

УДК 612.741.1;004.5

## ОПТИМИЗАЦИЯ СКОРОСТИ И ТОЧНОСТИ ЭМГ-ИНТЕРФЕЙСА В ПРАКТИЧЕСКИХ ПРИЛОЖЕНИЯХ

© 2019 г. С. А. Лобов<sup>1</sup>\*, Н. П. Крылова<sup>1</sup>, А. П. Анисимова<sup>1</sup>,  
В. И. Миронов<sup>1</sup>, В. Б. Казанцев<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Нижегородский государственный университет им. Н.И. Лобачевского, Нижний Новгород, Россия

\*E-mail: lobov@neuro.nnov.ru

Поступила в редакцию 15.03.2018 г.

После доработки 25.03.2018 г.

Принята к публикации 01.06.2018 г.

В связи с развитием технологий роботизированной реабилитации и разработкой современных устройств командно-пропорционального электромиографического (ЭМГ) управления вопросы обработки сигналов мышечной активности остаются крайне актуальными. В данной работе предлагается несколько вариантов оптимизации методик обработки ЭМГ-сигналов, которые за счет достаточно простых подходов способны повысить эффективность ЭМГ интерфейса по различным параметрам. В частности, новый способ усреднения сигнала включает в себя расчет двух скользящих средних – основного, “медленного” и дополнительного, “быстрого”. В случае, если отличие средних превышает порог, происходит приравнивание значения “медленного” среднего “быстрому”. Другой подход заключается в использовании нелинейной (степенной) функции в задаче пропорционального управления объектом. Тестирование предложенных подходов в задачах управления виртуальными объектами на 15 здоровых испытуемых показало достижение оптимизации по таким критериям как скорость срабатывания интерфейса, плавность движения объекта, точность и скорость управления. Полученные результаты могут использоваться в системах управления роботизированных устройств широкого спектра – экзоскелетонах, протезах, инвалидных колясках.

**Ключевые слова:** электромиография, ЭМГ, нейроинтерфейс, интерфейс человек–машина, пропорциональное управление, командно-пропорциональное управление, экзоскелетон.

**DOI:** 10.1134/S0131164619010107

Потеря двигательной функции, возникшая в результате заболеваний или поражений центральной нервной системы, в том числе вследствие остро нарушения кровообращения, является одной из значимых медико-социальных проблем. В последние годы с развитием робототехники в реабилитации пациентов, перенесших инсульт, все чаще применяются методики воздействия с проведением автоматизированной механотерапии. Применение роботизированных устройств позволяет дозировать интенсивность проводимой терапии, обеспечить высокую степень повторяемости выполняемых движений и не требует привлечения дополнительного медицинского персонала для проведения процедур.

Наибольший импульс в развитии реабилитационной робототехники получили разработки носимых экзоскелетонных систем, принимающих вертикальную нагрузку массы пациента и ориентированные на воспроизведение нормального паттерна ходьбы. К их числу относятся такие устройства как: *eLegs* [1], *ReWalk* [2], *Rex* [3] и др. Данные комплексы стали первыми системами, по-

лучившими широкое распространение, и для них характерно использование относительно простых алгоритмов управления. Структура системы управления представленных устройств спроектирована таким образом, что их функциональные возможности ограничены принудительным выполнением некоторого фиксированного двигательного стереотипа, не принимая во внимание степень вовлеченности пациента в выполнение реабилитационных процедур. Следующее поколение экзоскелетонов (*HAL* [4], *MindWalker* [5]) предусматривает мониторинг активации мышц пилота исключительно с целью триггерного управления. Иными словами, концепция системы управления подобных устройств предполагает выполнение шага только после того, как степень активации целевых мышц достигнет некоторого определенного уровня.

Современное развитие экзоскелетонных устройств движется в направлении имплементации алгоритмов пропорционального управления посредством остаточной мышечной активности, движением экзоскелетонного комплекса. Данный подход бу-

дет способствовать вовлечению механизмов биологической обратной связи, осуществляя подкрепление намерений пользователя совершить движение и, как следствие, поддерживать пластические перестройки нейронных сетей мозга.

В качестве оценки степени активации мышечной системы может использоваться амплитуда поверхностной электромиограммы (ЭМГ). Подобный метод получил широкое распространение в системах управления миоэлектрическими протезами как мера, характеризующая мышечное усилие и выступающая в роли количественного показателя силы мышц. ЭМГ-сигналы, являются далеко не новым инструментом исследования мышечной активности. Существенное внимание проблеме их анализа с целью формирования управляющего сигнала для внешнего устройства уделялось, начиная с 70-х гг. прошлого столетия. Результатом данных пионерских исследований стало появление класса амплитудных детекторов, ставших классическими инструментами. К их числу относятся оконные преобразования, такие как *RMS*, *MAV* и др. Однако характеристики выходного сигнала в значительной степени зависят от выбора длины окна сглаживания. Это обстоятельство объясняет широкий интерес к проблеме выбора оптимальной длины окна.

