

Politechnika Warszawska

W Y D Z I A Ł E L E K T R Y C Z N Y



Instytut Sterowania i Elektroniki Przemysłowej

Praca dyplomowa inżynierska

na kierunku Informatyka Stosowana

w specjalności Informatyka Stosowana

Analiza porównawcza neuronowych wizyjnych algorytmów percepcji głębi

Patryk Piotrowski

numer albumu 315564

promotor

dr inż. Witold Czajewski

Warszawa 2024

Analiza porównawcza neuronowych wizyjnych algorytmów percepji głębi

Streszczenie

Streszczenie pracy powinno w zwięzły sposób opisywać to czego dotyczy praca, co jest jej celem, jakie przyjęto założenia, co w ramach pracy zrobiono, co przebadano, jakie rozwiązania zaproponowano i jakie wyniki osiągnięto. Jeśli coś sprawiło jakiś problem, można to także ująć w streszczeniu i skomentować czy udało się ów problem rozwiązać i jak, czy też nie (nic w tym złego, jeśli czegoś się nie udało do końca zrobić).

Streszczenie nie powinno być przeładowane, powinno mieć około 200 słów i zawierać najważniejsze informacje na temat pracy i najważniejsze osiągnięcia, nie należy więc podawać szczegółowych wyników czy też opisywać struktury pracy - na to miejsce znajduje się w samej pracy.

Streszczenie zwykle pisze się na samym końcu pracy - z oczywistych względów.

Przykładowe streszczenie:

W niniejszej pracy inżynierskiej zaprezentowane zostały próby rozwiązania problemu klasyfikacji poziomu zabrudzenia chodników z wykorzystaniem głębokich sieci neuronowych. Wykorzystując dostępny zbiór zdjęć sklasyfikowanych do sześciu klas poziomu zanieczyszczeń, wygenerowano zrównoważone zbiory: sześcioklasowy oraz trzyklasowy. Następnie wybrano trzy sieci różnego rodzaju, aby sprawdzić ich efektywność w rozróżnianiu poszczególnych, często bardzo zbliżonych do siebie zdjęć. Sieć TResNet została wybrana spośród wiodących sieci w rankingach klasyfikacyjnych. Sieć ShuffleNet V2 została wybrana spośród dostępnych implementacji sieci w ramach popularnej biblioteki OpenMMLab. Sieć PMG została wybrana spośród sieci przygotowanych do rozwiązywania specyficznych problemów klasyfikacyjnych dla obrazów o niewielkich różnicach. Wymienione sieci wytrenowano na wygenerowanych zbiorach i osiągnięto dokładność rzędu 80% i 90%, odpowiednio dla problemu sześciu-i trzyklasowego. Najlepszą siecią, w każdym przypadku, okazała się sieć PMG, a wyniki pozostałych sieci były zbliżone.

Słowa kluczowe: istotne, słowa, kluczowe

Comparative analysis of neural vision algorithms for depth perception

Abstract

Należy zadbać oto, by jakość tłumaczenia streszczenia była wyższa niż ta oferowana przez automaty takie jak powszechnie używany <https://translate.google.pl/> czy mniej znany, ale czasem lepszy: <https://www.deepl.com/translator> czy może też <https://www.translate.com/>. Wszystkie te strony są pomocne i często zgrabnie tłumaczą, ale potrafią też zrobić oczywiste błędy, zwłaszcza w przypadku zdań wielokrotnie złożonych. Warto też skorzystać z serwisu <https://www.grammarly.com>.

W miarę poprawny przykład:

This engineering thesis presents an attempt to solve the problem of sidewalk dirt level classification using deep neural networks. Using an available set of images classified into six classes of dirt levels, balanced sets of six classes and three classes were generated. Three networks of different types were then selected to test their effectiveness in discriminating between individual, often very similar, images. TResNet was selected among the leading networks in the classification rankings. The ShuffleNet V2 network was selected from available network implementations within the popular OpenMMLab library. The PMG network was selected from networks prepared to solve specific classification problems for images with small differences. The aforementioned networks were trained on the generated sets and an accuracy of 80% and 90% was achieved for the six-class and three-class problem, respectively. The PMG network proved to be the best network, in each case, and the results of the other networks were similar.

Keywords: keywords, that, are, indicative

Spis treści

1 Wstęp	1
1.1 Cel i układ pracy	3
2 Wprowadzenie do algorytmów percepcji głębi	5
2.1 Paradygmaty uczenia	5
2.1.1 Uczenie nadzorowane	5
2.1.2 Uczenie nienadzorowane	6
2.1.3 Uczenie częściowo nadzorowane	7
2.2 Modele sieci neuronowych w algorytmach percepcji głębi	7
2.2.1 Konwolucyjne sieci neuronowe	8
2.2.2 Transformatory	9
3 Przegląd istniejących rozwiązań	11
3.1 Algorytmy percepcji głębi	11
3.1.1 AdelaiDepth	11
3.1.2 MetaPrompt-SD	12
3.1.3 EVP	13
3.1.4 ZoeDepth	14
3.1.5 UniDepth	16
3.1.6 Depth Anything V2	17
3.1.7 Metric3D V2	18
3.1.8 DistDepth	19
3.1.9 GCNDepth	21
3.1.10 M4Depth	22
3.1.11 IndoorDepth	23
3.1.12 SQLdepth	24
3.1.13 Podsumowanie	25
3.2 Zbiory danych	27
3.2.1 KITTI (Karlsruhe Institute of Technology and Toyota Technological Institute)	27
3.2.2 NYUv2 (NYU-Depth V2)	27
3.2.3 DIODE (Dense Indoor and Outdoor Depth)	28
3.2.4 SUN RGB-D	29

3.2.5	Matterport3D	29
3.2.6	DDAD (Dense Depth for Autonomous Driving)	30
3.2.7	SYNS-Patches	30
3.2.8	Cityscapes	31
3.2.9	Virtual KITTI 2	31
3.2.10	Taskonomy	32
3.2.11	Podsumowanie	32
4	Przedstawienie zastosowanych narzędzi	33
4.1	Język programowania	33
4.2	Platforma obliczeniowa	33
4.3	Zestawy danych	34
4.4	Narzędzia do analizy i wizualizacji	35
5	Metodologia - opis kryteriów oceny algorytmów	37
5.1	Wybór kryteriów oceny	37
5.2	Metodologia oceny algorytmów	38
5.3	Algorytmy podlegające analizie	39
6	Analiza i wyniki	41
6.1	Dokładność estymacji	41
6.1.1	Dokładność progowa	41
6.1.2	Średni procentowy błąd bezwzględny	45
6.1.3	Pierwiastek błędu średniokwadratowego	49
6.2	Czas realizacji pojedynczej estymacji	53
6.3	Wymagania systemowe	57
7	Podsumowanie i wnioski	59
Bibliografia		61
Wykaz skrótów i symboli		65
Spis rysunków		67
Spis tabel		71
Spis załączników		73

Rozdział 1

Wstęp

Sieci neuronowe jako narzędzie przetwarzania informacji są szeroko eksploatowane w celu rozwiązywania problemów niezliczonych sektorów już od wielu dekad¹. Ich obecność w tworzonym dziś oprogramowaniu stanowi pomoc dla pracowników branży m.in. medycznej, motoryzacyjnej, ekonomicznej, coraz częściej również rozrywkowej. Rozwój technologii powiązanych z zagadnieniem sztucznej inteligencji następuje niezmiennie w wysokim tempie. Wraz z rozwojem rzeczonej technologii zaczęto implementować neuronowe algorytmy wizji komputerowej umożliwiające przetwarzanie obrazów zarejestrowanych w postaci cyfrowej [33]. Do tej grupy należą neuronowe wizyjne algorytmy percepceji głębi. Znajdują one zastosowanie między innymi jako fundament autonomicznej mobilności, w systemach rozszerzonej rzeczywistości czy w robotyce. Lepsze zrozumienie głębi sceny widzianej jednym obiektywem pełni w tych obszarach kluczową rolę. Umożliwia reagowanie na przeszkody w czasie rzeczywistym, analizę pod kątem dostępności powierzchni jak również wykonywanie przybliżonych pomiarów. W połączeniu z innymi technikami, takimi jak segmentacja obrazu [25] polegająca na podziale na charakterystyczne części związane z obiekta widocznymi na obrazie pozwala budować zaawansowane systemy wizyjne.

Algorytmy percepceji głębi stanowią znaczne uproszczenie w dziedzinie pozyskiwania informacji o głębi dwuwymiarowego obrazu, głównie przez wzgląd na charakterystykę pozostałych znanych dotychczas metod, które zakładają posiadanie kosztownej elektroniki² oraz konieczność jej użycia w trakcie wykonywania fotografii podczas gdy zastosowanie algorytmów może mieć miejsce w dowolnym odstępie czasu następującym po utrwaleniu obrazu. Otworzyło to zatem możliwość rozpoznania głębi obrazów nie tylko wykonanych przy pomocy pojedynczego obiektywu ale również zarejestrowanych historycznie.

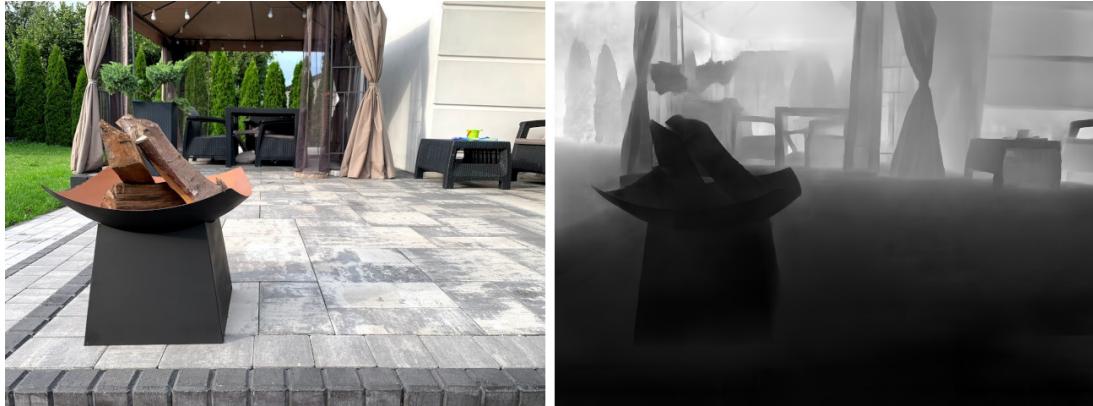
Zadanie wizyjnych algorytmów percepceji głębi opartych o sieci neuronowe polega na estymacji odległości każdego pojedynczego zarejestrowanego piksela względem urządzenia rejestrującego na podstawie pojedynczej fotografii wykonanej jednym obiektywem. W zależności od algorytmu wynikowe odległości mogą mieć charakter względny lub metryczny. Realizacja tego zadania polega

¹Początki sieci neuronowych sięgają lat czterdziestych XX wieku [42].

²Na przykład kamery 3D skorelowanej z systemem LIDAR. [11]

Rozdział 1. Wstęp

na przetworzeniu obrazu wejściowego przez warstwy sieci neuronowej odpowiedniej dla architektury danego algorytmu. Ostatecznym wynikiem realizacji tego zadania jest macierz zawierająca wartości odległości dla pojedynczych pikseli. Wizualną reprezentację takiej macierzy stanowi mapa głębi. Przykładową mapę głębi przedstawia rys. 1.



Rysunek 1. Fotografia i odpowiadająca jej mapa głębi. Źródło: własne

W celu sprawnego funkcjonowania sieci neuronowej należy pierwotnie wykonać jej uczenie. Uczenie to polega na wyznaczeniu wag i parametrów danej sieci poprzez wykonanie algorytmu na zbiorze danych składającym się ze zbioru uczącego i zbioru testowego. Wyniki działania algorytmu na elementach zbioru uczącego porównywane są z odpowiadającymi tym elementom danymi o głębi zmierzonymi odpowiednią aparaturą podczas przygotowywania zbioru danych. Na podstawie tych porównań w kolejnych iteracjach wykonania algorytmu wagi oraz parametry są dopasowywane w taki sposób, aby wyniki następnych wykonanów były jak najdokładniejsze. Najczęściej stosowanymi zbiorami danych w domenie głębi obrazu są NYU-Depth V2 [7] zawierający 407024 obrazów uczących przedstawiających sceny wewnętrz budynków zarejestrowanych przy pomocy urządzenia Microsoft Kinect oraz KITTI (Karlsruhe Institute of Technology and Toyota Technological Institute) [17] zawierający 93 tysiące obrazów uczących przedstawiających sceny zewnętrzne zarejestrowanych przy pomocy urządzenia z systemem LIDAR.

Pierwszą implementację omawianego algorytmu w 2014 r. zaproponowali pracownicy naukowi Instytutu Nauk Matematycznych Uniwersytetu w Nowym Jorku - David Eigen, Christian Puhrsich oraz Rob Fergus [8]. Zaprojektowana wówczas przez wymienionych autorów architektura rozwiązania oparta została na dwóch współpracujących konwolucyjnych sieciach neuronowych [26]. W dniu dzisiejszym osiągające najlepsze wyniki algorytmy również stosują w swojej architekturze sieci konwolucyjne, chociaż w kwestii częstości implementacji nie ustępują im na tym polu także transformatory [38], które stanowią obecnie około połowę najczęściej używanych rozwiązań.

1.1 Cel i układ pracy

Aktualnie w otwartych źródłach istnieje wiele gotowych realizacji algorytmów percepji głębi zdywersyfikowanych pod kątem architektury, funkcjonalności, osiąganych wyników i przeznaczenia. Wobec powyższego, celem badawczym niniejszej pracy inżynierskiej jest ich kompleksowa analiza porównawcza w ujednoliconym środowisku testowym.

Do realizacji nadrzednego celu pracy przyjęto następujące zadania badawcze:

- przegląd i ogólna charakterystyka dostępnych rozwiązań,
- wybór wiodących rozwiązań,
- weryfikacja metod na zbiorach, na których były uczone oraz na innych zbiorach,
- weryfikacja na własnych scenach,
- porównanie rozwiązań i rekomendacja przypadków użycia.

Rozdział 2

Wprowadzenie do algorytmów percepcji głębi

2.1 Paradygmaty uczenia

Podstawową metodą uczenia algorytmów percepcji głębi jest uczenie nadzorowane. W tejże metodzie do nauki estymacji mapy głębi wykorzystywana jest struktura scen z obrazów określanych jako Ground truth¹. Pozyskanie tych obrazów często bywa kosztowne i problematyczne, skąd wyniknęła potrzeba uczenia algorytmów przy użyciu zmniejszonej ilości danych rzeczywistych tudzież ich całkowitym braku². W ramach usystematyzowania wiedzy, następujący podrozdział skupi się zatem na zebraniu i sklasyfikowaniu paradygmatów uczenia algorytmów percepcji głębi.

2.1.1 Uczenie nadzorowane

Ta najczęściej obecnie stosowana metoda uczenia sieci neuronowych zakłada posiadanie odpowiednio przygotowanych danych wejściowych oraz odpowiadających im danych wyjściowych. Wówczas celem nauki jest zminimalizowanie wartości odpowiednio sporzązonej funkcji straty, której argumentami są wartości zmierzane i estymowane. Wybór wspomnianej funkcji zależy od charakterystyki rozwiązywanego problemu. W przypadku percepcji głębi najczęściej stosowaną funkcją straty jest błąd średniokwadratowy (MSE od ang. mean square error):

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (d_i^* - d_i)^2 \quad (1)$$

gdzie d_i^* to wartość predykcji a d_i to wartość zmierzona.

¹Dane rzeczywiste uzyskane za pomocą technologii rejestracji obrazów 3D.

²Wówczas mówimy o rekonstrukcji mapy głębi.



Rysunek 2. Poglądowy model uczenia nadzorowanego. Wejścia stanowią obraz RGB oraz pomiary głębi a wynikiem jest predykcja mapy głębi.

2.1.2 Uczenie nienadzorowane

Z powodu potrzeby uniknięcia kosztownego procesu przygotowania danych na potrzeby uczenia nadzorowanego, rozwijana jest metoda uczenia nienadzorowanego. Algorytmy wykorzystujące tę metodę nauczane są zwykle przy pomocy zdecydowanie prostszych danych - par fotografii RGB lub nagrań wideo, czyli w uproszczeniu sekwencji fotografii RGB. Dane te przetwarzane są za pomocą funkcji, których zadaniem jest określenie głębi sceny przedstawionej na zdjęciu na podstawie zmian w perspektywie pomiędzy poszczególnymi kadrami. W ten sposób przygotowany zestaw wykorzystywany jest do nauki algorytmu podobnie jak w przypadku uczenia nadzorowanego.



Rysunek 3. Schemat przykładowego uczenia nienadzorowanego. Wejścia stanowią trzy kadry z nagrania RGB a wynikiem jest predykcja mapy głębi.

2.1.3 Uczenie częściowo nadzorowane

Sposobem łączącym dwa poprzednio przedstawione jest uczenie częściowo nadzorowane. Metoda ta wykorzystuje w procesie uczenia zarówno dane etykietowane jak i nieoznaczone. Głównymi zaletami stosowania tego sposobu są

- poprawa wydajności algorytmu - ze względu na wykorzystanie większej ilości danych,
- zmniejszenie kosztów pozyskania danych etykietowanych przy jednoczesnym zachowaniu zadowalających rezultatów,
- zwiększenie elastyczności modelu ze względu na brak uzależnienia od wyłącznie danych oznaczonych.

Poniższy schemat przedstawia ogólne podsumowanie paradygmatów uczenia algorytmów.



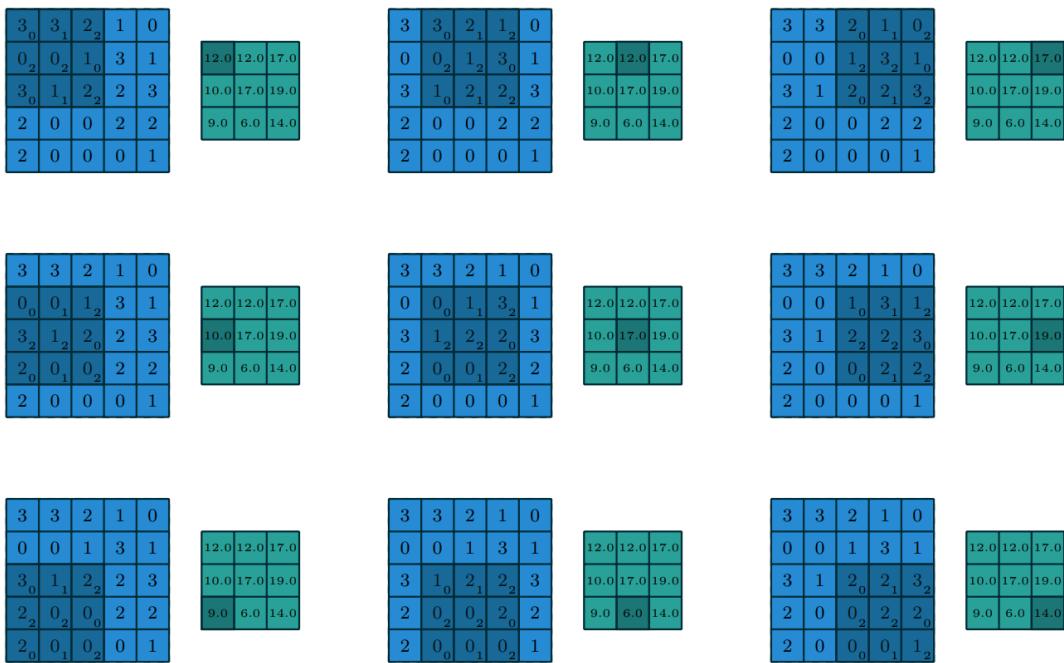
Rysunek 4. Schemat podsumowujący paradygmaty uczenia algorytmów.

2.2 Modele sieci neuronowych w algorytmach percepcji głębi

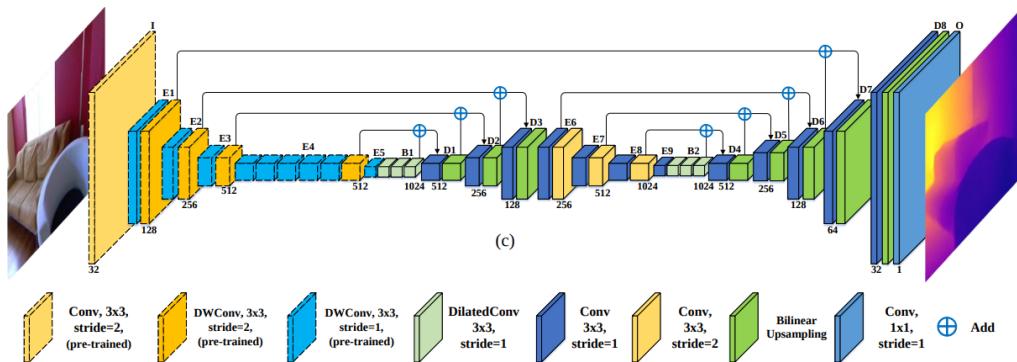
Ważnym etapem implementacji algorytmu percepcji głębi jest konstrukcja architektury sieci neuronowej modelu. Ma ona szczególny wpływ na wydajność i skuteczność wynikowego algorytmu. Ten podrozdział zawiera opis dwóch przeważnie wykorzystywanych w dziedzinie percepcji głębi modeli sieci neuronowych.

2.2.1 Konwolucyjne sieci neuronowe

Zaproponowane przez Kunihiko Fukushima w 1980 r. [16] konwolucyjne sieci neuronowe są niewątpliwym kamieniem milowym w komputerowym przetwarzaniu obrazów. Charakteryzuje je zdolność upraszczania obrazu do postaci znacznie łatwiejszej do przetworzenia przez komputer, bez poświęcenia jakości wnioskowania. Podstawowym elementem takich sieci jest warstwa splotowa, w której dochodzi do mnożenia matryc stanowiących dane wejściowe i jądro. Wynikiem mnożenia jest mapa wyodrębnionych cech wejściowego obrazu. Poprawnie przedstawia to poniższa grafika. W przypadku takiego modelu nauczanie sieci polega między innymi na ustanowieniu odpowiednich wag jądra.



Rysunek 5. Przykład działania warstwy konwolucyjnej z jądem o rozmiarze 3x3. Źródło: [12]

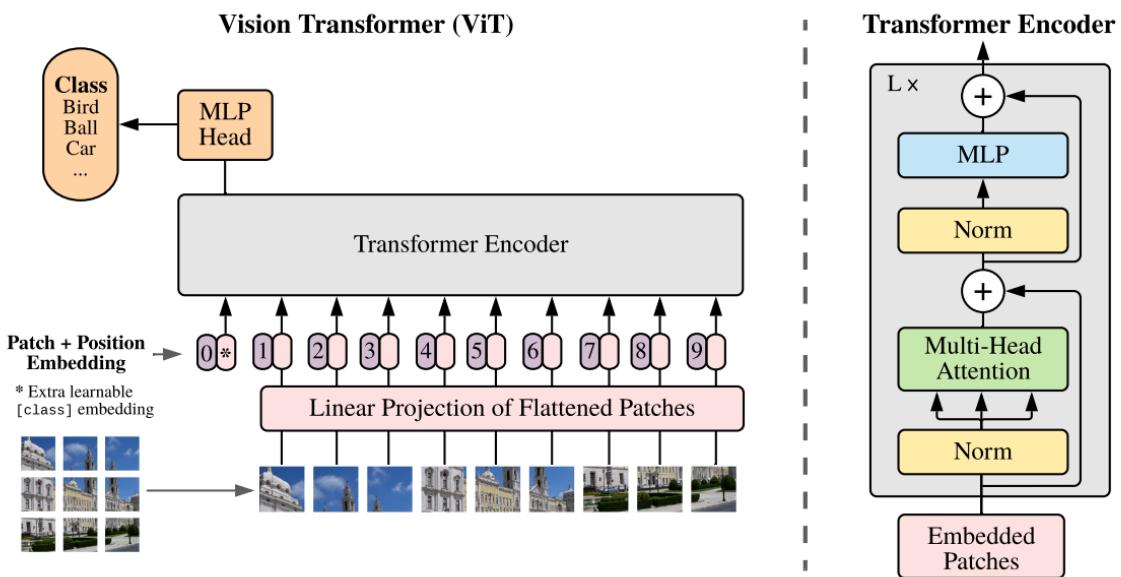


Rysunek 6. Przykład architektury sieci konwolucyjnej użytej w celu rozpoznania głębi obrazu. Źródło: [9]

2.2.2 Transformatory

Zaprezentowane w 2017 r. [38] transformatory wykorzystywane były pierwotnie w przetwarzaniu języka naturalnego. Dzięki asynchronicznej charakterystyce przetwarzania sekwencji wejściowej okazały się znacznie szybsze niż dotychczas znane rozwiązania³.

W kontekście wizyjnych algorytmów wykorzystywane są transformatory wizyjne zaproponowane w 2020 r. przez zespół Google Research w [10]. Jego schemat poglądowy przedstawia poniższa grafika.



Rysunek 7. Schemat modelu transformatora wizyjnego. Źródło: [10]

Wizyjny model transformatora nie generalizuje danych tak dobrze jak robi to sieć konwolucyjna, dlatego przy niewielkiej liczbie obrazów uczących nie jest najlepszym wyborem. Jednak przy wykorzystaniu znacznego rozmiaru zestawu obrazów uczących osiągana dokładność najczęściej przewyższa sieci konwolucyjne.

³Do ówczesnej chwili częściej używane były sieci rekurencyjne.

Rozdział 3

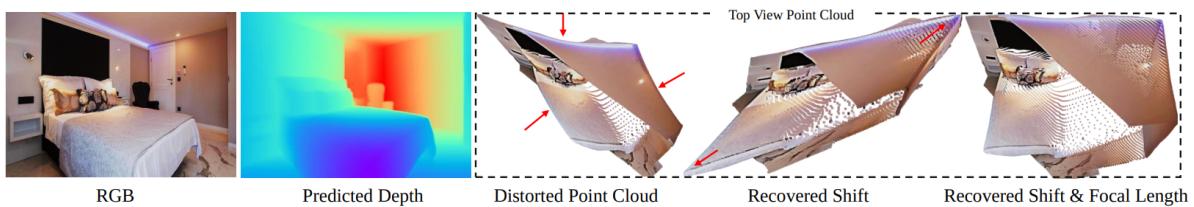
Przegląd istniejących rozwiązań

W tym rozdziale przybliżone zostało spektrum dostępnych algorytmów percepji głębi oraz zbiorów danych używanych do ich trenowania. Zestawienie to ogranicza się do rozwiązań z największą liczbą cytowań w opracowaniach i artykułach naukowych. Osiągają one jednocześnie rekordowe na dzień przygotowywania zestawienia rezultaty.

3.1 Algorytmy percepji głębi

3.1.1 AdelaiDepth

Zaprojektowany w 2020 r. model AdelaiDepth [48] przygotowany został głównie w celu rekonstrukcji scen trójwymiarowych. Autorzy podzielili wówczas rozwiązanie na dwa etapy - predykcję relatywnej głębi obrazu oraz jej przesunięcie w celu uzyskania głębi metrycznej.



