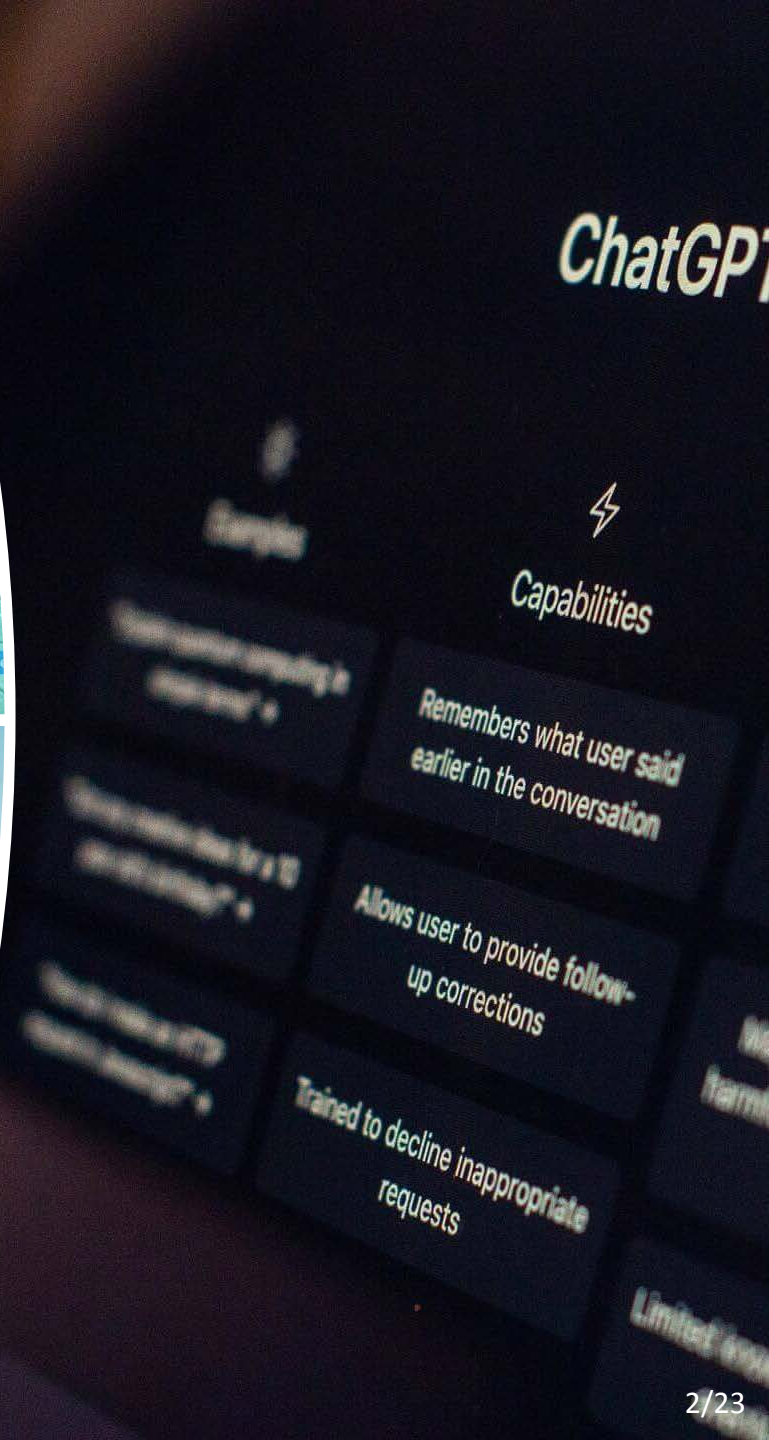
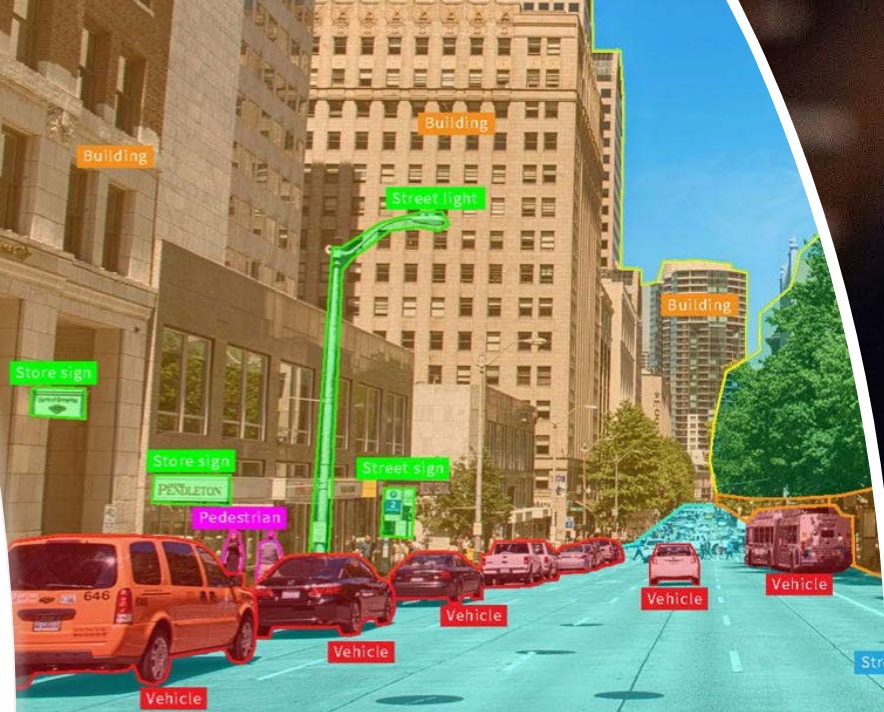


Презентація кваліфікаційної роботи на  
тему «Класифікація зображень за  
допомогою мереж Колмогорова-  
Арнольда»

