

ニューラルネットワークによる大豆生育・収量の気象影響評価

窪田 哲夫・織田 健次郎・松尾 和之*

(東北農業試験場・*農業研究センター)

Evaluation of Meteorological Conditions affecting Growth and Yields in Soybean Plants by Neural Networks

Tetsuo KUBOTA, Kenjiro ODA and Kazuyuki MATSUO

(Tohoku National Agricultural Experiment Station・*National Agricultural Research Center)

1 はじめに

寒冷地における作物肥培管理支援情報システムを確立するため、気象、土壌、作業の外因が作物の生育及び収量に及ぼす影響を評価する情報モデルを開発する。本報告はこの一環として、大豆の生育や収量に及ぼす気象の影響評価プロダクションルール・システムの構築について検討し、ルール表現が困難な因果関係のシステム化にニューラルネットワークの適用を試み、その実用性と適用上のいくつかの問題点を明らかにした。

2 検討プロセスの概要

(1) 第一段階： 当初、大豆栽培に関する知識を各種報告書、成績書、研究論文等から集め、これを使って気象と大豆作の生育・収量との関係をプロダクションルールとしてシステム化する方法を検討した。しかし、試行錯誤を続けたところ、集めた知識の前提条件や内容レベルが多種多様であったこと、一般化の難しい事例の知識が多かったこと、必要な知識の欠落が多かったこと等が重なり、システム構築は容易でないことが明らかとなった。そこで、前提条件が同一で体系的な保証されたデータ及び知識の下での検討が必要となり探索したところ、適当な情報源として秋田統計情報事務所に昭和45年から53年に実施した大豆の作況試験の解析報告書を見いだした。以降、本報告は、同報告書から品種「ライコウ」の9年間のデータ並びにそれから解析された知識を利用して検討した。なお、同品種の栽培概要は、播種が6月5日、株数6.8(2本立)株/㎡、開花期は7月下旬～8月上旬(播種後60日)、収穫期は10月10日前後であった。

(2) 第二段階： 作況試験は毎年同一の地域で同一の品種と一定の栽培法で実施される。従って、得られたデータ、観察結果及びその解析から導かれた知識の間には体系的な保証されているものとみなすことができる。そこで、秋田の作況試験報告書に記載された知識を使い、気象を外因としたルール型の情報モデルを構築し予備評価してみた。その結果、使った因果関係(知識)が総論では明らかに正しいと思われたにもかかわらず、年次を比較して具体的に成り立つ因果のプロセスを検討してみると多様であり、一例ごとに異なっていて、既存手法ではその関係を必

要十分に形式化(表現)できないことがしばしばであった。このような場合、データに戻って再検討し、何等かの方法で必要な因果関係を導き出す必要があった。その方法をさらに検討したところ、対象とする因果の存在が確かであり、その因果関係のパターンが限られているならば、その具体的な関係の形式化が不明であってもその関係を計算機のプログラム自身に学習させることが可能なニューラルネットワークの活用¹⁻³⁾が有効と考えられた。そこでパーソナルコンピュータを使い、MS-DOS版N88BASIC(86)を使用して具体的なモデルを作成し検討した。

3 結果及び考察

(1) ニューラルネットワークの学習プログラムは図1の手順で作成した。またその重み係数群を「ニューラル型知識」と定義し、これをプロダクションルールの一部として

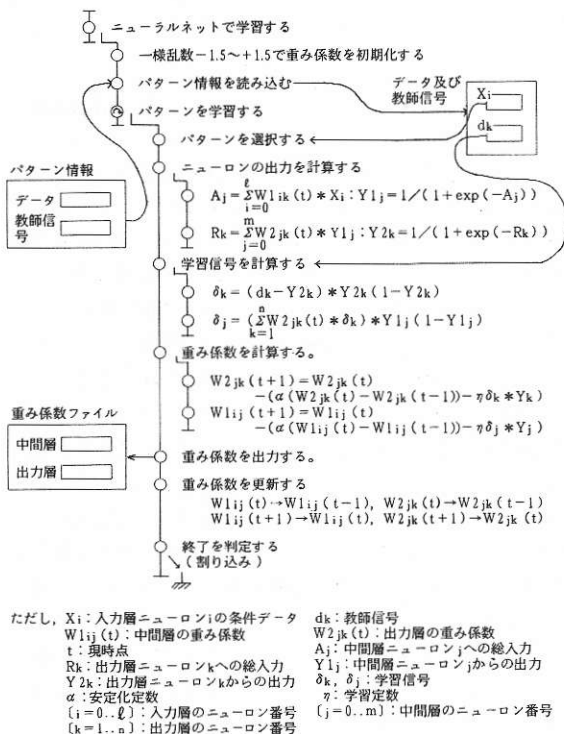


図1 ニューラルネットワークの学習手順 (HCPの記法による流れ図)

