Konzisztencia-optimalizált mesterséges intelligenciák fejlesztése HPC támogatással

(Development of consistence-oriented artificial intelligence based on HPC – high performance computing)

Pitlik László, Pitlik Marcell, Pitlik Mátyás, Pitlik László (jun), Szani Ferenc (MY-X team)

# Stratégiai áttekintés

A kis számításigényű modellezési folyamatok során egy, vagy csak nagyon kevés becslés modell/becslés készül adott kérdés/eset kapcsán. A modellek jóságát az átlagos tesztsikeresség alapján szokásos jellemezni. Amennyiben quasi korlátlanul sok modell/becslés lenne készíthető a modell/függvényszimmetriák, a modellváltozók hatásmechanizmusainak és/vagy a becslések inputjainak kombinatorikai finomhangolásán keresztül, akkor bármely egyedi/éles modellalkalmazáskor olyan sok becslés állna elő, melyek egymással való viszonya keretében a mindenkori egyedi/éles modellalkalmazásra a tesztsikerességből következő átlagos pontosságnál nagyobb eséllyel lehetne pontosabb közelítést adni úgy, hogy közben a végső becslés miértje is előáll a konzisztencia fogalmán keresztül. Amennyiben a becslési felhő struktúrája nem különbözik a véletlentől, úgy a modell-alkalmazás a nem-tudom modellválasszal áll le. A konzisztencia-vizsgálatok vezethetnek több egyenrangú megoldáshoz vagy egyetlen, leginkább racionális megoldáshoz adott esetben. A nagy számítási kapacitások felvállalásának hozadéka tehát a becsléspontosság növekedése és a miért-vezérelt modellezés irányába való előrelépés. Egy-egy konzisztencia-vizsgálat megfeleltethető a jogban a bírói intuíció folyamatának, ill. matematikai oldalon a mesterséges intelligencia-alapú fogalomalkotás egy fajta fuzzy folyamatának.

# Operatív terv

A „szuper-számítógépek” leterhelését is biztosító megoldások előkészítése olyan mesterséges intelligencia kutatási feladatokat vár el, melyek lényege a konzisztencia-adatok technikai garantálása. Képzeljük el, hogy - van egy modell, amit lehet tükrözni (többféleképpen is, de minimum 1 validációs tükörképpel, ahol a tagadás tagadása kerül ellenőrzésre:

* vagyis egy becslés két inverz nézetből nem lehet a ténytől azonos irányban)
* ami egy adott tanulási és/vagy esetet képes az n-db attribútum kapcsán 2^n kombinatorikai becsléssel körbe lőni
* ami képes a tanulási adatok feldolgozási pontosságát tetszőlegesen változtatni
* (ami önmagában is több paramétert és ezek kombinációját jelenti: min. az egy adatponttá sűrűsítendő alapadatok számát és az így nyert adatpontokból alkotott csoportok számát,
* ahol a csoport-alkotás is alternatívákat enged meg)
* az alternatív modellek egy része képezhető úgy is, hogy a nominális nyers adatokhoz képest ezek távolságai adhatnak új modellt
* mint ahogy ez már eddig is napirenden volt pl. a tőzsde kapcsán:
* két időpont közötti változás alapján is lehet becsülni, nem csak a két időpont leírása alapján,
* s a két időpont abszolút leírása alapján is lehet
* abszolút jövőt és/vagy
* jövőbeli változást levezetni és
* az input-oldali változások alapján is lehet a jövőre nézve
* abszolút és/vagy
* relatív értékeket levezetni
* sőt a változás tetszőleges benchmarkok-hoz képest is növeli a lehetőségi teret
* ami képes legalább egy racionális modell-alternatívát is garantálni,
* ahol az alap-modellparaméterek közül csak néhány változik
* (vagyis ez nem tükörkép-modell - hanem egy ún. kaleidoszkóp-hatás)
* s erre az alternatív modellre (vagy több ilyenre) a fenti összes becslés-sokszorozó eljárás igaz.

