<학술논문> DOI https://doi.org/10.3795/KSME-B.2025.49.8.433 ISSN 1226-4881(Print)
2288-5234(Online)

생체운동역학 데이터의 반복 정량 분석을 위한 측정 노이즈 필터링 효과에 관한 연구

김세영*† · 박종천* · 박철훈*
* 한국기계연구원 첨단로봇연구센터

Effect of Measurement Noise Filtering for Recurrence Quantification Analysis of Biomechanical Data

Seyoung Kim*†, Jongcheon Park * and Cheolhoon Park *
* Advanced Robotics Research Center, Korea Institute of Machinery & Materials (KIMM)

(Received March 26, 2025 ; Revised May 19, 2025 ; Accepted June 16, 2025)

Key Words: Recurrence Quantification Analysis(반복정량분석법), Determinism(결정론적패턴비율), Recurrence Rate(반복률), Phase Space Reconstruction(위상차복원법), Time Delay(시간지연)

초록: 본 연구에서는 생체운동역학 데이터의 반복 정량 분석(RQA) 관점에서 노이즈 레벨에 따른 RQA 지표의 변화 경향 및 데이터 필터링의 효과를 시뮬레이션을 통해 평가하였다. 이를 위해, 주기운동을 하는 동역학 시스템(N = 10)을 설계하고, 해당 시스템의 1차원 시변 상태값을 위상차복원법을 통해 *M*차원으로 재구성한 후, 노이즈 레벨에 따른 결정론적 패턴 비율(%DET) 값의 변화 경향과 필터링 여부에 따른 %DET 값의 회복성을 조사하였다. 노이즈 레벨은 생체역학 데이터를 수집할 때 보고되는 10 ~ 30 dB 사이의 신호 대 잡음비(SNR)를 기준으로 선정하였으며, %DET 값 계산 시에는 반복률(%REC)을 노이즈가 없는 상태 수준으로 고정시켰다. 시뮬레이션 결과 노이즈 레벨이 증가할수록 %DET 값은 점차 감소했지만, 노이즈 필터링을 통해 원래의 값으로 회복할 수 있었다. 결과적으로, 생체운동역학 데이터의 RQA 수행 시 유의미한 값을 획득하기 위해선 반드시 노이즈 필터링이 선행되어야 함을 제안하였다.

Abstract: This study evaluated the impact of noise levels on Recurrence Quantification Analysis (RQA) indices and the importance of data filtering using simulations. A dynamical system performing periodic motion (N=10) was designed, and the one-dimensional time-varying state values of the system were reconstructed into *M* dimensions using the phase-space reconstruction. The impact of noise levels (10 - 30 dB SNR) on the deterministic pattern ratio (%DET) and the recovery of %DET with or without filtering were examined. The results showed that higher noise levels reduced %DET, but applying noise filtering restored it to its original value. Therefore, this finding underscores that noise filtering is essential for obtaining meaningful RQA results in biomechanical data analysis.

1. 서 론

생체는 기계시스템에 비해 강성이 낮고, 구조가 복잡하며, 골격이 외피로 덮여 있는 경우가 많아 동역학적 모델링이나 전체 시스템의 모션 반복성을 측정하는 것이 어렵다.(1) 특히, 관절의 회전 중심이 일정하지 않고, 관절의 위치를 파악하는 것도 간단하지 않아 각 분절을 명확하게 구분 짓거나 무게중심을 추정하여 모션을 분석하는 것이 용이하지 않다.(2,3) 이에 일반적으로는 인체 각 분절의 움직임을 분석하기 위해 수십개의 반사 마커를 몸에 부착하고 제한된 공간에서 모션 캡쳐 시스템을 이용하여 각 마커의 움직임을 추적한 후 이를 활용하는 수고를 감내한다.(4,5)

이에 모션 캡쳐 시스템을 활용하는 전통적인 측정 및 분석 방법과는 달리 개별 분절을 포함한 생체 시스템의 반복 움직임을 최소 개수의 센서로 정량적으로 측정할 수 있는 반복 정량 분석법

† Corresponding Author, seyoungkim@kimm.re.kr
Ⓒ 2025 The Korean Society of Mechanical Engineers

(RQA: recurrence quantification analysis)이 제안되었다.[6] 이를 위해 먼저 위상차복원법이 선행되어야 한다. 인체 보행 시 개별 신체 부위(머리, 몸통, 팔, 다리 등)로부터 수집된 가속도는 전방 추진과 지면 충돌이 반복되는 주기적인 보행 상황에서 신체 각 분절에서 발생하는 반복적인 움직임들이 특정 부위를 통해 1차원 시변 데이터로 중첩된 결과이다.[7] 즉, 수집된 데이터는 본질적으로 N차원인 인체 시스템의 반복적인 움직임이 1차원으로 투영된 결과이기에 측정 부위 뿐만 아니라 신체 각 부위의 움직임과도 유기적으로 연결되어 있다. 하지만, 소프트하고 복잡한 다관절 형태인 인체의 특성상 1차원 시간 응답 데이터 만으로는 전체 시스템의 차원 및 동역학을 정확하게 파악할 수 없기에 특정 부위로부터 획득한 데이터를 역추적하여 전체 시스템과 연계해 해석하기는 상당히 까다롭다.

위의 경우, 위상차복원법을 활용하면 역추적하기 어려운 N차원 동역학 시스템($\mathbb{R}^N$)의 시간 응답 궤적이 갖는 규칙성을 보다 쉽게 파악할 수 있다. 위상차복원이란 동역학 시스템($\mathbb{R}^N$)의 상태값이 주기성을 가질 때, 즉 끌개(attractor)를 형성할 경우 이를 1차원으로 관찰한 시간 응답 데이터(Single time series)를 M차원의 위상동형(homeomorphic) 신호로 재구성하는 것을 뜻한다(Fig. 1).[8~12] 위상동형이란 두 공간이 형태나 크기에 상관없이 연속적인 변형을 통해 서로 동일한 구조를 갖는다는 개념으로, 컵의 손잡이와 도넛의 구멍이 연속적으로 변형되어 서로 같은 위상구조를 갖게 되는 예시를 통해 직관적으로 이해할 수 있다. 위상차복원법에서는 시간지연값(T_s)과 매립차원(M)을 도입해 중첩된 신호를 분리하는 방식으로 위상동형 변환을 구현하는데, 위상동형으로 사상(mapping)된 시간 응답 궤적의 내재된 규칙성(e.g., regularity)은 사상 되기 전의 그것과 동일하다.[9,10]