В работе [6] был предложен критерий оценки оптимальности длины окна для использования в исследованиях локомоторных паттернов человека. Было обнаружено, что длину окна следует варьировать в зависимости от скорости ходьбы. Подход, основанный на построении математической модели биомеханики человека, представлен в [7]. В результате показано, что оптимальная постоянная времени может быть определена путем минимизации нелинейного уравнения, связанного с коэффициентом автокорреляции уровня сокращения мышц. В исследовании [8] выбор оптимального размера окна зависел от характеристик амплитуды ЭМГ. В ходе исследований рассмотрены участки ЭМГ-сигнала, содержащие монотонные, трапециевидные и синусоидальные изменения амплитуды. Однако вместо определения некоторого фиксированного размера окна, который бы являлся оптимальным для всех случаев, был предложен алгоритм подстройки ширины окна в зависимости от локальных характеристик сигнала. В общем случае правило может быть сформулировано следующим образом: когда амплитуда ЭМГ-сигнала изменяется быстро, длина окна должна уменьшаться; когда амплитуда изменяется плавно, длину окна следует увеличить. В [9, 10] приведена теоретическая оценка оптимальной длины окна. Было показано, что ширина оконного преобразования должна быть функцией амплитуды ЭМГ и ее первых двух производных. Однако поскольку оценка второй производной была слишком сложной, авторы реализовали метод, основанный на амплитуде ЭМГ и

ее первой производной. В исследованиях [11–13] были получены схожие результаты, основанные на величине амплитуды ЭМГ-сигнала и ее первой производной. В качестве альтернативы этим методам в [14] предложено логарифмическое преобразование миоэлектрического сигнала. Это преобразование дает аддитивное (сигнальное и шумовое) представление ЭМГ. Затем для оценки амплитуды преобразованного сигнала применялась теория фильтров Калмана.

В работе [15] критерий оптимальности формулировался с учетом двух факторов. С одной стороны, увеличение окна минимизирует ошибку оценки амплитуды ЭМГ, связанную с флуктуацией сигнала, с другой – уменьшение величины окна снижает запаздывание сигнала и способствует более высокой чувствительности к изменению амплитуды. Значение оптимальной длины окна получалось в результате минимизации выражения, соответствующего значению общей ошибки измерения амплитуды. Итоговый результат включал зависимость длины окна от регистрируемой амплитуды и первых двух ее производных. В этой же работе была выполнена экспериментальная оценка алгоритма онлайн-оптимизации длины окна по параметрам сигнала. Оценка производительности проводилась в ходе мониторинга мышечной активности при выполнении задания трекинга случайного перемещения некоторого объекта. По результатам исследований было установлено, что применение такого адаптивного преобразования не дает существенных качественных улучшений. Дальнейшие исследования были сфокусированы на выборе фиксированной длины оконного преобразования. В работе [16] сравнение различных длин окон осуществлялось на основе значения коэффициента вариации (КВ). В результате авторы исследований отобрали длины 70–75, 200 и 250 мс, как наиболее подходящие, основываясь на отсутствии статистически значимых изменений КВ для окон другого размера.

В работе [17] был реализован новый алгоритм обработки сигналов мышечной активности. Так авторы в ходе исследований пришли к выводу, что сглаживание ЭМГ-сигнала с использованием оконного преобразования для последующей трансляции амплитуды сигнала в команды пропорционального управления недостаточно. Для минимизации шумовой составляющей была предложена процедура трехэтапной фильтрации. На первом этапе сигнал обрабатывался обычным скользящим средним с длиной окна 500 мс (100 сегментов при частоте дискретизации сигнала 200 Гц). На втором уровне обработки вычислялось среднее значение и стандартное отклонение сигнала в окне 80 сегментов. В случае, если результат усреднения, полученный после первого уровня обработки, лежит в интервале, ограниченном стандартным отклонением, то на третий уровень пере-

дается значение без изменений, в противном случае передается результат усреднения, ставший результатом вычислений на предыдущем шаге. Данные, поступившие на третий уровень обработки, обрабатываются скользящим средним с длиной окна в 60 сегментов (300 мс). Результирующий сигнал исследовался на предмет задержки. Кросскорреляционный анализ показал, что временное смещение полученного сигнала в сравнении с необработанным ЭМГ-сигналом составляет 290 мс и укладывается в допустимые нормы для реализации пропорционального управления.

