

Доповідь на тему:
«Ідентифікація багатофакторних
залежностей за допомогою бази
знань з нечіткими правилами
різних типів»

Науковий керівник: д.т.н., проф., Штовба С. Д. |
Виконав: магістрант, Тилець Р. О. |

Загальна інформація

- Ідентифікація – сукупність методів для побудови математичної моделі певного об'єкту за допомогою даних отриманих в ході спостережень за цим об'єктом.
- Сукупність нечітких правил <Якщо — тоді> утворює базу знань.
- Типи правил в нечітких базах знань:
 - Мамдані; Сугено; Ларсена; Цукамото; Синглтонні;
- Варіанти сполучення різнорідних правил:
 - 1) коли, в результаті логічного виведення за кожним правилом утворюється нечітка множина на неперервному носії, тобто коли базу знань складають лише правила у форматі **Мамдані** та **Ларсена**;
 - 2) коли, в результаті логічного виведення за кожним правилом утворюється синглтонна нечітка множина, тобто коли базу знань складають **синглтонні** правила та правила у форматі **Сугено** і **Цукамото**;
 - 3) коли, наявні правила з першого та другого випадків, тобто в базі знань є правила у форматі **Мамдані** чи **Ларсена** та **синглтонні** правила, або правила у форматі **Сугено** чи **Цукамото**.

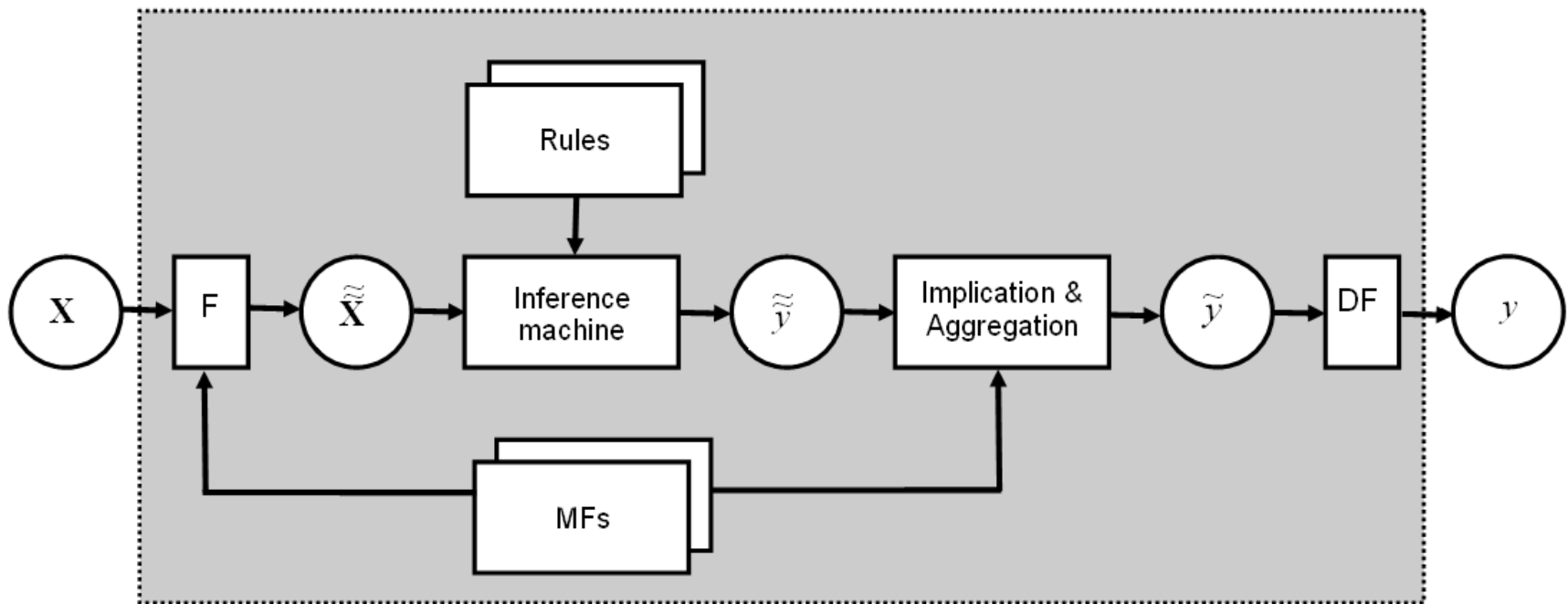
Тип правил НБЗ	Вхід (антецеденти)		Вихід (консеквенти)
Мамдані	Нечітке значення Якщо x_1 високий	тоді	Нечітке значення y середнє
Ларсен	Нечітке значення Якщо x_1 не перевищує середнє		Нечітке значення y низький
Сугено	Нечітке значення Якщо x_1 зелений		Лінійна функція залежності від входу $y = 5 + 2 * x_1$
Цукамото	Нечітке значення Якщо x_1 середнє		Нечітке значення (монотонна функція належності) y високий
Синглтон	Нечітке значення Якщо x_1 скло		Дійсне число $y = 98$

Переваги та недоліки НБЗ різних типів

Тип НБЗ	Переваги	Недоліки
<p>Нечітка база знань з правилами типу Мамдані</p>	<p>Прозора для людини (замовника); параметри легко інтерпретуються (так як функції належності вхідних та вихідних параметрів відображають певний лінгвістичний терм); При малому об'ємі навчальної вибірки дає кращий результат ніж НБЗ з правилами типу Сугено, Цукамото чи НБЗ з синглтонними правилами;</p>	<p>При достатній кількості даних у навчальній вибірці дає гірший результат ніж НБЗ з правилами типу Сугено</p>
<p>Нечітка база знань з правилами типу Ларсена</p>	<p>Аналогічно Мамдані, та у випадку коли вхідні нечіткі множини немонотонні, дає більш точний результат чим НБЗ з правилами Мамдані</p>	<p>Аналогічно Мамдані</p>
<p>Нечітка база знань з синглтонними правилами</p>	<p>Якщо виходом залежності що ідентифікується є невелика множина дійсних чисел, точність ідентифікації по НБЗ буде вищою чим у НБЗ з правилами інших типів</p>	<p>Складність змістовної інтерпретації параметрів (так як консеквенти подаються у вигляді дійсних чисел)</p>

<p>Нечітка база знань з правилами типу Сугено</p>	<p>При достатньому розмірі навчальної вибірки, порівняно з Мамдані – вища точність</p>	<p>Складність змістовної інтерпретації параметрів (так як консеквенти подаються у вигляді певної лінійної залежності від входу), при малому об'ємі навчальної вибірки дає гірший результат ніж НБЗ з правилами типу Мамдані</p>
<p>Нечітка база знань з правилами типу Цукамото</p>	<p>Якщо залежність, що ідентифікується, на виході приймає значення одного з двох можливих рівнів (н-д Низький і Високий), то точність ідентифікації по НБЗ буде високою. Функції належності антецедентів лише монотонні – звідси впливає простота БЗ з правилами такого типу.</p>	<p>Консеквенти задаються лише монотонними функціями належності, якщо у залежності що ідентифікується багато можливих значені рівнів виходу, таку залежність неможливо достовірно описати за допомогою правил типу Цукамото</p>
<p>База знань з нечіткими правилами різних типів</p>	<p>При правильному підборі правил для опису різних зон факторного простору залежності, що ідентифікується, отримуємо достатньо прозору базу знань з потрібною точністю ідентифікації (в залежності від потреб можна жертвувати прозорістю, або точністю)</p>	<p>При неправильно підборі правил не отримуємо ніякої переваги від використання цього типу НБЗ</p>

Логічне виведення за нечіткою базою знань Мамдані



F – фаззіфікація;

MFs – функції належності;

