

Ingénierie des systèmes de soins et de services de santé (I4S)

Xiaolan XIE

Centre Ingénierie et Santé-Département I4S

CNRS UMR6158 LIMOS-ROGI

Ecole Nationale Supérieure des Mines

42023 Saint Etienne, France

xie@emse.fr

Centre for Healthcare Engineering

Dept. Industrial Engr. & Management

Shanghai Jiao Tong University, China

JESS, Saint Etienne, 01/04/2014

Pourquoi ?

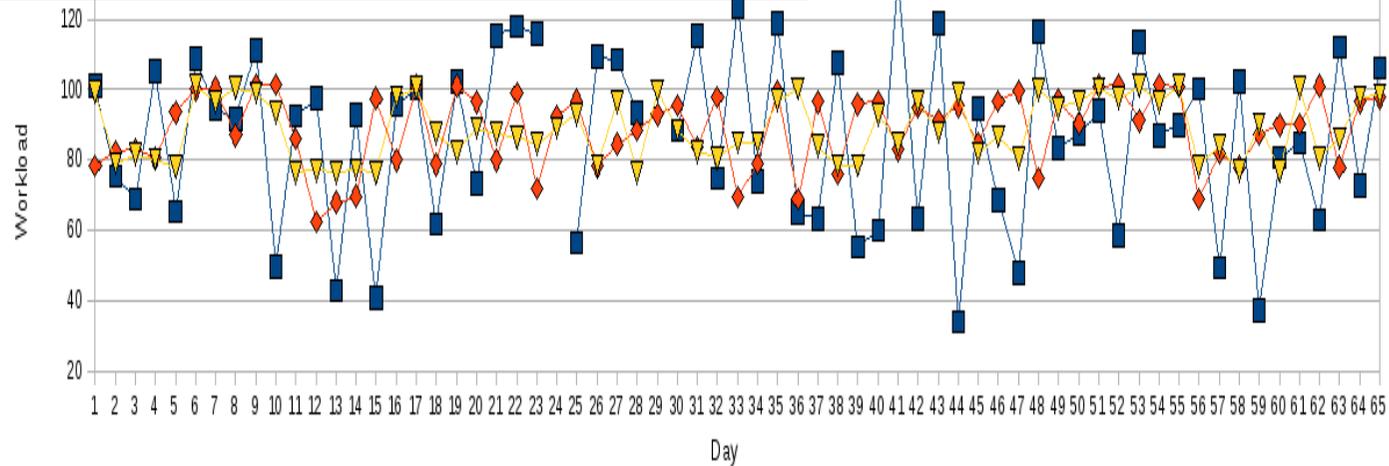
Ingénierie des systèmes de soins

healthcare engineering



Triangle: Qualité de service, Qualité de travail, Coût

Fludifier les demandes



Ajuster la capacité aux demandes



Optimiser la qualité de service



Contexte

- **Augmentation de dépense en santé (17.6% USA, 11.6% France en 2009)**
 - Demande croissante dû au vieillissement (maladie chronique)
 - Meilleur diagnostique et traitement mais plus cher
- **Vers un système centré autour des patients ou clients avec un rôle croissant des patients mieux informés**
- **Importance croissante de la sécurité et de la qualité des soins -> besoin de traçabilité**
- **Arrivées des nouvelles technologies (télémédecine, systèmes d'information, robotique, traçabilité, ...)**
- **Réponses des gouvernements: Hôpital20XX, T2A, carte vitale, ...**
- **Réponses des hôpitaux : réorganisation (fusion), lean management, HAD, ...**

**Nouvelle réalité des gros mots:
productivité, qualité de service, coûts, ...**



Systeme de soins en Chine

- Défi chinois:
看病难 = difficulté d'accès aux soins
看病贵 = soins coûteux
- 2% de ressources pour 20% de la population mondiale
- Inégalité entre les régions urbaines et rurales
- Vieillesse de la population dans un proche future
- Modes de soins encouragés par l'état: médecine de ville, 双向转诊 (Two-way referral), informatisation, ...



Outpatient queue, 6h AM, 11/15/2011

Ingénierie des systèmes de soins et de services de santé

À

Ecole des Mines



- **Etudier des systèmes de production de soins en deux axes:**
 - (i) ingénierie des systèmes et de services,
 - (ii) planification et logistique
- **Développer des méthodes mathématique pour l'évaluation et l'optimisation des systèmes de soins et des services de santé**
- **En partenariat avec les hôpitaux**



Disciplines scientifiques : génie industriel, recherche opérationnelle

Identité I4S : couplage de la modélisation stochastique et
l'optimisation pour faire face aux aléas et évolutions dynamiques

Equipe internationale : avec la Shanghai Jiao Tong University

Excellence : AERES A+ en 2010, Labex IMOBS3



Axe I: Ingénierie des systèmes de soins et des services de santé

Modélisation, évaluation des performances, dimensionnement des ressources et conception des processus/systèmes de soins et des services de santé

Exemples des travaux :

- **Modélisation et analyse de flux à l'aide d'UML et des réseaux de Petri**
- **Simulation et dimensionnement des ressources des services d'urgence**
- **Impact des RFID sur la chaîne logistique hospitalière**
- **Logistique hospitalière à l'aide de robots mobiles (FP6-IWARD)**
- **Conception de réseaux de soins à domicile**
- **Modélisation et simulation de réseaux de soins**
- **Optimisation des collectes de sang**



