

```
## Warning in grepl(db, input): input string 26 is invalid in this locale
## Warning in grepl(db, input): input string 27 is invalid in this locale
## Warning in grepl(db, input): input string 28 is invalid in this locale
## Warning in grepl(db, input): input string 31 is invalid in this locale
## Warning in grepl(db, input): input string 36 is invalid in this locale
## Warning in grep("^\\\\bibliography.+", input, value = TRUE): input
string 26 is invalid in this locale
## Warning in grep("^\\\\bibliography.+", input, value = TRUE): input
string 27 is invalid in this locale
## Warning in grep("^\\\\bibliography.+", input, value = TRUE): input
string 28 is invalid in this locale
## Warning in grep("^\\\\bibliography.+", input, value = TRUE): input
string 31 is invalid in this locale
## Warning in grep("^\\\\bibliography.+", input, value = TRUE): input
string 36 is invalid in this locale
```

РОЗДІЛ 1

МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРАКТИЧНЕ ЗАСТОСУВАННЯ РОЗРОБЛЕНИХ МЕТОДІВ ТА АРХІТЕКТУР

1.1. Моделювання самонавчанняї нейро-фаззі системи, що еволюціонує

1.1.1. Придумати назву1. Одна з основних переваг, притаманних пропонуваній самонавчанняї нейро-фаззі системі, що еволюціонує, полягає в автоматичному визначенні оптимальної кількості кластерів та значення фаззифікатору на кожному етапі оброблення даних. Першу серію експериментів було проведено на штучно зсинтезованих наборах даних з різним ступенем розмитості та перекриття класів аби дослідити вплив значення параметру фаззифікації на якість кластерування в режимі реального часу відповідно до обраного критерію дійсності.

= 6

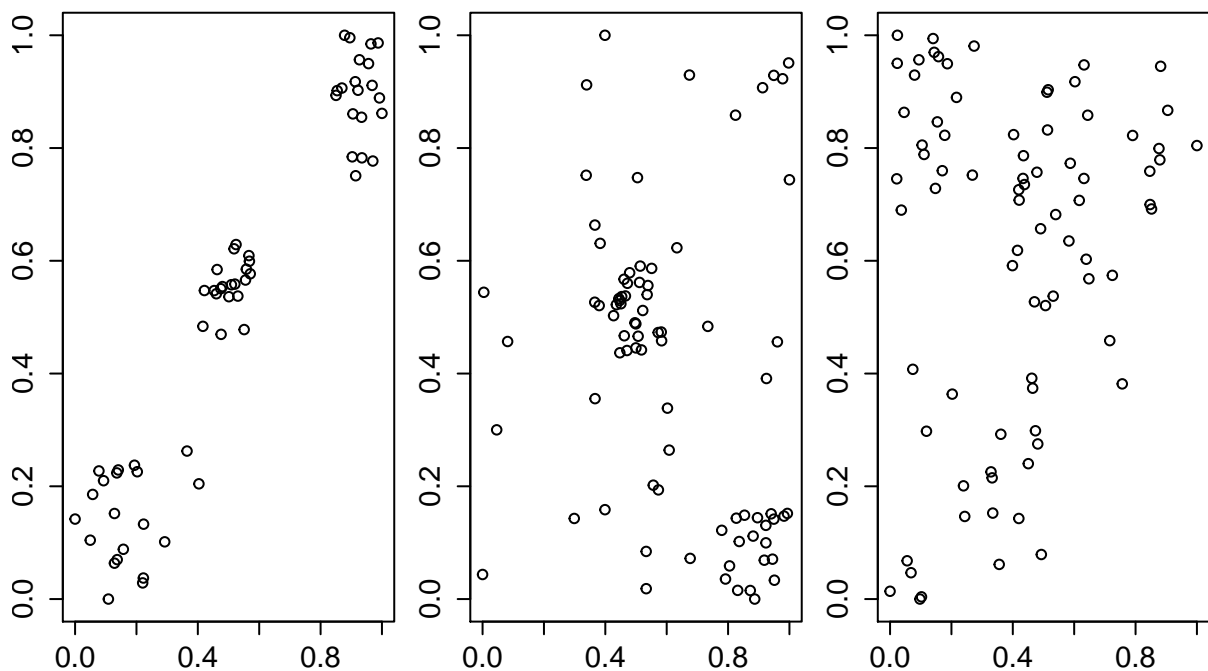


Рис. 1.1. Штучно сгенеровані набори даних

Кожен з наборів даних, що їх наведено на рис. 1.1, містить 80 спостережень з 2 ознаками (для очності) у кожному спостереженні. Тестові дані були сгенеровані таким чином, аби у першому наборі класи були чітко розподілені (crisp dataset), у другому наборі кластерні границі були дещо розмиті (fuzzy dataset), у третьому випадку класи сильно перетиналися (extra fuzzy dataset). Логічно припустити, що система, яка тестується, обере менше значення параметру фаззифікації для першого датасету та більше для останнього, де границі класів спостережень є більш розмитими.

Спостереження надходили до нейро-фаззі мережі у послідовному режимі, вагові коефіцієнти нейронів були проініціалізовані, використовуючи пакетну модифікацію обраного алгоритму кластерування на датасеті з довільних двадцятьох спостережень відповідного набору даних (адже система, як і класичний fuzzy c-means, чутлива до ініціалізації). Локально оптимальні кількість кластерів та значення параметру фаззифікації обумовлювалися максимальним середнім значенням рекурентних коефіцієнту розбиття РС (??) та Ксі-Бені індексу (??): $\max \frac{PC_j^{[m]} + 1 - XB_j^{[m]}}{2}$ (у данному випадку використовувалося від'ємне значення Ксі-Бені індексу $1 - XB(k)$, оскільки щоменше $XB_j^{[m]}$, то ліпшим є розбиття даних на кластери).

Для першого набору даних (crisp dataset), як і передбачалося, оптимальним виявився другий каскад ($m = 3$) з трьома кластерами і нейроном-переможцем із найменшим значенням параметру фаззифікації $\beta = 2$ (рис. 1.3). Така конфігурація є оптимальною відповідно до обох використовуваних індексів валідності – найменше значення Ксі-Бені індексу $XB_j^{[m]}$ та найбільший коефіцієнт розбиття $PC_j^{[m]}$:

$$PC_1^{[2]} = 0.9009951,$$

$$XB_1^{[2]} = 0.03349166.$$

Лише одне спостереження у цьому датасеті (його позначено багряним квадратом) не належить жодному кластерові з ступінем більшим від 0.6. Індокси

Каскад 1 ($m = 2$)	$\beta = 2$	$\beta = 3$	$\beta = 4$	$\beta = 5$
Коефіцієнт розбиття	0.91758	0.7446	0.64787	0.59236
Індекс Ксі-Бені	0.052129	0.061034	0.092235	0.1294
Каскад 2 ($m = 3$)	$\beta = 2$	$\beta = 3$	$\beta = 4$	$\beta = 5$
Коефіцієнт розбиття	0.92643	0.6609	0.50214	0.43305
Індекс Ксі-Бені	0.027232	0.06872	0.17281	0.26914
Каскад 3 ($m = 4$)	$\beta = 2$	$\beta = 3$	$\beta = 4$	$\beta = 5$
Коефіцієнт розбиття	0.87218	0.5256	0.37605	0.31993
Індекс Ксі-Бені	0.15687	0.4153	0.84699	1.1765
Каскад 4 ($m = 5$)	$\beta = 2$	$\beta = 3$	$\beta = 4$	$\beta = 5$
Коефіцієнт розбиття	0.73909	0.45445	0.32428	0.27063
Індекс Ксі-Бені	0.12985	0.30637	0.68584	1.0551

Таблиця 1.1

Індекси валідності (датасет 1)

валідності нейронів системи наведені у таблиці 5.1.

Для набору даних з середньою вираженістю класів найліпшим виявився нейрон другого каскаду ($m = 3$) і фаззіфікатором $\beta = 3$ (таблиця 5.2).

Як показано на рис. 1.2, декілька спостережень у центрі (позначені багряними квадратами) можна віднести до 2 кластерів з відносно високим ступінем належності, проте більшість спостережень можна чітко розкластеризувати, що ілюструється високим значенням коефіцієнту розбиття, та дуже низьким Ксі-Бені індексом:

$$PC_2^{[2]} = 0.9727868,$$

$$XB_2^{[2]} = 0.087474.$$

Для набору з найменш чіткими межами класів (таблиця 5.3), система обрала нейроном-переможцем вузол третього каскаду ($m = 4$) з високим параметром фаззіфікації $\beta = 4$:

$$PC_3^{[3]} = 0.335525,$$

$$XB_3^{[3]} = 0.2128333.$$

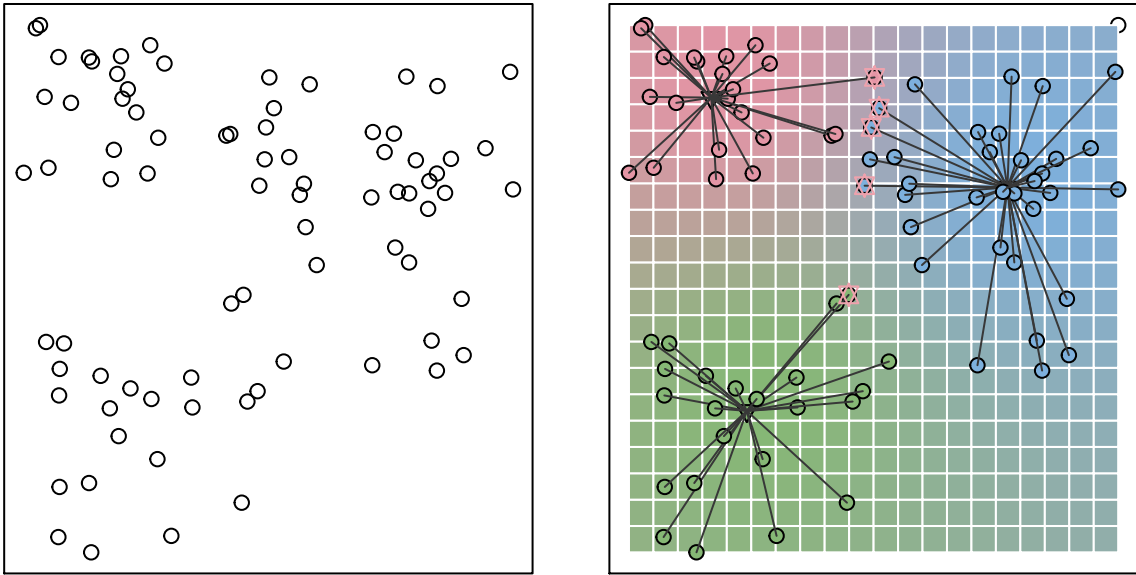


Рис. 1.2. Набір даних з нечіткими межами класів (fuzzy dataset)

