

# EÖTVÖS LORÁND TUDOMÁNYEGYETEM

# Informatikai Kar

# Információs Rendszerek Tanszék

# Általánosított Euler-diagramok automatikus elrendezése

Témavezető:

Dr. Molnár Bálint

habilitált egyetemi docens

Szerző:

Sarkadi-Nagy Bence

programtervező informatikus MSc



# Tartalomjegyzék

Irodalomjegyzék

1.	Absztrakt  Elméleti alapok			2	
2.				3	
	2.1.	A dolg	ozat felépítése	3	
	2.2.	Probléma			
		2.2.1.	Alapdefiníciók	4	
		2.2.2.	Gráfok ábrázolása	7	
		2.2.3.	Hipergráfok és halmazrendszerek ábrázolása	8	
		2.2.4.	Euler-diagramok vizualizációja	11	
		2.2.5.	Problémaleírás	15	
2.3. Megoldás		Megolo	lás	16	
		2.3.1.	Optimalizáció	16	
		2.3.2.	Függvényapproximáció	21	
		2.3.3.	Mesterséges neurális hálók	21	
		2.3.4.	Gráf konvolúciós neurális hálózatok	24	
		2.3.5.	Hipergráf konvolúciós neurális hálózatok	25	
3.	Saját eredmények			27	
	3.1.	Vizsgált módszerek		27	
		3.1.1.	Euler-diagram reprezentáció	27	
		3.1.2.	Optimalizációs módszerek	29	
		3.1.3.	Inicializációs módszerek	33	
		3.1.4.	Heurisztikák	36	
	3.2.	Összef	oglalás	41	
	3.3.	Mérése	ek és következtetések	41	

**42** 

# 1. fejezet

# Absztrakt

A hipergráfok gyakran alkalmazott matematikai eszközök az informatika számos területén, így a szemantikus web, bioinformatika, szenzorhálózatok, adatbázisrendszerek, szociális hálózatok, gépi látás és egyéb területek számos megoldása épül rájuk. Ezen feladatok vizsgálata során különösen hasznos lehet a hipergráfok, illetve halmazrendszerek vizualizációja. Vizualizáció során egyszerre merül fel igény a mögöttes struktúra tökéletes leképezésére, a könnyű értelmezhetőségre (így esztétikai metrikákra), az általános alkalmazhatóságra, gyors futásidőre, és - ezzel összefüggésben - a megjeleníthető adathalmaz méretének maximalizálására is, továbbá gyakran felmerül a dinamikus környezet - akár a struktúra, akár Mint látható, ez egy felettébb összetett problémát eredményez, amely megoldására számos módszer született már a szakterületi irodalomban, azonban ezek gyakran szenvednek egy - vagy több - tervezési elv sérülésétől, így egyik sem terjedt el a gyakorlatban. Jelen dolgozatban különböző optimalizációs módszerek, illetve heurisztikák teljesítményét vizsgáljuk a fenti szempontok alapján, különös tekintettel az általános alkalmazhatóságra és a szemantikailag helyes leképezésre.

# 2. fejezet

# Elméleti alapok

# 2.1. A dolgozat felépítése

Segítendő a szövegben való tájékozódást, ebben az alfejezetben részletezem a dolgozat felépítését. A szöveg két fő fejezetre bontható, amelyek előtt egy rövid összefoglaló (Absztrakt), után pedig egy összefoglaló fejezet (Összefoglalás) található. Az első (Elméleti alapok című) fejezetben először megadom a probléma leírásához, illetve megértéséhez szükséges definíciókat és fogalmakat, majd a tágabb és szűkebb problématerület irodalmi áttekintésére kerül sor, a probléma pontos megfogalmazásával lezárva. Az első fejezet második felében a megoldás során alkalmazott módszereket elméleti alapjait tekintem át. A második fejezet (Saját eredmények) az általam vizsgált különböző megoldási módszerek teljesítményét vizsgálja különböző paraméterek mellett, illetve az ezekből levont következtetésekre is itt térek ki.

A mérések során alkalmazott szoftver rövid leírása a függelékben található.

Megjegyzés. A dolgozatban szereplő egyes szakszavak (néha egész szakterületek) egyáltalán nem, vagy nem elég hangsúlyosan szerepelnek a magyar szakirodalomban ahhoz, hogy elterjedt fordításuk legyen. Ezekben az esetekben - további figyelmeztetés nélkül - az angol nyelvű megfelelőjüket fogom használni. Népszerű, szinonímaként használt szakkifejezéseket igyekszem per jellel elválasztva felsorolni.

# 2.2. Probléma

# 2.2.1. Alapdefiníciók

Ahhoz, hogy megértsük a megoldandó problémát, számos fogalmat át kell tekintsünk először.

#### Gráfok

A gráf (variációi) alapvető fontosságú adattípus(ok) a modern informatikai megoldások során. Definiálásuk nem csak a dolgozat későbbi részeiben felbukkanó algoritmusok miatt fontos, hanem a - gyakran a gráfok általánosításának tekintett - hipergráfok mélyebb megértését is elősegítik.

- 1. Definíció. Irányítatlan gráfnak nevezünk egy olyan, rendezett G = (V, E) párt, ahol V egy nem-üres halmaz, E pedig egy olyan multihalmaz, amely a V elmeiből képzett kételemű halmazokat tartalmaz. Formálisan  $E \subseteq \{\{u,v\}|u,v\in V\}$ . A V halmazt csúcshalmaznak is szokás nevezni, elemeit csúcsoknak, míg E-t az élhalmaz, elemeit pedig él névvel illetjük. Az élek által tartalmazott elemeket az adott él végpontjainak hívjuk. Két csúcs szomszédos, ha van olyan él G-ben, amely őket tartalmazza, míg egy csúcs izolált, ha egyetlen élnek sem végpontja. A  $G' = (V', E'), V' \subseteq V, E' \subseteq E$  a G = (V, E) gráf részgráfja.
- 2. Definíció. Egy nem-üres halmaz, V, és az elemeiből képzett kételemű rendezett párokat tartalmazó A multihalmazból képzett rendezett D = (V, A) párt **irányított** gráfnak hívjuk. Az irányítatlan gráfok nómenklatúrája itt is érvényes, azonban az élek rendezett párjában az első elemet speciálisan **kiindulópontnak**, a másodikat pedig végpontnak is szokás nevezni. Azt mondjuk, hogy egy  $(u, v) \in A$  él az u csúcsnak egy kimenő éle, v-nek egy bemenő éle. Forrásnak nevezzük azt a csúcsot, amelynek nincsenek bemenő élei, nyelőnek azt, aminek nincsenek kimenő élei.
- 3. Definíció.  $Az e_i, e_j \in E, i \neq j$  éleket párhuzamos éleknek nevezzük, ha  $e_i = e_j$ . Hurokélnek egy olyan élet nevezünk, amely  $\{v, v\}$  vagy (v, v) formájú, azaz a két végpontja azonos.

- 4. Definíció.  $Az \ v \in V$  él  $fokszámát \ d$ -vel jelöljük, és  $d = |\{e|e \in E \land v \in e\}|$ .  $A \ G \ gráf \ k$ -reguláris, ha minden csúcsának fokszáma k. Irányított gráf esetében megkülönbeztetjük a befokszámot és a kifokszámot.
- **5.** Definíció. Egyszerű gráf egy olyan irányítatlan gráf, amelyben sem párhuzamos, sem hurokélek nincsenek jelen.
- **6. Definíció.** Páros gráfnak hívunk egy G = (V, E) gráfot, ha  $V = A \cup B, A \cap B = \emptyset$  és sem A-n, sem B-n belül nem fut él. Jelölése: G = (A, B) vagy G = (A, B, E).
- 7. Definíció. Irányított gráf esetén élek egy  $(u_1, v_1), \ldots, (u_k, v_k)$  sorozatát sétának nevezzük, ha  $v_i = u_{i+1}, i = 1 \ldots k-1$ . Irányítatlan gráfok esetén analóg módon defináljuk a fogalmat, azonban eltekintünk a csúcsok élen belüli sorrendjétől. Ha a séta semelyik két éle nem tartalmazza ugyanazt a csúcsot, akkor a sétát útnak mondjuk. Ha az út kezdőpontja megegyezik a végpontjával, akkor az egy kör. Két csúcs távolsága a köztük lévő legrövidebb útban szereplő élek száma, ha ilyen nincs, akkor végtelen. Egy v csúcs elérhető az s csúcsból, ha a távolsága nem végtelen tőle. Összefüggőnek mondott egy gráf (vagy részgráf), ha abban minden csúcs elérhető mindegyik másikból, míg egy összefüggő komponens a vizsgált gráf csúcsainak egy olyan részhalmaza, amely összefüggő, de nem bővíthető úgy, hogy az maradjon.

Megjegyzés. Irányítatlan gráfokban az elérhetőség ekvivalens az összefüggőséggel, így lineáris időben megkapható. (A linearis futásidő elérhető irányított gráfokra is.)

- 8. Definíció.  $K_n$ -nel jelöljük az n csúcsú egyszerű gráfot, amelyben minden csúcspár között fut él, az ilyen gráfok neve teljes gráf. Mikor csak egy részgráfra igaz ez a tulajdonság, akkor azt teljes részgráfnak vagy klikknek mondjuk.
- 9. Definíció. Topologikus sorrendként ismert a D = (V, A) irányított gráf csúcsainak egy olyan sorrendje, ahol kisebb sorszámú csúcsból csak nagyobb sorszámúba megy él. A topologikus sorrend megléte ekivivalens azzal, hogy az adott gráfban nincsen kör, így az ilyet körmentes gráfnak nevezzük.
- 10. Definíció. Egy G=(V,E) irányítatlan gráf **line graphja** alatt az  $L(G)=(E,\{\{e_i,e_j\}|v\in V \land v\in e_i \land v\in e_j, i\neq j\})$  gráfot értjük.

### Halmazrendszerek és hipergráfok

Mint az absztraktban is említettem, halmazalapú adatreprezentációkkal, így hipergráfokkal és halmazrendszerekkel az informatika számos területén találkozhatunk. Az egyes problématerületek - sőt gyakran egy problématerületet vizsgáló különböző szakcikkek - azonban egymással konkuráló definíciókat alkalmaznak. Gyakran a halmazrendszerek szinonímájának tekintik a fogalmat, míg például - a szakterület egyik alapművének számító - Hypergraphs c. [1] kötet mind az általunk használt - mindjárt megismertetett - definícióhoz, mind a halmazrendszer alapúhoz képest megszorításokat vezet be.

11. Definíció. A H halmaz hatványhalmaza  $\mathcal{P}(H) = \{x | x \subseteq H\}$ , azaz a H halmaz összes részhalmazainak halmaza.

12. Definíció. A H halmaz fölötti  $\mathcal{F}$  halmaz rendszert  $\mathcal{F} \subseteq \mathcal{P}(H)$ -ként definiáljuk.

13. Definíció. Ebben a dolgozatban irányítatlan hipergráf vagy egyszerűen hipergráf alatt egy olyan, rendezett H = (V, E) párt értünk, ahol V a (hiper)csúcsok nem-üres halmaza, míg E, a hiperélek halmaza, egy olyan multihalmaz, amelynek az elemei  $\mathcal{P}(V) \setminus \emptyset$ -ből kerülnek ki.

Megjegyzés. A hipergráf, úgy is ismertek, mint a gráfok általánosításai, ahol minden hiperél pontosan 2 elemet tartalmaz, azaz 2-reguláris. Egyrészről ez jól láthatóan függ a választott gráf-, és hipergráfdefinícióktól. Az itt használt definíciók alapján hipergráfok nem tartalmazhatnak hurokéleket, viszont párhuzamos éleket igen, így nem tökéletes általánosításai az irányítatlan gráfoknak, viszont irányítatlan egyszerű gráfoknak már igen.

Megjegyzés. Egy másik felmerülő kérdés a hipergráfok kapcsán a hiperutak, más szóval a tranzitivitás fogalma a hiperélek között. A szakirodalomban erre is több, azonban jobban elkülönülő definíció létezik. Az itt bemutatott eredmények nem építenek a tranzitív relációra, így tetszőleges definíció tételezhető fel.

## Gráf- és hipergráf-adatszerkezetek

Gráfok gépi kezelésére köztes gráfreprezentációkra, gráfadatszerkezetekre van szükség. Leggyakrabban az adjacencia mátrix, az incidencia mátrix, az éllista és a

ritka reprezentációk általános osztálya használatos. Mivel a megoldások során csak az első kettőt alkalmazzuk, ezért a többit itt nem is definiáljuk.

- **14. Definíció.** A G = (V, E) gráf **adjacencia mátrixa** alatt azt a  $|V| \times |V|$  méretű  $A_G$  mátrixot értjük, amelyben  $a_i j = 1$ , ha  $\{v_i, v_j\} \in E$  és 0 egyébként.
- 15. Definíció. A G = (V, E) gráf incidencia mátrixa alatt azt a  $|V| \times |E|$  méretű  $I_G$  mátrixot értjük, amelyben  $i_j k = 1$ , ha  $v_j \in e_k$  és 0 egyébként.
- 16. Definíció. A H = (V, E) hipergráf incidencia mátrixát ugyanúgy definiáljuk, ahogy a gráfokon definált megfelelőjét.

Megjegyzés. Hipergráfok esetében az adjacencia mátrix nem értelmezett.

