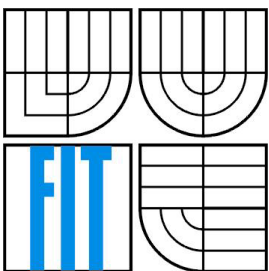


VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ
BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY



FAKULTA INFORMAČNÍCH TECHNOLOGIÍ
ÚSTAV INTELIGENTNÍCH SYSTÉMŮ

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY
DEPARTMENT OF INTELLIGENT SYSTEMS

INTELLIGENCE SKUPINY

SWARM INTELLIGENCE

DISERTAČNÍ PRÁCE

PhD THESIS

AUTOR PRÁCE

AUTHOR

Ing. ZDENKA WINKLEROVÁ

VEDOUCÍ PRÁCE

SUPERVISOR

Doc. Ing. FRANTIŠEK V. ZBOŘIL, CSc.

BRNO 2015

Obsah

1. Úvod do problematiky, charakteristika řešeného problému a záměr disertační práce	5
2. Metodologie řešení problému a struktura disertační práce.....	8
3. Návrh metriky pro měření skupinové inteligence roje, formulace problému a cíle disertační práce.....	9
3.1. Charakteristika algoritmu <i>PSO</i>	10
3.2. Zralost rozhodovacího prostředí jako metrika pro skupinovou inteligenci roje.....	11
3.3. Zhodnocení algoritmu <i>PSO</i> vzhledem k atributům spolupracujícího chování.....	11
3.4. Posouzení zralosti operačního prostředí roje	11
3.5. Specifikace problému k řešení.....	13
3.6. Formulace problému	14
3.7. Cíle disertační práce	14
4. Meta-analýza a kritické zhodnocení současného stavu poznání v oblasti analytického stanovení hodnot koeficientů algoritmu <i>PSO</i>	16
5. Návrh řešení	20
5.1. Zajištění dynamické stability systému částice <i>PSO</i>	21
5.2. Způsob detekce výlučnosti účelové funkce	22
5.3. Sledování chování částice v závislosti na účelové funkci a úspěšnost řešení	25
5.4. Výsledný algoritmus <i>PSO</i>	26
6. Experimentální ověření navrhovaného řešení a dosažené výsledky	28
7. Posouzení rizik, návazné problémy a doporučení dalšího směru výzkumu	29
7.1. Posouzení rizik navrhovaného řešení a návazné problémy	29
7.2. Doporučení dalšího směru výzkumu	32
Závěr	33
Odkazy	35

1. Úvod do problematiky, charakteristika řešeného problému a záměr disertační práce

Komplexní systémy (*complex systems*) jako jsou hejna ryb, hejna ptáků, roje včel, či kolonie mravenců, můžeme považovat za skupinové entity zpracovávající informace (*information processing systems*) s kolektivním povědomím o prostředí, v němž se tyto entity nacházejí. Pochopení schopnosti prohledávání a poznávání prostředí vykazované skupinovými entitami, jehož výsledkem je nalezení určitých žádoucích pozic v prohledávaném prostoru, je podnětné pro vývoj aplikací distribuovaných technologií, jako jsou senzorické robotické roje (*olfactory robot swarms*), ale i pro řešení problémů abstraktní povahy, pokud pro daný problém dokážeme nadefinovat analogii prohledávaného prostoru a účelovou funkci (*objective function*), podle níž má být prohledávání řízeno. Daný problém lze potom převést na matematickou optimalizaci, kdy roj částic (*particle swarm*) hledá globální optimum ve vymezeném prostoru. Pod pojmem *intelligence skupiny* je v předkládané disertační práci chápána právě takto definovaná schopnost prohledávání.

1.1. Model skupinové intelligence roje částic

Ke zkoumání vlastností roje částic z pohledu intelligence skupiny byl v roce 1995 navržen optimalizační algoritmus na bázi roje částic (*Particle Swarm Optimization PSO*) [1][2]. Algoritmus *PSO*, jenž je inspirován biologickými komplexními systémy, je typický tím, že slabé částice v roji nezanikají, ale vzájemně spolupracují tak, že využívají informace od ostatních částic ke svému zlepšení. Model spolupracujícího chování roje na úrovni jednotlivých částic přitom nemá přímou oporu a vysvětlení v Darwinově teorii. Altruismus částic v roji je totiž v přímém protikladu s Darwinovou teorií, že individua jsou podněcována k co nejvyšší reprodukci a že selekce se projevuje změnou četnosti výskytu genů ve skupině.

Mechanismus selekce spočívající v nahrazení jednoho individua jiným je způsob informační výměny typický pro *genetické algoritmy*. Model roje *PSO* naproti tomu představuje *superorganismus* [3], v němž namísto selekce genů probíhá skupinová sociální adaptace formou optimalizace, v níž je maximalizována nikoli schopnost přežití jednotlivce, ale schopnost přežití roje jako celku (*group fitness maximization*). Ve shodě s formální teorií skupinové adaptace, uveřejněné v časopise *Journal of Evolutionary Biology* v roce 2009 [3], je sociální chování částic v roji vysvětlováno tím, že všechny částice mají stejný genotyp, a tudíž nejsou motivovány k soupeření za účelem reprodukce.

Tvůrci algoritmu *PSO*, sociolog *James Kennedy* a elektroinženýr *Russel Eberhart*, usoudili, že podobná pravidla jsou rovněž základem sociálního chování skupin lidí při řešení problémů, avšak důležitým rozdílem je právě abstraktnost. Podobně jako živočichové vzájemně přizpůsobují svůj fyzický pohyb proto, aby se vyhnuli predátorům, našli zdroj potravy, či vyhledali optimální parametry

prostředí, jednotlivé osoby mají při řešení problémů tendenci přizpůsobovat své názory na řešení problému ostatním ve skupině. Individuální názorové posuny lze potom interpretovat jako pohyby v prostoru řešeného problému.

Z psychologického hlediska má dle autorů [1] [2] každé individuum ve skupině (i) *tendenci neměnit svůj stávající názor* na řešení problému, má (ii) svou *autobiografickou paměť*, která ho přiklání k názoru, který se mu v minulosti nejlépe osvědčil, a zohledňuje (iii) *všeobecně přijatý názor*. Každý dílčí názorový posun má svoji váhu, která určuje jeho vliv na výsledný názor. Jednotlivé názorové složky jsou v algoritmu *PSO* modelovány jako vektory rychlosti posunu, které se ve výsledku sčítají a určují výslednou pozici v bodě prostoru problému v dané iteraci. Relevance názoru v daném bodě prostoru je měřena hodnotou účelové funkce (*objective function*), která je nadefinována tak, aby zastupovala řešený problém. Výsledný sociální simulátor je modelován jako matematický optimalizátor pomocí diferenčních rovnic vyjadřujících pohyb ve vymezeném prostoru problému.

1.2. Charakteristika problému skupinové inteligence roje částic

Algoritmus *PSO* je napsán v pouhých několika řádcích kódu, avšak pro své fungování vyžaduje (i) určení počtu částic, (ii) stanovení hodnot vah pro jednotlivé názorové složky a (iii) reprezentaci problému řešeného rojem částic v podobě účelové funkce.

Počet částic v aplikacích algoritmu *PSO* je volen empiricky, obvykle 20 nebo 30 částic. Počet částic má být co nejnižší, neboť účinnosti algoritmu má být dosaženo aktivitou částic spočívající v důkladném prohledávání prostoru problému, a to zejména v počátcích. Zvýšení účinnosti algoritmu je dosahováno též uplatněním náhodných prvků ovlivňujících hodnoty vah.

Hodnoty vah pro názorové posuny byly v počátečních aplikacích algoritmu *PSO* zjišťovány experimentálně jako ladící parametry. Až do roku 2005 byl přijímán referenční model algoritmu *PSO* s proměnnými parametry, v němž váha setrvačné složky v průběhu simulace lineárně klesá, rovněž tak klesá váha složky reprezentující příklon k vlastnímu názoru. Váha příklonu ke všeobecnému názoru je naopak na počátku nejnižší, v průběhu simulace lineárně stoupá a nejvyšší je v závěru prohledávání.

Hodnoty vah v průběhu simulace zásadně ovlivňují úspěšnost aplikace, a proto se logicky objevují snahy o stanovení vah analyticky. Skutečnost, že názorové posuny jsou modelovány pomocí diferenčních rovnic vyjadřujících pohyb částice v prostoru, vedly řadu analytiků k interpretacím systému částice jako lineárního dynamického systému (kmitajícího fyzikálního tělesa) a ke stanovení hodnot vah plynoucích z analýzy vnitřní stability systému částice. V dané souvislosti byl v roce 2007 rovněž navržen nový referenční model pro algoritmus *PSO* [4], v němž váhy nabývají hodnot stanovených analyticky. Tyto hodnoty jsou neměnné po celou dobu simulace a váha příklonu k vlastnímu názoru a váha příklonu ke všeobecnému názoru jsou shodné.

V analytickém přístupu převládá dle názoru autorky disertační práce snaha o jednotné řešení společné pro široké spektrum účelových funkcí. Hledá se řešení, v němž figurují pouze váhy a jejich vzájemné vztahy, a jedinou podmínkou je stabilita trajektorie částice tak, aby částice konvergovala ke společnému globálnímu řešení. Vliv účelové funkce na trajektorii částice je ve výsledku eliminován. Výsledky příslušných analytických studií jsou experimentálně ověřovány na uměle vytvořených účelových funkcích navržených pro testování optimalizátorů, přičemž jsou voleny funkce symetrické, mající podobné tendenční křivky připomínající parabolu, kdy hledané globální optimum se nachází v oblasti vrcholu. Experimenty analytickým výsledkům nenasvědčují a řešení je nestabilní [5], ač podmínky stability mají být splněny. Jsou tedy zkoumány podmínky stability vyšších řádů. Do algoritmu *PSO* musí být včleněn dodatečný mechanismus omezování rychlosti, jenž je všeobecně vnímán jako pomocný, řešící pouze ojedinělé případy, a jehož skutečná funkce není zmapována.

Výše uvedený problém může být dle autorky předkládané disertační práce způsoben odklonem od sociálního modelu, přesněji od teorie [1], podle níž byl vytvořen algoritmus *PSO* [2], k ryze technickému pojetí modelování. Teorie [1] předpokládá názorové posuny, které mají mít určitou váhu. *Lze však hovořit o inteligenci skupiny, v níž všechny individuální názory na řešení problému mají od počátku do konce tutéž váhu, a problém, který má skupina řešit, není těmito váhami zohledněn?* Opomenutí vlivu účelové funkce na trajektorie částic totiž v důsledcích znamená ignorování problému, který řídící účelová funkce reprezentuje.

Odpověď na uvedenou otázku však přesto nebude jednoznačné “ne”, jak by čtenář mohl logicky usoudit. Odpověď bude totiž záviset na charakteru účelové funkce. Pro jednoduché, hladké funkce, které mají pouze jedno globální optimum, mohou být váhy konstantní, stanovené analyticky, a částice vždy k tomuto optimu správně konvergují. U složitějších problémů, reprezentovaných účelovou funkcí s více lokálními optimy, či *multi-objektivních* problémů, reprezentovaných dvěma i více účelovými funkcemi, jednoznačnou odpověď dle autorky disertační práce není možno dát a je nutno vyslovit hypotézu, že hodnoty vah vedoucí ke konvergenci jsou na účelové funkci závislé.

Za jedny z nejkomplexnějších problémů, jejichž řešení se opírá o inteligenci skupiny, jsou pokládány expertní odhady (*expert estimation*). Skupinou, jejíž inteligence má být využita, je v daném případě expertní tým, jehož členové se pohybují v prostoru řešeného problému. Ne každý problém určený pro řešení týmem expertů však bude řešitelný prostředky umělé inteligence a možnost převedení problému na optimalizační úlohu bude rovněž záležitostí individuální. Stejně tak se může jevit, že úvaha o spojení sofistikované činnosti expertního týmu s činností relativně primitivních částic roje *PSO* je bezpředmětná. Autorka předkládané práce však přesto soudí, že sociální model navržený v roce 1995 [1], který se stal předlohou pro algoritmus *PSO* [2], vykazuje základní rysy shodné s modelem inteligence skupiny, který byl vytvořen v 50. letech 20. století pro

řešení expertních odhadů a který je znám jako metoda *Delphi* [6]. Lze totiž vypožorovat, že kolektivní inteligence expertního týmu *Delphi* a skupinová inteligence roje částic *PSO* vykazují při pohybu v prostoru řešeného problému základní společné charakteristiky, jimiž jsou (i) *anonymita respondentů*, (ii) *strukturování informací*, (iii) *zpětná informační vazba* a (iv) *role koordinátora*. Role koordinátora však není v algoritmu *PSO* [2] ani v teorii [1] deklarována tak, jako je deklarována přítomnost částic, ač dle autorky disertační práce je i v algoritmu *PSO* koordinátor přítomen.

Zatímco skupinová inteligence roje částic je označována jako *rojová inteligence (swarm intelligence)*, se skupinovou inteligencí týmu expertů je spjat pojem *kolektivní inteligence (collective intelligence)*. Členové expertní skupiny mají schopnost kontextového porozumění řešeného problému, a tedy metoda *Delphi*, na rozdíl od metody *PSO*, problém nejen řeší, ale iterativním způsobem jej i průběžně formuluje. U částic se schopnost kontextového porozumění problému nepředpokládá. Skupina částic jako celek tedy nebude schopna naformulovat řešený problém, a proto musí být problém reprezentován pomocí účelové funkce, aby každý řešitel byl předem seznámen s jednotlivými parametry problému (otázkami, na které je třeba odpovědět), možným rozsahem odpovědí a algoritmem, jak z odpovědí na jednotlivé otázky vyhodnotit závěr.

1.3. Záměr disertační práce

Záměrem disertační práce na téma “Inteligence skupiny” (*Swarm Intelligence*) byl aplikovaný výzkum orientovaný na zjištění, jak hodnoty jednotlivých názorových vah ovlivňují inteligenci roje *PSO* v závislosti na problému, který roj řeší. Přesněji, jaký vliv na skupinovou inteligenci roje má posun algoritmu *PSO* od sociálního simulátoru [1], který se přibližuje metodě *Delphi*, k modelu [4], který má pevně stanoveny parametry vah. K realizaci záměru byla zvolena vhodná strategie řešení, jejíž součástí bylo rovněž experimentální zjištění, jak se vliv řídicí účelové funkce zastupující řešený problém projevuje na chování částic.

2. Metodologie řešení problému a struktura disertační práce

Z charakteristiky problému *skupinové (kolektivní) inteligence roje částic* lze vysledovat, že řešení problému *vlivu hodnot vah na skupinovou inteligenci roje částic PSO* dominují informační, kognitivní, sociální a behaviorální aspekty. Tyto aspekty naznačují, že analytický prostor řešeného problému bude složitý. Vzhledem k předpokládané závislosti hodnot vah na účelové funkci nebude možno provádět analýzy související se skupinovou inteligencí roje částic odděleně od účelové funkce a je třeba předpokládat, že při analýze komplexního problému, jakým je vliv hodnot vah na skupinovou inteligenci roje částic *PSO*, bude třeba více opakovaných průchodů a že průběžně získané poznatky budou ovlivňovat další jednotlivé kroky řešení.

Osvědčený postup (*best practice*) při řešení problémů komplexní povahy poskytuje metodologie s názvem “*Code of Best Practice for Command and*

Control Assessments” (COBP) [7], jež byla pro řešení problému vlivu hodnot vah na skupinovou inteligenci roje částic PSO zvolena.¹

V kontextu metodologie COBP má řešený problém vždy mít svého garanta (*sponsor problem*), jenž schvaluje zadání problému a s nímž je řešení průběžně konzultováno. Postup řešení disertační práce metodologií COBP odpovídal, neboť práce vznikla jako školní dílo v rámci výzkumného záměru MSM0021630528. Zadání práce obsahovalo (i) *návrh programového systému pro demonstraci použitelnosti skupinové inteligence*, (ii) *implementaci navrženého systému*, (iii) *provedení experimentů*, (iv) *porovnání s klasickými přístupy a výsledky* a (v) *doporučení směru dalšího výzkumu*.

