

دراسة أداء الذراع المرن باستخدام التحكم التنبئي العائم

* بسام محمد

** مناف سليمان *

(تاريخ الإيداع ٣١ / ٣ / ٢٠١٩ . قُبل للنشر ٢٧ / ٦ / ٢٠١٩)

الملخص:

يختلف التحكم التنبئي العائم عن التحكم التنبئي التقليدي بأنه يدمج مفاهيم التحكم التنبئي مع التقنيات العائمة، إذ يعبر عن الأهداف والقيود للنظام كتتابع عائمة ويتم دمجهم باستخدام توابع ربط عائمة، تقوم بحساب أوامر المتحكم التنبئي العائم المثالية بحيث تحقق جميع أهداف النظام وقيوده بدرجات محددة. استخدمت في هذا البحث تقنية التحكم التنبئي التقليدي والتحكم التنبئي العائم للتحكم بذراع مرن. وتقنية المحاكاة باستخدام Matlab and Simulink من أجل مقارنة أداء المتحكمين التقليدي والعائم، حيث بينت النتائج دور المتحكم التنبئي العائم في تحسين استجابة الذراع المرن مقارنة بالمتحكم التنبئي التقليدي.

الكلمات المفتاحية: الذراع المرن، التحكم التنبئي، التحكم التنبئي العائم، الأهداف العائمة، القيود العائمة.

* أستاذ مساعد في قسم الحواسيب والأتمتة - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة دمشق - دمشق - سورية.
** طالب دراسات عليا (دكتوراه) في قسم الحواسيب والأتمتة - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة دمشق - دمشق - سورية.

Performance of Flexible Link Manipulator Using Fuzzy Predictive Control

Bassam Mohammad*

Monaf Solieman**

(Received 31 /3 / 2019 . Accepted 27 /6 / 2019)

ABSTRACT

The different between Fuzzy Predictive Control and conditional Predictive Control is that the first one combines the predictive control with Fuzzy control. we represent the goals and constraints in the system by using fuzzy objective functions and aggregate them by aggregation operators, then we search to the optimal input that satisfies all goals and constraints in the system. We simulated this system using Matlab and Simulink to compare the performance of the Fuzzy Predictive Controller with the conditional Predictive Controller. the results shows that using Fuzzy Predictive Control is better than conditional Predictive Controller as he improves the response of Flexible Link Manipulator.

Key words: Flexible Link Manipulator, Predictive Control, Fuzzy Predictive Control, fuzzy goals, fuzzy constraints.

*Assistant Professor, Computer and Automation Department, Faculty of Mechanical & Electric Engineering, Damascus University, Damascus, Syria.

**Postgraduate student(PhD), Computer and Automation Department, Faculty of Mechanical & Electric Engineering, Damascus University, Damascus, Syria.

مقدمة:

يعدّ التحكم التنبئي من أكثر تقنيات التحكم أهمية؛ وذلك لمميزاته العديدة وقدرته على التعامل مع القيود ضمن خوارزمية التحكم، وهو مطبق تطبيقاً واسعاً في كثير من المجالات الصناعية [1]. ولكن توجد بعض المشاكل عند تصميم المتحكم التنبئي مثل حالات الغموض وعدم الدقة الموجودة في النظام، وصعوبة تحديد أهداف النظام وقيوده بدقة كافية، كما أن مسألة اختيار أوزان تابع الكلفة Cost Function وأمثلة هذا التابع تعد من المسائل الصعبة، لذلك تم اقتراح استخدام التقنيات القائمة ضمن المتحكم التنبئي للحصول على طريقة جديدة وفعالة في حل المشاكل السابقة تسمى التحكم التنبئي العائم (Fuzzy Predictive Control (FPC) [2] [3].

يعد الذراع المرن Flexible Link Manipulator نظاماً لانهائي الأبعاد؛ وذلك بسبب مرونته الموزعة، كما أنه يتصرف كنظام غير أصغري الطور Non-Minimum Phase إلا أنّ الأصفار في النظام غير أصغري الطور تفرض قيوداً جوهرية على الأداء، إلا أنه توجد العديد من الطرق في نمذجة الذراع المرن لتخفيض درجته اللانهائية إلى درجة مقبولة لتخفيف الحمل الحسابي [4]. كما أنّ للذراع المرن أهمية كبيرة في العديد من الحقول مثل الصناعات الحديثة وفي الصناعات الدفاعية وفي تطبيقات الفضاء وغيرها، وقد تمت دراسته وتحليله في العديد من الدراسات في العقود الماضية حيث طورت العديد من أشكال التحكم مثل التحكم التناسبي التفاضلي التكامل Proportional Integral Derivative Control (PID) [4]، والتحكم القوي [5]، وحتى الشبكات العصبونية [6].

مؤخراً تم استخدام التحكم التنبئي العائم FPC في العديد من المجالات مثل قيادة المحركات [7] وتقنيات الطاقة المتجددة [8] وعمليات التحكم بالعملية Process [9]. إلا أنه لم يتم لتاريخه تطبيق هذه التقنية للتحكم بالذراع مرن، حيث وجدنا وفق المراجع [10] [11] أنّ التحكم بالذراع المرن يتم باستخدام العديد من الطرق منها التحكم العائم والتحكم التنبئي بشكل مستقل، بالإضافة إلى طرق أخرى متعددة، ولكن لم يذكر التحكم التنبئي العائم في أيّ منهم، إلا أننا وجدنا دراسات مستقلة [12] [13] تستخدم التحكم التنبئي العائم للتحكم بالذراع مرن، وتختلف هذه الأبحاث عن بحثنا بأنها تستخدم نموذجاً عائماً للتعبير عن الذراع المرن وتستخدم تابع الربح التقليدي في التحكم التنبئي، أما بحثنا فيستخدم النموذج الرياضي للتعبير عن الذراع المرن ويستخدم تقنية اتخاذ القرار العائم لحساب أوامر التحكم بدلاً من تابع الربح التقليدي، كما أنّ طبيعة وبارامترات الذراع المدروس في هذه الدراسة مختلفة كلياً عن الأبحاث السابقة. وإننا سنقوم بدراسة أداء الذراع المرن عند استخدام المتحكم التنبئي التقليدي ومقارنته بالمتحكم التنبئي العائم، وذلك باستخدام بيئة Matlab and Simulink للتأكد من النتائج.

أهمية البحث وأهدافه:

تكمن أهمية التحكم بالذراع المرن بدقة عالية، كونها تستخدم في معظم المجالات في الحياة العملية، كما تكمن في أهمية تطبيق التحكم التنبئي بشكل عام فهو يعد من أكثر التقنيات المستخدمة عملياً بسبب دقته وكفاءته العالية، كم أن دمجها مع التقنيات القائمة يعطينا أداءً أفضل، مما يمنح هذا البحث أهمية خاصة، وبالتالي فإن هدف البحث هو رفع أداء التحكم بالذراع مرن باستخدام التحكم التنبئي العائم ومقارنة النتائج مع المتحكم التنبئي التقليدي، كما يهدف البحث إلى بناء النموذج الرياضي القادر على التنبؤ بتصرف الذراع المرن، ونمذجة المتحكم التنبئي العائم القادر على التحكم بهذا الذراع.

منهجية البحث :

لقد أنجز هذا البحث اعتماداً على دراسة العديد من البحوث المنجزة في هذا المجال والتوقف عند نتائجها و توصياتها ، وتم الاعتماد على البيئة البرمجية Matlab and Simulink في وضع النماذج الرياضية والمحاكاة الحاسوبية واستخلاص النتائج.

قبل البدء بالبحث سنعرض بعض التعريفات المتعلقة باتخاذ القرار العائم.

١ - نظرية اتخاذ القرار (DM) Decision Making :

تعرف عملية اتخاذ القرار بشكل عام بأنها: الاختيار بين البدائل المتاحة في موقف معين أو هي عملية المفاضلة بين حلول بديلة لمواجهة مشكلة معينة، واختيار الحل الأمثل من بينها، وهناك العديد من النماذج المستخدمة لاتخاذ القرار. مؤخراً تم الاهتمام بما يعرف باتخاذ القرار متعدد المعايير (MCDM) Multi Criteria Decision Making. وذلك عن الحاجة لاتخاذ القرارات ذات المعايير المتعددة Multiple Criteria و المتعارضة وهي حالة كثيرة الشيعوع. فعلى سبيل المثال عندما تريد شراء سيارة وقمت بتحديد أربعة أنواع من السيارات التي ترغب فيها، عندها سيكون اختيار السيارة مبنياً على عدد من المعايير مثل: السعر، استهلاك الوقود، سعة المحرك، الشكل الخارجي والأمان. وهنا لدينا مسألة اتخاذ قرار ذات أربعة بدائل (السيارات الأربعة) وخمسة معايير. ويجب علينا أن نقرر أي سيارة هي الأفضل.

