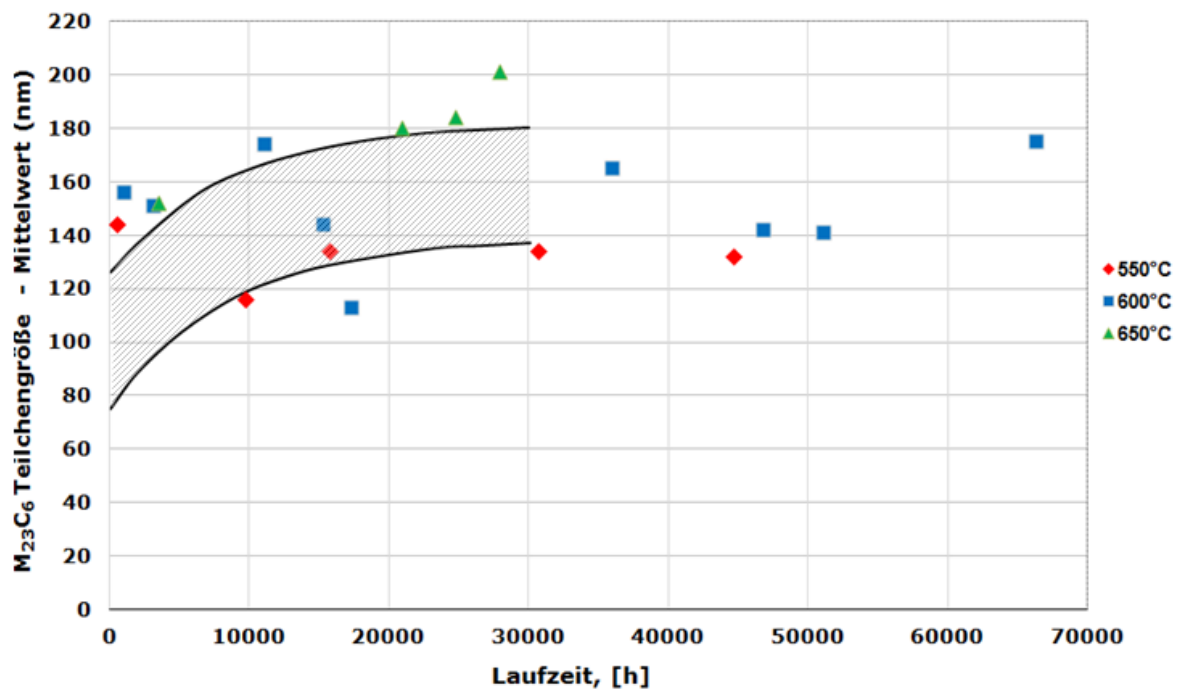
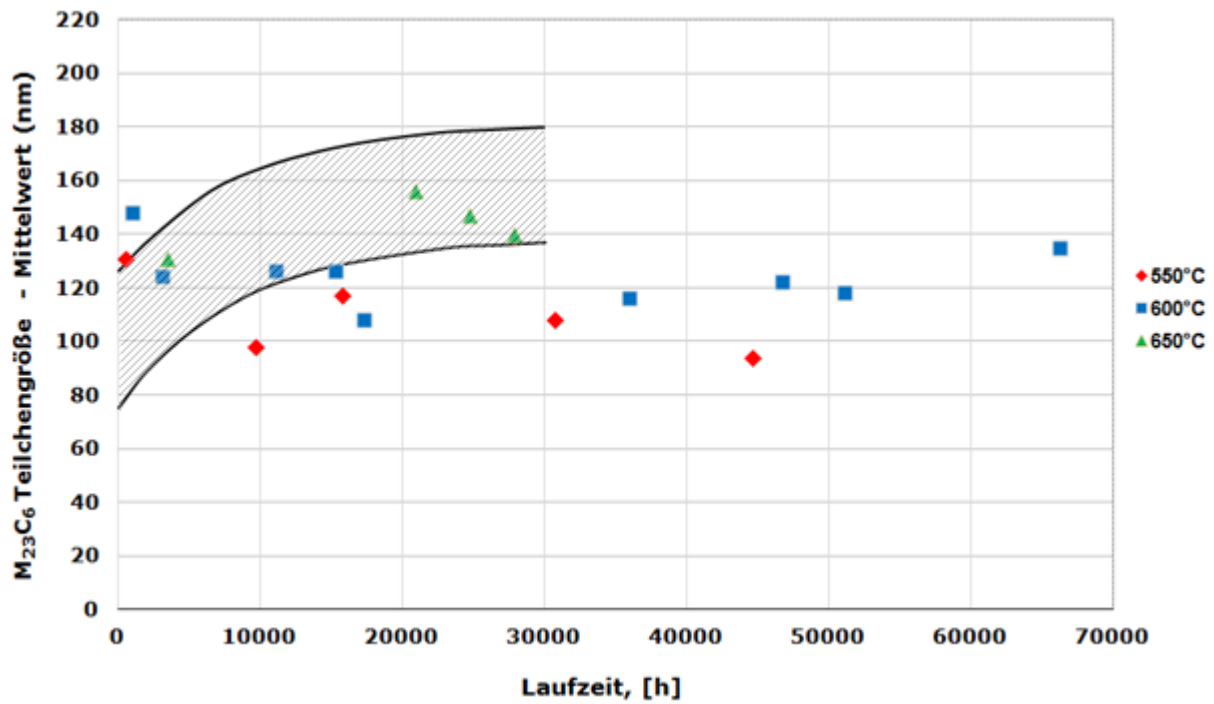
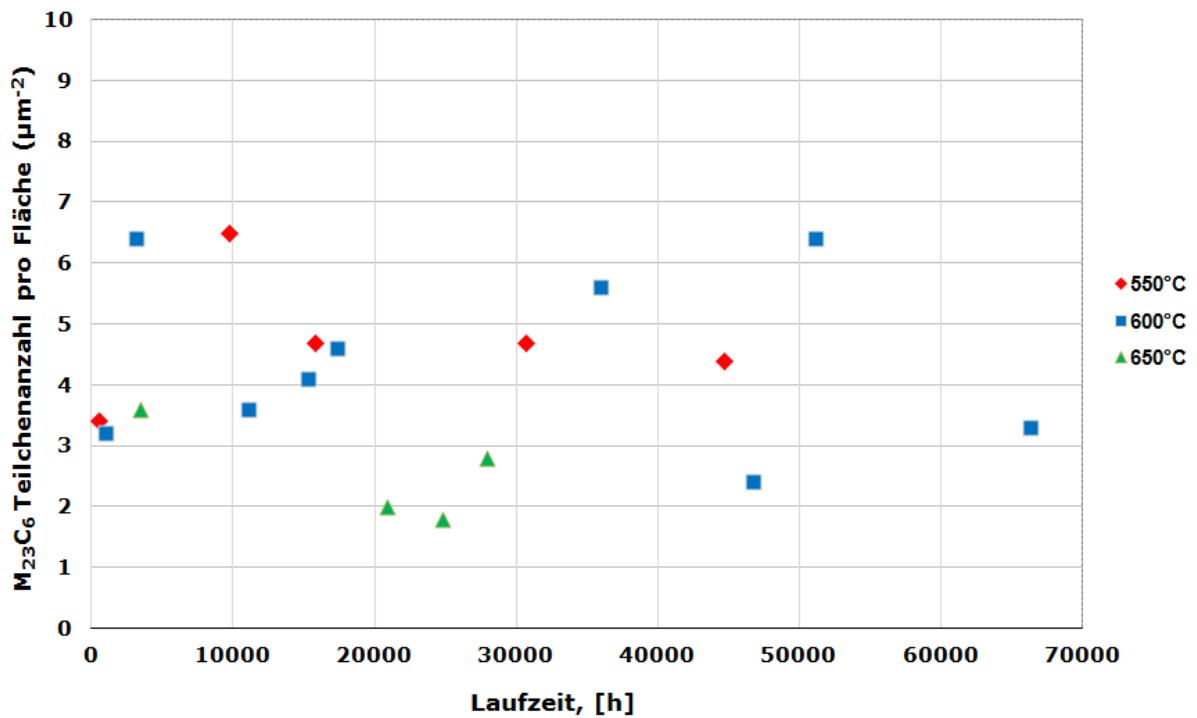
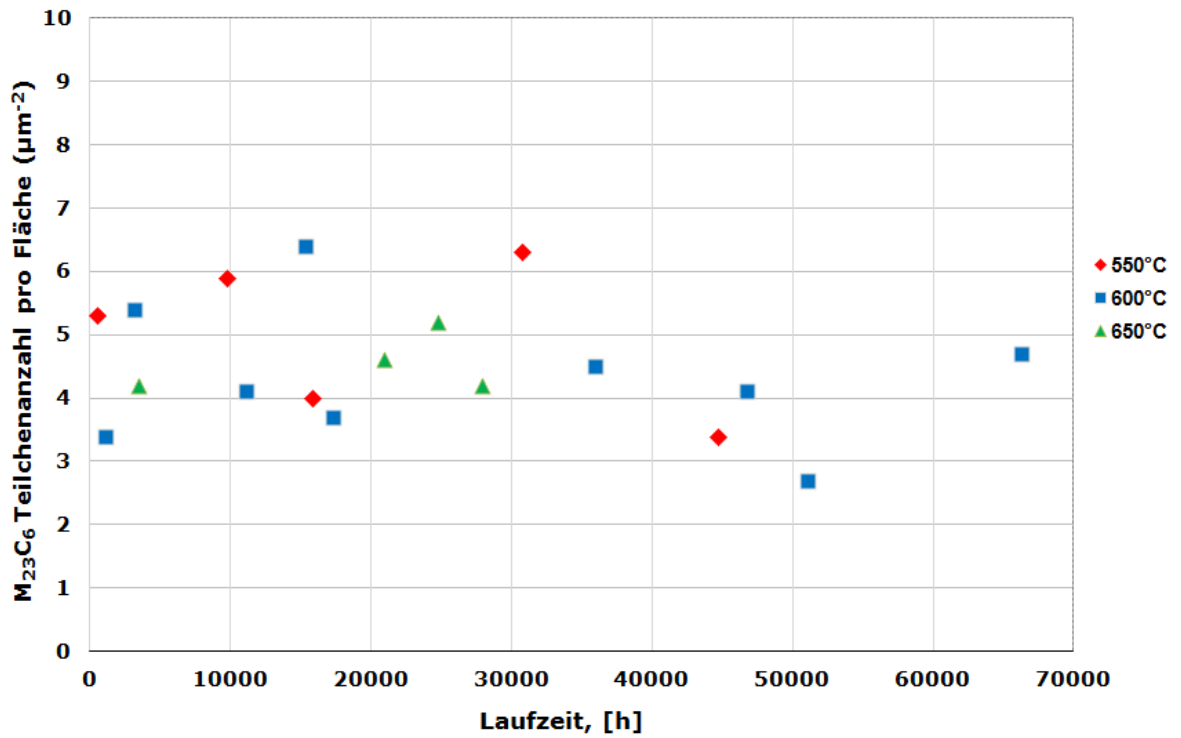
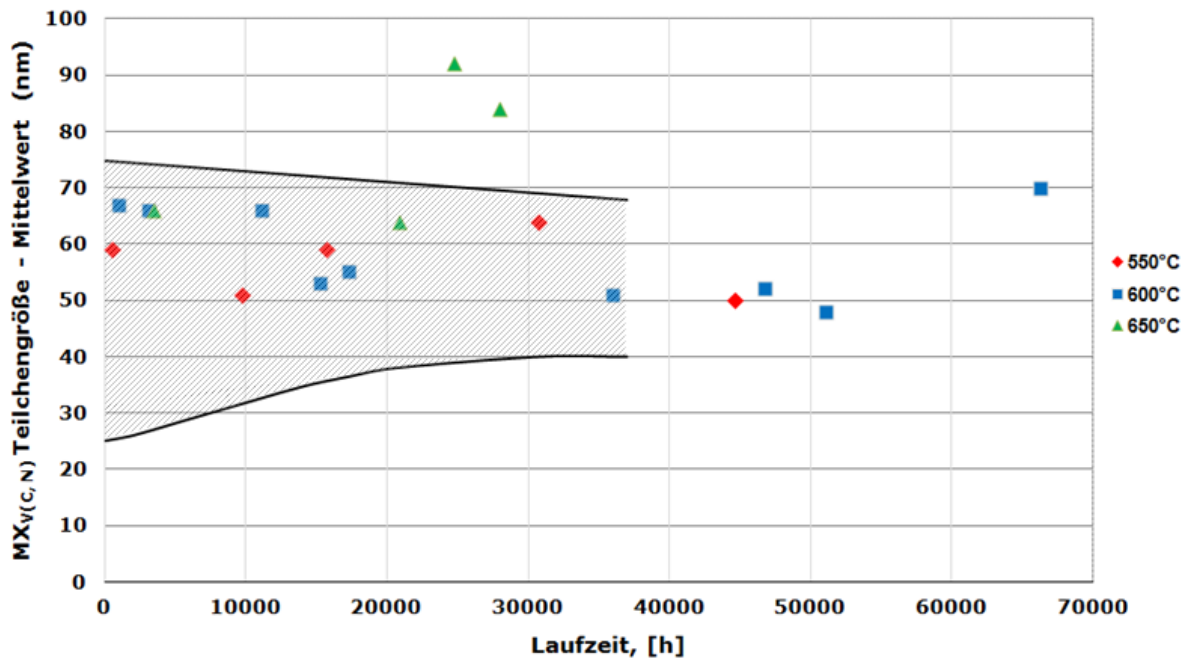
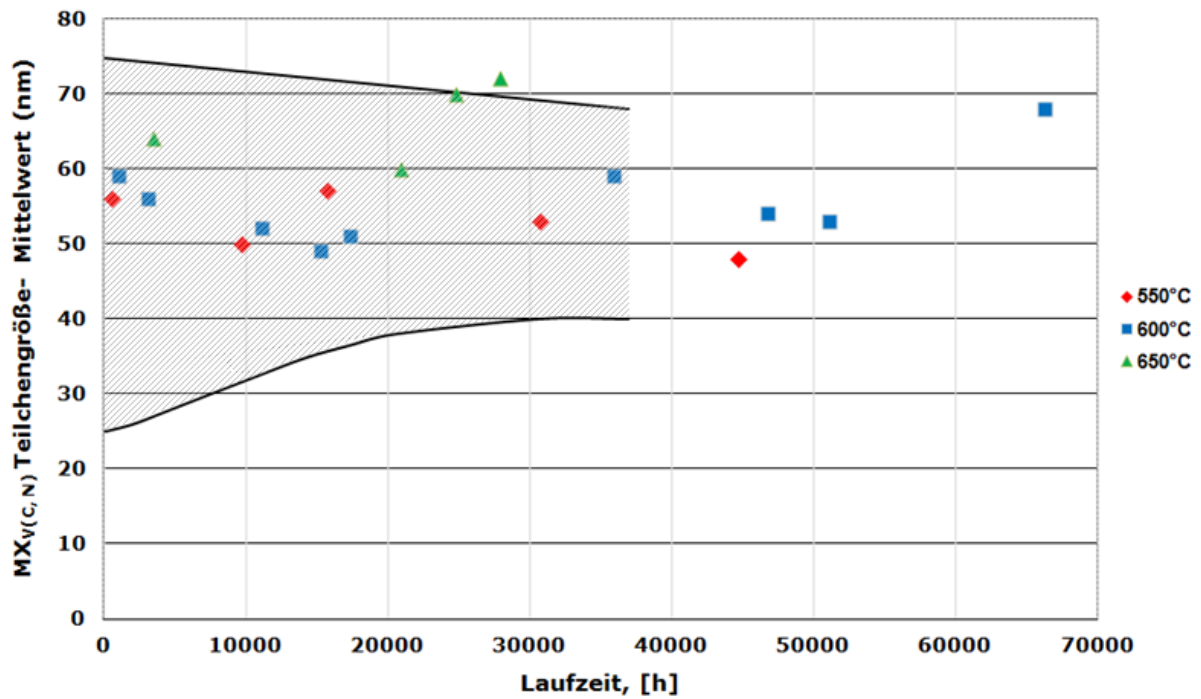