В нашей работе проводились исследования двух типов: по пропорциональному ЭМГ-контролю и по совмещенному командно-пропорциональному ЭМГ-контролю виртуального объекта на экране компьютера. Ранее была предложена схема совмещенного командно-пропорционального ЭМГ-управления робототехническим устройством [18], которую позднее адаптировали для задачи управления виртуальным объектом на экране компьютера [19]. Были определены основные факторы, лимитирующие использование разработанного ЭМГ-интерфейса [20]. В данной работе мы предлагаем новый способ усреднения сигнала и выбор нелинейной функции, используемой в задаче пропорционального управления объектом, в частности экзоскелетом.

## МЕТОДИКА

В исследовании принимали участие 15 чел. в возрасте от 20 до 50 лет. Все испытуемые дали письменное согласие, исследование одобрено комиссией по биоэтике ННГУ им. Н.И. Лобачевского (протокол № 6 от 06.07.2017).

Регистрацию ЭМГ-сигналов производили с помощью 8-канального миоэлектродного комплекса *MYO™ Thalmic*, с электродами, расположенными по кольцу вокруг предплечья руки. Этапы обработки сигналов подробно изложены в работах [18–20].

Для оценки степени мышечного сокращения, применяемого в пропорциональном управлении, использовали среднее абсолютное значение сигнала – *MAV* (англ. *Mean Absolute Value*). Усреднение производили с помощью формулы экспоненциального скользящего среднего, не требующего сегментации данных на окна:

$$MAV_t = \alpha |x_t| + (1 - \alpha) MAV_{t-1}, \quad (1)$$

где  $MAV_t$  – текущее значение экспоненциального скользящего среднего абсолютного значения в точке,  $MAV_{t-1}$  – его предыдущее значение,  $x_t$  – текущее (последнее регистрируемое) значение ЭМГ-сигнала,  $\alpha$  – коэффициент, определяющий скорость уменьшения весов.

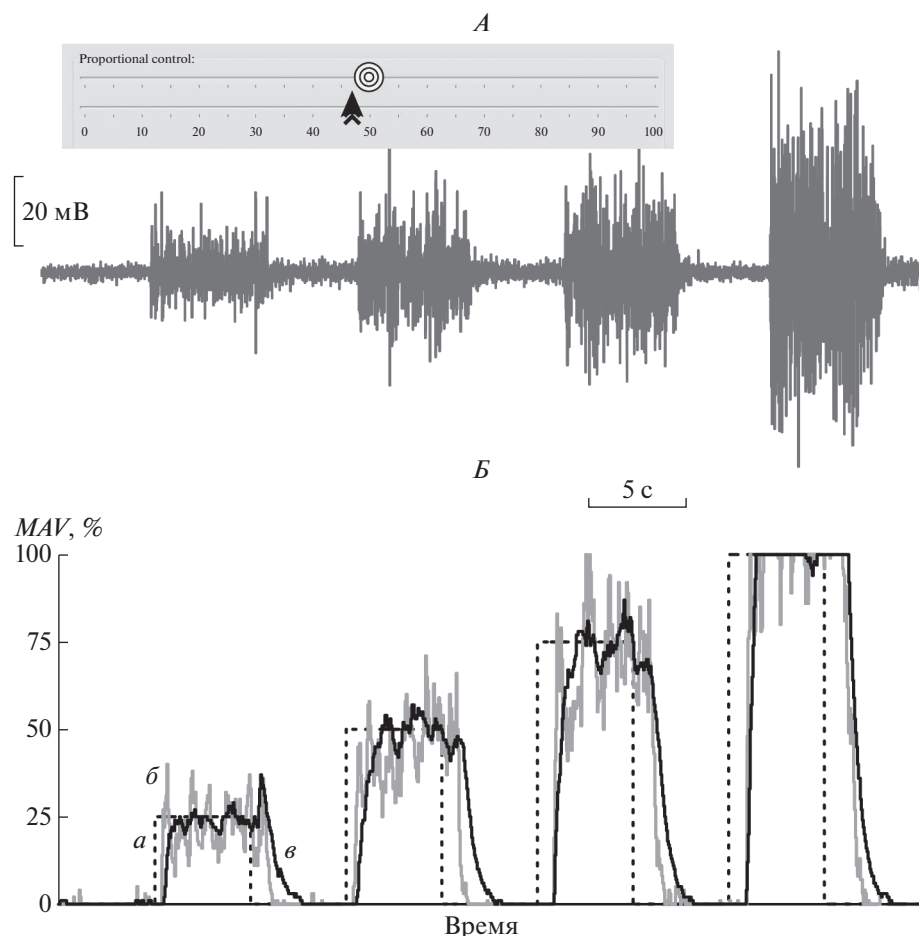
Для оптимизации пропорционального управления авторы разработали приложение “*MyoProp*”, основные элементы которого выполнены в виде целевого и управляемого слайдера (рис. 1, А, мишень и стрелка в верхней вставке). Каждый испытуемый

