

## Методы анализа электроэнцефалограмм в целях оценки состояния человека-оператора в процессе пилотирования<sup>1</sup>

О. Н. Корсун\*, Е. И. Михайлов\*\*

\*ФГУП «Государственный научно-исследовательский институт авиационных систем»  
125319, Москва, ул. Викторенко, 7

\*\*Московский физико-технический институт (государственный университет)  
141701, Долгопрудный, Институтский пер., 9

e-mail: marmotto@rambler.ru

*Аннотация.* В работе рассмотрена проблема оценки состояния человека-оператора в процессе пилотирования. Предложены алгоритмы оценивания состояния человека-оператора по данным его электроэнцефалограмм с использованием методов спектрального анализа и метода главных компонент. Суть методики заключается в выборе небольшого числа функциональных признаков, которые позволяют делать выводы о степени утомления человека-оператора без потери информативности. Приведены результаты тестирования алгоритмов на экспериментальных данных, полученных в процессе пилотирования. Показана зависимость между степенью утомления человека-оператора и качеством выполнения пилотажного задания.

*Ключевые слова:* электроэнцефалограмма, спектральный анализ, метод главных компонент.

### 1. Введение

Важной задачей при модернизации бортового оборудования перспективного авиационного комплекса является оценка состояния человека-оператора во время управления летательным аппаратом [1, 2]. Такие факторы, как пилотажные перегрузки, рабочая нагрузка и т. д., могут существенно повлиять на качество выполнения пилотажного задания. Одним из подходов [3–5] к оценке состояния человека-оператора, в частности, по таким признакам, как усталость, засыпание и прочие, является исследование его электроэнцефалограмм. Электроэнцефалограммы [6, 7] позволяют качественно и количественно анализировать функциональное состояние головного мозга человека и его реакции на различные раздражители или отсутствие таковых. Так, анализ альфа-ритмов головного мозга способствует определению границы между состоянием спокойного бодрствования и повышением внимания и мыслительной активности.

---

<sup>1</sup> Работа выполнена при поддержке РФФИ, проект № 18-08-01142.

В данной работе для анализа электроэнцефалограмм человека-оператора при выполнении пилотажного задания были использованы методы спектрального анализа и метод главных компонент. Метод главных компонент позволяет существенно уменьшить размерность базиса из сигналов с датчиков, регистрирующих различные ритмы головного мозга, без потери информативности. При анализе электроэнцефалограмм человека-оператора применялись следующие подходы:

- вычисление оценки спектральной плотности для сигналов с различных датчиков;
- вычисление доли сигнала, описываемой двумя первыми компонентами, в зависимости от времени и точности выполнения пилотажной задачи;
- вычисление отношения норм первых и вторых главных компонент, вычисленных для наборов из сигналов, соответствующих альфа- и тета-ритмам в зависимости от времени и точности выполнения пилотажной задачи.

## 2. Описание экспериментов

В целях изучения влияния усталости на характеристики деятельности человека-оператора была проведена серия экспериментов (далее — **эксперимент № 1**): испытуемые осуществляли пилотирование по прямой на полунатурном стенде. В ходе эксперимента записывались все основные полетные данные и непрерывно снималась электроэнцефалограмма (ЭЭГ). В эксперименте участвовали два оператора, общая длительность каждого из экспериментов составила около получаса.

Также был проведен следующий эксперимент: в ходе эксперимента (далее — **эксперимент № 2**) оператор в течение часа выполнял на полунатурном стенде многократные приборные заходы на посадку (без предъявления внекабинной обстановки). В качестве дополнительных факторов, повышающих рабочую нагрузку, использовались: тест, требующий реакции на верный стимул (GoNoGo-тест), необходимость произнести заданное слово при включении соответствующего индикатора. Взаимодействие с прибором, обеспечивающим GoNoGo-тест, сводилось к реакции оператора (нажатие на гашетку) на предъявляемый на специальном экране стимул. В конкретный момент времени на экране может демонстрироваться один из нескольких стимулов (но только один из них, оговоренный перед экспериментом, требует от оператора реакции) или не демонстрироваться ничего. Стимулы могут появляться в разных частях экрана. В ходе эксперимента непрерывно снималась ЭЭГ (в качестве маркера начала захода на посадку оператор трижды моргал, создавая этим в записи ЭЭГ помехи легко обнаруживаемого типа). Длительность эксперимента составила около часа.

### 3. Метод главных компонент

Метод главных компонент [8] применяется для снижения размерности пространства наблюдаемых векторов, не приводя к существенной потере информативности. Главные компоненты представляют собой ортогональную систему координат, в которой дисперсии компонент характеризуют их статистические свойства.

Пусть дан исходный набор векторов  $X$  линейного пространства  $L^p$ . Применение метода главных компонент позволяет перейти к базису пространства  $L^{p'}$ , ( $p' \ll p$ ) со следующими свойствами: первая компонента (первый вектор базиса) соответствует направлению, вдоль которого дисперсия векторов исходного набора максимальна; направление второй компоненты (второго вектора базиса) выбрано таким образом, чтобы дисперсия исходных векторов вдоль него была максимальной при условии ортогональности первому вектору базиса. Аналогично определяются остальные векторы базиса. Таким образом, направления векторов базиса выбраны так, чтобы максимизировать дисперсию исходного набора вдоль первых компонент, называемых главными компонентами. Получается, что основная изменчивость векторов исходного набора векторов представлена несколькими первыми компонентами, и появляется возможность, отбросив оставшиеся (менее существенные) компоненты, перейти к пространству меньшей размерности.