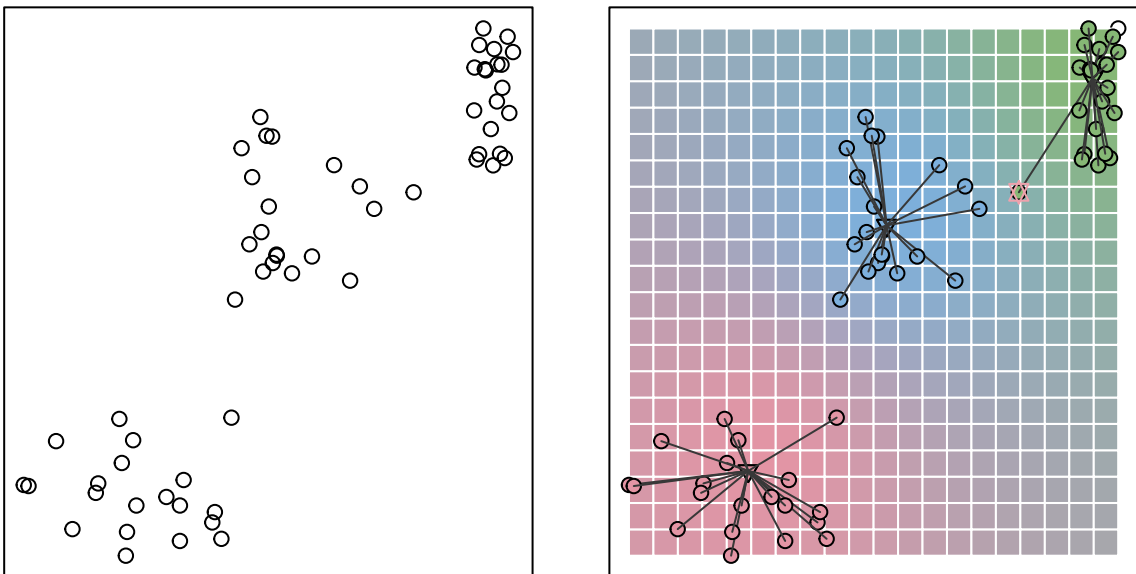


Рис. 1.3. Набір даних з чітко вираженими класами (Crisp dataset)

Каскад 1 ($m = 2$)	$\beta = 2$	$\beta = 3$	$\beta = 4$	$\beta = 5$
Коефіцієнт розбиття	0.78414	0.58928	0.53853	0.52239
Індекс Ксі-Бені	0.16668	0.30834	0.3745	0.38723
Каскад 2 ($m = 3$)	$\beta = 2$	$\beta = 3$	$\beta = 4$	$\beta = 5$
Коефіцієнт розбиття	50084	0.71164	0.97275	0.4191
Індекс Ксі-Бені	0.009751	0.031235	0.087474	0.1323
Каскад 3 ($m = 4$)	$\beta = 2$	$\beta = 3$	$\beta = 4$	$\beta = 5$
Коефіцієнт розбиття	0.91888	0.47532	0.32777	0.28912
Індекс Ксі-Бені	0.052563	0.1757	0.27516	0.33766
Каскад 4 ($m = 5$)	$\beta = 2$	$\beta = 3$	$\beta = 4$	$\beta = 5$
Коефіцієнт розбиття	0.85618	0.34327	0.24778	0.22445
Індекс Ксі-Бені	0.048316	0.19887	0.34307	0.41228
Каскад 5 ($m = 6$)	$\beta = 2$	$\beta = 3$	$\beta = 4$	$\beta = 5$
Коефіцієнт розбиття	0.81295	0.30709	0.21636	0.19214
Індекс Ксі-Бені	0.060896	0.19702	0.31393	0.38668

Таблиця 1.2

Індекси валідності (датасет 2)

На рис. 1.4 спостереження, для яких ступінь належності до будь-якого кластеру не перевищує 0.6, позначені багряними квадратами. Як і очікувалося, для цього набору даних кількість таких спостережень значно вища від попередніх датасетів з більш компактними та «чіткими» класами.

Для очності у всіх наведених рисунках кольором позначені не тільки розкластеровані спостереження і центри кластерів, а й задній план (фон) малюнків, що дозволяє візуально визначити, до якого кластеру система віднесла б нові спостереження. Не дивно, що, тоді як для перших двох датасетів важко визначити домінуючий колір, оскільки кластери їх спостережень більш менш компактні та явно виражені, для останнього набору даних домінуючий колір – сірий, сформований кольорами усіх кластерів, що ілюструє великий ступінь перекриття класів і, відповідно, високе значення оптимального параметру фазифікації β , що обрала система.

Ця низка експериментів проілюструвала як важливо вірно визначати параметр фазифікації, оптимальне значення якого у випадку оброблення даних

Каскад 1 ($m = 2$)	$\beta = 2$	$\beta = 3$	$\beta = 4$	$\beta = 5$
Коефіцієнт розбиття	0.85094	0.71415	0.61734	0.57085
Індекс Ксі-Бені	0.10584	0.11462	0.13797	0.16101
Каскад 2 ($m = 3$)	$\beta = 2$	$\beta = 3$	$\beta = 4$	$\beta = 5$
Коефіцієнт розбиття	0.61668	0.42848	0.37779	0.35884
Індекс Ксі-Бені	0.1754	0.20364	0.22364	0.23995
Каскад 3 ($m = 4$)	$\beta = 2$	$\beta = 3$	$\beta = 4$	$\beta = 5$
Коефіцієнт розбиття	0.33458	0.44082	0.79405	0.29615
Індекс Ксі-Бені	0.20989	0.129	0.051039	0.26282
Каскад 4 ($m = 5$)	$\beta = 2$	$\beta = 3$	$\beta = 4$	$\beta = 5$
Коефіцієнт розбиття	0.50244	0.33067	0.26029	0.23318
Індекс Ксі-Бені	0.37268	0.61417	0.79695	0.93626
Каскад 5 ($m = 6$)	$\beta = 2$	$\beta = 3$	$\beta = 4$	$\beta = 5$
Коефіцієнт розбиття	0.53279	0.29731	0.22648	0.19858
Індекс Ксі-Бені	0.27407	0.47298	0.60569	0.70716

Таблиця 1.3

Індекси валідності (датасет 3)

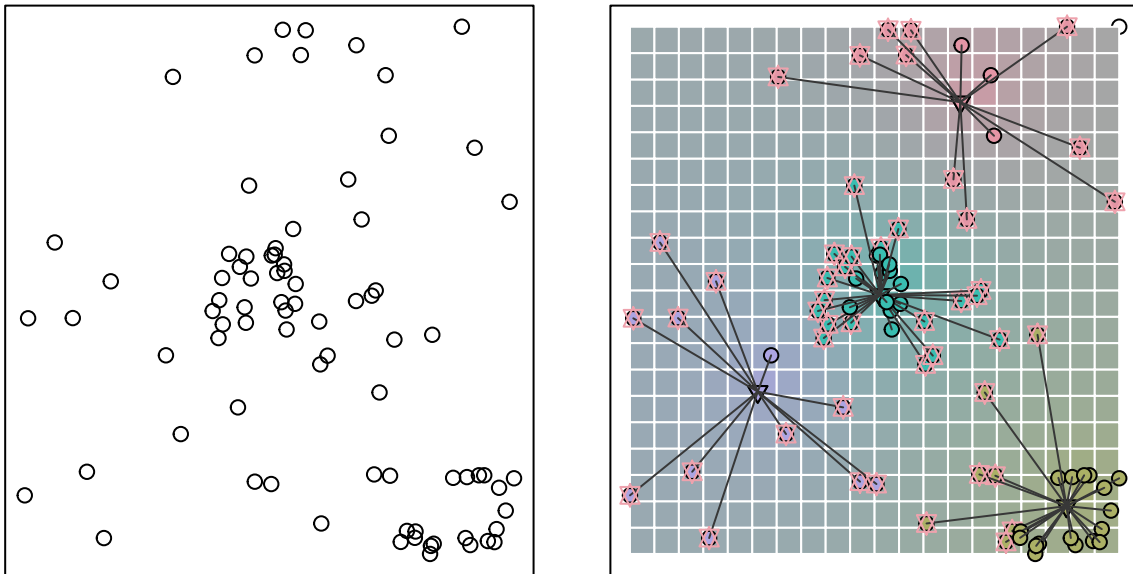


Рис. 1.4. Набір даних з класами, що перетинаються (extra fuzzy dataset)

у послідовному режимі з високою вигодою змінюється у часі, а саме здатність визначати оптимальне значення цього параметру в онлайн режимі є відмінною особливістю запропонованої самонавчанняї нейро-системи.

1.1.2. Придумати назву2. Наступна низка експериментів була проведена на наборі даних «Іриси Фішера» (Fisher's Iris data set).

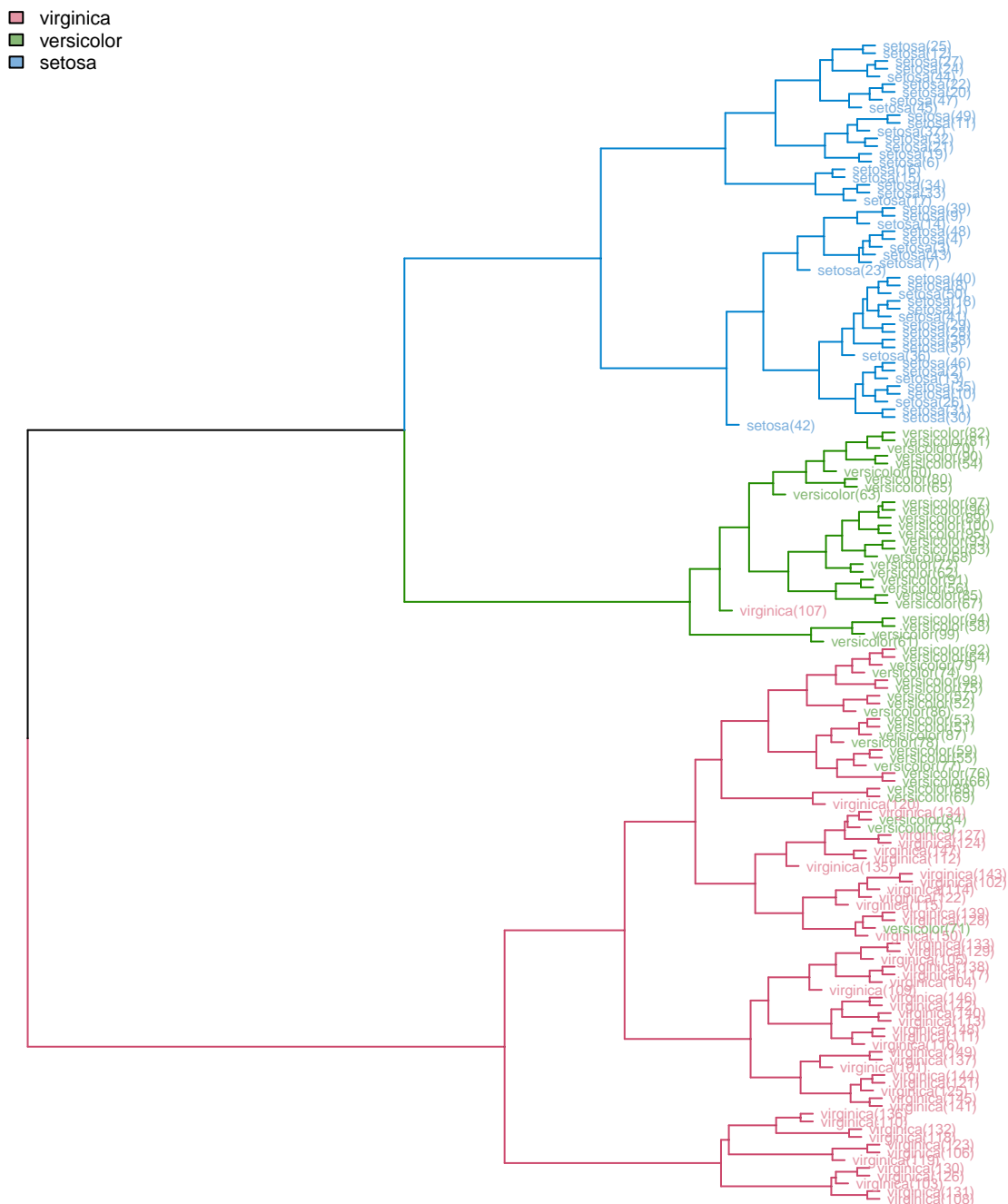


Рис. 1.5. Ієрархічне класування датасету «Іриси Фішера»

Це багатовимірний датасет для задачі класифікації, на прикладі якого ан-

гліський статистик та біолог Рональд Фішер в 1936 році продемонстрував роботу розробленого ним методу дискримінантного аналізу. Іноді його також називають «Ірисами Андерсона» (через те, що дані були зібрані американським ботаніком Едгаром Андерсоном). Цей набір даних став класичним і часто використовується в літературі для ілюстрації роботи різних статистичних алгоритмів.

