แบบฟอร์มแจ้งความประสงค์การใช้งบประมาณสำหรับการพัฒนาบุคลากรคณะวิทยาศาสตร์ ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. มิ563

ข้าพเจ้า นายสายโกเห็ อุ่นนั้นกาศ ตำแหน่ง สาวารย์ สังกัด เทคโนโลยัสารสน เทศ
ได้ขออนุญาตเข้าร่วม 1/5-84 ECTI PAMT and NCON 2020 เเอ: เภนอ ผองานทางจิชาการ
ตาม <u>หนังสือขออนุญาต</u> อว ๖๙.๔
ใช้งบประมาณพัฒนาบุคลากรของคณะวิทยาศาสตร์เพื่อไปพัฒนาตนเอง ดังนี้
<u>กรณีที่ ๑</u> ใช้งบประมาณไม่เกิน ๖,००० บาท สำหรับการเข้าร่วมอบรม สัมมนา หรือประชุมวิชาการทั่วไปที่เกี่ยวกับการพัฒนาวิชาชีพ ของตนเองฯ (ไม่ต้องรายงาน)
<u>กรณีที่</u> ๒ ใช้งบประมาณไม่เกิน ๘,๐๐๐ บาท สำหรับการเข้าร่วมอบรม ฝึกอบรม สัมมนา หรือประชุมวิชาการทั่วไปที่เกี่ยวกับการ พัฒนาวิชาชีพของตนเอง ต้องส่งรายงานสรุปเนื้อหาและการนำไปใช้ประโยชน์ อย่างน้อย ๑ หน้ากระดาษ A๔ (เนื้อหาสรุปไม่ น้อยกว่า ๒๕ บรรทัด)
🗹 <u>กรณีที่ ๓</u> สำหรับการเข้าร่วมนำเสนอผลงานวิชาการในรูปแบบโปสเตอร์ หรือปากเปล่า โดยต้องเป็นผู้เขียนชื่อแรก (First author) หรือต้องเป็นผู้เขียนหลัก (Corresponding author) ซึ่งได้รับการตอบรับเป็นที่เรียบร้อยแล้ว
 คนละไม่เกิน ๑๕,๐๐๐ บาท (สำหรับสายวิชาการ) คนละไม่เกิน ๑๐,๐๐๐ บาท (สำหรับสายสนับสนุนวิชาการ)
<u>โดยต้องจัดส่งเอกสาร ดังนี้</u> สำเนาบทคัดย่อ หรือโปสเตอร์(ย่อขนาด A๔) หรือบทความฯ ฉบับเต็ม <i>และ</i> ต้องทำรายงาน สรุปเนื้อหาและการนำไปใช้ประโยชน์ของการเข้าอบรม อย่างน้อย ๑ หน้ากระดาษ A๔ (เนื้อหาสรุปไม่น้อยกว่า ๒๕ บรรทัด)
ลรุ่มเลยที่ และการต่าเป็นบระเบบแบบการเข้าบบริสายบารแบบริสายวิชาซีพที่เชี่ยวชาญตามตำแหน่งงานของตนเอง – คนละไม่เกิน ๑๕,๐๐๐ บาท (สำหรับสายวิชาการ) – คนละไม่เกิน ๑๐,๐๐๐ บาท (สำหรับสายสนับสนุนวิชาการ)
<u>โดยต้องจัดส่งเอกสาร ดังนี้</u> สำเนาใบรับรองหรือหนังสือรับรองหรือใบประกาศนียบัตรหรือวุฒิบัตร จากการเข้าอบรมเชิง ปฏิบัติการ <u>และ</u> รายงานสรุปเนื้อหาและการนำไปใช้ประโยชน์ อย่างน้อย ๑ หน้ากระดาษ Act (เนื้อหาสรุปไม่น้อยกว่า ๒๕ บรรทัด)
ในปีงบประมาณ พ.ศ <u>มิโ.b.ว</u> . (๑ ต.ค ^{b.b} . –๓๐ ก.ย.k.วี) ข้าพเจ้าได้ใช้งบพัฒนาบุคลากรฯ ไปแล้ว จำนวนทั้งสิ้น ครั้ง ดังต่อไปนี้ –ครั้งที่ ในกรณีที่บาท –ครั้งที่ ในกรณีที่บาท (หากมีจำนวนครั้งเกินกว่านี้ ให้ทำรายละเอียดแนบท้ายเพิ่มเติม)
ผู้ขออนุญาต

(A. 55. 51 Jack Juluma) 9 , Г. А. 62

<u>___</u>. (0.05. SISNS durung A. 1 5.A. 62

ประธานหลักสูตร/เลขานุการคณะ/หัวหน้างาน

หมายเหตุ : ๑. งบประมาณที่ใช้สำหรับการพัฒนาบุคลากร หมายรวมถึงค่าใช้จ่ายทุกประเภทที่ใช้ในการเข้าร่วมการอบรม/สัมมนา/ประชุม เช่น ค่าลงทะเบียน ค่าใช้จ่ายในการเดินทาง และอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้อง

