**Univerzita Hradec Králové**

**Fakulta informatiky a managementu**

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE

**2017 Adam Ouhrabka**

**Univerzita Hradec Králové**

**Fakulta informatiky a managementu**

**Katedra Informatiky**

Strojové učení v počítačové grafice

Autor: Adam, Ouhrabka

Aplikovaná informatika

Vedoucí práce: Ing. Bruno Ježek, PhD.

Hradec Králové XXX 2018

Prohlášení:

Prohlašuji, že jsem bakalářskou práci zpracoval samostatně a s použitím uvedené literatury.

V Hradci Králové dne

Anotace

Annotation

[Anotace 4](#_Toc2693186)

[Annotation 5](#_Toc2693187)

[1 Úvod 7](#_Toc2693188)

[2 Strojové učení v obecných rysech 8](#_Toc2693189)

[2.1 Rozlišení učících algoritmů s učitelem a bez učitele 9](#_Toc2693190)

[2.2 Rozlišení diskriminativních a generativních modelů 9](#_Toc2693191)

[2.3 Metody strojového učení s omezením na neuronové sítě 10](#_Toc2693192)

[2.3.1 Klasické hluboké dopředné neuronové sítě 10](#_Toc2693193)

[2.3.1.1 Učení neuronových sítí 12](#_Toc2693194)

[2.3.2 General adversarial networks 12](#_Toc2693195)

[2.3.3 Konvoluční neuronové sítě 13](#_Toc2693196)

[2.3.4 Rekurentní neuronové sítě 13](#_Toc2693197)

[3 Strojové učení v počítačové grafice 14](#_Toc2693198)

[3.1 Stručné vymezení počítačové grafiky 14](#_Toc2693199)

[3.2 Metody a výsledky strojového učení v počítačové grafice 14](#_Toc2693200)

[4 Procedurální generování 15](#_Toc2693201)

[4.1 Klasifikace PCG algoritmů 16](#_Toc2693202)

[4.2 Tradiční metody procedurálního generování 16](#_Toc2693203)

[4.3 Potenciál, účel a vize PCG 17](#_Toc2693204)

[5 Procedurální generování prostřednictvím strojového učení 19](#_Toc2693205)

[5.1 Metody strojového učení v aplikaci na procedurální generování 20](#_Toc2693206)

[6 Technologie pro implementaci algoritmů strojového učení 21](#_Toc2693207)

[6.1 Python 21](#_Toc2693208)

[6.2 Numpy 21](#_Toc2693209)

[6.3 TensorFlow 21](#_Toc2693210)

[6.4 Keras 21](#_Toc2693211)

[7 Demonstrace metod strojového učení na příkladech generování 22](#_Toc2693212)

[7.1 Příklad hanojských věží 22](#_Toc2693213)

[7.2 Užité technologie 22](#_Toc2693214)

[7.3 Definice cíle a východisek 22](#_Toc2693215)

[7.4 Popis užitého algoritmu 24](#_Toc2693216)

[7.5 Testování hypotetických výstupů algoritmu 24](#_Toc2693217)

[7.5.1 Charakteristika vstupních dat 24](#_Toc2693218)

[7.5.2 Souhrn sledovaných vlastností 25](#_Toc2693219)

[7.5.3 Charakteristika natrénovaných dat 26](#_Toc2693220)

# Úvod

Strojové učení a počítačová grafika jsou oblasti, které v posledních dvou dekádách zaznamenávají v rámci technických oborů rapidní vývoj (Jordan a Mitchell 2015). Mezi oběma těmito obory existuje podstatný průnik. Jedná se například o techniky počítačového vidění, zpracování obrazu. Jádrem teoretické části textu je představení tohoto průniku a specifické podoblasti, jíž lze označit jako „Generování grafického obsahu za pomocí metod strojového učení“ - v literatuře označovanou zkráceně jako PCGML.

Motivací k sestavení tohoto textu byl zájem o počítačovou kreativitu v oblasti grafiky a snaha o poznání metod strojového učení.

Úkoly a cíle bakalářské práce jsou definovány následovně. Za prvé bude v obecných rysech představena oblast strojového učení s explikací metod, které jsou využívány v praktické části. Výčet aplikací založených na těchto metodách (zejména na neuronových sítích) je pak striktně omezen na aplikace v počítačové grafice.

Druhým cílem je vytvořit přehled postupů a metod, které jsou používány či diskutovány v souvislosti s procedurálním generováním grafického obsahu. Nejprve je tato oblast představena obecně a poté je text zaměřen na techniky procedurálního generování za pomocí strojového učení.

Třetím cílem je prozkoumat dostupné technologie a prostředí, jež jsou vhodné pro implementaci metod strojového učení a jsou využívány v praktické části bakalářské práce.

V rámci praktické části je pak představen návrh a implementace metody, která za využití jednoduchých architektur neuronových sítí řeší procedurální distribuci objektů v dvojrozměrné scéně na základě naučených dat. Tato metoda je otestována a vyplynulé výsledky jsou zhodnoceny v závěru, což je posledním zadaným cílem této práce.

