

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ УСЛОВИЙ ВЕГЕТАЦИИ С ПРИМЕНЕНИЕМ БЕСПРОВОДНОЙ ТЕХНОЛОГИИ IoT

Э.Р. Алиев¹, А.С. Рахманов¹, Х.Х. Абдуллаев¹, А.Ш. Алмасов¹

¹Институт Систем Управления Министерства Науки и Образования
Азербайджанской Республики, Баку, Азербайджан

e-mail: elchin@sinam.net, abulfat@sinam.net, khanmurad.abdullayev@sinam.net,
askar.almasov@sinam.net

Абстракт. На примере показаний датчиков влажности почвы в статье предлагается нечеткий подход к анализу исторических данных, который подразумевает учет всех основных характеристик парадигмы расчетов IoT, в том числе широкое применение самых разнообразных датчиков web-устройств, сбор и анализ сенсорных данных и реагирование на них. В качестве базового примера выбран временной ряд, отражающий динамику усредненных показаний датчиков влажности почвы, которые установлены на web-устройствах в различных участках посевной площади, выделенной для выращивания злаковых культур на территории Зангеланского района Азербайджанской Республики. В отличие от существующих алгоритмов прогнозирования, которые работают с «чистыми» данными, предлагаемый подход к моделированию и прогнозированию выбранного временного ряда предполагает, что усредненные данные датчиков, осуществляющих круглосуточный мониторинг влажности почвы, являются слабо структурированными, т.е. такими, о которых известна их принадлежность к определенному типу. Исходя из этой предпосылки становится очевидна важность и актуальность исследования методов нечеткого моделирования и прогнозирования исторических сегментов показаний датчиков, способных обеспечивать информационную поддержку прогностических и предписывающих аналитических решений на базе единой информационной IoT-платформы.

Ключевые слова: посевная площадь, мониторинг, IoT-платформа, показания датчика, нечеткое множество, прогнозирование временного ряда.

AMS Subject Classification: 94D05, 93C42.

1. Введение

В настоящее время автоматизация сельскохозяйственных процессов проводится ускоренными темпами, в том числе и за счет внедрения элементов искусственного интеллекта, что позволяет фермерам существенно снизить издержки и повысить прибыль за счет повышения урожайности. Буквально каждый день появляются новые разработки в области точного земледелия, основанные на применении мультиспектральных данных дистанционного зондирования и показаний всевозможных датчиков непосредственно с участков возделывания культур. Согласно проведенным исследованиям, если в 2014 году в самых современных хозяйствах ежедневно

проводилось до 190 000 замеров, то к 2050 году это число может возрасти до 4,1 млн. Очевидно, что любому хозяйствующему субъекту самостоятельно справиться с таким объемом информации будет невозможно. Поэтому уже сейчас повсеместно начали появляться информационные системы поддержки принятия адаптированных сельскохозяйственных решений, которые обеспечивают сбор, хранение, анализ, обработку и обобщение данных с удаленных устройств мониторинга условий вегетации. В частности, существующие системы на платформе IoT, обрабатывая данные с датчиков, способны предоставить аграрию не только информацию о поражении посевов болезнями или вредителями, но и предлагать пути решения возникшей проблемы: рассчитать требуемое количество пестицидов, оптимальные сроки обработки проблемных участков, оценить состояние вегетации и предложить профилактические меры. Объединяя различные датчики, подключенные web-устройства и сельскохозяйственные объекты, IoT платформа способна обеспечивать круглосуточный сбор данных об условиях вегетации, способна, например, предоставить график изменения влажности почвы, прогноз по урожайности и его динамику на основании данных прошлых сезонов. Собственно, этими соображениями и продиктована основная суть данной статьи, связанная с предоставлением инструментов прогнозирования для принятия аграрных решений.

2. Постановка задачи

В Зангеланском районе¹ Восточно-Зангезурского экономического региона Азербайджанской Республики на выделенном участке земли компания SINAM Ltd на базе собственной IoT-платформы внедрила интеллектуальное приложение, которое обеспечивает круглосуточный мониторинг почвы, метеорологических условий, а также состояния посевов злаковых культур с учетом воздействия насекомых-вредителей. На основе собранных (исторических) данных системное приложение SINAM снабжает пользователей оперативной информацией, в том числе в виде графиков, отражающих динамики изменения влажности, состояния посевов, местности, метеорологической ситуации и т.д. При этом, конечной целью является создание опции для проведения комплексного анализа исторических данных и разработки соответствующих моделей временных рядов для прогнозирования урожайности сельскохозяйственных культур.

¹ Освобожден от армянской оккупации 20 октября 2020 года

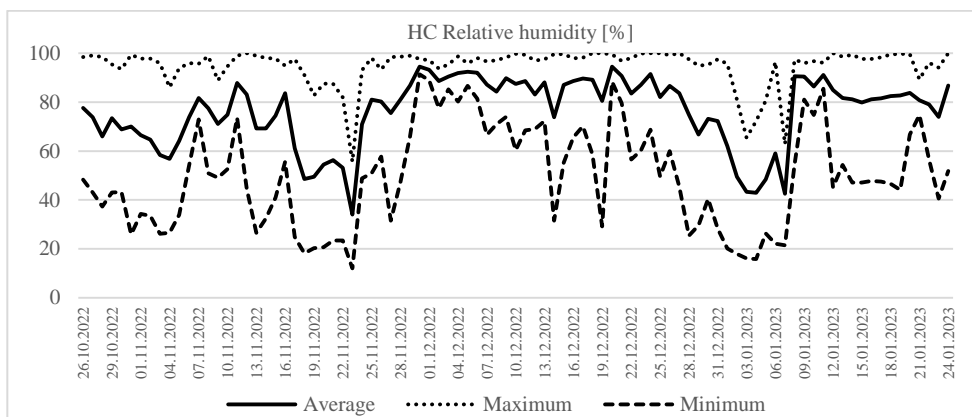


Рис. 1. Временной ряд «Влажность почвы»

На Рис. 1 представлен временной ряд, отражающий динамику изменения влажности почвы на указанной посевной площади. На этом примере необходимо разработать методику построения адекватных прогностических моделей временных рядов, отражающих динамики изменений данных, поступающих в виде сенсорных сигналов с web-устройств, которые осуществляют круглосуточный мониторинг за состоянием вегетации и климатическими условиями, оказывающими существенное влияние на урожайность выращиваемой культуры.

3. Прогнозирование временного ряда методом экспоненциального сглаживания

Метод экспоненциального сглаживания является одним из самых тривиальных способов прогнозирования временного ряда и реализуется путем следующего итерационного равенства

$$F_{t+1} = F_t + \alpha[A_t - F_t], \quad (1)$$

где A_t – показатель наблюдения (актуальная данная) на момент времени t ; F_t – прогноз показателя, установленный на момент времени t ; F_{t+1} – прогноз показателя, устанавливаемый на следующий момент времени ($t+1$); $\alpha \in (0, 1)$ – коэффициент сглаживания, определяемый опытным путем. При $\alpha = 1$ метод трансформируется в «наивный метод» прогнозирования, согласно которому в качестве прогноза на следующий период принимается текущий показатель наблюдения: $F_{t+1} = A_t$.

Экспоненциально сглаживающий ряд на примере динамики изменения влажности почвы на рассматриваемой посевной злаковых культур представлен на Рис. 2 и расписан в виде Таблицы 1.

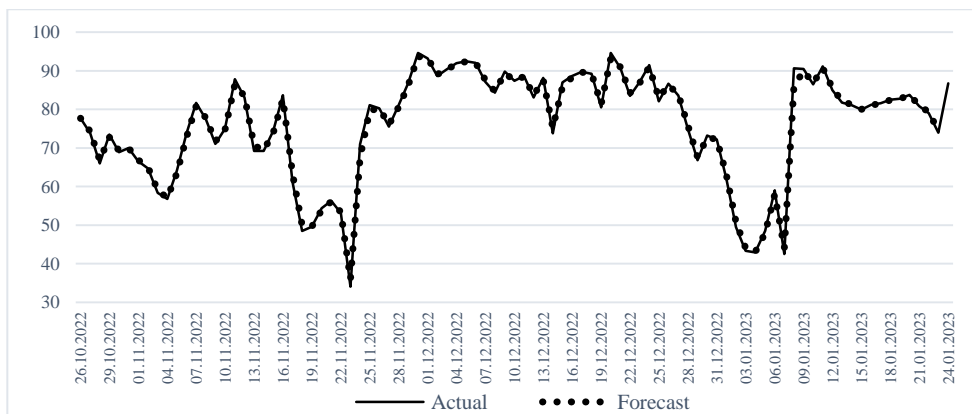


Рис. 2. Восстановление временного ряда «Влажность почвы» методом экспоненциального сглаживания

Идентификация параметра сглаживания α осуществлена эмпирическим путем с применением статистических критериев оценки прогнозирования: среднеквадратической ошибки MSE (Mean Squared Error), средней абсолютной ошибки в процентах MAPE (Mean Absolute Percentage Error) и средней процентной ошибки MPE (Mean Percentage Error), которые, согласно [1], рассчитываются по формулам:

$$MSE = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m (F_t - A_t)^2, \quad (2)$$

$$MAPE = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m \frac{|F_t - A_t|}{A_t} \times 100\%, \quad (3)$$

$$MPE = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m \frac{F_t - A_t}{A_t} \times 100\%, \quad (4)$$

где m – длина сглаживающего временного ряда.

