



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

공학박사학위논문

저항 운동 시 근육 협응 작용을 고려한
인체 근육력 및 동작 예측 방법

**Method to predict muscle forces and human
motions considering muscle coordination
when performing resistance training**

2014년 8월

서울대학교 대학원

기계항공공학부

김 영 훈

초 록

제품 설계 및 해석에 있어 디지털 인체 모델을 이용한 근골격 시뮬레이션은 갈수록 활용 범위가 높아지고 있다. 특히 인체와 제품 사이의 상호작용이 중요한 제품의 경우 이러한 디지털 인체 모델을 이용한 해석을 통해 제품 개발 비용을 줄이고 효율을 높일 수 있다. 높은 하중을 이용하는 저항 운동 기구의 경우 제품의 효과를 극대화하고 부상을 방지하기 위해서 이러한 인체-제품 사이의 상호작용을 고려한 해석이 중요한 대표적 경우이다. 그러나 기존의 근골격 시뮬레이션 해석 툴을 이용한 운동기구 해석의 경우, 일반적인 인체 동작에 사용하는 근육 최적화 기법을 이용함으로써 주동근-길항근 동시수축, 관절안정성 유지와 같은 저항 운동에서 중요한 요소들을 고려하지 못하고 있다.

본 연구에서는 저항 운동 기구 중 체스트 프레스 머신을 선정하여 실험적으로 획득한 운동 시의 인체의 근육 사용 패턴을 통하여 관절 안정성을 유지하기 위한 주동근 길항근 동시수축을 정의하고, 이를 고려한 근육 최적화 방법을 제안하였다. 이를 OpenSim-MATLAB interface와 결합하여 근골격 시뮬레이션을 수행, 기존의 근육 최적화 방법과 그 결과를 비교, 관절 안정성을 유지하는 실제 인체 동작에 대하여 더 정확히 반영하는 근육력 예측이 가능함을 확인하였다.

여기에 근육 간의 협응 작용을 고려한 근육 시너지 기반 인체 모델을 개발, 이를 OpenSim model과 연결하여 역동역학 및 정동역학 해석에 적용함으로써, 실제 중추신경계로부터 개별 근육으로 운동뉴런이 전달되는 과정을 고려한 근골격 시뮬레이션 모델을 구현하였다.

마지막으로 체스트 프레스 머신을 이용한 운동 시의 관절에 대한 기구학적 분석을 통해 관절 각 가속도를 최소화하는 방식으로 저항 운동 시의 인체 동작을 생성하였다. 이를 통해 인체 동작 데이터가 없는 상황에서 저항 운동시의 인체의 행동 전략을 반영하여 인체 동작을 예측하고 시뮬레이션을 수행할 수 있도록 하였다.

Keywords: 저항 운동기구, 근육 최적화, 관절 안정성, 근육 협응작용, 인체 동작 예측

학번: 2008-20720

Table of Contents

List of Figures	i
List of Tables	viii
Nomenclatures.....	ix
제 1장. 서론.....	- 1 -
제 2장. 관련 연구.....	- 7 -
2.1 저항 운동 해석 및 평가.....	- 7 -
2.1.1 저항 운동 평가의 주요 요소.....	- 10 -
2.1.2 근골격 시뮬레이션을 이용한 저항 운동 평가.....	- 13 -
2.2 근육 협응 작용에 관한 연구.....	- 16 -
2.2.1 근육 시너지 추출에 관한 연구.....	- 18 -
2.2.2 근육 협응작용을 고려한 근골격 시뮬레이션에 관한 연구.....	- 20 -
2.3 근골격계 해석 동역학에 관한 연구.....	- 21 -
2.3.1 인체 정동역학/역동역학 해석.....	- 21 -
2.3.2 최적화를 통한 근육력 예측.....	- 26 -

2.4 최적화 기반의 동작 생성에 관한 연구	28 -
제 3장. 저항 운동 시 근육력 예측 알고리즘 개발.....	30 -
3.1 관절 안정성을 고려한 근육력 예측 알고리즘	31 -
3.2 저항 운동 실험 및 분석	38 -
3.2.1 실험 및 데이터 획득	43 -
3.2.2 저항 운동의 근전도 데이터 분석	46 -
3.2.2 저항 운동의 기구학적 분석	51 -
3.2.3 저항 운동 실험에서의 Agonist-antagonist force ratio	56 -
3.3 관절 안정성을 고려한 근육 최적화 시뮬레이션	58 -
3.3.1 실험 데이터로부터 역동역학 해석 수행	59 -
3.3.2 근육력 예측 알고리즘 수행 및 결과 비교	62 -
3.4 Agonist-antagonist force ratio와 관절 안정성.....	65 -
3.4.1 근육 최적화 방법에 따른 Agonist-antagonist force ratio 비교 -	
65 -	
3.4.2 Active joint stiffness	70 -
제 4장. 근육 시너지 기반 근골격 인체 모델.....	75 -
4.1 상지 주요 동작에서의 근전도 측정 및 근육 시너지 추출...-	77 -

4.2 근육 시너지 기반 인체 모델 구현	- 88 -
4.2.1 Forward synergy model.....	- 88 -
4.2.2 Inverse synergy model.....	- 91 -
4.3 근육 시너지 모델을 이용한 저항운동 시뮬레이션	- 93 -
4.3.1 시너지 기반 모델과 개별 근육 기반 모델의 결과 비교-	94
-	
제 5장. 저항 운동 시 인체 동작 생성.....	- 100 -
5.1 저항 운동 시 인체 동작에 대한 기구학적 분석	- 100 -
5.2 Motion generation and its validation	- 103 -
6. 결론 및 논의.....	- 114 -
6.1 연구의 기대 효과 및 활용	- 115 -
6.2 연구의 한계점 및 추가 연구 방향	- 117 -
Bibliography.....	- 120 -

List of Figures

Fig. 1 Overview of the study. Process of the evaluation method of resistance training using musculoskeletal simulation with the new muscle optimization algorithm and the motion generation method.....	- 6 -
Fig. 2 Various kinds of resistance trainings using dumbbells, bars or machines.....	- 9 -
Fig. 3 Human-product integrated analysis of an incline chest press machine using AnyBody modeling system.[22].....	- 14 -
Fig. 4 Analysis of an arm curl machine using AnyBody modeling system.....	- 15 -
Fig. 5 Motoneuron delivery process with respect to muscle synergy hypothesis.....	- 17 -
Fig. 6 Diagram of muscle-driven forward dynamics of musculoskeletal human model.	- 24 -
Fig. 7 Diagram of inverse dynamics using experimental measured motion and forces.	- 25 -
Fig. 8 OpenSim scripting with MATLAB.	- 36 -
Fig. 9 Flowchart illustrating components of forward dynamics in OpenSim and MATLAB/Simulink.[67]	- 37 -

Fig. 10 Attachment of reflective markers and EMG sensors for resistance training experiments - 40 -

Fig. 11 Plug-in-Gait marker placement protocol. - 41 -

Fig. 12 Collect marker and EMG data of chest press exercise with seated chest press machine. - 45 -

Fig. 13 Raw EMG signal data. (MyoResearch XP 1.04) - 47 -

Fig. 14 Processed EMG data. (MyoResearch XP 1.04) - 47 -

Fig. 15 Mean normalized EMG of concentric motions of chest press exercises using the chest press machine. - 48 -

Fig. 16 peak normalized EMG of concentric motions of chest press exercises using the chest press machine. - 48 -

Fig. 17 Agonist muscles of chest press exercise. Pectoral muscles, deltoid anterior fiber and triceps brachii. - 50 -

Fig. 18 Marker labeling of a static trial for scaling human model. (using Vicon Nexus software) - 53 -

Fig. 19 Generic (left) and scaled (right) human model on OpenSim based on marker data of a static trial. - 53 -

Fig. 20 Inverse kinematic simulation of experimental data using OpenSim. - 54 -

Fig. 21 Agonist-antagonist force ratio of shoulder joint. Averaged

values calculated from normalized EMG and motion data of 10 subjects.....	- 57 -
Fig. 22 Agonist-antagonist force ratio of elbow joint. Averaged values calculated from normalized EMG and motion data of 10 subjects.....	- 57 -
Fig. 23 Results of inverse dynamic analysis using OpenSim. Example of a maximal case(upper) and a submaximal case 2(lower).....	- 61 -
Fig. 24 Simulated muscle activation of the conventional optimization method of an experimental trial. (subject2, maximal trial 1).....	- 63 -
Fig. 25 Simulated muscle activation of the agonist-antagonist force ratio considered optimization method of an experimental trial. (subject2, maximal trial 1).....	- 63 -
Fig. 26 Comparison of simulated muscle activation of agonist muscles between the conventional and the agonist-antagonist force considered optimization method. (subject2, maximal trial 1).....	- 64 -
Fig. 27 Comparison of simulated muscle activation of antagonist muscles between the conventional and the agonist-antagonist force considered optimization method. (subject2, maximal trial 1).....	- 64 -

- Fig. 28 Comparison of agonist-antagonist force ratio of shoulder among conventional muscle optimization method, newly presented optimization method and experimental result. ... - 68 -
- Fig. 29 Comparison of agonist-antagonist force ratio of elbow among conventional muscle optimization method, newly presented optimization method and experimental result. ... - 68 -
- Fig. 30 Absolute error of optimization methods w.r.t experimental results. - 69 -
- Fig. 31 Relative error of optimization methods w.r.t experimental results. - 69 -
- Fig. 32 Simulated muscle stiffness of the same experimental data (subject 2, maximal trial 1). Result of a conventional optimization method (upper) and a newly presented optimization method. (lower). - 71 -
- Fig. 33 Simulated joint stiffness of concentric motion of chest press exercise. Comparison between the force ratio considered optimization method and the conventional optimization method. - 72 -
- Fig. 34 Mean simulated active joint stiffness of an subject (subject 6). Maximal case(left), sub-maximal case 1(mid) and sub-maximal case 2(right). Results of the conventional optimization(blue) and the force ratio considered

optimization(red).....	- 72 -
Fig. 35 Mean absolute error between two type of optimization methods of subject 6. Maximal case(upper), sub-maximal case 1(mid) an sub-maximal case 2(lower).....	- 73 -
Fig. 36 Mean relative error between two type of optimization methods of 10 subjects. Maximal case(upper), sub-maximal case 1(mid) an sub-maximal case 2(lower).....	- 74 -
Fig. 37 Divergence and convergence of nerve signals by transmission through several layers of neurons.[72].....	- 76 -
Fig. 38 Attachment of markers and EMG sensors for synergy experiments.	- 78 -
Fig. 39 Experiments of the 'Lift' task.	- 80 -
Fig. 40 Experiments of the 'Shoulder' (upper) and 'Elbow' (lower) task.	- 80 -
Fig. 41 Experiments of the 'Clock' task.....	- 81 -
Fig. 42 Inter-subject consistency. (number of synergy groups:4)-	84
-	
Fig. 43 Inter-subject consistency. (number of synergy groups:5)-	84
-	
Fig. 44 Inter-subject consistency. (number of synergy groups:6)-	85

-

Fig. 45 Inter-task consistency..... - 85 -

Fig. 46 Extracted muscle synergy groups..... - 87 -

Fig. 47 Diagram of the forward synergy model. - 90 -

Fig. 48 Diagram of inverse synergy model. - 92 -

Fig. 49 A result of synergy based optimization. (a) Simulated neural intensities and (b) reconstructed muscle activations - 96 -

Fig. 50 Agonist-antagonist force ratio. Comparison among individual muscle optimization, synergy based optimization and experimental data..... - 98 -

Fig. 51 Absolute and relative error of agonist-antagonist force ratio w.r.t experimental data..... - 98 -

Fig. 52 Simulated active joint stiffness. Result of a synergy based optimization and conventional optimization. - 99 -

Fig. 53 Absolute and relative error of active joint stiffness between synergy based optimization and conventional optimization.- 99 -

-

Fig. 54 Duration of 1 repetition w.r.t. workload. Normalized by duration of maximal effort case..... - 101 -

Fig. 55 Joint trajectory optimization. Control nodes of joint

trajectory splines were used as a control input of the optimization.....	- 106 -
Fig. 56 Simulated human motions of chest press exercise. Comparison with experimental results.....	- 108 -
Fig. 57 Marker positions during concentric motion of chest press exercise. Comparison between experimental and simulated data (Subject 2, maximal effort case).....	- 110 -
Fig. 58 Marker positions during concentric motion of chest press exercise. Comparison between experimental and simulated data (Subject 2, submaximal case 1)	- 111 -
Fig. 59 Marker positions during concentric motion of chest press exercise. Comparison between experimental and simulated data (Subject 2, submaximal case 2)	- 112 -
Fig. 60 Mean RMS error of markers of simulations compared with averaged value of experiments.....	- 113 -
Fig. 61 Minimum RMS error of markers of simulations compared with each experimental trial data.....	- 113 -

List of Tables

Table 1 Muscles attached with EMG sensor.....	- 42 -
Table 2 Markers and its weight values for model scaling and simulation of dynamic trials.	- 55 -
Table 3 Joint limit for trajectory optimization.....	- 106 -
Table 4 Mean angle error of simulated joint trajectory w.r.t experimental data	- 109 -
Table 5 Optimization results. Optimization times, values of objective function and constraint violations.....	- 109 -

Nomenclatures

N: Number of degree of freedoms of the human model

M: Number of muscles

S: Number of muscle synergy groups (synergy modes)

$\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}} \in R^N$: Joint angles, velocities, accelerations (coordinates values, velocities, accelerations)

$\boldsymbol{\tau} \in R^N$: Joint torques (generalized forces)

$\mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) \in R^N$: The vector of Coriolis and centrifugal forces

$\mathbf{M}(\mathbf{q}) \in R^{N \times N}$: The mass matrix

$\mathbf{G}(\mathbf{q}) \in R^N$: The vector of gravitational forces

\mathbf{F} : Forces applied to the model

R: Moment arm matrix

$\mathbf{a} \in R^M$: Muscle activations

$\mathbf{u} \in R^M$: Muscle excitations

$\mathbf{c} \in R^S$: Neural signal coefficient from the CNS to synergy modes

제 1장. 서론

삶의 질의 향상과 더불어, 제품 개발에 있어 인간공학적인 측면이 강조되고 있다. 인체가 직접 조작하는 제품의 경우 인체와 제품 사이의 상호작용이 중요하기 때문에, 이러한 상호작용을 고려하여 인체의 관절 및 근육에 걸리는 부하를 평가하는 것이 중요하다. 디지털 인체 모델(Digital Human Model, DHM)을 이용한 해석에서 이러한 상호작용을 정확히 반영하기 위해서는 인체의 행동 전략을 고려한 동작 예측 및 근육력 예측이 필요하다. 인체의 행동 전략을 반영하기 위한 가장 좋은 방법은 모션 캡처를 통해 획득한 동작 데이터를 근골격 모델에 적용하는 것이다. 이와 함께 근전도나 지면 반력 등을 측정하여 근골격 해석에 반영할 수 있다. 그러나 제품의 설계나 해석 단계에서 항상 인체의 동작 데이터를 획득할 수 있는 것은 아니다. 모션 캡처를 이용하여 인체 동작을 기록하고, 이를 해석에 적용하기 위해서는 실제 제품 혹은 시제품 수준의 하드웨어가 필요하기 때문에, 설계 단계에서 이를 활용하기에는 한계가 있으며, 설계 변수의 변경 등에 따라 동작 데이터 획득에 많은 비용과 시간이 소모된다.

물리적인 제품 혹은 시제품이 존재하지 않는 상태에서 인체

동작을 생성하기 위해서 유사한 환경에서의 동작들에 대한 모션 캡처 데이터베이스로부터 새로운 동작을 생성하는 기법에 대한 연구도 많이 진행되고 있다. 그러나 이러한 데이터베이스 기반의 동작 생성 기법의 경우, 제품과의 상호 관계를 반영하는데 한계가 있다. 설계 변수 변경에 따른 end-effector의 target position 변경 등을 반영하여 제품 설계를 할 수는 있지만, 인체와 제품 사이의 상호 작용력의 변화와 같은 동역학적 요소들을 반영하기엔 한계가 있다. 특히 운동기구나 장애인, 재활 등을 위한 외골격 로봇과 같이 인체에 작용하는 외력이 중요한 경우, 이를 반영한 인체 동작을 생성해야 하기에 데이터베이스 기반의 동작 생성 기법으로는 한계가 있다.

모션 캡처 데이터 베이스의 활용이 어려운 경우에는 최적화 기반의 인체 동작 예측 및 생성 기법들을 활용하게 된다. 이러한 최적화 기반의 인체 동작 생성 방법에 대해서는 생체역학뿐만 아니라 로봇틱스 분야의 제어 알고리즘 분야에서 다양한 연구가 진행되었다. 생체역학에서 인체 동작에 대한 최적화 문제는 대부분 인간이 편한, 혹은 힘이 덜 들어가도록 행동한다는 전제하에 목적함수를 정의하고 있다. 이것은 중추신경계(Central Nervous System, CNS)가 인체를 효율적으로 움직인다는 가정 하에 동작을 예측하는 것이다. 일상생활에서의 동작들(Activities of daily life, ADL)의 경우 이러한 ‘minimize effort’ 형태로 동작을 예측하는 것이 어느 정도 타당하다고 볼 수 있다. 그러나 특수한 목적을 가진 제품을

사용하는 인체의 동작을 예측할 때에는 이러한 기준들을 사용하는 것이 제품의 목적 및 특징에 부합하는지 고려하여야 한다. 특히 저항 운동의 경우 운동 효과의 극대화라는 목적과 동시에 높은 외력에 의한 부상 방지라는 조건을 만족하는 자세가 요구되기 때문에, DHM을 이용한 해석 시에도 이를 고려하여야 한다.

인체 동작 예측에서 최적화는 동작 평가뿐만 아니라, 관절 모멘트를 생성하기 위한 근육력 예측에서도 사용된다. 인체를 기계적인 시스템으로 모델링 하였을 때 근육-건이 구동기 역할을 하며 관절 모멘트를 생성하게 된다. 인체의 경우 기구학적으로도 높은 관절 자유도를 가지고 있지만, 근육의 경우 각 관절을 움직이는데 필요한 것보다 많은 수의 근육을 가지고 있다. 이러한 여유자유도(motor redundancy)로 인해 관절 모멘트를 내기 위한 근육력과 근육 활성도를 예측하기 위해서는 최적화를 이용하여야 한다. 근육력을 예측하기 위해서 전통적으로 개별 근육의 활성도를 변수로 하는 최적화 방법이 많이 사용되며, 이 때 근육 활성도의 자승의 최소화를 목적 함수로 하는 polynomial 형태의 최적화나 최대 활성도를 최소화 하는 min-max 형태의 최적화 등을 주로 사용한다. 또 근육의 생리학적 특성을 반영하여 물질대사 에너지(metabolic energy)에 대한 식으로 목적함수를 정의하기도 한다. 이러한 개별 근육 단위에서의 최적화가 여전히 지배적으로 사용되고 있지만, 중추신경계(Central Nervous System, CNS)로부터 근육의 motor units으로의 신경 전달 과정을 고려하여 근육 협응

작용(muscle motor coordination)을 적용한 최적화 모델을 사용하기도 한다.

근육 최적화 과정에서 일반적으로 사용하는 목적 함수들이 일상생활에서의 동작(Activity of daily life, ADL)에서의 근육력을 예측하는 데에는 타당할 수 있으나, 저항 운동 시의 근육력을 예측하는 데에는 한계가 있다. 이러한 방식들은 저항 운동 시의 부상 방지를 위한 주동근-길항근 동시수축 (agonist-antagonist co-contraction)과 같은 요소들을 제대로 반영하지 못하고 있어 실제 저항 운동시에 비하여 주동근과 길항근의 근육력이 낮게 예측이 되며, 이에 따라 근육 강성과 능동 관절 강성 역시 실제보다 낮게 나타난다. 저항 운동기구 설계 및 평가를 위해서는 주동근-길항근 동시수축에 의한 관절 안정성 등의 요소를 고려한 새로운 근육 최적화 기법이 필요하다.

본 연구에서는 관절 안정성 등의 요소를 고려한 저항 운동 시의 근육력 예측 알고리즘을 제안하고, 이를 이용한 근골격 시뮬레이션 결과를 기존의 근육 최적화 알고리즘의 결과와 비교하였다. 실제 저항 운동 동작에 대한 모션 캡처 및 근전도 측정 실험을 통해 관절 안정성을 유지하기 위한 주동근-길항근의 동시수축 정도를 찾고, 이를 근육력 예측 알고리즘에 적용하였다. 또 muscle motor coordination을 근골격 시뮬레이션에 적용하기 위하여 기존의 근골격 모델의 정동역학(forward dynamics) 및 역동역학(inverse dynamics)에

적용 가능한 synergy based human model을 개발하였다. 근골격 해석 과정에서 근육의 협응 작용을 적용하기 위해서 실험을 통해 상지의 주요 근육의 근전도 측정을 통해 인체 근육 간의 협응 관계를 밝혀내고, 이를 인체 근골격 시뮬레이션에 적용하였다. 공개 소프트웨어로 근골격 해석에 널리 사용되고 있는 OpenSim 인체 모델에 새로운 근육력 예측 알고리즘과 synergy based human model을 적용하였다. 또, 운동기구 사용시의 인체 움직임과 이 때의 근육 활성화도 패턴을 측정함으로써 운동기구 사용 시 인체의 행동 전략을 예측하고, 이를 반영할 수 있는 동작 생성 기법을 제안하였다. 이를 통해 부상 방지를 고려한 저항 운동시의 인체 동작을 생성하고, 이를 실험 결과와 비교하였다.

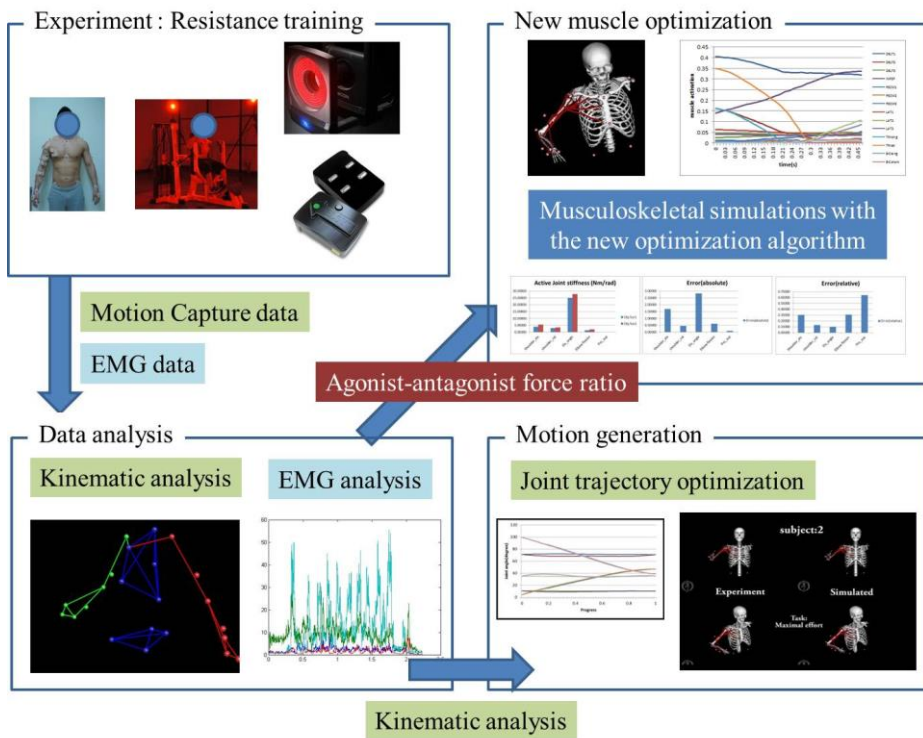


Fig. 1 Overview of the study. Process of the evaluation method of resistance training using musculoskeletal simulation with the new muscle optimization algorithm and the motion generation method.

제 2장. 관련 연구

운동기구와 같이 특수한 목적을 지닌 제품을 사용할 때 인체 동작 및 근육 활성화도 예측을 위하여 본 연구에서는 실험 및 인체 모델을 이용한 저항 운동 해석 및 평가에 관한 연구, 디지털 인체 모델(Digital Human Model, DHM)을 이용한 근골격 시뮬레이션(musculoskeletal simulation) 연구 및 근육 협응 작용(muscle motor coordination)에 대한 측정 및 분석에 관한 연구들을 참고하였다. 또, 생체역학 및 로봇틱스 분야의 최적화 기반의 동작 생성 알고리즘에 대한 연구들을 참고하였다.

2.1 저항 운동 해석 및 평가

저항 운동은 근육량(muscle mass)을 증대시키거나 무산소성 지구력(anaerobic endurance) 향상 등을 목적으로 하중을 이용하여 수행하는 운동들을 의미한다.[1-3] 저항 운동은 크게 기구를

사용하지 않고 덤벨(dumbbell)이나 바(bar) 혹은 자중을 이용하는 프리 웨이트 운동(free weight exercises)과 운동기구(training machines)를 사용하는 머신 운동(machine exercises)로 나눌 수 있다. 프리 웨이트 운동의 경우 운동 효과는 높으나 사용자의 숙련도에 따라 부상의 위험이 있으며, 머신 운동의 경우 운동기구가 운동 동작에 대한 가이드 역할을 하기 때문에 부상의 위험은 줄어들지만 프리 웨이트 운동에 비하여 운동 효과는 다소 떨어진다.[3-5] 또 머신 운동의 경우 저항 운동기구의 디자인에 따라서 운동 효과가 다르게 나타날 수 있기 때문에 운동 기구의 설계 및 해석 과정에서 생체역학적 해석 및 평가가 필요하다.

저항 운동은 운동 하중 및 속도를 기준으로 분류하기도 한다. 동일한 종류의 운동이라고 하더라도 그 하중과 운동 속도에 따라 maximal effort, sub-maximal effort, dynamics effort 운동 등으로 분류할 수 있다. 자신이 이겨낼 수 있는 최대 부하인 1 repetition maximum (1RM)을 기준으로 80% 이상의 부하를 사용하는 maximal effort method, 50~60%를 사용하는 sub-maximal effort method 그리고 sub-maximal과 비슷하거나 적은 부하를 사용하지만 운동 속도를 높이는 dynamic effort method는 동일한 부위에 대한 운동이라도 장기적으로 다른 효과를 가져온다.[6, 7]

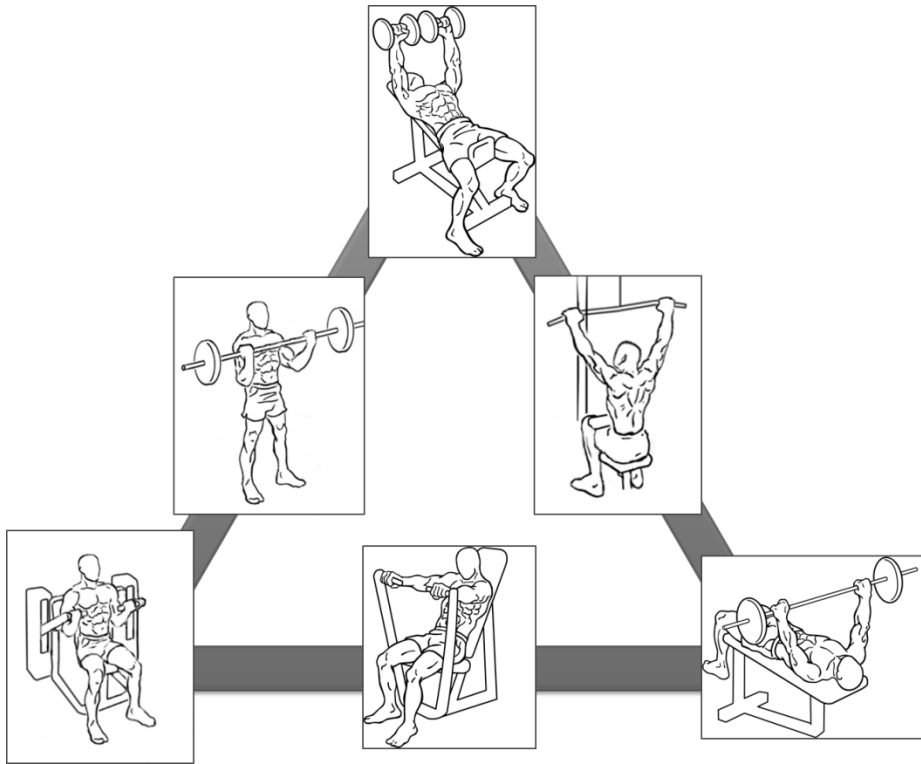


Fig. 2 Various kinds of resistance trainings using dumbbells, bars or machines.

