



โครงการ การเพิ่มประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีการตรวจสอบลายนิ้วมืออัตโนมัติ

โดย รศ. ดร. วุฒิพงศ์ อารีกุล

กันยายน พ.ศ. 2552

รายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์

โครงการ การเพิ่มประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีการตรวจสอบลายนิ้วมืออัตโนมัติ

รศ. ดร. วุฒิพงศ์ อารีกุล

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์

มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

สนับสนุนโดยสำนักงานคณะกรรมการการอุดมศึกษาและสำนักงานกองทุนสนับสนุนการวิจัย

(ความเห็นในรายงานนี้เป็นของผู้วิจัย สกอ. และ สกว. ไม่จำเป็นต้องเห็นด้วยเสมอไป)

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ	3
Abstract	4
Executive Summary	5
ส่วนที่ 1. เนื้อหางานวิจัย	6
1.1 ทบทวนวัตถุประสงค์.....	6
1.2 การพัฒนาขั้นตอนวิธีการตรวจสอบลายนิ้วมืออัตโนมัติ	6
1.3 ผลการพัฒนาขั้นตอนวิธีการตรวจสอบลายนิ้วมืออัตโนมัติ	8
ส่วนที่ 2. Output ที่ได้จากงานวิจัย.....	10
2.1 บทความที่ตีพิมพ์จากโครงการนี้.....	10
2.2 ผลงานอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้อง	12
2.3 การไปเสนอผลงานและการเข้าร่วมประชุมหรืออบรมวิชาการด้านไบโอเมตริก.....	15
2.4 การเชื่อมโยงทางวิชาการไบโอเมตริกกับนักวิชาการอื่น ๆ ทั้งในและต่างประเทศ	16
2.5 การเข้าร่วมการแข่งขัน Fingerprint Verification Competition 2006 (FVC2006)	17
2.6 กิจกรรมที่เกี่ยวข้องกับการนำผลจากโครงการไปใช้ประโยชน์	18
หนังสือและบทความอ้างอิง	19
ภาคผนวก: บทความที่ได้รับการตีพิมพ์จากโครงการนี้ทั้งหมด	20

บทคัดย่อ

Project Code : MRU4980027

ชื่อโครงการ : การเพิ่มประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีการตรวจสอบลายนิ้วมืออัตโนมัติ

ชื่อนักวิจัย และสถาบัน : รศ. ดร. วุฒิพงศ์ อารีกุล

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

E-mail Address : fengvpa@ku.ac.th

ระยะเวลาโครงการ : 20 กรกฎาคม พ.ศ.2549 ถึง 19 กรกฎาคม พ.ศ.2552

งานวิจัยนี้มีจุดประสงค์คือการวิจัยและพัฒนาประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีการตรวจสอบลายนิ้วมืออัตโนมัติให้สามารถใช้งานได้จริงและเป็นสมบัติของคนไทย โดยงานวิจัยนี้จะเน้นการวิจัยและพัฒนาขั้นตอนวิธีการปรับปรุงภาพลายนิ้วมือ การหาจุดอ้างอิงของลายนิ้วมือ รวมทั้งการคิดค้นวิจัยขั้นตอนวิธีการเปรียบเทียบลายนิ้วมือแบบใหม่ที่ทำให้ความถูกต้องแม่นยำสูง ไม่ซับซ้อน และสามารถนำไปใช้งานได้จริง โดยได้ทำการทดสอบกับฐานข้อมูลลายนิ้วมือมาตรฐานจากการแข่งขันการตรวจสอบลายนิ้วมือนานาชาติ สุดท้ายนี้ผลงานวิจัยจะนำไปใช้ในระบบไบโอเมตริกเพื่อคนไทยในอนาคตอันใกล้

คำหลัก : อัลกอริทึมการตรวจสอบลายนิ้วมืออัตโนมัติ การปรับปรุงภาพลายนิ้วมือ การหาจุดอ้างอิงลายนิ้วมือ วิธีการเปรียบเทียบลายนิ้วมือ

Abstract

Project Code : MRU4980027

Project Title : Performance Improvement of Automatic Fingerprint Verification Algorithm

Investigator : Vutipong Areekul,

Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Kasetsart University

E-mail Address : fengvpa@ku.ac.th

Project Period : 20 July 2006 – 19 July 2009

The goal of this project is to research and develop automatic fingerprint identification algorithm for practical implementation for Thai people. This research is focusing on fingerprint enhancement research, reference point localization research, and including research on the new fingerprint matching method. The new algorithm gives high accuracy, low computation complexity, and suitable for practical implementation. The new algorithm is tested with standard Fingerprint Verification Competition (FVC) databases. Finally, the results of this research will be used in biometric system for Thai people in the near future.

Keywords : Automatic Fingerprint Identification Algorithm, Fingerprint Enhancement, Fingerprint Reference Search, Fingerprint Matching Method.

Executive Summary

งานวิจัยทางด้านการตรวจสอบลายนิ้วมืออัตโนมัตินี้ หัวหน้าโครงการได้ทำต่อเนื่องยาวนานมาเป็นเวลาประมาณ 10 ปีแล้ว โดยนับจากที่เริ่มตีพิมพ์บทความแรกทางด้านการตรวจสอบลายนิ้วมืออัตโนมัติเมื่อปี 2542 สำหรับทุนเมธีวิจัยนี้ให้ทำงานวิจัยในสามปีที่ผ่านมา ได้เน้นการพัฒนาอัลกอริทึมให้มีประสิทธิภาพทัดเทียมกับของนานาชาติ ทั้งในเชิงความถูกต้องแม่นยำและความเร็วในการประมวลผล โดยพยายามทำให้อยู่ในลำดับสูงสุด 10 อันดับแรกในความแม่นยำ โดยสามารถทำได้บางฐานข้อมูลลายนิ้วมือมาตรฐานที่มีการแข่งขันกันในปี ค.ศ. 2004 (FVC2004) โดยได้ปรับปรุงส่วนขั้นตอนวิธีหลัก ๆ คือ การปรับปรุงภาพลายนิ้วมือ การค้นหาจุดอ้างอิง และการเปรียบเทียบลายนิ้วมือ และได้ทำการตีพิมพ์ไปแล้วทั้งหมด 7 บทความ โดยมีบทความที่สำคัญระดับนานาชาติและผ่านการถูกประเมินโดยนักวิจัยระดับโลกทางด้านลายนิ้วมืออยู่ 3 บทความ ซึ่งทั้งหมดตีพิมพ์ในรูปแบบ Lecture Notes on Computer Science (LNCS) ในการประชุมวิชาการที่สำคัญที่สุดทางด้านไบโอเมตริก (International Conference on Biometrics) ซึ่งจัดทุก ๆ สองปี ซึ่งเป็นที่น่าเสียดายว่าในปัจจุบัน LNCS ไม่มี Impact Factor แล้ว แต่จะเห็นความสำคัญของบทความที่ตีพิมพ์ไปแล้วจากการถูกอ้างอิงโดยหนังสือ Handbook of Fingerprint Recognition, 2nd Ed., 2009 ซึ่งเป็นหนังสือหลักที่มีความสำคัญทางด้านการตรวจสอบลายนิ้วมืออัตโนมัติของโลกในปัจจุบัน อย่างไรก็ตามหัวหน้าโครงการได้เขียนบทความที่กำลังจะส่ง Journal ที่สำคัญทางด้านนี้คือ Pattern Recognition มี Impact Factor = 3.279 (2008) ซึ่งปัจจุบันยังอยู่ในระหว่างตรวจทาน และมีผลการทำวิจัยอีกหลายส่วนที่มีผลแล้ว แต่ไม่มีเวลานำมาเรียบเรียงเขียนบทความส่ง ซึ่งจะได้แจ้งให้ สกว-สกอ ทราบอีกครั้งเมื่อได้รับการตอบรับ หรือผลงาน Journal ที่ได้รับการตีพิมพ์เพิ่มเติมในอนาคต

อนึ่ง ที่งานวิจัยนี้ยังไม่สมบูรณ์หรือเขียน Journal ได้น้อยกว่าที่ได้สัญญาไว้เนื่องจากในช่วงประมาณหนึ่งปีที่ผ่านมา ได้เข้าไปรับงานที่ปรึกษาบริการวิชาการจากกระทรวงเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร เรื่อง “โครงการส่งเสริมความร่วมมือการกำหนดมาตรฐานกลางและการบูรณาการข้อมูลชีวภาพเพื่อการพัฒนารัฐบาลอิเล็กทรอนิกส์” โดยสาเหตุที่เข้าไปรับโครงการนี้เนื่องจากมีคุณสมบัติที่ปรึกษาตรงกับที่ทางกระทรวง ฯ ต้องการ และเป็นโครงการได้ใช้ความรู้ความสามารถที่วิจัยมาเพื่อช่วยหน่วยงานของรัฐที่ใช้เทคโนโลยีไบโอเมตริก ระดับมหภาคในปัจจุบัน จึงเสนอตัวและได้รับเลือก ซึ่งทำให้ช่วงหนึ่งปีที่ผ่านมา มีเวลาน้อยลงในการทำวิจัย ต้องไปสำรวจตามด้านชายแดนทั่วประเทศและหน่วยงานต่าง ๆ ที่ใช้ไบโอเมตริก ระดับมหภาค แต่ในทางกลับกัน การทำงานนี้ทำให้ได้โจทย์วิจัยที่ตรงความต้องการของประเทศ และการได้รู้จักข้าราชการผู้ใช้งานระบบตรวจสอบลายนิ้วมือระดับมหภาคทั้งภาคบริการประชาชนและนิติวิทยาศาสตร์ ทำให้สามารถเป็นตัวกลางเข้าประสานช่วยเหลือโดยใช้เทคโนโลยีและความรู้ที่มีอยู่ได้ ซึ่งจะได้เห็นได้จากการจัดสัมมนาให้ข้าราชการมีความรู้ความเข้าใจในเทคโนโลยีและมาตรฐาน การได้รับเชิญไปพูดทั้งในและต่างประเทศ การจัดประชุมอาเซียนเพื่อการร่วมมือในการแลกเปลี่ยนข้อมูลไบโอเมตริก (The 1st ASEAN Forum on Biometric Interoperability) และโครงการที่จะบูรณาการข้อมูลไบโอเมตริกระหว่างหน่วยงานของรัฐในอนาคต นอกจากนี้ในระดับนานาชาติ ยังได้เข้าร่วมในฐานะกรรมการตัวแทนประเทศไทยในการประชุมกำหนดมาตรฐานกลาง ISO/IEC JTC1 SC37 Biometrics และเป็น Executive Committee ใน Asia Biometric Consortium ตัวแทนประเทศไทย และมีการทำงานร่วมกันในระดับนานาชาติกับนักวิจัยไบโอเมตริกแนวหน้าของโลก

