Korean Journal of Sport Science 2026, 37(2), 334-349
https://doi.org/10.24985/kjss.2026.37.2.334

Original Article

EMG-based Intermuscular Coupling and Muscle Network Analysis: A Narrative Review

Tae-Young Park[1], Kyung-Mo Park[2], Young-Mi Kim[3], Ji-Min Kim[1], and Hyun Chul Jung[4*]

[1]*Department of Physical Education, Kyung Hee University*
[2]*Department of Biomedical Engineering, Kyung Hee University*
[3]*Department of Dance, Kyung Hee University*
[4]*Department of Sports Coaching, Kyung Hee University*

Article Info
Received 2026. 02. 24.
Revised 2026. 05. 05.
Accepted 2026. 05. 08.

Correspondence*
Hyun Chul Jung
jhc@khu.ac.kr

Key Words
Electromyography,
Intermuscular coupling,
Muscle network,
Reproducibility

This work is supported by a grant from Kyung Hee University in 2025 (KHU-20251454).

PURPOSE This narrative review aimed to summarize recent human EMG studies of intermuscular coupling and muscle network analysis, with a focus on their conceptual basis, interpretive assumptions, and analytical procedures, and to propose stage-specific reporting items to improve methodological transparency and cross-study comparability. **METHODS** Fifteen studies met the inclusion criteria and were reviewed for preprocessing, coupling metrics, frequency-band selection, network construction, thresholding, directionality analysis, and comparison units. **RESULTS** The included studies varied in preprocessing, coupling metrics, frequency-band selection, network construction, thresholding, directionality analysis, and comparison units. This methodological variation is not merely a limitation, but partly reflects differences in task demands, participant characteristics, measured muscles, signal properties, and analytical aims across studies. In addition, each coupling metric captures a distinct aspect of intermuscular relationships, including time-domain covariation, frequency-specific synchrony, cross-frequency interaction, nonlinear dependence, or directional influence. **CONCLUSIONS** Muscle network outcomes should be interpreted as task-dependent coupling structures shaped by both physiological and methodological factors. This review proposes stage-specific reporting items for EMG data preparation, coupling estimation, matrix specification, network construction, graph metrics, and condition or group comparisons. These reporting considerations may improve methodological transparency, reproducibility, and cross-study comparability in exercise science.

서 론

인간의 움직임은 생존과 일상 활동을 가능하게 하는 기본 기능이며, 신경계의 조절(neural control), 감각계의 입력, 근·골격계의 역학이 상호작용(interaction)하며 시간에 따라 재조정되는 과정으로 이해된다(Scott, 2012; Ting et al., 2015). 오랫동안 운동 제어 연구는 움직임을 대뇌피질에서 형성된 운동 계획이 뇌간과 척수를 거쳐 운동신경세포와 근육으로 전달되는 위계적(hierarchical) 과정으로 설명해 왔으며, 이 관점은 운동 계획·실행, 학습 및 오차 수정 과정을 단계별로 정량화하는 근거를 제공해 왔다(Cattaneo & Parmigiani, 2021; Franklin & Wolpert, 2011; Merel et al., 2019; Wolpert et al., 2011). 그러나 동일한 과제도 환경 제약, 과제 난이도, 외부 부하 조건이 바뀌면 수행 양상이 달라지며, 이러한 변동성(variability)은 단순한 오차의 산물이 아니라 과제 요구에 적응하기 위한 조절 전략의 일부로 보고되어 왔다(Dhawale et al., 2017; Wu et al., 2014).

움직임의 조절은 하향식 구동, 상향식(bottom-up) 감각 정보, 척수 수준의 빠른 조정이 결합된 형태로 나타난다(Peterka, 2018; Proske & Gandevia, 2012; Scott, 2016). 척수 수준에서는 신장반

This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/), which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

사(stretch reflex)와 같은 단일연접 회로(monosynaptic circuit)가 빠른 보정을 담당하고, 척수 위(supraspinal) 회로와 피질의 상위 입력은 상대적으로 느린 시간 척도에서 자세 안정과 과제 수행에 관여한다(Scott, 2016). 감각 피드백은 단순한 오차 보정에만 쓰이지 않으며, 감각 가중치 재조정(sensory reweighting)을 통해 환경 조건의 변화에 따라 자세와 힘의 미세 조정에도 관여한다(Assländer & Peterka, 2014; Peterka, 2018). 이 과정에서 여러 근육의 활동은 상호 독립적으로 변하기보다 서로 조율되어 함께 변조되는 양상을 보인다(Boonstra et al., 2015; Kerkman et al., 2018; Ting et al., 2015). 동시에 활성화되는 근육 집합과 그 활성 패턴은 근육 시너지(muscle synergy) 등의 개념으로 다뤄져 왔으며, 이는 신경계가 다수의 자유도를 단순화하여 협응을 형성하는 방식의 하나로 논의되어 왔다(Bizzi & Cheung, 2013; Ting et al., 2015). 따라서 움직임의 변동성과 적응을 이해하려면 개별 근육의 활성 변화뿐 아니라, 여러 근육의 동시 활성 양상과 그 변화 양상까지 함께 다룰 필요가 있다.

다근육 활성 양상을 정량화하기 위해서는 비침습적 측정 도구가 필요하다. 표면 근전도(electromyography, EMG)는 운동단위 발화에 따른 근육의 전기적 활동을 비침습적으로 측정할 수 있어 움직임 중 근활성을 관찰하는 대표적 도구로 사용되어 왔다(Muceli & Merletti, 2024). 두 근육의 EMG 신호 사이 관계를 정량화하는 접근은 운동단위 동기화(motor unit synchronization)를 주파수 영역으로 확장한 연구에서 발전하였으며(Farmer et al., 1993), 이는 근육 간 결합(intermuscular coupling, IMC) 연구로 이어졌다(Boonstra & Breakspear, 2012; Boonstra, 2013; Kerkman et al., 2020; Laine & Valero-Cuevas, 2017). 같은 시기에 뇌전도(electroencephalogram, EEG)와 EMG 사이의 피질-근육 결합(corticomuscular coupling, CMC) 연구도 함께 발전하였으며, IMC와 CMC를 함께 살펴봄으로써 근활성에 기여하는 피질 경로와 비피질 경로를 구분하려는 시도가 이루어져 왔다(Conway et al., 1995; Liu et al., 2019; Mima & Hallett, 1999).

근육 간 결합은 여러 운동신경세포 집단에 공유되어 전달되는 공통 입력(common input)과 관련되어 논의되어 왔다(Boonstra, 2013). 공통 입력은 여러 운동신경세포에 공유되어 전달되는 시냅스 입력 성분을 뜻한다(Farina et al., 2014). 공통 신경 구동(common neural drive)은 그 입력 가운데 운동단위 발화로 변환되어 근육 활성에 반영되는 성분을 가리키며, 여러 근육의 활성에서 유사한 변조로 관찰될 수 있다(Farina et al., 2014; Farina & Negro, 2015). 이 구분은 결합 지표가 의미하는 "함께 변하는 양상"이 운동신경세포 수준의 입력에 해당하는지, 근육 수준의 활성 변조에 해당하는지를 분리해 해석하기 위한 기준이 된다(Boonstra, 2013; Dideriksen et al., 2018; Farina et al., 2014).

최근 연구는 결합을 근육 쌍 값의 변화로만 제시하지 않고, 여러 근육 사이 관계가 어떤 형태로 묶이고 배열되는지에 더 큰 관심을 두고 있다(Boonstra et al., 2015; Kerkman et al., 2018; Kerkman et al., 2020). Boonstra et al.(2015)은 그래프 이론(graph theory)에 기반하여 다근육 EMG 사이의 결합을 네트워크 형태로 표현하는 접근을 제시하였으며, 이 표현에서 근육은 노드(node)로, 결합 지표로 산출된 관계는 연결(edge)로 정의된다. 이러한 구성을 근육 네트워크(muscle network)라 부른다. 근육 쌍 수준의 관계를 다근육 수준의 결합 구조로 요약하면 조건 변화에서 협응이 어떻게 재배열되는지 정량화할 수 있으며(Garcia-Retortillo et al., 2025), 결합의 크기 변화뿐 아니라 어떤 근육군이 함께 묶이는지, 모듈과 경계가 어떻게 달라지는지, 구조의 중심이 어디에 형성되는지를 결과로 제시할 수 있다. 한편 시너지 기반 분해가 다근육 활성을 소수의 구성 요소로 요약해 협응을 설명하는 데 비해, 근육 네트워크 접근은 근육 사이 관계의 분포와 조직 자체를 요약하므로, 두 접근은 다근육 협응을 다루는 상호 보완적 관점으로 논의되어 왔다(Kerkman et al., 2020). 근육 간 결합을 다근육 수준으로 확장하는 접근은 시스템 간 상호작용과 재배열을 함께 고려하는 네트워크 생리학(Network Physiology) 관점과도 연결된다(Balagué et al., 2020; Balagué et al., 2022; Bartsch et al., 2015).

운동과학과 재활 분야에서는 이러한 결합 구조가 운동 수행과 적응의 변화를 결합 수준에서 정량화할 수 있다는 점에서 응용 가능성이 논의되어 왔다. 운동과학에서는 피로 진행, 운동 강도, 훈련 적응에 따라 다근육 결합의 배열과 모듈 조직이 재구성된다는 결과가 보고되고 있으며(Abenza et al., 2025; Garcia-Retortillo & Ivanov, 2022; Garcia-Retortillo et al., 2025), 재활 분야에서는 노화, 만성 통증, 뇌졸중과 같은 조건에서 결합 구조의 변화가 단변량 지표만으로는 드러나기 어려운 협응 변화를 포착할 수 있음이 제시되어 왔다(Jiménez-Grande et al., 2021; O'Keeffe et al., 2022; Roeder et al., 2024).

