

14. 自動避航操船の計算アルゴリズムの開発

知識・データシステム系
*間島 隆博、南 真紀子、澤田 涼平、福戸 淳司

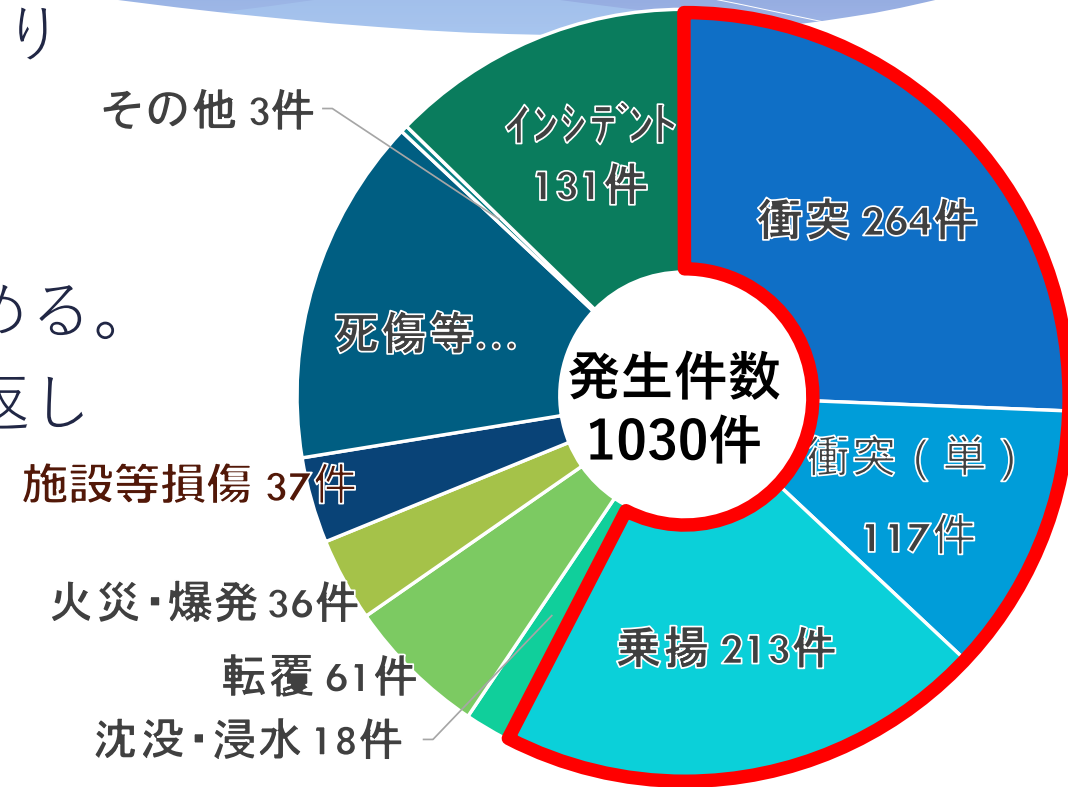
* AI技術の進展に伴う、自律船開発の機運の高まり

* 減らない海難事故

海難事故のうち衝突事故が大きな割合を占める。
衝突事故は同じような場所及び原因で繰り返し発生

* 熟練船員の減少

内航海運においては乗組員の高齢化による熟練技術者の減少



海難事故発生件数
日本周辺海域
(2014年)

- * 近年、国内外で自律船に関する研究・開発が盛んに進められている
⇒ 自律船を実現する上で重要な要素技術の一つ

自動避航操船

- * これまでに数多くの自動避航操船アルゴリズムが提案されている
⇒ その多くは一隻の相手船を対象

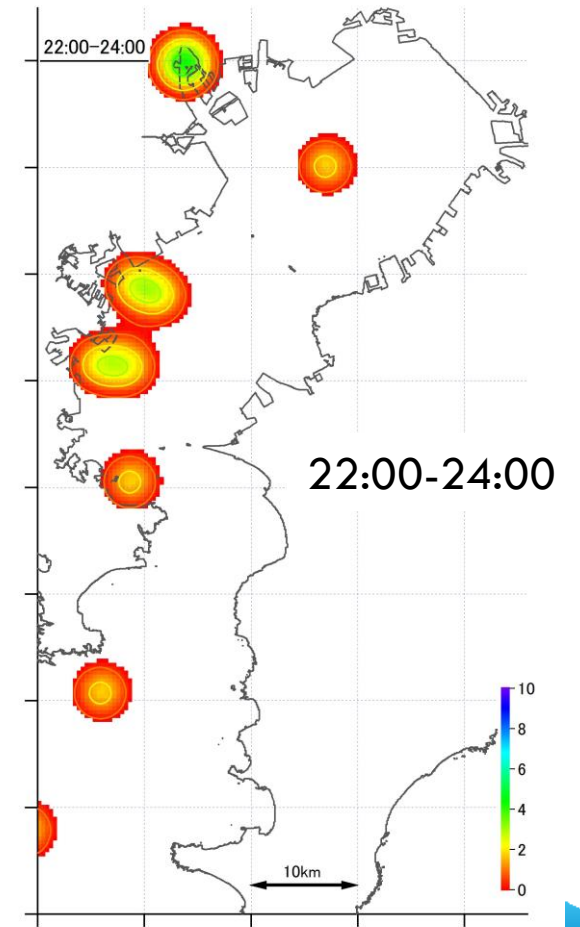
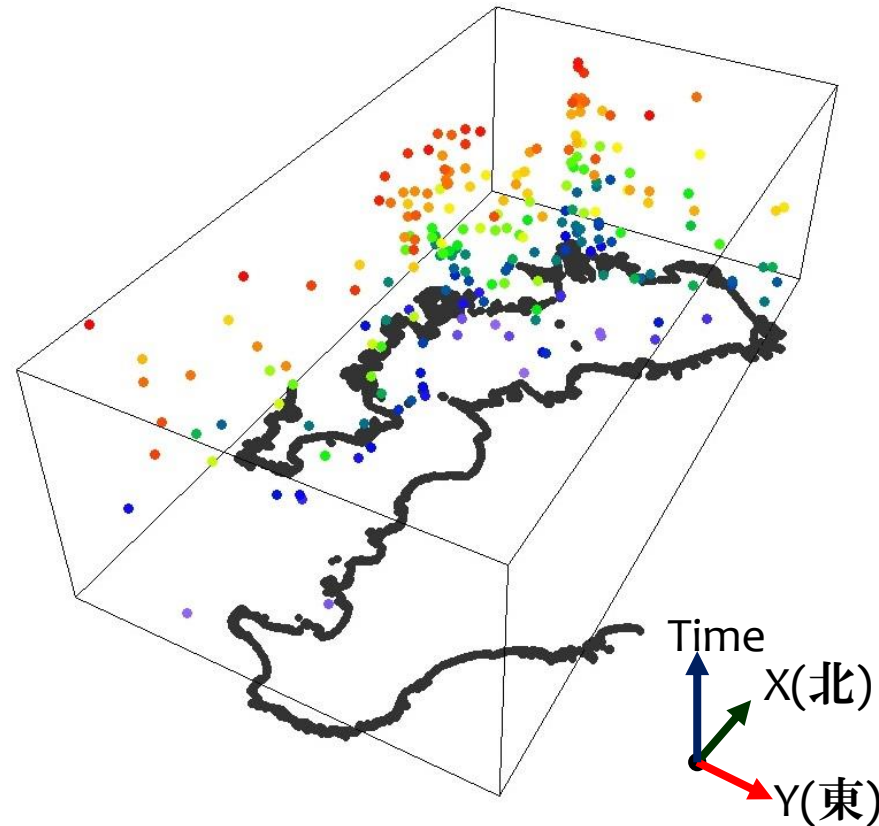
輻輳海域における自動避航操船

- * 低衝突危険度計画航路の計算
 - * 避航操船アルゴリズム
 - ・ ルールベース
 - ・ 深層強化学習
- 輻輳海域への応用
- 今津問題への応用

低衝突危険度計画航路の計算

対象海域 : 東京湾
対象船舶 : 商船 (貨物船、タンカー、旅客船)
対象事故数 : 215件

※ 2013年までに発生した
事故が対象
(船舶事故ハザードマップ
2014年8月時点)



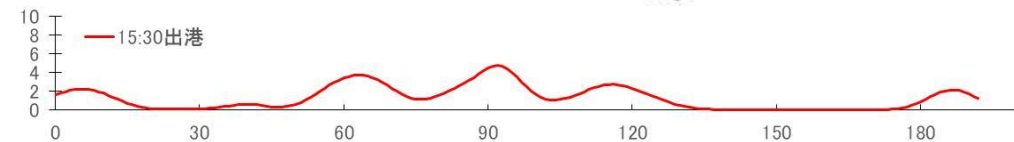
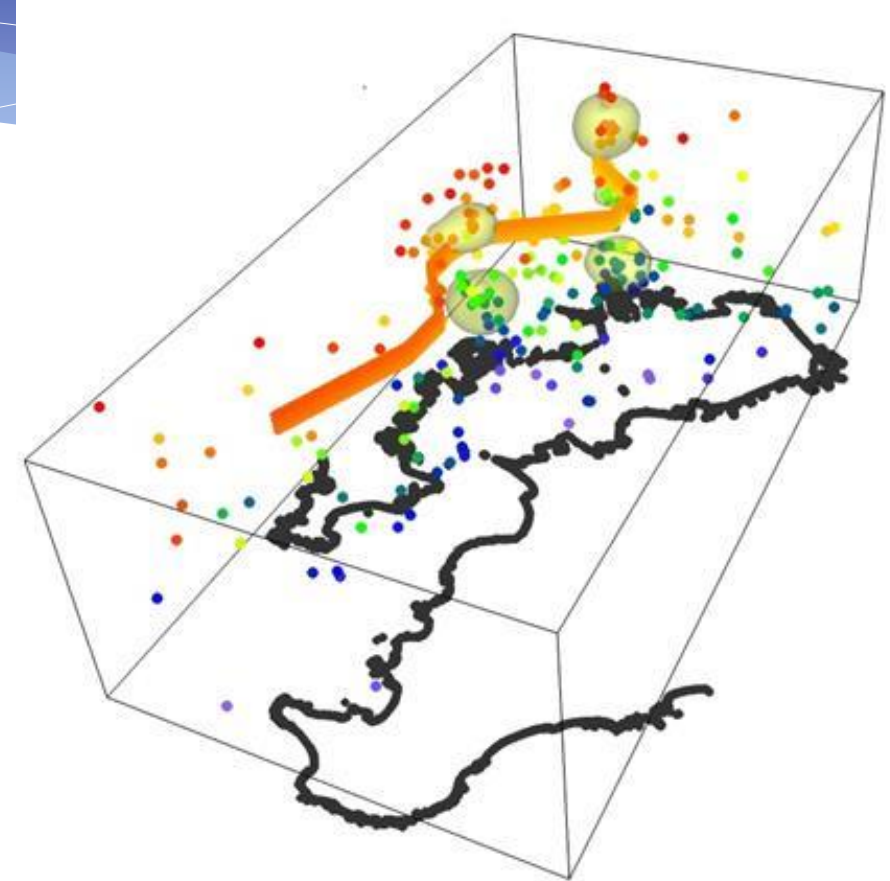
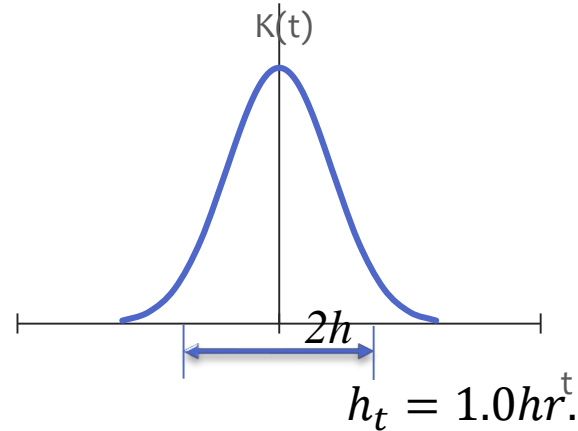
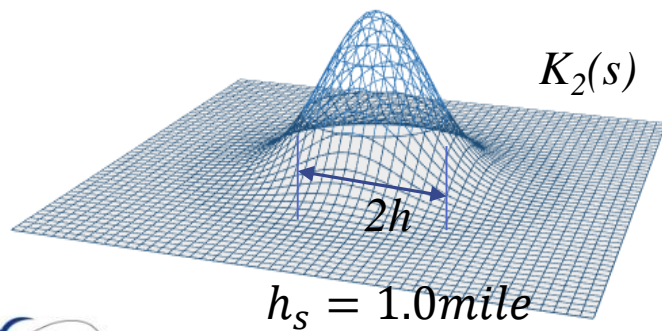
地理的な距離と時間的なずれは
お互い独立した次元を持つ

$$\hat{f}(x, y, t) = \frac{1}{nh_s^2 h_t} \sum_{i=1}^n K_s \left[\frac{x - x_i}{h_s}, \frac{y - y_i}{h_s} \right] K_t \left[\frac{t - t_i}{h_t} \right] \quad \dots(1)$$