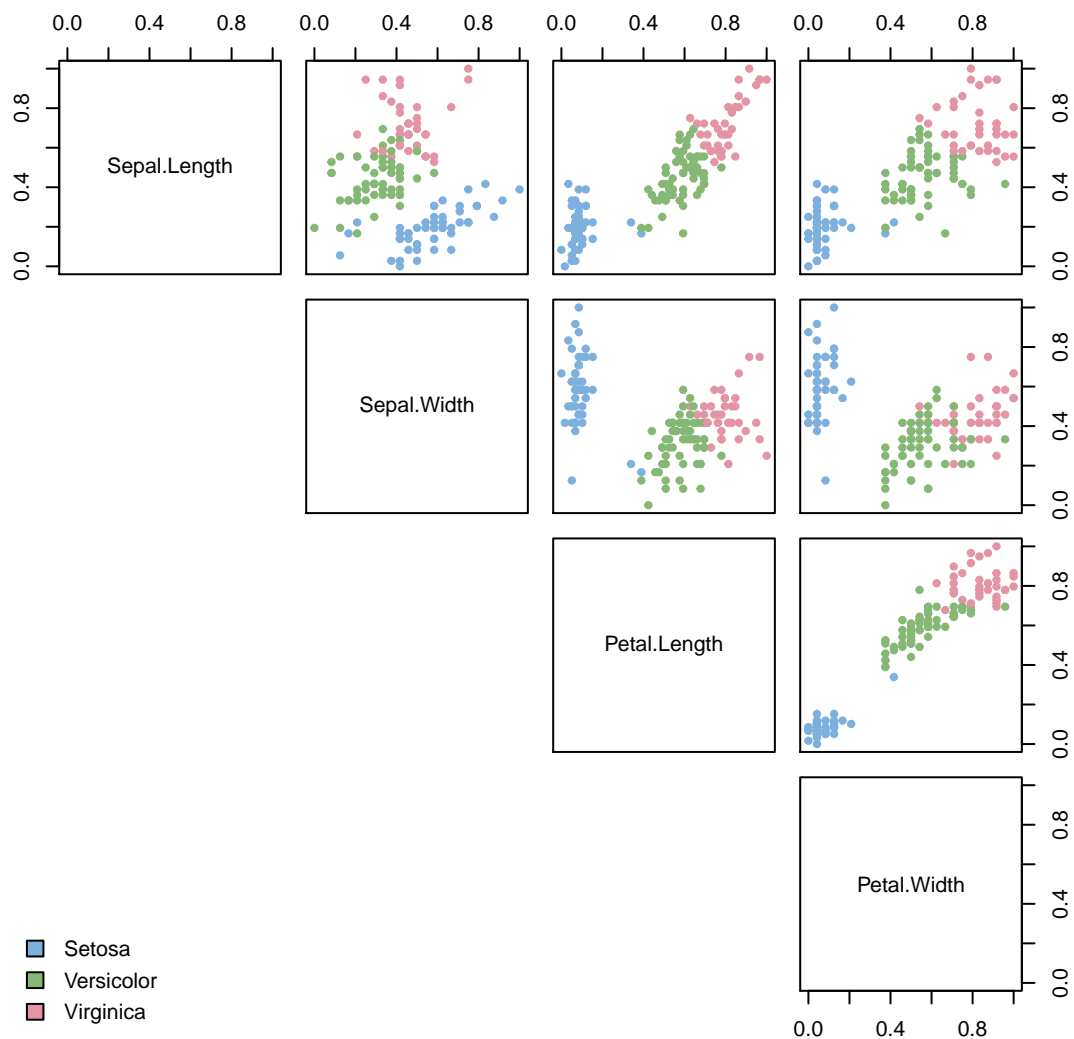


Рис. 1.6. Розкластерований датасет «Іриси Фішера» при $m = 3$, $\beta = 2$ (Точність кластерування – 96%)

Проте цей датасет рідко використовується у кластерному аналізі, адже межі класів «Versicolor» та «Virginica» не можна чітко визначити, ґрунтуючись на даних, що їх використовував Фішер (що легко продемонструвати

за допомогою ієрархічного кластерування, рис. 1.5). Саме цим і цікавий для нас цей набір даних: коли класичні методи чіткого кластерного аналізу не справляються з задачею, може стати у нагоді система, що реалізує нечітке кластерування зі змінним параметром фаззифікації та кількістю кластерів. Для більшості методів кластерного аналізу, зокрема для методу нечітких середніх (fuzzy c-means), необхідно заздалегідь задати кількість кластерів, і очевидним рішенням є прийняти $m = 3$, адже маємо три класи: Iris Verginica, Iris Versicolor та Iris Setosa (рис. 1.6).

	$\beta = 2$	$\beta = 3$	$\beta = 4$	$\beta = 5$
avg	0.8313073	0.8741245	0.8709475	0.8888124
min	0.7859722	0.7533766	0.6615745	0.7656498
max	0.8534013	0.9166667	0.935051	0.9604701

Таблиця 1.4

Точність кластерування при $m = 3$

Точність кластерування за допомогою методу нечітких середніх за таких умов ($m = 3$, $\beta = 2$) рідко перевищує 83% (таблиця 5.4). (Оскільки для обраного датасету існують мітки з вірною класифікацією, ефективність кластеризації вимірювалася у відсотках точності щодо еталонного розбиття після дефаззифікації.) Проте, якщо не обмежувати пропоновану систему у кількості кластерів (система ініціалізується інтервалом допустимих значень m (кількість кластерів) та параметру фаззифікації β), вельми цікавими є результати кластерування нейронів кожного з каскадів.

У таблиці 5.5 наведена точність розбиття даних, коли $m \gg 3$ кластерів відповідно. Варто зазначити, що нейрони у пулі кожного каскаду реалізують метод нечітких середніх зі змінним значення фазифікатору, а отже є чутливими до довільно ініціалізованих цетрах кластерів, тому у таблицях наведені середня, мінімальна та максимальна точності кластерування (після дефаззифікації).

$m = 7$	$\beta = 2$	$\beta = 3$	$\beta = 4$	$\beta = 5$
avg	0.8972948	0.9150268	0.9242503	0.9178207
min	0.8536056	0.8461905	0.8723182	0.8600289
max	0.9621849	0.9736172	0.9810146	0.9663462
$m = 8$	$\beta = 2$	$\beta = 3$	$\beta = 4$	$\beta = 5$
avg	0.9065560	0.9296311	0.9243606	0.9248976
min	0.8217056	0.8562179	0.8577202	0.8590278
max	0.9474588	0.9789402	0.9848214	0.9747899
$m = 9$	$\beta = 2$	$\beta = 3$	$\beta = 4$	$\beta = 5$
avg	0.9258154	0.9282887	0.9308971	0.9229753
min	0.8689921	0.8270525	0.8684641	0.8556390
max	0.9849170	0.9806397	0.9664112	0.9748284
$m = 10$	$\beta = 2$	$\beta = 3$	$\beta = 4$	$\beta = 5$
avg	0.9213191	0.9285106	0.9332528	0.9282907
min	0.8663370	0.8722271	0.8652272	0.8766667
max	0.9663420	0.9838095	0.9723656	0.9756335
$m = 11$	$\beta = 2$	$\beta = 3$	$\beta = 4$	$\beta = 5$
avg	0.9295315	0.9408977	0.9317242	0.9295800
min	0.8520268	0.8964924	0.8890781	0.8788656
max	0.9716166	0.9848485	0.9704892	0.9798627
$m = 12$	$\beta = 2$	$\beta = 3$	$\beta = 4$	$\beta = 5$
avg	0.9349407	0.9433244	0.9337934	0.9306632
min	0.8815133	0.8949802	0.8798160	0.8486111
max	0.9795274	0.9783497	0.9630952	0.9772727
$m = 13$	$\beta = 2$	$\beta = 3$	$\beta = 4$	$\beta = 5$
avg	0.9420998	0.9398127	0.9375204	0.9357708
min	0.8823175	0.8614025	0.8882479	0.8828348
max	0.9807518	0.9788034	0.9753452	0.9748873

Таблиця 1.5

Точність кластерування для $m \in [7, 13]$, $\beta \in [2, 5]$

На рис 1.7 зображено залежність точності кластерування від кількості кластерів. Цікаво, що при, здавалося б, очевидному рішенні обрати кількість кластерів рівною трьом, отримуємо чиненаягіршу точнічть кластерування (при $\beta = 2$) після дефаззифікації щодо еталонного розбиття (Для порівнян-

ня на рис. 1.8 та рис. 1.9 наведені розбиття, що їх запропонували нейроні-переможці деяких каскадів, де $m \gg 3$).

