

# Von der Gefügeanalyse zur Prozessrückkopplung: Experten-KI als Assistenzsystem für Schmiedebetriebe

Die Anforderungen an Schmiedebetriebe steigen kontinuierlich. Kürzere Taktzeiten, höhere Bauteilanforderungen, zunehmende Werkstoffvielfalt sowie steigender Kostendruck führen dazu, dass Prozessfenster immer enger ausgelegt werden müssen. Gleichzeitig wächst die Bedeutung einer belastbaren metallkundlichen Bewertung als Grundlage für Prozessfreigaben, Technologieentwicklungen und Ursachenanalysen bei Bauteilfehlern.



KI-generierte Abbildung

Die Herausforderung besteht darin, dass das für eine fundierte Bewertung notwendige Wissen verteilt vorliegt – in Laborberichten, Projektdokumentationen, Normen, Fachartikeln und nicht zuletzt im Erfahrungswissen einzelner Spezialisten.

Prof. Dr. Ulrich Prahl

Eine systematische Verknüpfung von Gefügebefunden mit Prozessparametern entlang der Produktionskette erfolgt meist nur implizit und ist daher für nachgelagerte Analysen oder zukünftige Projekte nur eingeschränkt nutzbar. Die Interpretation durch Spezialisten ist unerlässlich.

Dr. Grzegorz Korpała

## AUTOREN



**Dr.-Ing. Grzegorz Korpała**

ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Metallformung und Tech Lead & CTO der MiViA GmbH



**Roy Rechenberg**

ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Metallformung der TU Bergakademie Freiberg



**Prof. Dr.-Ing. Ulrich Prahl**

ist Institutsdirektor am Institut für Metallformung der TU Bergakademie Freiberg

### MOTIVATION AUS SICHT DER SCHMIEDEPRAXIS

In der industriellen Praxis erfolgt die metallkundliche Bewertung typischerweise auf Basis metallografischer Schliffe, ergänzt durch Härtemessungen und punktuelle chemische Analysen. Während die Aufnahme der Bilddaten im metallografischen Labor weitgehend standardisiert ist, bleibt deren Interpretation stark expertenabhängig. Aussagen zu Phasenanteilen, Korngrößen, Randzonenveränderungen, Entkohlung, Rissbildung oder Karbiddeformation erfordern umfangreiche Erfahrung und ein tiefes Verständnis der zugrunde liegenden Umform- und Wärmebehandlungsprozesse.

Zunehmend zeigt sich jedoch ein strukturelles Problem: Das für eine fundierte Bewertung notwendige Wissen liegt verteilt vor – in Laborberichten, Projektdokumentationen, Normen, Fachartikeln und nicht zuletzt im Erfahrungswissen einzelner Spezialisten. Eine systematische Verknüpfung von Gefügebefunden mit Prozessparametern entlang der Produktionskette erfolgt meist nur implizit und ist für nachgelagerte Analysen oder zukünftige Projekte nur eingeschränkt nutzbar [1].

Vor diesem Hintergrund gewinnt der Einsatz KI-gestützter Assistenzsysteme an Bedeutung. Ziel ist nicht die Automatisierung einzelner Messgrößen, sondern die wissensbasierte Interpretation metallkundlicher Befunde im Kontext realer Produktionsprozesse. Der vorliegende Beitrag zeigt, wie

durch die Kombination von bildbasierter KI, metallkundischer Fachlogik und einem domänenspezifischen Sprachmodell ein KI-gestütztes Auswertesystem realisiert werden kann, das Schmiedebetriebe bei Analyse, Bewertung und technologischer Weiterentwicklung unterstützt.

