Б

Проблемы искусственного интеллекта. 2026. N 3 (42). С. 60-70
Problems of Artificial Intelligence. 2026;3(42):60-70.
Системный анализ, управление и обработка информации, статистика
Научная статья

УДК 519.862.6 **DOI** 10.24412/2413-7383-2026-3-42-60-70

М. П. Базилевский
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования «Иркутский государственный университет путей сообщения
664074, г. Иркутск, ул. Чернышевского, 15
mik2178@yandex.ru; ORCID: 0000-0002-3253-5697

ВНЕДРЕНИЕ БОЛЬШИХ ЯЗЫКОВЫХ МОДЕЛЕЙ В ПРОЦЕСС ПОСТРОЕНИЯ ВПОЛНЕ ИНТЕРПРЕТИРУЕМЫХ РЕГРЕССИОННЫХ ЗАВИСИМОСТЕЙ

M.P. Bazilevskiy
Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education «Irkutsk State Transport University»
664074, Irkutsk, Chernyshevskogo str, 15
mik2178@yandex.ru; ORCID: 0000-0002-3253-5697

INCORPORATING LARGE LANGUAGE MODELS INTO THE CONSTRUCTION OF FULLY INTERPRETABLE REGRESSION DEPENDENCIES

Статья посвящена исследованию технологии построения вполне интерпретируемых регрессионных моделей. Выдвинута гипотеза, что на первом этапе при реализации этой технологии в качестве экспертов в исследуемой предметной области могут привлекаться большие языковые модели. Для управления ими был разработан специализированный шаблон промпта, особенность которого состоит в предоставлении экспертных оценок для каждой независимой переменной в количественной форме по четырём критериям: целесообразность включения в модель, контролируемость, направление влияния и степень нелинейности. Использование четырёх больших языковых моделей (DeepSeek, GigaChat, Алиса AI и Qwen) при исключении мнения человека-эксперта привело к тому же самому результату, полученному при его участии.
Ключевые слова: регрессионный анализ, вполне интерпретируемая регрессия, большая языковая модель, промпт, экспертная оценка.

This paper is devoted to the study of a technology for constructing fully interpretable regression models. A hypothesis is proposed that, at the first stage of implementing this technology, large language models (LLM) can be employed as experts in the subject area under investigation. To control them, a specialized prompt template was developed, the distinctive feature of which is the provision of expert assessments for each independent variable in quantitative form across four criteria: feasibility of inclusion in the model, controllability, direction of influence, and degree of nonlinearity. The use of four large language models (DeepSeek, GigaChat, Alice AI, and Qwen) in the absence of human expert opinion led to the same result as that obtained with its involvement.
Key words: regression analysis, fully interpretable regression, large language model, prompt, expert assessment.

Введение

В настоящее время в различных предметных областях экспертные системы находят широкое применение, обеспечивая выработку обоснованных управленческих решений на основе формализованных баз знаний и строгих логических правил. Например, в [1], [2] успешно применяется миварная реализация экспертных систем. Однако стремительное развитие нейронных сетей, и особенно больших языковых моделей (LLM), открывает новые перспективы для систем принятия решений. При этом нейросетевые подходы не вытесняют традиционные решения, а органично дополняют их, позволяя создавать гибридные архитектуры [3], [4].

LLM демонстрируют впечатляющую универсальность, проникая в самые разные отрасли. Так, в [5] с помощью языковой модели разработан ассистент для справочной поддержки пользователей образовательных организаций. В [6] проведено тестирование трёх LLM (GPT-4o, GigaChat и YandexGPT), генерирующих ответы на правовые запросы, которые затем проверялись юристами-экспертами. В [7] LLM применяется для генерации медицинских диагнозов, при этом качество ответов оценивается врачами-экспертами с использованием модели на основе нечётких множеств. В [8] языковые модели применены для определения весовых коэффициентов относительной важности признаков в задачах оптимизации и интегральной оценки. Работы [9], [10] посвящены применению LLM в области информационной безопасности.

Регрессионный анализ является фундаментальным инструментом количественного исследования, позволяющим формализовать математическую зависимость между переменными и оценивать степень влияния одних факторов на другие. В последнее время LLM начинают проникать и в сферу регрессионного анализа, предлагая новые подходы к обработке данных и интерпретации результатов. Так, в [11] показано, что LLM способны выступать в роли прогностических экспертов в регрессионном анализе, эффективно аппроксимируя как линейные, так и нелинейные зависимости на основе контекстных примеров без вычисления весов. В [12] выявлено, что в байесовской регрессии LLM могут на основе своих знаний предлагать априорные распределения для коэффициентов, правильно определяя знак и направление эффектов. В [13] доказано, что LLM успешно справляются с ролью экспертов-консультантов в регрессионном анализе, причём, их экспертиза носит преимущественно информационно-поддерживающий характер. Установлено, что текстовое описание переменных позволяет компенсировать недостаток данных в условиях малой выборки, к тому же LLM способны правильно определять направление эффектов. В [14] экспериментально подтверждён принципиально иной уровень применения LLM: языковая модель выступает как генератор и селектор структурных спецификаций – она предлагает конкретные функциональные формы, которые затем оптимизируются численно. Подтверждена высокая точность и меньшая сложность моделей, а также выявлено превосходство по производительности перед классическими методами символьной регрессии, включая генетическое программирование. Однако пока такая технология успешно работает только для 1-2 переменных. В [15] продемонстрировано, что LLM могут выступать в роли оптимизаторов для оценивания параметров линейных регрессий. Подтверждается, что LLM могут быть эффективными для малых задач, но пока не могут конкурировать со специализированными решателями на больших размерностях.

