

Жученко О.А.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Коротинський А.П.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Хібеба М.Г.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

РОЗРОБКА РОБАСТНИХ СИСТЕМ АВТОМАТИЧНОГО КЕРУВАННЯ НА ОСНОВІ ПРИНЦИПУ ВИКЛЮЧЕННЯ

Робота спрямована на дослідження можливості застосування принципу виключення під час розроблення автоматизованих робастних систем керування. Авторами праці обґрунтовано необхідність та доцільність застосування дропаута в процесі розробки систем автоматичного керування та подальшого усереднення ансамблю регуляторів як способу синтезу робастного регулятора будь-якого типу чи структури.

Авторами роботи доведена можливість застосування прорідження як способу представлення невизначеного об'єкта шляхом ймовірнісної зміни параметрів моделі, наведено недоліки та переваги такого підходу. Також, відповідно до структур моделі, отриманих внаслідок прорідження, в роботі проведено узагальнення ансамблю оптимальних регуляторів у робастний регулятор.

Отриманий узагальнений ансамбль регуляторів враховує всі особливості проміжних оптимальних регуляторів, а можливість його узагальнення від різної кількості проріджених об'єктів та встановлення відповідних ваг визначає його точність та робастність.

Для сформованого невизначеного об'єкта шляхом прорідження розроблено робастний ПІД-регулятор та ПІД-регулятор на основі узагальнення ансамблю. З метою дослідження ефективності запропонованого підходу розроблення регуляторів у роботі наведено порівняльне дослідження роботи робастного ПІД-регулятора та ПІД-регулятора на основі дропаут. Ефективність роботи оцінювалась за допомогою середньої квадратичної помилки відхилення від завдання.

З результатів роботи розроблених регуляторів зроблено висновок, що узагальнений регулятор на основі дропаут об'єкта, відповідно до заданого критерію забезпечує кращу роботу порівняно з робастним ПІД-регулятором. З п'яти тестових варіантів чотири рази перевагу отримував узагальнений регулятор, тобто у 80% випадків.

Сформовано напрями подальших досліджень, а саме: дослідження оптимальної кількості «проріджених» об'єктів; дослідження можливості перенасичення структури кількістю «проріджених» об'єктів.

Ключові слова: дропаут, прорідження, робастні системи керування, невизначений об'єкт, усереднення ансамблю.

Постановка проблеми. Випадок у системі керування має точний математичний опис, є ідеалізованим. У реальних задачах неминуче присутня невизначеність зумовлена тим фактом, що реальні фізичні системи і навколишні умови, в яких вони працюють, не можуть бути змодельовані абсолютно точно, вони можуть змінюватися непередбачуваним чином і піддаватися всіляким збуренням.

Для адекватного опису багатьох реальних об'єктів в їх математичні моделі включають неви-

значені параметри, що змінюються в заданих інтервалах, а також нелінійні характеристики чи навіть цілі динамічні блоки, які точно невідомі.

Ідея застосування дропаута в процесі розробки автоматичних системах керування базується на способі представлення невизначеного об'єкта через ймовірнісну зміну його параметрів або цілих блоків та усереднення синтезованих для кожного варіанта представлення об'єкта регуляторів (усереднення ансамблю регуляторів) задля отримання в результаті робастного регулятора.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Виключення (*dropout*) – це техніка для вдосконалення нейронних мереж шляхом зменшення перенавчання. Стандартне навчання зі зворотним розповсюдженням створює крихкі ко-адаптації, які працюють для навчальних даних. Випадкове виключення руйнує ці адаптації, роблячи присутність якогось конкретного прихованого блоку ненадійним [1].

Термін «*dropout*» (вибивання, вибирання, виключення) характеризує відключення визначеного відсотка випадкових нейронів на різних епохах під час навчання нейронної мережі. Це дуже ефективний спосіб усереднення моделей у нейронних мережах. У результаті більш навчені нейрони отримують у мережі більшу вагу [2–3].

