

5. Řešení problému vážené splnitelnosti booleovské formule pokročilou iterativní metodou

Ladislav Martínek

1 Problém

Je dána booleovská formule F proměnných $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ v konjunktivní normální formě (tj. součin součtů). Dále jsou dány celočíselné kladné váhy $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)$. Najděte ohodnocení $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ proměnných x_1, x_2, \dots, x_n tak, aby $F(Y) = 1$ a součet vah proměnných, které jsou ohodnoceny jedničkou, byl maximální.

Je přípustné se omezit na formule, v nichž má každá klauzule právě 3 literály (problém 3 SAT). Takto omezený problém je stejně těžký, ale možná se lépe programuje a lépe se posuzuje obtížnost instance (viz [Selmanova prezentace v odkazech](#)).

2 Zadání úlohy

Problém řešte některou z pokročilých lokálních heuristik (simulované ochlazování, genetické algoritmy, tabu prohledávání). Řešení jinými metodami prosím zkonzultovat se cvičícím nebo přednášejícím. Volby konkrétních parametrů heuristiky a jejích detailů (operace nad stavovým prostorem, kritérium ukončení, atd. atd.) proveďte sami, tyto volby pokud možno zdůvodněte a ověřte experimentálním vyhodnocením. Hodnocení Řešení této úlohy je podstatnou součástí hodnocení zkoušky (28 bodů ze 100). Hodnotí se především postup při aplikaci heuristiky, tj. postup a experimenty, jakým jste dospěli k výsledné podobě (parametry, konkrétní operátory apod.). Například, pokud máte v řešení nějaké hodně neortodoxní prvky a pokud máte jejich výhodnost experimentálně doloženou, těžko mohou vzniknout námitky. Méně významné jsou konkrétní dosažené výsledky. Nežádáme rozhodně, aby semestrální práce měla úroveň světové výzvy Centra diskrétní matematiky Rutgersovy univerzity.

Tato práce by měla sloužit jako ověření Vašich schopností používat zvolenou pokročilou iterativní metodu. Ideálním výstupem by měl být algoritmus schopný řešit co nejširší spektrum instancí s rozumnou chybou. To neznamená, že pokud se Vám některé instance "nepovedou", je vše špatně. Důležité je, abychom viděli, že jste se aspoň snažili. Někdy to prostě nejde...

3 Rozbor zadaného problému

Úkolem semestrální práce je vytvořit program řešící problém vážené splnitelnosti booleovské formule v konjunktivní normální formě. Tedy řešit SAT problém s váhami jednotlivých proměnných.

Hlavním kritériem pro mě bude splnění takového problému, tedy splnění všech klauzulí. Toto se ne vždy může podařit proto se případně budu snažit zachytit procento splněných klauzulí. Dalším kritériem bude váha dané instance podle ohodnocení proměnných, která by měla být co nejvyšší.

Problém budu řešit pomocí genetického algoritmu, který popíši v další kapitole. Aby algoritmus mohl s řešeními pracovat je nutné vytvořit fitness funkci, pomocí které bude možné jednotlivé řešení porovnávat a rozhodovat o tom, které je úspěšnější. Tuto funkci jsem nejprve vytvořil jako součet poměru počtu splněných klauzulí a váhy ku maximální možné váze. K tomuto jsem byl následně nucet přidat koeficient ovlivňující přínos každého z kritérií, protože jak jsem psal výše splnění

problému je primárním cílem. Vytvořená fitness funkce vypadá následovně:

$$fitness(S) = a * \frac{\text{počet splněných klauzulí}}{\text{celkový počet klauzulí}} + (1 - a) * \frac{\text{váha řešení}}{\text{maximální možná váha}}$$

kde S je jedno řešení a a koeficient určující poměr členů, kde vysoká hodnota a blízká k 1 bude upřednostňovat řešení s větším počtem splněných klauzulí.

