

# タンデムミルパススケジュール設定 AI システムの開発

## Development of AI for Tandem Cold Mill Pass Schedule Setup

山崎 達矢 YAMAZAKI Tatsuya JFE スチール 西日本製鉄所（福山地区）制御部 制御技術室 主任部員  
【現 海外事業本部 インド電磁鋼板プロジェクト推進班 主査】  
向山 瑛彦 MUKAIYAMA Akihiko JFE スチール 製鉄所業務プロセス改革班 主任部員  
矢島 昌英 YAJIMA Masahide JFE スチール 西日本製鉄所（福山地区）第 1 冷延部 冷延技術室 主任部員

### 要旨

複数の圧延機からなる冷間タンデムミル（TCM : Tandem Cold Mill）では、パススケジュールと呼ばれる各スタンドでの圧下率設定とスタンド間張力設定には自由度がある。パススケジュールの良否は生産性や品質に影響を与えるため、当社ではオペレータによるパススケジュールの手介入修正が多く発生していた。その対策として、当社西日本製鉄所（福山地区）冷延工場に AI を用いたパススケジュール自動設定システムを導入した。本システムでは、オペレータの手介入との協調を考慮したことで自動システムへのスムーズな移行を実現した。また、本システムは、学習に用いる実績データを AI が選択することで、生産性向上にも寄与している。

### Abstract:

In a Tandem Cold Mill (TCM) consisting of multiple rolling stands, there is flexibility in setting the reduction rate at each stand and the tension between stands, which is referred to as the pass schedule. The quality of the pass schedule affects productivity and quality, leading to frequent manual adjustments by operators. To address this, we introduced an AI-based automatic pass schedule setting system at the cold rolling mill in our West Japan Works (Fukuyama District). By considering the cooperation with manual interventions by operators, we achieved a smooth transition to the automated system. Additionally, the system contributes to improved efficiency by allowing the AI to select the data used for learning.

## 1. はじめに

薄板の板厚を作りこむ冷間タンデムミルでは、母材の板厚と製品寸法としての目標板厚が指定されるが、各圧延スタンドでの板厚には自由度があるという特徴がある。また、各圧延スタンド間における板張力についても操業に悪影響を及ぼさない範囲で自由に設定できる。本稿では、このようなタンデムミルにおける各スタンドの板厚設定すなわち圧下率の設定、ならびに各スタンド間の板張力設定のことをパススケジュール設定と言う。

上記のとおり、タンデムミルのパススケジュール設定には高い自由度があり、かつ、各スタンドの圧延荷重や圧延トルクに直接的に影響を及ぼすので、必然的にタンデムミルの生産性や板厚オフゲージ長さといった鋼板品質に与える影響も大きい。このため、タンデムミルのパススケジュール設定を決定する種々の方法が提案されている。

従来からもっとも広く用いられているのは、鋼種や製品寸法ごとに細分化されたパススケジュール設定テーブルをプロセス計算機に設ける方法である。この方法では、テーブル値の調整は試行錯誤的に行うことになり、設定テーブルを

細分化するほど精緻なパススケジュール設定が行え、操業改善がはかれる反面、テーブル値のメンテナンス作業の負荷もそれに応じて増大することが課題である。また、例えばロール組替後の圧延長や圧延油の濃度といった時々刻々変化する操業指標をパススケジュール設定へ反映させることは困難であるという課題もある。

他の公知のパススケジュール設定方法として、圧延荷重や圧延用主機電動機の電流等を考慮した評価関数を設計し、評価関数を最小化するパススケジュールを設定するものがある<sup>1)</sup>。この方法では、評価関数および制約条件の設計が適切であれば、生産性が高くかつ操業トラブルの発生リスクが少なく、鋼板品質にも優れるパススケジュール設定を行うことができる。一方で、この方法の課題は、評価関数の設定には高い自由度があるため評価関数自体の設計が困難であることと、種々の制約条件の上下限値の設定や評価関数の重みづけの調整など、パラメータメンテナンスの負荷がかかることである。

上記の課題を受け、当社では、ニューラルネットワークを用いて過去の圧延実績データを学習したパススケジュール設定モデルを導入した<sup>2)</sup>。この方法には、テーブル値や操業条件といった属人的なメンテナンスを要する調整パラメータを持たないという優れた点がある。しかし、設定テーブルを