그러나 이러한 응용에서 산출되는 결합 구조는 과제 조건과 분석 설정 모두에 민감하게 반응하므로, 결과 해석에는 신중함이 필요하다. 자세 제어 과제에서 동일한 하지 근육을 측정하더라도 자세 조건이 달라지면 다근육 네트워크의 결합 분포와 주파수 대역별 토폴로지(topology)가 재조직되며, 시각 피드백이 차단되는 조건에서는 네트워크의 시간 변동성이 증가하는 양상이 관찰되었다(Albarracín et al., 2025; Boonstra et al., 2015). 등척성 힘 생성 과제에서는 같은 시너지에 속하는 근육 쌍이 약 25 Hz 이하 대역에서 더 높은 코히어런스를 보여, 시너지 구조와 결합의 주파수 특성이 연결되어 있음이 제시되었다(Borzelli et al., 2025). 탈진까지 수행한 스쿼트 과제에서는 단변량 지표로는 분명하지 않았던 성별 차이가 결합 네트워크의 시간 변동성과 모듈 조직에서 구분되어 나타나기도 하였다(Abenza et al., 2025). 한편, 결합 추정에 사용된 측정 조건과 신호 처리 절차도 결과에 직접 영향을 줄 수 있다. 등척성 스쿼트에서 동일한 근육 쌍에서 측정한 표면 EMG의 코히어런스가 단극 기록과 양극 기록 사이에서 약 두 배 차이를 보였다는 보고는 같은 과제와 같은 근육 조합에서도 측정 구성에 따라 결합 추정이 달라질 수 있음을 시사한다(Mohr et al., 2018).

같은 맥락에서, 분석 설정의 차이는 연구 간 비교 가능성에 직접 영향을 미친다. 연구마다 데이터 전처리 과정, 결합 지표 선택, 연결을 남기는 기준이 달라 공통된 결합 구조를 도출하고 비교하기 어려운 상황이 이어지고 있다(Bastos & Schoffelen, 2015). 뇌 네트워크 연구에서는 분석 설정의 다양성이 결과 비교를 어렵게 만든다는 인식이 먼저 발전하여, 임계값과 가중치 처리 방식이 네트워크 지표에 미치는 영향이 체계적으로 검증되어 왔으며, 같은 성격의 보고 표준화 논의가 근육 네트워크 분야에서도 점차 필요해지고 있다(Buchanan et al., 2020). 연구 간 비교를 가능하게 하려면 분석 단계별 선택이 결과에 미치는 영향을 정리하고, 핵심 설정을 어떤 형식으로 보고할지 제안할 필요가 있다.

이에 본 연구는 서술적 고찰 형식을 따르되, 두 가지 목적을 함께 다룬다. 일차적으로는 근전도 기반 근육 간 결합 및 근육 네트워크 연구의 개념과 해석 전제, 분석 절차에 관한 최근 동향을 정리한다. 이를 토대로 데이터 획득부터 전처리, 결합 추정, 네트워크 도출, 구조 비교에 이르는 분석 단계별 보고 항목을 함께 제안한다〈Table 3-1〉, 〈Table 3-2〉. 후자는 체계적 합의 절차를 거친 공식 보고 가이드라인(reporting guideline)이 아니라, 본 고찰에 포함된 문헌에서 결과 해석에 영향을 미치는 것으로 반복 확인된 결정 지점을 정리한 보고 양식이다. 본 고찰의 기여는 연구 동향의 서술적 통합과, 연구 간 비교 가능성 향상을 위한 보고 양식 제안이라는 두 측면에 있다.

연구방법

고찰 설계

본 고찰은 서술적 고찰(narrative review)로 설계되었으며, 검색 절차의 투명성과 보고의 일관성을 확보하기 위해 PRISMA 2020 지침(Page et al., 2021)에서 제시한 보고 항목 가운데 본 고찰의 형식에 적용 가능한 요소를 참조하였다. 다만 본 고찰은 단일 검토자가 수행하였으며, 사전 등록된 프로토콜(예: PROSPERO 등록), 두 명 이상의 독립 검토자에 의한 이중 스크리닝, 위험 편향 평가, 효과크기 통합 등 체계적 검토(systematic review)와 메타분석의 표준 절차는 적용하지 않았다. 이러한 위치 설정은 본 고찰의 주된 목적이 근전도 기반 근육 간 결합 및 근육 네트워크 연구의 개념과 해석 전제, 분석 절차에 관한 최근 동향을 정리하고, 분석 단계별 보고 양식을 제안하는 것에 있기 때문이다.

문헌 검색 전략

문헌 검색은 2026년 1월에 수행하였다. 주 데이터베이스로 PubMed (MEDLINE)을 활용하였으며, Google Scholar에서도 보조 검색을 수행하였다. PubMed에서는 본 고찰의 핵심 주제인 근육 간 결합과 근육 네트워크에 관한 연구를 최대한 포괄하기 위해 아래와 같은 검색식을 사용하였다.

> "intermuscular coherence" OR "intermuscular coupling" OR "intermuscular synchronization" OR "intermuscular synchronisation" OR "muscle network" OR "muscle networks" OR "intermuscular network" OR "intermuscular networks" OR "inter-muscular network" OR "inter-muscular networks" OR "brain-muscle network" OR "brain-muscle networks" OR "coherence network" OR "coherence networks" OR "corticomuscular coherence" OR "corticomuscular coupling" OR "cortico-muscular coherence" OR "cortico-muscular coupling" OR "EMG-EMG coherence" OR "EMG-EMG coupling" AND "electromyography" OR "EMG" OR "sEMG"

검색은 출판 연도 2000년 1월 1일부터 2026년 01월 31일까지로 한정하였으며, 영어 논문, 인간 대상 연구, 동료심사 학술지(journal article)에 한정하는 필터를 추가로 적용하였다. PubMed 검색에서는 362편의 문헌이 식별되었다.

Google Scholar 검색은 단순화된 검색식 "intermuscular coherence" OR "muscle network"OR "muscle coherence"를 사용하여 동일 기간 필터를 적용하였으며 1,610편이 식별되었다. Google Scholar는 본문 전체 매칭과 광범위한 인용 색인의 특성상 정확한 중복 제거가 어려우므로, 본 고찰에서는 PubMed를 주 검색 데이터베이스로 활용하고 Google Scholar는 PubMed에서 식별되지 않은 문헌을 보조적으로 확인하기 위한 검색으로 사용하였다.

데이터베이스 검색 외에도 인용 추적(citation searching)을 통해 본 고찰의 검토 범위에 포함되어야 하는 추가 문헌을 식별하였다.

포함 및 제외 기준

본 고찰의 검토 범위는 인간 대상으로 표면 또는 심부 근전도(EMG)를 사용하여 다근육 사이의 결합 지표 또는 근육 네트워크를 일차 결과로 산출한 연구로 한정하였다. 구체적으로, 연구 참여자는 인간이어야 하며, 측정 방식은 표면 또는 심부 근전도를 포함해야 하고, 분석 단계에서 둘 이상의 근육 사이 결합 지표(예: 코히어런스, 상호정보량, 교차주파수 결합) 또는 근육 네트워크가 일차 결과로 산출되어야 한다. 연구 유형은 일차 자료를 산출한 실험 연구, 관찰 연구, 또는 결합·네트워크 결과를 경험적으로 보고하는 방법론 연구를 대상으로 하였다. 출판 형태는 동료심사 학술지 게재 논문을 우선으로 하되, 인용 추적을 통해 식별된 학술대회 proceedings paper도 본 고찰의 주제에 직접 부합하는 경우 포함하였다. 언어는 영어로 한정하였으며, 출판 시기는 2000년 1월 1일부터 2026년 01월 31일까지로 설정하되, 본 고찰의 핵심 방법론·개념 형성에 직접 관련된 1999년 이전 문헌은 인용 추적을 통해 추가로 식별하여 적격성 검토에 포함하였다.

다음에 해당하는 연구는 검토 범위에서 제외하였다. 첫째, 단일 근육 활성 크기 또는 단일 근육의 운동단위 입력만을 보고하고 다근육 결합을 다루지 않은 연구를 제외하였다. 둘째, 결합 또는 네트워크 산출 없이 공동 활성(co-contraction) 수준만을 기술한 연구를 제외하였다. 셋째, 다근육 EMG-EMG 결합 또는 근육 네트워크가 일차 결과가 아닌 연구, 예컨대 피질-근육 결합(corticomuscular coherence)을 일차 결과로 다룬 연구, 신호 처리 방법론에 일차 초점을 둔 연구, 임상 자극 효과와 신경근 활성의 상관을 일차 목적으로 한 연구는 본 고찰의 검토 범위에서 제외하였다. 넷째, 뇌-근육 네트워크(brain-muscle network) 연구 가운데 EEG와 EMG의 다중 모달 연결성을 일차 결과로 다룬 연구는 본 고찰의 검토 범위가 EMG 기반 다근육 결합과 근육 네트워크에 한정되므로 제외하였다. 다섯째, 효과크기 통합이나 치료 효과 비교를 목적으로 한 체계적 검토와 메타분석, 그리고 일차 자료를 산출하지 않은 종설 논문은 검토 범위에서 제외하였다. 여섯째, 결합 지표 산출 또는 네트워크 구성 절차에 관한 분석 정보가 부족하여 절차를 확인할 수 없는 연구는 제외하였다. 일곱째, 학회 초록, 편집자 의견, 서간, 동물 또는 시험관 연구는 제외하였다. 다만 위 기준에 따라 검토 범위에서 제외된 문헌 가운데 다수는 본 고찰의 개념·방법론·해석 논의에 직접 관련되므로 본문 인용으로는 활용하였다.

문헌 선정 절차

문헌 선정은 PRISMA (preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses) 가이드라인에 따라 (1) 식별, (2) 스크리닝, (3) 적격성 검토, (4) 포함의 4단계로 수행하였으며, 각 단계의 결과는 〈Fig. 1〉에 제시하였다(Page et al., 2020)

식별 단계에서는 PubMed에서 362편을 식별하였고, Google Scholar에서는 PubMed에 색인되지 않은 1편(Albarracín et al., 2025)을 추가로 식별하였다. Google Scholar의 나머지 결과는 본문 매칭 기반의 광범위 결과로서 본 고찰의 핵심 키워드와 부합하지 않거나 PubMed 결과와 중복되는 것으로 판단하여 스크리닝 진입 전에 제외하였다. 결과적으로 363편이 스크리닝 대상이 되었다.

스크리닝 단계에서는 363편의 제목과 초록을 검토하여 검토 범위와 부합하지 않는 341편을 제외하였다. 주된 제외 사유는 단일 근육 활성만을 보고한 연구, 비EMG 측정 또는 동물 연구, 결합 또는 네트워크 산출 없이 공동 활성만 기술한 연구, 본 고찰 주제와 무관한 잡음 매칭, 동료심사 일차 연구가 아닌 출판 형태였다.

