

**Система аналитики и поддержки принятия решений
малого производственного предприятия на базе
Регуляризирующего Байесовского Подхода**

Артём Юрьевич Золотаревский

*Студент бакалавриата, Финансовый университет при Правительстве РФ,
Москва, Россия, e-mail: artyom@zolotarevskiy.ru.*

Предложена концептуальная модель системы аналитики деятельности малого промышленного предприятия на базе регуляризирующего байесовского подхода (РБП). Представлено структурное функциональное деление организации на комплекс взаимоувязанных компонентов, а также количественных и качественных показателей, на основе которых происходит оценка эффективности деятельности как каждого элемента системы, так и всего хозяйствующего субъекта. Описана методика РБП, позволяющая объединить в единый аналитический комплекс разного рода сведения, характеризующую деятельность фирмы. Приведены примеры такой интеграции (свертки) на конкретных показателях. Описано то, какие новые знания могут быть получены в результате применения подобной системы и какую пользу она несет производственным предприятиям.

Ключевые слова: управление предприятием, интеллектуальные аналитические системы, регуляризирующий байесовский подход.

**A system of analytics and decision support for
a small manufacturing enterprise based on
a Regularizing Bayesian Approach**

Artyom Y. Zolotarevskiy

Undergraduate student, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russia, e-mail: artyom@zolotarevskiy.ru

A conceptual model of activity analytics system for a small industrial enterprise based on a regularizing Bayesian approach (RBA) is proposed. The structural functional division of the organization into a complex of interconnected components, as well as quantitative and qualitative indicators, are presented, based on which the effectiveness of the activity of both individual system elements and the entire economic entity is evaluated. The RBA methodology is described, allowing the integration of various types of information characterizing the firm's activities into a single analytical complex. Examples of such integration (convolution) on specific indicators are provided. It is described how new knowledge can be obtained as a result of implementing such a system and what benefits it brings to production enterprises.

Keywords: enterprise management, intelligent analytical systems, regularizing Bayesian approach.

Введение

Деятельность любого предприятия представляет собой сложную систему, состоящую из множества взаимосвязанных компонентов. Оценка работы такого комплекса является серьезной задачей, поскольку пока некоторые звенья пребывают в неудовлетворительном состоянии, другие могут быть развиты и влиять на общую динамику компании в будущем. Фирма может иметь неэффективные компоненты, но при этом обладать конкурентными преимуществами, неиспользуемым потенциалом и множеством возможностей для роста.

Традиционные подходы к оценке деятельности предприятий часто основаны на статистических методах, финансовых показателях и экономических моделях. Однако эти методы могут быть недостаточно гибкими и не учитывать все факторы, влияющие на работу и развитие малых предприятий. Более того, традиционные подходы могут недооценивать риски и возможности предприятия, что затрудняет принятие обоснованных решений. Классические методы не всегда отражают реальную ценность малого бизнеса, что может замедлять его развитие и затруднять привлечение необходимых ресурсов. Владельцам компаний также может быть затруднительно принимать эффективные управленческие решения из-за недостатков в методологии оценивания. Более того, рыночная среда, на которой действует предприятие, постоянно меняется, требуя от бизнеса оперативной аналитики и адаптации к изменяющимся условиям. Малому бизнесу необходимо реагировать на изменения в рынке в режиме реального времени и адаптировать свою стратегию под новые требования спроса.

Применение регуляризирующего байесовского подхода к аналитике и поддержке принятия решений на малых производственных предприятиях актуально, поскольку такой подход позволяет учитывать сложные взаимосвязи между различными компонентами предприятия, учитывать неопределенность и адаптировать стратегии в реальном времени. Кроме того, регуляризация позволяет управлять рисками и оптимизировать процессы на предприятии, что важно для успешного функционирования и развития бизнеса в современных условиях рыночной нестабильности.

Полезность РБП включает в себя следующие аспекты:

1. Учет неопределенности: байесовский подход позволяет учитывать неопределенность в данных и модели, что особенно важно для анализа деятельности промышленных предприятий, где данные могут быть зашумлены или неполны.

2. Регуляризация: добавление регуляризации позволяет контролировать точность и сложность модели, а также способствует получению стабильных оценок, что особенно актуально при работе с большими объемами данных.

3. Интерпретируемость: байесовский подход позволяет получать вероятностные оценки для параметров модели, что облегчает интерпретацию результатов и принятие решений на основе аналитики.

4. Адаптивность: байесовский подход способен обновлять модель на основе новых данных, что делает возможным создание адаптивных систем аналитики для промышленных предприятий.

Таким образом, регуляризирующий байесовский подход является эффективным инструментом для построения систем продвинутой аналитики деятельности промышленных предприятий, позволяя учитывать сложность данных, контролировать точность и достоверность оценок, получать интерпретируемые результаты, учитывая при этом как априорные знания о данных, так и структурные особенности модели.

