

ВИКОРИСТАННЯ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ РЕКРЕАЦІЙНОГО ПОТЕНЦІАЛУ ТЕРИТОРІЇ

© Веклюк Я.І. 2008

Досліджено можливість та ефективність застосування контролерів Мамдані, Сугено та ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) у задачах визначення рекреаційного потенціалу територій. Експерименти проводились з контролерами Мамдані з трикутними та гауссовими функціями приналежності, Сугено та ANFIS – з гауссовими функціями приналежності.

In this work probed possibility and efficiency of application of inspectors of Mamdani, Sugeno and ANFIS (Adaptive Neuro-fuzzy Inference System) in the tasks of determination of recreation potential of territories. Experiments were conducted with the inspectors of Mamdani with three-cornered and by the gauss functions of belonging, Sugeno and ANFIS – with the gauss functions of belonging.

Рекреаційно-туристична діяльність позиціонується в господарському комплексі будь-якого регіону як поліфункціональна економіка з адекватною поліфункціональною структурою, що актуалізує потребу розроблення та впровадження ефективного менеджменту рекреації та туризму. Особливого значення набуває науковий підхід щодо визначення меж рекреаційно-туристичних зон та організації їх функціонування. Серед значної кількості праць, присвячених дослідженням рекреаційно-туристичної сфери, все більшої актуальності набирають ті, що використовують економіко-математичні методи та моделі функціонування і прогнозування розвитку регіональних рекреаційно-туристичних комплексів. Це пов'язано з тим, що вивчення проблем рекреації та туризму вимагає все більш прикладних результатів, правдивість і точність яких залежить від математичних розрахунків та систем інформаційного забезпечення.

У моделях функціонування рекреаційно-туристичних систем наявна невизначеність зумовлена, з одного боку, відсутністю точного опису процесів функціонування систем, з іншого – неспроможністю оцінювати стани систем абсолютно точно, що затрудняє і в багатьох випадках унеможливорює використання точних кількісних методів [1]. З використанням гібридного фаззи-моделювання можна отримувати адекватніші результати порівняно з традиційними аналітичними моделями та алгоритмами керування. Поширеними класами нечіткого моделювання є контролери Мамдані та Сугено. Як було показано Вангом та Кастро, ці нечіткі контролери є універсальними апроксиматорами будь-якої неперервної функції на множині U з будь-якою точністю, якщо використовується набір n ($n \rightarrow \infty$) правил продукції [2].

Мета цієї роботи – вивчення можливостей та ефективності застосування контролерів Мамдані, Сугено та ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) у задачах визначення рекреаційного потенціалу територій. Контролер Мамдані досліджується при трикутних та гауссових функціях приналежності, Сугено та ANFIS – з гауссовими функціями приналежності. Як алгоритм навчання ANFIS використовувався гібридний.

Здатність людського інтелекту приймати правильні рішення за наявності неповної й нечіткої інформації спонукало науковців до побудови математичного апарату, який повною мірою зможе повторити цю здатність людини. Можна стверджувати, що побудова таких моделей і їхнє використання в прогресивних комп'ютерних системах представляє один з найважливіших напрямків сучасних інформаційних технологій.

Значного прогресу в цьому напрямку досягнуто професором Каліфорнійського університету (Берклі) Лотфі А. Заде (Lotfi A. Zadeh)[3]. Його робота заклала основи моделювання наближених міркувань людини та стала поштовхом до розвитку нової математичної теорії. Л. Заде розширив класичний термін “множина”, допустивши, що характеристична функція (функція приналежності елемента множини) може набувати будь-яких значень в інтервалі $[0; 1]$, а не тільки значення 0 або 1. Такі множини були отримали назву нечіткі (fuzzy). Він визначив також ряд операцій над нечіткими множинами та запропонував узагальнення відомих методів логічного виведення *modus ponens* й *modus tol-lens*. Ввівши поняття лінгвістичної змінної й допустивши, що як її значення (терми виступають нечіткі множини, Л. Заде створив апарат для опису деяких процесів інтелектуальної діяльності, що передбачають нечіткість і невизначеність виразів. Нечітка логіка забезпечує ефективні засоби відображення невизначеностей і неточностей реального світу, а наявність математичних засобів відображення нечіткості вхідної інформації дає змогу побудувати моделі, адекватні реальності. Рішення, прийняте в результаті моделювання, ґрунтується на отриманих нечітких висновках.