Postup řešení problému podle metodologie COBP je iterativní proces. Jednotlivé fáze řešení komplexního problému podle metodologie COBP jsou ilustrovány pomocí diagramu, jehož jednotlivými prvky jsou (i) *formulace problému*, (ii) *strategie řešení*, (iii) *metriky*, (iv) *vliv lidského činitele*, (v) *scénáře*, (vi) *modely, nástroje a data*, (vii) *posouzení rizik* a (viii) *výstupy*. Diagram podchycuje rovněž vzájemné vztahy mezi jednotlivými prvky.

V kapitole 2 disertační práce je průběžně diskutován způsob, jakým je metodika COBP použita k řešení problému vlivu hodnot vah na skupinovou inteligenci roje částic PSO. V popisu situačního scénáře je specifikována role koordinátora, jehož úlohou je vyhodnocování informací a zpětné poskytování vyhodnocené informace částicím v roli řešitelů problému, aby částice mohly na základě vyhodnocené informace opakovaně zpřesňovat své názory. Je konstatováno, že ani koordinátor nedokáže posoudit, zda výsledné “nejlepší” řešení je skutečně nejlepší možnou odpovědí, a že koordinátor je tedy ve vztahu ke skupině řešitelů v pozici *vnitřního pozorovatele*.

Výsledná struktura disertační práce odpovídá způsobu, jakým mají být prezentovány výstupy dle metodiky COBP.

3.Návrh metriky pro měření skupinové inteligence roje, formulace problému a cíle disertační práce

Aby bylo možno formulovat problém k řešení a stanovit cíle disertační práce, bylo třeba nejdříve vymezit pojem “inteligence skupiny”, přičemž předpokladem byla implementace skupiny jako roje částic podle [1] [2]. První stěžejní otázkou, na niž hledala autorka disertační práce odpověď, byla proto otázka *skupinové (kolektivní) inteligence roje částic*. Protože inteligenci nelze obecně definovat, ale pouze měřit, a kolektivní inteligence expertního týmu a skupinová inteligence roje částic jsou nesouměřitelné, bylo třeba nejdříve zvolit *metriku pro měření skupinové (kolektivní) inteligence roje částic*. Prvním autorčiným analytickým

¹ Metodologie COBP je k dispozici ve formě manuálu, který byl vytvořen pro hodnocení účinnosti velení a řízení vzhledem k povaze plánované mise, avšak postupy zde uvedené jsou natolik obecné, že při určitém stupni abstrakce mohou sloužit i jako vodítko pro řešení problémů s obdobnou charakteristikou.

počinem proto bylo studium existujících variant algoritmu *PSO* s proměnnými parametry a posouzení vlivu jednotlivých parametrů na inteligenci roje podle zvolené metriky. Takto vymezená inteligence skupiny byla označena jako “zralost chování”.

3.1. Charakteristika algoritmu *PSO*

Optimalizátor využívající roje částic (*Particle Swarm Optimizer PSO*) [2] je stochastický algoritmus aplikovatelný na jakýkoli problém, který lze charakterizovat účelovou funkcí (*objective function*) tak, že má být nalezen její globální extrém. Algoritmus přitom nevyžaduje žádnou další informaci, jako např. gradient účelové funkce, neboť vyhledávání globálního extrému je řízeno stochastickými komponentami vektoru rychlosti částice při jejím průletu prohledávaným n -dimenzionálním prostorem (hyperprostorem), kdy každá částice reprezentuje možné řešení problému. Stručný popis činnosti algoritmu je následující:

Na počátku prohledávání je určitá částice označena jako nejlepší, a to na základě hodnoty účelové funkce v pozici hyperprostoru, v níž se tato částice právě nachází. Ostatní částice jsou potom směřovány k této nejlepší částici, ale jsou též vychylovány směrem ke své vlastní nejlepší nalezené pozici. Každá částice má příležitost při svém průletu objevit lepší globální řešení a ostatní částice potom mění směr a zamíří k této nové nejlepší částici.

Pozice $\mathbf{x}$ a rychlost $\mathbf{v}$ každé částice jsou definovány jako vektory

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_N, t)$$

$$\mathbf{v} = (v_1, v_2, \dots, v_N, t)$$

jež jsou v originálním algoritmu *PSO* [2] aktualizovány podle následujících rovnic:

$$v_n^i(t + \Delta t) = \omega v_n^i(t) + a_l u_{1n}^i [l_n^i(t) - x_n^i(t)] \Delta t + a_g u_{2n}^i [g_n(t) - x_n^i(t)] \Delta t \quad (3.1)$$

$$\mathbf{x}^i(t + \Delta t) = \mathbf{x}^i(t) + \mathbf{v}^i(t + \Delta t) \Delta t \quad (3.2)$$

kde $n \in \mathbb{N}$ je počet stupňů volnosti optimalizačního problému, $\mathbf{l}^i$ je nejlepší dosud dosažená pozice i -té částice, $\mathbf{g}$ je nejlepší globální pozice dosud nalezená celým rojem, $\omega \in \mathbb{R}$ je reálné číslo zvané koeficient setrvačnosti, $u_{1n}^i, u_{2n}^i \in U(0,1)$ jsou náhodná čísla rovnoměrně rozložená v intervalu $(0,1)$, jimiž jsou váženy koeficienty zrychlení $a_l, a_g \in \mathbb{R}$, a Δt je diskretní časový krok, jehož implicitní hodnota je rovna jedné. Složky vektoru pozice $x_1, x_2, \dots, x_N$ i složky vektoru rychlosti $v_1, v_2, \dots, v_N$ jsou reálná čísla. Rovnice rychlosti je interpretována tak, že vektor aktualizace rychlosti částice se skládá ze tří složek zvaných *složka setrvačnosti*, *kognitivní složka* a *sociální složka*. Kognitivní složka i sociální složka vektoru aktualizace rychlosti částice obsahují koeficienty zrychlení (a_l, a_g) v roli učících faktorů, které ovlivňují rychlost a pozici částice tak, že v kognitivní složce se odráží vlastní zkušenost částice, zatímco sociální složka vyjadřuje interakci mezi částicemi. Složka setrvačnosti vyjadřuje tendenci částice udržovat svou předchozí rychlost.

Je evidentní, že roj vykazuje známky inteligentního chování, neboť (i) každá

částice je schopna si zapamatovat svoje nejlepší řešení, (ii) mezi částicemi je informační tok, pomocí něhož částice komunikují s nejlepší částicí v závislosti na topologické struktuře roje, (iii) roj vykazuje kooperativní chování bez známek soupeření.

Otázka, již si autorka položila, zněla: *Jak měřit skupinovou inteligenci roje jako celku*, víme-li, že částice se mohou jednotlivě chovat stochasticky nebo zcela potlačit svou vlastní zkušenost, a přesto algoritmus může konvergovat rychle ke správnému řešení, a tedy roj jako celek se zachová inteligentně?

3.2. Zralost rozhodovacího prostředí jako metrika pro skupinovou inteligenci roje

Pro posouzení zralosti chování jako metriky pro skupinovou inteligenci roje vycházela autorka z modelu zralosti operačního prostředí (*Maturity Model*), jenž byl navržen v roce 2006 [14] (*Moffat & Alberts*) a následně rozpracován v roce 2010 [15]. Zralost operačního prostředí dle tohoto modelu má být posuzována podle tří základních ukazatelů, a sice podle (i) stupně alokace rozhodovacích práv (*Allocation of Decision Rights*), (ii) způsobu distribuce informace (*Distribution of Information*) a (iii) charakteru vzájemného působení (*Patterns of Interaction*) mezi entitami operujícími v daném prostoru.

Výslednou zralost operačního prostředí (Obr. 3.1) určuje trojrozměrný vektor, jehož souřadnice (x, y, z) jsou vyjádřeny jako stupně (*decentralizace, sdílení informace, sociální interakce*). Podle hodnoty souřadnic (x, y, z) může potom výsledná zralost operačního prostředí analogicky s [14] [15:p.80] nabývat hodnot (*konfliktní, nekonfliktní, koordinovaná, spolupracující, agilní*).

3.3. Zhodnocení algoritmu PSO vzhledem k atributům spolupracujícího chování

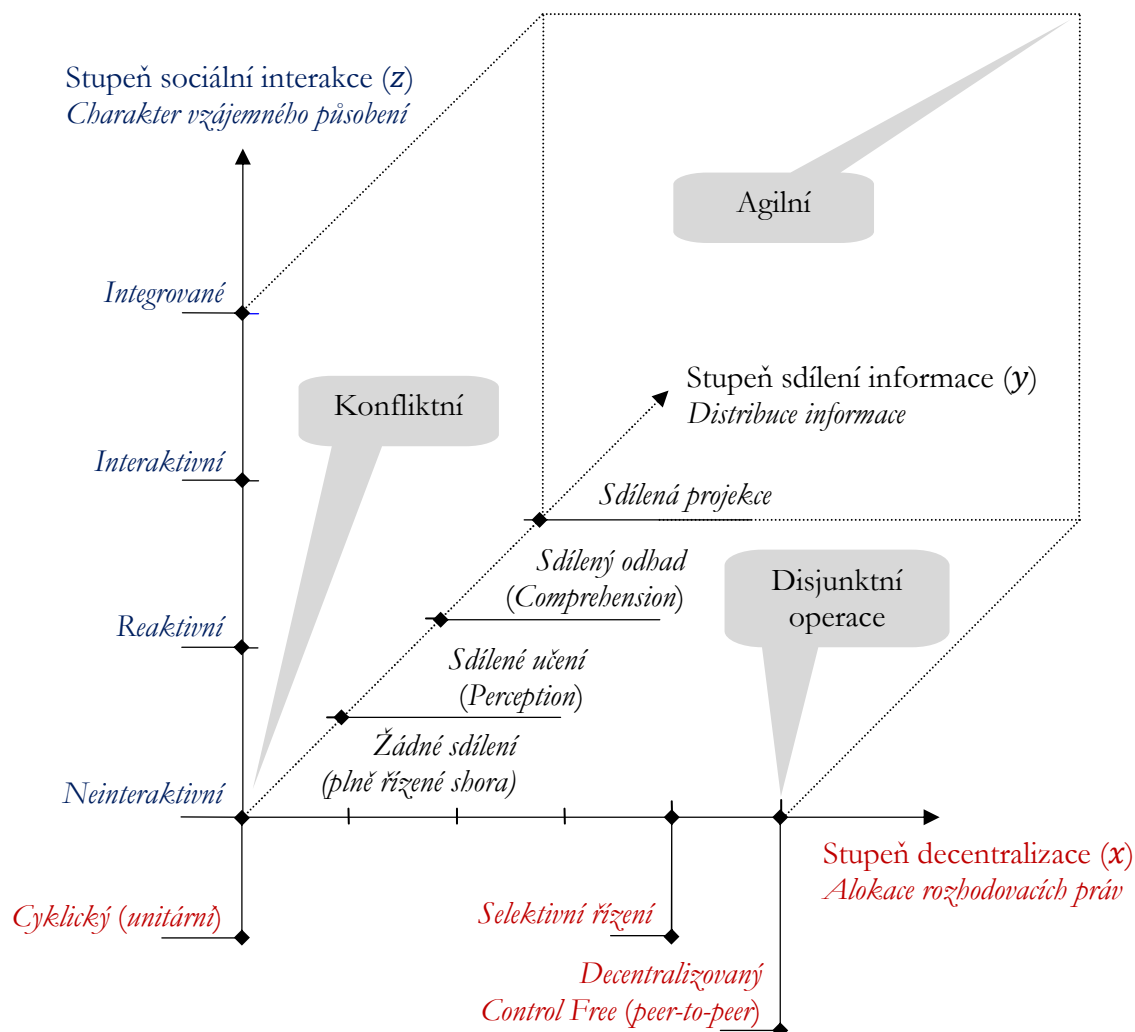
Daniel D. Corkill stanovil v roce 2003 [18] základní atributy spolupracujícího chování mezi softwarovými moduly tvořícími systém (*Collaborating Software*), jež jsou všeobecně akceptovány. Těmito atributy jsou: (i) *vhodná reprezentace informace (representation)*, (ii) *existence všeobecného povědomí (awareness)*, (iii) *zpravodajství (investigation)*, (iv) *interakce (interaction)*, (v) *integrace (integration)* a (vi) *koordinace (coordination)*.

Jelikož pojmy *interakce, integrace a koordinace* figurují i v navrhovaném modelu zralosti operačního prostředí, autorka ztotožnila částice roje se softwarovými moduly, algoritmus PSO pokládala za systém a získala možnost propojit oba modely a posoudit roj částic podle charakteristik jednotlivých atributů spolupracujícího chování.

3.4. Posouzení zralosti operačního prostředí roje

Předmětem diskuse při hodnocení zralosti rozhodovacího prostředí roje PSO vzhledem k atributům spolupracujícího chování bylo posouzení, jakých hodnot by měly nabývat souřadnice (y, z) v modelu zralosti při konstantní hodnotě

($x = decentralizovaný$), aby roj mohl být označen jako *koordinovaný* a případně *spolupracující*.



Obr. 3.1: Model zralosti operačního prostředí (Maturity Model) podle [14] [15]

Nejvyšší dosažený stupeň sdílení informace (osa y) podle diagramu na obrázku Obr. 3.1 posoudila autorka práce jako *sdílenou projekci*. Z hlediska schopnosti částice slučovat vlastní dosažené výsledky s výsledky ostatních částic (osa z) pokládá autorka roj za *integrovaný* systém.

Z hlediska alokace rozhodovacích práv (osa x) autorka práce usoudila, že částice nejsou zcela autonomní, neboť rychlost částice při jejím průletu hyperprostorem je uměle regulována z vnějšku systému, a sice pomocí (proměnného) součinitele setrvačnosti ω a (proměnných) koeficientů zrychlení a_l, a_g (3.1) stanovených experimentálně. Oproti původnímu předpokladu by stupeň decentralizace tedy měl být označen spíše jako ($x = selektivní řízení$) [16:pp.24-25].

Po posouzení zralosti operačního prostředí roje podle metriky, kterou si autorka stanovila a jejíž diagram je na Obr. 3.1, došla autorka k závěru, že chování roje jako systému kooperujících částic není zcela “vyzrálé”. Aby roj mohl být označen

jako *koordinovaný* a případně *spolupracující*, bylo by nutno *posílit autonomní činnost jednotlivých částic*.

Částice nemá schopnost získat veškerou informaci potřebnou pro aktualizaci své rychlosti učení z vlastní zkušenosti a/nebo od ostatních částic, případně od nějakého pozorovatele uvnitř systému, a pokud má částice problém, ostatní částice se o něm nedozvědí. *Nedostatečná existence všeobecného povědomí* v systému kooperujících částic je dle názoru autorky předkládané práce hlavní příčinou přetrvávající nespolehlivosti algoritmu PSO a jeho variant při optimalizaci *multi-modálních* funkcí s mnoha lokálními optimy. Zpravodajský podsystém roje by měl být proto rozšířen o již zmíněný *koncept vnitřního pozorovatele*, který by přispíval k lepší *koordinaci* částic.

3.5. Specifikace problému k řešení

Problém *měření skupinové inteligence roje jako celku* byl po posouzení zralosti operačního prostředí roje autorkou upřesněn na problém *zvýšení skupinové inteligence roje posílením autonomní činnosti jednotlivých částic*. Předmětem zkoumání dále bylo, zda lze posílit autonomní činnost jednotlivých částic v roji takovým způsobem, aby částice používala k regulaci své rychlosti koeficienty (ω, a_l, a_g) (3.1), jejichž hodnota by byla stanovena samotnou částicí a/nebo pozorovatelem uvnitř systému, který sleduje a vyhodnocuje činnost jednotlivých částic a poskytuje jim příslušnou informaci, a to bez nutnosti vnějšího řízení, při zachování stochastického charakteru operace roje.