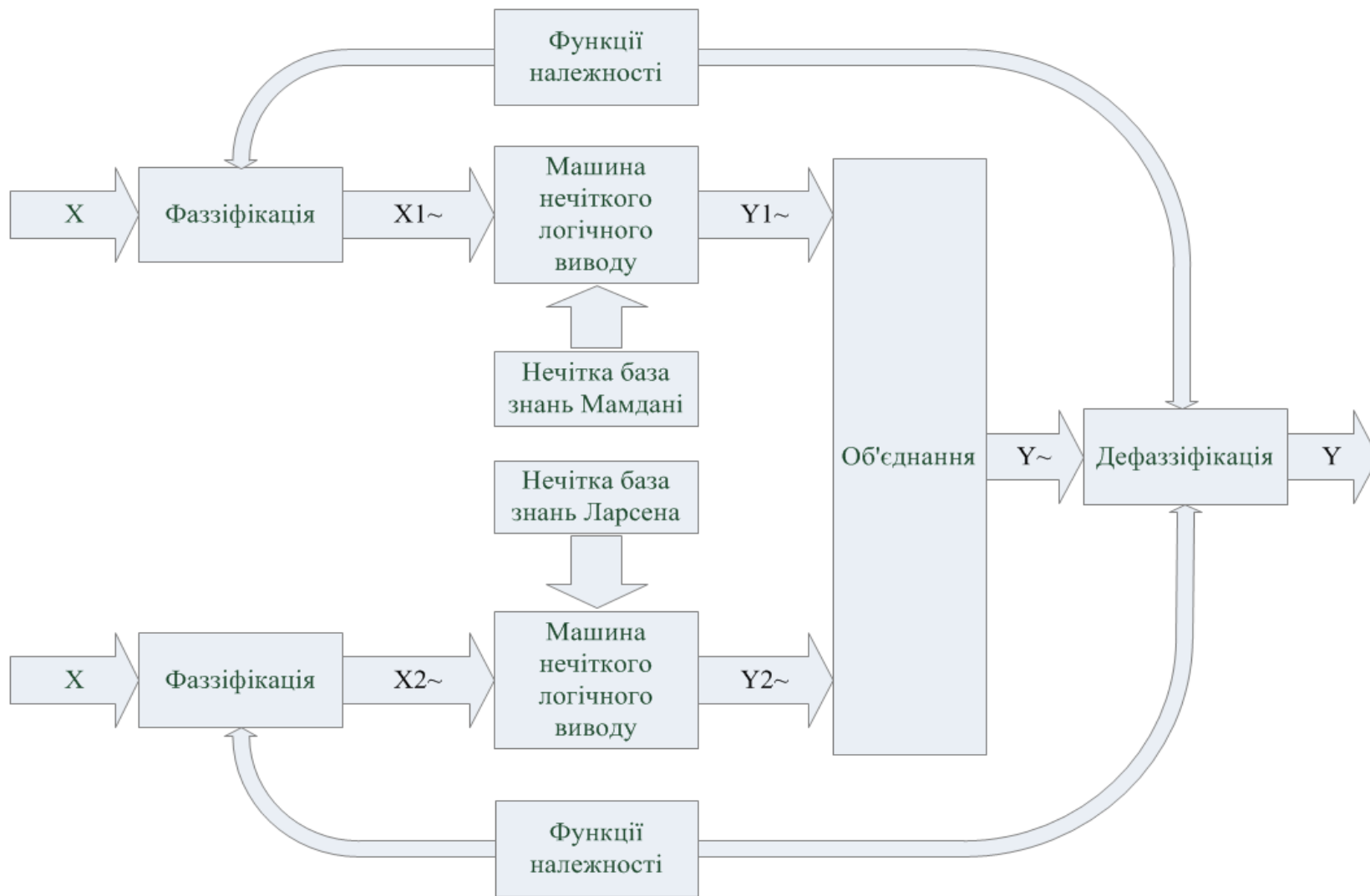
DF – дефаззіфікація;

Inference machine – машина виведення;

Rules – база правил;

Implication & Aggregation – імплікація та агрегування.

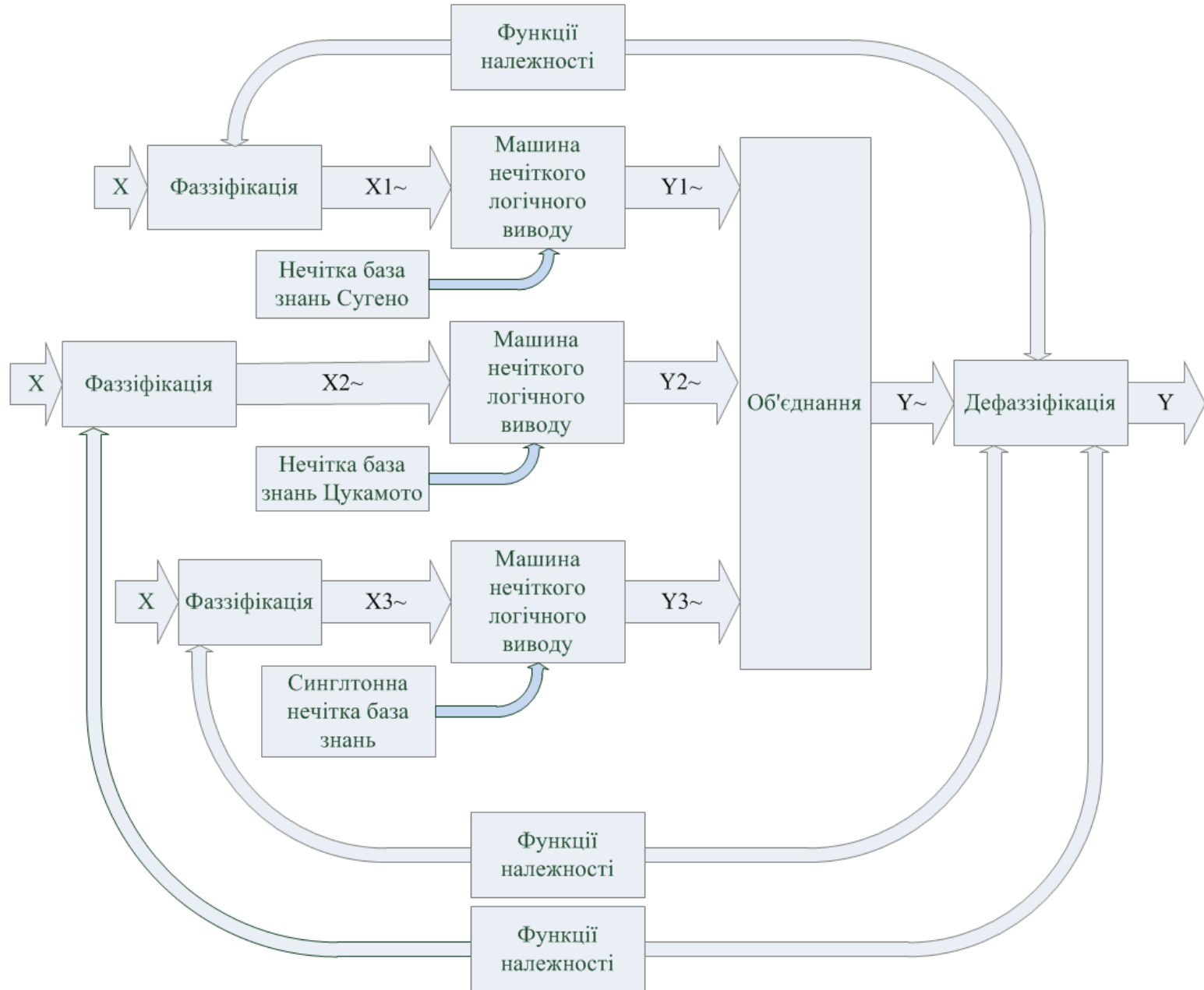
Графічна інтерпретація математичної моделі бази знань з правилами Мамдані та Ларсена



Під час програмної реалізації бази знань з правилами в форматі Ларсена та Мамдані потрібно виконати наступні кроки:

- розбиваємо нечітку гібридну базу знань на базу знань з правилами в форматі Ларсена та на базу знань з правилами в форматі Мамдані;
- формуємо вектор вхідних даних;
- здійснюємо логічне виведення без дефаззифікації з кожної із баз знань за одного і того ж значення вхідного вектору;
- отримані нечіткі множини об'єднуємо і проводимо дефаззифікацію;
- результатом дефаззифікації є шукана залежність.