Таблица 1. Экспоненциально сглаживающий ряд при $\alpha = 0.9$

Дата	Показатель	Прогноз	Дата	Показатель	Прогноз	Дата	Показатель	Прогноз
26.10.2022	77.67	-	27.11.2022	75.55	80.24	29.12.2022	66.79	75.76
27.10.2022	73.90	77.66	28.11.2022	81.04	76.02	30.12.2022	73.19	67.69
28.10.2022	65.97	74.28	29.11.2022	86.75	80.54	31.12.2022	72.24	72.64
29.10.2022	73.42	66.80	30.11.2022	94.6	86.13	01.01.2023	62	72.28
30.10.2022	68.91	72.76	01.12.2022	93.21	93.75	02.01.2023	49.43	63.03
31.10.2022	70.01	69.29	02.12.2022	88.62	93.26	03.01.2023	43.34	50.79

22			22			23		
01.11.20 22	66.53	69.94	03.12.20 22	90.42	89.08	04.01.20 23	42.91	44.08
02.11.20 22	64.66	66.87	04.12.20 22	91.97	90.29	05.01.20 23	48.47	43.03
03.11.20 22	58.38	64.88	05.12.20 22	92.45	91.80	06.01.20 23	59.03	47.93
04.11.20 22	56.76	59.03	06.12.20 22	92.02	92.39	07.01.20 23	42.49	57.92
05.11.20 22	64.19	56.99	07.12.20 22	87.17	92.06	08.01.20 23	90.67	44.03
06.11.20 22	73.83	63.47	08.12.20 22	84.37	87.66	09.01.20 23	90.46	86.01
07.11.20 22	81.71	72.79	09.12.20 22	89.83	84.70	10.01.20 23	86.47	90.01
08.11.20 22	77.55	80.82	10.12.20 22	87.42	89.32	11.01.20 23	91.18	86.82
09.11.20 22	71.04	77.88	11.12.20 22	88.62	87.61	12.01.20 23	85.03	90.74
10.11.20 22	74.92	71.72	12.12.20 22	83.09	88.52	13.01.20 23	81.73	85.60
11.11.20 22	87.83	74.60	13.12.20 22	88.14	83.63	14.01.20 23	81.13	82.12
12.11.20 22	83.09	86.51	14.12.20 22	73.79	87.69	15.01.20 23	79.92	81.23
13.11.20 22	69.22	83.43	15.12.20 22	87.02	75.18	16.01.20 23	81.19	80.05
14.11.20 22	69.26	70.64	16.12.20 22	88.62	85.84	17.01.20 23	81.59	81.08
15.11.20 22	74.44	69.40	17.12.20 22	89.75	88.34	18.01.20 23	82.55	81.54
16.11.20 22	83.68	73.94	18.12.20 22	89.23	89.61	19.01.20 23	82.78	82.45
17.11.20 22	61.18	82.71	19.12.20 22	80.5	89.27	20.01.20 23	83.78	82.75
18.11.20 22	48.49	63.33	20.12.20 22	94.6	81.38	21.01.20 23	80.82	83.68
19.11.20 22	49.53	49.97	21.12.20 22	90.73	93.28	22.01.20 23	79.05	81.11
20.11.20 22	54.39	49.57	22.12.20 22	83.48	90.98	23.01.20 23	73.93	79.26
21.11.20 22	56.31	53.91	23.12.20 22	87.07	84.23	24.01.20 23	86.75	74.46
22.11.20	53.11	56.07	24.12.20	91.48	86.79	MSE	89.1698	

22			22				
23.11.20 22	34.02	53.41	25.12.20 22	82.08	91.01	MAPE (%)	9.1822
24.11.20 22	71.01	35.96	26.12.20 22	86.69	82.97	MPE (%)	-1.0732
25.11.20 22	81.06	67.50	27.12.20 22	83.6	86.32		
26.11.20 22	80.3	79.70	28.12.20 22	74.86	83.87		

Критерий MSE обнаруживает наиболее существенные ошибки в прогнозах и, как правило, применяется для выбора оптимальной прогностической модели. В нашем примере $MSE = 89.1698$ (см. Таблицу 1), что, по сути, не является приемлемой погрешностью прогнозирования. Показатель $MAPE = 9.1822\%$ демонстрирует в процентном отношении насколько велики ошибки прогноза в сравнении с реальными значениями временного ряда. MPE является более информативным критерием для оценки адекватности модели прогнозирования. Он указывает на «смещённость» построенного прогноза, демонстрирующего «заниженные» или «завышенные» ожидания. В данном случае показатель $MPE = -1.0732\%$ отражает приемлемую *смещённость* прогностической модели, как не превышающую нормативного 5%-го порога слева от нуля. В случае, если бы наблюдалось большое отрицательное процентное значение MPE, то построенная модель считалась бы «переоценивающей»².

При всей своей простоте и транспарентности метод экспоненциального сглаживания не может претендовать на способ построения прогностических моделей, которые могли бы обеспечить информационную поддержку принятия аграрных решений в рамках концепции точного земледелия на базе IoT-платформы. Как и любой другой стандартный алгоритм прогнозирования, метод экспоненциального сглаживания работает с «чистыми» данными, представленными, как правило, в виде усреднённых чисел. Примером этому является усреднения между максимальными и минимальными показаниями датчиков влажности почвы (см. Рис. 1), расположенных на различных участках посевной площади. Более того, метод экспоненциального сглаживания и иные с ним алгоритмы не демонстрируют внутренние закономерности динамики, чтобы можно было провести анализ на предмет наличия внутренних причинно-следственных связей.

Усреднение результатов измерений является одной из наиболее распространённых операций в системах сбора данных и управления. Например, в технических системах достижение необходимой точности в процессе усреднения достигается по средствам многократных измерений, где результаты отдельных измерений частично компенсируются за счёт

² Если MPE отражает процентное значение, выходящее за рамки 5%-го порога справа, то модель считается «недооценивающей».

положительных и отрицательных отклонений от точного значения. При этом, точность их взаимной компенсации улучшается с ростом числа измерений, т.к. среднее значение отрицательных отклонений приближается по модулю к среднему значению положительных отклонений. Но как быть со статистическими выборками данных, которые поступают с датчиков web-устройств, осуществляющих мониторинг посевной площади в круглосуточном режиме? Попав в базу данных, они автоматически становятся обладателями статуса «исторические».

Показания датчиков web-устройств, характеризующих состояние почвы, вегетации и климатические условия за определённый промежуток времени, формируют совокупности данных, которые в усредненном виде отражают уже свершившееся явление, как данность, которую невозможно заново измерить. Поэтому, в отличие от механистических систем, где допускаются многократные измерения показателя, в случае с показаниями датчиков web-устройств такая возможность отсутствует. Тем не менее, необходимо уметь правильно анализировать и адекватно оценивать показания датчиков, отражающих влажность почвы, состояние посевных культур, климата и пр., как в прошлом и настоящем, так и в будущем. Именно это и является предметом следующих рассуждений.

4. Прогностическая модель на основе показаний датчиков влажности

Последние успехи в решении задач прогнозирования и принятия решений достигнуты в основном за счёт применения нейро-нечётких технологий обработки данных. На протяжении последних десятилетий усилиями исследователей получены впечатляющие результаты в области прогнозирования волатильных временных рядов с применением нечетких методов анализа исторических данных [2-18].

Объектом исследования продолжает оставаться временной ряд «Влажность почвы», охватывающий совокупность исторических данных за период с 26.10.2022 г. по 24.01.2023 г. включительно (см. Рис. 1 и Таблицу 1). В виду того, что показатель влажности почвы устанавливается путём обычного арифметического усреднения показаний датчиков с нескольких участков посевной площади, каждое его значение $x(t)$ на момент времени t будем считать слабо структурированной исторической данной, которую можно интерпретировать в виде нечёткого множества (НМ) A_k ($k = 1 \div n$), характеризуемого картежом:

$$\{x(t) / \mu_{A_k}[x(t)], \mu_{A_k}[x(t)] \rightarrow [0, 1], \quad (5)$$

где $\mu_{A_k}(\cdot)$ – функция принадлежности нечеткого множества A_k . В данном случае нечеткое множество A_k является оценочным понятием и используется в виде качественного критерия оценки показаний датчика. Для каждого конкретного временного ряда число качественных критериев оценки устанавливается пошагово следующим образом [13].

Шаг 1. Сортировка показаний датчика³ $x_t = x(t)$ ($t = 1 \div 91$) в возрастающую последовательность $\{x_{p(i)}\}$, где p – перестановка, которая сортирует показания влажности в порядке их возрастания: $x_{p(i+1)} \geq x_{p(i)}$.

Шаг 2. Вычисление средней величины по совокупности всех попарных расстояний $d_i = |x_{p(i)} - x_{p(i+1)}|$ между любыми двумя последовательными значениями $x_{p(i)}$ и $x_{p(i+1)}$ по формуле:

$$AD = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} |x_{p(i)} - x_{p(i+1)}|, \quad (6)$$

и стандартного отклонения по формуле

$$\sigma_{AD} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} (d_i - AD)^2}. \quad (7)$$

Шаг 3. Устранение аномалий – резко выделяющихся величин, подлежащих сбросу. Выбросу подлежат величины попарных расстояний, которое не удовлетворяют условию:

$$AD - \sigma_{AD} \leq d_i \leq AD + \sigma_{AD}. \quad (8)$$

Шаг 4. После повторного вычисления средней величины AD на совокупности попарных расстояний, оставшихся после сбросов аномальных величин, вычисляется соответствующее число качественных критериев оценки (m) по формуле

$$m = \frac{D_2 - D_1 - AD}{2 \cdot AD}, \quad (9)$$

где D_{\min} и D_{\max} – минимальная и максимальная величины в показаниях датчика влажности, соответственно; $D_1 = D_{\min} - AD$; $D_2 = D_{\max} + AD$.

Применяя формулы (6) и (7) к совокупностям показаний датчика влажности ($n = 91$), получены, соответственно, средняя величина $AD = 0.67$ и стандартное отклонение $\sigma_{AD} = 1.14$. Отбрасывая d_i , не удовлетворяющие условию (8) или, более конкретно, условию

$$-0.47 = 0.67 - 1.14 \leq d_i \leq 0.67 + 1.14 = 1.81,$$

по формуле (6) получено окончательное значение средней величины по совокупности оставшихся попарных расстояний d_i : $AD = 0.40$. Тогда, согласно [13], универсальным множеством, покрывающим диапазон показаний датчика влажности, выбирается отрезок $D = [D_1, D_2]$, где в нашем случае $D_1 = D_{\min} - AD = 34.02 - 0.40 = 33.62$, $D_2 = D_{\max} + AD = 94.60 + 0.40 = 95$. Тогда, согласно (9), приемлемым числом критериев оценки показаний датчика влажности является

³ Здесь и далее под показаниями датчика на данный момент времени понимаются усреднения показаний датчиков с нескольких участков посевной площади.

$$m = \frac{95 - 33.62 - 0.40}{2 \cdot 0.40} = 75.72 \approx 76.$$

Теперь, когда установлено число критериев для качественной оценки показаний датчика влажности почвы, самое время определить их нечеткие формализмы, то есть их описания в терминах нечетких множеств. Для этого необходимо определиться с выбором подходящей функции принадлежности.

