

СЕТЕВАЯ ОРГАНИЗАЦИЯ ПСИХОФИЗИОЛОГИЧЕСКИХ МЕХАНИЗМОВ ЗРИТЕЛЬНОЙ РАБОЧЕЙ ПАМЯТИ И ПОДВИЖНОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Е.И. Демкина, ✉ М.Е. Михейкин, Т.А. Горшкова, В.М. Алексеева, Д.М. Тарасова, Д.Г. Митюрёва, С.М. Скрипкина, В.Д. Абросимова, А.А. Кисельников

Московский Государственный Университет имени М. В. Ломоносова, Москва, Россия

В работе применён сетевой анализ ЭЭГ для оценки связи функциональной организации мозга со зрительной рабочей памятью и подвижным интеллектом. Рассматривались сетевые метрики на глобальном, среднем и локальном уровнях. Дополнительно обучена модель машинного обучения, достоверно предсказывающая уровень подвижного интеллекта, что демонстрирует прогностическую значимость сетевой архитектуры мозга.

Ключевые слова: зрительная рабочая память, подвижный интеллект, сетевая нейронаука, ЭЭГ, машинное обучение

Личные вклады авторов: Демкина Е.И. – разработка модели машинного обучения, сбор и обработка данных, Михейкин М.Е. – разработка дизайна исследования невербального интеллекта, сбор и обработка данных, Горшкова Т.А. – разработка дизайна исследования зрительной рабочей памяти, сбор и обработка данных, Алексеева В.М. – подготовка литературного обзора, сбор и обработка данных, Тарасова Д.М. – подготовка литературного обзора, сбор и обработка данных, Митюрёва Д.Г. – написание скрипта для обработки данных, обработка данных, Скрипкина С.М. – подготовка заявки в этический комитет, сбор и обработка данных, Абросимова В.Д. – подготовка заявки в этический комитет, сбор и обработка данных, Кисельников А.А. – организация работы научно-исследовательской группы, сбор и обработка данных

Финансирование: Исследование выполнено и финансирование произведено в рамках государственного задания МГУ имени М.В. Ломоносова "Методология и разработка инновационных методов и информационных технологий научно-исследовательской, образовательной и практической деятельности психолога. Когнитивные процессы и функциональные состояния: общепсихологический и психофизиологический анализ", номер ЦИТИС 122031100322-5

Конфликт интересов: Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи

Соблюдение этических норм: Протокол исследования был одобрен этической комиссией МГУ; номер заявки №5-h V.3. Все участники исследования подписывали информированное согласие

Выражение признательности: Выражаем признательность за консультации по обработке данных Адамовичу Т.В., Комаровой А.В. и Манаенкову А.Е., за помощь в подготовке стимулов – Щербаковой Е.Т., за помощь в сборе данных – Бородкиной А.С., Верхолаз Д.М., Вовненко А.Е., Зубко В.М., Кабановой П.И., Каширину В.А., Коробковой А.А., Кривченковой Е.В., Обрящикову И.Е., Сафоновой М.И., Терличенко Е.О., Ударцевой В.К., Усаевой Е.М., Фридт Е.Д. и Цимбалюк Е.В.

✉ **Для корреспонденции:** Демкина Екатерина Игоревна; kininiki2001@gmail.com

Статья получена: 31.08.2025 **Статья принята к печати:** 22.12.2025 **Опубликована онлайн:** 10.02.2026

DOI: 10.24075/vmedpsy.2026-01.04

NETWORK ORGANIZATION OF PSYCHOPHYSIOLOGICAL MECHANISMS OF VISUAL WORKING MEMORY AND FLUID INTELLIGENCE

Demkina E I , Mikheikin M E, Gorshkova T A, Alekseeva V M, Tarasova D M, Mitiureva D G, Skripkina S M, Abrosimova V D, Kiselnikov A A
Lomonosov Moscow State University, Moscow, Russia

The study employed EEG network analysis to investigate the relationship between the brain's functional organization, visual working memory and fluid intelligence. Network metrics were assessed at the global, meso-, and local levels. A machine learning model reliably estimated fluid intelligence, demonstrating the predictive value of the brain's network architecture.

