การศึกษาการใช้อีซีจีเพื่อการระบุชีวมิติด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

The Study of ECG for Biometrics Identification by Convolution Neural Network

ทิตยวัฒน์ คำวงษ์[1], เจษฎา ตัณฑนุช[2]

[1]สาขาวิชาคณิตศาสตร์ สำนักวิชาวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี; santacuazz@gmail.com

[2]สาขาวิชาคณิตศาสตร์ สำนักวิชาวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี; jessada@g.sut.ac.th

บทคัดย่อ

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันเพื่อระบุชีวมิติจากข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจอีซีจี ทั้งนี้ได้พัฒนาโปรแกรมภาษา Python เพื่อใช้ดำเนินการวิจัย โดยใช้ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจอีซีจีจาก Physionet จำนวน 310 ข้อมูล เป็นข้อมูลของอาสาสมัคร 90 คน อายุระหว่าง 13 ถึง 75 ปี แบ่งเป็นเพศชาย 44 คน และเพศหญิง 46 คน เพื่อทดสอบการระบุชีวมิติ ผลการวิจัยพบว่า สามารถใช้ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจอีซีจี เป็นข้อมูลชีวมิติสำหรับระบุตัวบุคคลได้อย่างมีประสิทธิภาพจากการทำซ้ำทั้งหมด 10 ครั้ง มีค่าเฉลี่ยของค่าความถูกต้อง คือ ร้อยละ 89.68 และค่าเฉลี่ยของค่าสูญเสียคือ 0.74

คำสำคัญ : โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน, การระบุชีวมิติ, อีซีจี

Abstract

This research aims to apply the convolution neural network (CNN) for biometrics identification from electrocardiograph ECG. Python code was developed for using in this research. The ECG data was 310 records from 90 persons, which was provided by Physionet. It was the data of 44 male and 46 female volunteers varied from 13 to 75 years old. The result showed that ECG can be use as biometrics identification effectively. For 10 trials, it provided the average of accuracy =89.68% and the average of loss = 0.74.

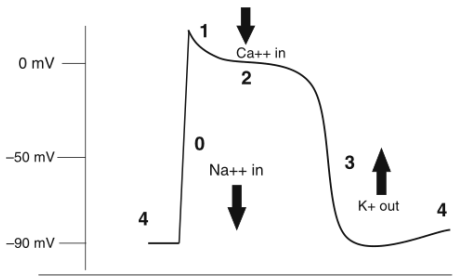
Keywords : Convolution neural network, Biometrics identification, ECG

1. บทนำ

ชีวมิติ (biometrics) เป็นการใช้ข้อมูลทางชีวภาพ เช่น ลายนิ้วมือ ลายบนฝ่ามือ ลักษณะของใบหน้า รูปแบบเส้นเลือดบนจอประสาทตา ม่านตา เสียง หรือรูปแบบการเต้นของหัวใจ ร่วมกับการวิเคราะห์ทางสถิติ เพื่อใช้ในการระบุตัวบุคคล [1] การระบุชีวมิติ (biometrics identification) เข้ามามีบทบาทในชีวิตประจำวันมากขึ้น โดยเห็นได้จากการเข้าอาคารในบางที่และการทำหนังสือเดินทางที่ใช้การกราดตรวจลายนิ้วมือ (fingerprint scanning) การเข้าใช้อุปกรณ์โทรศัพท์มือถือรุ่นใหม่ โดยพิจารณาจากการกราดตรวจลายนิ้วมือหรือการกราดตรวจใบหน้า (facial scanning) หรือโทรศัพท์มือถือยี่ห้อ LG รุ่น G8 พิจารณาเส้นเลือดที่ปรากฏบนฝ่ามือด้วยลำแสงอินฟราเรด (vein scanning) นาฬิกาสมาร์ทวอทช์ Apple watch ใช้ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจอีซีจี (electrocardiograph-ECG) รวมกับการใช้ภาพใบหน้าในการเข้าใช้เครื่องโทรศัพท์ iPhone ทั้งนี้เพื่อให้การระบุชีวมิติมีประสิทธิภาพ พบว่ามักมีการใช้ข้อมูลชีวมิติร่วมกับระบบการเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) ซึ่งเป็นแขนงหนึ่งของงานทางด้าน

