

問題解決システムにおける学習法について

桜井 成一郎 志村 正道
東京工業大学 工学部

本論文では、知識がルールによって表現されている問題解決システムのための学習方法について述べる。本学習方法では、教師の助言から不足しているルールを獲得したときに、システムに予め与えられた知識を利用して、類推により新しいルールを獲得できる。類推によって獲得したルールの正しさは保証されないため、実際に問題を解くことによってその正しさを確認する。したがって、問題解決システムは、正しいルールが蓄積されていくので、より多くの種類の問題を解けるようになる。本方法のもう一つの特徴は、獲得した知識の正しさを教師との対話によって確認するだけでなく、システムの知識の誤りも修正できることである。

A Learning Method in a Problem Solver

Seiichiro SAKURAI and Masamichi SHIMURA

Department of Computer Science, Faculty of Engineering
Tokyo Institute of Technology,
Ohokayama, Meguro, Tokyo, Japan

This paper describes a new knowledge level learning method for a rule-based problem solver. In our method, new rules, which cannot be deduced from the original knowledge of the problem solver, are acquired through analogical transformation after being verified by solving some problems. Therefore the system can incorporate new rules consistent with its original knowledge and improve its ability at problem solving. Furthermore the learning system can rectify errors of its knowledge through interaction with a teacher.

1. まえがき

人間の知的活動において学習機能は極めて重要であり、人間の知的活動を代行するシステムを構築するためには、学習機能の実現が知識の獲得と関連して要求される。現在までに構築された学習システムでは、類似に基づく方法^[2,3]と説明に基づく方法^[4-6]の二つの学習方法が主に用いられてきた。

前者は例題間の類似点に基づいて、与えられた例題を一般化あるいは特殊化することによって新しい知識を獲得する方法であるが、獲得される知識は必ずしも正しくないという欠点がある。後者は、この欠点を克服するために例題間の類似点の代わりに詳細な領域知識を利用することによって、単一の例題から十分一般的な知識を獲得し、問題解決の効率を著しく改善する方法である。

前者の方法を用いた代表的なシステムとしては、記号積分を解くためのヒューリスティック知識を学習するLEX^[8]がある。LEXは学習したヒューリスティック知識を用いることによって問題をより速く解けるようになるが、学習後に解決可能となる問題は学習時に用いた問題と同種類の問題に限られる。後者の方法を用いたシステムとしては、領域知識と単一の例題からヒューリスティック知識を学習するLEX2^[6]がある。LEXが多くの例題を必要としたのに対して、LEX2が単一の例題のみから学習できるということは、説明に基づく方法が極めて効率的な学習方法であることを示している。しかしながら、説明に基づく方法は詳細な領域知識を必要とするため、その適用可能な領域が限られてしまう。このようにより速く問題を解くことを主目的とした学習は記号レベルの学習と呼ばれ、一方学習後にシステムの知識が変化する学習は、知識レベルの学習と呼ばれている^[1]。本論文では、十分な知識が与えられていない問題解決システムにおいて、より多くの種類の問題を解くのに必要な新しい知識を獲得する知識レベルの学習方法について述べる。

人間の学習者は教師との対話によって新しい知識を獲得する場合が多く、また教師自身も学習者との対話によって学習者の理解度を把握することができ、

学習者に適切な指示を与えることができる。このようなことから、教師との対話を利用して知識を獲得する機能を学習システムに実現できれば、システムは新しい知識を効率的に獲得することができるようになるはずである。

本論文では、知識がルール表現で与えられた問題解決システムにおける教師との対話を重視した新しい学習方法とその実現について述べる。この学習方法は新しい知識を得るという意味で知識レベルの学習となっている。本方法では不足しているルールを教師の助言から獲得し、この獲得したルールと予め与えられた知識を利用して新しいルールを生成する。このとき生成したルールの正しさは保証されないの、実際の問題解決を通してそのルールの正しさを確認する。システムは、学習が進むに従って、正しさの確認されたルールすなわち知識が蓄積されていくので、より多くの種類の問題を正しく解けるようになる。

十分な知識が与えられずに学習をするシステムとしては、記号積分や連立方程式を解くPET^[7,8]がある。PETは予め与えられた問題解決のためのオペレータを用いて問題を解き、ヒューリスティック知識であるオペレータ適用条件を学習するシステムである。これに対して、本方法を用いたシステムでは、問題解決のオペレータである公式を教師の助言から構成するため、予めすべての問題解決オペレータを必要としないという特徴がある。

