特集③：人間工学のための計測手法

第1部：動作計測（2）－慣性センサによる動作計測－*

廣瀬 圭**, 近藤亜希子**

1. はじめに

近年、MEMS（Micro Electro Mechanical Systems）技術の発展と新原理の発見によって、センサの小型化、低価格化が進んでいる¹⁾。慣性センサ（ジャイロセンサと加速度センサ）は、航空機や宇宙機に搭載され、姿勢制御や軌道制御に使用されてきたが、大型かつ高価格なリングレーザージャイロやサーボ型加速度計が使用されており²⁾、他分野への使用は困難であった。しかし、慣性センサは著しく小型化、低価格化が進んだため、様々な分野で使用されるようになった。人間の動作計測を行うための方法として、慣性センサを身体部位に装着する方法³⁾が提案されており、医療・福祉分野への利用だけでなく、高速運動を伴うスポーツの動作計測への利用が試みられている。これらの分野においては、主に光学式モーションキャプチャシステム⁴⁾やデジタルビデオカメラを用いたDLT法⁵⁾が使用されており、バイオメカニクス解析においては、取得したマーカーの位置座標とフォースプレートから得られる反力情報を併用することによる運動学的（Kinematics）解析、動力学的（Kinetics）解析が行われている⁶⁾。一方、慣性センサから得られる計測情報は取り付けられた部位の角速度、取り付けられた位置の加速度であり、モーションキャプチャシステムから得られる位置情報と比べて限定された情報である。慣性センサを用いて、運動学的解析や動力学的解析を行うためには、身体情報や姿勢情報が必要不可欠であり、姿勢情報を得るためには、慣性センサの情報を変換する必要がある。MEMS技

術を使用して開発されている慣性センサの多くは、振動ジャイロセンサ、圧電型加速度センサであり、航空宇宙分野において用いられているセンサと比べると性能的には劣るため、ドリフト誤差は大きくなる。運動学において重要な位置情報や角度情報に変換するためには、積分計算が必要であるが、ドリフト誤差が蓄積されて誤差が増大するため、何らかの誤差補正を行う必要がある。

誤差を補正するための方法として、姿勢計測においては、角速度を積分することによって発生する誤差の蓄積を加速度センサの重力加速度と地磁気センサの磁場を用いて補正するセンサ・フュージョンが提案されており、これまでに様々なアルゴリズムが提案されている^{7,8)}。位置計測においては、計測する運動の特徴を考慮した方法が提案されており、慣性センサを用いた歩行計測においては、立脚期において足部の速度がゼロになることを利用した補正法^{9,10)}が提案されている。また、屋外においてGPS情報と加速度積分情報を組み合わせる補正法が提案されている。

本説では、人間の動作計測を行うための慣性センサをベースとした計測システム、慣性センサによる人間の動作計測において重要な情報である姿勢情報の計算、ドリフト誤差を補正するためのセンサ・フュージョンとスポーツへの応用について解説する。

2. 慣性センサを用いた計測システム

慣性センサによる動作計測は、慣性センサを搭載した計測システムを身体部位やスポーツ用具等に取り付けて行われている。最近では、慣性センサと地磁気センサを搭載し、無線通信が可能な小型システム¹¹⁾（図1）が登場している。また、センサを取り付けることによる拘束を最小限にするために、特定のスポーツ用のシステムを開発する研究^{12,13)}も行われている。また、センサ自体は容易

*受付：2014年7月1日 受理：2014年8月5日

**秋田大学大学院工学資源学研究所

Graduate School of Engineering and Resource Science, Akita University

図1 小型ワイヤレスモーションセンサ
Fig. 1 Compact wireless motion sensor system.

図2 慣性センサ・地磁気センサを搭載した計測システム
Fig. 2 Measurement system installing inertial and magnetic field sensor.

に取得可能であることから、簡単な電子回路、情報処理の知識があれば手作りでも比較的容易にシステムを開発することが可能である（図2）。センサは、物理量を電圧に変換・出力してPC等で計測を行うため、電圧信号をデジタル信号に変換するA/D変換器が必要不可欠であり、出力信号が微弱である場合は、アンプの実装が必要であったため、システムが若干大型化する傾向にあった。近年、A/D変換器が予め搭載されているセンサが多く登場しており、デジタル通信規格であるI²CやSPI¹⁴⁾を用いることによってDSP（Digital signal processing）やマイクロコントローラに計測情報を伝送することが可能となっており、非常に小型なシステムとすることができる。また、慣性センサの性能は、センサの3軸化、高レンジ化、内蔵されているA/D変換器の高分解能化等、日進月歩で向上しており、今後も性能が向上していくことにより、性能向上とともにより簡易な計測、より高速な動作を伴う運動の計測への利用が期待される。

3. 慣性センサによる動作計測法

慣性センサ（ジャイロセンサ、加速度センサ）から得られる計測情報は、角速度と加速度である。光学式モーションキャプチャやDLT法から得られる位置情報は、キャリブレーション時に指定した空間の座標系における情報であるが、慣性センサから得られる情報はセンサ座標系

図3 センサ座標系から絶対座標系への座標変換
Fig. 3 Transformation from the sensor coordinate system to global coordinate system.

