

## 相互結合型ニューラルネットワークによる青果物の最適分荷 システムの開発

藤井嘉儀\*・金子伸治\*\*・竹嶋大介\*\*\*・仙北谷康\*

平成8年6月24日受付

### A Study on the Development of a System for Optimal Distribution of Vegetables and Fruits by Applicating a Recurrent Neural Network

Yoshinori FUJII\*, Shinji KANEKO\*\*, Daisuke TAKESHIMA\*\*\* and Yasushi SEMBOKUYA\*

In this paper, we aim at developing a system for optimal distribution of vegetables and fruits by using a recurrent neural network. The other day, we developed a system for distributing watermelons made in Daiei town, Tottori prefecture to each market, which classified standards and grades. We developed an algorithm of the boltzmann machine used in this system, and improved in putting out analog value. As a result of simulating, though we made clear the relation between sales and risks in our last report, it could not reflect an expert's intention, so many problems remained.

Accordingly we summarize contents of our last report, and indicate problems which we should improve for practical use.

#### 緒 言

鳥取県のスイカ生産は県中部の大栄町を中心として展開している。主な出荷先は関西を中心とした市場であり、その他、関東、中国、四国、九州と全国に出荷している。

現在では大栄町農業においても多分野で技術革新が進んでおり、生産技術や集荷、選果の作業も機械化が進ん

でいる。95年にはスイカ選果場が完成し選果能力は大幅に向上した。この選果場の1日の処理能力は約8万玉に達し、かつて500人を要した出荷人夫を100人へと削減することによって、省力化のみならず、スイカ作付け面積の拡大にも大きく貢献している。

他方、毎日の仕向市場への分荷作業に注目すると、出荷量は農協と生産部会の話し合いによって決められてい

\*鳥取大学農学部農林総合科学科情報科学講座

\*Department of Agricultural Information Science, Faculty of Agriculture, Tottori University

\*\*鳥取大学大学院農学研究科

\*\*The graduate School of Agricultural Science, Tottori University

\*\*\*長崎県JA東彼

\*\*\*Japan Agricultural Co-operatives JA-Tohi

る。これは、市場の特性を見極め、規格等級の配分を考慮しなければならない重要な作業である。直接売上に影響を及ぼし、さらに短期的な売上だけでなく年間を通じた販売戦略が密接に関係しているからである。この場合、分荷作業の担当者にとっては、リスクを抑え、市場とのなじみをふまえつつ、いかに売り上げを最大化するかということが課題となる。しかし、現状の方式では経験の少ない担当者には相当な負担が必要であり、また熟練の出荷エキスパートを育成するには時間がかかると考えられ、分荷作業を支援するエキスパートシステムの開発が急務であると考えられる。

竹嶋<sup>2)</sup>は、分荷におけるリスクと売上の関係に注目し規格等級の振り分けのシミュレーションを行った。そこでは分荷作業を行う担当者の参考指標となるデータを出力することを目的として、あわせてエキスパートシステム開発のためのエンジン部分の評価を行った。システムのエンジン部分はニューラルネットワーク理論を用い、エネルギー関数や結合荷重の設定を行い、最適解を求めた。シミュレーションの結果、リスクと売り上げの関係を明らかにすることができたが、実用化のためには、まださまざまな課題が残されている。

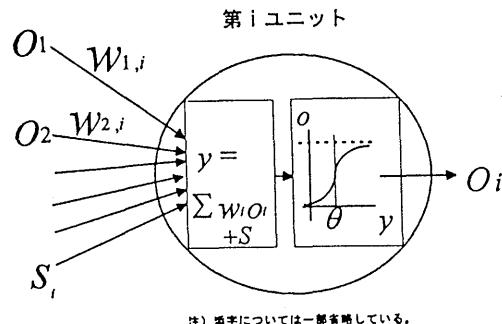
そこで本報告では、まず竹嶋の論旨を要約して検討を行い、システムの実用化のために検討されなければならない点を明らかにする。

### ニューラルネットワーク・ボルツマンマシンのアルゴリズム

ニューラルネットワークは、その構造に注目すると、階層型ニューラルネットワークと相互結合型ニューラルネットワークに大別される<sup>3)</sup>。それぞれの動作アルゴリズムから、前者は類型化問題をはじめとするパターン認識問題に、また後者は最適化問題に適用されることが多い。竹嶋の報告では、最適化手法として相互結合型ニューラルネットワークのボルツマンマシンを用いた。相互結合型ネットワークは、ユニットがそれぞれ結合しており、結合加重は対称である。

