

при длинах волн 0,2 - 0,33 мкм. Это соответствует экспериментальным результатам, взятым из литературы.

Результаты моделирования, представленные в этой работе, могут быть использованы для оптимизации фотоприемников AlGaIn/GaN и разработки оптоэлектронных устройств нового поколения.

#### **Список цитированных источников**

1. Заяц, Н.С. Оптические свойства пленок GaN/Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>, легированных кремнием / Н.С. Заяц, П.А. Генцарь, В.Г. Бойко, О.С. Литвин // Физика и техника полупроводников. – 2009. – Том 43, вып. 5. – С. 617-620.
2. Mohammad, S.N. Progress and prospects of group-III nitride semiconductors / S.N. Mohammad, Y.H. Morkos // Prog. Quant. Electr. – 1996. – Vol. 20. – P. 361-525.
3. Ambacher, O. Growth and applications of Group III-nitrides / O. Ambacher // J. Phys. D: Appl. Phys. – 1998. – Vol. 31. – P. 2653.
4. Hirsch, L. Electrical characterization of InGaIn/GaN light emitting diodes grown by molecular beam epitaxy / L. Hirsch, A. S. Barriere // Journal of Applied Physics, 2003. – Vol. 94., No. 8. – P. 5014.
5. Мотт, Н. Электронные процессы в некристаллических веществах / Н Мотт, Э.Дэвис. – Изд. 2-е. – М.: Мир, 1982. – 368 с.

УДК 551.492

**Шульган А. А.**

*Научные руководители: к.т.н., доцент Костюк Д. А., ассистент Маркина А. А.*

## **СПЕЦИФИКА ИСПОЛЬЗОВАНИЯ БИОМЕТРИЧЕСКИХ ИЗМЕРЕНИЙ В ОЦЕНКЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ЧЕЛОВЕКО-МАШИННОГО ВЗАИМОДЕЙСТВИЯ**

### **Введение**

До недавнего времени оценку эффективности человеко-машинного взаимодействия с использованием приборных биометрических измерений, позволяющих выполнять мониторинг физического и эмоционального состояния пользователя при работе с программным обеспечением, ограничивали малая распространенность и высокая стоимость оборудования. Однако в последнее время на рынке появилось значительное число устройств с биометрическими датчиками, предназначенных для индустрии фитнеса и развлечений. К этой категории относятся в первую очередь оптические датчики измерения пульса, разработанные для спортивных пульсометров, а затем распространившиеся сначала на фитнес-трекеры, а после – на взаимодействующие со смартфоном т. н. «умные часы». Кроме того, существует ряд игровых устройств, регистрирующих мозговую активность (например, для тренировки концентрации внимания пользователя). Эти устройства достаточно точны, пригодны к непрерывному мониторингу, способны передавать данные на персональный компьютер и при этом, благодаря массовому производству, широко доступны на рынке [1].

Среди параметров организма, измеряемых устройствами потребительского сегмента, можно выделить сердечный ритм (частота сердечных сокращений, ЧСС), ритмы электроэнцефалограммы (ЭЭГ) и электрическую проводимость кожи (ЭПК) [2]. Рассмотрим кратко каждый из них.

**ЧСС** – величина, отражающая число колебаний стенок артерии за единицу времени. При физической нагрузке, изменении эмоционального состояния

ЧСС увеличивается, т. к. организм стандартно реагирует на требование органов и тканей повышенного кровоснабжения увеличением сердечных сокращений. При этом требуемые от оператора ПК действия относятся к легкой физической нагрузке [2], что должно выражаться ростом ЧСС на начальном этапе с последующим постепенным снижением.

**ЭЭГ** отображает колебательные электрические процессы, которые регистрируются при помощи электроэнцефалографа при размещении его электродов на поверхности скальпа, и представляет собой результат электрического суммирования и фильтрации элементарных процессов в нейронах. При этом основной информативный параметр энцефалограммы – величина сигнала, приходящаяся на различные частотные диапазоны или «ритмы» [3]:  $\alpha$ -ритм – 8..13 Гц,  $\beta$ -ритм – 14..40 Гц,  $\theta$ -ритм – 4..8 Гц,  $\delta$ -ритм – 0,5..3 Гц,  $\gamma$ -ритм – выше 40 Гц, и др. Следует отметить, что потребительские энцефалографы также генерируют и ряд интегральных метрик на основе простых соотношений между величинами сигналов, соответствующих различным ритмам: например, условный уровень концентрации внимания пользователя [1].

