

Predicting soft tissue artefact with linear mixed models

Jinuk Kim^{a,1}

^aDepartment of Physical Education, Kunsan National University

(Received March 5, 2018; Revised May 23, 2018; Accepted June 7, 2018)

Abstract

This study uses mixed-effects models to predict thigh soft tissue artefact (STA), relative movement of soft tissue such as skin to femur occurring during hip joint motions. The random effects in the model were defined as STA and the fixed effects in the model were considered as skeletal motion. Five male subjects without musculoskeletal disease were selected to perform various hip joint rotational motions. Linear mixed-effects models were applied to markers' position vectors acquired from non-invasive method, photogrammetry. Predicted random effects showed similar patterns of STA among subjects. Large magnitudes of STA appeared on the points near the hip joint regardless of sides; however, small values appeared on the distal anterior.

Keywords: soft tissue artefact (STA), linear mixed model, hip joint, thigh

1. 서론

인체운동의 역학적 분석에서 피부 위에 작은 구 모양의 마커(marker)를 부착하여 촬영된 영상을 이용하는 것은 현재 가장 많이 사용되는 방법이다. 두 대 이상의 고속카메라 영상으로부터 얻어진 마커의 3차원 위치로 피부 속 골격(skeleton)의 운동을 간접적으로 추정한다. 마커는 실험단위(experimental unit)로서 카메라의 연속적인 영상 프레임(frame)으로부터 3차원 위치가 시간에 따라 반복적으로 측정되고 이는 종단적자료(longitudinal data)라 할 수 있다.

측정된 마커의 위치는 여러 가지 오차를 포함하고 있다. 영상도구를 이용하여 측정하는데 발생하는 오차, 그리고 피부나 근육 같은 연조직의 움직임에 의한 오차(soft tissue artefact; STA)로 나눌 수 있다 (Cereatti 등, 2006). 그 중 STA는 마커를 이용한 인체 동작분석에서 가장 많은 부분을 차지하는 오차이다 (Anderson 등, 2012; Leardini 등, 2005). 마커의 위치는 운동역학(biomechanics)에서 다루는 거의 모든 변수들의 계산에 이용되기 때문에 분석의 타당성을 위해서는 위치 측정값에 포함된 오차, 특히 STA의 특성을 살펴보는 것이 중요하다.

인체가 운동을 수행할 때 발생하는 STA 크기를 측정한 연구는 다양하다. 참조를 위한 구조물을 직접 뼈에 삽입하여 부착하거나 (Cappozzo 등, 1996; Camomilla 등, 2013), 또는 형광투시검사(fluoroscopy)와 같은 의료영상을 이용하여 (Akbarshahi 등, 2010; Tsai 등, 2011) 뼈의 측정값을 기준(criteria)으로 마커의 상대운동을 측정하는 것이다. 이 연구들의 제한점은 뼈에 부착물이 있기 때문에 연조직의 운

This work was supported by the National Research Foundation of Korea Grant funded by the Korean Government (NRF-2017S1A5A8021040).

¹Department of Physical Education, Kunsan National University, 558 Daehak-Ro, Gunsan 54150, Korea.

E-mail: jinuk@kunsan.ac.kr

동을 제한하거나 변경시킬 수 있으며, 의료영상은 촬영 범위가 넓지 않고 초당 프레임수가 낮다 (Gao와 Zheng, 2008). 따라서 자연스러운 동작을 수행할 수 없으며 완전한 STA를 기대할 수 없다. 더구나 이러한 방법은 인체에 외과적인 수술 또는 방사선과 같은 해로운 영향을 미친다 (Camomilla 등, 2009).

대안으로는 영상분석의 마커 위치자료만 가지고 STA를 추정하는 방법 (Anderson, 2009; Camomilla 등, 2009; Gao와 Zheng, 2008; Peters 등, 2009; Stagni 등, 2005)이다. 이 연구들은 운동 중 마커들 간의 상대거리 변이(variation)를 이용하여 간접적으로 추정한다. 엄밀히 말하면 마커들 간의 상대적 거리 자체는 STA가 아니다. 골격과 피부간 상대운동이 STA이다. 어느 동작이건 마커 위치는 골격과 STA의 운동학적(kinematic) 정보를 담고 있으며 이를 적절히 나타내는 모형에 의해서 골격과 STA의 효과를 분리하여 추정하는 것이 필요하다.

선형혼합모형(linear mixed model) 또는 선형혼합효과모형(linear mixed-effects model)은 하나 또는 그 이상의 분류요인(classification factor)에 따라 그룹화 된 자료(grouped data)형태에서 반응변수(response variable)와 설명변수(explanatory variable)간의 선형적인 관련성을 나타내기 위해 주로 사용되는 모형이다. 그룹화된 자료는 종단적자료(longitudinal data), 반복측정자료(repeated measures data), 다수준자료(multilevel data), 그리고 블록설계자료(block designs)가 있다 (Pinheiro와 Bates, 2000). 혼합모형은 설명변수가 반응변수에 미치는 영향을 고정요인(fixed factors)과 임의요인(random factors)로 나누어 설명하며 이 두 요인을 모두 가지고 있는 모형을 의미한다. 설명변수가 반응변수에 미치는 영향이 전체 모집단에 적용되는 것이 고정효과(fixed effects)라면, 모집단내의 특정 클러스터 또는 피험자(subject)에만 적용되는 것이 임의효과(random effects)이다 (Diggle 등, 2002; Fitzmaurice 등, 2004; Verbeke와 Molenberghs, 2000; West 등, 2007). 마커의 위치는 종단적자료이고 고정효과는 골격의 운동, 임의효과를 STA라 가정한다면 혼합모형을 통해서 STA의 효과를 추정하는 것이 적절한 것으로 여겨진다.

본 연구의 목적은 혼합모형을 이용하여 피부움직임 오차인 STA를 추정하는 것이다. 비침습적(noninvasive) 방법인 영상에서 얻어진 여러 마커의 위치에 선형혼합모형을 적용하여 골격과 피부의 상대운동인 STA를 추정하는 것으로 적절한 임의효과를 적용시켜 그 크기를 추정하였다.

2. 연구방법

2.1. 마커의 운동학적 선형모형

Figure 2.1과 같이 인접한 인체 두 분절(segments)은 관절(joint)에 의해 서로의 운동에 제한을 주게 되어 세 개 이하의 회전운동 자유도(degrees of freedom)를 가진다. 관절의 운동은 관절중심(joint center) 또는 회전중심(center of rotation; CoR)을 순간적으로 지나는 회전축을 중심으로 회전운동이 일어난다. 관절중심은 두 분절의 공통영역이다. 분절 1의 좌표계($\mathbf{x}_1, \mathbf{y}_1, \mathbf{z}_1$)는 분절 1 임의의 지점에 위치해 있고 분절 2의 좌표계($\mathbf{x}_{2j}, \mathbf{y}_{2j}, \mathbf{z}_{2j}$)는 바로 관절중심에 위치해 있으며 두 좌표계 모두 직교좌표계(rectangular coordinate system)이다.

관절운동을 수행하는 동안 분절 2에 부착된 m 개의 마커는 n 개의 영상프레임에서 연속적으로 위치가 측정된다. 이때 분절 1의 좌표계로 나타낸 임의의 i 번째 마커의 j 번째 영상에서 3차원 위치벡터 $\mathbf{r}_{ij} = [r_{xij} \ r_{yij} \ r_{zij}]^T$ 의 운동학적 식은 다음과 같다.

$$\mathbf{r}_{ij} = \mathbf{o} + \mathbf{A}_j \boldsymbol{\tau}_i, \quad i = 1, \dots, m; \quad j = 1, \dots, n \quad (2.1)$$

\mathbf{o} 은 분절 1 좌표계 성분으로 나타낸 관절중심벡터, $\boldsymbol{\tau}_i$ 는 분절 2 좌표계 성분으로 나타낸 관절중심으로 부터 마커의 위치벡터이다. \mathbf{A}_j 는 분절 2의 좌표계 성분으로 표현된 마커 $\boldsymbol{\tau}_i$ 를 분절 1의 좌표계 성분으로

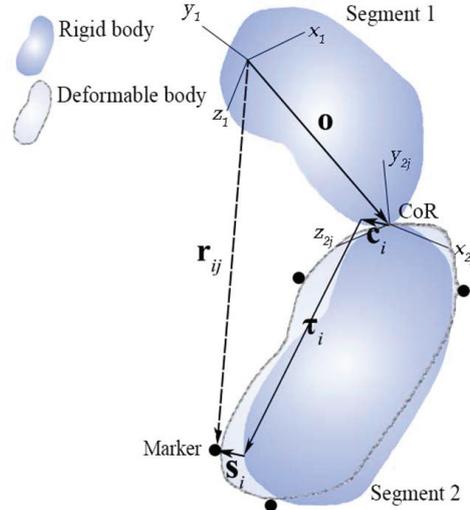


Figure 2.1. A joint composed of two segments. Positions of markers attached on the segment 2 are observed with respect to the segment 1's coordinate system.

