

מעבדה בהנדסה ביו-רפואית 3 (עיבוד אותות)

מעבדה מס' 3 – EEG

שמות המגישים :

מור יוסף 318476850

מיכאל פולוניק 203833041

שם המדריך :

שני ארוסי

תאריך הגשה :

28.11.2021

תוכן עניינים:

4.....	1. שאלות הכנה [1]
4.....	שאלה 1/1
4.....	סעיף 1
4.....	סעיף 2
4.....	סעיף 3
4.....	סעיף 4
5.....	שאלה 1/2
5.....	סעיף 1
5.....	סעיף 2
5.....	סעיף 3
6.....	סעיף 4
6.....	סעיף 5
6.....	סעיף 6
6.....	סעיף 7
7.....	שאלה 1/3
7.....	סעיף 1
7.....	סעיף 2
9.....	סעיף 3
9.....	סעיף 4
10.....	שאלה 1/4
10.....	סעיף 1
10.....	סעיף 2
11.....	סעיף 3
11.....	שאלה 4
11.....	סעיף 1
12.....	סעיף 2
13.....	סעיף 3

14.....	סעיף 4
14.....	סעיף 5
15.....	שאלה 5/1
15.....	סעיף 1
15.....	סעיף 2
16.....	סעיף 3
17.....	2. מקורות

1. שאלות הכנה [1]

שאלה 1 [1]

סעיף 1

שיטת 10/20 הבינלאומית למדידת EEG היא מערכת סטנדרטית להנחתם של 21 אלקטרודות לפי מיקומים אנטומיים ידועים. המספרים 10 ו-20 מייצגים אחוזים של הזוויות היחסיות בין מיקומי האלקטרודות.

שמות האלקטרודות מורכבות מאות ומספר, כאשר האותיות A, O, T, C, P, F מייצגות את המיקומים $frontal, parietal, central, temporal, occipital, auricle$ בהתאמה. המספרים האי זוגיים נמצאים בצד השמאלי וזוגיים בצד הימני, כאשר האפס נמצא בקו האמצע.

סעיף 2

באות ה-EEG תדרים גבוהים ואמפליטודות נמוכות יופיעו בזמן ערנות או שנת חלום, בהתאמה תדרים נמוכים ואמפליטודות גבוהות יופיעו בזמן נמנום ומצבי שינה ללא חלום. ישנם מספר קצבים וצורות של גלים המופעים באות ה-EEG בתדירות גבוהה יותר ולכן הם קיבלו שם ואופיינו בצורה ספציפית יותר. אלו הם גלי האלפא, בטא, גמא, דלתא וטטא. באופן כללי סיגנלי ה-EEG מתאפיינים באמפליטודות בטווח בין מיקרו-וולטים בודדים ועד 100 מיקרו-וולט ובתדרים בטווח שבין חצי הרץ ל-40 הרץ.

גלי דלתא: בעלי תדירות $>4\text{Hz}$ בד"כ מופיעים במצבי שינה עמוקה עם אמפליטודה גדולה ולא במצבי ערות.

גדלי טטא: בעלי תדירויות $4-7\text{Hz}$ מופיעים בד"כ במצבי נמנום ושלבי שינה שונים.

גלי אלפא: בעלי תדירויות $8-13\text{Hz}$ לרוב יופיעו בנבדקים במצבי רגיעה עם עיניים סגורות (מדוכאים כאשר העיניים פקוחות).

גלי בטא: בעלי תדירויות $14-30\text{Hz}$ לרוב מקושר לקורטקס ערני אשר יופיע במהלך שלבים שונים של שינה.

גלי גמא: בעלי תדירויות $<30\text{Hz}$ משויכים למצב של עיבוד מידע אקטיבי הקורטקס.

סעיף 3

פעילות סינכרונית של נוירונים הינה פעילות שבה קבוצות גדולות של נוירונים יורות פוטנציאלי פעולה במקביל ובקצב אחיד. מצב פיזיולוגי בו ניתן לראות פעילות שכזו היא שינה עמוקה. בהתאמה, פעילות א-סינכרונית היא פעילות שבה קבוצות שונות של נוירונים במוח יורות פוטנציאלי פעולה בקצב לא מתואם. פעילות שכזו ניתן לראות בערנות ובשנת חלום.

סעיף 4

כאשר העיניים של הנבדק סגורות נראה גלי אלפא באמפליטודה גבוהה יותר, תהיה פחות פעילות מוחית במקרה זה.

