

Material- und Energieflusssimulation zur prädiktiven Bestimmung von Ofenreinigungsintervallen

Material and energy flow simulation for predictive determination of furnace cleaning intervals

Johannes Dettelbacher, Wolfgang Schlüter, HS Ansbach, Ansbach (Germany),
johannes.dettelbacher@hs-ansbach.de, wolfgang.schlüter@hs-ansbach.de

Abstract: Within the scope of this work, an aluminium casting operation is modelled with a material and energy flow simulation. The used simulation model focusses on the melting operation, where grey box models describe the melting furnaces. The essential physical model is based on a differential equation system, which displays the material and energy flows in the furnace. In order to determine optimal cleaning intervals for the melting furnaces, the simulation is coupled with an optimization. As an optimization method, a genetic algorithm is compared with a brute force method. Within various specific operating situations the quality of the simulation-based optimization is proved. As a result, the model can reduce operational disturbances and increase energy efficiency.

1 Einleitung

Durch die zunehmende Globalisierung und steigende Energiepreise erhöht sich der Wettbewerbsdruck auf die energieintensive Gussindustrie in Deutschland. In diesen Betrieben nimmt zwar das Bewusstsein für die Energieeffizienz zu, jedoch liegt der Fokus auf der Produktion der Bauteile und Effizienzmaßnahmen werden nur angewendet, wenn diese die Produktionskennzahlen nicht negativ beeinflussen. Während Verbesserungen durch technische Maßnahmen in der Branche bereits umgesetzt werden, bieten Optimierungen im Betriebsablauf noch weitere Potentiale (Herrmann et al. 2013; LfU 2005). Insbesondere die Werkzeuge der mathematischen Modellierung mit Simulationen und Optimierungen können hierbei zielführend für die Beurteilung von Effizienzmaßnahmen eingesetzt werden (Gutenschwager et al. 2017; Römer und Strassburger 2016). In vorherigen Forschungsarbeiten konnten auf diesem Weg Einsparpotentiale bei der Verteilung des festen und flüssigen Aluminiums und der Betriebsweise der Schmelzöfen identifiziert werden (Schlüter et al. 2017). Im Rahmen dieser Untersuchung wird das Simulationsmodell für die Prognostizierung von geeigneten Reinigungsintervallen der Schmelzöfen verwendet.

Ziel hierbei ist, kritische Betriebsituationen durch Reinigungsphasen zu vermeiden und einen störungsfreien und energieeffizienten Betrieb der Produktionsmaschinen zu ermöglichen. In der vorliegenden Arbeit werden der betrachtete Gussbetrieb, das Simulationsmodell sowie das Steuerungsmodul beschrieben und verschiedene Optimierungsoptionen betrachtet. Die Optimierungsergebnisse werden anhand spezifischer Betriebsituationen auf ihre Güte geprüft.

2 Aluminium-Gussbetriebe und Ofenreinigungen

Anhand der Abbildung 1 wird der Betriebsablauf in einem typischen Aluminium-Gussbetrieb beschrieben. Dabei wird besonders auf die Reinigung der Schmelzöfen, deren zeitlicher Ablauf optimiert werden soll, eingegangen.