변환시켜주는 역할을 하는 변환행렬(transformation matrix)이다. 두 좌표계는 모두 각 분절에 고정되어 분절과 같이 회전하는 물체고정회전(body-fixed rotation)이다 (Ginsberg, 1998). 그러므로 변환행렬 \mathbf{A}_j 는 분절 2에 고정된 좌표계 세 개의 축으로 구성될 수 있다. 분절 2 좌표계 세 개 축의 단위벡터 $\mathbf{x}_{2j}, \mathbf{y}_{2j}, \mathbf{z}_{2j}$ 가 열(column)로 구성된 크기 3×3 의 행렬을 $\Phi_j = [\mathbf{x}_{2j} \ \mathbf{y}_{2j} \ \mathbf{z}_{2j}]$ 라 할 때 $\mathbf{A}_j = \Phi_j^T$ 이다. \mathbf{A}_j 는 직교행렬(orthonormal matrix)이다($\mathbf{A}_j \mathbf{A}_j^T = \mathbf{A}_j^T \mathbf{A}_j = \mathbf{I}_3$).

2.2. 선형혼합모형

만일 인체를 강체(rigid body)라 가정한다면 STA는 발생하지 않는다. \mathbf{o} 와 $\boldsymbol{\tau}_i$ 는 각각의 좌표계에서 고정된 벡터이며 마커 위치벡터의 측정값에는 임의오차(random error)벡터 \mathbf{e}_{ij} 만 포함되어 있을 것이다.

$$\mathbf{r}_{ij} = \mathbf{o} + \mathbf{A}_j \boldsymbol{\tau}_i + \mathbf{e}_{ij}. \quad (2.2)$$

관절의 다양한 운동을 통해 연속적인 \mathbf{r}_{ij} , \mathbf{A}_j 가 측정되고 \mathbf{o} , $\boldsymbol{\tau}_i$ 를 추정하게 된다. 모든 마커 위치는 공통의 관절중심 \mathbf{o} 과 자신만의 마커위치 $\boldsymbol{\tau}_i$ 의 합으로 이루어진 고정효과를 가지는 일반선형모형(general linear model)으로 생각할 수 있다. \mathbf{A}_j 는 모든 마커 $\boldsymbol{\tau}_i$ 에 회전행렬로서 동일하게 작용하기 때문에 아래첨자 i 가 포함된 \mathbf{A}_{ij} 가 아니다. \mathbf{r}_{ij} 와 \mathbf{A}_j 는 각각 반응변수와 설명변수에 해당되며, 특히 \mathbf{A}_j 는 시간에 따라 변화하기 때문에 시간변화공변량(time-varying covariates)으로 부르기도 한다. 마커의 연속적인 측정벡터 $\mathbf{r}_i = [\mathbf{r}_{i1}^T, \dots, \mathbf{r}_{in}^T]$ 는 다음과 같이 행렬로 나타낼 수 있다.

$$\begin{bmatrix} \mathbf{r}_{i1} \\ \vdots \\ \mathbf{r}_{in} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{o} \\ \vdots \\ \mathbf{o} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{A}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{A}_n \end{bmatrix} \boldsymbol{\tau}_i + \begin{bmatrix} \mathbf{e}_{i1} \\ \vdots \\ \mathbf{e}_{in} \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

또는

$$\mathbf{r}_i = \mathbf{1}_n \otimes \mathbf{o} + \mathbf{A} \boldsymbol{\tau}_i + \mathbf{e}_i. \quad (2.4)$$

$\mathbf{1}_n$ 은 n 개의 성분이 모두 1인 벡터, \otimes 는 크로넬커 적(Kronecker product)이고, \mathbf{A} 와 \mathbf{e}_i 는 각각

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{A}_n \end{bmatrix}, \quad \mathbf{e}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{e}_{i1} \\ \vdots \\ \mathbf{e}_{in} \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

이다. 만일 인체를 변형체(deformable body)라 가정하면 운동 중에 발생하는 STA는 마커의 측정값 \mathbf{r}_i 에 영향을 미치며 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\mathbf{r}_i = \mathbf{1}_n \otimes (\mathbf{o} + \mathbf{c}_i) + \mathbf{A}(\boldsymbol{\tau}_i + \mathbf{s}_i) + \mathbf{e}_i. \quad (2.6)$$

\mathbf{c}_i 와 \mathbf{s}_i 는 임의효과로 STA에 의해서 \mathbf{o} 과 $\boldsymbol{\tau}_i$ 에 변이가 발생한 효과를 나타낸 것이며, \mathbf{o} 과 $\boldsymbol{\tau}_i$ 는 고정효과로 인체의 골격에 의한 효과이다. 그러나 식 (2.6)은 식별불가능(unidentifiable)이다. m 개의 마커에서 \mathbf{o} 은 공통의 관절중심이지만, $\boldsymbol{\tau}_i$ 는 각자의 개별 위치이기 때문에 동일한 첨자를 가진 \mathbf{c}_i 와 \mathbf{s}_i 를 동시에 추정할 수가 없기 때문이다. 추정 가능한 모형을 위해 본 연구는 m 개 마커의 서로 다른 STA에 의해서 \mathbf{o} 에만 변이가 발생한 것으로 가정하였다.

$$\mathbf{r}_i = \mathbf{1}_n \otimes (\mathbf{o} + \mathbf{c}_i) + \mathbf{A}\boldsymbol{\tau}_i + \mathbf{e}_i. \quad (2.7)$$

혼합모형은 마커 i 의 연속적인 관측값에 결측치 벡터가 존재하여 마커들마다 n 이 다른 경우에도 적용될 수 있기 때문에 i 를 이용하여 개별 실험단위를 모형화 하는 것이 일반적이다. 위의 모형을 혼합모형에서 관례적으로 사용하는 방법으로 표현하면 다음과 같다. $\mathbf{y}_i = \mathbf{r}_i$ 라 하고, 고정효과와 임의효과에 대한 모형행렬(model matrix or design matrix) $\mathbf{X}_i(3n \times 6)$, $\mathbf{Z}_i(3n \times 3)$ 를

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_i &= [\mathbf{1}_n \otimes \mathbf{I}_3, \mathbf{A}], \\ \mathbf{Z}_i &= [\mathbf{1}_n \otimes \mathbf{I}_3] \end{aligned} \quad (2.8)$$

그리고 고정효과 $\boldsymbol{\beta}_i(6 \times 1)$ 와 임의효과 $\mathbf{b}_i(3 \times 1)$ 를 각각

$$\boldsymbol{\beta}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{o} \\ \boldsymbol{\tau}_i \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b}_i = \mathbf{c}_i \quad (2.9)$$

라 하면

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_i &= \mathbf{X}_i\boldsymbol{\beta}_i + \mathbf{Z}_i\mathbf{b}_i + \mathbf{e}_i, \\ \mathbf{b}_i &\sim N(\mathbf{0}, \mathbf{D}_0), \\ \mathbf{e}_i &\sim N(\mathbf{0}, \mathbf{R}_i) \end{aligned} \quad (2.10)$$

이다. 일반적으로 \mathbf{b}_i 와 \mathbf{e}_i 는 다변량 정규분포를 이룬다고 가정하며 평균은 $\mathbf{0}$ 이고 분산은 각각 \mathbf{D}_0 와 \mathbf{R}_i 이다. \mathbf{D}_0 는 임의효과의 3×3 공분산행렬로 마커간 분산(between-markers variance)을, \mathbf{R}_i 는 오차의 $3(n \times n)$ 공분산행렬로 마커내 분산(within-markers variance)을 의미한다. 그리고 \mathbf{b}_i 와 \mathbf{e}_i 는 서로 독립이라 가정한다. 그러므로 $\text{Var}(\mathbf{y}_i) = \mathbf{Z}_i\mathbf{D}_0\mathbf{Z}_i^T + \mathbf{R}_i$ 이다. 추가적으로 본 연구에서는 오차벡터 $\mathbf{e}_{i1}, \dots, \mathbf{e}_{in}$ 간과 x, y, z 성분 간에도 서로 독립이며 모두 동일한 분산을 가진다고 가정 하였다. 따라서 $\mathbf{R}_i = \sigma_e^2\mathbf{I}_{3n}$ 가 되며 이는 Laird와 Ware (1982)의 기본모형과 유사한 형태를 가진다.

