Détection d'anomalie dans l'exécution d'un plan

César Ombredane

Introduction

Dans le cadre du projet Vigil, nous développons un robot assistant visant à aider les personnes ayant une déficience cognitive dans leur vie de tous les jours, cela s'applique particulièrement aux personnes âgées. Pour cela, deux algorithmes distincts sont développés : un premier algorithme de reconnaissance d'activité qui a pour but de reconnaitre l'activité courante de l'utilisateur. Cet algorithme s'appuie sur une seule caméra mobile placé sur le robot assistant. Cela permet de s'affranchir du système de *Smart Home*, plus lourd et plus intrusif. Un deuxième algorithme de reconnaissance de plan qui, à partir des actions détectées et d'une bibliothèque de plan, va reconnaître le plan de l'utilisateur et donc pouvoir l'assister dans son exécution. Cette aide est nécessaire quand l'utilisateur dévie du plan prévu ou quand il l'exécute mal. C'est pourquoi il est nécessaire de développer un algorithme de détection de comportement anormaux qui marche en accord avec la reconnaissance de plan.

Il est d'abord nécessaire de définir ce qu'est un plan, ce qu'est comportement anormal et plus largement un comportement. Un plan est un ensemble d'action partiellement ordonnées qui mène à un objectif défini dans la bibliothèque de plan. Un comportement est un ensemble d'actions. Un comportement anormal est donc un comportement qui dévie du plan courant ou qui présente une anomalie dans son exécution. Pour détecter un comportement anormal, nous détections donc les anomalies dans l'exécution des plans.

Cette détection était jusque-là un défie car les algorithmes de reconnaissance de plans était très peu rapide et incapable de faire de la reconnaissance en temps réel. Nous nous basons sur un algorithme de reconnaissance de plan par filtre à particule qui est bien assez rapide pour faire de la reconnaissance en temps réel. Il est donc possible de se pencher sur la détection d'anomalie.

Reconnaissance de plan

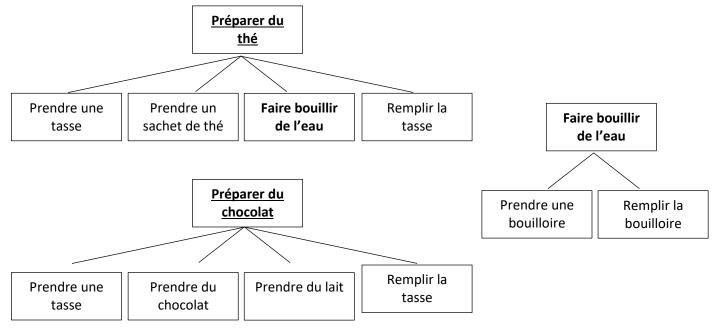
Il est important pour la suite de connaître le fonctionnement de l'algorithme de reconnaissance de plan et des bibliothèques de plans.

Bibliothèques de plans

Une bibliothèque de plans contient :

- Une liste A des actions atomiques (non décomposable) définie comme les actions observables par l'algorithme de reconnaissance d'activité.
- Une liste NT des actions non atomiques (décomposables)
- Une liste G des objectifs avec $G \in NT$. Un objectif est défini comme une finalité (préparer du thé est une finalité là ou faire bouillir de l'eau n'en est pas une)
- Une liste P de règles de production de la forme $\alpha \to S$, σ avec α une action non atomique ($\alpha \in NT$), S un ensemble d'action ($S \in A \cup NT$) et σ un ensemble de règle de production.