적격성 검토 단계에서는 스크리닝을 통과한 22편의 전문을 검토하여 7편을 제외하였다. 제외 사유는 종설 논문 2편, 뇌-근육 네트워크(EEG-EMG 다중 모달) 연구 2편, 다근육 EMG-EMG 결합 또는 근육 네트워크가 일차 결과가 아닌 연구 3편이다. 적격성 검토에서 제외된 문헌 중 다수는 본 고찰의 개념과 해석 논의에 관련되므로 본문 인용으로 활용하였다. 최종적으로 15편이 본 고찰의 검토 범위에 포함되었으며, 이들은 〈Table 1-1〉, 〈Table 1-2〉 및 〈Table 1-3〉에 기술하였다.

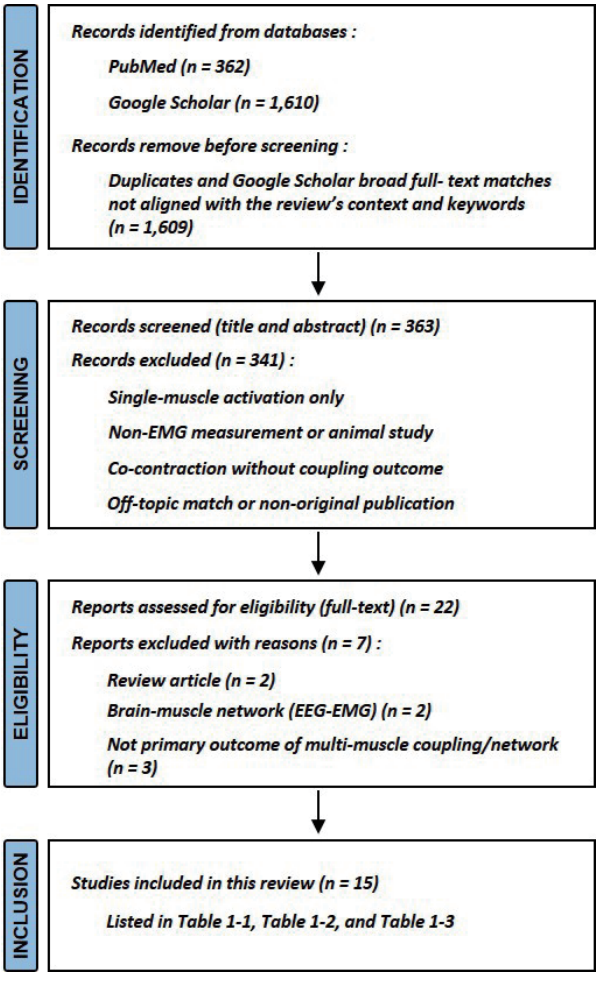

Fig. 1. PRISMA flow diagram of the literature selection process

자료 정리 및 서술 방식

최종 포함된 각 연구의 정리 항목은 저자(연도), 참여자 특성, 측정 조건과 과제, 데이터 획득 정보(채널 수, 표본화율), 전처리 절차 보고 여부, 네트워크 분석 절차 보고 여부, 분석에 사용된 주파수 대역, 저자가 제시한 해석상 고려사항으로 구성하였다. 동일 항목으로 정리하여 연구 간 비교 가능성이 확보되도록 하였다.

본문은 개별 결과를 단순 나열하지 않고, 여러 문헌에서 반복되는 공통 가정과 방법론적 선택이 결과 도출 및 해석에 미치는 영향을 중심으로 서술하였다. 또한 데이터 획득부터 전처리, 결합 추정, 네트워크 도출, 구조 비교에 이르는 분석 단계별 결정 사항과 보고 항목을 〈Table 2-1〉, 〈Table 2-2〉에 정리하여 제시하였다. 이는 본 고찰의 두 번째 목적인 분석 단계별 보고 양식 제안과 직접 연결된다.

본 론

1. 무엇을 측정하는가?
: 근육 간 결합과 근육 네트워크

근육 간 결합(intermuscular coupling, IMC)은 서로 다른 근육의 근전도 활동이 비슷한 양상으로 변조되는 관계를 신호 수준에서 정량화한 개념이다(Boonstra, 2013; Laine & Valero-Cuevas, 2017). IMC는 두 근육 사이의 결합 값으로 제시되는 경우가 많으나(Boonstra et al., 2015), 움직임 수행에는 여러 근육이 동시에 관여하므로 결합은 다근육 수준에서 묶임과 배열로 나타난다(Kerkman et al., 2018). 따라서 결과를 증가 또는 감소만으로 정리하기는 어려우며, 어떤 근육군이 같은 묶임으로 들어가는지, 묶임의 경계가 어떻게 달라지는지까지 함께 제시할 필요가 있다(Kerkman et al., 2020). 다근육 수준의 결합은 근육을 노드(node)로, 결합 지표로 산출된 관계를 연결(edge)로 표현하면 그래프 형태로 기술할 수 있으며, 이러한 구성을 근육 네트워크(muscle network)라 한다(Boonstra et al., 2015; Kerkman et al., 2018).

근전도에서 관측되는 결합은 단일 신경 기전의 직접 지표가 아니다(Boonstra & Breakspear, 2012; Boonstra, 2013). 결합에는 신경 구동 외에도 감각 입력, 척수 수준 조절, 근·골격계의 기계적 연동이 함께 관여할 수 있다(Proske & Gandevia, 2012). IMC가 신경계 구동과 연결된다는 근거는 공통 입력(common input)과 공통 신경 구동(common neural drive) 개념에서 제시되어 왔다(Farina et al., 2014; Farina & Negro, 2015). 공통 입력은 여러 운동신경세포에 공유되어 전달되는 시냅스 입력 성분을 뜻하며, 공통 신경 구동은 그 입력 가운데 운동단위 발화로 변환되어 근육 활성에 반영되는 성

Table 1-1. Descriptive summary of experimental studies on muscle networks included in this review

Code	Author (s)	Item	Description
S1	Abenza et al., 2025	(1) Participants	HA, n = 38
		(2) Task/Condition	Squat exercise
		(3) EMG acquisition	4 channels, 2000 Hz
		(4) Method reporting	Preprocessing: Y; Network analysis: Y
		(5) Frequency band	10-250 Hz
		(6) Interpretive consideration	Network structure varies depending on threshold and frequency-band selection
S2	Albarracín et al., 2025	(1) Participants	HA, n = 3
		(2) Task/Condition	Postural control
		(3) EMG acquisition	12 channels, 5000 Hz
		(4) Method reporting	Preprocessing: Y; Network analysis: Y
		(5) Frequency band	15–29 Hz
		(6) Interpretive consideration	Small sample size limits generalizability
S3	Boonstra et al., 2015	(1) Participants	HA, n = 18
		(2) Task/Condition	Postural control
		(3) EMG acquisition	10 channels, 2000 Hz
		(4) Method reporting	Preprocessing: Y; Network analysis: Y
		(5) Frequency band	5–60 Hz
		(6) Interpretive consideration	Direct mapping between synergies and neural mechanisms is limited
S4	Boonstra et al., 2019	(1) Participants	HA, n = 14
		(2) Task/Condition	Postural control
		(3) EMG acquisition	18 channels, 2000 Hz
		(4) Method reporting	Preprocessing: Y; Network analysis: Y
		(5) Frequency band	WB
		(6) Interpretive consideration	Interpretation depends on model assumptions
S5	Borzelli et al., 2025	(1) Participants	HA, n = 9
		(2) Task/Condition	Isometric task
		(3) EMG acquisition	17 channels, 1000 Hz
		(4) Method reporting	Preprocessing: Y; Network analysis: Y
		(5) Frequency band	8–60 Hz
		(6) Interpretive consideration	Physiological interpretation of frequency-specific coupling is needed

EMG, electromyography; HA, healthy adults; Hz, hertz; N, sample size; WB, whole band; Y, yes.

Table 1-2. Descriptive summary of experimental studies on muscle networks included in this review

Code	Author (s)	Item	Description
S6	Garcia-Retortillo & Ivanov, 2022	(1) Participants	HA, n = 14
		(2) Task/Condition	Squat exercise
		(3) EMG acquisition	4 channels, 500 Hz
		(4) Method reporting	Preprocessing: Y; Network analysis: Y
		(5) Frequency band	5–214.5 Hz
		(6) Interpretive consideration	Network density varies depending on threshold setting
S7	Garcia-Retortillo et al., 2025	(1) Participants	OA, n = 2
		(2) Task/Condition	N/A, post-training
		(3) EMG acquisition	4 channels, 2000 Hz
		(4) Method reporting	Preprocessing: Y; Network analysis: Y
		(5) Frequency band	40–200 Hz
		(6) Interpretive consideration	Case study design limits generalizability
S8	Jiménez-Grande et al., 2021	(1) Participants	CON, n = 20; CNP, n = 20
		(2) Task/Condition	Gait
		(3) EMG acquisition	6 channels, 1000 Hz
		(4) Method reporting	Preprocessing: Y; Network analysis: Y
		(5) Frequency band	4–30 Hz
		(6) Interpretive consideration	Heterogeneity within the patient group may affect interpretation
S9	Kerkman et al., 2018	(1) Participants	HA, n = 14
		(2) Task/Condition	Postural control
		(3) EMG acquisition	36 channels, 2000 Hz
		(4) Method reporting	Preprocessing: Y; Network analysis: Y
		(5) Frequency band	4–60 Hz
		(6) Interpretive consideration	It is difficult to fully disentangle mechanical constraints imposed by skeletal structure
S10	Kerkman et al., 2020	(1) Participants	HA, n = 16
		(2) Task/Condition	Gait
		(3) EMG acquisition	26 channels, 2000 Hz
		(4) Method reporting	Preprocessing: Y; Network analysis: Y
		(5) Frequency band	4–60 Hz
		(6) Interpretive consideration	Direct comparisons between synergies and networks are limited

CNP, chronic neck pain group; CON, control group; EMG, electromyography; HA, healthy adults; Hz, hertz; N, sample size; N/A, not applicable; OA, older adults; Y, yes.