Прорідження (*dropout*) – один із найбільш поширених та ефективних прийомів регуляризації нейронних мереж. Прорідження, що застосовується до шару, полягає у видаленні випадково вибраних ознак на етапі навчання. На етапі тестування прорідження не проводиться, замість того вихідні значення рівня зменшуються на коефіцієнт, що дорівнює коефіцієнту прорідження, для того щоб компенсувати різницю активності ознак на етапі тестування та навчання [4].

З аналізу останніх досліджень та публікацій слідує, що дропаут/прорідження – один із найбільш поширених способів представлення об'єкта в різноманітних його формах з урахуванням ймовірності утворення цієї структури. Аналіз літератури показав, що дропаут застосовується лише для регуляризації нейронних мереж, хоча межі можливостей його застосування значно більші. З огляду на вищесказане доцільним може бути використання прорідження як техніки для представлення невизначених об'єктів в автоматизації та подальшого використання в процесі синтезу адаптивних чи робастних систем.

Постановка завдання. Метою роботи є дослідження можливості застосування прорідження як способу ймовірнісної зміни параметрів моделі в процесі моделювання невизначеного об'єкта, узагальнення ансамблю оптимальних регуляторів у робастний регулятор відповідно до структур моделі, отриманих внаслідок прорідження, дослідження ефективності роботи запропонованого підходу в процесі синтезу робастних регуляторів.

Виклад основного матеріалу.

Dropout та нейронні мережі. Виключення, або дропаут (від англ. *dropout*) – метод регуляризації штучних нейронних мереж, призначений для запобігання перенавчання мережі [5]. Головна ідея *dropout* – замість навчання однієї глибокої

нейронної мережі (Deep Neural Network, DNN) навчити ансамбль кількох DNN, а потім усереднити отримані результати [6].

Наприклад, давайте для кожного нейрона (крім останнього, вихідного шару) встановимо деяку ймовірність p , з якою він буде викинутий із мережі. Алгоритм навчання змінюється таким чином: на кожному новому тренувальному прикладі x для кожного нейрона приймається рішення щодо його виключення з мережі з ймовірністю p , і залежно від результату або використовуємо нейрон як зазвичай, або встановлюємо його вихід завжди таким, що дорівнює нулю. Далі все відбувається без змін; нуль на виході призводить до того, що нейрон фактично випадає з графа обчислень [7].

Приклад дропаута показаний на рис. 1, де зображена тришарова нейронна мережа з п'ятьма входами і трьома шарами по три нейрона. На вихідному шарі дропаут зазвичай не роблять: нам потрібен вихід певної розмірності, і всі його компоненти зазвичай потрібні. А на проміжних, прихованих шарах дропаут можна застосувати: на рис. 1 видно, як кожен новий тренувальний приклад x , навчає вже трошки іншу мережу, де частина з'єднань викинута [7].

Основне завдання на цьому етапі полягає в наданні відповіді на питання про те, як же потім застосувати навчену мережу. На перший погляд здається, що потрібно знову провести *sampling* (відбір вибірки або вибирання, англ. *sampling* – узагальнена назва методів маніпулювання початковою вибіркою при певній меті моделювання, які дають змогу виконати структурно-параметричну ідентифікацію найкращою статистичною моделлю стаціонарного випадкового процесу [8]) великої кількості «проріджених» мереж, розраховувати їх результати та усереднити. Але насправді великої обчислювальної складності тут немає, усереднення буде еквівалентне застосуванню мережі, в якій жодні нейрони не викинуті, але вихід кожного нейрона помножений на ймовірність $q=1-p$, з якою нейрон залишали під час навчання.

Як було зазначено, Dropout вимикає нейрони з ймовірністю p і, відповідно, залишає їх включеними з ймовірністю q . Ймовірність виключення кожного нейрона однакова [6].