2. 問題の表現と知識表現

自然言語で与えられた算数の文章題を解く問題解決システムを対象として、知識レベルの学習方法について述べる。まず学習方法と関連して重要となる、この問題解決システムにおける算数の文章題の表現とシステムの知識表現について説明する。

与えられた問題は事実グラフと呼ばれるグラフによって表現される。事実グラフの節点は問題文中の名詞や名詞句によって表現されている対象に対応し、節点を結ぶリンクは対象間の関係を表現する。“鳥”という名詞から個体の鳥を表す節点を生成するため

には，“鳥”に関する知識が必要となる。名詞句から節点を生成するための知識の中で，“鳥”や“動物”などの名詞に対応するものの集合をクラスと呼ぶ。クラスに関する知識を事実グラフと同様にグラフによって表現し、システムに予め与えておく。このグラフには、節点間の結合の際にリンクが接続可能であるかどうかに関する情報および“鳥の足の数”や“亀の足の数”などのデフォルト値が付加されている。システムはこの情報を参照しながら節点の生成やリンクの接続を行い、問題文から事実グラフを生成する。このような知識は問題文の解釈の際だけでなく、獲得された知識の一般化や特殊化の際にも用いられる。

算数の問題ではそれを解くための公式に関する知識が必要となり、この知識を条件部と実行部から成るルールで表現する。ルールの条件部は問題文から生成された事実グラフに対応し、実行部は方程式に対応する。このルールを方程式抽出用ルールと呼ぶ。問題文から生成された事実グラフとこのルールの条件部が合致すれば、ルールの実行部が評価され、方程式が抽出される。方程式抽出作業と方程式を解く作業を繰り返すことによって、与えられた算数の問題を解くことができる。

3. 知識レベルの学習

問題解決システムが、知識の不足のために問題を解けない場合には、適切な助言をシステムに与え、不足した知識を獲得しなければならない。自然言語による対話からの知識獲得^[9, 10]では、システムの詳細について知らない教師でもシステムに新しい知識を比較的容易に与えることができる。しかしながら、教師は特定の問題に関する助言を与えるだけであるため、対話から獲得した知識は必ずしも十分に一般的な知識ではなく、この短所を克服するために、問題解決システムには十分に一般的ではない特殊な知識を利用して問題を解く機能が必要とされる。特殊な知識を利用して問題を解く一つの方法として、類推による問題解決の方法がある^[10]。この方法は、現在解いている問題と類似した過去に解いた問題の

解法を利用して現在の問題を解く方法である。それゆえ、現在の問題と類似した過去の問題を見つける必要があるが、類似しているかどうかの判断は容易ではないため問題解決に要する時間が増えてしまう。もし問題を解く前に必要な知識が予測でき、この知識を用いて与えられた問題が解ければ、類推による問題解決を行わずに済むはずである。以下では、教師の助言から獲得した知識を基にして、問題解決で必要となる新しい知識を獲得する方法について述べる。

3. 1 助言からの知識獲得

教師は、問題文中で陽には表現されていなかった、方程式で表現できるような数値間の関係について助言を与えることが多い。従って、この助言を方程式抽出用ルールとして記憶しておけば、類似した問題を解く場合には再度教師の助言を求める必要はないはずである。しかしながら、教師が抽象的な表現を用いて助言を与えた場合には、教師の助言に対して複数の解釈が成立することがあり、教師の意図に合わないルールが獲得される可能性がある。従って、教師は一意に解釈できるような助言を与えることが望ましいが、複数の解釈が成立する場合には、本システムでは最も特殊な解釈を選択するようにしている。それゆえ、助言から獲得されるルールは特殊なルールであり、特殊なルールを一般化してやる必要がある。説明に基づく方法を適用するには、詳細な領域知識が必要となるので、特殊なルールを一般化するには類似に基づく一般化の方法を用いる。類似に基づく一般化では例の間の類似点によって一般化が行なわれるため、多くの例が必要となる。以下では、一般化の際には十分一般的な方程式抽出用ルールの例となる、方程式抽出用ルールの獲得方法について述べる。