である。モーションキャプチャシステムを用いた場合と同様の解析に使用するためには、空間座標系への変換が必要となる。加速度センサは、運動を行うことによって発生する加速度（動的加速度）と重力加速度との和を出力することから、重力加速度軸を基準とした座標系を空間座標系（絶対座標系）として変換を行う。座標系（Z軸の正方向を下向きとした右手座標系、回転方向：反時計回りを正方向）とセンサ座標系（ X_{sensor} , Y_{sensor} , Z_{sensor} ）から絶対座標系（ X_{global} , Y_{global} , Z_{global} ）への座標変換の概要について図3に示す。

座標変換を行うためには、姿勢情報が必要である。人間における姿勢とは、各身体部位同士の相対的位置関係を示すが、慣性センサにおける姿勢は、空間に対する向き、傾きを示す場合が多い。姿勢を表すための方法として、オイラー角¹⁵⁾やクォータニオン¹⁶⁾が使用される。オイラー角は、ロボット工学分野において広く用いられており、クォータニオンはコンピュータグラフィックスの分野において広く用いられている。オイラー角は、3つの角度の組み合わせによって表されるのに対し、クォータニオンは1つの実数と3つの虚数を用いて表される。オイラー角は角度で表現できるため、直感的にわかりやすいが、特異値問題が発生する。クォータニオンは、変数の数が4つと多い上に直感的にわかりにくい、特異値問題が発生しないため、様々な姿勢を行う運動において有効である。

オイラー角は、Z軸→X軸→Z軸の順に回転させることによって姿勢を表現することを示すが、他の順番で軸を回転させた場合でも姿勢を表現することが可能であり、広義のオイラー角として定義されている。慣性センサを用いた姿勢表現においては、X軸→Y軸→Z軸の順番に回転させるロール・ピッチ・ヨー角（X軸周りの回転角度：ロール角、Y軸周りの回転角度：ピッチ角、Z軸周りの回転角度：ヨー角）が使用されており、角速度からロール・ピッチ・ヨー角の算出式も提案されている¹⁷⁾。ただし、ロボットのマニピュレータの場合では、ベースリンクを基準に手先の姿勢を考えるが、慣性センサを用いた場合においては、センサの取り付け位置をベースに姿勢を考えるため、計算順序が反対になるため、Z軸→Y軸→

X軸の順に回転して得られた姿勢がロール・ピッチ・ヨー角となる。よって、得られたロール・ピッチ・ヨー角から回転行列を計算した場合、基準座標系からセンサ座標系へ変換する回転行列ではなく、センサ座標系から基準座標系（絶対座標系）へ変換する回転行列が得られる。

角速度からロール・ピッチ・ヨー角への変換は、角速度を積分演算することによって得ることができる。しかし、3次元空間においては、角速度を単純に積分した角度は物理的には意味を持たないため、使用することはできない^{18,19)}。そこで、ロール・ピッチ・ヨー角を得るためには、センサ座標系における角速度をロール軸、ピッチ軸、ヨー軸の回転速度（微分値）に変換しながら積分する必要がある。式 (1) に角速度からロール・ピッチ・ヨー角の微分値への変換式を示す。

$$\begin{bmatrix} \dot{\psi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\phi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \sin\phi \sec\theta & \cos\phi \sec\theta \\ 0 & \cos\phi & -\sin\phi \\ 1 & \sin\phi \tan\theta & \cos\phi \tan\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} \quad (1)$$

ここで、 ϕ はロール角、 θ はピッチ角、 ψ はヨー角であり、 ω_x 、 ω_y 、 ω_z はジャイロセンサから得られるセンサ座標系におけるX軸角速度、Y軸角速度、Z軸角速度である。

積分演算を行うためには、初期値を設定する必要がある。計測開始時の姿勢を予め指定できる場合には、初期値を任意に設定することができるが、特定の姿勢にするための特別なシステムや他の姿勢を計測するためのシステムが必要である。初期値を得るために、加速度センサの出力に含まれる重力加速度を利用する方法が提案されている²⁰⁾。静止時において、加速度センサは重力加速度のみを検出する。加速度センサ出力と絶対座標系における重力加速度の関係は、重力加速度が絶対座標系においてZ軸（垂直）方向に1gであることから、式 (2) の関係が得られる。

$${}^i A = {}^0 R_i^T {}^0 A \quad (2)$$

$${}^i A = \begin{bmatrix} {}^i A_x \\ {}^i A_y \\ {}^i A_z \end{bmatrix}, {}^0 A = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g \end{bmatrix}$$

ここで、 ${}^i A$ は加速度センサ出力、 ${}^0 A$ は絶対座標系における加速度、 g は重力加速度（1g）を示す。左上の添え字は座標系を、 i はセンサ座標系を示す。 ${}^0 R_i$ はセンサ座標系から絶対座標系へ変換する回転行列であり、ロール・ピッチ・ヨー角を用いた場合、式 (3) となる。

$${}^0 R_i = \begin{bmatrix} \cos\psi & -\sin\psi & 0 \\ \sin\psi & \cos\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 & \sin\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\theta & 0 & \cos\theta \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\phi & -\sin\phi \\ 0 & \sin\phi & \cos\phi \end{bmatrix} \quad (3)$$

式 (2) を展開すると、式 (4) が得られ、ロール角とピッチ角についてまとめると重力加速度からロール角、ピッチ角を得るための式 (5)、式 (6) が得られ、動的加速度が小さい場合の姿勢計測にも利用することができる。

$$\begin{bmatrix} {}^i A_x \\ {}^i A_y \\ {}^i A_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\sin\theta g \\ \cos\theta \sin\phi g \\ \cos\theta \cos\phi g \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\phi_A = \tan^{-1} \frac{{}^i A_y}{{}^i A_z} \quad (5)$$

$$\theta_A = \tan^{-1} \frac{-{}^i A_x}{\sqrt{{}^i A_y^2 + {}^i A_z^2}} \quad (6)$$