전술한 바와 같이 \mathbf{A} 는 모든 마커에 동일하게 적용되는 회전행렬이기 때문에 아래첨자 i 가 불필요하며 \mathbf{X}_i 도 마찬가지이다. 그러나 아래의 전체 마커의 모형에서 사용될 \mathbf{X} 와의 구분을 위해 i 는 남겨두었다.

반면 β_i 는 모든 마커에 고정효과로서 동일하게 작용하는 것이 아니라 β_i 의 성분 τ_i 가 마커마다 다른 위치를 가지기 때문에 첨자 i 가 꼭 필요하다. 영상분석에서 얻어지는 모든 마커는 n 개의 측정벡터를 가지는 균형자료(balanced data)이므로 \mathbf{y}_i 는 동일한 크기를 가진다. 그러므로 n 개의 연속적인 측정벡터를 가지는 모든 m 개의 마커 $\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_m$ 와 오차 $\mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_m$ 을 하나의 열로 쌓아 각각 \mathbf{y} 와 \mathbf{e} 로 나타내는 것이 편리하다(크기는 모두 $3N \times 1$ 이며 $N = mn$).

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} \mathbf{r}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{r}_m \end{bmatrix}, \quad \mathbf{e} = \begin{bmatrix} \mathbf{e}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{e}_m \end{bmatrix}, \quad (2.11)$$

고정효과와 임의효과에 대한 모형행렬 $\mathbf{X}(3(N \times (1 + m)))$, $\mathbf{Z}(3(N \times m))$, 그리고 고정효과 $\boldsymbol{\beta}(3(1 + m) \times 1)$ 와 임의효과 $\mathbf{b}(3m \times 1)$ 를

$$\begin{aligned} \mathbf{X} &= [\mathbf{1}_N \otimes \mathbf{I}_3, \mathbf{I}_m \otimes \mathbf{A}] \\ \mathbf{Z} &= [\mathbf{I}_m \otimes \mathbf{1}_n \otimes \mathbf{I}_3], \\ \boldsymbol{\beta} &= \begin{bmatrix} \mathbf{o} \\ \boldsymbol{\tau}_1 \\ \vdots \\ \boldsymbol{\tau}_m \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} \mathbf{c}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{c}_m \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.12)$$

라 하면 혼합모형식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{Z}\mathbf{b} + \mathbf{e}, \\ \mathbf{b} &\sim N(\mathbf{0}, \mathbf{D}), \\ \mathbf{e} &\sim N(\mathbf{0}, \mathbf{R}). \end{aligned} \quad (2.13)$$

이 때 \mathbf{y} 의 평균과 분산은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} E(\mathbf{y}) &= \boldsymbol{\mu} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}, \\ \text{Var}(\mathbf{y}) &= \boldsymbol{\Sigma} = \mathbf{Z}\mathbf{D}\mathbf{Z}^T + \mathbf{R}. \end{aligned} \quad (2.14)$$

\mathbf{b}_i 와 \mathbf{e}_i 는 서로 독립이라 가정하였기 때문에

$$\mathbf{D} = \mathbf{I}_m \otimes \mathbf{D}_0, \quad \mathbf{R} = \mathbf{I}_m \otimes \mathbf{R}_i = \sigma_e^2 \mathbf{I}_{3N} \quad (2.15)$$

이다. 식 (2.14)는 주변평균과 주변분산(marginal mean and variance)으로 모집단의 평균과 분산(population-averaged mean and variance)을 의미한다. 조건부평균, 조건부분산(conditional mean and variance)은 \mathbf{b} 가 주어졌을 때 마커의 평균, 분산(marker-specific mean and variance)을 의미한다.

$$\begin{aligned} E(\mathbf{y}|\mathbf{b}) &= \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{Z}\mathbf{b}, \\ \text{Var}(\mathbf{y}|\mathbf{b}) &= \mathbf{R}. \end{aligned} \quad (2.16)$$

특히 마커의 분산은 식 (2.15)와 같이 모두 동일하다고 가정한다. 고정효과 $\boldsymbol{\beta}$ 의 추정량 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 는 추정될 미지의 공분산행렬 $\hat{\boldsymbol{\Sigma}}$ 을 대입하면 다음과 같다.

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \left(\mathbf{X}^T \hat{\boldsymbol{\Sigma}}^{-1} \mathbf{X} \right)^{-1} \mathbf{X}^T \hat{\boldsymbol{\Sigma}}^{-1} \mathbf{y}. \quad (2.17)$$

본 연구에서 STA에 해당되는 임의효과 \mathbf{b} 는 고정된 모집단 모수가 아니라 확률변수(random variable)이므로 추정(estimating)보다는 예측(predicting)이라는 용어를 관례적으로 사용하며 (Fitzmaurice 등, 2004; McCulloch 등, 2008) 임의효과 \mathbf{b} 의 예측변수(predictor) $\hat{\mathbf{b}}$ 와 이의 분산은

$$\hat{\mathbf{b}} = \hat{\mathbf{D}}\mathbf{Z}^T\hat{\Sigma}^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\beta}),$$

$$\widehat{\text{Var}}(\hat{\mathbf{b}}) = \hat{\mathbf{D}}\mathbf{Z}^T\hat{\Sigma}^{-1}\mathbf{Z}\hat{\mathbf{D}} - \hat{\mathbf{D}}\mathbf{Z}^T\hat{\Sigma}^{-1}\mathbf{X}(\mathbf{X}^T\hat{\Sigma}^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^T\hat{\Sigma}^{-1}\mathbf{Z}\hat{\mathbf{D}} \quad (2.18)$$

이다. $\hat{\mathbf{b}}$ 는 가장 좋은 선형불편예측변수(best linear unbiased predictor; BLUP)라 하는데 ‘가장 좋은(best)’이란 최소평균제곱오차(minimum mean squared error)를 의미한다 (McCulloch 등, 2008). 예측변수 \mathbf{b} 의 추론에 있어서 \mathbf{b} 의 변이도 같이 고려한 $\text{Var}(\hat{\mathbf{b}} - \mathbf{b})$ 도 사용하며 이는 예측에서 발생하는 오차의 분산으로 다음과 같다.

$$\widehat{\text{Var}}(\hat{\mathbf{b}} - \mathbf{b}) = \hat{\mathbf{D}} - \widehat{\text{Var}}(\hat{\mathbf{b}}) \quad (2.19)$$

일반적으로 $\hat{\mathbf{D}}$ 의 성분이 $\text{Var}(\hat{\mathbf{b}})$ 성분보다 크기가 크며 축소효과(shrinkage effect)에 의한 것이다 (Verbeke와 Molenberghs, 2000). 식 (2.17)과 (2.18)에 포함되어 있는 추정량 $\hat{\mathbf{D}}$, $\hat{\mathbf{R}}(\hat{\Sigma})$ 는 제한가능도 함수(restricted likelihood function)를 이용하여 추정하며 이는 최대가능도(maximum likelihood) 방법보다 더 선호된다. 상수항을 제외한 로그를 취한 제한가능도 함수는

$$l_{\text{REML}} = -\frac{1}{2}\log|\mathbf{X}^T\hat{\Sigma}^{-1}\mathbf{X}|$$

$$-\frac{1}{2}\log|\hat{\Sigma}|$$

$$-\frac{1}{2}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\beta})^T\hat{\Sigma}^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\beta}) \quad (2.20)$$

이며 해를 구하는 반복계산에는 Newton-Raphson (NR) 알고리즘이 선호된다 (Lindstrom과 Bates, 1988).

