

カメラとオブジェクトの垂直方向が既知の場合のP3PとP2P問題

ルイジ・ダルフォンソ、エマヌエーレ・ガローネ、ピエトロ・ムラカ、パオロ・プグリエーゼ

概要- 本論文では、カメラと物体間の相対的な向きと位置を推定する問題について考察する。カメラと物体の両方が、重力ベクトルに対して傾きを与えることができるIMUを備えていると仮定する。さらに、物体には、物体座標フレームにおける位置が既知の3点の特徴が含まれていると仮定します。カメラによる画像とIMUによる重力ベクトルの情報を用いて、修正P2PまたはP3P問題を解くことにより、カメラ参照フレームにおける物体の相対姿勢を推定できるアルゴリズムを提案する。P2P問題は一部の特異な構成を除いて常に2つの解を与えるが、P3P問題は通常1つの解を与えることを示す。提案されたアプローチの有効性は、文献に示された他のアルゴリズムと対比することで示される。

I. はじめに

ポーズ推定としても知られるPerspective-n-Point(PnP)問題は、80年代にFischlerとBolles [1]によって導入され、それ以来大きな注目を集めている。FischlerとBollesはこの問題を次のように要約している：

n 個のコントロールポイントの相対的な空間的位置が与えられ、パースペクティブの中心(C_p)と呼ばれる追加点からコントロールポイントの各ペアへの角度が与えられたとき、 C_p と各コントロールポイントを結ぶ線分の長さを求めよ。

言い換えれば、この問題は、カメラによって提供される画像と、物体上に配置された n 個の点から構成される特徴の知識を利用して、カメラに対する物体の相対的な位置と向きを決定する問題である。PnP問題に対するいくつかの解法が研究され、コンピュータビジョン [12]、コンピュータアニメーション [11]、オートメーション、画像解析、写真測量 [13]、ロボット工学 [14][15][16]など、さまざまな分野で応用されている。

P2P問題($n=2$)は、その古典的な定式化において無限個の解を持つので、理論的な観点から、このような問題に対して有限個の解をもたらす点の最小数は $n=3$ であることが証明されている。2]では、P3P問題の完全な解析が行われている。そこでは、この問題は最大でも4つの解を持ち、状況によっては1つの解を持つこともあることを示している。3]では、P3P問題にアプローチするための主要な直接法のサーベイが提供されている。6]で証明されているように、PnP問題の解がすべてのオブジェクトの構成で一意になるためには、最小の数の

E.ガローネはベルギー、ブリュッセル自由大学応用科学部制御・システム分析学科に在籍。

特徴点は $n=4$ である。これらの点は共平面でなければならず、2つ以上の点が1本の線上に存在してはならない。文献では、P4P問題は様々な方法で扱われている。Riversら[4]は、4つの未知数を持つ6つの2次方程式の解に基づくアプローチを提案している。Fischer and Bolles [1]はRANSACアルゴリズムを導入し、特徴点の任意の3点グループについてP3P問題を解き、その解の交点を利用することで問題に対処している。5]では、QuanとLanがP4P問題を解く線形アルゴリズムを発表している。

古典的なPnP問題では、すべての情報はカメラと特徴によって提供されることに注意してください。しかし、ロボットアプリケーションのような多くの場合、他のセンサが利用可能であり、より信頼性の高い姿勢推定を得るために有用な情報を提供することができます。例えば、移動ロボットは通常IMU（慣性計測装置）を搭載しており、加速度計やジャイロを通して物体参照フレーム座標の重力ベクトルを計測することができます。通常、IMUは磁力計によって地磁気に関する情報も提供します。したがって、IMUはNED（North-East-Down）基準フレームに対するロボットの回転に関するすべての情報を提供する。しかし、磁力計の測定値は局所的な磁場の影響を受けやすいため、一般的

Eメール:
egarone@ulb.ac.be

L.D'Alfonso, P. Muraca, P. PuglieseはDEIS、Universita della Calabria、Rendeに所属、E-mail: ldalfonso,muraca,pugliese@deis.unical.it

に非常に不正確であるため、磁場に関する情報はかなり信頼性が低いことに注意する必要があります。

現在のほとんどのアプリケーション（例えば[9]、[10]を参照）では、IMUからの情報とカメラシステムからの情報は別々に作成され、*事後的に*融合されます。例えば[9]では、カメラとIMU間の未知の変換を正確に決定するための拡張カルマンフィルタを提示しています。10]では、IMUとカメラの緊密な結合は、視覚的に追跡された各特徴を更新のための個々の測定値として使用する誤差状態拡張カルマンフィルタ（EKF）によって達成される。

本論文では、それとは逆に、ビジョンシステムがPnP問題を解くのを助けるために、IMUから精巧に作られたデータを使用することを考えます。IMUの加速度センサは高分解能であるため、このアプローチはPnP問題の解法を単純化するだけでなく、より正確な姿勢推定を行うことが期待されます。

我々の知る限りでは、この哲学を利用した研究は近年になってようやくいくつか提案されている。8]では、観察対象物に設置されたIMUから得られるロール、ピッチ、ヨーの知識を利用して、特徴と固定カメラの間の並進ベクトルを計算しています。
位置と向きがわかっている。著者らはまた、次のことも証明している。

すべての姿勢情報が既知であれば、P2P問題は解決する
は、2つの画像点が同じである限り、一意解を持つ。

上記の関係は、基準フレームが何であれ成り立つ。よく知られているように、ある参照フレームから別の参照フレームへの回転行列を求めるには、平行移動がないと仮定して、最初のフレームの正準基底を2番目のフレームで表現する必要があります。IMUによって、

我々はオブジェクトとカメラの参照フレームにおける

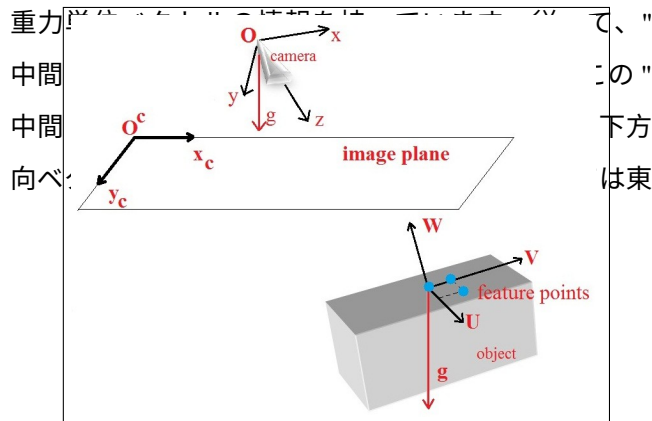


図1. カメラ、画像、物体の参照フレーム

カメラと、カメラの画角内にある物体を想定する。カメラ参照フレーム O_{xyz} と物体参照フレーム O' の2つの参照フレームを定義する。それは

方向ベクトル) が任意の方法で選択される人工的な NED 参照フレームとして定義されます。この時点で、この人工的な「偽の」NED 参照枠を使って、次のように進める。

