

Gestion de centre de données avec sources d'énergies renouvelables intermittentes et incertaines

Léo Grange



Institut de Recherche
en Informatique de Toulouse



UNIVERSITÉ
TOULOUSE III
PAUL SABATIER



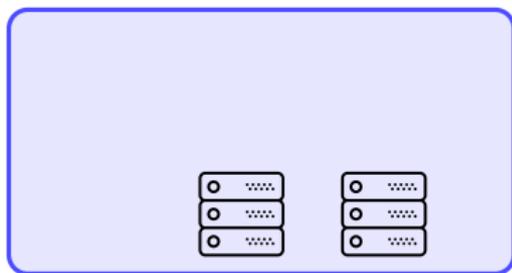
Université
de Toulouse

Codirecteurs : Patricia Stolf, Georges Da Costa
Co-encadrant : Paul Renaud-Goud

3 Octobre 2019

Contexte : Centres de données et énergie

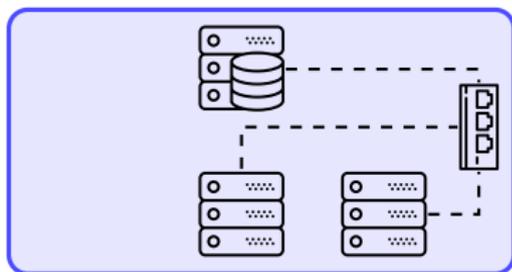
Centre de données



- ❖ Mondialement : 200 à 600 TWh en 2018
 - ❖ \approx consommation électrique de l'Espagne à l'Allemagne
 - ❖ Coûts économiques et écologiques importants
- ❖ Réduction de ces coûts :
 - ❖ Amélioration de l'efficacité énergétique (matérielle et logicielle)
 - ❖ Utilisation de **sources d'énergies renouvelables** (EnR)

Contexte : Centres de données et énergie

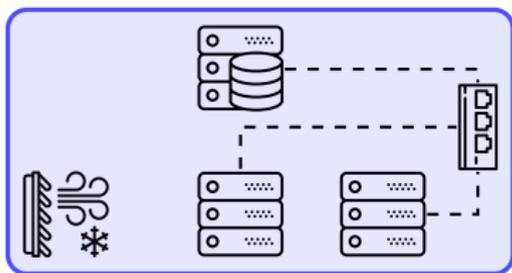
Centre de données



- ❖ Mondialement : 200 à 600 TWh en 2018
 - ❖ \approx consommation électrique de l'Espagne à l'Allemagne
 - ❖ Coûts économiques et écologiques importants
- ❖ Réduction de ces coûts :
 - ❖ Amélioration de l'efficacité énergétique (matérielle et logicielle)
 - ❖ Utilisation de **sources d'énergies renouvelables** (EnR)

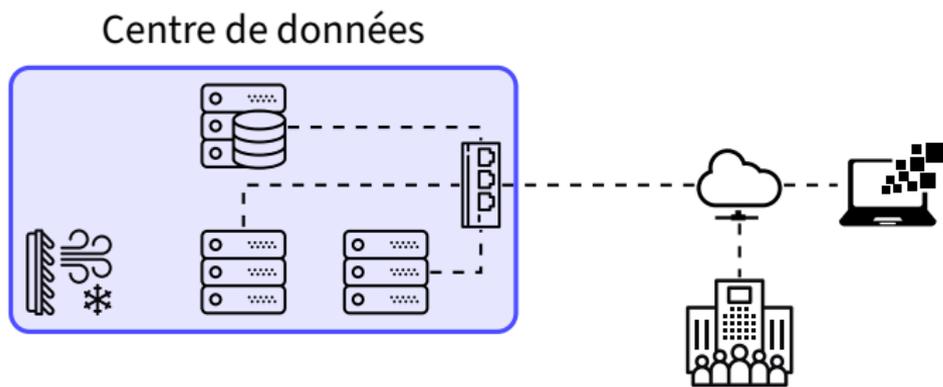
Contexte : Centres de données et énergie

Centre de données



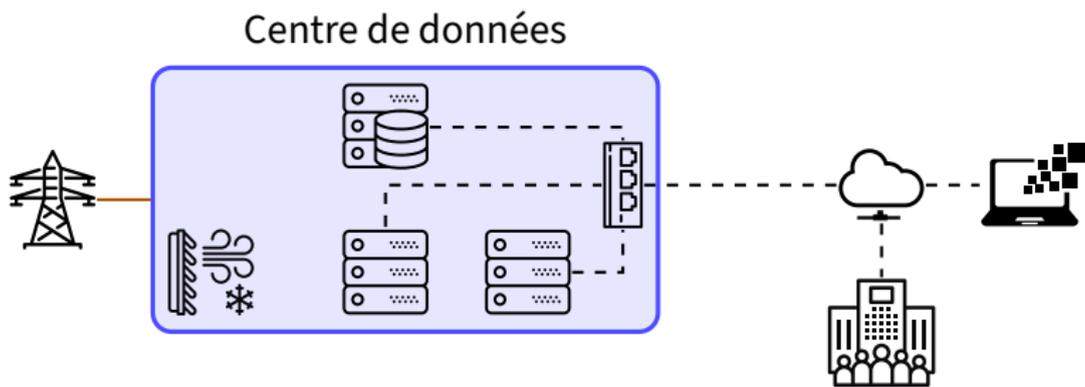
- ❖ Mondialement : 200 à 600 TWh en 2018
 - ❖ \approx consommation électrique de l'Espagne à l'Allemagne
 - ❖ Coûts économiques et écologiques importants
- ❖ Réduction de ces coûts :
 - ❖ Amélioration de l'efficacité énergétique (matérielle et logicielle)
 - ❖ Utilisation de **sources d'énergies renouvelables** (EnR)

Contexte : Centres de données et énergie



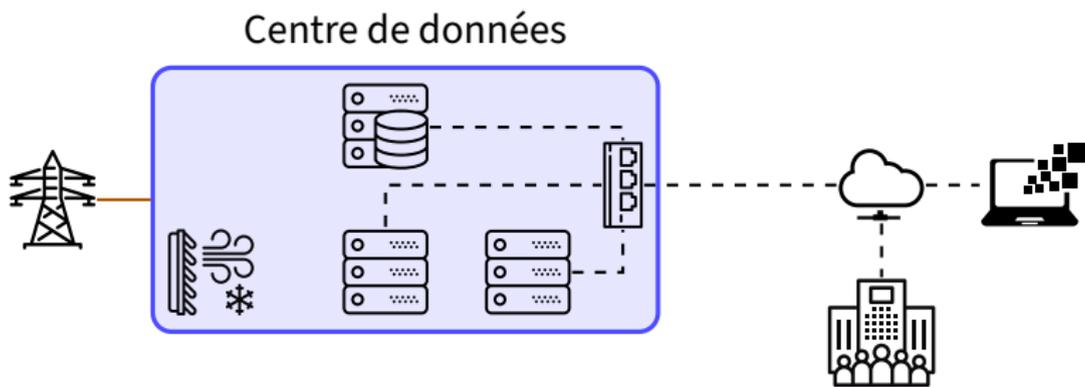
- ❖ Mondialement : 200 à 600 TWh en 2018
 - ❖ \approx consommation électrique de l'Espagne à l'Allemagne
 - ❖ Coûts économiques et écologiques importants
- ❖ Réduction de ces coûts :
 - ❖ Amélioration de l'efficacité énergétique (matérielle et logicielle)
 - ❖ Utilisation de **sources d'énergies renouvelables (EnR)**

Contexte : Centres de données et énergie



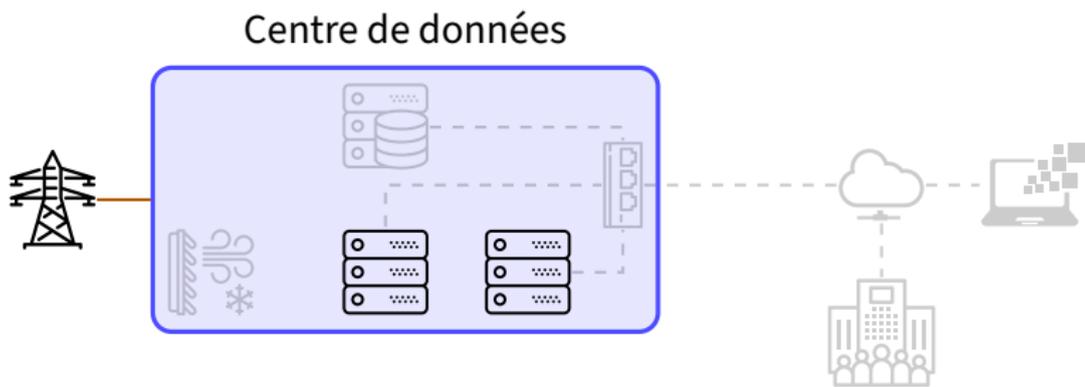
- ❖ Mondialement : 200 à 600 TWh en 2018
 - ❖ \approx consommation électrique de l'Espagne à l'Allemagne
 - ❖ Coûts économiques et écologiques importants
- ❖ Réduction de ces coûts :
 - ❖ Amélioration de l'efficacité énergétique (matérielle et logicielle)
 - ❖ Utilisation de sources d'énergies renouvelables (EnR)

Contexte : Centres de données et énergie



- ❖ Mondialement : 200 à 600 TWh en 2018
 - ❖ \approx consommation électrique de l'Espagne à l'Allemagne
 - ❖ Coûts économiques et écologiques importants
- ❖ Réduction de ces coûts :
 - ❖ Amélioration de l'efficacité énergétique (matérielle et logicielle)
 - ❖ Utilisation de **sources d'énergies renouvelables** (EnR)

Contexte : Centres de données et énergie

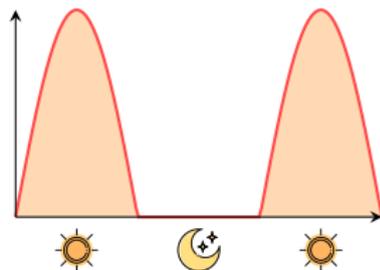


- ❖ Mondialement : 200 à 600 TWh en 2018
 - ❖ \approx consommation électrique de l'Espagne à l'Allemagne
 - ❖ Coûts économiques et écologiques importants
- ❖ Réduction de ces coûts :
 - ❖ Amélioration de l'efficacité énergétique (matérielle et logicielle)
 - ❖ Utilisation de **sources d'énergies renouvelables** (EnR)

Utilisation de sources renouvelables

Intégration avec des EnR

- Production **intermittente** et incertaine
- ≠ besoins du centre de données
- Solution classique : réseau électrique
 - Apple, Google... : «100%» d'EnR hors site
 - Report des problèmes au réseau
 - Besoin de sources conventionnelles



Source sur site et stockage

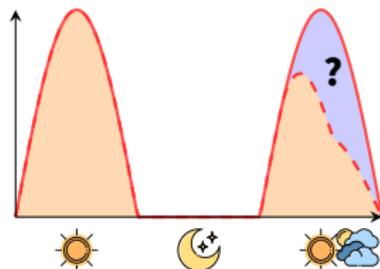


- Projet ANR DataZero
 - Coopération aspects électriques et informatiques
- Projet neOCampus
 - Panneaux photovoltaïques sur l'université

Utilisation de sources renouvelables

Intégration avec des EnR

- Production intermittente et **incertaine**
- ≠ besoins du centre de données
- Solution classique : réseau électrique
 - Apple, Google... : «100%» d'EnR hors site
 - Report des problèmes au réseau
 - Besoin de sources conventionnelles



Source sur site et stockage

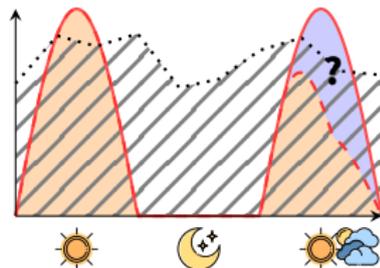


- Projet ANR DataZero
 - Coopération aspects électriques et informatiques
- Projet neOCampus
 - Panneaux photovoltaïques sur l'université

Utilisation de sources renouvelables

Intégration avec des EnR

- Production intermittente et incertaine
- \neq besoins du centre de données
- Solution classique : réseau électrique
 - Apple, Google... : «100%» d'EnR hors site
 - Report des problèmes au réseau
 - Besoin de sources conventionnelles



Source sur site et stockage

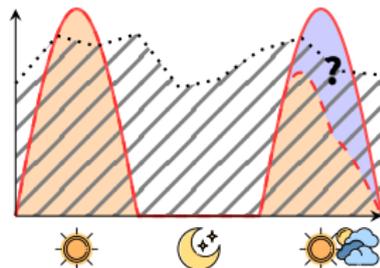


- Projet ANR DataZero
 - Coopération aspects électriques et informatiques
- Projet neOCampus
 - Panneaux photovoltaïques sur l'université

Utilisation de sources renouvelables

Intégration avec des EnR

- ❖ Production intermittente et incertaine
- ❖ \neq besoins du centre de données
- ❖ Solution classique : réseau électrique
 - ❖ Apple, Google... : «100%» d'EnR **hors site**
 - ❖ Report des problèmes au réseau
 - ❖ Besoin de sources conventionnelles



Source sur site et stockage

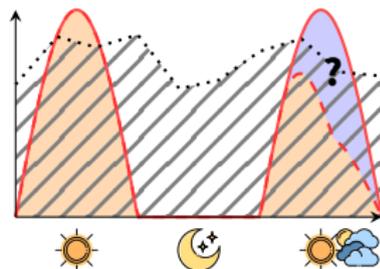


- Projet ANR DataZero
 - Coopération aspects électriques et informatiques
- Projet neOCampus
 - Panneaux photovoltaïques sur l'université

Utilisation de sources renouvelables

Intégration avec des EnR

- ❖ Production intermittente et incertaine
- ❖ \neq besoins du centre de données
- ❖ Solution classique : réseau électrique
 - ❖ Apple, Google... : «100%» d'EnR hors site
 - ❖ Report des problèmes au réseau
 - ❖ Besoin de sources conventionnelles



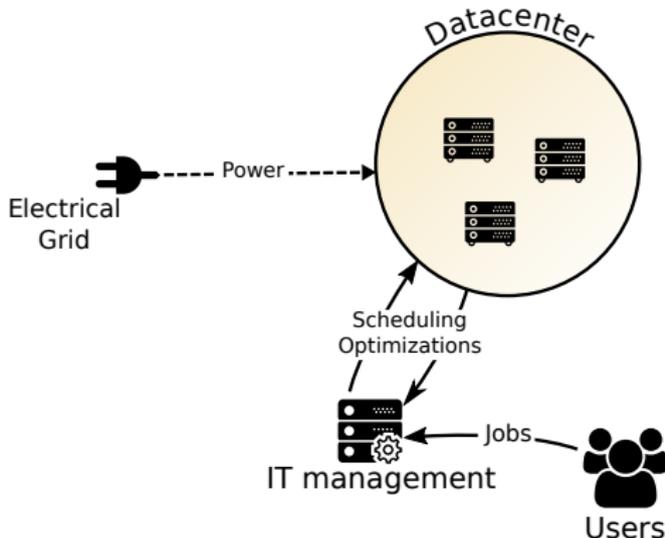
Source sur site et stockage



- ❖ Projet ANR DataZero
 - ❖ Coopération aspects électriques et informatiques
- ❖ Projet neOCampus
 - ❖ Panneaux photovoltaïques sur l'université

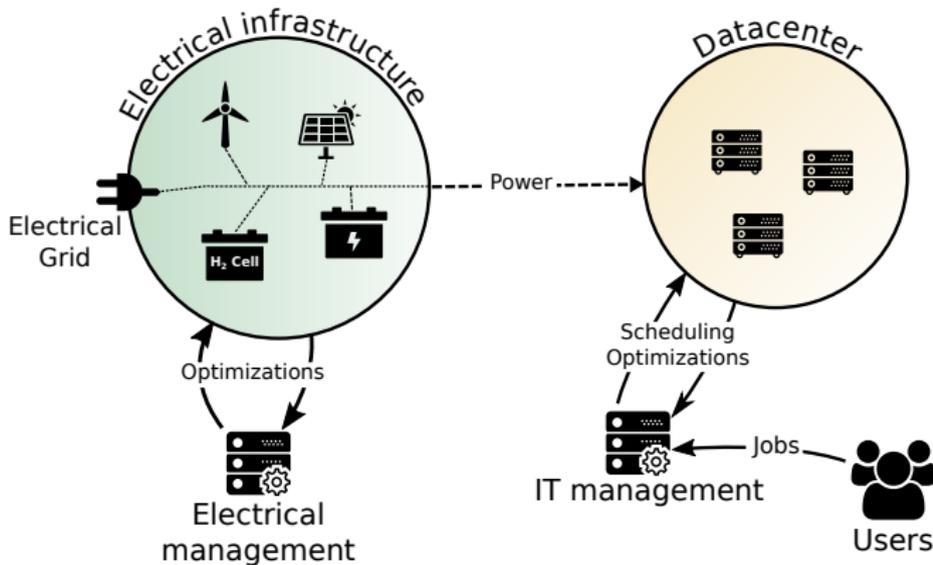
Centre de données avec EnR sur site

- ❖ Source et stockage sur site
- ❖ Gestion conjointe des sources et du centre de données
 - ❖ Minimiser l'impact environnemental (CO₂, consommation...)
 - ❖ Maximiser la qualité de service



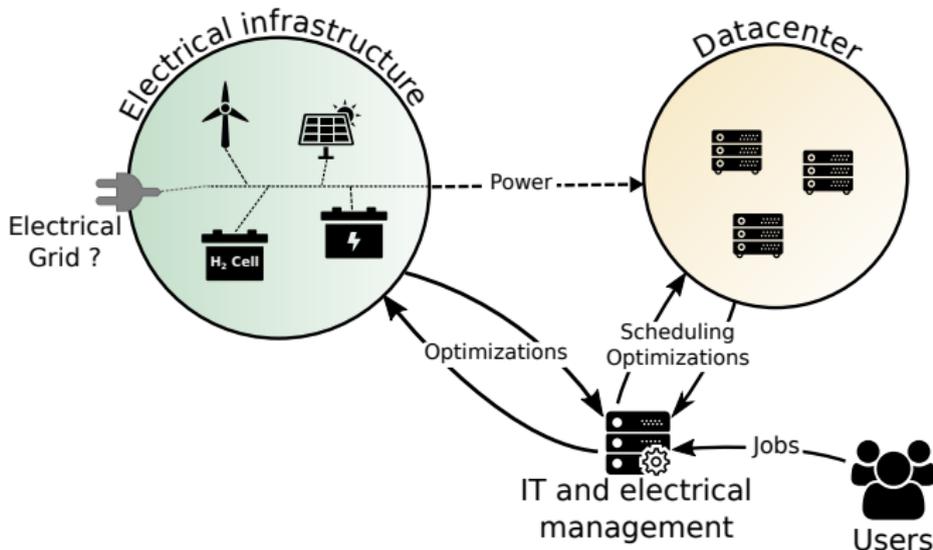
Centre de données avec EnR sur site

- Source et stockage sur site
- Gestion conjointe des sources et du centre de données
 - Minimiser l'impact environnemental (CO₂, consommation...)
 - Maximiser la qualité de service



Centre de données avec EnR sur site

- ❖ Source et stockage sur site
- ❖ Gestion conjointe des sources et du centre de données
 - ❖ Minimiser l'impact environnemental (CO₂, consommation...)
 - ❖ Maximiser la qualité de service



