

топології й автоматичного синтезу програм контролю. Програма забезпечує налагодження методом логіко-часового моделювання

Проектування тестової перевірки (ТП) цифрової МВІС зводиться до проектування базисної послідовності елементарних перевірок яка реалізується за допомогою контрольньо-вимірювального обладнання. Елементарна перевірка - найпростіша перевірююча операція, що реалізується за командою управляючої програми. Протягом будь-якої елементарної перевірки кожний зовнішній вивід МВІС перебуває тільки в одному логічному стані.

Трасування НВМ зводиться до нанесення електричних з'єднань між вибраними комірками з допомогою змінного шару металізації. Основою для виконання трасування є технологічне креслення - трафарет для розведення.

Процес трасування зводиться до компоновки відповідних схем бібліотечних елементів на полі трафарету і розведення виводів бібліотечних елементів згідно зі з'єднаннями за схемою.

Для автоматизованого проектування розроблено бібліотеку логічних елементів для пакета прикладних програм OrCAD.

Виконання всіх етапів проектування ВІС дає можливість отримати базові знання та практичні навички для самостійної професійної діяльності в галузі САПР.

ЛІТЕРАТУРА

1. Методичні вказівки до виконання курсової роботи з дисципліни "САПР засобів обчислювальної техніки" / Уклад. О. Н. Романюк, О.М. Рейда. - Вінниця: ВНТУ, 2010. - 38 с
2. Базовий матричний кристал https://uk.wikipedia.org/wiki/Базовий_матричний_кристал
3. Olexandr N. Romanyuk, Oksana V. Romaniuk, Volodymyr P. Maidaniuk, Olexandr M. Reyda. Large Integrated Circuit of a Linear Interpolator Based On a Basic Matrix Crystal. IV International Scientific and Practical Conference Theoretical and Applied Aspects of Device Development on Microcontrollers and FPGAs, 2022.

АДАПТАЦІЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ КОХОНЕНА ДЛЯ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ МАСШТАБОВАНИХ ОБРАЗІВ

Сяський В.А.

*кандидат технічних наук, доцент,
доцент кафедри інформаційних технологій та моделювання
Рівненський державний гуманітарний університет*

Бабич С.М.

*кандидат технічних наук, доцент,
доцент кафедри інформаційних технологій та моделювання
Рівненський державний гуманітарний університет*

Сінчук А.М.

*кандидат технічних наук, доцент,
доцент кафедри інформаційних технологій та моделювання
Рівненський державний гуманітарний університет*

Робота із даними і знаннями лежить в основі більшості завдань та рішень штучного інтелекту. Під час проектування та розробки систем штучного інтелекту дані і знання проходять аналогічну трансформацію – від більш загальних множин і відношень до більш вузьких, конкретизованих для даної предметної області. Серед задач, що виникають при цьому і потребують вирішення, одними із базових є *класифікація* та *кластеризація* образів [5]. Задача *класифікації* передбачає виявлення ознак, які максимально характеризують окремі групи об'єктів досліджуваного набору даних – *класи*. За цими ознаками вхідні образи розділяються на класи, і новий об'єкт можна віднести до того чи іншого класу. *Кластеризація* є логічним продовженням ідеї класифікації. Це завдання більш складне, оскільки самі кластери та їх характерні ознаки не є відомими наперед. Результатом кластеризації є групування об'єктів на основі їх властивостей, що характеризують сутність цих об'єктів, у *кластери*. Об'єкти всередині кластера повинні бути «схожими» один на одного і «відрізнитися» від об'єктів інших кластерів. Чим більше схожі об'єкти всередині кластера і чим більше відмінностей між кластерами, тим точніша кластеризація.

Для вирішення задач класифікації та кластеризації поряд з іншими методами широко використовуються нейронні мережі [3]. Хороші результати демонструють *мережі зустрічного поширення (Counter Propagation)*, що відноситься до багатошаркових мереж [6]. На відміну від багатьох моделей *мереж прямого поширення сигналу (Feed Forward)*, зокрема тих, що навчаються за *процедурою зворотного поширення похибки (Back Propagation)*, у яких окремі шарочки є однотипними, у мережах зустрічного поширення – два шарочки різного типу (*Кохонена* і *Гросберга*). Вважається, що нейронні мережі, які поєднують в якості будівельних блоків різні нейропарадигми, по архітектурі більш близькі до мозку людини, ніж однорідні структури. Каскадні з'єднання модулів різної спеціалізації дозволяють виконувати складні інтелектуальні обчислення. Основну класифікуючу функцію у таких мережах реалізує шарочок Кохонена.

