



Курсова работа

по

Изкуствен интелект

Разработила:

Виолета Вантева

Фак. № 14311015

2 курс, ИКН

Проверил:

Акад. Иван Попчев



Модул 1

Съдържание:

- RETURN/RISK алгоритъм;
- SIGMA алгоритъм;
- MAXMIN;
- LINCOM;

Таблица RETURN/RISK за многокритериален анализ:

$A_i \backslash S_j$	S_1	S_2	S_3	S_4	S_5	S_6	S_7	α_i	γ_i	\bar{a}_i	\bar{r}_i	\bar{a}_i^L	\bar{r}_i^L
A_1	10 50	20 10	5 35	4 46	25 25	30 10	45 0	4	50	15.86	32.34	19.5	24.6
A_2	20 40	6 24	18 22	11 39	50 0	20 20	40 5	6	40	24.16	24.04	23.1	21
A_3	3 57	18 12	40 0	20 30	15 35	10 30	35 10	3	57	19.82	28.38	19.7	24.4
A_4	10 50	15 15	25 15	6 44	40 10	25 15	9 36	6	50	19.04	29.16	18.2	25.9
A_5	15 45	23 7	17 23	50 0	5 45	40 0	30 15	5	45	19.37	28.83	25.2	18.9
A_6	60 0	14 16	7 33	35 15	45 5	8 32	10 35	7	35	31.34	16.86	25.1	19
A_7	45 15	30 0	10 30	15 35	6 50	35 5	20 25	6	50	25.18	23.8	22.5	22.4
q_j	0.33	0.06	0.27	0.04	0.13	0.07	0.1	$\Sigma q_j=1; \Sigma q_L=1$					
q^L	0.14	0.14	0.14	0.14	0.14	0.14	0.14						
β_i	60	30	40	50	50	40	45						
Θ	0.78	0.78	0.78	0.78	0.78	0.78	0.78						



	α_i	β_i	v_i	γ_i	$h_i^{0.78}$	$f_i^{0.78}$	h_i^0	f_i^0	h_i^1	f_i^1
A₁	4	45	0	50	13.02	39	45	0	4	50
A₂	6	50	0	40	15.68	31.2	50	0	6	40
A₃	3	40	0	57	11.14	44.46	40	0	3	57
A₄	6	40	10	50	13.48	41.2	40	10	6	50
A₅	5	50	0	45	14.9	35.1	50	0	5	45
A₆	7	60	0	35	18.66	27.3	60	0	7	35
A₇	6	45	0	50	14.58	39	45	0	6	50

Осем критерии за избор на оптимална алтернатива:

- (1. Критерий максимум на математическото очакване на възвръщаемостта,*
- 2. Критерий минимум на математическото очакване на риска,*
- 3. Критерий на Лаплас за възвръщаемостта,*
- 4. Критерий на Лаплас за риска,*
- 5. Критерий на Уолд за максимина на възвръщаемостта/критерий на крайния песимизъм,*
- 6. Критерий на Сейвидж за минимаксия риск/критерий на крайния песимизъм,*
- 7. Критерий на обобщения максимин/критерий на Хурвиц,*
- 8. Последният критерий е критерий на обобщения минимакс на риска.)*

Критерии	E_a	E_r	L_a	L_r	W	S	$H^{0.78}$	$F^{0.78}$	H^0	H^1	F^0	F^1
Оптимални проекти	A ₆	A ₆	A ₅	A ₅	A ₆	A ₆	A ₆	A ₆	A ₆	A ₆	A ₁ ,A ₂ ,A ₃ ,A ₅ ,A ₆ ,A ₇	A ₆

На базата на тази таблица се забелязва, че за най-оптимален проект трябва да се вземе проект **A₆**. Като след него е **A₅**.



Таблица за **SIGMA** алгоритъм за многокритериален анализ:

$S_i \backslash A_i$	S_1	S_2	S_3	S_4	S_5	S_6	S_7
A_1	10	20	5	4	25	30	45
A_2	20	6	18	11	50	20	40
A_3	3	18	40	20	15	10	35
A_4	10	15	25	6	40	25	9
A_5	15	23	17	50	5	40	30
A_6	60	14	7	35	45	8	10
A_7	45	30	10	15	6	35	20
q_j	0.33	0.06	0.27	0.04	0.13	0.07	0.1
q^L	0.14	0.14	0.14	0.14	0.14	0.14	0.14

Алгоритъмът е основан на степента на разсейване на дискретна случайна величина около математическото ѝ очакване. Като за основна характеристика за степен на разсейване на една величина може да се приеме средно-квадратичното отклонение.

	\bar{a}_i	σ_i	$\bar{a}_i + \sigma_i$	$\bar{a}_i - \sigma_i$	$\bar{a}_i - 2\sigma_i$	\bar{a}_i^L	σ_i^L	$\bar{a}_i^L + \sigma_i^L$	$\bar{a}_i^L - \sigma_i^L$	$\bar{a}_i^L - 2\sigma_i^L$	$\bar{a}_i - 10\sigma_i$	$\bar{a}_i^L - 10\sigma_i^L$
A_1	15.86	12.63	28.49	3.227	-9.407	19.46	13.656	33.116	5.8044	-7.8511	-110.473	-117.096
A_2	24.16	12.48	36.64	11.68	-0.802	23.1	14.459	37.559	8.6412	-5.8177	-100.65	-121.488
A_3	19.82	15.37	35.19	4.447	-10.93	19.74	12.09	31.83	7.6504	-4.4393	-133.91	-101.156
A_4	19.04	10.68	29.72	8.362	-2.316	18.2	11.091	29.291	7.1088	-3.9824	-87.7394	-92.7122
A_5	19.37	10.68	30.05	8.689	-1.991	25.2	14.205	39.405	10.995	-3.2098	-87.435	-116.849
A_6	31.34	23.61	54.95	7.728	-15.88	25.06	19.383	44.443	5.6771	-13.706	-204.78	-168.769
A_7	25.18	15.96	41.14	9.222	-6.735	22.54	13.013	35.553	9.5274	-3.4852	-134.397	-107.586



Изчисляват се следните осем критерия за избор на алтернатива според отношението на лицето, вземащо решение (ЛВР), към риска:

1. Когато ЛВР е безразлично към риска,
2. Когато ЛВР е склонно към риска,
3. Когато ЛВР е предпазливо към риска,
4. Когато ЛВР иска пълна гаранция до анулиране на риска,
5. Когато по Лаплас ЛВР е безразлично към риска,
6. Когато по Лаплас ЛВР е склонно към риска,
7. Когато по Лаплас ЛВР е предпазливо към риска,
8. Когато по Лаплас ЛВР иска пълна гаранция за анулиране на риска.) :

Критерии	K_δ	K_p	K_Π	K_0	K_δ^L	K_p^L	K_Π^L	K_0^L	Проверка за пълното нулиране на риска	K_0^*	K_0^{*L}
Оптимални проекти	A_6	A_6	A_2	A_2	A_6	A_6	A_5	A_5		A_5	A_4

Таблица за алгоритмите **MAXMIN** и **LINCOM** за линейна многокритериална оптимизация:

K_j A_i	K_1	K_2	K_3	K_4	K_5	K_6	K_7
A_1	10 0.17	20 0.67	5 0.13	4 0.08	25 0.5	30 0.75	45 1
A_2	20 0.33	6 0.2	18 0.45	11 0.22	50 1	20 0.5	40 0.89
A_3	3 0.05	18 0.6	40 1	20 0.4	15 0.3	10 0.25	35 0.78
A_4	10 0.17	15 0.5	25 0.63	6 0.12	40 0.8	25 0.63	9 0.2
A_5	15 0.25	23 0.77	17 0.18	50 1	5 0.1	40 1	30 0.67
A_6	60 1	14 0.47	7 0.18	35 0.7	45 0.9	8 0.2	10 0.22
A_7	45 0.75	30 1	10 0.25	15 0.3	6 0.12	35 0.88	20 0.44
λ_j	0.13	0.07	0.27	0.33	0.1	0.06	0.04
λ^L	0.14	0.14	0.14	0.14	0.14	0.14	0.14



	s_i	t_i	s_i^L	t_i^L
A_1	0.26	0.0217	0.46	0.011
A_2	0.42	0.014	0.503	0.028
A_3	0.53	0.0065	0.473	0.007
A_4	0.39	0.008	0.425	0.017
A_5	0.63	0.01	0.589	0.014
A_6	0.55	0.0089	0.513	0.025
A_7	0.42	0.012	0.524	0.017

$$t_i = \min_j(\lambda_j, x_{ij})$$

$$s_i = \sum_j \lambda_j x_{ij}$$

$$t_i^L = \min_j(\lambda^L, x_{ij})$$

$$s_i^L = \sum_j \lambda^L x_{ij}$$

Методът на максимина е полезен с това, че се опира на гарантирани резултати, но в този си вид той използва само неголяма част от информацията. Подреждаме проектите в **ненарастващ ред**:

MAXMIN	$A_7 > A_1 > A_4 > A_2 > A_6 > A_5 > A_3$
MAXMIN^L	$A_1 = A_7 > A_4 > A_2 = A_3 = A_6$

Методът с линейна комбинация на частните критерии може да бъде използван, когато всички частни критерии са нормализирани и са приведени към един тип. Подреждаме проектите в **ненарастващ ред**:

LINCOM	$A_5 > A_3 > A_7 > A_2 > A_1 > A_6 > A_4$
LINCOM^L	$A_7 > A_5 > A_2 > A_3 > A_1 > A_4 > A_6$

Модул 2



Съдържание:

- Метод на Гордън Хейуърд;
- Конкордация;
- Задача на лидера;
- Парадокс на Кондорсе;

Метод на Гордън Хейуърд. Нарича се още модел за групово вземане на решения при непълна информация (непълно ранжиране). В случая таблицата е с **8** експерти и **8** обекта с **непълно ранжиране**, като за всеки обект оценка са дали повече от 2ма експерти:

Експерти	Обекти								$\Sigma\Sigma$
	1	2	3	4	5	6	7	8	
A	4		1	2		3			
B	3	2		1	4		5		
C		1	5		3	4		2	
D	5		1	2		4	6	3	
E	4			2	5		1	3	
F		1	2	3	6	4	5		
G	4		3	1		2		5	
H		3			1		4	2	
Σa_{ij}	20	7	12	11	19	17	21	15	122
Σa_{ij}^2	82	15	40	23	87	61	103	51	462
m_j	5	4	5	6	5	5	5	5	40
m_j^2	25	16	25	36	25	25	25	25	202
M_j	4	1.75	2.4	1.83	3.8	3.4	4.2	3	24.383
$M_j \cdot \Sigma a_{ij}$	80	12.25	28.8	20.2	72.2	57.8	88.2	45	404.42
r_j	0.743	0.699	0.74	0.78	0.74	0.74	0.74	0.743	
x_j	3.129	1.405	1.94	1.56	2.98	2.68	3.28	2.385	
Ранжиране	VII	I	III	II	VI	V	VIII	IV	

Правят се спомагателни изчисления. Те се отнасят до средния ранг и средноаритметичната стойност на всички рангови оценки. Средният ранг бележим с M_j . M - средноаритметичната стойност на всички рангови оценки, също така средна дисперсия на ранжирането на всеки обект, S_e^2 и средна дисперсия на средните рангове, S_p^2 :



M	0.60396
S_c²	12.1349
S_p²	47.24764
K	4.992857
R	0.366902

Премахваме последните 3ма експерти. Получаваме таблица на метода на Гордън Хейуърд с **5** експерти и **8** обекта с **непълно ранжиране**:

Експерти	Обекти								ΣΣ
	1	2	3	4	5	6	7	8	
A	4		1	2		3			
B	3	2		1	4		5		
C		1	5		3	4		2	
D	5		1	2		4	6	3	
E	4			2	5		1	3	
Σa_{ij}	16	3	7	7	12	11	12	8	76
Σa_{ij}²	66	5	27	13	50	41	62	22	286
m_j	4	2	3	4	3	3	3	3	25
m_j²	16	4	9	4	9	9	9	9	69
M_j	4	1.5	2.33	1.75	4	3.67	4	2.667	23.917
M_j·Σa_{ij}	64	4.5	16.3	12.3	48	40.3	48	21.33	254.75
r_j	0.570119	0.399	0.5	0.57	0.5	0.5	0.5	0.499	
x_j	2.753969	1.26	1.72	1.47	2.55	2.38	2.55	1.882	
Ранжиране	VIII	I	III	II	VI	V	VII	IV	