ส่วนที่ 1. เนื้อหางานวิจัย

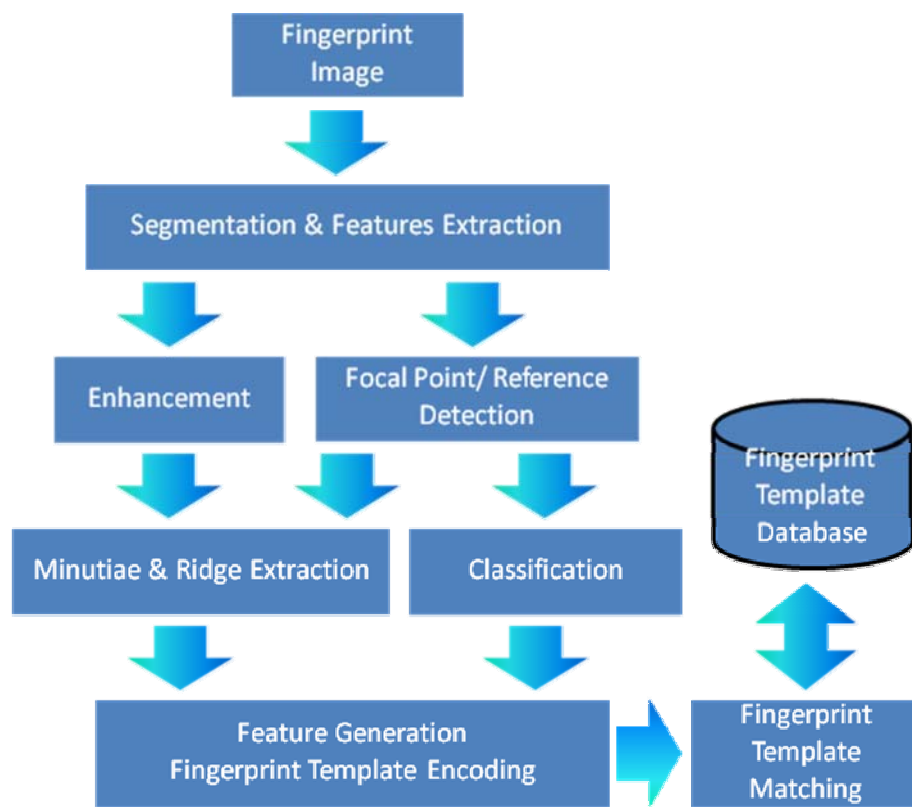
1.1 ทบทวนวัตถุประสงค์

วัตถุประสงค์ในข้อเสนอขอทุนทำวิจัยโครงการนี้ในปีพ.ศ. 2549 มีดังต่อไปนี้

- 1.1.1) ต้องการพัฒนาอัลกอริทึมการตรวจสอบลายนิ้วมือจากพื้นฐานเดิมที่มีอยู่ แล้วให้มีประสิทธิภาพสูงสุด ตั้งเป้าหมายว่าจะอยู่ใน 10 อันดับแรกของโลก เปรียบเทียบโดยใช้ฐานข้อมูลการแข่งขันอัลกอริทึมตรวจสอบลายนิ้วมือปี 2004 (FVC2004) และจะนำไปใช้กับต้นแบบฮาร์ดแวร์เชิงอุตสาหกรรมที่ได้พัฒนาไว้จากทุนวิจัยของ NECTEC เพื่อให้สามารถแข่งขันกับผลิตภัณฑ์จากนานาชาติได้อย่างต่อเนื่อง
- 1.1.2) ต้องการสร้างและแสดงศักยภาพในการทำวิจัยที่สามารถแข่งขันในระดับนานาชาติได้ โดยการตีพิมพ์ผลงานวิชาการที่มี Impact Factor และเข้าร่วมการแข่งขัน Fingerprint Verification Competition (FVC) ถ้ายังคงมีการแข่งขันอยู่
- 1.1.3) ต้องการพัฒนาเทคโนโลยีไบโอเมตริกให้เป็นของไทยทั้งหมดโดยการพึ่งพาตนเอง เพื่อใช้งานในประเทศและลดการนำเข้าของระบบไบโอเมตริกของต่างชาติ โดยจะเริ่มทดสอบการใช้งานกับหน่วยงานในมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ก่อน

1.2 การพัฒนาขั้นตอนวิธีการตรวจสอบลายนิ้วมืออัตโนมัติ

ในช่วงเวลาสามปีที่ผ่านมา ได้ทำการพัฒนาขั้นตอนวิธี หรือ อัลกอริทึมการตรวจสอบลายนิ้วมือ ในเชิงลึก โดยโครงสร้างของอัลกอริทึมการตรวจสอบลายนิ้วมือเป็นดังภาพที่ 1



ภาพที่ 1 โครงสร้างของอัลกอริทึมการตรวจสอบลายนิ้วมือของไทย

ในช่วงสามปีที่ได้รับทุนได้พัฒนาทุกส่วนของอัลกอริทึมให้สามารถใช้งานได้ โดยมีคำอธิบายของแต่ละบล็อกดังต่อไปนี้

1.2.1) Feature Extraction & Segmentation

ส่วนนี้เป็นส่วนแรกเมื่อได้รับลายนิ้วมือเข้ามา โดยเป็นส่วนที่ทำการวิเคราะห์หารายละเอียด หรือ ส่วนประกอบสำคัญที่สามารถใช้ดึงข้อมูลที่ต้องการจากลายนิ้วมือเพื่อใช้ในการทำงานต่อไป เช่น ค่าเฉลี่ย ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ทิศทางของเส้นลายนิ้วมือ ความเข้มของสนามทิศทาง ความถี่ของลายนิ้วมือ เส้นรอบรูป เส้นลายนิ้วมือ ค่าความเป็นเส้นลายนิ้วมือ เป็นต้น โดยค่าเหล่านี้สามารถกระทำได้แบบเป็นบล็อก (Block Base) หรือเป็นแบบจุดภาพ (Pixel Base)

ส่วนต่อมาเป็นส่วนที่เรียกว่า การทำ *Segmentation* หรือการแบ่งแยกภาพ จะทำการพิจารณาว่าพื้นที่ใดเป็นพื้นหลัง เป็นลายนิ้วมือที่มีคุณภาพดี หรือคุณภาพไม่ดีแต่สามารถแก้ไขได้ รวมทั้งที่ไม่ดีและไม่สามารถแก้ไขได้ โดยใช้ข้อมูลจากส่วนแรกที่มีรายละเอียดนำมาใช้วิเคราะห์ว่าจะแบ่งแยกภาพอย่างไร ในปัจจุบันมีทั้งกระทำแบบเป็นบล็อก (Block Base Segmentation) หรือเป็นแบบจุดภาพ (Pixel Base Segmentation) หมายเหตุ อัลกอริทึมในส่วนนี้ ไม่มีความแตกต่างที่โดดเด่นกับวิธีการที่ตีพิมพ์ในเชิงวิชาการ จึงยังไม่ได้ตีพิมพ์

1.2.2) Fingerprint Enhancement

ส่วนนี้เป็นส่วนที่สำคัญในการปรับปรุงภาพลายนิ้วมือที่มีปัญหาเรื่องคุณภาพให้เท่าเทียมเสมอกันหรือพยายามซ่อมแซมภาพลายนิ้วมือให้ดีที่สุดเท่าที่เป็นไปได้ ซึ่งได้นำเสนอวิธีใหม่โดยตีพิมพ์วิธีการทำการปรับปรุงภาพลายนิ้วมือในแบบเป็นบล็อก (Block Base Segmentation) หลายวิธีเช่น วิธีการปรับปรุงภาพลายนิ้วมือในโดเมนการแปลงโคไซน์ไม่ต่อเนื่อง (Discrete Cosine Transform) [1] รวมทั้งมีวิธีในอดีตที่เคยนำเสนอไปเช่น การแปลงการบีบอัดแบบแบ่งแยกได้ (Separable Gabor Transform) และได้ทำการปรับปรุงพัฒนาเพิ่มเติมเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพใน [4] และได้ทำการทดลองการแปลงแบบฟูริเยร์ตามที่มีนักวิจัยผู้อื่นเสนอแล้วนำมาเปรียบเทียบกัน โดยตีพิมพ์ผลเปรียบเทียบและวิเคราะห์ข้อดีข้อเสียใน [2] ในปัจจุบันเริ่มพัฒนาการปรับปรุงภาพในระดับจุดภาพโดยมีแนวคิดวิธีใหม่ แต่ผลยังอยู่ในระหว่างการทดลอง

1.2.3) Focal Point Detection/ Reference Detection

ส่วนนี้เป็นอีกส่วนที่สำคัญและได้ทำการวิจัยในเชิงลึก เนื่องจากได้นำเสนอจุดโฟกัส (Focal Point) [9] ตั้งแต่ปีค.ศ. 2000 และได้ทำการพัฒนาอัลกอริทึมในการค้นหาจุดโฟกัสจากอัลกอริทึมที่ซับซ้อนและมีการคำนวณจนกลายเป็นไม่ถึง 0.1 วินาที โดยยังคงความเสถียรและความแม่นยำที่สูงกว่าหรือเทียบเท่าวิธีอื่น ๆ ที่มีในทางวิชาการ โดยได้ตีพิมพ์แล้วทั้งหมด 3 บทความ รายละเอียดของวิธีการอยู่ใน [3,6,7]

