

船舶自動航行システムにおける複数船認識とその学習<sup>\*1</sup>正会員 長谷川 和彦<sup>\*2</sup>, 学生会員 福田 英伸<sup>\*3</sup>, 正会員 谷崎 太<sup>\*4</sup>

## Recognition and Optimal Path Planning for Multi-ship Encounter Problem in Automatic Ship Navigation System

By Kazuhiko HASEGAWA (*Member*), Hidenobu FUKUDA (*Student Member*)  
and  
Futoshi TANIZAKI (*Member*)

Strategy for multi-ship encounter problem is not yet established in automatic collision avoidance system. In SAFES(Ship Auto-navigation Fuzzy Expert System)proposed by the first author and others, it is treated to avoid one-by-one for the most dangerous ship among other ships each reasoning moment. Some dangerous or wasteful manoeuvre may occur at certain occasions. To improve this a new concept of avoiding a group of ships is proposed. The principle ideas of defining "group" and strategies for avoiding groups are dealt with. On the other hand, in SAFES, there is no feature of improving the rules, degree and timing of avoiding. This may be called the learning feature. As an idea of this feature, a simple random-walk optimization is proposed and validated by simulation. Although as a goal of ship automatic navigation system, both features should be included to compensate each other, as a first step, they are independently treated in this paper.

**Keywords :** Collision Avoidance, Multi-ship Recognition, Optimization based on Monte Carlo Method, Automatic Ship Navigation

## 1. 緒言

著者らは従来からSAFES<sup>1)</sup>とよぶ自動航行システムを提案しシミュレーションにより種々の場面に適用してきた。<sup>2)</sup>その中で実用化の障害となるものとして複数船の認識に関する問題がある。その解法は唯一のものではなく、これまでに種々の方法<sup>3)4)</sup>が提案されている。本論文では自動航行システムの有用性が問われる輻輳域での他船認識をテーマとし、二つの提案を挙げる。

最初に挙げるのは、これまでの自動航行システムSAFESにグループ化という機能を付加させた提案で、二つ目はこれら既存のシステムを離れまったく異なった時間枠を導入した最適化学習による解法提案である。前者では空間的に大局を把握した避航を実現させ

ることを目的とし、後者では空間的な他船認識に加えて時間的な認識にも配慮した最適化航路を目指した。

## 2. グループ化

## 2.1 従来の方とそ問題点

まず、従来の方法を概説する。すべての他船について最接近距離DCPA、最接近時間TCPAを用いて個々の危険度をFuzzy推論し、もっとも危険度の高い船を避航対象船として避航行動を決定する。単位時間後に再度この作業を実施し、それを繰り返す。シミュレーションシステムSAFESではそれをすべての存在する船に対して行っている。この方法では、たとえば、Fig. 1 (a)に示すような見合い関係の時、自船はまず他船Aを避航する。しかし、避航することにより他船Bに対する衝突危険度が増し、その時点で他船Bに対する避航を行う。ここでうまく行けば多段避航となり、他船A、他船Bとも避航できる。しかし、見合い関係によっては他船Bを避航した後、再び、他船Aに対する衝突危険度が増し、結果的にジグザグを繰り返しながら

\*1 平成8年5月22日 関西造船協会春季講演会において講演、原稿受付平成8年6月10日

\*2 大阪大学工学部

\*3 東京大学大学院工学系研究科、研究当時大阪大学工学部

\*4 (株) 全日空、研究当時大阪大学工学部

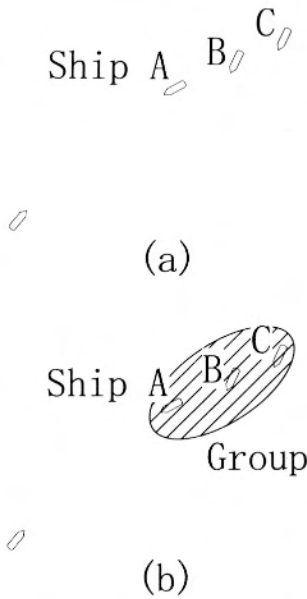


Fig. 1 Concept of a group of ships

ら両船に対して危険度が増すことがある。

## 2.2 グループ化の概念

ところが、人間の場合、他船 A と他船 B の両方の位置や動きなどの状況を判断して、最初から避航計画を立てるであろう。この避航をグループ化と呼ぶ概念で実現した。Fig.1(b) はその概念図である。人間の操船に習い次のようなものをグループ避航のルールとした。