У своїй найпростішій реалізації шарочок Кохонена функціонує за правилом «переможець отримує все» [2]. Це означає, що для деякого вхідного образу \bar{X} лише один нейрон-переможець активується, а всі решта нейрони перебувають у пасивному стані. В якості переможця обирається той із нейронів, у якого значення суми зважених вхідних сигналів найбільше. Цей визначальний принцип функціонування дозволяє шарочку Кохонена розподіляти вхідні вектори в групи подібних між собою – кластери. Адже, якщо деякий вхідний образ активує якийсь нейрон-переможець, то всі подібні до нього образи даватимуть аналогічний результат. Звичайно, що відмінні образи вже не даватимуть такого самого результату – швидше за все вони активуватимуть іншого переможця. Таким чином, у результаті самонавчання шарочок Кохонена отримує здатність не лише групувати подібні образи в спільні кластери, а й розділяти несхожі образи у різні кластери.

Класичний алгоритм навчання прошарку Кохонена передбачає локалізацію векторів ваг його нейронів серед сукупності векторів образів, що утворюють спільний кластер. Щоб для вхідного образу \vec{X} гарантувати активацію деякого нейрона-переможця j , потрібно, щоб його вектор ваг \vec{W}^j був найближчим до вектора \vec{X} серед векторів ваг усіх нейронів Кохонена. Так само близьким має бути вектор ваг \vec{W}^j до інших образів, що подібні до \vec{X} .

Скалярний добуток векторів можна вважати мірою подібності між ними, якщо розглядаються вектори однакової довжини. Тому в кластерному аналізі прийнято припущення про *правильність вибору масштабів і одиниць вимірювання ознак* [4]. Через неоднорідність одиниць вимірювання неможливо коректно встановити відстані між об'єктами. При розрахунках відстаней між образами у просторі їх ознак змінна, що має значно більше значення, буде домінувати над змінними з малими значеннями. Ця проблема вирішується за допомогою попередньої *стандартизації змінних*. *Стандартизація* або *нормалізація* приводить значення всіх перетворених змінних до єдиного діапазону значень шляхом вираження через відношення цих значень до якоїсь величини, що відображає певні властивості конкретної ознаки. Якщо всі образи привести до деякої спільної довжини, наприклад, одиничної, то визначальним критерієм подібності або відмінності векторів буде лише кут між ними.

Ця операція є оправданою і корисною, коли обробляються образи-вектори не лише різної довжини, а й різних напрямів. Оскільки нормалізація приводить вектори до спільної одиничної довжини, то всі вони розміщуються на одиничному колі (сфері, гіперсфері). При цьому подібні нормалізовані образи утворюватимуть скупчення точок на ньому – свого роду проєкції кластерів на одиничне коло. Якщо ж розглядаються колінеарні образи-вектори різної довжини (відповідні компоненти пропорційні), то при нормалізації всі вони опиняться в одній точці на одиничному колі. У результаті ціла множина різних векторів буде зведена фактично до одного вектора. І, як наслідок, декілька відмінних кластерів образів, що локалізовані на різних відстанях від початку координат, але вздовж одного напрямку, будуть зведені в один єдиний кластер.

Вирішення зазначених проблем можна здійснювати шляхом збільшення розмірності простору ознак образів. Проте є певні особливості. Спроба ввести в якості додаткового компонента у вектор образа його довжину не дасть бажаного результату. Адже довжина теж виявиться пропорційною, і при нормалізації таких розширених пропорційних векторів усі вони знову опиняться в одній точці на одиничному колі.

Тому пропонується скористатися аналогією із геометричною інтерпретацією комплексних чисел на так званій сфері Рімана [1]. Точніше, таку аналогію доцільно застосувати до більш простого об'єкта – кола радіуса $1/2$, що дотикається зверху до числової осі Ox в точці O (Рис. 1). У прямокутній системі координат $\xi O \zeta$ на цей двовимірний об'єкт стереографічно проєктуються точки одновимірного простору дійсних чисел: точки, обмежені інтервалом $-1 < x < 1$,

потрапляють на нижнє півколо, точки зовні цього інтервалу – на верхнє півколо, а точки $x = -1$ та $x = 1$ відображаються в екваторіальні точки $(-1/2; 1/2)$ та $(1/2; 1/2)$ відповідно.

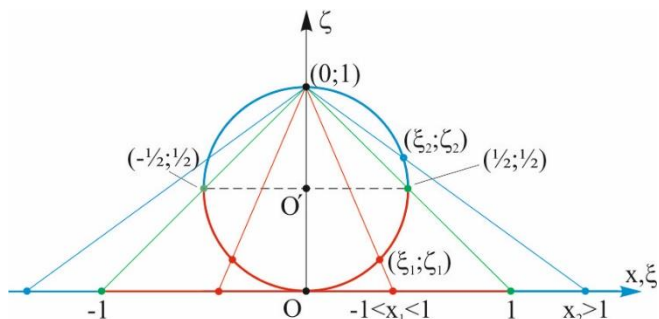


Рис. 1. Стереографічна проєкція числової осі на коло

Сфера Рімана радіуса $1/2$ дотикається зверху до числової площини xOy в точці O . У прямокутній системі координат $\xi\eta\zeta$ з центром у точці O на цей тривимірний об'єкт стереографічно проєктуються точки двовимірної комплексної площини: точки з внутрішності одиничного кола потрапляють на нижню півсферу, точки зовні одиничного кола – на верхню півсферу, а точки з одиничного кола опиняються на екваторі.