Prenons un exemple de Bibliothèque de plan simple :



Ici nous avons 2 objectifs : **préparer du thé** et **préparer du chocolat** qui ont des actions en commun. La bibliothèque de plan sera donc la suivante :

Α

= {prendre une tasse, prendre un sachet de thé, remplir la tasse, prendre du chocolat,

prendre du lait, prendre une bouilloire, remplir la bouilloire}

 $NT = \{préparer du thé, prééparer du chocolat, faire bouillir de l'eau\}$

 $G = \{préparer du thé, préparer du chocolat\}$

 $P = \{\{faire\ bouillir\ de\ l'eau \rightarrow prendre\ une\ bouilloire, remplir\ la\ bouilloire, \sigma = \{(1,2)\}\},$

{préparer du thé → prendre une tasse, prendre un sachet de thé,

faire bouillir de l'eau, remplir la tasse, $\sigma = \{(1,4), (2,4), (3,4)\}\$,

 $\{pr\'eparer\ du\ chocolat\
ightarrow\ prendre\ une\ tasse, prendre\ du\ chocolat, prendre\ du\ lait,\ remplir\ la\ tasse, \sigma=\{(1,4),(2,4),(3,4)\}\}\}$

Filtre a particule

Notre système de reconnaissance de plan se base sur un filtre a particules ou chaque particule est en fait un arbre représentant un plan. Ces particules sont stockées dans une *map* et identifiées par le numéro de l'objectif qu'elles représentent. Chaque particule anticipe la prochaine action possible (choisi aléatoirement parmi les actions qui compose le plan courant de cette particule). Au début l'objectif choisit est aléatoire (répartition uniforme parmi les plans possibles). Puis, après chaque observation, les particules qui supportent cette observation sont actualisé et anticipent à nouveau la prochaine observation possible. Les autres sont réinitialisées directement avec l'observation. Le plan courant est donc détecté en regardant le plan supporté par le plus de particules.

Méthodes

Pour détecter un comportement anormal, nous détectons les anomalies dans l'exécution d'un plan. On utilise pour cela une approche probabiliste qui consiste à calculer $P(A_t)$ qui correspond à la probabilité d'avoir une anomalie à l'instant t. En appliquant la formule d'inférence de réseau bayésien dynamique :

$$P(A) = P(A|B)P(B) + P(A|\neg B)P(\neg B)$$

Avec $A = A_t$ et $B = A_{t-1}$

Nous obtenors donc: $P(A_t) = P(A_t|A_{t-1})P(A_{t-1}) + P(A_t|\neg A_{t-1})P(\neg A_{t-1})$

Nous émettons aussi deux hippothèses pour simplifier le calcule mais qui découle d'observation pratique et de bon sens. Premièrement, il n'est pas possible de détecter une anomalie alors qu'aucun plan n'est en cours donc $P(A_0)=0$. Et nous considérons aussi que si un utilisateur dévie de son plan, alors il n'y reviendra pas. Cela se traduit par $P(A_t|A_{t-1})=1$. Avec ces deux hippothèses nous pouvons réduire la formule a ceci :

$$P(A_t) = P(A_{t-1}) + P(A_t | \neg A_{t-1})(1 - P(A_{t-1}))$$

Il ne reste donc que deux termes à calculer :

- $P(A_{t-1})$: c'est un terme défini par récurrence, nous le connaissons déjà car nous l'avons calculé à l'itération précédente. C'est pour cela qu'il est important de définir que $P(A_0)=0$.
- $P(A_t|\neg A_{t-1})$: c'est le terme clé que l'on va devoir calculer et c'est ce sur quoi porte l'algorithme de détection de comportement anormaux. Il représente la probabilité d'avoir un comportement anormal sachant qu'il n'y en avait pas avant.

Pour calculer le terme $P(A_t|\neg A_{t-1})$, la méthode la plus simple serais de le définir come cidessous :

$$P(A_t|\neg A_{t-1}) = \sum_{e \in E} \sum_{a \in A} P(a \cap e \cap (a \notin e))$$
 Ou :
$$P(A_t|\neg A_{t-1}) = \sum_{e \in E} \sum_{a \in A} (\delta_{a \notin e} P(a) P(e))$$

Avec A l'ensemble des actions observées et E l'ensemble des plan possibles a l'instant t.