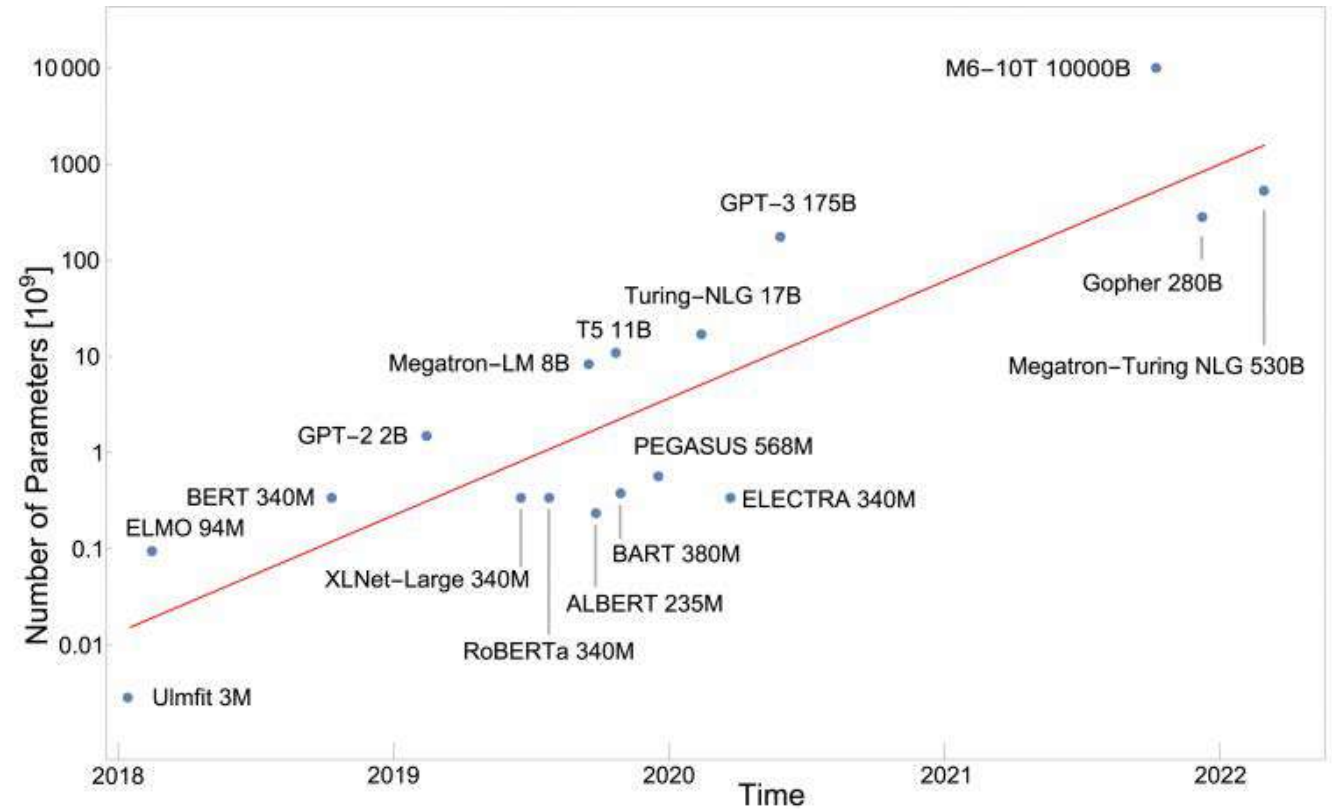
Виконав студент 4-го курсу спеціальності «Прикладна математика»  
Вітиск Владислав Олександрович

Науковий керівник: к.ф.-м.н., доцент, доцент кафедри математики  
Швай Н. О.

# Вступ



# Проблеми нейронних мереж



*Зростання кількості параметрів  
моделей*

# Мета

- Розглянути теоретичне підґрунтя мереж Колмогорова-Арнольда
- Створити моделі для задач класифікації зображень.
- Оцінити ефективність і здатність до масштабування цих мереж для точної класифікації зображень у різноманітних наборах даних, що сприятиме прогресу в машинному навчанні та комп'ютерному зорі.

Огляд основних означень,  
тверджень та принципів, що  
пов'язані з мережами Колмогорова-  
Арнольда

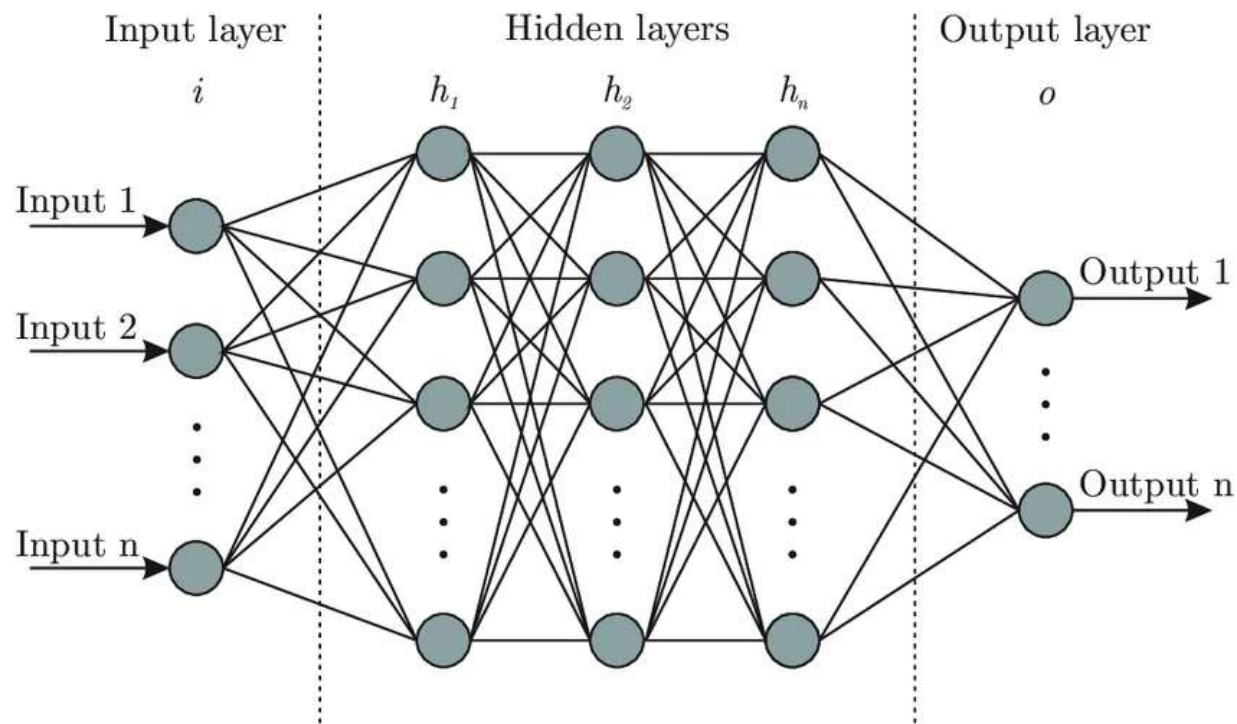
---

# Мережі Колмогорова-Арнольда

**Теорема** (Колмогорова-Арнольда). Якщо  $f$  - неперервна функція багатьох змінних, то  $f$  можна записати як скінченну композицію функцій однієї змінної та бінарної операції додавання.