סעיף 1

משערך צפיפות ספקטרלית מסוג Periodogram :

$$\hat{S}_x(e^{j\omega}) = \sum_{k=-N+1}^{N-1} \hat{r}_x(k) e^{-j\omega k}$$

כאשר \hat{r} הוא המשערך של פונקציית הקורלציה של הדגימות x , N הוא הגודל של x . כלומר, זוהי פונקציית שיערוך לספקטרום ההספק של הסיגנל בהנחה שהאות הוא ארגודי.

$$\hat{r}_x(k) = \frac{1}{N} x(k) * x(-k)$$

מההנחה ש- x מתאפס מחוץ לאינטרוול $[0, N-1]$ ו- $\hat{r}_x(k)$ סימטרי :

$$\hat{S}_x(e^{j\omega}) = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j\omega n} \right|^2$$

סעיף 2

שילוב של המשערך מהסעיף הקודם עם מיצוע ו-*windowing* כאשר הסגמנטים חופפים ב-50% יניב את המשערך הבא (Welch) :

$$\hat{S}_x(e^{j\omega}) = \frac{1}{KLU} \sum_{i=0}^{K-1} \left| \sum_{n=0}^{L-1} x_i(n) \omega(n) e^{-j\omega n} \right|^2$$

כאשר U הוא פקטור נרמול המוגדר לפי פונקציית החלון בה השתמשנו בצורה הבאה :

$$U = \frac{1}{L} \sum_{n=0}^{L-1} \omega^2(n)$$

הייתרון של משערך זה הוא הורגת השונות של משערך הפריודוגרמה. שיטה זו מורידה את אמפליטודת אונות הצד והחיסרון הוא הרחבת האונה הראשית.

סעיף 3

: Short-time Fourier transform

$$X(t, \Omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) \omega(\tau - t) e^{-j\Omega \tau} d\tau$$

התמרה זו מאפשרת קבלת מידע על קיום תדרים ופאזות באזורים שונים של הסיגנל. זאת באמצעות ההכפלה בפונקציית החלון כך שמתבצעת התמרת פורייה על כל אחד מהחלונות כאשר יש חפיפה בין חלון לחלון. (מקטעי החלונות קטנים מספיק על מנת שנוכל להניח שבכל מקטע שכזה האות הוא סטציונרי בקירוב)

סעיף 4

ספקטרוגרמה היא גרף של תדירות כתלות בזמן ובאמצעות ממד נוסף של צבע מאפשרת להבין את עוצמת התדרים השונים באזורים השונים בסיגנל. ערכה מחושב ע"י העלאה בריבוע של מגניטודת ה-STFT. הצבע מיוצג כך שכחול כהה מייצג אמפליטודת תדר ספציפי גדולה בזמן הספיציפי וצבעים בהירים עד לאדום מייצגים אמפליטודה גבוהה.

סעיף 5

שערו זמן-תדר בעזרת מודל AR (autoregressive) מהווה משערך לינארי של האות בזמן n המתבסס על p הדגימות האחרונות והרעש v כך שייראה בצורה הבאה:

$$x(n) = -a_1x(n-1) - \dots - a_px(n-p) + v(n)$$

הפרמטרים השונים (המקדמים של x) מכילים מידע ספקטרלי על הקצב וניתן לקבל מהם מידע על העוצמה והתדר הדומיננטי של הסיגנל.

סעיף 6

מכיוון שאנו מבצעים את התמרת הפורייה על חלונות זמן של הסיגנל המקורי, ככל שניקה חלון זמני צר יותר נקבל רזולוציה זמנית טובה יותר, אך מתכוונות התמרת הפורייה נקבל הרחבה וכך רזולוציה פחות טובה בתדר. מהצד השני, עבור חלונות זמן רחבים נקבל רזולוציה טובה בתדר אך לא בזמן. עלינו יהיה למצוא אורך של חלון באמצע שיאפשר רזולוציות טובות גם בזמן וגם בתדר. זאת בנוסף ליצירת חפיפה בין החלונות אשר תגדיל את הרזולוציה.

סעיף 7

על מנת להגדיל את רזולוציית הזמן נוכל ליצור חפיפות בין שני חלונות עוקבים. פתרון זה אינו פותר לחלוטין את בעיית הרזולוציה בזמן מאחר ומדובר בדגימה בכל מקרה ולכן הרזולוציה לעולם לא תהיה מיטבית.

