

Рефлексивный индекс ϕ как эвристическая модель формализуемости сознания: валидация на 265 956 эпохах и клинические перспективы

Часть методологической триады «Теория — Принцип — Эмпирика»

Теоретический уровень: `cognitive_shadow_core.md`,

`cognitive_shadow_dynamics.md`

Методологический уровень:

Формальная_теория_наблюдаемых_границ_сознания.md

Авторы: Калинин В.С.

Аффилиация: Независимый исследователь (ORCID: 0009-0003-0610-5137)

Контакты: kalera77@gmail.com

Дата: Июль 2026

DOI (предыдущая версия): 10.5281/zenodo.21322891 **Ключевые слова:** сознание, синдром запертого человека, нарушения сознания, ЭЭГ-биомаркер, рефлексивный индекс, тета-ритм, метакогниция, формальная верификация, протокол FORCED_REPORT

Аннотация

Цель. Разработка и эмпирическая оценка рефлексивного индекса ϕ как объективного ЭЭГ-показателя, связанного с формализуемостью сознания, для дифференциальной диагностики синдрома запертого человека (LIS) и нарушений сознания (DoC).

Методы. На основе формальной теории когнитивной тени предложен индекс $\phi = (C \cdot S \cdot I)^{1/3}$ как **эвристическая модель 1-го порядка**, где C — пропускная способность, S — избирательность (отношение сигнал/шум в тета-диапазоне 4–8 Гц), I — целостность (когерентность фронто-окципитальных отведений). Проведена валидация на 265 956 эпохах из 9 независимых датасетов с кросс-валидацией по субъектам (GroupKFold). Выполнено сравнение пяти вариантов агрегации компонент и проверка корреляций с клинической шкалой CRS-R. Дополнительно оценены новые динамические параметры: осознанность (A), временная когерентность (T) и гибкость (F).

Результаты. (1) Индекс ϕ достоверно различает LIS и здоровых добровольцев ($AUC = 0.947 \pm 0.081$), важнейший вклад вносит пропускная способность C (важность 0.826). (2) Различение групп DOC скромнее: VS vs MCS+ $AUC = 0.803 \pm 0.187$, MCS- vs MCS+ $AUC = 0.848 \pm 0.122$, VS vs MCS- $AUC = 0.742 \pm 0.149$. (3) Корреляции ϕ с CRS-R статистически незначимы (все $p > 0.05$) для всех пяти формул агрегации; тест Краскела-Уоллиса не выявил различий между группами DOC ($p = 0.152$). (4) Подтверждён гистерезис при анестезии ($p = 0.902$ между LOC и ROC). (5) Параметр осознанности A показал значимую связь между ϕ и субъективной уверенностью в метакогнитивной задаче ($p = 0.045$). (6) Параметры T и F не подтвердили ожидаемых различий в исследованных данных (DOC, CLIS, сон), за

исключением повышенной вариабельности ϕ в REM-сне ($p < 0.001$).

Заключение. Индекс ϕ является многообещающим эвристическим биомаркером для детекции LIS, но не валидирован как клинический показатель для градации нарушений сознания. Протокол FORCED_REPORT, использующий мультимодальное голосование, остаётся логически обоснованным и требует проспективной валидации. Модель рассматривается как первое приближение, открывающее путь к матричным и динамическим расширениям.

1. Введение

1.1. Клиническая проблема

Диагностика нарушений сознания у пациентов с тяжёлыми двигательными нарушениями остаётся одной из самых сложных задач нейрореаниматологии. Особую проблему представляет синдром запертого человека (LIS) – состояние полного паралича при сохранном сознании. По данным систематических обзоров, до 40 % пациентов с LIS изначально ошибочно классифицируются как вегетативное состояние (VS) [1, 2]. Поведенческие шкалы (CRS-R) имеют чувствительность и специфичность не выше 70–80 % при отсутствии двигательных реакций, а межэкспертная вариабельность достигает 20–30 % [3]. Функциональная МРТ и ПЭТ дороги, малодоступны у постели больного [4]. Системы «мозг–компьютер» требуют длительной калибровки и дают ложноотрицательные результаты из-за утомления [5].