回転行列 R^c, R^o 。これらを使っては最終的に(1)式によって R を得ることになる。

R^w の最初の列は単位ベクトル \hat{g}_{cam} である。この行列を完成させるために、カメラ基準フレームに「偽の」磁気単位ベクトル \hat{m}_{cam} を任意に選択する。このような単位ベクトルは、重力単位ベクトル \hat{g}_{cam} に直交する平面上になければなりません。簡単のために、次のような単位ベクトル¹ を選びます：

¹この選択は完全に任意であることに注意されたい。 $g_x = g_z = 0$ 、つまり重力単位ベクトルが y 軸上にあることを意味する場合、 \hat{g}_{cam} に直交する別の単位ベクトルを常を選ぶことができる。論文で説明したのと同じ線をたどれば、この場合の問題を解くのに用いる公式を得ることができる。紙面の都合上、詳細は省略する。

$$\hat{m} = \begin{bmatrix} g_x \\ 0 \\ -g_z \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\text{カメラ} \quad \frac{\sqrt{g_x^2 + g_z^2}}{z} \quad \frac{\sqrt{g_x^2 + g_z^2}}{z}$$

これは R^w の2列目となる。

R^w は次のようになる。

$$\hat{n} \times \hat{g}_{cam} \times \hat{m}_{cam} =$$

$$\begin{bmatrix} \frac{g_x g_{yz}}{\sqrt{g_x^2 + g_z^2}} \\ \frac{g_x g_{xy}}{\sqrt{g_x^2 + g_z^2}} \\ \frac{g_z g_{xy}}{\sqrt{g_x^2 + g_z^2}} \end{bmatrix} \quad (3)$$

したがって、人工NED参照フレームからカメラ参照フレームへの回転行列は次のようになります。

$$R_c^w = \begin{bmatrix} \hat{g}_{cam} & \hat{m}_{cam} & \hat{n}_{cam} \\ \hat{g}_{obj} & \hat{m}_{obj} & \hat{n}_{obj} \end{bmatrix} \quad (4)$$

回転行列は正規直交行列なので、次のようになる。

$$R_c^w R_c^o = [R]^w{}^T$$

次のステップは、物体参照フレームから w 参照フレームへの回転行列 R_w を構築することである。以下 R^c で行われたのと同じことである。

R_o^w は \hat{g}_{obj} 。第2列目は \hat{m}_{obj}^w を含む。

は、物体参照フレームにおける"偽の"磁気単位ベクトルで

ある。しかし、そのようなベクトルの座標は、物体

は未知である。我々が持っている唯一の情報は、 \hat{g}_{obj}

に直交する平面上に位置し、単位ベクトル、つまり単

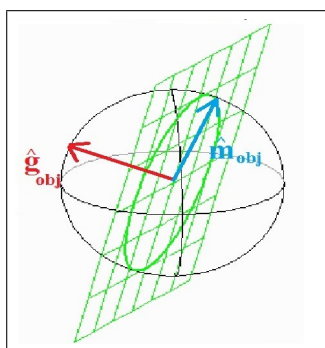
位ノルムを持つベクトルでなければならないということ

だけである。その結果、幾何学的な観点からは、こ

のベクトルは、図2に示すように、 \hat{g}_{obj} に直交する平

面と単位光線を持つ球面との交点に位置することにな

る。



\hat{m}_1 を次のように選

ぶ。

$$\hat{m}_1 = \begin{bmatrix} \frac{-g_z}{\sqrt{g_x^2 + g_z^2}} \\ 0 \\ \frac{g_x}{\sqrt{g_x^2 + g_z^2}} \end{bmatrix}$$

したがって、 \hat{m}_2 は次のようになる。

$$\hat{m}_2 = \hat{g}_{obj} \times \hat{m}_1 =$$

$$\begin{bmatrix} \frac{g_x g_{yz}}{\sqrt{g_x^2 + g_z^2}} \\ \frac{g_x g_{xy}}{\sqrt{g_x^2 + g_z^2}} \\ \frac{g_z g_{xy}}{\sqrt{g_x^2 + g_z^2}} \end{bmatrix}$$

第3のベクトル $\hat{n}(\alpha)$ は

$$\hat{n} = \hat{n}_{obj}(\alpha) = \hat{g}_{obj} \times \hat{m}_{obj}(\alpha) =$$

$$\begin{bmatrix} \frac{g_x \cos \alpha + g_z \sin \alpha}{\sqrt{g_x^2 + g_z^2}} \\ \frac{g_y \cos \alpha - g_z \sin \alpha}{\sqrt{g_x^2 + g_z^2}} \\ \frac{g_x \sin \alpha + g_z \cos \alpha}{\sqrt{g_x^2 + g_z^2}} \end{bmatrix} \quad (6)$$

最後に、人工NEDリファレンスからの回転行列を示すフレームを物体参照フレームに変換すると

$$R_o^w = R_o^w(\alpha) = \begin{bmatrix} \hat{g}_{obj} & \hat{m}_{obj}(\alpha) & \hat{n}_{obj}(\alpha) \end{bmatrix} \quad (7)$$

この時点で、 $R^w(\alpha)$ と R^w を用いて、回転行列を求め

る。 $R_c^o = R_c^o(\alpha)$ である：

$$R_c^o = R_c^o(\alpha) = R_c^w [R_o^w(\alpha)]^T \quad (8)$$

ここで α は問題の未知数の一つである。

IV. 垂直方向が既知のp2p問題

P2P問題は、物体参照フレームにおける座標 $A = (A_u, A_v, A_w)$ と $B = (B_u, B_v, B_w)$ が既知である2つの異なる点の特徴が物体に含まれている場合に、カメラ参照フレームにおける物体の相対姿勢を推定したい場合に対応します³。