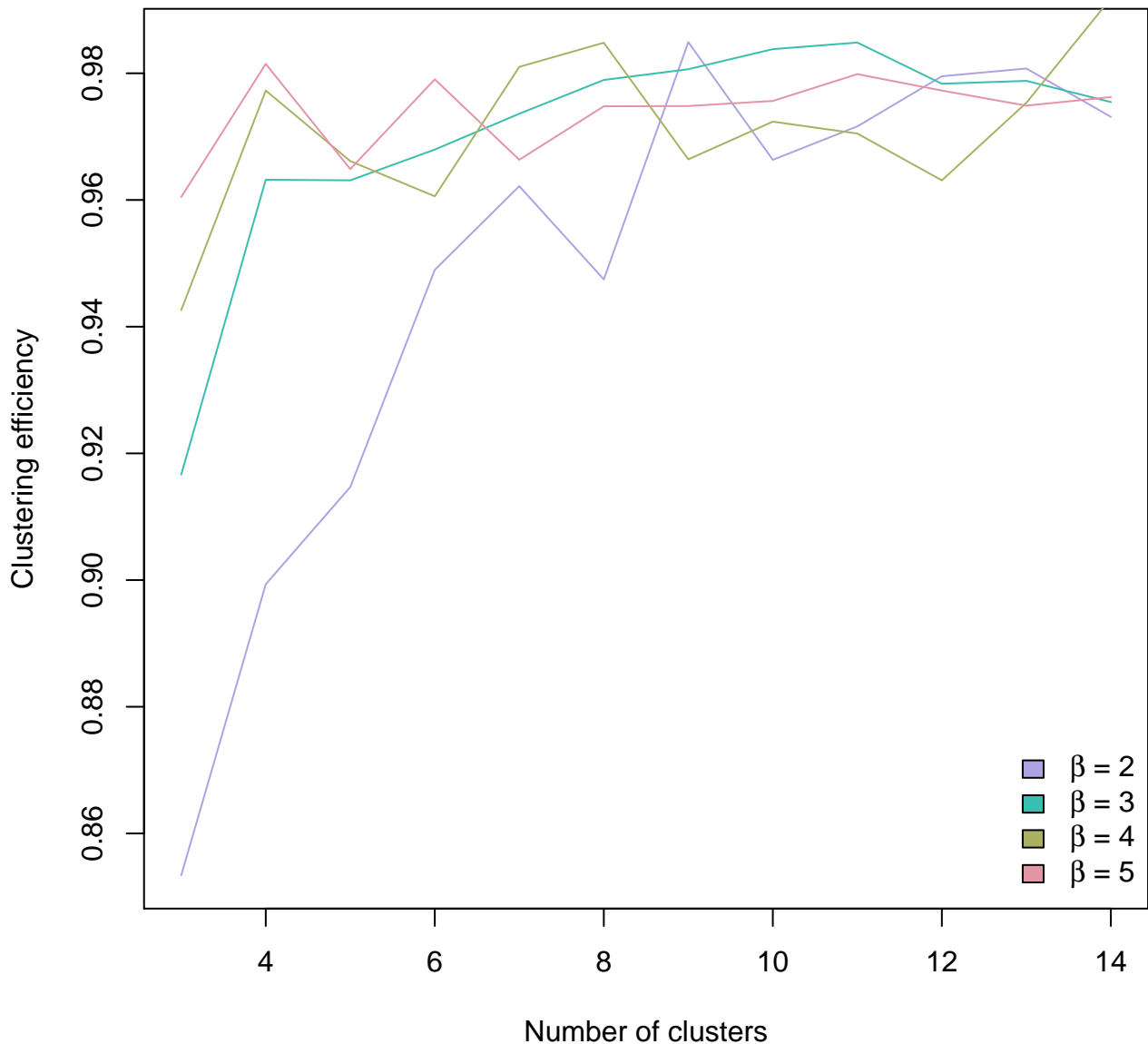


Рис. 1.7. Точність кластерування від кількості кластерів та параметру фаззифікації

Цьому легко знайти пояснення, адже метод нечітких k -середніх (а саме цей метод у цьому експерименті реалізують вузли пулів кожного каскаду) добре розпізнає кластери лише гіперсферичної форми. Проте кластер довільної (негіперсферичної) форми, можна розбити на декілька гіперсферичних

підкластерів, що й відбувається у каскадах, де $m > 3$, що пропонують розбиття на дрібні кластери. На рисунках 1.10 та 1.11 наведені розбиття деяких каскадів, де кількість кластерів більша від кількості класів еталонної вибірки; тут можна побачити, що декілька кластерів, що після дефазифікації будуть віднесені до одного класу, наприклад, Iris Virginica розташовані поруч один з одним, тобто є складовими більшого кластеру негіперсферичної форми.

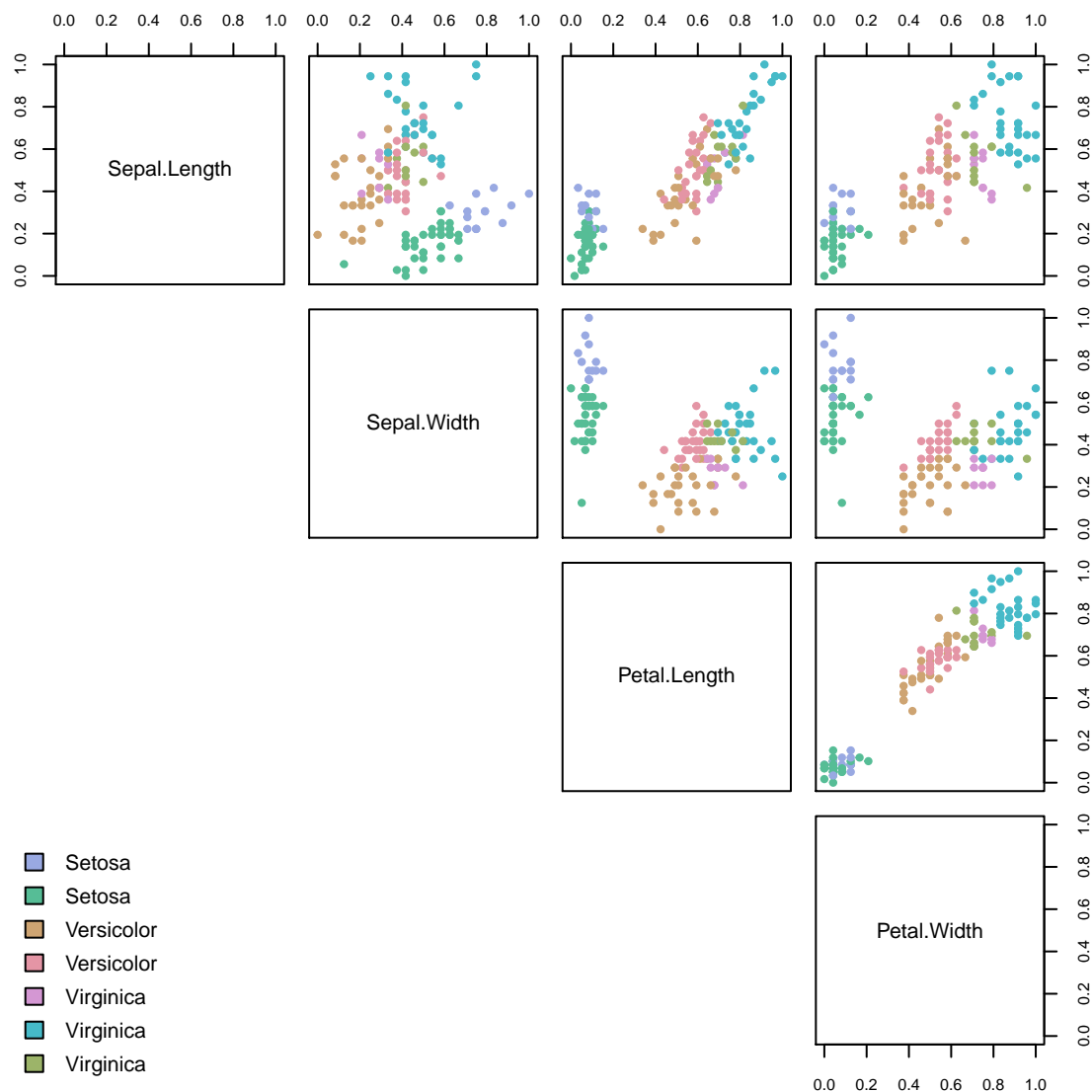


Рис. 1.8. Розкластерований датасет «Іриси Фішера» при $m = 7$, $\beta = 5$ (Точність кластерування $\approx 93\%$)

Таким чином, видається доречним, навіть у випадку, коли відоме еталонне розбиття датасету, дозволити системі обрати кінцеву кількість кластерів

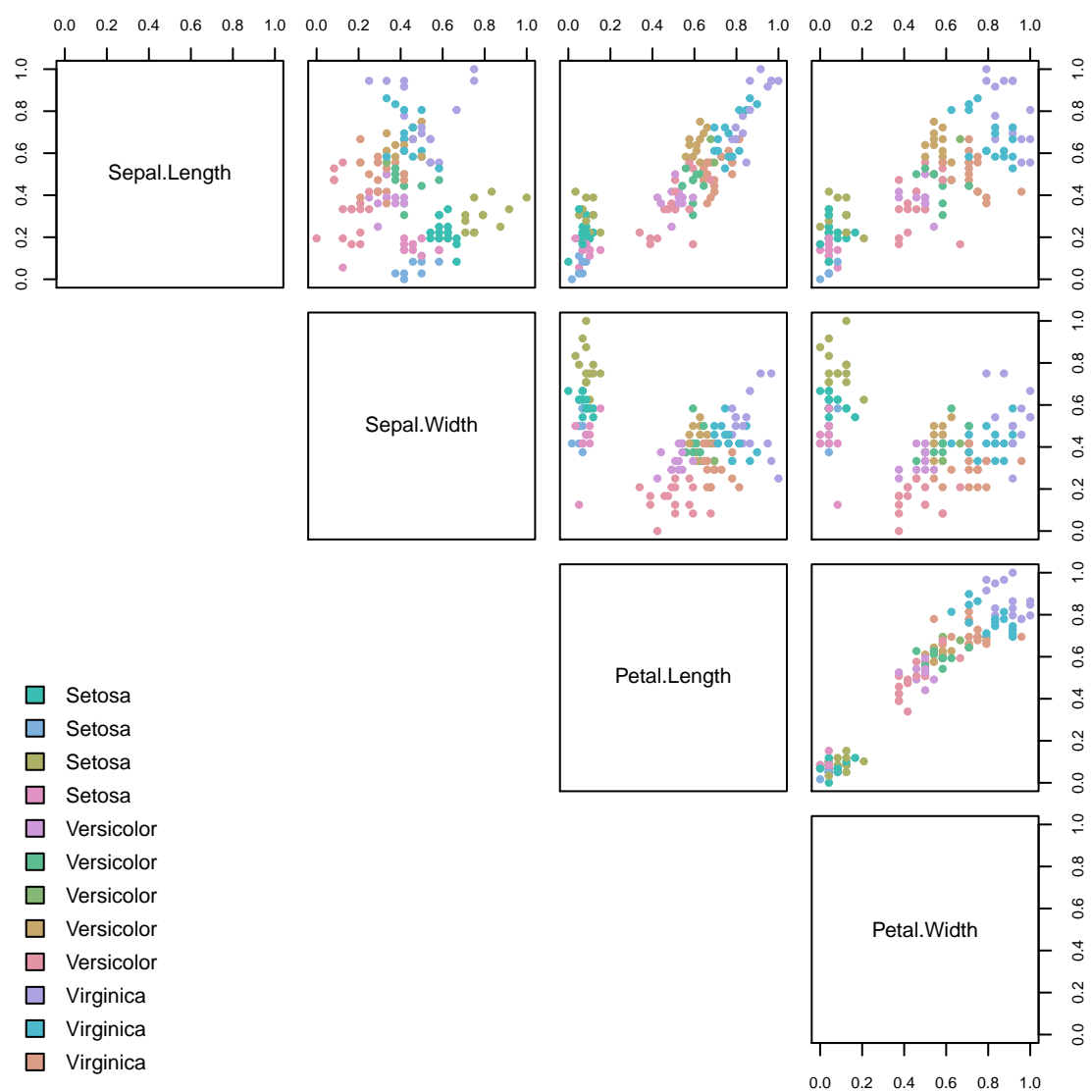


Рис. 1.9. Розкластерований датасет «Іриси Фішера» при $m = 12$, $\beta = 4$ (Точність кластерування $\approx 96\%$)

	$\beta = 2$	$\beta = 3$	$\beta = 4$	$\beta = 5$
avg	0.9369168	0.9448829	0.9383179	0.9403416
min	0.8847819	0.8953380	0.8787879	0.9069805
max	0.9731262	0.9754579	0.9918301	0.9762515

Таблиця 1.6

Точність кластерування при $m = 14$

самостійно, особливо у випадку, коли вузли системи реалізують однаковий метод кластерування.