За умови, що

– $h(x) = x \cdot W + b$ – лінійна проєкція вхідного вектора x на простір вихідних значень;

– $a(h)$ – функція активації,

застосування Dropout до цієї проєкції на етапі навчання можна уявити як змінену функцію активації:

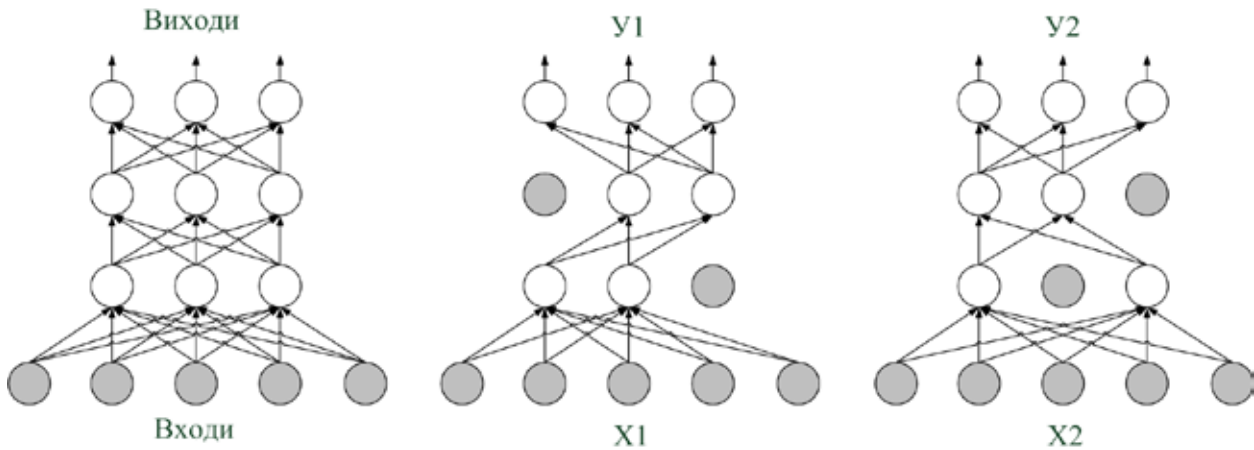


Рис. 1. Приклад роботи дропаута

$$f(h) = D \odot a(h),$$

де $D = (X_1, \dots, X_n)$ – вектор випадкових величин X_i , розподілених за законом Бернуллі.

Очевидно, що ця випадкова величина ідеально відповідає Dropout, застосованого до одного нейрона. Застосування Dropout до i -го нейрона буде мати значення [6]:

$$O_i = X_i a\left(\sum_{k=1}^{d_i} w_k x_k + b\right) = \begin{cases} a\left(\sum_{k=1}^{d_i} w_k x_k + b\right) & \text{якщо } X_i = 1 \\ 0 & \text{якщо } X_i = 0 \end{cases}$$

Оскільки на етапі навчання нейрон залишається в мережі з ймовірністю q , на етапі тестування нам необхідно емулювати поведінку ансамблю нейронних мереж, використаного в процесі навчання. З цією метою автори пропонують на етапі тестування помножити функцію активації на коефіцієнт q . Таким чином [6]:

на етапі навчання:

$$O_i = X_i a\left(\sum_{k=1}^{d_i} w_k x_k + b\right)$$

на етапі тестування:

$$O_i = qa\left(\sum_{k=1}^{d_i} w_k x_k + b\right)$$

Застосування Dropout у системах автоматичного керування. Представлення невизначеного об'єкта шляхом ймовірнісної зміни його параметрів має низку переваг, основною з яких є можливість ймовірнісної характеристики об'єкта при різних варіантах його розкиду. Наприклад, номінальний опис роботи об'єкта має ймовірність 80%, а два граничних – по 10%. Таким чином, моделювання об'єкта набуває інший вигляд: по-перше, розстановка ймовірностей у такому разі має реалізовуватись спеці-

алістом у цій області, тобто ми переходимо до експертних систем; по-друге, за наявності експериментальних значень можливе проведення оптимізації цих коефіцієнтів для більш точного опису об'єкта, а це своєю чергою переводить нас до розділу оптимізації.