때문에 위상차복원 된 신호를 기반으로 RQA 분석법을 활용하면 전체 시스템의 반복성과 결정성을 정량적으로 표현할 수 있다.[6,7,13,14] 주로 RQA 대표 지표인 반복률(recurrence rate; %REC)과 결정론적 패턴 비율(determinism; %DET)이 활용되는데, %REC는 특정 상태나 패턴이 얼마나 자주 반복되는지를 비율로 나타내며, %DET는 반복 패턴이 얼마나 규칙적이고 일관되게 나타나는지를 비율로 나타낸 값이다. 하지만, 원 신호에 불가피한 측정 노이즈가 수반되는 경우 RQA 지표들이 어떤 영향을 받게 되는지에 대한 논의는 활발하게 이루어지지 않았다.

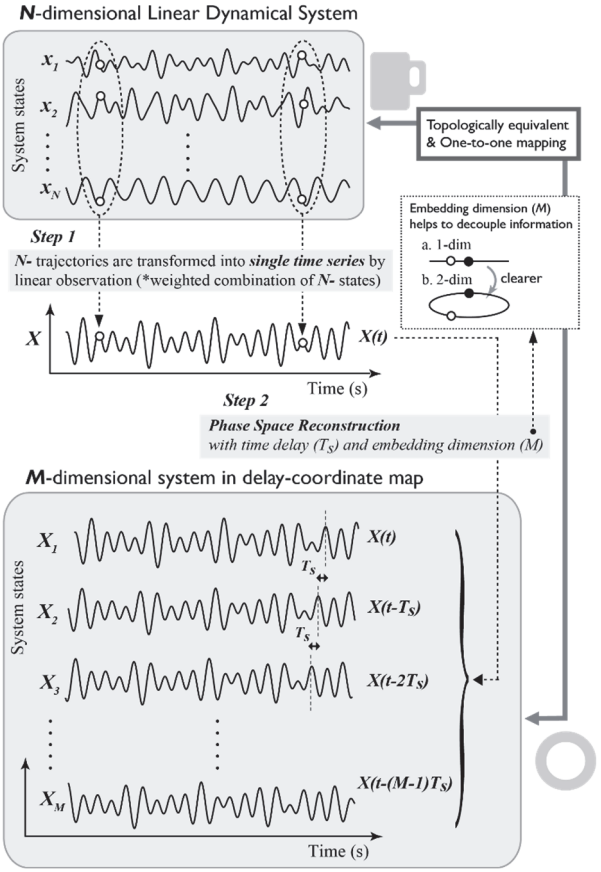

Fig. 1 Phase space reconstruction involves transforming an N-dimensional dynamical system into an M-dimensional system using a delay coordinate map. In this process, the N-state trajectories are first observed as a single time series (step 1). Then, this time series is converted into a set of M time-delayed trajectories (step 2) based on the chosen time delay (T_s) and embedding dimension (M). Following this mapping, the transformed system remains topologically equivalent to the original system

본 연구에선 생체운동역학 데이터의 RQA 분석이란 관점에서, 1) 주기운동을 하는 동역학 시스템의 1차원 시변 상태값을 위상차복원법을 통해 M차원으로 재구성한 후, 2) 노이즈 레벨에 따른 %DET 값의 변화 경향과 필터링 여부에 따른 해당 값의 회복성을 조사하였다. 노이즈 레벨은 생체역학 데이터를 수집할 때 보고되는 10 ~ 30 dB 사이의 신호 대 잡음비(SNR: signal to noise ratio)를 기준으로 선정하였으며,[15~20] 모든 경우에서 %REC 값을 노이즈가 없는 상태 수준으로 고정시킨 후 %DET 값을 계산하였다. 이를 통해, 생체운동역학 데이터의 RQA 수행 시 노이즈 필터링의 중요성을 확인하고자 하였다.

2. 실험 및 해석 방법

2.1 단순화된 동역학 모델

주기성을 갖는 생체운동역학 데이터를 재현하기 위해 초기값에 관계없이 시스템의 시변 상태값이 항상 끌개에 수렴하는 동역학 시스템(N = 10)을 미분 방정식의 형태로 설계하였다(식 (1)). 본 연구에 사용된 동역학 모델(식 (1)) 및 관련 수식(식 (2)와 (3)) 등은 본 저널에 기 발표된 선행 논문과의 일관성을 위해 동일하게 표현하였다.[11,12]

$$\dot{x}(t) = \Psi\big(x(t)\big), \quad where\ x(t) \in \mathbb{R}^6,\ \ \Psi : \mathbb{R}^6 \rightarrow \mathbb{R}^6 \tag{1}$$

각 동역학 시스템의 시스템 행렬($\Psi \in \mathbb{R}^{6\times6}$)은 주어진 고유값($\lambda_{1\sim6}$)과 고유벡터($v_{1\sim6}$)로부터 고유치 분해(eigen decomposition) 방식을 통해 계산되었는데(식 (2)), 이 때, 고유값은 임의의 순허수 세 쌍의 켤레 복소수로(i.e., $\lambda_{1,3,5} = -\lambda_{2,4,6}$), 고유벡터는 임의의 켤레 복소행렬로(i.e., $v_{1,3,5} = \overline{v_{2,4,6}}$) 랜덤하게 생성되었다. 특정한 일례로, 임의의 복소행렬 대신 정준 기저 벡터(canonical basis vector)를 시스템의 고유벡터로 활용하면 상대적으로 주기성 관찰이 용이한 정렬된 형태의 끌개를 생성할 수 있다.

$$\Psi = \mathbf{V}\Lambda\mathbf{V}^{-1} = \underbrace{[v_1 \ \cdots \ v_6]}_{\mathbf{V}} \underbrace{\begin{bmatrix}\lambda_1 & \cdots & 0\\ \vdots & \ddots & \vdots\\ 0 & \cdots & \lambda_6\end{bmatrix}}_{\Lambda} \underbrace{[v_1 \ \cdots \ v_6]^{-1}}_{\mathbf{V}^{-1}} \tag{2}$$