ここで、 ϕ_A 、 θ_A は加速度センサ出力より算出したロール角、ピッチ角を示す。

重力加速度を用いることにより、ロール角とピッチ角の初期値を得ることができるが、ヨー角の初期値を得ることはできない。しかし、計測システムを複数使用しないのであれば計測開始時のヨー角を0°として計算すれば良い。複数のシステムを使用する場合、それぞれのシステムのヨー角の初期値が必要となる。ヨー角の初期値を得るための方法として、地磁気センサを用いる方法がある。地磁気センサは、主に方位角を計測するために使用されるが、慣性センサを用いた姿勢計測におけるヨー角と方位角は等しい情報であるため、地磁気センサを用いて得る方位角をヨー角として使用することができる。しかし、地磁気センサは、センサ自体が水平である場合には、方位角を簡単に計測することができるが、傾斜すると磁場を正確に検出できなくなり、誤差が生じる。この傾斜誤差は、ロール角とピッチ角からなる回転行列（式 (7)）を用いて補正することができ、式 (8) を用いることによって方位角（ヨー角）を得ることができる。

$$\begin{bmatrix} M_{xi} \\ M_{yi} \\ M_{zi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\phi \sin\theta & \cos\phi \sin\theta \\ 0 & \cos\phi & -\sin\phi \\ -\sin\theta & \sin\phi \cos\theta & \cos\phi \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} M_x \\ M_y \\ M_z \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\psi_M = \tan^{-1} \frac{-M_{yi}}{M_{xi}} \quad (8)$$

ここで、 M_x 、 M_y 、 M_z は地磁気センサ出力、 M_{xi} 、 M_{yi} 、 M_{zi} は傾斜誤差を補正した磁場であり、 ψ_M は地磁気センサ出力より算出したヨー角を示す。以上より、ロール角とピッチ角がわかる場合に、地磁気センサ出力からヨー角を得ることができ、初期値の計算においては、加速度センサ出力より得られたロール角とピッチ角を用いることができる。しかし、地磁気センサは地球磁場を計測しており、金属や他の磁場発生源による磁場の乱れ（磁場外乱）によって誤差が発生してしまうことから、使用できる環境に注意する必要がある。また、計測システムに実装して

いる他のセンサやICによる影響によっても外乱が発生するため、事前に専用の装置を用いたキャリブレーションを行っておくことが推奨される^{21,22)}。

以上より、慣性センサに加えて地磁気センサを用いることにより、ロール・ピッチ・ヨー角（広義のオイラー角）を用いて姿勢情報を計算することができる。しかし、オイラー角には特異値問題が存在するため、特異姿勢を取った場合に正しい姿勢情報を得ることができなくなる。特異姿勢は、ピッチ角が±90°になる時に発生し、その時、式（1）に含まれる $\sec\theta$ 、 $\tan\theta$ が∞となり、計算不能となる。また、特異値に近づけば近づくほど桁落ち等の問題によって誤差が大きくなる傾向がある。よって、オイラー角を用いて姿勢情報を計算する場合には、計測する運動の姿勢が特異姿勢または近い値とならないように注意しなければならない。

オイラー角において問題となる特異値による影響を受けずに姿勢を表現する方法としてクォータニオン（四元数）が使用される。クォータニオンは、1つの実数と3つの虚数からなる複素数を拡張したものである（式（9））。ここで、 i, j, k は虚数軸である。

$$q = q_1 i + q_2 j + q_3 k + q_4 \quad (9)$$

クォータニオンは、角度を用いないことから、特異値問題が発生しない利点があるが、直感的にわかりにくいいため扱いが少々難しい。しかし、角速度からクォータニオンへの変換は、オイラー角とほぼ同様の方法で行うことができ、クォータニオンからオイラー角への変換、オイラー角からクォータニオンへの変換も比較的容易にできるため、必要に応じてクォータニオンを使用すれば特異値問題を回避した姿勢計測が可能となる。

計測開始時において、オイラー角の場合と同様にロール・ピッチ・ヨー角の初期値を算出し、式（10）を用いてクォータニオンへ変換して初期値として使用し、運動中においては、角速度からクォータニオンへの変換式（式（11））を用いて計算する²³⁾。得られたクォータニオンは、式（12）に代入することにより、容易に回転行列に変換することができ、再びオイラー角に変換することもできる。

$$\begin{bmatrix} q_1 \\ q_2 \\ q_3 \\ q_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\cos\left(\frac{\psi}{2}\right) \cdot \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) \cdot \sin\left(\frac{\phi}{2}\right) + \sin\left(\frac{\psi}{2}\right) \cdot \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) \cdot \sin\left(\frac{\phi}{2}\right) \\ -\cos\left(\frac{\psi}{2}\right) \cdot \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) \cdot \cos\left(\frac{\phi}{2}\right) - \sin\left(\frac{\psi}{2}\right) \cdot \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) \cdot \sin\left(\frac{\phi}{2}\right) \\ \cos\left(\frac{\psi}{2}\right) \cdot \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) \cdot \sin\left(\frac{\phi}{2}\right) - \sin\left(\frac{\psi}{2}\right) \cdot \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) \cdot \cos\left(\frac{\phi}{2}\right) \\ \cos\left(\frac{\psi}{2}\right) \cdot \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) \cdot \cos\left(\frac{\phi}{2}\right) + \sin\left(\frac{\psi}{2}\right) \cdot \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) \cdot \sin\left(\frac{\phi}{2}\right) \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{q}_1(t) \\ \dot{q}_2(t) \\ \dot{q}_3(t) \\ \dot{q}_4(t) \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} -q_4(t) & -q_3(t) & q_2(t) \\ q_3(t) & -q_4(t) & q_1(t) \\ -q_2(t) & q_1(t) & -q_4(t) \\ q_1(t) & q_2(t) & q_3(t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_x(t) \\ \omega_y(t) \\ \omega_z(t) \end{bmatrix} \quad (11)$$

$${}^0R_t = \begin{bmatrix} 1-2(q_2^2+q_3^2) & 2(q_1q_2+q_3q_4) & 2(q_1q_3-q_2q_4) \\ 2(q_1q_2-q_3q_4) & 1-2(q_1^2+q_3^2) & 2(q_2q_3+q_1q_4) \\ 2(q_2q_4+q_1q_3) & 2(q_2q_3-q_1q_4) & 1-2(q_1^2+q_2^2) \end{bmatrix} \quad (12)$$

