

©2018

Анна Карпова

аналитик ГКУ "Московский центр Открытое правительство"
(e-mail: annavkarpova@mail.ru)

Наталья Гринева

кандидат экономических наук,
доцент Финансового Университета при Правительстве РФ
(e-mail: n_grineva@list.ru)

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ НЕЧЁТКОЙ ЛОГИКИ ДЛЯ ОЦЕНКИ ИНФОРМАЦИОННОГО ВОЗДЕЙСТВИЯ НА ПОЛИТИКО-ЭКОНОМИЧЕСКИЕ И СОЦИАЛЬНЫЕ ПРОЦЕССЫ

В статье рассматриваются возможности применения методов нечеткой логики для оценки информационного воздействия на политические, социальные и экономические процессы. На основе анализа фундаментальных научных работ, затрагивающих указанную выше проблему, был сделан вывод об отсутствии математических решений в области количественных оценок эффективности информационного воздействия. На основе проведенной работы в данной статье предложен универсальный механизм такой оценки, о использовании алгоритма Мамдани, а также приводится пример применения этого метода на практике.

Ключевые слова: информационное воздействие, методы нечеткой логики, алгоритм Мамдани, нечеткое моделирование, инфоповод, эффективность информационного воздействия.

На протяжении последних десятилетий все более актуальной становится оценка информационного воздействия на различные сферы жизнедеятельности человека. Это и общественно значимые процессы и социально-экономические, культурные, политические и многие другие, поэтому информацию в полной мере можно назвать инструментом управления. По теме информационного воздействия написано большое число работ как в России, так и за рубежом¹. Однако на сегодня практически отсутствуют исследования, которые бы давали возможность реальной оценки информационного воздействия на политико-экономические и социальные процессы в стране и мире. Тем более редки работы, в которых для оценки подобных процессов

¹Например: Губанов Д.А., Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г. Моделирование информационного влияния и информационного управления в социальной сети / Control sciences № 5. 2009; Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г. Прикладные модели информационного управления / М.: ИПУ РАН. 2004; Jackson M. Social and Economic Networks. // Princeton: Princeton University Press, 2008. (<https://web.stanford.edu/~jacksonm/>); Goldenberg J., Libai B., Muller E. Talk of the network: A complex systems look at the underlying process of word-of-mouth // Marketing Letters. 2001. N 2. P. 11–34.

используется нечеткая логика. Среди отечественных исследований можно выделить только одну работу, в которой в качестве объекта анализа при помощи инструментов нечеткой технологии предлагается использовать информационное воздействие [10]. В этой работе предлагается модель, которая строится на основе предположения о том, что непосредственный результат информационного воздействия проявляется как напряженность отношений между обществом и адресатом воздействия. Модель представляет интерес для изучения, однако является не совсем корректной и несколько однобокой. Так, не всегда следствием информационного воздействия является наличие противоречия между адресатом и социальной группой, в качестве примера, можно привести случаи, когда правительства стран с помощью информационного воздействия объединяли адресатов воздействия в своих собственных целях.

Говоря о возможности оценки информационного воздействия на политико-экономические и социальные процессы с помощью методов нечеткой логики, следует обратиться к алгоритму нечеткого вывода Мамдани, который один из первых нашел применение в системах нечетких множеств [11]. С помощью алгоритма Мамдани представляется возможным оценить результат информационного воздействия на процессы, который может проявляться как в виде непосредственных решений в экономике и политике, так и в совершенно обычном интересе к информационному поводу как способу целенаправленного информационного воздействия. Прежде всего стоит обозначить некоторые особенности алгоритма нечеткого вывода приближенных рассуждений в целом.

Под приближенными рассуждениями мы понимаем процесс, при котором из нечетких посылок получают некоторые следствия, возможно, тоже нечеткие. Такие рассуждения лежат в основе способностей человека понимать язык, разбирать почерк, принимать некоторые решения, требующие умственных усилий иногда в сложных и не вполне определенных ситуациях. Кроме того, именно способность рассуждений в качественных, неточных терминах отличает интеллект человека от интеллекта вычислительной машины [6].

