ニューラルネットワークを用いた納期余裕予測による ジョブ・ショップ・スケジューリング

学生員 橋本 泰典 (立命館大)

正 員 渡 部 透 (立命館大)

西 川 郁 子 (立命館大)

得 丸 英 勝 (立命館大)

Job-Shop Scheduling Using a Neural Network to Estimate Margins to Due-Dates
Y. Hashimoto, Member (Ritsumeikan University), T. Watanabe, Member (Ritsumeikan University),
I. Nishikawa (Ritsumeikan University), H. Tokumaru (Ritsumeikan University)

Job-shop scheduling is not easy to be solved analytically, therefore, it is ordinarily solved by computer simulation using heuristic dispatching rules. The SLACK rule to give the priority to the job having the shortest margin to its due-date is effective to keep the due-dates. The margin is simply calculated by subtraction of remained operation-time from the time to the due-date. However, actual margins become shorter than the calculated ones due to the confliction between jobs.

In the preceding paper of authors^(16,17), a method to estimate rather accurate margins using two neural networks was proposed in which a three-layer neural network (numbers of neurons; the first layer - the second - the third : 10-20-1) estimated the margins and the other three-layer neural network having the composition of 11-20-1 judged the accuracy of the estimation because the reliability of the estimation was low. The estimated margins were used for scheduling using the SLACK rule instead of ones calculated by the ordinary method when its reliability was judged high. In this paper, a method using only a neural network for the estimation of which the organization is more adequately adjusted is proposed. In the proposed method, the neural network having four layers with fewer neurons as 8-8-8-1 learns the margins to due-dates from schedules made by using the ordinary SLACK rule, as human schedulers do. It is verified by scheduling simulation that the proposed method is effective to improve the maximum lateness to due-dates on job-shop schedules. Furthermore, re-learning of the neural network based on schedules made by the above method is revealed to be effective for further improvement of the schedules.

キーワード：ジョブ・ショップ，スケジューリング，ニューラルネットワーク，生産管理

1. ま え が き

近年，消費者それぞれの嗜好に合うように，多種の製品を供給する多品種少量生産を行う製造業が増えている。最近の経済不況に伴って，生産効率を高めるため，多品種少量生産を見直す声もあるが，消費者の意向を無視しては，新たな製品需要の創出を見逃すなど返って逆効果で，時代の流れに逆行することになろう。むしろ，フレキシブル・オートメーションや，CIM (Computer Integrated Manufacturing) などの技

術を一層高めて，多品種少量生産の効率を向上させることが望まれる^(1, 2, 3)。

今日，かなりの企業で，CIMが取り入れられつつあり，MRP (Material Requirements Planning) などを用いて，時間基準の生産計画などが計算機で作られつつあるが，この出力のままでは，実際の部品製作工場における現場の種々の複雑な状況に十分対応することができず，さらに，どの機械で，いつどの部品を加工するかという詳細な日程計画を作らねばならない⁽⁴⁾。この日程計画は，次に述べるように計算機を使

って作られる場合もあるが、現場の複雑な状況には十分対応することはできず、日程計画を作成する生産管理者（Schedulers）や現場の班長が計算機出力を手直ししたり、直接作ったりする場合がほとんどである⁽⁴⁾。

特に、多品種少量生産を行う工場においては、製造する製品あるいは部品（以下ジョブ：Jobと呼称）の種類によって、製造工程が互いに異なるジョブ・ショップとなる場合が多いが、一般にジョブ・ショップの日程計画を作るジョブ・ショップ・スケジューリング問題は、NPハード問題となり、解析的に最適解を得ることが困難であると言われ、計算機を利用する場合には、発見的差立規則（Heuristic Dispatching Rules、発見的優先規則とも言う）を用いて、コンピュータ・シミュレーションによって準最適解を求めようとする場合が多い^(5, 6, 7, 8)。

ここで使われる発見的差立規則としては、FCFS（First Come First Served；早く到着するジョブの順に加工）、EDD（Earliest Due Date；納期の短い順）、SPT（Shortest Processing Time；作業時間の短い順）、SLACK（納期余裕の短い順）、Look Ahead（SLACKに近いが、近い将来到着するジョブも考慮する⁽⁹⁾）などが代表的で^(7, 9)、さらにこれらを改良した種々の方法がある^(9-14, 18)。特に、SLACK、Look Aheadは、納期の遅れを押えることに効果があり、下流にJIT（Just In Time）を採用する組立工程などと組み合わせる場合、特に有効である^(6, 7, 9)。