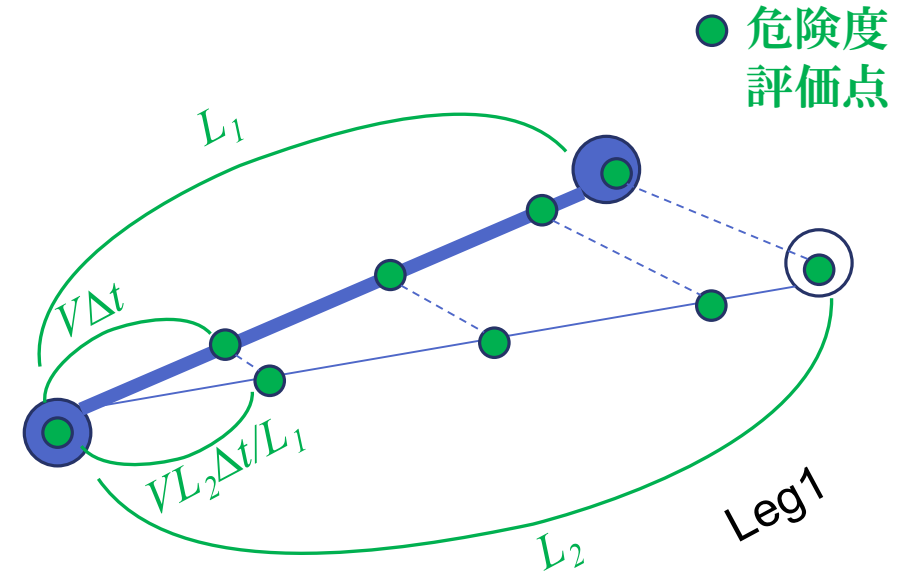
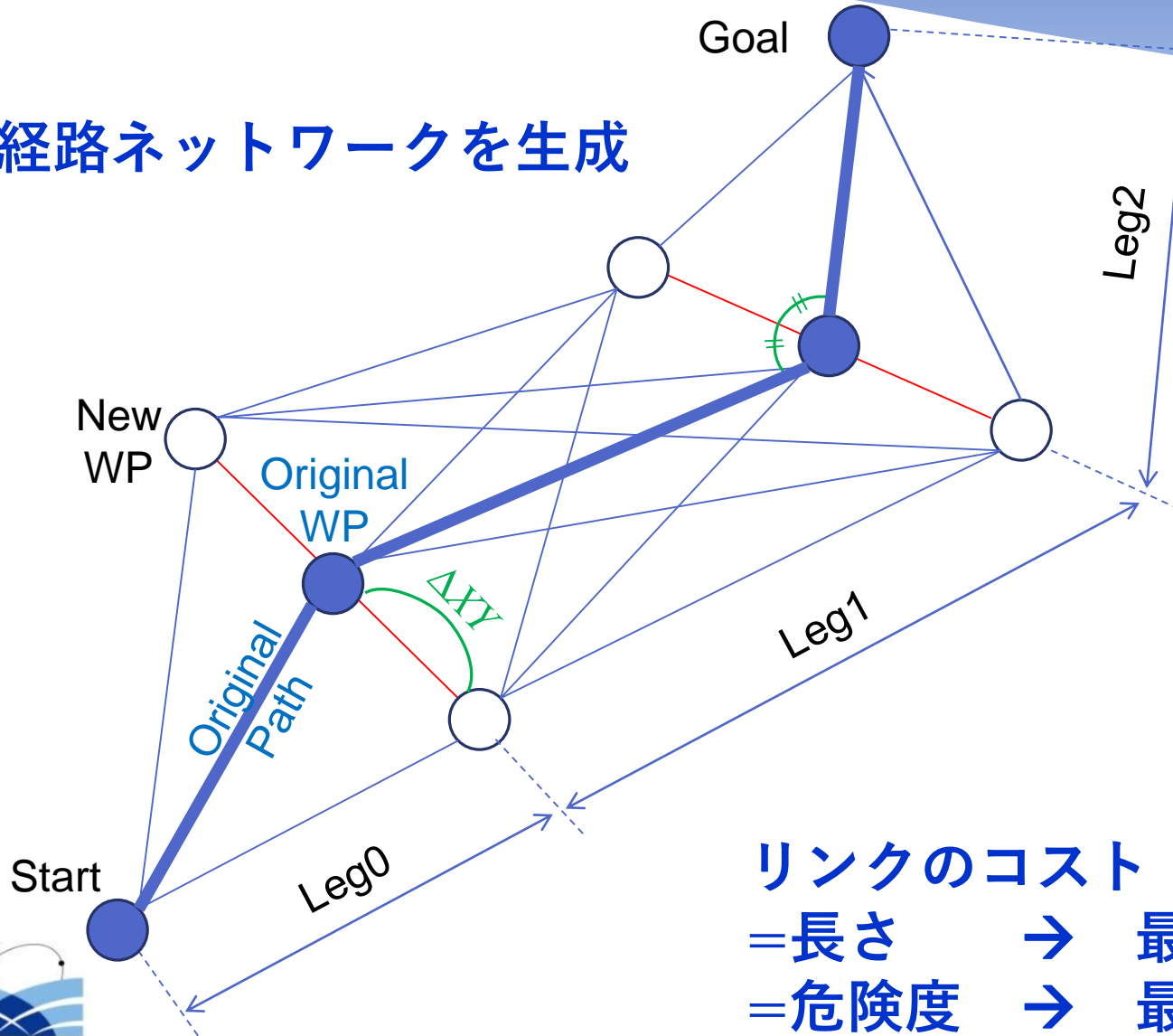
カーネル関数

$$K_2(s) = \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{1}{2} s^T s\right)$$

$$K(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2} t^2\right) \quad \dots(2)$$



経路ネットワークを生成

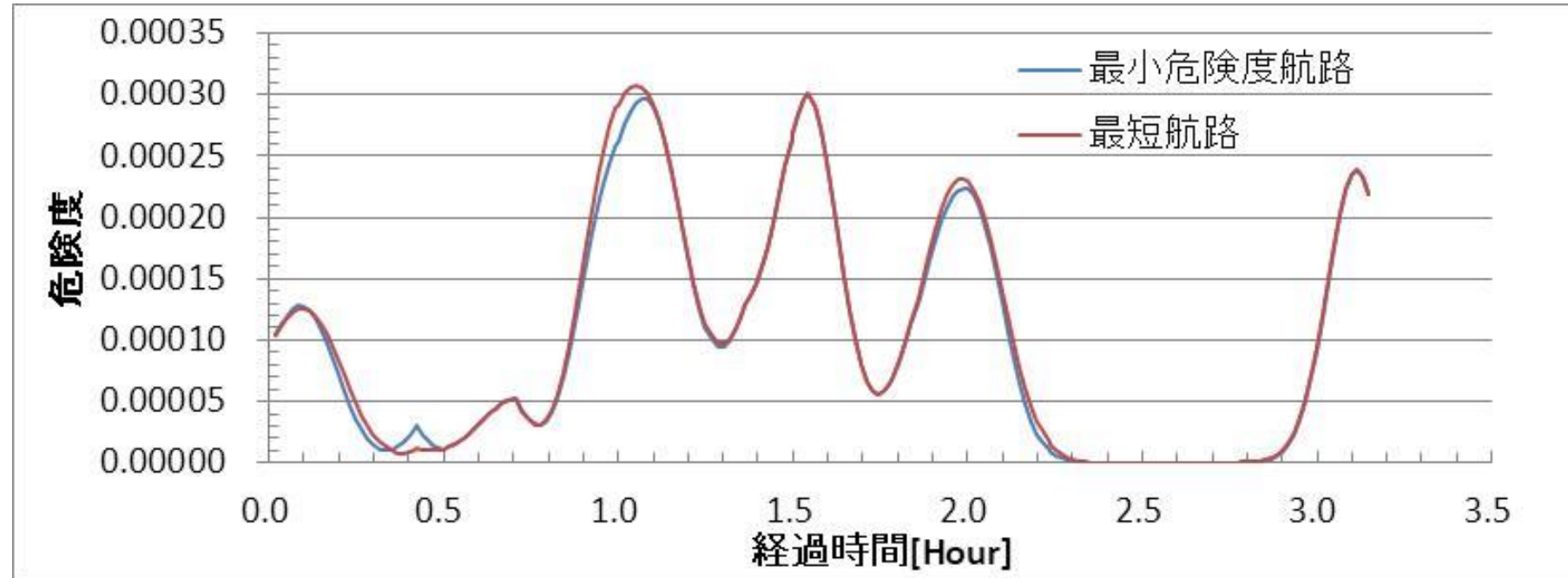
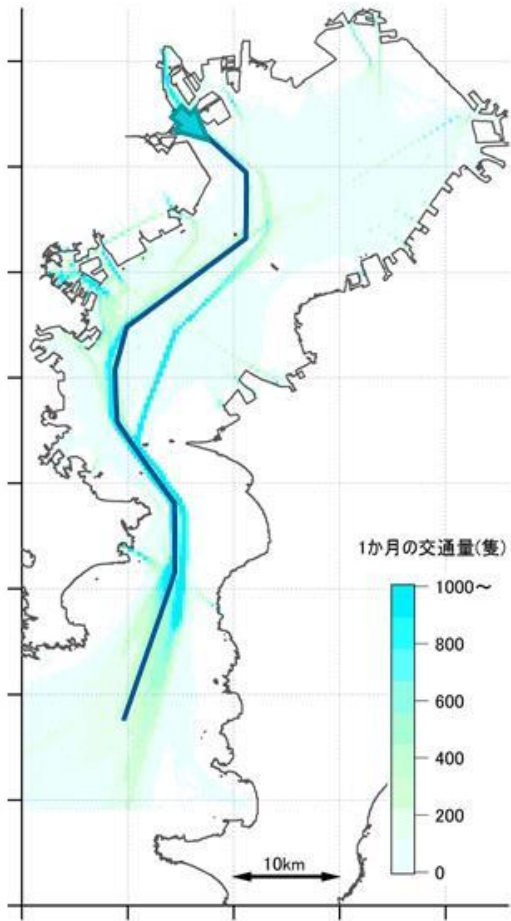


