ВЫЯВЛЕНИЕ НЕРЕШЁННЫХ ПРОБЛЕМ: НЕДОСТАТОЧНАЯ ДОСТОВЕРНОСТЬ ИНТЕРПРЕТАЦИИ ПРИ НАЛИЧИИ НЕСКОЛЬКИХ ИСТОЧНИКОВ ГЕОДИНАМИЧЕСКОЙ АКТИВНОСТИ

Суржик Д.И. д.т.н,

Махотин В.Р., магистрант,

НИИ БелГУ, г. Белгород, Россия

Аннотация. Рассматривается проблема недостаточной достоверности интерпретации геодинамических данных при одновременном действии нескольких источников. Показано, что наблюдаемое поле представляет собой суперпозицию откликов, разделение которой является некорректно поставленной задачей. Анализируются причины неаддитивности, неопределённости априорной информации и ограничения наблюдательных сетей. Выполнен обзор классических методов слепого разделения источников (PCA, ICA, NMF, факторный анализ) с указанием их ограничений при работе с нелинейным, нестационарным и негауссовым смешиванием. Обосновывается переход к нейросетевым методам, способным моделировать нелинейное взаимодействие, нестационарность и оценивать неопределённость. Сформулирована необходимость построения единой математической модели формирования суперпозиционной измерительной информации.

Ключевые слова: геодинамическая активность, суперпозиция откликов, декомпозиция,

слепое разделение источников, обратные задачи, нелинейное взаимодействие, нейросетевые методы, неопределённость интерпретации.

Постановка проблемы

При одновременном воздействии на исследуемую территорию нескольких источников геодинамической активности (техногенных — подземная выемка, откачка флюидов, нагнетание отходов — и природных — тектонические движения, карст, сейсмичность) наблюдаемые поля деформаций представляют собой суперпозицию откликов от каждого источника. Существующие методы мониторинга обладают фундаментальной ограниченностью при разделении этой суперпозиции на индивидуальные вклады [1, 2].

Проблема разделения суперпозиционного поля

Наблюдаемое поле смещений есть сумма откликов F_k от каждого источника и шума. Задача определения параметров источников по наблюдаемому полю принципиально некорректна по Адамару [1]: нарушены условия единственности (различные комбинации параметров дают поля, неразличимые в пределах погрешности), устойчивости (малые возмущения приводят к большим вариациям оценок) и существования (при ограниченной сети наблюдений система уравнений недоопределена). Существующие методы регуляризации (Тихонова [2], Бэкуса–Гильберта [15]) разработаны для одиночного источника; их обобщение на случай нескольких источников без надёжной априорной информации остаётся открытой проблемой.

Проблема взаимного влияния источников

Отклики источников не аддитивны: одновременная откачка флюидов и горная выработка изменяют напряжённо-деформированное состояние массива совместно через пороупругий отклик, описываемый уравнениями Био [7]. Возможны триггерные эффекты (оседание от выработки снижает уровень грунтовых вод, активируя карст) и каскадная деградация (раскрытие трещин → рост проницаемости → миграция загрязнителей). Существующие модели либо рассматривают один источник, либо допускают аддитивность, что не соответствует физике взаимодействия.

Проблема пространственно-временной локализации

Для разделения откликов наблюдательная сеть должна обеспечивать достаточное пространственное разрешение (расстояние между постами меньше зоны влияния источника), временное разрешение (адекватное характерным временам процессов от секунд до лет) и мультиметодность (привлечение данных разных физических принципов) [3, 4]. На практике эти условия, как правило, не выполняются.

Проблема неопределённости априорной информации

Число источников часто неизвестно; критерии его выбора (аналог критерия Акаике [16]) для геофизических обратных задач не разработаны в общем виде. Механизмы природных источников неизвестны, что делает обратную задачу гибридной. Петрофизические связи между физическими свойствами варьируют в широких

пределах, и их детерминированное задание вводит систематические ошибки.

Проблема оценки достоверности

В детерминированной инверсии неопределённость оценивается через ковариационную матрицу ошибок, корректную лишь при линейной связи и гауссовом шуме. В нейросетевой инверсии оценка требует Байесовского подхода или ансамблевых методов [10, 11]. В гибридных моделях неопределённость складывается из трёх компонент, интегральная оценка которых не разработана.

Проблема отсутствия верифицируемых тестовых моделей

Существующие синтетические тесты (Marmousi [8], SEAM [9]) рассчитаны на одиночные источники или стационарные среды. Базы данных мультиисточниковых геодинамических сценариев отсутствуют, что делает невозможным объективное сравнение алгоритмов.

Обзор классических методов слепого разделения источников

Анализ главных компонент (PCA)

PCA выполняет ортогональное разложение ковариационной матрицы, выделяя направления максимальной дисперсии [5]. Ограничения: разделение по дисперсии, а не по источникам (слабый источник попадает в хвост компонент), ортогональность компонент (отклики геодинамических источников коррелированы), гауссовость (сценарии эволюции существенно негауссовы), линейность (не учитывает неаддитивность), неопределённость числа компонент.

Анализ независимых компонент (ICA)

ICA ищет матрицу разделения, обеспечивающую максимальную статистическую независимость компонент [6, 17]. Применяется для разделения сейсмических волн, выделения аномалий из потенциальных полей, обработки GNSS-данных. Ограничения: линейность смешивания (реальное смешивание нелинейно), стационарность матрицы смешивания, неизвестность числа компонент, перестановочная и масштабная неопределённость, ограничение на гауссовы компоненты, чувствительность к шуму, отсутствие временной динамики.