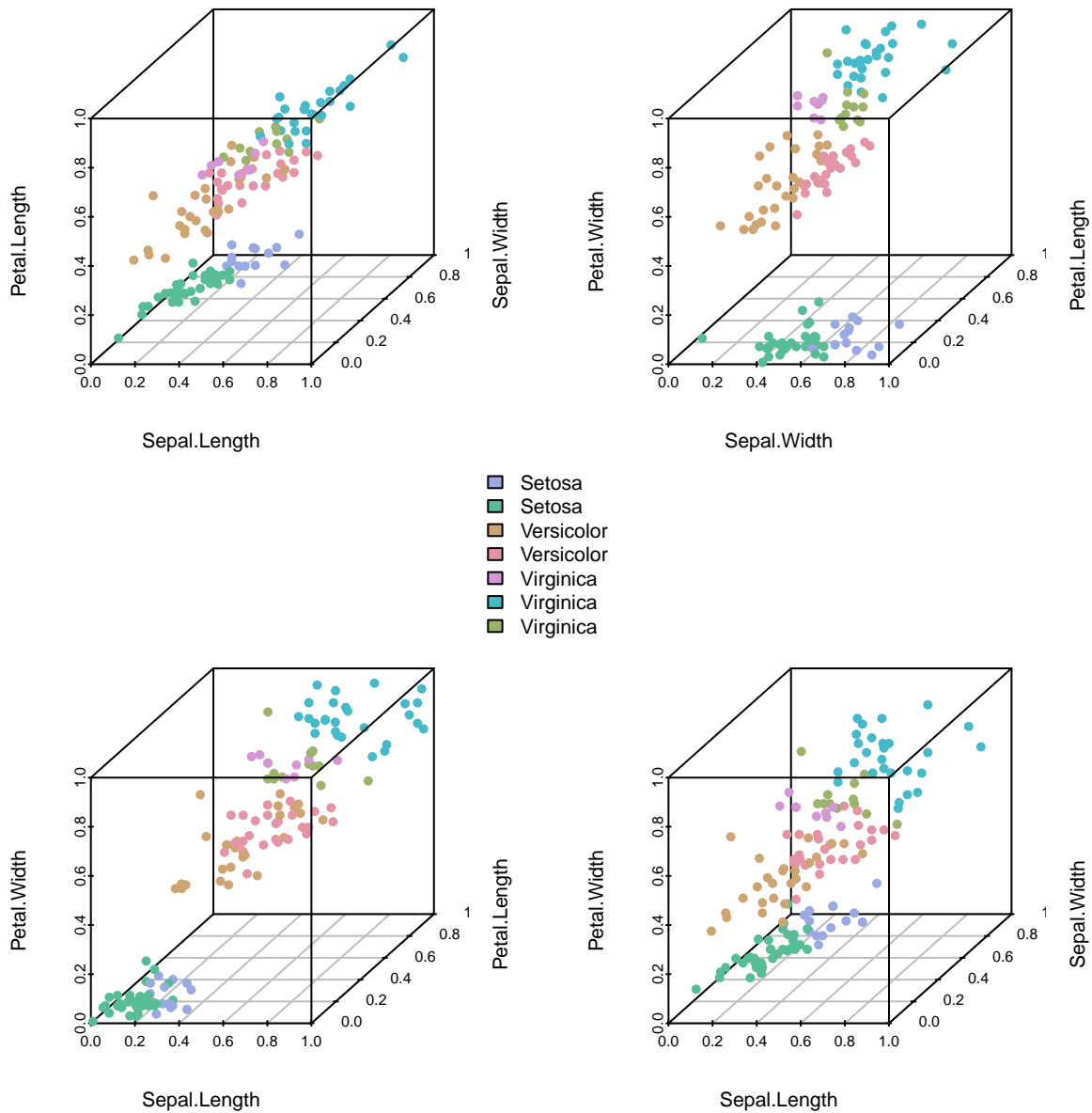


Рис. 1.10. Розкластерований датасет «Іриси Фішера» при $m = 7$, $\beta = 5$ (Точність кластерування $\approx 93\%$)

Варто зауважити, що у цьому випадку для визначення локально оптимального розбиття доцільно використовувати модифіковані індекси валідності, чи такі, що не залежать від відстані цетрів кластерів, наприклад ті, що

ґрунтуються на щільності (density-based).

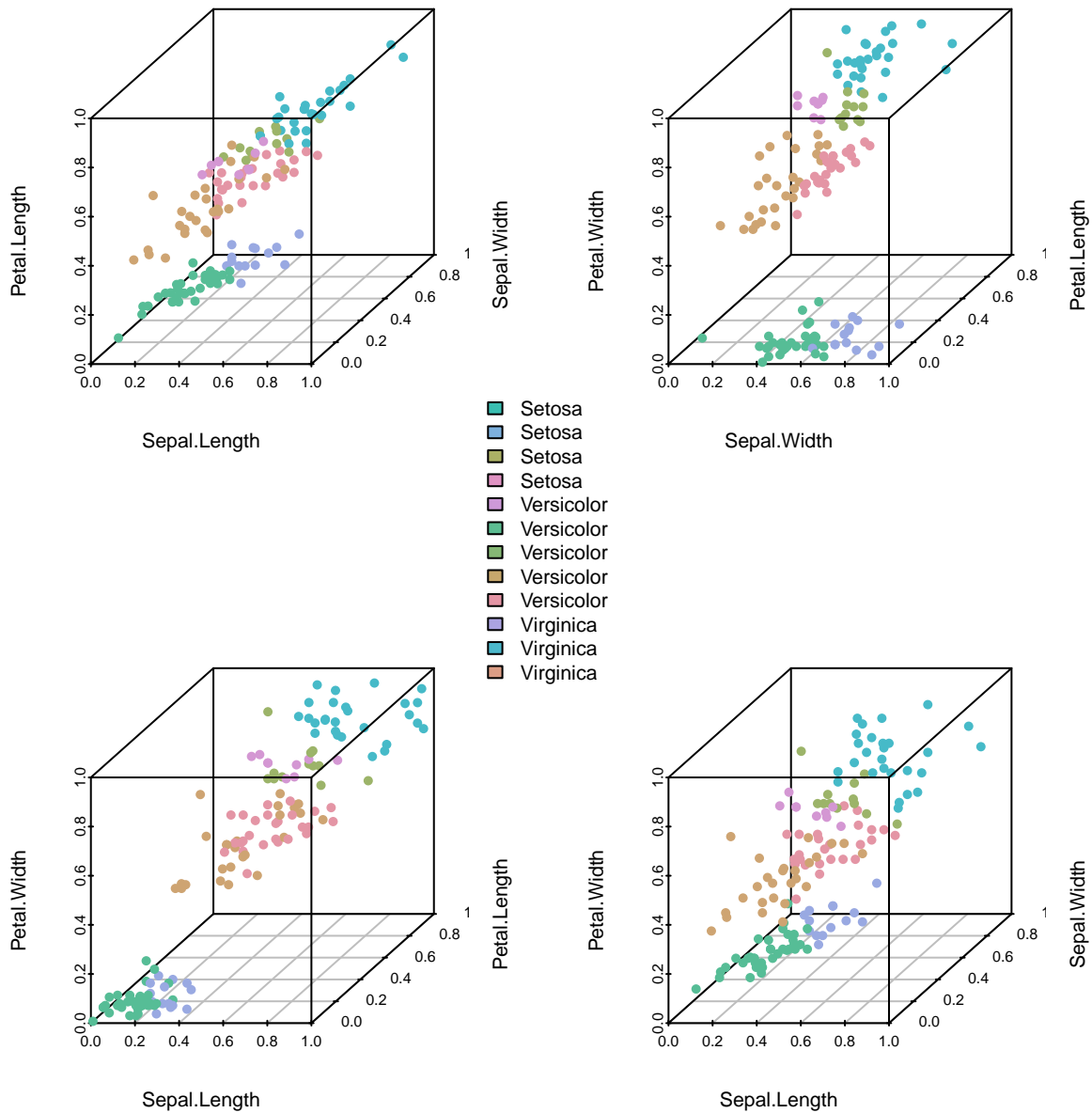


Рис. 1.11. Розкластерований датасет «Іриси Фішера» при $m = 12$, $\beta = 4$ (Точність кластерування $\approx 96\%$)

1.1.3. Придумати назву 3. Наступну серію експериментів було проведено на датасеті «Знання студентів про електричні машини постійного струму».

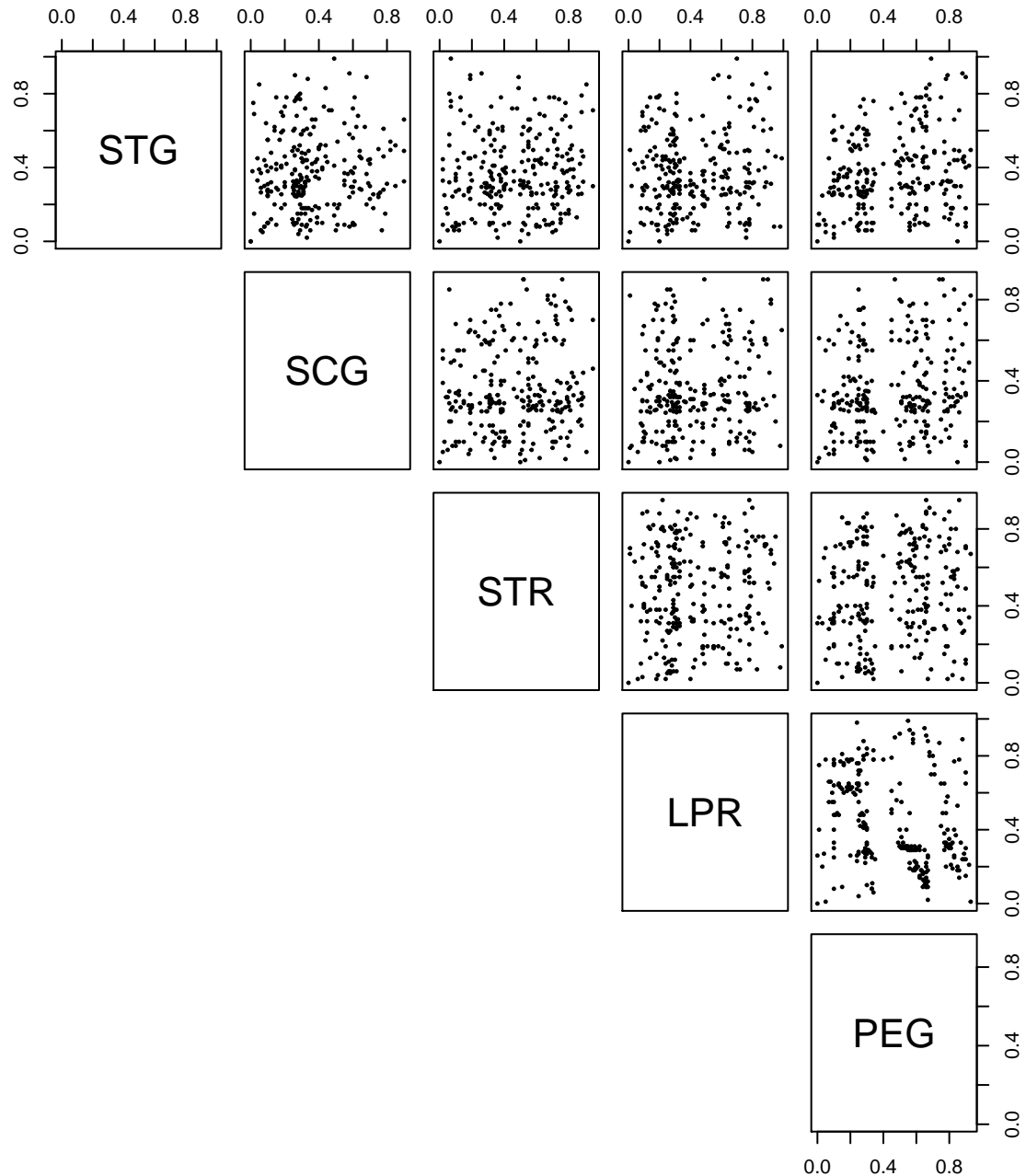


Рис. 1.12. Датасет «Знання студентів про електричні машини постійного струму»

