

リアルタイム性に優れた 動的障害物を考慮した経路計画法の開発

高橋, 幹人 / TAKAHASHI, Mikito

(出版者 / Publisher)

法政大学大学院理工学・工学研究科

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

法政大学大学院紀要. 理工学・工学研究科編 / 法政大学大学院紀要. 理工学・工学研究科編

(巻 / Volume)

57

(開始ページ / Start Page)

1

(終了ページ / End Page)

5

(発行年 / Year)

2016-03-24

(URL)

<https://doi.org/10.15002/00013364>

リアルタイム性に優れた 動的障害物を考慮した経路計画法の開発

DEVELOPMENT OF REAL-TIME PATH PLANNING ALGORITHM
THAT TAKES INTO ACCOUNT THE DYNAMIC OBSTACLE

高橋 幹人

Mikito TAKAHASHI

指導教員 小林 一行

法政大学大学院理工学研究科システム工学専攻修士課程

In the urban areas, safe navigation is one of the primary tasks of a mobile robot. To achieve a safe navigation, the mobile robot has to take into account of pedestrian and bicycles as a moving obstacle to avoid collision. In this paper, we describe a real-time safe path planning algorithm which includes walking pedestrian and moving bicycles. To distinguish pedestrian/bicycles and static obstacles, we fuse the information of LIDAR and the speedometer and gyro sensor to estimate surrounding situations of the mobile robot. To identify both static and moving obstacles, the polar coordinate based detection algorithm is proposed. In order to avoid collision to obstacles, the complex type AR model is applied to estimate obstacles position. The validity of the proposed system is confirmed by actual outdoor experiments.

Key Words : LIDAR; path planning; prediction obstacle; real-time;

1. はじめに

人間の生活環境下で使用されている自律移動ロボットは多く存在する。たとえば、患者のカルテや医療品を運搬するパナソニック社の「HOSPI」[1]や、自動的に部屋の掃除をしてくれるiRobot社の「Roomba」[2]などが存在する。しかしこれらのロボットは、主に屋内環境での走行が対象である。いまだ、屋外環境下で使用される自律移動ロボットは多くは存在しない。

自律移動ロボットが、屋外環境で安全かつ確実に走行するためには、経路計画が重要な要因の一つとなる。安全な経路計画のためには、壁、縁石といった動かない障害物、静的障害物のみを考慮するのではなく、人や自転車といった動く障害物、動的障害物をリアルタイムで考慮しなければならない。

現在自律移動ロボットに多く用いられている経路計画はリアルタイム性に優れたポテンシャル法[3]やA-starアルゴリズムを用いた手法である。[4]しかし、それらの経路計画は検出した障害物情報のみを使用しているため、Fig.1のように動的障害物の進行方向を考慮しない経路を生成する可能性がある。

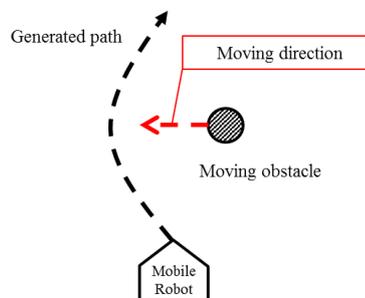


Fig.1 Problem of conventional path planning

そのため、動的障害物がある環境下での自律移動ロボットの経路計画に関する研究は多く行われている。たとえば、R. Jiang は移動障害物の動きの移動状態モデルを複数仮定し、その予測される動きを考慮した回避するアルゴリズムを提案している[5]。Won-Jong Sohn は動的障害物の時系列データから動きを予測し、その予測した場所に経路を生成しない方法を提案している[6]。

いずれの方法も、カメラや、LIDAR を用いているが、障害物の移動検出、予測には、基本的に直交座標に変換し処理を行っている。これらの方法は、直感的でわかりやすいが、LIDAR などのセンサを用いる場合には、角度、距離により精度が変化するため、最適であるとは言いがたい。本研究では、LIDAR、ジャイロ、速度計を用い、

実機での実装を想定した、処理の軽いアルゴリズムを提案する。LIDAR から得られた距離情報は、極形式で扱い、障害物判別および、その移動予測には、2 階の複素自己回帰モデルを用いる。その結果を基に、ポテンシャル法でそれを考慮した経路計画を行なう。提案した手法は、実機実験により検証を行い、その有用性を実証する。