Optimisation des dispositifs de collecte de sang

Contexte

Demande croissante de prod. sanguins

Dilemme qualité de service-efficienc
économique

Arrivées incertaines et fluctuantes des
donneurs

Goal: outils d'aide à la conception des
dispositifs de collectes

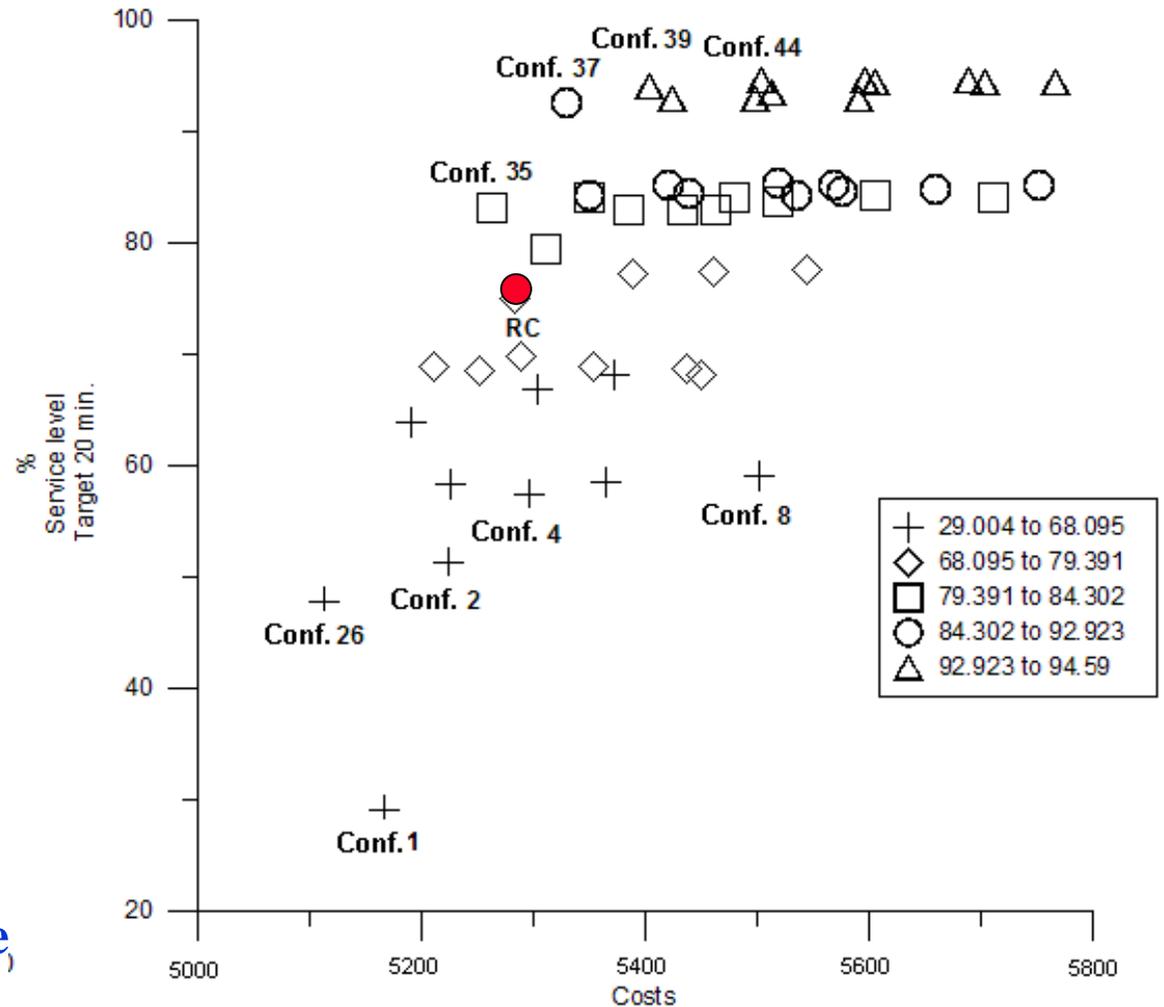
Research questions

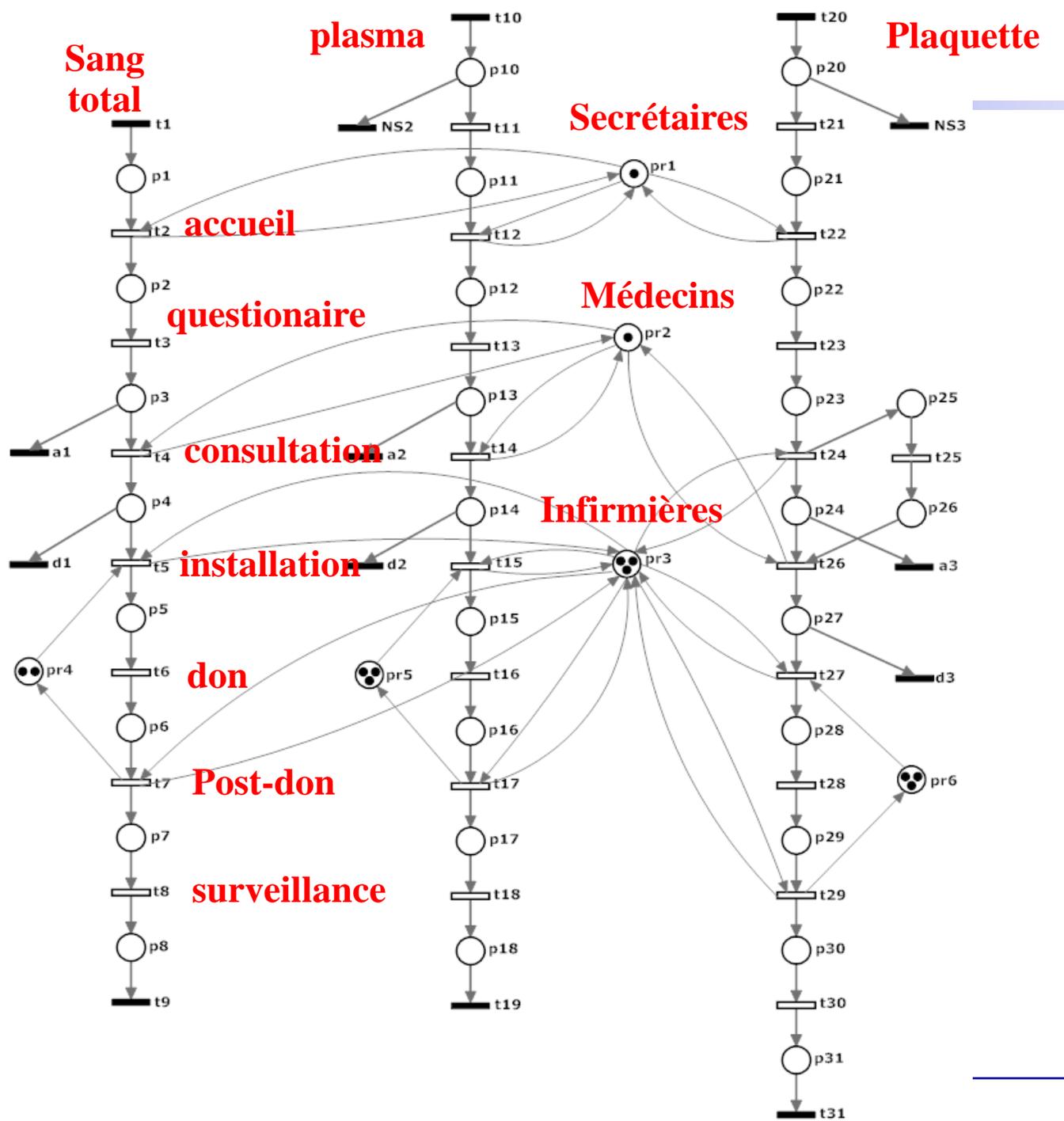
Capacité de ressources humaines

Planning des RDV des donneurs

Planning annuel des collectes mobile

Cost-efficiency

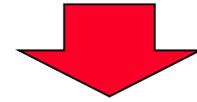




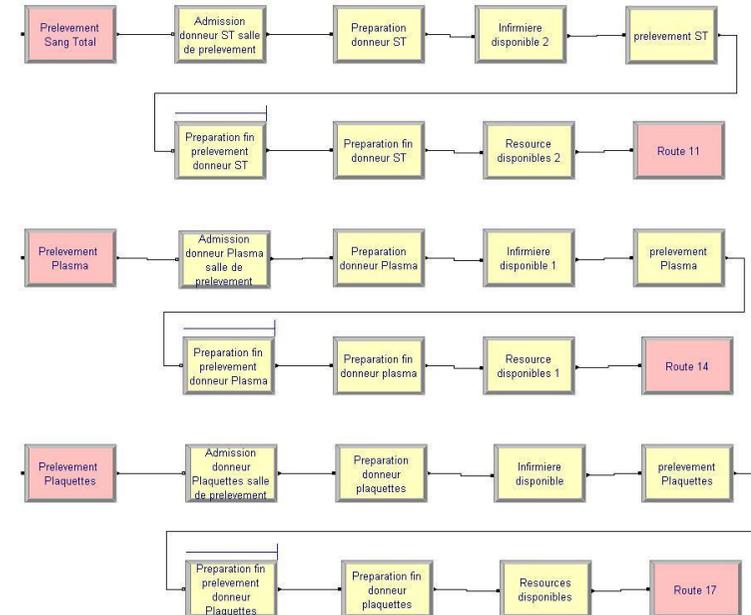
Processus

+

Statistiques (arrivées, durées des tâches, ...)



Modèles de simulation en ARENA

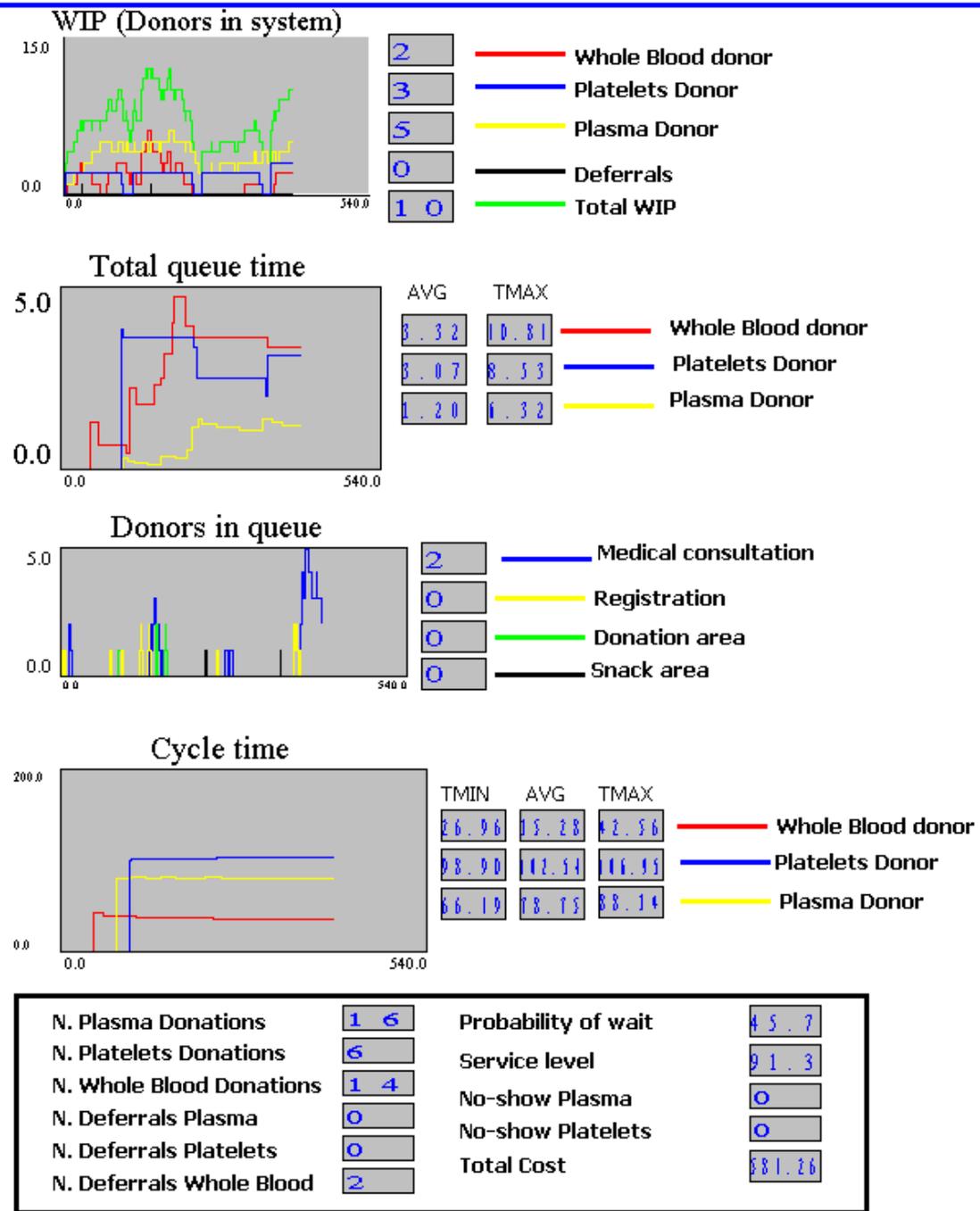
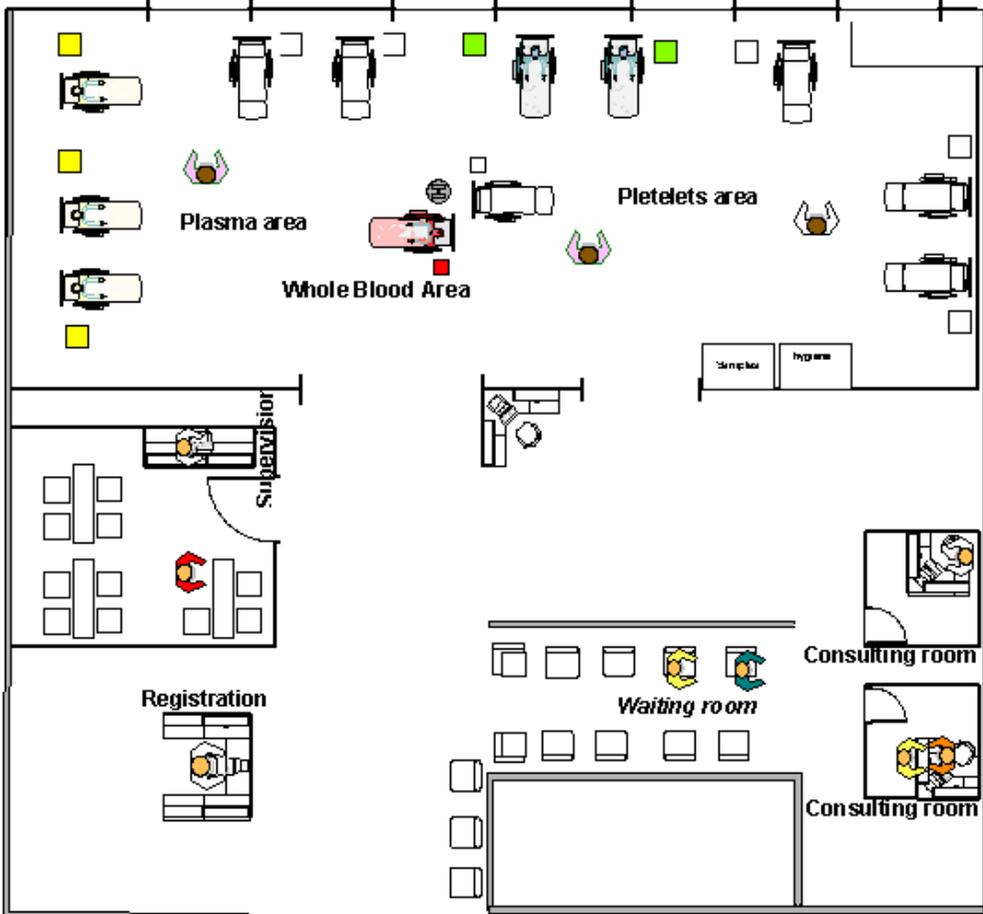