# Strojové učení v obecných rysech

Z formálních definic strojového učení je vybráno tradiční znění Toma Mitchella, který definuje strojové učení následujícím způsobem. *„Stroj (počítačový program) se učí plnit třídu zadání T ze zkušenost E a s úspěšností P v tom případě, když se úspěšnost plnění zadaných úkolů T zlepšuje s využitím znalostí nabytých ze* zkušenosti E.“ (Mitchell 1997a). K základním praktickým úlohám, na něž jsou algoritmy strojového učení aplikovány patří klasifikace, predikce, expertní systémy, popřípadě obecná kontrola agenta konkrétního autonomního systému.

Obecně je cílem algoritmů strojového učení aproximace neznámé komplexní funkce (Goodfellow et all deeplearnign). Toho se s větší nebo menší úspěšností dosahuje za pomocí předkládání vstupních a výstupních vektorů hledané funkce. Celý aparát tohoto optimizačního procesu je často parametrizovatelný takzvanými hyperparametry, přičemž celková úspěšnost nalezení příslušné funkce je na těchto parametrech závislá (Jordan a Mitchell 2015).

Jednoduché funkce lze v zásadě aproximovat i jinými čistě programově-algoritmickými metodami, to je nicméně často neefektivní popřípadě u komplexnějších funkcí vyloženě nereálné. Následuje výčet hlavních argumentů pro upřednostňování algoritmů strojového učení, namísto implementace jiného programově laděného systému.

Mitchellem definovaná zkušenost *E* je v oblasti strojového učení reprezentována daty. Pro trénovací sadu je důležité to, jaké formy nabývá a v jakém pořadí vstupují jednotlivá data do algoritmu. Především je pak podstatné„*…jak dobře data reprezentují distribuci příkladů, přes které musí být výsledný systém evaluován úspěšností P.“* (Mitchell 1997b) V takto definované trénovací sadě, lze pak za pomocí vhodných algoritmů strojového učení hledat obecné vztahy a korelace, které by tradiční analýze zůstaly skryté tj. jen těžko by se hledala přiměřená algoritmizovatelná logika. Vzhledem k záměru této práce lze dodat, že tyto skryté vztahy mohou být později užity ke generování nových vzorků při zachování obecné charakteristiky a distribuce trénovací sady.

Mezi další důvody pro preferenci algoritmů strojového učení patří dle Nilssona enormní velikost datové sady, která znemožňuje syntézu do tradičního programu. Dalším argumentem je dynamická proměnlivost dat, na kterou musí být systém schopný v ideálním případě reagovat. A konečně jsou některé úlohy definovatelné pouze pomocí předkládání četných příkladů (Nilsson 1998). Většinu z těchto jedinečných náležitostí lze demonstrovat na současném projektu Alterego, který mapuje neuromuskulární signály kolem úst na omezený slovník pojmů s úspěšností 92% (Kapur et al. 2018). Lze si jen stěží představit, že by tato funkce byla nalezena a prováděna programovou cestou.

## Rozlišení učících algoritmů s učitelem a bez učitele

## Rozlišení diskriminativních a generativních modelů

Kromě již uvedeného čleňení na učení s učitelem a učení bez učitele, lze algoritmy rozdělit rovněž na diskriminativní a generativní. Na rozdíl mezi nimi lze dobře poukázat v aplikaci na klasifikaci, kde jde obvykle o rozdělení datové distribuce do několika oblastí. Zatímco u diskriminativních modelů jde o namapování vstupů na konkrétní výstup, kterým může být konkrétní třída či skalární hodnota, generativní přístup modeluje pravděpodobnostní relace mezi proměnnými daného modelu (Jebara 1996). Pro N proměnných lze v těchto modelech nalézt úplnou sdruženou pravděpodobnost ve formě p(x1, ... ,xn). Existuje-li vyjádření takové distribuce, lze na základě této formule odvozovat další hodnoty proměnných pomocí bayesovských pravidel. Tomuto procesu se říká inference. Ve vztahu ke klasifikaci je to pak především pravděpodobnost p(y|x), kde y je třída objektu vzhledem k rozdělení x. (Ng a Jordan nedatováno). Generativní modely existují většinou ve formě grafických modelů, mezi které patří primárně bayesovské sítě se směrovými relacemi mezi proměnnými a Markovovy modely, popřípadě Markovovy nahodilostní pole. (Jebara – google books). Na příkladu klasifikace rastrových obrázků jednociferných čísel demonstruje Revow zásadní praktický důsledek při použití generativních modelů, totiž ten, že najdeme-li generativní model pro daný systém, našli jsme i model, který je schopen generovat nové vzorky (Michael Revow et al. 1996).

