



الجمهورية العربية السورية

جامعة دمشق

كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية

هندسة الحواسيب والأتمتة

تحسين أداء نظام التحكم العائم من النمط الثاني باستخدام خوارزميات الأمثلة

رسالة مقدمة لنيل درجة الماجستير في هندسة التحكم والأتمتة

إعداد:

م. يارا ميلاد رزوق

إشراف:

د. م. هيام صالح خدام

العام

2025

الجمهورية العربية السورية

جامعة دمشق

كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية

قسم هندسة الحواسيب والأتمتة

تحسين أداء نظام التحكم العائم من النمط الثاني باستخدام خوارزميات الأمثلة

رسالة مقدمة لنيل درجة الماجستير في هندسة الحواسيب والأتمتة

اختصاص هندسة التحكم والأتمتة

إعداد الطالبة: يارا ميلاد رزوق

لجنة الحكم:

د. هيام خدام	المدرسة في قسم هندسة الحواسيب والأتمتة - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة دمشق	عضواً مشرفاً
د. رافة خازم	المدرسة في قسم هندسة الحواسيب والأتمتة - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة دمشق	عضواً
د. هديل الغفري	المدرسة في قسم هندسة الحواسيب والأتمتة - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة دمشق	عضواً

تصريح خطي

أنا الموقع أدناه أصرح بعلمي الكامل وقبولي:

1. أن كل ما ينتج عن البحث والأطروحة هو ملكية فكرية ومالية بالتشارك مع جامعة دمشق، وأنني ألتزم بأخذ موافقة الجامعة في حال رغبتني بنشر البحث أو الأطروحة أو جزء منها نصاً أو مضموناً خارج إطار الجامعة (من دور نشر أو مكنتبات أو مواقع الكترونية وغيرها من وسائل النشر).
2. أنه لا يوجد أي جزء من هذه الأطروحة تم اقتباسه من عمل علمي آخر أو أنجز للحصول على شهادة أخرى في جامعة دمشق أو أية جامعة أو معهد تعليمي داخل أو خارج الجمهورية العربية السورية.

الاسم والتوقيع

شكر وتقدير

أشكر جامعة دمشق التي كان لي الشرف أن أنتمي إليها وأحمل شعارها وأخص بالامتنان ذوي الفضل أعضاء الهيئة التدريسية في قسم هندسة الحواسيب والأتمتة - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية- هؤلاء من كان لهم الفضل الكبير في تحصيلنا العلمي....

بكل الحب والتقدير، أهدي هذا النجاح وهذه اللحظة الهامة والمشرقة من حياتي إلى عرابتي ودكتورتي المشرفة الدكتورة المهندسة هيام خدام، جزيل الشكر لك على كل العلم والمعرفة التي زرعتها بداخلي، وعلى صبرك وإلهامك الذي لا ينتهي، لقد كان لكل كلمة منك وكل توجيه أثره البالغ في مسيرتي العلمية والشخصية، أشكرك من كل قلبي على دعمك المستمر وإيمانك بقدراتي، حتى في أصعب الأوقات عندما راودني الشك بها.

مشرفتي وعرابتي الدكتورة المهندسة هيام خدام

وأقدم عظيم الشكر لكم أساتذتي الأفاضل .. لجنة التحكيم

إلى مرشدتي الأولى التي كانت دعماً وسنداً وعوناً لي بكل ما احتاجه علمياً وشخصياً، لك مني كل الاحترام والحب.

مرشدتي الأولى الدكتورة المهندسة رافة خازم

إلى من أعطت اللمسة النهائية لهذا البحث بتوجيهاتها وملاحظاتها.

الدكتورة المهندسة هديل الغفري

الإهداء

حين أكبر حين أنجح حين أكون الأفضل لا أحد سواها يدمع فرحاً
إلى من أفنت حياتها لأحيا إلى قدوتي في الحب والعطاء والتفاني والتضحية
إلى مُلهمّتي وسر نجاحي..

سيدتي المعجزة أمي

إلى منبع الأمان.. ستبقى السند مهما تعاظم الناس من حولي وستبقى بطلي بأبسط ما تفعله من أشياء
إلى من هو في نظر العالم أبي .. وفي نظري هو العالم

بطلي وحببي الأول أبي

إلى توأم روحي سندي وداعمي الأهم في القوة والضعف .. إلى من أعطى المتعة لطفولتي والقوة لشبابي وسيكون
العزوة لكهولتي ..

داعمي الأهم أخي شادي

إلى صغيرتي المدللة ذات القلب الأبيض الحنون.. إلى مرجعي حين أتعثّر .. إلى دفتر أسرارتي وملجأتي

صغيرتي وأختي ماريّا

إلى من كان بجانبني حين تعثرت وساعدني على النهوض من جديد وبقوة أكبر.. إلى من شاركني أفكارتي ورسمت
معه أحلامي وساعدني لبلوغها

إلى منقذي وصديقي أنطون

إلى نجمتي الحمراء التي تراقبني دوماً إلى من أحبني أكثر من الجميع إلى من افتقد منذ زمن ويرتجش قلبي كلما ذكر
اسمه إلى من تمنيت أن يشاركني خطوتي الجديدة من نجاحاتي في الدرب الذي تعاهدنا عليه معاً .. إلى من وثق بي

إلى أبي الثاني غسان

إلى من كانت دائماً إلى جانبي، تساندني وتدفعني للأمام .. إلى من شاركتني اللحظات الصعبة والجميلة .. ولم تبخل
يوماً بدعمها وحبها

إلى أختي وصديقتي لارا

إلى من شاركتني كل لحظات الجهد والتعب .. إلى من كانت بضحكتها ونصائحها تدفعني للأمام كلما ضاع مني الطريق ..

إلى أختي وصديقتي سيلفا

إلى من زاد من سعادتي وثقتي .. إلى من كان العون والسند في أحلك اللحظات ودوماً أجده بجانبني

إلى صديقي المبهرج مجد الشيخ

إلى من علّمني الأمومة والحب غير المشروط إلى من كان خيراً وصديقاً لي أكثر من البشر إلى من أنقذني من خوفي الدائم..

ساسكي

إلى كل من وقف معي وساندني

إلى كل من وثق بي ودعمني

إلى كل من كان سندي وكتفي

إلى كل من دعا لي بالتوفيق في طريقي ومسيرتي

لكم كل الشكر والعرفان الذي لا تسعه السطور ولا تعبر عنه الكلمات

عائلتي وأصدقائي

إلى كل من قال لي يوماً أن الطريق مستحيل وإن الفشل ينتظرني إليكم أعظم اهداء لخطوتي التالية نحو الحلم

فهرس المحتويات

X	فهرس الأشكال
XIII	فهرس الجداول
XIV	قائمة المصطلحات والاختصارات
XV	الملخص

1 الفصل الأول (المقدمة والإطار العام للبحث)

2	1-1- مقدمة:
3	1-2- لمحة عن الدراسات السابقة:
4	1-3- مشكلة البحث:
4	1-4- هدف البحث:
4	1-5- أهمية البحث:
5	1-6- حدود البحث:
5	1-7- منهج البحث وأدواته:
5	1-8- الإسهامات العلمية للبحث:
6	1-9- لمحة عن فصول الرسالة:

7 الفصل الثاني (الدراسات المرجعية)

8	2-1- مقدمة:
8	2-2- الدراسات المرجعية:
14	2-3- خلاصة الدراسات السابقة:

15 الفصل الثالث (الأسس النظرية للبحث) نظام النواس المقلوب-المنطق العائم- خوارزميتي الأمثلة (PSO,GOA)

16	3-1- مقدمة:
16	3-2- نظام النواس المقلوب:
17	3-2-1- مكونات نظام النواس المقلوب:
21	3-3- المنطق العائم:
21	3-3-1- إيجابيات وسلبيات المنطق العائم:
22	3-3-2- أنماط المنطق العائم:

23	3-3-3- المنطق العائم من النمط الأول:
25	4-3-3- المنطق العائم من النمط الثاني:
26	1-4-3-3- المجموعات العائمة من النمط الثاني:
31	2-4-3-3- مناطق عدم التعيين FOU الأكثر استخداماً في المنطق العائم من النمط الثاني:
33	3-4-3-3- الأنظمة العائمة من النمط الثاني ذات المجال الموحد (Interval Type-2 Fuzzy Systems (IT ₂):
34	1-3-4-3-3- المعمّم Fuzzifier (مرحلة التعويم):
35	2-3-4-3-3- القواعد العائمة Fuzzy Rules:
38	3-3-4-3-3- محرك الاستدلال العائم Fuzzy Inference Engine:
42	4-3-4-3-3- مرحلة تخفيض النمط Type-Reduction:
42	5-3-4-3-3- فك التعويم Defuzzification:
42	4-3- خوارزميات الأمثلة:
43	1-4-3- خوارزمية أمثلة سرب الجسيمات/الجزئيات (Particle Swarm Optimization PSO):
44	1-1-4-3- النماذج الرياضية لخوارزمية PSO:
46	2-1-4-3- الخطوات والمخطط الانسيابي لخوارزمية PSO:
49	3-1-4-3- الاستراتيجيات التكيفية:
51	2-4-3- خوارزمية أمثلة سرب الجراد/الجنادب (Grasshopper Optimization Algorithm GOA):
51	1-2-4-3- دورة حياة الجراد:
52	2-2-4-3- الخصائص الرئيسية لأسراب الجراد:
52	3-2-4-3- البحث عن الغذاء:
53	4-2-4-3- النموذج الرياضي:
54	1-4-2-4-3- قوى التفاعل الاجتماعي S _i :
55	2-4-2-4-3- قوى الجاذبية G _i :
56	3-4-2-4-3- قوى اتجاه الرياح A _i :
56	4-4-2-4-3- موضع الجراد:
58	5-2-4-3- المخطط الانسيابي وخطوات خوارزمية GOA:
58	1-5-2-4-3- المخطط الانسيابي لخوارزمية GOA:
59	2-5-2-4-3- خطوات خوارزمية GOA:
60	الفصل الرابع (الجزء العملي)
61	1-4- مقدمة:
61	2-4- نمذجة نظام النواس المقلوب:
63	1-2-4- دراسة استجابة نظام النواس المقلوب في الحلقة المفتوحة:

63	1-1-2-4-دراسة استجابة نظام النواس المقلوب في الحلقة المفتوحة عند استخدام دخل مولد نبضي:
64	2-1-2-4-دراسة استجابة نظام النواس المقلوب في الحلقة المفتوحة عند استخدام دخل خطوي:
65	2-2-4-بنية نظام النواس المقلوب بالحلقة المغلقة:
67	3-4-تصميم المتحكم العائم من النمط الأول والثاني:
67	1-3-4-المتحكم العائم من النمط الأول من النوع ممداني:
70	2-3-4-المتحكم العائم من النمط الثاني من النوع ممداني:
71	3-3-4-المتحكم العائم من النمط الأول من النوع سوغينو:
75	4-3-4-المتحكم العائم من النمط الثاني من النوع سوغينو:
76	5-3-4-بنية النظام بالحلقة المغلقة باستخدام المتحكم العائم من النمط الأول والثاني ذي المجال:
81	4-4- تطبيق خوارزميات الأمثلة:
83	1-4-4-تطبيق خوارزمية أمثلة سرب الجسيمات PSO:
90	2-4-4-تطبيق خوارزمية أمثلة الجراد GOA:
90	1-2-4-4- التجربة 1 (50*50):
91	2-2-4-4- التجربة 2 (100*50):
91	3-2-4-4- التجربة 3 (60*100):
96	5-4-مقارنة بين خوارزميتي الأمثلة GOA,PSO:
98	6-4-مناقشة النتائج:
100	الفصل الخامس(الاستنتاجات والآفاق المستقبلية)
100	1-5-الاستنتاجات:
100	2-5-الآفاق المستقبلية:
101	المراجع:

فهرس الأشكال

الشكل (1-2) قيمة عزم الدوران في الوصلة الأولى [3]	9
الشكل (2-2) قيمة عزم الدوران في الوصلة الثانية [3]	9
الشكل (3-2) النواس المقلوب ثلاثي الوصلات على عجلتين [3]	10
الشكل (4-2) مخطط التحكم الشامل لنظام النواس المقلوب [2]	12
الشكل (1-3) مكونات نظام النواس المقلوب [9]	18
الشكل (2-3) المجموعات العائمة والتداخل فينا بينها	26
الشكل (3-3) بصمة عدم يقين FOOTPRINT OF UNCERTAINTY (FOU)	27
الشكل (4-3) تمثيل تابع انتماء ثلاثي الأبعاد لمجموعة عائمة عامة غاوسية من النمط الثاني	28
الشكل (5-3) تمثيل كل من $LMF(\tilde{A})$ و $UMF(\tilde{A})$	29
الشكل (6-3) تمثيل عدم اليقين لتتابع الانتماء من النمط الثاني	30
الشكل (7-3) التمثيل الرياضي لعدم اليقين في توابع الانتماء	30
الشكل (8-3) تابع الانتماء الرئيسي الغاوسي بانحراف معياري غير محدد	31
الشكل (9-3) تابع الانتماء الغاوسي بمتوسط غير محدد	32
الشكل (10-3) الأنظمة العائمة من النمط الثاني ذات المجالات IT_2FLS	33
الشكل (11-3) موضع الجزينات في PSO [19]	45
الشكل (12-3) المخطط الانسيابي لخوارزمية PSO [19]	48
الشكل (13-3) دورة حياة الجراد [21]	52
الشكل (14-3) مراحل التحسين [28]	53
الشكل (15-3) التفاعل الاجتماعي بين الجراد [29]	55
الشكل (16-3) المخطط الانسيابي لخوارزمية GOA	58
الشكل (1-4) كيفية بناء كتلة حركة العربة والنواس	62
الشكل (2-4) نظام العربة والنواس من تعلية SLCP	62
الشكل (3-4) نظام الحلقة المفتوحة للنواس المقلوب مع دخل مولد بنضي	63
الشكل (4-4) الزاوية وموضع العربة عند استخدام دخل مولد بنضي	63

- الشكل (4-5) نظام الحلقة المفتوحة للنواس المقلوب مع دخل خطوة 64
- الشكل (4-6) الزاوية وموضع العربة عند استخدام دخل خطوة 64
- الشكل (4-7) بنية النظام بالحلقة المغلقة باستخدام المتحكم العائم من النمط الأول 66
- الشكل (4-8) توابع الانتماء لمداخل نظام المنطق العائم من النمط الأول من النوع ممداني 68
- الشكل (4-9) توابع الانتماء لخرج نظام المنطق العائم من النمط الأول من النوع ممداني 68
- الشكل (4-10) توابع الانتماء لمداخل نظام المنطق العائم من النمط الثاني من النوع ممداني 70
- الشكل (4-11) توابع الانتماء لخرج نظام المنطق العائم من النمط الثاني من النوع ممداني 71
- الشكل (4-12) توابع الانتماء لمداخل نظام المنطق العائم من النمط الأول من النوع سوغينو 72
- الشكل (4-13) توابع الانتماء لخرج نظام المنطق العائم من النمط الأول من النوع سوغينو 73
- الشكل (4-14) توابع الانتماء لمداخل نظام المنطق العائم من النمط الثاني من النوع سوغينو 75
- الشكل (4-15) بنية النظام بالحلقة المغلقة باستخدام المتحكم العائم من النمط الأول والثاني ذي المجال 76
- الشكل (4-16) زاوية النواس وخطأ الموضع للعربة في المنطق العائم من النمط الأول والثاني من النوع ممداني عند تطبيق دخل خطوي 78
- الشكل (4-17) زاوية النواس وخطأ الموضع للعربة في المنطق العائم من النمط الأول والثاني من النوع ممداني عند تطبيق دخل إشارة مربعة 79
- الشكل (4-18) زاوية النواس وخطأ الموضع للعربة في المنطق العائم من النمط الأول والثاني من النوع سوغينو عند تطبيق دخل خطوي 79
- الشكل (4-19) زاوية النواس وخطأ الموضع للعربة في المنطق العائم من النمط الأول والثاني من النوع سوغينو عند تطبيق دخل إشارة مربعة 80
- الشكل (4-20) نموذج محاكاة لتحسين أداء نظام التحكم العائم من النمط الأول والثاني باستخدام خوارزميتي الأمثلة PSO,GOA 82
- الشكل (4-21) منحنيات التكرار لخوارزمية PSO 85
- الشكل (4-22) استجابة الخطوة لوحدات التحكم FLS من النوع ممداني قبل وبعد تحسين PSO 86
- الشكل (4-23) استجابة الخطوة لوحدات التحكم FLS من النوع سوغينو قبل وبعد تحسين PSO 87
- الشكل (4-24) استجابة الخطوة المحسنة ل FLS (MAMDANI VS SUGENO) باستخدام PSO 89
- الشكل (4-25) سلوك GOA ل FLS IT₂ من النوع ممداني 50*50 90

- الشكل (26-4) سلوك GOA ل IT₂ FLS من النوع ممداني 100*50 91
- الشكل (27-4) سلوك GOA ل IT₂ FLS من النوع ممداني 60*100 92
- الشكل (28-4) سلوك GOA ل IT₂ FLS من النوع سوغينو 60*100 92
- الشكل (29-4) استجابة الخطوة ل IT₂ FLS من النوع ممداني قبل وبعد تحسين GOA 95
- الشكل (30-4) استجابة الخطوة ل IT₂ FLS من النوع سوغينو قبل وبعد تحسين GOA 95
- الشكل (31-4) استجابة الخطوة ل IT₂ FLS من النوع ممداني قبل وبعد تحسين PSO & GOA 97
- الشكل (32-4) استجابة الخطوة ل IT₂ FLS من النوع سوغينو قبل وبعد تحسين PSO & GOA 97

فهرس الجداول

الجدول (1-2) مقارنة مع الأعمال السابقة على أساس أداء الاستقرار [3]	10
الجدول (2-2) مقارنة بين جميع الدراسات المرجعية	13
الجدول (1-4) قواعد النظام العائم من النمط الأول من النوع ممداني	69
الجدول (2-4) القوة المطبقة في الخرج وأرباح المداخل [9]	74
الجدول (3-4) قواعد النظام العائم من النمط الأول من النوع سوغينو [9]	74
الجدول (4-4) قيم جميع البارامترات المستخدمة في خوارزمية PSO	84
الجدول (5-4) بارامترات وحدات التحكم FLS (الأرباح) التي تم الحصول عليها باستخدام PSO للنواس المقلوب	85
الجدول (6-4) قيم أداء الاستجابة ل FLCs المحسنة باستخدام PSO	88
الجدول (7-4) قيم البارامترات المستخدمة في التجربة 3 (60*100) لخوارزمية GOA	94
الجدول (8-4) بارامترات FLCs التي تم الحصول عليها باستخدام GOA للنواس المقلوب	94
الجدول (9-4) مقارنة بين خوارزميتي الأمثلة GOA , PSO	96
الجدول (10-4) معايير أداء الاستجابة للمتحكمات العائمة من النمط الثاني من النوع ممداني وسوغينو لنظام النواس المقلوب	98

قائمة المصطلحات والاختصارات

الرمز	دلالة الرمز
PSO	Particle Swarm Optimization
GOA	Grasshopper Optimization Algorithm
SDA	Spiral Dynamic Algorithm
FLS	Fuzzy Logic System
T_1 FLC	Type-1 Fuzzy Logic Controller
T_2 FLC	Type-2 Fuzzy Logic Controller
IT_2 FLC	Interval Type-2 Fuzzy Logic Controller
MF	Membership Function
LMF	Lower Membership Function
UMF	Upper Membership Function
PID	Proportional integral derivative controller
LQR	Linear Quadratic Regulator

الملخص

يعد ضبط بارامترات توابع الانتماء العائمة لنظام التحكم العائم من النمط الثاني مهمة صعبة في وجود عدم اليقين وعدم الدقة.

يمكن تحسين أداء المتحكم العائم من النمط الثاني عن طريق ضبط بارامترات المتحكم بالاعتماد على خوارزميات الأمثلة مثل خوارزمية أمثلة سرب الجسيمات (Particle Swarm Optimization) (PSO) وخوارزمية أمثلة الجراد (Grasshopper Optimization Algorithm) (GOA).

يهدف البحث إلى تحسين أداء نظام النواس المقلوب الذي تمت محاكاته في برنامج MATLAB بواسطة المتحكم العائم من النمط الثاني (IT₂ FLC) والذي يتم ضبط بارامتراته بواسطة خوارزميتي أمثلة سرب الجسيمات وأمثلة الجراد.

أثبت البحث أن النظام المعتمد في تحسينه على خوارزمية أمثلة سرب الجسيمات أفضل من النظام المعتمد في تحسينه على خوارزمية أمثلة الجراد من حيث تعزيز قدرة المتحكم على تقليل التذبذبات بسرعة والاستقرار في الموضع المطلوب مع الحد الأدنى من التجاوز الأعظمي وزمن الاستقرار.

الكلمات المفتاحية: نظام التحكم العائم من النمط الثاني، خوارزمية أمثلة سرب الجسيمات، خوارزمية أمثلة سرب الجراد، النواس المقلوب.

الفصل الأول

المقدمة والإطار العام للبحث

1-1-المقدمة:

إن القدرة على معالجة بيانات عدم اليقين وبيانات الضجيج، جعلت استخدام المجموعات العائمة في العديد من التطبيقات خياراً حيوياً. وأحد هذه الاستخدامات هو نظام المنطق العائم (FLS) (Fuzzy Logic) System الذي يحل مشاكل التنبؤ والتصنيف والتحكم بشكل فعال [1].

تمت دراسة مفهوم المجموعات العائمة، التي قدمها لطفي زاده Lotfi Zadeh في عام 1965، لعقود من قبل العديد من الخبراء، ولها العديد من التطبيقات في مجالات الصناعة فأثبتت بأن لديها القدرة على التعامل مع عدم اليقين والأخطية [2].

يمكن تحسين أداء المتحكمات العائمة من النمط الأول والثاني باستخدام خوارزميات الأمثلة وقد تقديم إطار عام لتصميم أنظمة التحكم العائم من النمط الثاني (IT₂FLS) بناءً على خوارزميات مختلفة مستوحاة من الأحياء مثل: أمثلة سرب الجسيمات (PSO) (Particle Swarm Optimization) وخوارزمية أمثلة الجراد (GOA) (Grasshopper Optimization Algorithm) والخوارزمية الجينية (GA) (Genetic Algorithm) وأمثلة مستعمرة النمل (ABC) (Ant Colony Optimization) لضبط بارامترات المتحكم العائم من النمط الثاني للتطبيقات المختلفة وتم تحسين أدائه أيضاً باستخدام أمثلة مستعمرة النحل الاصطناعية (Artificial Bee Colony) وخوارزمية بحث الوقواق (Cuckoo Search) [1].

1-2-لمحة عن الدراسات السابقة:

نستعرض أهم الدراسات السابقة التي تناولت خوارزميات أمثلة سرب الجسيمات وأمثلة الجراد:

اقترح Masrom. MF وزملائه نهج تصميم التحكم من خلال اعتماد خوارزميات الأمثلة سرب الجسيمات وخوارزمية الديناميكية الحلزونية (Spiral Dynamic Algorithm) لضبط بارامترات المتحكم العائم من النمط الثاني للنواس المقلوب ثلاثي الوصلات على عجلتين وكان الهدف من التحسين هو تعزيز كفاءة النظام من حيث الاستقرار ورفض الاضطرابات وأظهرت النتائج أداءً فائقاً للنظام القائم على خوارزمية PSO مقارنةً مع النظام القائم على خوارزمية SDA [3].

كما اقترح Hassan. SA مخطط انسيابي لتصميم المتحكم العائم من النمط الثاني باستخدام التعلم الهجين لخوارزميات أمثلة الجراد وألة التعلم القصوى (ELM) (Extreme Learning Machine) حيث تم استخدام هذه الخوارزمية المقترحة لحل مشكلة التنبؤ بسعر الطاقة الكهربائية لمنطقة فيكتوريا في استراليا، والطلب على حمل الكهرباء لمنطقة كوينزلاند، وسعر الطاقة الكهربائية لنفس المنطقة وكانت النتائج التي تم الحصول عليها باستخدام النهج المقترح ليست أفضل فحسب بل أكثر اتساقاً [1].

واقترح Wu. Qing وزملائه مخطط التحكم الشامل لنظام النواس المقلوب فقد تمّ التحكم في نظام النواس المقلوب مع عدم اليقين بواسطة نظام التحكم العائم من النمط الثاني والذي تمّ تحسينه بواسطة خوارزمية أمثلة سرب الجسيمات وأظهرت النتائج أن خوارزمية PSO تُستخدم لتحسين العديد من بارامترات المتحكم العائم من النمط الثاني عبر تابعي التكلفة ووفقاً لعمليات المحاكاة [2].

1-3- مشكلة البحث:

إن المشكلة الأساسية لدينا هي صعوبة الحصول على نموذج دقيق للنظم اللاخطية المعقدة وبالتالي اللجوء إلى المنطق العائى وهنا تظهر مشكلة ضبط بارامترات توابع الانتماء وفقاً للطرق التقليدية خاصة مع الزيادة في عدم اليقين وأن عدد بارامترات توابع الانتماء الكبير جداً [2]، حيث يكون لهذه البارامترات تأثيراً كبيراً على أداء النظام للحصول على أداء أفضل.

1-4- هدف البحث:

تحسين الاستقرار وكفاءة الأنظمة العائمة باستخدام خوارزميات الأمثلة للبحث عن بارامترات مثالية [4]. فسيتم في هذا البحث استخدام خوارزميتين من خوارزميات الأمثلة: أمثلة سرب الجسيمات وأمثلة الجراد لضبط بارامترات المتحكم العائى من النمط الثانى لتحسين أداء نظام النواس المقلوب والمقارنة بينهما وبين الخوارزميات المستخدمة في الأدبيات.

1-5- أهمية البحث:

تكم أهمية البحث بتحسين عمل النظام الحالى والزيادة من دقة النتائج المطلوبة وسرعة الوصول لبارامترات توابع الانتماء بشكلها المثالى وتحسين استقرار وكفاءة الأنظمة اللاخطية باستخدام المتحكمات العائمة.

1-6- حدود البحث:

- الحد الزمني: استغرق تنفيذ البحث مدة عامان اعتباراً من تاريخ قرار التسجيل.
- الحد المكاني: جرى تنفيذ هذا البحث في قسم هندسة الحواسيب والأتمتة في كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية بجامعة دمشق.
- الحد التقني: جرى تنفيذ الخوارزميات المقترحة باستخدام برمجية MATLAB R2020a.
- الحد العلمي: جرى اتباع المنهجية التحليلية في تطوير الخوارزمية المقترحة ثم جرى اتباع المنهجية التجريبية في تنفيذ الخوارزمية واختبارها.

1-7- منهج البحث وأدواته:

تم الاعتماد على المنطق التحليلي لنمذجة نظام النواس المقلوب من خلال أدوات النمذجة SIMULINK الموجودة في برنامج MATLAB، وفي تصميم المتحكم العائم من النمط الثاني باستخدام برنامج MATLAB أيضاً، كما استخدم المنهج التجريبي لمعرفة قيم البارامترات المناسبة لكل من خوارزميتي الأمثلة.

1-8- الاسهامات العلمية للبحث:

- 1- تحسين نظام التحكم العائم من النمط الثاني باستخدام خوارزميتي الأمثلة: أمثلة سرب الجسيمات وأمثلة الجراد وذلك لتحقيق أداء أفضل لنظام النواس المقلوب.
- 2- مقارنة خوارزميتي الأمثلة المستخدمة لمعرفة الخوارزمية التي حققت الأداء الأفضل مع نظام التحكم العائم والنواس المقلوب.

1-9-لمحة عن فصول الرسالة:

تتألف الرسالة من خمسة فصول تتناول الأسس النظرية للمسألة المدروسة وتبين الأعمال السابقة، ومن ثم توضح الخوارزميات المقترحة وتناقش النتائج.

يحتوي الفصل الأول عن مقدمة عامة تمهد لموضوع البحث وتبين أهميته وحدوده والمنهجية المتبعة، ومن ثم موجز عن الدراسات السابقة، وعرضاً موجزاً لمحتويات الرسالة.

أما الفصل الثاني فيتناول الدراسات المرجعية التي تناولت نظام التحكم العائم من النمط الثاني الذي تمّ تحسينه باستخدام خوارزميات الأمثلة، حيث إنها جذبت العديد من الباحثين لتطبيقها لتحسين سلوك وأداء النظام المدروس.

يتمحور الفصل الثالث حول الأسس النظرية للتحكم العائم ونظام النواس المقلوب وخوارزميات الأمثلة المستخدمة في هذه الرسالة.

في الفصل الرابع تمّ تصميم المتحكم العائم من النمط الثاني نمذجة نظام النواس المقلوب، ومن ثم استعراض خوارزميات الأمثلة المقترحة وتطبيقها على النظام المدروس، وتوضيح نتائج تطبيق هذه الخوارزميات ومناقشتها والمقارنة بينها.

أما الفصل الخامس فيحتوي على الاستنتاجات التي تلخص نتائج البحث والآفاق المستقبلية له، حيث تم اقتراح العديد من الأفكار التي يمكن من خلالها متابعة البحث.

الفصل الثاني

الدراسات المرجعية

2-1- مقدمة:

من خلال البحث والاستقصاء ضمن الأبحاث التي تناولت موضوع تحسين أداء التحكم العائم من النمط الثاني باستخدام خوارزميات الأمثلة، نجد أنه تم استخدام العديد من خوارزميات الأمثلة لتحسين أداء النظام العائم، وتم التركيز في هذا البحث على الدراسات التي تناولت خوارزميات الأمثلة: أمثلة سرب الجسيمات وأمثلة الجراد المستخدمان في هذا البحث.

2-2- الدراسات المرجعية:

نستعرض أهم الدراسات التي تناولت موضوع تحسين أداء التحكم العائم من النمط الثاني باستخدام خوارزميات الأمثلة:

الدراسة المرجعية الأولى [3]:

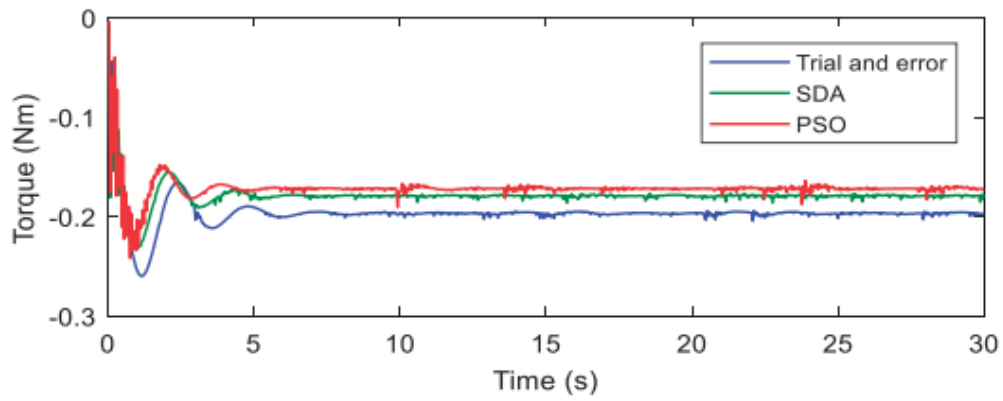
اقترح Masrom. MF وزملائه نهج تصميم التحكم من خلال اعتماد خوارزميات الأمثلة (PSO) و (SDA) لضبط بارامترات المتحكم العائم من النمط الثاني للنواس المقلوب ثلاثي الوصلات على عجلتين.

الهدف من التحسين هو تعزيز كفاءة النظام من حيث الاستقرار ورفض الاضطرابات، حيث تم تنفيذ واختبار نظام التحكم المقترح، وتم تحليل أداء النظام في المحاكاة من خلال برنامج SimWise 4D المدمج مع Simulink في برنامج Matlab.

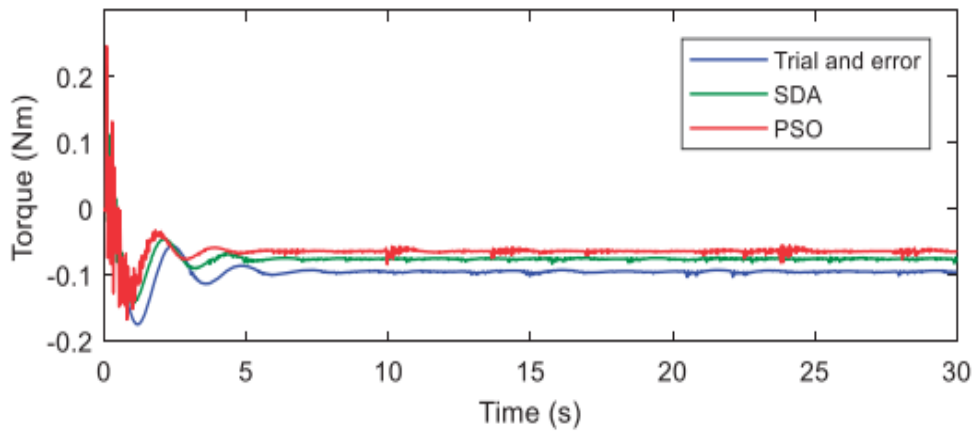
وأظهرت النتائج أداءً فائقاً للنظام القائم على خوارزمية PSO مقارنةً مع النظام القائم على خوارزمية SDA بنسبة 9.3% و 28.4% في أخطاء الموضع الزاوي للوصلة الأولى موضحة بالشكل (2-1) والوصلة الثانية موضحة بالشكل (2-2) على التوالي.

علاوة على ذلك، كانت قيم التجاوز لخوارزمية SDA أعلى من PSO مما يعني أن خوارزمية PSO لديها ضجيج أقل من SDA وأكثر استقراراً، وقد تم إثبات أن المتحكم المقترح في هذا البحث تمكن من تحمل الضجيج العالي مقارنةً بالأعمال السابقة بنسبة 66.7% وذلك موضح بالجدول (2-1)، علاوةً على ذلك، تحسن وقت الاستقرار بعد الضجيج الذي تم تطبيقه بشكل ملحوظ مع 4 ثوانٍ فقط.

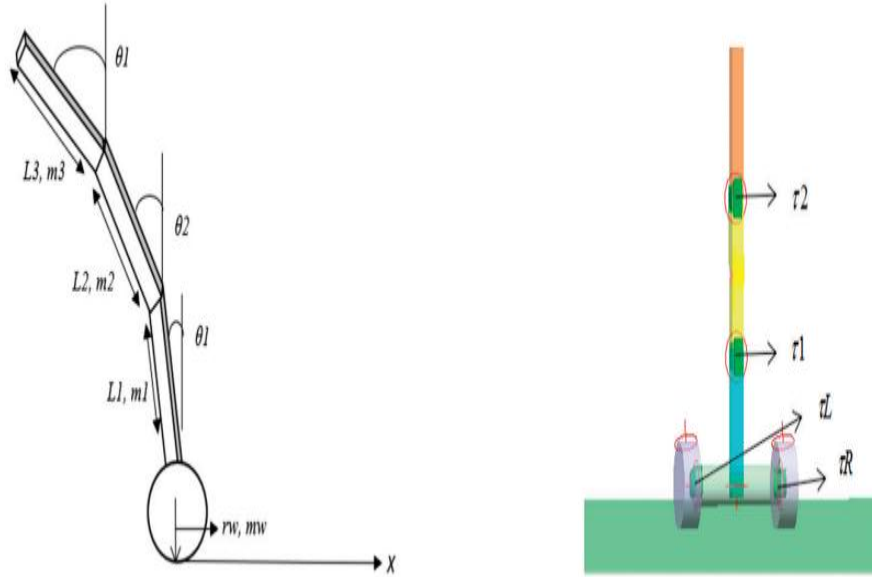
يظهر الشكل (2-3) النواس المقلوب ثلاثي الوصلات على عجلتين.