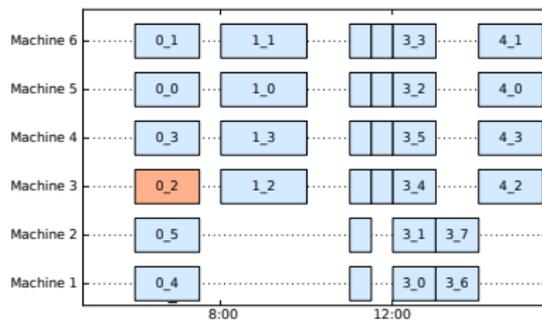
Leviers considérés et illustration

Niveau considéré

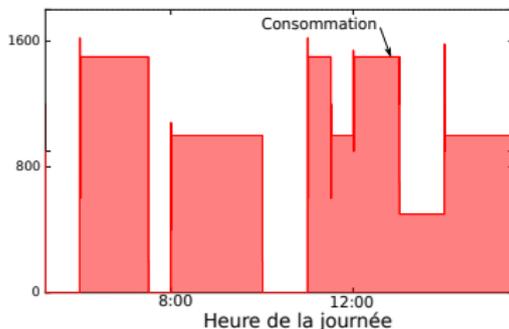
- ❖ Placement et état des machines
- ❖ Charge CPU uniquement
- ❖ «Haut niveau» des sources électriques

Adapter la consommation

- ❖ Flexibilité temporelle (tâches)
- ❖ Contraintes de service
- ❖ Consommer suivant la disponibilité



Puissance (W)



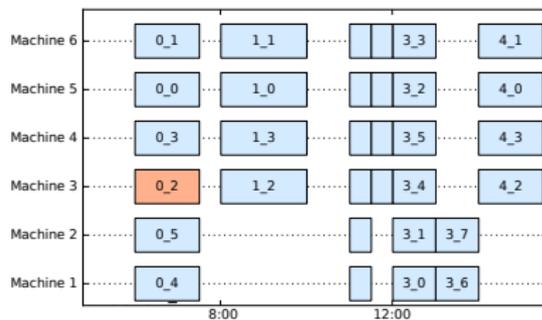
Leviers considérés et illustration

Niveau considéré

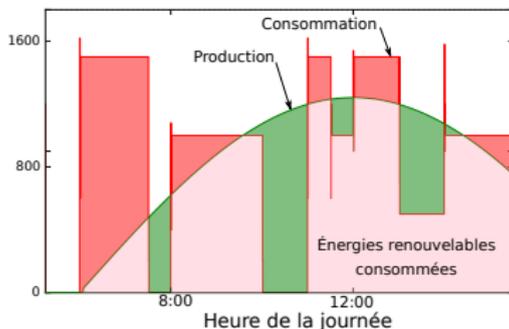
- ❖ Placement et état des machines
- ❖ Charge CPU uniquement
- ❖ «Haut niveau» des sources électriques

Adapter la consommation

- ❖ Flexibilité temporelle (tâches)
- ❖ Contraintes de service
- ❖ Consommer suivant la disponibilité



Puissance (W)



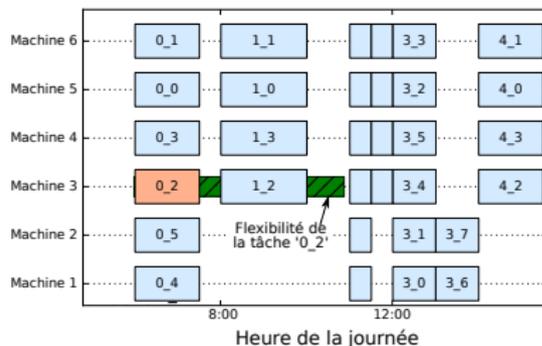
Leviers considérés et illustration

Niveau considéré

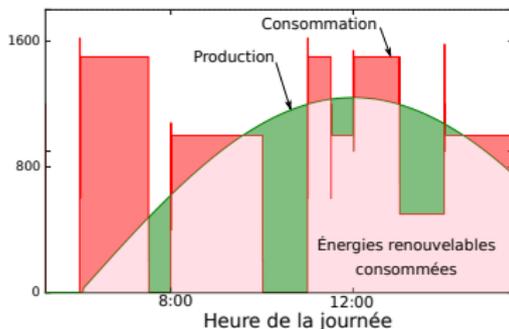
- ❖ Placement et état des machines
- ❖ Charge CPU uniquement
- ❖ «Haut niveau» des sources électriques

Adapter la consommation

- ❖ Flexibilité temporelle (tâches)
- ❖ Contraintes de service
- ❖ Consommer suivant la disponibilité



Puissance (W)



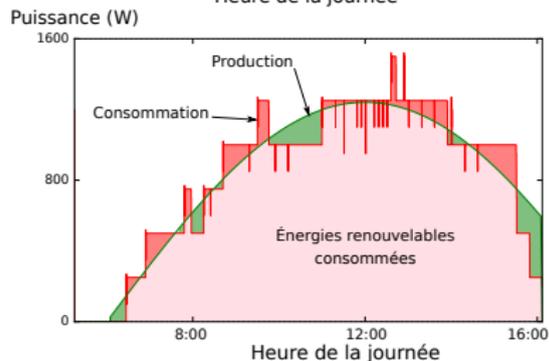
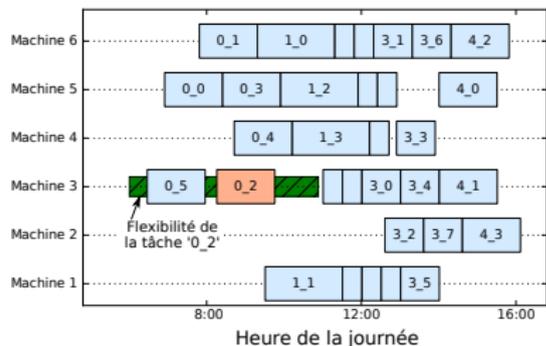
Leviers considérés et illustration

Niveau considéré

- ❖ Placement et état des machines
- ❖ Charge CPU uniquement
- ❖ «Haut niveau» des sources électriques

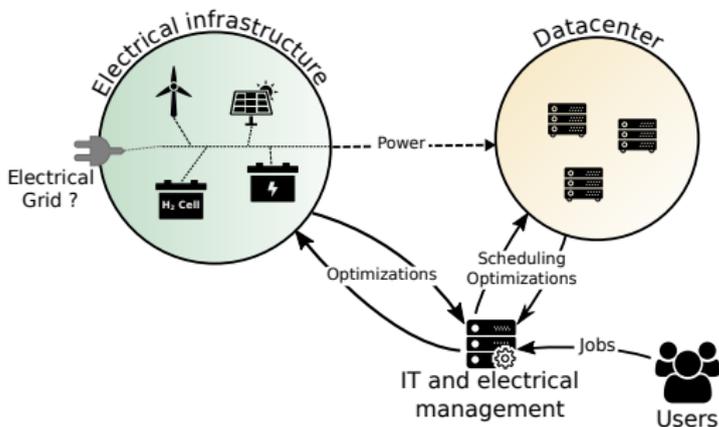
Adapter la consommation

- ❖ Flexibilité temporelle (tâches)
- ❖ Contraintes de service
- ❖ Consommer suivant la disponibilité



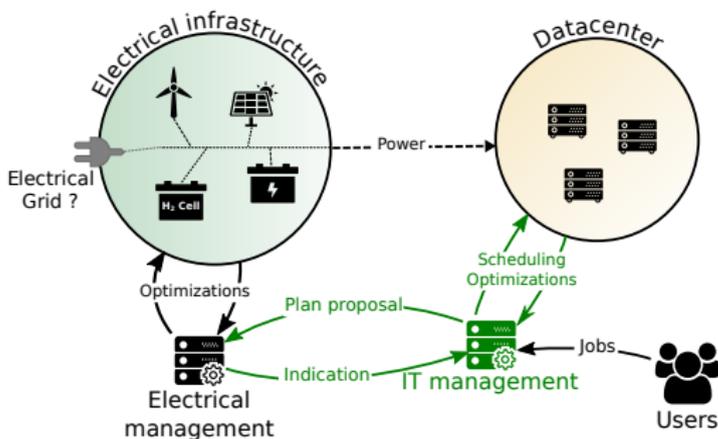
Plan

- Introduction
- Ordonnancement de tâches avec informations limitées
- Optimisation coopérative multiobjectif par boîtes noires
- Optimisation avec incertitudes de production
- Conclusion et perspectives



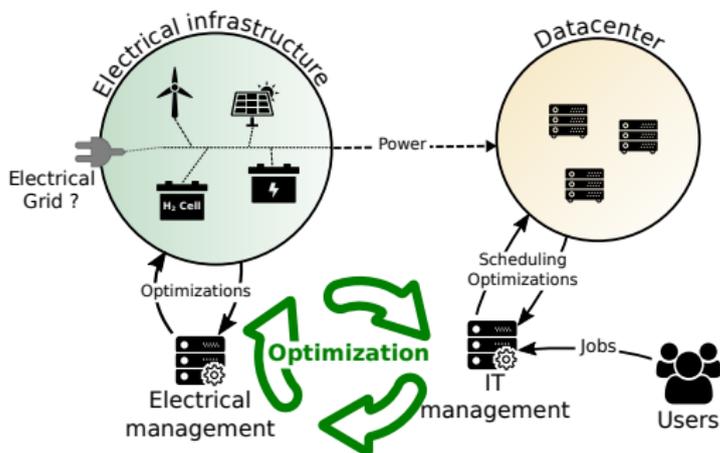
Plan

- Introduction
- Ordonnancement de tâches avec informations limitées
- Optimisation coopérative multiobjectif par boîtes noires
- Optimisation avec incertitudes de production
- Conclusion et perspectives



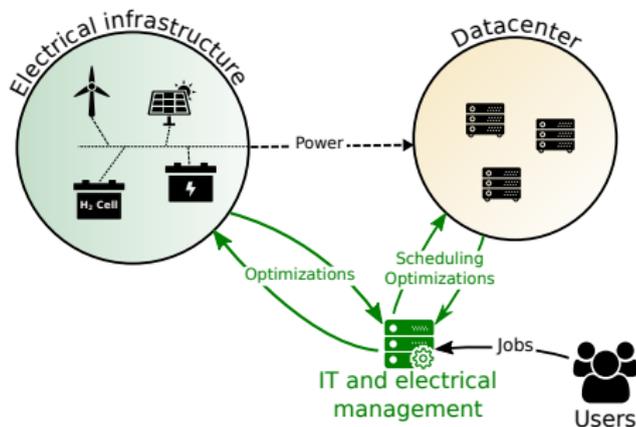
Plan

- Introduction
- Ordonnancement de tâches avec informations limitées
- Optimisation coopérative multiobjectif par boîtes noires
- Optimisation avec incertitudes de production
- Conclusion et perspectives



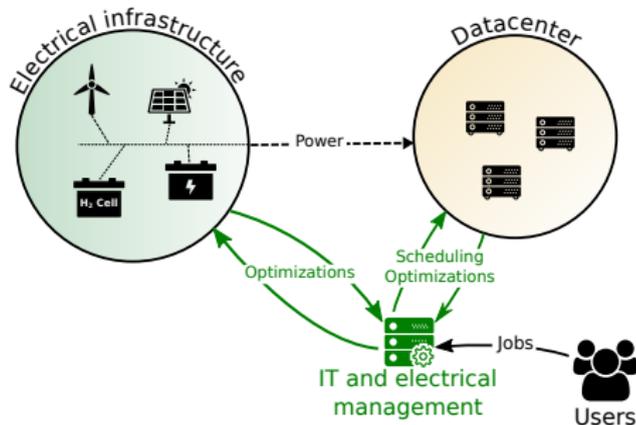
Plan

- ❖ Introduction
- ❖ Ordonnancement de tâches avec informations limitées
- ❖ Optimisation coopérative multiobjectif par boîtes noires
- ❖ Optimisation avec incertitudes de production
- ❖ Conclusion et perspectives



Plan

- ❖ Introduction
- ❖ Ordonnancement de tâches avec informations limitées
- ❖ Optimisation coopérative multiobjectif par boîtes noires
- ❖ Optimisation avec incertitudes de production
- ❖ Conclusion et perspectives



➤ Introduction

- Centre de données et gestion de l'énergie

➤ Ordonnancement de tâches avec informations limitées

- Approche

- Méthodologie et résultats

- Conclusion

➤ Optimisation coopérative multiobjectif par boîtes noires

- Vue d'ensemble

- USPEA2 et méthode d'approximation

- Méthodologie et résultats

- Conclusion

➤ Optimisation avec incertitudes de production

- Modélisation

- Analyse de la politique optimale

- Méthodologie et résultats

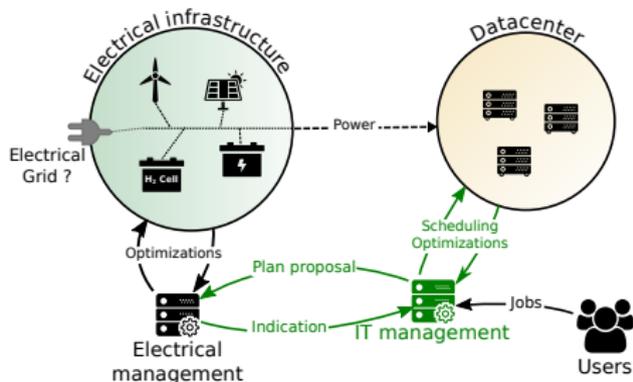
- Conclusion

➤ Conclusion et perspectives

Ordonnancement avec informations limitées

Optimisation coopérative

- ❖ Deux systèmes d'optimisation séparés
- ❖ Informations électriques limitées
 - ❖ Pas de connaissance des sources
 - ❖ Indication de qualité pour un plan donné



Modèle de tâches batch

- ❖ Dates d'échéances
- ❖ Flexibilité des tâches
- ❖ Durée et utilisation CPU connues

Approche proposée

- ❖ Ordonnancement en ligne : connaissance à la soumission
- ❖ Planification des périodes d'exécutions (réservation)
 - ❖ Sans remise en cause ultérieure
- ❖ Extinction des machines inutilisées

Communication entre systèmes IT et électrique

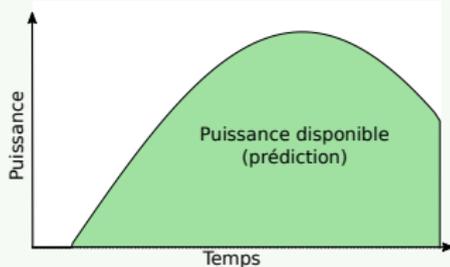
- ❖ Attractivité : réel $\in [-1; 1]$ représentant l'objectif
 - ❖ Demande (IT) : puissance moyenne et plage de temps
 - ❖ Réponse : indication normalisée (attractivité électrique)

Approche proposée

- ❖ Ordonnancement en ligne : connaissance à la soumission
- ❖ Planification des périodes d'exécutions (réservation)
 - ❖ Sans remise en cause ultérieure
- ❖ Extinction des machines inutilisées

Communication entre systèmes IT et électrique

- ❖ Attractivité : réel $\in [-1; 1]$ représentant l'objectif
 - ❖ Demande (IT) : puissance moyenne et plage de temps
 - ❖ Réponse : indication normalisée (**attractivité** électrique)

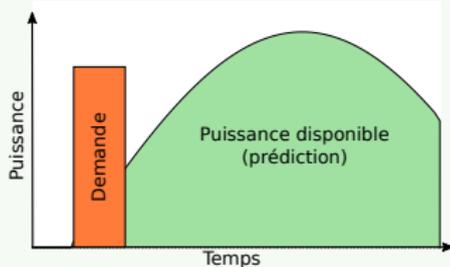


Approche proposée

- ❖ Ordonnancement en ligne : connaissance à la soumission
- ❖ Planification des périodes d'exécutions (réservation)
 - ❖ Sans remise en cause ultérieure
- ❖ Extinction des machines inutilisées

Communication entre systèmes IT et électrique

- ❖ Attractivité : réel $\in [-1; 1]$ représentant l'objectif
 - ❖ Demande (IT) : puissance moyenne et plage de temps
 - ❖ Réponse : indication normalisée (**attractivité** électrique)



Attractivité Élec.

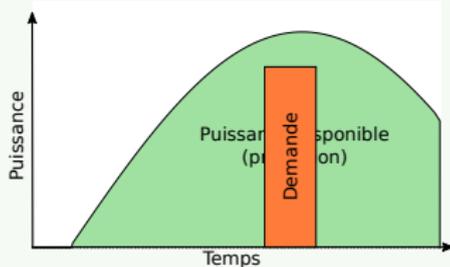


Approche proposée

- ❖ Ordonnancement en ligne : connaissance à la soumission
- ❖ Planification des périodes d'exécutions (réservation)
 - ❖ Sans remise en cause ultérieure
- ❖ Extinction des machines inutilisées

Communication entre systèmes IT et électrique

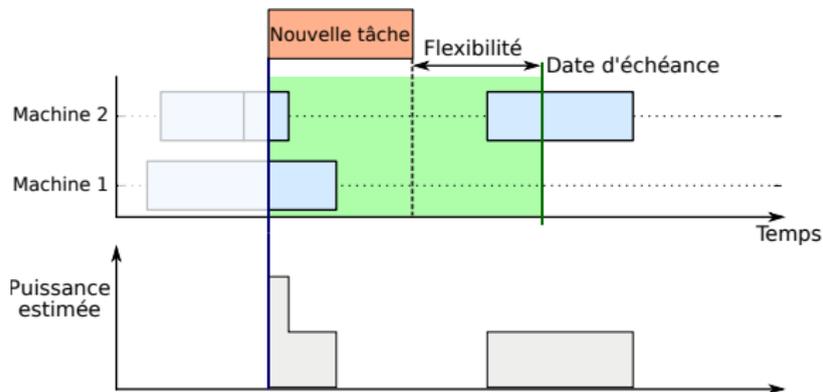
- ❖ Attractivité : réel $\in [-1; 1]$ représentant l'objectif
 - ❖ Demande (IT) : puissance moyenne et plage de temps
 - ❖ Réponse : indication normalisée (**attractivité** électrique)



Attractivité Élec.