проходил процедуру нормализации *MAV*, в ходе которой оператор отмечал уровень ЭМГ-сигнала испытуемого при минимальном и максимальном усилии. После этой процедуры нижний слайдер графического интерфейса приложения (рис. 1, А, стрелка) двигался в онлайн-режиме в зависимости от регистрируемого значения *MAV*, выраженного в процентах. Испытуемому предлагали, меняя усилие на руке, повторить движения целевого слайдера (рис. 1, А, мишень), который был запрограммирован на поочередную демонстрацию значений 25, 50, 75 и 100%, в течение 5 с для каждого значения с интервалами для расслабления, также длящимися 5 с.

Результаты по каждому испытуемому отображали в виде графика с кривыми, соответствующими заданию (рис. 1, Б, а) и выполнению этого задания с помощью ЭМГ-интерфейса (рис. 1, Б, б и в). Предлагаемый новый подход основан на вычислении двух значений *MAV* – “быстром”,  $MAV^f$  с большим коэффициентом  $\alpha_f$  (рис. 1, Б, б) и “медленном”,  $MAV^s$ , рассчитываемым с малым коэффициентом  $\alpha_s$  (рис. 1, Б, в). Для каждой регистрируемой кривой определяли задержку времени  $\Delta t$  и разброс значений  $\Delta M$ :  $\Delta t$  измеряли как разницу времени между временем достижения целевого значения *MAV* и началом изменения *MAV* при выполнении задания; за  $\Delta M$  принимали разницу между максимальным и минимальным значением (рис. 2, А). Конкретные значения  $\alpha_s$  и  $\alpha_f$  для каждого испытуемого выбирали индивидуально таким образом, чтобы в случае  $\alpha_s$  разброс значений  $\Delta M$  был не более 25%, а в случае  $\alpha_f$  задержка времени  $\Delta t$  составляла не более 400 мс. Способ комбинирования двух значений *MAV* будет представлен в следующем разделе.

Данные, полученные для усилий всех четырех градаций, усредняли по каждому пользователю, и далее по всем пользователям. Оценку достоверности различий производили с помощью дисперсионного однофакторного анализа с последующей проверкой с помощью критерия Стьюдента с поправкой Бонферрони для множественных сравнений.

Для тестирования ЭМГ-интерфейса в практических приложениях испытуемым предлагали выполнить два теста на персональном компьютере, используя вместо компьютерной мыши миоуправление – подход, предложенный нами ранее [19, 20]. В основе данного подхода лежит схема совмещенного командно-пропорционального управления с искусственной нейронной сетью, применяемой в качестве классификатора ЭМГ-паттернов [18]. Классификатор настраивали индивидуально для каждого испытуемого на образцах ЭМГ-паттернов, соответствующих десяти статичным жестам руки. Для процедуры обучения нейронной сети использовали алгоритм обратного распространения ошибки. Выходное значение четырех нейронов  $q^r$ ,  $q^l$ ,  $q^u$ ,  $q^d$  использовали для расчета изменения позиции курсора  $\Delta$  вдоль оси  $X$  и  $Y$ :



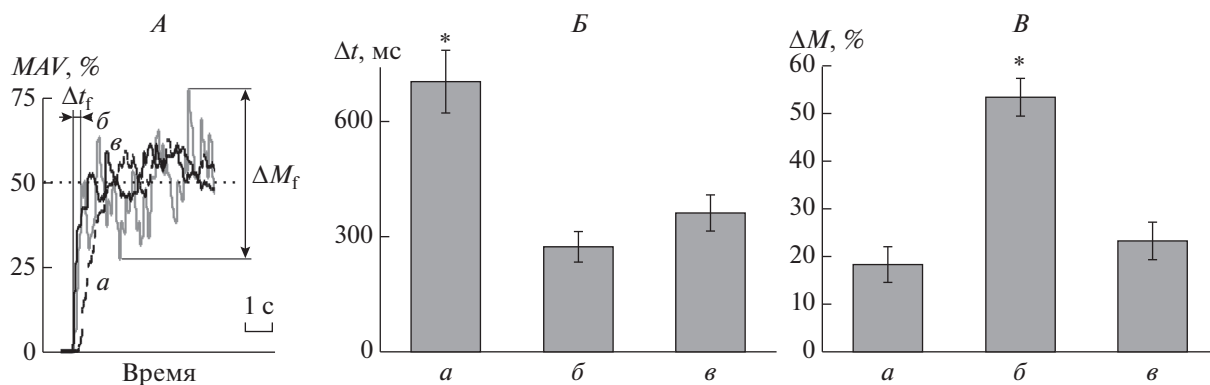
**Рис. 1.** Пример выполнения задания по пропорциональному управлению с помощью ЭМГ-интерфейса. А – ЭМГ-сигнал на одном из каналов, вставка – элемент графического интерфейса программного приложения; Б – графики целевой функции (а), “быстрой” (б) и “медленной” (в) MAV.