الشكل (2-1) قيمة عزم الدوران في الوصلة الأولى [3]



الشكل (2-2) قيمة عزم الدوران في الوصلة الثانية [3]



الشكل (2-3) النواس المقلوب ثلاثي الوصلات على عجلتين [3]

الجدول (2-1): مقارنة مع الأعمال السابقة على أساس أداء الاستقرار [3]

Aspect	Paper	Firdaus, 2019	Gupta et al. ⁴³	Sharma and Sahu ¹	Jun-Wei et al. ⁴⁴	Ahmad et al. ³⁰
System		Triple links inverted pendulum on two-wheeled system	Triple links inverted pendulum on cart system	Triple links inverted pendulum on cart system	Triple links inverted pendulum on cart system	Double links inverted pendulum on two-wheeled system
Controller		IT2FLC-based PSO	LQR	LQR	LQR	T1FLC
Settling time (second)		5	4	3.5	5	8
Angular position (degree)		-0.3, -0.2, -0.4	0.05, 0, 0	0, 0, 0	0, 0, 0	0.7, 0.3
Peak overshoot (degree)		-0.3, 0.13, -0.39	0.5, 0.02, 0.013	0.9, 0.3, 0.2	0.7, 0.7, 0.9	0.8, 3.0
Peak undershoot (degree)		-0.46, -0.44, -0.54	-0.5, -0.03, -0.012	-0.58, -0.36, -0.22	-1.4, -1.6, -2.6	0, 0

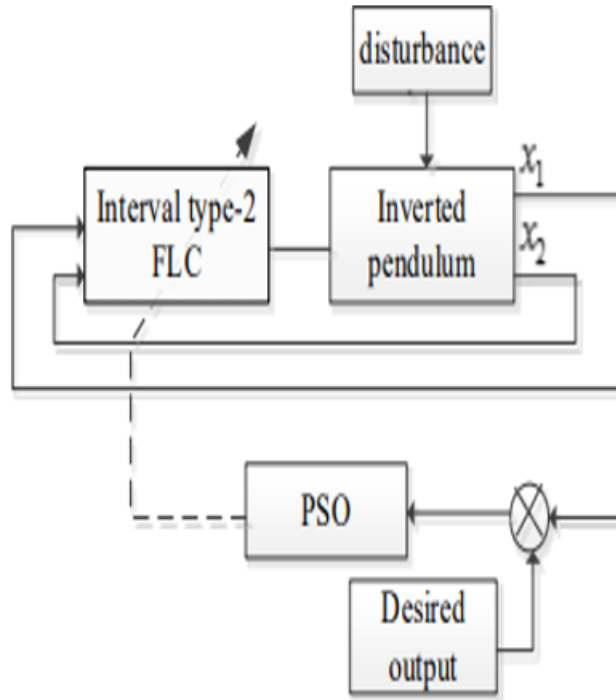
الدراسة المرجعية الثانية [1]:

اقترح Hassan. SA مخطط انسيابي لتصميم المتحكم العائم من النمط الثاني باستخدام خوارزمية التعلم الهجين لخوارزميتي (GOA) و (ELM) ونجد بأن طريقة التقدير المقترحة هي بشكل أساسي نهج تكراري، يتم فيه تدريب البارامترات التي تظهر بشكل غير خطي في (جزء الشرط) باستخدام GOA ويتم تدريب البارامترات الخطية باستخدام ELM في (جزء النتيجة) حيث يتم استخدام خوارزمية GOA التي تعتمد بارامتراتها على تحسينات المتحكم لتعطي أداء أفضل من خوارزمية PSO و Whale Optimization المعتمدة على المتحكم وتم تحسين عامل المكافأة (Support Vector Machine (SVM باستخدام GOA ويتم استخدام الخوارزمية المقترحة لحل مشكلة التنبؤ بسعر الطاقة الكهربائية لمنطقة فيكتوريا في أستراليا، والطلب على حمل الكهرباء لمنطقة كوينزلاند، وسعر الطاقة الكهربائية لنفس المنطقة. وأظهرت نتائج المحاكاة الأداء المتفوق للنهج المقترح على GAIT₂FELM و ABCIT₂FELM (Generalized Additive Decomposable) و IT₂FELM على هذه التطبيقات من حيث RMSE (Root mean square deviation) و (Symmetric mean absolute Percentage) SMAPE و Error) وليست النتائج التي تم الحصول عليها باستخدام النهج المقترح أفضل من تلك الخاصة بالخوارزميات الثلاثة الأخرى فحسب، بل أكثر اتساقاً، مما يعني أنه في التجارب المستقبلية، من المتوقع أن يكسب أداءً فائقاً في تشغيل واحد للخوارزمية.

الدراسة المرجعية الثالثة [2]:

اقترح Wu. Qing وزملائه مخطط التحكم الشامل الموضح بالشكل (4-2) لنظام النواس المقلوب فقد تم التحكم في نظام النواس المقلوب مع عدم اليقين بواسطة نظام التحكم العائم من النمط الثاني والذي تم تحسينه بواسطة خوارزمية أمثلة سرب الجسيمات وأظهرت النتائج أن خوارزمية PSO تُستخدم لتحسين العديد من بارامترات المتحكم العائم من النمط الثاني عبر تابعي التكلفة ووفقاً لعمليات المحاكاة، تم تحسين أداء المتحكم العائم من النمط الثاني بواسطة خوارزمية PSO بشكل أفضل من المتحكم العائم من النمط الثاني بدون تحسين، كما أنه حقق أداء أفضل في التعامل مع الضجيج من المتحكم العائم من النمط الثاني بدون تحسين.

وقد تم استخدام نظام النواس المقلوب من الدرجة الثانية.



الشكل (4-2) مخطط التحكم الشامل لنظام النواس المقلوب [2]

يبين الجدول (2-2) مقارنة بين جميع الدراسات المرجعية من حيث الجملة المدروسة وخوارزميات الأمثلة المستخدمة ومقارنتها مع خوارزميات الأمثلة المستخدمة في الدراسات المرجعية السابقة والمشاكل التي استخدمت هذه الدراسات المرجعية في حلها حيث جميع هذه الدراسات المرجعية تستخدم خوارزميات الأمثلة مع المتحكم العائم من النمط الثاني.

الجدول (2-2) مقارنة بين جميع الدراسات المرجعية:

References Number	Year	Plant	Optimization Algorithms	Compare With Previous Study	Better Algorithm
1	2022	–	GOA	GOA – PSO – Whale	GOA
		–	GOA	GOA – ABC – GA	GOA
2	2018	Inverted Pendulum	PSO	–	–
3	2021	Triple Link Inverted Pendulum	PSO – SDA	LQR	PSO
4	2020	–	PSO	PSO – FCM – ANFIS	PSO
		–	PSO	PSO – FCM – ANFIS	PSO
5	2022	–	ANFIS	ANFIS – PID	ANFIS
6	2022	PID	PSO	T ₁ FPID – T ₂ FPID	T ₂ FPID

2-3- خلاصة الدراسات المرجعية:

من الدراسات المرجعية نلاحظ التفوق الملحوظ لخوارزمية PSO بتحسين نظام النواس المقلوب مع المتحكم العائم من النمط الثاني، لذلك أردنا التحقق من هذا التفوق.

ومن الدراسات المرجعية أيضاً وجدنا أن خوارزمية GOA لم تتم دراستها قط مع النواس المقلوب وهي تعتبر أيضاً من الخوارزميات التي قدمت تحسين جيد للنظام العائم من النمط الثاني.

لذلك أردنا مقارنة أداء هاتين الخوارزمتين عند استخدامهما مع نظام النواس المقلوب.

الفصل الثالث

الأسس النظرية للبحث

(نظام النواس المقلوب -المنطق العائم – خوارزميتي الأمثلة GOA،PSO)

3-1- مقدمة:

بعد أن تم عرض الدراسات المرجعية التي تناولت التحكم العائم من النمط الثاني وخوارزميات الأمثلة المطبقة عليه، سيتم خلال هذا الفصل شرح بنية نظام النواس المقلوب ومن ثم شرح المفاهيم الأساسية للمنطق العائم من النمط الأول والنمط الثاني ومن ثم التوسع بشرح خوارزميات الأمثلة المستخدمة في هذا البحث GOA، PSO والمعادلات الرياضية المرتبطة بها.

3-2- نظام النواس المقلوب:

يعتبر النواس المقلوب مشكلة كلاسيكية في علم الحركة ونظريات التحكم، ويستخدم كمعيار لاختبار استراتيجيات التحكم، حيث يطرح تحديات كبيرة بسبب عدم استقراره المتأصل. ويُمثل هذا النظام بتثبيت نواس مقلوب على عربة، ويكمن الهدف بالحفاظ على النواس مستقراً بشكل مستقيم للأعلى.

يتطلب تحقيق هذا الهدف تحكماً مستمراً، حيث أن أي اضطراب بسيط يمكن أن يسبب انحراف النواس ووقوعه في منطقة غير مستقرة، وتعتبر مهمة تحقيق سيطرة مستقرة في نظامنا المدروس ليست بالمهمة سهلة التحقيق.

ولمعالجة هذه المشكلة، سيتم استخدام منطق التحكم العائم من النمط الثاني ذي المجال (IT_2FLS) الذي يعتبر نهج متميز بقدرته على التعامل مع الأنظمة المعقدة، وسيتم استخدامه في هذا البحث لتحقيق استقرار النواس المقلوب وتتبع حركته [7].

ويمكن السبب لاختيار المنطق العائم من النمط الثاني ذي المجال لعدة عوامل أهمها:

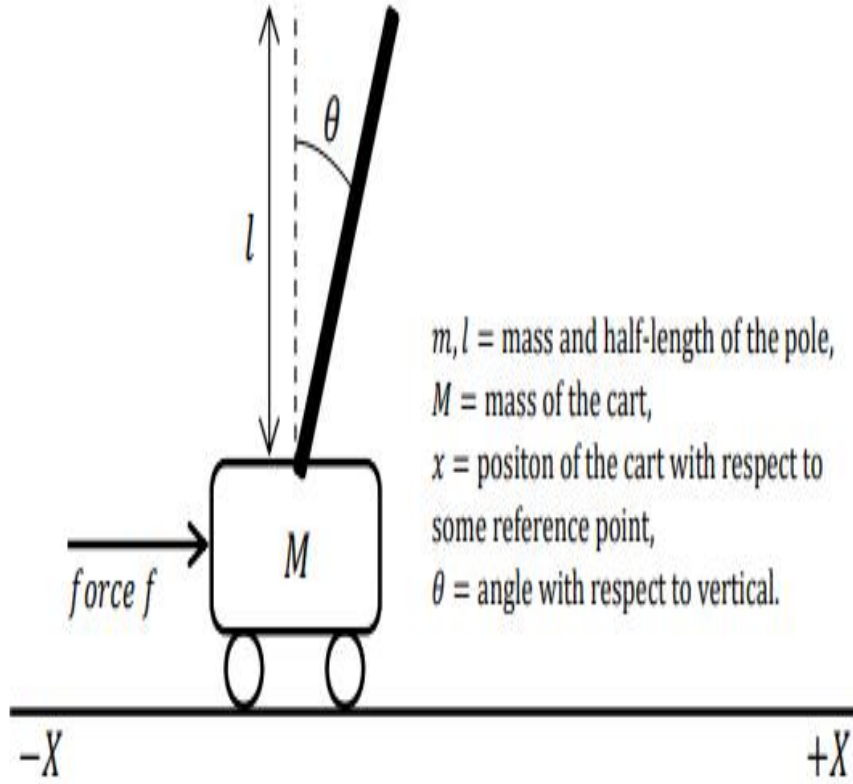
- مشكلة تحقيق الاستقرار للنواس المقلوب تعتبر مشكلة معترف بها على نطاق واسع وتمت دراستها على نحو كبير، مما يجعل منها معياراً مناسباً لتطوير نظام التحكم.
- تسمح لنا طبيعة نظام التحكم العائم بتوظيف الحس السليم والخبرة، لإنشاء نظام تحكم قائم على القواعد، دون الاعتماد بشكل كبير على التحليل الرياضي المعقد.
- غالباً ما تتطلب تقنيات التحكم التقليدية خلفية رياضية قوية، مما قد يشكل تحدياً للأفراد الذين ليس لديهم مثل هذه الخبرات.

فمن خلال اعتماد نظام التحكم العائم لحل مشكلة النواس المقلوب، نعمل على إثبات أن عملية إنشاء نظام تحكمي، يمكن أن تستند على الخبرة والتفكير الحدسي، بدلاً من الاعتماد فقط على المعادلات الرياضية، وهذا ما يتماشى مع الطريقة التي يتعلم بها البشر موازنة العصا في راحة يدهم أثناء الطفولة، باستخدام القواعد البديهية الأساسية، ويتم تحسينها من خلال الممارسة. وبذلك يعتبر فهم مبدأ عمل والنموذج الرياضي للنواس المقلوب أمراً بالغ الأهمية لتطوير استراتيجيات تحكم فعالة [8].

3-2-1- مكونات نظام النواس المقلوب:

يتكون نظام النواس المقلوب من نواس (كتلة) مثبت على عربة، يمكنها التحرك على طول المسار الأفقي، والهدف هو الحفاظ على هذا النواس في وضع رأسي، من خلال التحكم في حركة العربة وذلك موضح بالشكل (1-3).

ولتحليل نظام النواس المقلوب والتحكم به، يُستخدم عادةً نموذجاً رياضياً يصف حركته، حيث يتم اشتقاق هذا النموذج من خلال معرفة القوى المؤثرة على نظام عربة النواس [9].



الشكل (1-3) مكونات نظام النواس المقلوب [9]

من أجل تحليل ومراقبة نظام النواس المقلوب بشكل فعال، يتم استخدام نموذج رياضي. بحيث تخضع حركة العربة لقانون نيوتن الثاني، مع الأخذ بعين الاعتبار القوى الخارجية مثل: قوة التحكم المطبقة على العربة وأي ضجيج خارجي. من ناحية أخرى، تتأثر حركة النواس بقوة الجاذبية والموضع الزاوي والسرعة الزاوية، وذلك وفقاً لمبادئ الحركة الدورانية.

ويمكن تمثيل النموذج الرياضي للنواس المقلوب كمعادلة تفاضلية من الدرجة الثانية [7] [8].

بحيث تتكون من مكونين رئيسيين[9]:

1- حركة العربة: تخضع حركة العربة لقانون نيوتن الثاني، الذي يفسر القوى الخارجية المؤثرة على العربة.

وتشمل هذه القوى قوة التحكم المطبقة على العربة وأي ضجيج خارجي.

$$\ddot{X} = \frac{f + ml(\dot{\theta}^2 \sin \theta - \ddot{\theta} \cos \theta)}{M + m} \quad \dots (3 - 1)$$

2- حركة النواس: تتأثر حركة النواس بقوة الجاذبية الأرضية والموضع الزاوي والسرعة الزاوية. ويتم توصيف

حركة النواس باستخدام مبادئ الحركة الدورانية أيضاً.

$$\ddot{\theta} = \frac{g \sin \theta + \cos \theta \left(\frac{-f - ml\dot{\theta}^2}{M + m} \right)}{l \left(\frac{4}{3} - \frac{m \cos \theta}{M + m} \right)} \quad \dots (3 - 2)$$

حيث:

f: القوة المطبقة على العربة.

m: كتلة النواس.

l: نصف طول النواس.

M: كتلة العربة.

x: موضع العربة.

$\dot{x}$: السرعة الخطية للعربة.

$\ddot{x}$: التسارع الخطي للعربة.

θ : الموضع الزاوي للنواس.

$\dot{\theta}$: السرعة الزاوية للنواس.

$\ddot{\theta}$: التسارع الزاوي للنواس.

g : قوة الجاذبية الأرضية.

ومن المهم أن نلاحظ أننا أهملنا تأثيرات الاحتكاك في المعادلات المستخدمة لتمثيل حركة نظام النواس المقلوب، حيث يمكن أن يسبب الاحتكاك تأثير على سلوك النظام عند استخدامه في تطبيقات العالم الحقيقي، ولكن لغرض هذه المحاكاة تم إهمال تأثيره وذلك لتبسيط النموذج.

ومن خلال الجمع بين المعادلات التي تتحكم بحركة العربة وحركة النواس، يمكننا الحصول على التمثيل الرياضي للنظام العام. وبذلك يتيح لنا هذا النموذج تحليل استقرار النظام واستجابته لمدخلات التحكم وتصميم استراتيجيات تحكمية لتحقيق الاستقرار والتتبع لحركته[9].

3-3- المنطق العائم [25]:

يُعرّف المنطق العائم Fuzzy Logic على أنه مقارنة لتنفيذ الحسابات بناءً على درجات مختلفة من الصحة عوضاً عن استخدام درجتين فقط كما في حالة المنطق البولياني. ظهرت فكرة المنطق العائم منذ الستينيات عندما عمل العالم لطفي زاده Lotfi Zadeh على حل مشكلة فهم اللغات الطبيعية Natural Language من قبل الحاسب.

توجد العديد من التعاريف للمنطق بشكل عام، ومن أشهر هذه التعاريف بأنه: دراسة القواعد والاختبارات اللازمة للوصول إلى المحاكمة السليمة. أما كلمة العائم فتشير إلى عدم اليقين Uncertainty. شاع استخدام المنطق البولياني لفترة طويلة من الزمن ولا يزال قيد الاستخدام إلى هذا اليوم، فهذا المنطق هو الأساس لعلوم الحاسب وعتاده، أما في السنين الأخيرة ومع ظهور الحوسبة الكمومية وتطور تطبيقات المنطق العائم ودعم العتاد له بدأ انتشار المنطق البولياني بالتراجع. وتوجد العديد من المسائل والتطبيقات التي يكون فيها المنطق العائم مناسب أكثر من المنطق البولياني، فعلى سبيل المثال: يتم استخدام المنطق العائم في مجال الطيران والأعمال والإلكترونيات والطب والنقل والتصنيف باستخدام تعلم الآلة.

3-3-1- إيجابيات وسلبيات المنطق العائم [24]:

المنطق العائم ليس الطريقة الوحيدة للتفكير بالمفاهيم التي يشوبها الغموض ولكنه الأكثر ملاءمة لوظيفة التقريب في هندسة التحكم. وعليه نورد بعض أهم مزايا استخدام المنطق العائم للتحكم في تصميم النظام:

- 1- تصميم قاعدة معرفية بشكل مرن وبديهي. بحيث تتحدث عملية التحكم والإشراف بلغة واحدة.
- 2- واجهة مستخدم مريحة، أي سهولة الاستخدام، حتى عندما لا يكون المستخدم النهائي مهندس تحكم.
- 3- عمليات حسابية سهلة وصناديق الأدوات toolbox متوفرة على نطاق واسع.

- 4 سهولة التعلم والفهم ويمكن تمثيل كل نظام منطقي بمنطق عائم.
- 5 يمكنه حل مشكلة عدم اليقين Uncertainty.
- 6 يمكن التحقق من الاتساق والتكرار والاكتمال في القواعد وبالتالي تحسين قابلية تفسير النتائج للمستخدم.
- 7 يمكن دمج مع خوارزميات وتقنيات تحكم أخرى.
- 8 يمكنه نمذجة النظم اللاخطية بسهولة.
- 9 تجمع بين خوارزميات التنظيم والتفكير المنطقي، مما يسمح بمخططات تحكم متكاملة.

إيجابياته السابقة لا تعني أن المنطق العائم هو الحل الأمثل لجميع الحالات ويمكن تلخيص عيوبه بالشكل التالي:

- 1 كل العمليات تعتمد على التجريب، أي ضبط يدوي لكل المراحل والحاجة لإعادة الضبط تستغرق وقتاً طويلاً.
- 2 لا يتفوق في كل المهام التي تسند إليه وقد يكون أدائه مشابه أو أقل أداءً من ال PID.
- 3 العديد من الخيارات غير الواضحة والتي تحتاج للكثير من التجارب اليدوية.
- 4 مناعة قليلة جداً للضجيج والتشويش.
- 5 عبء حسابي ضخم على الحاسب للتطبيقات البسيطة.
- 6 بالتطبيقات ذات أبعاد الدخل الكبيرة جداً، يصبح من الصعب التعامل معها وفهم واستيعاب آلية العمل ولذلك يفضل استخدام الشبكات العصبونية أو مزيج من الشبكات العصبونية والمنطق العائم والذي يسمى ب .ANFIS

3-3-2 أنماط المنطق العائم[23]:

- 1- المنطق العائم من النمط الأول: ويعتبر هو النمط الأكثر شيوعاً للمنطق العائم، حيث تُستخدم توابع الانتماء لتمثيل درجات الحقيقة، وتعتبر توابع الانتماء فيه محدودة.
- 2- المنطق العائم من النمط الثاني: تكون في هذا النمط توابع الانتماء عائمة، مما يسمح بعدم اليقين والتنوع في درجات الانتماء، ويعتبر هذا النمط أكثر تعقيداً ولكنه يستطيع التعامل مع مزيد من عدم اليقين مقارنةً بالنمط الأول ويشمل:

- المنطق العائم من النمط الثاني ذي الفاصل الزمني: ويعتبر هذا النمط الأكثر شيوعاً للمنطق العائم من النمط الثاني، وتكون توابع الانتماء فيه ذي قيم فاصلة زمنية، مما يعني أنها تحتوي على نطاق من القيم المحتملة بدلاً من قيمة واحدة دقيقة. ويساعد هذا النمط في إدارة عدم اليقين والتنوع بشكل أكثر فعالية.
- المنطق العائم من النمط الثاني العام: تكون توابع الانتماء في هذا النمط ليست ذي قيم فاصلة زمنية فقط، بل يمكن أن تكون أي شكل داخل الفاصل الزمني. ويسمح هذا النمط بتمثيلات أكثر تعقيداً لعدم اليقين، ولكنه أكثر تعقيد حسابي.

3-3-3- المنطق العائم من النمط الأول [26]:

يقدم المنطق العائم الإطار العام لحل مشكلة تمثيل المعلومات التقريبية أو غير المحددة تماماً ويوفر الآلية اللازمة لاستخدام هذه المعلومات والمعارف.

في عام 1965 كان العالم لطفي زاده Lotfi zadeh أول من طرح فكرة المنطق العائم، ويركز المنطق العائم على الاستنتاج من خلال التعابير والألفاظ اللغوية غير المحددة مثل: طويل، قصير، شاب وتدعى هذه التعابير بالمتغيرات اللغوية أو المتغيرات العائمة. فمثلاً عندما يقال: الشاب طويل فإنه قد أعطى المتغير "الشاب" القيمة "طويل" وهي قيمة غير محددة تماماً في المنطق الكلاسيكي في حين يمكن إعطاؤها معنى في المنطق العائم وبالإمكان في المنطق العائم استنتاج معلومات عن متغير لغوي من متغير لغوي آخر مثل قول: >> إذا كانت الأرض زلقة خفف السرعة<<.

المعروف في المنطق الكلاسيكي أن المتغير يأخذ إحدى القيمتين $\{0,1\}$ أي $\{true, false\}$ فإذا أخذت على سبيل المثال المجموعة الشاملة X وكانت A هي مجموعة جزئية من المجموعة X فإن أي عنصر من عناصر المجموعة الشاملة إما أن ينتمي إلى المجموعة الجزئية A أو لا ينتمي إلى هذه المجموعة. فإذا أخذت مجموعة من الأشخاص كمجموعة شاملة وأخذت مجموعة الأطفال الذين عمرهم > 10 سنوات كمجموعة جزئية A من مجموعة الأشخاص، فإن الشخص إما أن ينتمي إلى مجموعة الأطفال A أو لا ينتمي، وبذلك يكون الشخص الذي عمره عشر سنوات ويوم واحد قد فقد طفولته فجأة.

يقدم المنطق العائم حلاً مناسباً لمثل هذه الحالات حيث يتم إسناد درجة للمتغير (عنصر المجموعة الشاملة) أي درجة انتماء من المجال الحقيقي $[0,1]$ بدلاً من المجموعة $\{0,1\}$ يساعد على تحديد انتماء العنصر إلى المجموعة

الجزئية، كأن يسند مثلاً للشخص الذي عمره 3 سنوات درجة انتماء لمجموعة الأطفال $\langle\langle 0.8 \rangle\rangle$ وللشخص في سن 10 سنوات درجة انتماء $\langle\langle 0.4 \rangle\rangle$ وأما في سن 13 سنة درجة انتماء $\langle\langle 0.1 \rangle\rangle$.

حيث يقال عن العنصر $x \in X$ إنه يتمتع بعضوية كاملة في المجموعة A إذا كانت درجة انتمائه للمجموعة A تساوي 1.

ويقال عن العنصر $x \in X$ إنه ليس عنصراً في المجموعة A إذا كانت درجة انتمائه للمجموعة A تساوي 0.

حيث يمكن تعيين درجة انتماء عنصر لمجموعة بواسطة تابع يسمى تابع الانتماء MF (Membership Function) وتكتب المجموعة العائمة بشكل مجموعة ثنائيات (لها بعدان) مسقطها الأول عنصر من المجموعة ومسقطها الثاني درجة انتماء هذا العنصر للمجموعة مثلاً: $(4,1)$ تمثل العنصر 4 الذي يتمتع بعضوية كاملة للمجموعة (درجة انتمائه 1).

ومع مرور السنين واجهت المجموعات العائمة انتقادات مفادها أن تابع الانتماء MF المستخدم في المجموعات التقليدية أو المجموعات العائمة من النمط الأول ليست أرقاماً غامضة (لا يوجد عدم يقين بها) وهذا ما يعارض مفهوم المنطق العائم، فاقترح زاده $zadeh$ نوعاً آخر من المجموعات العائمة التي أطلق عليها "المجموعات العائمة من النمط الثاني" (T_2FLS) حيث عالج بها هذه الانتقادات من خلال دمج عدم اليقين في توابع الانتماء، حيث تحتوي المجموعة العائمة من النمط الثاني على توابع انتماء عائمة لها ثلاثة أبعاد حيث يوفر البعد الثالث درجة إضافية من الحرية لتقديم معلومات إضافية عن القيمة، وتستخدم هذه المجموعات العائمة عندما يصبح من الصعب معرفة تابع انتماء دقيق MF للمجموعة العائمة. ومع ذلك، فإن هذا النهج العائم لتشكيل انتماء ثانوي (البعد الثالث) في T_2FLS يعتبر مهمة معقدة ومكلفة من الناحية الحسابية.

3-3-4 - المنطق العائم من النمط الثاني [13] :

تعمل المجموعات والأنظمة العائمة من النمط الثاني على تعميم مجموعات وأنظمة عائمة قياسية من النمط الأول، بحيث يمكن معالجة المزيد من عدم اليقين.

منذ بداية ظهور المفاهيم العائمة، تم انتقاد حقيقة أن تابع الانتماء لمجموعة عائمة من النمط الأول لا يرتبط بها أي عدم يقين، وهو شيء يتعارض مع معنى كلمة عائم، حيث يعني هذا الشيء وجود الكثير من عدم اليقين. فماذا يجب فعله عند وجود عدم يقين بشأن قيمة تابع الانتماء؟

تم تقديم الإجابة على هذا السؤال في عام 1975 من قبل مخترع المفاهيم العائمة، لطفي زاده، حيث اقترح أنواعاً أكثر تعقيداً من المجموعات العائمة، وأول هذه الأنواع كانت "المجموعة العائمة من النمط الثاني".

تتيح المجموعة العائمة من النمط الثاني لنا دمج عدم اليقين بشأن تابع الانتماء في نظرية المجموعات العائمة، وهي طريقة لمعالجة الانتقادات المذكورة أعلاه للمجموعات العائمة من النمط الأول بشكل مباشر. وإذا لم يكن هناك عدم يقين، فإن المجموعة العائمة من النمط الثاني تنخفض إلى المجموعة العائمة من النمط الأول، وهي تشبه تخفيض الاحتمالية إلى الحتمية عندما يختفي عدم القدرة على التنبؤ.

تعمل الأنظمة العائمة من النمط الأول بتوابع انتماء ثابتة، بينما في الأنظمة العائمة من النمط الثاني تتذبذب بتوابع الانتماء. وتحدد المجموعة العائمة كيفية تحويل قيم الإدخال إلى متغيرات عائمة [14].

3-4-1- المجموعات العائمة من النمط الثاني:

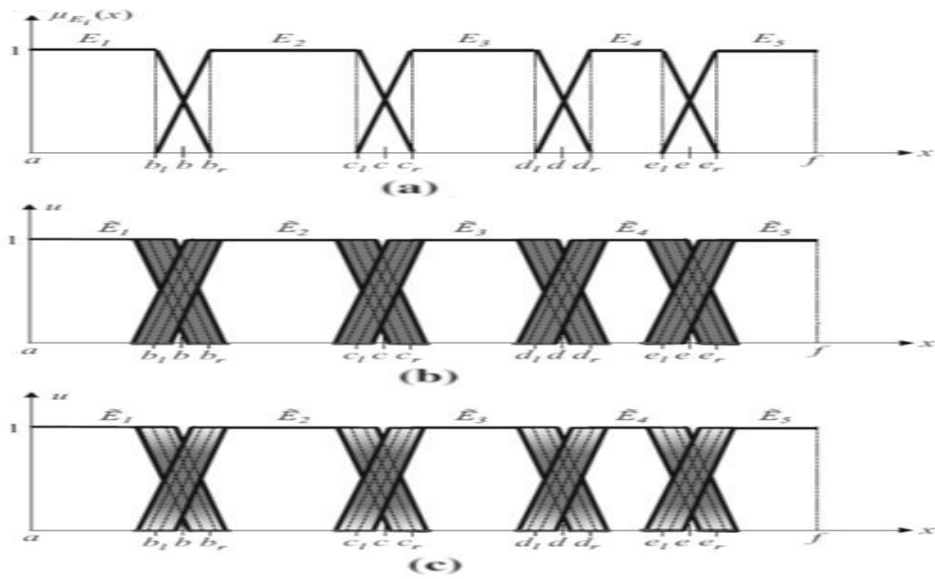
تزداد الحاجة لاستخدام المجموعات العائمة من النمط الأول بدلاً من المجموعات العادية، عندما يصعب علينا تحديد القيمة التي ينتمي إليها تابع الانتماء بين 0 أو 1، وهنا لابد من استخدام مجموعات عائمة من النمط الأول ليزداد مجال قيم التي يمكن الاعتماد عليها ولكن عندما تزداد الصعوبة وعدم اليقين في اختيار القيمة، رغم وجود توابع الانتماء من النمط الأول، هنا لا مفر من اللجوء الى المجموعات العائمة من النمط الثاني لأنها ستؤدي المطلوب وتحقق النتيجة المرجوة.

عادةً يزداد الغموض وعدم اليقين في توابع انتماء النمط الأول عند ازدياد التعابير اللغوية والكلمات في النمذجة الداخلية لنظام ما، عندها لا يمكن لتوابع انتماء النمط الأول أن تؤدي المطلوب.

عند التعامل مع أي مسألة جديدة، على سبيل المثال درجات الحرارة، عادةً نختار المتغيرات اللغوية المناسبة للمسألة ونبدأ بمعالجة الاحتمالات لتوابع الانتماء كتموضع الخطوط المستقيمة على الأطراف وتوضع مراكز توابع الانتماء والتداخل بين توابع الانتماء.

تفسر هذه الاحتمالات عدم اليقين في توابع الانتماء وسيتم التعامل معها الآن عن طريق المجموعات العائمة من النمط الثاني وتوابع انتمائها.

لذلك سنمثل المتغيرات اللغوية كمجموعات عائمة مع الأخذ بالحسبان الاعتبارات السابقة بالشكل التالي:

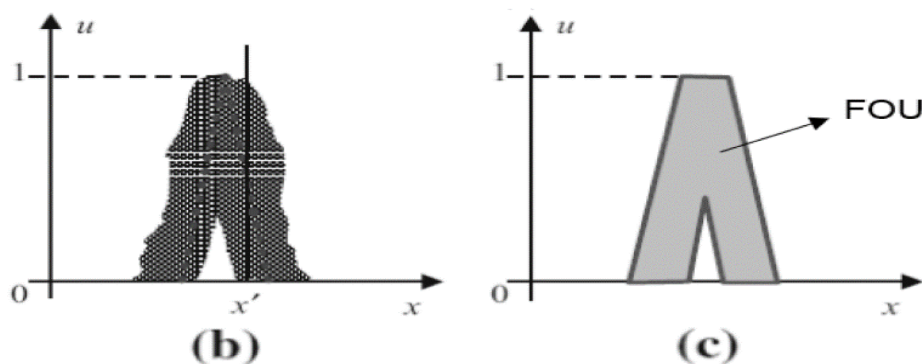


الشكل (2-3) المجموعات العائمة والتداخل فيما بينها.

في الشكل (a-2-3) المجموعات العائمة من النمط الأول متمثلة بتتابع انتماء لها شكل شبه منحرف مع تداخل فيما بينها ولكن في الشكلين (c/b-2-3) نرى منطقة تداخل بين توابع الانتماء عند النقاط a,b,c,d وضمن هذا التداخل، لو افترضنا أن هناك خطوطاً مستقيمة متوازية ويمكن أن تكون غير متوازية وحتى غير مستقيمة بل منحنية فإن كانت متواجدة بالكثافة نفسها ولها الثقل نفسه تكون من النمط interval type-2 fuzzy set كما في الشكل (b-2-3) حيث تعطي منطقة مظلمة بشكل متساو uniform, أما في الشكل (c-2-3) يوجد تفاوت في كثافة هذه الخطوط وأوزانها بدرجة انتماء معينة ضمن منطقة التداخل فقط حينما تسمى general type2 fuzzy set عندها تكون المنطقة nonuniform وتظهر في الصور ثلاثية الأبعاد بشكل أوضح، ونلاحظ التداخل في المنطقة نفسها للحالتين والذي يختلف هو الثقل لهذا التداخل.

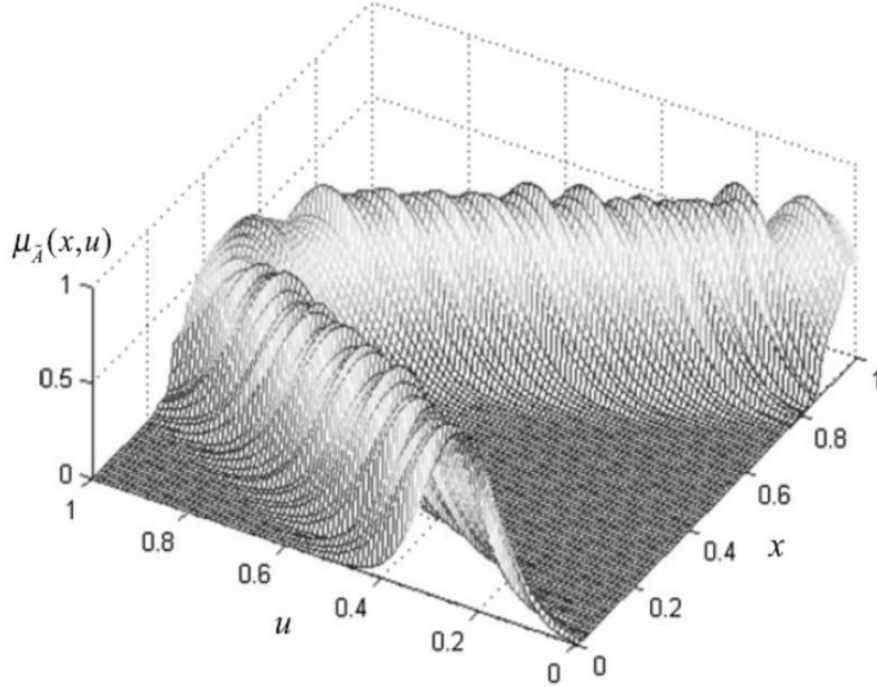
أعطى هذا التداخل مرونة في الانتقال من مجموعة لأخرى وكذلك أوجد إمكانية الترجيح في هذه المنطقة على مجال النقاط x ، مما يعطي قراراً أكثر دقة في اختيار المجموعة العائمة المناسبة لخرج قاعدة ما وبالتالي تحكماً أكثر تلاؤماً مع الحالة المدروسة.