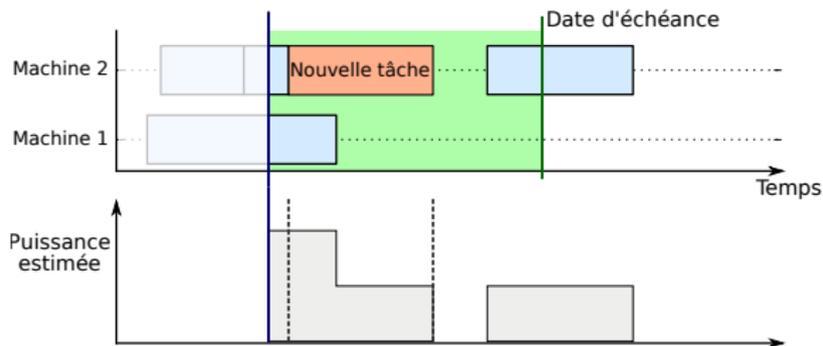


Illustration de l'algorithme



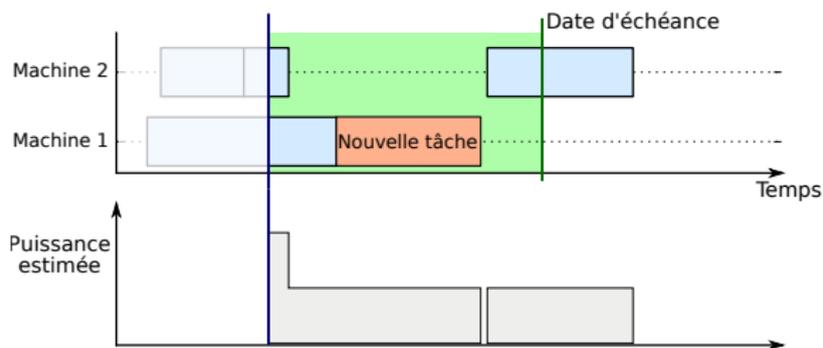
- ❖ Pour chaque tâche, un ensemble de placements est testé
 - ❖ Calcul de la valeur objectif IT
 - ❖ Estimation du besoin de puissance
 - ❖ Demande de l'attractivité au système électrique
 - ❖ Choix d'une solution suivant les deux objectifs
 1. Respect des dates d'échéances
 2. Qualité de l'énergie (attractivité électrique)

Illustration de l'algorithme



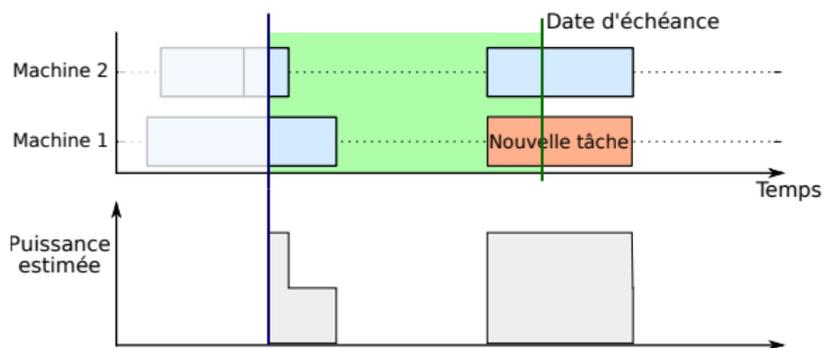
- ❖ Pour chaque tâche, un ensemble de placements est testé
 - ❖ Calcul de la valeur objectif IT
 - ❖ Estimation du besoin de puissance
 - ❖ Demande de l'attractivité au système électrique
 - ❖ Choix d'une solution suivant les deux objectifs
 1. Respect des dates d'échéances
 2. Qualité de l'énergie (attractivité électrique)

Illustration de l'algorithme



- ❖ Pour chaque tâche, un ensemble de placements est testé
 - ❖ Calcul de la valeur objectif IT
 - ❖ Estimation du besoin de puissance
 - ❖ Demande de l'attractivité au système électrique
 - ❖ Choix d'une solution suivant les deux objectifs
 1. Respect des dates d'échéances
 2. Qualité de l'énergie (attractivité électrique)

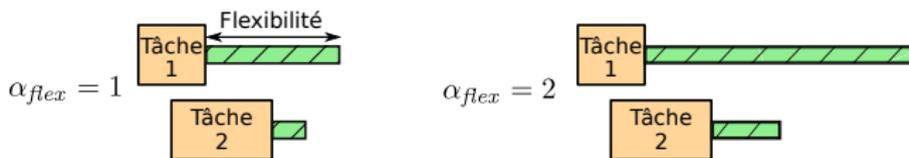
Illustration de l'algorithme



- ❖ Pour chaque tâche, un ensemble de placements est testé
 - ❖ Calcul de la valeur objectif IT
 - ❖ Estimation du besoin de puissance
 - ❖ Demande de l'attractivité au système électrique
 - ❖ Choix d'une solution suivant les deux objectifs
 1. Respect des dates d'échéances
 2. Qualité de l'énergie (attractivité électrique)

Méthodologie

- ❖ Simulation avec DCworms
 - ❖ Modifié pour la simulation de sources électriques
 - ❖ Centre de petite taille, panneaux photovoltaïques
- ❖ Charge synthétique, basée sur des traces de Google¹
 - ❖ 3600 tâches soumises sur 3 jours
 - ❖ Différents **facteurs de flexibilité** (α_{flex})



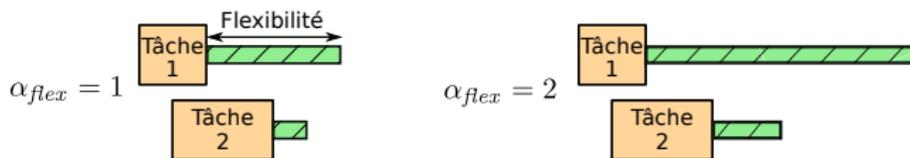
- ❖ Comparaison à GreenSlot², approche de la littérature
 - ❖ Connaissance globale (modèles IT et électrique)
 - ❖ Heuristique gloutonne
 - ❖ Modifiée pour l'adapter à la charge

1. G. Da Costa, L. Grange, I. De Courchelle, *Modeling, classifying and generating large-scale Google-like workload*, Sustainable Computing : Informatics and Systems

2. Í. Goiri et al., *GreenSlot : Scheduling Energy Consumption in Green Datacenters*, Proceedings of 2011 International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis

Méthodologie

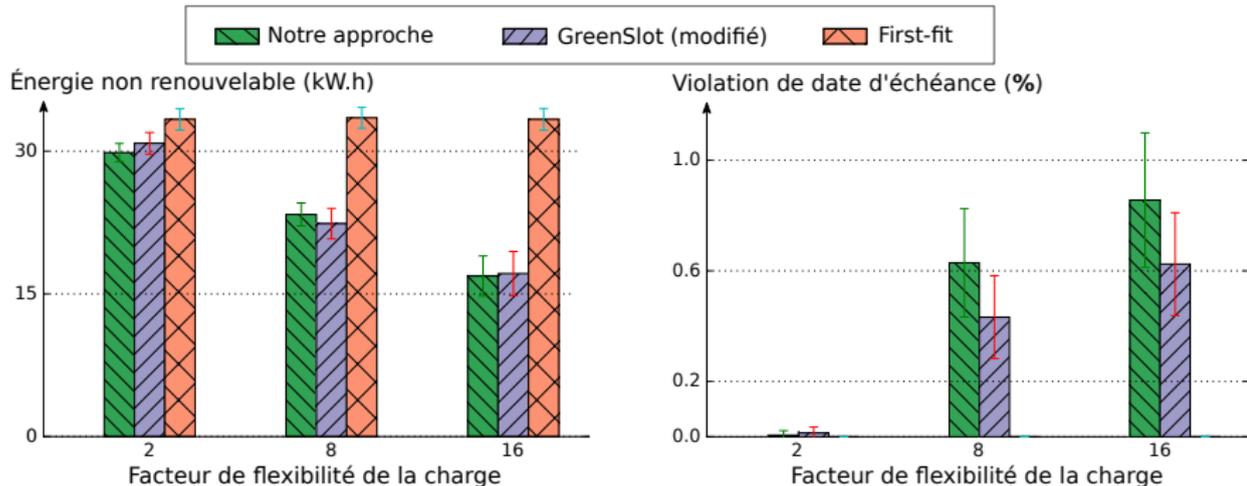
- ❖ Simulation avec DCworms
 - ❖ Modifié pour la simulation de sources électriques
 - ❖ Centre de petite taille, panneaux photovoltaïques
- ❖ Charge synthétique, basée sur des traces de Google¹
 - ❖ 3600 tâches soumises sur 3 jours
 - ❖ Différents facteurs de flexibilité (α_{flex})



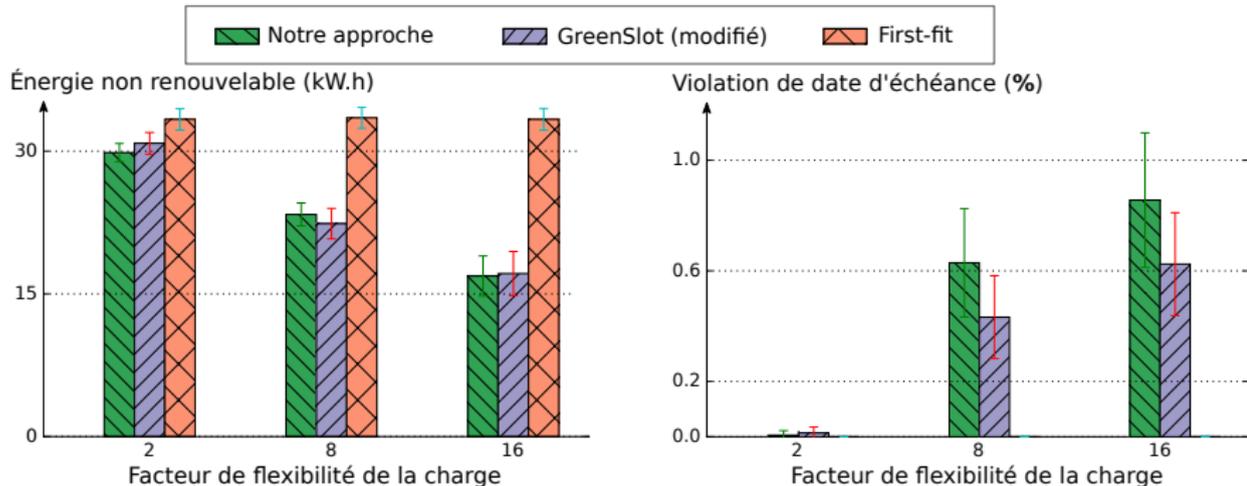
- ❖ Comparaison à GreenSlot², approche de la littérature
 - ❖ Connaissance globale (modèles IT et électrique)
 - ❖ Heuristique gloutonne
 - ❖ Modifiée pour l'adapter à la charge

1. G. Da Costa, L. Grange, I. De Courchelle, *Modeling, classifying and generating large-scale Google-like workload*, Sustainable Computing : Informatics and Systems

2. Í. Goiri et al., *GreenSlot : Scheduling Energy Consumption in Green Datacenters*, Proceedings of 2011 International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis



- Amélioration avec la flexibilité (opportunités de placement)
- Réduction par rapport à first-fit : jusqu'à 49%
- Résultats comparables à GreenSlot
- Respect de la qualité de service (> 99%)
 - Augmentation avec la flexibilité!
 - Glouton : saturation des machines quand l'énergie est disponible



- ❖ Amélioration avec la flexibilité (opportunités de placement)
- ❖ Réduction par rapport à first-fit : jusqu'à 49%
- ❖ Résultats comparables à GreenSlot
- ❖ Respect de la qualité de service ($> 99\%$)
 - ❖ Augmentation avec la flexibilité!
 - ❖ Glouton : saturation des machines quand l'énergie est disponible

Conclusion

Nouvelle heuristique pour utiliser efficacement les EnR

- ❖ Résultats comparables à une approche centralisée
 - ❖ Sans connaissance de l'infrastructure électrique
 - ❖ Découplage des préoccupations électriques/informatiques
- ❖ Étude de la relation entre flexibilité et performances

Limites de l'approche

- ❖ Intégration dans l'ordonnanceur
 - ❖ Tâches batch uniquement
 - ❖ Algorithme glouton

Conclusion

Nouvelle heuristique pour utiliser efficacement les EnR

- ❖ Résultats comparables à une approche centralisée
 - ❖ Sans connaissance de l'infrastructure électrique
 - ❖ Découplage des préoccupations électriques/informatiques
- ❖ Étude de la relation entre flexibilité et performances

Limites de l'approche

- ❖ Intégration dans l'ordonnanceur
 - ❖ Tâches batch uniquement
 - ❖ Algorithme glouton

➤ Introduction

- Centre de données et gestion de l'énergie

➤ Ordonnancement de tâches avec informations limitées

- Approche
- Méthodologie et résultats
- Conclusion

➤ Optimisation coopérative multiobjectif par boîtes noires

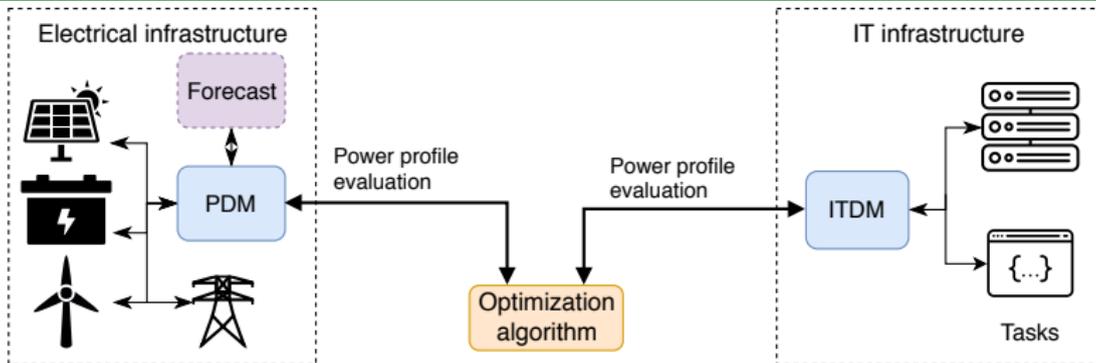
- Vue d'ensemble
- USPEA2 et méthode d'approximation
- Méthodologie et résultats
- Conclusion

➤ Optimisation avec incertitudes de production

- Modélisation
- Analyse de la politique optimale
- Méthodologie et résultats
- Conclusion

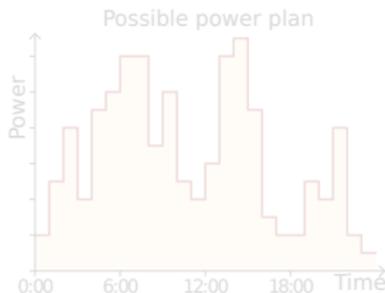
➤ Conclusion et perspectives

Infrastructure d'optimisation

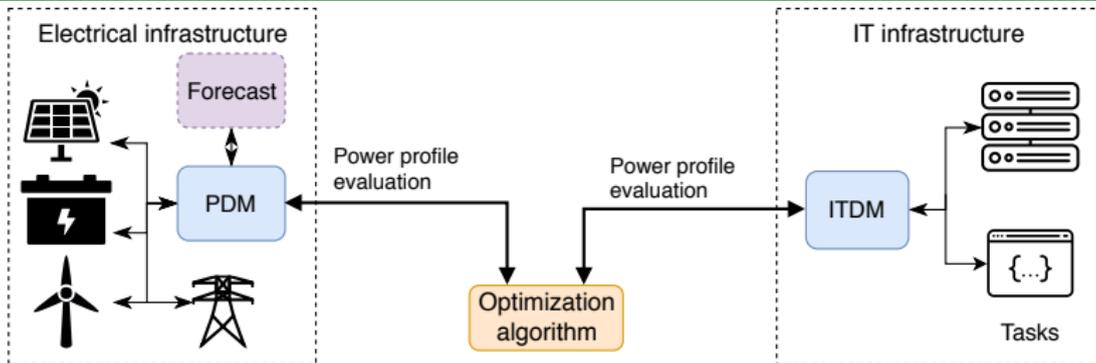


Optimisations IT et électrique séparées

- ❖ Évaluation d'un plan de puissance
- ❖ DM : fonctions boîtes noires $\mathbb{R}^T \rightarrow \mathbb{R}$
 - ❖ Objectif interne (utilité)
 - ❖ Coûteux en temps et calcul

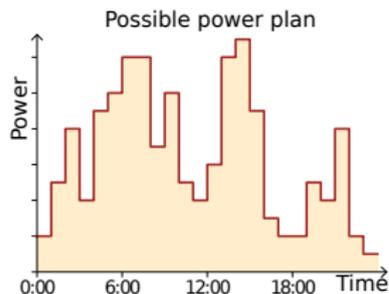


Infrastructure d'optimisation

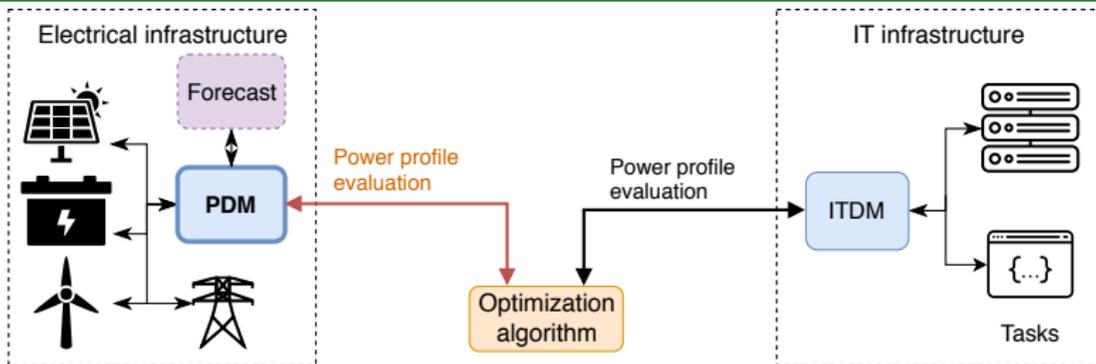


Optimisations IT et électrique séparées

- ❖ Évaluation d'un **plan de puissance**
- ❖ DM : fonctions boîtes noires $\mathbb{R}^T \rightarrow \mathbb{R}$
 - ❖ Objectif interne (utilité)
 - ❖ Coûteux en temps et calcul

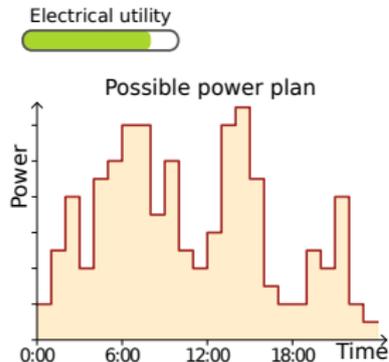


Infrastructure d'optimisation

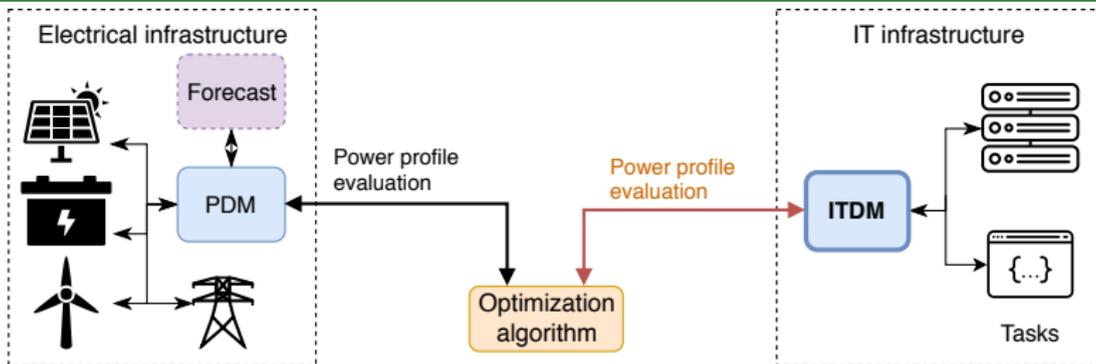


Optimisations IT et électrique séparées

- ❖ Évaluation d'un plan de puissance
- ❖ DM : fonctions boîtes noires $\mathbb{R}^T \rightarrow \mathbb{R}$
 - ❖ Objectif interne (utilité)
 - ❖ Coûteux en temps et calcul

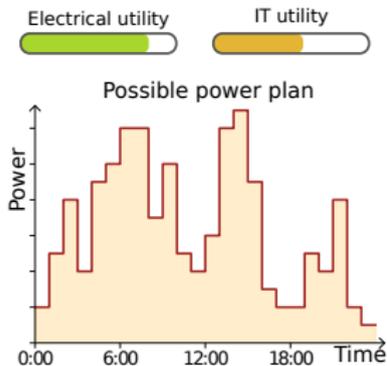


Infrastructure d'optimisation



Optimisations IT et électrique séparées

- ❖ Évaluation d'un plan de puissance
- ❖ DM : fonctions boîtes noires $\mathbb{R}^T \rightarrow \mathbb{R}$
 - ❖ Objectif interne (**utilité**)
 - ❖ Coûteux en temps et calcul