2. システムと問題

(1) 提案するシステム

Fig.2 に提案する手法のアルゴリズムを示す。提案する経路計画は LIDAR とジャイロ、速度計を組み合わせたものである。

LIDAR の現在と 1 サンプル前の障害物情報、ジャイロと速度計のデータから、動的障害物と静的障害物の区別をおこなう。そして動的障害物の時系列データから、複素自己回帰モデルを使用し動的障害物の次の動きを予測する。最後にそれらの結果を基に動的障害物を考慮した経路計画をポテンシャル法で行う。

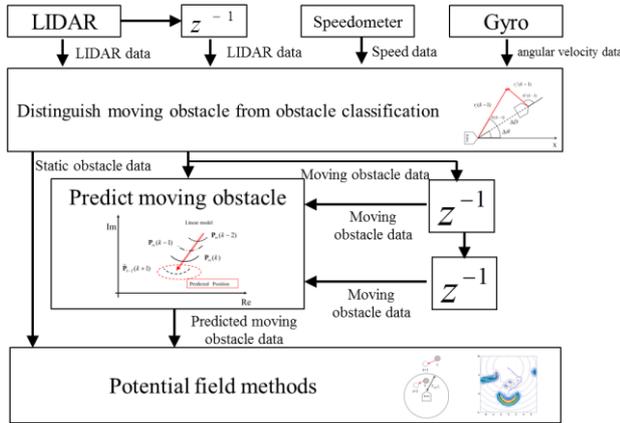


Fig.2 Proposed System

(2) 仮定と問題

本研究で提案する経路計画について以下の仮定を設ける。

- (A1) 自律走行ロボットの最高速度と動いている障害物の最高速度は 5[km/h] とする。
- (A2) 周りに障害物がないときの移動障害物の動きの予測は直線運動方程式で求められるとする。
- (A3) 動的障害物は静的障害物のそばを歩かないこと

仮定(A1)は使用している自律移動ロボットと通常の人歩きの最高時速に設定している。仮定(A2)はリアルタイムに対応できるように、簡易な計算で求められるようするためである。仮定(A3)はデータ同士の距離から、動的障害物の判別をしているので、静的障害物のそばで歩くとその距離が短くなり、判別できなくなるからである。そして本研究では次の問題点について記述する。

(P1) どのように LIDAR のデータで動的障害物と静的障害物に区別するか。

(P2) どのように複素自己回帰モデルのパラメータを設

定するか。

(P3) どのように予測した障害物情報を使用し、動的障害物を考慮した経路計画を設定するか

3. 動的障害物を考慮した経路計画

(1) 動的障害物の検出

動的障害物を考慮した経路計画を作成するために、動的障害物の予測が必要である。そのために動的障害物の検出をする必要がある。

しかし LIDAR のデータは LIDAR と障害物の相対距離であるため、自律移動ロボットが移動したときは移動した分のデータの補正をする必要がある。本研究では LIDAR に加え、速度計、ジャイロで移動した分の補正を行う。

水平に LIDAR を設置した時の障害物までの間の関係は Fig.3 のとおりである。また LIDAR の i 番目のデータを極形式で表すと以下の式のように示される。

$$P_i(k) = r_i(k)e^{j\theta_i(k)} \quad (1)$$

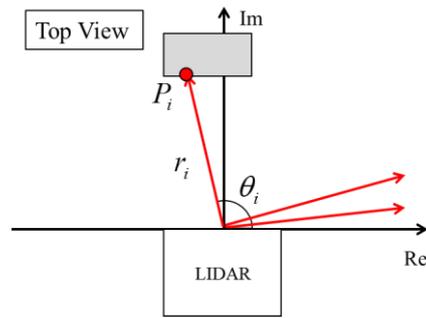


Fig.3 Coordinates of the LIDAR

ただし、 $r_i(k)$ は LIDAR の距離データ、 $\theta_i(k)$ は LIDAR のスキャン角である。

$P_i(k)$ のデータだけでは動的障害物か静的障害物かどうか判別はできない。つまり $P_i(k)$ を動的障害物と静的障害物に判別する必要がある。そのために 1 サンプル前の LIDAR のデータと比較する。