1.2.4) Minutiae & Ridge Extraction

ส่วนนี้เป็นส่วนพื้นฐานทั่วไปอีก โดยเทคนิคส่วนใหญ่ไม่แตกต่างในบทความต่าง ๆ ที่ตีพิมพ์ ซึ่งถ้าขั้นตอนวิธีการปรับปรุงภาพลายนิ้วมือได้ดี ก็จะสามารถดึงมินูเทีย หรือจุดหยุดจุดแยกของเส้นมาได้อย่างแม่นยำ รวมทั้งเส้นต่าง ๆ ด้วย แต่ถ้าเทคนิคมีปัญหา ข้อมูลเส้นและมินูเทียจะมีปัญหาไปด้วยทำให้ประสิทธิภาพระบบต่ำตามคุณภาพของภาพไปด้วย ในส่วนนี้คาดว่าจะไม่ได้ตีพิมพ์หรือถ้าตีพิมพ์จะเป็นส่วนประกอบของบทความอื่น ๆ เท่านั้น

1.2.5) Classification

สำหรับข้อมูลที่ได้มาซึ่งจุดโฟกัส และตัวจุดโฟกัสเอง ได้ค้นพบว่าสามารถนำข้อมูลเหล่านี้ไปทำการแบ่งประเภทลายนิ้วมือ (Fingerprint Classification) หรือการเลือกลายนิ้วมือเพื่อที่จะมาเปรียบเทียบได้ (Fingerprint Retrieval) โดยสามารถสร้างรายละเอียดเพิ่มเติมจากข้อมูลจุดตัดในขั้นตอนวิธีการหาจุดโฟกัส ขณะนี้อยู่ในระหว่างการทดสอบ โดยวางแผนว่าจะเขียนบทความ Journal ต่อไปในอนาคตอันใกล้เมื่อผลการทดลองสมบูรณ์แล้ว ในส่วนนี้ยังไม่มีการตีพิมพ์

1.2.6) Feature Generation & Fingerprint Template Encoding

เมื่อได้ข้อมูลต่าง ๆ มาแล้ว ก็จะนำมาสร้างความสัมพันธ์กันสำหรับการเข้ารหัสเทมเพลตเพื่อให้พร้อมในการเปรียบเทียบในอนาคต ซึ่งเทคนิคต่าง ๆ เหล่านี้แตกต่างจากบทความอื่น ๆ และได้สรุปเป็นสองวิธี วิธีแรกเป็นวิธีเก่าที่อ้างอิงจุดโฟกัสเป็นหลัก ซึ่งเรียกว่า FVA v.1.6 (Fingerprint Verification Algorithm version 1.6) และได้ตีพิมพ์ใน [5] และใช้อัลกอริทึมนี้ในการแข่งขัน Fingerprint Verification Competition 2006 [10] สำหรับวิธีที่สอง ซึ่งเรียกว่า FVA v.2.0 (Fingerprint Verification Algorithm version 2.0) ได้ออกแบบให้ทนทานต่อการบิดเบี้ยวของรูปลายนิ้วมือซึ่งรายละเอียดในบทความฉบับร่าง [8] ซึ่งกำลังปรับปรุงและส่ง Pattern Recognition Journal เร็ว ๆ นี้

1.2.7) Fingerprint Template Matching

ส่วนนี้เมื่อดึงข้อมูลออกจากเทมเพลต จะต้องถูกออกแบบให้สามารถทำการเปรียบเทียบได้เร็วและมีโครงสร้างที่เหมาะสมกับคอมพิวเตอร์ ซึ่งส่วนนี้ยังไม่ได้ทำการปรับปรุงให้มีศักยภาพสูงที่สุดเนื่องจากยังขาดนักวิจัยอยู่ และมีบางส่วนอธิบายอยู่ในบทความฉบับร่าง [8] ที่กำลังจะส่ง

1.3 ผลการพัฒนาขั้นตอนวิธีการตรวจสอบลายนิ้วมืออัตโนมัติ

ผลการพัฒนาขั้นตอนวิธีการตรวจสอบลายนิ้วมือล่าสุด สามารถวัดเทียบกับฐานข้อมูลมาตรฐาน FVC 2004 ทั้ง 4 ฐานข้อมูล ผลการทดสอบอัลกอริทึม FVSv1.6 (เดิมที่พัฒนาในช่วงปีแรกของการได้ทุน) กับ FVSv2.0 (ใหม่ ซึ่งเป็นขั้นตอนวิธีล่าสุดในปัจจุบัน) เป็นดังตารางที่ 1 ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 1 การเปรียบเทียบการทดสอบอัลกอริทึมเดิมกับอัลกอริทึมปัจจุบันในการแข่งระดับโลกปีค.ศ. 2004

Database	Sensor Type	Image Size	Resolution	Database Size (Finger × Images)	Number of Attns.	FVA v1.6 (Old) %EER (Rank)	FVA v2.0 (Current) %EER (Rank)
FVC2004db 1	Optic	640×480	500 dpi	100×8	42	7.49% (14 th)	4.78% (9 th)
FVC2004db 2	Optic	256×364	500 dpi	100×8	42	7.45% (25 th)	4.74% (13 th)
FVC2004db 3	TM-Sweep	448×478	512 dpi	100×8	42	5.9% (20 th)	5.21% (19 th)
FVC2004db 4	Synthetic	240×320	≈ 500 dpi	100×8	42	8.2% (34 th)	5.25% (29 th)
FVC2004 All	-	-	-	-	42	7.26% (24 th)	4.99% (17 th)

หมายเหตุ

1. สำหรับฐานข้อมูล FVC 2004 Db1 นั้นถือว่าเป็นฐานข้อมูลที่มีปัญหาความยืดหยุ่นของลายนิ้วมืออย่างมาก แต่เนื่องจากภาพใหญ่กว่า FVC2004 Db2 ทำให้สามารถได้ประสิทธิภาพในลำดับที่ดีกว่าเมื่อเปรียบเทียบการแข่งขันครั้งนั้น จะอยู่ที่ 9 ซึ่งอยู่ใน Top Ten ของการแข่งขันในเวลานั้น
2. อัลกอริทึม FVA v1.6 กับ FVA v2.0 ใช้วิธีแตกต่างกันโดยสิ้นเชิง โดยอัลกอริทึม FVA v2.0 ใช้ข้อมูลเส้นลายนิ้วมือ ซึ่งจะทนทานต่อการบิดเบี้ยวผิดเพี้ยนของลายนิ้วมือได้ดีกว่า ทำให้ประสิทธิภาพสูงกว่าโดยรวม โดยมีเวลาเฉลี่ยในการเปรียบเทียบ 1:1 อยู่ที่ 76.6 milli-second ซึ่งสามารถพัฒนาศักยภาพไปได้อีกทั้งในทางประสิทธิภาพและความเร็ว
3. สำหรับ FVA v2.0 ยังไม่ได้ทำการคำนวณกับฐานข้อมูล FVC 2006 เนื่องจากขาดผู้ช่วยนักวิจัยในการปรับแต่งพารามิเตอร์ให้เหมาะสมทั้งระบบ

ส่วนที่ 2. Output ที่ได้จากงานวิจัย

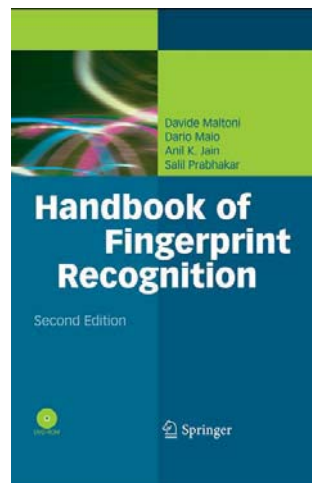
สำหรับผลงานที่ได้จากงานวิจัย ส่วนใหญ่จะเป็นบทความ และผลงานอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้อง

2.1 บทความที่ตีพิมพ์จากโครงการนี้

บทความที่ได้รับการตีพิมพ์ในการทำโครงการวิจัยนี้ในระยะเวลาทั้งหมด 3 ปี มีทั้งหมด 7 บทความ และกำลังจะส่งอีกหนึ่งบทความ โดยทั้งหมดแบ่งเป็นบทความแบบ Lecture Note on Computer Science จำนวน 3 บทความ (เคยอยู่ใน ISI ในปี 2006 แต่ในปัจจุบันไม่อยู่แล้ว) บทความ Proceedings of International Conference อีก 3 บทความ และเป็นบทความประชุมวิชาการในประเทศอีก 1 บทความ และท้ายสุดกำลังส่ง Journal อีกจำนวนอย่างน้อย 1 บทความ ดังต่อไปนี้

- [1] S. Jirachaweng and V. Areekul, "Fingerprint Enhancement Based on Discrete Cosine Transform," *Advances in Biometrics*, Lecture Notes in Computer Science (LNCS4642), Springer-Verlag Berlin Heidelberg, pp. 96-105. (Scopus Citation = 1)
- [2] S. Jirachaweng T. Leelasawassuk, and V. Areekul, "Performance and Computational Complexity Comparison of Block-based Fingerprint Enhancement," *Advances in Biometrics*, Lecture Notes in Computer Science (LNCS5558), Springer-Verlag Berlin Heidelberg, pp. 656-665.
- [3] N. Boonchaiseree and V. Areekul, "Focal Point Detection Based on Half Concentric Lens Model for Singular Point Extraction in Fingerprint," *Advances in Biometrics*, Lecture Notes in Computer Science (LNCS5558), Springer-Verlag Berlin Heidelberg, pp.637-646.
- [4] S. Jirachaweng and V. Areekul, "Regional Adaptive Gabor Filtering for Fingerprint Enhancement," *Proceedings of International Workshop on Advanced Image Technology (IWAIT 2007)*, Bangkok, Thailand, January 8-9, 2007, pp. 614-619.
- [5] T. Leelasawassuk and V. Areekul, "Looped Minutiae Matching in Fingerprint Verification," *Proceedings of International Workshop on Advanced Image Technology (IWAIT 2007)*, Bangkok, Thailand, January 8-9, 2007, pp. 924-928.
- [6] V.Areekul and N. Boonchaiseree, "Fast Focal Point Localization Algorithm for Fingerprint Registration," *Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA 2008)*, Singapore, June 3-5, 2008, 2089-2094. (Invited Paper in Special Session on Pattern Analysis and Biometrics-1)
- [7] นัฐพงษ์ บุญชัยเสรี และวุฒิพงศ์ อารีกุล, "การหาจุดโฟกัสของลายนิ้วมือโดยใช้สนามทิศทาง," การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้าครั้งที่ 30 (EECON-30) 25-26 ตุลาคม 2550, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี, หน้า 729-732.
- [8] Suksan Jirachaweng and Vutipong Areekul, "Fingerprint Matching Using Minutiae-Ridge Graph Representation," Submitted to *Pattern Recognition Journal*, (Impact Factor =3.279 (2008))