بشكل عام تصنف مسائل MCDM إلى فئتين رئيسيتين:

• اتخاذ القرار متعدد الأهداف (MODM) Multiple objective decision making

• اتخاذ القرار متعدد الخصائص (MADM) Multiple Attribute Decision Making

تعالج نماذج الصنف الأول MODM مشاكل القرار التي تكون فيها عدد البدائل المحتملة غير منتهي Infinite. وفي هذه الحالة بإمكاننا فقط تحديد المنطقة التي تقع فيها البدائل وتسمى منطقة الحلول. أما نماذج الصنف الثاني MADM فهي تحاول تقييم وانتقاء أفضل بديل من بين مجموعة من البدائل المحددة discrete والموصوفة ببعض الخصائص ليتم حلها بطرق رياضية مختلفة، في هذا البحث سيتم التركيز على اتخاذ القرار متعدد الخصائص MADM.

مع تزايد الاهتمام بالمنطق العائم فقد تم استخدامه في نماذج اتخاذ القرار متعدد المعايير باعتبار أنه عندما تكون المعايير (أهداف النظام وقيوده) ذات طبيعة عائمة نستخدم تقنيات اتخاذ القرار العائم [14]. في حال كان G هدفاً عائماً في نظام التحكم والذي يمكن أن يعبر عن تصغير الخطأ بين الخرج الفعلي والإشارة المرجعية، وكان C قيداً عائماً (على سبيل المثال السرعة القصوى لمحرك) فإن مسألة اتخاذ القرار العائم هنا هي إيجاد أكبر قيمة للقرار العائم D والمعبر عنها بالمعادلة (1).

$$u^M = \arg \max_{u \in A} \mu_G(u) \wedge \mu_C(u) \quad (1)$$

حيث:

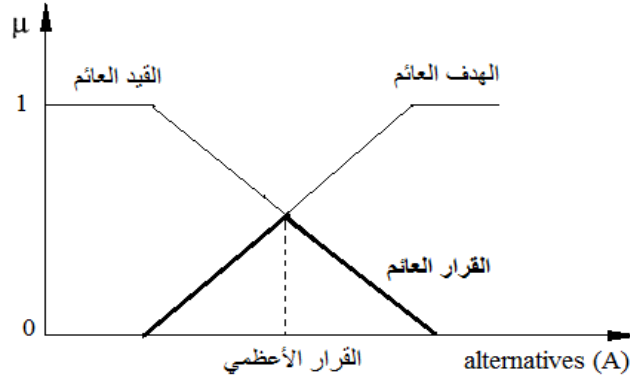
- \wedge هي عملية إيجاد القيمة الصغرى Min Operation وتسمى عملية ربط Aggregation Operation.

- A هي مجموعة البدائل المتاحة.

- u^M هو القرار الأمثل وهو القرار صاحب أكبر قيمة لتابع الانتماء ويسمى أيضاً القرار

الأعظمي Maximizing Decision.

يوضح الشكل (1) القرار الناتج عن تقاطع الهدف والقيود العائم. يمكننا طبعاً استخدام عمليات ربط أخرى غير القيمة الصغرى 8 وبجميع الأحوال لا يمكن إرضاء جميع القيود والأهداف بالدرجة نفسها، لذلك يجب اختيار توابع الربط بحيث نلتزم بالأهداف والقيود بدرجة مرضية [15].



الشكل (1) القرار العائم الناتج عن تقاطع الهدف والقيود العائم.

يركز هذا البحث على نظرية اتخاذ القرار العائم المتعدد الخصائص MADM والتي تعد عمليات الربط إحدى أهم مراحلها وتسمى مرحلة التقييم، حيث يتم إعطاء قيمة لكل بديل وذلك بحسب درجة تحقيقه للأهداف والقيود العائمة، وبعدها نقوم باختيار البديل الذي يملك أكبر قيمة. هنالك العديد من طرق الربط المستخدمة في مرحلة التقييم مثل طرق الربط المثلثية (t-norm) سنستخدم في بحثنا معادلتين ربط موضحين بالمعادلتين (2) و(3): حيث T_γ ترمز لعملية الربط المثلثية من نوع Yager بين تابعي انتماء عائمين والتي يمكن تعميمها لأكثر من تابع انتماء، كما أن T_D ترمز لعملية الربط المثلثية من نوع Dombi بين تابعي انتماء عائمين والتي يمكن تعميمها لأكثر من تابع انتماء.

$$T_\gamma(\mu_1, \mu_2) = \max(0, 1 - [(1 - \mu_1)^\gamma + (1 - \mu_2)^\gamma]^{1/\gamma}), \gamma > 0 \quad (2)$$

$$T_D(\mu_1, \mu_2) = \frac{1}{1 + \sqrt[\gamma]{\left(\frac{1 - \mu_1}{\mu_1}\right)^\gamma + \left(\frac{1 - \mu_2}{\mu_2}\right)^\gamma}}, \gamma > 0 \quad (3)$$

2- المنهجية المستخدمة عملية اتخاذ القرار متعدد المراحل - Multi-Stage Decision-Making

يمكن اتخاذ القرار بمرحلة واحدة Single-step Decision-Making عندما يكون المطلوب اختيار البديل الأفضل من عدة خيارات والذي يمكن أن يحدث بمرحلة واحدة مع مراعات كافة المعايير Criteria. أما اتخاذ القرار متعدد المراحل فهو عندما يتم اتخاذ القرار عبر عدة خطوات ويمكن أن تكون خطوات تكرارية، حيث لا تكفي خطوة واحدة لاتخاذ القرار. القرار متعدد المراحل يمكن أن يبسط المسألة عن طريق تقسيم المشكلة إلى مشاكل أصغر وبالتالي يمكن حل هذه المشاكل الصغيرة باستخدام تقنية اتخاذ القرار بخطوة واحدة فقط، فالتعامل معها يصبح أسهل وهذه العملية تستخدم في العديد من مسائل التحكم مثل التحكم بالمرور وعمليات التحكم الصناعية المباشرة.

تمّ التركيز في هذا البحث على استخدام اتخاذ القرار متعدد المراحل في البيئة العائمة والذي طرح أول مرة من قبل Bellman and Zadah [14]، ويعني: كيفية توظيف المفاهيم السابقة مثل الهدف العائم والقيود العائم والقرار العائم في مسألة اتخاذ قرار لأكثر من مرحلة، ولتوضيح ذلك نفرض أنه لدينا عملية بزمن انتهاء أو عدد مراحل N ، ومعرفة بالعلاقة الآتية $x_{\tau+1} = f(x_{\tau}, u_{\tau})$ ، حيث إن x_{τ} تمثل حالة النظام بالمرحلة τ ، و u_{τ} تمثل القرار المتخذ بالمرحلة τ حيث إن τ يمثل عدد المراحل $\tau = 0, 1, 2, \dots, N$. وكما فرض Bellman and Zadah بأنه عند كل مرحلة τ يكون القرار u_{τ} تابعاً لقيود عائم $\mu_{c_{\tau}}(u_{\tau})$ ولهدف عائم $\mu_{G_{\tau}}(x_{\tau+1})$ وبالتالي تكون درجة ارضاء كافة القيود والأهداف N مرحلة معرفة بالمعادلة (4).

$$\mu_D(u_0, \dots, u_{N-1}) = \mu_{c_0}(u_0) \wedge \mu_{G_0}(x_1) \wedge \dots \wedge \mu_{c_{N-1}}(u_{N-1}) \wedge \mu_{G_{N-1}}(x_N) \quad (4)$$

حيث إن \wedge ترمز إلى عملية إيجاد القيمة الصغرى (أو يمكن استخدام أي قاعدة ربط أخرى). وهنا تصبح المسألة المراد حلها مسألة أمثلة أي أن المطلوب هو إيجاد التسلسل المثالي للدخل والذي يعطينا أعظم قيمة للقرار العائم μ_D المعطى بالمعادلة (4)، فإذا اعتبرنا أن $[u_0^M, u_1^M, \dots, u_{N-1}^M]$ تمثل التسلسل الذي يعطينا القرار الأعظمي، فإن إيجاد هذا التسلسل عملياً هو مسألة أمثلة غير محدبة و حلها يتطلب استخدام الطرق العددية، ويُعدّ Zadah أول من اقترح طريقة البرمجة الديناميكية Dynamic Programming لإيجاد هذا التسلسل.