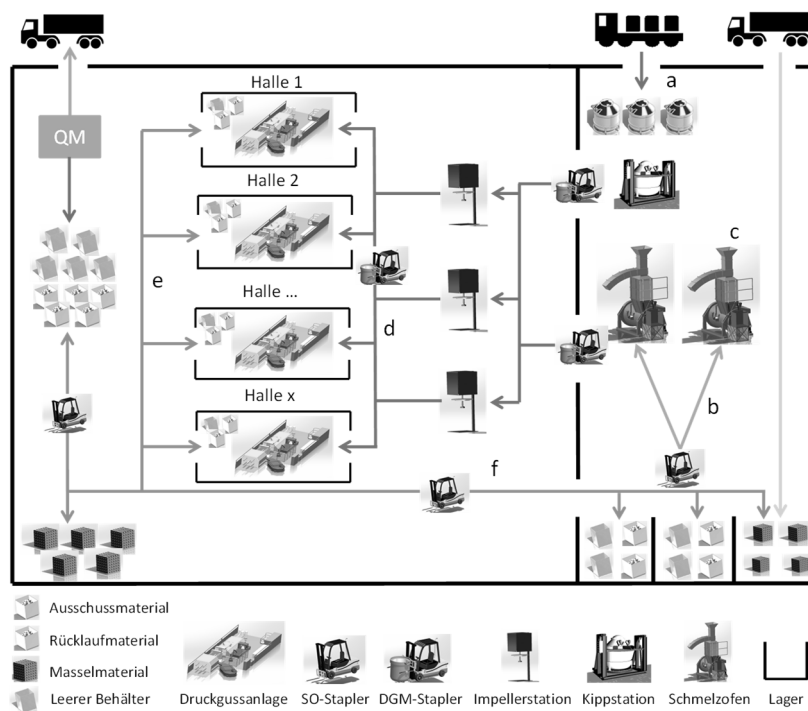


Abbildung 1: Schema eines Aluminium-Gussbetriebs mit Prozessschritten

Die zugrundeliegenden Prozesse sind:

- Anlieferung von flüssigem Aluminium (Abb. 1, a),
- Beschickung der gasbetriebenen Schachtschmelzöfen über Stapler mit Masseln (Metallbarren), Rücklauf- oder Ausschussmaterial (Abb. 1, b)
- Erwärmen, Schmelzen und Überhitzen bzw. Warmhalten des Metalls (Abb. 1, c)
- Verteilung des flüssigen Aluminiums mit Staplern auf die Dosieröfen der Druckgussmaschinen (Abb. 1, d)

- Produktion von Gussteilen in den Druckgussanlagen und Qualitätsprüfung (Abb. 1, e)
- Transport von Materialbehältern aus dem Druckgussbetrieb oder von Masselpaketen aus dem Lager zum Schmelzbetrieb (Abb. 1, f)

Im Fokus dieser Arbeit stehen die Reinigungsintervalle der Schmelzöfen (Freischmelzen). Da beim Schmelzprozess Ablagerungen an den Ofenwänden entstehen, welche die Effizienz und Lebensdauer der Anlagen reduzieren, müssen die Schmelzöfen entsprechend gereinigt werden. Nach Herstellerangaben soll jeder Schmelzofen pro Betriebsschicht einmal gereinigt werden, um Ablagerungen an den Ofenwänden zu vermeiden, was in der betrieblichen Praxis auch so umgesetzt wird. Beim Freischmelzen werden die Brenner genutzt, um die Ablagerungen abzuschmelzen und es kann kein neues Material beschickt werden. Die Druckgussmaschinen sind für die Produktion von Bauteilen auf die Flüssigaluminiumversorgung der Schmelzöfen angewiesen. Reinigungsphasen in kritischen Betriebssituationen (Flüssigaluminiummangel) können zu Störungen der Produktion führen. Durch die Reinigung erfolgt eine Unterbrechung des Schmelzvorganges, was zu einer Reduzierung des warmzuhaltenden Flüssigaluminiums führt. Dadurch beeinflusst der Reinigungszeitpunkt auch den Energieverbrauch der Öfen.

3 Simulationsmodell

Ausgehend von einem bestehenden Simulationsmodell wird das System in ein Teilmodell Schmelzbetrieb und ein Teilmodell Gussbetrieb aufgegliedert. Mit dem Teilmodell Gussbetrieb können die Materialverbräuche der einzelnen Produktionsmaschinen über die Bruttoproductgewichte und den Taktzeiten bestimmt werden. Somit können der Aluminiumbedarf und die optimalen Belieferungszeiten der Maschinen über eine vorangehende eigenständige Optimierung bestimmt werden (Dettelbacher und Schlüter 2020).