### BILDDATEN ALS AUSGANGSPUNKT DER METALLKUNDLICHEN ANALYSE

#### • Metallografische Bilddaten im Produktionsumfeld

Die metallografische Untersuchung stellt nach wie vor eine zentrale Säule der Qualitätssicherung und Prozessanalyse in der Massivumformung dar. Typische Untersuchungsanlässe sind:

- Bewertung der Gefügeausbildung nach Umform- und Wärmebehandlungsprozessen
- Analyse von Randzonenveränderungen (zum Beispiel Entkohlung)
- Untersuchung von Rissbildung, Mikrorissen oder Anrissen
- Beurteilung der Austenit- beziehungsweise Ferritkorngröße
- Analyse von Karbidverteilung und -deformation

Die im metallografischen Labor aufgenommenen Bilddaten liegen heute in hoher Auflösung vor und bilden eine geeignete Grundlage für eine weiterführende digitale Auswertung. Dennoch beschränkt sich die klassische Bildanalyse in der Praxis häufig auf manuelle oder halbautomatische Verfahren, bei denen einzelne Merkmale visuell bewertet oder punktuell vermessen werden.

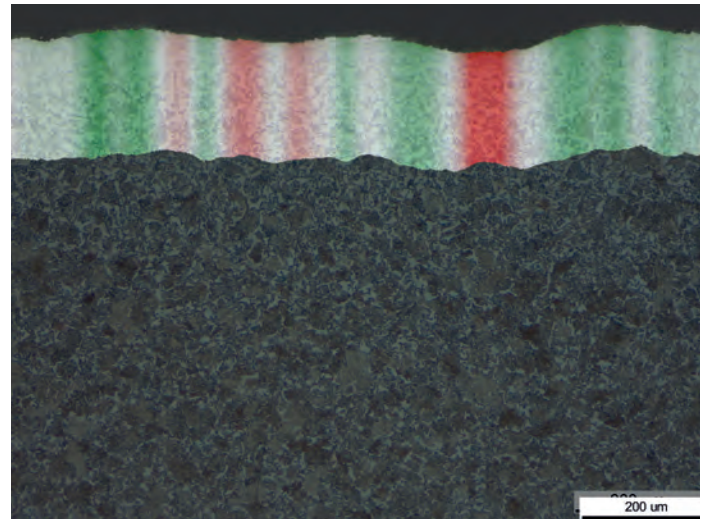
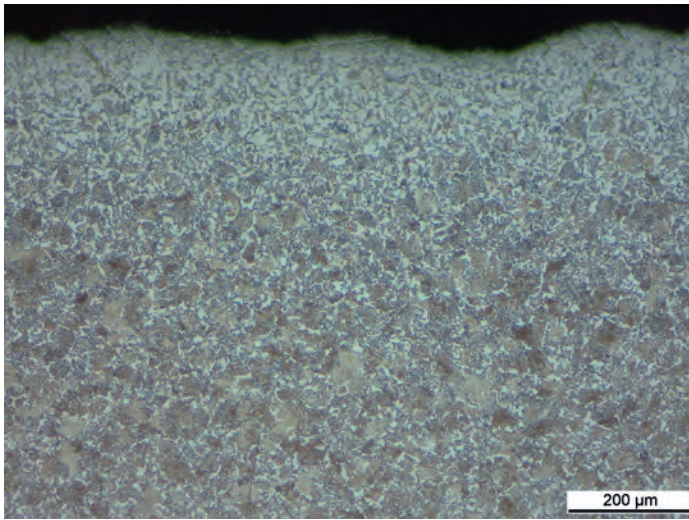


Bild 1: Autonome Phasenidentifikation und Messung der Entkohlungsschichtdicke

## • Grenzen der klassischen Bildauswertung

Konventionelle Bildverarbeitungsmethoden liefern primär geometrische oder statistische Kennwerte, etwa Flächenanteile oder Korndurchmesser. Die metallkundliche Bedeutung dieser Kennwerte – insbesondere im Zusammenhang mit Prozessparametern wie Aufheizgeschwindigkeit, Umformgrad oder Abkühlbedingungen – wird jedoch nicht automatisch erschlossen.

So lässt sich beispielsweise eine grobe Korngröße eindeutig messen, die Ursache hierfür (etwa zu lange Haltezeiten, unzureichende Umformung oder ungünstige Temperaturführung) bleibt jedoch ohne zusätzliche Kontextinformation offen. Ähnliches gilt für Entkohlungszonen, Rissbildungen oder inhomogene Phasenverteilungen.

Diese Lücke zwischen quantitativer Bildauswertung und metallkundliche Interpretation bildet den Ausgangspunkt für den Einsatz KI-gestützter Verfahren.