٣- التحكم التنبئي باستخدام النموذج (MPC) Model-Based Predictive Control:

استخدم التحكم التنبئي (أو ما يعرف اختصاراً MPC) أول مرة (١٩٦٠s) في تطبيقات التحكم بعمليات تكرير النفط ثم استخدم في مجال الصناعات الكيماوية، وبعد ذلك تمّ تعميمه ليشمل جميع المجالات [1]، من المعروف أنّ المتحكم التنبئي يقوم بعدة عمليات في آن واحد، فهو يحدد مسافة رؤية ينظر من خلالها إلى ما يمكن أن يتخذه من قرارات مستقبلية، ويرسم مساراً أمثلياً يوصله إلى الهدف المطلوب. مع الأخذ بعين الاعتبار قيود النظام وتغيرات بارامتراته، ثم يتخذ في كل لحظة مجموعة من القرارات التي تحدد طريقة عمل الجملة لعدة خطوات قادمة، ثم يطبق القرار الأول (الأمر الأول) الذي يخص اللحظة الحالية، وفي اللحظة الآتية يعيد حساباته السابقة لعدة خطوات مستقبلية بحيث يحافظ دائماً على استقرار الجملة المتحكم بها. وبعبارة أخرى يقوم المتحكم التنبئي MPC باستخدام النموذج الرياضي للنظام بحساب أفضل تسلسل ممكن لأوامر المتحكم $[u(\tau), u(\tau + 1), \dots, u(\tau + H_c)]$ وذلك عن طريق تصغير تابع الكلفة cost function [16].

لمزيد من التوضيح عن طريقة عمل المتحكم التنبئي نورد الشكل (٢)، حيث إن:

H_p تمثل أفق التنبؤ prediction horizon وهو يمثل عدد عينات الخرج المستقبلية المتنبأ بها في اللحظة. H_c تمثل أفق التنبؤ control horizon وهي عدد عينات الدخل والتي يجب أخذها بالحسبان عند التنبؤ وبعبارة أخرى هي طول سلسلة أوامر المتحكم حيث إننا نبحث عن أفضل سلسلة ممكنة لأوامر التحكم كما ذكرنا سابقاً. وفي حال كانت $H_c < H_p$ نقوم بتثبيت آخر قيمة للدخل ثم نقوم بإزاحة أفق التنبؤ وأفق التحكم عينة إلى الأمام ونبدأ من جديد. يمكن تقسيم طريقة عمل المتحكم التنبئي لعدد من المراحل، وأول مرحلة هي إيجاد النموذج الرياضي للجملة لكي نتمكن من التنبؤ بالخرج المستقبلي حيث إن قوة النموذج الرياضي المستخدم يؤثر في قدرة المتحكم على توقع الأخطاء وتقاديها، وغالباً ما يرتبط ضعف المتحكم التنبئي بضعف عمليات النمذجة.

إنّ معظم العمليات الصناعية تحمل صفات لا خطية، ولكن تتعلق درجة اللاخطية لهذه العملية بالعديد من الأسباب بدءاً بطبيعة العملية نفسها ومروراً بالظروف المحيطة بها وأيضاً بطبيعة المواد والعناصر المكونة للعملية. إنّ

مشكلة لاختطية النظام تسبب تعقيداً في خوارزمية التحكم في أثناء تصميم المتحكم التنبئي بالإضافة إلى أنها تسبب ظهور متطلبات جديدة على المتحكم التعامل معها مثل المعايير في الزمن الحقيقي ومحاولة التغلب على أخطاء النموذج الرياضي. ولهذا يفضل الباحثون التعامل مع النماذج الخطية للأنظمة عند استخدام المتحكمات التنبئية وذلك في حال كان التقريب الخطي المعبر عن النظام دقيقاً كفاية لتمثيل النظام كما أن الطبيعة التكرارية للمتحكم التنبئي تضمن لحد ما الأداء الجيد رغم استخدام النموذج الخطي علماً أنه في هذا البحث سنستخدم نموذجاً خطياً للتنبؤ. أما المرحلة الثانية فهي الحصول على أفضل تسلسل ممكن من أوامر المتحكم من أجل جميع احتمالات الدخل الممكنة عبر أفق التحكم H_c ، ويتم ذلك عن طريق تصغير تابع الكلفة الموضح بالمعادلة (5) حيث:

- r تمثل الإشارة المرجعية.

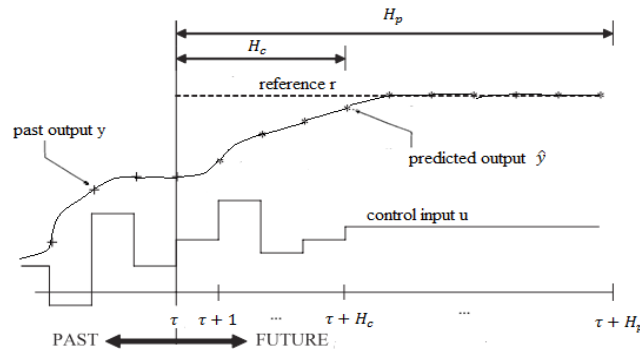
- \hat{y} تمثل الخرج المتنبأ به.

- Δu تمثل تغيرات الدخل.

- ω_{1j}, ω_{2j} فتمثل أوزان تابع الكلفة لكل حد بحسب أهميته.

يُعد اختيار هذه الأوزان عملية أساسية عند تصميم المتحكم التنبئي لكنها تتصف بالصعوبة، كما أن عملية تصغير تابع الكلفة تُعد مسألة صعبة أيضاً. آخر مرحلة هي تطبيق أول دخل من التسلسل المثالي الذي تم حسابه في المرحلة الثانية ثم نقوم بإزاحة الأفق (أفق التنبؤ وأفق التحكم) receding horizon عينة إلى اليمين وبعد ذلك نبدأ من جديد وهكذا.

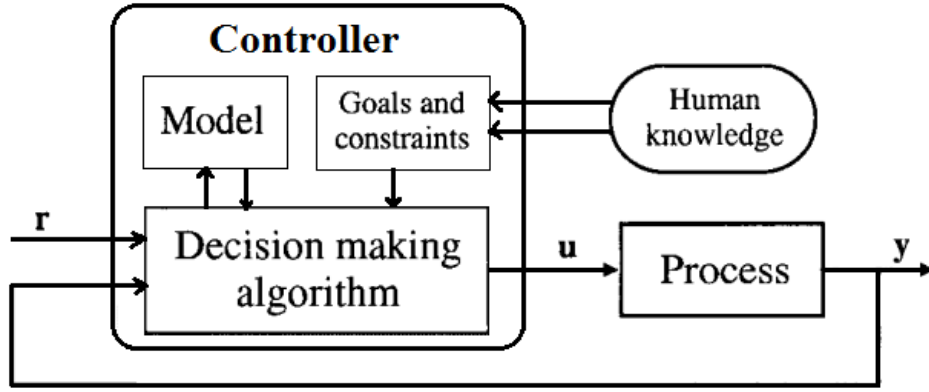
$$J(u) = \sum_{j=1}^{H_p} \omega_{1j} (r(\tau + j) - \hat{y}(\tau + j))^2 + \omega_{2j} (\Delta u(\tau + j - 1))^2 \quad (5)$$



الشكل (٢) آلية عمل المتحكم التنبئي MPC.

٤ - التحكم التنبئي العائم (FMPC) Fuzzy Model-Based Predictive Control:

نحصل على المتحكم التنبئي العائم FMPC عندما يكون لدينا أهداف وقيود عائمة ونستخدم نموذجاً رياضياً للتنبؤ بخرج النظام (نموذج خطي في هذا البحث) [17]. وتساعد المجموعات العائمة على التعبير بشكل أكثر دقة عن أهداف النظام وقيوده كما يبين الشكل (3) [15]. فإن أهداف النظام وقيوده تتعلق بالخبرة البشرية وبالمعرفة الدقيقة بالنظام، كما يبين الشكل (3) استخدام نموذج الجملة بالإضافة للقيود والأهداف في عملية اتخاذ القرار العائم لكي نحصل على أمر التحكم u ، كما يوضح مداخل المتحكم التنبئي العائم وهما الإشارة المرجعية r والخرج y كتغذية عكسية. وكما ذكرنا سابقاً عند استخدام اتخاذ القرار العائم يجب أن تكون أهداف النظام وقيوده ذات طبيعة عائمة.