V rámci řešení budu pracovat i s konfiguracemi, které nejsou řešením, protože prostor řešení je obrovský a jen pár konfigurací splňuje kritérium úspěšnosti řešení a při jeho oříznutí bych mohl dostat nespojitý prostor, kde bych mohl často uváznout v lokálním minimu.

4 Popis implementovaného genetického algoritmu

Implementovaný genetický algoritmus je algoritmus, který se skládá z hlavního generačního cyklu a příslušných method, mezi hlavní patří selekce, mutace, křížení. Algoritmus je možné rozšířit i o mnoho dalších method např. elitismus nebo obměnu populace. Algoritmus je iterativní, kde počet cyklů může určovat předem daný počet nebo může být zastaven nějakou heuristikou. V práci jsem použil pevný počet cyklů, který je možné zadat. V každém cyklu je spočítána hodnota fitness funkce pro každého jedince. Dále jsou pomocí selekce vybíráni jedinci do nové populace. Tito jedinci mohou být kříženi a další vliv na ně má i mutace. Pomocí těchto method je možné udržet diverzifikovanou populaci, pomocí které je prohledáván stavový prostor. Popis jednotlivých metod:

Elitismus Je výběr nejlepších jedinců, kteří jdou do nové populace. Tento princip může vést k rychlé konvergenci populace.

Selekce Selekcí jsem implementoval pomocí turnaje. Selektční tlak je řízen velikostí turnaje, kde malé turnaje dávají šanci vybrat i slabé jedince. Tedy toto je výhodně spíše na začátku, proto jsem v algoritmu vytvořil možnost nastavení postupného růstu velikosti turnaje s každou generací. Jedinci sou do turnaje vybíráni náhodně s opakováním přes celou generaci.

Křížení Dva jedinci vybraní selekcí můžou být s nějakou pravděpodobností kříženi. Z křížení vzniknou noví potomci, kteří budou tvořit základ nové generace. Křížení je možné provádět více způsoby, kde jsem zvolil dvoubodové křížení.

Mutace Je určena pravděpodobností změny každého bitu jedince. Provádí se pro každého jedince v nové generaci.

5 Implementace

Algoritmus jsem implementoval v jazyce Python a pro hlavní cyklus genetického algoritmu jsem využil rozšíření Cython, kde lze psát kód Pythonu typovaný a je překládán do jazyka C pro spojení efektivitu psaní v jazyce Python a rychlosti jazyka C.

Řešič přijímá v argumentech configurační soubor ve formátu yaml. V tomto souboru je podle vzoru (přiložen jako config.yml) nutné specifikovat složku s problémy, které bude algoritmus řešit a složku, kam bude ukládán výstup (csv soubor a grafy pro jednotlivé instance) a dále je také parametry samotného genetického algoritmu, které je možné zadávat jako počátek, konec a krok nebo jako jedinou hodnotu. Pro rozsah budou vyzkoušeny všechny zadané hodnoty.

Jednotlivé generace ukládám jako 2D pole, takto ukládám i novou generaci, do které jsou přidáni buď vybraní jedinci nebo v případě křížení jejich potomci. Klauzule a váhy jsou také uloženy pomocí polí. Pro každou generaci tedy iteruji tak dlouho dokud nenaplním potřebný počet jedinců, který byli určeny v konfiguraci.

Turnaj je prováděn vybíráním počtu náhodných indexů, kde je z jedinců ponechán pouze nejlepší, který je vrácen. Přes všechny generace je také ponecháno nejlepší řešení, které ovšem nezasahuje do jednotlivých generací. Dále jsou také ukládány jednotlivé hodnoty fitness pro každého

jedinice v každé generaci, tak aby bylo možné vykreslit grafy průběhu algoritmu. Parametry, které je možné nastavit pro genetický algoritmus jsou následující:

generationsize Počet jedinců v jedné generaci.

generationcount Počet iterací algoritmu (počet generací).

mutation Pravděpodobnost mutace jednoho bitu.

crossover Pravděpodobnost křížení jedinců.

selection Procento určující kolik jedinců z populace bude vybráno.

selection.add Počet jedinců o kolik je v každé generaci zvětšena velikost turnaje. Není zadáno v procentech a je možné zadat pouze jednu hodnotu.

elitism Počet nejlepších jedinců, kteří jsou vybráni do nové generace. Není možné zadat intervalem s krokem.

fitness Hodnota koeficientu a popsaného v kapitole 3. Není možné zadat rozsahem hodnot a krokem.