どの経路でも
Goalの到着時刻は同じ

リンクのコスト

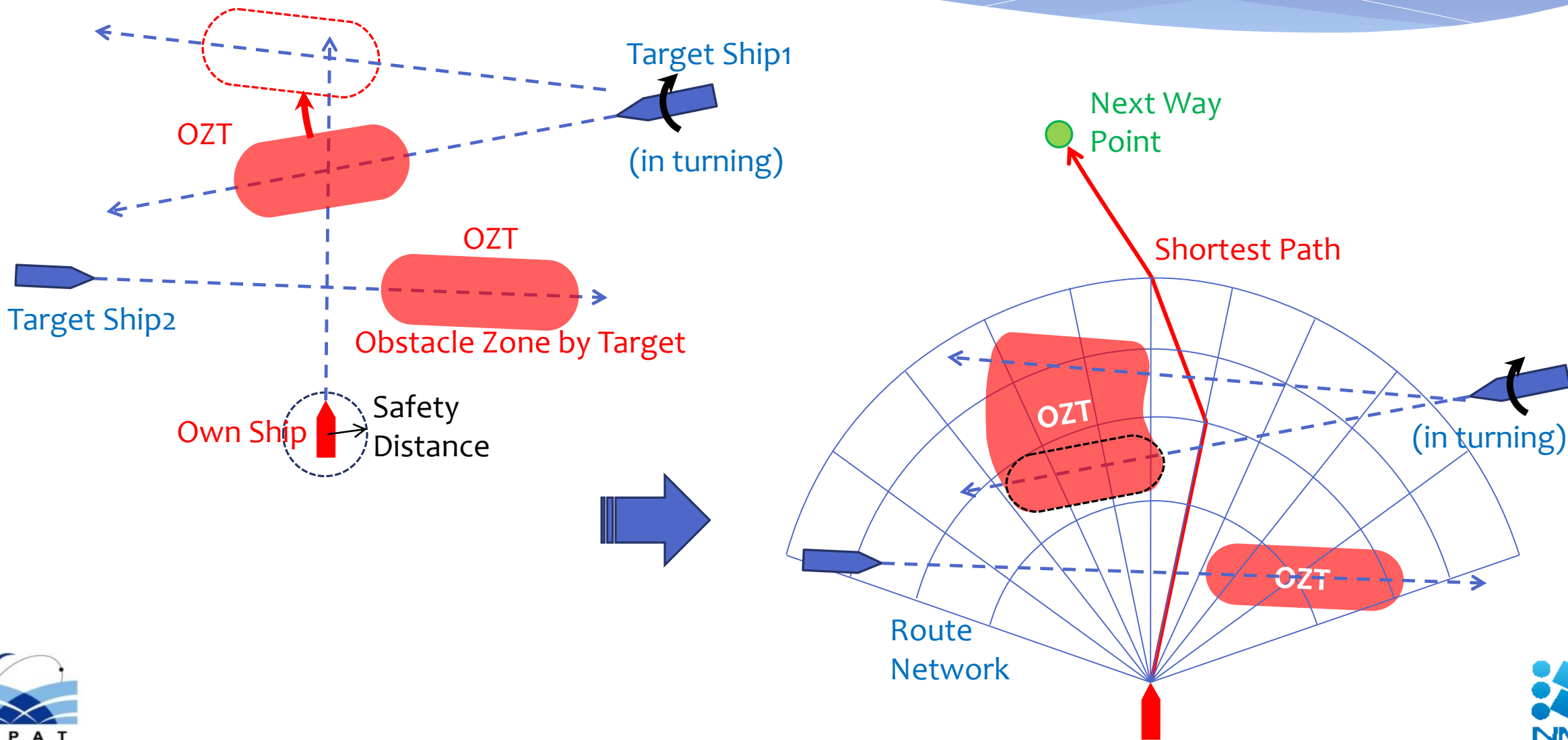
- =長さ → 最短経路
- =危険度 → 最小危険度経路

危険度最小経路の解析結果 ⁹



航路の長さ、危険度の差はともに数%

避航操船アルゴリズム ルールベース



KTモデル

$$\begin{bmatrix} \frac{d\psi}{dt} \\ \frac{dr}{dt} \\ \frac{d\delta}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r \\ -\frac{r}{T} + \frac{K}{T} \delta \\ \frac{\delta_E - \delta}{T_E} \end{bmatrix}$$

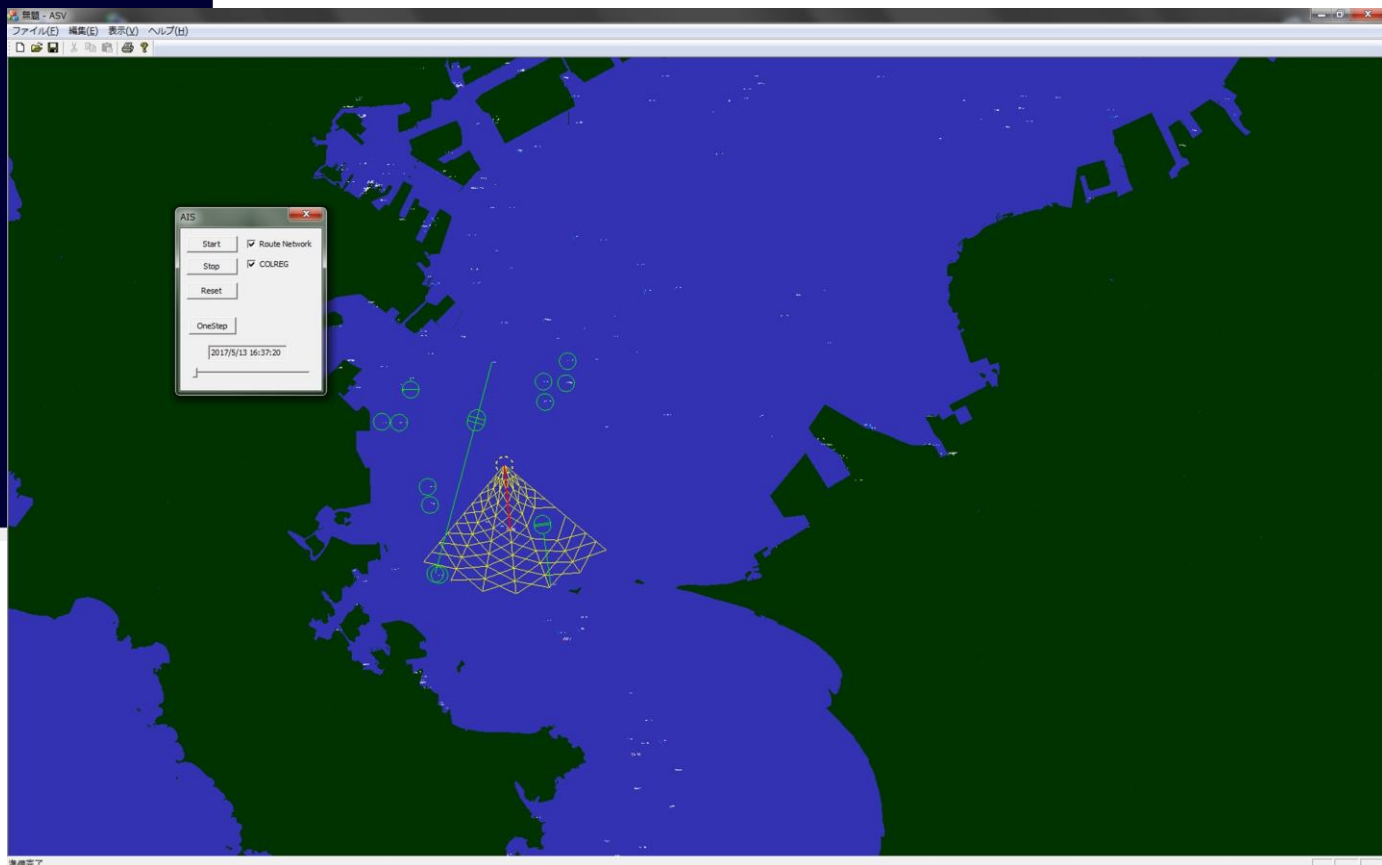
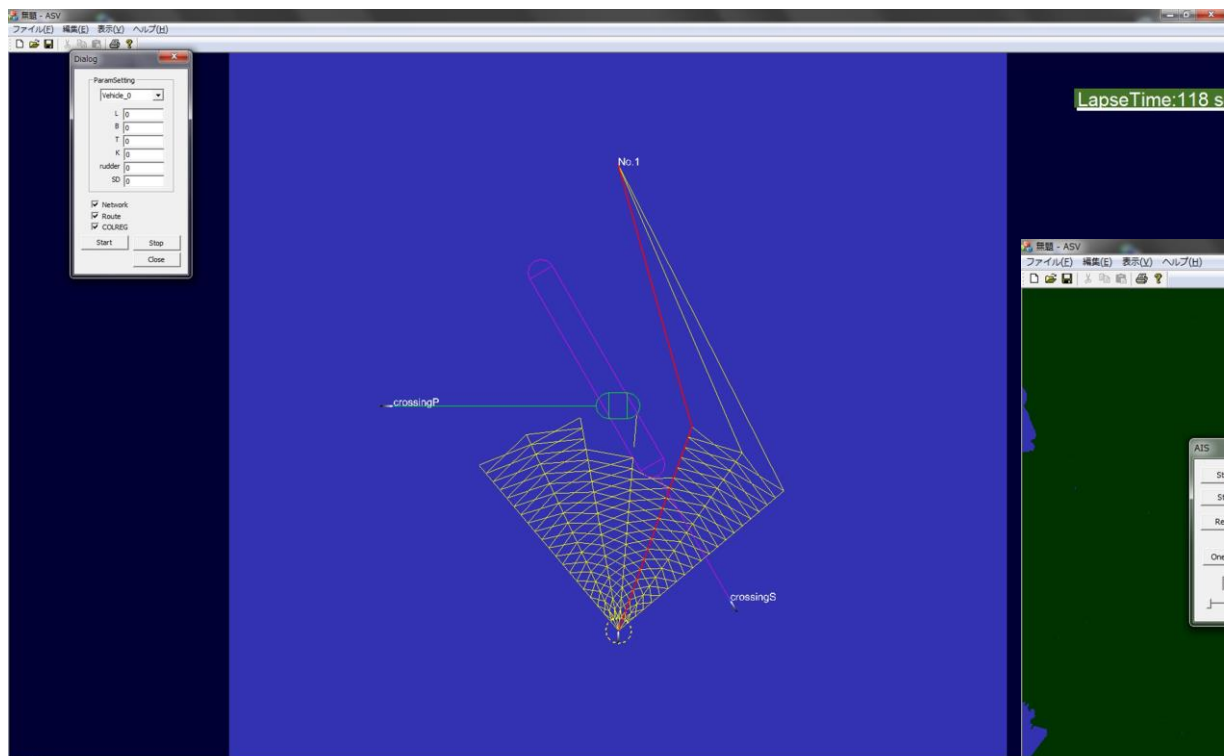
- ψ : 方位角
- T : 追従性指数
- K : 旋回性指数
- δ : 舵角
- δ_E : 指示舵角
- t : 時間
- R : 回頭角速度
- T_E : 指示舵角への追従性指数

Principal particulars	Value
K	0.1
T	20
T_E	2.5
L_{PP} [m]	106
B [m]	16.2
U [knots]	12.0

