

УДК 519.237.8:004.9

DOI: 10.18413/2518-1092-2026-11-2-0-5

Кравцов Г.Г.

**АДАПТИВНАЯ МУЛЬТИ-ИНТЕРВАЛЬНАЯ ШКАЛА (AMIS):
АЛГОРИТМ НОРМАЛИЗАЦИИ АГРЕГИРОВАННЫХ
ДАННЫХ В ЕДИНОМ ИЗМЕРИТЕЛЬНОМ ПРОСТРАНСТВЕ**

Научно-исследовательский Центр «Прикладная статистика»
ул. Шевченко 10/23, г. Рязань, 390005, Россия

e-mail: 62abc@mail.ru

Аннотация

В статье решается проблема методологической некорректности сравнительного анализа разнородных данных, в том числе представленных в агрегированной форме. Существующие методы нормализации либо неприменимы к агрегированным данным, либо не обеспечивают интерпретируемость и метрическую строгость. Предложен метод – развитие авторского подхода адаптивной мульти-интервальной шкалы (AMIS) – программно-методический комплекс для нормализации и сопоставления агрегированных данных. Разработаны алгоритмы преобразования агрегированных данных в репрезентативные выборки (точный и оптимизированный) и механизм обратного преобразования, устанавливающий количественные соответствия между исходными шкалами через универсальную метрику AMIS. Апробация метода выполнена на трёх задачах: нормализация и сопоставление текущих учебных оценок, агрегированных результатов ЕГЭ и макроэкономических показателей ВВП. Результаты демонстрируют, что AMIS создаёт единое метрическое пространство для различных типов данных, обеспечивая корректность арифметических операций и статистически обоснованные соответствия между исходными шкалами. Разработанный подход решает фундаментальную задачу интеграции разнородных агрегированных данных. Открытый программный комплекс (Python, C#, Excel) и верифицированные данные в репозиториях обеспечивают полную воспроизводимость результатов.

Ключевые слова: адаптивная мульти-интервальная шкала (AMIS); нормализация данных; агрегированные данные; обратное преобразование; единое метрическое пространство; сопоставление разнородных метрик; междисциплинарные исследования; образовательная аналитика; экономические индикаторы

Для цитирования: Кравцов Г.Г. Адаптивная мульти-интервальная шкала (AMIS): алгоритм нормализации агрегированных данных в едином измерительном пространстве // Научный результат. Информационные технологии. – Т.11, №2, 2026. – С. 50-61. DOI: 10.18413/2518-1092-2026-11-2-0-5

Kravtsov G.G.

**ADAPTIVE MULTI-INTERVAL SCALE (AMIS):
A NORMALIZATION ALGORITHM FOR AGGREGATED DATA
IN A UNIFIED METRIC SPACE**

Research Center "Applied Statistics"
10/23 Shevchenko St., Ryazan, 390005, Russia

e-mail: 62abc@mail.ru

Abstract

The article addresses the problem of methodological incorrectness in the comparative analysis of heterogeneous data, including data presented in aggregated form. Existing normalization methods are either inapplicable to aggregated data or fail to ensure interpretability and metric rigor. A method is proposed—an extension of the author's adaptive multi-interval scale (AMIS)—as a software and methodological framework for normalizing and comparing aggregated data. Algorithms have been developed for converting aggregated data into representative samples (exact and optimized), along with an inverse transformation mechanism that establishes quantitative

correspondences between original scales through the universal AMIS metric. The method was tested on three tasks: normalization and comparison of current academic grades, aggregated Unified State Exam results, and macroeconomic GDP indicators. The results demonstrate that AMIS creates a unified metric space for various data types, ensuring the correctness of arithmetic operations and statistically grounded correspondences between the original scales. The proposed approach solves the fundamental problem of integrating heterogeneous aggregated data. The open software suite (Python, C#, Excel) and verified data in repositories ensure full reproducibility of the results.

Keywords: adaptive multi-interval scale (AMIS); data normalization; aggregated data; inverse transformation; unified metric space; comparison of heterogeneous metrics; interdisciplinary research; educational analytics; economic indicators

For citation: Kravtsov G.G. Adaptive Multi-Interval Scale (AMIS): a Normalization Algorithm for Aggregated Data in a Unified Metric Space // Research result. Information technologies. – Т.11, №2, 2026. – P. 50-61. DOI: 10.18413/2518-1092-2026-11-2-0-5

ВВЕДЕНИЕ

Развитие междисциплинарных исследований и аналитики больших данных упирается в фундаментальную проблему интеграции разнородных показателей [6, 23], полученных из различных источников и измеренных в принципиально несопоставимых шкалах. Особую остроту эта проблема приобретает в ситуациях, когда исследователь имеет дело не с первичными, а с данными, уже представленными в агрегированной форме – в виде частотных распределений, сводных таблиц или статистических отчётов.

Классические методы нормализации, такие как линейное шкалирование и стандартизация, обладают существенными ограничениями для решения этой задачи [9, 13, 17, 24]. Линейное шкалирование полностью игнорирует распределение данных внутри диапазона, что приводит к сильным искажениям результатов. Особенно это критично при наличии асимметрии или выбросов. Стандартизация эффективна прежде всего для нормально распределённых данных. Особенность этих подходов – отсутствие в результате единого метрического пространства, сохраняющего семантику исходных данных и как следствие – невозможность корректных арифметических операций между ними после нормализации [25]. Такие методы, как IRT, ориентированы на анализ индивидуальных значений и не могут быть применены напрямую к агрегированным значениям [14], а следовательно, не решают проблему работы с агрегированными данными.