Podle biologicky inspirovaného modelu publikovaného v prosinci 2009 pod názvem *Context – dependent interaction leads to emergent search behaviour in social aggregates* [31:p.22056], jenž vychází ze studia kolektivní kognice sociálních živočichů [32], by se chování individua mělo řídit intenzitou “signálu” detekovaného v dané pozici tak, že (i) při prudkém zhoršení detekovaného signálu má individuum zamířit do středu roje, (ii) při nevýrazné změně kvality signálu se má řídit podle svého okolí a (iii) při prudkém zlepšení signálu má individuum ignorovat své okolí a má se vydat dosavadním směrem.

Autorka předkládané práce ztotožnila hodnotu signálu s hodnotou účelové funkce v dané pozici hyperprostoru, aplikovala myšlenku adjustace rychlosti podle uvedené, biologicky inspirované strategie na roj částic PSO [2] a usoudila, že zlepšení či zhoršení signálu nemůže být měřeno pouhou detekcí změn hodnoty účelové funkce. Intenzita signálu musí být vyjádřena hodnotou *výlučnosti hodnoty účelové funkce* dané částice v dané pozici.

Hodnota *výlučnosti hodnoty účelové funkce* není závislá pouze na hodnotě účelové funkce v pozici, v níž se tato částice právě nachází, ale *kvantitativně stanovená hodnota* účelové funkce musí být *kvalitativně ohodnocena* ve vztahu k ostatním hodnotám. Samotná částice PSO však ze svého subjektivního pohledu takového kvalitativního ohodnocení není schopna.

3.6. Formulace problému

Problém dle metodologie COBP [7] je formulován, jsou-li specifikovány (i) *otázky, které je třeba zodpovědět*, (ii) *počáteční předpoklady*, (iii) *metriky*, (iv) *nezávislé* (tj. *vstupní*) *proměnné* a (v) *hodnoty*, jichž mohou nezávislé proměnné nabývat.

Při řešení problému *intelligence skupiny* vycházela autorka z předpokladu, že skupina je tvořena rojem částic a odpovídajícím scénářem je *sociální simulátor* podle [1] [2], charakterizovaný v kapitole 3.1, a problémem je *zvýšení skupinové intelligence roje posílením autonomní činnosti jednotlivých částic* takovým způsobem, aby částice používala k regulaci své rychlosti podle rovnice (3.1) koeficienty (ω , a_l , a_g), jejichž hodnota by byla stanovena samotnou částicí a/nebo pozorovatelem uvnitř systému.

Z takto specifikovaného problému vyplynuly dvě základní otázky, které bylo třeba zodpovědět, a to (i) *Jak stanovit hodnoty koeficientů (ω , a_l , a_g) v závislosti na hodnotě účelové funkce a výlučnosti této hodnoty?* (ii) *Jak definovat a detekovat výlučnost hodnoty účelové funkce vzhledem k ostatním hodnotám?*

Autorka stanovila, že metrikou na nejvyšší úrovni bude *úspěšnost řešení* a že dílčí řešení bude pokládáno za úspěšné, dospěje-li algoritmus do globálního optima, přičemž rozptýl prozkoumaných pozic v dynamické historii roje bude dostatečný. *Relativní úspěšnost řešení* bude dána poměrem dílčích úspěšných řešení k celkovému počtu pokusů (běhů testované konfigurace algoritmu).

Vstupní proměnnou bude *intelligence skupiny*. Dle závěrů v kapitole 3.5 autorka usoudila, že *intelligence skupiny* je funkcí proměnných (ω , a_l , a_g) (3.1) a hodnoty těchto proměnných závisí na účelové funkci reprezentující řešený problém. Jako další vstupní proměnná byla tedy označena testovaná účelová funkce (*objective function*). Autorka zvolila za stěžejní testovanou funkci účelovou funkci *Schwefel*, jejíž tendenční křivkou² je přímka, a za srovnávací funkci účelovou funkci *Sphere*. Počet testovaných funkcí byl v experimentální fázi řešení rozšířen o funkci *Rastrigin*.

Autorka práce dále zavedla *výlučnost hodnoty fitness* v dané pozici jako další metriku, jež sloužila jako *kvalitativní ukazatel* (číslo) vyjadřující relativní poměr k ostatním hodnotám *fitness* v ostatních pozicích.

3.7. Cíle disertační práce

Cíl disertační práce byl definován jako *zlepšení výkonnosti algoritmu, jehož modelem je originální algoritmus PSO* [1] [2], a to *posílením autonomní činnosti částic roje*, kde rychlosti $\mathbf{v}$ a pozice $\mathbf{x}$ budou i nadále aktualizovány podle rovnic (3.1) a (3.2). Tento globální cíl byl následně autorkou strukturován takto:

² *Tendenční křivkou míní autorka tzv. spojnici trendu, která je pro danou funkci spočtena polynomicky podle implicitního vzorce obsaženého v programu MS Excel.*

(i) Originální algoritmus *PSO* bude rozšířen o *koncept vnitřního pozorovatele* v roli *koordinátora*, tak jak byl tento koncept nastíněn v kapitole 2 disertační práce. Vnitřní pozorovatel bude sledovat a vyhodnocovat činnost částic a bude poskytovat informaci o tom, jakou sadu koeficientů (ω , a_l , a_g) by si měla částice v dané pozici zvolit k regulaci své rychlosti podle rovnice (3.1). Tuto informaci bude vnitřní pozorovatel poskytovat bez nutnosti vnějšího řízení. Vnitřní pozorovatel bude při volbě sady parametrů zodpovídat za dynamickou stabilitu roje při zachování stochastického charakteru operace roje.

(ii) Při stanovení sady parametrů bude pozorovatel vycházet z hodnoty *fitness* dané částice v dané pozici a *výlučnosti hodnoty fitness* ve vztahu k hodnotám *fitness* v ostatních pozicích, tak jak byla výlučnost specifikována v kapitolách 3.5 a 3.6 disertační práce. Bude navržen způsob, jak stanovit hodnotu výlučnosti.

(iii) Součástí řešení disertační práce bude rovněž *výzkum chování částice v závislosti na účelové funkci a definice výstupní proměnné*, která by mohla indikovat dosažení globálního optima, jako další metriky. Touto metrikou je *úspěšnost řešení*. Vedlejší úlohou vnitřního pozorovatele tedy bude sledování, zda pozice prozkoumané částicemi v dynamické historii roje dostatečně pokryly celý vymezený (hyper)prostor v okamžiku, kdy částice konvergují k nějakému optimu. K tomu si pozorovatel bude vytvářet vhodnou mapu vymezeného prostoru. Pokud nebyl dosud dostatečně prozkoumán celý vymezený prostor (na mapě prostoru jsou bílá místa), nelze mít jistotu, že se jedná o globální optimum.

Návrh (strategie) řešení problému skupinové inteligence roje, tak jak byl problém formulován v kapitole 3.6, musí vycházet z důkladné znalosti stavu poznání (*State of Art*) ve sledovaných oblastech. Sledované oblasti, které bylo třeba prozkoumat, si autorka předkládané disertační práce stanovila ve shodě se stanovenými cíli jako (i) *oblast analytického stanovení koeficientů* (ω , a_l , a_g), (ii) *koncept vnitřního pozorovatele*, (iii) *kvalitativní analýza hodnot fitness* v dané iteraci a (iv) *chování částice v závislosti na účelové funkci*.

Oblast analytického stanovení koeficientů ω , a_l , a_g je obsáhle analyzována v literatuře, a proto byla této oblasti věnována samostatná kapitola 4. Zbývající oblasti byly jednotlivě pojednány a zpracovány v návrhu řešení v kapitole 5.

Koncept vnitřního pozorovatele není v literatuře explicitně zmiňován a je tedy novým přínosem disertační práce, stejně jako kvalitativní analýza hodnot *fitness* a výběr vhodné metody pro tuto analýzu. Chování částice v závislosti na účelové funkci je v literatuře zmiňováno jako návazný problém k řešení (*future challenge*). Nutnost kvalitativní analýzy hodnot *fitness* byla objasněna v kapitole 3.5 disertační práce.

Předmětem kritického zhodnocení současného stavu v oblasti analytického stanovení koeficientů (ω , a_l , a_g) v závěru kapitoly 4 disertační práce bylo (i) narušení *pseudo-paralelního způsobu zpracování*, (ii) *eliminace vlivu účelové funkce na trajektorii částice*, (iii) *posouzení stability a konvergence analyzovaných verzí algoritmu PSO* a interpretace dynamického modelu částice.

4. Meta-analýza a kritické zhodnocení současného stavu poznání v oblasti analytického stanovení hodnot koeficientů algoritmu PSO

Účelem zkoumání vlivu jednotlivých koeficientů algoritmu PSO na inteligenci roje podle zvolené metriky, jež bylo předmětem kapitoly 3.3 disertační práce a jež vyústilo v podrobnou specifikaci řešeného problému, bylo posouzení, do jaké míry algoritmus PSO jako abstraktní matematický model vystihuje dynamiku chování kooperující sociální skupiny. Dalším krokem byla *meta-analýza současného stavu poznání v oblasti analytického stanovení koeficientů algoritmu PSO*, cíleně zaměřená na pochopení smyslu koeficientů a jejich vztahu k účelové funkci.³

Dle poznatků autorky disertační práce získaných z *meta-analýzy* současného stavu poznání ve sledované oblasti, prezentovaných v kapitolách 4.1 až 4.6 disertační práce, se analytické postupy stanovení koeficientů algoritmu PSO obsažené v literatuře odvíjejí z fyzikálního modelu chování systému částice jako tlumeného harmonického oscilátoru periodicky kmitajícího na mezi stability [33], a také všechny popisy systému částice použité v analýzách vycházejí z tohoto fyzikálního modelu:

$$ma_n^i(k\Delta t) - m\beta v_n^i(k\Delta t) - m\varphi_n^i[o_n^i(k\Delta t) - x_n^i(k\Delta t)] = 0 \quad (4.1)$$

kde $o_n^i(t)$ je pomyslný střed přitažlivosti definovaný jako vážený průměr proměnných $\varphi_{1n}^i = a_l u_{1n}^i$, $\varphi_{2n}^i = a_g u_{2n}^i$ (3.1) a $\varphi_n^i = \varphi_{1n}^i + \varphi_{2n}^i$:

$$o_n^i(t) = \frac{\varphi_{1n}^i l_n^i(t) + \varphi_{2n}^i g_n(t)}{\varphi_{1n}^i + \varphi_{2n}^i} \quad (4.2)$$

Analogicky s definicí tlumeného harmonického oscilátoru působí na i -tou částici PSO v její n -té dimenzi odporující síla $F_d = m \cdot \beta v_n^i(t)$ a elastická síla $F_e = m \cdot \varphi_n^i[o_n^i(t) - r_n^i(t)]$. Rovnovážnou polohou je pozice $o_n^i(t)$.

Stabilita algoritmu je zkoumána metodami deterministické a stochastické analýzy chování systému částice, jejímž cílem je najít vzájemné vztahy mezi jednotlivými koeficienty a stanovit omezující podmínky pro jejich hodnoty tak, aby částice konvergovala k hledanému optimu. Algoritmus PSO je v kontextu stability vyšetřován jako zjednodušený dynamický systém s tím, že potřebujeme dospět do stádia vývoje systému částice, kdy se vektor $x_n^i(t)$ po určitém dostatečně velkém počtu iterací ustálí v pozici $o_n^i(t)$ (4.2):

$$x_n^i(t + \Delta t) \approx x_n^i(t) \approx x_n^i(t - \Delta t) \approx o_n^i(t) \quad (4.3)$$

Vodítkem pro závěrečné kritické zhodnocení současného stavu poznání v oblasti analytického stanovení koeficientů algoritmu PSO, jež je obsahem kapitoly 4.7 disertační práce, byly pro autorku otázky, které si položila, a sice

³ *Meta-analýzou míní autorka syntézu současných poznatků ve sledované oblasti, které již byly analyzovány v literatuře, doplněnou o analýzu nových poznatků touto syntézou vzniklých.*

(i) *zda výše uvedená představa chování systému částice odpovídá skutečnému chování částice PSO*, (ii) *zda je zde záruka, že bod v hyperprostoru, v němž se ustálí trajektorie pomyslného středu přitažlivosti $o_n^i(t)$, je jediným atraktorem, a sice globálním optimelem*, (iii) *zda by chování systému částice nemělo být interpretováno spíše jako chaotické*, (iv) *jaký vliv na chování částice mají náhodné koeficienty v rovnici (3.1) pro aktualizaci rychlosti částice* a (v) *zda splnění limitní podmínky (4.3) zaručí, že nedojde k divergenci částice*.

V analytickém přístupu ke stanovení hodnot koeficientů a_l, a_g a jejich vztahu ke koeficientu ω (3.1) vysledovala autorka shodu v základních úvahách analytiků, že algoritmus bude pracovat efektivně, pokud hodnoty (ω, a_l, a_g) budou zvoleny tak, aby algoritmus pracoval ve stabilním režimu, který se blíží mezi *vnitřní stability* systému částice. Příliš tlumený systém bude vykazovat nedostatečnou vyhledávací (explorativní) schopnost a při překročení meze stability dojde k prudkému nárůstu rychlosti částic a explozi roje.

Analytikové se shodují, že oblast stability je největší při shodných hodnotách koeficientů (a_l, a_g). Ohledně maximální vyhledávací schopnosti ve vztahu k maximální oblasti stability však mezi analytiky shoda nepanuje. První skupina analytiků ztotožňuje mez maximální oblasti stability s maximální prohledávací schopností a navrhuje tudíž řešení, v nichž jsou koeficienty ω, a_l, a_g neměnné po celou dobu simulace a koeficienty a_l, a_g mají navíc stejnou, a to maximální možnou hodnotu. Druhá skupina analytiků připouští, že prohledávací schopnost může být lepší pro volbu $a_l \neq a_g$ i za cenu menší oblasti stability, a tedy většího omezení pro hodnoty koeficientů.

Postupy stanovení hodnot koeficientů spadající do první skupiny zahrnují deterministickou analýzu stability chování systému částice [36] a stochastickou analýzu stagnace nejlepší částice [37] a [38]. Do druhé skupiny spadají deterministická analýza konvergence [35] a stochastická analýza chování systému částice zobecněného algoritmu [39, 40], jež navazují na výsledky stochastických analýz [37] a [38], avšak připouštějí proměnné koeficienty.

Ve verzi algoritmu PSO [4] s konstantními koeficienty odvozenými z deterministické analýzy [36] má být rychlost částice aktualizována podle rovnice:

$$v_n^i(t + \Delta t) = \chi v_n^i(t) + \chi \psi_{1n}^i [l_n^i(t) - r_n^i] \Delta t + \chi \psi_{2n}^i [g_n(t) - r_n^i] \Delta t$$

kde $\psi_n^i = (\psi_{1n}^i + \psi_{2n}^i) = (a_l u_{1n}^i + a_g u_{2n}^i)$ (3.1). Pro $\psi_n^i \leq 4$ má být zvoleno $0 < \chi < 1$ a pro $\psi_n^i > 4$ se hodnota χ spočte podle vzorce:

$$\chi = 2k / \left(\psi_n^i - 2 + \sqrt{\psi_n^{i^2} - 4\psi_n^i} \right)$$

Konstanta k má být volena v intervalu $0 < k \leq 1$. Koeficient χ má maximum pro $k = 1$. Této maximální konfiguraci odpovídá trojice koeficientů $(\chi, a_l, a_g) = (0.72, 1.48, 1.48)$.

Model algoritmu *PSO* s konstantními koeficienty by měl dle autorů [36] [4] vykazovat stabilitu tak, že částice má dovoleno opustit vyhledávací prostor, nemělo by však dojít k explozi roje. *R. C. Eberhart* a *Y. Shi* provedli již v roce 1999⁴ experimenty [5] s uvedenou verzí algoritmu [4], a sice s účelovými funkcemi *Sphere*, *Rosenbrock*, *Rastrigin*, *Grievank* a *Schaffer's f6*. Jelikož algoritmus vykazoval nestabilitu, rozhodli se autoři [5] pro zavedení dodatečného omezení pro rychlost ve tvaru $v_{max} = x_{max}/\Delta t$, kde pro x_{max} byla nejprve zvolena relativně vysoká hodnota a poté hodnota odpovídající vyhledávacímu prostoru testované účelové funkce. Při hodnotě x_{max} odpovídající vyhledávacímu prostoru bylo dle autorů [5] pozorováno výrazné zlepšení stability.