Dies ermöglicht, die Systemgrenzen beim weiteren Simulationsmodell um den Schmelzbetrieb zu legen. Ziel des Schmelzbetriebes ist es, den Bedarf an Flüssigaluminium mit den Schmelzöfen zu decken. Hierfür sind im Teilmodell Schmelzbetrieb die Schmelzöfen abgebildet, welche sich jeweils in einen Schmelzschacht und die Ofenwanne unterteilen lassen. Für die Schmelzöfen wird ein Greyboxmodell verwendet, welches ein physikalisches Grundmodell mit, an Betriebsdaten und CFD-Simulationen kalibrierten, Parametern kombiniert. Das physikalische Grundmodell basiert als dynamisches System auf ein Differentialgleichungssystem, welches ausgehend von einer Verbrennungsrechnung die Wärmeübertragung vom Rauchgas auf das Aluminium und den Schmelz- und Warmhalteprozess im Schmelzofen abbildet. Der Material- und Energiefluss im Ofen wird im Simulationsmodell bidirektional gekoppelt. Ein Schema des Schmelzofenmodells ist in Abbildung 2 dargestellt. Im Modell wird neben der Änderung der Aluminiumoberfläche, welche einen Einfluss auf die Wärmeübertragung hat, auch der Wärmeverlust über die Ofenwand berücksichtigt.

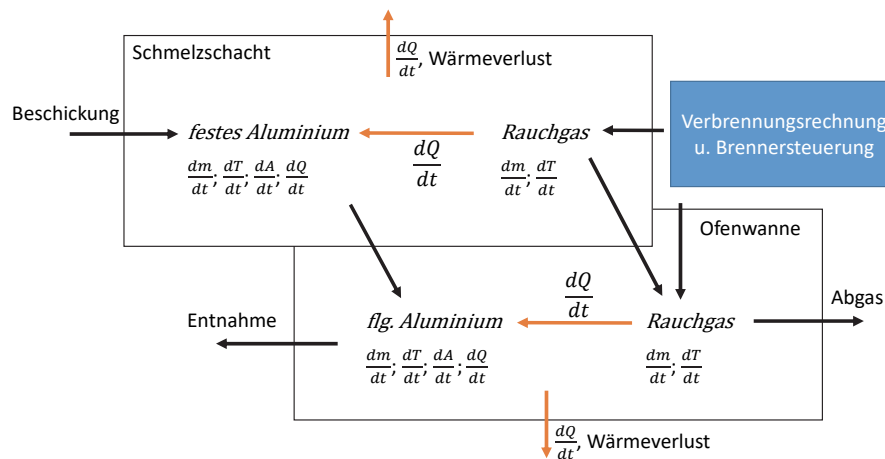


Abbildung 2: Schema des Schmelzofenmodells

Das Modell der Schmelzöfen ist mit einer Steuerung verbunden, welche die Staplertransporte und die Ofenreinigungen veranlasst. Über die Stapleraufträge kann die Beschickung der Schmelzöfen mit festem Aluminium oder die Entnahme des Flüssigaluminiums erfolgen. Die Vorgabe der Reinigungsphasen kann in den Simulationsdurchläufen variiert werden, um geeignete Freischmelzintervalle zu bestimmen. Validiert wurde das Material- und Energieflussmodell anhand der Betriebsdaten von zwei realen Betrieben.

Die Modelle werden in der Umgebung Matlab/Simulink von MathWorks erstellt. Eine Herausforderung stellt hierbei der modellprädiktive Einsatz der Modelle im Rahmen einer simulationsbasierten Optimierung dar. Hierfür müssen neben der Anpassung der Systemgrenze auch softwaretechnische Änderungen in den Simulink-Modellen vorgenommen werden, um die Rechenzeit zu reduzieren. Hierfür wurde das Simulationsmodell anhand des Simulink-Profilers auf die Simulationsdauer optimiert und stellenweise in C-Code kompiliert.

4 Optimierung der Ofenreinigungsintervalle

Während die Energieeffizienz stark an Bedeutung gewinnt, liegt die Priorität stets auf der Sicherstellung der Produktion. Im Fall eines Gusstriebes bedeutet das, dass der störungsfreie Betrieb der Druckgussmaschinen gewährleistet ist. Die Reinigungsphasen der Öfen stellen hierbei unvermeidbare Unterbrechungen des Schmelzbetriebes dar. Es gilt, die Reinigungsphasen so zu optimieren, dass ein störungsfreier und effizienter Betrieb der Produktionsmaschinen weiterhin möglich ist. Hierfür kann eine Methode für die Verteilung der Reinigungsintervalle über Kennzahlen eingesetzt werden (Dentel et al. 2018).