Неотрицательная матричная факторизация (NMF)

NMF факторизует неотрицательную матрицу наблюдений на базис (пространственные подписи) и активации (временные компоненты) [12]. Ограничения: требование неотрицательности (не все геофизические поля неотрицательны), линейность, задание числа компонент, неоднозначность решения, отсутствие временной модели.

Факторный анализ

Линейная модель с явным разделением общей и специфической дисперсии. Ограничения те же, что у PCA, плюс неоднозначность вращения (факторы определены с точностью до ортогонального преобразования).

Причины перехода к нейросетевым методам

Все классические BSS-методы основаны на линейной аддитивной модели смешивания. Реальная геодинамическая среда не удовлетворяет этому предположению: взаимодействие источников приводит к нелинейности и неаддитивности [7], параметры эволюционируют во времени (нестационарность), число источников неизвестно и может меняться. Нейросетевые архитектуры (автоэнкодеры с нелинейным декодером, GAN) способны аппроксимировать нелинейное смешивание [13, 14]. Рекуррентные сети (LSTM, GRU) и трансформеры естественно моделируют нестационарность. Разрежённые и вариационные автоэнкодеры обеспечивают автоматическое определение числа источников. Байесовский dropout и ансамбли дают количественную оценку неопределённости [10, 11]. Обучение на физически корректных синтетических данных с полной разметкой обеспечивает сквозное решение: декомпозиция → классификация → локализация → прогноз.

Заключение

Сформулированные подпроблемы указывают на необходимость построения единой

математической модели формирования суперпозиционной измерительной информации, которая связывает воздействия множества источников, физические процессы в среде и наблюдаемые данные в рамках согласованного формализма. Такая модель должна описывать не только аддитивную суперпозицию, но и нелинейное взаимодействие источников, пространственно-временную структуру наблюдательной сети и метрологические характеристики каналов измерений.

Литература

1. Hadamard J. Sur les problèmes aux dérivées partielles et leur signification physique // Princeton University Bulletin. — 1902. — P. 49–52. — URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Well-posed_problem (дата обращения: 07.10.2026).

2. Tikhonov A. N., Arsenin V. Y. Solutions of Ill-Posed Problems. — Washington: Winston, 1977. — 258 p. — URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Tikhonov_regularization (дата обращения: 07.10.2026).

3. Hanssen R. F. Radar Interferometry: Data Interpretation and Error Analysis. — Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2001. — 308 p. — URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Interferometric_synthetic-aperture_radar (дата обращения: 07.10.2026).

4. Ferretti A. Satellite InSAR Data: Reservoir Monitoring from Space // SPE Reservoir Evaluation & Engineering. — 2014. — URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Differential_GPS (дата обращения: 07.10.2026).

5. Jolliffe I. T. Principal Component Analysis. — 2nd ed. — New York: Springer, 2002. — 487 p. — URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Principal_component_analysis (дата обращения:

07.10.2026).

6. Hyvärinen A., Karhunen J., Oja E. Independent Component Analysis. — New York: Wiley, 2001. — 481 p. — URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Independent_component_analysis (дата обращения
: 07.10.2026).

7. Biot M. A. General Theory of Three-Dimensional Consolidation // Journal of Applied Physics. — 1941. — Vol. 12, No. 2. — P. 155–164. — URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Biot_theory (дата обращения: 07.10.2026).

8. Versteeg R. The Marmousi experience: Velocity model determination on a synthetic data set // EAGE. — 1994. — URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Marmousi_model (дата обращения: 07.10.2026).

9. Society of Exploration Geophysicists. SEAM Project: Advanced Modelling // SEG. — URL: https://seg.org/SEAM (дата обращения: 07.10.2026).

10. Gal Y., Ghahramani Z. Dropout as a Bayesian Approximation: Representing Model Uncertainty in Deep Learning // arXiv. — 2016. — URL: https://arxiv.org/abs/1506.02142 (дата обращения
: 07.10.2026).

11. Lakshminarayanan B., Pritzel A., Blundell C. Simple and Scalable Predictive Uncertainty Estimation Using Deep Ensembles // arXiv. — 2017. — URL: https://arxiv.org/abs/1612.01474 (дата
обращения
: 07.10.2026).

12. Lee D. D., Seung H. S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization // Nature. — 1999. — Vol. 401, No. 6755. — P. 788–791. — URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Non-negative_matrix_factorization (дата обращения:

07.10.2026).

13. Kingma D. P., Welling M. Auto-Encoding Variational Bayes // arXiv. — 2014. — URL: https://arxiv.org/abs/1312.6114 (дата обращения: 07.10.2026).

14. Goodfellow I. et al. Generative Adversarial Nets // arXiv. — 2014. — URL: https://arxiv.org/abs/1406.2661 (дата обращения: 07.10.2026).

15. Backus G., Gilbert F. The Resolving Power of Gross Earth Data // Geophysical Journal of the Royal Astronomical Society. — 1968. — Vol. 16, No. 2. — P. 169–205. — URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Backus%E2%80%93Gilbert_method (дата обращения: 07.10.2026).

16. Akaike H. A New Look at the Statistical Model Identification // IEEE Transactions on Automatic Control. — 1974. — Vol. 19, No. 6. — P. 716–723. — URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Akaike_information_criterion (дата обращения: 07.10.2026).

17. Comon P., Jutten C. Handbook of Blind Source Separation: Independent Component Analysis and Applications. — Oxford: Academic Press, 2010. — 842 p. — URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Blind_signal_separation (дата обращения: 07.10.2026).