๒. การใช้งบประมาณพัฒนาบุคลากรในที่คณะวิทยาศาสตร์จัดสรร ให้ถือปฏิบัติตามเงื่อนไขที่ได้กำหนดไว้ในแต่ละกรณี

๓. ให้แนบแบบฟอร์มแจ้งความประสงค์ฯ นี้มาพร้อมการส่งรายงานสรุปเนื้อหาและการนำไปใช้ประโยชน์ฯ ด้วย

เห็นชอบตามมติที่ประชุมคณะกรรมการประจำคณะฯ ครั้งที่1/2560 เริ่มใช้ตั้งแต่เดือน 1 กุมภาพันธ์ 2560

ារអារវៈារនេះត្រះត្នូវការ	กิญสาพยา.	
ium. 153	1000664463300,	
วันที่		



บันทึกข้อความ

ส่วนงาน คณะวิทยาศาสตร์ หลักสูตรวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ โทร.๓๙๐๐ ที่ อว ๖๙.๕.๘/๑๒๙ วันที่ ๙ ธันวาคม ๒๕๖๒ เรื่อง ขออนุญาตเข้าร่วมงานประชุมวิชาการระดับนานาชาติ ECTI DAMT and NCON ๒๐๒๐

พร้อมเสนอผลงานทางวิชาการ

เรียน คณบดีคณะวิทยาศาสตร์

ตามที่สมาคมวิศวกรรมไฟฟ้า อิเล็กทรอนิกส์ คอมพิวเตอร์ โทรคมนาคมและเทคโนโลยี สารสนเทศ (ECTI) ประเทศไทย ได้กำหนดจัดงานประชุมวิชาการนานาชาติ "The 5th International Conference on Digital Arts, Media and Technology (DAMT) and 3nd ECTI Northern Section Conference on Electrical, Electronics, Computer and Telecommunications Engineering (NCON)" ECTI DAMT and NCON ๒๐๒๐ ในระหว่างวันที่ ๑๑ – ๑๔ มีนาคม ๒๕๖๓ ณ โรงแรมแอมบาสเดอร์ ซิตี้ จอมเทียน จังหวัดชลบุรี

ในการนี้ ข้าพเจ้า จึงขออนุญาตเข้าร่วมงานประชุมวิชาการระดับนานาชาติ "The 5th International Conference on Digital Arts, Media and Technology (DAMT) and 3nd ECTI Northern Section Conference on Electrical, Electronics, Computer and Telecommunications Engineering (NCON)" ECTI DAMT and NCON ๒๐๒๐ พร้อมเสนอผลงานทางวิชาการในรูปแบบบรรยาย หัวข้อเรื่อง "Sub-Events Tracking from Social Network based on the Relationships between Topics" ระหว่างวันที่ ๑๑ – ๑๔ มีนาคม ๒๕๖๓ ณ โรงแรมแอมบาสเดอร์ ซิตี้ จอมเทียน จังหวัดชลบุรี

จึงเรียนมาเพื่อโปรดพิจารณาอนุญาต

(อาจารย์ ดร.สายัณห์ อุ่นนั้นกาศ) ประธานอาจารย์ผู้รับผิดชอบหลักสูตรวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ รายงานสรุปการเข้าร่วมประชุมวิชาการ

The 5th International Conference on Digital Arts, Media and Technology (DAMT) ระหว่างวันที่ 11 – 14 มีนาคม พ.ศ. 2563 (Online Presentation เนื่องจากสถานการณ์ COVID-19)

ข้าพเจ้าได้เข้าร่วมประชุมวิชาการระดับนานาชาติ โดยวิธีการ Online Presentation ผ่านทางระบบ Webinar โดย ได้นำเสนอผลงานวิจัยในวันที่ 12 มีนาคม 2563 เวลา 16:30 น. ในหัวข้อวิจัยเรื่อง Sub-Events Tracking from Social Network based on the Relationships between Topics ในการเข้าร่วมประชุมวิชาการนี้ ได้รับฟัง Keynote Speakers จำนวน 2 ท่าน โดยสามารถสรุปเนื้อหาได้ดังนี้

Keynote Speaker 1 : Professor Vladimir Poulkov

Topic : The Wireless Access for Future Smart Cities as a Large Scale Complex Cyber Physical System

ในอนาคตเมืองอัจฉริยะ (Smart Cities หรือ SCs) ที่ได้รับการพัฒนาอย่างสูง และโครงสร้างพื้นฐานการ เข้าถึงการสื่อสารไร้สายอัจฉริยะจะต้องมีการเชื่อมต่อกับอุปกรณ์เซ็นเซอร์ และอุปกรณ์ต่าง ๆ ของผู้ใช้จำนวนมาก ซึ่งระบบดังกล่าวจะต้องมีกลไกอัตโนมัติ และอัจฉริยะเพื่อตอบสนองความต้องการของผู้ใช้ที่เพิ่มขึ้น เพื่อรับมือกับ จำนวนของผู้ใช้ที่สูงขึ้นในเมืองอัจฉริยะ การบริการใหม่ ๆ จะมีเพิ่มขึ้น ข้อกำหนด หรือเงื่อนไขของช่องสัญญาณไร้ สายที่ซับซ้อนมากขึ้นในเมืองอัจฉริยะ โดยที่ระบบ Access Network แห่งอนาคตของเมืองอัจฉริยะ ต้องเป็น เครือข่ายที่สามารถให้บริการ สิ่งอำนวยความสะดวกที่ยากต่อการให้บริการผ่านเครือข่ายที่แตกต่างกัน (HetNet) ได้ โครงสร้างเครือข่ายแบบ Unified Wireless Access หรือ UWA จะถูกนำมาใช้งานแทนที่ระบบเดิม