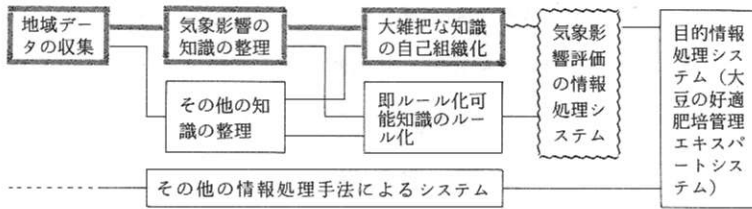


図2 ニューラル型知識を導入した作物肥培管理情報システムの構築手順

注. 本テーマで検討した部分 本テーマで一部検討した部分

1. オープニング画面

実行したい事項を選んでください。

(説明)

1. 気象評価とニューラルネットワークについて
2. モデルが対象とする大豆栽培とデータ根拠について
3. モデルが使用している知識について

(学習)

4. 学習システム NSYS31 を起動します。

(評価)

5. 気象システムデモ BRAIN を起動します。

(終了)

6. 終了します。

2. 評価システム起動画面 (期別にニューラル型知識が組み込まれる)

実行したい作業を選んで下さい。

1. 6～7月気象から開花期の生育を評価します。
2. 開花期の生育と7月中～8月中の気象から英熟期生育を評価します。
3. 英熟期の生育と8～9月の気象から収量を評価します。
4. 全期間の気象が明かな場合の生育・収量プロセスを評価します。
5. 終了します。 →?1

3. 実行計画

1. 「開花期までの初期生育は6～7月の気象が関係する」という知識に基づいて、このシステムには下記に示す9年間の気象パターンに対する生育パターンを予め学習したニューラル型知識が組み込まれています。気象を選択するとこのモデルが起動します。

評価したい6～7月の気象を選んで下さい。

(気象パターン例があるが省略、キーボードからパターンを入力することもできる)

→?2

4. 結果の画面 (上記の選択の場合の出力例。評価値と実際の生育とのルールから結論を文章化して表示。評価は平年値を基に「良・否・並」)

私は永年の経験から、次のように評価しました。

6月は気象が低く、日照が平年並で、降雨が平年並である。また、7月は気温が平年並で、日照が少なく、降雨が多いことから、
分枝数は平年並
節数は平年並
茎長は平年並 となる見込みです。
次の作業は (RETURN) して下さい。?

図3 気象影響評価の情報処理システムの画面例

組み込んだ情報システムを図2のように構想し、秋田の作況試験報告を事例にシステムモデルの一部を開発した。図3はそのプログラムの実行画面の一部である。秋田の作況試験報告では大豆の生育・収量の形成に与える気象の影響に関する知識は図3での2の1～3に対応する3つの要因関係に要約できた。これらの知識はいずれも真実性の高いものであったが、従来の定式化法で表現しようとすると、そのプロセスが非常に複雑で、現実的な表現が困難であると判断された。そこで、人間の脳の情報処理を模倣した階層型ニューラルネットワークにバックプロパゲーションの学習則を適用して、各要因関係に対応した3つの「ニューラル型知識」を作成した。ここで定義した「ニューラル型知識」の意味は、9年間の各生育段階に影響する気象とそ

の前段階の生育量のデータをパターン化し学習させた際のニューロン結合の重み係数の集合である。その大きさは各知識ごとに異なる。ニューラル型知識の作成には3層及び4層ネットを試みたが、当モデルの範囲では学習の収束時間が速く、結合の規模も小さく、精度も落ちない3層の方がより適当と判断された。

(2) 以上のモデルの検討から、作物栽培技術の情報システムの構築で、条件と結果に或る定量的な規則関係が成り立つと信じられるものの、その関係が複雑なため、あるいは解析不十分なため従来の情報表現法で表現できない因果関係が多い場合には、ニューラル型知識の活用が有効であると確信できた。しかし、ニューラル型知識が有効であるためには、対象とする問題解決の範囲で起こり得るすべての事象がデータとして集められていること、集められたデータに因果関係表現に必要な要因がすべて含まれていることが必要となる。前者の条件が欠けた場合は事が明確になった段階で再学習することで補うことができるが、パソコンシステムでは学習に膨大な時間を要する。後者に欠陥のある場合は要因関係そのものを見直さなければならないため、人間の高度な判断による知識の再検討が必要となる。一つの因果関係に与する要因数や学習パターン数を多くすることは、学習に要する膨大な時間や因果関係の表現に使用する計算機メモリー量の多さを考慮すると現実的でなく、避けなければならない。なお、今回の例ではニューロン数が入力層で12～20、中間層で45～50、出力層で6～18で、1個のニューラル型知識は11～45Kバイトの大きさであったが、1個のニューラル型知識の学習には4～6日の日数を要した。

引用文献

- 1) 合原一幸. 1988. ニューラルコンピュータ. 電気出版局. p. 94～115.
- 2) 麻生英樹. 1988. ニューラルネットワーク情報処理. 産業図書. p. 3～128.
- 3) 宮沢丈夫. 1988. 実践ニューラルネット. ASCII 12, (11): 233～240.
- 4) 東北農政局秋田統計情報事務所編. 1979. 秋田県における大豆作の概要と作柄要因. 秋田農林統計協会.