Ключевые слова: visual working memory, fluid intelligence, cognitive neuroscience, EEG, machine learning

Personal contributions by authors: Demkina E I – Development of machine learning models, data collection and processing, Mikheikin M E – development of non-verbal intelligence study design, data collection and processing, Gorshkova T A – Development of visual working memory study design, data collection and processing, Alekseeva V M – preparation of literature review, data collection and processing, Tarasova D M – preparation of literature review, data collection and processing, Mityureva D G – Writing a script for data processing, data processing, Skripkina S M – preparation of applications to the ethics committee, data collection and processing, Abrosimova V D – preparation of applications to the ethics committee, data collection and processing, Kiselnikov A A – organization of the research group work, data collection and processing

Funding: The study was conducted and funded within the framework of the state assignment of Lomonosov Moscow State University "Methodology and development of innovative methods and information technologies for scientific research, educational and practical activities of a psychologist. Cognitive processes and functional states: general psychological and psychophysiological analysis", number CITIS 122031100322-5

Conflict of interest: The authors declare no obvious or potential conflicts of interest related to the publication of this article

Compliance with ethical standards: The study protocol was approved by the Ethics Committee of Moscow State University; application number 5-h V.3. All study participants signed informed consent

Acknowledgments: We express our gratitude to Adamovich T V, Komarova A V, and Manaenkov A.E. for their consultations on data processing, to Shcherbakova E T for assistance in preparing the stimuli, and to Borodkina A S, Verkholaz D M, Vovnenko A E, Zubko V M, Kabanova P I, Kashirin V A, Korobkova A A, Krivchenkova E V, Obryashchikov I E, Safonova M I, Terlichenko E O, Udartseva V K, Usayeva E M, Fridt E D and Tsymbalyuk E V for assistance in collecting the data

 **For correspondence:** Ekaterina Igorevna Demkina; kininiki2001@gmail.com

Article received: 31.08.2025 **Article accepted for publication:** 22.12.2025 **Published online:** 10.02.2026

DOI: 10.24075/vmedpsy.2025-04.04

ВВЕДЕНИЕ

Изучение психофизиологических коррелятов подвижного интеллекта и зрительной рабочей памяти важно для понимания нейронных механизмов индивидуальных различий и поиска объективных индикаторов когнитивной эффективности. Сетевой подход к ЭЭГ позволяет реконструировать функциональные сети мозга и количественно их описывать. В настоящем исследовании использованы современные методы машинного обучения, что даёт возможность не только глубже анализировать механизмы интеллекта, но и осуществлять прогноз его уровня по характеристикам мозговых паттернов.

Цели: 1. С помощью корреляционных методов проверить наличие связей между сетевыми метриками ЭЭГ и эффективностью зрительной рабочей памяти (ЗРП) на глобальном, среднем и локальном уровнях с учётом вариаций частотных диапазонов и порогов отсечения слабых связей. 2. С помощью корреляционных методов проверить наличие связи между сетевыми метриками ЭЭГ и уровнем подвижного интеллекта (ПИ) на глобальном, среднем и локальном уровнях в условиях: а. состояния покоя, б. при когнитивной нагрузке, с. при решении задач Равена. 3. Построить и валидировать модель машинного обучения, предсказывающую уровень ПИ по сетевым метрикам функциональной связности.

