

Définition :

Le contrôle prédictif en robotique, ou MPC (Model Predictive Control), représente une stratégie d'asservissement avancée qui permet à un robot d'anticiper et d'optimiser son comportement dans un environnement dynamique. Contrairement aux contrôleurs traditionnels qui réagissent uniquement à l'état actuel du système, le MPC utilise un modèle mathématique du robot et de son environnement pour prédire son comportement futur sur un horizon temporel défini. Cette capacité de prédiction est la clé de son efficacité, car elle permet au robot de prendre des décisions éclairées, en minimisant les erreurs et en maximisant la performance. Concrètement, le MPC fonctionne selon un processus itératif : il utilise l'état actuel du robot, les objectifs de la tâche et les contraintes imposées (limites de vitesse, obstacles, etc.) pour simuler plusieurs scénarios futurs. À partir de ces simulations, un algorithme d'optimisation sélectionne la séquence de commandes qui minimise une fonction de coût, souvent liée à l'erreur de suivi de trajectoire ou à la consommation d'énergie. Cette séquence de commandes est appliquée au robot pendant un court laps de temps, après quoi le processus est répété en tenant compte du nouvel état du système. L'un des atouts majeurs du MPC est sa capacité à gérer les contraintes, un aspect crucial dans les applications industrielles où les robots évoluent dans des espaces confinés ou doivent respecter des limites de performance strictes. Il peut aussi compenser les perturbations et les incertitudes du modèle grâce à la nature itérative du processus. Le contrôle prédictif trouve des applications dans de nombreux domaines de la robotique industrielle, comme la manutention, l'assemblage, le soudage, la peinture, ou encore le déplacement de robots mobiles dans les entrepôts logistiques. Il permet d'améliorer la précision, la vitesse, et la fiabilité des opérations robotisées, entraînant une augmentation de la productivité et une réduction des coûts. L'utilisation de MPC en robotique avancée ouvre également la voie à une interaction plus fluide et plus sûre entre les robots et les opérateurs humains, notamment dans les environnements collaboratifs (cobotique). Les différents types de MPC, comme le MPC linéaire, non linéaire, ou adaptatif, permettent de répondre aux besoins spécifiques des différentes applications, en fonction de la complexité du modèle et des contraintes imposées. Par exemple, le MPC non linéaire est plus adapté pour la commande de systèmes fortement non linéaires, comme les robots manipulateurs ayant plusieurs degrés de liberté. Le concept d'horizon de prédiction, paramètre clé du MPC, permet d'adapter le comportement du robot

en fonction de la durée sur laquelle il doit anticiper son comportement. Un horizon plus long permet une meilleure planification globale mais requiert une plus grande puissance de calcul. En conclusion, le contrôle prédictif en robotique est une solution d'automatisation avancée qui permet d'améliorer considérablement l'efficacité et la fiabilité des systèmes robotiques complexes, en permettant une gestion optimale des contraintes et une anticipation proactive des situations changeantes, le tout favorisant une meilleure adaptation à la variabilité des processus industriels. Il est donc un levier puissant pour augmenter la compétitivité d'une entreprise. La mise en œuvre d'une solution basée sur le contrôle prédictif peut nécessiter une expertise spécifique en modélisation, en optimisation, et en programmation robotique mais le retour sur investissement, en termes d'efficacité opérationnelle et de réduction des coûts, est souvent significatif pour les entreprises ayant des besoins d'automatisation avancée. Il est souvent associé à d'autres technologies liées à l'intelligence artificielle comme l'apprentissage par renforcement pour améliorer en continu son modèle de prédiction.

Exemples d'applications :

Le Contrôle Prédictif (MPC), appliqué à la robotique, offre des avantages concurrentiels considérables pour votre entreprise, en optimisant les performances des robots et en réduisant les coûts opérationnels. Prenons l'exemple d'un entrepôt logistique : au lieu d'utiliser des robots de manutention qui suivent des itinéraires prédéfinis et réagissent uniquement aux obstacles une fois détectés, un système de Contrôle Prédictif pourrait anticiper les mouvements des autres robots, les flux de marchandises à venir et même les variations de charge sur les convoyeurs. Cette anticipation permettrait d'optimiser les trajets des robots, d'éviter les engorgements, de minimiser le temps d'inactivité et d'accélérer significativement le traitement des commandes. Pour un cas précis, un fabricant de produits électroniques pourrait implémenter un MPC sur ses robots d'assemblage. Au lieu de suivre simplement des séquences préprogrammées, le robot, grâce au MPC, pourrait anticiper les contraintes dynamiques, comme les fluctuations de tension électrique ou les légères variations de positionnement des composants, et ajuster son mouvement de manière fluide et continue pour un assemblage plus précis et plus rapide. De plus, imaginez une chaîne de production de produits alimentaires. Un robot équipé d'un système MPC pourrait optimiser la