4. センサ・フュージョンを用いた姿勢推定法

慣性センサの計測情報を用いて姿勢情報を得るためには、ジャイロセンサから得られる角速度の積分演算が行われるため、ドリフト誤差の蓄積が発生する。慣性センサの性能は、年々向上していることから、短時間（数秒）の計測に限定した場合においては、大きな誤差は発生しないが、長時間に渡る計測においてはドリフト誤差の影響を回避するための手段を講じる必要がある。ドリフト誤差による影響を回避する方法として、他のセンサを用いて誤差補正するセンサ・フュージョンが提案されている。センサ・フュージョンは、これまでに様々な方法が提案されており、2軸ジャイロセンサと2軸加速度センサを用いてドリフト誤差を補正したロール角、ピッチ角を推定する方法⁷⁾、3軸ジャイロセンサ、3軸加速度センサ、3軸地磁気センサを用いてロール・ピッチ・ヨー角を推定する方法²⁰⁾、クォータニオンを推定する方法²³⁾、局所的磁場外乱に対して対応を行った方法²⁴⁾や疑似慣性座標系を用いた方法²⁵⁾、動力学的パラメータを考慮した方法²⁶⁾によって性能向上を行う研究も行われている。これらの方法には、すべてカルマンフィルタ²⁷⁾が用いられている。カルマンフィルタは、ルドルフ・カルマンによって開発された、状態方程式、観測方程式からリアルタイムに最適な状態値を推定することができるフィルタであり、非線形システムに対応した拡張カルマンフィルタ、アンセンテッドカルマンフィルタ等も開発されている²⁸⁾。

カルマンフィルタは、適切な状態方程式と観測方程式が構築できれば、リアルタイムの状態推定から未知パラメータの推定まで、幅広く使用することができる。状態方程式と観測方程式を式（13）、式（14）に示す。

$$x_{(t+1)} = A_{(t)}x_{(t)} + B_{(t)}u_{(t)} + w_{(t)} \quad (13)$$

$$y_{(t)} = C_{(t)}x_{(t)} + v_{(t)} \quad (14)$$

ここで、 $x_{(t)}$ は状態値、 $y_{(t)}$ は観測値、 $u_{(t)}$ は入力値、 $A_{(t)}$ 、 $B_{(t)}$ 、 $C_{(t)}$ はシステム行列、 $w_{(t)}$ 、 $v_{(t)}$ は白色雑音、添え字 t は時刻を表す。カルマンフィルタアルゴリズムは、式（15）～（19）であり、繰り返し計算することによって状態値を推定することができる。

$$x_{(t+1)}^- = A_{(t)}x_{(t)} + B_{(t)}u_{(t)} \quad (15)$$

$$P_{(t+1)}^- = A_{(t)}P_{(t)}A_{(t)}^T + Q_{(t)} \quad (16)$$

$$K_{(t)} = P_{(t)}^- C_{(t)}^T \left(C_{(t)} P_{(t)}^- C_{(t)}^T + R_{(t)} \right)^{-1} \quad (17)$$

$$x_{(t)} = x_{(t)}^- + K_{(t)} \left(y_{(t)} - C_{(t)} x_{(t)}^- \right) \quad (18)$$

$$P_{(t+1)} = (I - K_{(t+1)}C_{(t)})P_{(t)}^{-1} \quad (19)$$

ここで、 $P_{(t)}$ は誤差共分散行列、 $K_{(t)}$ はカルマンゲインであり、 $Q_{(t)}$ 、 $R_{(t)}$ はプロセスノイズ $w_{(t)}$ 、観測ノイズ $v_{(t)}$ に関する共分散行列である。 $P_{(t)}$ と $K_{(t)}$ はアルゴリズム内で更新されるが、 $Q_{(t)}$ と $R_{(t)}$ は自分で設定しなければならないため、入力値や観測値に使用するセンサに含まれるノイズや発生する誤差を勘案して、誤差が大きくなる場合は高い値に、小さくなる場合は低い値に設定する必要がある。また、 $P_{(t)}$ の初期値についても初期の推定誤差の大きさを勘案して設定する必要がある。

カルマンフィルタを用いて状態値を推定するためには、推定したい値を状態値とし、センサ等から得られる情報を入力値と観測値として使用し、システム行列を適切に設定する必要がある。これまでに筆者らが構築したカルマンフィルタを用いてロール・ピッチ・ヨー角を推定するセンサ・フュージョン²⁹⁾では、状態値にロール・ピッチ・ヨー角、入力値にジャイロセンサ出力（角速度）、観測値に加速度センサ出力（重力加速度）と地磁気センサ出力（磁場）から算出したロール・ピッチ・ヨー角をそれぞれ設定している。構築した状態方程式と観測方程式を式(20)、式(21)に示す。