2.1.1 저항 운동 평가의 주요 요소

저항 운동을 계획하거나 평가할 때 가장 중요한 요소는 주동근(agonist muscle)의 발달 여부이다. 주동근은 그 운동에서 주요하게 작용하는 근육을 의미하며, 저항 운동에서의 반복적 사용을 통하여 근육량이나 무산소성 지구력이 증가하게 된다. 주동근의 발달 정도를 측정하기 위하여 주로 장기적 실험을 통하여 근육의 질량이나 부피, 생리학적 단면적(physiological cross sectional area, PCSA)의 변화 등을 측정한다.[2] 이러한 근육의 변화에 대한 직접적 측정 방법뿐만 아니라, 등속성 장비(isokinetic machine)을 이용한 등속성 토크의 변화나 특정 운동 동작에 대한 1RM의 변화 등을 통해 운동 능력 향상을 측정하기도 한다.[8]

저항 운동의 경우 maximal effort method와 같이 매우 높은 하중을 이용하거나 dynamic effort method와 같이 속도를 최대화 하는 방식으로 운동을 수행하기 때문에 이 때 각 관절에는 ADL에서 발생하는 것보다 몇 배 이상의 높은 관절 모멘트가 발생하게 된다. 이에 따라 저항 운동에는 부상의 위험이 따르게 되는데, 무리한 근육 사용으로 인한 근육조직(musculature)의 손상뿐만 아니라, 높은 관절 모멘트로 인한 인대(ligament)나 연골(cartilage)의 손상 등 관절 부위 자체의 부상도 많이 발생하게 된다. Myer, Quatman [9]에 따르면, 고령자의 경우 근력 운동 관련 부상 중 관절 불안정증(joint

sprain)이나 근육 좌상(muscle strain)으로 인한 부상의 비중이 낮은 연령대에 비해 높게 나타나는 것을 볼 수 있다. 이러한 부상은 주로 최대 관절 모멘트(peak joint moment) 및 관절 안정성(joint stability)와 관련이 있다.[10-12] 특히 잘못된 자세로 운동을 할 경우 관절의 불안정성(joint instability)를 가져와 부상을 유발한다.[13, 14]

관절 안정성은 관절 강성과 연관이 있다. 인대나 연골 등의 passive element들이 관절 강성에 있어 중요한 요소로 작용하지만, 근육조직(musculature)은 active element로 중요한 역할을 하고 있다.[15] 특히 근육조직에 의한 active joint stiffness는 근육-건 힘(muscle-tendon force)에 의해 생성되는 관절 모멘트와 연관되어 있기 때문에 외력에 대해 유연하게 작용하며 관절 안정성을 유지할 수 있도록 작용한다. 관절 강성에 관한 연구는 주로 지면 반력에 의해 높은 관절 모멘트가 발생하는 무릎이나 고관절, 척추에 관하여 이루어졌다.[16-18] 관절 모멘트가 주동근이 생성하는 관절 모멘트에서 길항근에 의해 상쇄되는 관절 모멘트를 뺀 net moment를 의미하는 것에 비해, active joint stiffness는 주동근과 길항근이 각각 생성하는 모멘트의 합인 gross moment와 관계가 있다. 즉 근육조직의 관절 강성에 대한 기여에서 중요한 요소는 주동근-길항근 동시수축 정도이다. Aagaard, Simonsen [19]는 대퇴사두근(quadriceps)과 햄스트링 근육군(hamstring muscles)이 각각 주동근과 길항근으로 작용할 때의 근전도(electromyographic signal, EMG)를 이용해 EMG to force constant를 정의하고, 이를 이용해 근전도 신호로부터 무릎 관절에서의 net

moment와 gross moment를 구하여 net moment에 대한 길항근의 모멘트 비율(ratio of antagonist muscle moment)을 구하였다. Driss, Serrau [20]는 팔꿈치 관절의 isometric training with co-contraction이 외부 저항에 대한 운동(exercises against external resistances)에서 길항근의 활성화도에 미치는 영향에 관하여 실험을 하였는데, 트레이닝에 의하여 근력의 증가가 있지만 주동근의 활성화도와 길항근의 coactivation level에는 유의미한 변화가 없었다. 한편, 동일한 운동에 대하여 고령자의 경우 더 높은 coactivation level을 나타내는데, 이는 관절의 passive elements가 노화로 인하여 제 기능을 하지 못하여 passive stiffness가 떨어져, 이를 근육조직에 의한 active stiffness로 커버하기 때문이다.[18] Behm [21]는 explosively trained athletes에서 높은 antagonist coactivation이 나타나며, 이것은 높은 관절 모멘트로부터 부상을 피하기 위한 방어기제(defense mechanism)라고 하였다.

2.1.2 근골격 시뮬레이션을 이용한 저항 운동 평가

근골격 인체 모델을 이용한 저항 운동 평가는 운동 자체에 대한 생체역학적 연구나 피험자 맞춤형 모델(subject-specific model)을 이용한 재활 운동 설계나 평가 등을 위하여 주로 활용되고 있다. 또 운동기구의 설계 및 평가를 위하여 인체-제품 통합 시뮬레이션을 이용하기도 한다. Jung, Kim [22]은 SolidWorks(Dassault Systèmes SolidWorks Corp. MA, USA)에서 모델링한 체스트 프레스 머신을 상용 근골격 시뮬레이션 소프트웨어인 AnyBody modeling system(AnyBody Technology A/S, Aalborg, Denmark) 해석 모델로 변환, 인체-제품 통합 해석을 수행하였다. Nolte, Krüger [23]는 arm curl machine에 대한 3차원 모델링 및 근골격 인체 모델을 이용한 해석을 수행하였다. 그러나 이러한 근골격 모델을 이용한 인체-운동기구 결합 해석의 경우에도 근육력 계산 과정에서 기존의 ‘minimize effort’ 형식의 목적함수를 이용한 최적화를 사용하였다는 점에서 실제 운동기구 사용 시 주동근-길항근 동시수축을 제대로 반영하지 못했다는 한계가 있다.[24, 25] 또, 암컬 머신 같은 1자유도 운동의 경우 운동기구의 궤적에 따라 인체 동작이 정해지지만, 체스트 프레스 머신과 같은 multi-joint resistance training machine의 경우 동작의 유일해가 정해지지 않기 때문에 운동기구 사용 시의 실제 인체 동작에 부합하는 알고리즘을 토해 인체 동작을 예측, 생성하는

연구가 필요하다.

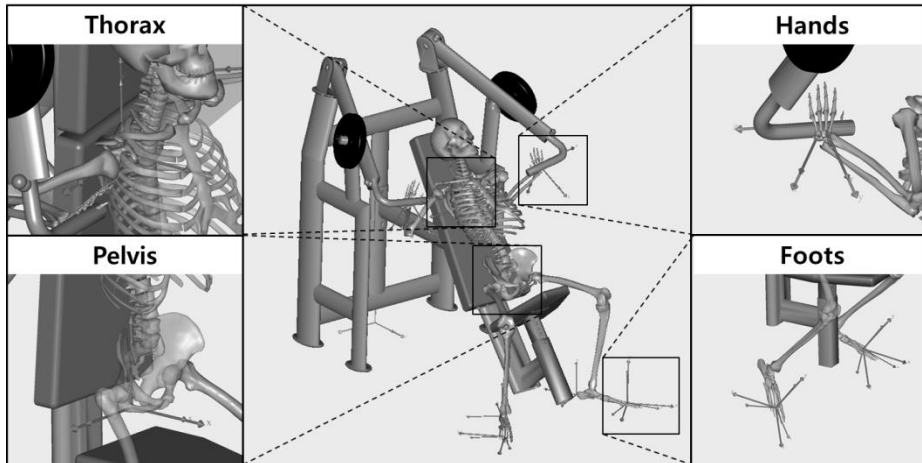


Fig. 3 Human-product integrated analysis of an incline chest press machine using AnyBody modeling system.[22]

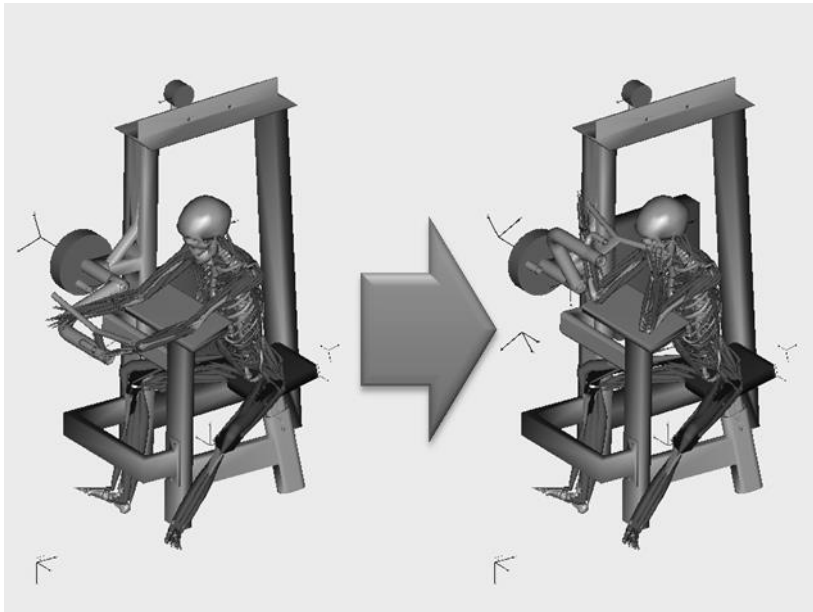


Fig. 4 Analysis of an arm curl machine using AnyBody modeling system.

2.2 근육 협응 작용에 관한 연구

인체에서 CNS로부터 근육의 개별 motor unit으로 운동 뉴런(motoneuron)의 전달 과정을 고려하여 근육 간의 협응 작용을 고려한 연구들이 진행되었다.

인간의 행동에 대해 개별 관절과 근육 단위가 아니라, 이들의 움직임을 관장하는 신경 신호 단위에 초점을 맞춘 연구가 다양하게 진행되었는데, 협응작용(motor coordination) 개념에 대해 체계적으로 접근을 시작한 것은 N. A. Bernstein이었다. Bernstein [26]은 dexterity라는 단어로 협응작용을 정의하였다. Bernstein은 기구학적 단위에서의 coordination과 근육 단위에서의 coordination에 대하여 모두 언급하였는데, 근육 협응작용(muscle motor coordination)은 근육 시너지(muscle synergy) 혹은 muscle co-activation으로도 불린다.

이러한 근육 협응작용에 관한 이론은 인체의 여유 자유도 문제에 대한 이론적 접근에서 이루어졌다. 근육 협응작용은 CNS에서 신경 신호가 전달되었을 때, 개별 근육, 혹은 motor unit 단위로 신경 신호가 각각 전해지는 것이 아니라, 여러 근육들을 그룹으로 묶은 근육 시너지 그룹(muscle synergy group) 단위로 전달이 되며, 이들의 조합으로 최종적인 근육의 활성이 이루어 진다는 이론이다. 실제로

신경 구조에 의한 구심성/원심성 뉴런(afferent/efferent neuron)의 전달 과정은 이러한 융합/분산(convergence/divergence) 체계를 이루고 있다. 이러한 근육 시너지 그룹 혹은 근육 시너지 모드(muscle synergy mode) 단위로 제어가 이루어지면 시스템의 자유도는 감소하게 된다.

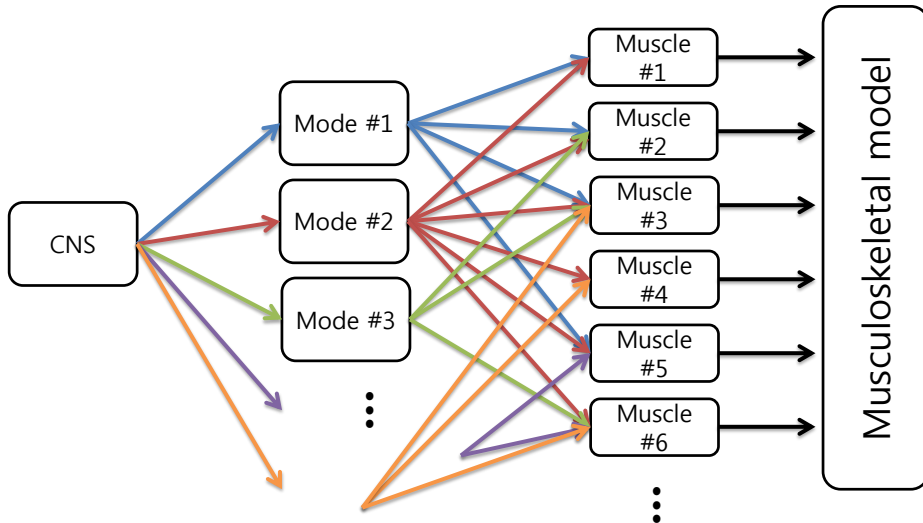


Fig. 5 Motoneuron delivery process with respect to muscle synergy hypothesis.

2.2.1 근육 시너지 추출에 관한 연구

근육 시너지의 존재를 확인하고 이를 분석하기 위하여 다양한 실험 방법과 통계적 해석 방법이 제안되었다. Danna-Dos-Santos, Degani [27]은 근전도 센서와 지면 반력기(force plate)를 이용하여 동작에 따른 근전도 신호를 측정하고, 주성분분석(principal component analysis, PCA)를 이용하여 근육 시너지 그룹을 추출, 각 시너지 그룹이 인체의 압력 중심(center of pressure, COP)에 미치는 영향에 대하여 연구하였다. Overduin, d'Avella [28]은 손으로 물체를 쥘 때 물체의 형상에 따른 근전도 신호를 측정하고, PCA를 이용하여 근육 시너지 그룹을 추출하였으며, Ajiboye and Weir [29]는 손동작에 따른 근전도 신호를 측정, 근육 시너지 그룹을 추출하는 연구를 수행하였다. 일반적으로 후-처리를 거친 근전도 신호가 비음수 값이기 때문에 Muceli, Boye [30]; d'Avella and Bizzi [31] and Tresch, Cheung [32]과 같이 비음수 행렬 분해(non-negative matrix factorization, NMF)을 이용하여 시너지 그룹을 추출하는 연구도 많이 진행되었다.[33, 34]

근육 시너지 개념을 근골격 인체 모델에 적용하기 위해서는 사람에 따라, 그리고 동작에 따라 어떻게 차이가 나는가 여부가 중요하다. d'Avella and Bizzi [31]는 개구리를 이용한 실험을 통해 다양한 동작에서 공통적으로 형성되는 shared synergies와 특정

동작에서 나타나는 task specific synergies로 분류하여, 동작에 따라서 다른 근육 시너지 모드가 발현될 수 있음을 찾았다. Hug, Turpin [35]은 trained cyclists의 근전도 패턴으로부터 추출한 근육 시너지의 inter-individual variability를 조사하였는데, 단일관절 근육(monoarticular muscles)에서는 높은 consistency를 보였으나 양관절 근육(biarticular muscles)과 가자미근(soleus)에서는 variability가 크게 나타나는 것을 확인하였다. 그러나 전체적으로 synergy vectors와 synergy coefficients에 대해 correlation coefficient가 높게 나타남으로써 피험자들 사이에 유사한 muscle synergies가 발현된다는 결론을 내렸다. Hug, Turpin [36]은 또한 different mechanical constraints 상에서의 페달링 동작 시 근육 시너지를 비교함으로써 시너지 벡터들 간의 consistency를 확인하였다. Turpin, Guevel [37]는 또 피험자의 동작에 대한 숙련도가 근육 시너지에 어떤 영향을 주는지 여부에 대해 노젓기(rowing) 동작을 이용해 실험을 하였으며, 숙련자와 초보자 사이에 synergy coefficients는 유의미한 차이가 있지만 근육 시너지 벡터는 거의 유사하게 발현된다는 것을 밝혔다.

2.2.2 근육 협응작용을 고려한 근골격 시뮬레이션에 관한 연구

근육 협응작용에 대한 대부분의 연구가 근전도 측정 결과로부터 근육 시너지 그룹을 추출하고, 이를 이용해 근육 활성도를 다시 예측하는데 머무르고 있는 반면, Neptune, Clark [38]은 SIMM의 하지 근골격계 모델을 이용한 보행 동작 시뮬레이션에서 근력과 근활성도를 계산하는 과정에서, 개별 근육의 활성도를 변수로 하는 기존의 방법 대신 근육 시너지 그룹을 변수로 최적화를 수행하였다. Jo [39]는 Feedback Error Learning(FEL) model을 적용하여 supraspinal model과 spinal motor system을 포함하고 muscle synergy 작용을 고려한 computational neuro-musculoskeletal model을 개발하였으며, 2-DoF, 6-muscles의 단순화한 모델을 사용하였다.

2.3 근골격계 해석 동역학에 관한 연구

본 연구에서는 근골격 인체 모델을 이용한 동역학 해석을 수행한다. 근골격 인체 모델은 인체 동작 자체 해석뿐만 아니라, 제품, 환경과의 상호 작용을 고려한 해석 등에 활용되고 있다. 근골격계 해석 동역학은 크게 정동역학(forward dynamics)과 역동역학(inverse dynamics)으로 나눌 수 있다.

2.3.1 인체 정동역학/역동역학 해석

정동역학은 인체 동작 생성의 구동기 역할을 하는 각 근육의 활성화도 혹은 그 활성도를 발현하기 위한 신경 자극(neural excitation)이 주어졌을 때 그에 의해서 생성되는 근육력을 계산하고, 이들 근육-건(muscle-tendon)의 근육조직에 의해 생성되는 관절 모멘트로부터 eqn. (1)과 같이 인체 동작을 계산하는 방법이다.

$$\ddot{\mathbf{q}} = [\mathbf{M}(\mathbf{q})]^{-1}(\boldsymbol{\tau} + \mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + \mathbf{G}(\mathbf{q}) + \mathbf{F}) \cdots (1)$$

이와 반대로 역동역학은 인체 동작, 외력 등의 정보로부터 역으로 관절 모멘트를 구하고, 이 관절 모멘트를 생성하기 위한 근육 활성화나 신경자극을 예측하는 과정으로 진행된다. 모션 캡처 데이터에 대한 역기구학(inverse kinematics) 해석을 통해, 혹은 사용자의 직접적인 입력을 통하여 시간에 따른 인체 각 관절의 joint kinematics가 정해지게 되면, 이러한 인체의 기구학적 정보와 중력이나 제품과의 상호 작용력 등 외력 조건으로부터 역동역학을 통해 각 관절에 가해지는 관절 토크를 얻게 된다.

$$\mathbf{M}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + \mathbf{G}(\mathbf{q}) = \boldsymbol{\tau} \cdots (2)$$

근골격 인체 모델을 이용한 인체 해석 및 인체-제품 통합 해석의 경우 역동역학 해석이 많이 쓰이는데, 신경 신호나 근전도 센서로부터 근전도 데이터를 획득하여 정동역학 해석의 입력 값으로 사용하는 것보다 모션 캡처를 이용하여 인체 동작 데이터와 외력 정보 등을 얻는 것이 실험적으로 용이하기 때문이다. 상용 근골격 소프트웨어인 AnyBody modeling system은 역동역학 해석을 지원하고 있으며, open-source software인 OpenSim(Stanford University,

Stanford, CA, USA)은 역동역학과 정동역학 해석을 모두 지원하고 있다.[40, 41]

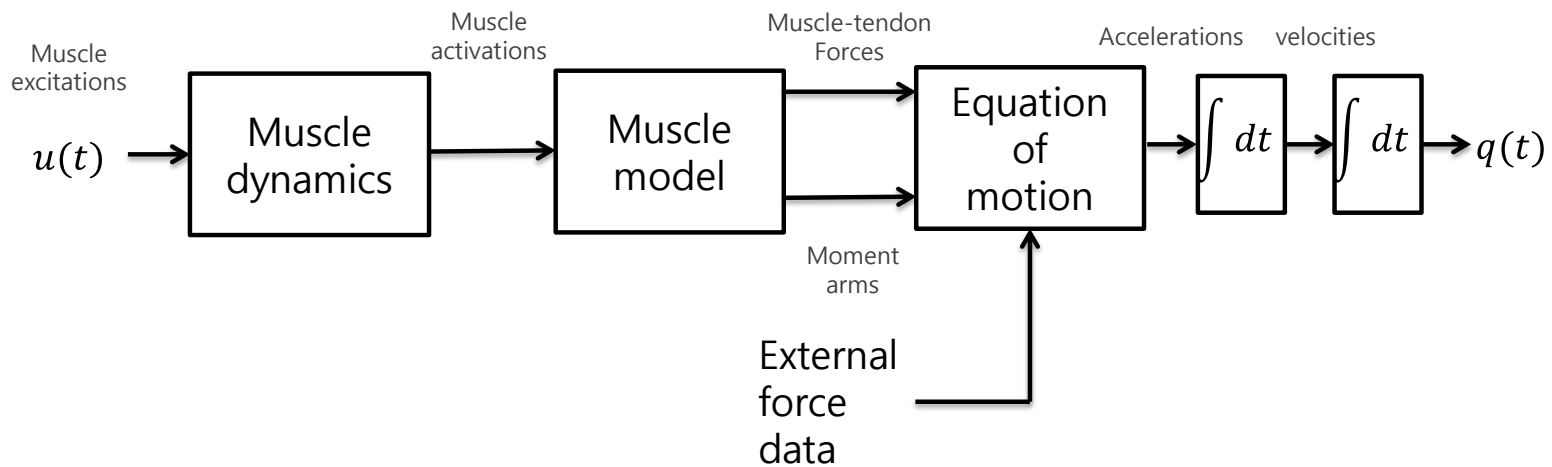


Fig. 6 Diagram of muscle-driven forward dynamics of musculoskeletal human model.

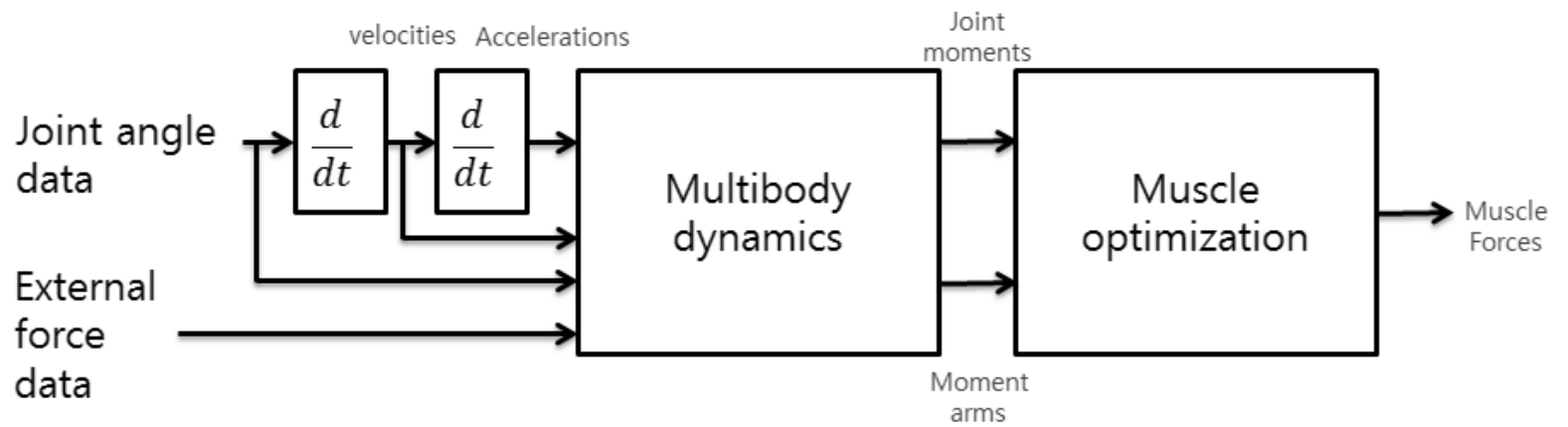


Fig. 7 Diagram of inverse dynamics using experimental measured motion and forces.

2.3.2 최적화를 통한 근육력 예측

역동역학 해석 과정에서 관절 기구학과 외력 조건 등으로부터 관절 토크를 구하는 단계까지는 유일해(unique solution)를 구할 수 있으나, 근육의 수가 인체 관절의 자유도(degree of freedom)보다 많기 때문에 근육력이나 근활성도를 구하는 과정에서 여유 자유도(redundancy) 문제가 발생한다. 이러한 여유 자유도 문제를 풀기 위하여 최적화를 사용한다. 이 때 주로 eqn. (3)과 같이 (a)polynomial, (b)soft saturation 혹은 (c)min-max 방식의 목적함수를 주로 사용한다.[42]

$$G(\mathbf{F}_{muscle}) = \arg \min \sum_{i=1}^N \left(\frac{F_i}{PCSA_i} \right)^p \cdots (3 - a)$$

$$G(\mathbf{F}_{muscle}) = - \sum_{i=1}^N \sqrt[p]{1 - \left(\frac{f_i}{PCSA_i} \right)^p} \cdots (3 - b)$$

$$G(\mathbf{F}_{muscle}) = \max \left(\frac{F_i}{PCSA_i} \right) \cdots (3 - c)$$

$$\text{Where } \mathbf{R} \cdot \mathbf{F}_{muscle} = \boldsymbol{\tau}$$

$$p = 1, 2, 3 \dots$$

근육 최적화에 주동근-길항근 동시수축을 고려한 연구들도 진행되었다. Forster, Simon [24]는 근활성도에 shift parameter를 정의하여 동시수축을 적용한 근육력 예측을 시도하였으며, Ait-Haddou, Binding [25], Jinha, Ait-Haddou [43]역시 기존의 최적화 방식이 동시수축을 고려하지 못하고 있음을 지적하고, 이에 대한 대안으로 여러 수학적 모델을 제안하였다. 그러나 동시수축을 고려한 여러 연구들에서도 저항 운동시에 관절 안정성을 위해 ADL에서보다 높게 나타나는 동시수축을 고려한 복잡한 인체 모델을 구성한 근육 최적화 모델을 제안하지는 못하였다.

대부분의 근육 최적화 관련 연구들이 개별 근육의 근육력이나 근활성도를 제어 변수로 하는 최적화를 수행하지만, 근육 시너지 단위에서의 최적화를 수행한 연구들도 진행되었다. Walter, Kinney [44]는 무릎의 접촉력 예측 시에 개별 근육을 제어 변수로 하는 경우보다 측정 데이터로부터 추출한 근육 시너지 그룹을 제어 변수로 하는 최적화 방법이 reconstruct accuracy를 높여준다는 연구를 발표하였다. Berniker, Jarc [45]는 제어 기반의 근골격 동역학 모델에 근육 시너지를 적용한 연구를 수행하였다. Neptune, Clark [38]은 보행 동작에 대하여 근육 시너지 단위의 최적화를 수행하였다.

2.4 최적화 기반의 동작 생성에 관한 연구

최적화 기반의 동작 생성에 관한 연구는 생체역학 분야와 로봇틱스 분야에서 다양하게 진행되었다. 로봇틱스 분야에서는 모멘트 최소화를 위한 동작 생성 관련 연구들이 많이 진행되었는데, 특히 자코비안 행렬(Jacobian matrix)의 의사역행렬(Pseudo-inverse matrix)을 이용한 제어 방식의 경우, norm of joint acceleration을 최소화 하면서 영공간 최적화(nullspace optimization) 형식으로 토크를 최적화 하는 연구들이 진행되었다.[46-48] Zhang, Ge [49]는 가속도 레벨과 속도 레벨에서의 redundancy resolution schemes를 quadratic programming 방식으로 구현하면서 minimum acceleration norm scheme을 적용하였을 때 minimum torque norm scheme이나 inertia-inverse weighted torque scheme을 적용하였을 때보다 좋은 결과를 얻을 수 있다고 밝혔으며, Zhang, Yin [50]는 infinity norm과 Euclidean norm을 이용한 동작 생성 연구를 수행하였다. Dong, Xiaolun [51]는 deformable object를 조작할 때 로봇 팔의 동작에 있어 관절 각 가속도를 최소화 하는 방식으로 동작을 생성하였다. Hollerbach and Suh [52]는 이러한 joint acceleration을 최소화 하는 방식의 local torque optimization의 경우 redundancy manipulator의 관절 토크를 감소하는 해를 구하긴 하지만, distal joint 쪽에서의 불안정성을 가져온다는 점을 지적하였으며, O'Neil and Chen [53]는 이러한 pseudo-inverse

acceleration control의 불안정성을 감소하는 방법을 제안하였다. 그러나 이러한 local optimization 방법은 여전히 불안정성과 시간 구간 전체에 관한 최적해인가에 대한 문제가 있으며, 이에 따라 global optimization을 사용하여 동작을 생성하는 연구들이 제안되었다.[54] Harada, Hauser [55]는 휴머노이드 로봇의 팔 동작 생성에 있어 관절 토크, 파트의 가속도, 관절 가속도 등을 목적으로 사용하였다.

인체 팔 동작 생성에 있어서 가속도 최소화를 목적함수로 하는 방식은 동작의 시작과 종료 지점에서의 동작 예측 등에서 문제가 있어 많이 사용되지 않았고, jerk 최소화 등의 방식이 많이 사용되었다. 그러나 최근에는 각 가속도를 목적함수로 하는 동작 생성 알고리즘도 많이 제안되었는데, Ben-Itzhak and Karniel [56]는 각 가속도 최소화에 추가적인 구속조건을 부여하고 동작을 생성한 후, 실험 결과와 비교한 결과 jerk 최소화 방식에 비하여 유의미하게 낮은 오차를 보임을 밝혔다. Berret, Chiovetto [57]는 integrated squared acceleration을 joint smoothness로 정의하고, 이를 기계적 에너지와 조합한 목적함수를 이용한 optimal control 방법을 제안하였다. Movellan [58]는 computed torque control과 jerk 최소화 방식과 비교하여 각 가속도 최소화 방식의 동작 생성이 실험을 통해 얻은 인체 동작을 잘 반영하고 있음을 보였다.