סעיף 1

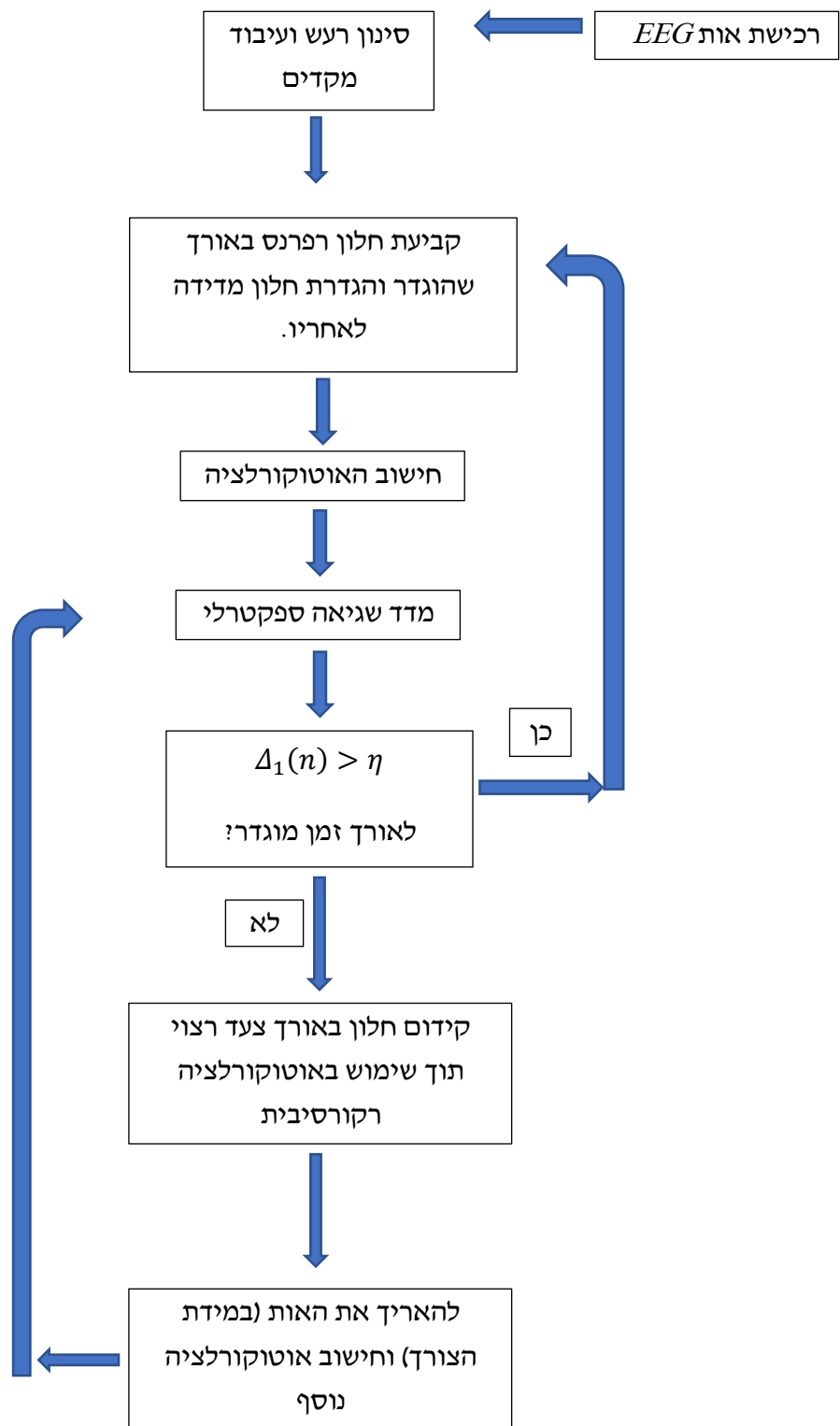
מדד Spectral Error Measure הינו מדד אשר מאפשר לראות את השינויים הספקטרליים בין הסגמנטים השונים באות. המדד האינטואיטיבי הוא לראות את השגיאה הספקטרלית הריבועית בין חלון המדידה לחלון הרפרנס.

$$\Delta(n) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} [S_x(e^{j\omega}, n) - S_x(e^{j\omega}, 0)]^2$$

כאשר $S_x(e^{j\omega}, 0)$ זו הפריודוגרמה של חלון הרפרנס ו $S_x(e^{j\omega}, n)$ זו הפריודוגרמה של חלון המדידה. בעיבוד אותות EEG, נרצה לחלק את האות לפי התכונות הסטטיסטיות שלו כך שכל חלק באות יבדיל בין שלבי ערנות אות תגובה לגירוי כלשהו. לשם כך אנו נרצה לבצע סגמנטציה עם מטלב. לפני ביצוע הסגמנטציה אנו נרצה לעבד בצורה ראשונית את האות כך שבעצם אנו נבצע סגמנטציה לאות המורכב מסדרה של מקטעים בעלי אורך קבוע או משתנה, כאשר כל מקטע בעל אותם תכונות סטטיסטיות שלא משתנות בתוך הסגמנט עצמו. כלומר זיהוי השינויים בין הסגמנטים יתבסס על סטטיסטיקה מסדר שני (התכונות הספקטרליות שלו). לצורך ביצוע של סגמנטציה נדרשים להיקבע שתי חלונות, חלון הרפרנס וחלון המדידה. את התכונות הסטטיסטיות של הסגמנט המדידה אנו נגלה באמצעות השוואה לחלון הרפרנס. לצורך כימות ההשוואה בניהם נרצה להגדיר מדד שוני $\Delta(n)$. השוני בין הסגמנטים יקבע עבור מדידה n_1 כך ש $\Delta(n_1) >$ η . ברגע שבו נעבור את הסף, תהליך הסגמנטציה יעבור לשלב הבא בו מגדירים את חלון הרפרנס וחלון המדידה הבאים. כדי להימנע מסגמנטציה קצרה מן הרצוי, נבדוק שהרף עבר פרק זמן מסוים, ולא מידי.