これらの納期余裕を守る上で効果のある方法では、納期余裕を単純に納期までの時間からそのジョブの残り作業時間総和を差し引いて計算し（以下、これを理論的納期余裕 M_{th} と称する）、この理論的納期余裕の短いジョブを優先的に選んで加工を行う方法をとっている^(7, 9)。しかしながら、実際の作業に当っては、一つの機械に対して作業を待つジョブが複数あるのが普通で、この競合により、作業を待つジョブが生じる。人間は、工場全体の運転状況やジョブの混み具合などを判断にいたれた経験に基づく一種の勘により、より最適なスケジュールを作ることができる。

そこで、前報において筆者らは、経験を積んだ人間のスケジュール製作者と同様の働きをする予測システムとして、ニューラルネットワークを用いて、与えられたジョブの状況と、作成されるスケジュール上の他のジョブとの競合の影響も考慮した納期余裕（以下、これを理論的納期余裕に対して実際の納期余裕と称する）との関係を学習させ、学習後、これを用いて予測される実際の納期余裕にSLACKルールを適用して、納期遅れ改善に効果のあるスケジューリングを行う方法を提案した^(15, 16, 17)。ニューラルネットワークとしては3層構造のものを用いたが、予測誤差などが原因して効果が不十分であり⁽¹⁵⁾、ニューラルネットワークを導入し、予測値が正確と判断される場合にのみ、ニ

ューラルネットワークの出力を利用することにより、実用的に効果のあるシステムを構成できることを示した^(16, 17)。

本研究では、ニューラルネットワークの構成を4層にするなど最適な構成を探すことにより、上記の予測値の正確さを判断する第2のニューラルネットワークを用いなくても、納期遅れ改善に、より効果を上げられる方法について検討する。なお、ニューラルネットワークの学習を行う際、教師信号として何を使うかが問題となる。このニューラルネットワークの構成の違いの他、前報では、理論的納期余裕を使う従来の方法で作られたスケジュール上の実際の納期余裕を教師信号として用いていた^(16, 17)。しかし、この場合、効率が低いと想定されるスケジュールから得られるデータをもとに学習を行うので、これにより十分優れた結果が導かれるかどうか問題である。そこで、ニューラルネットワークを用いて作成されるスケジュールから得られるデータを基にニューラルネットワークを再学習する場合の効果についても検討する。

2. ジョブ・ショップのモデリング⁽⁹⁾

本研究では、N個のジョブをM台の機械で加工する問題を考える。各ジョブは、M個以下の作業に分解され、各作業は互いに異なる機械で加工されるものとする。簡単のため各ジョブは、工場の作業開始時にすべて到着しているものとする。また、各ジョブは、合流したり、分岐したりはしないものとする。i番目のジョブの作業数 P_i （ $i = 1, \dots, N$ ）は、1からMまでの整数値を一様乱数により与え、更に P_i 個の作業の処理順序をランダムに与える。各作業時間 T_{ij} （ $i = 1, \dots, N, j = 1, \dots, P_i$ ）は、5-200（分）の範囲で一様乱数を用いて決定する。このときジョブiの納期 D_i は、次式を用いて決定する。

$$D_i = \sum_{j=1}^{P_i} T_{ij} + \frac{1}{M} \sum_{j=1}^{P_i} T_{ij} \cdot \sum_{k=1}^N P_k + \frac{1}{NM} \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^{P_k} T_{kj} \dots \dots \dots (1)$$

3. ニューラルネットワークによる納期余裕予測の学習

図1は、本研究で用いた納期余裕を予測するニューラルネットワークを示し、8入力1出力で、中間層は2層で構成され、中間層の各ユニット数はともに8ユニットとする。入力信号には、各ジョブiに対して以下に示す8要素を用いる。

- P_i : ジョブiの作業数
- D_i : ジョブiの納期
- M_{thi} : ジョブiの理論的納期余裕
- $\phantom{M_{thi}} = D_i -$ （検討中の機械の作業開始時刻） $-$ （残り作業時間）
- T_{avi} : ジョブiの平均作業時間