Rysunek 8. Przykładowy wynik działania algorytmu AdelaiDepth. Źródło: [48]

Architektura modelu predykcji głębi została zainspirowana rozwiązaniem przedstawionym w [45]. Jest to nawracająca sieć neuronowa ResNet [19] stanowiąca rodzaj konwolucyjnej sieci neuronowej z dekoderem. W celu nauczenia sieci wykorzystane zostało sumarycznie 354 tysiące obrazów RGBD pochodzących z różnych dostępnych zestawów danych, zarejestrowanych za pomocą urządzeń fizycznych jak i wytworzonych syntetycznie z obrazów RGB za pomocą oprogramowania. Cały zestaw danych treningowych zawiera w sobie zatem wysokiej jakości obrazy z systemu LIDAR ale

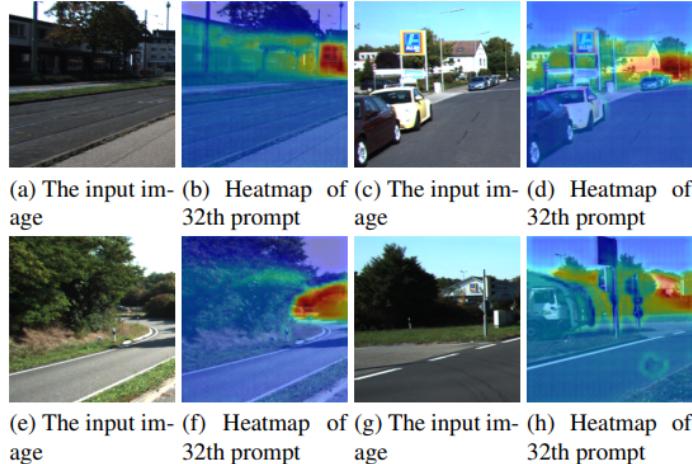
też niskiej jakości nagrania. Poniższa tabela obrazuje wyniki osiągane przez ten algorytm na tle wybranych przez autorów podobnych rozwiązań.

Method	Backbone	OASIS YT3D WHDR↓	NYU AbsRel↓ δ ₁ ↑	KITTI AbsRel↓ δ ₁ ↑	DIODE AbsRel↓ δ ₁ ↑	ScanNet AbsRel↓ δ ₁ ↑	ETH3D AbsRel↓ δ ₁ ↑	Sintel AbsRel↓ δ ₁ ↑	Rank
OASIS [8]	ResNet50	32.7 27.0	21.9 66.8	31.7 43.7	48.4 53.4	19.8 69.7	29.2 59.5	60.2 42.9	6.7
MegaDepth [26]	Hourglass	33.5 26.7	19.4 71.4	20.1 66.3	39.1 61.5	19.0 71.2	26.0 64.3	39.8 52.7	6.7
Xian [47]	ResNet50	31.6 23.0	16.6 77.2	27.0 52.9	42.5 61.8	17.4 75.9	27.3 63.0	52.6 50.9	6.7
WSVD [40]	ResNet50	34.8 24.8	22.6 65.0	24.4 60.2	35.8 63.8	18.9 71.4	26.1 61.9	35.9 54.5	6.6
Chen [7]	ResNet50	33.6 20.9	16.6 77.3	32.7 51.2	37.9 66.0	16.5 76.7	23.7 67.2	38.4 57.4	5.6
DiverseDepth [51]	ResNeXt50	30.9 21.2	11.7 87.5	19.0 70.4	37.6 63.1	10.8 88.2	22.8 69.4	38.6 58.7	4.4
MiDaS [32]	ResNeXt101	29.5 19.9	11.1 88.5	23.6 63.0	33.2 71.5	11.1 88.6	18.4 75.2	40.5 60.6	3.5
Ours	ResNet50	30.2 19.5	9.1 91.4	14.3 80.0	28.7 75.1	9.6 90.8	18.4 75.8	34.4 62.4	1.9
Ours	ResNeXt101	28.3 19.2	9.0 91.6	14.9 78.4	27.1 76.6	9.5 91.2	17.1 77.7	31.9 65.9	1.1

Rysunek 9. Porównanie osiąganych wyników przeprowadzone na ośmiu zestawach danych nieuczestniczących w procesie uczenia. Źródło: [48]

3.1.2 MetaPrompt-SD

Głównym założeniem autorów algorytmu MetaPrompt-SD [39] było wykorzystanie modeli dyfuzyjnych w zadaniach dotyczących komputerowej percepcji wizualnej. Wynikowy model służy do estymacji głębi, segmentacji semantycznej i estymacji pozycji.



Rysunek 10. Przykładowe wyniki działania modułu estymacji głębi MetaPrompt-SD. Źródło: [39]

Podstawą architektury jest koder VQVAE [27] kodujący obraz wejściowy do przestrzeni ukrytej¹ oraz sieć UNet [32], która wielokrotnie wykorzystana ma za zadanie usunięcie szumów i poprawę jakości cech obrazu. Sieć UNet wspomaga komponent Meta prompts zawierający dodatkowe informacje pomagające w procesie poprawy cech. Po ukończeniu przetwarzania cech obrazu są one wysyłane do dekodera, który przetwarzając je podaje obraz wyjściowy.

¹Jest to przestrzeń przechowująca kluczowe cechy obrazu przy jednoczesnej redukcji jego rozdzielczości.



Rysunek 11. Schemat architektury algorytmu MetaPrompt-SD. Źródło: [39]

Dla percepacji gębi jako zestawy uczące wykorzystane zostały obrazy scen wewnętrznych i zewnętrznych pochodzące ze zbiorów NYU depth V2 oraz KITTI. W sumie stanowi to prawie 95 tysięcy par map gębi z odpowiadającymi im obrazami RGB pochodzącymi z urządzenia LIDAR firmy Velodyne oraz Microsoft Kinect.

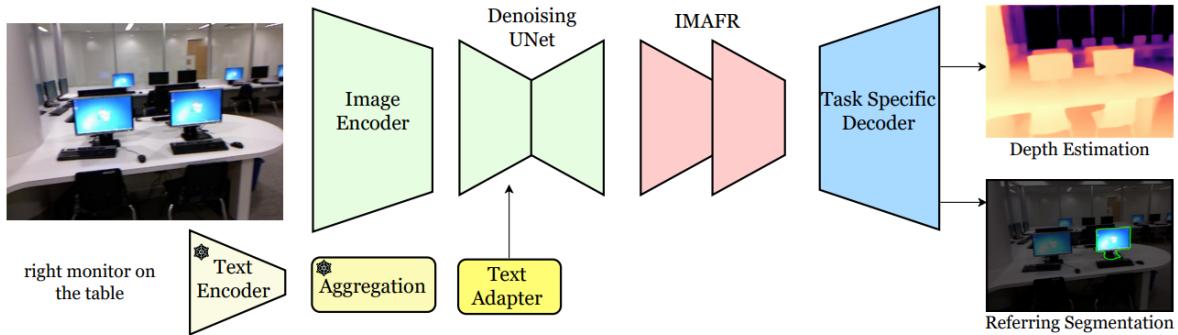
Method	NYU depth V2					KITTI Eigen split				
	RMSE↓	REL↓	$\delta_1 \uparrow$	$\delta_2 \uparrow$	$\delta_3 \uparrow$	RMSE↓	REL↓	$\delta_1 \uparrow$	$\delta_2 \uparrow$	$\delta_3 \uparrow$
<i>non-diffusion-based</i>										
GEDepth [46]	-	-	-	-	-	2.044	0.048	0.976	0.997	0.999
MAMo [47]	-	-	-	-	-	1.984	0.049	0.977	0.998	1.000
DepthFormer [22]	0.339	0.096	0.921	0.989	0.998	2.143	0.052	0.975	0.997	0.999
PixelFormer [1]	0.322	0.090	0.929	0.991	0.998	2.081	0.051	0.976	0.997	0.999
SwinV2-MIM [44]	0.287	0.083	0.949	0.994	0.999	1.966	0.050	0.977	0.998	1.000
ZoeDepth [2]	0.270	0.075	0.955	0.995	0.999	-	0.057	-	-	-
MeSa [18]	0.238	0.066	0.964	0.995	0.999	-	-	-	-	-
<i>diffusion-based</i>										
DDP [17]	0.329	0.094	0.921	0.990	0.998	2.072	0.050	0.975	0.997	0.999
DepthGen [33]	0.314	0.074	0.946	0.987	0.996	2.985	0.064	0.953	0.991	0.998
VPD [50]	0.254	0.069	0.964	0.995	0.999	-	-	-	-	-
TADP [19]	0.225	0.062	0.976	0.997	0.999	-	-	-	-	-
Ours	0.223	0.061	0.976	0.997	0.999	1.929	0.047	0.982	0.998	1.000

Rysunek 12. Porównanie osiąganych wyników przeprowadzone na dwóch zestawach danych. Źródło: [39]

3.1.3 EVP

Metoda o nazwie EVP [22] (od ang. Enhanced Visual Perception) jest rozbudowaniem metody VPD [50] (od ang. Visual Perception with a pre-trained Diffusion model), zadaniem której było podobnie do MetaPrompt-SD wykorzystanie modeli dyfuzyjnych w percepji wizyjnej. W stosunku do pierwotnego modelu EVP dodano moduł o nazwie *IMAFR* (od ang. Inverse MultiAttentive Feature Refinement)

wspomagający zdolności wyodrębniania cech. Między innymi dzięki tej zmianie autorom udało się uzyskać lepszy wynik w porównaniu do metody VPD na zestawie NYU Depth v2².



Rysunek 13. Schemat architektury algorytmu EVP. Źródło: [22]

Głównymi elementami architektury rozwiązania są koder obrazu wejściowego, sieć wyodrębniająca cechy UNet oraz wyspecjalizowany w kierunku odpowiedniego zadania dekoder. Metoda jest bowiem w stanie wykonać predykcję głębi jak również dokonać segmentacji semantycznej. Rozwiązanie to zostało wytrenowane przy użyciu zestawów NYU Depth v2 - konkretnie na podzbiorze 50 tysięcy obrazów oraz KITTI - na podzbiorze 26 tysięcy obrazów. Autorzy dokonali porównania rezultatów osiąganych na zbiorze testowym zestawu KITTI - przedstawia je poniższa tabela.

Method	REL \downarrow	SqREL \downarrow	RMSE \downarrow	RMSE log \downarrow	$\delta_1 \uparrow$	$\delta_2 \uparrow$	$\delta_3 \uparrow$
BTS [25]	0.061	0.261	2.834	0.099	0.954	0.992	0.998
AdaBins [3]	0.058	0.190	2.360	0.088	0.964	0.995	<u>0.999</u>
ZoeDepth [5]	0.057	0.194	2.290	0.091	0.967	0.995	<u>0.999</u>
NeWCRFs [61]	0.052	0.155	2.129	0.079	0.974	<u>0.997</u>	<u>0.999</u>
iDisc [40]	<u>0.050</u>	0.148	2.072	0.076	0.975	<u>0.997</u>	0.999
NDDepth [49]	<u>0.050</u>	0.141	2.025	<u>0.075</u>	<u>0.978</u>	0.998	0.999
SwinV2-L 1K-MIM [55]	<u>0.050</u>	<u>0.139</u>	1.966	<u>0.075</u>	0.977	0.998	1.000
GEDepth [57]	0.048	0.142	2.044	0.076	0.976	0.997	0.999
EVP	0.048	0.136	<u>2.015</u>	<u>0.073</u>	0.980	0.998	1.000

Rysunek 14. Porównanie osiąganych wyników przeprowadzone na zbiorze KITTI. Źródło: [22]

3.1.4 ZoeDepth

Opracowane rozwiązanie ZoeDepth [2] skupia się na zachowaniu wydajności przy jednoczesnym użyciu metrycznej skali w wyrażaniu wynikowych predykcji głębi. Proponowany model wykorzystuje

²Model EVP uzyskał w tym porównaniu o 11,8% mniejszą wartość błędu średniokwadratowego.

3.1. Algorytmy percepkcji głębi

12 różnych zbiorów danych treningowych zawierających głębię relatywną i dwóch zestawów zawierających głębię metryczną, co pozwala osiągnąć założony cel.



Rysunek 15. Schemat architektury algorytmu ZoeDepth. Źródło: [2]

Architektura algorytmu ZoeDepth bazuje na rozwiążaniu o nazwie MiDaS [31]. Obraz wejściowy jest w pierwszej kolejności przetworzony przez ten właśnie algorytm. Wynik - głębia relatywna - jest dostarczany do modułu metrycznego, którego wynik stanowi z kolei wartość głębi metrycznej dla każdego pojedynczego piksela. Oba te wyniki kierowane są do sieci konwolucyjnej i w ten sposób uzyskiwany jest wynik ostateczny - głębia metryczna. Istnieje pięć gotowych przetrenowanych modeli, nazwanych według szablonu ZoeD-[zestaw pierwszy]-[zestaw drugi], gdzie zestawem pierwszym jest zestaw treningowy obrazów z głębią relatywną a zestaw drugi zawiera obrazy z głębią metryczną. Litera "X" z miejscu zestawu pierwszego oznacza, że do w celu uczenia modelu wykorzystany został jedynie zestaw drugi.

Method	$\delta_1 \uparrow$	$\delta_2 \uparrow$	$\delta_3 \uparrow$	REL \downarrow	RMSE \downarrow	$\log_{10} \downarrow$
Eigen <i>et al.</i> [9]	0.769	0.950	0.988	0.158	0.641	–
Laina <i>et al.</i> [19]	0.811	0.953	0.988	0.127	0.573	0.055
Hao <i>et al.</i> [13]	0.841	0.966	0.991	0.127	0.555	0.053
DORN [11]	0.828	0.965	0.992	0.115	0.509	0.051
SharpNet [31]	0.836	0.966	0.993	0.139	0.502	0.047
Hu <i>et al.</i> [14]	0.866	0.975	0.993	0.115	0.530	0.050
Lee <i>et al.</i> [22]	0.837	0.971	0.994	0.131	0.538	–
Chen <i>et al.</i> [8]	0.878	0.977	0.994	0.111	0.514	0.048
BTS [20]	0.885	0.978	0.994	0.110	0.392	0.047
Yin <i>et al.</i> [48]	0.875	0.976	0.994	0.108	0.416	0.048
AdaBins [5]	0.903	0.984	0.997	0.103	0.364	0.044
LocalBins [6]	0.907	0.987	0.998	0.099	0.357	0.042
Jun <i>et al.</i> [16]	0.913	0.987	0.998	0.098	0.355	0.042
NeWCRFs [50]	0.922	0.992	0.998	0.095	0.334	0.041
ZoeD-X-N	0.946	0.994	0.999	0.082	0.294	0.035
ZoeD-M12-N	0.955	0.995	0.999	0.075	0.270	0.032
ZoeD-M12-NK	<u>0.953</u>	0.995	0.999	<u>0.077</u>	<u>0.277</u>	<u>0.033</u>

Rysunek 16. Porównanie osiąganych wyników przeprowadzone na zbiorze NYU-Depth v2. Źródło: [2]

3.1.5 UniDepth

Model o nazwie UniDepth [30] został zaproponowany przez jego autorów naprzeciw ich tezie o niskim stopniu generalizacji konkurencyjnych modeli. W swojej publikacji twierdzą, że ówcześnie najlepsze pod względem osiąganych wyników modele do predykcji głębi weryfikowane są na zbiorach podobnych do uczących oraz często na tyle niewielkich, że wyniki osiągane na pojedynczych obrazach odbiegających od domeny zbiorów uczących są mniej zadowalające. Architektura sieci tego modelu składa się z trzech głównych modułów - kodera, kamery i głębi. Koder przetwarza obraz wejściowy do postaci cech, które następnie przesyłane są do kolejnych dwóch modułów. Może być zarówno oparty o sieć konwolucyjną jak i o transformator wizyjny ViT co ma pozwolić na elastyczne dopasowanie do potrzeb użytkownika. Moduł kamery odpowiada za generowanie reprezentacji, która jest następnie wykorzystywana do warunkowania cech głębi. Moduł głębi przyjmuje cechy z kodera i warunkuje je na podstawie informacji z modułu kamery wykorzystując przy tym warstwę uwagi krzyżowej. Połączenie wyniku modułu kamery i modułu głębi to wynik działania całego algorytmu.



Rysunek 17. Schemat architektury algorytmu UniDepth. Źródło: [30]

Do nauczenia modelu UniDepth wykorzystano 9 zestawów uczących składających się łącznie na 3 miliony obrazów, co umożliwiło nauczenie modelu rożnorodnych scen z różnych punktów widzenia i różnymi warunkami oświetleniowymi. Do weryfikacji rezultatów wykorzystano natomiast 10 zestawów danych niepokrywających się z zestawami uczącymi. W porównaniu rezultatów wykorzystano modele zawierające kodera z transformatorem i z siecią konwolucyjną, odpowiednio UniDepth-V i UniDepth-C.

Method	NuScenes		DDAD		ETH3D		Diode (Indoor)		SUN-RGBD		VOID		IBims-I		HAMMER			
	$\delta_1 \uparrow$	$SI_{log} \downarrow$	$F_A \uparrow$	$\delta_1 \uparrow$	$SI_{log} \downarrow$	$F_A \uparrow$	$\delta_1 \uparrow$	$SI_{log} \downarrow$	$F_A \uparrow$	$\delta_1 \uparrow$	$SI_{log} \downarrow$	$F_A \uparrow$	$\delta_1 \uparrow$	$SI_{log} \downarrow$	$F_A \uparrow$	$\delta_1 \uparrow$	$SI_{log} \downarrow$	$F_A \uparrow$
BTS [28]	33.7	68.0	37.5	43.0	40.8	40.5	26.8	29.9	27.4	19.2	22.8	31.6	76.1	14.6	47.4	25.8	64.5	53.1
AdaBins [3]	33.3	61.4	35.2	37.7	44.4	35.6	24.3	28.3	25.2	17.4	21.6	28.7	77.7	13.9	65.4	50.5	23.8	65.0
NeWCRF [61]	44.2	49.4	42.2	45.6	34.9	41.6	35.7	26.1	32.3	20.1	18.5	35.3	75.3	11.9	61.6	53.1	22.3	76.9
iDisc [41]	39.4	37.1	34.5	28.4	32.2	25.8	35.6	27.5	31.4	23.8	15.8	33.4	83.7	12.4	71.0	55.3	20.3	68.6
ZoeDepth [4]	28.3	31.5	26.0	27.2	31.7	21.1	35.0	17.6	26.4	36.9	12.8	40.5	86.7	9.58	75.6	63.4	15.9	72.4
Metric3D ^T [39]	72.3	29.0	53.9	—	—	—	45.6	18.9	35.9	39.2	11.1	42.1	15.4	13.4	14.4	65.9	16.2	70.4
UniDepth-C	83.3	22.9	62.3	83.2	21.4	59.3	49.8	13.2	33.7	60.2	9.03	50.0	94.8	8.10	81.4	86.6	12.8	85.1
UniDepth-V	86.2	21.7	64.2	86.4	20.3	61.8	32.6	11.6	24.3	77.1	6.38	59.4	96.6	7.05	81.9	89.4	10.9	85.7
UniDepth-C [‡]	83.3	22.9	60.9	83.1	21.4	57.3	22.9	13.1	25.4	60.4	9.01	49.9	92.3	8.27	75.2	86.5	12.8	85.0
UniDepth-V [‡]	86.2	21.7	63.0	86.4	20.3	60.4	17.6	11.4	21.4	77.4	6.36	58.6	94.8	7.17	75.9	90.2	10.9	86.2

Rysunek 18. Porównanie rezultatów UniDepth dokonane na zbiorach danych niewidzianych podczas uczenia. Źródło: [30]

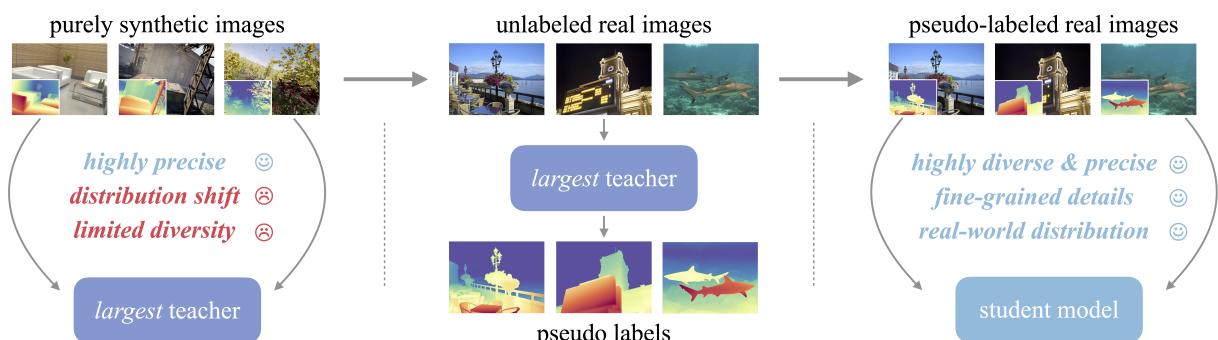
3.1.6 Depth Anything V2

Interesującą strategię rozwiązania przyjęli autorzy modelu Depth Anything V2 [47]. Położyli oni bowiem nacisk na niezwykle duży zestaw danych uczących składający się nie tylko z danych oznaczonych (595 tysiące obrazów) ale również z danych nieoznaczonych (62 miliony obrazów). Jest to w związku z tym model uczony metodą częściowo nadzorowaną. W ten sposób otrzymano model charakteryzujący się bardzo dużą zdolnością generalizacji na nowych scenach. W stosunku do pierwnej wersji modelu [46] poprawiono wydajność, poprawność estymacji na odbiciach i obiektach przezroczystych oraz zastosowano uczenie na bardziej skomplikowanych scenach. Jako priorytet twórcy ustanowili estymację głębi relatywnej, dopiero po dostrojeniu modelu z użyciem zestawu KITTI lub NYUv2 model ten zyskuje zdolność predykcji głębi metrycznej.



Rysunek 19. Depth Anything V2 w porównaniu z wersją pierwszą i modelem Marigold [21]. Źródło: [47]

W architekturze tego rozwiązania zastosowano koder wyodrębniający cechy obrazu wejściowego przygotowany na podstawie DINOv2 [28] oraz dekoder DPT do regresji głębi. W pierwszej kolejności model "nauczyciela" uczony jest na zestawie danych oznaczonych. Następnie model ten wykorzystywany jest w celu oznaczenia zbioru danych nieoznaczonych, który razem z zestawem danych oznaczonych weźmie udział w procesie uczenia modelu "ucznia".



Rysunek 20. Schemat architektury algorytmu Depth Anything. Źródło: [47]

Dataset	Indoor	Outdoor	# Images
Precise Synthetic Images (595K)			
BlendedMVS [92]	✓	✓	115K
Hypersim [58]	✓		60K
IRS [77]	✓		103K
TartanAir [79]	✓	✓	306K
VKITTI 2 [9]		✓	20K
Pseudo-labeled Real Images (62M)			
BDD100K [95]		✓	8.2M
Google Landmarks [81]		✓	4.1M
ImageNet-21K [60]	✓	✓	13.1M
LSUN [96]	✓		9.8M
Objects365 [65]	✓	✓	1.7M
Open Images V7 [35]	✓	✓	7.8M
Places365 [101]	✓	✓	6.5M
SA-1B [33]	✓	✓	11.1M

Rysunek 21. Zbiór zestawów danych uczących Depth Anything. Źródło: [47]

Osiągane wyniki w porównaniach przeprowadzonych na zbiorach danych testowych w sposób zdecydowany udowadniają tezę autorów dotyczącą zasadności skalowania zestawów uczących przy pomocy danych nieoznaczonych.

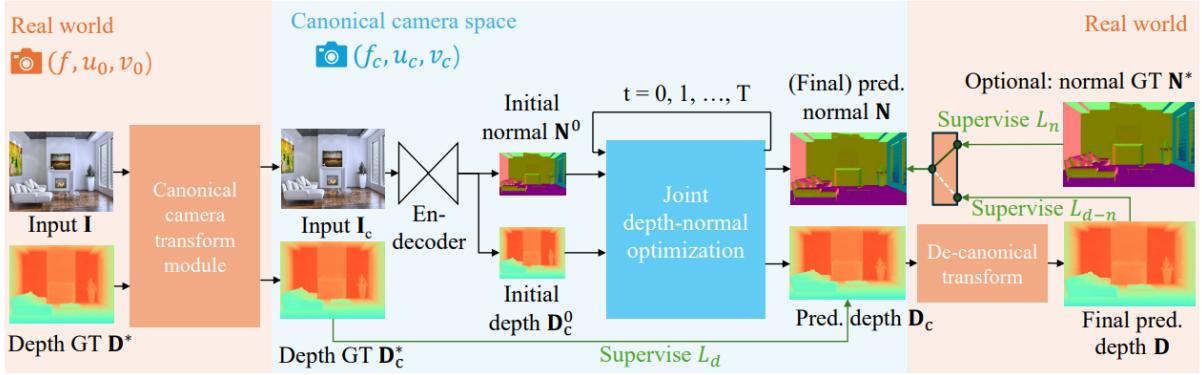
Method	Higher is better ↑			Lower is better ↓			Method	Higher is better ↑			Lower is better ↓		
	δ_1	δ_2	δ_3	AbsRel	RMSE	log10		δ_1	δ_2	δ_3	AbsRel	RMSE	RMSE log
AdaBins [3]	0.903	0.984	0.997	0.103	0.364	0.044	AdaBins [3]	0.964	0.995	0.999	0.058	2.360	0.088
DPT [46]	0.904	0.988	0.998	0.110	0.357	0.045	DPT [46]	0.959	0.995	0.999	0.062	2.573	0.092
P3Depth [43]	0.898	0.981	0.996	0.104	0.356	0.043	P3Depth [43]	0.953	0.993	0.998	0.071	2.842	0.103
SwinV2-L [39]	0.949	0.994	0.999	0.083	0.287	0.035	NeWCRFs [82]	0.974	0.997	0.999	0.052	2.129	0.079
AiT [41]	0.954	0.994	0.999	0.076	0.275	0.033	SwinV2-L [39]	0.977	0.998	1.000	0.050	1.966	0.075
VPD [86]	0.964	0.995	0.999	0.069	0.254	0.030	NDDepth [53]	0.978	0.998	0.999	0.050	2.025	0.075
ZoeDepth* [4]	0.951	0.994	0.999	0.077	0.282	0.033	GEDepth [75]	0.976	0.997	0.999	0.048	2.044	0.076
Ours	0.984	0.998	1.000	0.056	0.206	0.024	ZoeDepth* [4]	0.971	0.996	0.999	0.054	2.281	0.082
Ours	0.982	0.998	1.000	0.046	1.896	0.069							

Rysunek 22. Porównanie rezultatów Depth Anything dokonane na podstawie zbioru NYUv2 (po lewej) i KITTI (po prawej). Źródło: [47]

3.1.7 Metric3D V2

Metoda Metric3D V2 [20] adresuje dwa kluczowe problemy: estymację metryczną głębokości i normalnych powierzchni z pojedynczego obrazu. Jest ona zaprojektowana z uwzględnieniem wysokiej generalizacji, w związku z czym bez dodatkowego dostrajania można ją wykorzystać w celu predykcji na obrazach prezentujących zróżnicowane sceny. Głębokość metryczna pozwala na precyzyjne odwzorowanie rzeczywistego świata, podczas gdy normalne powierzchnie zapewniają szczegółową geometrię lokalną. Ostateczny wynik powstaje dzięki dostosowaniu wyniku estymacji za pomocą danych dotyczących matrycy aparatu rejestrującego.

Do trenowania modelu użyto dużego zestawu danych obejmującego 18 różnych zbiorów, które łącznie zawierają ponad 16 milionów obrazów. Zbiory te pochodzą z różnych typów scen, zarówno wewnętrznych jak i zewnętrznych, oraz obejmują różne modele kamer. Do testowania natomiast użyto zestawów danych 7 zestawów częściowo pokrywających się z zestawami uczącymi.



Rysunek 23. Uproszczony schemat architektury rozwiązania Metric3D. Źródło: [20]

Autorzy tej metody zastosowali w niej zarówno architekturę opartą o konwolucyjną sieć neuronową (UNet) jak i transformator (ViT i DPT jako dekoder), w zależności od konfiguracji metoda może korzystać z jednej z nich. Wyniki Metric3D na dzień opracowania bieżącego rozdziału ustanawiają nowy stan sztuki osiąganymi wynikami, które prezentuje poniższa tabela.