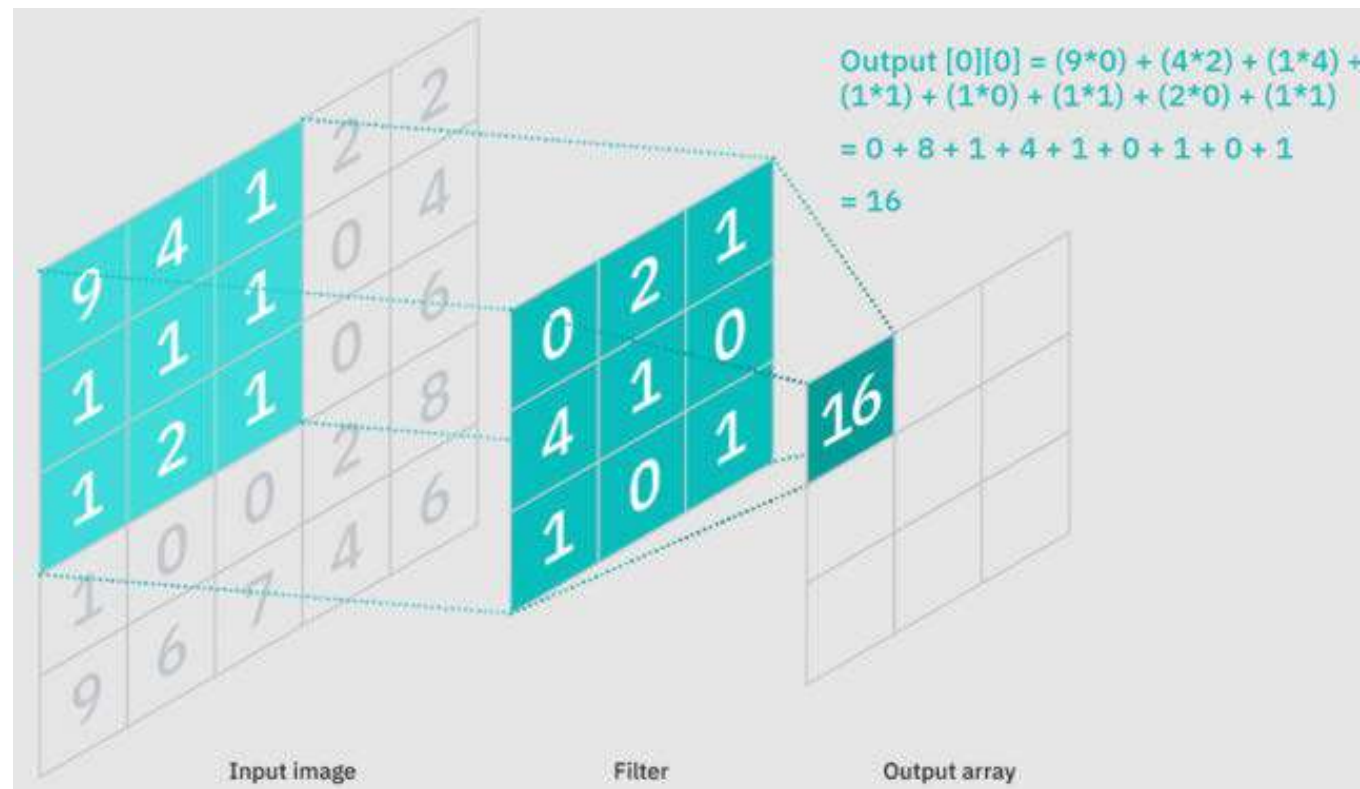
$$f(x) = f(x_1, \dots, x_n) = \sum_{q=1}^{2n+1} \Phi_q \left( \sum_{p=1}^n \phi_{q,p}(x_p) \right)$$

де,  $\phi_{q,p} : [0, 1] \rightarrow \mathbb{R}$  та  $\Phi_q : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$