Diskriminativní modely se v jádru svého fungovaní snaží aproximovat ideální hranici, která žádoucím způsobem odděluje vícedimenzionální datovou distribuci. Příklad takového oddělení je znázorňen na obrázku 1. Mezi diskriminativní algoritmy patří typicky neuronové sítě, support vector machines, lineární regresní algoritmy a další (Jebara 1996). Primární užití diskriminativních algoritmů lze vidět v klasifikaci popřípadě regresi.



Obrázek 1 deeplearningbook

## Metody strojového učení s omezením na neuronové sítě

V následujících kapitolách budou postupně představeny konkrétní metody strojového učení s omezením na formy neuronových sítí. Nejprve bude popsána standartní architekura umělé neuronové sítě a poté budou představeny tři další modely totiž General Adversarial Networks, Konvoluční neuronové sítě a Rekurentní neuronové sítě. Všechny tyto modely stojí na bázi standartních neuronových sítí a jsou předmětem aktuálního výzkumu a aplikací v posledních letech. Rovněž budou představeny jejich aplikace v oboru počítačové grafiky.

### Hluboké dopředné neuronové sítě

Hluboké neuronové sítě jsou jednou z často používaných metod strojového učení. Je to aparát, který má charakter funkce a lze jej popsat jako *masivně paralelní procesor*. Mnohačetným předkládáním *m* vzorů do neuronové sítě je možné adaptovat funkční parametry jednotlivých neuronů [] tak, že vznikne obecně použitý model pro klasifikaci či predikci dat na základě nového vektoru vstupních hodnot. Tento proces adapatace je chápán jako učení neuronové sítě. Implementace tohoto učení stojí na minimalizaci chybové funkce [], která agreguje rozdíl výstupních hodnot vyprodukovaných neuronovou sítí s datově předepsanými hodnotami pro konkrétní vzor [] (Vladimír Olej a Hájek Petr 2010).

*Rovnice 1 chybová funkce množiny předkládaných vzorů (neuronová síť s dvěmi a více výstupními neurony)*

Přestože existují různé varianty a topologie neuronových sítí, základní principy korelují (Tučková 2003).

Stavebním elementem neuronových sítí je neuron, jež si lze představit jako funkci na jejímž vstupu je vektor hodnot, které vyšly z předcházející vrstvy neuronové sítě (NS) a na jejím výstupu skalární hodnota, jež figuruje jako vstup pro další vrstvy popřípadě jako výstup neuronové sítě. Vstupní vektor je nejprve agregován do skalární hodnoty, která je následně vstupem do aktivační funkce. Ta převede vstupní hodnotu do výstupní hodnoty celého neuronu. Parametr přidává prahovou hodnotu neuronu (bias), která přispívá k aktivizaci neuronu.

*Rovnice 2 agregace vstupnich hodnot neuronu*

Konkrétních aktivačních funkcí existuje celá řada a mají zásadní charakter na fungování NS. Aktivační funkce mohou mít za důsledek lineární i nelineární charakter klasifikačních oblastí vyprodukovaných neuronovou sítí, přičemž však vzhledem ke složitosti uchovávaných znalostí, užívají se především tzv. nelineární aktivační funkce jako je například sigmoidální funkce (Vladimír Olej a Hájek Petr 2010).

*Rovnice 3 výstupní hodnota neuronu při užití funkce sigmoid*

Aktuálním trendem v oblasti hlubokého učení je však v rámci vnitřních vrstev NN jiná funkce, která se označuje jako „rectified linear unit“ zkráceně ReLU, kde . (Goodfellow et al. nedatováno).



(goodfellow DL s190)

Podstatnou komponentou neuronové sítě je aktivační funkce poslední vrstvy. Zde záleží jaký charakter výstupu je žádoucí. Obecně se však užívá již prezentovaná funkce sigmoid a její odvozenina funkce softmax . Výstup neuronové sítě klasifikuje vstup do konkrétní proměnné. Je-li tato proměnná diskrétní, to znamená, že představuje například příslušnost vstupních dat do *n* tříd, měla by výstupní vrstva vyjadřovat vektor pravděpodobnosti příslušnosti objektu do těchto tříd. Pro tento konkrétní účel se využívá právě funkce softmax.

Rovnice 4

Důsledkem užití této funkce je, že na výstupu neuronové sítě bude vektor *v1*, který bude vyjadřovat pravděpodobnosti pro jednotlivé třídy určené pořadím v rámci vektoru a díky „normalizační“ složce v čitateli bude složkový součet *v1* roven 1.

#### Učení neuronových sítí

Na začátku učení jsou veškeré váhy v systému neuronové sítě inicializovány jako náhodné numerické hodnoty. K následné adaptaci vah ve standardních modelech hlubokého učení s učitelem se používá algoritmus zpětného šíření chyby (Backpropagation algorithm). Ten spočívá v iterační minimalizaci chybové funkce viz. *Rovnice 1,* za pomocí úpravy vah napojených na jednotlivé neurony ve vrstvách sítě. Výsledným vztahem pro korekci všech váh v NS je rovnice, kde je keocifient posunu v rámci gradientu, je směr gradientu a je původní hodota příslušné váhy.