상태공간방정식 형태로 설계된 개별 동역학 시스템의 시변 상태값 시뮬레이션은 시간 응답 함수를 이용하여 수행하였으며(lsim, MATLAB®), 시뮬레이션 초기값은 해당 시스템의 고유벡터를 기준으로 $x_0 = \mathbf{V}\cdot[1 \ \ 1 \ \ 1 \ \ 1 \ \ 1 \ \ 1]^T$ 으로 선정하였다(Fig. 2(a)). 또한, 각종 생체운동역학 데이터 측정 시 불가피하게 노이즈가 포함되는 상황을 모사하기 위해 상태값 관측 시 백색 노이즈(mean = 0, Std ≤ 0.4)가 선택적으로 수반될 수 있도록 프로그래밍 하였다(Fig. 2(b), (c)). 해당 노이즈 레벨은 성능이 검증된 범용 계측장비를 활용해 생체역학 데이터를 수집할 때 보고되는 10 ~ 30 dB 사이의 신호 대 잡음비(SNR: signal to noise ratio)를 기준으로 선정되었다.[15~20]

2.2 위상동형 변환을 통한 위상차복원

생체를 모사한 단순한 동역학 모델의 시간 응답

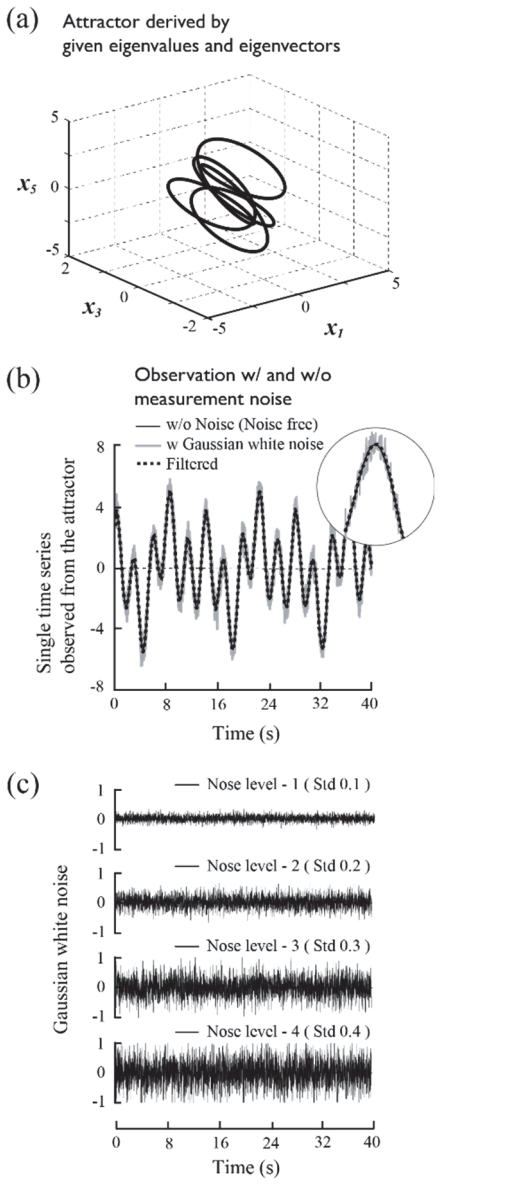

Fig. 2 (a) Example of an attractor of linear dynamical system ($\mathbb{R}^6$) with given eigenvalues ($\lambda_{1,2}$ = ±2.2429j, $\lambda_{3,4}$ = ±0.8971j, $\lambda_{5,6}$ = ±0.4486j) and eigenvectors (v_1 = [0.0891 + 0.0294j, 0.1667 - 0.0521j, 0.2019 - 0.5131j, 0.1359 + 0.3160j, 0.6782 + 0.0000j, -0.0854 - 0.2665j]^T, v_2 = conj(v_1), v_3 = [0.0723 - 0.6216j, 0.0019 + 0.3704j, -0.0666 - 0.1984j, -0.0188 - 0.0260j, 0.6499 + 0.0000j, 0.0499 - 0.0389j]^T, v_4 = conj(v_3), v_5 = [-0.4937 + 0.1691j, -0.2797 + 0.2065j, -0.1200 + 0.1962j, -0.0413 -0.0580j, 0.0137 + 0.1223j, 0.7306 + 0.0000j]^T, v_6 = conj(v_5)); (b) a single time series observed from the example system illustrated in (a). This time series is obtained by summing all the state trajectories of the linear dynamical system, both with and without Gaussian white noise; (c) the Gaussian white noise is introduced at four different levels, characterized by standard deviations of 0.1, 0.2, 0.3, and 0.4, all with a mean of zero

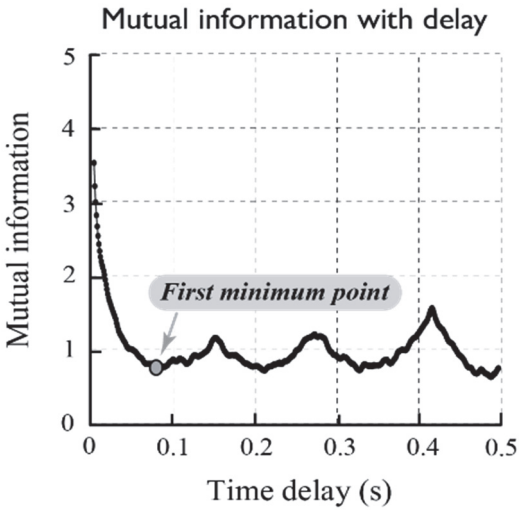

Fig. 3 Mutual information test is performed to determine the optimal sampling interval (= delay; T_s) for the observed single time series (as shown in Fig. 2(b)), to be used in phase space reconstruction. The first minimum point of the mutual information curve (lag = 78th point) is selected, resulting in a sampling interval of T_s = 0.78 sec