$$\Delta t_i = v_i (q_i^r - q_i^l, q_i^u - q_i^d), \quad (2)$$

$$v_i = k MAV_i. \quad (3)$$

где скорость объекта  $v$  определяли средним абсолютным значением ЭМГ-сигнала, взятого с коэффициентом пропорциональности  $k$ :

Тестирование ЭМГ-интерфейса включало в себя задание “калькулятор” и игровой тест “Пэкман”. Первый тест заключался в запуске соответ-



**Рис. 2.** Результаты оптимизации пропорционального управления. А – пример “медленной” (а), “быстрой” (б) и “комбинированной” (в) MAV, Б – временная задержка  $\Delta t$ , В – разброс значений  $\Delta M$ . На графиках представлены средние значения и стандартные ошибки.

ствующего приложения и решения в нем простого арифметического примера. В качестве оценки работы интерфейса брали скорость выполнения этого задания. В игровом тесте задачей испытуемого было собрать как можно больше движущихся объектов, скорость которых увеличивалась на каждом игровом уровне. В данном случае эффективность ЭМГ-интерфейса оценивали по игровому счету. Данные по всем испытуемым усреднялись и обрабатывались так же, как и в случае с оптимизацией пропорционального управления.

## РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

*Оптимизация пропорционального управления.* При реализации пропорционального управления необходимо одновременно обеспечить отсутствие задержек и плавность работы ЭМГ-интерфейса. Однако на практике сложно найти компромисс между этими характеристиками. Так, при использовании больших значений  $\alpha_f$  (рис. 2, А, б) кривая MAV характеризуется малым временем задержки (рис. 2, А,  $\Delta t_f$ ), но большим разбросом значений (рис. 2, А,  $\Delta M_f$ ). Уменьшение  $\alpha$  до  $\alpha_s$  (рис. 2, А, а) сглаживает усредняющую кривую, но одновременно увеличивает величину задержки. На рис. 2 (Б, В) представлены данные по задержкам ( $\Delta t$ ) и разбросам значений ( $\Delta M$ ), усредненных по всем испытуемым. “Медленная” кривая (рис. 2, А, а) характеризуется малым разбросом – менее 20% (рис. 2, В, а), но при этом задержка составляет 700 мс (рис. 2, Б, а) и становится ощутимой для испытуемых. “Быстрая” кривая (рис. 2, А, б) демонстрирует приемлемую задержку – менее 300 мс (рис. 2, Б, б), но очень большой разброс значений – более 50% (рис. 2, В, б).

Предлагаемый подход основан на одновременном расчете двух средних с разными  $\alpha$ . При этом в качестве основной используется “медленная” MAV и на каждом шаге вычислений производится ее сравнение с “быстрой”. Если найденное отличие превышает заданный порог  $M_{\text{thresh}}$ , то значение “медленной” средней приравнивается к значению быстрой. Далее, средние опять рассчитываются независимо до следующего превышения порога:

$$\begin{aligned} MAV_t^s &= \alpha_s |x_t| + (1 - \alpha_s) MAV_{t-1}^s, \\ MAV_t^f &= \alpha_f |x_t| + (1 - \alpha_f) MAV_{t-1}^f, \end{aligned} \quad (4)$$

если  $|MAV_t^s - MAV_t^f| \geq M_{\text{thresh}}$ , то  $MAV_t^s \leftarrow MAV_t^f$ .