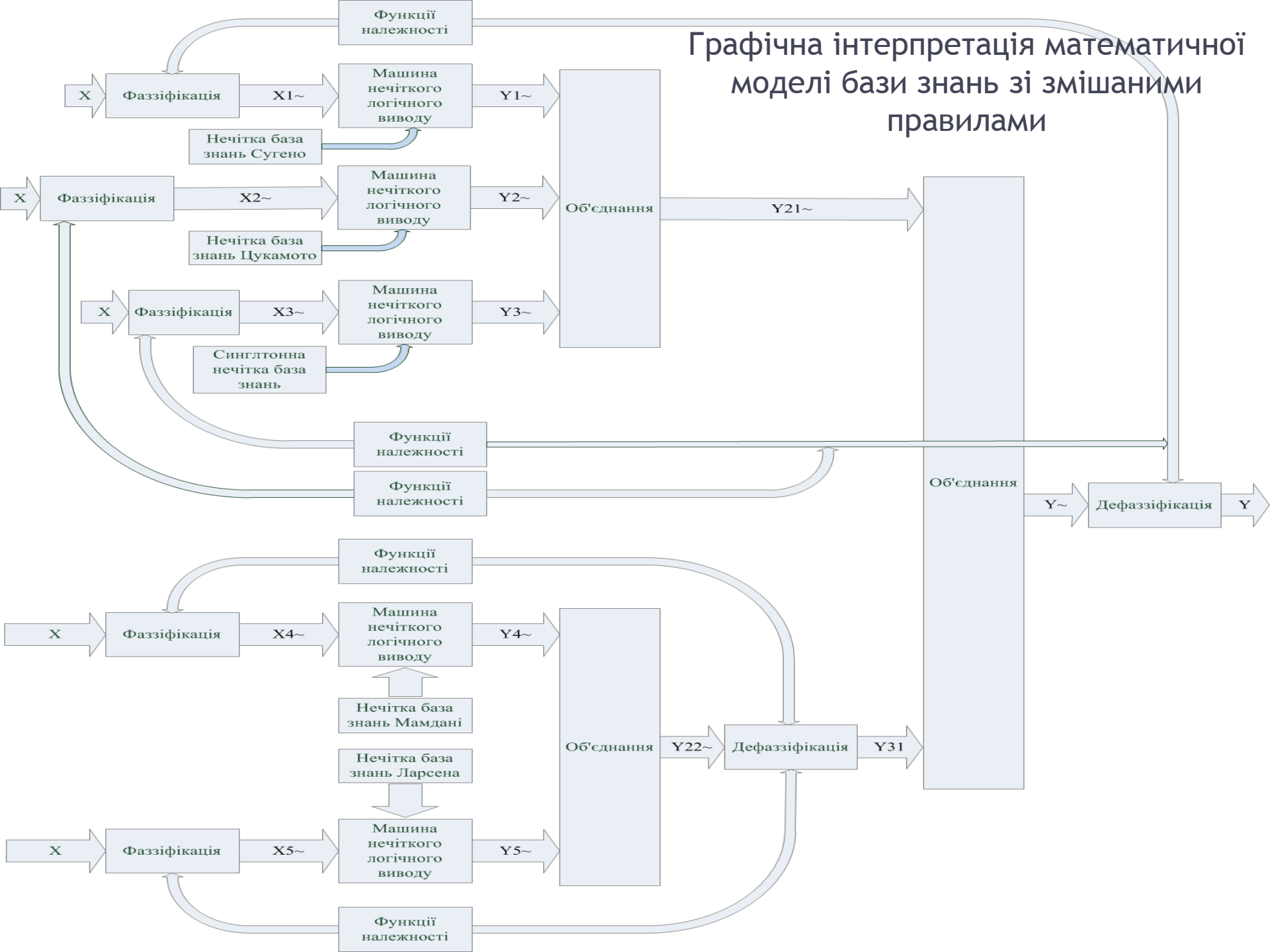
Графічна інтерпретація математичної моделі бази знань з сингтонними правилами та правилами Сугено і Цукамото



Під час програмної реалізації бази знань з сингтонними правилами та правилами в форматі Сугено

- розбиваємо нечітку гібридну базу знань на базу знань з сингтонними правилами та правилами в форматі Сугено;
- здійснюємо логічне виведення без дефаззифікації з кожної із баз знань за одного і того ж значення вхідного вектору;
- отримані нечіткі множини об'єднуємо і проводимо дефаззифікацію;
- результатом дефаззифікації є шукана залежність.

Графічна інтерпретація математичної моделі бази знань зі змішаними правилами



Програмна реалізація БЗ зі змішаними правилами

В такому випадку не можна об'єднувати логічні виводи за гомогенними правилами, а потім їх дефаззифікувати, тому що ми отримаємо вивід який не буде залежати від сингтонних правил, правил Сугено чи Цукамото.

- Тому для розробки програмної реалізації було використано наступний алгоритм:
 - 1) за логічним виводом за кожним з правил Мамдані чи Ларсена тримаємо нечітку множину, над якою проводимо дефаззифікацію;
 - 2) отримане чітке значення разом із ступенем виконання утворює сингтонну нечітку множину;
 - 3) отримана сингтонна множина є аналогом до результатів отриманих за логічним виводом по базі знань з правилами типу Сугено, Цукамото та сингтонних;
 - 4) відповідно до дій які виконані у пунктах 1 -3 ми переходимо до дискретних рівно важливих нечітких множин;
 - 5) проводимо об'єднання отриманих множин;
 - 6) виконаємо дефаззифікацію результатів за центром тяжіння.

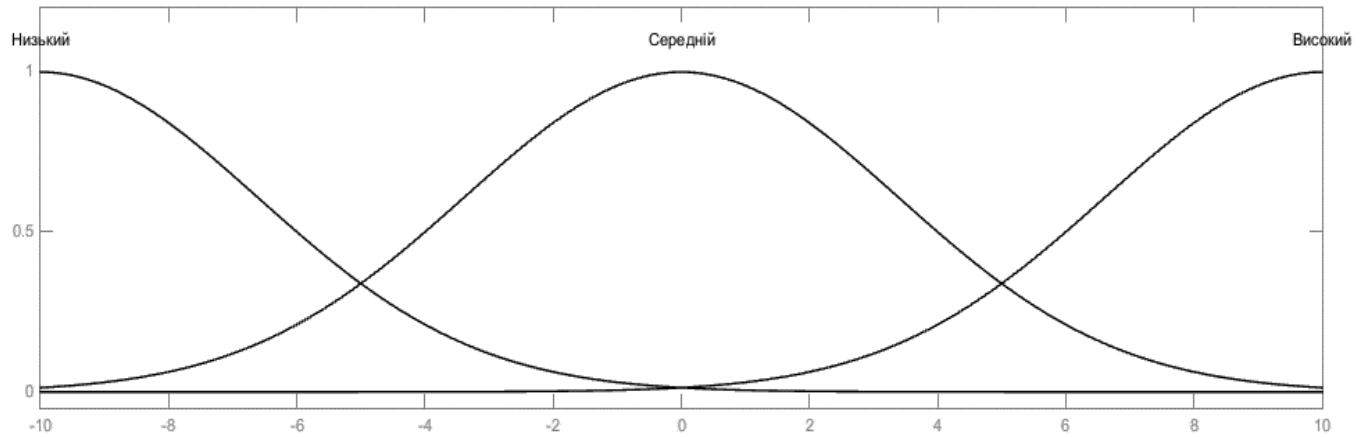
Приклад логічного виведення по НБЗ з правилами Мамдані та Ларсена

Постановка задачі: в ході спостереження отримали вибірку даних наведену в таблиці 2.1, відомо що $x_1 \in [-10 10]$, $x_2 \in [0 20]$, $y \in [-5 25]$. В точці $x_1 = -4$; $x_2 = 5$; значення y не відоме. Знайти y .