ปัญญาประดิษฐ์ (artificial intelligence) ในการจดจำอัตลักษณ์ของบุคคล [2]

การบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจอีซีจีเป็นกระบวนการในการบันทึกกราฟของความต่างศักย์ไฟฟ้า (voltage) ณ ช่วงเวลาที่สนใจ โดยความต่างศักย์ไฟฟ้านั้นเกิดจากกิจกรรม การเคลื่อนไหวของหัวใจ ซึ่งได้ข้อมูลจากอิเล็กโทรดที่แปะอยู่บนผิวหนังโดยอิเล็กโทรดทำหน้าที่ตรวจจับอิมพัลส์ทางไฟฟ้า (electrical impulse) ที่เกิดจากเซลล์ควบคุมจังหวะหัวใจ (cardiac pacemaker cell) ทั้งนี้กลไกการเกิดอิมพัลส์ทางไฟฟ้าเกิดจากการไหลเข้าออกไอออนของธาตุต่าง ๆ โดยไอออนหลักที่ทำให้เกิดกลไกดังกล่าวคือ โซเดียม (Na) แคลเซียม (Ca) และโพแทสเซียม (K) [3] เนื่องด้วยกลไกดังกล่าวของแต่ละบุคคลมีเอกลักษณ์เฉพาะ ทำให้มีนักวิจัยจำนวนหนึ่งได้พยายามพัฒนาให้สามารถใช้รูปแบบการเต้นของหัวใจเพื่อใช้ในการพิสูจน์ตัวจริงจากชีวมิติ (biometric authentication) [4]



ภาพที่ 1 แสดงกลไกการเกิดเกิดอิมพัลส์ทางไฟฟ้าของหัวใจจากการไหลเข้าออกไอออนของธาตุ Na, Ca และ K [4]

โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (convolution neural network-CNN) เป็นรูปแบบหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยกระบวนการทำงานเลียนแบบการมองเห็นของมนุษย์ในมุมมองย่อย เช่น ขอบ สี รูปร่าง หรือเสียงโดยเรียกมุมมองเหล่านั้นว่า ลักษณะ (feature) ของวัตถุ แล้วนำกลุ่มของ feature ดังกล่าวมาผสานกันเพื่อประมวลผลว่าสิ่งที่ต้องการวิเคราะห์ผลนั้นหมายถึงสิ่งใดโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันมีส่วนประกอบหลัก 3 ส่วนได้แก่

1. ชั้นสังวัฒนาการ (convolution layer) ซึ่งเป็นส่วนที่ใช้หา feature ของข้อมูลนำเข้า
2. ชั้นรวม (pooling layer) เป็นชั้นที่ปรับขนาด หรือปริมาณข้อมูลให้ลดลง เพื่อเป็นการสรุป feature ที่สำคัญจากชั้นสังวัฒนาการ
3. ชั้นเชื่อมโยงอย่างเต็มที่ (Fully-connected layer) เป็นชั้นที่นำผลลัพธ์ทั้งหมดจากชั้นสังวัฒนาการและชั้นรวมมาทำการเรียบเรียงและเชื่อมต่อกันใหม่ทั้งหมดให้เป็น 1 มิติก่อนจะไปสู่ขั้นตอนการระบุ (identification)

CNN ถูกนำมาใช้ในการรับรู้หน้า (facial recognition) วิเคราะห์ลายมือ (handwriting analysis) วิเคราะห์ภูมิอากาศหรือแม้แต่ใช้ในการออกแบบงานโฆษณา [5]

จากเหตุผลข้างต้นคณะผู้วิจัยจึงต้องการศึกษาการใช้โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันมาระบุชีวมิติด้วยคลื่นไฟฟ้าหัวใจอีซีจี ทั้งนี้ความรู้ในเรื่องดังกล่าวจะสามารถนำไปต่อยอดในการระบุชีวมิติให้มีประสิทธิภาพได้ต่อไป

2. วัตถุประสงค์ของการวิจัย

เพื่อการศึกษาการใช้อีซีจีเพื่อการระบุชีวมิติด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