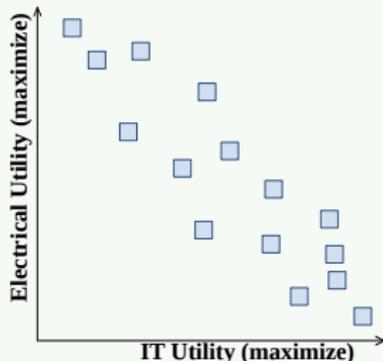


Aspect multiobjectif

Optimisation avec plusieurs objectifs

Deux objectifs : utilité IT et électrique

- ❖ Scalarisation (somme pondérée...)
- ❖ Contraintes : ε -constraint
- ❖ A posteriori : front de Pareto
 - Ensemble des meilleurs compromis



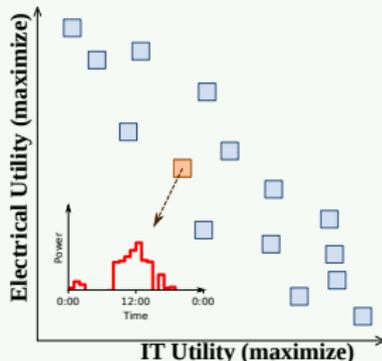
- ❖ Algorithmes évolutionnaires multiobjectifs (MOEAs)
 - ❖ Idéal pour des boîtes noires
 - ❖ Algorithmes génétiques : SPEA2, NSGA-II

Aspect multiobjectif

Optimisation avec plusieurs objectifs

Deux objectifs : utilité IT et électrique

- ❖ Scalarisation (somme pondérée...)
- ❖ Contraintes : ε -constraint
- ❖ A posteriori : front de Pareto
 - Ensemble des meilleurs compromis



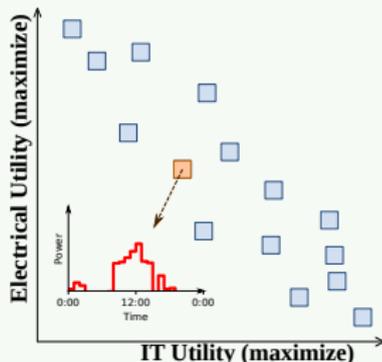
- ❖ Algorithmes évolutionnaires multiobjectifs (MOEAs)
 - ❖ Idéal pour des boîtes noires
 - ❖ Algorithmes génétiques : SPEA2, NSGA-II

Aspect multiobjectif

Optimisation avec plusieurs objectifs

Deux objectifs : utilité IT et électrique

- ❖ Scalarisation (somme pondérée...)
- ❖ Contraintes : ε -constraint
- ❖ A posteriori : front de Pareto
 - Ensemble des meilleurs compromis



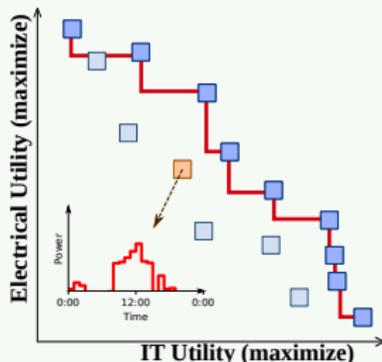
- ❖ Algorithmes évolutionnaires multiobjectifs (MOEAs)
 - ❖ Idéal pour des boîtes noires
 - ❖ Algorithmes génétiques : SPEA2, NSGA-II

Aspect multiobjectif

Optimisation avec plusieurs objectifs

Deux objectifs : utilité IT et électrique

- ❖ Scalarisation (somme pondérée...)
- ❖ Contraintes : ε -constraint
- ❖ A posteriori : **front de Pareto**
 - Ensemble des meilleurs compromis



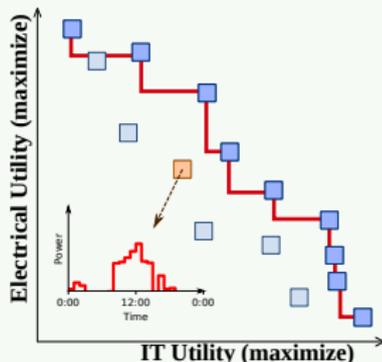
- ❖ Algorithmes évolutionnaires multiobjectifs (MOEAs)
 - ❖ Idéal pour des boîtes noires
 - ❖ Algorithmes génétiques : SPEA2, NSGA-II

Aspect multiobjectif

Optimisation avec plusieurs objectifs

Deux objectifs : utilité IT et électrique

- ❖ Scalarisation (somme pondérée...)
- ❖ Contraintes : ε -constraint
- ❖ A posteriori : front de Pareto
 - Ensemble des meilleurs compromis



- ❖ Algorithmes évolutionnaires multiobjectifs (MOEAs)
 - ❖ Idéal pour des boîtes noires
 - ❖ Algorithmes génétiques : **SPEA2**, NSGA-II

Approximation des fonctions objectifs

- ❖ Évaluation coûteuse d'un plan de puissance
 - ❖ Beaucoup d'évaluations nécessaires
- ❖ Budget restreint (arrivée de tâches, prévisions météo...)

Approximation des modules de décision

Substituer une fonction $\mathbb{R}^T \rightarrow \mathbb{R}$ à chaque DM!

- ❖ État changeant entre deux optimisations
 - ❖ Apprentissage en ligne
- ❖ Peu de solutions connues et grande dimensionnalité
 - ❖ Méthodes de régression habituelles peu efficaces

Approximation des fonctions objectifs

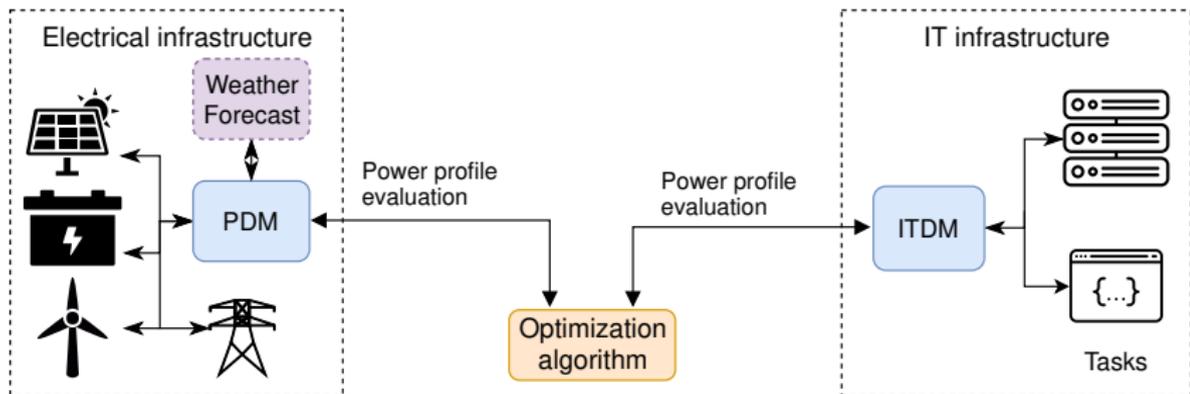
- ❖ Évaluation coûteuse d'un plan de puissance
 - ❖ Beaucoup d'évaluations nécessaires
- ❖ Budget restreint (arrivée de tâches, prévisions météo...)

Approximation des modules de décision

Substituer une fonction $\mathbb{R}^T \rightarrow \mathbb{R}$ à chaque DM!

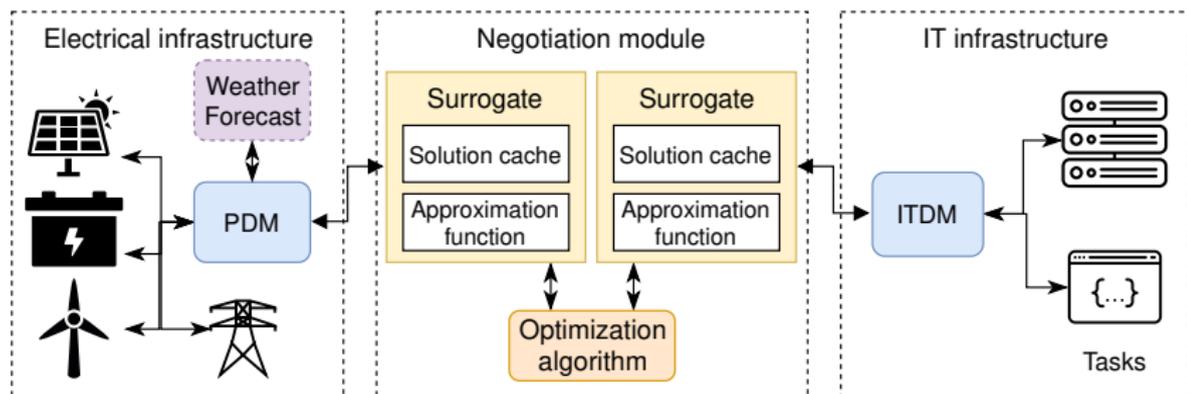
- ❖ État changeant entre deux optimisations
 - ❖ Apprentissage en ligne
- ❖ Peu de solutions connues et grande dimensionnalité
 - ❖ Méthodes de régression habituelles peu efficaces

Vue d'ensemble de l'approche



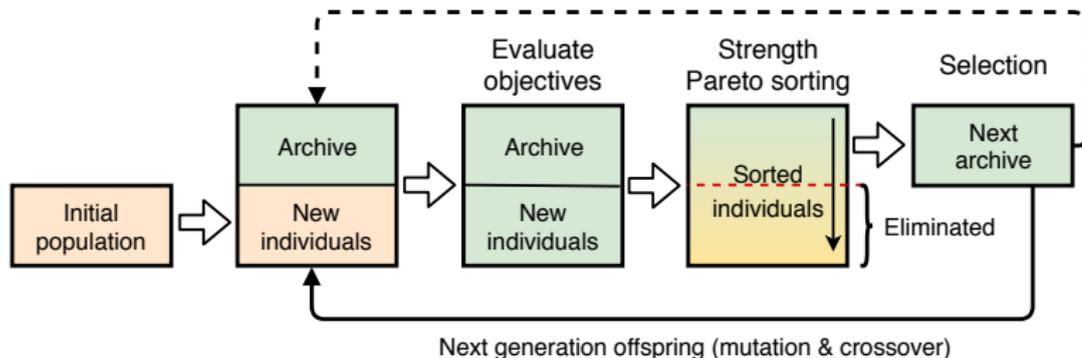
- ❖ Cœur : algorithme évolutionnaire multiobjectif (SPEA2)
- ❖ Réduction du coût d'évaluation des profils de puissance
 - Substitut (approximation) entre SPEA2 et les DMs
 - Agit comme un «cache intelligent»

Vue d'ensemble de l'approche



- ❖ Cœur : algorithme évolutionnaire multiobjectif (SPEA2)
- ❖ Réduction du coût d'évaluation des profils de puissance
 - ❖ Substitut (approximation) entre SPEA2 et les DMs
 - ❖ Agit comme un «cache intelligent»

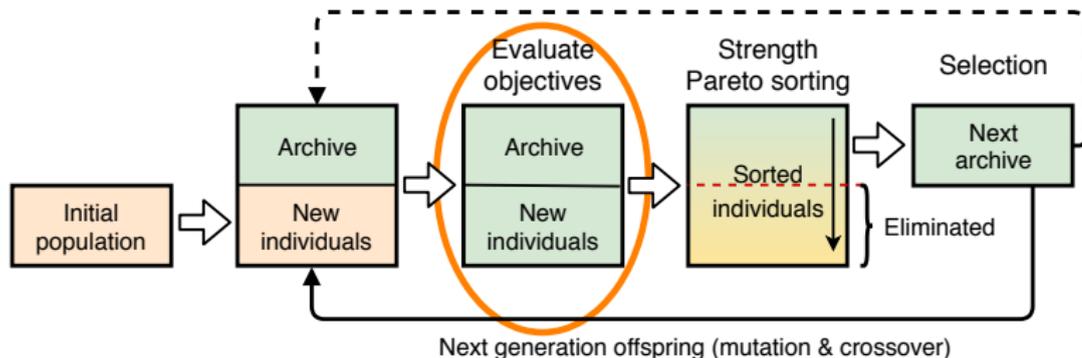
Intégration de la méthode d'approximation



Attribution des valeurs des objectifs avec approximation

- ❖ Évaluation parfois remplacée par une approximation
- ❖ Mélange d'individus évalués et approximés
- ❖ Durée de vie associée à chaque individu
 - ❖ Évalué si conservé pendant suffisamment de générations
- ❖ Évaluation → ajout à la base de connaissances

Intégration de la méthode d'approximation



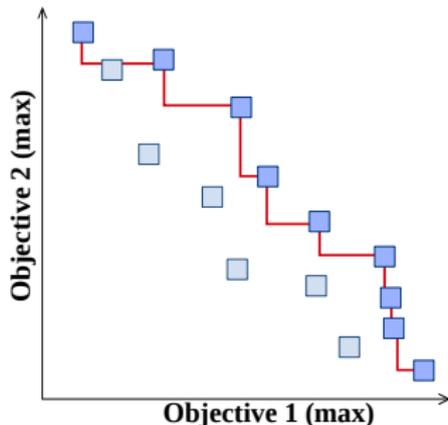
Attribution des valeurs des objectifs avec approximation

- ❖ Évaluation parfois remplacée par une approximation
 - ❖ Mélange d'individus évalués et approximés
- ❖ **Durée de vie** associée à chaque individu
 - ❖ Évalué si conservé pendant suffisamment de générations
- ❖ Évaluation → ajout à la base de connaissances

Limitations de SPEA2

SPEA2 et approximation par fonctions de substitution

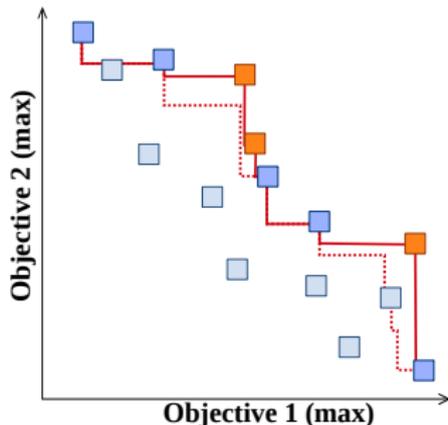
- ❖ Nombre d'individus dans l'archive limité
- ❖ Approximation trop optimiste → perte de bonnes solutions
- ❖ Dégradation du résultat



Limitations de SPEA2

SPEA2 et approximation par fonctions de substitution

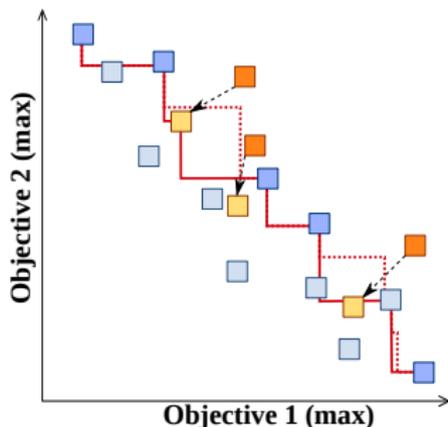
- ❖ Nombre d'individus dans l'archive limité
- ❖ **Approximation trop optimiste** → perte de bonnes solutions
- ❖ Dégradation du résultat



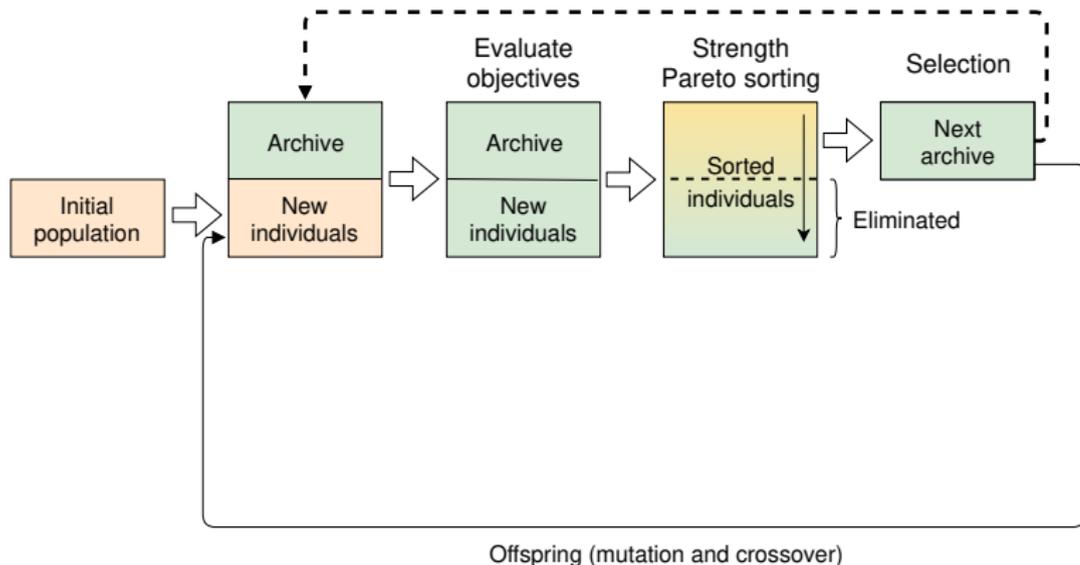
Limitations de SPEA2

SPEA2 et approximation par fonctions de substitution

- ❖ Nombre d'individus dans l'archive limité
- ❖ Approximation trop optimiste → **perte de bonnes solutions**
- ❖ Dégradation du résultat



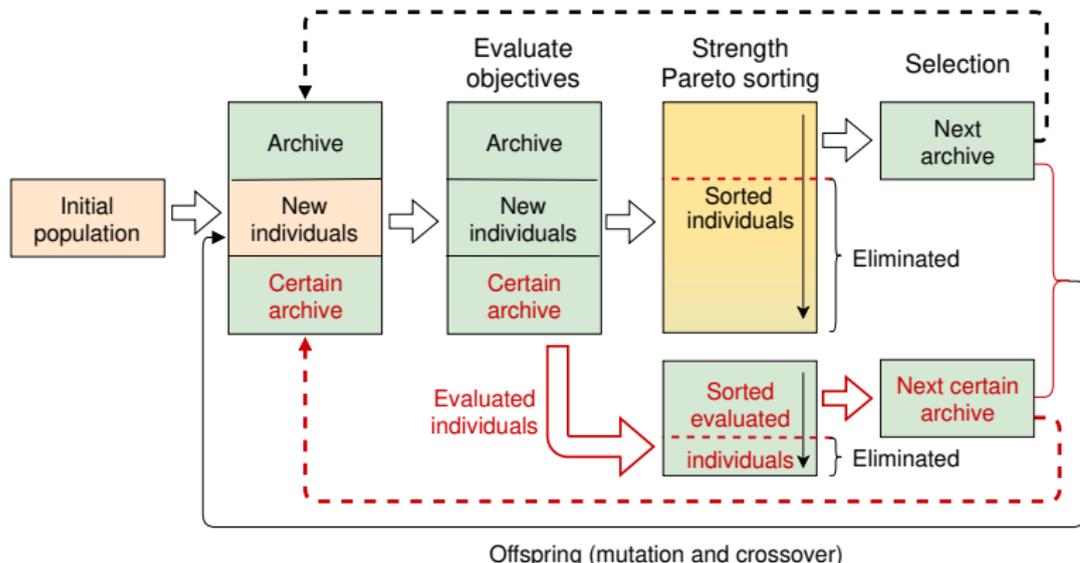
Unreliability-SPEA2 (USPEA2)