Cette formule est utilisable dans tous les algorithmes de reconnaissance de plan. Elle nécessite seulement la liste des actions observés et la liste des plans probables. Cependant elle ne marche pas car dans la majorité des cas, $P(A_t|\neg A_{t-1})>0.5$

Voici un exemple, pour faire du thé, plusieurs ordres sont possibles :

Plans de e	Actions de e	P(e)		
Α	<prendre bouillir="" de<="" faire="" prendre="" sachet="" tasse,="" td="" thé,="" un="" une=""></prendre>			
	l'eau, remplir la tasse>			
В	< Prendre un sachet thé, prendre une tasse, faire bouillir de	0.4		
	l'eau, remplir la tasse>			
С	< Faire bouillir de l'eau, prendre une tasse, prendre un sachet	0.4		
	thé, remplir la tasse>			

C'est vérifiable facilement avec cet exemple : soit trois plans A, B et C avec leur probabilité et les actions qui les composes :

Si la première action effectuée est l'action prendre une tasse, alors $P(A_t|\neg A_{t-1})=0.8$ car dans 80% des cas, prendre une tasse n'est pas le début du plan. Pour remédier à ce problème il y a trois méthodes qui ont chacune leurs avantages et défauts et nous allons les voire maintenant.

Sum

La première méthode consiste seulement à imposer un seuil dans l'expression de $P(Ab_t)$ comme ceci : $P(A_t) = P(P(A_{t-1}) + P(A_t|\neg A_{t-1}) (1 - P(A_{t-1})) > s)$ Avec s un seuil généralement entre 95% et 99%.

Cela signifie qu'un comportement est considéré comme anormal si plus de s% des plan la considère comme anormal.

Min

Cette méthode se base sur de la logique floue et propose donc de remplacer la somme par le minimum comme si dessous :

$$\forall a \in A, \forall e \in E, \qquad P(A_t | \neg A_{t-1}) = min(\delta_{a \notin e} P(a) P(e))$$

Support

Cette méthode en revanche est spécifique à notre système de reconnaissance de plan (basé sur un filtre à particule) car il se base directement sur les particules. Dans cet algorithme, nous utilisons *n* particules ayant chacune une prévision probable de la prochaine action basée sur le plan courant.

Nous utilisons ici aussi un seuil *s* pour définir à partir de quelle proportion de particules nous considérons qu'une action est considéré comme anormal.

$$P(A_t|\neg A_{t-1}) = P(\frac{nbPs}{bnP} < s)$$

Avec nbPs le nombre de particules qui supporte l'observation courante et nbP le nombre total de particules.

Ici le seuil s varie souvent entre 1% et 5%.

Résultats

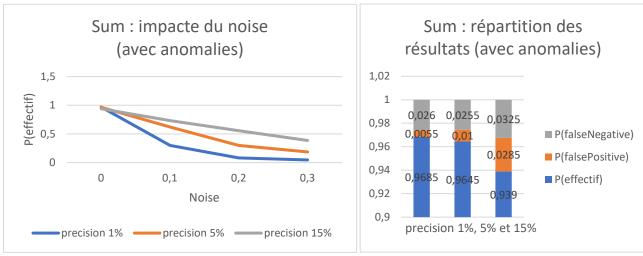
Pour avoir une base de résultats correcte et exploitable, il est nécessaire de faire varier certains paramètres. Dans notre cas nous avons fait varier la méthode mais aussi le seuil (appelé précision) quand il y en a un, ainsi que le bruit. Le bruit est le taux d'erreur de l'algorithme de reconnaissance de plan qui peut être du a une action mal détectée ou à une mauvaise ligne de vue. Chaque test est réalisé dix fois sur cent bibliothèques de plans générées aléatoirement. Nous faisons aussi varier si oui ou non il y a un comportement anormal ou non, et, la taille de la bibliothèque de plan.

