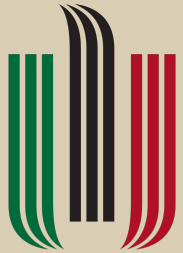


Kraków Applied Physics and Computer  
Science

Summer School'22

29th of July 2022



**AGH**

# Using Bio-Inspired Algorithms to Optimize Structures of Graph Convolutional Networks

Prezenter: Anna Konieczny

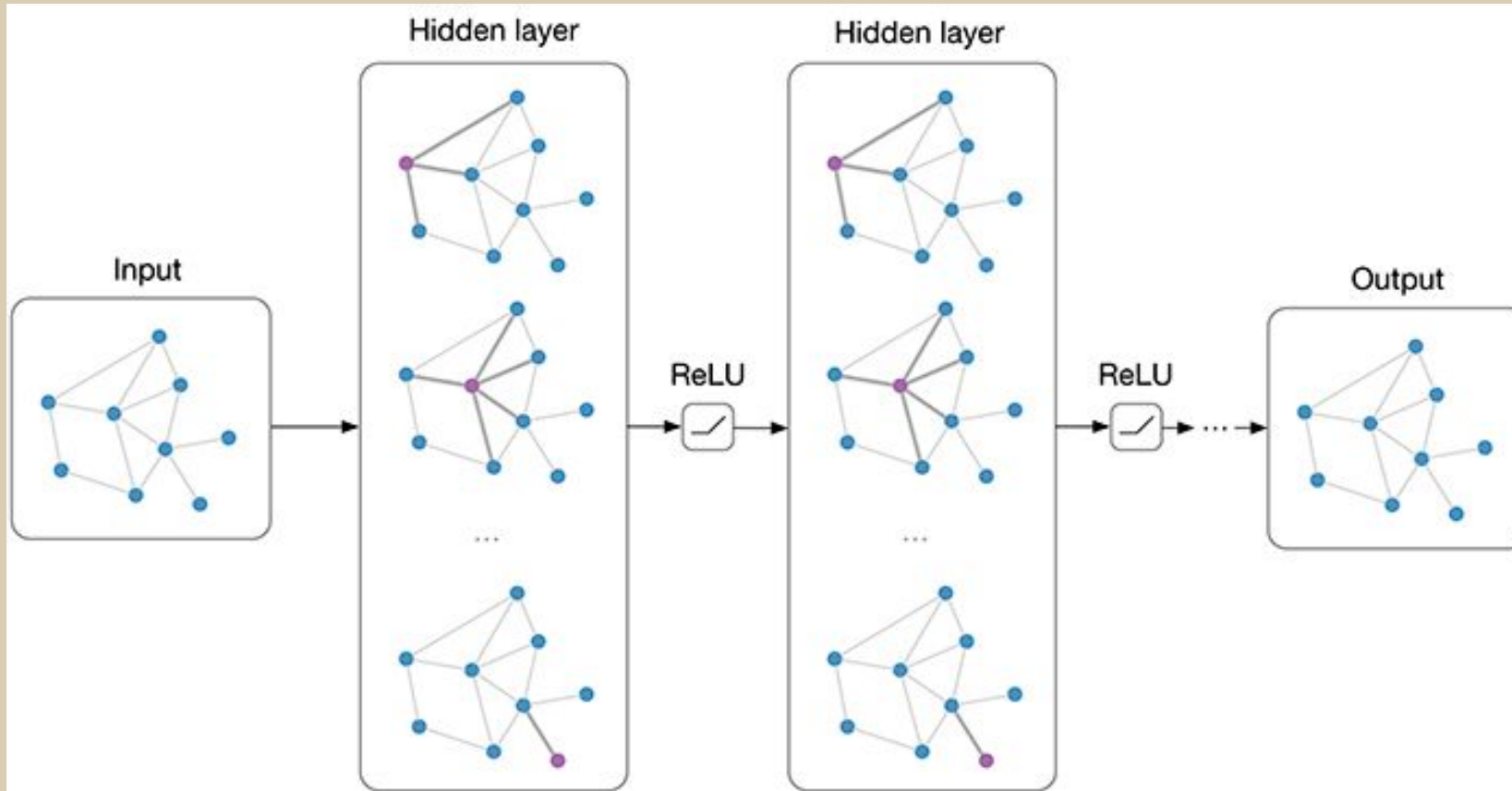
Opiekun projektu: mgr inż. Maciej Krzywda



# Plan prezentacji

1. Grafowe konwolucyjne sieci neuronowe - GCN
2. Porównanie sieci GCN oraz CNN
3. Problem optymalizacji architektury
4. Optymalizacja architektury GCN
5. Wykorzystanie algorytmów genetycznych w celach optymalizacji architektury
6. Wykorzystane technologie
7. Wyniki
8. Perspektywy rozwoju

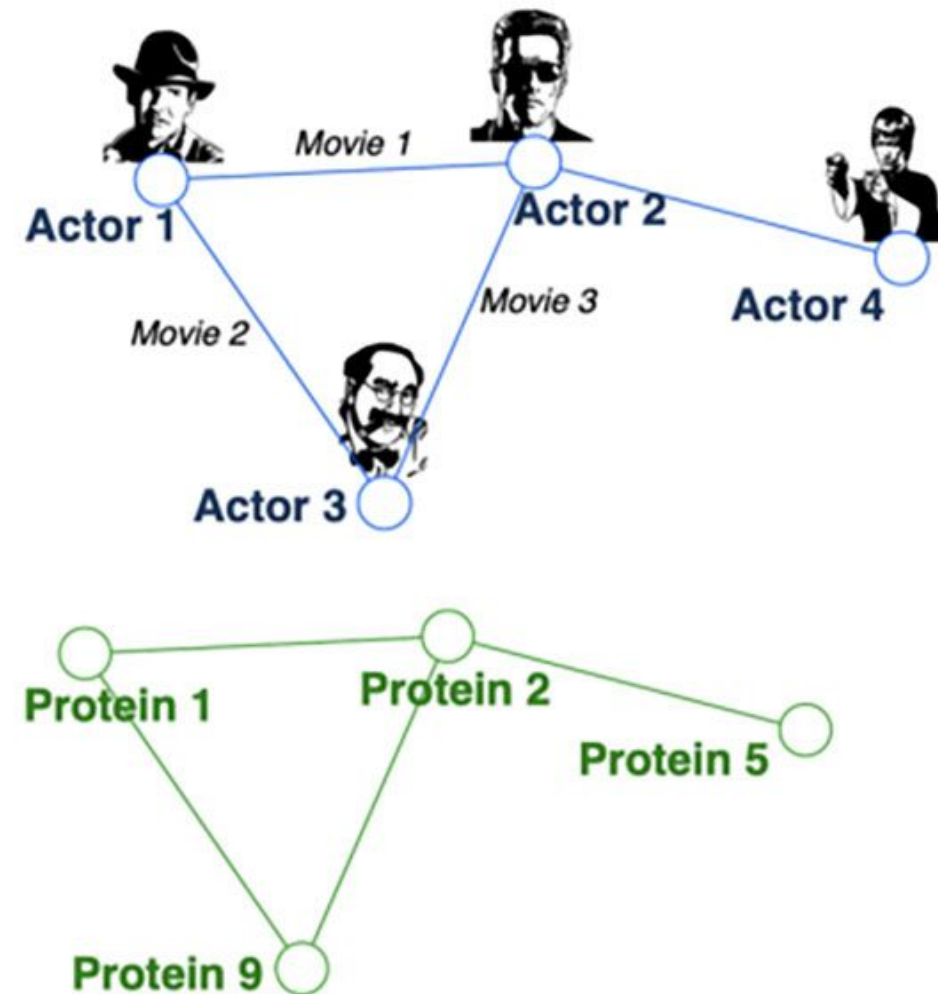
# Grafowe sieci konwolucyjne - GCN



Rys.1. Uproszczony schemat grafowej sieci konwolucyjnej [1].

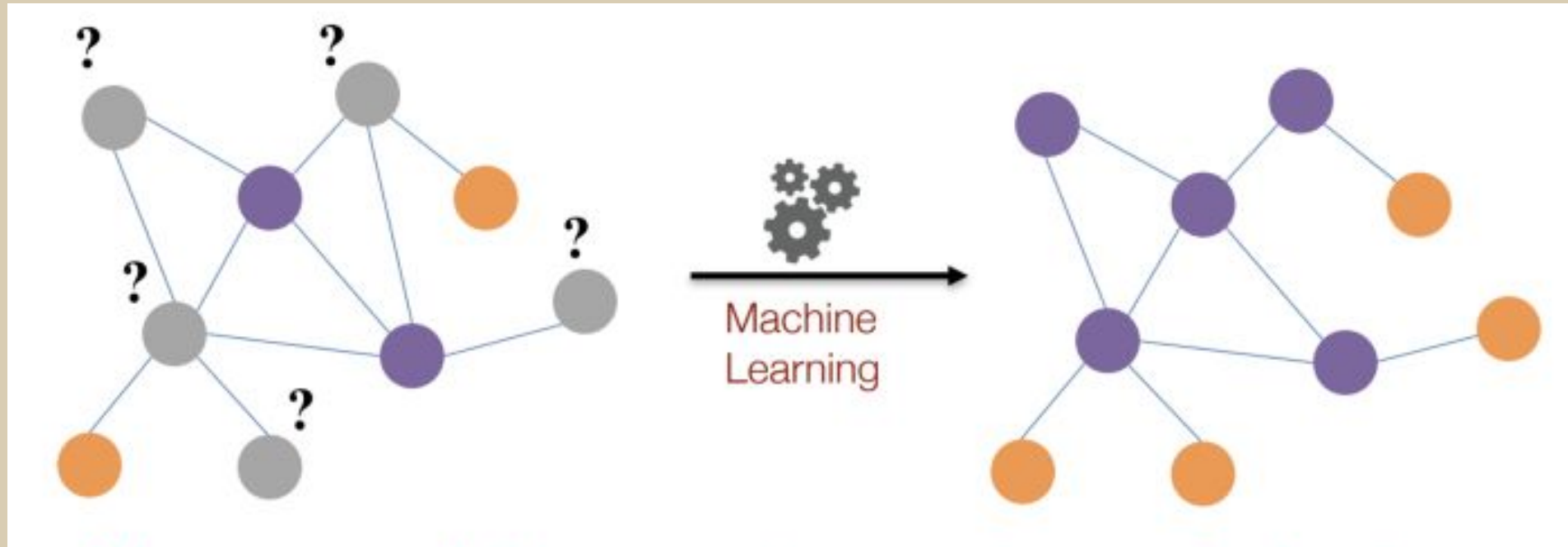
Niektóre z dostępnych zestawów danych z biblioteki pytorch-geometric [2]:

- dane zawierające informacje o interakcjach między proteinami (**PPI**)
- media społecznościowe, np. posty należące do różnych społeczności (**Reddit, Reddit2**)
- dane zawierające produkty ze sklepu Amazon i ich kategorie (**AmazonProducts**)
- dane zawierające 40 943 obiektów, 18 relacji i 151 442 faktów składających się z trzech słów, np. “łóżko jest meblem” (**WordNet18**)
- zestaw danych zawierający 2708 publikacji naukowych zaklasyfikowanych do 7 różnych klas, zawierający 5429 połączeń. Każda publikacja opisana jest wektorem z wartościami zero-jedynkowymi, które wskazują na obecność danego słowa ze słownika (**Cora**)



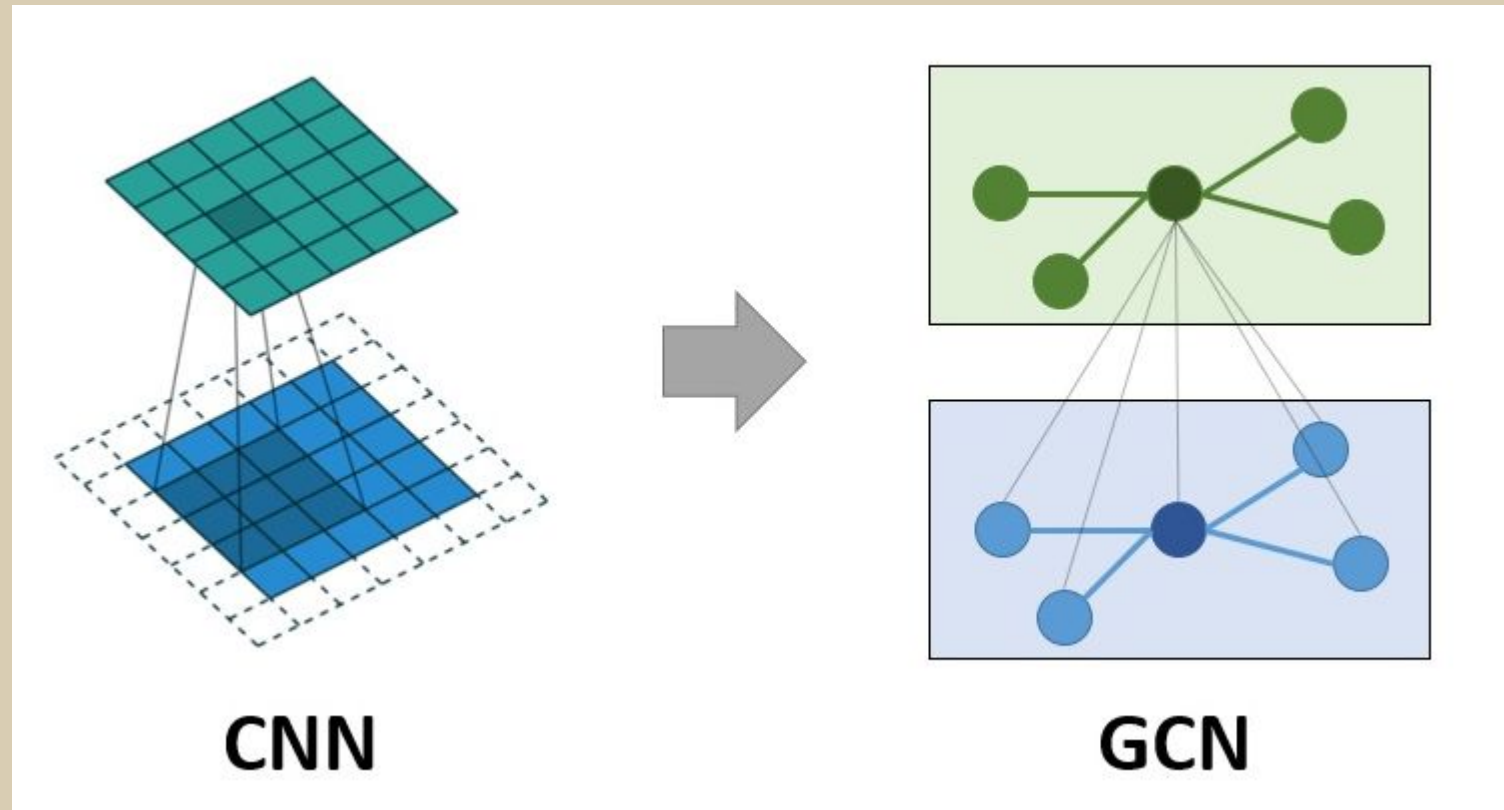
Rys.2. Wizualizacja przykładowych zestawów danych o postaci grafów [2].

# Grafowe sieci konwolucyjne - GCN



Rys.3. Problem klasyfikacji węzłów danych o postaci grafów w uczeniu maszynowym [2].

# Porównanie sieci GCN oraz CNN

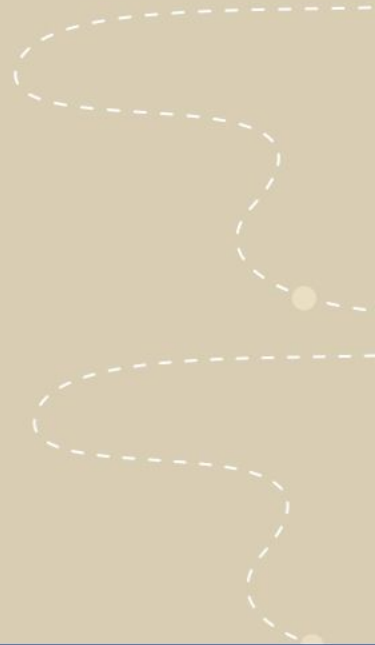


Rys.4. Porównanie działania konwolucyjnej sieci neuronowej oraz grafowej sieci neuronowej [2].

# Problem optymalizacji architektury

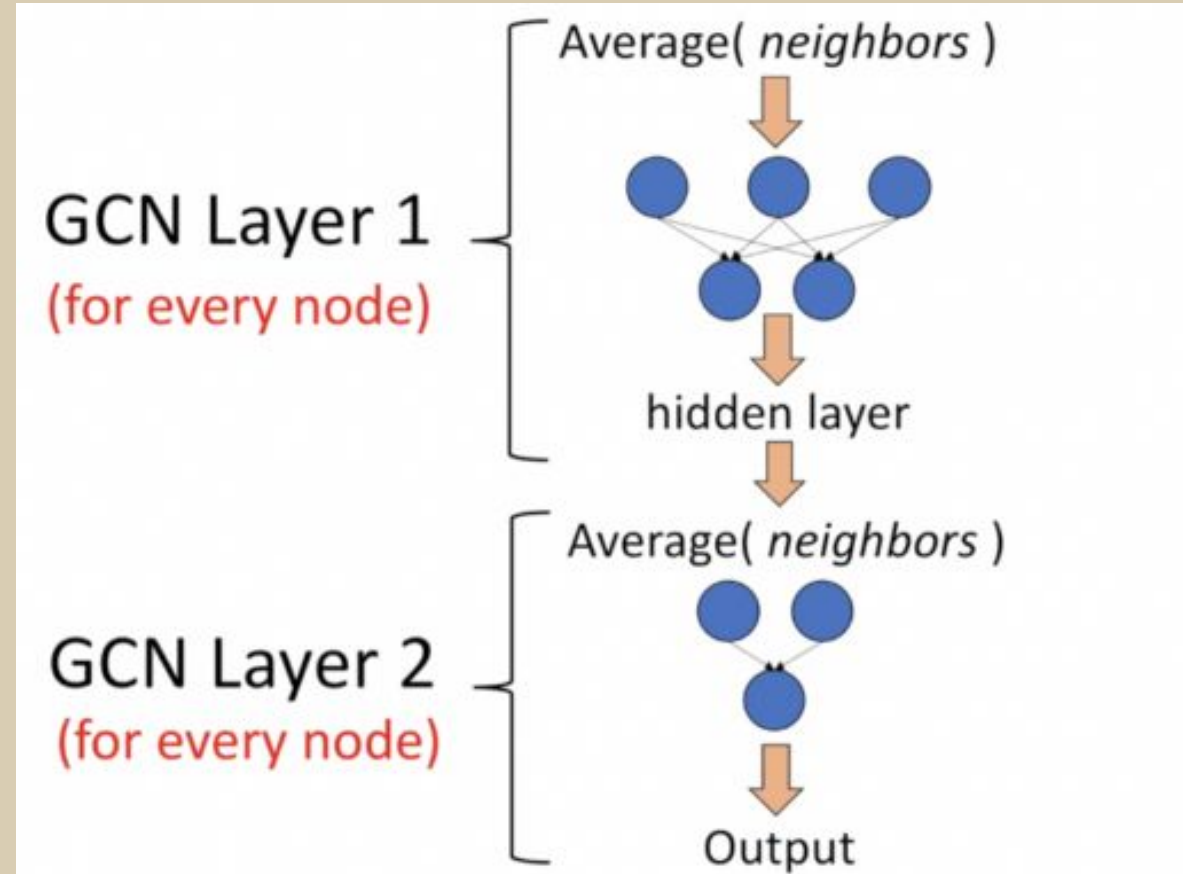
Poszukiwanie optymalnej architektury sieci neuronowej (Neural Architecture Search - NAS) można podzielić m.in. na następujące etapy:

1. Przeszukiwanie przestrzeni (search space)
2. Metoda optymalizacji
  - algorytmy ewolucyjne
  - uczenie przez wzmocnienie
  - analiza bayesowska
3. Metoda ewaluacji kandydata
  - zredukowanie liczby epok
  - transfer learning