Keynote Speaker 2 : Professor Minoru Okada

Topic : Mobility-as-a-Service (MaaS)

Mobility-as-a-Service (MaaS) เป็นแนวโน้มในอนาคตของบริการการขนส่ง ผู้ใช้สามารถแบ่งปันบริการ ขนส่งสาธารณะ และส่วนตัวเพื่อความคล่องตัวแทนการใช้บริการขนส่งส่วนตัว มันสามารถแก้ปัญหาการขนส่งใน ปัจจุบัน เช่นการจราจรติดขัด และการปล่อย CO2 โดยที่การถ่ายโอนพลังงานแบบไร้สาย (Wireless Power Transfer หรือ WPT) และ IoT (Internet of Things) เป็นกุญแจสำคัญในการสร้าง MaaS

WPT มีความสามารถในการจัดหาแหล่งจ่ายไฟแบบไม่ต้องสัมผัสกับอุปกรณ์ IoT (Internet of Things) เช่นเดียวกับการชาร์จแบตเตอรี่สำหรับรถยนต์ไฟฟ้าเคลื่อนที่ (EV) ระบบ WPT ปัจจุบันที่อยู่บนการเชื่อมต่อ ระยะใกล้มีปัญหาในการจำกัดตำแหน่งรับ และประสิทธิภาพการถ่ายโอนพลังงาน โดย Professor Minoru ได้อธิบาย ถึง WPT ด้วยเครื่องส่งสัญญาณ และตัวรับสัญญาณหลายตัว หรือระบบ WPT แบบรับและส่งออกหลายทาง (multiple-input-multiple-output หรือ MIMO) สำหรับการแก้ปัญหาการเคลื่อนไหว และประสิทธิภาพในระบบ WPT ปัจจุบัน เนื่องจากระบบ MIMO-WPT ที่นำเสนอใช้งานเครื่องส่งสัญญาณหลายตัวในพื้นที่ จึงสามารถขยาย ขีดจำกัด การเคลื่อนย้ายได้ WPT ที่ใช้เครื่องส่งสัญญาณการเชื่อมต่อระหว่างกัน ระบบ MIMO-WPT ที่นำเสนอนั้น ให้ประสิทธิภาพการถ่ายโอนพลังงานที่สูงกว่าระบบ WPT แบบตัวส่งสัญญาณและตัวรับแบบธรรมดา



งานวิจัยที่ได้นำเสนอ

Title : Sub-Events Tracking from Social Network based on the Relationships between Topics

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อติดตามเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นในช่วงเวลาที่กำหนด โดยที่ต้องการติดตามเหตุการณ์ ว่ามีการเปลี่ยนแปลงหัวข้อในการพูดคุย หรือสนทนาไปอย่างไรบ้าง โดยนำข้อมูลที่ได้จากสังคมออนไลน์ ในวิจัยนี้ใช้ ข้อมูลจาก Twitter โดยได้ใช้เทคนิคของ Latent Dirichlet Allocation ในการหา Topic ในแต่ละช่วงเวลา และใช้ Community evolution discovery techniques ในการติดตามการเปลี่ยนแปลงของ Topic โดยแบ่งรูปแบบการ เปลี่ยนแปลงเป็น 5 แบบ คือ 1) Form การเกิดขึ้นของหัวข้อใหม่ 2) Dissolve การหายไปของหัวข้อสนทนานั้น ๆ 3) Split การแยกหัวข้อย่อยออกจากหัวข้อหลักในช่วงเวลาต่อมา 4) Merge การรวมกันของตั้งแต่ 2 หัวข้อขึ้นไปมาเป็น หัวข้อเดียว และ 5) Survive การคงอยู่ของหัวข้อนั้น ๆ ในช่วงเวลาต่อมา โดยข้อความจาก Twitter จำนวน 83,292 ข้อความถูกนำมาทดสอบ ซึ่งเกี่ยวข้องกับเหตุการณ์ ประท้วงที่กรุงปารีส ในปี ค.ศ. 2018





(อาจารย์ คร.สายัณห์ อุ่นนั้นกาศ) ประธานอาจารย์ผู้รับผิดชอบหลักสูตรวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ

DAMT & NCON 2020 INTERNATIONAL CONFERENCE

on Digital Arts, Media and Technology (DAMT) and ECTI Northern Section Conference on Electrical, Electronics, Computer and Telecommunications Engineering (NCON)