3. 2 ルール生成のための前処理

方程式抽出用の新しいルールは問題解決システムに予め与えられた方程式抽出用ルールを基にして生成されるので、各方程式抽出用ルールの条件部と実行部の変数を対応させておく必要がある。方程式抽

出用ルールでは、実行部評価の際に実行部のすべての変数の値が定まっていればよいから、実行部に存在しない変数が条件部に存在する場合がある。ところが、このような変数の存在は新しいルールを生成する場合に障害となるので、対応しない変数を各ルールの条件部から取り除いておく必要がある。方程式抽出用ルールの条件部と実行部の変数を対応させるために、ルール生成に適切な標準グラフを導入する。標準グラフでは、方程式抽出用ルールの実行部が表す方程式中の各項と一対一対応するように節点を生成し、その節点間をリンクで結ぶ。このようにして生成された標準グラフの各節点はルールの実行部の変数に一対一に対応しているので、標準グラフを表すようにルールの条件部を書き換える。

書き換えた方程式抽出用ルールに適合するように、問題文から生成された事実グラフの一部が変更前のルールの条件部と合致する場合には、合致した部分を変更後の条件部が表す標準グラフで置き換える。このとき、元の問題文を参照する必要があるから、問題文から生成された事実グラフと標準グラフにより変更された事実グラフの二つを同時に存在させておく。二つの事実グラフに対する操作や参照を迅速に行なうために、高速な処理が可能なビットテーブルを利用する。事実グラフの各節点には通し番号を表す数値を割り当てておき、ビットテーブル中の対応するビットが立っているかどうかによって節点の存在を確認する。このビットテーブルに対するビット処理によって、迅速に節点の生成や消去を行なうことができる。

問題解決システムは、その動作の説明には問題文から生成された事実グラフを、問題解決には変更された事実グラフを用いるが、この二つの事実グラフを完全に独立に用いるわけではない。そこで、二つを関連付けるためのルールである意味処理用ルールを生成し、問題文の意味処理時に上で述べた事実グラフの変更を行なう。意味処理用ルールの条件部は問題文から生成された事実グラフの一部分を表し、その実行部は標準グラフを表す。問題文から生成された事実グラフの一部分が意味処理用ルールの条件部と合致すれば、そのルールの実行部が評価され、

事実グラフの一部が標準グラフで置き換えられる。事実グラフの変更の際には参照のため生成する各節点やリンクに用いられた意味処理用ルールを表す印を付けておく。従って、印によって表されたルールを辿ることにより、部分グラフの一致を調べることなく変更前の事実グラフを参照できる。

方程式抽出用ルールの書き換えと意味処理用ルールによる事実グラフの変更には、次のような特徴がある。

第一に、事実グラフの変更は類推による問題解決を容易にする。類推による問題解決では、現在の問題と類似した過去に解いた問題の解法を利用するために、二つの問題すなわち事実グラフの間の対応付けを行う必要がある。無意味な対応付けを避けるために、標準グラフ間での節点とリンクの対応付けを定めておき、事実グラフ間の節点とリンクの対応付けを制限する。すなわち、標準グラフでの対応付けでは、節点間の場合には任意の対応付けを許し、リンク間の場合には同一名のリンクのみの対応付けを許す。事実グラフの一部は標準グラフで置き換えられているので、標準グラフの対応付けを組み合わせる事実グラフ間の対応付けを行なう。

第二に、問題解決システムは、問題文を予め定められた構造へ変換するのではなく、自らのルール集合に応じた構造へ変換するようになる。標準グラフは方程式抽出用ルールに基づいて生成されるため、方程式抽出用ルールが増えるほど事実グラフが変ってくる。このことは知識の増加によって問題の捉え方が変わってくることを示しており、人間の知的問題解決のモデルとしてふさわしいと考えられる。

第三に、方程式抽出用ルールの書き換え後、その条件部の一部の変数が陽には現れず、条件部の変数が除去されている。変数の除去はルール照合の条件を弱めることから、この書き換えはルールの一般化と見ることができる。従って、書き換えられた方程式抽出用ルールを使って説明に基づく学習を行う場合には、より一般的な方程式抽出用ルールの獲得も可能になる。

