

УДК 004.896

М.Ф. Бондаренко, С.Г. Золкин, Э.А. Золкина

ИМИТАЦИОННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ДИНАМИКИ НЕЙРОФИЗИОЛОГИЧЕСКОЙ РЕАКЦИИ ЧЕЛОВЕКА

Постановка проблемы. Восприятие и интерпретация данных об окружающей обстановке играют важнейшее значение при управлении действиями адаптивного робота (как и при формировании поведения человека). В обстановке непрерывно изменяющихся условий окружающего мира организацию пространственных, временных или функциональных структур в сложных системах можно рассматривать при учете стохастических (случайных) процессов, имеющих значение для ряда самоорганизующихся объектов: от биологических до технических систем. Решение задач адекватной динамической реакции интеллектуального робота на внешние воздействия требует наличия математических моделей изучаемых явлений и количественной оценки их параметров.

Анализ исследований. Для разработки динамических математических моделей использованы современные приемы перспективного имитационного моделирования [1, 2]. Стохастические имитационные модели позволяют получать результат, который является случайным сам по себе, и поэтому он может рассматриваться как оценка истинных характеристик модели. В этих моделях используются дифференциальные уравнения, которые устанавливают отношения для скоростей изменения переменных состояния во времени. Для численного интегрирования уравнений в случае со случайно заданными значениями переменных состояния в начальный (нулевой) момент времени используются технологии численного анализа. Для динамического прогноза скорости реакции интеллектуальной системы необходим учет времени и факторов случайных возмущений. Стохастическая модель, описывающая изменения состояния изучаемого объекта во времени, в технических приложениях рассматривается как результат случайного возмущения исходной модели во времени.

Постановка задачи. Целью работы является исследование моделей динамического прогноза, которые могут быть использованы при выработке решений в интеллектуальной системе реального времени (оперативный режим) нейрофизиологической реакции человека, а также при определении возможности применения этих моделей для увеличения скорости реакции интеллектуальной системы при восприятии и интерпретации роботом различной информации (оптической, звуковой, концентрационной).

Основное изложение материала. В работе [3] на базе экспериментальных данных электроэнцефа-

лографического исследования была получена математическая модель из 15 регрессионных полиномов вида (1), отражающих ассоциативность взаимосвязей реакции функциональных полей неокортекса человека на внешние раздражители.

$$y_{ij}^p = \sum_{m=1}^7 b_{mj} y_{mj} + \sum_{n=1}^9 b_{in} y_{in} + \sum_{p=1}^4 b_{pp} x_p, \quad (1)$$

где y_{ij}^p — значение ВП (вызванного потенциала) i -го ритма на j -м контрольном электроде при применении p -го фактора, $i = \overline{1,7}$ (номер ритма, табл. 1), $j = \overline{1,9}$ (номер электрода, табл. 1), $p = \overline{1,4}$ (номер фактора, табл. 1); x_p — ранжированные значения факторов внешнего влияния.

Таблица 1

Соответствие индексов измеряемых переменных

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Сигнал на j -м датчике	Fp1	Fp2	C3	C4	O1	O2	T3	T4	среднее
i -й регистрируемый ритм	δ (1-4 Гц)	θ (4-8 Гц)	$\alpha 1$ (8-13 Гц)	$\beta 1$ (13-20 Гц)	$\beta 2$ (20-30 Гц)	$\alpha 2$ (9-11 Гц)	среднее (1-30 Гц)		
p -й фактор влияния	зрительный	слуховой	запаховый	комплекс всех раздражителей					

Эта модель может быть использована при распознавании статических образов внешнего мира в сенсорных системах робота. Известно, что визуальное восприятие объектов внешнего мира, реализованное с помощью различных телевизионных камер, имеет значительные погрешности формирования образов этих предметов в подсистемах технического оцувствления мобильного робота. Поэтому, как в ходе самого эксперимента, так и при статистической обработке результатов задача моделирования заключалась в установлении значимости ассоциативных связей оценки сенсорного восприятия окружающего мира. Ассоциативные связи позволяют дополнять визуальные характеристики объектов звуковыми и концентрационными характеристиками, присущими специализированным задачам контроля, таким как обнаружение наркотиков на постах таможенного контроля или биологических объектов (человека) под завалами в ходе проведения МЧС спасательных работ. Посрав-

нению с базовой моделью робота, оборудованной только камерами визуального наблюдения, комплексное оценивание совокупности показателей через ассоциативные связи с высокой вероятностью может позволить повысить на 25% точность опознания объектов.