Im Rahmen dieser Arbeit wird der Ansatz gewählt, die Simulation des Schmelzbetriebes mit einem Optimierungsmodul zu verknüpfen. Dieses Modul übergibt mögliche Freischmelzintervalle an die Simulation. Da die Öfen nur einmal pro Schicht gereinigt werden, sind die Variablen des Optimierungsproblems auf die Anzahl der Öfen begrenzt. Anhand von zeitlichen Restriktionen sind

Nebenbedingungen für mögliche Freischmelzintervalle vorgegeben. Ofenreinigungen können bis zu zwei Stunden vorgezogen oder aufgeschoben werden. Somit ergibt sich ein Zeitintervall von vier Stunden, welches für die Optimierung in Zeitabschnitte diskretisiert wird. Als weitere Nebenbedingung wird festgelegt, dass aufgrund des Personalbedarfs jeweils nur ein Ofen gleichzeitig gereinigt werden kann.

Beurteilt wird die Simulation an den Größen Betriebsstörungen und spezifischen Energieverbrauch. Die Teilziele werden über Gewichtungsfaktoren zu einer Zielfunktion f verbunden, welche im Rahmen der Optimierung minimiert wird (s. Gl. 1). Während der spezifische Energieverbrauch über den Gasverbrauch der Schmelzöfen und der geschmolzenen Masse bestimmt wird, werden die Betriebsstörungen anhand der Abdeckung des Flüssigaluminiumbedarfs bemessen.

$$f(x) = w_1 * EV(x) + w_2 * BS(x) \quad (1)$$

x : *Reinigungszeiten der Schmelzöfen*

w_1 und w_2 : *Gewichtungsfaktoren der Teilziele*

$EV(x)$: *spezifischer Energieverbrauch der Schmelzöfen*

$BS(x)$: *Betriebsstörung aufgrund von Materialmangel*

Die Gewichte sind auf reale Betriebsziele so angepasst, dass vorrangig Betriebsstörungen vermieden werden und anschließend der Energieverbrauch optimiert wird. Als Optimierer wird ein genetischer Algorithmus verwendet, welcher sich für multikriterielle simulationsbasierte Optimierungsprobleme eignet (Sobottka 2017). Hierfür wurde der Algorithmus aus der Optimization Toolbox von Matlab auf das vorliegende Problem angepasst. Neben der Mutation und dem Crossover beinhaltet dieser Algorithmus auch Elitismus, welcher die besten Lösungen einer Generation für weitere Generationen abspeichert.

Der Einsatz der Optimierungsmethode wird mit der einfachen Brute-Force-Methode verglichen, bei der unter Berücksichtigung der Nebenbedingungen alle möglichen Varianten durchsimuliert werden. Zum einen kann dieser Ansatz bei niedriger Anzahl der Variationen als Optimierungsmethode eingesetzt werden, zum anderen dient er zur Ermittlung des globalen Optimums und somit zur Beurteilung des Ergebnisses des genetischen Algorithmus. Für eine feinere Diskretisierung des möglichen Reinigungsfensters oder für deutlich mehr Öfen ist der Brute-Force-Ansatz aufgrund der dann exponentiell steigenden Rechendauer jedoch nicht mehr praktikabel einsetzbar. Verglichen werden die optimierten Ofenreinigungsintervalle mit einer statischen Reinigungsstrategie, welche auf einer Reinigung nach Reihenfolge basiert und auf Grund ihrer Einfachheit auch in den Betrieben praktiziert wird.

Bei der Implementierung der simulationsbasierten Optimierung wird neben der Optimization Toolbox auch die Parallel Computing Toolbox von Matlab verwendet. Für die Berechnungen wird ein Rechnercluster mit 20 CPU-Kernen eingesetzt, um die Simulationen parallel auszuführen.