Отново правим спомагателни изчисления:

M	1.101449
S_c²	11.8994
S_p²	24.43427
K	3.177143
r	0.248999



Таблица, представяща **метода на Кендъл** за обобщен коефициент при това и при **съвпадащи рангове**. Нарича се още **конкордация**, което означава **съгласуване**. Първо решение – **8** експерти, **8** обекта :

$j=1\dots n$ $i=1\dots m$	1	2	3	4	5	6	7	8
1	7.5	7.5	4	1	2.5	2.5	5	6
2	7	8	3	3	1	5	5	5
3	5	8	2	3	1	4	6	7
4	5	7.5	2	2	1.5	2	6	7.5
5	7	8	1.5	1	1.5	6	6	6
6	1	4	3	2	8	6	5	7
7	4	3	1	7.5	3	7.5	3	5
8	4	1	4	7.5	5	2.5	2.5	6
$\sum x_{ij}$	40.5	47	20.5	27	23.5	35.5	38.5	49.5
d	4.5	11	-15.5	-9	-12.5	-0.5	2.5	13.5
d²	20.25	121	240.25	81	156.25	0.25	6.25	182.25

$j=1\dots n$ $i=1\dots m$	t_j		$\sum(t^3-t)$
1	2	2	12
2	2	3	30
3	0	0	0
4	3	0	24
5	2	3	30
6	0	0	0
7	2	3	30
8	2	2	12

$\sum d^2$	807.5
m	8
n	8
$(m*(n+1))/2$	36
T_j	11.5
W	0.301



Второ решение на конкордацията: Отпадат последните трима експерти. Следователно таблицата става **5x8 – 5 експерти, 8 обекта**:

$j=1\dots n$ $i=1\dots m$	1	2	3	4	5	6	7	8
1	7.5	7.5	4	1	2.5	2.5	5	6
2	7	8	3	3	1	5	5	5
3	5	8	2	3	1	4	6	7
4	5	7.5	2	2	1.5	2	6	7.5
5	7	8	1.5	1	1.5	6	6	6
$\sum x_{ij}$	31.5	39	12.5	10	7.5	19.5	28	31.5
d	9	16.5	-10	-12.5	-15	-3	5.5	9
d ²	81	272.25	100	156.25	225	9	30.25	81

Ако подрежданията на експертите съвпадат напълно, тогава коефициентът на конкордация е равен а **1**. Липса на съгласуваност означава **W=0**. За гранична стойност се приема **W=0.5**:

$j=1\dots n$ $i=1\dots m$	t_j		$\sum(t^3-t)$
1	2	2	12
2	2	3	30
3	0	0	0
4	3	0	24
5	2	3	30

$\sum d^2$	954.8
m	5
n	8
$(m*(n+1))/2$	22.5
T_j	8
W	0.912

Като приемем за гранична стойност **W=0.5** (Тоест мненията на експертите се считат за съгласувани, ако $W>0.5$), виждаме, че при нас коефициентът на конкордация (съгласуване) е **0.912**, тоест мненията на експертите са очевидно съгласувани.



Задача на Лидера. Спортно състезание – всеки срещу всеки. Печелившите – 2т., при равенство – 1. Правят се 2 итерации. **Pi(1)** – спечелен брой точки. **Pi(2)** – спечеленият брой точки умножаваме по получения първи резултат (сила на съперника), Трябва да има поне и трета итерация **Pi(3)**, за да се смята задачата за решена :

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	Pi(1)	Pi(2)	Pi(3)
x_1	1	2	1	0	0	2	1	7	57	439
x_2	2	1	2	1	2	0	1	9	70	538
x_3	2	1	1	2	1	0	2	9	66	514
x_4	0	1	1	1	2	1	0	6	48	365
x_5	2	1	0	1	1	2	1	8	60	468
x_6	0	2	1	2	0	1	2	8	61	471
x_7	1	0	2	1	0	2	1	7	54	413

Подреждането на състезаващите се според отделните итерации:

$P_1:$	$x_2 = x_3 > x_5 = x_6 > x_1 = x_7 > x_4$
$p_2:$	$x_2 > x_3 > x_6 > x_5 > x_1 > x_7 > x_4$
$p_3:$	$x_2 > x_3 > x_6 > x_5 > x_1 > x_7 > x_4$



Парадокс на Кондорсе. Нека да имаме следния случай – имаме група от **80 експерти**, които имат за цел да подредят и в последствие да изберат най-ценния/важния измежду **3 различни обекта**, в случая **А, Б и В**. И тези 80 експерти дават следните наредби, които могат да се групират в **6 групи**:

80 експерти
6 групи
3 обекта А,Б,В

брой експерти	предпочитана подредба
30	А>Б>В
2	А>В>Б
4	Б>А>В
19	Б>В>А
10	В>А>Б
15	В>Б>А

Чрез тази таблица на общите предпочитания на експертите, ще докажем парадокса на Кондорсе:

42 експерти предпочитат А>Б срещу 38, предпочитащи Б>А т.е. се приема А>Б
54 експерти предпочитат Б>В срещу 47, предпочитащи В>Б т.е. се приема Б>В
44 експерти предпочитат В>А срещу 36, предпочитащи А>В т.е. се приема В>А
От тези общи предпочитания следва: А>Б>В>А. Виждаме, че се получава парадокс

Тоест предпочитанието на мнозинството *няма* да бъде в рационално съответствие с това, което са избрали като отделни индивиди.



Модул 3

Modus ponens

Правило if A then B

Ако навън вали ,то тогава навън е мокро.

Факт A навън вали

Нов факт B навън е мокро

Modus tollens

Правило if A then B

Ако навън не вали , то тогава навън не е мокро.

Факт not B навън не вали

Нов факт not A навън не е мокро

Въвеждане на конюнкция

Факт A то е цъфнало

Факт B то е дърво

Нов факт A and B то е цъфнало и е дърво

Въвеждане на дизюнкция

Факт A вали

Нов факт A or B вали сняг или вали дъжд

Резолюция

Факт (not A) or B или не е слънчево или то е облачно

Факт (not B) or C или не е облачно или е мрачно

Нов факт not A or C или не е слънчево или е мрачно

Елиминиране на дизюнкцията

Факт (not A) or B или не вали или е облачно

Факт A вали

Нов факт B облачно е



Модул 4

Съдържание:

- Действия над размити множества – обединение, сечение, допълнение, аритметично произведение, степен;
- Доказване законите на де Морган;
- Разстояние между размитите множества, изпълнява комбинация, индекси на размитост, намиране на обикновено множество, най-близо до размитото и представяне на всяко размито множество като обединение на своите нива;
- Композиционно правило на Заде;
- Задача на Белман-Заде;
- Метод на Ягер;

Три размити множества:

Размито множество А											
1 0.9	2 0.1	3 0.3	4 0.2	5 0.5	6 0.2	7 0.1	8 0.8	9 1	10 0	11 0.7	12 0.3

Размито множество В											
1 1	2 0.6	3 0	4 0	5 0.7	6 0.4	7 1	8 0.7	9 1	10 0.2	11 0.4	12 0.6

Размито множество С											
1 1	2 0.8	3 1	4 0	5 0.8	6 0.9	7 1	8 0.7	9 1	10 1	11 0.6	12 0.4

Действие **обединение** на две множества:

AUB											
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0.9	0.6	0.3	0.2	0.7	0.4	1	0.8	1	0.2	0.7	0.6



AUC											
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0.9	0.8	0.5	0.2	0.8	0.9	0.6	0.8	1	1	0.7	0.4

BUC											
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0.6	0.8	0.5	0.1	0.8	0.9	1	0.7	0.7	1	0.6	0.6

Действие **сечение** на две множества:

$A \cap B$											
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0.5	0.1	0.2	0	0.5	0.2	0.1	0.7	0.5	0	0.4	0.3

$A \cap C$											
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0.6	0.1	0.3	0.1	0.5	0.2	0.1	0.7	0.7	0	0.6	0.3

$B \cap C$											
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0.5	0.6	0.2	0	0.7	0.4	0.6	0.7	0.5	0.2	0.4	0.4

Действие **допълнение**(комплимент) на множество:

\overline{A}											
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0.1	0.9	0.7	0.8	0.5	0.8	0.9	0.2	0	1	0.3	0.7

\overline{B}											
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0.5	0.4	0.8	1	0.3	0.6	0	0.3	0.5	0.8	0.6	0.4

\overline{C}											
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0.4	0.2	0.5	0.9	0.2	0.1	0.4	0.3	0.3	0	0.4	0.6



Действие **аритметично произведение** на две множества:

A.B											
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0.45	0.06	0.06	0	0.35	0.08	0.1	0.56	0.5	0	0.28	0.18

A.C											
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0.54	0.08	0.15	0.02	0.4	0.18	0.06	0.56	0.7	0	0.42	0.12

B.C											
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0.3	0.48	0.1	0	0.56	0.36	0.6	0.49	0.35	0.2	0.24	0.24

Действие **степен** на множество. Размитото множество B над X се нарича степен α на размитото множество A над X, ако $\mu_B(x)$ е равно на $\mu_A^\alpha(x)$ за всяко x, където α е по-голямо или равно на 0 и означението е $B = A^\alpha$:

A^2											
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0.81	0.01	0.09	0.04	0.25	0.04	0.01	0.64	1	0	0.49	0.09

B^2											
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0.25	0.36	0.04	0	0.49	0.16	1	0.49	0.25	0.04	0.16	0.36

C^2											
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0.36	0.64	0.25	0.01	0.64	0.81	0.36	0.49	0.49	1	0.36	0.16

Доказване законите на де Морган:

$$I. \quad \overline{A \cup B} = \bar{A} \cap \bar{B}$$

$\overline{A \cup B}$											
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0.1	0.4	0.7	0.8	0.3	0.6	0	0.2	0	0.8	0.3	0.4



\overline{A}											
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0.1	0.4	0.7	0.8	0.3	0.6	0	0.2	0	0.8	0.3	0.4

От стойностите получени в тези таблици виждаме, че $\overline{A \cup B}$ съвпада с $\overline{A} \cap \overline{B}$, което пък представлява първият закон на де Морган.

II. $\overline{A \cap B} = \overline{A} \cup \overline{B}$

$\overline{A \cap B}$											
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0.5	0.9	0.8	1	0.5	0.8	0.9	0.3	0.5	1	0.6	0.7

$\overline{A} \cup \overline{B}$											
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0.5	0.9	0.8	1	0.5	0.8	0.9	0.3	0.5	1	0.6	0.7

От стойностите получени в таблицата виждаме, че действията $\overline{A \cup B}$ и $\overline{A} \cap \overline{B}$ съвпадат, което представлява вторият закон на де Морган.

Хемингово разстояние и относително Хемингово разстояние. Хеминговото и относително хеминговото разстояние между размити множества са разстояния, които притежават трите характерни свойства на всяко разстояние.

1. условията за неотрицателност. $d(x,y) \geq 0$ & $d(x,y) = 0 \Leftrightarrow x=y$,

2. условието за симетрия. $d(x,y) = d(y,x)$,

3. условия за триъгълник. $d(x,y) \leq d(x,z) + d(z,y)$.

Делта за всяко размито множество е число винаги в интервала $[0,1]$.