Механізм нечітких виводів, що використовується в експертних і керівних системах, оснований на базі знань, що сформована фахівцями-експертами предметної області або отримана в результаті навчання нейромережі, навчальна множина якої, своєю чергою, ґрунтується на експериментальних даних у вигляді сукупності нечітких предикатних правил вигляду:

Правило 1: якщо $x \in A_1$, тоді $y \in B_1$

Правило 2: якщо $x \in A_2$, тоді $y \in B_2$

.....

Правило N: якщо $x \in A_n$, тоді $y \in B_n$

де x – вхідна змінна, y – змінна висновку; A і B – функції приналежності, визначені відповідно на x і y . Знання експерта $A \rightarrow B$, що відбиває нечітке причинне відношення передумови й висновку, називається нечітким відношенням R :

$$R = A \rightarrow B, \quad (1)$$

де " \rightarrow " називають нечіткою імплікацією.

Відношення R можна розглядати як нечітку підмножину прямого добутку $X \times Y$ повної множини передумов X і висновків Y . Отже, процес одержання (нечіткого) результату висновку B' з використанням спостереження A' і знання $A \rightarrow B$ можна представити у вигляді:

$$B' = A' \bullet R = A' \bullet (A \rightarrow B) \quad (2)$$

де " \bullet " – операція згортання.

Операцію імплікації в алгебрі нечітких множин можна реалізовувати по-різному (при цьому, звичайно, відрізнятиметься отриманий результат), однак у будь-якому випадку нечіткий логічний висновок здійснюється у такі чотири етапи [4].

1. Нечіткість (введення нечіткості, фазифікація, *fuzzification*). Функції приналежності, визначені на вхідних змінних, застосовуються до їхніх фактичних значень для того, щоб визначити ступінь істинності кожної передумови кожного правила.

2. Логічний висновок. Обчислене значення істинності для передумов кожного правила застосовується до висновків кожного правила. Це приводить до однієї нечіткої підмножини, яка буде призначена кожній змінній висновку для кожного правила. Як правило логічного висновку зазвичай використовуються тільки операції *min* (мінімум) або *prod* (множення). При операції *min* функція приналежності висновку "відтинається" за висотою, що відповідає обчисленому ступеню істинності передумови правила (нечітка логіка "І"). При операції множення функція приналежності висновку масштабується за допомогою обчисленого ступеня істинності передумови правила.

3. Композиція. Всі нечіткі підмножини, призначені кожній змінній висновку (у всіх правилах), поєднуються разом, щоб сформуванати одну нечітку підмножину для кожної змінної висновку. При даному об'єднанні зазвичай використовуються операції *max* (максимум) або *sum* (сума). При операції *max* комбінований висновок нечіткої підмножини конструюється як поточковий максимум за всіма нечіткими підмножинами (нечітка логіка "АБО"). У випадку операції суми комбінований висновок нечіткої підмножини конструюється як поточкова сума за всіма нечіткими підмножинами, призначеними змінним висновку правилами логічного висновку.

4. Додатково може бути введений етап приведення до чіткості (дефазифікація, defuzzification), що використовується, коли доцільно перетворити нечіткий набір висновків у чітке число. Існує багато методів дефазифікації, однак у більшості випадків чітке значення вихідної змінної визначається як центр тяжіння кривої (центроїдний метод) $\mu_{\Sigma}(x)$, яка визначається на етапі композиції:

$$y = \frac{\int_{\Omega} x \cdot \mu_{\Sigma}(x) dx}{\int_{\Omega} \mu_{\Sigma}(x) dx}, \quad (3)$$

де Ω – область визначення функції $\mu_{\Sigma}(x)$.

Алгоритми нечіткого висновку відрізняються в основному видом правил нечіткої імплікації. Найпоширенішими модифікаціями алгоритму нечіткого висновку є алгоритми Мамдані та Сугено.