manipulation de produits fragiles, comme les fruits, en prévoyant les forces nécessaires pour une prise et une dépose délicate, ce qui réduit les pertes dues à la casse et augmente le rendement global. Dans un contexte d'agriculture de précision, un robot de récolte autonome avec un MPC intégré pourrait analyser les prévisions météorologiques, les conditions du sol et le niveau de maturité des cultures pour ajuster sa vitesse de récolte et son parcours, maximisant ainsi l'efficacité de la récolte tout en minimisant les dommages aux plantes. Un autre exemple se trouve dans l'industrie automobile, où les robots de peinture pourraient utiliser un MPC pour anticiper la trajectoire optimale du pistolet à peinture, en fonction de la forme de la carrosserie et de la vitesse du convoyeur. Cela permettrait d'obtenir une couche de peinture uniforme, de réduire le gaspillage de peinture et de diminuer les coûts de production. Le secteur de la santé n'est pas en reste : un robot chirurgical équipé d'un système MPC pourrait anticiper les mouvements du patient pendant l'opération et ajuster la précision de ses gestes en conséquence, améliorant ainsi la sécurité et l'efficacité des interventions chirurgicales. Pour l'industrie manufacturière, les robots de soudage avec contrôle prédictif peuvent anticiper les déformations dues à la chaleur et ajuster leurs paramètres de soudage en temps réel, ce qui améliore la qualité des soudures et réduit les défauts de fabrication. Concernant les robots mobiles dans des environnements dynamiques (par exemple, des usines, des entrepôts), le MPC permet d'optimiser la planification de trajectoire, en anticipant les déplacements des personnes et des autres machines pour éviter les collisions et maintenir un flux de travail optimal. En outre, dans le domaine de l'exploration spatiale, des rovers équipés de MPC peuvent mieux anticiper les défis du terrain accidenté, comme les roches, les cratères et les pentes, et ajuster leur trajectoire pour une navigation plus sûre et plus efficace. Enfin, un cas d'étude pertinent pourrait être celui d'une entreprise qui utilise des robots pour le tri de déchets. Un système MPC pourrait anticiper la composition des flux de déchets et optimiser le tri en fonction des algorithmes de reconnaissance d'objets, ce qui augmenterait le taux de recyclage et diminuerait le coût de la gestion des déchets. Le contrôle prédictif en robotique n'est pas une technologie futuriste mais une solution concrète pour optimiser les opérations de votre entreprise aujourd'hui.

FAQ - principales questions autour du sujet :

FAQ sur le Contrôle Prédictif en Robotique

Q1: Qu'est-ce que le contrôle prédictif (MPC) et comment s'applique-t-il spécifiquement à la robotique ?

Le contrôle prédictif, ou MPC (Model Predictive Control), est une stratégie de contrôle avancée qui se distingue par sa capacité à anticiper le comportement futur d'un système. Contrairement aux contrôleurs classiques qui réagissent instantanément aux erreurs, le MPC utilise un modèle du système pour prédire son évolution sur un horizon temporel défini. Cette prédiction permet au contrôleur d'optimiser les actions de contrôle non seulement pour l'instant présent, mais aussi pour les prochains instants, afin de minimiser une fonction de coût prédéfinie.

En robotique, l'application du MPC est particulièrement pertinente en raison de la complexité des mouvements des robots et des environnements dans lesquels ils évoluent. Un robot, qu'il s'agisse d'un bras manipulateur, d'un véhicule autonome ou d'un robot humanoïde, est un système dynamique non-linéaire avec de nombreuses contraintes (limites de vitesse, d'accélération, de couple, etc.). Le MPC excelle dans la gestion de ces contraintes en les intégrant directement dans le processus d'optimisation.

Voici un processus typique de MPC en robotique :

1. Modélisation du robot: Un modèle mathématique (par exemple, équations différentielles) est créé pour représenter la dynamique du robot et son interaction avec l'environnement. Ce modèle peut être une représentation simplifiée, car le MPC recalcule les commandes périodiquement.
2. Prédiction: À chaque pas de temps, le modèle est utilisé pour prédire le comportement du robot sur un horizon temporel futur, en réponse à différentes actions de contrôle possibles.
3. Optimisation: Une fonction de coût, définie par les objectifs (par exemple, minimiser l'erreur de position, optimiser la consommation d'énergie) et les contraintes, est optimisée pour trouver la meilleure séquence d'actions de contrôle sur l'horizon temporel.
4. Application: La première action de contrôle de la séquence optimisée est appliquée au robot.
5. Répétition: Le processus est répété au pas de temps suivant, en prenant en compte l'état actuel du robot et en utilisant une nouvelle prédiction pour adapter le contrôle.