В предыдущей работе [18] представлена адаптивная мульти-интервальная шкала (AMIS), показавшая эффективность работы с разнородными данными в единой метрической системе. Предложенный метод формирует интервальную шкалу, которая учитывает форму распределения исходных данных и обеспечивает методологическую корректность последующих сравнений и вычислений.

Однако в практической аналитике в таких областях, как образовательная статистика [1-3] (например, сопоставления в балльно-рейтинговой системе [7] или работа с агрегированными результатами ЕГЭ), экономика [4], социология, медицина [22], часто отсутствует доступ к первичным данным – либо в силу сложившейся практики публикации, либо по причине наличия персональных данных [11]. Таким образом, исследователь имеет в своём распоряжении лишь их агрегированные значения, что добавляет методологическое препятствие – необходимость адаптации алгоритмов нормализации для работы непосредственно с агрегированными данными. При этом необходимо сохранить точность вычислений.

Настоящая статья посвящена развитию метода AMIS для решения данной проблемы. Цель работы – разработка и апробация программно-методического комплекса, расширяющего метод AMIS для нормализации и сопоставления агрегированных данных. В рамках исследований решаются следующие задачи:

1. Разработка алгоритмов преобразования агрегированных данных в форму, пригодную для нормализации методом AMIS, включая оптимизированные методы для работы с большими выборками.

2. Реализация механизма обратного преобразования для установления точных количественных соответствий между разнородными шкалами через универсальную метрику AMIS.

3. Создание программного инструмента для визуализации и анализа процесса сопоставления, обеспечивающего наглядную верификацию корректности установленных связей.

Предлагаемый подход позволяет не только преодолеть несопоставимость разнородных метрик [18], но и эффективно работать с данными в их агрегированном представлении, что расширяет прикладной потенциал AMIS.

РАЗВИТИЕ МЕТОДА AMIS ДЛЯ РАБОТЫ С АГРЕГИРОВАННЫМИ ДАННЫМИ

Метод AMIS ориентирован на нормализацию первичных данных. Для работы с агрегированными представлениями (частотные распределения, сводные таблицы) требуется его адаптация, что сводится к решению двух задач:

1. Эффективное преобразование агрегированных данных в форму, пригодную для нормализации, без необходимости «разворачивания» полного массива.

2. Разработка механизма обратного преобразования для установления точных соответствий между разнородными шкалами через единую метрику AMIS.

Решение этих задач позволит применять метод к данным в их распространённом виде, существенно расширяя его прикладную ценность.

Для преодоления указанного ограничения в работе предлагается архитектура системы, основанная на методе AMIS [18] и состоящая из трёх ключевых этапов:

1. Восстановление индивидуальных значений из агрегированных данных. На вход системы подаются исходные значения (частотные распределения, сводные таблицы и т.д.). При подготовке нормализации используют два алгоритма, восстанавливающих индивидуальные значения из агрегированных значений: точный метод – полное восстановление распределения – для ограниченного объёма данных, и оптимизированный – пропорциональное моделирование выборки фиксированного размера – для больших массивов.

2. Этап нормализации. Подготовленные данные нормализуются методом AMIS, который конвертирует набор данных в единое метрическое пространство используя шкалу от 0 до 100 сохраняя адаптивность к форме исходного распределения.

3. Последний этап – установление соответствий. Обратное преобразование вычисляет функцию, связывающую значение в шкале AMIS с исходными номинальными показателями. Это устанавливает точное попарное соответствие между разнородными шкалами через шкалу AMIS

Для применения метода AMIS к агрегированным данным необходимо восстановление индивидуальных значений из частотного распределения. В зависимости от объёма исходных данных предлагается два алгоритма.

Для массивов до 10 000 записей применяется метод точного восстановления: на основе каждой пары (значение, частота) формируется соответствующее число копий значения, после чего все копии объединяются в единый массив. Полученный массив полностью повторяет исходное распределение и передаётся на нормализацию AMIS.

Для массивов более 10 000 записей используется оптимизированный метод пропорционального моделирования. Для каждого уникального значения из исходных данных вычисляется его доля, которая затем умножается на 10 000. Так определяется, сколько раз данное значение должно встретиться в итоговой выборке. Например, если значение составляло 15% от общего объёма данных, в выборке из 10 000 элементов оно будет представлено 1500 копиями. После небольшой корректировки округлений (чтобы общая сумма точно сошлась к 10 000) из полученных копий формируется итоговый набор.

Полученная выборка сохраняет пропорции исходного распределения. В результате время обработки перестаёт зависеть от исходного объёма данных.

Алгоритм полного восстановления (точный метод)

Для каждого исходного значения x_i с частотой f_i создаётся f_i копий, которые формируют единый массив:

$$X = \bigcup_{i=1}^m \{x_i\}^{(f_i)}$$

где $\{x_i\}^{(f_i)}$ – множество из f_i копий значения x_i

Метод по умолчанию применяется для наборов данных объёмом до 10 000 записей, для которых полное «разворачивание» массива не приводит к несоразмерному увеличению вычислительных затрат. Восстановленный массив фактически дублирует исходное распределение. Именно он передаётся на нормализацию AMIS.

Метод пропорционального моделирования (оптимизированный метод)

Для массивов, превышающих 10 000 записей, применяется метод пропорционального моделирования.

Пусть агрегированные данные представлены m уникальными значениями x_i с частотами f_i . Общее число наблюдений:

$$N = \sum_{i=1}^m f_i$$

Для каждого значения x_i находится его доля $p_i = f_i / N$.