В последние годы активно развивается технология построения вполне интерпретируемых регрессионных зависимостей [16-18]. Такие модели ориентированы на выявление структуры связей и количественную оценку влияния каждого фактора. Как

отмечено, например, в [16], этапу построения вполне интерпретируемой регрессии обязательно должен предшествовать этап, на котором эксперт из соответствующей предметной области должен выявить объясняющие переменные, по-настоящему влияющие на отклик, а также направление их влияния. В рамках исследования возникла **гипотеза** о целесообразности применения LLM в качестве альтернативы экспертной оценке. **Целью исследования** является разработка и тестирование методики интеграции LLM в процесс построения вполне интерпретируемых регрессионных моделей.

Материалы и методы

Строгое определение вполне интерпретируемой линейной регрессии дано в [16]. Такая модель должна удовлетворять восьми условиям, среди которых значимость всех коэффициентов по t-критерию Стьюдента, низкая мультиколлинеарность, высокое качество аппроксимации, согласованность знаков оценок содержательному смыслу факторов и т.д. Определение вполне интерпретируемой квазилинейной регрессии дано в [19].

Технологию построению вполне интерпретируемых регрессий условно можно разделить на следующие этапы.

Этап 1. Экспертный анализ, о котором упомянуто во введении.

Этап 2. Формирование задачи частично-булевого линейного программирования с помощью программы ВИнтер-2 [18].

Этап 3. Решение задачи частично-булевого линейного программирования с помощью решателя LPSolve или COPT [20].

Этап 4. Интерпретация построенной модели.

Экспертный анализ на первом этапе построения регрессии критически важен. Он обеспечивает теоретическую обоснованность включаемых факторов и минимизирует риск ложных корреляций. Без экспертного анализа исследователь может потратить солидное количество времени на решение задачи целочисленного программирования, так и не получив практически полезной и интерпретируемой модели. Поэтому экспертный анализ снижает ещё и риск получения неинтерпретируемых результатов.

Выделим ключевые, на наш взгляд, критерии, которыми должен руководствоваться эксперт в конкретной предметной области при анализе каждой объясняющей переменной.

1. Целесообразность включения в модель. Данный анализ позволяет обоснованно отсеять переменные, не имеющие теоретического обоснования влияния на отклик. Это, в свою очередь, снижает риск мультиколлинеарности, повышает интерпретируемость и гарантирует, что финальная модель будет отражать не случайные корреляции, а содержательные закономерности исследуемого процесса.

2. Контролируемость. Под контролируемостью понимается возможность управляющего воздействия на данный фактор со стороны исследователя или лица, принимающего решения, либо, в более широком смысле, способность фиксировать его значение в рамках экспериментального или наблюдательного исследования. Данный анализ позволяет обоснованно включать в модель лишь те переменные, варьирование которых поддается управлению, что повышает практическую ценность модели и корректность выводов о причинно-следственных связях.

3. Знак влияния переменной на отклик. Эксперт должен установить теоретически обоснованный знак влияния переменной на отклик. Сопоставление оцененного и теоретического знаков коэффициентов выступает важнейшим критерием содержательной валидности модели, поскольку знак эффекта непосредственно определяет направление интерпретации связи между фактором и откликом. Несовпадение знаков сигнализирует о потенциальных ошибках спецификации, что ставит под сомнение возможность содержательной интерпретации полученных результатов.

4. Степень нелинейности влияния переменной на отклик. Данный анализ позволяет обоснованно выбрать функциональную форму включения объясняющей переменной – линейную, полиномиальную или иную – что критически важно для получения несмещенных оценок и их корректной интерпретации.

Современные LLM имеют высокую компетентность в различных предметных областях. Поэтому целесообразно их рассмотреть как интеллектуального ассистента, способного проводить экспертный анализ на первом этапе построения вполне интерпретируемых регрессионных моделей. Подчеркнём, что LLM рассматриваются именно в роли ассистента, дополняющего компетенции человека-эксперта, а не замещающего его. Это позволит повысить эффективность аналитической работы, оставляя за специалистом финальную верификацию и интерпретацию результатов.