סעיף 2

את האלגוריתם אנו מתחילים על ידי רכישת האות עצמו, בו מתבצע תהליך הכימות והדגימה. לאחר מכן, אנו במצעים עיבוד מקדים על האות כמו סינון רעש רשת או הורדת הממוצע מן מאות כדי לרכזו ל-0 באמפליטודה. לאחר מכן אנו מגדירים את חלון הרפרנס באורך הרצוי וחלון בדיקה אחריו. השלב הבא יהיה לחשב לשתי החלונות את האוטוקורלציה ולאחר מכן את חישוב מדד שגיאה ספקטרלית. כעת אנו מוכנים לבדוק האם המדד גדול מ η כפי שראינו ברקע התיאורטי. במידה וכן, נגדיר את חלון המידה הנוכחי בתור חלון הרפרנס המעודכן שלנו ונחזור על השלבים הקודמים. במידה ולא, נקדם את חלון המדידה בגודל צעד רצוי וחישוב רקורסיבי של האוטוקורלציה. במידה הצורך, נאריך את חלון הרפרנס ונחשב שוב את האוטוקורלציה וחזור לשלב חישוב השגיאה הספקטרלית. נדרים אלגוריתם זה באמצעות תרשים



איור 1- אלגוריתם סגמנטציית אות EEG

סעיף 3

בעת בחירת חלון הרפרנס יש לנו שתי אופציות, האחת עם חלון רפרנס באורך קבוע לעומת אורך חלון רפרנס משתנה. יתרון ראשון הוא העובדה שכאשר איננו משנים את אורך חלון הרפרנס, אנו נדרשים לשערך את הספקטרום פעם אחת, זהו גם חסרונו כי אין שימוש בכל שיערוך הפריודוגרמה של האות. לעומתו, בחלון משתנה בכל צעד עלינו לחשב את הספקטרום. מה שמגדיל את סיבוכיות החישוב בזמן הריצה. לעיתים סגמנט המדידה משנה את תכונותיו בצורה איטית בזמן. כך ששימוש באורך חלון קבוע יגרום להחלטה על הסגמנט בצורה שאינה נכונה משום אין לנו התחשבות בתהליכים איטיים בזמן, לעומת זאת, כאשר אנו משתמשים באורך חלון משתנה אנו נוכל להתייחס בצורה טובה יותר לשינויים איטיים בזמן.

בשיטה של אורך חלון משתנה אנו משווים חלון בדיקה עם חלון רפרנס שלא בהכרח באותו אורך, לכן אם התכונות הסטטיסטיות של המקטע הנבדק דומות לזה של חלון הרפרנס, אנו מקבלים סוג של מיצוע של שיכול לעזור לנו להתמודד עם קפיצות משמעותיות באמפליטודה. לעומת זאת, בשיטה של אורך חלון קבוע, ספייק לא אופייני אחד יכול להטעות את המדד הספקטרלי ולעבור את הסף הדרוש, שיגרום לאי דיוקים בסגמנטציה האות. יתרון זה של שימוש באורך חלון משתנה הוא יכול להתפרש כחסרון, בו אנו נהיה צריכים שוני מהותי של הסגמנט הבא (בתכונותיו הסטטיסטיות) כדי שנוכל לעבור לסגמנט הבא, מה שיכול לגרום לקביעת סגמנט ארוך מן הרצוי.

ניתן לומר כי חלון רפרנס קבוע פשוט יותר חישובית ורגיש לשינויים זמניים. חלון רפרנס משתנה משערך ביחס לפריודוגרמה אמינה יותר ופחות מצליח לאתר השתנות איטית באות.

סעיף 4

כפי שראינו בקורס עיבוד אותות פיזיולוגיים, מדד זה לא סימטרי מבחינת ירידה או עלייה בהספק. לצורך התמודדות עם בעיה זו הוגדר מדד שגיא ספקטרלית נוסף המנרמל את $\Delta(n)$.

$$\Delta_1(n) = \frac{\Delta(n)}{\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} S_x(e^{j\omega}, n) d\omega \cdot \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} S_x(e^{j\omega}, 0) d\omega}$$

כך שבתחום הזמן (משוויון פרסבל) נוכל לקבל את הנוסחה הזמנית של $\Delta_1(n)$

$$\Delta_1(n) = \frac{\sum_{k=-\infty}^{\infty} [r_x(k, n) - r_x(k, 0)]^2}{r_x(0, n) \cdot r_x(0, 0)}$$

כפי שראינו ברקע התיאורטי, ניתן לשערך את פונקציית האוטוקורלציה באמצעות ידיעת $[n, n + N - 1]$ דגימות ולקבל את $\hat{r}_x(k, n)$. היתרון בנוסחה זו הוא שניתן, באופן רקורסיבי לחשב את האוטוקורלציה ב $\hat{r}_x(k, n)$ באמצעות ידיעת $\hat{r}_x(k, n - 1)$.

$$\hat{r}_x(k, n) = \hat{r}_x(k, n-1) + \frac{1}{N} [x(n-1+N) \cdot x(n-1+N-k) - x(n-1+k) \cdot x(n-1)]$$

לעיתים אנו נרצה גם שהמדד יהיה שוני ספקטרלי בלבד, כך שלא ניקח בחשבון שינויים בהגבר, לצורך כך הוגדר מדד 3 הנותן מדד שמתייחס לפילוג האנרגיה לאורך ציר התדר ללא תלות בסך האנרגיה.