Статические модели вида (1) при оценке значимости факторов, остаточной дисперсии и коэффициента множественной детерминации оказались достаточно представительными. Был проведен регрессионный анализ для квадратичных зависимостей, который показал, что статистические оценки квадратичных полиномов не лучше оценок линейных полиномов вида (1). Это является подтверждением данных о линейном, пропорциональном характере ассоциативных связей биопотенциалов неокортекса, возникающих при зрительных, слуховых и концентрационных внешних воздействиях. Каждый регрессионный полином вида (1), описывающий ассоциативные связи, формировался на основании статистических данных, полученных согласно существующих методик обработки результатов электроэнцефалографических исследований. Методика предусматривает выбор опытным лаборантом участка энцефалограммы, который, по его мнению, наилучшим образом характеризует биоэлектрические процессы в мозге, как реакцию на внешние сигналы. Затем этот участок проходит компьютерную обработку, его характеристики усредняются и для статистического анализа представляется число, как результат обработки биопотенциала.

Разработанные с помощью методов регрессионного анализа статистические модели геометрически представляют собой многофакторную гиперплоскость, характеризую в среднем реакцию неокортекса и ассоциативные взаимосвязи его зон. В связи с тем, что возникновение биопотенциалов представляет собой динамический процесс, уравнения вида (1) преобразовываются к уравнениям вида (2), т. е. на гиперплоскость налагается винеровский процесс, характеристики которого совпадают с амплитудными значениями биопотенциалов. Таким образом модели ассоциативных связей в динамическом режиме представлены стохастическими уравнениями:

$$\frac{dy_{ij}^p(t)}{dt} = b_0 + \sum_{m=1}^7 b_{mj} y_{mj}^p + \sum_{n=1}^9 b_{in} y_{in}^p + \sum_{p=1}^4 b_p x_p + W(t). \quad (2)$$

Для оценки устойчивости решений уравнений вида (2) усилена динамика колебаний факторов, для чего принято допущение о случайном характере всех факторов, входящих в уравнения (2), и задача прогнозирования рассматривается, как задача (3). С помощью генераторов случайных чисел значения факторов уравнений (3) варьировались в интервале 3σ . Интервалы варьирования, оценки ма-

темагических ожиданий и дисперсий для каждого фактора были рассчитаны в работе [3].

$$\frac{dy_{ij}^p(t)}{dt} = b_0 + \sum_{m=1}^7 b_{mj} y_{mj}^p(t) + \sum_{n=1}^9 b_{in} y_{in}^p(t) + \sum_{p=1}^4 b_p x_p(t) + W(t). \quad (3)$$

Таким образом от регрессионных полиномов мы переходим к системам 15-связанных стохастических дифференциальных уравнений вида (2) или (3), решения которых подчиняются законам вероятностного хаоса. Для получения количественных оценок значений y_{ij}^p , изменяющихся во времени, были найдены решения дифференциальных уравнений видов (2), (3) с использованием метода Рунге-Кутта на интервале от 0 до 10 с с шагом $h = 0,001$ с. Все параметры правых частей уравнений распределены по нормальному закону в соответствии со своими математическими ожиданиями и дисперсиями. Уровень значимости шума принят равным 0,3.

В результате решения для каждого уравнения вида (2), (3) были получены оценки средних значений интегралов на всем периоде интегрирования от 0 до 10 с. (табл. 2), а также оценки средних значений интегралов по каждой 0.5 с. (табл. 3–6 для уравнений вида (2), табл. 7–10 для уравнений вида (3)). В физическом смысле эти значения являются оценками мощности сигналов y_{ij}^p .