Z průběhu testovaných funkcí je patrné, že k testování stabilních a prohledávacích vlastností algoritmu [4] [5] byly použity funkce, jejichž tendenční křivky jsou podobné parabole, s globálním optimem v ose křivky, a tedy mechanismus použitý k omezování rychlosti částice by u funkcí, které tuto vlastnost nesplňují (jako je např. funkce *Schwefel*), nemohl vrátit částici zpět. Závislost volby koeficientů na testované účelové funkci analytikové nezkoumají.

V analýzách [4] je testování prováděno na algoritmu, jenž narušuje *pseudo-paralelní* režim, a algoritmus tedy mění původní algoritmus [2]. U testů provedených v [5] není uvedeno, jak je testovací algoritmus implementován, a z experimentální výsledků obsažených v [5] jednoznačně nevyplývá, zda jsou úniky mimo vyhledávací prostor ze statistického hlediska pouze ojedinělé, anebo se ve skutečnosti jedná o nestabilitu.

Změna *pseudo-paralelního* režimu algoritmu *PSO* na *sekvenční* [4] totiž vede k přednostnímu zpracování informací od částic, které byly při inicializaci vygenerovány dříve, a tedy mají nižší přidělené pořadí. Tato změna algoritmu u funkcí s tendencí k parabole sice povede k rychlejší konvergenci, zrychlené prohledávání vedoucí k případné předčasné konvergenci bude však nežádoucí u funkcí s tendencí přímky (jako je funkce *Schwefel*). Autoři [4] zmírňují riziko předčasné konvergence tím, že navrhují použití modelu zpomalujícího konvergenci, to však problém dle autorky předkládané disertační práce systémově neřeší, ale pouze zmírňuje.

Nestabilita, kterou algoritmus vykazuje i při použití hodnot koeficientů, jež mají stabilitu zajišťovat, je analytiky shodně přičítána působení náhodných čísel. Analytikové tedy hledají další podmínky stability, a to právě s ohledem na působení náhodných čísel, jejichž zapojení do rozhodování částice je z hlediska prohledávací schopnosti částice nezbytné [35] (*Trelea*). Z uvedeného pohledu je další podmínkou stability systému částice, aby střední hodnota pozice trajektorie částice konvergovala k nějaké stacionární hodnotě, a musí rovněž platit, že standardní odchylka (*variance*) pozic trajektorie částice od jejich očekávaných hodnot se musí blížit nule [37] (*Poli*). Ačkoli trojice koeficientů $(\chi, a_i, a_g) =$

⁴ Publikace [36] je z roku 2002, ale metoda konstrikce později označená jako “*Constriction Type 1*” byla známa a publikována v prezentacích již v roce 1998.

(0.72, 1.48, 1.48) [36] [4] (Clerc, Kennedy) uvedenou podmínku splňuje, algoritmus [4] přesto vykazuje nestabilitu [5] (Eberhart, Shi).

Schopnost prohledávání a stabilita systému částice jsou protichůdné požadavky, neboť nejstabilnější by byl algoritmus s nulovou prohledávací schopností. Snaha analytiků posunout dynamické chování systému částice k mezi stability je tedy logická. Při zapojení náhodných prvků však trojice koeficientů $(\chi, a_l, a_g) = (0.72, 1.48, 1.48)$ dle autorů zobecněného algoritmu [39, 40] nejen stabilitu nezajistí, nezajistí ani nejlepší prohledávací schopnost, jež může být lepší i při rozdílných hodnotách koeficientů $a_l \neq a_g$, a tedy pro menší oblast stability. Autoři [39, 40] současně zkoumají podmínky stability vyšších řádů, neboť nestabilitu systému částice i při splnění podmínek stability 2. řádu [37] (Poli) přičítají působení náhodných prvků.

Autorka podotýká, že autoři algoritmu [39, 40] rovněž použili k testování stabilních a prohledávacích vlastností algoritmu účelové funkce s tendencí podobnou parabole, a sice funkce *Rosenbrock*, *Rastrigin*, *Griewank*, *Ackley* a *DeJong*. Přesto jsou teoretické závěry i experimentální výsledky ohledně podmínek stability vyšších řádů pro autorku přesvědčivé. Avšak zodpovězení otázky, *čím jsou způsobeny úniky mimo vyhledávací prostor*, zda je lze přičítat pouze vlivu náhodných prvků a zda jsou tyto úniky ze statistického hlediska pouze ojedinělé, anebo se ve skutečnosti jedná o nestabilitu, je dle autorky předkládané disertační práce složitější a souvisí s interpretací modelu částice.

Interpretace dynamického systému částice podle rovnice (4.1) odpovídá představě tlumeného harmonického oscilátoru, který není buzen (*forced*) či řízen (*driven*) žádnou vnější silou. Rovnovážná poloha $o_n^i(t)$ je vyjádřena jako lineární kombinace (superpozice) proměnných $l_n^i(t)$ a $g_n(t)$ (4.2). Tyto proměnné však představují dílčí pozice v hyperprostoru, které jsou výsledkem vyhodnocení hodnot účelové funkce $f(t)$ v pozicích $l^i(t)$ a $g(t)$, přičemž *neplatí*, že hodnota účelové funkce v pozicích $l^i(t) + g(t)$ je rovna součtu hodnot účelové funkce v jednotlivých pozicích, neboť předpokládáme, že účelová funkce $f(t)$ *není lineární funkcional*, neboli:

$$f(l^i(t)) + f(g(t)) \neq f(l^i(t) + g(t))$$

a tedy řešíme (nekorektní) inverzní problém určený operátorem h takový, že

$$h(f(l^i(t))) = l^i(t) \quad h(f(g(t))) = g(t) \quad (4.4)$$

Uvedenými vztahy chtěla autorka naznačit, že pozice $o_n^i(t)$ (4.2) závisí na hodnotách účelové funkce, i když tato závislost není ve výchozích rovnicích explicitně matematicky vyjádřena. Dle autorky je nutno modelovat dynamický systém částice nikoli jako tlumený harmonický oscilátor, ale jako buzený oscilátor (*forced oscillator*) popsany nehomogenní diferenční rovnicí, v níž vstupní veličina $m \cdot \varphi_n^i o_n^i(t)$ představuje budící sílu:

$$ma_n^i(k\Delta t) - m\beta v_n^i(k\Delta t) + m\varphi_n^i x_n^i(k\Delta t) = m\varphi_n^i o_n^i(k\Delta t) \quad (4.5)$$

Právě působení budící síly $F_b = m \cdot \varphi_n^i o_n^i(t)$ může dle autorky předkládané práce být dalším potenciálním zdrojem nestability, tak jak ji popisují autoři [5].⁵ Problém dle autorky spočívá v tom, že oscilace systému částice nejsou silou F_b řízeny (*driven*), nýbrž neovladatelně buzeny (*forced*), neboť účelová funkce, od níž se odvozuje poloha pozice $o_n^i(t)$ (4.2), je vstupní, nezávislou veličinou.

Při působení síly F_b je zřejmé, že splnění limitní podmínky (4.3) nezaručí, že nedojde k divergenci částice, i když podmínky vnitřní stability systému částice, zaručující též přenosovou stabilitu, budou splněny.⁶

Chování systému částice vykazuje atributy deterministického chaotického chování,⁷ a tedy není zde záruka, že bod v hyperprostoru, v němž se ustálí trajektorie pomyslného středu přitažlivosti $o_n^i(t)$, je jediným atraktorem, a sice globálním optimem.

Za přítomnosti náhodných prvků a neznámého průběhu účelové funkce na vstupu do systému (z pozice vnitřního pozorovatele) je dle autorky jediným řešením nežádoucí účinek budící síly F_b (4.5) předvídat a ovládat systém částice jako komplexní (*complex*) systém [43] tak, aby byl udržován “na hraně (pokraji) chaosu” (*on edge of chaos*).

5. Návrh řešení

Řešený problém *posílení autonomní činnosti* částic byl podrobně formulován v kapitole 3.6. Postup (strategie) řešení problému byl směřován k dosažení dílčích cílů stanovených v kapitole 3.7 a zahrnoval následující úlohy vnitřního pozorovatele, jejichž řešení bylo autorkou navrženo:

(i) zajištění dynamické stability systému částice při zachování stochastického charakteru operace roje, (ii) s tím související způsob stanovení hodnot koeficientů (ω , a_l , a_g) v rovnici (3.1), (iii) způsob detekce výlučnosti hodnoty účelové funkce vzhledem k ostatním hodnotám, tak jak byla výlučnost specifikována v kapitolách 3.5 a 3.6, a také (iv) posouzení *úspěšnosti řešení* jako metriky v souladu s definicí v kapitole 3.6. V návrhu řešení byly zachovány základní premisy originálního algoritmu PSO, za něž autorka pokládá *pseudo-paralelní* způsob zpracování a rovnice (3.1) a (3.2).

⁵ Autoři [5] popisují svá pozorování doslovně takto: “Bylo to jako pozorování kosmické lodi prohledávající galaxii Mléčné dráhy s cílem nalezení objektu, o němž je předpokládáno, že se nachází ve Sluneční soustavě.” V souvislosti s nelineárními buzenými oscilátory je podobný jev v literatuře označován idiomem *blue sky catastrophe*.

⁶ I při katastrofickém scénáři [5] stále platí, že pro omezený vstup je výstup též omezen. Vnitřní stabilita a konvergence tedy není totéž.

⁷ Systém částice (i) je citlivý na počáteční podmínky, (ii) jako dynamický systém je popsán třemi stavovými proměnnými, jimiž jsou pozice, rychlost a čas (jako implicitní proměnná), (iii) na vstupu do systému je skryta nelinearita a (iv) mezi vstupem do systému a pozicí částice je potenciální zpětná vazba.

5.1. Zajištění dynamické stability systému částice PSO

Z výsledků *meta-analýzy současného stavu poznání v oblasti analytického stanovení koeficientů algoritmu PSO* vyplynulo, že pro udržení dynamické stability systému částice při zachování stochastického charakteru operace roje je zapotřebí udržení *vnitřní stability* systému částice, a to stability nejen prvního, ale i druhého řádu. V kritickém hodnocení výsledků *meta-analýzy* v kapitole 4.7 disertační práce je potom objasněna potřeba odvrácení katastrofického scénáře, který vede k extenzívním únikům částic mimo vyhledávací prostor, kdy udržení vnitřní stability systému částice je podmínka nutná, avšak zjevně, jak ukazují experimenty provedené autory studie [5], nikoli podmínka dostačující.

Návrh řešení odvrácení katastrofického scénáře [5] je založen na změně interpretace dynamického modelu částice tak, že tlumený oscilátor (*driven oscillator*) je nahrazen buzeným tlumeným oscilátorem (*forced oscillator*). Jinou interpretací modelu chtěla autorka ukázat, že pozornost je třeba věnovat působení budící síly $F_b = m \cdot \varphi_n^i o_n^i(t)$ (4.5), neboť velikost budící síly F_b je ovlivňována hodnotou účelové funkce, jež se promítá do pozic $l_n^i(t)$ a $g_n(t)$ (4.4). Pozice mohou v dané iteraci oproti předchozí iteraci zůstat nezměněny, nastane-li však změna, může tato změna vyvolat výraznou odezvu,⁸ kdy částice opustí vyhledávací prostor. Hodnota účelové funkce tedy způsobuje žádoucí pertubace, které urychlují vývoj systému částice a celého roje, avšak působení silných pertubací, které by vedly částici k opuštění vyhledávacího prostoru, by mohlo způsobit destrukci roje. Řešením je, aby vnitřní pozorovatel silnou pertubaci odhalil a destrukci odvrátil. Pokud vnitřní pozorovatel zjistí, že se částice chystá opustit vyhledávací prostor, zapojí omezovač rychlosti částice $v_n^i(t+1)$ (3.1) tak, aby pozice částice $x_n^i(t+1)$ (3.2), vypočtená vzápětí z této rychlosti, zůstala ve vyhledávacím prostoru.

Používání omezovače rychlosti částice v algoritmu PSO je zmíněno již v kapitole 3. disertační práce v souvislosti s vlastností systému označenou jako *existence všeobecného povědomí (awareness)*. Autorka disertační práce podala vysvětlení, proč je použití omezovače v algoritmu PSO nezbytné: Ze vztahu pro budící sílu F_b (4.5) plyne, že k odvrácení katastrofického scénáře [5] musí být skutečné chování systému částice PSO usměrňováno omezovačem rychlosti tak, aby chování systému částice odpovídalo chování komplexního systému (*complex system*) a rovněž koeficienty a_l , a_g musí být proměnné, neboť volba konstantních koeficientů $a_l = a_g$ by znamenala významnou ztrátu možnosti regulace budící síly F_b na vstupu.

⁸ Oscilátor má obecně tendenci “vychytávat” frekvence blízké jeho rezonanční frekvenci. Má-li oscilátor na vstupu jiný než harmonický signál, kterým je řízen, tj. např. obdélníkový signál, který má mnoho frekvenčních složek dle Fourierova rozvoje, odezva oscilátoru může zaznamenat náhlý, značný vzrůst, pokud dojde k souběhu se složkou, která je v blízkosti rezonančního kmitočtu oscilátoru. Pro diskrétní případ systému částice a nepravidelný vstupní signál lze náhlé odezvy očekávat zcela jistě.

Pro vyjádření souvislosti mezi proměnnými koeficienty $a_l \neq a_g$ a koeficientem ω v rovnici (3.1) odvodila autorka předkládané práce vztah mezi střední hodnotou proměnné $\varphi_n^i = \varphi_{1n}^i + \varphi_{2n}^i$ a koeficienty ω, a_l, a_g . Při výpočtu vycházela autorka z rovnice pro standardní odchylku náhodné proměnné $\varphi_n^i \approx \varphi$ (4.2) s tím, že náhodná proměnná φ již nemá trojúhelníkové (*triangular*), ale lichoběžníkové (*trapezoidal*) rozložení (neboť $a_l \neq a_g$). Po vzoru autorů [39, 40] zavedla autorka koeficient α jako poměr $a_g/E[\varphi]$

$$\alpha = \frac{a_g}{E[\varphi]} = \frac{2a_g}{a_l + a_g} \quad (5.1)$$

a výsledkem odvození je vztah pro střední hodnotu standardní odchylky pozic trajektorie systému částice a (5.2), která udává křivku představující horní hranici (*bare bone*), pod níž musí ležet dvojice $[a, \omega]$, aby systém částice popsany rovnicemi (3.1) a (3.2) vykazoval stabilitu prvního i druhého řádu:

$$a = E[\varphi] = \frac{12(1-\omega^2)}{4(2-\omega) + (\alpha^2 - 2\alpha)(1+\omega)} \quad (5.2)$$

Křivka $a(\omega, \alpha)$ (5.2) je parametrická, s parametrem α . Při překročení hodnoty a pro danou hodnotu $0 < \omega < 1$ a zvolený parametr α (5.1) by standardní odchylka pozic trajektorie systému částice od jejich očekávaných hodnot rostla neomezeně. Vnitřní pozorovatel vypočte pro zvolenou hodnotu ω ($0 < \omega < 1$) a zvolený parametr α hodnotu $E[\varphi]$ (5.2), dále vypočte hodnoty $a_g = \alpha * E[\varphi]$, $a_l = a_g(2 - \alpha)/\alpha$ (5.1). Konkrétní hodnotu koeficientu ω bude pozorovatel volit v závislosti na rovnoměrnosti prozkoumaných pozic v dynamické historii roje a na fázi prohledávání.