2025 年 3 月 5 日受付

用いる方法も同様であるが、十分に圧延実績データが蓄積されていない新規鋼種の圧延ではオペレータによる手介入修正に頼らざるを得ないという課題があった。また、システム実装の面では、ニューラルネットワークモデル自体の再学習は人手対応が必要であるため、モデルが陳腐化しやすいという課題もあった。

そこで上記の課題を解決すべく、同様にニューラルネットワークを用いて過去の圧延実績データを学習する、以下の特徴を有するパススケジュール設定 AI システムを開発したので、本稿で報告する。

- (1) 鋼種や製品寸法ごとの区分けなどを極力排したパラメータのメンテナンスフリー
- (2) 圧延実績データの蓄積により、AI モデル自体の人手によらない自動再学習を実現
- (3) オペレータによる手介入修正との協調が可能なモデル構成とすることで、圧延実績データの蓄積が不十分な状況でも AI 設定を利用可能
- (4) AI モデル自体の学習において、学習に用いるデータを AI が選別するステップを設けることで、よりよい設定を学習するよう構成

## 2. タンデムミルスケジュール計算

### 2.1 パススケジュール設定とスケジュール計算

本節では、タンデムミルにおけるパススケジュール設定と、スケジュール計算と呼ばれるタンデムミルのミルスタンド圧下位置設定、ロール速度設定のセットアップについて概説する。一般的なスケジュール計算フローを図1に示す。

本稿の主題であるパススケジュール設定は、フロー中冒頭の①に相当し、圧延材の製造諸元（板厚、板幅、鋼種）や圧延ロール諸元等をもとに種々の方法で設定される。

鎌田らは、5 スタンドからなるタンデムミルにおけるパス

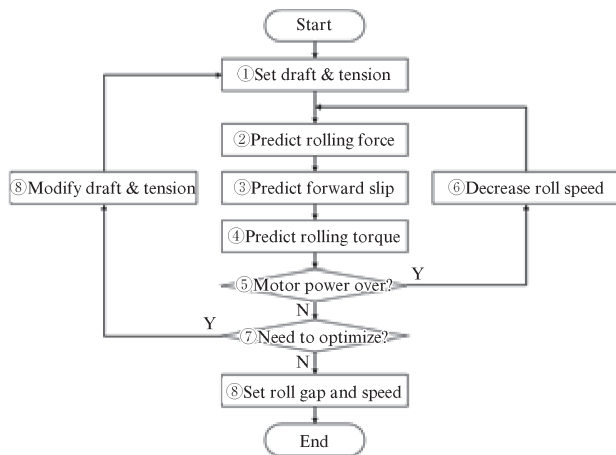


図1 スケジュール計算フロー  
Fig. 1 TCM setup procedure

表1 パススケジュール設定例  
Table 1 An example of pass schedule

	Entry	1STD	2STD	3STD	4STD	5STD
Thickness mm	<u>3.1</u>	2.5	1.9	1.44	1.11	<u>1.00</u>
Tension kgf/mm <sup>2</sup>	0	11.9	15.6	20.6	21.8	5.4

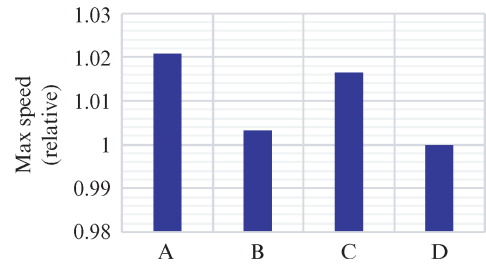


図2 オペレータ班ごとのミル最高速度の違い  
Fig. 2 Max speed differences between operator groups

スケジュール設定の具体例として表1に示す低炭素鋼のパススケジュールを示している<sup>3)</sup>。前章でも述べたとおり、下線の原板厚および5スタンド出側板厚は圧延材の製造諸元として設定されているが、それ以外の各項目は任意に設定できる非常に自由度の高い設定プロセスである。

当社西日本製鉄所（福山地区）冷延工場のタンデムミルでは、パススケジュール設定テーブルのメンテナンスが十分に行われておらず、圧延状況に応じてオペレータがパススケジュール設定に手介入修正を加えることが日常的に行われていた。前章で述べたとおり、パススケジュール設定はタンデムミルの生産性に直結しているため、図2に示すとおり、オペレータ班ごとにミル最高速度に差が生じている状況にあった。なお、図2は最高速度の低い班を1とした相対評価である。