Одной из таких функций является симметричная трапецеидальная функция принадлежности, которая в контексте рассматриваемой задачи задается в следующем виде

$$\mu_{A_k}(x) = \begin{cases} 0, & x < a_{k1} \\ \frac{x - a_{k1}}{a_{k2} - a_{k1}}, & a_{k1} \leq x \leq a_{k2}, \\ 1, & a_{k2} \leq x \leq a_{k3}, \\ \frac{a_{k4} - x}{a_{k4} - a_{k3}}, & a_{k3} \leq x \leq a_{k4}, \\ 0, & x > a_{k4} \end{cases} \quad (10)$$

где $a_{k2} - a_{k1} = a_{k3} - a_{k2} = a_{k4} - a_{k3}$; $k = 1 \div m$. Отправляясь от (10), для описания показаний датчиков влажности почвы в виде нечётких подмножеств универсума $D = [D_1, D_2] = [33.62, 95]$ идентифицированы соответствующие 76 симметричных трапецеидальных функций принадлежности (см. Рис. 3), параметры которых сведены в Таблицу 2.

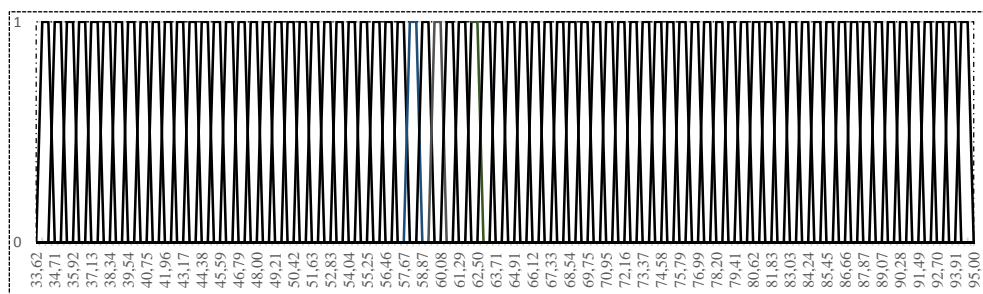


Рис. 3. Трапецеидальные функции принадлежности

Таблица 2. Нечёткие множества, как критерии оценки показаний датчиков

НМ	Параметры трапецеидальной функции принадлежности				НМ	Параметры трапецеидальной функции принадлежности			
	a_{k1}	a_{k2}	a_{k3}	a_{k4}		a_{k1}	a_{k2}	a_{k3}	a_{k4}
A_1	33.62	33.91	34.31	34.71	A_{39}	64.11	64.51	64.91	65.32
A_2	34.31	34.71	35.12	35.52	A_{40}	64.91	65.32	65.72	66.12
A_3	35.12	35.52	35.92	36.32	A_{41}	65.72	66.12	66.52	66.93
A_4	35.92	36.32	36.73	37.13	A_{42}	66.52	66.93	67.33	67.73
A_5	36.73	37.13	37.53	37.93	A_{43}	67.33	67.73	68.14	68.54

A ₆	37.53	37.93	38.34	38.74	A ₄₄	68.14	68.54	68.94	69.34
A ₇	38.34	38.74	39.14	39.54	A ₅₅	68.94	69.34	69.75	70.15
A ₈	39.14	39.54	39.95	40.35	A ₄₆	69.75	70.15	70.55	70.95
A ₉	39.95	40.35	40.75	41.16	A ₄₇	70.55	70.95	71.36	71.76
A ₁₀	40.75	41.16	41.56	41.96	A ₄₈	71.36	71.76	72.16	72.56
A ₁₁	41.56	41.96	42.36	42.77	A ₄₉	72.16	72.56	72.97	73.37
A ₁₂	42.36	42.77	43.17	43.57	A ₅₀	72.97	73.37	73.77	74.18
A ₁₃	43.17	43.57	43.97	44.38	A ₅₁	73.77	74.18	74.58	74.98
A ₁₄	43.97	44.38	44.78	45.18	A ₅₂	74.58	74.98	75.38	75.79
A ₁₅	44.78	45.18	45.59	45.99	A ₅₃	75.38	75.79	76.19	76.59
A ₁₆	45.59	45.99	46.39	46.79	A ₅₄	76.19	76.59	76.99	77.40
A ₁₇	46.39	46.79	47.20	47.60	A ₅₅	76.99	77.40	77.80	78.20
A ₁₈	47.20	47.60	48.00	48.40	A ₅₆	77.80	78.20	78.61	79.01
A ₁₉	48.00	48.40	48.81	49.21	A ₅₇	78.61	79.01	79.41	79.81
A ₂₀	48.81	49.21	49.61	50.01	A ₅₈	79.41	79.81	80.22	80.62
A ₂₁	49.61	50.01	50.42	50.82	A ₅₉	80.22	80.62	81.02	81.42
A ₂₂	50.42	50.82	51.22	51.63	A ₆₀	81.02	81.42	81.83	82.23
A ₂₃	51.22	51.63	52.03	52.43	A ₆₁	81.83	82.23	82.63	83.03
A ₂₄	52.03	52.43	52.83	53.24	A ₆₂	82.63	83.03	83.44	83.84
A ₂₅	52.83	53.24	53.64	54.04	A ₆₃	83.44	83.84	84.24	84.65
A ₂₆	53.64	54.04	54.44	54.85	A ₆₄	84.24	84.65	85.05	85.45
A ₂₇	54.44	54.85	55.25	55.65	A ₆₅	85.05	85.45	85.85	86.26
A ₂₈	55.25	55.65	56.05	56.46	A ₆₆	85.85	86.26	86.66	87.06
A ₂₉	56.05	56.46	56.86	57.26	A ₆₇	86.66	87.06	87.46	87.87
A ₃₀	56.86	57.26	57.67	58.07	A ₆₈	87.46	87.87	88.27	88.67
A ₃₁	57.67	58.07	58.47	58.87	A ₆₉	88.27	88.67	89.07	89.48
A ₃₂	58.47	58.87	59.28	59.68	A ₇₀	89.07	89.48	89.88	90.28
A ₃₃	59.28	59.68	60.08	60.48	A ₇₁	89.88	90.28	90.69	91.09
A ₃₄	60.08	60.48	60.89	61.29	A ₇₂	90.69	91.09	91.49	91.89
A ₃₅	60.89	61.29	61.69	62.10	A ₇₃	91.49	91.89	92.30	92.70
A ₃₆	61.69	62.10	62.50	62.90	A ₇₄	92.30	92.70	93.10	93.50
A ₃₇	62.50	62.90	63.30	63.71	A ₇₅	93.10	93.50	93.91	94.31
A ₃₈	63.30	63.71	64.11	64.51	A ₇₆	93.91	94.31	94.71	95.00

Фаззификация исторических данных временного ряда «Влажность почвы» осуществляется по принципу [13]: показание датчика описывается тем нечётким множеством, к которому оно принадлежит с наибольшей степенью. В случае, когда показание датчика попадает в интервал $[a_{k2}, a_{k3}]$ (проекция верхнего основания k -ой трапеции на ось абсцисс, см. (10)), найти её нечёткий аналог сравнительно легко. Например, показание датчика $x_{13} = 81.71$ от 07.11.2022 г. (см. Таблицу 1), попадающее в интервал $[81.42, 81.83]$, описывается нечетким множеством A_{60} (см. Таблицу 2). В остальных случаях требуются дополнительные расчёты. В частности, для показания датчика x_{11}

= 64.19 от 05.11.2022 г. (см. Таблицу 1) имеем: $\mu_{A_{39}}(64.19) = 0.2023$ и $\mu_{A_{38}}(64.19) = 0.7977$ (см. также Рис. 4). Поэтому, в качестве нечёткого аналога выбираем нечёткое множество A_{38} .

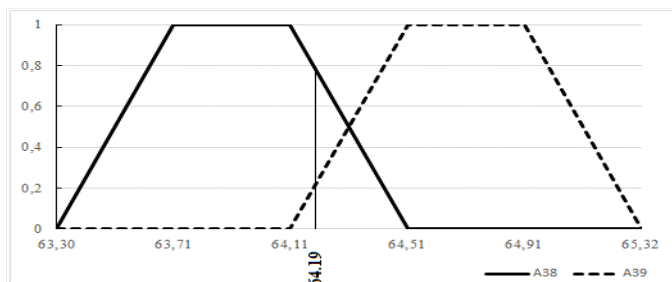


Рис. 4. Качественные критерии оценки в виде нечетких множеств A_{38} и A_{39}

Таким образом, руководствуясь принципом, предложенным в [13], нечеткий аналог временного ряда «Влажность почвы» построен и сведен в Таблицу 3.

Таблица 3. Нечёткий временной ряд «Влажность почвы»

Дата	Данн ая	Н М	Дата	Данн ая	Н М	Дата	Данн ая	Н М	Дата	Данн ая	Н М
26.10.2022	77.67	A_{55}	18.11.2022	48.49	A_{19}	11.12.2022	88.62	A_{69}	03.01.2023	43.34	A_{12}
27.10.2022	73.90	A_{50}	19.11.2022	49.53	A_{20}	12.12.2022	83.09	A_{62}	04.01.2023	42.91	A_{12}
28.10.2022	65.97	A_{41}	20.11.2022	54.39	A_{26}	13.12.2022	88.14	A_{68}	05.01.2023	48.47	A_{19}
29.10.2022	73.42	A_{50}	21.11.2022	56.31	A_{29}	14.12.2022	73.79	A_{50}	06.01.2023	59.03	A_{32}
30.10.2022	68.91	A_{44}	22.11.2022	53.11	A_{25}	15.12.2022	87.02	A_{67}	07.01.2023	42.49	A_{11}
31.10.2022	70.01	A_{46}	23.11.2022	34.02	A_1	16.12.2022	88.62	A_{69}	08.01.2023	90.67	A_{71}
01.11.2022	66.53	A_{41}	24.11.2022	71.01	A_{47}	17.12.2022	89.75	A_{70}	09.01.2023	90.46	A_{71}
02.11.2022	64.66	A_{39}	25.11.2022	81.06	A_{59}	18.12.2022	89.23	A_{69}	10.01.2023	86.47	A_{66}
03.11.2022	58.38	A_{31}	26.11.2022	80.30	A_{58}	19.12.2022	80.50	A_{59}	11.01.2023	91.18	A_{72}
04.11.2022	56.76	A_{29}	27.11.2022	75.55	A_{52}	20.12.2022	94.60	A_{76}	12.01.2023	85.03	A_{64}
05.11.2022	64.19	A_{38}	28.11.2022	81.04	A_{59}	21.12.2022	90.73	A_{71}	13.01.2023	81.73	A_{60}