Хемингово разстояние	
$d(A,B)$	3.9
$d(A,C)$	4.2
$d(B,C)$	3.1

Относително хемингово разстояние	
$\delta(A,B)$	0.325
$\delta(A,C)$	0.35
$\delta(B,C)$	0.2583



Евклидово и относително Евклидово разстояние

Евклидово разстояние	
$e(A,B)$	1.4
$e(A,C)$	1.6
$e(B,C)$	1.2

Относително евклидово разстояние	
$\varepsilon(A,B)$	0.3905
$\varepsilon(A,C)$	0.4637
$\varepsilon(B,C)$	0.3329

Изпъкнала комбинация. Размитото множество В над X се нарича изпъкнала комбинация на размитите множества $A_1..A_n$ над X, ако: $\mu_B(x) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \mu_{A_i}(x)$, където

λ_1	0.5
λ_2	0.2
λ_3	0.3

Изпъкнала комбинация											
1 0.73	2 0.41	3 0.34	4 0.13	5 0.63	6 0.45	7 0.43	8 0.8	9 0.8	10 0.34	11 0.61	12 0.39

Индекси на размитост: За да въведем индекси на размитост, трябва да намерим кое е това обикновено множество най-близко до размитото и чрез него определяме числа в интервала $[0,1]$, които се наричат индекси на размитост. Приема се, че най-много допринасят за размитостта елементите със степен на принадлежност 0.5, докато елементите със степен на принадлежност 0 или 1 съдействат/подпомагат за отстраняване на размитостта.

A'	1 1	2 0	3 0	4 0	5 1	6 0	7 0	8 1	9 1	10 0	11 1	12 0
----	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	---------	---------	---------

B'	1 1	2 1	3 0	4 0	5 1	6 0	7 1	8 1	9 1	10 0	11 0	12 1
----	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	---------	---------	---------

C'	1 1	2 1	3 1	4 0	5 1	6 1	7 1	8 1	9 1	10 1	11 1	12 0
----	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	---------	---------	---------



Съществуват **линеен** и **квадратичен** индекс на размитост:

Линеен индекс на размитостта	
$v(A)$	0.38
$v(B)$	0.60
$v(C)$	0.55
$v(D)$	0.00
$v(E)$	0.00
$v(F)$	0.00

Квадратичен индекс на размитостта	
$\eta(A)$	0.39
$\eta(B)$	0.81
$\eta(C)$	0.68

Ниво на размитото множество и декомпозиция на размити множества. Нека алфа е реално положително число. Тогава ниво алфа на размитото множество А над $x(A(x))$ се нарича обикновеното множество А, чиито елементи са от X и степента им на принадлежност към А не е по-малка от алфа. Всяко размито множество може да се представи като обединение на своите нива. Това се нарича още характеристична функция:

$$X_{A_{\alpha_i}}, \mu_A(x) = \max(\alpha_1 X_{A_{\alpha_1}}(x), \dots, \alpha_n X_{A_{\alpha_n}}(x))$$

$$A = \max\{$$

Елементи α	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0.1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1
0.2	1	0	1	1	1	1	0	1	1	0	1	1
0.3	1	0	1	0	1	0	0	1	1	0	1	1
0.5	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0	1	0
0.7	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0
0.9	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0

}={

$A=0.1 \rightarrow \{1,2,3,4,5,6,7,8,9,11,12\},$

$A=0.2 \rightarrow \{1,3,4,5,6,8,9,11,12\},$

$A=0.3 \rightarrow \{1,3,5,8,9,11,12\},$

$A=0.5 \rightarrow \{1,5,8,9,11\},$

$A=0.7 \rightarrow \{1,8,9,11\},$

$A=0.9 \rightarrow \{1,8,9\},$

$A=1 \rightarrow \{8,9\}$

}



$B = \max\{$

Елементи α	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0.2	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1
0.4	1	1	0	0	1	1	1	1	1	0	1	1
0.5	1	1	0	0	1	0	1	1	1	0	0	1
0.6	0	1	0	0	1	0	1	1	0	0	0	1
0.7	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	1
1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0

$\} = \{$

$B=0.2 \rightarrow \{1,2,3,5,6,7,8,9,10,11,12\},$

$B=0.4 \rightarrow \{1,2,5,6,7,8,9,11,12\},$

$B=0.5 \rightarrow \{1,2,5,7,8,9,12\},$

$B=0.6 \rightarrow \{2,5,7,8,12\},$

$B=0.7 \rightarrow \{5,7,8,12\},$

$B=1 \rightarrow \{7,8\}$

$\}$

$C = \max\{$

Елементи α	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0.4	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1
0.5	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0
0.6	1	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0
0.7	0	1	0	0	1	1	0	1	1	1	0	0
0.8	0	1	0	0	1	1	0	1	0	1	0	0
0.9	0	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0

$\} = \{$

$C=0.4 \rightarrow \{1,2,3,5,6,7,8,9,10,11,12\},$

$C=0.5 \rightarrow \{1,2,3,5,6,7,8,9,10,11\},$

$C=0.6 \rightarrow \{1,2,5,6,7,8,9,10,11\},$

$C=0.7 \rightarrow \{2,5,6,8,9,10\},$

$C=0.8 \rightarrow \{2,5,6,8,10\},$

$C=0.9 \rightarrow \{6,8,10\},$

$C=1 \rightarrow \{8,10\}$



}

Друга възможност за приложение на Soft Computing това е така **нареченото композиционно правило на Заде**. Нека R е размита релация между множествата X и Y , а A над X е размито множество. Нека наречем размитата релация R – изображение. Образ на A над X при изображението R се нарича размитото множество B над Y с функция на принадлежност:

$$\mu_B(y) = \max\{\min[\mu_R(y, x), \mu_A(x)]\},$$

за x принадлежащо на множеството X и y принадлежащо на множеството Y .

X ще представлява множеството на симптомите, а Y – болести. Релацията R ще представлява декартовото произведение $X \times Y$, което ще ни дава връзката между симптомите и болестите.

Композиционно правило на Заде								
R	X	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7
Y								
B1		0.4	0.1	0.5	0.3	0.2	0.6	1
B2		1	0.6	0.8	0.4	0.9	0.2	0.5
B3		0.1	0.2	1	0.8	0.6	0.7	0.2
B4		0.5	0.6	0.2	1	0.7	0.3	0.8
B5		0.4	0.5	0.3	0.7	0.2	1	0.1

X	{S1,S2,S3,S4,S5,S6,S7}
Y	{B1,B2,B3,B4,B5}

Развито множество на пациента							
A	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7
	0.9	0.6	0.7	0.5	1	0.4	0.2

Функция на принадлежност B над Y					
B	B1	B2	B3	B4	B5
	0.5	0.9	0.7	0.7	0.5

Следователно пациентът A е диагностициран с болест $B2$.



Задача на Белман-Заде. Нарича се още **задача за взимане на решение при зададени цели и ограничения**. Белман-Заде казва, че решение, което удовлетворява максимално поставените цели и ограничения, представлява ново разрито множество **C** над **X**, което е сечение на разритите множества на целите и ограниченията. Предполагаме, че целите имат съответни теглови коефициенти, които отбелязваме с α_1, α_2 и т.н. Аналогично можем да сложим и на ограниченията съответни теглови коефициенти – β_1, β_2 и т.н. Тогава разритото множество ще представлява минимума, тоест сечението **C**.

За практическа задача нека да разгледаме тройната фаза на желязото, тоест получаването на различните фази на желязото. Ако искаме да постигнем като цел да получим течната фаза, температурата трябва да бъде в диапазона около **1539°**. Ако имаме за цел да постигнем фазата на циментита, температурата трябва да бъде около **1495°**. За да се постигне като цел фазата на ферита, температурни ограничения са около **1147°**.

цел	A1	1100°	1120°	1147°	1180°	1235°	1252°	1350°	1417°	1495°	1539°
		0	0.2	0.3	0.4	0.6	0.7	0.9	1	1	1

ограничение	B1	1100°	1120°	1147°	1180°	1235°	1252°	1350°	1417°	1495°	1539°
		0	0	0	0	0	0.2	0.4	0.8	1	1

цел	A2	1100°	1120°	1147°	1180°	1235°	1252°	1350°	1417°	1495°	1539°
		0	0.2	0.2	0.5	0.6	0.8	0.9	1	1	1

ограничение	B2	1100°	1120°	1147°	1180°	1235°	1252°	1350°	1417°	1495°	1539°
		0	0	0	0	0.1	0.4	0.7	1	1	0

цел	A3	1100°	1120°	1147°	1180°	1235°	1252°	1350°	1417°	1495°	1539°
		0	1	1	1	0.6	0.4	0.3	0.1	0.1	0

ограничение	B3	1100°	1120°	1147°	1180°	1235°	1252°	1350°	1417°	1495°	1539°
		1	1	1	0.6	0.3	0.1	0	0	0	0



сечение на A1 и B1 -> C ₁											
A1 ∩ B1	Y	1100°	1120°	1147°	1180°	1235°	1252°	1350°	1417°	1495°	1539°
X											
1		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2		0	0	0	0	0	0	0.2	0.2	0.2	0.2
3		0	0	0	0	0	0.2	0.3	0.3	0.3	0.3
4		0	0	0	0	0	0.2	0.4	0.4	0.4	0.4
5		0	0	0	0	0	0.2	0.4	0.6	0.6	0.6
6		0	0	0	0	0	0.2	0.4	0.7	0.7	0.7
7		0	0	0	0	0	0.2	0.4	0.8	0.9	0.9
8		0	0	0	0	0	0.2	0.4	0.8	1	1
9		0	0	0	0	0	0.2	0.4	0.8	1	1
10		0	0	0	0	0	0.2	0.4	0.8	1	1

сечение на A1 и B2 -> C ₂											
A2 ∩ B2	Y	1100°	1120°	1147°	1180°	1235°	1252°	1350°	1417°	1495°	1539°
X											
1		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2		0	0	0	0	0.1	0.2	0.2	0.2	0.2	0
3		0	0	0	0	0.1	0.2	0.2	0.2	0.2	0
4		0	0	0	0	0.1	0.4	0.5	0.5	0.5	0
5		0	0	0	0	0.1	0.4	0.6	0.6	0.6	0
6		0	0	0	0	0.1	0.4	0.7	0.8	0.8	0
7		0	0	0	0	0.1	0.4	0.7	0.9	0.9	0
8		0	0	0	0	0.1	0.4	0.7	1	1	0
9		0	0	0	0	0.1	0.4	0.7	1	1	1
10		0	0	0	0	0.1	0.4	0.7	1	1	0



сечение на A1 и B2 -> C ₂											
A3 ∩ B3	Y	1100°	1120°	1147°	1180°	1235°	1252°	1350°	1417°	1495°	1539°
X											
1		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2		1	1	1	0.6	0.3	0.1	0	0	0	0
3		1	1	1	0.6	0.3	0.1	0	0	0	0
4		1	1	1	0.6	0.3	0.1	0	0	0	0
5		0.6	0.6	0.6	0.6	0.3	0.1	0	0	0	0
6		0.4	0.4	0.4	0.4	0.3	0.1	0	0	0	0
7		0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.1	0	0	0	0
8		0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0	0	0	0
9		0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0	0	0	0
10		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0



Метод на Ягер. При този метод лицето взимащо решение разполага с вероятностна информация за отделни възможности, между които трябва да избере. Решението се търси като се изчислява вероятността за достигане на целта спрямо всяка от отделните зададени възможности.

В случая задачата е да се изчисли вероятността за достигане на най-нисък дневен брак (НДБ). Размитото множество се състои от 7 елемента, които показват количеството брак:

Нисък дневен брак(НДБ)						
1000	2000	3500	4000	5500	6000	8000
1	1	0.8	0.6	0.4	0.3	0.2

Има съответно 3 технологии, от които трябва да се избере оптималната за случая с най-нисък дневен брак:

T1	3500	1000	4000	5500
	0.1	0.2	0.3	0.4

T2	2000	3500	4000
	0.4	0.5	0.1

T3	6000	1000	8000
	0.3	0.1	0.6

P(НДБ от T1)	0.62
P(НДБ от T2)	0.86
P(НДБ от T3)	0.31

T2 ще има най-нисък брой дневен брак.