- 17. Definíció. A H = (V, E) hipergráf line/intersection graphja az  $L(H) = (E, \{\{e_i, e_j\} | v \in V \land e_i \cap e_j \neq \emptyset, i \neq j\})$  képlettel kapott egyszerű gráfot fedi. Jól látható, hogy ez általánosíta a gráfok esetében alkalmazott definíciónak.
- 18. Definíció.  $A H = (V, E_H)$  hipergráf bipartite incidence structure-e alatt azt  $a G = (A, B, E_G)$  páros gráfot értjük, amelyben  $A = V, B = E_H$  és  $E_G = \{\{u, v\} | u \in V, v \in E_H, u \in v\}.$
- **19.** Definíció. Egy irányítatlan  $H = (V_H, E_H)$  hipergráf (szuper)duálisa az a  $G = (V_G, E_G)$  egyszerű gráf, amelyben  $V_G = \{X | X \subseteq E_H \land \exists v \in V_H : ((\forall e \in X : v \in e) \land (\forall e \notin X : v \notin e)\}$  és  $E_G = \{\{X,Y\} | X,Y \subseteq E_H, X \neq Y \land \exists v \in V_H : (v \in X \land v \in Y)\}$

Megjegyzés. Figyeljük meg, hogy a szuperduálisban szereplő csúcsok száma exponenciális az eredeti csúcshalmaz tekintetében!

### 2.2.2. Gráfok ábrázolása

Mivel a gráfok gyakran használt, és könnyen konceptualizálható modellek, ezért a számítógépes vizsgálat mellett gyakran előnyös a felhasználó számára vizualizálni őket. Gráfok reprezentálhatók halmazokként vagy numerikusan (erre később látni fogunk példát), azonban ember-gép közreműködések során a leggyakrabban olyan képként szokás ábrázolni őket, melyeken a csúcsok köröknek, az őket összekötő élek pedig egyenes (egyes esetekben akár görbe) vonalaknak felelnek meg.



2.1. ábra. Egyszerű gráf képi ábrázolása

Gyakorlatban különösen fontos tulajdonságnak bizonyult - a könnyű értelmezhetőség szempontjából -, hogy egy adott gráf kirajzolható-e anélkül, hogy bármely két éle metszené egymást. A gráfelmélet egy ismert tétele, hogy nem minden gráf rajzolható síkba. A **Fáry-Wagner** tétel továbbá kimondja, hogy minden olyan gráf, ami görbe vonalak használatával síkbarajzolható, az egyenes vonalak esetén is síkbarajzolható marad.

Annak ellenére, hogy a reprezentáció aránylag egységes, rengeteg módszer létezik a konkrét csúcselrendezési feladat megoldására (ami természetesen implikál egy teljes gráfkirajzolást is). Ezen módszerek aztán csoportosíthatók, így ismerünk egyszerű konstruktív szabályokon (például köríven vagy rácson való elhelyezésen) alapulókat[2, 3, 4], a Laplace-mátrix sajátvektorait használó spektrális elrendezéseket[5] és - jellemzően - rúgóként kezelt élek és elektronokként tekintett csúcsok egyensúlyi állapotát kereső erőalapú (force-directed) módszereket[6, 7]. A mi szempontunkból ezutóbbi lesz a legfontosabb, azon belül is Fruchterman és Reingold megoldása[8]. Természetesen a korábbiak nem mindig különülnek el teljesen, előfordul, hogy több kategóriába is sorolható egyazon algoritmus[9].

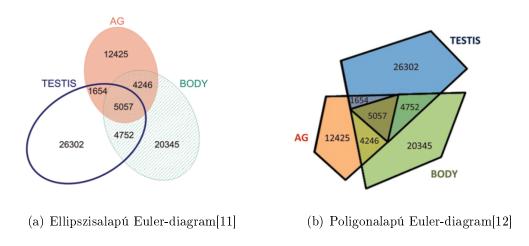
# 2.2.3. Hipergráfok és halmazrendszerek ábrázolása

Gráfokhoz hasonlóan hipergráfok (és/vagy halmazrendszerek) esetén is hasznos a felhasználó által értelmezhető ábrázolásuk, azonban - a gráfoktól eltérő módon - a vizuális reprezentációjuk már egyáltalán nem egységes. A szakirodalom számos különböző módszert tart nyilván, melyeket Alsallakh és társai foglaltak össze[10]. Ugyan a legtöbb cikk hasonló struktúrákat alkalmaz, kis variációk is könnyen összemossák a kialakított kategóriákat, úgyhogy itt inkább csak a gyakran alkalmazott ábrázolási megoldásokra térek ki.

A legtöbb cikk régióalapú módszereket alkalmaz, ahol az egyes halmazok a sík részterületeivel vannak reprezentálva, míg a régiók elkülönítése jellemzően színkódolással történik[11, 12, 13] (az ebben a fejezetben bevezetett Euler-diagramok is ebbe a kategóriába tartoznak). Egy másik népszerű eszköz a gráfszerű leírás. Egyes mószerek egy adott halmazt színkodolt görbékkel írnak le, amelyek akkor tartalmaznak egy adott csúcsot, ha átmennek azon[14]. Elképzelhető továbbá a szuperduális használata is, amely végső soron tökéletesen reprezentál egy hipergráfot, azonban a tartalmazás reláció nehezebben felismerhető válik tőle. A bipartite incidence structure használata esetén ez a probléma már nem merül fel, viszont - Skiena kivételével, aki mindössze megemlíti az alkalmazhatóságát [15] - nem találtam olyan cikket, amely ne csak építene a struktúrára. Természetesen mátrixokkal (pl. incidencia mátrix segítségével) is ábrázolható egy hipergráf. Különböző aggregációt használó algoritmusok még előfordulnak, amelyek leginkább méretarányos diagramok vagy felhasználói interakció bevezetésével operálnak[16, 17], habár ezek nem különösöbben elterjedtek. Ennek ellenére Chapmanék empirikus értékelése szerint az általuk használt aggregációs módszer könnyebben és jobban értelmezhető volt, mint a népszerűbb, Eulerdiagramokon alapuló megoldások[16]. Előfordul továbbá, hogy információt ikonokkal írnak le, speciálisan a régióalapú megoldásoknál glyphnek nevezzük, mikor az egyes metszetek fölötti ikon(ok) méretével vagy számával jelezzük azok elemeinek számát. Mint a gráfok esetében, itt is előfodulnak tovább hibrid módszerek.

Ebben a dolgozatban egy specifikus, régióalapú ábrázolási mód, az Euler-diagram vizsgálatát tűztem ki célul. Az Euler-diagram kirajzolását célzó algoritmusok az úgynevezett Euler Diagram Generation Problem (EDGP) megoldásai. Ahogy a neve is mutatja, a szóban forgó ábrázolási módot még maga Leonhard Euler vezette be a XVIII. században, azonban mindmáig előszeretettel használatos. Ahogy Baron írja[18], Euler mindössze példákon mutatta be, illetve alkalmazta módszerét, nem definálta konkrétan. Ezek alapján - a hipergráfokhoz mintájára - Euler-diagramokra is többféle definíció létezik, melyek mind megyeznek abban, hogy az egyes halmazok/hiperélek zárt görbékkel reprezentáltak, melyek metszetei közös halmazelemeket feltételeznek, míg diszjunkt esetben azok hiányát. Egyes definíciók az alaphalmaz elemeit/hipercsúcsokat is elhelyezik az ábrán, így létrejöhetnek olyan metszetek is a vizualizáció során, melyek valójából üresek, de az értelmezés során ez mégsem okoz

gondot. Gyakori kérdés, hogy a zárt görbék körök, ellipszisek vagy tetszőleges formájúak lehetnek-e, hogy szükségszerűen konvexek-e, illetve az egyes halmazok több, azonos címkével ellátott görbével is reprezentálhatók-e. A következőkben definiálom, hogy ebben a dolgozatban milyen értelmezést használok, azonban - az előzőeknek megfelelően - egyéb források ettől eltérhetnek.



2.2. ábra. Egyszerű Euler-diagramok

**20.** Definíció. A továbbiakban a H = (V, E) hipergráfot reprezentáló egyszerű Euler-diagram alatt egy olyan ábrát értünk, amelyben minden  $e \in E$  halmaz egyetlen zárt görbére képződik le, mely azokat, és csak azokat a hipercsúcsokat tartalmazza, melyek az adott e hiperélnek is elemei. Azon hipercsúcsok, melyek egyetlen hiperélben sem szerepelnek, az összes görbén kívül kell megjelenjenek. Az egyes görbék címkével (esetünkben színekkel) rendelkeznek.



(a) Általánosított Euler-diagram[13]

(b) Hibrid Euler-diagram glyphekkel[19]

2.3. ábra. Euler-diagram variánsok

**21.** Definíció. Általánosított Euler-diagramként fogom nevezni azt az egyszerű Euler-diagramot, mely egy hiperélt több, azonos címkével ellátott zárt görbére is leképezhet.

# 2.2.4. Euler-diagramok vizualizációja

#### Síkbarajzolhatóság

Gráfok esetében láthattuk, hogy felmerül a síkbarajzolhatóság kérdése. Egy hipergráf akkor síkbarajzolható, ha a kirajzolása során nem jön létre olyan régió, amely üres halmazt reprezentál. Amennyiben egyszer Euler-diagramokkal, így zárt, a végpontokat (jelen esetben hipercsúcsokat) tartalmazó görbékkel reprezentáljuk az éleket, akkor rögtön láthatjuk, hogy ezeknek tartalmazniuk kell legalább egy görbét is, amely közvetlenül összeköti a végpontokat. Ebből már észrevehetjük, hogy nem minden hipergráf rajzolható síkba egyszerű Euler-diagramokkal.

Verroust és Viaud bebizonyította[20], hogy az általuk használt Euler-diagram definíció 8 halmazig megőrzi a síkbarajzolhatósági tulajdonságot. Simonetto és Auber egy másik struktúrát vizsgált[13], ami megfelel az itt általánosított Euler-diagramként definiált fogalomnak (ők Euler representationnek nevezik), melyről levezették, hogy alkalmas tetszőleges hipergráf síkbarajzolására, görbéknek kizárólag szemantikailag helyes metszeteinek létrehozása mellett. A szuperduális felhasználásával pontos leírása is adható annak, hogy mikor nem rajzolható ki egy hipergráf egyszerű Euler-diagramok használatával[13, 20]. (Megjegyzendő, hogy a Sunibetto cikk intersection graphnak nevezi a szuperduálist, miközben az egy másik struktúrát jelöl, de a leírásból, illetve a példákból levezethető, hogy valójából felcserélték a kettőt.)

## Esztétikai mértékek

Természetesen egy adott diagram síkbarajzolása nem feltétlenül szükséges ahhoz, hogy az ábra helyesen képezze le a mögöttes struktúrát (halmazrendszert vagy hipergráfot), azonban minenképpen megkönnyíti az emberi értelmezést. Egy adott ábra ilyen tulajdonságait esztétikai tulajdonságoknak nevezzük, ha pedig számszerűsíthetők (és adott rajtuk egy teljes rendezés), akkor esztétikai metrikáknak hívjuk.

Esztétikai metrikák definiálhatók magukon a görbéken, a görbék metszetein, a csúcsok eloszlásán, az ábra színezésén, továbbá - gyakorlatilag - az ábrán megjelenő bármely aspektus fölött [21, 22, 23].

Az EDGP során felmerülő két leggyakrabban vizsgált[16, 21, 22, 24, 25] esztétikai tulajdonság, az úgynevezett well-formed és well-matched tulajdonságok.

22. Definíció. Egy adott Euler-diagram esetén kontúr/contour névvel illetjük az egy címkéhez (vagy hiperélhez/halmazhoz) tartozó különböző zárt görbék összességét. Minimális régiónak/minimal regionnek hívjuk a görbék egymás által létrehozott legkisebb síkpartícióit, míg alaprégió/basic region alatt azon minimális régiók halmazát értjük, melyek ugyanazon görbék részei. Egy zóna/zone az alaprégiók egy olyan halmaza, amelyek azonos címkével rendelkeznek.

A well-formed tulajdonság hat kritériumból tevődik össze, bár néha csak az első ötöt használják:

- 1. Minden görbe egyszerű, azaz nem metszi önmagát WFC1
- 2. Nincs két görbe, amelynek közös határolószakasza van. (Az elfajuló, pontbeli találkozást nem vesszük hozzá WFC2
- 3. Nincs olyan pont, ahol három görbe érintkezik WFC3
- 4. Ha két görbe érintkezik, akkor metszik egymást WFC4
- 5. Minden zóna összefüggő, azaz egyetlen minimális régióból áll WFC5
- 6. Nem rendelkezik két görbe azonos címkével WFC6

A well-matched tulajdonság az alábbi négy tulajdonság együttes meglétét fedi:

- Egy Euler-diagram well-matched a zónák szintjén, ha nem tartalmaz üres zónákat. - WMP1
- 2. Egy Euler-diagram well-matched a görbék szintjén, ha a halmazok közti részhalmaz, metszet és diszjunkció relációk megfelelnek az adott halmazokat reprezentáló görbék tartalmazás, átfedés és diszjunkció tulajdonságának. WMP2
- Egy Euler-diagram well-matched a minimális régiók szintjén, ha well-matched a zónák szintjén, és csak összefüggő zónákat tartalmaz. - WMP3
- 4. Egy Euler-diagram well-matched a kontúrok szintjén, ha a halmazok közti részhalmaz, metszet és diszjunkció relációk megfelelnek az adott halmazokat

reprezentáló kontúrok tartalmazás, átfedés és diszjunkció tulajdonságának. -  ${\rm WMP4}$ 

Szintúgy széles körben vizsgált tulajdonság az area-proportionality, avagy méretarányosság[26, 27, 28, 29], amely azt mondja ki, hogy minden régió (bizonyos definíciók szerint az univerzumot reprezentáló kivételével) mérete úgy aránylik az ilyenek összegéhez, mint az  $\omega$  súlyfüggvényük azok összegéhez. Leggyakrabban a zárt görbe által tartalmazott elemek számát alkalmazzuk súlyfüggvényként. Hibamértékek segítségével könnyen metrika is előállítható a tulajdonságból.