Table 1-3. Descriptive summary of experimental studies on muscle networks included in this review

Code	Author (s)	Item	Description
S11	Kerr et al., 2016	(1) Participants	CON, n = 16; TAI, n = 15
		(2) Task/Condition	Pinch, finger task
		(3) EMG acquisition	2 channels, 1000 Hz
		(4) Method reporting	Preprocessing: Y; Network analysis: Y
		(5) Frequency band	15–30 Hz
		(6) Interpretive consideration	It is difficult to integrate and interpret attentional and cognitive factors related to muscle networks
S12	Laine & Valero-Cuevas, 2017	(1) Participants	HA, n = 10
		(2) Task/Condition	Pinch, finger task
		(3) EMG acquisition	3 channels, 1000 Hz
		(4) Method reporting	Preprocessing: Y; Network analysis: Y
		(5) Frequency band	6–50 Hz
		(6) Interpretive consideration	Task specificity of movement performance may influence the results
S13	O'Keeffe et al., 2022	(1) Participants	Stroke, n = 32
		(2) Task/Condition	Reach-to-grasp
		(3) EMG acquisition	16 channels, 2000 Hz
		(4) Method reporting	Preprocessing: Y; Network analysis: Y
		(5) Frequency band	WB
		(6) Interpretive consideration	Clinical group heterogeneity limits comparisons of muscle networks
S14	Weersink et al., 2021	(1) Participants	OA, n = 20
		(2) Task/Condition	Gait
		(3) EMG acquisition	12 channels, 512 Hz
		(4) Method reporting	Preprocessing: Y; Network analysis: Y
		(5) Frequency band	8–60 Hz
		(6) Interpretive consideration	Estimation of network directionality depends on the assumed model
S15	Weersink et al., 2022	(1) Participants	OA, n = 19
		(2) Task/Condition	Gait
		(3) EMG acquisition	8 channels, 512 Hz
		(4) Method reporting	Preprocessing: Y; Network analysis: Y
		(5) Frequency band	8–60 Hz
		(6) Interpretive consideration	Definition of the analysis window influences network structure

CON, control group; EMG, electromyography; HA, healthy adults; Hz, hertz; N, sample size; OA, older adults; TAI, Tai Chi intervention group; WB, whole band; Y, yes.

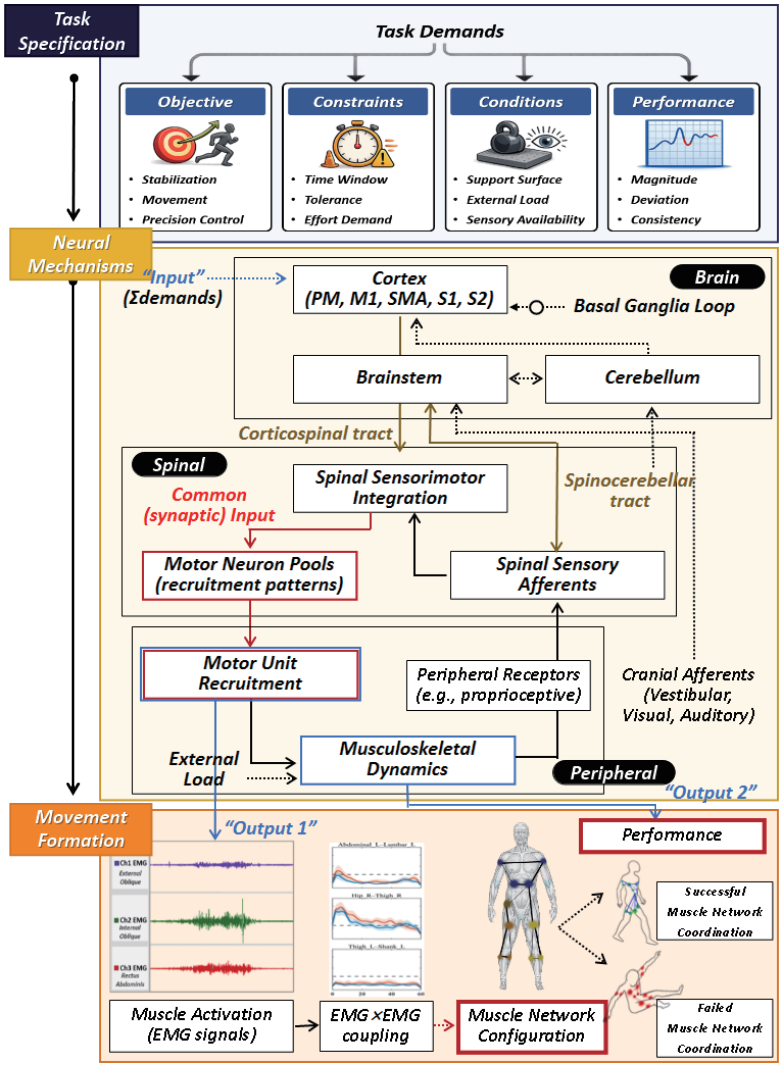

Fig. 2. Conceptual Framework Linking Task Demands, Neural Mechanisms, and EMG-based Muscle Network Configuration
This conceptual framework illustrates how task demands are translated into movement through cortical, subcortical, spinal, sensory, and peripheral mechanisms. EMG-based muscle network configuration is interpreted as a task-dependent coupling structure shaped by common neural drive, sensory feedback, and musculoskeletal dynamics, rather than as a direct marker of a single neural mechanism. PM: premotor cortex, M1: primary motor cortex, SMA: supplementary motor area, S1: primary somatosensory cortex, S2: secondary somatosensory cortex

분을 가리킨다(Farina et al., 2014). 운동신경세포 풀이 공유하는 시냅스 입력은 5 Hz 이하의 저주파 대역에서 가장 강하게 나타나는 것으로 보고되어 왔으나(Negro et al., 2016), 이러한 저주파 성분은 표면 근전도에서 운동단위 활동전위 파형의 필터링 효과로 인하여 충분히 반영되지 않을 수 있다(Dideriksen et al., 2018). 따라서 표면 EMG-EMG 코히어런스는 운동신경세포 수준 공통 입력의 직접 측정값이 아니며, 두 수준의 결합을 연결해 해석할 때에는 이 한계를 함께 고려할 필요가 있다(Dideriksen et al., 2018; Farina et al., 2014). 이와 같은 점에서 IMC는 여러 조절 경로의 기여가 반영된 지표로 다루는 방식이 적절하다(Bastos & Schoffelen, 2015; Boonstra, 2013). 〈Fig. 2〉는 과제 요구에서 결합 구조 형성으로 이어질 수 있는 기여 경로를 본 고찰의 검토 범위에서 확인된 개념을 토대로 저자들이 통합·정리한 도식이다. 이 도식은 새로운 가설의 제안이 아니라 기존 문헌에서 보고된 경로(피질-척수, 척수 통합, 공통 시냅스 입력, 운동단위 발화, 근·골격계 동역학, 감각 피드백)를 한 도면에 정리한 개념적 종합으로, 이후 논의에서 분석 단계별 결정 사항을 다룰 때 해석의 기준틀로 사용한다. 한편 시너지(muscle synergy) 기반 분해가 다근육 활성을 소수의 구성 요소로 요약해 협응을 설명하는 것에 비해(Bizzi & Cheung, 2013), 근육 네트워크 접근은 근육 사이 관계의 분포와 조직 자체를 요약하므로, 두 접근은 다근육 협응을 다루는 상호 보완적 관점으로 논의되어 왔다(Kerkman et al., 2020; Ting et al., 2015).

2. 어떻게 신호를 처리하는가? : 전처리의 결정 사항

근전도 기반 결합 분석에서 전처리는 결과에 직접 영향을 주는 단계이다. 본 고찰에 포함된 15편의 연구는 신호 조건화(필터링과 잡음 제거), EMG 변환(정류와 envelope 추출), 정규화, 분석 구간 정의의 네 영역에서 다양한 결정을 보고하였으며, 영역별 접근 요약은 〈Table 2〉에 정리하였다.

필터 설정은 결합 결과의 크기와 시간 정렬에 모두 영향을 준다. 버터워스(Butterworth) 필터와 같은 IIR (infinite impulse response) 기반 필터를 인과적으로 적용하면 위상 지연(phase delay)과 군지연(group delay)이 발생하며, 차단 주파수 근처에서 변화가 크게 나타날 수 있다(Agrawal et al., 2021; Roonizi & Jutten, 2021). 위상 왜곡(phase distortion)을 상쇄하기 위해 양방향 필터링(forward-backward filtering)으로 영위상 필터링(zero-phase filtering)을 적용하는 방식이 사용되어 왔다(Lekkas et al., 2025; Roonizi & Jutten, 2021). 양방향 필터링은 필터를 두 번 적용하므로 유효 차수가 증가하고, 구간 양끝에서 과도응답(transient)이 나타날 수 있어 경계 처리 방식이 결과에 영향을 준다.

EMG 변환은 분석 목적에 따라 선택이 달라진다. 코히어런스 기반 분석에서는 정류 EMG가 자주 사용되며, 정보 전달이나 진폭 변조를 다루는 분석에서는 Hilbert envelope이나 linear envelope이 사용되어 왔다(Table 2). 정규화 방식은 최대 자발적 수축(maximal voluntary contraction, MVC) 기반, z-점수, 단위 분산, 보행 주기 기반, 신호 내 정규화 등으로 다양하며, 정규화 기준이 달라지면 근육 간, 참여자 간, 조건 간 비교 결과의 척도가 달라질 수 있다.

분석 구간 정의도 결과를 바꾼다. 본 고찰에 포함된 연구들은 고정 윈도우, 과제 특이적 epoch, 보행 주기 기반 윈도우, 시간 의존적 슬라이딩 윈도우 등 서로 다른 윈도우 정의를 사용하였으며〈Table 2〉, 윈도우 길이와 중첩(overlap)에 따라 코히어런스 추정의 분산과 대역 분포가 달라진다(Bastos & Schoffelen, 2015; Muceli & Merletti, 2024).