Method	Backbone	#Params	#Data	NYUv2	KITTI	DIODE(Full)	ScanNet	ETH3D						
			Pretrain	AbsRel \downarrow	$\delta_1\uparrow$	AbsRel \downarrow	AbsRel \downarrow	AbsRel \downarrow						
DiverseDepth [18]	ResNeXt50 [101]	25M	1.3M	320K	0.117	0.875	0.190	0.704	0.376	0.631	0.108	0.882	0.228	0.694
MiDaS [27]	ResNeXt101	88M	1.3M	2M	0.111	0.885	0.236	0.630	0.332	0.715	0.111	0.886	0.184	0.752
Leres [25]	ResNeXt101	1.3M	354K	0.090	0.916	0.149	0.784	0.271	0.766	0.095	0.912	0.171	0.777	
Omnidata [35]	ViT-Base	1.3M	12.2M	0.074	0.945	0.149	0.835	0.339	0.742	0.077	0.935	0.166	0.778	
HDN [29]	ViT-Large [84]	306M	1.3M	300K	0.069	0.948	0.115	0.867	0.246	0.780	0.080	0.939	0.121	0.833
DPT-large [28]	ViT-Large	1.3M	188K	0.098	0.903	0.100	0.901	0.182	0.758	0.078	0.938	0.078	0.946	
DepthAnything [28]	ViT-Large	142M	63.5M	0.043	0.981	0.076	0.947	-	-	-	-	0.127	0.882	
Marigold [28]	Latent diffusion V2 [85]	899M	5B	74K	0.055	0.961	0.099	0.916	0.308	0.773	0.064	0.951	0.065	0.960
Ours CSTM_label	ViT-Small	22M	142M	16M	0.056	0.965	0.064	0.950	0.247	0.789	0.033 ^t	0.985	0.062	0.955
Ours CSTM_image	ConvNeXt-Large [99]	198M	14.2M	8M	0.058	0.963	0.053	0.965	0.211	0.825	0.074	0.942	0.064	0.965
Ours CSTM_label	ConvNeXt-Large		14.2M	8M	0.050	0.966	0.058	0.970	0.224	0.805	0.074	0.941	0.066	0.964
Ours CSTM_label	ViT-Large	306M	142M	16M	0.042	0.980	0.046	0.979	0.141	0.882	0.021 ^t	0.993	0.042	0.987
Ours CSTM_label	ViT-giant [102]	1011M	142M	16M	0.043	0.981	0.044	0.982	0.136	0.895	0.022 ^t	0.994	0.042	0.983

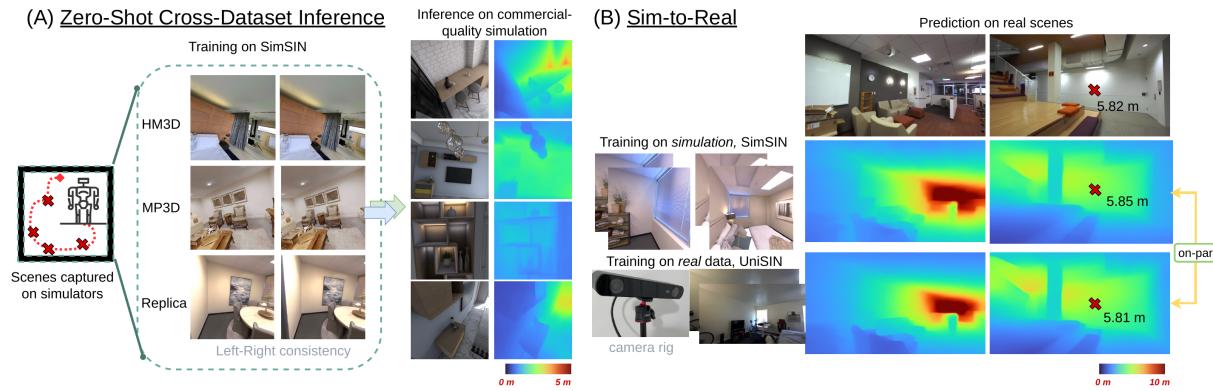
Rysunek 24. Porównanie rezultatów Metric3D do innych wiodących metod. Źródło: [20]

3.1.8 DistDepth

Autorzy pracy prezentującej metodę DistDepth [43] zwracają uwagę na to, że dostępne obecnie metody skupiające się na obrazach przedstawiających ruch uliczny nie znajdują dobrego zastosowania w predykcji głębi na obrazach przedstawiających skomplikowane sceny wewnętrzne, szczególnie takie które na planie posiadają wiele gęsto ulokowanych przedmiotów. Proponują oni rozwiązanie składające się z dwóch części - estymatora struktur ze względnymi wartościami głębokości opartego o transformator wizyjny, którego wynik wraz z obrazem wejściowym wysyłany jest na wejście

Rozdział 3. Przegląd istniejących rozwiązań

estymatora głębi opartego o konwolucyjną sieć neuronową trenowanego w sposób nienadzorowany. W ten sposób uzyskany model w czasie rzeczywistym wnioskuje głębię pojedynczego obrazu z wysoką generalizacją pośród scen wewnętrznych.



Rysunek 25. Schemat przedstawiający działanie algorytmu DistDepth. Źródło: [43]

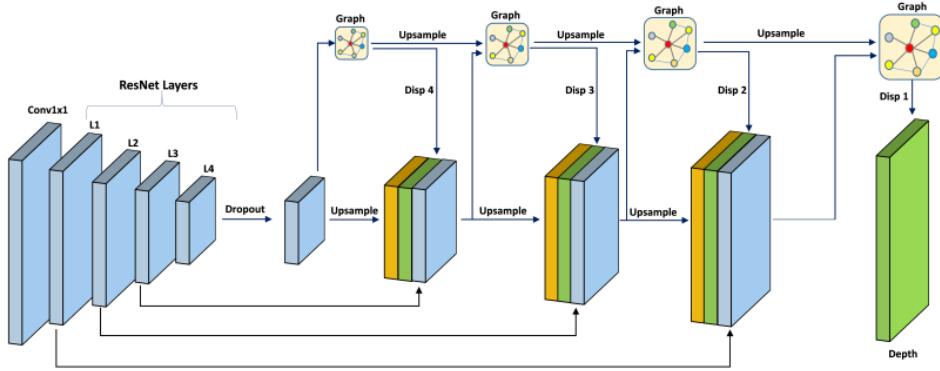
W celu nauczenia algorytmu DistDepth wykorzystano dwa autorskie zestawy danych - SimSIN zawierający 500 tysięcy symulowanych komputerowo obrazów scen wewnętrznych w postaci par stereo (ponieważ uczenie odbywa się w sposób nienadzorowany, sceny nie zawierają żadnej informacji o głębi) oraz UniSIN zawierający 200 tysięcy obrazów scen przedstawiających wnętrza uniwersytetu zarejestrowanych za pomocą urządzenia ZED 2I [53].

Methods	Sup	Train on NYUv2	AbsRel	RMSE	δ_1	δ_2	δ_3
Make3D [66]	✓	✓	0.349	1.214	44.7	74.5	89.7
Li <i>et al.</i> [49]	✓	✓	0.143	0.635	78.8	95.8	99.1
Eigen <i>et al.</i> [18]	✓	✓	0.158	0.641	76.9	95.0	98.8
Laina <i>et al.</i> [46]	✓	✓	0.127	0.573	81.1	95.3	98.8
DORN [20]	✓	✓	0.115	0.509	82.8	86.5	99.2
AdaBins [4]	✓	✓	0.103	0.364	90.3	98.4	99.7
DPT [61]	✓	✓	0.110	0.357	90.4	98.8	99.8
Zhou <i>et al.</i> [91]	✗	✓	0.208	0.712	67.4	90.0	96.8
Zhao <i>et al.</i> [89]	✗	✓	0.189	0.686	70.1	91.2	97.8
Bian <i>et al.</i> [5]	✗	✓	0.157	0.593	78.0	94.0	98.4
P ² Net+PP [87]	✗	✓	0.147	0.553	80.4	95.2	98.7
StructDepth [48]	✗	✓	0.142	0.540	81.3	95.4	98.8
MonoIndoor [37]	✗	✓	0.134	0.526	82.3	95.8	98.9
DistDepth (finetuned)	✗	✓	0.130	0.517	83.2	96.3	99.0
DistDepth (finetuned)	△	✓	0.113	0.444	87.3	97.4	99.3
DistDepth (SimSIN)	✗	✗	0.164	0.566	77.9	93.5	98.0
DistDepth (UniSIN)	✗	✗	0.158	0.548	79.1	94.2	98.5

Rysunek 26. Porównanie wyników z innymi rozwiązaniami wykonane na zestawie NYU v2. Źródło: [43]

3.1.9 GCNDepth

Wykorzystując architekturę grafowej konwolucyjnej sieci neuronowej [44] model GCNDepth [24] oferuje według twórców 89% skuteczność na publicznie dostępnych zbiorach KITTI i Make3D, redukując jednocześnie o 40% ilość trenowanych parametrów sieci w porównaniu z innymi obecnymi algorytmami. Model ten koncentruje się na scenach plenerowych, szczególnie na ruchu ulicznym ze względu na charakterystykę obrazów trenujących. Precyzując architektura składa się z dwóch głównych komponentów: sieci DepthNet odpowiedzialnej za przewidywanie map głębokości oraz sieci PoseNet odpowiedzialnej za przewidywanie pozy aparatu między kolejnymi klatkami wideo ze względu na nienadzorowane uczenie algorytmu. Poniższa ilustracja zawiera schemat opisanej architektury.



Rysunek 27. Schemat przedstawiający architekturę modelu GCNDepth. Źródło: [44]

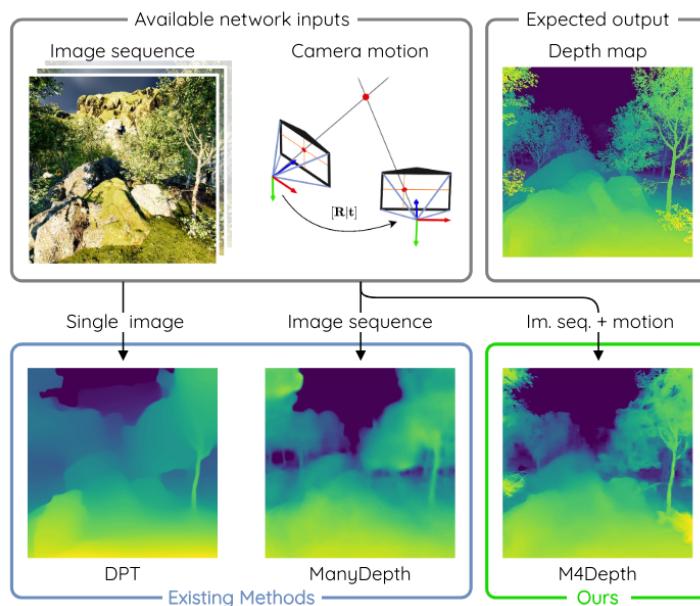
Zbiór trenujący modelu GCNDepth stanowi 200 nagrań wideo ruchu ulicznego w świetle dziennym z publicznego zestawu KITTI. Na tym zestawie oraz na Make3D autorzy dokonali testów uzyskanego modelu. Wyniki w porównaniu do podobnych rozwiązań przedstawione zostały w postaci tabeli.

Method	Lower Better				Higher Better		
	Abs-Rel	Sq-Rel	RMSE	RMSE-Log	δ_1	δ_2	δ_3
SfMLearner [24]	0.208	1.768	6.958	0.283	0.678	0.885	0.957
DNC [42]	0.182	1.481	6.501	0.283	0.725	0.906	0.963
Vid2Depth [27]	0.163	1.240	6.220	0.250	0.762	0.916	0.968
LEGO [19]	0.162	1.352	6.276	0.252	0.783	0.921	0.969
GeoNet [25]	0.155	1.296	5.857	0.233	0.793	0.931	0.973
DF-Net [43]	0.150	1.124	5.507	0.223	0.806	0.933	0.973
DDVO [26]	0.151	1.257	5.583	0.228	0.810	0.936	0.974
EPC++ [44]	0.141	1.029	5.350	0.228	0.816	0.941	0.976
Struct2Depth [45]	0.141	1.036	5.291	0.215	0.816	0.945	0.979
SIGNet [46]	0.133	0.905	5.181	0.208	0.825	0.947	0.981
CC [47]	0.140	1.070	5.326	0.217	0.826	0.941	0.975
LearnK [28]	0.128	0.959	5.232	0.212	0.845	0.947	0.976
DualNet [48]	0.121	0.837	4.945	0.197	0.853	0.955	0.982
SimVODIS [49]	0.123	0.797	4.727	0.193	0.854	0.960	0.984
Monodepth2 [5]	0.115	0.882	4.701	0.190	0.879	0.961	0.982
FeatDepth [12]	0.104	0.729	4.481	0.179	0.893	0.965	0.984
GCNDepth	0.104	0.720	4.494	0.181	0.888	0.965	0.984

Rysunek 28. Wyniki GCNDepth uzyskane na zestawie KITTI w porównaniu z podobnymi rozwiązaniami. Źródło: [44]

3.1.10 M4Depth

Metoda M4Depth [14] została zaprojektowana z myślą o bezzałogowych statkach powietrznych. Jej autorzy podkreślają jak istotne jest oszacowanie niepewności obok estymacji głębokości w tym konkretnym zastosowaniu. Ponadto w tak niewielkich statkach powietrznych waga stanowi kwestię kluczową, przez co jeden obiektowy zamiast dwóch jest zdecydowanie lepszym wyborem. Metoda ta ma być według autorów ponad 2 razy szybsza przy zachowaniu podobnej dokładności, co również nie pozostaje obojętne w kontekście lotów dronem. Architektura rozwiązania to piramidowa konwolucyjna sieć neuronowa na wzór PWC-Net [36].



Rysunek 29. Schemat działania modelu M4Depth. Źródło: [14]

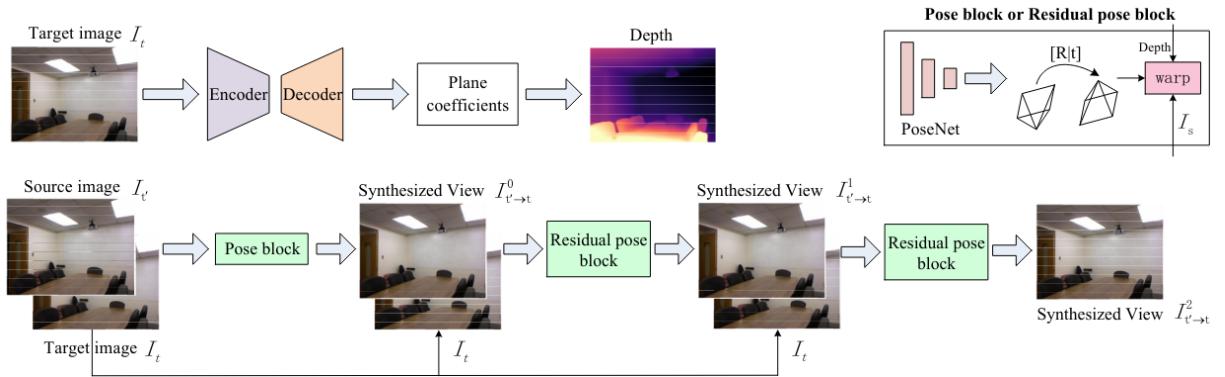
W zależności od zastosowanej funkcji straty - jednej z dwóch - wykorzystanej w procesie uczenia model przyjmuje nazwę M4Depth+ U_ρ lub M4Depth+ U_z . Model został wytrenowany na zbiorze Mid-Air [15], czyli syntetycznych obrazach stanowiących wizualizacje lotu dronem zawierających między innymi informację o głębi sceny. Testy dokonano natomiast przy użyciu zbiorów Mid-Air, KITTI oraz TartanAir [40]. Poniższa tabela zawiera porównanie z innymi modelami, należy zwrócić uwagę na czas wymagany na estymację przez poszczególne algorytmy.

Method	Causal	Abs. Rel. (\downarrow)	AuSE	Time [ms]
MVSNet [27]	\times	0.140	0.025	150
Fast-MVSNet [28]	\times	0.121	0.034	350
Vis-MVSNet [12]	\times	0.103	0.028	820
Robust MVD [11]	\times	0.071	0.017	60
M4Depth+ U_ρ	✓	0.086	0.020	26

Rysunek 30. Porównanie wyników działania metody M4Depth na zbiorze KITTI. Źródło: [14]

3.1.11 IndoorDepth

IndoorDepth [13] to model głębokiej sieci neuronowej zaprojektowany do estymacji głębokości w scenach wewnętrznych. Podobnie jak GCNDepth, IndoorDepth wykorzystuje uczenie samonadzorowane, co eliminuje potrzebę etykietowanych danych głębokościowych, wykorzystując sekwencje obrazów jako sygnał nadzoru. Architektura modelu to konwolucyjna sieć neuronowa z enkoderem i dekoderem, używanymi do estymacji pozycji kamery i głębokości oraz ulepszonej funkcji SSIM (od ang. structural similarity), która lepiej radzi sobie z regionami o niskiej teksturze.



Rysunek 31. Schemat architektury modelu IndoorDepth. Źródło: [13]

Do trenowania modelu użyto zestawu danych NYUv2, składającego się z 47 tysięcy obrazów, wybranych na podstawie próbkowania co 5 klatek z surowego zestawu danych. Do testowania modelu wykorzystano oficjalny zestaw 654 obrazów z danymi o głębi z NYUv2 oraz dodatkowy zestaw ScanNet, użyty do oceny zdolności generalizacji modelu na nowych scenach wewnętrznych.

Methods	Supervision	Error Metric ↓			Accuracy Metric ↑		
		Abs Rel	Log10	RMS	$\delta < 1.25$	$\delta < 1.25^2$	$\delta < 1.25^3$
FCRN [12]	D	0.141	0.059	0.339	0.811	0.958	0.990
VNL [35]	D	0.123	0.052	0.306	0.848	0.964	0.991
MovingIndoor [42]	M	0.212	0.088	0.483	0.650	0.905	0.976
Monodepth2 [16]	M	0.200	0.083	0.458	0.672	0.922	0.981
TrainFlow [55]	M	0.179	0.076	0.415	0.726	0.927	0.980
P ² Net [43]	M	0.175	0.074	0.420	0.740	0.932	0.982
PLNet (3 frames) [45]	M	0.176	0.074	0.414	0.735	0.939	0.985
PLNet (5 frames) [45]	M	0.168	0.072	0.404	0.750	0.942	0.985
IFMNet [56]	M	0.170	0.071	0.402	0.758	0.940	0.989
SC-Depth [58]	M	0.169	0.072	0.392	0.749	0.938	0.983
StructDepth [44]	M	0.165	0.070	0.400	0.754	0.939	0.985
IndoorDepth	M	0.153	0.065	0.373	0.786	0.950	0.988

Rysunek 32. Porównanie wyników działania metod nauczonych na zbiorze NYUv2. Testy wykonane zostały na zestawie ScanNet. Źródło: [13]

3.1.12 SQLdepth

Model SQLdepth [41] jest głęboką siecią neuronową zaprojektowaną do estymacji głębokości obrazu w sposób samonadzorowany. Model SQLdepth operuje na scenach zewnętrznych, wykorzystując zestaw danych KITTI zawierający sekwencje stereo obrazów. Architektura modelu opiera się na konwolucyjnej sieci neuronowej z enkoderem-dekoderem, wspieranej warstwą Self Query Layer (SQL), która poprawia dokładność przewidywania głębokości.



Rysunek 33. Schemat architektury modelu SQLdepth. Źródło: [41]

Podczas treningu model wykorzystuje pary stereo jako główne źródło nadzoru. Do uczenia modelu użyto około 26 tysięcy obrazów z zestawu KITTI, natomiast do testowania wykorzystano 697 obrazów z tego samego zestawu. Model był również ewaluowany na zestawach danych Cityscapes, obejmujących liczne ruchome obiekty oraz Make3D, który został użyty do oceny zdolności generalizacji modelu na wcześniejszej niewidzianych obrazach.

Method	Train	Test	HxW	<i>AbsRel</i> ↓	<i>SqRel</i> ↓	<i>RMSE</i> ↓	<i>RMSElog</i> ↓	$\delta < 1.25$ ↑	$\delta < 1.25^2$ ↑	$\delta < 1.25^3$ ↑
PackNet-SfM [27]	M	1	640 x 192	0.111	0.785	4.601	0.189	0.878	0.960	0.982
HR-Depth [47]	MS	1	640 x 192	0.107	0.785	4.612	0.185	0.887	0.962	0.982
Johnston <i>et al.</i> [33]	M	1	640 x 192	0.106	0.861	4.699	0.185	0.889	0.962	0.982
Monodepth2 (34M) [24]	MS	1	640 x 192	0.106	0.818	4.750	0.196	0.874	0.957	0.979
Wang <i>et al.</i> [68]	M	2(-1, 0)	640 x 192	0.106	0.799	4.662	0.187	0.889	0.961	0.982
CADepth-Net [73]	M	1	640 x 192	0.105	0.769	4.535	0.181	0.892	0.964	0.983
DynamicDepth [18]	M	2(-1, 0)	640 x 192	0.096	0.720	4.458	0.175	0.897	0.964	0.984
ManyDepth (MR, 36M) [71]	M	2(-1, 0)+TTR	640 x 192	<u>0.090</u>	<u>0.713</u>	4.261	0.170	<u>0.914</u>	0.966	0.983
SQLdepth (Efficient-b5, 34M)	M	1	640 x 192	0.094	0.697	4.320	0.172	0.904	0.967	0.984
SQLdepth (ResNet-50, 31M)	M	1	640 x 192	0.091	0.713	4.204	0.169	0.914	0.968	0.984
SQLdepth (ResNet-50, 31M)	MS	1	640 x 192	0.088	0.697	4.175	0.167	0.919	0.969	0.984
Monodepth2 (34M) [24]	MS	1	1024 x 320	0.106	0.806	4.630	0.193	0.876	0.958	0.980
Wang <i>et al.</i> [68]	M	2(-1, 0)	1024 x 320	0.106	0.773	4.491	0.185	0.890	0.962	0.982
HR-Depth [47]	MS	1	1024 x 320	0.101	0.716	4.395	0.179	0.899	0.966	0.983
FeatDepth-MS [62]	MS	1	1024 x 320	0.099	0.697	4.427	0.184	0.889	0.963	0.982
DIFFNet [80]	M	1	1024 x 320	0.097	0.722	4.345	0.174	0.907	0.967	0.984
Depth Hints [70]	S+Aux	1	1024 x 320	0.096	0.710	4.393	0.185	0.890	0.962	0.981
CADepth-Net [73]	MS	1	1024 x 320	0.096	0.694	4.264	0.173	0.908	0.968	0.984
EPCDepth (ResNet-50) [51]	S+Distill	1	1024 x 320	0.091	<u>0.646</u>	4.207	0.176	0.901	0.966	0.983
ManyDepth (ResNet-50, 37M) [71]	M	2(-1, 0)+TTR	1024 x 320	<u>0.087</u>	0.685	4.142	0.167	<u>0.920</u>	0.968	0.983
SQLdepth (Efficient-b5, 37M)	M	1	1024 x 320	0.087	0.649	4.149	0.165	0.918	0.969	0.984
SQLdepth (ResNet-50, 37M)	M	1	1024 x 320	0.087	0.659	4.096	0.165	0.920	0.970	0.984
SQLdepth (ResNet-50, 37M)	MS	1	1024 x 320	0.082	0.607	3.914	0.160	0.928	0.972	0.985

Rysunek 34. Porównanie wyników działania metody IndoorDepth na zbiorze KITTI. Źródło: [41]

3.1.13 Podsumowanie

Przedstawione algorytmy można skategoryzować ze względu na rodzaj architektury, charakterystykę zestawów uczących i charakterystykę wyników. Poniższa tabela zawiera krótkie podsumowanie.

Tabela 1. Podsumowanie przedstawionych modeli percepji głębi.

Nazwa	Architektura	Sposób uczenia	Zestawy uczące	Zestawy do oceny
AdelaiDepth [10]	nawracająca sieć neuronowa	nadzorowane	<ul style="list-style-type: none"> • Taskonomy, • 3D Ken Burns, • DIML, • Holopix50K, • HRWSI. 	<ul style="list-style-type: none"> • NYU depth V2, • KITTI, • ScanNet, • DIODE, • ETH3D, • Sintel, • OASIS, • YouTube3D, • RedWeb, • iBims-1.
MetaPrompt-SD [39]	konwolucyjna sieć neuronowa	nadzorowane	<ul style="list-style-type: none"> • NYU depth V2, • KITTI. 	Zestawy tożsame z uczącymi.
EVP [22]	konwolucyjna sieć neuronowa	nadzorowane	<ul style="list-style-type: none"> • NYU depth V2, • KITTI. 	Zestawy tożsame z uczącymi.
ZoeDepth [2]	konwolucyjna sieć neuronowa	nadzorowane i częściowo nadzorowane	<ul style="list-style-type: none"> • NYU depth V2, • KITTI, • HRWSI, • BlendedMVS, • ReDWWeb, • DIML-Indoor, • 3D Movies, • MegaDepth, • WSVD, • TartanAir, • ApolloScape, • IRS. 	<ul style="list-style-type: none"> • SUN RGB-D, • iBims, • DIODE, • HyperSim, • DDAD, • DIML, • Virtual KITTI 2.
UniDepth [30]	W zależności od konfiguracji konwolucyjna sieć neuronowa lub transformator.	nadzorowane	<ul style="list-style-type: none"> • Argoverse2, • Waymo, • DrivingStereo, • Cityscapes, • BDD100K, • MapillaryPSD, • A2D2, • ScanNet, • Taskonomy. 	<ul style="list-style-type: none"> • SUN-RGBD, • Diode Indoor, • IBims-1, • VOID, • HAMMER, • ETH-3D, • nuScenes, • DDAD, • NYU-Depth V2, • KITTI.

Rozdział 3. Przegląd istniejących rozwiązań

Depth Anything V2 [47]	transformator	częściowo nadzorowane	<ul style="list-style-type: none"> • zbiory oznaczone <ul style="list-style-type: none"> – BlendedMVS, – Hypersim, – IRS, – TartanAir, – VKITTI 2. • zbiory nieoznaczone <ul style="list-style-type: none"> – BDD100K, – Google Landmarks, – ImageNet-21K, – LSUN, – Objects365, – Open Images V7, – Places365, – SA-1B. 	<ul style="list-style-type: none"> • zbiory do oceny predykcji głębi relatywnej <ul style="list-style-type: none"> – NYU depth V2, – KITTI, – Sintel, – DDAD, – ETH3D, – DIODE, • zbiory do oceny predykcji głębi metrycznej <ul style="list-style-type: none"> – SUN RGB-D, – iBims-1, – HyperSim, – Virtual KITTI 2, – DIODE Outdoor.
Metric3D V2 [20]	W zależności od konfiguracji konwolucyjna sieć neuronowa lub transformator.	nadzorowane	<ul style="list-style-type: none"> • DDAD, • Lyft, • Driving Stereo (DS), • DIML, • Arogoverse2, • Cityscapes, • DSEC, • Mapillary PSD, • Pandaset, • UASOL, • Virtual KITTI, • Waymo, • Matterport3d, • Taskonomy, • Replica, • ScanNet, • HM3d, • Hypersim. 	<ul style="list-style-type: none"> • NYU, • KITTI, • ScanNet, • NuScenes (NS), • ETH3D, • DIODE, • iBims-1.
DistDepth [43]	konwolucyjna sieć neuronowa i transformator	nienadzorowane	<ul style="list-style-type: none"> • SimSIN, • UniSIN. 	<ul style="list-style-type: none"> • VA, • NYUv2, • Hypersim.
GCNDepth [24]	grafowa i nawracająca sieć neuronowa	nienadzorowane	<ul style="list-style-type: none"> • KITTI 	<ul style="list-style-type: none"> • KITTI, • Make3D.
M4Depth [14]	konwolucyjna sieć neuronowa	nadzorowane	<ul style="list-style-type: none"> • Mid-Air 	<ul style="list-style-type: none"> • Mid-Air, • KITTI, • TartanAir.
IndoorDepth [13]	konwolucyjna sieć neuronowa	nienadzorowane	<ul style="list-style-type: none"> • NYUv2 	<ul style="list-style-type: none"> • NYUv2, • ScanNet.
SQLdepth [41]	konwolucyjna sieć neuronowa	nienadzorowane	<ul style="list-style-type: none"> • KITTI 	<ul style="list-style-type: none"> • KITTI, • Cityscapes, • Make3D.