1.2. Теоретическая основа: теория когнитивной тени

Работа опирается на формальную теорию когнитивной тени [6, 7], которая постулирует принципиальную ненаблюдаемость субъективного опыта (тени) и существование его измеримых сигнатур в физическом мире. Теорема 1' устанавливает неполноту формального представления, недоказуемость существования опыта и нередуцируемость передачи. Теорема 8 предсказывает необратимую деградацию рефлексивной формализуемости при хроническом дисбалансе интерфейсов. Теорема 9 описывает метакогнитивный коллапс, когда волевое усилие становится контрпродуктивным.

Для операционализации формализуемости в настоящей работе используется **эвристическая модель 1-го порядка**, аппроксимирующая свойства интерфейсов через три скалярных параметра:

- **Пропускная способность (C)** – нормированная мощность широкополосного сигнала (0.5–45 Гц).
- **Избирательность (S)** – отношение мощности тета-диапазона (4–8 Гц) к остаточной мощности.
- **Целостность (I)** – средняя когерентность между фронтальными и затылочными отведениями в тета-диапазоне.

Интегральный индекс $\phi = (C \cdot S \cdot I)^{(1/3)}$ является **рабочим приближением**, а не строгим

выводом из теории. Выбор геометрического среднего обусловлен его свойством математического вето, однако альтернативные способы агрегации также протестированы. Матричная модель 2-го порядка (учёт специфических интерфейсов) и динамические параметры (устойчивость R, когерентность T, осознанность A, гибкость F) представлены как перспективные расширения.

Выбор тета-диапазона обоснован его связью с метакогницией, рабочей памятью и глобальным доступом [8–10].

1.3. Цель исследования

Провести масштабную эмпирическую валидацию рефлексивного индекса ϕ на 265 956 эпохах из 9 независимых датасетов с корректной кросс-валидацией по субъектам, сравнить различные формулы агрегации, оценить связь с клиническими шкалами и проверить динамические гипотезы (A, T, F).

2. Методы

2.1. Датасеты

Использованы 9 открытых датасетов после стандартной предобработки и удаления артефактов. Критерии включения: длительность записи ≥ 30 мин, доля артефактных эпох $< 20\%$, отсутствие эпилептиформной активности, искажающей спектральный анализ. Характеристики датасетов приведены в Таблице 1.

Таблица 1. Характеристики датасетов

Датасет	Эпох (N)	Клиническая группа	Каналы	Частота, Гц
CAP Sleep	86 479	Стадии сна	20	128
BBBD	65 069	Здоровые	32	256
DOC	2 520	VS, MCS–, MCS+	64	512
CLIS	2 499	LIS	64	512
Pereira	666	Метакогнитивная задача	32	256
Anesthesia	1 200	Baseline, LOC, ROC	32	256
ds003838	99 462	Здоровые	32	256
Sleep-EDF	7 947	Стадии сна	20	100
Epilepsy	114	Иctalная/интериктальная	64	512
Итого	265 956	—	—	—

2.2. Предобработка и вычисление индекса

Предобработка:

- Полосовой фильтр 0.5–45 Гц (Баттерворт 4-го порядка).

- Удаление артефактов ICA.
- Режекция эпох с амплитудой >100 мкВ.
- Сегментация на 5-секундные эпохи с перекрытием 50 %.

Компоненты:

- $C = P_{total} / \max(P_{total})$ – нормированная мощность.
- $S = P_{\theta} / (P_{total} - P_{\theta})$ – отношение сигнал/шум.
- $I = \text{mean}(\text{Coh}(\text{frontal}, \text{occipital}))$ – средняя когерентность между F3/F4/Fz и O1/O2/Oz.

Интегральный индекс (эвристическая модель 1-го порядка):

$$\phi = (C \cdot S \cdot I)^{(1/3)}.$$

Дополнительно проверены четыре альтернативные формулы: арифметическое среднее, гармоническое среднее, взвешенное среднее (веса калибровались по важности признаков), минимум. Все формулы вычислялись на тех же эпохах.

2.3. Сравнение с существующими биомаркерами

Для каждой эпохи вычислены: сложность Лемпеля-Зива (LZC), пермутационная энтропия (PeEn, d=3, $\tau=1$) и спектральная энтропия (SpEn) [11–13]. Корреляции Спирмена с ϕ оценены с 95% ДИ (бутстрап 1000 итераций).

2.4. Динамические параметры (A, T, F)

A (Awareness, осознанность) – связь между ϕ и субъективной уверенностью в метакогнитивной задаче (датасет Pereira). Модель: $\text{confidence} \sim \phi + (\phi | \text{subject})$ (смешанная модель с случайными наклонами).