Алгоритм Мамдані

Нехай база знань містить лише два нечіткі правила вигляду:

Правило1: якщо $x \in A1$ і $y \in B1$, тоді $z \in C1$,

Правило2: якщо $x \in A2$ і $y \in B2$, тоді $z \in C2$,

де x, y – імена вхідних змінних, z – ім'я змінної висновку, $A1, A2, B1, B2, C1, C2$ – деякі нечіткі множини, задані функціями приналежності $\mu_{A1}(x), \mu_{A2}(x), \mu_{B1}(y), \mu_{B2}(y), \mu_{C1}(z), \mu_{C2}(z)$ при цьому чітке значення z_0 необхідно визначити на основі наведеної інформації і чітких значень x_0, y_0 .

1. Нечіткість: знаходяться ступеня істинності кожної передумови кожного правила.

$$\mu_{A1}(x_0), \mu_{A2}(x_0), \mu_{B1}(y_0), \mu_{B2}(y_0). \quad (4)$$

2. Нечіткий висновок: знаходяться рівні "відсікання" для передумов кожного із правил (з використанням операції min)

$$\alpha_1 = \mu_{A1}(x_0) \wedge \mu_{B1}(y_0), \quad (5)$$

$$\alpha_2 = \mu_{A2}(x_0) \wedge \mu_{B2}(y_0), \quad (6)$$

де через „ \wedge ” позначено операцію логічного мінімуму (min).

Потім знаходяться „відсічені” функції приналежності

$$\mu'_{C1}(z) = (\alpha_1 \wedge \mu_{C1}(z)), \quad (7)$$

$$\mu'_{C2}(z) = (\alpha_2 \wedge \mu_{C2}(z)). \quad (8)$$

3. Композиція: з використанням операції максимум (max, що позначається як „ \vee ”) знаходиться об'єднання знайдених відсічених функцій. У результаті отримується підсумкова нечітка підмножина для змінної виходу з функцією приналежності

$$\mu_{\Sigma}(z) = \mu_C(z) = \mu'_{C1}(z) \vee \mu'_{C2}(z) \quad (9)$$

4. Приведення до чіткості (для знаходження z_0) проводиться, як правило, центроїдним методом (3).

Алгоритм Сугено

Нехай база знань містить лише два нечіткі правила вигляду:

Правило1: якщо $x \in A1$ і $y \in B1$, тоді $z_1 = a_1x + b_1y$,

Правило2: якщо $x \in A2$ і $y \in B2$, тоді $z_2 = a_2x + b_2y$,

1. Нечіткість: аналогічний алгоритму Мамдані.

2. Нечіткий висновок: знаходяться рівні "відсікання" для передумов кожного із правил (з використанням операції min)

$$\alpha_1 = \mu_{A_1}(x_0) \wedge \mu_{B_1}(y_0), \quad (10)$$

$$\alpha_2 = \mu_{A_2}(x_0) \wedge \mu_{B_2}(y_0). \quad (11)$$

Потім знаходяться „відсічені” функції приналежності

$$z_1^* = a_1 x_0 + b_1 y_0, \quad (12)$$

$$z_2^* = a_2 x_0 + b_2 y_0, \quad (13)$$

3. Знаходиться чітке значення змінної виведення:

$$z_0 = \frac{\alpha_1 z_1^* + \alpha_2 z_2^*}{\alpha_1 + \alpha_2} \quad (14)$$

Алгоритм ANFIS

Гібридна нейронна мережа – це мережа з чіткими сигналами, вагами та активаційною функцією, але об'єднання сигналів та ваг мережі відбувається, як правило, з використанням Т-норми та Т-конорми.

Входи, виходи та ваги гібридної мережі – дійсні числа, що належать відрізьку [0, 1].