式(8)で与えられるパラメトライズされた回転行列

$R(\alpha)$ を用いると、カメラ基準フレームにおける点Aと点Bの座標は次のように書ける。

$$P_A = [A_x, A_y, A]^T = R(\alpha)A + t \quad (9)$$

$$P_B = [B_x, B_y, B]^T = R(\alpha)B + t$$

画像平面では、点Aと点Bは、次のように定義される

ピクセル $P_X A = (x_A, y_A)$ と $P_X B = (x_B, y_B)$ に投影される。

$$x_A = \frac{f_{Ax}}{f_{Cx}} + x_C \quad y_A = \frac{f_{Ay}}{f_{Cy}} + y_C \quad (10)$$

図2. 単位ベクトル \hat{g}_{obj} と \hat{m}_{obj} の関係

これにより、以下のパラメトリゼーションを導入することができる。

\hat{m}_{obj}

$$x_B = \frac{f_{Bx}}{f_{Cx}} + x_C \quad y_B = \frac{f_{By}}{f_{Cy}} + y_C$$

$\tilde{x}_A = (x_A - x_C) \frac{dpx}{f}, \tilde{y}_A = (y_A - y_C) \frac{dpx}{f}, \tilde{x}_B =$ と定義

$$(x_B - x_C) \frac{dpx}{f}, \tilde{y}_B = (y_B - y_C) \frac{dpx}{f} \quad (10) \text{式より}$$

$$\hat{m}_{obj} = \hat{m}_{obj}(\alpha) = \hat{m}_1 \sin \alpha + \hat{m}_2 \cos \alpha \quad (5)$$

ここで $\{\hat{m}_1, \hat{m}_2\}$ は \hat{g}_{obj} に直交する平面の正規直交基底であり、 α は人工磁気ベクトルの向きを特徴付ける未知の角度である。簡単のために

²式(2)のように、 $g_u = g_w = 0$ であれば、 \hat{g}_{obj} に直交する別の単位ベクトルを選んでも同様の結果が得られる。

³本稿では、一般性を損なうことなく、すべての特徴点 g が平地 $W=0$ 上にあると仮定する。P2PとP3Pの場合、変換によって常にこの条件を得ることができる。

と(9)は次のようになる。

$$\begin{aligned} & \frac{R_{1,1}A_u + R_{1,2}A_v + R_{1,3}A_w + t_x}{R} \\ \tilde{x}_A &= \frac{R_{3,1}A_u + R_{3,2}A_v + R_{3,3}A_w + t_z}{R} \\ \tilde{y}_A &= \frac{R_{2,1}A_u + R_{2,2}A_v + R_{2,3}A_w + t_y}{R} \\ \tilde{x}_B &= \frac{R_{1,1}B_u + R_{1,2}B_v + R_{1,3}B_w + t_x}{R} \\ \tilde{y}_B &= \frac{R_{2,1}B_u + R_{2,2}B_v + R_{2,3}B_w + t_y}{R} \end{aligned} \quad (11)$$

ここで $R_{i,j}$ は行列 $R(\alpha)$ の (i,j) 要素である。

この時点では、 α 角を求めることが目的である。 $\Delta_y = \tilde{y}_A - \tilde{y}_B \neq 0$ AND $\Delta_x = \tilde{x}_A - \tilde{x}_B \neq 0$ という仮定のもと、式(11)を用いて以下の式を求めることができる：

$$a \sin \alpha + b \cos \alpha + c = 0 \quad (12)$$

どこ

$$\begin{aligned} a &= a(A, B, \tilde{x}_A, \tilde{y}_A, \tilde{x}_B, \tilde{y}_B, \\ & \quad \hat{g}_{cam}, \hat{g}_{obj}), \\ b &= b(A, B, \tilde{x}_A, \tilde{y}_A, \tilde{x}_B, \tilde{y}_B, \\ & \quad \hat{g}_{cam}, \hat{g}_{obj}), \\ c &= c(A, B, \tilde{x}_A, \tilde{y}_A, \tilde{x}_B, \tilde{y}_B, \\ & \quad \hat{g}_{cam}, \hat{g}_{obj}) \end{aligned}$$

はスカラー定数で、測定データに基づいて閉じた形で計算できる（詳細は付録Iを参照）。式(12)は次の関係式を用いて解くことができる。

$$a \sin \alpha + b \cos \alpha = M \cos(\alpha - \theta)$$

どこ

$$M = \sqrt{a^2 + b^2}, \theta = \arctan \frac{a}{b}$$

最後にこうなる：

$$\alpha = \arccos \frac{c}{M} + \theta \quad (13)$$

式(13)には2つの可能解があることに注意。以下、 α_i 、 $i = 1, 2$ とする。

α 角と回転行列 $R(\alpha)$ が得られれば、[8]に示されてい

可能な回転行列、 R_1 および R_2 がそれぞれあり、これらの行列のそれぞれに対して並進ベクトル、 t_1 および t がある。

カップリング(R_1, t_1)と(R_2, t_2)は、 $\Delta_y \neq 0$ AND $\Delta_x \neq 0$ の場合、P2P問題の可能解である。

明らかに、以下の3つの画素構成がある。

仮定 $\Delta_y \neq 0$ AND $\Delta_x = 0$ は真ではないので、別途分析する必要がある：

1) $\Delta_x = 0$ および $\Delta_y \neq 0$

2) $\Delta_x \neq 0$ および $\Delta_y = 0$

3) $\Delta_x = 0$ および $\Delta_y = 0$

第一の構成は、第一の構成と第二の構成を使って解くことができる。

(11)の3番目の式は、 $\tilde{x}_B = \tilde{x}_A$ を得ることができる。

$$a_1 \sin \alpha + b_1 \cos \alpha + c_1 = 0 \quad (15)$$

どこ

$$\begin{aligned} a_1 &= a_1(A, B, \tilde{x}_A, \hat{g}_{cam}, \\ & \quad \hat{g}_{obj}), b_1 = b_1(A, B, \tilde{x}_A, \hat{g}_{cam}, \\ & \quad \hat{g}_{obj}), c_1 = c_1(A, B, \tilde{x}_A, \hat{g}_{cam}, \\ & \quad \hat{g}_{obj}) \end{aligned}$$

は閉じた形で計算できるスカラー定数である（付録I参照）。

同様に、2つ目の構成は、(11)の2つ目と4つ目の方程式を用いて、 $\tilde{y}_A = \tilde{y}_B$ 。

$$a_2 \sin \alpha + b_2 \cos \alpha + c_2 = 0 \quad (16)$$

どこ

$$\begin{aligned} a_2 &= a_2(A, B, \tilde{y}_A, \hat{g}_{cam}, \\ & \quad \hat{g}_{obj}), b_2 = b_2(A, B, \tilde{y}_A, \\ & \quad \hat{g}_{cam}, \hat{g}_{obj}), c_2 = c_2(A, B, \\ & \quad \tilde{y}_A, \hat{g}_{cam}, \hat{g}_{obj}) \end{aligned}$$