6 Testovací data

Testovací data k problému nebyly poskytnuty globálně, ale bylo nutné si nějaké testovací instance vytvořit nebo sehnat. Já jsem se při řešení problému omezil na instance problému 3-SAT, které lze bez vah jednotlivých problémů, jednoduše sehnat na stránkách prot SAT Competition nebo SAT Race. První sadu instancí jsem použil instance ze [SATLIB](#), kde mám k dispozici instance s počtem proměnných od 91 do 175. Poměr klauzulí ku počtu proměnných je přibližně 4.3, tedy tyto instance jsou nejtěžšími pro 3-SAT. Dále mám k dispozici instance 3-SAT náhodně generované (pomocí [generátoru](#)) s počtem proměnných 50, ale s rozsahem poměru klauzulí a proměnných od 3 do 8. Všechny instance jsou ve formátu DIMACS.

Pro splnění zadání bylo nutné dogenerovat váhy k jednotlivým proměnným. Pro zachování formátu a možnosti využití těchto instancí i pro SAT řešiče, jsem váhy uložil jako komentář "*c weights 2 . . .*", aby nebyl porušen formát souboru. Váhy jsem generoval náhodně z rozsahu 1-50 jako celá čísla.

7 Testovací platforma

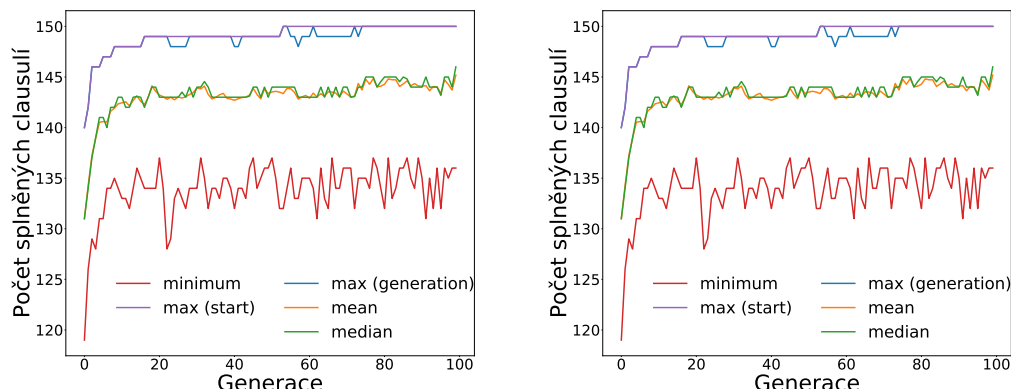
Řešení samotného genetického algoritmu bylo vytvořeno v Cythonu a přeloženo do jazyka C. Experimenty jsem prováděl ve virtuálním prostředí s operačním systémem Debian 9. Procesor Intel Core i5 5200U @ 2.20GHz a testy byly prováděné v režimu jednoho vlákna.

7.1 Cíle

V genetickém algoritmu lze měnit jeho parametry, cílem tedy je odzkoušet heuristiku v řešení Váženě splnitelnosti SAT problému v závislosti na těchto parametrech. Cílem je prozkoumat nastavení genetického algoritmu tak, aby algoritmus byl schopen řešit co nejvíce problému nebo řešit problémy s co nejmenší chybou.

8 Experimenty

V experimentech prozkoumám závislost genetického algoritmu na parametrech jako jsou počet generací, velikost populace, hodnota mutace, pravděpodobnost křížení a selekční tlak. Vždy se pokusím testovat jeden parametr a ostatní zafixuji, aby bylo možné měřit vliv tohoto parametru na průběh řešení.