Цей датасет було додано до UCI репозиторію у 2013 році, він містить 403 паттерни, кожен з п'ятьма атрибутами:

1. STG: кількість часу, що його витратив(витратила) студент(ка) на навчання цільового матеріалу,
2. SCG: Кількість повторювань навчання цільового матеріалу студен-

том(студенткою),

3. STR: Кількість часу, що його використав(використала) студент(ка) на навчання матеріалу, пов'язаного з цільовим матеріалом,
4. LPR: Оцінка, що її отримав(отримала) студент(ка) на іспиті з предмету, пов'язаного з цільовим предметом,
5. PEG: Оцінка, що її отримав(отримала) студент(ка) на іспиті з цільового предмету,

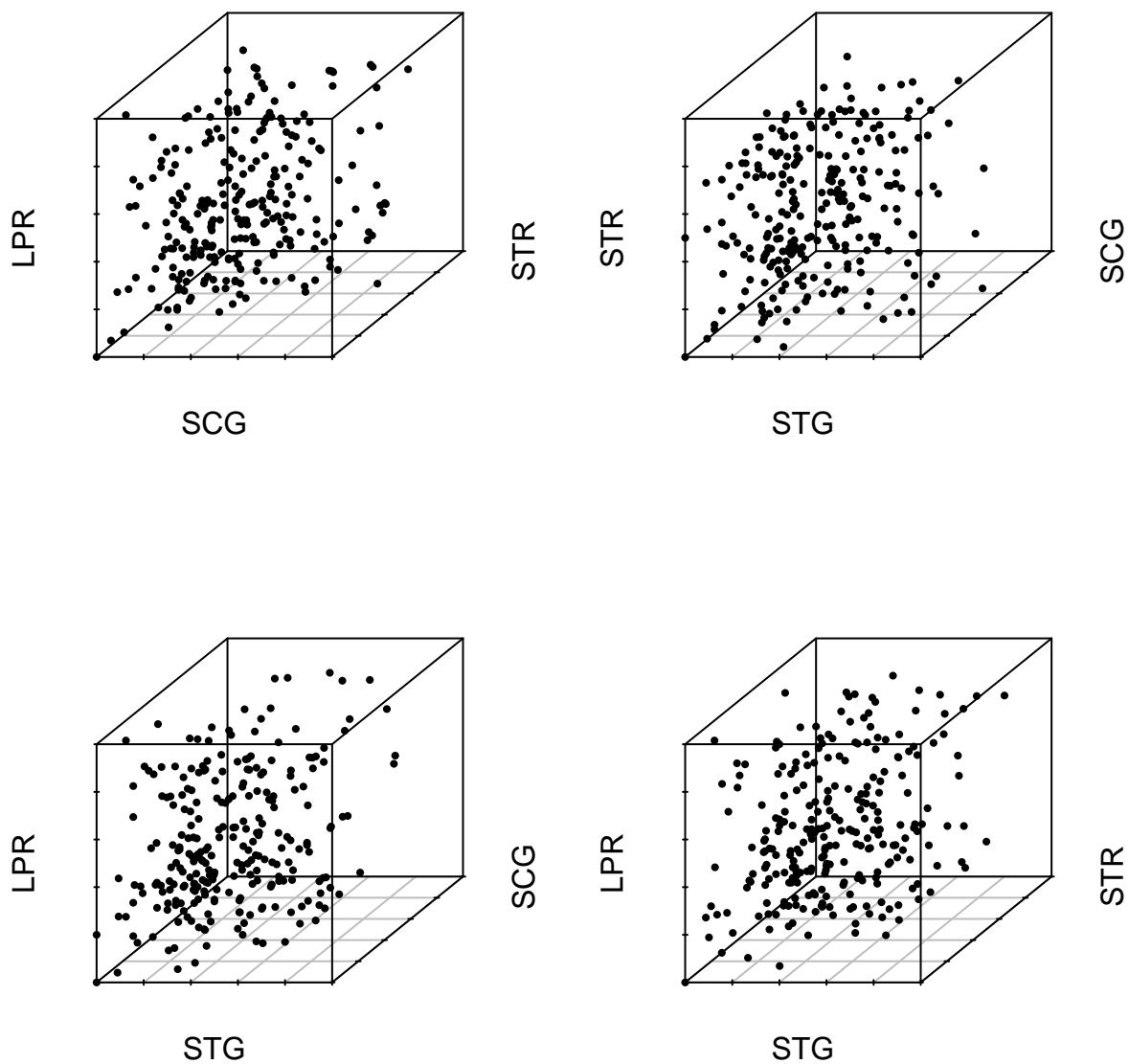


Рис. 1.13. Датасет «Знання студентів про електричні машини постійного струму»

Попарні графіки атрибутів наведено на рис. 1.12 та у тримірному просторі на рис. 1.13.

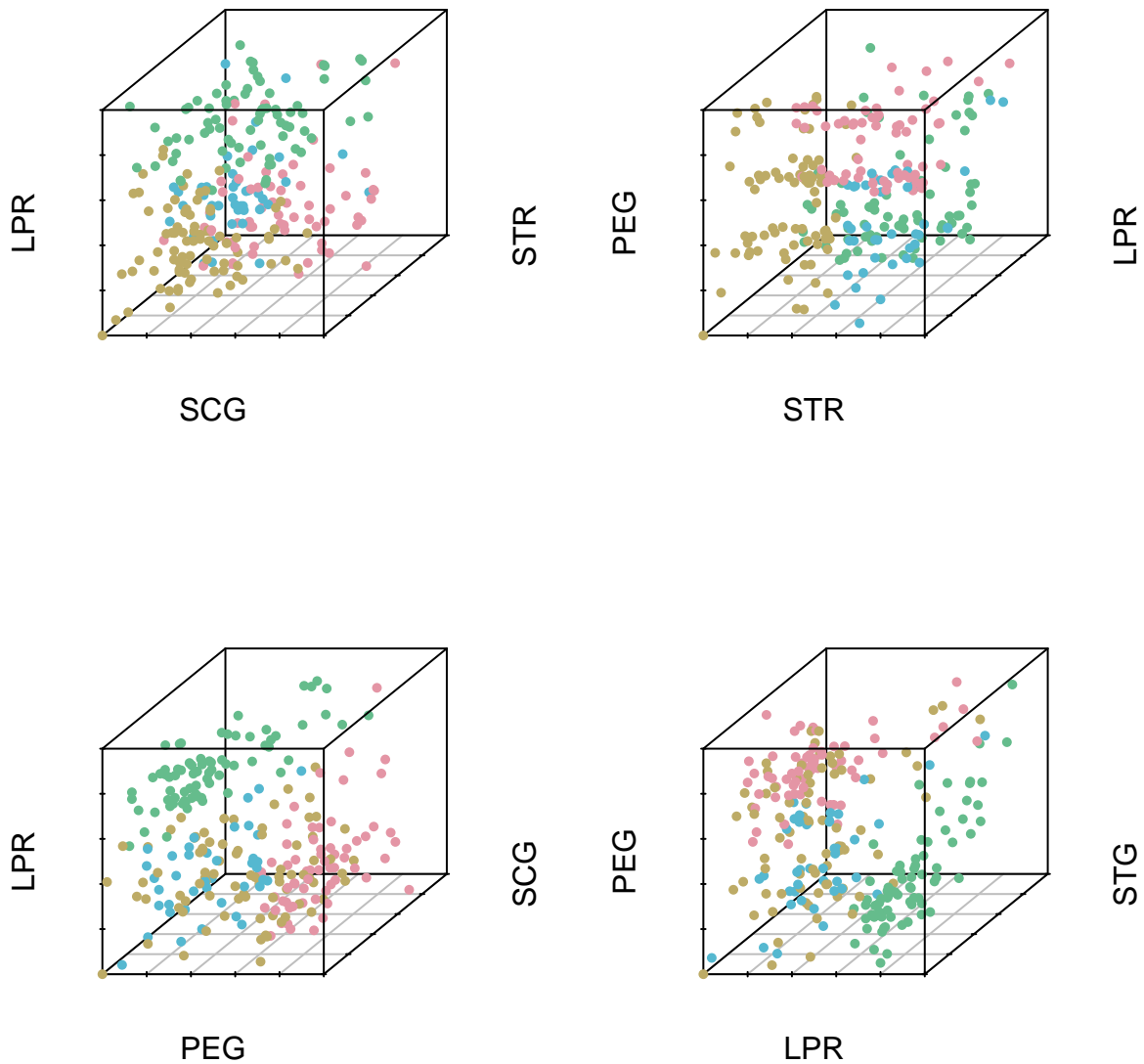


Рис. 1.14. Датасет «Знання студентів про електричні машини постійного струму»

Для цього експерименту нейрони-узагальнювачі керувалися рекурентним Ксі-Бені Індексом при визначанні локально-оптимального нейрона (з найліпшим параметром фаззифікації) та каскаду (з оптимальною кількістю кластерів).