る方程式を使って並進ベクトル t を求めることができる：

$$\begin{aligned} t_x &= A_z \tilde{x}_A - [R_{1,1}, R_{1,2}, R_{1,3}]A \\ t_y &= A_z \tilde{y}_A - [R_{2,1}, R_{2,2}, R_{2,3}]A \\ t_z &= A_z - [R_{3,1}, R_{3,2}, R_{3,3}]A \end{aligned}$$

ここで A_z は次のように計算され

る： $\tilde{x}_B \neq \tilde{x}_A$ の場合

は閉じた形で計算できるスカラー定数である（付録I参照）。

これら2つの構成では、 α に対して2つの可能解があり

$$A = \frac{([R_{1,1}, R_{1,2}, R_{1,3}] - x_B [R_{3,1}, R_{3,2}, R_{3,3}]) (A - B)}{x_B - x_A}$$

その他

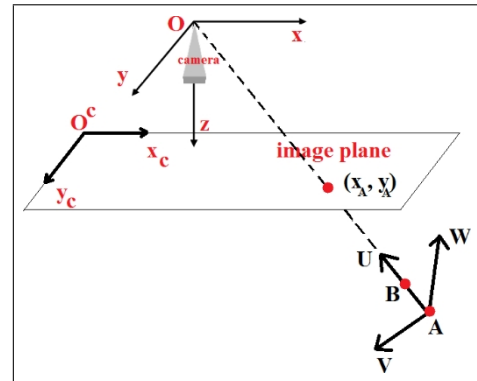
$$z = \frac{([R_{2,1}, R_{2,2}, R_{2,3}] - y_B [R_{3,1}, R_{3,2}, R_{3,3}]) (A - B)}{y_B - y_A} \quad (14)$$

${}_{12}$ 回転行列 R が与えられると、上記の方程式は、関連する並進ベクトル t について一意解を持つ。

、次にP2P問題に対して2つの可能解がある。第3のピクセル構成を図3に示す。

図3. P2P, $\Delta x = 0$ AND $\Delta y = 0$

で、2つの特徴点とカメラ基準フレームの原点が同じ位置にある。



ライン。この情報を使えば、線の単位ベクトルを推測することができる。この単位ベクトルの節によって、次のようなものがある。

の2つの値が考えられる。しかし、画像に写っている画素が $P_X A$ か $P_X B$ かを区別できると仮定した場合（例えば、特徴点の色を使い分ける）、

で正しい単位ベクトルを見つけることができる。このとき、もし線の単位ベクトルが重力の単位ベクトルと一致していなければ、2つの単位ベクトルの情報を使って α 角を推測することができる。その結果、回転行列の解は1つだけとなる。そうでない場合は、図4に示すように、そのような単位ベクトルが整列している場合、線単位ベクトルに関する情報はIMUによって提供されるものと同じであり、方位に関する一意解を見つけることはできません。

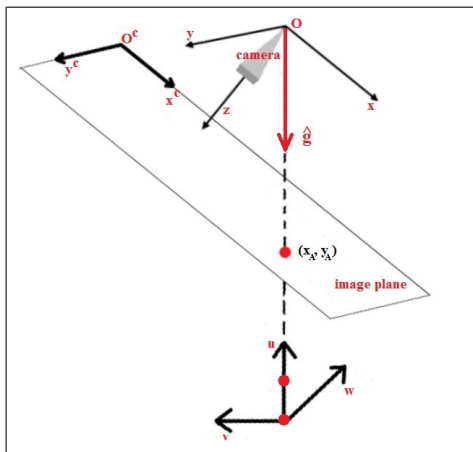


図4.P3P, $\Delta_x = 0$ AND $\Delta_y = 0$: ラインの単位ベクトルは重力の単位ベクトルと一直線上にある。

この構成では、回転行列には ∞^1 の可能解がある。 $\Delta_x = 0$ AND $\Delta_y = 0$ の場合、式(14)は平行移動に使用できないことに注意する必要があります。実際、カメラ基準フレームの原点と2つの特徴点

点が t の取り得る値である。

の間の距離を推測する可能性がある。この解が存在する。

を翻訳した。

以上の分析のおかげで、最後に以下のレンマを述べる事ができる:

定理1: カメラから得られる画像情報と、カメラと物体に設置されたIMUから得られる重力ベクトルを用いて、P2P問題は次のようになる:

- $\Delta_x \neq 0$ または $\Delta_y \neq 0$ のとき、方位と平行移動

V. 垂直方向が既知のp3p問題

P3P問題は、物体参照フレームにおける座標 $A = (A_u, A_v, A_w)$, $B = (B_u, B_v, B_w)$, $C = (C_u, C_v, C_w)$ の3つの異なる点の特徴が既知である場合に、カメラ参照フレームにおいて物体の相対姿勢を推定したい場合に対応します。これらの3点に関する唯一の仮定は、それらが平行であってはならないということである。P2P問題と同様に、我々は物体参照フレームとカメラ参照フレーム間の回転行列 R と並進ベクトル t を求めることに興味がある。

P2Pの場合との主な違いの1つ目は、3点が非平行であるため、3点とカメラ基準フレームの原点を同一直線上に置くことができず、カメラから提供される画像に固有のピクセルを見ることができないという点である。

この問題に対する我々のアプローチは、P2P問題で得られた結果に基づいている。主な考え方は

- 1) に関するP2P問題を解く。
 B ;
- 2) 第3の点 C と、画像内のその関連画素 P_{XC} を使用して、 A と B の間のP2P問題の解の間のP3P問題の解の1つを選択する。

より正確には、 $\Delta_x \neq 0$ OR $\Delta_y \neq 0$ と仮定して、まず点 A , B と画素 P_{XA} , P_{XB} を持つP2P問題を、前節で示した方法で解く。そうすることで、2つの解、 (R_1, t_1) と (R_2, t_2) が得られ、点 C をピクセル P_{XC} に投影するのに適した方を選ぶ。より正式には、式(10)を用いて、点 C を投影する画素 $P_{XC,1}$ と $P_{XC,2}$ を計算する。点 C はそれぞれ (R_1, t_1) と (R_2, t_2) を用いる。もし $\|P_{XC} - P_{XC,1}\| < \|P_{XC} - P_{XC,2}\|$ ならば、 (R_1, t_1) を選ぶ。