يوجد عدد كبير من الاحتمالات لتوضع نقاط التتابع على حوافه وفي مركزه ويظهر الشكل (b-3-3) عدم اليقين في مكان هذه النقاط مع انزياحات عديدة على الجانبين ولدخل معين ليكن x لم يعد لدينا نقطة تقاطع واحدة مع التابع وإنما نقاط عدة بأوزان غير متساوية وبالتالي مجال من قيم تابع الانتماء وعندها من أجل قيم $x \in X$ ينشأ تابع انتماء ثلاثي الأبعاد من النمط الثاني أما الشكل (c-3-3) يمثل بصمة عدم يقين Footprint Of Uncertainty FOU وهي المساحة المحصورة بين تابعي الانتماء السفلي Lower Membership Function LMF وتابع الانتماء العلوي Upper Membership Function UMF.



الشكل (3-3) بصمة عدم يقين FOU Footprint Of Uncertainty

يوضح الشكل (3-4) التالي تمثيل تابع الانتماء ثلاثي الأبعاد لمجموعة عائمة غاوسية من النمط الثاني حيث $x \in [0,1]$ ولكل شكل عام مجال X يعتمد على طبيعة المسألة أما U فهي دوماً ضمن المجال $[0,1]$.



الشكل (3-4) تمثيل تابع انتماء ثلاثي الأبعاد لمجموعة عائمة عامة غاوسية من النمط الثاني

كما ذكر سابقاً فإن بصمة عدم اليقين Footprint Of Uncertainty FOU تعطى باستخدام تابعي انتماء $\underline{\mu}_{\tilde{A}}(x)$ و $\bar{\mu}_{\tilde{A}}(x)$ لتمثيل الحدود الدنيا والعليا لمنطقة عدم اليقين FOU ويعرفان بالشكل

$$\underline{\mu}_{\tilde{A}}(x) = \inf\{u | u \in [0,1], \mu_{\tilde{A}}(x, u) > 0\} \quad (3-3)$$

$$\bar{\mu}_{\tilde{A}}(x) = \sup\{u | u \in [0,1], \mu_{\tilde{A}}(x, u) > 0\} \quad (3-4)$$

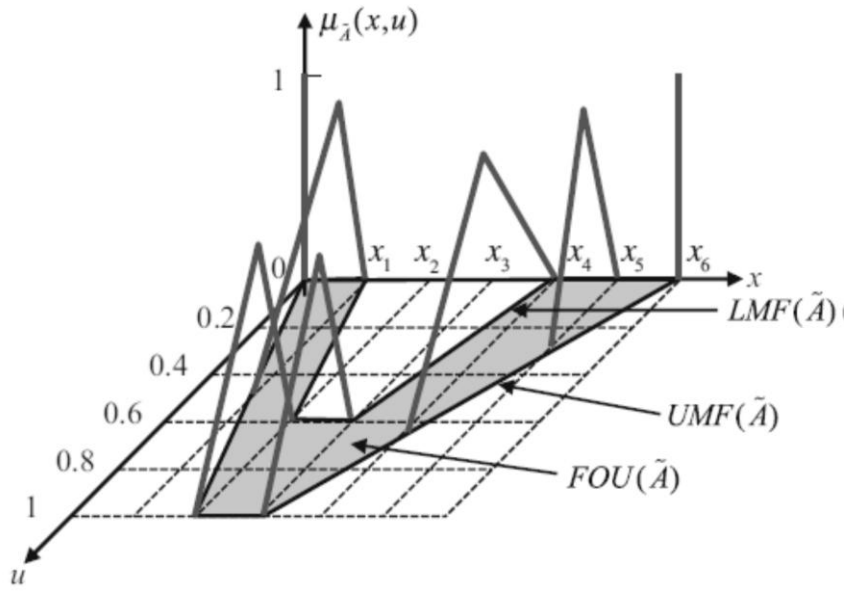
حيث نرسم $\sup$ بـ superior و $\inf$ بـ inferior.

ويدعى بالتالي DOU بمنطقة عدم التعيين للمجموعة العائمة $(\tilde{A})$ Footprint of Uncertainty FOU ويعطى بالمعادلة:

$$DOU(\tilde{A}) = FOU(\tilde{A}) = \{(x, u) | x \in X \text{ and } u \in [\underline{\mu}_{\tilde{A}}(x), \bar{\mu}_{\tilde{A}}(x)]\} \quad (3-5)$$

ويدعى كل من $\underline{\mu}_{\tilde{A}}(x)$ و $\bar{\mu}_{\tilde{A}}(x)$ بالحدود الدنيا والعليا lower and upper لتابع الانتماء لمنطقة FOU ($\tilde{A}$), وهما حدود المجموعة العائمة من النمط الأول للمنطقة FOU ويرمز لهما بـ $LMF(\tilde{A})$ و $UMF(\tilde{A})$.

يضمن تعريف منطقة FOU السابق أن تكون مجموعة مغلقة إذا كانت X مغلقة وإذا كان كل من $LMF(\tilde{A})$ و $UMF(\tilde{A})$ تابع مستمر. ونعرّف الداعم لكل من $LMF(\tilde{A})$ أو $UMF(\tilde{A})$ على أنه مجموعة عادية لكل عناصر $x \in X$ بحيث يكون $[\underline{\mu}_{\tilde{A}}(x) > 0, \bar{\mu}_{\tilde{A}}(x) > 0]$, ولكن الداعم لكل منهما مختلف عن الآخر حيث داعم $LMF(\tilde{A})$ موجود ضمن داعم $UMF(\tilde{A})$ وبالتالي يكون لدينا الشكل التالي :



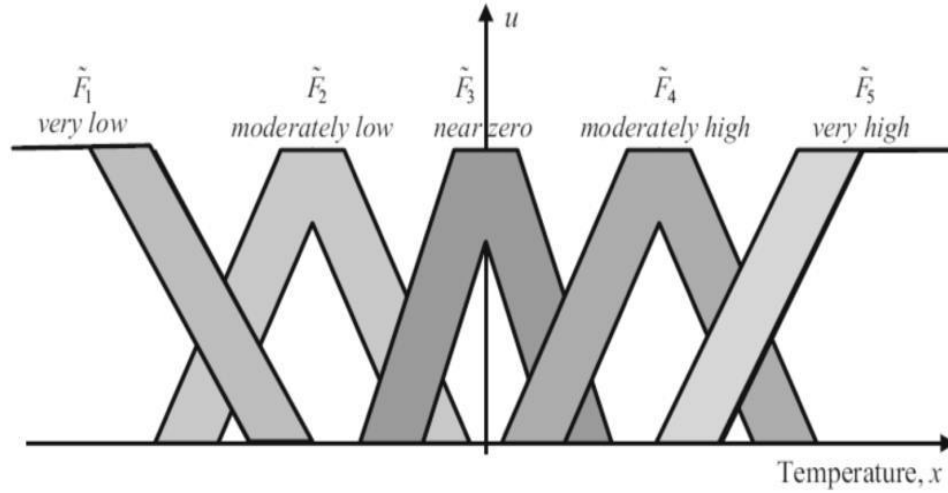
الشكل (3-5) تمثيل كل من $LMF(\tilde{A})$ و $UMF(\tilde{A})$

نلاحظ أن كل من $LMF(\tilde{A})$ و $UMF(\tilde{A})$ شكلهما شبه منحرف ونرى أن $UMF(\tilde{A})$ مجموعة عائمة من النمط الأول ناظميه normal أما $LMF(\tilde{A})$ فهي مجموعة عائمة من النمط الأول شبه ناظميه subnormal، ومع ذلك فليس بالضرورة أن يكون أي منهما أو كلاهما مجموعة ناظميه normal.

يتم الحصول على مجموع القواعد المفصلة ضمنه من خلال عملية الاجتماع (union) في منطقة FOU حيث لا تتضمن كل من تابعي الانتماء السابقين بشكلهما النظمي. ونلاحظ أن داعم $LMF(\tilde{A})$ هو المجال $[x1, x4]$ وداعم $UMF(\tilde{A})$ هو المجال $[0, x6]$ ونرى أن $[x1, x4] \subset [0, x6]$.

مما سبق نجد أن المجموعة العائمة من النمط الثاني هي نوع من هذه المعلومات المتقاربة لذلك عندما نمثل كلمة ما بمجموعة عائمة من النمط الثاني يمكننا أن ندعوها granular model of a word.

لنأخذ مثالاً درجة الحرارة فعندما يكون هناك ترجيح لتوابع الانتماء الممثلة للمجموعات العائمة من النمط الأول ننقل للنمط الثاني كما في الشكل التالي:



الشكل (3-6) تمثيل عدم اليقين لتوابع الانتماء من النمط الثاني

نلاحظ عدم اليقين في احتمالات مواقع رأس وقاعدة تابع الانتماء وكذلك على الأطراف ولتمثيل ذلك رياضياً بالشكل التالي:

FOU	$\bar{\mu}_{\tilde{A}}(x)$	$\underline{\mu}_{\tilde{A}}(x)$
Left shoulder 	$\bar{\mu}_{\tilde{A}}(x) = \begin{cases} 1 & 0 \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c} & c < x \leq d \\ 0 & x > d \end{cases}$	$\underline{\mu}_{\tilde{A}}(x) = \begin{cases} 1 & 0 \leq x \leq a \\ \frac{b-x}{b-a} & a < x \leq b \\ 0 & x > b \end{cases}$
Interior 	$\bar{\mu}_{\tilde{A}}(x) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & a < x \leq b \\ 1 & b < x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c} & c < x \leq d \\ 0 & x > d \end{cases}$	$\underline{\mu}_{\tilde{A}}(x) = \begin{cases} 0 & x \leq e \\ \frac{x-e}{f-e} \mu_f & e < x \leq f \\ \frac{g-x}{g-f} \mu_f & f < x \leq g \\ 0 & x > g \end{cases}$
Right shoulder 	$\bar{\mu}_{\tilde{A}}(x) = \begin{cases} 0 & x \leq e \\ \frac{x-e}{f-e} & e < x \leq f \\ 1 & f < x \leq M \end{cases}$	$\underline{\mu}_{\tilde{A}}(x) = \begin{cases} 0 & x \leq g \\ \frac{x-g}{h-g} & g < x \leq h \\ 1 & h < x \leq M \end{cases}$

الشكل (3-7) التمثيل الرياضي لعدم اليقين في توابع الانتماء

3-4-2- مناطق عدم التعيين FOU الأكثر استخداماً في المنطق العائم من النمط الثاني:

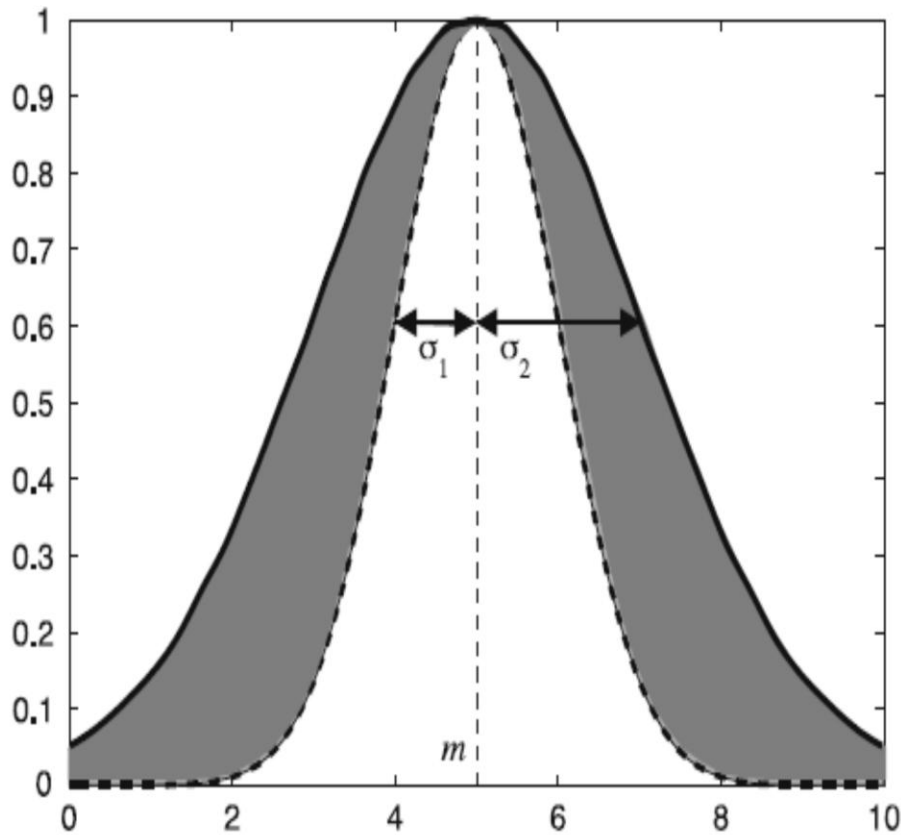
إن أكثر الأشكال استخداماً لهذه المنطقة:

- تابع الانتماء الغاوسي بانحراف معياري غير محدد uncertain standard deviation
- تابع الانتماء الغاوسي بمتوسط غير محدد uncertain mean.

مثال عن تابع الانتماء الغاوسي بانحراف معياري غير محدد حيث يكون له متوسط ثابت m ، والانحراف المعياري غير ثابت ضمن المجال $[\sigma_1, \sigma_2]$ وتابع الانتماء معرف بالعلاقة التالية:

$$\mu_A(x) = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x - m}{\sigma} \right)^2 \right] \quad \sigma \in [\sigma_1, \sigma_2] \quad (3-6)$$

ويكون منحنى هذا التابع معرف بالشكل:



الشكل (3-8) تابع الانتماء الرئيسي الغاوسي بانحراف معياري غير محدد

إن منطقة FOU المظللة محددة بالمنحني العلوي upper المنقط السفلي lower ومعادلتها كما يلي:

$$\underline{\mu}_{\tilde{A}}(x) = N(x; m, \sigma_1) \quad (3-7)$$

$$\bar{\mu}_{\tilde{A}}(x) = N(x; m, \sigma_2) \quad (3-8)$$

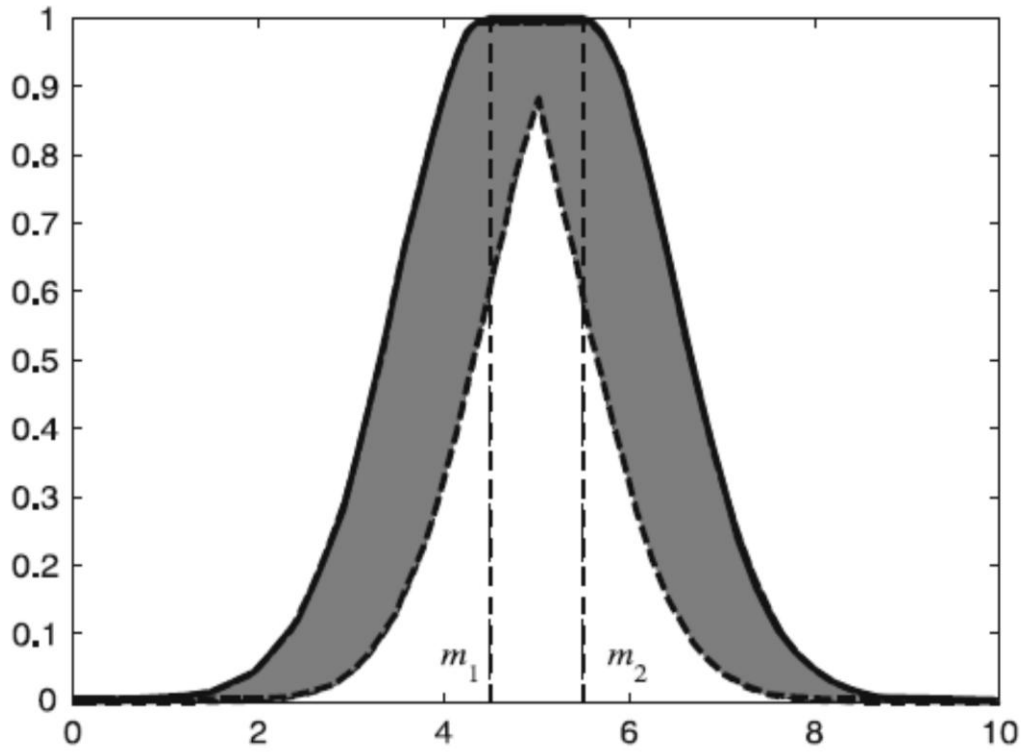
ومعادلتها نفسها ضمن المجال $x \in X$:

$$N(x; m, \sigma_1) \equiv \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x - m}{\sigma_1} \right)^2 \right] \quad (3-9)$$

المثال الثاني عن التابع الغاوسي بانحراف معياري ثابت والمتوسط m متغير ضمن المجال $[m_1, m_2]$ والمعادلة هي:

$$\mu_A(x) = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x - m}{\sigma} \right)^2 \right] \quad m \in [m_1, m_2] \quad (3-10)$$

والمنحني الخاص به يكون بالشكل التالي:



الشكل (3-9) تابع الانتماء الغاوسي بمتوسط غير محدد

وتكون معادلتها LMF,UMF هي:

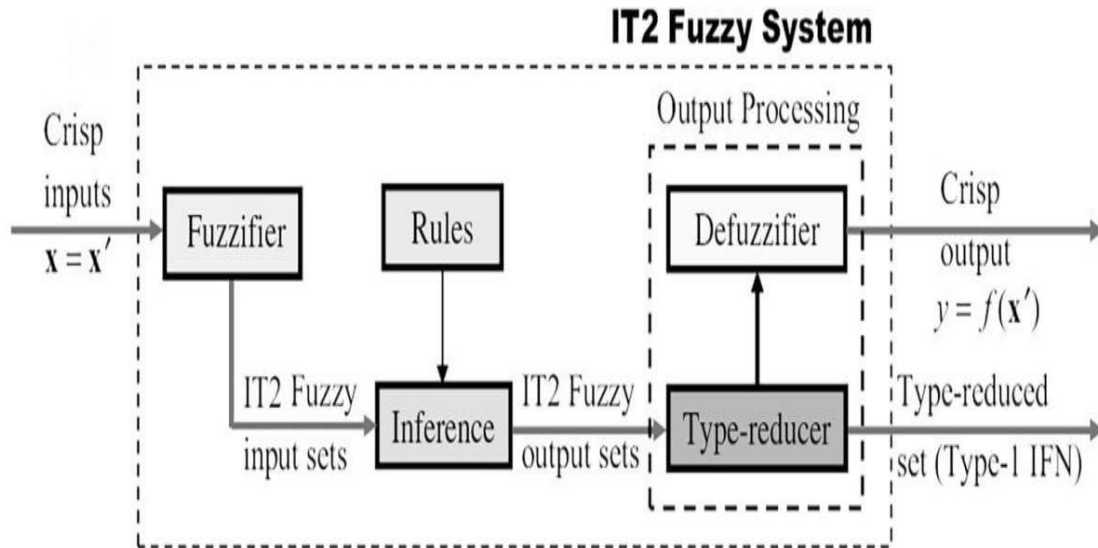
$$\bar{\mu}_{\tilde{A}}(x) = \begin{cases} N(x; m_1, \sigma), & x < m_1 \\ 1, & m_1 \leq x \leq m_2 \\ N(x; m_2, \sigma), & x > m_2 \end{cases} \quad (3-11)$$

$$\underline{\mu}_{\tilde{A}}(x) = \begin{cases} N(x; m_2, \sigma), & x \leq \frac{m_1 + m_2}{2} \\ N(x; m_1, \sigma), & x > \frac{m_1 + m_2}{2} \end{cases} \quad (3-12)$$

3-4-3-3 الأنظمة العائمة من النمط الثاني ذي المجال الموحد Interval Type-2 Fuzzy

:Systems(IT₂)

عندما تكون المجموعات المستخدمة من النمط IT₂ في النظام العائم يصبح النظام العائم من النمط IT₂ وهناك نوعان بحسب مرحلة الخرج إما فك تعويم فقط أو تخفيض ثم فك تعويم، وكلتا النوعين موضحان في الشكل التالي:



الشكل (10-3) الأنظمة العائمة من النمط الثاني ذي المجالات IT₂FLS

وكما نرى في كلا الحالتين يعتمد الخرج y على طبيعة اللاحقة للتابع $f(x)$ حيث الدخل $x' = x$. كما نلاحظ أن مراحل عمل النظام العائم لا تختلف عنها في النمط الأول لأن المبدأ العام لعمل النظام العائم مستقلة عن طبيعة توابع الانتماء وشكلها، وكذلك القواعد في محرك الاستدلال تبقى على حالها. ففي الدخل مرحلة التعويم Fuzzifier ومن ثم محرك الاستدلال Inference الذي يعتمد على جملة القواعد Rules التي يضعها الخبير؛ لتنتج بذلك مجموعات الخرج العائمة، ومن ثم مرحلة تخفيض النمط Type-1 Reduction وتليها مرحلة فك التعويم Defuzzification.

3-3-4-1- المعوم Fuzzifier (مرحلة التعويم):

في الأنظمة العائمة من النمط الأول هنالك نوعان للتعويم singleton و non-singleton أما في الأنظمة العائمة من النمط IT_2 فهناك ثلاثة أنواع:

- 1- النوع الأول type-1 non-singleton وقيمه عند النقطة $x' = x$ هي الرقم العائم من النمط الأول.
- 2- النوع الثاني singleton وقيمه عند النقطة $x' = x$ هي 1.
- 3- النوع الثالث type-2 non-singleton ومنها الحالة الخاصة type-2 singleton حيث تكون لدينا قيمة تابع الانتماء عند الدخل $x' = x$ لأجل النقاط $i = 1, \dots, p$ هي 1 وعند بقية النقاط 0. أما قيمة IT_2 non-singleton عند النقطة $x' = x$ فهو الرقم العائم من النمط IT_2 حيث يمثل بمجموعة عائمة IT_2 FS لها تابعي انتماء علوي وسفلي من النمط الأول ليشكلا FOU، ويعتبر الرقم العائم من النمط IT_2 دو تابع الانتماء الأساسي الذي شكله غاوسي بانحراف غير محدد ومتوسط محدد عند x' هو الأكثر عموماً.

3-3-4-2: Fuzzy Rules القواعد العائمة

يبقى الشكل العام للقاعدة نفسه حيث هناك نوعان: قواعد Zadeh وقواعد TSK، حيث يُمثّل الدخل p للقيم $x_1 \in X_p$ ، $x_2, \dots, x_p \in X_p$ وخرج وحيد $y \in Y$ ، ويتم وصف كل دخل x_i بعنصر لغوي Q_i حيث يُمثّل بمجموعة عائمة FS: IT_2 :

$$T_{x_i} = \{\tilde{X}_{ij}\}_{j=1}^{Q_i} \quad (3 - 13)$$

والخرج y إما يُمثّل بعنصر لغوي، كذلك Q_y يُمثّل أيضا بمجموعة عائمة FS: IT_2 :

$$T_y = \{\tilde{Y}_j\}_{j=1}^{Q_y} \quad (3 - 14)$$

أو يمثل الخرج بتابع من الشكل $g(x_1, \dots, x_p)$

يكون الشكل العام لقواعد Zadeh:

$$\tilde{R}_Z^l : IF \ x_1 \text{ is } \tilde{F}_1^l \text{ and } x_2 \text{ is } \tilde{F}_2^l \text{ and } \dots \dots \dots \text{ and } x_p \text{ is } \tilde{F}_p^l \text{ THEN } y \text{ is } \tilde{G}^l$$

بينما الشكل العام لقواعد TSK:

$$\tilde{R}_{TSK}^l : IF \ x_1 \text{ is } \tilde{F}_1^l \text{ and } \dots \dots \dots \text{ and } x_p \text{ is } \tilde{F}_p^l \text{ THEN } y \text{ is } g^l(x_1, \dots, x_p)$$

حيث ترتيب القواعد $l = 1, \dots, M$

في كلا الحالتين يكون لدينا:

$$\tilde{F}_1^l \in T_{x_1}, \dots \text{ and } \tilde{F}_p^l \in T_{x_p}$$

$$\tilde{G}^l \in T_y$$

في حالة قواعد Zadeh تكون المجموعات عائمة من النمط IT_2 ، لذلك توصف بتتابع انتماء $\mu_{\tilde{G}^l}(y, u)$ أو تدعى FOU. أما في حالة قواعد TSK لا يمكن تمثيل الخرج y بمجموعة عائمة، وإنما يمكننا تمثيلها بقيمة واحدة من النمط الثاني type-2 fuzzy singleton لها الرمز $\tilde{G}^l$ ولها تابع تم تصميمه ليضاهي تابع الانتماء في قواعد Zadeh كما في المعادلة:

$$\mu_{\tilde{G}^l(y)}(u) = \begin{cases} 1/1 & \text{when } y = g^l(x) \\ 1/0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3 - 15)$$

حيث:

$$x = col(x_1, \dots, x_p) \quad (3 - 16)$$

وتعد هذه القواعد كاملة، لأن جميع المداخل الموجودة في جزء الشرط من القواعد تُستخدم في جواب الشرط. وتمثل هذه القواعد العائمة العلاقات العائمة من النمط IT_2 بين فضاء الحالة في الدخل المعبر عن الجداء الديكارتي $X_1 \times X_2 \times \dots \times X_p$ وفضاء الحالة في الخرج Y . لنأخذ مثلاً عن قواعد TSK حيث الخرج له تابعة خطية للدخل من الشكل:

$$g^l = c_0^l + c_1^l x_1 + c_2^l x_2 + \dots + c_p^l x_p \quad (3 - 17)$$

حيث المعاملات c_p^l هي أرقام، ويشار للمجموعات العائمة IT_2 بالرمز $A2 - C0$. وهذا يشير إلى أن مقدمة الشرط هي مجموعات عائمة IT_2 ، أما جواب الشرط أرقام عادية؛ وبالتالي يكون لدينا:

$$G^l = C_0^l + C_1^l x_1 + C_2^l x_2 + \dots + C_p^l x_p \quad (3 - 18)$$

حيث C_i^l أرقام عائمة من النمط الأول type-2 interval fuzzy numbers، ويرمز للنظام العائم TSK IT_2 الذي يستخدم هذه القواعد بـ $A2 - C1$ ؛ أي الدخل في مقدمة الشرط: هو مجموعات عائمة من النمط FSSs IT_2 ، أما الخرج في جواب الشرط: هو مجموعة عائمة من النمط الأول.

عندما يستخدم النظام العائم قواعد Zadeh من النمط IT_2 ونوع الاقتضاء Mamdani عندها يكون نظاماً عائماً
Mamdani من النمط IT_2 (IT₂ Mamdani FS). وعندما يستخدم نظام القواعد IT_2 SK والاقتضاء كذلك
Mamdani عندها يكون نظاماً عائماً TSK من النمط IT_2 (IT₂ TSK FS). مثال عن استخدام قواعد IT_2 TSK
في متحكم عائم IT_2 FLC غالباً يكون للقواعد في هكذا متحكم (discrete-time) النمط $A2 - C0$ من الشكل:

$$\tilde{R}_{TSK}^l : IF \ x(k) \text{ is } \tilde{F}_1^l \text{ and } x(k-1) \text{ is } \tilde{F}_2^l \text{ and } \dots \dots \dots \text{ and } x(k-p+1) \text{ is } \tilde{F}_p^l \text{ THEN}$$

$$u_l = c_1^l x(k) + c_2^l x(k-1) + \dots + c_p^l x(k-p+1) \quad (3-19)$$

حيث $l = 1, \dots, M$ هو تعداد القواعد. ولدينا $x(k)$ والمتغيرات الأخرى اللاحقة له (المتأخرة زمنياً) هي حالات
النظام الديناميكي المتحكم به (الخاضع للتحكم)، وتكون النتيجة (الخرج) أمر التحكم u_l هو تركيب خطي من
الحالات p والقواعد لأجل للمتحكم IT_2 FLC المستمر continuous-time غالباً لها النمط $A2-C0$ من
الشكل:

$$\tilde{R}_{TSK}^l : IF \ x_1(t) \text{ is } \tilde{F}_1^l \text{ and } x_2(t) \text{ is } \tilde{F}_2^l \text{ and } \dots \dots \dots \text{ and } x_p(t) \text{ is } \tilde{F}_p^l \text{ THEN}$$

$$u_l = c_1^l x_1(t) + c_2^l x_2(t) + \dots + c_p^l x_p(t) \quad (3-20)$$

حيث يشير المتغير $x_i(t)$ للحالة ذات الترتيب i_{th} للنظام الديناميكي الخاضع للتحكم والخرج (النتيجة) u_l كذلك
تركيب خطي للحالات p .

3-3-4-3-3 محرك الاستدلال العائم Fuzzy Inference Engine:

يقوم محرك الاستدلال كما في النمط الأول بالانتقال بالمجموعات العائمة T_2 FSS الموجودة في الدخل إلى مجموعات عائمة T_2 FSS في الخرج، وليتم ذلك نحتاج إلى حساب الاجتماع والتقاطع للمجموعات العائمة T_2 FSS فضلاً عن عملية التركيب بين المجموعات باستخدام العلاقات العائمة من النمط الثاني فكما يستخدم التركيب sup-star في النمط الأول يُستخدم في النمط الثاني التركيب sup-star الموسع [15] extended

لنبدأ بتطبيق هذا بالتركيز على قواعد Zadeh من النمط IT_2 لأنظمة Mamdani IT_2 حيث إذا كان لدينا:

$$\tilde{F}_1^l \times \dots \times \tilde{F}_p^l = \tilde{A}^l \quad (3 - 21)$$

فإنه يمكن التعبير عن القواعد كالاتي:

$$\tilde{R}_Z^l : \tilde{F}_1^l \times \dots \times \tilde{F}_p^l \rightarrow \tilde{G}^l = \tilde{A}^l \rightarrow \tilde{G}^l$$

وتوصف كل قاعدة $\tilde{R}_Z^l$ بتابع انتماء:

$$\mu_{\tilde{R}_Z^l}(x, y) = \mu_{\tilde{A}^l \rightarrow \tilde{G}^l}(x, y) \quad (3 - 22)$$

$$\begin{aligned} \mu_{\tilde{R}_Z^l}(x, y) &= \mu_{\tilde{A}^l \rightarrow \tilde{G}^l}(x, y) = \mu_{(\tilde{F}_1^l \times \dots \times \tilde{F}_p^l)(x)} \prod \dots \prod \mu_{\tilde{F}_p^l}(x_p) \prod \tilde{G}^l(y) \\ &= \left[\prod_{i=1}^p \mu_{\tilde{F}_i^l}(x_i) \right] \prod \mu_{\tilde{G}^l}(y) \quad (3 - 23) \end{aligned}$$

حيث $x_1 \in X_1, \dots, x_p \in X_p$

وكذلك يمكن التعبير عن كل قاعدة بمجموعة عائمة من النمط الثاني لها تابع الانتماء:

$$\begin{aligned} \mu_{\tilde{A}_{x'}}(x) &= \mu_{\tilde{X}_1}(x_1|x'_1) \prod \dots \prod \mu_{\tilde{X}_p}(x_p|x'_p) \\ &= \prod_{i=1}^p \mu_{\tilde{X}_i}(x_i|x'_i) \quad (3 - 24) \end{aligned}$$

حيث $\tilde{X}_i (i = 1, \dots, p)$ هي عناوين المجموعات العائمة التي تصف الدخل، وكل من $x_1 \in X_1, \dots, x_p \in X_p$

وتتغير توابع انتمائها بحسب تغير دخل النظام العائم IT_2 ولهذا السبب نستخدم طريقة الترميز هذه. تحدد كل قاعدة $\tilde{R}_Z^l$ من قواعد Zadeh مجموعة عائمة من النمط الثاني هي $\tilde{B}^l = A_{x'}$ تابع انتمائها:

$$\begin{aligned} \mu_{\tilde{B}^l(y|x')} &= \mu_{A_{x'} \cdot \tilde{R}_Z^l}(y|x') \\ &= \prod_{x \in X} [\mu_{A_{x'}}(x) \prod \mu_{\tilde{R}_Z^l}(x, y)], \quad y \in Y \quad (3-25) \end{aligned}$$

وهذه المعادلة هي التي تصف علاقة الدخل بالخرج في المخطط الصندوقي الذي رأيناه أول الفصل. بعد تعديلات عدة على هذه المعادلة وتعويضات عدة وبقيت إن:

يؤدي $\prod$ دور $\sup$ و $\prod$ يؤدي دور star ، وعُرفت علاقات المجموعات على فضاء الحالة نفسها. عندها يمكن تمثيل العلاقة (2-58) كالآتي:

$$\begin{aligned} \mu_{\tilde{B}^l(y|x')} &= \left\{ \prod_{i=1}^p \left[\prod_{x_i \in X_i} (\mu_{\tilde{X}_i(x_i|x'_i)} \prod \mu_{\tilde{F}_i^l(x_i)}) \right] \right\} \prod \mu_{\tilde{G}^l(y)} \quad y \\ &\in Y \quad (3-26) \end{aligned}$$

للقيام بحساب هذه المعادلة عند القيمة $x = x'$ لدينا ما يأتي:

1- $\mu_{\tilde{X}_i(x_i|x'_i)} \prod \mu_{\tilde{F}_i^l(x_i)}$ لأجل $x_i \in X_i: l = 1, \dots, p$ كل عملية meet هي مجموعة عائمة من النمط الأول; أي إذا كان الفضاء X_i مجزأً لعشر عينات، فإنه تُحسب عشر عمليات meet لكل دخل x_i في الجزء p من القاعدة.

2- $\prod_{x_i \in X_i} (\mu_{\tilde{X}_i(x_i|x'_i)} \prod \mu_{\tilde{F}_i^l(x_i)})$ كل عملية ربط joins في p هي مجموعة عائمة من النمط الأول فلو كان لدينا فضاء الحالة X_i مجزأً لعشر عينات سيُحسب الربط join بين عشر مجموعات عائمة من النمط الأول الناتجة من عملية meet في الخطوة رقم 1 (لكل دخل x_i لجزء القاعدة p).

3- $\prod_{i=1}^p \left[\prod_{x_i \in X_i} (\mu_{\tilde{X}_i(x_i|x'_i)} \prod \mu_{\tilde{F}_i^l(x_i)}) \right]$ يعد هذا عملية meet للمجموعات العائمة من النمط الأول المرتبطة join في الخطوة رقم 2، والنتائج تكون في مجموعة عائمة من النمط الأول.