Modifications pour gérer les **individus non fiables** (approximations)

- Ajout d'une archive de solutions évaluées

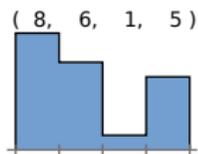
Unreliability-SPEA2 (USPEA2)



Modifications pour gérer les individus non fiables (approximations)

- Ajout d'une archive de solutions évaluées

Approximation : Multi-resolution Haar Transform (MHT)



- ❖ Hypothèse : plans de puissance similaires \Rightarrow utilité proche
- ❖ Similarité entre séries temporelles : transformée en ondelettes
- ❖ Composantes globales (moyenne) et locales

Approximation de l'utilité d'un plan de puissance

- ❖ Solutions connues avec composantes globales proches
- ❖ Filtrages successifs par composantes plus locales
 - ❖ Tant que suffisamment de solutions
- ❖ Utilité approximée : somme pondérée des solutions proches

Approximation : Multi-resolution Haar Transform (MHT)

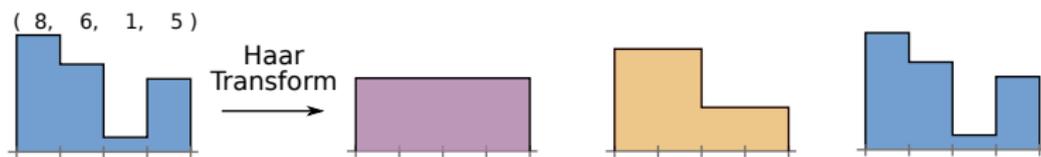


- ❖ Hypothèse : plans de puissance similaires \Rightarrow utilité proche
- ❖ Similarité entre séries temporelles : transformée en ondelettes
- ❖ Composantes globales (moyenne) et locales

Approximation de l'utilité d'un plan de puissance

- ❖ Solutions connues avec composantes globales proches
- ❖ Filtrages successifs par composantes plus locales
 - ❖ Tant que suffisamment de solutions
- ❖ Utilité approximée : somme pondérée des solutions proches

Approximation : Multi-resolution Haar Transform (MHT)

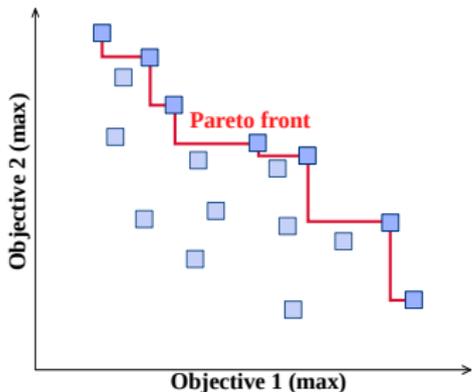


- ❖ Hypothèse : plans de puissance similaires \Rightarrow utilité proche
- ❖ Similarité entre séries temporelles : transformée en ondelettes
- ❖ Composantes globales (moyenne) et locales

Approximation de l'utilité d'un plan de puissance

- ❖ Solutions connues avec composantes globales proches
- ❖ Filtrages successifs par composantes plus locales
 - ❖ Tant que suffisamment de solutions
- ❖ Utilité approximée : somme pondérée des solutions proches

Indicateurs de qualité



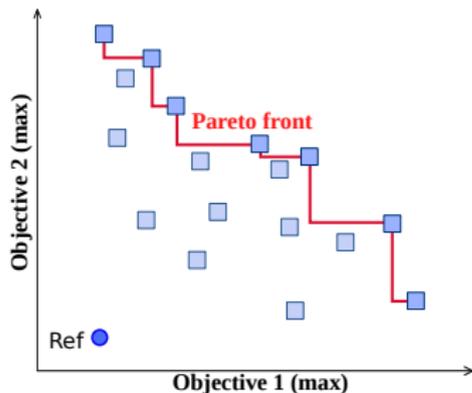
Hypervolume

Aire entre le front de Pareto d'un ensemble de solutions et un point de référence.

- ❖ \geq si meilleures solutions
- ❖ \geq si solutions plus dispersées

Normalisation si front de Pareto du problème connu

Indicateurs de qualité



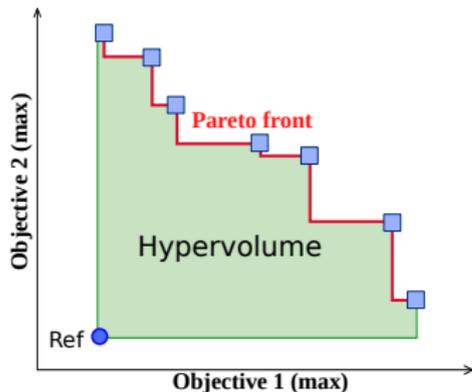
Hypervolume

Aire entre le front de Pareto d'un ensemble de solutions et un point de référence.

- ✦ \geq si meilleures solutions
- ✦ \geq si solutions plus dispersées

Normalisation si front de Pareto du problème connu

Indicateurs de qualité



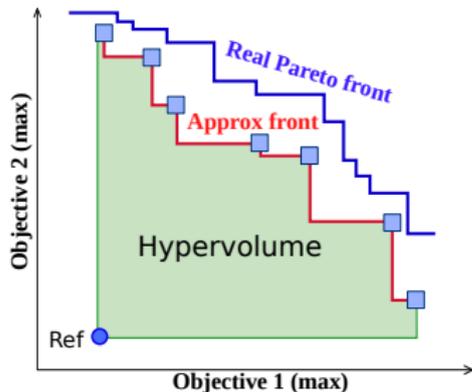
Hypervolume

Aire entre le front de Pareto d'un ensemble de solutions et un point de référence.

- ❖ \geq si meilleures solutions
- ❖ \geq si solutions plus dispersées

Normalisation si front de Pareto du problème connu

Indicateurs de qualité



Hypervolume

Aire entre le front de Pareto d'un ensemble de solutions et un point de référence.

- ❖ \geq si meilleures solutions
- ❖ \geq si solutions plus dispersées

Normalisation si front de Pareto du problème connu

Validation avec modules de décision simples

Modèles simples : front de Pareto calculable (MILP)

Module de décision IT

- ❖ Charge «fluide» : temps CPU à exécuter
- ❖ Utilité : revenu de l'opérateur
 - ❖ Récompense pour chaque unité exécutée
 - ❖ Supplément si exécuté au plus tôt

Module de décision électrique

- ❖ Photovoltaïque, batteries, réseau électrique (achat/vente)
- ❖ Utilité : émissions en équivalent CO₂
 - ❖ Renouvelable sur site : zéro émissions
 - ❖ Réseau électrique : émissions moyennes annuelles
 - ❖ Batteries : coût de fabrication (vieillessement)

Validation avec modules de décision simples

Modèles simples : front de Pareto calculable (MILP)

Module de décision IT

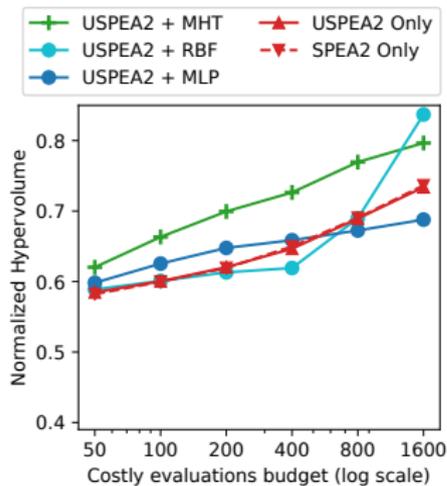
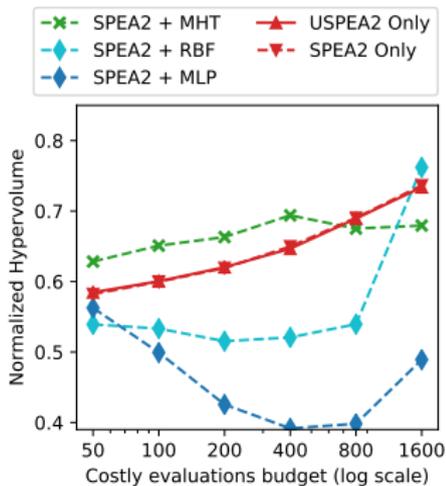
- ❖ Charge «fluide» : temps CPU à exécuter
- ❖ Utilité : revenu de l'opérateur
 - ❖ Récompense pour chaque unité exécutée
 - ❖ Supplément si exécuté au plus tôt

Module de décision électrique

- ❖ Photovoltaïque, batteries, réseau électrique (achat/vente)
- ❖ Utilité : émissions en équivalent CO₂
 - ❖ Renouvelable sur site : zéro émissions
 - ❖ Réseau électrique : émissions moyennes annuelles
 - ❖ Batteries : coût de fabrication (vieillessement)

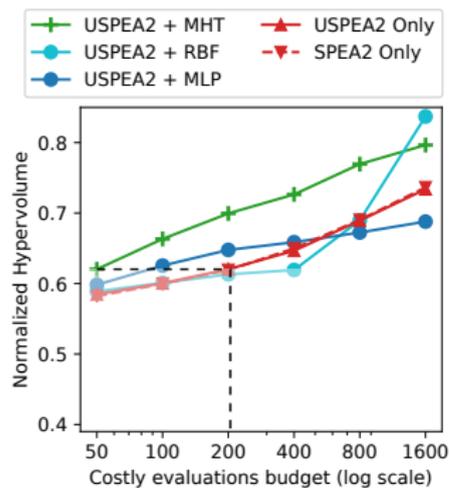
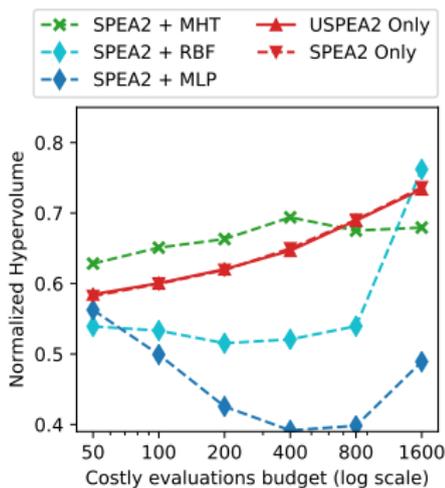
Résultats

- ❖ Scénario de 3 jours, 80 pas de temps
 - ❖ Perceptrons multi-couches (MLP)
 - ❖ Approximation par fonctions de base radiale (RBF)
- ❖ Différents budgets d'évaluations coûteuses
 - ❖ Résultats comparables avec $\frac{1}{4}$ du budget



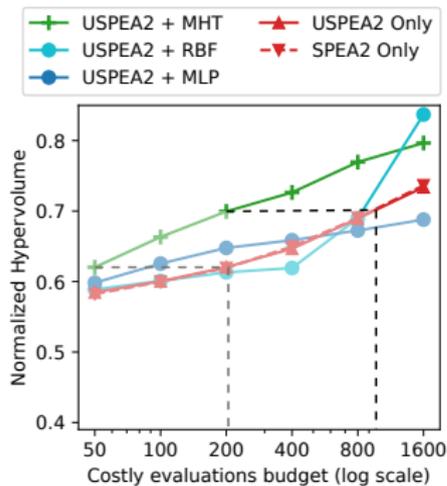
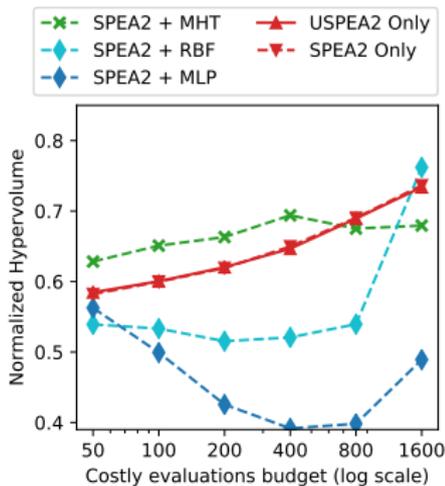
Résultats

- ❖ Scénario de 3 jours, 80 pas de temps
 - ❖ Perceptrons multi-couches (MLP)
 - ❖ Approximation par fonctions de base radiale (RBF)
- ❖ Différents budgets d'évaluations coûteuses
 - ❖ Résultats comparables avec $\frac{1}{4}$ du budget



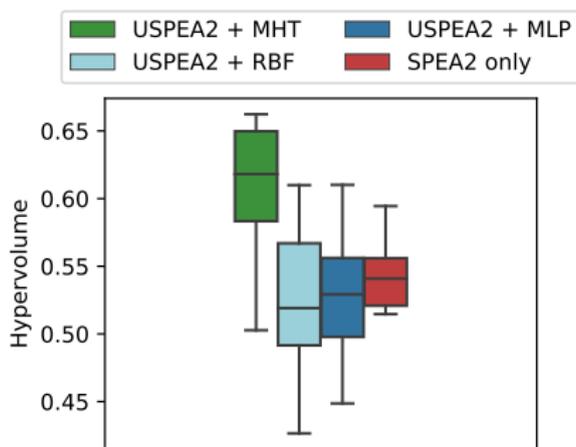
Résultats

- ❖ Scénario de 3 jours, 80 pas de temps
 - ❖ Perceptrons multi-couches (MLP)
 - ❖ Approximation par fonctions de base radiale (RBF)
- ❖ Différents budgets d'évaluations coûteuses
 - ❖ Résultats comparables avec $\frac{1}{4}$ du budget



Résultats : module de décision IT réaliste

- ❖ RECO¹ : ordonnancement sous contrainte de puissance
- ❖ Charge de travail issue des traces de Google
- ❖ DVFS, modèle fin de consommation et d'extinction



1. S. Caux, P. Renaud-Goud, G. Rostirolla, and P. Stolf. *IT Optimization for Datacenters Under Renewable Power Constraint*. Euro-Par 2018

Conclusion

- Obtention des compromis de plan de puissance
 - Agnostique de l'infrastructure et de l'implémentation
- Amélioration par l'utilisation de MHT
 - Hypervolume similaire avec budget 4 fois moindre
- **USPEA2** : résultats stables avec approximations
 - Sans approximations : similaire à SPEA2

Choix du compromis à implémenter

- Laissé à l'opérateur du centre de données
- Boucle d'optimisation appelée régulièrement
 - Nouvelles tâches, changement des prévisions météo...

Conclusion

- ❖ Obtention des compromis de plan de puissance
 - ❖ Agnostique de l'infrastructure et de l'implémentation
- ❖ Amélioration par l'utilisation de MHT
 - ❖ Hypervolume similaire avec budget 4 fois moindre
- ❖ USPEA2 : résultats stables avec approximations
 - ❖ Sans approximations : similaire à SPEA2

Choix du compromis à implémenter

- ❖ Laissé à l'opérateur du centre de données
- ❖ Boucle d'optimisation appelée régulièrement
 - ❖ Nouvelles tâches, changement des prévisions météo...

Conclusion

- ❖ Obtention des compromis de plan de puissance
 - ❖ Agnostique de l'infrastructure et de l'implémentation
- ❖ Amélioration par l'utilisation de MHT
 - ❖ Hypervolume similaire avec budget 4 fois moindre
- ❖ **USPEA2** : résultats stables avec approximations
 - ❖ Sans approximations : similaire à SPEA2

Choix du compromis à implémenter

- ❖ Laissé à l'opérateur du centre de données
- ❖ Boucle d'optimisation appelée régulièrement
 - ❖ Nouvelles tâches, changement des prévisions météo...

Conclusion

- ❖ Obtention des compromis de plan de puissance
 - ❖ Agnostique de l'infrastructure et de l'implémentation
- ❖ Amélioration par l'utilisation de MHT
 - ❖ Hypervolume similaire avec budget 4 fois moindre
- ❖ **USPEA2** : résultats stables avec approximations
 - ❖ Sans approximations : similaire à SPEA2

Choix du compromis à implémenter

- ❖ Laissé à l'opérateur du centre de données
- ❖ Boucle d'optimisation appelée régulièrement
 - ❖ Nouvelles tâches, changement des prévisions météo...

➤ Introduction

- Centre de données et gestion de l'énergie

➤ Ordonnancement de tâches avec informations limitées

- Approche

- Méthodologie et résultats

- Conclusion

➤ Optimisation coopérative multiobjectif par boîtes noires

- Vue d'ensemble

- USPEA2 et méthode d'approximation

- Méthodologie et résultats

- Conclusion

➤ Optimisation avec incertitudes de production

- Modélisation

- Analyse de la politique optimale

- Méthodologie et résultats

- Conclusion

➤ Conclusion et perspectives

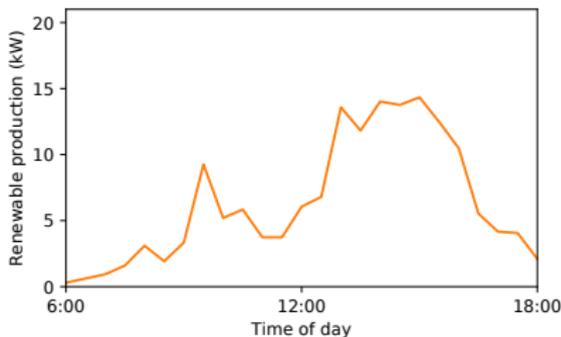
Prise en compte des incertitudes

- ❖ Nombreuses sources d'incertitudes
 - ❖ Arrivée de tâches, consommation des ressources...
 - ❖ Production des EnR
- ❖ Peu étudiées dans la littérature
 - ❖ Ignorées (oracle) ou approche réactive
- ❖ Distributions de probabilité



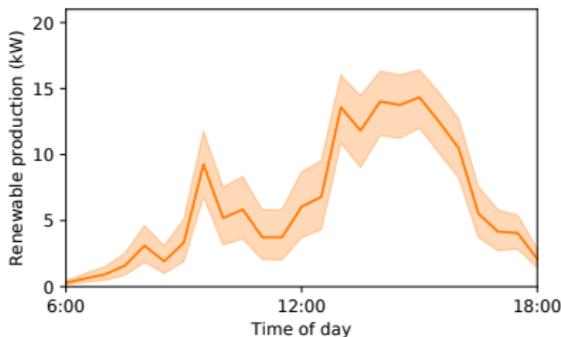
Prise en compte des incertitudes

- ❖ Nombreuses sources d'incertitudes
 - ❖ Arrivée de tâches, consommation des ressources...
 - ❖ Production des EnR
- ❖ Peu étudiées dans la littérature
 - ❖ Ignorées (oracle) ou approche réactive
- ❖ Distributions de probabilité



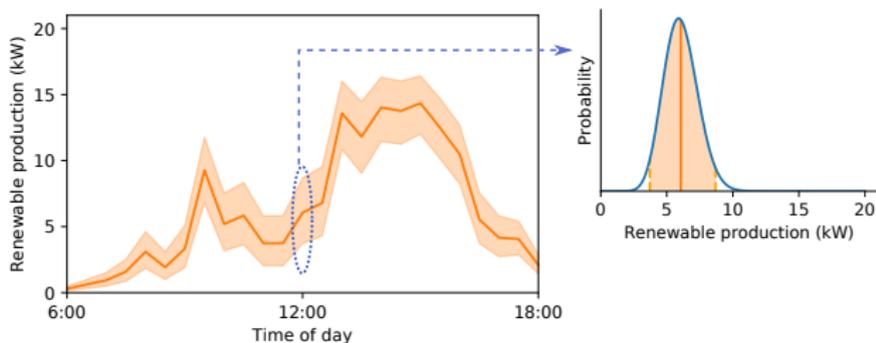
Prise en compte des incertitudes

- ❖ Nombreuses sources d'incertitudes
 - ❖ Arrivée de tâches, consommation des ressources...
 - ❖ Production des EnR
- ❖ Peu étudiées dans la littérature
 - ❖ Ignorées (oracle) ou approche réactive
- ❖ Distributions de probabilité