หมายเหตุ บทความ [1] ได้รับการอ้างอิงในหนังสือ Handbook of Fingerprint Recognition, 2nd Ed, Davide Maltoni, Dario Maio, Anil K. Jain, and Salil Prabhakar, Springer, 2009. ดังต่อไปนี้



3.6 Enhancement 139

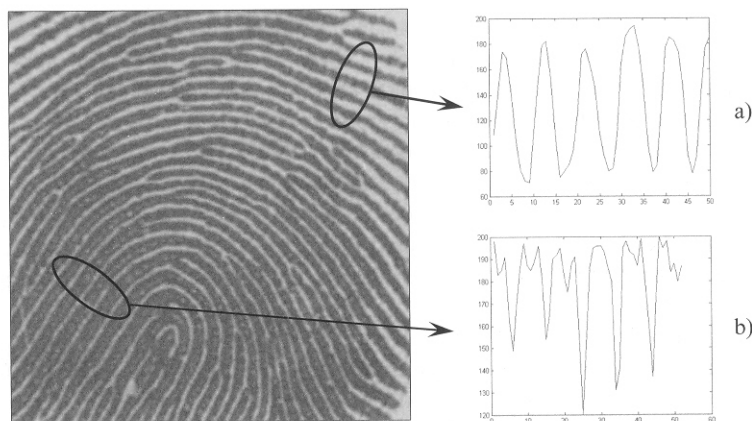


Figure 3.37. Two examples of fingerprint regions where the local ridge-valley pattern conforms to (a), and deviates from (b) a sinusoidal pattern. © Elsevier.

Wang et al. (2008) suggest replacing standard Gabor filter with Log-Gabor filter to overcome the drawbacks that the maximum bandwidth of a Gabor filter is limited to approximately one octave and Gabor filters are not optimal if one is seeking broad spectral information with maximal spatial localization.

For low-cost and computation-limited fingerprint systems (e.g., embedded systems), the 2D convolution of an image with a Gabor filter pre-computed over a discrete mask (e.g., 15×15) can be too time consuming. The computational complexity can be reduced by using separable Gabor filters (Areekul et al., 2005) or masks with sparse coefficients (Jang et al., 2006).

Chikkerur, Cartwright, and Govindaraju (2007) proposed an efficient implementation of contextual filtering based on short-time Fourier transform (STFT) that requires partitioning the image into small overlapping blocks and performing Fourier analysis separately on each block. The orientation and frequency of each block are probabilistically determined through Equations (7) and (8), and the orientation coherence is computed similar to Equation (4). Each block is then filtered (by complex multiplication in the Fourier domain) with a filter equivalent to Equation (10) except for the angular bandwidth which is adjusted according to the orientation coherence; in Sherlock, Monroe, and Millard (1994) the angular bandwidth is related to the distance from the closest singular point. Since singular point estimation is less robust than coherence estimation, Chikkerur, Cartwright, and Govindaraju (2007) bandwidth adjustment seems to be more effective than the approach by Sherlock, Monroe, and Millard (1994).

An approach similar to that of Chikkerur, Cartwright, and Govindaraju (2007) was introduced by Jirachaweng and Areekul (2007), but their block-wise contextual information computation and filtering is performed in the DCT (Discrete Cosine Transform) domain instead of in the Fourier domain.

2.2 ผลงานอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้อง

จากการที่ทำงานทางด้านการตรวจสอบลายนิ้วมือมาเป็นเวลานานและได้ตีพิมพ์งานในระดับนานาชาติอย่างต่อเนื่องตั้งแต่ปี 2542 ทำให้มีงานทางด้านไบโอเมตริกระดับชาติเข้ามาเกี่ยวข้องและให้ทำควบคู่กับงานวิจัยในช่วงปีท้าย ๆ ของการรับทุน ดังต่อไปนี้

2.2.1) งานบริการวิชาการด้านไบโอเมตริกระดับนานาชาติ

ในช่วงเวลา 3 ปีที่รับทุนหรือตั้งแต่ 20 กรกฎาคม 2549 ได้ทำงานบริการวิชาการทางด้านไบโอเมตริกระดับนานาชาติ รายละเอียดดังแสดงในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 งานบริการวิชาการทางด้านไบโอเมตริกระดับนานาชาติ ตั้งแต่ 20 กรกฎาคม 2548-ปัจจุบัน

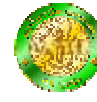
#	ปี	ตำแหน่ง	หน่วยงาน/งาน	งานที่ทำ	ระยะเวลา
1	2007 (2550)	Executive Committee/Thailand Representative	ASIA Biometric Consortium http://www.asianbc.com	สนับสนุนความร่วมมือ ทางด้านไบโอเมตริกใน เอเชีย	ธันวาคม 2550 ถึง ปัจจุบัน
2	2007 (2550)	Reviewer	IEEE/IAPR International Conference on Biometrics 2007 http://image.korea.ac.kr/ICB2007/	ตรวจบทความด้านไบโอ เมตริกนานาชาติ 6 บทความ	1 เดือน/ พฤษภาคม 2550
3	2009 (2552)	Committee/Thailand Representative	ISO/IEC JTC1 SC37 Biometrics (International Standard) http://www.iso.org	พิจารณามาตรฐาน ISO ทางด้านไบโอเมตริก	มกราคม 2552 ถึง ปัจจุบัน
4	2009 (2552)	Vice Chair and Organizer	The 1 st ASEAN Forum on Biometric Interoperability 2009 http://asean-fbi.mict.go.th	เป็นผู้จัดงานประชุม ASEAN ทางด้านไบโอ เมตริก และเป็นรอง ประธานในการประชุมด้วย	25-26 มิถุนายน 2552

2.2.2) งานบริการวิชาการด้านไบโอเมตริกระดับชาติ

ในช่วงเวลา 3 ปีที่รับทุนหรือตั้งแต่ 20 กรกฎาคม 2549 ได้ทำงานบริการวิชาการทางด้านไบโอเมตริกระดับชาติโครงการใหญ่ คือ โครงการส่งเสริมความร่วมมือการกำหนดมาตรฐานกลางและการบูรณาการข้อมูลชีวภาพเพื่อการพัฒนาารัฐบาลอิเล็กทรอนิกส์ โดยสืบเนื่องจากกระทรวงเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร ได้ขอเชิญให้มหาวิทยาลัยหรือหน่วยงานต่าง ๆ ให้ยื่นข้อเสนอเพื่อคัดเลือกเป็นที่ปรึกษาดำเนินโครงการ โดยต้องมีคุณสมบัติคือ

- 1) มีความเชี่ยวชาญและประสบการณ์ในงานด้านมาตรฐานและบูรณาการข้อมูลด้านเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร
- 2) มีประสบการณ์ในงานที่เกี่ยวข้องกับเทคโนโลยีข้อมูลชีวภาพ (Biometric Data)
- 3) มีประสบการณ์ด้านการประสานงานความร่วมมือระหว่างประเทศภายใต้กรอบความร่วมมืออาเซียนด้านโทรคมนาคมและเทคโนโลยีสารสนเทศ

เนื่องจากคุณสมบัติตรงตามกำหนดและคิดว่าจะต้องทำงานให้ประเทศชาติเมื่อมีโอกาส จึงขอเสนอตัวและได้รับเลือกจากกระทรวงฯ จึงได้เซ็นสัญญา และได้เริ่มงานเมื่อวันที่ 25 กันยายน 2551 และทำงานแล้วเสร็จภายในวันที่ 21 กรกฎาคม 2552 โดยมีความรับผิดชอบที่ต้องทำดังต่อไปนี้



1. เพื่อศึกษา วิเคราะห์และสำรวจข้อมูลการใช้งานข้อมูลชีวภาพในการให้บริการประชาชนผ่านระบบอิเล็กทรอนิกส์ โดยประสานงานและร่วมกันระดมความคิดเห็นกับหน่วยงานภาครัฐที่เกี่ยวข้องเพื่อเป็นข้อมูลในการกำหนดมาตรฐานกลาง และแนวทางการบูรณาการข้อมูลชีวภาพเพื่อสนับสนุนการพัฒนาฐานข้อมูลอิเล็กทรอนิกส์ของประเทศไทย และกลุ่มประเทศอาเซียน
2. เพื่อจัดทำร่างข้อเสนอแนะแนวทางการกำหนดมาตรฐานกลาง และการบูรณาการข้อมูลชีวภาพเพื่อการพัฒนาฐานข้อมูลอิเล็กทรอนิกส์สำหรับประเทศไทย และประเทศสมาชิกอาเซียน โดยศึกษา วิเคราะห์เปรียบเทียบจากแนวคิด/ทฤษฎี หรือกรณีศึกษาในต่างประเทศ และผลการศึกษา วิเคราะห์และสำรวจข้อมูล ตามหัวข้อที่ 1.
3. เพื่อจัดการประชุมเชิงปฏิบัติการ ASEAN Forum on Biometrics Interoperability โดยเชิญผู้เชี่ยวชาญและผู้มีส่วนเกี่ยวข้องกับการใช้งานข้อมูลชีวภาพ จากประเทศสมาชิกรวมทั้งคู่เจรจา (Dialogue Partners) เข้าร่วมการประชุม เพื่อร่วมแลกเปลี่ยนความรู้และประสบการณ์ และหารือแนวทางการกำหนดมาตรฐานกลาง และการบูรณาการข้อมูลชีวภาพในการใช้งานข้อมูลชีวภาพเพื่อสนับสนุนการพัฒนาฐานข้อมูลอิเล็กทรอนิกส์ ตามร่างข้อเสนอแนะแนวทางฯ ตามหัวข้อที่ 2.
4. เพื่อนำข้อสรุปที่ได้รับจากการประชุมเชิงปฏิบัติการดังกล่าว มาดำเนินการศึกษาเพิ่มเติมเพื่อจัดทำเป็นข้อเสนอแนะแนวทางการกำหนดมาตรฐานกลาง และการบูรณาการข้อมูลชีวภาพ เพื่อสนับสนุนการพัฒนาฐานข้อมูลอิเล็กทรอนิกส์ สำหรับประเทศไทยและประเทศสมาชิกอาเซียน