5.2. Způsob detekce výlučnosti účelové funkce

Originální algoritmus *PSO* [2] ohodnocuje *fitness* nalezené pozice hodnotou účelové funkce pro tuto pozici. Jelikož zlepšení nebo zhoršení *fitness* je měřeno pouhou detekcí změny hodnoty účelové funkce a nezkoumá se velikost změny, autorka předkládané práce zavedla v kapitole 3.6 metriku označenou jako *výlučnost hodnoty fitness*, která má sloužit vnitřnímu pozorovateli jako kvalitativní ukazatel (číslo) vyjadřující relativní poměr dané hodnoty *fitness* k ostatním hodnotám *fitness* v ostatních pozicích. Bude-li hodnota účelové funkce v dosud objevené globální nejlepší pozici odhalena jako výlučná, autorka předpokládá, že je s určitou pravděpodobností detekováno buď lokální, nebo (hledané) globální optimum.

Při hledání způsobu detekce *výlučnosti hodnoty fitness* autorka vycházela ze dvou skutečností, a sice: (i) že účelová funkce, od níž se odvozuje poloha pozic $l_n^i(t)$ a $g_n(t)$ v rovnici (3.1), je vstupní, nezávislou veličinou, jejíž působení na rychlost (3.1) a pozici částice (3.2) je z pohledu vnějšího pozorovatele deterministické, avšak z pohledu vnitřního pozorovatele se změny pozic v jednotlivých iteracích musí nutně jevit jako náhodné, a (ii) nachází-li se i -tá

částice v určité pozici $\mathbf{x}^i(t)$, potom vnitřní pozorovatel, vzhledem k působení náhodných prvků, může pouze předpokládat s určitou pravděpodobností, že se v následující iteraci bude částice nacházet v pozici $\mathbf{x}^i(t+1)$.

Autorka tedy usoudila, že množina nejlepších dosud dosažených pozic $\mathbf{l}^i(t)$ pro jednotlivé částice, která je udržována v dynamické historii roje, má charakter statistického vzorku, jehož rozsah je dán počtem částic. Základním souborem je nekonečný soubor všech možných, teoreticky dosažitelných pozic.

K dalšímu zkoumání chování částic navrhla autorka disertační práce vytvoření pravděpodobnostního modelu roje. Jako první krok definovala autorka trajektorii i -té částice jako posloupnost jednotlivých pozic

$$\mathbf{x}^i(t_0) \mathbf{x}^i(t_1) \mathbf{x}^i(t_2) \cdots \mathbf{x}^i(t_k),$$

které jsou realizacemi náhodných veličin X_k v časech $t_0 \cdots t_k$, $t_k = t_0 + k\Delta t$. Z popisu algoritmu PSO vyjádřeného rovnicemi (3.1) a (3.2) lze dále vysledovat, že pozice částice v čase $t+1$ závisí pouze na pozici v čase t a rychlosti v čase $t+1$. Rychlost v čase $t+1$ je odvozena z rychlosti v čase t a pozic $\mathbf{x}_n^i(t)$, $\mathbf{l}_n^i(t)$ a $\mathbf{g}_n(t)$. Pohyb i -té částice po trajektorii lze tedy popsat jako dynamický diskretní (vzhledem k času) stochastický proces následovně:

$$P\{X_{k+1} = \mathbf{x}_{k+1}^i | X_k = \mathbf{x}_k^i, X_{k-1} = \mathbf{x}_{k-1}^i, \cdots, X_0 = \mathbf{x}_0^i\} = \\ P\{X_{k+1} = \mathbf{x}_{k+1}^i | X_k = \mathbf{x}_k^i\}$$

kde $\mathbf{x}_k^i$ je zkrácený zápis pro $\mathbf{x}^i(t_k)$. Uvedeným vztahem chtěla autorka vyjádřit skutečnost, že pravděpodobnost, že částice zaujme v čase $t_0 + (k+1)\Delta t$ pozici $\mathbf{x}_{k+1}^i$, je dána pouze pravděpodobností zaujetí pozice $\mathbf{x}_k^i$ v čase předcházejícím, tj. $t_0 + k\Delta t$. Časový index k zavedla autorka proto, že pravděpodobnostní rozložení (*probability density function pdf*) veličiny X_k může být v každé iteraci odlišné.⁹ (Volíme pouze (počáteční) rozložení veličiny X_0 , a to zpravidla jako rovnoměrné.)

Autorka dále zavedla náhodnou proměnnou Y_k jejíž realizace v čase $t_0 + k\Delta t$ vyjadřuje hodnotu *fitness* v pozici $\mathbf{x}_k^i$:

$$Y_k = y_k^i: X_k = \mathbf{x}_k^i: y_k^i = f(\mathbf{x}_k^i) \quad (5.3)$$

kde f je účelová funkce. V algoritmu PSO [2] je každá hodnota (*fitness*) $f(\mathbf{x}_k^i)$ porovnávána s hodnotou $f(\mathbf{l}^i)$, kde $\mathbf{l}^i$ je dosud nejlepší objevená pozice i -té částice v dynamické historii roje. Pokud je hodnota $f(\mathbf{x}_k^i)$ lepší než hodnota $f(\mathbf{l}^i)$, potom se $\mathbf{x}_k^i$ stává novou nejlepší objevenou pozicí i -té částice. Ač je hodnota *fitness* pro každou pozici určena (vypočtena nebo změřena)

⁹ Analytikové [33:pp.35-38] podávají postup, kterým odvozují rozložení veličiny X v k -té iteraci z počátečního rozložení. Ukazují, že rovnoměrné rozložení přechází v normální rozložení a mění se pouze parametry tohoto rozložení. Autorka předkládané práce je však obezřetnější a upozorňuje, že tyto postupy neberou v potaz působení účelové funkce na pozice $\mathbf{l}^i$ (a tedy $\mathbf{x}_k^i$), které je vyjádřeno vztahem (4.4).

deterministicky, je přiřazena náhodné pozici, a proto je množina nejlepších *fitness* v dynamické historii roje

$$\{y^i | y^i = f(l^i), i = 1, \dots, M\} \quad (5.4)$$

autorkou interpretována jako statistický vzorek, jehož rozsah je dán počtem částic M . Základním souborem je nekonečný soubor všech možných, teoreticky dosažitelných hodnot účelové funkce.

Na problém *definice výlučnosti* autorka aplikovala *Dixonovu* teorii vylučování odlehlých výsledků (*outliers*), publikovanou v časopise *Biometrics* v roce 1953 [44] [45]. Teorie vychází ze zkušenosti, že převážná část souborů výsledků opakovaných pokusů má jedno-vrcholová rozložení, jež se jen výjimečně blíží rozložení *Gaussovu*. Každé jedno-vrcholové rozložení lze charakterizovat (i) *parametrem centroidní tendence* (tj. střední hodnotou, mediánem, aritmetický průměrem, ...) a (ii) *parametrem variability* (standardní směrodatnou odchylkou). Problém je, že pokud počítáme střední hodnotu z výběru, máme pouze její odhad. Vyskytne-li se zde ojedinělý výsledek, může to značit přítomnost hrubé chyby, ale též vliv nového, neuvažovaného faktoru. Úkolem je rozpoznání situace, kdy se vyskytne ojedinělé pozorování, které se vzdaluje od zbytku populace. Tato pozorovaná extrémní hodnota se může významně lišit, aniž nějak významně ovlivní analýzu standardní odchylky. Aplikaci teorie vylučování odlehlých výsledků na množinu nejlepších *fitness* v dynamické historii roje (5.4) provedla autorka postupem, jehož základní myšlenka je následující:

Nechť množina náhodných proměnných $Y = \{Y^1, Y^2, \dots, Y^{M-1}, Y^M\}$ (5.4) má konkrétní realizaci $\{y^1, y^2, \dots, y^{M-1}, y^M\}$. Jednotlivé hodnoty lze uspořádat vzestupně takto:

$$y_{(1)} < y_{(2)} < \dots < y_{(M-1)} < y_{(M)}$$

kde index v závorce již neznačí identifikátor částice, ale pořadí ve vzestupném uspořádání hodnot *fitness*. Spočteme podíl

$$z = \frac{y_{(2)} - y_{(1)}}{y_{(M)} - y_{(1)}} \quad (5.5)$$

který je realizací náhodné proměnné Z . Platí $0 < z < 1$. Nechť r je reálné číslo, $0 < r < 1$. Potom pravděpodobnost

$$P(Z \leq r) = F_z(r) = \int_0^r f(z) dz \quad (5.6)$$

kde F_z je distribuční funkce (*cumulative distribution function cdf*) a $f(z)$ je hustota pravděpodobnosti (*probability density function pdf*) náhodné proměnné Z . Za předpokladu, že veličiny Y^i mají normální rozložení, lze vzorec pro $f(z)$ odvodit, a lze spočítat i tzv. *kritické hodnoty* r pro zvolené pravděpodobnosti $P(Z \leq r)$. Kritické hodnoty r pro zvolené pravděpodobnosti byly autorem [44] spočteny a jsou pro zvolené hodnoty $\alpha_z = P(Z > r)$ tabelovány. Postup při testování, zda je hodnota $y_{(1)}$ výlučná (*outlier*) s pravděpodobností $P(Z \leq r) = (1 - \alpha_z)$, je následující:

Spočteme empirický podíl (5.5) a vycházíme z hypotézy $\mathcal{H}_0$: Hodnota $y_{(1)}$ se s pravděpodobností $(1 - \alpha_z)$ významně neliší od zbytku populace (není *outlier*). Pokud platí $z < r$, nulovou hypotézu $\mathcal{H}_0$ přijímáme, v opačném případě ji zamítáme a přijímáme alternativní hypotézu $\mathcal{H}_1$: Hodnota $y_{(1)}$ se s pravděpodobností $(1 - \alpha_z)$ významně liší od zbytku populace (je *outlier*). Hodnota pravděpodobnosti $(1 - \alpha_z)$ bude tedy indikovat míru výlučnosti hodnoty $y_{(1)}$.

5.3. Sledování chování částice v závislosti na účelové funkci a úspěšnost řešení

Podkladem pro posouzení *úspěšnosti řešení* jako metriky v souladu s definicí v kapitole 3.6, bude zjištěná hodnota rozptylu prozkoumaných pozic v dynamické historii roje. Vnitřní pozorovatel si bude pro každý rozměr n polohového vektoru částice x_n^i (3.2) vytvářet *histogram* v podobě grafického znázornění distribuce dat pomocí sloupcového grafu se sloupci stejné šířky, v němž výška sloupce bude vyjadřovat četnost sledované veličiny v intervalu daném šířkou sloupce. Histogram bude vytvořen pro každý rozměr $n = 1 \dots N$ částice a bude sloužit jako mapa vymezeného hyperprostoru ve smyslu bodu (iii) v kapitole 3.7 a sledovanou veličinou budou prozkoumané pozice.

Vnitřní pozorovatel bude sledovat rovnoměrnost rozložení prozkoumaných pozic aplikací *Pearsonova testu dobré shody* χ^2 . Vymezený prostor bude pro každý rozměr rozdělen na počet intervalů odpovídající počtu částic M , což odpovídá teoretické četnosti jedné pozice v každém intervalu (sloupci histogramu) po inicializaci roje. Po každé iteraci zvýší vnitřní pozorovatel očekávanou, teoretickou četnost o jednu pozici, v každé iteraci bude měřena empirická četnost a spočtena hodnota testovacího kritéria z :

$$z = \sum_{m=1}^M \frac{[o_m - e]^2}{e} \quad (5.7)$$

kde o_m je pozorovaná (*observed*) četnost v intervalu m a e je očekávaná (*expected*) četnost, která je průběžně zvyšována a která je pro každý interval táž (rozložení je rovnoměrné).¹⁰ Je-li hodnota testovacího kritéria z (5.7) realizací náhodné veličiny Z a je-li hodnota četnosti o_m realizací náhodné veličiny O a má-li veličina O rovnoměrné rozdělení, pak má veličina Z přibližně rozdělení χ^2 (chí-kvadrát) s $k = (M - 1)$ stupni volnosti. Vnitřní pozorovatel tedy spočte pravděpodobnost

$$p = P(Z \leq z) = F(k, z) \quad (5.8)$$

¹⁰ *Příklad: Pro 20 dvourozměrných částic budou vytvořeny dva histogramy, každý histogram bude rozdělen na 20 intervalů. Očekává se, že po inicializaci bude v každém intervalu obsažena jedna pozice, a tedy $e = 1$. Po první iteraci se očekávají dvě pozice obsažené v každém intervalu, atd.*

kde z je testovací kritérium (5.7), $F(z, k)$ je distribuční funkce proměnné Z s rozdělením χ^2 a k stupni volnosti. Pravděpodobnost p (5.8), jež udává míru rovnoměrnosti rozdělení pozic, spočte pozorovatel podle příslušného vzorce pro distribuční funkci proměnné s rozložením χ^2 :

$$F(z, k) = \frac{\gamma\left(\frac{k}{2}, \frac{z}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{k}{2}\right)} \quad (5.9)$$

kde z je hodnota testovacího kritéria spočtená dle (5.7), $k = M - 1$ je počet stupňů volnosti, γ je dolní nekompletní funkce gama (*lower incomplete gamma function*) a Γ je horní nekompletní funkce gama (*upper incomplete gamma function*).

5.4. Výsledný algoritmus PSO

Výsledný algoritmus *PSO* je navržen pro pozorování chování částic v závislosti na (i) *počtu částic vzhledem k velikosti vyhledávacího prostoru*, (ii) *působení účelové funkce* a (iii) *vlivu náhodných koeficientů*.

Hodnota koeficientu ω v rovnici (3.1) je odvozována od rovnoměrnosti pozic určené pravděpodobností p (5.8), (5.9). Pro rovnoměrnější rozdělení, a tedy vyšší p , je zvolen koeficient nižší, podle vztahu $\omega \approx 1 - p$.

Koeficient $\alpha = 2a_g/(a_l + a_g)$ (5.1) je volen úměrně pravděpodobnosti p ($\alpha \approx p$). Výlučnost *fitness* globální nejlepší pozice je posuzována výpočtem podílů (5.5) a aproximací z tabulek implementovaných přímo v algoritmu *PSO*.

Autorka očekávala, že po inicializaci bude v prvních iteracích pravděpodobnost p (5.8), (5.9) stoupat, a to vlivem lokálního prohledávání, které bude posíleno, zatímco globální prohledávání bude potlačeno. Ustane-li nárůst pravděpodobnosti p , mělo by to značit, že částice začínají konvergovat. Algoritmus proto může přejít z fáze lokálního prohledávání (*local searching*), kdy $a_l \gg a_g$, do fáze vyváženého prohledávání (*balanced searching*), kdy $a_l = a_g$. Byla-li identifikována *fitness* dosud objevené globální nejlepší pozice jako výlučná, algoritmus by mohl přejít do fáze globálního prohledávání (*global searching*), kdy $a_g \gg a_l$, avšak vnitřní pozorovatel musí sledovat i rovnoměrnost prohledaných pozic.

Protože lze očekávat, že pro každý rozměr částice bude po inicializaci naměřena jiná pravděpodobnost p (5.8), budou koeficienty ω , a_l , a_g definovány jako pole

$$(\omega^n | n = 1 \dots N), (a_l^n | n = 1 \dots N), (a_g^n | n = 1 \dots N)$$

Rovněž tak fáze prohledávání budou nadefinovány jako pole ($d^n | n = 1 \dots N$), kde N je rozměr částice.