Нехай база знань містить лише два нечіткі правила вигляду:

Правило1: якщо $x_1 \in L_1$ і $x_2 \in L_2$, і $x_3 \in L_3$ тоді $z \in H$,

Правило2: якщо $x_1 \in H_1$ і $x_2 \in H_2$, і $x_3 \in L_3$ тоді $z \in M$,

Правило3: якщо $x_1 \in H_1$ і $x_2 \in H_2$, і $x_3 \in H_3$ тоді $z \in S$,

де x_1, x_2, x_3 – імена вхідних змінних, z – ім'я змінної висновку, $L_1, L_2, L_3, H_1, H_2, H_3, H, M, S$ – деякі нечіткі множини, задані функціями приналежності сигмоїдного типу, наприклад:

$$\mu_{L_i}(x) = \frac{1}{1 + \exp(b_i(x - c_i))}, \quad \mu_{H_i}(x) = \frac{1}{1 + \exp(-b_i(x - c_i))}, \quad i = 1, 2, 3 \quad (15)$$

$$\mu_H(x) = \frac{1}{1 + \exp(-b_4(x - c_4 - c_5))}, \quad \mu_M(x) = \frac{1}{1 + \exp(-b_4(x - c_4))},$$

$$\mu_S(x) = \frac{1}{1 + \exp(b_4(x - c_4))}. \quad (16)$$

Тоді для розрахунку змінної висновку використовується наступний алгоритм:

1. Знаходяться значення істинності передумов кожного із правил:

$$\alpha_1 = \mu_{L_1}(x_1) \wedge \mu_{L_2}(x_2) \wedge \mu_{L_3}(x_3), \quad (17)$$

$$\alpha_2 = \mu_{H_1}(x_1) \wedge \mu_{H_2}(x_2) \wedge \mu_{L_3}(x_3), \quad (18)$$

$$\alpha_3 = \mu_{H_1}(x_1) \wedge \mu_{H_2}(x_2) \wedge \mu_{H_3}(x_3). \quad (19)$$

2. Для кожного правила визначаються частинні виходи:

$$z_1 = B^{-1}(\alpha_1) = c_4 + c_5 + \frac{1}{b_4} \ln\left(\frac{1 - \alpha_1}{\alpha_1}\right), \quad (20)$$

$$z_2 = B^{-1}(\alpha_2) = c_4 + \frac{1}{b_4} \ln\left(\frac{1 - \alpha_2}{\alpha_2}\right), \quad (21)$$

$$z_3 = B^{-1}(\alpha_3) = c_4 - \frac{1}{b_4} \ln\left(\frac{1 - \alpha_3}{\alpha_3}\right). \quad (22)$$

3. Знаходиться чітке значення змінної виведення:

$$z_0 = \frac{\alpha_1 z_1 + \alpha_2 z_2 + \alpha_3 z_3}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3} \quad (23)$$

Постановка задачі визначення рекреаційного потенціалу територій та експериментальні дослідження.

Попередні дослідження, спрямовані на пошук рекреаційних зон, дали можливість визначити оптимальні місця для розміщення туристично-рекреаційних комплексів за наявним рекреаційним потенціалом, який ґрунтувався на історико-культурних та природних об'єктах[5]. Разом з тим, процес виокремлення зображених на картах територій не враховував ряду показників, зокрема, таких, як: розмір необхідних інвестицій, умови оподаткування, наявність конкуренції, вплив контролюючих органів та ін. Визначення залежності рекреаційного потенціалу від вказаних чинників являє собою складну багатокритеріальну задачу, а відповідні аргументи представляють собою дані з великим ступенем нечіткості. Згідно з експертними оцінками, рекреаційний потенціал залежить від 14 основних вхідних параметрів, кожен з яких можна представити у вигляді нечіткої лінгвістичної змінної. Нами було запропоновано розділити вхідні параметри на чотири групи за спільними ознаками: „Природні умови”, „Кліматичні умови”, „Економічні умови”, „Організаційні умови”.