まず始めに、現在自律移動ロボットがいる場所で $P_i(k-1)$ を取得した場合のデータを以下の式で表す。

$$P_i'(k-1) = r_i'(k-1)e^{j\theta_i'(k-1)} \quad (2)$$

$P_i'(k-1)$ は補正した 1 サンプル前の障害物データで、 $r_i'(k-1)$ 、 $\theta_i'(k-1)$ は補正した距離データ、スキャン角である。 $r_i'(k-1)$ 、 $\theta_i'(k-1)$ を求めるために、以下の式を使用する。Fig.4 に自律移動ロボットの動作と補正の関係を示す。

$$r_i'(k-1) = \sqrt{\Delta D(k)^2 + |P_i(k-1)|^2 - 2\Delta D(k)|P_i(k-1)|\cos(\Delta\theta(k) - \arg P_i(k-1))} \quad (3)$$

$$\theta_i'(k-1) = \begin{cases} \arccos\left(\frac{\Delta D(k)^2 + r_i'(k-1)^2 - |P_i(k-1)|^2}{2\Delta D(k)r_i'(k-1)}\right) - \frac{\pi}{2} & \left(\arg P_i(k-1) - \Delta\theta < \frac{\pi}{2}\right) \\ \frac{3\pi}{2} - \arccos\left(\frac{\Delta D(k)^2 + r_i'(k-1)^2 - |P_i(k-1)|^2}{2\Delta D(k)r_i'(k-1)}\right) & \left(\arg P_i(k-1) - \Delta\theta > \frac{\pi}{2}\right) \end{cases} \quad (4)$$

$\Delta D(k)$, $\Delta\theta(k)$ は自律移動ロボットがサンプリング間で動作した距離, 角度である.

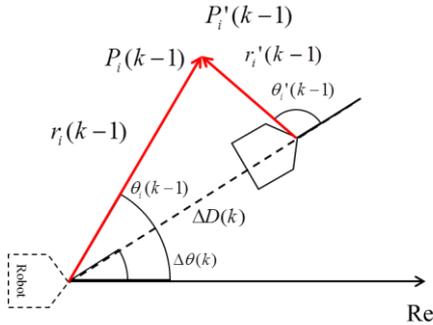


Fig.4 Coordinate of LIDAR's correction and robot motion

つぎに現在の LIDAR のデータに対して距離のクラスタリングを行う. 式(5)に当てはまる前後の障害物を同じ障害物とする.

$$\|P_i(k) - P_{i+1}(k)\| < \frac{|P_i(k)| + |P_{i+1}(k)|}{2} \theta_s + S_{\text{margin}} \quad i=1,2,3,\dots,n \quad (5)$$

θ_s は LIDAR のステップ角であり, S_{margin} はクラスタリングにおけるマージンである.

最後に, 動的障害物と静的障害物を判別するために, 現在の障害物位置と補正した 1 サンプル前の障害物データの最小値を以下の式で求める.

$$D_i = \min\left\{\sqrt{|P_i(k)|^2 + |P_i(k-1)|^2 - 2|P_i(k)||P_i(k-1)|\cos(\arg P_i(k) - \arg P_i(k-1))}\right\} \quad l=1,2,3,\dots,n \quad (6)$$

そして以下の式に当てはまる $P_i(k)$ を動的障害物とする.

$$D_{\min} \leq D_i \leq D_{\max} \quad (7)$$

ただし D_{\min} , D_{\max} は仮定した動的障害物がサンプリング間隔で動く最小・最大の距離である. 同じ障害物内で動的障害物の数が同じ障害物のデータ数の半分以上を超えたら, その障害物は動的障害物とし, 半分以上を超えない場合は静的障害物とする.

(2) 動的障害物の予測方法

動的障害物は(A2)により, 直交座標系では 2 階の自己回帰モデルで近似することができる[7]. しかし, 本研究

では動的障害物情報は極形式であるため, そのまま使用できない. そのため, 複素自己回帰モデルで動的障害物の予測を行う. また最小二乗法を使用し, 複素自己回帰モデルのパラメータを求める.