Оскільки синтез регулятора фіксованого об'єкта визначається рішенням однієї математичної задачі, то у разі невизначеного об'єкта з'являється набір відповідних задач, які відповідають можливим значенням q , що належить заданій допустимій множині Q (множині невизначеності). Усереднення ансамблю регуляторів призводить до певного узагальнення властивостей кожного з них, що своєю чергою і є вирішенням задач на певній допустимій множині Q , тобто до синтезу робастних регуляторів.

Не менш важливим може бути той факт, що у разі ймовірнісного представлення невизначеного об'єкта з використанням дропаута можливе вичленення певних динамічних характеристик об'єкта та визначення необхідності синтезу іншого по структурі або принципу регулятора для цього варіанту. Отже, постає питання про об'єднання регуляторів різних типів.

Є недолік у запропонованого підходу: всі синтезовані проміжні регулятори будуть оптимальними відповідно до свого представлення об'єкта, проте це не означає, що кінцевий результат забезпечить задані умови оптимальності.

Реалізація регулятора на базі Dropout. Розглянемо невизначений об'єкт, представлений у вигляді:

$$G(s) = \frac{s+1}{a_0 + a_1s + a_2s^2},$$

$$0.8 \leq a_0 \leq 1.2; \quad 0.1 \leq a_1 \leq 0.4; \quad 0.8 \leq a_2 \leq 1.2;$$

Задля подальшого порівняння для цього об'єкта синтезовано робастний ПІД-регулятор із наведеними налаштуваннями: $P=2.013$; $I=1.556$; $D=0.272$; $N=2.57$.

Результати роботи системи керування на базі робастного ПІД регулятора наведено на рис. 2.

Представимо наведений вище об'єкт у вигляді:

$$\frac{s+1}{a_0(p)+a_1(p)s+a_2(p)s^2},$$

де з ймовірністю p коефіцієнти a_0, a_1, a_2 приймають випадкові значення із заданих діапазонів.

Отже, для кожного з штучно сформованих об'єктів можна синтезувати свій оптимальний регулятор, у цьому разі ПІД-регулятор. Узагальнення вихідного сигналу регулятора можна розглядати як:

$$u = \sum_{k=1}^n q_n PID_n(e)$$

Для описаного об'єкта сформуємо проміжні об'єкти та синтезуємо оптимальні ПІД-регулятори. Результати наведені в табл. 1.

Синтезовані регулятори були узагальнені як ансамбль регуляторів. Результати роботи синтезованого робастного регулятора на базі дропаут наведено на рис. 3.

Оцінити результати роботи розроблених регуляторів досить складно, для всіх 100 випадкових об'єктів обидва регулятори забезпечують вихід на усталений рівень. В обох випадках присутня наявність перерегулювання, що зумовлена алгоритмом налаштування регуляторів. Для робастного ПІД-регулятора характерне менше перерегулювання, проте для дропаут ПІД-регулятора швидкість виходу на усталений рівень більша, що, на думку автора, забезпечується саме налаштуванням оптимальних регуляторів для «проріджених» об'єктів.

Результати роботи синтезованого на базі дропаут регулятора були порівняні за допомогою середньої квадратичної помилки відхилення від завдання на п'яти випадкових об'єктах та наведені в табл. 2.

Таблиця 2

Результати порівняння роботи синтезованих регуляторів

N	Робастний ПІД-регулятор	Дропаут ПІД-регулятор
1	0,0121	0,011481
2	0,011868	0,011897
3	0,0121	0,0115
4	0,012074	0,01186
5	0,011803	0,011572