時間積分：4次精度 Runge-Kutta法

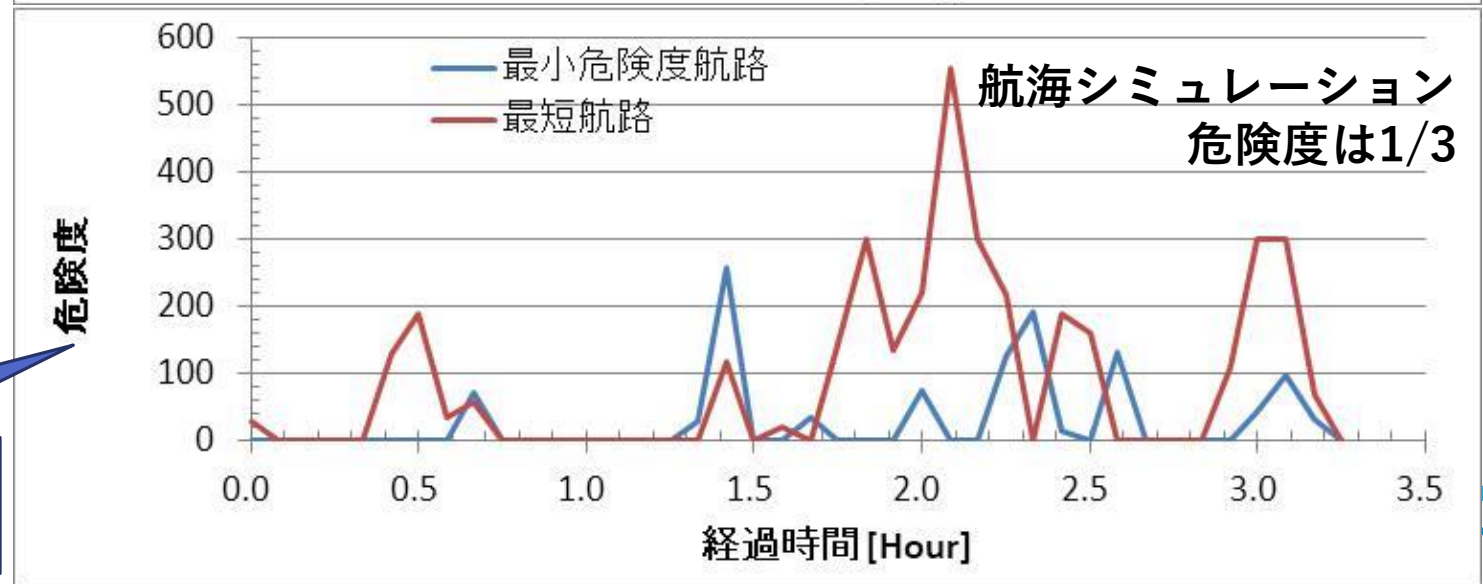
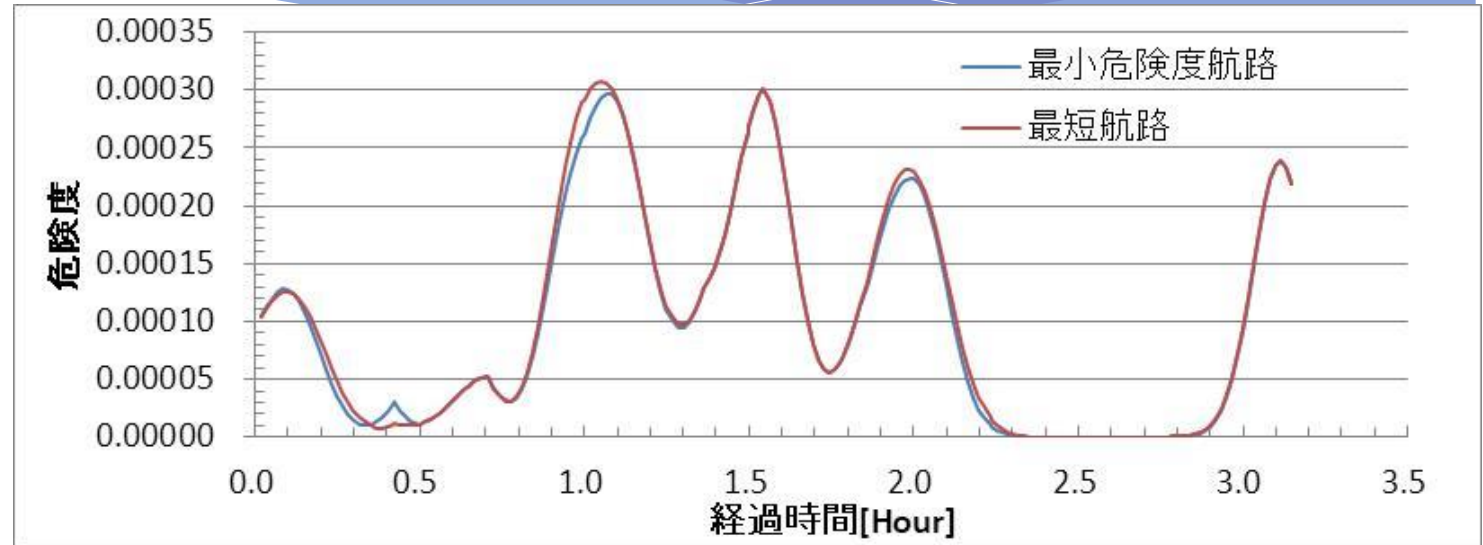
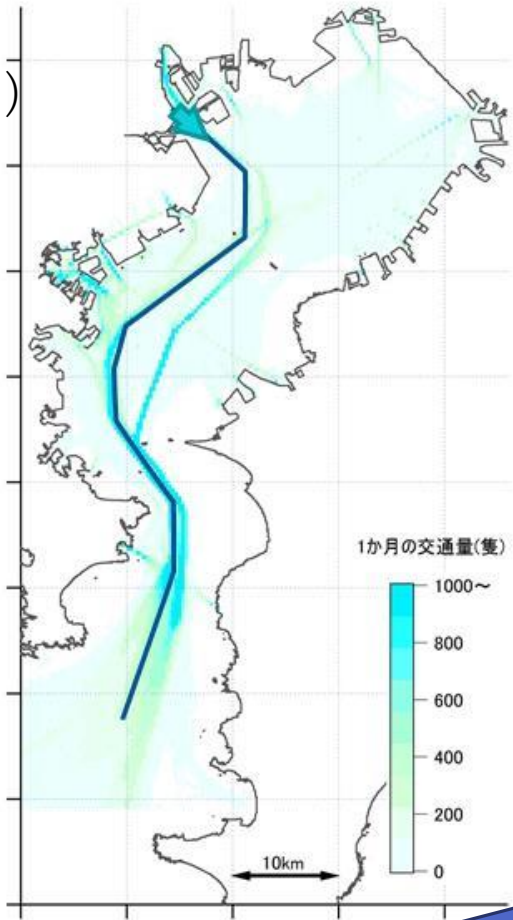
避航操船アルゴリズム(ルールベース) 13

デモ



避航操船アルゴリズム(ルールベース) & 危険度最小経路 の解析結果

航海シミュレーション
7日間
(2017年5月10-16日)
15:00出港
航海時間約3.3時間
(12Kt)



自船から320mの範囲に入った
他船の滞在時間(秒)

避航操船アルゴリズム 深層強化学習

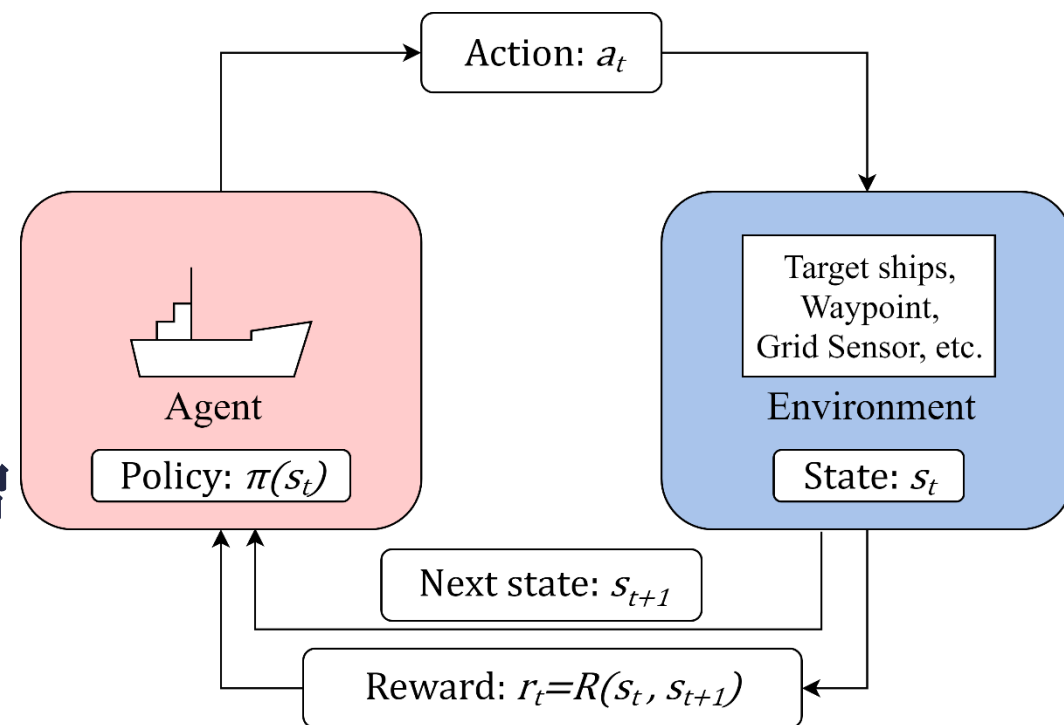
* 強化学習とは...

* エージェントは、各タイムステップ $t = 0, 1, \dots$ で

1. 環境から得られる状態 $s_t \in S$ を観測
2. 現在の状態 s_t に応じて行動 $a_t \in A$ を選択
3. 次状態 $s_{t+1} \in S$ と報酬 $r_t = R(s_t, s_{t+1})$ を観測

* 累積報酬 $\sum_t r_t$ の最大化することを目的として学習

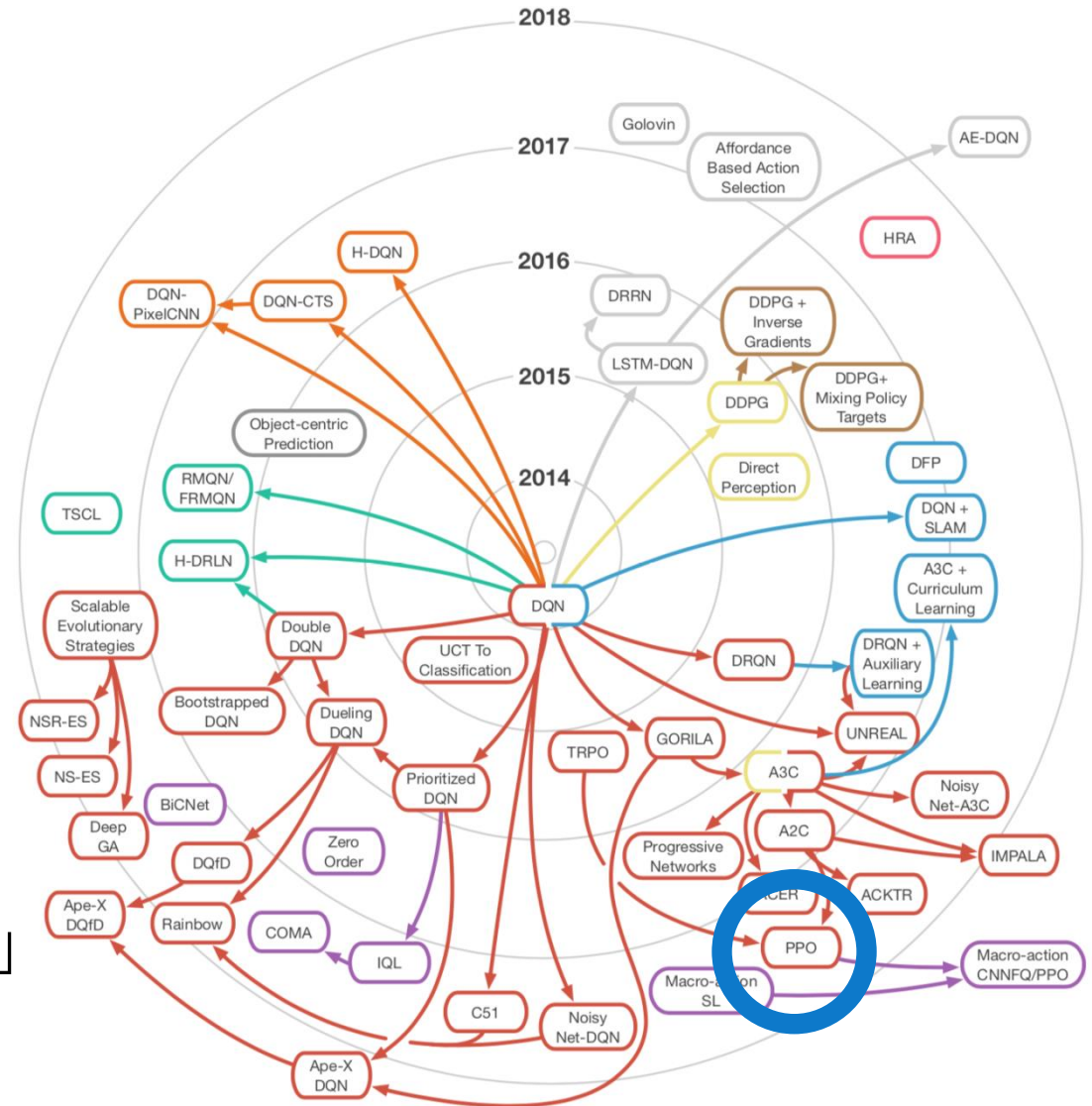
* 深層強化学習は価値関数 $V_\pi(s)$ や方策 $\pi(s)$ などをニューラルネットワーク (深層学習含む) で表現することで、画像のような高次元の入力でも制御が可能