Структура повнозв'язної мережі

# Згорткові мережі



Приклад роботи згортки

# Тренування мереж для задачі класифікації зображень

# УМОВИ тренування та оцінки результатів

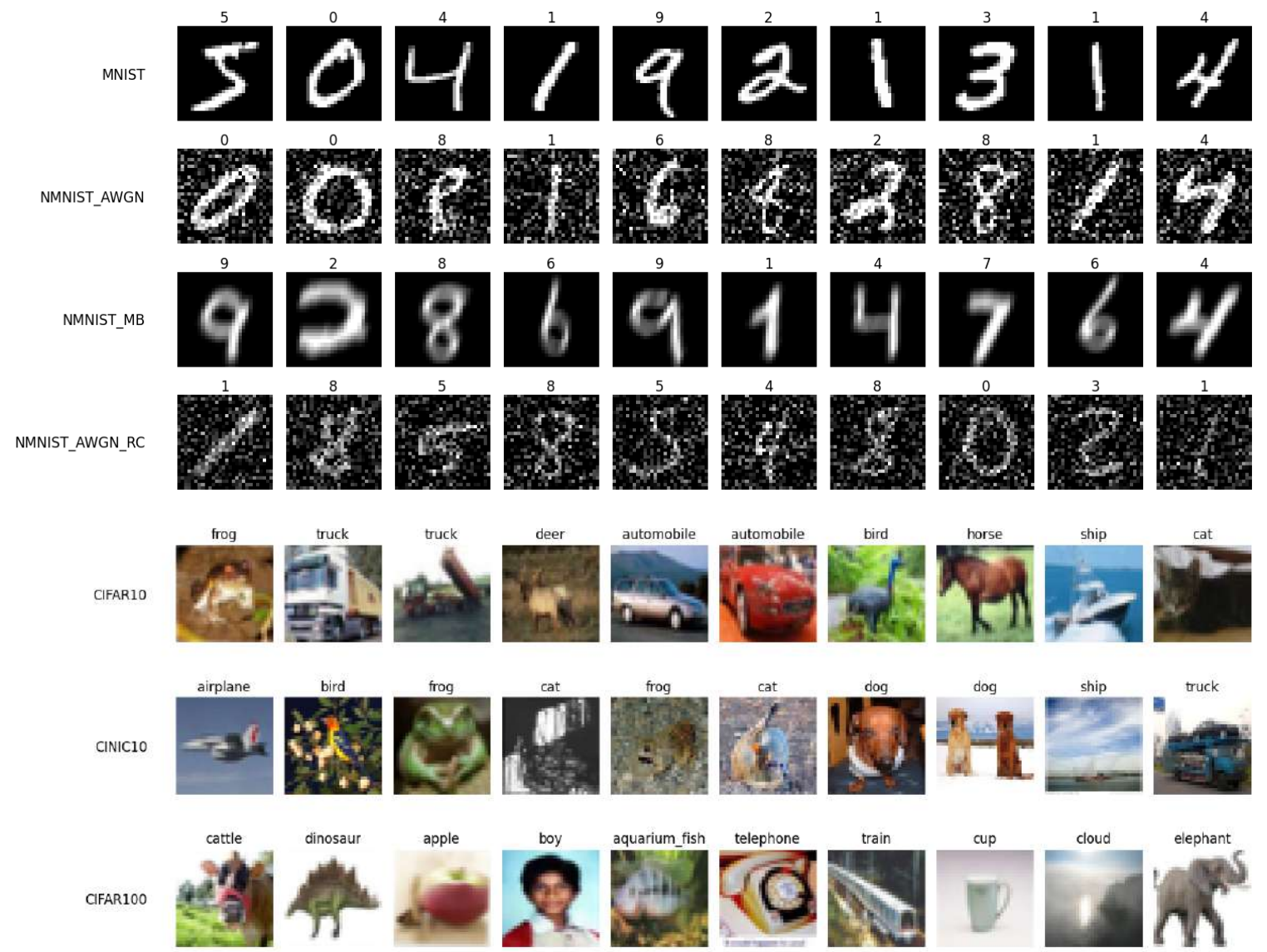
Використано Python та бібліотеки torch,  
EfficientKAN та ConvKAN

Метрики:

- Точність на тестовій вибірці
- Тренувальна функція втрат
- Тестова функція втрат
- Час тренування однієї епох

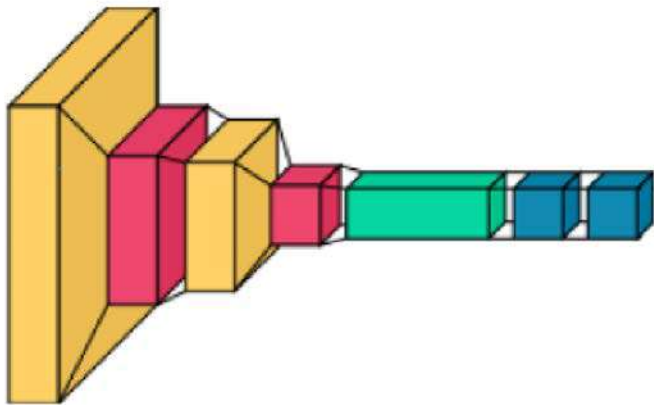
Тренувались моделі за однакових умов.

# Набори даних



# Види моделей

- Повнозв'язна нейронна мережа (MLP)
- Мережі Колмогорова-Арнольда (KAN)
- Класична згорткова нейронна мережа (CNN)
- Згорткова мережа Колмогорова-Арнольда (SKAN)