EEE Catalog Number: CFP17H33-DVD SBN: 978-1--5090-5209-7

The 5th International Conference on Digital Arts, Media and Technology (DAMT) and 3nd ECTI Northern Section Conference on Electrical, Electronics, Computer and Telecommunications Engineering (NCON) 2020

Copyright and Reprint Permission: Abstracting is permitted with credit to the source. Libraries are permitted to photocopy beyond the limit of U.S. copyright law for private use of patrons those articles in this volume that carry a code at the bottom of the first page, provided the per-copy fee indicated in the code is paid though Copyright Clearance Center, 222 Rosewood Drive, Danvers, MA 01923. For reprint or republication permission, email to IEEE Copyrights Manager at pubs-permissions@ieee.org. All rights reserved. Copyright © 2020 by IEEE.

XPLORE COMPLIANT	DVD		
Part Number: CFP20M62-ART	Part Number: CFP20M62-DVD		
ISBN: 978-1-7281-6398-7	ISBN: 978-1-7281-6397-0		

Messages

Welcome Message from General Chair Welcome Message from Technical Program Chair

Committees

Advisory Committee Steering Committee General Chair General Co-chair Vice General Chair Technical Program Chair Technical Program Co-chair Technical Program Committee Special Session Chair Information System Chair Financial Chair **Publication** Chairs Local Arrangement Chairs

Keynote Speakers

General Secretary

1. . D 11

Professor Vladimir Poulkov	iv		
Professor Minoru Okada	v		
Program at a glance	vi		
ICDAMT 2020: VENUE	vii		
Technical Program	1		
Sub-Events Tracking from Social Network based on the Relationships between Topics	1		
The Development of 2D Animation to Educate Young Female Adolescent in Puberty Changes			
The Performance of Electronic Veterinary Management			
Sub-Events Tracking from Social Network based on the Relationships between Topics The Development of 2D Animation to Educate Young Female Adolescent in Puberty Changes The Performance of Electronic Veterinary Management A Combination of ICMP and ARP for DHCP Malicious Attack Identification Arts and Science of Digital Mental Health Support			
Arts and Science of Digital Mental Health Support	20		
Accuracy Study of Indoor Positioning with Bluetooth Low Energy Beacons	24		
Percentile-based Adaptive Resampling for Sequential Bayesian Filtering to Improve Frequency Estimation of Noisy Signal			
Bi-directional Portable Automatic People Counting Using A Single Ultrasonic Range Finder	34		
Complex-Valued Cost Function and Its Equivalence for Cascade-Connected Compensator Design	38		

Cavendish Banana Grade Classification: A Pivot Study Using Random Forest

Doctor Herb, The Herbal Augmented Reality Application

Knowledge extraction and designing of child development detection system for a new parent

Page

i ii

iii

iv

41

46

49

Sub-Events Tracking from Social Network based on the Relationships between Topics

1st Sayan Unankard

Information Technology Division, Faculty of Science Maejo University Chiangmai, Thailand ORCID 0000-0002-8443-5356

Abstract—Online social networks like Twitter have emerged as the most popular way to share information about real-world events. When an event is emerging and actively discussed on social networks, its related issues may change from time to time. People may focus on different topics of an event at different times. This paper describes our approach for tracking sub-events over social networks. Our system is able to summarize continuous subevents and track their developments along a timeline. We propose sub-events detection by utilizing an approach of Latent Dirichlet Allocation (LDA) and present an approach for sub-event tracking based on the relationships between sub-events by adopting the evolution of communities. The Twitter messages related to the 2018 Protests in Paris are used to demonstrate the effectiveness of our approach.

Index Terms—event tracking, topic evolution, social network, twitter, community mining

I. INTRODUCTION

When an event is emerging and actively discussed on social networks, its related issues may change from time to time. People may focus on different issues of an event at different times. We define an invariant event as follows:

An "invariant event" is an event with changing subsequent topics that last for a period of time.

Examples of an invariant events include government elections, natural disasters, and breaking news. The monitoring of events over social networks has many applications such as decision making and situation awareness. As a particular event develops, people may be interested in seeing an overview of the situation. An event may have several related topics that develop over time.

In this work, we introduce a concept called invariant event tracking. An event is a social activity or a phenomena that occurs in a certain place during a certain time period. Event tracking is to monitor streams of topic-discussions in order to understand the event. A series of changing topics derived from an event over time is called an invariant events. In general, a topic is associated with a set of keywords. At any point in time, there are multiple topics discussed on social networks. Sub-event tracking is important for analyzing the overall situation of a particular event on social networks. For

The Coordinating Center for Thai Government Science and Technology Scholarship Students (CSTS), National Science and Technology Development Agency (NSTDA) 2nd Wanvimol Nadee Information Technology Division, Faculty of Science Maejo University Chiangmai, Thailand ORCID 0000-0001-5577-4108

example, during a natural disaster, government may need to analyze the development of situations in order to make the right responses at the right times. For a longer-running event like a government election, people may wish to track the event with-respect-to multiple issues such as campaign-launch speeches and a number of open TV-debates under different topics, in order to cast their votes.