Пусть имеется многомерное случайное наблюдение  $X = (x^{(1)}, \dots, x^{(p)})^T$ . Задача сводится к переходу от числа признаков  $p$  к  $p'$ . Эту задачу можно решить, если определить всевозможные линейные ортогональные нормированные комбинации показателей  $z^{(j)}(X) = c_{j1}(x^{(1)} - \mu^{(1)}) + \dots + c_{jp}(x^{(p)} - \mu^{(p)})$ , где  $[\mu^{(1)}, \dots, \mu^{(p)}]^T$  — вектор средних для переменной  $X$ . В качестве меры информативности  $p'$ -мерной системы показателей  $(z^{(1)}(X), \dots, z^{(p')}(X))$  принимается выражение  $I_{p'} = (Dz^1 + \dots + Dz^{p'}) / (Dx^1 + \dots + Dx^p)$ , где  $Dz$  — операция вычисления дисперсии случайной величины. Можно показать, что соотношения для определения всех  $p$  главных компонент матрицы  $X$  могут быть представлены в виде  $Z = LX$ , где  $Z = (z^{(1)}, \dots, z^{(p')})^T$ ,  $X = (x^{(1)}, \dots, x^{(p)})^T$ , а матрица  $L$  состоит из строк  $l_j = (l_{j1}, \dots, l_{jp})$ ,  $j = \overline{1, p'}$ , являющихся собственными векторами ковариационной матрицы  $\Sigma$  случайной величины  $X$ . Этим собственным векторам соответствуют собственные числа  $\lambda_j$ ,  $j = \overline{1, p'}$ .

Основные свойства главных компонент.

Матрица  $L$  является ортогональной, т. е.  $LL' = L'L = I$ , где  $I$  — единичная матрица.

Ковариационная матрица вектора главных компонент:

$$\Sigma_Z = L\Sigma L' = \begin{pmatrix} \lambda_1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \lambda_p \end{pmatrix}.$$

Сумма дисперсий исходных признаков равна сумме дисперсий всех главных компонент.

Критерий информативности метода

$$I_p(Z(X)) = (\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p) / (\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p),$$

где  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$  — собственные числа ковариационной матрицы  $\Sigma$  вектора  $X$ , расположенные в порядке убывания. Такой критерий является основой при вынесении решения о том, сколько последних главных компонент можно без особого ущерба изъять из рассмотрения, сократив тем самым размерность исследуемого пространства.

Проверим свойство ортогональности главных компонент. Для этого на участке длительностью 1...2 секунды вычислим главные компоненты для набора из 12 исходных сигналов, шесть из которых соответствуют альфа-ритмам головного мозга, а остальные шесть — тета-ритмам. В итоге получаем базис из 12 главных компонент. Теперь проверим ортогональность, вычислив их попарные скалярные произведения. Результаты приведены в табл. 1.

Таблица 1. Попарные скалярные произведения 12 главных компонент. На диагонали расположены квадраты модуля каждой из главных компонент.

435108165	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	3922552	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	835570	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	239049	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	97023	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	69520	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	61412	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	34246	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	23640	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	15736	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5718	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4425

Результаты проверки показали, что все попарные скалярные произведения имеют порядок  $10^{-8}$  —  $10^{-12}$ ; в данной таблице эти значения аппроксимированы нулями. Это подтверждает свойство ортогональности главных компонент.

### 3.1. Определение минимально допустимой размерности базиса из главных компонент

Поскольку главной целью применения метода главных компонент является уменьшение размерности базиса, определим, какое минимальное число главных компонент нужно включить в базис, чтобы не потерять полезную информацию об исходных сигналах. Для этого вычислим долю сигналов, описываемую каждой главной компонентой в терминах дисперсии.

Разложим каждый из сигналов  $x_j$  ( $j=1, 2, \dots, M$ ) по  $M$  главным компонентам (в нашем случае  $M=12$ ):

$$x_1 = k_{11}p_1 + k_{21}p_2 + \dots + k_{M1}p_M = \sum_{i=1}^M k_{i1}p_i,$$

$$x_j = k_{1j}p_1 + k_{2j}p_2 + \dots + k_{Mj}p_M = \sum_{i=1}^M k_{ij}p_i,$$

где  $p_i$  —  $i$ -я главная компонента;  $k_{ij}$  — соответствующий коэффициент разложения. Оценки коэффициентов разложения находим, используя метод множественной линейной регрессии:

$$\hat{K} = (P^T P)^{-1} P^T X,$$

где  $P = \| p_1 p_2 \dots p_M \|$  — матрица главных компонент;  $X = \| x_1 x_2 \dots x_M \|$  — матрица исходных сигналов.