الشكل (3) مخطط صندوقي للتحكم التنبئي العائم FMPC.

لقد ذكرنا أعلاه مسألة اتخاذ القرار متعدد المراحل multi stage decision making ويمكننا اعتبار التحكم التنبئي العائم FMPC تطبيقاً عملياً على مسألة اتخاذ القرار متعدد المراحل، حيث نستبدل المعايير (الأهداف والقيود) بالمعايير التحكمية المطلوبة من عملية التحكم، باعتبار أن عدد المراحل يصبح مساوياً لأفق التحكم $H_p = N$ ، والتسلسل المثالي للقرار أو الدخل يصبح متعلقاً بأفق التنبؤ H_c .
البدائل تمثل قيم الدخل الممكنة، ولنفرض أن π عبارة عن تسلسل معين من الدخل، ولنفرض أن تابع انتمائه يرمز له بالشكل μ_π ويعطى بالمعادلة (6) [15].

$$\mu_\pi = (\mu_{d_{11}} \otimes_g \dots \otimes_g \mu_{d_{11}}) \otimes (\mu_{d_{1(q+1)}} \otimes_c \dots \otimes_c \mu_{d_{1N}}) \otimes \dots \otimes (\mu_{d_{Hp1}} \otimes_g \dots \otimes_g \mu_{d_{Hpq}}) \otimes (\mu_{d_{Hp(q+1)}} \otimes_c \dots \otimes_c \mu_{d_{HpN}}) \quad (6)$$

حيث إن:

- μ_{d_j} تمثل المعيار العائم (هدف أو قيد عائم).

- \otimes_g هي عملية ربط aggregation operation لدمج الأهداف.

- \otimes_c هي عملية ربط لدمج القيود.

- \otimes هي عملية الدمج الكلية بين الأهداف والقيود.

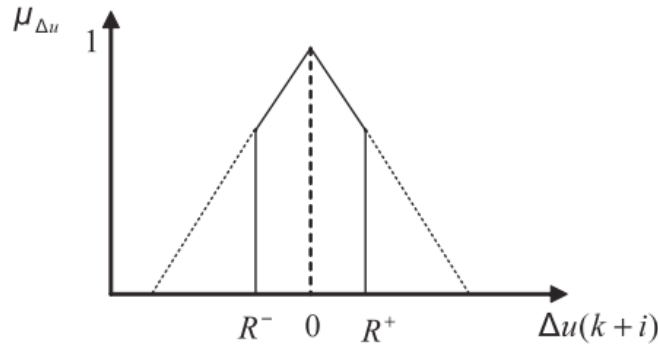
يمكن استخدام عملية دمج واحدة لتسهيل الحسابات. نلاحظ أن عدد المعايير الكلي مساوياً لجداء أفق التنبؤ H_p بعدد المعايير عند كل خطوة N .

كما ذكرنا سابقاً فإن μ_π يعبر عن جميع تسلسلات الدخل الممكنة وبالتالي يجب البحث عن التسلسل المثالي للأوامر المتحكم والذي يعطي أعظم انتماء π^M ، وهذا ما يمكن أن نعبر عنه بالمعادلة (7) وهي مسألة أمثلة غير محددة ويتم استخدام الطرق العددية لحلها [14].

$$\pi^M = \arg \max_{\{u(\tau), \dots, u(\tau+H_p-1)\}} \mu_\pi \quad (7)$$

الشكل (4) يوضح قيوداً أو معياراً غير تربيعي للنظام، يمكن استخدامه عندما يكون أمر التحكم محكوماً بقيود معينة، أي عندما لا نرغب في أن يتغير أمر التحكم بشكل كبير وهو مفيد في حالات الأنظمة التي تحوي قيوداً فيزيائية معينة مثل عملية فتح صمام وإغلاقه، أو زيادة وإنقاص سرعة محرك فهذه العمليات يجب أن لا تتم بشكل سريع أي أن الجهد المطبق مثلاً على المحرك يجب أن لا يتغير بسرعة وبشكل حاد بل يجب أن يتغير ببطء وسلاسة للحفاظ على مكونات المحرك من التلف. ولذلك يمكننا القول إن استخدام المجموعات العائمة لتمثيل الأهداف والقيود

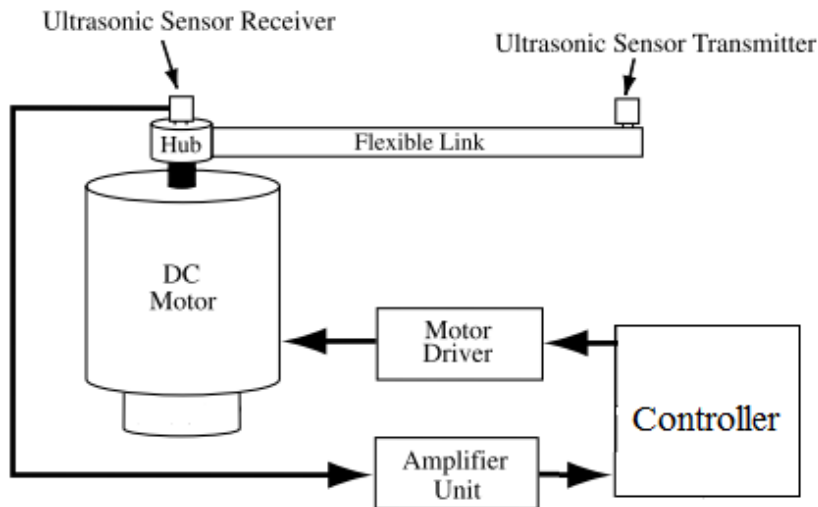
بالنظام يعتمد على الخبرة البشرية (كما هو واضح بالشكل (3)) بالدرجة الأولى كما يساعد على وصف المعايير بموضوعية أكثر من تابع الكلفة التقليدي.



الشكل (4) تابع عائم يمثل قيماً غير تربيعي.

٥ - وصف عمل الذراع المرن Flexible Link Manipulator:

يتكون الذراع المرن بشكل عام من عارضة مرنة مثبتة بنهايتها مرسل أمواج فوق صوتية يستخدم لتحديد موقع نهاية العارضة، ومقاد بواسطة محرك تيار مستمر DC يتم التحكم به بواسطة دارة قيادة كما هو موضح بالشكل (5). ويعد الذراع المرن نظاماً لانتهائي الأبعاد بسبب مرونته الموزعة، كما يتصرف كنظام غير أصغري الطور non-minimum phase وذلك بسبب توضع الحساس والمحرك في مكانين مختلفين بالنسبة إلى الذراع [18].



الشكل (5) المخطط الصندوقي لنظام التحكم بالذراع المرن [2].

يوجد العديد من الطرق لنمذجة الذراع المرن للعمل على تخفيض درجته اللانهائية إلى درجة مقبولة؛ لتخفيف العمليات الحسابية [4]. وقد استخدمنا في دراستنا نموذجاً تم تعريفه سابقاً بشكل حقيقي من خلال الدراسة [5]، وهو معرف من خلال تابع التحويل المبين بالمعادلة (8)، حيث دخل النظام هي الاستطاعة المقدمة لمحرك التيار المستمر والخرج هي زاوية الذراع مقدره بالراديان.

$$G(s) = \frac{-4.906s^2 - 0.5884s + 335.17}{s^4 + 0.55437s^3 + 139.6s^2 + 27.91s} \quad (8)$$

نلاحظ من تابع التحويل أن النظام من الدرجة الرابعة، وبطل معادلة البسط نلاحظ أنه يملك صفرين $Z_1 = 8.2057$ و $Z_2 = -8.3257$ ، وإن وجود الصفر الموجب Z_1 هو الذي يجعل النظام غير أصغري الطور والسبب

الفيزيائي لذلك هو توضع الحساس والمحرك بنقطتين مختلفتين من الذراع، كما أن النظام يحوي أربعة أقطاب (قطبين حقيقيين وقطبين عقديين) وقيمهم كما يلي $P_1 = 0, P_2 = -0.2, P_{3,4} = -0.1772 \mp j11.8109$ إن النظام من الدرجة الرابعة وبالتالي من الصعب التحكم به كما أن معامل التخماد صغير ويساوي $\zeta = 0.015$. وبالتالي يمكن الاستنتاج فيزيائياً أن القطب الأول والثاني يقابلان الحركة الصلبة للذراع أو النمط الصلب بينما القطبان العقديان يقابلان النمط المرن للذراع [18].