Структурная модель

Любая организация $G^{(O)}$ (объект моделирования), как сложная система, представима в виде упорядоченного набора совокупности свойств $Q^{(O)} = \{Q_i^{(O)}, i = \overline{1, I}\}$, характеризующих ее деятельность, и взаимосвязей между ними $R^{(O)} = \{R_k^{(O)}, k = \overline{1, K}\}$:

$$G^{(O)} = \langle Q^{(O)}; R^{(O)} \rangle \quad (1)$$

Стоит задача построения аналитической модели организации $G^{(MO)}$, отражающей эффективность ее функционирования при заданных условиях проектирования Y , особенно в условиях значительной неопределенности информации и динамически меняющейся рыночной среды $G^{(E)}$:

$$G^{(O)} \rightarrow G^{(MO)} \quad (2)$$

$$G^{(MO)} = \underset{i=1}{*}^I Q_i^{(O)} \quad (3)$$

$$Q_i^{(O)} = \underset{j=1}{*}^J q_{ij}^{(O)} \quad (4)$$

Здесь q_{ij} – j -й показатель, характеризующий i -е свойство объекта, а «*» – оператор байесовской свертки.

Аналогично и внешнее окружение $G^{(E)}$ представимо в виде упорядоченной совокупности его свойств $Q^{(E)} = \{Q_i^{(E)}, i = \overline{1, I}\}$ и отношений между ними $R^{(E)} = \{R_k^{(E)}, k = \overline{1, K}\}$:

$$G^{(E)} = \langle Q^{(E)}; R^{(E)} \rangle \quad (5)$$

Таким образом получается модель внешней среды $G^{(ME)}$:

$$G^{(ME)} = \underset{i=1}{\overset{I}{*}} Q_i^{(E)} \quad (6)$$

Тогда модель предприятия во взаимосвязи со внешним окружением примет вид:

$$G^{(MOE)} = G^{(MO)} * G^{(ME)} \quad (7)$$

Условия проектирования модели:

$$Y = \{A_p; O; M\}, \quad (8)$$

где A_p – полнота априорной информации,
 O – ограничения и граничные условия,
 M – требования, в том числе метрологические.

Условия моделирования объекта, взаимодействующего со внешней средой:

$$Y^{(OE)} = Y^{(O)} * Y^{(E)} \quad (9)$$

Тогда модель предприятия с учетом влияния окружения при заданных условиях проектирования примет вид:

$$G^{(MOEY)} = G^{(MO)} * G^{(ME)} * Y^{(OE)} \quad (10)$$

Среда, в которой осуществляет свою деятельность фирма, состоит из клиентов и потребителей продуктов предприятия, конкурентов, поставщиков, партнеров и инвесторов, СМИ и общественности, существующих производственных, управленческих и маркетинговых технологий, а также экономического и политического окружения.

Показатели

Суть организации, как динамического процесса, есть разделение обязанностей на функциональные блоки и выполнение соответствующих действий в порядке их значимости для достижения поставленных целей. Любую организацию функционально можно разделить на 7 блоков: административный блок, блок персонала и коммуникаций, блок маркетинга, финансовый блок, производственный блок, блок качества и квалификации, блок по развитию, PR и связям с общественностью. Каждый блок можно дальше разделить на отделы, а каждый отделы на службы. За каждым элементом деления должны быть зафиксированы его функции и статистика. Статистику элемента определяют его количественные и качественные показатели. Количественный показатель может измеряться в единицах сделанной работы или мероприятиях, где каждому мероприятию приписываются баллы в зависимости от его. Качественный показатель может оценивать значимость деятельности для всей компании или, например, выражение стараний сотрудников в баллах. Получается ветвистая вложенная иерархическая структура, где оценка результативности деятельности всего предприятия определяется совокупной эффективностью его компонентов. Перечень соответствующих отделов и служб зависит от конкретной фирмы и производимых ею продуктов. За представленными блоками закреплены примерно следующие функции:

- административный блок: стратегическое планирование, построение организации, защита организации;
- блок персонала и коммуникаций: найм персонала, обеспечение коммуникаций между отделениями, отдел инспекций и докладов;
- блок маркетинга: разработка продукта (что продаем), продвижение продукта (как продаем), реклама, аналитика рынка;
- финансовый блок: ведение бухгалтерии, подготовка финансовых отчетов, сдача финансовой и налоговой отчетности, закупка материалов;
- производственный блок: производство продукта, обслуживание оборудования, экспедирование грузов, контролирование запасов, склад;
- блок качества и квалификации: обучение персонала, создание и разработка учебных материалов, контроль качества продукции;
- блок по развития, PR и связям с общественностью: работа с публикой, отдел продаж, ведение проектов, масштабирование компании.