Дослідження було спрямоване на вивчення можливостей та ефективності застосування контролерів Мамдані, Сугено та ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) у задачах визначення рекреаційного потенціалу територій, що ґрунтується на групі „Природні умови”. Експерименти проводились з контролерами Мамдані з трикутними та гауссовими функціями приналежності, Сугено та ANFIS – з гауссовими функціями приналежності. Як алгоритм навчання ANFIS використовувався гібридний, що представляє собою комбінацію методу найменших квадратів та методу спадання зворотного градієнта[6]. Розрахований рекреаційний потенціал для рекреаційних об'єктів євро регіону „Верхній Прут”[5] порівнювався з відповідними експертними оцінками за об'єкти, наданими Відділом з питань туризму Чернівецької ОДА.

За думкою експертів, рекреаційний потенціал за групою „Природні умови” залежить від таких вхідних змінних:

- а) лікувальні ресурси;
- б) унікальна природа;
- в) водні рекреаційні ресурси;
- г) рельєф.

Для побудови нечітких експертних правил продукцій використовувались загальноприйняті міжнародні скорочення для назв (Z – нуль, близько до нуля, PS – позитивне мале, PM – позитивне середнє, PB – позитивне велике)[7]. За думкою експертів, вищевказані вхідні лінгвістичні змінні можуть бути визначені такими термами:

- а) лікувальні ресурси: PB – існують, Z – відсутні;
- б) унікальна природа: PB – високий рівень унікальності, PM – середній рівень, Z – низький рівень;
- в) водні рекреаційні ресурси: PB – сприятливі для рекреаційної діяльності, Z – несприятливі для рекреаційної діяльності;
- г) рельєф: PB – високий рівень придатності для рекреаційної діяльності, PM – середній рівень придатності для рекреаційної діяльності, Z – не придатний для організації рекреаційної діяльності.

Визначений рекреаційний потенціал описується термами: Z – низький, PS – нижче середнього, PM – вище середнього, PB – високий.

Кількісна оцінка даних термів проводилась за п'ятибальною шкалою. Параметри функцій приналежності для вищезгаданих алгоритмів наведені у табл. 1.

Параметри функцій приналежності

Лінгвістична змінна	Терм	Алгоритм/параметри функцій приналежності			
		Мамдані трикутні	Мамдані гауссові	Сугено гауссові	ANFIS гауссові
Лікувальні ресурси	PB	[0 5 10]	[2.123 5]	[2.123 5]	[1.423 -0.2519]*
	Z	[-5 0 5]	[2.123 0]	[2.123 0]	[1.423 -0.2519]*
Унікальна природа	PB	[2.5 5 7.5]	[1.062 5]	[1.062 5]	[1.111 4.978]*
	PM	[0 2.5 5]	[1.062 2.5]	[1.062 2.5]	[0.8382 2.45]*
	Z	[-2.5 0 2.5]	[1.062 0]	[1.062 0]	[0.9824 -0.0321]*
Водні рекреаційні ресурси	PB	[0 5 10]	[2.123 5]	[2.123 5]	[1.792 -0.1277]*
	Z	[-5 0 5]	[2.123 0]	[2.123 0]	[1.792 -0.1277]*
Рельєф	PB	[2.5 5 7.5]	[1.062 5]	[1.062 5]	[1.19 4.94]*
	PM	[0 2.5 5]	[1.062 2.5]	[1.062 2.5]	[0.8434 2.417]*
	Z	[-2.5 0 2.5]	[1.062 0]	[1.062 0]	[0.9414 -0.04771]*
Рекреаційний потенціал	PB	[3.333 5 6.666]	[0.7075 5]	5	**
	PM	[1.666 3.333 5]	[0.7191 3.336]	3.333	
	PS	[0 1.666 3.33]	[0.7066 1.69]	1.667	
	Z	[-1.666 0 1.666]	[0.7075 0]	0	

* Параметри функцій приналежності визначались шляхом навчання нейромережі;

** Кількість термів рекреаційного потенціалу дорівнює кількості нечітких правил продукції, величина термів визначались шляхом навчання нейромережі.

Параметри функцій приналежності вибрано, щоб в точках перетину функції приналежності сусідніх термів набували значення 0,5.