Далее вычисляем оценки сигналов, разложенных по каждой из главных компонент:  $\hat{x}_{11} = k_{11}p_1$  — оценка первого сигнала, основанная на разложении по первой главной компоненте;  $\hat{x}_{1i} = k_{i1}p_i$  — оценка первого сигнала, основанная на разложении по  $i$ -й главной компоненте;  $\hat{x}_{ji} = k_{ij}p_i$  — оценка  $j$ -го сигнала, основанная на разложении по  $i$ -ой главной компоненте, где  $p_i$  —  $i$ -я главная компонента;  $k_{ij}$  — найденные ранее коэффициенты разложения.

Теперь найдем, какую долю каждого сигнала описывает каждая из главных компонент  $d_{ij} = D[\hat{x}_{ij}]/D[x_i]$ ,  $i, j=1, 2, \dots, 12$  — доля  $i$ -го сигнала, которую описывает  $j$ -я главная компонента, где  $D[\hat{x}_{ij}]$  — дисперсия оценки разложения  $i$ -го сигнала по  $j$ -й главной компоненте;  $D[x_i]$  — дисперсия  $i$ -го сигнала.

Данная процедура была проведена для спектральных плотностей исходных сигналов на 7 временных интервалов длительностью 1...2 секунды, равномерно распределенных по всему участку эксперимента продолжительностью 30 минут. Всего было выбрано 12 сигналов, шесть из которых соответствуют альфа-ритмам головного мозга, а остальные шесть — тета-ритмам. Примеры для нескольких временных участков приведены в табл. 2, 3. Каждая строчка в таблицах показывает, какую долю соответствующего сигнала описывает каждая из 12 главных компонент (в %).

Таблица 2. Доля сигналов, описываемая главными компонентами в терминах дисперсии. Временной участок № 1

№ сигнала												
1	98.20	1.46	0.31	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2	97.25	0.29	1.57	0.37	0.45	0.04	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
3	98.77	0.83	0.11	0.01	0.13	0.10	0.01	0.00	0.01	0.00	0.02	0.00
4	98.63	0.11	0.11	0.16	0.12	0.71	0.01	0.07	0.03	0.01	0.02	0.00
5	99.33	0.31	0.11	0.02	0.00	0.05	0.09	0.03	0.03	0.01	0.02	0.00
6	98.56	0.07	0.51	0.64	0.01	0.04	0.00	0.01	0.02	0.10	0.00	0.03
7	96.61	0.73	1.99	0.00	0.25	0.21	0.02	0.17	0.00	0.00	0.01	0.01
8	90.61	5.36	1.45	1.49	0.87	0.04	0.04	0.12	0.00	0.00	0.00	0.01
9	97.20	2.78	0.01	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
10	98.11	0.24	1.23	0.03	0.00	0.07	0.14	0.00	0.00	0.16	0.00	0.02
11	99.11	0.72	0.01	0.00	0.00	0.00	0.08	0.00	0.06	0.01	0.00	0.00
12	96.79	2.65	0.10	0.40	0.01	0.03	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Таблица 3. Доля сигналов, описываемая главными компонентами в терминах дисперсии. Временной участок № 2

№ сигнала												
1	99.54	0.38	0.01	0.04	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2	56.15	42.59	0.10	0.41	0.48	0.14	0.05	0.05	0.03	0.00	0.01	0.00
3	99.42	0.10	0.17	0.01	0.00	0.05	0.18	0.02	0.02	0.01	0.02	0.00
4	91.13	0.92	6.59	0.61	0.26	0.43	0.01	0.03	0.00	0.00	0.00	0.01
5	95.41	1.83	0.07	1.58	0.02	0.53	0.05	0.41	0.00	0.00	0.08	0.00
6	95.59	0.76	1.66	0.82	0.42	0.10	0.00	0.01	0.50	0.00	0.11	0.01
7	95.02	0.15	4.21	0.19	0.06	0.22	0.00	0.13	0.02	0.00	0.00	0.01
8	94.83	4.37	0.04	0.24	0.17	0.25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.06
9	93.85	3.80	0.10	0.39	1.76	0.01	0.01	0.01	0.00	0.05	0.00	0.02
10	94.47	3.99	0.02	0.53	0.11	0.00	0.53	0.03	0.01	0.27	0.04	0.00
11	93.51	4.24	0.24	0.05	0.64	0.29	0.48	0.04	0.04	0.32	0.14	0.01
12	99.35	0.00	0.47	0.14	0.02	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00

В табл. 4, 5 приведены суммарные доли, которые описывают первые две главные компоненты для каждого из 12 сигналов (в %).

Таблица 4. Доля сигналов, описываемая первыми двумя главными компонентами в терминах дисперсий. Временной участок № 1.

№ сигнала	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
	99.66	97.54	99.59	98.74	99.64	98.63	97.34	95.97	99.98	98.35	99.83	99.45

Таблица 5. Доля сигналов, описываемая первыми двумя главными компонентами в терминах дисперсий. Временной участок № 2.