3. วิธีดำเนินการวิจัย

3.1 ข้อมูลในการทำวิจัย

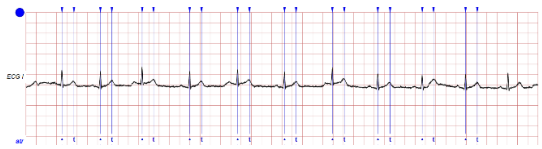
ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจอีซีจีในการทำวิจัยได้จาก PhisioNet โดยสามารถเข้าถึงข้อมูลได้จาก

https://physionet.org/static/published-projects/ecgiddb/ecg-id-database-1.0.0.zip

ซึ่งเป็นข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจอีซีจีความยาว 20 วินาที บันทึกในรูปแบบดิจิทัลที่ความถี่ 500Hz ของช่วงความต่างศักย์ ±10mV ความละเอียดของระดับข้อมูล 12 bit (4096 ระดับ) แต่ละข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจมีข้อมูลประกอบการเต้นของคลื่นหัวใจ (annotated beats) ของ

แต่ละจังหวะการเต้นจำนวน 10 ข้อมูล (จาก R-wave และ T-wave)

ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจอีซีจีในงานวิจัยนี้ มีจำนวน 310 ข้อมูล โดยเป็นข้อมูลของอาสาสมัคร 90 คน อายุระหว่าง 13 ถึง 75 ปี แบ่งเป็นเพศชาย 44 คน และเพศหญิง 46 คน โดยการบันทึกข้อมูลของแต่ละบุคคลอาจจะมีบางคนมีการบันทึกข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจอีซี 2 ชุดข้อมูลภายใน 1 วัน ไปจนถึงบางคนมีการบันทึกข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจอีซี 20 ชุดข้อมูลภายในระยะเวลา 6 เดือน



ภาพที่ 2 ตัวอย่างข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจอีซีจีที่มีข้อมูลประกอบการเต้นของคลื่นหัวใจจำนวน 10 ข้อมูล แสดงผลโดย https://physionet.org/lightwave/?db=ecgiddb/1.0.0

3.2 สมมติฐานงานวิจัย

สามารถประยุกต์ขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันเพื่อใช้อีซีจี เพื่อการระบุชีวมิติจากข้อมูลทดสอบได้ โดยมีค่าความถูกต้อง (accuracy) มากกว่าร้อยละ 85 และ ค่าสูญเสีย (loss) น้อยกว่า 1

3.3 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

โปรแกรมคอมพิวเตอร์หลักสำหรับใช้ในการทำวิจัยครั้งนี้เป็นโปรแกรมภาษา Python รุ่น 2.7 ซึ่งจะใช้ในขั้นตอนการเตรียมข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจอีซีจีและการสร้างแบบจำลองเพื่อแยกแยะตัวบุคคล โดยใช้ไลบรารี wfdb package, keras, pandas และ numpy ช่วยในการดำเนินการวิจัยโดย CNN ที่ใช้เป็นรูปแบบที่ถูกกำหนดโดยไลบรารีkeras

การทำวิจัยในครั้งนี้ดำเนินการบนเครื่องคอมพิวเตอร์ที่ใช้ MacBook CPU รุ่นI5 1.4 GHz Quad-core หน่วยความจำ 8 GB ระบบปฏิบัติการMacOS 64 bit

3.4 ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย

ส่วนที่ 1 การเตรียมข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจอีซีจีเพื่อนำเข้าสู่ระบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

1. พัฒนาโปรแกรมสำหรับอ่านข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจอีซีจี และทำการกรองสัญญาณรบกวน

2. พัฒนาโปรแกรมในส่วนการทำสังวัฒนาส่วนการทำขั้นรวมและส่วนการทำชั้นเชื่อมโยงอย่างเต็มที่เพื่อสกัด feature ลดขนาดของ feature และจัดเรียงเชื่อมต่อ feature ที่ได้

ส่วนที่ 2 การทดสอบการระบุชีวมิติด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง

ในส่วนนี้จะพัฒนาโปรแกรมเพื่อนำข้อมูลโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันไปใช้ในการระบุชีวมิติ