3.2 Zbiory danych

3.2.1 KITTI (Karlsruhe Institute of Technology and Toyota Technological Institute)

Wiodącym zestawem danych używanym do trenowania i oceny algorytmów percepcji głębi jest opracowany przez niemiecki Instytut Technologii Karlsruhe'a oraz amerykański Instytut Technologii Toyota zbiór KITTI³ [17]. Zawiera on 93 tysiące obrazów RGB-D zarejestrowanych przy pomocy autorskiej platformy jezdnej Annieway składającej się z lasera firmy Velodyne [52], kamer kolorowych i monochromatycznych oraz systemu GPS zamontowanych na samochodzie osobowym. Obrazy należące do tego zbioru podzielone zostały na pięć kategorii: drogi, miasta, osiedla, kampus i osoby. Prezentują one zatem sceny zewnętrzne.

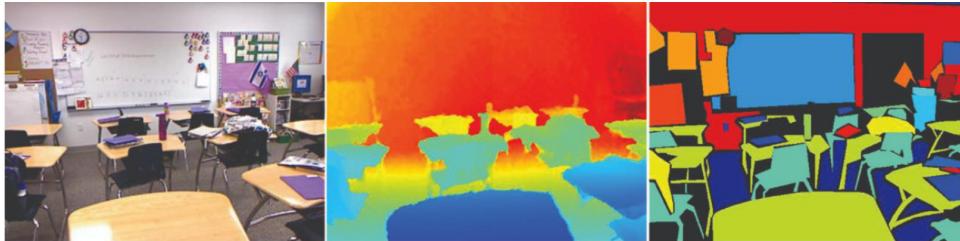


Rysunek 35. Rejestrująca platforma jezdna użyta w przygotowaniu zbioru KITTI oraz przykładowy obraz. Źródło: [17]

3.2.2 NYUv2 (NYU-Depth V2)

Drugim najczęściej wykorzystywany zestawem obrazów jest NYUv2 przedstawiony w 2012 r. w [7]. Zestaw ten składa się z 407024 obrazów RGB z odpowiadającymi im mapami głębi przygotowanymi przy użyciu urządzenia Microsoft Kinect. Autorzy skategoryzowali obrazy w zbiorze na następujące kategorie: piwnice, łazienki, sypialnie, księgarnia, kawiarnia, salony, jadalnie, sklepy meblowe, biura, kuchnie, biblioteki, bawialnie i inne. Obrazy przygotowane przez autorów NYUv2 przedstawiają wyłącznie sceny wewnętrz budynków. Niniejszy zestaw jest również wykorzystywany w dziedzinie segmentacji obrazu ze względu na przygotowane oznaczenie obrazów.

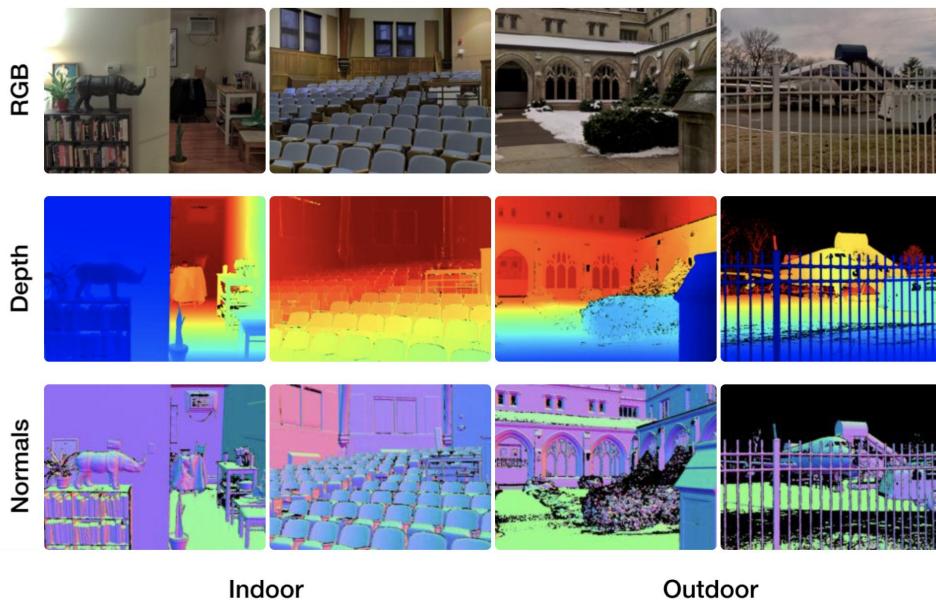
³Nazwa KITTI jest skrótem nazw instytutów przez które zbiór został opracowany.



Rysunek 36. Przykładowy obraz z zestawu NYUv2 ze zmierzoną głębią i segmentacją. Źródło: [7]

3.2.3 DIODE (Dense Indoor and Outdoor Depth)

Zbiór DIODE [37] jest wyjątkowy na tle konkurencji przez wzgląd na różnorodność scen. Jest bowiem pierwszym publicznie dostępnym zestawem obrazów prezentujących sceny zewnętrzne i wewnętrzne. Większa różnorodność scen pozwala na uzyskanie lepszych wyników na płaszczyźnie generalizacji modeli percepcji głębi. Na ten zbiór składa się 8574 obrazów scen wewnętrznych oraz 16884 obrazów scen zewnętrznych zarejestrowanych za pomocą tego samego urządzenia - skanera FARO Focus S350. Przygotowane przez twórców zbioru porównanie z podobnymi zestawami wskazuje na wysoką dokładność i zasięg zastosowanej aparatury.

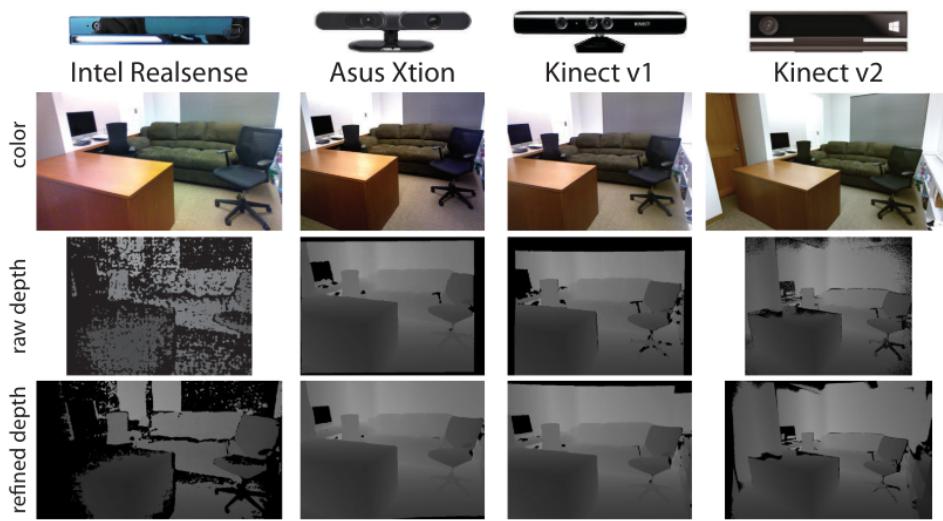


	DIODE	NYUv2	KITTI	MAKE3d
Return Density (Empirical)	99.6%/66.9%	68%	16%	0.38%
# Images Indoor/Outdoor	8574/16884	1449/0	0/94000	0/534
Sensor Depth Precision	± 1 mm	± 1 cm	± 2 cm	± 3.5 cm
Sensor Angular Resolution	0.009°	0.09°	0.08°H, 0.4°V	0.25°
Sensor Max Range	350 m	5 m	120 m	80 m
Sensor Min Range	0.6 m	0.5 m	0.9 m	1 m

Rysunek 37. Przykładowe obrazy z głębią i normalnymi powierzchni oraz porównanie statystyk zbioru DIODE z innymi popularnymi zbiorami danych. Źródło: [37]

3.2.4 SUN RGB-D

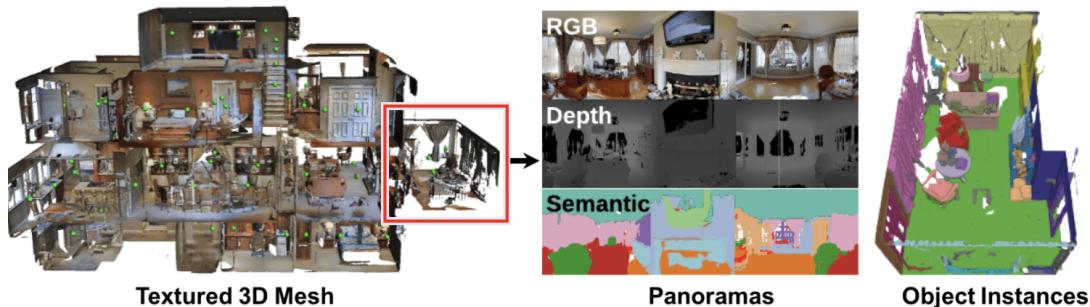
Główym założeniem zestawu SUN RGB-D [34] jest dostarczenie danych dla modeli interpretujących trójwymiarowe sceny. Składa się on z 10335 obrazów pomieszczeń wewnętrznych z mapami głębi pochodząymi z sensorów Intel Realsense, Asus Xtion i obu wersji Microsoft Kinect. Na rzeczone obrazy zostały naniesione trójwymiarowe oznaczenia widniejących przedmiotów. Z powodu odmiennego przeznaczenia, zbiór ten jest często wykorzystywany w celu oceny działania modeli percepcji głębi.



Rysunek 38. Przykładowe obrazy ze zbioru z głębią zarejestrowaną i poprawioną za pomocą krótkich nagrań wideo. Źródło: [34]

3.2.5 Matterport3D

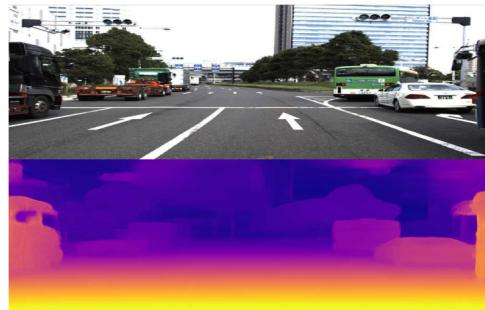
W 2017 r. firma Matterport zaprezentowała zestaw danych Matterport3D [4] przygotowany przy pomocy autorskiego urządzenia rejestrującego. Zestaw składa się z 10800 zdjęć panoramicznych złożonych z 194400 obrazów z odpowiadającą im mapą głębi. Zdjęcia w zbiorze przedstawiają 90 scen przedstawiających wnętrza budynków.



Rysunek 39. Przykładowe obrazy i modele ze zbioru z głębią zarejestrowaną i segmentacją. Źródło: [4]

3.2.6 DDAD (Dense Depth for Autonomous Driving)

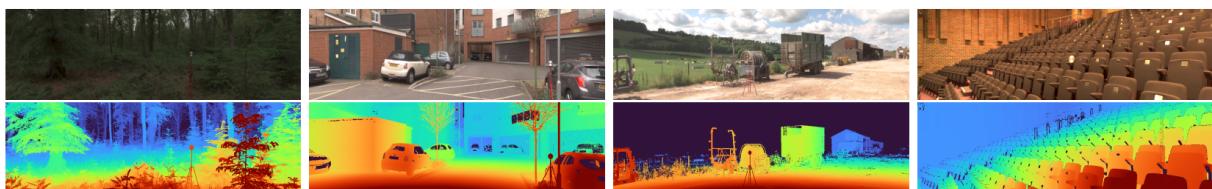
Zestaw DDAD [18] został stworzony przez Toyota Research Institute. Zawiera 17050 obrazów treningowych i 4150 obrazów do oceny modelu, w tym zróżnicowane próbki scen miejskich i autostradowych z całego świata nagrane przez flotę samochodów autonomicznych wyposażonych w kamery i lasery LIDAR Luminar-H2. Wykorzystywany jest głównie do ewaluacji i rozwijania metod estymacji głębi w prowadzeniu pojazdów. Zestaw DDAD został wykorzystany do przetrenowania modelu PackNet tego samego autorstwa, nie osiąga on jednak wyników porównywalnych do wybranych w niniejszej pracy modeli.



Rysunek 40. Przykładowy obraz i mapa głębi z zestawu DDAD. Źródło: [18]

3.2.7 SYNS-Patches

Zestaw SYNS-Patches [35] jest rozszerzeniem zestawu zaprezentowanego w 2016r. w [1]. W stosunku do oryginału, który zawierał 92 sceny w 9 różnych kategoriach został urozmaicione o odmiennie scharakteryzowane sceny, w tym między innymi lasy, tereny przemysłowe oraz wnętrza budynków. Zbiór SYNS-Patches dostarcza bardzo wysokiej jakości skany LIDAR również scen zewnętrznych, które według twórców w podobnych rozwiązaniach są znacznie rzadziej etykietowane⁴. Na finalny zbiór składa się 1175 obrazów panoramicznych i zarejestrowanych w technologii HDR za pomocą urządzenia Spheron SpheroCam HDR oraz skanera LIDAR Leica ScanStation P20. Istotną kwestią w kontekście tego zestawu jest fakt, że mapy głębi nie zostały publicznie udostępnione ze względu na jego przeznaczenie wyłącznie do oceny działania modeli. Autorzy chcą w ten sposób uniknąć dopasowania do przedstawionych w zbiorze scen w procesie uczenia.



Rysunek 41. Przykłady obrazów z zestawu SYNS-Patches z odpowiadającymi im mapami głębi. Źródło: [35]

⁴Zestaw SYNS-Patches posiada aż 78,30% pokrycie obrazu mapą głębi podczas gdy zestaw KITTI posiada jedynie 15,28% pokrycie.

3.2.8 Cityscapes

Cityscapes [6] to zestaw danych skompletowany w 2016 r. którego głównym założeniem jest wykorzystanie w środowiskach aplikacyjnych, gdzie kluczową kwestią stanowi zrozumienie scen miejskich. Jest to powodem skupienia autorów na aspekcie segmentacji obrazów. Mimo to, zestaw Cityscapes jest często wykorzystywany w kontekście algorytmów percepcji głębi ze względu na zawartość mapy głębi do każdej sceny w nim zawartej. Mapy te zostały pozyskane dzięki Zbiór ten składa się z 5 tysięcy obrazów etykietowanych z bardzo wysoką dokładnością do jednego piksela oraz 20 tysięcy obrazów etykietowanych ze znacznie zmniejszoną dokładnością dla algorytmów które potrafią czerpać korzyść z większej ilości danych w procesie uczenia. Przykłady obrazów z obu podzbiorów przedstawia poniższa ilustracja. Obrazy przedstawiają sceny miejskie rejestrowane w świetle dziennym z 50 różnych miast w Niemczech. Zostały zarejestrowane przy pomocy kamer stereo zamontowanych na pojazdzie.

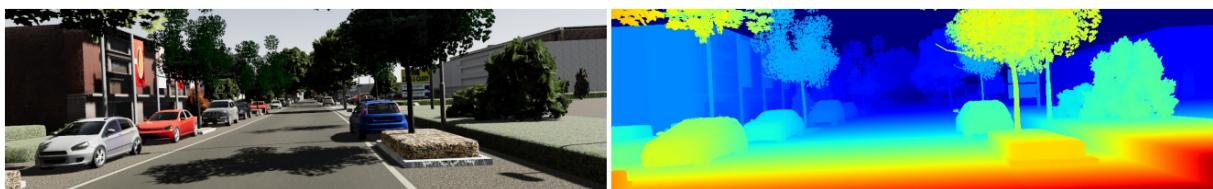


Rysunek 42. Przykłady obrazów z zestawu Cityscapes. Źródło: [6]

3.2.9 Virtual KITTI 2

Virtual KITTI 2 [3] jest ulepszonym względem pierwszej wersji zestawem syntetycznych obrazów wygenerowanych komputerowo na wzór przedstawionych w zestawie KITTI [17] scen ruchu ulicznego. Ulepszenie polegało na powiększeniu zakresu danych w zbiorze - poza mapami głębi dodano między innymi segmentację obiektów - oraz na podwyższeniu rozdzielczości obrazów.

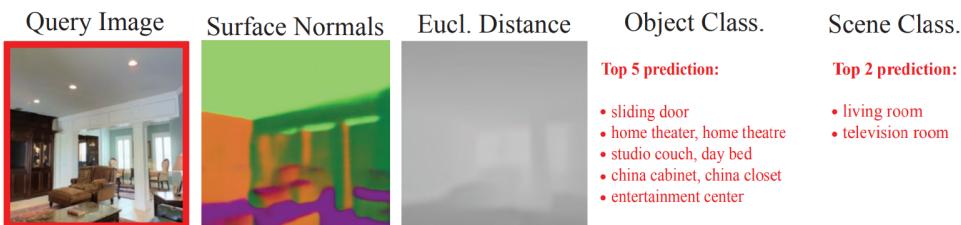
Wirtualny odpowiednik jednego z najpowszechniejszych zbiorów danych powstał ze względu na szeroki wachlarz możliwości manipulacji charakterystyką scen za pomocą oprogramowania. Zestaw ten zawiera bowiem identyczną sekwencję obrazów jednak w różnych warunkach pogodowych oraz różnych konfiguracjach wirtualnej kamery. Ze względu na syntetyczny charakter zbioru zawiera on bardzo dokładne informacje o głębi, ponieważ wygenerowane dane nie są obarczone błędem pomiarowym.



Rysunek 43. Przykładowa scena z zestawu Virtual KITTI 2. Źródło: [3]

3.2.10 Taskonomy

Zestaw Taskonomy [49] zawiera cztery miliony komputerowo wygenerowanych obrazów oznaczonych za pomocą danych z dwudziestu sześciu różnych dziedzin widzenia komputerowego. Poza mapami głębi zestaw zawiera również dane dotyczące normalnych powierzchni, krawędzi obiektów czy segmentacji semantycznej. Tak bogate oznaczenia powodują że rozwiązywanie to jest często wykorzystywane jako główny zestaw uczący wielu modeli z kategorii widzenia komputerowego. Podobnie jak w przypadku Virtual KITTI 2 oznaczenia są maksymalnie dokładne ze względu na brak ograniczeń sprzętowych i pozostały uwarunkowań wynikających z fizycznej rejestracji danych.



Rysunek 44. Przykładowy obraz z zestawu Taskonomy wraz z oznaczeniami z różnych kategorii. Źródło: [49]

3.2.11 Podsumowanie

Przedstawione w niniejszym rozdziale zestawy danych przyczyniły się w znacznej mierze do rozwoju metod predykcji głębi. Rozbieżność ich cech z kolei przyczynia się pozytywnie do generalizacji modeli. Poniższa tabela stanowi wykaz przedstawionych zestawów z podziałem na najważniejsze kategorie.

Tabela 2. Podsumowanie przedstawionych zbiorów danych używanych przez algorytmy percepcji głębi.

Nazwa	Charakterystyka obrazów	Liczba obrazów	Urządzenie rejestrujące głębię
KITTI [17]	sceny zewnętrzne	93 000	Skaner laserowy Velodyne [52] i system lokalizacji GPS.
NYUv2 [7]	sceny wewnętrzne	407 024	Microsoft Kinect
DIODE [37]	sceny zewnętrzne i wewnętrzne	25 458	Skaner FARO Focus S350
SUN RGB-D [34]	sceny wewnętrzne	10 335	Intel RealSense 3D, Asus Xtion LIVE PRO i Microsoft Kinect.
Matterport3D [4]	sceny wewnętrzne	194 400	autorska konstrukcja Matterport
DDAD [18]	sceny zewnętrzne	21 200	Luminar-H2
SYNS-Patches [1]	sceny zewnętrzne i wewnętrzne	1 175	Leica ScanStation P20
Cityscapes [6]	sceny zewnętrzne	25 000	autorska konstrukcja kamer stereo na pojazdzie
Virtual KITTI 2 [3]	sceny zewnętrzne	63 730	syntetyczne obrazy wygenerowane komputerowo
Taskonomy [49]	sceny wewnętrzne	4 000 000	syntetyczne obrazy wygenerowane komputerowo

Rozdział 4

Przedstawienie zastosowanych narzędzi

4.1 Język programowania

Obecnie, Python, język programowania wysokiego poziomu ogólnego przeznaczenia, wprowadzony w 1991 roku przez Guido van Rossum'a [51], dominuje w dziedzinie sztucznej inteligencji. Charakteryzuje się on prostą składnią, która ułatwia naukę i stosowanie w praktyce, co czyni go szczególnie popularnym wśród inżynierów danych. Python jest ceniony za wsparcie licznych bibliotek specjalizujących się w przetwarzaniu danych i uczeniu maszynowym, jak również za otwartoźródłowy charakter, co umożliwia szeroką współpracę w społeczności naukowej. W pracy przedstawione zostały modele wykorzystujące język Python w połączeniu z biblioteką PyTorch [29], która jest rozwijana na bazie Torch i umożliwia efektywne budowanie oraz trenowanie modeli głębokiego uczenia z użyciem procesora graficznego.

4.2 Platforma obliczeniowa

W celu uruchomienia analizowanych metod neuronowych wizyjnych algorytmów percepcji głębi, wykorzystano platformę obliczeniową Google Colab. Jest to platforma sieciowa, która umożliwia uruchamianie skryptów w języku Python bezpośrednio w przeglądarce, co jest szczególnie korzystne w kontekście prac badawczych i edukacyjnych¹. Platforma ta opiera się na technologii Jupyter Notebook, co umożliwia interaktywne programowanie i wizualizację danych².

Google Colab oferuje dostęp do mocnych zasobów obliczeniowych, w tym do procesorów graficznych (GPU) i jednostek przetwarzania tensorów (TPU), które są kluczowe przy trenowaniu skomplikowanych modeli głębokiego uczenia. Użytkownicy mogą łatwo skalować użycie zasobów w zależności od potrzeb danego algorytmu, co znaczaco redukuje czas i koszt przetwarzania. Dostępność tych zasobów przez platformę internetową umożliwia również łatwe udostępnianie wyników i współpracę w ramach zespołów rozproszonych geograficznie. W kontekście realizowanej

¹<https://colab.google/>

²<https://jupyter.org/>

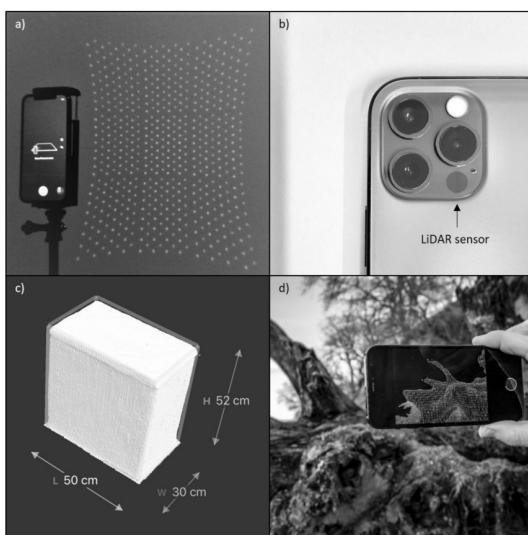
analizy porównawczej wykorzystano maszyny wyposażone w kartę graficzną NVIDIA T4 oraz w przypadku niekompatybilności NVIDIA L4.

W kontekście przeprowadzonej analizy, Google Colab okazał się być nieocenionym narzędziem, które pozwoliło na efektywne wykonanie i analizę algorytmów percepji głębi. Możliwość wyświetlania wyników bezpośrednio w przeglądarce internetowej znaczco ułatwiała proces badawczy i pozwoliła na dynamiczne dopasowanie parametrów modelu w odpowiedzi na obserwowane wyniki.

4.3 Zestawy danych

Niewątpliwie kluczową rolę w procesie analizy porównawczej algorytmów percepji głębi odgrywają odpowiednio dobrane zestawy danych. Wiele metod jest testowanych przez ich twórców na zbiorach tożsamyzych do tych na których były uczone. Powoduje to brak poprawnej oceny zdolności do generalizacji danego algorytmu na niewidzianych podczas uczenia scenach. W celu uniknięcia tego typu błędów, w niniejszej pracy do analizy wykorzystano poza zestawami na których algorytmy były uczone, zbiory które są dostępne publicznie, jednak nie zostały wykorzystane w procesie uczenia żadnego analizowanego modelu. Finalnie wykorzystano sześć dostępnych zbiorów danych - DIODE (sceny wewnętrzne i zewnętrzne osobno), NYUv2, KITTI, Virtual KITTI 2 oraz Taskonomy.

Ponadto każda z metod została zweryfikowana na autorskim zestawie danych. Został on przygotowany na potrzeby niniejszej pracy za pomocą technologii LiDAR stanowiącej wyposażenie urządzenia iPhone 15 Pro [5]. Zastosowany w rzeczywistym urządzeniu skaner emmituje matrycę zawierającą 8x8 punktów która jest podzielona na siatki 3x3 co daje łącznie 576 punktów. Maksymalny zasięg tego skanera to 5 metrów. Fotografie i skany zostały wykonane w otwartych przestrzeniach - głównie we Wrocławskim Ogródzie Zoologicznym. Obrazy RGB wraz z odpowiadającymi im mapami głębi pochodzącyimi z autorskiego zestawu są dostępne w załączniku do pracy.



Rysunek 45. a) emitowana matryca punktów b) umiejscowienie skanera w urządzeniu c) przykładowy model 3D wykonany przy użyciu skanera d) przykład implementacji w oprogramowaniu. Źródło: [23]

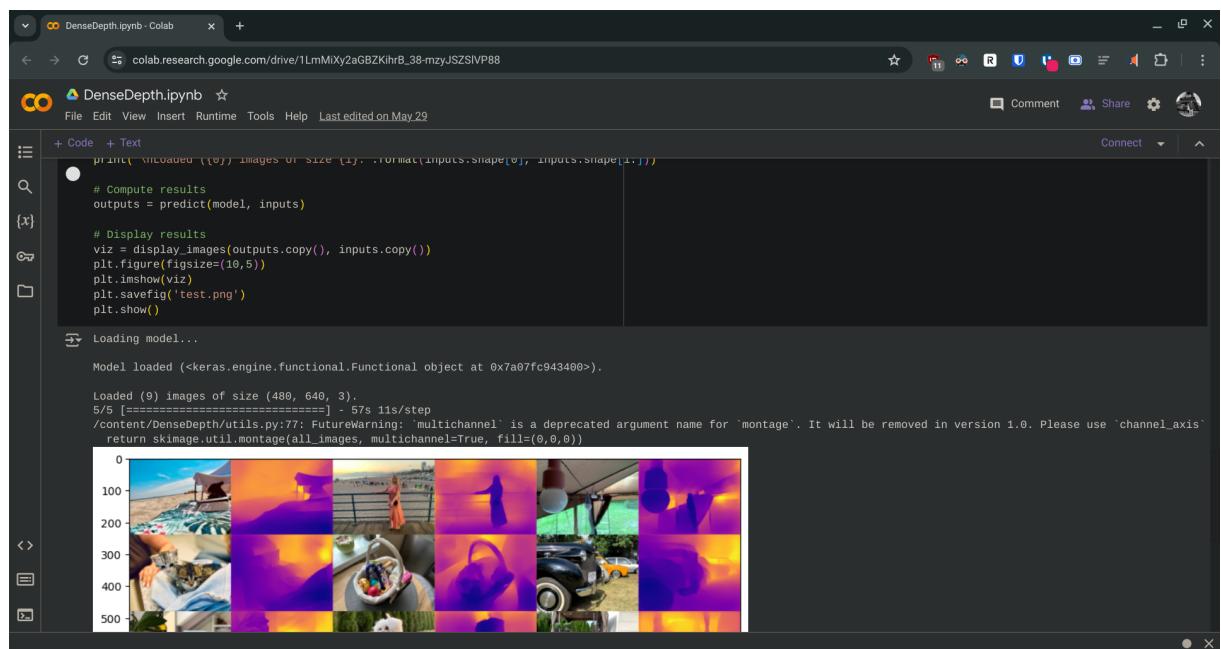
4.4 Narzędzia do analizy i wizualizacji

Algorytmy percepcji głębi, które bazują na sieciach neuronowych, są złożonymi modelami, wymagającymi odpowiednich technik analitycznych do ich oceny i porównania. W związku z tym, odpowiedni dobór narzędzi ma kluczowe znaczenie dla poprawności i efektywności przeprowadzanych analiz.