T (Temporal Coherence, временная когерентность) – коэффициент вариации (CV) ϕ в скользящем окне. Оценка влияния состояния на CV проводилась смешанными моделями: для CAP – $\text{CV} \sim \text{stage} + (1 | \text{subject})$, для DOC – $\text{CV} \sim \text{diagnosis} + (1 | \text{case})$, для CLIS – $\text{CV} \sim \text{group} + (1 | \text{subject})$, для Pereira – $\text{CV} \sim \text{correct} + \text{confidence} + \text{interaction} + (1 | \text{subject})$.

F (Flexibility, гибкость) – изменение ϕ (логит-преобразование) при переходах между стадиями сна в CAP: $F_{\log} \sim \text{transition_type} + (1 | \text{subject})$. Дополнительно проверена модель с квадратичным эффектом.

2.5. Статистический анализ

- Кросс-валидация: 5-кратная стратифицированная GroupKFold (разбиение по субъектам, эпохи одного пациента не распределяются по разным фолдам).
- Модели: Logistic Regression (L2-регуляризация), Random Forest (100 деревьев, max_depth=10), SVM (RBF-ядро).
- Сравнение групп DOC: тест Краскела-Уоллиса, попарно Манн-Уитни с поправкой Бонферрони.
- Корреляции: Спирмен с бутстраповскими ДИ.

- Смешанные модели: реализованы в statsmodels (MixedLM) с REML-оценкой.

3. Результаты

3.1. Описательная статистика

Средние значения ϕ по датасетам приведены в Таблице 2. LIS демонстрирует наибольший средний ϕ (0.301) среди клинических групп, что превышает показатель здоровых добровольцев (0.269). В DOC средний $\phi = 0.171$, в глубоком сне (Sleep-EDF) – минимален (0.023).

Таблица 2. Статистика ϕ по датасетам

Датасет	N эпох	Mean ϕ	Std	Min	Max
CLIS (LIS)	2 499	0.301	0.073	0.133	0.612
BBBD (здоровые)	65 069	0.269	0.054	0.098	0.638
DOC (все)	2 520	0.171	0.046	0.052	0.347
CAP Sleep	86 479	0.172	0.066	0.020	0.628
Pereira	666	0.410	0.059	0.250	0.567
Anesthesia	1 200	0.578	0.182	0.296	0.724
ds003838	99 462	0.522	0.053	0.000	0.779
Sleep-EDF	7 947	0.023	0.004	0.011	0.033
Epilepsy	114	0.337	0.087	0.180	0.586

Внутри DOC (Таблица 3) средние значения: VS = 0.168, MCS– = 0.154, MCS+ = 0.189. Тест Краскела-Уоллиса не выявил значимых различий между группами ($H = 3.77$, $p = 0.152$). Попарные сравнения после поправки Бонферрони также незначимы (все $p > 0.05$).

Таблица 3. Статистика ϕ по подгруппам DOC

Группа	N эпох	Mean ϕ	Std	Median
VS	1 800	0.168	0.049	0.161
MCS–	240	0.154	0.030	0.156
MCS+	480	0.189	0.036	0.182

3.2. Сравнение формул агрегации: корреляции с CRS-R

Пять вариантов индекса ϕ были сопоставлены с клинической шкалой CRS-R (первое обследование) у пациентов DOC. Ни одна формула не показала статистически значимой корреляции (Таблица 4). Тест Краскела-Уоллиса для разделения групп DOC также не дал значимых результатов для всех формул ($p > 0.10$).

Таблица 4. Корреляции различных формул ϕ с CRS-R

Формула	ρ (Spearman)	95% ДИ	p-value
Геометрическое среднее	0.226	[-0.09, 0.51]	0.161
Арифметическое среднее	0.238	[-0.08, 0.53]	0.139
Гармоническое среднее	0.205	[-0.12, 0.49]	0.205
Минимум	0.165	[-0.16, 0.45]	0.309
Взвешенное среднее	0.217	[-0.10, 0.50]	0.179

3.3. Корреляции с существующими биомаркерами

Индекс ϕ показал умеренные положительные корреляции с LZC, PeEn и SpEn (Таблица 5), что подтверждает его родство с существующими мерами сложности, но не идентичность (ρ далеки от 1).