제 3장. 저항 운동 시 근육력 예측 알고리즘 개발

본 연구에서는 1, 2장에서 언급한 내용들을 바탕으로, 운동기구를 사용할 때 인체의 근육력을 예측하는 알고리즘을 제안한다. 이를 위하여 대상 운동기구로 체스트 프레스 머신을 선정하였으며, 실험을 통해 저항 운동 시 관절 안정성 유지를 위한 주동근 길항근 동시 수축의 역할을 밝히고, 이를 고려한 근육 최적화 방법을 제안한다. 이렇게 제안한 새로운 최적화 알고리즘을 OpenSim에 결합하여 시뮬레이션을 수행하였다.

저항 운동의 주 목적인 근육량 증대와 무산소성 지구력 향상을 위해서는 주동근의 활성도를 높여야 한다. 이는 일반적인 근골격 해석에서 사용하고 있는 근육 활성도 최소화 가정과 배치된다. 유사한 동작의 경우에도 ADL에서의 행동과 특정 근육을 단련하기 위하여 운동을 수행하는 경우에는 CNS의 인체 제어 전략이 다르기 때문이다. 또 저항 운동과 같이 큰 외력이 가해지는 동작의 경우 부상 방지를 위하여 관절 안정성을 유지하는 것이 매우 중요하지만, 기존의 최적화 방법들에서는 관절 안정성 유지를 위한 길항근의

역할이 제대로 반영되지 않았다. 여기에서는 관절 안정성을 고려한 근육 최적화 방법을 제안하고, 실험을 통하여 실제 저항 운동 시의 주동근-길항근 동시 수축을 분석, 이를 적용하여 근골격 시뮬레이션을 수행하였다. 새로운 최적화 알고리즘을 적용한 시뮬레이션을 통해 예측한 근육력을 기존의 최적화 방법을 이용한 근골격 시뮬레이션 결과와 비교하고 각 경우의 관절 안정성에 기여하는 근육 강성 및 active joint stiffness 역시 비교하였다.

3.1 관절 안정성을 고려한 근육력 예측 알고리즘

관절 안정성은 일반적으로 관절 강성에 의해 결정된다. 관절 강성은 연골, 인대와 같은 passive elements에 의한 passive joint stiffness와 근육-건에 의한 active joint stiffness로 구분할 수 있다.[59, 60] 앞서 언급한 것과 같이 active joint stiffness는 각 근육에 의해 생성되는 관절 모멘트의 절대값의 총합과 연관되어 있다. Active joint stiffness는 각 근육이 그 관절에 작용하는 joint stiffness의 합이며, 이는 각 근육의 근육 강성 및 moment arm 등과 관련이 있다.[19]

근육 강성은 eqn. (4)와 같이 표현할 수 있다.[61, 62]

$$k_m = \gamma \frac{F_m}{L_m^0} (N/m) \dots (4)$$

k_m : Muscle stiffness

γ : 23.4, Dimensionless multiplier fitting the relationship between force and stiffness

F_m : Muscle force

L_m^0 : Optimal fiber length of the muscle

저항 운동과 같이 외력에 의해 큰 관절 모멘트가 발생하는 동작에서는 부상 방지를 위해 관절 안정성을 유지하는 것이 중요하기 때문에 일정 수준의 관절 강성을 유지하여야 하는데, active joint stiffness를 위한 agonist-antagonist muscle ratio는 동작이나 외부 하중에 따라 조금씩 다르게 나타난다. 관절 부상 등에 관한 많은 연구에서 joint stiffness를 관절경직의 의미로 쓰며, 관절 주변의 조직이 굳어져 동작 범위(range of motion ROM)가 줄어들거나 고통을 느끼는 증상을 의미하지만, 근력 운동에서의 active joint stiffness는 큰 관절 모멘트에 의한 부상 방지를 위해 관절 안정성을 유지하기 위한 주동근-길항근 동시수축을 통해 생성하는 관절 강성을

의미한다. 이 때 주동근-길항근의 동시수축 비율은 근활성도 레벨이나 근육력 혹은 관절 모멘트 레벨에서 다양하게 비교된다. 본 연구에서는 근육력 레벨에서의 agonist-antagonist force ratio를 구하며, 이 때 근육력에 의한 active joint stiffness는 (5)와 같이 구할 수 있다.[63, 64] 계산의 단순화를 위하여 stiffness에서 작은 비중을 차지하는 geometric stiffness due to moment arm derivatives는 무시하였다.[65]

$$K_a = \frac{\partial \mathbf{r}^T}{\partial \theta} \mathbf{f}_{MT} + \mathbf{r}^T \mathbf{K}_m \mathbf{r} \dots (5)$$

K_a : Active stiffness of the joint due to stiffness of muscles

\mathbf{r} : vector of moment arm

\mathbf{K}_m : diagonal matrix of muscle stiffness, k_m

본 연구에서는 실제 체스트 프레스 머신을 이용한 실험을 수행하고, 여기에서 획득한 agonist-antagonist ratio를 이용하여 근육 최적화의 목적함수를 eqn. (6)과 같이 정의하였다.

$$\min \left[w_1 \left(\left(\frac{\sum_i^{antagonist_{shoulder}} F_{muscle}}{\sum_i^{agonist_{shoulder}} F_{muscle}} - r_{shoulder} \right)^2 + \left(\frac{\sum_i^{antagonist_{elbow}} F_{muscle}}{\sum_i^{agonist_{elbow}} F_{muscle}} - r_{elbow} \right)^2 \right) + w_2 \sum_{i=1}^N \left(\frac{F_i}{PCSA_i} \right)^2 \right] \dots (6)$$

r : Desired agonist-antagonist force ratio

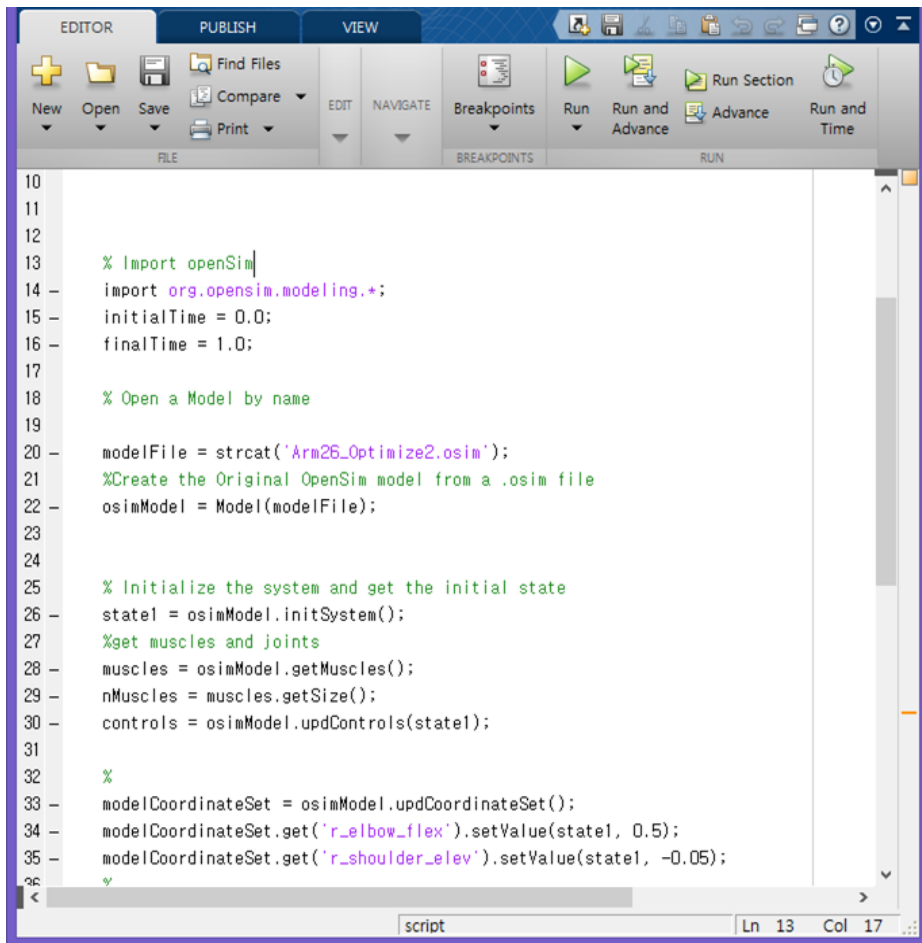
Subject to $\boldsymbol{\tau} = \mathbf{R}\mathbf{F}_{muscles}$

$0 \leq \mathbf{F}_{muscle} \leq \mathbf{F}_{max}$

$w_1 = 10, w_2 = 1$

즉, 실험적으로 획득한 desired agonist-antagonist force ratio를 유지하도록 목적함수를 정의하여 근골격 인체 모델을 이용한 인체 해석 시에 실제 저항 운동시의 관절 안정성을 고려한 근육력을 구하도록 하였다. 이를 기존의 근육 최적화 기법에서 사용하던 polynomial sum 형태의 목적함수와 가중합(weighted sum) 형태로 objective function을 정의하였다. 이러한 가중합의 형태로 목적함수를 정의한 것은 저항 운동을 하는 경우에도 관절 안정성을 유지하는 조건을 만족하는 하에서는 근육의 사용 패턴 자체는 다른 동작들과 유사할 것이라는 가정과, agonist-antagonist ratio만으로 목적함수를 정의할 경우 해공간이 너무 크기 때문에 최적화의 초기값에 따라

local minimum에 빠지기 쉽기 때문이다. 이렇게 정의한 목적함수를 적용한 muscle optimization method를 MATLAB의 optimizer (fmincon function)를 이용하여 구현하였으며, 이를 OpenSim-MATLAB interface를 이용하여 OpenSim human model과 연결하였다. OpenSim-MATLAB interface를 통해서 MATLAB User interface(UI) 상에서 script를 통해 OpenSim API의 function들을 사용할 수 있다.[66] 이를 통해 MATLAB에서 시뮬레이션 조건들을 부여하고 OpenSim을 이용하여 역기구학, 역동역학 해석 등을 수행, 그 결과를 다시 MATLAB에서 가져오는 것이 가능하다. 또, MATLAB/Simulink 와 OpenSim의 연결을 통해 피드백 제어도 가능하다.[67] OpenSim 최신 버전에서는 이러한 MATLAB을 이용한 scripting 기능을 기본으로 제공하고 있으며, 이를 통해 새롭게 제안한 근육 예측 알고리즘에 필요한 인체 모델의 동작, 관절 모멘트, moment arm, 근육 특성정보 등의 정보를 얻을 수 있다.



The image shows a MATLAB editor window with a script for OpenSim. The script is as follows:

```
10
11
12
13 % Import openSim
14 import org.opensim.modeling.*;
15 initialTime = 0.0;
16 finalTime = 1.0;
17
18 % Open a Model by name
19
20 modelFile = strcat('Arm26_Optimize2.osim');
21 %Create the Original OpenSim model from a .osim file
22 osimModel = Model(modelFile);
23
24
25 % Initialize the system and get the initial state
26 state1 = osimModel.initSystem();
27 %get muscles and joints
28 muscles = osimModel.getMuscles();
29 nMuscles = muscles.getSize();
30 controls = osimModel.updControls(state1);
31
32 %
33 modelCoordinateSet = osimModel.updCoordinateSet();
34 modelCoordinateSet.get('r_elbow_flex').setValue(state1, 0.5);
35 modelCoordinateSet.get('r_shoulder_elev').setValue(state1, -0.05);
36
37
```

The status bar at the bottom indicates the file is named 'script' and the cursor is at line 13, column 17.

Fig. 8 OpenSim scripting with MATLAB.

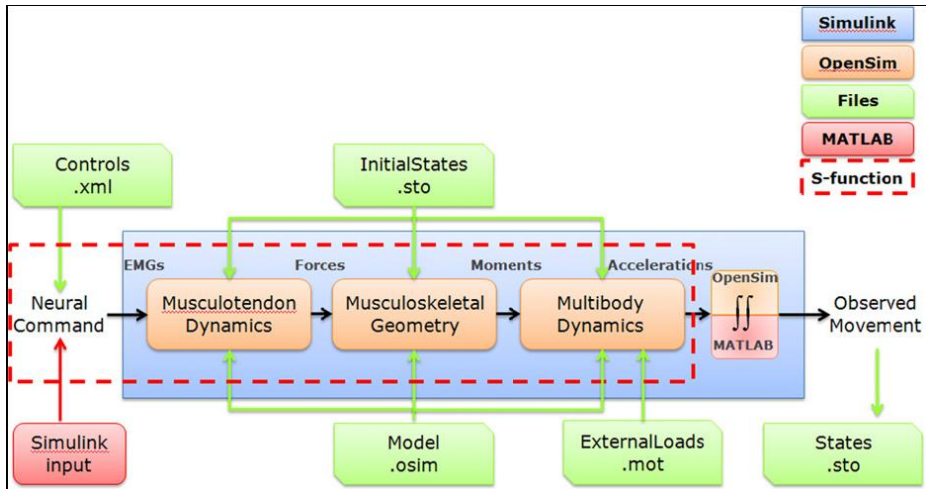


Fig. 9 Flowchart illustrating components of forward dynamics in OpenSim and MATLAB/Simulink.[67]

3.2 저항 운동 실험 및 분석

3.1에서 제안한 관절 안정성을 고려한 근육 최적화 알고리즘에 적용할 desired agonist-antagonist ratio를 정의하기 위하여 실제 체스트 프레스 머신을 이용한 운동 시 동작 및 근전도 데이터에 대한 측정 실험을 수행하였다. 피험자 모집 및 실험의 모든 프로토콜은 서울대학교 연구윤리위원회의 승인을 받아 진행하였다. (IRB proved, SNUIRB No.1305/001-027) 피험자는 20-30대 남성으로 한국체육과학연구원 (Korea Institute of Sports Science, KISS, 현재 명칭 한국스포츠개발원)에서 발급하는 생활체육지도자 보디빌딩 자격증을 가지고 있으며 3년 이상 피트니스 센터에서 전문 트레이너로 활동하고 있는 사람을 대상으로 모집하였다. (남성 10명, $177.6 \pm 3.8\text{cm}$, $81.8 \pm 8.2\text{kg}$, $29.0 \pm 2.8\text{years}$)

실험을 위하여 SPOMAX사의 seated chest press machine을 사용하였다.(SPOMAX, Korea) Plug-in gait marker set(Vicon Motion Systems)을 기준으로 상체 및 pelvis에 반사 마커(reflective marker)를 부착하였으며, 운동기구의 주요 작동 부위에도 추가로 마커를 부착하였다. 12대의 Vicon MX T160 카메라(Vicon Motion Systems, Oxford, UK)를 이용하여 100hz로 동작을 기록하였다. Table. 1과 같이 상지의 주요 동작에 작용하는 14개 근육에 Delsys Trigno Wireless EMG(Delsys, Inc, Boston, MA, USA) 센서를 부착하여 근전도를

측정하였다.

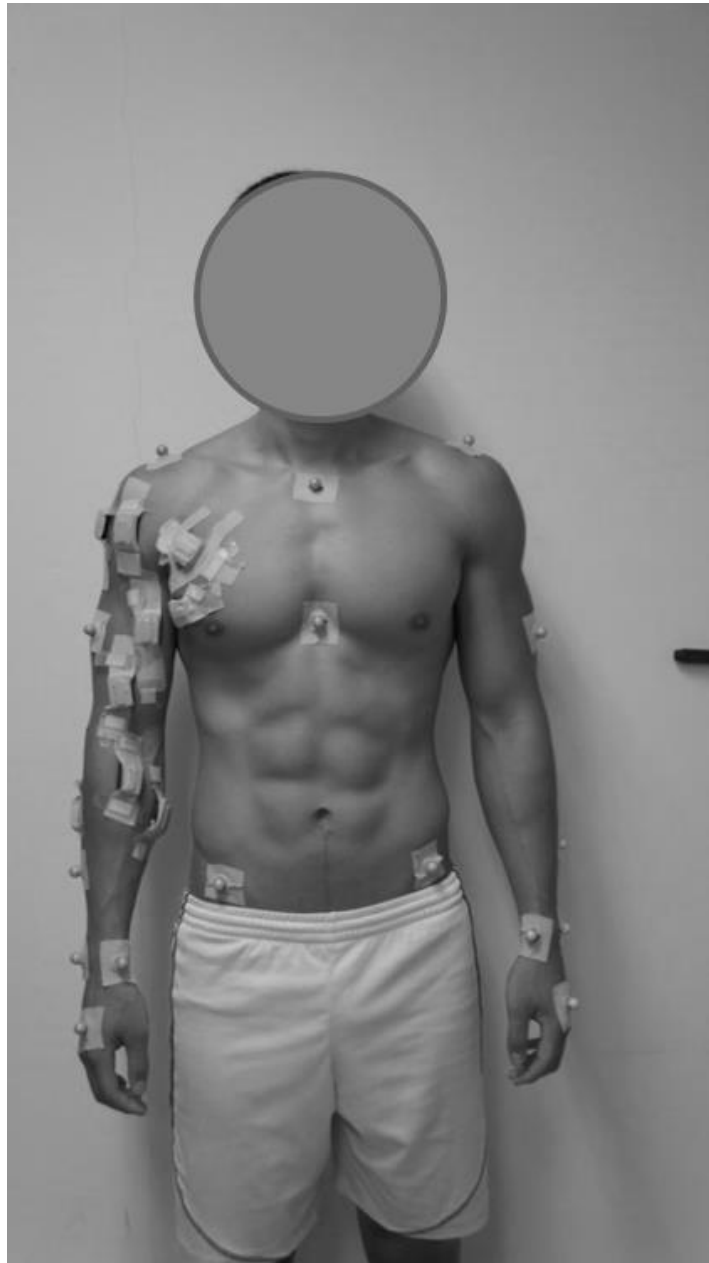


Fig. 10 Attachment of reflective markers and EMG sensors for resistance training experiments .

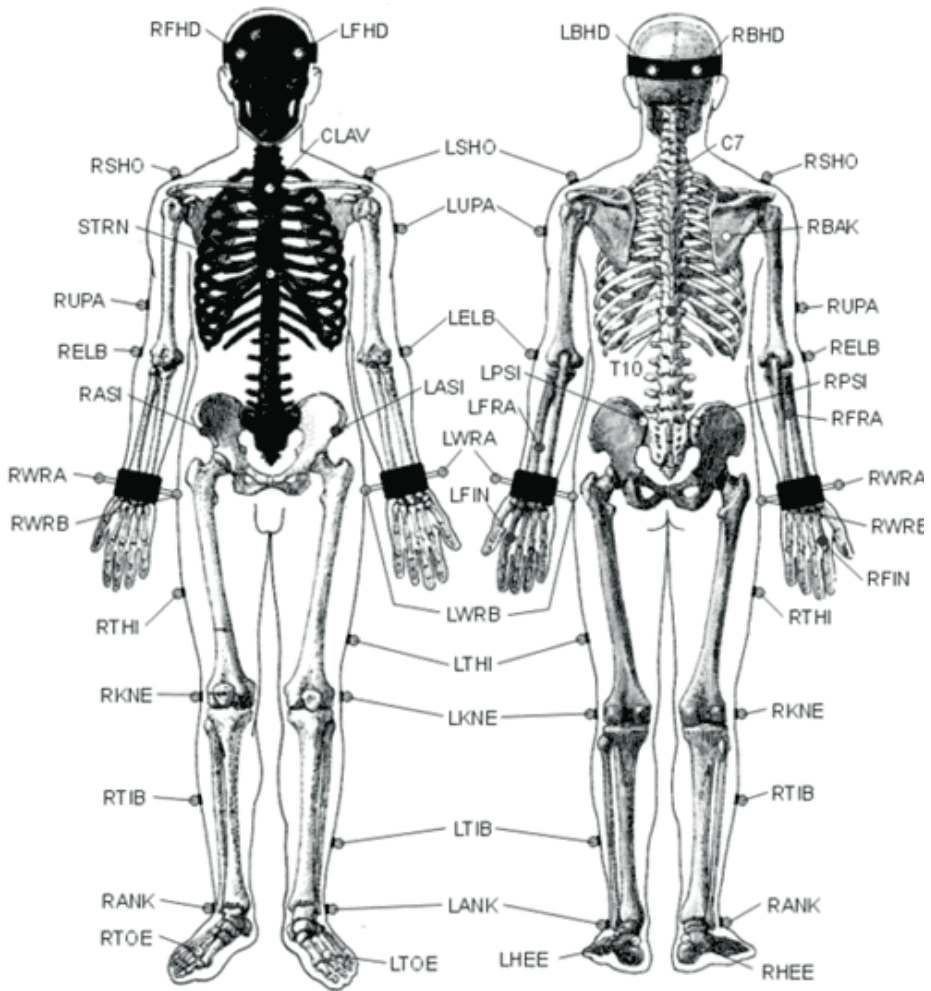


Fig. 11 Plug-in-Gait marker placement protocol.

Table 1 Muscles attached with EMG sensor.

Muscle Name	
Flexor Carpi Radialis	Brachialis
Flexor Carpi Ulnaris	Deltoid Posterior Fibers
Extensor Carpi Ulnaris	Deltoid Anterior Fibers
Brachioradialis	Latissimus Dorsi
Triceps Brachii Long	Pectoralis Major
Triceps Brachii Lateral	Pectoralis Minor
Biceps Brachii	Trapezius

3.2.1 실험 및 데이터 획득

실험은 크게 세 단계로 진행되었다. 첫 번째로 각 피험자의 1RM을 측정하였다. 1RM은 저항 운동 시에 피험자가 운동을 수행할 수 있는 최대 하중을 의미하며, 그 하중을 이용하여 1회 운동을 수행하였을 때 더 이상 반복이 불가능한 하중을 의미한다. 부상의 위험 등으로 인해 1RM을 직접 측정하는 것은 어려운데, Brzycki는 고하중(W : Weight lifted)을 이용한 반복 운동 횟수(R : repetitions completed)로부터 역으로 1RM을 추산하는 방법을 제안하였다. 이외에도 Berger, O'connor 등이 유사한 1RM 추정 방법을 제안하였으며, 본 연구에서는 상지 근육을 대상으로 하고 있기 때문에 bench press 및 biceps curl 동작에서의 1RM 추정 방법의 정확도 비교 결과를 기준으로 eqn. (7)과 같이 O'connor의 방법을 사용하였다.[68]

$$1RM = W \times (1 + 0.025 \times R) \dots (7)$$

피험자의 1RM을 측정한 후 이를 바탕으로 본 실험에 사용할 운동 하중을 결정하였다. 총 세 종류의 하중을 이용하였는데, 각각 1RM의 80%, 60%, 50%로 결정하였다. 80% 하중을 이용한 운동을 maximal effort case로, 60%와 50%를 각각 sub-max case1, sub-max

case2로 정의하였다. Maximal effort case는 5회 1세트로, sub-max case1과 sub-max case2는 각각 8회 1세트, 15회 1세트로 구성하여 실험을 진행하고 이 때의 피험자의 동작 데이터 및 근전도 데이터를 기록하였다. 이 때 한 세트를 수행한 후에는 근육의 회복을 위하여 5분 이상의 충분한 휴식 시간을 부여하였다. 마지막으로 세가지 case의 실험을 모두 마친 후 충분한 휴식을 가진 후 MVC를 측정하는 것으로 실험을 마무리 하였다.

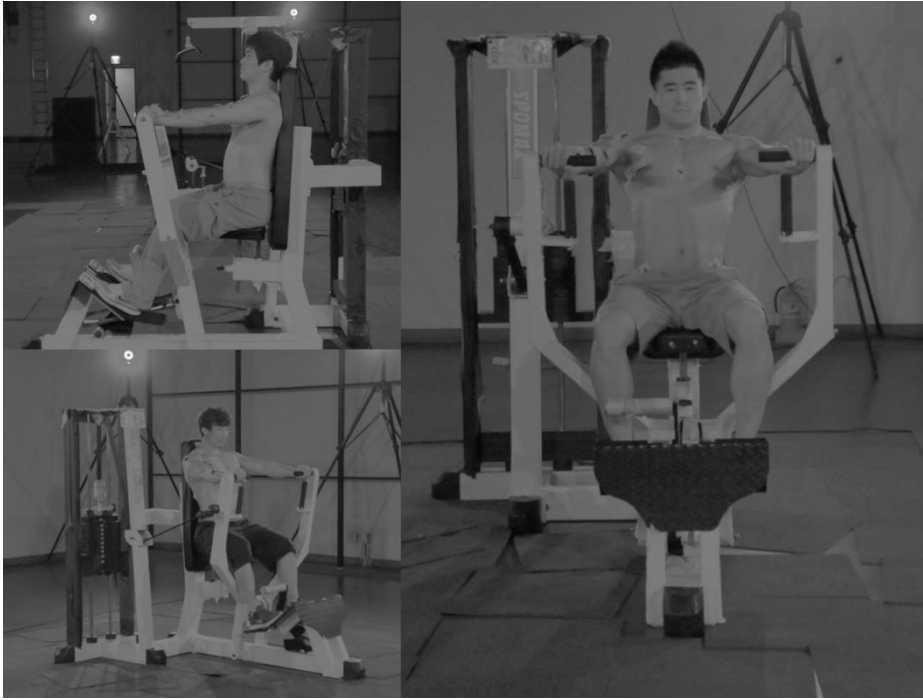


Fig. 12 Collect marker and EMG data of chest press exercise with seated chest press machine.

3.2.2 저항 운동의 근전도 데이터 분석

Vicon Nexus 프로그램을 통해 측정된 근전도 데이터를 c3d형태로 변환한 후 근전도 해석 소프트웨어인 MyoResearch XP 1.04(Noraxon, USA)를 이용하여 후처리를 수행하였다.[69] 후처리 과정은 크게 rectification, 필터링, amplitude normalization으로 진행되었다. Rectification은 근전도 raw data의 amplitude값을 절대값으로 바꾸어 비음수 데이터로 변환하는 과정이다. 근전도 데이터의 경우 여러 원인으로 인한 노이즈를 포함하고 있기 때문에 이를 제거하기 위한 필터링 과정을 거친다. 필터링은 크게 low-pass filtering과 심전도 제거(ECG reduction) 과정으로 진행되었다. 후처리 과정을 거친 근전도 데이터는 MVC 측정 값을 기준으로 amplitude normalization을 거쳤다. 이렇게 구한 정규화된 근전도 데이터로부터 concentric motion에서의 평균 및 최대 값을 구하였다.

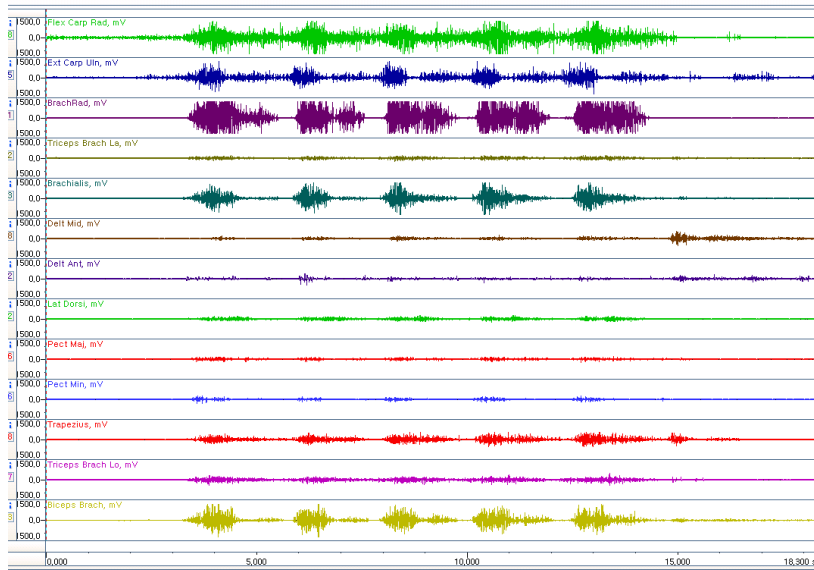


Fig. 13 Raw EMG signal data. (MyoResearch XP 1.04)

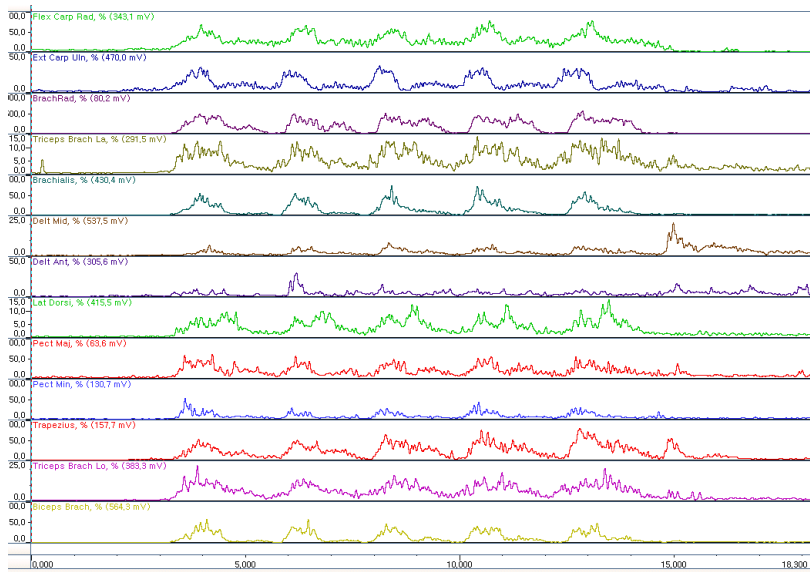


Fig. 14 Processed EMG data. (MyoResearch XP 1.04)

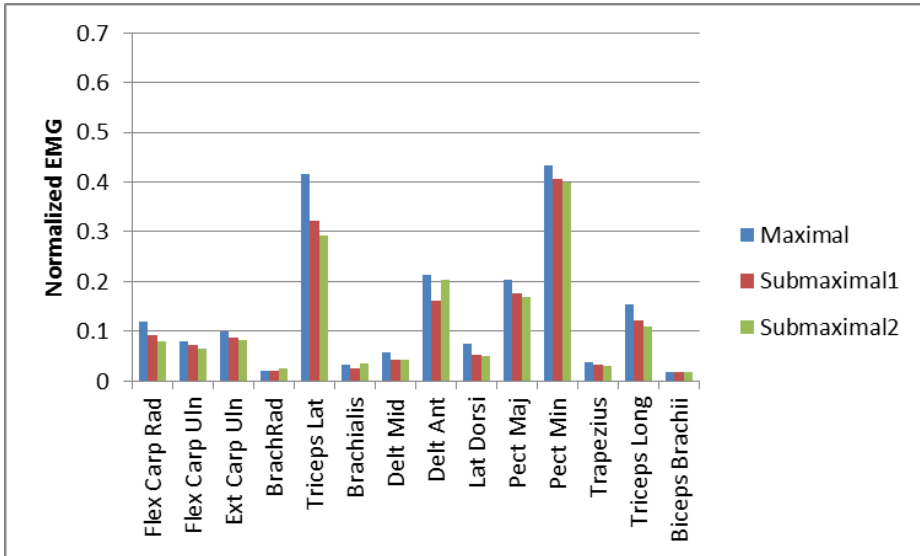


Fig. 15 Mean normalized EMG of concentric motions of chest press exercises using the chest press machine.