Количество копий x_i в выборке:

$$k_i = \text{round}(p_i * M)$$

с последующей коррекцией для выполнения условия $\sum k_i = M$. Итоговая выборка формируется объединением мультимножеств:

$$X = \bigcup_{i=1}^m \{x_i\}^{(k_i)}$$

Полученный набор данных сохраняет пропорции исходного распределения, но все дальнейшие расчёты ведутся с выборкой фиксированного объёма.

Нормализация восстановленных данных методом AMIS

К восстановленному массиву X применяется алгоритм нормализации AMIS [18]. На основе итеративно вычисленных контрольных точек $\{x_k\}$ строится кусочно-линейная функция преобразования $f(x)$ [8], отображающая исходные значения в шкалу $[0,100]$. Каждому исходному значению x_i ставится в соответствие нормализованный эквивалент $y_i = f(x_i)$.

В результате исходные агрегированные данные, изначально представленные в несопоставимых шкалах, приводятся к единому метрическому пространству, что делает возможным их корректное сравнение, усреднение и корреляционный анализ.

Построение таблицы соответствия разнородных шкал

Финальным этапом является создание таблицы соответствия между двумя наборами данных, прошедшими независимую нормализацию AMIS. Для каждого набора строится обратная функция $f^{-1}(y)$, восстанавливающая исходное значение x по заданному значению y в универсальной шкале $[0, 100]$. Шкала дискретизируется с шагом 1 балл, и для каждого узла y_j вычисляются соответствующие значения в исходных шкалах:

$$x_{1j} = f_1^{-1}(y_j), \quad x_{2j} = f_2^{-1}(y_j)$$

Результат представляется в виде таблицы: значение в шкале AMIS и соответствующие ему значения в первой и второй исходных шкалах. Полученная таблица позволяет напрямую переводить показатели из одной системы измерений в другую. Это даёт практический инструмент для калибровки результатов.» Обратное преобразование

Обратное преобразование восстанавливает значение в исходной шкале по заданному значению y в шкале AMIS.

Пусть $\{(y_k, x_k)\}_{k=1}^N$ – контрольные точки, полученные при прямом преобразовании, где y_k равномерно распределены на отрезке $[0, 100]$, а x_k – соответствующие им значения в исходной шкале. Тогда для произвольного $y \in [0, 100]$ обратное преобразование $x = f^{-1}(y)$ определяется кусочно-линейной интерполяцией [8]:

$$x = f^{-1}(y) \begin{cases} x_i, & y \leq y_i \\ x_i + \frac{x_{i+1} - x_i}{y_{i+1} - y_i} \cdot (y - y_i), & y_i < y < y_{i+1} \\ x_N, & y \geq y_N \end{cases}$$

где индекс i выбирается из условия $y_i < y < y_{i+1}$. Данная процедура обеспечивает взаимно однозначное соответствие между шкалой AMIS и исходной метрикой.

Программная реализация алгоритма доступна в открытом репозитории проекта [19, 20].

РЕЗУЛЬТАТЫ НОРМАЛИЗАЦИИ И СОПОСТАВЛЕНИЯ РАЗНОРОДНЫХ ДАННЫХ

Сопоставление образовательных метрик

Прямое сравнение и усреднение учебных оценок без нормализации методологически некорректно из-за различий в распределениях как между предметами, так и возрастными группами [5, 7]. Метод AMIS, изначально разработанный для решения этой задачи в рамках Аналитического метода контроля образования (АМКО) [5], позволяет устранить данные искажения путём приведения оценок к единому метрическому пространству.

В настоящем исследовании выполнено сопоставление двух разнородных образовательных показателей: средних учебных оценок по истории в 11 классах ($N = 879$) и агрегированных результатов ЕГЭ по истории за 2025 год ($N = 2377$, частотное распределение с официального портала Минобразования Карелии)¹. Для обработки агрегированных данных ЕГЭ применён алгоритм пропорционального моделирования, после чего оба набора нормализованы методом AMIS (рис. 1).

¹ <https://ege.karelia.ru/Default.aspx?pageid=47359> портал Министерства образования Республики Карелия. Распределение баллов ЕГЭ за 2025