Таблица 5. Корреляции ϕ с LZC, PeEn, SpEn (по всем данным)

Биомаркер	ρ	95% ДИ	p-value
LZC	0.612	[0.608, 0.616]	<0.001
PeEn	0.589	[0.585, 0.593]	<0.001
SpEn	0.534	[0.530, 0.538]	<0.001

3.4. ML-классификация с GroupKFold

Результаты кросс-валидации по субъектам для всех бинарных задач представлены в Таблице 6. Наилучшая модель для большинства задач – логистическая регрессия (L2). Для DOC-задач AUC варьируется от 0.742 (VS vs MCS–) до 0.848 (MCS– vs MCS+). CLIS vs healthy показал AUC = 0.947. Контрольные задачи (эпилепсия, пол, рука, стадии сна) дали AUC вблизи 0.5, что подтверждает специфичность индекса.

Таблица 6. Результаты классификации (GroupKFold)

Задача	N эпох	N пациентов	Лучшая модель	AUC (mean $\pm$ std)	Acc (mean $\pm$ std)
CLIS vs healthy	2 499	16	Logistic Regression	0.947 $\pm$ 0.081	0.835 $\pm$ 0.156
MCS– vs MCS+	720	12	Logistic Regression	0.848 $\pm$ 0.122	0.759 $\pm$ 0.096
VS vs MCS+	2 280	38	Logistic Regression	0.803 $\pm$ 0.187	0.665 $\pm$ 0.124
VS vs MCS–	2 040	34	Logistic Regression	0.742 $\pm$ 0.149	0.681 $\pm$ 0.086
ictal vs interictal	112	57	Logistic Regression	0.569 $\pm$ 0.038	0.572 $\pm$ 0.017
BBBD student vs non-student	65 069	48	Random Forest	0.471 $\pm$ 0.095	0.653 $\pm$ 0.076
ds003838: Male vs Female	99 462	65	SVM (RBF)	0.556 $\pm$ 0.143	0.600 $\pm$ 0.092
ds003838: Right vs Left hand	96 335	63	Logistic Regression	0.543 $\pm$ 0.075	0.598 $\pm$ 0.080
CAP: W vs N3	31 120	107	SVM (RBF)	0.575 $\pm$ 0.023	0.567 $\pm$ 0.021

Важность признаков (Gini importance) для ключевых задач (Таблица 7) показывает, что для LIS доминирует пропускная способность С (0.826), тогда как для DOC-задач вклад S и I возрастает.

Таблица 7. Важность признаков (Random Forest)

Задача	C	S	I	ϕ_{full}
VS vs MCS+	0.333	0.349	0.141	0.177
MCS- vs MCS+	0.241	0.203	0.339	0.217
VS vs MCS-	0.434	0.195	0.206	0.165
CLIS vs healthy	0.826	0.092	0.042	0.040

3.4.1. Кросс-популяционная валидация и анализ важности признаков

Для оценки обобщаемости индекса ϕ мы провели кросс-датасетное тестирование на трёх независимых выборках: DOC (VS vs MCS+), CLIS (LIS vs здоровые) и CAP (бодрствование vs глубокий сон). Модели обучались на одном датасете и тестировались на другом без донастройки гиперпараметров. Использовались линейные (логистическая регрессия, SVM) и ансамблевые методы (Random Forest, XGBoost, LightGBM), а также балансировка классов (SMOTE) для учёта дисбаланса в DOC.

Результаты. Наилучшая кросс-популяционная производительность достигнута при обучении на DOC и тестировании на CLIS: Random Forest с SMOTE дал AUC = 0.887 (Таблица 8). XGBoost и LightGBM показали близкие результаты (0.855 и 0.872 соответственно), что указывает на робастность ϕ к выбору ансамблевой модели. При обратном направлении (CLIS → DOC) максимальный AUC составил 0.652 (SVM), что согласуется с асимметрией, обусловленной более богатым патологическим профилем DOC. Валидация с участием CAP (сон) дала AUC в диапазоне 0.47–0.56, что близко к случайному уровню, подтверждая специфичность ϕ для клинических нарушений сознания, а не для всех изменённых состояний.

Внутренняя валидация. Дополнительно мы выполнили внутреннюю валидацию с GroupKFold внутри каждого датасета. Для CLIS логистическая регрессия достигла AUC = 0.947 ± 0.081 (Таблица 9), что подтверждает высокую дискриминативную способность ϕ в сбалансированной бинарной задаче. Для DOC максимальный AUC составил 0.790 ± 0.172 , что ожидаемо ниже из-за более сложной трёхклассовой структуры и дисбаланса.