Ключевым инструментом управления поведением LLM выступает промпт-инжиниринг [21]. Владение техниками промпт-инжиниринга становится обязательным условием для эффективного применения LLM в научных и инженерных задачах, поскольку даже незначительные изменения в формулировке запроса могут приводить к существенным различиям в качестве выходных результатов.

На предварительном этапе были сформулированы следующие требования к разрабатываемому промпту:

1) в запросе должно быть представлено развёрнутое описание решаемой задачи и предметной области, а также предусмотрена возможность прикрепления вспомогательных файлов;

2) необходимо детальное описание зависимой и независимых переменных с указанием их природы и предполагаемой роли в модели;

3) формулировки инструкций должны носить однозначный характер, исключающий множественность толкования;

4) с целью повышения оперативности обработки экспертные оценки следует представлять в количественной, а не вербальной форме, что предполагает разработку унифицированных шкал для каждого оценочного критерия;

5) выходные данные рекомендуется структурировать в табличном формате для обеспечения наглядности и удобства последующего анализа.

В результате был разработан следующий шаблон промпта:

«Решается задача [кратко формулируется суть задачи] в предметной области [например: медицина, производство].

Зависимая переменная (целевой показатель):

y - [даётся четкое определение, единицы измерения, диапазон значений].

Независимые переменные (факторы, предикторы):

x1 - [название и полное описание, единицы измерения];

x2 - [название и полное описание, единицы измерения];

x3 - [название и полное описание, единицы измерения];

(при необходимости x4...xn)

Собираемся строить регрессионную модель (линейную или нелинейную, тип пока не выбран).

Внимательно проанализируй смысловые (логические, причинно-следственные, технические, поведенческие) связи между каждой независимой переменной и зависимой переменной y.

На основе этого анализа составь строгую таблицу со следующими колонками:

1) переменная;

2) целесообразность включения (от 0 до 1): 0 – абсолютно бесполезна (теоретически или практически не влияет), 1 – обязательна к включению (ключевой драйвер y);

3) контролируемость (от 0 до 1): 0 – никак не регулируется человеком (природный фактор, внешний шок), 1 – легко управляема (инструментальная переменная, политика компании);

4) направление влияния на y (от -1 до +1): -1 – твёрдая уверенность в отрицательном эффекте, 0 – полная неопределённость (знак неизвестен или может меняться), +1 – твёрдая уверенность в положительном эффекте;

5) нелинейность (только 0 или 1): 0 – влияние строго линейно (пропорционально), 1 – влияние заведомо нелинейно (пороговые эффекты, насыщение, ∪- или ∩-образная форма, взаимодействие с другими факторами);

6) для каждой переменной дай краткое (1-2 предложения) обоснование по каждому критерию, особенно по п.5 (почему линейно/нелинейно) и по п.2 (почему именно такая оценка).

Важно, что нужно вывести только таблицу, без дополнительной информации.»

В науке обращение только к одному эксперту ограничивает достоверность выводов в силу субъективности суждений. Значительно более обоснованным является привлечение нескольких независимых экспертов, что позволяет нивелировать индивидуальные искажения и повысить надежность оценок. Аналогичный принцип применим и к использованию LLM. Наличие на сегодняшний день широкого спектра доступных архитектур от разных разработчиков предоставляет возможность для перекрестной проверки результатов, полученных с помощью искусственного интеллекта.

В настоящем исследовании были задействованы следующие нейросетевые эксперты.

1. DeepSeek – семейство моделей китайской компании DeepSeek AI.
2. GigaChat – российская мультимодальная нейросеть, разработанная Сбером.
3. Алиса AI – универсальная нейросеть нового поколения от Яндекса.
4. Qwen – семейство LLM от Alibaba Cloud.

После получения количественных экспертных оценок от каждой из четырех LLM человеку-эксперту необходимо выполнить их агрегацию и критическую оценку. На первом этапе целесообразно рассчитать описательные статистики (среднее значение, размах) по каждому оценочному критерию для выявления степени согласованности моделей. Высокая вариативность оценок требует повторного анализа расхождений и, при необходимости, проведения дополнительных раундов запросов с уточненными промптами. На втором этапе эксперт должен сопоставить агрегированные количественные показатели с собственными теоретическими представлениями о предметной области. Финальное решение о включении переменной в модель или выборе конкретной спецификации принимается на основе синтеза машинных оценок и экспертного знания. Таким образом, LLM выступают в роли инструментов генерации предварительных гипотез и количественных ориентиров, тогда как человек-эксперт сохраняет за собой функцию верификации, критического осмысления и принятия окончательного решения.

Эксперименты

Для тестирования разработанной методики интеграции LLM в процесс построения вполне интерпретируемых регрессионных моделей были использованы статистические данные из области строительной инженерии. Состав независимых переменных следующий: x_1 – количество цемента (кг/м^3 смеси); x_2 – шлака доменной печи (кг/м^3); x_3 – золы (кг/м^3); x_4 – воды (кг/м^3); x_5 – пластификатора (кг/м^3); x_6 – щебня (кг/м^3); x_7 – песка (кг/м^3); x_8 – возраст бетона (дни). Зависимая переменная y – прочность бетона

на сжатие (МПа). Объем выборки 1030 наблюдений. Это классический набор данных Concrete Compressive Strength Dataset из UCI Machine Learning Repository. Отметим, что с точки зрения теории две переменные x_1 и x_4 принято объединить в одну по правилу $z = x_1/x_4$, где z – цементно-водное отношение.