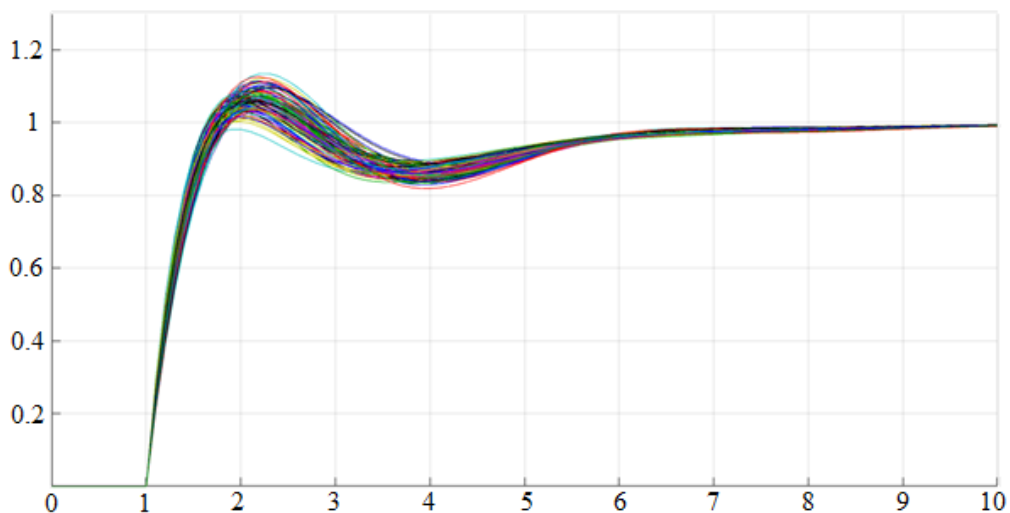


Рис. 2. Результати роботи системи керування на базі робастного ПІД-регулятора

Таблиця 1

«Проріджені об'єкти» та відповідні їм регулятори

N	q	a_0	a_1	a_2	P	I	D	N
1	0.2	0.8	0.1	0.8	3.195	2.44	0	100
2	0.2	1	0.2	1	1.81	1.627	0.39	7.28
3	0.2	1.2	0.4	1.2	1.09	1.158	0.21	17.63
4	0.2	0.9	0.3	1.1	0.969	0.833	0.25	16.54
5	0.2	1.1	0.1	0.9	3.936	3.463	-0.003	17.48

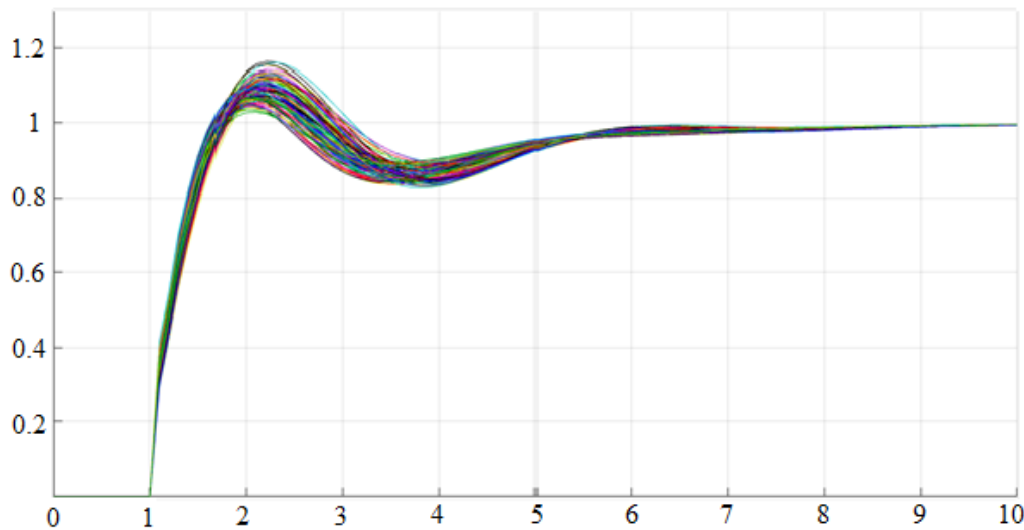


Рис. 3. Результати роботи системи керування на базі дропаут ПІД-регулятора

Висновки. З результатів роботи розроблених регуляторів зроблено висновок, що відповідно до заданого критерію дропаут регулятор забезпечує кращу порівняно з робастним ПІД-регулятором роботу. З п'яти тестових варіантів у чотирьох (тобто у 80%) значення критерію для дропаут регулятора менше.