各ユニットは1または0の2値をとり得るものとし、各ユニットの状態更新は次の式によって非同期的に行われるものとする。

$$o_i^{t+1} = \begin{cases} 1 & \text{if } \sum_j w_{ij} o_j + S > \theta_i \\ o_i^t & \text{if } \sum_j w_{ij} o_j + S = \theta_i \\ 0 & \text{if } \sum_j w_{ij} o_j + S < \theta_i \end{cases} \quad (1)$$



注) 添字については一部省略している。

第1図 ユニットの動作原理の模式

ただし、

$w_{ij}$ (= $w_{ji}$ )	: ユニット $i$ とユニット $j$ との結合加重
$o_i^t$	: ユニット $i$ の $t$ 期における値
$s_i$	: ユニット $i$ への外部からの入力
$\theta_i$	: ユニット $i$ のしきい値

ここで次のようなエネルギー関数  $E$  を定義する。

$$E = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j w_{ij} o_i o_j - \sum_i (s_i \theta_i) \quad (2)$$

第1図は各ユニットの動作原理を表したものである。(1)式の更新規則によってユニットの取る値を更新していくと、エネルギー関数の取る値は低下するか変化しないかのどちらかになる。エネルギー関数  $E$  の値が変化しなくなったとき、ネットワークの状態が平衡状態に達したことになるが、これは(2)式で表されるエネルギー曲面が極小点に到達したことを意味している。

しかし、状態空間の中で複数の極小値が存在すると、初期値の設定によっていずれかの極小値（ローカルミニマム）に落ち込んでしまう。このため、(2)式による状態更新は、エネルギー関数の最小値への到達を保証し得ないのである。極小値から抜け出し、大域的な最小値（グローバルミニマム）へと向かうには、一時的にエネルギーが高くなるような状態変化が必要である。

通常の相互結合型ネットワークに対して、ユニットの値の更新を確率的に行うネットワークをボルツマンマシンとよぶ。更新の確率の決定には温度と呼ばれるパラメータが導入される。温度が高い状態では一時的にエネルギーを高める可能性も高まり、ローカルミニマムから抜け出すこともできる。温度が低下するに従って、ローカルミニマムを抜け出せる確率は低くなるが、エネルギーはより速く低下し結果として低いエネルギー状態に到達し得る。

そこで、比較的高い温度でネットワークを動作させ、徐々に温度を下げていくことで、ネットワークをグローバルミニマムにもってゆく確率を上げることが期待できる。

通常ボルツマンマシンでは各ユニットは1か0、または-1か+1の2値のみをとるとされている。しかし、竹嶋の報告では、分荷箱数というアナログ値の出力が必要であるため、通常の動作を改良する必要があった。

そのポイントは、各ユニットは正の整数をとるものとし、ユニットの非同期的な更新に対してユニットの状態が+1, -1, ±0の3通りのエネルギー関数の値を求め、このうち最小値の状態と最大値の状態のうちどちらに更新するのかを確率的に決めるというものである。

この手法を畑作土地利用問題に応用した研究では、リスクプログラミングによって得られる解と同等の結果が得られることが確認されている<sup>1)</sup>。

### 出荷市場の分類

シミュレーションを行う前に、大栄町の販売日報と大阪本場市場のデータの検討を行い、さらにクラスター分析によって、出荷市場を分類する。

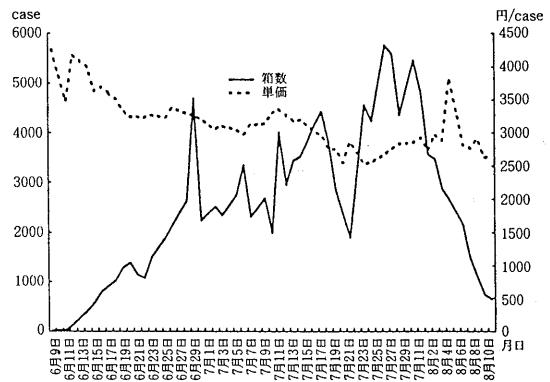
第2図は1995年の大栄町スイカの平均単価と出荷箱数の推移を示している。第3図は出荷した市場の数の推移を示している。このように大栄町のスイカの出荷は6月9日から始まり8月16日まで行われているが、出荷販売量が増大し市場数をある程度確保している6月23日から、減少する8月9日までを分析対象期間とした。