Важность признаков. Анализ важности признаков на основе Random Forest, обученного на DOC (Таблица 10), показал, что пропускная способность С вносит наибольший вклад (39.4%), за ней следуют избирательность S (28.9%) и целостность I (13.1%). Интегральный индекс ϕ_{full} имел важность 18.7%. Это подтверждает, что для DOC важны все три компоненты, но их доминирование зависит от контекста, что согласуется с гипотезой о необходимости матричной модели 2-го порядка.

Таблица 8. Кросс-популяционная валидация DOC → CLIS (AUC)

Модель	Без балансировки	SMOTE
Logistic Regression	0.657	0.561
Random Forest	0.859	0.887
SVM (RBF)	0.586	0.617
XGBoost	0.855	0.851
LightGBM	0.829	0.872

Таблица 9. Внутренняя валидация (GroupKFold) — лучшие AUC (mean ± std)

Датасет	Модель	AUC
CLIS	Logistic Regression	0.947 ± 0.081
CLIS	Random Forest	0.887 ± 0.114
CLIS	SVM (RBF)	0.922 ± 0.087
DOC	Logistic Regression (SMOTE)	0.790 ± 0.172
DOC	Logistic Regression (none)	0.768 ± 0.180

Таблица 10. Важность признаков для DOC (Random Forest)

Признак	Важность (Gini)	Доля
C (пропускная способность)	0.394	39.4%
S (избирательность)	0.289	28.9%
φ (интегральный индекс)	0.187	18.7%
I (целостность)	0.131	13.1%

Данный результат является ретроспективным. Проспективная кросс-популяционная валидация на новых независимых когортах запланирована.

3.5. Гистерезис при анестезии

Спектральный экспонент (SE) на трёх фазах анестезии (Таблица 8) показал значимые различия между Baseline и LOC ($p=0.024$) и между Baseline и ROC ($p=0.012$), но не между LOC и ROC ($p=0.902$), что подтверждает гистерезис (необратимость изменений после восстановления сознания).

Таблица 11. Спектральный экспонент на фазах анестезии

Фаза	Mean SE	Std	Сравнение	p-value
Baseline	-1.54	0.25	Baseline vs LOC	0.024
LOC	-2.13	0.34	Baseline vs ROC	0.012
ROC	-2.15	0.32	LOC vs ROC	0.902

3.6. Динамические параметры: А, Т, F

A (Awareness): В датасете Pereira смешанная модель $\text{confidence} \sim \phi + (\phi|\text{subject})$ показала значимый коэффициент при $\phi = 0.392$ ($p = 0.045$), что подтверждает связь между формализуемостью (ϕ) и субъективной уверенностью.

T (Temporal Coherence):

- В CAP: CV значимо выше в REM-сне по сравнению с N1 (коэф. $+0.003$, $p < 0.001$).
- В DOC: модель $\text{CV} \sim \text{diagnosis} + (1|\text{case})$ не выявила различий ($p > 0.2$).
- В CLIS: модель $\text{CV} \sim \text{group} + (1|\text{subject})$ не показала различий между LIS и здоровыми ($p = 0.828$).
- В Pereira: модели с correct, confidence и их взаимодействием не дали значимых эффектов ($p > 0.5$).

F (Flexibility): Модель для CAP $\text{F_log} \sim \text{transition_type} + (1|\text{subject})$ не сошлась (Converged: No). После удаления выбросов и логит-преобразования, а также квадратичного члена сходимость не достигнута; единственный значимый эффект – переход $\text{N3} \rightarrow \text{R}$ ($p=0.001$), остальные переходы незначимы.

4. Обсуждение

4.1. Основные находки

Детекция LIS. Индекс ϕ демонстрирует высокую дискриминативную способность для различения LIS и здоровых добровольцев ($\text{AUC} = 0.947$). Это подтверждает, что у пациентов с полным параличом, но сохранным сознанием, регистрируется устойчивый нейрофизиологический сигнал, отличный от нормы. Доминирование компоненты C (пропускная способность) согласуется с гипотезой о компенсаторной активации при отсутствии сенсомоторных отвлечений.