전처리 결정의 영향은 측정 구성 차원에서도 확인된다. 단극(monopolar)과 양극(bipolar) 전극 구성은 같은 근육 쌍에서 산출되는 코히어런스의 크기에 직접 영향을 준다. 동일한 vastus lateralis–vastus medialis 쌍에서 양방향 스쿼트 과제 동안 측정한 EMG-EMG 코히어런스는 양극 구성에 비해 단극 구성에서 약 두 배 높게 나타났으며(10–60 Hz 평균 기준), 두 구성 간 차이는 단순한 cross-talk만으로는 설명되지 않았다(Mohr et al., 2018). 이는 측정 구성과 신호 처리 결정이 같은 과제와 같은 근육 조합에서도 결합 추정값을 체계적으로 변화시킬 수 있음을 보여준다. 한편 근전도 신호는 신경 구동 외에도 역학적 결합, 용적 전도(volume conduction), 전극 배치(electrode placement)와 같은 비신경 요인의 영향을 받으므로(Boonstra & Breakspear, 2012; Wilke et al., 2018), 결합을 신경 구동의 직접 반영으로만 가정하면 해석이 과도해질 수 있다. 자세 제어처럼 역학적 결합이 크게 작동하는 상황에서는 이 전제가 더 중요해지며, 감각 정보 이용 가능성이 달라질 때 관측되는 네트워크 조직 변화도 신경 요인과 비신경 요인의 변화가 함께 반영된 결과로 이해할 필요가 있다(Albarracín et al., 2025; Peterka, 2018).

3. 어떻게 결합을 추정하는가? : 결합 지표와 주파수 대역

결합 지표는 어떤 관계 성분을 측정하느냐에 따라 결과의 의미가 달라진다(Bastos & Schoffelen, 2015; Boonstra, 2013). 본 고찰에 포함된 연구들은 코히어런스 기반 결합, 정보이론 기반 결합, 교차주파수 결합(cross-frequency coupling)을 사용하였으며, 주파수 대역 선택과 방향성 정의에서도 다양한 결정을 보고하였다(Table 3).

코히어런스 또는 크기 제곱 코히어런스(magnitude-squared coherence)는 주파수 특이적 결합을 추정하는 가장 일반적인 접근으로, 두 근전도 신호가 특정 주파수에서 얼마나 일관되게 변하는지를 요약한다(Mima & Hallett, 1999; Boonstra, 2013). 시간 영역 지표(상관, 교차상관, 공분산, 부분상관)는 진폭의 동시 변동을 시간 축에서 하나의 값으로 요약하므로 대역별 분포 정보를 포함하지 않는다(Laine & Valero-Cuevas, 2017; Muceli & Merletti, 2024). 결합이 시간에 따라 변하는 과제에서는 시간-주파수(time-frequency)

Table 2. Summary of EMG preprocessing procedures in the included studies

Domain	Methodological focus	Summary of approaches	Studies (code)
Signal conditioning	Filtering and noise reduction	Studies used band-pass, high-pass, notch, or band-stop filtering. Some studies additionally removed ECG, movement artifacts, or unstable task segments.	S2–S5, S8–S15
EMG transformation	Rectification and envelope extraction	Studies used rectified EMG, Hilbert envelope, linear envelope, or demodulated EMG depending on whether the analysis focused on coherence, information transfer, or amplitude modulation.	S3–S5, S9–S15
Scaling	Normalization	Normalization methods varied, including MVC-based, z-score, unit-variance, gait-cycle, and within-signal normalization.	S3–S7, S10, S12–S14
Segmentation	Analysis window	Studies used fixed windows, task-specific epochs, gait-cycle-based windows, or time-dependent sliding windows.	S2, S3, S5–S7, S10–S15

ECG, electrocardiography; EMG, electromyography; MVC, maximal voluntary contraction.

Table 3. Summary of coupling estimation and frequency–band decisions

Domain	Methodological focus	Summary of approaches	Studies (code)
Coupling metric	Coherence-based coupling	Intermuscular coherence or magnitude-squared coherence was the most common approach for estimating frequency-specific muscle coupling.	S2, S3, S5, S8–S12, S14, S15
Coupling metric	Information-theoretic coupling	Mutual information, conditional mutual information, and transfer entropy were used to estimate nonlinear or directed muscle interactions.	S4, S13
Coupling metric	Cross-frequency coupling	ACFC-based studies estimated coupling between EMG band-power time series across muscles and frequency bands.	S1, S6, S7
Frequency decision	Frequency-band selection	Studies used predefined bands, whole-band analysis, NMF-derived bands, or equal-width frequency bands.	S1–S15
Directionality	Directional coupling	Directionality was assessed using PDC, transfer entropy, non-parametric directionality, or forward/reverse/zero-lag decomposition.	S3, S4, S14, S15

ACFC, amplitude-amplitude cross-frequency coupling; EMG, electromyography; NMF, non-negative matrix factorization; PDC, partial directed coherence.

지표(예: 웨이브릿 코히어런스)가 구간별 변화를 제시하기 위해 사용되어 왔다(Boonstra et al., 2015; Weersink et al., 2021).

정보이론 기반 지표(상호정보량, 조건부 상호정보량, 전달 엔트로피)는 선형성 가정에 덜 의존하므로 비선형 또는 방향성을 가진 근육 상호작용을 추정하는 데 사용되어 왔다(O'Keeffe et al., 2022). 정보 분해(information decomposition)를 적용한 연구는 관계를 공통으로 포함된 정보, 신호마다 고유한 정보, 두 신호를 동시에 고려할 때 새로 나타나는 정보로 나누어제시하였다(Boonstra et al., 2019; Faes et al., 2012). 한편 진폭-진폭 교차주파수 결합(amplitude-amplitude cross-frequency coupling, ACFC)은 EMG 대역 전력 시계열 사이의 결합을 근육과 주파수 대역에 걸쳐 추정하기 위해 사용되어 왔으며, 단일 근육 내 대역 간 결합과 근육 간 결합을 같은 분석 틀에서 다루는 접근으로 발전해 왔다(Garcia-Retortillo & Ivanov, 2022; Garcia-Retortillo et al., 2025).

주파수 대역 선택은 결과 해석에 영향을 준다. 본 고찰에 포함된 연구들은 선험적으로 정의된 대역(예: 알파, 베타, 감마), 전체 대역(whole-band) 분석, 비음수 행렬 분해(non-negative matrix factorization, NMF)에서 도출된 대역, 동일 폭 대역 등 다양한 대역 결정을 사용하였다(Table 3). 같은 데이터에서도 대역 결정이 달라지면 결합 분포가 달라질 수 있다.등척성 힘 생성 과제에서는 같은 시너지에 속하는 근육 쌍이 delta-theta, alpha, low-beta 대역(약 25 Hz 이하) 에서 비시너지 근육 쌍보다 유의미하게 높은 코히어런스를 보였으며, 시너지 구조와 결합의 주파수 특성이 연결되어 있음이 제시되었다(Borzelli et al., 2025).

방향성 정의는 결합 지표의 해석 범위를 더 확장한다. 위상(phase) 기반 지표는 진폭 공변동보다 위상 정렬의 규칙성을 중심으로 결합을 요약한다(Boonstra & Breakspear, 2012). 관계의 방향성이나 인과적 해석을 포함하려면 다변량 모델 기반 접근이 사용되며, 부분 방향코히어런스(partial directed coherence, PDC)와 비모수 방향성(non-parametric directionality)이 다변량 과정에서 방향성을 정의하는 방법으로 제시되어 왔다(Baccalá & Sameshima, 2001; Faes et al., 2012). 보행에서 시간 의존적 방향성 IMC를 적용한 연구는 보행 주기 내 구간에 따라 방향성이 달라질 수 있음을 보고하였다(Weersink et al., 2022). 지표 선택이 결합 결과의 해석 범위를 바꾸므로, 연구 질문에 맞는 지표 선택과 그 지표가 계산하는 관계 성분을 명확히 구분해 보고하는 것이 필요하다(Bastos & Schoffelen, 2015).

4. 어떻게 네트워크를 구성하는가? : 임계값과 토폴로지

근육 네트워크는 근육 쌍 결합 행렬을 그래프 이론(graph theory)에 기반해 구조 관계로 표현하여 다근육 상호작용의 분포와 조직을 요약한다(Boonstra et al., 2015; Kerkman et al., 2018). 본 고찰에 포함된 연구들은 노드와 엣지 정의, 네트워크 유형, 임계값 적용, 그래프 지표 보고에서 다양한 결정을 보고하였으며, 영역별 접근 요약은 〈Table 4〉에 정리하였다.

대부분의 연구는 근육을 노드로 정의하였으나, ACFC 기반 연구들은 근육-주파수 단위(muscle-frequency unit)를 노드로 정의하여 단일 근육 내 대역 간 결합과 근육 간 결합을 같은 네트워크에서 다루었다(Garcia-Retortillo & Ivanov, 2022; Garcia-Retortillo et al., 2023). 엣지는 코히어런스, 교차상관, 상호정보량, 전달 엔트로피, PDC, 방향성 코히어런스 등으로 정의되며〈Table 4〉, 엣지 정의에 따라 네트워크가 표현하는 관계의 성격(동기화, 통계적 의존, 방향성 상호작용)이 달라진다.

네트워크 유형은 가중 네트워크(weighted network), 이진 임계값 네트워크(binary thresholded network), 다중 네트워크(multiplex network), 방향성 네트워크 등으로 다양하다. 가중 네트워크는 결합의 강도 정보를 그대로 보존하지만 시각화와 비교가 복잡해질 수 있으며, 이진 네트워크는 강도 정보를 요약하는 대신 임계값 선택의 영향을 직접 받는다(Newman, 2006). 임계값은 절대 임계값, 비례 임계값(proportional threshold), 통계적 surrogate 기반 임계값, 최

Table 4. Summary of coupling estimation and frequency–band decisions

Domain	Methodological focus	Summary of approaches	Studies (code)
Network construction	Node definition	Most studies defined muscles as nodes, whereas ACFC-based studies defined muscle-frequency units as nodes.	S1–S15
Network construction	Edge definition	Edges were defined using coherence, cross-correlation, mutual information, transfer entropy, PDC, or directional coherence.	S1–S15
Network type	Weighted, binary, or directed networks	Studies used weighted networks, binary thresholded networks, multiplex networks, or directed networks.	S1, S3, S4, S6–S10, S13–S15
Thresholding	Edge selection	Thresholding methods included statistical thresholds, surrogate-based thresholds, minimally connected thresholds, link-strength categorization, or no explicit thresholding.	S2, S6, S7, S9, S11, S12, S14, S15
Network outcomes	Graph-level outcomes	Reported outcomes included link strength, density, clustering, efficiency, modularity, community structure, centrality, and classification-related network features.	S1, S3, S4, S6–S10, S13–S15

ACFC, amplitude-amplitude cross-frequency coupling; PDC, partial directed coherence.