1. พัฒนาโปรแกรมในส่วนการนำข้อมูลที่ได้ไปสู่การสร้างชุดฝึกการเรียนรู้ (training set) ของเครื่อง

2. พัฒนาโปรแกรมเพื่อทดสอบการระบุชีวมิติด้วยด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

4. ผลการศึกษาและการอภิปรายผล

ส่วนที่ 1 การเตรียมข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจอีซีจีเพื่อใช้ในการเรียนรู้ของเครื่อง

1. โปรแกรมสำหรับอ่านข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจอีซีจีและทำการกรองสัญญาณรบกวน

```
#.dat to .csv converter
class csvGenerator:
  def __init__(self):
    self.dir = os.path.join(os.getcwd(),
      '/content/drive/MyDrive/Master Degree/Project/ecg-id-database-1.0.0')
    self.database = 'ecgiddb'

  def constructor(self, folder, filename):
    signals, fields = wfdb.rdsamp(filename, sampfrom=0,
                                  pn_dir=os.path.join(self.database, folder))
    df = pd.DataFrame(signals)
    df.to_csv(os.path.join(self.dir, folder, filename + "." 'csv'), index=False)

  #crawls into every folder and sends .dat file to constructor
  def tocsv(self):
    for folders in os.listdir(self.dir):
      if (folders.startswith('Person_')):
        for inpersonsdir in os.listdir(os.path.join(self.dir, folders)):
          if (inpersonsdir.endswith('dat')):
            basename = inpersonsdir.split(".",1)[0]
            self.constructor(folders, basename)
```

ภาพที่ 3 โปรแกรมสำหรับอ่านข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจอีซีจีและโปรแกรมสำหรับทำการกรองสัญญาณรบกวน

```
#generates features and labels
class ProcessData:
  def __init__(self):
    self.dir = os.path.join(os.getcwd(),
           '/content/drive/MyDrive/Master Degree/Project/ecg-id-database-1.0.0')
    self.persons_labels = [] #who the person is
    self.age_labels = []     #age of thatperson
    self.gender_labels = []  #is that person male or female
    self.date_labels = []    #month.day.year of ecg record
    self.ecg_filsignal = pd.DataFrame() #filtered ecg dataset
    self.ecg_signal = pd.DataFrame()  #unfiltered ecg dataset

  #extracts labels and features from rec_1.hea of each person
  def extract_labels(self, filepath):
    for folders in os.listdir(filepath):
      if (folders.startswith('Person_')):
        self.persons_labels.append(folders)
        for inpersonsdir in os.listdir(os.path.join(filepath, folders)):
          if (inpersonsdir.startswith('rec_1.') and inpersonsdir.endswith('hea')):
              with open(os.path.join(filepath, folders, inpersonsdir),"r") as f:
                array2d = [[str(token) for token in line.split()] for line in f]
                self.age_labels.append(array2d[4][2])
                self.gender_labels.append(array2d[5][2])
                self.date_labels.append(array2d[6][3])
              f.close()
```

ภาพที่ 3 โปรแกรมสำหรับอ่านข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจอีซีจี และโปรแกรมสำหรับทำการกรองสัญญาณรบกวน (ต่อ)

ภาพที่ 4 เปรียบเทียบข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจอีซีจีที่มีสัญญาณรบกวนและที่ได้รับการกรองสัญญาณรบกวน

2. โปรแกรมในส่วนการสร้างระบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันโดยการทำสังวัฒนาการทำขั้นรวมและการทำชั้นเชื่อมโยงอย่างเต็มที่

```
#model architecture
model = Sequential()
model.add(Convolution2D(32, 1, 5, activation='tanh',
                        input_shape=(1,9999,1),
                        kernel_regularizer=regularizers.l2(0.001)))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(1,3)))

model.add(Convolution2D(64, 1, 5, activation='tanh',
                        kernel_regularizer=regularizers.l2(0.001)))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(1,3)))

model.add(Flatten())
model.add(Dense(128, activation='tanh'))
model.add(Dense(90, activation='softmax'))

# compile model
model.compile(loss='categorical_crossentropy',
              optimizer='adam',
              metrics=['accuracy'])
```