Fig.5 に複素自己回帰モデルで動的障害物を予測した時の座標を示す. 前節で求めた動的障害物を, 以下の式に当てはめる.

$$\widehat{\mathbf{P}}_{k-2}^T(k+1) = [\mathbf{P}_m(k) \quad \mathbf{P}_m(k-1)]\mathbf{X} + \mathbf{e} \quad (8)$$

$\widehat{\mathbf{P}}_{k-2}^T(k+1)$ は $k, k-1, k-2$ 時の複素自己回帰モデルで予測した時の位置であり, $\mathbf{P}_m(k)$ は極形式での動的障害物の位置の行列である.

$$\mathbf{P}_m(k) = [P_1(k) \quad P_2(k) \quad \dots \quad P_i(k)]^T$$

\mathbf{T} は行列の転置である. \mathbf{X} は複素自己回帰モデルの係数行列のパラメータであり, 2 行 1 列の複素行列である. \mathbf{e} は予測誤差である. 最小二乗法を使用して, この予測誤差 \mathbf{e} を最小にする \mathbf{X} を決定する.

$$\mathbf{A} = [\mathbf{P}_m(k-1) \quad \mathbf{P}_m(k-2)] \quad (9)$$

$$\mathbf{X} = (\mathbf{A}^* \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^* [\mathbf{P}_m(k)] \quad (10)$$

ただし, * は複素共役転置である. 最後に以下の式で求めた \mathbf{X} を使用することで, 動的障害物の次の位置を予測することができる.

$$\widehat{\mathbf{P}}_{k-2}^T(k+1) = [\mathbf{P}_m(k) \quad \mathbf{P}_m(k-1)]\mathbf{X} \quad (11)$$

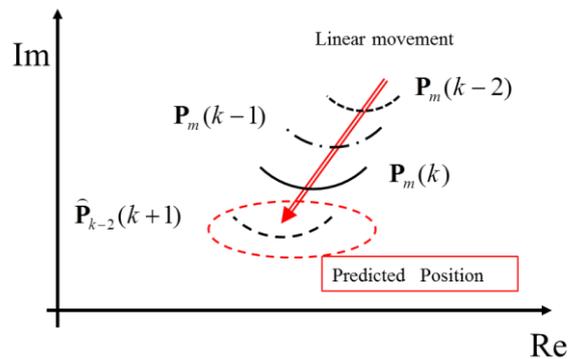


Fig.5 Predicted obstacle by complex AR model.

(3) 経路計画

本研究では経路計画には Kim らによって提案されたポテンシャル法を使用する[3]. この方法は目的地までの距離から生成する引力ポテンシャル関数, 障害物までの距離から生成する斥力ポテンシャル関数からポテンシャル場

を生成し、その生成されたポテンシャル場に従い走行することにより、障害物回避をすることができる方法である。本研究では、判別した動的障害物、予測した動的障害物の位置を用いて、動的障害物を考慮した経路計画にする。

a) 考慮する動的障害物について

Fig.6 に本研究で経路計画時に考慮する動的障害物を示す。本研究の経路計画は現在の動的障害物が以下の式(12)を満たすときはそこに動的障害物がないものと扱い、予測した場所のみ障害物があるとす。逆に満たさないときは、現在の動的障害物の位置と予測した位置に障害物があると仮定する。これは近くに存在する動的障害物の対処を行なうためである。

$$|P_m(k)| \geq V_{\max} t_s \quad (12)$$

V_{\max} はロボットの最高速度と想定している動的障害物の最高速度を合計したもので、 t_s はロボットのサンプリングタイムである。 $P_m(k)$ 現在の動的障害物の位置である。

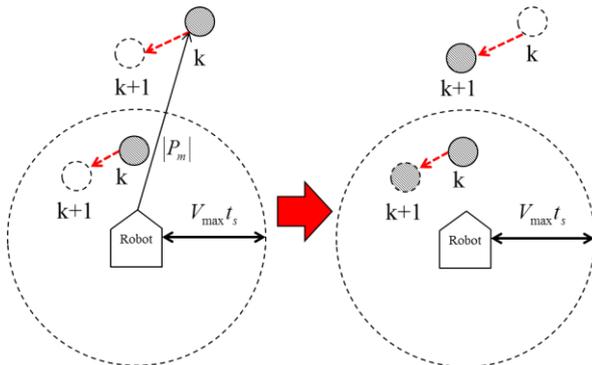


Fig.6 Taking account of moving obstacle

b) ポテンシャル場について

考慮する動的障害物と予測した動的障害物、静的障害物を用いて、斥力ポテンシャル場を生成する。斥力ポテンシャル U_o は以下の式で求められる。

$$U_o(x, y) = \sum_{i \in N} c_o e^{-\left(\frac{(\text{Re} P_i(k) - x)^2 + (\text{Im} P_i(k) - y)^2}{l_o^2} \right)} \quad (13)$$

x, y は生成するポテンシャル場の X, Y 座標であり、 c_o, l_o は障害物からの斥力の大きさと広がりを意味し、 $P_i(k)$ は静的障害物と考慮する動的障害物、予測した動的障害物の極形式での位置で、 N はそれらの障害物の数を示す。