However, general micro-blog searches for given keywords return large amounts of messages that are not grouped or organized in any meaningful way. It is difficult for people to comprehend a large number of messages in a chronological order and to monitor an event as it unfolds. Although traditional techniques such as clustering are able to capture major events in social networks [1]-[4], it is difficult to capture the incidental events that may or may not be relevant to the current focused event. For example, when a natural disaster has just occurred, people may initially talk about the natural phenomenon that they have just witnessed. Then, damages, casualties, or the consequences of the disaster might be reported. Topics related to volunteer organizations and rescue activities might also be discussed later. All these topics are related to the same event, yet a general clustering approach is not able to correlate them into a single event.

In this work, we propose an approach of sub-event tracking on social networks. We use our system to track an event based on micro-blog messages and monitor the topic changes over time for an event that is rendered to the system as a set of keywords. The research challenges are: (1) effectively summarizing the given event-search query, and (2) tracking the evolution of an event within a given time period.

The rest of the paper is organized as follows. First, we describe the related work in Section II. Second, the proposed approach is presented in Section III. Third, we present the experimental setup and results in Section IV. Finally, the conclusions are given in Section V.

II. RELATED WORKS

The important task of making event detection and tracking is to know and understand when, where, and what an event is happening. Twitter is the most popular social microblogging service, which produced a vast number of micro-blog messages such as a tweet. The content of the tweet messages provides real-time information related to current events around the world. *Twitter* data consists of *TweetID*, *creating time*, *user ID*, *user location*, *tweet location*, *text content and the message-mentioned locations* [3]. With these characteristics, micro-blogging messages like tweets play an important role in understanding situations about events happening or happened. A lot of studies have used the tweet messages to infer users' interests, identify an emerging topic, track event or news stories, detect event occurrences and evolution of the event. Therefore, studying the characteristics of content in the tweet messages becomes a crucial task in event detection and tracking research.

Recent studies in a variety of research areas show increasing interests in event detection on micro-blogs, which becomes a challenging research topic. Weiler et al. [5] proposed another approach by using a sliding window model to track the events in stream data. A basis of the approach is based on the inverse document frequency (IDF) of terms and timestamp information within the tweets. They keep track and analysis the event's evolution of the most co-occurring terms of the event term.

Unakard et al. [3] introduced an approach namely *LSED* to detect emerging hotspot events in different location granularity. The approach based on the correlations between user location and event location from micro-blog messages. The research reported the approach can provide a better result to detect real-world events than the traditional *TF-IDF* and Hashtags approach. Knowing a particular location and time that related to user and event is important to improve the performance of event detection and tracking.

However, there are several limitations to use Twitter messages. The restricted tweet length which allows users to post short text message with a variety of content types. Most of the content found on micro-blog messages are often unstructured meanings and ungrammatical sentences. The messages may contain typos, special words, abbreviation, etc. In addition, the content on Twitter is not related to any particular realworld event and one word may belong to several events. These limitations lead to inaccuracy when applying the traditional text clustering on them, e.g., the term frequency-inverse document frequency TF-IDF, K-mean technique, or distributional features [6]. Douamis et al. [6] used a method based on graph partitioning that allows one word to belong to several clusters. Moreover, Twitter messages may evolve over time and new events are continually added to the stream. Consequently, it makes difficult to identify all event clusters in the stream. The features for each cluster need to update and compute features of newly formed clusters. As the design of an effective clustering algorithm is the important task for event detection and tracking. The aim of event clustering is to group the stories or the topics that discuss in the same event. Therefore, different clustering approaches have been taken by the researchers to deal with event detection task. The approaches are proposed in both supervised learning and unsupervised learning.

Hasan et al. [7] proposed a scalable event detection system in order to detect and track newsworthy events in real-time from Twitter. The combination of using random indexing based term vector model with locality sensitive hashing was used to address the problem of event detection in an incremental clustering. To address the stream clustering, Aggarwal and Subbian [8] used the content, network structural and temporal information in a holistic way to detect relevant clusters and events in the social stream. Their clustering and event detection algorithms can provide a more accurate result than using the only text-based method.

In recently year, Zhou et al. [9] proposed an unsupervised method to extract city event information based on the classification model. Twitter LDA is applied to clean and detect the topic of the city service events from Twitter streams. However, when users use the diverse topics in communication in the same event and one topic may relate to several events. At the same time, the content, topics, the people's interests, and situations related to a specific event in the social network are changed over time. Even though the events are detected but it is not easy to track the evolution of an event. This problem may relate to ambiguous views from different users. In [10], Xie et al. presented a topicsketch framework by using the sketchbased topic model to detect bursty topics in real-time.

Our work related to tracking the evolution of an event in order to generate a summarized storyline of an event. Storyline generation aims to obtain a sequence of summaries that describe how an event evolves over time [11]. In other words, it aims to find meaningful connection among tweets and linking them into stories [12]. The research of event storyline summarization is popular in recent year. Several methods of generating event storyline have been proposed recently.