Главная статистика предприятия – оборот и чистая прибыль. При этом общую экономику определяют такие показатели, как: объем производства, объем продаж, скорость работы, доходность на вложенный капитал, доходность на квадратный метр, сумма сделанной работы на сотрудника, объем собственных средств организации, стоимость основных фондов, количество оборотных средств, общая численность персонала, объем налоговых отчислений, успешность прохождения проверок от контролирующих органов.

Мощностью применения байесовских интеллектуальных технологий для решения поставленной задачи является математический аппарат, способный объединять в единые интегральные статистики разнородную количественную и качественную информацию, что было недоступно ранее классическим методам и подтверждает новизну и актуальность рассматриваемого подхода.

Методология

В РБП разработаны инструменты для измерения и оценивания показателей, учитывая изменчивость и динамические особенности данных, которые получили название «шкалы с динамическими ограничениями» (ШДО). Эти шкалы позволяют учитывать не только сами значения показателей, но и их изменения во времени или в зависимости от других факторов. Процесс измерения и оценивания показателей с использованием таких шкал начинается с установления динамических ограничений, которые определяют допустимые значения показателей в различные моменты времени или в различных условиях. Затем проводится измерение этих показателей с учетом динамических ограничений, что позволяет получить более точные и адаптированные оценки.

Кроме того, в реальных задачах оцениваемые показатели, такие как «успешность деятельности» или «эффективность управления», зачастую не могут быть измерены напрямую. Для решения этой проблемы в байесовских интеллектуальных системах разработаны так называемые лингвистические переменные – способ представления нечёткой информации, когда значения переменной описываются не конкретными числами, а лингвистическими терминами, такими как "высокий", "низкий", "средний" и т. д. Также вводится функция принадлежности, которая определяет степень соответствия показателя определенному лингвистическому термину. Эта функция позволяет математически описывать нечёткие понятия и проводить операции с нечёткими данными.

Основой подхода является байесовская свертка лингвистических переменных - метод, который комбинирует байесовский подход с нечёткой логикой для обработки нечётких данных и принятия решений на основе этой информации. Этот метод позволяет учитывать неопределенность и различные уровни уверенности при принятии решений. Процесс получения интегральных оценок над нечёткими данными с использованием байесовской свертки лингвистических переменных включает несколько этапов:

1. Сначала определяются лингвистические переменные, которые описывают нечёткую информацию. Например, переменная "температура" может быть описана терминами "нормальная", "высокая", "низкая".

2. Затем проводится процесс оценки степени принадлежности элементов к каждому из лингвистических терминов с помощью функций принадлежности.

3. Далее применяется байесовский подход для комбинирования нечётких данных и получения интегральных оценок. Этот процесс основывается на обновлении апостериорной вероятности на основе априорной вероятности и наблюдаемых данных.

4. Наконец, на основе интегральных оценок принимаются решения или делаются выводы о нечётких данных.

Таким образом, байесовская свертка лингвистических переменных позволяет эффективно учитывать неопределенность и различные уровни уверенности при работе с нечёткими данными и принятии решений.

Свертка показателей

Рассмотрим на конкретном примере процедуру свертки 2-х показателей: прибыли организации и численности персонала. Исходные данные представлены в таблице 1:

Год	Прибыль (млн руб.)	Численность персонала (чел.)
2019	75	35
2020	30	10
2021	52	15
2022	100	50
2023	180	75

Таблица 1. Исходные значения показателей

Определим лингвистическую шкалу с 9-ю реперами: 1 – предельно ниже нормы (ПНН), 2 – критически ниже нормы (КНН), 3 – значительно ниже нормы (ЗНН), 4 – ниже нормы (НН), 5 – норма (Н), 6 – выше нормы (ВН), 7 – значительно выше нормы (ЗВН), 8 – критически выше нормы (КВН), 9 – предельно выше нормы (ПВН). Применим треугольное распределение Симпсона в качестве функции принадлежности для установления вероятности соответствия численных значений показателя введенным лингвистическим переменным. Нанесем имеющиеся значения показателей на шкалу и снимем получившиеся оценки (рис. 1):