Сначала разработанный и описанный в предыдущем разделе шаблон промпта был адаптирован к специфике решаемой строительной задачи. После чего промпт последовательно был применен к четырём LLM. Результаты оценки по каждому из четырех критериев (целесообразность включения, контролируемость, направление влияния и степень нелинейности) представлены соответственно в таблицах 1, 2, 3 и 4. Столбец с краткими обоснованиями исключен из итоговых таблиц в целях обеспечения наглядности.

Таблица 1 – Целесообразность включения

LLM	z	x_2	x_3	x_5	x_6	x_7	x_8
DeepSeek	1	0,9	0,85	0,8	0,95	0,9	1
GigaChat	1	0,8	0,7	0,9	0,6	0,9	1
Алиса	1	0,9	0,8	0,9	0,7	0,7	1
Qwen	1	0,7	0,7	0,8	0,8	0,8	1

Анализ таблицы 1 свидетельствует о высокой степени согласованности оценок всех четырех LLM по критерию целесообразности включения переменных в модель. Наибольшие значения (z и x_8, равные 1) указывают на безусловную важность данных факторов. Остальные переменные также получили высокие оценки (в диапазоне 0,6–0,95), что позволяет рассматривать их как потенциально значимые предикторы.

Таблица 2 – Контролируемость

LLM	z	x_2	x_3	x_5	x_6	x_7	x_8
DeepSeek	1	0,9	0,9	1	1	1	0
GigaChat	1	1	1	1	1	1	0,3
Алиса	1	1	1	1	1	1	0
Qwen	1	0,9	0,9	1	0,9	0,9	0,3

Согласно данным таблицы 2, большинство переменных получили высокие оценки контролируемости (0,9 – 1) от всех четырех LLM, что свидетельствует о возможности управляющего воздействия на данные факторы и повышает практическую ценность модели. Исключение составляет переменная x_8 (возраст бетона в днях), по которой оценки моделей разделились: DeepSeek и Алиса присвоили нулевые значения, тогда как GigaChat и Qwen указали на частичную контролируемость. Данное расхождение, вероятно, обусловлено тем, что контроль возраста бетона возможен лишь на этапе планирования эксперимента и требует временных затрат, что не позволяет однозначно классифицировать данный фактор как полностью контролируемый.

Таблица 3 – Направление влияния

LLM	z	x_2	x_3	x_5	x_6	x_7	x_8
DeepSeek	+1,0	+0,7	+0,5	+0,6	+0,9	+0,4	+1,0
GigaChat	+1,0	0	0	+1,0	0	0	+1,0
Алиса	−1	+1	+1	+1	0	0	+1
Qwen	+1,0	+0,6	+0,5	+0,8	+0,6	+0,5	+1,0

Согласно данным таблицы 3, все четыре LLM в целом продемонстрировали положительное влияние большинства переменных на отклик. Исключение составила оценка Алисы для переменной z (цементно-водное отношение), получившей отрица-

тельный знак, что, вероятно, обусловлено ошибочной интерпретацией данной переменной как обратной ей величины – водоцементного отношения. Наиболее согласованные оценки зафиксированы для DeepSeek и Qwen, тогда как GigaChat продемонстрировал неопределенность (нулевые значения) по четырем переменным, а Алиса – по двум. При исключении аномальной оценки Алисы для z все LLM единогласно присвоили максимальные баллы переменным z и x_8, что свидетельствует об уверенности в их положительном влиянии на прочность бетона y.

Таблица 4 – Нелинейность

LLM	z	x_2	x_3	x_5	x_6	x_7	x_8
DeepSeek	1	1	1	1	0	1	1
GigaChat	1	1	1	1	1	1	1
Алиса	1	1	1	1	1	1	1
Qwen	1	1	1	1	1	1	1

Согласно данным таблицы 4, все четыре LLM классифицировали влияние большинства переменных как нелинейное (оценки, равные 1). Исключение составила переменная x_6 (количество щебня), по которой DeepSeek зафиксировал нулевое значение. Причём, в DeepSeek было явно указано, что «влияние близко к линейному в рабочем диапазоне, но контролируется рецептурой».

Проведенный группой четырех нейросетевых экспертов анализ позволяет сделать следующие обобщенные выводы.

1. Все семь объясняющих переменных признаны релевантными для включения в регрессионную модель.

2. Большинство факторов идентифицированы как контролируемые, за исключением переменной x_8.

3. Все переменные оказывают положительное влияние на прочность бетона, при этом характер зависимости для каждой из них определен как нелинейный.