РОБОТИКА

Съдържание:

1. *От начално до днешно състояние;*
2. *Анализ и възможности;*
3. *Области на приложение;*
4. *Оценки, проблеми и решения;*
5. *Модели, съпътстващи ги проблеми и решения. Перспективи;*
6. *Заключение.*

История, понятия и дефиниции за мобилните роботи през годините

В исторически аспект понятието *робот* за първи път се появява в пиесата на чешкия писател Карел Чапек "R.U.R" (Rossum's Universal Robots), публикувана през 1920 година и произлиза от чешката дума за тежък робски труд „ангария“ – *robot*. В нея роботите са описани като изкуствени хора, близки до днешната концепция за андроиди, машини, които могат да бъдат сбъркани с хора.

Според (Sandin, 2003) [1] понятието *робот* има поне три различни тълкувания. В своята книга той го използва вместо „*автономно или полуавтономно мобилно наземно устройство, което може или може да няма манипулатор или други устройства за въздействие върху средата*“. Тази дефиниция се различава значително от дефиницията на съоснователя и председател на борда на директорите на iRobot Colin Angle, който в интервю (октомври, 2009) с Mark Raskino [2] дава следната дефиниция: „**Мобилните роботи са клас устройства, които възприемат техния свят, ‘мислят’ за това, което виждат, и предприемат физически действия, въз основа на това, което си мислят, че трябва да направят**“.

Втората формулировка на понятието робот, която се дава в [1] е свързана с промишлената индустрия и гласи, че роботът е „*препрограмируем стационарен манипулатор с малко сензори, ако въобще има сензори, който често се среща в големите промишлени предприятия*“, а третата и по обща дефиниция е, че това е „*дистанционно управляемо превозно средство, подобно, но по-сложно от радио управляема детска количка или камионче*“. (Dudek и Jenkin, 2000) [3] описват мобилните роботи (MR), като съвкупност от различни физически (хардуерни) и изчислителни (софтуерни) компоненти, като от гледна точка на апаратната реализация те ги дефинират като, съвкупност от подсистеми, предназначени за:

- движение – специфициращи как роботът се придвижва през средата;
- наблюдение – характеризиращи способността на роботите да провеждат измервания върху себе си и на средата;
- разсъждаване – определящи способността на роботите да предприемат самостоятелни действия в зависимост от направените измервания;
- общуване – начинът, по който роботът комуникира с оператор.

Според (Kircanski, 2002) [4], не съществува дефиниция за понятието мобилен робот. Той извежда дефиниция на базата на съществуващата дефиниция за индустриални роботи дадена от ISO (International Standards Organization), която гласи, че „*Индустриалният робот е автоматичен, серво-управляем, програмируем, многоцелеви манипулатор с няколко оси, служещ за обработка на детайли, посредством инструменти и специализирани устройства. Разнообразието от програмирани операции правят възможно изпълнението на множество задачи*“. Тълкувайки я, той посочва две съществени характеристики на мобилните роботи, които не си проличават от по-горе формулираната дефиниция, а именно – **мобилност** и **автономност**. Според него минималните изисквания към един робот, за да се нарече мобилен, е той да има способността да достигне от една точка на работната сцена до друга, независимо от неравностите, препятствията и избраната траектория. Колкото до автономията на робота, той я свързва с изпълнението на определени задачи без намесата на оператор и/или предварително изградена система за електронно насочване. Вместо това промените на средата трябва да се регистрират чрез изградена сензорна система, а изпълнението на целевите задачи да се осъществява от имплементирани функции за планиране и навигация. На базата на тези разсъждения, дефиницията на (Kircanski, 2002) за мобилен робот гласи: „*Мобилният робот е автономна система способна да пресече терен с естествени или изкуствени препятствия. Шасито му е окомплектовано с колела/вериги или крака и може би манипулатор монтиран към него, служещ за взаимодействие с препятствията, инструменти и специализирани устройства. Различни предварително планирани операции се изпълняват въз основа на предварително програмирана стратегия за навигация, отчитайки текущото състояние на средата*“. Според (Chen, Chen и Chase, 2009) [5], мобилните роботи се отличават от индустриалните с по-високото ниво на интелигентност, което трябва да се заложи при тяхното проектиране, наложено от условието за безпроблемно и автономно функциониране в непозната и/или неструктурирана среда. В обобщеният функционален модел, предложен от авторите, един робот има функционални части, съответстващи на човешките, които могат да се оприличат на следните:

- интелект;
- силует;
- мотивация;
- движение;



- възприятия;
- комуникативност;
- енергия.

Паралелът между човека и роботите, който правят авторите, е показан в таблица 1 и има за цел да покаже еднозначно, че роботите могат да се категоризират като съвкупност от основни функционални блокове, намиращи своя еквивалент и при хората:

Функционален блок	Човек	Робот
Интелект	Мозък	Микропроцесор (хардуер и софтуер)
Силует	Скелет	Механична конструкция (корпус, шаси)
Мотивация	Крайници	Колела, крака, вериги, витла, устройства за захващане,
Движение	Мускули	Хидравлични, електрически, пневматични, пиезоелектрически, електростатични задвижващи механизми, изкуствени мускули
Възприятия	Очи, уши, кожа	Камери, оптични, ултразвукови, звукови, инфрачервени сензори, датчици за магнитно поле, радиация и т.н.
Комуникативност	Реч, жестове	Данни, изображение/видео, звук
Енергия	Храна/енергиен запас	Захранващ източник/ акумулаторна батерия

Таблица 1

Тук трябва да се отбележи, че подборът на конкретен функционален блок, зависи преди всичко от спецификата на терена, продължителността на мисиите, целите и атмосферните състояния. За разлика от човека, който използва всеки път едни и същи функционални блокове за осъществяване на поставената си цел, то при роботите дизайнът им *може и трябва* да се оптимизира, така че да поставената задача да се завърши за най-ниска и ефективна цена.

Анализ на съвременните мобилни роботизирани системи и различните им възможности

Днес съществуващото разнообразие на мобилни роботи е много голямо. Те представляват технически системи с широко разнообразие от възможности и приложения.

Единна класификация на мобилните роботизирани системи еднозначно не може да се даде. Независимо от това, съществуват общи признаци и критерии, които ни позволяват да специфицираме и каталогизираме различните роботизирани системи, така че да получим обща представа за развитието на съвременната роботика. Най-често признаците, по които класифицираме различните роботи са: приложната сфера (отрасъл) за който са предназначени; работната (експлоатационната) им среда; степен на мобилност; функционално предназначение; вида на системата им за управление; нивото им на универсалност; вид на изпълнителните механизми; вид на задвижващата (локомоционната) система; методи за управление; физически размери, тегло и др. Така на базата на по-горе казаното и без да се претендира за изчерпателност може да се направи следната класификация на състоянието на съвременната роботика:

- ✓ Според предназначението им:
 - промишлени (индустриални);
 - военни;
 - научноизследователски;
 - медицински;
 - развлекателни.
- ✓ Според експлоатационната им среда:
 - наземни;
 - подземни;
 - водоплаващи;
 - подводни
 - летящи;
 - космически.



- ✓ Според функционалното им предназначение:
 - манипулационни;
 - транспортни;
 - информационни;
 - сервизни;
 - комбинирани.
- ✓ Според нивото им на универсалност:
 - специални;
 - специализирани;
 - универсални.
- ✓ Според вида на задвижващата им система:
 - колесни;
 - верижни;
 - колесно-верижни;
 - крачеци;
 - колесно-крачеци;
 - верижно-крачеци;
 - винтови.
- ✓ Според вида на изпълнителните им механизми:
 - механични;
 - електрически;
 - електромеханични;
 - пневматични;
 - хидравлични.
- ✓ Според типа на системата им за управление:
 - програмно;
 - адаптивна;
 - интелигентно поведение.
- ✓ Според методите им за управление:
 - дистанционно (телеметрично).
 - автоматично (автономни работи);
- ✓ Според вида на управляващите сигнали:
 - безжични;
 - жични;
 - електрически;
 - акустични.
- ✓ Според физическите им размери:
 - микро работи;
 - мини работи;
 - мезо работи;
 - макро работи;

Функционалните възможности (приложните задачи) на МР/МП ги определят в следните четири класа:

- *логистични* (транспортни);
- *информационни*;
- *технологични*;
- *хибриди* между горните функционални групи.

МП за логистика (транспорт) (Фиг. 1) реализират пренасяне или разместване на обекти в работната сцена. На фигурата са показани, с обозначение и снимка, четири такива системи с различни начини на взаимодействие с товара.

Автоматизирани системи изискват автономни логистични МП със самонатоварване и саморазтоварване. Най-често това са *специализирани устройства (б)*: ролкови редици (ленти) и палети; повдигачи с вилици, палети и др., както и съдове за насипни или наливни товари.



а/ МП с външно товарене б/ AGV с ролки, в/ с повдигачи г/ МП за транспорт

Фиг. 1. Логистични МП/МР

МР, разполагащи с манипулатор и хващач (в), автономно вземат, транспортират и оставят товарите.

Информационните МР (**Грешка! Източникът на препратката не е намерен.**) извършват инспекция на обекти и измерване на параметри на средата или информиране на посетители, пациенти и др.

Инспекционните МП (а) активно набират информация за средата и сцената чрез целеви датчици. Изследователските МР (б) анализират и конкретни обекти чрез сензорни глави, движени от манипулатор.

Роботите – информатори (гидове) (в) дават запаметена информация на посетители в режим на посрещане, развеждане, развлечение и игри.

Технологичните МП използват инструменти за *чистене* (а) (вакуумно, мокро, механично), косене на трева, нанасяне на покрития или надписи и др. Изчистването на улици, корабни повърхности изисква механично изстъргване, докато за стъклени фасади се използват чистещи разтвори, четки и последващо изсушаване.

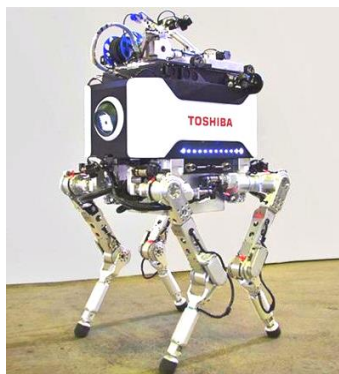
Технологичните МР използват инструменти, захванати или монтирани върху манипулатор. Реализират *ремонтни дейности* (б), поддръжка (вкл. на дома).



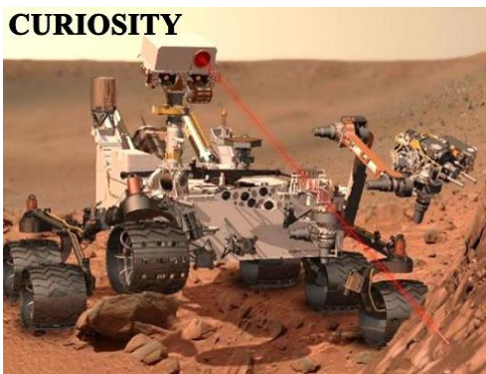
а/ МП за чистене на дома б/ МП за чистене на метален корпус (кораб) в/ МП за ремонтни дейности

Фиг. 2. Технологични МП/МР

Хибридните МР (Фиг. 3) комбинират трите описани функционалности. Чрез последователни операции по *откриване, вземане, транспорт, поддръждане и оставяне* на обекти се осъществяват: аварийно-възстановителни работи (а), изследване на проби на Марс (б), обучение (в), бране на плодове и зеленчуци, градинска работа, поддръждане на дома.



а/ рисков робот



б/ планетарен изследовател
Фиг. 3. Хибридни роботи

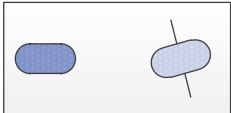
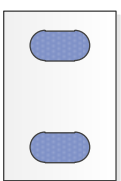




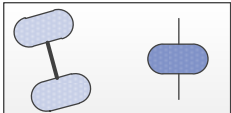
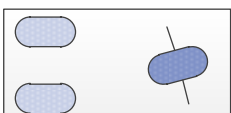
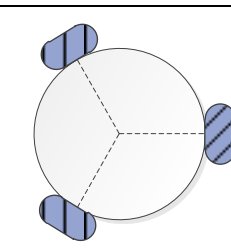
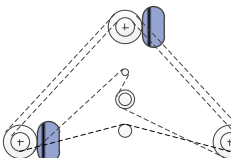
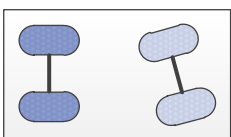
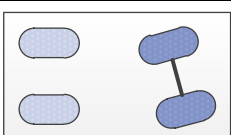
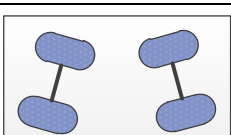
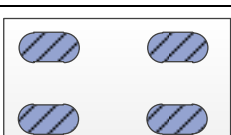
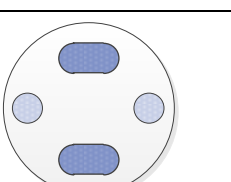
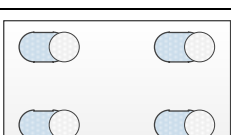
в/ робот за обучение

Съчетаването на *чистене и контрол* на тръбопроводи и съдове е характерно при тяхното обслужване.