База нечітких продукційних правил для формального подання емпіричних знань, отримана в результаті експертних оцінок, наведена в табл. 2:

Таблиця 2

Нечіткі правила продукції за групою "Природні умови"

Лікувальні ресурси	Унікальна природа	Водні рекр. ресурси	Рельєф	Висновок
PB				PB
Z	PB	PB	PB	PB
Z	PB	PB	PM	PM
Z	PB	PB	Z	PS
Z	PB	Z	PB	PS
Z	PB	Z	PM	Z
Z	PB	Z	Z	Z
Z	PM	PB	PB	PM
Z	PM	PB	PM	PS
Z	PM	PB	Z	PS
Z	PM	Z	PB	PS
Z	PM	Z	PM	PS
Z	PM	Z	Z	Z
Z	Z	PB	PB	PM
Z	Z	PB	PM	PS
Z	Z	PB	Z	PS
Z	Z	Z		Z

Параметри функцій приналежності для алгоритму ANFIS визначались шляхом навчання гібридної нейромережі, базою знань якої слугували дані табл. 2.

Рекреаційний потенціал визначали для рекреаційних об'єктів єврорегіону „Верхній Прут”, що знаходяться в околі екстремумів ізольованого рекреаційного потенціалу визначених в роботі [5]. Результати експерименту порівняно з експертними оцінками наведені в табл. 3.

Таблиця 3

Експертні оцінки ТРО та розрахований рекреаційний потенціал порівняно з експертним висновками

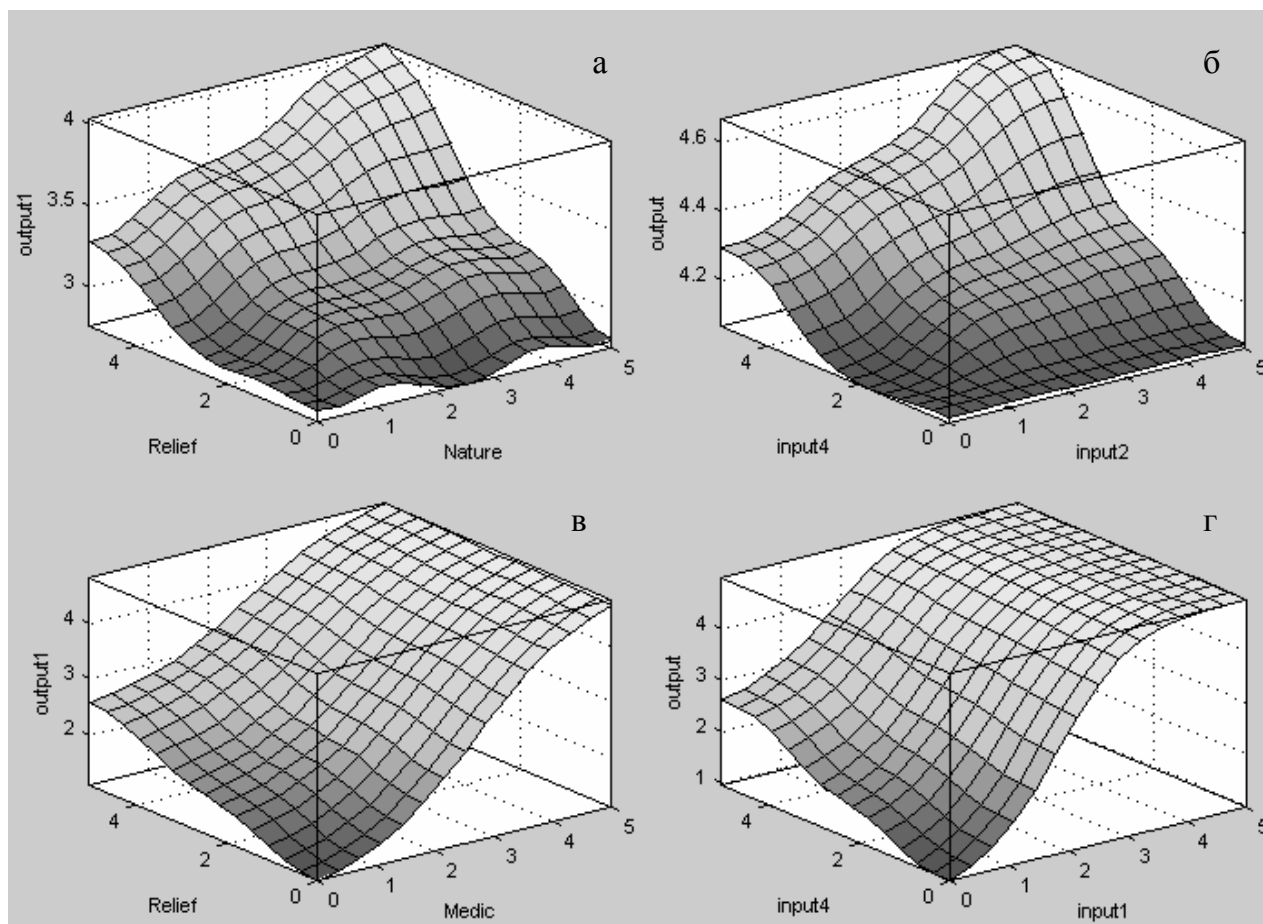
Рекреаційний об'єкт	Терми				Алгоритм				Експертний висновок
	Лікувальні ресурси	Унікальна природа	Водні рекреаційні ресурси	Рельєф	Мамдані трикутні	Мамдані гауссові	Сугено гауссові	ANFIS гауссові	
Бельці	0	1	2	0	0,7	1,07	0,89	0,64	1
Ботошани	1	2	3	1	1,87	1,83	1,8	2	2
Брусниця	5	2	1	0	5	4,34	4,67	5	4
Ватра-Дорней	3	5	2	5	3,56	3,45	4,11	4,79	5
Вашківці	1	2	2	0	1,67	1,54	1,27	1,46	1
г. Говерла	0	5	0	5	1,67	1,89	1,92	1,67	3
Гура-Гуморулуй	2	4	1	4	2,36	2,32	2,82	3,63	3
Єдинці	0	1	2	0	0,70	1,07	0,89	0,64	1
Івано-Франківськ	3	2	2	2	3,06	3,18	3,54	4,64	2
Мигово	0	4	1	5	2,69	2,41	2,19	2,01	4
Рогатин	0	1	0	0	0	0,77	0,40	0	0
Сучава	2	2	3	1	2,34	2,31	2,53	3,45	2
Чернівці	3	1	3	1	2,69	2,80	3,57	4,62	2
Яремче	2	5	4	5	4,00	3,84	4,52	4,91	5