Egyes szerzők a régiók színezését is hasonlóan fontosnak ismerik el, mint az elhelyezkedésüket[30, 31].

Annak ellenére, hogy több esztétikai metrika és tulajdonság is széles körben alkalmazott, nagyon kevés empirikus tapasztalatunk van arról, hogy ezek ténylegesen befolyásolják-e egy ábra értelmezhetőségét. Fish és társai kis mintán vizsgálták[32] a well-formed tulajdonságnak az ábrák megértésére vonatkozó hatását. Az ő eredményeik alapján a WFC2 megsértése akár segítheti is egy ábra értelmezését, míg a WFC1 és WFC4 egyidejű, illetve a WFC3 vagy WFC4 önálló megsértése is rontja azt. Blake és társai[25] arra az eredményre jutottak, hogy az egyes görbék orientációja nincs hatással az emberi percepciójukra. Blake-ék, egy másik cikkükben[33], a szimmetrikus alakzatokat azonosították a legkönnyebben megérthetőként, így különösen a kör alakú reprezentációt javasolják. Chapman és társai empirikus módon arra az eredményre jutottak[16], hogy a well-matched tulajdonság fontosabb, mint a well-formed.

#### Euler-diagramok generálása

Még úgy is, hogy az Euler-diagramok mindössze részterületét képezik a halmazábrázolási módszereknek, a szakirodalomban rengeteg különböző eljárás található, melyek gyakran nem is tekinthetők ugyanannak a szűken vett probléma megoldásának. Az alkalmazott Euler-diagram definíció, a vizsgált probléma mérete, az alkalmazott esztétikai tulajdonságok és metrikák, illetve ezek erős vagy gyenge megkövetelése mind-mind új variánsait hozzák létre a - összefoglaló néven EDGP-nek nevezett - problémának.

A halmazábrázolási terület legátfogóbb összegzését Alsallakh és társai adták[10], melyben számos EDGP megoldás összehasonlítását is adták (lásd az első táblázatot a cikkükben). Itt számos szempont alapján kategorizálják az egyes módszereket. Elsősorban megkülönböztetik a tetszőleges relációk ábrázolására alkalmas, illetve az ebben a tekintetben korlátozott megoldásokat. Ettől nem függetlenül megadják, hogy milyen alakzatokkal reprezentál egy halmazt az adott módszer (kör, poligon vagy ellipszis), a cikkből azonban sajnos kimaradt, hogy ismert Bézier-görbe alapú megoldás is [23]. Másik szempontként hozzák fel a teljesített esztétikai tulajdonságokat, mint a well-formed, well-matched, area-proportional, szimmetrikus görbe tulajdonságokat és vizsgálják, hogy létrejönnek-e üres minimális régiók (az univerzumon kívül). Az általuk adott táblázat alapján továbbá azt tételezhetjük fel, hogy az egyes módszerek vagy három, vagy tetszőleges számú halmazra alkalmazhatók. Megfigyelhető, hogy ezutóbbi az alapján válik el, hogy az Euler-diagramok egy speciális esetét, a Venn-diagramokat vizsgálja-e egy adott cikk vagy az általános problémát. Amiről ezek alapján nem kapunk képet, hogy egyes módszerek csak 8 halmazig alkalmazhatók[20], mivel ezek fölött már ismertek olyan példák[13, 20, 34], amelyek nem síkbarajzolhatók egyes Euler-diagram definíciók szerint. (A cikkben nem említett, de hasznos kiemelni, hogy egyes algoritmusok csak már meglévő diagramok esztétikai javítását szolgálják[21] vagy emberi beavatkozást igényelnek[35].)

A dolgozat későbbi részeiben legfontosabbnak Flower, Rodgers és Mutton munkájára[23] fog bizonyulni, akik sztochasztikus optimalizációs módszereket, illetve metaheurisztikákat alkalmaztak Bézier-görbékkel reprezentált Euler-diagramokra, és akikkel részben hasonló megközelítést választottunk. Érdemes még megemlíteni Stapleton és társainak munkáját[34], amelyben induktív módon generálnak wellformed euler diagramokat, mikor ez lehetséges, a többi esetben pedig a well-formed kritériumok megsértésével, a görbék önmetszésével érik el, hogy továbbra is szemantikailag helyes ábrát generáljanak. Különösen érdemes megfigyelni, hogy az általánosság ilyen szintű eléréséhez a duális gráf egy módosított verzióját használják, ami exponenciális futásidőt eredményez.

# 2.2.5. Problémaleírás

Láthattuk, hogy az EDGP egy összetett probléma, amely magában foglalja a konkrét ábrázolási mód (Euler-diagram definíció), a vizsgált esztétikai metrikák, az elfogadható futásidő és a megoldható problémaméret meghatározását is. Különösen fontos kitérni arra is, hogy egy adott probléma vizsgálata során nem feltétlenül egyféle szempont szeretnénk ábrázolási módot választani, elképzelhető például, hogy ugyanúgy szeretnénk az előforduló klasztereket vizsgálni, mint a leghosszabb utakat, melyek másféle elrendezést tételeznek fel.

Az általam kitűzött célt az egyetemen folyó egyik kutatás igényei szerint tűztem ki, ahol adatbázisrendszerek redundanciáját csökkentjük hipergráfmodellek segítségével. Az itt folyó napi munka során egy olyan eszközre támadt szükség, amely - a jelenleg elérhető programokkal szemben - képes több tucat éllel és akár több száz csúcsal bíró hipergráfot többféle esztétikai metrika szerint is kirajzolni, akár hosszabb futási idő (órák) és/vagy egyszeri, kifejezetten hosszú (napok, hetek) tanulási idő után. Különösképp megnehezíti a feladatot, hogy Alsallakh és társai - a halmazábrázolási módszereket áttekintő cikkükben[10] - az Euler-diagramokat mindössze 10-20 halmazig tartják alkalmazhatónak. A tématerület bonyolultságának és mélységének megfelelően a dolgozat különböző módszerek vizsgálatáról szól, a végső eszközt még nem hivatott létrehozni.

Mint láthattuk, az általános megoldhatóság érdekében emberi beavatkozás, korlát nélküli paramétertér (például Bézier görbék kontrollpontjai[23]) vagy exponenciális futásidő[34] lehet szükséges. Mivel tetszőleges esztétikai metrika fölött az optimalizáció, így a legjobb Euler-diagram megtalálása is NP-nehéz, ezért ez egyáltalán nem meglepő. A megoldásom alapjaként választott Flower cikkel[23] szemben, az általam használt, bonyolultabb problématér (mind a hipergráf méretében, egy adott halmazt reprezentáló zárt görbék számában és ebből kifolyólag a költségfüggvényként alkalmazott heurisztikák nem-folytonos jellegében) felveti a diagram modell egyszerűsítésének igényét, illetve újabb heurisztikák kidolgozásának szükségességét is.

# 2.3. Megoldás

# 2.3.1. Optimalizáció

A matematikai optimalizáció célja egy adott  $f: X \to \mathbb{R}$  valós értékű függvény globális minimum- vagy maximumhelyének megtalálása, ahol X tetszőleges halmaz lehet. Mivel az f függvény negáltja segítségével maximalizációs problémák minimalizáliós problémákká vezethetők vissza (vagy fordítva), ezért a kettő feladatot azonosnak tekintjük. A továbbiakban - mikor nem jelzem az ellenkezőjét - minimalizálási problémát tételezek fel.

**23.** Definíció. Az f függvényt számos módon nevezik; minimalizálási problémák esetén költség-/veszteségfüggvényként vagy objektívfüggvényként, míg maximálizálási problémák esetében utility vagy fitness functionként ismerjük. Egyes szakterületeken (mint fizikában) egyéb nevek is ismertek. Ha az f függvény a  $g_i$ ,  $i \in \mathbb{N}_0$  függvények átlagaként áll elő, akkor költségfüggvénynek hívjuk, a  $g_i$  függvényeket pedig veszteségfüggvényeknek.

# **24.** Definíció. Egy optimalizálási algoritmus paramétereit hiperparamétereknek nevezzük.

Általánosságban beszélve az optimalizálási probléma NP-nehéz, azonban a költségfüggvényre tett megszorításokkal ez feloldható. A kidolgozott algoritmusok ezért különösen fontos, hogy milyen megszorítások mellett operálnak.

# Gradiensalapú optimalizáció

Gradiens-, illetve deriváltalapú algoritmusok vagy a deriváltfüggvényt (Hessemátrixot) vagy a pontbeli (parciális) deriváltat alkalmazzák. Bár szigorúan véve az első- és másodikderivált-próba is ide tartozik, a gyakorlatban a vizsgált függvény pontos képlete jellemzően nem ismert, illetve a paraméterek és a lokális szélsőértékek nagy száma is ellehetetleníti ezt a féle megoldást. Ezzel szemben iteratív mószereket szokás használni, melyek egy megadott - általában véletlenszerű - kiindulópontból egy lokális minimumponthoz konvergálnak. Amennyiben a függvény konvex vagy a kiindulópont kellőképpen közel volt a globális minimumhoz, akkor a kapott lo-

kális minimumhely globálisan is az lesz, azonban ez általában nem garantált. Az előzőeknek megfelelően sokszor elvárt tulajdonság a folytonos deriválhatóság is.

A gyakorlatban használt legtöbb iteratív algoritmus a gradiens leszálláson alapszik. Gradiens leszállás során egy tetszőleges  $\theta_0$  kiindulópontot választunk, majd a  $\theta_{i+1} = \theta_i - \alpha * \nabla f(\theta_i)$  szabály alapján kiválasztjuk a következő vizsgálandó pontot, ahol  $\alpha$  egy hiperparaméter. Az iteráció addig folytatódik, míg a megállási feltétel (például felső korlát az iterációk számára, a lépésköz nagyságára vagy a gradiensre egy normájára) nem teljesül. Fontos tulajdonsága ennek az algoritmusnak, hogy túl nagynak megválasztva  $\alpha$ -t átugorhatunk minimumhelyeket, míg túl kicsire állításával a keresési időt növeljük meg. Számos módszer született ennek a hiányosságnak az áthidalására, így egyes variációk az iterációk számának növekedésének függvényében csökkentik  $\alpha$ -t vagy eltérő kiindulópontokból indítják újra a keresést. Bizonyos feltételek mellett az algoritmus garantáltan egy lokális minimumhelyhez konvergál[36].

A gradiensalapú módszerekkel rokon jegyeket mutat a - nem feltétlenül differenciálható, de konvex függvények esetében a alkalmazható - szubgradiensmódszer, illetve az általánosabban használható, lokális keresésen alapuló hegymászó algoritmus.

#### Sztochasztikus algoritmusok

Összefoglaló néven sztochasztikus algoritmus névvel illetjük azokat a módszereket, amelyek futásuk során valószínűségi változókat alkalmaznak. Ez a megközelítés gyakran használt, mikor a költségfüggvény nem alkalmas direkt optimalizációra, viszont megelégszünk közelítő megoldásokkal is. Szintúgy előnyös, mikor a keresési térben számos, globális minimumértékhez közel álló pont létezik. A gradiens leszállás során látott véletlen kezdőpont kiválasztását inputnak tekintjük, így az algoritmus alapverzióját nem tekintjük sztochasztikusnak, viszont - mint számos egyéb determinisztikus (nem sztochasztikus) algoritmusnak - vannak sztochasztikus variánsai. Ennek megfelelően fontos kiemelni, hogy az egyes optimalizációs módszereknek általában több variánsa is létezhet, melyek esetenként összemossák a kategóriákat. Ennek a fejezetnek a további részében át fogjuk tekinteni azokat az algoritmusokat, amelyeknek szükséges az ismerete a továbbiakban, azonban néhol pont az itt bemutatott alapverziótól való eltérés lesz különösen érdekes.

A legismertebb ilyen variáns az úgynevezett sztochasztikus gradiens leszál-

lás (SGD). Mikor az f költségfüggvény több  $f_i$  veszteségfüggvény átlagaként jön létre, azaz  $f(x) = 1/n * \sum_{i=1}^n f_i(x)$  (például gépi tanulás során több mintaelemen alkalmazva ugyanazt a veszteségfüggvényt), akkor előfordul, hogy a gradiens leszállás során a mai számítógépek kapacitásához képest túl sok parciális deriváltat kéne kiértékelni. Az SGD ez úgy kerüli el, hogy a veszteségfüggvényeket egyesével értekeli ki, mindegyik kiértékelés után modósítva a paramétereket. Láthatóan ez nem ekvivalens a teljes költségfüggvény gradiensének használatával (csak közelíti azt), továbbá nagyban függ a kiértékelés sorrendjétől is, ezért a veszteségfüggvények sorrendje a kiértékelés során randomizált. Néha szintúgy SGD-nek nevezik a mini-batch gradient descent módszert, ami annyiban tér el az SGD-től, hogy a paraméterek módosítása során egyszerre k darab veszteségfüggvény átlagát használjuk, ahol k egy hiperparaméter.