3. 실증적 자료분석

인체 운동 중에 발생하는 STA 추정에 혼합모형 적용을 위해 고관절(hip joint)의 운동 실험을 진행하였다. 이 실험을 위해 다섯 명의 남성 피험자를 선정하였으며 신체적 특성은 신장 $179 \pm 2\text{cm}$, 질량 $73 \pm 3\text{kg}$, 나이 20.6 ± 0.89 살이다. 이들은 모두 근골격계 질환 병력이 없으며 실험참여에 자발적 동의를 하였고 실험은 K대학교 연구윤리위원회 승인을 얻어 K대학교 체육관에서 진행하였다.

Figure 3.1의 왼쪽과 같이 피험자는 골반(pelvis)과 대퇴골(femur)의 해부학적 랜드마크(anatomical landmark) 지점의 피부위에 7개의 마커를 부착하였다. 골반은 전방 좌우 두 개의 anterior superior iliac spine (L(R)ASIS), 후방 좌우 두 개의 posterior superior iliac spine (L(R)PSIS)에 부착하였고, 오른쪽 대퇴골의 greater trochanter (GT), lateral epicondyle (LE), medial epicondyle (ME)에 부착하였다. 이 마커들을 이용하여 골반좌표계 $[\mathbf{x}_p \ \mathbf{y}_p \ \mathbf{z}_p]$ 와 대퇴골좌표계 $[\mathbf{x}_f \ \mathbf{y}_f \ \mathbf{z}_f]$ 를 정의하였고 (Wu 등, 2002), 특히 대퇴의 좌표계는 Wu 등 (2002)와 다르게 GT로 고관절중심을 대신 하였다. 그리고 대퇴의 외측(lateral)에 세 개(L1, L2, L3), 전방(anterior)에 세 개(A1, A2, A3), 내측(medial)에 세 개(M1, M2, M3)의 9개 마커를 추가로 부착하였으며 이 마커는 본 연구모형에 사용되었다.

피험자는 선행연구 (De Rosario 등, 2013; Ojeda 등, 2014)에서 사용된 세 가지 동작을 수행하였다. 동작의 시작은 중립상태이며 첫 번째 동작은 굴곡 30° -중립-신전 30° -중립, 두 번째 동작은 외전 30° -중립, 세 번째 동작은 굴곡 30° -신전 30° 지점으로 회전(circumduction)-중립이다. 이 동작은 슬관절

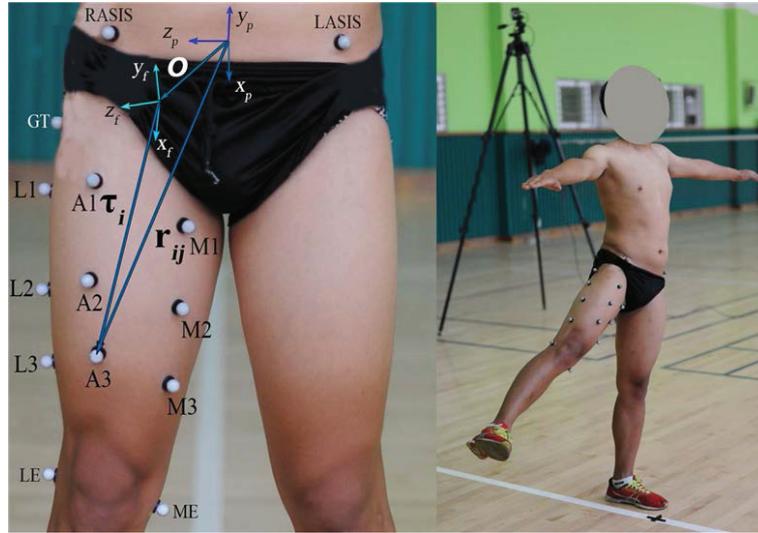


Figure 3.1. Markers on the pelvis and the thigh segment. Left picture is a slightly corrected version (LE and ME changed) from Kim (2017). Right picture represents a subject performing the hip joint functional motion. LE = lateral epicondyle; ME = medial epicondyle.

이 신전되고 발목관절이 고정된 상태로 수행되었다. 마커의 3차원 위치벡터는 NaturalPoint사의 OptiTrack Motion Capture System을 이용하여 cm 단위로 취득하였다. 사용된 카메라는 Prime 13으로 8대이며 1 초당 120 프레임으로 촬영하였다. 분석에 이용될 9개 마커($m = 9$)의 3차원 위치벡터 원자료(raw data)는 필터링(filtering)을 거치지 않았으며 골반좌표계 성분으로 변환하였다. 좌표계 $+x$ 축은 전방, $+y$ 축은 상방, 그리고 $+z$ 축은 우측으로 설정하였다. Figure 3.2는 첫 번째 피험자가 수행한 세 가지 동작에 대한 9개 마커의 위치를 x, y, z 성분별로 나타낸 것이다. 자료처리와 모형에 의한 추론은 각각 MATLAB ver 6.1(The Math Works)과 R(3.3.2) nlme 패키지의 lme 함수 (Pinheiro 등, 2017)를 이용하였다.

임의효과의 공분산행렬 \mathbf{D}_0 식 (2.10)의 추정된 행렬은 Table 3.1에 나타나 있다. $\hat{\mathbf{D}}_U$ 는 여섯 개의 모수를 가지고 있는 비구조적행렬(unstructured), $\hat{\mathbf{D}}_D$ 는 세 개의 모수로 이루어진 대각행렬(diagonal), $\hat{\mathbf{D}}_I$ 는 분산이 모두 같은 공분산행렬이다. 또한 식 (2.18)의 $\widehat{\text{Var}}(\hat{\mathbf{b}})$ 도 함께 나타나 있다. $\hat{\mathbf{D}}_U$ 와 $\widehat{\text{Var}}(\hat{\mathbf{b}})$ 의 아래삼각행렬(lower triangular matrix)은 분산과 공분산, 윗부분은 상관관계수이다. $\widehat{\text{Var}}(\hat{\mathbf{b}})$ 는 $\hat{\mathbf{D}}_U$ 과 비교하였을 때 분산의 크기는 약간 작고 공분산의 크기는 약간 크게 나타났으나 거의 비슷하게 나타나 \mathbf{b} 를 예측함에 있어 발생하는 표준오차는 아주 작을 것으로 생각된다. $\hat{\mathbf{D}}_D$ 와 $\hat{\mathbf{D}}_I$ 에 해당되는 $\widehat{\text{Var}}(\hat{\mathbf{b}})$ 는 구하지 않았다. 임의효과 $\hat{\mathbf{b}}$ 를 구하기 위한 적절한 공분산행렬의 선택을 위해 $\hat{\mathbf{D}}_U$ 와 $\hat{\mathbf{D}}_D$, $\hat{\mathbf{D}}_I$ 간의 가능도비 검정(likelihood ratio test)을 수행하였다. 유의확률 p 는 각각 0.5257와 0.5282로 유의수준 $\alpha = 0.1$ (Fitzmaurice 등, 2004)에서도 세 모형 간에는 차이를 보이지 않아 간결성의 원리(principle of parsimony)에 의해 임의효과 공분산행렬은 하나의 모수로 구성된 $\hat{\mathbf{D}}_I$ 를 선택하였다. 이러한 과정은 모든 피험자에서 동일하게 나타났으며 Table 3.1은 $\hat{\mathbf{D}}_I$ 의 대각성분 $\hat{\sigma}_b^2 = 8.3208$ ($\hat{\sigma}_b = 2.885$)이 가장 큰 값을 가지는 피험자의 분석결과이다.