4- $y \in Y$ عند كل y مجموعة عائمة من النمط $\left\{ \prod_{i=1}^p \left[\bigcup_{x_i \in X_i} \left(\mu_{\tilde{X}_i(x_i|x'_i)} \prod \mu_{\tilde{F}_i^l(x_i)} \right) \right] \right\} \prod \mu_{\tilde{G}^l(y)}$ هناك
الأول. فلو كان الفضاء Y مجزأً كذلك لعشر عينات أي $y = y_1, y_2, \dots, y_{10}$ فإنه تُحسب عشر عمليات meet
بين المجموعة العائمة من النمط الأول الناتجة من الخطوة رقم 3 والتابع $\mu_{\tilde{G}^l(y_i)}$ حيث $i = 1, \dots, 10$. يقدم هذا
التسلسل من العمليات حسابات التشريح الشاقولي vertical-slice، وتكون النتيجة تمثيل التشريح الشاقولي للمجموعة
(Vertical-slice representation) $\tilde{B}^l$ ولكن قبل البدء بهذه الخطوات ينبغي أن نحدد نوع التعويم المستخدم؛
لأن التابع $\mu_{\tilde{X}_i(x_i|x'_i)}$ يعتمد على نوع التعويم المستخدم. لذلك سنقوم بعدّ الجزء الثاني من المعادلة السابقة هي
مجموعة مفعلة firing set:

$$F^l(x') = \prod_{i=1}^p \left[\bigcup_{x_i \in X_i} \left(\mu_{\tilde{X}_i(x_i|x'_i)} \prod \mu_{\tilde{F}_i^l(x_i)} \right) \right] \quad (3-27)$$

فعندما تكون المجموعات العائمة من النمط الثاني هي من النمط IT_2 عندها تكون المجموعة المفعلة رقماً عائماً من
النمط الأول حيث الداعم له يسمى المجال الفعال firing interval. إذا سيكون لدينا تابع الانتماء للخروج:

$$\mu_{\tilde{B}^l}(y|x') = F^l(x') \prod \mu_{\tilde{G}^l(y)} \quad y \in Y \quad (3-28)$$

إذا سيكون تابع الانتماء للقاعدة المفعلة هو عملية meet لمجموعة القواعد المفعلة وكامل المجموعة العائمة في
نتيجة القاعدة. لأجل نظام Mamdani من النمط الثاني حيث تابع الانتماء للمجموعة العائمة $\tilde{B}^l$ هو تابع لـ y
حيث $y \in Y$

وأما بالنسبة للنظام العائم TSK من النمط الثاني يكون عندها:

$$F^l(x') \prod \frac{1}{1} = F^l(x') \quad (3-29)$$

وبالتالي يكون تابع الانتماء للخرج:

$$\mu_{\tilde{B}^l}(y|x') = \mu_{\tilde{B}^l(x)} = F^l(x') \text{ when } y = g^l(x') \quad (3 - 30)$$

وهو تابع صريح لـ x' وضمناً تابع لـ y حيث $x' \in X_1 \times X_2 \times \dots \times X_p$

لتلخيص ما سبق:

عندما يكون لدينا دخل x' لنظام عائم من النمط الثاني يكون تابع انتماء المجموعة العائمة في الخرج للقاعدة المفعلة $\tilde{B}^l$ هو كالاتي:

$$\begin{cases} T2 \text{ Mamdani fuzzy system} : \mu_{\tilde{B}^l(x)} = F^l(x') \prod \mu_{\tilde{G}^l(y)} \quad y \in Y \\ T2 \text{ TSK fuzzy system} : \mu_{\tilde{B}^l(x)} = F^l(x') \text{ when } y = g^l(x') \end{cases}$$

حيث:

$$F^l(x') \equiv \prod_{i=1}^p \left[\prod_{x_i \in X_i} \left(\mu_{\tilde{X}_i}(x_i|x'_i) \prod \mu_{\tilde{F}_i^l}(x_i) \right) \right] \quad (3 - 31)$$

$$F^l(x'_i) \equiv \prod_{x_i \in X_i} \left(\mu_{\tilde{X}_i}(x_i|x'_i) \prod \mu_{\tilde{F}_i^l}(x_i) \right) \quad (3 - 32)$$

$$F^l(x') = \prod_{i=1}^p F^l(x'_i) \quad (3 - 33)$$

3-3-4-4-مرحلة تخفيض النمط Type-Reduction:

لدينا في الأنظمة العائمة مرحلة الانتقال من المجموعة العائمة إلى القيمة الرقمية التي تُطبّق على النظام المدروس والتي نسميها مرحلة فك التعويم ولها طرقٌ عدة تعتمد مبدأً عاماً وهو إيجاد المتوسط المرجح الذي يتضمن أرقاماً عادية (weighted average involving crisp numbers). بالمبدأ نفسه تعمل مرحلة تخفيض النمط التي تنقلنا من النمط الثاني إلى النمط الأول، ولكن سيتضمن هذا المتوسط مجالات من الأرقام intervals of numbers.

3-3-4-5- فك التعويم Defuzzification:

لا تختلف هذه المرحلة عن مرحلة فك التعويم في الأنظمة من النمط الأول إذ إن أكثر طريقة متبعة هي القيمة المتوسطة؛ إذ ينتج عن المرحلة السابقة (تخفيض النمط) مجموعة عائمة من النمط الأول حُدّدت عن طريق نقطتي الاختزال اليمنى واليسرى y_l, y_r ليكون ناتج فك التعويم متوسط هاتين القيمتين. وسيتم استخدام المنطق العائم من النمط الثاني ذي المجال في هذا البحث.

3-4-خوارزميات الأمثلة:

يمكننا تعريف الأمثلة ببساطة على أنه إيجاد الحل الأمثل من مجموعة الحلول الممكنة، وتلعب دوراً أساسياً في ضبط بعض البارامترات عند وجود موارد محدودة [18].

وقد أدى التنوع في الطبيعة وأنظمتها إلى تنوع الخوارزميات والتقنيات الناشئة، التي تم إنشاؤها محاكاة لكيفية وجودها في الطبيعة.

ويمكن تقسيم هذه الخوارزميات إلى مجموعتين:

الأولى: تستخدم مدخلات مستوحاة من سلوك الكائنات البيولوجية (الخلايا العصبية) كخوارزميات الشبكات العصبونية والخوارزميات الجينية والخوارزميات التطورية.

الثانية: تستخدم مدخلات مستوحاة من سلوك الأنظمة البيولوجية مثل النمل والنحل والجراد والجزيئات ويُطلق عليها خوارزميات ذكاء السرب [19].

وبالتالي يمكن تعريف ذكاء السرب بأنه ذكاء اصطناعي يعتمد على السلوك الجماعي للأنظمة اللامركزية والمنظمة ذاتياً، وتتكون هذه الأنظمة عادةً من مجموعة من الأفراد التي تتفاعل محلياً ومع بيئاتها أيضاً [18].

3-4-1 خوارزمية أمثلة سرب الجسيمات/الجزئيات (Particle Swarm Optimization PSO)

هي خوارزمية تكيفية تنتمي إلى فئة خوارزميات ذكاء السرب، تم اقتراحها لأول مرة من قبل كينيدي وإيبرهات في عام 1995 ويتم تطبيقها في مشاكل الأمثلة المختلفة [18]. وهي تعتمد على إيجاد الحل الأمثل، وهي مستوحاة من سلوك الأحياء أي طريقة التحرك والتواصل لدى الحشرات أو الطيور أو الأسماك بحيث تعتبرها جسيمات وذلك للبحث عن الحل الأمثل (إن كان أفضل مكان للإقامة أو مكان تواجد الطعام) وذلك اعتماداً على خبرة الفرد الشخصية وخبرة المجموعة (السرب) التي ينتمي إليها [19].

يطلق على الأفراد في هذه الخوارزمية اسم الجسيمات وهي تتحرك عبر مساحة البحث باتباع الجسيمات المثالية الحالية، ويتبع كل جسيم إحداثياته في مساحة البحث والتي ترتبط بأفضل حل قد توصل إليه حتى الآن وتسمى هذه القيمة *personal best* ويرمز لها بـ *Pbest* وهي تعبر عن خبرة الجسيم الشخصية. ويتبع كل جسيم أيضاً إحداثيات أخرى تم الحصول عليها بواسطة أي جسيم آخر من السرب وتسمى هذه القيمة *Global best* ويرمز لها بـ *Gbest* وهي تعبر عن خبرة المجموعة (السرب).

فتكون الفكرة الرئيسية من خوارزمية الـ PSO هي أنه في كل خطوة زمنية يتم تغيير السرعة (أي تسريع) كل جسيم نحو أفضل *personal best* وأفضل *Global best*، وعندما تصل القيم إلى القيمة المثلى عندها تتوقف الخوارزمية. [18]

وفيما يلي، سنحدد النماذج الرياضية، الموضحة بالبارامترات والمعادلات المستخدمة، لبناء خوارزمية PSO: [19]

3-4-1-1- النماذج الرياضية لخوارزمية PSO [19]:

تتضمن خوارزمية PSO معادلتين رئيسيتين.

- الأولى (3-34) هي معادلة السرعة، حيث يقوم كل جسيم في السرب بتحديث سرعته باستخدام القيم المحسوبة لأفضل الحلول الفردية ($pbest_i$) العامة ($gbest$) وموضعه الحالي (p_i).

البارامترات c_1 و c_2 هي عوامل تسارع مرتبطة بالجوانب الفردية والاجتماعية، وتُعرف هذه البارامترات باسم بارامترات الثقة، حيث يمثل c_1 مقدار الثقة التي يتمتع بها الجسيم في نفسه، بينما يمثل c_2 مقدار الثقة التي يتمتع بها الجسيم في جيرانه.

جنبًا إلى جنب مع الأرقام العشوائية r_1 و r_2 ، فإنها تحدد التأثير العشوائي للسلوكيات المعرفية والاجتماعية

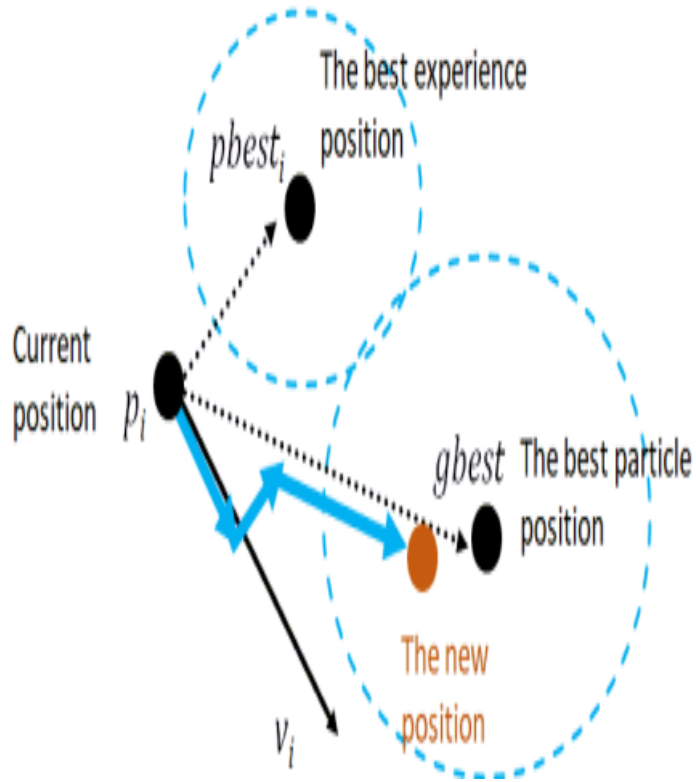
$$v_i^{t+1} = \omega v_i^t + c_1 r_1 (pbest_i^t - p_i^t) + c_2 r_2 (gbest^t - p_i^t) \dots (3-34)$$

- المعادلة الثانية (3-35) هي معادلة الموضع، حيث يقوم كل جسيم بتحديث موضعه باستخدام السرعة المحسوبة حديثاً:

$$p_i^{t+1} = p_i^t + v_i^{t+1} \dots (3-35)$$

تعتمد بارامترات الموضع والسرعة على بعضها البعض، أي أن السرعة تعتمد على الموضع والعكس صحيح.

يمكننا توضيح الجسيم المتحرك في الشكل (3-11) التالي:



الشكل (3-11) موضع الجزيئات في PSO [19]

حيث:

- $(n) = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$: سرب من n من الجزيئات حيث يؤثر حجم السرب على تنوع وسرعة تقارب السرب، فتغطي الأسراب الأكبر مساحة بحث أكبر ولكنها تزيد من التعقيد الحسابي، ويحدد حجم الجوار مدى تبادل المعلومات بين الجسيمات، مما يؤثر على سلوك تقارب السرب.
- s_i : جسيم حيث لكل جسيم موضع p_i وسرعة v_i .
- p_i : موضع الجسيم s_i .
- v_i : سرعة الجسيم s_i .
- $pbest_i$ (Personal best): أي الخبرة الشخصية للجسيم ويمثل الحل الأفضل لهذا الجسيم.
- $gbest$ (Global best): أي خبرة المجموعة (السرب) وتمثل الحل الأفضل للسرب.
- f (fitness function): تابع الملاءمة.

- ω : وزن القصور الذاتي (ويحدد مدى تأثير السرعة السابقة للجسيم على حركته الحالية) ويؤثر على التوازن بين مساحة البحث واستغلال المناطق الجيدة المعروفة حيث يعزز الوزن الأعلى الاستكشاف العام، بينما يعزز الوزن المنخفض الاستغلال المحلي.
- c_1, c_2 : بارامترات التسارع حيث يُحدد تأثير أفضل قيمة عالمية للجسيم على سرعته، وتشجع القيم الأعلى ل c_1 التعلم الفردي، بينما تعزز القيم الأعلى ل c_2 التعلم الجماعي والاستكشاف.
- r_1, r_2 : وهي أرقام عشوائية بقيم في المجال $[0, 1]$.
- t : رقم التكرار.

3-4-1-2- الخطوات والمخطط الانسيابي لخوارزمية PSO [19]:

بعد شرح مبدأ خوارزمية الجزيئات PSO ونموذجه الرياضي، فتكون خطوات تنفيذ هذه الخوارزمية كالتالي:

1. تهيئة ثوابت الخوارزمية (نفرض القيم الابتدائية).
 2. تهيئة الحل من مساحة الحل (القيم الابتدائية للموضع p_i والسرعة v_i).
 3. تقييم ملائمة كل جسيم.
 4. تحديث أفضل القيم الفردية والعامة (p_{best} و g_{best}).
 5. تحديث سرعة وموضع كل جسيم.
 6. انتقل إلى الخطوة 3 وكرر ذلك حتى الوصول إلى شرط الإنهاء.
- سنقوم بتقسيم العملية إلى أجزاء لتسهيل العمل:

1- التهيئة:

- يتم في البداية تشتت الجزيئات بشكل عشوائي داخل مساحة المشكلة، حيث يمثل كل منها حلاً محتملاً، بحيث تضمن هذه العشوائية استكشافاً واسع النطاق منذ البداية.
- يتم تعيين سرعة عشوائية لكل جسيم، لتوجيه حركته في مساحة البحث، وتكون هذه السرعة ضرورية للتعديل الديناميكي لمواقع الجزيئات على مدار التكرارات.

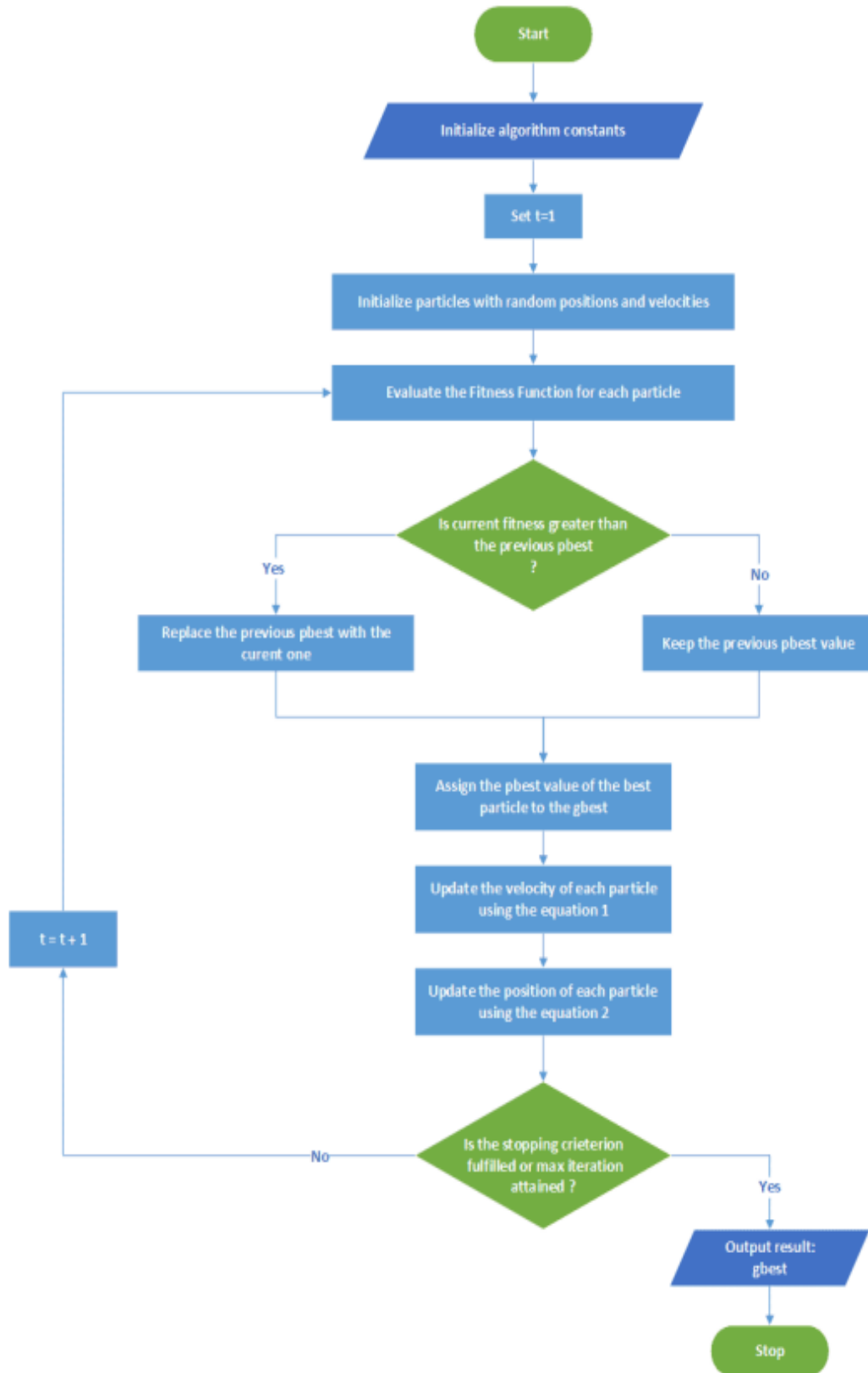
2- التحسين التكراري:

- تحديث السرعة: في كل تكرار، يتم تعديل سرعة الجسيم باستخدام المعادلة (3-34).
- تحديث الموضع: بعد تحديث السرعة، يتم تحديث موضع الجسيم باستخدام المعادلة (3-35)، مما يجعله أقرب إلى الحل الأمثل بناءً على السرعة المحسوبة حديثاً.

3- التقارب نحو الحل الأمثل:

- إن الحركة التعاونية للسرب، والتي تسترشد بأفضل الخبرات الشخصية والعامة، تمكن الجزيئات من استكشاف واستغلال مساحة المشكلة بشكل فعال، بحيث يساعد هذا التأثير المزدوج السرب على التقارب نحو الحل الأمثل على مدار التكرارات.
- تتكرر العملية حتى يتم استيفاء معيار التوقف، مثل الوصول إلى الحد الأقصى لعدد التكرارات أو إيجاد حل مرضٍ، يضمن هذا التحسين التكراري أن PSO يمكنه التكيف وإيجاد الحلول بكفاءة عبر مساحات المشكلة المختلفة.

ويوضح الشكل (3-12) المخطط الانسيابي لخوارزمية PSO:



الشكل (12-3) المخطط الانسيابي لخوارزمية PSO [19]

3-4-1-3 - الاستراتيجيات التكيفية [20]:

نظراً لحساسية أداء الخوارزمية بالنسبة لبارامتراتنا، فإن استخدام استراتيجيات التكيف أو الضبط الذاتي التي تضبط البارامترات بناءً على ردود الفعل من عملية التحسين يمكن أن يعزز بشكل كبير من فعالية الخوارزمية.

وقد يتضمن هذا تغيير وزن القصور الذاتي (ω) أو المعاملات المعرفية (c_1) والاجتماعية (c_2) بشكل ديناميكي استجابة للحالة الحالية للبحث، مثل معدل التقارب أو تنوع الحلول داخل السرب.

1- وزن القصور الذاتي التكيفي غير الخطي ω :

يرتبط وزن القصور الذاتي ω بشكل مباشر بمعدل التقارب، ويمكن لـ ω الكبير أن يعزز قدرة البحث الشاملة للخوارزمية ويساعد في اكتشاف مناطق مواتية جديدة. بدلاً من ذلك، مع ω صغير، ستركز عملية البحث بشكل أكبر على المنطقة المحلية.

أفضل طريقة هي أن تتمتع الخوارزمية بقدرة بحث عالمية قوية في بداية التكرار والتركيز على البحث المحلي في النهاية، لذلك، فإن ω المتغير بمرور الزمن يكون أكثر ملاءمة لحل مشكلة التحسين، لذلك سيتم استخدام طريقة تكيفية غير خطية.

يمكن التعبير عن ω بالصيغة التالية (3-36):

$$\omega = \omega_1 - (\omega_1 - \omega_2) \left(\frac{iter}{Maxiter} \right)^2 \dots (3-36)$$

حيث يمثل ω_1 الحد الأعلى لقيمة ω ، ويمثل ω_2 الحد الأدنى لقيمة ω ، و $iter$ هي أزمنة اختيار التكرار الحالي، و $Maxiter$ هي أزمنة اختيار التكرار الأقصى.

2- طريقة التغيير غير المتزامنة لبارامترات التعلم c_1 و c_2 :

تُستخدم c_1 و c_2 لتحديد تأثير التجارب الفردية والجماعية على مسارات الجسيمات، فإذا كانت c_1 و c_2 غير مناسبين، فقد لا يتقارب التحسين أو لا يقع في الحل الأمثل المحلي. لذا، سيتم تقديم استراتيجية تغيير تكيفي غير خطي في بارامترات التعلم هذه.

حيث في المرحلة المبكرة من التكرار، يجب أن يكون c_1 كبيراً، ويجب أن يكون c_2 صغيراً، حتى تتمكن الجسيمات من التعلم أكثر من عملية التحسين الذاتي وأقل من عملية التحسين الاجتماعي، وهو ما يساعد على تعزيز قدرة البحث العامة.

وبالمثل، في المرحلة النهائية من البحث، يجب استخدام c_1 الصغيرة و c_2 الكبيرة، حتى تتمكن الجسيمات من التعلم أكثر من عملية التحسين الاجتماعي وأقل من عملية التحسين الذاتي، وهو ما يساعد على التقارب العام.

وستكون معادلات التغيير غير المتزامنة لبارامترات التعلم هي كما يلي (3-37) (3-38):

$$c_1 = c_{11} - (c_{11} - c_{12}) \exp\left(\frac{iter}{Maxiter} - 1\right) \dots \quad (3-37)$$

$$c_2 = c_{21} - (c_{21} - c_{22}) \exp\left(1 - \frac{iter}{Maxiter}\right) \dots \quad (3-38)$$

حيث يمثل c_{11} الحد الأعلى لقيمة c_1 ، ويمثل c_{12} الحد الأدنى لقيمة c_1 .

ويمثل c_{21} الحد الأعلى لقيمة c_2 ، ويمثل c_{22} الحد الأدنى لقيمة c_2 .

وعادةً ما يكون تعقيد الزمني لخوارزمية أمثلة الجسيمات مرتبط بعدد التكرارات وعدد الجسيمات (Particle)، لذلك $O(n \times Maxiter)$ يمثل التعقيد الزمني لهذه الخوارزمية.

3-4-2 - خوارزمية أمثلة سرب الجراد/الجنادب (Grasshopper Optimization Algorithm)

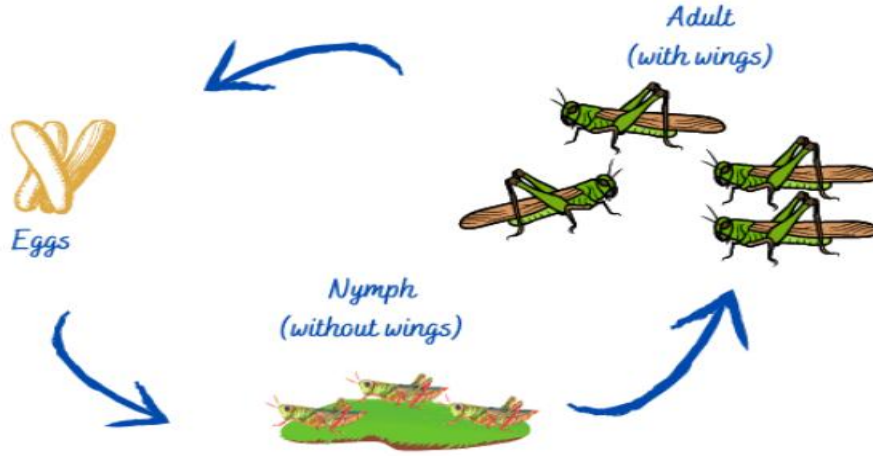
هي خوارزمية تكيفية تنتمي إلى فئة خوارزميات ذكاء السرب، تم اقتراحها لأول مرة من قبل ساريمي و ميرجاليلي في عام 2017. [21] وتعتبر خوارزمية ذكاء سرب حديثة. يأتي الإلهام لـ GOA، على وجه الخصوص، من سلوك وتفاعل أسراب الجراد في الطبيعة وتسمى كل جراد منها بالوكيل (agent)، حيث يعد الجراد من الحشرات الضارة والمدمرة بسبب الأضرار الجسيمة التي يسببها للمحاصيل.

3-4-2-1 - دورة حياة الجراد:

وسنعرض دورة حياة الجراد، والتي تتكون من ثلاث مراحل [21]:

1. البيض (Egg): حيث تتضمن المرحلة الأولية وضع البيض في كيس (جراب) على الأرض بالقرب من نبات مغذي في فصل الصيف، تستمر هذه المرحلة لبضعة أسابيع قبل الدخول في فترة السكون خلال الشتاء. ثم بمجرد أن ترتفع درجة حرارة الأرض يستأنف البيض تطوره ويفقس ليصبح حورية (Nymph) في الطور الأول.
2. الحورية (Nymph): تنضج الحوريات عبر مراحل (أطوار) متعددة، مع كل مرحلة (طور) تصبح الحورية أقرب وأكثر شبهاً بالبالغين. الحورية في الطور الأول لا تمتلك أجنحة، ومع ذلك يجب أن تمر الحورية بست مراحل لتصبح بالغة، تنمو براعم الأجنحة في الحجم في كل مرحلة. لذلك فإنها تتحرك ببطء وتستهلك النباتات التي تجدها في طريقها.
3. البلوغ (Adulthood): تتسع الأجنحة وتصبح كاملة الوظائف بعد المرحلة (الطور) النهائية للحورية. وبالتالي، تشكل هذه الحشرات أسراباً في الهواء وتتحرك بسرعة نحو منطقة واسعة النطاق.

ويظهر الشكل (3-13) دورة حياة الجراد:



الشكل (3-13) دورة حياة الجراد [21]

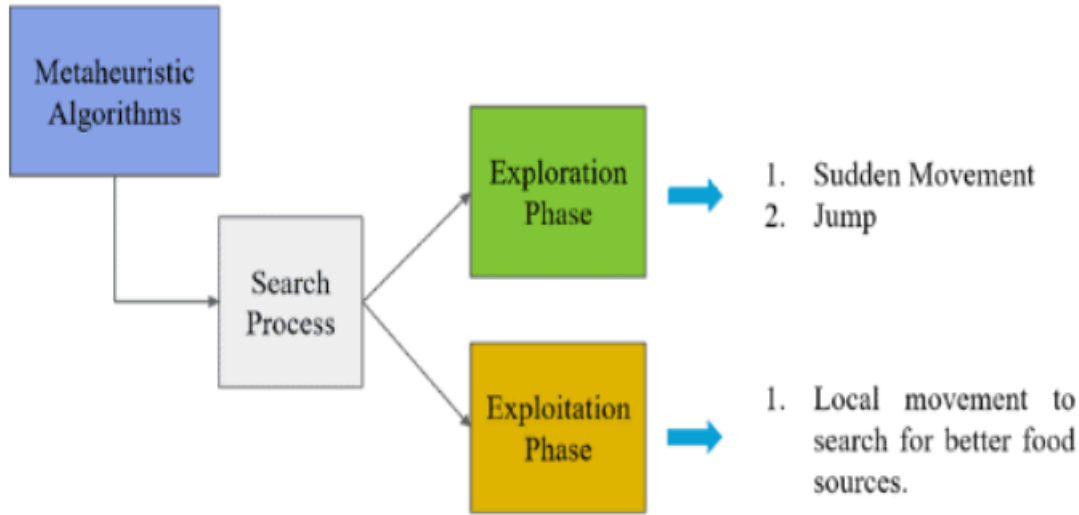
3-2-4-2- الخصائص الرئيسية لأسراب الجراد [27]:

- الحركة في مرحلة الحورية: تتحرك الأسراب ببطء باستخدام خطوات صغيرة خلال مرحلة الحورية لأنهم لا يمتلكون أجنحة.
- الحركة في مرحلة البلوغ: يمكن لأسراب الجراد القيام بقفزات مفاجئة وحركات طويلة المدى في مرحلة البلوغ لأنهم يمتلكون أجنحة.
- وتمثل هذه المرحلة الفكرة الرئيسية وراء خوارزمية الجراد (GOA).

3-2-4-3- البحث عن الغذاء [28]:

- تبحث الأسراب عن الغذاء من خلال تقسيم العملية إلى مرحلتين:
- الاكتشاف: في هذه المرحلة تبحث الأسراب عن مصادر الغذاء، لذلك نقوم فيها بتحديث جميع مواضع القيم الخاصة بالجراد ونحسب قيمة تابع الملاءمة (Fitness Function).
- الاستغلال: وفي هذه المرحلة يتم البحث عن أفضل حل من بين جميع الحلول (البحث عن أفضل مصادر الغذاء).

يوضح الشكل (3-14) مراحل التحسين:



الشكل (3-14) مراحل التحسين [28].

3-4-2-4- النموذج الرياضي [21]:

تعمل خوارزمية الجراد (GOA) على محاكاة السلوك الاجتماعي وطرق الصيد الخاصة بالجراد في الطبيعة، وتعتمد على السرب، حيث يمثل كل جراد حلاً محتملاً في المجموعة.

ويتم تحديد موضع X_i كل حل (جراد) بحساب ثلاثة قوى:

1. التفاعل الاجتماعي بين الحل والجراد الآخر S_i .
2. تشتت الرياح A_i .
3. قوة الجاذبية المؤثرة على الحل G_i .

ويمكن حساب موضع X_i كل حل (جراد) بالمعادلة (3-39):

$$X_i = S_i + G_i + A_i \dots \quad (3-39)$$

وتمثل المعادلة (3-40) موضع كل حل بعد إضافة السلوك العشوائي إليه:

$$X_i = r_{11}S_i + r_2G_i + r_3A_i \dots \quad (3-40)$$

حيث r_1, r_2, r_3 هي أرقام عشوائية تقع بين $[0, 1]$.

3-4-2-4-1 قوى التفاعل الاجتماعي S_i :

تمثل المعادلة أدناه التفاعل الاجتماعي بين الحل والجراد الآخر:

$$S = \sum_{j=1}^N s(d_{ij}) \hat{d}_{ij} \text{ where } i \neq j \dots \quad (3-41)$$

$$S(r) = f e^{\frac{-r}{1}} - e^{-r} \dots \quad (3-42)$$

حيث:

$d_{ij} = |x_j - x_i|$ يمثل المسافة بين الجراد i والجراد j .

$\hat{d}_{ij} = \frac{|x_j - x_i|}{d_{ij}}$ يمثل شعاع الواحد.

S تمثل قوة التفاعل الاجتماعي بين الجراد (التنافر والجذب).

f : مقياس طول الجذب.

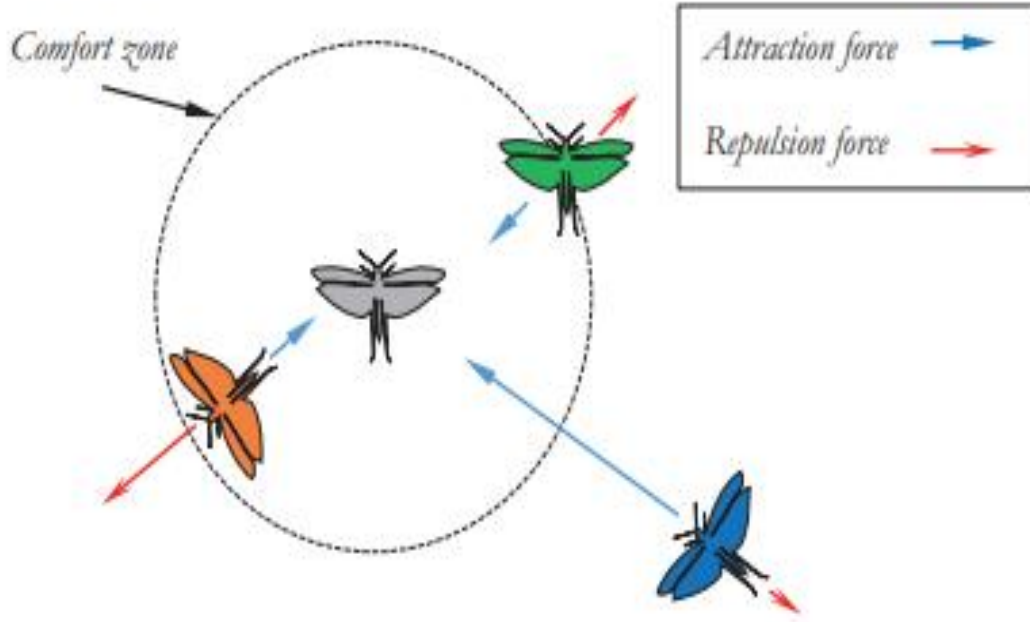
f : شدة الجذب.

إن لبارامترات f و a تأثير كبير في السلوك الاجتماعي للجراد:

- حيث أنه عندما تكون المسافة بين الجرادتين $[0, 2.079]$ يحدث تنافر.
- وعندما تكون المسافة $[2.079]$ لا يحدث جذب أو تنافر، مما يشكل منطقة راحة.
- أما عندما تتجاوز المسافة $[2.079]$ تزداد قوة الجذب ثم تتناقص تدريجياً حتى تصل إلى 4.

مع ملاحظة أنه عندما تكون المسافة بين الجرادتين أكبر من 10، فإن قوى التفاعل الاجتماعي S تفشل في تطبيق أية قوى عليهما.

ويوضح التفاعل الاجتماعي S بين الجراد ضمن النطاق [1,4] بالشكل (15-3):



الشكل (15-3) التفاعل الاجتماعي بين الجراد [29]

3-4-2-4-2- قوة الجاذبية G_i :

تمثل المعادلة أدناه كيفية حساب قوة الجاذبية:

$$G_i = -g\hat{e}_g..... \quad (3-43)$$

حيث $-g$ تمثل الثابت الجاذبي.

و $\hat{e}_g$ يمثل الشعاع الواحد نحو مركز الأرض.

3-4-2-4-3- قوة اتجاه الرياح A_i :

تؤثر قوة اتجاه الرياح بشكل كبير على الحوريات والجراد البالغ، نتيجة لذلك فإن حركة الحوريات والجراد البالغ تتوافق مع اتجاه الرياح A_i .

وتظهر المعادلة (3-44) أدناه كيفية حسابها:

$$A_i = u \hat{e}_w \dots (3-44)$$

حيث u يمثل ثابت الانجراف.

و $\hat{e}_w$ يمثل الشعاع الواحد لاتجاه الرياح.

3-4-2-4-4- موضع الجراد [21]:

سنعيد صياغة المعادلة (3-39) باستخدام المعادلات (3-41)، (3-42)، (3-43)، (3-44) لنحصل على المعادلة (3-45):

$$X_i = \sum_{j=1}^N s(d_{ij}) \widehat{d}_{ij} - g \hat{e}_g + u \hat{e}_w = \sum_{j=1}^N s(|x_j - x_i|) \cdot \frac{|x_j - x_i|}{d_{ij}} - g \hat{e}_g + u \hat{e}_w, \text{ where } i \neq j \dots (3-45)$$

لحل مشكلات التحسين ومنع الجراد من الوصول سريعاً إلى منطقة الراحة وفشل السرب في التجمع في الموقع الهدف (الأمثلة العامة global optimum) سيتم التعديل على المعادلة (3-45) لنحصل على المعادلة (3-46):

$$X_i^d = c \left(\sum_{j=1}^N c \cdot \frac{UB_d - LB_d}{2} \cdot s(|x_j^d - x_i^d|) \cdot \frac{|x_j - x_i|}{d_{ij}} \right) + \text{Best Solution,} \\ \text{where } i \neq j \dots (3-46)$$

حيث سيتم إهمال G .

و A يمثل أفضل حل في البعد d (Best Solution).

LB_d و UB_d هما الحدود العليا والدنيا في البعد d على التوالي.

c يمثل بارامتر التناقص، وهو المسؤول عن تقليص كلاً من منطقة الراحة ومنطقة التنافر ومنطقة الجذب.