06.11.2 022	73.83	A_{50}	29.11.2 022	86.75	A_{66}	22.12.2 022	83.48	A_{62}	14.01.2 023	81.13	A_{59}
07.11.2 022	81.71	A_{60}	30.11.2 022	94.60	A_{76}	23.12.2 022	87.07	A_{67}	15.01.2 023	79.92	A_{58}
08.11.2 022	77.55	A_{55}	01.12.2 022	93.21	A_{74}	24.12.2 022	91.48	A_{72}	16.01.2 023	81.19	A_{59}
09.11.2 022	71.04	A_{47}	02.12.2 022	88.62	A_{69}	25.12.2 022	82.08	A_{61}	17.01.2 023	81.59	A_{60}
10.11.2 022	74.92	A_{52}	03.12.2 022	90.42	A_{71}	26.12.2 022	86.69	A_{66}	18.01.2 023	82.55	A_{61}
11.11.2 022	87.83	A_{68}	04.12.2 022	91.97	A_{73}	27.12.2 022	83.60	A_{62}	19.01.2 023	82.78	A_{61}
12.11.2 022	83.09	A_{62}	05.12.2 022	92.45	A_{73}	28.12.2 022	74.86	A_{52}	20.01.2 023	83.78	A_{63}
13.11.2 022	69.22	A_{45}	06.12.2 022	92.02	A_{73}	29.12.2 022	66.79	A_{42}	21.01.2 023	80.82	A_{59}
14.11.2 022	69.26	A_{45}	07.12.2 022	87.17	A_{67}	30.12.2 022	73.19	A_{50}	22.01.2 023	79.05	A_{57}
15.11.2 022	74.44	A_{51}	08.12.2 022	84.37	A_{63}	31.12.2 022	72.24	A_{69}	23.01.2 023	73.93	A_{50}
16.11.2 022	83.68	A_{63}	09.12.2 022	89.83	A_{70}	01.01.2 023	62.00	A_{62}	24.01.2 023	86.75	A_{66}
17.11.2 022	61.18	A_{35}	10.12.2 022	87.42	A_{67}	02.01.2 023	49.43	A_{68}			

Следующим шагом на пути построения модели нечеткого временного ряда является выявление внутренних связей, которые определяют причинно-следственные связи между показаниями датчика на протяжении всего периода наблюдений. В зависимости от числа предпосылок в составе нечеткого отношения вида «Если..., то...», внутренние связи разделяются на группы 1-го, 2-го и старшего порядков. Внутренние связи (или нечёткие отношения) 1-го порядка группируются по принципу: если нечёткое множество, скажем, в нашем случае A_{29} связано, например, последовательно с A_{25} и A_{38} , тогда относительно него локализуется группа 1-го порядка: $A_{29} \Rightarrow A_{25}, A_{38}$ (см. Таблицу 4, группу G_{29}). В разбивке по группам связи 1-го и 2-го порядков представлены, соответственно, в Таблицах 4 и 5.

Таблица 4. Группы внутренних связей 1-го порядка

Группа	Связь	Группа	Связь	Группа	Связь	Группа	Связь
G_1	$A_1 \Rightarrow A_{47}$	G_{20}	$A_{20} \Rightarrow A_{26}$	G_{39}	$A_{39} \Rightarrow A_{31}$	G_{58}	$A_{58} \Rightarrow A_{52}, A_{59}$
G_2	$A_2 \Rightarrow \emptyset$	G_{21}	$A_{21} \Rightarrow \emptyset$	G_{40}	$A_{40} \Rightarrow \emptyset$	G_{59}	$A_{59} \Rightarrow A_{57}, A_{58}, A_{60}, A_{66}, A_{76}$

G_3	$A_3 \Rightarrow \emptyset$	G_{22}	$A_{22} \Rightarrow \emptyset$	G_{41}	$A_{41} \Rightarrow A_{39},$ A_{50}	G_{60}	$A_{60} \Rightarrow A_{55},$ A_{59}, A_{61}
G_4	$A_4 \Rightarrow \emptyset$	G_{23}	$A_{23} \Rightarrow \emptyset$	G_{42}	$A_{42} \Rightarrow A_{50}$	G_{61}	$A_{61} \Rightarrow A_{61},$ A_{63}, A_{66}
G_5	$A_5 \Rightarrow \emptyset$	G_{24}	$A_{24} \Rightarrow \emptyset$	G_{43}	$A_{43} \Rightarrow \emptyset$	G_{62}	$A_{62} \Rightarrow A_{45},$ A_{52}, A_{67}, A_{68}
G_6	$A_6 \Rightarrow \emptyset$	G_{25}	$A_{25} \Rightarrow A_1$	G_{44}	$A_{44} \Rightarrow A_{46}$	G_{63}	$A_{63} \Rightarrow A_{35},$ A_{59}, A_{70}
G_7	$A_7 \Rightarrow \emptyset$	G_{26}	$A_{26} \Rightarrow A_{29}$	G_{45}	$A_{45} \Rightarrow A_{45},$ A_{51}	G_{64}	$A_{64} \Rightarrow A_{60}$
G_8	$A_8 \Rightarrow \emptyset$	G_{27}	$A_{27} \Rightarrow \emptyset$	G_{46}	$A_{46} \Rightarrow A_{41}$	G_{65}	$A_{65} \Rightarrow \emptyset$
G_9	$A_9 \Rightarrow \emptyset$	G_{28}	$A_{28} \Rightarrow \emptyset$	G_{47}	$A_{47} \Rightarrow A_{52},$ A_{59}	G_{66}	$A_{66} \Rightarrow A_{62},$ A_{72}, A_{76}
G_{10}	$A_{10} \Rightarrow \emptyset$	G_{29}	$A_{29} \Rightarrow A_{25},$ A_{38}	G_{48}	$A_{48} \Rightarrow \emptyset$	G_{67}	$A_{67} \Rightarrow A_{63},$ A_{69}, A_{72}
G_{11}	$A_{11} \Rightarrow A_{71}$	G_{30}	$A_{30} \Rightarrow \emptyset$	G_{49}	$A_{49} \Rightarrow \emptyset$	G_{68}	$A_{68} \Rightarrow A_{12},$ A_{50}, A_{62}
G_{12}	$A_{12} \Rightarrow A_{12},$ A_{19}	G_{31}	$A_{31} \Rightarrow A_{29}$	G_{50}	$A_{50} \Rightarrow A_{41},$ $A_{44}, A_{60},$ A_{66}, A_{67}, A_{69}	G_{69}	$A_{69} \Rightarrow A_{59},$ A_{62}, A_{70}, A_{71}
G_{13}	$A_{13} \Rightarrow \emptyset$	G_{32}	$A_{32} \Rightarrow A_{11}$	G_{51}	$A_{51} \Rightarrow A_{63}$	G_{70}	$A_{70} \Rightarrow A_{67},$ A_{69}
G_{14}	$A_{14} \Rightarrow \emptyset$	G_{33}	$A_{33} \Rightarrow \emptyset$	G_{52}	$A_{52} \Rightarrow A_{42},$ A_{59}, A_{68}	G_{71}	$A_{71} \Rightarrow A_{62},$ A_{66}, A_{71}, A_{73}
G_{15}	$A_{15} \Rightarrow \emptyset$	G_{34}	$A_{34} \Rightarrow \emptyset$	G_{53}	$A_{53} \Rightarrow \emptyset$	G_{72}	$A_{72} \Rightarrow A_{61},$ A_{64}
G_{16}	$A_{16} \Rightarrow \emptyset$	G_{35}	$A_{35} \Rightarrow A_{19}$	G_{54}	$A_{54} \Rightarrow \emptyset$	G_{73}	$A_{73} \Rightarrow A_{67},$ A_{73}
G_{17}	$A_{17} \Rightarrow \emptyset$	G_{36}	$A_{36} \Rightarrow \emptyset$	G_{55}	$A_{55} \Rightarrow A_{47},$ A_{50}	G_{74}	$A_{74} \Rightarrow A_{69}$
G_{18}	$A_{18} \Rightarrow \emptyset$	G_{37}	$A_{37} \Rightarrow \emptyset$	G_{56}	$A_{56} \Rightarrow \emptyset$	G_{75}	$A_{75} \Rightarrow \emptyset$
G_{19}	$A_{19} \Rightarrow A_{20},$ A_{32}	G_{38}	$A_{38} \Rightarrow A_{50}$	G_{57}	$A_{57} \Rightarrow A_{50}$	G_{76}	$A_{76} \Rightarrow A_{71},$ A_{74}

Таблица 5. Группы внутренних связей 2-го порядка

Группа	Связь	Группа	Связь	Группа	Связь	Группа	Связь
G_1	$A_{55},$ $A_{50} \Rightarrow A_{41}$	G_{23}	$A_{35},$ $A_{19} \Rightarrow A_{20}$	G_{45}	$A_{19},$ $A_{69} \Rightarrow A_{62}$	G_{67}	$A_{12},$ $A_{12} \Rightarrow A_{19}$
G_2	$A_{50},$ $A_{41} \Rightarrow A_{50}$	G_{24}	$A_{19},$ $A_{20} \Rightarrow A_{26}$	G_{46}	$A_{69},$ $A_{62} \Rightarrow A_{68}$	G_{68}	$A_{12},$ $A_{19} \Rightarrow A_{32}$
G_3	$A_{41},$ $A_{50} \Rightarrow A_{44}$	G_{25}	$A_{20},$ $A_{26} \Rightarrow A_{29}$	G_{47}	$A_{62},$ $A_{68} \Rightarrow A_{12},$	G_{69}	$A_{19},$ $A_{32} \Rightarrow A_{11}$