Конвенционални мобилни роботи

Широкото разпространение на изкуствени, плоски, гладки и твърди основи (подове, улици и площадки), позволява бързо и ефективно придвижване чрез колесни МП с конвенционални конструкции. По настояще, разнообразието на колесни роботи е голямо, като към момента ограничението е единствено откъм минималния брой необходими колела за получаване на добра стабилност в статично положение на робота. В **Грешка! Източникът на препратката не е намерен.** са дадени няколко примерни конфигурации и аранжimenti на задвижващата система на колесни мобилни роботи[6]:

Брой колела	Подредба	Описание	Примери
2		Едно завиващо колело отпред и едно активно колело отзад	Ghostrider Robot – автономен мотоциклет разработка на студенти от калифорнийският университет в Бъркли
		Две активни колела диференциално задвижвани и център на тежестта под ходовата ос	nBot ;Cye
3		Две активни колела диференциално задвижвани плюс трето многопосочно колело или опора	Odyssey
		Две активни колела (отпред/отзад) и едно неуправляемо многопосочно колело в другият край	Pioneer P3-DX, AmigoBot, PeopleBot

		Две завиващи колела отзад и едно активно колело отпред	ARobot-501c
		Две свободно въртящи се колела отзад и едно активно и завиващо колело отпред	Hero-1; Neptune;
		Три моторизирани сферични или „шведски“ колела, възможно е движение във всички посоки	Palm Pilot Robot;
		Три синхронно задвижвани и завиващи колела	“Synchro drive”
4		Две активни колела отзад и две завиващи колела отпред	Всички подобни на автомобили със задно окачване
		Две активни и завиващи колела отпред две свободно въртящи се колела отзад	Всички подобни на автомобили с предно окачване
		Четири завиващи тягови активни колела	Hyperion;
		Четири многопосочни колела	OMR-SO, Uranus; OmniRob;
		Две активни колела с диференциално управление и две опорни колела	PowerBot;
		Четири активни и завиващи колела	Seekur

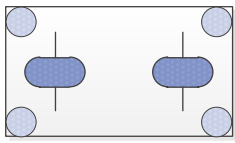
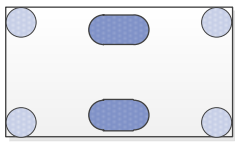
6		Две активни и завиващи колела централно разположени и по едно многопосочно колело във всеки ъгъл	
		Две активни колела с диференциално управление и по едно многопосочно колело във всеки ъгъл	PatrolBot, GuiaBot, Ariana

Таблица 2



Ghostrider



nBot



Cye



Odyssey [40]



Pioneer 3-DX



AmigoBot



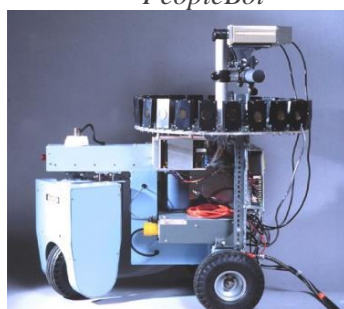
PeopleBot



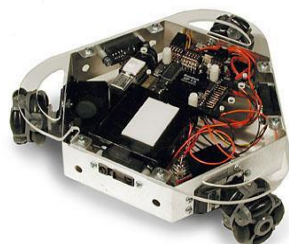
ARbot-501c



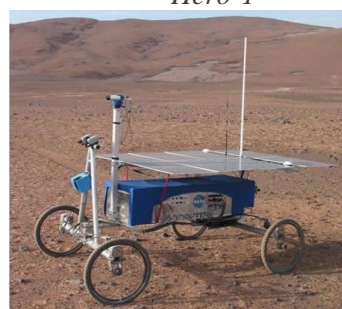
Hero-1



Neptune



Palm Pilot Robot



Hyperion



OMR-SOW



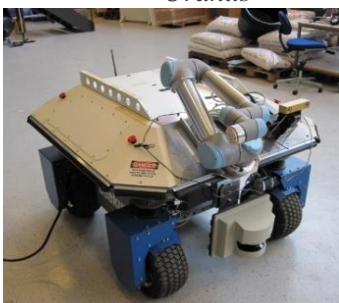
Uranus



OmniRob



PioneerBot



Seekur



PatrolBot



Rocky7



NASA Mars Rovers



FIDO



Sojourner



SOLERO



Shrimp

С показаните примерни конфигурации не се обобщават всички познати задвижващи системи при колесните роботи. Имайки предвид, че един от основните недостатъци на този тип работи е малката им проходимост по неравен терен и невъзможността да преодоляват големи препятствия, редица изследователи непрекъснато ги усъвършенстват и им добавят нови функционални възможности. Подобренията най-често се изразяват в добавяне на специални окачващи механизми за колелата, изместване центъра на тежестта, асиметричен дизайн. Типичен пример са марсоходите Spirit и Opportunity. Те са с по шест самостоятелно задвижвани колела, несиметрично разположени по дължината на робота, от които предните две могат да завиват, а центъра на тежестта е изнесен малко напред за по – голяма стабилност при преодоляване на препятствия. Подобни на тях са и Rocky7, FIDO и Sojourner с тези недостатъци, че имат неравномерно

натоварване на колелата. Подобни аранжировки, обикновено класифицират локомоционната система на робота като хибридна структура, в случая представляваща комбинация от крачещ и колесен робот.

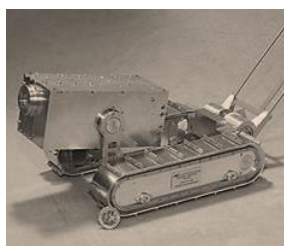
Основно изискване към автономните МР е, когато се движат през работната среда, да избягват или преодоляват препятствията, изпречели се на пътя им. В случаите на движение в тесни области, преодоляването на препятствието зависи от подвижността и маневреността на робота. Непрекъснатите опити и търсения за повишаване мобилността на роботите довежда до създаването на *омниколелата*, които в сравнение с конвенционалните, имат пасивна и активна посока на въртене. Пасивната посока зависи от посоката на движение на МП, а активната от – необходимата посока на предвижване. Минималният брой омниколела необходим за движение на МП във всички посоки в равнината, е 3. Посоката на движение се управлява чрез посоката на въртене на отделните колела, като при еднаква скорост се наблюдава праволинейно движение. При променлива скорост на кое да е от колелата предвижването става вече по крива. Първият мобилен робот, използващ омниколела е URANUS (фиг.5), разработен в института по роботика към Carnegie Mellon University[7]. Недостатък на робота е била липсата на каквото и да е окачване, което е задължително при движение по неравен терен. **Doroftei, Grosu и Spinu [8]** развиват идеята и добавят система за пасивно окачване, повишаваща проходимостта на МР.



Фиг.5 Омниколесен мобилен робот URANUS

ВЕРИЖНИ МОБИЛНИ ПЛАТФОРМИ

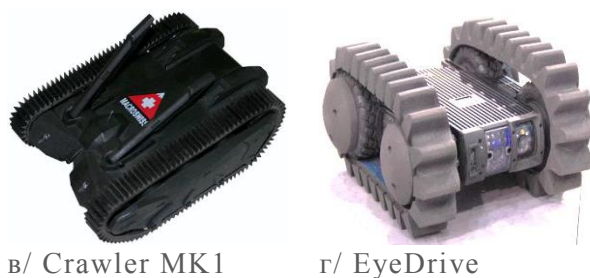
Верижните мобилни платформи са с доказани предимства пред колесните, когато става въпрос за предвижване по терени с ниско контактно налягане (рохкава пръст, дълбока кал, прясно паднал сняг). Фокусът в този случай попада върху двуверижните мобилни платформи с диференциално задвижване, завиващи, променяйки скоростта и/или посоката на движение на една от веригите (поднасяне). На този принцип са изградени локомоционните системи на по-голяма част от бронетранспортната военна техника. Непрекъснатото развитие, естествено, довежда до минитюаризация на системите, в следствие на което се създават прототипи с маса до 5kg, като Nanokhod [9], iRobot 110 FirstLook [10], Crawler MK1 [11], EyeDrive [12] (фиг. 6). Основното при системи от този вид е използването на паралелна задвижваща система. През последните години, усилия се правят за разработването на моноверижни МП. Разработеният в Carnegie Mellon University робот AURORA [13] използва за предвижване един единствен гъвкав, еластичен ремък.



а/ Nanokhod



б/ 110 FirstLook



в/ Crawler MK1

г/ EyeDrive

Фиг.6 Верижни МП с маса до 5 кг.

Специално изработената конструкция на ремъка и тялото на робота му позволяват да заобикаля препятствия с минимален радиус на завиване от 46см и да се изкачва и спуска по наклонени повърхности до 60°. Естествено, подобна МП може да се използва само в предварително детерминирана среда, с параметри, ненадвишаващи по-горе цитираните ограничения. Друго ограничение на подобни конструкции е невъзможността за носене на полезен товар или ограничената товароносимост, в случай че е предвидено такова място. G2Bot от Mesa Robotics и MMP-30T от The Machine Lab са МП с локомоционни параметри, много близки до параметрите на AURORA (Таблица 1) и въпреки това имат товароносимост по-голяма от половината на собственото си тегло (фиг.7).



а/ G2Bot



б/ MMP-30T

Фиг.7

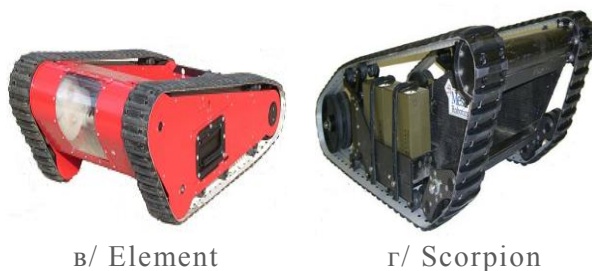
Това е постигнато с правилното разпределяне центъра на тежестта и компактният дизайн. Компактността не винаги води до по – голяма подвижност и проходимост на МП. Най-често визираните показателите са способността да се преодоляват препятствия като дълбоки ровове и пукнатини по терена и изкачването и спускането по стъпала. Съществуват различни конструктивни способы, подобряващи мобилността на роботите (фиг.8). Най-простият е удължаването на конструкцията, като в случая е необходимо добавянето на едно или повече обтягащи пасивни колела. МП 210 Negotiator използва активни флипери, с които, освен че може да удължава конструкцията си, може и да я повдига. Платформите Element и Scorpion са с променена форма на окачването, което в случая се изразява с повдигане на оста на задвижващите колела.



а/ MMP-40T



б/ 210 Negotiator



в/ Element

г/ Scorpion

Фиг. 8. МП с подобрена проходимост

Роботът RugBot от Jacobs University Bremen (фиг. 9а) също използва флипери подобно на 210 Negotiator, но с тази разлика, че разположението на флиперите спрямо тялото на робота е пасивно, т.е. спомагателната система не е свързана с основната. Подобна конфигурация има за цел да намали моментното натоварване и стреса върху спомагателната система, което би се получило при разгръщането ѝ по време на движение и едновременно с това да намали риска от счупване на някой от флиперите.

Вместо флипери, Ratler(фиг. 9б) има способността да променя наклона на част от шасито си като, макар и ограничено, подобрява мобилността си при силно неравни терени.