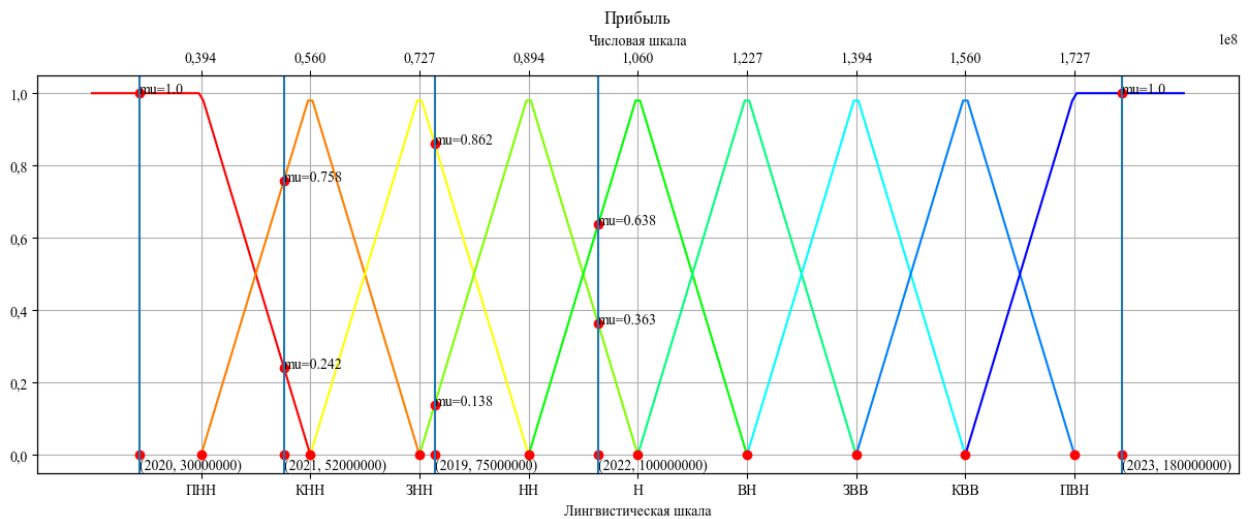


Рис. 1. Шкала с динамическими ограничения (ШДО) для первого показателя $h_1^{2019} = \{ЗНН \mid 0,862; НН \mid 0,138\}$ – 1-й показатель (прибыль) в 2019 году на лингвистической шкале принял значение «значительно ниже нормы» с вероятностью 0,862 и значение «ниже нормы» с вероятностью 0,138.

Аналогично для остальных годов:

$$h_1^{2020} = \{ПНН \mid 1\}, h_1^{2021} = \{КНН \mid 0,758; ПНН \mid 0,242\},$$

$$h_1^{2022} = \{Н \mid 0,638; НН \mid 0,363\}, h_1^{2023} = \{ПВН \mid 1\}$$

Стоит отметить, что такая шкала должна строиться отдельно для каждого показателя, причем значения функций принадлежности для каждого репера в действительности будет отличаться в разные моменты времени. Представление результатов на едином графике приведено для простоты и компактности изложения.

На основе полученных вероятностных оценок можно построить график основной тенденции изменения показателя во времени (рис. 2):

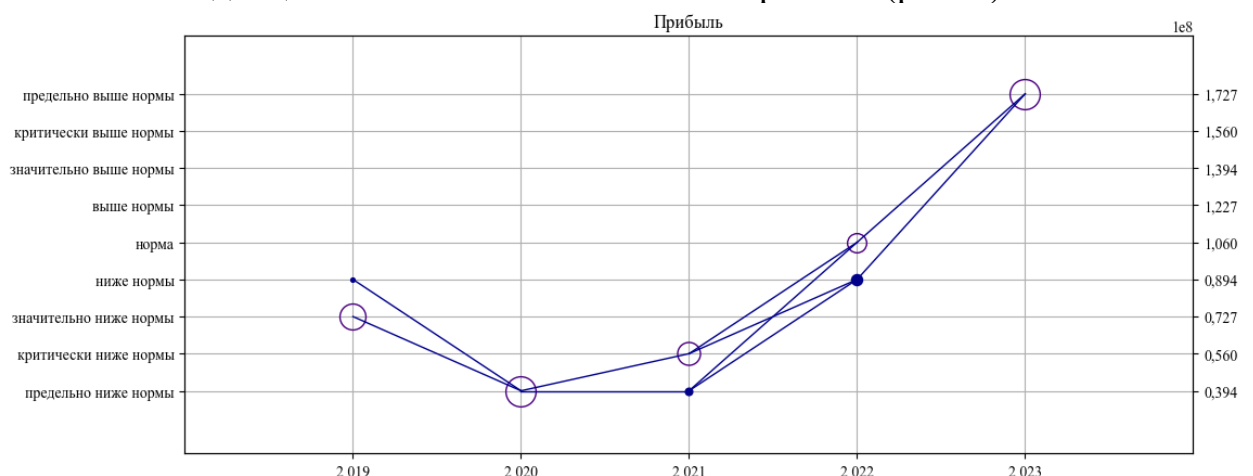


Рис. 2. Вероятностный тренд первого показателя для его значений на лингвистической шкале

Размер маркеров соответствует величине вероятности. Отметка в виде кружка без заливки соответствует наиболее вероятному событию. Ширина полосы представляет собой пространство вероятных значений наблюдаемой величины на шкале с динамическими ограничениями и таким образом отражает возможные альтернативные значения показателя.