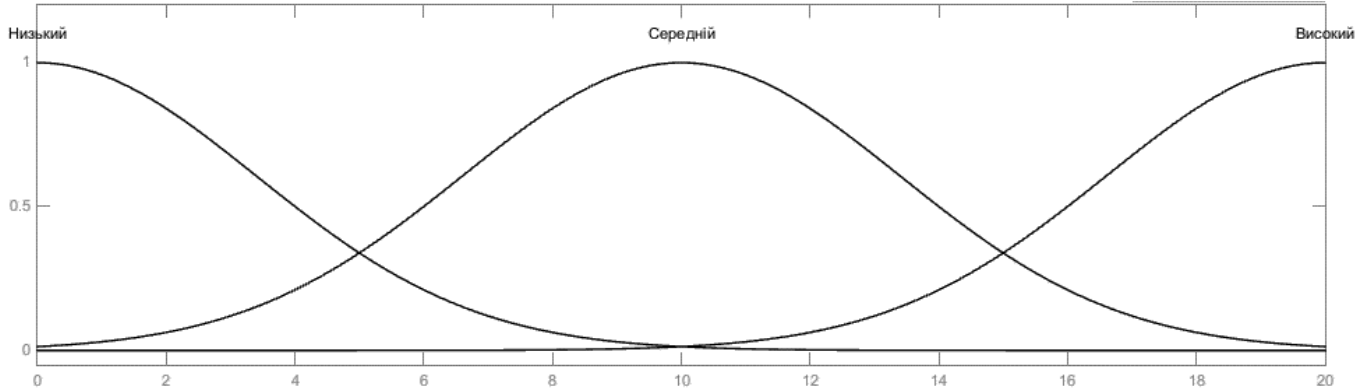
x_1	x_2	y
0	0	0
-10	0	-5
10	20	25
6	5	8
4	10	12
-6	15	12
2	3	2
4	14	16

Будуємо функції належності для вхідних та вихідних змінних

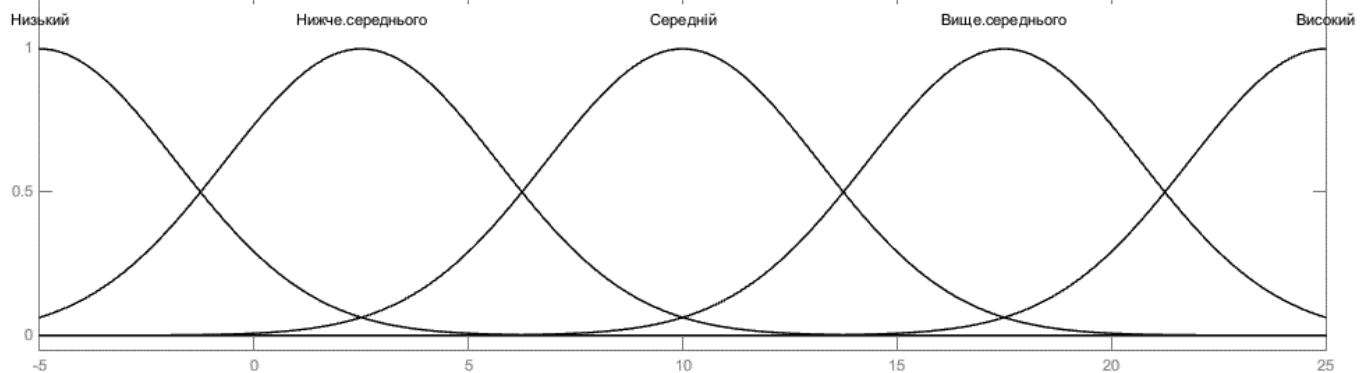
x_1



x_2



y

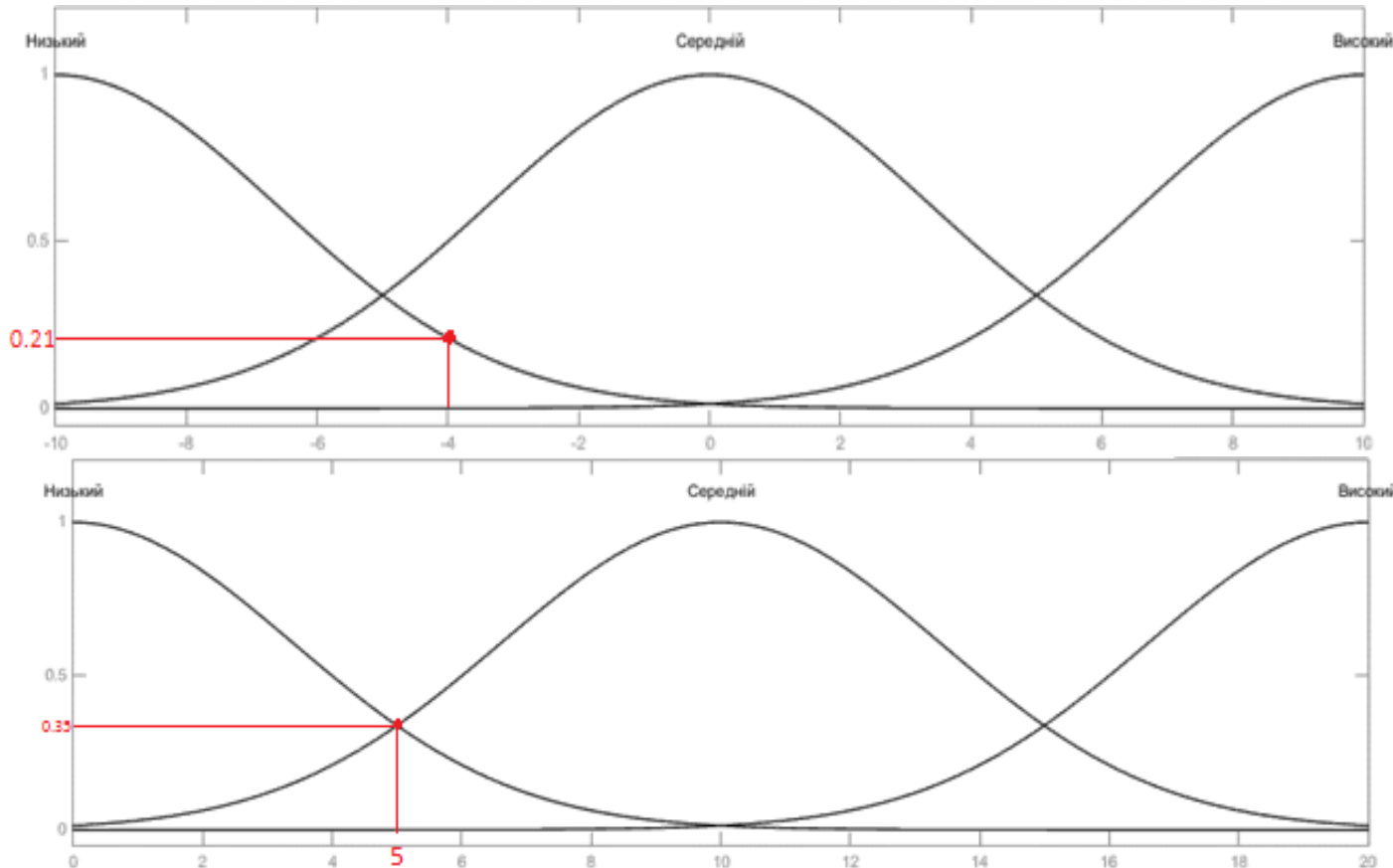


- У НБЗ додамо наступні правила типу *Мамдані*:
 - Π_{M_1} : Якщо x_1 низький та x_2 низький то y низький. Вага правила $\omega_{\Pi_{M_1}} = 1$.
 - Π_{M_2} : Якщо x_1 низький та x_2 високий то y вище середнього. Вага правила $\omega_{\Pi_{M_2}} = 1$.
 - Π_{M_3} : Якщо x_1 високий та x_2 низький то y середній. Вага правила $\omega_{\Pi_{M_3}} = 1$.
 - Π_{M_4} : Якщо x_1 високий та x_2 високий то y високий. Вага правила $\omega_{\Pi_{M_4}} = 1$.
- У НБЗ додамо наступні правила типу *Ларсена*:
 - Π_{L_1} : Якщо x_1 середній та x_2 середній то y нижче середнього. Вага правила $\omega_{\Pi_{L_1}} = 1$.