Приклад структури CNN та SKAN



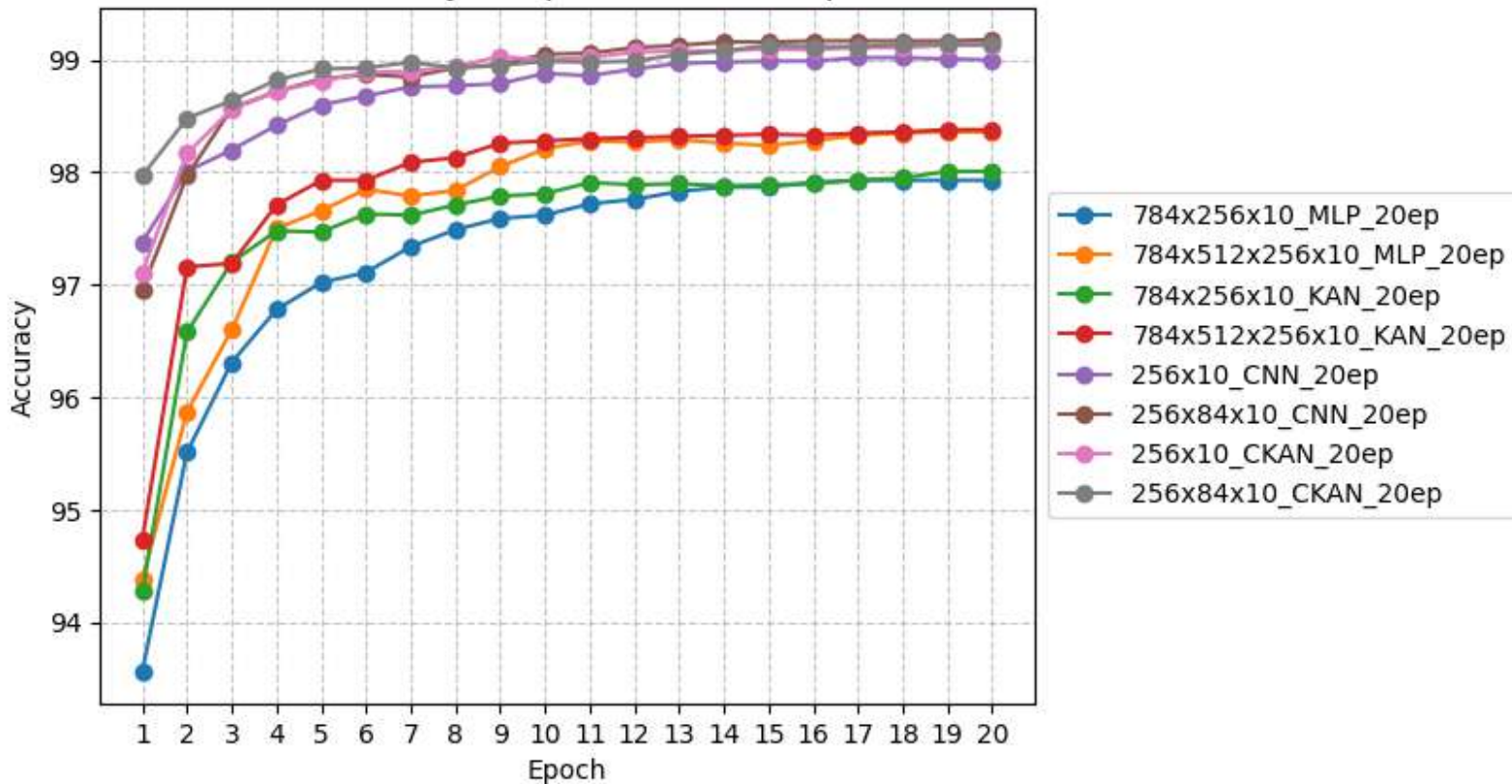
Приклад структури MLP та KAN

# Отримані результати

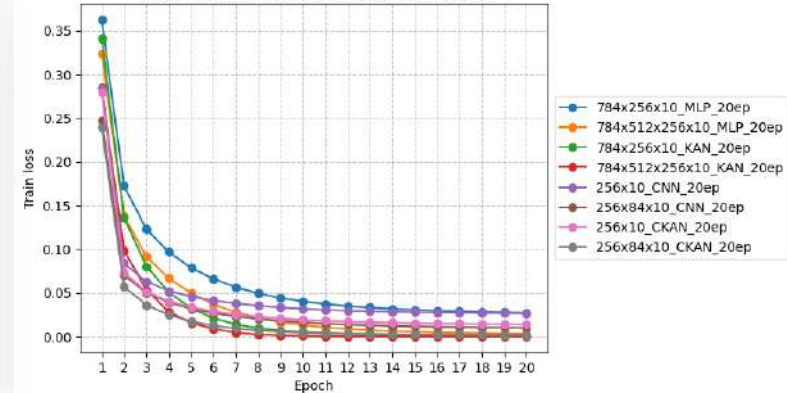
---

# Результати моделей на MNIST

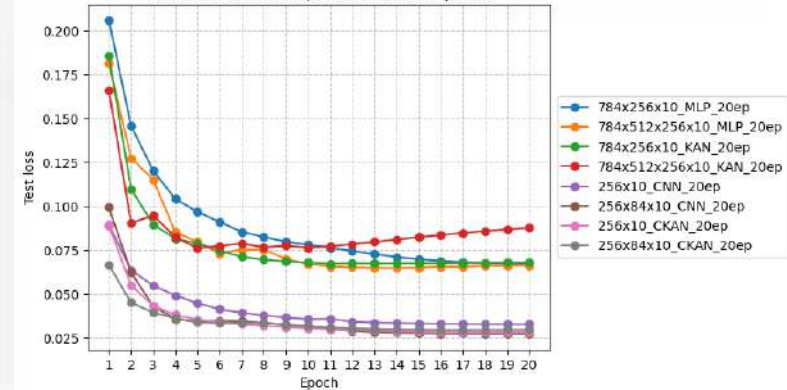
Model Accuracy Comparison Over 20 Epochs



Model Train loss Comparison Over 20 Epochs



Model Test loss Comparison Over 20 Epochs



# Медіанний час проходження епохи на наборі MNIST

Тип моделі	Розмір FC шарів	Класичний підхід (MLP/CNN)	З застосуванням теореми Колмогорова-Арнольда (KAN/СКАН)	Різниця у %
Повнозв'язна	784*256*10	6.79	9.24	36.08 %
	784*512*256*10	7.21	10.57	46.60 %
Згорткова	256*10	8.51	200.83	2259.93 %
	256*84*10	8.63	201.51	2234.99 %

# Вплив застосування шумів

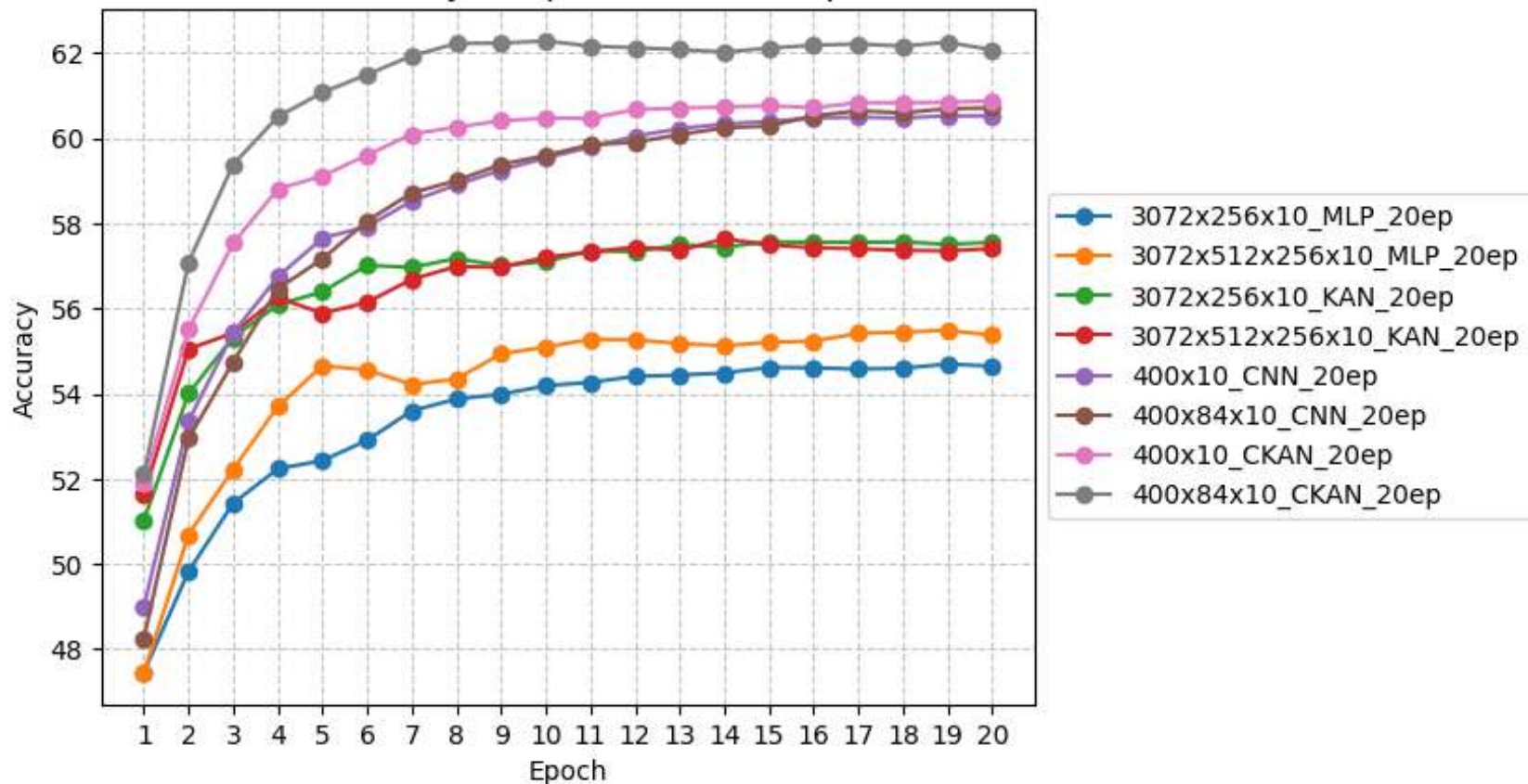
Модель	Розмір FC шарів	Втрата точності відносно MNIST, %		
		MNIST AWGN	MNIST MB	MNIST AWGN + RC
MLP	784*256*10	2.06	0.33	6.56
	784*512*256*10	1.77	0.11	4.59
KAN	784*256*10	2.01	-0.22	5.26
	784*512*256*10	1.51	-0.20	4.09
CNN	400*10	0.45	-0.09	2.26
	400*84*10	0.85	0.11	2.03
CKAN	400*10	0.63	0.13	2.41
	400*84*10	0.74	0.12	1.94