Выполним аналогичную процедуру для 2-го фактора – численности персонала (рис. 3). Получим следующие оценки принадлежности:

$$h_2^{2019} = \{НН \mid 0,899; ЗНН \mid 0,101\}, h_2^{2020} = \{ПНН \mid 1\}, h_2^{2021} = \{ПНН \mid 0,87; КНН \mid 0,13\}$$

$$h_2^{2022} = \{ВН \mid 0,976; Н \mid 0,024\}, h_2^{2023} = \{ПВН \mid 1\}$$

А также построим тренд изменения полученных регуляризованных байесовских оценок (р. б. о.) 2-го показателя на лингвистической шкале (рис. 4).

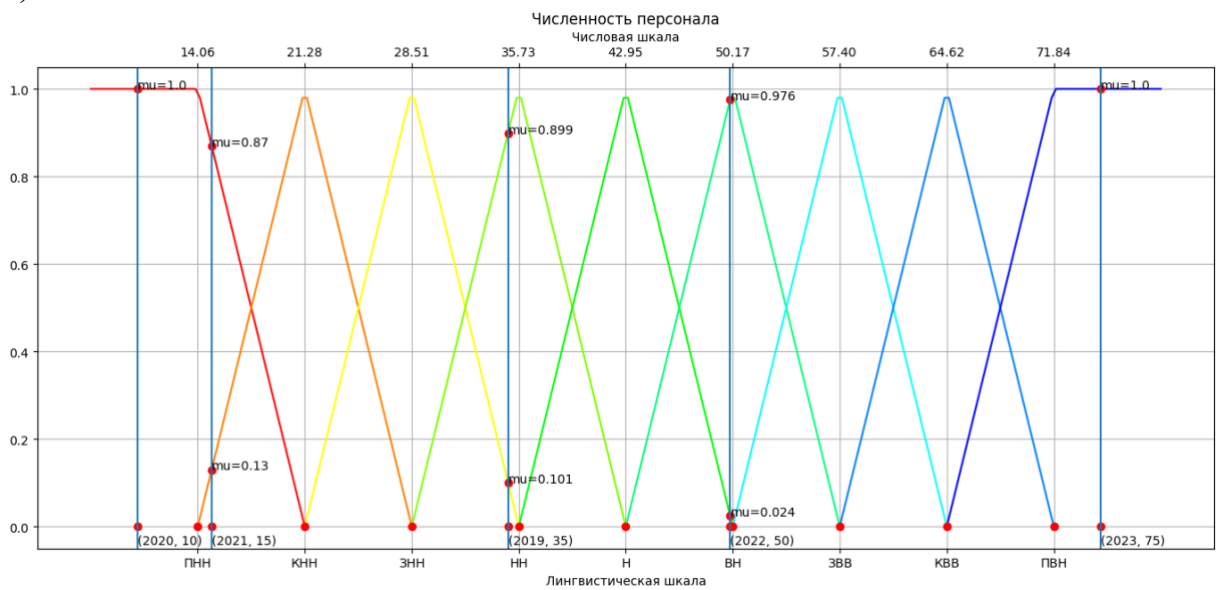


Рис. 3. Лингвистическая шкала показателя численности персонала

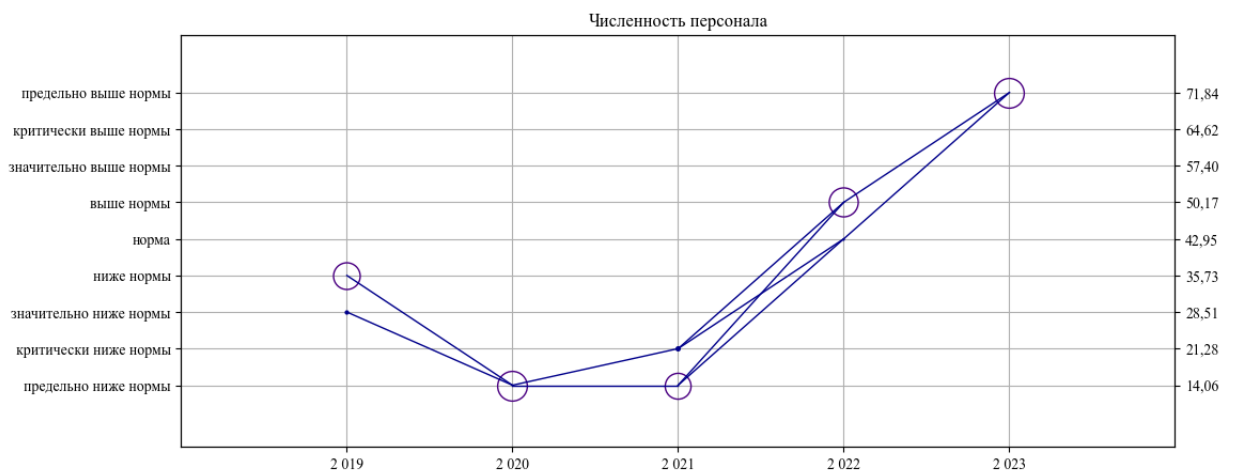


Рис. 4. Вероятностный тренд второго показателя для его значений на лингвистической шкале