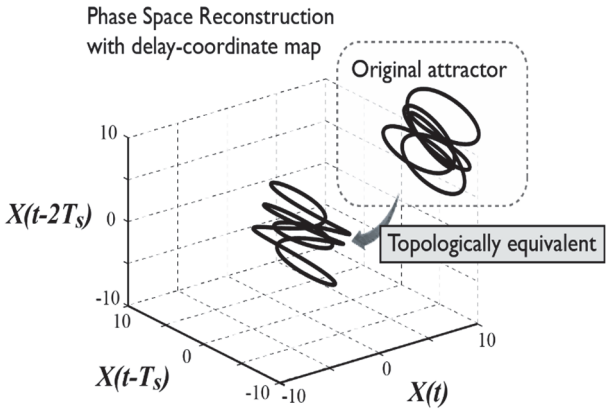

Fig. 4 The phase space trajectory reconstructed from the single time series (depicted in Fig. 2(b)) utilizes time-delay embedding. Here, $X(t)$ represents the single time series, while T_s denotes the sampling interval (time delay) determined using the mutual information test (Fig. 3). The corresponding embedding dimension, $\boldsymbol{M}$ = 6, is determined through the false nearest neighbor test, which ensures the decoupling of information. This graph shows only 3 of the 6 states in the reconstructed system for visualization. The phase space trajectory is derived from the original attractor, maintaining topological equivalence (inset)

궤적을 위상동형 변환(homeomorphism)하기 위해 관측행렬(h)과 시간지연행렬(Φ)로 구성된 위상차복원(phase space reconstruction) 맵($F: \mathbb{R}^{N=6} \rightarrow \mathbb{R}^{M}$)을 형성하였다(식 (3)).[10]

$$
\begin{aligned}
&F(x(t)) \\
&= [\, h^T x(t) \mid h^T x(t-T_s) \mid \ldots \mid h^T x(t-(M-1)T_s) \,] \\
&= [\, \underbrace{h^T x(t)}_{no\ delay} \mid \underbrace{h^T \Phi x(t)}_{1^{st} delay} \mid \ldots \mid \underbrace{h^T \Phi^{(M-1)} x(t)}_{(M-1)^{th} delay} \,] \\
&where\ h = \sqrt{(2 \cdot d)/M} \cdot (c/|c|), \Phi = e^{-\Psi T_s}
\end{aligned}
\tag{3}
$$

위 식에서 관측행렬(h) 내 d, M, c는 각각 시스템 고유값의 컬레수(d = 3), 시간응답 궤적을 위상공간(phase space)으로 재구성할 때 사용되는 매립차원수, 시스템의 상태 값들을 동일한 가중치로 더해 하나의 시간 응답궤적(Single time series)으로 변환하는 기본 행렬($c = [1 \quad 1 \quad 1 \quad 1 \quad 1 \quad 1]^T$)을 의미한다. 또한, 시간지연행렬($\Phi$) 내 Ψ, T_s는 각각 시스템 행렬(식 (1)) 및 시간 응답궤적의 시간지연값(delayed sampling interval)을 나타내는데, 시간지연값의 경우 시간 응답궤적과 해당 시간만큼 지연된 궤적의 상호 정보량이 최소화 될 수 있도록 상호정보량 산출 방식을 통해 계산된다(Fig. 3).[21,22]

이후, 허위근린지점들을 선별하여 디커플링 시킬 수 있는 허위근린지점 판별법(false nearest neighbor)을 통해 최소 차원 조건($M \geq 2d$)을 만족하는 매립차원수(M)를 도출하면 위상차복원이 완성된다(Fig. 4).[23,24]

2.3 반복 정량 분석

위상차복원법을 통해 M차원의 위상동형으로 재구성된 신호의 주기적 특성을 정량적으로 평가하기 위해 반복 정량 분석법(RQA: recurrence quantification analysis)을 활용하였다.[6] RQA를 수행하기 위해 X축과 Y축에 재구성된 동일 신호를 각각 배치하고, X축과 Y축의 모든 지점을 잇는 수평 및 수직 그리드 위에서 두 지점 사이의 유클리드 거리를 계산한 후, 컬러맵을 통해 해당 거리분포를 시각화하였다(Fig. 5(a), (c), (e)). 이후, 특정 임계값보다 짧은 거리의 데이터 포인트만 남기고 컬러코드를 제거하면, 즉 X축과 Y축의 그리드를 따라 동일한 값으로 추정되는 격자점만 남기면, 반복정량 분석을 위한 기본 그래프인 RQ 플롯이 완성된다(Fig. 5(b), (d), (f)). 임계값은 그리드 위의 모든 비주대각선 격자점수 대비 임계값을 기준으로 걸러진 격자점 수의 비율을 나타내는 반복률(recurrence rate; %REC)을 약 2%로 수준으로 유지하면서, 반복률과 임계값 간에 뚜렷한 선형 관계를 보이는 지점 즉, 두 변수간 동적 규칙성이 가장 잘 드러나는 위치로 선정되었다(식 (4), Fig. 6).[6] 참고로 RQ 플롯의 주대각선은 중앙을 가르는 우상향 대각선 즉, 자기 점(self-point)을 뜻한다.

$$\%REC = \frac{number\ of\ recurrent\ points}{total\ number\ of\ points\ in\ the\ plot} \times 100\%$$

where the points in the plot exclude diagonal points, considering only off-diagonal elements.

(4) RQA 수행 시, 반복률(%REC)을 일정 수준으로 맞추고($\leq 2\%$), 반복 정량 분석법의 대표 지표인 결정론적 패턴 비율(determinism; %DET)을 활용하여 데이터의 규칙성과 예측 가능성을 정량적으로 표현하였다(식 (5)). %DET는 RQ 플롯 내에서 임계