- M_{av} : 平均納期余裕(理論的納期余裕の平均値)
 R_{pi} : ジョブ i の処理回数割合
 $\quad = (\text{ジョブ } i \text{ の作業数}) / (\text{全作業数})$
 R_{ti} : ジョブ i の加工時間割合
 $\quad = (\text{ジョブ } i \text{ の総作業時間}) / (\text{全作業時間})$
 R_{tmi} : ジョブ i の作業時間と納期余裕の比
 $\quad = (\text{ジョブ } i \text{ の残り作業時間}) / (\text{ジョブ } i \text{ の理論的納期余裕})$

前報^(16, 17)では、10入力1出力で3層のニューラル・ネットワーク(中間層は20ユニット、入力には本論文のシステムの入力の他、ジョブ数と機械数を加えていた)を用いたが、ネットワークの構成法、学習回数などの調査が十分でなく、期待した納期予測精度が出せなかった。ただ、予測誤差に特定の傾向があったため、このネットワークの予測精度を判定する第2のネットワーク(11入力1出力で3層、中間層20ユニット)を導入し、予測精度を判断するように学習させ、第1のネットワークの予測精度が高い場合、この納期予測値を利用し、低い場合、従来のSLACKルールで用いる方法を取り、一応の成果を得た。しかし、この場合のニューラル・ネットワーク予測値の利用率は50-30%と低いものであった。本研究では、構造や学習についての試行を十分に行うことにより、ニューラ

ル・ネットワーク予測値を100%利用しようとするものである。すなわち、ニューラルネットワークを4層とし、納期余裕予測値と入力の間に含まれると考えられる、より複雑な非線形の関数関係を表現できるようにする一方、中間層1層当たりのニューロン数を減らし、また、ジョブ数 N や機械数 M など、複数のジョブに対して同一の値を示すような入力を省くことにより、学習効率を高め、納期余裕の予測精度を上げるよう工夫を行う。

ジョブショップ・スケジューリング問題は、状況に応じてどのジョブを選択するかを決めるから、本来は離散的な強い非線形性を示すと推定される。例えば、あるジョブの理論的納期余裕と実際の納期余裕との関数関係を考えてみよう。もし、理論的納期余裕が極端に短ければ、スケジューリングに際してこのジョブが最優先で選択される。この状況では、実際の納期余裕は理論的納期余裕に等しい。ここで作業時間が短くなって理論的納期余裕が長くなると、実際の納期余裕も比例して増加する。ところが、理論的納期余裕が他のジョブの理論的納期余裕よりも長くなると、この他のジョブが優先されて実行されるため、実際の納期余裕が突然短くなる場合が生じる。この状況で、理論的納期余裕を長くしていくと、実際の納期余裕も増加する傾向にあるが、さらに別のジョブの理論的納期余裕よりも長くなると、再び、実際の納期余裕は短くなり、以下、同様の変化を繰り返す。この傾向は、ジョブ毎に、またスケジューリング問題毎に大きく異なり、ニューラルネットワークは、これらの非線形特性を平均化した特性を学習するものと思われる。この非線形特性は、平均納期余裕など他の変数の影響を受けて、複雑な関数形として表されるものと考えられ、3層よりも4層のニューラルネットワークのほうがより精密にこれを表現できると考えられる。

ニューロン数を少なくする理由は、一つには、ニューラルネットワークを4層とすることにより、非線形特性の表現能力が増し、一層当たりのニューロン数を減らせることによる。いま一つには、著者の一部がニューラルネットワークをロボット制御に応用した研究⁽¹⁸⁾の経験によれば、ニューロン数が多すぎると、教示点のみを過度に忠実に含むようとする複雑な非線形曲面をニューラルネットワークの入出力関数として学習してしまい、構成したい統計的に平滑化された非線形曲面が学習されず、教示点以外の入力に対する補間機能が失われてしまう現象が見られた。本研究においても、教示点のパラツキを平滑化して、教示点以外の入力に対して適切な内挿を行える関数関係を構成する最適なニューロン数があると考えられ、4層としたことによりこの最適数が前報よりも減少したのと考えられる。

まえがきで述べたように、他のジョブとの競合がある実際のスケジュール上の納期余裕を教師信号として与え、ニューラルネットワークの学習を行う。使用するルールは、納期遅れ改善に効果のある発見的ルールの中で、最も基礎になっているSLACKルールを用いる^(7, 9)。このスケジュールは、ニューラルネットワークの納期余裕推測値に基

図1 ジョブ i の納期余裕を予測するニューラルネットワーク

Fig. 1. Neural network for estimating the margin of job i to its due-date.