а/ Rugbot



б/ Ratler

Фиг. 9 Верижни МП

За разгледаните дотук платформи е характерно стационарното разположение на основната двигателна система спрямо шасито. Подобряване на мобилността по неравни терени може да се постигне и чрез артикулиране на част или на всичките локомотори. МП от артикулиращ тип са показани на фиг.10. Chaos (фиг. 6а) представлява малък безпилотен наземен транспортър (Small Unmanned Ground Vehicle) за търсене, разузнаване и наблюдение в неструктурирана и/или разрушена околна среда. Повишената му мобилност се дължи на модулната му ходова част, която, в зависимост от ситуацията, може да бъде: верижна, колесна, крачеща, съчленена или хибридна. Допълнително може да бъде добавен и манипулатор, с който да се разширява обхватът от ситуации и вида на мисиите на робота. При AZIMUT(Фиг.10б) идеята е същата, като тук от гледна точка на универсалност, верижната и колесната система са обединени. Освен като артикулиращи, тези мобилни платформи се причисляват към групата на 4 верижните МП. Към тази група спадат Pandora(фиг.10в) и STRV(фиг.10г). Съществуват и други разработки на 4 верижни роботи успешно използвани при обезвреждане на бомби и взривни вещества.



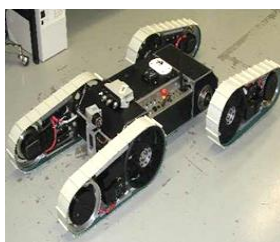
а/Chaos



б/ AZIMUT



в/Pandora



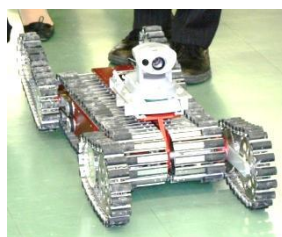
г/ STRV

Фиг.10 Артикулиращи четири верижни МП

Роботите Silver и Hibiscus пък са представители на 6 верижните МП(фиг.11). Практически основната им локомоционна система е двуверижна и е допълнително разширена с 4 активни флипера.



а/ Silver



б/ Hibiscus

Фиг.11 Шест верижни МП

Съществува група верижни МП, които могат да променят формата на верижния си механизъм с цел подобряване сцеплението при движение по различни терени(фиг.12). Често биват определени също и като мобилни роботи с променлива геометрия.



а/ LMA [32]



б/ VGTV [33]



Фиг.12. Верижни МП с променлива геометрия

Други области на приложение

Какво бе вече споменато, мобилните роботи имат много широко разпространение. Съществуват например:

- **Индустриални роботи**

Използването на мобилни роботи в индустрията има за цел да повиши ефективността и качеството на производството, като се автоматизира транспорта на заготовки, детайли, компоненти, възли и готови изделия. Индустриалните мобилни роботи най-често са транспортни системи с автоматизирано водене - AGV (Automated Guided Vehicles).

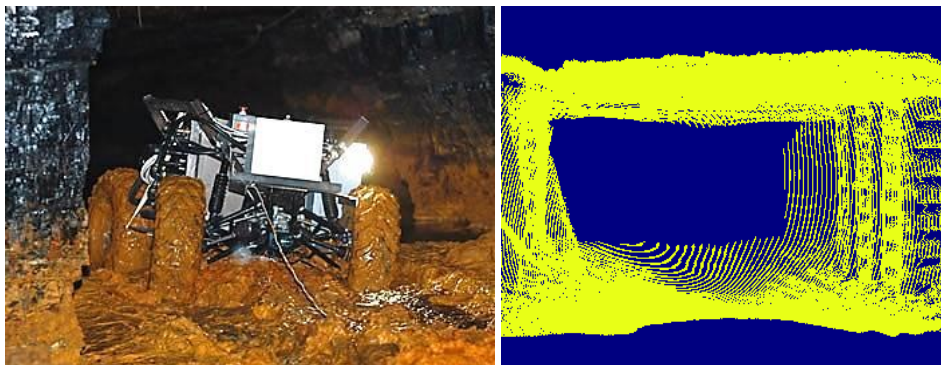


Фиг.13. AGV водено по кабел

- **Навигацията при LGV (Laser Guided Vehicles)** се извършва чрез лазерен предавател и приемник, монтирани на въртящ се купол и специални отражателни ленти (маркери) по стени, колони или съоръжения. Лазерният модул изпраща лъч, а по отражението му в приемника се регистрира ъгъла или разстоянието до маркера. Системата сравнява измерената стойност с референтните такива от паметта и коригира позиция в зависимост от получената грешка. Лазерната система за навигация позволява бързо и лесно реконфигуриране. Използват се при логистиката в големи и динамични производствени процеси за транспортирането, складирането и товаро-разтоварните дейности. Оборудвани са с разнообразни функционални системи.
- Приложението на роботи **в строителството и експлоатацията на енергийни, химически и др. инсталации** се типизира в следните направления:
 - инспекция на сгради, мостове, пътища и индустриални съоръжения (вкл. летяща и подводна);
 - разрушаване на ядрени, химически и др. съоръжения;
 - инспекция и поддръжка на тръбопроводи (нефт, газ, вода, канал и др.) и резервоари;
 - почистване на прозорци, стени, покриви и слънчеви панели, както и на съоръжения.

Експериментира се и роботизация на технологични строителни дейности (боядисване, зидане), транспорт на материали и различни ремонтни работи.

- Високомобилните роботи са подходящи **при начални проучвателни дейности в подземни пространства** - мини, пещери, канали и др. На фиг. 14 Фиг. е показан робота Groundhog, чието предназначение е да *картографира* автономно изоставени мини, в които работата предстои да се поднови. В този случай рисковете от обгазяване на отделни галерии с отровни и взривоопасни газове е много висока. Основната задача на робота е да състави подробна карта на безопасните за персонала зони. Целевите сензорни системи измерват концентрацията на вредните и опасни емисии и състава на въздуха като цяло.



Фиг.14. Робот Groundhog за подземно картографиране и 3D сканиране

За нуждите на картирането апаратът е оборудван с два лазерни скенера, които са разположени, така че сканиращите лъчи да попадат в различни равнини като по този начин към операторския пулт се подават 3D изображения.

- Водещите фирми за **агротехника** предлагат роботизирани трактори или комбайни, оборудвани с оптични сензори (скенери и/или видео камери) и бордови компютър, с помощта на които се следва ред на земеделските култури и се създава възможност за автоматизирана работа. С навлизането на високопрецизните GPS системи, които са в състояние да определят точно положението на машините се постига автоматична навигацията при сеитба, плевене, пръскане (фиг. 15) и прибиране на реколтата.



Фиг. 15. Летящ агроробот за пръскане на зеленчуци

- **Спасителни роботи:**

BEAR (Vecna Technologies) е робот, предназначен да пренася ранени войници (фиг. 16 **Грешка! Източникът на препратката не е намерен.**) от бойното поле. Той има хуманоидна структура с 22 степени на свобода и тегло - 170kg. Реализира повдигане на тежки товари и пренасянето им на големи разстояния. Оперира в радиоактивни зони при аварии в ядрени централи, в зони с повишени токсични и химични замърсители или в структурно повредени сгради в следствие на земетресение. Има възможност да се движи в сгради, вкл. по стълби, да търси и да спасява хора.



Фиг. 16 – Спасителен военен робот BEAR

Оценки, проблеми и решения в областта

ОЦЕНКА НА СЕНЗОРНИТЕ СИСТЕМИ В МОБИЛНИТЕ РОБОТИ

Мобилните роботи възприемат заобикалящият ги свят посредством наличната им сензорна система. Сензорите обуславят възможност за взаимодействие със заобикалящата ги околна среда посредством определени физически действия. Използваните в съвременните МР сензори се структурират на *вътрешни* и *външни*. Предназначението на вътрешните сензори е за измерване на *кинематичните* (положение, скорост и ускорение), *динамичните* (двигателен момент) и *енергийните* (мощност и капацитет на батериите, температура) параметри на роботите. Задачите на външните сензори обикновено се свързват с *картографиране* на работната сцена, *локализация* и *навигация* на робота, *идентификация на препятствия* по сцената по време на придвижването на робота, както и целеви инспекции на обекти и/или параметри на средата. Групирането на сензорни системи в мобилните роботи е свързано с редица съображения за минимално необходимите или целесъобразни измервания при изпълнение на различните класове задания. Стремжът да се моделират функциите на сетивата на човек-оператор е продиктувана от факта, че неговата автономност и целенасочено поведение в средата са идеален модел за автономен робот [81].

Human-robot interaction

Има редица приети практики, които се появяват при осъществяване на Human-robot interaction (HRI, взаимодействие човек-робот, робот с човешки качества). Ключова практика е да се включат експерти от различни дисциплини, свързани с научноизследователски усилия. Тези дисциплини често включват роботика, електро и машинно инженерство, компютърни науки, взаимодействието човек-компютър, когнитивна наука и специалисти по инженеринг на човешко поведение. Други подходящи дисциплини включват дизайн, организационно поведение и социални науки. Втора нововъзникваща практика е да се създадат реални системи (роботна автономия, режими на взаимодействие и т.н.), като след това се прави оценка на тези системи на базата на експерименти. Идентификация на взаимодействията между явленията е интересно и важно нещо, но по-лесно като направа от изработването на психологическите принципи, залегнали в тези явления. По този начин инженерингът, оценката и моделирането са ключови аспекти на HRI. Една трета нововъзникваща практика е провеждането на експерименти, които включват внимателно смесване на резултати от симулирани и

физически работи. От една страна, поради проблеми с разходите и надеждността, често е трудно да се извършат внимателно контролирани експерименти с физически работи. От друга страна, често е трудно да се възпроизведат симулационно само резултати с физически работи, защото физическият свят е предизвикателство с много детайли, които не присъстват в много симулации. Интересното е, че най-малко една изследователска група проучва как симулиран потребител може да допринесе за подпомагането на дизайн на човек-робот интерфейси.

При операции, свързани с намиране и спасяване на пострадали в урбанизирани райони, (или така наречения USAR – Urban Search And Rescue) се провокират в голяма степен проблеми при проектиране на HRI. Причината за това е силно неструктурираният характер на работната среда и спасителните мисии. Това поставя предизвикателства и проблеми, свързани с мобилността на робота, комуникациите, картографирането и опознаването и осведомеността за дадената ситуация.

Космическата роботика е друга област, където пък околната среда е често неструктурирана и радикална, с много големи амплитуди по отношение на температура, радиация, космически вакуум, както и наличието на прах. Важна характеристика на космическите мобилни работи е това, че операторите могат да бъдат дори много добре обучени, но въпреки това комуникацията може да бъде много ограничена, поради забавяния, ограничения в захранването и дори в мобилността на оператора (както се случва обикновено, когато астронавтите са в рамките на космически костюм и със скафандър).

Така наречените работи – помощници представляват друго предизвикателство, но не околната среда е причината в случая, а близостта и уязвимостта на човешката част от взаимодействието. Хуманоидните работи са област, която създава доста проблеми, както по отношение на инженерните, подобни на човешките движения и изразителност, така и по отношение на предизвикателствата, които възникват, когато един робот приема човешка форма. При тази негова форма социалните и емоционалните аспекти на взаимодействие стават първостепенни или с други думи от първа необходимост.

Взаимодействието с естествен език има своите спънки, не само защото изисква сложни алгоритми за разпознаване на реч и езици за разбиране, но и защото това взаимодействие неизбежно включва въпроси като смесено-инициативно взаимодействие, мултимодално взаимодействие и когнитивно/познавателно моделиране.

Въпреки че дистанционното управление и телеуправлението са едни от най-старите форми на взаимодействието човек-робот, проблемът с телеприсъствието и съчетаването и координирането на информацията далеч не е решен. В действителност с напредъка на морфологията на роботите, сензорната обработка и комуникация, е необходимо да се намерят нови начини за съчетаване на информацията, осигурявана от хората за оперативното присъствие при робота. Пречки за постигане на това са ограничения трафик, комуникационните закъснения и отпаднали/несъответстващи в нереферентни рамки, намерения за комуникация и разпределена автономия, както и грешки и несъответствия между очаквания и поведение.