*Rovnice 5 korekce vah v BPA*

Ve chvíli, kdy je v rámci jedné iterace průchodu dat neuronovou sítí spočítána hodnota chybové funkce výstupní vrstvy, je nutné zpětně pro všechny neurony skrytých vrstev vypočítat nakolik váhy, které z nich vedou přispívají ke konkrétní hodnotě celkové chyby *E* výstupní vrstvy.

*Rovnice 6 výpočet chyby neuronu*

### General adversarial networks

Jsou specifické architektury neuronových sítí, které patří do rodiny generativních modelů a byly vynalezeny Ianem Goodfellowem v roce 2014 (Goodfellow et al. 2014). Sám Goodfellow obecně definuje generativní modely jako *„...modely, které se na základě tréninkové distribuce dat tvořených množinou pdata naučí odhad takové distribuce reprezentovat“*. V konkrétních aplikacích mohou takové modely buď plnit pouze onu reprezentativní funkci a nebo mohou na základě vnitřní struktury modelu generovat nové originální vzorky.

### Konvoluční neuronové sítě

Mezi nejúspěšnější architektury aplikované i v počítačové grafice posledních několika dekád patří mimo GAN také hluboké konvoluční neuronové sítě (CNN), které se v rámci soutěže ILSVRC[[1]](#footnote-1) umísťují na předních příčkách. (Goodfellow et al. nedatováno).

CNN jsou propojením dvou silných konceptů tj. dopředné neuronové sítě a principu konvoluce. Používají se jak pro obrazová, tak pro časová data. Formálně jsou definovány jako *„...sítě, které namísto maticového násobení užívají alespoň v jedné vrstvě konvoluci.“*. (Goodfellow et al. nedatováno)

Máme-li dvoudimeznionální pole dat aplikujeme konvoluční operací () následovně:

Rovnice 7 operace konvoluce pro pole I (**dim**= a jádro K (**dim**=

Z formálního vyjádření vyplývá, že se jedná o vzájemné pronásobení matice vzoru *I* a matice jádra *K*, přičemž výsledek tohoto pronásobení je agregován do skalární hodnoty a uložen do výsledné matice *S*. Základní motivací pro provedení této operace je identifikace specifických znaků na vstupních datech. Rovněž je díky využití konvoluce do určité míry zajištěno, že varianty dat jedné třídy budou do neuronové sítě vstupovat jako invariantní co do velikosti, občasných posunů a jiných distorzí (LeCun et al. 1998). Důvodem této skutečnosti je fakt, že se ve fázi učení naleznou taková jádra (tj. jejich váhy), která ve spojení s příslušnými vstupy vyselektují typické znaky, podle kterých bude možné jednoznačně určit třídu. Kromě těchto jader figurují ve výsledné klasifikaci ještě váhy klasických vrstev, které jsou napojeny na výstup konvoluční části modelu.



Obrázek 2 konvoluční architekture LaNet-5

V obrázku výše je zobrazena architektura konvoluční sítě, která byla svými autory nazvána jako LeNet-5 (LeCun et al. 1998). Kromě klasických neuronových vrstev, vystupují v těchto architekturách ještě další jednotky v podobě konvolučních a „agregačních“ (subsampling) vrstev.

První z nich aplikuje operaci konvoluce na předchozí vrstvu modelu. Efektivitia těchto architektur spočívá mimo jiné v tom, že se konvuluje hned několikrát. To znamená, že jednotlivá jádra vyústí v procesu učení do navzájem různých konfigurací, což má za důsledek „selekci“ odlišných znaků. Počet konvolučních jader figuruje jako hyperparametr. S řetězovitou aplikací konvoluce se tak uvnitř modelu navyšuje počet jaderných konfigurací (feature maps) a zároveň se snižuje velikost jejich matice, což je přirozený důsledek konvoluce.

### Rekurentní neuronové sítě

When feedforward neural networks are extended to include feedback connections, they are called recurrent neural networks, presented in chapter (d183)

# Procedurální generování

V rámci počítačové grafiky existují v podstatě dva způsoby pro definici grafického obsahu modelované scény. Ať už uvažujeme dvojrozměrné, popřípadě trojrozměrné zobrazení scény, tak vlastnosti zobrazovaných objektů této scény musí být vždy předem zaneseny v příslušných datových strukturách, které pak figurují v rámci vizualizačního řetězce. Zachycení geometrie a umístění objektu v souřadnicích scény může být definováno buď staticky tj. „ručním“ modelováním objektů anebo algoritmicky, kdy se vzhled a transformace objektů odvíjejí od sekvence příkazů v rámci daného algoritmu. Podobné rozdělení se týká například i textur a dalších elementů, které scénu dotvářejí. Druhý ze zmíněných přístupu lze označit termínem procedurální generování obsahu (PCG).