図2 学習に用いたスケジューリング問題の規模の分布

Fig. 2. The distribution of (M, N) of the scheduling problems used for the training of the neural network.

づいてSLACKルールを適用して作られるのが望ましいが、一番最初は、ニューラルネットワークの学習が行われていないので、この方法を用いることができない。そこで、最初の教師データを作るためのスケジュールは、従来のSLACKルールの使用法どおり他のジョブとの競合を考慮しない理論的納期余裕にSLACKルールを適用して作成

図3 SLACKルールで用いられる理論的納期余裕と作成されたスケジュール上の実際の納期余裕との比較

Fig. 3. The comparison of the theoretical margin used by SLACK rule and the actual margin in the obtained schedules.

図4 学習後のニューラルネットワークの出力値と教師信号に用いた実際の納期余裕の比較

Fig. 4. The comparison of the margin estimated by the neural network after 2000 learning steps and the actual margin used as the training data.

することにした。この場合、納期余裕予測は、他のジョブとの競合を考慮せずに行われるが、出来上がったスケジュールは、他のジョブとの競合を考慮したものになっている。改善の策ではあるが、このスケジュール上の競合を考慮に入れた納期余裕を教師信号として用い、スケジュールに関わる諸変数との関係を学習させる。このニューラルネットワークの学習結果は、従来のSLACKルールを用いる方法で作られるので、十分なものではないが、競合を考慮しない理論的納期余裕よりは、競合を考慮した実際の納期余裕に近い値を推定でき、納期遅れなどに関してより優れたスケジュールを作り出せるものと期待できる。一度、ニューラルネットワークの学習がすめば、次にこのニューラルネットワークとSLACKルールの組み合わせで作られる新しいスケジュールから教師信号を作りだし、再学習すれば、旧来のSLACKルールで作られた教師信号に基づかない、より理想的な方向へ学習が進むと期待されるが、これについては、5章で検討する。

最初の学習は、具体的には、各機械が作業を終える毎に、作業待ちのジョブの中から理論的納期余裕の最も短いものを選んで作業を行うことによりスケジュールを作成する。各ジョブについて、このスケジュール上で生じた納期余裕（実際の納期余裕）を求める。次にこれを納期余裕を予測するニューラルネットワークの教師信号として与え、学習を行う。すなわち、各ジョブ毎の上記に示した入力値を計算し、ニューラルネットワークに与え、ニューラルネットワーク出力値と比較し、バックプロパゲーション・アルゴリズムにより、各ニューロンのシナプス荷重を変更する。

シミュレーションで用いるスケジューリング問題は、機械数 $M=2, 4, 6, 8, 10$ 、ジョブ数 $N=10, 20, 30, 40, 50$ の計25通りの組み合わせに対して各1例ずつ用意した。各機械での作業時間は、5分から200分の間で一様乱数により与えた。ニューラルネットワークの学習に用いたスケジュール問題の (M, N) の組み合わせを図2に示す。

学習は、これらの25問題中の計750のジョブに対してそれぞれSLACKにより得られた納期を教師信号とし、750例について2000回繰り返して学習させた。

図3は、横軸にSLACKにより作られたスケジュールが与える実際の納期余裕、縦軸にそのスケジュール作成にあたって用いられる理論的納期余裕を示している。理論的納期余裕は、他のジョブの干渉を考慮せずに算出されるため、実際の納期余裕に比べ、長い値を示している。図4の縦軸は、学習後のニューラルネットワークの出力値であり、横軸に示された実際の納期余裕を学習していることが分かる。

4. 納期余裕予測の効果

まえがきで述べたように、他のジョブとの競合がある実際のスケジュール上の納期余裕を教師信号として与え、ニューラルネットワークの学習を行う。使用するルールは、納期遅れ改善に効果のある発見的ルールの中で、最も基礎

になっているSLACKルールを適用し^(7, 9)、作業待ちのジョブの中から納期余裕予測値の最も短いものを選び出して加工することにより、スケジュールを作成した。

スケジューリング問題は、機械台数、ジョブ数を固定した上で、2章、3章で述べたニューラル・ネットワークの教示問題を作るの同様の方法で、乱数を用いて作成した。図5、図6に、機械数 $M=5$ 、ジョブ数 $N=20$ の場

図5 理論的納期余裕を用いる従来のSLACKルールによるスケジューリング結果例

Fig. 5. An example of the schedule obtained by the ordinary SLACK rule based on the simple theoretical estimation of margins.