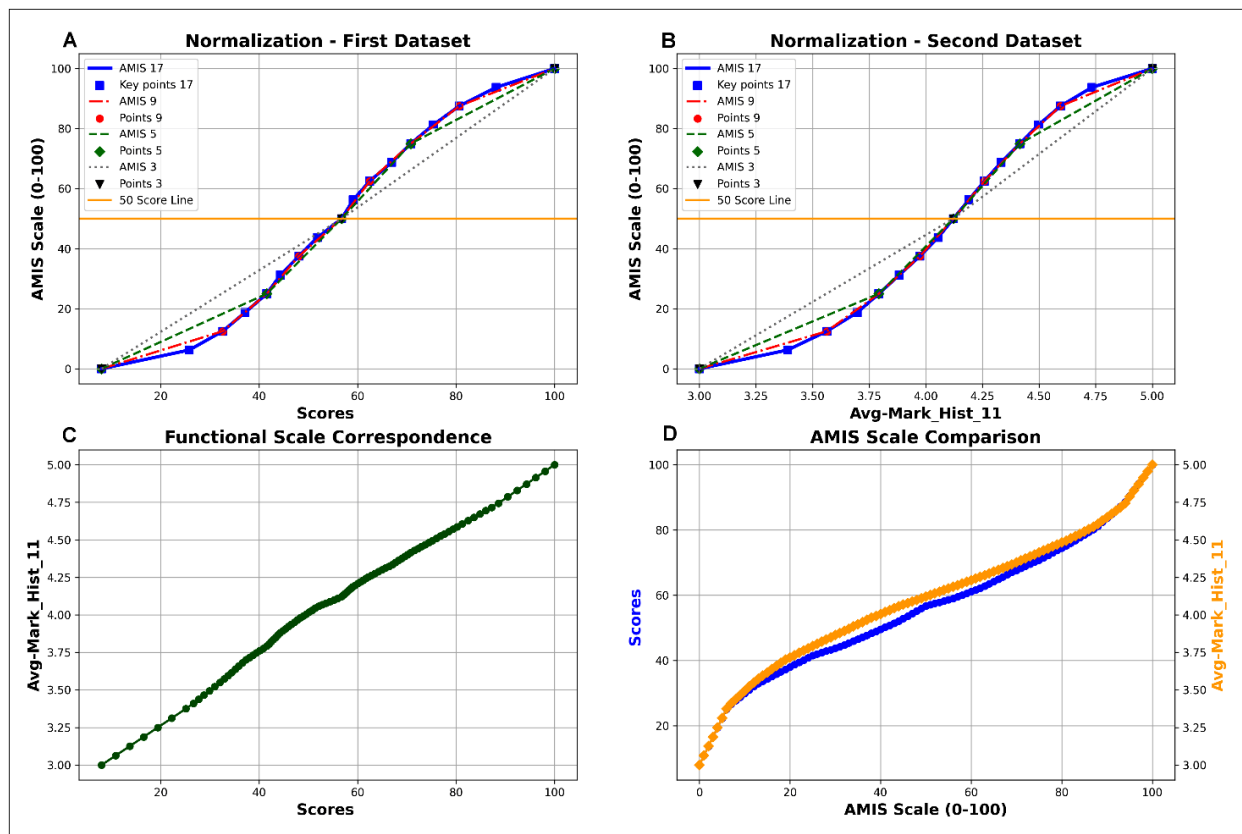


Рис. 1. Сопоставление образовательных метрик методом AMIS: нормализация агрегированных данных ЕГЭ (N=2377) и средних учебных оценок по истории (N=879) с установлением функциональных соответствий

Fig. 1. Comparison of educational metrics using the AMIS method: normalization of aggregated Unified State Exam data (N=2377) and average history grades (N=879) with the establishment of functional correspondences

На рис. 2 представлены:

- А – кривые нормализации результатов ЕГЭ,
- В – кривые нормализации учебных оценок,
- С – функциональное соответствие между шкалами,
- D – сравнительное позиционирование показателей в едином метрическом пространстве

AMIS.

Детальная калибровка шкал представлена в файле AMIS_17_table_EGE-history-karelia-2025_Student_Grades_History_Grade11_Raw_Data.xlsx [21]. Фрагмент этой таблицы (Таблица 1) иллюстрирует непрерывное соответствие между баллами AMIS, результатами ЕГЭ и средними учебными оценками.

Таблица 1

Фрагмент соответствия между шкалой AMIS, баллами ЕГЭ и средними учебными оценками по истории

Table 1

Fragment of correspondence between the AMIS scale, Unified State Exam scores, and average history grades

AMIS (0-100)	Балл ЕГЭ	Средняя успеваемость
0	8	3
1	10,851	3,062
2	13,702	3,125
3	16,553	3,187
4	19,404	3,250
5	22,255	3,312
6	25,105	3,374
7	26,630	3,411
8	27,713	3,438
9

Установленные соответствия носят не произвольный, а статистически обоснованный характер, так как определяются адаптацией метода к форме распределения каждого показателя.

Предложенный подход впервые позволяет установить непрерывное и статистически обоснованное соответствие между агрегированными результатами ЕГЭ и текущими учебными оценками. Ранее подобные сопоставления либо носили экспертный характер, либо опирались на грубое усреднение, игнорирующее форму распределений.

Все исходные данные, результаты нормализации и итоговые таблицы соответствия, включая сопоставление учебных оценок по истории и агрегированных результатов ЕГЭ по истории (Республика Карелия, 2025), доступны в открытом репозитории Harvard Dataverse. Файл AMIS_17_table_EGE-history-karelia-2025_Student_Grades_History_Grade11_Raw_Data.xlsx содержит полную 17-точечную модель нормализации и позволяет полностью воспроизвести полученные результаты [21].

Междисциплинарное сопоставление

В отличие от примера с ЕГЭ, данные ВВП использованы в первичной форме. Это позволяет, во-первых, продемонстрировать универсальность базового метода AMIS [18] при работе с данными различной природы, а во-вторых, наглядно показать саму возможность построения содержательно интерпретируемых соответствий между педагогическими и макроэкономическими показателями (таблица 1).

Реализована нормализация и установление количественных соответствий между средними учебными оценками по истории (N=879) и макроэкономическими показателями - объёмом ВВП стран мира за 2024 год (N=186)² с асимметричным распределением и экстремальными выбросами представляющую особую методическую сложность [10, 12, 16]. На рисунке 2 представлен сравнительный анализ, который содержит кривые нормализации для обоих наборов данных и функциональные соответствия между исходными шкалами через единое пространство AMIS [18].