Теперь выполним свертку двух показателей по годам:

$$h_{1,2}^{2019} = \left\{ \begin{array}{l} \frac{3\text{НН}+\text{НН}}{2} \mid 0,862 \cdot 0,899 \\ \frac{3\text{НН}+3\text{НН}}{2} \mid 0,862 \cdot 0,101 \\ \frac{\text{НН}+\text{НН}}{2} \mid 0,138 \cdot 0,899 \\ \frac{\text{НН}+3\text{НН}}{2} \mid 0,138 \cdot 0,101 \end{array} \right\} = \left\{ \begin{array}{l} \frac{3+4}{2} \mid 0,775 \\ \frac{3+3}{2} \mid 0,087 \\ \frac{4+4}{2} \mid 0,124 \\ \frac{4+3}{2} \mid 0,014 \end{array} \right\} = \left\{ \begin{array}{l} 3,5 \mid 0,775 \\ 3 \mid 0,087 \\ 4 \mid 0,124 \\ 3,5 \mid 0,014 \end{array} \right\} = \left\{ \begin{array}{l} 3 \mid 0,087 \\ 3,5 \mid 0,789 \\ 4 \mid 0,124 \end{array} \right\}$$

Чтобы в конце перейти от вещественных значений реперов (в данном случае 3,5 | 0,789) к целочисленным, для получившихся значений также построим ШДО и выполним процедуру свертки:

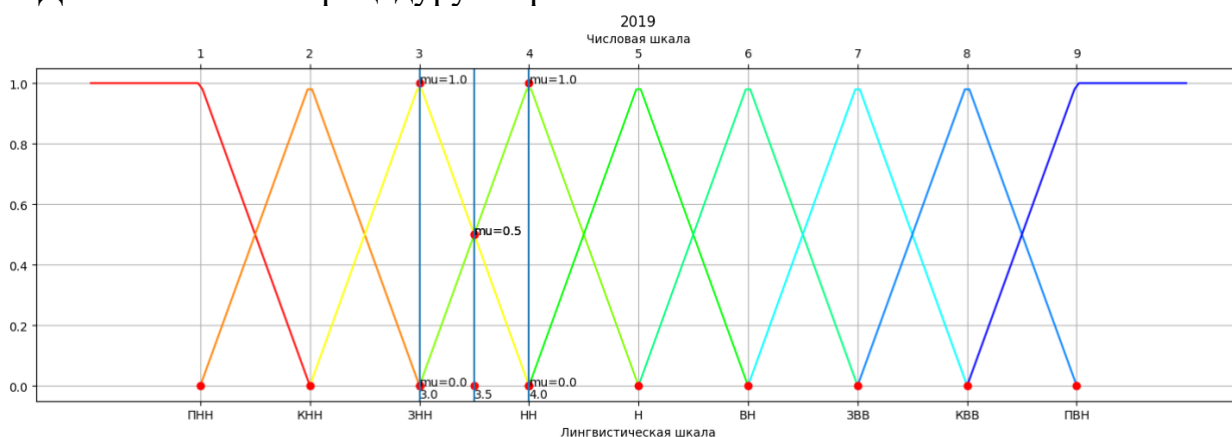


Рис. 5. Лингвистическая шкала для получения целочисленных значений свертки двух показателей

$$\begin{aligned} h_{1,2}^{2019} &= \{3 \mid 0,789 \cdot 0,5; 4 \mid 0,789 \cdot 0,5; 3 \mid 0,087; 4 \mid 0,124\} = \\ &= \{3 \mid 0,789 \cdot 0,5 + 0,087; 4 \mid 0,789 + 0,125\} = \\ &= \{3 \mid 0,482; 4 \mid 0,518\} = \{\text{ЗНН} \mid 0,482; \text{НН} \mid 0,518\} \end{aligned}$$

Аналогично для всех остальных годов получим:

$$\begin{aligned} h_{1,2}^{2020} &= \{\text{ПНН} \mid 1\} \\ h_{1,2}^{2021} &= \{\text{ПНН} \mid 0,556; \text{КНН} \mid 0,444\} \\ h_{1,2}^{2022} &= \{\text{НН} \mid 0,004; \text{Н} \mid 0,685; \text{ВН} \mid 0,311\} \\ h_{1,2}^{2023} &= \{\text{ПВН} \mid 1\} \end{aligned}$$

Теперь построим интегральный тренд свернутых показателей для оценки общей динамики деятельности предприятия:

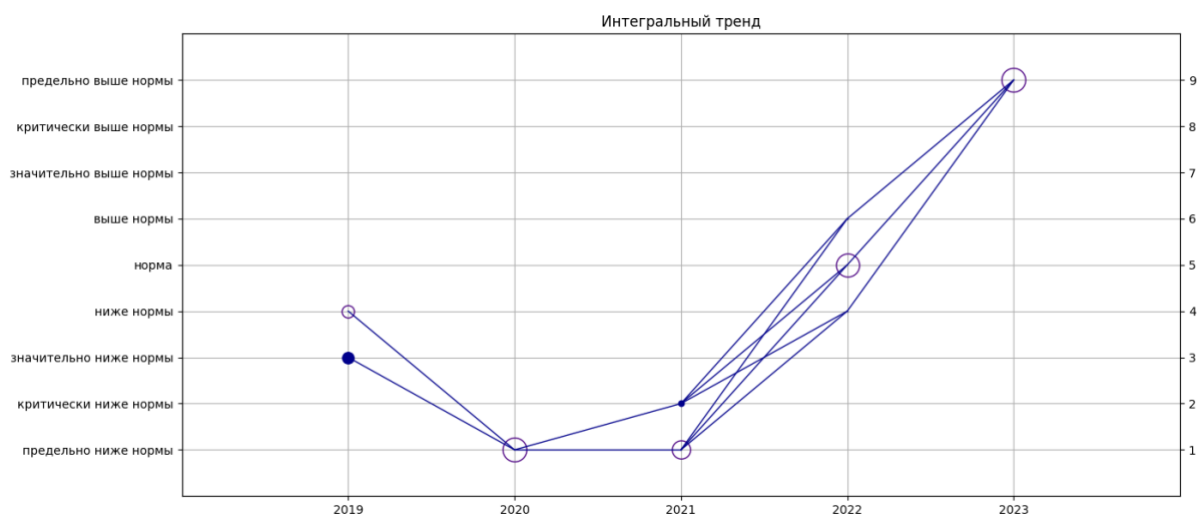


Рис. 6. Интегральный вероятностный тренд двух показателей, полученный в результате применения процедуры байесовской свертки

Выводы и заключение

Применение регуляризирующего байесовского подхода и нечетких методов при построении систем аналитики и поддержки принятия решений для производственных предприятий имеет ряд преимуществ и позволяет делать выводы, недоступные традиционным методам:

1. Улучшенная оценка вероятностей и неопределенностей: РБП позволяет учитывать вероятности различных событий, управлять неопределенностью и размытостью в данных. Регуляризация помогает сделать оценки более точными и стабильными, учитывая априорные знания.

2. Автоматизированное принятие решений: РБП позволяет строить модели, которые могут автоматически принимать решения на основе непрерывно поступающего потока данных.

3. Управление рисками: РБП позволяет оценивать риски и прогнозировать возможные последствия различных решений.

4. Сложные взаимосвязи: в реальных задачах часто существуют сложные нелинейные отношения между переменными, которые могут быть лучше описаны с помощью нечетких методов и экспертных оценок.

5. Гибкость: нечеткие методы позволяют работать с лингвистическими переменными и нечеткими понятиями, что делает их более гибкими и универсальными для описания различных условий и ситуаций.

6. Простота восприятия: РБП дает вероятностные оценки параметров модели, что облегчает интерпретацию результатов и принятие решений на основе аналитики.

Таким образом, применение регуляризирующего байесовского подхода делает возможным построение прозрачных и надежных систем аналитики производственных предприятий, позволяет интегрировать в едином комплексе разнородные количественный и качественные данные,

способствует получению более точных, стабильных и автоматизированных знаний о процессах и взаимосвязях в компании, что в итоге делает процесс управления и принятия решений контролируемым и эффективным.