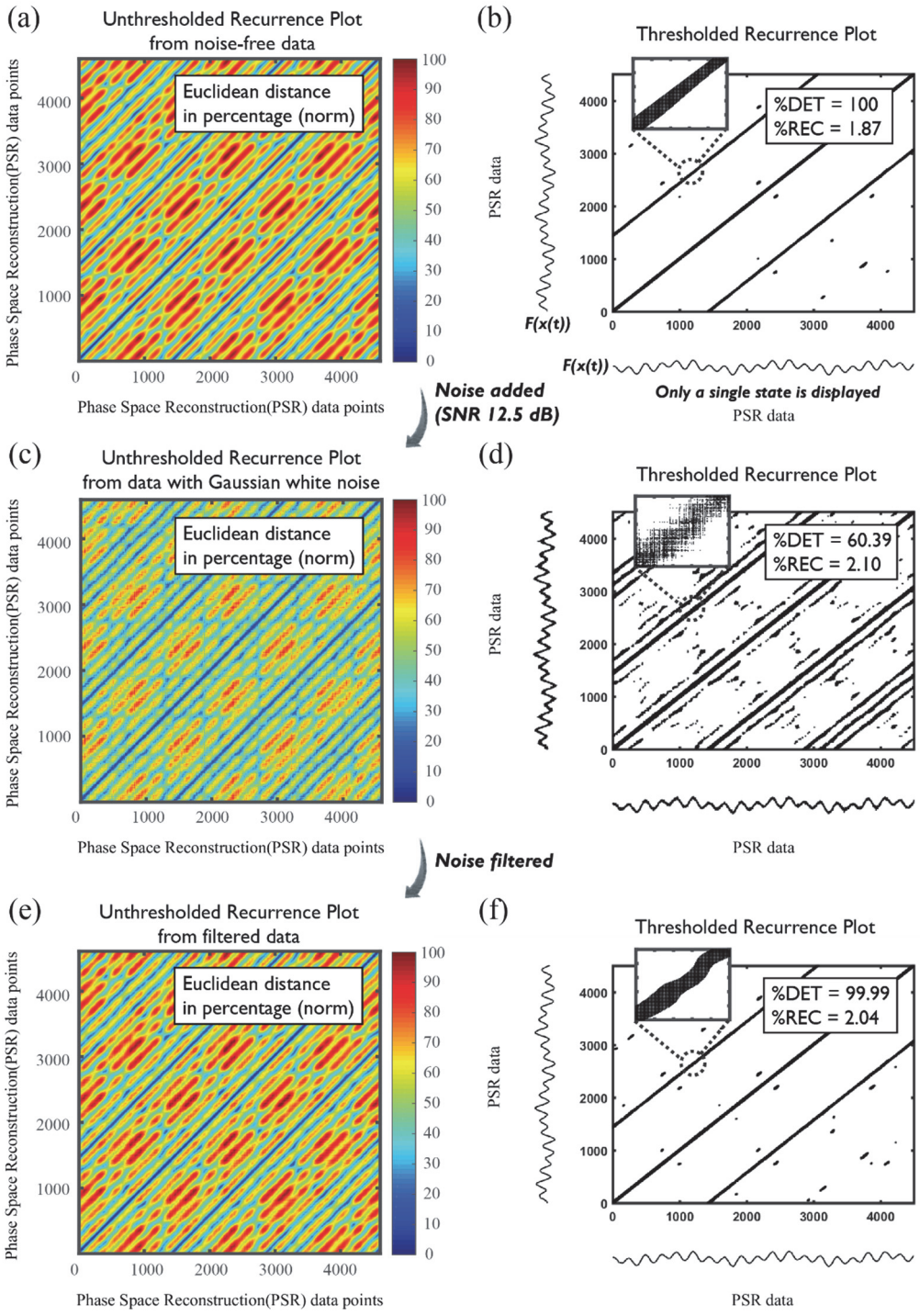

Fig. 5 Unthresholded recurrence plots derived from phase space recontruction trajectories, originally obtained from (a) a noise-free single time series from a linear dynamical system; (c) a single time series with Gaussian white noise; (e) a filtered single time series; (b), (d), (f) thresholded recurrence plots processed from (a), (c), and (e), respectively, with the suggested threshold levels. Inset refers to a magnified section of the figure

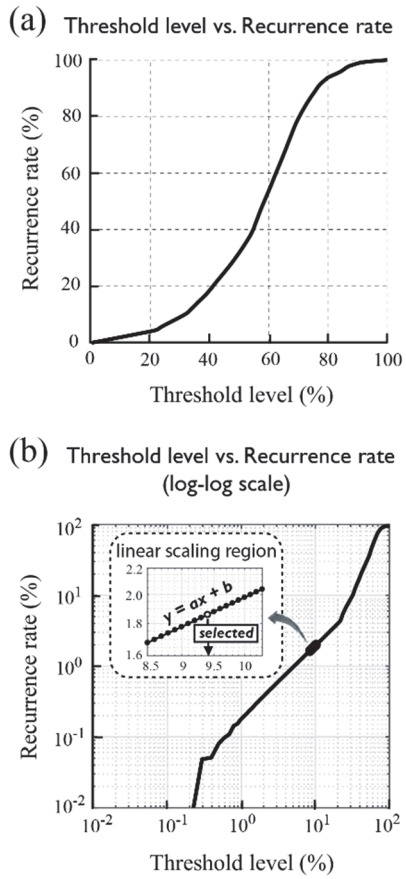

Fig. 6 (a) Change in recurrence rate (%REC) with respect to the threshold level (normalized by the maximum Euclidean distance) in the recurrence plot; (b) the change in recurrence rate with respect to the threshold level on a log-log scale. The threshold value corresponding to the region with the best linearity (linear scaling region) is selected (inset)

값을 통해 걸러진 모든 비주대각선 격자점 수 즉, 총 반복점 수 대비 우상향 대각선을 이루는 격자점 수의 비율을 뜻하며, 이 때, 대각선은 최소 세 개의 포인트가 연속적으로 배치되어야 한다.

$$\%\mathrm{DET} = \frac{number\ of\ points\ forming\ diagonal\ line}{total\ number\ of\ recurrent\ points} \times 100\% \quad (5)$$

where the diagonal line is a continuous sequence of recurrent points with a minimum length of 3-points.

%DET 값 계산을 위한 반복 정량 분석의 모든 프로세스는 알고리즘화 되어 순차적이고 체계적으로 진행되었다. 순차적으로, 1) 시간지연값 결정을 위한 상호정보량 산출법, 2) 매립차원수 결정을 위한 허위근린지점판별법, 3) 위상차복원법, 4) RQ 플롯의 임계값 결정을 위한 반복률과 임계값의 log-log 스케일 분석법, 5) 반복 정량 분석법 등이 각 시행마다 자동적으로 수행되었으며, 최종적으로 %DET 값이 도출되었다.