に関する2つの解;

- $\Delta_x \neq 0$ または $\Delta_y \neq 0$ が重力ベクトルと一直線上にない場合、方位は一意解、並進は無限解となる;
- $\Delta_x = 0$ AND $\Delta_y = 0$ で、2つの特徴点と O を結ぶ線が重力ベクトルと一直線上にあるとき、方位と平行移動について無限の解を持つ。

結論として、カメラと2つのIMUを使用して解くP2P

問題は、分析されたいいくつかの特異な構成を除いて、常に2つの解を与えます。古典的なアプローチ（カメラのみを使用）では、この問題は常に無限の解を与えることに注意してください[1]。

P3P問題の解を選び、そうでなければ (R_2, t_2) を選ぶ。仮定 $\Delta_x \neq 0$ OR $\Delta_y \neq 0$ が検証されない場合、2つの特徴点、すなわちAとBが整列する。図5に示すように、点Oを持つ。

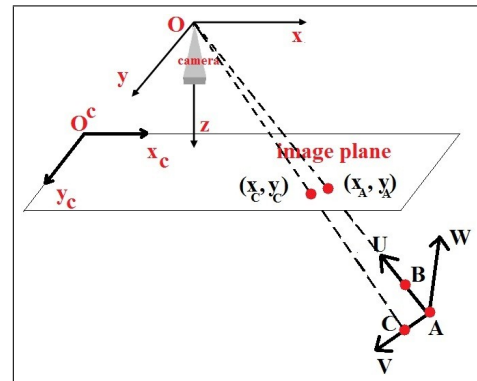


図5.P3P, $\Delta_x = 0$ AND $\Delta_y = 0$

このような構成では、 $\Delta_x = 0$ AND $\Delta_y = 0$ となり、A、B、O間の線に関連するものと、O、C間の線に関連するものの2つの線単位ベクトルを定義することができる。

ラインでは、これらの単位ベクトルを揃えることはできない。 x その結果、2つのライン単位ベクトルのうち1つが重力単位ベクトルと一直線上に並んだとしても、角度 α を推測するために、もう1つのライン単位ベクトルを重力単位ベクトルとともに使用することは常に可能である。

と O を用い、 $A \equiv B$ と C を用いて、式(14)を適切に適合させることで並進ベクトルを決定することができる。

備考 P3P問題やP4P問題の解に基づく他のアルゴリズムと比較して、我々のアルゴリズムは、解に基づいているため、一般的に高速であることに注意してください。

。単純なP2P問題と、それを解決するためのいくつかのさらなるテストについて

その2つの解の間のあいまいさ。最後に、ピクセルノイズに対するロバスト性を向上させるために、P2Pを2つの点

画像平面上の最大距離を示す。

VI. 数値結果
に対する提案ソリューションのパフォーマンスを評価する。

P3P問題では、次の座標をメートル単位で選ぶ、

オブジェクト参照フレームにおける特徴点： $A = (0, 0, 0)$ 、 $B = (0.1, 0.1, 0)$ 、 $C = (0.1, 0, 0)$ とし、以下を実行する。
2組のテスト

最初のテストセットでは、すべての測定に公称値を使用し、約10個の⁷ ランダムに生成された位置と方向で、P3P問題に対する提案された解をテストした。これらのテストすべてにおいて、正しい回転と平行移動の検出における数値的な問題は検出されませんでした。

2つ目のテストセットでは、本研究で提案されたP3Pアルゴリズム ($P3P_{IMU}$ と表記) を、文献で紹介されている2つのアルゴリズムと対比した:

- 1) 8]に基づくP3Pアルゴリズムです。このアルゴリズムでは、2つのIMUによって与えられた完全な方位行列を使用し、(14)を使用して各点のカップル: (A, B)、(B, C)、および(C, A)の並

表1

8000テストにおける再投影エラーの発生率

アルゴリズム $\epsilon < 0.02\epsilon < 0.05\epsilon < 0.15\epsilon < 0.3$				
$P3P_{IMU}$	93	99%	100%	100%
$P3P_{NM}$	92	98%	99%	100%
$P4P$	56%	81%	95%	98%

ここで、 ϵ_q , $q \in \{A, B, C, D\}$ は特徴点の相対再投影誤差である。例えば、 ϵ_A は次のようになる。

$$\epsilon_A = \frac{\|P_X - P^*\|}{|P A_X|}$$

と $P^* X_A$ と定義される。

$$x_A^* = \frac{f[R^*(1,1) R^*(1,2) R^*(1,3)]A + f}{dp_x [R^*(3,1) R^*(3,2) R^*(3,3)]A + f} x_{CI}$$

$$y^* = \frac{f[R^*(2,1) R^*(2,2) R^*(2,3)]A + f}{dp_x [R^*(3,1) R^*(3,2) R^*(3,3)]A + f} y_{CI}$$

$$P_{X_A}^* = [x_A^* \ y_A^*]^T$$

進ベクトルを計算します。3つの並進ベクトルは平均化されます。このアルゴリズムを $P3P_{NM}$

- 2) 古典的な P4P アルゴリズム[18]は、カメラから得られる情報のみに基づいています。このアルゴリズムは第4の特徴点 $D = (0, 0.1, 0)$ を使用し、 $P4P$ と表記します。

我々は、IMUから提供されたデータ、画像、および $P3P_{NM}$ アルゴリズムで使用されるコンパスの測定値にノイズを導入した。ここでは、平均がゼロで標準偏差が0.5 のガウスノイズを仮定した:

- $\sigma_g = I_3 * 0.01m$ for g_{cam} and g_{obj}
- σ_{pixel} = 画像内の2ピクセル
- $\sigma_{com} = 4^\circ$ コンパスが提供する方位。これは磁力計のノイズに対する非常に楽観的な仮定であることに注意してください。