# Узагальнені результати MNIST-подібних датасетів

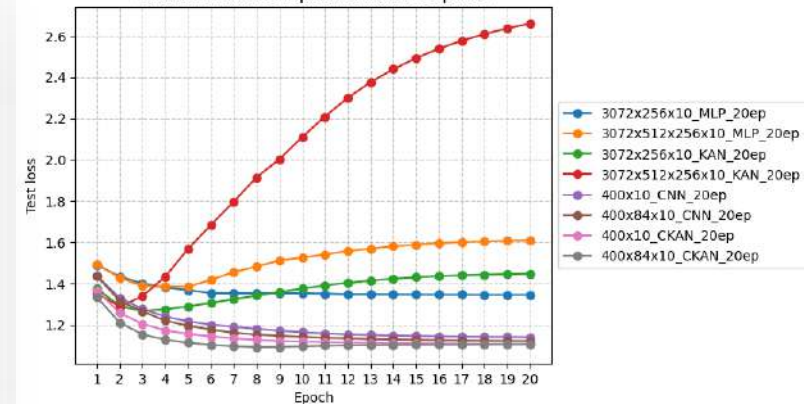
Модель	Розмір FC шарів	MNIST		Mnist AWGN		Mnist MB		Mnist AWGN + RC	
		Точність	Час	Точність	Час	Точність	Час	Точність	Час
MLP	784*256*10	97.93	6.79	95.91	1.98	97.61	1.95	91.51	2.02
	784*512*256*10	98.36	7.21	96.62	2.19	98.25	2.29	93.85	2.27
KAN	784*256*10	98.01	9.24	96.04	4.89	98.23	4.94	92.85	4.99
	784*512*256*10	98.38	10.57	96.89	7.27	98.58	7.47	94.36	7.45
CNN	256*10	99.00	8.51	98.55	2.79	99.09	3.24	96.76	3.35
	256*84*10	99.18	8.63	98.34	3.19	99.07	3.47	97.17	3.71
CKAN	256*10	99.13	200.83	98.51	201.62	99.00	202.40	96.74	198.02
	256*84*10	99.14	201.51	98.41	203.07	99.02	204.27	97.22	202.05

# Результати моделей на CIFAR-10

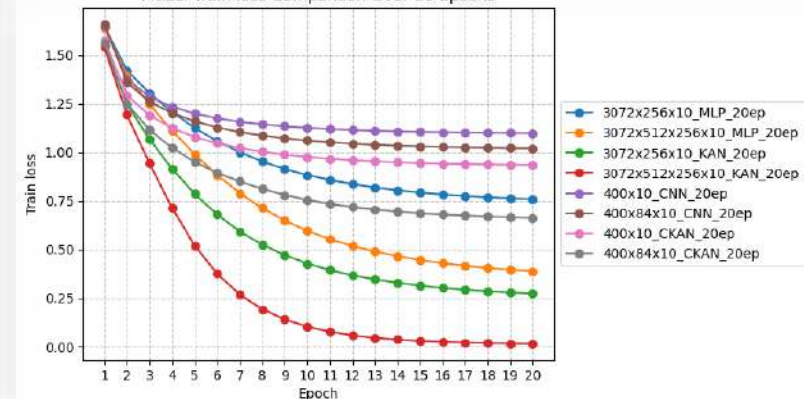
Model Accuracy Comparison Over 20 Epochs