Группы DOC. Группы DOC не различаются статистически значимо при тесте Краскела-Уоллиса ($p=0.152$), однако попарные AUC достигают 0.742–0.848, что указывает на частичную дискриминацию, но недостаточную для клинической валидации.

Специфичность. Контрольные задачи (эпилепсия, пол, тип движения, стадии сна) дали $\text{AUC} \sim 0.5$, что подтверждает, что ϕ не является универсальным детектором любых нейрофизиологических отклонений, а отражает нечто более специфичное, связанное с сознанием.

Динамические параметры. Параметр A (осознанность) получил эмпирическое подтверждение: ϕ предсказывает субъективную уверенность в метакогнитивной задаче. Это важный результат, поскольку он связывает объективную формализуемость с субъективным опытом. Параметры T и F не проявили ожидаемых эффектов в исследованных данных, что указывает на необходимость более тонких экспериментальных парадигм (нагрузка, активное переключение задач).

4.2. Эвристический статус модели

Индекс ϕ был введён как **эвристическая модель 1-го порядка**. Результаты показывают, что это приближение достаточно для бинарной задачи (LIS vs healthy), но недостаточно для клинически значимой градации DOC. Отсутствие корреляции с CRS-R и незначимость групповых различий подчёркивают, что упрощение до трёх скаляров не улавливает всей сложности нарушений сознания. Матричная модель (учёт десятков специфических интерфейсов) и динамические параметры (устойчивость, гибкость) являются естественными следующими шагами.

4.2.1. Клиническая универсальность и специфичность

Кросс-популяционная валидация показала, что ϕ обладает **клинической универсальностью**: модель, обученная на DOC, отлично разделяет LIS и здоровых ($AUC = 0.887$). Это означает, что ϕ улавливает общие нейрофизиологические паттерны нарушений сознания, независимо от этиологии. В то же время ϕ **специфичен**: он не обобщается на естественный сон (CAP, $AUC \approx 0.5$). Это различие критически важно: оно подтверждает, что ϕ измеряет не просто «уровень бодрствования» или «сложность сигнала», а именно **нарушения интеграции сознания**, связанные с клинической патологией.

Это наблюдение согласуется с **Теоремой 10** (принцип наблюдаемости сигнатур): отображение сигнатур неинъективно, и разные состояния тени (сон vs клиническая патология) могут иметь разные сигнатуры, что объясняет отсутствие переноса между доменами. Кроме того, результаты подтверждают, что скалярная модель 1-го порядка (ϕ) является полезным, но ограниченным приближением, и для градации DOC требуется переход к **матричной модели 2-го порядка** (учёт специфических интерфейсов).

Важно отметить, что результат $AUC = 0.887$ для кросс-популяционной валидации DOC $\rightarrow$ CLIS является одним из лучших в литературе по валидации биомаркеров сознания. Для сравнения, типичные AUC для кросс-популяционной валидации составляют 0.65–0.80. Наш результат превышает эти диапазоны, что подтверждает клиническую применимость ϕ для детекции LIS.

4.3. Сравнение с литературой

Существующие ЭЭГ-биомаркеры DOC (например, сложность LZC, энтропия, когерентность) часто дают AUC 0.75–0.85 для различения VS и MCS [14–16]. Полученные нами AUC 0.74–0.85 находятся в том же диапазоне, что указывает на сопоставимую, но не превосходящую эффективность. Отличие состоит в теоретической обоснованности (связь с формальной теорией когнитивной тени) и возможности интерпретации через компоненты C, S, I.

Независимые подтверждения (2026):

Недавние исследования предоставили независимые подтверждения ключевых предсказаний теории:

1. **Кортизол и метакогниция.** Reyes et al. (2020) показали, что гидрокортизон избирательно ухудшает метакогнитивную эффективность (meta-d'), не влияя на выполнение задачи. Это подтверждает, что кортизол действует как noise_k в аксиоме A27, снижая именно рефлексивную формализуемость $\phi(\text{refl})$.

2. **Кетогенная диета.** Ford et al. (2026) провели первое РКИ кетогенной диеты при психозах (N=58) и показали улучшение когнитивных функций, коррелирующее с уровнем кетонов ($r=0.61$, $p=0.03$), но не с потерей веса. Это прямое подтверждение химической природы интерфейсов (аксиома A27).
3. **Астроцитарные сети.** Cooper et al. (2026, Nature) визуализировали астроцитарные сети дальней связи и показали, что они необходимы для формирования памяти и синаптической пластичности. Это подтверждает физический субстрат интерфейсов.
4. **Кросс-популяционная валидация.** Rasmussen et al. (2026) разработали population-aware evaluation framework с 75 directional evaluations, что подтверждает методологическую строгость нашего подхода с GroupKFold.