لقد قمنا في هذا البحث بإيجاد معادلات الحالة المتقطعة التي تمثل نموذج الذراع في فضاء الحالة المتقطع وذلك باستخدام Matlab.

حيث فضاء الحالة المتقطع الذي يمكننا من التنبؤ بالخرج المستقبلي لأكثر من عينة مستقبلية وذلك حسب تغيرات الدخل مبين بالمعادلة (9) [19].

$$\begin{aligned} X(k+1) &= A_d X(k) + B_d U(k) \\ Y(k) &= C_d X(k) \end{aligned} \quad (9)$$

انطلاقاً من المعادلة (8) تم استنتاج المصفوفات A, B, C, D والتي تمثل مصفوفات الحالة للنظام في الفضاء المستمر وذلك باستخدام التابع $tf2ss$ على الشكل الآتي:

$$[A, B, C, D] = tf2ss([-4.906 - 0.5884 - 0.5884], [1 - 0.5884 - 0.5884 - 0.5884])$$

كما تم إيجاد المصفوفات A_d, B_d, C_d, D_d والتي تمثل النظام في الفضاء المتقطع باستخدام تقطيع بزمن أخذ عينات يساوي $0.1s$ باستخدام التابع $c2dm$ على الشكل الآتي:

$$[A_d, B_d, C_d, D_d] = c2dm(A, B, C, D, 0.1)$$

سنستخدمها للتنبؤ بتصرف النظام المستقبلي:

$$\begin{aligned} A_d &= \begin{bmatrix} +0.3444 & -10.774 & -2.1231 & 0 \\ +0.0761 & -0.9495 & -0.1218 & 0 \\ +0.0044 & -0.0058 & +0.9957 & 0 \\ +0.0002 & +0.0044 & +0.0999 & 1 \end{bmatrix}, B_d = \begin{bmatrix} +0.0761 \\ +0.0044 \\ +0.0002 \\ 0 \end{bmatrix} \\ C_d &= [0 \quad -4.906 \quad -0.5884 \quad 335.17], D_d = 0 \end{aligned}$$

يمكن تلخيص مبدأ عمل الخوارزمية البرمجية التي على أساسها تم استخدام المعادلة (9) للتحكم بزواوية الذراع

المرن وفق ما يلي:

١. Read state vector $X(k)$ from system
٢. Calculate state vector $X(k+1)$ from $X(k)$ and $u(k)$
٣. Calculate output $y(k+1)$ for all possible inputs $[u_1, u_2, \dots, u_{H_c}]$
- IF $k < \text{prediction horizon } H_p$ THEN
- Increment k and Go to step2
- ELSE
- Make $k = 1$
- END IF
٤. Calculate the cost function $J(u)$
٥. Minimize $J(u)$ to select the best inputs $[u_1^*, u_2^*, \dots, u_{H_c}^*]$

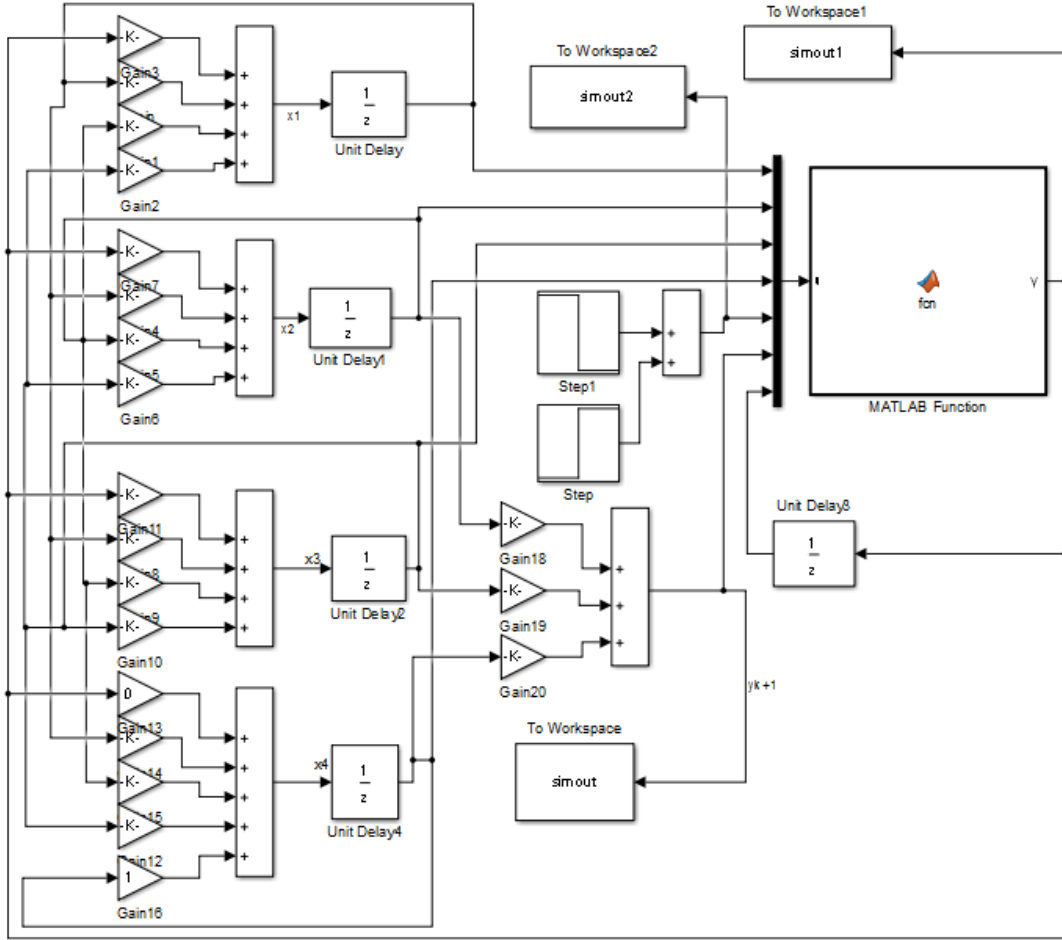
Make $u(k) = u_1^*$ (the first one) . 7

Go to step1 . 7

الخوارزمية السابقة تقوم بقراءة قيم متغيرات الحالة للنظام $X(k)$ ، ثم حساب متغيرات الحالة للعينات الآتية $X(k+1)$ ، ثم نقوم بالتنبؤ بالخرج عند العينات الآتية على طول أفق التنبؤ H_p من أجل جميع تغيرات الدخل الممكنة على طول أفق التحكم H_c ، ثم نقوم بحساب تابع الكلفة $J(u)$ وإيجاد تسلسل الدخل المثالي $[u_1^*, u_2^*, \dots, u_{H_c}^*]$ الذي يعطي أصغر قيمة لتابع الكلفة، ثم يتم تطبيق أول قيمة u_1^* للدخل من التسلسل المثالي ثم نقوم بإزاحة الأفق وبدء العملية من جديد.

٦ - نمذجة الذراع المرن:

قمنا بنمذجة الذراع المرن الموضح بالشكل (5) باستخدام النموذج الرياضي المطور من قبلنا المعبر عنه بمعادلة الحالة (9) باستخدام معادلات الحالة والمصفوفات A_d, B_d, C_d, D_d والتي تمثل النظام في الفضاء المنقطع وذلك باستخدام بيئة Simulink، ونموذج المحاكاة مبين بالشكل (6) ويضم كل من نموذج الذراع المرن والمتحكم التنبؤي المضمن في Matlab Function، وكما يوضح الشكل (6) فإن المتحكم التنبؤي المضمن في Matlab Function يأخذ سبعة مداخل هي على الترتيب من الأعلى للأسفل (متغيرات الحالة الأربعة - الإشارة المرجعية - الخرج - أمر التحكم في العينة السابقة) ويعطينا خرجاً وحيداً هو أمر التحكم المثالي الذي يطبق على الذراع المرن. وذلك يعني أن الكود البرمجي المسؤول عن تطبيق خوارزمية التحكم مضمن في Matlab Function. حيث قمنا بكتابة برنامجين البرنامج الأول يحاكي المتحكم التنبؤي التقليدي MPC لدراسة استجابته، و البرنامج الثاني يحاكي ويحقق خوارزمية التحكم التنبؤي العائم لدراسة استجابة المتحكم التنبؤي العائم FMPC. حيث تمت دراسة استجابة الذراع عن طريق ملاحظة إشارة مرجعية مؤلفة من عدة قفزات.