$$\Delta_2(n) = \frac{1}{2\pi} \left[\int_{-\pi}^{\pi} \left[\frac{S_x(e^{j\omega}, n)}{E_n} - \frac{S_x(e^{j\omega}, 0)}{E_0} \right]^2 d\omega \right]$$

כאשר $E_n = \int_{-\pi}^{\pi} S_x^2(e^{j\omega}, n) d\omega$, זו אנרגיית חלון המדידה ו E_0 זו אנרגיית חלון הרפרנס. כך שאם יהיה שינוי כלשהו בהספק, למשל, $S_x(e^{j\omega}, n) = k \cdot S_x(e^{j\omega}, 0)$, נקבל כי $\Delta_2(n) = 0$. כלומר יש לנו חסינות מפני שאיננו מתייחסים לשינוי בהגבר כשינוי ספקטרלי.

שאלה 4[1]

סעיף 1

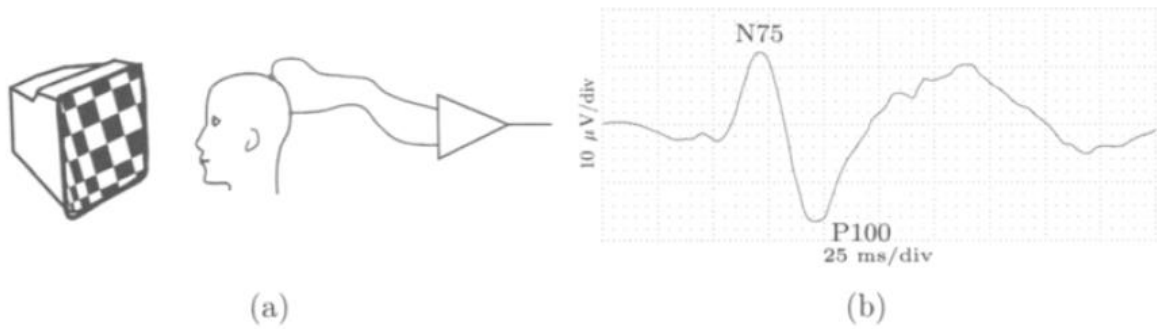
Evoked Potentials מהווה תגובה לגירוי כלשהו של המוח או גזע המוח. בדרך כלל הכוונה בתגובה לגירוי ראייתי או שמעתי. זו בעצם בדיקה אובייקטיבית של המערכת הסנסורית של המוח. באמצעות הקלטת אותות כאלו ניתן להגיע לאבחונים סנסוריים שיכולים ללמד על פגיע באזורי הולכה שונים של המערכת הסנסורית. EP אלו הקלטות הנלקחות באמצעות אלקטרודה המודבקת לקרקפת.

המפליטודה של EP יכולה לנוע ב $(0.1 - 10[\mu V])$ ובספקטרום הוא חבוי באותו ספקטרום של Background EEG, אשר נמצא באמפליטודות של $(10 - 100[\mu V])$. כך שאות ה EP הוא בכלל חבוי כולו בתוך Background EEG. בשונה מן ההתייחסות הקודמת שלנו, כאן אות ה EEG הוא "רעש" וכביכול ממנו אנו רוצים להיפטר. בנוסף, EP בדרך כלל מתרחש בדילי מסוים, בניגוד ל Background EEG. בו ההתרחשות נראית באופן יותר רנדומלי.

סעיף 2

את רכישת אות ה Visual Evoked Potential (VEP) אנו לבצע על ידי הצמדת אלקטרודה לאוקסיפיטלי במוח (מאחור קרוב גזע המוח). בדרך כלל ישנם שני סוגי VEP:

- שינוי כיוון של "לוח שחמט": זו שיטה בה במהלך הגירוי, על הנבדק להתרכז ולהתבונן בנקודה מסוימת במסך במהלכו הלוח זז מחליף בין בקוביות השחורות ללבנות וההיפך בקצב קבוע (2 החלפות בשנייה בערך). עצמת הארת המסך, הניגודיות בין הריבוע השחור והלבן וקצב ההחלפות משפיעים על ה VEP.
- אור מהבהב: בשיטה זו מקליטים VEP עבור נבדקים שלא מצליחים להיות מרוכזים מספיק עבור השיטה הקודמת. יכולה להיות נפוצה אצל תינוקות שלא יכולים לשתף פעולה. כך שגם אם יעצמו את עיניהם יהיה מספיק הבדל בין אור לחושך כל שייקלט ברשתית של התינוק.



איור 2- תגובה לגירוי ראייתי VEP. הנבדק והגירוי (שמאל), VEP (שמאל)

באיור 2 ניתן לראות VEP טיפוסי. אופי הגירוי בשני המקרים דיי דומה ומאופיין באמפליטודות של $20 [\mu V]$. כלומר זהו אות שנוכל לראות אפילו בעת התבוננות ב Background EEG. בדרך כלל יהיה בתחום תדרים של 1 עד $300 [Hz]$. בדרך כלל יופיעו $N75$ (גל שלילי לאחר 75 מילישניות) ו- $P100$ (כלומר גל חיובי לאחר 100 מילישניות).