Etablissement Français du Sang Auvergne Loire
Site Saint-Etienne Centre Fixe

24
 November
 2010
 Wednesday

02:44:00



Scénarios

Flux d'arrivées des donneurs sans RDV

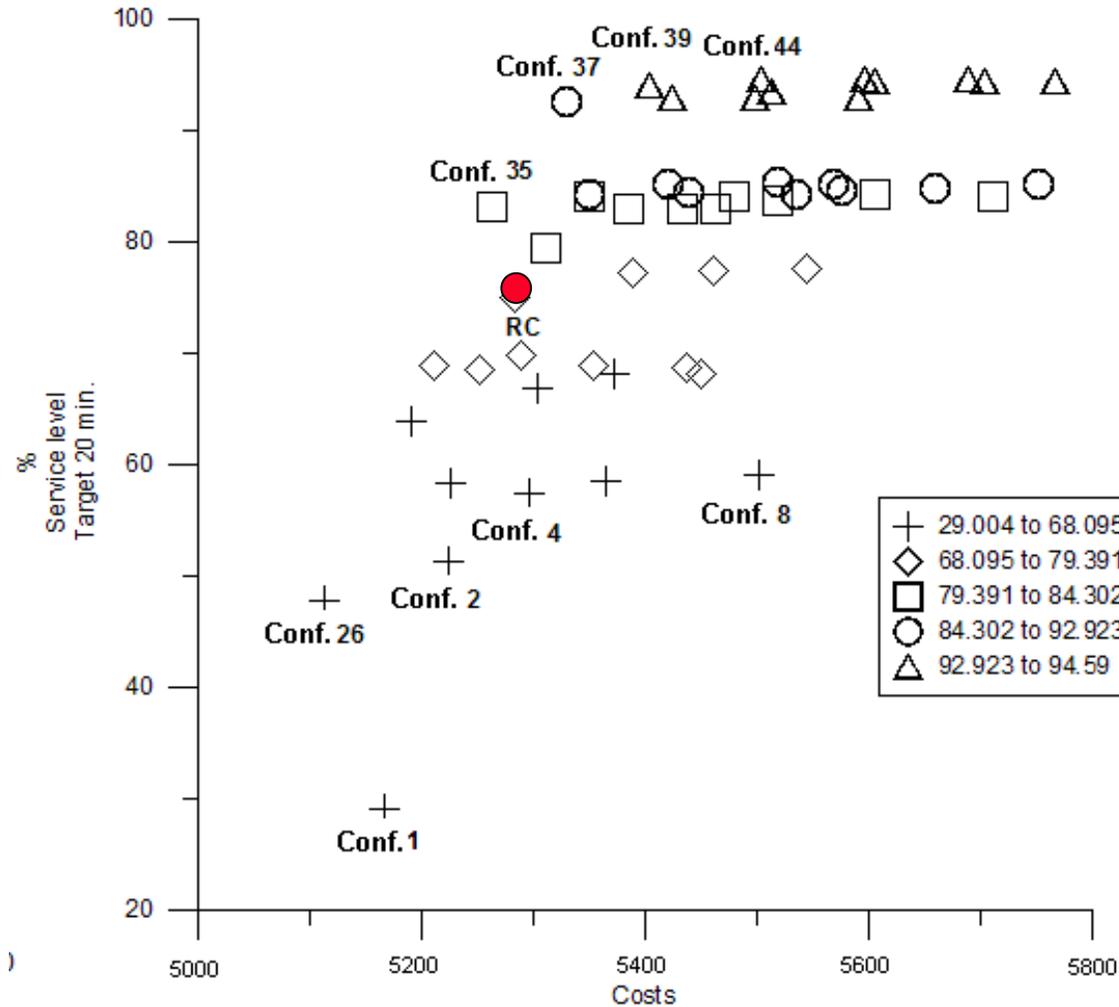
Scenario	8h	9h	10h	11h	12h	13h	14h	15h	Total
1	6	2	5	1	0	3	1	0	18
2	3	3	4	10	5	1	3	2	31
3	1	0	0	1	6	2	1	4	15

Stratégies des RDV

1. Situation actuelle
2. platelet every 45min (8h - 14h), plasma every 20min (8h - 15h);
3. platelet every 25min (8h - 11h20), plasma every 20min (8h - 15h);
4. platelet every 25min (11h - 14h20), plasma every 20min (8h - 15h);
5. platelet every 45min (8h - 14h), plasma every 10min (8h - 11h30);
6. platelet every 45min (8h - 14h), plasma every 10min (11h - 14h30);
7. platelet every 25min (11h - 14h20), plasma every 10min (8h - 11h30);
8. platelet every 25min (8h - 11h20), plasma every 10min (11h - 14h30);
9. platelet every 25min (8h - 11h20), plasma every 10min (8h - 11h30);
10. platelet every 25min (11h - 14h20), plasma every 10min (11h - 14h30).

plan	# Médecins								# nurses
	8-9h	9-10h	10-11h	11-12h	12-13h	13-14h	14-15h	15-16h	
1	1	1	1	1	1	1	1	1	3
2	1	1	1	1	2	2	2	2	3
3	2	2	2	2	1	1	1	1	3
4	2	2	2	2	2	2	2	2	3
5	1	1	1	1	1	1	1	1	4
6	1	1	1	1	2	2	2	2	4
7	2	2	2	2	1	1	1	1	4
8	2	2	2	2	2	2	2	2	4

Optimisation des dispositifs de collecte de sang



Cost-efficiency

Traçabilité de biobanque

Situation actuelle

Echantillons stocké en basse température (77°K)

- “Chaîne de froid”
- Resistance des tags?

Manuel : inventaires, MAJ de données, codebar cryotube ...

Problèmes: erreurs d’information, picking, inventaires, ...)

Inventory error

Info errors

Scenario Name (Ed.Level)	Inv. error	Comp. error
Curr.Scenar(2)	1.5%	0.6%
Curr.Scenar(1)	3%	1.2%
Curr.Scenar(0.5)	5.9%	2.3%
RNA Auto.(2)	1.6%	0.6%
RNA Auto.(1)	3%	1.2%
RNA Auto.(0.5)	6%	2.3%
RFID & penRder(2)	≤0.1%	≤0.01%
RFID & penRder(1)	0.1%	0.01%
RFID & penRder(0.5)	0.2%	0.02%
RFID & 2DRdr (2)	0%	≤0.01%
RFID & 2DRdr (1)	0%	≤0.01%
RFID & 2DRdr (0.5)	≤0.1%	0.02%

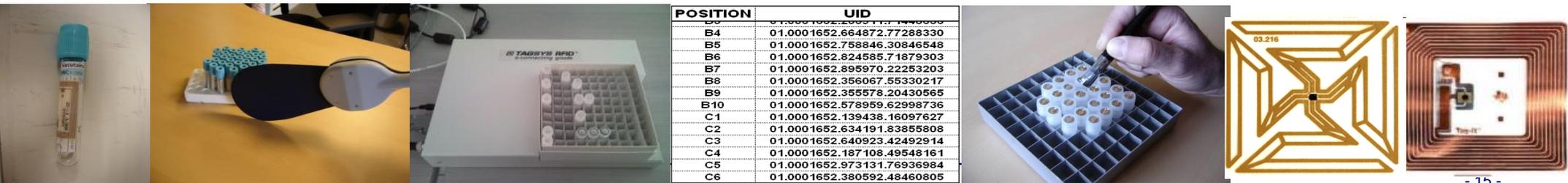
Questions de recherche

Evaluation des perf. des technologies de traçabilité

Conception des supply chains hospitaliers avec RFID

Nouvelles opportunités d’optimisation

Impacts of Radio-Identification on Cryo-Conservation Centers, **TOMACS**, 2011.



Axe II: Planification et logistique

- **Planification à long terme** : allocation des ressources, case-mix
- **Planification** des flux des patients, de ressources humaines/ matérielles
- **Ajustement en temps réel** des planning aux perturbations
- Gestion de la logistique.

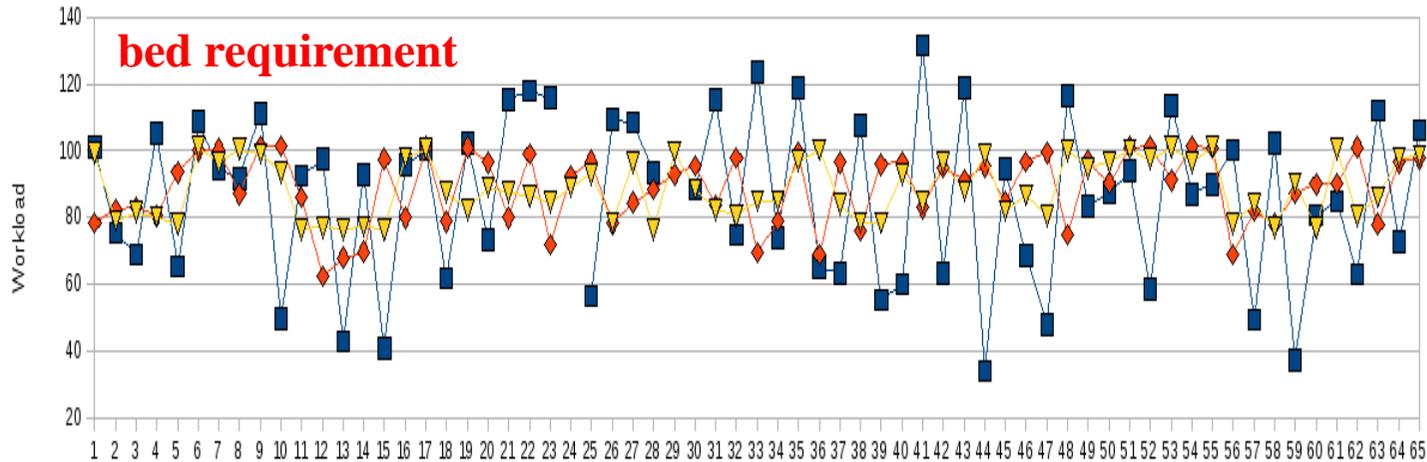
Exemple des travaux:

- Planification des **blocs opératoires** sous incertitudes
- Allocation des capacités d'examens **IRM** pour les patients atteints de AVC
- Optimisation stochastique pour la gestion dynamique des **lits**
- Planification des **hospitalisations**
- Ordonnancement dynamique des RDV des **patients en hôpital de jour**
- Optimisation des **chimiothérapies** en hôpital de jour
- Planification et ordonnancement des **radiothérapies**
- Planification robuste des **soins à domiciles**
- Optimisation stochastique **des admissions des soins à domicile**



Optimization of outpatient chemotherapy

ICL Loire Cancer Institute



Large variation in bed capacity requirement in actual planning

20% reduction of peak bed requirement in the optimized planning

Major challenges of further research:

- Integration of decisions different levels and different time scales (medical planning, patient assignment, appointment scheduling)
- Modeling treatment protocols with rich medical knowledge
- Modeling the dynamics of health conditions based on rich patient data
- High uncertainties of patient flow and patient's health care requirement

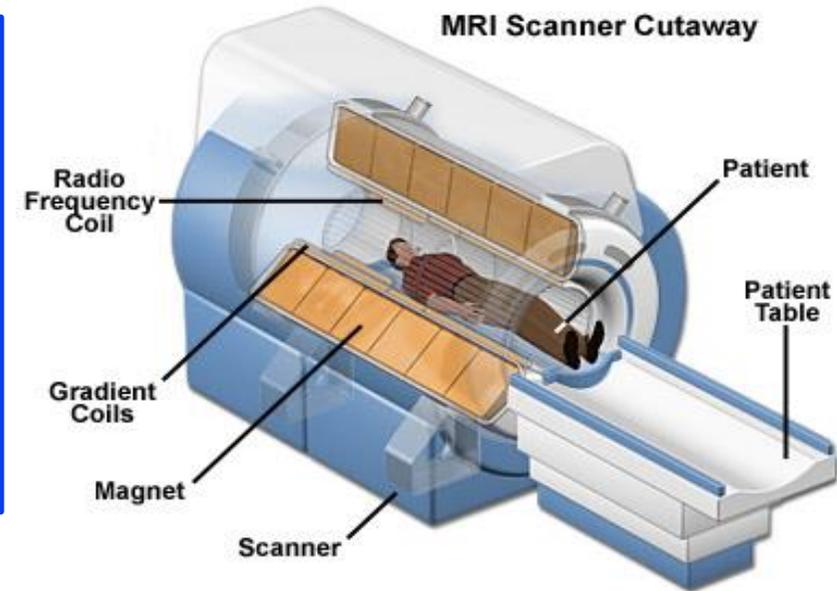
Planning oncologists of ambulatory care units. *Decision Support Systems*. 2013