$\hat{\mathbf{D}}_I$ 를 이용한 고정효과 추정벡터 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 는 Table 3.2에, 임의효과 예측벡터 $\hat{\mathbf{b}}$ 는 Table 3.3에 각각 나타나 있다. Table 3.2의 고정효과 \mathbf{o} 는 고관절중심, L1-L3, A1-A3, M1-M3는 고관절중심으로부터 마커까지의 위치 $\boldsymbol{\tau}_1-\boldsymbol{\tau}_9$ 이며 운동역학에서는 주로 \mathbf{o} 에 관심을 가진다. Table 3.3의 임의효과 L1-L3, A1-A3,

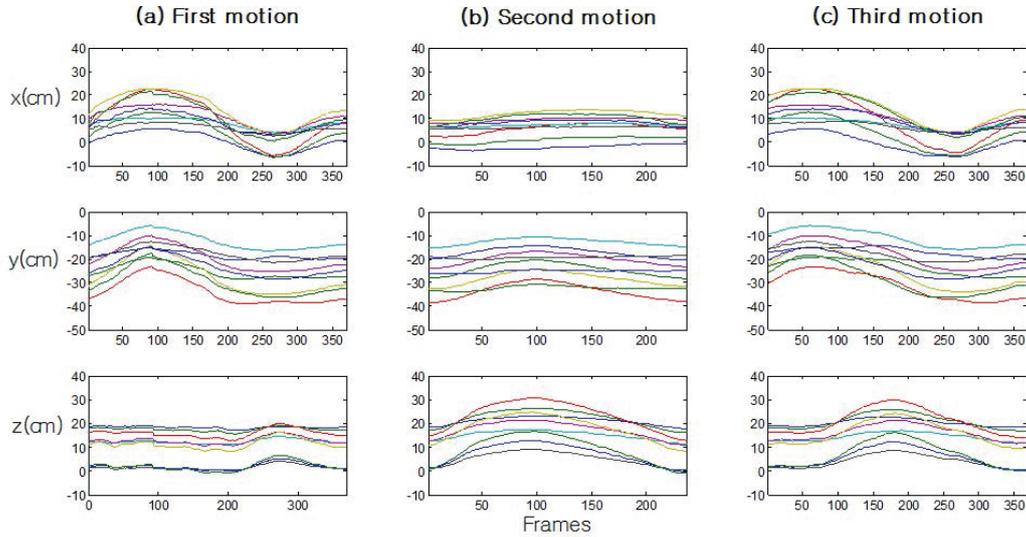


Figure 3.2. x, y, z positions of nine markers with respect to pelvic coordinate system during functional hip joint motions. (a) First motion consists of flexion-neutral-extension-neutral sequence, (b) Second motion: abduction-neutral, (c) Third motion: flexion-circumduction to extension-neutral.

Table 3.1. The estimated covariance matrices for the random effects and likelihood ratio tests

	Estimates	AIC	BIC	Test	LR	p -value
$\hat{\mathbf{D}}_U =$	$\begin{bmatrix} 4.2034 & -0.0985 & -0.4772 \\ -0.6544 & 10.4980 & -0.0420 \\ -3.1348 & -0.4356 & 10.2640 \end{bmatrix}$	82992.56	83295.07			
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\mathbf{b}}_i) =$	$\begin{bmatrix} 4.1984 & -0.0987 & -0.4778 \\ -0.6549 & 10.4925 & -0.0424 \\ -3.1347 & -0.4393 & 10.2513 \end{bmatrix}$					
$\hat{\mathbf{D}}_D =$	$\begin{bmatrix} 4.2034 & & \\ 0 & 10.499 & \\ 0 & 0 & 10.264 \end{bmatrix}$	82988.78	83266.77	\mathbf{D}_U vs \mathbf{D}_D	2.222567	0.5275
$\hat{\mathbf{D}}_I =$	$\begin{bmatrix} 8.3208 & & \\ 0 & 8.3208 & \\ 0 & 0 & 8.3208 \end{bmatrix}$	82986.71	83248.34	\mathbf{D}_U vs \mathbf{D}_I	4.146947	0.5285

$\mathbf{D}_U, \widehat{\text{Var}}(\hat{\mathbf{b}}_i)$ 의 아래삼각행렬은 분산-공분산, 윗부분은 상관계수; AIC = Akaike's information criterion; BIC = Bayesian information criterion; LR = likelihood ratio.

M1-M3은 고관절중심으로부터 개별마커의 편차 $\mathbf{c}_1, \dots, \mathbf{c}_9$ 이며 임의효과 공분산행렬을 구성하는 추정모수 $\hat{\sigma}_b$ 과 오차 공분산행렬을 구성하는 추정모수 $\hat{\sigma}_e$ 도 함께 나타나 있다.

Table 3.3을 보면 첫 번째 피험자(s1)가 다른 피험자에 비해 STA의 크기는 약간 크게 나타났고 두 번째 피험자(s2)는 다른 피험자에 비해 작게 나타났다. 그러나 방향에 있어서는 모든 피험자가 비슷한 것으로 보아 전체적으로 피험자 간 유사한 결과를 보인 것으로 생각된다. 벡터의 크기($\|\hat{\mathbf{b}}\|$)로 보면 A1이 가장 크고 L1, M1, 그리고 L3순으로 고관절에 가까운 곳의 STA가 큰 값을 보였다. 다른 마커에 비해 A2, A3는 작은 크기를 보여주고 있다. 임의효과의 표준편차 $\hat{\sigma}_b$ 는 오차의 표준편차 $\hat{\sigma}_e$ 에 비해 약 2배

Table 3.2. Estimated fixed effects (cm) and standard errors (cm)

Subjects		$\hat{\beta}$											
		\mathbf{o}	SE	L1	L2	L3	A1	A2	A3	M1	M2	M3	SE
s1	x	2.264	0.962	2.24	4.13	6.69	5.51	7.87	9.47	3.25	4.97	6.63	0.07
	y	-15.234	0.962	-5.86	-10.54	-16.97	-4.42	-8.43	-13.60	-5.53	-9.71	-15.15	0.07
	z	11.066	0.962	4.85	4.71	3.68	0.12	0.65	-0.13	-4.28	-4.67	-4.95	0.11
s2	x	1.1405	0.544	5.44	8.97	11.13	9.26	12.57	15.29	6.98	10.33	13.23	0.07
	y	-12.187	0.544	-8.00	-12.77	-19.56	-5.18	-9.63	-16.02	-7.25	-12.83	-16.74	0.06
	z	12.153	0.545	5.81	5.34	4.46	0.15	0.09	-0.80	-6.04	-5.89	-6.09	0.09
s3	x	-0.332	0.671	2.39	5.80	7.31	6.70	10.51	12.05	4.43	7.27	9.85	0.12
	y	-12.774	0.671	-6.17	-13.58	-19.91	-4.34	-10.76	-16.92	-6.31	-13.28	-20.41	0.11
	z	10.601	0.672	5.07	5.28	4.52	0.78	0.85	-0.07	-4.12	-4.95	-5.27	0.18
s4	x	0.455	0.683	1.98	3.54	4.81	6.94	8.93	9.77	6.59	8.25	9.65	0.05
	y	-15.464	0.683	-10.13	-15.93	-21.82	-6.93	-12.35	-19.00	-8.57	-14.17	-21.00	0.06
	z	11.339	0.684	7.15	6.92	6.31	2.42	2.85	2.78	-1.60	-1.92	-1.90	0.10
s5	x	-2.423	0.722	0.98	1.09	1.24	5.91	6.69	6.90	4.52	5.00	5.79	0.08
	y	-15.345	0.722	-8.66	-13.96	-20.00	-6.33	-11.46	-17.85	-8.23	-13.22	-20.15	0.07
	z	11.293	0.723	5.54	5.11	4.01	1.68	1.44	0.80	-2.88	-3.26	-3.90	0.10

\mathbf{o} 은 고관절중심, L1-L3(τ_1 - τ_3)는 대퇴 외측, A1-A3(τ_4 - τ_6)는 대퇴 전방, M1-M3(τ_7 - τ_9)는 대퇴 내측에 부착된 마커 (Figure 3.1 참조). SE = standard errors.