Model Test loss Comparison Over 20 Epochs

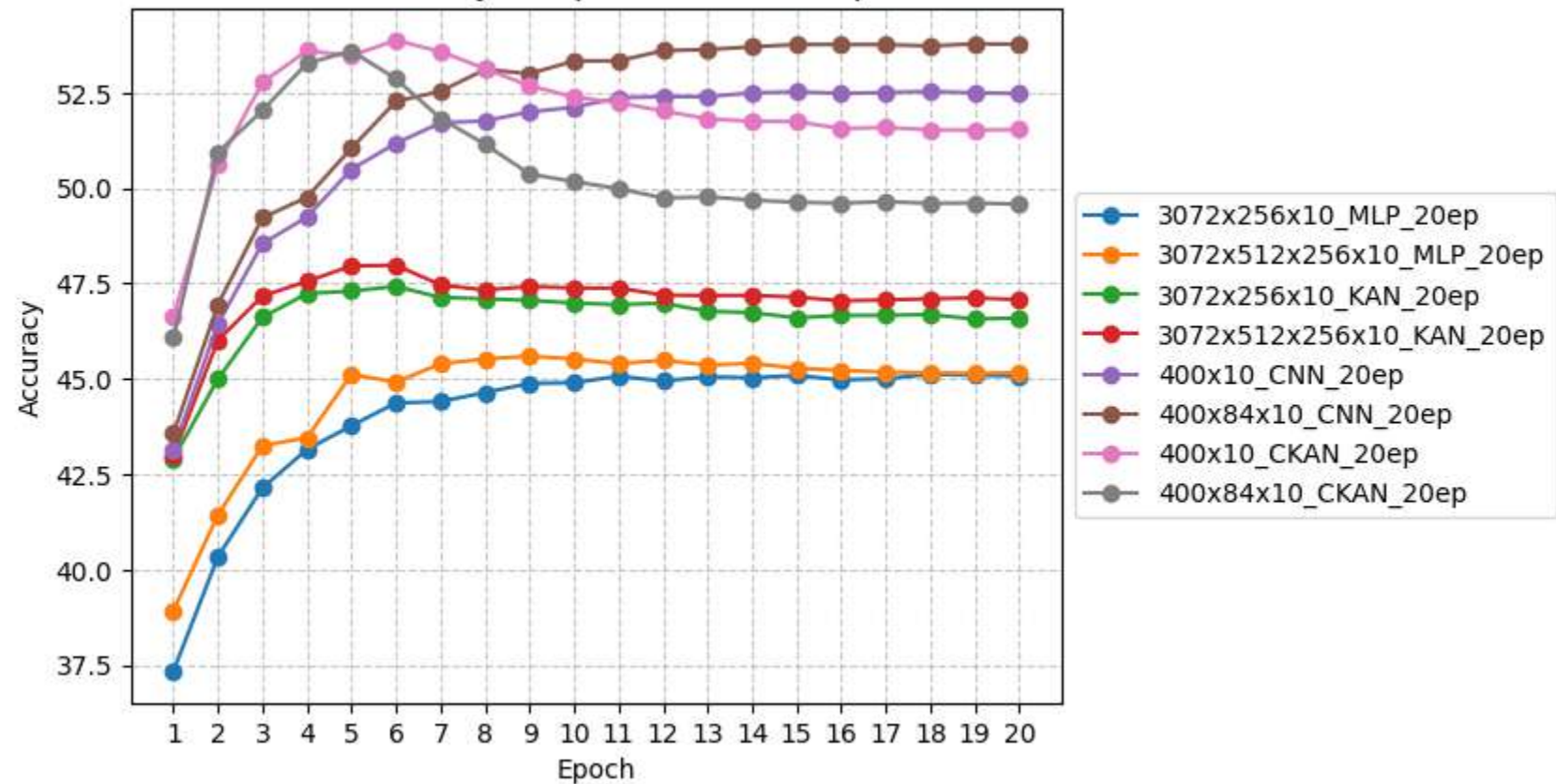


Model Train loss Comparison Over 20 Epochs

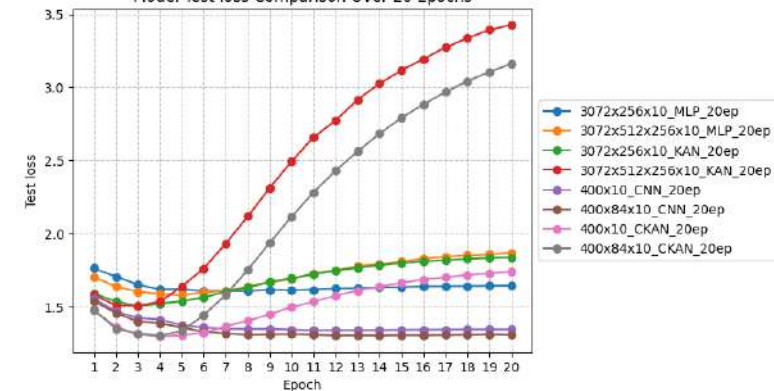


# Результати моделей на CINIC-10

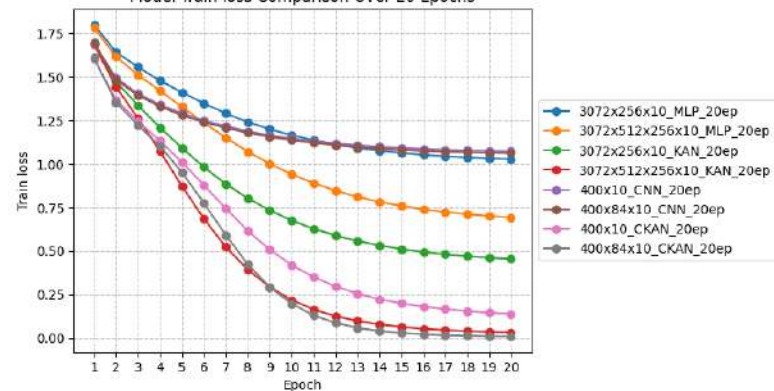
Model Accuracy Comparison Over 20 Epochs