Capacity planning of diagnostic equipment (MRI)

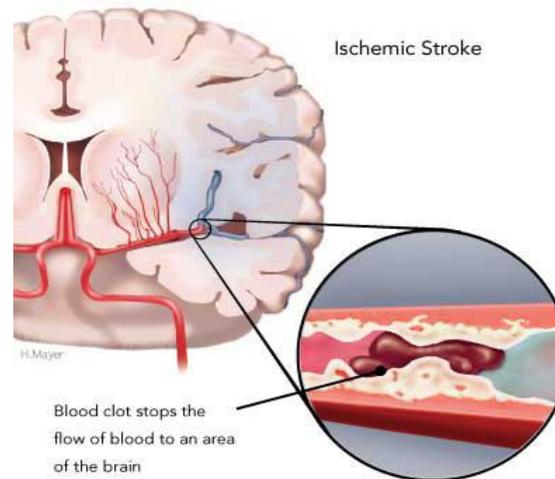
MRI examination of stroke patients

- Expensive (over 1 million \$) -> high utilization
- Demand uncertainties and demand diversity (both elective and emergency)
- Goal: Reduce waiting time for stroke patients without degrading MRI utilization

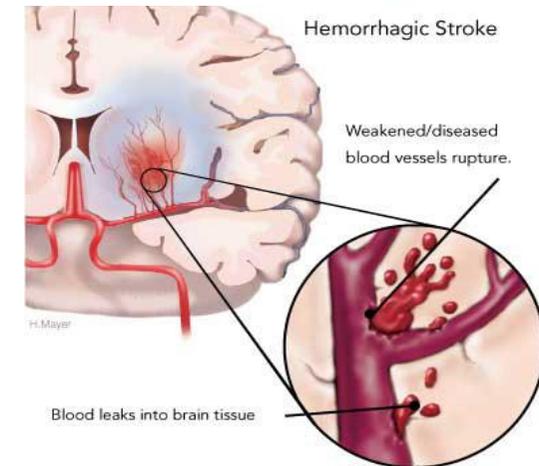


Actual waiting times
of 30-40 days for
MRI examination

2 - 10 days with the
optimized reservation
and control strategy.



©Heart and Stroke Foundation of Canada



©Heart and Stroke Foundation of Canada

Monte Carlo optimization and dynamic programming approach for managing MRI examinations of stroke patients. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2011



Quelques projets

- **Evitement des tensions en période d'épidémie hivernale (grippe, bronchiolite, gastroentérites) (ANR-TECSAN HOST)**
- **Ingénierie des soins à domicile**
 - **Planification des admissions (ARC2, région Rhone-Alpes)**
 - **Planification des soins à domiciles (Labex IMOBS 3)**
 - **Planification de la logistique des soins à domicile (Labex IMOBS3)**
- **Evaluation des apports des HIS (PREPS eSIS)**
- **Prédiction d'activité hospitalière avec les données du PMSI (CIFRE HEVA)**
- **CLARA – Procan : organisation des soins en cancer. 2008-**
- ***FP6-IST6-IWARD on mobile & reconfigurable robots for hospital logistics. 2007-2010***



Planning and optimisation of hospital resources

- **Key project, National Science Foundation of China (2012-2016)**
- **2.36 million RMB + 10% from Shanghai**
- **Consortium: IE, B. School, Ruijin hospital all from SJTU**
- **Four major research tasks:**
 - **Planning / scheduling of key clinical resources (human + beds)**
 - **Capacity planning / preventive maintenance of diagnostic & treatment equipment**
 - **Coordination / cooperation mechanism design**
 - **Modelling / simulation of hospital emergency responses**

Focus 1

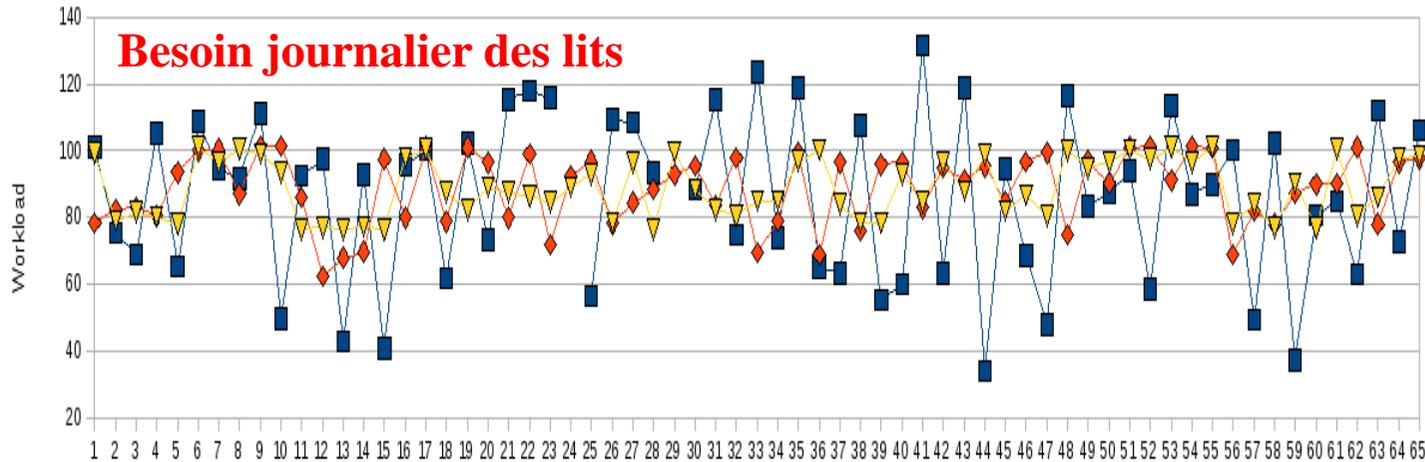
Optimisation des chimiothérapie en hôpital de jour

avec **Abdellah Sadki,**
Franck Chauvin (professeur en santé publique)



Focus : Optimisation des chimiothérapie en hôpital de jour

ICL



Fluctuation importante des besoins en lits dans la situation actuelle

20% de réduction du pic de charge avec le planning optimisé

Défis:

- Intégration des décisions à différents niveaux et à différentes échelles de temps (planning médical, affectation des patients, gestion des RDV)
- Modélisation des protocoles de soins et des données médicales
- *Modélisation prédictive des besoins en soins des patients*
- Incertitude des flux des patients et de leur besoins en soins

Planning oncologists of ambulatory care units. *Decision Support Systems*, 2013



- Une initiative du CLARA en organisation des soins en cancérologie.



- Collaboration avec ICL sur l'optimisation de la production de soins en cancer.

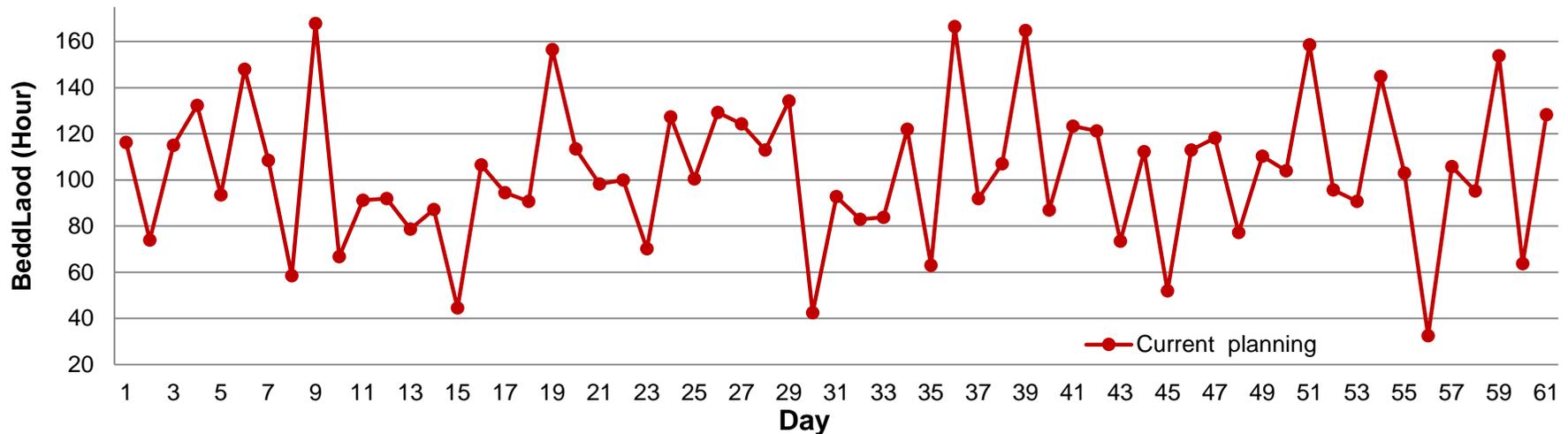


- Thèse de doctorat d'Abdellah Sadki co-encadré par moi (**professeur en Génie Industriel**) et Franck Chauvin (**professeur en santé publique**)



Contexte au début : crise de lits à ICL

- Mauvaise utilisation des ressources
- Flux de patients mal contrôlé
- Temps d'attente importants des patients
- Personnel stressé à cause d'une fluctuation violente des charges



Chimiothérapie en HDJ (Hôpital de jour)

- **Patients arrivent à l'hôpital pour recevoir le soin (chimio)**
- **Ils reçoivent une ou plusieurs injections**
- **... et retours à la maison**



Description du problème : **protocoles**

- Une combinaison des médicaments cytotoxiques (-> temps d'injection)
- Traitement en cycles de chimio
- Traitement sur une longue période (6 mois)
- Variation importante du temps d'injection (0.5 à 7h) pour une ouverture d'environ 9h du HDJ.

Chimiothérapie	week 1	week 2	week 3	week 4
Avastin	1	0	1	0
Cisplatine	1	1	0	1
Rituximab	1	0	0	1
Vinorelbine	1	1	0	0



J - 1

- **Examen biologique aux labo externes**
- **Résultats d'analyse envoyé à l'oncologue**
- **Report ou changement de soins si nécessaire**

J 0

- **Enregistrement**
- **Consultation avec l'oncologue (OK Chemo)**
- **Préparation des médicaments (si OK Chemo)**
- **Préparation du patient dans un lit**
- **Injection**



Description du problème : **Gestion des opérations**

Planning médical (une fois par an)

- **Planifier l'emploi du temps des oncologues en HDJ**

Affectation des patients (pour chaque nouveau patient)

- **Déterminer son jour de chimiothérapie parmi les jours de travail de son oncologue**
- **Ordonnancement des RDV (journalier)**
- **Déterminer pour chaque patient son prochain RDV de chimiothérapie**

Ordonnancement de la préparation des médicaments (journalier)



Planning médical

- Formulation mathématique fondée sur l'historique du HDJ
- Solution par solveur commerciale (+10h de calcul pour une solution acceptable)
- Une approche dédiée en trois-phase pour déterminer une solution proche de l'optimum en 10 min.