ومن أجل تحقيق التوازن بين مرحلتَي الاستكشاف والاستغلال في خوارزمية GOA يتناقص البارامتر c وفقاً لعدد التكرارات.

ويعبر عن ذلك بالمعادلة (3-47):

$$C = c_{\max} - \text{iter} \cdot \frac{c_{\max} - c_{\min}}{\text{Max}_{\text{iter}}} \dots\dots (3-47)$$

حيث:

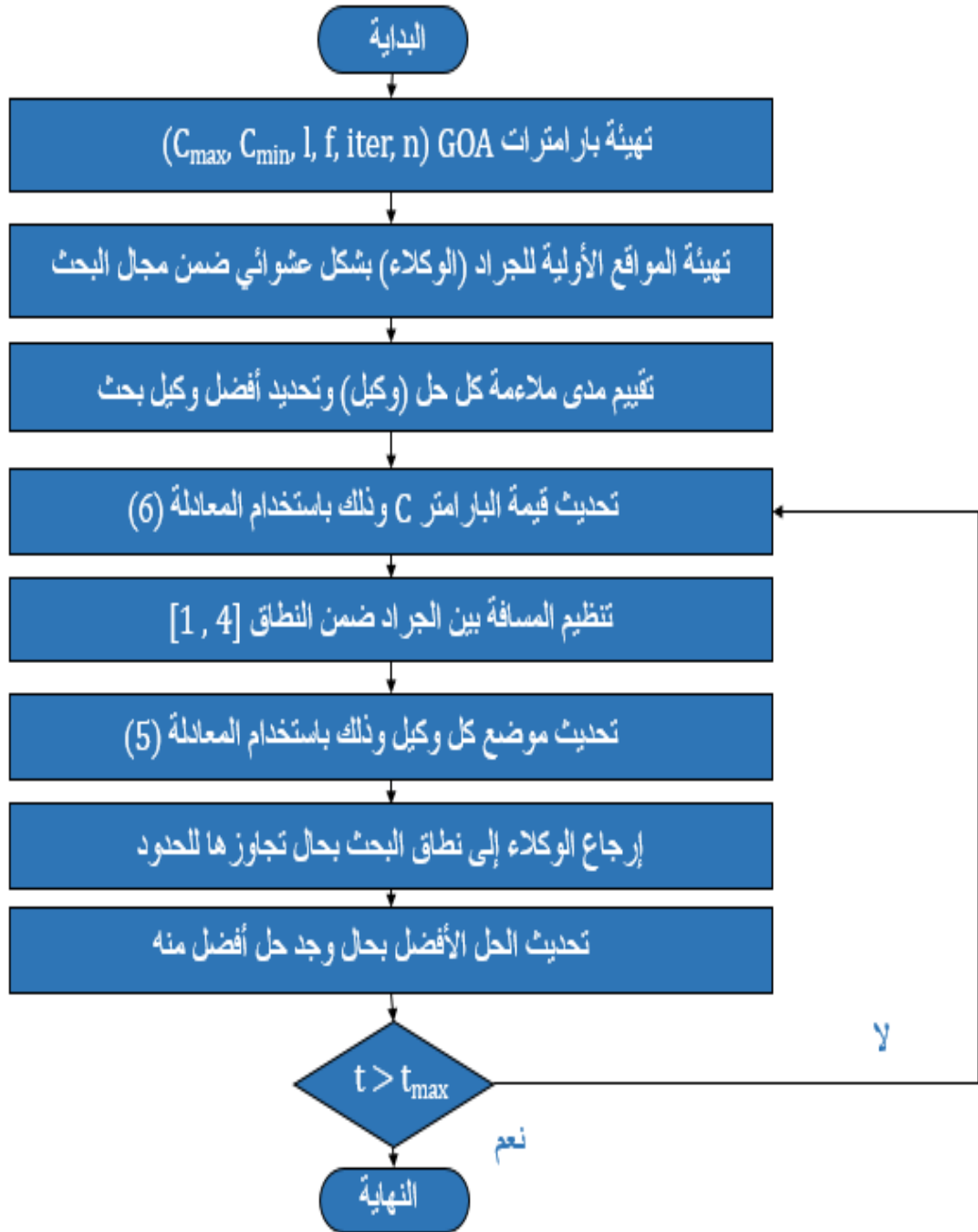
$c_{\max}$, $c_{\min}$ هما القيم القصوى والدنيا للبارامتر c على التوالي.

iter هو التكرار الحالي.

Max_{iter} يمثل العدد الأقصى للتكرارات.

3-4-2-5- المخطط الانسيابي وخطوات خوارزمية GOA:

3-4-2-5-1- المخطط الانسيابي لخوارزمية GOA:



الشكل (3-16) المخطط الانسيابي لخوارزمية GOA

3-4-2-5-2-خطوات خوارزمية GOA [30]:

- التهيئة:
تبدأ الخوارزمية بتهيئة البارامترات (c_{min} و c_{max} و $iter$ و f) وتعدد الجراد n .
وتهيئة المواقع الأولية للجراد بشكل عشوائي في مجال البحث.
- حساب قيمة تابع الملاءمة:
تقييم كل جراد (حل) في المواقع الأولية بحساب قيمته باستخدام تابع الملاءمة لكل منها.
- تحديد الحل الأفضل:
نحدد الحل الأفضل بناءً على قيمته، وبعد ذلك نقوم بتحديث البارامتر c لتقليص مناطق الجذب والتنافر والراحة (المعادلة (3-47)).
ويقوم التابع S (المعادلة (3-42)) بتقسيم مساحة البحث إلى مناطق الجذب والتنافر والراحة (المعادلة (3-47))، عندما يفشل التابع S في تطبيق القوى بين الجراد تقوم برسم المسافة في النطاق [1,4].
ثم نقوم بتحديث كل حل في المجموعة بناءً على المسافة بين الجراد (الحل) والجراد الآخر (الحل الآخر).
ونقوم بتحديث أفضل حل في المجموعة وبارامتر التناقص c باستخدام المعادلة (3-46).
في حال انتهاك الجراد للحدود بعد تحديث الحل، نقوم بإرجاع الجراد إلى نطاقه.
ثم تتكرر الخطوات الثلاثة السابقة لكل حل في المجموعة، بعد ذلك نقوم بتحديث وتقييم كل حل لتحديد أفضل حل في المجموعة.
نكرر العمليات العامة حتى نصل إلى العدد الأقصى لل تكرارات Max_{iter} للحصول على أفضل حل عام (best global solution).
وعادةً ما يكون تعقيد الزمني لخوارزمية الجراد مرتبط بعدد التكرارات وعدد الوكلاء (agents)، لذلك $O(n \times Max_{iter})$ يمثل التعقيد الزمني لهذه الخوارزمية.

الفصل الرابع

(الجزء العملي)

4-1- مقدمة:

بعد أن تم التمهيد النظري للبحث، سيتم خلال هذا الفصل أولاً التعمق في جوانب التصميم والتنفيذ لنظام النواس المقلوب حيث سيتم وصف بنية النظام الشاملة ومكوناته، مع التركيز على نمذجة حركة النواس المقلوب ومن ثم تحديد الاعتبارات والبارامترات المستخدمة في تصميم المتحكم العائم من النمط الأول والثاني باستخدام MATLAB/Simulink بالإضافة إلى ذلك، سيتم عرض المخطط التفصيلي لنموذج المحاكاة وسيتم توضيح عملية تحديد المتغيرات اللغوية وتوابع الانتماء والقواعد العائمة وطريقة إزالة التعويم المستخدمة وأخيراً تطبيق خوارزميتي الأمثلة PSO،GOA على النظام والمقارنة بينهما.

4-2- نمذجة نظام النواس المقلوب:

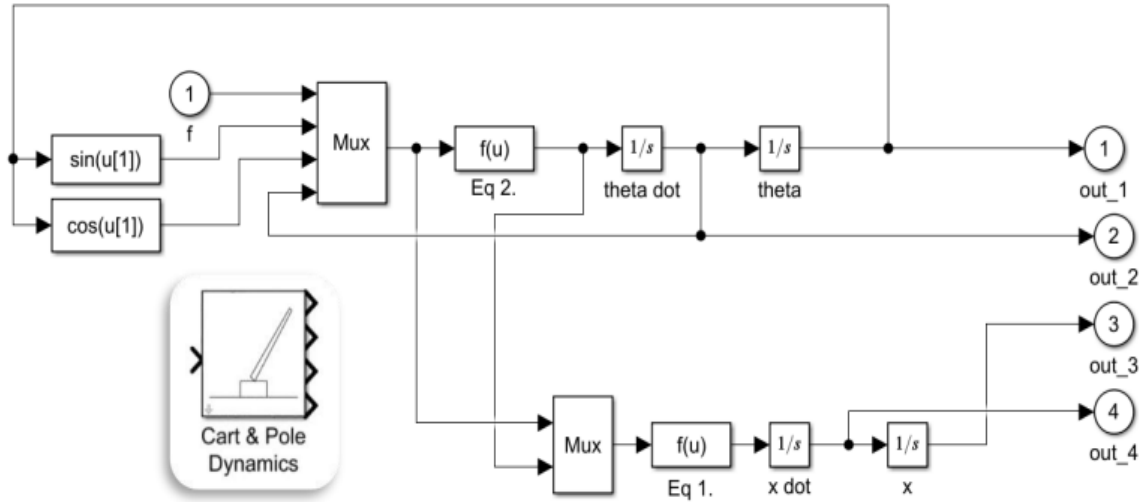
تتضمن نمذجة نظام النواس المقلوب استخلاص المعادلات الرياضية التي تصف حركته. على وجه التحديد، يتم استخدام المعادلتين (3-1) و (3-2) المذكورتين في الفصل الثالث لتمثيل النموذج الرياضي لنظام البندول المقلوب.

لتنفيذ هذه المعادلات في نموذج المحاكاة، تم إنشاء كتلة حركة العربة والقطب (a Cart & Pole Dynamics block) في MATLAB/Simulink.

تم بناء هذه الكتلة بناءً على المعادلتين (3-1) و (3-2)، مع الأخذ في الاعتبار بارامترات النظام مثل الكتل والطول والقوة وتسارع الجاذبية.

تأخذ الكتلة القوة كإشارة دخل، وتحسب موضع العربة x ، والموضع الزاوي للنواس θ ، والمشتقات الأولى لهذه المتغيرات ($\dot{x}$ و $\dot{\theta}$). ثم يتم تطبيق المعادلات الديناميكية. يتم إدخال القيم الناتجة في نموذج المحاكاة لتحديث مواقع وسرعات العربة والنواس مع مرور الزمن.

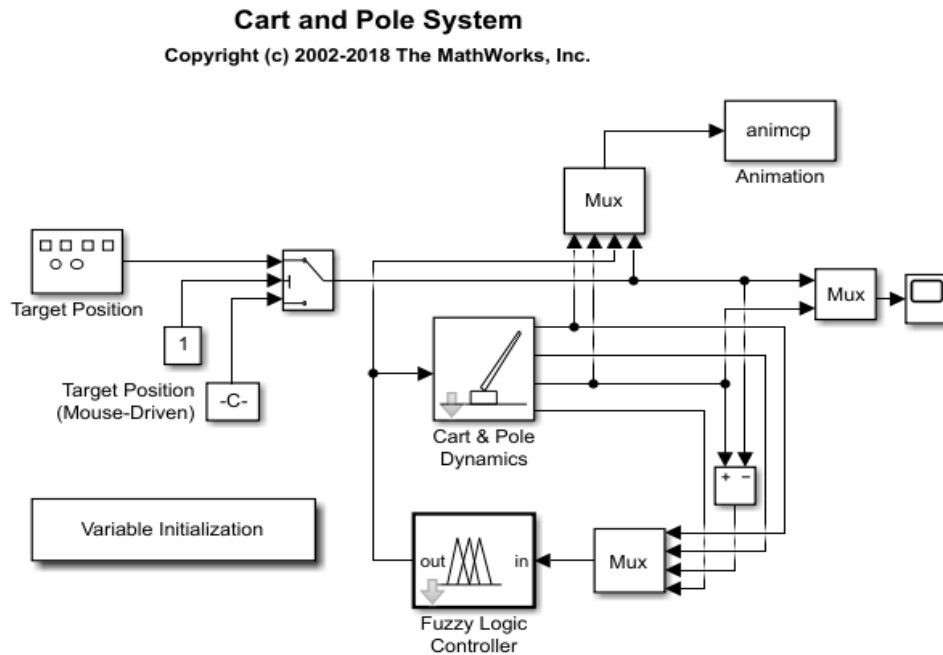
يوضح الشكل (4-1) كيفية بناء كتلة حركة العربة والنواس.



الشكل (1-4) كيفية بناء كتلة حركة العربة والنواس.

ويمكن الحصول على هذه الكتلة دون بناءها من خلال استخدام تعليمة SLCP في نافذة الأوامر ليظهر لدينا مثال جاهز يتضمن هذه الكتلة.

ويوضح الشكل (2-4) نظام العربة والقطب من تعليمة SLCP



الشكل (2-4) نظام العربة والنواس من تعليمة SLCP

وتم إضافة قيم البارامترات الخاصة بالنواس المقلوب داخل الكتلة المخصصة له (Cart & Pole Dynamics)
(Block parameters) حيث:

تم فرض القيم الابتدائية للنواس المقلوب كالتالي:

الزاوية (Angle) $\theta = 0$

السرعة الزاوية (Angular Velocity) $\dot{\theta} = 0$

موضع العربة (Cart Position) $x = 0$

سرعة العربة (Cart Velocity) $\dot{x} = 0$

والقيم الفيزيائية للنواس المقلوب كالتالي:

طول النواس (Pole Length) $m = 0.4$

كتلة النواس (Pole Mass) $kg = 0.3$

كتلة العربة (Cart mass) $kg = 2$

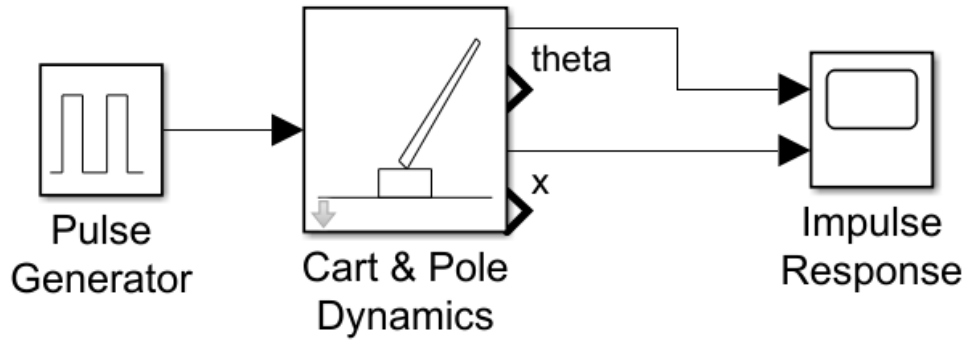
تسارع الجاذبية (Gravity Acceleration) $m/s^2 = 9.8$

4-2-1- دراسة استجابة نظام النواس المقلوب في الحلقة المفتوحة:

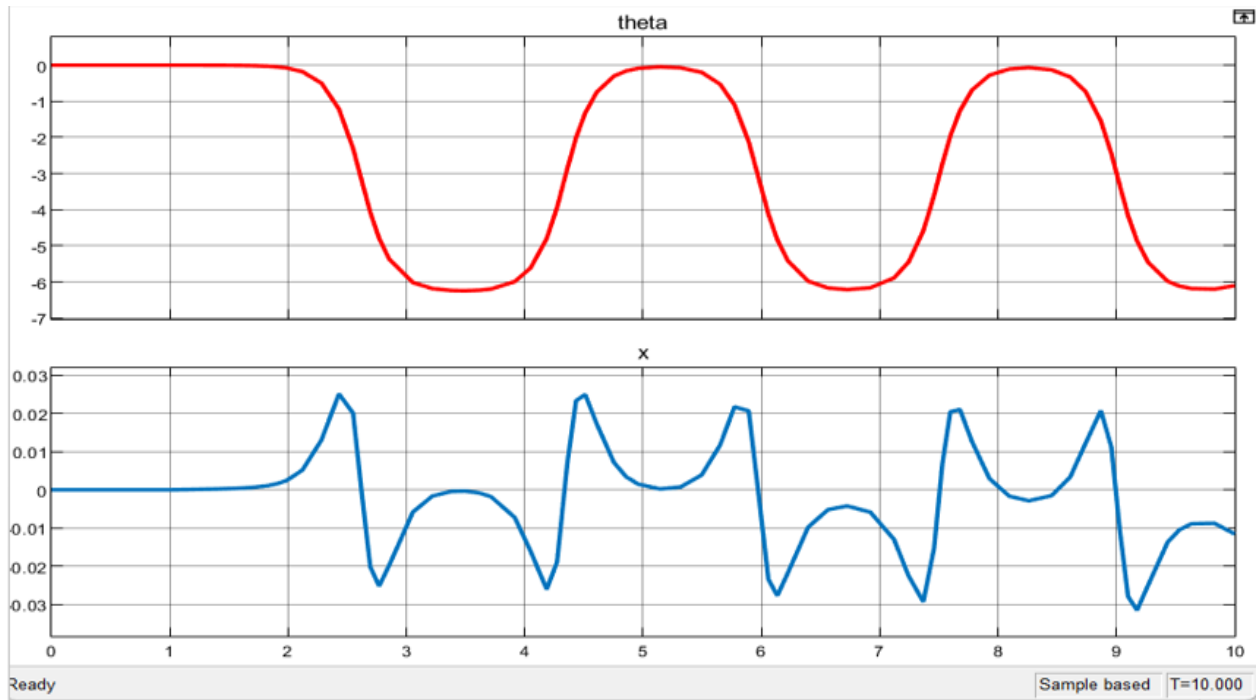
4-2-1-1- استجابة نظام النواس المقلوب في الحلقة المفتوحة عند استخدام مولد نبضي:

لدراسة استجابة الحلقة المفتوحة لنظام النواس المقلوب، سنقوم بمحاكاة سلوك النظام عند تعرضه لقوة دفع مطبقة على العربة، حيث تتطلب هذه المحاكاة إدخال نبضي. ونظراً لعدم وجود مثل هذه الكتلة في مكتبة Simulink سنستخدم كتلة Pulse Generator لتقريب إدخال نبضة واحدة.

يوضح الشكل (4-3) والشكل (4-4) نظام الحلقة المفتوحة للنواس المقلوب، الزاوية وموضع العربة عند استخدام مولد نبضي على التوالي.



الشكل (3-4) نظام الحلقة المفتوحة للنواس المقلوب مع دخل مولد نبضي.



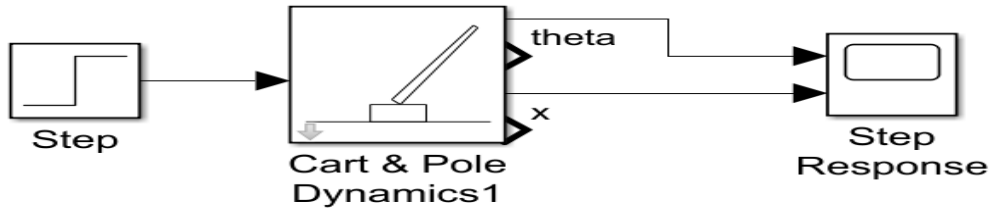
الشكل (4-4) الزاوية وموضع العربة عند استخدام دخل مولد نبضي.

ونلاحظ من شكل الزاوية (θ) استمرار التآرجح بشكل مستمر وذلك بسبب إهمال تأثير الاحتكاك. ومن شكل موضع العربة (x) أن العربة تتأرجح قليلاً حول موضعها الأولي متأثرة بالحركة المتذبذبة للنواس.

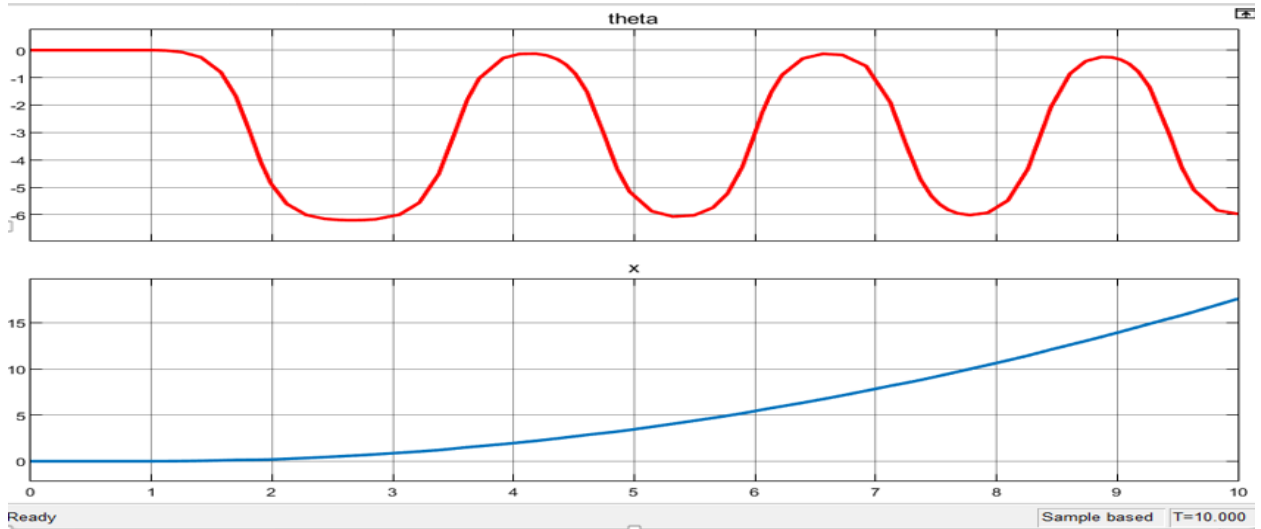
4-2-1-2- استجابة نظام النواس المقلوب في الحلقة المفتوحة عند استخدام دخل خطوي:

وسنعيد نفس الخطوات مع تغيير الدخل لكتلة الخطوة (Step block).

فنحصل على الشكل (5-4) و (6-4) نظام الحلقة المفتوحة للنواس المقلوب، الزاوية وموضع العربة عند استخدام دخل خطوي على التوالي.



الشكل (5-4) نظام الحلقة المفتوحة لنظام النواس المقلوب مع دخل خطوة.



الشكل (6-4) الزاوية وموضع العربة عند استخدام دخل خطوة.

ونلاحظ من شكل الزاوية (Theta) استمرار تأرجح (تذبذب) النواس بشكل متزايد أثناء الحركة.

ومن شكل موضع العربة (X) أن موضع العربة يتغير إلى أجل غير مسمى.

4-2-2- بنية نظام النواس المقلوب بالحلقة المغلقة:

في نظام الحلقة المفتوحة، هناك أربع إشارات تمثل الخرج ومدخل وحيد (SIMO) (Single input multi output)، وبالتالي يجب أن يحتوي هيكل نظام التحكم على أربعة مدخلات ومخرج وحيد (multi input Single output).

يمكن التحكم في نظام النواس باستخدام نظام تحكم منطقي عائم، ولتحقيق ذلك، يجب تحديد التفاعل بين النظامين وتحديد المعلومات التي تنتقل من نظام النواس المقلوب إلى نظام التحكم العائم، وذلك لاتخاذ القرار وتوليده من نظام التحكم العائم للتحكم في نظام النواس المقلوب.

تدور المشكلة المطروحة حول تحديد المدخلات والمخرجات للمتحكم العائم، وبما أن الزاوية المرغوبة هي صفر والموضع المطلوب هو خطوة متغيرة، يتم تعريف الحالة من حيث الزاوية والموضع ومشتقاتهما، وبالتالي:

تتكون مدخلات نظام التحكم من أربعة مداخل: $[\theta, \dot{\theta}, x, \dot{x}]$.

القوة المطبقة على العربة يجب أن تكون ناتجة عن نظام التحكم (الخرج).

وبعد تحديد المدخلات والمخرجات للمتحكم العائم، يجب علينا تحديد مجالات بارامترات المداخل والخرج.

بارامترات المتحكم العائم:

- بالنسبة لبارامتر الزاوية θ :

فإن الحد الأقصى لها هو $\pi/2$ وهو ما يمثل أقصى زاوية يصنعها النواس مع الجانب الأيمن.

والحد الأدنى لها هو $-\pi/2$ وهو ما يمثل أقصى زاوية يصنعها النواس مع الجانب الأيسر.

وللسهولة سيكون التركيز على تقييد الزاوية ضمن المجال $[-0.4, 0.4]$ rad.

- بالنسبة لبارامتر السرعة الزاوية $\dot{\theta}$:

يمكننا ملاحظة الزمن الذي يستغرقه سقوط النواس، بافتراض أن طول النواس يبلغ 1 متر، فلنأخذ زمناً معقولاً قدره 1.5 ثانية، مما يؤدي إلى معدل متوسط قدره 60 درجة/ثانية. بالإضافة إلى ذلك، فإننا ندرك أن سرعة النواس تزداد تدريجياً مع سقوطه، بدءاً من الصفر. ومنه فإن تقييد السرعة الزاوية يبلغ تقريباً $[-1, 1]$ rad/s.

- بالنسبة لبارامتر خطأ الموضع الخطي للعربة x :

فيعتمد الحد الأدنى والأقصى له على الحدود المادية لحركة العربة على طول المحور الأفقي.

وبالتالي فإن تقييد خطأ الموضع الخطي للعربة يبلغ تقريباً $m [-3.5, 3.5]$.

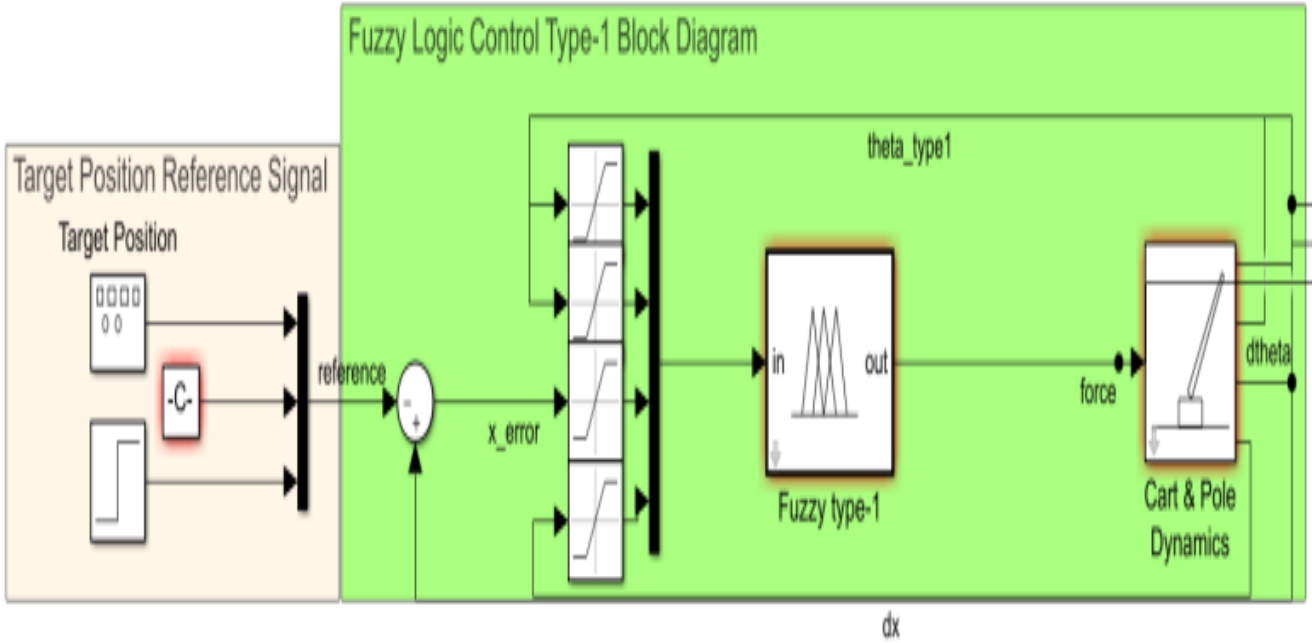
- بالنسبة لبارامتر السرعة الخطية للعربة $\dot{x}$:

فمن المتوقع أن تزيد السرعة عندما يتحرك الموضع بعيداً عن نقطة محددة، وتنخفض كلما اقترب منها.

وبالتالي فإن تقييد السرعة الخطية للعربة يبلغ تقريباً $m/s [-3, 3]$.

ويسمح هذا المجال بسرعات أعلى عندما يكون الموضع بعيداً عن نقطة محددة، وسرعات أقل عندما يكون الموضع قريباً منها.

ويوضح الشكل (7-4) بنية النظام بالحلقة المغلقة باستخدام المتحكم العائم من النمط الأول.



الشكل (7-4) بنية النظام بالحلقة المغلقة باستخدام المتحكم العائم من النمط الأول.

4-3- تصميم المتحكم العائم من النمط الأول والثاني:

في البداية سوف يتم تطبيق نظام تحكمي منطقي عائم من النمط الأول، للتحقق من القواعد المنطقية التي سيتم إدراجها في منطق التحكم العائم. وبعد التحقق من كافة مكونات نظام التحكم (مرحلة التعويم - مرحلة القواعد - مرحلة إزالة التعويم) سننتقل بعد ذلك إلى منطق التحكم العائم من النمط الثاني.

4-3-1- المتحكم العائم من النمط الأول من النوع ممداني:

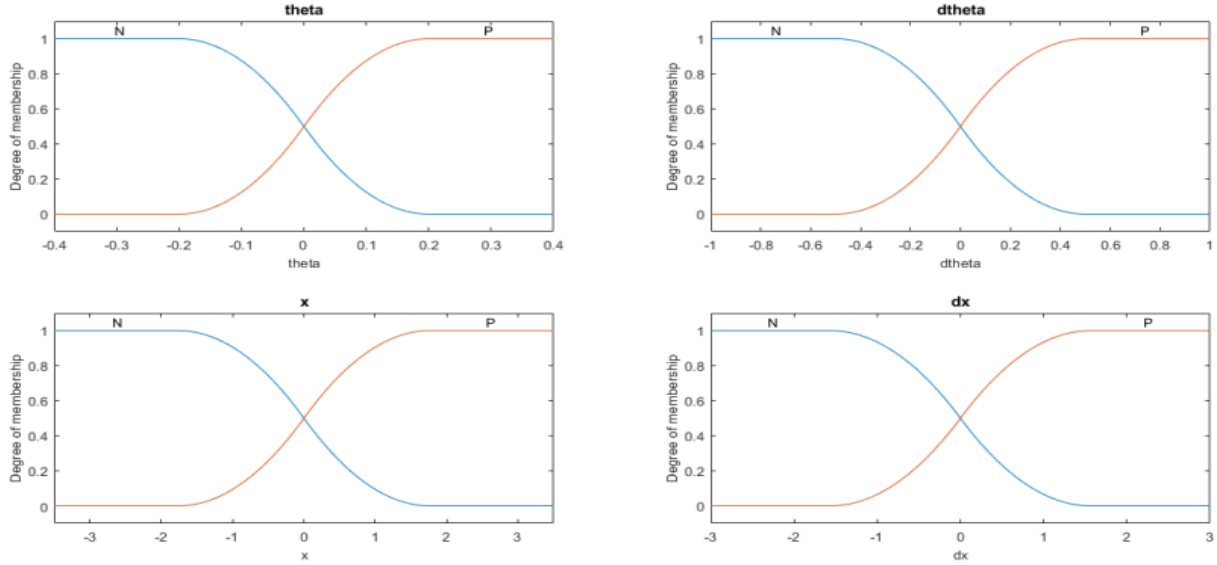
تم استخدام توابع الانتماء على شكل Z و S بالنسبة للمداخل وذلك لأننا نحتاج إلى أن تنتسج توابع الانتماء وتمتد، أي أن منحنيات توابع الانتماء يجب أن تغطي بشكل كامل مجال القيم المحتمل للمدخلات وكذلك التشبع يساعد في تحديد المناطق حيث يكون هناك انتماء قوي للقيم المحددة، بينما الامتداد يمكننا من التعامل مع مجموعة واسعة من القيم المحتملة للمدخلات وهذا ما يجعل النظام أكثر مرونة ودقة في التعامل مع تغيرات المداخل.

سيتم تنفيذ العمليات المنطقية العائمة باستخدام طريقة (max-min).

أما بالنسبة لإزالة التعويم سيستخدم (Centroid).

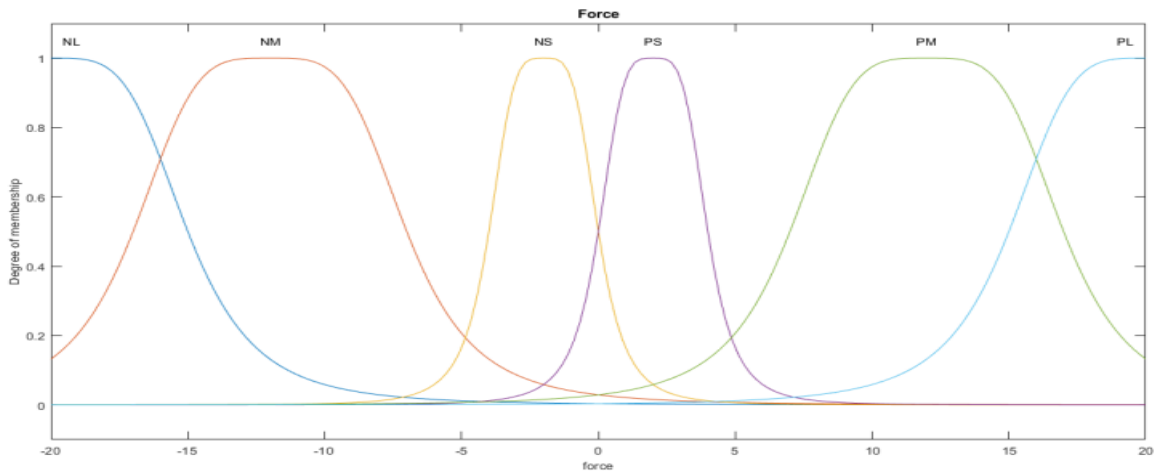
قبل تحديد توابع الانتماء، سيتم تعريف التسميات العائمة في الشكل (4-8):

N: Negative	P: Positive
NL: Negative Large	PL: Positive Large
NM: Negative Medium	PM: Positive Medium
NS: Negative Small	PS: Positive Small



الشكل (4-8) توابع الانتماء لمداخل نظام المنطق العائم من النمط الأول من النوع ممداني.

وسيتم استخدام الخرج من النوع ممداني بحيث يحتوي على توابع انتماء من النوع الجبرسي لأننا لا نحتاج إلى أن تتشبع هذه التوابع وتمتد كما هو موضح بالشكل (4-9).



الشكل (4-9) توابع الانتماء لخرج نظام المنطق العائم من النمط الأول من النوع ممداني.

تم وضع القواعد العائمة كما هو موضح في الجدول (1-4) بناءً على الفهم الشامل للإجراءات اللازمة لموازنة النواس. وتم تصميم كل قاعدة لتكون بديهية، وتتوافق مع إجراءات التحكم المطلوبة والمبادئ الرياضية الأساسية التي تحكم سلوك النظام.

الجدول (1-4): قواعد النظام العائم من النمط الأول من النوع ممداني.

-
1. If (theta is N) then (force is NM) (1)
 2. If (theta is P) then (force is PM) (1)
 3. If (dtheta is N) then (force is NL) (1)
 4. If (dtheta is P) then (force is PL) (1)
 5. If (x is N) then (force is PS) (1)
 6. If (x is P) then (force is NS) (1)
 7. If (dx is N) then (force is NM) (1)
 8. If (dx is P) then (force is PM) (1)
-

تهدف القاعدتان 1 و 2 إلى تحريك العربة في نفس اتجاه زاوية النواس لتحقيق التوازن من خلال تطبيق قوة متوسطة في الاتجاه ذاته.