出荷先の傾向をみるため地域ブロックに分割してシェアで表したのが第4図である。ここで注目すべき点は7月中旬から関東中部方面の出荷が倍増していることである。

次に市場側からの大栄町産スイカの位置付けをみるために、大阪本場市場のデータをもとに各産地別の平均単価とそのシェアを第5図と第6図に示した。第5図の単価の変動に注目すると、本場市場においては鳥取産は6月中旬から7月下旬まで出荷が行われており、平均単価が高く品質的に高く評価されていることがわかる。鳥取以外の産地を考えた場合、石川、長野が競合する産地になっており、鳥取より平均単価が高い長野は7月中旬から出荷を開始している。

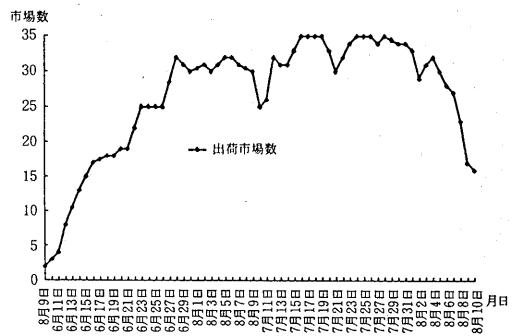
以上のことから、出荷時期によって出荷する市場の数やその地域、またその市場内における大栄町スイカの単価やシェアが変わってくることがわかる。