このような値は、[17]と[8]で提案されたテストと一致し

ている。一辺が5mの立方体の中で、物体の位置と向きをランダムに変えて8000回のテストを行った。

上記のアルゴリズムの性能を評価するためには以下のインデックスを定義した：

$$\epsilon = \frac{\epsilon_B + \epsilon_C + \epsilon_D}{4} \quad (17)$$

これは、上記のアルゴリズムのいずれかで得られた、計算された回転行列 R^* 、計算された並進ベクトル t^* 、点Aに関連する画素である。

図6では、 ϵ を使用したテストのいくつかを示している。それぞれ $P3P_{IMU}$ 、 $P3P_{NM}$ 、 $P4P$ アルゴリズム。

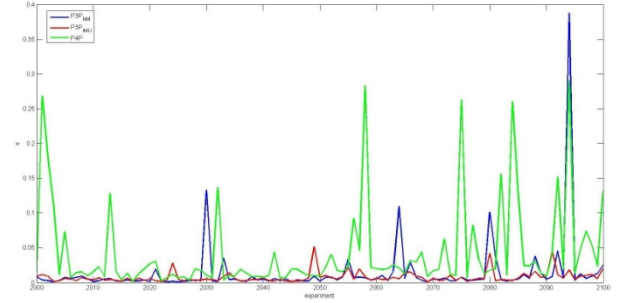


図6: いくつかのテストにおける ϵ

見てわかるように、本稿で紹介するアルゴリズムは、他の2つのアルゴリズムと比較した場合、かなり良好な結果を示している。8000テストでの平均再投影誤差は

- $P3P_{IMU}$ アルゴリズムを使用して0.008
- $P3P_{NM}$ アルゴリズムを使用して 0.012
- 0.045 $P4P$ アルゴリズム使用

$P3P_{IMU}$ アルゴリズムは、他の2つによって生成されたものよりも1桁低い誤差を示すことに注意されたい。表Iは、8000回のテストにおける、選択した閾値内の再投影誤差の発生率を示しています。表に示された結果は、 $P3P_{NM}$ アルゴリズムが閾値0.02以下の再投影誤差の92%を示し、 $P4P$ アルゴリズムが56%であるのに対し、我々の $P3P_{IMU}$ アルゴリズムは93%であることを示している。

VII. 結論

本稿では、P2PとP3Pの問題をカメラとP3Pのフレームワークで解くアルゴリズムを提示した。

このような問題を解決するために、私たちはカメラから提供される画像と、カメラと物体に設置された2つのIMUから提供される重力ベクトルの情報を使用しました。このような問題を解決するために、我々はカメラから提供される画像と、カメラと物体に設置された2つのIMUから提供される重力ベクトルの情報を利用した。我々は、P2PまたはP3P問題を解くことにより、カメラ参照フレームにおける物体の相対姿勢を推定できるアルゴリズムを提案した。このアプローチにより、P2P問題は、注意深く分析されたいくつかの特異な構成を除いて、常に2つの解を与えるが、P3P問題は通常1つの解を与えることが示された。数値結果は、他のP3PやP4Pアルゴリズムと比較した場合、提案手法の有効性を証明する。

R参考文献

- [1] M.A. Fischler, R.C. Bolles, Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography, *Commun. ACM*, 24(6):381-395, 1981.
- [2] X.Gao, X. Hou, J. Tang, H. Cheng, 遠近3点問題の完全解分類, *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 25(8):930-943, 2003
- [3] R.M. Haralick, 3点透視ポーズ推定問題、ワシントン大学電気工学科ワシントン大学工学部
- [4] P.リヴス、P.ブースミー、B.ブラサダ、E.デュボワ、オリエンテーションの回復と、単一視点からの空間における剛体の位置, *Technical INRS-Tlcommunications*, 3, place du commerce, Ile-des-Soeurs, 1981年、カナダ、ケベック州ベルダン
- [5] L.Quan, Z. Lan, Linear N-point camera pose determination, *IEEE transaction on PAMI*, 21(8):774-780, 1999
- [6] M.A.アビディ、T.チャンドラ、四角形ターゲットを使用した姿勢推定のための新しい効率的で直接的な解法; アルゴリズムと評価, *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 17(5):534- 538, 1995
- [7] X.高 曉、唐 淳, P4P問題の解の個数について, *MM研究予稿集, MMRC, AMSS, Academis, Sinica, Beijing*, 21:64-76, 2002
- [8] L.Merckel, T. Nishida, 3軸方位センサを用いた透視2点問題の解法の評価, *8th IEEE International Conference on Computer and Information Technology*, 2008
- [9] F.M. Mirzaei, S.I. Roumeliotis, カルマンフィルタベースのアルゴリズム

- [18] Yubin Hung, Pen-Shu Yeh, David Harwood, Passive ranging to know planar point sets, *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, March 1985.

付録I

式(12)

$\tilde{x}_A - \tilde{x}_B \neq 0$ AND $\tilde{y}_A - \tilde{y}_B \neq 0$ とすると、(11)の第1式と第3式から、 t_x と t_z は次のように書ける。

$$t_z = \frac{\sqrt{1 - \frac{(g_u^2 + g_w^2)(g_x^2 + g_z^2)}{(g_u^2 + g_w^2)(g_x^2 + g_z^2)}}}{\sqrt{(g_u^2 + g_w^2)(g_x^2 + g_z^2)}} \left[\begin{aligned} & B g_{ux} + B_u x \sim g_{Bz} + A_u (g_x x \sim g_{Az}) + g_v (B g_{vx} + B_v x \sim g +)_{Bz} \\ & A_v (g_x x \sim g_{Bz}) + (g g_{uv} (A_u (g_x x \sim g_{Az}) + B_u (g_x x \sim g_{Bz} + g_z)) + g^2 (A_v (g_x x \sim g_{Az}) + g_z))_{Bz} \\ & B_v (g_x x \sim g_{Bz} + g_z) + g g_{wy} (A g_{Bux} + g_{A_u} x \sim g_{Az} + B_u x \sim g_{Bz})) + g_w (A g_{vw} (g_x x \sim g_{Az}) + g_z)_{Bz} \\ & B_{yAzvw} g(g_x x \sim g_{Bz} + g_z) + (g^2 + g_z^2) g_y (B g_{ux} + B_u x \sim g_{Bz} + A_u (g_x x \sim g_{Az})) \cos \alpha + \\ & ((g^2 + g^2) g g_{vx} + B g_{vx} + A_v x \sim g_{Bz} + g_{Bz} + A_u (g_w (g_x x \sim g_{Bz} + g_z) + B_u (g_w (g_x x \sim g_{Bz} + g_z) + g g_{uvy} (g_x x \sim g_{Bz} + g_z)) \sin \alpha). \end{aligned} \right] \\ t_x = \frac{\sqrt{1 - \frac{(g_u^2 + g_w^2)(g_x^2 + g_z^2)}{(g_u^2 + g_w^2)(g_x^2 + g_z^2)}}}{\sqrt{(g_u^2 + g_w^2)(g_x^2 + g_z^2)}} \left[\begin{aligned} & (g_u (A_u x \sim g_{Bz} (g_x x \sim g_{Az}) + B_u (-g_x x \sim g_{Az} + x \sim g_{Bz})) + \\ & g_v (A_v x \sim g_{Bz} (g_x x \sim g_{Az}) + B_v (-g_x x \sim g_{Az} + x \sim g_{Bz})) + (g g_{uv} (-A_u x \sim g_{Bz} (g_x x \sim g_{Az} + g_z) + B_u x \sim g_{Bz} (g_x x \sim g_{Az} + g_z)) + g^2 (A_v x \sim g_{Bz} (g_x x \sim g_{Az} + g_z) - B_v x \sim g_{Bz} (g_x x \sim g_{Az} + g_z)) + g g_{wy} (-B g_{ux} x \sim g_{Az} + A g_{ux} x \sim g_{Bz} - A_u x \sim g_{Bz} + B_u x \sim g_{Bz})) + \\ & g_w (A g_{vw} x \sim g_{Bz} (g_x x \sim g_{Az} + g_z) - B g_{vw} x \sim g_{Bz} (g_x x \sim g_{Az} + g_z) + (g^2 + g^2) g_y (A_u x \sim g_{Bz} (g_x x \sim g_{Az} + g_z) + B_u (-g_x x \sim g_{Az} + x \sim g_{Bz}))) \cos \alpha + \\ & (A_u x \sim g_{Bz} (g_x x \sim g_{Az} + g_z) + g g_{uvy} (g_x x \sim g_{Bz} + g_z)) + (g_u^2 + g_w^2) g_y (A_v x \sim g_{Bz} (-g_x x \sim g_{Az} + x \sim g_{Bz})) + B_v (g_x x \sim g_{Bz} + g_z) - \\ & B_u x \sim g_{Bz} (g_w (g_x x \sim g_{Bz} + g_z) + g g_{uvy} (g_x x \sim g_{Bz} + g_z)) \sin \alpha. \end{aligned} \right]$$