# Optymalizacja architektury GCN

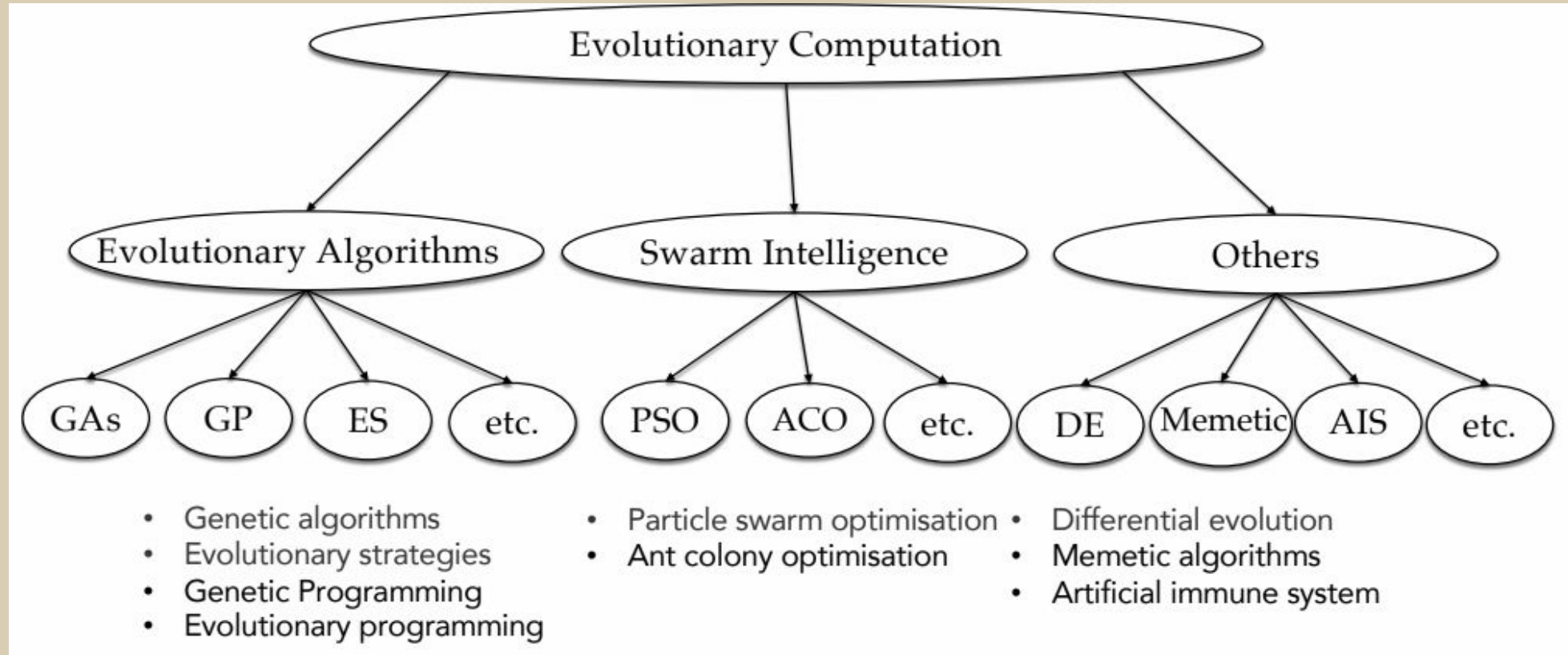
- liczba warstw konwolucyjnych: 2 lub 3
- liczba neuronów w warstwie ukrytej: od 20 do 100
- funkcja aktywacji w warstwie ukrytej: ReLU lub LeakyReLU
- obecność lub brak Dropout
- funkcja aktywacji: Linear lub LogSoftmax



Rys.5. Ilustracja obrazująca architekturę grafowej sieci neuronowej [2].



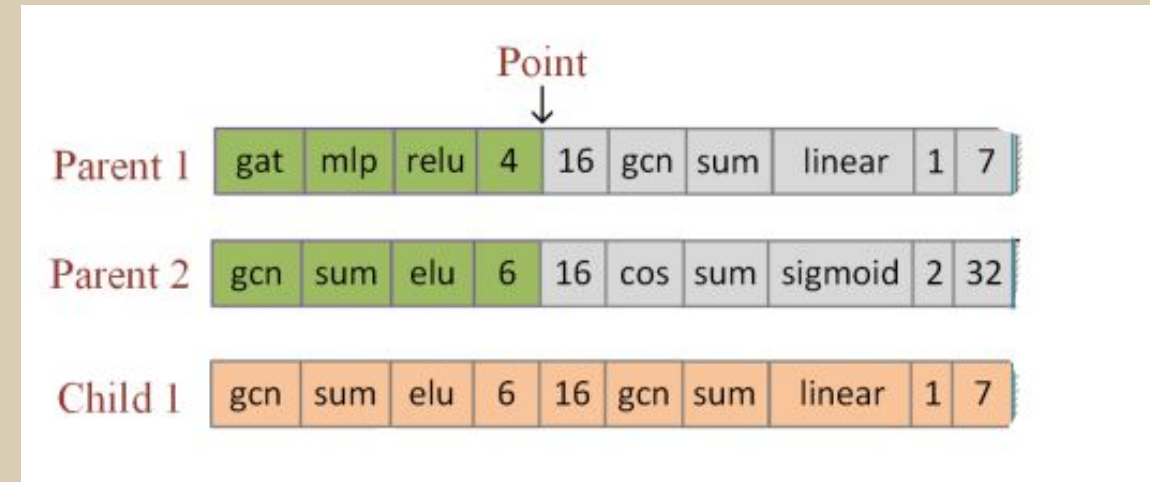
# Wykorzystanie algorytmów genetycznych w celach optymalizacji architektury



Rys.6. Ilustracja obrazująca podział dziedzin programowania ewolucyjnego[8].

# Wykorzystanie algorytmów genetycznych w celach optymalizacji architektury

1. Inicjalizacja populacji.
2. Ewaluacja
  - obliczenie funkcji dopasowania
  - selekcja
  - krzyżowanie
  - mutacje
3. Otrzymanie najlepszego osobnika

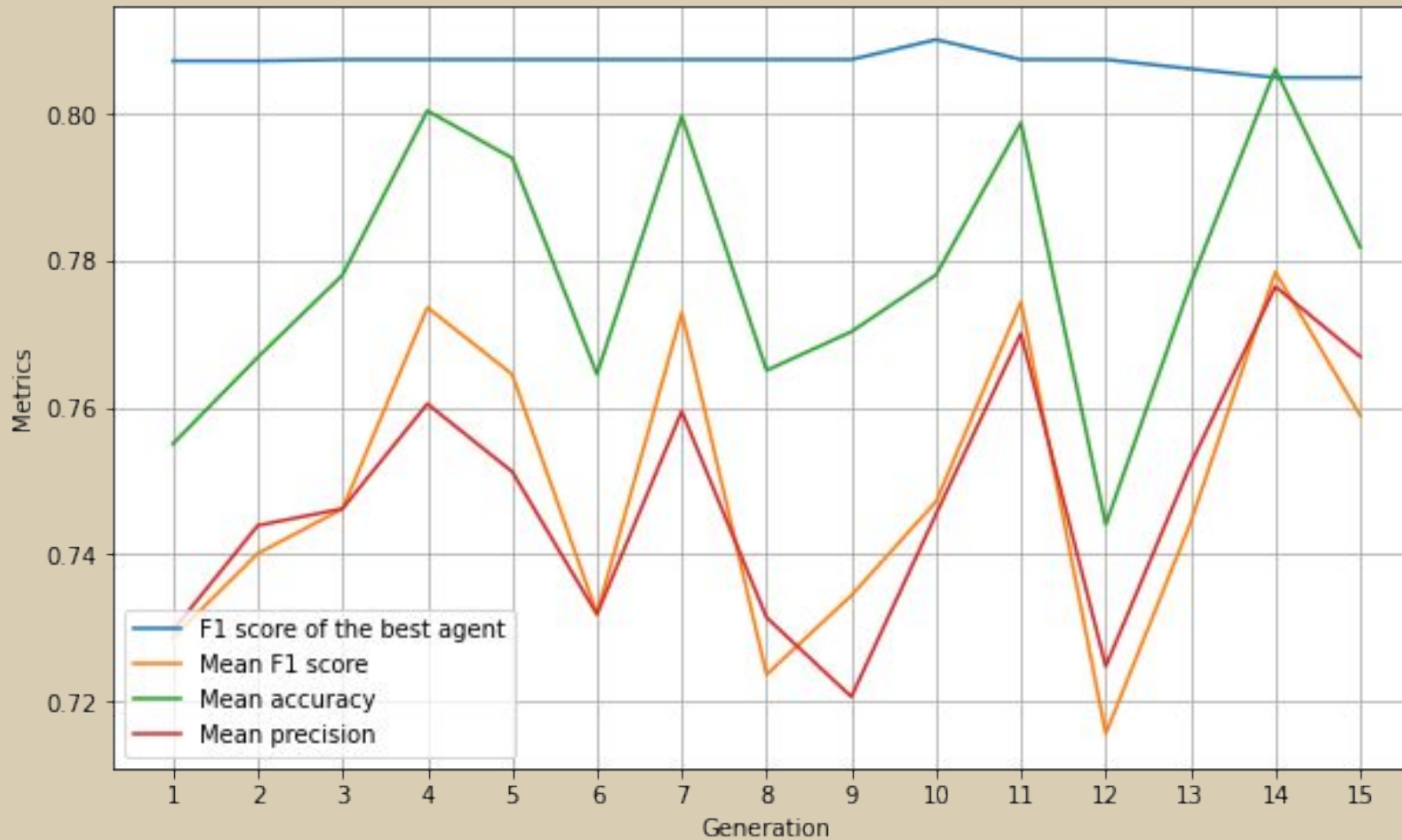


Rys.7. Proces wybierania genów w selekcji naturalnej w algorytmie genetycznym [4].