№ сигнала	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
	99.93	98.74	99.52	92.05	97.24	96.35	95.17	99.20	97.65	98.46	97.74	99.35

Анализ полученных результатов показывает, что для всех сигналов наибольшую информативность имеют первые две главные компоненты, суммарно они описывают 95–99% исходного базиса (см. табл. 4–5), при этом практически вся информация об исходных сигналах содержится в первых пяти главных компонентах (99–99,5%, см табл. 2–3). В связи с этим в дальнейшей работе предлагается использовать только первые две главные компоненты как наиболее информативные.

### 3.2. Исследование степени утомления человека-оператора с помощью метода главных компонент

Воспользуемся методом главных компонент для анализа степени утомления человека-оператора в процессе выполнения пилотажного задания. Для этого выберем 7 равномерно распределенных временных интервалов длительностью 1...2 секунды для эксперимента № 1 и 11 равномерно распределенных временных интервалов той же длительности для эксперимента № 2. Перейдем в частотную область, вычислив на каждом временном участке спектральные плотности исходных сигналов. В данной работе используется набор из 12 сигналов ЭЭГ, шесть из которых (сигналы № 1–6) преимущественно регистрируют тета-ритмы головного мозга, а оставшиеся шесть (сигналы № 7–12) — альфа-ритмы. Для полученных спектральных плотностей вычислим 12 главных компонент и в соответствии с приведенным ранее алгоритмом определим, какую долю информации описывают первые две главные компоненты на каждом временном интервале. Эта доля и будет в дальнейшем контролируемым параметром. На рис. 1 и 2 для эксперимента № 1 представлены графики зависимости контролируемого параметра от номера временного участка для первого и второго операторов соответственно.

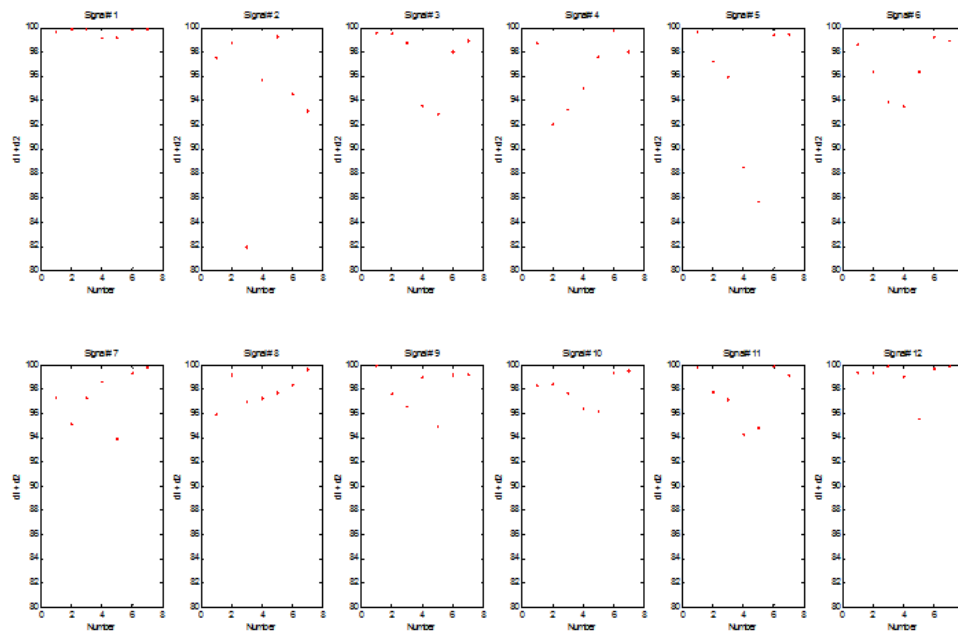


Рисунок 1. Графики зависимости доли информации, описываемой первыми двумя главными компонентами, от номера временного интервала. Эксперимент № 1. Первый оператор.