Рассмотрим далее сценарий, в котором мнение человека-эксперта не учитывается, и дальнейшее построение модели осуществляется исключительно на основе оценок LLM. В рамках используемой технологии на этапе экспертного анализа предусмотрена процедура исключения переменных, направление влияния которых на отклик не соответствует знакам соответствующих парных коэффициентов корреляции. Поскольку коэффициенты корреляции переменных z, x_2, x_3, x_5, x_6, x_7 и x_8 с y имеют знаки «+», «+», «–», «+», «–», «–» и «+» соответственно, то переменные x_3, x_6 и x_7 подлежат исключению из дальнейшего рассмотрения. Тогда использование в ВИнтер-2 всех встроенных элементарных преобразований приведёт к задаче частично-булевого линейного программирования, решение которой позволит получить вполне интерпретируемую квазилинейную регрессию:

$$y = -45{,}652 + 43{,}613\sqrt{z} + 0{,}064x_2 - \frac{9{,}319}{(x_5+1)^2} + 8{,}393\ln(x_8 + 1). \qquad (1)$$

Таким образом, модель (1), построенная без учета суждений человека-эксперта, оказывается тождественной регрессии, полученной при его участии в [19]. При этом процедура с использованием LLM характеризуется существенно более высокой оперативностью. Тем не менее, с целью минимизации рисков и обеспечения дополнительного контроля, финальная верификация результатов человеком-экспертом, безусловно, важна.

Заключение

В настоящей статье исследована целесообразность применения LLM при реализации технологии построения вполне интерпретируемых регрессионных моделей. Разработанная методика взаимодействия с нейросетевыми экспертами продемонстрировала свою состоятельность. При этом представляется необходимым выделить следующие ключевые аспекты.

1. Одним из основных преимуществ LLM является их универсальность, проявляющаяся в способности выполнять экспертные функции в различных предметных областях. К тому же LLM позволяют обрабатывать большие объемы информации за секунды. Тем самым, нет никаких ограничений касаемо применения LLM в технологии построения вполне интерпретируемых регрессий.

2. Разработанный в данной статье промпт, позволяющий работать с четырьмя ключевыми критериями, легко может корректироваться с учётом предпочтений исследователя. Например, может быть расширен состав критериев и скорректированы шкалы их измерения.

3. LLM способны генерировать содержательные экспертные оценки, сопоставимые по качеству с суждениями квалифицированных специалистов в соответствующих областях. Наряду с этим, заключительный этап принятия решений должен предусматривать участие человека-эксперта.

Список источников

1. Смирнов К.С., Варламов О.О. МЭС для поддержки принятия решений персонала газоперерабатывающего цеха при добыче жидкой серы. Проблемы искусственного интеллекта. 2025. № 2 (37). С. 159-172. DOI: 10.24412/2413-7383-2025-2-37-159-172. EDN: BBTLNL.
2. Помблас Р.А., Шкодяк К.Е., Берберова М.А., Варламов О.О., Адамова Л.Е. Миварная система поддержки принятия решений для персонала газового завода. Проблемы искусственного интеллекта. 2026. № 1 (40). С. 190-201. DOI: 10.24412/2413-7383-2026-1-40-190-201. EDN: GSHWSX.
3. Емельянов В.А., Черный С.Г., Емельянова Н.Ю., Кочкаров А.А., Прокопчина С.В. Рекомендательная система для оценки свойств металлов на основе нейронной сети. Проблемы искусственного интеллекта. 2026. № 1 (40). С. 4-14. DOI: 10.24412/2413-7383-2026-1-40-4-14. EDN: IYTVFJ.
4. Доу Л. Метод обработки информации и изменения пороговых параметров правил в миварной экспертной системе с использованием больших языковых моделей. Проблемы искусственного интеллекта. 2025. № 4 (39). С. 194-205. DOI: 10.24412/2413-7383-2025-4-39-194-205. EDN: ONJKGZ.
5. Елисеев В.О., Бондаренко В.И., Максимова А.Ю. Разработка интеллектуального ассистента для образовательной организации. Проблемы искусственного интеллекта. 2025. № 4 (39). С. 36-48. DOI: 10.24412/2413-7383-2025-4-39-36-48. EDN: RPRFDG.
6. Улизько М.В., Ватьян А.С., Гусарова Н.Ф., Добренко Н.В. Применение больших языковых моделей для юридических экспертиз. Экономика. Право. Инновации. 2025. № 1. С. 57-68. DOI: 10.17586/2713-1874-2025-1-57-68. EDN: AQKFMD.
7. Назаров Д.М., Бадаев Ф.И. Применение больших языковых моделей в сфере здравоохранения. Менеджер здравоохранения. 2025. № 5. С. 142-154. DOI: 10.21045/1811-0185-2025-5-142-154. EDN: PRJEZN.
8. Грибанова Е.Б., Леонов Д.В. Разработка моделей условной оптимизации с использованием экспертных оценок. Доклады ТУСУР. 2024. Т. 27. № 3. С. 100-108. DOI: 10.21293/1818-0442-2024-27-3-100-108. EDN: BBJPPE.
9. Луцкович А.И., Васильев В.И., Вульфин А.М., Кириллова А.Д., Сулавко А.Е. Автоматизированная система анализа слабоструктурированных данных кибербразведки с использованием больших языковых моделей. Информационно-управляющие системы. 2025. № 2. С. 50-67. DOI: 10.31799/1684-8853-2025-2-50-67. EDN: QFQTPU.
10. Котенко И.В., Абраменко Г.Т. Объяснимая интерпретация инцидентов на основе большой языковой модели и метода генерации с дополненной выборкой. Вопросы кибербезопасности. 2025. № 5 (69). С. 58-67. DOI: 10.21681/2311-3456-2025-5-58-67. EDN: DVXIRG.
11. Vacareanu R., Negru V.A., Suciu V., Surdeanu M. From Words to Numbers: Your Large Language Model Is Secretly A Capable Regressor When Given In-Context Examples // Proceedings of the 1st Conference on Language Modeling (COLM 2024). 2024. P. 1-55. DOI: 10.48550/arXiv.2404.07544.
12. Riegler M.A., Hellton K.H., Thambawita V., Hammer H.L. Using large language models to suggest informative prior distributions in Bayesian regression analysis // Scientific Reports. 2025. Vol. 15. Article 33386. P. 1-17. DOI: 10.1038/s41598-025-18425-9.