ポテンシャル場の計算場所はリアルタイム性を持たせるために、減らしている。場所の間隔は車両が通過でき

るよう、最短でも車両の全幅ごとに計算を行う。かつ本研究は計算するポテンシャル場から 0.5m 以上離れている障害物は斥力ポテンシャルで計算しないことにしている。この設定は論文[8]にある「回避間隔」を参考にしている。

4. 実験

(1) 実験装置

Fig.7 に今回実験に使用した自律移動ロボットを示す。これは YAMAHA 社製電動車いす「Active」をベースにしたものであり、自己位置推定は光ファイバジャイロ (HOFG-3: 日立電線株式会社製) と 2 つの車輪の回転数で速度を求める速度計からデッドレコニングで求めている。障害物検出には LIDAR (UTM-30LX: 北陽電気製) で、移動ロボットの前方、地面から 0.25m に水平上の障害物を検出できるように水平に設置した。それらのセンサの情報を基に Laptop-PC で本論文の経路計画の処理を行い、その結果から次の制御を行なう。

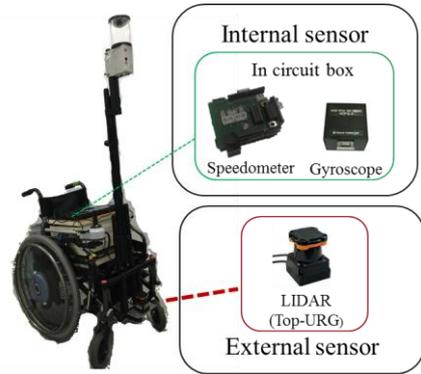


Fig.7 Used Robot

(2) 実験方法

実際に本論文の経路計画を適用したときの、自律移動ロボットの動作を確認する。環境は法政大学小金井キャンパスの中庭で、障害物の位置と目的地などは Fig.8 のとおりである。このとき、人物は自律移動ロボットの正面を横切るようにしている。

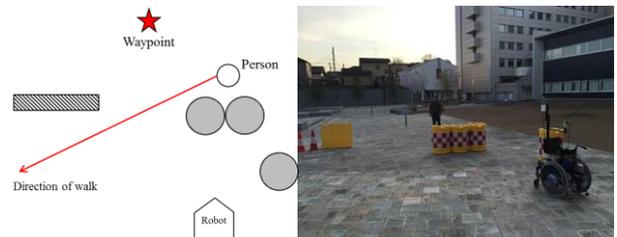


Fig.8 Experiment environment

(3) 実験結果と考察

実験結果を Fig.9,10 に示す。Fig.9 は障害物データと目的地情報で、Fig.10 は本研究のアルゴリズムを適用した場合である。Fig.9 で丸で囲っているものが動的障害物で、

矢印が移動方向である。Fig.10 から動的障害物の判別をし、それを基に予測していることがわかる。そして経路はそれを考慮している経路を生成していることがわかる。実機もこの経路通りに動作することができ、人と衝突することはなかった。

Fig.11 に動的障害物を考慮しない従来の経路計画の比較を示す。従来の方法だと現在の障害物の位置のみを考慮しているため、生成した経路の途中が動的障害物の進行方向と重なっている。しかし、提案した手法だと動的障害物の進行方向を考慮しているため、現在動的障害物がある付近に経路を生成していることがわかる。この比較からこの経路計画アルゴリズムは有用性があると考えられ、また実機に搭載できることからリアルタイム性も優れていることがわかる。