L'avantage principal du MPC en robotique est sa capacité à gérer des contraintes et à prendre en compte les interactions avec l'environnement. Cela le rend idéal pour des tâches

complexes telles que la navigation en environnement encombré, la manipulation d'objets de forme irrégulière, et la planification de mouvements complexes avec plusieurs degrés de liberté. De plus, le MPC peut être adapté à des modèles de robot variés, le rendant applicable à différents types de robots.

Q2: Quels sont les avantages concrets de l'utilisation du contrôle prédictif dans les applications robotiques industrielles par rapport aux méthodes de contrôle plus traditionnelles (PID, par exemple) ?

Les méthodes de contrôle traditionnelles, telles que le PID (Proportionnel-Intégral-Dérivé), sont largement utilisées dans l'industrie en raison de leur simplicité et de leur robustesse. Cependant, elles présentent des limites face à la complexité croissante des tâches robotiques. Le MPC, par contre, offre plusieurs avantages significatifs :

Gestion des contraintes : L'un des atouts majeurs du MPC est sa capacité à gérer explicitement les contraintes du système. En robotique industrielle, cela se traduit par la prise en compte des limites de vitesse, d'accélération, de couple et des contraintes spatiales (obstacles, zones interdites). Un contrôleur PID classique a des difficultés à intégrer ces contraintes de manière rigoureuse, ce qui peut entraîner des comportements non optimaux ou même dangereux pour le robot. Le MPC, en revanche, intègre ces contraintes dans le problème d'optimisation, garantissant ainsi une performance optimale tout en respectant les limites du système.

Gestion de systèmes non linéaires: Les robots sont intrinsèquement des systèmes non linéaires, et les performances d'un PID se détériorent souvent en dehors d'une plage de fonctionnement limitée. Le MPC, en utilisant un modèle du système (même simplifié), est capable de mieux gérer les non-linéarités en ajustant les commandes en fonction de l'état actuel et prédit du robot. Ceci est particulièrement important pour des tâches qui impliquent de grandes amplitudes de mouvement ou des changements de configuration importants.

Gestion de systèmes multivariables: De nombreux systèmes robotiques sont multivariables, c'est-à-dire qu'ils possèdent plusieurs entrées (par exemple, les couples appliqués à chaque articulation) et plusieurs sorties (par exemple, la position et l'orientation de l'effecteur). Un PID classique est généralement conçu pour contrôler une seule variable de sortie à la fois, tandis que le MPC est conçu pour gérer des systèmes multivariables, optimisant

simultanément l'ensemble des sorties en fonction des entrées disponibles.

Capacité d'anticipation (prédictive) : Le MPC regarde vers l'avant en utilisant le modèle du robot pour prédire son comportement. Cette capacité d'anticipation permet au contrôleur de réagir aux changements futurs de l'environnement, aux perturbations ou aux modifications de la tâche. Un PID réagit uniquement aux erreurs passées, ce qui peut entraîner des temps de réponse plus lents et des performances moins robustes en présence de perturbations.

Optimisation de performance globale : Le MPC optimise une fonction de coût qui prend en compte les objectifs de la tâche, les contraintes et les pénalités pour différents comportements. Cela permet d'obtenir des performances globales optimales, en tenant compte de différents critères tels que la minimisation du temps d'exécution, la minimisation de la consommation d'énergie, la minimisation de l'erreur de trajectoire, ou la maximisation de la sécurité.

Adaptabilité : Le MPC peut s'adapter à des changements dans le modèle du robot, aux perturbations et aux évolutions de l'environnement. En recalculant périodiquement les actions de contrôle, il peut compenser les erreurs de modélisation et améliorer la robustesse du système. Cela est particulièrement utile pour les tâches qui nécessitent une adaptation constante aux conditions changeantes.

Q3: Quels sont les défis et limitations à prendre en compte lors de l'implémentation du contrôle prédictif en robotique industrielle ?