Návrh fáze prohledávání výsledného algoritmu *PSO* v *pseudo-jazyce* je na obrázku Obr. 5.1.

```

/* Start main PSO*/
Boolean outlier = false
repeat
  /* Find out whether there is an outlier */
  compute  $r_{xx}$  according equation (157)
  elicit probability  $(1 - \alpha_{xx})$ 
  if  $y_{(1)}$  (154) is an outlier then outlier = true
  /* Set values of coefficients  $\omega, a_l, a_g$ */
  for each dimension  $n \in [1..N]$ 
    compute quotient  $z$  using equation (158)
    get probability  $p^n$  using equations (159) (160)
    if  $(p_{max}^n \approx 1) \wedge (outlier = true)$  then  $(d^n = 3)$ 
    if  $(d^n = 2) \wedge (outlier = false)$  then  $(d^n = 0)$ 
    if  $(d^n = 1) \wedge (outlier = true)$  then  $(d^n = 2)$ 
    if  $(d^n = 0) \wedge (p_{previous}^n < p^n)$  then  $(d^n = 1)$  (beginning of convergence)
    case mood  $d^n$  of:
      0:  $(\omega^n \approx 1 - p^n); (\alpha^n \approx p^n);$  (local searching  $\alpha^n < 1$ )
      1:  $(\omega^n \approx p^n); (\alpha^n \approx 1);$  (balanced searching  $\alpha^n = 1$ )
      2:  $(\omega^n \approx p^n); (\alpha^n \approx 1 - p^n);$  (local searching  $\alpha^n < 1$ )
      3:  $(\omega^n \approx p^n); (\alpha^n \approx 2 - p^n);$  (global searching  $\alpha^n > 1$ )
    end
    compute  $a = E(\varphi)$  using equation (151)
    compute  $a_g^n = \alpha^n * a$  resulting from (127a)
    compute  $a_l^n = a_g^n(2 - \alpha)/\alpha$  resulting from (127a)
  end
  /*Update positions of particles in the search space */
  for each particle  $i \in [1..M]$ 
    for each dimension  $n \in [1..N]$ 
      update velocity  $v_n^i$  using equation (1)
      update position  $x_n^i$  using equation (2)
      if position  $x_n^i$  is out of range then involve limiter (148)
    end
  end
  /*Update observed positions in the  $n^{th}$  histogram */
  for each dimension  $n \in [1..N]$ 
    for each histogram.interval  $o^n \in [1..M]$ 
      for each particle  $i \in [1..M]$ 
        if  $x_n^i$  lies within the histogram.interval  $o_m^n$  then  $o_m^n = o_m^n + 1$ 
      end
    end
  end
  /* Update number of expected positions in each bin */
  expected = expected + 1
  /* Update global best and  $M$ -dimensional local bests*/
  for each particle  $i \in [1..M]$ 
    if  $f(x^i) < f(l^i)$  then  $l^i = x^i$ 
    if  $f(l^i) < f(g)$  then  $g = l^i$ 
  end
until stopping condition is true.

```

Obr. 14(b): Návrh fáze prohledávání výsledného algoritmu PSO.

6. Experimentální ověření navrhovaného řešení a dosažené výsledky

Pro testování navrhovaného algoritmu *PSO* vytvořila autorka parametrický testovací model originálního algoritmu [4] a výsledného algoritmu podle návrhu na obrázku Obr. 5.1.¹¹ Experimentováno bylo s originální i navrhovanou verzí algoritmu *PSO*.¹² Výsledky experimentů byly průběžně diskutovány.

Smyslem experimentování s originální verzí algoritmu *PSO* s konstantními koeficienty [4] byla simulace chování částic dle katastrofického scénáře [5] a ověření konvergence ke globálnímu optimu, zkoumání vlivu inicializace na výsledek prohledávání, zkoumání vlivu účelové funkce na průběh prohledávání a získání výsledků pro srovnání s výslednou, navrhovanou verzí algoritmu *PSO*.

Navrhovaný algoritmus *PSO* byl nejdříve podroben počátečnímu testování, jehož účelem bylo ověření způsobu sledování rovnoměrnosti prohledaných pozic, dále pak ověření navrženého způsobu *detekce výlučnosti* globální nejlepší *fitness* a zpřesnění či nalezení nových podmínek přechodu mezi jednotlivými režimy prohledávání (*mood* na obrázku Obr. 5.1). Následné experimenty byly prováděny s již upravenou verzí navrhovaného algoritmu a byly zaměřeny na měření stability, ověření konvergence ke globálnímu optimu a porovnání výsledků s výsledky předchozích experimentů s originální verzí algoritmu [4].

Pro první fázi experimentování s *pravděpodobností výlučnosti dosud nejlepší globální pozice* bylo zvoleno testovací kritérium r_{22} [44] dle (5.5). Analogické (reciproké) testovací kritérium bylo aplikováno též pro stanovení *pravděpodobnosti výlučnosti dosud nejhorší globální pozice*, neboť předběžné výsledky experimentů napověděly, že obě kritéria mají rovnocennou vypovídací schopnost:

$$r_{22min} = \frac{y_{(3)} - y_{(1)}}{y_{(18)} - y_{(1)}} \quad r_{22max} = \frac{y_{(20)} - y_{(18)}}{y_{(20)} - y_{(3)}} \quad (5.10)$$

Průběžným vyhodnocováním pravděpodobností *výlučnosti* globální nejlepší a globální nejhorší *fitness* byly vypočítávány hodnoty pravděpodobností výlučnosti $p \in \{0.5, 0.8, 0.95, 0.995\}$ (5.6), jež představují určité *mezní hodnoty*, které mají zvláštní význam pro stanovení podmínek přechodu mezi jednotlivými režimy prohledávání a podmínek pro povolení režimu globálního prohledávání.

Podmínky pro povolení režimu globálního prohledávání ($mood = 3$), jež byly odvozeny experimentálně, nahrazují logickou proměnnou *outlier* na obrázku Obr. 5.1 a jejich slovní popis je následující:

¹¹ Testovací model byl vytvořen v jazyce Java v prostředí NetBeans IDE 6.9.1. Dokumentace algoritmu je v příloze disertační práce.

¹² U každého experimentu je uvedeno, proč byl experiment prováděn, co bylo jeho cílem a jaké jsou výsledky experimentu. Každý experiment se opírá o určité tvrzení a cílem experimentu bylo tvrzení vyvrátit. Pro úspěšné případy, kdy tvrzení vyvráceno či zamítnuto nebylo, bylo rovněž analyzováno, zda příčiny úspěchu závisí pouze na výchozích předpokladech (premisách), a nikoli na dalších okolnostech, jež nebyly původně vzaty v úvahu.

Má-li být globální prohledávání povoleno pouze na základě detekce výlučnosti, musí být alespoň jedna z pravděpodobností výlučnosti *fitness* hodně vysoká a nejvyšší průběžně zaznamenaná hodnota pravděpodobnosti rovnoměrnosti rozmístění dosud prohledaných pozic (5.8) musí být vyšší než 0,5. Globální prohledávání lze povolit i při nižších hodnotách pravděpodobnosti výlučnosti, avšak v tomto případě musí nastat jejich souběh. Globální prohledávání může být povoleno i v případě, kdy nejhorší hodnota *fitness* je výlučná s nejvyšší pravděpodobností, a to proto, že dochází ke konvergenci k pozici s nejlepší *fitness* po předchozím odvrácení všech detekovaných nepříznivých situací.

Experimentálně odvozené podmínky přechodu mezi jednotlivými režimy prohledávání jsou rovněž součástí výsledků experimentování s navrhovanou verzí algoritmu *PSO* a jsou uvedeny podrobně v kapitole 6.2 disertační práce.

Sekce nastavení režimu prohledávání podle hodnoty *mood*[*n*] zůstala vzhledem k návrhu fáze prohledávání na obrázku Obr. 5.1 bez podstatných změn, pouze v režimu globálního prohledávání byla hodnota koeficientu ω [*n*] nastavena pevně na hodnotu 0,1.¹³

7. Posouzení rizik, návazné problémy a doporučení dalšího směru výzkumu

7.1. Posouzení rizik navrhovaného řešení a návazné problémy

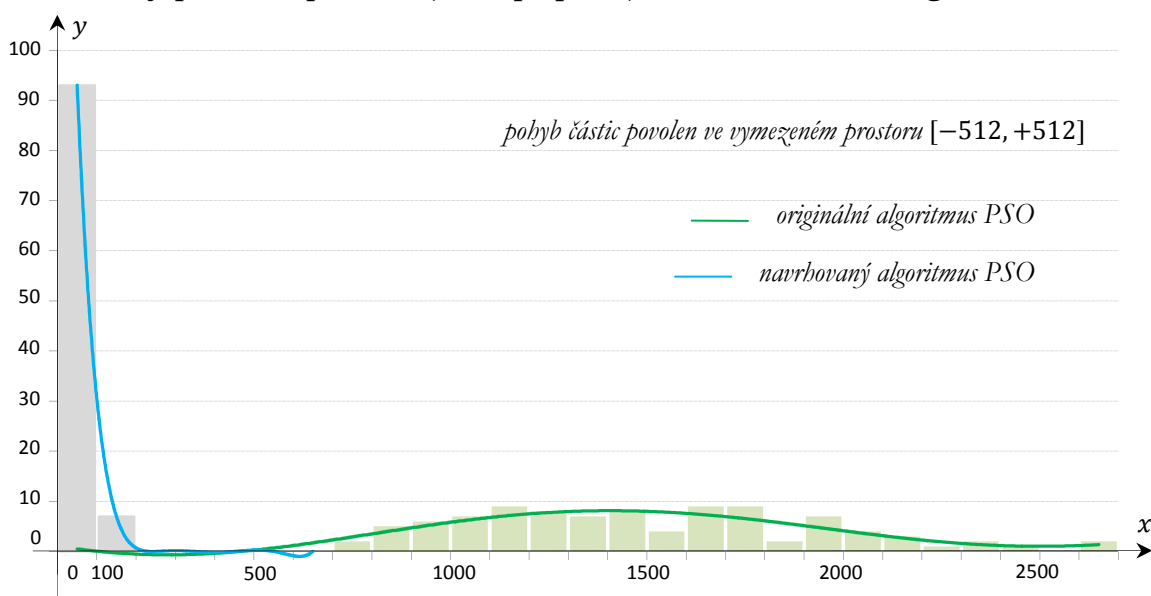
7.1.1. Zhodnocení výsledků experimentů vzhledem k dosažení globálního cíle disertační práce

Experimenty s originální verzí algoritmu s konstantními koeficienty [4] provedené autorkou disertační práce potvrdily, že stabilita algoritmu, měřená počtem úniků nebo pokusů o únik částic mimo vyhledávací prostor vymezený při inicializaci, není ukazatelem prohledávacích schopností algoritmu. Byly zaznamenány simulace, v nichž algoritmus konvergoval předčasně a nedosáhl globálního optima a v nichž došlo k relativně nízkým počtům pokusů o únik (kolem 50 pokusů ve srovnání s úspěšnými simulacemi (řádově 10^3 pokusů)), avšak při působení jiné účelové funkce za zcela srovnatelných podmínek byl počet pokusů výrazně nižší (pouhé dva pokusy). Další experimenty s originální verzí algoritmu [4] prokázaly, že průběh trajektorie je ovlivňován působením účelové funkce, přičemž vliv účelové funkce není zanedbatelný. Výsledky experimentů tak svědčí pro změnu interpretace modelu systému částice a pro nezbytnost použití omezovače rychlosti částice k odvrácení katastrofického scénáře. Experimenty s originální verzí algoritmu [4] též potvrdily, že

¹³ Hodnota pravděpodobnosti rovnoměrného rozmístění dosud prohledaných pozic při konvergenci ke globálnímu optimu totiž nezadržitelně klesala a algoritmus měl tudíž tendenci hodnotu ω [*n*] v režimu globálního prohledávání neustále zmenšovat. Následkem tohoto poklesu klesala i hodnota koeficientu a_l [*n*] až k nule, což nebylo žádoucí.

prohledávací schopnost algoritmu s konstantními koeficienty je ovlivněna počátečním rozmístěním částic ve vyhledávacím prostoru.

Návrh způsobu odstranění nedostatků originální verze algoritmu PSO [4] s konstantními koeficienty, jenž je obsažen v kapitole 5, vychází z úvahy, že prohledávací schopnost algoritmu není možno zlepšovat pouhým zvyšováním nestability pomocí koeficientů (ω , a_l , a_g) až na mez vnitřní stability. Experimenty realizujícími počáteční testování navrhované verze algoritmu PSO bylo ověřeno, že budou-li hodnoty koeficientů splňovat podmínku vnitřní stability 2. řádu (5.2) a budou-li průběžně přizpůsobovány rovnoměrnosti rozmístění prozkoumaných pozic (5.8) se zřetelem na hodnotu pravděpodobnosti *výlučnosti hodnoty účelové funkce* p (5.6), může být tímto způsobem regulována stabilita trajektorie částice ve smyslu jejího průběžného snižování nebo zvyšování, čímž bude usměrňován vývoj prohledávání tak, že vzroste pravděpodobnost *úspěšnosti řešení*. Obrázek Obr. 5.1, jenž je jedním z grafických znázornění výsledků experimentování, dokumentuje, že počet pokusů mimo vymezený vyhledávací prostor při působení funkce *Schwefel* klesl z původních 700 až 2600 pokusů u originálního algoritmu na hodnoty pod 100 pokusů (92% případů) u navrhovaného algoritmu.



Obr. 5.1: Porovnání histogramů absolutních četností vyjadřujících počty simulací (osa y) vzhledem k pokusům o únik jednorozměrných částic mimo vymezený prostor $[-512, +512]$ (osa x) navrhovaného algoritmu a originálního algoritmu při působení funkce *Schwefel*.

Strategie průběžného přizpůsobování hodnot koeficientů algoritmu PSO navržená autorkou práce vedla u všech testovaných případů k nalezení globálního optima. Bylo tak dosaženo cíle disertační práce specifikovaného v kapitole 3, jímž bylo *zlepšení výkonnosti algoritmu, jehož modelem je originální algoritmus PSO* [1], [2], a to *posílením autonomní činnosti částic roje*, kde rychlosti v a pozice x jsou nadále aktualizovány podle rovnic (3.1) a (3.2). Nadále platilo, že pohyb částic bylo třeba omezit do inicializovaného vyhledávacího prostoru. Při působení

účelových funkcí s odlišnými tendenčními křivkami byly hodnoty koeficientů rozdílné. Rozdílné hodnoty koeficientů byly pozorovány i při působení téže účelové funkce, a to pro různé testované náhodné posloupnosti, kdy pro úspěšný vývoj prohledávání byly rozhodující počáteční iterace.

7.1.2. Zhodnocení navrhovaného řešení vzhledem ke splnění dílčích cílů disertační práce

Globálního cíle disertační práce bylo dosaženo splněním dílčích cílů specifikovaných v kapitole 3. disertační práce. Originální algoritmus byl rozšířen o koncept vnitřního pozorovatele, jenž v každé iteraci poskytuje částicím sadu koeficientů k regulaci rychlosti podle rovnice (3.1), a to nezávisle pro každý rozměr částice. Hodnoty byly odvozovány z charakteristik prostředí bez nutnosti vnějšího řízení, při zachování stability trajektorie částic 2. řádu a stochastického charakteru operace roje. Pozorovatel volil režim prohledávání a tomu odpovídající sadu koeficientů podle *pravděpodobností výlučnosti* nejlepší a nejhorší detekované hodnoty *fitness*, stanovených aplikací *Dixonovy teorie vylučování odlehklých výsledků pomocí zvoleného testovacího kritéria*. Uvedeným postupem dokázal pozorovatel rozpoznat a odvrátit konvergenci k lokálnímu optimu, a to s vysokou pravděpodobností. Pozorovatel rovněž vyhodnocoval a zohledňoval nejvyšší dosaženou hodnotu pravděpodobnosti *rovnoměrnosti rozmístění dosud prohledaných pozic* pro každý rozměr částice. Jednotlivé režimy prohledávání volil pozorovatel dle splnění specifických podmínek.¹⁴

Experimentování s navrhovanou verzí algoritmu rovněž upozornilo na rizika *úspěšnosti řešení* (konvergence ke globálnímu optimu) spojená s *volbou vhodného testovacího kritéria* pro určení pravděpodobnosti výlučnosti hodnot *fitness* (5.5), s *přesností výpočtů* hodnot pravděpodobnosti výlučnosti *fitness* (5.6) a pravděpodobnosti rovnoměrného rozmístění prohledaných pozic (5.8).

7.1.3. Návazné problémy k řešení

Rozpoznaná rizika *úspěšnosti řešení* vedla k identifikaci problémů, jež jsou technického rázu, a také problémů, týkajících se dalšího směru výzkumu. Problémy technického rázu, jež jsou zmíněny, se vztahují (i) k dostupnosti statistických funkcí ve vývojovém prostředí algoritmu a (ii) k přesnosti výpočtů. Problémům vztahujícím se k doporučení dalšího směru výzkumu je věnována samostatná kapitola.¹⁵

¹⁴Počáteční experimenty byly prováděny s jednorozměrnými částicemi. Předběžné experimenty s dvourozměrnými částicemi ukázaly, že částice mohou prohledávat každý rozměr nezávisle v jiném režimu prohledávání, aniž se režimy navzájem rušivě ovlivňují, a předběžné výsledky byly rovněž příznivé. Systém však bude třeba testovat i na vícerozměrných částicích.

