

Funded by
the European Union



ИНТЕЛЕКТ?

ОВЛАСТЯВАНЕ НА МЛАДИ ПРЕДПРИЕМАЧИ С

ИЗКУСТВЕН ИНТЕЛЕКТ

№ 2024-1-BG01-KA220-YOU-000249027



Funded by
the European Union





СЪДЪРЖАНИЕ

ВЪВЕДЕНИЕ

1: ИЗКУСТВЕН ИНТЕЛЕКТ И МАШИННО ОБУЧЕНИЕ

2: ЗНАЧЕНИЕТО НА ДАННИТЕ ЗА ОБУЧЕНИЕ

3: АРХИТЕКТУРИТЕ НА ИЗКУСТВЕНИЯ ИНТЕЛЕКТ

3.1: ГЕНЕТИЧНИ АЛГОРИТМИ

3.2: НЕВРОННИ МРЕЖИ

4: ДА СЕ ОБУЧАВАШ С ИЗКУСТВЕН ИНТЕЛЕКТ

4.1: ФИТНЕС ФУНКЦИИ И ОБУЧЕНИЕ С ПОДСИЛВАНЕ

4.2: ОБУЧЕНИЕ С И БЕЗ НАДЗОР

5: КАК ДА ИЗПОЛЗВАМЕ ИЗКУСТВЕНИЯ ИНТЕЛЕКТ ЕФЕКТИВНО

6: ОБОБЩЕНИЕ НА КЛЮЧОВИТЕ ИЗВОДИ



Funded by
the European Union





ВЪВЕДЕНИЕ

В този модул се разглеждат основите на изкуствения интелект, предоставяйки информация за основните елементи, необходими за създаването на модел с изкуствен интелект. Обсъждат се пречките при създаването на мощни модели с изкуствен интелект, които включват решения за проектиране на архитектурно ниво, както и нюанси, които трябва да се вземат предвид при обучението на модели.

След като прочетете този модул, би трябвало да имате по-задълбочено разбиране на темите, свързани с изкуствения интелект. Този модул се фокусира главно върху технологичната страна на изкуствения интелект, но също така предлага как да го използвате най-ефективно.

- Ще научите колко важни са данните за обучение и за какво да внимавате.
- Ще научите за различните архитектури, които са налични в момента, както и за техните силни и слаби страни.
- Ще научите за най-продуктивните начини за използване на наличните в момента модели на изкуствен интелект.



Funded by
the European Union





1: ИЗКУСТВЕН ИНТЕЛЕКТ И МАШИННО ОБУЧЕНИЕ

С развитието на индустрията се е променило и възприятието за значението на изкуствения интелект. В днешно време, когато хората казват „интелектуален интелект“, те имат предвид предимно големи модели за машинно обучение, което ще бъде обсъдено в този модул. Концепцията за машинно обучение се отнася до алгоритъм, който може да намира модели във входните данни и се усъвършенства, когато се обучава по-обстойно. Ключът е, че не му се казва как да мисли. Някои модели работят, като имитират биологичния мозък.

В някои случаи това е просто модна дума, използвана за привличане на внимание и продажба на продукти, така че е изключително важно да се разбере как работи тази мистериозна и често неразбрана технология. Като разберете ключовите концепции, ще имате по-добра представа за това какво е възможно и няма да бъдете подведени от рекламата. Също така ще бъдете по-добре подготвени да се възползвате от силата, която изкуственият интелект може да предложи.

В този модул ще разгледаме ключови теми в машинното обучение. Ще подчертаем значението на висококачествените данни за обучение. След това ще разгледаме подбрани примери за архитектури на изкуствен интелект, тъй като има толкова много, включително информация за това как работят и какво да очакваме от тях, като силни и слаби страни. Следователно ще разгледаме как могат да бъдат обучени различни модели на изкуствен интелект и видовете обучение, като по този начин ще съчетаем архитектурата



Funded by
the European Union





и данните за обучение. Накрая ще разгледаме текущото състояние на изкуствения интелект и ще коментираме как да извлечем максимума от продуктите, налични на пазара.



Funded by
the European Union





2: ЗНАЧЕНИЕ НА ДАННИТЕ ЗА ОБУЧЕНИЕ

Както в повечето системи, изкуственият интелект е толкова силен, колкото е силно най-слабото му звено. Ако имате добри данни, но нямате начин да ги обработите, нямате нищо, и по същия начин, дори ако имате най-модерната архитектура, но ѝ предоставяте нискокачествени данни, резултатите ще бъдат разочароващи.

В тази глава ще обсъдим важността на предоставянето на висококачествени данни при обучението на модел с изкуствен интелект, както и ще оценим критериите, на които данните трябва да отговарят, за да се считат за висококачествени.