В классической логике, в основе рассуждений лежат правила вида «если..., то...»:

Modus ponens: $(A \wedge (A \Rightarrow B)) \Rightarrow B$

Modus tollens: $((A \Rightarrow B) \wedge \bar{B}) \Rightarrow \bar{A}$

Силлогизм: $((A \Rightarrow B) \wedge (B \Rightarrow C)) \Rightarrow (A \Rightarrow C)$

Контрапозиция $(A \Rightarrow B) \Rightarrow (\bar{B} \Rightarrow \bar{A})$

В табл. 1 можно наглядно увидеть как из посылки формируется логический вывод в классической логике.

Таблица 1

Формирование логического вывода в классической логике

Посылка	А истинно (слива красная)
Импликация	Если А, то В – истинно (если слива красная, то слива спелая)
Логический вывод	В есть истинно (слива спелая)

Однако, когда известно, что близкое к А утверждение А' является истинным, то *modus ponens* из классической логики уже не может применяться. В нечеткой логике в этих случаях применяется композиционное правило Л. Заде.

Композиционное правило Л. Заде:

Пусть U и V – два универсальных множества с базовыми переменными u и v, соответственно. Пусть А и F – нечеткие подмножества множеств U и $U \times V$. Тогда из нечетких множеств А и F следует нечеткое множество $B = A \circ F$,

где $\circ$ – минимаксная композиция нечетких множеств, определяемая формулой: $\mu B(v) = \max(\min(\mu A(u), \mu F(v, u)))$.

Нечеткое множество F в данном случае представляет собой нечеткое отношение между переменными u и v.

На основе данного правила Л. Заде [9] можно как частный случай привести правило вывода для *modus ponens* (табл. 2).

Таблица 2

Формирование логического вывода в нечеткой логике

Посылка	А' истинно
Импликация	Если А, то В
Логический вывод	$A' \circ (A \Rightarrow B)$

Отличия в данном случае в том, что А' и В – нечеткие множества и А' необязательно идентично А.

Описанное выше композиционное правило лежит в основе построения логико-лингвистических систем. Такие системы основаны на том, что поведение исследуемой системы описывается в естественном языке. Входные и выходные параметры системы рассматриваются как лингвистические переменные, а качественное описание процесса задается совокупностью высказываний следующего вида:

- L_1 : Если A_{11} и/или A_{12} и/или... и/или A_{1m} , то B_{11} и/или... и/или B_{1n} ,
 L_2 : Если A_{21} и/или A_{22} и/или... и/или A_{2m} , то B_{21} и/или... и/или B_{2n} ,

 L_k : Если A_{k1} и/или A_{k2} и/или... и/или A_{km} , то B_{k1} и/или... и/или B_{kn} .

Такая совокупность называется нечеткой базой знаний и является основой для так называемых нечетких экспертных систем, каждая из которых использует нечеткие утверждения и правила. Основываясь на такой системе, можно построить лингвистическую модель, которая сводится к ряду условий L : если A_k , то B_k , где A_k и B_k — нечеткие множества, заданные на X и Y соответственно. Данная модель универсальна, но редко используется на практике. Обычно используют ее упрощенный вариант, называемый нечетким выводом. Он основывается, на предположении, что все входные лингвистические переменные имеют известные числовые значения.

Алгоритм нечеткого вывода Мамдани состоит из пяти этапов [5]:

1. Формирование базы правил системы нечеткого вывода
2. Фазификация входных и выходных значений
3. Агрегирование
4. Активизация и подусловий в нечетких правилах продукций.
5. Аккумуляция
6. Дефазификация

Следует более подробно описать каждый из них.

Этап формирования базы правил системы нечеткого вывода представляет собой своего рода постановку задачи, когда имеются входные и выходные параметры и на основе экспертной оценки и здравого смысла формулируются лингвистические правила.