# Wykorzystane technologie

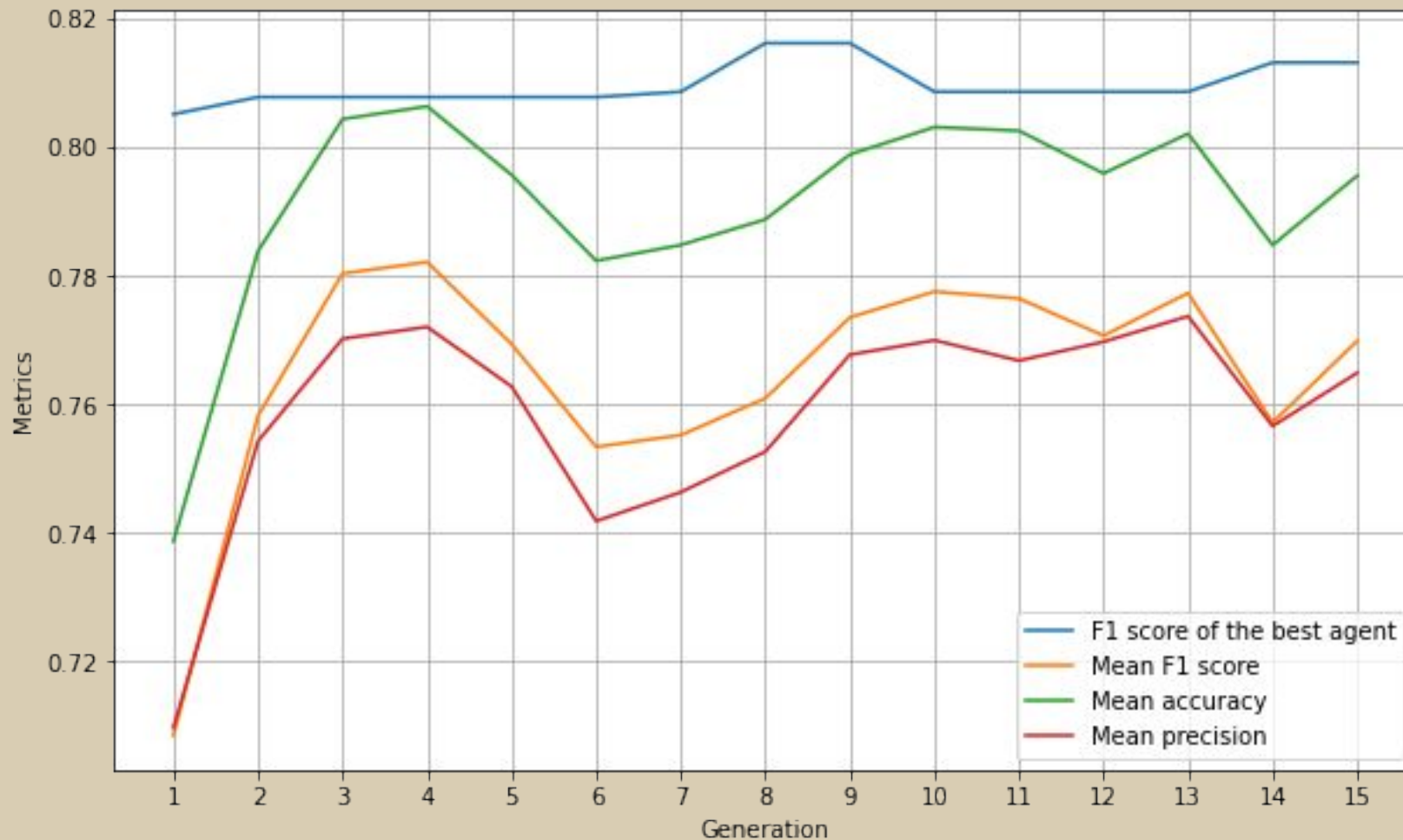
- Google Colaboratory
- Python
- PyTorch
- PyTorch Geometric
- NumPy
- Matplotlib



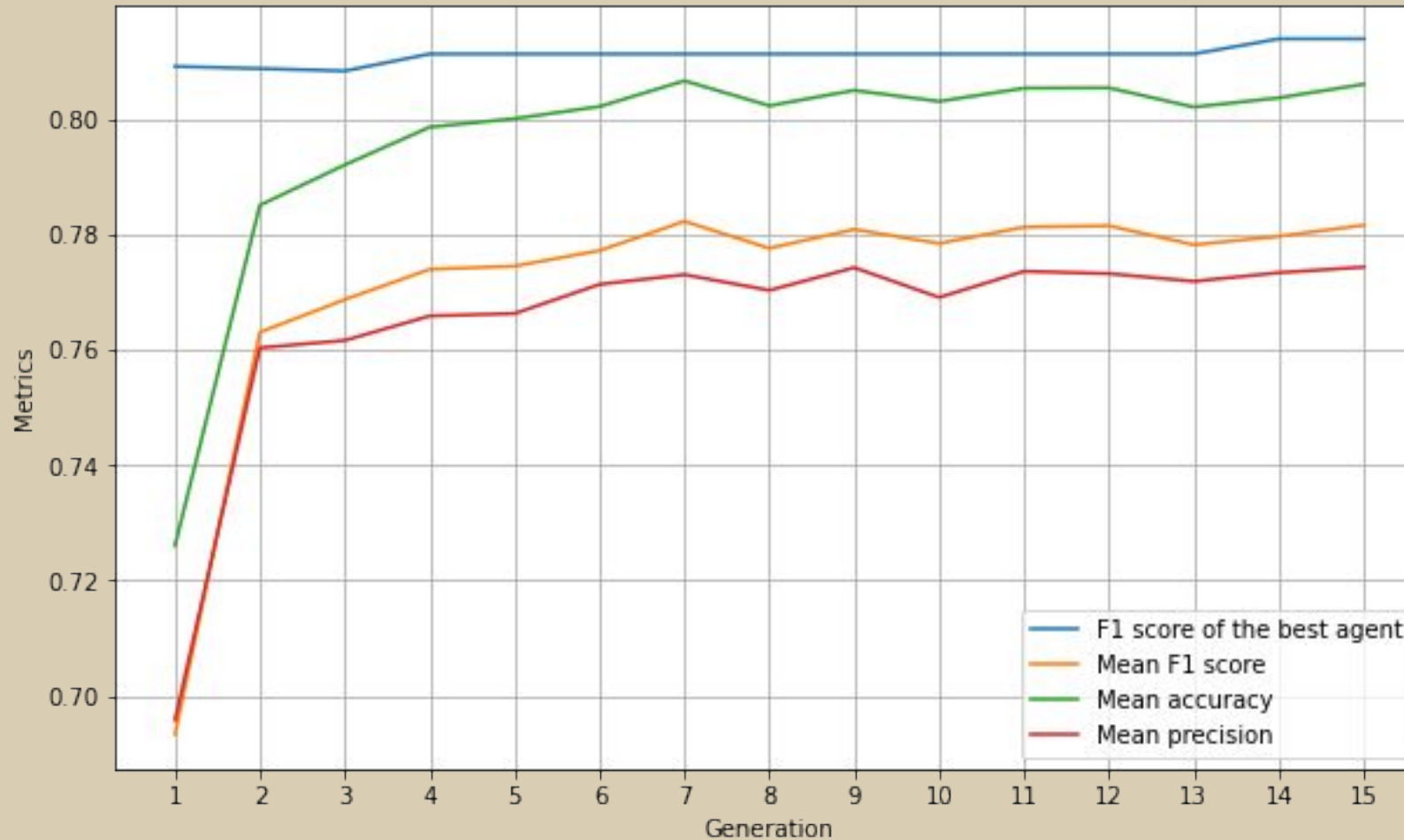


Rys.8. Wykres średnich wartości wskaźnika F1, dokładności, precyzji oraz wyniki wskaźnika F1 dla najlepszego osobnika w danej generacji dla początkowej wartości populacji równej 50.





Rys.9. Wykres średnich wartości wskaźnika F1, dokładności, precyzji oraz wyniki wskaźnika F1 dla najlepszego osobnika w danej generacji dla początkowej wartości populacji równej 200.



Rys.10. Wykres średnich wartości wskaźnika F1, dokładności, precyzji oraz wyniki wskaźnika F1 dla najlepszego osobnika w danej generacji dla początkowej wartości populacji równej 1000.

# Wyniki

Tab.1. Wyniki dokładności oraz wskaźnika F1 dla najlepszego modelu wyselekcjonowanego w algorytmie genetycznym dla populacji o początkowych rozmiarach: 50, 200 oraz 1000. Porównanie z najlepszymi wynikami uzyskanymi również przez optymalizację algorytmem genetycznym z publikacji [4]

Najlepszy model \ Metryka	Dokładność	Wskaźnik F1
rozmiar populacji = 50	0.8306	0.8091
rozmiar populacji = 200	0.8243	0.8078
rozmiar populacji = 1000	0.8300	0.8136
Wyniki z publikacji [4]	0.8420	-

# Perspektywy rozwoju

- Zrównoleglenie obliczeń funkcji dopasowania dla każdego agenta, aby przyspieszyć działanie algorytmu
- Stworzenie większej przestrzeni możliwych architektur
- Sprawdzenie działania algorytmu na innych zestawach danych
- Zastosowanie bardziej zaawansowanych algorytmów ewolucyjnych





# Bibliografia

- [1] <http://tkipf.github.io/graph-convolutional-networks/>
- [2] <https://www.topbots.com/graph-convolutional-networks/>
- [3] <https://pytorch-geometric.readthedocs.io/en/latest/modules/datasets.html>
- [4] “Evolutionary Architecture Search for Graph Neural Networks” Min Shi, David A. Wilson (2020)
- [5] “An introduction to Neural Architecture Search for Convolutional Networks” George Kyriakides, Konstantinos G. Margaritis (2020)
- [6] <https://medium.com/@brainyloop/introduction-to-evolutionary-algorithms-genetic-algorithm-neuro-evolution-f872fc3eb573>
- [7] <https://nptel.ac.in/courses/112103301>
- [8] [https://homepages.ecs.vuw.ac.nz/~xuebing/slides/WCCI2022\\_PlenaryTalk\\_BingXUE\\_Final.pdf](https://homepages.ecs.vuw.ac.nz/~xuebing/slides/WCCI2022_PlenaryTalk_BingXUE_Final.pdf)
- [9] <https://colab.research.google.com/drive/1xeQ0kIRhVtTYGA-LwfTMujXblBiOLgqd?usp=sharing>