**ЭПК** варьируется в зависимости от влажности кожи, которая в свою очередь обеспечивается потовыми железами, контролируемые симпатической нервной системой [4]. Болезненные стимулы – например, досада – увеличивают секрецию потовых желез (это увеличение обычно очень незначительное, но пот обладает электролитическими свойствами). По этой причине электропроводность часто используется как показатель психологического или физиологического возбуждения. При оценке ЭПК выделяют высокочастотную фазическую и низкочастотную тоническую кожно-гальванические реакции (КГР): фазическая КГР имеет вид кратковременных импульсов малой длительности, возникающих в ответ на внешние стимулы или на тревогу, напряжение, мыслительную деятельность. Тоническая КГР изменяется медленно и служит скорее показателем функционального состояния человека, к тому же строго индивидуальным.

Таким образом, при использовании широкого спектра потребительских биометрических устройств возрастает число источников биометрических данных, а в результате этого в системе, используемой в исследовании эффективности человеко-машинного взаимодействия, становится доступно больше временных рядов, требующих оценки. Это безусловно должно повышать точность оценки состояния пользователя. Однако при увеличении числа источников данных возникают дополнительные проблемы.

На практике роль провайдеров биометрии для таких устройств не является основной; различные устройства имеют разную частоту выборки, форматы представления и способы информационного обмена. В итоге неизменно оказывается, что одни временные ряды имеют более высокую частоту выборки, чем другие. Иногда данные поступают практически в режиме реального времени, как в случае сигналов ЭЭГ или ЭПК (вплоть до нескольких изменений в секунду), и характерной проблемой таких данных может оказываться высокочастотный шум.

Необходимость построения многомерной модели на основе временных рядов, имеющих разную частоту выборки, чаще всего возникает в двух ситуациях:

1. Высокочастотные и низкочастотные потоки данных соответствуют нескольким биометрическим параметрам. В этом случае требуется получить оценки для отсутствующих высокочастотных значений на основе всей доступной информации.

2. Важный и информативный параметр оценивается с низкой частотой, но формирующие его измерения выполняются на более высокой частоте.

Характерным примером является ЧСС, измеряемая в числе ударов в минуту: во всех потребительских устройствах, измеряющих ЧСС, необходимое суммирование выполняется микроконтроллером, однако частота временного ряда, передаваемого устройством, обычно является более высокой. Например, данные поступают ежесекундно, а каждое значение представляет собой результат суммирования в рамках скользящего шестидесятисекундного окна.

Простым же примером данных с накоплением является фазическая КГР, информативный параметр которой – число пиков в единицу времени.

**Преобразование высокочастотных рядов в низкочастотные** может выполняться по-разному в зависимости от практического значения параметров (путем усреднения, суммирования или принятия репрезентативного значения). Подобное «объединение» характерно для ситуаций, когда расхождение частот не очень велико, а выбор делается из прагматических соображений, без существенного теоретического обоснования.

Стандартным способом является усреднение по периоду:

$$x_t = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_{t-i/m} . \quad (1)$$

Для величин с накоплением, как в случае фазической КГР, значения просто складываются:

$$x_t = \sum_{i=1}^m x_{t-i/m} . \quad (2)$$

Наконец, на роль представителя последовательности высокочастотных значений может выбираться первое, второе либо последнее из них. Так, выбор последнего в минутном интервале значения ЧСС аргументируется тем, что информация из предыдущих вошедших в интервал отсчетов уже содержится в значениях временного ряда пониженной частоты.

При выборе преобразования высокочастотных рядов в низкочастотные следует учитывать, что оно, как правило, связано с потерей информации, изначально присутствующей в выборке, а потеря информации – к снижению точности и оперативности оценки состояния оператора.