Гипотезы: 1. Существует связь сетевых метрик ЭЭГ с эффективностью зрительной рабочей памяти (ЗРП) на глобальном, среднем и локальном уровнях с учётом частотных диапазонов и порогов отсечения слабых связей. 2. Существует связь сетевых метрик ЭЭГ с уровнем подвижного интеллекта (ПИ) на глобальном, среднем и локальном уровнях в разных условиях: а) в состоянии покоя; б) при когнитивной нагрузке; с) во время решения матриц Равена. 3. ПИ поддаётся прогнозированию по сетевым метрикам функциональной мозговой связности с использованием модели машинного обучения.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Во время исследования проводилась запись 60-канальной электроэнцефалограммы (ЭЭГ) по схеме 10-10 при помощи электроэнцефалографа «Нейро-КМ», производства фирмы «Статокин». Регистрация производилась в двух условиях: при состоянии покоя и при когнитивной нагрузке (вычитание из 1000 по 7 с открытыми и закрытыми глазами, решение матриц Равена и решение задачи 2-back – с открытыми глазами). Задачи на когнитивную деятельность: 2-back, прогрессивные матрицы Равена плюс (SPM Plus) [1]. Записи ЭЭГ были обработаны в программах Brainstorm, Matlab, использован скрипт на языке Python 3.10 (пакет mne). Записи были отфильтрованы в диапазоне 0.5 – 30 Гц, артефакты были удалены с помощью метода независимых компонент и алгоритма ALICE. Методом sLORETA были восстановлены 68 корковых источников по атласу Desikan-Killiany [2]. Была рассчитана функциональная связность с помощью взвешенного индекса фазовой

задержки (weighted phase lag index, wPLI) [3] в четырех частотных диапазонах: 4–8 Гц (тета-ритм), 8–13 Гц (альфа-ритм), 13–30 Гц (бета-ритм) и 4–30 Гц. Был произведен расчёт взвешенных и пороговых графов по матрицам ЭЭГ-связности. Оценивалась чувствительность метрик на широком диапазоне порогов отсечения слабых связей (10–90%). Расчёт корреляций был произведен по методу Спирмена.

Сетевые метрики, рассчитанные для изучения эффективности ЗРП и ПИ при решении матриц Равена: SWI (Small World Index, Индекс малого мира), модульность, стандартный и нормализованный коэффициент кластеризации (Clustering Coefficient, CC/Normal CC), характеристическая длина пути (Characteristic Path Length, CPL), локальная эффективность, сила вершины, оценки центральности - центральность собственного вектора и степень посредничества. Проводился анализ попарной связности (ROI-ROI) в заранее определенном наборе из 9 областей интереса (ROI), релевантных ЗРП, и из 10 областей интереса (ROI), релевантных ПИ, выделенных по фМРТ мета-анализам (атлас Desikan-Killiany).

Для исследования эффективности ПИ в состоянии покоя и при когнитивной нагрузке оценивались глобальные сетевые метрики – SWI (Small World Index, Индекс малого мира), модульность, стандартный и нормализованный коэффициент кластеризации (Clustering Coefficient, CC/Normal CC), характеристическая длина пути (Characteristic Path Length, CPL).

Для прогнозирования уровня подвижного интеллекта использовалась полносвязная нейросеть прямого распространения (PyTorch, Python 3.0/Jupyter) для регрессии по векторизованным матрицам ЭЭГ-связности 68x68 из 4 состояний (покой/нагрузка × открытые/закрытые глаза) и 4 диапазонов (4–8; 8–13; 13–30; 4–30 Гц) — 16 матриц на участника; N = 92 (обучение 73, тест 19). Архитектура: линейные слои с ReLU и Dropout; оптимизация SGD (lr = 0,01), функция потерь MAE; стандартизация (StandardScaler), метрики R², MAE и Спирмен (из-за непроверенной нормальности). Обучение: 200 эпох, batch = 64.