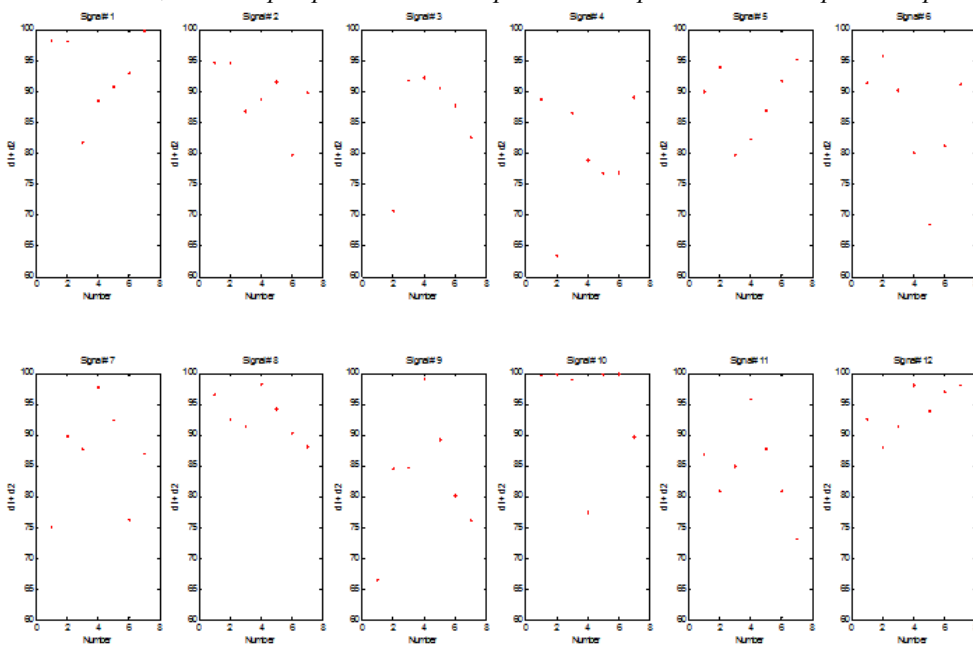


Рисунок 2. Графики зависимости доли информации, описываемой первыми двумя главными компонентами, от номера временного интервала. Эксперимент № 1. Второй оператор



Анализ графиков на рис. 1 и 2 показывает, что для обоих операторов имеет место тренд роста доли первых двух компонент для некоторых сигналов, соответствующих альфа-ритмам (сигналы 7 и 8 для первого оператора и сигнал № 12 для второго), и соответствующее уменьшение этой доли для некоторых сигналов, соответствующих тета-ритмам (сигнал № 2 для первого оператора и сигналы № 2 и 3 для второго). Это можно интерпретировать следующим образом. Доля первых двух главных компонент в альфа-сигналах возрастает с течением времени, эти сигналы становятся менее разнообразными, потому что оба оператора в связи с незначительной нагрузкой и монотонным характером пилотажного задания переходят в состояние сонливости в течение эксперимента. Известно, что повышение интенсивности альфа-ритмов соответствует переходу в состояние сонливости [7]. При этом рассмотрение других сигналов показывает, что установленная закономерность не является постоянной для всего набора альфа и тета-сигналов. Так, некоторые сигналы вообще не имеют ярко выраженного тренда (например, сигналы № 5, 6, 9–12 для первого оператора и сигналы № 4–7 и 9 для второго). Более того, у разных операторов характерным трендом обладают различные сигналы, что объясняется индивидуальными особенностями мозговой активности. В пользу данного вывода говорит и то, что средняя доля первых двух компонент у первого оператора (94% для тета-сигналов и 97% для альфа-сигналов) заметно выше, чем у второго (80% для тета-сигналов и 85% для альфа-сигналов).

На рис. 3 представлены графики зависимости контролируемого параметра от среднего значения частотной функции когерентности между ошибкой по высоте и управляющим сигналом оператора в продольном канале для эксперимента № 2. Сперва покажем, что среднее значение частотной функции когерентности между ошибкой по высоте и управляющим сигналом оператора в продольном канале коррелирует с точностью пилотирования. На рис. 4 представлен график зависимости среднего значения частотной функции когерентности между ошибкой по высоте (вертикальным отклонением от глиссады) и управляющим сигналом оператора в продольном канале от среднеквадратического отклонения ошибки по высоте. Каждая точка на графике соответствует очередному заходу на посадку. На данном графике видно, что зависимость между исследуемой когерентностью и точностью пилотирования (ошибкой по высоте) имеет приблизительно экспоненциальный вид. За исключением нескольких выпадающих из общей закономерности точек ошибка по высоте тем ниже (соответственно, выше точность пилотирования), чем выше средние значения частотной функции когерентности между ошибкой по высоте и управляющим сигналом оператора в продольном канале.

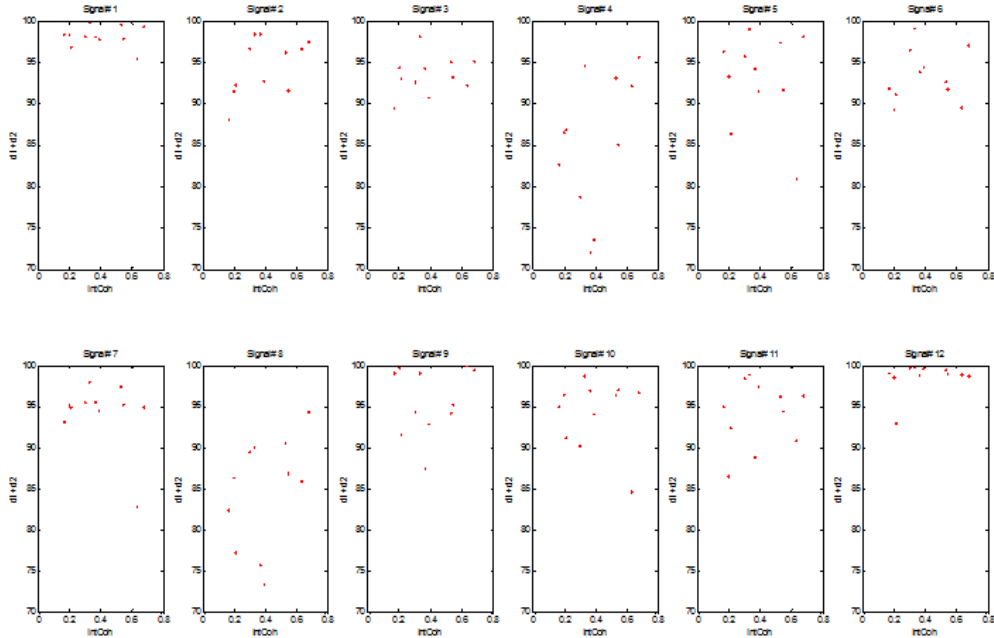


Рисунок 3. Графики зависимости доли информации, описываемой первыми двумя главными компонентами, от среднего значения функции когерентности между ошибкой по высоте и управляющим сигналом оператора в продольном канале. Эксперимент № 2