# Dziękuję za uwagę!

Prezenter: Anna Konieczny  
Opiekun projektu: mgr inż. Maciej Krzywda

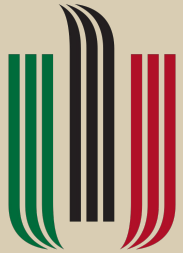


Getting to know the Nvidia Clara environment and analysis of federated learning opportunities with the help of a local instance

Kraków Applied Physics and Computer  
Science

Summer School'22

29th of July 2022



**AGH**

# Using Bio-Inspired Algorithms to Optimize Structures of Graph Convolutional Networks

Prezenter: Anna Konieczny

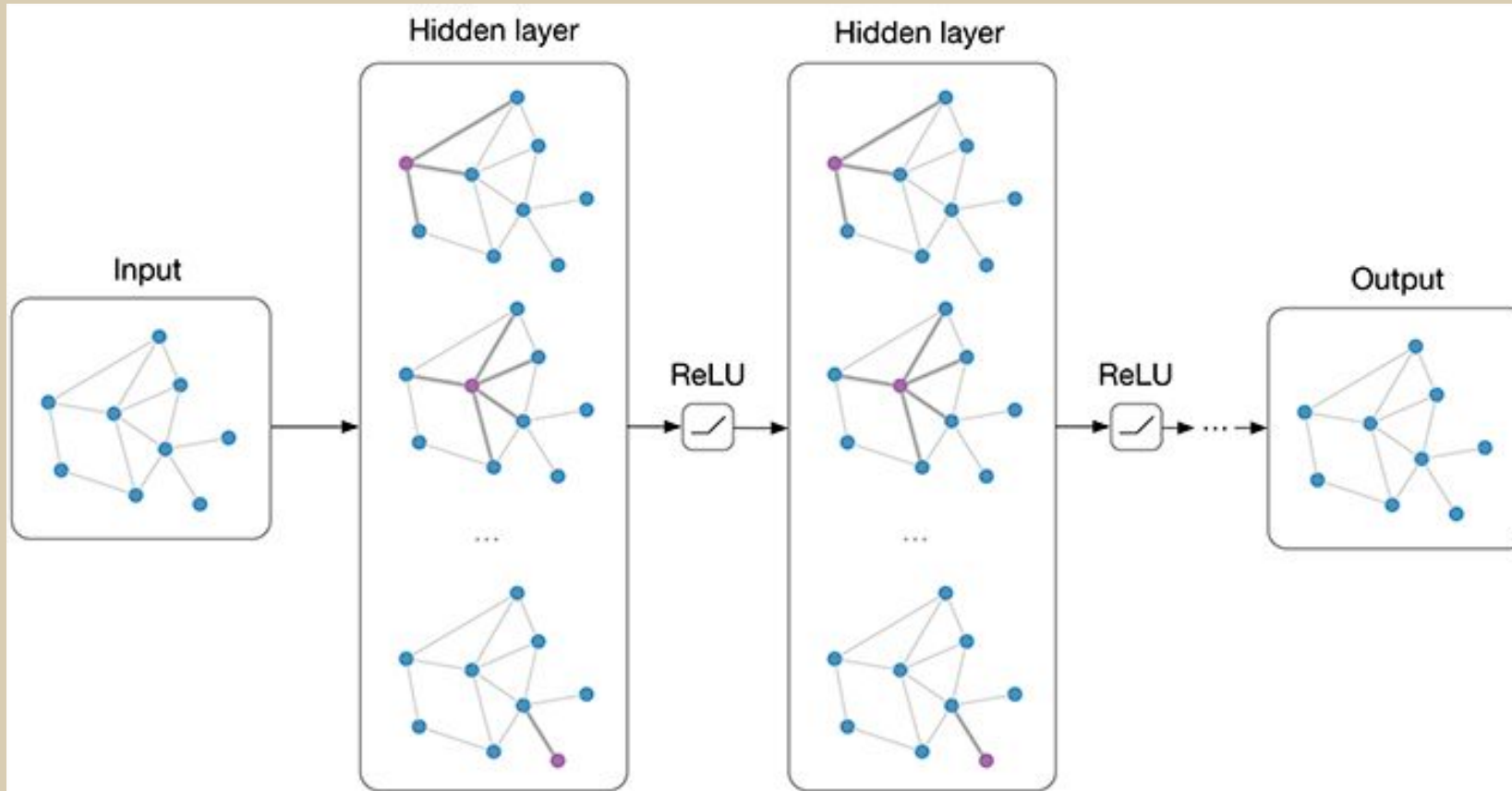
Opiekun projektu: mgr inż. Maciej Krzywda



# Plan prezentacji

1. Grafowe konwolucyjne sieci neuronowe - GCN
2. Porównanie sieci GCN oraz CNN
3. Problem optymalizacji architektury
4. Optymalizacja architektury GCN
5. Wykorzystanie algorytmów genetycznych w celach optymalizacji architektury
6. Wykorzystane technologie
7. Wyniki
8. Perspektywy rozwoju

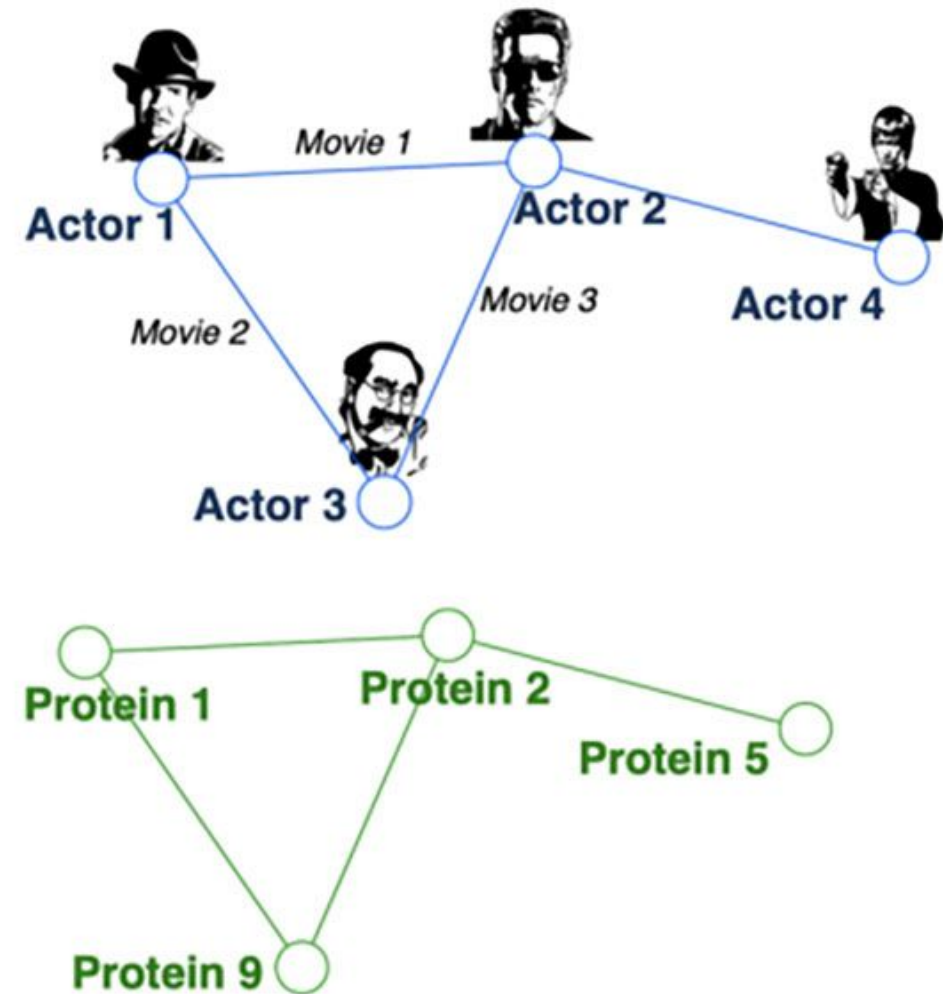
# Grafowe sieci konwolucyjne - GCN



Rys.1. Uproszczony schemat grafowej sieci konwolucyjnej [1].

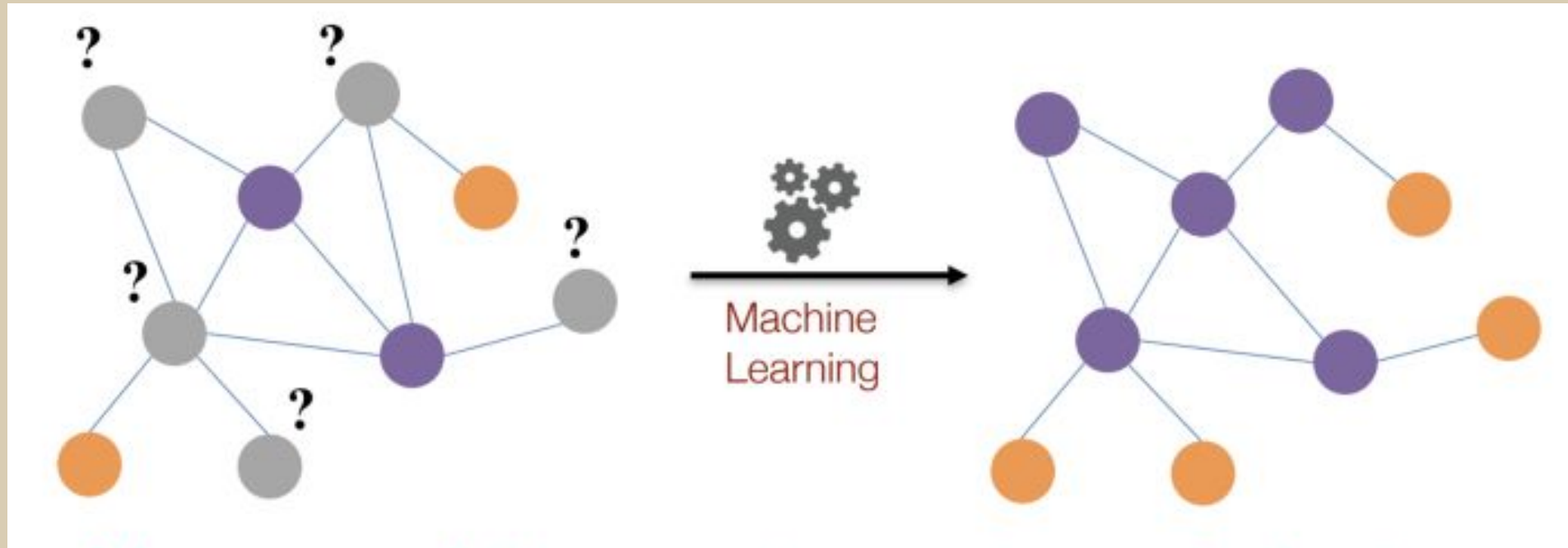
Niektóre z dostępnych zestawów danych z biblioteki pytorch-geometric [2]:

- dane zawierające informacje o interakcjach między proteinami (**PPI**)
- media społecznościowe, np. posty należące do różnych społeczności (**Reddit, Reddit2**)
- dane zawierające produkty ze sklepu Amazon i ich kategorie (**AmazonProducts**)
- dane zawierające 40 943 obiektów, 18 relacji i 151 442 faktów składających się z trzech słów, np. “łóżko jest meblem” (**WordNet18**)
- zestaw danych zawierający 2708 publikacji naukowych zaklasyfikowanych do 7 różnych klas, zawierający 5429 połączeń. Każda publikacja opisana jest wektorem z wartościami zero-jedynkowymi, które wskazują na obecność danego słowa ze słownika (**Cora**)



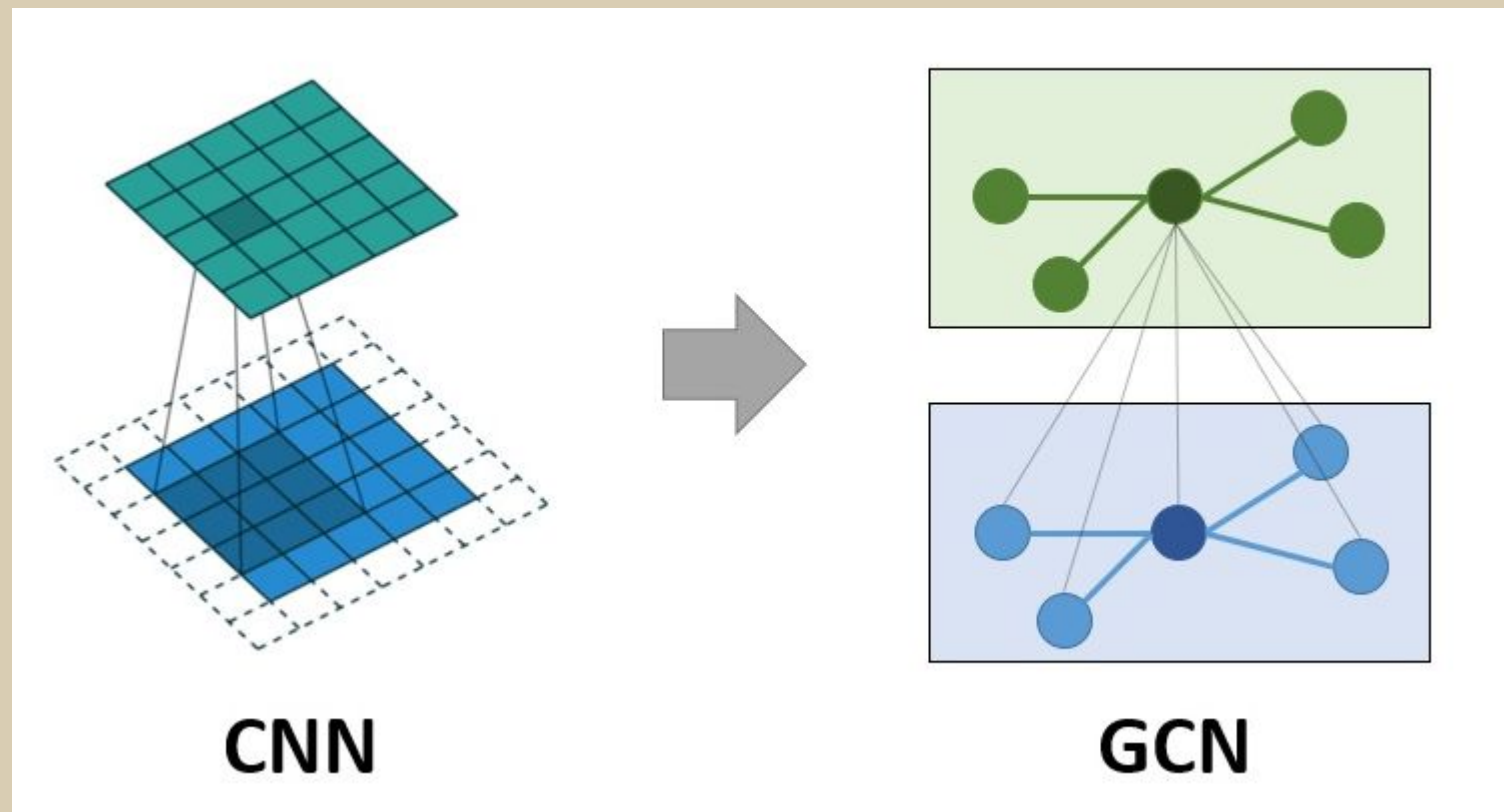
Rys.2. Wizualizacja przykładowych zestawów danych o postaci grafów [2].

# Grafowe sieci konwolucyjne - GCN



Rys.3. Problem klasyfikacji węzłów danych o postaci grafów w uczeniu maszynowym [2].

# Porównanie sieci GCN oraz CNN



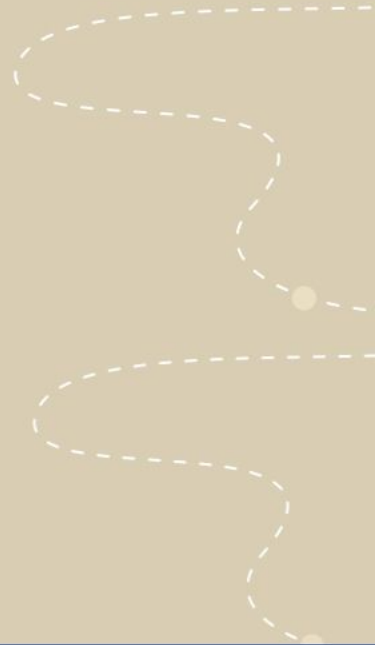
Rys.4. Porównanie działania konwolucyjnej sieci neuronowej oraz grafowej sieci neuronowej [2].



# Problem optymalizacji architektury

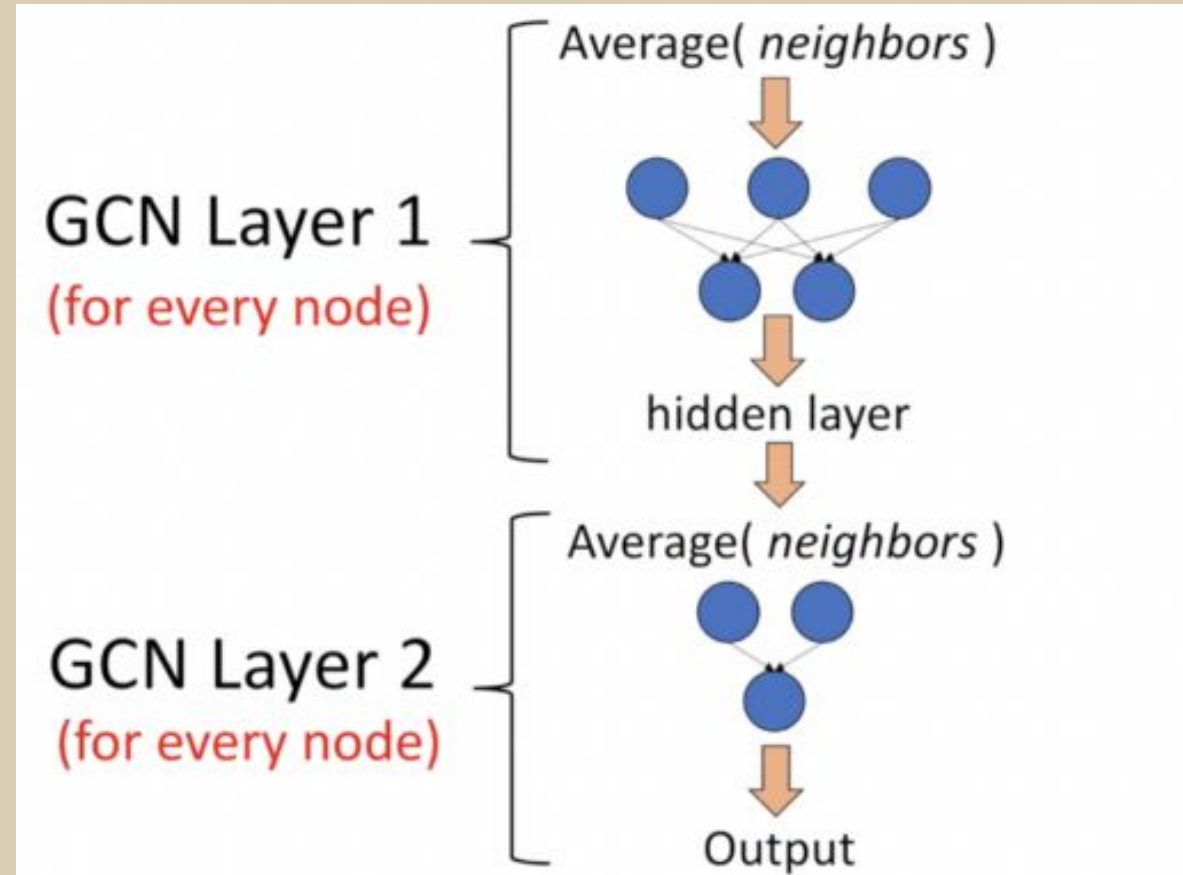
Poszukiwanie optymalnej architektury sieci neuronowej (Neural Architecture Search - NAS) można podzielić m.in. na następujące etapy:

1. Przeszukiwanie przestrzeni (search space)
2. Metoda optymalizacji
  - algorytmy ewolucyjne
  - uczenie przez wzmocnienie
  - analiza bayesowska
3. Metoda ewaluacji kandydata
  - zredukowanie liczby epok
  - transfer learning