¹⁵Pro další vývoj algoritmu PSO doporučuje autorka doplnění vývojového prostředí NetBeans o (standardní) statistické funkce. Spočtení pravděpodobnosti výlučnosti p (5.6) tak, jak ji aplikuje autorka v navrhované verzi algoritmu, není standardní statistickou funkcí a bude ji třeba pro další experimentování s navrhovanou verzí algoritmu v požadované podobě naprogramovat.

7.2. Doporučení dalšího směru výzkumu

K hlubšímu pochopení problému *zvýšení skupinové inteligence roje* by měl být další výzkum zaměřen na modelování roje jako *komplexního systému* (*complex system*) a na související analýzu pravděpodobnostního modelu navrženého autorkou v kapitole 5 disertační práce.

7.2.1. Roj jako komplexní systém

Chování systému částice *nelze* pojímat čistě deterministicky s tím, že by působení náhodných prvků bylo vnímáno pouze jako šum. Náhodné prvky mají v algoritmu PSO svou nezastupitelnou úlohu, neboť jejich přítomnost zaručí, že nastane pohyb částice, který by jinak nenastal, v případě, že se lokální nejlepší pozice částice ani globální nejlepší pozice roje průběžně nezlepšují.

Úplný popis systému neposkytuje ani interpretace trajektorie částice jako stochastické funkce, neboť dalším potenciálním zdrojem pertubací je působení budící síly F_b (4.5) na vstupu systému částice, přičemž velikost budící síly je ovlivňována hodnotami účelové funkce. Odchytky způsobené budící silou mohou být relativně velké, ale protože uvedená závislost není v rovnici (3.1) matematicky podchycena, odchytky se do podmínek vnitřní stability nepromítají.

Teorie systémů označuje systém s výše popsány vlastnostmi jako *otevřený*. Chování systému částice odpovídá charakteristice *komplexního systému* (*complex system*), jak ho charakterizuje [43].

Systém částice roje sice vykazuje prvky *chaotického chování*, neboť (i) *je citlivý na počáteční podmínky*, (ii) *jako dynamický systém je popsán třemi stavovými proměnnými*, jimiž jsou pozice, rychlost a čas (jako implicitní proměnná u diskrétního systému), (iii) *na vstupu do systému je skryta nelinearita* a (iv) *mezi vstupem do systému a pozicí částice je potenciální zpětná vazba*. Dle [43] však dokonalý chaos, stejně jako dokonalý řád, není *komplexní*, neboť jak dokonalý chaos, tak i dokonalý řád *lze úplně deterministicky popsat*. Systém částice však úplně deterministicky popsat nelze, neboť nelze popsat již zmíněnou závislost mezi účelovou funkcí a budící silou (4.4). Autorka předkládané práce proto změnila interpretaci modelu systému částice tak, aby interpretace chování částice odpovídala chování komplexního systému (*complex system*), a existenci budící síly zdůvodnila, proč musí být skutečné chování systému částice usměrňováno omezovačem rychlosti částice v případě, že pozice částice, vypočtená z této rychlosti, by opustila vymezený prostor. Návrh pravděpodobnostního modelu roje v kapitole 5. disertační práce je tedy krokem k *modelování roje jako komplexního systému*.

7.2.2. Model roje

Fyzikální model [33], popsáný v kapitole 4.1 disertační práce, modelující roj jako soustavu hmotných bodů (4.1) (4.5), je dle autorky předkládané práce nutno chápat pouze jako jednu z možných interpretací rovnic (3.1) a (3.2), jež umožňuje posouzení roje z hlediska mechaniky hmotného bodu.

Přínosem modelování roje jako soustavy hmotných bodů je, že model umožňuje posouzení roje jako nekonzervativního, disipativního (ztrátového) systému, který je efektivnější než konzervativní systém, což potvrzují i obsáhlé experimenty, z jejichž výsledků vychází obsah kapitoly 3.3.

Nekonzervativní systém vznikl z roje *PSO* zavedením koeficientu ω do originálního algoritmu [2]. Na otázku, proč je nekonzervativní systém efektivnější, nepodávají autoři fyzikálního modelu [33] vyčerpávající objasnění, ale pouze naznačují možný rozpor z hlediska druhé věty termodynamiky a doporučují, aby hodnota koeficientu $\omega < 1$ v rovnici (1) byla v počátcích prohledávání volena “prozíravě” tak, aby ztráty třením nezpůsobovaly úbytek energie potřebné k prohledávání příliš rychle. Z hlediska modelování systému částice však není dle autorky předkládané práce pochyb o tom, že částice musí být modelována jako dynamický systém (4.1) (4.5) a že dynamické systémy vznikají z disipativních systémů. Dynamický model systému částice použitý k vyšetřování vnitřní stability systému částice je dle autorky akceptovatelný s tím, že autorka pouze navrhl, aby byl model systému částice jinak interpretován, což umožní zkoumat systém částice a celý roj jako *komplexní systém*.

K dalšímu zkoumání chování částic navrhl autorka model roje jako celku, a to modelu pravděpodobnostního. Pravděpodobnostní přístupy k modelování roje lze vysledovat též v literatuře. Analytikové [33:pp.35-38] definují náhodnou veličinu X , jejímiž realizacemi jsou pozice částic v určité iteraci, a podávají postup, kterým odvozují pravděpodobnostní rozložení veličiny X v k -té iteraci z počátečního rozložení. Ukazují, že počáteční rovnoměrné rozložení přechází v normální rozložení a mění se pouze parametry tohoto rozložení. Autorka předkládané práce však upozorňuje, že tyto postupy neberou v úvahu působení budící síly, přesněji, neberou v úvahu působení účelové funkce na lokální nejlepší pozice $\mathbf{l}^i$, a tím i na pozice částic $\mathbf{x}^i$, jež jsou z pozic $\mathbf{l}^i$ odvozeny (3.1).

Autorka vytvořila návrh pravděpodobnostního modelu roje, v němž jsou kromě prozkoumaných pozic zahrnuty i náhodné veličiny, jež odpovídají lokálním nejlepším hodnotám $\mathbf{l}^i$ (3.1) (5.4). Navržený pravděpodobnostní model roje je tudíž inovativní v tom, že zohledňuje i nekorektní inverzní problém (4.4).

Pravděpodobnostní model je zamýšlen k dalšímu výzkumu pro hlubší pochopení *problému dalšího zvýšení inteligence roje částic (swarm intelligence)*. Další výzkum měl být zaměřen na nalezení nejvhodnějšího testovacího kritéria pro výpočet hodnoty pravděpodobnosti výlučnosti hodnoty *fitness* (5.5), na zpřesnění mezních hodnot pravděpodobností výlučnosti hodnoty *fitness* (5.8) a na odhalení, zda tyto mezní hodnoty jsou závislé na působící účelové funkci, a na analytické zdůvodnění uvedeného pozorování.

Závěr

Záměr předkládané disertační práce, jímž byl *aplikovaný výzkum skupinové (kolektivní) inteligence*, byl splněn. Byla navržena a experimentálně ověřena strategie prohledávání, v níž částice průběžně přizpůsobují své chování

charakteristikám prostoru řešeného problému, a bylo experimentálně zjištěno, jak se vliv řídicí účelové funkce zastupující řešený problém projevuje v chování částic. Strategie průběžného přizpůsobování chování částic charakteristikám prostoru řešeného problému vedla u všech testovaných případů k úspěšnému řešení. Experimenty ukázaly, že klasické řešení, kde jedinou podmínkou je stabilní trajektorie, po níž se částice pohybuje v prostoru řešeného problému, a kde vliv řídicí účelové funkce je ve výsledku eliminován, může selhat, a že dynamická stabilita trajektorií částic sama o sobě není ukazatelem prohledávacích schopností algoritmu ani konvergence algoritmu ke správnému řešení.

Součástí návrhu strategie průběžného přizpůsobování chování částic charakteristikám prostoru řešeného problému byla změna interpretace dynamického modelu systému částice, kde pozornost byla věnována působení budící síly, jež je ovlivňována hodnotou účelové funkce. Existenci budící síly bylo zdůvodněno, proč musí být skutečné chování systému částice usměrňováno omezovačem rychlosti částice tak, aby chování částice odpovídalo chování komplexního systému (*complex system*).

Ke zkoumání chování roje částic jako celku a testování výlučnosti dosud nejlepší objevené hodnoty účelové funkce (*fitness*) byl navržen pravděpodobnostní model roje. Inovativním prvkem modelování je integrace množiny lokálních nejlepších hodnot účelové funkce (*fitness*) dosažených jednotlivými částicemi do pravděpodobnostního modelu a zavedení konceptu vnitřního pozorovatele, jenž v průběhu dynamické historie roje tuto množinu udržuje a jehož úkolem je zjistit, s jakou pravděpodobností se nejlepší či nejhorší hodnota *fitness* z množiny lokálních nejlepších *fitness* významně odlišuje od ostatních hodnot, tj. je *výlučná*. Na problém pravděpodobnosti výlučnosti byla úspěšně aplikována *Dixonova teorie* vylučování odlehlých výsledků.

Dixonova teorie umožňuje detekovat odlehlý výsledek již při počtu tří prvků, a tedy aplikace navržené strategie průběžného přizpůsobování hodnot vah ovlivňujících rychlost částice by umožnila snižování počtu částic algoritmu *PSO*. Počet částic by teoreticky bylo možno snižovat na méně než (minimálních) 20 částic, což by mělo význam nejen pro snižování výpočetní složitosti při řešení optimalizačních problémů s více stupni volnosti (s vícerozměrnými částicemi), ale i při vývoji aplikací, jako jsou senzorické robotické roje (*olfactory robot swarms*). Z teoretického hlediska může algoritmus *PSO* sloužit jako laboratorní model pro výzkum chování *otevřeného, komplexního systému*.

Pro převod navrhované verze algoritmu *PSO* do praxe, jeho podporu a udržitelnost je třeba disponovat vývojovým prostředím, které kromě matematických funkcí bude poskytovat i statistické funkce, včetně aplikace *Dixonovy teorie* vylučování odlehlých výsledků (*outliers*) tak, aby pro vnitřního pozorovatele nebyl výpočet hodnot charakteristik prostředí, z nichž odvozuje hodnoty vah ovlivňujících rychlost částice, složitější, než výpočet hodnoty účelové funkce.

Odkazy

- [1] Kennedy, J., Eberhart, R. C.: *Particle swarm optimization*. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, vol. IV, pp. 1942–1948. Perth, Australia 1995, pp. 1942–1948.
- [2] Eberhart, R. C., Kennedy, J.: *A new optimizer using particle swarm theory*. In: Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, pp. 39–43. Nagoya, Japan, 1995.
- [3] Gardner, A., Grafen, A.: *Capturing the superorganism: a formal theory of group adaptation*. Journal of Evolutionary Biology, Volume 22, Number 4, April 2009, pp. 659–671.
- [4] Bratton, D., Kennedy, J.: *Defining a Standard for Particle Swarm Optimization*. IEEE Swarm Intelligence Symposium, Proc., pp. 120–127, April 2007. Print ISBN 1-4244-0708-7, DOI 10.1109/SIS.2007.368035.
- [5] Eberhart, R. C., Shi, Y.: *Comparing Inertia Weights and Constriction Factors in Particle Swarm Optimization*. IEEE Congress on Evolutionary Computation, Proc., Vol.1, pp. 84–88, Jul 2000. ISBN 0-7803-6375-2, DOI 10.1109/CEC.2000.870279.
- [6] Brown, B. B.: *Delphi Process: A Methodology Used for the Elicitation of Opinions of Experts*. An earlier paper published by RAND, Document No: P-3925, 1968, 15 pages.
- [7] Alberts, D. S.: *NATO Code of Best Practice for C2 Assessment*. Product of a NATO RTO sponsored Research Group SAS-026. Command and Control Research Program (CCRP), ISBN 1-893723-09-7, Oct 2002, Reprint July 2004.
- [8] Pěchouček, M., Mařík, V.: *Social Models and their Applications*. Technical Report, Gerstner Laboratory, Czech Technical University in Prague, Jan 2005.
- [9] Cao, W., Bian, C. G., Hartvigsen, G.: *Achieving efficient cooperation in multi-agent system: The twin-base modeling*. In Kandzia and M. Klusch, editors, Cooperative Information Agents, number 1202 in LNAI, pages 210–221. Springer-Verlag, Heidelberg, 1997.
- [10] Pěchouček, M., Mařík, V., Štěpánková, O.: *Role of Acquaintance Models in Agent-Based Production Planning Systems*. In M. Klusch L. Kerschberg, editors, Cooperative Information Agents IV, LNAI No. 1860, Springer-Verlag, Heidelberg 2000, 179–190.
- [11] Ratnaweera, A., Halgamuge, S. K., Watson, H. C.: *Self-Organizing Hierarchical Particle Swarm Optimizer With Time Varying Acceleration Coefficients*. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, pp. 240–255, Vol. 8, No. 3, June 2004
- [12] Kennedy, J.: *The particle swarm: Social adaptation of knowledge*. In: Proceedings of International Conference on Evolutionary computation, pp.303–308. Indianapolis, IN, USA, 1997.

- [13] Clearwater, S. H., Hogg, T., Hubermann, B. A.: *Cooperative Problem Solving*. In: *Computation: The Micro and Macro View*, pp. 33-70. Singapore: World Scientific, 1992.
- [14] Moffat, J., Alberts, D. S.: *Maturity Levels for NATO NEC. TR21958 V 2.0*, Defence Science & Technology Laboratory, U.K., Dec 2006.
- [15] Alberts, D. S., Huber, R. K., Moffat, J.: *NATO NEC C2 maturity model*. DoD Command and Control Research Program. ISBN 978-1-893723-21-4, February 2010.
- [16] Alberts, D. S., Hayes, R. E.: *Power to the Edge Command... Control... in the Information Age*. CCRP Publication Series, Washington, D.C., ISBN 1-893723-13-5. 1st printing June 2003. Reprint June 2004.
- [17] Llinas, J., Bowman, Ch., Rogova, G., Walz, E., White, F.: *Revisiting the JDL Data Fusion Model*. In: *Proceedings of the 7th International Conference on Information Fusion*, Stockholm, Sweden, Jun 28 - Jul 1, 2004.
- [18] Corkill Daniel D.: *Collaborating Software: Blackboard and Multi-Agent Systems & the Future*, In: *Proceedings of the International Lisp Conference*, New York, October 2003.
- [19] Kennedy, J.: *Small Worlds and Mega-Minds: Effect of Neighborhood Topology on Particle Swarm Performance*. In: *Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation*, pp. 1931–1938. Washington DC, USA, July 1999.
- [20] Kennedy, J., Mendes, R.: *Population structure and particle swarm performance*. In: *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp. 1671–1676. Hawaii, USA, 2002.
- [21] Peer, E. S., F. van den Bergh, Engelbrecht, A. P.: *Using Neighborhoods with the Guaranteed Convergence PSO*. Department of Computer Science, University of Pretoria, South Africa, 2002
- [22] Shi, Y., Eberhart, R. C.: *A Modified Particle Swarm Optimiser*. In: *Proceedings of the IEEE International Conference of Evolutionary Computation*. Anchorage, Alaska, May 1998, pp. 69–73.
- [23] Shi, Y., Eberhart, R. C.: *Empirical study of particle swarm optimization*. In: *Proc. of IEEE International Congress on Evolutionary Computation*, vol. 3, 1999, pp. 101–106.
- [24] Eberhart, R. C., Shi, Y.: *Tracking and optimizing dynamic systems with particle swarms*. In: *Proc. of IEEE Congress on Evolutionary Computation 2001*, Seoul, Korea, 2001, pp. 94–97.
- [25] Angeline, P. J.: *Evolutionary optimization verses particle swarm optimization: Philosophy and the performance difference*. In: *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 1447, *Proceedings of 7th International Conference on Evolutionary Programming, Evolutionary Programming VII*, Mar 1998, pp. 600–610.