Obrázek 1: Na levém grafu je závislost relativní chyby na počáteční teplotě. Na pravém grafu je závislost výpočetního času na počáteční teplotě

8.1 Závislost na počtu generací

no asi na tom něco bude...

9 Závěr

Během experimentu jsem prozkoumal pokročilou iterativní heuristiku - simulované ochlazování. Ověřil a prozkoumal jsem závislosti této heuristiky na řídicích parametrech. Parametry jsou určité závislé na daných problémech či parametrech instancí, což je patrné i ze vzorců, kde přímo vystupuje rozdíl cen řešení. Tyto rozdíly se mohou pohybovat v různých intervalech a tomu je potřeba parametry také upravit, tedy hýbat s počáteční teplotou, která ve vzorci vystupuje jako druhý parametr.

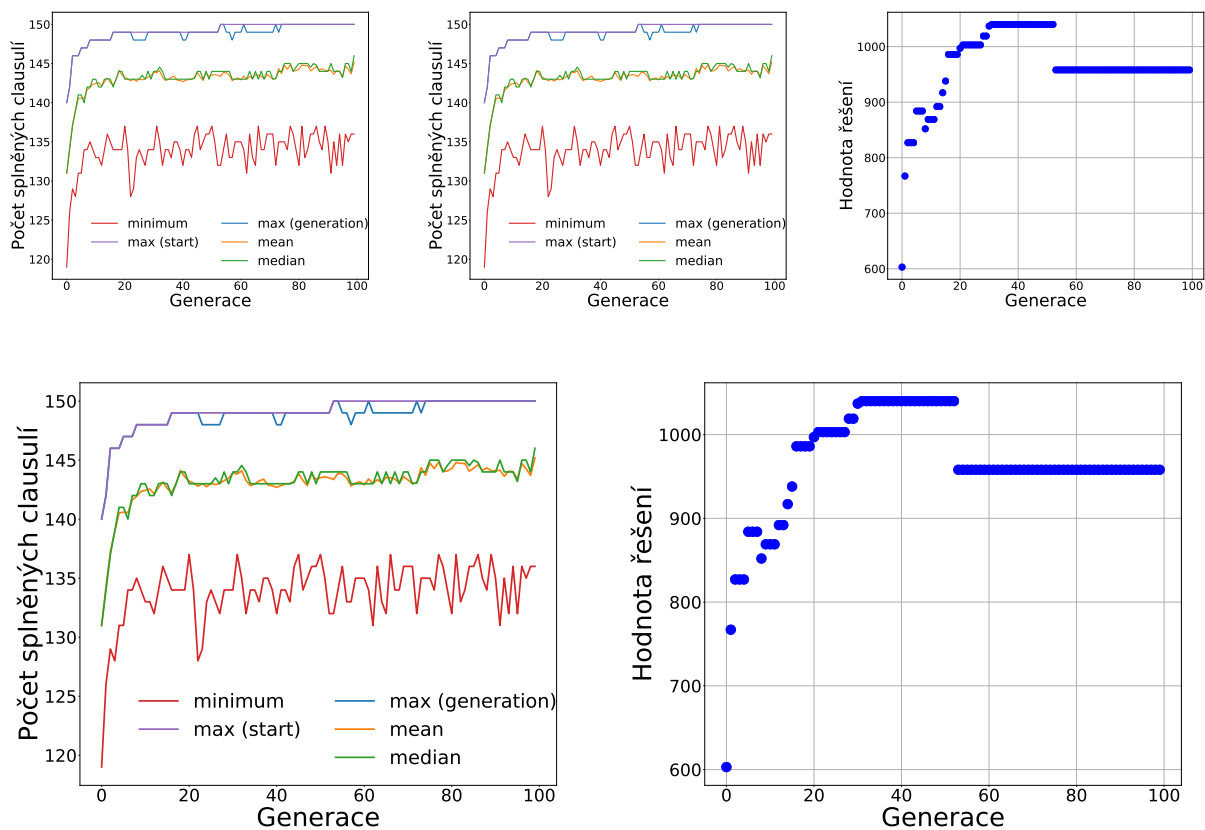
Simulované ochlazování je randomizovaná heuristika sloužící k prochazení prostoru, a proto může při špatném nastavení mít tendenci uváznutí v lokálních extrémech. Heuristika kombinuje přístup diverzifikace na začátku, a následující intenzifikace je snaha o nalezení optimálního řešení.