Значение порога  $M_{\text{thresh}}$  было выбрано в ходе предварительных экспериментов и составило 40%. Подход комбинирования двух MAV (рис. 2, А, в) позволил получить среднюю задержку  $\Delta t = 350$  мс (рис. 2, Б, в), что немного больше, чем в случае с “быстрой” MAV (рис. 2, Б, б), являющейся оптимальной по критерию задержки. Однако

данные различия статистически не достоверны ( $p = 0.2$ ), в отличие от длительной задержки в случае “медленной” MAV (рис. 2, Б, а), значение которой отличается статистически значимо ( $p < 0.03$ ). Аналогичная картина наблюдается и в случае критерия  $\Delta M$ . Средний разброс значений в комбинированном подходе составил  $\Delta M = 23\%$  (рис. 2, В, в), при этом наблюдаемое различие с оптимальной по данному критерию “медленной” MAV (рис. 2, В, а) статистически не значимо ( $p = 0.4$ ). При этом разброс значений у “быстрой” MAV (рис. 2, В, б) отличается статистически достоверно ( $p < 0.001$ ). Таким образом, предложенный метод комбинирования двух средних позволяет получить результирующий сигнал, отличающийся малой задержкой и одновременно небольшим уровнем разброса значений.

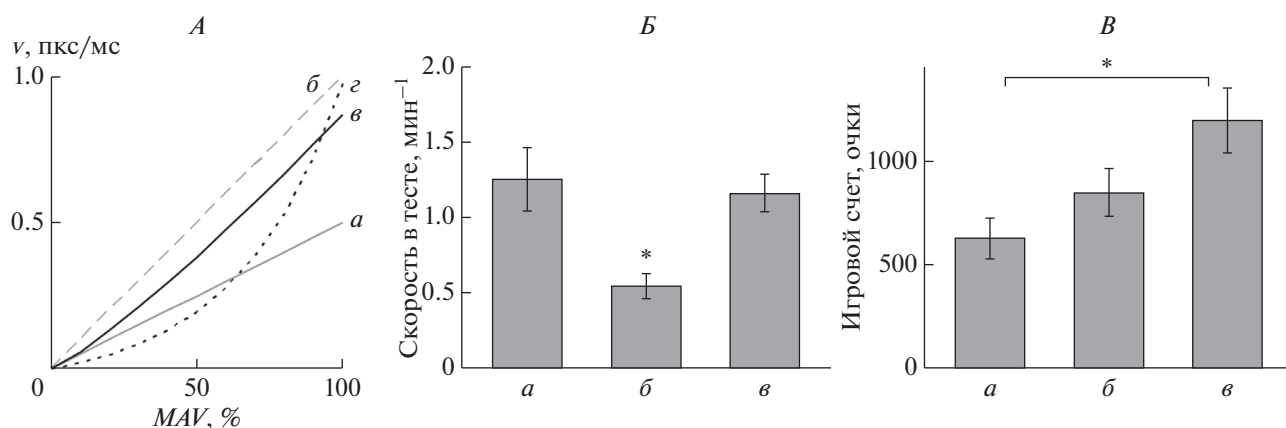
*Оптимизации ЭМГ-управления динамическими объектами.* В схеме командно-пропорционального управления, предложенной ранее, использовалась линейная зависимость скорости виртуального объекта от степени усилия мышц, оцениваемой по амплитуде ЭМГ-сигнала (значению MAV). Недостатком данного способа является недостаточная универсальность. В частности, для задач, требующих большой точности, необходимо выбирать малое значение коэффициента пропорциональности  $k$ , в результате чего максимальная скорость объекта может быть недостаточной в случае управления в динамически меняющихся условиях. Так, производительность ЭМГ-интерфейса “калькулятор”, в котором критична точность, при  $k = 0.005$  (рис. 3, Б, а) более чем в 2 раза выше, чем при  $k = 0.01$  (рис. 3, Б, б). Найденные различия статистически значимы ( $p = 0.015$ ). В игровом тесте, в котором более важной является скорость управляемого объекта, при более высоком значении  $k$  (рис. 3, В, б) наблюдается тенденция к повышению производительности интерфейса. В данном случае статистически достоверного различия при данном объеме выборки обнаружить не удалось ( $p = 0.15$ ), однако субъективные оценки испытуемых подтверждают найденную тенденцию.

В целях одновременного обеспечения точности и скорости ЭМГ-интерфейса предложено использование нелинейного преобразования амплитуды ЭМГ-сигнала в скорость объекта. В частности, реализованы и протестированы экспоненциальная и степенная функция (рис. 3, А, г и в соответственно):

$$v = 0.06e^{0.028MAV} - 0.06, \quad (5)$$

$$v = 0.04MAV^{1.18}. \quad (6)$$

Экспоненциальная функция (5) отличалась недостаточной чувствительностью при слабых напряжениях мышц и резким скачком скорости при сильном напряжении. Это вносило неудобство в управление, и на этапе предварительных экспериментов от экспоненциального преобра-



**Рис. 3.** Результаты оптимизации командно-пропорционального управления в прикладных приложениях. *A* – зависимость скорости управляемого объекта от амплитуды ЭМГ сигнала (*MAV*), *B* – скорость выполнения теста “калькулятор”, *B* – игровой счет в тесте “Пэкмен”; *a* – линейное преобразование с коэффициентом  $k = 0.005$ , *б* – линейное преобразование с коэффициентом  $k = 0.01$ , *в* – степенное преобразование, *г* – экспоненциальное преобразование. На графиках представлены средние значения и стандартные ошибки.