На этапе *фазификации* с помощью функции принадлежности всех термов входных лингвистических переменных и на основании задаваемых четких значений из универсумов входных лингвистических переменных определяется степень уверенности в том, что выходная лингвистическая переменная принимает конкретное значение. Эта степень уверенности есть ордината точки пересечения графика функции принадлежности терма и прямой «Четкое значение ЛП».

Этап непосредственного нечеткого вывода. На основании набора правил вычисляют значения истинности для предпосылок всех правил на основании конкретных нечетких операций, соответствующих конъюнкции или дизъюнкции термов в левой части правил. В большинстве случаев это либо максимум, либо минимум из степеней уверенности термов, вычисленных на этапе фазификации, который применяется к заключению каждого правила. При использовании одного из способов построения нечеткой импликации получается нечеткая переменная, соответствующая вычисленному значению степени уверенности в левой части правила и нечеткому множеству в правой части правила.

Следующие три этапа — агрегации, активизации и аккумуляции следует описать совместно. Все нечеткие множества, назначенные для каждого терма каждой выходной лингвистической переменной, объединяются вместе, и формируется единственное нечеткое множество — значение для

каждой выводимой лингвистической переменной. Обычно используются функции MAX или SUM.

Процесс агрегирования можно представить следующим образом:

$$B(A \cap F) = \min\{B(A); B(F)\}.$$

Min-активизация, процесс определения выходных множества с помощью «отсечения» по высоте терм-множеств выходных лингвистических переменных, можно записать так: $\mu(y) = \min\{\mu A(u); \mu F(v, u)\}$,

где $\mu A(u)$ и $\mu F(v, u)$ – функции принадлежности лингвистических переменных и их степени уверенности.

Далее следует max-объединение функций принадлежности – аккумуляция: $\mu B(v) = \max\{\min\{\mu A(u); \mu F(v, u)\}\}$.

Заключительный этап – дефазификация, где необходимо преобразовать нечеткие значения в точные и сделать окончательные выводы. Существует множество методов. В нашем примере рассмотрены методы центра тяжести, крайнего левого и крайнего правого модальных значений. Метод центра тяжести рассчитывается следующим образом:

$$y = \frac{\int_{\min}^{\max} x * \mu(x) dx}{\int_{\min}^{\max} \mu(x) dx},$$

где x – переменная выходной лингвистической переменной;

$\mu(x)$ – функция принадлежности, итог аккумуляции.

Метод крайнего левого модального значения: $y = \min\{x_m\}$.

Метод крайнего правого модального значения: $y = \max\{x_m\}$.

На основе описанного алгоритма предлагается оценить информационное воздействие на потребителя информации из отечественных СМИ. В основу рассуждений предлагается взять эмпирический психофизиологический закон Вебера-Фехнера [1], который говорит о том, что интенсивность ощущения чего-либо прямо пропорциональна логарифму интенсивности раздражителя и записывается следующим образом:

$$p = k \ln \left(\frac{S}{S_0} \right),$$

где p – интенсивность ощущения, S – интенсивность раздражителя;

S_0 – нижнее граничное значение интенсивности раздражителя (если $S < S_0$ раздражитель совсем не ощущается);

k – константа, зависящая от субъекта ощущения.

Так, физическая основа закона Вебера-Фехнера – есть ни что иное, как зависимость констант скоростей химических реакций, проходящих при рецептировании. И действительно, человек обладает возможностью

усреднения во времени случайных органолептических данных. Следствием из этого закона, применимым к нашей задаче, является способность человека формировать определенное впечатление о проблеме, которая в той или иной степени была затронута в СМИ.

Таким образом, имеется ситуация, в которой необходимо построить систему нечеткого управления. Эффективность новостного повода зависит от частоты упоминания в СМИ и от субъекта ощущения, иными словами от того насколько адресат воздействия относится к целевой аудитории СМИ, условно назовем это принадлежностью к целевой аудитории. Будем учитывать, что инфоповод является качественным продуктом производства успешного СМИ с целью повышения популярности. Нужно также обозначить, что же является критерием эффективности новостного повода, когда мы можем говорить о том, что акция, действительно, удалась? Показателей эффективности очень много, это и охват аудитории, количество просмотров, количество репостов в социальных сетях, и Impact Rate (индекс эффективности присутствия бренда в публикациях), однако ничто так не показывает эффективность новости, как время ее существования в новостном пространстве. Так, срок жизни успешного информационного повода может составлять от 2 до 3 месяцев [8], в среднем же информационный повод живет 1–2 недели. Если же при условии, что имеется качественный инфоповод, он не достиг целевой аудитории или интенсивность его упоминания не была достаточной, то мы имеем дело с однодневной новостью или же о ней совсем никто не узнает.