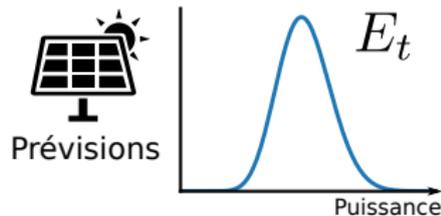
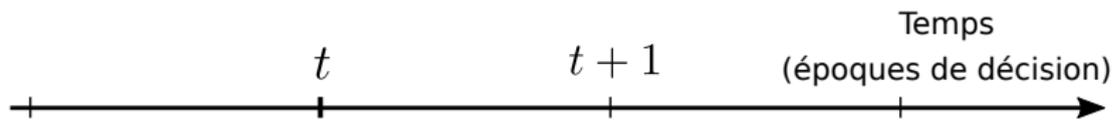


Prise en compte des incertitudes

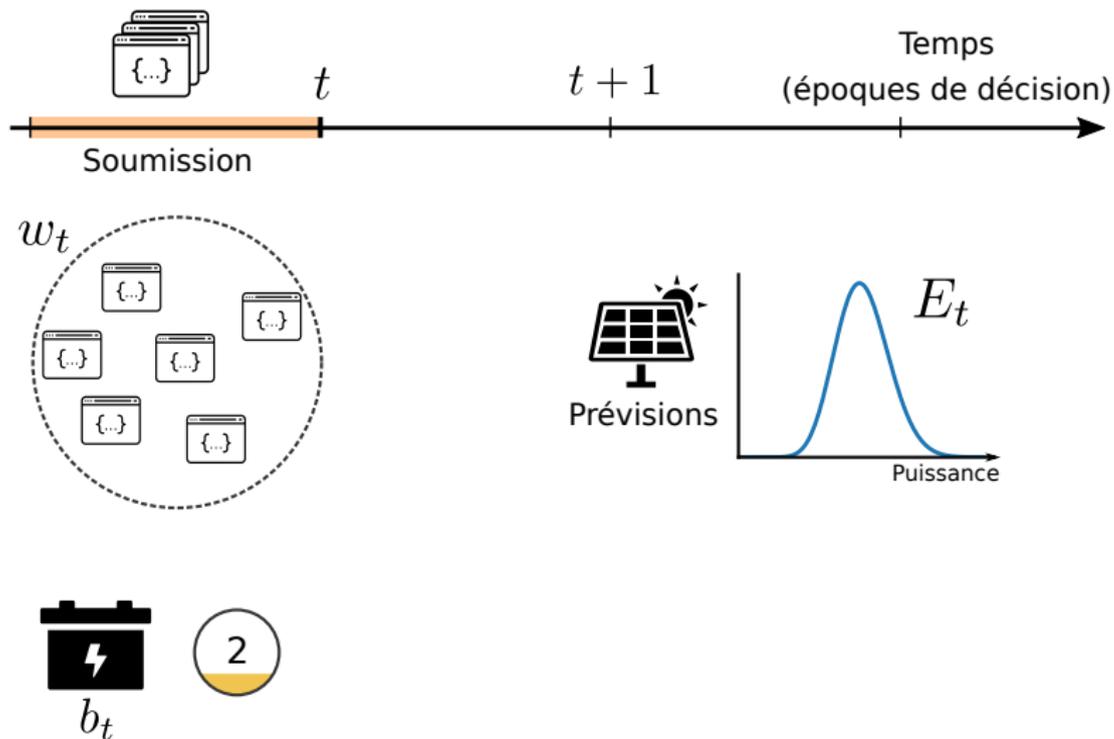
- ❖ Nombreuses sources d'incertitudes
 - ❖ Arrivée de tâches, consommation des ressources...
 - ❖ Production des EnR
- ❖ Peu étudiées dans la littérature
 - ❖ Ignorées (oracle) ou approche réactive
- ❖ Distributions de probabilité



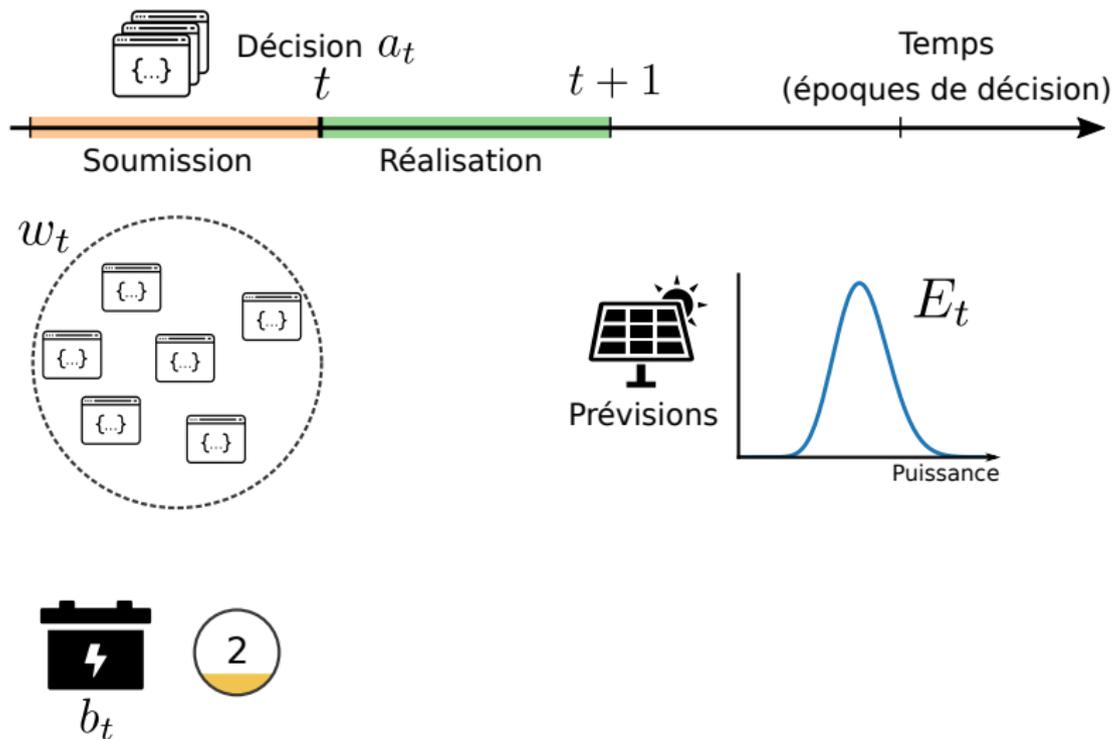
Problème étudié et modélisation en MDP



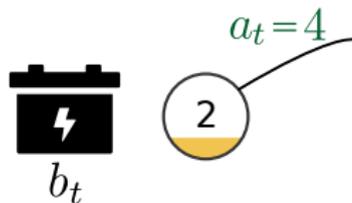
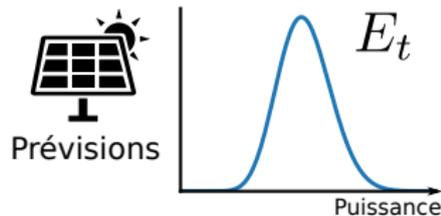
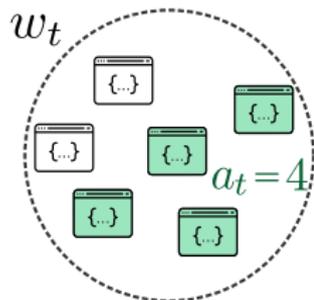
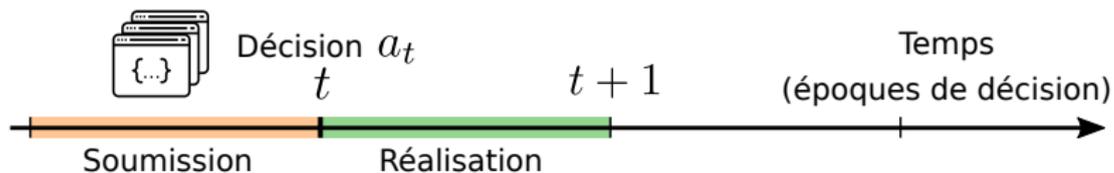
Problème étudié et modélisation en MDP



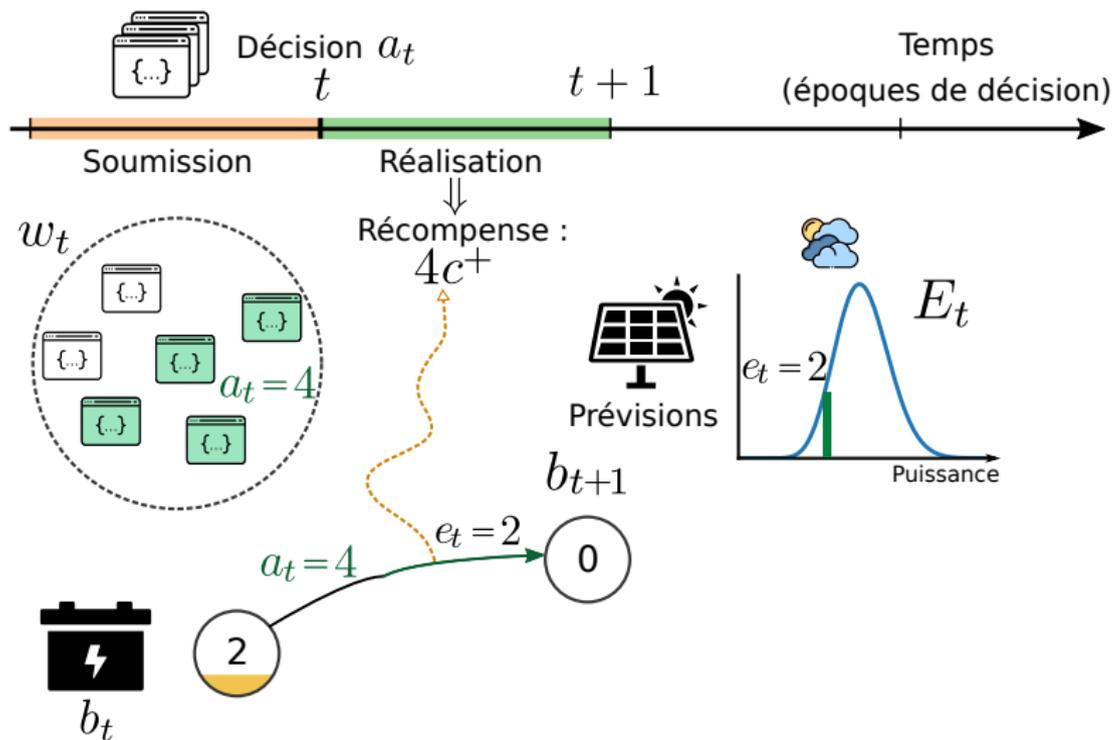
Problème étudié et modélisation en MDP



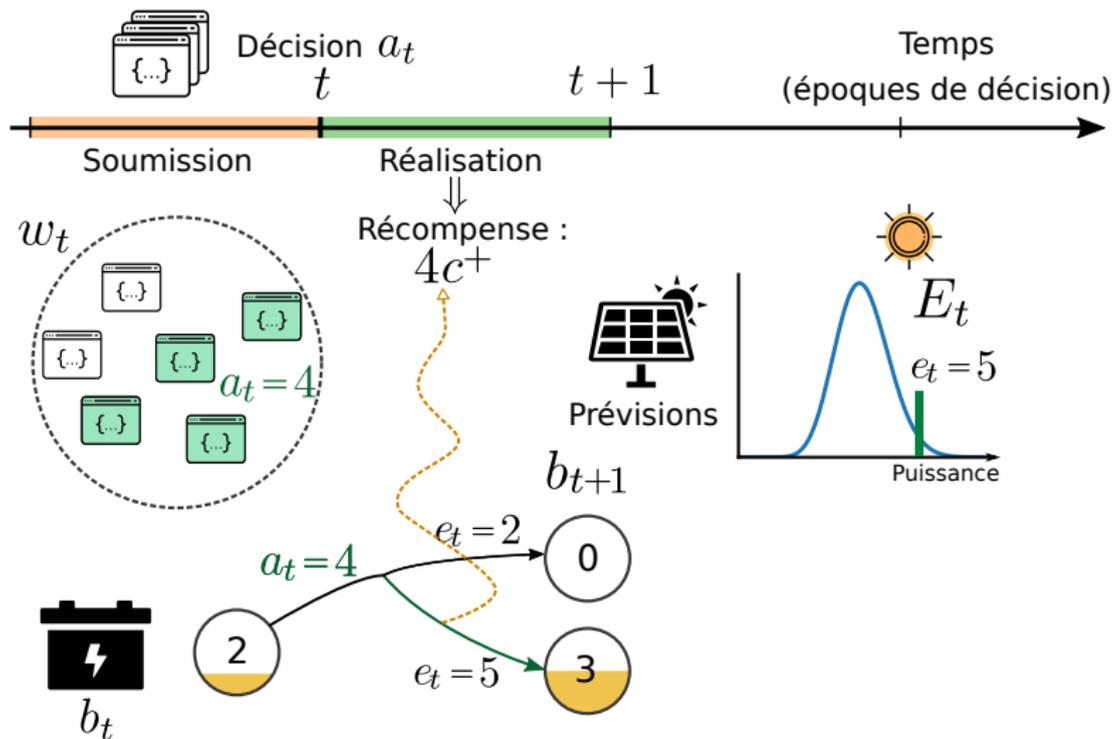
Problème étudié et modélisation en MDP



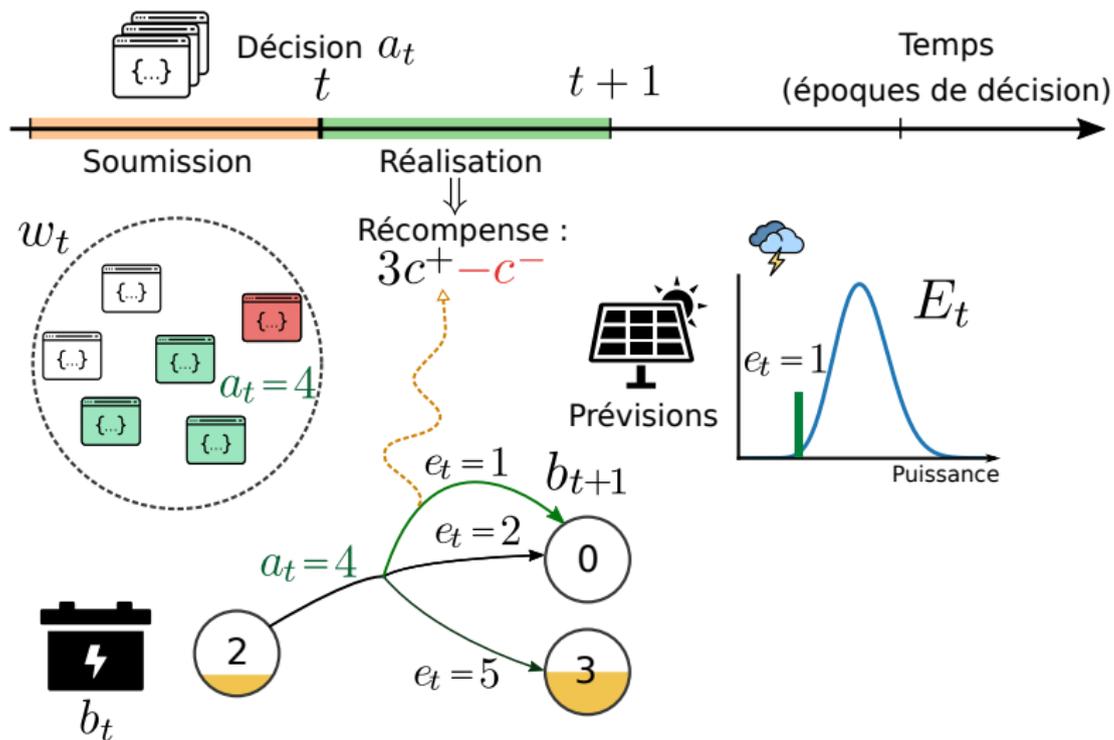
Problème étudié et modélisation en MDP



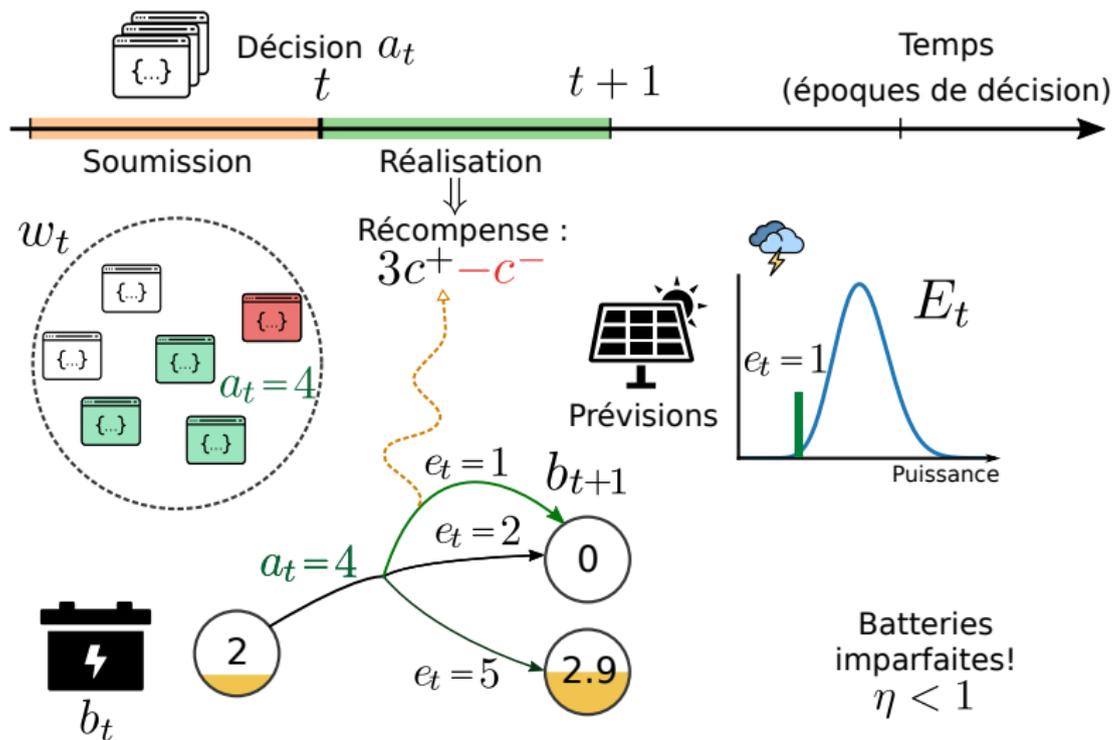
Problème étudié et modélisation en MDP



Problème étudié et modélisation en MDP



Problème étudié et modélisation en MDP



Résolution du MDP

MDP avec horizon fini (N époques de décision)