深層強化学習: Proximal Policy Optimization Algorithms (PPO)

深層強化学習は現在盛んに研究が進められている分野
ロボティクスなどの分野でも応用が進んでいる

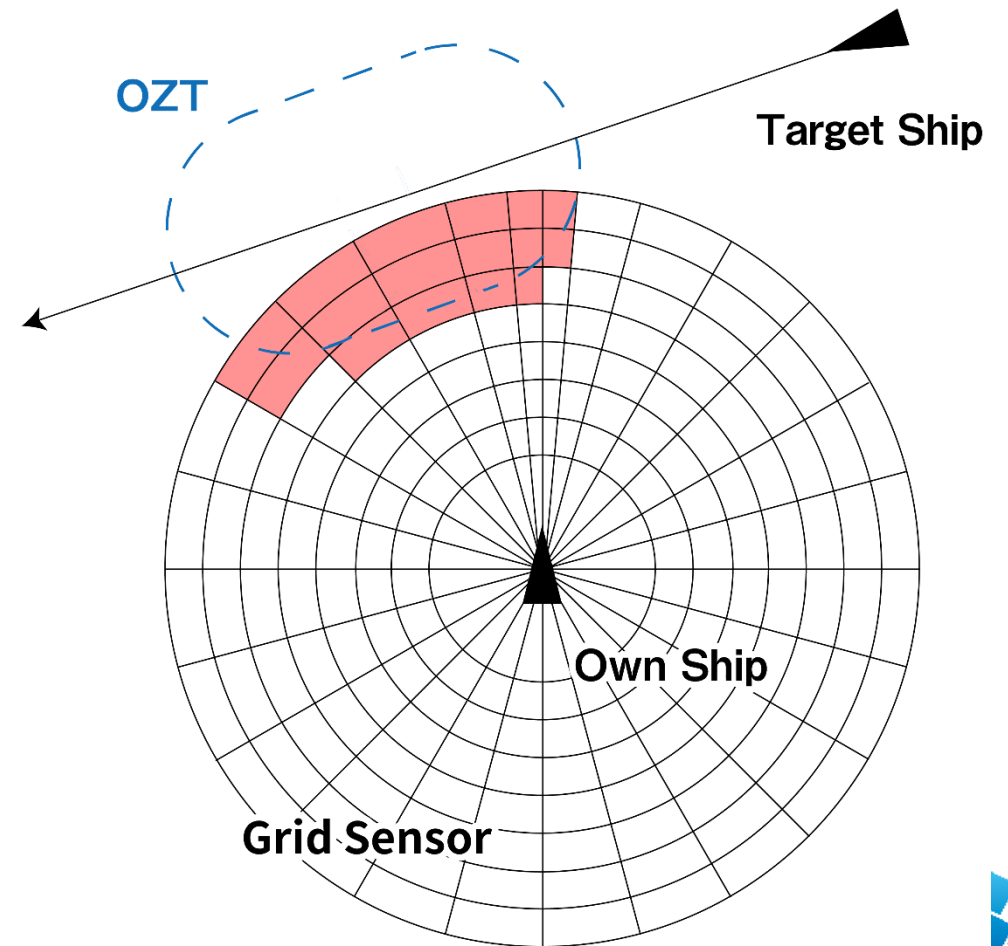
深層強化学習の派生図
「Deep Learning for Video Game Playing」より抜粋



複数の船舶を同時に検知し、一つのベクトルで 表現する:グリッドセンサー ¹⁸

グリッドセンサー:

船体中心固定の極座標上でグリッドに区切られたセル単位でOZTとの重なりを検知
⇒広範囲の複数船舶のOZTを検知可能



複数の船舶を同時に検知し、一つのベクトルで表現する:グリッドセンサー ¹⁹

Pros :

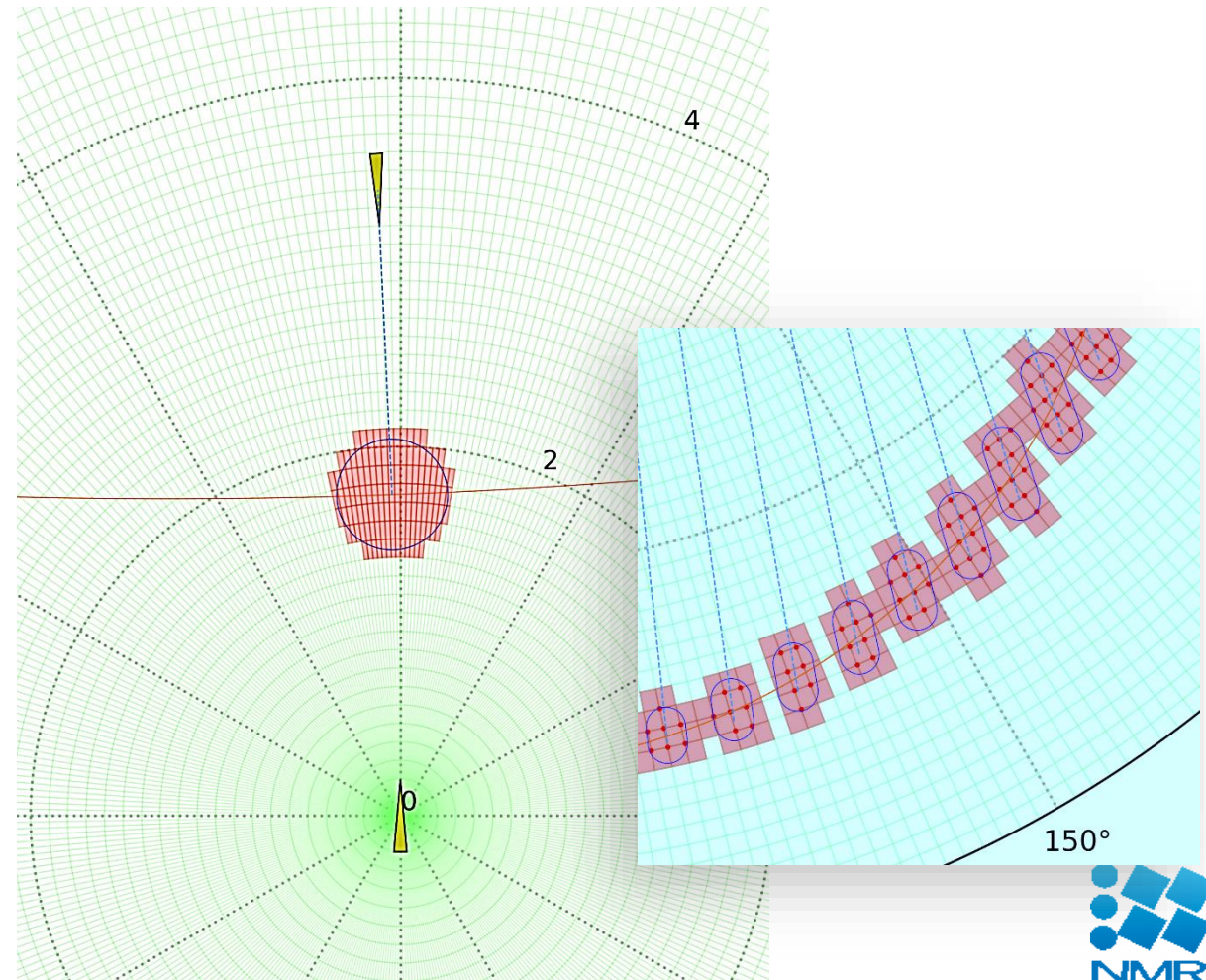
グリッドセルの数は一定なので、**検知する船の数**が変化しても**固定次元のベクトル**一つで表現できる。

⇒制御の入力にしやすい

Cons :

グリッドセルの数は数千個以上になるため、画像に近い情報量になる。

例として方位角方向を 2° 間隔、距離方向を半径6NMに対して0.2NM間隔で分割する場合は180x30pxの画像に相当



12NM

1	2	3	4	5	6
7	8	9	10	11	12
13	14	15	16	17	18
19	20	21	22		

- 相手船は変針しない
- ウェイポイントは自船初期位置から真北に12NMの地点
- 指示舵角を[-20, 0, 20](deg.)から選択

[1] H. Imazu: Research on Collision Avoidance Manoeuver (in Japanese). 1987
 [2] Y. Cai, K. Hasegawa, "Evaluating of Marine Traffic Simulation System through Imazu Problem", 2013

* 学習する避航モデルの目的

「避航操船」と「ウェイポイント航行」

⇒ 単に衝突を回避するだけでなく、ウェイポイントへの針路も意識

* 「避航操船」

- 半径0.3NMを基準 (= 安全航過距離)
- 他船との距離が0.3NMより大きくなるように避航
- 2船間の距離 $\leq 0.3\text{NM}$ → 衝突とみなす。

* 「ウェイポイント航行」

- 指定されたウェイポイントの半径0.2NM以内に入ればタスク成功
- 制限時間以内にウェイポイントにたどり着けない場合 → 減点しエピソード打ち切り

* **基礎点** (通常の行動に逐次加点される) と **成果点**

* **基礎点** : $Costs = Costs_{WP} + Costs_{Left}$

* **ウェイポイントへ近づき針路を寄せると多く加点**

$$Costs_{WP} = (0.01costs_{azimuth_{WP}} + 0.1) \tanh(1/Distance_{WP})$$

* 経路を選択する際に右側への変針・避航を促進するための加点

$$Costs_{Left} = \begin{cases} 0.025, & azimuth_{WP} \geq 0 \\ 0.0, & azimuth_{WP} < 0 \end{cases}$$

* **成果点** (成果点の付与とともにエピソードも終了)

* 領域外へ侵入: **-50**

(初期地点から -0.1NM以上南下、or 東西へ2.0NM以上逸れた場合)