За допомогою середньоквадратичного відхилення (табл.4.) можна проаналізувати узгодженість отриманих результатів з думкою експертів. А отже, і судити про адекватність та можливість використання цих методів у подальших розрахунках.

Таблиця 4

Середньоквадратичне відхилення знайдених результатів з даними експертної оцінки

Рекреаційний об'єкт	Алгоритм			
	Мамдані трикутні	Мамдані гауссові	Сугено гауссові	ANFIS гауссові
Бельці	0,045	0,0025	0,0061	0,0648
Ботошани	0,0084	0,0145	0,02	0
Брусниця	0,5	0,0578	0,2245	0,5
Ватра-Дорней	1,0368	1,2013	0,3961	0,0221
Вашківці	0,2245	0,1458	0,0365	0,1058
г. Говерла	0,8845	0,6161	0,5832	0,8845
Гура-Гуморулуй	0,2048	0,2312	0,0162	0,1985
Єдинці	0,045	0,0025	0,0061	0,0648
Івано-Франківськ	0,5618	0,6962	1,1858	3,4848
Мигово	0,8581	1,2641	1,6381	1,9801
Рогатин	0	0,2965	0,08	0
Сучава	0,0578	0,0481	0,1405	1,0513
Чернівці	0,2381	0,32	1,2325	3,4322
Яремче	0,5	0,6728	0,1152	0,004
Сумарне відхилення	5,16465	5,569	5,6804	11,7927



*Рис. 1. Поверхні нечіткого висновку:
 а – Сугено – залежність висновку від рельєфу та природи;
 б – ANFIS – залежність висновку від рельєфу та природи;
 в – Сугено – залежність висновку від рельєфу та лікувальних ресурсів;
 г – ANFIS – залежність висновку від рельєфу та лікувальних ресурсів*