Фаззифікація по правилах типу Мамдані (розраховуємо ступінь виконання антецедента j-го правила для поточного вхідного вектора) $\mu_j(X) = w_j * \min(\mu_{jx_1}(x_1), \mu_{jx_2}(x_2))$

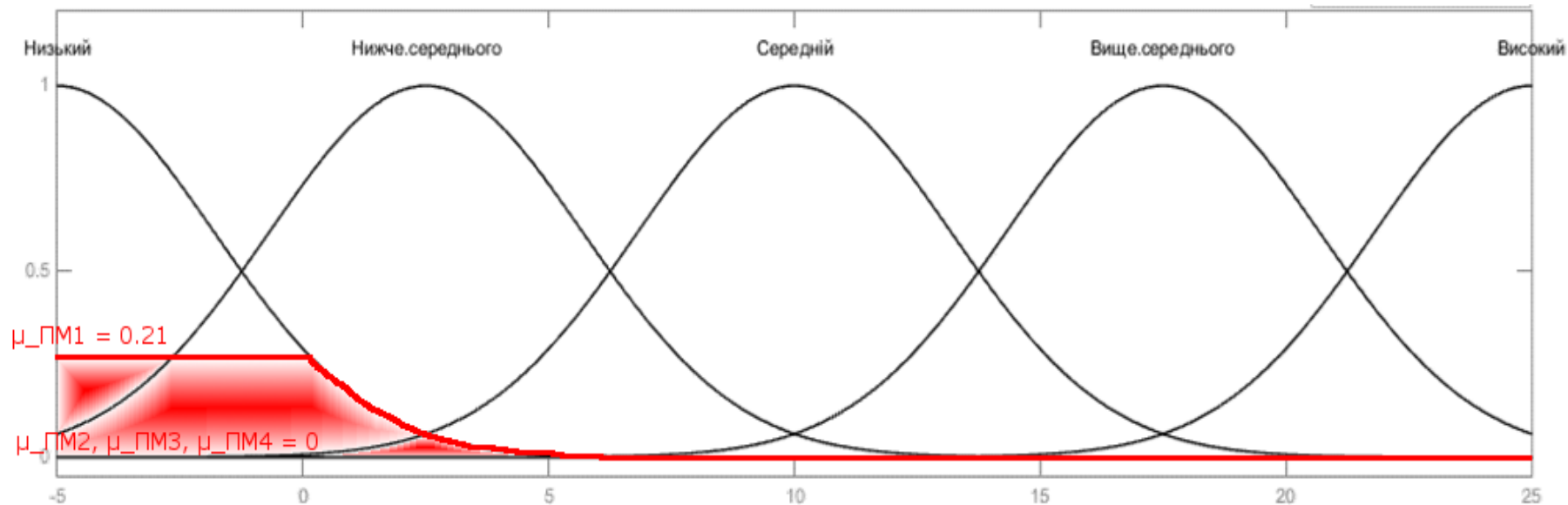
Π_{M1} : Якщо x_1 низький та x_2 низький то у низький. $\omega_{\Pi_{M1}} = 1$.

$$\mu_{\Pi_{M1}}(-4; 5) = 1 * \min(\mu_{\Pi_{M1}x_1}(-4), \mu_{\Pi_{M1}x_2}(5)) = \min(0,21; 0,35) = 0,21$$

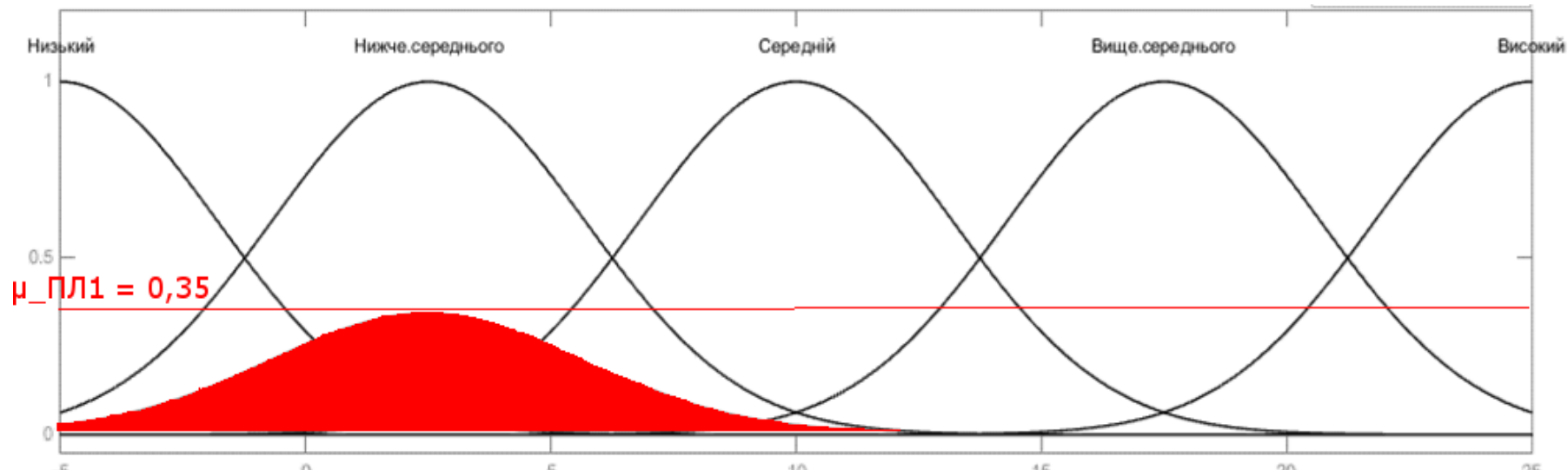


$$\begin{aligned}\mu_{\Pi_{M2}} &= 0; \\ \mu_{\Pi_{M3}} &= 0; \\ \mu_{\Pi_{M4}} &= 0; \\ \mu_{\Pi_{L1}} &= 0,35\end{aligned}$$

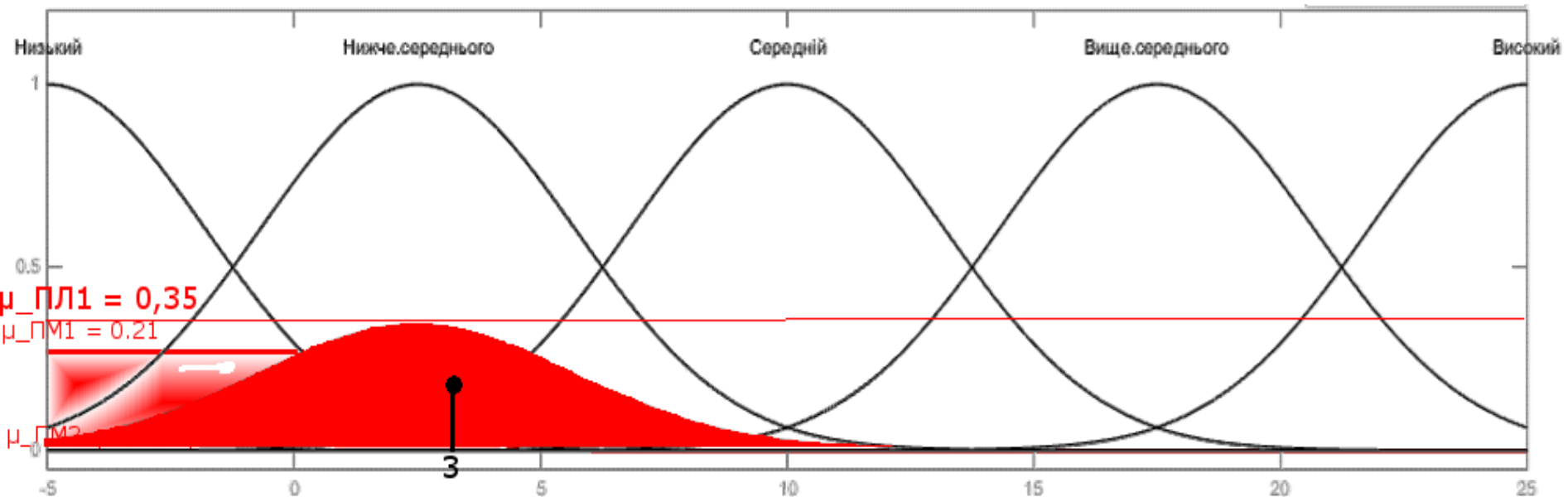
Процес імплікації та композиції по правилах типу Мамдані



Процес імплікації та композиції по правилах типу Ларсена



Об'єднаємо результати імплікації та композиції по правилах типу Мамдані та Ларсена, Проводимо дефаззифікацію методом центру тяжіння



МОДИФІКАЦІЯ МЕТОДУ ПАРАМЕТРИЧНОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ЗА ГІБРИДНОЇ НЕЧІТКОЇ БАЗИ ЗНАНЬ

- Зформуємо вектор керованих змінних для НБЗ з правилами у різних форматах:

$$K = [W; P_A; P_C; R_k]$$

W – вагові коефіцієнти правил бази знань; P_A - параметри ФН антецедентів; P_C – параметри ФН консеквентів. R_k - коефіцієнти в консеквентах правил.