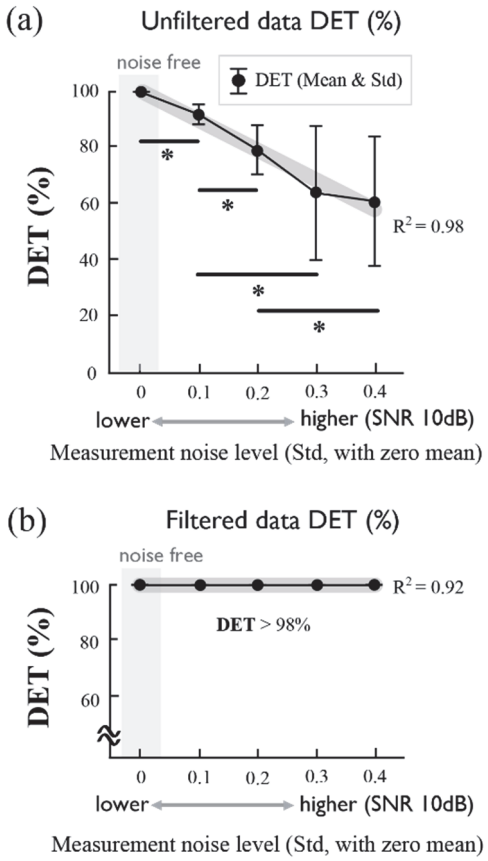

Fig. 7 Averages and standard deviations of determinism (%DET) calculated from recurrence plots with increasing noise levels: (a) %DET derived from the unfiltered single time series data; (b) %DET obtained from the filtered data. *(asterisk) denotes statistical significance ($P < 0.05$)

2.4 데이터 분석

측정 노이즈 레벨에 따른 %DET 값의 변화를 분석하고, 필터링 기법을 활용한 %DET값의 회복 가능성을 평가하였다. 다양한 주기성을 갖는 동역학 시스템(N = 10)의 끌개(상태값)에 총 4가지 수준의 측정 노이즈를 부가하면서 위상차복원 시킨 후, 재구성된 신호를 대상으로 노이즈 레벨 및 필터링 여부에 따른 %DET 값의 변화를 관찰하였다. 부가된 노이즈로 인한 신호 대 잡음비는 10 ~ 30 dB 수준이었으며, 노이즈 필터링을 위한 차단 주파수(f_c)는 원 신호에서 백색 노이즈를 가장 잘 분리할 수 있는 값으로 선정되었다(f_c = 3 Hz, 일괄적용).[25,26]

이후, 노이즈 레벨에 따라 %DET값이 통계적으로 유의미하게 변화하는지 검증하기 위해 선형회귀분

Table 1 RQA process parameters and results

		Noise free	Noise level-1	Noise level-2	Noise level-3	Noise level-4
Before filtering the data						
Signal to noise ratio (SNR)		Inf	26.57 ± 2.25	20.80 ± 2.85	16.68 ± 2.33	15.38 ± 1.44
PSR	Time delay	0.85 ± 0.25	0.93 ± 0.24	0.97 ± 0.25	0.93 ± 0.32	0.93 ± 0.26
	Embedding dimension	6	6	6	6	6
RQA	Threshold	13.15 ± 3.64	11.94 ± 2.47	10.83 ± 2.25	11.88 ± 3.45	13.0 ± 3.76
	%REC	1.88 ± 0.54	1.65 ± 0.67	1.28 ± 0.57	1.61 ± 0.81	1.56 ± 0.75
	%DET	> 99	91.97 ± 3.56	79.39 ± 8.72	64.03 ± 23.81	61.13 ± 23.05
After filtering the data						
Cut-off frequency		3 Hz	3 Hz	3 Hz	3 Hz	3 Hz
PSR	Time delay	0.85 ± 0.25	0.93 ± 0.27	0.93 ± 0.23	0.85 ± 0.20	0.90 ± 0.23
	Embedding dimension	6	6	6	6	6
RQA	Threshold	13.17 ± 3.62	9.59 ± 4.36	10.16 ± 5.77	10.98 ± 4.45	12.02 ± 5.40
	%REC	1.89 ± 0.54	1.19 ± 0.65	1.16 ± 0.76	1.44 ± 0.65	1.30 ± 0.65
	%DET	> 99	> 98	> 98	> 98	> 98

석법을 적용하고, 필터링 전후의 파라미터(시간지연값, 매립차원수, 임계값, %REC, %DET) 값들이 유의미한 차이를 보이는지 검증하기 위해 대응표본 t 검정을 활용하였다. 해당 데이터의 경향 분석 및 검증은 유의수준 $P < 0.05$를 기준으로 수행하였다.

3. 결 과

3.1 노이즈 레벨에 따른 파라미터 변화

노이즈 레벨이 증가할수록 신호 대 잡음비는 대략 27에서 15까지 점차 감소했다($P < 0.05$)(Table 1). 비록 노이즈 레벨이 3과 4일 때 유의미한 차이를 보이진 않았지만($P = 0.19$), 노이즈 레벨과 신호 대 잡음비 사이에 음의 상관관계는 뚜렷했다.

데이터 필터링 전, 노이즈 레벨이 증가할수록 즉, 신호 대 잡음비가 작아질수록 %DET값은 뚜렷하게 감소했다($P < 0.05$)(Fig. 7(a); Table 1).

주기적 선형 시스템의 상태값에 관측 노이즈가 전혀 없는 경우 %DET 값은 99 이상이었지만, 노이즈 레벨이 증가함에 따라 순차적으로 감소하여 최소 60 이하까지 줄어 들었고, 동시에 에러바의 크기는 확연히 증가했다(Fig. 7(a)).

시간지연값은 노이즈가 없을 때와 노이즈 레벨 2 사이에 유의미한 차이를 보였지만, 노이즈 레벨에 따른 유의미한 변화 경향은 관찰되지 않았다($P = 0.25$). %REC 값은 노이즈가 없을 때와 노이즈 레벨 2 사이, 노이즈 레벨이 1일 때와 노이즈 레벨 2 사이에 유의미한 차이를 보였지만, 노이즈 레벨에 따른 유의미한 변화 경향은 관찰되지 않았다($P = 0.40$). 이는 RQ 플롯의 임계값 계산 시 구속 조건을 부가한 대로 해당 값들이 모두 2% 내외로 수렴한 결과이며, 반복 정량 분석에서 큰 의미를 갖지 않는다. 매립차원수는 노이즈 레벨에 관계없이 6이었고, 해당 임계값 또한 일정한 수준을 유지했다($P = 0.92$).