これらのことを考えると、出荷時期によってJAだい



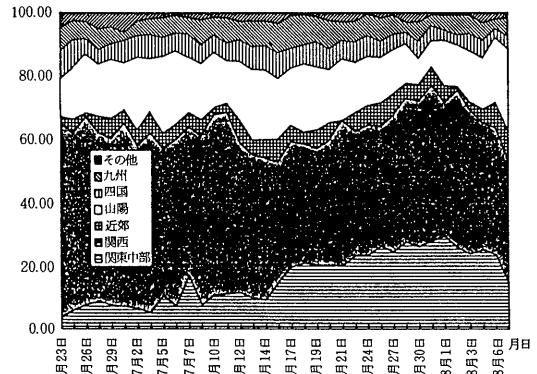
第2図 大栄町スイカの平均単価と出荷箱数

資料) JAだいえい販売日報



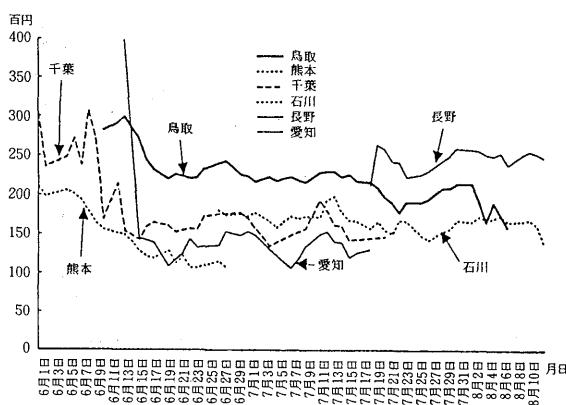
第3図 大栄町スイカの出荷市場数

資料) JAだいえい販売日報

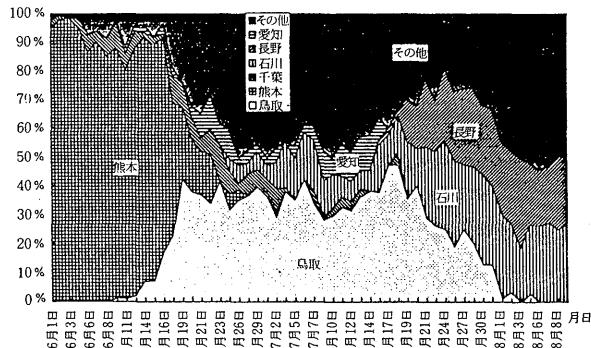


第4図 大栄町スイカの地域別の出荷先のシェア

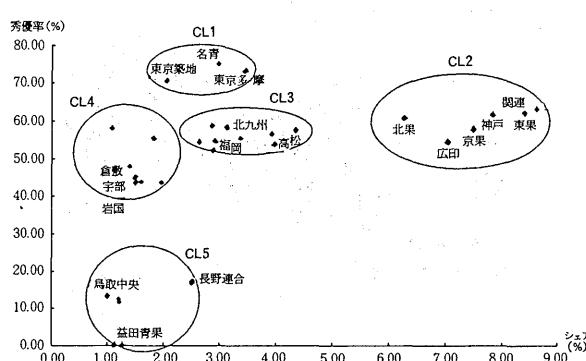
資料) JAだいえい販売日報



第5図 大阪本場市場における産地別スイカ単価の推移  
資料) 大阪本場市場 日別販売実績、1995年



第6図 大阪本場市場における産地別出荷量のシェアの推移  
資料) 大阪本場市場 日別販売実績、1995年



第7図 第1期における出荷市場の位置づけ

えいの出荷戦略が異なるので、全出荷時期を1本化するのは妥当ではなく、分析対象期間を分割して検討すべきであると考えられる。そこで出荷時期を以下のように分割した。

- 第1期 出荷初期 ~ 7月中旬
- 第2期 7月中旬 ~ 7月下旬
- 第3期 8月上旬 ~ 出荷末期

また、ここで市場の「格」、市場との「なじみ」の捉え方を補足しておくと、JAだいえいにおける聞き取り調査から、分荷の際に、市場によって得意とする規格等級や、また一日の取引で消化できる製品の量も異なるのでこれも考慮に入れる必要があることなどが明らかになった。そこで各市場ごとに、その日の出荷量にしめる市場ごとの出荷量シェア、秀優率(市場ごとの秀優の割合)、大玉率(2L以上の規格の割合)を市場の「格」、「なじみ」として考慮することにした。

1995年の大栄町販売日報から全36の仕向市場の平均単価と集荷箱数をまとめると、各市場は平均単価、出荷箱数ともに多様になっていることがわかった。ここで36市場全てを対象にした場合、計算に膨大な時間を要するため、クラスター分析によって市場を類型化する。分類のためのデータは出荷量、秀優率、大玉率とする。

各期間のクラスターは5~6のクラスターに分けられた。第1期に注目した場合、CL1は関東中部地区、CL2は関西地区、CL3は九州四国地区、CL4は山陽地区、CL5は鳥取近郊という特色がでている。なおAコープ、お台場は調整的な販路と考えられるため分荷の対象とはしなかった。第1期のシェアと秀優率のデータによる散布図を第7図に示す。このクラスターを一つの仮想市場と考え、以下のシミュレーションを進めて行く。

#### エネルギー関数の設定

このエキスパートシステムでは市場との「格」や「なじみ」を反映しつつ、リスクを最小化し、売上を最大化することを目的とする。ここで売り上げ、リスクは以下のように定義する。

- ・売上 = 単価 × 箱数
- ・リスク = 價格変動の傾向

売上はその規格等級の単価と出荷箱数の合計を全規格等級及び全市場で合計したものと定義する。つまり1日の全ての販売額である。リスクは價格変動の傾向と定義する。このように定義した場合、價格変動が同じような

動きをする市場に出荷を行うことはリスクが大きいことになり、他の市場の価格動向に左右されない市場に出荷を行うことを、リスクが小さいことと定義することになる。つまり、価格が上昇傾向の市場があり、出荷をその市場へ重点的に行うと、価格が下落したときに損害が大きく、リスクが大きいことになる。そこで、価格変動が反対の市場に出荷を分散することによって、リスクを最小化する。

このエキスパートシステムにおいては、出荷量、秀優率、大玉率のそれぞれに対する重点のおきかたを利用者が自ら行い、それに沿ってシステムが各市場の規格等級ごとの出荷量を出力することを目的とする。この秀優率、大玉率の設定によって市場の「格」や「なじみ」を反映させることとした。本シミュレーションにおいては販売日報の実績値のデータをもとに計測を行った。ただし出荷量の設定はトラックで行われるため、トラック1台当たりの出荷箱数をもとにデータを入力することとした。

ニューラルネットワーク理論のエネルギー関数と呼ばれる関数を導入し各規格等級の出荷箱数を求める。

このエネルギー関数を(3)式に示す。

$$\begin{aligned}
 E = & \alpha \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^K \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sigma_{ki} \chi_{ik} \chi_{jl} - \beta \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^n c_{ik} \chi_{ik} \\
 & + \gamma_1 \sum_{k=1}^K \left( B_k - \sum_{i=1}^n \chi_{ik} \right)^2 + \gamma_2 \left( QT_k - qt_k \right)^2 \\
 & + \gamma_3 \sum_{k=1}^K \left( QL_k - ql_k \right)^2
 \end{aligned} \quad (3)$$