Bien que le MPC offre de nombreux avantages, son implémentation en robotique industrielle n'est pas sans défis et limitations :

Complexité computationnelle : Le MPC nécessite de résoudre un problème d'optimisation à chaque pas de temps. Cette opération peut être très gourmande en ressources de calcul, en particulier pour les robots avec un grand nombre de degrés de liberté ou pour des environnements complexes. Le choix de l'algorithme d'optimisation et l'efficacité de l'implémentation sont cruciaux pour assurer des temps de réponse acceptables. La nécessité d'une puissance de calcul suffisante peut limiter l'applicabilité du MPC sur des plateformes embarquées avec des ressources limitées.

Modélisation précise du système : Les performances du MPC dépendent fortement de la précision du modèle utilisé. Un modèle inexact peut entraîner des prédictions erronées et une dégradation des performances du contrôle. La création d'un modèle précis d'un robot et de son environnement peut être un défi, en particulier pour les systèmes complexes. Les modèles doivent capturer la dynamique du robot, les frottements, les contraintes mécaniques et l'interaction avec l'environnement. L'identification des paramètres du modèle peut également être difficile et coûteuse en temps.

Robustesse aux perturbations et aux incertitudes : Bien que le MPC soit conçu pour être robuste, il reste sensible aux erreurs de modélisation, aux perturbations imprévues et aux incertitudes de l'environnement. Par exemple, la présence d'obstacles non détectés ou une mauvaise estimation de la charge du robot peuvent altérer les prédictions et le contrôle. La conception d'un contrôleur MPC robuste nécessite de prendre en compte ces incertitudes et de mettre en œuvre des stratégies de compensation.

Choix des paramètres : Le MPC possède plusieurs paramètres de réglage, tels que l'horizon temporel de prédiction, les poids dans la fonction de coût, et les contraintes. Un mauvais choix de ces paramètres peut entraîner des performances sous-optimales ou même l'instabilité du système. L'optimisation de ces paramètres peut être un processus itératif et nécessiter une expertise en contrôle.

Implémentation en temps réel : L'implémentation du MPC pour des applications robotiques en temps réel peut être complexe. Les boucles de contrôle doivent être exécutées à des fréquences élevées, et le temps de calcul disponible pour l'optimisation est limité. La conception d'une architecture logicielle et matérielle adéquate est essentielle pour assurer des performances en temps réel.

Validation et test : La validation du MPC en robotique nécessite des tests rigoureux et des simulations réalistes. Il est important de vérifier que le contrôleur fonctionne correctement dans des conditions variées et qu'il est capable de gérer les contraintes et les perturbations. Les tests peuvent être coûteux en temps et en ressources, mais ils sont essentiels pour garantir la fiabilité et la sécurité du système.

Difficulté de conception : La conception d'un contrôleur MPC peut être plus complexe que celle d'un PID classique. Une expertise en optimisation, en modélisation et en théorie du

contrôle est nécessaire pour concevoir et implémenter un contrôleur MPC efficace.

Q4: Comment le choix de l'horizon de prédiction (prediction horizon) influence-t-il les performances et la complexité du contrôle prédictif en robotique ?

L'horizon de prédiction est un paramètre fondamental du MPC qui représente l'étendue temporelle sur laquelle le contrôleur prédit le comportement futur du système. Ce choix a un impact significatif sur les performances, la complexité computationnelle et la robustesse du contrôleur.

Horizon de prédiction court :

Avantages : Un horizon de prédiction court rend le problème d'optimisation plus simple à résoudre, ce qui réduit la charge de calcul et permet des fréquences de contrôle plus élevées. Cela peut être avantageux pour des systèmes rapides qui nécessitent des réactions rapides aux changements de l'environnement ou aux perturbations. Le modèle est utilisé sur un horizon plus court, ce qui limite les erreurs d'approximation dues à la linéarisation ou à la simplification.

Inconvénients : Un horizon de prédiction court peut rendre le système plus myope, c'est-à-dire qu'il ne prendra pas en compte les effets à plus long terme de ses actions. Cela peut entraîner des solutions sous-optimales, en particulier dans le cas de trajectoires complexes ou de problèmes où il est important d'anticiper les obstacles à une distance plus grande. Un horizon trop court peut rendre le système instable en cas de changements brusques ou de perturbations.

Horizon de prédiction long :

Avantages : Un horizon de prédiction long permet au contrôleur d'avoir une vision plus globale et d'optimiser le comportement du robot sur une plus grande échelle temporelle. Cela peut améliorer la précision et l'efficacité des trajectoires, en particulier dans le cas de tâches complexes qui impliquent plusieurs étapes. Un horizon plus long permet une meilleure prise en compte des contraintes et des perturbations futures.