Проблеми при управлението на робот

Във всеки даден момент нашият мозък успява да контролира 244 различни механични степени на свобода на движението, които включват повече от 600 различни мускули на тялото. (Nourse 1964, Saziorski 1984) В действителност десетки различни мускули рутинно действат едновременно. Например мускулите във всяка ръка или крак контролират 30 механични степени на свобода, използвайки доста сложни мускулни комбинации. (Saziorski 1984) Този контрол е осъществен посредством контрол на обратната връзка на множество различни сензори: за стрес и напрежение в мускулите, тактилни сензори в кожата, съвместни сензори и често съществена - визуална система. В основата на тези способности се крие огромната мощ, която ние хора дори не осъзнаваме. Всичко това се случва на подсъзнателно ниво. Сложността на този контрол става очевидна, след като някой се опита да се сдобие например с роботизирана ръка, която да притежава дори само една много малка част от човешката сръчност.

Нека разгледаме един прост пример – хващане и поставяне на винт. За човек това не би представлявало никаква трудност. Нека видим за един робот. Първо той трябва да усети винта. За да се

случи това, роботът трябва да определи позицията му и да избере подходяща позиция за хващача си (манипулатора). Изборът му ще зависи от формата на винта, местоположението му, примерно на масата, и присъствието на други предмети, които пък могат да му попречат по някакъв начин. Може винтът да лежи например в кутия, измежду други части. Позицията на хващача също е засегната от целта на винта: има голяма разлика в това дали винтът само трябва да бъде преместен, или в действителност трябва да бъде завинтен някъде. След като бъде даден отговор на всички тези въпроси, траекторията към мястото на винта може да бъде определена. Ориентацията на винта и всякакви други пречки биха повлияли и трябва да бъдат предвидени при напрана на траекторията. Съвместните ъгли и въртящи моменти, необходими за придвижване на ръката както е планирано, се изчисляват. Те зависят и се базират на геометрични пресмятания и преобразувания на моментите на инерция на ръката на робота, докато движението трябва да бъде възможно най-бързо, а съответните ъгли и въртящи моменти не трябва да превишават в никакъв случай зададената траектория и механичните граници на робота. Ако такива нарушения се появят, то те трябва да бъдат отстранени и планирането на траекторията трябва да се повтори. След планирането на траекторията и след като винтът е занесен до съответното местоположение, нишките трябва да бъдат подредени в начално състояние с точност до стотни от 154мм. Тази задача изглежда, разбира се, много по-лесна при хората. След грубо поставяне на винта, може да се приложат сили от нишките за направление и завиване на винта в някакъв отвор. В действителност един робот ще трябва да използва подобна стратегия на съвместно/услужливо движение, тъй като толкова точна информация за местоположението на вина не е постижима само чрез камери.

Съществуват основно два подхода за решаване на подобни на споменатите проблеми. Първият, изкуствен интелект, се основава на разработването на редица сложни програми, в идеалния случай, предназначени за придвижване на всички потенциални ситуации. Този метод е дал забележителен брой успехи. Неговата слабост се състои в трудностите за намиране решение на евристични методи (Евристиката се отнася до техники за решаване на проблеми, правене на открития, базирани на опита. Евристичните методи са използвани за ускоряване процеса по намиране на добро решение, където обширното проучване е непрактично.), които да работят за всички важни практически ситуации на даден проблем.

Като обобщение след опознаването кинематиката на роботизираната ръка, невронна мрежа ще научи връзката между конфигурациите на ръката, докато се появява на камерата и в съответстващите съвместни ъгли. Тази връзка трябва да вземе под внимание геометричните характеристики на ръката, характеристиките на оптичната проекция, чрез камерите, както и позицията на камерите в сравнение със самата ръка. Такива модели на мрежи могат постепенно да се научат да синхронизират визуалната информация с физическите движения без никаква друга предварителна информация. При кинематиката обикновено се взема под внимание само геометрията. От тази гледна точка всички сегменти на ръката са без маса и, следователно, без инерция. Във всички случаи, при които последиците от инерцията не играят съществена роля, чисто кинетичното описание е достатъчно. Например такъв случай са съвместните двигатели, които са достатъчно силни, за да се съобразят с командите за движение. За бързи движения или по-слаби двигатели, човек трябва да вземе предвид последиците от инерцията, т.е. динамиката на ръката. Съществуват различни мрежови алгоритми, които позволяват да се проучи и постигне съответния контрол.

Вторият подход има за цел да разбере стратегията на контрола на движението от биологични организми за целите на присвояване на невронни алгоритми. Нашето настоящо състояние относно познанията за биологичен контрол на движението обаче още е твърде фрагментирана, за да направи възможно изграждането на робот на биологична основа, който да може се конкурира успешно с концепционални алгоритми. Въпреки това, съществуват редица обещаващи подходи на базата на концепции за невронни мрежи. Arbib (1981), n Arbib и Amari (1985), са дали добър преглед на проблемите, които трябва да бъдат решени и представят някои концептуални свои решения.

Особено важна в случая е връзката на моторните действия със сетивното възприятие (Сензорно-моторна координация). Съвършенството на тази функция е изключително в по-високите биологични организми и това прави тези организми превъзхождащи нашите настоящи технически решения. Тази сензорно-моторна координация не е твърдо предварително програмирана, а по-скоро, най-малко в по-високите животни, се адаптира и се развива в една фаза на зреене от съгласувани действия на сензорен и моторен опит. Ако нещо изкуствено прекъсне тези съгласувани действия, след това доразвиването на сетивната контролирана сръчност не се състои. (Held and Hein 1963).

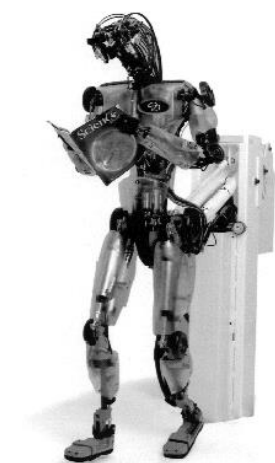
Познавателно моделиране

Ефективните взаимодействия между хората включват обща основа, създадена от общи преживявания и култури. Това безспорно създава реалистични очаквания и формира основата на комуникациите. От гледна точка на робота, за поддържане на ефективни взаимодействия се изисква също и създаване и поддържане на обща основа/допирни точки. Това е техника за улесняване на междуличностните отношения. С цел да се намерят допирни точки между страните, участниците трябва да търсят сигнали за разпознаване, които са често причините за недоразумения. Като цяло усмивки, иронични лица или намръщени, могат да бъдат положителни, неутрални или негативни сигнали. Когато вербалната комуникация е възможна, участниците говорят и след това слушат. За да се симулира и осъществи нещо подобно и при роботите, съществува подход към това да бъдат създадени когнитивни/познавателни модели на човешкото мислене и избор на поведение. Целта всъщност е да се създадат достатъчно богати модели, които да позволяват след това на роботите да идентифицират когнитивното състояние на човека и да коригират обемна информация по съответния правилен начин или пък да позволяват поведението на роботите да бъде генерирано на базата на тези обобщени модели, които са интегрирани от човек.

Модели, проблеми и тяхното решение

Моделите са сред най-важните инструменти в роботиката - кинематичните и динамични модели на самото тяло на робота и на неговите контролируеми външни обекти/части. Смята се, че интелигентните бозайници също разчитат на вътрешни модели, за да генерират своите действия. Въпреки това, докато класическата роботика разчита на ръчно генерирани модели, които се основават на човешките прозрения в областта на физиката, бъдещите автономни, когнитивни роботи трябва да бъдат в състояние да генерират моделите автоматично, като се базират на информация, която да извличат от потоците от данни, които са им достъпни. Моделите описват важна информация за поведението на околната среда и влиянието на някакъв агент върху тази среда.

Обучението на машини може да позволи да се избегне необходимостта от предварителна програма, направена от човека, за всички възможни сценарии, именно защото роботът ще може да научава сам дадена система заедно със сценариите ѝ по време на работата си. Има много опити за създаване на учебни рамки, но се оказва, че придобиването на знания при роботите не е лесна задача.



(a) Humanoid Robot DB



(b) Mobile LAGR Robot



(c) Boston Dynamics Little Dog

Фиг.17

През последните години, методите за изучаване на модели от данни са станали интересен инструмент на роботиката, тъй като позволяват ясен и точен модел, максимално приближен до реалната ситуация. Причината за този нарастващ интерес е, че точните аналитични модели са често трудни за получаване, поради сложността на съвременните роботи и тяхното присъствие в неструктурирани, несигурни и обитавани от човек среди. Моделите могат да бъдат полезна алтернатива за употребата на препрограмиране, защото моделът се оценява директно от измерените данни. Неизвестни нелинейности могат директно да се вземат предвид, докато при стандартните методи за моделиране на физическа основа и при ръчно изработените модели те биват пренебрегнати.

Моделите са доста ефикасен инструмент за различни сценарии като контрол на обратна динамика, обратна кинематика, манипулации на роботи, автономна навигация или двигателен апарат на робот. Даден модел може да се използва за описание на кинематиката и динамиката на самото тяло на робота и контрулируемите външни обекти. В контекста на контрол, моделът съдържа съществена информация за системата и описва влиянието на агент в рамките на тази система. Така моделирането на една система е неразривно свързано с въпроса как този модел ще може да бъде използван за манипулиране, т.е. за контрол на системата както на кинематично, така и на динамично ниво.

Точните модели на системата и нейната среда са от решаващо значение за планиране, контрол и много други приложения. Нека се фокусираме върху генериране на научни модели на динамични системи, които са от състояние S_k предприемат действие A_k и се преместват в следващо състояние S_{k+1} , където можем да наблюдаваме само един изход Y_k , който е функция на текущото състояние и действие. По този начин ние имаме:

$$\begin{aligned} S_{k+1} &= f(S_k, A_k) + \epsilon_f \\ Y_k &= h(S_k, A_k) + \epsilon_y, \end{aligned}$$

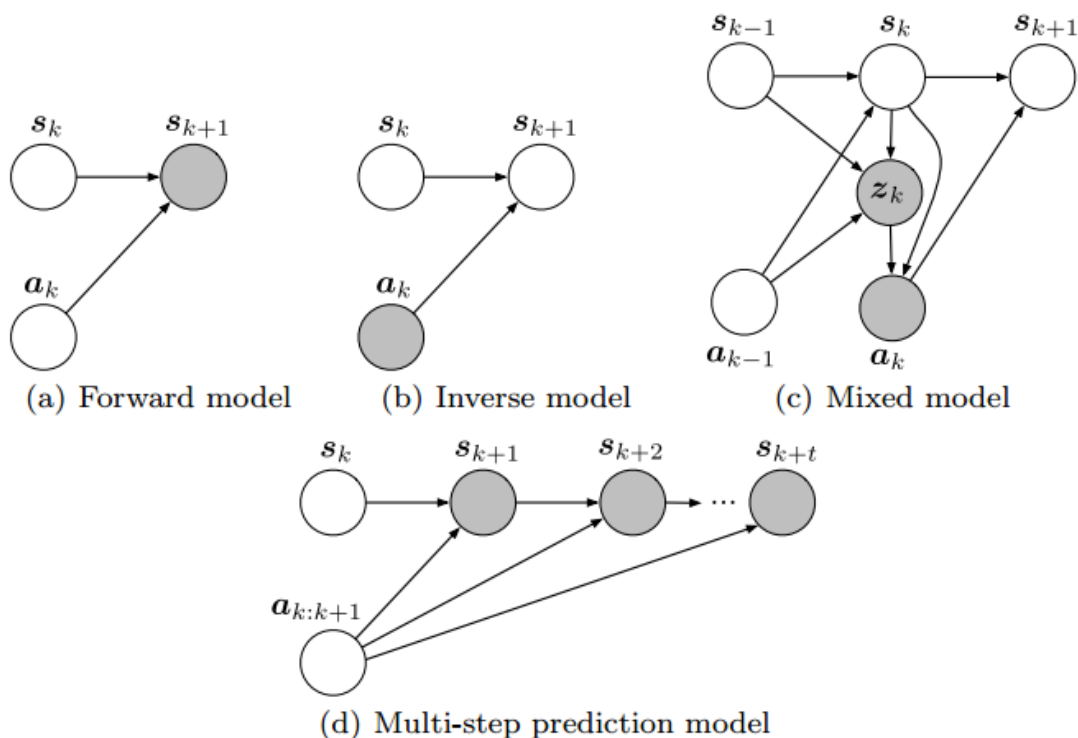
където f и h представляват съответно функцията на състоянието на прехода и функция на изхода, ϵ_f и ϵ_y – компоненти на шума. На практика често са необходими техники за оценка на състоянието, за да се намали шумът от текущата оценка и да се получи пълната информация за състоянието. Докато изходната функция често може да бъде описана директно с алгебрични уравнения, състоянието на преходната функция f пък е по-сложно за моделиране, тъй като включва по-сложни взаимоотношения между състояния и действия. Моделът на преходното състояние f предвижда следващото състояние S_{k+1} ,

имайки предвид настоящото състояние S_k и предприетото действие A_k . Прилагането на такива модели на състоянието и контрол на прехода в роботиката имат дълга история.