Table 3.3. The predicted random effects (cm) and the estimated standard deviations (cm) for random effects and errors

Subjects		$\hat{\mathbf{b}}$									$\hat{\sigma}_b$ [95% CI]	$\hat{\sigma}_e$ [95% CI]
		L1	L2	L3	A1	A2	A3	M1	M2	M3		
s1	x	-4.10	-2.51	0.12	0.51	1.21	2.44	0.10	0.73	1.51	2.885 [2.158, 3.856]	1.164 [1.155, 1.174]
	y	1.48	-1.64	-5.08	6.09	1.86	-1.69	1.86	-0.39	-2.50		
	z	3.37	2.94	2.57	1.20	1.32	0.91	-4.86	-3.98	-3.46		
	$\ \hat{\mathbf{b}}\ $	5.51 \S	4.20 \ddagger	5.69 \S	6.23 \S	2.58	3.10 \dagger	5.20 \S	4.07 \ddagger	4.53 \ddagger		
s2	x	-2.37	-1.31	-0.09	-0.26	0.53	1.44	0.01	0.69	1.36	1.631 [1.223, 2.175]	0.769 [0.763, 0.776]
	y	0.55	-1.02	-2.97	3.73	1.75	-0.78	0.72	-0.53	-1.45		
	z	1.43	1.33	1.35	0.70	0.72	0.73	-2.78	-1.91	-1.56		
	$\ \hat{\mathbf{b}}\ $	2.82	2.13	3.26 \dagger	3.80 \dagger	1.97	1.79	2.87	2.10	2.53		
s3	x	-2.83	-0.91	-0.06	-0.06	0.66	1.36	0.43	0.60	0.81	2.008 [1.518, 2.658]	1.440 [1.426, 1.456]
	y	0.43	-1.71	-3.06	4.08	1.21	-0.40	0.93	-0.28	-1.20		
	z	3.16	2.26	2.08	0.85	0.71	0.28	-3.91	-2.96	-2.48		
	$\ \hat{\mathbf{b}}\ $	4.26 \ddagger	2.98	3.70 \dagger	4.17 \ddagger	1.55	1.45	4.04 \ddagger	3.03 \dagger	2.87		
s4	x	-2.34	-1.60	-0.83	0.93	1.33	1.23	0.14	0.38	0.76	2.049 [1.529, 2.747]	0.711 [0.704, 0.718]
	y	1.36	-1.24	-3.70	4.73	1.56	-1.64	1.64	-0.31	-2.39		
	z	2.29	2.02	1.82	0.33	0.45	0.69	-3.38	-2.45	-1.77		
	$\ \hat{\mathbf{b}}\ $	3.55 \dagger	2.86	4.21 \ddagger	4.83 \ddagger	2.10	2.16	3.76 \dagger	2.50	3.07 \dagger		
s5	x	-3.04	-2.05	-1.14	1.03	1.24	1.46	0.69	0.62	1.18	2.166 [1.635, 2.870]	1.182 [1.171, 1.193]
	y	0.94	-1.21	-3.18	3.99	0.93	-1.64	1.64	0.14	-1.62		
	z	2.74	2.72	2.59	0.20	0.44	0.76	-3.93	-3.18	-2.34		
	$\ \hat{\mathbf{b}}\ $	4.20 \ddagger	3.61 \dagger	4.26 \ddagger	4.13 \ddagger	1.61	2.32	4.31 \ddagger	3.24 \dagger	3.08 \dagger		

L1-L3 = \mathbf{b}_1 - \mathbf{b}_3 ; A1-A3 = \mathbf{b}_4 - \mathbf{b}_6 ; M1-M3 = \mathbf{b}_7 - \mathbf{b}_9 ; CI = confidence interval; \S = $5 \leq \|\hat{\mathbf{b}}\|$; \ddagger = $4 \leq \|\hat{\mathbf{b}}\| < 5$; \dagger = $3 \leq \|\hat{\mathbf{b}}\| < 4$.

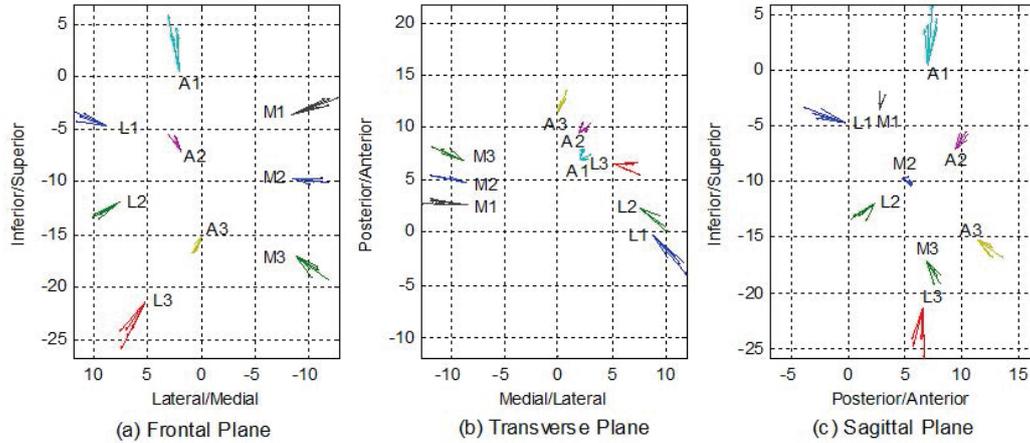


Figure 3.3. Predicted soft tissue artefact vectors(cm) of each markers for all subjects.

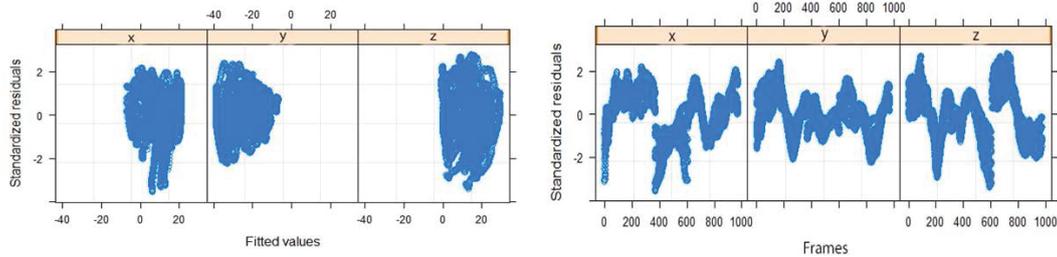


Figure 3.4. Plots of standardized residuals versus fitted values and frames for each coordinate.

정도 크게 나타나 위치의 변이를 더 많이 설명하고 있다.

Figure 3.3은 모든 마커에 해당되는 모든 피험자의 STA 벡터를 각각 관상면(frontal plane), 횡단면(transverse plane), 시상면(sagittal plane)에서 나타낸 것이다. STA는 전체적으로 좌우 바깥쪽으로 나타났다. L1, L2, L3는 모든 면에서 크게 나타났으며 약간의 피부 외측회전이 나타난 것으로 생각된다. M1, M2, M3는 시상면을 제외한 모든 면에서 크게 나타나 운동 시 내측으로 피부가 늘어나는 효과를 보여주고 있다. A1은 다른 마커에 비해 상대적으로 크기가 크며 근위(proximal)쪽으로 당겨지는 효과가 나타났다.

Figure 3.4는 x, y, z 성분별 표준화잔차(standardized residuals) 플롯이며 왼쪽은 적합된 값에 대한, 오른쪽은 프레임(시간)에 대한 것이다. 왼쪽 그림을 보면 x, y, z 에서 분산은 동일한 것으로 생각되며, 오른쪽 그림을 보면 시간에 따른 분산의 세부적인 크기는 동작에 따라 달라지기는 하지만 전체적으로 보았을 때 x, y, z 에서 역시 분산이 동일한 것으로 여겨진다. 그러나 인접한 잔차 간에 동일한 패턴이 나타나 오차는 독립이 아니라 관련성을 가지고 있는 것으로 생각된다.