ومع الأخذ بعين الاعتبار السرعة الزاوية للنواس، يمكن استخدام القاعدتين 3 و 4 للمساعدة في إبطاء دوران النواس للأسفل عند وصوله إلى نقطة التوازن، وتم تطبيق قوة أكبر لتقييد أي سرعة زاوية.

تقوم القاعدتان 5 و 6 بتحريك العربة قليلاً في الاتجاه المعاكس لخطأ الموضع، وللحفاظ على سرعة العربة منخفضة. تحاول القاعدتان 7 و 8 الحفاظ على سرعة صفرية بكمية متوسطة من القوة.

4-3-2- المتحكم العائم من النمط الثاني من النوع ممداني:

بالنسبة لمنطق التحكم العائم من النمط الثاني ذي المجال من النوع ممداني (IT₂-FLS) سنحتفظ بنفس الخصائص كما في المنطق العائم من النمط الأول من النوع ممداني (T₁-FLS) بما في ذلك المدخلات والقواعد وطريقة إزالة التعويم.

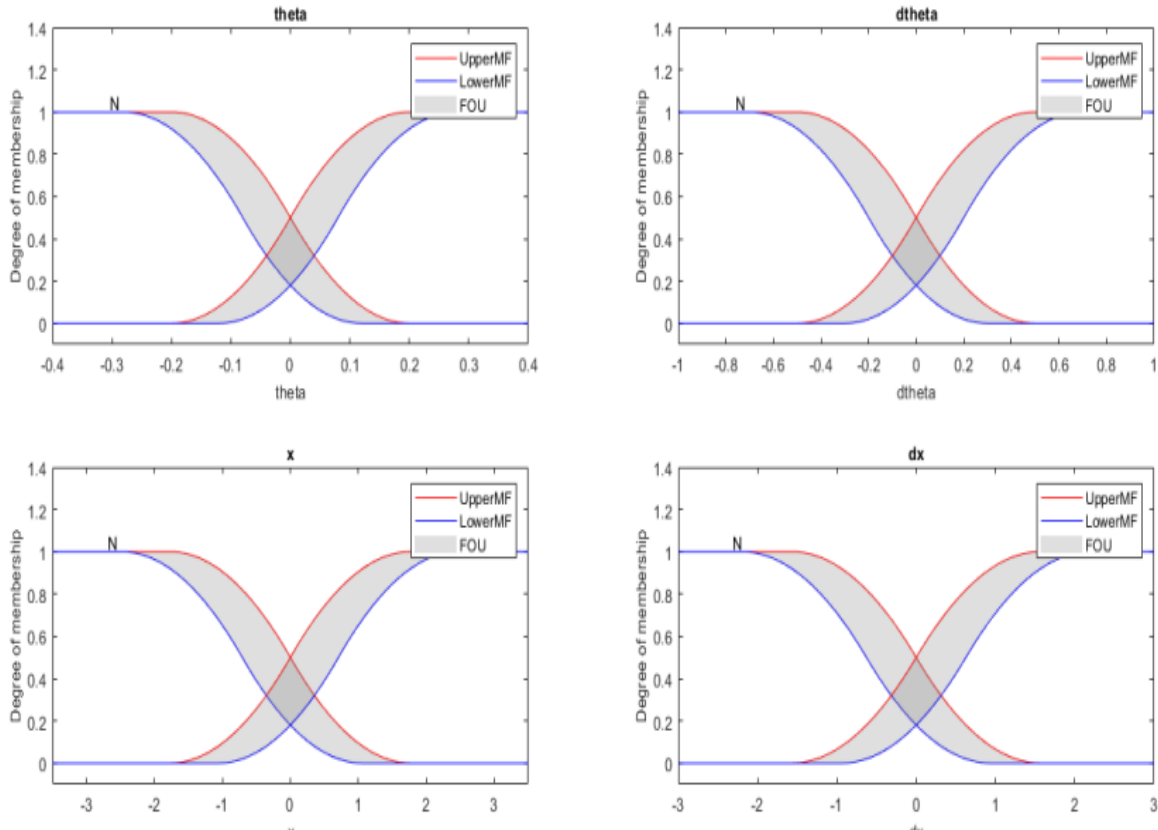
وسيتم استخدام طريقة تخفيض النمط (Karnik-Mendel) وذلك لتقليل عدم اليقين في الخرج.

وبالإضافة إلى ذلك سنعرف بارامترات جديدة إلى توابع الانتماء للمدخلات والمخرجات وهي:

$$LowerScale = 1.0 \text{ and } LowerLag = 0.2$$

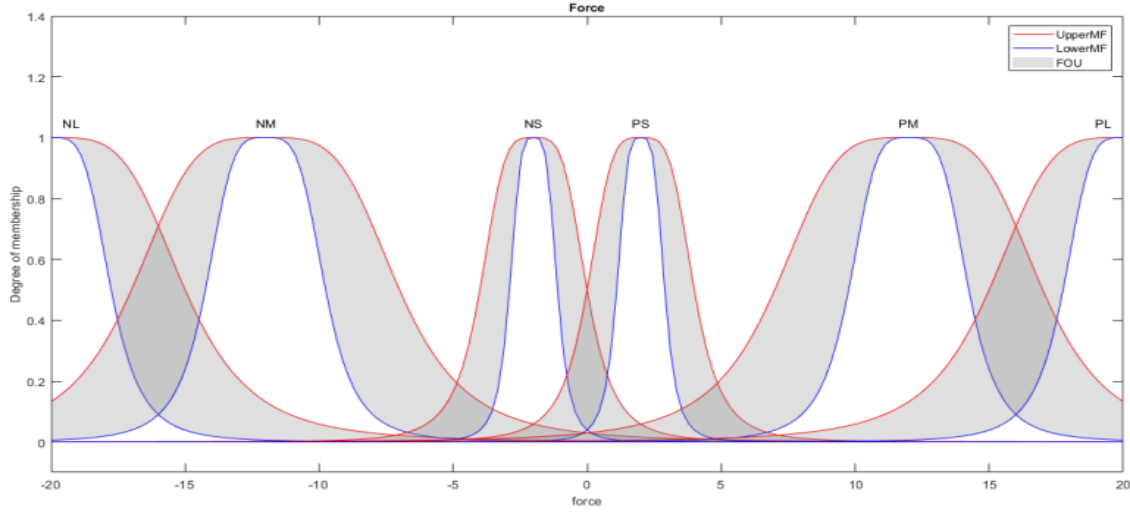
وستساعد هذه البارامترات في تحديد الحد الأدنى والتأخر لتوابع الانتماء في متغيرات الدخل.

ويوضح الشكل (10-4) توابع الانتماء لمداخل نظام المنطق العائم من النمط الثاني من النوع ممداني.



الشكل (10-4) توابع الانتماء لمداخل نظام المنطق العائم من النمط الثاني من النوع ممداني.

ويوضح الشكل (11-4) توابع الانتماء لخرج نظام المنطق العائم من النمط الثاني من النوع ممداني.



الشكل (11-4) توابع الانتماء لخرج نظام المنطق العائم من النمط الثاني من النوع ممداني.

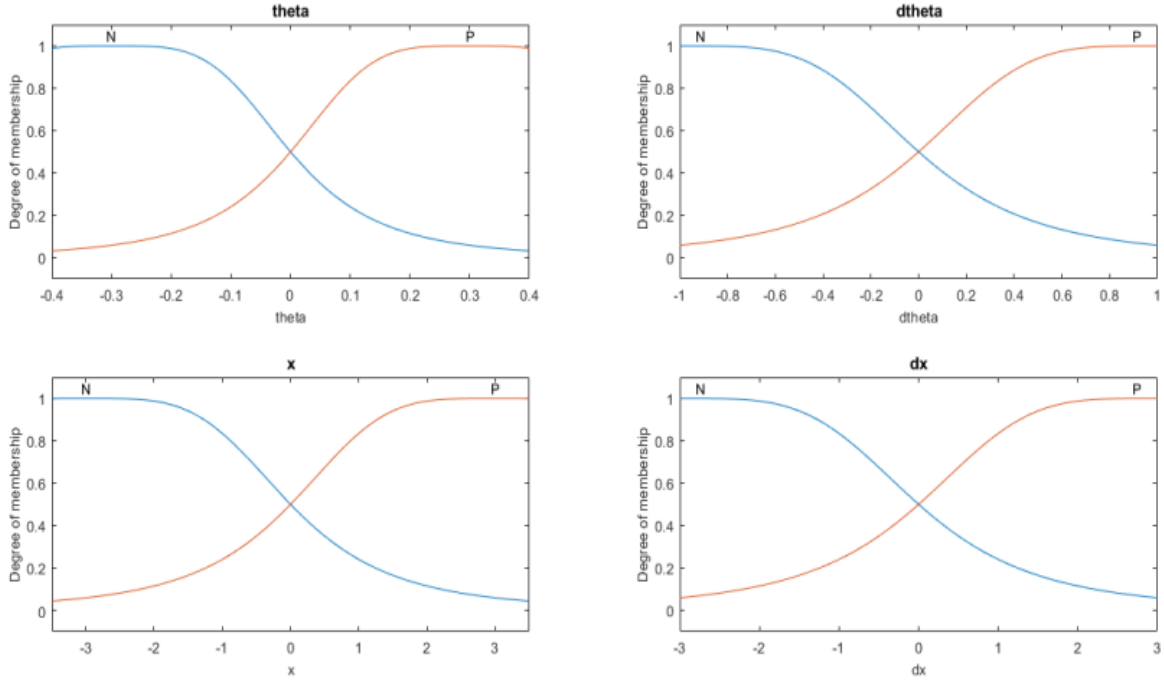
4-3-3- المتحكم العائم من النمط الأول من النوع سوغينو:

وقد تم استخدام توابع انتماء ذات شكل جرسى بالنسبة للمداخل وذلك لتمثيل سلوك النظام بدقة.

سيتم تنفيذ العمليات المنطقية العائمة باستخدام (max-product method).

أما بالنسبة لإزالة التعويم فسيتم اعتماد طريقة (weighted average method).

قبل تحديد توابع الانتماء، سيتم تعريف التسميات العائمة في الشكل (12-4):



الشكل (4-12) توابع الانتماء لمداخل نظام المنطق العائم من النمط الأول من النوع سوغينو.

يتم استخدام نظام المنطق العائم من النوع سوغينو، والذي يستخدم مخرجات خطية تعطي بالمعادلة:

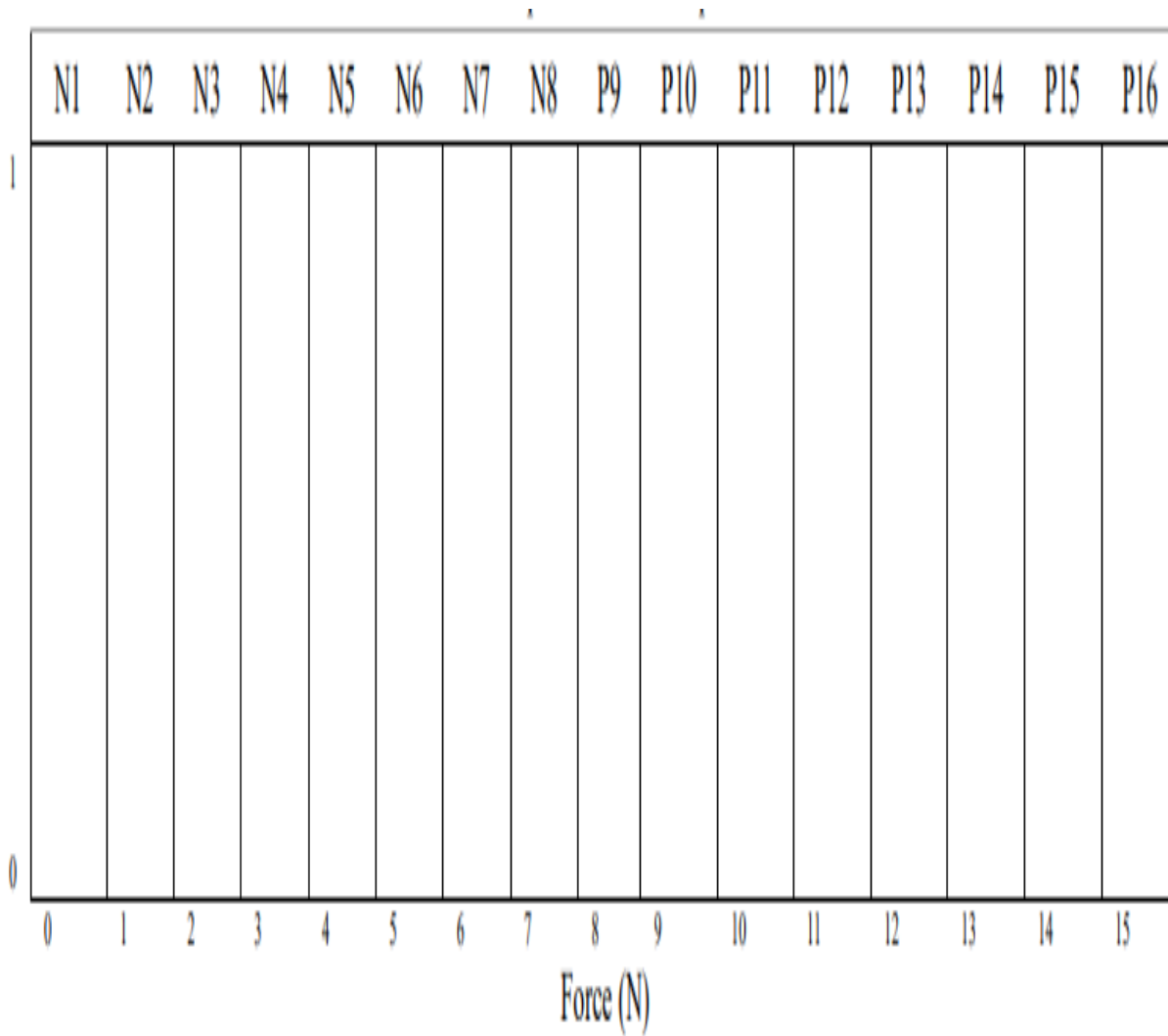
$$f = k_1\theta + k_2\dot{\theta} + k_3x + k_4\dot{x} + k_5 \dots (4-1)$$

وبين الشكل (4-13) توابع الانتماء للخرج، بينما يمثل الجدول (4-2) وظيفة كل تابع انتماء محدد في الشكل (4-13). حيث تمثل المتغيرات من N1 إلى N8 قوة سلبية، بينما تمثل المتغيرات من P9 إلى P16 قوة موجبة.

ويتم الحصول على قيم الأرباح (Gains) من k_1 إلى k_5 في الجدول (4-2) من خلال ضبط توابع الانتماء للمدخلات والمخرجات [9] بناءً على الافتراضات كما يلي:

- القوة في الخرج غير خطية. فكلما كانت الزاوية الأكبر، تكون قوة الخرج أكبر.
- تأثير المدخلات θ على المخرجات θ < تأثير θ < تأثير x و $\dot{x}$.
- الثابت k_5 مطلوب لضبط المخرجات بشكل دقيق.
- من المرغوب فيه الحصول على استجابة أقل للتجاوز وزمن استقرار أقصر.

وتم وضع القواعد كما هو موضح بالجدول (3-4)، وتمت صياغتها بناءً على فهم الإجراءات المطلوبة لتحقيق توازن النواس، وتعتبر كل قاعدة بديهية وتتوافق مع إجراءات التحكم والمبادئ الرياضية الأساسية [9].



الشكل (4-13) توابع الانتماء لخرج نظام المنطق العائم من النمط الأول من النوع سوغينو.

الجدول (2-4): القوة المطبقة في الخرج وأرباح المداخل [9]

Variables	k_1	k_2	k_3	k_4	k_5
N1	41.37	10.03	3.16	4.29	0.34
N2	40.41	10.05	3.16	4.29	0.21
N3	41.37	10.03	3.16	4.29	0.34
N4	40.41	10.05	3.16	4.29	0.21
N5	38.56	10.18	3.16	4.29	-0.05
N6	37.60	10.15	3.16	4.29	-0.18
N7	38.56	10.18	3.16	4.29	-0.05
N8	37.60	10.15	3.16	4.29	-0.18
P9	37.60	10.15	3.16	4.29	0.18
P10	38.56	10.18	3.16	4.29	0.05
P11	37.60	10.15	3.16	4.29	0.18
P12	38.56	10.18	3.16	4.29	0.05
P13	40.41	10.05	3.16	4.29	-0.21
P14	41.37	10.03	3.16	4.29	-0.34
P15	40.41	10.05	3.16	4.29	-0.21
P16	41.37	10.03	3.16	4.29	-0.34

الجدول (3-4): قواعد النظام العائم من النمط الأول من النوع سوغينو [9].

$x: \dot{x}$ $\theta: \dot{\theta}$	N:N	N:P	P:N	P:P
N:N	N1	N2	N3	N4
N:P	N5	N6	N7	N8
P:N	P9	P10	P11	P12
P:P	P13	P14	P15	P16

4-3-4- المتحكم العائم من النمط الثاني من النوع سوغينو:

بالنسبة لمنطق التحكم العائم من النمط الثاني ذي المجال من النوع سوغينو (IT_2 -FLS) سنحتفظ بنفس الخصائص كما في المنطق العائم من النمط الأول من النوع سوغينو (T_1 -FLS) بما في ذلك المدخلات والقواعد وطريقة إزالة التعويم.

وسيتم استخدام طريقة تخفيض النمط (Karnik-Mendel) وذلك لتقليل عدم اليقين في الخرج.

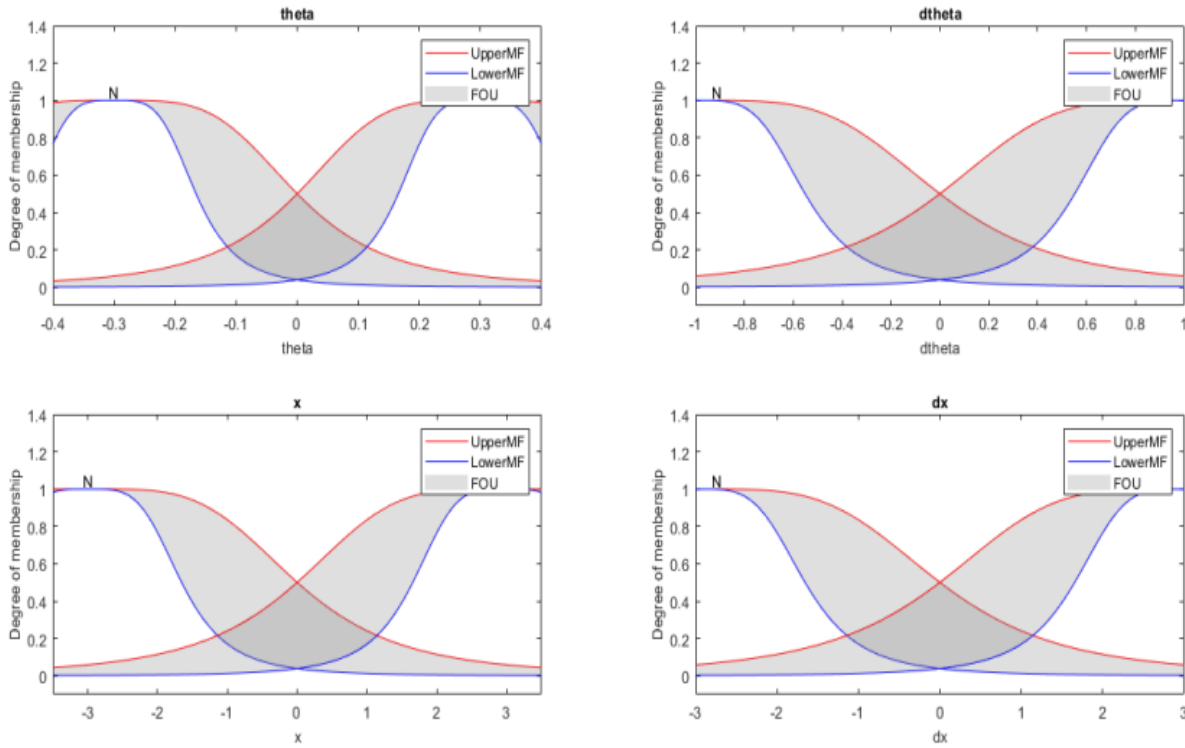
وبالإضافة إلى ذلك سنعرف بارامترات جديدة إلى توابع الانتماء للمدخلات والمخرجات وهي:

$$LowerScale = 1.0 \text{ and } LowerLag = 0.2$$

وستساعد هذه البارامترات في تحديد الحد الأدنى والتأخر لتوابع الانتماء في متغيرات الدخل.

وسنحافظ على الخرج كما هو في النمط الأول.

ويوضح الشكل (4-14) توابع الانتماء لمداخل نظام المنطق العائم من النمط الثاني من النوع سوغينو.



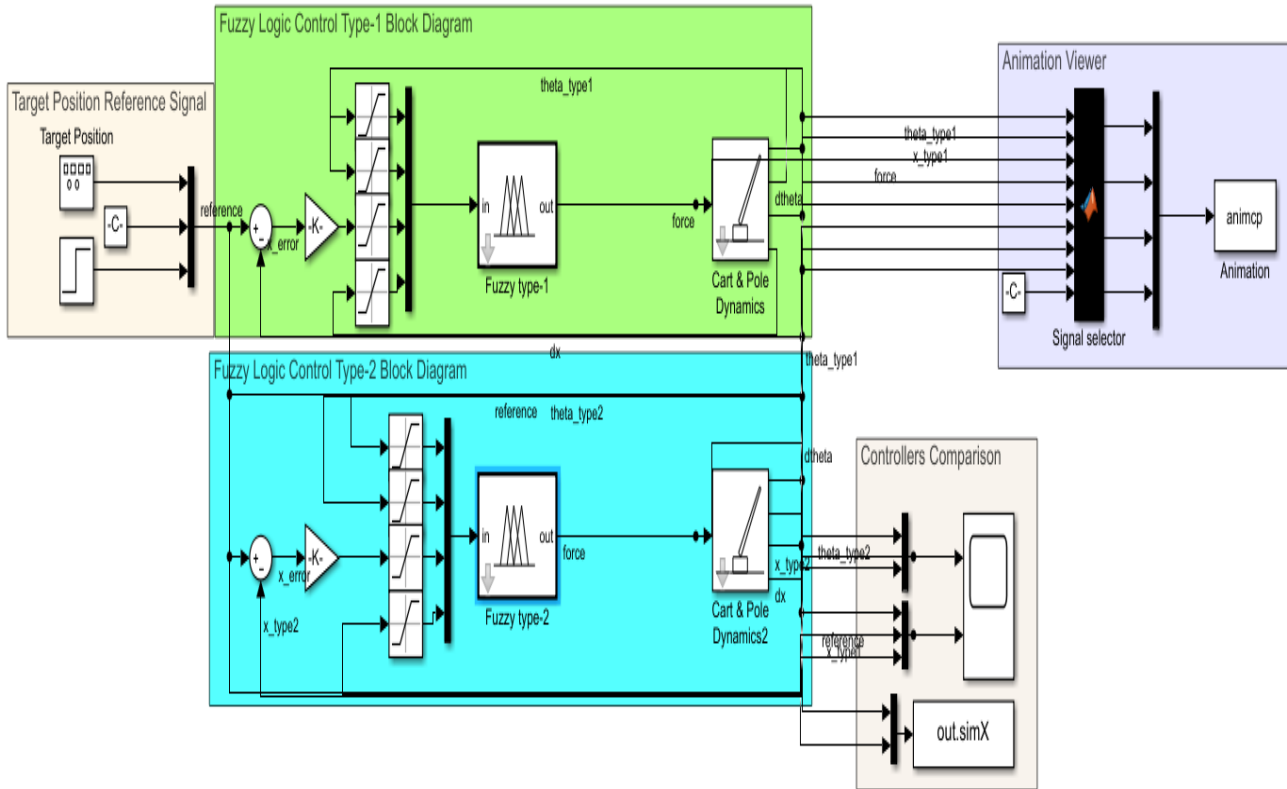
الشكل (4-14) توابع الانتماء لمداخل نظام المنطق العائم من النمط الثاني من النوع سوغينو

4-3-5- بنية النظام بالحلقة المغلقة باستخدام المتحكم العائم من النمط الأول والثاني ذي المجال:

وبعد الانتهاء من تصميم نظام المنطق العائم من النمط الأول والثاني من النوعين ممداني وسوغيو، سيتم بناء نموذج مزدوج للحلقة المغلقة لكل من المتحكمين:

- (1) نظام المنطق العائم من النمط الأول من النوعين ممداني وسوغيو.
 - (2) نظام المنطق العائم من النمط الثاني ذي المجال من النوعين ممداني وسوغيو.
- وذلك بغرض مقارنة أداء المتحكمين معاً.

ويوضح الشكل (4-15) بنية النظام بالحلقة المغلقة باستخدام المتحكم العائم من النمط الأول والثاني ذي المجال.



الشكل (4-15) بنية النظام بالحلقة المغلقة باستخدام المتحكم العائم من النمط الأول والثاني ذي المجال.

تحتوي بنية النظام في الحلقة المغلقة على:

- Target Position Reference Signal: أي الإشارة المرجعية لموضع الهدف، وهنا تم وضع خيارين:

إما أن تكون الإشارة المرجعية هي:

(1) إشارة مربعة.

(2) إشارة الخطوة.

- Fuzzy Logic Control Type-1 Block Diagram: وهنا سيتم وضع المتحكم العائم من النمط الأول بحيث تكون مداخله هي الزاوية θ والسرعة الزاوية $\dot{\theta}$ و خطأ الموضع للعربة x (وهنا نلاحظ أنه تم طرح الإشارة المرجعية المختارة من موضع العربة للحصول على الخطأ بالموضع) والسرعة الخطية للعربة $\dot{x}$.

وتم إدخال جميع هذه المداخل إلى كتلة mux للحصول على مدخل وحيد للمتحكم العائم.

وسيكون خرج المتحكم العائم من النمط الأول القوة التي ستكون دخل لنظام النواس المقلوب.

وسيكون خرج نظام النواس المقلوب هي الزاوية θ والسرعة الزاوية $\dot{\theta}$ وموضع العربة x والسرعة الخطية للعربة $\dot{x}$.

- Fuzzy Logic Control Type-2 Block Diagram: وهنا سيتم وضع المتحكم العائم من النمط

الثاني ذي المجال بحيث تكون له نفس المداخل والمخارج في المتحكم العائم من النمط الأول.

❖ ونلاحظ أنه في Fuzzy Logic Control Type-1 Block Diagram و Fuzzy Logic

Control Type-2 Block Diagram قد تم اشباع جميع المداخل للمتحكم العائم بنمطيه الأول

والثاني.

❖ ونلاحظ وجود ربح (gain) بعد كتلة المقارن (الطارح) وذلك لأنه ينبغي علينا في النوع ممداني

وضع ربح سالب (-1) عند خطأ موضع العربة للحفاظ على شكل الإشارة الناتجة بشكلها

الصحيح، بينما في النوع سوغينو تم الحفاظ على ربح موجب (1).

- Animation Viewer: ويحتوي على Signal selector (مختار للإشارات) يتم إدخال عليه جميع مخارج نظام النواس المقلوب ذو المتحكم العائم من النمط الأول وجميع مخارج نظام النواس المقلوب ذو المتحكم العائم من النمط الثاني أيضاً.

- Controllers Comparison: يحتوي على scope يمكننا من اختيار الإظهار للخرج الذي نريده

Theta type 1 (1

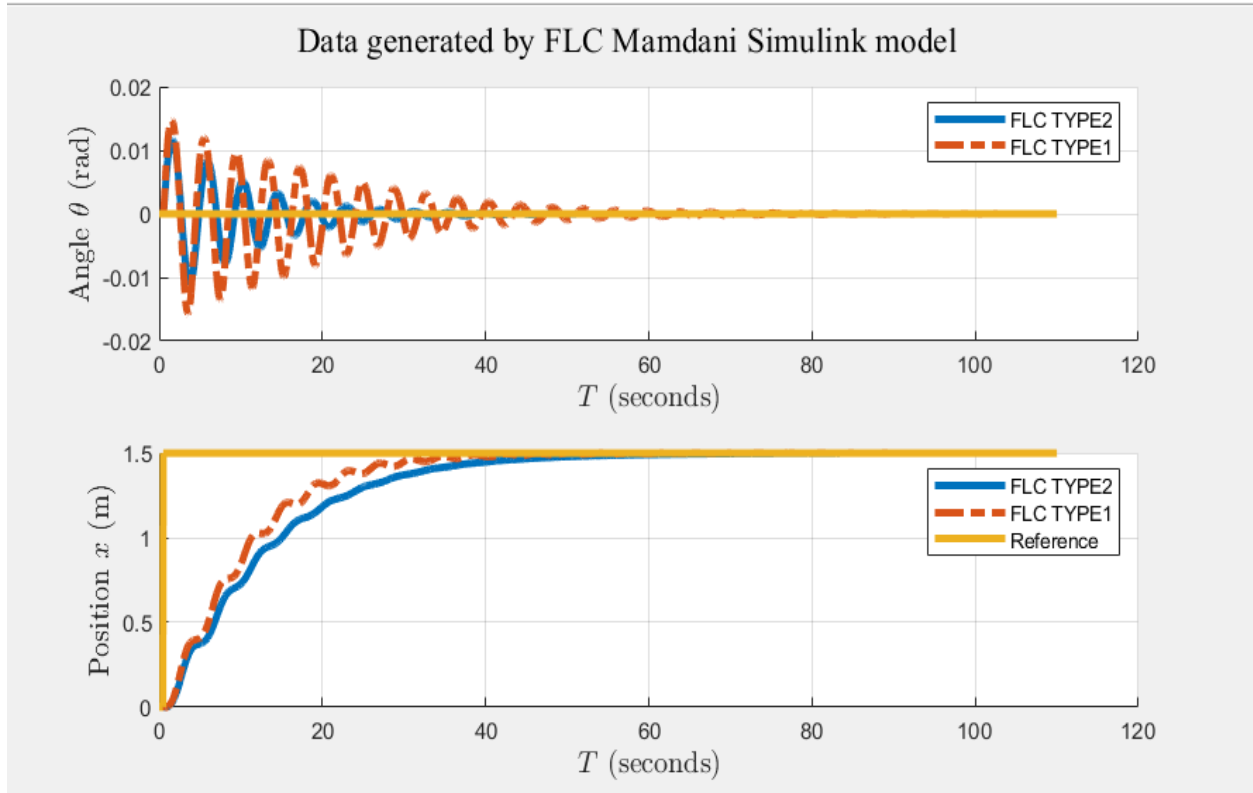
Theta type 2 (2

X type 1 (3

X type 2 (4

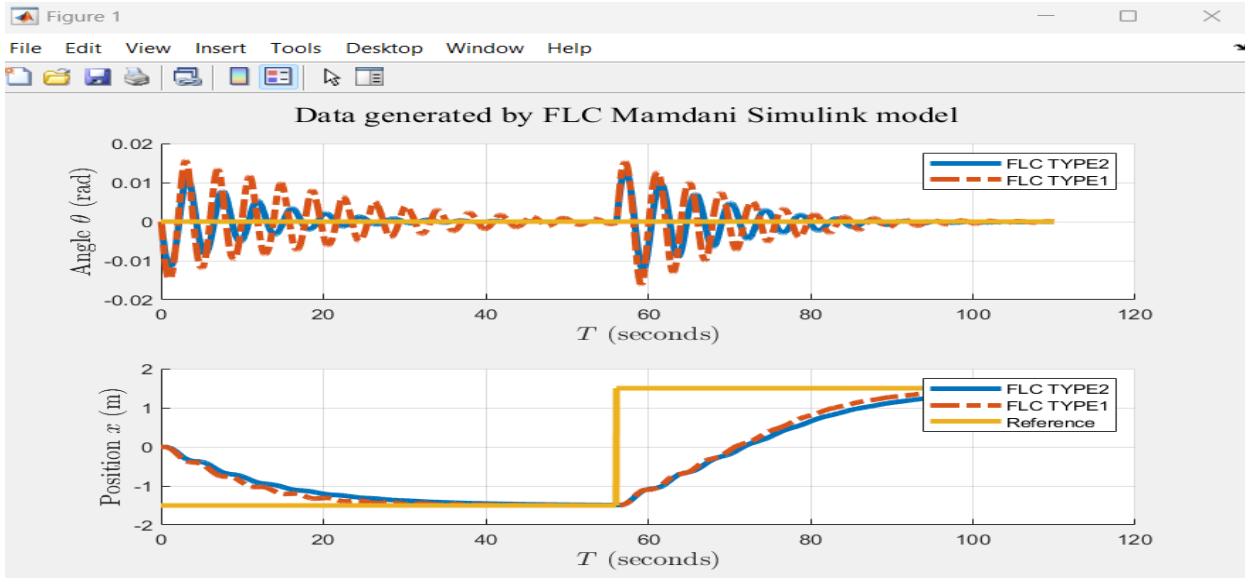
Reference (5

يوضح الشكل (4-16) زاوية النواس وخطأ الموضع للعربة في المنطق العائم من النمط الأول والثاني من النوع ممداني عند تطبيق دخل خطوي.



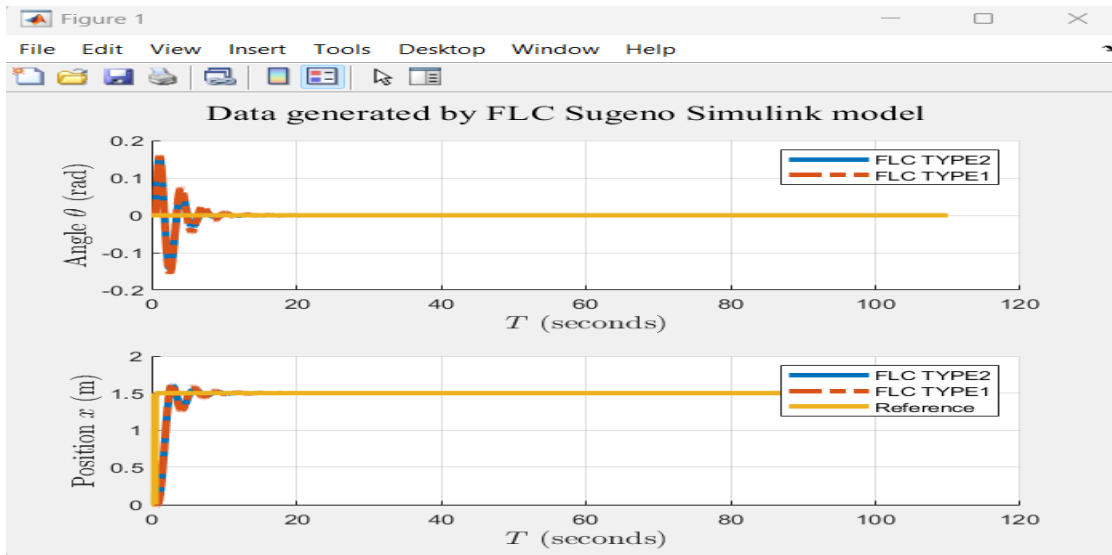
الشكل (4-16) زاوية النواس وخطأ الموضع للعربة في المنطق العائم من النمط الأول والثاني من النوع ممداني عند تطبيق دخل خطوي.

والشكل (4-17) زاوية النواس وخطاً الموضع للعربة في المنطق العائم من النمط الأول والثاني من النوع ممداني عند تطبيق دخل إشارة مربعة.