3. 3 類推によるルールの生成

教師の助言から獲得した方程式抽出用ルールを基にして、新しい方程式抽出用ルールを類推により生成する方法について述べる。以下では、類推により生成される方程式抽出用ルールをターゲットルール、ターゲットルール生成の元になった方程式抽出用ルールをソースルールと呼ぶことにする。

類推による問題解決では、過去の問題と現在の問題との差異を見出し、現在の問題に対処するために過去の問題の解法をこの差異に基づいて変更する。このことを方程式抽出用ルールの生成に応用することを考える。前にも述べたように方程式抽出用ルールの条件部は問題の表現である事実グラフに対応し、方程式を導くことが問題の解法であることから実行部は問題の解法に対応していると考えられる。従って、ソースルールの条件部が表す事実グラフと類似した事実グラフを生成できれば、新しいルールを生成できるはずである。但し、類似した事実グラフとは部分的に照合可能な事実グラフである。類似した事実グラフを系統的に生成するためには、予め与えられた知識を利用する。算数の文章題を解くシステムでは、文章題を理解するために“鳥は動物である”といった概念階層についての知識が予め与えられている。このような知識を用いて、類似した事実グラフを生成しソースルールの条件部とする。例えば、教師の助言の中で“自動車”という言葉が現れていれば、助言から生成された事実グラフ中で“自動車”を表す節点を、“自転車”を表す節点で置換すれば類似した事実グラフを生成できる。この事実グラフの生成では、“自動車”や“自転車”は“乗り物”であるという知識が利用されている。このように予め与えられた知識を利用して事実グラフをわずかに変更することを事実グラフの摂動と呼ぶ。事実グラフの摂動は、クラスの上下関係を親子関係とみたときに、任意の節点を、その節点のクラスと兄弟関係にあるクラスの節点で置換することによって行なわれる。

次に、摂動により得られた事実グラフからターゲットルールの条件部を生成する。ターゲットルールの条件部はソースルールの条件部と類似しているこ

とから、ターゲットルールの実行部もソースルールの実行部と類似していると考えられる。前述の前処理においては、ソースルールである方程式抽出用ルールの条件部の変数をその実行部の変数に対応させており、この変数の対応に基づいて、ソースルールの実行部からターゲットルールの実行部を生成する。こうして生成されたターゲットルールは、条件部と実行部の変数の対応関係が保持されているため、ルールの条件部と実行部を同時に摂動させて得られたルールよりも正しいルールであると考えられる。従って、生成されたターゲットルールを用いれば、より多くの種類の問題をより正しく解くことができる。

4. 対話に基づく知識の修正

問題解決システムを構築する際に予め十分に正しい知識を与えるのは困難であり、また与えられる問題がわかっていなければ、十分な知識を準備しておくことはできない。従って、詳細な知識を必要とせず、予め与えられていた知識を利用して知識を獲得する本方法を用いることによって種々の問題に対処することができる。しかしながら、予め与えられていた知識に誤りがあれば、新たに獲得される知識にも誤りが生じる可能性があるため、以下ではその修正方法について述べる。

4. 1 類推により生成されたルールの修正

類推により生成された方程式抽出用ルールの正しさはその性質上必ずしも保証されないため、実際に問題を解き、そのルールが問題解決において有効であるかどうかを確認する必要がある。類推により生成されたルールを教師に説明し、そのルールが適用可能な問題を教師から与えてもらう。この問題を解くことによって、生成されたルールの有効性を確認することができる。なお、教師から与えられた問題を解く際に、そのルールが用いられなかった場合には、教師に別の例題を要求する。

また、生成されたルールには、問題に対する正解が得られたときは正の有効度を、誤った解が得られたときは負の有効度を割り当てる。

生成されたすべてのルールに関する確認が終了すると、通常の問題解決すなわち、任意の問題を要求しその問題を解くという作業を繰返す。問題解決において複数個の適用可能なルールが存在する場合には、有効度の大きいルールを優先する。このとき正解が得られれば、負の有効度のルールは適用されない。正の有効度のルールだけでは正解が得られない場合には、バックトラックして負の有効度のルールも適用するが、もし正解が得られれば、そのルールの有効度を増やす必要がある。任意に与えられた問題を解く過程では、生成されたルールの有効度を次のように変更する。正解が得られた場合には、用いたルールの有効度を増やし、その問題に適用可能であったにもかかわらず、用いられなかったルールの有効度を減らす。誤った解が得られた場合や適用可能なルールがない場合には、バックトラックして問題を解くが、バックトラックの原因となったルールの有効度は減らしておく。このとき有効度は予め定められた度合いだけ変更する。