Figure 3.5는 정규성 검토를 위한 Q-Q 플롯이며 왼쪽은 잔차에 대한, 오른쪽은 임의효과에 대한 것이다. 양쪽을 보면 모두 정규분포에서 크게 벗어나지는 않는 것으로 판단된다. 잔차와 Q-Q 플롯은 다섯 명의 피험자 모두 유사한 형태를 나타냈으며 Figure 3.4와 3.5는 첫 번째 피험자 s1에 해당된다.

혼합모형은 모든 실험단위에 공유되는 특성을 나타내는 고정효과와 특정 실험단위에만 유일하게 적용되

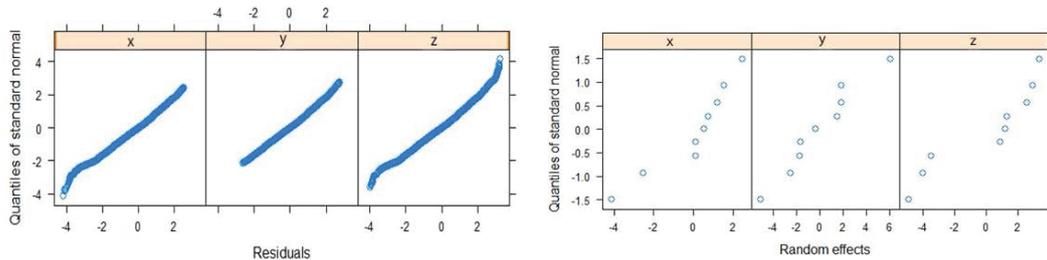


Figure 3.5. Normal Q-Q plots of residuals and random effects for each coordinate.

는 임의효과에 의해서 평균반응을 모형화 한다 (Fitzmaurice 등, 2004). 본 연구에서의 고정효과는 이러한 일반적인 고정효과의 정의와 약간 차이가 있다. 식 (2.2)의 τ_i 는 고정효과로 설정되어 있지만 모든 마커에 공유되는 특성을 가지지는 않는다. 그러나 운동학적 관점에서 보았을 때 τ_i 는 개별적인 마커의 위치이며 동시에 고정된 상수의 개념이기 때문에 고정효과로 설정하였다. 만일 이를 임의효과로 설정하면 τ_i 는 단순히 관절중심으로부터 마커까지의 예측변수이므로 STA와는 무관하다. 때문에 \mathbf{o} 과 τ_i 모두 고정효과로 가정되 개별마커에 의해서 \mathbf{o} 에만 변이가 생기는 모형으로 설정하였고 이것을 STA라 정의 하였다. 따라서 고정효과인 β 는 모든 마커들이 추정하는 골격에 관련된 부분으로 관절중심과 마커위치이며, 임의효과인 \mathbf{b} 는 관절중심으로부터 개별 마커들의 편차로 STA에 대한 정보를 포함한다고 볼 수 있다. 혼합모형은 연속적인 측정값을 가지는 마커 위치벡터의 분산구조도 고려하고, 임의효과의 예측변수로서 STA도 추정하기 때문에 본 연구의 목적과 부합되는 모형이다. 또한 Table 3.3의 임의효과의 추정된 표준편차 $\hat{\sigma}_b$ 는 오차의 표준편차 $\hat{\sigma}_e$ 에 비해 크며 이들의 신뢰구간을 보면 모든 피험자가 '0'을 포함하고 있지 않아 임의효과를 포함하는 것도 적절한 것으로 생각된다.

STA의 정보를 알게 되면 인체운동 분석의 타당성을 높인다. STA가 최소가 되는 지점에 마커를 부착하여 인체운동을 분석하거나, 마커의 선택적 부착이 어렵다면 STA의 영향이 최소가 되거나 이를 보정할 수 있는 방법을 고안하는데 도움을 준다. 또한 마커의 올바른 수학적 모형 수립에 기초가 된다. 운동역학에서 단일 마커의 STA는 일반적으로 편차로 정의 (Cereatti 등, 2017)되기 때문에 이상치에 민감할 수 있다. 혼합모형은 실험단위의 개별적인 이상적 행동에 대한 어느 정도 로버스트(robust)한 추정치를 제공한다 (Pinheiro와 Bates, 2000). 그러므로 혼합모형은 다른 마커의 움직임을 동시에 고려하여 추정된 STA를 얻을 수 있으며 좀 더 작은 편차를 예측해 볼 수 있다. 그러나 Table 3.3을 보면 σ_b 의 추정값이 σ_e 에 비해 약 두 배 정도이며, n 값도 매우 크기 때문에(Figure 3.3, 약 1,000) 개별 마커의 측정값에 더 많은 가중치가 부여되어 예측된 STA라 일반 편차와 크게 다르지 않을 것이라 생각된다.

STA의 크기를 측정한 선행연구의 결과를 정리한 연구 (Cereatti 등, 2017; Peters 등, 2010)를 보면 STA는 피험자의 신체적 특성, 마커의 부착위치, 그리고 운동종류에 따라 다르다는 것을 알 수 있다. 본 연구의 결과를 보면 크기에는 차이가 있지만 방향에서는 모두 유사한 것으로 나타나 피험자 간 유사성이 있다고 판단된다. Gao와 Zheng (2008)은 마커의 STA가 피험자 간 서로 유사하다고 결론지은 바 있다. Tsai 등 (2011)의 X-ray fluoroscopy를 이용한 슬관절(knee joint)운동에서 관절에 가까운 마커의 오차가 크고, 3.6cm의 최대크기를 보였으며, 피험자 간 다르게 나타난다고 결론지었다. 앉았다 일어서기 운동에서는 최대 7.6cm의 크기를 보여주고 있다 (Cereatti 등, 2017). 본 연구는 슬관절과 발목관절의 운동을 제한했기 때문에 주로 고관절에서 가까운 L1, A1, M1의 크기가 대체로 크게 나타났다. Grimpampi 등 (2014)는 본 연구와 유사한 운동으로 STA의 최대값이 3cm의 크기를 보여주고 있다. 본 연구는 S1을 제외한 피험자의 최대 크기는 대략 4cm 정도 되기 때문에 타당한 연구의 결과라 생

각된다.

STA는 뼈의 운동과 관련성이 아주 높다 (Akbarshahi 등, 2010; De Rosario 등, 2012). 이것은 관절의 회전각도에 따라 STA가 달라지기를 것을 의미하기 때문에 모형에서 임의효과를 포화모형 또는 식별가능한 모형으로 설정하여 관절의 동작과 관련하여 살펴보는 것도 더 유용할 수도 있을 것이다. 이 연구는 고관절에서 일어날 수 있는 모든 가능한 동작에 대한 STA 추정이다. 그러나 특정운동 중에 발생하는 STA도 관심의 대상이 될 수 있기 때문에 특정동작에 의한 STA의 크기나 관절중심, 그리고 관절중심의 표준오차를 살펴볼 필요가 있다. 또한 본 연구는 임의효과가 있음에도 불구하고 시간에 따른 잔차의 분석에서 자기상관(autocorrelation)구조가 있는 것으로 나타나 오차의 공분산행렬 모형 수정이 반드시 필요하다고 생각된다. 오차 공분산행렬이 다양한 형태를 가지는 확장된 선형혼합모형 (Pinheiro와 Bates, 2000; Gaflecki와 Burzykowski, 2013)을 선택하는 것도 한 가지 방법일 것이다.

4. 결론 및 토의

이 연구는 고관절 중심을 추정하기 위한 고관절의 기능적 운동 중 발생하는 대퇴의 연조직 오차인 STA를 혼합모형을 이용하여 예측한 것으로 다섯 명의 피험자 실험을 통해 다음과 같은 결론을 얻었다. 다섯 명의 피험자는 크기에 있어서는 차이가 약간 있지만 방향에 있어서는 비슷한 STA의 패턴을 나타냈다. 고관절에 가까운 대퇴의 내측, 전방, 외측 모두 STA의 크기가 큰 것으로 나타났고, 고관절에서 먼 쪽 대퇴 전방은 크기가 작은 것으로 나타났다. 혼합모형은 인체에 외과적인 수술을 거치지 않고 피부 위에 마커를 부착하여 STA의 크기를 간접적으로 추정할 수 있는 최선의 방법이라 생각된다.