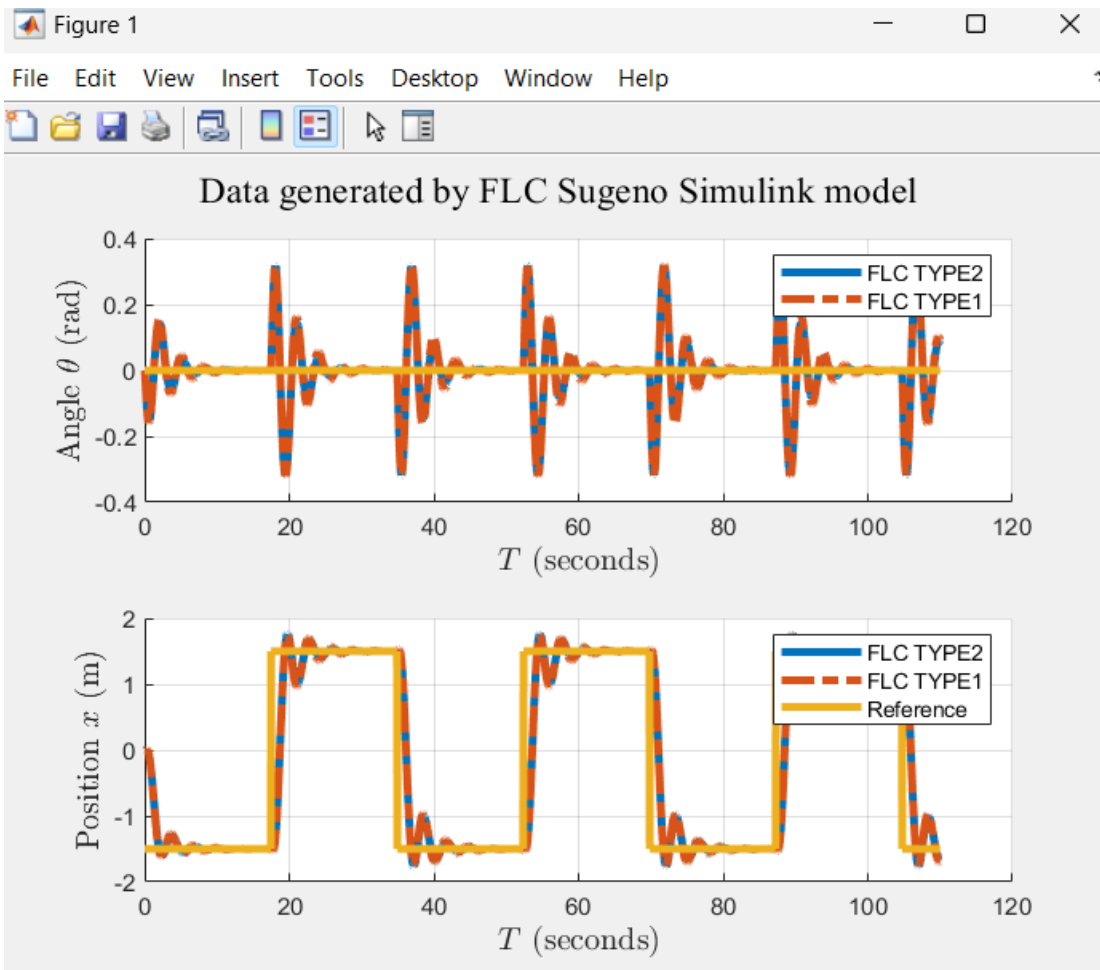
الشكل (4-17) زاوية النواس وخطاً الموضع للعربة في المنطق العائم من النمط الأول والثاني من النوع ممداني عند تطبيق دخل إشارة مربعة.

الشكل (4-18) زاوية النواس وخطاً الموضع للعربة في المنطق العائم من النمط الأول والثاني من النوع سوغينو عند تطبيق دخل خطوي.



الشكل (4-18) زاوية النواس وخطاً الموضع للعربة في المنطق العائم من النمط الأول والثاني من النوع سوغينو عند تطبيق دخل خطوي.

والشكل (4-19) زاوية النواس وخطاً الموضع للعبة في المنطق العائم من النمط الأول والثاني من النوع سوغينو عند تطبيق دخل إشارة مربعة.



الشكل (4-19) زاوية النواس وخطاً الموضع للعبة في المنطق العائم من النمط الأول والثاني من النوع سوغينو عند تطبيق دخل إشارة مربعة.

وبعد الانتهاء من بناء النظام بالحلقة المغلقة باستخدام المتحكم العائم من النمط الأول والثاني ذي المجال سننتقل الآن لتطبيق خوارزميات الأمثلة GOA, PSO وذلك لضبط قيم بارامترات توابع هذه المتحكمات العائمة.

4-4- تطبيق خوارزميات الأمثلة:

سيتم تحسين أداء نظام النواس المقلوب باستخدام خوارزميات الأمثلة GOA، PSO وذلك عبر ضبط بارامترات المتحكم العائم من النمط الأول والثاني، لذلك تم إضافة خمسة أرباح (Gains) $[k_1, k_2, k_3, k_4, k_5]$ والتي سيتم ضبطها باستخدام خوارزميتي الأمثلة GOA، PSO.

حيث:

K_1 : الربح المتعلق بموضع العربة.

K_2 : الربح المتعلق بالسرعة الخطية للعربة.

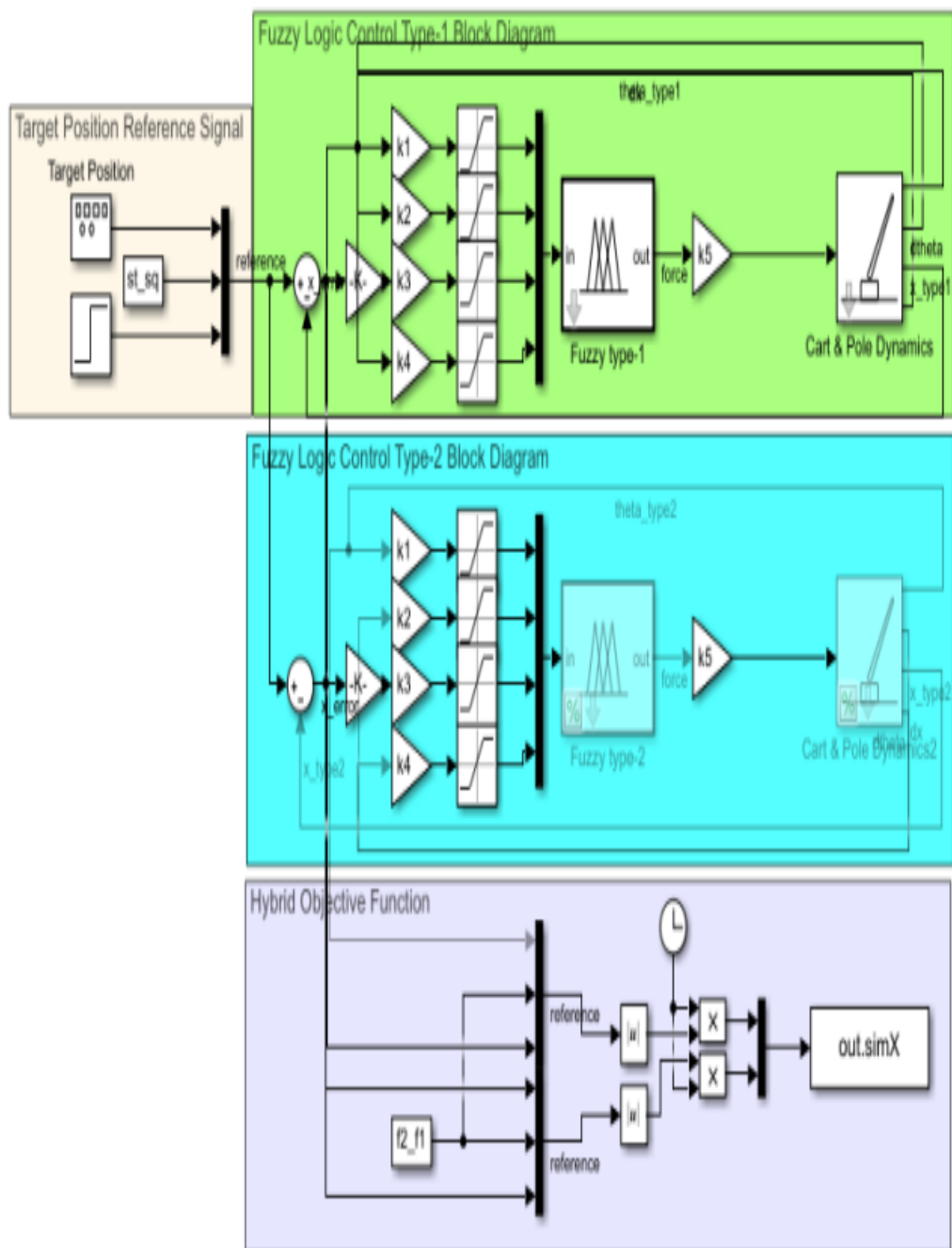
K_3 : الربح المتعلق بزاوية النواس.

K_4 : الربح المتعلق بالسرعة الزاوية.

K_5 : الربح المتعلق بالقوة المطبقة على العربة.

يظهر الشكل (4-20) نموذج محاكاة لتحسين أداء نظام التحكم العائم من النمط الأول والثاني باستخدام

خوارزميتي الأمثلة GOA، PSO .



الشكل (4-20) نموذج محاكاة لتحسين أداء نظام التحكم العائم من النمط الأول والثاني باستخدام خوارزميتي الأمثلة

.GOA.PSO

في هذه البحث، تم اختيار الخطأ المطلق الزمني التكاملي (ITAE) كمقياس لتقييم أداء النظام. يكون التعبير عن تابع الملاءمة على النحو التالي:

$$ITAE = \int_0^T t |E(t)| dt \dots (4-2)$$

$$G = \int_0^T t |E_1(t)| dt + \int_0^T t |E_2(t)| dt \dots (4-3)$$

حيث $E(t)$ هو الفرق بين مخرجات ومدخلات نظام التحكم. $E_1(t)$ و $E_2(t)$ هما أخطاء الزاوية والموضع على التوالي. T يمثل زمن المحاكاة. G هو مجموع تكاملات الخطأ وكذلك تابع الملاءمة للخوارزمية.

4-4-1- تطبيق خوارزمية أمثلة سرب الجسيمات PSO:

يتم ضبط بارامترات المتحكمات العائمة (الأرباح) باستخدام خوارزمية أمثلة الجسيمات، للتحقق من تأثير تحسين الخوارزمية المقترحة. يتم استخدام MATLAB لإنشاء نظام التحكم في المحاكاة لطريقة التحسين، ويتم مقارنة أداء التحكم الذي تم الحصول عليه من خلال كل طريقة لضبط البارامترات وتحليله في ظل حالة مشتركة.

من خلال ضبط بارامترات PSO يدويًا بشكل متكرر، يتم تحديد قيمة لكل بارامتر، مما يمكن أن يؤثر بشكل كبير في عملية التحسين (إيجاد قيم الأرباح).

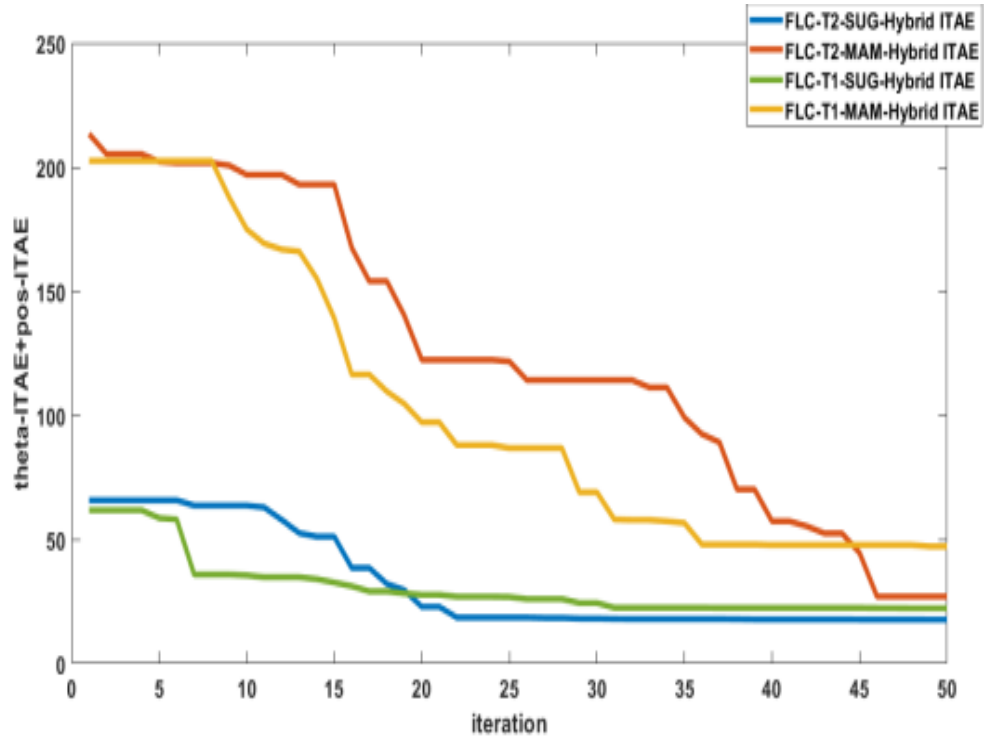
من خلال التصحيح المتكرر وتشغيل الخوارزمية، تظهر قيم جميع البارامترات في الجدول (4-4).

الجدول (4-4): قيم جميع البارامترات المستخدمة في خوارزمية PSO.

Symbol	Parameter	Value
N_{max}	Population size	50
$maxiter$	Maximum iterations	50
$[x_{min}, x_{max}]$	Position range	$[10^{-5}, 10]$
ω_1	Maximum inertia weight	0.5
ω_2	Minimum inertia weight	1
c_{11}	Maximum value of c_1	2.5
c_{12}	Minimum value of c_1	1.5
c_{21}	Maximum value of c_2	2.5
c_{22}	Minimum value of c_2	1.5

تظهر منحنيات التكرار لخوارزمية PSO في الشكل (4-21).

بحيث أصغر قيمة لتابع مؤشر الأداء لخوارزمية PSO هي لـ Sugeno IT₂ FLC، كما أن عدد التكرارات هو الأصغر أيضًا.

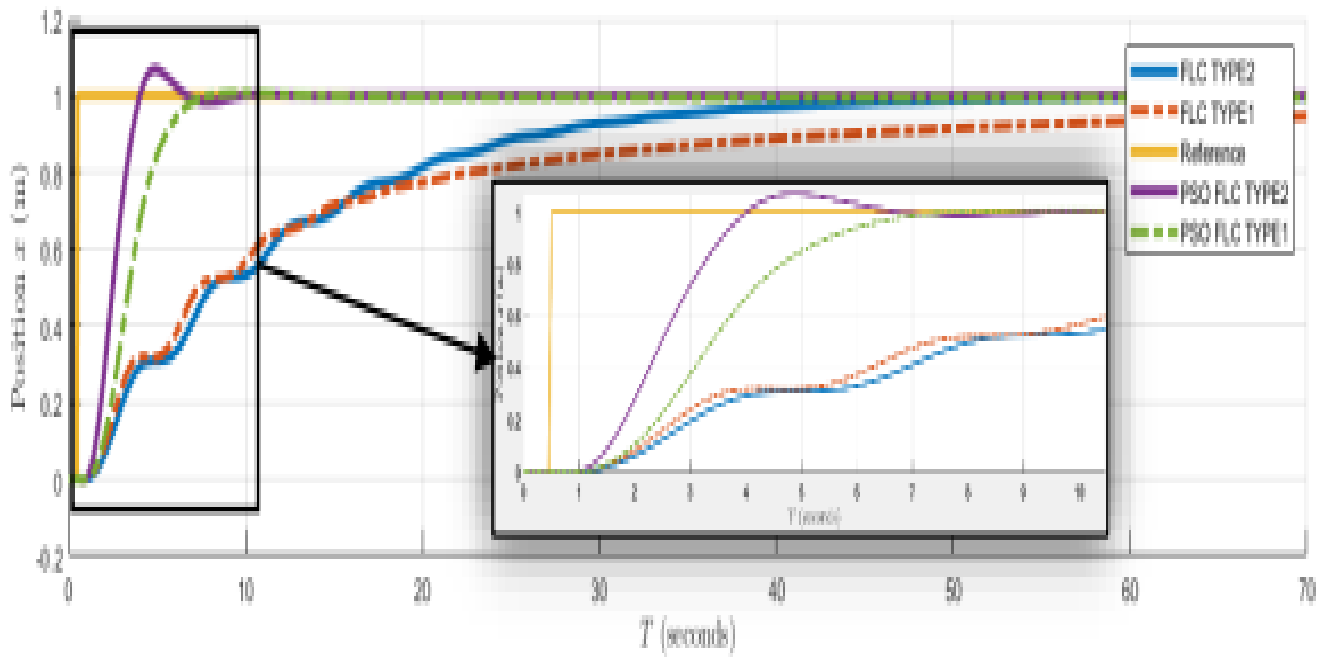
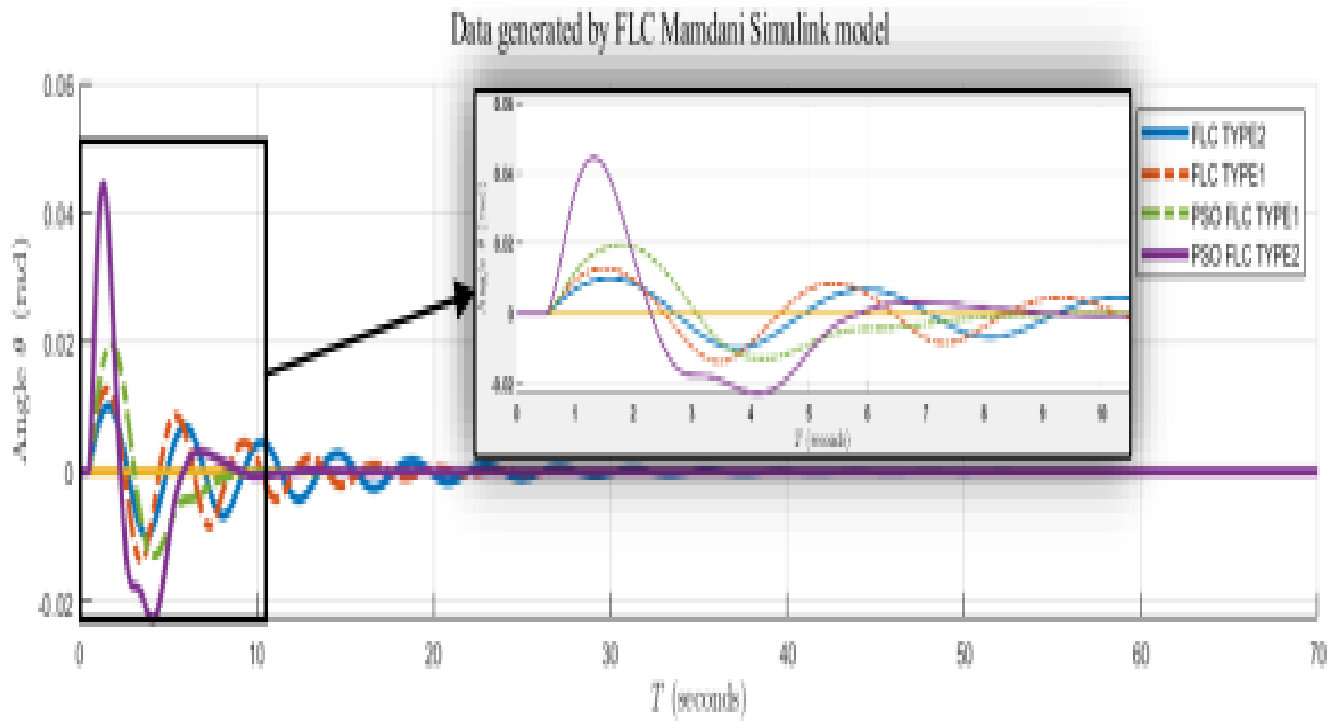


الشكل (4-21) منحنيات التكرار لخوارزمية PSO

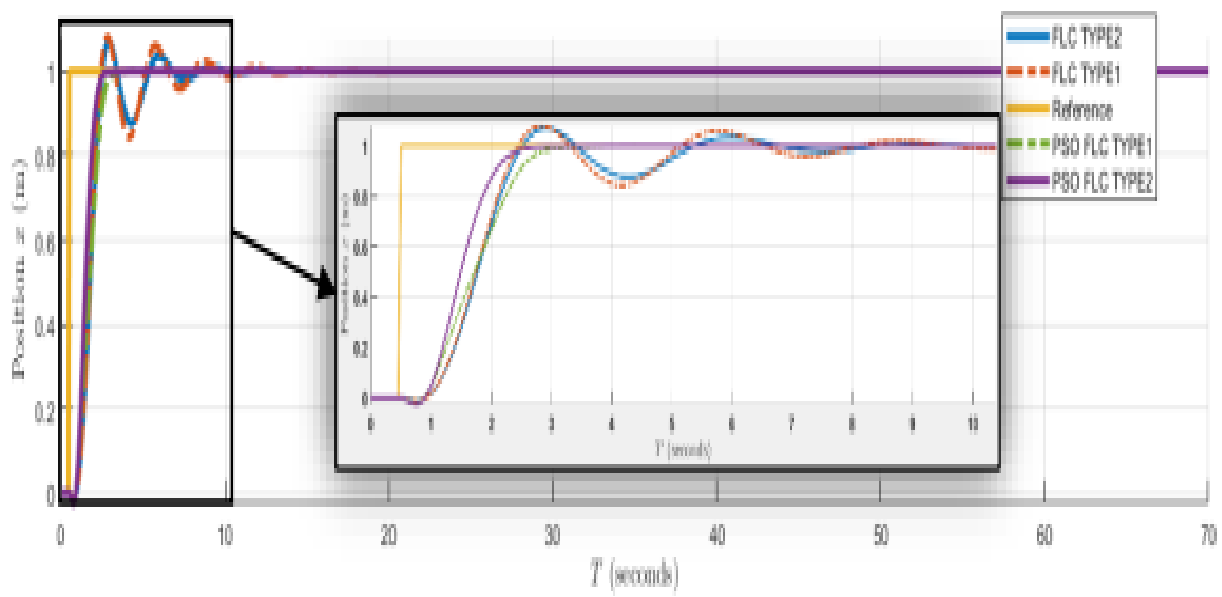
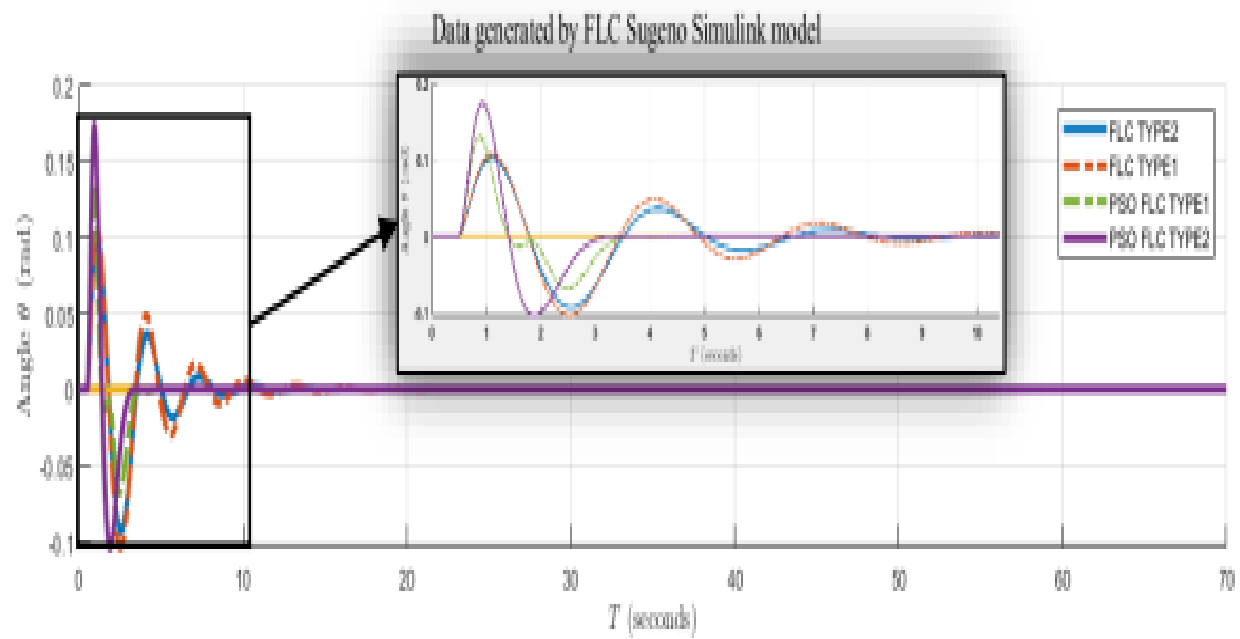
يمكن رؤية مخرجات بارامترات وحدات التحكم FLC (الأرباح)، المحسوبة بطريقة PSO، في الجدول (4-5)، كما يوضح الشكلان (4-22) و (4-23) استجابة الخطوة لوحدات التحكم FLC قبل وبعد التحسين.

الجدول (4-5): بارامترات وحدات التحكم FLC (الأرباح) التي تم الحصول عليها باستخدام PSO للنواس المقلوب

	k_1	k_2	k_3	k_4	k_5	$\min ITAE$
T1 Mamdani	2.472	0.795	3.469	0.586	0.443	47.203
IT2 Mamdani	0.923	0.152	2.678	0.260	1.239	26.999
T1 Sugeno	3.028	1.695	6.890	4.375	0.465	22.280
IT2 Sugeno	2.298	1.363	3.366	2.654	0.552	17.664



الشكل (4-22) استجابة الخطوة لوحدات التحكم FLC من النوع مداني قبل وبعد تحسين PSO.

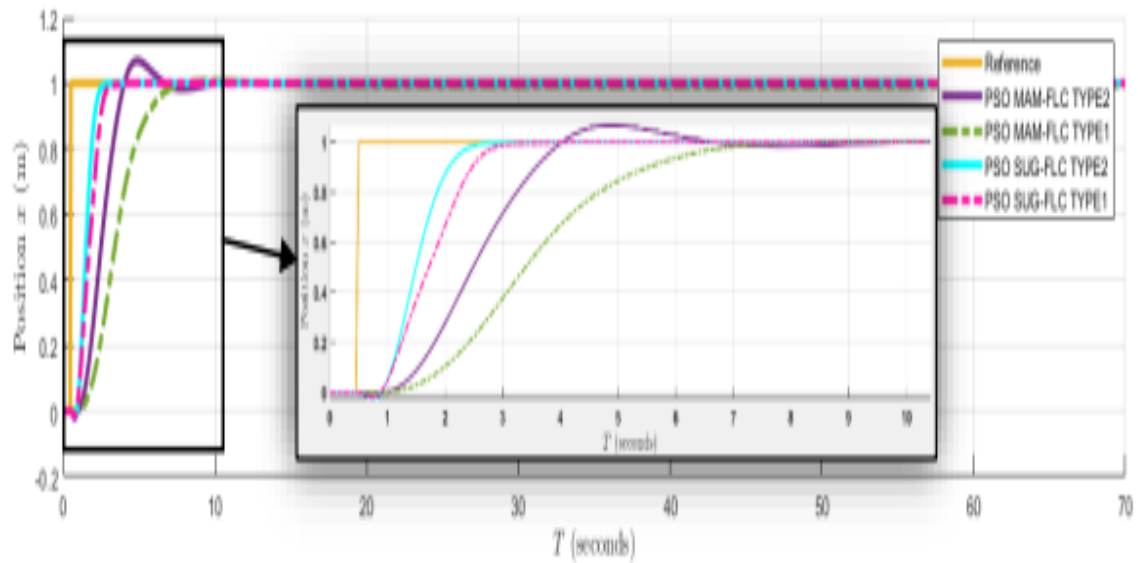
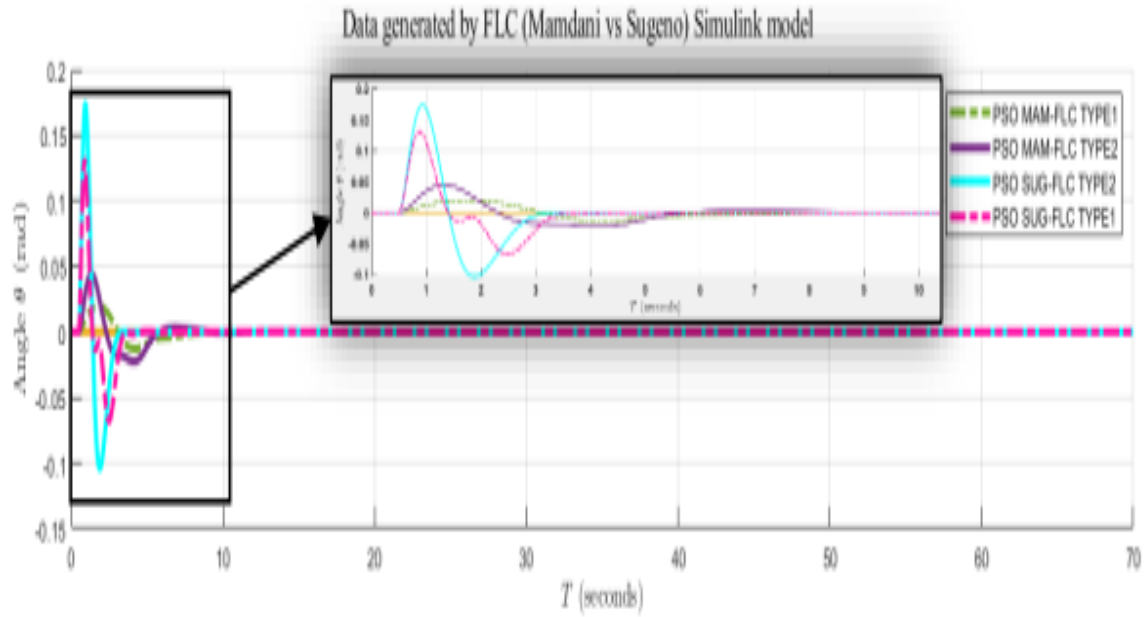


الشكل (4-23): استجابة الخطوة لوحدة التحكم FLC من النوع سوغينو قبل وبعد تحسين PSO.

لمقارنة أداء FLCs المحسنة، تظهر النتائج في الشكل (4-24) والجدول (4-6) الذي يوضح قيم أداء الاستجابة لنظام النواس المقلوب.

الجدول (4-6): قيم أداء الاستجابة لـ FLCs المحسنة باستخدام PSO

		Rise Time	Settling Time	Overshoot
Mamdani	$\theta T1$	0	9.0961	–
	$\theta T2$	0	8.4818	–
	X T1	3.5325	6.8735	0.61544
	X T2	2.034	6.1597	6.8662
Sugeno	$\theta T1$	0	3.4469	–
	$\theta T2$	0	3.0499	–
	X T1	1.3694	2.8536	0.052936
	X T2	0.98876	2.4205	0.023543



الشكل (4-24) استجابة الخطوة المحسنة ل FLCs (Mamdani vs Sugeno) باستخدام PSO

وبعد الانتهاء من تطبيق خوارزمية أمثلة الجسيمات PSO سنقوم الآن بتطبيق خوارزمية أمثلة الجراد GOA وذلك للتحقق من قدرة هذه الخوارزمية لزيادة تحسين أداء نظام النواس المقلوب عبر ضبط بارامترات المتحكم العائم من النمط الأول والثاني باستخدامها.

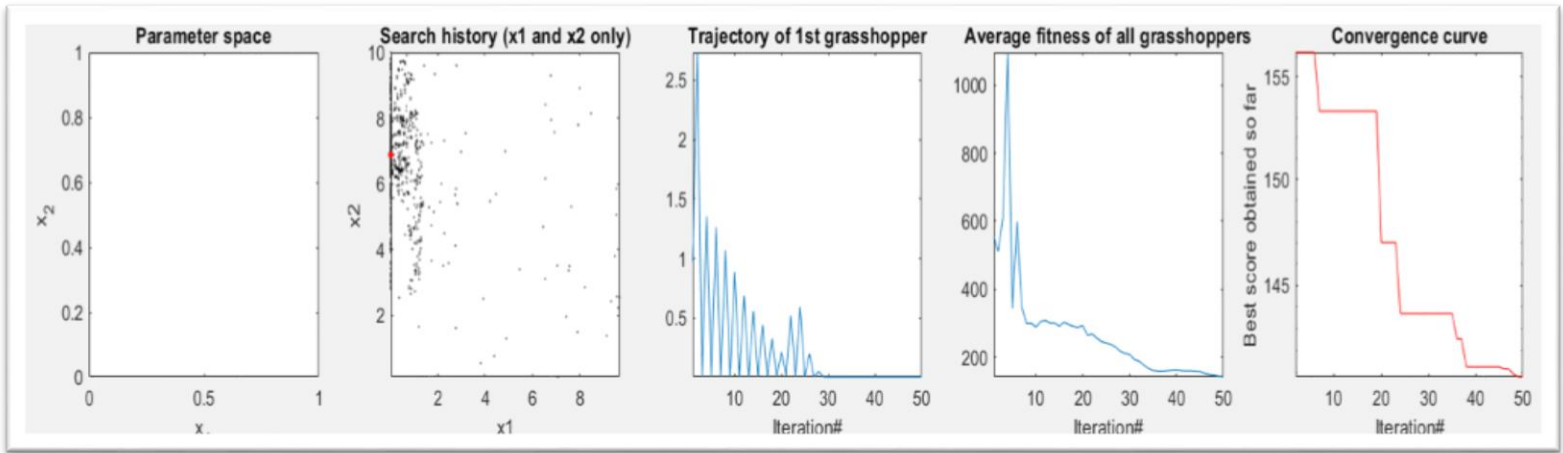
2-4-4- تطبيق خوارزمية أمثلة الجراد GOA:

سيتم ضبط بارامترات المتحكمات العائمة من النمط الثاني من النوع ممداني والنوع سوغينو (الأرباح gains) باستخدام خوارزمية GOA، للتحقق من تأثير تحسين الخوارزمية المقترحة. يتم استخدام MATLAB لإنشاء نظام التحكم في المحاكاة لطريقة التحسين، ويتم مقارنة أداء التحكم الذي تم الحصول عليه من خلال كل طريقة لضبط البارامترات وتحليله في ظل الشروط مشتركة.

يعتمد أداء خوارزمية GOA على الاختيار المناسب لأربعة البارامترات (C_{min}, C_{max}, l, f) ، وتم الاحتفاظ بقيمها كما وردت في المرجع الأصلي [21]. أما بالنسبة لعدد الجراد المأخوذ Nmax وعدد التكرارات Maxiter فقد قمنا بتجريب عدة مرات لمعرفة الحل الأمثل:

1-2-4-4- التجربة 1 (50*50):

عدد الجراد المأخوذ 50 ل 50 تكرار
نلاحظ من الشكل (4-25) الذي يوضح سلوك GOA ل FLC IT₂ من النوع ممداني 50*50 أن النظام لم يبدي تحسن كبير على مدى دورات التحسين.