Pour toutes les méthodes, nous faisons varier le bruit de 0% à 30%. Pour la méthode *Support*, nous avons fait varier la précision de 1% à 5% car c'est dans cet environ que l'algorithme est le plus efficace. En revanche, pour la méthode *Sum*, nous avons fait varier la précision de 1% à 15% car les variations entre 1% et 5% ne présentaient pas de grands changements. Il est donc intéressant d'observer les changements à une plus grande échelle. Les tests sont également faits sur quatre bibliothèques de plans différentes ou l'on fait varier si oui ou non une anomalie va se produire et le nombre d'actions atomiques différente (variation entre 10 et 100).

Les bibliothèques de plans sont des bibliothèques génériques généré aléatoirement selon plusieurs paramètres : la prévision du bruit, le nombre d'objectifs, le nombres d'actions différentes, la taille et la profondeur des plans. A part le nombre d'actions qui varie pour augmenter au diminuer l'impact du bruit, les ces paramètres restent fix.

Pour chaque méthode nous avons donc calculer l'impact du bruit sur l'efficacité, la proportion de faux négatif et de faux positif et la latence moyenne pour détecter une anomalie dans l'exécution du plan.

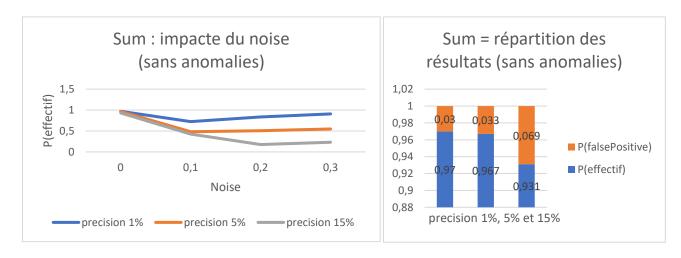
Sum



Moyenne de latence: 0,795979545

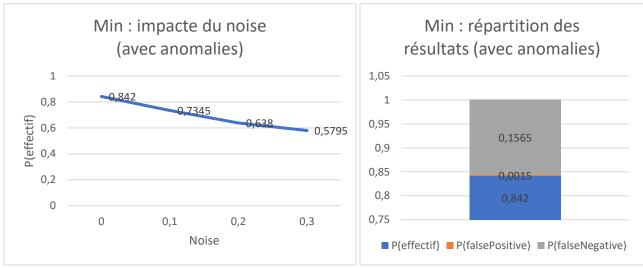
Nous pouvons donc voire que cette méthode est très efficace (plus de 90%) mais qu'elle supporte mal le bruit : le taux de réussite chute fortement dès 10% de bruit. Mais ce problème peut être atténué par l'augmentation de la précision (en contrepartie d'un peu d'efficacité). La latence est correcte (inférieure à 1) ce qui permet d'alerter l'utilisateur rapidement après que l'anomalie se soit produite. Un autre problème de la méthode est qu'il y a plus de faux négatif que de faux positif. Nous préférons alerter l'utilisateur pour rien que de ne pas détecter quand il a réellement besoin d'aide.

Nous pouvons aussi voir le taux de faux positif quand il n'y a pas de comportements anormaux :



Dans ce cas, le taux de faux positif reste très faible mais nous préférons resserrer la précision pour plus de résistance au bruit et plus d'efficacité.