## KI-GESTÜTZTE GEFÜGEIDENTIFIKATION UND QUANTITATIVE AUSWERTUNG

### • Einsatz bildbasierter KI-Methoden

Bei der automatisierten Auswertung metallografischer Bilddaten kommen zunehmend Deep Convolutional Neural Networks (DCNN) zum Einsatz [2]. Diese sind in der Lage, komplexe Gefügestrukturen zu segmentieren und unterschiedliche Gefügebestandteile zuverlässig zu unterscheiden – auch bei mehrphasigen und inhomogenen Mikrostrukturen.

Im betrachteten KI-gestützten Auswertesystem werden DCNN-Modelle eingesetzt, um metallografische Bilder pixelgenau zu segmentieren. Auf dieser Basis lassen sich unter anderem folgende Kenngrößen automatisiert bestimmen:

- Phasenanteile einzelner Gefügebestandteile,
- Korngrößenverteilungen und lokale Inhomogenitäten,
- Tiefen und Ausdehnung von Entkohlungs- oder Entfestigungszonen,
- Lage, Länge und Tiefe von Rissen oder Mikrorissen,
- Veränderungen der Karbidmorphologie infolge plastischer Verformung.

Die Ergebnisse dieser Bild-KI liefern eine reproduzierbare und objektive Quantifizierung metallkundlicher Merkmale, wie sie in manueller Form nur mit hohem Zeitaufwand erreichbar wäre.

### • Vom Kennwert zur Bewertung – Notwendigkeit der Kontextualisierung

Trotz der hohen Leistungsfähigkeit bildbasierter KI bleibt eine zentrale Herausforderung bestehen:

Die rein bildbasierte Auswertung liefert keine Bewertung im metallkundlichen Sinne.

Ein ermittelter Phasenanteil oder eine gemessene Risttiefe ist für sich genommen noch keine Entscheidungsgrundlage. Erst durch die Einordnung in den Kontext der Produktionskette – etwa durch Kenntnis der Umformtemperaturen, der Aufheizraten, der Abkühlbedingungen oder der eingesetzten Werkstoffcharge – entsteht ein belastbares Gesamtbild.

An dieser Stelle setzt die Erweiterung der Bild-KI durch ein wissensbasiertes KI-System an. Die quantitativen Ergebnisse der Gefügeanalyse werden nicht isoliert betrachtet, sondern mit Prozesswissen, Erfahrungswerten und metallkundlichen Zusammenhängen verknüpft. Dies bildet die Grundlage für eine expertenähnliche Interpretation, wie sie bislang ausschließlich durch erfahrene Werkstoff- und Prozessingenieure vorgenommen wurde.



Bild 2: Autonome Risserkennung in Mikrostruktur und Messung

## ERWEITERUNG ZUR EXPERTEN-KI: VERKNÜPFUNG VON GEFÜGE, PROZESSKETTE UND WISSEN

Die automatisierte quantitative Auswertung metallografischer Bilddaten stellt einen wichtigen Schritt dar, ersetzt jedoch nicht die metallkundliche Bewertung im Sinne einer technologischen Entscheidung. Um aus den ermittelten Gefügedaten belastbare Schlussfolgerungen ableiten zu können, ist eine Einbettung in den Kontext der gesamten Produktionskette erforderlich.

Im hier betrachteten Ansatz wird das bildbasierte Auswertesystem MiViA mit einer wissensbasierten KI-Komponente auf Basis eines Sprachmodells (ChatGPT) kombiniert. Während MiViA die objektive und reproduzierbare Analyse der Bilddaten übernimmt, verarbeitet ChatGPT strukturierte und unstrukturierte Wissensquellen, darunter:

- metallkundliche Grundlagen (beispielsweise ZTU-/ZTA-Diagramme),
- dokumentierte Projekterfahrungen,
- Prozessbeschreibungen aus der Produktion,
- wissenschaftliche Veröffentlichungen und Normen,
- Expertenkommentare aus der Praxis.

Die zentrale Aufgabe dieser Experten-KI besteht darin, die Ergebnisse der Gefügeanalyse mit bekannten Ursache-Wirkungs-Zusammenhängen zu verknüpfen [3]. Auf diese Weise wird aus einer reinen Messgröße eine interpretierte Aussage, beispielsweise zur Prozessstabilität, zur Ursache eines Schadens oder zum Optimierungspotenzial einer Technologie.