4. 2 与えられた知識の誤りの修正

方程式抽出用ルール生成のために事実グラフがシステムの知識を基にして生成されるが、その知識が誤っている場合には生成された事実グラフは必ずしも妥当な問題を表現しているとは限らない。この場合には、生成される方程式抽出用ルールに誤りが生じる可能性がある。例えば、システムの知識ベース中ではすべての液体が水に溶けるものとして分類されている場合、この分類は明らかに誤りである。この誤った知識を用いると、水に溶けない液体が水に溶けているような事実グラフ、例えば、“油が溶けた水”を表現する事実グラフが生成されてしまう。方程式抽出用ルールの有効性確認の際のルールの説明の中で“油が溶けた水”というような明らかな誤りがある場合には、教師はそのルールが誤りであることを指摘する。この場合には、そのルールを生成する際に用いた概念階層に関する知識に誤りがあるとみなし、知識の修正を行う必要がある。システムは振動させたクラスの直接の上位クラスに下位クラスとして属しているクラスの集合を二つの集合、す

なわち、教師が誤りであると指摘したクラスの集合と指摘しなかったクラスの集合とに分類する。次に、この二つの集合のそれぞれを表現するためのクラスを生成し、生成したクラスを概念階層に挿入することによりクラスを分割する。例えば、上記の誤りの場合には、液体のクラスを水に溶ける液体と水に溶けない液体のクラスに分割することになる。このようなクラスの分割による概念階層の修正により、より正しいルールの生成が可能となる。また、概念階層に関する知識に基づいて方程式抽出用ルールの一般化や特殊化が行われるので、この修正により方程式抽出用ルールに対する適切な一般化や特殊化もできるようになる。

4. 3 方程式抽出用ルールの一般化と特殊化

上述の方法によって生成された新しい方程式抽出用ルールを用いることによって、問題解決システムはより多くの種類の問題を解くことができるようになる。しかしながら、獲得されるルールは十分に一般的ではない特殊なルールであるため、特殊なルールを一般化してやる必要がある。実行部が照合可能なルールが蓄積されたときには、蓄積されたルールに対して類似に基づく一般化および特殊化を行う。類似に基づく一般化を行う際には、十分一般的な方程式抽出用ルールに関する正の例と負の例とに蓄積された特殊なルールを分類する。教師がシステムの詳細について知っていれば、各ルールが正の例となるか負の例となるかを教師に質問できるが、一般には教師はシステムの詳細について知らないことが多い。そこで、生成されたルールについての例題を教師から与えてもらい、その例題を解くことによって正の例であるか負の例であるかを判定するようにしている。しかし、ルールとその説明との差のために教師が適切な例題を与えられない場合があるため、問題解決を通してルールの有効度を変更している。一般化や特殊化の際には各ルールの有効度に従ってルールを正の例と負の例に分類し、正の例によってルールを一般化し、負の例によってルールを特殊化する。概念階層中の下位クラスに対応する節点を上位クラスの節点によって置換したり、定数を変数に

置換することによって一般化を行う。また、逆の操作により特殊化を行う。このとき、選言を用いて一般化を行なうと、一般化されたルールを取束させることができないので、選言を用いた一般化は行なわない。ルールの一般化および特殊化には概念階層に関する知識が利用されるため、上述の方法によって獲得されたルールは一般化や特殊化の目標であるルールの適切な例となっていることがわかる。

5. システムの対話例

システムと教師との対話例を用いて、本方法による方程式抽出用ルールの獲得過程について説明する。人間の教師がシステムの動作を容易に理解できるように、システムは用いた方程式抽出用ルールを順に説明しながら問題解決を行なう。自然言語の説明文生成のために、各算術演算子に対応した自然言語の例文を予め与えておく。各例文は一つの式に対応し、

その式の中の各項は変数となっている。システムはこの変数を事実グラフ中の節点やリンクで置換し、この例文を組み合わせ、抽出された方程式の説明文を生成する。このとき意味処理用ルールを辿り、問題文から生成された事実グラフを参照する。システムが自然言語を用いてその動作を説明するので、教師はシステムの動作を理解しやすく、誤りの指摘を容易に行なうことができる。