Zkratka PCG bývá skloňována především v oblasti počítačových her, kde najdou tyto algoritmy široké uplatnění. Tyto algoritmy jsou však použitelné i v rámci budování parametrizovatelných virtuálních prostředí, simulací, vizualizací, popřípadě v oblasti designu. Nutno zmínit, že PCG se ve své definici neomezuje jen na generování grafického obsahu jako takového, nýbrž se tento pojem používá i pro algoritmické generování jakéhokoliv obsahu jako je například obsah textový, animovaný, popřípadě hudební. Yannakis zahrnuje do oblasti PCG i generování personalizovaného obsahu, které se uplatňuje například v rozhraních pro e-commerce a uživatelských rozhraních obecně (Yannakakis a Togelius 2011).

Univerzální vlastností většiny algoritmů pro PCG je, že ve svém těle pracují s faktorem nahodilosti, který je nezbytný pro zajištění diverzity obsahu. Základní metodou pro naplnění tohoto kritéria je například implementace pseudonáhodných čísel v podobě šumu (HENDRIKX a MEIJER nedatováno). Mezi další podstatné vlastnosti PCG algoritmů patří rychlost, spolehlivost, kontrolovatelnost a uvěřitelnost (Julian et al. 2016). Smith ve svém článků užívá v kontextu PCG výstižný pojem „řízená nahodilost“ (Smith nedatováno). Nahodilost má v PCG efekt spíše na dílčí částí negenerovaného obsahu, ale nikoliv už na celek, který musí být uvěřitelný, popřípadě hratelný. Demonstrováno na příkladu: distribuce jednotlivých listů může být náhodná do té míry, do kdy se objekt jeví stále jako objekt dané třídy, v našem případě jako strom. Termínem „řízená“ je vystihnuto kritérium pro smysluplnost, ze kterého vyplývá další podstatná vlastnost PCG algoritmů, kterou je přítomnost určitých omezení (pravidel, constraints), které v jádře algoritmu zajišťují, že obsah bude koherentní.

## Klasifikace PCG algoritmů

Algoritmy PCG se dělí na parametrizovatelné (assisted) a na ty které ke svému fungování žádnou parametrizaci nepotřebují (non-assisted). I minimální parametrizace jako například definice počtu iterací spadá do skupiny parametrizovatelných PCG algoritmů, které nabízejí designérovy kontrolu nad finální podobou generovaného obsahu. (Carli et al. 2011).

Další dělení definující PCG algoritmy se týká toho, zdali má generování zpětnou vazbu na uživatelské interakce nebo takovou vazbu nemá. Popřípadě zdali se obsah generuje při běhu aplikace (online) nebo slouží pouze jako podpůrný nástroj designu při vývoji (offline) (Togelius et al. 2010).

Jedná-li se o algoritmus, který přímo reaguje na interakci s uživatelem a v rámci běhu aplikace dotváří „personalizovaný obsah“, označuje ho Yannakakis zkratkou EDPCG (Experience-drive procedural content generation).

## Tradiční metody procedurálního generování

Tradiční PCG algoritmy jsou založeny na poznatcích z mnoha oblastí informatiky. Pro generování grafického obsahu se užívají evoluční algoritmy, Lindenmayerovi systémy, fraktály, a další specifickým způsobem aplikované postupy, které pro každý svůj běh negenerují jiný, přesto smysluplný a monotematický obsah. K tomu lze podotknout, že *„Všechny tyto metody mají společné to, že tyto algoritmy, parametry, omezení a cíle, které se podílí na vytváření obsahu jsou v podstatě ručně definované svými tvůrci“* (Summerville et al. 2017)

Stěžejní proměnou PCG algoritmů je podoba reprezentace obecných genotypů, na základě kterých vzniká vždy originální entita (fenotyp). Takové genotypy mohou reprezentovat jak obecné geometrie objektů, tak například obecné vztahy mezi nimi. Tato biologická paralela vychází z často aplikované metody PCG, kterou jsou genetické algoritmy.

## Potenciál, účel a vize PCG

Klíčovou součástí moderních vizualizací, popřípadě počítačových her jsou namodelované objekty plnící buď kosmetickou či interaktivní funkcí. Nevyužije-li se v rámci produkce PCG metod je všechen obsah modelován ručně. Taková praxe výrazně zvyšuje cenu produktu a prodlužuje dobu jeho vývoje. Na druhé straně je možné potenciál PCG použít pouze tam, kde prvek prvek náhody dotváří funkci herního mechanismu nebo vytváří diverzitu, která nenarušuje účel obsahu (nebrání například v postupu). Generovaný obsah tedy může být na základě tohoto kritéria rozdělen na funkční (necessary) a kosmetický (optional content)(Togelius et al. 2010).