Organisatorisch ist das System so ausgelegt, dass die KI keine autonomen Entscheidungen trifft. Stattdessen fungiert sie als Assistenzsystem, das auf Basis der vorhandenen Daten Hypothesen, Hinweise und Optimierungsvorschläge formuliert.

Diese Vorschläge werden anschließend durch Fachingenieure bewertet. Die Rückmeldungen der Experten – etwa die Bestätigung, Relativierung oder Ablehnung einer KI-generierten Empfehlung – werden dokumentiert und fließen in die Wissensbasis ein. Auf diese Weise entsteht ein lernendes System, das metallkundliches Erfahrungswissen systematisch verfügbar macht, ohne den Experten aus dem Entscheidungsprozess zu entfernen.

## TYPISCHE INDUSTRIELLE ANWENDUNGSFÄLLE DER KI-GESTÜTZTEN AUSWERTUNG

• Entkohlung als zentraler Anwendungsfall  
Die Entkohlung stellt in der Schmiedepaxis einen der häufigsten und zugleich kritischsten Befunde in metallografischen Untersuchungen dar. Bereits geringe entkohlte Randzonen können die Bauteileigenschaften signifikant beeinflussen, insbesondere im Hinblick auf Verschleiß, Dauerfestigkeit und Rissanfälligkeit. Im KI-gestützten Auswertesystem erfolgt zunächst eine automatische Erkennung und Quantifizierung der entkohlten Zone anhand metallografischer Schlibfbilder (Bild 1). Die bildbasierte KI bestimmt dabei die Tiefe und Homogenität der Entkohlung sowie deren lokale Schwankungen entlang der Bauteiloberfläche. Diese quantitative Information wird anschließend an die Experten-KI übergeben.

Die Experten-KI setzt die ermittelten Entkohlungstiefen in Beziehung zu bekannten Prozessparametern, etwa Aufheiztemperatur, Ofenatmosphäre, Aufheizdauer und Umformzeit. Auf dieser Basis kann das System Hinweise auf wahrscheinliche Ursachen geben, beispielsweise:

- zu lange Haltezeiten im Austenitisierungsbereich,
- unzureichend kontrollierte Ofenatmosphäre,
- verlängerte Liegezeiten zwischen Erwärmen und Umformen,

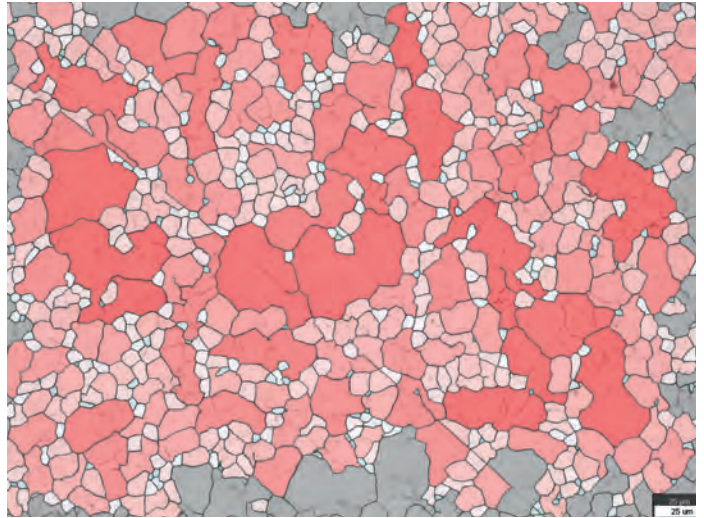
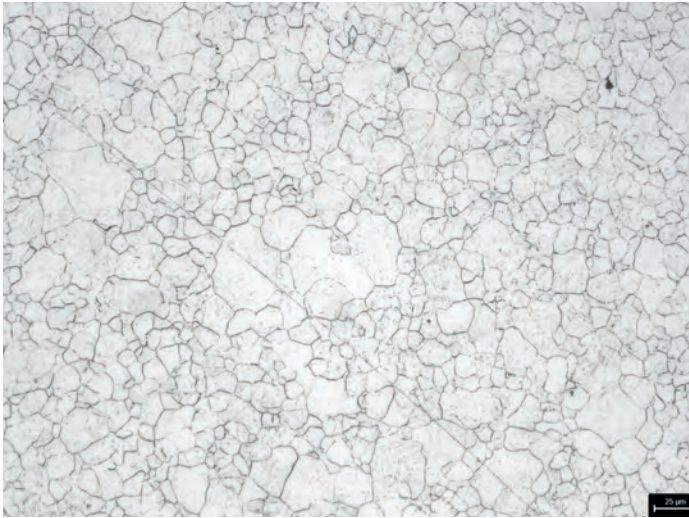