Természetben lejátszódó folyamatok számos esetben optimalizációs módszerként is tekinthetők. Az ilyen adaptált optimalizációs technikákat összefoglaló néven biologiailag inspirált algoritmusoknak nevezzük. A természeti rendszerek komplexitásából fakadó modellezési bizonytalanság feloldását sokszor a sztochaszticitás bevezetésével érjük el, így - gyakorlatban - a legtöbb biológiailag inspirált optimalizációs algoritmus egyben sztochasztikus algoritmus is.

Egy ilyen, természet ihlette algoritmus, a természetes szelekción alapuló **genetikus algoritmus** (GA)[37, 38]. A módszer mögötti megfontolás, hogy egy populáció életciklusa a új egyedek születéséből/halálából, az egyedek szaporodásából (így genetikai keveredéséből), illetve mutációkból tevődik össze, ahol a párosodás a gének előnyös jellegének f függvénye. Az algoritmus célja, hogy ezt az f fitness függvényt maximalizálja, az életképes egyedek kombinációjával, illetve kis perturbációkkal.

### 1. Algoritmus Genetikus algoritmus

 $\underline{Function}$  GA(populationSize, parentNumber, mutationRate)

- 1: t = 0
- 2:  $population_t = generateFeasibleSolutions(populationSize)$
- 3:  $values = evaluateFitness(population_t)$
- 4:  $bestFitness, bestPosition = updateBest(values, \infty, population_t, bestPosition)$

```
5: while megállási feltétel nem teljesült do
6: parents = selectFitnessProportionally(population<sub>t</sub>, values, parentNumber)
7: children = recombine(parents)
8: population<sub>t</sub> = deleteLast(population<sub>t</sub>, values, |children|)
9: population<sub>t+1</sub> = population<sub>t</sub> ∪ children
10: population<sub>t+1</sub> = mutate(population<sub>t+1</sub>, mutationRate)
```

11:  $values = evaluateFitness(population_{t+1})$ 

12:  $bestFitness = updateBest(values, bestFitness, population_{t+1}, bestPosition)$ 

13: t = t + 1

14: end while

15:  $\mathbf{return}\ bestFitness, bestPosition$ 

Itt a generateFeasibleSolutions(n) n darab megengedett megoldást generál, evaluateFitness(population) kiértékeli az egyes egyedek fitness értékeit, updateBest(newValues, oldBest, newPositions, oldPosition) az új értékek és pozíciók, illetve a korábbi legjobbak segítségével kiválasztja a legjobbat (maximumot és maximumhelyet), selectFitnessProportionally(population, fitnessValues, num) a fitness értékek által implikált valószínűségi eloszlás szerint kiválaszt num darab egyedet, recombine(population) két elemenként egy új egyedet hoz létre, amely a szülei génállományán alapszik, deleteLast(population, fitnessValues, num) törli a num darab legrosszabb fitness értékkel bíró egyedet a populációból, mutate(population, mutationRate) pedig a mutationRate arányában megváltoztatja az egyedek génállományát. A megállási feltétel gyakran iterációs felső korlát vagy alsó korlát a legjobb fitness értékre.

A particle swarm optimization (PSO) egy másik biológiailag inspirált algoritmus, amely analóg módon működik egyes rajként együtt dolgozó állat- és rovarfajokkal[38, 39, 40]. A módszer alapelve, hogy különböző, részecskéknek nevezett, entitások pozícióiban értékeljük ki az f költségfüggvényt. A részecskék haladási iránnyal és sebességgel rendelkeznek, amelyet minden iterációban úgy frissítünk, hogy - véletlenszerű mértékben - figyelembe vesszük magát az irányt/sebességet és a részecske által, illetve a globálisan talált eddigi legjobb pozíciót/értéket.

## 2. Algoritmus Particle swarm initialization

**Function** Initialize PSO(S, lowerBounds, upperBounds)

```
1: bestPosition_{global} = \infty
2: \mathbf{for} \ i = 1 \dots S \ \mathbf{do}
3: bestPosition_i = particlePosition_i \sim U(lowerBounds, upperBounds)
4: velocityRange = |upperBounds - lowerBounds|
5: velocity_i \sim U(-velocityRange, velocityRange)
6: \mathbf{if} \ f(bestPosition_i) < f(bestPosition_{global}) \ \mathbf{then}
7: bestPosition_{global} = bestPosition_i
8: \mathbf{end} \ \mathbf{if}
9: \mathbf{end} \ \mathbf{for}
```

10: **return**  $bestPosition_{alobal}, particlePosition_{1...S}, bestPosition_{1...S}, velocity_{1...S}$ 

# 3. Algoritmus Particle swarm optimization

**Function**  $PSO(S, w, c_1, c_2, lowerBounds, upperBounds)$ 

```
1: bestPosition_{qlobal}, particlePosition_{1...S}, bestPosition_{1...S}, velocity_{1...S}
              InitializePSO(S, lowerBounds, upperBounds)
    2: while megállási feltétel nem teljesült do
                      for i = 1 \dots S do
    3:
                               random_1, random_2 \sim U([0, 1]^{dim(lowerBounds)})
    4:
                               velocity_i = w*velocity_i + c_1*random_1*(bestPosition_i - particlePosition_i) + c_1*random_1*(bestPosition_i) + c_1*random_
   5:
              c_2 * random_2 * (bestPosition_{qlobal} - particlePosition_i)
    6:
                               particlePosition_i = particlePosition_i + velocity_i
                                                                                                                                                                                                                                       n\acute{e}ha \ldots + \alpha * velocity_i
                               if f(particlePosition_i) < f(bestPosition_i) then
    7:
                                        bestPosition_i = particlePosition_i
    8:
                                        if f(bestPosition_i) < f(bestPosition_{qlobal}) then
    9:
                                                 bestPosition_{alobal} = bestPosition_i
10:
                                        end if
11:
                               end if
12:
                       end for
13:
14: end while
15: return f(bestPosition_{qlobal}), bestPosition_{qlobal}
```

Ahogy látható algoritmus hiperparméterek segítségével adja meg a részecskék számát, illetve a módosítási szabály egyes tagjainak súlyát.

## Egyéb optimalizációs módszerek

Természetesen az áttekintett kategóriákat nem merítettük ki, számos további algoritmus és variáns áttekintésére a dolgozat keretei között nincsen lehetőségem, illetve számos további megszorítás és függvényosztály is ismert, amelyekre létezik optimalizációs algoritmus, mint például lineáris egyenlőtlenségrendszerek vagy diszkrét halmazok esetén.

# 2.3.2. Függvényapproximáció

A numerikus analízis - így például az optimalizáció - számos területén merül fel a (jellemzően valós értékű) matematikai függvények használatának az igénye. Mikor a vizsgált függvény túl komplex, nem mindenhol kiértékelhető, esetleg nem rendelkezik az elvárt tulajdonságokkal, akkor függvények egy meghatározott részhalmazából kiválaszthatunk egy rá legjobban illeszkedőt. Ezt az eljárást - mint az ezt vizsgáló szakterületet - függvényapproximációnak nevezzük. Mikor meghatározott pontokban várjuk csak el a legjobb illeszkedést, akkor görbék illesztéséről beszélünk.

Legyen  $f = (f_1 \dots f_n)^{\top}$ ,  $w \in \mathbb{R}^n$ , ahol  $f_i$ ,  $i = 1 \dots n$  tetszőleges függvény lehet. Ekkor az f(x, w) linear function approximatornek nevezzük, ha az lineáris súlyok w vektorában (bár nem feltétlenül az az x inputban), azaz  $f(x, w) = w_1 * f_1(x) + \dots + w_n * f_n(x)$ . Mikor az f függvény nem teljesíti a linearitási feltételt, akkor nonlinear function approximatorről beszélünk.

# 2.3.3. Mesterséges neurális hálók

Az egyik legismertebb és legszélesebb körben alkalmazott nem-lineáris függvény-approximátorok a **mesterséges neurális hálók** (artificial neural network - ANN). Hasonlóan a biológiailag inspirált algoritmusokhoz, ezek olyan számítási rendszerek, amelyek biológiai folyamatokat, speciálisan az emberi - illetve állati - agyban működő neuronokat, és azok működését modellezik. Egy ANN legkönnyebben irányított gráfként képzelhető el, amelyben (**mesterséges**) neuronok alkotják a valós

számokkal címkézett csúcsokat, míg a köztük létező, súllyal rendelkező kapcsolatok (szinapszisok) az éleket. A csúcsok címkéjét biasnek hívjuk, az élekét weightnek. A weight és a bias értékek közösen adják ki a neurális hálózat paramétereit. Az így kapott gráf számítási rendszerként fogható fel, amennyiben az egyes csúcsok műveleteket reprezentálnak. A forráscsúcsoknak közvetlenül beadhatók a rendszer bemenetei, míg az összes többi csúcs egy újabb értéket számít ki, melyek a nyelő csúcsokban értelmezhetők végeredményként. A források kivételével az egyes csúcsok az  $x_v = \sigma(w_n \cdot x_n + b_v)$  képlet alapján számítják ki az értéküket, ahol  $x_v$  a v csúcs új értéke (nem címkéje),  $w_n$  a bemenő élek súlyainak (weight) vektora,  $x_n$  ezen élek kiindulópontjainak értéke,  $b_v$  a v csúcs címkéje/biase, a  $\sigma$  függvény pedig egy - jellemzően nem-lineáris - aktiválási függvény.

#### Architektúra

A számítási gráf csúcsait általában a forrásoktól való távolságuk alapján particionálni szokás, ahol strukturálisan az egyes rétegek általában minden csúcsukban azonos módon viselkednek. Az egyes partíciókat **rétegeknek** nevezzük, és számos előnyös tulajdonsággal bírnak. Egyrészt a különböző rétegek szemantikailag egyre magasabb szintű absztrakciókat reprezentálnak, másrészt rétegen belül párhuzamosan is kiszámíthatók. Mivel a rétegek minden csúcsukban hasonlóan épülnek fel, ezért gyakran megkülönböztetünk speciális célú rétegeket. Ilyen az időkomponenssel bíró adatok kezelésére kifejlesztett rekurrens/visszacsatolt réteg, a lokális információkat összegző konvolúciós réteg vagy az általánosabb, teljesen összekötött réteg. A rétegekből (vagy anélkül) kialakított számítási gráfot a neurális hálózat architektúrájának is szokás nevezni.

Amennyiben a rétegek szekvenciálisan egymásra épülnek (azaz általában), akkor az egyes rétegek weight és bias értékeit könnyebben kezelhető mátrix alakban is felírhatjuk. Jelöljük az i-edik réteget  $H^{(i)}$ -vel, a rákövetkezőt  $H^{(i+1)}$ -gyel, az adott rétegben található csúcsok számát pedig  $|H^{(j)}|$ -vel. Ekkor az i-edik rétegből az i+1-edikbe menő élek súlyai egy  $W^{(i)} \in \mathcal{R}^{|H^{(i)}| \times |H^{(i+1)}|}$  mátrixban tárolhatók, amelyben - értelemszerűen - a sorok jelentik az élek kiindulópontját, az oszlopok pedig a végpontját. Egy  $B^{(i)} \in \mathcal{R}^{|H^{(i)}|}$  bias vektor is kialakítható, amely a csúcsok címkéjét tartalmazza. Ezek felhasználásával egy réteg kimenetének kiszámítása a

 $H^{(i+1)} = \sigma(H^{(i)} * W^{(i)} + B^{(i)})$  egyenletre redukálódik, ahol a  $\sigma$  függvény az elemenként alkalmazott aktiválási függvényt jelöli, a többi művelet pedig mátrixműveleteket. Ebben a formában a bemenetet a nulladik réteg kimenetének tekintjük. Egyes speciális rétegek ettől a számítási módtól néha kis mértékben eltérnek (például konvolúciót alkalmaznak mátrix szorzás helyett).

#### Tanulás

Neurális hálózatok architektúrá ja leggyakrabban emberi munkával készül el. Van példa arra is, hogy jól működő (a célnak megfelelő pontosságú eredményt adó) neurális hálózatok paramétereit is emberi erővel vagy egyszerű konstruktív szabályokkal állítanák be, azonban ezek a megoldások szélsőséges esetekben, kis méretű hálózatokon szoktak működni. A paraméterek automatikus konfigurálását szokás a hálózat tanításának nevezni, míg az erre alkalmazott algoritmus paramétereit hiperparaméternek. Számos ilyen algoritmus létezik, azonban manapság a sztochasztikus gradiens leszállás variánsait szokás használni. Az SGD-alapú tanulás során véletlenszerű módon inicializáljuk a paramétereket, ami után a tényleges tanulás a kimenetre alkalmazott költségfüggyény segítségével történik, melynek függvényében módosítjuk a hibás (rossz eredményre jutó) paramétereket. Különösen nehéz értékelni, hogy egy rossz kimenethez egy adott paraméter mennyire járult hozzá, azonban itt nem térünk ki az erre alkalmazott módszerekre. A tanításnak lehetnek másodlagos követelményei is, mint például a kapott paraméterek komplexitásának (értékskálájának) csökkentése. Fontos kiemelni, hogy nem mentesek a gradiensalapú megoldások a problémáktól (kezdve a paraméter/kimenet hozzárendelési problémától, a szükségszerűen differenciálható költségfüggyényen át, a deriválhatósági szempontból megfelelő inicializálási módszerekig bezárólag), és egyáltalán nem csak ilyen tanulóalgoritmusok léteznek. Evolúciós algoritmusok hatásfokát a neurális hálózatok tanításának kontextusában már számos szerző vizsgálta, illetve javította[41, 42]. Bár ígéretes eredményeket érhetők el genetikus algoritmusokkal, és nem is szükséges hozzá, hogy deriválható költségfüggvényt alkalmazzunk, de - egyelőre - ez a módszer nem terjedt el széles körben, azonban - neuroevolúció néven - virágzó szakterületté nőtte ki magát a problémakör.