- [26] F. van den Bergh: *An Analysis of Particle Swarm Optimizers*. PhD thesis. Department of Computer Science, University of Pretoria. South Africa, 2002.
- [27] Ismail, A., Engelbrecht, A. P., *Measuring Diversity in the Cooperative Particle Swarm Optimizer*. Proceedings of 8th International Conference on Swarm Intelligence, ANTS 2012, Brussels, Belgium, September 12-14, 2012, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, LNCS 7461, ISSN 0302-9743, DOI 10.1007/978-3-642-32650-9_9, Print ISBN 978-3-642-32649-3, Online ISBN 978-3-642-32650-9.
- [28] Liang, J. J., Qin, A. K., Suganthan, P. N., Baskar S.: *Comprehensive Learning Particle Swarm Optimizer for Global Optimization of Multimodal Functions*. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, pp. 281–295, Vol. 10, No. 3, June 2006.
- [29] Ismail, A., Engelbrecht, A. P., *The Self-adaptive Comprehensive Learning Particle Swarm Optimizer*. Proceedings of 8th International Conference on Swarm Intelligence, ANTS 2012, Brussels, Belgium, September 12-14, 2012, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, LNCS 7461, ISSN 0302-9743, DOI 10.1007/978-3-642-32650-9_9, Print ISBN 978-3-642-32649-3, Online ISBN 978-3-642-32650-9.
- [30] Mendes, J., Kennedy, J., Neves, J.: *The Fully Informed Particle Swarm: Simpler, Maybe Better*. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, pp. 204–210, Vol. 8, No. 3, Jun 2004.
- [31] Torney, C., Neufeld, Z., Couzin, I. D.: *Context – dependent interaction leads to emergent search behavior in social aggregates*. PNAS, pp. 22055–22060, Vol. 106, No. 52, December 29, 2009.
- [32] Couzin, I. D.: *Collective cognition in animal groups*. Trends in Cognitive Sciences, Vol. 13, pp. 36–43, January 2009.
- [33] Mikki, S. M., Kishk, A. A.: *Particle Swarm Optimization: A Physics-Based Approach*. Synthesis Lectures on Computational Electromagnetics, Lecture 20. Morgan & Claypool, 2008.
- [34] Wang, Q., A., Wang, R.: *Is it possible to formulate least action principle for dissipative systems?* SAO/NASA Astrophysics Data System Database, Bibcode 2012arXiv1201.6309W.
- [35] Trelea, I. C.: *The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection*. Information Processing Letters, pp. 317–325, Vol. 85, No. 6, 2003.
- [36] Clerc, M., Kennedy, J.: *The particle swarm – explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space*. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, pp. 58–73, Vol. 6, No. 1, Feb 2002.
- [37] Clerc, M.: *Stagnation Analysis in Particle Swarm Optimisation or What Happens when Nothing Happens*. Technical Report CSM-460, Department of Computer Science, University of Essex. ISSN: 1744-8050, August 2006.

- [38] Poli, R.: *Mean and Variance of the Sampling Distribution of Particle Swarm Optimizers during Stagnation*. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 13, No. 4, August 2009.
- [39] Fernández Martínez, J. L., García Gonzalo, E.: *The generalized PSO: a new door for PSO evolution*. Journal of Artificial Evolution and Applications, DOI 10.1155/2008/861275, Article ID 861275, 15 pages, 2008.
- [40] Fernández Martínez, J. L., García Gonzalo, E.: *The PSO family: deduction, stochastic analysis and comparison*. Swarm Intelligence (2009) 3: pp. 245–273, 2009. DOI 10.1007/s11721-009-0034-8.
- [41] Fernández Martínez, J. L., García Gonzalo, E., Fernández Alvarez, J. P.: *Theoretical analysis of particle swarm trajectories through a mechanical analogy*. International Journal of Computational Intelligence Research, 4(2), 2008.
- [42] Akat, S. B., Gazi, V., Marques, L.: *Asynchronous particle swarm optimization-based search with a multi-robot system: simulation and implementation on a real robotic system*. Turk J Elec Eng & Comp Sci, Vol.18, No.5, 2010, DOI:10.3906/elk-0906-7.
- [43] Heylighen F.: *Self-organization in Communicating Groups: the emergence of coordination, shared references and collective intelligence*. In: Language and Complexity, Barcelona University Press, 2011.
- [44] Dixon, W. J.: *Ratios Involving Extreme Values*. The Annals of Mathematical Statistics, 22 (1951), No. 1, pp. 68–78.
- [46] Dixon, W. J.: *Processing Data for Outliers*. Biometrics, March 1953, Vol. 9, No. 1, pp. 74–89.
- [47] Dixon, W. J.: *Analysis of Extreme Values*. The Annals of Mathematical Statistics, 21 (1950), No. 4, pp. 488–506. DOI:10.1214/aoms/1177729747.
- [48] McBane, G.: *Programs to Compute Distribution Functions and Critical Values for Extreme Value Ratios for Outlier Detection*. Journal of Statistical Software, May 2006, Volume 16, Issue 3.
- [49] von Foerster, H.: *On Self-Organizing Systems and Their Environments*. *Self-Organizing Systems*, M.C. Yovits and S. Cameron (eds.), Pergamon Press, London, pp. 31–50, (1960).

Abstrakt

Záměrem disertační práce je *aplikovaný výzkum skupinové (kolektivní) intelligence*. K prokázání použitelnosti intelligence skupiny je zkoumán algoritmus na bázi roje částic (*Particle Swarm Optimization PSO*), v němž je problém *intelligence skupiny* převeden na matematickou optimalizaci, kdy roj částic (*particle swarm*) hledá globální optimum ve vymezeném prostoru problému a prohledávání je řízeno podle předem nadefinované účelové funkce (*objective function*), která zastupuje řešený problém. Byla navržena a experimentálně ověřena strategie prohledávání, v níž částice průběžně přizpůsobují své chování charakteristikám prostoru řešeného problému, a bylo experimentálně zjištěno, jak se vliv řídicí účelové funkce zastupující řešený problém projevuje v chování částic. Výsledky experimentování s navrženou strategií prohledávání byly porovnány s výsledky experimentů s referenční verzí algoritmu *PSO*. Experimenty ukázaly, že klasické prohledávání, kde jedinou podmínkou je stabilní trajektorie, po níž se částice pohybuje v prostoru řešeného problému, a kde je ve výsledku eliminován vliv řídicí účelové funkce, může selhat a že dynamická stabilita trajektorií částic sama o sobě není ukazatelem prohledávacích schopností algoritmu ani konvergence algoritmu ke správnému, globálnímu řešení. Byl navržen způsob prohledávání prostoru řešeného problému, v němž algoritmus *PSO* reguluje stabilitu algoritmu průběžným přizpůsobováním chování částic charakteristikám prostoru problému. Navržený algoritmus usměrňoval vývoj prohledávání prostoru problému tak, že vzrostla pravděpodobnost úspěšnosti řešení.

Klíčová slova

Kolektivní intelligence, intelligence skupiny, rojová intelligence, optimalizace rojem částic

Citace

WINKLEROVÁ, Z.: Intelligence skupiny. Brno: Vysoké učení technické v Brně. Fakulta informačních technologií. Ústav inteligentních systémů, 2015. 154 stran, 28 stran dodatků, 7 stran příloh. Vedoucí doktorské práce doc. Ing. František V. Zbořil, CSc.

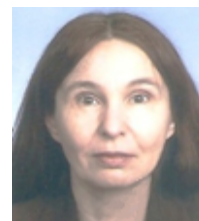
Abstract

The intention of the dissertation is the applied research of the *collective (group) (swarm) intelligence*. To demonstrate the applicability of the collective intelligence, the *Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm* has been studied in which the problem of the collective intelligence is transferred to mathematical optimization in which the particle swarm searches for a global optimum within the defined problem space, and the searching is controlled according to the pre-defined *objective function* which represents the solved problem. A new search strategy has been designed and experimentally tested in which the particles continuously adjust their behaviour according to the characteristics of the problem space, and it has been experimentally discovered how the impact of the objective function representing a solved problem manifests itself in the behaviour of the particles. The results of the experiments with the proposed search strategy have been compared to the results of the experiments with the reference version of the *PSO* algorithm. Experiments have shown that the classical reference solution, where the only condition is a stable trajectory along which the particle moves in the problem space, and where the influence of a control objective function is ultimately eliminated, may fail, and that the dynamic stability of the trajectory of the particle itself is not an indicator of the searching ability nor the convergence of the algorithm to the true global solution of the solved problem. A search strategy solution has been proposed in which the *PSO* algorithm regulates its stability by continuous adjustment of the particles behaviour to the characteristics of the problem space. The proposed algorithm influenced the evolution of the searching of the problem space, so that the probability of the successful problem solution increased.

Keywords

Collective intelligence, group intelligence, swarm intelligence, particle swarm optimization.

CV: Ing. Zdenka Winklerová



Osobní údaje

Datum narození: 30. 9. 1956
Bydliště: 623 00 Brno, Bellova 366/32
Telefon: 547 220 602, mobilní 730 411 001
e-mail: iwin@fit.vutbr.cz
zdenka.winklerova@gmail.com

Dosažené vzdělání

1975-1982 Vysoké učení technické v Brně, magisterské studium,
obor 26-20-8 *Elektronické počítače*
2000-2005 Vojenská akademie v Brně,
studijní program 91-01-P *Teorie obrany státu*,
obor 91-01-V/001 *Řízení a použití druhů vojsk*
2004 Státní doktorská zkouška,
obor 91-01-V/001 *Řízení a použití druhů vojsk*
2003 STANAG 6001 SLP 3 Ruský jazyk
2003 STANAG 6001 SLP 1 Německý jazyk
2012 Státní doktorská zkouška,
obor P2651 *Výpočetní technika a informatika*

Přehled dosavadní praxe

1984-1992 Výzkumně vývojová činnost
v oblasti speciálních komunikačních systémů
1992-1999 Programování a implementace
podnikových informačních systémů
1999-2004 Pedagogická činnost, Katedra řízení komunikačních
systémů Fakulty velitelské a štábní
Vojenské akademie v Brně
2004-2006 Systemizované místo na Oddělení podpory velení
Ústavu operačně taktických studií
University obrany v Brně
2006-2009 Výzkum v oblasti krizového managementu,
Centrum pokročilých studií
Fakulty vojenského zdravotnictví
Univerzity obrany v Brně, pracoviště Hradec Králové

Odborná činnost

2004-2005 Řešení úkolu specifického výzkumu SV-10 "*Inteligentní metody pro využití v operačně taktických systémech*"

2006-2009	Řešení projektu obranného výzkumu <i>OPUOFVZ200601</i> “ <i>Management krizových situací vzniklých použitím biologických agens</i> “
2008- (dosud)	Vysoké učení technické v Brně, doktorské studium, obor <i>P2651 Výpočetní technika a informatika</i>

Členství v mezinárodních organizacích

2004-2005	Zástupkyně České republiky v <i>NATO Research Technology Organization, Information Systems Technology Panel (RTO IST)</i>
2005	Členka vývojového týmu <i>NATO RTO IST ET-034</i> “ <i>Communications EW within Emerging Network Environments</i> ”
2006	Členka vývojového týmu <i>NATO RTO IST ET-038</i> “ <i>Complexity and Scalability in C4ISR Systems</i> ”
2006-2008	Členka pracovní skupiny <i>NATO RTO IST-066/RTG-029 on</i> “ <i>Tactical Communications ESM/ECM within ISTAR/C4ISR</i> ”

Publikační činnost

- [1] Winklerová, Z.: *Perspective of Expert Systems in Security Management of Real Systems*. In: Security and Protection of Information 2001. IDET Brno, Czech Republic, 2001.
- [2] Winklerová, Z.: *Safety Area of the State from a Strategic Perspective*. In: 2nd Annual International CZAEE Conference Critical Infrastructure Protection and Business Continuity Planning. Prague, Dec 7-9 2005.
- [3] Lukáš, L., Hlavica, J., Hruza, P., Winklerová, Z.: *Integrovaný systém správy a řízení OTSVŘ. Studie*. VA, Brno, 2000.
- [4] Winklerová, Z.: *Požadavky uživatelů na řízení informačního systému v OTSVŘ. Studie*. VA, Brno, 2001.
- [5] Winklerová, Z.: *Ontological Approach to the Representation of Military Knowledge*. In: Military Data and Information Fusion Symposium, RTO-IST-040/RSY-012. Prague, 20-22.10.2003.

<i>EW</i>	<i>Electronic Warfare</i>
<i>ET</i>	<i>Exploratory Team</i>
<i>RTG</i>	<i>Research Task Group</i>
<i>C4ISR</i>	<i>Command, Control, Communications, Computers, Intelligence, Surveillance and Reconnaissance</i>
<i>ESM</i>	<i>Electronic Warfare Support Measures</i>
<i>ECM</i>	<i>Electronic Countermeasures</i>
<i>ISTAR</i>	<i>Intelligence, Surveillance, Target Acquisition, and Reconnaissance</i>

- [6] Winklerová, Z.: Inteligentní metody pro využití v operačně taktických systémech. Oponovaná výzkumná zpráva specifického výzkumu SV-10. Univerzita obrany, Brno, 2006.
- [7] Macela, A., Winklerová, Z., Váňová, A.: *Analýza technické realizovatelnosti inteligentního nástroje pro odhalení reálné biologické hrozby*. Souhrnná oponovaná zpráva. Státní úřad pro jadernou bezpečnost, Praha, 2005.
- [8] Winklerová, Z.: *Creating Scenarios of Operations*. Průběžná zpráva projektu obranného výzkumu OPUOFVZ200601, příloha. MO Praha, březen 2007. NATO RTO IST-066 RTG-029 “*Tactical Communications ESM/ECM within ISTAR/C4ISR*” a při řešení projektu obranného výzkumu OPUOFVZ200601 “*Management krizových situací vzniklých použitím biologických agens*”.
- [9] Winklerová, Z.: *Management of crisis situations originated using biological agents*. Příspěvek na mezinárodním semináři Critical Information Infrastructure Research Co-ordination. 6. Rámcový projekt EU, IST-2004-15818 (N°015818), Praha, 2005.
- [10] Winklerová, Z.: *Management of Bio Agents Protection*. IN: EDA CapTech GEM3 Workshop. Hradec Králové, March 28-30 2006.
- [11] Winklerová, Z., Macela, A.: *Epidemiological Characteristics of B-Agents usable for Risk Assessment*. In: 9th Symposium on Protection against Chemical and Biological Warfare Agents. Gothenburg, 22-25 May, 2007.
- [12] Macela, A., Winklerová, Z.: *Real Biological Threats Credibility and Outbreak Management*. In: Biological Medical Conference 2007. Munich, Oct 17-18, 2007.
- [13] Macela, A., Hernychová, L., Prymula, R., Urban, R., Winklerová, Z.: *Management krizových situací vzniklých použitím biologických agens*. Výzkumná zpráva projektu obranného výzkumu OPUOFVZ200601. MO Praha, únor 2009.
- [14] Winklerová, Z.: *Dopad krize kritické infrastruktury na národní hospodářství*. Příspěvek na odborné konferenci IIR Řízení krizových situací v energetice, Praha, duben 2009.
- [15] Collective of Authors: RTO-TR-IST-066. *Final Report of Task Group on Tactical Communications ESM/ECM within ISTAR/C4ISR*. NATO RTO Scientific Report, Paris, Feb 2009.
- [16] Winklerová, Z.: *Maturity of the Particle Swarm as a Metric for Measuring the Particle Swarm Intelligence. Extended Abstract*. In: ANTS 2012 - Eighth International Conference on Swarm Intelligence. Brussels, Belgium, September 12-14, 2012.
- [17] Winklerová, Z.: *Maturity of the Particle Swarm as a Metric for Measuring the Collective Intelligence of the Swarm*. In: ICSI'2013 - Fourth International Conference on Swarm Intelligence. Harbin, China, June 12-15, 2013.