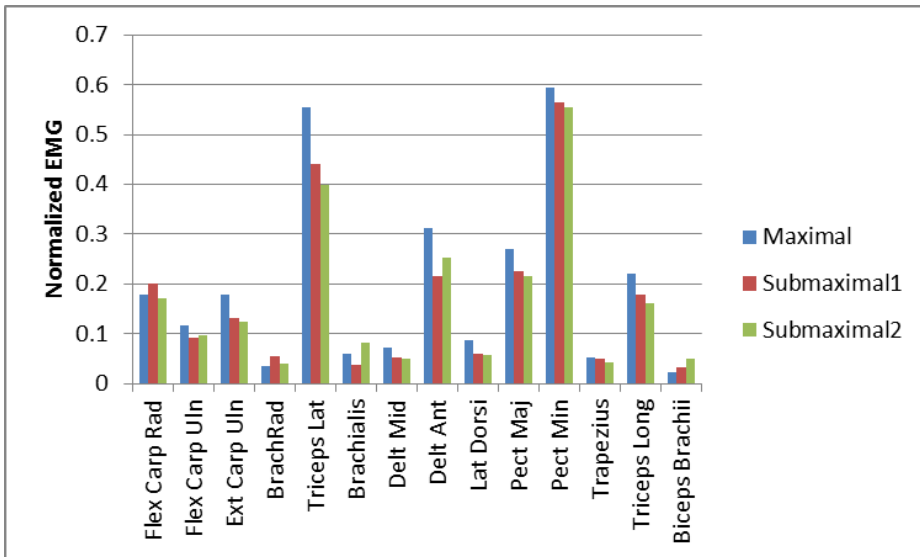


Fig. 16 peak normalized EMG of concentric motions of chest press exercises using the chest press machine.

Chest press 운동에서 주동근은 대흉근(pectoralis major)이며 다음으로 같이 활성화 되는 근육으로 소흉근(pectoralis minor)과 전면삼각근(deltoid anterior), 그리고 상완삼두근(triceps brachii)이 있다. 실험 결과에서도 이들 근육이 주요하게 활성화 되는 것을 볼 수 있다. 이때 길항근으로 작용하는 근육은 후면삼각근(Deltoid anterior)과 광배근(Latissimus dorsi), 상완이두근(Biceps brachii)이 있다. 실험 결과에서 이들은 주동근에 비해 낮은 활성도를 보이는 것을 확인할 수 있으나, 운동 중 유의미한 수준의 활성도를 유지함으로써 저항 운동 해석 중 주동근-길항근 동시수축을 고려하여야 함을 보여준다.



Fig. 17 Agonist muscles of chest press exercise. Pectoral muscles, deltoid anterior fiber and triceps brachii.

3.2.2 저항 운동의 기구학적 분석

체스트 프레스 머신을 이용한 저항 운동 시의 인체 동작에 대한 분석은 OpenSim을 이용하여 진행하였다. 측정된 마커 데이터는 labeling 작업을 거친 후, Lee-Son toolbox(Human Centered CAD Lab, Seoul National University, Seoul, Republic of Korea)를 이용하여 OpenSim의 coordinate system 정의에 맞게 trc파일 형태로 변환하여, static 및 dynamic trial 데이터를 OpenSim으로 가져왔다. 실험에 사용한 Plug-in Gait marker set에 맞게 OpenSim 인체 모델에도 마커 위치를 정의하였다. 이 때 인체 모델은 Holzbaur, Murray [70]의 상체 모델을 이용하였으며, 어깨 3자유도(shoulder_elv, shoulder_rot, elv_angle), 팔꿈치 1자유도(elbow flexion), 전완 1자유도(pro_sup)의 5자유도로 팔 동작을 정의하였다. Static trial data를 이용하여 generic model의 스케일링(scaling) 작업을 수행하였다. 이 때 피험자의 체중은 full-body에 대한 정보만 가지고 있기 때문에, OpenSim human model의 full-body/upper body mass ratio에 맞춰 scaled human model의 하중을 결정하였다.

Static trial을 통해 피험자 각각의 신체에 맞는 scaled model을 생성한 뒤, dynamics trial의 마커 정보를 이용하여 역기구학을 통해 인체 모델의 동작을 생성하고, 이 때의 각 coordinate motion 정보를 *.mot 파일 형태로 저장하였다. 이 때 역기구학은 eqn. (8)와 같이

수행되었으며, Table 2와 같이 shoulder, elbow, wrist 등 주요 관절 부위의 markers에 높은 weight values를 부여하였고, 보조 마커들은 낮은 weight values를 부여하였다.

$$G(q) = \min \left[\sum_{i \in \text{markers}} w_i \|x_i^{\text{measured}} - x_i(q)\|^2 + \sum_{j \in \text{coords}} \omega_j (q_i^{\text{measured}} - q_j)^2 \right] \dots (8)$$

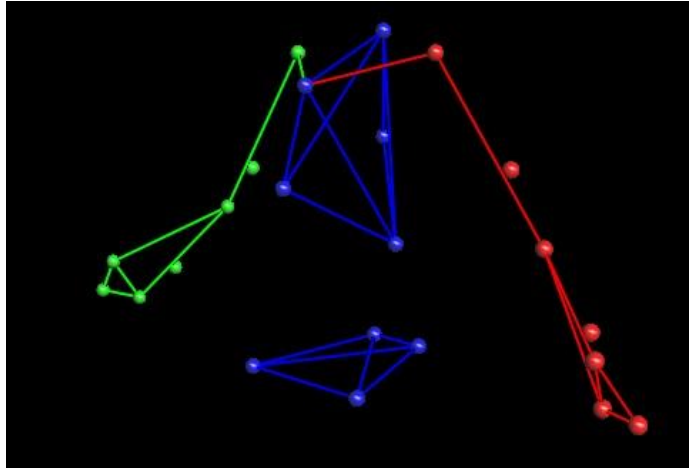


Fig. 18 Marker labeling of a static trial for scaling human model. (using Vicon Nexus software)

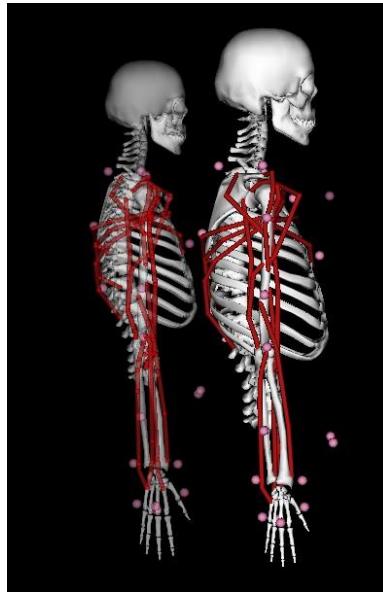


Fig. 19 Generic (left) and scaled (right) human model on OpenSim based on marker data of a static trial.

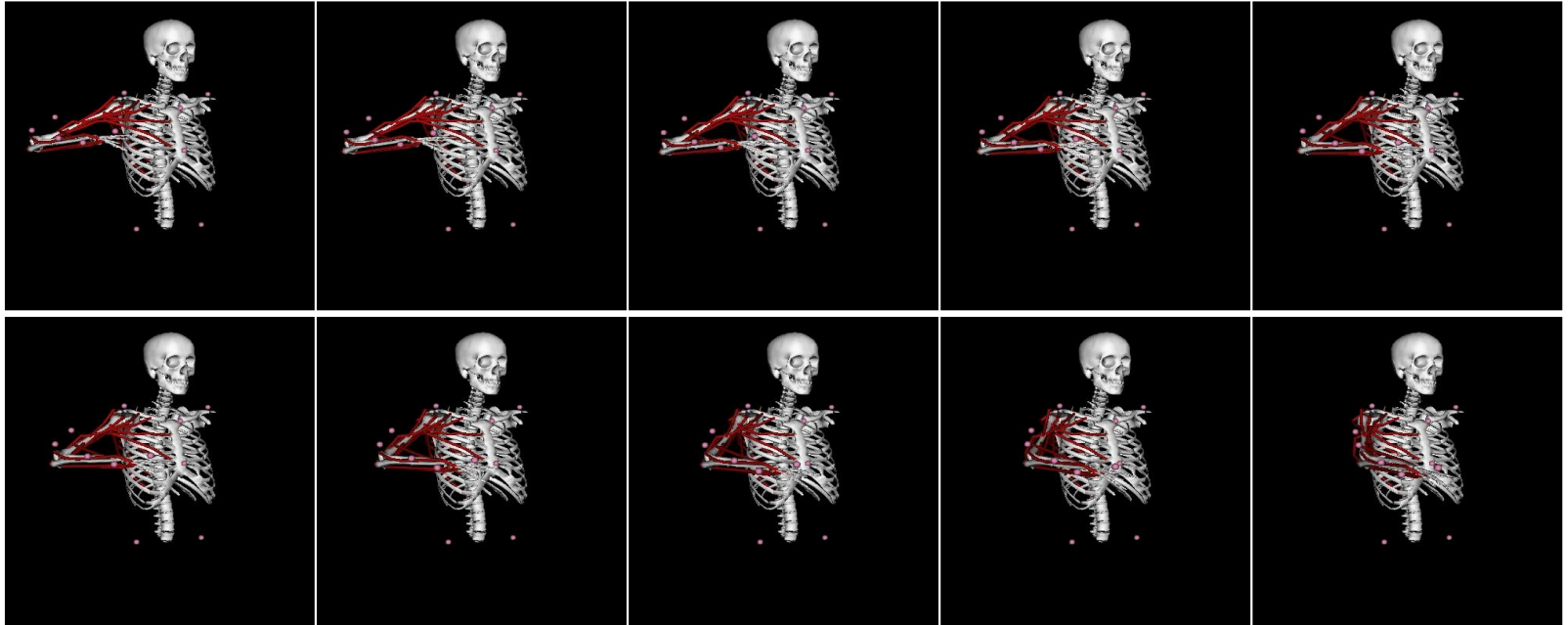


Fig. 20 Inverse kinematic simulation of experimental data using OpenSim.

Table 2 Markers and its weight values for model scaling and simulation of dynamic trials.

Markers used for model scaling	Weight	Markers used for dynamic trials	Weight
C7	1	CLAV	1
T10	1	STRN	1
CLAV	1	LSHO	50
STRN	1	RSHO	50
LSHO	100	RUPA	1
RSHO	100	RELB	50
RUPA	1	RFRM	1
RELB	100	RWRA	1
RFRM	1	RWRB	10
RWRA	50	RFIN	50
RWRB	50	LASI	5
RFIN	50	RASI	5
LASI	10		
RASI	10		
RBAK	1		

3.2.3 저항 운동 실험에서의 Agonist-antagonist force ratio

실험을 통해 획득한 근전도 데이터로부터 관절 안정성을 유지하기 위한 agonist-antagonist force ratio에 대하여 분석하였다. 기존 연구들에서는 근활성도, 근육력, 관절 모멘트의 세 가지 수준에서 agonist-antagonist ratio를 구하였는데, 여기에서는 근육력 수준에서의 비율을 사용하였다. 근육마다 PCSA가 다르기 때문에 근활성도 수준에서의 비율을 정하는 것은 무의미하다고 판단하였다. MVC에 대하여 정규화된 근전도 데이터의 경우 측정 데이터로부터 직접적인 비교가 가능하지만, 근육력의 경우 각 피험자의 근육 특성 정보를 측정할 수 없었기 때문에 실험으로부터 직접 값을 얻는 것은 불가능하다. 여기에서는 OpenSim simulation을 통해 얻은 scaled human model의 근육 정보 및 기구학 정보를 이용하여 agonist-antagonist force ratio를 구하였다. 비교는 크게 어깨 동작에 주동근으로 작용하는 대흉근, 소흉근 및 전면삼각근과 길항근으로 작용하는 광배근과 후면삼각근 사이의 근육력 비율, 그리고 elbow extension에 관여하는 상완삼두근과 삼완이두근 간의 근육력 비율로 나누어 수행하였다.

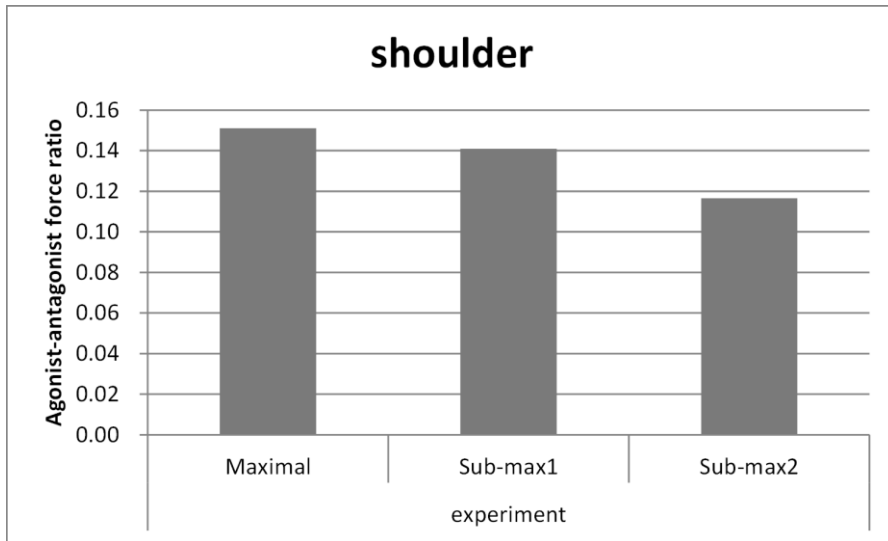


Fig. 21 Agonist-antagonist force ratio of shoulder joint. Averaged values calculated from normalized EMG and motion data of 10 subjects.



Fig. 22 Agonist-antagonist force ratio of elbow joint. Averaged values calculated from normalized EMG and motion data of 10 subjects.

실험 결과 어깨에서의 평균 agonist-antagonist force ratio는 maximal effort case에서 0.151, submaximal case 1에서 0.141, submaximal case 2에서 0.117와 같이 나타났으며, 팔꿈치 관절의 경우 maximal effort case에서 0.148, submaximal case 1에서 0.135, 그리고 submaximal case 2에서 0.118과 같이 나타났다. 이러한 결과는 실제로 사람이 저항 운동을 수행할 때 길항근을 유의미하게 활성화하면서 net joint moments를 생성하는데 필요한 최소 근육력보다 많은 에너지를 사용하고 있음을 보여준다.

하지만 기존의 근육 활성화 최소화 방식의 최적화에서는 이러한 길항근의 작용을 고려하고 있지 않기 때문에 실험 결과에 비하여 주동근과 길항근의 활성화 정도 모두 낮게 예측된다. 이에 대해서는 다음의 3.3절에서 자세히 다루도록 하겠다.

3.3 관절 안정성을 고려한 근육 최적화 시뮬레이션

여기에서는 저항 운동기구를 이용한 실험에서 측정된 인체의 기구학적 정보와, static data로부터 획득한 scaled human model을

이용해 역동역학 및 근육력 예측 시뮬레이션을 수행하고 그 결과를 비교하였다. 기존의 근육 활성화도 최소화를 목적함수로 하는 근육 최적화 방식과 새롭게 제안한 관절 안정성을 고려한 근육력 예측 알고리즘을 통해 얻은 근육력을 비교하였다.

3.3.1 실험 데이터로부터 역동역학 해석 수행

첫 번째 단계로 OpenSim을 이용한 역동역학 해석을 수행하였다. 3.2절에서 언급한 것과 같이 피험자로부터 측정된 마커 데이터로부터 역기구학을 통해 각 coordinate의 시간에 따른 joint trajectory를 계산하였으며, 이러한 joint trajectory 정보와 외력 정보가 역동역학 시뮬레이션을 위한 조건으로 사용되었다. 여기에서 체스트 프레스 머신을 사용할 때의 외력 조건을 부여하기 위하여서는 운동기구의 손잡이와 인체의 손 사이에 작용하는 상호작용력/모멘트를 계산하는 작업이 필요하다. 인체와 운동 기구 사이의 결합으로 인해 kinematical closed loop가 발생하게 되는데 hierarchical structure를 사용하는 OpenSim의 dynamics engine인 Simbody의 경우 이러한 closed loop system에 대한 동역학 해석을 제대로 수행하지 못한다.[71, 72] 따라서 OpenSim에서 인체-제품

통합 모델을 구성하여 역동역학 해석을 수행하는 대신 closed loop system 시뮬레이션이 가능한 AnyBody modeling system에서 인체-제품 통합 모델을 구성하고, 이를 이용해 손에 작용하는 외력/모멘트를 계산, 그 결과를 다시 OpenSim 역동역학 시뮬레이션에 외력으로 적용하는 방법을 이용하였다.

이러한 과정을 거쳐서 모션 캡처로부터 얻은 인체 동작과 외부 하중에 의해 인체에 가해지는 외력 조건을 적용하여 chest press exercise 동작에 대한 역동역학 시뮬레이션을 수행하였다.

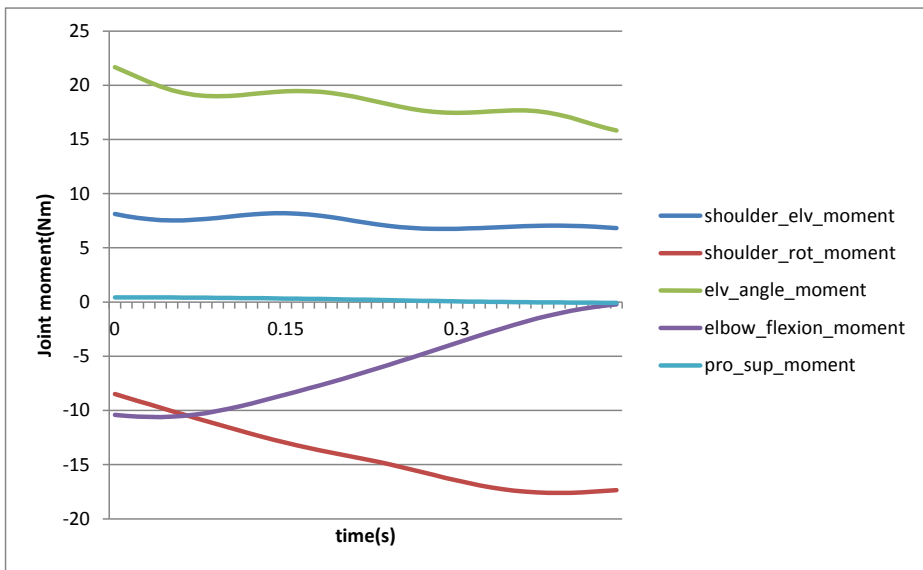
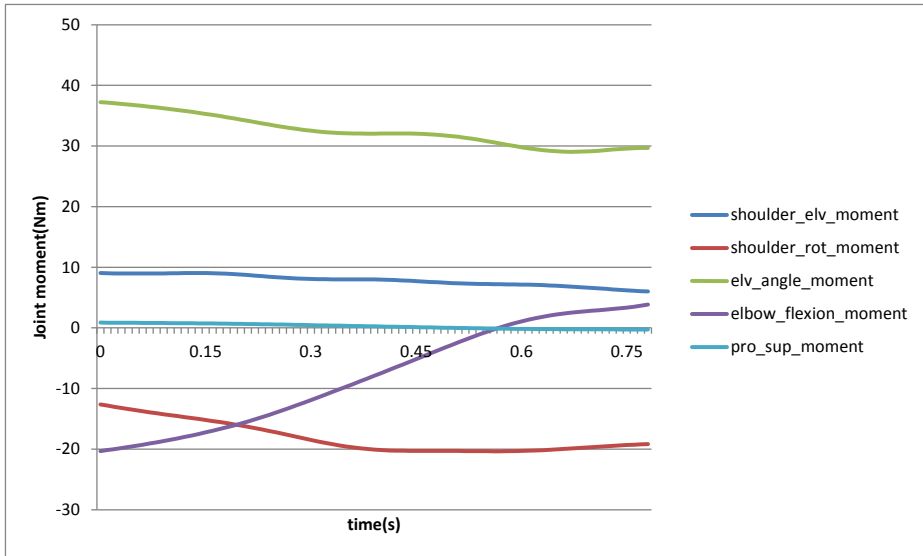


Fig. 23 Results of inverse dynamic analysis using OpenSim. Example of a maximal case(upper) and a submaximal case 2(lower).

3.3.2 근육력 예측 알고리즘 수행 및 결과 비교

여기에서는 OpenSim의 기존의 static optimization 방법과 새롭게 제안한 근육 최적화 알고리즘을 이용하여 각각 근육 최적화를 수행하였다. OpenSim의 static optimization tool은 기존의 근육 최적화 방식 중 eqn. (3-a)의 polynomial 방식을 사용하는데 여기에서는 $p=2$ 로 설정하고 static optimization을 수행하였다. 관절 안정성을 고려한 새로운 근육력 예측 알고리즘의 경우 eqn. (6)에 desired agonist-antagonist force ratio $r=0.15$ 로 설정하고 해석을 수행하였다.

근육 최적화 결과를 비교해보면, 새롭게 제안한 알고리즘의 결과가 전체적인 경향성은 기존의 static optimization과 유사하게 나타나는 것을 볼 수 있다. 그러나 simulated activation levels이 전체적으로 상승한 것을 볼 수 있다. 주동근의 경우 비슷한 패턴에서 전체적인 활성화도가 상승하였으며, 길항근의 경우 상완이두근의 경우 큰 차이를 보이지 않았으나, 광배근과 후면삼각근의 경우 기존 최적화 방식에서 거의 활성화도가 나타나지 않던 것에 비해 유의미한 수준의 근활성도를 나타냄을 볼 수 있다.

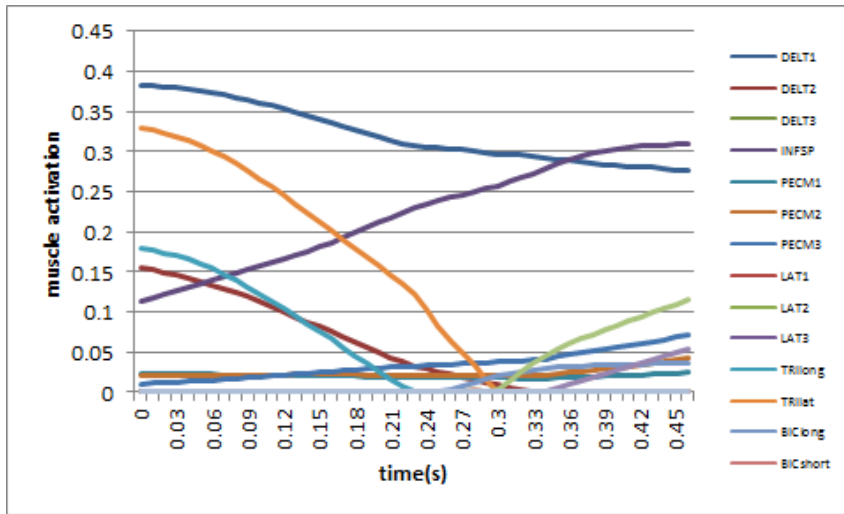


Fig. 24 Simulated muscle activation of the conventional optimization method of an experimental trial. (subject2, maximal trial 1)

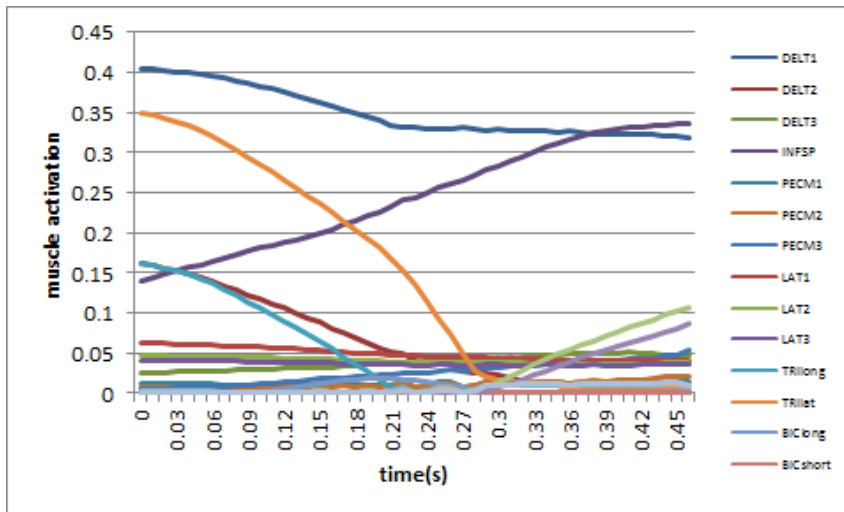


Fig. 25 Simulated muscle activation of the agonist-antagonist force ratio considered optimization method of an experimental trial. (subject2, maximal trial 1)

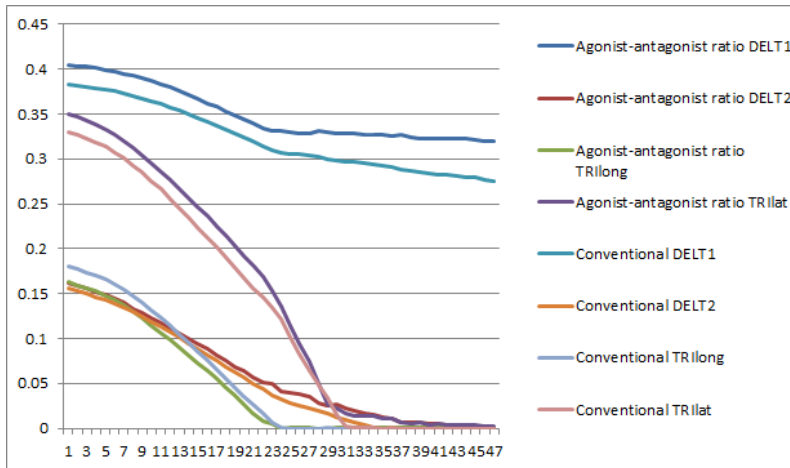


Fig. 26 Comparison of simulated muscle activation of agonist muscles between the conventional and the agonist-antagonist force considered optimization method. (subject2, maximal trial 1)

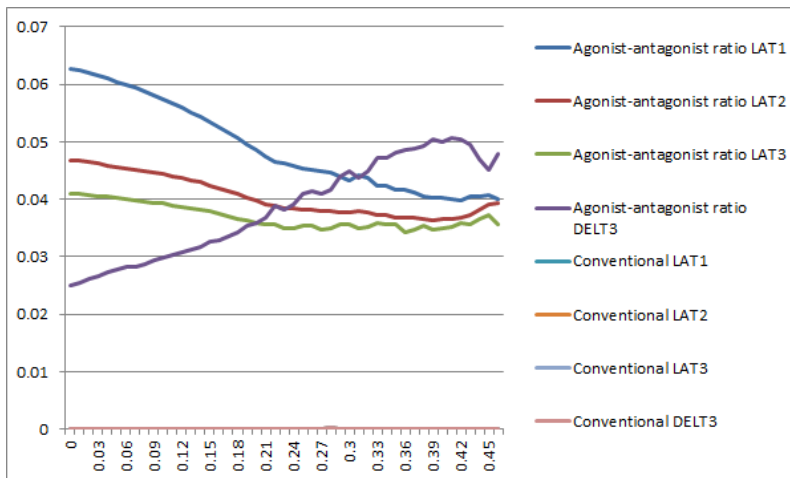


Fig. 27 Comparison of simulated muscle activation of antagonist muscles between the conventional and the agonist-antagonist force considered optimization method. (subject2, maximal trial 1)

3.4 Agonist-antagonist force ratio와 관절 안정성

3.3에서 구한 기존의 static optimization을 통해 계산한 근육력과 새로운 알고리즘으로부터 계산한 근육력으로부터 agonist-antagonist force ratio를 구하고, 이를 실험에서 얻은 결과와 비교하였다. 또, 각각의 결과로부터 관절 안정성에 기여하는 active joint stiffness를 구하고 이에 대한 비교를 수행하였다.