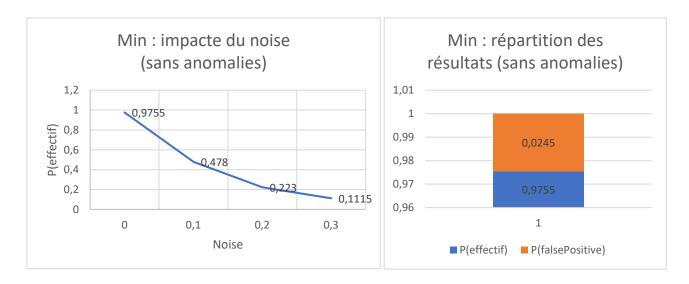
Min



Moyenne de latence: 1,6639

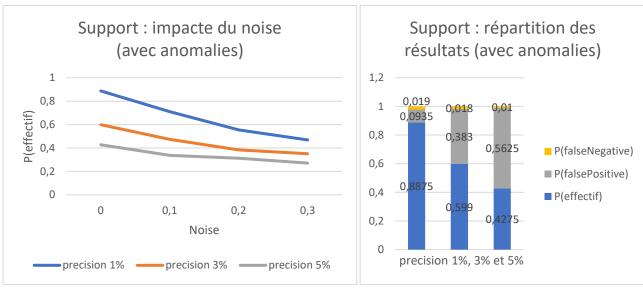
La méthode min est bien moins efficace et les erreurs sont majoritairement des faux négatifs (à éviter absolument). De plus, la latence moyenne est supérieure à 1. Cela veut dire que pour aider l'utilisateur nous devrons attendre une action après que ce dernier n'ait dévier de son plan. Mais l'avantage de cette méthode est sa résistance au bruit. L'efficacité reste supérieure à 50% même avec 30% de bruit. Cela en fait un très bon choix si la reconnaissance d'activité n'est pas assez efficace.

Voici maintenant les résultats sans anomalies dans l'exécution des plans :



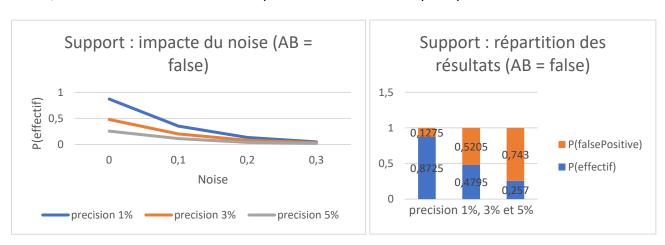
Quand il n'y a pas d'anomalies, la méthode reste très efficace mais résiste beaucoup moins au bruit.

Support



Moyenne de latence: 0,687503333

Cette méthode est la seul qui se base entièrement sur notre système de reconnaissance de plan par filtre à particules. Pourtant elle est moins efficace et peu résistante au bruit. De plus les autres précisions que 1% sont inutiles en vue des résultats. Cependant cette méthode est quand même très intéressante. Premièrement, elle a la latence la plus basse des trois méthodes. Si un comportement anormal est détecté, il le sera dans la plupart des cas dès qu'il a été effectué. Et, deuxièmement, cette méthode a le plus bas taux de faux négatif. Si cette méthode se trompe c'est uniquement car elle a détecté à tort un comportement anormal. Cette caractéristique fait que si l'on arrive à augmenter son efficacité et à avoir un bruit proche de 0%, cette méthode est surement la plus viable dans des cas pratiques.



Cette méthode présente les mêmes défauts avec et sans anomalies : les autres précisions que 1% sont inutilisables et elle est moins précise. Cependant, contrairement aux autres méthodes, varier la précision ne présente pas de dilemme. Il est donc possible de trouver un optimum ou cette méthode sera la plus efficace.

Tous les résultats seront en Annex sous forme de tableaux

Conclusion

Les résultats liés au test sont très concluants et toutes les méthodes sont efficaces en plus d'être très rapides (moins de 0.1 seconde de calcules). Chaque méthode a ses forces et leurs faiblesses et sont donc utilisables dans des contextes différents. Si l'environnement n'est pas favorable et que le bruit est élevé, nous allons préférer la méthode *Min.* au contraire si notre but est d'avoir le plus d'efficacité sans bruit nous choisirons la méthode *Sum.* Enfin si nous voulons à tout prix éviter les faux négatif, la méthode *Support* sera parfaite.

Pour la suite, il faudra tester cet algorithme en pratique car les résultats actuels sont purement théoriques. Cela nécessite de l'implémenter au projet Vigil et de tester ses capacités dans des cas concret de comportements anormaux.