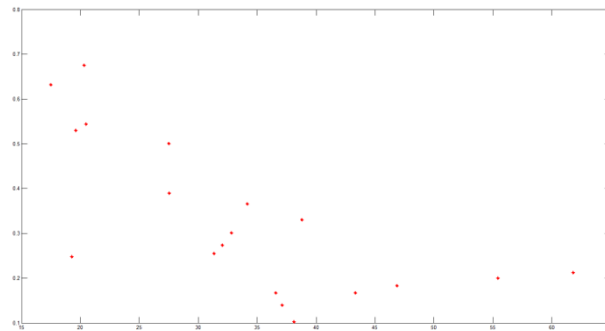


Рисунок 4. График зависимости среднего значения функции когерентности между ошибкой по высоте и управляющим сигналом оператора в продольном канале от среднеквадратического отклонения ошибки по высоте

Анализ графиков на рис. 3 показывает, что практически для всех тетра-сигналов имеет место тренд возрастания доли первых двух главных компонент при повышении когерентности между ошибкой по высоте и управляющим сигналом оператора в продольном канале. Рост доли первых двух главных компонент в сигналах, регистрирующих тетра-ритмы головного мозга, можно связать с повышением концентрации внимания оператора, что, в свою очередь, ведет к меньшим

ошибкам при выполнении пилотажной задачи. Ранее было показано, что когерентность между ошибкой по высоте и управляющим сигналом оператора в продольном канале коррелирует с точностью пилотирования. Соответственно, результаты эксперимента показали прямую связь между долей первых двух главных компонент и точностью выполнения полетного задания.

### 3.3. Отношение норм первых и вторых главных компонент для альфа- и тетта-сигналов

На заключительном этапе исследования главные компоненты вычислялись отдельно для шести сигналов, соответствующих альфа-ритмам, и шести сигналов, соответствующих тетта-ритмам. Таким образом, было получено два набора главных компонент. Как уже было показано ранее, наиболее информативными являются первые две главные компоненты. В связи с этим были вычислены отношения норм первых главных компонент из обоих наборов:  $|PC_1(\alpha)|/|PC_1(\theta)|$ , где  $PC_1(\alpha)$  — первая компонента для шести альфа-сигналов;  $PC_1(\theta)$  — первая компонента для шести тетта-сигналов. Аналогичным образом были получены отношения норм вторых главных компонент из обоих наборов  $|PC_2(\alpha)|/|PC_2(\theta)|$ . На рис. 5 и 6 представлены графики зависимости отношения норм первых и вторых главных компонент, вычисленных описанным выше способом, от номера участка для двух операторов, выполнявших пилотажное задание в эксперименте № 1. Аналогичные графики для эксперимента № 2 представлены на рис. 7. Зависимость от номера участка характеризует изменение контролируемой величины с течением времени.

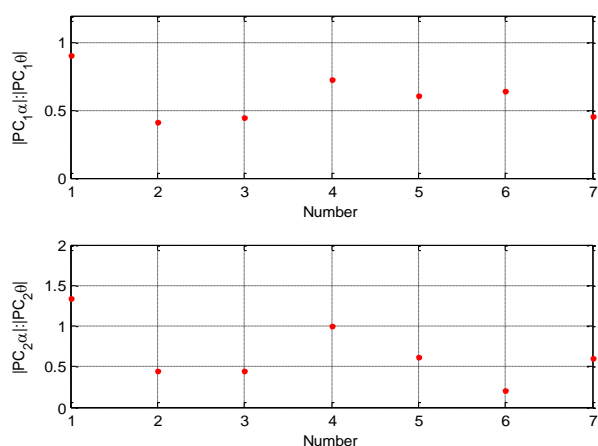


Рисунок 5. Графики зависимости отношения норм первых и вторых главных компонент от номера участка. Эксперимент № 1. Первый оператор

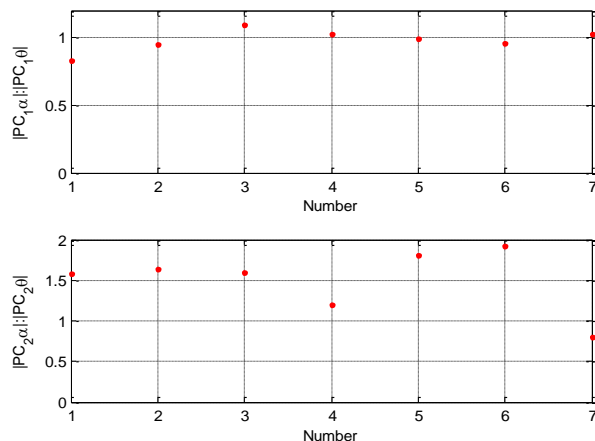


Рисунок 6. Графики зависимости отношения норм первых и вторых главных компонент от номера участка. Эксперимент № 1. Второй оператор