1. ある船 A を避航するときは、その船の属するグループの他の船もまとめて避航せよ。
2. ある船 A を避航するときは、自船の属するグループの他の船に影響が出ないようにせよ。

そのためには何らかの形で航行する複数の船舶をグループ化する必要がある。

## 2.3 グループ化度

今回の試みではグループ化度という指標を使用してグループ化を行った。その指標の定義にあたっては次の二つの量を用いた。(Fig.2)

1. 相対距離：2 船間の相対距離が小さいほどグループ化度は大きくなる
2. 相対速度ベクトルの絶対値：2 船間の相対速度ベクトルの絶対値が小さいほどグループ化度は大きくなる

システムではこの二つの要素を Fuzzy 数とみなしてメンバーシップ関数で表現し、Fuzzy 推論により、グ

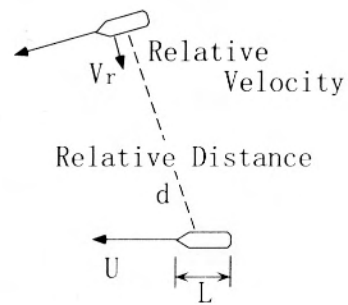


Fig. 2 Parameters of definition of "group"

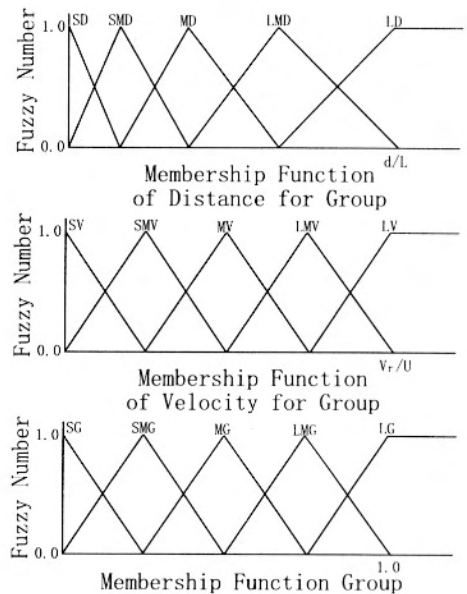


Fig. 3 Membership functions of "group" parameters

ループ化度を求めた。そのメンバーシップ関数を Fig.3 に示す。それを自船およびその時、自船から見てもっとも危険度が高い相手船を基準船として求める。これらの基準船との間のグループ化度がある閾値を越えた船がグループ船となる。

## 2.4 グループ化後の処理

さらに、そうして得られたグループ船から Fig. 4 で示すような包絡多角形を作成し、その多角形が船 A と同じ速度で進むとみなすことにする。時間とともにその多角形は大きさや速度がそれぞれの船の動きにあわせて変化する。なお、この包絡多角形を求める際に、船をつなぐ順番や内部に含まれるか否かの判断では長谷川らの計算幾何ルーチン VISUAL<sup>5)6)</sup>を用いた。こ

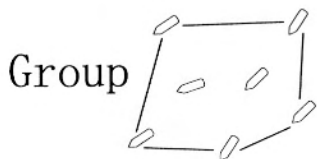


Fig. 4 Determination of the envelope of "group"

うることによって、グループ化された船を移動する航路境界(島)として扱うことができる。航路境界に対する避航の考え方についてはすでに SAFES で用いた方法がそのまま使用できる。