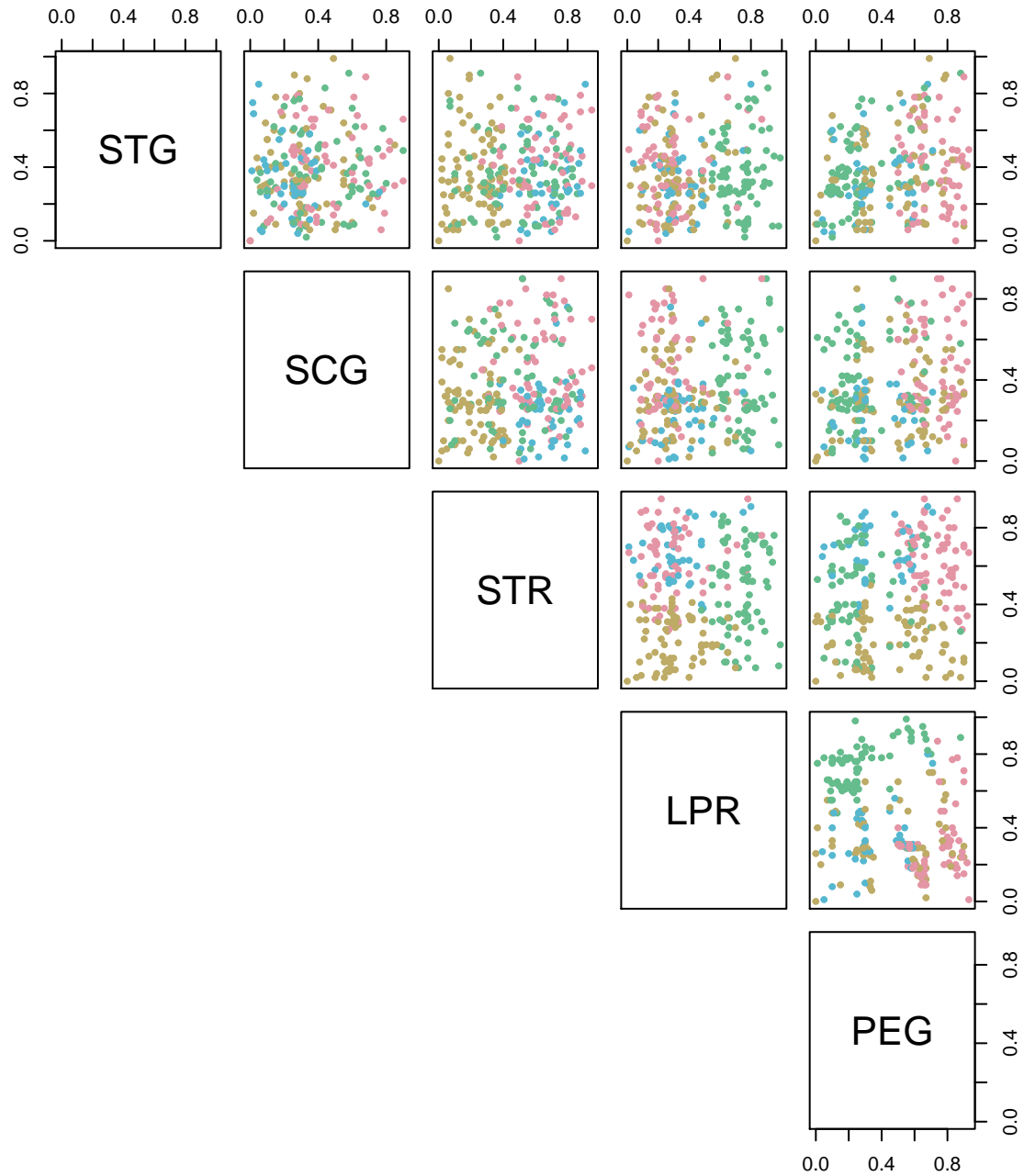


Рис. 1.15. Датасет «Знання студентів про електричні машини постійного струму»

Оптимальне розбиття, що його наведено на рис.1.14 та на рис.1.15, надав другий нейрон третього каскаду з $m = 4$, $\beta = 2$ з коефіцієнтом Ксі-Бені 0.38155.

1.1.4. Розв'язування практичних задач за допомогою розробленої самонавчанняї гібридної каскадної системи, що еволюціонує.

Проблема здорового харчування - одна з найактуальніших у наші дні. Повноцінне харчування передбачає споживання достатньої кількості білків, жирів, вуглеводів, вітамінів, макро- і мікроелементів для нормального функціонування організму в цілому. Багато хвороб шлунково-кишкового тракту «молодіють» - це гастрити, виразкова хвороба шлунка і різні порушення обміну речовин. Фізичне здоров'я, стан імунітету, довголіття, психічна гармонія - все це безпосередньо пов'язано з проблемою здорового харчування людини. Для студентів проблема харчування стоїть особливо гостро. У зв'язку з браком часу у студентів немає можливості дотримуватися правильного режиму прийомів їжі в кількості 3-4 разів. Також характерний в основному сидячий спосіб життя - гіподинамія. У поєднанні з незбалансованим раціоном харчування це згубно впливає на організм і його стан. Звісно, вирішення проблеми здорового харчування потребує комплексного підходу, проте інформованість - невід'ємна складова правильного підбору раціону здорового харчування. Насьогодні нескладно знайти інформацію щодо рекомендованої денної кількості калорій, білків, жирів та вуглеводів, проте важко дати оцінку конкретному прийому їжі, наприклад, придбаному у їдальні, де немає етикеток з такою інформацією. Мобільний додаток «Spoon app» може стати у нагоді, коли користувач прагне бути проінформованим щодо поживності конкретної трапези, роблячи аналіз світлин тарілки з їжею. Вхідними даними мобільного додатку є світлина, що її користувач має зробити таким чином, аби тарілка знаходилася у центрі, а також тип тарілки (звичайна, глибока, дуже глибока) аби на виході додаток мав обґрунтовану кількість калорій та поживність порції, що була зображена на світлинці.

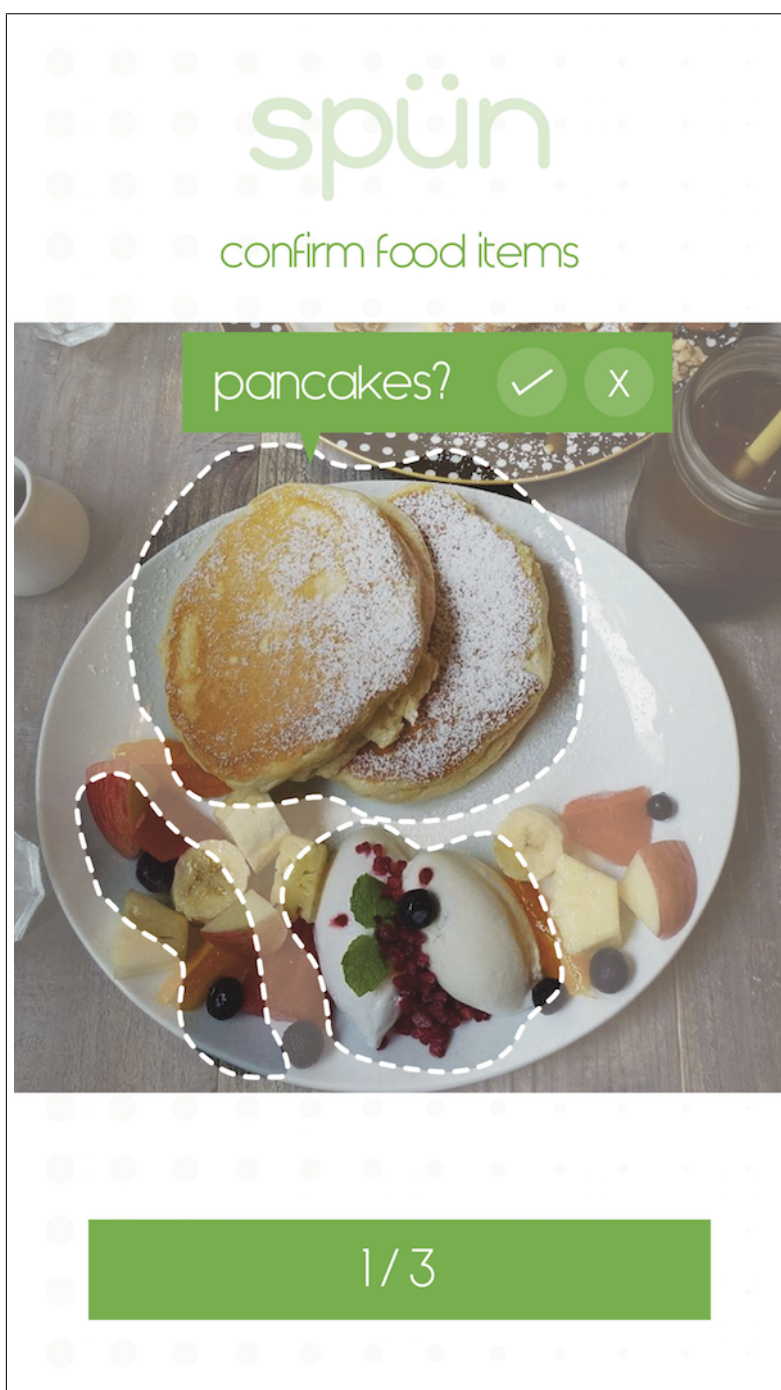


Рис. 1.16. Другий етап аналізу світлин з прийомом їжі мобільним додатком Spoon App (навчання з іпленням)

Аналіз світлин можна розбити на декілька етапів:

1. кластерування даних зображених на світлині (відбувається на стороні клієнту)
2. ідентифікація окремих складових прийому їжі: класифікація кожного зображення, після розбиття світлин на кластери на першому етапі

(відбувається на серверній стороні), визначення типу продукту за допомогою бази даних, що знаходиться на сервері, та подальше визначанні кількості калорій, співвідношення білкі, жирів та вуглеводів.



Рис. 1.17. Перший етап аналізу світлин з прийомом їжі мобільним додатком Spoon App (кластерування за умови невизначенності щодо кількості кластерів)

Другий етап у певному сенсі є навчанням з підкріпленням, адже користу-

вачеві пропонується підтвердити чи скорегувати кінцевий результат класифікації, як зображено на рис. 1.16. Проте більш цікавим нам видається саме перший етап аналізу світлин, і запропонована гібридна самонавчана система використовується саме на цьому етапі, адже вона краще від інших існуючих систем задовольняє умовам, що їх було висунуто на етапі формування технічних вимог до програмного забезпечення (Software Requirements Specifications):

- кластерування має проходити за умови невизначеності щодо кількості кластерів,
- оскільки кластерування відбувається на стороні клієнту, важливо мінімізувати обслуговальну складність алгоритму, а отже перевага надається методам послідовного кластерування.

По завершенні аналізу на першому етапі мобільний додаток попросить розбити світлин на m кластерів, як показано на рис. 1.17. Варто зауважити, що межі кластерів, що їх визначила самонавчана система, дещо відрізняються від тих, що зображені на рис. 1.17, для того, щоб користувачеві було зручніше візуально сприймати розбиття світлин на кластери, пункирні лінії, що зображують межі кластерів, на декілька міліметрів віддалені від меж дійсних кластерів, проте на сервер для подальшої класифікації відправляється світлина з розбиттям, що запропонувала система. На цьому етапі користувач може скорегувати розбиття, перетягнувши пунктирну лінію меж кластерів, чи зовсім видалити запропонований кластер. Хоча навчання з підкріпленням у прямому сенсі, відбувається лише на етапі класифікації (база даних на сервері оновлюються, коли користувач корегує результат класифікації), а на цьому етапі маємо саме навчання без учителя, це все ж таки дає змогу у певному сенсі дати оцінку кластеруванню системи: вважаємо кластерування успішним, якщо користувач не робив жодних змін до запропонованого розбиття, та неуспішним, коли розбиття було скореговане. Після бета тестування мобільного додатку маємо наступні результати:

Цікавим видається перебіг подій, коли користувач видалив один кластер,

кількість та межі кластерів залишилися незмінними	608
межі кластерів не було дещо змінено користувачем, проте кількість кластерів залишилась незмінною	61
користувач змінив кількість кластерів та межі пропонованих кластерів	52
користувач видалив кластер(и), межі пропонованих кластерів, що лишилися, незмінні	29

Таблиця 1.7

Результати бета тестування першого етапу (кластерування за умови невизначеності щодо кількості кластерів) аналізу світлини мобільним додатком «Spoon App»

проте залишим межі інших кластерів незмінними, у такому випадку, як зазначалося вище, вважається що кластерування не було успішним. Проте подальший аналіз показав, що у 90% таких випадків користувач залишив на тарілці неїстівний предмет (виделку, ложку тощо), і хоча система вірно відвела йому окремий кластер, не має сенсу класифікувати його та визначати калорійність цього предмету, тому логічно, що користувач видалив його на цьому етапі. У 10% випадків, як показав аналіз світлин з початковим кластеруванням, що запропонувала самонавчана система, та світлин після корегування користувачем, користувач свідомо видаляв складову прийому їжі, зазвичай найменш корисну (тіточко, шоколад тощо). Тому видається доцільним ці 4% світлин також віднести до таких, що були вірно розкластеровані системою (яка, проте, не бере до уваги людський фактор).