# 2.3.4. Gráf konvolúciós neurális hálózatok

Említés szintjén láttuk, hogy lokális információk összegzésére konvolúciós rétegek alkalmasak. Mivel gráfokon létezik távolságfogalom, ezért elméletben a körükben is alkalmazható ugyanez az elv. A sztenderd konvolúciós hálózat bemenete azonban egy olyan tenzor (azaz, a mi szempontunkból, egy tetszőleges dimenziószámú mátrix), amelyben a lokalitás a tenzoron egyes elemei közti távolságon alapszik. Az általunk látott gráfreprezentációk (incidencia mátrix, adjacencia mátrix stb.) izomorf gráfot ír le akkor is, ha ugyanazt a permutációt alkalmazzuk a sorokra, mint az oszlopokra, tehát a mátrixon belüli közelség irreleváns.

## Laplacian

A jelfeldolgozás és gráfelmélet határmezsgyéjén fekvő spektrális gráfanalízis területe azonban már évtizedekkel ezelőtt kidolgozott egy olyan, Laplace-mátrixnak (vagy csak Laplaciennek) nevezett - reprezentációt[43], amely sajátértékeiben független a csúcsok sorrendjétől.

25. Definíció. A G = (V, E) gráf fokszám-mátrixaként vagy degree matrixaként ismerjük azt a  $D_G^{|V| \times |V|}$  négyzetes mátrixot, amelyre a diagonális elemeit a  $d_{i,i} = degree(v_i), i = 1, \ldots, |V|$  képlet alapján kapjuk, minden egyéb eleme pedig 0.

26. Definíció. A G = (V, E) gráf szimmetrikusan normalizált Laplacemátrixa az  $L = \sqrt{inv(D)} * A * \sqrt{inv(D)} = I - \sqrt{inv(D_G)} * A_G * \sqrt{inv(D_G)}$ , ahol D a G gráf degree mátrixa, inv a mátrixinverz függvény, a gyökvonás elemenként értendő, a szorzás mátrixszorzás, az  $A_G$  az adjacencia mátrix és I a megfelelő méretű egységmátrix.

Megjegyzés. Egy másik Laplacian-variáns, a random walk (normalized) Laplacian is népszerű, azonban a továbbiakhoz nem szükséges a kettő közti különbséget mélyebben átlátni.

A Laplace-mátrix továbbra sem lesz független a gráf csúcsainak sorrendjétől, azonban egyrészt reflektálja azokat a szerkezete, másrészt a sajátértéke már független a csúcsok permutációitól.

### Számítási szabály

Bár a neurális hálók gráfjellegű adatokra való adaptációjára már korábban is voltak kísérletek[44, 45], napjainkban a - Welling és társa által kidolgozott - Laplacemátrixon alapuló variáns[46] a leginkább elterjedt. Wellingék azt ismerték fel, hogy a megelőző réteg kimenete egy impulzusmátrixként is felfogható, amin - korábbi eredményekre hagyatkozva[47] - a Laplacian gráfalapú (spektrális) szűrőként funkcionál. Mivel ez a szűrő csak egy adott él környezetének megfelelő impulzusokat összegzi, ezért a számítás során nem az eredeti gráfot használják, hanem aszerint módosítják először, hogy minden csúcs egy hurokéllel rendelkezzen. A neurális rétegekről szóló fejezetben látottaknak megfelelően tudjuk, hogy általában  $H^{(i+1)} = \sigma(H^{(i)}*W^{(i)} + B^{(i)})$  szabály segítségével kapható meg egy réteg kimenete. A Welling-féle gráf konvolúciós réteg (GCN) ezzel szemben a  $H^{(i+1)} = \sigma(\tilde{L}*H^{(i)}*W^{(i)})$  szabályt alkalmazza, amelyben  $\tilde{L}$  jelöli a hurokélekkel ellátott G gráf Laplacemátrixát, azaz az  $\tilde{A} = A_G + I$  adjacencia mátrix segítségével kapott Laplaciant. Mint látjuk, a biasok itt elhagyásra kerülnek, amit viszont azzal ellensúlyozunk, hogy  $\tilde{L}$  csak és kizárólag a lokális információk szűri ki.

A GCN-nek különösen alkalmasak gráfcímkézési és klaszterezési problémák megoldására, akár alig néhány réteg használatával is.

# 2.3.5. Hipergráf konvolúciós neurális hálózatok

Hipergráfok esetén már régóta vizsgált probléma, hogy hogyan lehet úgy általánosítani a gráfokon alkalmazott Laplaciant, hogy az minél több tulajdonságát megőrizze. Régebbi eredmények mindössze a hipergráfok speciális részosztályain voltak képesek ezt megvalósítani[48, 49], azonban egy 2015-ös cikkben[50] sikerült áttörést elérni, és egy általánosan alkalmazható definíciót bevezetni. A konstrukciós módszer bizonyos hiányosságait aztán 2018-ban Chan és társasi tárták fel, illetve javították[51].

Ez a két eredmény lehetővé tette, hogy a GCN rétegekhez hasonló megoldásokat defináljunk hipergráfok esetében. Először Feng és társai vetették fel, hogy a hipergráfokon értelmezett Laplace-mátrix alkalmazható GCN-szerű megoldásokra[52], azonban módszerükhöz szükséges egy olyan gráf létrehozása, amelyben minden hiperél

klikként van reprezentálva. Nem sokkal később Yadati és társai több kisebb komplexitású metódust is felvetettek[53], amelyek - az eredményeik alapján - rövidebb tanítási időt igényel, de összemérhető vagy jobb eredményeket érnek el az általuk vizsgált problémán. Az általuk bemutatott módszerek (tudatosan) figyelmen kívül hagyták a feltárt Laplacian-konstruálási hibákat, azonban ez nem okozott problémát sem valós, sem szintetikus adatok esetében. Bandyopadhyay-ék egyszerűen a hipergráf line graph-ján futtatott GCN rétegekkel értek el ígéretes eredményeket[54]. A terület legújabb eredménye Tranék cikke[55], amelyben (általunk nem definiált) irányított hipergráfokra is kiterjesztik a módszert.

## Hipergráf Laplacian

Az alábbiakban áttekintjük a hipergráf Laplacian konstrukciós szabályát, ahogy azt az első, Chang-féle cikkben alkalmazták[50].

Adott H=(V,E) hipergráf és  $X\in\mathcal{R}^{|V|}$ , véletlenszámokat tartalmazó vektor.

- 1. Minden  $e \in E$  hiperél esetén legyen  $\{i_e, j_e\} = argmax_{i,j \in X}(|X_i X_j|)$ , a döntetlenek esetén véletlenszerű választással.
- 2. Hozzunk létre egy  $G_X = (V', E')$  irányítatlan, súlyozott gráfot, amelyben V' = V és  $E' = \{\{i_e, j_e\} | e \in E\}$ , továbbá  $w(\{i_e, j_e\}) = w(e)$ .  $G_X$  minden v csúcsához adjunk egy hurokélet, amelyre  $w(v, v) = degree(v) \sum_{e \in E: v \in \{i_e, j_e\}} w(e)$ .
- 3. Jelölje az  $A_X$  azt a mátrixot, amit  $G_X$ -ből, ha minden sort leosztunk az adott sornak megfelelő csúcs fokszámával.
- 4. Egyszerű gráfokhoz hasonlóan a szimmetrikusan normalizált hipergráf Laplaciant az  $L = (I \sqrt{(inv(D))} * A_X * \sqrt{(inv(D))})$  képlet adja, azonban a konvulúciós réteg alkalmazása során  $A_X$  helyett az  $\tilde{A} = A_X + I$  mátrixot használjuk.

# 3. fejezet

# Saját eredmények

# 3.1. Vizsgált módszerek

# 3.1.1. Euler-diagram reprezentáció

Láthattuk, hogy Euler-diagramok reprezentálhatók Bézier-görbékkel, körökkel, ellipszisekkel és poligonokkal is, azonban bizonyos esztétikai vagy szemantikai kritériumok betartása mellett (lásd well-formed kritériumok) nem minden hipergráf rajzolható ki. A korábbi eredményekkel összhangban ezért itt az Általános megoldás eléréséhez mindenképp egy olyan modell bevezetése szükséges, amely egyszerre képes kezelni az ismert esztétikai metrikákat, így például kompakt módon, egyetlen görbével reprezentálni egy halmazt, azonban mikor ez nem lehetséges, akkor - bár komplexebb diagramok használatával - továbbra is megfelel az elvárt szemantikai követelményeknek. Fogalmi szinten ennek természetesen megfelel az Általánosított Euler-diagram definíció. Ennek a definíciónak a használatával viszont további kérdések merülnek fel. Mivel zárt görbék segítségével írtuk le a fogalmat, ezért kérdéses, hogy magukat a görbéket hogyan ábrázoljuk a memóriában, illetve olyan reprezentációra lenne szükség, ami lehetőleg flexibilis, kevés paraméterrel leírható és tetszőleges számú régióra tud bontani egyetlen görbét, kis számítási igény mellett.

#### Definíció

Az általam választott reprezentáció csúcsalapú, amelyben az egyes görbéket a hiperéleket alkotó csúcsok részhalmazainak konvex burka adja. Vegyünk minden

csúcs esetén egy háromelemű vektort, amely tartalmazza a csúcs x és y koordinátáit, illetve egy d-vel jelölt értéket, azaz egy  $X \in \mathcal{R}^{|V| \times 3}$  mátrixot. Minden e hiperélhez rendeljünk egy  $G_e$  gráfot, amelynek csúcshalmaza megegyezik a hiperél csúcshalmazával, tetszőleges  $u, v, u \neq v$  csúcsa között pedig akkor fut él, ha  $distance(u, v) \leq min(u_d, v_d)$ , ahol a distance függvény tetszőleges távolságmetrika lehet (én az implementáció során az  $L^2$  normát használom). A  $G_e$  gráf összefüggő komponensei particionálják a hiperél elemeit. Az egyes partíciók - melyeket én a hiperél/görbe **szegmenseinek** fogok nevezni - konvex burkát véve a hiperél(et reprezentáló görbe) több zárt poligonra bomlik szét, így általánosított Euler-diagramot reprezentál. A reprezentáció előnye, hogy tetszőleges számú nem-üres komponensre bontható vele mindegyik él, illetve az egyes görbék az általuk tartalmazott csúcsok számával arányos komplexitással bírnak.

Nem minden esetben előnyös a konvex burok alkalmazása, hiszen egy szegmensben tartalmazott egyetlen csúcs esetén nem jelenne meg az az információ, hogy melyik (ha bármelyik) hiperél tartalmazza azt. A két csúcs esetén előforduló hasonló helyzetben pedig a konvex burok egy egyenest adna, amely feltehetőleg nem látható eléggé. Ebből az okból kifolyólag egy elvárt minimum távolságot, r-et is elvárunk a probléma definiálása során. Egy csúcs esetén konvex burok helyett az r sugarú kört, míg két csúcs esetén a két csúcs körüli r sugarú köröket, és azok konvex burkát együttesen tekintjük a szegmenst tartalmazó görbének, ahol r alatt .

Megjegyzés. Nem garantált, hogy az elvárt minimális távolság teljesüljön a végső megoldásban, ekkor átfedő görbéket kapunk, amik szemantikai problémákhoz vezethetnek. Az egyetlen valós alternatíva, hogy r-et a konkrét csúcstávolságok minimumaként definiáljuk, azonban ekkor szintúgy problémákba ütközünk, ha több csúcs is egy pontba esik.

Megjegyzés. Az elfajuló esetet, mikor egy egy vagy két csúcsú szegmens egy nagyobb csúcsszámúból úgy alakul ki, hogy a csúcsok egy pontba esnek, nem kezelem külön. Bár ez valószínűleg előnyös lenne, azonban felvet olyan értelmezési kérdéseket, hogy az adott görbe hány csúcsot tartalmaz pontosan, mi a teendő, ha az egyik egy él egyedüli eleme és így tovább. Mivel ez az eset alapvetően kevéssé valószínű, ezért ezeknek a kérdéseknek a megválaszolását inkább elkerültem, azonban egy későbbi kutatás célja lehet.