					A_{50}		
G_4	$A_{50},$ $A_{44} \Rightarrow A_{46}$	G_{26}	$A_{26},$ $A_{29} \Rightarrow A_{25}$	G_{48}	$A_{68},$ $A_{50} \Rightarrow A_{67}$	G_{70}	$A_{32},$ $A_{11} \Rightarrow A_{71}$
G_5	$A_{44},$ $A_{46} \Rightarrow A_{41}$	G_{27}	$A_{29},$ $A_{25} \Rightarrow A_1$	G_{49}	$A_{50},$ $A_{67} \Rightarrow A_{69}$	G_{71}	$A_{11},$ $A_{71} \Rightarrow A_{71}$
G_6	$A_{46},$ $A_{41} \Rightarrow A_{39}$	G_{28}	$A_{25},$ $A_1 \Rightarrow A_{47}$	G_{50}	$A_{67},$ $A_{69} \Rightarrow A_{70}$	G_{72}	$A_{71},$ $A_{71} \Rightarrow A_{66}$
G_7	$A_{41},$ $A_{39} \Rightarrow A_{31}$	G_{29}	$A_1,$ $A_{47} \Rightarrow A_{59}$	G_{51}	$A_{69},$ $A_{70} \Rightarrow A_{69}$	G_{73}	$A_{71},$ $A_{66} \Rightarrow A_{72}$
G_8	$A_{39},$ $A_{31} \Rightarrow A_{29}$	G_{30}	$A_{47},$ $A_{59} \Rightarrow A_{58}$	G_{52}	$A_{70},$ $A_{69} \Rightarrow A_{59}$	G_{74}	$A_{66},$ $A_{72} \Rightarrow A_{64}$
G_9	$A_{31},$ $A_{29} \Rightarrow A_{38}$	G_{31}	$A_{59},$ $A_{58} \Rightarrow A_{52},$ A_{59}	G_{53}	$A_{69},$ $A_{59} \Rightarrow A_{76}$	G_{75}	$A_{72},$ $A_{64} \Rightarrow A_{60}$
G_{10}	$A_{29},$ $A_{38} \Rightarrow A_{50}$	G_{32}	$A_{58},$ $A_{52} \Rightarrow A_{59}$	G_{54}	$A_{59},$ $A_{76} \Rightarrow A_{71}$	G_{76}	$A_{64},$ $A_{60} \Rightarrow A_{59}$
G_{11}	$A_{38},$ $A_{50} \Rightarrow A_{60}$	G_{33}	$A_{52},$ $A_{59} \Rightarrow A_{66}$	G_{55}	$A_{76},$ $A_{71} \Rightarrow A_{62}$	G_{77}	$A_{60},$ $A_{59} \Rightarrow A_{58}$
G_{12}	$A_{50},$ $A_{60} \Rightarrow A_{55}$	G_{34}	$A_{59},$ $A_{66} \Rightarrow A_{76}$	G_{56}	$A_{71},$ $A_{62} \Rightarrow A_{67}$	G_{78}	$A_{58},$ $A_{59} \Rightarrow A_{60}$
G_{13}	$A_{60},$ $A_{55} \Rightarrow A_{47}$	G_{35}	$A_{66},$ $A_{76} \Rightarrow A_{74}$	G_{57}	$A_{62},$ $A_{67} \Rightarrow A_{72}$	G_{79}	$A_{59},$ $A_{60} \Rightarrow A_{61}$
G_{14}	$A_{55},$ $A_{47} \Rightarrow A_{52}$	G_{36}	$A_{76},$ $A_{74} \Rightarrow A_{69}$	G_{58}	$A_{67},$ $A_{72} \Rightarrow A_{61}$	G_{80}	$A_{60},$ $A_{61} \Rightarrow A_{61}$
G_{15}	$A_{47},$ $A_{52} \Rightarrow A_{68}$	G_{37}	$A_{74},$ $A_{69} \Rightarrow A_{71}$	G_{59}	$A_{72},$ $A_{61} \Rightarrow A_{66}$	G_{81}	$A_{61},$ $A_{61} \Rightarrow A_{63}$
G_{16}	$A_{52},$ $A_{68} \Rightarrow A_{62}$	G_{38}	$A_{69},$ $A_{71} \Rightarrow A_{73}$	G_{60}	$A_{61},$ $A_{66} \Rightarrow A_{62}$	G_{82}	$A_{61},$ $A_{63} \Rightarrow A_{59}$
G_{17}	$A_{68},$ $A_{62} \Rightarrow A_{45}$	G_{39}	$A_{71},$ $A_{73} \Rightarrow A_{73}$	G_{61}	$A_{66},$ $A_{62} \Rightarrow A_{52}$	G_{83}	$A_{63},$ $A_{59} \Rightarrow A_{57}$
G_{18}	$A_{62},$ $A_{45} \Rightarrow A_{45}$	G_{40}	$A_{73},$ $A_{73} \Rightarrow A_{73},$ A_{67}	G_{62}	$A_{62},$ $A_{52} \Rightarrow A_{42}$	G_{84}	$A_{59},$ $A_{57} \Rightarrow A_{50}$
G_{19}	$A_{45},$ $A_{45} \Rightarrow A_{51}$	G_{41}	$A_{73},$ $A_{67} \Rightarrow A_{63}$	G_{63}	$A_{52},$ $A_{42} \Rightarrow A_{50}$	G_{85}	$A_{57},$ $A_{50} \Rightarrow A_{66}$
G_{20}	$A_{45},$ $A_{51} \Rightarrow A_{63}$	G_{42}	$A_{67},$ $A_{63} \Rightarrow A_{70}$	G_{64}	$A_{42},$ $A_{50} \Rightarrow A_{69}$		
G_{21}	$A_{51},$ $A_{63} \Rightarrow A_{35}$	G_{43}	$A_{63},$ $A_{70} \Rightarrow A_{19}$	G_{65}	$A_{50},$ $A_{69} \Rightarrow A_{62}$		
G_{22}	$A_{63},$ $A_{35} \Rightarrow A_{19}$	G_{44}	$A_{70},$ $A_{19} \Rightarrow A_{69}$	G_{66}	$A_{68},$ $A_{12} \Rightarrow A_{12}$		

Внутренняя связь 1-го порядка между показаниями датчика x_t и x_{t+1} может быть интерпретирована в виде нечеткой импликации вида:

«Если x_t ЕСТЬ A_k , то x_{t+1} ЕСТЬ A_p »,

где $t = 1 \div 91$; $k, p = 1 \div 76$. В частности, внутренняя связь 1-го порядка $A_{11} \Rightarrow A_{71}$ между показаниями $x_{74}(42.49)$ и $x_{75}(90.67)$ (см. Таблицы 3 и 4) интерпретируется, как «Если x_{74} ЕСТЬ A_{11} , то x_{75} ЕСТЬ A_{71} ». Если же внутренняя связь 1-го порядка представляется в виде $A_k \Rightarrow A_{p_1}, \dots, A_{p_r}$, где $k, p_1, \dots, p_s = 1 \div 76$, то в виде нечеткой импликации она выглядит в следующем виде:

«Если x_t ЕСТЬ A_k , то x_{t+1} ЕСТЬ A_p или x_{t+1} ЕСТЬ A_r или x_{t+1} ЕСТЬ A_s ».

В частности, внутренняя связь 1-го порядка $A_{52} \Rightarrow A_{42}, A_{59}, A_{68}$ (см. Таблицу 4) между показаниями датчика $x_{64}(74.86)$ и $x_{65}(66.79)$, $x_{33}(75.55)$ и $x_{35}(81.04)$, $x_{16}(74.92)$ и $x_{17}(87.83)$ (см. Таблицу 3), интерпретируется, как

«Если x_t ЕСТЬ A_{52} , то x_{t+1} ЕСТЬ A_{42} или x_{t+1} ЕСТЬ A_{59} или x_{t+1} ЕСТЬ A_{68} ».

Соответственно, нечёткую связь 2-го порядка, например, $A_{47}, A_{59} \Rightarrow A_{58}$ можно интерпретировать в виде нечёткого импликативного правила:

«Если x_t ЕСТЬ A_{47} И x_t ЕСТЬ A_{59} , то x_{t+1} ЕСТЬ A_{58} »,

или связь $A_{59}, A_{58} \Rightarrow A_{52}$, A_{59} можно интерпретировать в виде нечёткой импликации:

«Если x_t ЕСТЬ A_{59} И x_t ЕСТЬ A_{58} , то x_{t+1} ЕСТЬ A_{52} ИЛИ x_{t+1} ЕСТЬ A_{59} ».

5. Прогнозирование нечеткого временного ряда «Влажность почвы»

Для определения нечётких прогнозов и их дефаззификации применяются различные правила [8, 9]. Применительно к нашей задачи суть некоторых из них состоит в следующем. Если показание датчика x_t описано нечётким множеством A_j , которое внутри совокупности данных временного ряда формирует только одну внутреннюю связь 1-го порядка, например, в виде нечеткого отношения $A_j \Rightarrow A_k$, тогда прогнозом на следующий $(t+1)$ -ый период является нечёткое множество A_k . В случае, когда имеет место группа отношений, например, $A_j \Rightarrow A_{k1}, A_{k2}, \dots, A_{kp}$, тогда объединение $A_{k1} \cup A_{k2} \cup \dots \cup A_{kp}$ является нечётким прогнозом на $(t+1)$ -ый период. Для дефаззификации нечетких прогнозов можно применить два следующих правила.

Правило 1. В случае нечёткого отношения вида $A_i \Rightarrow A_j$, где A_i – нечёткий аналог показания датчика на i -ый день, прогнозом в номинальном выражении на следующий $(t+1)$ -ый день является абсцисса середины верхнего основания трапеции, отражающей нечеткое множество A_j . Действительно, это подтверждается правилом дефаззификации нечеткого множества A , которое, согласно [15, 19, 20], реализуется по формуле

$$F(A) = \frac{1}{\alpha_{\max}} \int_0^{\alpha_{\max}} M(A_\alpha) d\alpha, \quad (11)$$

где $A_\alpha = \{u/\mu_A(u) \geq \alpha, u \in U\}$ – α -уровневые множества ($\alpha \in [0, 1]$); $M(A_\alpha)$ – мощности соответствующих α -уровневых множеств, рассчитываемых по формуле $M(A_\alpha) = \sum_{k=1}^m u_k / n, u_k \in A_\alpha$. В частности, для нечёткого множества (см. Таблицу 2)

$$A_{71} = \frac{0}{89.88} + \frac{1}{90.28} + \frac{1}{90.69} + \frac{0}{91.09},$$

являющимся прогнозом в связке $A_{11} \Rightarrow A_{71}$, для $0 < \alpha < 1$ соответственно имеем:

$$\Delta\alpha = 1, A_{71,\alpha} = \{89.88, 91.09\}, M(A_{71,\alpha}) = (89.88 + 91.09)/2 = 90.485.$$

Тогда, согласно (11) прогнозом в номинальном выражении является

$$F(A_{10}) = \int_0^1 M(A_{71,\alpha}) d\alpha \approx M(A_{71,\alpha}) \cdot \Delta\alpha = 90.485 \cdot 1 = 90.485.$$

Правило 2. В случае нечёткого отношения вида $A_t \Rightarrow A_j, A_i, A_p$, где A_t – нечёткий аналог показания датчика за t -ый день, чёткий прогноз на следующий ($t+1$)-ый день рассчитывается как среднеарифметическое абсцисс середин верхних оснований трапеций, соответствующих нечётким множествам A_j, A_i и A_p [2, 3]. В частности, прогнозы на даты 12.11.2022, 14.12.2022 и 03.01.2023, обусловленные внутренней связью $A_{68} \Rightarrow A_{12}, A_{50}, A_{62}$, рассчитывается следующим образом (см. Таблицу 2):

$$predict = \frac{42.77 + 43.17}{2} + \frac{73.37 + 73.77}{2} + \frac{83.03 + 83.44}{2} = 66.592.$$

Таким образом, полученные с применением Правил 1 и 2 прогнозы для прогностических моделей 1-го и 2-го порядка сведены в Таблицы 6 и 7. Соответствующие геометрические интерпретации результатов прогнозирования представлены на Рис. 5.