² GDP (current US\$) <https://data.worldbank.org/indicator/NY.GDP.MKTP.CD>

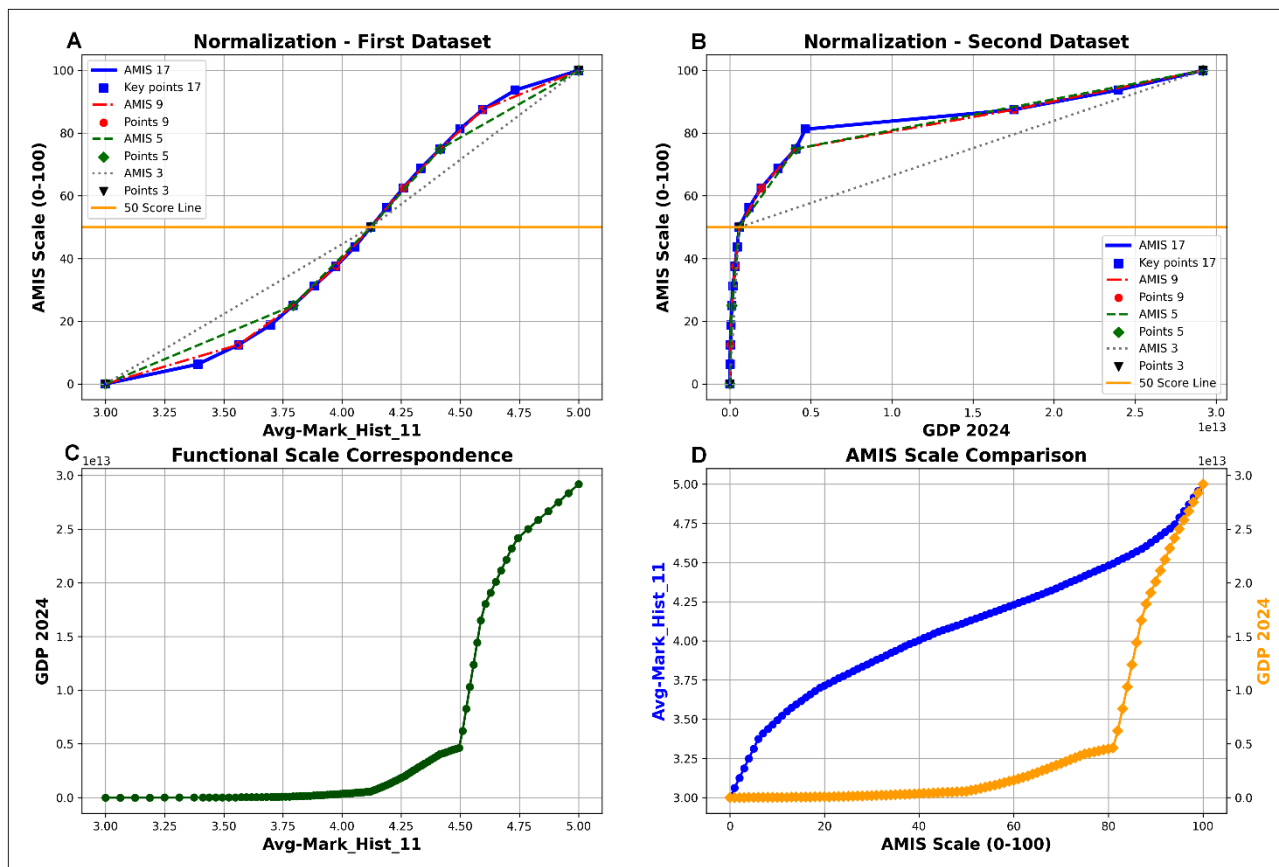


Рис. 2. Сравнительный анализ нормализации и сопоставления разнородных данных методом AMIS: средние учебные оценки преподавателей (N=879) и объем ВВП стран мира за 2024 год (N=186)

Fig. 2. Comparative analysis of normalization and comparison of heterogeneous data using the AMIS method: average teacher-assigned grades (N=879) and global GDP volume for 2024 (N=186)

Примечание:

- А. Кривые нормализации AMIS для учебных оценок с различной точностью (3, 5, 9, 17 контрольных точек),
- В. Кривые нормализации AMIS для данных ВВП стран мира,
- С. Функциональное соответствие между исходными шкалами учебных оценок и ВВП через единое пространство AMIS,
- Д. Сравнительная позиция показателей в нормализованной шкале AMIS: учебные оценки (синяя линия) и ВВП (оранжевая линия).

Исследования подтвердили корректность метода как при работе с сырыми, так и с агрегированными данными, одновременно продемонстрировав возможность установления точных количественных соответствий между разнородными показателями.

ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ НОРМАЛИЗАЦИИ И СОПОСТАВЛЕНИЯ ДАННЫХ

Основным результатом исследования стала адаптация метода AMIS к агрегированной форме представления данных. Точный и оптимизированный алгоритм преобразования распределений в выборки обеспечивают корректную нормализацию там, где прямое применение AMIS было бы невозможно.

Особенно важно то, что предложенный алгоритм гарантирует воспроизводимость результатов для задач нормализации и сопоставления, в отличие от вероятностных методов восстановления данных [15].

Апробация метода на агрегированных данных ЕГЭ (N = 2377) подтверждает сохранение статистических свойств исходного распределения. Это позволяет устанавливать математически строгое соответствие с другими образовательными метриками. Как следствие существенно расширяется область применимости AMIS, открывая возможность работы с официальной статистикой, отчётными данными и результатами массовых мониторингов, которые публикуются как правило в агрегированной форме.

Метод AMIS позволяет решать задачу приведения разнородных параметров к единой метрической системе. Наиболее показательным примером является установление количественных соответствий между средними учебными оценками по истории и объёмом ВВП стран мира за 2024 год.

Анализ выявил следующие ключевые соответствия:

- 50 баллов AMIS (центр шкалы): оценка 4.12 балла, ВВП 575 млрд долларов (уровень Швеции, Австрии);
- 75 баллов AMIS (верхний квартиль): оценка 4.42 балла, ВВП 4.06 трлн долларов (уровень Японии, Германии);
- 25 баллов AMIS (нижний квартиль): оценка 3.79 балла, ВВП 108.1 млрд долларов (уровень Пуэрто-Рико, Кении).