# Futásidő és memóriaigény

Figyeljük meg, hogy egy adott gráf tetszőleges csúcsának elhagyásával egy korábban összefüggő komponens előfordulhat, hogy két részre esik, azonban ez nem szükségszerű. Az előző okból kifolyólag minden hiperélre külön kell létrehozzuk a  $G_e$  gráfot. Az egyes  $G_e$  gráfok akár minden e hiperél esetén tartalmazhatják az összes csúcsot, ezért feltehetjük, hogy a csúcsszáma megegyezik a hipergráféval. A hiperélenkénti teljes gráf létrehozásának költsége  $\mathcal{O}(|E_H|*|V_H|^2)$ , ahol a  $H=(V_H,E_H)$  hipergráfot vizsgáljuk. Minden  $G_e=(V_G,E_G)$  gráf esetén egy bejárást kell lefuttasunk, ami  $\mathcal{O}(|V_G|+|E_G|)=\mathcal{O}(|V_G|+|V_G|^2)=\mathcal{O}(|V_G|^2)=\mathcal{O}(|V_H|^2)$  futásidővel bír, azaz a teljes futásidő továbbra is  $\mathcal{O}(|E_H|*|V_H|^2)$ .

Mivel a csúcsonkénti x és y koordináták, illetve a d távolság alkotja a modellt, ezért a memóriaigény  $3*|V| \in \mathcal{O}(|V|)$ .

## Megjegyzések

Csúcsok ábrázolása eredetileg nem része az Euler-diagramoknak, azonban a pozíciójuk tartalmazhat információt (esetleg használhatunk glyph-jellegű ikonokat is), így akár átértelmezhetik az ábra szemantikáját (például a létrejöttükkel engedélyezhetjük üres halmazok megjelenítését). Az általam használt módszer alkalmas csúcsok kezelésére, hiszen a modellben mindegyik konkrét pozícióval rendelkezik, viszont konkrétan a görbék határolóegyenesén is elhelyezkedhetnek (hiszen az ő konvex burkokat használjuk görbék leírására). Amennyiben a csúcsok megjelenítése is célunk, akkor érdemes lehet utólagos lépéseket alkalmazni a görbékre (vagy a széleken elhelyezkedő csúcsok pozícióra), de a csúcsok elrejtése is megoldás.

A továbbiakban azt is érdemes lehet megvizsgálni, hogy nem csúcsonkénti, hanem globális vagy hiperélenkénti d értékek használatával mennyire romlik tanuláis/optimalizálási idő, illetve az elérhető legjobb költségfüggvény.

# 3.1.2. Optimalizációs módszerek

A kísérletek során optimalizációs módszerek több kategóriáját hasonlítom össze; a particle swarm optimization (PSO) nevű módszert, illetve a genetikus algoritmus (GA) különböző variánsait. Bár - szigorúan véve - nem optimalizációs módszer, de

itt fogom vizsgálni a költségfüggvény neurális hálókkal való közelítését is, amely célból hipergráf konvolúciós hálózatokat (HCNN) próbálok ki.

#### Particle swarm optimization

Az első algoritmus során van a legegyszerűbb dolgunk, mivel az eredeti - a 2.3.1 fejezet 3. számú pszeudokódjaként bemutatott - módszert egyáltalán nem módosítottam. Amennyiben az Euler-diagramot reprezentáló  $X \in \mathcal{R}^{|V| \times 3}$  mátrixot sorvagy oszlopfolytonosan adjuk meg az eljárásnak, viszont feltételezzük, hogy a költségfüggvény is ilyeneken operál, akkor az eredeti megoldás tökéletesen fedi a mi esetünket is.

#### Genetikus algoritmus

Emlékezhetünk a 2.3.1 fejezetből, hogy a GA pszeudokódja (lásd 1. pszeudokód) nem teljeskörűen kidolgozott. Bár az egyes lépések - mint szelekció, kereszteződés és mutáció -, meghatározhatók általánosan is, de gyakran inkább problémaspecifikus definíciót alkalmazunk. Mivel a modellben az egyes gének nem függetlenek egymástól - amennyiben egy csúcs x és y koordinátáját nincs értelme külön kezelni -, ezért én olyan módon határoztam meg az algoritmus szóban forgó lépéseit, amik ezt a tulajdonságot figyelembe veszik. Mint látni fogjuk a 3.1.4 fejezetben, a költségfüggvényt alkotó heurisztikák direkt úgy lettek kialakítva, hogy - amelyik esetében ez lehetséges - hiperélenként számítják a költséget, amelyek aggregációjaként számítjuk a globális költségfüggvényt. Ez a számítási mód lehetővé teszi, hogy a GA során akár tetszőleges értékeket, akár hipercsúcsokat vagy hiperéleket tekintsünk a legkisebb értelmes egységnek, amelyet örökölni lehetséges. Ennek megfelelően három különböző GA variánst hoztam létre, melyeket rendre naív GA, csúcsalapú GA és élalapú GA névvel fogok illetni.

A születést/halált modellező szelekciós függvényt és a szülők kiválasztását (melyek az erdeti leírásban együttesen selectFitnessProportionally néven, population, fitnessValues, parentNumber paraméterekkel szerepeltek) két lépésre bontottam.

#### 4. Algoritmus Szelekció

<u>Function</u> selection(population, fitnessValues, parentNumber)

- 1: worstIndividuals = parentNumber db. legrosszabb értékkel bíró egyed lecseréljük új egyedekre
- 2:  $population = population \setminus worstIndividuals$
- 3:  $population = population \cup generateFeasibleSolutions(parentNumber)$
- 4: fitnessValues = evaluateFitness(population)
- 5: bestIndividuals = parentNumber db. legjobb értékkel bíró egyed kiválasztjuk a következő iterációban való megőrzésre
- 6: return bestIndividuals

### 5. Algoritmus Szülők kiválasztása

 $\underline{\textbf{Function}} \ \text{selectParents}(population, fitnessValues, parentNumber)$ 

- 1: fitnessImpliedProbabilities = (fitnessValues min(fitnessValues))/sum(fitnessValues)
- 2: for  $i = 1 \dots parentNumber$  do
- 3: parentIndices = fitnessImpliedProbabilities alapú eloszlásból visszatevés nélkül kettő minta vétele
- $4: \quad parentsRow = population[parentIndices]$
- 5:  $parents_i = parentsRow$
- 6: end for
- 7: return parents

A recombine (máshol gyakran crossover névvel illetett) függvény a kiválasztott szülőket kapja meg paraméterként, és kombinálja a génállományukat. Az itt tárgyaltak közül ez a legfontosabb függvény, mivel ez különbözteti meg a három variáns működését. A naív GA esetében nem is részletezem pszeudokódban a működést, mivel a leszármazottak összeállítása mindössze annyiból áll, hogy egyenletes eloszlás szerint kiválasztjuk a gének felét, melyeket az első szülő génállományából másolunk le, a többit pedig a másodikéból. Csúcsalapú GA-nél mindössze annyiban térünk el ettől, hogy az x, y és d értékeket közösen tekintjük egy génnek, így ezek mindig együttesen öröklődnek egy szülőtől (továbbra is fele-fele arányban).

Élalapú GA esetében természetesen az egyes egyedkhez nem elég egyetlen fitness értéket nyilvántartani, hanem a - ahol értelmezett úgy - minden egyed minden élére szükséges azt tárolni. Az élalapú megoldás esetén a recombine függvénynek ezek az élalapú fitness értékek is bemenetei, melyeket az  $edgewiseFitness \in \mathcal{R}^{|population| \times |E|}$ változó tartalmának tekintünk (H = (V, E) esetén), illetve megkapja a hipergráf incidencia mátrixát is. A szóban forgó eljárás során továbbra is egy x, y, d hármast tekintünk génnek, így ezek csak együtt örökölhetők, azonban egy gén szülőjének kiválasztása a korábbiaktól eltérő módon történik. Az egyes csúcsokhoz mindkét szülő esetén külön-külön meghatározzuk, hogy az adott csúcsot tartalmazó éleknek mennyi az átlagos fitness értéke. Az öröklődés során kiválasztjuk azokat a géneket (azaz csúcsonkénti x, y, d értékhármasokat), amelyeknek ez az átlagolt értéke nagyobb az első szülőben. A kiválasztást úgy módosítjuk, hogy mindig fele-fele arányban örököljünk a két szülőből. Ehhez a két átlagolt érték különbségét vesszük, és azokkal bővítjük/csökkentjük az első szülőből átvett értékeket, amelyek a legkisebb eltérést mutatják. Így elveszíthetjük a legjobb értékek öröklését, azonban csak akkor, ha a másik szülő többi génjében nagyobb lenne a fitness értékben beállt veszteség.

A mutációt az új populáción alkalmazott normális eloszlású zajjal modellezzük, amelynek az átlaga nulla, a felső értéke a *mutationRate* változó.

#### Hipergráf konvolúciós hálózat

A neurális hálózaton alapuló megoldás esetében fontos felismernünk, hogy nem egy direkt optimalizációs megoldásról beszélünk. Függvényapproximációs módszerként itt nem egyetlen hipergráf legjobb elrendezését szeretnénk megkapni, hanem hipergráfok egy egész - azonos csúcs- és élszámú - családját szeretnénk leképezni (problémapéldányonként) különböző megoldásokra. Ez sajnos (nagyságrendekkel) lassabb tanulási idővel jár, és elkerülhetetlen a vizsgálandó hipergráfok köréből minél több legenerálása, amely alapján a hálózat betanítható. A hátrányok mellett a módszer természetesen előnyökkel is rendelkezik; a modellt elég egyszer betanítani, onnantól közvetlenül alkalmazható tetszőleges hipergráf Laplace-mátrixára.

A korábbiakban már bevezettük mind a hipergráf Laplaciant (2.3.5 fejezet), mind a gráf konvolúciós neurális hálózatokat (2.3.4 fejezet). Ahogy láttuk, több módszer is definiált hipergráf konvolúciós hálózatokra létrehozására. A kísérleteim során egy

egyszerű variánst választottam ezek közül, amely megegyezik a GCN számításával, azonban a Laplace-mátrixot lecseréljük a hipergráf Laplacianjára. A módszer nem csak intuíción alapuló kísérlet, Yadatiék cikkében[53] a FastHyperGCN nagy hasonlóságot mutat vele, mindössze én nem alkalmazok mediátorokat (máshogy súlyozom a Laplacian éleit).

A tanítás természetesen nem SGD alapú, hiszen a költségfüggvénytől nem várjuk el, hogy deriválható legyen, így a naív GA eljárást választottam a neurális háló betanítására. Mivel a gráf és hipergráf konvolúciós hálózatokkal foglalkozó cikkek jellemzően kettő rétegű architektúrát alkalmaznak[46, 53], ezért én sem fogok mély hálózatokkal kísérletezni. Az egyes rétegekhez relu (f(x) = max(0, x)), sigmoid  $(f(x) = e^x/(e^x + 1))$  vagy softmax  $(f_i(x) = e^x/\sum_{i=1}^n (e^x))$  aktiválási használok (ahol emlékezzünk, hogy az aktiválási függvény minden neuron kimeneti értékére külön-külön számítódik), azzal a kikötéssel, hogy az utolsó réteg nem lehet relu (mivel nem szorítaná az értékeket 0 és 1 közé). Neurális hálók tanítása során kevésbé látható át, hogy az egyes paraméterek hogyan befolyásolják a végeredményt, azonban közismert, hogy a paraméterek nagyságrendjének mövekedése negatívan befolyásolja a hálózat tanulásának sebességét[56]. Ebből az okból kifolyólag a paramétereket kis értékekkel  $(mean = 0, \sigma^2 \in (0, 1], \theta = (mean, var)$  paraméterű normális eloszlással) inicializálom, ami után a hálózat sekélysége biztosítja, hogy relu esetén se kapjunk nagy értékeket (ezért regularizációt nem alkalmaztam).

# 3.1.3. Inicializációs módszerek

A bemutatott algoritmusok során többször előfordul, hogy új megengedett megoldásokat kell generáljunk. Tekintve, hogy ezeknek a minősége nagyban befolyásolja a futás során elérhetőkét, ezért különösen fontos kérdés, hogy kezdeti értékeket hogyan számítjuk ki. Ebből a célból a dolgozatban több módszert is vizsgálok a megoldások inicialiázására, melyeket ebben a fejezetben részletezek.

### Egyenletes eloszlás alapú inicializálás

A legegyszerűbb - és az optimalizációs algoritmusok eredeti leírásában általában alkalmazott - módszer, hogy a modell minden dimenziójához megadunk egy alsó és felső értéket, majd az inicializálás soroán a kettő közötti egyenletes eloszlás sze-

rint választunk új értéket. A mi esetünkben az x és y koordináták felső határát az alkalmazott képméret adja meg, míg a d esetében akkor kapjuk a legnagyobb értelmes számot, ha a két átellenes csúcs távolságát nézzük, amely Pitagorasz-tétellel megkapható. Az alsó korlátok természetesen minden esetben nullával egyeznek meg.

#### Élenkénti inicializálás

Ennek az inicializálási módszernek a során először az élek pozícióit határozzuk meg (az egyenletes eloszlás alapú inicicializálás szerint), majd az egyes csúcsokat az őket tartalmazó élek átlagaként értelmezzük. A d értékek ettől függetlenül, csúcsonként számítódnak ki. A mögöttes feltételezés, hogy így olyan klaszterek alakulnak ki, amely egy-egy csúcs összes élét tartalmazzák.