5 Ergebnisse

Für die Untersuchung wird ein Aluminium-Gussbetrieb mit vier Schmelzöfen verwendet. In der Simulation wird ein Zeitraum von 12 Stunden (1 ½ Betriebsschichten) betrachtet, um mögliche Auswirkungen der Ofenreinigungen in

einer Schicht auf die nachfolgende Schicht mit abzubilden. Es werden zwei Szenarien betrachtet. Im Szenario 1 wird der Betrieb in einer Schicht betrachtet, in welcher zu jedem Zeitpunkt die Versorgung mit Flüssigaluminium gewährleistet ist. Im Szenario 2 wird eine kritische Betriebsituation mit hohem Flüssigaluminiumbedarf betrachtet, bei welcher ungeeignete Ofenreinigungsintervalle zu Betriebsstörungen hinsichtlich der Flüssigaluminiumentnahme führen.

Im Szenario 1 kürzt sich das Teilziel Betriebsstörung aus der Zielfunktion, da die Flüssigaluminiumversorgung unabhängig von der Wahl der Reinigungsintervalle stets gewährleistet ist. Somit wird lediglich der Energieverbrauch der Öfen optimiert. In Abbildung 3 ist der beispielhafte Verlauf der jeweils besten Lösung einer Generation des genetischen Algorithmus gezeigt. Die Werte sind auf dem Fitnesswert, welcher sich aus der statischen Reinigungsstrategie ergibt, normiert. Zudem wird das globale Optimum, welches über den Brute-Force-Ansatz ermittelt wird, angegeben. In diesem Fall wird das globale Optimum vom genetischen Algorithmus nach 32 Generationen erreicht. Da der genetische Algorithmus stochastische Bestandteile enthält, kann sich der Verlauf der Fitnesswerte je nach Durchlauf unterscheiden und das Erreichen des globalen Optimums ist nicht gewährleistet. Die Rechenzeit des genetischen Algorithmus beläuft sich in diesem Beispiel auf unter $\frac{1}{2}$ Minute pro Generation. Mit der Optimierung konnte eine Verbesserung des spezifischen Energieverbrauches von 1,4 % erreicht werden.



Abbildung 3: Optimierung für Szenario 1

Beim Szenario 2 treten bei der statischen Reinigungsstrategie zwei Betriebsstörungen aufgrund von Materialmangel auf. Somit beeinflussen in diesem Optimierungsproblem beide Teilziele die Zielfunktion. Der Verlauf der Optimierung ist in Abbildung 4 abgebildet. Aufgrund der möglichen Betriebsstörungen ist im Vergleich zum Szenario 1 eine größere Differenz zwischen dem Fitnesswert ohne Optimierung und dem optimalen Fitnesswert erkennbar. Dieses Szenario führt dazu,

dass in den ersten Generationen des genetischen Algorithmus vorrangig eine Lösung gesucht wird, welche zu keiner Betriebsstörung führt. Anschließend wird in den darauffolgenden Generationen bei diesen Variationen der Energieverbrauch optimiert. In diesem Fall wird lediglich ein lokales Optimum erreicht, welches keine Betriebsstörungen aufweist und knapp über dem globalen Optimum liegt. Der Fitnesswert reduziert sich durch die Vermeidung der Betriebsstörungen um etwa 10 % und der spezifische Energieverbrauch wird um 2 % verringert.

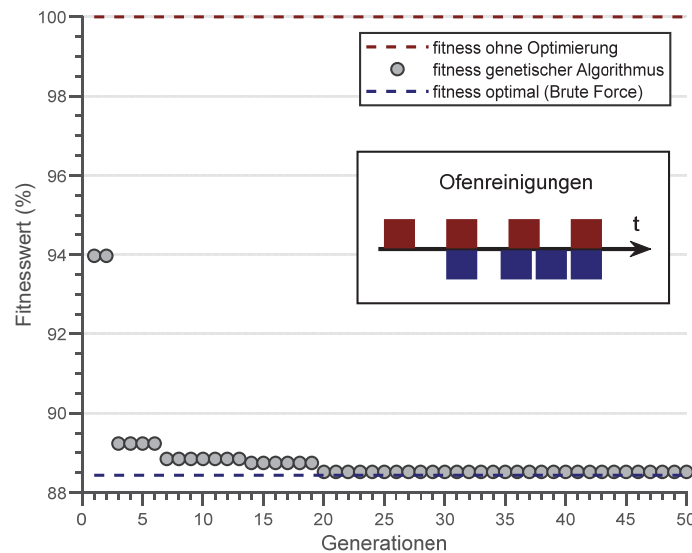


Abbildung 4: Optimierung für Szenario 2

Es zeigt sich, dass der genetische Algorithmus für dieses Optimierungsproblem geeignet ist. Die Optimierung der Ofenreinigungen bietet insbesondere in kritischen Betriebssituation ein großes Potential: Zum einen können Betriebsstörungen vermieden werden, zum anderen haben die Ofenreinigungszeitpunkte bei hoher Materialnachfrage auch einen erhöhten Einfluss auf die Energieeffizienz.