Vize a cíle současného bádaní PCG v grafické oblasti definuje ve svém článku Julian Togelius. Jako první vize je nadneseně představena univerzální metoda na vytvoření komplexních virtuálních světů určitého žánru. I v případě, že by se jednalo pouze o statický grafický obsah takového světa dá se společně s Togeliusem konstatovat, že podobný algoritmus je nerealizovatelný i v rámci vzdálené budoucnosti. Komplexita takového úkolu je enormní. Problémů, které stojí v cestě takovému zadání je hned několik a tvoří primární úkoly v rámci výzkumu PCG.

Generovaný obsah se potýká s originalitou, nedostatečnou diverzitou a smysluplností. To vše jsou znaky kreativity v rámci ručního modelování. Klíčová otázka zní, zdali se v případě PCG dá kreativita algoritmizovat a v případě generování prostřednictvím strojového učení stochasticky modelovat i v rámci komplexních celků. Kritéria výpočetní kreativity, která významě korelují s požadavky na PCG definoval ve své práci Pereira. Jako hlavní znaky vidí: uchování modelu znalostí o dané třídě, schopnost redistribuce znalosti do nových spojení, schopnoost kriticky zhodnotit produkt (validace), uvážení kontextu do kterého je tvorba zasazena a užití konvergentních i divergentních postupů při kreaci (Pereira 2008). Všechny tyto podmínky, které Pereira postuluje pro svůj model (Creative general problem solver) jsou realizovatelné a byly realizovány prostřednictvím generativních modelů strojového učení například za použizí Generative adversarial neural networks.

Togelius ve svém článku nadále vybízí k syntéze metod, které byly vynalezeny v rámci generování jednotlivých objektů jako například terénu, budov či interiéru, do komplexního parametrizovatelného generátoru. Interakci mezi jednotlivými generátory podtrhuje ve svém článku i Hendrikx (HENDRIKX a MEIJER nedatováno). Výstupy jednotlivých generátorů by tedy měly být vzájemně kompatibilní a ve vztahu, který dodává generovanému celku přidanou hodnotu.

Tradiční metody PCG jsou často aplikovány ad hoc ke konkrétnímu použití. Znovupoužitelnost je realizovatelná pouze principiálně a jen stěží se dají stejné algoritmy použít napříč různými aplikacemi. I to je nedostatek na který Togelius poukazuje (Togelius et al. 2013).

Uvážíme-li Togeliusův nárok na komplexní procedurální generátor, je nutné do něj zahrnout i dynamickou stránku scénu tj. animační. Procedurální animování je další oblast, v rámci které probíhá aktivní výzkum (Togelius et al. 2013)

Jako obecný trend v rámci PCG lze tedy primárně identifikovat redukci genericity generovaného obsahu a směřování k univerzálním navzájem propojeným generátorům obsahů komplexních. K naplnění těchto cílů se výzkumníci v oblasti PCG často uchylují k metodám strojového učení, jež má ve v návaznosti na současné cíle PCG velký potenciál, neboť umožňuje modelování složitých funkcí a datových distribucí tj. uchování znalosti o modelu a jeho redistribuci do nových celků.

# Procedurální generování prostřednictvím strojového učení

Tradiční PCG přistupuje k tvorbě obsahu s konkrétní referencí vzhledem k cíli. Tato reference však není součástí samotného algoritmu, ale figuruje pouze jako inspirace toho, kdo algoritmus navrhuje. Znamená to, že se v rámci algoritmu hledají pravidla a omezení, která pomohou aproximovat žádoucí obsah. Na rozdíl od tohoto přístupu procedurální generování prostřednictvím strojového učení (PCGML) vezme existující strukturu a na základě zpracování a „pochopení“ daného obsahu vytvoří model, pomocí kterého nageneruje další diverzifikovaný obsah. Tak definuje PCGML Summerville (Summerville et al. 2017).

Definice strojového učení od Toma Mitchella uvedená v úvodní kapitole ke strojovému učení je aplikovatelná rovněž pro PCGML, kdy zadáním *T* je generování konkrétní třídy obsahu na základě zkušenosti *E*, která je tvořena množinou ručně modelovaných obsahů (v případě učení s učitelem). Měření úspěšnost *P* může být v této konkrétní aplikaci strojového učení značně komplikované a může v konečné fázi spočívat v subjektivním posouzení omezeného množství nagenerovaného obsahu. Příkladem implementace takové metriky jsou dotazníky vyplněné testery, na jejichž základě byly evaluovány hratelnosti procedurálně nagenerovaných levelů a tedy celého algoritmu. (Roberts a Chen 2015). Pro posouzení většího vzorku dat je třeba implementace algoritmů, jejichž funkcí je evaluace generovaného obsahu na základě příslušných kritérií.

Ne všechny metody strojového učení, které se jinak výborně hodí pro klasifikaci či predikci, jsou vhodné pro generování nového obsahu. Odpovídá tomu i zmíněné rozdělení metod strojového učení na diskriminativní a generativní modely. Z generativních modelů strojového učení vyzdvihuje Summerville jako vhodné zejména Generative adversarial networks, n-gramy, markovy modely a specifické architektury rekurentních neuronových sítí (Summerville et al. 2017).