Шаг 1. Формирование базы правил системы нечеткого вывода.

Входные данные:

- частота упоминания (по шкале от 0 до 10)
- принадлежность к целевой аудитории (по шкале от 0 до 10)

Выходные данные:

- Эффективность новостного повода (в процентах)

Сформируем базу нечетких лингвистических правил:

Правило 1: Если высока частота упоминания или высока принадлежность к целевой аудитории, то высока эффективность такого новостного повода (2–3 мес.)

Правило 2: Если средняя частота упоминания и средняя принадлежность к целевой аудитории, то это средний информационный повод (1–2 недели).

Правило 3: Если частота упоминания средняя и принадлежность к целевой аудитории низкая, то это плохой инфоповод (1–2 дня).

Правило 4: Если частота упоминания низкая и принадлежность к целевой аудитории средняя, то это плохой инфоповод (1–2 дня).

Правило 5: Если частота упоминания низка и низка принадлежность к целевой аудитории, то это «пролет».

Таблица 3

Частота упоминания инфоповода в СМИ

Частота упоминания	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Низкая	1,0	0,9	0,7	0,3	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Средняя	0,0	0,1	0,6	0,8	0,9	0,9	0,8	0,6	0,1	0,0
Высокая	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,3	0,7	0,9	1,0

Таблица 4

Принадлежность к целевой аудитории адресата воздействия

Принадлежность к целевой аудитории	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Низкая	0,9	0,9	0,9	0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Средняя	0,0	0,0	0,0	0,6	1,0	1,0	0,6	0,0	0,0	0,0
Высокая	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,2	0,9	0,9	0,9

Шаг 2. Фазификация входных и выходных данных

На данном этапе необходимо описать каждую из лингвистических переменных при помощи функции принадлежности. Параметры в данном примере оцениваются по 10-бальной системе. Здесь 0 соответствует самой низкой частоте упоминания и самой низкой принадлежности к целевой аудитории. Оценки для частоты упоминания представлены в табл. 3.

Таким образом, фазификация входной переменной «частота упоминания» представлена на рис. 1.

Аналогичным образом оцениваем второй входной параметр «принадлежность к целевой аудитории» (табл. 4), несложно заметить, что принадлежность к целевой аудитории оценивается строже, чем частота упоминания, причиной тому объективное понимание того, что попадание в целевую аудиторию сильнее влияет на эффективность новостного повода.

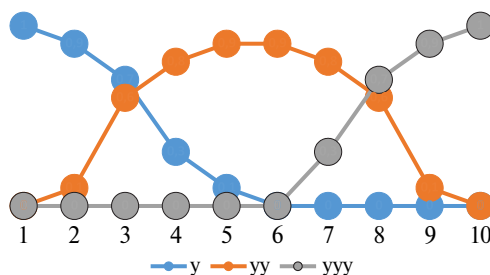


Рис. 1. Фазификация входной переменной «частота упоминания»

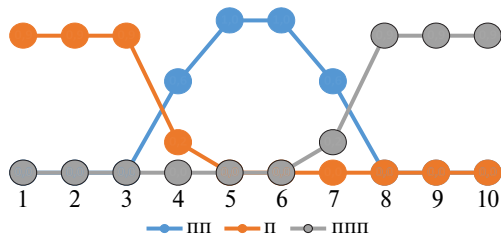


Рис. 2. Фазификация выходной переменной «принадлежность к целевой аудитории»