จากงานบริการวิชาการนี้ ทำให้ได้เห็นภาพรวมของระบบไบโอเมตริกซ์ระดับชาติ ได้รู้จักผู้ใช้เทคโนโลยีไบโอเมตริกในหน่วยงานของรัฐทั้งหมด และได้วางแผนการบูรณาการข้อมูลชีวภาพหรือไบโอเมตริกให้กับประเทศไทย

2.2.3) การได้รับเชิญไปเป็นวิทยากรด้านไบโอเมตริกซ์ระดับชาติ และนานาชาติ

ในช่วงเวลา 3 ปีที่รับทุนหรือตั้งแต่ 20 กรกฎาคม 2549 ได้รับเชิญให้ไปพูดในหัวข้อเรื่องทางด้านไบโอเมตริกซ์ทั้งในและต่างประเทศ สามารถสรุปรายละเอียดได้ดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 วิทยากรด้านไบโอเมตริกซ์ระดับชาติและนานาชาติ ตั้งแต่ 20 กรกฎาคม 2548-ปัจจุบัน

#	วัน/เดือน/ ปี	หัวข้อเรื่องที่พูด	หน่วยงาน/ สถานที่
1	12 กุมภาพันธ์ 2550	Biometrics	โครงการบัณฑิตศึกษา ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ศูนย์รังสิต / กรุงเทพฯ
2	6 มิถุนายน 2551	A Focal Point, Good and Reliable Reference Point for Fingerprint Registration	Computer Vision and Image Understanding Department (CVIU), Institute of Informcomm Research / Singapore
3	30-31 มีนาคม 2552	1) Introduction to Biometric Technology 2) Automatic Fingerprint Recognition Technology 3) Survey of Large Scale Biometric Implemented in Royal Thai Government 4) International Biometric Standards 5) Draft of Biometric Interoperability in Royal Thai Government	การอบรมข้าราชการและพนักงานของรัฐที่ใช้เทคโนโลยีไบโอเมตริกซ์ระดับมหภาคเช่น กรมการปกครอง กรมการกงสุล สำนักงานตรวจคนเข้าเมือง สำนักงานตำรวจแห่งชาติ และสถาบันนิติวิทยาศาสตร์ รวมทั้งกระทรวงเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร ทั้งหมดประมาณ 30 คน / ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ กรุงเทพฯ
4	26 มิถุนายน 2552	Preliminary Report for the Large Scale Biometric Usage in ASEAN	The 1 st ASEAN Forum on Biometric Interoperability 2009/ กรุงเทพฯ
5	30 สิงหาคม 2552	การพิสูจน์เอกลักษณ์ทางชีวภาพด้านเทคโนโลยี	บุคลากรด้านเทคโนโลยีและการสื่อสาร สำนักบริหารการทะเบียน กรมการปกครอง จำนวน 160 คน โรงแรมเคียงทะเลรีสอร์ท / ระยอง
6	17 กันยายน 2552	Biometric Implementation in Thailand and Future Trend	The 3 rd Asia Biometric Conference (ABC), Funding by Japan Automatic Identification Systems Association, / Tokyo, Japan

2.3 การไปเสนอผลงานและการเข้าร่วมประชุมหรืออบรมวิชาการด้านไบโอเมตริก

ในช่วงเวลา 3 ปีที่รับทุนหรือตั้งแต่ 20 กรกฎาคม 2549 ได้ไปนำเสนอผลงาน เข้าร่วมการประชุม รวมทั้งอบรมทางด้านไบโอเมตริกทั้งในและต่างประเทศ สามารถสรุปรายละเอียดได้ดังตารางที่ 4

ตารางที่ 4 การไปเข้าร่วม/นำเสนอผลงาน/อบรมด้านไบโอเมตริกระดับชาติและระดับนานาชาติ

#	วัน/เดือน/ ปี	Presentation Topic / Status	การประชุมวิชาการ / สถานที่
1	8-9 January 2007	1) Regional Adaptive Gabor Filtering for Fingerprint Enhancement 2) Looped Minutiae Matching in Fingerprint Verification	<i>International Workshop on Advance Image Technology 2007/ Bangkok, Thailand</i>
2	12-13 January 2007	Participant in "Biometric Data Security and Privacy Course" By A.K. Jain, Arun Ross, and Stan Z. Li	Special Course at Hong Kong Baptist University, Funding by Croucher Advanced Study Institute & Faculty of Eng. Kasetsart University / Hong Kong
3	27-29 August 2007	Fingerprint Enhancement Based on Discrete Cosine Transform	<i>IEEE/IAPR International Conference on Biometrics (ICB2007)/ Seoul, Korea</i>
4	3-5 June 2008	Fast Focal Point Localization Algorithm for Fingerprint Registration	<i>the 3rd IEEE International Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA 2008), Singapore (Invited Paper in Special Session on Pattern Analysis and Biometrics-1)</i>
5	18-24 January 2009	Observed Member/Committee, the 1 st Thailand Representative for the first time	<i>ISO/IEC JTC1 SC37 Biometrics Meeting/ Hawaii, USA</i>
6	20 April – 1 May 2009	Participant in "International Fingerprint Identification Course" by Mr. Scott Osborn and Mr. Kerry Wilson, Fingerprint expert from Australia Police	<i>Special Course by Automated Fingerprint and Palmprint Identification Center, Central Institute of Forensic Science, Thailand</i>
7	2-5 June 2009	1) Performance and Computational Complexity Comparison of Block-based Fingerprint Enhancement 2) Focal Point Detection Based on Half Concentric Lens Model for Singular Point Extraction in Fingerprint	<i>IEEE/IAPR International Conference on Biometrics (ICB2009)/ Alghero, Italy</i>

หมายเหตุ การประชุม IEEE/IAPR International Conference on Biometrics (ICB) เป็นการประชุมวิชาการที่เข้มแข็งและสำคัญที่สุดของโลกทางด้านไบโอเมตริก โดยกรรมการเป็นนักวิชาการไบโอเมตริกแถวหน้าของโลก และมีอัตราการรับบทความไม่เกิน 50%

2.4 การเชื่อมโยงทางวิชาการไปโอเมตริกกับนักวิชาการอื่น ๆ ทั้งในและต่างประเทศ

การเชื่อมโยงทางวิชาการกับนักวิชาการในประเทศไทยในปัจจุบัน สามารถสรุปรายละเอียดได้ดังตารางที่ 5 และการเชื่อมโยงทางวิชาการกับนักวิชาการต่างประเทศ สามารถสรุปรายละเอียดได้ดังตารางที่ 6

ตารางที่ 5 การเชื่อมโยงทางวิชาการกับนักวิชาการไทยในปัจจุบัน

#	ชื่อ นามสกุล	หน่วยงาน	เชื่อมโยงเกี่ยวกับ
1	พ.ต.อ.หญิง ชลรัฐ ธีระทองคำ	นักวิทยาศาสตร์ (สบ 4) กลุ่มงานผู้เชี่ยวชาญ กองวิชาการ 4 สำนักงานตำรวจภาค 9 อ.เมือง จ.สงขลา	ต้องการความช่วยเหลือในการพัฒนาโปรแกรมปรับปรุงภาพถ่ายนิ้วมือแฝง เพื่อการค้นหานิ้วมือในฐานข้อมูลอาชญากร ในฐานข้อมูลของตำรวจและกรมการปกครอง
2	พ.ต.ท.หญิง วิวรรณ สุวรรณสัมฤทธิ์	สำนักงานนิติวิทยาศาสตร์บริการ สถาบันนิติวิทยาศาสตร์ กระทรวงยุติธรรม	ต้องการความช่วยเหลือในการพัฒนาโปรแกรมปรับปรุงภาพถ่ายนิ้วมือแฝง เพื่อการค้นหานิ้วมือในฐานข้อมูลอาชญากร ในฐานข้อมูลของตำรวจและกรมการปกครอง
3	พ.ต. ดร. สรรพชัย หุระนันท์	อาจารย์โรงเรียนนายร้อยพระจุลจอมเกล้า โดยทำวิทยานิพนธ์ปริญญาเอกทางด้าน Fingerprint Recognition จาก University of Washington, Seattle, USA, 1998	เชิญเป็นกรรมการสอบวิทยานิพนธ์นิติสดปริญญาโท และปริญญาเอกของนิสิตที่ทำวิทยานิพนธ์ทางด้านการรู้จำลายนิ้วมือ
4	รศ.ดร. ประทีป สันติประภาพ	รองศาสตราจารย์มหาวิทยาลัยอัสสัมชัญ กรุงเทพฯ	การจัดประชุม ASEAN Forum on Biometric Interoperability โดยอาจารย์เป็นผู้ริเริ่มโครงการและเป็นตัวแทนประเทศไทย