Annex

AB:	False					
bActions :	10					
nethode:	min					
iethoue .	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency
	0	0,955	0,045	0	0,987	0
	0,1	0,504	0,496	0	0,883	0
	0,2	0,253	0,747	0	0,788	0
	0,3	0,159	0,841	0	0,739	0
nethode :	sum	0,133	0,041	ŢŮ	0,733	1 0
			7			
	precision :	1		T		
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency
	0	0,947	0,053	0	0,984	0
	0,1	1	0	0	0,871	0
	0,2	1	0	0	0,818	0
	0,3	1	0	0	0,713	0
	precision :	3				
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency
	0	0,95	0,05	0	0,982	0
	0,1	0,879	0,121	0	0,894	0
	0,2	0,989	0,011	0	0,783	0
	0,3	1	0,011	0	0,723	0
	0,0	<u> </u>	1	1 -	1 0,7.20	<u>, </u>
	precision:	5	<u> </u>			
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency
	0	0,942	0,058	0	0.978	0
	0,1	0,6	0,4	0	0,892	0
	0,2	0,885	0,115	0	0,783	0
	0,3	0,99	0,01	0	0,73	0
	precision:	10		1	т	1
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency
	0	0,928	0,072	0	0,971	0
	0,1	0,429	0,571	0	0,875	0
	0,2	0,448	0,552	0	0,8	0
	0,3	0,847	0,153	0	0,731	0
	precision :	15				
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency
	0	0,904	0,096	0	0,955	0
	0,1	0,44	0,56	0	0,869	0
	0,2	0,227	0,773	0	0,769	0
	0,3	0,421	0,579	0	0,735	0
	0,5	0,421	10,575	1 0	0,733	10
	precision:	20				
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency
	0	0,865	0,135	0	0,928	0
	0,1	0,379	0,621	0	0,842	0
	0,2	0,188	0,812	0	0,774	0
	0,3	0,205	0,795	0	0,722	0
ethode :	support		_			
	nrosision .	1				
	precision : noise	1 P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency
	0	0,899	0,101	0	0,961	0
	0,1		0,101	0		0
		0,379		0	0,851	0
	0,2	0,166 0,068	0,834 0,932	0	0,763 0,678	0
	0,3	0,008	0,532	10	0,070	10
	precision :	3	1			
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency
	0	0,698	0,302	0	0,881	0
	0,1	0,311	0,689	0	0,769	0
	0,2	0,116	0,884	0	0,703	0
	0,3	0,06	0,94	0	0,66	0
		1,.,.,	.,-			-
		1 -				
	precision :	5		1 -46 1 -4 14 3	D/O IF II	Maullotono
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	
		P(effective) 0,451	0,549	0	0,777	Moy(latency 0
	noise	P(effective) 0,451 0,201	0,549 0,799			
	noise 0	P(effective) 0,451	0,549	0	0,777	0