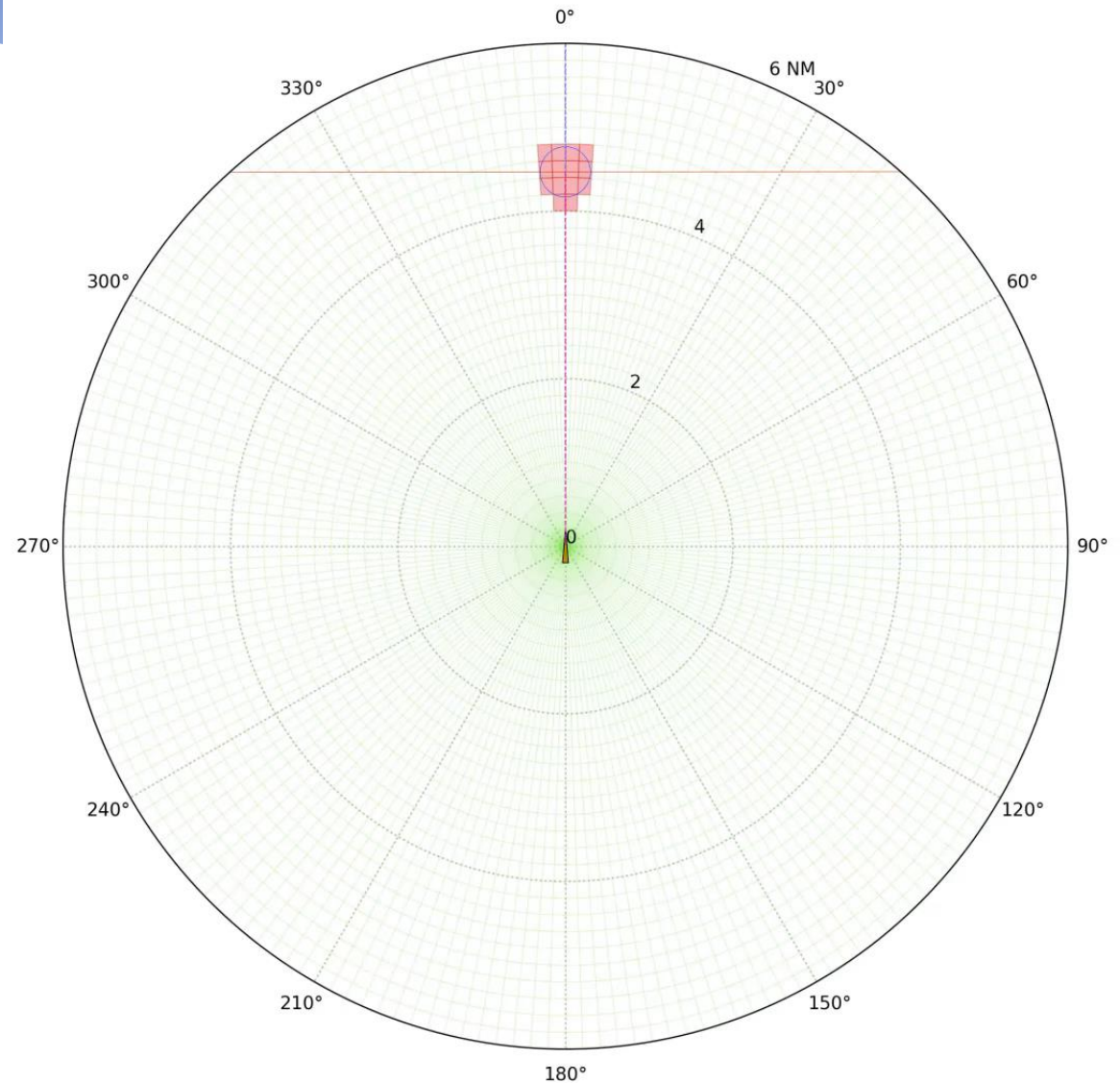
* 衝突: **-50**

* ウェイポイント到達: **+50**

学習手順の概要

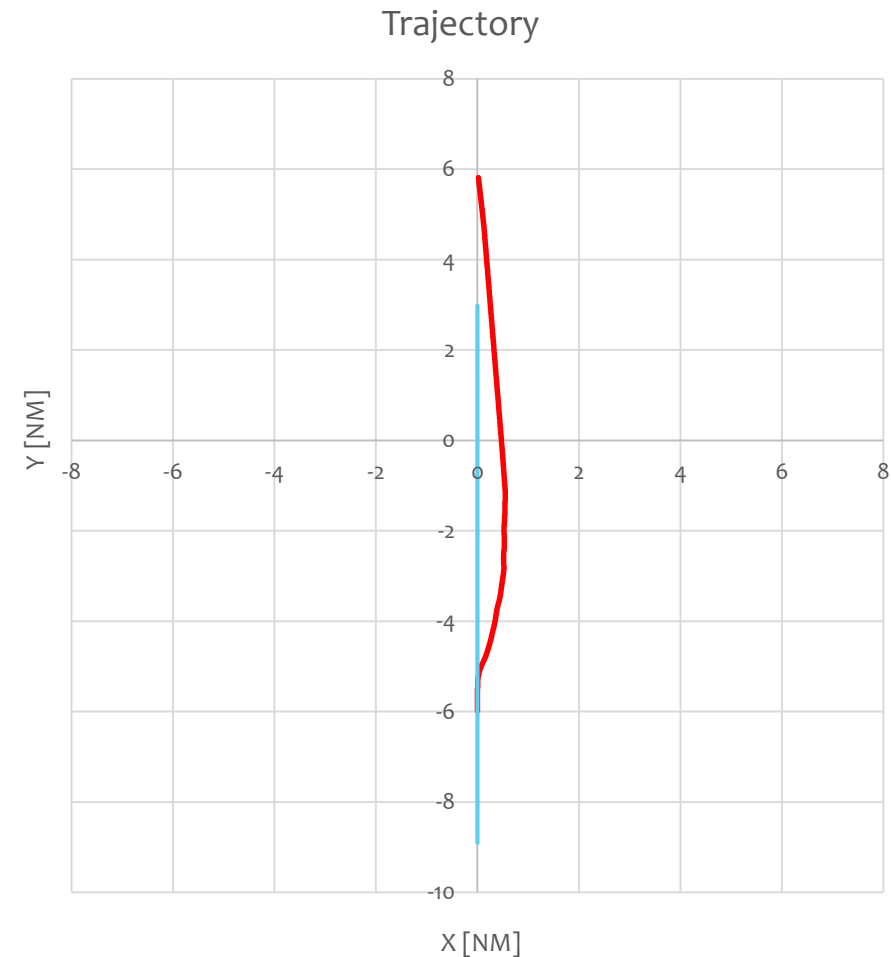
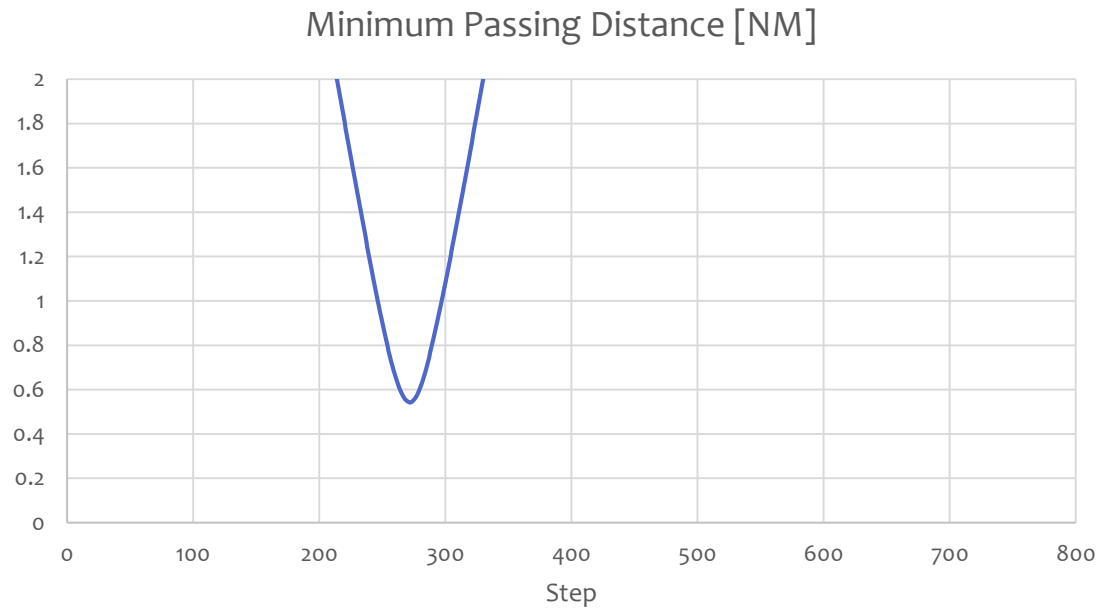
- * 状態 s の設定(合計5407次元)
 - * OZTのグリッドセンサー検知結果(5400次元)
 - * 自船の方位角、回頭角速度、船速、舵角の正規化された値(4次元)
 - * 自船からウェイポイントまでの方位角、距離、ウェイポイントへの方位にセットしたオートパイロットの舵角値の正規化された値(3次元)
- * ⇒相手船の位置、方位、船速の情報は入力として使用しない

- 行会いの例
- 船舶は実寸の4倍の大きさで描画
- 12NM先にウェイポイントを設置
(赤線が自船とウェイポイントを結ぶ線)
- 最初、相手船は自船の北側から出発



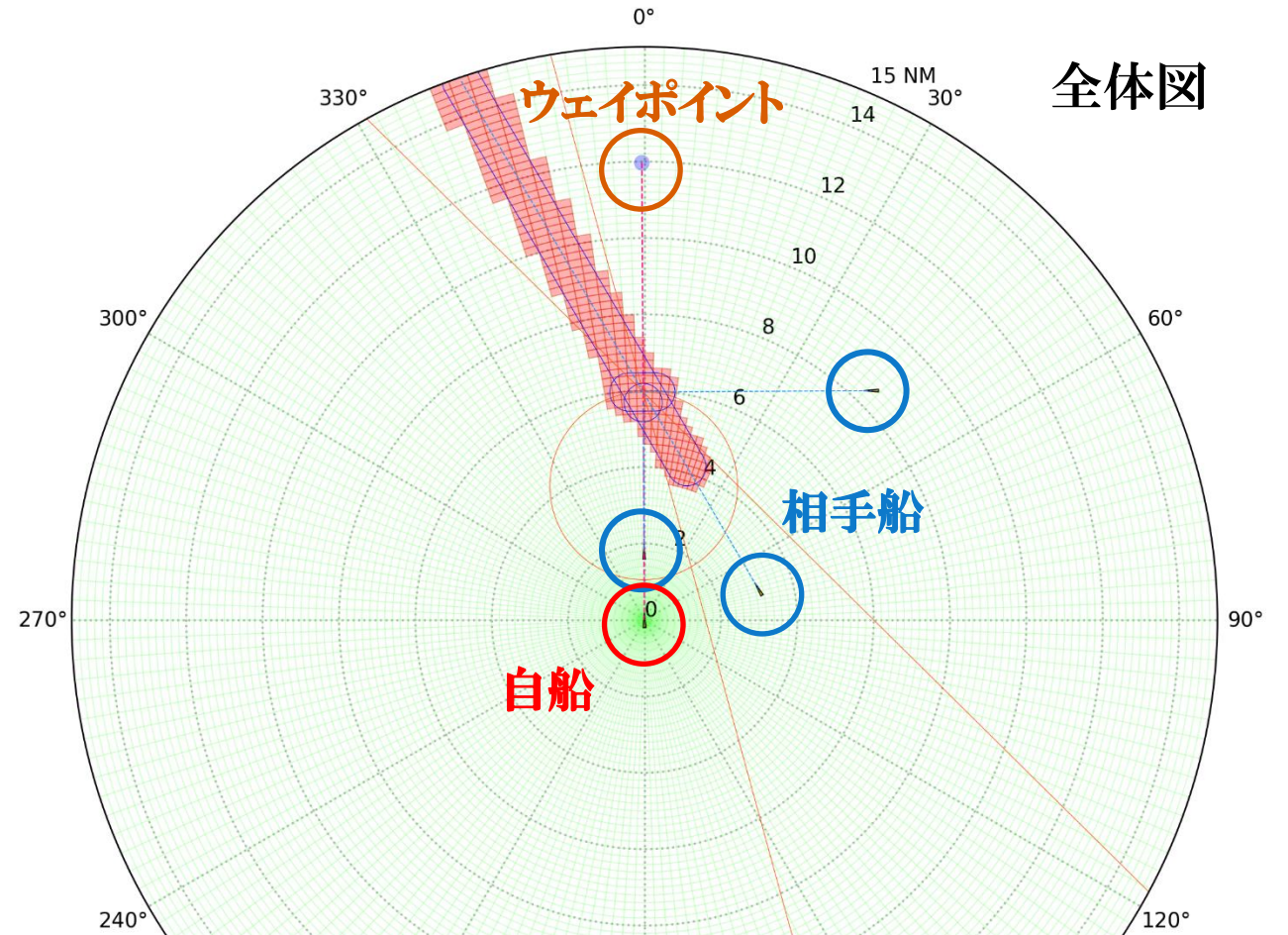
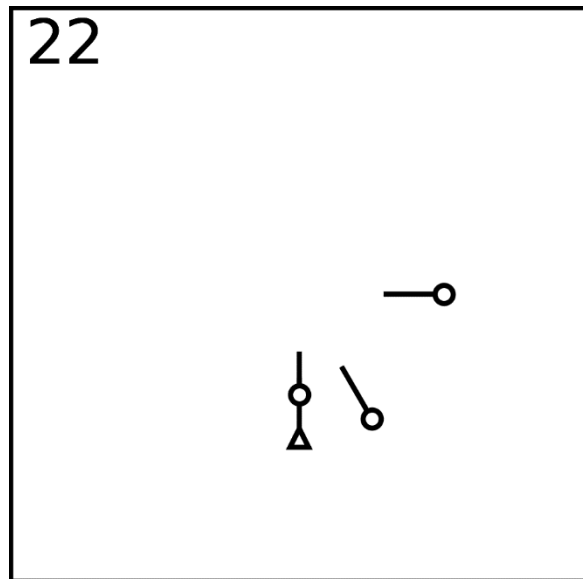
デモ(1 on 1の避航)

- 行会いの例
- 最小離隔距離は0.54NM(1000m)