Bild 3: Korngrenzdetektion für ASTM- und DIN-Vermessung

- lokale Temperaturüberhöhungen an geometrisch exponierten Stellen.

Darüber hinaus generiert das System Vorschläge zur Prozessanpassung, etwa zur Optimierung der Ofenführung oder zur Anpassung der Prozesskette. Die Bewertung dieser Vorschläge erfolgt durch erfahrene Prozess- und Werkstoffingenieure, deren Rückmeldung wiederum dokumentiert und für zukünftige Auswertungen nutzbar gemacht wird.

• **Rissbildung und Mikrorisse**

Ein weiterer typischer Anwendungsfall ist die Analyse von Rissbildungen, insbesondere in hochbeanspruchten Randzonen. Die bildbasierte KI detektiert Lage, Länge und Tiefe von Rissen automatisiert und unterscheidet zwischen oberflächennahen Mikrorissen und tiefergehenden Rissystemen (Bild 2).

Die Experten-KI verknüpft diese Informationen mit Prozessdaten wie Umformgrad, Werkzeuggeometrie und Temperaturverlauf. Auf diese Weise können Hinweise auf mögliche Ursachen wie lokale Überdehnung, ungünstige Temperatur-Zeit-Kombinationen oder Werkstoffinhomogenitäten abgeleitet werden.

• **Grobkornbildung**

Die automatische Korngrößenanalyse ermöglicht eine objektive Bewertung der Kornvergrößerung (Bild 3) in einzelnen Bauteilbereichen. In Kombination mit Prozessinformationen lassen sich Rückschlüsse auf zu lange Haltezeiten, zu hohe Temperaturen oder eine unzureichende Umformung ziehen.

Die KI-gestützte Bewertung unterstützt insbesondere bei der Identifikation kritischer Prozessfenster und bei der Ableitung geeigneter Gegenmaßnahmen, etwa durch Anpassung der Temperaturführung oder der Umformsequenz.

**OPTIMIERUNGSVORSCHLÄGE UND ORGANISATORISCHE RÜCKKOPPLUNG MIT EXPERTEN**

Die in Bild 4 dargestellte Ablaufstruktur verdeutlicht den organisatorischen Ansatz einer KI-gestützten, wissensbasierten Auswertung metallkundlicher und prozessbezogener Informationen im Umfeld der Massivumformung. Zentrales Element ist die strukturierte Zusammenführung heterogener Datenquellen aus Dokumentation, Produktion und Qualitätskontrolle, die in standardisierter Form für eine Experten-KI aufbereitet werden.

Ausgangspunkt bilden drei wesentliche Bereiche: Erstens stehen verfügbare Dokumente im Fokus, die metallkundliches Fachwissen und Prozesswissen zu Erwärmung und Umformung, Projekterfahrungen sowie Literatur- und Norminhalte enthalten. Diese Wissensbasis wird durch Auszüge aus den Dokumenten gezielt in die weitere Verarbeitung eingebracht.

Zweitens werden aktuelle Produktionsdaten berücksichtigt, die Prozessparameter, Anlagenkonfigurationen sowie Informationen zur Maschinenanordnung und zum Hallenlayout umfassen. Diese Daten werden in eine sprachbasierte Eingabeform der Analyseergebnisse überführt, um sie in einer einheitlichen, textuell strukturierten Darstellung verfügbar zu machen.