W ramach języka programowania Python wykorzystany został bogaty ekosystem bibliotek, takich jak NumPy, pandas i OpenCV, umożliwiający one efektywną manipulację danymi, wykonywanie skomplikowanych obliczeń oraz analiz statystycznych szczególnie w kontekście widzenia komputerowego. Matplotlib to natomiast podstawowa biblioteka do tworzenia graficznych wizualizacji danych. Dzięki niej możliwe było tworzenie wykresów prezentujących wyniki analizy oraz porównania wydajności różnych algorytmów.

W celu trenowania sieci oraz uruchomienia predykcji na zbiorach przygotowanych do analizy zastosowana została platforma PyTorch - najpopularniejsza platforma do tworzenia i trenowania modeli głębokiego uczenia. Oferuje ona wsparcie dla zaawansowanych architektur sieci neuronowych oraz narzędzi do ich optymalizacji i oceny.

Wszystkie wymienione narzędzia uruchomione zostały na platformie Google Colab w środowisku Jupyter Notebook. Dobór odpowiednich narzędzi do analizy i wizualizacji danych jest kluczowy dla skutecznego przeprowadzenia porównania neuronowych algorytmów percepcji głębi. Wykorzystane narzędzia zapewniły solidne podstawy dla przeprowadzenia kompleksowej analizy. Dzięki nim możliwe było zarówno efektywne przetwarzanie danych, jak i klarowne prezentowanie wyników, co znacząco wpłynęło na jakość i przejrzystość przeprowadzonych badań.



```

File Edit View Insert Runtime Tools Help Last edited on May 29
+ Code + Text
[x]
# Compute results
outputs = predict(model, inputs)

# Display results
viz = display_images(outputs.copy(), inputs.copy())
plt.figure(figsize=(10,5))
plt.imshow(viz)
plt.savefig('test.png')
plt.show()

>Loading model...
Model loaded (<keras.engine.functional.Functional object at 0x7a07fc94340>).

Loaded (9) images of size (480, 640, 3).
5/5 [=====] - 57s 11s/step
/content/DenseDepth/utils.py:77: FutureWarning: 'multichannel' is a deprecated argument name for 'montage'. It will be removed in version 1.0. Please use 'channel_axis'
return skimage.util.montage(all_images, multichannel=True, fill=(0,0,0))

```

Rysunek 46. Okno przeglądarki wyświetlające środowisko Google Colab.

Rozdział 5

Metodologia - opis kryteriów oceny algorytmów

W niniejszym rozdziale przedstawiono szczegółowy opis kryteriów oceny neuronowych algorytmów używanych do percepcji głębi. W kontekście niniejszej pracy inżynierskiej istotnym celem jest przeprowadzenie rzetelnej analizy porównawczej, która umożliwi wyłonienie najlepszych rozwiązań w dziedzinie percepcji głębi.

5.1 Wybór kryteriów oceny

Pierwszym etapem było zidentyfikowanie kluczowych kryteriów, które będą decydować o skuteczności i przydatności ocenianych algorytmów. Wybór kryteriów był uzależniony od specyfiki problemu percepcji głębi oraz aktualnych standardów w dziedzinie przetwarzania obrazu. Ostatecznie wybrano następujące kryteria:

Dokładność estymacji - miara precyzyjności algorytmu w określaniu głębi na podstawie danych wejściowych w postaci pojedynczego obrazu RGB. Kryterium dokładności wyrażone zostało z wykorzystaniem najczęściej spotykanych miar dokładności prognozowania, średnim bezwzględnym błędem procentowym 2, pierwiastkiem ze średniego błędu kwadratowego 3 oraz dokładnością poniżej założonego progu 4. W poniższych wzorach d_p oznacza zmierzoną wartość głębi, \hat{d}_p wartość estymowaną, z kolei T to ilość pikseli dla których istnieje głębia zmierzona i estymowana.

$$\text{AbsRel} = \frac{1}{T} \sum_p \frac{|d_p - \hat{d}_p|}{d_p} * 100\% \quad (2)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_p (d_p - \hat{d}_p)^2} \quad (3)$$

$$\max\left(\frac{\hat{d}_p}{d_p}, \frac{d_p}{\hat{d}_p}\right) = \delta < \text{th} \quad (4)$$

W celu wyznaczenia wartości miar dokładności wykorzystana została poniższa funkcja, przyjmująca jako argumenty zmierzona i wyestymowaną przez poszczególne algorytmy mapę głębi. Funkcja ta zwraca na wyjściu słownik z wynikami.

```
def compute_errors(gt, pred):
    mask = get_error_mask(gt)
    gt = gt[mask]
    pred = pred[mask]

    thresh = np.maximum((gt / pred), (pred / gt))
    a1 = (thresh < 1.25).mean()
    a2 = (thresh < 1.25 ** 2).mean()
    a3 = (thresh < 1.25 ** 3).mean()

    abs_rel = np.mean((np.abs(gt - pred) / gt))

    rmse = (gt - pred) ** 2
    rmse = np.sqrt(rmse.mean())

    return dict(a1=a1, a2=a2, a3=a3, abs_rel=abs_rel, rmse=rmse)
```

Wykorzystana w niej funkcja `get_error_mask` odpowiada za dobranie maski nakładanej na macierze do oceny dokładności. Maski budowane są w kontekście każdego zestawu danych w zestawieniu z konkretną metodą ze względu na możliwości algorytmu oraz maksymalne i minimalne głębokości zarejestrowane w zestawach danych.

Szybkość działania - czas potrzebny przez algorytm na wygenerowanie mapy głębi dla pojedynczego obrazu. Szybkość jest istotnym czynnikiem zwłaszcza w aplikacjach czasu rzeczywistego.

Zdolność generalizacji - zdolność algorytmu do skutecznego przewidywania głębokości scen na nowych, nieznanych wcześniej danych testowych. Jest to istotne kryterium, które mierzy jak dobrze algorytm radzi sobie z różnymi scenariuszami i warunkami, nie tylko tymi na których był uczyony.

Wymagania sprzętowe - rzeczywiste zużycie zasobów komputerowych (procesor i pamięć RAM oraz VRAM) podczas predykcji mapy głębi zmierzone narzędziami do monitoringu platformy Google Colab.

5.2 Metodologia oceny algorytmów

Do analizy algorytmów percepcji głębi zastosowano następujące etapy procesu badawczego:

1. Implementacja i konfiguracja algorytmów - każdy z algorytmów wytypowanych do analizy został zaimplementowany i skonfigurowany zgodnie z informacjami opisanymi w literaturze oraz repozytoriach poszczególnych metod na platformie Google Colab.
2. Pomiary i analiza wyników - dla każdego kryterium oceny opisanego w bieżącym rozdziale przeprowadzono szczegółowe pomiary wyników generowanych przez algorytmy. Każdy z al-

gorytmów został przetestowany na zbiorze uczącym oraz przynajmniej jednym niewidzianym w procesie uczenia. Wyniki tych pomiarów zostały zamieszczone na wykresach wspólnych dla wszystkich algorytmów.

3. Interpretacja i wnioski - na podstawie uzyskanych wyników dokonano interpretacji skuteczności poszczególnych algorytmów w kontekście każdego z kryteriów. Wnioski te stanowią podstawę do rekomendacji oraz możliwych udoskonaleń w przyszłych badaniach.

Założona metodologia oceny algorytmów opiera się na szczegółowym podejściu do definiowania kryteriów oraz ich systematycznej analizie. Przedstawione kryteria stanowią kompleksowy zestaw wskaźników, które umożliwiają obiektywne porównanie i ocenę różnych implementacji technik wizyjnych w kontekście percepcji glebi. Ich zastosowanie pozwala na identyfikację mocnych stron oraz potencjalnych ograniczeń badanych algorytmów, co jest kluczowe dla dalszego rozwoju tej technologii.

5.3 Algorytmy podlegające analizie

Do analizy porównawczej wybranych zostało sześć algorytmów percepcji glebi spośród wszystkich przedstawionych w niniejszej pracy. Selekcja odpowiednich algorytmów polegała na skategoryzowaniu ze względu na rodzaj uczenia danego algorytmu oraz jego architekturę. Z każdej powstałej w ten sposób grupy wybrane zostały algorytmy osiągające najlepsze wyniki w pracach je opisujących oraz publicznie dostępnych zestawieniach. Lista stanowiąca zbiór algorytmów podlegających analizie w dalszej części pracy zamieszczona została poniżej.

- **AdelaiDepth** - model uczony metodą nadzorowaną oparty o nawracającą sieć neuronową z deklarowanym wynikiem 9% AbsRel uzyskanym na zbiorze NYU,
- **MetaPrompt-SD** - model uczony metodą nadzorowaną oparty o konwolucyjną sieć neuronową z deklarowanym wynikiem 4,7% AbsRel uzyskanym na zbiorze KITTI,
- **Depth Anything V2** - model uczony metodą częściowo nadzorowaną oparty o transformator z deklarowanym wynikiem 4,6% AbsRel uzyskanym na zbiorze KITTI,
- **Metric3D** - model uczony metodą nadzorowaną oparty o transformator z deklarowanym wynikiem 3,9% na zborze KITTI,
- **GCNDepth** - model uczony metodą nienadzorowaną oparty o grafową nawracającą sieć neuronową z deklarowanym wynikiem 0,104 AbsRel uzyskanym na zbiorze KITTI,
- **SQLdepth** - model uczony metodą nienadzorowaną oparty o konwolucyjną sieć neuronową z deklarowanym wynikiem 5,2% AbseRel uzyskanym na zbiorze KITTI.

Rozdział 6

Analiza i wyniki

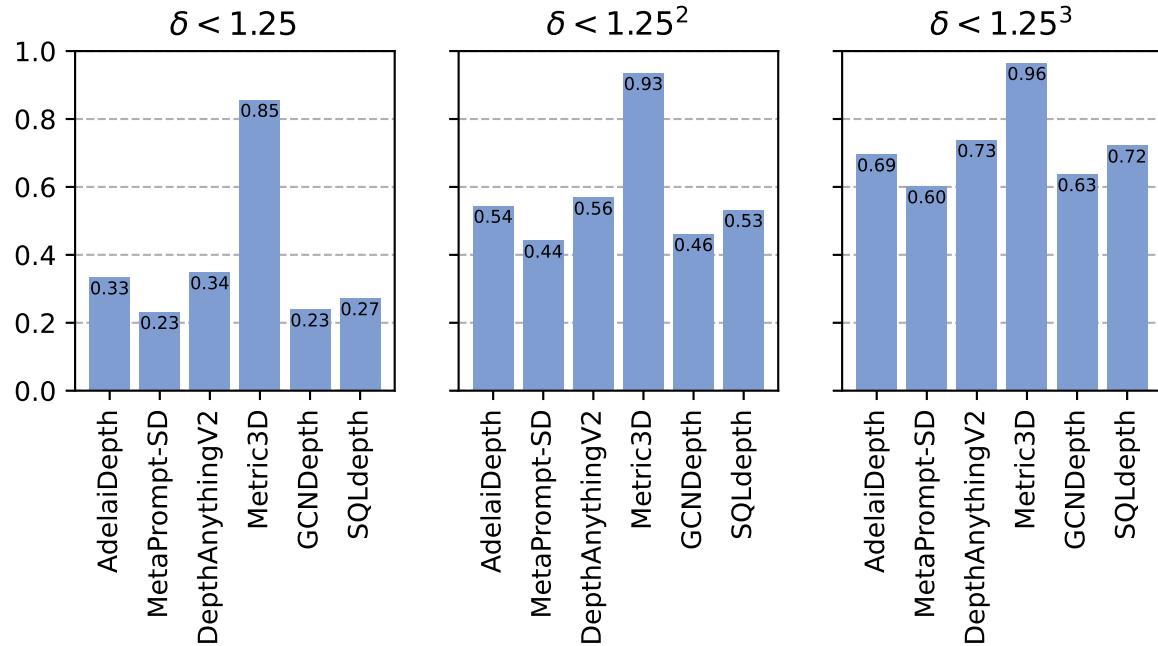
W tym rozdziale przedstawiono szczegółową analizę oraz wyniki badań przeprowadzonych w ramach przyjętej metodologii i kryteriów opisanych w rozdziale poprzednim. Przedstawione wyniki stanowią podstawę do sformułowania wniosków na temat charakterystyk badanych algorytmów oraz ich potencjalnych zastosowań w praktyce w dalszej części pracy. Dodatkowo, wnioski te mogą posłużyć jako wskazówki dla przyszłych badań nad optymalizacją i rozwijaniem algorytmów percepji głębi, które będą w stanie sprostać coraz bardziej wymagającym zadaniom stawianym przez nowoczesne aplikacje wizyjne. W celu poprawienia przejrzystości analizy, na wykresach algorytmy testowane na zbiorze który brał udział w procesie uczenia zostały specjalnie oznaczone.

6.1 Dokładność estymacji

6.1.1 Dokładność progowa

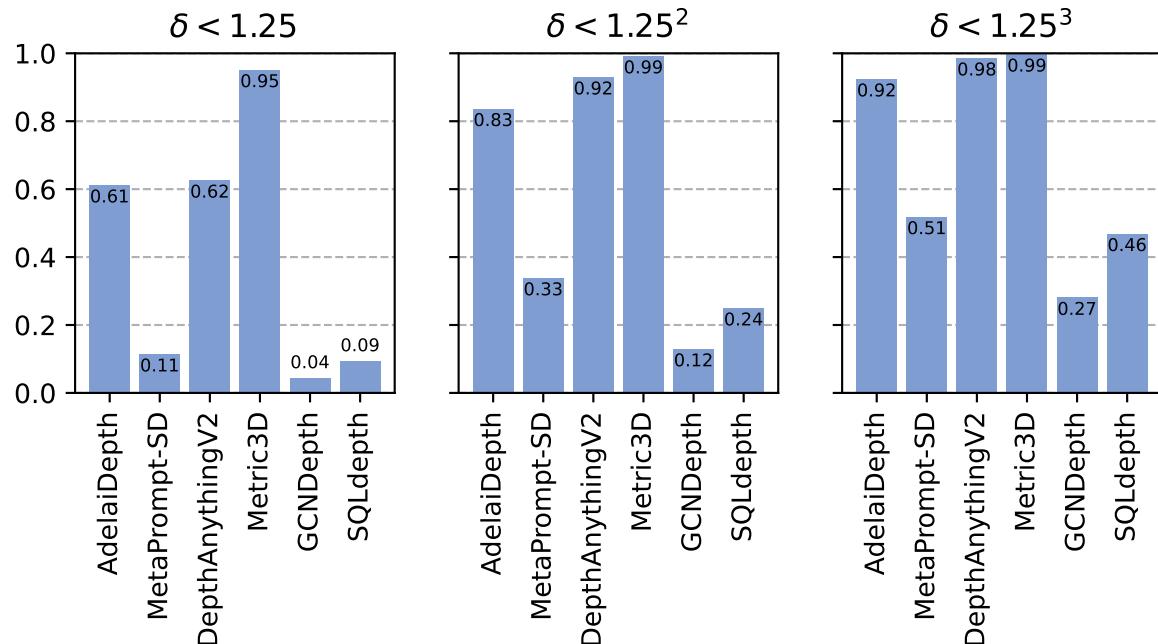
Dokładność progowa to miara używana do oceny wydajności estymacji głębokości przez modele sztucznej inteligencji. Mierzy ona odsetek oszacowań głębokości, które mieszczą się w określonym z góry progu względem wartości rzeczywistych. Konkretnie, oblicza procent przewidywanych głębokości, które spełniają warunek przedstawiony we wzorze 4. Metryka ta jest szczególnie użyteczna do oceny, jak blisko przewidywane głębokości są do wartości zmierzonych w określonym poziomie tolerancji. Założony podczas niniejszej analizy progi to 1,25 oraz kwadrat i sześcian tej wartości. Pozwoli to na bardziej szczegółową ocenę modeli w sytuacjach, gdzie dokładne wartości są trudne do przewidzenia, ale bliskie przybliżenia są nadal wartościowe. Każda z analizowanych metod została uruchomiona na siedmiu zbiorach danych opisanych w rozdziale 4, wyniki uruchomień zostały zestawione z rzeczywistymi mapami głębi, a następnie wyliczone zostały dokładności progowe, które zaprezentowane zostały poprzez wykresy znajdujące się na następnych stronach.

DIODE sceny zewnętrzne

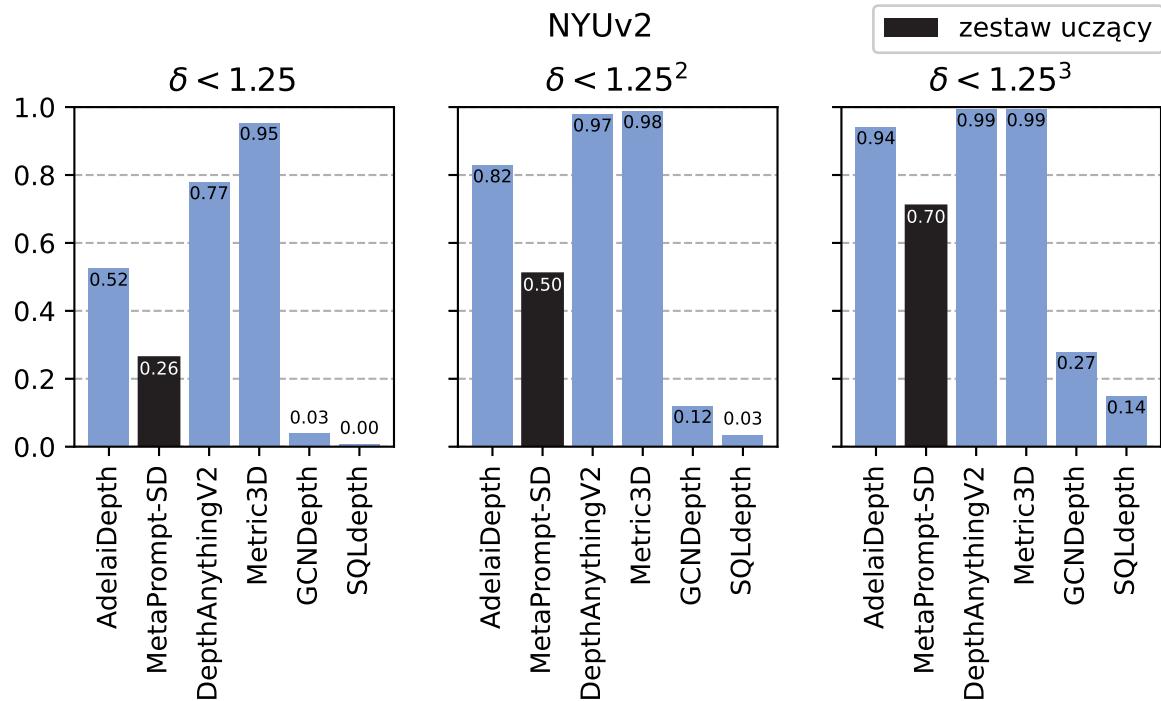


Rysunek 47. Wyniki dokładności progowej na zbiorze DIODE na części ze scenami zewnętrznymi.

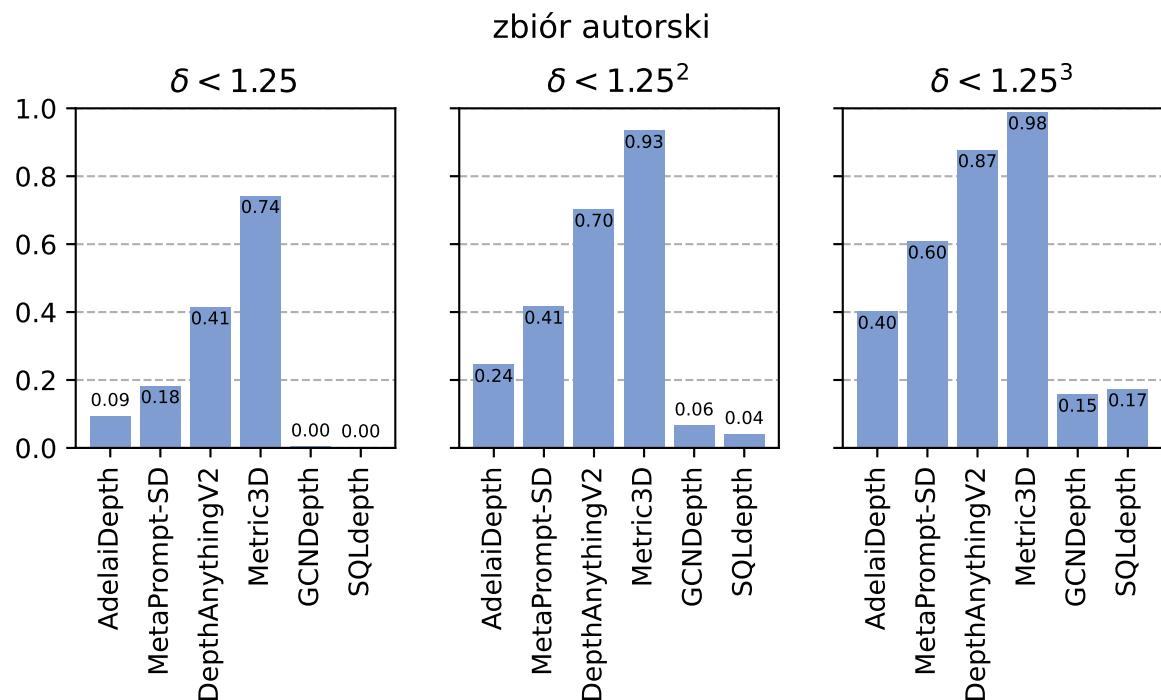
DIODE sceny wewnętrzne



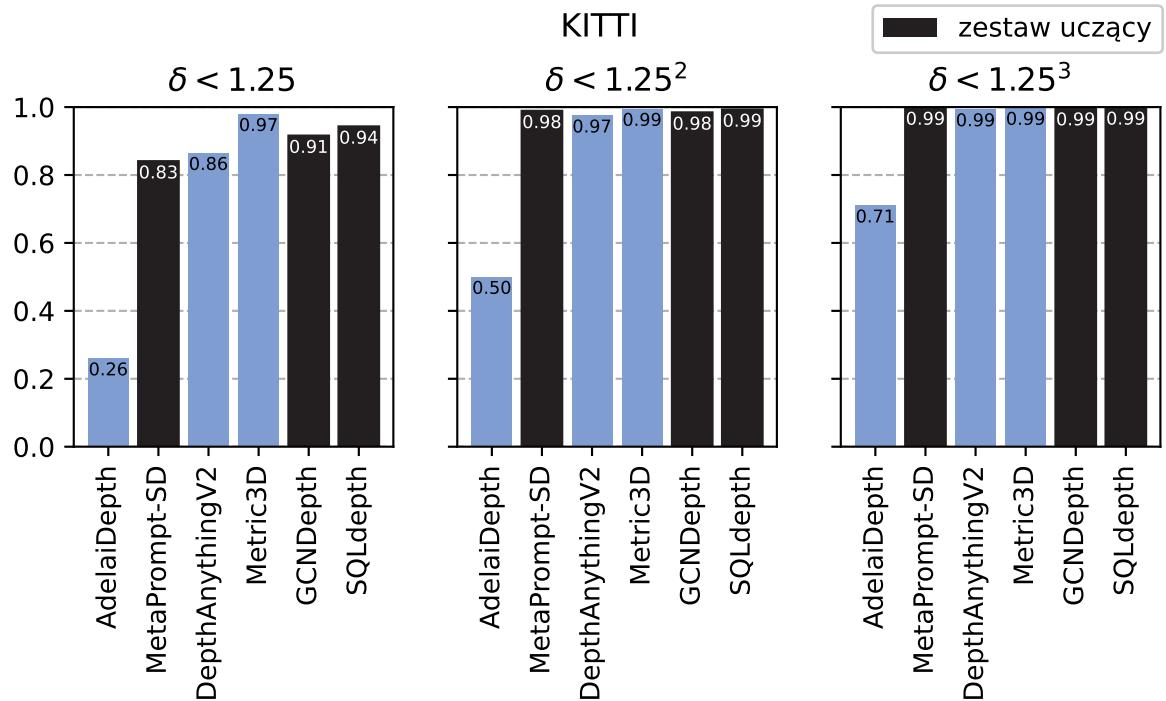
Rysunek 48. Wyniki dokładności progowej na zbiorze DIODE na części ze scenami wewnętrznymi.



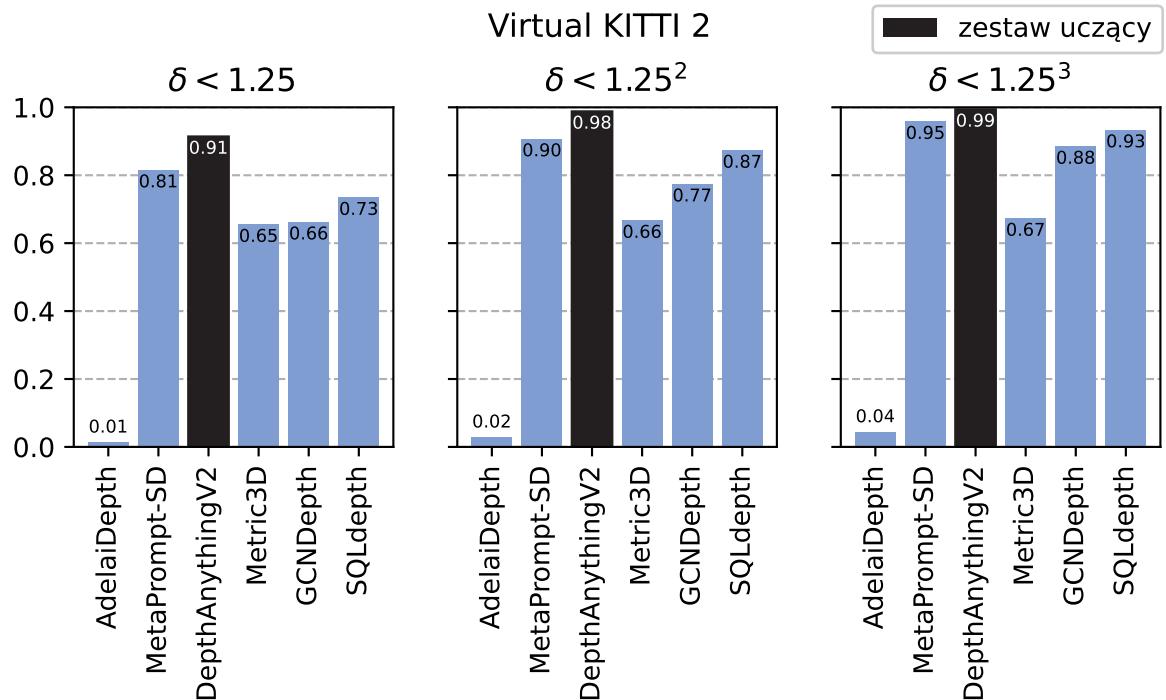
Rysunek 49. Wyniki dokładności progowej na zbiorze NYUv2.