Traditional storytelling has been successful in news articles, blogs, and structure database. Topic detection and tracking (TDT) has extensively studied in news stream [13]-[15]. The approach aims to group news articles based on the topics discussed in them, detect some novel and previously unreported events, and track future events related to the topic [16]. Most event summarisation methods focus on summarising an event via topic evolution over time. Various multi-document summarization methods have been proposed to extractive and abstractive of an event including graph-based, knowledgebased, centroid-based, and etc [11], [17]. A common problem of storytelling is the process of connecting entities through their characteristics, actions, and events. Information retrieval and web research have studied this problem, i.e., linking documents into stories, and modeling storylines from the search result. The tweets can be linked in many ways, such as by users, location, time, and hashtags.

Zhou et al. [11] presented a two-layer hierarchical storyline framework for summarizing multiple disaster-related documents to generate a global storyline of the disaster events. The multi-document summarization based on graph-based is applied to create a framework. Their approach considers temporal and spatial information when generating summaries for the events. the storyline can show a chain of the disaster events and describes the disaster moves over time by location of the events. Dehghani and Asadpour [12] proposed a graphbased framework for storytelling on Twitter. The sub-events are exploited to create detection procedure over a hierarchical structure.

Besides using multi-document summarization methods, some works utilize vector-space measures such as cosine similarity, natural language processing, and keyword matching. Lin et al. [18] proposed a framework for generating event storylines fro microblogs for user input queries. A language model with dynamic pseudo-relevance feedback is exploited to obtain relevant tweets, and then generate storylines via graph optimization. Lee et al. [19] provide a new solution for information overload called KeySee by grouping posts into events, and track the evolution patterns of the event as new posts stream in and old posts fade out. In [20], Guo et al. presented CrowdStory model based on the multi-cluebased approach to obtain fine-grained event summary. The set of posts that contains similar keywords and describes the same aspect of an event is exploited to discover the semantic correlations among event clues. Kim et al. [21] proposed the *m*Trend system to analyze the spatiotemporal trends of topics and their movements over time on the Twitter messages related to real-world events.

III. PROPOSED APPROACH

In order to show a comprehensive understanding of our sub-event tracking framework, a conceptual diagram is presented in Figure 1. The architecture of our system consists of five components, including Twitter loader, Message preprocessing, Sub-event detection, Sub-event tracking, and subevent visualization as shown in Figure 2. The following information provides details of each component.

A. Twitter Loader and Pre-processing

A micro-blog loader is developed to collect the *Twitter* messages from public users via the Java library API service¹. The user's initial query (i.e., a set of keywords) is used for specifying an interested event. In order to improve the quality of our dataset and the performance of the subsequent steps, the pre-processing was designed to ignore common words that carry less important meaning than keywords and to remove irrelevant data e.g., the keyword RT(*"ReTweet"*) and web address. The stop words are also removed and all words are stemmed by using Lucene 3.1.0 Java API². Next, the messages are converted into lower case and stored in a database.

B. Sub-Event detection

In order to determine hierarchically nested events, we aim to group the co-occurring keywords for topic discovery. Note that the concepts of event and topic are different; an event may have several topics at different stages in its life cycle. We adopt Latent Dirichlet Allocation (LDA) proposed in [22] to cluster messages in a micro-blogging network into different topics. In LDA, each document may be viewed as a mixture of various topics where each document is considered to have a

¹http://twitter4j.org ²http://lucene.apache.org set of topics that are assigned to it via LDA. We partition the messages into time frames. The size of time frame is defined by time interval according to user preference (e.g., one day in our experiment). For each time frame, the event topics are extracted by using LDA. Finally, we can obtain the topic distribution in each post and the word distribution in each topic. Based on our observation, 10 is the number of topics for each time frame. The concept of LDA can be seen in Figure 3.

C. Sub-Event Tracking

At this stage, we aim to identify an event by tracking all the event topics detected at each time frame. The event evolution is detected at different time frames. We model an event as a graph sequence as follows:

An "event" is the set of event topics $(T_i = \{T_i^1, T_i^2, ..., T_i^n\})$ denotes the *n* topics detected at the *i*th time frame, where topic T_i^k is also a graph represented by (V_i^k, E_i^k) . The node set is denoted by *V* to represent keywords in the messages and edge set is denoted by *E* to represent the co-occurrence between keywords at the *i*th time frame.