図1に本システムと教師との対話例を示す。この図に示したように、ルールが不足しているために問題が解けない場合には、教師に質問することによって、不足している方程式抽出用ルールを獲得する。次に、獲得したルールを基にして方程式抽出用ルールを生成し、それを教師に説明する。教師はその説明を基にそのルールのための例題をシステムに与える。システムはその例題を解き、教師の判断によりルールが有効であるかどうかを確認する。この図の

->3%の食塩水が100gあります。食塩の重さは?
食塩の重さの求め方がわからないので教えてください。
->食塩の重さは食塩水の重さに食塩水の濃度をかけたものを
->100で割ったものに等しい。
どうもありがとうございました。
食塩の重さは食塩水の重さに食塩水の濃度をかけたものを100で
割ったものに等しいので、
 $A = 3$
但し、Aは食塩の重さです。
今の問題を解いて次の知識を推測しました。
砂糖水の砂糖の重さは砂糖水の重さに砂糖水の濃度をかけたものを
100で割ったものに等しい。
この知識を確認するための問題を出してください。
->3%の砂糖水が100gあります。砂糖の重さは?
砂糖水の砂糖の重さは砂糖水の重さに砂糖水の濃度をかけたものを
100で割ったものに等しいので、
 $A = 3$
但し、Aは砂糖の重さです。
この解き方でよろしいでしょうか?(Y or N)

図1 システムの対話例

例では、正しく問題を解いているので、生成したルールに正の有効度を割り当てる。ルールの有効性確認のための問題解決において複数のルールを用いた場合には、各ルールの有効性を教師の判断により確認し、各ルールに対する有効度の割り当てや変更を行なう。例題の要求は生成したルールが尽きるまで行なわれるため、教師は要求に応じて例題を与えなければならない。しかしながら、要求なしに例題を与える場合と比較すると、より適切でかつより少ない例題を与えるだけで、新しい知識を与えることができる。

6. むすび

本論文では、予め与えられた知識を利用した知識レベルの学習方法について述べた。本方法は、教師との対話を通して不足しているルールを獲得したときに、予め与えられた知識を利用して、新しいルールを獲得するための新しい学習方法である。本方法を用いて新しいルールを獲得することにより、問題解決システムはより多くの種類の問題を解けるようになる。また、教師との対話によりシステムの知識に誤りがあることがわかった場合に、誤りを修正することについても述べた。

本方法では、予め与えられた知識を利用して新しい知識を獲得するため、より誤りの少ない知識が与えられれば、より誤りの少ない知識の獲得が可能となる。しかしながら、問題解決システムを構築する際に、誤りのない知識を与えるのは困難であることから、誤りの修正機構は不可欠である。本論文では、クラスの分割による知識の修正について述べたが、クラスの再分類による修正も必要であり、この機構の実現は今後の課題である。

参考文献

[1]T. G. Dietterich : "Learning at the knowledge level", Machine Learning, 1, pp. 287-315(1986).

[2]M. Lebowitz : "Not the path to perdition: the utility of similarity-based learning",

Proc. AAAI, pp.533-537(1986).

[3]T. M. Mitchell : "Version space: a candidate elimination approach to rule learning", Proc. IJCAI, pp.305-310(1987).

[4]T. M. Mitchell, R. M. Keller, and S. T. Kedar-Cabelli : "Explanation-based generalization: a unifying view", Machine Learning, 1, pp.47-80(1986).

[5]G. Dejong and R. Mooney : "Explanation-based learning: an alternative view", Machine Learning, 1, pp.145-176(1986).

[6]R. M. Keller : "Learning by re-expressing concepts for efficient recognition", Proc. IJCAI, pp.182-186(1983).

[7]D. F. Kibler and B. W. Porter : "Perturbation: a means for guiding generalization", Proc. IJCAI, pp.415-418(1983).

[8]B. W. Porter and D. F. Kibler : "Experimental goal regression: a method for learning problem-solving heuristics", Machine Learning, 1, pp.249-286(1986)

[9]M. Shimura and S. Sakurai : "Learning arithmetic problem solver", Proc. AAAI, pp.1036-1040(1986).

[10]桜井成一郎, 志村正道 : "算術問題解答システムにおける学習", 人工知能学会誌, 2, 1, pp.100-106(1987).