зования отказались. Подобранная степенная функция (*б*) данного недостатка лишена, при малых значениях амплитуды ЭМГ-сигнала значенные скорости объекта такое же, как при линейном преобразовании с малым коэффициентом  $k$ , а при больших значениях *MAV* приближается по своим значениям к случаю с линейным преобразованием с большим  $k$ .

Тестирование ЭМГ-интерфейса со степенной функцией (*б*) продемонстрировало следующие результаты. Скорость выполнения теста “калькулятор” (рис. 3, *B*, *в*) была столь же высокой, как и в случае линейного преобразования с малым значением  $k$  (рис. 3, *B*, *a*) – статистически достоверных различий между данными группами не обнаружено ( $p = 0.6$ ). В игровом тесте производительность интерфейса со степенной функцией преобразования (рис. 3, *B*, *в*) продемонстрировала достоверно значимое ( $p = 0.004$ ) различие с вариантом линейного преобразования с малым значением  $k$  (рис. 3, *B*, *a*). Среднее значение игрового счета увеличилось в 2 раза. Более того, у большинства испытуемых наблюдалось превосходство интерфейса со степенным преобразованием над результатами с линейным преобразованием с большим значением  $k$  (рис. 3, *B*, *б*). Однако в рамках полученных данных нельзя утверждать статистическую достоверность этих различий ( $p = 0.08$ ).

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Вопросы обработки сигналов мышечной активности, получаемые с помощью поверхностной электромиографии, остаются по-прежнему актуальными в связи с развитием как технологий роботизированной реабилитации, так и разработкой современных устройств командно-пропорционального миоуправления. Современные воз-

можности минитюаризации аппаратных систем регистрации и обработки миографических данных (например, “умная одежда”) позволяют существенно расширить спектр приложений ЭМГ как в медицинском, так и бытовом применении. В данной работе мы предложили несколько вариантов оптимизации методик обработки миографических сигналов, которые за счет достаточно простых манипуляций способны повысить эффективность ЭМГ-интерфейса по различным параметрам. В частности, новый способ усреднения сигнала включает в себя расчет двух скользящих средних – основного, “медленного” и дополнительного, “быстрого”. В случае, если отличие средних превышает порог, происходит приравнивание значения “медленного” среднего “быстрому”. Другой подход заключается в использовании нелинейной (степенной) функции в задаче пропорционального управления объектом. Тестирование предложенных подходов в задачах управления виртуальными объектами на 15 здоровых испытуемых показало достижение оптимизации по таким критериям как скорость срабатывания интерфейса, плавность движения объекта, точность и скорость управления. Полученные результаты могут использоваться в системах управления роботизированных устройств широкого спектра – экзоскелетонах, протезах, инвалидных колясках. В дальнейшем мы предполагаем интегрировать различные целевые показатели в технологию адаптивно перестраиваемого ЭМГ интерфейса универсального миоуправления.