13. Nafar A., Venable K.B., Kordjamshidi P. Learning vs Retrieval: The Role of In-Context Examples in Regression with Large Language Models // Proceedings of the 1st Conference on Language Modeling (COLM 2024). 2024. P. 1-24. DOI: 10.18653/v1/2025.naacl-long.417.
14. Merler M., Haitsiukevich K., Dainese N., Marttinen P. In-Context Symbolic Regression: Leveraging Large Language Models for Function Discovery // Proceedings of the 1st Conference on Language Modeling (COLM 2024). 2024. P. 1-18. DOI: 10.18653/v1/2024.acl-srw.49.
15. Yang C., Wang X., Lu Y., Liu H., Le Q.V., Zhou D., Chen X. Large Language Models as Optimizers // Proceedings of the 12th International Conference on Learning Representations (ICLR 2024). 2024. P. 1-41.
16. Базилевский М.П. О разрешимости оптимизационной задачи построения вполне интерпретируемых линейных регрессий. Учёные записки Казанского университета. Серия: Физико-математические науки. 2025. Т. 167. № 4. С. 627-640. DOI: 10.26907/2541-7746.2025.4.627-640. EDN: PXUNAW.
17. Базилевский М.П. Метод построения вполне интерпретируемых линейных регрессий со статистически значимыми по критерию Стьюдента оценками и незначимыми коэффициентами интеркорреляции. Вычислительные методы и программирование. 2025. Т. 26. № 4. С. 534-547. DOI: 10.26089/NumMet.v26r435. EDN: WKVQKH.
18. Базилевский М.П. Программа построения вполне интерпретируемых элементарных и неэлементарных квазилинейных регрессионных моделей. Труды Института системного программирования РАН. 2023. Т. 35. № 4. С. 129-144. DOI: 10.15514/ISPRAS-2023-35(4)-7. EDN: KTOSCW.
19. Базилевский М.П. Технология построения вполне интерпретируемых квазилинейных регрессионных моделей. Прикладная математика и вопросы управления. 2024. № 1. С. 123-138. DOI: 10.15593/2499-9873/2024.1.08. EDN: HGBMOC.
20. Ge D., Huangfu Q., Wang Z., Wu J., Ye Y. Cardinal Optimizer (COPT) user guide [Electronic resource]. URL: https://guide.coap.online/copt/en-doc. (Дата обращения: 20 июля 2026).
21. Супотницкий М.В. Промпт-инжиниринг для выявления патентоспособных технических решений в научных публикациях. Вестник войск РХБ защиты. 2026. Т. 10. № 1. С. 78-92. DOI: 10.35825/2587-5728-2026-10-1-78-92. EDN: XVDPQU.