Съществуват системи, които използват симулирано обучение, при които изкуственият интелект взаимодейства със симулирана среда и се учи чрез проба-грешка чрез подсилване (това ще бъде обяснено в глава 4). За други модели на изкуствен интелект данните за обучение са единственият източник на разбиране за изкуствения интелект. Всички модели, наблюдавани от модела, се основават на данните, които му се подават. Това е така, защото изкуственият интелект, за разлика от хората, няма телесен или личен опит, от който да черпи знания, и разчита на входните данни, за да определи истинността си. Той няма друг начин да тества заключенията си, освен ако по-късно не му се каже, че информацията е неправилна. Ето защо са необходими висококачествени данни, за да функционират моделите на изкуствен интелект. Въпреки това, какво представляват висококачествените данни?



Funded by
the European Union





Първото съображение е точността. Въпреки че има както етикетирани, така и немаркирани набори от данни, точността е от решаващо значение и за двата. Когато използвате етикетирани данни в комбинация с контролирано обучение (повече за това в глава 4), точността на данните е свързана с това колко подробни и правилни са етикетите спрямо данните. Например, можете да обучите изкуствен интелект да идентифицира обекти в изображение.



Примерно входно изображение <https://www.rspb.org.uk/birds-and-wildlife/robin>

Вземете например това изображение, то може да се използва като вход за обучение на изкуствен интелект. Изображението остава същото, но етикетите могат да варират в зависимост от желаната сложност на изкуствения интелект. Един етикет може да бъде „птица“; това ще ограничи разбирането на изкуствения интелект. Друг, по-напреднал набор от данни може да етикетира това



Funded by
the European Union





изображение с етикети „птица, червеношийка, кацнала, стояща на клон, оранжева украска, размазан фон“ и т.н. Можете да си представите разликата в получените модели на изкуствен интелект. Ако използвате ненадежден набор от данни, това изображение може дори да има етикет „котка“. Разбира се, това е преувеличено, но ако научите изкуствения интелект, че това е котка, дори и да разбира какво е птица, той може да я нарече котка. Поради тази причина използването на подробни и точни етикетиранни данни е от решаващо значение за правилната функционалност при обучение на изкуствен интелект.

Ако искаме да дадем пример за точност в контекста на немаркирани данни, използвани в обучение без надзор, можем да си представим модел на голям език (Large Language Model - LLM). LLM като ChatGPT могат да бъдат обучени върху немаркирани данни, като статии, туитове, публикации в Reddit, научни списания и др. Това са немаркирани данни и изкуственият интелект ги използва, за да идентифицира модели в структурата на изреченията и да формира връзки между думите. Чрез обучение върху достатъчно от тези данни, изкуственият интелект започва да генерира изречения, които човек би могъл да напише. Ако обаче го обучите върху домашни, написани от деца на 6-годишна възраст, може да получите нежелани резултати от изкуствения интелект. Това всъщност означава качество в контекста на немаркирани данни.

Накратко, ако го научите на неща, които не са верни, изкуственият интелект няма начин да коригира това. Уверете се, че данните, използвани за обучението на изкуствения интелект, са с високо качество, в противен случай той може да разпознае котки като кучета. Ако го обучавате върху текст, уверете се, че е написан свързано и граматически правилно, в противен случай резултатите може да са безсмислени. Дори ако малка част от данните е с ниско качество, това може да повлияе на модела, тъй като изкуственият



Funded by
the European Union





интелект работи върху шаблони и ще прави неправилни връзки. Качеството на входните данни е пряко свързано с качеството на резултатите.

Друго съображение за висококачествени данни са вградените пристрастия. Дори ако технически няма нищо нередно в данните, все пак можете да имате огромни проблеми, ако пренебрегнете пристрастията. В един PR скандал изкуствен интелект за разпознаване на изображения изглежда е бил обучен предимно върху кавказки човешки лица, което е довело до идентифицирането на хора от други раси като примати. Това може да се реши, като се вземат предвид следващите 2 критерия за висококачествени данни - обем и разнообразие.

Колкото по-голям е мозъкът на изкуствения интелект (ИИ) - измерен в брой параметри - толкова повече данни са необходими за точното и ефективно кодиране на стойности в неговите възли, тъй като всеки вход само леко ще промени стойностите на възлите. Мислете за възлите като за математически функции - те приемат входни данни и дават изходни данни след извършване на някои математически изчисления. Поради тази причина е важно да имате достатъчен обем при обучението на ИИ. В интернет има различни предложения за това колко данни са достатъчни, но единственият реален начин да се определи е чрез тестване на ИИ. Това, разбира се, тества цялата система, а не само количеството входни данни, така че е трудно да се идентифицира слабото място, но чрез тестване на модела ще получите представа за резултатите, които можете да очаквате.

Последното важно съображение за данните за обучение е разнообразието. Ако дадете на ИИ твърде много от един тип входни данни, той ще се пренастрои и няма да разпознава общи модели, а



Funded by
the European Union





ще бъде оптимизиран само за този един въпрос. Разбира се, това зависи от целта на ИИ, но за моделите с големи езици е критично те да имат широко разбиране и да се опитват да разсъждават самостоятелно. Нека видим някои примери: ако му покажете само добавяне на въпроси, тогава той няма да знае как да умножава. Ако му покажете твърде много статии, тогава ще звучи като репортер във всички контексти, така че може да искате да включите теми или туитове в Reddit. В ИИ за разпознаване на изображения може да му предоставите твърде много подобни снимки - ако всички снимки с птица имат син небесен фон, тогава той може да предположи, че синьото допринася за това изображението да е птица.