### 2.5 シミュレーションと今後の課題

ここで提案したグループ化ルールを SAFES に組み込んでシミュレーションを行い、グループ化のためのファジールールやメンバーシップ関数の改良を行った。詳細は省略するが相手船がグループ化された場合についてシミュレーションを行いグループ化されない場合に比べてスムーズな避航をすることが確かめられた。自船がグループ化された場合については今後シミュレーションを行い、ルールの改良を行う予定である。今後、引き続き、グループ化の明確な定義、閾値の決定などを行うとともに複数のグループと遭遇する場合(輻輳海域での航路交差部など)への適応の可否など今回不十分であったシミュレーションでの検討が必要である。

## 3. 最適化学習

先の章で挙げたグループ化の背景には離散化した時間の流れを持つ自動航行システム SAFES があった。あたえられた単位時間毎に現在直面している状況の判断、避航の実行を繰り返し、一連の航行に結び付けていた。SAFES に限らず、これまで提案されている自動航行システムの大半がこの考え方を採用している。

本研究のテーマである輻輳域での複数船認識を考察するにあたって、前述したグループ化は空間的な状況把握を実現した。しかし、ここにもう一つ時間的な他船認識に配慮した複数船の認識という考え方がある。現在選択した行動が将来に及ぼす影響について検討することを目的として、二つ目の提案である最適化学習について触れる。

### 3.1 時間の流れ

最初に最適学習を理解するにあたって背景にあたる時間的な枠組みを説明する。これまでの自動航行システムでは時間の流れは短い時間間隔毎の状況把握、行

動といった作業の繰り返しが一連の航行経路決定に結びついていた。しかし、将来を考慮する上でこの短い時間間隔を前提とした評価は不都合が多い。その理由として将来起こりうる状況の予測が困難であることが挙げられる。そこで今回は自動航行システムの時間枠を再考し、もっと長い時間間隔を背景にもつシステムを考えた。考察したい時間枠すべてに対して評価を与えるものである。

### 3.2 最適化学習の構造

ここで学習という点に触れる。そのためにもこの提案の処理構造を明らかにする。直面した状況が現在からある時間間隔(長期)の予測が可能である場合を考える。実際の避航は航海士の洗練された経験(法規に基づくものを含む)により最適化されていると考えることができ、そのために航海士の経験データはあらゆる状況に対応できる。しかしそれを一般化した表現でシステムに搭載するのは非常に難しく、直面している状況にこれらのデータを随時適用することは賢明ではない。そこで今回は状況に直面した後にその状況に合致した任意の航路を複数発生しこの航路データ群のうち最も優秀な航路を採用する形をとった。もちろんここでいう航路の発生は経験データであり、優秀な航路を採用することは最適化そのものを意味している。

### 3.3 最適化因子

最適化を行うにあたってはさまざまな要素が考えられる。ここではこれらの要素のことを最適化の因子と呼ぶ。本研究では最適化因子として発生した航路に Penalty を与えることを考えた。この Penalty が小さいほど優秀な航路といえる。

具体的な Penalty には次のようなものを使用した。

1. Safety Penalty : 安全性に依存する因子。船舶間の距離をパラメータとし、この値が小さいほど Penalty は大きくなる。
2. Mission Penalty : 使命に依存する因子。使命達成の際の目的地との距離およびそれに要した時間の関数である。
3. Working Penalty : 制御入力による因子。複雑な入力引き起こす誤動作や機器への悪影響を考慮したもの。

これら次元の異なった因子を評価に結び付けるために荷重係数  $w$  をもちいる。

$$Penalty = \sum_i w_i \text{penalty}_i \quad (1)$$

この場合、適当な値の荷重係数  $w_s$ 、 $w_m$ 、 $w_w$  によって、航路の Penalty は次のように表現できる。

$$\begin{aligned} \text{Penalty} = & w_s \text{SafetyPenalty} \\ & + w_m \text{MissionPenalty} \\ & + w_w \text{WorkingPenalty} \quad (2) \end{aligned}$$