Ze závislostí zjištěných během experimentu je vidět, že počáteční teplota je důležitý parametr v závislosti na hodnotách ceny řešení. Pokud se ceny řešení pohybují ve velkých hodnotách bude mou snahou nastavit vyšší teploty, než pokud se budou pohybovat na nějakém intervalu a budou například normalizované.

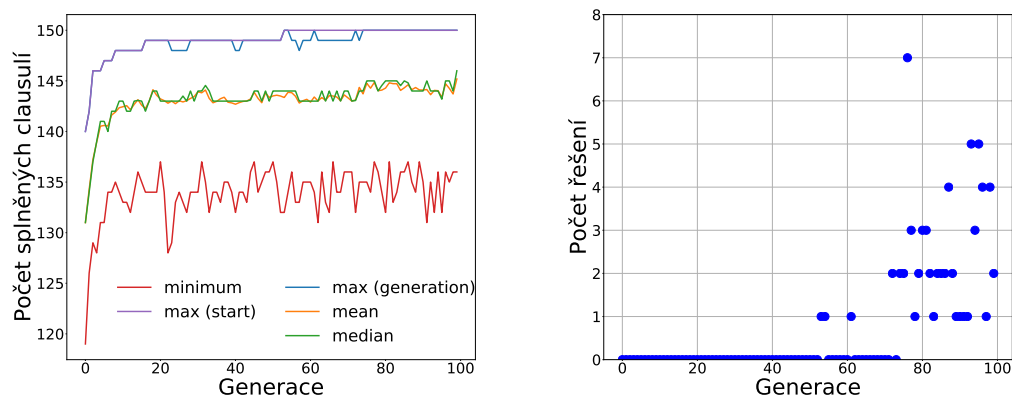
Parametr ochlazování je důležitý k dostatečnému na vzorkování rozsahu teploty a tedy i dostatečném počtu kroků v jednotlivých fázích a to především ve fázi intenzifikace.

Jednotlivé počty kroků na dané teplotě nám naopak dovolí prozkoumat dané okolí, ale tento parametr nemá lineární závislost na chybě, ale je dán nepřímou uměrou a volíme tak mezi relativní chybou a časovou náročností.