데이터 필터링 후, %DET 값은 노이즈 레벨에 관계없이 98% 이상을 나타냈다(Fig. 7(b); Table 1). %REC 값은 노이즈가 없을 때와 노이즈 레벨 1, 그리고 노이즈 레벨 2 사이에 유의미한 차이를 보였지만, 노이즈 레벨에 따른 유의미한 변화 경향은 관찰되지 않았다($P = 0.40$). 필터링 전과 마찬가지로 매립차원수는 노이즈 레벨에 관계없이 6이었으며, RQ 플롯 임계값 역시 일정한 수준을 유지했다($P = 0.87$).

3.2 필터링 여부에 따른 파라미터 변화

필터링 전, 노이즈 레벨이 증가함에 따라 감소했던 %DET 값은 필터링 후 모두 98% 이상으로 회복했다(Fig. 7; Table 1). RQ 플롯의 임계값과 %REC 값의 경우 필터링 후에 전반적으로 평균값의 감소가 발생했으나 통계적으로 유의미한 차이는 아니었으며, 다른 파라미터의 경우에도 노이즈 레벨이 동일한 경우 필터링에 따른 유의미한 차이는 관찰되지 않았다($P > 0.05$).

4. 고 찰

4.1 측정 노이즈가 %DET 값에 미치는 영향

상태 관측값에 노이즈가 수반되면 반복 정량 분석 시 %DET 값이 유의미하게 감소하며, 이는 노이즈 레벨이 증가함에 따라 더욱 뚜렷하게 나타난다. 노이즈가 수반되는 경우, 관측값은 시간지연값 또는 매립차원수 결정에 유의미한 영향을 끼치진 않지만, 위상차복원 시 위상동형 형태로 복원되기에 원래 관측값에서와 마찬가지로 노이즈 레벨에 비례하여 신호 왜곡이 발생한다. 이는 원천적으로 세개 이상의 연속된 포인트가 반복되는 것을 어렵게 만들고, 임계값 처리를 하기 전의 RQ 플롯 상에서 유클리드 거리의 원근을 나타내는 색상 대비를 약화시킨다(Fig. 5(c)). 또한, 노이즈가 없을 때와 동등한 비교를 위해 %REC 값을 2% 수준으로 고정시키면서 RQ 플롯의 임계값 또한 제한되는 상황이기에(Fig. 6(a)) 노이즈가 수반되기 전과 후의 신호값을 서로 다른 값으로 인식하게 된다. 이로 인해 임계값 처리가 된 후의 RQ 플롯에서는 노이즈가 없을 때 대비 상대적으로 넓은 면적의 데이터 분포를 보이지만, 동시에 낮은 밀도를 나타낸다(Fig. 5(d), inset).

결과적으로 근접 지점들이 사라지면서 RQ 플롯의 그리드가 낮은 밀도를 갖게 되면, 연속되는 세개의 포인트를 기준으로 결정론적 패턴 비율을 산출하는 %DET 값의 하락을 발생시키고, 이러한 경향은 노이즈 레벨이 증가할 수록 노이즈가 수반되기 전과 후의 신호값을 서로 다른 값으로 인식하는 빈도가 높아지면서 점차 뚜렷해진다.

4.2 측정 노이즈 필터링에 따른 %DET 값 회복

노이즈 필터링을 통해 상태 관측값이 완벽하게 복원되지 않더라도, 위상차복원 후의 반복 정량 분석에서 %DET 값의 수치는 대부분 회복된다. 이를 반영하듯, 노이즈가 수반되기 전의 RQ 플롯(Fig. 5(a))과 노이즈 필터링 후의 RQ 플롯(Fig. 5(e))은 외관상 충분히 유사해 보인다. 다만, 임계값이 적용된 후의 RQ 플롯 상에서 국소점들의 발생 빈도가 증가하고, 그래프의 확대된 부분에서와 같이 대각선 방향으로 놓인 데이터의 외곽 개형이 변하는 등 미세한 차이는 존재한다(Fig. 5(b), (f), insets). 이러한 개형의 차이는 노이즈가 없던 기존 신호에서는 동일한 값들의 반복으로 인식되던 지점들이 불완전한 신호 복원으로 인해 부분적으로 소실되었거나, 동일한 값들로 인식되는 지점들이 새롭게 생성되었음을 나타낸다. 그럼에도 불구하고, 원 수치에 가깝게 회복되는 %DET 값은 데이터 스무딩(data smoothing) 효과로 인해 인접 지점 간의 높낮이가 낮아져 RQ 플롯 임계값 적용 시 반복점들의 불연속적 정제가 최소화되어 밀집도가 유지되었기 때문이다.

4.3 생체운동역학 데이터의 반복 정량 분석

주기성을 갖는 생체운동역학 데이터의 반복성 또는 예측성을 반복 정량 분석 지표인 %DET를 통해 정량적으로 측정하기 위해선 적절한 필터링이 선행되어야 한다. 필터링이 완벽한 RQ 플롯의 재현을 보장하진 않지만, 적어도 반복점들이 불연속적으로 정제되는 것을 방지하여 %DET 값의 하락을 최소화시킬 수 있기 때문이다.

4.4 한계점

실제 생체역학 데이터 측정 시에는 백색 노이즈 뿐만 아니라 잡음성 드리프트, 신호간섭 노이즈, 생리학적 노이즈, 센서 흔들림, 고주파 노이즈 등 다양한 노이즈가 수반될 수 있고, 이로 인해 신호 왜곡 보정 절차가 상이할 수 있으며, 데이터의 참값을 알 수 없는 상황이라 필터링을 통한 신호 복원률 및 RQA 분석 값의 신뢰도를 정량적으로 나타내기는 어렵다.

후 기

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. NRF-2022M3C1A3080598).

참고문헌
(References)

(1) Zhang, X., Chan, F. K., Parthasarathy, T. and Gazzola, M., 2019, “Modeling and Simulation of Complex Dynamic Musculoskeletal Architectures,” *Nature Communications*, Vol. 10, No. 1, Article 4825.

(2) de Leva, P., 1996, “Joint Center Longitudinal Positions Computed from a Selected Subset of Chandler's Data,” *Journal of Biomechanics*, Vol. 29, No. 9, pp. 1231~1233.

(3) Piazza, S. J., Okita, N. and Cavanagh, P. R., 2001, “Accuracy of the Functional Method of Hip Joint Center Location: Effects of Limited Motion and Varied Implementation,” *Journal of Biomechanics*, Vol. 34, No. 7, pp. 967~973.