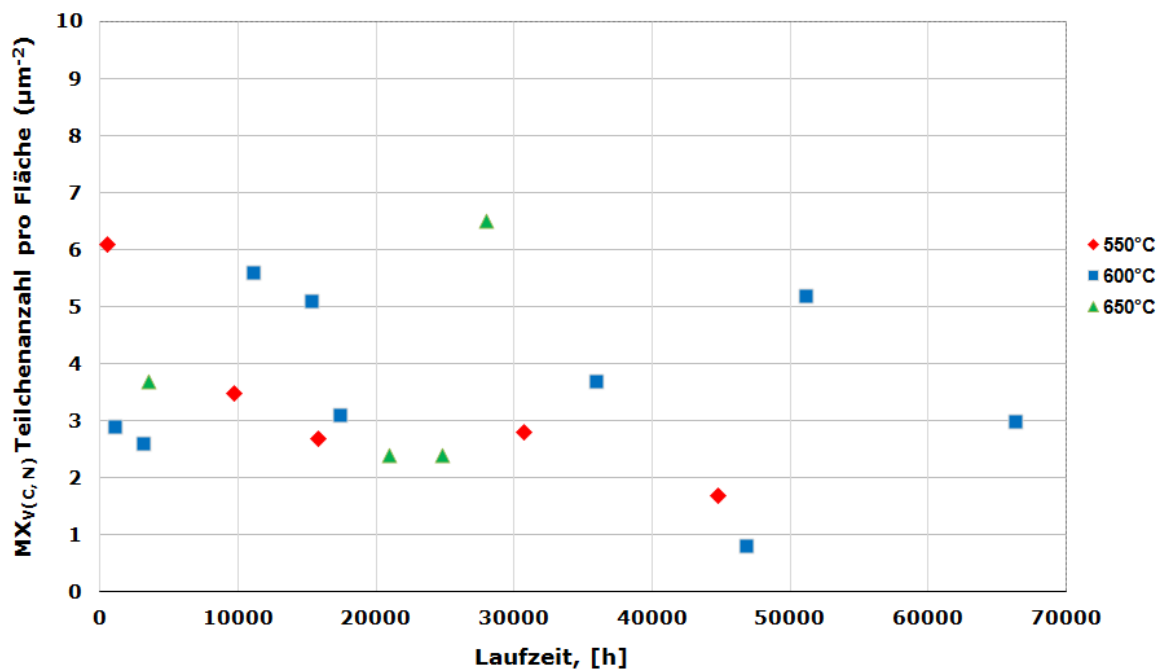


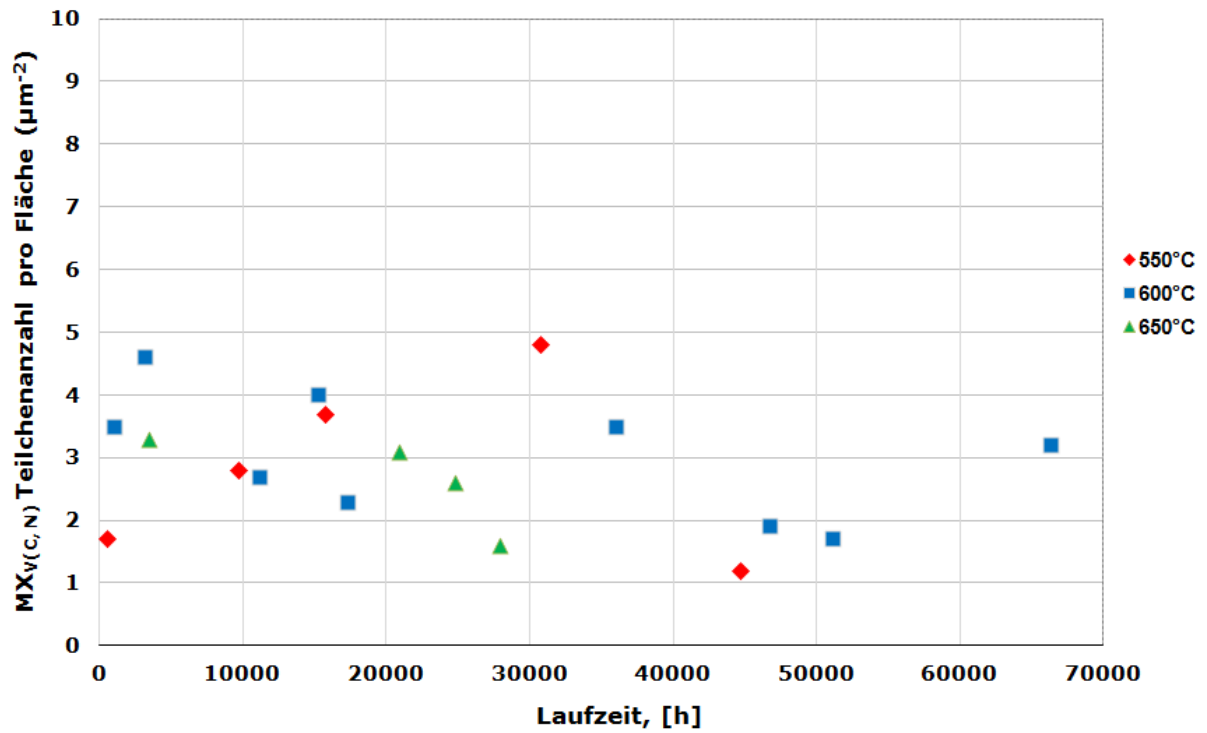
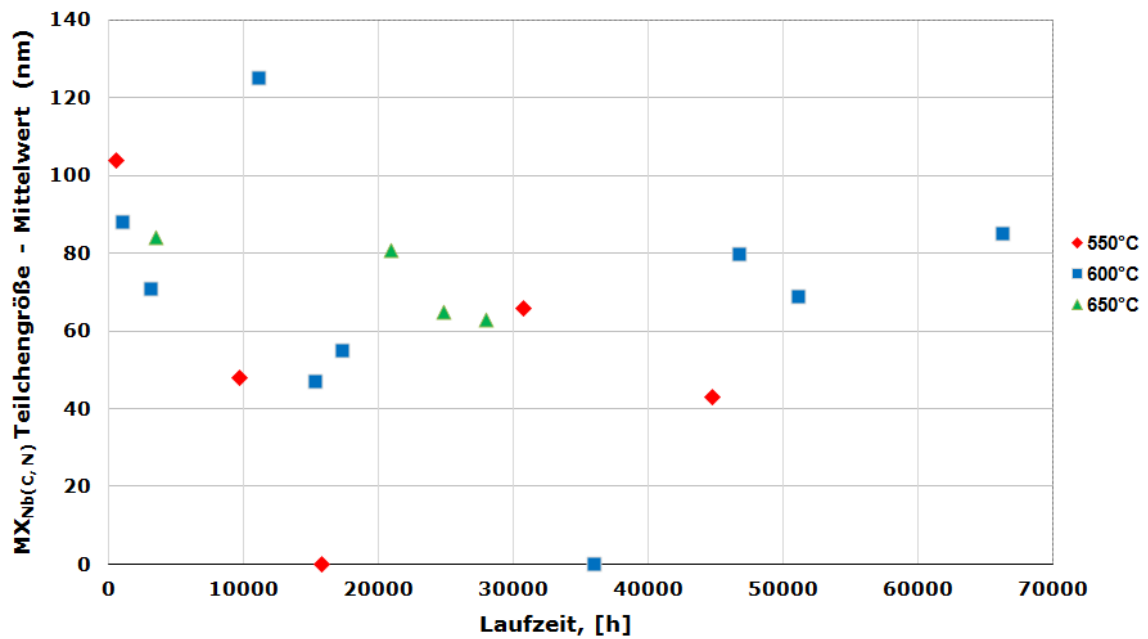
Bild 193: Korngröße (Kopf) über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung

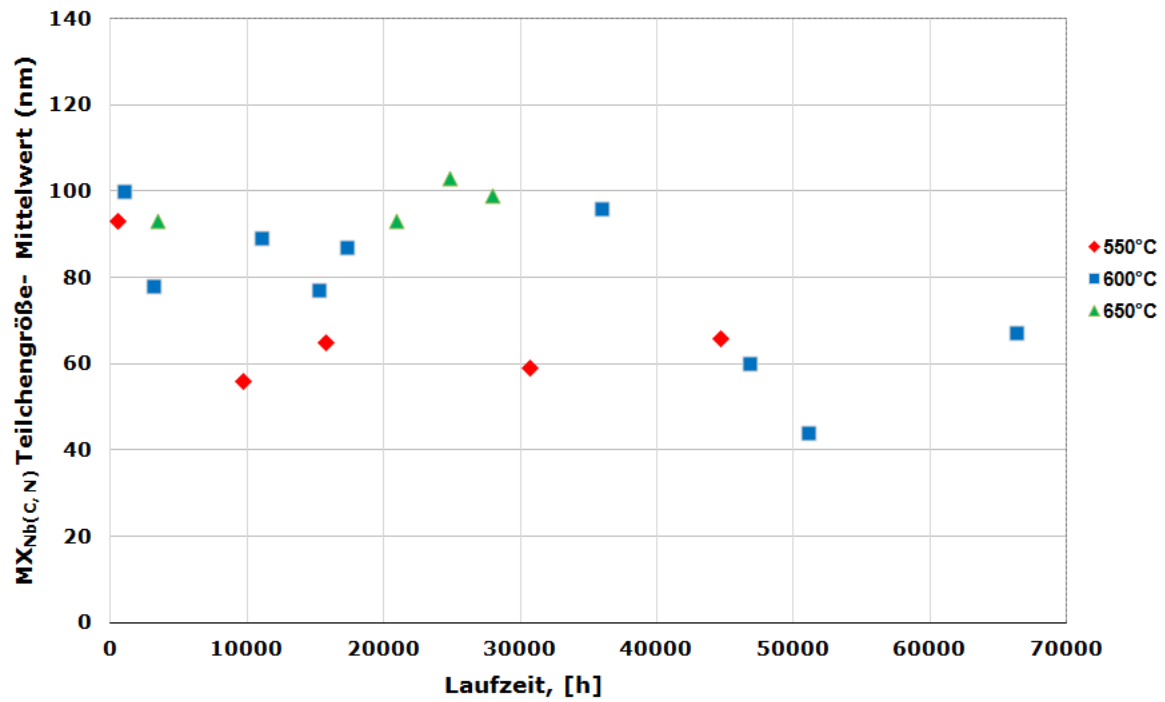
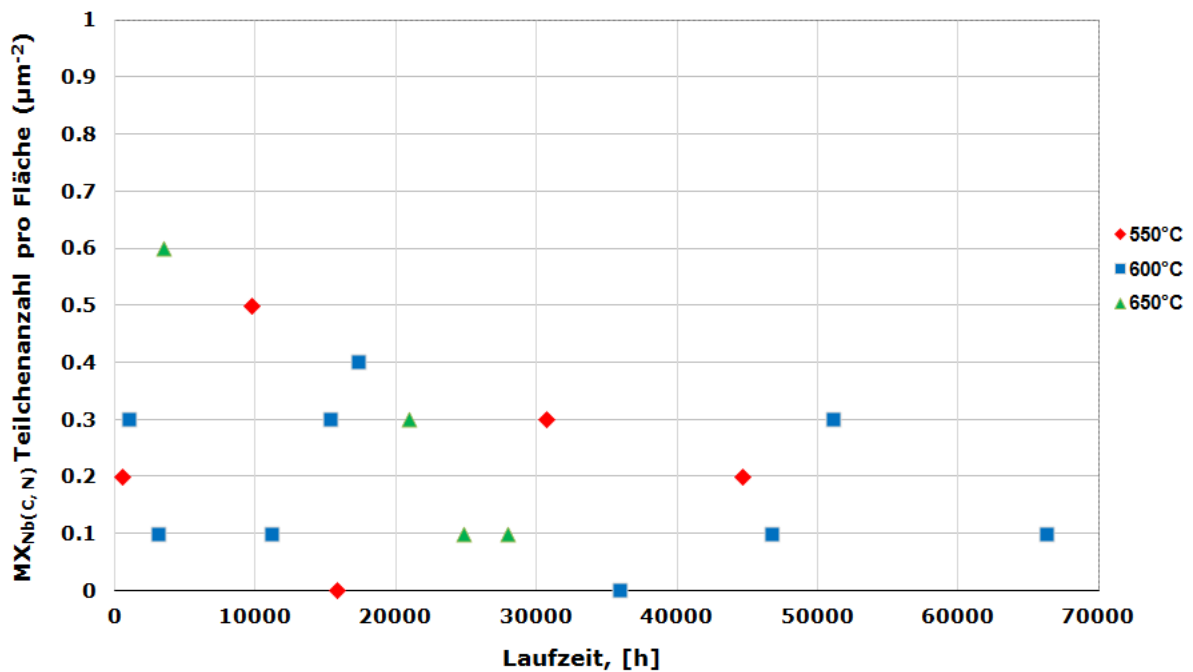
Bild 194: $M_{23}C_6$ Teilchengröße (Schaft) über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung

Bild 195: M₂₃C₆ Teilchengröße (Kopf) über Laufzeit, Werkstoff P91, MikrostrukturuntersuchungBild 196: M₂₃C₆ Teilchenanzahl (Schaft) über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung

Bild 197: $M_{23}C_6$ Teilchenanzahl (Kopf) über Laufzeit, Werkstoff P91, MikrostrukturuntersuchungBild 198: $MX_{V(C,N)}$ Teilchengröße (Schaft) über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung

Bild 199: MX_{V(C,N)} Teilchengröße (Kopf) über Laufzeit, Werkstoff P91, MikrostrukturuntersuchungBild 200: MX_{V(C,N)} Teilchenanzahl (Schaft) über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung

Bild 201: $MX_{V(C,N)}$ Teilchenanzahl (Kopf) über Laufzeit, Werkstoff P91, MikrostrukturuntersuchungBild 202: $MX_{Nb(C,N)}$ Teilchengröße (Schaft) über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung

Bild 203: $MX_{Nb(C,N)}$ Teilchengröße (Kopf) über Laufzeit, Werkstoff P91, MikrostrukturuntersuchungBild 204: $MX_{Nb(C,N)}$ Teilchenanzahl (Schaft) über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung

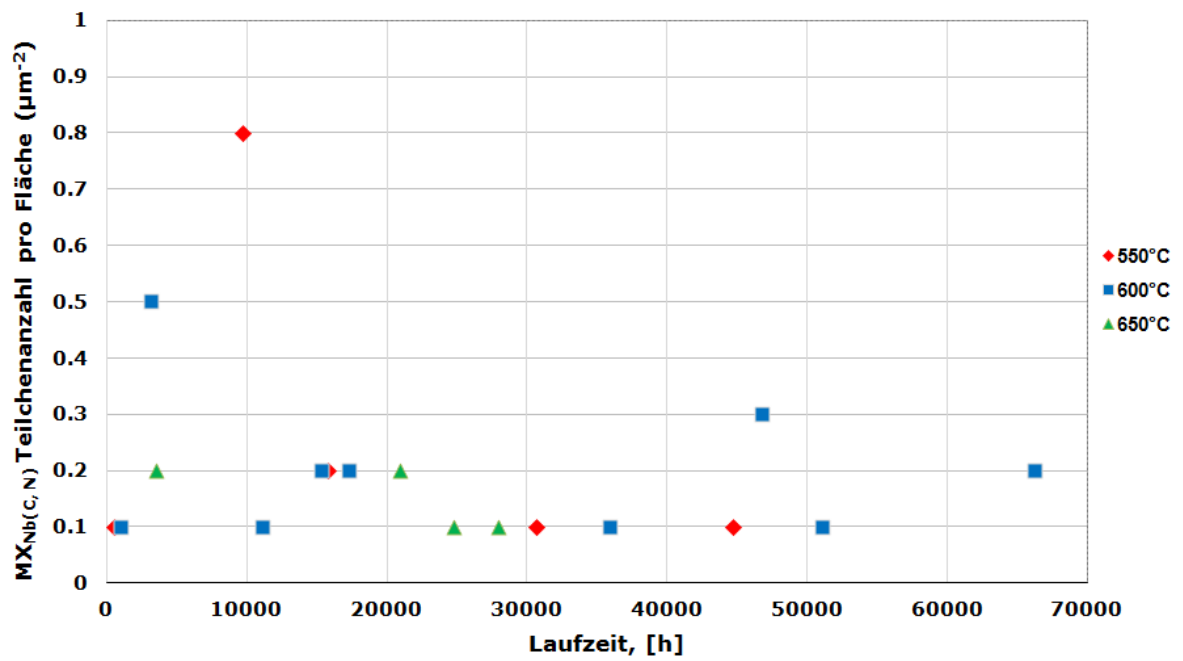


Bild 205: MX_{Nb(C,N)} Teilchenanzahl (Kopf) über Laufzeit, Werkstoff P91, Mikrostrukturuntersuchung