الشكل (6) نموذج الذراع المرن الناتج عن استخدام Simulink.

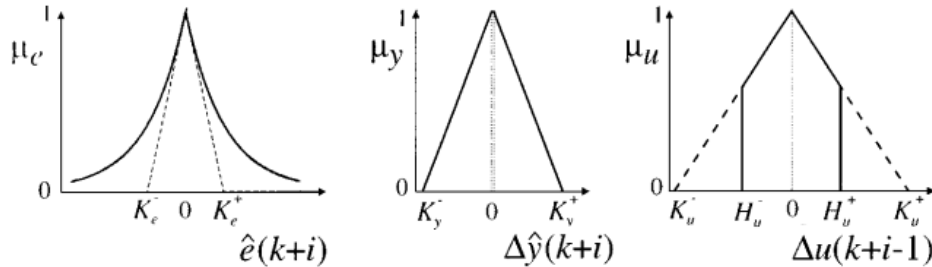
تمّ التنبؤ لأربع خطوات للأمام أي أن $H_p = 4$ وتمّ استخدام أفق تحكم $H_c = 2$ ، وذلك بالنسبة إلى المتحكم التنبئي التقليدي والمتحكم التنبئي العائم على حدٍ سواء. وهذه القيم كافية للتحكم بالذراع المرن كما سنرى. أما بالنسبة إلى تابع الكلفة المستخدم في المتحكم التقليدي فقد استُخدم تابع مشابه للمعادلة (5)، وهو مبين بالمعادلة (10) وأضيف حد جديد يمثل التغير في إشارة الخرج Δy ، وقد تم اختيار الأوزان المبينة بالمعادلة (10) بشكل تجريبي للوصول للأداء المطلوب.

$$J(u) = \sum_{j=1}^4 (\hat{e}(\tau + j))^2 + \sum_{j=1}^2 1.5(\Delta u(\tau + j - 1))^2 + \sum_{j=1}^4 3(\Delta \hat{y}(\tau + j))^2 \quad (10)$$

أما بالنسبة إلى المتحكم التنبئي العائم فقد تم استخدام تابع انتماء العائمة المبينة بالشكل (7)، مع ملاحظة أنّ شكل تابع انتماء الخطأ هو تابع أسي ويتميز بأنه لا يصل إلى قيمة الصفر حيث يمكن التعبير عنه بالتابع المبين بالمعادلة (11). أيضاً نلاحظ أن $K_e^+ = K_e^- = 3$ وهو ما يمكننا أن نتوقعه بشكل قريب من الواقع لأن حركة زاوية الذراع ستساوي تقريباً 3 rad كأكبر زاوية بشكل تقريبي، أما بالنسبة إلى تغيرات الخرج فيمكننا إعطاء القيم الآتية لنحصل على تغير سلس لقيم الخرج وبذلك نتجنب التغيرات السريعة جداً $K_y^+ = K_y^- = 1$. أما بالنسبة إلى تغيرات الدخل Δu فيجب الالتزام لحد ما بالقيود المفروضة على تغيرات الاستطاعة التي يمكن تقديمها لمحرك التيار المستمر

$K_u^- = K_u^+ = 0.6, H_u^- = H_u^+ = 0.1Nm$ ، حيث تم اختيار القيم الآتية لتحقيق هذا الشرط بدرجة مقبولة $\Delta u < 0.1Nm$.
0.1

$$\mu_e = \exp\left(-\frac{|\hat{e}(\tau + j)|}{3}\right) \quad (11)$$

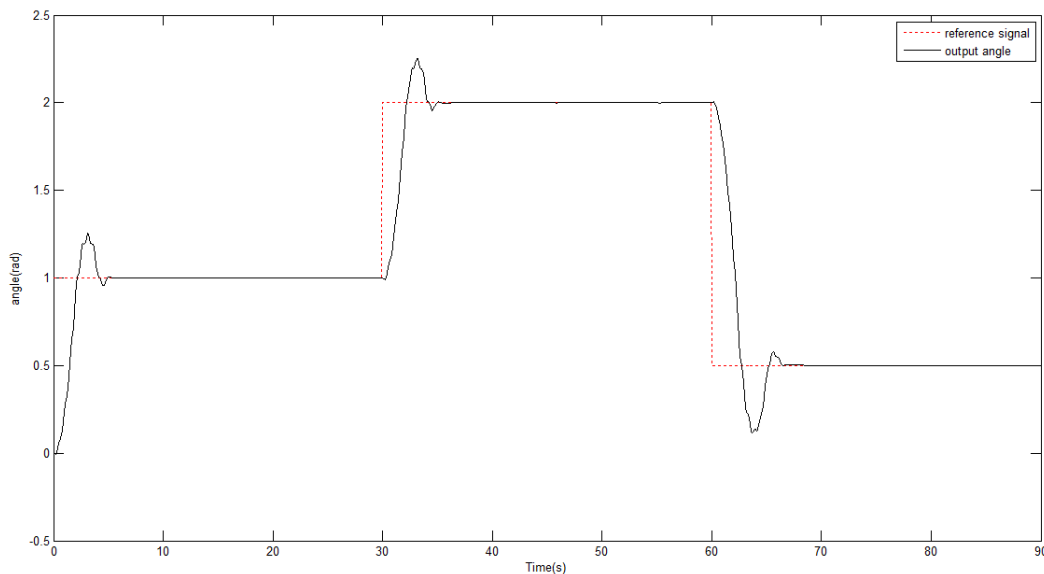


الشكل (7) توابع الانتماء لكل من الخطأ وتغيرات الخرج وتغيرات أوامر المتحكم.

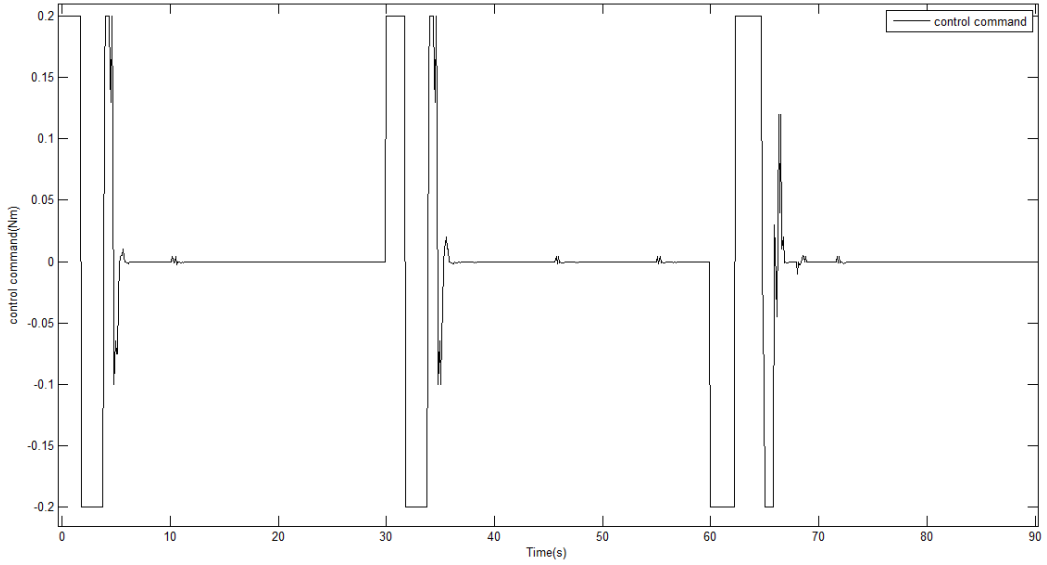
أما بالنسبة إلى توابع الربط فقد تم استخدام قاعدتي الربط المثلثيتين Yager و Dombi المبينتين بالمعادلة (2) والمعادلة (3) على التوالي وذلك بشكل معمم لأكثر من تابعين عاشرين فهنا يتم الربط بين ثلاثة توابع عائمة وهي الموضحة بالشكل (7) وذلك على فرض أن $\gamma = 2$.