1.2. Моделювання гібридної каскадної нейро-фаззі мережі з оптимізацією пулу нейронів

Для проведення наступних чисельних експериментів (за винятком експериментів з самонавчанняю гібридною системою, що еволюціонує) було обрано такі критерії оцінки:

- MSE (Mean Squared Error, середньоквадратична похибка),
- SMAPE (Symmetric Mean Absolute Percentage Error, симетрична абсолютна процентна похибка)

Середньоквадратична похибка похибка (MSE) обчислюється наступним чином наступним образом:

1.2.1. Моделювання розширеного нейро-фаззі нейрона. Для цього експерименту датасет було сгенеровано за формулою

$$\sin(k + \sin(2k)) \text{ для } k \in [1, 600], \quad (1.1)$$

(фазовий портрет наведено на рис. 1.18).

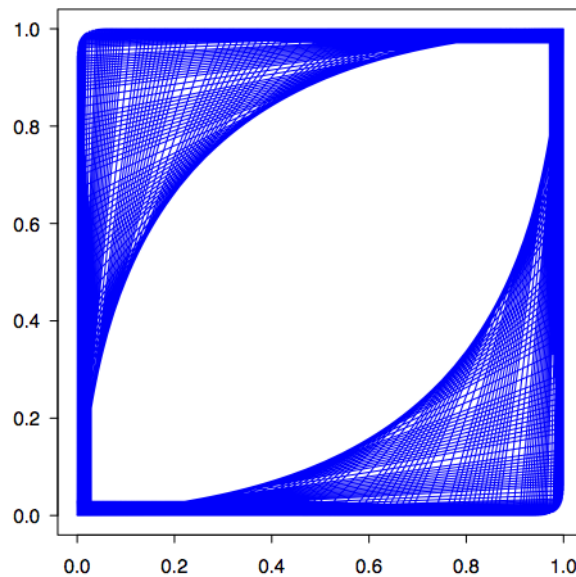


Рис. 1.18. Фазовий портрет штучно сгенерованого датасету

Результати експерименту наведено у таблиці нижче, а також проілюстровано залежність точності прогнозу від порядку висновування (рис. 1.19) та кількості функцій належності (рис. 1.20).

Inference order 0		
Membership Functions	RMSE	SMAPE
2	0.0743020867216913	3.39992930699002
3	0.07593154138757	7.7.2130842903092
4	0.0816015155371995	3.74330006151476
5	0.0899940897089563	7.28423693259539
6	0.098548606433121	4.97414996889677
Inference order 1		
Membership Functions	RMSE	SMAPE
2	0.088863162670838	2.86925982823229
3	0.107342623622113	2.61031587883906
4	0.114302161682684	2.43845462677015
5	0.121556611017793	2.21187746150696
6	0.129922583600673	2.3504927587044
Inference order 2		
Membership Functions	RMSE	SMAPE
2	0.0949715863284214	3.10116527241627
3	0.127570672613453	3.21603084937958
4	0.121809301731276	2.49191939755954
5	0.134120568445479	2.74555892364861
6	0.146724724859333	2.39716069975922
Inference order 3		
Membership Functions	RMSE	SMAPE
2	0.100666657170784	3.26456771933306
3	0.130173960343431	2.12509843555904
4	0.154580667425542	2.17237774290269
5	0.139334351692536	3.04236918521622
6	0.150497843534837	2.43818195954604

Таблиця 1.8

Точність прогнозу розширеного нео фаззі нейрону на штучно сгенерованому датасеті

Отже, як видно з таблиці **TODO table** та на рис. 1.21, можна зробити висновок, що точність прогнозу розширеного нео-фаззі нейрону вища від точності звичайного нео-фаззі нейрону (ENFN з нульовим порядком виснову-

ванням).

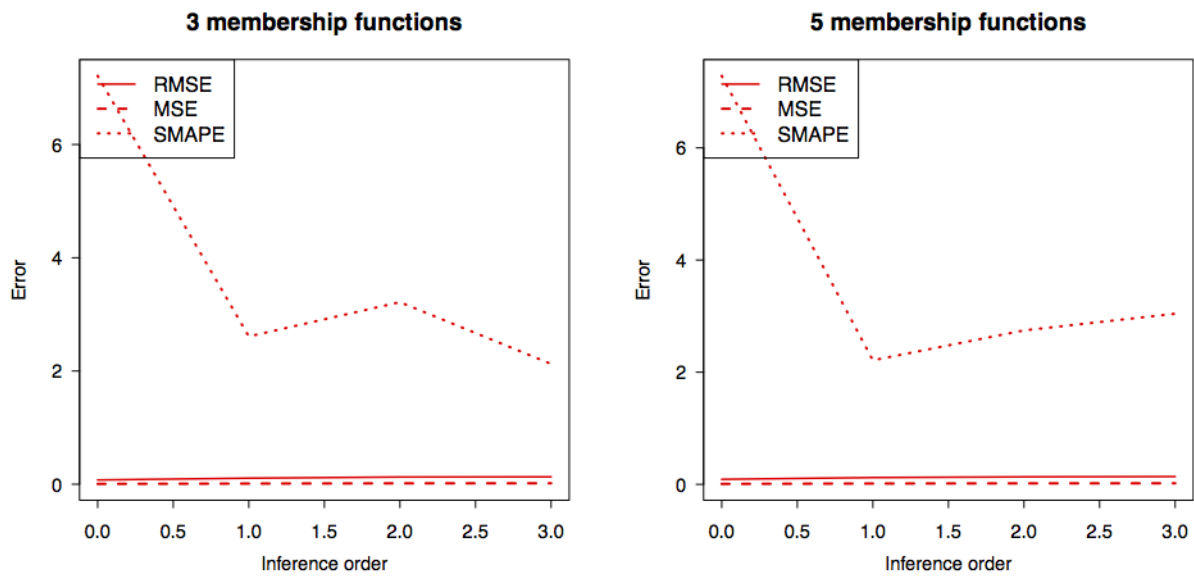


Рис. 1.19. Похибка прогнозу розширеного нео-фаззі нейрону від порядку висновування (для трьох та п'яти функцій належності)

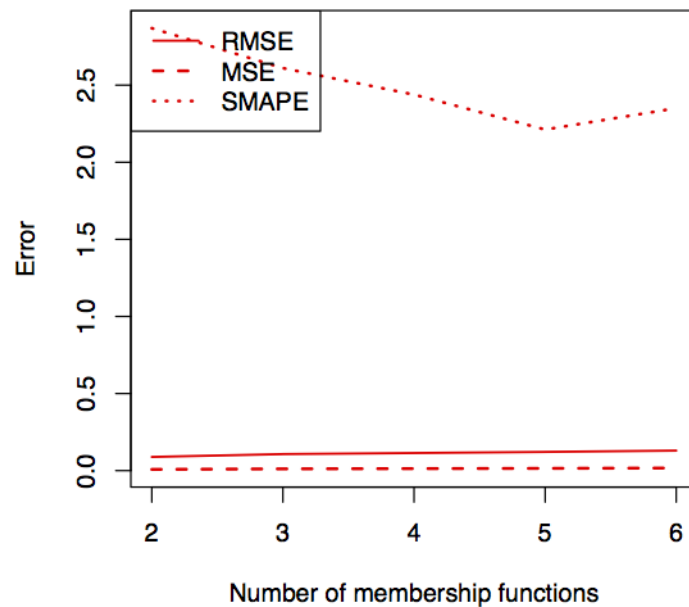


Рис. 1.20. Похибка прогнозу розширеного нео-фаззі нейрону від кількості функцій належності (порядок висновування - 2)

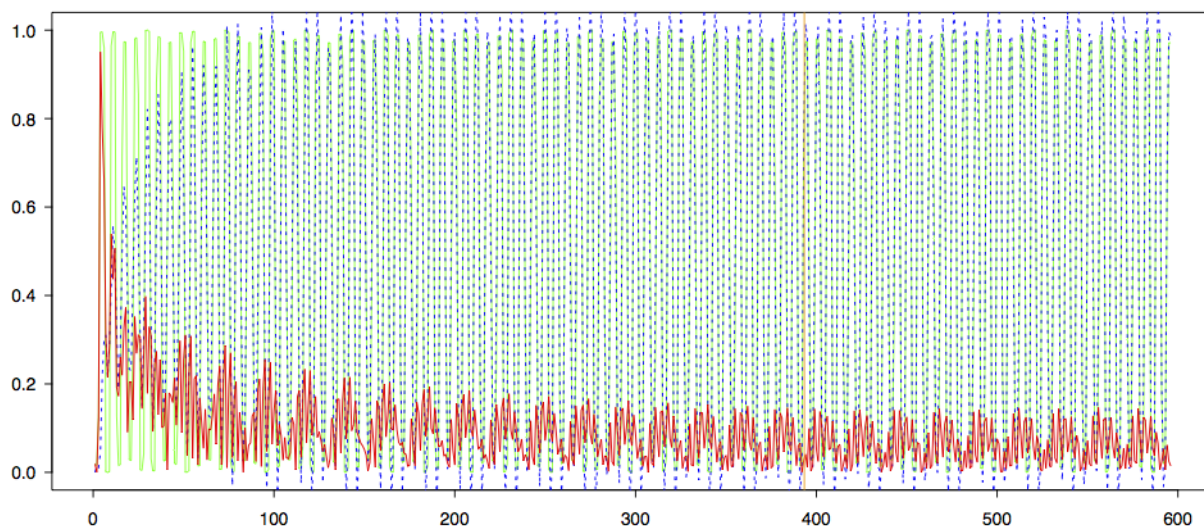


Рис. 1.21. Прогноз розширеного нео-фаззі нейрону з 3 трикутними функціями належності, що реалізує нечітке висновування 3-ого порядку (зелена лінія – шуканий сигнал, синя пунктирна лінія – проноз розширеного нео-фаззі нейрону, червона лінія – похибка; жовтобагряна вертикальна лінія позначає закінчення тренувальної частини датасету)

1.3. Моделювання гібридної каскадної нейро-фаззі мережі на розширенні нео-фаззі нейронах з оптимізацією пулу нейронів