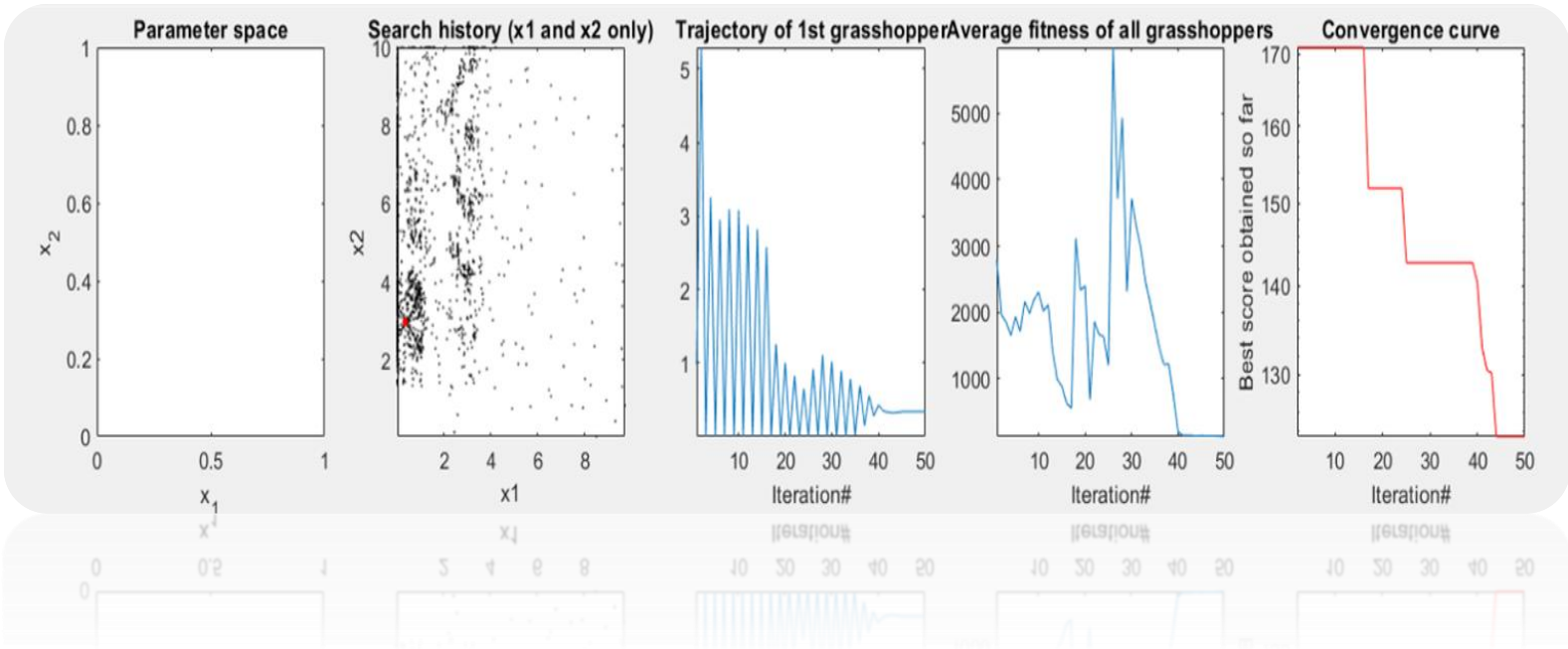


الشكل (4-25) سلوك GOA ل FLC IT₂ من النوع ممداني 50*50

4-4-2-2- التجربة 2 (50*100):

عدد الجراد المأخوذ 100 ل 50 تكرار

نلاحظ من الشكل (4-26) الذي يوضح سلوك GOA ل IT_2 FLC من النوع ممداني 50*100 أن النظام لم يبدي أيضاً تحسن كبير على مدى دورات التحسين.

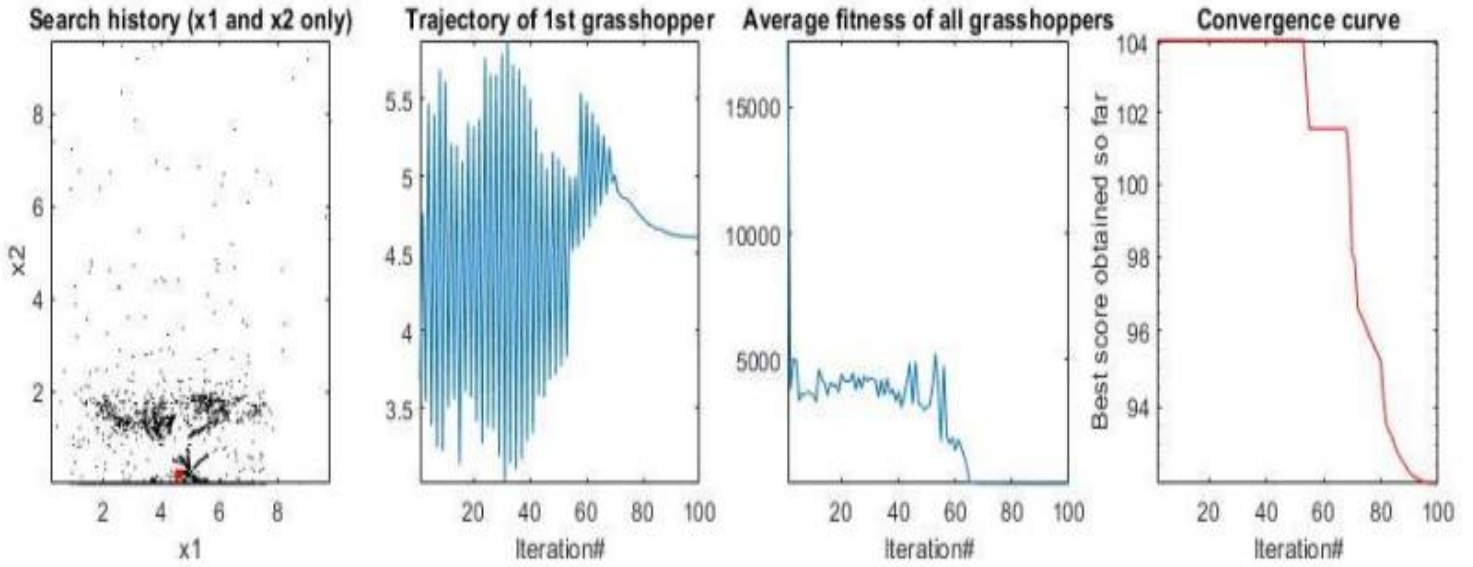


الشكل (4-26) سلوك GOA ل IT_2 FLC من النوع ممداني 50*100

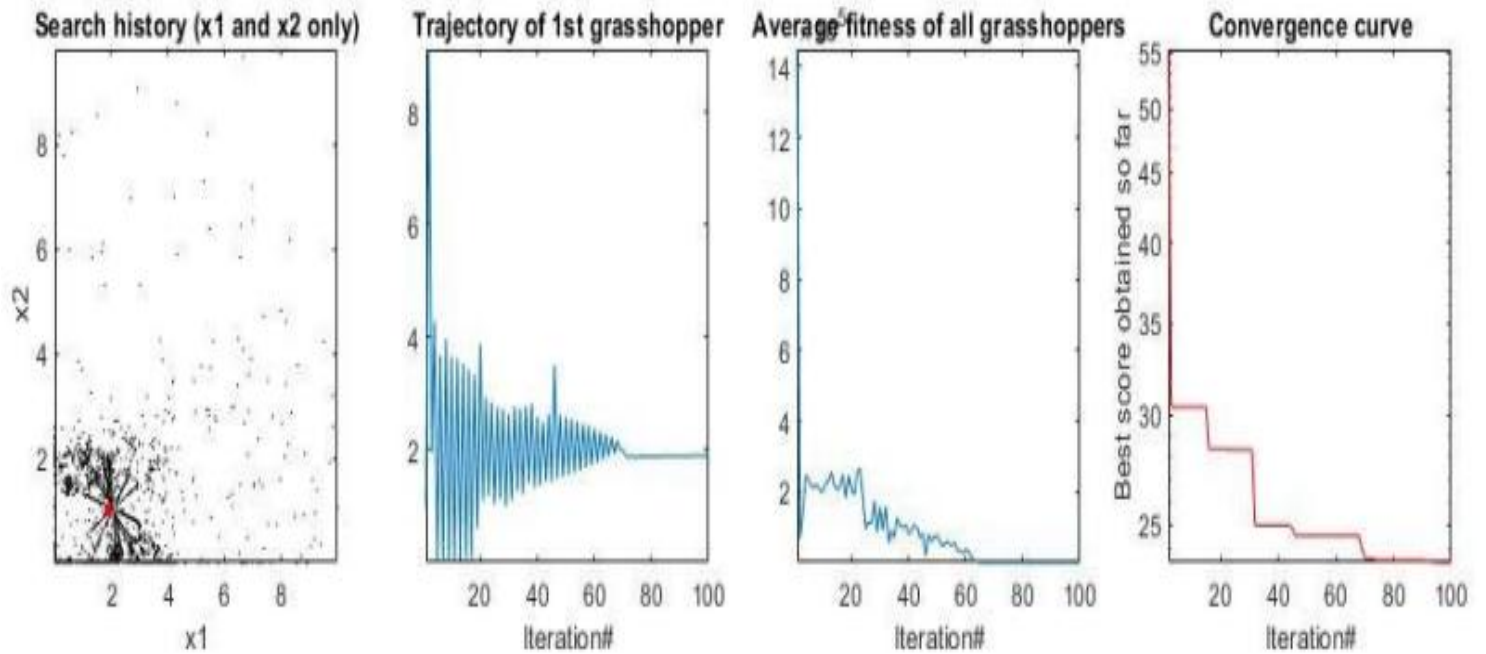
4-4-2-3- التجربة 3 (100*60):

عدد الجراد المأخوذ هو 60 ل 100 تكرار كما هو الحال في المرجع [22] لتحقيق الأداء المناسب للعملية بأقل جهد حسابي.

يوضح الشكلان (4-27) و (4-28) سلوك GOA ل IT_2 FLC من النوع ممداني وسوغيو (100*60) على التوالي.



الشكل (27-4) سلوك GOA ل FLC IT₂ من النوع ممداني 60*100



الشكل (28-4) سلوك GOA ل FLC IT₂ من النوع سوغينو 60*100

وفقاً للنتائج في الشكلين (27-4) و(28-4)، يميل الجراد إلى استكشاف المناطق الواعدة في مساحة البحث والتجمع حول القيمة المثلى العامة (global optima) في النهاية، ويمكن ملاحظة هذا النمط في كل من FLC، وتظهر هذه النتائج أن خوارزمية GOA توازن بشكل مفيد بين الاستكشاف والاستغلال لدفع الجراد نحو القيمة المثلى العامة (global optima).

وتظهر منحنيات المسار (trajectory curves) أن الجراد يظهر تغيرات كبيرة ومفاجئة في الخطوات الأولية للتحسين، ويرجع هذا إلى معدل التناثر المرتفع الذي يتسبب في استكشاف مساحة البحث بواسطة GOA، ويمكن أيضاً ملاحظة أن القلب انخفض تدريجياً أثناء التحسين، وهو ما يرجع إلى منطقة الراحة التكيفية وقوى الجذب بين الجراد. وهذا يضمن أن خوارزمية GOA المقترحة تستكشف مساحة البحث وتستغلها وتتقارب نحو نقطة ما في النهاية.

وللتأكد أن هذا السلوك يؤدي إلى تحسين لياقة الجراد، تم توفير متوسط لياقة الجراد (average fitness) ومنحنيات التقارب (convergence curves)، حيث تظهر المنحنيات بوضوح سلوكاً تنازلياً في جميع توابع الاختبار. وهذا يثبت أن GOA يعزز السكان العشوائيين الأوليين في توابع الاختبار ويحسن بشكل مرغوب دقة الحل الأمثل المقدر على مدار التكرارات.

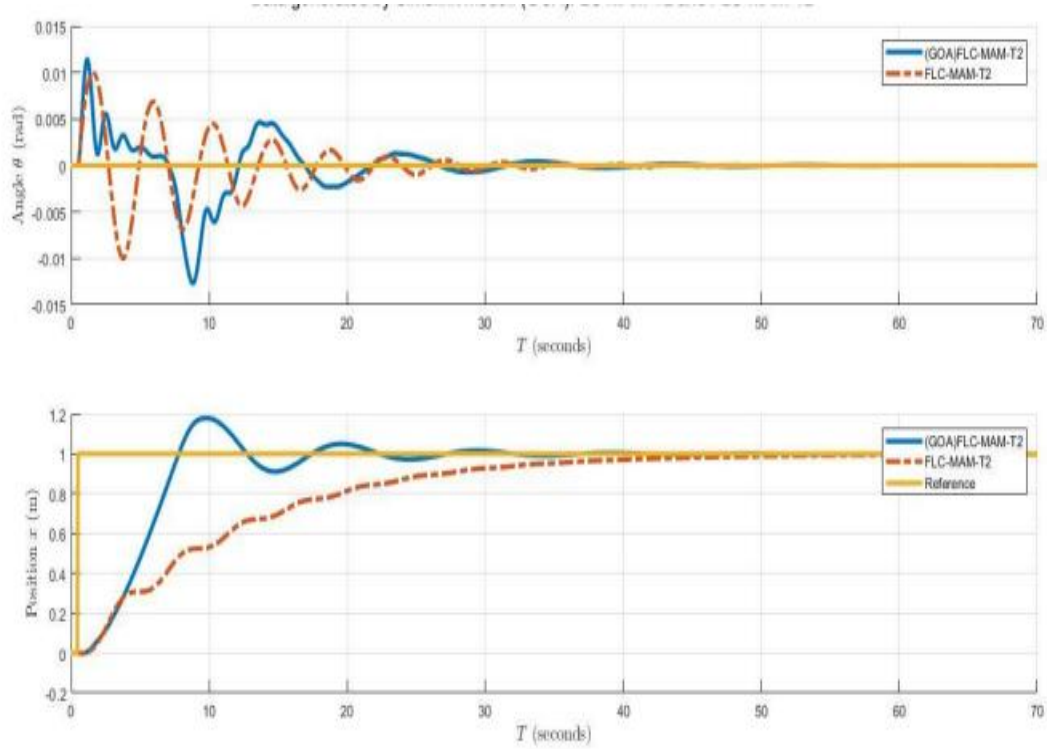
يمكن رؤية قيم البارامترات المستخدمة في التجربة 3 (60*100) لخوارزمية GOA في الجدول (4-7). ومخرجات بارامترات المتحكمات القائمة من النمط الثاني من النوع ممداني وسوغينو (الأرباح gains) المحسوبة باستخدام خوارزمية GOA في الجدول (4-8)، كما توضح الشكلان (4-29) و(4-30) استجابة الخطوة لوحدة التحكم العائم قبل وبعد تحسين GOA.

الجدول (4-7): قيم البارامترات المستخدمة في التجربة 3 (60*100) لخوارزمية GOA.

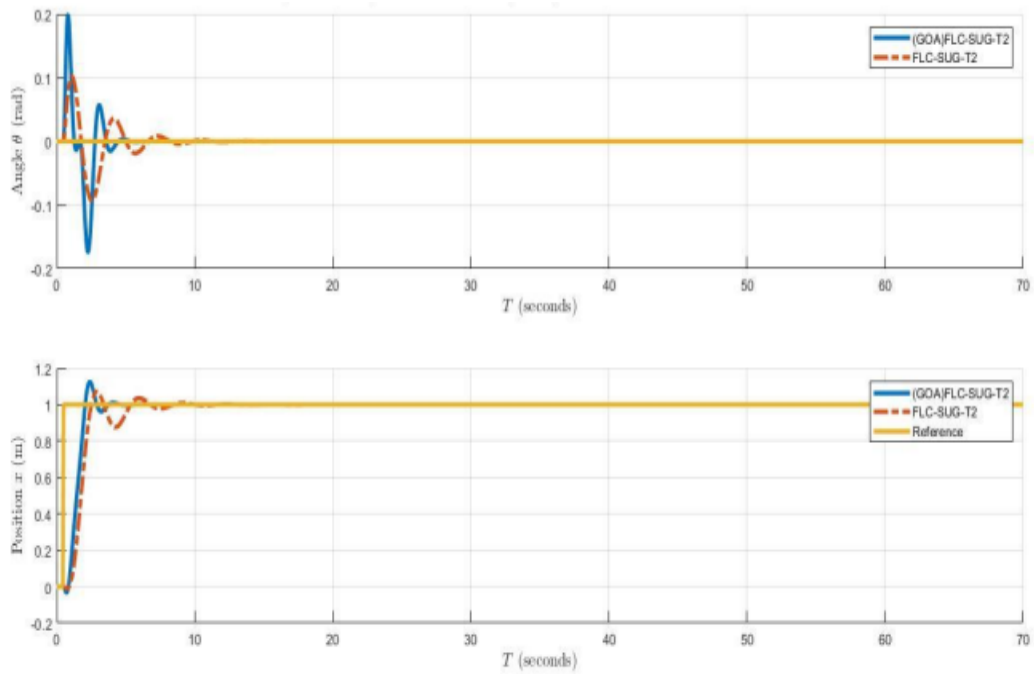
Symbol	Parameter	Value
N_{max}	عدد الوكلاء	60
Max_{iter}	التكرار الأعظمي	100
LB	الحد الأدنى	0.0001
UB	الحد الأعلى	10
C_{min}	القيمة الأدنى ل C	0.0001
C_{max}	القيمة الأعلى ل C	1
l	مقياس طول الجذب	1.5
f	مدة الجذب	0.5

الجدول (4-8): بارامترات FLC_s التي تم الحصول عليها باستخدام GOA لنظام النواس المقلوب.

	k1	k2	k3	k4	k5	<u>minITAE</u>
IT2 Mamdani	4.608	0.204	8.269	0.438	0.301	92.013
IT2 <u>sugeno</u>	1.897	1.018	9.574	3.182	0.890	23.476



الشكل (29-4) استجابة الخطوة ل IT_2 FLC من النوع ممداني قبل وبعد تحسين GOA



الشكل (30-4) استجابة الخطوة ل IT_2 FLC من النوع سوغينو قبل وبعد تحسين GOA

4-5- مقارنة بين خوارزميتي الأمثلة PSO,GOA:

يوضح الجدول (4-9) مقارنة بين خوارزميتي الأمثلة: ويظهر الشكل (4-31) استجابة الخطوة ل IT_2 FLCs من

النوع ممداني قبل وبعد التحسين باستخدام PSO & GOA. والشكل (4-32) استجابة الخطوة ل IT_2 FLCs من

النوع سوغينو قبل وبعد التحسين باستخدام PSO & GOA.

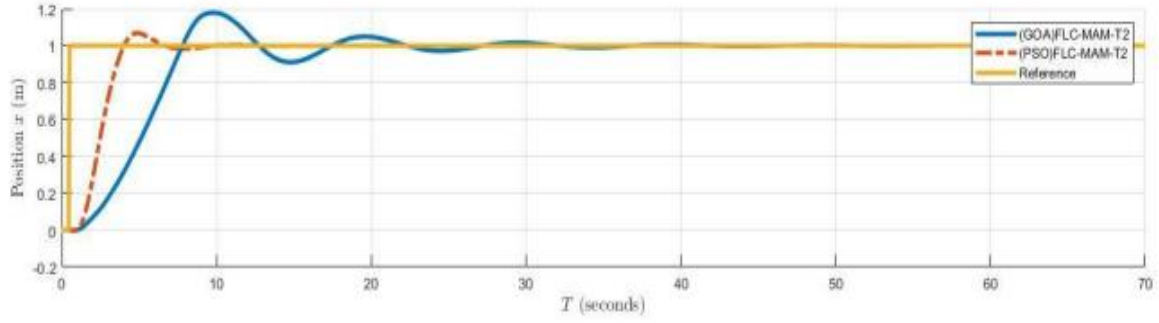
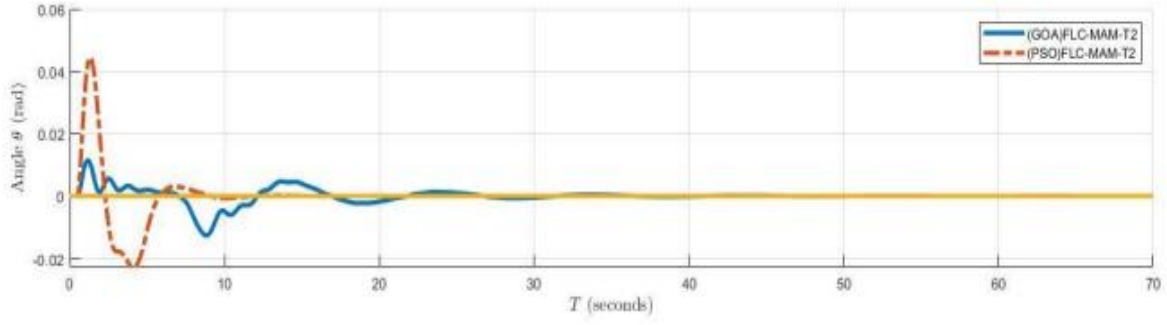
ويبين الجدول (4-10) معايير أداء الاستجابة للمتحكمات القائمة من النمط الثاني من النوع ممداني وسوغينو لنظام

النواس المقلوب.

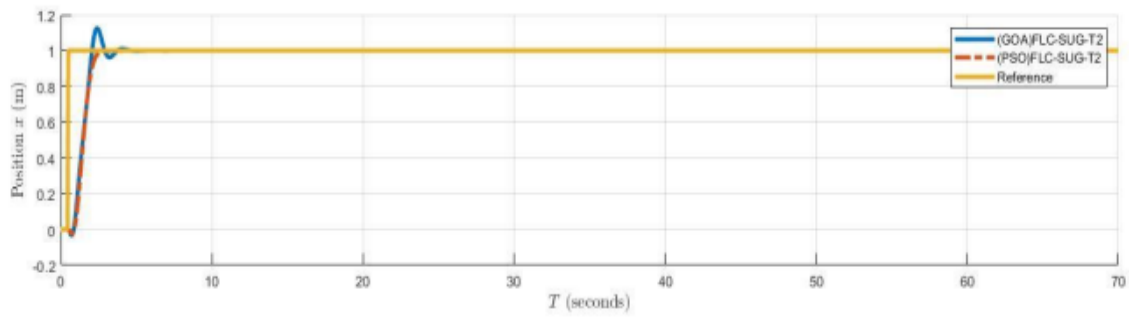
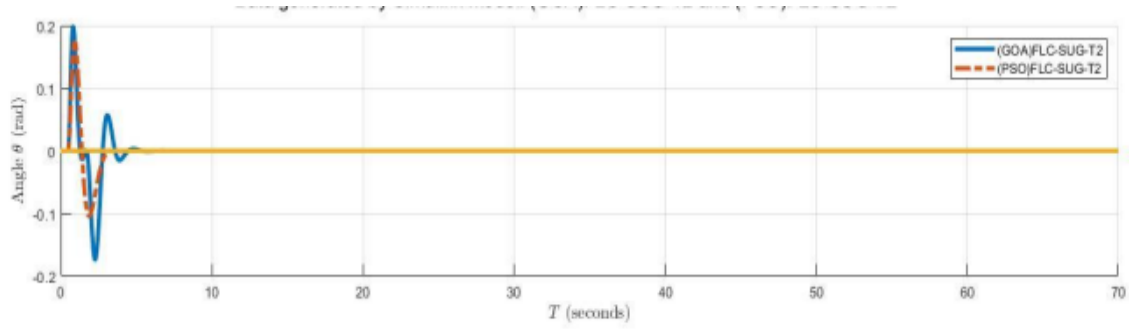
الجدول (4-9): مقارنة بين خوارزميتي الأمثلة PSO,GOA:

PSO	GOA
خوارزمية تكيفية تنتمي إلى فئة خوارزميات ذكاء السرب. تم اقتراحها عام 1995 تم تطبيقها عدة مرات في المراجع مع النواس المقلوب.	خوارزمية تكيفية تنتمي إلى فئة خوارزميات ذكاء السرب. تم اقتراحها عام 2017 لم يتم تطبيقها في المراجع مع النواس المقلوب.
تعتمد على إيجاد الحل الأمثل، وهي مستوحاة من سلوك الأحياء أي طريقة التحرك والتواصل لدى الحشرات أو الطيور أو الأسماك بحيث تعتبرها جسيمات (Particles)	تعتمد على إيجاد الحل الأمثل، وهي مستوحاة من سلوك وتفاعل أسراب الجراد في الطبيعة وتسمى كل جراد منها بالوكيل (agent)
تستخدم الخبرة الشخصية لكل جسيم (<i>pbest</i>) لعملية الاستثمار لمنطقة البحث وخبرة المجموعة (<i>gbest</i>) لعملية الاكتشاف لمنطقة البحث.	تستخدم حركة الحوريات (الجرادات غير البالغة) لعملية الاستثمار لمنطقة البحث وحركة الجراد البالغ (الفقر والحركات المفاجئة طويلة المدى) لعملية الاكتشاف.
النماذج الرياضية: يتم حساب موضع وسرعة كل جسيم.	النماذج الرياضية: يتم حساب موضع كل جراد.
المكونات الرئيسية: 1. وزن القصور الذاتي (ω) يؤثر على التوازن بين استكشاف مساحة البحث واستغلال المناطق الجيدة المعروفة 2. بارامترات الثقة (c) يحدد التأثير الاجتماعي والمعرفي بين الجسيمات. 3. حجم السرب (n)	المكونات الرئيسية: 1. بارامتر التناقص (c) الذي يحقق التوازن بين مرحلي الاستكشاف والاستغلال. 2. قوى التفاعل الاجتماعي (Si) (التنافر والجذب). 3. حجم السرب (n)

		<u>minITAE</u>
PSO	IT2Mamdani	26.999
	IT2Sugeno	17.664
GOA	IT2Mamdani	92.013
	IT2Sugeno	23.476



الشكل (4-31) استجابة الخطوة ل IT_2 FLCs من النوع ممداني قبل وبعد التحسين باستخدام PSO & GOA.



الشكل (4-32) استجابة الخطوة ل IT_2 FLCs من النوع سوغينو قبل وبعد التحسين باستخدام PSO & GOA.

الجدول (4-10): معايير أداء الاستجابة للمتحكمات العائمة من النمط الثاني من النوع ممداني وسوغينو لنظام النواس المقلوب.

		Rise Time	Settling Time	Overshoot
Mamdani	θ GOA	0	35.291	—
	θ PSO	0	8.4818	—
	θ	0	37.75	—
	X GOA	4.9279	25.764	17.876
	X PSO	2.034	6.1597	6.8662
	X	24.666	44.216	0
Sugeno	θ GOA	0	4.3178	—
	θ PSO	0	3.0499	—
	θ	0	9.4306	—
	X GOA	0.94022	3.5066	12.456
	X PSO	0.98876	2.4205	0.023543
	X	1.0838	7.6076	7.0485

4-6- مناقشة النتائج:

أثرت خوارزميات الأمثلة GOA و PSO، بشكل ملحوظ على مقاييس أداء نظم التحكم، مما أدى إلى تحسينات ملحوظة من حيث الاستقرار وأزمنة الاستجابة، وتقليل أزمنة الاستقرار والتجاوز الأعظمي.

خوارزمية سرب الجسيمات (PSO) قد عزز قدرة المتحكم على تقليل التذبذبات بسرعة والاستقرار في الموضع المطلوب مع الحد الأدنى من التجاوز الأعظمي وزمن الاستقرار.

أثبتت خوارزمية GOA فعاليتها في تحقيق أزمنة استقرار منخفضة نسبياً، بالإضافة إلى قدرتها على تقليل الاهتزاز إلى حد ما.

وفي الختام، في حين أن GOA تظهر نقاط قوة في تحقيق الاستقرار وتقليل التجاوز في سيناريوهات معينة، فإن أداء الخوارزمية قد يتطلب من حيث أزمنة الاستقرار والكفاءة العامة مزيداً من الضبط لتتقارب مع مستويات الأداء التي لوحظت مع PSO أو تجاوزها.

الفصل الخامس

الاستنتاجات والآفاق المستقبلية

5-1- الاستنتاجات:

تم التحكم بنظام النواس المقلوب الذي تمت عملية نمذجته ومحاكاة حركته باستخدام MATLAB/SIMULINK بواسطة التحكم العائم من النمط الأول والثاني من النوع ممداني وسوغينو وتم تحسين أداء هذا النظام أولاً باستخدام خوارزمية أمثلة سرب الجسيمات PSO ومن ثم خوارزمية أمثلة الجراد GOA.

تم تطبيق خوارزمية أمثلة الجسيمات PSO على النظام المدروس وأثبتت النتائج تحسين واضح لأداء النظام. ومن ثم تم تطبيق خوارزمية أمثلة الجراد GOA على النظام المدروس وتم اختبار عدة تجارب لتحديد حجم السرب (عدد الجراد) الواجب استخدامه وعدد التكرارات المستخدمة لتحقيق أفضل تحسين لأداء هذا النظام. إن التعقيد الحسابي وزمن التنفيذ المستغرق عند تنفيذ خوارزمية GOA أكبر بشكل ملحوظ منه عند تنفيذ خوارزمية PSO.

وأثبتت أيضاً نتائج تنفيذ خوارزمية PSO تفوق ملحوظ في تقليل التذبذبات للنظام بسرعة والاستقرار في الموضع المطلوب مع الحد الأدنى للتجاوز الأعظمي وزمن الاستقرار مقارنة بخوارزمية GOA.

5-2- الآفاق المستقبلية:

- استخدام نظام النواس المقلوب من الدرجة الأعقد من حيث زيادة عدد الوصلات أو من حيث الدرجة الرياضية للنظام.
- زيادة حجم السرب وعدد التكرارات المستخدمة عند تطبيق خوارزميتي الأمثلة PSO.GOA.
- استخدام خوارزميات أمثلة أخرى ومقارنة نتائجها مع الخوارزميات المستخدمة في هذا البحث.

المراجع:

- [1] Hassan. Saima, Khanesar. Mojtaba, Hussein. Nazar, Belhaouari. Samir, Amjad. Usman, and Mashwani. Wali. (2022). "Optimization of Interval Type-2 Fuzzy Logic System Using Grasshopper Optimization Algorithm" Tech Science Press, vol.71, no.2
- [2] Wu. Qing, Liu. Jiahao, and Zhao. Tao. (2018)." Optimization of Interval Type-2 Fuzzy Logic Controller for Uncertain Inverted Pendulum System" IOP Publishing.
- [3] Masrom. MF, Ghani. NMA, and Tokhi. MO. (2021). "Particle swarm optimization and spiral dynamic algorithm-based interval type-2 fuzzy logic control of triple-link inverted pendulum system: A comparative assessment" Low Frequency Noise, Vibration and Active Control.
- [4] Mai. Dinh, Dang. Trong, and Ngo. Long. (2020). "Optimization of interval type-2 fuzzy system using the PSO technique for predictive problems" Journal of Information and Telecommunication, Oct 30.
- [5] Aghdam. Asghar, Dabanloo. Nader, Rahatabad. Fereidoun, and Maghooli. Keivan. (2022), "An Interval Type-2 Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System based, Artificial Pacemaker Design and Stability Analysis" Department of Biomedical Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.
- [6] Wu. Hao, Zhao. Taoyan. (2022). "Design of interval type-2 fuzzy fractional order PID controller based on particle swarm optimization" School of Information and Control Engineering, Liaoning Petrochemical University, Fushun, Liaoning, 113001, China.
- [7] Lea R.N., Jani Y. and Mica J.A. (1997). "Fuzzy Logic Control: Basics and Applications," The Industrial Electronics Handbook, pp. 1116-1126.
- [8] J. Mao. (1998). "Reduction of the Quantization Error in Fuzzy Logic Controllers by Dithering," Master's thesis, University of Ottawa, Ottawa, Canada, Nov.

- [9] Nour, Mutasim & Ooi, J. & Chan, K.Y. (2007). "Fuzzy logic control vs. conventional PID control of an inverted pendulum robot". 209 - 214. 10.1109/ICIAS.2007.4658376.
- [10] Albertos, P., Sala, A., & Olivares, M. (2016). "Fuzzy Logic controllers. Methodology. Advantages and Drawbacks". X Congreso Espanol sobre.
- [11] Chen, G., & Pham, T. (2001). "Introduction to Fuzzy Sets, Fuzzy Logic and Fuzzy Control Systems". CRC Press LLC.
- [12] Kasabov, N.K. (1998). "Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems and Knowledge Engineering". Massachusetts Institute of Technology.
- [13] Mendel, J.M. (2017). "Uncertain Rule-Based Fuzzy Systems Introduction and New Directions". Springer Nature.
- [14] Mendel, J., Hagaras, H., & Tan, W.-W. (2014). "Introduction to Type-2 Fuzzy Logic Control: Theory and Applications". Wiley-IEEE Press.
- [15] LI, Z., WANG, J., & LIU, H. (2020). "A Robust state Estimator for T-S Fuzzy System". IEEE.
- [16] WU, D., & Mendel, J. M. (2009). "Enhanced Karnik-Mendel Algorithms". IEEE TRANSACTIONS ON FUZZY SYSTEMS.
- [17] U, D., & Nie, M. (2011). "Comparison and Practical Implementation of Type-Reduction Algorithms for Type-2 Fuzzy Sets and Systems". IEEE International Conference on Fuzzy Systems. Taipei, Taiwan IEEE.
- [18] Valdez1. Fevrier. (2019). "A review of optimization swarm intelligence-inspired algorithms with type-2 fuzzy logic parameter adaptation" Springer-Verlag GmbH Germany, part of Springer Nature.
- [19] Mai. Dinh, Dang. Trong, and Ngo. Long. (2020). "Optimization of interval type-2 fuzzy system using the PSO technique for predictive problems" Journal of Information and Telecommunication.

- [20] Li, H., Hui, Y.-B., Wang, H.-X, Wang, L.-J. (2022). “Design of Anti-Swing PID Controller for Bridge Crane Based on PSO and SA Algorithm. Electronics 3.
- [21] Saremi, S., Mirjalili, S., & Lewis, A. (2017). “Grasshopper Optimisation Algorithm: Theory and application. Advances in Engineering Software”, 105, 30–47. doi:10.1016/j.advengsoft.2017.01.004.
- [22] Tripathy, D., Choudhury, N. D., & Sahu, B. (2020). “A novel cascaded fuzzy PD-PI controller for load frequency study of solar-thermal/wind generator-based interconnected power system using grasshopper optimization algorithm”. The International Journal of Electrical Engineering & Education, 002072092093036. doi:10.1177/0020720920930365.
- [23] Marcin, Woznick. Józef, Szczotka. Andrzej, Sikora. Adam, Zielonka. (2024). “Fuzzy logic type-2 intelligent moisture control system”. Expert Systems with Applications.
- [24] Beheshtikhoo, Ali. Pourgholi, Mahdi. Khazaei, Iman. (2023). “Design of type-2 fuzzy logic controller in a smart home energy management system with a combination of renewable energy and an electric vehicle”. Journal of Building Engineering.
- [25] Mendel, M. (2024). “Type-1 Fuzzy Sets and Fuzzy Logic”. SPRINGER NATURE LINK.
- [26] Narthana, S. Gnanavadivel, j. (2024). “Power Quality Analysis of Interleaved Cuk Configuration Based Interval Type 2 Fuzzy Logic Controller for Battery Charging in Electric Vehicles”. Arabian Journal for Science and Engineering.
- [27] MERAIHI, Y. GABIS, A. MIRJALILI, S. RAMDANE, A. (2021). “Grasshopper Optimization Algorithm: Theory, Variants, and Applications”. IEEE.
- [28] Hichem, H. Elkamel, M. Rafik, M. Mesaaoud, M. Ouahiba, C. (2022). “A new binary grasshopper optimization algorithm for feature selection problem”. Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences.
- [29] Alirezapour, H. Mansouri, N. Zade, B. (2024). “A Comprehensive Survey on Feature Selection with Grasshopper Optimization Algorithm”. Neural Processing Letters.

[30] Janabi, S. Kurnaz , S. (2024). “A new localization mechanism in IoT using grasshopper optimization algorithm and DVHOP algorithm”. SPRINGER NATURE LINK.

.

Abstract

Tuning the membership function parameters of a Type-2 Fuzzy Control System is a challenging task in the presence of uncertainty and imprecision. The performance of the Type-2 fuzzy controller can be enhanced by optimizing its parameters using optimization algorithms such as the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm and the Grasshopper Optimization Algorithm (GOA).

This research aims to improve the performance of an inverted pendulum system, simulated in MATLAB, by employing a Type-2 fuzzy controller whose parameters are optimized using both PSO and GOA.

The findings of this study demonstrate that the system optimized using the Particle Swarm Optimization algorithm outperforms the one optimized using the Grasshopper Optimization Algorithm. The PSO-based controller exhibits superior capability in reducing oscillations more rapidly, achieving stability at the desired position with minimal overshoot and a shorter settling time.

Damascus University

Faculty of Mechanical & Electrical Engineering

Computers and Automation Engineering Department



Improving the performance of the type 2 fuzzy control system using optimization algorithms

A dissertation submitted in partial fulfillment of the requirements for the degree of Master in Control and Automation Engineering

By

Yara Milad Razzouk

Supervised by

Dr.Eng. Hiyam khaddam

Academic Year

2025 – 2026