ภาพที่ 5 โปรแกรมในส่วนการทำสังวัฒนาการส่วนการทำขั้นรวมและส่วนการทำชั้นเชื่อมโยงอย่างเต็มที่

ตารางที่ 1 แสดงโครงสร้างของแบบจำลองการเรียนรู้ส่วนการทำสังวัฒนาการส่วนการทำขั้นรวมและส่วนการทำชั้นเชื่อมโยงอย่างเต็มที่

ชนิดของชั้น	ค่าส่งออกในแต่ละชั้น	จำนวนตัวแปรเสริมในแต่ละชั้น
convolution	(1,9995,32)	192
Max pooling	(1,3331,32)	0
convolution	(1, 3327,64)	10304
Max pooling	(1,1109, 64)	0
flatten	70976	0
dense 1	128	9085056
dense 2	90	11610

ส่วนที่ 2 การทดสอบการระบุชีวมิติด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง

1. โปรแกรมในส่วนการนำข้อมูลที่ได้ไปสู่การสร้างชุดฝึกการเรียนรู้ของเครื่อง

```
# compile model
model.compile(loss='categorical_crossentropy',
              optimizer='rmsprop',
              metrics=['accuracy'])

# fit model on training data
tensorboard = TensorBoard(log_dir="logs_personid/{}".format(time()))
earlystopping = EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=10)
history = model.fit(X_train, Y_train,
          batch_size=10, validation_data=(X_test, Y_test), nb_epoch=100, verbose=1,
          callbacks = [earlystopping, tensorboard])
```

ภาพที่ 6 โปรแกรมในส่วนการนำข้อมูลที่ได้ไปสู่การสร้างชุดฝึกการเรียนรู้ของเครื่อง

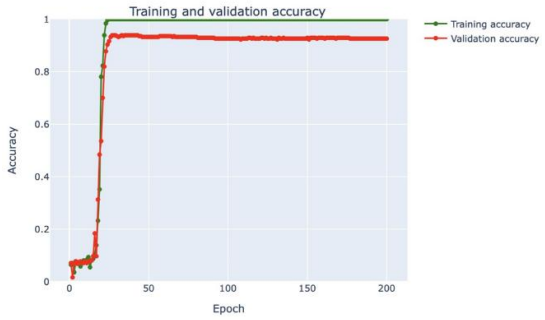
2. โปรแกรมเพื่อทดสอบการระบุชีวมิติด้วยด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

```
# evaluate model on test data
print "Evaluating model"
score = model.evaluate(X_test, Y_test, verbose=1)
print('Test loss:', score[0])
print('Test accuracy:', score[1])

# save model to dir
model.save_weights(os.path.join('saved_models', 'rsampled_.h5'))

# plot performance graph
plot_fn = data.plotHelper()
plot_fn.plot_keys(history)

# confusion matrix
y_pred = model.predict_classes(X_test)
print(y_pred)
```

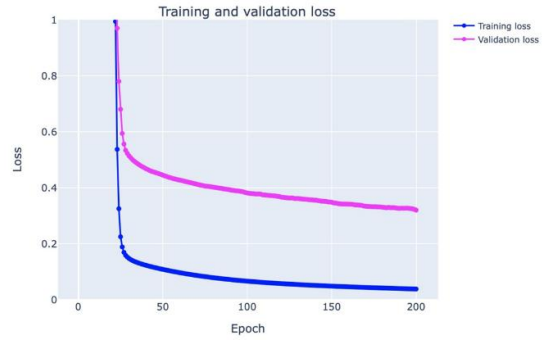
ภาพที่ 7 โปรแกรมในส่วนการทดสอบการระบุชีวมิติด้วยด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