Model Test loss Comparison Over 20 Epochs



Model Train loss Comparison Over 20 Epochs

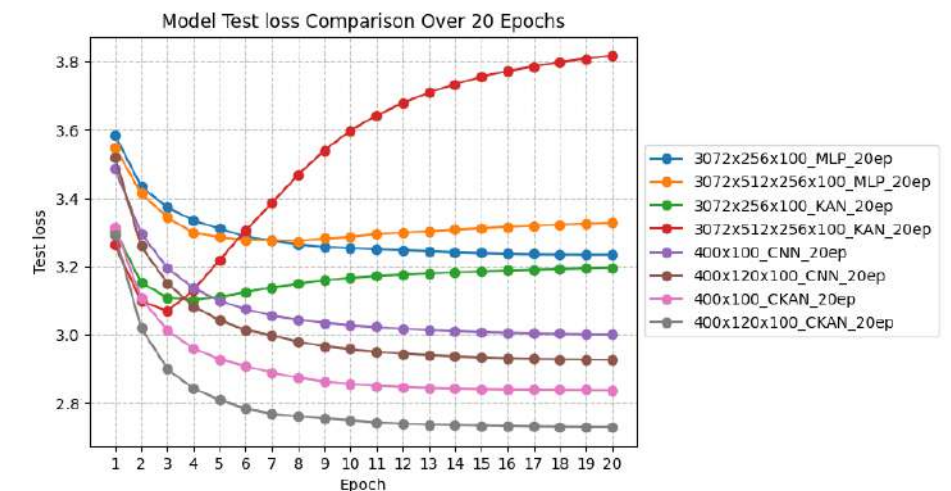
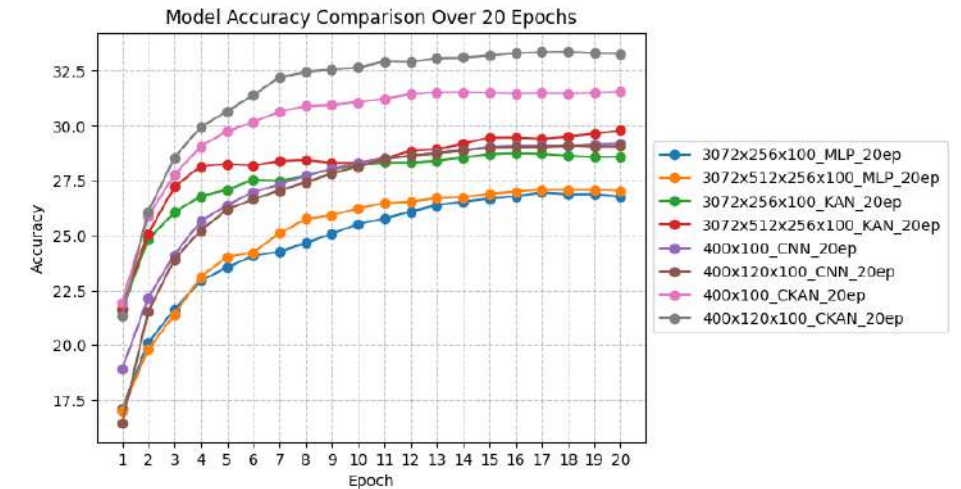


# Порівняння результатів на CIFAR-10 та CINIC-10

Модель	Розмір FC шарів	CIFAR-10		CINIC-10	
		Точність	Час	Точність	Час
MLP	3072*256*10	54.65	6.10	45.07	26.69
	3072*512*256*10	55.38	6.36	45.16	26.96
KAN	3072*256*10	57.56	9.45	46.59	30.89
	3072*512*256*10	57.41	12.08	47.08	34.73
CNN	400*10	60.53	7.95	52.48	31.56
	400*84*10	60.72	8.46	53.78	32.21
CKAN	400*10	60.88	327.23	51.54	606.13
	400*84*10	62.08	325.47	49.58	602.50

# Результати моделей на CIFAR-100

Модель	Розмір FC шарів	CIFAR-100	
		Точність	Час
MLP	3072*256*100	26.77	6.54
	3072*512*256*100	27.05	7.03
KAN	3072*256*100	29.02	8.71
	3072*512*256*100	30.02	12.87
CNN	400*100	29.18	6.31
	400*84*100	29.07	6.61
CKAN	400*100	31.56	331.23
	400*84*100	33.29	326.63



# Висновки

- KAN на всіх наборах даних показали кращу точність, ніж MLP.
- SKAN працюють краще, ніж CNN, в наборах даних з обмеженою кількістю даних.
- Класичні моделі повільніше вчаться у контексті втрат, ніж нові.
- Використання теореми Колмогорова-Арнольда в моделі значно збільшує час проходження однієї епохи.

# Використані джерела

- Göbel U. Big, bigger, giant. The rise of giant AI models. CONTACT Software Blog. URL: <https://blog.contact-software.com/en/2022/10/gross-groesser-gigantisch-die-folgen-der-riesenmodelle-in-der-ki/>
- Shukla L. Designing Your Neural Networks. Medium. URL: <https://towardsdatascience.com/designing-your-neural-networks-a5e4617027ed>
- Pramoditha R. The Concept of Artificial Neurons (Perceptrons) in Neural Networks. Medium. URL: <https://towardsdatascience.com/the-concept-of-artificial-neurons-perceptrons-in-neural-networks-fab22249cbfc> KAN: Kolmogorov–Arnold networks / Z. Liu et al. Massachusetts, 2024. 50 p. (Preprint. Massachusetts Institute of Technology; arXiv:2404.19756). URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2404.19756>.
- Fukushima K. Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position. Biological Cybernetics. 1980. Vol. 36, no. 4. P. 193–202. URL: <https://doi.org/10.1007/bf00344251>
- Ajitesh Kumar. Real-World Applications of Convolutional Neural Networks. Analytics Yogi. URL: <https://vitalflux.com/real-world-applications-of-convolutional-neural-networks/>
- Gradient-based learning applied to document recognition / Y. LeCun et al. Proceedings of the IEEE. 1998. Vol. 86, no. 11. P. 2278–2324. URL: <https://doi.org/10.1109/5.726791>
- Papers with Code - MNIST Dataset. The latest in Machine Learning | Papers With Code. URL: <https://paperswithcode.com/dataset/mnist>
- Learning Sparse Feature Representations Using Probabilistic Quadrees and Deep Belief Nets / S. Basu et al. Neural Processing Letters. 2016. Vol. 45, no. 3. P. 855–867. URL: <https://doi.org/10.1007/s11063-016-9556-4>
- Krizhevsky A. Learning Multiple Layers of Features from Tiny Images. 2009.
- CINIC-10 Is Not ImageNet or CIFAR-10 / L. N. Darlow et al. 2018. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1810.03505>.
- GitHub - Blealtan/efficient-kan: An efficient pure-PyTorch implementation of Kolmogorov-Arnold Network (KAN). GitHub. URL: <https://github.com/Blealtan/efficient-kan>
- Convolutional Kolmogorov-Arnold Networks / A. D. Bodner et al. 2024. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2406.13155>.
- Is OpenAI's Sora the Filmmaking Apocalypse, or Just a Great Demo for a Tech Company?. IndieWire. URL: <https://www.indiewire.com/news/business/openai-sora-analysis-filmmaking-apocalypse-great-demo-tech-company-1234955252/>
- An Overview of OpenAI's ChatGPT & Its Impressive Capability. Campaigns of the World. URL: <https://campaignsoftheworld.com/news/openai-chat-gpt/>
- Ambika. What is Computer Vision? (History, Applications, Challenges). Medium. URL: <https://medium.com/@ambika199820/what-is-computer-vision-history-applications-challenges-13f5759b48a5>

Дякую за увагу