## Erőalapú gráfelrendezés szerinti inicializás

Egy hipergráfot leírhatunk leírhatunk gráfszerű struktúrákkal is (pl. a 2.2.1 fejezetben bevezetett bipartite incidence structure vagy szuperduális segítségével). A hiperélek klikkekre való cserélése első ránézésre ilyennek tűnhet, azonban figyeljük meg, hogy elveszik az az információ, hogy pontosan melyik hiperélből származik a két csúcs közötti él. Amennyiben továbbra is előző módszernél bevezetett megfontolásból indulunk ki (azaz a szomszédok valamiféle átlagolásával elérhető klasztereket szeretnénk), akkor azonban az így elvesző információ egyáltalán nem is szükséges. Tekintsük azt a fizikai szimulációt, amelyben a nem szomszédoscsúcsok taszítják, a szomszédosak pedig vonzzák egymást. Ekkor a rendszer egyensúlyi helyzetei felfoghatók a ilyen átlagolásként is. Az így leírt módszer pontosan a force-directed gráfkirajzolási módszerek (lásd 2.2.2) egy speciális esetét írja le. Az általam használt konkrét eljárás a Fruchterman-Reingold módszer[8], amelyet (a cikkből átemelve) alább láthatunk.

### 6. Algoritmus Fruchterman-Reingold

Function layout(Canvas = (width, height), G = (V, E), iterations)

1: 
$$k = \sqrt{width * height/|V|}$$

2: 
$$t = \sqrt{width^2 + height^2}$$

lehetséges maximum (a cikkben nem definiált)

```
3: for i = 1 \dots iterations do
      for v \in V do
                                                                    taszítóerők kiszámítása
 4:
         v.disp = 0
 5:
         for u \in V do
 6:
           if \{u,v\} \notin E then
 7:
              v.disp = 0
 8:
              \Delta = v.pos - u.pos
 9:
              v.disp = v.disp + (\Delta/|\Delta| * k^2/|\Delta|)
10:
            end if
11:
         end for
12:
      end for
13:
      for v, u \in E do
                                                                    vonzóerők kiszámítása
14:
         \Delta = v.pos - u.pos
15:
         v.disp = v.disp - (\Delta/|\Delta| * |\Delta|^2/k)
16:
         u.disp = u.disp + (\Delta/|\Delta| * |\Delta|^2/k)
17:
      end for
18:
      for v \in V do
19:
         \Delta = v.pos + (v.disp/|v.disp| * min(v.disp, t)) t szerint maximáljuk az
20:
    elmozdulást
21:
         v.pos.x = min(width/2), max(-width/2, v.pos.x) nem engedjük túlfutni a
    kép szélén
22:
         v.pos.y = min(height/2), max(-height/2, v.pos.y)
23:
      end for
24:
      t = cool(t)
                                        csökkentjük a maximális lehetséges elmozdulást
25: end for
```

Az algoritmus során kezdetben egyenletes eloszlású véletlen v.pos értékeket tételezünk fel.

**Megjegyzés.** Mivel a szuperduális exponenciális méretű az eredeti hipergráfhoz képest, ezért a használatát a teljes kutatás során kerültem.

### Hipergráf konvolúciós inicializálás

A HGCN módszernek megvan az az előnye, hogy tetszőleges - adott méretű - hipergráfon működik, azonban továbbra is csak egyetlen elrendezést rendel hozzájuk, az inicializáláshoz szükséges variácókat nem szolgáltatja. Ez a probléma természetesen fennáll, ha a tanítás során mindössze egyetlen modellt (neurális hálót) optimalizálunk (például SGD esetén), illetve akkor is, ha csak a betanított neurális hálót tartjuk meg. Mivel én genetikus algoritmust használok a tanítási folyamatra, ezért annak a végén a populáció számával megegyező számú különböző modellel is rendelkezésre áll. Ezeket elmentve és felhasználva - a populáció méretéig - a variációs kritériumot is tudjuk teljesíteni, így inicializációs módszerként is tud működni.

#### Súlyozott inicializálás

Mikor több, mint egy megoldást inicializálunk - azaz esetünkben mindig -, akkor megtehetjük, hogy az új elemek felét az egyik, felét egy másik inicializálási módszerrel definiáljuk. Ezt a módszert általánosíthatjuk tetszőleges számú inicializációs módszerre (amelyek esetleg csak a paraméterezésükben térnek el), illetve fele-fele bontás helyett tetszőleges súlyozásra is.

#### Távolságértékek statisztikai inicializálása

Minden korábbi módszer esetén a csúcsok pozicionálására koncentráltunk, a d értékek háttérbe szorultak. Ezt ellensúlyozandó az egyes módszerek során lehetőség van ezeket különböző módokon számítani. A fönt bevezetett véletlenszerű módszeren kívül - a csúcsok koordinátáinak beállítása után - minden adott v csúcs d értékét beállíthatjuk a legközelebbi, legtávolabbi vagy átlagos szomszéd távolsága alapján, ahol minden csúcsot szomszédnak tekintünk, amellyel v közös hiperélben szerepel.

### 3.1.4. Heurisztikák

Az egyik legfontosabb tulajdonsága az általam használt Euler-diagram modellnek, hogy nem rigid szabályokon alapszik (például well-formed vagy well-matched kritériumok teljesítésén), hanem súlyozható (és költségfüggvényként alkalmazható) mérőszámokon. A kapott ábrával szembeni elvárásaink természetesen sokrétűek le-

hetnek, azonban az irodalom áttekintése során láttuk, hogy egyes tulajdonságok több szerző szerint is segítik a végeredmény könnyebb értelmezését, emberi feldolgozását. A szabályalapú megoldásokat kiváltandó, az általam legfontosabbnak ítélt tulajdonságokat igyekeztem különböző heurisztikus mérőszámok segítségével leírni. A létrehozott heurisztikus módszerek, illetve egyáltalán az általuk leírt tulajdonságok köre is vitathatatlanul némileg önkényesen lettek meghatározva, azonban a dolgozat egyik fő célja pontosan annak kiderítése, hogy mennyire alkalmasak a vizsgált módszerek arra, hogy tetszőleges esztétikára szabva tudjunk hipergráfokat kirajzolni. Mivel kizárólag a költségfüggvényen alapszik a modell tanítása, ezért az magában kell foglalja a szemantikus információkat is, azaz hogy az ábrázolt csúcsok és görbék elhelyezkedése megfelel-e az Euler-diagram definíciójának. Bár ezutóbbi tulajdonság jóval fontosabbnak tűnhet, mint az esztétikai megfontolások, azonban könnyen előfordulhat például, hogy a hiperélek egymáshoz viszonyított relatív mérete jóval fontosabb információt hordoz a szemlélőnek, mint amit néhány csúcs rossz hiperélbe való helyezésével elveszít.

A heurisztikák által visszaadott mérőszámok persze nem alkalmasak arra, hogy önmagukban költségfüggvényként használjuk őket, hiszen csak egy-egy aspektusát vizsgálják az adott ábrának, ezért inkább veszteségfüggvényként, a költségfüggvény építőelemeként gondolhatunk rájuk. Ahogy már korábban is említettem, a heurisztikák direkt úgy lettek kialakítva, hogy ahol lehetséges hiperélenként is értelmezve (és tárolva) legyenek, a többi esetben pedig csak globálisan. Minden mérőszám a [0, 1] intervallumból veszi fel az értékeit, ahol a 0 a legjobb, 1 a legrosszabb lehetséges érték. Ezzel a módszerrel kerültem el, hogy a különböző skálákból adódó értelmezés nehézség ellehetetlenítse az eredmények összehasonlítását. Igyekeztem a mérőszámokat úgy kilakítani, hogy ne csak a szélsőértékek legyenek felvehetők, hanem több diszkrét ugrás is legyen a két végpont között. Az ugrások jobban közelítenek egy folytonos függvényt, amely többletinformációt szolgáltat az optimalizációs algoritmusok számára, hogy a paraméterek adott irányú elmozdulása pozitívan befolyásolja-e a költségfüggvényt. Kísérleteim során azonban közvetlenül is vizsgálni fogom, hogy csak a szélsőértékek használata (azaz gyakorlatilag szabályok elvárása) ténylegesen negatívan befolyásolja-e az algoritmusokat. A költségfüggvény kiszámításához hiperélenként súlyozva összeadjuk az arra alkalmas heurisztikák eredményét, majd ezek átlagához hozzádva a csak globálisan értelmezettek eredményét, megkapjuk az aggregált, végső értéket. Ezek a súlyok a felhasználó által meghatározhatók, így a költségfüggvény egy paraméteres függvény.

**Megjegyzés.** Operálhatnának azzal a feltételezéssel a heurisztikák, hogy az ábra tere  $[0,1] \times [0,1]$ -en értelmezett, majd a végfelhasználó átméretezhetné ezt a saját igényeinek megfelelően. Mivel az ábrák szélessége és magassága jellemzően nem 1:1 arányú, ezért ezzel olyan torzítást is bevezetnénk, amely nem jelenik meg a modellben. Ezt elkerülendő a költségfüggvény, így a heurisztikák is paraméterként megkapják, illetve hozzáférnek az ábra szélesség/magasság attribútumához.

Megjegyzés. A szemfüles olvasónak feltűnhet, hogy a genetikus algoritmust végig úgy tárgyaltam, hogy maximalizálási feladaton operál, azonban a költségfüggvényt egyféleképp definiálom itt. Ez a tényleges megvalósítás során nem okozott problémát, mivel pontosan ebből a célból magát a genetikus algoritmust minimalizációs eszközként alkalmaztam.

#### Szemantikus heurisztikák

Elnevezés	Leírás
Hamis pozitív tartal- mazás	Egy adott $v$ hipercsúcstól elvárjuk, hogy a neki megfelelő pont az ábrán ne szerepeljen egyetlen olyan hiperélt reprezentáló görbében sem, amely hiperél nem tartalmazza őt.
Hamis negatív tartal- mazás	Egy adott $v$ hipercsúcstól elvárjuk, hogy a neki megfelelő pont az ábrán szerepeljen minden olyan hiperélt reprezentáló görbében, amely hiperél tartalmazza őt.

A hamis pozitív tartalmazást úgy vizsgálom, hogy minden  $E_i$  hiperél minden  $Seg_j \in E_i$  szegmense esetén egy hibásan tartalmazott csúcs  $dist(v, Seg_j)/(|\{v \in V|v \notin Seg_j\}|*min(width_{S_j}/2, height_{S_j}/2)*|Seg|)$  mennyiséggel járul hozzá a metrika értékéhez, ahol  $dist(v, Seg_j)$  jelöli egy belső csúcs távolságát a poligon széleitől,  $width_{S_j}$  és  $height_{S_j}$  a szegmenst ábrázoló poligon befoglaló négyzetének megfelelő paraméterei (pixelben), Seg pedig az összes szegmensek halmaza. A nevező tagjai

normalizálják a szegmenseken és nem tartalmazott csúcsokon való iterálást, illetve a távolságot a szélektől. Mivel a konvex burok egy belső pontjának a szélektől való legnagyobb lehetséges távolságának meghatározása nem triviális, ezért azt a befoglaló négyzettel közelítjük, amely felülről becsüli azt. Ez természetesen azt jelenti, hogy nem feltétlenül érhető el az (legrosszabb) 1 veszteségfüggvény-érték, viszont az továbbra is a [0, 1] intervallumból fog kikerülni.

Hamis negatív tartalmazás a mi esetünkben nem fordulhat elő, hiszen a csúcsok konvex burkait használjuk, amely szükségszerűen tartalmazza az őt kifeszítő pontokat.

**Megjegyzés.** Konvex poligonok esetén egy pont tartalmazásának a vizsgálata  $\mathcal{O}(\log(n))$  időben elvégezhető[57].

#### Esztétikai heurisztikák

Elnevezés	Leírás
Szegmensek száma	
Szabályosság	
$Fragment \'a latlans \'ag$	
Minimum távolság	
$fenntart \'asa$	
$Ter\"{u}letar\'{a}nyoss\'{a}g$	
Univerzum arányos-	
$s\acute{a}g$	
$\'Elmetszet$	
Legközelebbi szom-	
széd élszomszéd	

#### Futásidő analízis

## 3.2. Összefoglalás

Az előző fejezetekben a megoldási módszert részleteiben is áttekintettük, azonban a jobb átláthatóság érdekében úgy gondolom, hasznos egyben is látni, hogy hogy áll

össze egésszé.

# 3.3. Mérések és következtetések

# Irodalomjegyzék

- [1] C. Berge. *Hypergraphs*. North Holland Publishing Company, 1989. ISBN: 9780080880235.
- [2] Hooman Reisi Dehkordi és tsai. "Circular Graph Drawings with Large Crossing Angles". WALCOM: Algorithms and Computation. Szerk. Subir Kumar Ghosh és Takeshi Tokuyama. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2013, 298–309. old. ISBN: 978-3-642-36065-7.
- [3] Janet M. Six és Ioannis G. Tollis. "Circular Drawings of Biconnected Graphs".

  Algorithm Engineering and Experimentation: International Workshop

  ALENEX'99 Baltimore, MD, USA, January 15–16, 1999 Selected Papers.

  Szerk. Michael T. Goodrich és Catherine C. McGeoch. Berlin, Heidelberg:

  Springer Berlin Heidelberg, 1999, 57–73. old. ISBN: 978-3-540-48518-6. DOI:

  10.1007/3-540-48518-X\_4. URL: https://doi.org/10.1007/3-540-48518-X\_4.
- [4] Markus Eiglsperger, Sandor Fekete és Gunnar Klau. "Orthogonal Graph Drawing". Drawing Graphs: Methods and Models, 121-171 (2001) 2025 (1999. jan.). DOI: 10.1007/3-540-44969-8\_6.
- [5] Brian Beckman. "Theory of spectral graph layout". vertex 1 (1994), 2. old.