(4) Fang, S., Vijayan, V., Reissman, M. E., Kinney, A. L. and Reissman, T., 2022, “How Do Joint Kinematics and Kinetics Change When Walking Overground with Added Mass on the Lower Body?,” *Sensors (Basel)*, Vol.

22, No. 23, Article 9177.
(5) Riley, P. O., Paolini, G., Croce, U. D., Paylo, K. W. and Kerrigan, D. C., 2007, "A Kinematic and Kinetic Comparison of Overground and Treadmill Walking in Healthy Subjects," *Gait & Posture*, Vol. 26, No. 1, pp. 17~24.
(6) Zbilut, J. P., Thomasson, N. and Webber, C. L., 2002, "Recurrence Quantification Analysis as a Tool for Nonlinear Exploration of Nonstationary Cardiac Signals," *Medical Engineering & Physics*, Vol. 24, No. 1, pp. 53~60.
(7) Labini, F. S., Meli, A., Ivanenko, Y. P. and Tufarelli, D., 2012, "Recurrence Quantification Analysis of Gait in Normal and Hypovestibular Subjects," *Gait & Posture*, Vol. 35, No. 1, pp. 48~55.
(8) Eftekhari, A., Yap, H. L., Wakin, M. B. and Rozell, C. J., 2018, "Stabilizing Embedology: Geometry-Preserving Delay-Coordinate Maps," *Physical Review E.*, Vol. 97, No. 2, Article 022222.
(9) Packard, N. H., Crutchfield, J. P., Farmer, J. D. and Shaw, R. S., 1980, "Geometry from a Time Series," *Physical Review Letters*, Vol. 45, No. 9, Article 712.
(10) Yap, H. L. and Rozell, C. J., 2011, "Stable Takens' Embeddings for Linear Dynamical Systems," *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 59, No. 10, pp. 4781~4794.
(11) Kim, S., Park, C., Son, Y., Ham, S. and Park, C., 2019, "Study on Isometry Characteristics of Phase Space Reconstruction," *Trans. Korean Soc. Mech. Eng. B*, Vol. 43, No. 10, pp. 683~688.
(12) Kim, S., Park, C. and Kim, B., 2019, "Study on Phase Space Reconstruction for Biomechanical Data Analysis," *Trans. Korean Soc. Mech. Eng. B*, Vol. 43, No. 4, pp. 277~282.
(13) Ramdani, S., Tallon, G., Bernard, P. L. and Blain, H., 2013, "Recurrence Quantification Analysis of Human Postural Fluctuations in Older Fallers and Non-Fallers," *Annals of Biomedical Engineering*, Vol. 41, No. 8, pp. 1713~1725.
(14) Marwan, N., Romano, M. C., Thiel, M. and Kurths, J., 2007, "Recurrence Plots for the Analysis of Complex Systems," *Physics Reports*, Vol. 438, No. 5, pp. 237~329.
(15) Ursu, D. C., Urbanchek, M. G., Nedic, A., Cederna, P. S. and Gillespie, R. B., 2016, "In Vivo Characterization of Regenerative Peripheral Nerve Interface Function," *Journal of Neural Engineering*, Vol. 13, No. 2, Article 026012.
(16) Agostini, V. and Knaflitz, M., 2012, "An Algorithm for the Estimation of the Signal-to-Noise Ratio in Surface Myoelectric Signals Generated during Cyclic Movements," *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, Vol. 59, No. 1, pp. 219~225.
(17) Rosquist, P. G., Collins, G., Merrell, A. J., Tuttle, N. J., Tracy, J. B., Bird, E. T., Seeley, M. K., Fullwood, D. T., Christensen, W. F. and Bowden, A. E., 2017, "Estimation of 3D Ground Reaction Force Using Nanocomposite Piezo-Responsive Foam Sensors during Walking," *Annals of Biomedical Engineering*, Vol. 45, No. 9, pp. 2122~2134.
(18) Wilderman, D. R., Ross, S. E. and Padua, D. A., 2009, "Thigh Muscle Activity, Knee Motion, and Impact Force during Side-Step Pivoting in Agility-Trained Female Basketball Players," *Journal of Athletic Training*, Vol. 44, No. 1, pp. 14~25.
(19) Cooper, R. A., DiGiovine, C. P., Boninger, M. L., Shimada, S. D., Koontz, A. M. and Baldwin, M. A., 2002, "Filter Frequency Selection for Manual Wheelchair Biomechanics," *Journal of Rehabilitation Research and Development*, Vol. 39, No. 3, pp. 323~336.
(20) Cesarini, D., Ungerechts, B. E. and Hermann, T., 2015, "Swimmers in the Loop: Sensing Moving Water Masses for an Auditory Biofeedback System," 2015 IEEE Sensors Applications Symposium (SAS), Zadar, Croatia, pp. 1~6.
(21) Fraser, A. M. and Swinney, H. L., 1986, "Independent Coordinates for Strange Attractors from Mutual Information," *Physical Review A*, Vol. 33, No. 2, Article 1134.
(22) England, S. A. and Granata, K. P., 2007, "The Influence of Gait Speed on Local Dynamic Stability of Walking," *Gait & Posture*, Vol. 25, No. 2, pp. 172~178.
(23) Hasson, C. J., Van Emmerik, R. E., Caldwell, G. E., Haddad, J. M., Gagnon, J. L. and Hamill, J., 2008, "Influence of Embedding Parameters and Noise in Center of Pressure Recurrence Quantification Analysis," *Gait & Posture*, Vol. 27, No. 3, pp. 416~422.
(24) Hegger, R. and Kantz, H., 1999, "Improved False Nearest Neighbor Method to Detect Determinism in Time Series Data," *Physical Review E*, Vol. 60, No. 4, pp. 4970~4973.
(25) Kim, S., Park, C. and Park, C., 2020, "Change in Telescoping Leg Strategy with Varying Walking Speed to Modulate Force Advantage," *Journal of Theoretical Biology*, Vol. 496, Article 110249.
(26) Burkhart, T. A., Dunning, C. E. and Andrews, D. M., 2011, "Determining the Optimal System-Specific Cut-off Frequencies for Filtering in-Vitro Upper Extremity Impact Force and Acceleration Data by Residual Analysis," *Journal of Biomechanics*, Vol. 44, No. 15, pp. 2728~2731.