**Преобразование низкочастотных данных в высокочастотные** может выполняться, например, при сравнении нескольких временных рядов одного и того же параметра, полученного устройствами, имеющими разную частоту выборки (например, при сравнении данных, поступающих от разных моделей энцефалографов), либо с целью заполнения пропусков данных, возникших по техническим причинам (промежуток в измерениях из-за кратковременного нарушения контакта с датчиком).

Статистический подход используется чаще всего и предполагает применение методов интерполяции – в простейшем случае линейной (3), в более сложных – квадратичной или кубической, без учета возможной внутривариативности высокочастотных данных.

$$x_i = x_{i+1} + \frac{x_{i-1} - x_{i+1}}{t_{i-1} - t_{i+1}} (t_i - t_{i+1}) \quad (3)$$

В более сложных случаях восстановление отсутствующих данных может выполняться вычислением частичных средневзвешенных значений либо принятием в качестве пропущенных значений таких, которые минимизируют кон-

кретную функцию потерь при наложенном ограничении совместимости (в случае связанных временных рядов) [5]. Примером такой связи могут служить КГР и ЧСС, традиционно используемые в парных измерениях (например, при оценке уровня стресса).

Следует отметить, что обычно используемые методы интерполяции также не в полной мере задействуют всю доступную информацию о выборке.

Кроме того, сложность параллельного использования нескольких временных рядов биометрических параметров заключается в том, что если они дают противоречивые сигналы, не существует согласованного способа агрегации данных для получения однозначной оценки.

В итоге, при наличии большого количества временных рядов возникает рост неопределенности, который может приводить к снижению точности оценки. Одним из способов преодоления этой проблемы является сжатие всех доступных временных рядов в меньшее число переменных [6], с формированием композитных индикаторов, используемых для получения наглядной численной оценки состояния оператора при работе с конкретным программным продуктом или сравнительной оценки для нескольких конкурирующих продуктов.

#### **Список цитированных источников**

1. Костюк, Д.А. Подход к биометрической оценке эргономики графического интерфейса пользователя / Д.А. Костюк, О.О. Латий, А.А. Маркина // Вестник БрГТУ. – 2016. – No 5 (101): физика, математика, информатика. – С. 46-49.

2. Латий, О.О. Средства измерения нагрузки, воздействующей на пользователей программного продукта, с помощью платформы Arduino / О.О. Латий, А.В. Шитиков, Д.А. Костюк // Современные информационные технологии в образовании и научных исследованиях (СИТОНИ-2013): материалы IV Международной НТК студентов и молодых ученых. Сб-к научных трудов студентов, магистрантов, аспирантов и преподавателей. – Донецк: ДонНТУ, 2013. – С. 56–63.

3. Martini, F. Essentials of Anatomy & Physiology / F. Martini, E. Bartholomew. – San Francisco: Benjamin Cummings, 2003. – P. 267.

4. Braithwaite, J. J. A Guide for Analysing Electrodermal Activity & Skin Conductance Responses for Psychological Experiments / Jason J. Braithwaite, Derrick G Watson, Robert Jones, Mickey Rowe. - Selective Attention & Awareness Laboratory Behavioural Brain Sciences Centre, University of Birmingham, UK: Tech. Rep., 2013. - p. 42.

5. Mitchell, J. An indicator of monthly GDP and an early estimate of quarterly GDP growth / J. Mitchell [et al.] // The Economic Journal, iss. 115(501), 2005 & - P. 108–129.

6. Kostiuk, D.A. Using biometric measurements to compare graphical user interfaces / D.A. Kostiuk, O.O. Latiy, A.A. Markina, V.P. Shamonin // PRIP'2019. Pattern Recognition and Information Processing (Распознавание образов и обработка информации): материалы 14-й Международной конференции. – 21–23 мая 2019, Минск, Беларусь. – С. 216–218.

УДК 621.865+681.51

**Яловой П. С.**

**Научный руководитель: ст. преподаватель Касьяник В. В.**

**ИНТЕГРАЦИЯ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОГО РОБОТА СО СТАНКОМ CNC  
С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПРОГРАММНОЙ СРЕДЫ ROBLAB И MACH3**