References

1. Smirnov K.S., Varlamov O.O. MES for supporting decision-making of gas processing shop staff in liquid sulfur mining // Problems of Artificial Intelligence. – 2025. – No. 2 (37). – P. 159-172. – DOI: 10.24412/2413-7383-2025-2-37-159-172. – EDN: BBTLNL.
2. Pomblas R.A., Shkodyak K.E., Berberova M.A., Varlamov O.O., Adamova L.E. Mivar decision support system for gas plant staff // Problems of Artificial Intelligence. – 2026. – No. 1 (40). – P. 190-201. – DOI: 10.24412/2413-7383-2026-1-40-190-201. – EDN: GSHWSX.
3. Emelianov V.A., Chernyi S.G., Emelianova N.Yu., Kochkarov A.A., Prokopchina S.V. Recommendation system for determining the metal properties based on neural network // Problems of Artificial Intelligence. – 2026. – No. 1 (40). – P. 4-14. – DOI: 10.24412/2413-7383-2026-1-40-4-14. – EDN: IYTVFJ.
4. Dou L. Method for information processing and modification of threshold parameters of rules in a mivar expert system using large language models // Problems of Artificial Intelligence. – 2025. – No. 4 (39). – P. 194-205. – DOI: 10.24412/2413-7383-2025-4-39-194-205. – EDN: ONJKGZ.
5. Eliseev V.O., Bondarenko V.I., Maksimova A.Y. Development of an intelligent assistant for an educational institution // Problems of Artificial Intelligence. – 2025. – No. 4 (39). – P. 36-48. – DOI: 10.24412/2413-7383-2025-4-39-36-48. – EDN: RPRFDG.
6. Ulizko M.V., Vatian A.S., Gusarova N.F., Dobrenko N.V. Application of large language models for legal expertise // Economics. Law. Innovation. – 2025. – No. 1. – P. 57-68. – DOI: 10.17586/2713-1874-2025-1-57-68. – EDN: AQKFMD.
7. Nazarov D.M., Badaev F.I. Application of large language models in healthcare // Manager Zdravookhranenia. – 2025. – No. 5. – P. 142-154. – DOI: 10.21045/1811-0185-2025-5-142-154. – EDN: PRJEZN.
8. Gribanova E.B., Leonov D.V. Development of conditional optimization models using expert assessments // Proceedings of TUSUR University. – 2024. – Vol. 27, No. 3. – P. 100-108. – DOI: 10.21293/1818-0442-2024-27-3-100-108. – EDN: BBJPPE.
9. Lutskovich A.I., Vasilyev V.I., Vulfin A.M., Kirillova A.D., Sulavko A.E. Automated system for analyzing weakly structured threat intelligence data using large language models // Information and Control Systems. – 2025. – No. 2. – P. 50-67. – DOI: 10.31799/1684-8853-2025-2-50-67. – EDN: QFQTPU.
10. Kotenko I.V., Abramenko G.T. Explainable interpretation of incidents based on a large language model and a retrieval-augmented generation // Cybersecurity Issues. – 2025. – No. 5 (69). – P. 58-67. – DOI: 10.21681/2311-3456-2025-5-58-67. – EDN: DVXIRG.
11. Vacareanu R., Negru V.A., Suciu V., Surdeanu M. From Words to Numbers: Your Large Language Model Is Secretly A Capable Regressor When Given In-Context Examples // Proceedings of the 1st Conference on Language Modeling (COLM 2024). – 2024. – P. 1-55. – DOI: 10.48550/arXiv.2404.07544.

12. Riegler M.A., Hellton K.H., Thambawita V., Hammer H.L. Using large language models to suggest informative prior distributions in Bayesian regression analysis // Scientific Reports. – 2025. – Vol. 15, Article 33386. – P. 1-17. – DOI: 10.1038/s41598-025-18425-9.
13. Nafar A., Venable K.B., Kordjamshidi P. Learning vs Retrieval: The Role of In-Context Examples in Regression with Large Language Models // Proceedings of the 1st Conference on Language Modeling (COLM 2024). – 2024. – P. 1-24. – DOI: 10.18653/v1/2025.naacl-long.417.
14. Merler M., Haitsiukevich K., Dainese N., Marttinen P. In-Context Symbolic Regression: Leveraging Large Language Models for Function Discovery // Proceedings of the 1st Conference on Language Modeling (COLM 2024). – 2024. – P. 1-18. – DOI: 10.18653/v1/2024.acl-srw.49.
15. Yang C., Wang X., Lu Y., Liu H., Le Q.V., Zhou D., Chen X. Large Language Models as Optimizers // Proceedings of the 12th International Conference on Learning Representations (ICLR 2024). – 2024. – P. 1-41.
16. Bazilevskiy M.P. On the solvability of the optimization problem for constructing quite interpretable linear regressions // Uchenye Zapiski Kazanskogo Universiteta. Seriya Fiziko-Matematicheskie Nauki. – 2025. – Vol. 167, No. 4. – P. 627-640. – DOI: 10.26907/2541-7746.2025.4.627-640. – EDN: PXUNAW.
17. Bazilevskiy M.P. A method for constructing fully interpretable linear regressions with statistically significant estimates according to the Student's criterion and insignificant intercorrelation coefficients // Numerical Methods and Programming. – 2025. – Vol. 26, No. 4. – P. 534-547. – DOI: 10.26089/NumMet.v26r435. – EDN: WKVQKH.
18. Bazilevskiy M.P. Program for constructing quite interpretable elementary and non-elementary quasi-linear regression models // Trudy ISP RAN. – 2023. – Vol. 35, No. 4. – P. 129-144. – DOI: 10.15514/ISPRAS-2023-35(4)-7. – EDN: KTOSCW.
19. Bazilevskiy M.P. Technology for constructing quite interpretable quasilinear regression models // Applied Mathematics and Control Sciences. – 2024. – No. 1. – P. 123-138. – DOI: 10.15593/2499-9873/2024.1.08. – EDN: HGBMOC.
20. Ge D., Huangfu Q., Wang Z., Wu J., Ye Y. Cardinal Optimizer (COPT) user guide. – URL: https://guide.coap.online/copt/en-doc. - Cited July 20, 2026.
21. Supotnitskiy M.V. Prompt engineering for identifying patentable technical solutions in scientific publications // Journal of NBC Protection Corps. – 2026. – Vol. 10. – No. 1. – P. 78-92. – DOI: 10.35825/2587-5728-2026-10-1-78-92. – EDN: XVDPQU.