Аналогічним чином проводиться розширення розмірності й у випадках більшої кількості компонентів векторів. Оскільки образ – це точка в N -вимірному просторі, який можна умовно вважати числовою віссю, то побудова гіперсфери – це фактично побудова гіперкола над основним простором.

Запропонований підхід дозволяє розділити групи образів із пропорційними компонентами: вектори з довжинами менше одиниці будуть локалізуватися в нижній частині гіперсфери, вектори з довжинами більше одиниці – у верхній частині гіперсфери, а одиничні вектори будуть відображатися на екватор. Головне, що всі проєкції опиняться на гіперсфері радіуса $1/2$, яку легко привести до одиничної. Так само нескладно перемістити початок координат у центр гіперсфери.

Варто зазначити, що різні образи-вектори, які суттєво віддалені від початку координат, у результаті такого відображення опиняться поряд в околі північного полюса гіперсфери. Це може привести до хибного результату – об'єднання їх у спільний кластер. Тому здійснено адаптацію алгоритму навчання мережі Кохонена для розширеного простору ознак образів. З цією метою для визначального принципу функціонування нейронної мережі змінено критерій вибору переможця: для одиничних векторів ваг нейронів Кохонена гіперсфери визначаються їх прообрази у реальному просторі ознак; обирається той нейрон, для якого отримана точка є найближчою до вхідного образу.

Модельні обчислювальні експерименти засвідчили високу ефективність запропонованої модифікації алгоритму навчання мережі Кохонена. Для різних варіантів вхідних образів оцінювалися як точність кластеризації, так і швидкість навчання. Також проведено порівняльний аналіз результативності із класичним варіантом алгоритму навчання Кохонена, що підтримується пакетами прикладних програм Matlab Neural Network Toolbox та Statistica.

ЛІТЕРАТУРА

1. Гольдберг А. А., Шеремета М. М., Заболоцький М. В., Скасків О. Б. Комплексний аналіз. Львів: Афіша. 2008. 203с.
2. Кохонен Т. Самоорганізуючі карти / пер. с англ. В. Агеев; под ред. Ю. Тюменцева. Москва: Бином. 2008. 656 с.
3. Лещинський О. Л., Іщенко А. О. Використання нейромереж у процесі інтелектуального (кластерного) аналізу даних. *Економіка і суспільство*. 2017. Вип. № 11. С. 578–581.
4. Марченко О. О., Россада Т. В. Актуальні проблеми Data Mining: Навчальний посібник для студентів факультету комп'ютерних наук та кібернетики. Київ. 2017. 150 с.
5. Рассел С., Норвінг П. Искусственный интеллект: современный подход. Москва: Издательский дом «Вильямс», 2006. 1408 с.
6. Руденко О. Г., Бодянский Є. В. Штучні нейронні мережі: Навч. посібник. Харків: ТОВ «Компанія СМІТ». 2006. 404 с.

СИСТЕМА MOODLE ЯК БАЗИС ДИСТАНЦІЙНОГО НАВЧАННЯ У ВИЩИХ НАВЧАЛЬНИХ ЗАКЛАДАХ

Токарєва І. А.,

кандидат технічних наук, доцент,

доцент кафедри інженерно-авіаційного забезпечення

*Харківського національного університету Повітряних Сил
імені Івана Кожедуба*

На сучасному етапі інформаційної революції та швидкого технологічного розвитку важливо адаптувати освітній процес у вищих навчальних закладах до нових вимог суспільства і ринку праці. Однією з актуальних тенденцій сьогодення є зростання попиту на гнучкі та доступні освітні програми, зокрема дистанційно, що дозволяють студентам самостійно визначати темп і місце навчання. Ефективне керування дистанційним освітнім процесом можливе завдяки непинному розвитку інформаційних технологій.

Moodle – інтерактивне середовище яке дозволяє не лише давати студентам необхідний контент, контролювати активність, час їх роботи в системі, а і забезпечує зворотній зв'язок між студентами та викладачем. У цьому контексті система Moodle як базис дистанційного навчання є одним з ключових інструментів, який відкриває величезні можливості для користувачів без прив'язки до просторових та часових обмежень.

Система Moodle набула широкого розповсюдження завдяки своїм можливостям сприяти ефективній організації, взаємодії та оптимізації навчального процесу. Вона надає можливість використання різноманітних інструментів для навчання та оцінювання, сприяючи активній співпраці між викладачами та студентами. Зростаючий інтерес до використання системи Moodle у вищих навчальних закладах обумовлює потребу глибокого