סעיף 3

ברשותנו אות שבו מופיע EP כל 0.2 שניות האות מכיל רעש אדטיבי, סטציונארי ובעל ממוצע אפס, $SNR = -3 [dB]$. אנו מעוניינים לשער את ה EP עם Ensemble Averaging.

שאלה 4

סעיף 1

Homogenous Ensemble Averaging אנו רוצים לחלק את האות המקורי שלנו למקטעי זמן בהם מופיעים גירויים. אות ה EEG שמתבוננים בו יכול להיות מפורק ל M אותות, כאשר כל אחד בעל N דגימות.

$$x_i(n); i = 1, \dots, M; n = 0, \dots, N - 1$$

בצורה זו אנו יכולים לפצל את האות המקורי ל M עמודות כאשר בכל עמודה יש N דגימות של האות

$$\mathbf{X} = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_M]; x_i = \begin{bmatrix} x_i(0) \\ \vdots \\ x_i(N-1) \end{bmatrix}$$

כעת, אנו מניחים כי כל חלק של ה x_i מורכב מ EP ו v_i הוא רכיב הרעש. כך שהמודל המתמטי שלנו הוא

$$x_i(n) = s + v_i(n); n = 0, \dots, N - 1$$

נוסיף מספר הנחות חשובות שלפיהם אנו פותרים:

- s הוא רכיב ה-EP הדטרמיניסטי.

- v_i

- תהליך סטציונארי, תוחלת אפס $E[v(n)] = 0$.

- תהליך מאופיין על ידי פונקציית אוטוקורלציה $r_v(k) = E[v(n)v(n-k)]$. כתוצאה מכך

השונויות של הרעש קבועה ושווה בכל אחת מן המדידות

$$r_v(0) = E[v_i^2(n)] = \sigma_v^2 \quad ; i = 1, \dots, M$$

- אין קורלציה בין פוטנציאלים סמוכים $E[v_i(n)v_j(n-k)] = r_v(k)\delta_{ij}$

כך ששיערוך טוב של s נוכל לקבל עם

$$\hat{s}_a = \frac{1}{M} \mathbf{X}_{(NxM)} = \mathbf{s} + \frac{1}{M} \mathbf{V}_{(NxM)}; \quad \mathbf{V} = [\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_M], \mathbf{v}_i = \begin{bmatrix} v_i(0) \\ \vdots \\ v_i(N-1) \end{bmatrix}$$

או בדרך מעט מוכרת יותר

$$\hat{s}_a = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i(n); x_i = \begin{bmatrix} x_i(0) \\ \vdots \\ x_i(N-1) \end{bmatrix}$$

סעיף 2

נתון לנו

$$SNR_{a,1} = 10 \log_{10} \left(\frac{s^T \cdot s}{E[v_1^T \cdot v_1]} \right) = -3[dB]$$

לכן מיצוע של M תגובות ייתן לנו

$$\begin{aligned} SNR_{a,M} &= 10 \log_{10} \left(\frac{s^T \cdot s}{E \left[\left(\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M v_i \right)^T \cdot \left(\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M v_i \right) \right]} \right) \\ &= 10 \log_{10} \left(\frac{s^T \cdot s}{E \left[\left(\frac{1}{M^2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M E[v_i v_j] \right) \right]} \right) \end{aligned}$$

מאחר והנחנו כי ווקטורי הרעש של התגובות השונות חסר קורלציה, נוכל לפשט את הביטוי

$$SNR_{a,M} = 10 \log_{10} \left(\frac{s^T \cdot s}{\frac{1}{M^2} \sum_{i=1}^M E[v_i^T v_i]} \right)$$

כעת, בהנחה והרעש שומר על התכונות הסטטיסטיות בין הגירויים השונים (M פעמים)

$$SNR_{a,M} = 10 \log_{10} \left(M \frac{s^T \cdot s}{E[v_1^T \cdot v_1]} \right) = 10 \log_{10}(M) + 10 \log_{10} \left(\frac{s^T \cdot s}{E[v_1^T \cdot v_1]} \right) =$$

$$10 \log_{10}(M) + SNR_{a,1} = 10 \log_{10}(M) - 3[dB]$$

בכדי שנגיע ל $6[dB]$ נהיה זקוקים למשך דגימה של

$$10 \log_{10}(M) - 3[dB] = 6[dB] \rightarrow M = 10^{\frac{9}{10}} = 7.94 \rightarrow 0.2 \cdot 8 = 1.6 [sec]$$

$$10 \log_{10}(M) - 3[dB] = 12[dB] \rightarrow M = 10^{\frac{15}{10}} = 31.62 \rightarrow 0.2 \cdot 32 = 6.4[sec]$$

סעיף 3

אנו רוצים לבטא את $h(n)$ התגובה להלם של שתבצע את המיצוע ההומוגנית לצורך כך ניתן להתבונן באות s המורכב מ $x(n)$ של תגובות מחזוריות.

$$\hat{s}_a(n) = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} x(n - iN)$$