Таблица 2

Параметр	Оценки по уравнениям вида (2)	Оценки по уравнениям вида (3)
y_{45}^1	0,281004912703848	0,273050382171901
y_{46}^1	0,262354847124661	0,269933892987815
y_{47}^1	0,104146387807832	0,10541526449905
y_{45}^2	0,327094247296046	0,328182256032394
y_{46}^2	0,25166733511999	0,248134472728119
y_{47}^2	0,202883620317944	0,203559933965022
y_{57}^2	0,133311492195084	0,126131435141275
y_{45}^3	0,260489391399806	0,262866829133406
y_{46}^3	0,359013879872214	0,365056035991877
y_{47}^3	0,0805969271541903	0,0842472052145757
y_{55}^3	0,0403910969919864	0,0454555865127461
y_{57}^3	0,111299468063073	0,118105375980411
y_{45}^4	0,311402416079934	0,306488159667078
y_{46}^4	0,333342735607231	0,333228903094459
y_{47}^4	-0,0884069891615333	-0,0912750522354968

Из табл. 2 видно, что оценки средних значений интегралов по уравнениям вида (2) очень близки с результатами по уравнениям (3), т. е. в среднем энергетика исследуемых процессов, протекающих в неокортексе, не изменилась, что говорит о стабильности полученных моделей и возможности использования систем уравнений видов (2), (3) для улучшения реакции сенсорных систем робота.

Таблица 3

Время, с	y_{45}^1	y_{46}^1	y_{47}^1
0,5	0,06650	0,06217	0,02474
1	0,16238	0,15086	0,05968
1,5	0,22121	0,20815	0,08202
2	0,25858	0,241285	0,09295
2,5	0,27897	0,26072	0,10292
3	0,29293	0,26857	0,10645
3,5	0,30553	0,28054	0,10932
4	0,29477	0,28198	0,11728
4,5	0,31142	0,28495	0,11424
5	0,31279	0,29549	0,11383
5,5	0,30517	0,28707	0,11229
6	0,30559	0,279421	0,11902
6,5	0,32619	0,28879	0,11231
7	0,32099	0,29742	0,11050
7,5	0,30544	0,288761	0,11515
8	0,30480	0,278666	0,11407
8,5	0,32726	0,28345	0,11964
9	0,27897	0,29087	0,12836
9,5	0,31071	0,30300	0,11799
10	0,32980	0,31486	0,11007

Таблица 4

Время, с	y_{45}^2	y_{46}^2	y_{47}^2	y_{57}^2
0,5	0,07718	0,05968	0,047801	0,03163
1	0,19043	0,14407	0,11842	0,07699
1,5	0,25501	0,19909	0,16170	0,10431
2	0,29880	0,23186	0,18517	0,12137
2,5	0,32375	0,24794	0,20050	0,13274
3	0,33651	0,25756	0,21265	0,13760
3,5	0,35305	0,27456	0,21435	0,14646
4	0,35376	0,27306	0,21757	0,14372
4,5	0,36267	0,26891	0,22231	0,15114
5	0,34910	0,27403	0,22617	0,14473
5,5	0,35299	0,28146	0,22006	0,14582
6	0,36465	0,28731	0,23644	0,15061
6,5	0,37427	0,27148	0,22729	0,13910
7	0,36260	0,27289	0,21594	0,16035
7,5	0,35839	0,28917	0,22564	0,14839
8	0,35362	0,26420	0,23101	0,14001
8,5	0,36860	0,28036	0,20972	0,14354
9	0,36266	0,27619	0,23314	0,15628
9,5	0,36648	0,27689	0,22879	0,15181
10	0,37725	0,30254	0,22292	0,13953

Результаты, приведенные в табл. 3–6, показывают, что процессы, описываемые уравнениями вида (2) протекают стабильно и достигают своего наиболее вероятного значения на 2,5 секунде. Из табл. 7–10 видно, что, хотя переходный период также составляет 2,5 секунды, процессы в модели динамического прогноза нейрофизиологической реакции, описанной системой уравнений вида (3), протекают нестабильно со значительными энергетическими скачками на всем интервале интегрирования от 0 до 10 с. Таким образом, уравнения этой