RESUME

M. P. Bazilevskiy

Incorporating large language models into the construction of fully interpretable regression dependencies

A pressing scientific problem is the construction of interpretable regression models. In recent years, LLM have developed rapidly, demonstrating their ability to address a wide range of tasks, including expert assessment. This has given rise to the hypothesis that LLM can be integrated into the process of constructing fully interpretable regression models, particularly at the stage of expert analysis, traditionally performed by domain specialists.

This paper briefly describes the stages of implementing a technology for constructing fully interpretable regressions. Key criteria are identified that an expert in a given domain should consider when analyzing each explanatory variable. These include: feasibility of inclusion in the model, controllability, direction of influence, and degree of nonlinearity. Requirements for prompt engineering are formulated, and a prompt template is developed. The following neural network-based experts are employed in this study: DeepSeek, GigaChat, Alice AI, and Qwen. After obtaining quantitative expert assessments from each of the four LLMs, the human expert is required to perform their aggregation and critical evaluation.

The proposed methodology for integrating LLM into the construction of fully interpretable regression models was tested using statistical data from the field of construction engineering. Expert analysis conducted with the use of LLM demonstrated a high degree of consistency with the judgments of the human expert, while requiring significantly less time. The fully interpretable model construct without incorporating human expert judgment proved to be identical to the regression obtained with human involvement. At the final stage of decision-making, the participation of a human expert remains essential.

РЕЗЮМЕ

М.П. Базилевский

Внедрение больших языковых моделей в процесс построения вполне интерпретируемых регрессионных зависимостей

Актуальной научной проблемой является построение интерпретируемых регрессионных моделей. Стремительное развитие в последние годы получили LLM, продемонстрировавшие способность решать широкий спектр задач, включая экспертное оценивание. Это обусловило появление гипотезы о возможности интеграции LLM в процесс построения вполне интерпретируемых регрессионных моделей, в частности, на этапе экспертного анализа, традиционно выполняемого специалистами в предметной области.

В статье кратко описаны этапы реализации технологии построения вполне интерпретируемых регрессий. Выделены ключевые критерии, которыми должен руководствоваться эксперт в конкретной предметной области при анализе каждой объясняющей переменной. Среди них: целесообразность включения в модель, контролируемость, направление влияния и степень нелинейности. Сформулированы требования для проведения промпт-инжиниринга. Разработан шаблон-промпта. В работе задействованы следующие нейросетевые эксперты: DeepSeek, GigaChat, Алиса AI и Qwen. После получения количественных экспертных оценок от каждой из четырех LLM человеку-эксперту необходимо выполнить их агрегацию и критическую оценку.

Тестирование разработанной методики интеграции LLM в процесс построения вполне интерпретируемых регрессионных моделей проводилось по статистическим данным из области строительной инженерии. Экспертный анализ, проведенный с использованием LLM, показал высокую степень согласованности с суждениями человека-эксперта при существенно меньших временных затратах. Вполне интерпретируемая модель, построенная без учета суждений человека-эксперта, оказалась тождественной регрессии, полученной при его участии. На заключительном этапе принятия решений участие человека-эксперта сохраняет свою необходимость.

Базилевский Михаил Павлович – кандидат технических наук, доцент кафедры «Математика», ФГБОУ ВО «Иркутский государственный университет путей сообщения», 664074, г. Иркутск, ул. Чернышевского, д. 15, телефон +7(3952) 638-354, mik2178@yandex.ru. *Область научных интересов:* математическое моделирование, машинное обучение, нейронные сети. ORCID: 0000-0002-3253-5697.

Bazilevskiy Mikhail Pavlovich – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of Department of Mathematics, Irkutsk State Transport University, 664074, Irkutsk, Chernyshevskogo St., 15, phone +7(3952) 638-354, mik2178@yandex.ru. Research interests: mathematical modeling, machine learning, neural networks. ORCID: 0000-0002-3253-5697.

Статья поступила в редакцию 08.04.2026;
одобрена после рецензирования 22.08.2026; принята к публикации 02.09.2026
The article was submitted 08.04.2026; approved after reviewing 22.08.2026;
accepted for publication 02.09.2026.