Таблица 6. Прогностическая модель временного ряда 1-го порядка

Номер	Дата	Данная	НМ	Нечеткий выход модели	Прогноз
1	26.10.2022	77.67	A_{55}		
2	27.10.2022	73.90	A_{50}	$A_{47} \cup A_{50}$	72.36
3	28.10.2022	65.97	A_{41}	$A_{41} \cup A_{44} \cup A_{60} \cup A_{66} \cup A_{67} \cup A_{69}$	79.88
4	29.10.2022	73.42	A_{50}	$A_{39} \cup A_{50}$	69.14
5	30.10.2022	68.91	A_{44}	$A_{41} \cup A_{44} \cup A_{60} \cup A_{66} \cup A_{67} \cup A_{69}$	79.88
6	31.10.2022	70.01	A_{46}	A_{46}	70.35
7	01.11.2022	66.53	A_{41}	A_{41}	66.32
8	02.11.2022	64.66	A_{39}	$A_{39} \cup A_{50}$	69.14
9	03.11.2022	58.38	A_{31}	A_{31}	58.27

10	04.11.2022	56.76	A_{29}	A_{29}	56.66
11	05.11.2022	64.19	A_{38}	$A_{25} \cup A_{38}$	58.67
12	06.11.2022	73.83	A_{50}	A_{50}	73.57
13	07.11.2022	81.71	A_{60}	$A_{41} \cup A_{44} \cup A_{60} \cup A_{66} \cup A_{67} \cup A_{69}$	79.88
14	08.11.2022	77.55	A_{55}	$A_{55} \cup A_{59} \cup A_{61}$	80.28
15	09.11.2022	71.04	A_{47}	$A_{47} \cup A_{50}$	72.36
16	10.11.2022	74.92	A_{52}	$A_{52} \cup A_{59}$	78.00
17	11.11.2022	87.83	A_{68}	$A_{42} \cup A_{59} \cup A_{68}$	78.67
18	12.11.2022	83.09	A_{62}	$A_{12} \cup A_{50} \cup A_{62}$	66.59
19	13.11.2022	69.22	A_{45}	$A_{45} \cup A_{52} \cup A_{67} \cup A_{68}$	80.01
20	14.11.2022	69.26	A_{45}	$A_{45} \cup A_{51}$	71.96
21	15.11.2022	74.44	A_{51}	$A_{45} \cup A_{51}$	71.96
22	16.11.2022	83.68	A_{63}	A_{63}	84.04
23	17.11.2022	61.18	A_{35}	$A_{35} \cup A_{59} \cup A_{70}$	77.33
24	18.11.2022	48.49	A_{19}	A_{19}	48.61
25	19.11.2022	49.53	A_{20}	$A_{20} \cup A_{32}$	54.24
26	20.11.2022	54.39	A_{26}	A_{26}	54.24
27	21.11.2022	56.31	A_{29}	A_{29}	56.66
28	22.11.2022	53.11	A_{25}	$A_{25} \cup A_{38}$	58.67
29	23.11.2022	34.02	A_1	A_1	34.11
30	24.11.2022	71.01	A_{47}	A_{47}	71.16
31	25.11.2022	81.06	A_{59}	$A_{52} \cup A_{59}$	78.00
32	26.11.2022	80.30	A_{58}	$A_{57} \cup A_{58} \cup A_{60} \cup A_{66} \cup A_{76}$	84.36
33	27.11.2022	75.55	A_{52}	$A_{52} \cup A_{59}$	78.00
34	28.11.2022	81.04	A_{59}	$A_{42} \cup A_{59} \cup A_{68}$	78.67
35	29.11.2022	86.75	A_{66}	$A_{57} \cup A_{58} \cup A_{60} \cup A_{66} \cup A_{76}$	84.36
36	30.11.2022	94.60	A_{76}	$A_{62} \cup A_{72} \cup A_{76}$	89.68
37	01.12.2022	93.21	A_{74}	$A_{71} \cup A_{74}$	91.69
38	02.12.2022	88.62	A_{69}	A_{69}	88.87
39	03.12.2022	90.42	A_{71}	$A_{59} \cup A_{62} \cup A_{70} \cup A_{71}$	86.05
40	04.12.2022	91.97	A_{73}	$A_{62} \cup A_{66} \cup A_{71} \cup A_{73}$	88.07
41	05.12.2022	92.45	A_{73}	$A_{67} \cup A_{73}$	89.68
42	06.12.2022	92.02	A_{73}	$A_{67} \cup A_{73}$	89.68
43	07.12.2022	87.17	A_{67}	$A_{67} \cup A_{73}$	89.68
44	08.12.2022	84.37	A_{63}	$A_{63} \cup A_{69} \cup A_{72}$	88.07
45	09.12.2022	89.83	A_{70}	$A_{35} \cup A_{59} \cup A_{70}$	77.33
46	10.12.2022	87.42	A_{67}	$A_{67} \cup A_{69}$	88.07
47	11.12.2022	88.62	A_{69}	$A_{63} \cup A_{69} \cup A_{72}$	88.07
48	12.12.2022	83.09	A_{62}	$A_{59} \cup A_{62} \cup A_{70} \cup A_{71}$	86.05
49	13.12.2022	88.14	A_{68}	$A_{45} \cup A_{52} \cup A_{67} \cup A_{68}$	80.01

50	14.12.2022	73.79	A_{50}	$A_{12} \cup A_{50} \cup A_{62}$	66.59
51	15.12.2022	87.02	A_{67}	$A_{41} \cup A_{44} \cup A_{60} \cup A_{66} \cup A_{67} \cup A_{69}$	79.88
52	16.12.2022	88.62	A_{69}	$A_{63} \cup A_{69} \cup A_{72}$	88.07
53	17.12.2022	89.75	A_{70}	$A_{59} \cup A_{62} \cup A_{70} \cup A_{71}$	86.05
54	18.12.2022	89.23	A_{69}	$A_{67} \cup A_{69}$	88.07
55	19.12.2022	80.50	A_{59}	$A_{59} \cup A_{62} \cup A_{70} \cup A_{71}$	86.05
56	20.12.2022	94.60	A_{76}	$A_{57} \cup A_{58} \cup A_{60} \cup A_{66} \cup A_{76}$	84.36
57	21.12.2022	90.73	A_{71}	$A_{71} \cup A_{74}$	91.69
58	22.12.2022	83.48	A_{62}	$A_{62} \cup A_{66} \cup A_{71} \cup A_{73}$	88.07
59	23.12.2022	87.07	A_{67}	$A_{45} \cup A_{52} \cup A_{67} \cup A_{68}$	80.01
60	24.12.2022	91.48	A_{72}	$A_{63} \cup A_{69} \cup A_{72}$	88.07
61	25.12.2022	82.08	A_{61}	$A_{61} \cup A_{64}$	83.64
62	26.12.2022	86.69	A_{66}	$A_{61} \cup A_{63} \cup A_{66}$	84.31
63	27.12.2022	83.60	A_{62}	$A_{62} \cup A_{72} \cup A_{76}$	89.68
64	28.12.2022	74.86	A_{52}	$A_{45} \cup A_{52} \cup A_{67} \cup A_{68}$	80.01
65	29.12.2022	66.79	A_{42}	$A_{42} \cup A_{59} \cup A_{68}$	78.67
66	30.12.2022	73.19	A_{50}	A_{50}	73.57
67	31.12.2022	72.24	A_{69}	$A_{41} \cup A_{44} \cup A_{60} \cup A_{66} \cup A_{67} \cup A_{69}$	79.88
68	01.01.2023	62.00	A_{62}	$A_{59} \cup A_{62} \cup A_{70} \cup A_{71}$	86.05
69	02.01.2023	49.43	A_{68}	$A_{45} \cup A_{52} \cup A_{67} \cup A_{68}$	80.01
70	03.01.2023	43.34	A_{12}	$A_{12} \cup A_{50} \cup A_{62}$	66.59
71	04.01.2023	42.91	A_{12}	$A_{12} \cup A_{19}$	45.79
72	05.01.2023	48.47	A_{19}	$A_{12} \cup A_{19}$	45.79
73	06.01.2023	59.03	A_{32}	$A_{20} \cup A_{32}$	54.24
74	07.01.2023	42.49	A_{11}	A_{11}	42.16
75	08.01.2023	90.67	A_{71}	A_{71}	90.48
76	09.01.2023	90.46	A_{71}	$A_{62} \cup A_{66} \cup A_{71} \cup A_{73}$	88.07
77	10.01.2023	86.47	A_{66}	$A_{62} \cup A_{66} \cup A_{71} \cup A_{73}$	88.07
78	11.01.2023	91.18	A_{72}	$A_{62} \cup A_{72} \cup A_{76}$	89.68
79	12.01.2023	85.03	A_{64}	$A_{61} \cup A_{64}$	83.64
80	13.01.2023	81.73	A_{60}	A_{60}	81.63
81	14.01.2023	81.13	A_{59}	$A_{55} \cup A_{59} \cup A_{61}$	80.28
82	15.01.2023	79.92	A_{58}	$A_{57} \cup A_{58} \cup A_{60} \cup A_{66} \cup A_{76}$	84.36
83	16.01.2023	81.19	A_{59}	$A_{52} \cup A_{59}$	78.00
84	17.01.2023	81.59	A_{60}	$A_{57} \cup A_{58} \cup A_{60} \cup A_{66} \cup A_{76}$	84.36
85	18.01.2023	82.55	A_{61}	$A_{55} \cup A_{59} \cup A_{61}$	80.28
86	19.01.2023	82.78	A_{61}	$A_{61} \cup A_{63} \cup A_{66}$	84.31
87	20.01.2023	83.78	A_{63}	$A_{61} \cup A_{63} \cup A_{66}$	84.31
88	21.01.2023	80.82	A_{59}	$A_{35} \cup A_{59} \cup A_{70}$	77.33