- Проведемо постановку задачі параметричної ідентифікації як задачі оптимізації:

Нехай маємо навчальну вибірку розмірністю m :

$$Tr_{set} = (X_i, y_i), i = \overline{1, m}$$

Задача параметричної ідентифікації полягає в знаходженні такого вектору K , при якому виконується умова мінімізації середньої квадратичної нев'язки

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=\overline{1, m}} (y_i - F(K, X_i))^2} \rightarrow \min$$

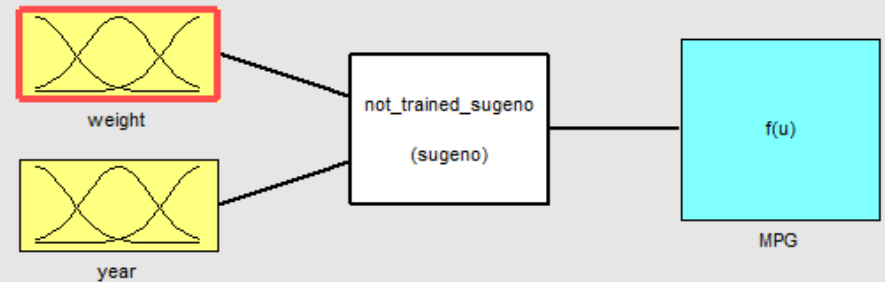
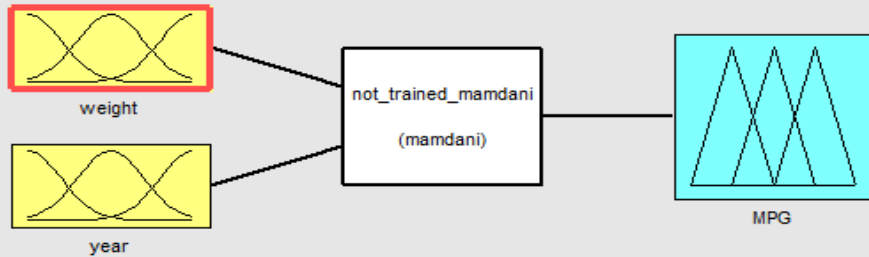
Обмеження на керовані змінні

- вагові коефіцієнти W правил повинні знаходитись в інтервалі $[0 \dots 1]$, вагові коефіцієнти не потрібно налаштовувати для частини правил типу Сугено, так як достатньо налаштувати коефіцієнти правил, налаштовувати ваги правил, в яких експерт повністю впевнений також не потрібно;
- параметри концентрації (які знаходяться у векторах $P_A; P_C$) функцій належності мають бути додатними;
- введемо умови на величину коефіцієнта концентрації, щоб уникнути великої розмитості функцій належності;
- визначимо діапазон можливих значень консеквентів та антецедентів;
- координати максимумів (які знаходяться у векторах $P_A; P_C$) функцій належності мають приймати значення з діапазону зміни відповідних змінних;
- координати максимумів функцій належності що обмежують діапазон відповідних змінних прирівнюємо до граничних;
- має зберігатися лінійна упорядкованість функцій залежностей виходу від входу у частині НБЗ з правилами Сугено та сингтонними правилами, для цього налаштуємо коефіцієнти даних функцій, які знаходяться у векторі R_k ;
- введемо обмеження на відстань між ядрами функцій належності – для запобігання ефекту «Не відмінності» функцій належності (які знаходяться у векторах $P_A; P_C$);
- відношення порядку координат максимумів функцій належності антецедентів всіх типів правил і консеквентів правил типу Мамдані, Ларсена, Цукамото не має змінюватися.

Розробка ПЗ

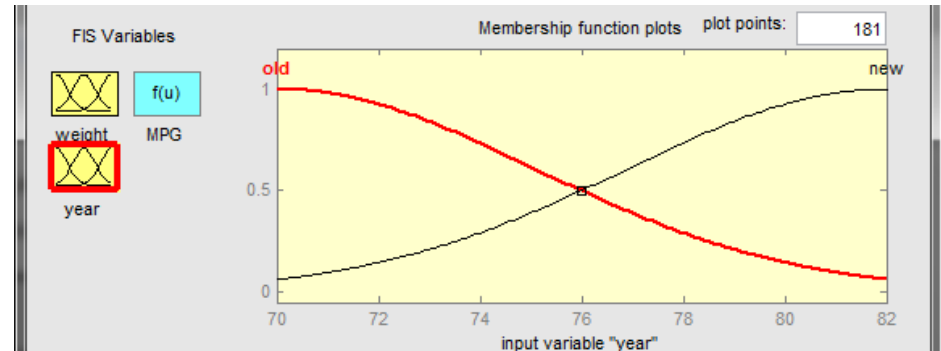
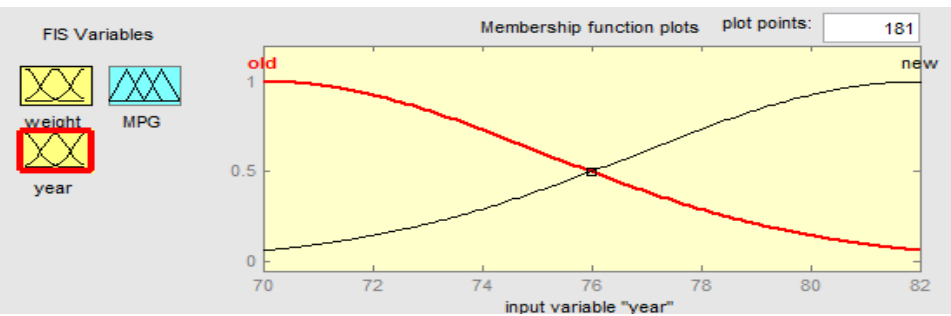
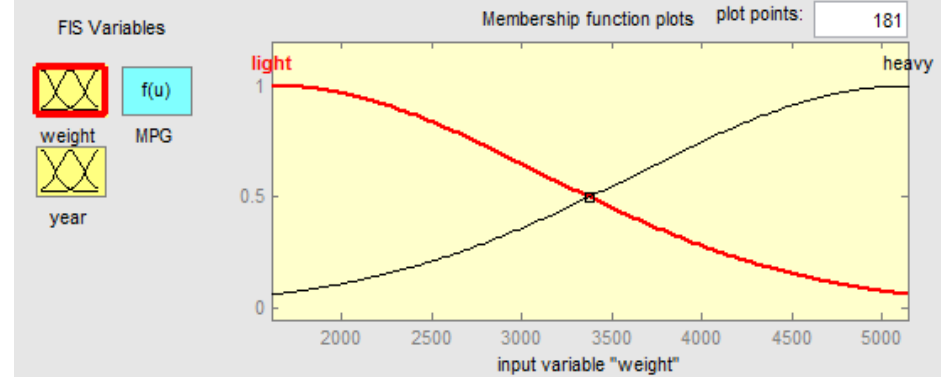
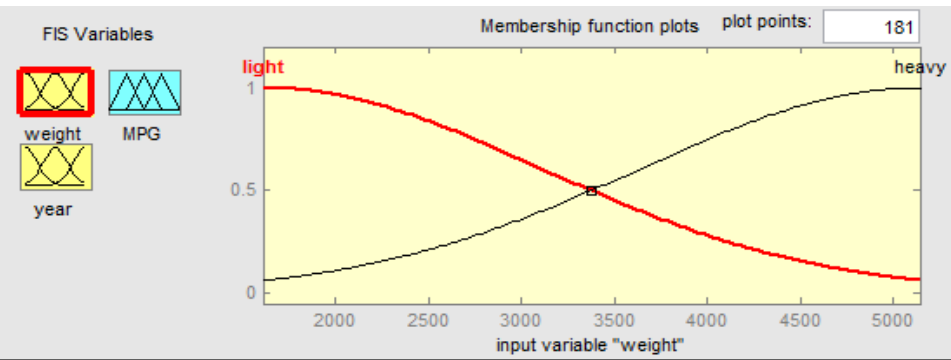
Тип правил нечіткої бази знань	Опції редактора FIS						Підтримувані типи функцій належності	
	Тип FIS (FIS type)	Метод «І» (And method)	Метод «АБО» (Or method)	Імплікація (Implication)	Агрегація (Aggregation)	Дефаззифікація (Defuzzification)	Вхідних змінних	Вихідних змінних
Мамдані	mamdani	min	max	min	max	centroid		dsigmf gauss2mf gaussmf gbellmf pimf psigmf sigmf smf trimf trapmf zmf
Ларсена	mamdani	min	max	prod	max	centroid		dsigmf gauss2mf gaussmf gbellmf pimf psigmf sigmf smf trimf trapmf zmf
Цукамото	mamdani	min	max	custom (користувацьк а)	max	centroid		sigmf smf zmf
Сугено	sugeno	prod	probor	-	-	wtaver		constatnt
Синглтонна	sugeno	prod	probor	-	-	wtaver		linear