$$x_{(t+1)} = A_{(t)}x_{(t)} + B_{(t)}u_{(t)} + w_{(t)} \quad (20)$$

$$y_{(t)} = C_{(t)}x_{(t)} + v_{(t)} \quad (21)$$

$$x_{(t)} = \begin{bmatrix} \psi_{(t)} \\ \theta_{(t)} \\ \varphi_{(t)} \end{bmatrix}, y_{(t)} = \begin{bmatrix} \psi_{M(t)} \\ \theta_{A(t)} \\ \varphi_{A(t)} \end{bmatrix}, u_{(t)} = \begin{bmatrix} \omega_{x(t)} \\ \omega_{y(t)} \\ \omega_{z(t)} \end{bmatrix} \cdot Ts'$$

$$A_{(t)} = C_{(t)} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$B_{(t)} = \begin{bmatrix} 0 & \sin\varphi_{(t)}\sec\theta_{(t)} & \cos\varphi_{(t)}\sec\theta_{(t)} \\ 0 & \cos\varphi_{(t)} & -\sin\varphi_{(t)} \\ 1 & \sin\varphi_{(t)}\tan\theta_{(t)} & \cos\varphi_{(t)}\tan\theta_{(t)} \end{bmatrix}$$

ここで、Tsはサンプリング周期である。

状態方程式は角速度からロール・ピッチ・ヨー角の微分値への変換式（式(1)）と差分による積分の式によって構築し、観測方程式は予め別の方法（式(5)～(8)）を用いて加速度センサ出力と地磁気センサ出力から計算したロール・ピッチ・ヨー角より構築している。加速度センサ出力からロール角、ピッチ角を計算した場合、静止状態では重力加速度のみを検出するため、比較的精度の高い結果が得られるが、運動中においては、重力加速度以外の成分（動的加速度）を検出するために誤差となり、地磁気センサ出力からピッチ角を計算した場合においても、傾斜誤差や磁場外乱による影響が誤差となる。これらの誤差は白色雑音と仮定することによってある程度は除去することができるが、誤差が大きすぎる場合には、逆にこれらの誤差が影響し、姿勢推定精度が低下するため、事前に計算できる成分は、除去しておくことが望ましい。そこで、筆者らが構築した方法では動的加速度に含まれる遠心加速度と接線加速度をジャイロセンサの出力を用いて除去している。加速度センサ出力 $A_{p(t)}$ は、動的加速度 $A_{(t)}$ と重力加速度 $g_{(t)}$ との和（式(22)）で表されるが、回転運動を考慮した場合、並進加速度 $a_{(t)}$ 、遠心加速度 $\omega_{(t)} \times \omega_{(t)} \times r$ 、接線加速度 $\dot{\omega}_{(t)} \times r$ 、重力加速度 $g_{(t)}$ 、コリオリ成分 $2\omega_{(t)} \times \dot{r}$ の和として式(23)で表される³⁰⁾。

$$A_{p(t)} = A_{(t)} + g_{(t)} \quad (22)$$

$$A_{p(t)} = a_{(t)} + \omega_{(t)} \times \omega_{(t)} \times r + \dot{\omega}_{(t)} \times r + g_{(t)} + 2\omega_{(t)} \times \dot{r} \quad (23)$$

ここで、 $a_{(t)}$ は並進加速度、 r は位置ベクトルであり、身体に加速度センサを取り付けた場合、関節から加速度センサまでの位置ベクトルとなり、ほぼ一定（ $\dot{r} \approx 0$ ）となるためコリオリ成分は非常に小さくなる。位置ベクトル r は予め計測しておくことができ、角加速度 $\dot{\omega}$ は、ジャイロセンサ出力を微分することによって得られることから、遠心加速度、接線加速度を計算することができる。また、地磁気センサ出力から方位（ヨー角）を得るためには、式(7)を用いて傾斜誤差を補正する必要があるため、カ

図4 ロール・ピッチ・ヨー角を推定するセンサ・フュージョンのブロック線図

Fig. 4 Block diagram for sensor fusion estimating Roll-Pitch-Yaw angles compensated drift error.

図5 ロータリーエンコーダを搭載した実験装置

Fig. 5 Experimental setup installing rotary encoders.

図6 ロール角の推定結果（センサ・フュージョンを用いて推定した結果，ジャイロセンサ出力より計算した結果，ロータリーエンコーダ出力から計算した結果）

Fig. 6 Result for the Roll angle estimated by the sensor fusion, the Roll angle calculated by gyro sensor output and the rotary encoder output.

ルマンフィルタアルゴリズムによって推定されたロール角，ピッチ角を用いている．計算の流れについてのブロック線図を図4に示す．

センサ・フュージョンの精度は，図5に示す実験装置を用いた実験を行うことによって確認している．本実験装置にはロータリーエンコーダを搭載されており，3自由度関節角度を計測することができる．末端リンクに慣性センサを取り付けて3次元的に回転運動を行い，センサ・フュージョンを適用して得たロール角，ジャイロセンサの出力から算出したロール角，ロータリーエンコーダから得たロール角の結果を図6に示す．ジャイロセンサから算出した結果には，ドリフトによる誤差が含まれており，時間の経過とともに誤差が増大しているが，センサ・フュージョンを適用した結果は，ドリフトによる誤差を補正した結果を得ている．本計測におけるジャイロセンサ出力から算出した結果とエンコーダの結果とのRMSEは17.33°であったのに対し，センサ・フュージョンを用

いて推定した結果とエンコーダの結果とのRMSEは2.76°となり，大幅に精度が向上している．ジャイロセンサ出力から算出した姿勢情報の誤差は時間とともに大きくなるため，計測時間が長い場合においてセンサ・フュージョンの適用はさらに重要となる．