The event evolution is represented by a series of episodes from different time frames. In order to capture the changes of episodes, we consider five types of transitions (i.e., form, dissolve, survive, split, and merge) [23]. At time frame t, we construct a weighted bipartite graph between topics at t - 1. The weight between sets of topic keywords is computed by the similarity between the groups of keywords belonging to different topics. Two groups of topic keywords are matched if at least min_match percent of their keywords are the same. However, the topic evolution in social networks is different from the evolution of social communities. On average 72 percent of topics each day are new in Twitter [24]. Thus, we only compare between the groups of keywords obtained at current time frame t and the groups of keywords at previous time frame t-1. The similarity of topics that have different sets of keywords is defined as follows:

$$topic_sim(T_t^a, T_{t-1}^b) = \frac{|V_t^a \cap V_{t-1}^b|}{max(|V_t^a|, |V_{t-1}^b|)}$$
(1)

Topic evolution is a sequence of changes succeeding each other in the consecutive time frame. Based on the idea of detecting evolution of communities [23], we define the transitions of topics as follows:

- Form: A new topic forms when it did not exist in the previous time frame (t-1) but it appears in the current time frame (t).
- **Dissolve**: A topic in the previous time frame (t 1) dissolves when it does not occur in the current time frame (t) at all.
- Survive: A topic survives when two groups in the consecutive time frames are matched. It can be continuing (i.e., two topics differ only by few keywords but their size remains the same), growing (i.e., some new keywords have joined the group) and shrinking (i.e., some keywords have left the group).



Fig. 4. Example of topic changes over time frame.





B. Baseline Approaches

In order to evaluate our approach for detecting sub-events in a collection of *tweets*, we compare our approach performance with temporal peaks detection approach in [25]. The authors bin the messages into a histogram by time (i.e., one hour in this paper). Then, the authors calculate a historically weighted running average of message rate and identify rates that are significantly higher than the mean message rate. A window surrounding the local maximum is identified. Finally, top five frequent terms are presented as event name of each peak.

C. Evaluation

In this section, we evaluate the performance of our sub-event detection, sentiment analysis and the prediction approaches. For sub-event detection, we compare the precision, recall and F1-score against the peak detection baseline.

$$Precision_{event} = \frac{\#detect_realworld_events}{\#total\ detect\ events},$$
 (2)

$$Recall_{event} = \frac{\#distinct_detect_realworld_events}{\#total_realworld_events} \quad (3)$$

There is more than one detected event can relate to the same real-world event, then they are considered correct in terms of precision but only one event is considered in counting recall. We manually extracted the sub-events from Timeline of the Yellow Vests Movement Wikipedia³. The total number of real world events is 51 events.

Table I shows the *Precision*, *Recall* and *F1-Score* of the sub-event detection of our approach against the peak detection

³https://en.wikipedia.org/wiki/Timeline_of_the_yellow_vests_movement

Method	# of detected events	# of real-life events	# of distinct real-life events	Precision (%)	Recall (%)	F1-Score (%)
Peak detection	19	14	14	73.68	26.92	39.43
Our approach	120	108	40	90.00	78.43	83.82

TABLE ITHE PERFORMANCE OF SUB-EVENT DETECTION.

baseline. In Table I, we can observe that our approach can effectively detect real-world events which is significantly larger than the baseline. The baseline can detect smaller number of events because it considers only the temporal peaks in *tweet* frequency. Some events might not be frequently posted on social networks. To sum up, our approach outperforms the baseline method by 44.39%.

V. CONCLUSIONS

In this work, we proposed an approach to tracking subevents and topic evolution within a given time period. The main contributions of this work are twofold. An effective approach of tracking sub-events is proposed by incorporating LDA and community evolution discovery techniques. The system supports event tracking by allowing users to specify the time period in order to visualize the words consequently appearing and disappearing over time. We used the *Twitter* messages related to the 2018 Paris Protest to demonstrate the effectiveness of our approach. The further performance evaluation will be conducted in our future work.

ACKNOWLEDGMENT

This research was supported by The Coordinating Center for Thai Government Science and Technology Scholarship Students (CSTS), National Science and Technology Development Agency (NSTDA).

REFERENCES

- J. Weng and B.-S. Lee, "Event detection in twitter," in *Fifth international* AAAI conference on weblogs and social media, 2011.
- [2] C. Li, A. Sun, and A. Datta, "Twevent: segment-based event detection from tweets," in 21st ACM International Conference on Information and Knowledge Management, CIKM'12, Maui, HI, USA, October 29 -November 02, 2012, 2012, pp. 155–164.
- [3] S. Unankard, X. Li, and M. A. Sharaf, "Emerging event detection in social networks with location sensitivity," *World Wide Web*, vol. 18, no. 5, pp. 1393–1417, 2015.
- [4] S. Unankard, X. Li, and G. Long, "Invariant event tracking on social networks," in *Database Systems for Advanced Applications*, M. Renz, C. Shahabi, X. Zhou, and M. A. Cheema, Eds. Cham: Springer International Publishing, 2015, pp. 517–521.
- [5] A. Weiler, M. Grossniklaus, and M. H. Scholl, "Event identification and tracking in social media streaming data," in *EDBT/ICDT*, 2014, pp. 282–287.
- [6] N. D. Doulamis, A. D. Doulamis, P. Kokkinos, and E. M. Varvarigos, "Event detection in twitter microblogging," *IEEE transactions on cybernetics*, vol. 46, no. 12, pp. 2810–2824, 2015.
- [7] M. Hasan, M. A. Orgun, and R. Schwitter, "Twitternews: real time event detection from the twitter data stream," *PeerJ PrePrints*, vol. 4, p. e2297v1, 2016.
- [8] C. C. Aggarwal and K. Subbian, "Event detection in social streams," in Proceedings of the 2012 SIAM international conference on data mining. SIAM, 2012, pp. 624–635.