Funded by
the European Union





3: АРХИТЕКТУРИТЕ НА ИЗКУСТВЕНИЯ ИНТЕЛЕКТ

Въпреки че данните за обучение са важни за крайната функционалност на един модел с ИИ, те не са единственото съображение. За да бъдат тези данни полезни, е необходима подходяща архитектура, върху която да се базира моделът. Мислете за архитектурата като за скелет, просто за куп кости, които трябва да бъдат свързани чрез мускули. Има много видове архитектури, които могат да се използват за различни цели. Някои модели с ИИ са тесни, известни като тесен изкуствен интелект (Artificial Narrow Intelligence - ANI) и са оптимизирани за една много специфична цел, като например шахматните ИИ, докато други се наричат общ изкуствен интелект (Artificial General Intelligence - AGI) и се опитват да имитират човешкото разбиране във всички области. AGI все още не е постигнат и има много дебати относно дефинициите и съзнанието. Моделите с големи езици (LLM) като ChatGPT са опит за създаване на AGI и са значително по-напреднали, отколкото технологията беше преди няколко години. Въпреки това, и за двете категории има много различни архитектури, всяка със своите суперсили, ограничения и специфични случаи на употреба, за които тези компромиси имат смисъл. За да дадем основно разбиране за това какво е възможно, ще обсъдим само 2 от тях - генетични алгоритми и невронни мрежи.

3.1: Генетични алгоритми

Генетичните алгоритми (ГА) са един вид архитектура на ИИ, малко по-различна от това, което вероятно сте свикнали да виждате в