各々の Penalty について詳しく述べる。

### 3.3.1 Safety Penalty

輻輳域での航行においてもっとも重要視されるべき安全性を反映する Safety Penalty について詳しく触れる。自船が航行する海域にある他船 (S) および障壁 (W) と自船との距離を  $d$  とするとき、Safety Penalty と距離  $d$  の間には以下のような関係がある。

1. 距離  $d$  が大きいほど Safety Penalty は小さくなる。
2. 衝突の瞬間、つまりは距離  $d$  が 0 に等しいとき Safety Penalty は無限大に発散。
3. 距離  $d$  がある値以上のとき Safety Penalty は付加されない。この距離を臨界距離という。

これらを図示した結果が Fig.5 である。実際のシステムでは Safety Penalty を距離  $d$  の逆数の関数で与えることにした。

今回のシステムの長期的な時間枠をさらに断片化しておのおの断片化された時間間隔での Safety Penalty の累積をその発生した航路の総 Safety Penalty とした。

$$\text{SafetyPenalty} = \int \sum_i \text{safetypenalty}(d_i(\Delta t)) \quad (3)$$

### 3.3.2 Mission Penalty

自船の目的となる使命を対象とした最適化因子を Mission Penalty で表現した。使命達成の目的地をある領域で定義するとき、使命達成の瞬間の自船と目的地までの距離とそれまでに要した時間をその 2 変数とする関数が考えられる。この Penalty の影響により、確実でかつ早く目的地に到達した航路ほど優秀であると評価される。

### 3.3.3 Working Penalty

本研究で提案するシステムでは任意に発生させる航路は自船の回頭角を入力することで得られる。この場合、実際の航行のような効率の良い制御入力をするために複雑な回頭角入力に際して Penalty を与える。これを Working Penalty と呼び、具体的には制御入力の時間微分値を変数に持たせた。

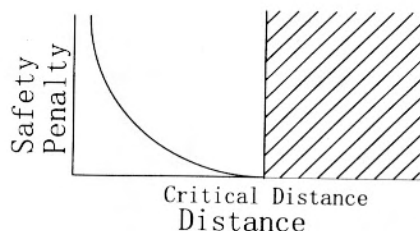
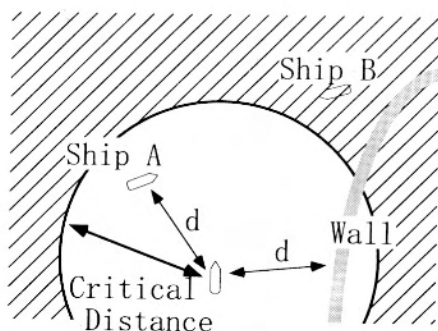


Fig. 5 Safety Penalty

### 3.4 評価

こうして定義した最適化因子である Penalty を発生させた航路の評価に結び付ける。評価部はきわめて単純な構造で、これまでの試行のうちで最小の Penalty をもつ航路を現時点での最適航路とする。したがって、試行回数によって最適航路は徐々にその優秀さを増していくはずである。信頼のおける最適航路とは信頼のおける試行回数の結果得られた最適航路と言い換えることができる。しかしながら有限海域あるいは時間域の中での試行では、得られる最適航路の Penalty 値は収束することが十分に予想される。したがって最適航路の Penalty が収束した時点で計算を終了させることがもっとも効率がよい。

### 3.5 シミュレーション

今回提案した最適学習システムを実際に自動航行システムに応用し、そのシミュレーションを行った。

シミュレーションの状況には Fig.6 に示すような港湾内から外海航路に位置する Waypoint (矢印方向) を目的地とするおよそ 10km 四方の海域を仮定した。この海域には浮体空港を想定した島影およびその航路を既知とする 3 隻の他船要素が航行しているとする。なお、再三触れているこのシステムの長期的な時間枠は 5 時間と設定した。この状況下で自船の最適航路を算出するわけであるが、今回は自船の速度を一定に保つ