Таблица 5

Время, с	y_{45}^3	y_{46}^3	y_{47}^3	y_{55}^3	y_{57}^3
0,5	0,0623	0,0849	0,0195	0,0097	0,0263
1	0,1485	0,2102	0,0453	0,0233	0,0659
1,5	0,2038	0,2806	0,0628	0,0316	0,0866
2	0,2373	0,3302	0,0733	0,0387	0,1028
2,5	0,2531	0,3633	0,0849	0,0419	0,1076
3	0,2677	0,3759	0,0847	0,0404	0,1174
3,5	0,2814	0,3869	0,0795	0,0459	0,1201
4	0,2768	0,3758	0,0820	0,0478	0,1137
4,5	0,2825	0,3960	0,0958	0,0415	0,1229
5	0,2818	0,3879	0,0879	0,0427	0,1229
5,5	0,2906	0,3835	0,0889	0,0492	0,1246
6	0,2835	0,4068	0,0963	0,0448	0,1268
6,5	0,2866	0,3961	0,0849	0,0429	0,1227
7	0,2905	0,4031	0,0869	0,0469	0,1182
7,5	0,2743	0,4051	0,0974	0,0446	0,1146
8	0,3016	0,4157	0,0962	0,0410	0,1305
8,5	0,2855	0,3821	0,0759	0,0448	0,1205
9	0,2952	0,4223	0,0970	0,0409	0,1198
9,5	0,3050	0,3675	0,0793	0,0456	0,1345
10	0,3007	0,4052	0,0929	0,0426	0,1266

Таблица 6

Время, с	y_{45}^4	y_{46}^4	y_{47}^4
0,5	0,07367	0,07880	-0,02098
1	0,18102	0,19134	-0,0512
1,5	0,2487	0,26509	-0,06978
2	0,2887	0,30443	-0,08513
2,5	0,31128	0,33390	-0,08670
3	0,32499	0,35248	-0,08994
3,5	0,34072	0,35295	-0,09906
4	0,34313	0,35300	-0,10021
4,5	0,34103	0,35852	-0,09546
5	0,3313	0,37266	-0,09827
5,5	0,3390	0,35992	-0,10033
6	0,34340	0,38047	-0,10936
6,5	0,34523	0,36932	-0,08562
7	0,34748	0,38376	-0,08442
7,5	0,35843	0,37684	-0,09550
8	0,35716	0,35363	-0,11997
8,5	0,32562	0,37393	-0,09611
9	0,33669	0,35799	-0,09460
9,5	0,33743	0,39844	-0,08852
10	0,35280	0,34928	-0,09687

модели можно использовать в случаях предсказания реакции интеллектуальной системы робота на воздействие внешнего раздражающего сигнала в условиях сильного, как внешнего, так и внутреннего зашумления. Анализ численных результатов показывает, что динамические модели прогноза реакции на различные раздражители позволяют получать устойчивые решения, как при случайном характере различных раздражителей, так и в диапазоне варьирования параметров модели, распределенных по нормальному закону.

Таблица 7

Время, с	y'_{45}	y'_{46}	y'_{47}
0,5	0,06415	0,05800	0,02828
1	0,15315	0,14861	0,05042
1,5	0,21244	0,20973	0,09558
2	0,25364	0,27665	0,10260
2,5	0,29502	0,26690	0,08145
3	0,29974	0,27016	0,16207
3,5	0,275865	0,18676	0,10909
4	0,30273	0,24751	0,07339
4,5	0,34219	0,35232	0,05598
5	0,27442	0,25432	0,17315
5,5	0,34304	0,41722	0,17944
6	0,24647	0,27536	0,14802
6,5	0,32098	0,46787	0,10454
7	0,27384	0,16440	0,01460
7,5	0,39423	0,30051	0,20832
8	0,35419	0,09652	0,13010
8,5	0,20185	0,20211	-0,03036
9	0,29424	0,58152	0,13059
9,5	0,30184	0,22773	0,145711
10	0,25688	0,39436	0,14523

Таблица 8

Время, с	y'_{45}	y'_{46}	y'_{47}	y'_{47}
0,5	0,08042	0,06819	0,04859	0,03346
1	0,18971	0,14355	0,11187	0,087831
1,5	0,23391	0,15645	0,16799	0,10145
2	0,32293	0,24721	0,17367	0,11043
2,5	0,32362	0,29575	0,17729	0,12102
3	0,33658	0,17827	0,23595	0,12388
3,5	0,28980	0,37050	0,21322	0,19315
4	0,32667	0,28514	0,23139	0,16352
4,5	0,46352	0,39255	0,22047	0,08192
5	0,33550	0,25830	0,21173	0,13465
5,5	0,25378	0,15632	0,20793	0,19122
6	0,54514	0,26676	0,32632	0,13219
6,5	0,33849	0,21178	0,20855	0,18017
7	0,36225	0,18534	0,22296	0,13376
7,5	0,48823	0,56191	0,24426	0,10856
8	0,26214	0,30889	0,28450	0,24789
8,5	0,50055	0,25733	0,11043	-0,00090
9	0,12843	0,29203	0,18972	0,06336
9,5	0,36662	0,18828	0,34435	0,21544
10	0,41526	0,13803	0,13992	0,09953