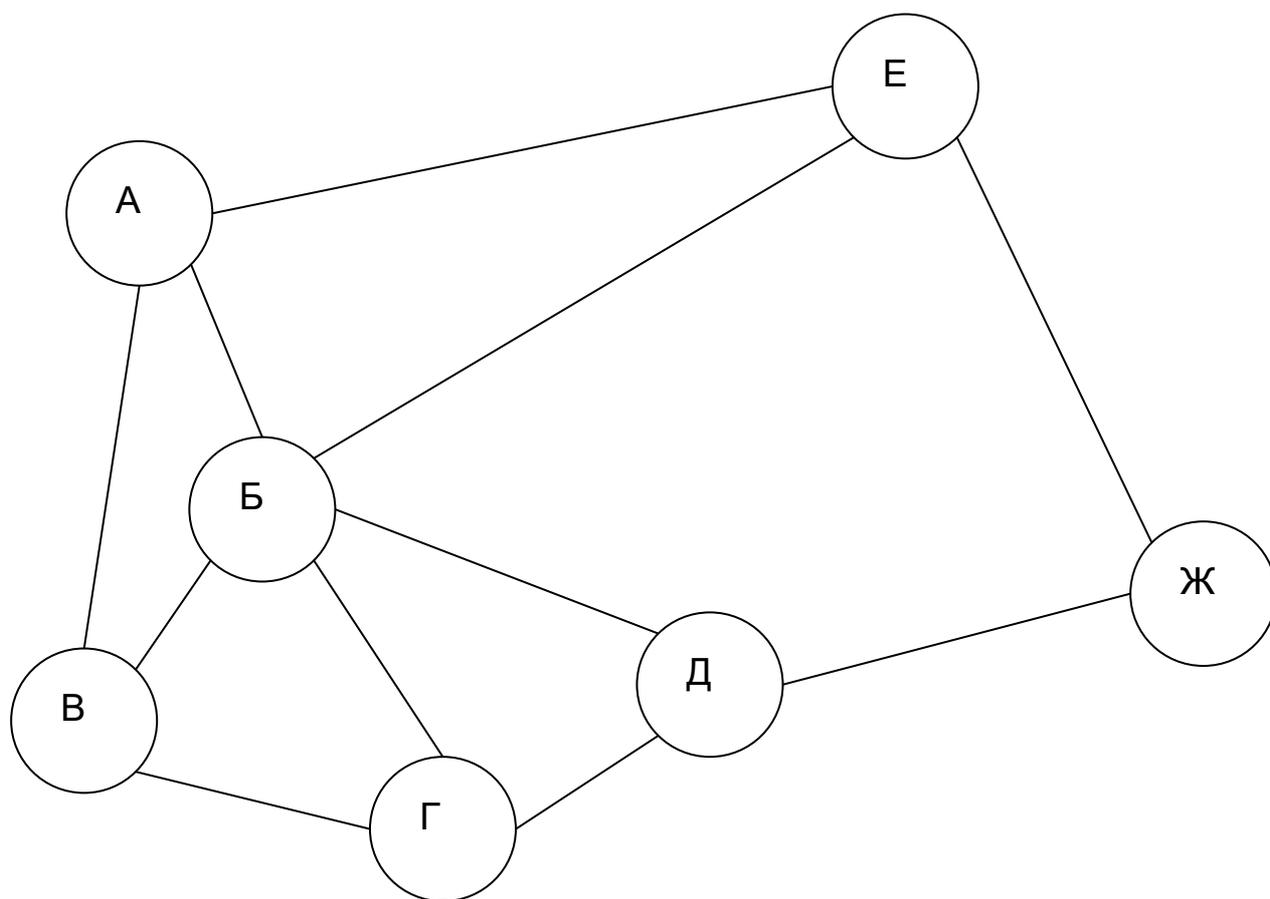


Funded by
the European Union





масовия пазар. За да разширим разбирането за различните видове ИИ, ще разгледаме за какво са полезни и как работят. Това е много специализиран тип архитектура, която не е широко полезна за много различни видове задачи, но е високоефективна за конкретни проблеми. Обикновено ГА се използват в оптимизационни задачи, където има повече променливи, отколкото може да се използва чрез груба принуда. Това е елегантно и леко решение за тестване на възможните решения на строго дефинирани проблеми. Всичко това може да звучи малко абстрактно, затова нека разгледаме най-популярния пример - задачата на пътуващия търговец.



Диаграма на потенциалния сценарий

На чертежа по-горе можете да видите 7 възела. Задачата за търговския пътник очаква решение, при което всеки възел или град се посещава точно веднъж, а целта е да се намери най-



Funded by
the European Union





краткият път. За простота в този пример няма разстояния между възлите. Едно потенциално решение е АБВГДЕЖ. Друго решение е АБВГДЖЕ. Въпреки че има и други начини за решаване на това, генетичните алгоритми (GA) се представят много добре в такива задачи.

И как работят те? В този пример всяко решение е дълго 7 букви и включва всяка буква точно веднъж. Мислете за това като за ДНК, на която се основава генетиката, местоположението на всяка буква е атрибут на решението. Всяко решение е член на популацията.

Първоначално се генерира случайна популация с всички видове решения, някои от които са неефективни, а други са по-бързи. Функцията за пригодност е система за класиране, използвана за сравняване на качеството на решенията. В този пример функцията за пригодност е просто разстоянието на пътя, като по-малкото разстояние е по-добро. Това означава, че решенията с по-малко общо разстояние ще бъдат класирани по-добре и ще бъдат използвани за създаване на следващото поколение. С 3 възела, ако решението е АВВ, разстоянието е АВ + АВ, където АВ е разстоянието от А до В.

След като популацията бъде генерирана, тя трябва да бъде сортирана по функция за годност. След това следващото поколение може да бъде създадено от родителите на текущото поколение. Въпреки че решенията с по-висок ранг е по-вероятно да се възпроизведат, има известна случайност, за да се избегне преждевременна конвергенция и локални максимуми. Тази тема е твърде нюансирана за задълбочено разглеждане в рамките на този курс, но за любознателните обучаеми могат да бъдат намерени допълнителни ресурси.



Funded by
the European Union





Размножаването се извършва чрез комбиниране на двамата родители, за да се разнообрази потомството. Въпреки че има много различни начини за комбиниране на генетиката, общата идея е, че новата популация е средно по-добра, тъй като най-малко ефективните решения от всяко поколение се премахват. Чрез изпълнение на алгоритъма в продължение на няколко поколения можете да следите най-добрите решения, докато едно от тях не стане достатъчно добро за целта, тъй като никога няма гаранция, че то е най-доброто възможно решение.