소 연결 임계값, 연결 강도 범주화 등으로 다양하게 적용되어 왔다(Table 4). 같은 결합 행렬에 다른 임계값을 적용하면 네트워크 밀도, 중심성, 모듈성과 같은 요약 지표가 달라진다(Buchanan et al., 2020). 뇌 구조 네트워크 분야에서 비례 임계값과 일관성 임계값(consistency threshold)의 영향을 체계적으로 비교한 연구는 임계값 수준이 임계값 방식 자체보다 결과(예: 연령 연관성)에 더 강한 영향을 미쳤음을 보고하였으며(Buchanan et al., 2020), 이러한 영향은 근육 네트워크 분석에서도 같은 성격으로 나타날 수 있다. 근육 네트워크 분야에서도 ACFC 기반 분석에서 휴식과 운동 상태에 따라 inter-muscular 네트워크 구조가 달라지고 피로 누적에 따라 재조직된다는 보고가 있다(Garcia-Retortillo & Ivanov, 2022).

근육 네트워크는 주파수 대역별로 서로 다른 네트워크로 구성될 수 있다. 대역별 네트워크를 층(layer)으로 두고 다층 네트워크(multilayer network)로 기술하는 접근이 제시되어 왔으며(Kivelä et al., 2014), 보행에서는 피질과 근육, 근육과 근육의 결합이 보행 주기 내 구간에 따라 달라지는 양상을 다층 네트워크로 제시한 연구가 보고되었다(Weersink et al., 2021). 한편 해부학적 연결성이 기능적 결합 네트워크의 조직에 영향을 줄 수 있다는 결과는, 근육 네트워크 해석에서 신경계 요인과 해부학적 제약을 분리해 설명하기가 쉽지 않음을 시사한다(Bullmore & Sporns, 2012; Kerkman et al., 2018).

그래프 지표는 연결 강도, 밀도, 군집화(clustering), 효율성, 모듈성, 커뮤니티 구조, 중심성, 분류 관련 네트워크 특성 등이 보고되어 왔으며〈Table 4〉, 어떤 지표를 선택하느냐에 따라 네트워크 조직의 어느 측면을 해석하는지가 달라진다. 따라서 네트워크 구성 결정과 그 결정이 그래프 지표에 미치는 영향을 함께 보고할 필요가 있다.

5. 어떻게 비교하고 응용하는가? : 구조 비교와 적용 사례

결합 구조 비교에서는 연결 강도의 평균만 비교하기 어렵다. 같은 평균이라도 연결이 집중되는 근육군과 묶임이 달라질 수 있으므로, 네트워크가 어떤 방식으로 재조직되었는지에 초점을 둔 비교가 필요하다(Boonstra et al., 2015; Newman, 2006). 자세 제어 연구에서는 조건 변화에 따라 대역별 네트워크 토폴로지(topology)가 달라질 수 있음이 보고되었으며(Boonstra et al., 2015), 자세 난이도가 높아지는 조건과 시각 피드백 차단 조건이 결합된 상황에서는 다근육 네트워크의 연결 수가 감소하고 개인별로 특정 근육 연결이 강화되는 양상이 관찰되었다(Albarracín et al., 2025). 동일한 근육 집합에서도 과제 제약이 바뀌면 하위 집합 또는 묶임이 달라질 수 있으므로, 평균 연결 강도 비교만으로는 변화가 관찰되지 않을 수 있다.

운동과학 분야에서는 피로 진행, 운동 강도, 훈련 적응에 따라 결합 구조가 시간에 따라 재조직된다는 결과가 보고되어 왔다. 스쿼트를 탈진까지 수행하는 과제에서 스펙트럼 기반 결합 네트워크를 시간적으로 추적한 연구는 남성과 여성에서 네트워크의 시간 변동성과 결합 패턴이 구분될 수 있음을 보고하였다(Abenza et al., 2025). 이는 단변량 지표로는 분명하지 않았던 차이가 결합 네트워크의 시간 변동성과 모듈 조직에서 구분되어 나타난 사례에 해당한다. 또한 ACFC 기반 네트워크는 피로와 훈련 적응에 따라 근육 섬유 활성화의 동기화 구조가 재구성됨을 정량화하는 입증하는 것에 사용되어 왔다(Garcia-Retortillo & Ivanov, 2022; Garcia-Retortillo et al., 2023). 장기 수련(long-term training) 경험과 결합 구조의 관계도 보고되었으며, 태극권을 장기 수련한 집단이 IMC의 주파수 대역별 특성과 체성감각 관련 과제 반응에서 차이를 보였다(Kerr et al., 2016).

재활 분야에서는 결합 구조가 단변량 지표로는 드러나기 어려운 협응 변화를 포착할 수 있음이 제시되어 왔다. 뇌졸중 이후 reach-to-grasp 과제에서 비선형 정보이론 기반 근육 네트워크가 감각 입력 조건 변화에 따라 달라진다는 결과는, 재활 평가에서 감각운동 통합 상태의 변화를 네트워크로 추적할 수 있는 가능성을 보여준다(O'Keeffe et al., 2022). 만성 통증 분야에서는 보행 중 EMG 기반 근육 네트워크 토폴로지를 이용해 만성 경부통 집단을 분류한 연구가 보고되었다(Jiménez-Grande et al., 2021). 보행에서는 팔 스윙과 하지 근육 사이 관계를 방향성 결합으로 분석한 연구가 보행 시작 구

간에서 팔 스윙과 하지 근육 활동 사이의 구동 방향을 추정하는 방법을 제시하였다(Weersink et al., 2021; Weersink et al., 2022). 이러한 응용 사례들은 결합 구조 분석이 운동 수행 평가와 임상 상태 추적의 잠재적 지표로 활용될 가능성을 보여준다.

비교에서 한 가지 공통적으로 확인되는 점은, 비교 단위와 구간 정의가 결과 해석에 영향을 준다는 점이다(Muceli & Merletti, 2024). 보행에서는 결합 구조가 한 개의 고정된 네트워크로 나타나기보다 보행 주기 내 여러 네트워크 패턴으로 나타날 수 있으며, 보행 주기 내 구간을 어떻게 나누느냐에 따라 비교 결과가 달라질 수 있다. 따라서 구조 비교는 근육 쌍 연결 차이뿐 아니라 근육군 묶임이나 구간별 네트워크 패턴 변화까지 함께 비교하는 방향으로 제안되어 왔다(Kivelä et al., 2014).

6. 무엇을 보고해야 하는가? : 분석 단계별 보고 양식

앞서 살펴본 분석 단계의 결정 사항들은 결합과 네트워크 결과에 직접 영향을 주므로, 연구 간 비교가 가능해지려면 각 단계에서 어떤 결정을 했는지가 일관된 형식으로 보고될 필요가 있다. 이러한 점에서 본 고찰은 데이터 준비〈Table 5-1〉와 결합 추정 및 네트워크 분석〈Table 5-2〉으로 구성된 분석 단계별 보고 양식을 제안한다. 각 단계의 항목은 본 고찰에 포함된 15편의 연구에서 결과 해석에 영향을 미치는 것으로 반복 확인된 결정 지점에서 도출되었으며, 앞에서 정리한 분석 단계별 논의와 직접 연결된다.

데이터 준비 단계는 과제와 epoch 정의, 데이터 획득과 동기화, 품질 관리, 전처리, 정규화 및 변환의 다섯 항목으로 구성된다(Table 5-1). 과제와 epoch 정의는 결합 분석에 어떤 EMG 신호 구간이 들어가는지를 결정하므로, epoch 시작과 종료 기준, 윈도우 길이와 중첩, 시행 통합 방식을 보고할 필요가 있다. 데이터 획득과 동기화는 EMG 신호의 시간 정확도와 비교 가능성을 결정하며, 표본화율, 증폭기 설정, 전극 배치, 트리거 기반 동기화 방식을 보고해야 한다. 품질 관리는 분석 대상이 된 데이터의 신뢰도를 판단하는 근거를 제공하므로, 잡음 채널과 오염 구간의 제외 기준과 사유, 결측 또는 포화 신호의 처리 방식이 함께 보고될 필요가 있다. 전처리 항목은 앞서 다룬 신호 처리 논의에 따라 필터 설정, 위상 처리, 경계 처리, 정류와 envelope 추출 절차를 명시할 것을 요구한다. 정규화와 변환 항목은 정규화 기준, 산출 공식, 적용된 변환 방식을 보고하도록 한다.

결합 추정과 네트워크 분석 단계는 결합 지표 추정, 결합 행렬 정의, 네트워크 구성, 네트워크 지표와 모듈 분석, 조건 또는 집단 비교의 다섯 항목으로 구성된다(Table 5-2). 결합 지표 추정 항목은 앞서 다룬 결합 지표 논의에 따라 지표 정의, 분석 영역(시간 vs 주파수), 윈도우 길이와 주파수 대역, 추정 방법, 유의성 기준을 함께 보고하도록 한다. 결합 행렬 정의 항목은 결합 값이 네트워크로 변환되기 전 수치 구조를 결정하므로 음수 처리, 절댓값 사용, 시간 통합 방식, 기준선 보정을 명시하도록 한다. 네트워크 구성 항목은 앞서 다룬 네트워크 구성 논의에 따라 네트워크 유형, 엣지 정의, 임계값 또는 희소화 기준, 네트워크 밀도, 다층 구조 적용 여부를 보고하도록 한다. 네트워크 지표와 모듈 분석 항목은 그래프 지표, 커뮤니티 탐지 알고리즘과 매개변수, 정규화 방식, 귀무/영(null) 모델을 명시하도록 한다. 조건 또는 집단 비교 항목은 앞서 다룬 구조 비교 논의에 따라 비교 단위, 통계 방법, 반복 횟수, 다중 비교 보정, 임계값과 밀도를 변화시킨 민감도 분석 범위를 함께 보고하도록 한다.

본 고찰이 제안하는 보고 양식은 PRISMA나 다른 분야의 공식 reporting guideline과 같이 체계적 합의 절차를 거친 표준이 아니라, narrative review 범위에서 식별된 결정 지점을 정리한 참고 틀이다. 각 항목의 중요도는 연구 질문과 분석 설계에 따라 달라질 수 있으나, 본 고찰의 검토 범위에서는 결합 지표 정의, 임계값 또는 희소화 기준, 비교 단위 정의가 결과 해석에 가장 직접적으로 영향을 주는 것으로 반복 확인되었다. 본 양식은 향후 더 넓은 범위의 문헌 검토와 다수 연구자의 합의 절차를 통해 보완될 수 있다.