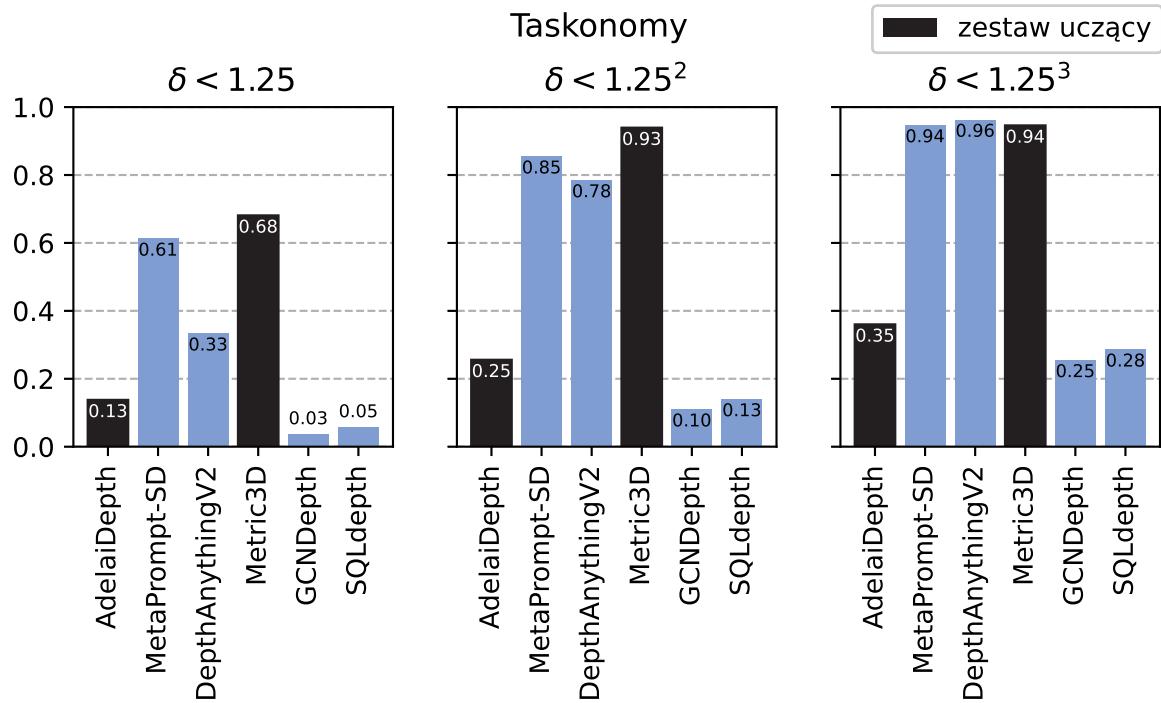
Rysunek 50. Wyniki dokładności progowej na zbiorze autorskim.



Rysunek 51. Wyniki dokładności progowej na zbiorze KITTI.



Rysunek 52. Wyniki dokładności progowej na zbiorze Virtual KITTI 2.

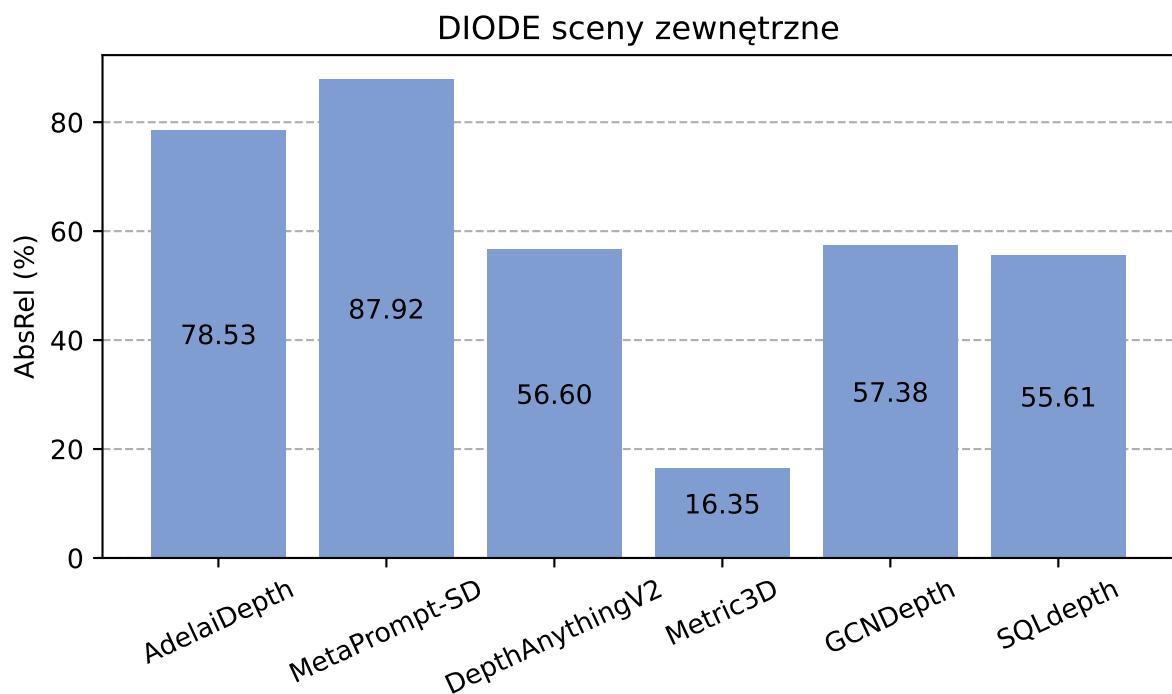


Rysunek 53. Wyniki dokładności progowej na zbiorze Taskonomy.

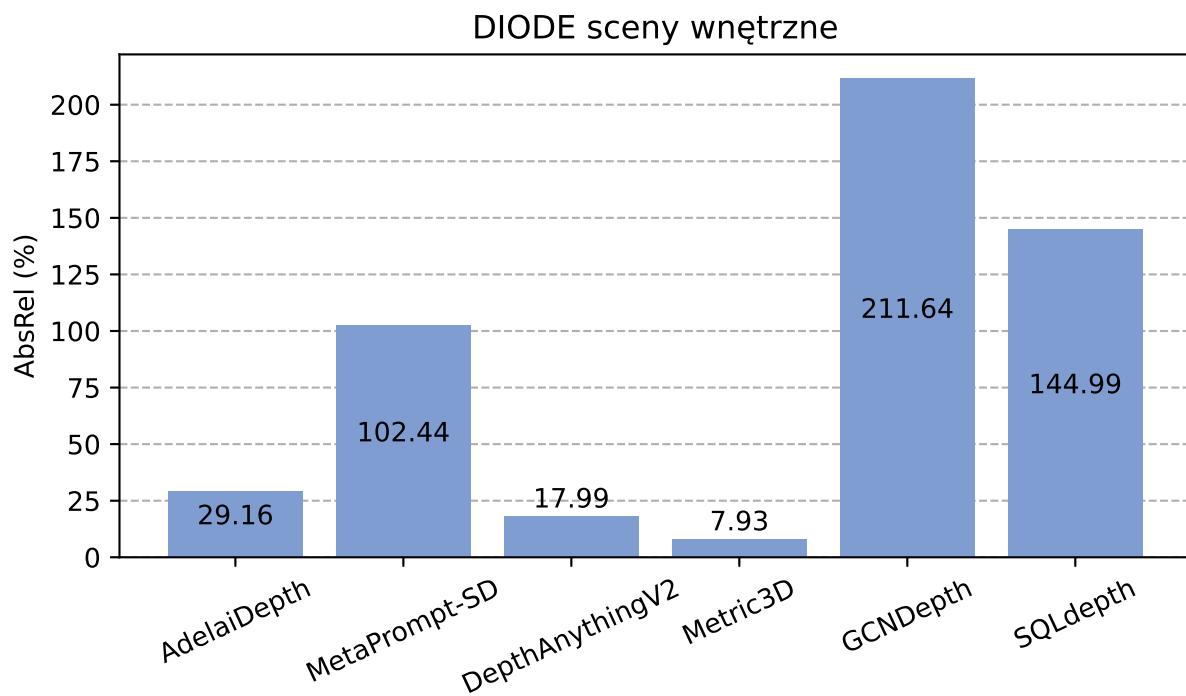
6.1.2 Średni procentowy błąd bezwzględny

Sekcja ta zawiera wyniki osiągnięte przez analizowane algorytmy w dziedzinie średniego bezwzględnego błędu estymacji 2. Jest to metryka oznaczająca średnią procentową bezwzględną różnicę między wartościami, które są dopasowane przez algorytm, a wartościami danych rzeczywistych. Metryka ta uznawana jest za najbardziej uniwersalną, z tego powodu najczęściej występuje w publikacjach naukowych dotyczących omawianych algorytmów. W tym podrozdziale znajdują się wykresy sporządzone na podstawie wyników uruchomień algorytmów na założonych zestawach danych. Z uruchomienia na zestawie syntetycznych danych Virtual KITTI 2 został wyłączony algorytm AdelaiDepth, ze względu na bardzo niekorzystny wynik¹. Metoda ta została nauczona na zestawie danych przedstawiających sceny wyłącznie wewnętrzne i realistyczne, stąd aby zachować przejrzystość wizualizacji zdecydowano się na taki zabieg.

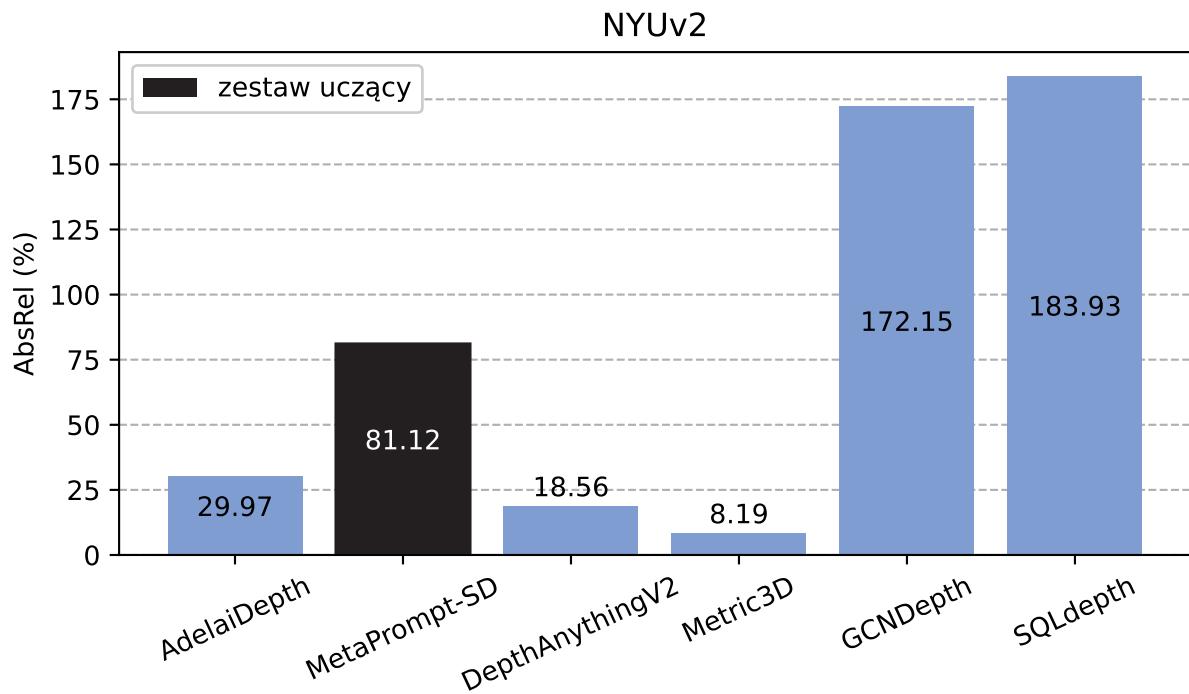
¹Algorytm AdelaiDepth na wirtualnym zbiorze Virtual KITTI 2 uzyskał wynik powyżej 1000% AbsRel



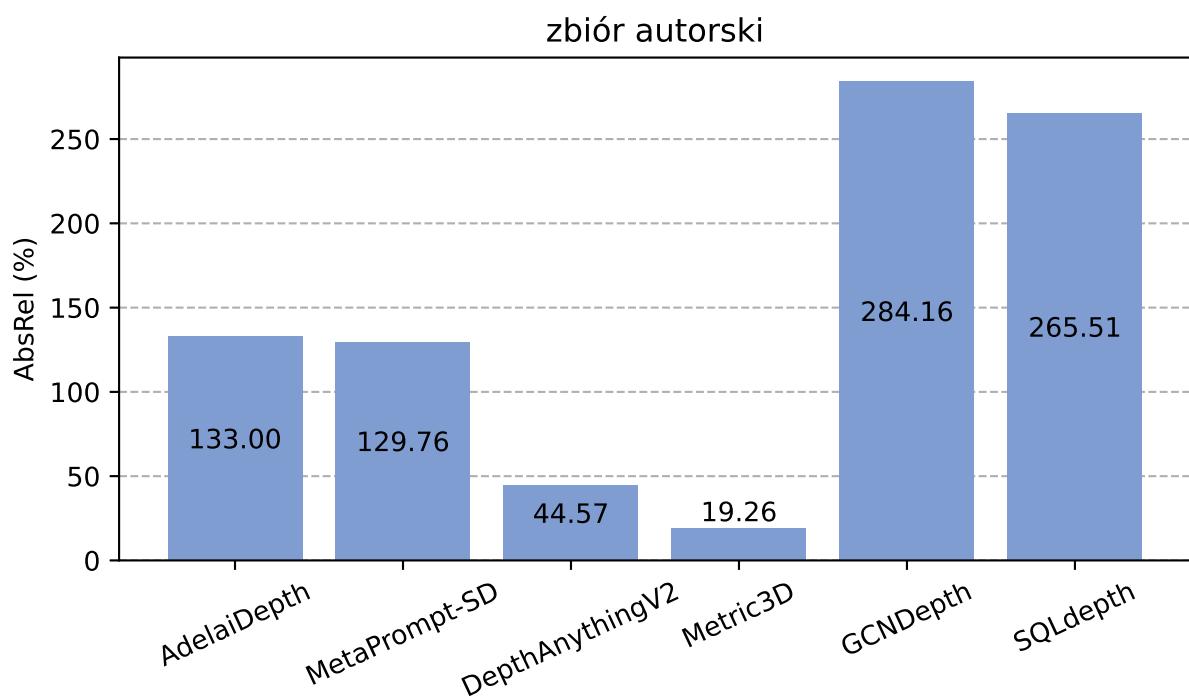
Rysunek 54. Średni bezwzględny błąd procentowy na zbiorze DIODE na części ze scenami zewnętrznymi.



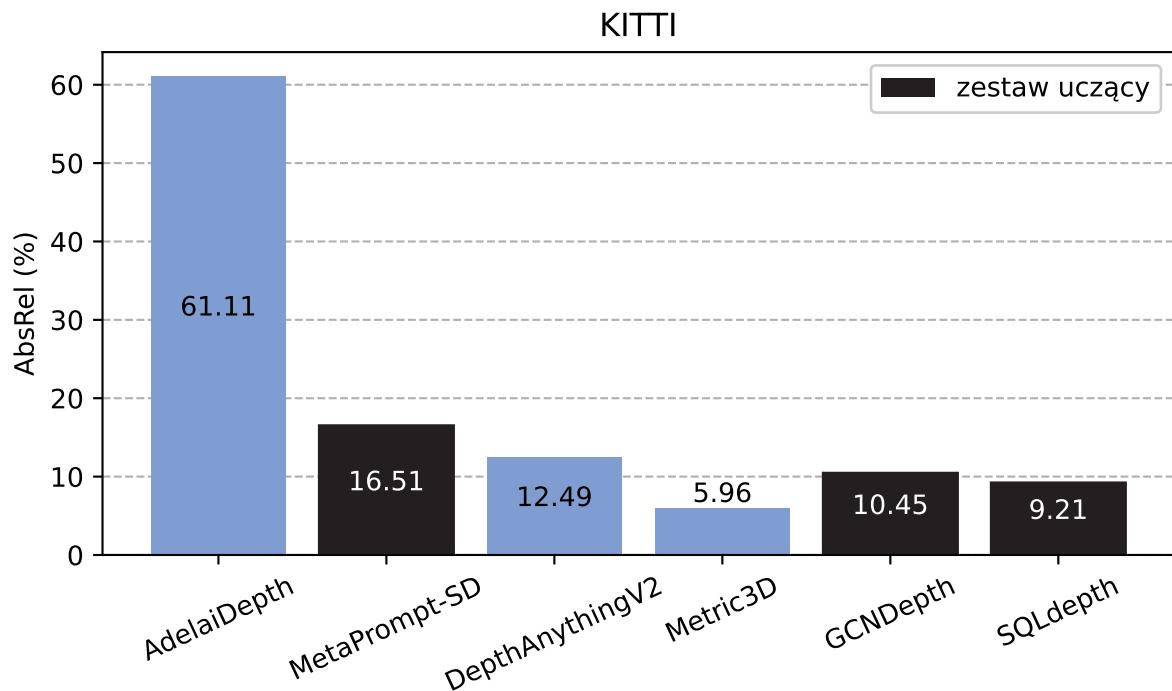
Rysunek 55. Średni bezwzględny błąd procentowy na zbiorze DIODE na części ze scenami wewnętrznymi.



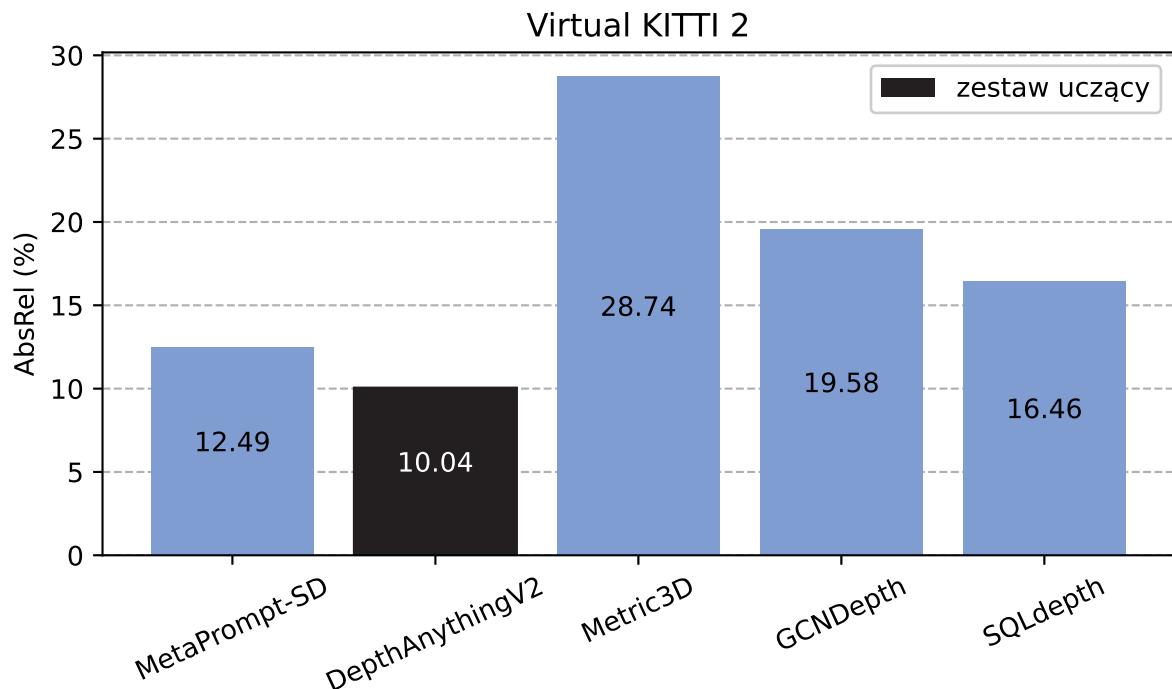
Rysunek 56. Średni bezwzględny błąd procentowy na zbiorze NYUv2.



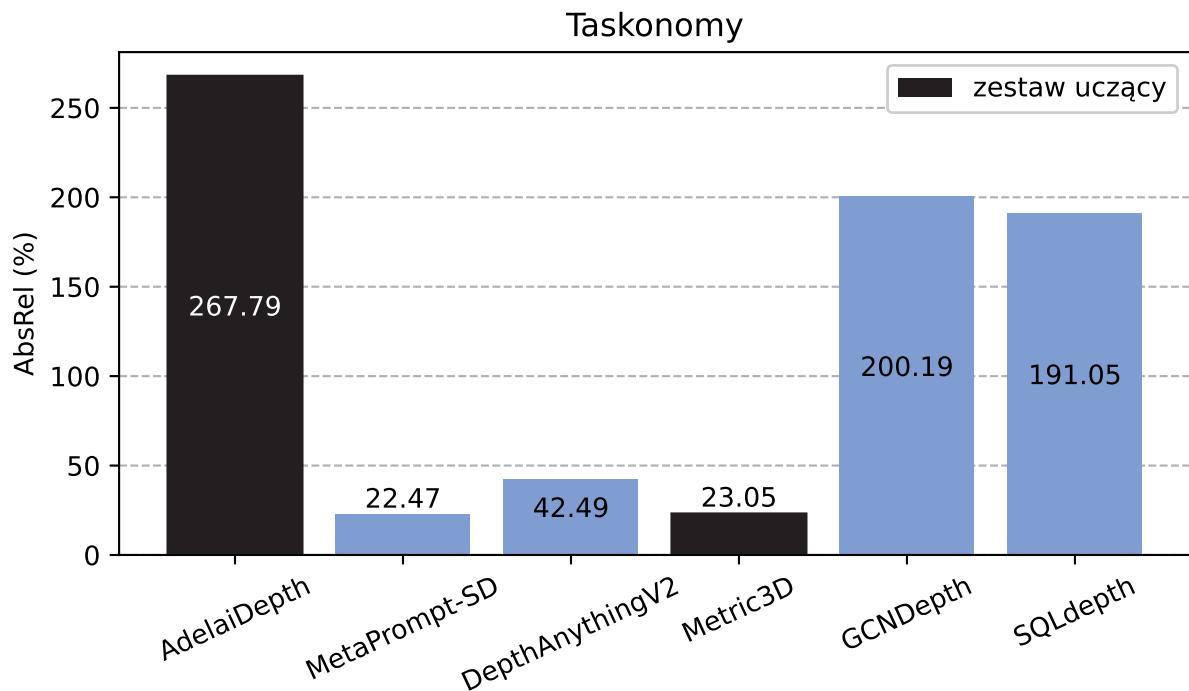
Rysunek 57. Średni bezwzględny błąd procentowy na zbiorze autorskim.



Rysunek 58. Średni bezwzględny błąd procentowy na zbiorze KITTI.



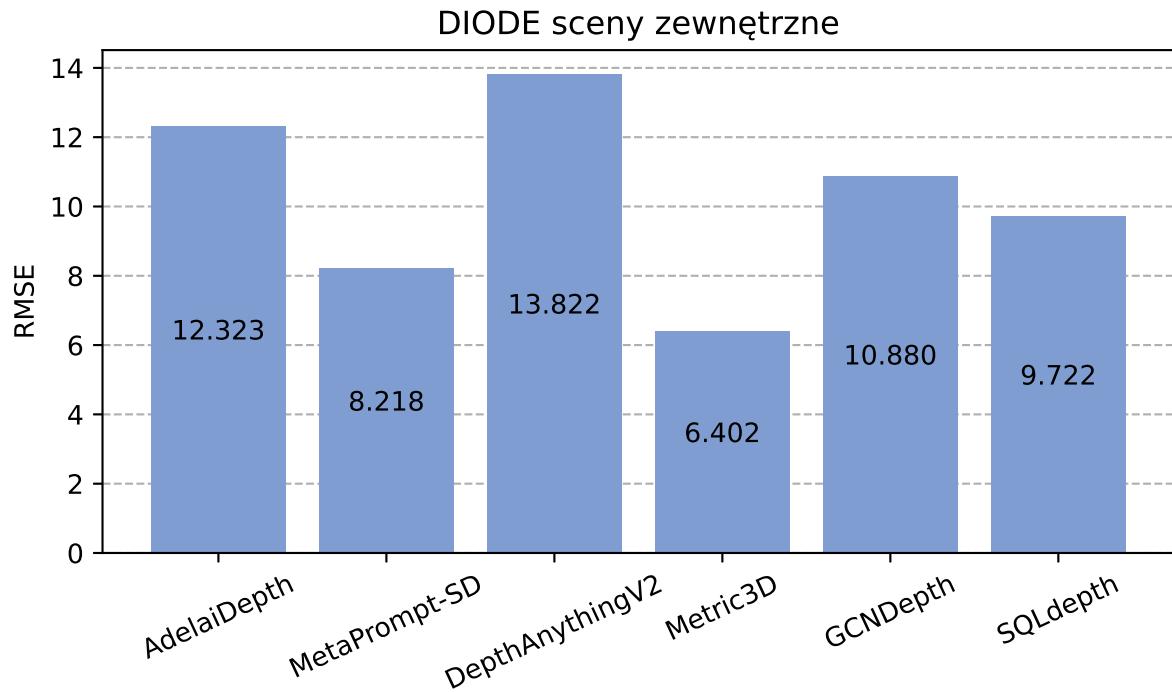
Rysunek 59. Średni bezwzględny błąd procentowy na zbiorze Virtual KITTI 2.



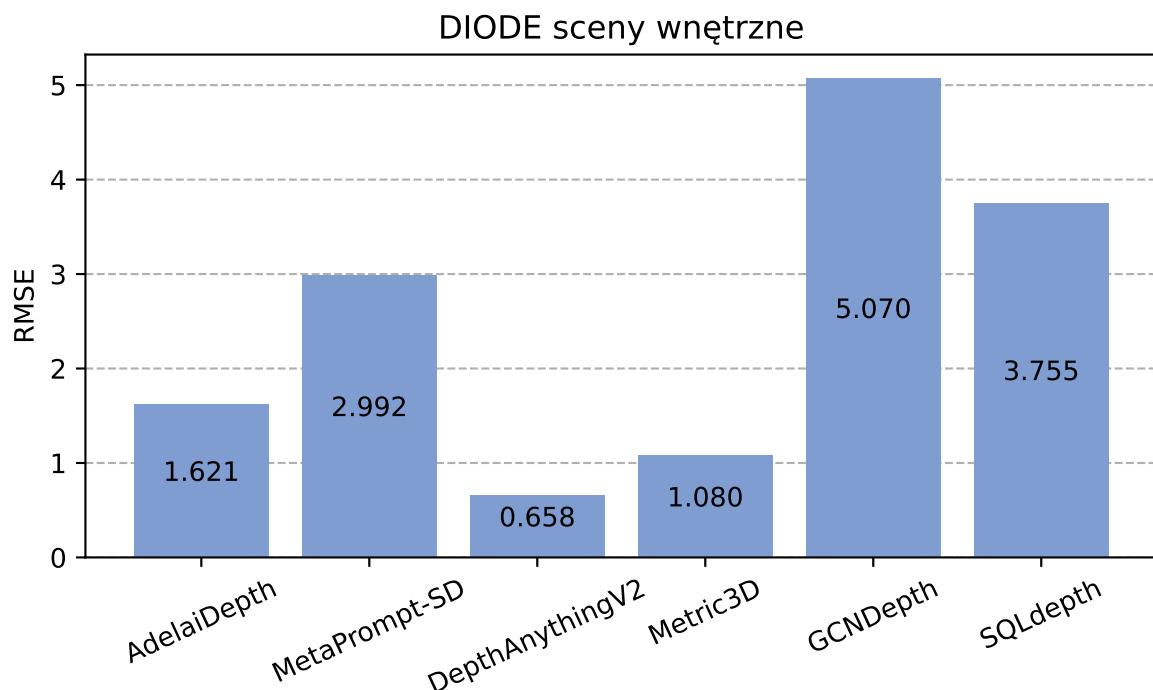
Rysunek 60. Średni bezwzględny błąd procentowy na zbiorze Taskonomy.