一方、(11)の2番目と4番目の式から、 t_y と t_z は次のようになる。
, *IEEE TRANSACTIONS ON ROBOTICS*, 24(5):1143-

- [10] T.本講演では、「拡張現実感のための、単眼カメラとIMUを用いたロバストな視覚支援慣性航法アルゴリズム」、第10回IEEE複合現実感国際シンポジウム、ISMAR2011、スイス・バーゼル、2011年10月26日～29日、について報告する。
- [11] C.須、許、李、劉、コンピュータアニメーションにおけるWus法の応用、*Proc.Fifth Intl Conf.CAD/CG*, 1, 211-215, 1997
- [12] R.Horaud, B. Conio, and O. Le Boulleux, An Analytic Solution for the Perspective 4-Point Problem, *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 47, 33-44, 1989
- [13] J.S.C. Yuan, A General Photogrammetric Method for Determining Ob-

ロボティクスとオートメーション, 5(2), 1989, 129-112. ロボティクスとオートメーション, 5(2), 129-142, 1989

- [14] G. Chen, D. Xu, P. Yang, PnPとOIアルゴリズムに基づくヒューマンノイドロボットの高精度姿勢計測, 2010 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, December 14-

2010年18日、中国・天津

- [15] Q.Wang, X Zhang, D. Xu, 卓球をするロボットのための人間行動模倣, 制御と決定会議(CCDC), 2012年第24回中国語, 1482 - 1487, 2012年5月23-25日
- [16] Q.Wang, X Zhang, D. Xu, On Pose Recovery for Generalized Visual Sensors, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(7), 848-861, 2004.
- [17] Z.Kukelova, M. Bujnak, T. Pajdla, Closed-form solutions to the minimal absolute pose problems with known vertical direction, *it/Computer vision ACCV 2010*, 2011 - Springer

$$t_z = \frac{\sqrt{1 - \frac{(g_u^2 + g_w^2)(g_x^2 + g_z^2)}{(g_u^2 + g_w^2)(g_x^2 + g_z^2)}}}{(g_u^2 + g_w^2)(g_x^2 + g_z^2)} \left[\sqrt{(g_u^2 + g_w^2)(g_x^2 + g_z^2)}(g_u(-B_{gy} + B_v y \sim g_{Az})) + g_v(B_{gy} + B_v y \sim g_{Az})) + (g_{gx} g_{uw} (A_u y \sim A + B_u y \sim B) + g^2 (g_x (A_v y \sim B_A - y \sim B) + B_{gw} (g^2 + g_y y \sim g_{Bz} + g)^2 \right. \\ \left. + g_{vw} (g^2 + g_z (g_y y \sim A + g_z))) + g_w (g_{wx} (A_v y \sim B_A - y \sim B) + A_u (g^2 + g^2)(g^2 + g_z (g_y y \sim A + g_z)) + B_u (g^2 + g^2)(g^2 + g_z (g_y y \sim B + g_z))) \cos \alpha + (g_w (g_x (A_u y \sim A + B_u y \sim B) + B_{gw} (g^2 + g_y y \sim g_{Bz} + g^2) + A_{gw} (g^2 + g_z (g_y y \sim A + g_z))) + g_{uv} (A_u (g^2 + g_z (g_y y \sim A + g_z))) + B_u (g^2 + g_z (g_y y \sim B + g_z))) + g^2 (A_v (g^2 + g_z (g_y y \sim A + g_z))) - B_v (g^2 + g_z (g_y y \sim B + g_z))) \sin \alpha \right].$$

$$t_y = \frac{\sqrt{1 - \frac{(g_u^2 + g_w^2)(g_x^2 + g_z^2)}{(g_u^2 + g_w^2)(g_x^2 + g_z^2)}}}{(g_u^2 + g_w^2)(g_x^2 + g_z^2)} \left[\sqrt{(g_u^2 + g_w^2)(g_x^2 + g_z^2)}(g_u(A_u y \sim B (g_y y \sim g_{Az}) + B_u (-g_y y \sim A + y \sim A y \sim g_{Bz})) + g_v(A_v y \sim B (g_y y \sim g_{Az}) + B_v (-g_y y \sim A + y \sim A y \sim g_{Bz}))) + (g_u(-A_u + B_u) g_{gw} y \sim B_{gw} + g^2 (B_{gw} g_{uw} y \sim A (g^2 + g_z (g_y y \sim B + g_z))) - y \sim B ((-A_v + B_v) g_{wx} y \sim A + A_u (g^2 + g^2)(g^2 + g_z (g_y y \sim g_{Az} + g^2))) \cos \alpha + (g_{gw} (-A_u y \sim g_{Bz} + g^2)) + B_u y \sim A (g^2 + g_y y \sim g_{Bz} + g^2) + g_u^2 (A_v y \sim B (g^2 + g_y y \sim g_{Az} + g^2) - B_v y \sim A (g^2 + g_y y \sim g_{Bz} + g^2)) + g_w (-B_{gw} y \sim A (g^2 + g_z (g_y y \sim B + g_z))) + y \sim B ((A_u - B_u) g_x y \sim A + A_{gw} (g^2 + g_y y \sim g_{Az} + g^2))) \sin \alpha \right].$$