### 2.2 スケジュール計算 AI システム構成

本節では、開発したスケジュール計算 AI システムの構成について述べる。なお、ここでは、パススケジュール設定 AI システムを含むシステム全体をスケジュール計算 AI システムと言う。

まず、本システムのシステム構成を図3に示す。スケジュール計算 AI 学習サーバーは、Level-1 (PLC: Programmable Logic Controller や DCS: Distributed Control system) 機器から得られる圧延荷重をはじめとするプロセスデータ、Level-2 計算機（プロセス計算機）から得られるスケジュール計算データ、さらに、Level-3 計算機（ビジネス計算機）から送信される圧延材の製造諸元や圧延ロール諸元等の指示データを、Level-2 計算機経由で収集し、コイル単位で学習用データベースに保存している。

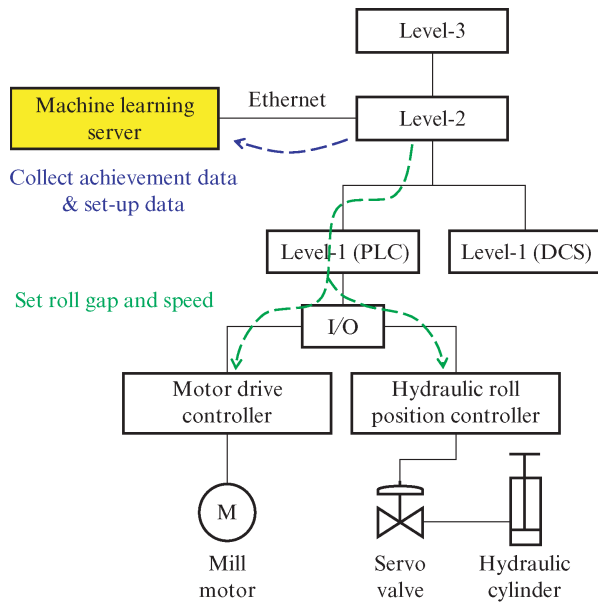


図3 システム構成

Fig. 3 System configuration diagram

Level-2 計算機は、本稿の主題であるパススケジュール設定のほか、圧延荷重、圧延トルク、および先進率を AI モデルで計算している。

なお、学習サーバーは、データベースに蓄積したデータを用いたモデル再学習を自動で実行しており、学習完了時に学習済みのモデルパラメータを Level-2 計算機に送信している。Level-2 計算機がパラメータを自動的に再読込することで、人手を介さないパラメータ更新、すなわち自動再学習を実現している。

### 3. パススケジュール設定 AI システム

#### 3.1 パススケジュール設定 AI モデル

本節では、開発したパススケジュール設定 AI で用いるニューラルネットワークモデルの構成について説明する。

パススケジュール設定 AI システムの構成を図4に示す。

ここで、Layer “X” は入力層であり、Layer “H” は隠れ層、Layer “Y” は出力層である。入力層に相当する説明変数としては、原板厚やミル出側板厚設定、板幅、変形抵抗といった圧延材の製造諸元に加え、ワークロール径やワークロール組替後の圧延長といったロール諸元を含む複数の変数を用いている。

一方、出力層に相当する目的変数としては、各スタンドの圧下率設定ならびにスタンド間張力設定を用いている。ただし、ミルスタンド入側ならびに出側の板厚が指定されているため、圧下率設定にはミルスタンド数分の自由度があるわけではない。すなわち、5 スタンドからなるタンデムミルの場合、1~4 スタンドの圧下率を決めれば5 スタンドの圧下率は、ミルスタンド出側の板厚が所望の値となるように一意

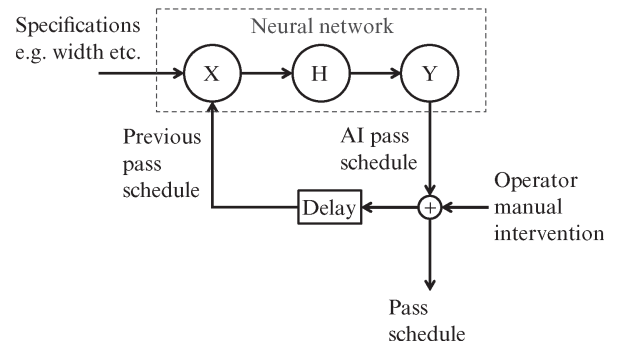


図4 パススケジュール設定 AI システムの構成

Fig. 4 AI pass schedule model

的に定まる。そこで著者らは、圧下率設定を予測するのではなく、基準として選んだミルスタンドの圧下率設定に対する比率を予測するようモデルを構成することでこの問題を回避することとした。