6.1.3 Pierwiastek błędu średniokwadratowego

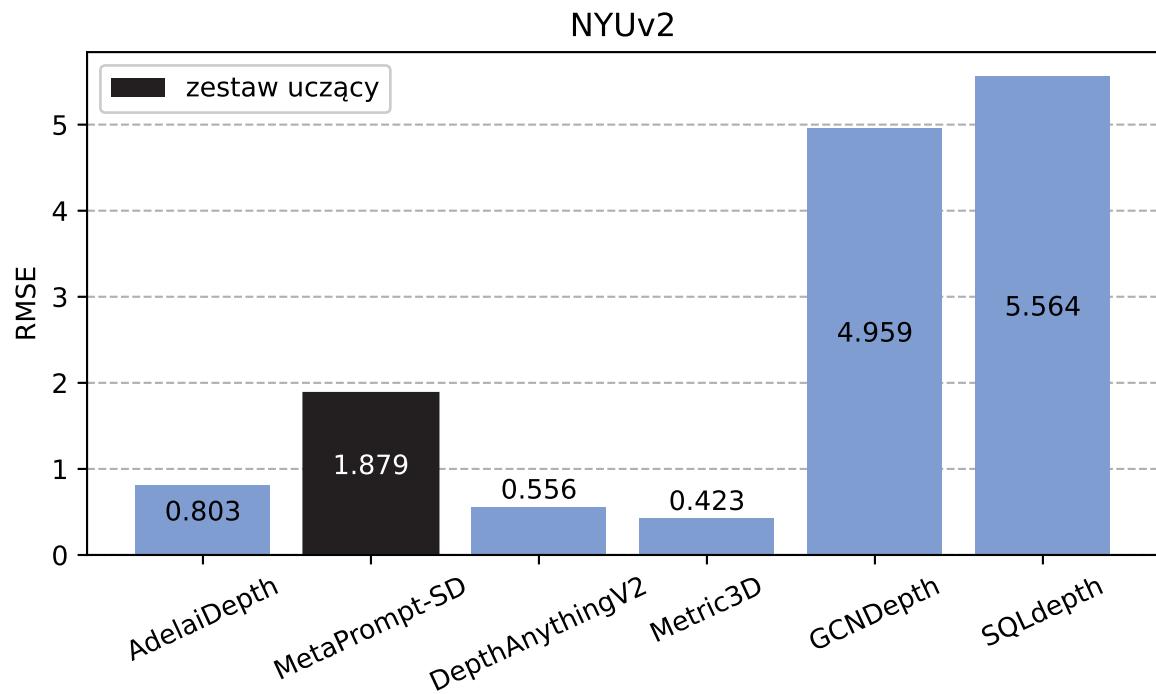
Ostatnim analizowanym współczynnikiem oceny dokładności prognozy jest pierwiastek błędu średniokwadratowego 3. Oznacza on średnią różnicę między wartością przewidywaną a rzeczywistą na obrazach z danego zbioru danych, z czego wynika rzetelne odzwierciedlenie dokładności algorytmu. Jest to natomiast metryka bardziej bezwzględna niż wartość średniego procentowego błędu bezwzględnego. Wyniki analizy przedstawiają następujące wykresy.



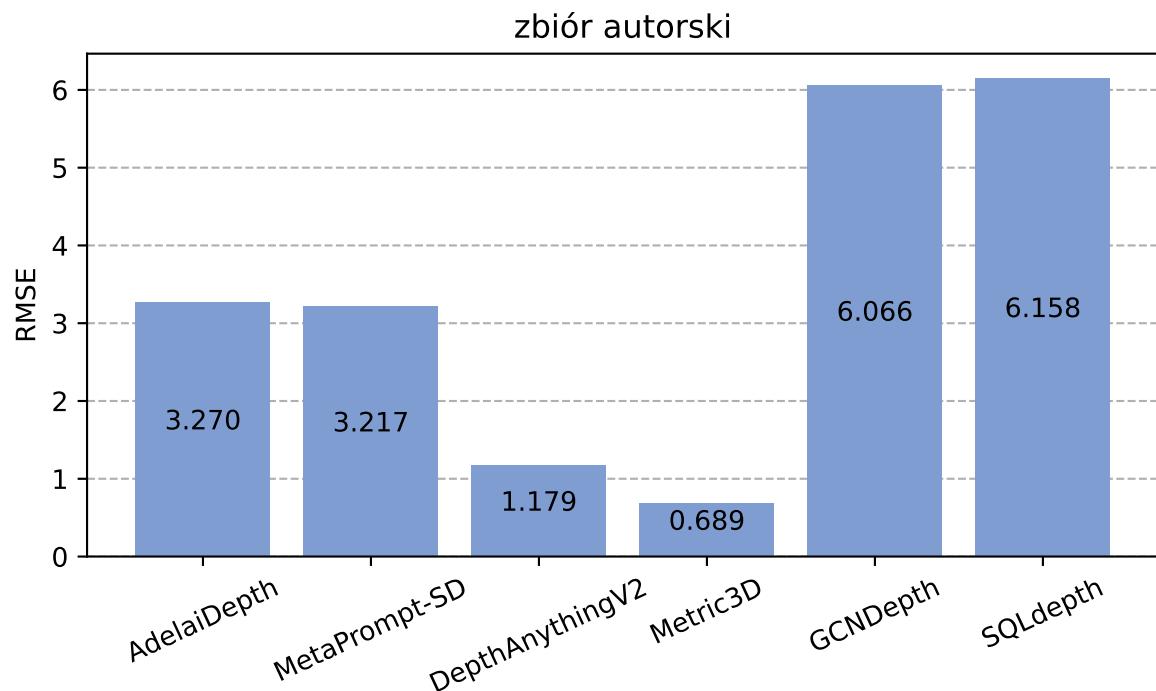
Rysunek 61. Pierwiastek błędu średniokwadratowego uzyskany na zbiorze DIODE na części ze scenami zewnętrznymi.



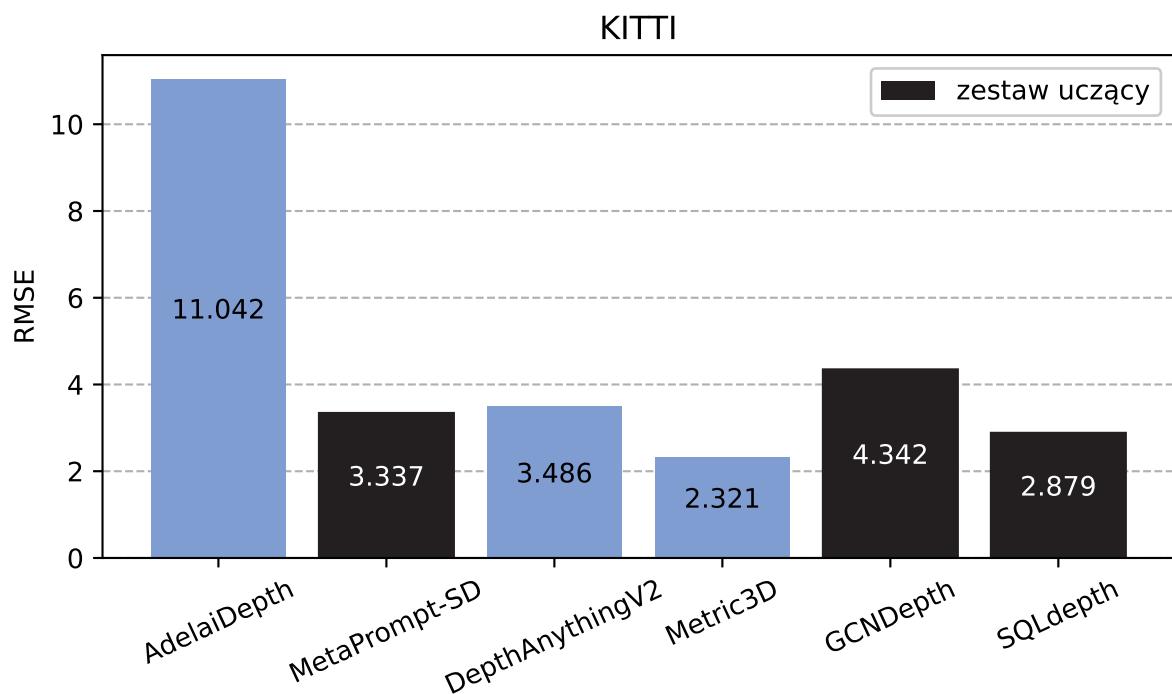
Rysunek 62. Pierwiastek błędu średniokwadratowego uzyskany na zbiorze DIODE na części ze scenami wewnętrznymi.



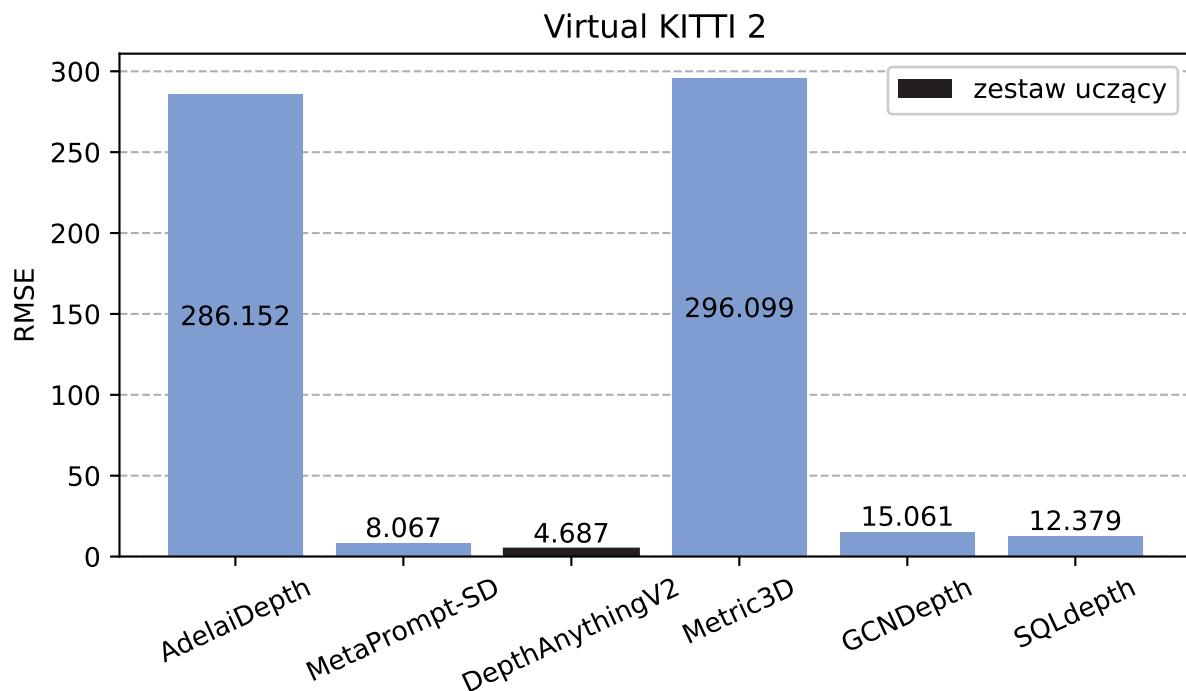
Rysunek 63. Pierwiastek błędu średniokwadratowego uzyskany na zbiorze NYUv2.



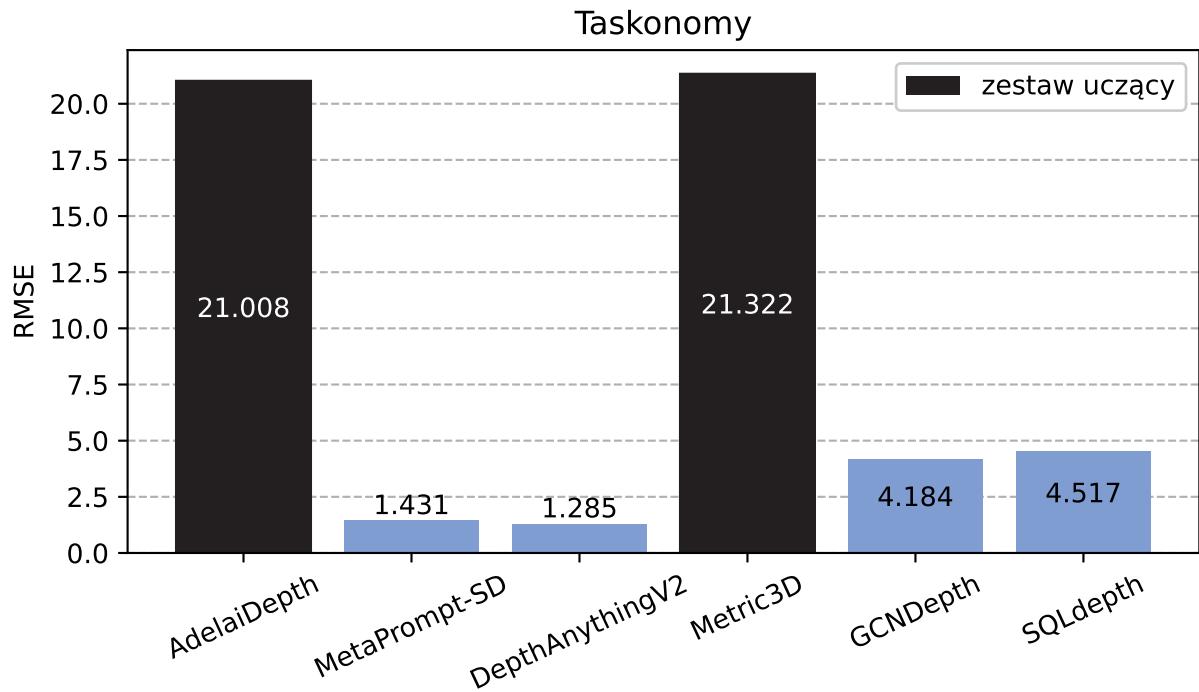
Rysunek 64. Pierwiastek błędu średniokwadratowego uzyskany na zbiorze autorskim.



Rysunek 65. Pierwiastek błędu średniokwadratowego uzyskany na zbiorze KITTI.



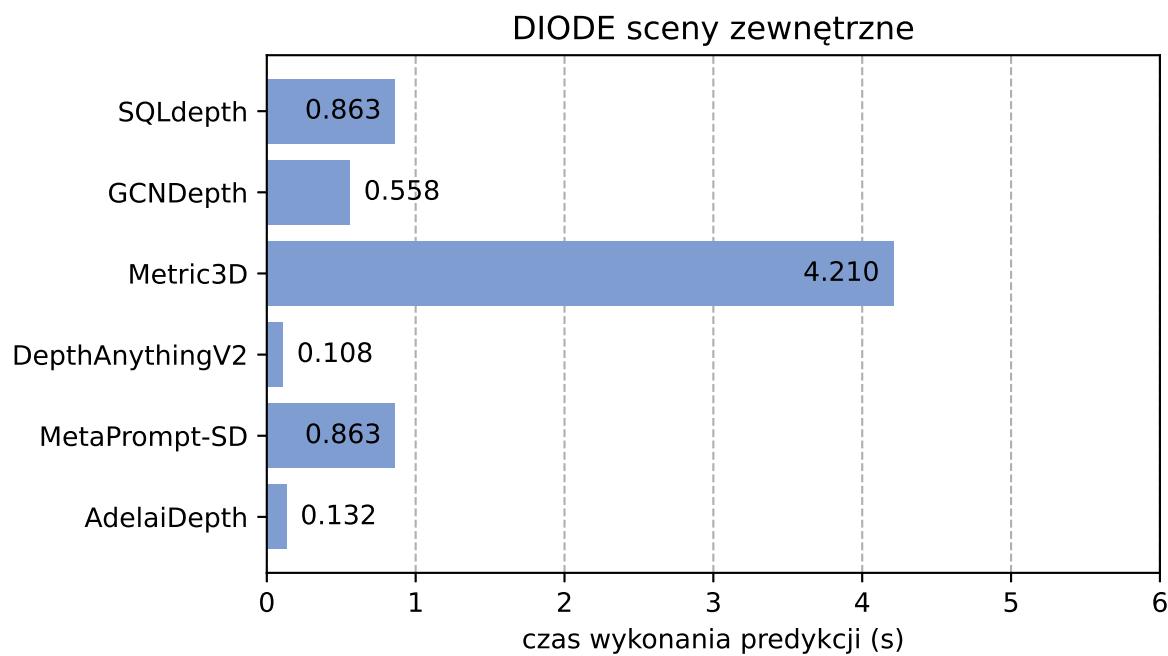
Rysunek 66. Pierwiastek błędu średniokwadratowego uzyskany na zbiorze Virtual KITTI 2.



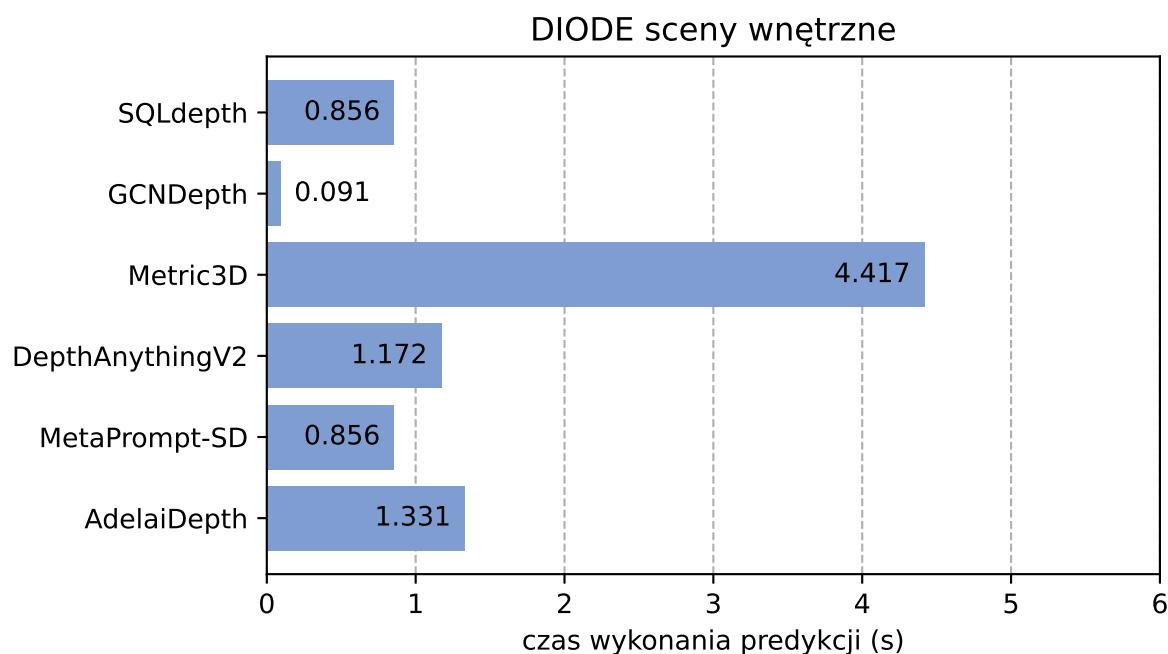
Rysunek 67. Pierwiastek błędu średniokwadratowego uzyskany na zbiorze Taskonomy.

6.2 Czas realizacji pojedynczej estymacji

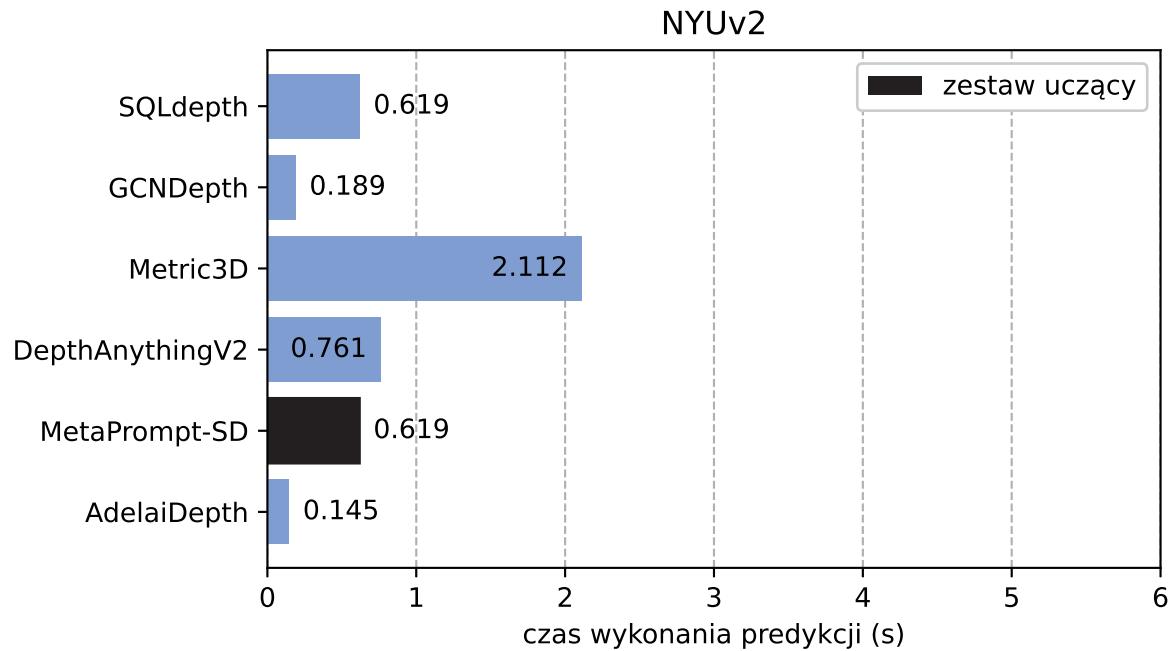
Podczas analizy algorytmów w dziedzinie ich dokładności zostały również zebrane informacje na temat czasu wymaganego przez algorytm do wykonania estymacji głębi na pojedynczym obrazie. W czas ten wlicza się wczytanie obrazu, dokonanie predykcji i ewentualne skalowanie mapy głębi (w zależności od algorytmu). Uśrednione wyniki przedstawione zostały w postaci poniższych wykresów.



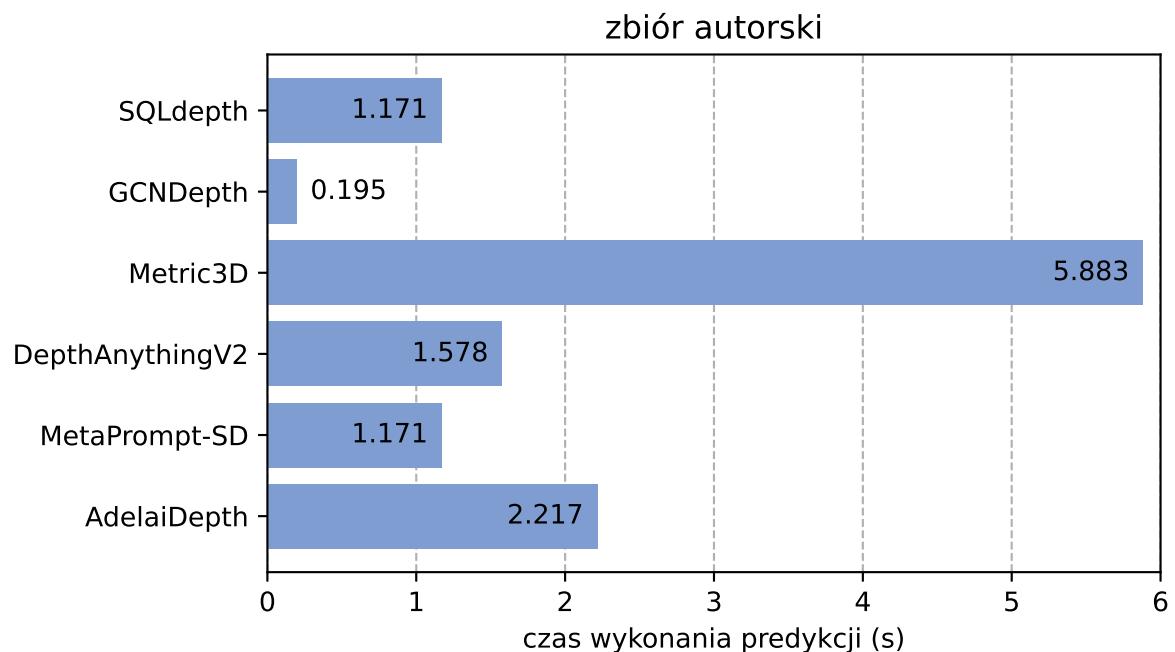
Rysunek 68. Średni czas wykonania estymacji na zbiorze DIODE na części ze scenami zewnętrznymi.



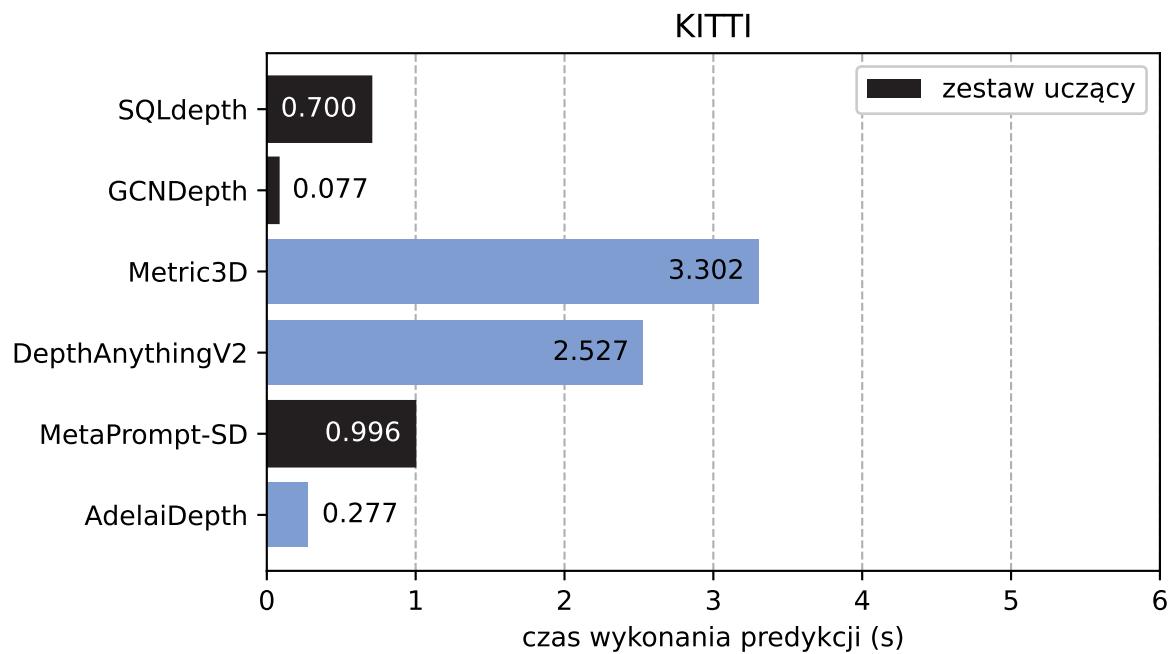
Rysunek 69. Średni czas wykonania estymacji na zbiorze DIODE na części ze scenami wewnętrznymi.