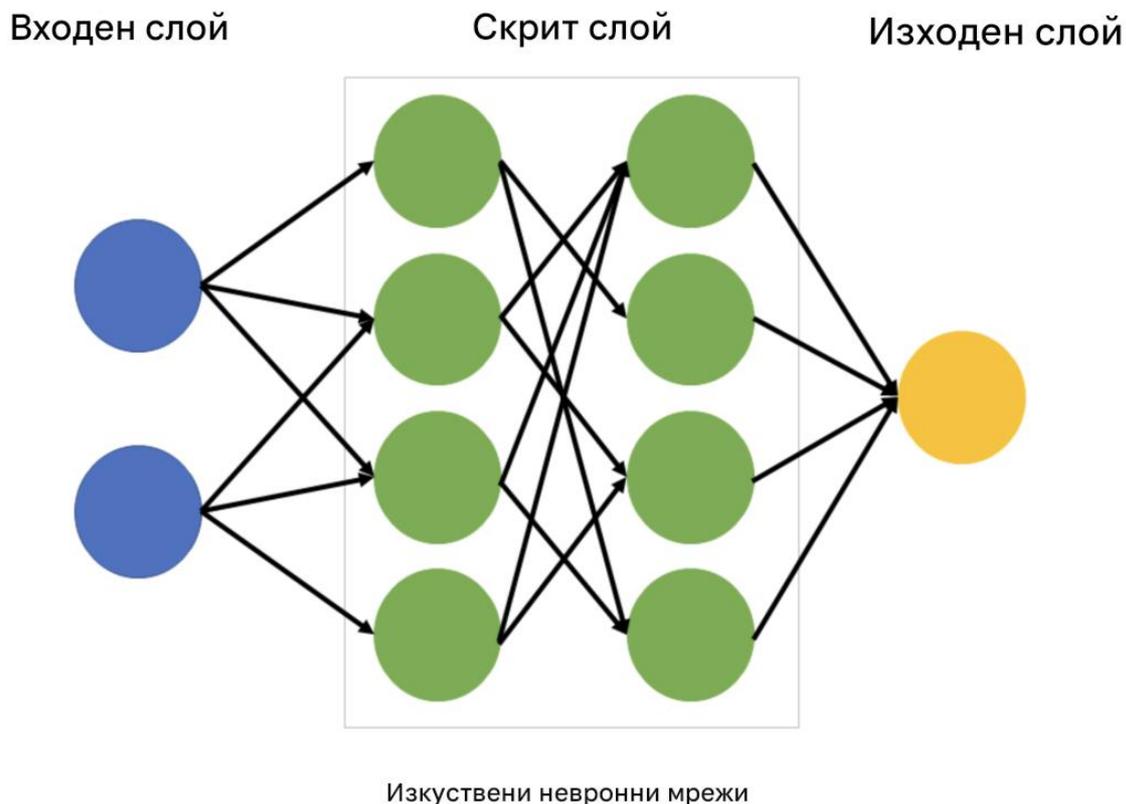
3.2: Невронни мрежи

Невронните мрежи (НМ) са крайъгълният камък на съвременния изкуствен интелект. Концепцията е, че те имитират начина, по който човешкият мозък работи с невроните (мозъчните клетки) и връзките между тях. В контекста на изкуствения интелект всеки неврон се нарича възел, а неговото компютърно представяне е функция за обработка на данни. Един прост случай е, когато възелът има стойност между 1 и 0 и входът се умножава по стойността, това е функция. Връзките също често имат стойности, наречени тежести, представляващи влиянието на един възел върху следващия.

Съществува огромен брой различни структури за невронни мрежи, включително трансформаторната архитектура - на това се основават повечето LLM, като ChatGPT. В тази глава ще обсъдим общата идея за невронна мрежа, а не детайлите, които изграждат по-напредналите архитектури.



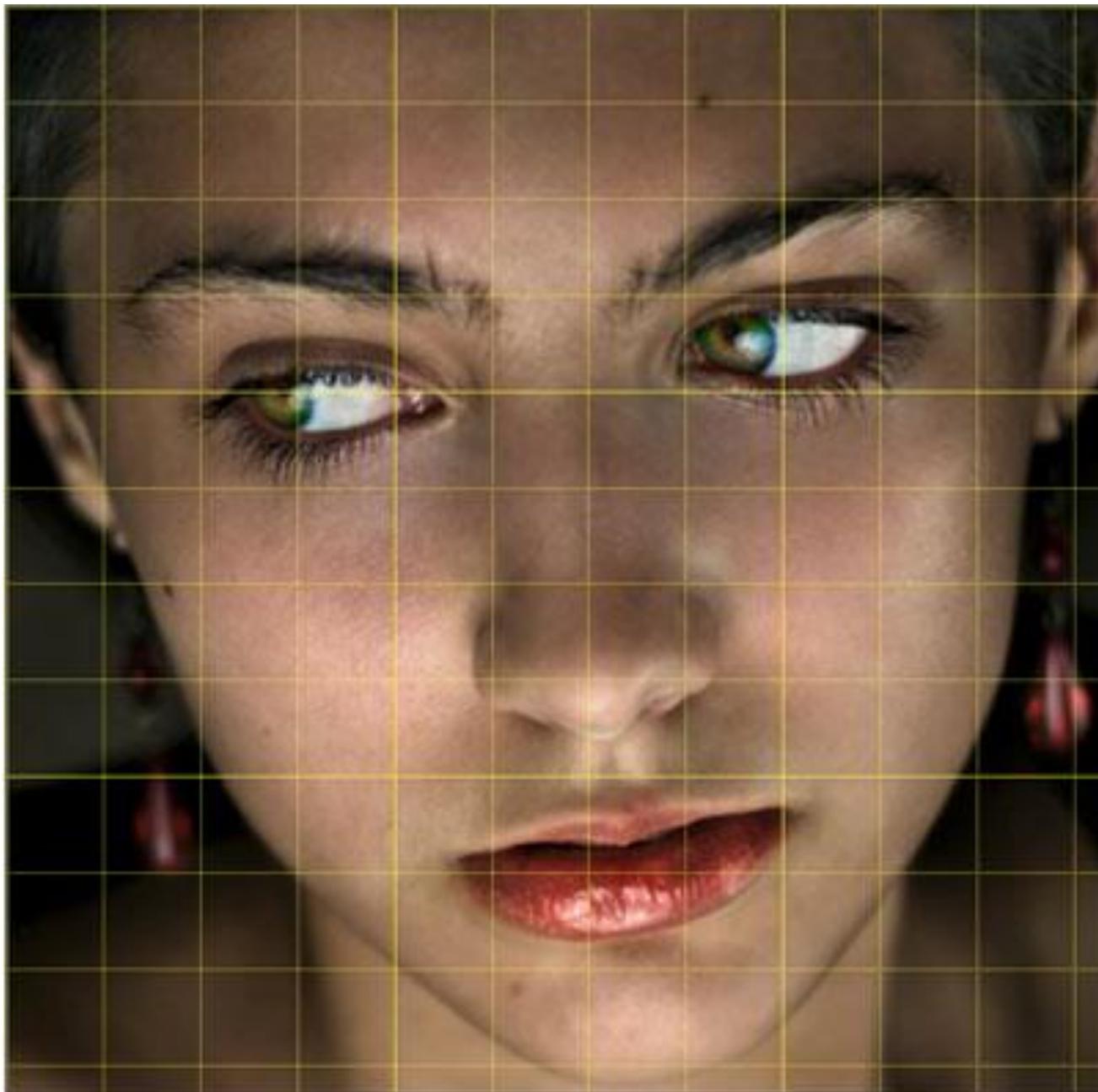
За да развием интуиция за това как работят невронните мрежи, ще използваме визуален пример на изкуствен интелект за разпознаване на изображения.