النتائج و المناقشة :

بعد أن حصلنا على منحنيات استجابة النظام لعدة قفزات وملاحظة عملية الملاحقة، واضح من الشكل (8) أن استجابة المتحكم التنبئي التقليدي MPC تعطي تجاوزاً أعظماً بمقدار $0.25rad$ وهي زاوية كبيرة لا يسمح بها في معظم التطبيقات الصناعية. ونلاحظ زمن استقرار يساوي 6s، كما قمنا برسم أوامر المتحكم التنبئي MPC والتي تعبر عن الاستطاعة المقدمة لمحرك التيار المستمر والمبينة بالشكل (9) وهنا أيضاً نلاحظ تذبذباً في الاستطاعة المقدمة للمحرك، وحتى بعد الوصول إلى الخرج المطلوب؛ وهذا يؤثر على المحرك ويقلل من عمره ويزيد من حرارته، وهذه التغيرات يجب التخلص منها عند تصميم أي نظام تحكيمي فهي تعد من العيوب التحكيمية.



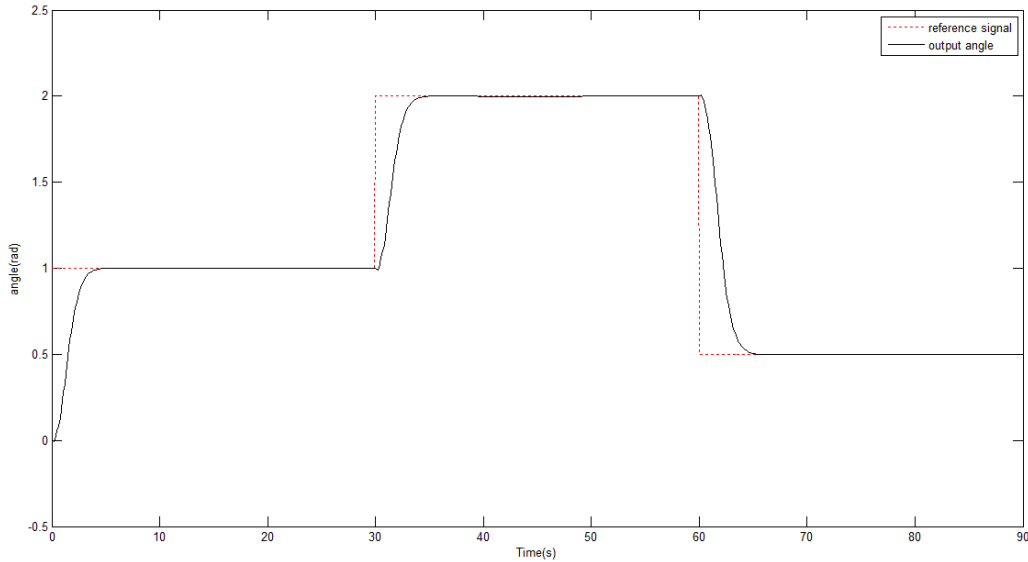
الشكل (8) استجابة الذراع مع المتحكم التقليدي MPC.



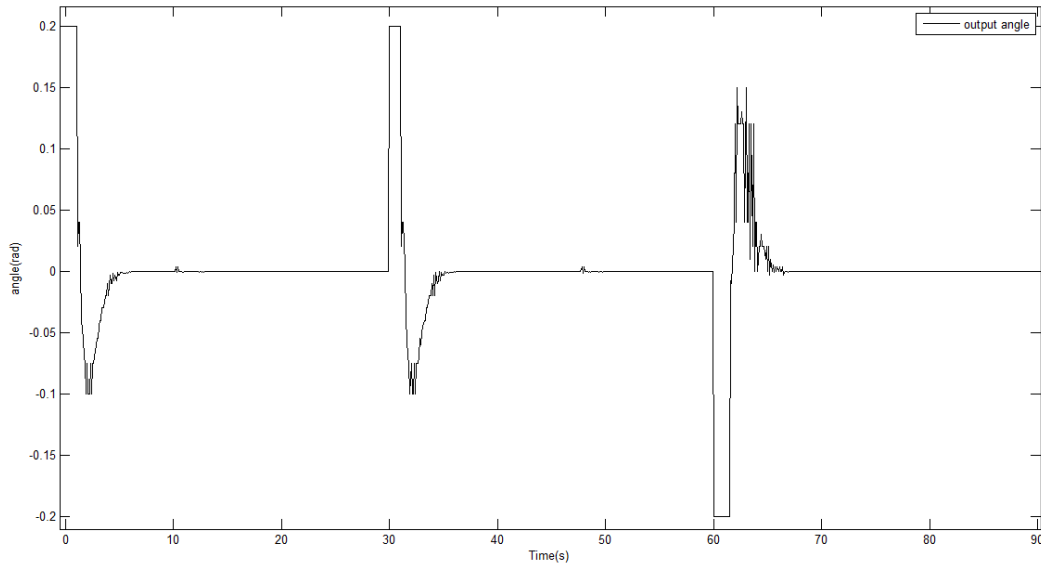
الشكل (9) أوامر المتحكم التقليدي MPC.

بالنسبة إلى المتحكم التنبئي العام FMPC فقد استخدمنا قاعدتي ربط مختلفتين:
 • Yager:

عند استخدام قاعدة ربط Yager فإن استجابة الذراع للقفزات الواحدية مبينة بالشكل (10)، حيث نلاحظ قدرة المتحكم على التخلص من التجاوز الأعظمي، وهذا شيء مهم وخصوصاً في بعض العمليات الصناعية التي يجب أن لا يصل الذراع فيها لأبعد من المنطقة المستهدفة، كما نلاحظ تحسن زمن الاستقرار إلى 3s، كما قمنا برسم أوامر المتحكم التنبئي FMPC والتي تعبر عن الاستطاعة المقدمة لمحرك التيار المستمر والمبينة بالشكل (11) ونلاحظ تحسناً وكفاءة أكبر عن طريق التقليل من تذبذب الاستطاعة المقدمة للمحرك مقارنة بالمتحكم التقليدي.



الشكل (10) استجابة الذراع مع المتحكم العام FMPC عند استخدام قاعدة ربط Yager.

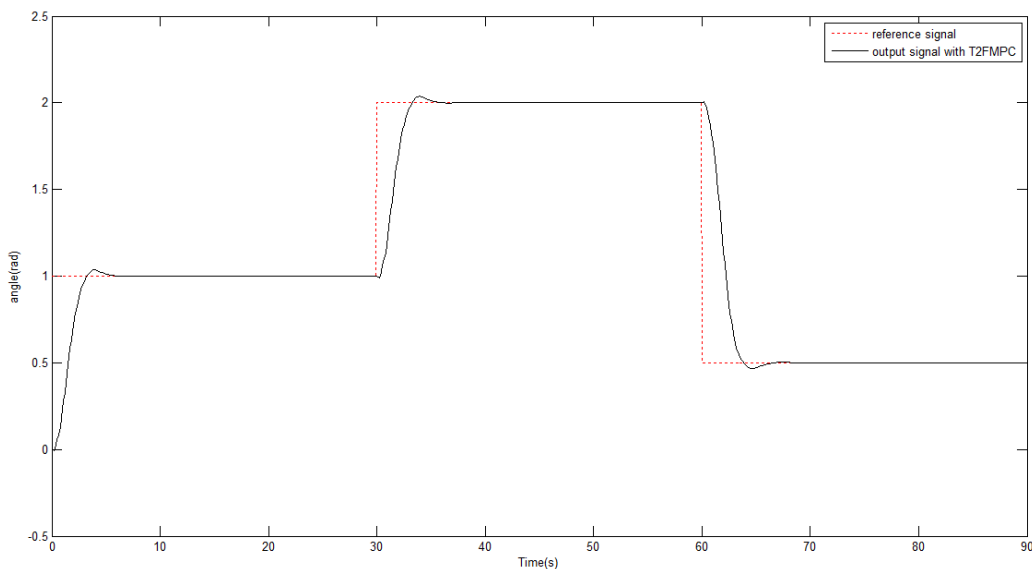


الشكل(11) أوامر المتحكم العائم FMPC عند استخدام قاعدة ربط Yager.