Данные соответствия носят не произвольный, а статистически обоснованный характер, поскольку определяются исключительно формой распределения каждого из показателей и не зависят от весов или субъективных экспертных оценок. Построение функциональной связи между несопоставимыми данными демонстрирует потенциал AMIS как инструмента междисциплинарных исследований.

Метод AMIS продемонстрировал высокую эффективность при работе с данными, имеющими разную природу распределения. Для учебных оценок с фиксированной шкалой [5] метод корректно отразил нелинейность распределения. Особенно показательным, что диапазону оценок от 3.0 до 4.12 балла (среднее значение) соответствует 50% шкалы AMIS, тогда как диапазону от 4.12 до 5.0 балла – оставшиеся 50%, что точно отражает распределение относительно среднего значения.

Для данных ВВП с экспоненциальным распределением метод успешно преодолел проблему масштабирования, обеспечив адекватное представление как для экономических гигантов (США, Китай), так и малых экономик за счёт адаптивного разбиения с концентрацией контрольных точек в областях повышенной плотности данных [10].

Разработанный подход открывает возможность создания единой системы мониторинга и корректного сопоставления результатов из различных предметных областей. Метод AMIS позволяет не только нормализовать разнородные данные, но и устанавливать между ними статистически обоснованные количественные соответствия.

В таблице 2 представлены ключевые точки нормализованной шкалы, полученные в результате сопоставления трёх принципиально различных показателей: текущей успеваемости, результатов ЕГЭ и макроэкономических индикаторов (ВВП).

Таблица 2

Соответствие между учебными оценками, баллами ЕГЭ и ВВП в шкале AMIS

Table 2

Correspondence between academic grades, Unified State Exam scores, and GDP in the AMIS scale

Диапазон AMIS	Учебная оценка	Баллы ЕГЭ	ВВП (млрд \$)
0–25	3.0–3.79	8–32.0	0.16–108.1
25–75	3.79–4.42	32.0–70.8	108.1–4060
75–100	4.42–5.0	70.8–100	4060–29185
Центр (50)	4.12	56.76	575

Приведённые примеры демонстрируют, что метод AMIS обеспечивает математически выверенную связь между шкалами принципиально разной природы. Это создаёт основу для разработки объективных критериев в комплексных междисциплинарных исследованиях, интеграцию разнородных показателей в единую систему.

Тем самым подтверждается ключевой тезис работы: адаптивная мульти-интервальная шкала (AMIS) формирует единое измерительное пространство, в котором любые данные – от школьных оценок до макроэкономических показателей – становятся сопоставимыми и могут участвовать в совместном анализе. Представленные примеры с разнородными данными служат эмпирическим доказательством этого положения.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведённое исследование подтвердило, что проблема сопоставления агрегированных разнородных данных является ключевым методологическим барьером для междисциплинарной аналитики. Для её решения разработан и апробирован метод AMIS, центральными элементами которого стали алгоритмы преобразования агрегированных данных в репрезентативные выборки и механизм обратного преобразования, устанавливающий точные количественные соответствия между разнородными шкалами.

В рамках Аналитического метода контроля образования [5] нормализация параметров учебного процесса с помощью AMIS позволила перейти к математическому моделированию образовательного процесса. Метод AMIS является измерительным ядром Аналитического метода контроля образования (АМКО)³, опирающегося на эталонную базу данных 1995–2005 гг. объёмом 2,5 млн записей [5]. Фиксация контрольных точек на основе репрезентативных распределений открывает возможность перехода от нормализации к прогнозированию – в частности, к расчёту ожидаемой успеваемости по косвенным параметрам учебного процесса (нагрузка, интерес, интенсивность занятий, уровень развития учащихся и др.). Данный подход реализуется в рамках программного комплекса «Образовательный конвертер».

Представленные в работе алгоритмы преобразования агрегированных данных и механизм обратного преобразования реализованы в программном коде, который готовится к публикации в открытом репозитории. Ранее опубликованные открытые реализации AMIS [19, 20] ориентированы на работу с первичными (неагрегированными) данными и вместе с верифицированными наборами обеспечивают воспроизводимость базового метода. Развитие программной поддержки для работы с агрегированными данными создаёт основу для дальнейшей адаптации AMIS к потоковым данным и интеграции в конвейеры машинного обучения.

Список литературы

1. Аванесов В.С. Шкалирование тестовых результатов // Педагогические измерения. 2013. № 2. С. 3–21.
2. Гордеева Т.О., Сычев О.А., Сиднева А.Н. Оценивание достижений школьников в традиционной и развивающей системах обучения: психолого-педагогический анализ // Вопросы образования. 2021. № 1. С. 213–236. DOI: 10.17323/1814-9545-2021-1-213-236.
3. Двоерядкина Н.Н., Чалкина Н.А. Стандартизация данных при организации психолого-педагогических исследований // Вестник АмГУ. 2016. № 74.
4. Коклев П.С. Оценка стоимости компании с использованием методов машинного обучения // Финансы: теория и практика. 2022. Т. 26, № 5. С. 132–148. DOI: 10.26794/2587-5671-2022-26-5-132-148.
5. Кравцов Г.Г. Введение в аналитический метод контроля образования (АМКО): от математической аналитики учебного процесса к стандартизированной образовательной базе данных. Рязань: НИЦ «Прикладная статистика», 2025. DOI: 10.5281/zenodo.16791743.