## Metody strojového učení v aplikaci na procedurální generování

# Technologie pro implementaci algoritmů strojového učení

Většina používaných knihoven pro účely implementace algoritmů strojového učení je dnes navázána na programovací jazyk Python. Jmenovitě to jsou například knihovny PyTorch, Scikit-learn, Tensorflow a zde užíváný Keras. Vzhledem k jednostrannému zaměření této práce na neuronové sítě budou postupně ve stručnosti představeny ty technologie, se kterými se pracuje v praktické části.

## Python

Python je opensource intepretovaný, multiplatformní jazyk s čistou syntaxí evokující pseudokód. Obecně je dnes tento jazyk používán především ve vědecké a technologické komunitě. Důvody pro jeho užívání vystihuje Oliphant: V první řadě je to obrovské množství jak nativních, tak dodatečných knihoven, které řeší komplexní úlohy vyplynulých z vědeckých potřeb. Za druhé lze jazyk užívat jak prodcedurálním, tak i objektovým způsobem. A konečně Python umožňuje živou interakci s běžícím kódem a má velice silnou odbornou komunitu uživatelů (Oliphant 2007).

## NumPy

NumPy je dle Oliphanta podstatným důvodem akademické oblíbenosti Pythonu (Oliphant 2007). Je to knihovna, která umožňuje za pomocí vyššího jazyku, kterým Python je, efektivně implementovat numerické operace (především na maticích a tensorech obecně). Za touto efektivitou stojí tři složky. Za prvé vektorizace veškerých výpočtů (tyto operace jsou implementované v jazyce C). Za druhé efektivní správa proměných v paměti a za třetí minimalizace počtu operací (Van Der Walt et al. 2011). V souvislosti se strojovým učením se NumPy využívá při předzpracování dat a je rovněž interní součástí většiny knihoven pro strojové učení.

Základní stukturou (objektem) této knihovny je NumPy pole (ndarray). Primární charakteristikou tohoto pole je, že každý jeho prvek může být nadále vícedimenzionální. Van der Walt konstatuje, že: *„...NumPy pole je pouze příhodný způsob popisu jednoho nebo více bloků paměti za účelem jednoduché manipulace s reprezentovanými čísli.“*. Každá ndarray struktura si drží ukazatel na první byte v poli, datový typ prvků, svůj tvar (shape), počet kroků pro skok na další element (strides) a příznaky zda-li je možné s polem manipulovat.

Důležitým parametrem je především onen počet kroků. Van der Walt tak hovoří o „krokovém paměťovém modelu“, který umožňuje intepretaci paměti na více způsobů bez nutnosti kopírovat data. Toho se využívá především při manipulaci s tvarem (shape) multidimenzionálního pole, kdy dojde pouze k přepočítání potřebných kroků. (Van Der Walt et al. 2011)

## TensorFlow

## Keras

# Demonstrace metod strojového učení na příkladech generování

Konkrétně specifikovaný cíl této kapitoly a bakalářské práce vůbec je demonstrovat a evaluovat navrženou metodu pro generování scény v diskrétním dvojrozměrném prostoru.

## Příklad hanojských věží

Jako postranní úloha při zpracování bakalářské práce vznikla implementace, která svým principem předjímá postup hlavní aplikace. Ve stručnosti je zde tedy prezentována.

## Užité technologie

Veškeré implementace, které jsou zde demonstrovány byly implementovány v jazyce Python ve verzi 3.6. Argumentem pro užití této technologie je především existence použitých knihoven pro rychlou práci s neuronovými sítěmi (tensorflow a na něj navázaný keras). Tyto nástroje byly popsány v kapitole X. Exemplární příklady [x] a nagenerované výstupy [y] byly pro názornost modelovány a uspořádány v herním enginu Unity, který pro své skripty užívá C#. Vzhledem k přímé nekompatibilitě programovacích jazyků byla všechna data, která bylo třeba zpracovat či exportovat formátována v csv souborech.

## Definice cíle a východisek

Tato kapitola představuje předpoklady, východiska, a užité abstrakce, které byly v rámci prezentované metody aplikovány. Nutno už úvodem podotknout, že navržený algoritmus slouží především jako demonstrace použitelnosti či nepoužitelnosti navrženého principu. Objektivně jsou v závěru práce zkonstatovány jeho ... i nedostatky. Reálná aplikace algoritmu je podmíněna jeho dalším rozpracováním.

Na nejvyšší úrovni jsou vstupní data pro algoritmus definována jako scény *S* = {s1, s2, s3...sn}. Scéna je pro nás diskrétním prostorem n2 možných pozic [x0...xn, z0...zn] uspořádaných v matici M. Na těchto pozicích se mohou vyskytovat objekty. V případě, že je pozice prázdná je tato skutečnost reprezentována nulou.