האות $x(n)$ מורכב משרשור של פוטנציאלים מוצלחים $x_1(n), \dots, x_M(n)$

$$x(n) = x_{\lfloor \frac{n}{N} \rfloor + 1} \left(n - \lfloor \frac{n}{N} \rfloor N \right), \quad n = 0, \dots, NM - 1$$

באמצעות זה שניתן לתאר את $x(n)$ כהכפלה ברכבת הלמים אינסופית

$$x(n) = \sum_{l=-\infty}^{\infty} x(l) \delta(n - l)$$

לכן ניתן לרשום את $\hat{s}_a(n)$ כקונוולוציה של $x(n)$ עם $h(n)$

$$\hat{s}_a(n) = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} x(n - iN) = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{l=-\infty}^{\infty} x(l) \delta(n - l - iN) = \sum_{l=-\infty}^{\infty} x(l) h(n - l)$$

כך שהתגובה להלם היא

$$h(n) = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} \delta(n - iN)$$

כלומר אנו מקבלים כי התגובה להלם מורכבת מ- M הלמים הנמצאים בקפיצות של רוחב החלון N , בגובה

$$\frac{1}{M}$$

סעיף 4

$$\begin{aligned} \hat{s}_{(a,M+1)} &= \frac{1}{M+1} \left[\sum_{i=1}^M x_i + x_{M+1} \right] = \frac{M}{M} \cdot \frac{1}{M+1} \sum_{i=1}^M x_i + \frac{1}{M+1} x_{M+1} \\ &= \left(\frac{M}{M+1} \right) \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i + \frac{1}{M+1} x_{M+1} = \left(1 - \frac{1}{M+1} \right) \cdot \hat{s}_{(a,M)} + \frac{1}{M+1} x_{M+1} \rightarrow \\ \hat{s}_{(a,M+1)} &= \hat{s}_{(a,M)} + \frac{1}{M+1} (x_{M+1} - \hat{s}_{(a,M)}) \end{aligned}$$

סעיף 5

את המיצוע האקספוננציאלי הביאו כאשר הבינו כי ישנה אדפטציה של המטופל המתבטא בתגובה לגירוי. כלומר ישנה הנחה כי ה- EP יכול לשנות את ערכו עם החזרות על הגירוי. כדי לפתור בעיה זו קובעים את

$$\frac{1}{M} \rightarrow \alpha \text{ נציב זאת בנוסחה הרקורסיבית מסעיף קודם, נקבל:}$$

$$\begin{aligned} \hat{s}_{(a,M)} &= \hat{s}_{(a,M-1)} + \alpha(x_M - \hat{s}_{(a,M-1)}) = (1 - \alpha)\hat{s}_{(a,M-1)} + \alpha \cdot x_M \\ &= (1 - \alpha)[(1 - \alpha)\hat{s}_{(a,M-2)} + \alpha \cdot x_{M-1}] + \alpha \cdot x_M = \dots = \\ \hat{s}_{(a,M)} &= \sum_{i=0}^{M-1} \alpha(1 - \alpha)x_{M-i} \end{aligned}$$

סעיף 1

קיימים סוגים שונים של רעשים באותות EEG . רעש רשת הינו רעש המתקבל ממדידה שסמוך אליה היו מכשירים חשמליים נוספים או שקעים. רעש זה מתאפיין כהלם אחד של סינוס יחיד בתדר של $50[Hz]$ או במדינות אחרות $60[Hz]$.

רעש נוסף שיכול להיות הינו רעש מאות ה- ECG . ישנן אלקטרודות הנמצאות במיקום מרחבי כזה המאפשר הרגשה של אותות ה- ECG מן הלב לתוך הקלטת ה- EEG שלנו. למרות שאמפליטודת אות ה- ECG משמעות נמוכה יותר מן ה- EEG ($1 - 2[\mu V]$ ב- ECG לעומת $100 - 20[\mu V]$), זה יכול להזיק לאיכות אות ה- EEG בחולים מסוימים ובאלקטרודות מסוימות. עצם העובדה שיש לנו פיקים מחזוריים במרווחי זמן המתאימים ל $1 - 1.5[Hz]$ שזה בעצם מתאים לדופק של 60 עד 90 פעימות בדקה, יכול לרמוז לנו על המצאות ה- ECG באות שלנו. לעיתים, ECG יכול להתפרש בתור התקף אפילפטי. באופן כללי ניתן לומר גם כי פתולוגיות שונות של הלב יכולה להתפרש בתור רעשים שעוד יותר מקשים על פיענוח ה- EEG .

רעש נוסף שיכול להיות הוא רעש של תנועות עיניים EOG . זהו רעש המעיד על ההבדל בפוטנציאל החשמלי בין הקרנית לבין הרשתית. רעש זה נובע מקרבה של אלקטרודות לעין וכיוון תנועת העין. לעיתים רעש זה יכול לבלבל ולגרום למתבונן לחשוב שמדובר בפעילות איטית של המוח. רעש זה נגרם לא רק בגלל תנועות עיניים כאשר הן פקוחות, אלא גם במצבי שינה. רעש נוסף הנכנס לקטגוריה של EOG הוא מצמוץ. זאת מכיוון והמצמוץ משנה את הפוטנציאל החשמלי בין הקרנית לרשתית. אך לעומת תנועות עיניים, כאן אנו נראה את ההפרעה בתדר יחסית יותר גבוהה. זאת מאחר והפרעה של מצמוץ יותר דומה לחלון מחזורי (שיש לו גם הרמוניות גבוהות).