Потенциално представяне на невронна мрежа

<https://www.sciencelearn.org.nz/images/5156-neural-network-diagram>

В този пример възлите са кръговете, а стрелките са връзките. Тежестите както на връзките, така и на възлите влияят върху резултатите. Ще разберем откъде идват тези стойности в глава 4 - обучение на ИИ.



Изображение с решетка

<https://www.photoshopessentials.com/photo-effects/photo-strips/>

Сега си представете мрежа като тази върху изображение. Вместо тези квадрати обаче, всеки пиксел е син входен кръг в невронната мрежа. Тези входни данни след това се обработват от мрежата, като



всяка връзка анализира моделите между съседните пиксели. Когато входните данни преминат през достатъчно скрити слоеве, мрежата е способна да идентифицира структури въз основа на входните пиксели. След това тя би могла да опише какви са тези структури.

Възможностите зависят от размера на невронната мрежа, тъй като тя може да приема само толкова входни данни, колкото възли има. Мислете за това като за пъзел: ако всеки възел можеше да ви каже къде отива дадено парче, ще ви трябват толкова възли, колкото парчета имате. Това обаче е опростено и в действителност е полезно да имате повече възли за точност и нюанси. Макар че в предишната глава научихме, че данните за обучение са важни, размерът на невронната мрежа също е пречка за производителността. Ако имате един възел, без значение колко данни му предоставяте и колко добри са данните ви, всичко, което бихте направили, е да актуализирате една стойност и в крайна сметка вашият изкуствен интелект няма да е полезен.

С разбирането от тази глава би трябвало да е ясно, че архитектурата на един ИИ модел ще окаже пряко влияние върху неговите възможности. Невронните мрежи са по-гъвкави, тъй като входните данни могат да бъдат гъвкави, ако размерът на мозъка (броят на параметрите) е достатъчен. Генетичните алгоритми са специфични за конкретния случай на употреба поради наложения вход и изход, но със сигурност имат своите силни страни, когато се използват в правилния контекст. Има много повече архитектури, които да бъдат проучени, някои много напреднали, а други по-базови. Като цяло базовите модели са по-бързи за изпълнение и са предпочитани за добре дефинирани очаквания. Разширените модели са скъпи за обучение и изискват най-съвременен хардуер, за да работят, но дават изумителни резултати, ако са проектирани ефективно. Винаги се уверявайте, че сте анализирали коя архитектура е подходяща, тъй като тя ще определи резултатите.



Funded by
the European Union





Stockfish е добър шахматен ИИ, по-добър от всеки човек в историята, докато ChatGPT все още прави незаконни ходове в своите игри. И двата са ИИ, но са обучени с различни намерения.



Funded by
the European Union





4: ОБУЧЕНИЕ НА ИЗКУСТВЕН ИНТЕЛЕКТ

След като разгледахме важността на избора на правилните данни за обучение и архитектура, е време да видим как всичко се получава. Последната стъпка е процесът на обучение на ИИ. Построихте сградата, купихте мебелите и сега е време да ги подредите. В тази глава ще обсъдим няколко важни теми, свързани с обучението на ИИ. В контекста на генетичните алгоритми (ГА) ще обясним значението на фитнес функциите и ще свържем това по-широко с обучението с подсилване. След това ще разгледаме разликата между контролирано и неконтролирано обучение.

4.1: Фитнес функции и обучение с подсилване

Въпреки че има някои разлики между тези две концепции, те са групирани заедно, тъй като изкуственият интелект се учи от взаимодействието си със среда. Функциите за фитнес са важни в генетичния анализ (ГА), тъй като решенията трябва да бъдат класирани по някакъв начин, за да могат да бъдат избрани родителите. Следователно е важно да се обмисли коя точно е най-ефективната функция за фитнес.