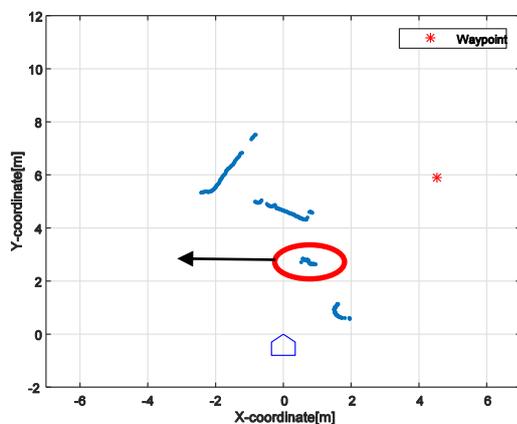


Fig.9 Obstacle data and direction of moving obstacle

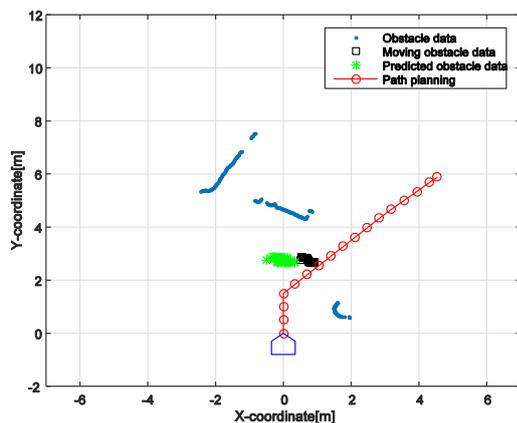


Fig.10 Experiment result

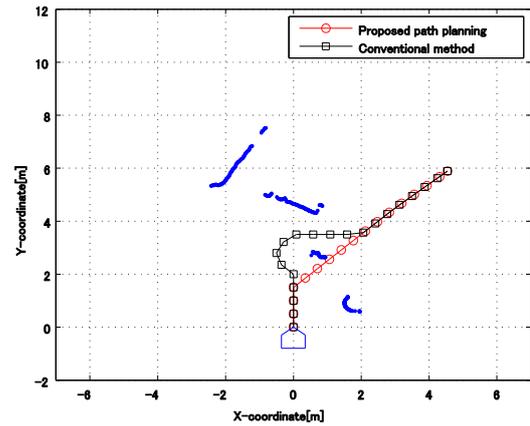


Fig.11 Proposed path planning and conventional method

5. おわりに

本研究では屋外の生活環境下でも安全な経路を生成するために、リアルタイムで動作できる動的障害物を考慮した経路計画法について述べた。本研究に提案する手法は、実機実験において、動的障害物を回避する経路を生成することができ、有効性が実証され、リアルタイム性も優れていることが確認できた。

参考文献

- 1) パナソニックプロダクションエンジニアリング株式会社, HOSPi :<http://www.panasonic.com/jp/company/ppe/hospi.html>, 2016年1月15日アクセス
- 2) iRobot 株式会社 : iRobot ロボット掃除機ルンバ 公式サイト: <https://www.irobot-jp.com/>, 2016年2月14日アクセス
- 3) D. H. Kim and S. Shin : Local path planning using a new artificial potential function configuration and its analytical design guidelines, *Advanced Robotics* 20, pp.115-135, 2006
- 4) Hart, P.E, Nilsson, N.J. and Raphael, B : A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimum Cost Paths, *Systems Science and Cybernetics*, *IEEE Transactions on* Volume:4, pp.100-107, 2007
- 5) R. Jiang, X. Tian, L. Xie, and Y. Chen: A robot collision avoidance scheme based on the moving obstacle motion prediction, *Computing, Communication, Control, and Management*, 2008. CCCM '08. ISECS International Colloquium on Vol. 2, pp. 341-345, 2008
- 6) Won-Jong Sohn and Keum-Shik Hong : Moving Obstacle Avoidance Using a LRF Sensor, *SICE-ICASE International Joint Conference 2006*, pp.5957 - 5962, 2006
- 7) N. Kehtarnavaz, S. Li : A collision-free navigation scheme in the presence of moving obstacles, *Computer Vision and Pattern Recognition*, 1988. *Proceedings CVPR '88*, Computer Society Conference, pp. 808 - 813, 1988
- 8) 関口優子, 井上勝夫, 富田隆太 : 歩行時の障害物回避行動時の歩行特性に関する実験的検討, 平成 21 年度 日本大学理工学部 学術講演会予稿集, pp.331-332, 2009