3.4.1 근육 최적화 방법에 따른 Agonist-antagonist force ratio 비교

3.3.2에서 구한 simulated muscle forces로부터 agonist-antagonist force ratio를 구하였다. 어깨와 팔꿈치에서의 agonist-antagonist group을 나누어 mean force ratio를 구하였다. 기존의 static optimization의 경우 어깨의 경우 0.01이하로 나타나 사실상 길항근이 활성화 되지 않는 것으로 나타났으며, 팔꿈치의 경우 평균적으로 0.050의 force ratio를

나타냈으며, 운동 하중에 따른 유의미한 차이는 보이지 않았다. 관절 안정성을 고려한 새로운 근육 최적화 방법의 경우 어깨의 경우 Maximal effort case에서 0.131, sub-maximal case 1에서 0.140, sub-maximal case 2에서 0.143으로 나타났으며, 팔꿈치의 경우 maximal case에서 0.150, sub-maximal case 1에서 0.145, sub-maximal case 2에서 0.129로 나타났다. 이를 앞서 실험으로부터 얻은 결과와 비교, 상대 오차를 보면, 기존의 최적화 방법의 경우 어깨 부위에서 실험 결과를 거의 반영하지 못하고 있으며, 팔꿈치의 경우도 많은 오차를 보이는 것을 볼 수 있다. 그에 비하여 새롭게 제안한 최적화 방식의 경우 어깨에서 약 18.2%, 팔꿈치에서 약 11.1%의 상대 오차를 보이지만, 기존 방식에 비하여 실제 저항 운동 시의 인체의 행동 전략을 잘 추정하고 있음을 보여준다.

이러한 결과는 앞서 언급하였듯이, 기존의 근육 최적화 방식이 저항 운동 시에 관절 안정성을 높이기 위한 주동근-길항근 동시 수축 증가를 반영하지 못하고 있으며, 이로 인해 저항 운동에 대한 해석 시 주동근과 길항근의 활성도가 과소 예측됨을 보여준다. 이러한 근육 활성도 과소 예측은 운동 기구 설계나 평가 혹은 운동 자체에 대한 평가 시에 운동 효과에 대한 과소 평가를 가져올 수 있으며 이는 동작 반복 시의 부상 평가나 피로도 예측 등에서 정확도가 떨어질 수 있다. 새롭게 제안한 최적화 방식을 사용함으로써 저항 운동 시에 부상 방지를 위하여 관절 안정성을 높이기 위해 주동근과 길항근의 동시 수축 정도를 증가시키는

인체의 행동 전략을 고려한 인체 동역학 시뮬레이션이 가능할 것으로 기대할 수 있다.

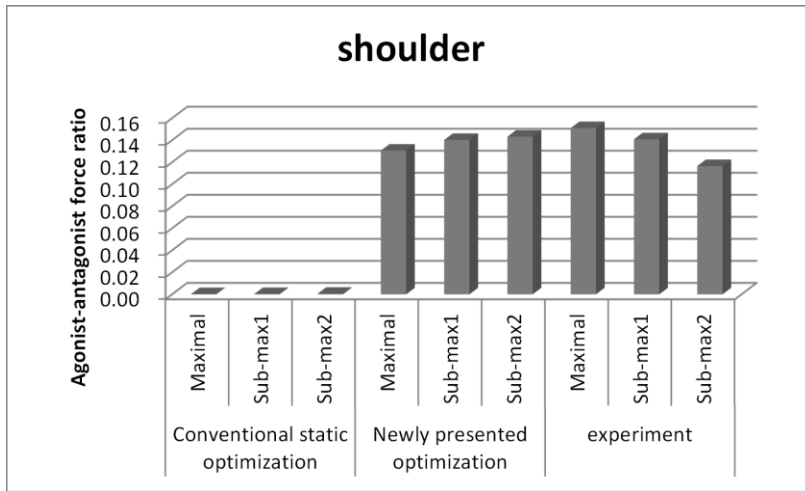


Fig. 28 Comparison of agonist-antagonist force ratio of shoulder among conventional muscle optimization method, newly presented optimization method and experimental result.

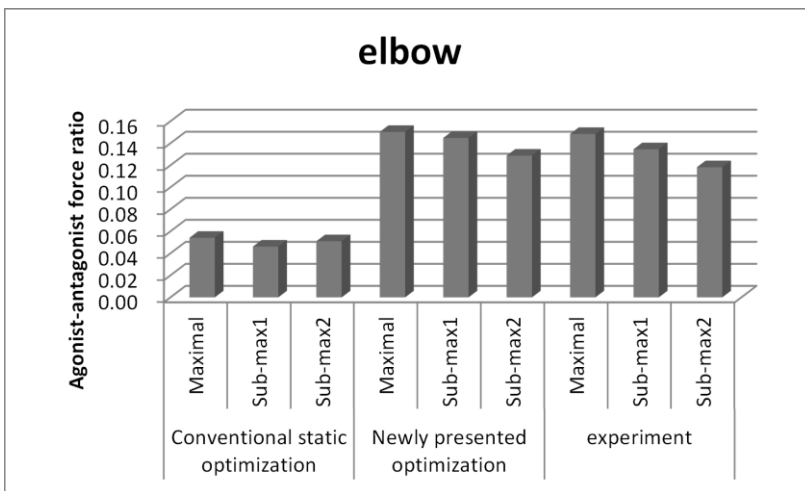


Fig. 29 Comparison of agonist-antagonist force ratio of elbow among conventional muscle optimization method, newly presented optimization method and experimental result.

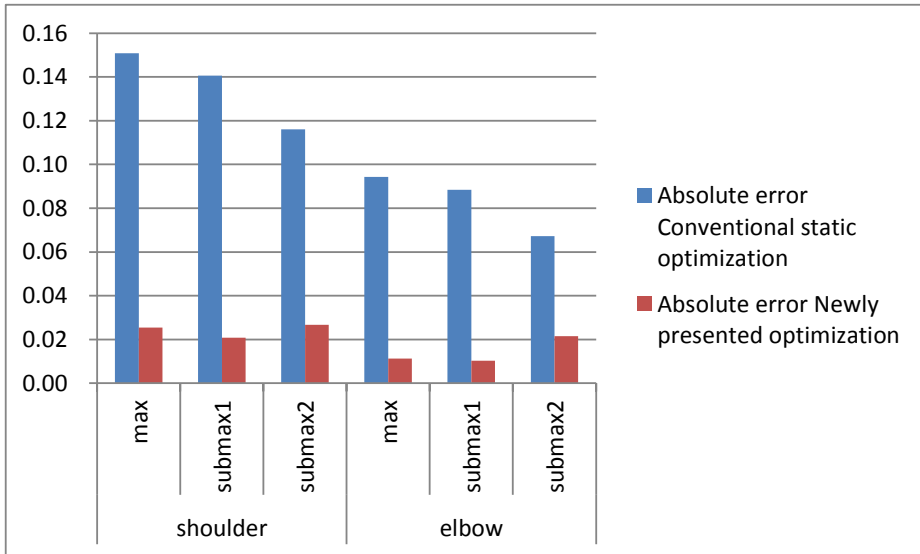


Fig. 30 Absolute error of optimization methods w.r.t experimental results.

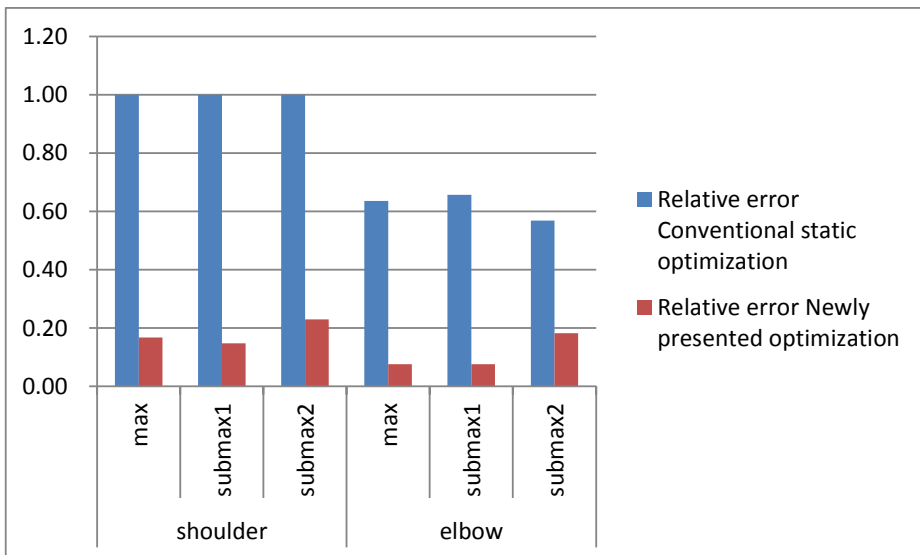


Fig. 31 Relative error of optimization methods w.r.t experimental results.

3.4.2 Active joint stiffness

기존의 근육 최적화 방식과 새로운 최적화 근육 최적화 방식의 해석 결과로부터 active joint stiffness 를 비교하였다. 근육의 optimal fiber length 와 근육 최적화를 통해 얻은 근육력으로부터 eqn.(4)를 통해 근육 강성을 구하고, eqn.(5)에 따라 이들 근육-건 모델에 의해 생성되는 각 관절에서의 active joint stiffness 를 계산하였다. 그 결과 관절 안정성을 고려한 최적화 수행 시에 기존 최적화 결과에 비해 모든 joint coordinate 로부터 active joint stiffness 가 증가하는 것을 확인할 수 있었는데, pronation-supination 의 경우 증가율이 매우 높지만 다른 coordinate 에 비하여 관절 모멘트나 active joint stiffness 의 절대값이 매우 작기 때문에 크게 의미는 없으며, 다른 coordinate 의 경우 약 10~40% 정도 증가하는 것을 볼 수 있었다. 특히 shoulder elevation 과 elbow flexion 에서의 active joint stiffness 에서 높은 증가율을 보였다.

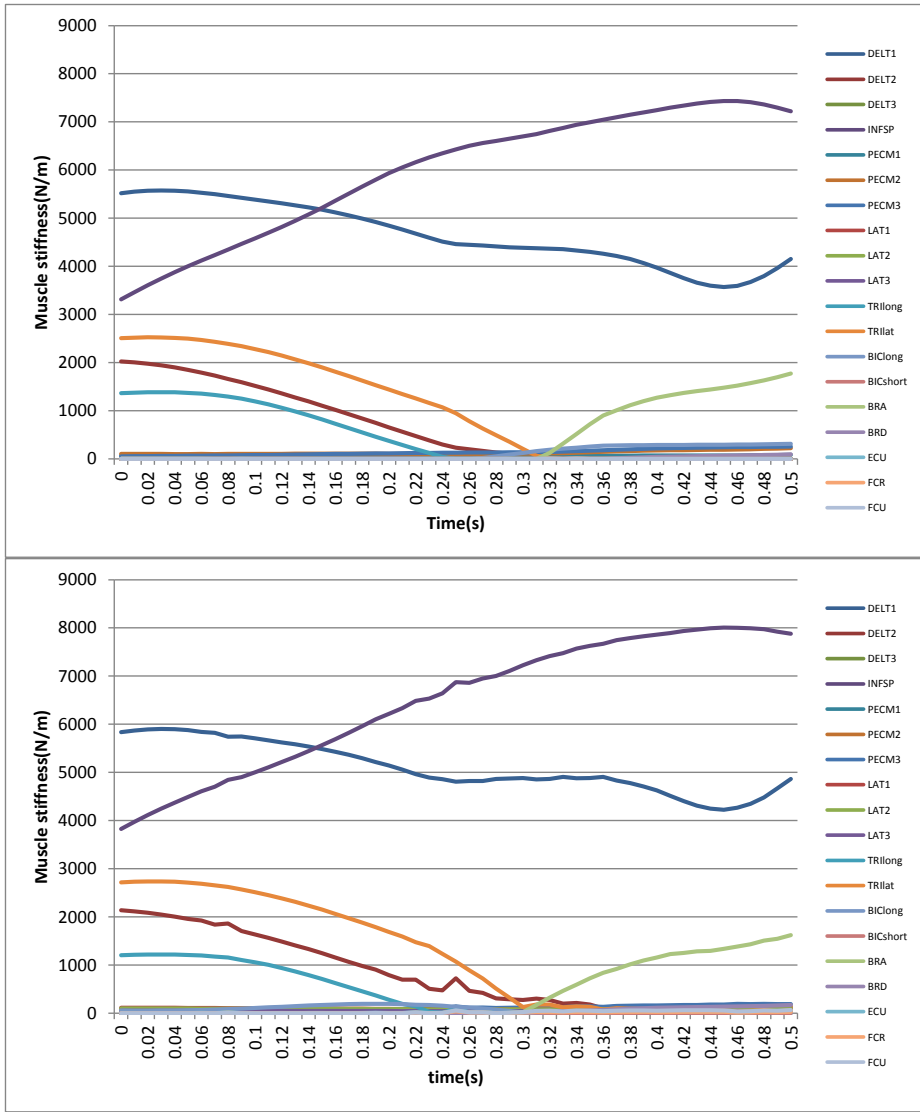


Fig. 32 Simulated muscle stiffness of the same experimental data (subject 2, maximal trial 1). Result of a conventional optimization method (upper) and a newly presented optimization method. (lower).

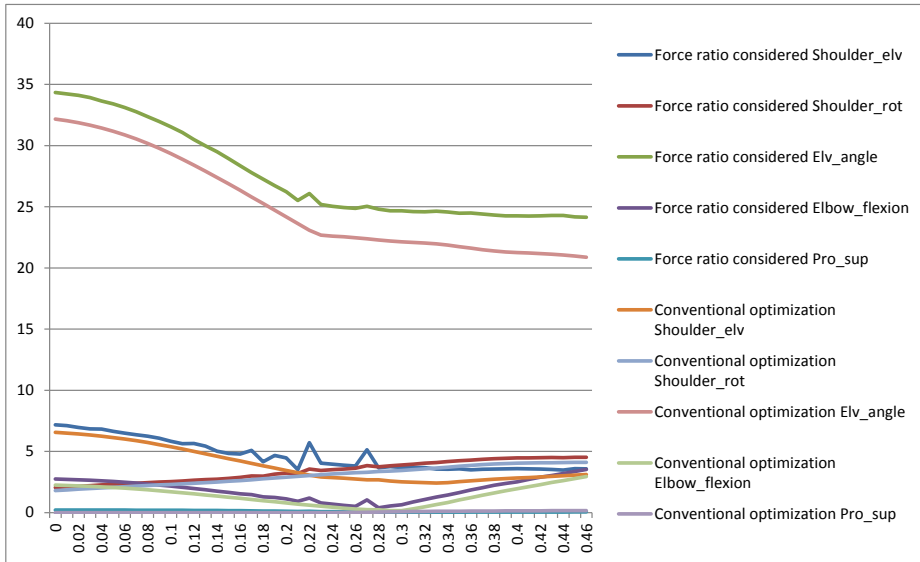


Fig. 33 Simulated joint stiffness of concentric motion of chest press exercise. Comparison between the force ratio considered optimization method and the conventional optimization method.

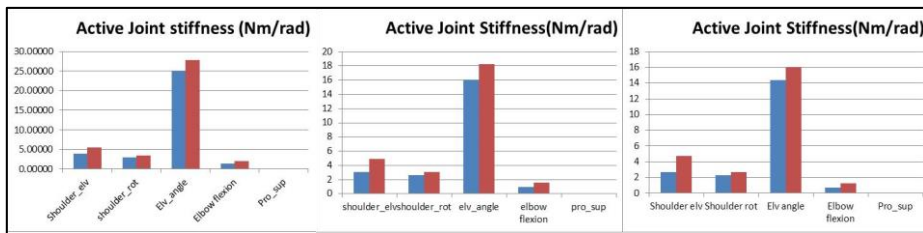


Fig. 34 Mean simulated active joint stiffness of an subject (subject 6). Maximal case(left), sub-maximal case 1(mid) and sub-maximal case 2(right). Results of the conventional optimization(blue) and the force ratio considered optimization(red).

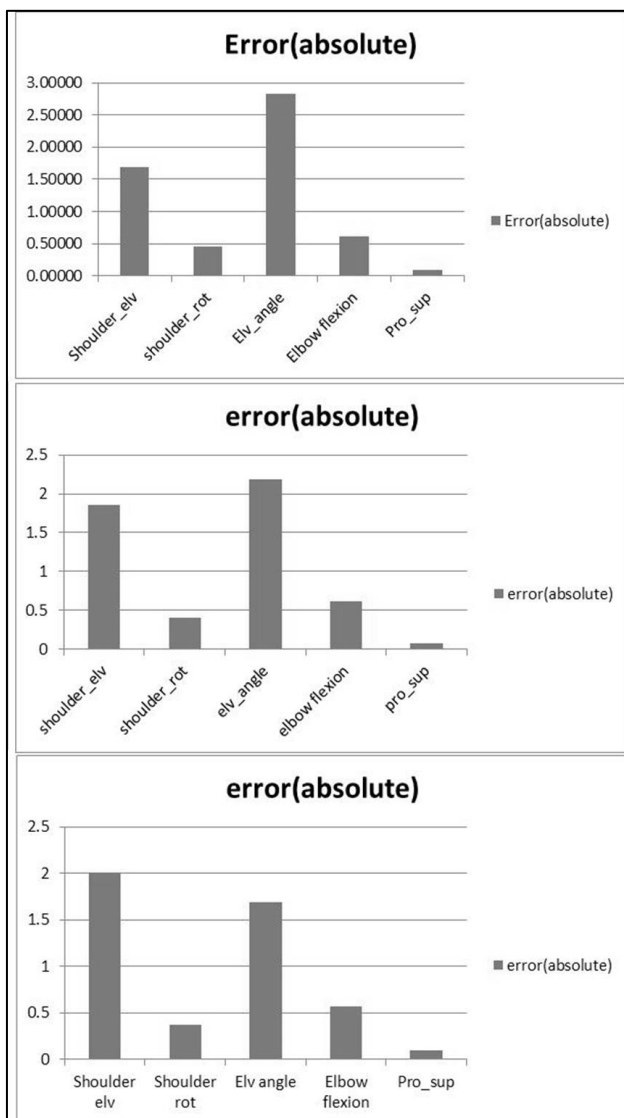


Fig. 35 Mean absolute error between two type of optimization methods of subject 6. Maximal case(upper), sub-maximal case 1(mid) an sub-maximal case 2(lower).

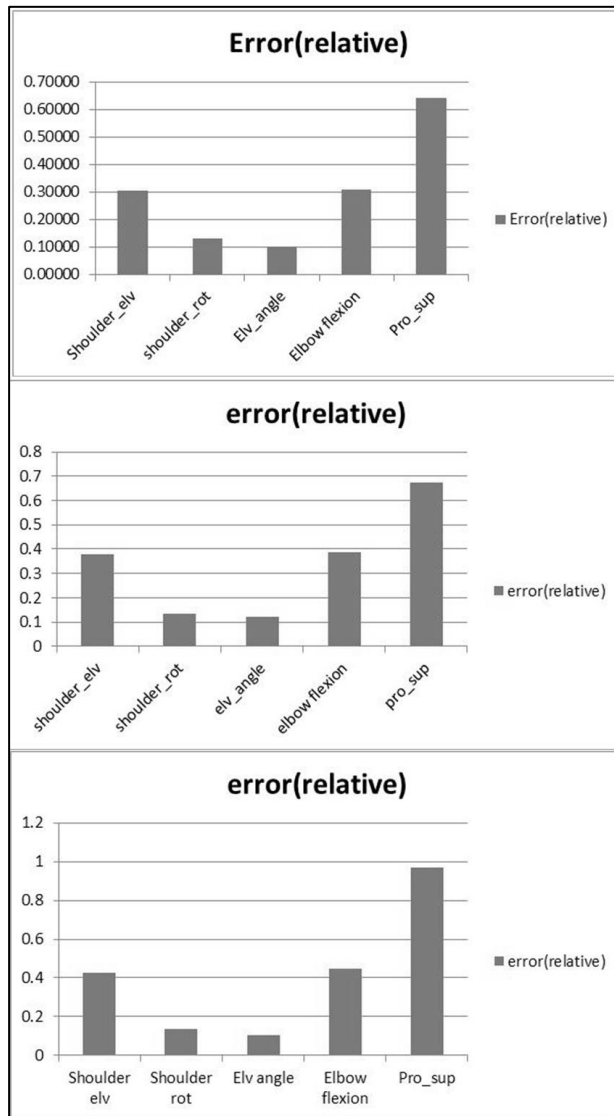


Fig. 36 Mean relative error between two type of optimization methods of 10 subjects. Maximal case(upper), sub-maximal case 1(mid) an sub-maximal case 2(lower).

제 4장. 근육 시너지 기반 근골격 인체 모델

앞서 2.2에서 언급한 것과 같이 사람이 동작을 취할 때 개별 근육, motor unit 단위로 제어하는 것이 아니라, CNS로부터 전달되는 운동뉴런 신호가 convergence와 divergence를 거쳐 motor unit에 전달되게 된다.[73] 본 장에서는 이러한 인체의 운동뉴런 전달 과정을 고려한 근육 시너지 기반 근골격 인체 모델을 제안하고, 이를 앞서 개발한 저항 운동 시의 근육 최적화 알고리즘과 결합하여 해석을 수행하였다. 다양한 상지 동작에서의 근전도 데이터로부터 근육 시너지 그룹을 추출함으로써 근육 협응작용을 고려한 역동역학 및 정동역학 시뮬레이션에 적용 가능한 시너지 기반 인체 모델을 구현하였다. 이렇게 구성한 시너지 기반 인체 모델을 이용하여 3장에서 제안한 저항 운동 시 관절 안정성을 고려한 근육력 예측 시뮬레이션을 수행하였다.

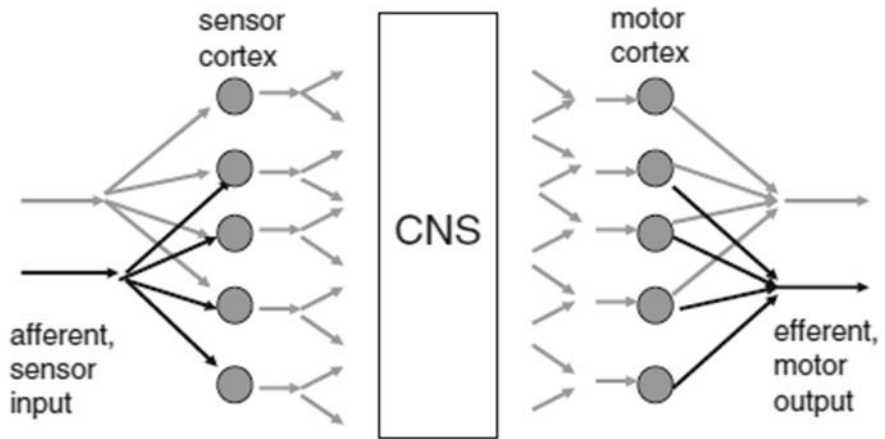


Fig. 37 Divergence and convergence of nerve signals by transmission through several layers of neurons.[73]

4.1 상지 주요 동작에서의 근전도 측정 및 근육 시너지 추출

상지(Upper limb)의 주요 동작에 따른 EMG data를 획득하고 이로부터 근육의 협응작용을 구하였다. 이를 위하여 4가지 동작(task)에 대한 EMG 데이터를 획득하고 통계적 방법을 이용하여 이로부터 근육 시너지 그룹을 추출하였다. 실험의 모든 프로토콜 및 피험자 모집은 서울대학교 연구윤리위원회의 승인을 받아 진행되었다. (IRB proved, SNUIRB No.1111/001-002)

실험은 20대 남성 지원자 10명을 대상으로 진행하였다. (174.25±3.75 cm 68.7±7.65kg 25.95±2.95years) 근육이나 인대, 관절 등에 질환이 없으며, 체중이 50kg 이상이면서 키에 따른 표준 체중((키(cm) - 100)*0.9)에서 ±20%에 해당하는 사람을 대상으로 지원자를 모집하였다.

피험자의 동작은 16대의 Vicon MX T160 카메라를 이용하여 기록하였다. 피험자는 상체 및 오른팔에 reflective markers를 부착하였으며, Delsys Trigno Wireless EMG 센서를 이용하여 앞선 chest press exercise 실험과 동일한 Table.1의 14개 근육의 근전도를 측정하였다. 실제 실험에서는 14개 근육에 추가로 Rectus abdominis와 External oblique에도 근전도 센서를 부착하였으나, 해석에서는

사용하지 않았다.

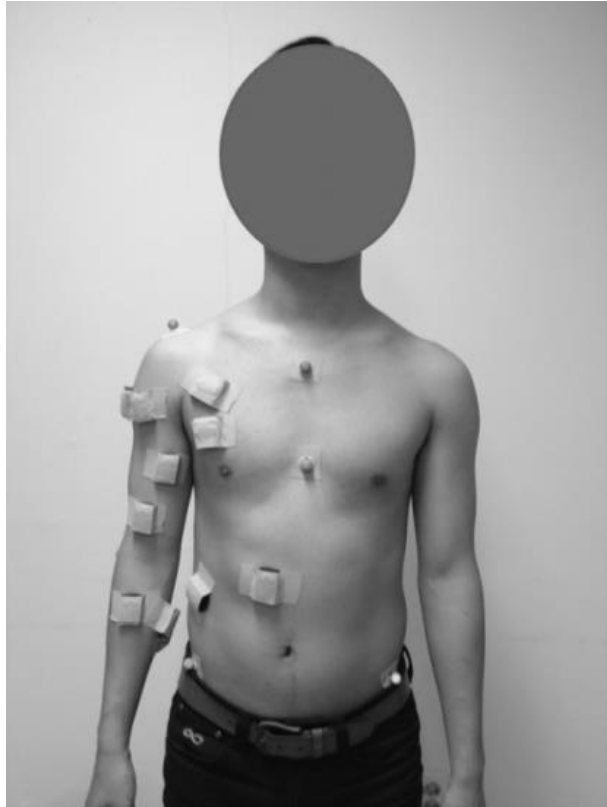


Fig. 38 Attachment of markers and EMG sensors for synergy experiments.

실험은 크게 네 가지 task에 대해 진행되었다. 각 task는 ‘Lift’, ‘Shoulder’, ‘Elbow’, ‘Clock’으로 명명하였다. ‘Lift’ 동작은 Fig. 39와 같이 3단으로 구성된 선반에서 박스를 위 아래로 이동하는 동작이다. 1->2->3->2->1->3->1단 순서로 박스를 움직이도록 하였다. 이 때 하체는 위치를 고정하고 상체만을 이용하여 동작을 취하도록 하였다. ‘Shoulder’ 동작과 ‘Elbow’ 동작, 그리고 ‘Clock’ 동작은 Muceli, Boye [30]의 연구 방법을 참고하여 테이블 위에서 덤벨을 권 채로 Shoulder extension/flexion 동작, elbow extension/flexion 동작 그리고 시계방향으로 12방향으로 이동하였다가 원점으로 돌아오는 동작을 취하도록 하였다. 이 때 피험자가 12방향으로 덤벨을 이동시키는 궤적은 Fig. 41와 같이 바닥에 표시하였다. ‘Lift’ 동작은 2.5kg 과 5kg의 박스를 이용하였고, 나머지 동작들은 1kg, 2kg, 2.5kg의 덤벨을 이용하여 각 무게 당 3회씩 동작을 반복 측정하였다. 또한 네 가지 동작 종료 후에 근활성도의 amplitude normalization을 위해 EMG 센서를 부착한 각 근육에 대한 Maximum Voluntary Contraction (MVC)을 측정하였다.

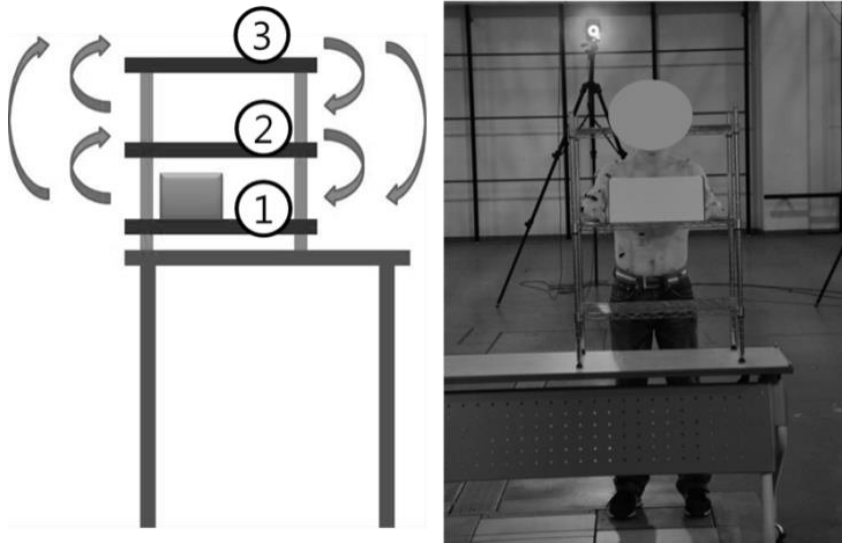


Fig. 39 Experiments of the 'Lift' task.