図6 ニューラルネットワークの納期余裕予測を用いたスケジューリング例

Fig. 6. An example of the schedule obtained by the proposed SLACK rule based on the margins estimated by the neural network.

合のスケジューリング結果の1例をガントチャートで表現し、理論的納期余裕を用いる従来のスケジューリング結果との比較を示した。図5は従来のSLACKルールによるスケジューリング結果であり、図6は納期余裕予測にニューラルネットワークを用いた場合の結果を示す。図5中で、ジョブ19が561分の最大納期遅れを生じているのに対し、図6では、最大納期遅れはジョブ20による379分となり、182分の短縮が見られる。

本研究は、納期遅れ改善に効果のあるSLACKルールの改善に主眼をおいているが、納期遅れ以外の他の特性が悪くなったりしないかについて検討しておく必要がある。例えば、総処理時間に注目すると、図5ではジョブ4が最後に完了し時刻1709分に作業を終えているのに対し、図6ではジョブ12が最後に処理され時刻1358分に作業が終了しており、やはり351分の短縮となっている。

なお、図5、図6で与えられた問題の一例と同一の問題に対するガントチャートを前報でも示しているが^(16, 17)、前報の場合および今回の場合とも全く同じガントチャートが得られている。すなわち、前報に比べ、本報では一つだけのニューラルネットワークを使って前報同様の効果が得られたとも言えるが、さらに本報の方法では理論的納期余裕を用いる従来の方法よりも悪いスケジュールを作る確率は低くなるので、平均でみると、より一層の改善がなされる。例えば前報で示した最大納期遅れの改善率（最大納期遅れの短縮時間を最大納期遅れで割った比率。前報参照）と比較すると、 $(M, N) = (5, 20)$ 、 $(10, 50)$ に対して前報ではそれぞれ7.6%、5.1%であったのに対し、今回の方法は、約8.5%および7.1%という結果が得られている。

図7および図8は、 $(M, N) = (5, 20)$ および $(M, N) = (10, 50)$ のスケジューリング問題各々100例に対して求めた結果について、各々最大納期遅れと総処理時間を棒グラフで表わして比較したものである。6本のグラフのうち、左端は従来のSLACKルールを用いた場合、左から2番目はここで提案した方法を用いた場合を示す。いずれも100例に対する平均値で、最大納期遅れが $(M, N) = (5, 20)$ の場合で103分から15分、約88分の短縮（短縮の最大値692分、最小値-105分；-は逆に延長したことを意味）、 $(M, N) = (10, 50)$ の場合で381分から112分へと269分の短縮（短縮の最大値1330分、最小値-115分）、総処理時間が $(M, N) = (5, 20)$ の場合で1968分から1958分に約10分の短縮（短縮の最大値297分、最小値-247分）、 $(M, N) = (10, 50)$ の場合で4509分から4489分へと20分の短縮（短縮の最大値702分、最小値-916分）となっている。本研究では、SLACKを使った場合の納期遅れ改善を目指しており、当然ながら最大納期遅れについて提案の方法が効果の高いことが示されており、また、他の特性である総処理時間も悪化することなく、幾分改善されることがわ

かる。

ここで取り上げた $(M, N) = (10, 50)$ は、図 2 に見られるように、ニューラルネットワークの学習に用いた最大規模の問題であるにもかかわらず、納期余裕予測がある程度有効に機能していることがわかる。

以上の結果から、理論的納期余裕に対して、実際の納期余裕を一つのニューラルネットワークで予測して SLACK ルールを適用する方法が従来の SLACK ルールよりも効果があることがわかる。ここでは、納期遅れ改善に効果のあるルールの中で最も基本的な SLACK ルールと組み合わせたが、Look Ahead 法や他の SLACK を改善した納期余裕を判定基準に用いるルール⁽¹⁸⁾と組み合わせることも可能である。