Rovnice 9 Příklad diskrétního prostoru 32, kde xij > 0 představuje jednu konkrétní třídu objektů

Dohromady vytvářejí tyto objekty určitou množinu *O*. Tato množina vytváří smysluplnost tj. scénický význam *SV* ve dvou aspektech. Za prvé je pro *SV* podstatná samotná přítomnost nebo nepřítomnost objektů ve scéně. Například vyskytuje-li se ve scéně 5 postelí je její význam jiný než vyskytuje-li se v ní 5 krabic s dynamitem. Za druhé je význam scény v menší míře  spoluvytvářen i vzájemnými pozičními (a jinými) relacemi v diskrétním prostoru scény. Ukázáno na příkladu: Nachází-li se ve scéně 5 židlí a 5 stolů, je význam scény jiný, když se všech pět židlí nachází u stolu, než když tomu tak není. Prezentovaný algoritmus řeší především druhý aspekt scénického významu, totiž umístění objektu na nejpravděpodobnější místo vzhledem k aktuálnímu kontextu prostoru. Přítomnost jednotlivých objektových tříd ve scéně je řízena uživatelsky.

Každý objekt přítomný ve scéně sebou nese vektor své pozice, rotace a velikosti. První abstrakcí prezentovaného modelu je, že z těchto tří vlastností objektu je pro zjednodušení úlohy uvažován pouze poziční dvoudimenzionální vektor P = [x, z]. Vektory rotace a velikosti uvažovány nejsou. Kromě geometrických vlastností objektu, je každý objekt kategorizován danou třídou kterou představuje. To umožňuje udržet identitu kategorie přítomných objektů napříč jednotlivými scénami.

Z uvedného již lze názorně definovat nejprve obecný cíl a poté jednotlivé kroky, které povedou k jeho naplnění.

Obecný cíl je definován následovně: Za předpokladu výchozí scény *s0*, která je definována množinou objektů *O*, umístit uživatelsky vybraný objekt na logickou pozici, která podpoří scénický význam *s0*. Tím vzniká nová scéna *s*. Tento proces bude iterativní, to znamená, že v jednom kroku generovacího algoritmu bude scéna doplněna právě o jeden objekt. Načež se tato nová scéna stane východiskem pro další krok generování.

Rovnice 10 vyjadřuje proces generování

Rovnice 8 naznačuje proces generování výsledné scény *s*, kde *s0* odpovídá výchozí scéně, *n* vyjadřuje počet iterací algoritmu a *ox*představuje predikovaný objekt třídy *x*.

## Popis užitého algoritmu

Lore,

## Testování hypotetických výstupů algoritmu

Postup měření úspěšnosti navrženého algoritmu je proveden následujícím způsobem. Z prvé je vytvořena testovací datová sada. Uvnitř této sady jsou dodržovány určitá relační pravidla mezi objekty. V případě, že budou tyto vlastnosti nalezeny i v algoritmicky nagenerovaných datech bude potvrzeno, že se algoritmus naučil tuto logiku replikovat.

### Charakteristika vstupních dat

Pro všechny testované případy byla užita vstupní datová sada čítající 20 ručně nadefinovaných příkladů. Scénický význam těchto scén je definovaný jako pokoj. Následující tabulka představuje logiku, se kterou byly předměty do scén umísťovány.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Id | Interpretace | Logika umístění |
| 1 | Stěna | Stěna je vždy umístěna po obvodu čtvercové scény. |
| 2 | Stůl | Stůl je umístěn náhodně uvnitř prostoru scény. |
| 3 | Židle | Židle je objekt, na kterém sledujeme hned několik hypotéz a platí pro něj několik speciálních pravidel. Tato pravidla jsou rozvedena dále. |
| 4 | Skříň | Skříň je umístěna vždy v blízkém kontaktu se stěnou. Sledujeme tedy tuto vlastnost. |
| 5 | Objekt ve volném prostoru | Objekt volného prostoru, je abstraktní objekt, který je v rámci scén vždy umístěn do prázdného prostoru. |

Pro objekt číslo 3 tj. židli platí následující pravidla. Za prvé platí, že je-li stůl umístěn uprostřed prostoru, jsou kolem něj židle umístěny na způsob X1.Za druhé nachází-li se stůl blízko u stěny, není již ke stěně přidána žádná židle viz X2. Toto pravidlo platí jak ve vertikálním tak horizontálním směru.

Následující příklad scény (X3) představuje prostor, ve kterém jsou zobrazeny a dodrženy všechny sledované vlastnosti.

Rovnice 11 příklad vstupního prostoru

### Souhrn sledovaných vlastností

### Hypotéza blízké reakce

V rámci testování se potvrdilo, že algoritmus replikuje těsnou relaci objektů tříd 2 a 3.

### Charakteristika natrénovaných dat

1. Large Scale Visual Recognition Challenge - soutěž v oblasti rozpoznání objektu. [↑](#footnote-ref-1)