Affectation des nouveaux patients

- Stratégie courante
- Optimisation Multi-période
- Optimisation Monte Carlo avec patients futurs inconnus

Ordonnancement des RDV

- Relaxation Lagrangienne



Modélisation du planning médical

Day		Mon	Tue	Wed	Thu	Fri
AM1	Physician	3	1	2	9	4
	Patients	7.92	11.33	5.75	13.83	13.92
	Intern	0	1.42	0	8.67	7.42
	Workload	24.27	41.19	24.23	71.63	75.94
AM2	Physician	8	8	6	5	7
	Patients	13.67	12.33	13.75	3.33	6.75
	Intern	4.75	1	3.58	0	0
	Workload	55.65	43.90	74.25	13.15	19.92
PM1	Physician	4	6	5	7	2
	Patients	8	7.75	1.5	5.67	3.67
	Intern	4.42	4	0	0.17	0
	Workload	19.79	20.79	2.31	5.17	6.77
Total nb. patients		38.75	37.83	24.58	31.67	31.75
Total Workload		99.71	105.88	101.21	89.94	102.63



Planning médical : variables de décision

Planning médical :

$y_{jt} = 1/0$ si l'oncologue j consulte la période t (AM/PM)

Affectation des patients:

$x_{it} = 1/0$ si le patient i vient la période t pour sa chimio
(même jour pour toutes ses chimio)

Travail des internes (1 à ICL):

$Z_{jw} = \#$ patients de l'oncologue j consulté par un interne en période t
de la semaine w

Consultation hors capacité régulière:

$E_{jw} = \#$ patients l'oncologue j consultés hors capacité réguliers en
période t de la semaine w .



Planning médical : modélisation des données

Séances des chimiothérapies

- **Nombre hebdomadaire déduit de l'historique du HDJ (patients, protocoles, oncologue référent)**

$a_{iw} = 1$ si patient i nécessite une chimio en semaine w ,

$a_{iw} = 0$ sinon

- **Le jour est déterminé par la variable d'affectation x_{it}**

Chemo	week1	week2	week3	week4	week5	week6
Patient1-Avastin	1	0	1	0	1	0
Patient2-Cisplatine	1	1	0	1	1	0
Patient3-Rituximab	0	1	0	0	1	0
Patient4-Vinorelbine	0	0	1	1	0	0



Autre données

- **Oncologue référent**: chaque patient est affecté à une période de travail de son oncologue
- **Durée d'Injection time** de chaque patient
- **Capacité de Consultation** des oncologues et des internes dans chaque période t
- **Nombre de box de consultation** dans chaque période t
- **Charge maximale des lits** des après-midis



Modèle mathématique

Equilibrage des charges journalières
& minimisation des heures supp

Affectation des patients

max des patients de l'oncologue j

Charge max des internes

Chimio des patients en présence de
leur oncologue

Nb de box de consultation

Charge max des après-midi

Besoin max journalier des lits

Besoin min journalier des lits

$$\text{Min } \sum_w (Cmax_w - Cmin_w) + \sum_j \sum_w \sum_t E_{jw} \cdot M$$

$$\sum_{t \in T} x_{it} = 1 \quad \forall i \in P$$

$$\sum_{i \in P_j} a_{iw} \cdot x_{it} \leq B_t \cdot Y_{jt} + E_{jw} + Z_{jw} \quad \forall j \in J, w \in W, t \in T$$

$$\sum_{j \in J} Z_{jw} \leq B_t \quad \forall w \in W, \forall t \in T$$

$$Z_{jw} + E_{jw} \leq |P_j| \cdot Y_{jt} \quad \forall j \in J, w \in W, \forall t \in T$$

$$\sum_{j \in J} Y_{jt} \leq BOX_t \quad \forall t \in T$$

$$\sum_{i \in P} a_{iw} \cdot d_i \cdot x_{it} \leq Bed_t \quad \forall w \in W, \forall t \in PM$$

$$\sum_{i \in P} a_{iw} \cdot d_i \cdot (x_{it} + x_{it+1}) \leq Cmax_w \quad \forall w \in W, \forall t \in AM$$

$$\sum_{i \in P} a_{iw} \cdot d_i \cdot (x_{it} + x_{it+1}) \geq Cmin_w \quad \forall w \in W, \forall t \in AM$$

Expérimentations numériques

Données

- HDJ ouvert du lundi au vendredi avec 10 périodes de $\frac{1}{2}$ jour
- 2 box de consultation matin et 1 l'après-midi (+ 1 box pour l'interne)
- Au maxi 14 consultations le matin, 8 l'après-midi
- 18 lits
- 9 oncologues, 1 interne
- Ouverture : 9h – 18h.
- **Capacité théorique des 18 lits = 162 h par jour**



Résultats numériques: **planning médical**

Instance	Current planning			MIP1				3Stages approach			
	Min	Max	Obj	Min	Max	Obj	CPU	Min	Max	Obj	CPU
1_0	38,5	162,25	3342	67	130	1040	36000	74,5	130	455	425
1_1	32,5	159,25	3204	67,75	129	998	36000	78,5	130,75	905	183
1_2	32,5	167,75	3477	63	148,75	1473	36000	67	141,5	528	357
1_3	31,25	155,5	3164	63,5	127,75	960	36000	68,25	129,5	677	241
1_4	33	151,25	3159	70,25	124	599	36000	74,75	123,5	541	391
2_0	41,75	146	2795	65	107,5	560	36000	75,5	108	431	191
2_1	42,25	151	2906	71,5	105	370	36000	61,5	106	378	297
2_2	43,25	142	2876	63,5	122,25	1529	36000	75,5	122	576	271
2_3	48,75	152,5	2775	46	114,5	1245	36000	70	119,5	705	568
2_4	42,25	138,5	2785	62	112,5	766	36000	64	115,5	436	457

- **Capacité maxi des 18 lits (9h/lit) = 162h**
- ✓ **Pic de charge journalière réduit par 30h = 20%**



Résultats numériques: affectation des patients

Strategie 1: optimisation mono-période

Strategie 2: optimisation multi-période

Strategie 3: optimisation Monte Carlo avec les patients futurs inconnus

Dataset	Actual planning				Strategy 1				Strategy 2				Strategy 3			
	Max	Min	Obj	Extra	Max	Min	Obj	Extra	Max	Min	Obj	Extra	Max	Min	Obj	Extra
1	144	21	26407	15	123	44	17769	14	111	52	5425	2	110	47	3426	1
2	134	20	26232	16	106	41	11392	7	103	34	3756	0	100	43	3155	0
3	132	25	18883	8	110	48	5420	1	110	50	3641	0	104	55	3418	0
4	118	19	19722	10	103	43	6170	2	98	45	3543	0	99	46	3500	0

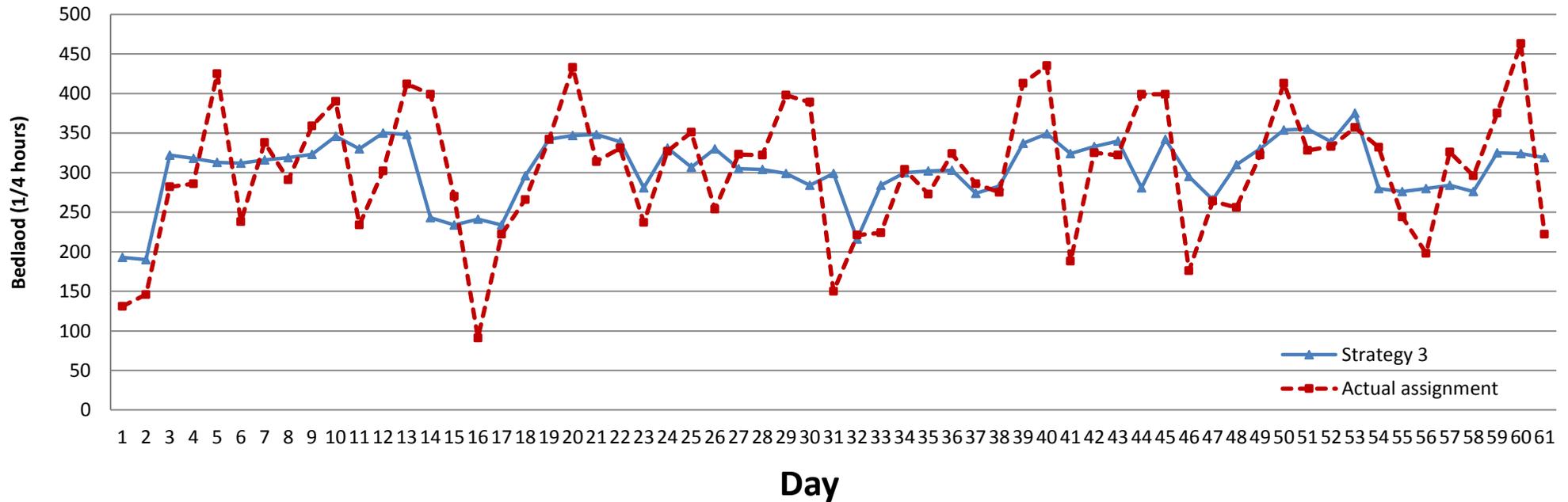
- Besoins en lits parfaitement équilibrés
- Réduction de consultations hors capacité

Extra : total consultations en heure supp sur un an



Résultats numériques: affectation des patients

Strategie 3 Vs stratégie actuelle:



Focus 2

Réduction de délais d'examens IRM des patients atteints d'AVC

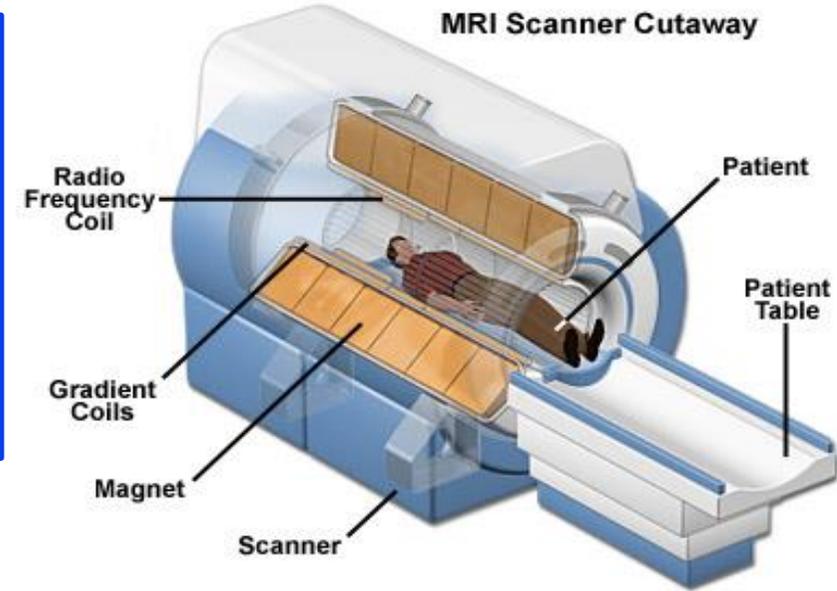
Avec Vincent Augusto, Na GENG, Zhibin Jiang