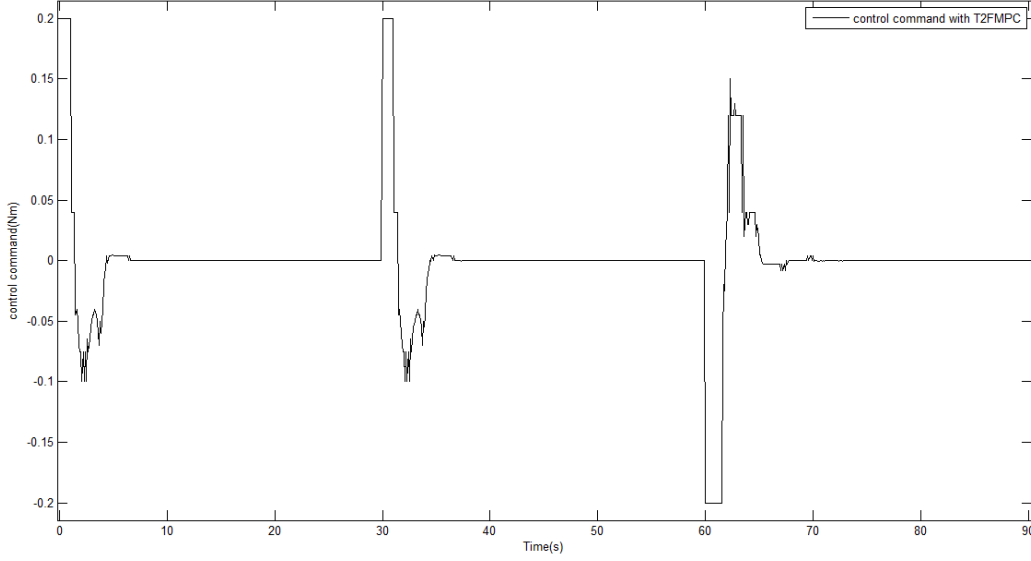
● Dombi:

عند استخدام قاعدة ربط Dombi فإن استجابة الذراع للقفزات الواحدة مبينة بالشكل(12)، حيث نلاحظ قدرة المتحكم على تقليل التجاوز الأعظمي إلى $0.035rad$ وهي قيمة صغيرة مقارنة بالمتحكم التقليدي، لكن قاعدة ربط Dombi لم تتفوق على قاعدة ربط Yager التي تخلصت من التجاوز بشكل كلي. كما نلاحظ تحسن زمن الاستقرار مقارنة بالمتحكم التقليدي إلى $4.5s$ ، لكن أيضاً لم تتفوق قاعدة ربط Dombi على قاعدة ربط Yager التي قللت زمن الاستقرار إلى $3s$.

كما قمنا برسم أوامر المتحكم التنبئي FMPC والتي تعبر عن الاستطاعة المقدمة لمحرك التيار المستمر والمبينة بالشكل(13) ونلاحظ تحسناً وكفاءة أكبر عن طريق التقليل من تذبذب الاستطاعة المقدمة للمحرك مقارنة بالمتحكم التقليدي. ولكن تبقى قاعدة ربط Yager أفضل من قاعدة ربط Dombi بكفاءة تقديم الاستطاعة إلى المحرك.



الشكل(12) استجابة الذراع مع المتحكم العائم FMPC عند استخدام قاعدة ربط Dombi.



الشكل (13) أوامر المتحكم العائم FMPC عند استخدام قاعدة ربط Dombi.

لقد تمكنا من التحكم بالذراع المرن باستخدام التحكم التنبئي التقليدي MPC وباستخدام التحكم التنبئي العائم FMPC وبمقارنة النتائج يمكننا أن نلاحظ تحسن استجابة الذراع المرن عند استخدام FMPC من حيث التجاوز وتحسين زمن الاستقرار، كما نلاحظ أن استخدام التحكم التنبئي العائم أدى إلى فعالية أكبر في تقديم الاستطاعة للمحرك بحيث يصل إلى الموضع الزاوي المطلوب بسرعة ودون حدوث تجاوز في الزاوية المستهدفة وذلك عند استخدام قاعدة ربط Yager أو بتجاوز قليل جداً عند استخدام قاعدة ربط Dombi. وبالتالي فقد تمكنا من الاستفادة من اتخاذ القرار العائم FDM لتحسن عملية التحكم التنبئي بذراع مرن.

الاستنتاجات والتوصيات:

- لقد قمنا بتطبيق التحكم التنبئي العائم FMPC للتحكم بذراع مرن، وقارنا النتائج مع التحكم التنبئي التقليدي MPC، حيث بينت النتائج تفوق المتحكم التنبئي العائم على المتحكم التقليدي.
- تم استخدام قاعدتي ربط مختلفتين مع المتحكم التنبئي العائم، أيضاً بينت النتائج تفوق قاعدة ربط Yager على قاعدة ربط Dombi.
- إن استخدام اتخاذ القرار FDM العائم أدى إلى تحسن ملحوظ في عملية التحكم.
- تم إيجاد التوابع العائمة التي تمثل المعايير بسهولة من خلال معرفتنا وفهمنا لطبيعة الذراع المرن.
- يمكننا اقتراح استخدام طرق ربط جديدة غير الطريقتين المستخدمتين في هذا البحث.
- كما يمكننا اقتراح استخدام التقنيات العائمة من النمط الثاني Type2 Fuzzy Control في التحكم التنبئي.

المراجع:

1. KOUVARITAKIS, B; AND CANNON, M. *Nonlinear Predictive Control theory and practice*. IET Control Engineerin Series 61, UK, 2001, 261.
2. KAYMAK, U; SOUSA, J. M; AND VERBRUGGEN, H. B. *Influence of decision functions in fuzzy predictive control, Proceedings of the EUFIT*, vol. 96, 1996, 990–994.
3. THOMPSON, R AND DEXTER, A.L. *A fuzzy decision-making approach to temperature control in air conditioning systems, Control Engineering Practice*, vol. 13, 2005, 689–698.
4. HO, M. T AND TU, Y. W. *PID controller design for a flexible-link manipulator, Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control*, Seville, Spain, December 12-15, 2005,6841-6846.
5. CHEN, B. S AND YANG T. Y. *Robust optimal model matching control design for flexible manipulators*, J. Dyn . Syst. T. ASME, vol. 115,1993, 173-178.
6. SHARMA, S. K; SUTTON, R AND TOKHHI, M. O. *Local Model and Controller Network Design for a Single-Link Flexible Manipulator*, J Intell Robot Syst,8,June, 2013,1007- 1026.
7. CHRISTIAN, A; RODRIGUEZ, R.J; KOURO, S AND VILLARROEL. *A Multiobjective Fuzzy Predictive Torque Control of an Induction Motor Drive*, IEEE, Trans on Power Electronics, vol.10, 2016, 30-45.
8. FLORES, A; SAEZ, D; ARAYA, J; BERENGUEL, M AND CIPRIANO, A. *Fuzzy Predictive Control of a Solar Power Plant*, IEEE TRANSACTIONS ON FUZZY SYSTEMS, VOL. 13, 2005, 1063-6706.
9. MANIKANDAN, P; GEETHA, M AND JEROME, J. *Weighted Fuzzy Fault Tolerant Model Predictive Control, IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, vol. 14, 2014, 83-90.
10. TOKHI, M.O. AND AZAD, A.K.M. *Flexible Robot Manipulators Modelling, Simulation and Control 2nd Edition*. The Institution of Engineering and Technology, United Kingdom, 2017,505.
11. LIU, J AND HE, W. *pringer-VerDistributed Parameter Modeling and Boundary Control of Flexible Manipulators*. Slag, Singapore, 2018,154.
12. CRONIM ,J; ESCANO, J.M; YAMCHI S.R AND CANTY,M. *Fuzzy-Based Generalized Predictive Control of a Robotic Arm*, NIMBUS, June, 2014, 26–27.
13. YANG, W; ZHANG, W; XU, D; AND YAN, W. *Fuzzy model predictive control for 2-DOF robotic arms*, Emerald Publishing Limited,10.1108, 2017, 43-51.
14. BELLMAN, R.E and ZADEH, L.A. *Decision-making in a fuzzy environment. Management Science*, vol.17, 1970, 141–164.
15. SOUSA, J.M.C AND KAYMAK, U. *Fuzzy Decision Making in Modeling and Control*. World Scientific, Singapore, 2002, 335.
16. ZHENG , T. *Model Predictive Control*. Sciyo , India, 2010, 304.
17. DEXTER, A.L. *Monitoring and control of information-poor systems*. John Wiley & Sons, New Delhi, India, ٢٠١2, 313.
18. DOYLE, J. C; FRANCIS, B. A AND TANNENBAUM, A. R. *Feedback Control Theory*, Macmillan, New York, 1992, 202.
19. WANG, L. *Model Predictive Control System Design and Implementation Using MATLAB*. Springer-Verlag, London, 2009, 375.