89	22.01.2023	79.05	A_{57}	$A_{57} \cup A_{58} \square A_{60} \cup A_{66} \cup A_{76}$	84.36
90	23.01.2023	73.93	A_{50}	A_{50}	73.57
91	24.01.2023	86.75	A_{66}	$A_{41} \cup A_{44} \cup A_{60} \cup A_{66} \cup A_{67} \cup A_{69}$	79.88
MSE₁					49.16
MAPE₁					6.44
MPE₁					-2.03

Таблица 7. Прогностическая модель временного ряда 2-го порядка

Номер	Дата	Данная	НМ	Нечеткий выход модели	Прогноз
1	26.10.2022	77.67	A_{55}		
2	27.10.2022	73.90	A_{50}		
3	28.10.2022	65.97	A_{41}	A_{41}	66.32
4	29.10.2022	73.42	A_{50}	A_{50}	73.57
5	30.10.2022	68.91	A_{44}	A_{44}	68.74
6	31.10.2022	70.01	A_{46}	A_{46}	70.35
7	01.11.2022	66.53	A_{41}	A_{41}	66.32
8	02.11.2022	64.66	A_{39}	A_{39}	64.71
9	03.11.2022	58.38	A_{31}	A_{31}	58.27
10	04.11.2022	56.76	A_{29}	A_{29}	56.66
11	05.11.2022	64.19	A_{38}	A_{38}	63.91
12	06.11.2022	73.83	A_{50}	A_{50}	73.57
13	07.11.2022	81.71	A_{60}	A_{60}	81.63
14	08.11.2022	77.55	A_{55}	A_{55}	77.60
15	09.11.2022	71.04	A_{47}	A_{47}	71.16
16	10.11.2022	74.92	A_{52}	A_{52}	75.18
17	11.11.2022	87.83	A_{68}	A_{68}	88.07
18	12.11.2022	83.09	A_{62}	A_{62}	83.24
19	13.11.2022	69.22	A_{45}	A_{45}	69.54
20	14.11.2022	69.26	A_{45}	A_{45}	69.54
21	15.11.2022	74.44	A_{51}	A_{51}	74.38
22	16.11.2022	83.68	A_{63}	A_{63}	84.04
23	17.11.2022	61.18	A_{35}	A_{35}	61.49
24	18.11.2022	48.49	A_{19}	A_{19}	48.61
25	19.11.2022	49.53	A_{20}	A_{20}	49.41
26	20.11.2022	54.39	A_{26}	A_{26}	54.24
27	21.11.2022	56.31	A_{29}	A_{29}	56.66
28	22.11.2022	53.11	A_{25}	A_{25}	53.44
29	23.11.2022	34.02	A_1	A_1	34.11
30	24.11.2022	71.01	A_{47}	A_{47}	71.16
31	25.11.2022	81.06	A_{59}	A_{59}	80.82
32	26.11.2022	80.30	A_{58}	A_{58}	80.01
33	27.11.2022	75.55	A_{52}	$A_{52} \cup A_{59}$	78.00

34	28.11.2022	81.04	A_{59}	A_{59}	80.82
35	29.11.2022	86.75	A_{66}	A_{66}	86.46
36	30.11.2022	94.60	A_{76}	A_{76}	94.51
37	01.12.2022	93.21	A_{74}	A_{74}	92.90
38	02.12.2022	88.62	A_{69}	A_{69}	88.87
39	03.12.2022	90.42	A_{71}	A_{71}	90.48
40	04.12.2022	91.97	A_{73}	A_{73}	92.10
41	05.12.2022	92.45	A_{73}	A_{73}	92.10
42	06.12.2022	92.02	A_{73}	$A_{73} \cup A_{67}$	89.68
43	07.12.2022	87.17	A_{67}	$A_{73} \cup A_{67}$	89.68
44	08.12.2022	84.37	A_{63}	A_{63}	84.04
45	09.12.2022	89.83	A_{70}	A_{70}	89.68
46	10.12.2022	87.42	A_{67}	A_{67}	87.26
47	11.12.2022	88.62	A_{69}	A_{69}	88.87
48	12.12.2022	83.09	A_{62}	A_{62}	83.24
49	13.12.2022	88.14	A_{68}	A_{68}	88.07
50	14.12.2022	73.79	A_{50}	$A_{12} \cup A_{50}$	58.27
51	15.12.2022	87.02	A_{67}	A_{67}	87.26
52	16.12.2022	88.62	A_{69}	A_{69}	88.87
53	17.12.2022	89.75	A_{70}	A_{70}	89.68
54	18.12.2022	89.23	A_{69}	A_{69}	88.87
55	19.12.2022	80.50	A_{59}	A_{59}	80.82
56	20.12.2022	94.60	A_{76}	A_{76}	94.51
57	21.12.2022	90.73	A_{71}	A_{71}	90.48
58	22.12.2022	83.48	A_{62}	A_{62}	83.24
59	23.12.2022	87.07	A_{67}	A_{67}	87.26
60	24.12.2022	91.48	A_{72}	A_{72}	91.29
61	25.12.2022	82.08	A_{61}	A_{61}	82.43
62	26.12.2022	86.69	A_{66}	A_{66}	86.46
63	27.12.2022	83.60	A_{62}	A_{62}	83.24
64	28.12.2022	74.86	A_{52}	A_{52}	75.18
65	29.12.2022	66.79	A_{42}	A_{42}	67.13
66	30.12.2022	73.19	A_{50}	A_{50}	73.57
67	31.12.2022	72.24	A_{69}	A_{69}	88.87
68	01.01.2023	62.00	A_{62}	A_{62}	83.24
69	02.01.2023	49.43	A_{68}	A_{68}	88.07
70	03.01.2023	43.34	A_{12}	$A_{12} \cup A_{50}$	58.27
71	04.01.2023	42.91	A_{12}	A_{12}	42.97
72	05.01.2023	48.47	A_{19}	A_{19}	48.61
73	06.01.2023	59.03	A_{32}	A_{32}	59.08
74	07.01.2023	42.49	A_{11}	A_{11}	42.16
75	08.01.2023	90.67	A_{71}	A_{71}	90.48
76	09.01.2023	90.46	A_{71}	A_{71}	90.48

77	10.01.2023	86.47	A_{66}	A_{66}	86.46
78	11.01.2023	91.18	A_{72}	A_{72}	91.29
79	12.01.2023	85.03	A_{64}	A_{64}	84.85
80	13.01.2023	81.73	A_{60}	A_{60}	81.63
81	14.01.2023	81.13	A_{59}	A_{59}	80.82
82	15.01.2023	79.92	A_{58}	A_{58}	80.01
83	16.01.2023	81.19	A_{59}	$A_{52} \cup A_{59}$	78.00
84	17.01.2023	81.59	A_{60}	A_{60}	81.63
85	18.01.2023	82.55	A_{61}	A_{61}	82.43
86	19.01.2023	82.78	A_{61}	A_{61}	82.43
87	20.01.2023	83.78	A_{63}	A_{63}	84.04
88	21.01.2023	80.82	A_{59}	A_{59}	80.82
89	22.01.2023	79.05	A_{57}	A_{57}	79.21
90	23.01.2023	73.93	A_{50}	A_{50}	73.57
91	24.01.2023	86.75	A_{66}	A_{66}	86.46
MSE₂					30.52
MAPE₂					2.53
MPE₂					-1.68

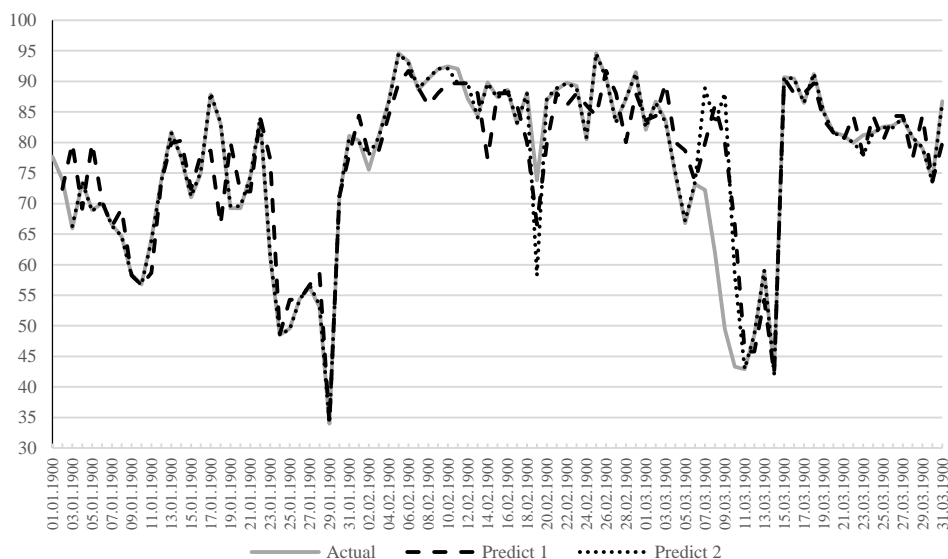


Рис. 5. Предиктивные модели временного ряда 1-го и 2-го порядков

Как видно из Таблиц 6 и 7, показатели MSE для прогностических моделей 1-го и 2-го порядков равны $MSE_1 = 49.16$ и $MSE_2 = 30.52$, соответственно, что существенно лучше, чем у модели экспоненциального сглаживания $MSE = 89.1698$ (см. Таблицу 1). По критерию MAPE, демонстрирующего в процентном отношении величину ошибки прогноза в сравнении с реальными значениями временного ряда, выявленные ошибки

$MARE_1 = 6.44\%$ и $MARE_2 = 2.53\%$ также демонстрируют предпочтительность прогностических моделей -1-го и 2-го порядков над моделью экспоненциального сглаживания, у которой $MARE = 9.18\%$. По показателю MPE, который является более информативным критерием для оценки адекватности модели прогнозирования, получены приемлемые «смещенности» прогностических моделей 1-го и 2-го порядков $MPE_1 = -2.03\%$ и $MPE_2 = -1.68\%$, как не превышающие нормативного 5%-го порога слева от нуля. При этом, они незначительно отличаются от соответствующего показателя $MPE = -1.0732\%$, рассчитанного для модели экспоненциального сглаживания.