ตารางที่ 6 การเชื่อมโยงทางวิชาการกับนักวิชาการนานาชาติในปัจจุบัน

#	ชื่อ นามสกุล	ตำแหน่ง/หน่วยงาน	เชื่อมโยงเกี่ยวกับ
1	Dr. Yau Wei-Yun	Chairman, Biometrics Technical Committee, Singapore, IPTV Project Director, Institute for Infocomm Research (I ² R), Singapore	การทำงานวิจัยร่วมกัน และทำงานร่วมกันโดยเฉพาะการติดต่อประสานงานในการประชุม 1 st ASEAN-FBI 2009 นอกจากนี้ยังมีนิสิตปริญญาเอกทุน คปภ. 1 คน ไปทำงานวิจัยทางด้าน Fingerprint Recognition ร่วมกับนักวิจัยที่เลี้ยงที่ Singapore ภายใต้การดูแลของ Dr. Yau Wei-Yun
2	Prof. Stan Z. Li, Ph.D	Director of Center for Biometrics and Security Research, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, China	เชิญมาเป็น Keynote Speaker ในงาน The 1 st ASEAN Forum on Biometrics Interoperability 2009, 25-26 มิ.ย. 52 ที่กรุงเทพฯ Prof. Stan Z. Li มีความสนใจอย่างยิ่งที่จะทำงานวิจัยทางด้านไบโอเมตริกส์ร่วมกันกับนักวิจัยไทยในอนาคต
3	Prof. Young-Bin Kwon, Ph.D	Dept. of Computer Science and Engineering, Chung-Ang University, Korea	ได้เชิญมาเป็น Keynote Speaker ในงาน The 1 st ASEAN Forum on Biometrics Interoperability 2009, 25-26 มิ.ย. 52 ที่กรุงเทพฯ
4	Assoc. Prof. Arun Ross	Department of Computer Science & Electrical Engineering, West Virginia University, Morgantown, USA.	ตั้งใจว่าจะส่งนิสิต คปภ. ไปทำงานด้วย แต่เนื่องจากงานวิจัยไม่ตรงกัน และนิสิตมีมารดาที่ป่วยต้องการเดินทางอย่างรวดเร็ว ก็เลยไม่ได้ไป
5	Prof. Ir.Dr. Sheikh Hussain B. Shaikh Salleh	Faculty of Biomedical and Health Science Engineering, Universiti Teknologi Malaysia, Malaysia	ได้เชิญมาเป็น Malaysia Representative เข้าร่วมประชุมในงาน The 1 st ASEAN Forum on Biometrics Interoperability 2009 ที่กรุงเทพฯ
6	Prof. Yoichi Seto, D.Ing	Advanced Institute of Industrial Technology, Tokyo Metropolitan	ได้เชิญหัวหน้าโครงการ ฯ ไปพูดเรื่อง "Biometric Implementation in Thailand and Future Trend" ที่

		University, Japan	ญี่ปุ่นในงาน Asia Biometric Consortium 2009 วันที่ 16-18 ก.ย. 52 ที่จัดร่วมกับงาน Automatic Identification Exhibition ซึ่งจัดโดย Japan Automatic Identification System Association (JAISA)
--	--	-------------------	--

2.5 การเข้าร่วมการแข่งขัน Fingerprint Verification Competition 2006 (FVC2006)

ได้ส่ง Algorithm ที่พัฒนาขึ้นเรียกว่า FVA v1.6 เข้าแข่งขัน Fingerprint Verification Contest 2006 (FVC2006) [10] โดยส่งโปรแกรมหมายเลข P036 เข้าแข่งขันเมื่อ 30 ตุลาคม 2549 ทราบผลการแข่งขันเมื่อ 31 มกราคม 2550 โดยผลการแข่งขันดังแสดงในตารางที่ 7

ตารางที่ 7 ผลการแข่งขัน Fingerprint Verification Competition 2006 (FVC2006)

FVC2006 Fingerprint Database					Our P036 Rank	Total Participants
Database	Sensor Type	Image Size	Resolution	Size Finger/Images		
DB1	Electric Field	96×96	250 dpi	140×12	39	44
DB2	Optical	400×560	569 dpi	140×12	36	44
DB3	Thermal Sweeping	400×500	500 dpi	140×12	43	44
DB4	Synthetic Generation	288×384	≈ 500 dpi	140×12	30	44
Average Results over four Databases					39	44

หมายเหตุ เนื่องจากลำดับผลการแข่งขันไม่เป็นที่น่าพอใจ จึงไม่ได้เปิดเผยชื่อสถาบันใน Website โดยคงไว้เป็น Anonymous

ปัจจุบัน มีการแข่งขัน Fingerprint Verification Competition On-Going (FVC On-going) ซึ่งเป็นการแข่งขันแบบไม่จำกัดเวลาและไม่มีกำหนดการส่ง ส่งเมื่อใดก็สามารถประเมินประสิทธิภาพของอัลกอริทึมได้ทันที และสามารถแสดงผลให้จัดลำดับได้เลย โดยมีรายละเอียดใน Website [11]

เนื่องจากยังไม่มีความพร้อมในการส่งอัลกอริทึม FVA v2.0 เข้าทดสอบเนื่องจากขาดทีมงาน (นิสิตผู้เป็นหลัก ทำงานวิจัยอยู่ที่ประเทศสิงคโปร์ ต้องรอให้กลับมาประมาณปลายเดือนตุลาคม 2552) มีความจำเป็นต้องใช้ทีมงานในการรวมอัลกอริทึมแล้วทำการ Optimization ในเรื่องของประสิทธิภาพและความเร็วก่อนที่จะส่ง จึงยังไม่ได้ส่งไปทดสอบ

2.6 กิจกรรมที่เกี่ยวข้องกับการนำผลจากโครงการไปใช้ประโยชน์

สำหรับกิจกรรมที่เกี่ยวข้องกับการนำผลจากโครงการไปใช้ประโยชน์โดยตรงยังไม่มี แต่กำลังวางแผนการนำผลจากโครงการไปใช้ประโยชน์ โดยเป็น “โครงการนำร่องในการเชื่อมต่อฐานข้อมูลลายนิ้วมือระหว่างสำนักงานตำรวจแห่งชาติและสถาบันนิติวิทยาศาสตร์ กับกรมการปกครอง” โดยมีขั้นตอนดังต่อไปนี้

2.6.1 พัฒนาโปรแกรมปรับปรุงภาพลายนิ้วมือแฝง จากเทคนิคต่าง ๆ ที่ได้วิจัยค้นคว้ามาสามารถทำให้อยู่ในรูปของโปรแกรมที่เหมาะสมกับการใช้งานสำหรับข้าราชการตำรวจและข้าราชการในสถาบันนิติวิทยาศาสตร์ที่ทำงานทางด้านการตรวจสอบลายนิ้วมือแฝง โดยมีผลเป็นภาพลายนิ้วมือที่มีคุณภาพดีสามารถส่งเข้าไปค้นหาได้ในฐานข้อมูลของสำนักบริหารการทะเบียน กรมการปกครอง และ กองประวัติอาชญากร สำนักงานตำรวจแห่งชาติ ได้ เพื่อให้สามารถค้นหาอาชญากรที่ไม่ได้อยู่ในฐานทะเบียนประวัติอาชญากร แต่อยู่ในฐานทะเบียนราษฎร คาดว่าจะเริ่มได้ในต้นเดือนพฤศจิกายน 2552

2.6.2 พัฒนาระบบ AFIS (Automatic Fingerprint Identification System) ขนาดเล็กสำหรับสถานีตำรวจท้องถิ่นและต่างจังหวัด เพื่อทำประวัติอาชญากรที่ไม่ร้ายแรงเช่น คดีตัดช่องย่องเบา จับบ้าน หรือขโมยรถ เป็นต้น ซึ่งเป็นโจรในพื้นที่ เพื่อทำการลดงานของส่วนกลาง โดยไม่จำเป็นต้องเข้าค้นหาในฐานส่วนกลางซึ่งใช้เวลาในการค้นหานานมาก และอาจค้นหาไม่เจอ โดยวางแผนว่าจะเป็นโครงการต่อจาก 2.6.1

หมายเหตุ จะเห็นว่า หัวหน้าโครงการเน้นนำผลของโครงการไปใช้ประโยชน์ในภาครัฐ สำหรับภาคเอกชนเคยมีสองบริษัทที่มาติดต่อ แต่ยังไม่พบบริษัทที่มีความจริงใจที่จะนำงานนี้ไปใช้จริง โดยบริษัทหนึ่งหายเงียบไปเนื่องจากลูกค้ายังไม่เห็นความจำเป็น อีกบริษัทขอเซ็นสัญญาสามปีโดยขอลิขสิทธิ์อัลกอริทึมแต่เพียงผู้เดียว แต่หัวหน้าโครงการเห็นความผิดปกติบางอย่างจึงปฏิเสธไป ทั้งนี้โครงการนี้เป็นโครงการที่ทำต่อเนื่องเป็นเวลาประมาณ 10 ปีแล้ว ตั้งแต่เริ่มต้นที่ไม่มีอะไร ไม่ได้รับทุน จนได้รับทุนสนับสนุนจากทั้ง NECTEC สกว. และ สกอ. ใช้เงินวิจัยไปมากกว่า 5 ล้านบาท จึงตั้งใจว่าอัลกอริทึมที่คิดค้นได้นี้ควรเป็นสมบัติของชาติ น่าจะเป็นประโยชน์ต่อประชาชนส่วนรวมมากกว่าให้บริษัทใดบริษัทหนึ่งไปทำประโยชน์ทางการค้า จึงมองการใช้งานในภาครัฐ โดยเฉพาะส่วนที่มีความขาดแคลนงบประมาณและมีปัญหาจริงที่จำเป็นต้องช่วยเหลือ