方程式が非線形であり，システム行列を作ることができない（システムを $A_t x_t$ ， $C_t x_t$ の形で表現できない）場合には，非線形状態方程式，非線形観測方程式を構築し，非線形カルマンフィルタを使用することになる．非線形状態方程式，非線形観測方程式を式（24），式（25）に示す．

$$x_{(t+1)} = F(x_{(t)}) + w_{(t)} \quad (24)$$

$$y_{(t)} = H(x_{(t)}) + v_{(t)} \quad (25)$$

非線形カルマンフィルタでは，拡張カルマンフィルタが使用されることが多い．拡張カルマンフィルタでは，偏微分を用いることによって部分的に線形化（式（26），式（27））し，拡張カルマンフィルタアルゴリズム（式（28）～（32））することによって状態推定が行われる．

$$f(x_{(t)}) = \frac{\partial F(x_{(t)})}{\partial x_{(t)}} \quad (26)$$

$$h(x_{(t)}) = \frac{\partial H(x_{(t)})}{\partial x_{(t)}} \quad (27)$$

$$x_{(t)} = F(x_{(t)}) \quad (28)$$

$$P_{(t)} = f_{(t-1)} P_{(t-1)} f_{(t-1)}^T + Q_{(t)} \quad (29)$$

$$K_{(t)} = P_{(t)} h_{(t)}^T (h_{(t)} P_{(t)} h_{(t)}^T + R_{(t)})^{-1} \quad (30)$$

$$P_{(t)} = (I - K_{(t)} h_{(t)}) P_{(t)} \quad (31)$$

$$x_{(t)} = x_{(t)} + K_{(t)} (y_{(t)} - H_{(t)} x_{(t)}) \quad (32)$$

状態値，誤差共分散行列の初期値とプロセスノイズ，観測ノイズの共分散行列の設定は，カルマンフィルタの場合と同様である．なお，慣性センサ・地磁気センサの情報を用いてクォータニオンを推定するセンサ・フュージョンを構築した場合，ロール・ピッチ・ヨー角を推定する場合と同様に構築した場合とは異なり，状態方程式，観測方程式が非線形となることから，拡張カルマンフィルタ等の非線形カルマンフィルタを使用する必要がある．

5. 慣性センサによる動作計測のスポーツへの応用

慣性センサを用いて運動計測を行う方法は，簡易な運動計測が可能であることから，アスリートの身体部位や道具等に取り付けることによるスポーツの運動計測・解析が行われている．これまでに，慣性センサを搭載したシステムの開発や運動解析が，野球（バッティング）¹²⁾，

水泳³¹⁾、ゴルフ¹³⁾等の様々なスポーツにおいて行われている。これらは、モーションキャプチャやDLT法と比べて簡易な計測が可能であることに着目した研究である。一方で筆者らは、慣性センサを用いたスキー、スノーボードの運動解析を行っている。スキー、スノーボードは、広大な雪面を高速で滑走するスノースポーツであるために計測範囲が広大であり、屋外で天候も変わりやすいため、モーションキャプチャやDLT法よりも慣性センサを用いたほうが優位な解析結果が期待できる。しかし、スノースポーツにおいては、身体部位等に取り付けた加速度センサが高い並進加速度を検出してしまうため、慣性センサから得られる情報を適切に処理し、解析するためには、それぞれのスポーツに対応した方法を用いる必要がある。前章にて説明した、センサ・フュージョンでは十分な精度を得られないため、2つの慣性センサシステムの情報を用いて動的加速度の影響を軽減させるセンサ・フュージョンの構築や相対座標系の情報に着目することによって並進加速度をドリフト誤差の補正に使用可能なセンサ・フュージョンを構築し、実際の雪面を滑走するスキーヤー、スノーボーダーの姿勢計測・解析を行っている。また、6軸力センサをスキー板とスキーブーツの間、スノーボード板とビンディングの間に装着することによって、逆動力学解析を適用することによってスキーヤーやスノーボーダーの関節トルク推定を行っている^{32~35)}。関節トルクを用いた解析は、アスリートの運動の特徴をわかりやすく示すためには非常に有効な手段であるが、逆動力学解析（Lagrangeの方法やNewton-Euler法、Kaneの方法等）を行うためには、身体パラメータ（関節間距離、重心位置、身体部位質量、慣性テンソル）、姿勢情報、身体部位の角速度、角加速度、重心の加速度が必要である。デジタル信号を微分演算する場合には、分解能による誤差や高周波数帯の誤差の増大が発生するため、モーションキャプチャからの情報から加速度、角速度、角加速度を得るために微分演算を行うと少なからず誤差が発生する。一方で、慣性センサを用いた動力学解析においては、直接的に身体部位の角速度や重心位置近くの加速度を検出可能であることから、微分演算による誤差が少なく、その点については優位な解析結果が期待できる。

慣性センサのみを用いた動作計測において位置情報を得るためには、加速度センサの並進加速度成分を2階積分する方法が考えられるが、2階積分によるドリフト誤差の蓄積は非常に大きいため、他のセンサ等の情報を用いて補正する必要がある。屋外における計測にでは、GPS（Global positioning system）を使用する方法が考えられる。GPSは、複数のGPS衛星からの時刻情報からGPSレ

シーバの位置を計算し、出力するシステムであり、車のカーナビゲーション等幅広く使用されているが、GPSレシーバを頭部等に装着することによって、移動軌跡を得ることができる。しかし、GPSレシーバから得られる軌跡情報は慣性センサと比べると粗くなる（サンプリング周波数が低い）ため、細かな移動情報を得ることが現在では難しい。そこで、加速度情報の2階積分によって発生する誤差をGPSの情報を用いて補正するセンサ・フュージョンを構築することによって、位置情報の精度向上だけでなく、速度の推定も可能となる。加速度の2階積分は、加速度センサの姿勢がわかっている場合、式（33）より計算することができる。

$$P_{(t)} = \iint \left({}^0R_{(t)}^i A_{p(t)} - {}^0g \right) dt dt \quad (33)$$