Вирішення задачі MPG за допомогою нечіткої бази знань з правилами Мамдані та Сугено

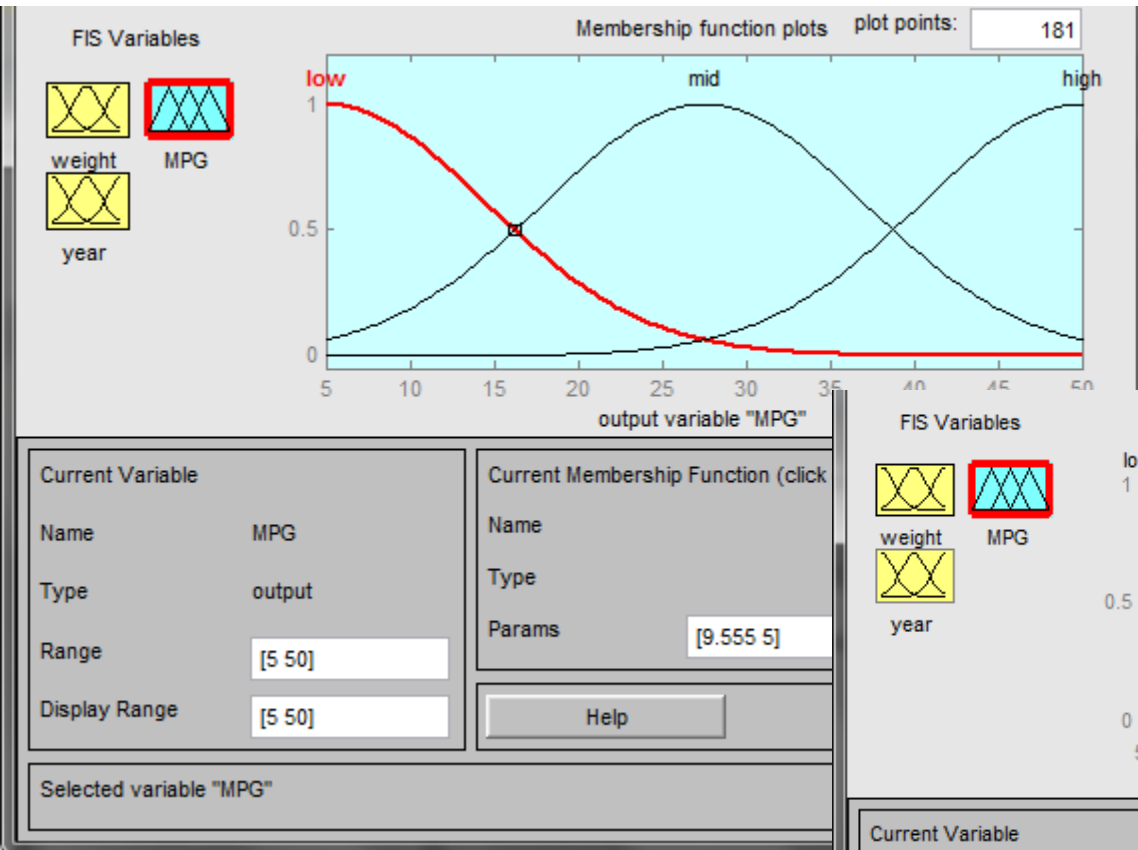


1. If (weight is light) and (year is new) then (MPG is high) (1)
2. If (weight is heavy) and (year is old) then (MPG is low) (1)

1. If (weight is light) and (year is old) then (MPG is mid) (1)

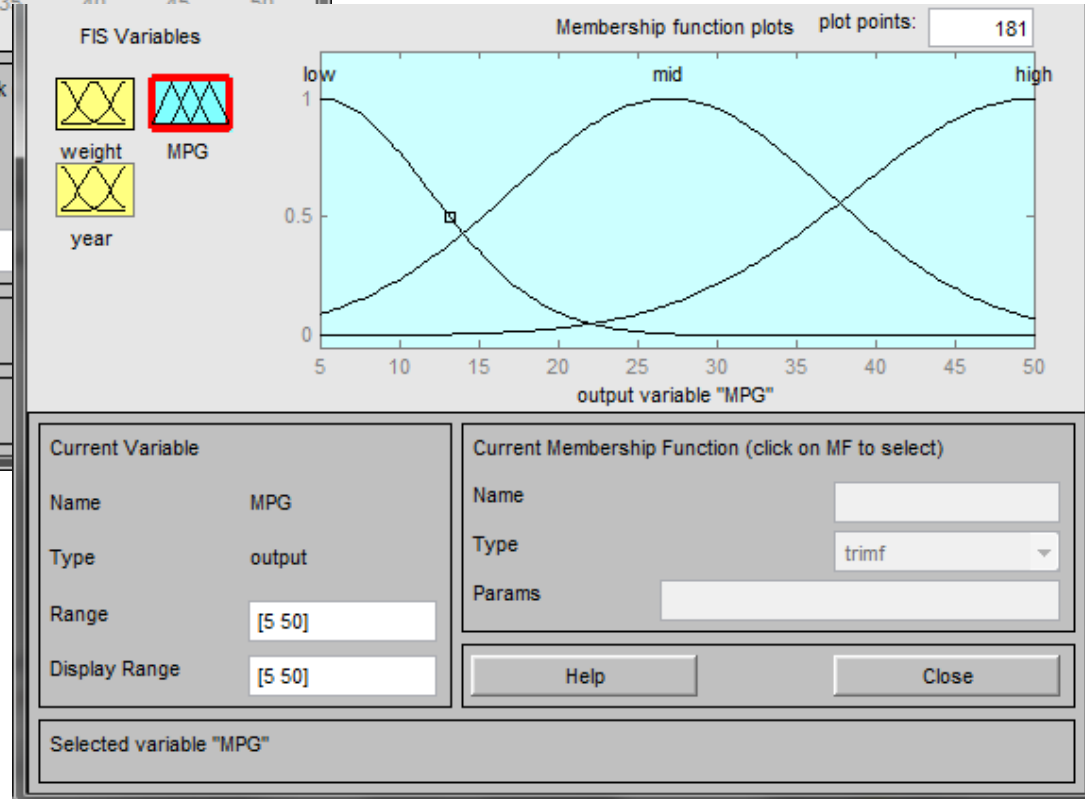


Функції належності вихідної змінної MPG



До навчання

Після навчання



Значення коефіцієнтів лінійних функцій вихідної змінної MPG

FIS Variables

Membership function plots plot points: 181

high
mid
low

output variable "MPG"

Current Variable	
Name	MPG
Type	output
Range	[5 50]
Display Range	

Current Membership Function (click on MF to select)	
Name	mid
Type	linear
Params	[0 0 27.5]

Selected variable "MPG"