³ О проведении эксперимента по созданию образовательного банка данных в г. Рязани: письмо Министерства образования РФ № 11 от 12.10.1995.

6. Орлов А.И. Теория измерений как часть методов анализа данных // Социология: методология, методы, математическое моделирование. 2012. № 35. С. 155–174.
7. Потанина А.М., Моросанова В.И. Дифференциальные аспекты регуляторных и личностных ресурсов успеваемости учащихся с различными профилями школьной вовлеченности // *Theoretical and Experimental Psychology*. 2023. Т. 16, № 4. С. 218–239. DOI: 10.11621/TEP-23-37.
8. Сорокин А.А. Применение кусочных функций для нормализации входных переменных систем нечеткого вывода // *Информационные технологии в управлении*. 2021. № 4. С. 70–76. DOI: 10.25728/ru.2021.4.6.
9. Старовойтов В.В., Голуб И.А. Нормализация данных в машинном обучении // *Системный анализ и прикладная информатика*. 2021. № 3. С. 52–60.
10. Arachchige C.N.P., Prendergast L.A., Staudte R.G. Robust analogs to the coefficient of variation // *Journal of Applied Statistics*. 2024. Vol. 51, no. 3. P. 576–598. DOI: 10.1080/02664763.2022.2137452.
11. Bonofiglio F., Schumacher M., Binder H. Recovery of original individual person data (IPD) inferences from empirical IPD summaries only: Applications to distributed computing under disclosure constraints // *Statistics in Medicine*. 2020. Vol. 39, no. 8. P. 1183–1198. DOI: 10.1002/sim.8470.
12. Bruffaerts C., Verardi V., Vermandele C. A generalized boxplot for skewed and heavy-tailed distributions // *Statistics & Probability Letters*. 2014. Vol. 95. P. 110–117. DOI: 10.1016/j.spl.2014.08.016.
13. Bürkner P.C., Vuorre M. Ordinal Regression Models in Psychology: A Tutorial // *Advances in Methods and Practices in Psychological Science*. 2023. Vol. 6, no. 1. DOI: 10.1177/25152459231113332.
14. De Ayala R.J. *The Theory and Practice of Item Response Theory*. 2nd ed. New York: Guilford Press, 2022. 658 p.
15. Heitjan D.F., Rubin D.B. Inference from Coarse Data via Multiple Imputation with Application to Age Heaping // *Journal of the American Statistical Association*. 1990. Vol. 85, no. 410. P. 304–314. DOI: 10.1080/01621459.1990.10476205.
16. Hubert M., Vandervieren E. An adjusted boxplot for skewed distributions // *Computational Statistics & Data Analysis*. 2008. Vol. 52, no. 12. P. 5186–5201. DOI: 10.1016/j.csda.2007.11.008.
17. Jain A., Nandakumar K., Ross A. Score normalization in multimodal biometric systems // *Pattern Recognition*. 2005. Vol. 38, no. 12. P. 2270–2285. DOI: 10.1016/j.patcog.2005.01.012.
18. Kravtsov G. Universal Adaptive Normalization Scale (AMIS): A Methodology for Integrating Heterogeneous Social and Educational Metrics [Preprint]. OSF. 2025. DOI: 10.17605/OSF.IO/BDT2K.
19. Kravtsov G. AMIS_Normalization_Tool [Software] // GitHub. 2026. URL: https://github.com/Famimot/AMIS_Normalization_Tool (дата обращения: 13.02.2026).
20. Kravtsov G. AMIS_Excel_Plugin [Software] // GitHub. 2026. URL: https://github.com/Famimot/AMIS_Excel_Plugin (дата обращения: 13.02.2026).
21. Kravtsov G. Adaptive Multi-Interval Scale (AMIS): Open-Source Software, Source Data and Results for Normalizing and Comparing Raw & Aggregated Metrics [Data set]. Harvard Dataverse. 2025. V1. URL: <https://doi.org/10.7910/DVN/HXSED6> (дата обращения: 13.02.2026).
22. Lu Y., Wang L., Lu J., Yang J., Shen C. A robust data scaling algorithm to improve classification accuracies in biomedical data // *BMC Bioinformatics*. 2016. Vol. 17, suppl. 13. P. 359. DOI: 10.1186/s12859-016-1236-x.
23. Stevens S.S. On the theory of scales of measurement // *Science*. 1946. Vol. 103, no. 2684. P. 677–680. DOI: 10.1126/science.103.2684.677.
24. Tao Y., Meng Y., Gao Z., Yang X. Perceived teacher support, student engagement, and academic achievement: A meta-analysis // *Educational Psychology*. 2022. Vol. 42, no. 4. P. 401–420. DOI: 10.1080/01443410.2022.2033168.
25. van der Linden W.J., ed. *Handbook of Item Response Theory, Volume Three: Applications*. 1st ed. Boca Raton: Chapman and Hall/CRC, 2022. DOI: 10.1201/9781315117430.