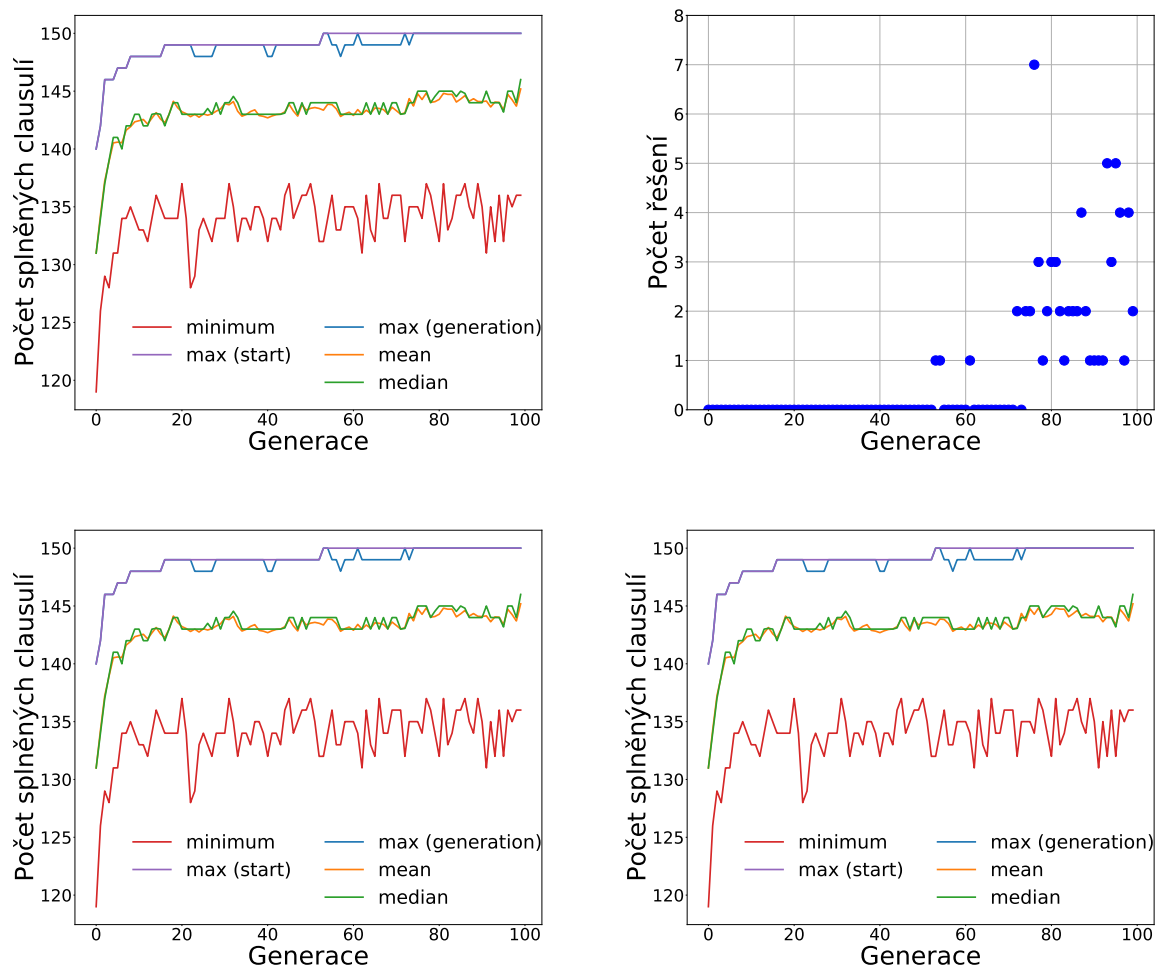
Časová náročnost algoritmu je daná nastavenými parametry a s konkrétními parametry provede algoritmus vždy stejný počet kroků, tedy pro mou implementaci tohoto přístupu. Simulované ochlazování je možné například implementovat s proměnlivým počtem kroků na jedné teplotě, který může být opět řízen nějakou jednoduchou heuristikou.



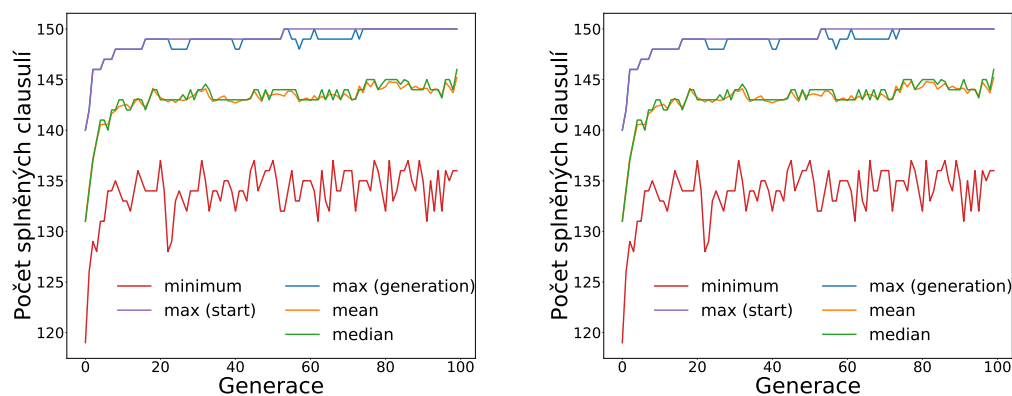
Obrázek 2: Zde jsou uvedené grafy vývoje řešení pro vybrané hodnoty počtu iterací na jedné teplotě. Konkrétně zleva pro hodnoty 30, 60, 120, 240, 300