- [9] Y. Zhou, S. De, and K. Moessner, "Real world city event extraction from twitter data streams," *Procedia computer science*, vol. 98, pp. 443–448, 2016.
- [10] W. Xie, F. Zhu, J. Jiang, E.-P. Lim, and K. Wang, "Topicsketch: Real-time bursty topic detection from twitter," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 28, no. 8, pp. 2216–2229, 2016.
- [11] W. Zhou, C. Shen, T. Li, S.-C. Chen, and N. Xie, "Generating textual storyline to improve situation awareness in disaster management," in *Proceedings of the 2014 IEEE 15th International Conference on Information Reuse and Integration (IEEE IRI 2014).* IEEE, 2014, pp. 585–592.
- [12] N. Dehghani and M. Asadpour, "Graphbased method for summarized storyline generation in twitter," arXiv preprint arXiv:1504.07361, pp. 212–236, 2015.
- [13] J. Allan, R. Papka, and V. Lavrenko, "On-line new event detection and tracking." in *Sigir*, vol. 98. Citeseer, 1998, pp. 37–45.
 [14] H. Yu, Y. Zhang, L. Ting, and L. Sheng, "Topic detection and tracking"
- [14] H. Yu, Y. Zhang, L. Ting, and L. Sheng, "Topic detection and tracking review," *Journal of Chinese information processing*, vol. 6, no. 21, pp. 77–79, 2007.
- [15] J. Allan, Topic detection and tracking: event-based information organization. Springer Science & Business Media, 2012, vol. 12.
- [16] D. Wang, T. Li, and M. Ogihara, "Generating pictorial storylines via minimum-weight connected dominating set approximation in multi-view graphs," in *Twenty-Sixth AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2012.
- [17] R. M. Alguliev, R. M. Aliguliyev, and N. R. Isazade, "Multiple documents summarization based on evolutionary optimization algorithm," *Expert Systems with Applications*, vol. 40, no. 5, pp. 1675–1689, 2013.
- [18] C. Lin, C. Lin, J. Li, D. Wang, Y. Chen, and T. Li, "Generating event storylines from microblogs," in *Proceedings of the 21st ACM international conference on Information and knowledge management*. ACM, 2012, pp. 175–184.
- [19] P. Lee, L. V. Lakshmanan, and E. Milios, "Keysee: Supporting keyword search on evolving events in social streams," in *Proceedings of the 19th* ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. ACM, 2013, pp. 1478–1481.
- [20] B. Guo, Y. Ouyang, C. Zhang, J. Zhang, Z. Yu, D. Wu, and Y. Wang, "Crowdstory: Fine-grained event storyline generation by fusion of multi-modal crowdsourced data," *Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol.*, vol. 1, no. 3, pp. 55:1–55:19, Sep. 2017. [Online]. Available: http://doi.acm.org/10.1145/3130920
- [21] K.-S. Kim, R. Lee, and K. Zettsu, "mtrend: Discovery of topic movements on geo-microblogging messages," in *Proceedings of* the 19th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, ser. GIS '11. New York, NY, USA: ACM, 2011, pp. 529–532. [Online]. Available: http://doi.acm.org/10.1145/2093973.2094066
- [22] D. M. Blei, A. Y. Ng, and M. I. Jordan, "Latent dirichlet allocation," *Journal of machine Learning research*, vol. 3, no. Jan, pp. 993–1022, 2003.
- [23] M. Takaffoli, F. Sangi, J. Fagnan, and O. R. Zaiane, "Modec modeling and detecting evolutions of communities," in *Proceedings of the Fifth International Conference on Weblogs and Social Media, Barcelona, Catalonia, Spain, July 17-21, 2011*, 2011, pp. 626–629.
- [24] H. Kwak, C. Lee, H. Park, and S. B. Moon, "What is twitter, a social network or a news media?" in *Proceedings of the 19th International Conference on World Wide Web, WWW 2010, Raleigh, North Carolina,* USA, April 26-30, 2010, 2010, pp. 591–600.
- [25] A. Marcus, M. S. Bernstein, O. Badar, D. R. Karger, S. Madden, and R. C. Miller, "Twitinfo: aggregating and visualizing microblogs for event exploration," in *Proceedings of the SIGCH1 conference on Human factors in computing systems*. ACM, 2011, pp. 227–236.

ECTI DAMT and NCON 2020



Certification of Appreciation present to

Sayan Unankard

Sub-Events Tracking from Social Network based on the Relationships between Topics at The 5thInternational Conference on Digital Arts, Media and Technology (DAMT) on Electrical, Electronics, Computer and Telecommunication Engineering (NCON) and 3rd ECTI Northern Section Conference

11-14 March 2020 at Pattaya, Thailand

Asst.Prof. Pradorn Sureephong, Ph.D. General Chair of DAMT and NCON 2020