หนังสือและบทความอ้างอิง

- [1] S. Jirachaweng and V. Areekul, "Fingerprint Enhancement Based on Discrete Cosine Transform," *Advances in Biometrics*, Lecture Notes in Computer Science (LNCS4642), Springer-Verlag Berlin Heidelberg, pp. 96-105. (Scopus Citation = 1)
- [2] S. Jirachaweng T. Leelasawassuk, and V. Areekul, "Performance and Computational Complexity Comparison of Block-based Fingerprint Enhancement," *Advances in Biometrics*, Lecture Notes in Computer Science (LNCS5558), Springer-Verlag Berlin Heidelberg, pp. 656-665.
- [3] N. Boonchaiseree and V. Areekul, "Focal Point Detection Based on Half Concentric Lens Model for Singular Point Extraction in Fingerprint," *Advances in Biometrics*, Lecture Notes in Computer Science (LNCS5558), Springer-Verlag Berlin Heidelberg, pp.637-646.
- [4] S. Jirachaweng and V. Areekul, "Regional Adaptive Gabor Filtering for Fingerprint Enhancement," *Proceedings of International Workshop on Advanced Image Technology (IWAIT 2007)*, Bangkok, Thailand, January 8-9, 2007, pp. 614-619.
- [5] T. Leelasawassuk and V. Areekul, "Looped Minutiae Matching in Fingerprint Verification," *Proceedings of International Workshop on Advanced Image Technology (IWAIT 2007)*, Bangkok, Thailand, January 8-9, 2007, pp. 924-928.
- [6] V.Areekul and N. Boonchaiseree, "Fast Focal Point Localization Algorithm for Fingerprint Registration," *Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA 2008)*, Singapore, June 3-5, 2008, 2089-2094. (Invited Paper in Special Session on Pattern Analysis and Biometrics-1)
- [7] นัฐพงษ์ บุญชัยเสรี และวุฒิพงศ์ อารีกุล, "การหาจุดโฟกัสของลายนิ้วมือโดยใช้สนามทิศทาง," การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้าครั้งที่ 30 (EECON-30) 25-26 ตุลาคม 2550, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี, หน้า 729-732.
- [8] Suksan Jirachaweng and Vutipong Areekul, "Fingerprint Matching Using Minutiae-Ridge Graph Representation," on preparation and will be submitted to *Pattern Recognition Journal*, (Impact Factor =3.279 (2008))
- [9] Davide Maltoni, Dario Maio, Anil K. Jain, and Salil Prabhakar, "Handbook of Fingerprint Recognition", 2nd Ed. Springer, 2009.
- [10] <http://bias.csr.unibo.it/fvc2006/>
- [11] <https://biolab.csr.unibo.it/FVCONGoing/UI/Form/Home.aspx>



ภาคผนวก: บทความที่ได้รับการตีพิมพ์จากโครงการนี้ทั้งหมด รวมทั้งที่กำลังจะส่งด้วย

Fingerprint Enhancement Based on Discrete Cosine Transform

Suksan Jirachaweng and Vutipong Areekul

Kasetsart Signal & Image Processing Laboratory (KSIP Lab),
Department of Electrical Engineering, Kasetsart University, Bangkok, 10900, Thailand
{g4885038, fengvpa}@ku.ac.th
<http://ksip.ee.ku.ac.th>

Abstract. This paper proposes a novel fingerprint enhancement algorithm based on contextual filtering in DCT domain. All intrinsic fingerprint features including ridge orientation and frequency are estimated simultaneously from DCT analysis, resulting in fast and efficient implementation. In addition, the proposed approach takes advantage of frequency-domain enhancement resulting in best performance in high curvature area. Comparing with DFT domain, DCT has better signal energy compaction and perform faster transform with real coefficients. Moreover, the experimental results show that the DCT approach is out-performed the traditional Gabor filtering, including the fastest separable Gabor filter, in both quality and computational complexity.

Keywords: Fingerprint Enhancement, Discrete Cosine Transform Enhancement, Frequency-Domain Fingerprint Enhancement.

1 Introduction

Inevitably, many fingerprint identification applications are playing an important role in our everyday life from personal access control, office time attendance, to country boarder control. To pursue this goal, automatic fingerprint identification system (AFIS) must be proved to be highly reliable. Since most automatic fingerprint identification systems are based on the minutiae and ridge matching, these systems rely on good quality of input fingerprint images for minutiae and ridge extraction. Unfortunately, bad quality of fingerprint and elastic distortion are now major problems for most AFISs especially large database systems. In order to reduce the error accumulated from false accept rate and false reject rate, quality of fingerprint must be evaluated and enhanced for better recognition results.

Based on filtering domains, most fingerprint enhancement schemes can be roughly classified into two major approaches; i.e. spatial-domain and frequency-domain. Filtering in spatial-domain applies convolution directly to fingerprint image. On the other hand, filtering in frequency-domain need Fourier analysis and synthesis. Fingerprint image is transformed, then multiplied by filter coefficients, and inverse transformed Fourier coefficients back to enhanced fingerprint image. In fact if employed filters are the same, enhancement results from both domains must be exactly the same by signal processing theorem. However, for practical implementation, these

two approaches are different in terms of enhancement quality and computational complexity of algorithms.

Practical performing fingerprint enhancement based on each domain has different advantage and disadvantage. For example, most popular Hong's Gabor filters [1], with orientation and frequency spatially adaptable, are applied to partitioning fingerprint image. However, this Gabor filter model is based on unidirectional ridge enhancement, resulting in ridge discontinuity and blocking artifacts around highly curvature region. On the other hand, for frequency domain approaches, natural fingerprint image is localized in some frequency coefficients. Gabor filter can be easily designed to cooperate with high curvature area. For example, Kamei et al. [2] introduced fingerprint filter design based on frequency domain using discrete Fourier transform. Chikkerur et al. [3] applied short time Fourier transform and took advantage from 2-dimensional filter shaping design, adapted with highly curvature area, resulting in better enhanced results. However, comparing with spatial-domain approaches, this scheme suffers from high computational complexity in Fourier analysis and synthesis even though Fast Fourier Transform (FFT) is employed.

In order to take advantage from frequency-domain fingerprint enhancement with low computational complexity, we propose fingerprint enhancement based on Discrete Cosine Transform (DCT). The DCT is a unitary orthogonal transform with real coefficients. It is closely related to the Discrete Fourier transform (DFT) which has complex coefficients. Moreover, it has been known that DCT provides a distinct advantage over the DFT in term of energy compaction and truncation error [4]. Thus is why DCT has been widely employed in general image and video compression standards. Hence, in this paper, we investigated DCT-base fingerprint enhancement for practical implementation. We expected best enhanced quality results with low computational complexity. This paper is organized as follows. Section 2 describes several processes in order to implement enhancement filtering in DCT domain including intrinsic estimation and practical filtering. Section 3 shows experimental evaluation. Finally, section 4 concludes our works and future research.

2 Proposed Approach

The fingerprint enhancement approach consists of 4 concatenated processes; i.e. discrete cosine transform of sub-blocks of partitioning fingerprint, ridge orientation and frequency parameters estimation, filtering in DCT domain, and inverse discrete cosine transform of sub-blocks. The advantages of the proposed approach are as follows.

- Fingerprint ridges form a natural sinusoid image, which its spectrums are packed or localized in frequency domain. Hence these spectrums can be easily shaped or filtered in this domain. Moreover, filter can be specially designed in order to handle high curvature ridge area such as singular points. This is the great advantage over the spatial-domain filtering approach.
- Comparing with discrete Fourier transform, discrete cosine transform performs better in term of energy compaction. Moreover, DCT coefficients are real number comparing with complex number of DFT coefficients. Therefore, we can handle DCT coefficients easier than DFT coefficients. Besides, fast DCT

requires less computational complexity and less memory usage comparing with fast Fourier transform (FFT).

- By partitioning fingerprint into sub-blocks, the proposed approach utilizes spatially contextual information including instantaneous frequency and orientation. Intrinsic features such as ridge frequency, ridge orientation, and angular bandwidth can be simply analyzed directly from DCT coefficients.

Each process of the proposed fingerprint enhancement is explained as follows.

2.1 Overlapping DCT Decomposition and Reconstruction

Conventional fingerprint enhancement schemes, applying with non-overlapping blocks of partitioning fingerprint, often encounter with blocking artifacts such as ridge discontinuity and spurious minutiae. To preserve ridge continuity and eliminate blocking artifacts, overlapping block is applied to both DCT decomposition and reconstruction, similar to the DFT approach in [3]. However, there is no need to apply any smooth spectral window for DCT because overlapping area is large enough to prevent any blocking effects, corresponding with its energy compaction property.

2.2 Intrinsic Parameter Estimation on DCT Domain

Ridge frequency, ridge orientation, and angular bandwidth can be analyzed from DCT coefficients directly. Therefore DCT analysis yields appropriate domain to perform fingerprint enhancement and provides filtering parameters as the same time.

Ridge Frequency Estimation: The ridge frequency (ρ_0) is simply obtained by measuring a distance between the origin (0,0) and the highest DCT peak of high-frequency spectrum as following equation,

$$\rho_0 = \sqrt{u_0^2 + v_0^2} \quad (1)$$

where (u_0, v_0) is the coordinate of the highest peak of high-frequency spectrum.

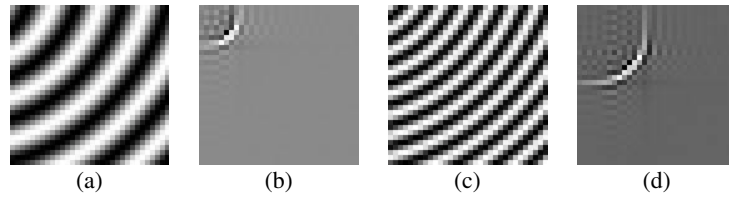


Fig. 1. Figure (a) and (c) represent blocks of a fingerprint model with different frequency. Figure (b) and (d) are DCT coefficients of figure (a) and (c), respectively. Note that DC coefficient is set to zero in order to clearly display high-frequency spectrum.