AB:	False					
nbActions :	100					
methode:	min					
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,996	0,004	0	0,998	0
	0,1	0,452	0,548	0	0,908	0
	0,2	0,193	0,807	0	0,825	0
	0,3	0,064	0,936	0	0,763	0
methode :	sum		7			
	precision:	1				
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,993	0,007	0	1	0
	0,1	0,448	0,552	0	0,917	0
	0,2	0,674	0,326	0	0,833	0
	0,3	0,813	0,187	0	0,712	0
	precision:	3				
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,995	0,005	0	1	0
	0,1	0,383	0,617	0	0,902	0
	0,2	0,2	0,8	0	0,836	0
	0,3	0,282	0,718	0	0,757	0
	nrecision :	5	1			
	precision : noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,992	0,008	0	0,999	0
	0,1	0,364	0,636	0	0,884	0
	0,2	0,131	0,869	0	0,836	0
	0,3	0,11	0,89	0	0,752	0
		_		•		
	precision :	10	D(C D :::)	T 2/5 1 21 21 3	T 8/0 IS II	T
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,988	0,012 0,61	0	0,996 0,895	0
	0,1	0,124	0,81	0	0,893	0
	0,3	0,031	0,969	0	0,725	0
		1	1	1-	1 -7	1 -
	precision:	15		_		
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,958	0,042	0	0,968	0
	0,1	0,413	0,587	0	0,897	0
	0,3	0,125 0,039	0,875 0,961	0	0,804	0
	0,3	0,039	0,301	10	0,732	U
	precision:	20				
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,739	0,261	0	0,75	0
	0,1	0,282	0,718	0	0,631	0
	0,2	0,09	0,91	0	0,495	0
	0,3	0,023	0,977	0	0,47	0
methode:	support		7			
	precision:	1				
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,846	0,154	0	0,883	0
	0,1	0,329	0,671	0	0,8	0
	0,2	0,107	0,893	0	0,739	0
	0,3	0,032	0,968	0	0,657	0
	precision :	3				
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,261	0,739	0	0,423	0
	0,1	0,093	0,907	0	0,412	0
	0,2	0,045	0,955	0	0,388	0
	0,3	0,009	0,991	0	0,345	0
	precision :	5 D(offeetive)	D/folooD = -!+!·····	D/foloot!+: \	D/Cool5D	Manufference
	noise 0	P(effective) 0,063	P(falsePositive) 0,937	P(falseNegative) 0	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0,1	0,083	0,937	0	0,257 0,266	0
	0,1	0,028	0,972	0	0,253	0
	0,3	0,005	0,985	0	0,267	0
	3,3	0,000	3,333		3,201	1 "

AB:	True					
nbActions :	10					
methode :	min					
methode.	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,805	0,002	0.193	0,835	2,61
	0,1	0,766	0,118	0,116	0,774	2,457
	0,2	0,721	0,183	0,096	0,737	2,426
	0,3	0,684	0,264	0,052	0,669	2,481
methode:	sum		=			
	precision :	1				
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,938	0,011	0,051	0,848	1,489
	0,1	0	0	1	0,794	0
	0,2	0	0	1	0,726	0
	0,3	0	0	1	0,66	0
	precision :	3				
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,937	0,012	0,051	0,841	1,443
	0,1	0,126	0,027	0,847	0,777	1,476
	0,2	0,004	0,003	0,993	0,732	0,5
	0,3	0	0	1	0,664	0
	precision :	5 D(offostive)	D/foloop = -!+!··-'	D/foloot!+: \	D/Cools	May(l-t
	noise 0	P(effective) 0,935	P(falsePositive) 0,016	P(falseNegative) 0,049	P(GoalFound) 0,828	Moy(latency) 1,517
	0,1	0,553	0,016	0,347	0,766	1,72
	0,2	0,087	0,02	0,893	0,738	1,425
	0,3	0,002	0,003	0,995	0,66	2
	0,3	0,002	0,000	0,333	0,00	
	precision:	10				1.
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,932	0,024	0,044	0,852	1,339
	0,1	0,783	0,177	0,04	0,788	1,682
	0,2	0,439	0,173 0,044	0,388	0,736 0,682	1,818
	0,3	0,008	0,044	0,000	0,062	1,362
	precision:	15				
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,905	0,032	0,063	0,822	1,309
	0,1	0,785	0,185	0,03	0,74	1,703
	0,2	0,633	0,277	0,09	0,722	1,698
	0,3	0,389	0,185	0,426	0,676	1,856
	precision :	20				
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,904	0,054	0,042	0,787	1,408
	0,1	0,752	0,21	0,038	0,741	1,495
	0,2	0,686	0,288	0,026	0,718	1,78
	0,3	0,54	0,293	0,167	0,639	1,969
methode:	support		7			
	precision :	1	<u> </u>			
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,929	0,037	0,034	0,826	1,41
	0,1	0,802	0,175	0,023	0,76	1,546
	0,2	0,657	0,323	0,02	0,694	1,715
	0,3	0,612	0,369	0,019	0,643	1,794
	precision :	3	1			
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,819	0,145	0,036	0,748	1,056
	0,1	0,687	0,302	0,011	0,676	1,223
	0,2	0,55	0,441	0,009	0,669	1,38
	0,3	0,517	0,475	0,008	0,59	1,358
	procision:	-				
	precision : noise	5 P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,67	0,31	0,02	0,627	0,9478
	0,1	0,513	0,474	0,013	0,605	1,027
	0,2	0,484	0,514	0,002	0,567	0,9463
	0,3	0,403	0,594	0,003	0,538	1,127
		1 -,		1 -7	,	