Drittens fließen Ergebnisse der Qualitätskontrolle ein, insbesondere metallografische Untersuchungen mittels Lichtmikroskopie oder REM an polierten und geätzten Schlifflinien aus Randzone und Kern realer Produktionsproben. Ergänzend können mechanische Eigenschaften einbezogen werden. Die daraus resultierenden Befunde werden in Form eines Analyseprotokolls (Textform) aufbereitet.



Bild 4: Schematischer Ablauf der wissensbasierten Experten-KI zur Verknüpfung von Dokumentenwissen, Produktionsdaten und Qualitätskontrolle für metallkundliche Auswertungen, Bilder: Autoren

Die auf diese Weise erzeugten textbasierten Repräsentationen dienen als Eingabe für eine wissensbasierte Experten-KI (LLM), deren Funktionalität durch gezieltes Promptdesign auf metallkundliche Fragestellungen ausgerichtet ist. Das System ermöglicht dadurch eine kontextbezogene Interpretation der verfügbaren Informationen entlang der Produktionskette und unterstützt die strukturierte Bereitstellung von Expertenwissen.

Der Nutzen des Ansatzes liegt in der adressatengerechten Unterstützung unterschiedlicher Nutzergruppen: Erfahrene Mitarbeiter erhalten einen schnellen Zugriff auf relevante Dokumente, Junior-Mitarbeiter werden bei der Beantwortung grundlegender Fachfragen unterstützt, und das Management gewinnt ein verbessertes Verständnis der Produktionsabläufe und ihrer metallkundlichen Zusammenhänge.

Die Interaktion (Anhang 1) zeigt ein typisches Muster: Das LLM liefert eine formal strukturierte, plausibel klingende Prozessberatung, bleibt aber auf einem generischen „Best-Practice“-Niveau ohne belastbare metallurgische Begründung oder Prozessfenster. Kritisch ist, dass mehrere Empfehlungen technisch fragwürdig beziehungsweise nicht konsistent mit den Randbedingungen sind (zum Beispiel „kontrollierte Abkühlung bei 600 °C“ als zusätzlicher Prozessschritt, unklare Wirkung auf Ferritkorngröße/Entkohlung, keine konkrete Maßnahme zur Ofenatmosphäre oder Transportzeit), sodass die Antwort die Kundenanforderungen eher behauptet als sie nachvollziehbar abzusichern.

## NUTZENPOTENZIAL FÜR SCHMIEDEBETRIEBE UND INGENIEURE

Der Einsatz eines KI-gestützten Auswertesystems bietet für Schmiedebetriebe sowie Werkstoff- und Prozessingenieure

ein erhebliches Nutzenpotenzial. Durch die automatisierte und objektive Auswertung metallografischer Bilddaten können Laborergebnisse deutlich schneller und konsistenter analysiert werden. Gleichzeitig wird das vorhandene metallkundliche Wissen systematisch nutzbar gemacht und langfristig gesichert.

Insbesondere bei wiederkehrenden Fragestellungen – etwa zur Entkohlung, Grobkornbildung oder Rissneigung – ermöglicht das System eine strukturierte Ursachenanalyse und unterstützt die Ableitung gezielter Optimierungsmaßnahmen. Dadurch lassen sich zeit- und kostenintensive Trial-and-Error-Ansätze reduzieren. Die nachvollziehbare Verknüpfung von Gefügebefunden mit Prozessparametern erhöht zudem die Entscheidungssicherheit bei Technologieentwicklungen und Prozessfreigaben.

Für kleine und mittlere Unternehmen ergibt sich darüber hinaus der Vorteil, dass Expertenwissen skalierbar verfügbar gemacht wird. Auch bei personellen Engpässen oder dem Ausscheiden erfahrener Mitarbeiter bleibt dokumentiertes Erfahrungswissen erhalten und für zukünftige Fragestellungen zugänglich.

## ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK

Der vorgestellte Ansatz zeigt, dass der Einsatz von Künstlicher Intelligenz in der metallkundlichen Auswertung weit über die reine Automatisierung einzelner Analyseaufgaben hinausgehen kann. Durch die Kombination von bildbasierter Gefügeanalyse, wissensbasierter Experten-KI und einer strukturierten Rückkopplung mit Fachingenieuren entsteht ein Assistenzsystem, das die metallkundliche Bewertung im industriellen Umfeld nachhaltig unterstützt.