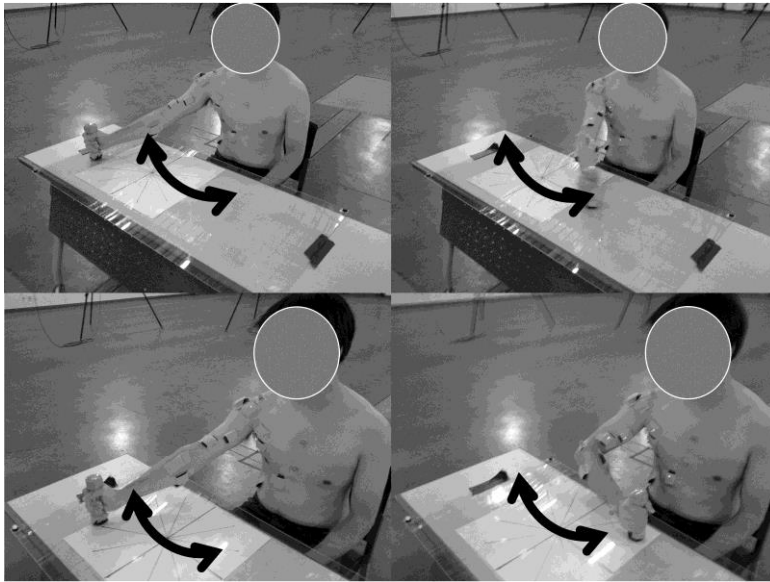


Fig. 40 Experiments of the 'Shoulder' (upper) and 'Elbow' (lower) task.

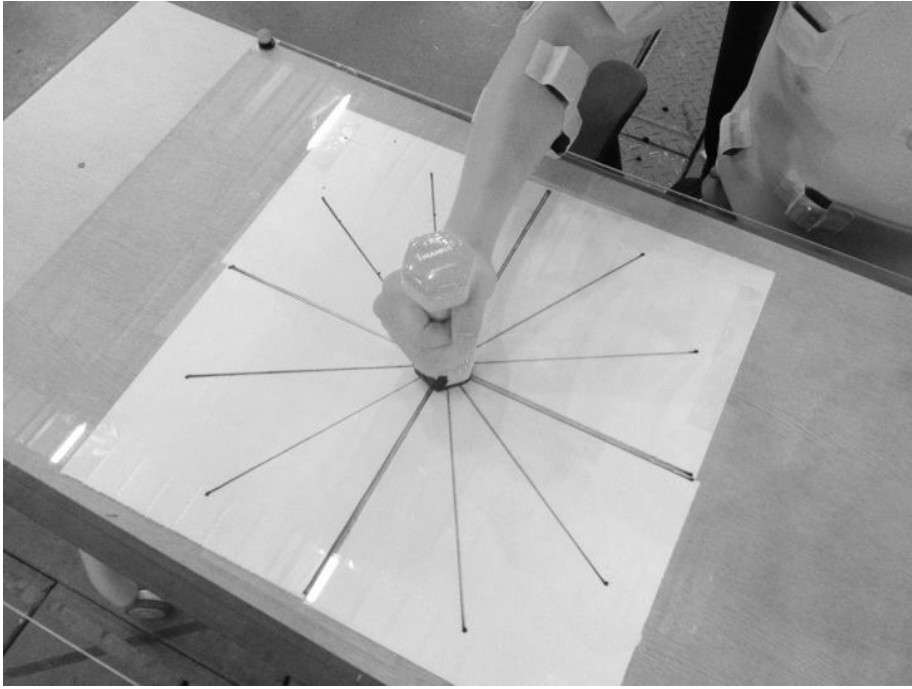


Fig. 41 Experiments of the 'Clock' task.

후처리를 거친 근전도 데이터는 NMF 알고리즘을 통해 각 trial별로 근육 시너지 그룹을 추출하였다. NMF는 non-negative elements로 구성된 행렬을 분해하는 방법으로 후처리를 거친 근전도 데이터는 n 개의 sampling time steps에 대하여 m 개의 근육의 normalized EMG로 표현된 n by m 행렬로 나타낼 수 있다.[33, 34] 이렇게 표시된 $\mathbf{V} \in R^{n \times m}$ 에 대하여 미리 정의된 양의 정수 $r (r < \min(n, m))$ 에 따라 eqn. (9)을 만족시키는 $\mathbf{W} \in R^{n \times r}$, $\mathbf{H} \in R^{r \times m}$ 을 구한다.

$$\min f(\mathbf{W}, \mathbf{H}) \equiv \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (\mathbf{V}_{ij} - (\mathbf{WH})_{ij})^2 \dots \quad (9)$$

$$\text{Where } \mathbf{W}_{ia} \geq 0, \mathbf{H}_{bj} \geq 0, \forall i, a, b, j$$

미리 정의한 근육 시너지 그룹의 수를 r 이라 하였을 때 근전도 데이터 \mathbf{V} 는 각 근육 시너지 그룹과 근육 사이의 time-constant synergy vector를 나타내는 행렬 \mathbf{H} 와 CNS로부터 각 시너지 그룹에 전달되는 time-varied motoneuron coefficients \mathbf{W} 로 분해된다.

이 작업은 MATLAB에 정의되어 있는 비음수행렬분해 함수인 nnmf()를 이용하여 수행하였으며, 이 때 근육 협응 작용 그룹의 수를 4~7개로 정의하여 각각의 결과를 구하였다. 이렇게 추출된 근육 시너지 그룹은 1 by 14의 협응 집단 벡터로 나타나게 되며, 각 벡터의 크기가 1이 되도록 정규화를 수행하였다. MATLAB의 nnmf() 함수를 이용하여 행렬을 분해하였을 때는 분해 결과 추출된 벡터의 크기에 따라서 정렬되기 때문에, 각 trial에 따라 순서가 다르게

나타나는 경우가 발생한다. 협응 그룹 벡터의 순서가 동일하게 정렬하기 위하여 정규화된 시너지 벡터(normalized synergy group vectors)의 cosine similarity를 기준으로 재정렬을 수행하였다.

일차적으로 재정렬을 마친 후에 각 근육 시너지 그룹 별로 피험자 간 유사성(inter-subject similarity)을 구하였다. 근육 시너지 개념을 근골격 시뮬레이션에 적용하기 위해서는 피험자 간의 consistency가 보장되어야 하기 때문이다. 이를 위하여 피험자 간의 평균 시너지 벡터의 cosine similarity를 구하였다.

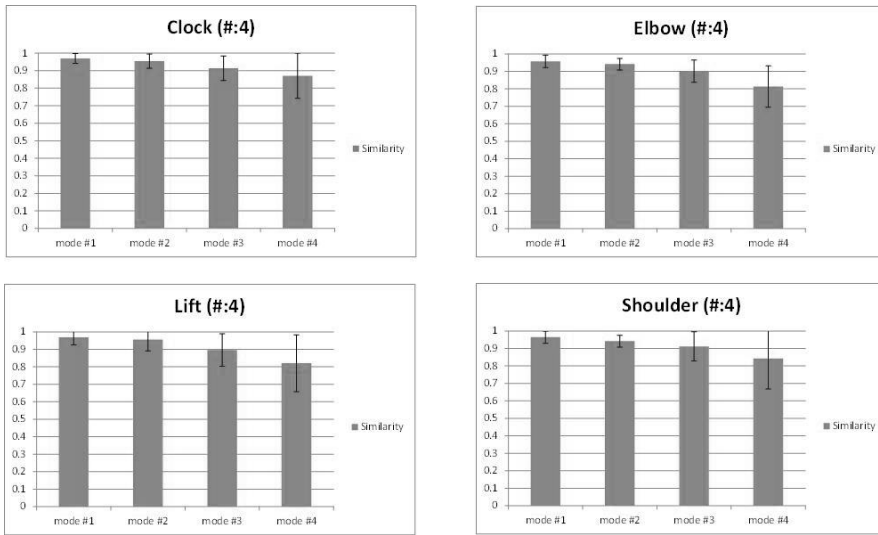


Fig. 42 Inter-subject consistency. (number of synergy groups:4)

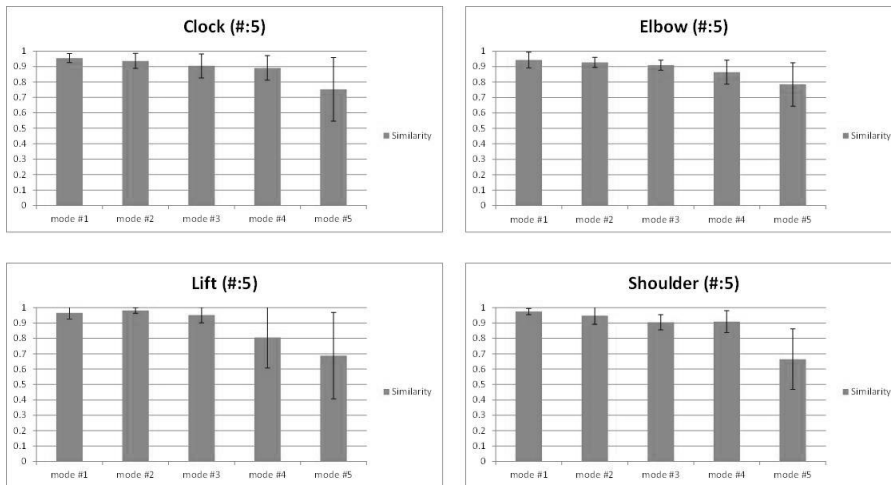


Fig. 43 Inter-subject consistency. (number of synergy groups:5)

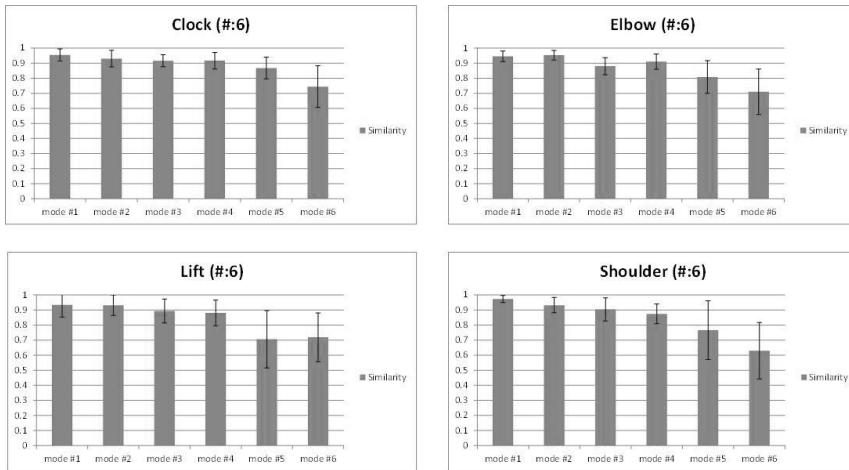


Fig. 44 Inter-subject consistency. (number of synergy groups:6)

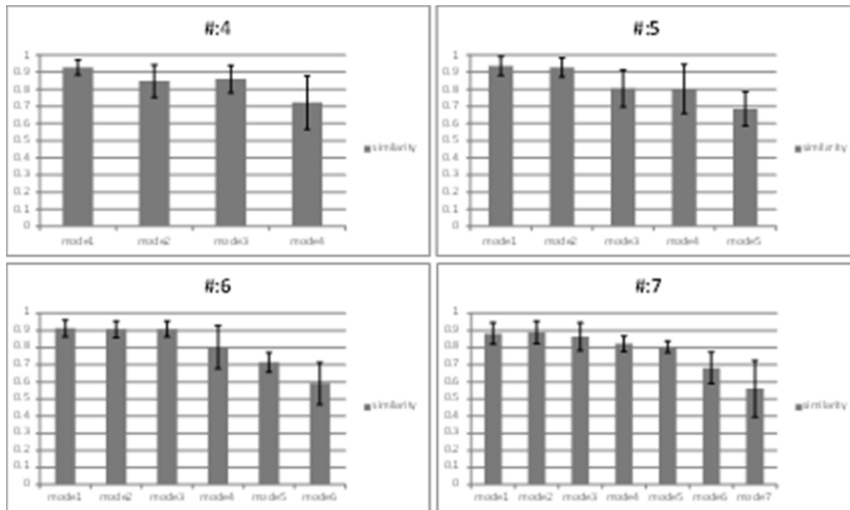


Fig. 45 Inter-task consistency

Fig. 42-44 는 number of 근육 시너지 그룹에 따른 피험자 간 유사성을 보여준다. 네 가지 동작 모두에서 시너지 그룹의 번호가 커질수록 유사성이 떨어지는 것을 볼 수 있다.

두 번째로 동작 간 유사성(inter-task consistency)를 구하였다. Fig. 45와 같이 동작 간 유사성 역시 시너지 그룹의 번호가 작을수록 높게 나타난다. 이 때 유사성이 0.75 이하로 떨어지는 집단에 대해서는 동일한 시너지 그룹이라고 보기에 무리가 있다. 이러한 원인으로서는 d'Avella and Bizzi [31]의 연구에서 주장한 것과 같이 behavior-independent synergies(shared synergy)와 behavior-specific synergies(task specific synergy)의 존재를 생각할 수 있다. 이 경우 작업 간 유사도가 높은 시너지 그룹은 shared synergies로, 유사도가 낮은 시너지 그룹은 동작에 따라 발현되는 task specific synergies로 볼 수 있을 것이다. 이러한 전제하에 재분류 작업을 수행하였는데, 동작 간 유사도가 0.8이하로 나타나는 경우 유사도가 낮게 나타나는 동작을 제외하고 나머지 동작 간의 유사도를 구하도록 하여, 유사한 시너지 벡터가 나타나는 동작끼리 그룹화를 수행하였다. 각 동작 별로 5개의 시너지 벡터를 추출하고 이들을 이용하여 이러한 분류 작업을 거친 결과 총 9개의 시너지 그룹을 얻게 되었다. 이 중 두 그룹은 모든 동작들에서 공통적으로 나타났으며, 세 그룹은 일부 동작들에서 공통으로 나타났으며, 네 그룹은 한 가지 동작에서만 발현되었다.

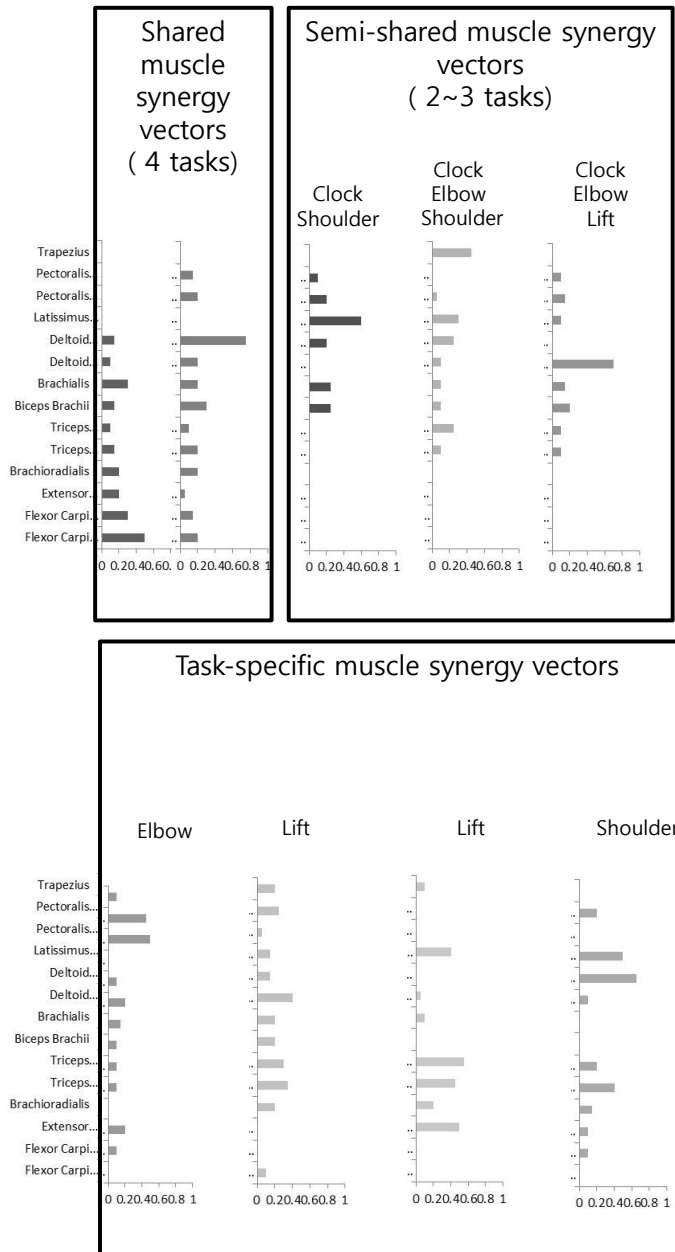


Fig. 46 Extracted muscle synergy groups.

4.2 근육 시너지 기반 인체 모델 구현

위에서 추출한 근육 시너지 그룹을 근골격 인체 모델에 적용하여, 개별 근육 단위가 아닌 근육 시너지 그룹 단위로 제어 및 동작이 가능한 근육 시너지 기반 근골격 인체 모델을 구성하였다. 이를 위하여 역동역학 및 정동역학 시뮬레이션에 적용 가능한 근육 시너지 모델을 구현하였다. 이를 각각 *inverse synergy model* 및 *forward synergy model*로 명명하였다. 이러한 시너지 모델을 근골격 시뮬레이션에 적용하기 위하여 *OpenSim* 인체 모델과 결합하는 작업을 수행하였다.

4.2.1 Forward synergy model

*Forward synergy model*은 정동역학 시뮬레이션에 *synergy model*을 결합한 것으로, 4.1장에서 얻은 상지 동작들에 주요하게 작용하는 근육들에 대한 근육 시너지 그룹을 *muscle control*을 위한 상위 단위로 정의한 것이다. *CNS*로부터 각 근육 시너지 그룹에 전달되는 *neural signal intensity*를 제어 변수로 정의하였으며, 각 근육 시너지

그룹에 전달된 neural signal intensity와 muscle synergy vector를 곱한 결과를 eqn.(10)과 같이 중첩(superposition)하여 각 근육에 전달되는 신경 자극(neural excitation)을 계산하게 된다. 각 근육이 전달받은 신경자극으로부터 근활성도가 결정되며, 이를 통해 근육력이 생성되고 관절 모멘트를 생성하는 과정을 통해 인체가 동작을 취하게 된다. 이 때 Fig. 47에 따라 CNS에서 근육 시너지 그룹을 거쳐 개별 근육으로 전달되는 neural signal의 전달 과정을 구현한 것이 forward synergy model이다.

$$u_i = \sum_{j=1}^M c_j \cdot \mathbf{SG}_j(i) \dots (10)$$

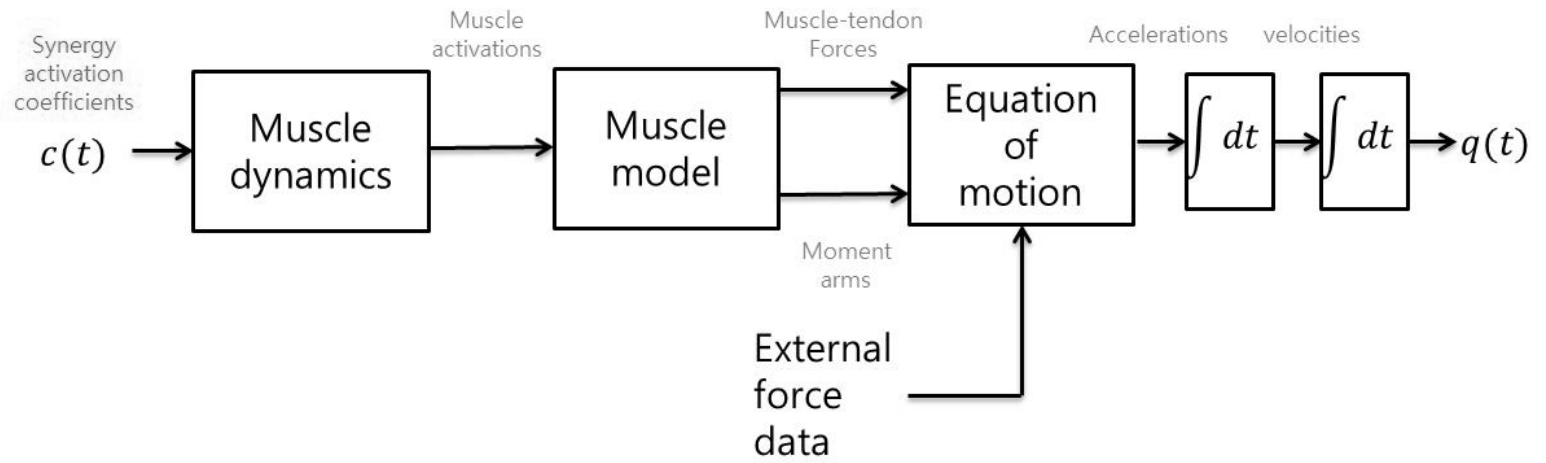


Fig. 47 Diagram of the forward synergy model.

4.2.2 Inverse synergy model

Inverse synergy model은 역동역학 해석에서 개별 근육의 활성도를 구하는 과정에서 기존의 개별 근육 단위의 최적화 방법을 대체하여, 근육 시너지 그룹 단위의 계산을 통해 근육 활성도를 구하도록 한 것이다. 인체의 경우 근육-건이 관절 모멘트를 생성하는 구동기로 작용하는데, 이 때 관절의 자유도(degree of freedom)에 비해 근육의 수가 많기 때문에 여유자유도(motor redundancy) 문제가 발생하게 된다. 이로 인해서 역동역학 해석 시에는 개별 근육의 근육력, 근활성도를 예측하는 과정에서 최적화를 이용하게 된다. 기존의 근골격 시뮬레이션 툴의 경우 대부분 이 과정에서 개별 근육 단위의 static optimization을 사용하게 된다. Inverse synergy model은 desired joint moments을 생성하기 위해 각 근육 시너지 그룹에 전달되는 neural signal intensity에 대한 최적화를 수행하도록 구성하였다. 이 때 일반적인 동작의 경우 기존의 minimize effort 방식들을 따라서 neural signal intensity의 polynomial sum을 최소화하는 방식으로 목적함수를 정의하였으나, 운동기구와 같은 특수한 목적의 제품 사용 시 거기에 맞는 최적화가 가능하도록 사용자가 목적 함수를 정의할 수 있도록 구성하였다.

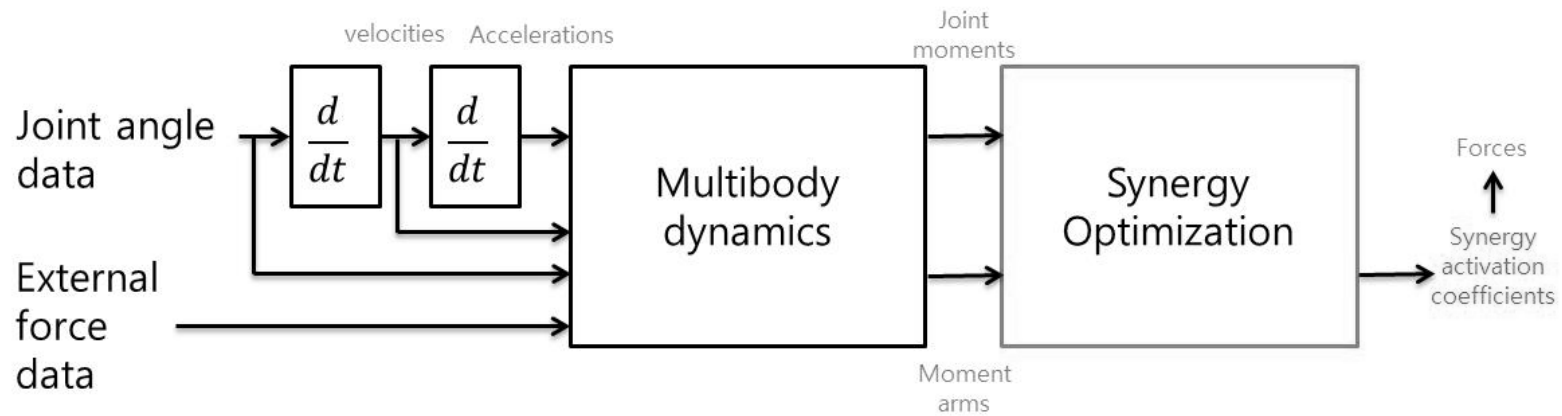


Fig. 48 Diagram of inverse synergy model.

4.3 근육 시너지 모델을 이용한 저항운동 시뮬레이션

앞서 4.3장에서 구성한 inverse synergy model을 이용하여 저항운동에 대한 근육 시너지 기반 시뮬레이션을 수행하였다. 이 때 목적함수는 3.3장에서와 마찬가지로 관절 안정성을 일정 수준 유지할 수 있도록 agonist-antagonist force ratio를 일정 수준으로 유지하도록 하였다. 앞서 3.3에서는 개별 근육의 활성도가 제어 변수였으나, 여기에서는 각 시너지 그룹으로 전달되는 CNS로부터의 neural signal intensities가 제어 변수로 정의된다. 즉, eqn. (6)과 동일한 목적함수를 사용하지만, 최적화에서 사용하는 제어 변수가 개별 시너지 그룹에 전달되는 neural signal intensities로 정의되는 것이다.

$$F_i = PCSA * a_i$$

$$a_i = \sum_{j=1}^M c_j \cdot SG_j(i)$$

기존의 개별 근육 단위의 최적화의 경우, 제어 변수가 되는 근육 활성도 혹은 근육력 자체가 비음수 범위로 제한되지만, 근육 시너지

단위에서의 최적화에서는 neural intensity의 경우 음수 값을 허용하였다. 이는 motoneuron의 전달 과정에서 excitation뿐만 아니라, inhibition이 중요한 역할을 하기 때문이다. 이렇게 전달된 excitatory signal과 inhibitory signal의 합이 0보다 작을 경우, 실제 motoneuron 전달 과정에서와 마찬가지로 근육이 활성화 되지 않아서 active muscle force를 생성하지 않도록 하여, 개별 근육은 수축 방향으로만 힘을 낼 수 있도록 하였다.

4.3.1 시너지 기반 모델과 개별 근육 기반 모델의 결과 비교

동일한 역동역학 해석 결과에 대해서, 개별 근육을 제어 변수로 하는 근육 최적화와 근육 시너지 그룹 단위의 최적화는 근육 활성화도 패턴에서 차이가 난다. 여기에서는 근육 시너지 단위에서 수행한 최적화 결과 나타난 neural intensity로부터 reconstructed muscle activations를 개별 근육 단위의 최적화 결과와 비교하고, active joint stiffness에서의 차이를 비교한다.

Fig. 49(a)는 근육 시너지 그룹 단위의 최적화를 통해 얻은 neural

signal intensity의 예를 보여준다. Fig. 49(b)는 이를 통해 reconstruct된 근육 활성화인데, 앞서 이야기한 것과 같이 neural excitation과 neural inhibition의 합이 0보다 작을 경우 motoneuron이 시냅스에서 전달되지 않는 신경전달 과정을 적용, 이 때 근육 활성화는 0이 되도록 하였다. 근육 시너지 단위의 최적화를 통해 얻은 근육 활성화는 개별 근육 단위의 최적화 결과와 비교하면, 비슷한 패턴을 보이는 근육들도 있으나 (주로 주동근에서) 기존 결과와 다른 활성화 패턴을 보이는 근육들도 있다. 그러나 근육 활성화 패턴이 다르더라도 결과적으로 이들이 생성하는 각 시간에서의 관절 모멘트는 동일하다.