סעיף 2

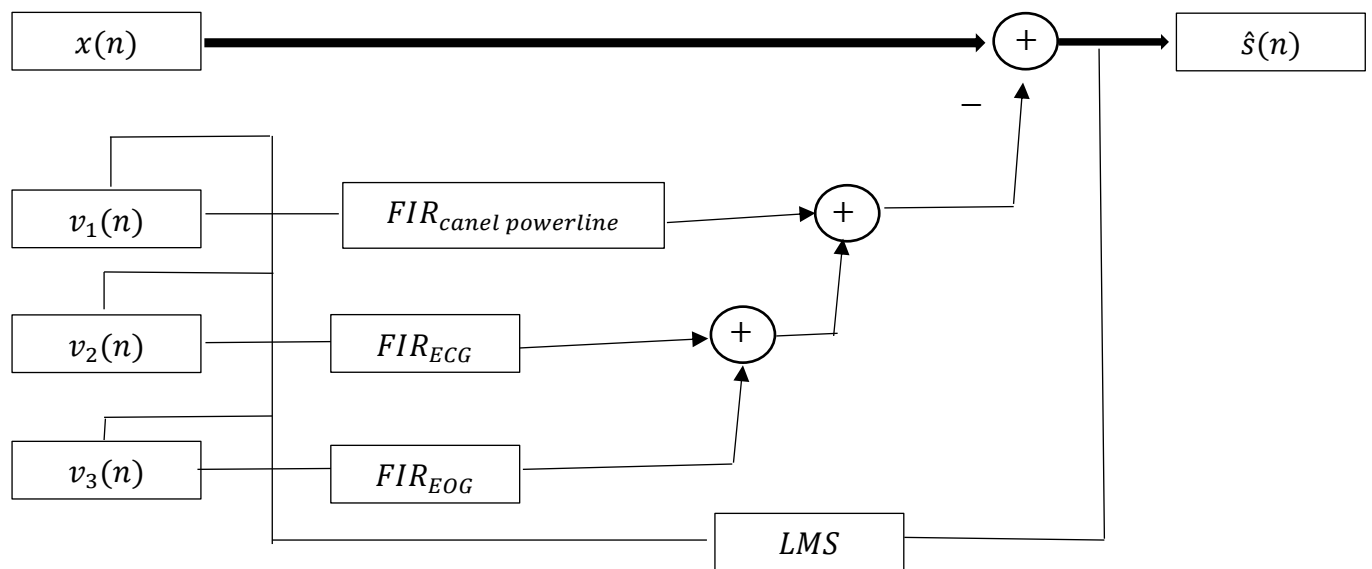
עדיפה שיטה של סינון אדפטיבי של הרעשים שהוזכרו בסעיף הקודם על פני סינון קונבנציונלי כאשר מנסים להוריד את האותות הללו מהקלטת ה- EEG . מצד אחד אנו רוצים לבצע סינון שלא פוגע באיכות המידע, כלומר עדיין ניתן יהיה להסיק מסקנות פיזיולוגיות. מצד שני אנו לא רוצים להוסיף הפרעות נוספות באות שלא הופיעו מקודם. מאחר והתכולה התדירית של הרעשים ושל אות ה- EEG נמצאים באותו תמך ספקטרלי, יהיה קשה לבצע סינון על ידי סינון לינארי. עם זאת, סינון לינארי ניתן לבצע בעיקר להורדת רעשי רשת עם מסנן נוטצ'. במידה והמסנן בעל רוחב סרט גדול, אנו יכולים להיתקל בגלים שיכולים להראות כמו גלי בטה. בעיה עיקרית עם מסננים כאלו יכולה להיות כאשר אין להם פאזה לינארית, כך שכל תדר יקבל השהייה מעט שונה.

בסינון לא לינארי של אות, מאחר והרעשים הם לא דטרמיניסטיים, בדרך כלל אנו נשערך את הרעש ואז נבצע חיסור של שיערוך הרעש מתוך האות הנמדד. כלומר קומבינציה של אותות הרפרנס מאפשרת להרכיב את אותות הרעש. לכן אנו נחסר מן האות המדוד קומבינציה לינארית של אותות הרפרנס שיאפשרו לשערך את הרעש.

סעיף 3

אנו מנסים לשערך את הרעש באמצעות המסננים והסוכמים. כמו כן אנו מצרפים את אלגוריתם LMS כדי להביא את השגיאה הריבועית הממוצעת למינימום.

נציג את הדיאגרמה איתה אנו ניישם את הסינון.



2. מקורות

- [1] P. (2005). Sörnmo, & Laguna, "Electrical signal processing," Int. J. Electron., vol. 73, no. 5, pp. 1085–1086, 1992, doi: 10.1080/00207219208925773.