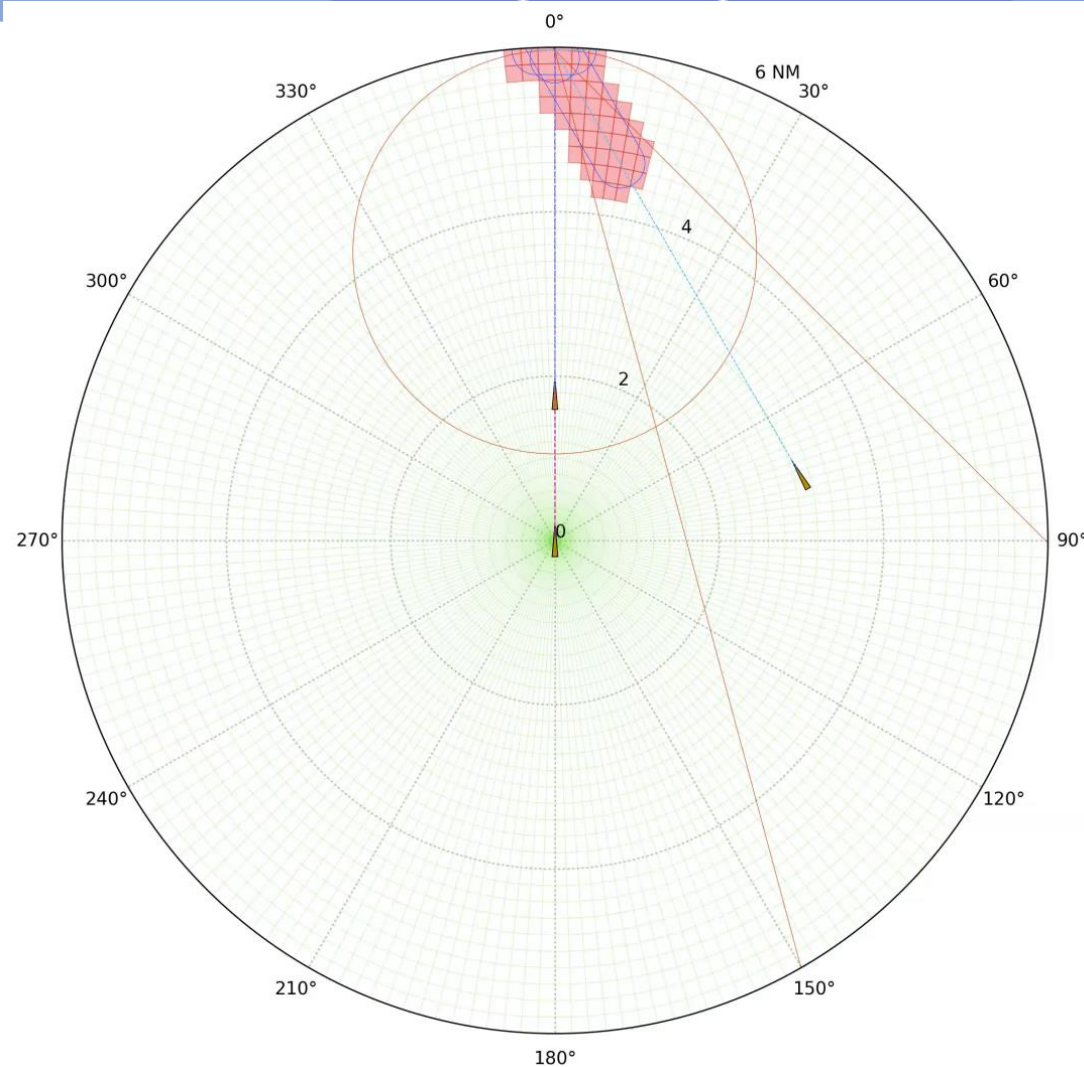
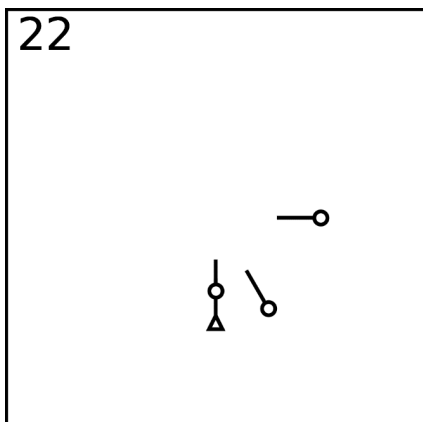


デモ(対多船の避航):初期状態

* 4船の見合いの場合(今津問題の22番)

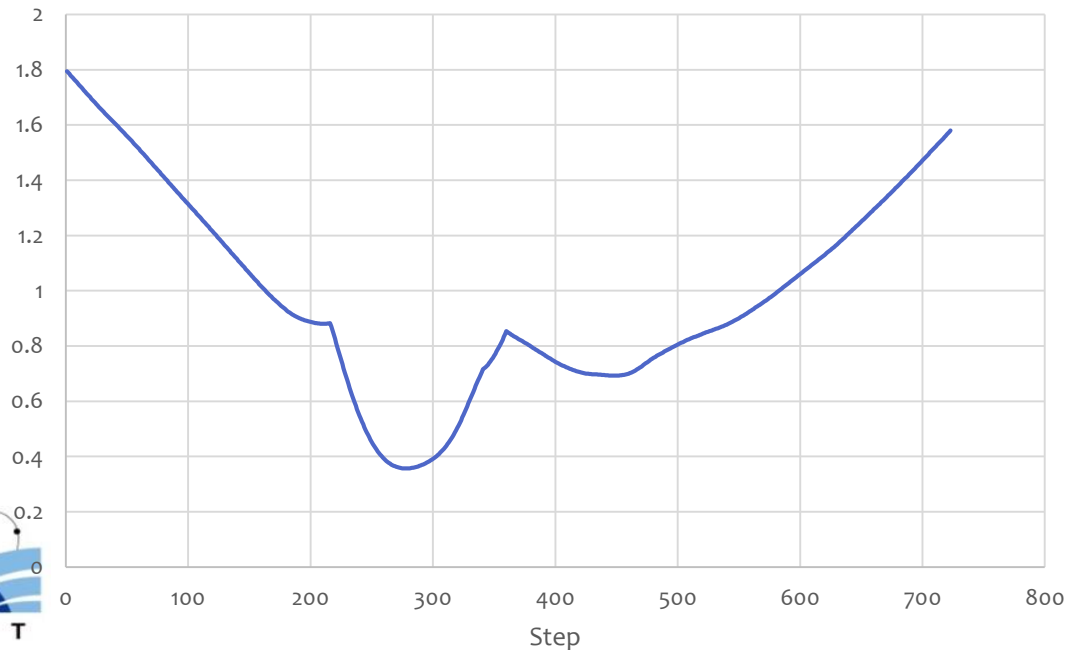


- * 4船の見合いの場合 (今津問題の22番)
- * 右舷手前の横切り船のOZTが自船から約2NMの距離に侵入した時点で避航を開始
- * 終盤、追い越した相手船のOZTとの距離を維持するように操船しながら、ウェイポイントへの向かっている

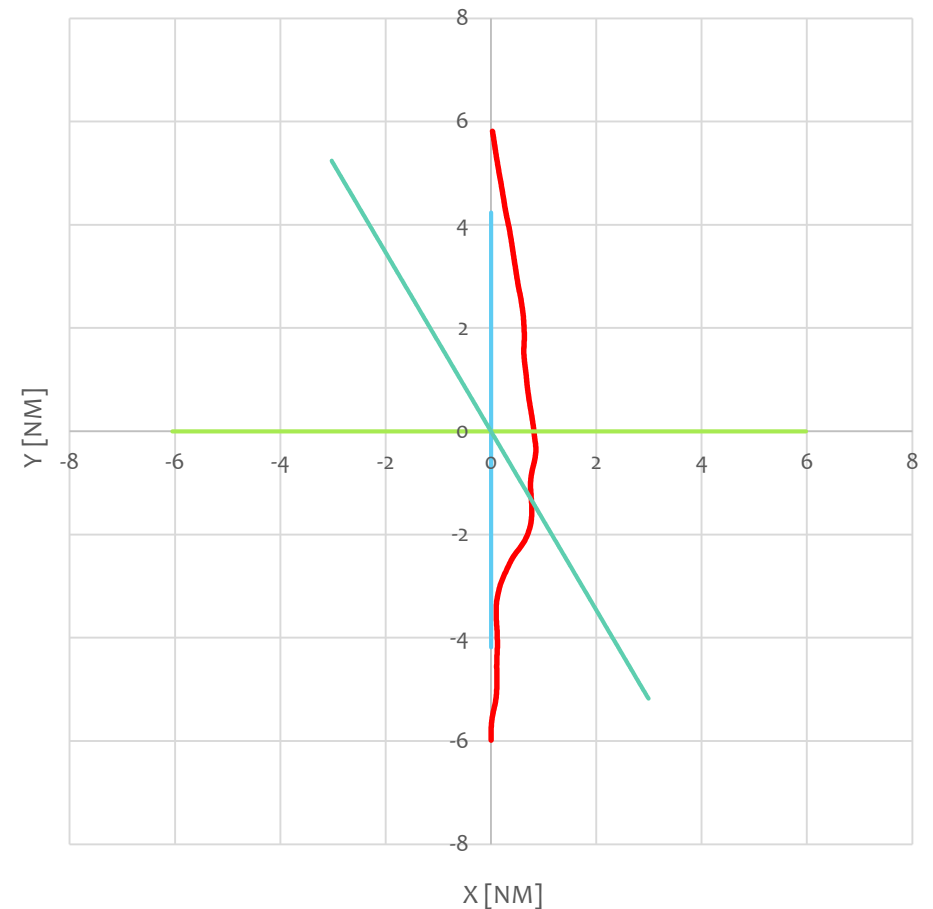


- * 4船の見合いの場合 (今津問題の22番)
- * 避航操船中の最小離隔距離は約0.36NM (667m)