Inconvénients : Un horizon de prédiction long augmente considérablement la complexité du problème d'optimisation, ce qui accroît la charge de calcul. Cela peut limiter la fréquence de contrôle et empêcher une implémentation en temps réel. Plus l'horizon est long, plus la prédiction peut être imprécise en raison des erreurs de modélisation. La linéarisation du système et les approximations faites dans le modèle peuvent se cumuler sur des horizons

longs, dégradant les performances.

Impact général :

Complexité de calcul : La complexité du problème d'optimisation croît de façon exponentielle avec l'horizon de prédiction. Un horizon trop long peut rendre le problème difficile voire impossible à résoudre en temps réel.

Performance : L'horizon de prédiction influence directement la qualité de la trajectoire et la précision du robot. Un horizon approprié est un compromis entre la performance et la complexité computationnelle.

Robustesse : Un horizon de prédiction trop court peut rendre le système plus sensible aux perturbations, alors qu'un horizon trop long peut être plus sensible aux erreurs de modélisation.

Le choix de l'horizon de prédiction est donc un compromis qui dépend de la spécificité de l'application, des contraintes de temps réel, des ressources de calcul disponibles et de la complexité du modèle. Il est souvent nécessaire d'effectuer des simulations et des tests pour identifier l'horizon optimal. Dans certaines situations, des horizons de prédiction variables, adaptant leur longueur en fonction de la situation, peuvent être utilisés pour optimiser la performance et la robustesse du contrôle.

Q5: Comment le choix du modèle du système utilisé dans le MPC affecte-t-il la performance et la robustesse du contrôle en robotique ?

Le modèle du système est une représentation mathématique du comportement dynamique du robot et de son environnement. C'est le cœur du MPC, car il est utilisé pour prédire le comportement futur du robot et optimiser les actions de contrôle. Le choix du modèle a un impact direct et significatif sur la performance et la robustesse du contrôleur MPC.

Modèle simple (linéaire) :

Avantages : Un modèle linéaire est plus facile à concevoir, à analyser et à implémenter. Les calculs liés à l'optimisation sont plus simples et moins coûteux en ressources informatiques. Les problèmes d'optimisation avec des modèles linéaires peuvent être résolus plus rapidement, ce qui peut être un avantage pour les applications en temps réel.

Inconvénients : Un modèle linéaire est une approximation de la réalité qui peut être inexacte, surtout si le robot évolue dans des situations non-linéaires ou si son comportement change

de façon non négligeable. Les performances peuvent se dégrader si le robot opère loin de sa région de fonctionnement où le modèle a été établi. Les contraintes et les non-linéarités ne sont pas prises en compte de manière précise, ce qui peut limiter la performance globale.

Modèle non-linéaire (complet) :

Avantages : Un modèle non-linéaire capture plus fidèlement la complexité du système robotique, en prenant en compte les contraintes, les non-linéarités, les frottements et les interactions avec l'environnement. La performance est généralement meilleure, surtout dans des situations complexes ou critiques. Les commandes peuvent être plus précises et adaptées aux situations rencontrées.

Inconvénients : La conception et l'implémentation d'un modèle non-linéaire peuvent être plus difficiles et plus coûteuses. Les problèmes d'optimisation associés à des modèles non-linéaires sont plus complexes à résoudre et peuvent nécessiter des algorithmes d'optimisation plus sophistiqués, ce qui augmente la charge de calcul. Un modèle trop détaillé peut nécessiter une identification précise de beaucoup de paramètres, ce qui est difficile en pratique.

Modèle simplifié :

Avantages : Un modèle simplifié consiste à prendre en compte l'essentiel de la dynamique du robot, tout en négligeant certains phénomènes de second ordre. Cette approche permet d'obtenir un compromis entre la précision du modèle et la complexité des calculs. Cela peut être une solution pour des applications où les ressources de calcul sont limitées.

Inconvénients : Un modèle trop simplifié peut ignorer des aspects essentiels de la dynamique du robot, ce qui peut entraîner des erreurs de prédiction et une dégradation des performances du contrôle. Le compromis entre la précision et la complexité doit être trouvé soigneusement.

Impact général :

Précision de la prédiction : La précision du modèle impacte directement la qualité de la prédiction du comportement du robot, et donc la qualité du contrôle.

Charge de calcul : La complexité du modèle est directement liée à la complexité du problème d'optimisation et donc à la charge de calcul nécessaire pour résoudre ce problème.

Robustesse : Un modèle précis et qui capture l'essentiel de la dynamique permet un contrôle plus robuste aux incertitudes et aux perturbations.