次に他の手法やスケジューリング問題との比較について簡単に述べる。図 7, 8 の右端 SL/RPT, SL+SPT で表示しているのは、SLACK ルールの改良手法⁽¹⁹⁾を使って本研究で用いた問題を解いた結果を示している。SL/RPT は各ジョブの理論的納期余裕をそのジョブの残り処理時間で割った値の短い順に優先させる規則、SL+SPT は、上記 SL/RPT で用いる値か SPT ルールで用いる処理時間のうち、どちらか短い方をとって、その短いジョブ順に優先させるルールである。これらのルールを用いた場合、総処理時間は本研究で提案の方法より短くなっているが、目的とする最大納期遅れについては従来の SLACK ルールで解く場合よりもかえって長くなっている。

スケジューリング問題に関してベンチマークテスト問題を解いて比較する方法も考えられるが^(20, 21, 22)、最大納期遅れ最小化について解いたベンチマーク問題は見つけれず、ここでは含めなかった。スケジューリング問題は、1 題 1 題特性が大きく異なるので、本研究で行ったように乱数を用いて客観的に多数の問題を作成して解く方法も十分な妥当性を与えるものと考えられる。

最適解を解いて比較することも考えられるが、ここで検討した程度の問題について納期遅れ最小化を目指す BAB 法 (Branch and Bound 法) を開発するには多大な労力と計算時間を要し、現在のところ求め得ないでいる。機械数 3, ジョブ数 3 程度の例題について試みて見たところ、従来の SLACK, 提案の方法, 最適解で納期遅れが 10 分, 5 分, 0 分, 総処理時間が 60 分, 55 分, 50 分となった。しかし、ニューラルネットワークによる納期余裕予測は、比較的問題が複雑なところで有効と思われ、この結果からそのまま類推できるとは思えないけれども最適解に至るにはまだまだ改善の余地があるものと思われる。

なお、本研究において 3 章で述べた 750 の問題について 2000 回のニューラルネットワークの学習に要する時間は約 10 分、また $(M, N) = (10, 50)$ の問題 1 例をニューラルネットワークによる納期予測と SLACK によってスケジューリングする時間は約 4 秒である。従来の SLACK のみでスケジューリングするのに要する時間は約 2 秒である。ここで用いた計算機はワークステーショ

ン SPARC IPX である。すなわち、1 ジョブあたりの学習時間は、0.8 秒であり、将来、新しい教育課題が与えられた場合にこれをオンライン⁽⁹⁾で学習していくとしてもその負担はわずかである。

5. 納期余裕の再学習

前章まででは、ニューラルネットワークの教師信号として、理論的納期余裕を用いた従来の SLACK ルールによって作られたスケジュール上の実際の納期余裕を用いた。これにより学習したニューラルネットワークの有効性が前章で示されたが、次はこの競合の元での納期余裕を予測しながら作られたスケジュール結果を用いて再学習すれば、より優れた結果が期待される。

そこで、4 章で述べた、ニューラルネットワークを用いて作られたスケジュール上での他のジョブとの競合も考慮に入れた実際の納期余裕を新たに教師信号として用いることにより、再度ニューラルネットワークの学習を試みた。前回の学習で用いたジョブ 750 例について新たに教師信号を求め、同じく 750 例を 2000 回繰り返して学習を行った。

再学習したニューラルネットワークを用いて、前章と同じ、 $(M, N) = (5, 20)$ および $(M, N) = (10, 50)$ のスケジューリング問題各々 100 例について求めた結果についての平均値を、図 7, 図 8 のグラフ中央に示す。この再学習の結果、最大納期遅れが $(M, N) = (5, 20)$ の問題で 15 分から 11 分に 4 分短縮し、 $(M, N) = (10, 50)$ の問題で 111 分から 108 分に 3 分短縮した。また、総処理時間も、それぞれ 1958 分から 1943 分に 15 分、4489 分から 4439 分に 50 分短縮するのが見られた。

以上の結果から再学習による改善はそれほど大きくはなく、従来の SLACK ルールの結果を用いて学習したニューラルネットワークのままでもかなりよい予測ができていくことがわかる。これら再学習の操作はアルゴリズム化して自動化できるので、オペレータの手間をとることはない。また、一旦、これらの学習終了後は、実際の納期余裕が求まる毎にニューラルネットワークの学習をオンラインで続け、より深い経験をニューラルネットワークに積み重ねることが期待できる。

6. むすび

ジョブ・ショップ・スケジューリング問題において、最大納期遅れの少ない準最適解を求めるのに効果のある SLACK ルールを用いる発見的手法について、従来の単純な納期余裕の計算に基づく方法に代って、ニューラルネットワークを用いてジョブ間の競合の影響なども考慮して納期余裕を予測する方法を組み合わせる方式を提案した前報^(11, 17)では、10-20-1 の構成の 3 層のニューラルネットワークを用いたが、予測の信頼性が低いため、信頼性を評価する第 2 のニューラルネットワークを導入して、信