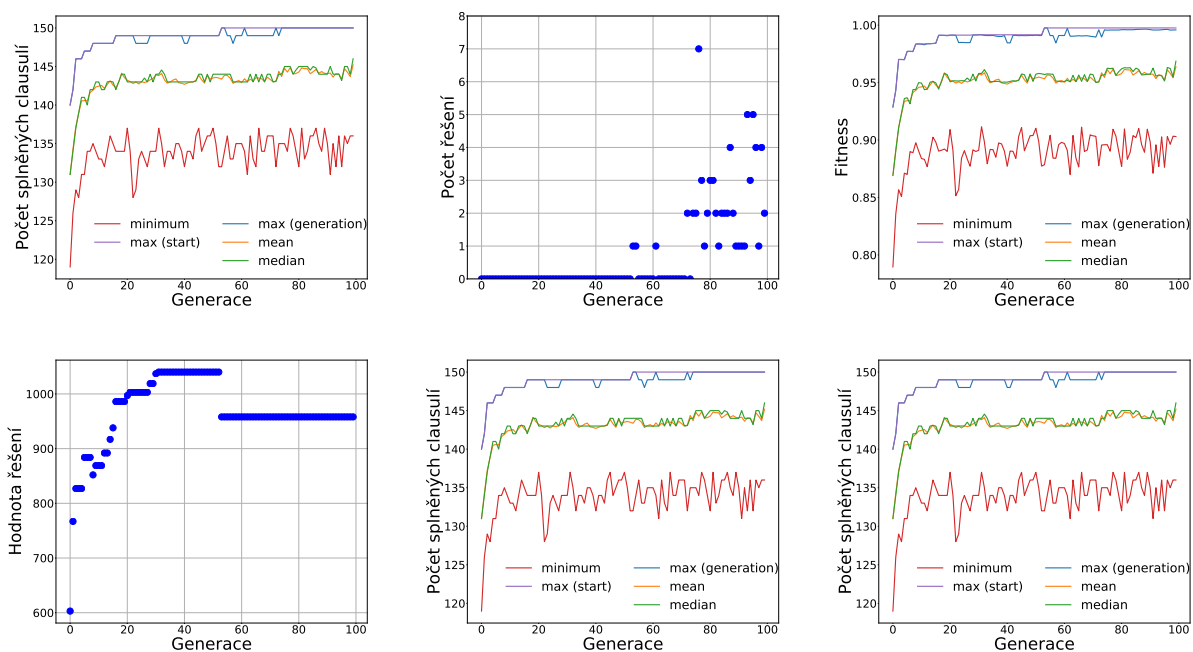
Obrázek 3: Na levém grafu je závislost relativní chyby na koeficientu ochlazování. Na pravém grafu je závislost výpočetního času na koeficientu ochlazování



Obrázek 4: Zde jsou uvedené grafy vývoje řešení pro vybrané hodnoty koeficientu ochlazování. Konkrétně zleva pro hodnoty 0.993, 0.995, 0.997, 0.999



Obrázek 5: Na levém grafu je závislost relativní chyby na počtu iterací na jedné teplotě. Na pravém grafu je závislost výpočetního času na počtu iterací na jedné teplotě



Obrázek 6: Zde jsou uvedené grafy vývoje řešení pro vybrané hodnoty počtu iterací na jedné teplotě. Konkrétně zleva pro hodnoty 30, 60, 120, 180, 240, 300