## Anfrage an System (Large Language Model – LLM):

Du bist ein erfahrener Prozessingenieur für Gesenkschmieden und Metallurgie.

Antworte sachlich, technisch klar und direkt, ohne Einleitung oder Zusammenfassung der Aufgabenstellung. Formuliere wie in einem Bericht für einen Industriekunden. Schlage keine zusätzlichen Investitionen oder aufwändigen Maßnahmen vor. Erstelle eine fundierte technische Analyse auf Basis der folgenden Prozess- und Befunddaten.

### Prozessbeschreibung

- Werkstoff: C45 Stahl
- Aufheizen auf 1.100 °C im Kammerofen, Haltezeit: 1 h
- Werkstück: 10 kg, Stab Ø 80 mm
- Transport aus dem Ofen in das Schmiedegesenk
- Gesenkschmieden einer Kurbelwelle in 3 Gravuren mit Gratbildung
- Abkühlung an Luft im Korb

### Metallographische Befunde

- Oberflächenrisse: ca. 100 µm
- Entkohlungstiefe: ca. 200 µm
- Ferritkorngröße: G-Klasse 3

### Kundenanforderungen

- Ferritkorngröße mindestens G-Klasse 5
- Entkohlung maximal 50 µm
- Reduzierung der Oberflächenrisse

### Beschreibung des ZTU-Diagramms (C45 Stahl)

#### Austenitisierung (Startbedingung)

- Aufheizen auf 880 °C
- Haltezeit: 3 min
- Vollständige Austenitisierung oberhalb  $A_{c3}$  (~780 – 800 °C)
- Ausgangsgefüge: vollständig Austenit (A)

#### Abkühlgeschwindigkeiten und Umwandlungsbereiche

##### Sehr schnelle Abkühlung (linke Kurven)

- Abkühlzeit bis 300 °C: ca. 1 – 10 s
- Ferrit- und Perlitnase werden vollständig umgangen
- Umwandlung erst unterhalb  $M_s \approx 350$  °C
- Gefüge: nahezu vollständig Martensit
- Härte: HV 533 – 548

##### Mittlere Abkühlgeschwindigkeit (Zentrum)

- Umwandlungsbeginn: ca. 600 – 500 °C
- Perlitstart nach zirka 10 – 100 s
- Teilweise Bainitbildung
- Gefüge: Bainit + Perlit, geringer Martensitanteil
- Härte: HV 318–378

##### Langsame Abkühlung (rechte Kurven)

- Abkühlzeiten:  $10^3$ – $10^5$  s (Minuten bis Stunden)
- Umwandlung bei hohen Temperaturen:
  - Ferritstart: ~700 °C
  - Perlitbildung: ~650 – 550 °C
- Gefüge: Ferrit + Perlit
- Härte: HV 210 – 229

#### Charakteristische Umwandlungstemperaturen

##### Umwandlungsbereich Temperatur

Ferritbildung (F)	~700 – 600 °C
Perlitbildung (P)	~650 – 550 °C
Bainitbildung (Zw)	~500 – 350 °C
Martensitstart ( $M_s$ )	~350 °C
Martensit (M)	<300 °C

Vorbereiteter Prompt aus den verfügbaren Informationen

Die KI ersetzt dabei nicht den Experten, sondern erweitert dessen Handlungsspielraum, indem sie relevante Informationen zusammenführt, strukturiert aufbereitet und nachvollziehbare Hinweise liefert. Die Entscheidungsverantwortung verbleibt konsequent beim Menschen.

Zukünftige Entwicklungen können insbesondere in der stärkeren Kopplung des Systems mit Prozesssimulationen, etwa der Finite-Elemente-Methode, liegen. Perspektivisch eröffnet sich damit die Möglichkeit, Gefügebefunde, Prozessdaten und Simulationsergebnisse in einem geschlossenen Regelkreis zur wissensbasierten Prozessoptimierung zu vereinen.