Complexité d'implémentation : La conception du modèle et son intégration dans l'environnement de contrôle sont des éléments à prendre en compte lors de l'implémentation.

Le choix du modèle est un compromis entre la précision, la complexité de calcul, et la robustesse du contrôle. Il est souvent nécessaire d'effectuer des simulations et des tests pour évaluer l'adéquation du modèle à l'application spécifique. Dans certains cas, des techniques d'identification en ligne et d'adaptation du modèle peuvent être mises en œuvre pour améliorer la robustesse du contrôle. Des méthodes comme les réseaux neuronaux peuvent également être utilisées pour approcher des modèles non-linéaires avec une bonne précision, mais il faut alors évaluer leur complexité de calcul.

Q6: Quelles sont les perspectives d'avenir et les tendances de recherche dans le domaine du contrôle prédictif pour la robotique ?

Le contrôle prédictif en robotique est un domaine de recherche actif et en pleine expansion. Plusieurs pistes prometteuses émergent et pourraient transformer les capacités des robots dans les années à venir :

MPC robuste et adaptatif : Les recherches sur le MPC robuste visent à améliorer la tolérance du contrôleur aux incertitudes du modèle et aux perturbations de l'environnement. Des techniques telles que l'optimisation robuste, le contrôle par intervalle, ou encore les approches basées sur l'apprentissage machine sont explorées. Le MPC adaptatif cherche à mettre à jour le modèle en ligne en fonction des données collectées par le robot, améliorant la performance et la robustesse dans les environnements dynamiques ou inconnus.

MPC avec apprentissage par renforcement : L'intégration de l'apprentissage par renforcement (RL) dans le MPC est une tendance majeure. Le RL permet au contrôleur d'apprendre une politique de contrôle optimale à partir de l'expérience. L'approche combinée MPC-RL peut être utilisée pour améliorer les performances du contrôleur, l'adapter aux environnements complexes ou encore automatiser le réglage des paramètres du MPC. Cela peut notamment aider à surmonter certaines limites du MPC classique, comme la dépendance au modèle.

MPC distribué et multi-robots : Le MPC distribué vise à coordonner plusieurs robots dans un

environnement complexe, en permettant à chaque robot d'optimiser sa propre trajectoire tout en prenant en compte les actions des autres robots. Cette approche ouvre la voie à la réalisation de tâches complexes en coopération entre plusieurs robots, par exemple dans des entrepôts, des usines ou des environnements de recherche. Les algorithmes utilisés pour résoudre les problèmes d'optimisation distribués sont un axe de recherche important.

MPC basé sur l'apprentissage profond : L'utilisation des réseaux neuronaux profonds (Deep Learning) pour modéliser le comportement des robots et leurs interactions avec l'environnement est de plus en plus explorée. L'apprentissage profond permet de capturer des relations complexes entre les données, ce qui peut améliorer la précision des modèles et la qualité du contrôle. Il peut notamment permettre de résoudre des problèmes de modélisation complexe et la prise en compte des perceptions du robot (vision, capteurs) de manière efficace.

MPC hybride : Les systèmes robotiques sont souvent des systèmes hybrides combinant des dynamiques continues (mouvement du robot) et des dynamiques discrètes (changement de mode de fonctionnement, changement de prise d'objet, etc.). Les recherches sur le MPC hybride visent à étendre le MPC pour gérer ces systèmes hybrides, en permettant aux robots de passer d'un mode à l'autre de manière optimale. Cela inclut aussi la prise en compte des aspects logiques de la commande.

MPC pour les robots souples et déformables : Le contrôle des robots souples et déformables est un défi important en raison de leur dynamique complexe et non-linéaire. Le développement du MPC adapté à ce type de robots est un domaine en plein essor, notamment pour les applications de manipulation fine et l'interaction avec des environnements fragiles.

MPC embarqué et en temps réel : Le développement de nouvelles architectures matérielles et logicielles permet l'implémentation du MPC sur des plateformes embarquées, ouvrant la voie à des applications robotiques autonomes et plus réactives. Les recherches se concentrent sur l'optimisation des algorithmes d'optimisation et l'utilisation de techniques de compilation pour permettre l'exécution du MPC en temps réel sur des ressources de calcul limitées.

MPC en interaction homme-robot : L'intégration du MPC dans des contextes d'interaction

homme-robot permet de concevoir des robots qui s'adaptent de manière prédictive aux actions de l'homme, améliorant ainsi la sécurité, l'efficacité et l'intuitivité de l'interaction. Cela peut permettre des collaborations homme-robot efficaces et plus sûres dans les applications industrielles et au-delà.