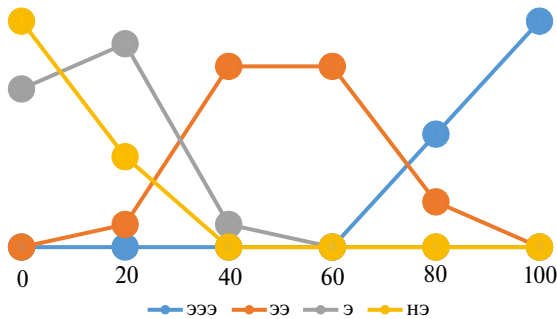


Рис. 3. Фазификация выходной переменной «эффективность новостного повода»

Описание входной переменной «принадлежность к целевой аудитории» более наглядно представлено на рис. 2.

Выходные параметры оцениваются на данном этапе в процентном соотношении. Очевидно, что для того, чтобы новостной повод считался, действительно, успешным, он должен быть максимально растиражирован через другие СМИ и точно попасть именно к целевой аудитории. Поэтому, как мы можем видеть в табл. 5, нужно приложить много усилий, чтобы результат получился высоким и очень легко оказался совершенно незамеченным.

Более наглядно результат фазификации выходного параметра представлен на рис. 3.

Далее проведем исследование построенной модели.

Пусть частота упоминания = 4, а принадлежность к целевой аудитории = 7.

Таблица 5

Эффективность новостного повода						
Эффективность новостного повода	0	20	40	60	80	100
Высокая	0,0	0,0	0,0	0,0	0,5	1,0
Средняя	0,0	0,1	0,8	0,8	0,2	0,0
Низкая	0,7	0,9	0,1	0,0	0,0	0,0
Отсутствует	1,0	0,4	0,0	0,0	0,0	0,0

Таблица 6

Эффективность новостного повода согласно установленным правилам

Установленные правила	Значения переменных	Выбор значения	Максимальное значение	Активация правила
Правило 1	0; 0,2	макс	0,2	+
Правило 2	0,8; 0,6	мин	0,6	+
Правило 3	0,8; 0	мин	0	—
Правило 4	0,3; 0,6	мин	0,3	+
Правило 5	0,3;0	мин	0	—

Таблица 7

Эффективность новостного повода после min-активизации

Эффективность новостного повода	0	20	40	60	80	100
Высокая (0,2)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,2	0,2
Средняя (0,6)	0,0	0,1	0,6	0,6	0,2	0,0
Низкая (0,3)	0,3	0,3	0,2	0,0	0,0	0,0

Шаг 3. Агрегирование

На этом этапе необходимо выбрать необходимые значения в приведенных ранее таблицах-правилах (табл. 3 и табл. 4). В табл. 3 выбирается столбец с частотой упоминания равной 4, а в табл. 4 выбирается столбец с принадлежностью к целевой аудитории равной 7. В соответствии с этим результаты отражаются в табл. 6.

Шаг 4. Min-активизация

На этом этапе представляется возможным для каждого из правил определить выходные множества путем «отсечения» по высоте терм-множеств выходных лингвистических переменных. То есть значения, которые превышают максимумы, полученные на этапе агрегирования, принимают значения этих самых максимумов, а таблица эффективности новостного повода (табл. 5) изменяется. В ней сохранены те выходные множества, которые прошли активизацию на предыдущем этапе (табл. 7).

График эффективности новостного повода наглядно отражает изменение выходных переменных после min-активизации (рис. 4).

Шаг 5. Аккумуляция

Выбираются максимальные значения переменных для каждой оценки, как показано в табл. 8.

Таким образом, строим функцию принадлежности для выходной лингвистической переменной «эффективность новостного повода» (рис. 5).