Выборка: 1. Для ЗРП и процесса решения задач на подвижный интеллект: 74 участников, 13 мужчин, 61 женщина, без неврологических и психиатрических заболеваний. Возраст – от 18 до 27 лет, средний возраст – 19,2 ± 1,6 года. 2. Для корреляции подвижного интеллекта с метриками фона и для машинного обучения: 92 участника, 48 мужчин, 44 женщины, без неврологических и психиатрических заболеваний. Возраст – от 18 до 35 лет, средний возраст – 20,9 лет. Эксперименты были проведены с соблюдением этических норм.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Зрительная рабочая память. В задаче 2-back глобальные метрики сети не коррелируют с точностью выполнения. На среднем уровне более высокая эффективность ЗРП связана с меньшей центральностью ряда лобных узлов, прежде всего покрывочной части левой

нижней лобной извилины: центральность по собственному вектору в альфа-диапазоне при порогах 0–90% (r от -0.45 до -0.34 , $p < 0.05$) и в диапазоне 4–30 Гц при 0–90% (r от -0.36 до -0.34 , $p < 0.05$); сила вершины в альфа-диапазоне при 0–70% (r от -0.42 до -0.39 , $p < 0.05$); локальная эффективность в альфа-диапазоне при 60–70% (r от -0.39 до -0.38 , $p < 0.05$); степень посредничества в альфа-диапазоне при 70% ($r = -0.41$, $p < 0.05$). Также снижена локальная эффективность левой верхней лобной извилины в диапазоне 4–30 Гц при 80–90% ($r = -0.37$, $p < 0.05$). На локальном уровне эффективность ЗРП обратно связана с межполушарной связностью между правой и левой каудальной средней лобной извилиной (в альфа-диапазоне $r = -0.43$, $p = 0.02$; в бета-диапазоне $r = -0.40$, $p = 0.04$), что согласуется с идеей подавления избыточной межполушарной синхронизации и более избирательного, «распределённого» по полушариям контроля при успешной ЗРП. Таким образом, для ЗРП лучшая эффективность достигается при сниженной межполушарной синхронизации в лобных зонах и меньшей центральности отдельных фронтальных узлов — это профиль «экономной» сети, избегающей перегрузки хабов и перераспределяющей контроль.

Исследование подвижного интеллекта с помощью коррелятивных методов.

Состояние покоя. 1. Оценка подвижного интеллекта отрицательно коррелирует с SWI при открытых и закрытых глазах ($r = -0.27$ и $r = -0.21$; $p < 0.05$) и с модулярностью при открытых глазах ($r = -0.24$; $p < 0.05$) в тета-диапазоне. 2. Оценка подвижного интеллекта положительно коррелирует с SWI ($r = 0.21$; $p < 0.05$) при закрытых глазах в бета-диапазоне. Данные результаты отражают частотно-зависимую оптимальность исходной конфигурации сети для последующей перестройки.

Когнитивная нагрузка. Балл подвижного интеллекта положительно коррелирует с SWI в альфа-диапазоне ($r = 0.26$; $p < 0.05$) при открытых глазах. Это подчёркивает значимость баланса интеграции/сегрегации именно в условиях активной обработки.

Решение матриц Равена, сетевые уровни. На глобальном уровне анализа метрики SWI и Normal CC отрицательно коррелируют с продуктивностью ($r = -0.43$; $p = 0.004$) при высоком пороге (90 %). На среднем уровне анализа сниженная центральность левой ростральной средней лобной извилины (центральность собственного вектора и степень посредничества) ассоциирована с высокой продуктивностью ($r = -0.33$, $p = 0.008$ и $r = -0.31$, $p = 0.019$ соответственно). На ло-

кальном уровне анализа ослабление связи между левой верхней лобной извилиной и левой ростральной средней лобной извилиной соотносится с большей эффективностью сети (альфа-диапазон: $r = -0.43$, $p = 0.006$; общий диапазон 4–30 Гц: $r = -0.42$, $p = 0.011$). Данные результаты поддерживают гипотезу нейронной эффективности [4] и «гибкой деспециализации»: избыточная локальная связность мешает глобальной интеграции.