На думку автора, в разі збільшення кількості «проріджених» об'єктів можливе забезпечення

більшого відсотку кращої роботи регулятора. Це своєю чергою зумовлює актуальність проведення подальшого дослідження щодо оптимальної кількості «проріджених» об'єктів.

Питання дослідження оптимальної кількості «проріджених» об'єктів також зумовлює питання про можливість перенасичення структури кількістю «проріджених» об'єктів.

Список літератури:

1. Srivastava N., Hinton G., Krizhevsky A., Sutskever I., Salakhutdinov R. (2014) Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting. *Journal of Machine Learning Research*. 15. 1929–1958.
2. Hinton G., Srivastava N., Krizhevsky A., Sutskever I., Salakhutdinov R., Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors, arXiv:1207.0580 (2012).
3. Warde-Farley D., Goodfellow I., Courville A., Bengio Y., An empirical analysis of dropout in piecewise linear networks, arXiv:1312.6197 [stat.ML] (2013-12-20).
4. Шолле Франсуа Глубокоє обучение на Python. Санкт-Петербург : Питер, 2018. 400 с.: ил. (Серия «Библиотека программиста»)
5. Вікіпедія: вільна енциклопедія. URL: [https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%92%D0%B8%D0%BA%D0%BB%D1%8E%D1%87%D0%B5%D0%BD%D0%BD%D1%8F_\(%D0%BD%D0%B5%D0%B9%D1%80%D0%BE%D0%BD%D0%BD%D1%96_%D0%BC%D0%B5%D1%80%D0%B5%D0%B6%D1%96\)](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%92%D0%B8%D0%BA%D0%BB%D1%8E%D1%87%D0%B5%D0%BD%D0%BD%D1%8F_(%D0%BD%D0%B5%D0%B9%D1%80%D0%BE%D0%BD%D0%BD%D1%96_%D0%BC%D0%B5%D1%80%D0%B5%D0%B6%D1%96))
6. Paolo Galeone Analysis of Dropout / P. Galeone's blog. URL: <https://habr.com/ru/company/wunderfund/blog/330814/>
7. Николенко С., Кадури А., Архангельская Е. Глубокоє обучение погружение в мир нейронных сетей. Санкт-Петербург : Питер, 2018. 480 с.: ил. (Серия «Библиотека программиста»)
8. Lance, P. & Hattori, A. (2016). Sampling and Evaluation. Web: MEASURE Evaluation. pp. 6–8, 62–64.

Zhuchenko O.A., Korotynskiy A.P., Khibeba M.H. DEVELOPMENT OF AUTOMATIC ROBUST CONTROL SYSTEMS BASED ON DROPOUT PRINCIPLE

The work is aimed at researching the possibility of applying the dropout principle in the automated robust control systems development. The authors substantiate necessity and expediency of using dropout in the automatic control systems development and further regulators ensemble averaging, as a method for any type or structure robust regulator synthesis.

The authors prove the possibility of using thinning as a way to represent an indefinite object by the model parameters probabilistic change, the disadvantages and advantages of this approach are given. Also, in accordance with model structures obtained as a dropout result, the averaging of optimal regulators ensemble into a robust regulator is carried out in the work.

The resulting generalized regulators ensemble takes into account all the intermediate optimal regulators features, and the possibility of generalizing it from a different number of non-dropped objects and setting the appropriate weights determines its accuracy and robustness.

A robust PID controller and a PID controller based on the ensemble generalization have been developed for the indefinite object formed by dropout. A comparative research of robust PID controller and PID controller based on dropout was made to study the proposed regulators development approach effectiveness. The work efficiency was evaluated using the standard deviation from the task error.

From the developed controllers results, it was concluded that the generalized controller based on the object “dropout” provides better performance compared to the robust PID controller, according to the specified criteria. The generalized regulator prevailed four times from the five test objects, ie in 80% of cases.

The further research areas have been formed, namely: the “thinned” objects optimal number research; the possibility of the structure oversaturation with the number of “thinned” objects research.

Key words: dropout, thinning, robust control systems, undefined object, ensemble averaging.