Table 5-1. Reporting framework for EMG data preparation

Stage	Core reporting items	Rationale
Task and epoch definition	Describe the task condition, epoch onset and offset criteria, window length, overlap, and trial aggregation method.	These decisions define which part of the EMG signal enters the coupling analysis.
Data acquisition and synchronization	Report the EMG system, sampling rate, amplifier settings, electrode placement, and synchronization or trigger method.	Acquisition and synchronization settings determine the temporal accuracy and comparability of EMG signals.
Quality control	Report criteria for excluding noisy channels, contaminated segments, missing data, or saturated signals, including the number and reason for exclusions.	Transparent quality control is needed to judge whether the final dataset is reliable.
Preprocessing	Specify filtering settings, phase handling, edge handling, rectification, and envelope extraction procedures.	Preprocessing changes the spectral and amplitude features used for coupling estimation.
Normalization and transformation	Report the normalization reference, calculation formula, and any transformation such as log transformation or standardization.	Normalization affects comparisons across muscles, participants, conditions, and studies.

Table 5-2. Reporting framework for coupling estimation and network analysis

Stage	Core reporting items	Rationale
Coupling metric estimation	Define the coupling metric, analysis domain, window length, frequency band, estimation method, and significance criterion.	The coupling metric determines whether edges represent synchronization, statistical dependence, or directional interaction.
Coupling matrix specification	Describe how pairwise values were arranged into a matrix and how negative values, absolute values, temporal aggregation, and baseline correction were handled.	Matrix specification determines the numerical structure that is later transformed into a network.
Network construction	Report the network type, edge definition, thresholding or sparsification criterion, network density, and multilayer structure if applicable.	Network topology depends strongly on how coupling values are converted into network edges.
Network metrics and modules	List the graph metrics, community detection algorithm, parameters, normalization method, and null model.	These choices determine which aspect of network organization is interpreted.
Condition or group comparisons	Specify the comparison unit, statistical method, number of iterations, multiple-comparison correction, and sensitivity analysis range.	Statistical and sensitivity analyses determine the robustness of group or condition-level interpretations.

결 론

본 고찰은 근전도 기반 근육 간 결합과 근육 네트워크 연구의 개념과 해석 전제를 정리하고, 데이터 준비부터 구조 비교에 이르는 분석 단계별 결정 사항과 보고 항목을 정리하였다. 핵심 메시지는 두 가지로 요약할 수 있다. 첫째, 표면 EMG에서 산출되는 결합과 그로부터 구성되는 네트워크는 단일 신경 기전의 직접 지표가 아니며, 신경 구동, 감각 입력, 척수 수준 조절, 근·골격계의 기계적 연동, 분석 절차의 기여가 함께 반영된 결과로 보는 것이 적절하다. 둘째, 전처리, 결합 지표, 임계값, 비교 단위와 같은 분석 단계별 결정은 같은 데이터에서도 결합과 네트워크 결과를 체계적으로 변화시킬 수 있으므로, 각 단계의 결정과 그 결정이 결과 해석에 미치는 범위를 함께 보고하는 방식이 연구 간 비교 가능성에 도움이 될 수 있다.

본 고찰은 단일 검토자가 수행한 narrative review로서 다음과 같은 한계를 가진다. 사전 등록된 프로토콜, 두 명 이상의 독립 검토자에 의한 이중 스크리닝, 위험 편향 평가, 효과크기 통합 절차를 적용하지 않았으며, 이로 인해 일부 관련 문헌이 누락되었거나 본 고찰의 강조점이 검토자의 판단에 의해 일정 부분 결정되었을 가능성이 있다. 또한 본 고찰이 제안한 분석 단계별 보고 양식 〈Table 5-1〉 및 〈Table 5-2〉은 공식 reporting guideline이 아니라 본 고찰에 포함된 15편의 문헌에서 결과 해석에 영향을 미치는 것으로 반복 확인된 결정 지점을 정리한 참고 틀이며, 각 항목의 중요도와 적용 범위는 연구 질문과 분석 설계에 따라 달라질 수 있다.

향후 연구에서는 본 고찰이 정리한 결정 지점들을 토대로 다음과 같은 작업이 도움이 될 수 있을 것으로 보인다. 첫째, 같은 데이터셋에 대해 전처리, 결합 지표, 임계값을 변화시킨 민감도 분석을 보고함으로써 분석 결정이 결과에 미치는 영향을 정량적으로 누적해 갈 수 있다. 둘째, 다수 연구자의 합의 절차와 더 넓은 범위의 문헌 검토를 통해 본 양식을 공식 reporting guideline 수준으로 발전시키는 시도가 가능하다. 셋째, 다층 네트워크와 시간 의존적 분석 등 새로운 분석 틀이 본 양식에 어떻게 통합될 수 있는지 검토할 수 있다. 이러한 단계가 누적될수록 서로 다른 과제, 집단, 조건에서 관측되는 협응 변화는 더 일관된 틀에서 비교될 수 있을 것이며, 운동과학과 재활 연구에서 결합 구조 분석의 활용 가능성도 점진적으로 확장될 수 있을 것으로 기대된다.

CONFLICT OF INTEREST

논문 작성에 있어서 어떠한 조직으로부터 재정을 포함한 일체의 지원을 받지 않았으며 논문에 영향을 미칠 수 있는 어떠한 관계도 없음을 밝힌다.

AUTHOR CONTRIBUTION

Conceptualization: T.Y. Park, H.C. Jung, Data curation:. Y. Park, H.C. Jung, Methodology: T.Y. Park, K.M. Park, H.C. Jung, Projectadministration: H.C.Jung, Visualization: T.Y. Park, Writing-original draft: T.Y. Park, Writing-review & editing: T.Y. Park, K.M. Park, Y.M. Kim, J.M. Kim, H.C. Jung,

참고문헌

Abenza, Ó., Garcia-Retortillo, S., Vasileva, F., Hristovski, R., Ivanov, P. C., & Balagué, N. (2025). Networks of intermuscular coordination distinguish male and female responses to exercise. *Scientific Reports, 15*(1), 33901.

Agrawal, N., Kumar, A., Bajaj, V., & Singh, G. K. (2021). Design of digital IIR filter: A research survey. *Applied Acoustics*, *172*, 107669.

Albarracín, A. L., Farfán, F. D., Cano, L. A., Romero-Ante, J. D., Montenegro-Bravo, J. S., & Fernandez-Jover, E. (2025). Muscle networks dynamic in demanding postural tasks and visual feedback privation: A preliminary study. *Engineering Proceedings*, *81*(1), 6.

Assländer, L., & Peterka, R. J. (2014). Sensory reweighting dynamics in human postural control. *Journal of Neurophysiology*, *111*(9), 1852–1864.

Baccalá, L. A., & Sameshima, K. (2001). Partial directed coherence: A new concept in neural structure determination. *Biological Cybernetics*, *84*(6), 463–474.

Balagué, N., Hristovski, R., Almarcha, M., Garcia-Retortillo, S., & Ivanov, P. Ch. (2020). Network physiology of exercise: Vision and perspectives. *Frontiers in Physiology*, *11*, 611550.

Balagué, N., Hristovski, R., Almarcha, M., Garcia-Retortillo, S., & Ivanov, P. Ch. (2022). Network physiology of exercise: Beyond molecular and omics perspectives. *Sports Medicine - Open, 8*, 119.

Bartsch, R. P., Liu, K. K. L., Bashan, A., & Ivanov, P. Ch. (2015). Network physiology: How organ systems dynamically interact. *PLOS ONE*, *10*(11), e0142143.

Bastos, A. M., & Schoffelen, J.-M. (2015). A tutorial review of functional connectivity analysis methods and their interpretational pitfalls. *Frontiers in Systems Neuroscience*, *9*, 175.

Bizzi, E., & Cheung, V. C. K. (2013). The neural origin of muscle synergies. *Frontiers in Computational Neuroscience, 7*, 51.

Boonstra, T. W. (2013). The potential of corticomuscular and intermuscular coherence for research on human motor control. *Frontiers in Human Neuroscience*, *7*, 855.

Boonstra, T. W., & Breakspear, M. (2012). Neural mechanisms of intermuscular coherence: Implications for the study of human motor control. *Journal of Neurophysiology*, *107*(3), 796–807.

Boonstra, T. W., Danna-Dos-Santos, A., Xie, H. B., Roerdink, M., Stins, J. F., & Breakspear, M. (2015). Muscle networks: Connectivity analysis of EMG activity during postural control. *Scientific Reports*, *5*, 17830.

Boonstra, T. W., Faes, L., Kerkman, J. N., & Marinazzo, D. (2019). Information decomposition of multichannel EMG to map functional interactions in the distributed motor system. *NeuroImage*, *202*, 116093.

Borzelli, D., Cacciola, A., Cannistraci, C. V., Alito, A., Milardi, D., & d'Avella, A. (2025). Frequency-specific intermuscular coherence of synergistic muscles during an isometric force generation task. *Frontiers in Neural Circuits*, *19*, 1675012.

Buchanan, C. R., Bastin, M. E., Ritchie, S. J., Liewald, D. C., Madole, J. W., Tucker-Drob, E. M., Deary, I. J., & Cox, S. R. (2020). The effect of network thresholding and weighting on structural brain networks in the UK Biobank. *NeuroImage, 211*, 116443.

Bullmore, E., & Sporns, O. (2012). The economy of brain network organization. *Nature Reviews Neuroscience*, *13*(5), 336–349.

Cattaneo, L., & Parmigiani, S. (2021). Stimulation of different sectors of the human dorsal premotor cortex induces a shift from reactive to predictive action strategies and changes in motor inhibition: A dense transcranial magnetic stimulation (TMS) mapping study. *Brain Sciences*, *11*(5), 534.

Conway, B. A., Halliday, D. M., Farmer, S. F., Shahani, U., Maas, P., Weir, A. I., & Rosenberg, J. R. (1995). Synchronization between motor cortex and spinal motoneuronal pool during the performance of a maintained motor task in man. *The Journal of Physiology*, *489*(3), 917–924.