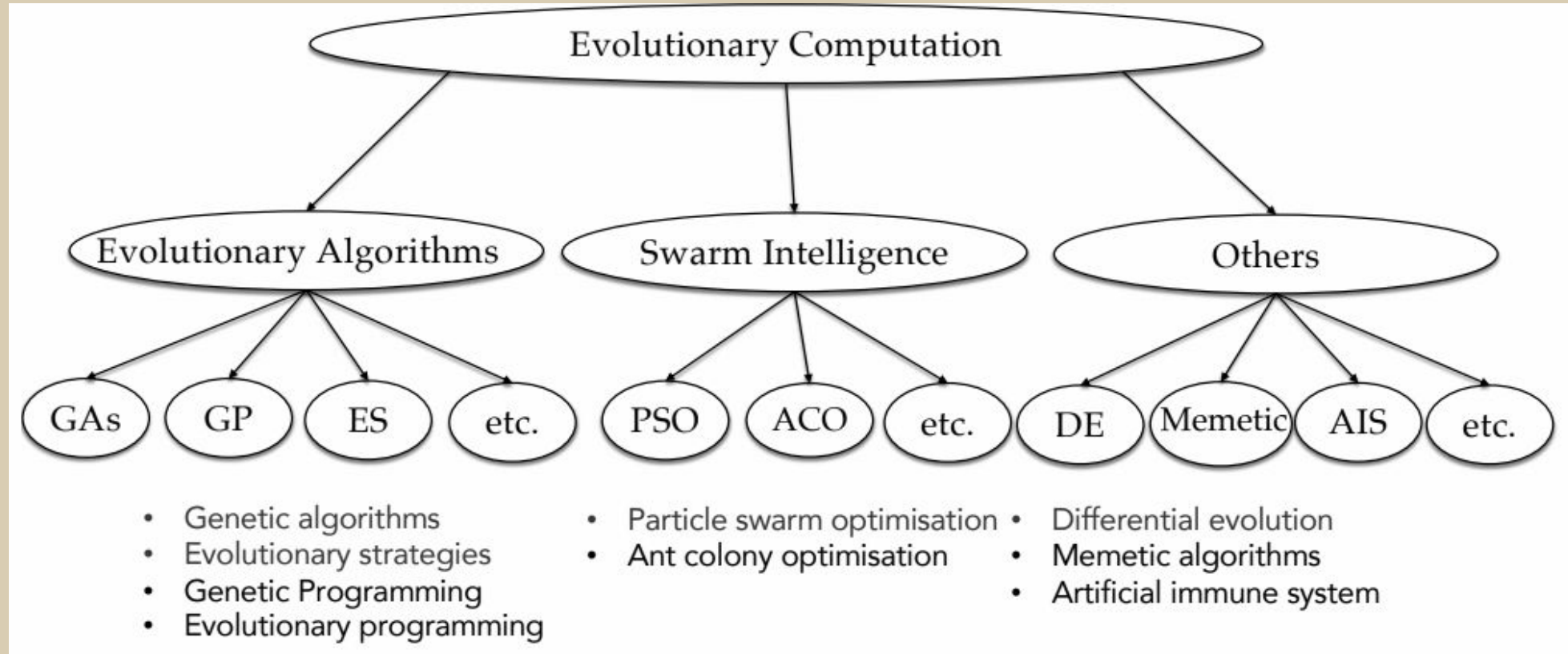
# Optymalizacja architektury GCN

- liczba warstw konwolucyjnych: 2 lub 3
- liczba neuronów w warstwie ukrytej: od 20 do 100
- funkcja aktywacji w warstwie ukrytej: ReLU lub LeakyReLU
- obecność lub brak Dropout
- funkcja aktywacji: Linear lub LogSoftmax



Rys.5. Ilustracja obrazująca architekturę grafowej sieci neuronowej [2].

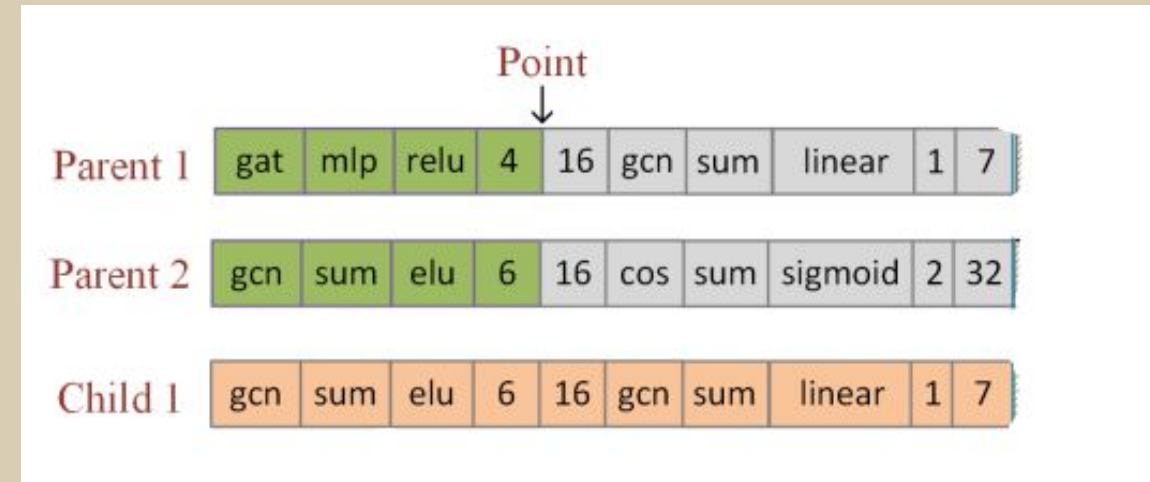
# Wykorzystanie algorytmów genetycznych w celach optymalizacji architektury



Rys.6. Ilustracja obrazująca podział dziedzin programowania ewolucyjnego[8].

# Wykorzystanie algorytmów genetycznych w celach optymalizacji architektury

1. Inicjalizacja populacji.
2. Ewaluacja
  - obliczenie funkcji dopasowania
  - selekcja
  - krzyżowanie
  - mutacje
3. Otrzymanie najlepszego osobnika

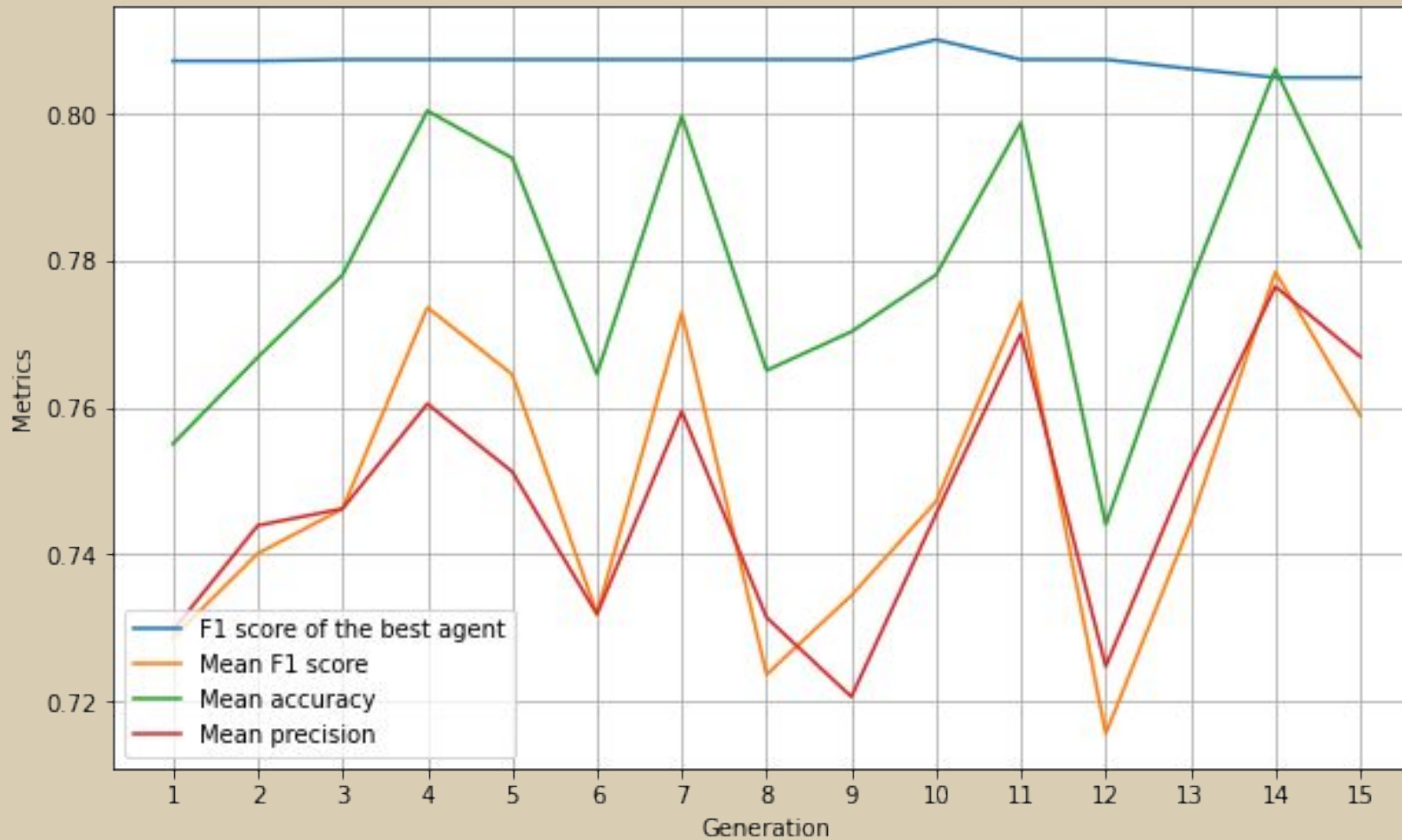


Rys.7. Proces wybierania genów w selekcji naturalnej w algorytmie genetycznym [4].