До навчання

Після навчання



Membership Function Editor: not_trained_sugeno

FIS Variables

Membership function plots plot points: 181

high
mid
low

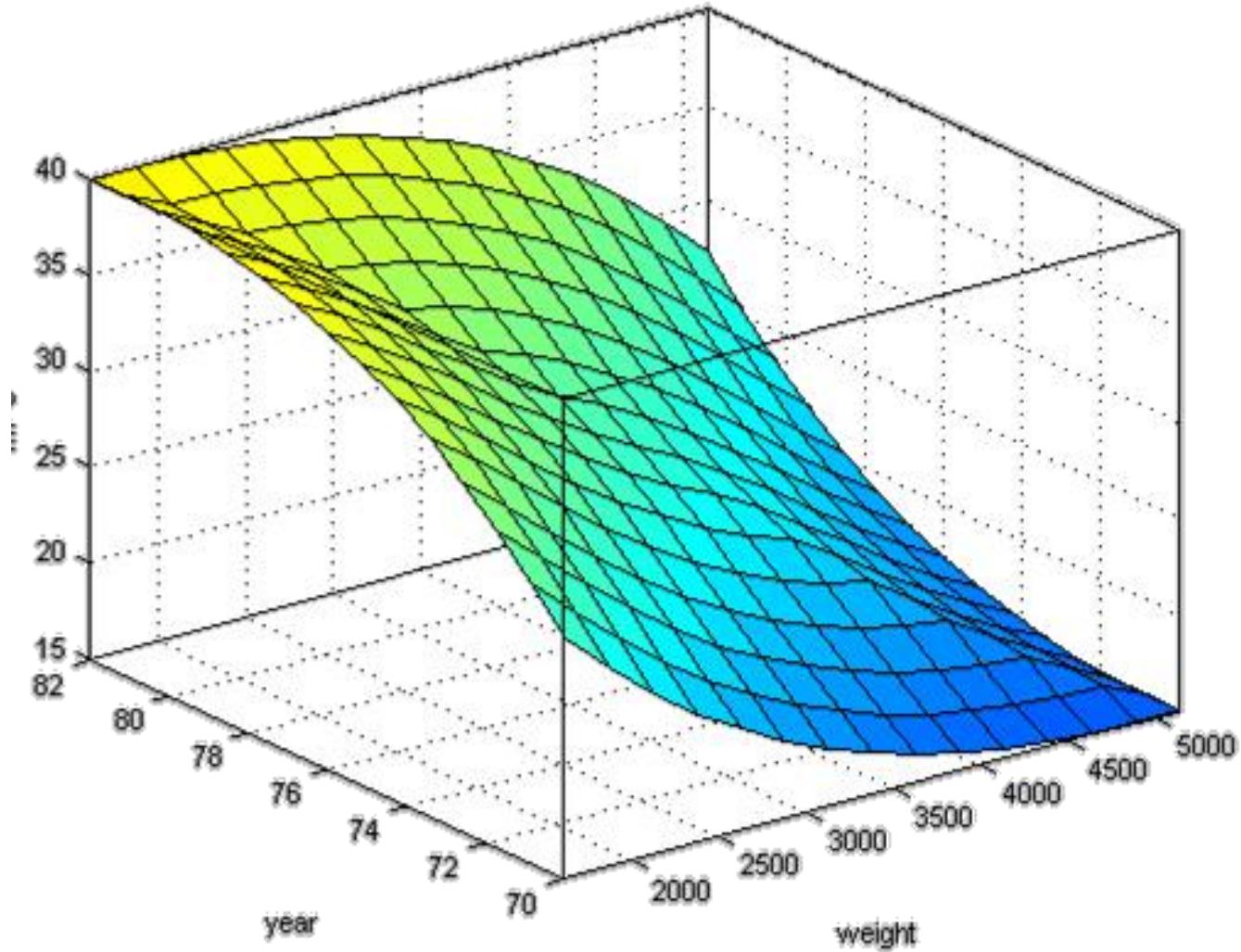
output variable "MPG"

Current Variable	
Name	MPG
Type	output
Range	[5 50]
Display Range	

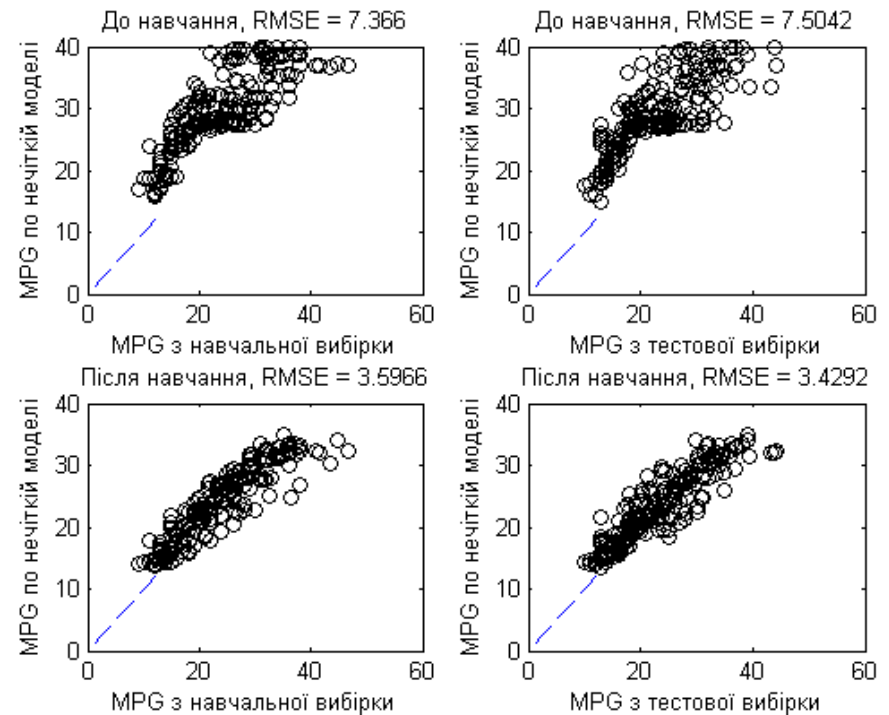
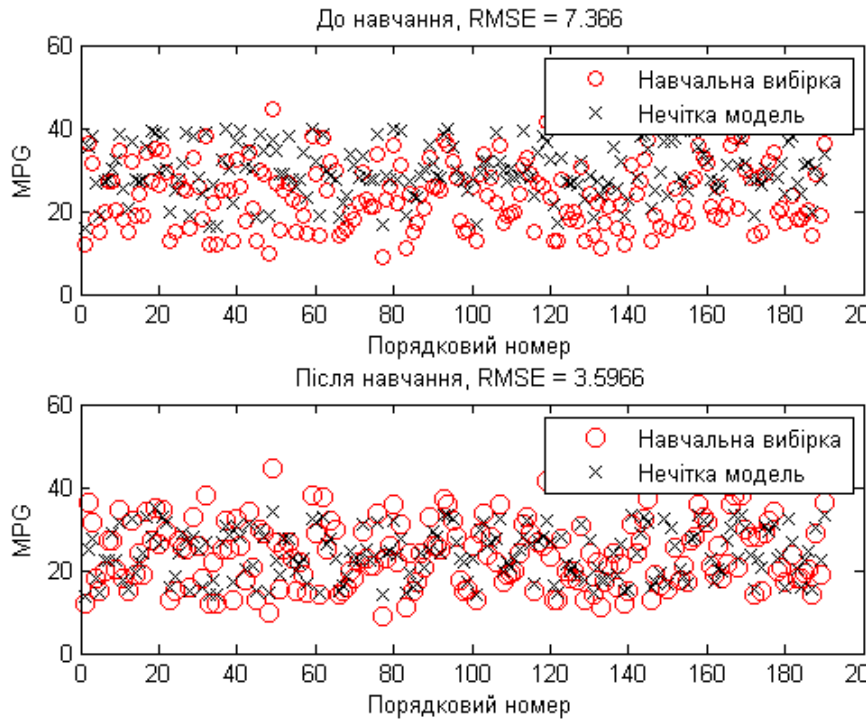
Current Membership Function (click on MF to select)	
Name	mid
Type	linear
Params	[3 15.08 27.5]

Selected variable "MPG"

Поверхні входи - вихід



Порівняння реальних даних з результатами виведення по нечіткій моделі



Метод ідентифікації	RMSE на навчальній вибірці	RMSE на тестовій вибірці	Кількість ітерацій витрачених на навчання
За допомогою нечіткої бази знань з правилами Мамдані та Сугено до навчання	7,37	7,51	5
За допомогою нечіткої бази знань з правилами Мамдані та Сугено після навчання	3,6	3,43	
За допомогою нечіткої бази знань з правилами Мамдані (конкурент)	3,7979	3,8842	Немає даних
За допомогою нечіткої бази знань з правилами Сугено (конкурент)	3,6965	3,9779	
Лінійна модель на 2 входи (конкурент)	4,5007	4,3373	

Дякую за увагу!