Dhawale, A. K., Smith, M. A., & Ölveczky, B. P. (2017). The role of variability in motor learning. *Annual Review of Neuroscience, 40*(1), 479–498.

Dideriksen, J. L., Negro, F., Falla, D., Kristensen, S. R., Mrachacz-Kersting, N., & Farina, D. (2018). Coherence of the surface EMG and common synaptic input to motor neurons. *Frontiers in Human Neuroscience*, *12*, 207.

Faes, L., Erla, S., & Nollo, G. (2012). Measuring connectivity in linear multivariate processes: Definitions, interpretation, and practical analysis. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, *2012*, 140513.

Farina, D., & Negro, F. (2015). Common synaptic input to motor neurons, motor unit synchronization, and force control. *Exercise and Sport Sciences Reviews*, *43*(1), 23–33.

Farina, D., Negro, F., & Dideriksen, J. L. (2014). The effective neural drive to muscles is the common synaptic input to motor neurons. *The Journal of Physiology*, *592*(16), 3427–3441.

Farmer, S. F., Bremner, F. D., Halliday, D. M., Rosenberg, J. R., & Stephens, J. A. (1993). The frequency content of common synaptic inputs to motoneurones studied during voluntary isometric contraction in man. *The Journal of Physiology*, *470*, 127–155.

Franklin, D. W., & Wolpert, D. M. (2011). Computational mechanisms of sensorimotor control. *Neuron*, *72*(3), 425–442.

Garcia-Retortillo, S., & Ivanov, P. C. (2022). Inter-muscular networks of synchronous muscle fiber activation. *Frontiers in Network Physiology*, *2*, 1059793.

Garcia-Retortillo, S., Abenza, Ó., Thiamwong, L., Xie, R., Gordon, M., Ivanov, P. C., & Brinkley, T. E. (2025). Case Report: Network physiology markers of inter-muscular interactions indicate reversal of age decline with exercise training. *Frontiers in Network Physiology*, *5*, 1686723.

Jiménez-Grande, D., Atashzar, S. F., Martinez-Valdes, E., & Falla, D. (2021). Muscle network topology analysis for the classification of chronic neck pain based on EMG biomarkers extracted during

walking. *PloS One*, *16*(6), e0252657.

Kerkman, J. N., Bekius, A., Boonstra, T. W., Daffertshofer, A., & Dominici, N. (2020). Muscle synergies and coherence networks reflect different modes of coordination during walking. *Frontiers in Physiology*, *11*.

Kerkman, J. N., Daffertshofer, A., Gollo, L. L., Breakspear, M., & Boonstra, T. W. (2018). Network structure of the human musculoskeletal system shapes neural interactions on multiple time scales. *Science Advances*, *4*(6), eaat0497.

Kerr, C. E., Agrawal, U., & Nayak, S. (2016). The effects of Tai Chi practice on intermuscular beta coherence and the rubber hand illusion. *Frontiers in Human Neuroscience*, *10*, 37.

Kivelä, M., Arenas, A., Barthelemy, M., Gleeson, J. P., Moreno, Y., & Porter, M. A. (2014). Multilayer networks. *Journal of Complex Networks*, *2*(3), 203–271.

Laine, C. M., & Valero-Cuevas, F. J. (2017). Intermuscular coherence reflects functional coordination. *Journal of Neurophysiology*, *118*(3), 1775–1783.

Lekkas, G., Vrochidou, E., & Papakostas, G. A. (2025). Time-frequency transformations for enhanced biomedical signal classification with convolutional Neural Networks. *BioMedInformatics*, *5*(1), 7.

Liu, J., Sheng, Y., & Liu, H. (2019). Corticomuscular coherence and its applications: A review. *Frontiers in Human Neuroscience*, *13*, 100.

Merel, J., Botvinick, M., & Wayne, G. (2019). Hierarchical motor control in mammals and machines. *Nature Communications*, *10*, 5489.

Mima, T., & Hallett, M. (1999). Corticomuscular coherence: A review. *Journal of Clinical Neurophysiology*, *16*(6), 501–511.

Mohr, M., Schön, T., von Tscharner, V., & Nigg, B. M. (2018). Intermuscular coherence between surface EMG signals is higher for monopolar compared to bipolar electrode configurations. *Frontiers in Physiology*, *9*, 566.

Muceli, S., & Merletti, R. (2024). frequency analysis of the surface EMG signal: Best practices. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, *79*, 102937.

Negro, F., Yavuz, U. Ş., & Farina, D. (2016). The human motor neuron pools receive a dominant slow-varying common synaptic input. *The Journal of Physiology, 594*(19), 5491-5505.

Newman M. E. (2006). Modularity and community structure in networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, *103*(23), 8577–8582.

O'Keeffe, R., Shirazi, S. Y., Bilaloglu, S., Jahed, S., Bighamian, R., Raghavan, P., & Atashzar, S. F. (2022). Nonlinear functional muscle network based on information theory tracks sensorimotor integration post stroke. *Scientific Reports, 12*(1), 13029.

Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T., Mulrow, C. D., Shamseer, L., & Moher, D. (2020). Mapping of reporting guidance for systematic reviews and meta-analyses generated a comprehensive item bank for future reporting guidelines. *Journal of Clinical Epidemiology*, *118*, 60–68.

Peterka, R. J. (2018). Sensory integration for human balance control. *Handbook of Clinical Neurology, 159*, 27–42

Proske, U., & Gandevia, S. C. (2012). The proprioceptive senses: Their roles in signaling body shape, body position and movement, and muscle force. *Physiological Reviews*, *92*(4), 1651–1697.

Roeder, L., Breakspear, M., Kerr, G. K., & Boonstra, T. W. (2024). Dynamics of brain-muscle networks reveal effects of age and somatosensory function on gait. *iScience*, *27*(3), 109162.

Roonizi, A. K., & Jutten, C. (2021). Forward–backward filtering and penalized least-squares optimization: A unified framework. *Signal Processing*, *178*, 107796.

Scott, S. H. (2012). The computational and neural basis of voluntary motor control and planning. *Trends in Cognitive Sciences*, *16*(11), 541–549.

Scott, S. H. (2016). A functional taxonomy of bottom-up sensory feedback processing for motor actions. *Trends in Neurosciences*, *39*(8), 512–526.

Ting, L. H., Chiel, H. J., Trumbower, R. D., & Allen, J. L. (2015). Neuromechanical principles underlying movement modularity and their implications for rehabilitation. *Neuron*, *86*(1), 38–54.

Weersink, J. B., de Jong, B. M., Halliday, D. M., & Maurits, N. M. (2021). Intermuscular coherence analysis in older adults reveals that gait-related arm swing drives lower limb muscles via subcortical and cortical pathways. *The Journal of Physiology, 599*(8), 2283–2298.

Weersink, J. B., Maurits, N. M., Halliday, D. M., & de Jong, B. M. (2022). Time-dependent directional intermuscular coherence analysis reveals that forward and backward arm swing equally drive the upper leg muscles during gait initiation. *Gait & Posture*, *92*, 290–293.

Wilke, J., Schleip, R., Klingler, W., Stecco, C., & Banzer, W. (2018). Not merely a protective packing organ? A review of fascia and its force transmission capacity. *Journal of Applied Physiology, 124*(1), 234–244.

Wolpert, D. M., Diedrichsen, J., & Flanagan, J. R. (2011). Principles of sensorimotor learning. *Nature Reviews Neuroscience, 12*(12), 739–751.

Wu, H. G., Miyamoto, Y. R., Gonzalez Castro, L. N., Ölveczky, B. P., & Smith, M. A. (2014). Temporal structure of motor variability is dynamically regulated and predicts motor learning ability. *Nature Neuroscience*, *17*(2), 312–321.

근전도 기반 근육 간 결합 및 근육 네트워크 분석: 서술적 고찰

박태영[1], 박경모[2], 김영미[3], 김지민[4], 정현철[5*]

[1]경희대학교, 체육학과, 박사수료
[2]경희대학교, 생체의공학과, 교수
[3]경희대학교, 무용학부, 교수
[4]경희대학교, 체육학과, 석사
[5]경희대학교, 스포츠지도학과, 부교수

*교신저자: 정현철(jhc@khu.ac.kr)

[목적] 본 서술적 고찰은 근육 간 결합과 근육 네트워크 분석을 다룬 최근 인간 대상 근전도 연구를 검토하여, 해당 연구들의 개념적 근거, 해석상의 전제, 분석 절차를 정리하고자 하였다. 또한 연구 간 비교 가능성을 높이고 분석 절차의 보고를 보다 명확하고 일관되게 하기 위한 분석 단계별 보고 항목을 제안하고자 하였다.
[방법] 포함 기준을 충족한 15편의 연구를 검토 대상으로 선정하였다. 각 연구는 전처리, 결합 지표, 주파수 대역 선택, 네트워크 구성, 임계값 설정, 방향성 분석, 비교 단위를 중심으로 검토하였다.
[결과] 포함된 연구들은 전처리, 결합 지표, 주파수 대역 선택, 네트워크 구성, 임계값 설정, 방향성 분석, 비교 단위에서 서로 다른 방식을 사용하였다. 이러한 방법론적 차이는 단순한 한계가 아니라, 과제 요구, 참여자 특성, 측정 근육, 신호 특성, 분석 목적이 연구마다 다르다는 점을 반영한다. 또한 결합 지표는 시간 영역 공변동, 주파수 특이적 동기화, 교차 주파수 상호작용, 비선형 의존성, 방향성 영향 등 근육 간 관계의 서로 다른 특성을 반영하였다.
[결론] 근육 네트워크 결과는 생리학적 요인과 방법론적 요인에 의해 형성되는 과제 의존적 결합 구조로 해석되어야 한다. 따라서 이를 단일 신경 기전을 직접적으로 나타내는 지표로 해석하는 것에는 주의가 필요하다. 본 고찰은 근전도 자료 준비, 결합 추정, 행렬 구성 기준, 네트워크 구성, 그래프 지표, 조건 또는 집단 비교에 대한 분석 단계별 보고 항목을 제안한다. 이러한 보고 항목은 운동과학 연구에서 분석 절차 보고의 명확성과 재현성, 연구 간 비교 가능성을 높이는 것에 기여할 수 있다.

주요어
근전도, 근육 간 결합, 근육 네트워크, 재현성

※ 이 연구는 2025학년도 경희대학교 교비 연구비 지원에 의한 결과임(KHU-20251454).