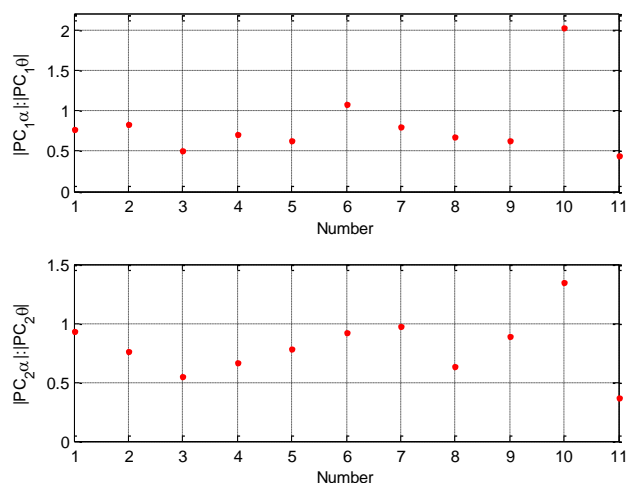


Рисунок 7. Графики зависимости отношения норм первых и вторых главных компонент от номера участка. Эксперимент № 2

Анализ полученных результатов (рис. 5, 6) показывает отсутствие ярко выраженного тренда, что говорит о недостаточной нагрузке на оператора для проявления усталости. Кроме того, обращает на себя внимание несколько меньший разброс отношения первых главных компонент у второго оператора (0,8–1,1) по сравнению с аналогичным экспериментом у первого (0,4–0,9). Анализ графика зависимости отношения первых и вторых главных компонент от времени (рис. 7) для эксперимента № 2 также показывает отсутствие ярко выраженного тренда. Это объясняет

ся, с одной стороны, большим числом дополнительных задач, поставленных перед оператором, что не позволяет ему засыпать при выполнении пилотажного задания, а с другой — все еще недостаточной нагрузкой на оператора.

На рис. 8 представлены графики зависимости отношения норм первых и вторых главных компонент альфа и тета-сигналов от среднего значения функции когерентности между ошибкой по высоте и управляющим сигналом оператора в продольном канале.

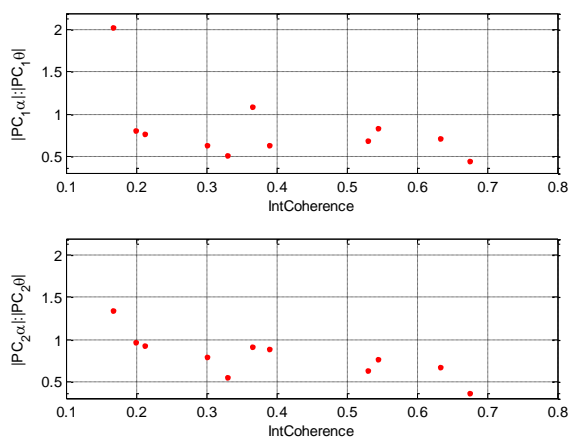


Рисунок 8. Графики зависимости отношения норм первых и вторых главных компонент от среднего значения функции когерентности между ошибкой по высоте и управляющим сигналом оператора в продольном канале. Эксперимент № 2

Графики на рис. 8 показывают, что и для первых, и для вторых компонент имеет место тенденция снижения отношения при повышении среднего значения функции когерентности, откуда следует, что при повышении функциональной активности головного мозга и, как следствие, концентрации внимания оператора при выполнении пилотажного задания, повышается и качество выполнения этого задания.

#### 4. Заключение

В работе предложены алгоритмы анализа ЭЭГ человека-оператора на основе метода главных компонент. На примере решения пилотажной задачи захода на посадку установлена зависимость между долей информации, описываемой первыми двумя главными компонентами, и средней когерентностью между ошибкой по высоте и управляющим сигналом оператора в продольном канале. В работе также установлено, что среднее значение функции когерентности между ошибкой по высоте и управляющим сигналом оператора в продольном канале коррелирует со среднеквадратическим отклонением ошибки по высоте. Таким образом, данные электро-

энцефалограмм человека-оператора можно использовать для качественной оценки точности выполнения пилотажного задания.

Общих закономерностей в изменении доли информации, описываемой первыми двумя главными компонентами, во временной области выявлено не было, что не позволяет делать выводы о накоплении усталости с течением времени. Возможными причинами могут быть недостаточная нагрузка на человека-оператора, малая продолжительность экспериментов и изменчивость, связанная с индивидуальными особенностями каждого из операторов и ограниченным объемом экспериментальных данных. Поэтому целесообразно применить предложенную методику для более продолжительных экспериментов и привлечь к исследованию большее число операторов.