ここで、 $P_{(t)}$ は位置、 ${}^0R_{(t)}$ はセンサ座標系から絶対座標系への回転行列、 ${}^iA_{p(t)}$ は加速度センサの出力、 0g は絶対座標系における重力加速度である。

加速度センサ出力から算出した位置をGPS情報より補正するセンサ・フュージョンの状態方程式、観測方程式は式（34）、式（35）となり、ブロック線図は図7となる³⁶⁾。

$$x_{(t+1)} = Ax_{(t)} + Bu_{(t)} + w_{(t)} \quad (34)$$

$$y_{(t)} = Cx_{(t)} + v_{(t)} \quad (35)$$

$$x_{(t)} = \begin{bmatrix} {}^0V_{x(t)} \\ {}^0P_{x(t)} \\ {}^0V_{y(t)} \\ {}^0P_{y(t)} \\ {}^0V_{z(t)} \\ {}^0P_{z(t)} \end{bmatrix}, y_{(t)} = \begin{bmatrix} {}^0P_{xGPS(t)} \\ {}^0P_{yGPS(t)} \\ {}^0P_{zGPS(t)} \end{bmatrix}, u_{(t)} = \begin{bmatrix} {}^0A_{px(t)} \\ {}^0A_{py(t)} \\ {}^0A_{pz(t)} \end{bmatrix}$$

$$A_{(t)} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ Ts & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & Ts & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & Ts & 1 \end{bmatrix}, B_{(t)} = \begin{bmatrix} Ts & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & Ts & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & Ts \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$C_{(t)} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

ここで、 ${}^0P_{xGPS(t)}$ 、 ${}^0P_{yGPS(t)}$ 、 ${}^0P_{zGPS(t)}$ は、GPSレシーバから得られる緯度、経度、高度をm（メートル）に変換した位置情報、 ${}^0V_{x(t)}$ 、 ${}^0V_{y(t)}$ 、 ${}^0V_{z(t)}$ は推定した速度、 ${}^0P_{x(t)}$ 、 ${}^0P_{y(t)}$ 、 ${}^0P_{z(t)}$ は推定した位置情報、 ${}^0A_{px(t)}$ 、 ${}^0A_{py(t)}$ 、 ${}^0A_{pz(t)}$ は絶対座標系における加速度を表す。

位置・速度推定をスキー・ターンの運動計測に適用した結果を図8、図9に示す。本実験において、スキーヤーは左右ターンを繰り返しながら滑走している。この研究において使用したGPSレシーバから得られる位置情報は

図7 速度、位置情報を推定するセンサ・フュージョンのブロック線図

Fig. 7 Block diagram for sensor fusion estimating velocities and positions compensated drift error.

図8 スキー・ターンにおける位置情報の結果（加速度センサ積分、GPSレシーバ）

Fig. 8 Position information calculated by the accelerometer output and GPS receiver output in the analysis of ski turns.

図9 スキー・ターンにおける位置情報の結果（センサ・フュージョン、GPSレシーバ）

Fig. 9 Position information estimated by the sensor fusion and GPS receiver output in the analysis of ski turns.

粗く（サンプリング周波数：1 Hz）、加速度積分（式（33））を用いて算出した結果では、積分演算による誤差の蓄積によって異なる結果が得られている。センサ・フュージョンを用いた結果は、加速度積分による誤差をGPSレシーバからの位置情報（サンプリング周波数を揃えるために、

線形補間を使用）を用いて補正した結果が得られている。また、速度情報についても同時に推定されており、運動解析に役立てることができる。

6. おわりに

慣性センサによる動作計測法について紹介した。慣性センサを用いることによって簡易な運動計測を行うことができ、姿勢計測において問題となるドリフト誤差についてもそれぞれの運動を考慮したセンサ・フュージョンを構築・適用することによって補正可能である。慣性センサを身体部位に複数取り付けて使用することによって、運動学的解析や力センサを併用することによる動力学的解析、GPSレシーバを併用することによる速度・位置推定が可能となる。MEMS技術によって開発されている慣性センサによる動作計測は、センサの性能（計測レンジ、分解能、ドリフト誤差）によって制限されるため、スポーツの応用においても、すべてのスポーツに使用できるわけではないのが現状である。しかし、人間工学分野等において、スポーツの運動と比べて低加速度、低速度な運動計測の場合では、十分な性能が期待できる。また、慣性センサの性能（計測レンジの増加、分解能の増加、ドリフト誤差の減少）は年々向上しており、動作計測に有用な新たな方法の開発、様々なスポーツの運動解析への利用や人間工学分野への応用が期待される。

参考文献

- 1) 岡田和廣：慣性センサへの応用、計測と制御、42(1)、48-51、2003.
- 2) 西原主計、山藤和男、松田康広：計測システム工学の基礎、105-110、森北出版、東京、2012.
- 3) 穂苅真樹、渡辺嘉二郎、栗原陽介、瀬川友輔、鳴尾丈司：スポーツフォームの運動解析と計測：ゴルフドライバースイングフォームの計測、計測自動制御学会論文集、38(11)、922-930、2002.
- 4) 中澤篤志：モーションキャプチャ、映像情報メディア学会誌、63(9)、1224-1227、2009.
- 5) 池上康男、桜井信二、矢部京之助：DLT法、Japanese Journal of Sports Sciences、10(3)、191-195、1991.
- 6) 深代千之、桜井伸二、平野裕一、阿江通良：スポーツバイオメカニクス、91-108、朝倉書店、東京、2000.
- 7) Foxlin E: Inertial head-tracker sensor fusion by a complementary separate-bias Kalman filter, IEEE Proceedings of VRAIS'96、185-194、1996.
- 8) Vahanay J, Aldon M J, Fournier A: Mobile robot attitude estimation by fusion of inertial data, Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation 1993、277-282、1993.