図4に示すとおり、ニューラルネットワークの出力 (AI パススケジュール設定) に対して、オペレータによる手介入修正を行った結果を実際の圧延に用いるパススケジュール設定としている。これは、とくに圧延実績データの蓄積が必ずしも十分とは言えない新規鋼種のテスト圧延といった状況でも、過去の圧延実績データからの外挿としての AI パススケジュール設定をもとに、オペレータが手介入修正を行うことを考慮しているためである。

さらに図4に示すとおり、オペレータによる手介入修正後のパススケジュール設定を、次材のパススケジュール設定予測における説明変数としても用いる、変則的な出力再帰型のリカレントニューラルネットワークとしている。これは、従来オペレータが個人個人のノウハウとしてパススケジュールへの手介入修正を行っていたため、類似の圧延状況においても少なからずオペレータ個性によるパススケジュール設定のばらつきがみられたことを鑑みたものである。すなわち、再帰結合をもたない AI パススケジュール設定の場合、同じ状況に対しては常に同一の AI 設定値を出力するのに対し、再帰型の構造を持たせたことで、オペレータによる手介入修正に呼応して AI 設定値も変化する、オペレータと AI の協調を目的としたものである。

実機適用結果については次章で紹介するが、このような構成をとったことで、パススケジュール設定 AI システムの使用率は順調に向上している。

#### 3.2 学習データの AI による選別

本節では、パススケジュール設定 AI システムのモデル学習において工夫した、学習に用いるデータの選択方法について述べる。パススケジュール設定 AI システムは、本節で述べる 2 ステップの学習をオンラインで人手を介さず行っている。