Список литературы

1. Прокопчина, С. В. Проектный менеджмент в условиях неопределенности на основе регуляризирующего байесовского подхода / С. В. Прокопчина // Мягкие измерения и вычисления. – 2023. – Т. 69, № 8. – С. 50-68. – DOI 10.36871/2618-9976.2023.08.004. – EDN UDUYVX.
2. Прокопчина, С. В. Методологические основы лингвистических измерений нечисловых характеристик сложных объектов / С. В. Прокопчина // Мягкие измерения и вычисления. – 2023. – Т. 66, № 5. – С. 5-21. – DOI 10.36871/2618-9976.2023.05.001. – EDN WXPDK.
3. Прокопчина, С. В. Основы теории шкалирования в экономике : учебное пособие / С. В. Прокопчина. – Москва : Издательский дом «НАУЧНАЯ БИБЛИОТЕКА», 2021. – 272 с. – ISBN 978-5-907497-05-4. – EDN DMLFJL.
4. Прокопчина, С. В. Принципы и методические аспекты построения шкалы с динамическими ограничениями для измерений в условиях неопределенности / С. В. Прокопчина // Мягкие измерения и вычисления. – 2018. – № 3(4). – С. 4-15. – EDN UVODJW.
5. Сатдыков, А. И. Системный анализ деятельности предприятий в экономике и финансах / А. И. Сатдыков, О. В. Беспалова-Милек, Л. С. Звягин ; Под ред. Л.С. Звягина. – Москва : Общество с ограниченной ответственностью "Издательство "КноРус", 2020. – 590 с. – (Бакалавриат). – ISBN 978-5-406-07665-1. – EDN VXYYNV.
6. Прокопчина С.В., Федичкин А.И. Применение Байесовских Интеллектуальных Технологий (БИТ) для оценки интегральных показателей // Сб. докладов Междунар. конф. по мягким вычислениям и измерениям "SCM-2006", Санкт-Петербург, 27-29 июня 2006. Т. 2.
7. Прокопчина, С. В. Байесовские интеллектуальные технологии как методологическая основа обработки больших данных в условиях неопределенности / С. В. Прокопчина // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2019. – Т. 11, № 3. – С. 105-109. – EDN HBEIXI.
8. Прокопчина, С. В. Мягкие подходы к управлению сложными системами / С. В. Прокопчина // Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям. – 2017. – Т. 1. – С. 7-14. – EDN ZDFTGL.
9. Заславская, В. Л. Интеллектуальная обработка больших данных в задачах малого бизнеса на основе байесовских интеллектуальных технологий / В. Л. Заславская, Р. К. Заславский, С. В. Прокопчина // Мягкие измерения и вычисления. – 2022. – Т. 61, № 12. – С. 65-74. – DOI 10.36871/2618-9976.2022.12.005. – EDN SVLFMA.
10. Прокопчина, С. В. Мягкие технологии и средства для аудита и управления производственными системами в условиях нестабильности и

неопределенности / С. В. Прокопчина // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2017. – Т. 4, № 5-1. – С. 108-112. – EDN YZMOGN.

References

1. Prokopchina, S. V. Project management in conditions of uncertainty based on the regularizing Bayesian approach / S. V. Prokopchina // Soft measurements and calculations. – 2023. – vol. 69, No. 8. – pp. 50-68. – DOI 10.36871/2618-9976.2023.08.004. – EDN UDUYVX.
2. Prokopchina, S. V. Methodological foundations of linguistic measurements of non-numerical characteristics of complex objects / S. V. Prokopchina // Soft measurements and calculations. – 2023. – vol. 66, No. 5. – pp. 5-21. – DOI 10.36871/2618-9976.2023.05.001. – EDN WXPDKJ.
3. Prokopchina, S. V. Fundamentals of the theory of scaling in economics : a textbook / S. V. Prokopchina. – Moscow : Publishing House "SCIENTIFIC LIBRARY", 2021. – 272 p. – ISBN 978-5-907497-05-4. – EDN DMLFJL.
4. Prokopchina, S. V. Principles and methodological aspects of constructing a scale with dynamic constraints for measurements under uncertainty / S. V. Prokopchina // Soft measurements and calculations. – 2018. – № 3(4). – Pp. 4-15. – EDN UVODJW.
5. Satdykov, A. I. System analysis of the activities of enterprises in economics and finance / A. I. Satdykov, O. V. Bepalova-Milek, L.S. Zvyagin; Edited by L.S. Zvyagin. – Moscow : Limited Liability Company "KnoRus Publishing House", 2020. – 590 p. – (Bachelor's degree). – ISBN 978-5-406-07665-1. – EDN VXYYNV.
6. Prokopchina S.V., Fedichkin A.I. Application of Bayesian Intelligent Technologies (BITS) for evaluating integral indicators // Collection of reports of the International Conference on Soft Computing and Measurements "SCM-2006", St. Petersburg, June 27-29, 2006. Vol. 2.
7. Prokopchina, S. V. Bayesian intelligent technologies as a methodological basis for processing big data in conditions of uncertainty / S. V. Prokopchina // Economics and management: problems, solutions. – 2019. – Vol. 11, No. 3. – pp. 105-109. – EDN HBEIXI.
8. Prokopchina, S. V. Soft approaches to managing complex systems / S. V. Prokopchina // International Conference on Soft Computing and Measurements. - 2017. – Vol. 1. – pp. 7-14. – EDN ZDFTGL.
9. Zaslavskaya, V. L. Intelligent processing of big data in small business tasks based on Bayesian intelligent technologies / V. L. Zaslavskaya, R. K. Zaslavsky, S. V. Prokopchina // Soft measurements and calculations. – 2022. – vol. 61, No. 12. – pp. 65-74. – DOI 10.36871/2618-9976.2022.12.005. – EDN SVLFMA.
10. Prokopchina, S. V. Soft technologies and tools for auditing and management of production systems in conditions of instability and uncertainty / S. V. Prokopchina // Economics and management: problems, solutions. - 2017. – Vol. 4, No. 5-1. – pp. 108-112. – EDN YZMOGN.