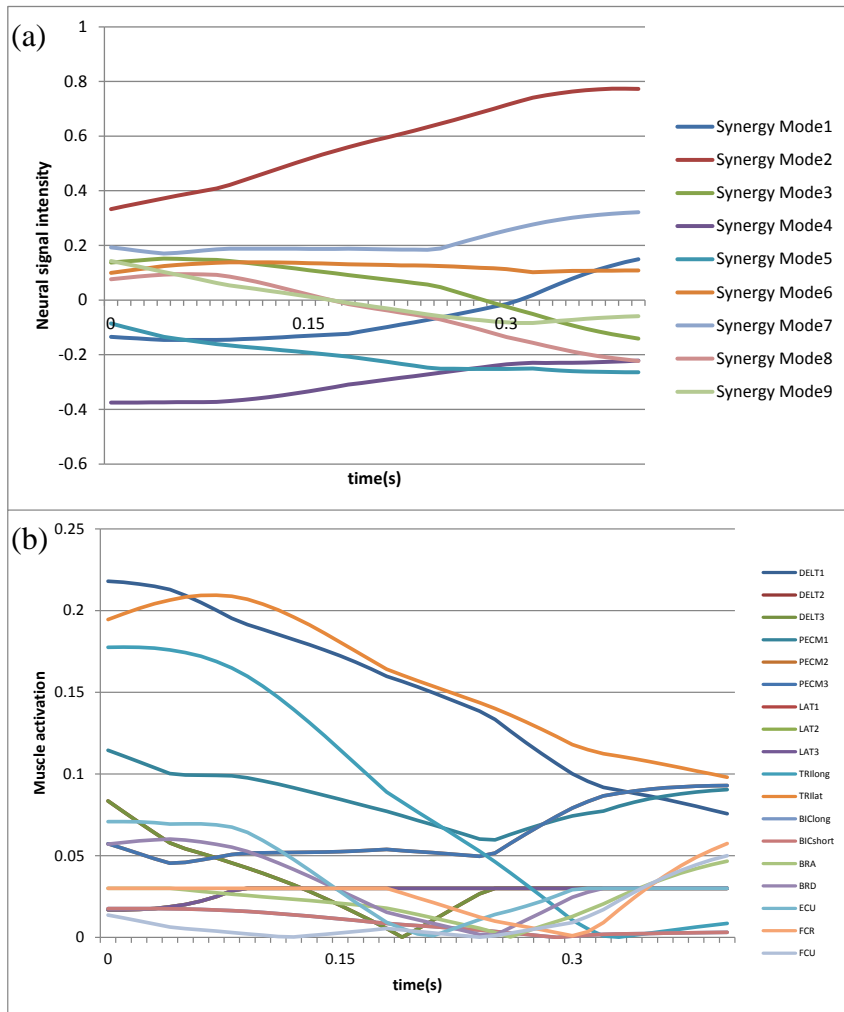


Fig. 49 A result of synergy based optimization. (a) Simulated neural intensities and (b) reconstructed muscle activations

이렇게 생성한 근육 활성도로부터 관절 안정성을 유지하기 위한 active joint stiffness를 구하고, 이를 개별 근육 단위에 agonist-antagonist cocontraction을 적용한 최적화 결과와 비교하였다. 10명의 피험자 데이터에 대해 시너지 기반의 최적화를 수행한 후, agonist-antagonist force ratio를 구하여 개별 근육 모델 및 실험 결과와 비교한 결과는 Fig. 50과 같다. 개별 근육 단위 모델과는 다소 차이가 나지만 기존의 최적화 방식과는 달리 agonist-antagonist force ratio를 비교적 잘 반영하고 있음을 보여준다. 실험 데이터와의 relative error는 어깨에서 평균 0.158, 팔꿈치에서 평균 0.170으로 전체적으로 약 0.164의 차이를 보임으로써, 개별 근육 단위의 최적화 모델보다 차이가 벌어지는 것을 볼 수 있다. 이는 개별 근육 단위의 최적화에 비해 시너지 기반의 최적화의 해공간이 작은 데서 발생하는 차이로 생각된다.

관절 안정성을 위해 기여하는 active joint stiffness 역시 기존의 최적화 방식에 비해 증가하는 것을 볼 수 있는데, 이 때 평균적으로 증가하는 정도는 개별 근육에 agonist-antagonist cocontraction을 적용한 경우와 비슷하다.

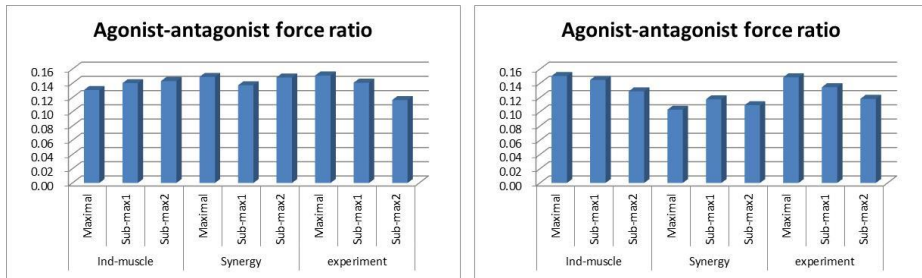


Fig. 50 Agonist-antagonist force ratio. Comparison among individual muscle optimization, synergy based optimization and experimental data.

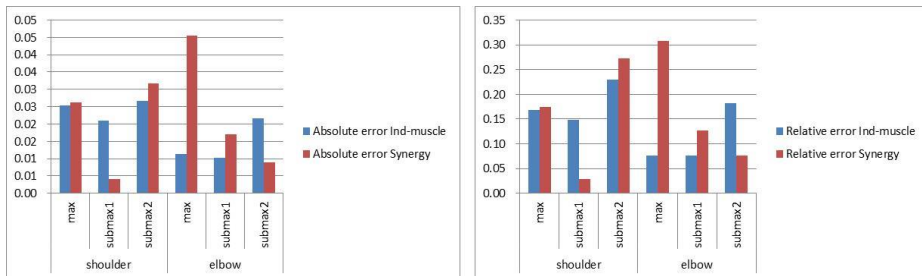


Fig. 51 Absolute and relative error of agonist-antagonist force ratio w.r.t experimental data.

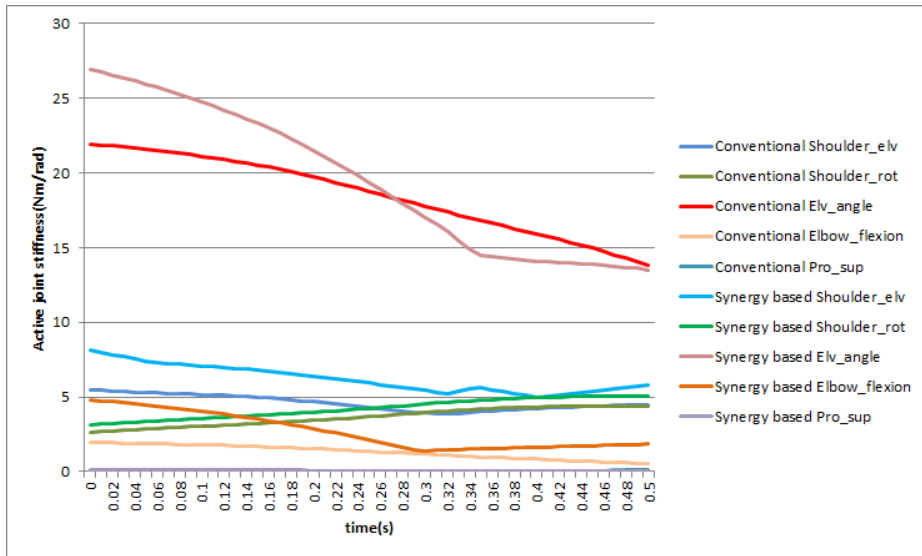


Fig. 52 Simulated active joint stiffness. Result of a synergy based optimization and conventional optimization.

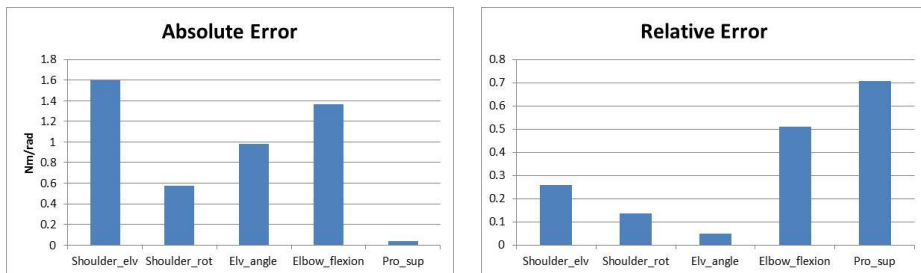


Fig. 53 Absolute and relative error of active joint stiffness between synergy based optimization and conventional optimization.

제 5장. 저항 운동 시 인체 동작 생성

위에서 제안한 운동기구 사용 시 관절 안정성과 근육 협응작용을 고려한 근육력 예측 알고리즘을 제품 평가 및 설계 과정에 적용하기 위해서는 인체의 동작 정보가 주어지지 않은 경우에 제품과의 상호작용을 고려하여 동작을 생성하는 방법이 필요하다. 이를 위하여 3.1.2의 체스트 프레스 머신 사용 시 인체 동작에 대한 분석을 수행하고 이를 바탕으로 저항 운동 시 인체 행동 전략을 반영한 동작 생성 방법 제안하였다.

5.1 저항 운동 시 인체 동작에 대한 기구학적 분석

체스트 프레스 머신 사용 동작에 대하여 OpenSim inverse kinematics를 이용하여 분석을 수행하였다. 기구학적 분석은 크게 두 가지 관점에서 수행되었다. 첫 번째는 1 회 운동에 소요되는 평균

시간에 대한 분석이며, 두 번째는 1회 수행 중의 joint kinematics에 대한 분석이다.

체스트 프레스 머신을 이용한 저항 운동 실험은 1RM의 80%, 60% 그리고 50%의 하중을 이용하였는데, 이 때 하중에 따른 1회 운동에 소요되는 시간을 분석하였다. 하중 조건에 대하여 피험자에 따라 수행 시간이 다르게 나타났는데, 이를 각 피험자의 maximal effort case(80% of 1RM)에 소요되는 평균 시간을 기준으로 정규화한 결과 Fig. 54과 같이 하중에 따라 유의미한 차이를 보이는 것을 볼 수 있다. 이는 실제 시뮬레이션 수행 시 하중 조건에 따라서 1회 반복에 소요되는 시간 조건도 알맞게 설정하여야 함을 보여준다.

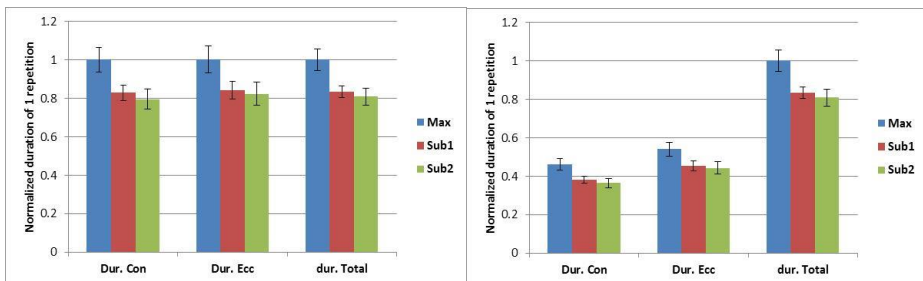


Fig. 54 Duration of 1 repetition w.r.t. workload. Normalized by duration of maximal effort case.

Concentric motion의 progress에 따른 관절 각도 분석에서는 크게 두 가지 유의미한 결과를 얻을 수 있다. 첫 번째는 하중 조건에 관계없이 progress에 따른 관절 각도 궤적이 거의 비슷하게 나타난다는 점이다. 이것은 위에서 언급한 것과 같이 운동 하중에 따라 1 회 운동에 소요되는 시간은 달라지지만, 1 회 운동 안에서는 동일한 전략에 따라 동작하고 있음을 시사한다. 즉, 운동 하중이 달라지게 되면 그에 따라 운동 속도는 바뀔 수 있지만, 그 안에서는 하중 조건에 관계없이 동일한 전략으로 동작을 취한다는 것이다. 두 번째는 일부 trial에서 concentric motion의 종료 시점에서 관절 각속도가 다소 감소하는 경우도 있지만 전체 구간을 봤을 때 모든 joint에 대하여 관절 각속도를 거의 일정하게 유지한다는 것이다. 물론 손잡이에서의 구속 조건 등이 작용하기 때문에 완전히 일정한 관절 각속도를 보이지는 않지만, 관절 각 가속도를 최소화 하고 있음을 보여준다. 이는 운동 중 입게 되는 관절 부상의 많은 경우가 순간적으로 높은 관절 모멘트의 작용에 의해 발생한다는 것을 감안하면 타당한 행동 전략이라고 볼 수 있다. 큰 외력이 작용하는 저항 운동 동작에서 관절의 가속/감속은 순간적으로 높은 관절 모멘트를 발생시키게 된다. Lambert, Viljoen [74]은 기구를 사용한 저항 운동 은 특히 closed-loop movement이기 때문에 운동의 시작 시점이나 종료 시점 등에서 손잡이의 구속 조건 등으로 인해 joint acceleration이나 deceleration이 발생하게 된다고 언급하였는데, 이러한 관절에서의 acceleration과 deceleration에서의 관절 모멘트가

부상을 야기할 수 있기 때문에 이들을 최소화하는 것이 중요하다. 이는 체스트 프레스 머신을 이용한 실험 결과에서도 잘 반영되어 있다. 2.1.1에서 언급한 것과 같이 peak joint moment와 joint injuries 사이의 상관관계 역시 많은 논문들에서 시사하고 있다. 따라서 저항 운동 시에 관절 각 가속도를 최소화 하는 것은 부상을 방지하기 위한 행동 전략이라고 볼 수 있다.

5.2 Motion generation and its validation

이에 따라 여기에서는 저항 운동 동작 시 부상 방지를 위하여 사람이 관절 각 가속도를 최소화한다는 가설을 가지고 인체 동작을 생성하는 연구를 수행하였다. 이는 관절 각 가속도가 외력에 의한 관절 모멘트뿐만 아니라, 인체 세그먼트의 inertia에 의한 모멘트와도 직접적으로 연관을 갖고 있기 때문이다.

단순하게 생각하면 초기 자세와 최종 자세의 관절 각도 사이를 선형으로 내삽(interpolation)한 관절 각도 궤적을 형성하는 것이 각 가속도를 최소화하는 각도 궤적을 구하는 것이라고 볼 수 있으나, 실제로는 운동 기구와 사람 사이의 구속 조건(운동 기구의 손잡이와 인체의 손에 정의한 end-effector 사이의 위치 구속 조건 등)을 만족

시키며 동작을 수행하기 때문에 이러한 구속 조건을 만족시키면서 목적함수를 최소화하는 동작을 생성하게 된다. 이 때 관절 각도의 제한은 OpenSim 인체 모델의 정의에 따라 Table. 3과 같이 설정하였다. 목적 함수는 eqn. (11)과 같이 시뮬레이션 구간 전체에 걸쳐 관절 각 가속도의 제곱의 합을 최소화하도록 정의하였다. 최적화는 MATLAB의 fmincon 함수를 이용하였다.

인체 동작 생성 연구에 있어서 제어 변수를 무엇으로 설정할 것인가도 중요한 문제인데, 가령 신경 자극이나 근활성도를 제어 변수로 삼아 정동역학 방식으로 문제를 풀게 될 경우, 최적화 수행 결과를 통해 근육 활성화도 정보까지 얻을 수 있다는 장점이 있으나, 최적해를 찾는 데 적게는 수십 분에서 수 시간까지 소요된다는 단점이 있다. 실제 설계나 제품 해석에 동작 생성 알고리즘을 적용하기 위해서는 이러한 정동역학 기반의 동작 생성 방식은 이 경우 적합하지 않다고 볼 수 있다. 또한 앞서 이야기 했듯이 찾고자 하는 것이 관절 각 가속도를 최소화 하는 관절 각도의 궤적이라면 기구학적 수준에서의 최적화를 통해 그 결과를 얻는 것이 가능하다. 이는 또한, 본 연구에서 사용 중인 OpenSim이 역기구학, 역동역학, 근육 최적화 등의 해석을 각각 모듈화하여 수행하기 때문에, 동작 데이터가 없는 상황에서 동작 생성 알고리즘을 통해 joint kinematics 정보를 얻고 이를 역기구학 해석 모듈을 대체한다고 볼 수 있다. 즉, 모션 캡처 데이터가 있는 경우에는 마커 데이터로부터 관절 기구학 정보를 얻기 위해 역기구학 모듈을 사용하지만, 모션 캡처 데이터가

없을 경우 여기에서 사용하는 동작 생성 알고리즘을 통해 관절 기구학 정보를 얻어 해석에 활용 가능하다.

각 관절 각도 궤적을 6개의 control point를 가진 spline으로 정의하고, 이 때 각 control point를 최적화의 제어 변수로 최적화를 수행하였다. 이 때 앞서 이야기 한 것과 같이 운동기구의 손잡이와 인체의 손 사이의 구속 조건을 만족하도록 하였다. 실제로는 손잡이와 손에 각각 두 개씩의 구속점을 지정함으로써 실제 손잡이를 쥘 때와 같이 손목이 좌우로 비틀리지 않고 손잡이와 방향을 유지하도록 하였다.

$$\min \left(\sum_{i=1}^N \int_{t_0}^{t_f} (q''(t))^2 dt \right) \dots (11)$$

$$\text{Subject to } \mathbf{p}_{\text{handle}}(t) - \mathbf{p}_{\text{hand-end-effector}}(t) = 0$$

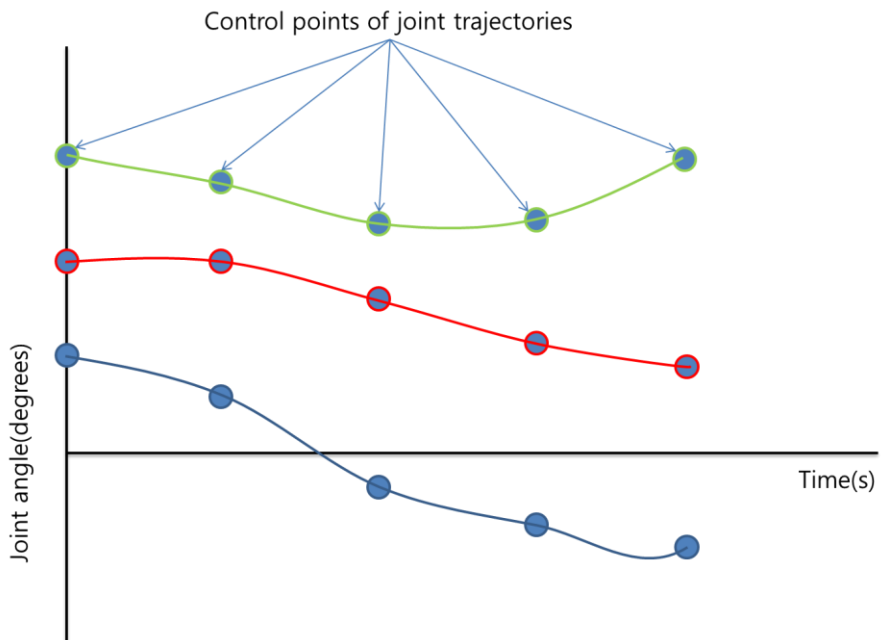


Fig. 55 Joint trajectory optimization. Control nodes of joint trajectory splines were used as a control input of the optimization.

Table 3 Joint limit for trajectory optimization

Coordinate	Lower limit(deg)	Upper limit(deg)
Shoulder_elv	0	115
Shoulder_rot	-45	45
Elv_angle	-90	90
Elbow_flexion	0	130
Pro_sup	-90	90

Eqn. (11)을 이용하여 인체 동작을 생성한 결과는 Fig. 56과 같다. 이를 motion capture 데이터의 inverse kinematics 데이터간의 관절 각도 비교 error를 구한 결과는 Table. 4와 같이 나타난다. 동작 생성 알고리즘을 통해 얻은 관절 궤적으로부터 생성한 인체 모델의 동작으로부터 팔의 주요 마커(RELB, RWRA, RWRB, RFIN)의 위치를 실험 결과와 비교하면 Fig. 57-59와 같이 나타난다. 이 때 동작 생성 알고리즘을 통해 얻은 궤적과, 각 피험자의 평균 궤적 사이의 평균 오차는 Fig. 60과 같이, 그리고 각 피험자의 실험 결과 중 가장 오차가 적은 trial과의 평균 오차는 Fig. 61과 같이 나타난다.

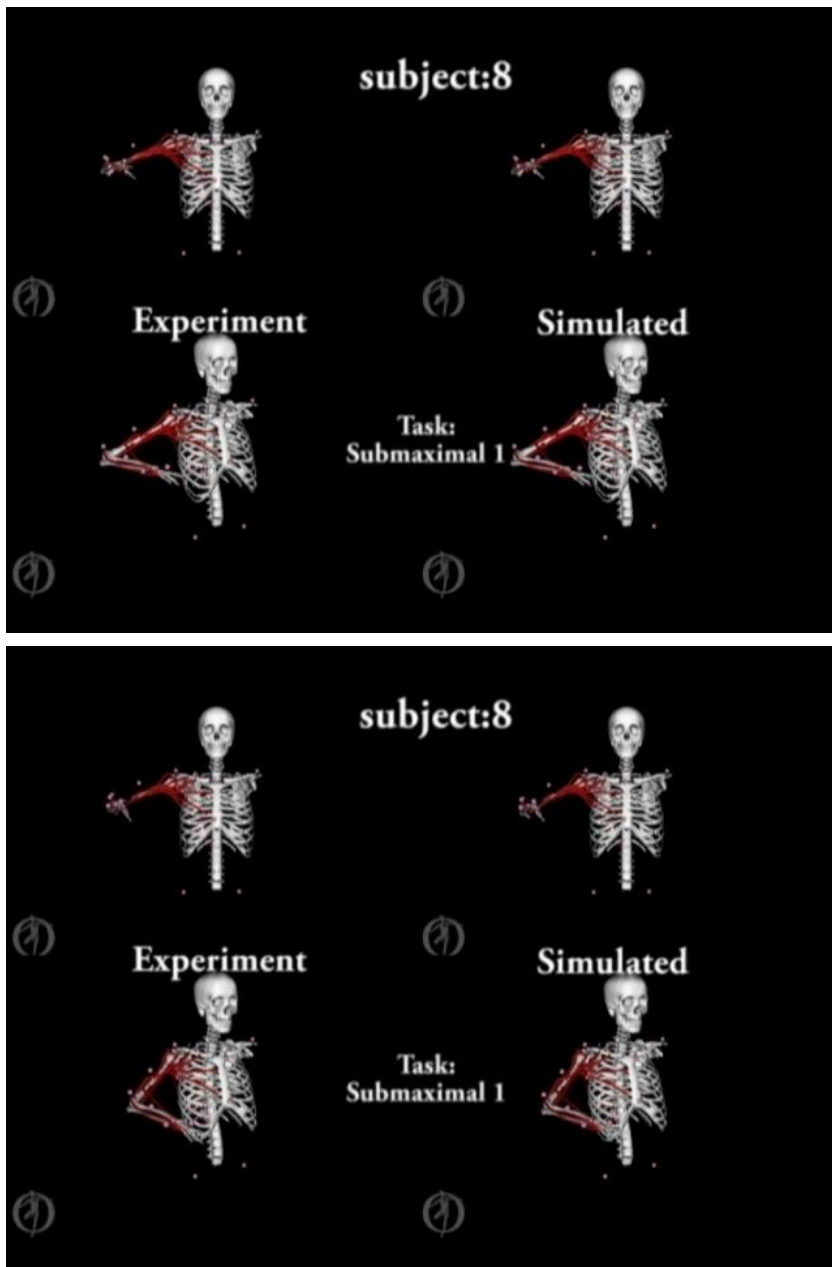


Fig. 56 Simulated human motions of chest press exercise. Comparison with experimental results.

Table 4 Mean angle error of simulated joint trajectory w.r.t experimental data

Task	Coordinate					Mean	std
	Shoulder elv	Shoulder rot	Elv_angle	Elbow flexion	Pro_sup		
Maximal	2.7149	2.4877	3.1503	6.2908	3.5250	3.6338	0.5517
sub1	3.2265	2.1207	1.9014	3.4881	2.3097	2.6093	0.9781
sub2	3.0904	1.1783	1.5702	2.8346	1.8239	2.0995	0.9765
Mean	3.0106	1.9289	2.2073	4.2045	2.5529	2.7808	0.9620
std	0.7556	1.0848	0.8596	2.3069	1.3269		

Table 5 Optimization results. Optimization times, values of objective function and constraint violations.

	Mean	std	Max	Min
Optimization time(s)	90.66667	56.13154	227	43
f(x)	2.0328	0.353647	2.4483	1.4831
Constraint Violation(m)	0.01617	0.006998	0.03103	0.00789

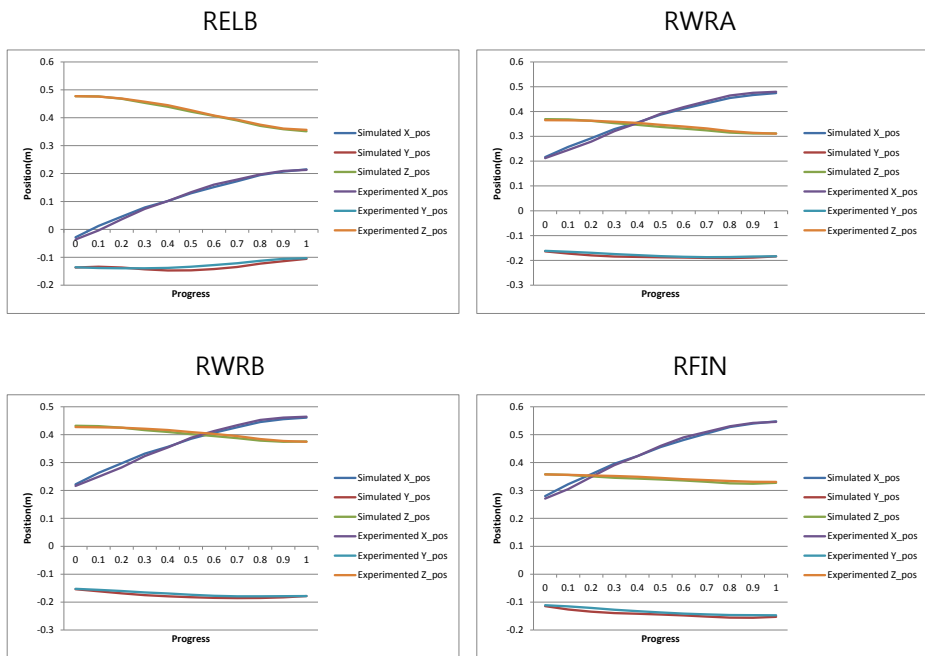


Fig. 57 Marker positions during concentric motion of chest press exercise. Comparison between experimental and simulated data (Subject 2, maximal effort case)

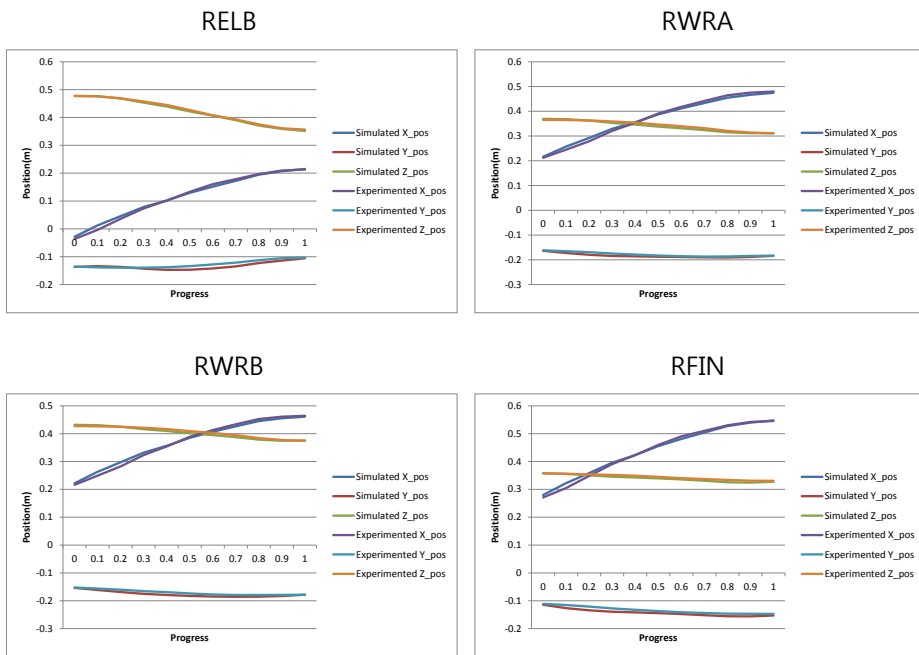


Fig. 58 Marker positions during concentric motion of chest press exercise. Comparison between experimental and simulated data (Subject 2, submaximal case 1)

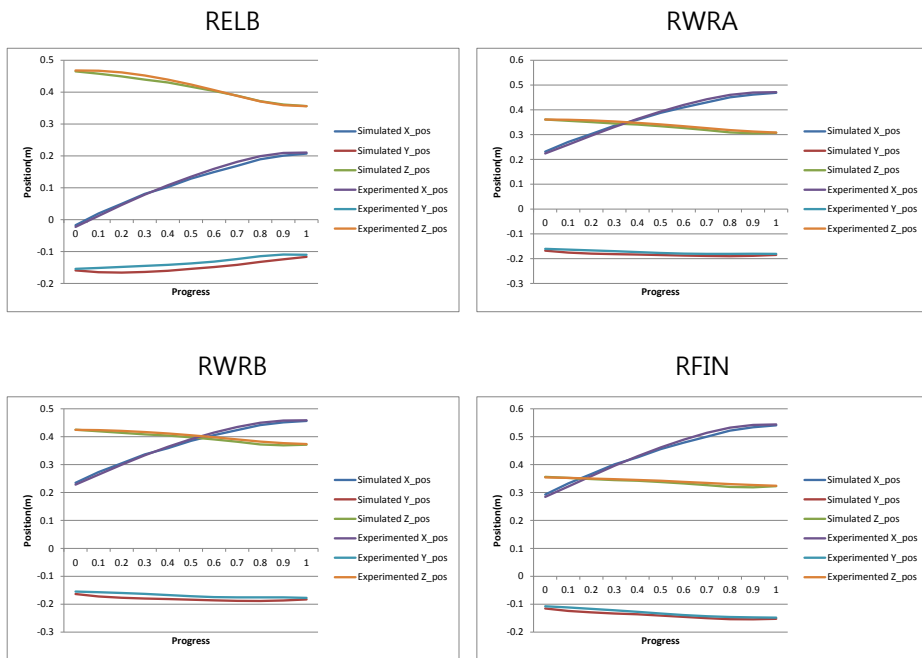


Fig. 59 Marker positions during concentric motion of chest press exercise. Comparison between experimental and simulated data (Subject 2, submaximal case 2)

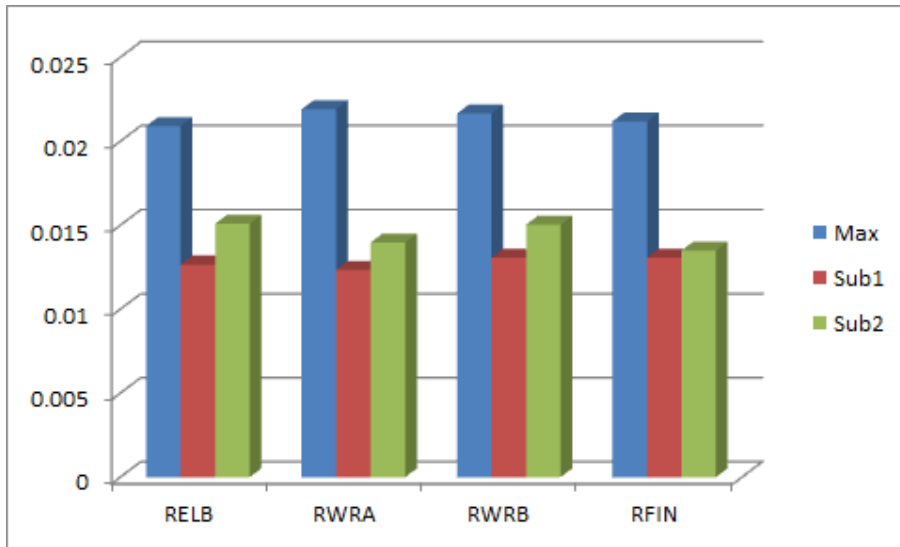


Fig. 60 Mean RMS error of markers of simulations compared with averaged value of experiments.