С увеличаване на скоростта на изчисленията и намаляването на разходите, моделите са станали обичайни в контролирането на роботите. В същото време поради нарастващата сложност на роботите, аналитичните модели се конструират по-трудоемко. Този проблем води до различни техники на модели на оценката, които позволяват роботиката да придобие модели от данни.

В ранните дни на адаптивното управление, научните модели са правени чрез монтиране отворени параметри на предварително определени параметрични модели. Този метод на оценяване на параметрите на моделите е бил популярен дълго време, поради възможността за прилагане на добре познати методи за идентификация на системата и адаптивни подходи за контрол. Въпреки това оценката на откритите параметри не винаги е била лесна, тъй като е можело да възникнат няколко проблема, като например оптимално възбуждане на системата за генериране на данни. Освен това, очакваните параметри често не са били физически съвместими (например нарушаване на правилото на Щайнер или пък физически невъзможни стойности), а оттам и проблемът на регресията. С непараметричните методи за модели за обучение могат да се избегнат много от тези проблеми. Съвременните непараметрични подходи за модели не определят предварително фиксирана структура на модела, а се адаптира структура на модела според сложността на данните. Налице са сериозни усилия за развиването на непараметричните методи за машинни модели в роботиката и особено за контрол на работи.

Всеки рационален агент ще реши как да манипулира околната среда въз основа на своите наблюдения и прогнози за влиянието му върху системата. Следователно, агентът трябва да вземе под внимание два основни проблема. Първо, трябва да се сведе поведението на системата от многото само към някои наблюдавани количества/величини. На второ място, след като достигне до нужната информация, тя трябва да определени как да се манипулира системата. Първият въпрос е проблем при моделирането. Като се имат предвид някои наблюдавани количества/величини, ние трябва да предскажем липсващата информация за завършване на познанията ни за действията и реакцията на системата. В зависимост от вида на количествата, които се наблюдават (т.е. каква е липсваща информация, която трябва да се подразбере), се прави разлика между стъпка напред/бъдещи модели (forward models), обратни/инверсни модели (inverse models), смесени модели (mixed models) и многоетапни модели (multi-step prediction models) за прогнозиран (Фиг.18).



Фиг.18

Ако можем да наблюдаваме текущото състояние S_k и е дадена текущото действие A_k , можем да се опитаме да предскажем следващото състояние S_{k+1} . Тук може да се използва forward моделът (Фиг.19), за да се предскаже следващото състояние при наличие на настоящото състояние и действие. Forward моделът описва мапинга $(S_k, A_k) \rightarrow S_{k+1}$. Докато forward моделите на класическата физика имат уникални съпоставяния, има няколко случая, при които самостоятелно forward моделите не предоставят достатъчно информация, на базата на която да може да се определи единствена следваща стъпка на състоянието.

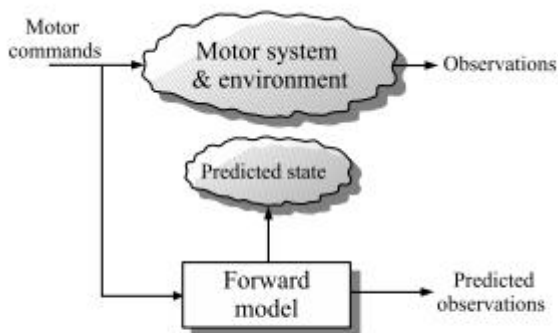


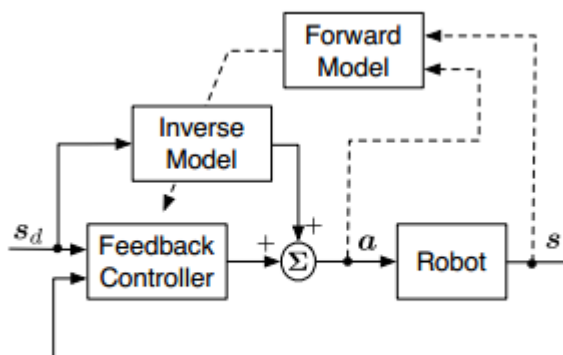
Figure 1: A forward model

Фиг.19

Можем да използваме inverse модела за намиране на текущо действие, а именно $(S_k, S_{k+1}) \rightarrow A_k$, ако се приеме, че знаем текущото и желаното или очакваното бъдещо състояние. Като обобщение обратните(inverse) моделите прогнозираят действието необходимо за задвижване на системите от текущото състояние до желаното/очакваното бъдещо състояние. За разлика от forward моделите, тези модели представляват анти причинно-следствена връзка. По този начин inverse моделите не винаги

съществуват или поне не винаги са добре дефинирани. Въпреки това, в някои случаи, като обратната динамика на робота, обратната връзка е добре дефинирана.

Вариантът, при който се прави комбинация от forward и inverse модела, се нарича смесен модел (mixed model). Основната идея зад комбинирането на forward и inverse моделите е, че информацията, кодирана в forward модела, може да помогне за решаване на някаква неуникалност. Този подход е приложен за първи път във връзка с така наречения distal teacher learning approach (Фиг.20). Концепцията на смесените модели може да се намери в наскоро разработени техники за изучаване на динамични системи, като например учене на предсказуеми текущи разпределения/разпространения.



(c) Distal Teacher Learning

Фиг.20

Въпреки всичко, за много приложения поведението на системата трябва да се прогнозира за следващите t -стъпки, а не само за следващата една. Ето защо се нуждаем и от модели за предсказване на поредица от състояния. Тези модели наричаме многоетапни (многостъпкови) модели за прогнозиране (multi-step prediction models). Задачата им е да предскажат поредица от бъдещи стойности, без наличието на изходните измервания в областта на интересите. Оказва се, че такива многостъпкови модели за прогнози е трудно да се развият, поради липсата на измервания в прогнозиращия обсег. Порядъчната идея е да се прилага едноетапната стъпка, но многократно. Но този подход изглежда е чувствителен към проблема с натрупването на грешки, т.е. грешки, допуснати в миналото, се размножават в бъдещи прогнози. Една алтернатива за преодоляване на този проблем е да се прилагат авторегресионни модели, които са широко изследвани при серии от времеви предсказания. Идеята е да се използват модели, които си служат с минали прогнозираны стойности, за да предскажат бъдещи резултати. Комбинирането на многоетапни прогнозни модели с контролиране първоначално е било мотивирано от необходимостта от удължаване на предните модели за многоетапни прогнози. В по-новите трудове вариантите на традиционните модели ARX и ARMAX за нелинейни случаи са били предложени за многоетапни модели за прогнозиране. Въпреки това многоетапните модели за прогнозиране на базата на параметрични структури са твърде ограничени за сложни, комплексни работи.

Вторият въпрос е свързан с научаването на контролни архитектури, които могат да бъдат използвани в комбинация с тези модели (Фиг.21).



Model Type	Learning Architecture	Example Applications
Forward Model	Direct Modeling	Prediction, Filtering, Learning simulations, Optimization
Inverse Model	Direct Modeling, Indirect Modeling	Inverse dynamics control, Computed torque control, Feedback linearization control
Mixed Model	Direct Modeling (if invertible), Indirect Modeling, Distal-Teacher	Inverse kinematics, Operational space control, Multiple-model control
Multi-step Prediction Model	Direct Modeling	Planning, Optimization, Model predictive control, Delay compensation

Table 1 Overview on model types associated with applicable learning architectures and example applications.

Модели, проблеми и тяхното решение

В заключение бихме могли да кажем, че развитието на моделите, като основно средство за развитието на роботиката, тепърва предстои. Има много проблеми и неясности, за някои от които все още няма оптимално решение. Но на базата на тези алгоритми и модели, хората се доближават към физическата реализация на хуманоиден робот, който да притежава изкуствен интелект. Това би означавало този робот да може да извлича сам информация от факти и данни, а на базата на тази информация, след направата на определени изводи за състоянието на средата, той да може да извлича собствени знания, които след това да надгражда и оптимизира във времето.

Reference

- [1] P. E. Sandin, Robot Mechanisms and Mechanical Devices Illustrated, New York: McGraw-Hill, 2003.
- [2] M. Raskino, „Colin Angle - CEO, iRobot Corporation,“ October 2009. [Онлайн]. Available: http://www.gartner.com/research/fellows/asset_244241_1176.jsp.
- [3] G. Dudek и M. Jenkin, Computational Principles of Mobile Robotics, Cambridge University Press, 2000.
- [4] N. M. Kircanski, „Mobile Robotic Systems,“ в The Mechanical systems design handbook : modeling, measurement, and control, CRC Press, 2002.
- [5] P. J. Lewis, N. Flann, M. R. Torrie, E. A. Poulson и T. Petroff, „Chaos an Intelligent Ultra-Mobile SUGV: Combining the Mobility of Wheels, Tracks, and Legs,“ в Proceedings of SPIE, Orlando, 2005.



- [6] G. Podnar, „The URANUS Mobile Robot,“ Robotics Institute, Carnegie Mellon University, 1985.
- [7] I. Doroftei, V. Grosu и V. Spinu, „Omnidirectional Mobile Robot - Design and Implementation,“ в Bioinspiration and Robotics Walking and Climbing Robots, Vienna, I-Tech, 2007, pp. 511-528.
- [8] R. Bertran, J. Brückner и M. v. Winnendae, „NANOKHOD – A MICRO-ROVER TO EXPLORE THE SURFACE OF MERCURY,“ в i-SAIRAS 2001, St-Hubert, Quebec, Canada, 2001
- [9] iRobot, „IRobot 110 FirstLook,“ iRobot, 2011. [Онлайн]. Available: http://www.irobot.com/gi/more_information/iRobot_110_FirstLook. [Отваряно на 28 September 2011]
- [10] C. Castell, D. Nicolis и P. Suarez, „MACROSWISS Spyrobot MKII and Spyrobot 4WD EIROB 2006 Entries,“ MACROSWISS, 2006
- [11] B. BhushanSharma, „yeDrive compact surveillance robot with 360° viewing ability,“ 20 August 2009. [Онлайн]. Available: <http://www.gizmowatch.com/entry/eyedrive-compact-surveillance-robot-with-360-viewing-ability/>. [Отваряно на 28 September 2011].
- [12] H. Schempf, „Less is more: AURORA - an example of minimalist design for tracked locomotion,“ ISSR01, 2001.

Друга използвана литература

1. В. Заманов, А. Димитров, „Мобилни роботи“, Технически университет – София, 2013, 978-619-167-045-1
2. доц. д-р инж. Владимир Заманов, „Мобилни роботи. Локомоционни системи“, Технически университет – София, 2012, 978-619-167-014-7
3. <http://humanrobotinteraction.org/6-solution-themes-scientific-approaches-and-challenge-problems/>
4. http://www.ks.uiuc.edu/Services/Class/PHYS498TBP/spring2002/neuro_10.pdf
5. http://is.tuebingen.mpg.de/fileadmin/user_upload/files/publications/2011/Nguyen_CP_2011.pdf