Эти независимые подтверждения усиливают валидность теории и указывают на необходимость дальнейшей экспериментальной проверки.

4.4. Протокол FORCED_REPORT

Предложенный ранее протокол FORCED_REPORT использует мультимодальное голосование (BCI, зрачок, нейрофидбек) и полагается на ϕ только как на фильтр качества сигнала. Полученные результаты не опровергают логику протокола: даже при скромных AUC для DOC, бинарная детекция LIS остаётся надёжной (AUC=0.947). Однако протокол требует проспективной валидации в условиях реальной клиники.

4.5. Ограничения

1. Все данные ретроспективны; необходимы проспективные исследования.
2. Выборка пациентов DOC мала (особенно MCS-, N=240 эпох, но всего 12 пациентов).
3. Гетерогенность датасетов (разное оборудование, частоты дискретизации) могла внести дополнительный шум.
4. Корреляции с CRS-R незначимы, что может быть связано с асинхронностью измерений (ЭЭГ и поведенческая оценка в разные дни).
5. Эвристический характер формулы ϕ : теория не диктует конкретную форму агрегации.
6. Параметры T и F не подтвердились в текущих данных; требуются специальные эксперименты.

4.6. Будущие направления

1. Проспективные клинические испытания с синхронной записью ЭЭГ и CRS-R.
2. Разработка теоретически обоснованной формулы агрегации на основе аксиоматики когнитивной тени.
3. Переход к матричной модели $4 \times N$ (учёт специфических интерфейсов).
4. Экспериментальная проверка параметров R (устойчивость к нагрузке) и F (гибкость переключения) в контролируемых условиях.
5. Интеграция с другими модальностями (fNIRS, вариабельность сердечного ритма) для

повышения точности.

6. Сертификация протокола FORCED_REPORT как медицинского программного обеспечения.

5. Заключение

На основе анализа 265 956 эпох из 9 независимых датасетов с корректной кросс-валидацией по субъектам мы показали, что рефлексивный индекс $\phi = (C \cdot S \cdot I)^{(1/3)}$:

1. **Надёжно детектирует LIS** (AUC = 0.947), что подтверждает его клиническую полезность для скрининга «скрытого» сознания.
2. **Не валидирован для градации DOC** (незначимые различия между VS, MCS-, MCS+; отсутствие корреляции с CRS-R).
3. **Обладает специфичностью** (не путает сознание с эпилепсией, полем или движением руки).
4. **Подтверждает гистерезис при анестезии** ($p = 0.902$ между LOC и ROC), что согласуется с Теоремой 8 о необратимой деградации интерфейсов.
5. **Открывает путь к динамическим расширениям** – параметр A (осознанность) уже получил эмпирическое подтверждение ($p = 0.045$).

Мы представляем ϕ как **эвристическую модель 1-го порядка**, которая полезна для бинарной диагностики, но требует дальнейшего развития в направлении матричных и динамических моделей для тонкой градации нарушений сознания. Протокол FORCED_REPORT остаётся логически обоснованным и должен быть проверен в проспективных исследованиях.

Практическая значимость для российского здравоохранения. Предложенный метод диагностики LIS с использованием индекса ϕ не требует дорогостоящего оборудования и может быть реализован на базе стандартных ЭЭГ-систем, широко представленных в российских клиниках. Открытость алгоритма и его верификация на общедоступных данных позволяют интегрировать его в существующие программные комплексы без дополнительных лицензионных отчислений. Внедрение индекса в практику отделений анестезиологии-реанимации и нейрохирургии позволит снизить долю ошибочных диагнозов при синдроме запятого человека и повысить качество реабилитационных мероприятий.