ただし、

$K$  : 市場数

$n$  : 規格等級数

$\sigma_{kl}$  :  $k$  市場と  $l$  市場間の毎日の平均単価の共分散

$\chi_{ik}$  :  $k$  市場における  $i$  規格等級の出荷量

$c_{ik}$  :  $k$  市場における  $i$  規格等級の単価

$B_k$  :  $k$  市場に設定された出荷量総計

$QT_k$  :  $k$  市場に設定された大玉率

$qt_k$  : 計算過程で求められる  $k$  市場の大玉率

$QL_k$  :  $k$  市場に設定された秀優率

$ql_k$  : 計算過程で求められる  $k$  市場の秀優率

つまり、(3)式は

エネルギー=リスク+売り上げ

+適正箱数+適正大玉率+適正秀優率

という構造になっている。

なお、 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$ を変化させることによって、エネル

ギー関数全体を低下させる際の各項の重みの調整を行うことができる。特定のパラメータを大きくすると、その項を強く意識したネットワークとなる。

第3表にこのシステムのシミュレーション結果の一例を示す。表の右側が販売日報をもとに使用した設定値、左側が計測値である。設定値と計測値を比較した場合、ほぼ要求される値に近い値が得られており、ネットワークが市場とのなじみや格を学習することができたと考えられる。

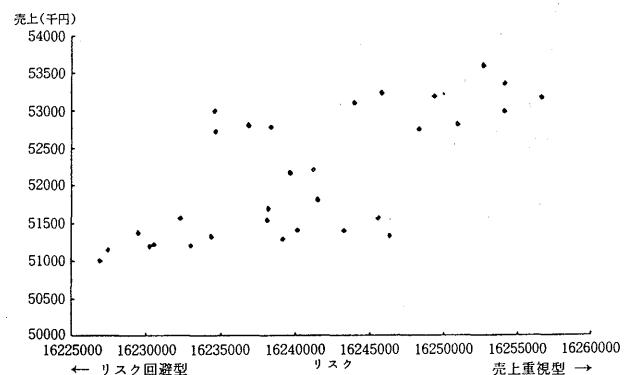
第3表 実績値とシステムの出力結果

	設 定 値			システム計測値		
	箱数 case	秀 優 率 %	大 玉 率 %	箱数 case	秀 優 率 %	大 玉 率 %
CL1	530	72.86	66.62	530	71.89	67.17
CL2	7950	57.63	70.14	7948	50.98	57.80
CL3	4240	44.24	63.15	4238	43.82	58.54
CL4	795	44.24	63.15	796	44.10	64.20
CL5	530	14.63	62.77	534	16.29	63.30
CL6	1060	56.83	78.90	1060	55.47	79.91

注) 販売日報のデータによるシミュレーションの結果である。

第4表に規格等級別の出力値を示す。上段は実際に6月23日に出荷が行われた値であり、下段はシステムで求めた出力値である。表には表示の問題から10段階の規格等級別に表示しているが、計測においては実際に使用されている40段階で行っている。

このシステムにおいては最適の出荷パターンを求めるために秀優率、大玉率を使用したがこれは、特定市場にできるだけ品質のよいものを出荷するという目的のため利用したものである。



第9図 売り上げとリスクの関係

さらに売上とリスク関係を明らかにするため、エネルギー関数の係数を変動させた場合のシミュレーションを行った。

第9図では、(3)式における $\beta$ の値を変化させた場合に第1項、第2項の値がどのように変化するのかということを示した。 $\beta$ を大きくすると売り上げ重視型（リスク軽視型）のネットワークになり、逆に $\beta$ を小さくすると

売り上げよりもリスクを低下させることを重視するネットワークとなる。シミュレーションの結果はこの関係をよく表しているといえる。6月23日の実績に対して、このシステムの定義からリスクを求めるとき、約1千7百万となり、これに対して、販売金額は約5千万円となった。実績と比較すると、シミュレーションの結果は左上に位置していることがわかる。

第4表 6月23日の出荷量  
6月23日の出荷量

単位：case

	秀-大	秀-小	優-大	優-小	無-大	無-小	A-大	A-小	B-大	B-小	合計
CL1	235	125	75	65	20	20	0	0	0	3	543
CL2	2257	1579	1220	742	738	935	1153	507	1	22	9154
CL3	805	534	379	327	345	241	790	224	0	0	3645
CL4	7	17	8	15	4	8	15	21	75	349	519
CL5	7	17	0	0	0	0	169	30	35	46	304
CL6	284	6	75	20	76	10	180	55	0	0	706
合計	3595	2278	1757	1169	1183	1214	2307	837	111	420	15012