**Antwort vom System (LLM):****Werkstoff- und Gefügeanalyse**

- C45 bei 1100 °C / 1 h deutlich über  $Ac_3$  → starkes Austenitkornwachstum.
- Gemessene Ferritkorngröße G 3 bestätigt grobes Austenit-Ausgangskorn.
- Luftabkühlung im Korb entspricht sehr langsamer Abkühlung → Umwandlung im Ferrit-/Perlitbereich (700 – 550 °C) gemäß ZTU, ohne Kornverfeinerung.
- Keine thermomechanische Kornfeinerung wirksam, da hohe Starttemperatur und lange Haltezeit.

**Entkohlung**

- 200 µm Entkohlung typisch für:
  - lange Haltezeit bei 1100 °C,
  - oxidierende Ofenatmosphäre,
  - große Oberfläche des Ø 80-mm-Stabs.
- Entkohlung reduziert Randkohlenstoff → lokale Festigkeitsabsenkung → begünstigt Rissinitiierung.

**Oberflächenrisse**

- Risslänge ~100 µm im entkohlten, grobkörnigen Randbereich.
- Ursachen:
  - verminderte Warmfestigkeit durch Entkohlung,
  - grobes Ferritkorn → geringe Duktilität bei Umformung,
  - Temperaturabfall während Transport → erhöhte Umformspannungen in der Randschicht,
  - Gratbildung → zusätzliche lokale Dehnungen.

**Abgleich mit Kundenanforderungen**

- Ferritkorngröße  $\geq G 5$  aktuell nicht erfüllt (Ist: G 3).
- Entkohlung  $\leq 50$  µm deutlich überschritten.
- Oberflächenrisse korrelieren direkt mit Entkohlung und Grobkorn.

**Technische Bewertung der Prozessparameter**

- Aufheiztemperatur 1100 °C metallurgisch nicht erforderlich für C45 und ursächlich für:
  - Grobkornbildung,
  - starke Entkohlung.
- Haltezeit 1 h für 10-kg-Stab überdimensioniert.
- Luftabkühlung im Korb führt gezielt zu grobem Ferrit-Perlit-Gefüge gemäß rechter ZTU-Kurven.

**Ableitungen zur Zielerreichung (prozessintern)**

- Absenkung der Austenitisierungstemperatur in den Bereich 880 – 950 °C → Begrenzung des Austenitkorns.
- Reduzierung der Haltezeit auf rein durchwärmetechnisch notwendiges Maß → Minimierung der Entkohlung.
- Minimierung der Transportzeit Ofen → Gesenk → geringerer Temperaturgradient an der Oberfläche.
- Erhöhung der wirksamen Umformgrade in frühen Gravuren → mechanische Kornverfeinerung.
- Schnellere Abkühlung aus dem Schmiedetemperaturbereich oberhalb 700 °C (keine isotherme Verweilzeit) → Unterdrückung grober Ferritkeimbildung.

**Zusammenhang ZTU – Gefüge – Befund**

- Aktueller Prozess folgt vollständig der langsamen Abkühlkurve (Ferrit + Perlit).
- Grobes Ferritkorn entsteht durch hohe Umwandlungstemperatur (~700 °C) und großes Austenitkorn.
- Ziel  $G \geq 5$  erfordert feineren Austenit und/oder Umwandlung bei niedrigeren Temperaturen innerhalb des Ferrit-/Perlitfeldes.



[1] Schneider, J.; Rostami, R.; Corcoran, M.; Korpala, G.: Integration of Artificial Intelligence into Metallography: Area-wide Analysis of Microstructural Components of a Jominy Sample, HTM Journal of Heat Treatment and Materials, 2024, 3 – 14. DOI: 10.1515/htm-2023-0032

[2] Mulewicz, B.; Korpala, G.; Kusiak, J.; Prahl, U.: Autonomous Interpretation of the Microstructure of Steels and Special Alloys, Materials science forum, 2019, 24 – 31, DOI: 10.4028/www.scientific.net/MSF.949.24

[3] Hadi, M. U.; Tashi, Q. A.; Qureshi, R. et al.: Large Language Models: A Comprehensive Survey of its Applications, Challenges, Limitations, and Future Prospects. TechRxiv. February 10, 2025, DOI: 10.36227/techrxiv.23589741.v8