Исследование выполнено при финансовой поддержке Министерства образования и науки Российской Федерации в рамках государственного задания № 8.2487.2017/ПЧ.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Ackerman E.* Berkeley bionics introduces eLEGS robotic exoskeleton // *IEEE Spectr.* 2010. V. 10. <https://spectrum.ieee.org/automaton/robotics/medical-robots/berkeley-bionics-introduces-elegs-robotic-exoskeleton>
2. *Esquenazi A., Talaty M., Packel A. et al.* The ReWalk Powered Exoskeleton to Restore Ambulatory Function to Individuals with Thoracic-Level Motor-Complete Spinal Cord Injury // *Am. J. Phys. Med. Rehabil.* 2012. V. 91. № 11. P. 911.
3. *Shultz A.* Robotic exoskeleton: For a better quality of life. 2012. <http://www.maxonmotor.com/maxon/view/application/EXOSKELET%0AT-AB>.
4. *Kasaoka K., Sankai Y.* Predictive control estimating operator's intention for stepping-up motion by exo-skeleton type power assist system HAL // *Proceedings 2001 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Expanding the Societal Role of Robotics in the the Next Millennium (Cat. No.01CH37180).* IEEE. V. 3. P. 1578.
5. *Wang S., Wang L., Meijneke C. et al.* Design and Control of the MINDWALKER Exoskeleton // *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.* 2015. V. 23. № 2. P. 277.
6. *Hershler C., Milner M.* An Optimality Criterion for Processing Electromyographic (EMG) Signals Relating to Human Locomotion // *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 1978. V. BME-25. № 5. P. 413.
7. *Miyano H., Masuda T., Sadoyama T.* A Note on the Time Constant in Low-Pass Filtering of Rectified Surface EMG // *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 1980. V. BME-27. № 5. P. 274.
8. *Xiong F.Q., Shweddyk E.* Some Aspects of Nonstationary Myoelectric Signal Processing // *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 1987. V. BME-34. № 2. P. 166.
9. *D'Alessio T.* Some results on the optimization of a digital processor for surface EMG signals // *Electromyogr. Clin. Neurophysiol.* V. 24. № 7. P. 625.
10. *D'Alessio T.* Analysis of a Digital EMG Signal Processor in Dynamic Conditions // *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 1985. V. BME-32. № 1. P. 78.
11. *Meek S.G., Fetherston S.J.* Comparison of signal-to-noise ratio of myoelectric filters for prosthesis control // *J. Rehabil. Res. Dev.* 1992. V. 29. № 4. P. 9.
12. *Euljoon Park E., Meek S.G.* Adaptive filtering of the electromyographic signal for prosthetic control and force estimation // *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 1995. V. 42. № 10. P. 1048.
13. *Jacobsen S.C., Meek S.G., Fullmer R.R.* Adaptive myoelectric filter // *Eng. Med. Biol. Soc. Annu. Conf. IEEE,* 1984. P. 592.
14. *Evans H.B., Pan Z., Parker P.A. et al.* Signal Processing for Proportional Myoelectric Control // *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 1984. V. BME-31. № 2. P. 207.
15. *Clancy E.A.* Electromyogram amplitude estimation with adaptive smoothing window length. // *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 1999. V. 46. № 6. P. 717.
16. *Buckthorpe M.W., Hannah R., Pain T.G. et al.* Reliability of neuromuscular measurements during explosive isometric contractions, with special reference to electromyography normalization techniques // *Muscle Nerve. Wiley Subscription Services, Inc., A Wiley Company.* 2012. V. 46. № 4. P. 566.
17. *Lyu M., Lambelet C., Woolley D. et al.* Training wrist extensor function and detecting unwanted movement strategies in an EMG-controlled visuomotor task // *International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR).* IEEE, 2017. P. 1549.
18. *Lobov S.A., Mironov V.I., Kastalskiy I.A. et al.* Combined Use of Command-Proportional Control of External Robotic Devices Based on Electromyography Signals // *Sovrem. Tehnol. v Med. Nizhny Novgorod State Medical Academy.* 2015. V. 7. № 4. P. 30.
19. *Lobov S., Krilova N., Kastalskiy I. et al.* A Human-Computer Interface based on Electromyography Command-Proportional Control // *Proceedings of the 4th International Congress on Neurotechnology, Electronics and Informatics. SCITEPRESS – Science and Technology Publications,* 2016. P. 57.
20. *Lobov S., Krilova N., Kastalskiy I. et al.* Latent Factors Limiting the Performance of sEMG-Interfaces // *Sensors.* 2018. V. 18. № 4. P. 1122.

## Optimizing the Speed and Accuracy of the EMG Interface in Practical Applications

S. A. Lobov<sup>a,\*</sup>, N. P. Krylova<sup>a</sup>, A. P. Anisimova<sup>a</sup>, V. I. Mironov<sup>a</sup>, and V. B. Kazantsev<sup>a</sup>

<sup>a</sup>*Lobachevsky State University of Nizhni Novgorod, Nizhni Novgorod, Russia*

\*E-mail: lobov@neuro.nnov.ru

Due to the development of robotic rehabilitation technologies and the development of modern electromyography (EMG) command-proportional control, the issues of processing of muscle activity signals remain extremely relevant. In this paper, we suggest several options for optimizing the processing techniques for EMG signals. Our rather simple approaches improve the efficiency of the EMG interface in various parameters. In particular, the new method of signal averaging involves the calculation of two moving mean values – the main, “slow” mean and additional, “fast” mean. If the difference between the mean values exceeds the threshold, the “slow” mean is equalized to the “fast” one. Another approach includes the use of nonlinear (power) function in the problem of proportional control of the object. The proposed approaches were tested in the tasks of control of virtual objects in 15 healthy subjects. It was found that the such criteria as the speed of interface response, smoothness of the object movement, the accuracy and the speed of control were optimized. The obtained results can be used in the control systems of a wide range of robotic devices, including exoskeletons, prostheses and wheelchairs.

*Keywords:* electromyography, EMG, neurointerface, human–machine interface, proportional control, command-proportional control, exoskeleton.