  URL: http://research.microsoft.com/pubs/69611/tr-94-04.ps.
- [6] Stephen Kobourov. "Force-Directed Algorithms". 2013. jan., 383–408. old.
- [7] Walter Didimo, Giuseppe Liotta és Salvatore A. Romeo. "Topology-Driven Force-Directed Algorithms". *Proceedings of the 18th International Conference on Graph Drawing*. GD'10. Konstanz, Germany: Springer-Verlag, 2010, 165–176. ISBN: 9783642184680.

- [8] Thomas M. J. Fruchterman és Edward M. Reingold. "Graph drawing by force-directed placement". Software: Practice and Experience 21.11 (1991), 1129–1164. old. DOI: https://doi.org/10.1002/spe.4380211102. eprint: https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/spe.4380211102. URL: https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/spe.4380211102.
- [9] Walter Didimo, Giuseppe Liotta és Salvatore A. Romeo. "Topology-Driven Force-Directed Algorithms". Proceedings of the 18th International Conference on Graph Drawing. GD'10. Konstanz, Germany: Springer-Verlag, 2010, 165–176. ISBN: 9783642184680.
- [10] Bilal Alsallakh és tsai. "The State-of-the-Art of Set Visualization". Comput. Graph. Forum 35.1 (2016. febr.), 234-260. ISSN: 0167-7055. DOI: 10.1111/cgf.12722. URL: https://doi.org/10.1111/cgf.12722.
- [11] Luana Micallef és Peter Rodgers. "eulerAPE: Drawing Area-Proportional 3-Venn Diagrams Using Ellipses". PloS one 9 (2014. júl.), e101717. DOI: 10. 1371/journal.pone.0101717.
- [12] Nathan Bailey és tsai. "Tissue-Specific Transcriptomics in the Field Cricket Teleogryllus oceanicus". *G3 (Bethesda, Md.)* 3 (2013. febr.), 225–30. old. DOI: 10.1534/g3.112.004341.
- [13] P. Simonetto és D. Auber. "Visualise Undrawable Euler Diagrams". 2008 12th International Conference Information Visualisation. 2008, 594–599. old. DOI: 10.1109/IV.2008.78.
- [14] B. Alper és tsai. "Design Study of LineSets, a Novel Set Visualization Technique". *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics* 17.12 (2011), 2259–2267. old. DOI: 10.1109/TVCG.2011.186.
- [15] Steven S. Skiena. *The Algorithm Design Manual*. 2nd. Springer Publishing Company, Incorporated, 2008. ISBN: 1848000693.
- [16] P. Chapman és tsai. "Visualizing Sets: An Empirical Comparison of Diagram Types". Diagrams. 2014.

- [17] W. Freiler, K. Matkovic és H. Hauser. "Interactive Visual Analysis of Set-Typed Data". *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics* 14.6 (2008), 1340–1347. old. DOI: 10.1109/TVCG.2008.144.
- [18] Margaret E. Baron. "A Note on the Historical Development of Logic Diagrams: Leibniz, Euler and Venn". *The Mathematical Gazette* 53.384 (1969), 113–125. old. ISSN: 00255572. URL: http://www.jstor.org/stable/3614533.
- [19] Richard Brath. "Multi-Attribute Glyphs on Venn and Euler Diagrams to Represent Data and Aid Visual Decoding". 2012. júl.
- [20] Anne Verroust és Marie-Luce Viaud. "Ensuring the Drawability of Extended Euler Diagrams for up to 8 Sets". Diagrammatic Representation and Inference. Szerk. Alan F. Blackwell, Kim Marriott és Atsushi Shimojima. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2004, 128–141. old. ISBN: 978-3-540-25931-2.
- [21] Luana Micallef és Peter Rodgers. "eulerForce: Force-directed layout for Euler diagrams". Journal of Visual Languages & Computing 25.6 (2014). Distributed Multimedia Systems DMS2014 Part I, 924 -934. old. ISSN: 1045-926X. DOI: https://doi.org/10.1016/j.jvlc.2014.09.002. URL: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1045926X14000810.
- [22] Peter Rodgers, Leishi Zhang és Helen Purchase. "Wellformedness Properties in Euler Diagrams: Which Should Be Used?": *IEEE transactions on visualization and computer graphics* 18 (2012. júl.), 1089–100. old. DOI: 10.1109/TVCG. 2011.143.
- [23] J. Flower, P. Rodgers és P. Mutton. "Layout metrics for Euler diagrams". Proceedings on Seventh International Conference on Information Visualization, 2003. IV 2003. 2003, 272–280. old. DOI: 10.1109/IV.2003. 1217990.
- [24] Mithileysh Sathiyanarayanan és John Howse. "Well-matchedness in Euler Diagrams". 2014. júl. DOI: 10.13140/2.1.2861.9524.
- [25] A. Blake és tsai. "Does the orientation of an Euler diagram affect user comprehension?": Proceedings: DMS 2012 18th International Conference on Distributed Multimedia Systems (2012. jan.), 185–190. old.

- [26] Gem Stapleton és tsai. "Automatically drawing Euler diagrams with circles". Journal of Visual Languages & Computing 23.3 (2012), 163-193. old. ISSN: 1045-926X. DOI: https://doi.org/10.1016/j.jvlc.2012.02.001. URL: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1045926X12000134.
- [27] S. Chow. "Generating and Drawing Area-Proportional Euler and Venn Diagrams". Dissz. University of Victoria, 2007. URL: http://hdl.handle.net/1828/128.
- [28] Stirling Chow és Frank Ruskey. "Drawing Area-Proportional Venn and Euler Diagrams". *Graph Drawing*. Szerk. Giuseppe Liotta. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2004, 466–477. old. ISBN: 978-3-540-24595-7.
- [29] Stirling Chow és Frank Ruskey. "Towards a General Solution to Drawing Area-Proportional Euler Diagrams". Electronic Notes in Theoretical Computer Science 134 (2005). Proceedings of the First International Workshop on Euler Diagrams (Euler 2004), 3-18. old. ISSN: 1571-0661. DOI: https://doi.org/10.1016/j.entcs.2005.02.017. URL: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1571066105050395.
- [30] Paolo Simonetto, David Auber és Daniel Archambault. "Fully Automatic Visualisation of Overlapping Sets". Computer Graphics Forum 28.3 (2009), 967-974. old. DOI: https://doi.org/10.1111/j.1467-8659.2009.01452.x. eprint: https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/j.1467-8659.2009.01452.x. URL: https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1467-8659.2009.01452.x.
- [31] Andrew Blake és tsai. "How Should We Use Colour in Euler Diagrams?":

  Proceedings of the 7th International Symposium on Visual Information
  Communication and Interaction. VINCI '14. Sydney NSW, Australia:
  Association for Computing Machinery, 2014, 149–158. ISBN: 9781450327657.

  DOI: 10.1145/2636240.2636838. URL: https://doi.org/10.1145/
  2636240.2636838.
- [32] Andrew Fish, Babak Khazaei és Chris Roast. "User-comprehension of Euler diagrams". Journal of Visual Languages & Computing 22.5 (2011), 340 -

- 354. old. ISSN: 1045-926X. DOI: https://doi.org/10.1016/j.jvlc.2011. 01.002. URL: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1045926X11000036.
- [33] Andrew Blake és tsai. "The Impact of Shape on the Perception of Euler Diagrams". Diagrammatic Representation and Inference. Szerk. Tim Dwyer, Helen Purchase és Aidan Delaney. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2014, 123–137. old. ISBN: 978-3-662-44043-8.
- [34] G. Stapleton és tsai. "Inductively Generating Euler Diagrams". *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics* 17.1 (2011), 88–100. old. DOI: 10.1109/TVCG.2010.28.
- [35] M. Wang és tsai. "SketchSet: Creating Euler diagrams using pen or mouse".
  2011 IEEE Symposium on Visual Languages and Human-Centric Computing
  (VL/HCC). 2011, 75–82. old. DOI: 10.1109/VLHCC.2011.6070382.
- [36] Roger Fletcher. "On the Barzilai-Borwein Method". Optimization and Control with Applications. Szerk. Liqun Qi, Koklay Teo és Xiaoqi Yang. Boston, MA: Springer US, 2005, 235–256. old. ISBN: 978-0-387-24255-2.
- [37] John H. Holland. Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control and Artificial Intelligence. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1992. ISBN: 0262082136.
- [38] Warren Hare, Julie Nutini és Solomon Tesfamariam. "A survey of non-gradient optimization methods in structural engineering". Advances in Engineering Software 59 (2013), 19 -28. old. ISSN: 0965-9978. DOI: https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.03.001. URL: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0965997813000288.
- [39] J. Kennedy és R. Eberhart. "Particle swarm optimization". Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks. 4. köt. 1995, 1942– 1948 vol.4. DOI: 10.1109/ICNN.1995.488968.
- [40] Yuhui Shi és B.Gireesha Obaiahnahatti. "A Modified Particle Swarm Optimizer". 6. köt. 1998. jún., 69 –73. old. ISBN: 0-7803-4869-9. DOI: 10.1109/ICEC.1998.699146.

- [41] F. Ahmad és tsai. "Performance comparison of gradient descent and Genetic Algorithm based Artificial Neural Networks training". 2010 10th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications. 2010, 604–609. old. DOI: 10.1109/ISDA.2010.5687199.
- [42] Edmund Ronald és Marc Schoenauer. "Genetic Lander: An Experiment in Accurate Neuro-Genetic Control". *Proc. 3rd Conf. Parallel Problem Solving from Nature*. Springer-Verlag, 1994, 452–461. old.
- [43] F. R. K. Chung. Spectral Graph Theory. American Mathematical Society, 1997.
- [44] M. Gori, G. Monfardini és F. Scarselli. "A new model for learning in graph domains". Proceedings. 2005 IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 2005. 2 (2005), 729–734 vol. 2.
- [45] David K Duvenaud és tsai. "Convolutional Networks on Graphs for Learning Molecular Fingerprints". Advances in Neural Information Processing Systems 28. Szerk. C. Cortes és tsai. Curran Associates, Inc., 2015, 2224-2232. old. URL: http://papers.nips.cc/paper/5954-convolutional-networks-ongraphs-for-learning-molecular-fingerprints.pdf.
- [46] Thomas Kipf és M. Welling. "Semi-Supervised Classification with Graph Convolutional Networks". *ArXiv* abs/1609.02907 (2017).
- [47] Michaël Defferrard, Xavier Bresson és Pierre Vandergheynst. "Convolutional Neural Networks on Graphs with Fast Localized Spectral Filtering".

  Proceedings of the 30th International Conference on Neural Information Processing Systems. NIPS'16. Barcelona, Spain: Curran Associates Inc., 2016, 3844–3852. ISBN: 9781510838819.
- [48] Wen-Ch'ing Winnie Li és Patrick Solé. "Spectra of Regular Graphs and Hypergraphs and Orthogonal Polynomials". European Journal of Combinatorics 17.5 (1996), 461–477. old. ISSN: 0195-6698. DOI: 10.1006/eujc.1996.0040.
- [49] Andries E. Brouwer és Willem H. Haemers. Spectra of Graphs. New York, NY, 2012. DOI: 10.1007/978-1-4614-1939-6.

- [50] Anand Louis. "Hypergraph Markov Operators, Eigenvalues and Approximation Algorithms". Proceedings of the Forty-Seventh Annual ACM Symposium on Theory of Computing. STOC '15. Portland, Oregon, USA: Association for Computing Machinery, 2015, 713-722. ISBN: 9781450335362. DOI: 10.1145/2746539.2746555. URL: https://doi.org/10.1145/2746539.2746555.
- [51] T.-H. Hubert Chan és tsai. "Spectral Properties of Hypergraph Laplacian and Approximation Algorithms". J. ACM 65.3 (2018. márc.). ISSN: 0004-5411. DOI: 10.1145/3178123. URL: https://doi.org/10.1145/3178123.
- [52] Yifan Feng és tsai. "Hypergraph Neural Networks". Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence 33.01 (2019), 3558-3565. old. DOI: 10. 1609/aaai.v33i01.33013558. URL: https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/4235.
- [53] Naganand Yadati és tsai. "HyperGCN: Hypergraph Convolutional Networks for Semi-Supervised Classification". (2018. szept.).
- [54] Sambaran Bandyopadhyay, Kishalay Das és M. Murty. "Line Hypergraph Convolution Network: Applying Graph Convolution for Hypergraphs". (2020. febr.).
- [55] Loc Tran. "Directed Hypergraph Neural Network". Journal of Advanced Research in Dynamical and Control Systems 12 (2020. márc.), 1434–1441. old. DOI: 10.5373/JARDCS/V12SP4/20201622.
- [56] Twan Laarhoven. "L2 Regularization versus Batch and Weight Normalization". (2017. jún.).
- [57] Kai Hormann és Alexander Agathos. "The point in polygon problem for arbitrary polygons". Computational Geometry 20.3 (2001), 131 -144. old. ISSN: 0925-7721. DOI: https://doi.org/10.1016/S0925-7721(01)00012-8. URL: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925772101000128.