Egy ilyen sok nagyságrenddel megnövelt modell-becslésmennyiség esetén:

* a konzisztencia technikai fogalma levezethető az eddigi érzékenységvizsgálatok
* és/vagy a becslések által adott eloszlásokra vonatkozó, - stb. általános törvényszerűségeiből...

A fenti feladatok: - magas fokon párhuzamosíthatók - univerzálisan (context-free módon) felhasználhatók (lévén most is ez folyik sok párhuzamos helyen)...

A HPC-kihívás további kombinatorikai rétegei:

* minden egyes modell minden egyes attribútuma (n db) kapcsán legyen létrehozva minden irány-variáció (2^n db modell),
* melyek mindegyik kapcsán minden egyes egyedi teszteset (tesztobjektum) önmagában is 2^n becslést generál.
* Emellett adott adatmennyiség kapcsán a tanulási adatok halmaza és tesztadatok halmaza legyen létrehozva minden lehetséges módon kétfelé (vö. pl. n alatt a k), ill. többfelé (vö. tesztláncok, tanulási alternatívák)
* a mindenkor rendelkezésre álló attribútumok tetszőleges részletei alapján történő modellezés, …

További sokszorozó hatások a kutatási folyamatban is fel fognak kényszerűen merülni.

Az eredményül kapott becslés-felhő egyes becsléseinek egymáshoz való viszonya nem mutathat fel tetszőleges struktúrákat. A véletlen-szám-generátorokkal alkotott becslés-felhőktől a racionális becslési esetek (előrejelzések) félreérthetetlenül eltérnek. A becslésfelhő egyes rétegei esetén fontos, mely milyen modell-paraméterek mellett keletkezett és ezen paraméterváltozások adják meg a becslések kapcsolatrendszerét is.

A becslésfelhők hermeneutikája már egyetlen egy éles eset kapcsán is racionális. Ez a fajta modellezés nem igényel teszteseteket sem feltétlenül, de ha vannak, akkor ezek is konzisztencia-alakzatként értelmezhetők.

Minél több az éles alkalmazások száma, annál komplexebb lehet a konzisztencia fogalma.

Végső soron a konzisztencia fogalma maga is modellezendő absztrakcióvá válik, melyek a fentebb leírtak is érvényesíthetők, azaz quasi tetszőlegesen nagy számítási kapacitások esetén a folyamat önmagába záródónak látszó, de mégis iránnyal rendelkező végtelen számítási folyamatként is felfogható, ahol mindenkor a real time jelleg szab csak határt a számítások hosszának.

# Melléklet – Modellek értékelése

A HPC-s folyamat kapcsán érdemes megfogalmazni a modellezés értékelésének megújítását az alábbiak szerint is:

- az eddigi tanulási és tesztelési folyamat nyers adatokkal történő lépései

mellett

- a tömegesen léteztetett alternatív modell-eredményeket (elő-eredményeket) értelmező modellekre kerülhet át végre a hangsúly...

Pl.

Ha az a feladat, hogy EEG-hullámok alapján határozzuk meg személyek korát, akkor létezhetnek modellek, melyek évben meghatározott koradattal térnek vissza (s ebből is végtelen sok létezhet)...

De létezhet (korlátlanul) sok olyan modell is, mely csak annyit kérdez, lehet-e a személy idősebb, mint egy adott küszöb-évérték?

(S nem mellesleg minden személy esetén létezik a direkt és indirekt nézet, az összes attribútum és/vagy az összes objektum halmazából el-el hagyott elemekkel történő tanulás és ennek direkt és indirekt nézetei, ill. minden eset 2^n alapú értelmezése a tanulási esethalmaz sorszámai által kijelölt hasonlóságok alapján, ahol a tanulási és a teszt értékazonosság esetén 3^n alapú kombinatorikai robbanás is lehetséges – magukra a tanulási adatokra is).