Focus : Réduction de délais d'examens IRM des patients atteints d'AVC

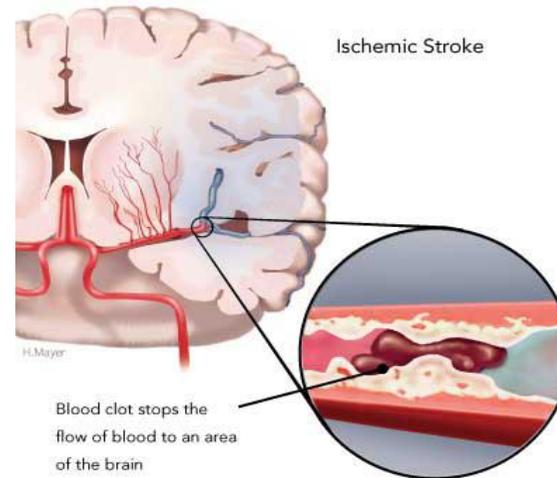
Examen IRM des patients atteints d'AVC

- Equipment cher mutualisé avec taux d'utilisation élevé
- Demandes incertaines et variées (programmées et urgences)
- OBJ: réduire le délai des patients atteints d'AVC sans dégrader le taux d'utilisation des IRM

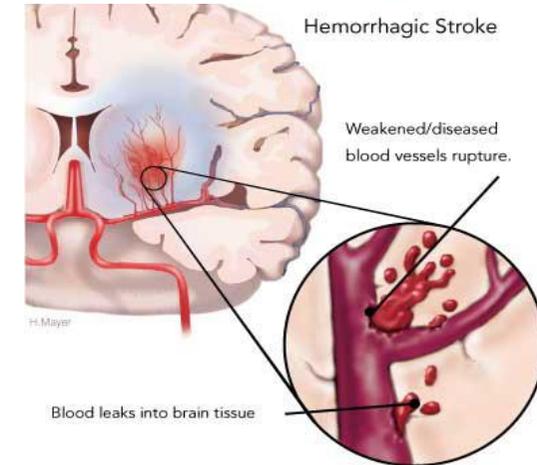


Délai moyen en France de 30-40 jours

2 - 10 jours avec la stratégie de réservation optimisée



©Heart and Stroke Foundation of Canada



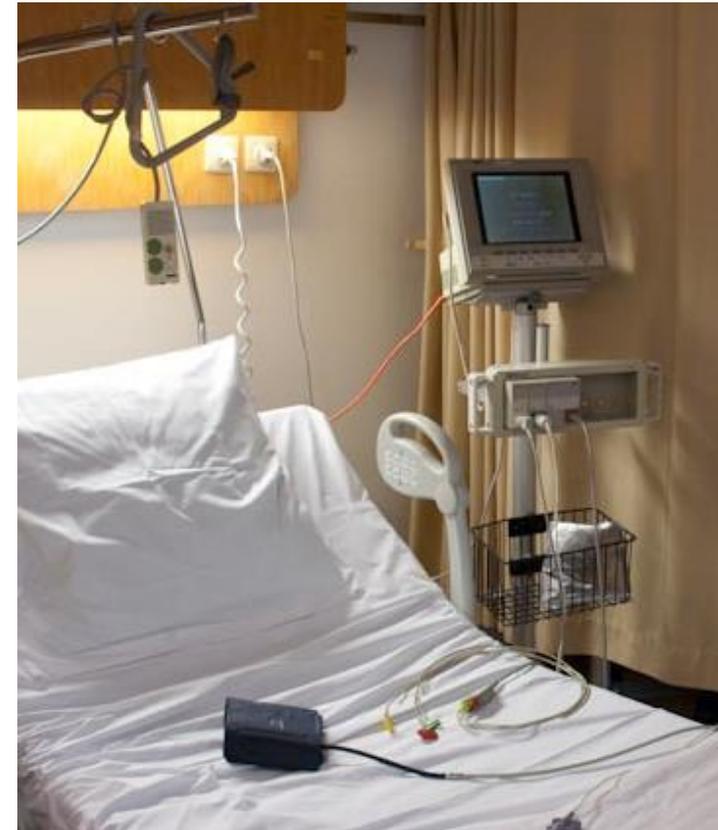
©Heart and Stroke Foundation of Canada

Monte Carlo optimization and dynamic programming approach for managing MRI examinations of stroke patients. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2011



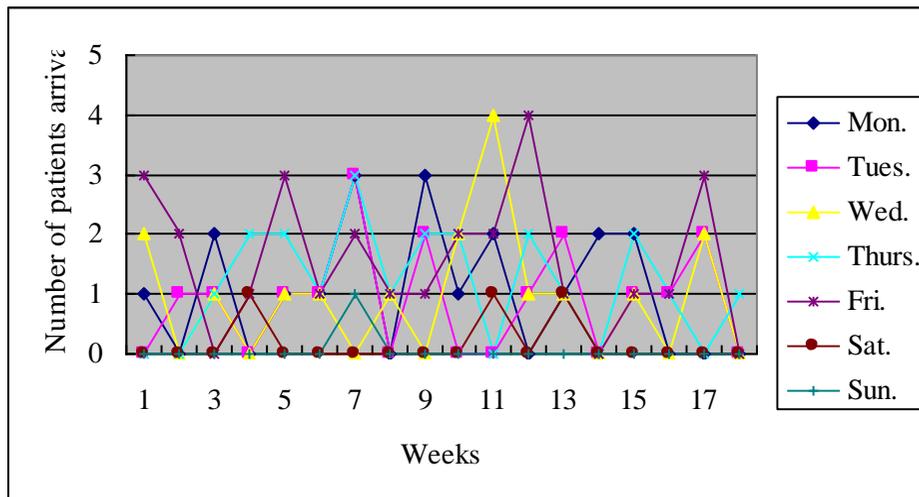
Réduction de la durée de séjour dans une unité neuro-vasculaire

- Patients hospitalisés en UNV (Unité Neuro Vasculaire) atteints d'AVC.
- **Temps d'attente importants** pour obtenir un rendez-vous pour un examen (IRM, scanner, holter, échocardiographie)
- Modélisation et simulation du système afin de diminuer la durée de séjour en **éliminant les temps d'attente pendant le séjour du patient.**



Observations sur 6 mois de l'Unité Neuro Vasculaire

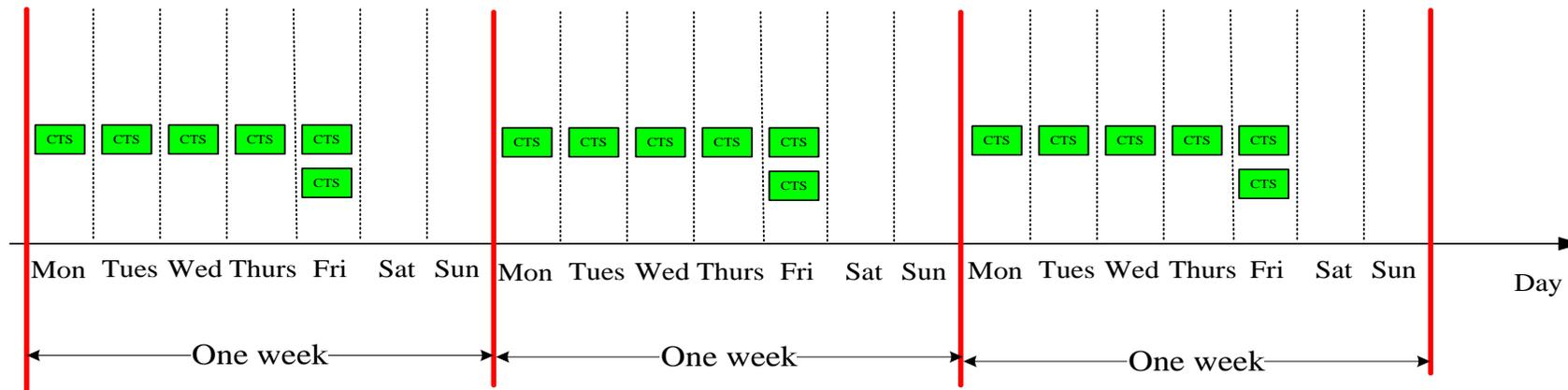
- Une diagnostic rapide est crucial
- Examen IRM = bottleneck de la réduction DMS
- UNV = un gros client du département imagerie
- Besoin hebdomadaire en IRM relativement stable
- Créneaux d'examen IRM standard d'environ 30 minutes



Approche: contractualisation

Une solution gagnant-gagnant

- Créneaux IRM (contracted time slots, CTS) réservés chaque semaine pour l'Unité Neuro Vasculaire.
- **Dilemme : temps d'attente vs créneaux CTS non utilisés**



Avantages

- Meilleure visibilité de l'UNV sur les délais d'examen.
- Possibilité pour l'UNV d'une meilleure priorisation des patients.
- Une demande régulière pour le département imagerie.
- Elimination de l'arrangement empirique (téléphones, ...).



Termes de l'approche

- **Contrat** : nombre de créneaux contractualisés par jour.
- Stratégie en temps réel pour
 - 1) la demande des créneaux supplémentaires,
 - 2) l'annulation des créneaux contractualisés



Résultats d'une étude par simulation des flux

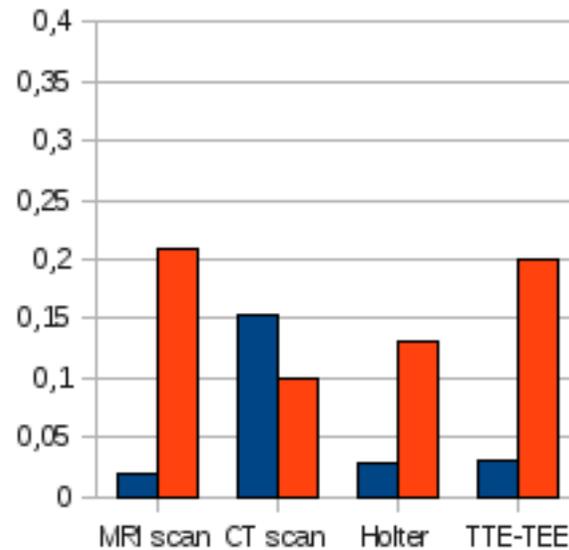
Simulation sous Arena

Plan d'expérience

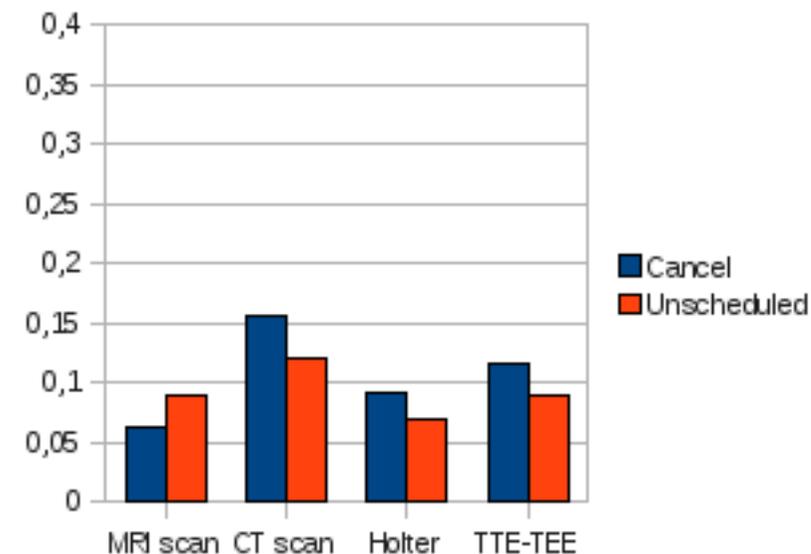
Indicateurs de performance :

- Durée moyenne de séjour.
- Nombre d'examens urgents.
- Nombre d'examens annulés.