เมื่อดำเนินการระบุชีวมิติด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน จะระบุค่าตัวแปรเสริม (parameter) เป็นดังนี้ ให้เคอร์เนลเป็นแบบ regularization L2 เพื่อช่วยในการลด overfitting กำหนด batch size = 30 และ epoch = 200 เพื่อให้ข้อมูลจำนวน 310 ข้อมูล ถูกใช้ในการเรียนรู้ครั้งละ 30 ชุดข้อมูลจนครบ 310 ข้อมูลและทำซ้ำ 200 ครั้ง สำหรับ Activation คือ tanh เพื่อให้ใช้ฟังก์ชัน $\tanh x$ ในการแบ่งแยกผลของชุดข้อมูลการเรียนรู้ และ Optimizer คือ adaptive moment estimation หมายถึง การเปลี่ยนแปลงค่า weight และ bias ที่เชื่อมโยงกับเครือข่ายโครงประสาทเพื่อปรับ learning rate สำหรับตัวแปรเสริมในแต่ละครั้งที่มีกระบวนการเรียนรู้เพื่อแก้ปัญหาการลดลงของเกรเดียนท์ (gradient) ในแต่ละขั้นตอนที่ผ่านมา

ผลการดำเนินการเป็นดังนี้



ภาพที่ 8 กราฟสรุปความแม่นยำของในแต่ละลำดับขั้นการเรียนรู้



ภาพที่ 9 กราฟสรุปความสูญเสีย (loss) ของในแต่ละลำดับขั้นการเรียนรู้

ตารางที่ 2 แสดงค่าความถูกต้องและค่าสูญเสียของการระบุชีวมิติด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

	ค่าความถูกต้อง (ร้อยละ)	**ค่าสูญเสีย**
ครั้งที่ 1	96.13	0.23
ครั้งที่ 2	94.19	0.32
ครั้งที่ 3	81.94	0.82
ครั้งที่ 4	95.48	0.20
ครั้งที่ 5	80.32	1.18
ครั้งที่ 6	96.13	0.19
ครั้งที่ 7	72.26	2.69
ครั้งที่ 8	99.68	0.06
ครั้งที่ 9	97.74	0.08
ครั้งที่ 10	86.13	0.94
ครั้งที่ 11	89.67	0.66
เฉลี่ย	**89.68**	**0.74**

จากตารางที่ 2 แสดงผลการวิเคราะห์แสดงค่าเฉลี่ยของค่าความถูกต้องคือ ร้อยละ 89.68 และค่าเฉลี่ยของค่าสูญเสียคือ 0.74 แสดงให้เห็นได้ว่าการพัฒนาโปรแกรมด้วยภาษา Python เพื่อใช้เป็นขั้นตอนวิธีดำเนินการระบุชีวมิติด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันจากข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจอีซีจีสามารถทำได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยมีความความถูกต้องมากกว่าร้อยละ 85 และค่าสูญเสียน้อยกว่า 1 ตามที่ต้องการ

ข้อเสนอแนะในการวิจัย

งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาการใช้อีซีจีเพื่อการระบุชีวมิติเพื่อใช้ในการระบุตัวบุคคล ในอนาคต อาจจะประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีดังกล่าวเพื่อขยายไปสู่การระบุรอยโรค เช่น โรคหัวใจจากข้อมูลอีซีจี

กิตติกรรมประกาศ

คณะผู้วิจัยได้รับทุนพัฒนาและส่งเสริมผู้มีความสามารถพิเศษทางวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี (พสวท.) และได้รับการสนับสนุนจากศูนย์ความเป็นเลิศด้านชีวกลศาสตร์ทาง

การแพทย์ (Center of Excellence in Biomechanics Medicine) มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี คณะผู้วิจัยขอขอบพระคุณทุกท่านที่ให้การสนับสนุนการดำเนินการวิจัยนี้

เอกสารอ้างอิง

[1] Pato, J. N. and Millett, L. I. (2010). *Biometric Recognition: Challenges and Oppotunities*. The National Academies Press, Washington, D.C.

[2] Damousis, Y & Argyropoulos, S. (2012). Four Machine Learning Algorithms for Biometrics Fusion: A Comparative Study. *Applied Computational Intelligence and Soft Computing*.10.1155/2012/242401.

[3] Romanò, M. (2015). *Text Atlas of Practical Electrocardiography: A Basic Guide to ECG Interpretation.* Springer-Verlag Italia.

[4] Matchar, E. (2017). *Using Your Heartbeat as a Password. Smithsonian Magazine.* https://www.smithsonianmag.com/innovation/using-your-heartbeat-password-180961952/

[5] Venkatesan, R. & Li, B. (2018). *Convolutional Neural Networks in Visual Computing: A Concise Guide*. CRC Press.