Выводы

Новизна. Имитационное моделирование реакций новой коры головного мозга человека на внешние раздражители, отраженное полученными системами связанных стохастических дифференциальных уравнений, определяет научную новизну данной работы, т.е. позволяет прогнозировать динамическую реакцию человека, перенося ее на адекватное поведение интеллектуальных систем и роботов.

Практическое значение. Полученные модели динамического прогноза нейрофизиологической реакции человека для случаев наличия внешней помехи, а также совместного воздействия внешней помехи

Таблица 9

Время, с	y'_{45}	y'_{46}	y'_{47}	y'_{55}	y'_{57}
0,5	0,0597	0,0864	0,0230	0,0101	0,0278
1	0,1373	0,1963	0,0409	0,0236	0,0594
1,5	0,2211	0,3135	0,0673	0,0295	0,0852
2	0,2392	0,2743	0,0680	0,0422	0,1170
2,5	0,2124	0,3349	0,0982	0,0609	0,1233
3	0,2094	0,4133	0,0560	0,0525	0,1109
3,5	0,3050	0,3410	0,0735	0,0724	0,0879
4	0,3495	0,3815	0,0878	0,0308	0,1013
4,5	0,3476	0,4479	0,0508	0,0419	0,1266
5	0,1446	0,4832	0,1303	0,0281	0,1117
5,5	0,2288	0,4118	0,0908	0,0855	0,1016
6	0,1964	0,3377	0,0682	0,0542	0,1702
6,5	0,4681	0,4677	0,0969	0,0451	0,0889
7	0,3923	0,2042	0,0731	-0,0275	0,1664
7,5	0,2110	0,4474	0,0568	0,0777	0,1156
8	0,4855	0,3891	0,0762	0,0593	0,1657
8,5	0,1844	0,3874	0,0746	0,1575	0,1225
9	0,1303	0,4344	0,0451	-0,0364	0,1043
9,5	0,1404	0,4627	0,2121	0,1507	0,3126
10	0,5934	0,4854	0,1943	-0,0495	0,0522

Таблица 10

Время, с	y'_{45}	y'_{46}	y'_{47}
0,5	0,07142	0,08621	-0,022494
1	0,18114	0,17071	-0,0433
1,5	0,22237	0,26119	-0,08809
2	0,30501	0,35475	-0,06485
2,5	0,33031	0,30911	-0,10790
3	0,32537	0,37272	-0,07075
3,5	0,34504	0,34749	-0,11758
4	0,31533	0,20526	-0,06913
4,5	0,30285	0,47330	-0,112148
5	0,27888	0,31515	-0,16453
5,5	0,31439	0,33621	-0,02783
6	0,41346	0,36642	-0,01536
6,5	0,38653	0,41474	-0,24440
7	0,26546	0,31319	-0,05634
7,5	0,50313	0,38146	-0,11703
8	0,44922	0,49884	-0,01068
8,5	0,25207	0,27146	-0,11095
9	-0,38960	0,47128	-0,10841
9,5	0,26445	0,16180	-0,09927
10	0,21363	0,55317	-0,17436

и случайного характера всех переменных позволяют определять оценку внешней среды и соответственно прогнозировать реакцию робота на случайные факторы, возникающие при его перемещениях.

Список литературы: 1. Ладенко И. С. Имитационные системы. – Новосибирск, 1981. – 300 с. 2. Аверилл М. Лоу, В. Дэвид Кельтон. Имитационное моделирование. Классика CS. 3-е издание. – СПб.: Питер; Киев: Издательская группа ВHV, 2004. – 847 с. 3. Золкин С. Г. Моделирование биофизических реакций в интеллектуальных системах // Математические машины и системы. – 2005. – № 2. – С. 147–154.

Поступила в редколлегию 05.09.2005