6. Заключение

В процессе внедрения IoT технологии возникают уникальные задачи, которые влекут за собой использование сигналов от множества web-устройств в режиме реального времени. Для их решения требуется разрабатывать новые методы обработки сигналов и информации. Представленный в статье результат – это только один незначительный фрагмент в общей методологии обработки сенсорных сигналов, проводимых в рамках применения IoT технологии в точном земледелии. Такая методология способна исполнить ключевую роль в качестве активатора интеллектуальной IoT-платформы несмотря на то, что она остается в тени других аспектов IoT, таких как архитектура связи, сенсорные технологии и управление питанием. Предлагаемый в статье подход способен поддерживать прогностические и предписывающие аналитические решения, связывая между собой ранее собранные данные от интеллектуальных датчиков, оборудования и других сельскохозяйственных активов. Такой подход облегчает создание средств для мониторинга текущего состояния посевов и контроля среды его выращивания и направлен на повышение урожайности посевной культуры в целом. Предвидя нежелательные ситуации, можно перманентно поддерживать высокий уровень ухода за посевной площадью.

Данная работа выполнена при финансовой поддержке Фонда Развития Науки при Президенте Азербайджанской Республики – Грант №EIF-MQM-QA-1-2021-4(41)-3810.

Литература

1. Chen S.M. and Chung N.Y., Forecasting enrollments of students by using fuzzy time series and genetic algorithms, International Journal of Information and Management Sciences, Vol.17, No.3, (2006), pp.1-17.
2. Chen S.M. and Chung N.Y., Forecasting enrollments using high order fuzzy time series and genetic algorithms, International Journal of Information and Management Sciences, Vol.21, (2006), pp.485-501.
3. Chen S.M. and Hwang J.R., Temperature prediction using fuzzy time series, IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, Vol.30, No.2, (2000), pp.263-275.

4. Chen S.M. and Kao P.Y., TAIEX forecasting based on fuzzy time series, particle swarm optimization techniques and support vector machines, *Information Sciences*, Vol.247, (2013), pp.62-71.
5. Chen S.M. and Wang N.Y., Fuzzy forecasting based on fuzzy-trend logical relationship groups, *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, Vol.40, No.5, (2010), pp.1343-1358.
6. Chen S.M., Forecasting enrollments based on fuzzy time series, *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.81, (1996), pp.311-319.
7. Chen S.M., Forecasting enrollments based on high-order fuzzy time series, *Cybernetics and Systems*, Vol.33, No.1, (2002), pp.1-16.
8. Cheng C.H., Chang J.R., Yen C.A., Entropy-based and trapezoid fuzzification fuzzy time series approaches for forecasting IT project cost, *Technological Forecasting & Social Change*, Vol.73, (2006), pp.524-542.
9. Huang Y.L., Horng S.J., He M., Fan P., Kao T.W., Khan M.K. and Kuo I.H., A hybrid forecasting model for enrollments based on aggregated fuzzy time series and particle swarm optimization, *Expert Systems with Applications*, Vol.38, No.7, (2011), pp.8014-8023.
10. Huarng K., Heuristic models of fuzzy time series for forecasting, *Fuzzy sets and systems*, Vol.123, No.3, (2001), pp.369-386.
11. Kumar N. et al., Fuzzy time series forecasting of wheat production. *International Journal on Computer Science and Engineering*, Vol.2, No.3, (2010), pp.635-640.
12. Lewis K.D., *Methods for Forecasting Economic Indicators*, Moscow: Finance and statistics, (1986), 133 p. (in Russian)
13. Ortiz-Arroyo D., Poulsen J.R., A weighted fuzzy time series forecasting model, *Indian Journal of Science and Technology*, Vol.11, No.27, (2018), pp.1-11.
14. Poulsen J.R., Fuzzy time series forecasting – developing a new forecasting model based on high order fuzzy time series, *AAUE: CIS 4*, (2009), 67 p.
15. Song Q., Chissom B.S., Forecasting enrollments with fuzzy time series – part I, *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.54, (1993), pp.269-277.
16. Song Q., Chissom B.S., Forecasting enrollments with fuzzy time series – part II, *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.62, (1994), pp.1-8.
17. Uslu V.R., Bas E., Yolcu U. and Egrioglu E., A fuzzy time series approach based on weights determined by the number of recurrences of fuzzy relations, *Swarm and Evolutionary Computation*, Vol.15, (2014), pp.19-26.
18. Рзаев Р.Р. Аналитическая поддержка принятия решений в организационных системах, Saarbruchen (Germany): Palmerium Academic Publishing, (2016), 306 с.
19. Рзаев Р.Р. и др., Моделирование временных рядов на основе нечёткого анализа позиционно-бинарных составляющих исторических данных, *Нечёткие Системы и Мягкие Вычисления*, Vol.10, No.1, (2015), pp.35-73.
20. Рзаев Р.Р., Нейро-нечеткое моделирование экономического поведения, Lambert Academic Publishing, Saarbrücken, Germany, (2012).

FORECASTING GROWING CONDITIONS USING WIRELESS IoT TECHNOLOGY

E.R. Aliyev¹, A.S. Rakhmanov¹, Kh.Kh. Abdullaev¹, A.Sh. Almasov¹

¹Institute of Control Systems of the Ministry of Science and Education of the Republic of Azerbaijan, Baku, Azerbaijan

e-mail: elchin@sinam.net, abulfat@sinam.net, khanmurad.abdullayev@sinam.net, askar.almasov@sinam.net

Abstract. Using the readings of soil moisture sensors as an example, the article proposes a fuzzy approach to the analysis of historical data, which implies taking into account all the main characteristics of the IoT computing paradigm, including the widespread use of a wide variety of web-device sensors, collection and analysis of sensory data and response to them. As a basic example, a time series was selected that reflects the dynamics of the average readings of soil moisture sensors, which are installed on web-devices in various areas of the sown area allocated for growing cereal crops in the Zangelan region of the Azerbaijan Republic. Unlike existing forecasting algorithms that work with “clean” data, the proposed approach to modeling and forecasting the selected time series assumes that the averaged data from sensors that monitor soil moisture around the clock are weakly structured, i.e. those that are known to belong to a certain type. Based on this premise, the importance and relevance of research the methods of fuzzy modeling and forecasting of historical segments of sensor readings, capable of providing information support for predictive and prescriptive analytical solutions based on an unified IoT information platform, becomes obvious.

Keywords: crop area, monitoring, IoT platform, sensor readings, fuzzy set, time series forecasting.

References

1. Chen S.M. and Chung N.Y., Forecasting enrollments of students by using fuzzy time series and genetic algorithms, *International Journal of Information and Management Sciences*, Vol.17, No.3, (2006), pp.1-17.
2. Chen S.M. and Chung N.Y., Forecasting enrollments using high order fuzzy time series and genetic algorithms, *International Journal of Information and Management Sciences*, Vol.21, (2006), pp.485-501.
3. Chen S.M. and Hwang J.R., Temperature prediction using fuzzy time series, *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, Vol.30, No.2, (2000), pp.263-275.
4. Chen S.M. and Kao P.Y., TAIEX forecasting based on fuzzy time series, particle swarm optimization techniques and support vector machines, *Information Sciences*, Vol.247, (2013), pp.62-71.

5. Chen S.M. and Wang N.Y., Fuzzy forecasting based on fuzzy-trend logical relationship groups, *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, Vol.40, No.5, (2010), pp.1343-1358.
6. Chen S.M., Forecasting enrollments based on fuzzy time series, *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.81, (1996), pp.311-319.
7. Chen S.M., Forecasting enrollments based on high-order fuzzy time series, *Cybernetics and Systems*, Vol.33, No.1, (2002), pp.1-16.
8. Cheng C.H., Chang J.R., Yen C.A., Entropy-based and trapezoid fuzzification fuzzy time series approaches for forecasting IT project cost, *Technological Forecasting & Social Change*, Vol.73, (2006), pp.524-542.
9. Huang Y.L., Horng S.J., He M., Fan P., Kao T.W., Khan M.K. and Kuo I.H., A hybrid forecasting model for enrollments based on aggregated fuzzy time series and particle swarm optimization, *Expert Systems with Applications*, Vol.38, No.7, (2011), pp.8014-8023.
10. Huarng K. Heuristic models of fuzzy time series for forecasting, *Fuzzy sets and systems*, Vol.123, No.3, (2001), pp. 369-386.
11. Kumar N. et al., Fuzzy time series forecasting of wheat production. *International Journal on Computer Science and Engineering*, Vol.2, No.3, (2010), pp.635-640.
12. Lewis K.D., *Methods for Forecasting Economic Indicators*, Moscow, Finance and statistics, (1986), 133 p. (in Russian)
13. Ortiz-Arroyo D., Poulsen J.R., A weighted fuzzy time series forecasting model, *Indian Journal of Science and Technology*, Vol.11, No.27, (2018), pp.1-11.
14. Poulsen J.R., Fuzzy time series forecasting – developing a new forecasting model based on high order fuzzy time series, *AAUE: CIS 4*, (2009), 67 p.
15. Song Q., Chissom B.S., Forecasting enrollments with fuzzy time series – part I, *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.54, (1993), pp.269-277.
16. Song Q., Chissom B.S., Forecasting enrollments with fuzzy time series – part II, *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.62, (1994), pp.1-8.
17. Uslu V.R., Bas E., Yolcu U. and Egrioglu E. A fuzzy time series approach based on weights determined by the number of recurrences of fuzzy relations, *Swarm and Evolutionary Computation*, Vol.15, (2014), pp.19-26.
18. Rzaev R.R. *Analiticheskaja podderzhka prinjatija reshenij v organizacionnyh sistemah. – Saarbruchen (Germany): Palmerium Academic Publishing*, (2016), 306 s. (Rzaev R.R. Analytical decision support in organizational systems) (in Russian).
19. Rzaev R.R. i dr., Modelirovanie vremennyh rjadov na osnove nechjotkogo analiza pozicionno-binarnyh sostavljajushhih istoricheskikh dannyh, *Nechjotkie Sistemy i Mjagkie Vychislenija*, Vol.10, No.1, (2015), s.35-73 (Rzaev R.R. and others. Modeling of time series based on fuzzy analysis of positional-binary components of historical data, *Fuzzy Systems and Soft Computing*, Vol.10, No.1, (2015), pp.35-73) (in Russian).

20. Rzaev R.R., Nejro-nechetkoe modelirovanie jekonomicheskogo povedenija. – Lambert Academic Publishing, Saarbrücken, Germany, (2012) (Rzaev R.R., Neuro-Fuzzy Modeling of Economic Behavior, Lambert Academic Publishing, Saarbrücken, Germany, (2012)) (in Russian).