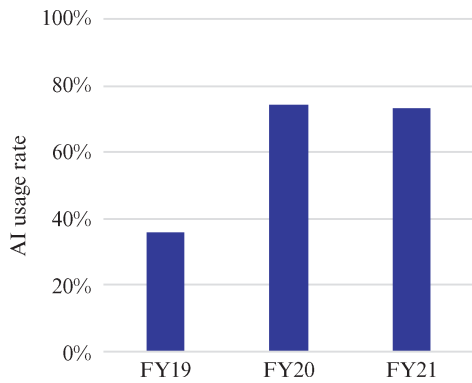


図6 パススケジュール設定 AI システムの使用率  
Fig. 6 Usage rate of AI pass schedule

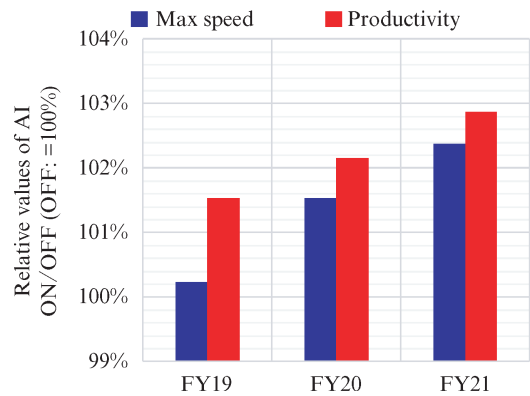


図8 最高速度、生産性と AI 使用の関係  
Fig. 8 Productivity improvement using AI

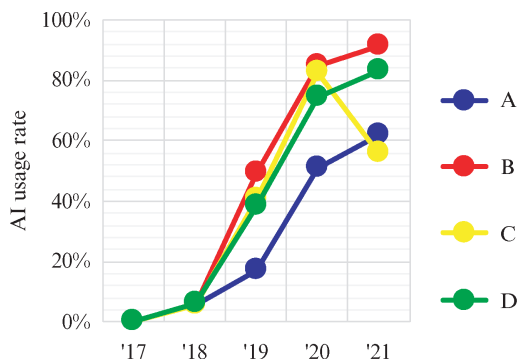


図7 オペレータ班ごとの AI 使用率  
Fig. 7 Usage rate of AI by operator group

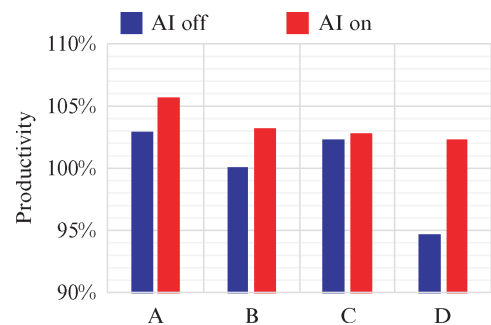


図9 オペレータ班ごとの生産性のばらつき  
Fig. 9 Productivity variability by operator group

よる自動設定機能を ON とした状態で操業していれば、複数のパススケジュール設定項目に対してオペレータが手介入修正を行ったとしても AI 使用としてカウントしている。

#### 4.2 AI 使用による生産性向上

3.2 節では、パススケジュール設定 AI システムの学習における工夫として、最高速度の高いデータを自動的に選別し、選別されたデータのみで学習する方法について述べた。本節では、このような学習を行ったことの効果検証として、パススケジュール設定 AI システムが最高速度ならびに生産性（単位時間あたりの生産量）に与えた影響について述べる。

図8は、代表的な鋼種について、各年度における最高速度ならびに生産性とパススケジュール設定 AI システムの使用・不使用との関係性を示したものである。ここで、図8の縦軸は各年度 AI 機能 OFF での最高速度の平均値を 100% とした相対値であり、AI 機能 ON による改善を相対的に評価している。

まず、最高速度については、年度を経るごとにパススケジュール設定 AI 機能 OFF と AI 機能 ON での格差は拡大しており、3 年目には、2.4% の格差となっている。これは、最

高速度の高いデータを自動的に選別する学習アルゴリズムが期待の動作をしており、最高速度の高いデータを選択的に学習できており、パススケジュール設定が高生産性の設定値に収れんしつつあるためと考えられる。

また、生産性についても最高速度と同様に年度を経るごとに AI 機能 OFF と AI 機能 ON での格差は拡大しており、3 年目には、2.9% の格差となっている。生産性が最高速度以上の格差となっていることは、AI 設定により、パススケジュール設定のオペレータごとの属人的なばらつきが減少したことで、最高速度は引き上げつつもトラブルリスクの少ない安定操業を実現できているためと考えている。

続いて、オペレータ班ごとの生産性のばらつきを 2021 年度のデータを用いて評価した結果を図9に示す。図9では、パススケジュール設定 AI 機能導入前と同等と想定される「AI 機能 OFF での単位時間あたりの生産量の平均値」を 100% と定義して、オペレータ班ごとの生産性のばらつきを相対評価している。

まず、AI 機能 ON での生産性が OFF に対して 2.9% 優位であったことは上述のとおりであるが、さらに、AI 機能 OFF でのオペレータ班ごとの最大格差は 8.2% であったのに対し、AI 機能 ON での最大格差は 3.3% に縮小している。す

なわち、パススケジュール設定 AI システムの使用により、生産性が向上していることに加え、オペレータ班ごとの生産性の格差も縮小していることがわかる。

## 5. おわりに

JFE スチール西日本製鉄所（福山地区）冷延工場で実機運用しているニューラルネットワークを用いたタンデムミルのスケジュール計算 AI システムのうち、パススケジュール設定 AI システムの開発について述べた。

- (1) 本システムは、2018 年より長期にわたり連続稼働しており、新規鋼種の圧延においてもオペレータと協調したパススケジュール設定を実現している。

- (2) 本システムは、モデル学習に用いるデータの自動選別を含む自動再学習により、メンテナンスフリーかつ漸次的な生産性改善にも寄与している。
- (3) 本システムは、オペレータごとの生産性のばらつきを低減する効果があることも確認している。

### 参考文献

- 1) 村上晃, 中山万希志, 岡本充央, 安彦要次, 佐野研一, 土橋智也. 冷間タンデム圧延機のパススケジュール最適化. 鉄と鋼. 2004, vol. 90, no. 11, p. 953-957.
- 2) 豊福達生, 竹腰篤尚, 山本正治, 田中一. ニューラルネットワークを用いたタンデムミルにおけるドラフトスケジュールの決定方法. 材料とプロセス. 1991, vol. 4, no. 5, p. 1496.
- 3) 日本鉄鋼協会 (第 5 章: 鎌田正誠, 藤田文夫). 板圧延の理論と実際 (改訂版). 2000, 350 p. (第 5 章, p. 115)