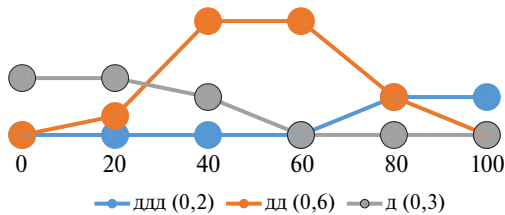


Рис. 4. Min-активизация выходной переменной «эффективность новостного повода»

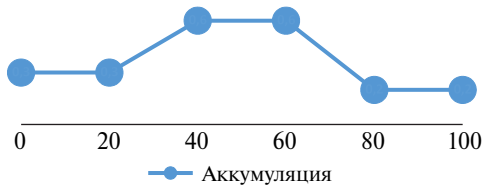


Рис. 5. Аккумуляция для выходной переменной «эффективность новостного повода»

Шаг 6. Дефазификация

На этом этапе необходимо осуществить переход от функции принадлежности для выходной лингвистической переменной «эффективность новостного повода» к «четкому» числовому значению. Для этого будем использовать уже ранее упомянутые методы: центра тяжести (МЦТ), крайнего левого (КЛМЗ) и крайнего правого модальных значений (КПМЗ). Результаты расчетов представлены в табл. 9.

В нашем случае наиболее удобно дефазифицировать с помощью метода центра тяжести: этот метод позволяет учитывать не только экстремальные значения, но и прочие и корректировать с их помощью нашу величину. Полученный таким образом показатель совсем не обязательно всегда лежит между правым и левым модальными значениями и по сути является более точным.

Таким образом, можно сделать вывод о том, что инициатор информационного повода, более или менее точно попав в целевую аудиторию, совершил ошибку, не занимаясь активным продвижением и тиражированием своего информационного повода. Как следствие этого срок «жизни» инфоповода составит не более двух недель.

Таблица 8

Результат аккумуляции для каждой выходной лингвистической переменной «эффективность новостного повода»

0	20	40	60	80	100
0,3	0,3	0,6	0,6	0,2	0,2

В качестве итога можно сказать, что в данной статье продемонстрирована схема оценки эффективности информационного воздействия, которая может быть использована в различных областях: в маркетинге, политике, экономике, журналистике и многих других областях. Одновременно с этим можно с полной уверенностью сказать, что модели оценки информационного воздействия с использованием математических инструментов нечеткой технологии вполне жизнеспособны и не даром привлекают внимание как отечественных, так и зарубежных исследователей.

Таблица 9

Дефазификация выходной лингвистической переменной «эффективность новостного повода»

МЦТ	КЛМЗ	КПМЗ
46,36%	40%	60%

Литература

1. *Fechner, Gustav Theodor* (1966) [First published. 1860]. Howes, D H; Boring, E G, eds. Elements of psychophysics [Elemente der Psychophysik]. volume 1. Translated by Adler, H E. United States of America: Holt, Rinehart and Winston.
2. *Goldenberg J., Libai B., Müller E.* Talk of the network: A complex systems look at the underlying process of word-of-mouth // Marketing Letters. 2001. N 2. P. 11–34.
3. *Jackson M.* Social and Economic Networks. // Princeton: Princeton University Press, 2008. 520 p. (<https://web.stanford.edu/~jacksonm/>).
4. *Губанов Д.А., Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г.* Моделирование информационного влияния и информационного управления в социальной сети / Control sciences № 5. 2009.
5. *Леоненков А.* Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTech / СПб.: БХВ-Петербург, 2003.
6. *Макеев А.В.* Основы нечеткой логики / Учебное пособие // Н.-Н. 2009.
7. *Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г.* Прикладные модели информационного управления / М.: ИПУ РАН. 2004.
8. *Овечкин А.* Оцениваем эффективность рассылки пресс-релиза. Отдел маркетинга. № 2, 2011. [Электронный ресурс]: http://agny.ru/upload/information_system_1/2/1/2/item_212/information_items_property_465.pdf.
9. *Рыжов А.П.* Элементы теории нечетких множеств и ее приложений / М: Диалог-МГУ, 2003.
10. *Свешников С., Бочарников В.* Основы нечеткой технологии и примеры решения аналитических задач в государстве и бизнесе / М. 2014.
11. *Штовба С.Д.* "Введение в теорию нечетких множеств и нечеткую логику" проекта [Электронный ресурс]: <http://matlab.exponenta.ru/fuzzylogic/book1/>.