References

1. Avanesov V.S. Scaling of Test Results. *Pedagogical Measurements*. 2013. No. 2. P. 3–21. (In Russian)
2. Gordeeva T.O., Sychev O.A., Sidneva A.N. Assessment of Schoolchildren's Achievements in Traditional and Developmental Education Systems: A Psychological and Pedagogical Analysis. *Educational Studies*. 2021. No. 1. P. 213–236. DOI: 10.17323/1814-9545-2021-1-213-236. (In Russian)
3. Dvoeryadkina N.N., Chalkina N.A. Data Standardization in the Organization of Psychological and Pedagogical Research. *Bulletin of AmSU*. 2016. No. 74. (In Russian)

4. Koklev P.S. Company Valuation Using Machine Learning Methods. Finance: Theory and Practice. 2022. Vol. 26, No. 5. P. 132–148. DOI: 10.26794/2587-5671-2022-26-5-132-148. (In Russian)
5. Kravtsov G.G. Introduction to the Analytical Method of Education Control (AMEC): From Mathematical Analytics of the Educational Process to a Standardized Educational Database. Ryazan: Research Center "Applied Statistics", 2025. DOI: 10.5281/zenodo.16791743. (In Russian)
6. Orlov A.I. Measurement Theory as a Part of Data Analysis Methods. Sociology: Methodology, Methods, Mathematical Modeling. 2012. No. 35. P. 155–174. (In Russian)
7. Potanina A.M., Morosanova V.I. Differential Aspects of Regulatory and Personal Resources of Students' Academic Performance with Different Profiles of School Engagement. Theoretical and Experimental Psychology. 2023. Vol. 16, No. 4. P. 218–239. DOI: 10.11621/TEP-23-37. (In Russian)
8. Sorokin A.A. Application of Piecewise Functions for Normalization of Input Variables in Fuzzy Inference Systems. Information Technologies in Management. 2021. No. 4. P. 70–76. DOI: 10.25728/pu.2021.4.6. (In Russian)
9. Starovoitov V.V., Golub I.A. Data Normalization in Machine Learning. System Analysis and Applied Informatics. 2021. No. 3. P. 52–60. (In Russian)
10. Arachchige C.N.P., Prendergast L.A., Staudte R.G. Robust analogs to the coefficient of variation. Journal of Applied Statistics. 2024. Vol. 51, No. 3. P. 576–598. DOI: 10.1080/02664763.2022.2137452.
11. Bonofiglio F., Schumacher M., Binder H. Recovery of original individual person data (IPD) inferences from empirical IPD summaries only: Applications to distributed computing under disclosure constraints. Statistics in Medicine. 2020. Vol. 39, No. 8. P. 1183–1198. DOI: 10.1002/sim.8470.
12. Bruffaerts C., Verardi V., Vermandele C. A generalized boxplot for skewed and heavy-tailed distributions. Statistics & Probability Letters. 2014. Vol. 95. P. 110–117. DOI: 10.1016/j.spl.2014.08.016.
13. Bürkner P.C., Vuorre M. Ordinal Regression Models in Psychology: A Tutorial. Advances in Methods and Practices in Psychological Science. 2023. Vol. 6, No. 1. DOI: 10.1177/25152459231113332.
14. De Ayala R.J. The Theory and Practice of Item Response Theory. 2nd ed. New York: Guilford Press, 2022. 658 p.
15. Heitjan D.F., Rubin D.B. Inference from Coarse Data via Multiple Imputation with Application to Age Heaping. Journal of the American Statistical Association. 1990. Vol. 85, No. 410. P. 304–314. DOI: 10.1080/01621459.1990.10476205.
16. Hubert M., Vandervieren E. An adjusted boxplot for skewed distributions. Computational Statistics & Data Analysis. 2008. Vol. 52, No. 12. P. 5186–5201. DOI: 10.1016/j.csda.2007.11.008.
17. Jain A., Nandakumar K., Ross A. Score normalization in multimodal biometric systems. Pattern Recognition. 2005. Vol. 38, No. 12. P. 2270–2285. DOI: 10.1016/j.patcog.2005.01.012.
18. Kravtsov G. Universal Adaptive Normalization Scale (AMIS): A Methodology for Integrating Heterogeneous Social and Educational Metrics [Preprint]. OSF. 2025. DOI: 10.17605/OSF.IO/BDT2K.
19. Kravtsov G. AMIS_Normalization_Tool [Software]. GitHub. 2026. URL: https://github.com/Famimot/AMIS_Normalization_Tool (accessed: 13.02.2026).
20. Kravtsov G. AMIS_Excel_Plugin [Software]. GitHub. 2026. URL: https://github.com/Famimot/AMIS_Excel_Plugin (accessed: 13.02.2026).
21. Kravtsov G. Adaptive Multi-Interval Scale (AMIS): Open-Source Software, Source Data and Results for Normalizing and Comparing Raw & Aggregated Metrics [Data set]. Harvard Dataverse. 2025. V1. URL: <https://doi.org/10.7910/DVN/HXSED6> (accessed: 13.02.2026).
22. Lu Y., Wang L., Lu J., Yang J., Shen C. A robust data scaling algorithm to improve classification accuracies in biomedical data. BMC Bioinformatics. 2016. Vol. 17, Suppl. 13. P. 359. DOI: 10.1186/s12859-016-1236-x.
23. Stevens S.S. On the theory of scales of measurement. Science. 1946. Vol. 103, No. 2684. P. 677–680. DOI: 10.1126/science.103.2684.677.
24. Tao Y., Meng Y., Gao Z., Yang X. Perceived teacher support, student engagement, and academic achievement: A meta-analysis. Educational Psychology. 2022. Vol. 42, No. 4. P. 401–420. DOI: 10.1080/01443410.2022.2033168.
25. van der Linden W.J., ed. Handbook of Item Response Theory, Volume Three: Applications. 1st ed. Boca Raton: Chapman and Hall/CRC, 2022. DOI: 10.1201/9781315117430.

Кравцов Геннадий Григорьевич, директор, Научно-исследовательский Центр «Прикладная статистика», г. Рязань, Россия

Kravtsov Gennady Grigorievich, Director, Research Center "Applied Statistics", Ryazan, Russia