Исследование подвижного интеллекта с помощью машинного обучения. Корреляция Спирмена между предсказанными баллами интеллекта и настоящими — $r = 0.48$, $p = 0.039$; MAE = 4.607; $R^2 = 0.196$. Наибольший вклад в эффективность прогнозирования подвижного интеллекта дают связи, интегрирующие височно-префронтальные, зрительно-теменные и медиальные (в т.ч. энторинальная кора) системы, что согласуется с сетевой природой предсказуемости ПИ.

ВЫВОДЫ

1. Зрительная рабочая память. Эффективность ЗРП в задаче 2-back характеризуется сниженной центральностью покрывающей части левой нижней лобной извилины и сниженной локальной эффективностью левой верхней лобной извилины, а также ослаблением межполушарной связности между правой и левой средней лобной извилиной (в альфа- и бета-диапазонах).

2. Исследование подвижного интеллекта с помощью корреляционных методов.

а. Подвижный интеллект. Состояние покоя. Уровень ПИ отрицательно связан в тета-диапазоне в покое при открытых и закрытых глазах с SWI и в покое при открытых глазах с модулярностью, и положительно при закрытых глазах — с SWI в бета-диапазоне в покое.

б. Подвижный интеллект. Когнитивная нагрузка. При когнитивной нагрузке при открытых глазах уровень ПИ положительно связан с SWI в альфа-диапазоне.

с. Подвижный интеллект. Решение матриц Равена. Продуктивность мышления при решении матриц Равена связана со снижением SWI/Normal CC при высоких порогах отсека шума, сниженной центральностью левой ростральной средней лобной извилины и сниженной связностью левой верхней лобной извилины и ростральной частью левой средней лобной извилины.

3. Модель машинного обучения, полученная на матрицах ЭЭГ-связности, значимо предсказывает уровень подвижного интеллекта, что подчеркивает предсказательную ценность сетевой архитектуры.

Литература

1. Barbey, A. K. (2018). Network Neuroscience Theory of Human Intelligence. *Trends in Cognitive Sciences*, 22(1), 8–20. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2017.10.001>
2. Desikan, R. S., Ségonne, F., Fischl, B., Quinn, B. T., Dickerson, B. C., Blacker, D., Buckner, R. L., Dale, A. M., Maguire, R. P., Hyman, B. T., Albert, M. S., & Killiany, R. J. (2006). An automated labeling system for subdividing the human cerebral cortex on MRI scans into gyral based regions of interest. *NeuroImage*, 31(3), 968–980. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2006.01.021>
3. Raven, J. C., & Court, J. H. (2012). *Raven's Progressive Matrices and Vocabulary Scales*. Oxford Psychologists Press.
4. Vinck, M., Oostenveld, R., van Wingerden, M., Battaglia, F., & Pennartz, C. M. (2011). An improved index of phase-synchronization for electrophysiological data in the presence of volume-conduction, noise and sample-size bias. *NeuroImage*, 55(4), 1548–1565. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2011.01.055>

References

1. Barbey, A. K. (2018). Network Neuroscience Theory of Human Intelligence. *Trends in Cognitive Sciences*, 22(1), 8–20. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2017.10.001>
2. Desikan, R. S., Ségonne, F., Fischl, B., Quinn, B. T., Dickerson, B. C., Blacker, D., Buckner, R. L., Dale, A. M., Maguire, R. P., Hyman, B. T., Albert, M. S., & Killiany, R. J. (2006). An automated labeling system for subdividing the human cerebral cortex on MRI scans into gyral based regions of interest. *NeuroImage*, 31(3), 968–980. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2006.01.021>
3. Raven, J. C., & Court, J. H. (2012). *Raven's Progressive Matrices and Vocabulary Scales*. Oxford Psychologists Press.
4. Vinck, M., Oostenveld, R., van Wingerden, M., Battaglia, F., & Pennartz, C. M. (2011). An improved index of phase-synchronization for electrophysiological data in the presence of volume-conduction, noise and sample-size bias. *NeuroImage*, 55(4), 1548–1565. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2011.01.055>