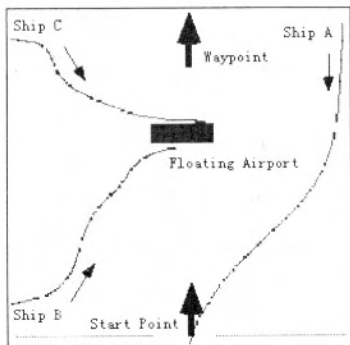


Fig. 6 Scenario of the simulation

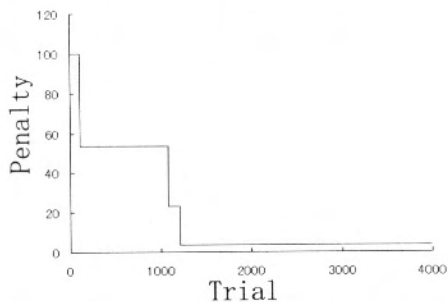


Fig. 7 Convergence of penalty(simulation)

たため問題は最適回頭角制御に帰着できた。

各試行における航路の回頭角発生に関しては任意性を強調するために適度な乱数群を用いた。また、Penaltyを比較するための荷重係数についてはあらかじめ行った簡単なシミュレーションをもとに設定した。

こうして得られた結果が Fig.7である。試行回数が増加するにつれ最適航路の Penalty の値は減少し、およそ 1200 回程度でその値が収束していることが読み取れる。またこの結果得られた指令回頭角入力の時系列を Fig.8 に示す。この図においておよそ 4 時間のところで使命は達成されている。4 時間経過後の回頭角の変動に大きな違いがみられる。その理由は使命達成以前の乱数が Penalty による影響を受けているためである。Fig.9 は実際に算出した最適航路である。このシミュレーションの結果、最適航路の Safety Penalty は検出されなかった。つまり自船は輻輳域においても限界距離以内に他船要素および障壁の進入を許さない航路を選択した。その様子を典型的な輻輳状態で示す。(Fig.10) また輻輳域を抜け出した自船は Mission Penalty によってできるだけ早く目的地に到達する航路をとる様子も観察できる。

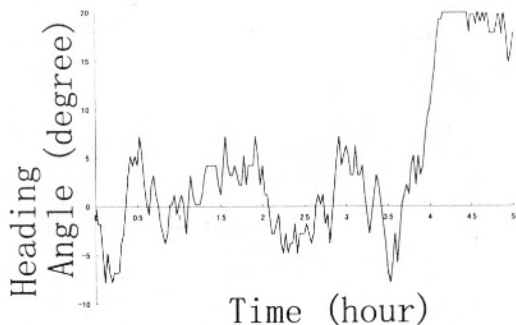


Fig. 8 Time history of commanded heading angle(simulation)

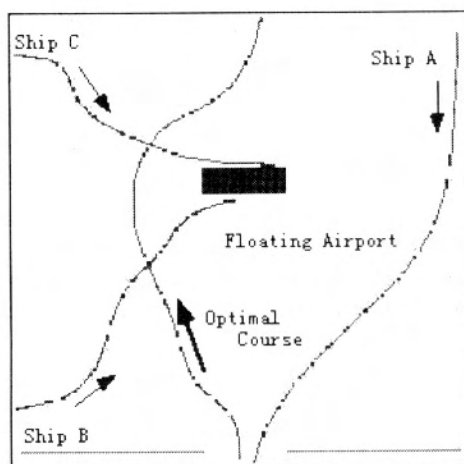


Fig. 9 Trajectory of optimal ship pass(simulation)

