**Data representations in generative modeling**

This thesis presents a series of publications contributing to an in-depth understanding and development of generative models. We specifically focus on two recent approaches: generative autoencoders and diffusion-based generative models. We analyse how these methods build internal data representations and how they change when a model is retrained with additional data. We also propose several novel methods for generative modelling and their extensions to a continual learning setup.

In the first part of our work, we provide an overview of different generative autoencoders. We then introduce a novel model which allows for flexible encoding of examples into data representations, leveraging an additional neural network for sampling new data points.

In the second part, we move on to the recently proposed diffusion-based generative models. We begin by presenting an in-depth analysis of how the intermediate representations of images change with diffusion timesteps. Next, we introduce a novel joint model that demonstrates how the data representations generated by a diffusion model can be utilised to enhance performance in downstream tasks.

Finally, we extend our analysis to a continual learning scenario. Here, we show that generative approaches can be used as a universal method for continuous knowledge accumulation within models. To that end, we introduce two methods for continual generative modelling. In the first one, we propose a binary autoencoder that efficiently stores past experiences, while the second one is a method for the continuous alignment of data representations in the Variational Autoencoder's latent space.

Overall, our work contributes to the development of generative models through an in-depth analysis of their internal representations and novel ways of their application to real-life problems and continual-learning scenario.

**Keywords:** Generative Models, Continual Learning, Variational Autoencoder, Diffusion Models

**Reprezentacje danych w modelowaniu generatywnym**

W niniejszej pracy przedstawiamy serię publikacji poświęconą analizom i oryginalnym metodom modelowania generatywnego. W szczególności skupiamy się na sposobie budowania reprezentacji danych za pomocą powyższych metod. Badamy też jak wewnętrzne reprezentacje zmieniają się przy dotrenowywaniu modelu w oparciu o dodatkowe dane. W ramach przedstawionych prac proponujemy kilka nowych modeli generatywnych, wraz z ich rozszerzeniem do problemu uczenia ciągłego.

W pierwszej części pracy, dokonujemy przeglądu różnych autoenkoderów generatywnych. Następnie przedstawiamy nasz nowy model, który umożliwia elastyczne kodowanie przykładów do wewnętrznych reprezentacji, wykorzystując dodatkową sieć neuronową do próbkowania nowych obserwacji.
W drugiej części, przechodzimy do zaproponowanych niedawno modeli generatywnych działających na zasadzie procesu dyfuzji. W pierwszej kolejności przedstawiamy analizy tego jak tymczasowe reprezentacje danych zmieniają się wraz z krokami dyfuzji. Następnie wprowadzamy nowy model łączny, za pomocą którego pokazujemy jak reprezentacje danych tworzone w procesie dyfuzji mogą być wykorzystane do poprawy wydajności w różnych zadaniach.

Następnie, rozszerzamy naszą analizę na problem uczenia ciągłego. W zagadnieniu tym pokazujemy że modele generatywne mogą być używane jako uniwersalna metoda do gromadzenia wiedzy napływającej w porcjach. W szczególności, przedstawiamy nasze dwie autorskie metody. W pierwszej wprowadzamy binarny autoenkoder, który wykorzystujemy do efektywnego przechowywania przeszłych doświadczeń. Natomiast w drugiej pracy, pokazujemy jak wykorzystać wariacyjny autoenkoder do ciągłej konsolidacji wiedzy poprzez uspójnianie ukrytych reprezentacji danych.

Podsumowując, w niniejszej pracy prezentujemy dogłębną analizę wewnętrznych reprezentacji modeli generatywnych oraz ich nowatorskie zastosowania w realnych aplikacjach, włączając w to problem uczenia ciągłego.

**Sowa kluczowe**: Modele Generatywne, Uczenia Ciągłe, Autoenkodery Wariacyjne, Modele Dyfuzyjne