頼性の低い時は、従来どおりの計算結果を用いねばならなかった。今回、ニューラルネットワークを4層化し、ニューロン数も調整して8-8-8-1の構成として、予測の信頼性を高め、この納期余裕予測のニューラルネットワークのみを用いて、効果のあることを示した。

まず、従来のSLACKルールを用いて作られるスケジューリング結果により学習したニューラルネットワークを用いた場合に有効性が確認され、さらに、そのスケジュー

リング結果を用いて再学習を行うと、一層改善する傾向が見られることを示した。

今後、ニューラルネットワークへの入力としてより有意な信号を見いだして利用すること、学習パターンの選び方の検討、最適なニューラルネットワークの構成方法の検討、再学習の収束性の検討により、さらに改善を進めることができるものと思われる。

(平成6年8月30日受付、同6年11月30日再受付)

文 献

- (1) T. Watanabe: "Advanced Studies in Flexible Automation", Proc. of 6th Int. Conf. on CAD/ CAM, Robotics and Factories of the Future, Southbank Press (1991)
- (2) T. Watanabe: "Intelligent Management and Manufacturing Systems", Advances in Management (ed. G. Lasker), Int. Inst. for Advanced Studies in Systems Research and Cybernetics, pp. 91-96 (1993)
- (3) T. Watanabe: "Flexible Manufacturing Systems Software", Concise Encyclopedia of Software Engineering (ed. P. Morris and B. Tamm), Pergamon Press, London, pp. 132-135 (1993)
- (4) A. Villa & T. Watanabe: "Production Management: Beyond the Dichotomy between "Push" and "Pull"", Computer Integrated Manufacturing Systems, Vol.6, No.1, pp. 53-63 (1993)
- (5) B. Giffler, & G. L. Thompson: "Algorithms for Solving Production Scheduling Problems", Operation Research, Vol.8, pp. 487-503 (1960)
- (6) 鍋島一郎: "スケジューリング理論", 森北出版, pp. 187-229 (1974)
- (7) 人見勝人: "生産管理工学", コロナ社, pp. 79-83, pp. 136-149 (1978)
- (8) 黒田充, 田部勉, 圓川隆夫, 中根甚一郎: "生産管理", 朝倉書店, pp. 86-97 (1989)
- (9) T. Watanabe, & M. Sakamoto: "On-line Scheduling for Adaptive Control Machine Tools in FMS", Robotics and Computer Integrated Manufacturing, Vol. 2, No.1, pp. 56-64 (1986)
- (10) P. Bunnag, & S. B. Smith: "Multifactor Priority Rule for Jobshop Scheduling Using Computer Search", IIE Transactions, pp. 141-146 (1985)
- (11) T. Watanabe, R. Fujii, K. Kido, & K. Inagami: "Self Modification of Scheduling in Production", Proc. of IFAC Int. Workshop on Decisional Structures in Automated Manufacturing, pp. 71-80 (1989)
- (12) T. Watanabe, K. Kido, & R. Fujii: "The Automatic Improvement of Job-shop scheduling and New

図7 最大納期遅れに関する従来法と提案法の比較

Fig. 7. Comparison of the maximum latenesses to due-date obtained by the ordinary SLACK and its revised rule and by the proposed method.

図8 総処理時間に関する従来法と提案法の比較

Fig. 8. Comparison of the maximum completed times obtained by the ordinary SLACK and its revised rule and by the proposed method.

Dispatching Rules", Proc. 1990 Japan - U.S.A. Symposium on Flexible Automation, ISCIE, Kyoto, pp. 1133-1138 (1990)

(13) J. Somlo, & T. Watanabe: "Job-shop Scheduling of FMS - The Optimization Approach", Proc. of 1992 Japan-US Symp. on Flexible Automation, ASME, New York, pp. 447-454 (1992)

(14) T. Watanabe, H. Tokumaru, Y. Nakajima, & Y. Hashimoto: "Job-shop Scheduling Using Fuzzy Inference to Take Profit into Account", 1992 Japan-US Symp. on Flexible Automation, ASME, New York, pp. 423-427 (1992)