- ❖ À chaque époque t , décision $a_t \in A = [0, w_t]$
 - ❖ Récompense fonction de l'état et de la décision : $r_t(b_t, a_t)$
 - ❖ Prochain état b_{t+1} fonction de b_t et a_t : $p_t(b'|b_t, a_t)$
- ❖ Objectif : maximiser la récompense $\sum_{t=0}^N \mathbb{E}(r_t(b_t, a_t))$
 - ❖ Choix d'une action : politique $(\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_{N-1})$
 - ❖ Décision à l'époque t : $a_t = \pi_t(b_t)$

Recherche d'une politique optimale

- ❖ Bénéfice à long terme \neq bénéfices immédiats
- ❖ Horizon fini, états discrets : prog. dynamique
 - ❖ Complexité : $O(|B|^2 \cdot |A| \cdot |N|)$

Résolution du MDP

MDP avec horizon fini (N époques de décision)

- ❖ À chaque époque t , décision $a_t \in A = [0, w_t]$
 - ❖ Récompense fonction de l'état et de la décision : $r_t(b_t, a_t)$
 - ❖ Prochain état b_{t+1} fonction de b_t et a_t : $p_t(b'|b_t, a_t)$
- ❖ Objectif : maximiser la récompense $\sum_{t=0}^N \mathbb{E}(r_t(b_t, a_t))$
 - ❖ Choix d'une action : **politique** $(\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_{N-1})$
 - ❖ Décision à l'époque t : $a_t = \pi_t(b_t)$

Recherche d'une politique optimale

- ❖ Bénéfice à long terme \neq bénéfices immédiats
- ❖ Horizon fini, états discrets : prog. dynamique
 - ❖ Complexité : $O(|B|^2 \cdot |A| \cdot |N|)$

Résolution du MDP

MDP avec horizon fini (N époques de décision)

- ❖ À chaque époque t , décision $a_t \in A = [0, w_t]$
 - ❖ Récompense fonction de l'état et de la décision : $r_t(b_t, a_t)$
 - ❖ Prochain état b_{t+1} fonction de b_t et a_t : $p_t(b' | b_t, a_t)$
- ❖ Objectif : maximiser la récompense $\sum_{t=0}^N \mathbb{E}(r_t(b_t, a_t))$
 - ❖ Choix d'une action : politique $(\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_{N-1})$
 - ❖ Décision à l'époque t : $a_t = \pi_t(b_t)$

Recherche d'une politique optimale

- ❖ Bénéfice à long terme \neq bénéfices immédiats
- ❖ Horizon fini, états discrets : prog. dynamique
 - ❖ Complexité : $O(|B|^2 \cdot |A| \cdot |N|)$

Analyse de la structure du MDP

Itération sur la valeur (VI) et politique optimale

$$Q_t(b, a) = r_t(b, a) + \sum_{b' \in B} p_t(b'|b, a) V_{t+1}(b')$$

$$V_t(b) = \sup_{a \in A} Q_t(b, a)$$

Règle optimale : $\pi_t^*(b) = \arg \sup_{a \in A} Q_t(b, a)$

- ❖ États et actions continus : cas général
 - ❖ Approximation par discrétisation : coûteux
 - ❖ Heuristiques (apprentissage par renforcement...)
- ❖ Analyse de la structure du problème

Analyse de la structure du MDP

Itération sur la valeur (VI) et politique optimale

$$Q_t(b, a) = r_t(b, a) + \sum_{b' \in B} p_t(b'|b, a) V_{t+1}(b')$$

$$V_t(b) = \sup_{a \in A} Q_t(b, a)$$

Règle optimale : $\pi_t^*(b) = \arg \sup_{a \in A} Q_t(b, a)$

- ❖ États et actions continus : cas général
 - ❖ Approximation par discrétisation : coûteux
 - ❖ Heuristiques (apprentissage par renforcement...)
- ❖ Analyse de la structure du problème

Analyse de la structure du MDP

Itération sur la valeur (VI) et politique optimale

$$Q_t(b, a) = r_t(b, a) + \sum_{b' \in B} p_t(b'|b, a) V_{t+1}(b')$$

$$V_t(b) = \sup_{a \in A} Q_t(b, a)$$

Règle optimale : $\pi_t^*(b) = \arg \sup_{a \in A} Q_t(b, a)$

- ❖ États et actions continus : cas général
 - ❖ Approximation par discrétisation : coûteux
 - ❖ Heuristiques (apprentissage par renforcement...)
- ❖ Analyse de la structure du problème

Analyse de la structure du MDP

Itération sur la valeur (VI) et politique optimale

$$Q_t(b, a) = r_t(b, a) + \sum_{b' \in B} p_t(b'|b, a) V_{t+1}(b')$$

$$V_t(b) = \sup_{a \in A} Q_t(b, a)$$

Règle optimale : $\pi_t^*(b) = \arg \sup_{a \in A} Q_t(b, a)$

- ❖ États et actions continus : cas général
 - ❖ Approximation par discrétisation : coûteux
 - ❖ Heuristiques (apprentissage par renforcement...)
- ❖ Analyse de la structure du problème

Analyse de la structure du MDP

Itération sur la valeur (VI) et politique optimale

$$Q_t(b, a) = r_t(b, a) + \sum_{b' \in B} p_t(b'|b, a) V_{t+1}(b')$$

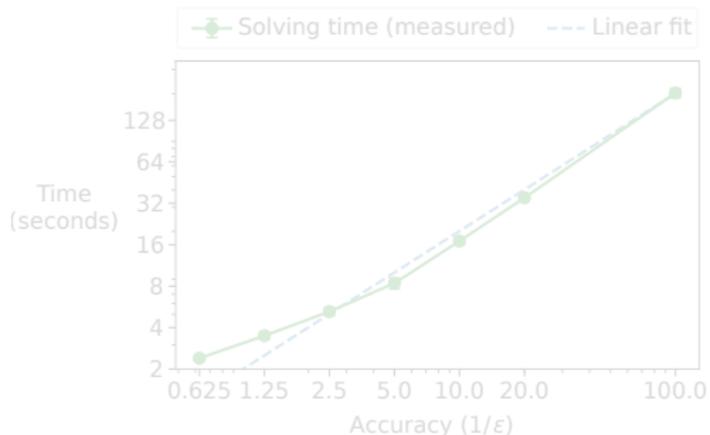
$$V_t(b) = \sup_{a \in A} Q_t(b, a)$$

Règle optimale : $\pi_t^*(b) = \arg \sup_{a \in A} Q_t(b, a)$

- ❖ États et actions continus : cas général
 - ❖ Approximation par discrétisation : coûteux
 - ❖ Heuristiques (apprentissage par renforcement...)
- ❖ Analyse de la structure du problème

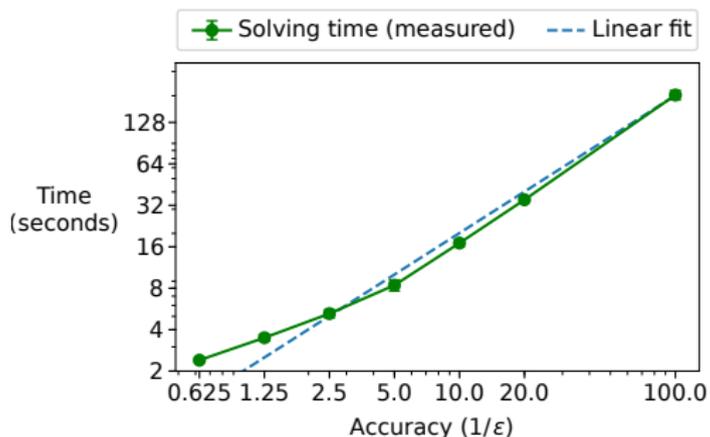
Application numérique : ε -approximation

- ❖ Ensemble de propriétés prouvées par induction
 - ❖ Concavité de $Q_t(b, \cdot)$, existence d'un chemin $\frac{\partial Q_t}{\partial a \partial b} = 0, \dots$
- ❖ Application avec erreur bornée : implémentation efficace
 - ❖ Linéaire avec le nombre d'époques
 - ❖ \approx linéaire avec la précision ($1/\varepsilon$)



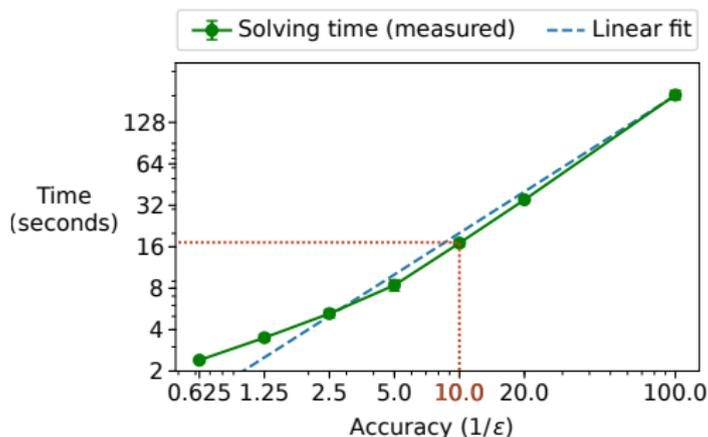
Application numérique : ε -approximation

- ❖ Ensemble de propriétés prouvées par induction
 - ❖ Concavité de $Q_t(b, \cdot)$, existence d'un chemin $\frac{\partial Q_t}{\partial a \partial b} = 0, \dots$
- ❖ Application avec erreur bornée : implémentation efficace
 - ❖ Linéaire avec le nombre d'époques
 - ❖ \approx linéaire avec la précision ($1/\varepsilon$)



Application numérique : ε -approximation

- ❖ Ensemble de propriétés prouvées par induction
 - ❖ Concavité de $Q_t(b, \cdot)$, existence d'un chemin $\frac{\partial Q_t}{\partial a \partial b} = 0, \dots$
- ❖ Application avec erreur bornée : implémentation efficace
 - ❖ Linéaire avec le nombre d'époques
 - ❖ \approx linéaire avec la précision ($1/\varepsilon$)

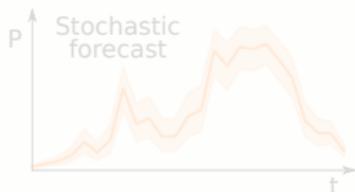


Méthodologie

- ❖ Panneaux photovoltaïques
 - ❖ Traces d'ensoleillement de NSRDB¹
 - ❖ Incertitude : variance suivant couverture nuageuse²

Validation expérimentale

- ❖ Différentes réalisations de production (scénarios)
 - Séquence de décisions → récompense cumulée
- Comparaison : optimal avec prévisions déterministes
- Référence : décisions optimales avec oracle



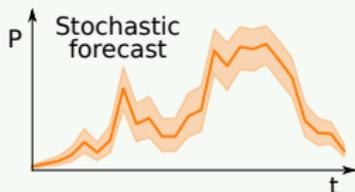
-
1. M. Sengupta et al., *The National Solar Radiation Data Base (NSRDB)*. Renewable and Sustainable Energy Reviews
 2. V. Kostylev et A. Pavlovski., *Solar power forecasting performance-towards industry standards*. 1st International Workshop on the Integration of Solar Power into Power Systems, 2011

Méthodologie

- ❖ Panneaux photovoltaïques
 - ❖ Traces d'ensoleillement de NSRDB¹
 - ❖ Incertitude : variance suivant couverture nuageuse²

Validation expérimentale

- ❖ Différentes réalisations de production (scénarios)
 - Séquence de décisions → récompense cumulée
- ❖ Comparaison : optimal avec prévisions déterministes
- ❖ Référence : décisions optimales avec oracle



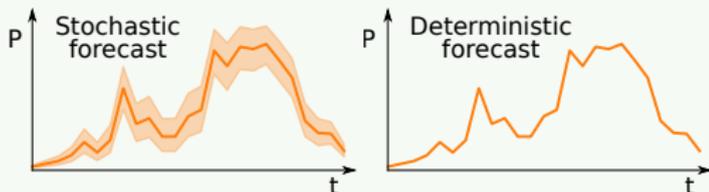
1. M. Sengupta et al., *The National Solar Radiation Data Base (NSRDB)*. Renewable and Sustainable Energy Reviews
2. V. Kostylev et A. Pavlovski., *Solar power forecasting performance—towards industry standards*. 1st International Workshop on the Integration of Solar Power into Power Systems, 2011

Méthodologie

- ❖ Panneaux photovoltaïques
 - ❖ Traces d'ensoleillement de NSRDB¹
 - ❖ Incertitude : variance suivant couverture nuageuse²

Validation expérimentale

- ❖ Différentes réalisations de production (scénarios)
 - Séquence de décisions → récompense cumulée
- ❖ Comparaison : optimal avec **prévisions déterministes**
- ❖ Référence : décisions optimales avec oracle



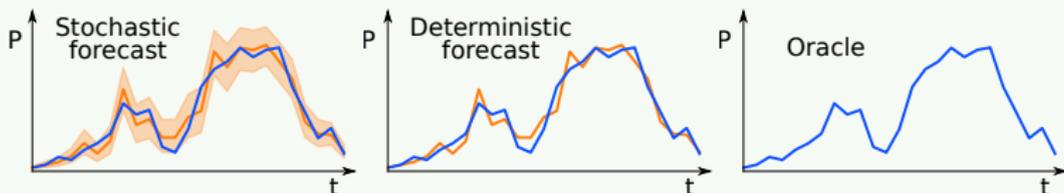
1. M. Sengupta et al., *The National Solar Radiation Data Base (NSRDB)*. Renewable and Sustainable Energy Reviews
2. V. Kostylev et A. Pavlovski., *Solar power forecasting performance-towards industry standards*. 1st International Workshop on the Integration of Solar Power into Power Systems, 2011

Méthodologie

- ❖ Panneaux photovoltaïques
 - ❖ Traces d'ensoleillement de NSRDB¹
 - ❖ Incertitude : variance suivant couverture nuageuse²

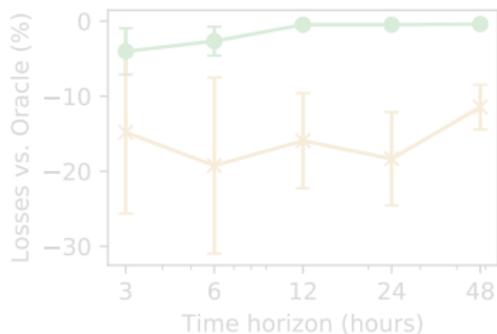
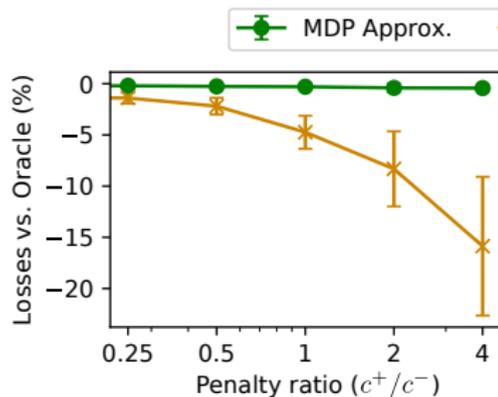
Validation expérimentale

- ❖ Différentes réalisations de production (scénarios)
 - Séquence de décisions → récompense cumulée
- ❖ Comparaison : optimal avec prévisions déterministes
- ❖ Référence : décisions optimales **avec oracle**

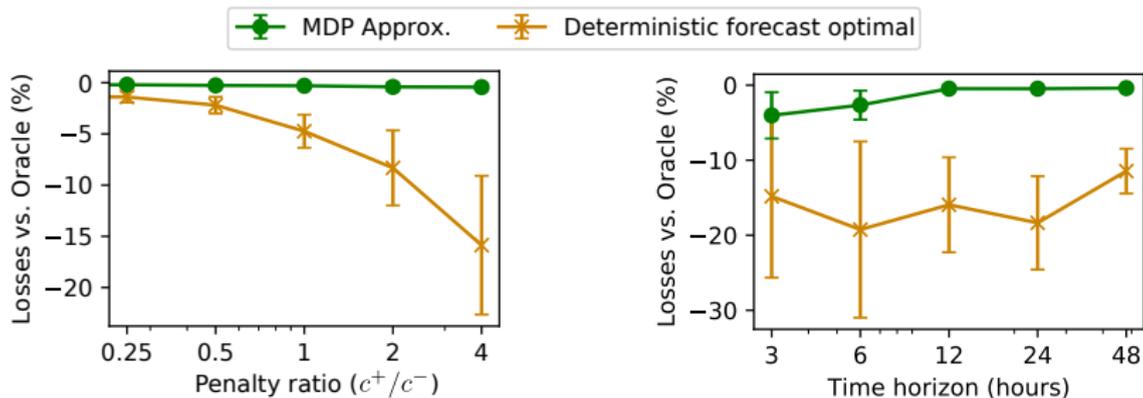


1. M. Sengupta et al., *The National Solar Radiation Data Base (NSRDB)*. Renewable and Sustainable Energy Reviews
2. V. Kostylev et A. Pavlovski., *Solar power forecasting performance—towards industry standards*. 1st International Workshop on the Integration of Solar Power into Power Systems, 2011

Résultats



Résultats



Conclusion

Analyse de la structure du MDP

- ✦ Preuves sur la structure de la politique optimale
- ✦ Résolution efficace avec erreur bornée

Prise en compte des incertitudes de production

- ✦ Distributions de probabilités arbitraires
- ✦ Résultats proches de l'optimal avec oracle
- ✦ Peu sensible à la pénalité c^-
- ✦ Forte garantie pour les utilisateurs

Conclusion

Analyse de la structure du MDP

- ❖ Preuves sur la structure de la politique optimale
- ❖ Résolution efficace avec erreur bornée

Prise en compte des incertitudes de production

- ❖ Distributions de probabilités arbitraires
- ❖ Résultats proches de l'optimal avec oracle
- ❖ Peu sensible à la pénalité c^-
- ❖ Forte garantie pour les utilisateurs

➤ Introduction

- Centre de données et gestion de l'énergie

➤ Ordonnancement de tâches avec informations limitées

- Approche

- Méthodologie et résultats

- Conclusion

➤ Optimisation coopérative multiobjectif par boîtes noires

- Vue d'ensemble

- USPEA2 et méthode d'approximation

- Méthodologie et résultats

- Conclusion

➤ Optimisation avec incertitudes de production

- Modélisation

- Analyse de la politique optimale

- Méthodologie et résultats

- Conclusion

➤ Conclusion et perspectives

Synthèse des contributions

Prise en compte de l'intermittence

- ❖ Faisabilité d'optimisation sans connaissance globale
 - ❖ Heuristique gloutonne : $\approx -50\%$ d'énergie non-renouvelable
 - ❖ Optimisation coopérative multiobjectif

Prise en compte de l'incertitude de production

- ❖ Prise en compte des distributions de probabilités
- ❖ Application numérique avec erreur bornée
 - ❖ Gain significatif par rapport à des prévisions moyennes

Contributions annexes

- ❖ Extension de DCworms : simulation de sources électriques
- ❖ Analyse des traces de Google : générateur synthétique

Synthèse des contributions

Prise en compte de l'intermittence

- ❖ Faisabilité d'optimisation sans connaissance globale
 - ❖ Heuristique gloutonne : $\approx -50\%$ d'énergie non-renouvelable
 - ❖ Optimisation coopérative multiobjectif

Prise en compte de l'incertitude de production

- ❖ Prise en compte des distributions de probabilités
- ❖ Application numérique avec erreur bornée
 - ❖ Gain significatif par rapport à des prévisions moyennes

Contributions annexes

- ❖ Extension de DCworms : simulation de sources électriques
- ❖ Analyse des traces de Google : générateur synthétique

Synthèse des contributions

Prise en compte de l'intermittence

- ❖ Faisabilité d'optimisation sans connaissance globale
 - ❖ Heuristique gloutonne : $\approx -50\%$ d'énergie non-renouvelable
 - ❖ Optimisation coopérative multiobjectif