Ces tendances montrent que le contrôle prédictif en robotique continuera d'évoluer et de jouer un rôle majeur dans le développement de robots plus performants, autonomes et adaptables. Le défi est de combiner ces approches prometteuses pour créer des systèmes robotiques robustes, sûrs et efficaces pour un grand nombre d'applications industrielles et au-delà.

Ressources pour aller plus loin :

Livres:

“Model Predictive Control: Theory, Computation, and Design” par James B. Rawlings et Mayuresh V. Kothare: Un ouvrage de référence incontournable pour une compréhension approfondie des fondements théoriques et algorithmiques du MPC. Bien que technique, il est essentiel pour saisir les mécanismes sous-jacents. Il aborde des aspects allant de la formulation du problème à la stabilité et aux performances. Utile pour les équipes R&D.

“Predictive Control for Linear and Hybrid Systems” par Francesco Borrelli, Alberto Bemporad, et Manfred Morari: Un autre livre fondamental, couvrant à la fois les aspects théoriques et les considérations pratiques du MPC. Il se distingue par son traitement des systèmes hybrides, qui sont fréquents en robotique et dans l'industrie. Plus axé sur les applications.

“Model Predictive Control System Design and Implementation Using MATLAB®” par C.M. Kelly: Une approche pratique avec une grande emphase sur la mise en œuvre du MPC en utilisant MATLAB et Simulink. Idéal pour les ingénieurs qui cherchent à prototyper rapidement et à tester des contrôleurs MPC.

“Robot Dynamics and Control” par Mark W. Spong, Seth Hutchinson et M. Vidyasagar: Bien qu'il ne soit pas spécifiquement dédié au MPC, ce livre offre une base solide en dynamique et

contrôle robotique, indispensable pour comprendre comment le MPC s'applique dans ce contexte. Il explore la modélisation, l'analyse de la stabilité et les différentes approches de contrôle.

“Feedback Control of Dynamic Systems” par Gene F. Franklin, J. David Powell et Abbas Emami-Naeini: Un texte classique sur la théorie du contrôle, fournissant les outils mathématiques et théoriques nécessaires pour comprendre les principes sous-jacents du MPC. Une compréhension de base du contrôle est essentielle avant d'aborder le MPC.

Sites Internet et Ressources en Ligne:

MATLAB & Simulink Documentation: La documentation officielle de MathWorks est une ressource essentielle pour les ingénieurs utilisant ces outils pour concevoir et simuler des contrôleurs MPC. Elle propose des exemples, des tutoriels et des détails techniques sur les fonctions et les blocs relatifs au MPC. En particulier, les boîtes à outils de Model Predictive Control Toolbox et Robotics System Toolbox.

OpenModelica: Une plateforme open-source de modélisation et de simulation de systèmes physiques. Elle permet de développer et de tester des modèles de systèmes robotiques complexes. OpenModelica est un bon complément aux outils MATLAB et Simulink.

ROS (Robot Operating System): Une plateforme logicielle largement utilisée en robotique, offrant des bibliothèques et des outils pour le développement d'applications robotiques. Des packages ROS dédiés au MPC sont disponibles et permettent d'intégrer le MPC dans des systèmes robotiques réels.

GitHub: Une mine de ressources pour les implémentations open-source du MPC, les exemples de codes, et les bibliothèques. Cherchez des projets liés à « MPC robotics », « model predictive control ROS », ou des noms de bibliothèques comme « CasADi » (pour l'optimisation) ou « FORCESPRO » (MPC en temps réel).

ArXiv.org: Le site de prépublication d'articles scientifiques. Il permet de rester à jour sur les dernières recherches en MPC et robotique. Des mots-clés tels que “model predictive control robotics”, “MPC reinforcement learning”, “nonlinear MPC”, sont utiles.

IEEEExplore / ACM Digital Library / ScienceDirect: Des bases de données de publications scientifiques où vous trouverez des articles de recherche de pointe. Attention, un abonnement est souvent nécessaire.

Forums et Communautés:

Robotics Stack Exchange: Un forum de questions/réponses dédié à la robotique, avec des discussions sur le MPC et d'autres techniques de contrôle. Une bonne source pour obtenir de l'aide sur des problèmes spécifiques.

Reddit (r/robotics, r/ControlTheory): Des subreddits où vous pouvez échanger avec d'autres passionnés de robotique et de contrôle, et découvrir des ressources intéressantes.