Нека си представим за момент, че Google Maps използва изкуствен интелект за намиране на най-краткия път. Каква би била функцията за годност? Дали ще бъде най-краткото разстояние? Най-малкият разход на гориво? Най-малкото време за достигане до



Funded by
the European Union





дестинацията? Винаги има компромиси - сравнително лесно е да се изчисли разстоянието, но ако искате да изчислите времето, трябва да вземете предвид максималната скорост на всеки път, светофарите, пътния трафик, затворените пътища и т.н. Това може да отнеме повече време на системата да оцени решенията и да забави процеса на еволюция. Важно е обаче да имате подходяща функция за годност, тъй като тя определя резултатите, които ще получите. Отговорите за най-бърз път и горивна ефективност може дори да са различни.

Например, ако тренирате шахматен ИИ и му кажете, че броят на фигурите на дъската е функцията за годност, може да получите мат, въпреки че не губите никакви фигури. Ето защо трябва внимателно да се обмисли коя функция за годност да се използва.

Обучението с подсилване е свързано по някакъв начин с това, тъй като включва фитнес функции. То е важно в симулираното обучение - където изкуственият интелект е в симулирана среда и се опитва да постигне някаква цел. Концепцията за обучение с подсилване е, че изкуственият интелект бива възнаграден за това, че прави правилното нещо, и наказан за това, че прави грешно. Например, ако изкуственият интелект е кола в състезателна игра, той получава повече точки за по-бързо достигане на финалната линия, но може също така да загуби точки за движение в грешна посока. По този начин, всяко следващо поколение запазва по-добрите решения, а най-лошите не се възпроизвеждат. Отново, функцията, използвана за оценяване на изкуствения интелект, трябва да бъде внимателно разработена.

На изкуствения интелект трябва да се даде достатъчно пространство, за да се справи с нещата, тъй като може да намери по-добър начин, отколкото очаквате, но ако сте твърде стриктни с



Funded by
the European Union





функцията за фитнес, тогава той ще намери решението, което искате, което можете да намерите сами. В същия пример със състезателната игра, ако му дадете точки за остри завой, вие сте строги и не му позволявате да експериментира. Възможно е да се окаже, че отклоняването от един завой и поддържането на скорост е по-ефективно в контекста на цялото състезание.

4.2: Обучение с и без надзор

Генетичните алгоритми (ГА), фитнес функциите и обучението с подсилване са свързани, тъй като използват взаимодействия със среда, за да обучават ИИ, като му казват какво е оценено по-високо в резултат на това. Другата парадигма е да не се казва на ИИ дали се справя добре, а просто да се обучава върху набор от данни и да се види какво ще се случи.

При контролираното обучение, въпреки името си, няма човек, който директно да наблюдава процеса на обучение. Разликата идва от вида данни, подавани към ИИ. Контролираното обучение е, когато данните са етикетирани (обикновено от хора). Това означава, че някой е предоставил „правилните отговори“, подобно на подготовката за изпит, като се използват решенията на предишни изпитни въпроси. Това е полезно, когато има ясен очакван резултат и създава модели на ИИ, които са по-предсказуеми и по-малко променливи (имат по-малка вариация в точността и последователността).

Неконтролираното обучение е, когато данните не са етикетирани и изкуственият интелект сканира за модели в самите данни, вместо да прави връзки между тях и етикетите. Това е полезно, когато



Funded by
the European Union





очакванията са по-субективни, както в писмения английски език – има много начини да се каже едно и също нещо и нито един от тях не е по своята същност грешен. В този случай е непрактично да се етикетират данните и е по-ефективно да се позволи на изкуствения интелект сам да открива модели.

След като вече знаем разликата между контролирано и неконтролирано обучение, която се изразява във вида данни, предоставяни на изкуствения интелект, нека разгледаме приложенията и на двете. В напреднали модели като LLM (ChatGPT) и двете се използват, за да се дадат на изкуствения интелект повече възможности, но за какво е полезен всеки от тях?

Разграничението е важно, тъй като и двата вида обучение имат свои специфични характеристики. Обучението с учител може да е скъпо, тъй като изисква данните да бъдат етикетирани – това е интензивен процес поради обема данни, необходими за обучение на сложен модел. То има предимството, че изкуственият интелект ще знае очаквания резултат, тъй като той е добре дефиниран и ясно структуриран. Неконтролираното обучение, от друга страна, може да използва всякакви данни, които му предоставите, и да се опита да изгради модели от тях. Следователно, то е по-малко експлицитно и структурирано в резултатите, но е по-лесно за обучение, тъй като не изисква специални данни. То е добро в намирането на малки нюанси и модели, които иначе не са очевидни.



Funded by
the European Union





5: КАК ДА ИЗПОЛЗВАМЕ ИЗКУСТВЕНИЯ ИНТЕЛЕКТ ЕФЕКТИВНО

След като вече сте развили разбиране за това какво е необходимо за създаването на модел с изкуствен интелект, е време да разгледате текущия пейзаж на съществуващите продукти и как те могат да бъдат използвани най-ефективно. Не е тайна, че използването на изкуствен интелект може да повиши вашата производителност, така че в тази глава ще обсъдим най-добрите приложения на LLM и ще разгледаме в кои ситуации ИИ може да бъде контрапродуктивен. LLM като ChatGPT могат да бъдат полезни в много ситуации, но тъй като този курс е за млади предприемачи, ще се съсредоточим върху най-бизнес ориентирани приложения.