Prise en compte de l'incertitude de production

- ❖ Prise en compte des distributions de probabilités
- ❖ Application numérique avec erreur bornée
 - ❖ Gain significatif par rapport à des prévisions moyennes

Contributions annexes

- ❖ Extension de DCworms : simulation de sources électriques
- ❖ Analyse des traces de Google : générateur synthétique

Perspectives

À court terme

- ❖ Consommation des autres parties de l'infrastructure
 - ❖ Refroidissement, réseau, stockage de données...
- ❖ Extension du modèle avec incertitudes
 - ❖ Autres aspects stochastistiques
- ❖ Décision séquentielle et multiobjectif
 - ❖ Incertitudes sans résolution centralisée

À long terme

- ❖ Centres de données coopératifs avec *smart grid*
- ❖ Sobriété numérique : aspects techniques et sociaux
 - ❖ Applications adaptées à l'intermittence énergétique
 - ❖ Compromis acceptés par les utilisateurs

Perspectives

À court terme

- ❖ Consommation des autres parties de l'infrastructure
 - ❖ Refroidissement, réseau, stockage de données...
- ❖ Extension du modèle avec incertitudes
 - ❖ Autres aspects stochastiques
- ❖ Décision séquentielle et multiobjectif
 - ❖ Incertitudes sans résolution centralisée

À long terme

- ❖ Centres de données coopératifs avec *smart grid*
- ❖ Sobriété numérique : aspects techniques et sociaux
 - ❖ Applications adaptées à l'intermittence énergétique
 - ❖ Compromis acceptés par les utilisateurs

Publications

- **Revue internationale**

- Jean-Marc Pierson, Gwilherm Baudic, Stéphane Caux, Berk Celik, Georges Da Costa, Léo Grange, Marwa Haddad, Jérôme Lecuire, Jean-Marc Nicod, Laurent Philippe, Veronika Rehn-Sonigo, Robin Roche, Gustavo Rostirolla, Amal Sayah, Patricia Stolf, Minh-Thuyen Thi, and Christophe Varnier. **DATAZERO : DATAcenter with Zero Emission and ROBust management using renewable energy**. *IEEE Access*, 2019
- Léo Grange, Georges Da Costa, and Patricia Stolf. **Green IT scheduling for data center powered with renewable energy**. *Future Generation Computer Systems*, 86:99–120, September 2018
- Georges Da Costa, Léo Grange, and Inès de Courchelle. **Modeling, classifying and generating large-scale Google-like workload**. *Sustainable Computing : Informatics and Systems*, 19:305–314, September 2018

- **Conférences et workshops internationaux**

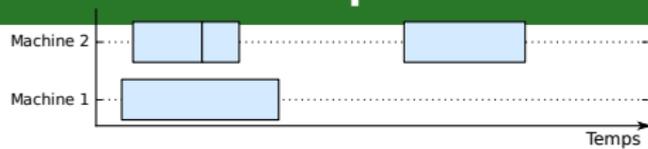
- Georges Da Costa, Léo Grange, and Inès de Courchelle. **Modeling and generating large-scale Google-like workload**. In *2016 Seventh International Green and Sustainable Computing Conference (IGSC)*, Hangzhou (China), 2016

- **Conférences et workshops nationaux**

- Léo Grange, Patricia Stolf, Georges Da Costa, and Paul Renaud-Goud. **Négociation multiobjectif de profils de puissance de centre de données alimenté par énergies renouvelables sur site**. In *Conférence d'informatique En Parallélisme, Architecture et Système*, Toulouse, France, July 2018
- Léo Grange, Patricia Stolf, Georges Da Costa, and Amal Sayah. **Heuristiques d'ordonnancement pour les centres de données alimentés par énergies renouvelables**. In *Conférence d'informatique En Parallélisme, Architecture et Système*, Sophia Antipolis, France, June 2017

Annexes

Illustration détaillée de l'heuristique d'ordonnancement

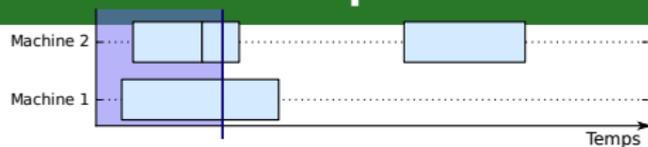


:Électrique

:IT

:Utilisateur

Illustration détaillée de l'heuristique d'ordonnancement



:Électrique

:IT

:Utilisateur

Illustration détaillée de l'heuristique d'ordonnancement

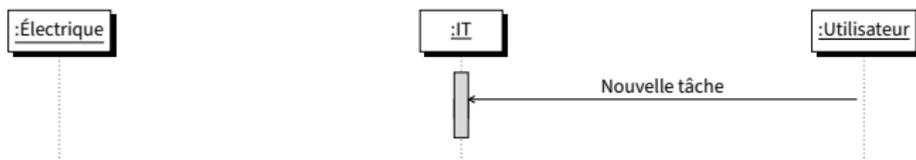
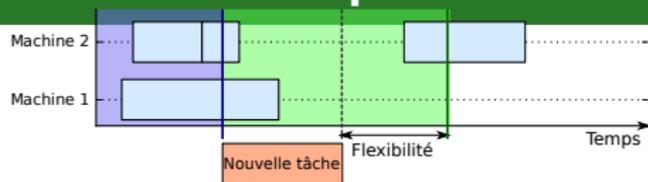


Illustration détaillée de l'heuristique d'ordonnancement

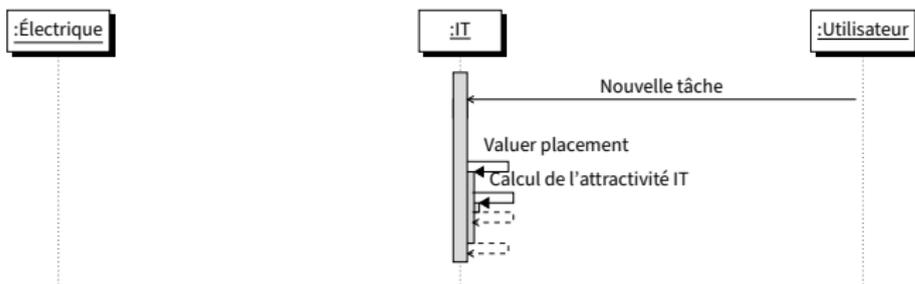


Illustration détaillée de l'heuristique d'ordonnancement

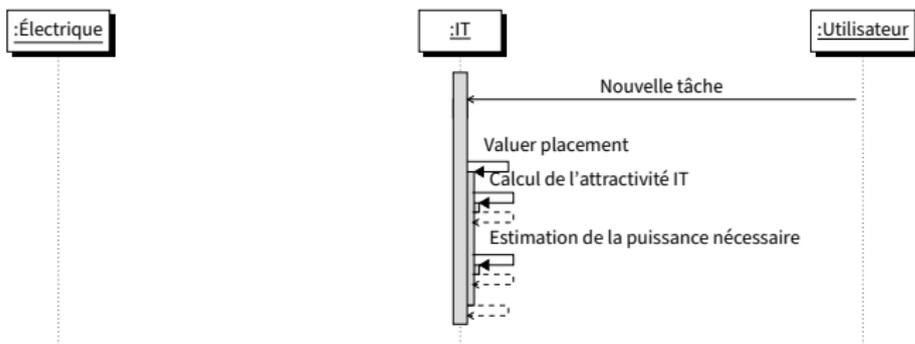
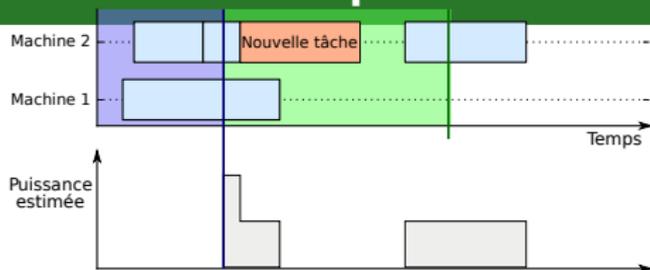


Illustration détaillée de l'heuristique d'ordonnancement

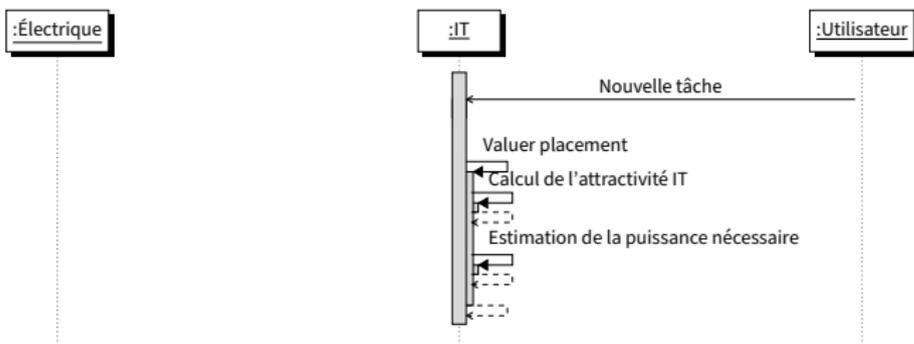
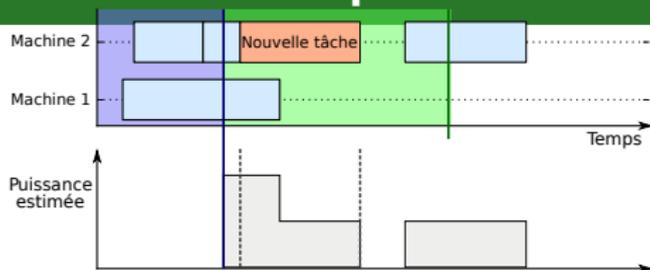


Illustration détaillée de l'heuristique d'ordonnancement

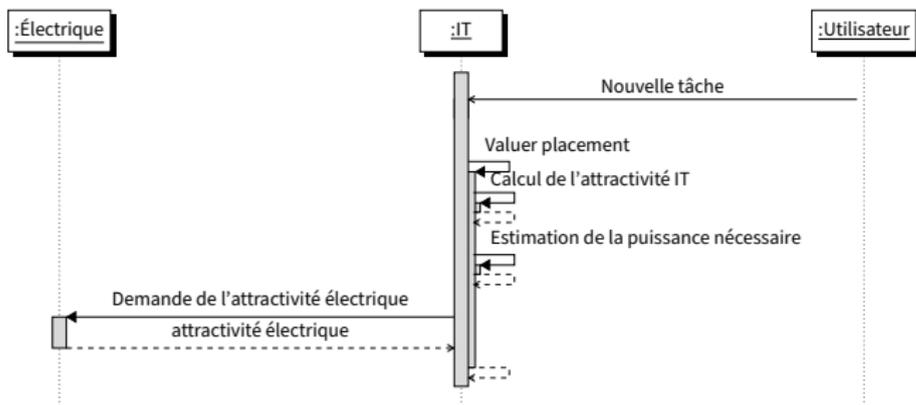
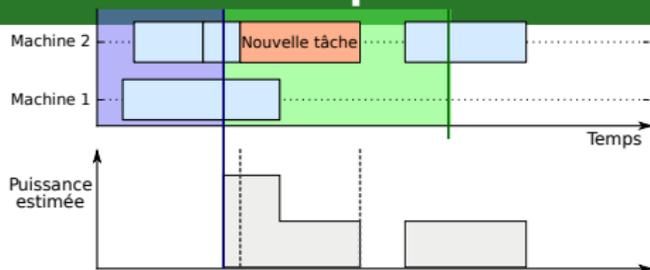


Illustration détaillée de l'heuristique d'ordonnancement

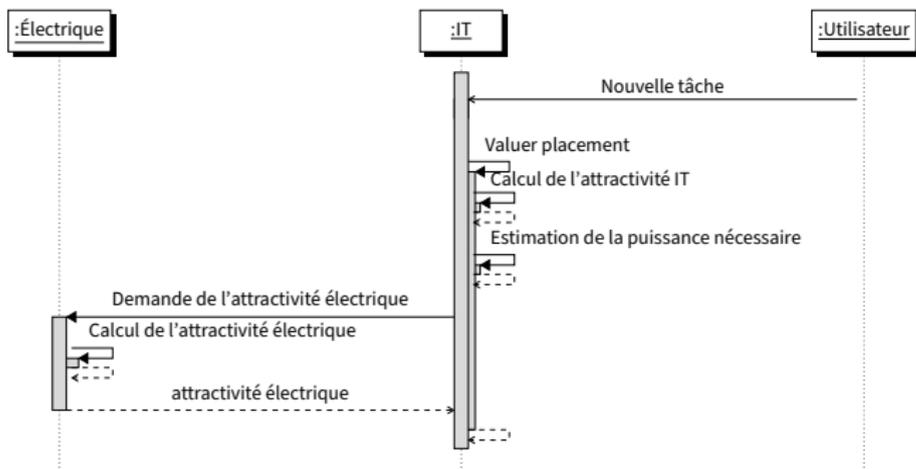
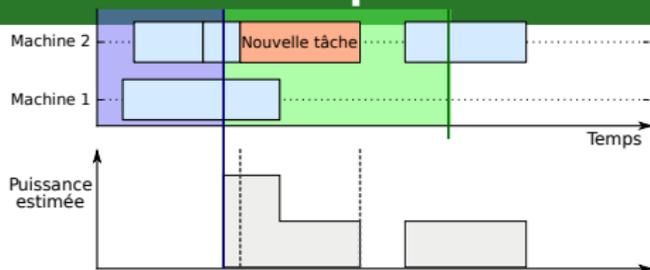


Illustration détaillée de l'heuristique d'ordonnancement

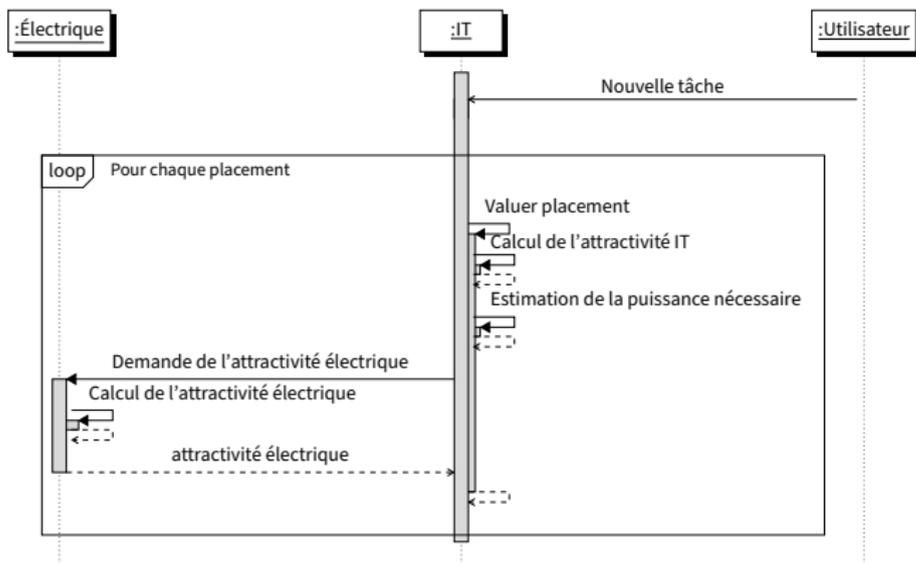
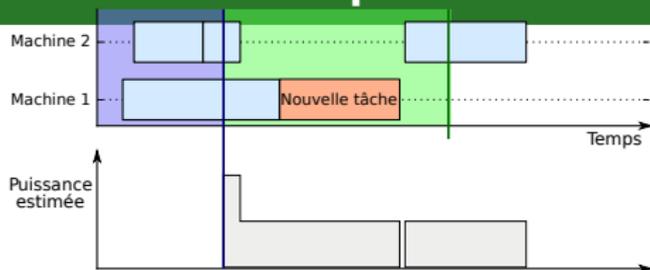
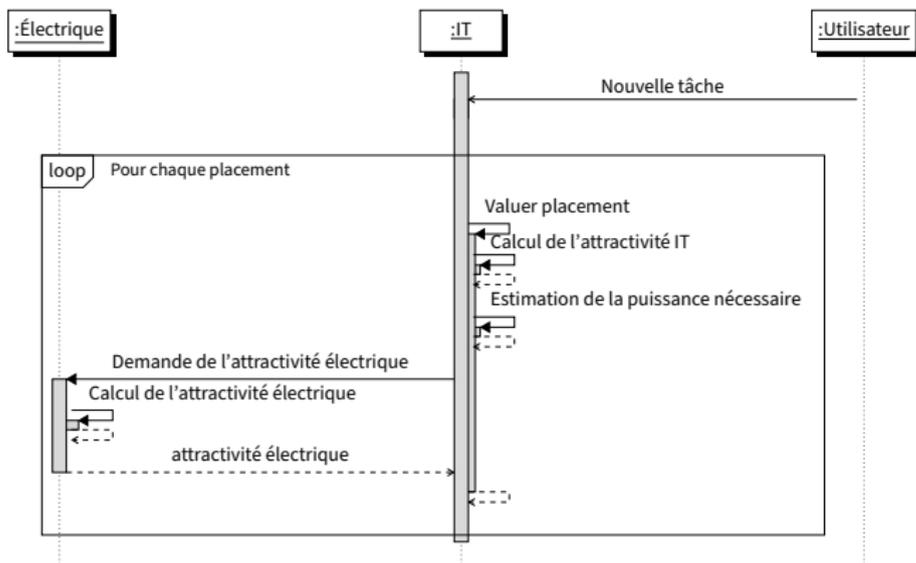
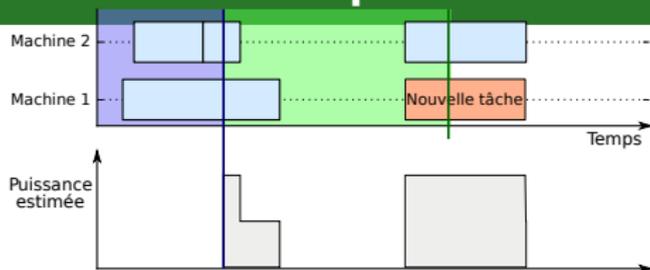
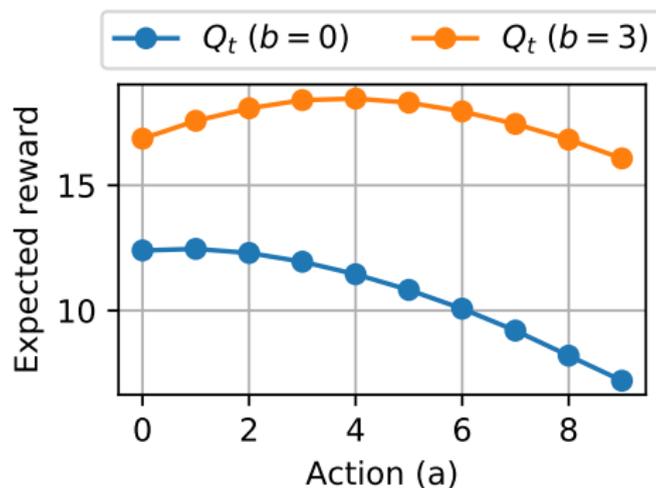


Illustration détaillée de l'heuristique d'ordonnancement



Propriétés structurelles du MDP (1)



- ❖ Concavité de $Q_t(b, a)$ en a
 - ❖ Recherche rapide de $\max_a Q_t(b, a), \forall b$
 - ❖ \Rightarrow Fonction de valeur $V_t(b)$

Propriétés structurelles du MDP (2)