	Scénario 1	Scénario 2
IRM	6/semaine	7/semaine
Scanner	3/semaine	3/semaine
Holter	8/semaine	9/semaine
Echocardio.	5/semaine	6/semaine



683 patients
DMS: 8.31 jours



680 patients
DMS: 6.81 jours



Modélisation mathématique : hypothèses

- Seuls les examens IRM sont considérés.
- Les patients ont la même priorité.
- L'arrivée hebdomadaire des patients est stationnaire.
- Chaque patient est
 - soit affecté à un créneau CTS contractualisé (délai dépendant de la file d'attente des CTS)
 - soit dirigé vers une réservation régulière (délai $T^R = 35$ jours).
- Le même contrat hebdomadaire pour différente semaine.

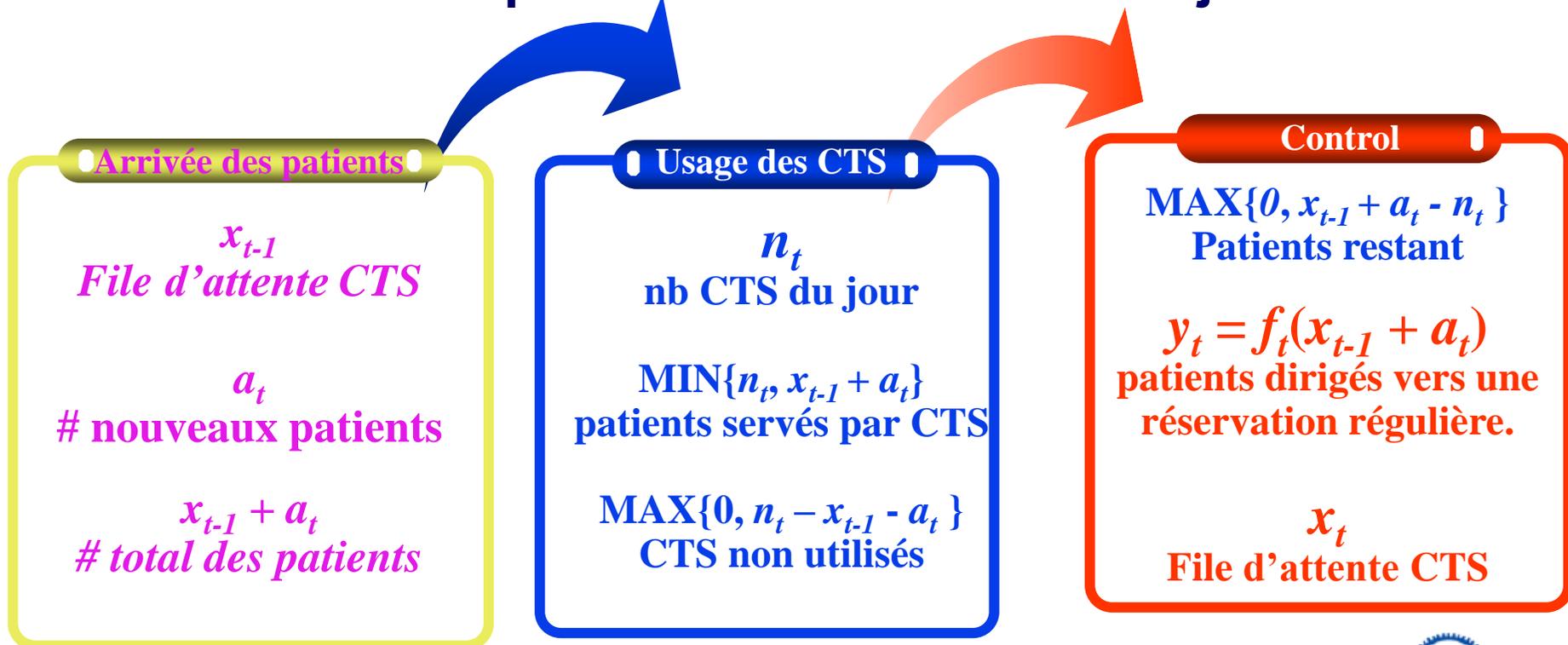


Modélisation mathématique : Processus de réservation

Contractualisation à l'instant 0 :
(n_t CTS contractualisés pour jour t)

Stratégie d'affectation temps réel des patients :
($y_t = f_t(x_{t-1} + a_t)$ patients vers une réservation régulière)

Séquence d'événements d'un jour



Modélisation mathématique : formulation

Meilleur compris entre délai et créneaux non utilisés

$$\underset{\vec{n}, f}{MIN} \quad E \left[\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left(\underbrace{T^R y_t}_{\text{Délai régulier}} + \underbrace{x_t}_{\text{Temps d'attente des CTS}} + c \left(\underbrace{n_t - x_{t-1} - a_t}_{\text{CTS non utilisés}} \right)^+ \right) \right]$$

Coût du jour t

Défis scientifiques

- Décisions de contractualisation combinatoire
- Contrôle dynamique des flux de patients
- Demandes aléatoires



Contrôle des flux de patients pour un contrat donné

- **Modélisation en processus de décision Markovien**
- **Détermination de la politique optimale** via la résolution des équations d'optimalité par la programmation linéaire
- **Caractérisation de la politique optimale grâce aux équations d'optimalité** : politique optimale caractérisée par une seuil maximale de la file d'attente des CTS



Optimisation Monte Carlo du Contrat

- **Optimisation Monte Carlo par rapport à une historique $a = (a_1, a_2, \dots, a_T)$ générée au hasard des arrivées des patients sur un horizon assez long**

$$\underset{n_i, f}{MIN} \left(\sum_{t=1}^T \left(T^R y_t + x_t + c(n_t - x_{t-1} - a_t)^+ \right) + K(x_T; \mathbf{n}) \right) / T$$

- **Relaxer la contrainte de la non anticipation** pour obtenir une formulation d'**approximation Monte Carlo**
- **Transformer la formulation d'approximation Monte Carlo en un programme linéaire avec 7 variables en entier**



Extensions

- **Annulation avancée des CTS à 1 ou 2 jours**
- **Implémentation de l'approche fondée sur la contractualisation**

Outils théoriques : MDP, convexity, super-convexity, super-modularity, value iteration, sample path comparison

"Capacity Reservation and Cancellation of Critical Resources," IEEE Trans. Automation Science & Engineering, 2011

"Optimizing Contracted Resource Capacity with Two Advance Cancellation Modes", European Journal of Operational Research, 2012

"Implementation Strategies of A Contract-based MRI Examination Reservation Process for Stroke Patients", European Journal of Operational Research, 2013



Stratégies d'implémentation

Stratégie par affectation (Old):

- Diriger certains patients vers une réservation régulière.

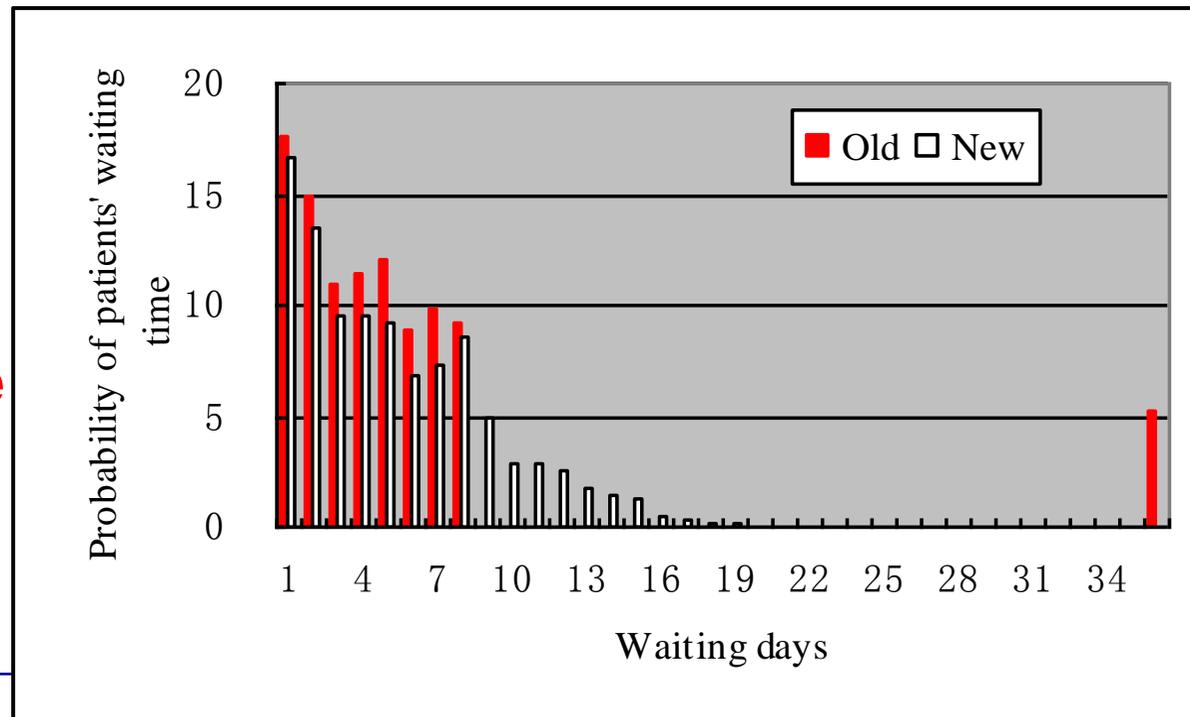
Stratégie par réservation (New):

- Réserver des créneaux IRM banalisés.
- Affectation des créneaux (contractualisés ou non) aux patients selon la règle FIFO

Comparaisons analytiques des stratégies

Avantages New vs Old:

- Équité entre les patients
- Pas de patients malchanceux avec un délai de 35j



Focus 3

Garantir les débuts des interventions chirurgicales

avec Zheng Zhang, Na Geng

Dynamic Surgery Assignment of Multiple Operating Rooms with Planned Surgeon Arrival Times, *IEEE Trans. Automation Science and Engineering*, to appear.



Observations de l'Hôpital de Ruijin

- L'hôpital No. 1 à Shanghai: +12000 visites en HDJ / jour
- Un bloc opératoire intégré (OT) avec 21 salles (OR)
- 60-70 opérations programmées + 10 urgences / jour
- Absence de planning intégré et chaque spécialité est allouée une somme de OR time par jour
- Chaque spécialité choisit les interventions du jour suivant.

OT est responsable de l'exécution du programme chirurgical ainsi établi.