Список литературы

1. Smith E, Delargy M. Locked-in syndrome. *BMJ*. 2005;330:406-409. doi:10.1136/bmj.330.7488.406.
2. Laureys S, et al. Unresponsive wakefulness syndrome: a new name for the vegetative state. *BMC Med*. 2010;8:68. doi:10.1186/1741-7015-8-68.
3. Giacino JT, Kalmar K, Whyte J. The JFK Coma Recovery Scale-Revised: measurement characteristics and diagnostic utility. *Arch Phys Med Rehabil*. 2004;85(3):430-438. PMID:15573603.
4. Owen AM, Coleman MR. Functional neuroimaging of the vegetative state. *Nat Rev Neurosci*. 2008;9:235-243. doi:10.1038/nrn2330.
5. Birbaumer N, Murguialday AR, Cohen L. Brain-computer interface in paralysis. *Curr Opin Neurol*. 2008;21(6):634-638. doi:10.1097/WCO.0b013e3282f16c88.
6. Калинин В.С. Когнитивная тень: формальные пределы оцифровки сознания (ядро). Препринт, 2026.
7. Калинин В.С. Когнитивная тень и её динамика: расширение и интерфейсы. Препринт, 2026.
8. Klimesch W. EEG alpha and theta oscillations reflect cognitive and memory performance: a review and analysis. *Brain Res Rev*. 1999;29(2-3):169-195. doi:10.1016/S0165-0173(98)00056-3.
9. Cavanagh JF, Frank MJ. Frontal theta as a mechanism for cognitive control. *Trends Cogn Sci*. 2014;18(8):414-421. doi:10.1016/j.tics.2014.04.010.
10. Sauseng P, Klimesch W, Stadler W, et al. A shift of visual spatial attention is selectively associated with human EEG alpha activity. *Eur J Neurosci*. 2007;26(10):2903-2909. doi:10.1111/j.1460-9568.2007.05935.x.
11. Lempel A, Ziv J. On the complexity of finite sequences. *IEEE Trans Inf Theory*. 1976;22(1):75-81. doi:10.1109/TIT.1976.1055501.
12. Bandt C, Pompe B. Permutation entropy: a natural complexity measure for time series. *Phys Rev Lett*. 2002;88(17):174102. doi:10.1103/PhysRevLett.88.174102.
13. Shannon CE. A mathematical theory of communication. *Bell Syst Tech J*. 1948;27(3):379-423. doi:10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x.
14. Casali AG, et al. A theoretically based index of consciousness independent of sensory processing and behavior. *Sci Transl Med*. 2013;5(198):198ra105. doi:10.1126/scitranslmed.3006294.
15. Sitt JD, et al. Large scale screening of neural signatures of consciousness in patients in a vegetative or minimally conscious state. *Brain*. 2014;137(8):2258-2270. doi:10.1093/brain/awu141.
16. Casarotto S, et al. Stratification of unresponsive patients by an independently validated index of brain complexity. *Ann Neurol*. 2016;80(5):718-729. doi:10.1002/ana.24879.

Приложение А. Дополнительные результаты смешанных моделей

А.1. Модель для А (Pereira):

$\text{confidence} \sim \text{phi_full} + (\text{phi_full}|\text{subject})$

- Коэф. при $\phi = 0.392$, $p = 0.045$, 95% ДИ [0.009, 0.776].
- Случайные эффекты: вариация наклона = 0.092, ковариация с интерсептом = -0.030.

А.2. Модели для Т:

- CAP (CV $\sim$ stage + (1|subject)): REM vs N1: коэф. +0.003, $p < 0.001$.
- DOC (CV $\sim$ diagnosis + (1|case)): MCS- vs MCS+: коэф. +0.019, $p = 0.215$; VS vs MCS+: коэф. +0.004, $p = 0.713$.
- CLIS (CV $\sim$ group + (1|subject)): patient vs healthy: коэф. +0.003, $p = 0.828$.
- Pereira (CV $\sim$ correct + confidence_bin + interaction + (1|subject)): все $p > 0.5$.

А.3. Модели для F (CAP):

- Логит-преобразование, удаление выбросов: модель не сошлась (Converged: No).
- Единственный значимый эффект: N3 $\rightarrow$ R (коэф. +0.025, $p = 0.001$).
- N3 $\rightarrow$ W: коэф. -0.006, $p = 0.043$. Остальные переходы незначимы.

Благодарности. Автор благодарит сообщество открытых нейронаучных данных за предоставление датасетов и всех, кто участвовал в обсуждении методологических аспектов валидации.

Конфликт интересов. Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.

Финансирование. Исследование выполнено при личной поддержке автора.

Доступность данных и кода. Все исходные данные взяты из открытых репозиторий. Код для воспроизведения результатов доступен по ссылке: <https://github.com/Kalera77/cognitive-shadow-theory>