t_z の2つの値を等しくすると、次のようになる。

$$a \sin \alpha + b \cos \alpha + c = 0$$

どこ

$$a = \frac{1}{x \sim A \times B} [(g^2 + g^2)g_y (-A g_{vx} + B g_{vx} + A_v x \sim g_{Az} \cdot) \\ B_v x \sim g_{Bz}) + A_u (g_w (g_x x \sim_A + g_z) + g g g_{uvy} (g_x - x \sim g_{Az})) \cdot \\ B_u (g_w (g_x x \sim_B + g_z) + g g g_{uvy} (g_x - x \sim g_{Bz}))] \cdot \\ \frac{1}{y \sim A \sim} [g_w (g_x (A_u y \sim_A - B_u y \sim_B) - B g_{vw} (g +)^2 \\ g_y y \sim g_{Bz} + g^2) + A g_{vw} (g^2 + g_z (g_y y \sim_A + g_z)) + g g_{uv} (-A_u (g +))^2 \\ g_z (g_y y \sim_A + g_z)) + B_v (g^2 + g_z (g_y y \sim_B + g_z)) + g^2 (A_v (g +)) + B (g + g (g + g))^2 \\ g_z (g_y y \sim_A + g_z) - B_x (g^2 + g_z (g_y y \sim_B + g_z)))] \circ$$

$$b = \frac{1}{x \sim A \times B} [g g_{uv} (-A_u (g_x x \sim_A + g_z) + B_u (g B_{xv} + g_z)) + \\ g^2 (A_v (g_x x \sim_A + g_z) - B_v (g_x x \sim_B + g_z) + g g_{vy} (A \\ g_{ux} - B g_{ux} - A_u x \sim g_{Az} + B_u x \sim g_{Bz})) + g_w (A g_{vw} \\ (g_x x \sim_A + g_z) - o \\ B g_{vw} (g_x x \sim_B + g_z) + (g^2 + g^2)g_y (-B g_{ux} + B_u x \sim g +)_{Bz} \\ A_u (g_x - x \sim g_{Az}))] \cdot \frac{1}{y \sim A \sim} [g g g_{uvx} (-A_u y \sim_A + B_u y \sim_B) + \\ g^2 (g_x (A_v y \sim_A - B_v y \sim_B) + B g_{uv} (g^2 + g_y y \sim g_{Bz} + g^2) - o \\ A_u (g_v^2 + g_w^2)(g^2 + g_z (g_y y \sim_A + g_z)) + B_u (g_v^2 + g_w^2)(g +)^2 \\ g_z (g_y y \sim_B + g_z)))] \circ \\ c = \frac{(g^2 + g^2)(g^2 + g^2)}{u w} \frac{x z}{x \sim A \times B} [g_u (-B g_{ux} + B_u x \sim g_{Bz} + A_u (g_x - \\ x \sim g_{Bz})) + g_v (B g_{vx} + B_v x \sim g_{Bz} + A_v (g_x - x \sim g_{Az}))] \cdot \\ \frac{(g^2 + g^2)(g^2 + g^2)}{u w} \frac{x z}{y \sim A \sim y \sim B} [g_y (B g + B y \sim g_{Bz} + \\ A_u (g_y - y \sim g_{Az})) + g_v (-B g_{vy} + B_v y \sim g_{Bz} + A_v (g_y - y \sim g_{Az}))].$$

構成 $\Delta_x = 0$ AND $\Delta_y \neq 0$

$$a_1 = -(A_v - B_v)(g^2 \mp g^2)g_y (g_x - x \sim g_z) + A_u (g_w (g_x x \sim_A + g_z) + \\ g g g_{uvy} (g_x - x \sim g_{Az})) - B_u (g_w (xx \sim_A + g_z) + g g g_{uvy} (g_x - x \sim g_{Az})))$$

$$x_{Az1} \text{ b} = -g_u (A_u - B_u)g_v (g_x x \sim_A \mp g_z) + g^2 (A_v (g_x x \\ \sim_A + g_z) - B_v (g_x x \sim_A + g_z) + (A_u - B_u)g g_{vy} (g_x - x \\ \sim g_{Az})) + g_w (A g_{vw} (g_x x \sim_A + g_z) - B g_{vw} (g \text{ xml-} \\ \text{ph-0032@deepl.intern}) \\ (A_u - B_u)(g^{2v} + g^{2v})g_y (g_x - x \sim g_{Az})).$$

$$c_1 = \frac{g}{x} \frac{u}{g_{Az}} (\frac{A_u - B_u}{u} + \frac{g_v}{w} (\frac{A_v - B_v}{x})) (g_x -)$$

構成 $\Delta_x \neq 0$ AND $\Delta_y = 0$

$$a_2 = -g_u (A_u - B_u)g_v (g^2 + g_z (g_y y \sim_A + g_z)) \mp g^2 (A_v - B_v)(g +)^2 \\ g_z (g_y y \sim_A + g_z)) + g_w ((A_u - B_u)g_x y \sim_A - B g_{vw} (g^2 + g_y y \sim g +)_{Az} \\ g_z^2) + A g_{vw} (g^2 + g_z (g_y y \sim_A + g_z))))_z$$

$$b_2 = g_u (-A_u + B_u)g g_{vx} y \sim \mu + g^2 ((A_v - B_v)g_x y \sim +)_A \\ B g_{uv} (g^2 + g_y y \sim g_{Bz} + g^2) - A g_{uv} (g^2 + g_z (g_y y \sim_A + g))_z \\ + g_w ((A_v - B_v)g g_{vx} y \sim_A - A_u (g^2 + g^2)(g^2 + g_z (g_y y \sim_A + g_z)) + \\ B_u (g_v^2 + g_w^2)(g^2 + g_z (g_y y \sim_A + g))_z$$

$$c_2 = \frac{g}{y} \frac{u}{g_{Az}} (\frac{A_u - B_u}{u} + \frac{g_v}{w} (\frac{A_v - B_v}{x})) (g_y -)$$