## Литература

- [1] Желтов С. Ю., Себряков Г. Г. Моделирование многофункциональной деятельности человека-оператора при управлении летательным аппаратом // XXVII Всероссийская научно-техническая конф. школы-семинара «Передача, прием, обработка и отображение информации о быстропротекающих процессах». Сб. статей. Сочи, 01–10 октября 2016 г. С. 266–275.
- [2] Себряков Г. Г., Набатчиков А. М., Бурлак Е. А. Алгоритм априорной оценки степени соответствия объекта управления возможностям человека-оператора // Третья всероссийская научно-техническая конференция «Навигация, наведение и управление летательными аппаратами». Сб. тезисов. — М.-Раменское, 2017. С. 139–141.
- [3] Korsun O. N., Mikhaylov E. I., Nakhaev M. Z. Speech spectral transfer function // *ITM Web of Conferences*. 2017. Vol. 10. P. 01006.
- [4] Корсун О. Н., Габдрахманов А. Ш. Помехозащищенный алгоритм речевого управления бортовым оборудованием самолета // *Вестник компьютерных и информационных технологий*. 2012. № 4. С. 3–7.
- [5] Корсун О. Н., Михайлов Е. И. Метод выделения речевого сигнала, основанный на технологии контрольных карт // *Вестник компьютерных и информационных технологий*. 2017. № 9 (159). С. 24–31.
- [6] Borghini G., Astolfi L., Vecchiato G., Mattia D., Babiloni F. Measuring neurophysiological signals in aircraft pilots and car drivers for the assessment of mental workload, fatigue and drowsiness // *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*. 2014. Vol. 44. P. 58–75.
- [7] Jap B. Th., Lal S., Fischer P., Bekiaris E. Using EEG spectral components to assess algorithms for detecting fatigue // *Expert Systems with Applications*. 2009. Vol. 36. No. 2.1. P. 2352–2359.
- [8] Полиев А. В. Разработка алгоритма синтеза оптимальных эталонов на основе метода главных компонент // *Cloud of Science*. 2017. Т. 4. № 4. С. 650–661.

**Авторы:**

Олег Николаевич Корсун — доктор технических наук, профессор, начальник лаборатории, ФГУП Государственный научно-исследовательский институт авиационных систем

Евгений Игоревич Михайлов — аспирант, Московский физико-технический институт (государственный университет); инженер, подразделение 3600 ФГУП Государственный научно-исследовательский институт авиационных систем

---

## Methods of Electroencephalogram Analysis for the Human Operator's Condition Estimation During the Piloting

O. N. Korsun\*, E. I. Mikhaylov\*\*

\*State Research Institute of Aviation Systems Scientific Center of Russian Federation  
Viktorenko st., 7, Moscow, Russia, 125319

\*\*Moscow Institute of Physics and Technology (State University)  
Institutskiy per., 9, Dolgoprudny, Moscow Region, Russia, 141701  
e-mail: marmotto@rambler.ru

*Abstract.* The article deals with the problem of estimating the human operator's condition during the piloting. Algorithms for estimating the human operator's condition are proposed. These algorithms are based on the electroencephalogram data using methods of spectral analysis and the method of principal component analysis. The essence of the method is to choose a small number of functional features that allow determining the degree of operator's fatigue without information loss. The experimental results of approbation of the developed algorithms are presented in the article. The dependence between the degree of human operator's fatigue and the quality of the flight task performance is also shown.

*Keywords:* electroencephalogram, spectral analysis, principal component analysis.

### References

- [1] Zheltov S. Y., Sebriakov G. G. (2016) Modelirovanie mnogofunktional'noj deyatel'nosti cheloveka-operatora pri upravlenii letatel'nym apparatom. In Proc. XXVII Vserossijskaja nauchno-tehnicheskaja konf. shkoli-seminara «Peredacha, priem, obrabotka i otobrazhenie informatsii o bistroprotekaush'ih protsessah». Sochi. pp. 266–275. [In Rus]
- [2] Sebriakov G. G., Nabatchikov A. M., Burlak E. A. (2017) Algoritm apriornoj otsenki stepeni sootvetstviya ob'ekta upravlenija vozmozhnostiam cheloveka-operatora. In Proc. Tret'ja vserossijskaja nauchno-tehnicheskaja konferencija «Navigatsija, navedenije i upravlenije letatel'nymi apparatami». Moskva-Ramenskoe, pp. 139–141. [In Rus]
- [3] Korsun O. N., Mikhaylov E. I., Nakhaev M. Z. (2017) *ITM Web of Conferences*. 10: 01006.
- [4] Korsun O. N., Gabdrakhmanov A. Sh. (2012) *Vestnik komp'yuternyh i informacionnyh tehnologij*. 4:3–7. [In Rus]
- [5] Korsun O. N., Mikhaylov E. I. (2017) *Vestnik komp'yuternyh i informacionnyh tehnologij*. 9(159):24–31. [In Rus]
- [6] Borghini G., Astolfi L., Vecchiato G., Mattia D., Babiloni F. (2014) *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*. 44:58–75.
- [7] Jap B. Th., Lal S., Fischer P., Bekiaris E. (2009) *Expert Systems with Applications*. 36(2–1):2352–2359.
- [8] Poliev A. V. (2017) *Cloud of Science*. 4(4):650–661. [In Rus]