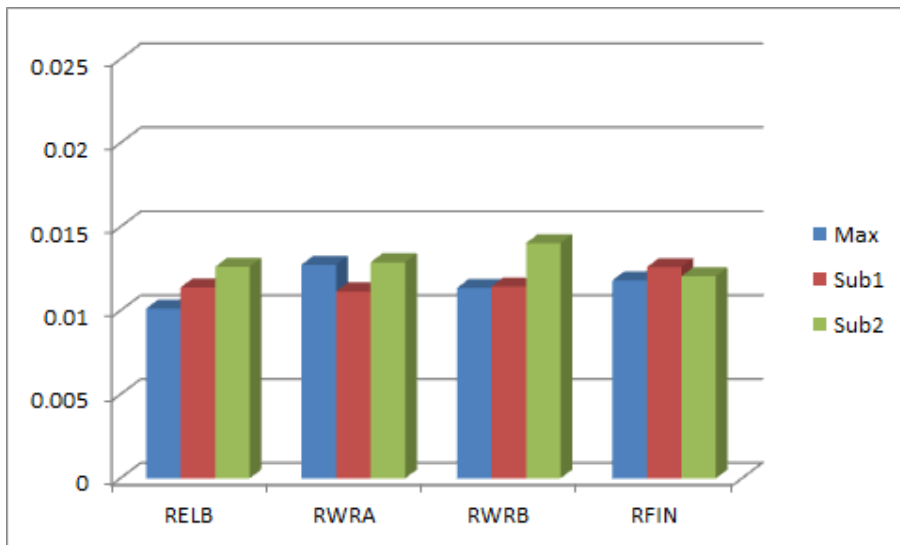


Fig. 61 Minimum RMS error of markers of simulations compared with each experimental trial data.

6. 결론 및 논의

본 연구에서는 기존의 근골격 시뮬레이션의 역동역학 해석에 관절 안정성을 고려한 static optimization methods를 적용함으로써, 저항 운동과 같이 큰 외력이 작용하는 특수한 경우에 맞는 근육력 예측 방법을 제안하였다. 그 결과 기존의 minimize sum of squared muscle activations 형식의 근육 최적화와 비교하여 agonist-antagonist force ratio를 보다 정확하게 예측할 수 있음을 확인하였다. 새롭게 제안한 최적화 방식을 사용할 때 근육에 의한 active joint stiffness 역시 기존 방식보다 높게 예측이 되며, 이 점이 부상 방지를 위해 ADL보다 높은 관절 안정성을 유지하는 인체의 동작 전략에 부합하고 있다. 또 여기에 근육 시너지를 적용한 시너지 기반 근골격 모델을 제안함으로써 근육 협응작용을 고려한 근골격 시뮬레이션이 가능하도록 하였다. 비록 본 연구에서는 기구학적 자유도나 근육의 수가 매우 많은 경우가 아니기 때문에, 이러한 근육 시너지를 이용한 자유도 감소가 큰 이득을 갖지 않고, 개별 근육을 기준으로 한 최적화에 비하여 정확도가 떨어지는 것을 확인할 수 있었지만, 실제 CNS로부터 개별 근육으로 전달되는 운동뉴런의 convergence, divergence 구조를 적용하였다는 점에서 의의가 있다. 마지막으로

실제 저항 운동 시의 인체의 동작 분석을 통하여 외력에 의한 부상 방지를 위하여 관절 각 가속도를 최소화하는 행동 전략을 찾아내었고, 이를 적용한 저항 운동 시 인체 동작 생성 알고리즘을 제안하였다. 그 결과 실험 결과와 유사한 인체 동작을 생성하였다.

6.1 연구의 기대 효과 및 활용

이러한 운동 기구 사용 시의 인체 행동 전략 및 근육력에 대한 예측 모델은 새로운 운동기구를 설계, 개발하는 단계에서 해석에 적용할 수 있을 것이다. 이미 제품이 있는 경우에는 모션 캡처 및 근전도 측정 등을 통하여 보다 실제적인 평가가 가능하겠지만, 제품 설계 단계에서는 DHM을 이용한 시뮬레이션을 통해 이러한 과정을 어느 정도 대체할 수 있다.

단, 앞서 언급하였듯이 각 관절과 동작에 따라서 필요로 하는 관절 안정성의 수준은 다르게 나타날 수 있다. 따라서 제작하고자 하는 저항 운동기구에서 주요하게 동작하고 모멘트가 발생하는 관절에 따라서 static optimization 시 desired agonist-antagonist ratio는 다르게 나타날 것이며, 실험을 통한 데이터 획득이 필요할 것이다. 또 Lark, Buckley [75], Liu, Peng [76]이 언급하였듯이 연령대에 따라서 active stiffness가 다르게 나타나는데, 이는 노인들이나 재활훈련 등에

사용하는 기구를 설계할 때 역시 desired agonist-antagonist ratio가 달라질 수 있음을 시사한다.

큰 외력이 가해지는 상황에서의 관절 안정성을 유지하려는 인체의 행동 전략을 고려한 근육력 예측 알고리즘은 운동기구뿐만 아니라, 고하중의 물건을 다루야 하는 작업 동작이나 외골격 로봇과의 결합 해석 등에도 적용할 수 있을 것으로 기대한다. 특히 고하중의 물건을 다루는 양중(lifting)이나 이송(transferring) 동작 등은 공장 등의 작업 환경에서 많이 나타나는 동작이기 때문에, 관절 안정성을 고려한 근골격 시뮬레이션을 통해 부상을 방지할 수 있을 것이다. 외골격 로봇의 설계 및 제어에 있어서도 단순히 관절 모멘트를 고려하는 것뿐만 아니라 관절 안정성을 함께 고려한 제어가 필요한데, 이런 경우에도 관절 안정성을 고려한 근육력 예측 알고리즘의 활용이 가능할 것이다.[77-79]

본 연구에서는 관절 각 가속도를 동작 생성 시 목적함수로 사용하였으나, 기본적으로 OpenSim-MATLAB interface를 통하여 사용자가 목적함수를 직접 수식으로 정의할 수 있도록 하였다. 이는 운동기구뿐만 아니라 다른 목적의 동작 생성 시에도 그에 타당한 목적 함수를 이용하여 동작 생성이 가능하며, 제품의 설계 변수나 인체 모델의 사이즈 등이 바뀌었을 때 최적화 기반의 동작 생성을 통해 다양한 제품 설계 및 평가에 응용할 수 있다. 이는 인체-제품 통합 캐드 시스템 구축에도 적절하게 활용할 수 있을 것이다.

6.2 연구의 한계점 및 추가 연구 방향

위에서 언급한 것과 같이 본 논문에서 제안한 방법을 다른 부위의 저항 운동에도 적용하기 위해서는 실험을 통해 다양한 동작에 대한 모션 캡처 및 근전도 데이터 획득이 필요하다. 더욱 정밀하게 agonist-antagonist ratio를 정하기 위해서는 Aagaard, Simonsen [19]의 연구와 같이 등속성 기구를 이용한 실험이 추가된다면 좋을 것이다.

본 연구는 근육 시너지 그룹 추출 시에 인체의 근육 사용 패턴을 측정하기 위하여 surface EMG sensors를 사용하고 있다. 그러나 저항 운동과 같은 빠른 동작에서는 surface EMG signal이 높은 정확도를 갖는다고 보기 어렵다.[80] 또한 surface EMG sensors를 통해서 deep muscles의 신호를 측정할 수 없다는 한계도 있다. 이로 인해 어깨 동작에 크게 영향을 주는 회전근개 근육들에 대한 측정 및 시뮬레이션 반영에 한계가 있었다. 이렇듯 근전도 측정을 기반으로 한다는 점에서 근육 협응 모델에는 분명한 한계가 있다.

또 한가지 한계점은 바로 근육 모델에 관한 점이다. 본 연구에서는 피험자 각각의 근육의 정확한 특성 정보를 측정하여 모델에 적용하는 것이 불가능하였다. 또, 연구의 목적이 재활이나 장애인 보조 기구와 같이 피험자 맞춤형 기구를 설계하는 것이 아니기

때문에, 피험자 맞춤형 인체 모델을 개별적으로 만드는 과정은 거치지 않았다. 기본적으로 사용하는 generic muscle model의 특성 정보로는 maximal effort case와 같이 고하중이 가해지는 상황에서의 관절 모멘트를 이겨낼 수 없었으며, 이에 따라 근육 모델의 isometric maximal force properties를 scaling하여 모델에 적용하게 되었다. 이러한 방법은 OpenSim Public Forums에서도 권장하고 있는 방법이지만 이는 전문 트레이너와 같이 평균 집단과 다른 근육 조건을 가지고 있는 피험자에게 사용하기에 한계가 있으며, 이를 통해 얻어지는 근활성도 데이터 역시 신뢰할 수 없다. 이에 따라 본 연구에서도 근활성도에 대해서는 상대적 비교 시에만 사용하였으며, 그 절대값에는 큰 의미를 두지 않았다. 실제로 비슷한 체격에 비슷한 체중의 피험자라 하더라도 체성분 비율 등에 따라 근육량의 구성 등이 현격히 차이가 날 수 있으며, 보다 정밀한 피험자 맞춤형 모델을 구성하기 위하여 이러한 체성분 등을 고려한 muscle property scaling 기능의 구현이 필요할 것이라 생각한다. 이러한 체성분을 고려한 muscle model의 구현이 가능하다면, 저항 운동에 대한 평가 및 분석에서도 장기간 운동에 의한 체성분 변화 등의 효과를 적용하는 것이 가능할 것으로 기대한다.

본 연구에서는 OpenSim API와 OpenSim-MATLAB interface를 주로 사용하였는데, 앞서 언급한 것과 같이 OpenSim의 물리엔진인 Simbody의 기능적 한계로 복잡한 기구학적 closed-loop 시스템에 대한 동역학 해석을 제대로 수행할 수 없기 때문에, 인체에

가해지는 외력을 별도로 계산하여 해석에 사용하는 방식을 채택하였다. 그러나 추후 CAD 플랫폼 상에서의 인체-제품 통합 해석을 위해서는 AnyBody modeling system의 동역학 해석 엔진과 같이 closed-loop 시스템에 대한 엄밀한 해석이 가능한 물리 엔진을 사용하여, 외력을 별도로 계산할 필요 없이 해석 단계에서 바로 적용이 가능한 시스템을 개발할 필요가 있다.

Bibliography

1. Chilibeck, P.D., et al., *A comparison of strength and muscle mass increases during resistance training in young women*. European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology, 1997. **77**(1-2): p. 170-175.
2. Narici, M.V., et al., *Changes in Force, Cross-Sectional Area and Neural Activation during Strength Training and Detraining of the Human Quadriceps*. European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology, 1989. **59**(4): p. 310-319.
3. Stone, M.H., et al., *Training Principles: Evaluation of Modes and Methods of Resistance Training*. Strength & Conditioning Journal, 2000. **22**(3): p. 65.
4. COTTERMAN, M.L., L.A. DARBY, and W.A. SKELLY, *Comparison of muscle force production using the Smith machine and free weights for bench press and squat exercises*. The Journal of Strength & Conditioning Research, 2005. **19**(1): p. 169-176.
5. McCaw, S.T. and J.J. Friday, *A comparison of muscle activity between a free weight and machine bench press*. The Journal of Strength & Conditioning Research, 1994. **8**(4): p. 259-264.
6. Robinson, J.M., et al., *Effects of different weight training exercise/rest intervals on strength, power, and high intensity exercise endurance*. The Journal of Strength & Conditioning Research, 1995. **9**(4): p. 216-221.
7. Young, W., *Resistance training: Training for speed/strength: Heavy vs. light loads*. Strength & Conditioning Journal, 1993. **15**(5): p. 34-43.
8. Lexell, J., et al., *Heavy-resistance training in older Scandinavian men*

- and women: short-and long-term effects on arm and leg muscles. Scand J Med Sci Sports, 1995. 5(6): p. 329-341.*
9. Myer, G.D., et al., *Youth Versus Adult "Weightlifting" Injuries Presenting to United States Emergency Rooms: Accidental Versus Nonaccidental Injury Mechanisms. Journal of Strength and Conditioning Research, 2009. 23(7): p. 2054-2060.*
 10. Kristianslund, E., T. Krosshaug, and A.J. van den Bogert, *Effect of low pass filtering on joint moments from inverse dynamics: implications for injury prevention. J Biomech, 2012. 45(4): p. 666-671.*
 11. Etty Griffin, L.Y., *Neuromuscular Training and Injury Prevention in Sports. Clin Orthop Relat Res, 2003. 409: p. 53-60*
10.1097/01.blo.0000057788.10364.aa.
 12. Anz, A.W., et al., *Correlation of torque and elbow injury in professional baseball pitchers. Am J Sports Med, 2010. 38(7): p. 1368-1374.*
 13. Durall, C.J., R.C. Manske, and G.J. Davies, *Avoiding shoulder injury from resistance training. Strength and Conditioning Journal, 2001. 23(5): p. 10-18.*
 14. Faigenbaum, A.D. and G.D. Myer, *Resistance training among young athletes: safety, efficacy and injury prevention effects. Br J Sports Med, 2010. 44(1): p. 56-63.*
 15. Hagood, S., et al., *The Effect of Joint Velocity on the Contribution of the Antagonist Musculature to Knee Stiffness and Laxity. American Journal of Sports Medicine, 1990. 18(2): p. 182-187.*
 16. Baratta, R., et al., *Muscular Coactivation - the Role of the Antagonist Musculature in Maintaining Knee Stability. American Journal of Sports Medicine, 1988. 16(2): p. 113-122.*
 17. McGill, S.M., et al., *Coordination of muscle activity to assure stability of the lumbar spine. Journal of Electromyography and Kinesiology, 2003. 13(4): p. 353-359.*
 18. Macaluso, A., et al., *Contractile muscle volume and agonist-*

- antagonist coactivation account for differences in torque between young and older women.* Muscle Nerve, 2002. **25**(6): p. 858-63.
19. Aagaard, P., et al., *Antagonist muscle coactivation during isokinetic knee extension.* Scand J Med Sci Sports, 2000. **10**(2): p. 58-67.
 20. Driss, T., et al., *Isometric training with maximal co-contraction instruction does not increase co-activation during exercises against external resistances.* J Sports Sci, 2014. **32**(1): p. 60-69.
 21. Behm, D.G., *Neuromuscular implications and applications of resistance training.* The Journal of Strength & Conditioning Research, 1995. **9**(4): p. 264-274.
 22. Jung, M., et al. *A novel method to predict posture of human model when designing resistance training machines using musculoskeletal analysis.* in *ASB 2011.* 2011. Long Beach, CA, USA.
 23. Nolte, K., P. Krüger, and P. Els, *Three-dimensional musculoskeletal modelling of the seated row resistance-training exercise.* South African Journal of Sports Medicine, 2013. **25**(3): p. 67-73.
 24. Forster, E., et al., *Extension of a state-of-the-art optimization criterion to predict co-contraction.* J Biomech, 2004. **37**(4): p. 577-581.
 25. Ait-Haddou, R., P. Binding, and W. Herzog, *Theoretical considerations on cocontraction of sets of agonistic and antagonistic muscles.* J Biomech, 2000. **33**(9): p. 1105-1111.
 26. Bernstein, N.A., *The co-ordination and regulation of movements*1967: Pergamon Press.
 27. Danna-Dos-Santos, A., A.M. Degani, and M.L. Latash, *Flexible muscle modes and synergies in challenging whole-body tasks.* Exp Brain Res, 2008. **189**(2): p. 171-87.
 28. Overduin, S.A., et al., *Modulation of muscle synergy recruitment in primate grasping.* Journal of Neuroscience, 2008. **28**(4): p. 880-892.
 29. Ajiboye, A.B. and R.F. Weir, *Muscle synergies as a predictive framework for the EMG patterns of new hand postures.* Journal of

- Neural Engineering, 2009. **6**(3).
30. Muceli, S., et al., *Identifying representative synergy matrices for describing muscular activation patterns during multidirectional reaching in the horizontal plane*. J Neurophysiol, 2010. **103**(3): p. 1532-42.
 31. d'Avella, A. and E. Bizzi, *Shared and specific muscle synergies in natural motor behaviors*. Proc Natl Acad Sci U S A, 2005. **102**(8): p. 3076-81.
 32. Tresch, M.C., V.C. Cheung, and A. d'Avella, *Matrix factorization algorithms for the identification of muscle synergies: evaluation on simulated and experimental data sets*. J Neurophysiol, 2006. **95**(4): p. 2199-212.
 33. Lee, D.D. and H.S. Seung, *Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization*. Nature, 1999. **401**(6755): p. 788-791.
 34. Lee, D.D. and H.S. Seung. *Algorithms for Non-negative Matrix Factorization in Neural Information Processing Systems*. 2000.
 35. Hug, F., et al., *Is interindividual variability of EMG patterns in trained cyclists related to different muscle synergies?* Journal of Applied Physiology, 2010. **108**(6): p. 1727-1736.
 36. Hug, F., et al., *Consistency of muscle synergies during pedaling across different mechanical constraints*. J Neurophysiol, 2011. **106**(1): p. 91-103.
 37. Turpin, N.A., et al., *No evidence of expertise-related changes in muscle synergies during rowing*. Journal of Electromyography and Kinesiology, 2011. **21**(6): p. 1030-1040.
 38. Neptune, R.R., D.J. Clark, and S.A. Kautz, *Modular control of human walking: a simulation study*. J Biomech, 2009. **42**(9): p. 1282-7.
 39. Jo, S., *A Computational Neuromusculoskeletal Model of Human Arm Movements*. International Journal of Control Automation and Systems, 2011. **9**(5): p. 913-923.
 40. Damsgaard, M., et al., *Analysis of musculoskeletal systems in the*

- AnyBody Modeling System*. Simulation Modelling Practice and Theory, 2006. **14**(8): p. 1100-1111.
41. Delp, S.L., et al., *OpenSim: open-source software to create and analyze dynamic simulations of movement*. IEEE Trans Biomed Eng, 2007. **54**(11): p. 1940-50.
 42. Rasmussen, J., M. Damsgaard, and M. Voigt, *Muscle recruitment by the min/max criterion - a comparative numerical study*. J Biomech, 2001. **34**(3): p. 409-415.
 43. Jinha, A., R. Ait-Haddou, and W. Herzog, *Predictions of co-contraction depend critically on degrees-of-freedom in the musculoskeletal model*. J Biomech, 2006. **39**(6): p. 1145-1152.
 44. Walter, J.P., et al., *Muscle Synergies May Improve Optimization Prediction of Knee Contact Forces During Walking*. Journal of Biomechanical Engineering, 2014. **136**(2): p. 021031-021031.
 45. Berniker, M., et al., *Simplified and effective motor control based on muscle synergies to exploit musculoskeletal dynamics*. Proc Natl Acad Sci U S A, 2009. **106**(18): p. 7601-6.
 46. Ma, S., S. Hirose, and D.N. Nenchev, *Improving local torque optimization techniques for redundant robotic mechanisms*. Journal of Robotic Systems, 1991. **8**(1): p. 75-91.
 47. Chung, W.J., I.H. Kim, and J. Joh, *Null-space dynamics-based control of redundant manipulators in reducing impact*. Control Engineering Practice, 1997. **5**(9): p. 1273-1282.
 48. Ma, S. *A stabilized local torque optimization technique for redundant manipulators*. in *Robotics and Automation, 1995. Proceedings., 1995 IEEE International Conference on*. 1995. IEEE.
 49. Zhang, Y., S.S. Ge, and T.H. Lee, *A unified quadratic-programming-based dynamical system approach to joint torque optimization of physically constrained redundant manipulators*. Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on, 2004. **34**(5): p. 2126-2132.

50. Zhang, Y., J. Yin, and L. Tian. *Bi-criteria Acceleration Minimization of Redundant Robot Manipulator using LVI-based Primal-Dual Neural Network*. in *Control Conference, 2007. CCC 2007. Chinese*. 2007.
51. Dong, S., S. Xiaolun, and L. Yunhui. *Modeling and cooperation of two-arm robotic system manipulating a deformable object*. in *Robotics and Automation, 1996. Proceedings., 1996 IEEE International Conference on*. 1996.
52. Hollerbach, J.M. and K. Suh, *Redundancy resolution of manipulators through torque optimization*. *Robotics and Automation, IEEE Journal of*, 1987. **3**(4): p. 308-316.
53. O'Neil, K. and Y.-C. Chen. *Instability of pseudoinverse acceleration control of redundant mechanisms*. in *Robotics and Automation, 2000. Proceedings. ICRA'00. IEEE International Conference on*. 2000. IEEE.
54. Schäfer, B., R. Krenn, and B. Rebele, *On inverse kinematics and kinetics of redundant space manipulator simulation*. *Journal of Computational and Applied Mechanics*, 2003. **4**(1): p. 53-70.
55. Harada, K., et al. *Natural motion generation for humanoid robots*. in *Intelligent Robots and Systems, 2006 IEEE/RSJ International Conference on*. 2006. IEEE.
56. Ben-Itzhak, S. and A. Karniel, *Minimum acceleration criterion with constraints implies bang-bang control as an underlying principle for optimal trajectories of arm reaching movements*. *Neural Computation*, 2008. **20**(3): p. 779-812.
57. Berret, B., et al., *Evidence for Composite Cost Functions in Arm Movement Planning: An Inverse Optimal Control Approach*. *PLoS Comput Biol*, 2011. **7**(10): p. e1002183.
58. Movellan, J.R. *Minimum angular acceleration control of articulated body dynamics*. in *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2012 IEEE/RSJ International Conference on*. 2012. IEEE.
59. Morgan, D., *Separation of active and passive components of short-*

- range stiffness of muscle*. Am J Physiol, 1977. **232**(1): p. C45-C49.
60. Fouré, A., et al., *Effects of plyometric training on both active and passive parts of the plantarflexors series elastic component stiffness of muscle–tendon complex*. European Journal of Applied Physiology, 2011. **111**(3): p. 539-548.
 61. Bergmark, A., *Stability of the Lumbar Spine - a Study in Mechanical Engineering*. Acta Orthopaedica Scandinavica, 1989. **60**: p. 3-54.
 62. Granata, K.P. and W.S. Marras, *Cost-benefit of muscle cocontraction in protecting against spinal instability*. Spine (Phila Pa 1976), 2000. **25**(11): p. 1398-1404.
 63. Pfeifer, S., et al., *Model-based estimation of knee stiffness*. IEEE Trans Biomed Eng, 2012. **59**(9): p. 2604-12.
 64. Pfeifer, S., et al. *Model-based estimation of active knee stiffness*. in *Rehabilitation Robotics (ICORR), 2011 IEEE International Conference on*. 2011.
 65. Niemi, J., et al., *A static shoulder model based on a time-dependent criterion for load sharing between synergistic muscles*. J Biomech, 1996. **29**(4): p. 451-460.
 66. Jenifer Hicks, J.D. *Scripting with MATLAB*. Available from: <http://simtk-confluence.stanford.edu:8080/display/OpenSim/Scripting+with+Matlab>.
 67. Mansouri, M. and J.A. Reinbolt, *A platform for dynamic simulation and control of movement based on OpenSim and MATLAB*. J Biomech, 2012. **45**(8): p. 1517-1521.
 68. LeSuer, D.A., et al., *The Accuracy of Prediction Equations for Estimating 1-RM Performance in the Bench Press, Squat, and Deadlift*. The Journal of Strength & Conditioning Research, 1997. **11**(4): p. 211-213.
 69. Konrad, P., *"The ABC of EMG", A practical introduction to kinesiological Electromyography*2005: Noraxon Inc. USA.

70. Holzbaur, K.R., W.M. Murray, and S.L. Delp, *A model of the upper extremity for simulating musculoskeletal surgery and analyzing neuromuscular control*. Ann Biomed Eng, 2005. **33**(6): p. 829-40.
71. *SIMM*. Available from: <http://www.motionanalysis.com/html/movement/simm.html>.
72. Cadova, M. *Use of OpenSim and AnyBody modelling software for dynamic simulation of the human masticatory system*. in *18th International Symposium on Computational Biomechanics*. 2013. Ulm.
73. Wess, O.J., *A neural model for chronic pain and pain relief by extracorporeal shock wave treatment*. Urological Research, 2008. **36**(6): p. 327-334.
74. Lambert, M.I., et al., *General Principles of Training*, in *Olympic Textbook of Medicine in Sport 2009*, Wiley-Blackwell. p. 1-48.
75. Lark, S.D., et al., *Joint torques and dynamic joint stiffness in elderly and young men during stepping down*. Clinical Biomechanics, 2003. **18**(9): p. 848-855.
76. Liu, Y., et al., *Active leg stiffness and energy stored in the muscles during maximal counter movement jump in the aged*. Journal of Electromyography and Kinesiology, 2006. **16**(4): p. 342-351.
77. Moreno, J., et al. *A hybrid method based on fuzzy inference and non-linear oscillators for real-time control of gait*. in *Proc. Int. Conf. Bio-inspired Syst. Signal Process.* 2008.
78. Moreno, J., et al., *Immediate effects of a controllable knee ankle foot orthosis for functional compensation of gait in patients with proximal leg weakness*. Medical & Biological Engineering & Computing, 2008. **46**(1): p. 43-53.
79. Kooij, H.v.d., J. Veneman, and R. Ekkelenkamp. *Design of a compliantly actuated exo-skeleton for an impedance controlled gait trainer robot*. in *28th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2006. EMBS '06*. New

York, NY, USA: IEEE Press.

80. Farina, D., R. Merletti, and R.M. Enoka, *The extraction of neural strategies from the surface EMG*. Journal of Applied Physiology, 2004. **96**(4): p. 1486-1495.

Abstract

In terms of product design and evaluation, the use of musculoskeletal simulation based on a digital human model (DHM) is becoming increasingly common. DHM-based analysis increases the efficiency of products that focus on the interactions with the human body, while decreasing product development costs. A resistance training machine that uses a heavy weight load is a representative example of a product requiring analysis of the human-product interaction in order to maximize its performance while simultaneously preventing injuries. However, when resistance training machines are analyzed using conventional musculoskeletal simulation tools, conventional muscle optimization methods aimed at minimizing effort do not consider elements specifically important for resistance training, such as agonist-antagonist cocontraction or joint stabilities.

This study aimed to define agonist-antagonist cocontraction ratio for maintaining joint stability by analyzing a chest press machine and by observing the patterns of muscle use experimentally obtained during exercise; and based on this definition, this study propose a new muscle optimization method. Subsequently, by integrating the proposed muscle optimization method with the OpemSim-MATLAB interface, musculoskeletal simulation was carried out to compare the proposed muscle optimization method with the conventional method, and the simulation results confirmed that the former more precisely estimated muscle forces with regard to practical motions required for maintaining joint stabilities.

In addition, a muscle synergy-based human model considering muscle coordination was developed and adapted for inverse/forward dynamics

analysis in connection with the OpenSim model in order to implement a musculoskeletal simulation model considering the practical delivery process of motoneurons from the central nervous system (CNS) to individual muscles.

Finally, by analysis of the joint kinematics during contraction exercise using the chest press machine, a motion generation method that minimizes joint acceleration during resistance training was presented. By reflection human motion strategies during resistance training, motions can be predicted and simulations can be performed even if experimental motion data are not available.

Keywords: resistance training machine, muscle optimization, joint stability, muscle coordination, human motion prediction

Student number: 2008-20720