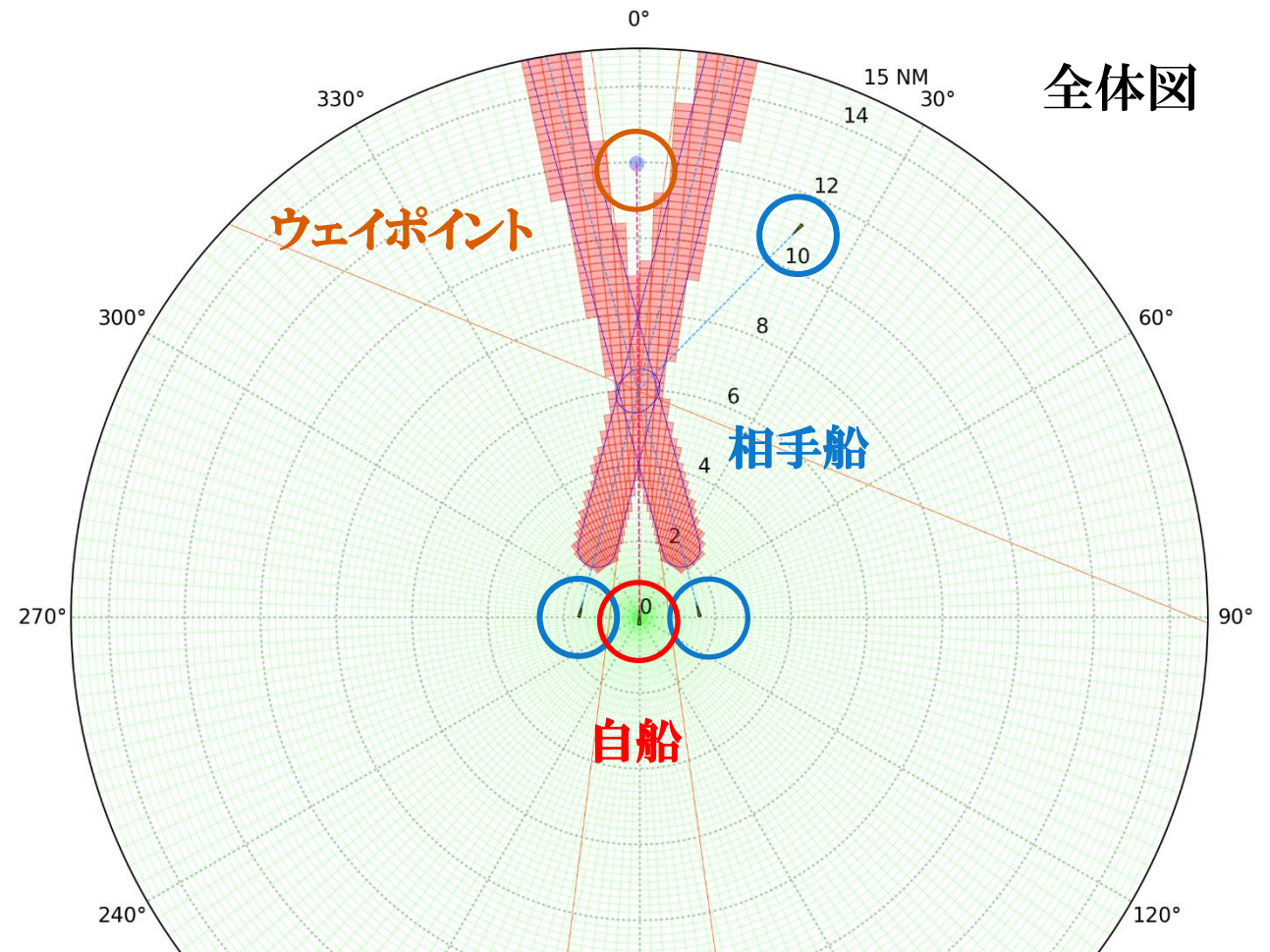
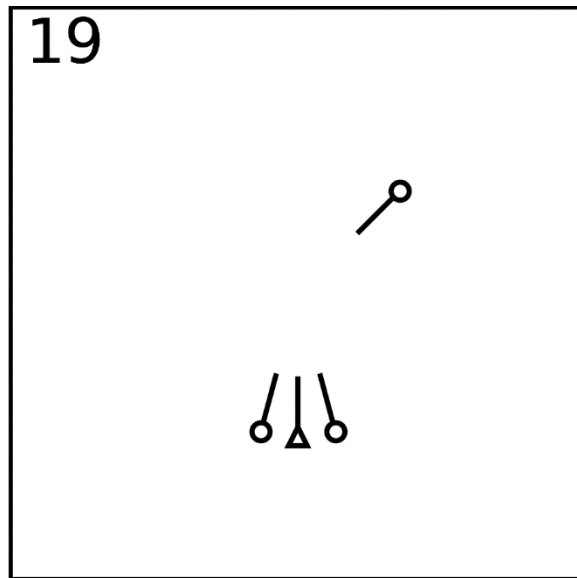
Minimum Passing Distance [NM]



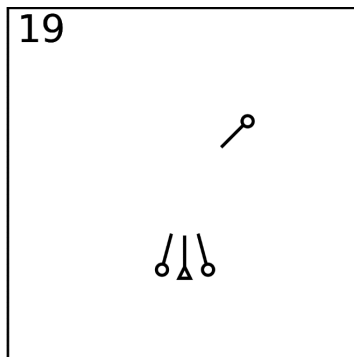
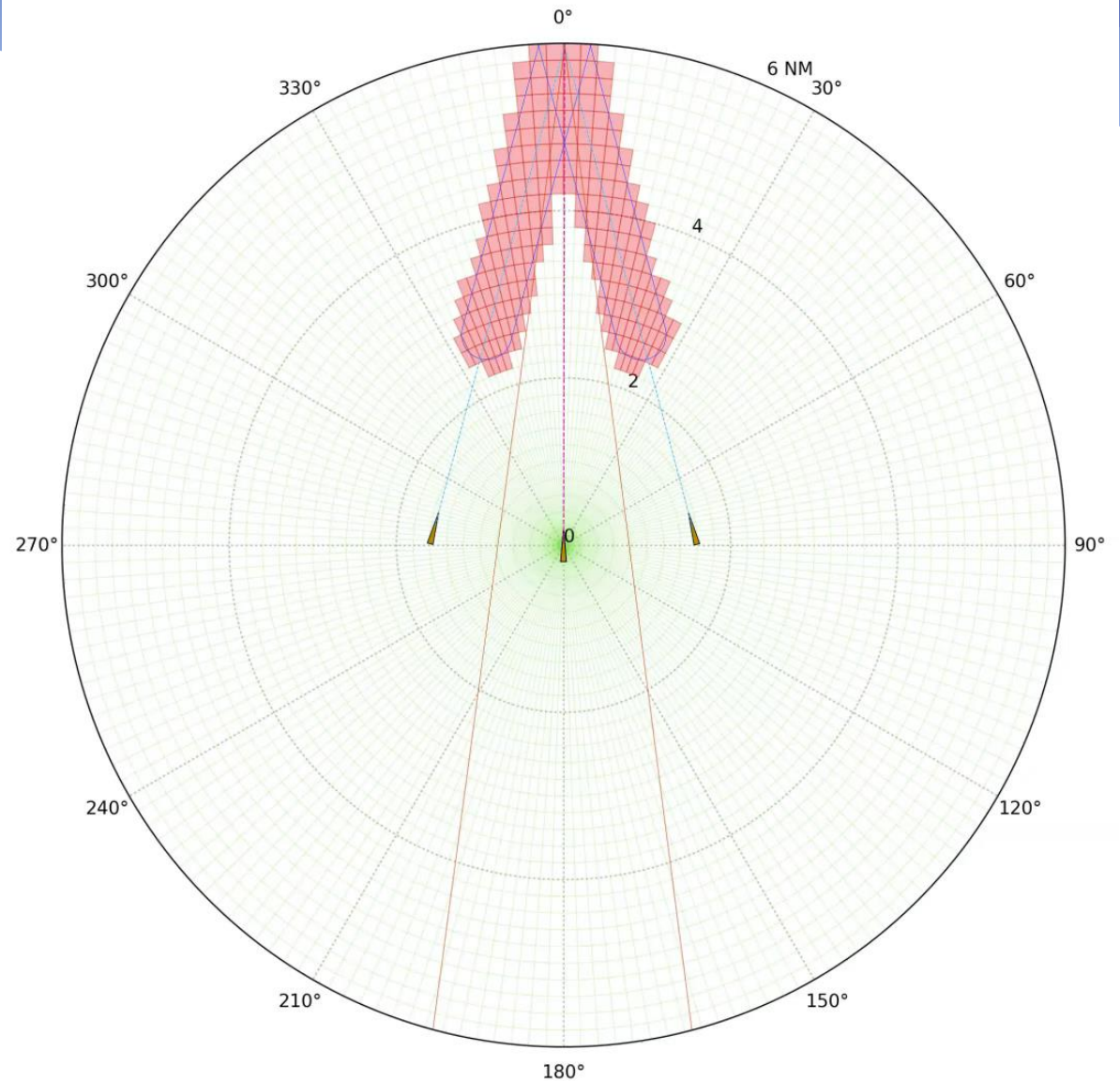
Trajectory



- 4船の見合いの場合で極端に難易度の高い見合い関係(今津問題の19番)

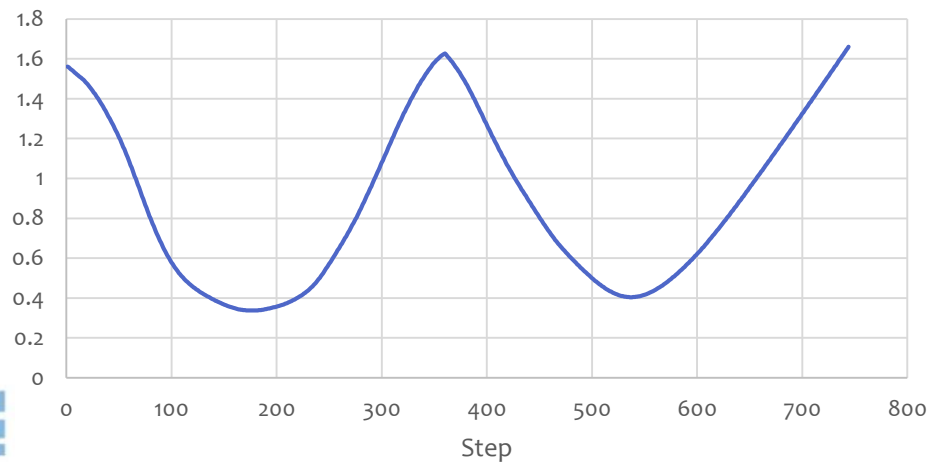


- 4船の見合いの場合で極端に難易度の高い見合い関係(今津問題の19番)
- 自船と距離が近い同航船が2隻あり、ウェイポイントまでの経路を2船のOZTが完全に塞いでいる状況
- 右舷手前の横切り船のOZTが自船から約2NMの距離に侵入した時点で避航を開始

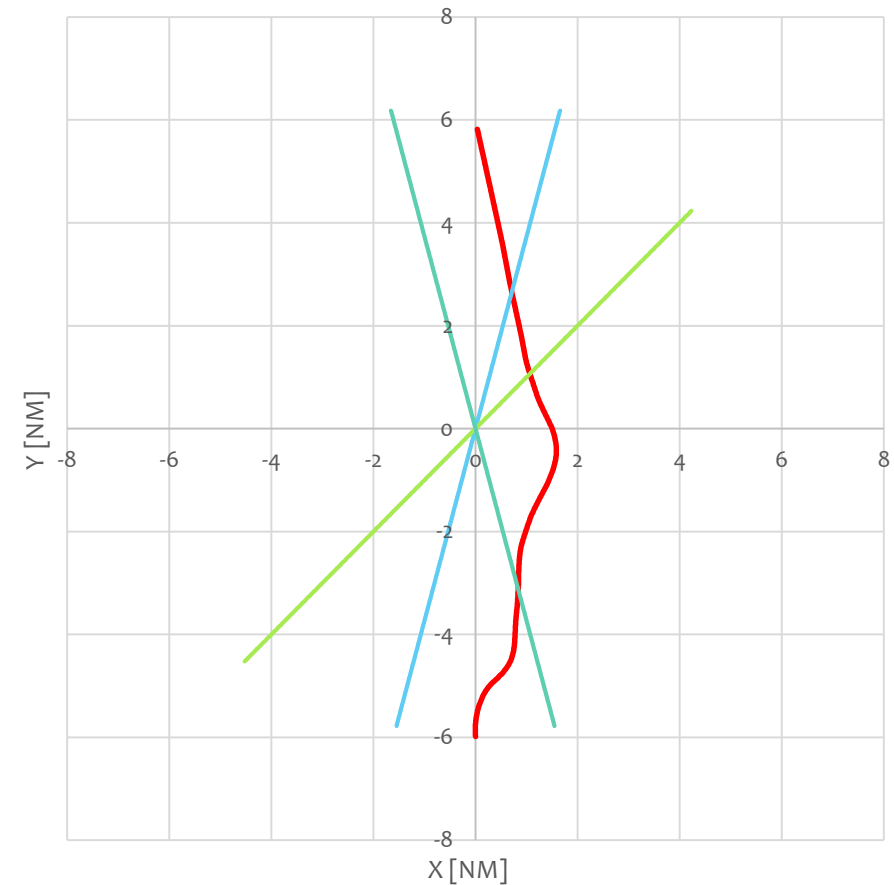


- 非常に早い段階で避航を開始
- 針路を一旦そらして相手船の後ろに回り込むように航行
- 最小離隔距離は約0.35NM(648m)

Minimum Passing Distance



Trajectory



- * 過去の事故位置データを基礎とする低衝突危険度計画航路の計算アルゴリズムを開発
- * OZTを基礎とする、複数船舶を対象としたルールベースの自動避航操船アルゴリズムを開発
 - ⇒ 上記2手法を組み合わせ、東京湾内の航海シミュレーションにより効果を確認
 - ⇒ ルールベースのアルゴリズムは改良が必要
- * OZT & グリッドセンサー & 深層強化学習手法（PPO）による自動避航操船アルゴリズムを開発
 - ⇒ 今津問題をベースとした見合い群における学習結果は良好



これらのアルゴリズムや得られた知見を統合し、
 実用的な性能の自動避航操船アルゴリズムの構築を目指す
 （実用的：COLREGs準拠、船速制御、マニュアル船との共存）