		\neg				
AB:	True					
nbActions :	100					
methode:	min	1 = (65)	T-15 1 - 111 3	T-16 1	T-1- 1- 11	1
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0 0,1	0,879	0,001 0,235	0,12 0,062	0,902	1,139 1,061
	0,1	0,703	0,423	0,002	0,76	1,009
	0,3	0,475	0,516	0,009	0,711	0,9453
methode :	sum	0,475	0,510	0,003	0,711	0,5455
memode :			7			
	precision :	1		T		
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,999	0	0,001	0,897	0,1291
	0,1	0,598	0,24	0,162	0,849	0,1605
	0,2	0,166 0,093	0,139	0,695 0,828	0,693	0,1687 0,1505
	0,3	0,093	0,079	0,828	0,093	0,1303
	precision:	3				
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,992	0,002	0,006	0,903	0,1159
	0,1	0,692	0,307	0,001	0,83	0,1156
	0,2	0,484	0,408	0,108	0,734	0,2128
	0,3	0,256	0,441	0,303	0,692	0,2617
	precision :	5	1			
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,994	0,004	0,002	0,883	0,1157
	0,1	0,688	0,311	0,001	0,812	0,1424
	0,2	0,515	0,485	0	0,748	0,1786
	0,3	0,37	0,557	0,073	0,681	0,2351
		40				
	precision :	10	D/f-IDiti)	D/f=1==N===+i:-=\	D(C = - F = = -)	Manuflatanana)
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0 0,1	0,992 0,696	0,006	0,002	0,877 0,841	0,1381 0,1509
	0,2	0,482	0,518	0	0,736	0,2116
	0,3	0,4	0,6	0	0,683	0,21
	-,-	1	1	1 -	1 1,000	1 -7
	precision:	15		_		
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,973	0,025	0,002	0,869	0,1223
	0,1	0,679	0,321	0	0,799	0,1487
	0,2	0,48	0,52	0	0,726	0,1979
	0,3	0,383	0,617	U	0,666	0,2637
	precision:	20				
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,763	0,236	0,001	0,657	0,1048
	0,1	0,47	0,53	0	0,538	0,1383
	0,2	0,341	0,659	0	0,482	0,1496
	0,3	0,261	0,739	0	0,427	0,1916
methode:	support		7			
	precision:	1				
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,846	0,15	0,004	0,765	0,1111
	0,1	0,619	0,381	0	0,719	0,1179
	0,2	0,452	0,548	0	0,649	0,1704
	0,3	0,326	0,674	0	0,624	0,1933
	nrosision .	3				
	precision : noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,379	0,621	0	0,424	0,06069
	0,1	0,379	0,74	0	0,385	0,05769
	0,2	0,218	0,782	0	0,393	0,06881
	0,3	0,185	0,815	0	0,322	0,07027
			<u> </u>	•		•
	precision :	5	 	T		T
	noise	P(effective)	P(falsePositive)	P(falseNegative)	P(GoalFound)	Moy(latency)
	0	0,185	0,815	0	0,243	0,03784
	0,1	0,162	0,838	0	0,241	0,02469
	0,2	0,14 0,139	0,86 0,861	0	0,249 0,234	0,03571 0,02158