資料) 販売日報

システムの出荷量

単位：case

	秀-大	秀-小	優-大	優-小	無-大	無-小	A-大	A-小	B-大	B-小	合計
CL1	72	26	256	27	28	121	0	0	0	0	530
CL2	1306	955	1098	693	1096	951	1094	628	0	127	7948
CL3	294	323	678	562	810	449	699	423	0	0	4238
CL4	209	92	10	40	34	12	43	55	215	86	796
CL5	63	9	7	8	143	13	106	47	19	119	534
CL6	359	2	227	0	41	6	220	205	0	0	1060
合計	2303	1407	2276	1330	2152	1552	2162	1358	234	332	15106

注：大は2L以上、小はL以下を表す

### 総括

竹嶋はスイカの分荷作業の支援を目的として、ニューラルネットワーク理論を用いたエキスパートシステム開発のための研究を行った。ボルツマンマシンのアルゴリズムに改良を加えたシステムのシミュレーションの結果は、目標とした売り上げとリスクの関係を明らかにすることができる、評価できると思われる。しかし、このシステムを実用化するに至ってはさまざまな課題が残されている。

まず第1に、竹嶋の報告では各市場への規格等級の割り振りを行ったが、実際の作業ではその前に、各市場への出荷量をトラックの台数で決定しなければならない。そのためには当日選果場に運び込まれるスイカの量を、スイカ着果調べ、前日までの農家の出荷申込数量な

どから予測し、各市場の価格動向や競合産地の出荷動向などもふまえることが必要である。スイカの分荷作業は①スイカの出荷量を予測したトラック台数の割り振り、②規格等級の振り分け、の2つのプロセスからなっており、竹嶋の報告では市場への出荷量を所与とし、②のシミュレーションを行ったにすぎない。この2つのプロセスを連動させることによって初めて、完全なエキスパートシステムとなる。よって今後、分荷作業の前半部分の、出荷量を予測したトラック台数を決定するシステムの開発が必要となる。

第2に、第4表で実際の出荷量とエキスパートシステムのシミュレーション結果の出荷量とでは、市場単位での合計はほぼ一致しているが、その規格等級ごとの合計に注目してみると、シミュレーション結果のほうが秀の量が減り、優・無の量が増えていることがわかる。この

表について、JAだいえいの販売担当者からコメントを得たところ、シミュレーション結果のように秀品を少なく出荷することは現実的ではなく、市場として扱いにくのではないかという意見があった。今後、①優品に偏っていること、②実際の等級の構成とシミュレーション結果が異なること、といった課題を解決していかなければならぬ。ただし、平成8年度からは秀優と一緒にして、新しい秀として全4段階で行われるようになるということである。

この問題に関しては、それぞれの市場に対して適正大玉率や適正秀優率を定めたように、エネルギー関数の中にペナルティーを与える項を加えることが考えられる。また、実際の出荷量とシミュレーション結果が一致しない場合は、それぞれの差をペナルティー項として加え、エネルギーを最小化させる方法がある。

第3に、このシステムはリスクの定義の問題上、リスクを抑えつつ価格が最大になるように構築されており、価格が上昇する市場へ出荷する場合はシステムは逆方向つまり、価格が低下する市場へも一定量を出荷しようとする働きがある。しかし、現場の担当者の経験では、前日に価格上昇傾向を示した市場があり翌日も必ず価格が上昇すると確証があるときは、それらの市場を中心に出荷することである。この機能をどのようにしてシ

ステムに組み込むかが問題である。

第3の問題点は、現場のエキスパートの意思を反映させるという本研究の主旨でもあり、このような作用もエネルギー関数に組み込むべきであろう。

以上のように、本システムは今後検討しなければならない課題が数多く存在する。その中でも大きな比重を占めると思われるのは、現場のエキスパートの専門知識をいかにして信頼性のある数値として出力するかということである。現段階では、エキスパートの代替または支援システムとして現場で使用できる水準には達しているとはいがたい。今後、以上に挙げた課題を再検討し、実用的なシステムの開発を目指したい。

## 文 献

- 1) 仙北谷康, 竹嶋大介, 藤井嘉儀: 相互結合型ニューラルネットワークによる最適化システムの開発に関する研究. 鳥大農研報, 48 121-127 (1995)
- 2) 竹嶋大介: ニューラルネットワークを適用した出荷対応エキスパートシステムに関する研究. 鳥取大学大学院農学研究科修士論文 (1995)
- 3) R. ピール, T. ジャクソン: ニューラルコンピューティング入門八名和夫監訳, 海文堂, 東京 (1993) pp.112-136