(15) T. Watanabe, H. Tokumaru, Y. Hashimoto & Y. Hirose: "Job-shop Scheduling Based on the Estimation of Margins to Due-Dates by Using a Neural Network", Proc. of 1992 Pacific Conference on Manufacturing, pp. 516-522 (1992)

(16) T. Watanabe, H. Tokumaru, & Y. Hashimoto: "Job-shop Scheduling Using Neural Networks", Preprint of 12th World Congress of the IFAC, Vol. 6, pp. 345-348 (1993)

(17) T. Watanabe, H. Tokumaru, & Y. Hashimoto: "Job-shop Scheduling Using Neural Networks", Control Engineering Practice, Vol. 1, No. 6, pp. 957-961 (1993)

(18) 黒川圭一, 渡部透, 得丸英勝, 川野亨, 久保誠吾, 山川恵嗣, 河田健一: "ニューラルネットワークを用いたロボットマニピュレータの手先位置・姿勢誤差の補償", システム制御情報学会論文誌, Vol. 6, No. 5, pp. 213-222 (1993)

(19) M. Moser, & S. Engell: "A Survey of Priority Rules for FMS Scheduling and Their Performance for the Benchmark Problem", Proc. of the 31th CDC, pp. 392-397 (1992)

(20) A. Kusiak, & J. Ahn: "Priority Rule-Based Scheduling", Proc. of the 1990 Summer Computer Simulation Conf., pp. 1119-1124 (1990)

(21) P. Brucker, & B. Jurisch: "Job-Shop (C codes)", European Journal of Research 57, pp. 132-133 (1992)

(22) P. Brucker, & B. Jurisch: "A New Lower Bound for the Job-Shop Scheduling Problem", European Journal of Research 64, pp. 156-167 (1993)

橋本 泰典 (学生員) 1968年9月26日生。

91年3月立命館大学理工学部情報工学科卒業。93年3月同大学院理工学研究科修士課程情報工学専攻修了。同年4月より同大学院理工学研究科博士課程情報工学を専攻し、現在に至る。生産システム、ニューラルネットワークおよび遺伝

アルゴリズムを用いた最適化問題などに関心を持つ。電気学会, システム制御情報学会, 日本機械学会会員。

渡部 透 (正員) 1942年6月11日生。

65年3月京都大学工学部精密工学科卒業。67年3月京都大学大学院工学研究科精密工学専攻修士課程修了。同年4月京都大学工学部助手。86年11月同オートメーション研究施設助教授。87年4月同大学院応用システム科学専攻助教授兼任。88年4月立命館大学理工学部情報工学科教授。91年4月同計算機センター長兼任。94年4月より同総合情報センター副センター長兼任、現在に至る。ロボットやNCなどの計算機制御, 生産の管理と制御, CAD/CIM/CE, NN/GA 応用, 並列処理計算機などの研究に従事。京都大学工学博士。86年日本自動制御協会(現システム制御情報学会) 榎木記念論文賞受賞。電気学会, システム制御情報学会, 情報処理学会, 日本機械学会, 計測自動制御学会, 精密工学会, 日本ロボット学会, ASME, I I A Sなどの会員。

西川 郁子 1961年11月1日生。84年3月京

都大学理学部物理学学科卒業。90年3月同大学院博士課程単位取得退学。同年4月神戸大学大学院自然科学研究科助手。93年4月立命館大学理工学部情報工学科助手, 現在に至る。博士(理学)。ニューラルネットワーク, 非線形振動などの非線形力学の研究に従事。日本物理学会, システム制御情報学会, 日本神経回路学会などの会員。

得丸 英勝 1927年8月7日生。50年京都大学

工学部応用物理学教室卒業。51年4月同大学工学部応用物理学教室助手。53年7月同講師。56年3月同航空工学教室助教授。62年4月数理工学教室教授。87年5月応用システム科学教室教授。89年4月同大学工学部長を兼任。91年4月立命館大学理工学部情報工学科教授となり, 94年4月同大学理工学部長を兼任, 現在に至る。59年工学博士。70年計測自動制御学会論文賞, 81年日本自動制御協会(現システム制御情報学会) 榎木記念賞論文賞を受賞。計測自動制御学会, 日本機械学会, 日本材料学会, 日本レオロジー学会, 日本騒音制御工学会, エネルギー・資源研究会, 日本防災システム協会, 日本工学アカデミー会員。