A sok-sok részlet (elő-eredmény) összeillesztése az az UNIVERZÁLIS feladat (vö. rugalmas konzisztencia-fogalom), mely context free-ként is értelmezhető, míg az alapmodell-variánsok kontextus-függőek mindenképpen és a merev konzisztencia-fogalmak is azok maradnak értelemszerűen...

A fenti 2. lépés korlátlanul ismételhető, ahol a nyers adatokból levezetett alternatív elő-eredmények eredményei is elő-eredmények egy új szint számára...

# Melléklet: Tesztelés nélküli tanulás stratégiájának operacionalizálása

HPC-karakterisztikák (azaz számítás-igényességi potenciálok):

* Egy tanulási folyamat adott OAM (input-output, ill. Xi vs. Y) esetén egy adott modellre vezet.
* A tanulás adott Y esetén, ha ez idősoros, akkor lehet a két/tetszőleges idősor-elem távolsága is.
* Mindkét esetben beszélhetünk az elsődleges modellek becslései és tényei közötti távolságokról, mint új Y-értékekről, melyek másodlagos modelleket engednek definiálni az elsők becslésének pontosítására.
* Abban az esetben, ha a 2^n, ill. (előre ismert és zárt X-értékkészletek esetén 3^n) kombinatorikai térben is gondolkodunk hasonlóságelemzések (rangsor-alapú inputok) esetén, akkor az elsődleges és másodlagos (ill. további – a másodlagos modellek becslési hibát harmadlagos Y-ként értelmező + ezen logikát a végtelenbe folytató) tanulások során a modell maga képes a tanulási esetekben is a kombinatorikai tér felállítására és árnyék-becslések (becslési köd) levezetésére.
* A köd minden egyes eset kapcsán statisztikailag leírható, ami egy/több újabb tanulási folyamatot jelent (hiszen ködöt is eleve sokféleképpen – pl. 2^n vs. 3^n) lehet készíteni).
* S végül az árnyék-esetek/becslések alapján készült alapeset-leírások alapján olyan ködközéppont-helyesbítő modellek készíthetők, melyek esetén a ködön kívüli célpont (elsődlegesen nagyon téves becslés) is korrigálható, közelíthető.
* S mivel az árnyékbecslések és köd-finetuning folyamatok is rendelkeznek becslési hibákkal és/vagy újabb köd-képzési potenciállal, így a folyamat végtelen (=HPC-jellegű).
* A kérdés természetesen mindenkor az: meddig éri meg a számításokat végezni, s mikor nem termelődik már abszolút értelemben sem becslési pontosságtöbblet, vagy gazdasági hasznosságtöbblet?

# Melléklet – konzisztencia-alakzatok harapófogó elven

A PI kapcsán végzett előmunkálatok rámutattak arra, hogy a PI tanuláshoz felhasznált tizedes jegyeire vonatkozó modellek tanulási pontosság pl. az előző melléklet logikája szerint végtelen módon növelhető potenciálisan. Illetve ebből következően a tanulási pontosság előrejelzési céllal való kiaknázása is tetszőlegesen sokszálú lehet – ami mind-mind mennyiség átcsap minőségbe elvet követő lépés, azaz HPC-karakterisztika, ahol a PI ráadásul idősoros jelenségnek minősül.

A harapófogó-szerű konzisztencia-alakzatok a PI esetén megengedik azt is, hogy előrejelzések ne csak a mindenkor következő tizedesjegyre, hanem a következő akárhányadik tizedes jegyre készüljenek. Sőt, modellek készíthetők egy tizedes-jegy sorozat belső („középső”) elemére is (vö. harapófogó), ahol a mindenkori ténylegesen következő tizedesjegyre vonatkozó becslés mögé becsült tizedesjegyek lehetnek a harapófogó inputjai, vagyis minden a múltból építkezik, de a jövőbeli esetek kölcsönhathatnak egymással (vö. context-free jellegű konzisztencia).