# Wykorzystane technologie

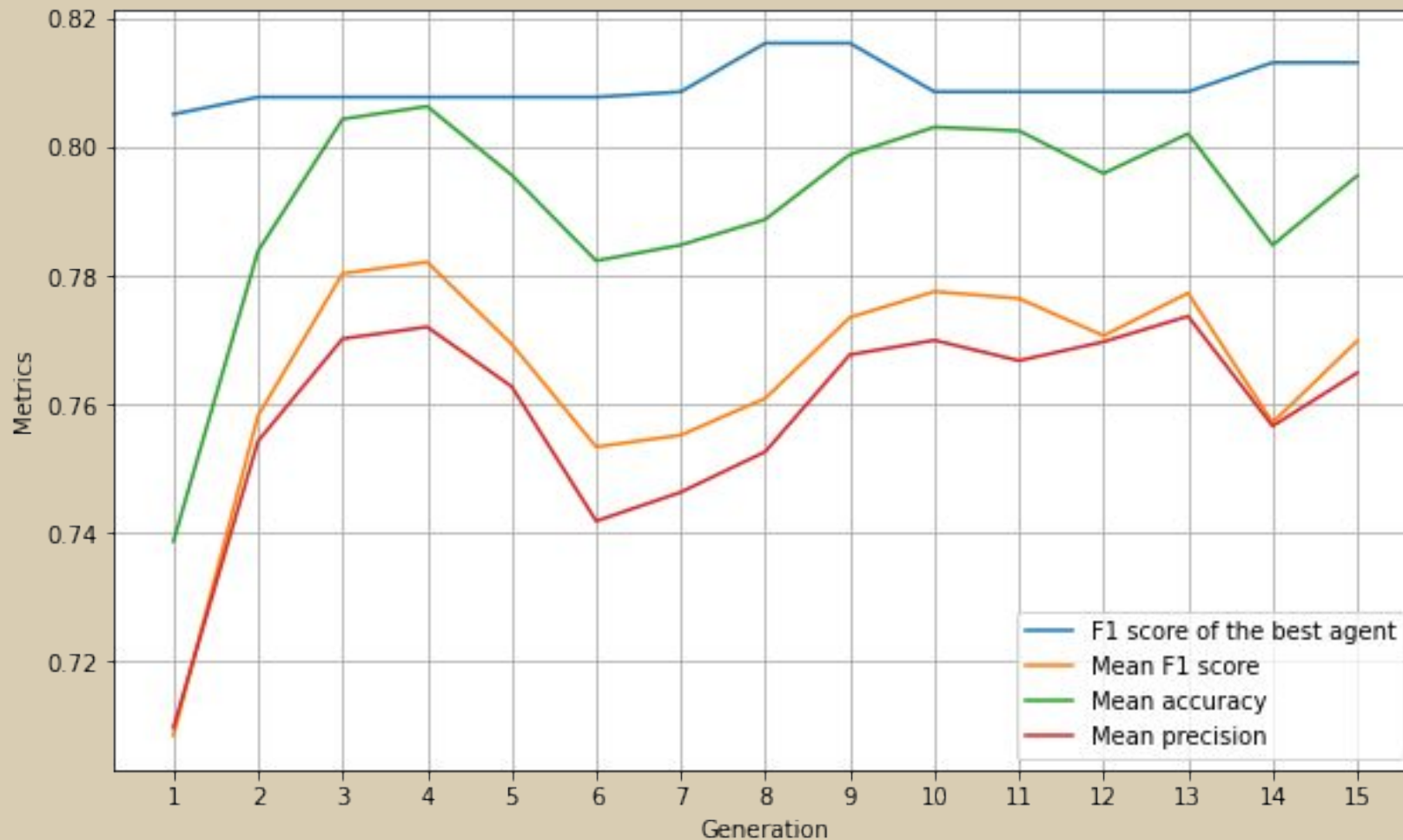
- Google Colaboratory
- Python
- PyTorch
- PyTorch Geometric
- NumPy
- Matplotlib



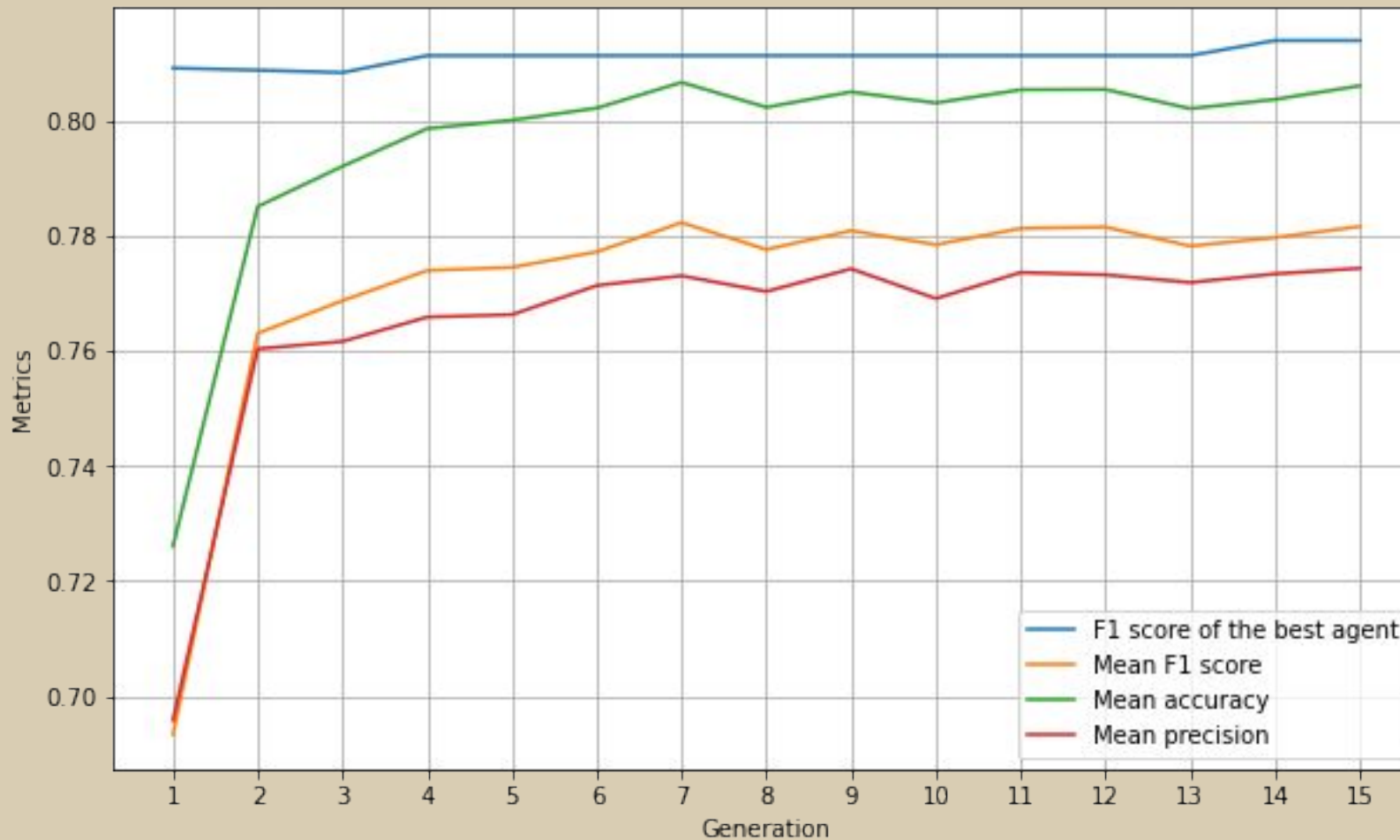


Rys.8. Wykres średnich wartości wskaźnika F1, dokładności, precyzji oraz wyniki wskaźnika F1 dla najlepszego osobnika w danej generacji dla początkowej wartości populacji równej 50.





Rys.9. Wykres średnich wartości wskaźnika F1, dokładności, precyzji oraz wyniki wskaźnika F1 dla najlepszego osobnika w danej generacji dla początkowej wartości populacji równej 200.



Rys.10. Wykres średnich wartości wskaźnika F1, dokładności, precyzji oraz wyniki wskaźnika F1 dla najlepszego osobnika w danej generacji dla początkowej wartości populacji równej 1000.



# Wyniki

Tab.1. Wyniki dokładności oraz wskaźnika F1 dla najlepszego modelu wyselekcjonowanego w algorytmie genetycznym dla populacji o początkowych rozmiarach: 50, 200 oraz 1000. Porównanie z najlepszymi wynikami uzyskanymi również przez optymalizację algorytmem genetycznym z publikacji [4]

Najlepszy model \ Metryka	Dokładność	Wskaźnik F1
rozmiar populacji = 50	0.8306	0.8091
rozmiar populacji = 200	0.8243	0.8078
rozmiar populacji = 1000	0.8300	0.8136
Wyniki z publikacji [4]	0.8420	-

# Perspektywy rozwoju

- Zrównoleglenie obliczeń funkcji dopasowania dla każdego agenta, aby przyspieszyć działanie algorytmu
- Stworzenie większej przestrzeni możliwych architektur
- Sprawdzenie działania algorytmu na innych zestawach danych
- Zastosowanie bardziej zaawansowanych algorytmów ewolucyjnych

# Bibliografia

- [1] <http://tkipf.github.io/graph-convolutional-networks/>
- [2] <https://www.topbots.com/graph-convolutional-networks/>
- [3] <https://pytorch-geometric.readthedocs.io/en/latest/modules/datasets.html>
- [4] “Evolutionary Architecture Search for Graph Neural Networks” Min Shi, David A. Wilson (2020)
- [5] “An introduction to Neural Architecture Search for Convolutional Networks” George Kyriakides, Konstantinos G. Margaritis (2020)
- [6] <https://medium.com/@brainyloop/introduction-to-evolutionary-algorithms-genetic-algorithm-neuro-evolution-f872fc3eb573>
- [7] <https://nptel.ac.in/courses/112103301>
- [8] [https://homepages.ecs.vuw.ac.nz/~xuebing/slides/WCCI2022\\_PlenaryTalk\\_BingXUE\\_Final.pdf](https://homepages.ecs.vuw.ac.nz/~xuebing/slides/WCCI2022_PlenaryTalk_BingXUE_Final.pdf)
- [9] <https://colab.research.google.com/drive/1xeQ0kIRhVtTYGA-LwfTMujXblBiOLgqd?usp=sharing>
- [10] <https://www.cs.vu.nl/~gusz/ecbook/ecbook-course.html>



# Dziękuję za uwagę!

Prezenter: Anna Konieczny  
Opiekun projektu: mgr inż. Maciej Krzywda