- 9) 佐川貢一, 佐藤豊, 猪岡光: 水平方向距離の無拘束計測, 計測自動制御学会論文集, 36 (11), 11-30, 2000.
- 10) 大瀧保明, 佐川貢一, 猪岡光: 加速度センサとジャイロを用いた連続歩行分析アルゴリズム, 日本機械学会論文集C編, 47 (655), 192-198, 2001.
- 11) 高木斗希夫, 澤田泰輔, 太田憲, 市川浩: 慣性センサを用いたゴルフスイング時のクラブ速度・姿勢のフィードバックシステムの開発, シンポジウム: スポーツ・アンド・ヒューマン・ダイナミクス講演論文集2011, 146-150, 2011.
- 12) King K, Hough J, McGinnis R, Perkins N S: A new technology for resolving the dynamics of a swinging bat, Sports Engineering, 15, 41-52, 2012.
- 13) King K, Toon S W, Perkins N C, Najafi K: Wireless MEMS inertial sensor system for golf swing dynamics, Sensors and Actuators A, 141, 619-630, 2008.
- 14) 中尾司: マイコンの1線2線3線インターフェース活用入門, 16-23, CQ出版, 東京, 2007.
- 15) Diebel J: Representing attitude: Euler angles, unit quaternions, and rotation vectors, Retrived October 20, 2006 available from <ftp://sbai2009.ene.unb.br/Projects/GPS-IMU/George/arquivos/Bibliografia/79.pdf>
- 16) 堀源一郎: ハミルトンと四元数, 280-290, 海鳴社, 東京, 2007.
- 17) Cooke J M, Zyda M J, Pratt D R, McGhee R B: NPSNET: Flight simulation dynamic modeling using quaternions, Presence, 1 (4), 404-420, 1994.
- 18) 吉川恒夫: ロボット制御基礎論, 46-61, コロナ社, 東京, 1988.
- 19) 日本機械学会: マルチボディダイナミクス (1), 77-91, コロナ社, 東京, 2006.
- 20) Jurman D, Jankovec M, Kamnik R, Topic M: Calibration and data fusion solution for the miniature attitude and heading reference system, Sensors and Actuators A, 138 (2), 411-420, 2007.
- 21) Vcelak J, Ripka P, Kubik J, Platil A, Kaspar P: AMR navigation systems and methods of their calibration, Sensors and Actuators A, 123-124, 122-128, 2005.
- 22) Zhu R, Zhou Z: Calibration of three-dimensional integrated sensors for improved system accuracy, Sensors and Actuators A, 127 (2), 340-344, 2006.
- 23) Sabatini A M: Quaternion-based extended Kalman filter for determining orientation by inertial and magnetic sensing, IEEE transactions on Biomedical Engineering, 53 (7), 1346-1356, 2006.
- 24) Roetenberg D, Luinge H J, Baten C T, Veltink P H: Compensation of magnetic disturbances improves inertial and magnetic sensing of human body segment orientation, IEEE transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 13 (3), 395-405, 2005.
- 25) Cooper G, Sheret I, McMillan L, Siliverdis K, Sha N, Hodgins D, Kenney L, Howard D: Inertial sensor-based knee flexion/extension angle estimation, Journal of Biomechanics, 42, 2678-2685, 2009.
- 26) Music J, Kamnik R, Munih M: Model based inertial sensing of human body motion kinematics in sit-to-stand movement, Simulation Modelling Practice and Theory, 16 (8), 933-944, 2008.
- 27) 片山徹: 応用カルマンフィルタ, 105-107, 朝倉書店, 東京, 2000.
- 28) 片山徹: 非線形カルマンフィルタ, 81-120, 朝倉書店, 東京, 2011.
- 29) 廣瀬圭, 土岐仁, 近藤亜希子: 慣性センサ・地磁気センサを用いたスポーツにおける姿勢計測に関する研究, スポーツ産業学研究, 22 (2), 255-262, 2012.
- 30) Padgaonkar A J, Krieger K W, King A I: Measurement of angular acceleration of a rigid body using linear accelerometers, Journal of Applied Mechanics, 42 (3), 552-556, 1975.
- 31) Ohgi Y, Ichikawa H: Microcomputer-based data logging device for accelerometry in swimming, The Engineering of Sport 4, 637-643, 2002.
- 32) 廣瀬圭, 土岐仁, 小田紳介, 永作清: 拡張カルマンフィルタを用いたスキー・ターンの運動計測と力学解析に関する研究, 日本機械学会論文集C編, 77 (774), 470-480, 2011.
- 33) Hirose K, Doki H, Kondo A: Dynamic motion analysis of snowboard turns by the measurement of motion and reaction force from snow surface, Procedia Engineering, 34, 754-759, 2012.
- 34) 近藤亜希子, 土岐仁, 廣瀬圭: 慣性センサを用いた身体運動計測における3次元姿勢推定法に関する研究, 日本機械学会論文集C編, 79 (803), 2351-2361, 2013.
- 35) Kondo A, Doki H, Hirose K: An attempt of a new motion measurement method for alpine ski turns using inertial sensors, Procedia Engineering, 34, 421-426, 2012.
- 36) 廣瀬圭, 土岐仁, 近藤亜希子: スキーヤーの関節角度・滑走速度計測によるスキー・ターンの運動解析に関する研究, スポーツ産業学研究, 22 (1), 1-8, 2012.