ResearchGate: Un réseau social pour les chercheurs, permettant d'échanger avec des experts en MPC et robotique.

LinkedIn Groups: Des groupes dédiés à la robotique, au contrôle et à l'IA, où des professionnels discutent des dernières avancées et partagent leur expérience sur l'utilisation du MPC.

TED Talks:

TED Talks sur la robotique et l'intelligence artificielle en général: Bien qu'il n'y ait pas de TED Talks dédiés exclusivement au MPC, cherchez des présentations sur l'IA, le contrôle robotique, l'automatisation et la prise de décision. Ces conférences aident à contextualiser la pertinence du MPC dans le cadre plus large de l'automatisation.

Articles et Journaux (Recommandations de thèmes de recherche) :

"IEEE Transactions on Robotics" : Une revue de référence en robotique, publiant des articles sur le contrôle, la planification et la perception, incluant souvent des applications du MPC. Recherchez des articles sur le MPC pour la manipulation, la navigation ou la locomotion robotique.

"IEEE Transactions on Control Systems Technology": Une autre revue importante, axée sur les systèmes de contrôle. Elle inclut des articles théoriques et applicatifs sur le MPC.

"International Journal of Robotics Research": Un journal qui présente des avancées de recherche dans tous les domaines de la robotique, y compris des applications du MPC.

"Automatica" et "Systems & Control Letters": Des revues de référence pour les aspects théoriques du contrôle, avec des articles de haut niveau sur le MPC.

"Journal of Field Robotics": Ce journal se concentre sur la robotique mobile et le déploiement de robots dans des environnements réels. Les publications traitent souvent des enjeux pratiques du MPC, comme la robustesse, le temps de calcul et l'adaptation aux environnements inconnus.

"Robotics and Autonomous Systems": Un journal qui couvre un large éventail de sujets en

robotique, incluant des recherches sur l'autonomie et le contrôle, dans lesquels les méthodes MPC jouent un rôle crucial.

Types d'articles à rechercher :

MPC pour la manipulation robotique: Articles sur l'utilisation du MPC pour contrôler les bras robotiques, avec des défis tels que la planification de trajectoires, l'évitement d'obstacles et l'interaction avec l'environnement.

MPC pour la robotique mobile: Articles sur le MPC appliqué à la navigation autonome, la localisation et la planification de trajectoires pour les robots terrestres, aériens ou marins.

MPC robuste: Articles qui traitent de la robustesse du MPC face aux incertitudes du modèle, aux perturbations externes et aux limitations des capteurs. L'objectif est de garantir une performance fiable même en présence d'imprévus.

MPC non-linéaire (NMPC): Articles sur les extensions du MPC pour les systèmes non-linéaires, souvent rencontrés en robotique. Les articles traitent des défis algorithmiques et computationnels du NMPC.

MPC temps réel: Articles qui étudient l'implémentation du MPC sur des plateformes embarquées, avec des exigences de performances en temps réel. Des algorithmes rapides et efficaces sont étudiés.

MPC avec apprentissage par renforcement (RL): Articles qui combinent le MPC avec des techniques d'apprentissage par renforcement pour adapter le contrôleur aux environnements inconnus ou en évolution.

Études de cas et applications industrielles: Articles qui présentent des exemples concrets de l'utilisation du MPC dans des applications industrielles ou commerciales, montrant l'efficacité et la viabilité de cette technique.

Journaux Spécialisés (Industrie) :

"Control Engineering" / "Automation World" / "Manufacturing Automation" : Des magazines et revues spécialisés dans l'automatisation industrielle, qui peuvent contenir des articles de fond ou des études de cas sur l'implémentation du MPC dans des applications manufacturières ou logistiques.

Publications d'organisations comme l'ISA (International Society of Automation) ou IEEE Industry Applications Society: Ces organisations publient des rapports, des livres blancs et des articles techniques axés sur les applications industrielles des systèmes de contrôle

avancés.

Rapports de firmes de conseil en stratégie: Les entreprises telles que McKinsey, BCG ou Deloitte publient souvent des analyses sectorielles contenant des perspectives sur l'automatisation et la robotique, avec des références potentielles à l'utilisation du MPC.

En explorant ces ressources, vous développerez une compréhension approfondie du contrôle prédictif en robotique, de ses aspects théoriques à ses applications pratiques et commerciales. Adaptez votre exploration en fonction de vos objectifs spécifiques : compréhension théorique, implémentation pratique, ou application commerciale. N'oubliez pas d'effectuer une veille régulière pour vous tenir informé des dernières avancées dans ce domaine en constante évolution.