Spécificités de l'hôpital

- File d'attente des patients programmés jamais vide
- Existence des patients prêts à être opérés même informés tardivement
- Existence des chirurgiens prêts à opérer tous les jours
- Une grande variété des chirurgiens : chirurgiens stars, chirurgiens seniors, chirurgiens ordinaires
- **Demande forte d'opérer au début de la journée pour ne pas attendre**
- Demande du personnel pour une meilleure gestion des heures supp



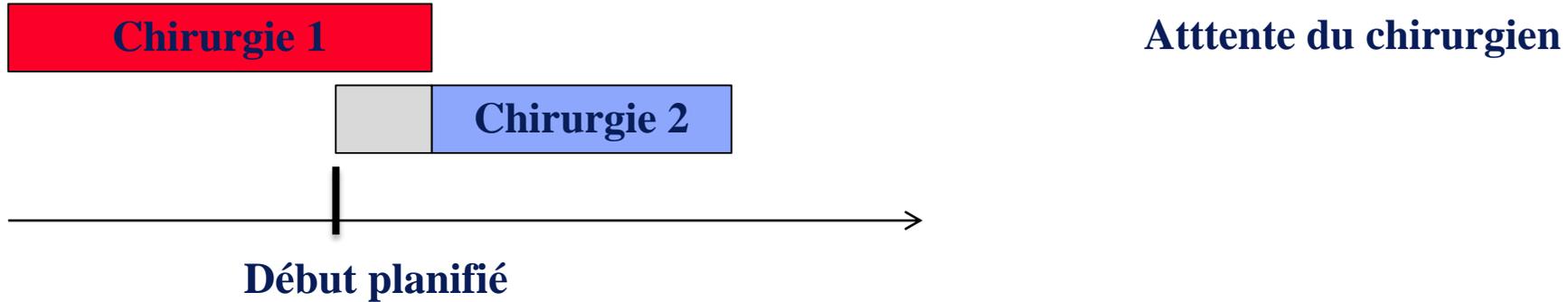
Points abordés:

- **Garantir les débuts des interventions**
- **Ordonnancement dynamique du bloc opératoire pour une meilleure gestion des heures supp entre les équipes.**

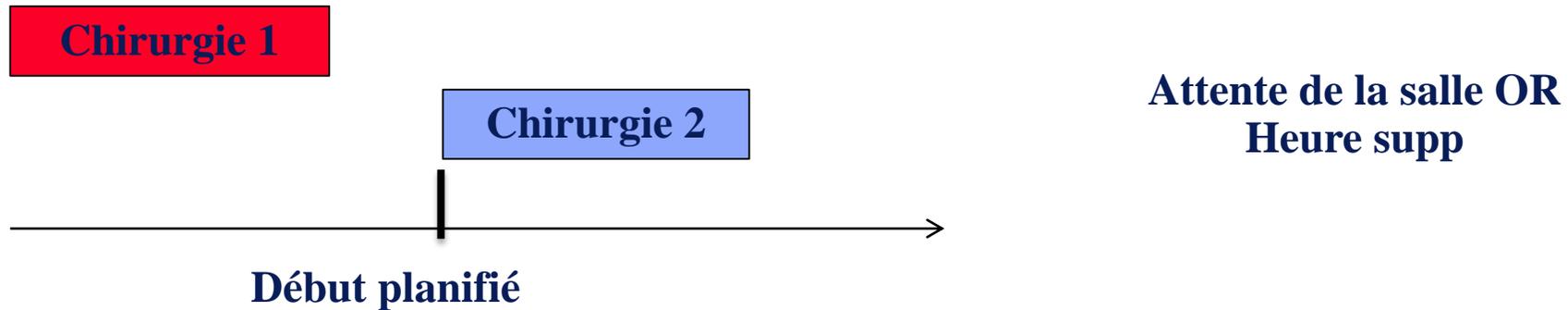


Dilemme de la garantie des débuts des interventions

Intervention planifiée trop tôt



Intervention planifiée trop tard



**Facile si les durées des interventions sont connues
malheureusement elles sont incertaines**



Modélisation mathématique : hypothèses

- 1) Demandes urgentes dans des salles dédiées & ignorées
- 2) Salles identique et interventions exécutables dans n'importe quelle salle
- 3) Chaque chirurgien réalise toutes ses interventions dans la même salle et de manière consécutive
- 4) **Planification des RDV des chirurgiens:** à la fin de chaque jour, chaque chirurgien du lendemain est donné un RDV
- 5) **Les chirurgiens ne sont pas disponibles avant leur RDV**
- 6) **Exécution du programme chirurgical:** au cours de la journée, à la fin de chaque intervention, la prochaine intervention de la salle est choisie.



Modélisation mathématique : variables de décision

s_i RDV du chirurgien i

x_{ir} = 1/0 affectation ou non de l'intervention i à la salle r

y_{ij} = 1 si intervention i précède j dans la même salle
= 0 sinon

Variables aléatoires auxiliaires

$C_{ir}(\omega)$ fin de l'intervention i dans la salle r

$I_r(\omega)$ temps d'attente de la salle r

$O_r(\omega)$ heure supp de la salle r

$W_i(\omega)$ temps d'attente du chirurgien i



Modèle de la garantie des débuts des interventions

Attente des salles	Heure supp des salles	Coûts d'attente des chirurgiens
$\min E_{\omega} \{ c_1 \sum_r I_r(\omega) + c_2 \sum_r O_r(\omega) + \sum_i b_i I_i(\omega) \}$		

Affecter une intervention à une salle $\sum_r x_{ir} = 1$

Relation affectation et séquençement $y_{ij} + y_{ji} \geq x_{ir} + x_{jr} - 1$

Garantie le début avant la fin régulière $s_i \leq T$

Fins des interventions en fonctions des aléas $x_{ir} p_i(\omega) \leq C_{ir}(\omega)$

$$C_{ir}(\omega) \leq M x_{ir}$$

$$C_{jr}(\omega) \geq C_{ir}(\omega) + p_j(\omega) - M(1 - y_{ij}) - M(2 - x_{ir} - x_{jr})$$

Attete des salles en fonctions des aléas $C_{ir}(\omega) \leq I_r(\omega) + \sum_{i \in J} x_{ir} p_i(\omega)$

Heure supp des salles en fonctions des aléas $O_r(\omega) \geq C_{ir}(\omega) - T$

Attentes chirurgiens en fonctions des aléas $\sum_{r \in E} C_{ir}(\omega) = s_i + W_i(\omega) + p_i(\omega)$



Un modèle de programmation stochastique

Convertit en programme linéaire

Par la technique SAA (Sample Average Approximation) à l'aide d'un nombre limité de scénarios des durées aléatoires générés au hasard



Exécution du programme chirurgical

Stratégie I:

Pas de changement en temps réel

Affectation et séquençement des interventions selon la planification des RDV des chirurgiens

Stratégie II:

Réaffectation dynamique des interventions aux salles dans l'ordre de leur RDV

Stratégie III:

Optimisation dynamique des interventions aux salles



An Event-Based Framework

- At time 0, start surgeries planned at time 0
- At the completion time t^* of a surgery in OR r^* , select a surgery i^* to be the next surgery in OR r^* among all remaining ones J^*
- Surgery i^* starts at time $\max\{t^*, s_{i^*}\}$ in OR r^* after the arrival of the surgeon at time s_{i^*}



Surgery i^* is selected in order to minimize $E[TC(t^*, i^*, J^*)]$

where

$E[TC(t^*, i^*, J^*)]$ is the minimal total cost similar to promised time planning model

- **by conditioning on all completed surgeries and ages of all on-going surgeries**
- **by scheduling i^* as the next surgery on OR r^***



Résultats numérique: **bénéfice de l'affectation dynamique**

OR#	$(\eta, \rho\%)$	VDS (%)		
		Ave.	Min.	Max.
3	(0.3,75)	10.6	2.6	22.9
	(0.7,75)	14.8	5.5	26.9
	(0.3,125)	7.4	3.9	14.1
	(0.7,125)	11.1	5.7	15.5
	Ave.	11.0	4.4	19.9
6	(0.3,75)	25.4	18.7	31.6
	(0.7,75)	29.2	24.7	39.9
	(0.3,125)	11.1	7.1	15.5
	(0.7,125)	19.1	12.8	24.1
	Ave.	21.2	15.8	27.8
12	(0.3,75)	33.6	30.1	37.9
	(0.7,75)	36.0	28.9	42.1
	(0.3,125)	18.6	17.2	20.4
	(0.7,125)	26.1	23.9	30.1
	Ave.	28.6	25.0	32.6

$$\text{VDS} = (\text{cost}^{\text{Static}} - \text{cost}^{\text{Dyna}}) / \text{cost}^{\text{Static}}$$

η : variation des durées des interventions
 ρ : charge

Observations

Bénéfice assuré de l'affectation dynamique.

Bénéfice + important pour les grands blocs

Bonne capacité d'aborber les incertitudes

Bénéfice – important pour les blocs surchargés.



Résultats numérique : bénéfice d'optimisation dynamique

OR#	$(\eta, \rho\%)$	VOS (%)		
		Ave.	Min.	Max.
3	(0.3,75)	2.8	0.0	14.4
	(0.7,75)	5.4	0.0	26.5
	(0.3,125)	2.3	0.0	7.0
	(0.7,125)	3.1	0.0	10.2
	Ave.	3.4	0.0	14.5
6	(0.3,75)	5.4	-0.1	13.6
	(0.7,75)	6.0	-0.1	11.3
	(0.3,125)	2.9	0.0	5.0
	(0.7,125)	5.0	0.6	8.7
	Ave.	4.8	0.1	9.6
12	(0.3,75)	7.0	5.8	7.8
	(0.7,75)	9.3	6.1	11.8
	(0.3,125)	5.0	3.4	6.8
	(0.7,125)	6.4	4.7	9.2
	Ave.	6.9	5.0	8.9

$$VOS = (\text{cost}^{\text{FIFO}} - \text{cost}^{\text{DynaOpt}}) / \text{cost}^{\text{FIFO}}$$

η : variation des durées des interventions
 ρ : charge

Observations

Bénéfice + important pour les grands blocs

Meilleur bénéfice pour une + grande incertitude des durées

Bénéfice – important pour les blocs surchargés.



Quelques pistes de recherche



Gestion des capacités et des flux des patients en épidémie hivernale

Motivation: Encombrements excessifs des urgences durant les périodes d'épidémies hivernales (grippe, bronchites, gastroentérites)

Défis: grandes incertitudes du début, de l'ampleur et de l'évolution de l'épidémie

Questions:

- Prédiction de l'épidémie hivernale exploitant des grandes masses de données hétérogènes (sentinelles, météo, hôpitaux, ...)
- Planification proactive des dispositifs de gestion de ressources et des flux de patients
- Pilotage dynamique des ressources et des flux des patients durant la période d'épidémie hivernale



Motivation: Mode de soins émergent pour faire face au vieillissement de la population

Défis: Grandes incertitudes des besoins, des case-mix et des distributions géographiques

Questions:

- Mappage des structures des soins à domiciles face à une démographie et des case-mix changeant
- Transition entre les hôpitaux et les HAD
- Garantir l'efficience et la continuité des soins à domicile



Management des soins à long terme des maladies chroniques

Motivation: 1e cause de mortalité (63% de décès) et besoin de soins à vie

Défis: Soins chroniques, évolutifs et incertains

Questions:

- Modélisation et évaluation quantitative des politiques de prévention
- Modélisation de l'évolution de la maladie, des besoins en soins à chaque stade, et le parcours de soins à vie
- Planification proactive et personnalisée des soins