References

- Akbarshahi, M., Schache, A. G., Fernandez, J. W., Baker, R., Banks, S., and Pandy, M. G. (2010). Non-invasive assessment of soft-tissue artifact and its effect on knee joint kinematics during functional activity, *Journal of Biomechanics*, **43**, 1292–1301.
- Anderson, C. R. (2009). Determination of rigid body registration marker error from edge error, *Journal of Biomechanics*, **42**, 949–951.
- Anderson, M. S., Damsgaard, M., Rasmussen, J., Ramey, D. K., and Benoit, D. L. (2012). A linear soft tissue artefact model for human movement analysis: Proof of concept using in vivo data, *Gait & Posture*, **35**, 606–611.
- Camomilla, V., Cereatti, A., Cheze, L., and Cappozzo, A. (2013). A hip joint kinematics driven model for the generation of realistic thigh soft tissue artefacts, *Journal of Biomechanics*, **46**, 625–630.
- Camomilla, V., Donati, M., Stagni, R., and Cappozzo, A. (2009). Non-invasive assessment of superficial soft tissue local displacements during movement: A feasibility study, *Journal of Biomechanics*, **42**, 931–937.
- Cappozzo, A., Catani, F., Leardini, A., Benedetti, M. G., and Della Croce, U. (1996). Position and orientation in space of bones during movement: Experimental artefacts, *Clinical Biomechanics*, **11**, 90–100.
- Cereatti, A., Bonci, T., Akbarshahi, M., et al. (2017). Standardization proposal of soft tissue artefact description for data sharing in human motion measurements, *Journal of Biomechanics*, **62**, 5–13.
- Cereatti, A., Croce, U. D., and Cappozzo, A. (2006). Reconstruction of skeletal movement using skin markers: Comparative assessment of bone pose estimators, *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, **3**:7, 1–12.
- De Rosario, H., Page, A., Besa, A., and Valera, A. (2013). Propagation of soft tissue artifacts to the center of rotation: A model for the correction of functional calibration techniques, *Journal of Biomechanics*, **46**, 2619–2625.
- De Rosario, H., Page, A., Besa, A., Mata, V., and Conejero, E. (2012). Kinematic description of soft tissue artefacts: Quantifying rigid versus deformation components and their relation with bone motion, *Medical and Biological Engineering and Computing*, **50**, 1173–1181.

- Diggle, P. J., Heagerty, P., Liang, K. Y., and Zeger, S. L. (2002). *Analysis of Longitudinal Data* (2nd ed.), Oxford University Press, New York.
- Fitzmaurice, G. M., Laird, N. M., and Ware, J. H. (2004). *Applied Longitudinal Analysis*, John Wiley & Sons, Hoboken.
- Gałecki, A. and Burzykowski, T. (2013). *Linear Mixed-Effects Models using R: A Step-by-Step Approach*, Springer, New York.
- Gao, B. and Zheng, N. (2008). Investigation of soft tissue movement during level walking: translations and rotations of skin markers, *Journal of Biomechanics*, **41**, 3189–3195.
- Ginsberg, J. H. (1998). *Advanced Engineering Dynamics* (2nd ed.), Cambridge University Press, New York.
- Grimpampi, E., Camomilla, V., Cereatti, A., de Leva, P., and Cappozzo, A. (2014). Metrics for describing soft tissue artefact and its effect on pose, size and shape of marker clusters, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, **61**, 1–7.
- Kim, J. (2017). A statistical model for marker position in biomechanics, *Korean Journal of Sport Biomechanics*, **27**, 67–74.
- Laird, N. M. and Ware, J. H. (1982). Random-effects models for longitudinal data, *Biometrics*, **38**, 963–974.
- Leardini, A., Chiari, L., Della Croce, U. and Cappozzo, A. (2005). Human movement analysis using stereophotogrammetry. Part 3. Soft tissue artifact assessment and compensation, *Gait & Posture*, **21**, 212–225.
- Lindstrom, M. J. and Bates, D. M. (1988). Newton-Raphson and EM algorithms for linear mixed-effects models for repeated-measures data, *Journal of the American Statistical Association*, **83**, 1014–1022.
- McCulloch, C. E., Searle, S. R., and Neuhaus, J. M. (2008). *Generalized, Linear, and Mixed Models* (2nd ed.), John Wiley & Sons, Inc., Hoboken.
- Ojeda, J., Martinez-Reina, J., and Mayo, J. (2014). A method to evaluate human skeletal models using marker residuals and global optimization, *Mechanism and Machine Theory*, **73**, 259–272.
- Peters, A., Sangeux, M., Morris, M., and Baker, R. (2009). Determination of the optimal locations of surface-mounted markers on the tibial segment, *Gait & Posture*, **29**, 42–48.
- Peters, A., Galna, B., Sangeux, M., Morris, M., and Baker, R. (2010). Quantification of soft tissue artifact in lower limb human motion analysis: A systematic review, *Gait & Posture*, **31**, 1–8.
- Pinheiro, J. C. and Bates, D. M. (2000). *Mixed-Effects Models in S and S-plus*, Springer-Verlag, New York.
- Pinheiro, J., Bates, D., DebRoy, S., Sarkar, D., Heisterkamp, S., Van Willigen, B., and Maintainer, R. (2017). Package ‘nlme’. Linear and Nonlinear Mixed Effects Models, version, 3-1.
- Stagni, R., Fantozzi, S., Cappello, A., and Leardini, A. (2005). Quantification of soft tissue artefact in motion analysis by combining 3D fluoroscopy and stereophotogrammetry: a study on two subjects, *Clinical Biomechanics*, **20**, 320–329.
- Tsai, T. Y., Lu, T. W., Kuo, M. Y., and Lin, C. C. (2011). Effect of soft tissue artifacts on the calculated kinematics and kinetics of the knee during stair-ascent, *Journal of Biomechanics*, **44**, 1182–1188.
- Verbeke, G. and Molenberghs, G. (2000). *Linear Mixed Models for Longitudinal Data*, Springer-Verlag, New York.
- West, B. T., Welch, K. B., and Gałecki, A. T. (2007). *Linear Mixed Models: A Practical Guide using Statistical Software*, Chapman & Hall/CRC, Boca Raton.
- Wu, G., Siegler, S., Allard, P., et al. (2002). ISB recommendation on definitions of joint coordinate system of various joints for the reporting of human joint motion-part I: ankle, hip, and spine, *Journal of Biomechanics*, **35**, 543–548.

선형혼합모형을 이용한 피부움직임 오차의 예측

김진욱^{a,1}

^a군산대학교 체육학과

(2018년 3월 5일 접수, 2018년 5월 23일 수정, 2018년 6월 7일 채택)

요약

영상에 의한 인체의 운동 분석에서 발생하는 오차 중 가장 큰 부분을 차지하는 것은 피부와 같은 연조직의 골격에 대한 상대운동이며 이를 STA라 한다. 본 연구의 목적은 고관절 운동 중 대퇴에서 발생하는 STA를 선형혼합모형을 이용하여 예측하는 것이다. 모형에 포함되어 있는 고정효과는 고관절 회전중심과 마커의 위치로 대퇴 골격에 의한 운동의 효과, 임의효과는 고관절 중심으로부터 각 마커의 편차로 STA에 의한 효과로 각각 가정하였다. 이를 위하여 근골격계 질환 경력이 없는 다섯 명의 남성 피험자를 선정하여 대퇴에 아홉 개의 마커를 부착하여 고관절의 기능적 운동을 수행하였다. 동시에 고속카메라를 이용하여 마커의 3차원 좌표를 얻었다. 이 3차원 위치벡터에 선형혼합모형을 적용하여 임의효과를 예측하였다. 분석결과 다섯 명의 피험자는 비슷한 패턴을 보였다. 고관절에 가까운 지점의 STA가 큰 것으로 나타났으며 작은 크기를 보인 부분은 원위 대퇴의 전방이다.

주요용어: soft tissue artefact (STA), 선형혼합모형, 고관절, 대퇴

이 논문은 2017년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-과제번호) (NRF-2017S1A5A8021040).

¹(54150) 전라북도 군산시 대학로 558, 군산대학교 체육학과. E-mail: jinuk@kunsan.ac.kr