6 Ausblick

Um die Optimierung durch den genetischen Algorithmus zu verbessern, können die Optimierungsparameter noch über eine Parameterstudie mit Gittersuche angepasst werden. So können Parameter wie Populationsgröße, der Anteil des Crossovers und der Elite-Parameter weiter auf das vorliegende Optimierungsproblem abgestimmt werden. Des Weiteren kann der Einfluss der Diskretisierung des Zeitintervalls der möglichen Ofenreinigung untersucht werden. Während der Brute Force Ansatz hier bei feinerer Diskretisierung nicht mehr praktikabel eingesetzt werden kann, gilt es, insbesondere den genetischen Algorithmus oder weitere Algorithmen zu testen.

Der Einsatz einer simulationsbasierten Optimierung für Gussbetriebe konnte anhand dieses Beispiels gezeigt werden, welches aufgrund der begrenzten Ofenreinigungen jedoch nur einen kleinen Lösungsraum bietet. Ein wesentlich größeres

Einsparpotential bietet die Optimierung der Beschickung der Schmelzöfen, welche im Rahmen weiterer Untersuchungen zur simulationsbasierten Optimierung betrachtet werden soll. Im Rahmen dieses Vorhabens soll die Rechenzeit des Simulationsmodells weiter reduziert werden, indem das Modell in eine eigenständige ausführbare Datei kompiliert wird. Zudem sollen weitere Optimierungsmethoden in Betracht gezogen werden.

Literatur

- Bayerisches Landesamt für Umweltschutz (LfU): Effiziente Energieverwendung in der Industrie – Teilprojekt „Metallschmelzbetriebe“ Effiziente Energienutzung in Nicht-Eisen-Metall-Schmelzbetrieben. Augsburg, 2005.
- Dentel, A.; Schlüter, W.; Schmidt J.: Vorrichtung und Verfahren zur Verteilung von Reinigungsintervallen bei n Schmelzöfen in einem Schmelz- und Druckgussbetrieb. Hochschule für angewandte Wissenschaften Ansbach (Ansbach, DE), Technische Hochschule Nürnberg Georg Simon Ohm (Nürnberg, DE), 2018. DE102016119702
- Dettelbacher, J.; Schlüter, W.: Simulationsgestützte Optimierung des Materialflusses in einem Aluminium-Gussbetrieb. In: Deatcu, C; Lückerrath, D; Ullrich, O.; Durak, U.(Hrsg.):Proceedings ASIM SST 2020, S. 343–348.
- Gutenschwager, K.; Rabe, M.; Spieckermann, S; Wenzel, S.: Simulation in Produktion und Logistik. Berlin: Springer 2017.
- Herrmann, C.; Pries, H.; Hartmann, G.: Energie- und ressourceneffiziente Produktion von Aluminiumdruckguss. Berlin: Springer 2013.
- Roemer, A. C.; Strassburger, S.: A review of literature on simulation-based optimization of the energy efficiency in production. In: Winter Simulation Conference, 2016. S. 1416–1427.
- Schlüter, W; Henninger, M.; Buswell A.; Schmidt, J.: Schwachstellenanalyse und Prozessverbesserung in Nichteisen-Schmelz- und Druckgussbetrieben durch bidirektionale Kopplung eines Materialflussmodells mit einem Energiemodell. In: Wenzel S.; Peter, T. (Hrsg.): Simulation in Produktion und Logistik, Kassel, 2017, S. 19–28.
- Sobottka, T.: Eine anwendungsorientierte simulationsbasierte Methode, unter Berücksichtigung von Energieeffizienz, in der optimierenden Planung von Produktion und Logistik. Dissertation TU Wien. 2017.