Як видно з табл. 4, найменше сумарне середньоквадратичне відхилення належить методу Мамдані з трикутними функціями приналежності. Деяко вищі показники в методах Мамдані та Сугено з гауссівськими функціями приналежності, які перевищують попередній результат на 8% та 10% відповідно. Це відхилення може бути зумовлене суб'єктивністю думки експерта. Добра кореляція цих трьох методів свідчить про адекватність останніх і можливість використання їх при визначенні рекреаційних потенціалів територій. На противагу першим трьом алгоритмам, сумарне середньоквадратичне відхилення методу ANFIS над Мамдані з трикутними функціями приналежності становить 128%. Це зумовлене, на нашу думку, перенавчанням мережі. Підкріпленням цього твердження можуть слугувати поверхні нечіткого висновку (рисунок).

Як видно з рисунка (а, б), поверхня висновку ANFIS є гладшою, ніж в Сугено. Це свідчить про нечутливість ANFIS до невеликих коливань вхідних даних, а це, своєю чергою, не дає змоги відображати всіх особливостей об'єкта, що моделюється. З рисунка (г) видно, що поверхня ANFIS має більшу крутизну на противагу Сугено (в), а при значеннях лікувальних ресурсів, близьких до 4 виходить на насичення. Це призводить до того, що цей алгоритм має на виході правильні дані, тільки в ідеальних умовах (максимально наближених до одного з правил в базі знань) (див. Рогатин,

Яремче). Якщо дані мають проміжний характер, алгоритм апроксимує їх до найближчого нечіткого правила продукції. З цього можна зробити висновок: алгоритм ANFIS, навчений на базі знань, вихідні параметри якої відомі лише для ідеальних станів, перенавчається і не може використовуватись в такого класу моделях.

Отже, можна дійти висновку: вперше за допомогою технологій нечіткого моделювання розраховані рекреаційні потенціали основних туристично-рекреаційних об'єктів євро регіону „Верхній Прут”, що ґрунтуються на природних умовах. Показано, що найкращим узгодженням з думкою експертів володіють алгоритми Мамдані та Сугено. Форма функцій приналежності суттєво не впливає на загальний результат розрахунку. Доведено, що гібридні нейронні мережі ANFIS, базами знань яких є висновки експертів для основних термів лінгвістичних змінних, показують задовільний результат, що зумовлено перенавчанням мережі. Уникнути цього можна збільшенням бази знань за рахунок нечітких правил продукції, отриманих експериментально, наприклад, за допомогою маркетингового дослідження існуючих ТРО.

1. Shengquan Ma, Jing Feng, Huhua Cao *Fuzzy model of regional economic competitiveness in GIS spatial analysis: Case study of Gansu, Western China* // *Fuzzy Optim Decis Making*, 2006. – №5, p.99–111
2. Зайченко Ю.П., Севаєє Ф., Титаренко К.М., Титаренко Н.В. *Исследование нечетких нейронных сетей в задачах макроэкономического прогнозирования* // *System Research & Information Technologies*, 2004. – #2. – p. 70-86.
3. Lotfi A. Zadeh "Fuzzy Sets" // *Information and Control*, 1965. – #8.
4. Дьяконов В.П., Круглов В.П. *MATLAB 6.5 SP1/7/7 SP1/7 SP2 Simulink 5/6 Инструменты искусственного интеллекта и биоинформатики* // Серия «Библиотека профессионала». – М.: СОЛОН-ПРЕСС, 2006. – 456 с.
5. Кифяк В.Ф., Виклюк Я.І., Кифяк О.В. *Визначення оптимальних рекреаційно-туристичних зон в умовах транскордонного співробітництва* // *Формування ринкових відносин в Україні*. – 2007. – №1 (68). – С. 132–136
6. Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. *Нечеткая логика и искусственные нейронные сети: Учеб. пособие*. – М.: Издательство физико-математической литературы, 2001. – 224 с.
7. А.В. Леоненков *Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH*. – СПб.: БХВ-Петербург, 2005. – 736 с.