Брейнсторминг:

Предимства

- Бързо генериране на свързани теми
- Запознат с много концепции и добър в свързването на свързани точки
- Може да ви отклонява идеи, подобно на начина, по който бихте говорили с човек

Ограничения

- Понякога не разбира какво очаквате, така че трябва да бъдете по-конкретни
- Обучен само върху налични данни, така че ако е нещо патентовано или извън набора от данни, нямате късмет



Funded by
the European Union





Писане на текст:

Предимства

- Обикновено пише по-съгласувано от повечето хора, особено на втория си език
- Запознат с много концепции и добър в свързването на свързани точки
- Може да ви отклонява идеи, подобно на начина, по който бихте говорили с човек

Ограничения

- Понякога тонът не е подходящ за типа текст
- Ако работите с някой, който не приема AI съдържание, той може да използва AI скенер.
- Може да отнеме повече време да обясните контекста и очакванията, отколкото да ги напишете сами

Даване на обратна връзка:

Предимства

- Открива грешки, които може да сте пропуснали
- По-бързо от четенето на собствената ви работа, особено за по-големи текстове
- Може да предложи подобрения, след като бъдат установени критики

Ограничения

- Програмиран да дава отговор, което понякога води до тривиална обратна връзка
- Понякога е много по-критичен, отколкото е необходимо за текущата задача
- Често използва повече думи, отколкото е необходимо за посланието, което се опитва да предаде.



Funded by
the European Union





Кодиране:

Предимства

- Бързо генериране на код
- Запознат с много езици и рамки
- Може да поправи собствения си код, ако не работи от първия опит
- Може да обясни кода ред по ред

Ограничения

- Невъзможност за генериране на файлови системи и сложни интеграции
- Може да губите време, генерирайки код, който не разбирате

Някои общи съображения при използване на ИИ:

- Понякога халюцинира с неверни факти
- Ограничен до предоставените данни за обучение
- Знае само контекстуалната информация, която предоставяте

LLM работят на базата на предвиждане на следващата дума, която трябва да бъде генерирана. Въпреки че по-новите модели имат по-усъвършенствани системи за цитиране и предоставяне на информация, все пак е добре сами да проверите важни факти, тъй като могат да се случат грешки.

Ако темите, за които се опитвате да получите информация или да обсъдите с изкуствения интелект, не са на видно място в неговите обучителни данни, той няма да се справи добре с никакви подкани, свързани с тези теми.

Ако например се опитвате да напишете текст за уебсайта на вашата компания, тогава трябва да предоставите на изкуствения интелект много информация за вашата визия, операции и т.н. Ако тази информация не е вече в достъпен текст, който можете да копирате и поставите, може да ви отнеме повече време да я напишете,



Funded by
the European Union





отколкото сами да напишете текста за уебсайта. Това е особено вярно, когато имате нужда от кратък текст с много точно значение. В тези случаи може да е ефективно да напишете първоначалния текст и след това да попитате изкуствения интелект дали вижда възможност за подобрения.



Funded by
the European Union





6: ОБОБЩЕНИЕ НА КЛЮЧОВИТЕ ИЗВОДИ

Стигнахте до края на модула, поздравления! Сега нека разгледаме някои от ключовите изводи, за да не забравите най-важните части.

От глава 2 научихме защо данните за обучение имат значително влияние върху резултатите от един модел с ИИ. Също така научихме, че висококачествените данни трябва:

- Да бъдат точни
- Да имат достатъчно количество
- Да бъдат разнообразни
- Да вземат предвид непреднамерени пристрастия

След това в глава 3 разгледахме как изборът от вас тип архитектура е свързан с типа на решавания проблем. Обсъдихме, че генетичните алгоритми са ефикасни за проблеми с дефиниран формат на резултата, особено за оптимизационни задачи. Също така разработихме основна интуиция за това как функционират невронните мрежи (НМ) и как съществуват много видове НМ. НМ са гъвкави по отношение на своето предназначение и функционалност.

В глава 4 научихме как са свързани обучението с подсилване и функциите за фитнес, как работят и каква е тяхната цел. Направихме също така разграничение между контролирано и неконтролирано обучение.

Накрая, в глава 5, говорихме за това как най-добре да използваме изкуствения интелект и съображенията, които могат да подобрят работния процес. Описахме как изкуственият интелект се представя в задачи като кодиране, брейнсторминг, писане на текстове и даване на обратна връзка, заедно с неговите силни и слаби страни във всяка категория.



Funded by
the European Union





Надявам се, че това разбиране ще ви е от полза в пътуването ви с изкуствен интелект, успех.



Funded by
the European Union





1. БИБЛИОГРАФИЯ

<https://www.oracle.com/nl/artificial-intelligence/ai-model-training/#role-of-data>

<https://www.nytimes.com/2021/09/03/technology/facebook-ai-race-primates.html>

<https://www.geeksforgeeks.org/genetic-algorithms/>



Funded by
the European Union