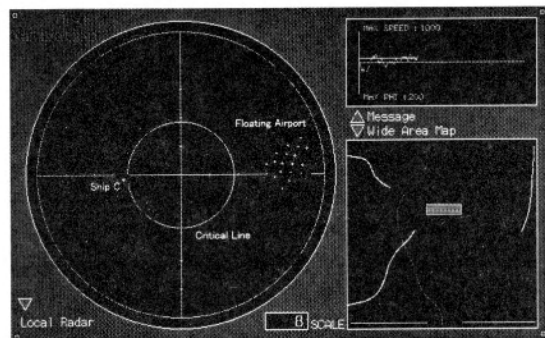


Fig. 10 A snap shoot of the simulation

### 3.6 今後の課題

こうして提案してきた最適化学習による自動航行システムであるが、実用化に至るには克服しなければならない課題がいくつかある。これらの課題をその解決手段とともに二つ挙げる。

まず一つ目に学習の強化がある。これはアルゴリズムの高速化に直接結びつくが、現時点では信頼のおける最適航路を得るまでにかかなりの時間を浪費している。各試行での航路を任意に発生させた乱数で与えていることがその主たる原因である。実際の航行で機能的にこのシステムを使用するためには、リアルタイムでの航路選択が必須である。この先この点を遺伝的アルゴリズムやニューラルネットワークを用いた学習の強化で克服することはそれほど難しくはない。

さらにもう一つの問題点として他船航路の予測がある。最適化因子の一つである Safety Penalty を求める際に今回のシステムでは他船要素の動きは既知であると仮定した。しかしながらそのようなケースは皆無であり、他船要素の航路予測がまずもっての難題となる。この解決にはもう少し考察が必要と思われるが、解決の手段の一例としては時間枠の短縮などがある。もちろん、これは今回のシステムの特徴に相反することではあるが、ある程度他船要素の航路予測が可能でかつ長期的な時間枠を設けることが解決に結びつくはずである。

## 4. 結言

自動航行システムの障壁となっていた複数船認識の問題をまったく異なった二つの角度から解法へと導いた。

1. グループ化：一つ目の提案はこれまでの自動航行システム SAFES に複数船認識を目的としたグループ化という機能を付け加えるものであった。類似した航路をたどる他船要素群をグループと判断し、グループ全体を回避するこのシステムではシミュレーションの結果、輻輳域で十分な成果を得ることができた。
2. 最適化学習：二つ目の提案は最適化学習であった。このシステムではこれまでの航行システムとは異なった長期的な時間枠を設けることで空間的および時間的な最適化をされた航路算出を可能にした。この提案においてもシミュレーションでは信頼できる成果を得た。

両提案とも実用のためには更なる課題の考察が必要である。しかし、ここに挙げた二つの提案を併用し、それぞれの長所を生かすことが自動航行システムのネックであった複数船認識を解決するきっかけとなる。

最後に本研究の一部は平成7年度文部省科学研究費一般研究(C)補助金並びに平成7年度倉田奨学金の助成により行われたこと、また東京大学工学部大和裕幸助教授に研究打ち合わせなどで便宜を払っていただいたことに心より感謝の意を表します。

## 参考文献

- 1) 長谷川和彦他：船舶自動航行ファジーエキスパートシステム(SAFES), 日本造船学会論文集, 第166号, 1989, pp.445-452
- 2) 長谷川和彦, 藤田陽一：船舶自動航行エキスパートシステムの狭水路アセスメントへの適用, 関西造船協会誌, 第220号, 1993, pp.129-133
- 3) 葛西宏直：狭水域航行の自動化, 日本造船学会運動性能研究委員会, 第8会シンポジウム, 1991, pp.59-87
- 4) 一色 浩：船舶の衝突回避のアルゴリズム, 関西造船協会誌, 第222号, 1994, pp.117-123
- 5) K.Hasegawa et al.: Preception of Picture Interference and Its Application to Expert System for Shipboard Equipment Layout(ESSEL), 関西造船協会誌, 第212号, 1989, pp.1-9
- 6) 長谷川和彦, 服部真人：図形の干渉と場の理解の自動化に関する一考察, 関西造船協会誌, 第214号, 1990, pp.19-26