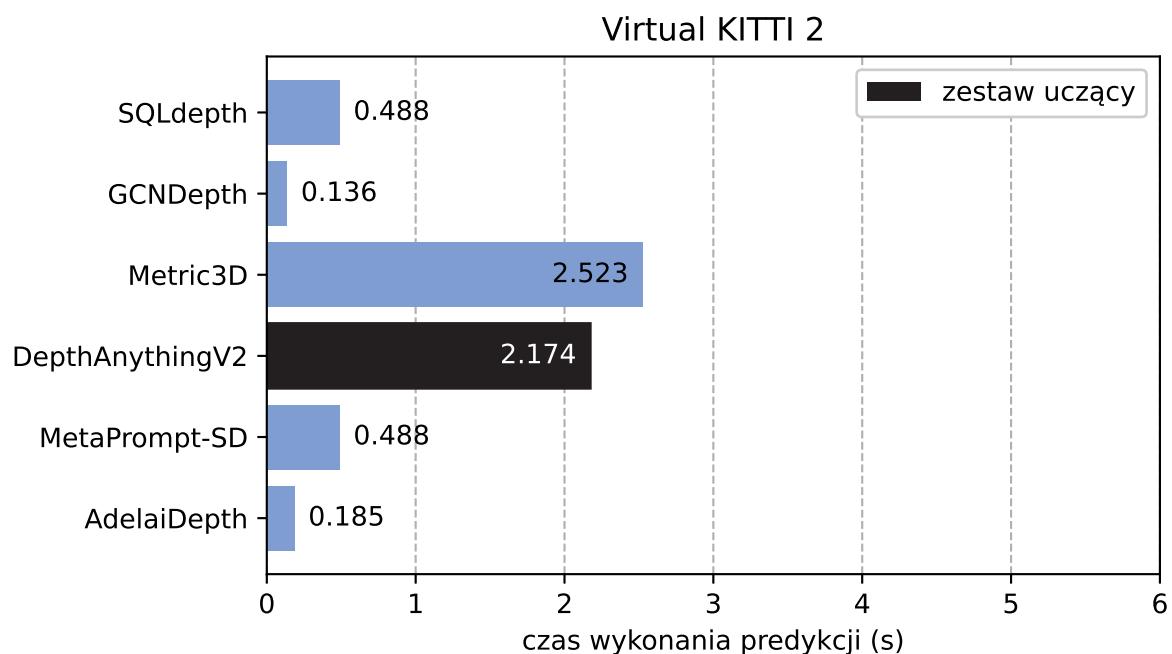
Rysunek 70. Średni czas wykonania estymacji na zbiorze NYUv2.



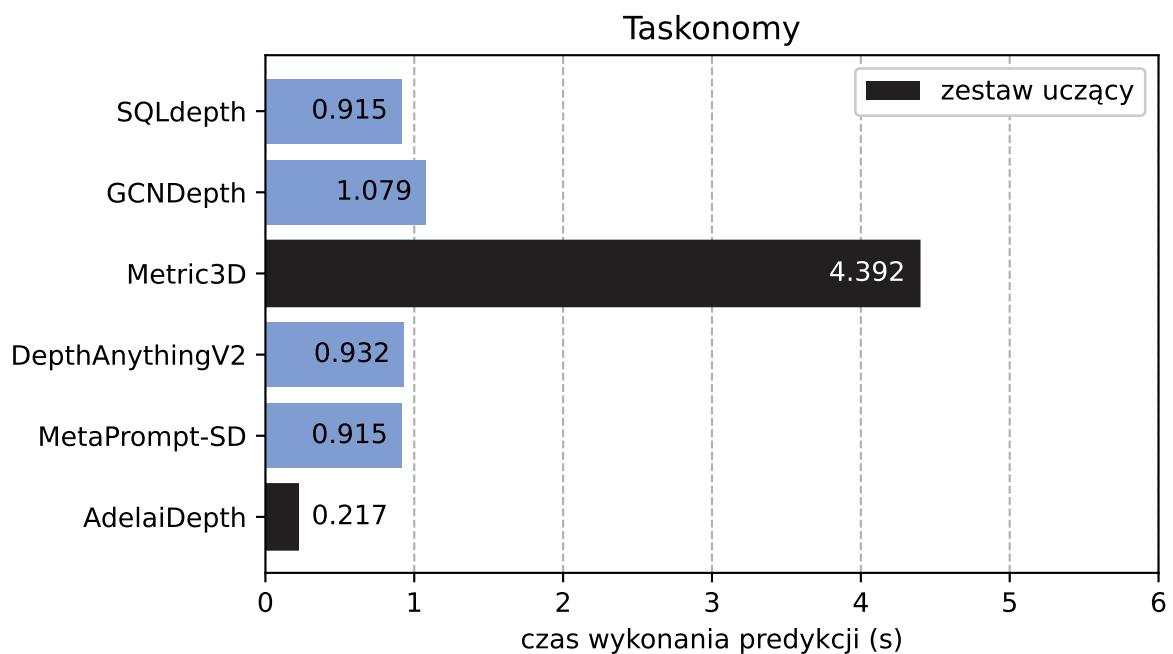
Rysunek 71. Średni czas wykonania estymacji na zbiorze autorskim.



Rysunek 72. Średni czas wykonania estymacji na zbiorze KITTI.



Rysunek 73. Średni czas wykonania estymacji na zbiorze Virtual KITTI 2.



Rysunek 74. Średni czas wykonania estymacji na zbiorze Taskonomy.

6.3 Wymagania systemowe

W trakcie analizy algorytmów zostały zarejestrowane szczytowe wartości zużytych zasobów systemu komputerowego udostępnionego przez platformę Google Colab. W tym celu zostały wykorzystane wbudowane narzędzia analityczne platformy. Zapisane wartości uwzględniają pamięć o dostępie swobodnym (RAM), pamięć karty graficznej (GPU RAM) oraz zajętość przestrzeni dyskowej (HDD). Najwyższa wartość w każdej z kolumn została oznaczona grubszą czcionką, druga najwyższa podkreśleniem.

Tabela 3. Wykorzystane przez algorytmy zasoby komputerowe.

Algorytm	RAM	GPU RAM	HDD
AdelaiDepth	3,6 GB	0,8 GB	4,7 GB
MetaPrompt-SD	11,6 GB	11,4 GB	27,7 GB
Depth Anything V2	4,9 GB	6,5 GB	<u>16,2</u> GB
Metric3D	<u>5,7 GB</u>	<u>7,5 GB</u>	16 GB
GCNDepth	4,7 GB	1,4 GB	7,6 GB
SQLdepth	3,5 GB	1,7 GB	15,1 GB

Rozdział 7

Podsumowanie i wnioski

Bibliografia

- [1] Adams, W. J., Elder, J. H., Graf, E. W., Leyland, J., Lugtigheid, A. J. i Murry, A., „The Southampton-York Natural Scenes (SYNS) dataset: Statistics of surface attitude.”, *Scientific reports*, 2016. DOI: [10.1038/srep35805](https://doi.org/10.1038/srep35805).
- [2] Bhat, S. F., Birkl, R., Wofk, D., Wonka, P. i Müller, M., „ZoeDepth: Zero-shot Transfer by Combining Relative and Metric Depth”, *arXiv*, 2023. DOI: [10.48550/arXiv.2302.12288](https://doi.org/10.48550/arXiv.2302.12288).
- [3] Cabon, Y., Murray, N. i Humenberger, M., „Virtual KITTI 2”, *arXiv*, 2020. DOI: [10.48550/arXiv.2001.10773](https://doi.org/10.48550/arXiv.2001.10773).
- [4] Chang, A. i in., „Matterport3D: Learning from RGB-D Data in Indoor Environments”, *arXiv*, 2017. DOI: [10.48550/arXiv.1709.06158](https://doi.org/10.48550/arXiv.1709.06158).
- [5] Chase, P., Clarke, K., Hawkes, A., Jabari, S. i Jakus, J., „Apple iPhone 13 Pro LiDAR accuracy assessment for engineering applications”, *Transforming Construction with Reality Capture Technologies*, 2022. DOI: [10.57922/tcrc.645](https://doi.org/10.57922/tcrc.645).
- [6] Cordts, M. i in., „The Cityscapes Dataset for Semantic Urban Scene Understanding”, *arXiv*, 2016. DOI: [10.48550/arXiv.1604.01685](https://doi.org/10.48550/arXiv.1604.01685).
- [7] Couprie, C., Farabet, C., Najman, L. i LeCun, Y., „Indoor Semantic Segmentation using depth information”, *arXiv*, 2013. DOI: [10.48550/arXiv.1301.3572](https://doi.org/10.48550/arXiv.1301.3572).
- [8] David Eigen Christian Puhrsch, R. F., „Depth Map Prediction from a Single Image using a Multi-Scale Deep Network”, *arXiv*, 2014. DOI: [10.48550/arXiv.1406.2283](https://doi.org/10.48550/arXiv.1406.2283).
- [9] Dong, X., Garratt, M. A., Anavatti, S. G. i Abbass, H. A., „MobileXNet: An Efficient Convolutional Neural Network for Monocular Depth Estimation”, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022. DOI: [10.1109/TITS.2022.3179365](https://doi.org/10.1109/TITS.2022.3179365).
- [10] Dosovitskiy, A. i in., „An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale”, *arXiv*, 2020. DOI: [10.48550/arXiv.2010.11929](https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.11929).
- [11] Dubik, A., „1000 słów o laserach i promieniowaniu laserowym”, w Wydawnictwo Ministerstwa Obrony Narodowej, 1989, s. 154–155, ISBN: 83-11-07495-X.
- [12] Dumoulin, V. i Visin, F., „A guide to convolution arithmetic for deep learning”, *arXiv*, 2018. DOI: [10.48550/arXiv.1603.07285](https://doi.org/10.48550/arXiv.1603.07285).
- [13] Fan, C., Yin, Z., Li, Y. i Zhang, F., „Deeper into Self-Supervised Monocular Indoor Depth Estimation”, *arXiv*, 2023. DOI: [10.48550/arXiv.2312.01283](https://doi.org/10.48550/arXiv.2312.01283).

Bibliografia

- [14] Fonder, M. i Droogenbroeck, M. V., „A technique to jointly estimate depth and depth uncertainty for unmanned aerial vehicles”, *arXiv*, 2023. DOI: [10.48550/arXiv.2305.19780](https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.19780).
- [15] Fonder, M. i Van Droogenbroeck, M., „Mid-Air: A Multi-Modal Dataset for Extremely Low Altitude Drone Flights”, *2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, 2019. DOI: [10.1109/CVPRW.2019.00081](https://doi.org/10.1109/CVPRW.2019.00081).
- [16] Fukushima, K., „Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position.”, *Biol. Cybernetics*, 1980. DOI: [10.1007/BF00344251](https://doi.org/10.1007/BF00344251).
- [17] Geiger, A., Lenz, P. i Urtasun, R., „Are we ready for autonomous driving? The KITTI vision benchmark suite”, *2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2012. DOI: [10.1109/CVPR.2012.6248074](https://doi.org/10.1109/CVPR.2012.6248074).
- [18] Guizilini, V., Ambrus, R., Pillai, S., Raventos, A. i Gaidon, A., „3D Packing for Self-Supervised Monocular Depth Estimation”, *arXiv*, 2020. DOI: [10.48550/arXiv.1905.02693](https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.02693).
- [19] He, K., Zhang, X., Ren, S. i Sun, J., „Deep Residual Learning for Image Recognition”, *arXiv*, 2015. DOI: [10.48550/arXiv.1512.03385](https://doi.org/10.48550/arXiv.1512.03385).
- [20] Hu, M. i in., „Metric3D v2: A Versatile Monocular Geometric Foundation Model for Zero-shot Metric Depth and Surface Normal Estimation”, *arXiv*, 2024. DOI: [10.48550/arXiv.2404.15506](https://doi.org/10.48550/arXiv.2404.15506).
- [21] Ke, B., Obukhov, A., Huang, S., Metzger, N., Daudt, R. C. i Schindler, K., „Repurposing Diffusion-Based Image Generators for Monocular Depth Estimation”, *arXiv*, 2024. DOI: [10.48550/arXiv.2312.02145](https://doi.org/10.48550/arXiv.2312.02145).
- [22] Lavreniuk, M., Bhat, S. F., Müller, M. i Wonka, P., „EVP: Enhanced Visual Perception using Inverse Multi-Attentive Feature Refinement and Regularized Image-Text Alignment”, *arXiv*, 2023. DOI: [10.48550/arXiv.2312.08548](https://doi.org/10.48550/arXiv.2312.08548).
- [23] Luetzenburg, G., Kroon, A. i Bjørk, A. A., „Evaluation of the Apple iPhone 12 Pro LiDAR for an application in geosciences”, *Scientific reports*, 2021. DOI: [10.1038/s41598-021-01763-9](https://doi.org/10.1038/s41598-021-01763-9).
- [24] Masoumian, A., Rashwan, H. A., Abdulwahab, S., Cristiano, J. i Puig, D., „GCNDepth: Self-supervised Monocular Depth Estimation based on Graph Convolutional Network”, *arXiv*, 2021. DOI: [10.48550/arXiv.2112.0678](https://doi.org/10.48550/arXiv.2112.0678).
- [25] Minaee, S., Boykov, Y., Porikli, F., Plaza, A., Kehtarnavaz, N. i Terzopoulos, D., „An Introduction to Convolutional Neural Networks”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, t. 44, s. 3523–3542, 2021. DOI: [10.1109/TPAMI.2021.3059968](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2021.3059968).
- [26] O’Shea, K. i Nash, R., „An Introduction to Convolutional Neural Networks”, *arXiv*, 2015. DOI: [10.48550/arXiv.1511.08458](https://doi.org/10.48550/arXiv.1511.08458).
- [27] Oord, A. van den, Vinyals, O. i Kavukcuoglu, K., „Neural Discrete Representation Learning”, *arXiv*, 2018. DOI: [10.48550/arXiv.1711.00937](https://doi.org/10.48550/arXiv.1711.00937).
- [28] Oquab, M. i in., „DINOv2: Learning Robust Visual Features without Supervision”, *arXiv*, 2024. DOI: [10.48550/arXiv.2304.07193](https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.07193).

- [29] Paszke, A. i in., „PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library”, *arXiv*, 2019. DOI: [10.48550/arXiv.1912.01703](https://doi.org/10.48550/arXiv.1912.01703).
- [30] Piccinelli, L. i in., „UniDepth: Universal Monocular Metric Depth Estimation”, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2024. DOI: [10.48550/arXiv.2403.18913](https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.18913).
- [31] Ranftl, R., Lasinger, K., Hafner, D., Schindler, K. i Koltun, V., „Towards Robust Monocular Depth Estimation: Mixing Datasets for Zero-shot Cross-dataset Transfer”, *arXiv*, 2020. DOI: [10.48550/arXiv.1907.01341](https://doi.org/10.48550/arXiv.1907.01341).
- [32] Ronneberger, O., Fischer, P. i Brox, T., „U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation”, *arXiv*, 2015. DOI: [10.48550/arXiv.1505.04597](https://doi.org/10.48550/arXiv.1505.04597).
- [33] Ryszard Tadeusiewicz, M. F., *Rozpoznawanie obrazów*. Państwowe Wydawnictwo Naukowe, 1991, ISBN: 83-01-10558-5.
- [34] Song, S., Lichtenberg, S. P. i Xiao, J., „SUN RGB-D: A RGB-D Scene Understanding Benchmark Suite”, *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2015.
- [35] Spencer, J., Russell, C., Hadfield, S. i Bowden, R., „Deconstructing Self-Supervised Monocular Reconstruction: The Design Decisions that Matter”, *arXiv*, 2022. DOI: [10.48550/arXiv.2208.01489](https://doi.org/10.48550/arXiv.2208.01489).
- [36] Sun, D., Yang, X., Liu, M.-Y. i Kautz, J., „PWC-Net: CNNs for Optical Flow Using Pyramid, Warping, and Cost Volume”, *2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018. DOI: [10.1109/CVPR.2018.00931](https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00931).
- [37] Vasiljevic, I. i in., „DIODE: A Dense Indoor and Outdoor DEpth Dataset”, *arXiv*, 2019. DOI: [10.48550/arXiv.1908.00463](https://doi.org/10.48550/arXiv.1908.00463).
- [38] Vaswani, A. i in., „Attention Is All You Need”, *arXiv*, 2023. DOI: [10.48550/arXiv.1706.03762](https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.03762).
- [39] Wan, Q., Huang, Z., Kang, B., Feng, J. i Zhang, L., „Harnessing Diffusion Models for Visual Perception with Meta Prompts”, *arXiv*, 2023. DOI: [10.48550/arXiv.2312.14733](https://doi.org/10.48550/arXiv.2312.14733).
- [40] Wang, W. i in., „TartanAir: A Dataset to Push the Limits of Visual SLAM”, *arXiv*, 2020. DOI: [10.48550/arXiv.2003.14338](https://doi.org/10.48550/arXiv.2003.14338).
- [41] Wang, Y., Liang, Y., Xu, H., Jiao, S. i Yu, H., „SQLdepth: Generalizable Self-Supervised Fine-Structured Monocular Depth Estimation”, *arXiv*, 2023. DOI: [10.48550/arXiv.2309.00526](https://doi.org/10.48550/arXiv.2309.00526).
- [42] Warren S. McCulloch, W. P., „A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity”, *The bulletin of mathematical biophysics*, t. 5, 1943. DOI: [10.1007/BF02478259](https://doi.org/10.1007/BF02478259).
- [43] Wu, C.-Y., Wang, J., Hall, M., Neumann, U. i Su, S., „Toward Practical Monocular Indoor Depth Estimation”, *arXiv*, 2022. DOI: [10.48550/arXiv.2112.02306](https://doi.org/10.48550/arXiv.2112.02306).

Bibliografia

- [44] Wu, L., Cui, P., Pei, J. i Zhao, L., „Graph Neural Networks: Foundations, Frontiers, and Applications”, *Springer Singapore*, 2022. DOI: [10.1007/978-981-16-6054-2](https://doi.org/10.1007/978-981-16-6054-2).
- [45] Xian, K., Zhang, J., Wang, O., Mai, L., Lin, Z. i Cao, Z., „Structure-Guided Ranking Loss for Single Image Depth Prediction”, *The IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2020.
- [46] Yang, L., Kang, B., Huang, Z., Xu, X., Feng, J. i Zhao, H., „Depth Anything: Unleashing the Power of Large-Scale Unlabeled Data”, *arXiv*, 2024. DOI: [10.48550/arXiv.2401.10891](https://doi.org/10.48550/arXiv.2401.10891).
- [47] Yang, L. i in., „Depth Anything V2”, *arXiv*, 2024. DOI: [10.48550/arXiv.2406.09414](https://doi.org/10.48550/arXiv.2406.09414).
- [48] Yin, W. i in., „Learning to Recover 3D Scene Shape from a Single Image”, *arXiv*, 2020. DOI: [10.48550/arXiv.2012.09365](https://doi.org/10.48550/arXiv.2012.09365).
- [49] Zamir, A., Sax, A., Shen, W., Guibas, L., Malik, J. i Savarese, S., „Taskonomy: Disentangling Task Transfer Learning”, *arXiv*, 2018. DOI: [10.48550/arXiv.1804.08328](https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.08328).
- [50] Zhao, W., Rao, Y., Liu, Z., Liu, B., Zhou, J. i Lu, J., „Unleashing Text-to-Image Diffusion Models for Visual Perception”, *arXiv*, 2023. DOI: [10.48550/arXiv.2303.02153](https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.02153).
- [51] Python Software Foundation, *Python: informacje o języku*, <https://www.python.org/about/>, data dostępu: 24.04.2024.
- [52] Velodyne Lidar, *Velodyne Lidar: informacje o firmie*, <https://velodynelidar.com/about/>, data dostępu: 21.04.2024.
- [53] ZED 2i, *ZED 2i: karta produktu*, <https://www.stereolabs.com/products/zed-2>, data dostępu: 10.06.2024.

Wykaz skrótów i symboli

ANN	sztuczna sieć neuronowa (ang. Artificial Neural Network)
CNN	splotowa sieć neuronowa (ang. Convolutional Neural Network)
FLOPS	liczba operacji zmiennoprzecinkowych na sekundę
GPU	procesor graficzny (ang. Graphical Processing Unit)
TPU	tensorowa jednostka przetwarzania (ang. Tensor Processing Unit)

Spis rysunków

1	Fotografia i odpowiadająca jej mapa głębi. Źródło: własne	2
2	Poglądowy model uczenia nadzorowanego. Wejścia stanowią obraz RGB oraz pomiary głębi a wynikiem jest predykcja mapy głębi.	6
3	Schemat przykładowego uczenia nienadzorowanego. Wejścia stanowią trzy kadry z nagrania RGB a wynikiem jest predykcja mapy głębi.	6
4	Schemat podsumowujący paradygmaty uczenia algorytmów.	7
5	Przykład działania warstwy konwolucyjnej z jądrem o rozmiarze 3x3. Źródło: [12] . .	8
6	Przykład architektury sieci konwolucyjnej użytej w celu rozpoznania głębi obrazu. Źródło: [9]	8
7	Schemat modelu transformatora wizyjnego. Źródło: [10]	9
8	Przykładowy wynik działania algorytmu AdelaiDepth. Źródło: [48]	11
9	Porównanie osiąganych wyników przeprowadzone na ośmiu zestawach danych nieuczestniczących w procesie uczenia. Źródło: [48]	12
10	Przykładowe wyniki działania modułu estymacji głębi MetaPrompt-SD. Źródło: [39]	12
11	Schemat architektury algorytmu MetaPrompt-SD. Źródło: [39]	13
12	Porównanie osiąganych wyników przeprowadzone na dwóch zestawach danych. Źródło: [39]	13
13	Schemat architektury algorytmu EVP. Źródło: [22]	14
14	Porównanie osiąganych wyników przeprowadzone na zbiorze KITTI. Źródło: [22] . .	14
15	Schemat architektury algorytmu ZoeDepth. Źródło: [2]	15
16	Porównanie osiąganych wyników przeprowadzone na zbiorze NYU-Depth v2. Źródło: [2]	15
17	Schemat architektury algorytmu UniDepth. Źródło: [30]	16
18	Porównanie rezultatów UniDepth dokonane na zbiorach danych niewidzianych podczas uczenia. Źródło: [30]	16
19	Depth Anything V2 w porównaniu z wersją pierwszą i modelem Marigold [21]. Źródło: [47]	17
20	Schemat architektury algorytmu Depth Anything. Źródło: [47]	17
21	Zbiór zestawów danych uczących Depth Anything. Źródło: [47]	18

22	Porównanie rezultatów Depth Anything dokonane na podstawie zbioru NYUv2 (po lewej) i KITTI (po prawej). Źródło: [47]	18
23	Uproszczony schemat architektury rozwiązania Metric3D. Źródło: [20]	19
24	Porównanie rezultatów Metric3D do innych wiodących metod. Źródło: [20]	19
25	Schemat przedstawiający działanie algorytmu DistDepth. Źródło: [43]	20
26	Porównanie wyników z innymi rozwiązaniami wykonane na zestawie NYU v2. Źródło: [43]	20
27	Schemat przedstawiający architekturę modelu GCNDepth. Źródło: [44]	21
28	Wyniki GCNDepth uzyskane na zestawie KITTI w porównaniu z podobnymi rozwiązaniami. Źródło: [44]	21
29	Schemat działania modelu M4Depth. Źródło: [14]	22
30	Porównanie wyników działania metody M4Depth na zbiorze KITTI. Źródło: [14] . . .	22
31	Schemat architektury modelu IndoorDepth. Źródło: [13]	23
32	Porównanie wyników działania metod nauczonych na zbiorze NYUv2. Testy wykonane zostały na zestawie ScanNet. Źródło: [13]	23
33	Schemat architektury modelu SQLdepth. Źródło: [41]	24
34	Porównanie wyników działania metody IndoorDepth na zbiorze KITTI. Źródło: [41] .	24
35	Rejestrująca platforma jezdna użyta w przygotowaniu zbioru KITTI oraz przykładowy obraz. Źródło: [17]	27
36	Przykładowy obraz z zestawu NYUv2 ze zmierzoną głębią i segmentacją. Źródło: [7]	28
37	Przykładowe obrazy z głębią i normalnymi powierzchni oraz porównanie statystyk zbioru DIODE z innymi popularnymi zbiorami danych. Źródło: [37]	28
38	Przykładowe obrazy ze zbioru z głębią zarejestrowaną i poprawioną za pomocą krótkich nagrań wideo. Źródło: [34]	29
39	Przykładowe obrazy i modele ze zbioru z głębią zarejestrowaną i segmentacją. Źródło: [4]	29
40	Przykładowy obraz i mapa głębi z zestawu DDAD. Źródło: [18]	30
41	Przykłady obrazów z zestawu SYNS-Patches z odpowiadającymi im mapami głębi. Źródło: [35]	30
42	Przykłady obrazów z zestawu Cityscapes. Źródło: [6]	31
43	Przykładowa scena z zestawu Virtual KITTI 2. Źródło: [3]	31
44	Przykładowy obraz z zestawu Taskonomy wraz z oznaczeniami z różnych kategorii. Źródło: [49]	32
45	a) emitowana matryca punktów b) umiejscowienie skanera w urządzeniu c) przykładowy model 3D wykonany przy użyciu skanera d) przykład implementacji w oprogramowaniu. Źródło: [23]	34
46	Okno przeglądarki wyświetlające środowisko Google Colab.	35
47	Wyniki dokładności progowej na zbiorze DIODE na części ze scenami zewnętrznymi.	42
48	Wyniki dokładności progowej na zbiorze DIODE na części ze scenami wewnętrznymi.	42
49	Wyniki dokładności progowej na zbiorze NYUv2.	43

50	Wyniki dokładności progowej na zbiorze autorskim.	43
51	Wyniki dokładności progowej na zbiorze KITTI.	44
52	Wyniki dokładności progowej na zbiorze Virtual KITTI 2.	44
53	Wyniki dokładności progowej na zbiorze Taskonomy.	45
54	Średni bezwzględny błąd procentowy na zbiorze DIODE na części ze scenami zewnętrznymi.	46
55	Średni bezwzględny błąd procentowy na zbiorze DIODE na części ze scenami wewnętrznyimi.	46
56	Średni bezwzględny błąd procentowy na zbiorze NYUv2.	47
57	Średni bezwzględny błąd procentowy na zbiorze autorskim.	47
58	Średni bezwzględny błąd procentowy na zbiorze KITTI.	48
59	Średni bezwzględny błąd procentowy na zbiorze Virtual KITTI 2.	48
60	Średni bezwzględny błąd procentowy na zbiorze Taskonomy.	49
61	Pierwiastek błędu średniokwadratowego uzyskany na zbiorze DIODE na części ze scenami zewnętrznymi.	50
62	Pierwiastek błędu średniokwadratowego uzyskany na zbiorze DIODE na części ze scenami wewnętrznyimi.	50
63	Pierwiastek błędu średniokwadratowego uzyskany na zbiorze NYUv2.	51
64	Pierwiastek błędu średniokwadratowego uzyskany na zbiorze autorskim.	51
65	Pierwiastek błędu średniokwadratowego uzyskany na zbiorze KITTI.	52
66	Pierwiastek błędu średniokwadratowego uzyskany na zbiorze Virtual KITTI 2.	52
67	Pierwiastek błędu średniokwadratowego uzyskany na zbiorze Taskonomy.	53
68	Średni czas wykonania estymacji na zbiorze DIODE na części ze scenami zewnętrznymi.	54
69	Średni czas wykonania estymacji na zbiorze DIODE na części ze scenami wewnętrznyimi.	54
70	Średni czas wykonania estymacji na zbiorze NYUv2.	55
71	Średni czas wykonania estymacji na zbiorze autorskim.	55
72	Średni czas wykonania estymacji na zbiorze KITTI.	56
73	Średni czas wykonania estymacji na zbiorze Virtual KITTI 2.	56
74	Średni czas wykonania estymacji na zbiorze Taskonomy.	57

Spis tabel

1	Podsumowanie przedstawionych modeli percepacji głębi.	25
2	Podsumowanie przedstawionych zbiorów danych używanych przez algorytmy percepji głębi.	32
3	Wykorzystane przez algorytmy zasoby komputerowe.	57

Spis załączników

1 Autorski zestaw danych	75
--------------------------------	----

Załącznik 1

Autorski zestaw danych