Ridge orientation estimation: The dominant orientation of parallel ridges, θ , are closely related to a peak-angle, ϕ , in DCT coefficients, where ϕ is measured counterclockwise (if $\phi > 0$) from the horizontal axis to the terminal side of the highest spectrum peak of high frequency (DC spectrum is not included). However, θ and ϕ relationship is not one-to-one mapping. The ridge orientation, which θ varies in the

range of 0 to π is projected into the peak-angle, which ϕ varies in the range of 0 to $\pi/2$. Relationship between θ_0 ridge orientation in spatial domain and ϕ_0 peak angle in frequency domain are described in equation (2) with some examples in Fig. 2.

$$\phi_0 = \tan^{-1}\left(\frac{v_0}{u_0}\right), \quad \phi_0 = \left|\frac{\pi}{2} - \theta_0\right| \text{ where } 0 \leq \theta_0 \leq \pi \quad (2)$$

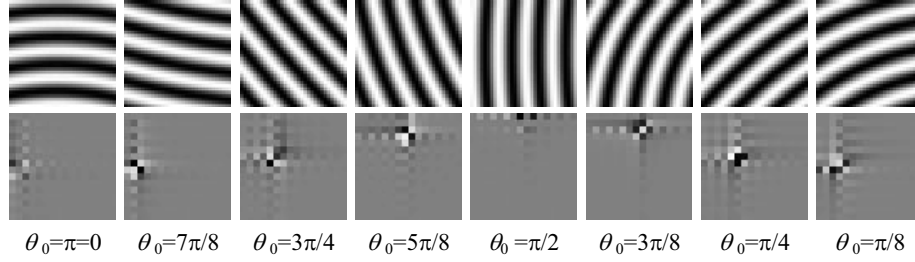


Fig. 2. Examples of relationship between ridge orientation in spatial domain and peak-angle in DCT domain, all ridge angles refer to horizontal axis and DC coefficient is set to zero in order to show high-frequency spectrum. (Note that only the top-left quarters of DC coefficients are zoomed in for clear view of high-frequency peak behavior.)

From Fig. 2, ridge orientation at $\pi - \theta$ has the highest spectrum peak with the same location as ridge orientation at θ . However, their phase patterns are distinguishable by observation. Therefore additional phase analysis is needed to classify the quadratics of ridge orientation in order to correctly perform fingerprint enhancement. Since Lee et al. [5] proposed edge detection algorithm based on DCT coefficients, our fingerprint enhancement modified Lee's approach by modulation theorem in order to detect quadrant of fingerprint ridge orientation.

According to Lee's technique, the orientation quadrant of a single line can be determined by the polarities of two first AC coefficients, G_{01} and G_{10} , where G_{uv} is the

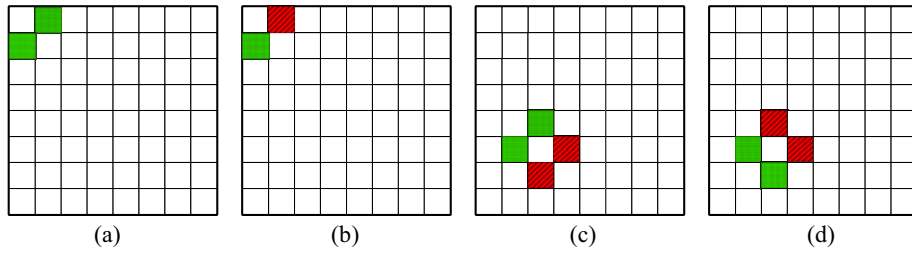


Fig. 3. Four polarity patterns indicate (a) a single line orientation ranging from 0 to $\pi/2$, (b) a single line orientation ranging from $\pi/2$ to π , (c) parallel ridge orientation ranging from 0 to $\pi/2$, and (d) parallel ridge orientation ranging from $\pi/2$ to π

DCT coefficient at coordinate (u,v) , as shown in Fig. 3. In case of a single line, polarity of product of G_{01} and G_{10} coefficients indicates the line orientation. If $G_{01} \times G_{10} \geq 0$, this line orientation is in the first quadrant (0 to $\pi/2$) as shown in Fig. 3(a). On the other hand, if $G_{01} \times G_{10} < 0$, this line orientation is in the second quadrant ($\pi/2$ to π) as shown in Fig. 3(b). This technique can be applied to detect orientation of parallel lines or ridges by modulation theorem with the pattern of polarities around the high peak DCT coefficients. To be precise, ridge orientation in the first quadrant (0 to $\pi/2$) and ridge orientation in the second quadrant ($\pi/2$ to π) can be indicated by the same polarities of 45° and 135° diagonal coefficients referred to the highest absolute peak as shown in Fig. 3(c) and (d), respectively.

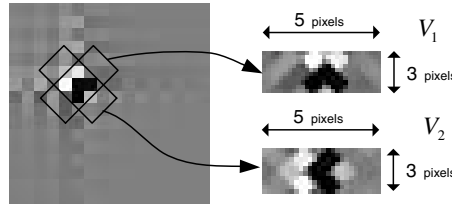


Fig. 4. Demonstrate 2-D perpendicular diagonal vectors, V_1 at 45° and V_2 at 135° , referred to the highest absolute spectrum peak (the center black pixel (negative value))

In order to identify the quadrant and avoid influence of interference, two 2-D perpendicular diagonal vectors, V_1 and V_2 , are formed with size of 5×3 pixels, center at the peak position as shown in Fig. 4. The average directional strengths of each vector (S_1, S_2) are then computed by equation (3). Then the quadrant can be classified and the actual fingerprint ridge orientation can be identified as shown in equation (4).

$$S_i = \text{Max}_{n=-1,0,1} \frac{\left| \sum_{m=-2}^2 V_i(u_0 + m, v_0 + n) \right|}{5} \quad \text{where } i=1,2 \quad (3)$$

$$\theta = \begin{cases} \pi/2 - \phi & \text{where } S_1 \geq S_2 \\ \pi - (\pi/2 - \phi) & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

Finally, the estimated ridge frequency and orientation of each local region is formed a frequency field and an orientation field. Then Gaussian filter is applied to smooth both global fields in order to reduce noise effect as [1].

Angular bandwidth estimation: At the singularity region, ridge spectrum is not an impulse but it spreads bandwidth out. Therefore, the desired filter of each block must be adapted based on its angular bandwidth. We slightly modified the coherence parameter from Chikkerur's concept in [3], called non-coherence factor. This non-coherence factor represents how wide ridge orientation can be in the block that has more than one dominant orientation. This factor is in the range of 0 to 1, where 1 represents highly non-coherence or highly curved region and 0 represents uni-orientation region. The non-coherence factor can be given by

$$NC(u_c, v_c) = \frac{\sum_{(i,j) \in W} |\sin(\theta(u_c, v_c) - \theta(u_i, v_j))|}{W \times W} \quad (5)$$

where (u_c, v_c) is the center position of block, (u_i, v_j) is the i^{th} and j^{th} positions of neighborhood blocks within $W \times W$, and the angular bandwidth, ϕ_{BW} , can be estimated by the equation (6) as follows,

$$\phi_{BW}(u_c, v_c) = \sin^{-1}(NC(u_c, v_c)). \quad (6)$$

2.2 Enhancement Filtering in DCT Domain

In DCT domain, filtering process is not simply as in DFT domain [2,3], which required only coefficient multiplication. The Gabor filter in [1] is modified in order to cooperate with DCT domain based on Cartesian-form representation. The enhancement filtering in DCT domain can be separated into two arithmetic manipulation; i.e. multiplication and convolution.

1) Filtering by Multiplication: The enhancement filter can be expressed in term of product of separable Gaussian functions, similar to the frequency-domain filtering technique in [2] as follows.

$$F_{fd}(\rho, \phi) = F(\rho, \phi) H_f(\rho) H_d(\phi) \quad (7)$$

where $F(\rho, \phi)$ is DCT coefficients in polar-form representation, directly related to DCT coefficients, $F(u, v)$, in rectangular-form representation. $F_{fd}(\rho, \phi)$ is DCT coefficients of the filtering output. The $H_f(\rho)$ filter, which performs the ridge frequency filtering-in Gaussian shape, is given by

$$H_f(\rho | \rho_0, \sigma_\rho, Z) = \frac{1}{Z} \exp\left(-\frac{(\rho - \rho_0)^2}{2\sigma_\rho^2}\right), \quad \rho_0 = \sqrt{u_0^2 + v_0^2}; \rho_{\min} \leq \rho \leq \rho_{\max} \quad (8)$$

where ρ_0 and σ_ρ are the center of the high-peak frequency group and the filtering bandwidth parameter, respectively. The ρ_{\min} and ρ_{\max} parameters are minimum and maximum cut-off frequency constraints, which suppress the effects of lower and higher frequencies such as ink, sweat gland holes, and scratches in the fingerprint. The Z is a filtering normalization factor, depending on filtering energy result.

The $H_d(\phi)$ filter, which performs the ridge orientation filtering, is given by

$$H_d(\phi | \phi_0, \sigma_\phi, \phi_{BW}) = \begin{cases} \exp\left(-\frac{(\phi - \phi_0)^2}{2\sigma_\phi^2}\right) & \text{where } |\phi - \phi_0| \geq \phi_{BW} \\ 1 & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

where the ϕ_0 is the peak orientation for bandpass filter, σ_ϕ is the directional bandwidth parameter, and ϕ_{BW} , the angular bandwidth, is given by equation (6).

2) Filtering by Convolution: Since the θ and $\pi - \theta$ ridge orientation coefficients are projected into the same DCT-domain region. Therefore, both directional coefficients still remain from the previous filtering. In order to truncate inappropriate directional coefficients, two diagonal Gabor filters are exploited by convolution operation. The finally enhanced DCT coefficients are given by

$$F_{Enh}(u, v) = F_{fd}(u, v) * H_q(u, v) \quad (10)$$

where $F_{Enh}(u, v)$ is enhanced DCT coefficients in rectangular-form. $F_{fd}(u, v)$ is the previous result of enhanced DCT coefficients in rectangular-form, by converted from $F_{fd}(\rho, \phi)$ in polar-form. The quadrant correction filter, $H_q(u, v)$, is given by

$$H_q(u, v) = \begin{cases} \cos\left[\frac{(u+v)\pi}{2}\right] \exp\left(-\frac{(u+v)^2}{2\sigma_q^2}\right) & \text{where } \theta \geq \pi/2 \\ \cos\left[\frac{(u-v)\pi}{2}\right] \exp\left(-\frac{(u-v)^2}{2\sigma_q^2}\right) & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

where σ_q is the quadratic parameter and $\cos(n\pi/2)$ only has three values -1, 0 and -1. Indeed, this convolution operation requires low computation because most of bandpass filtered coefficients are truncated to zero from the previous operation. In case of highly curved ridges, the transformed coefficients are projected into widely curved subband of DCT domain as shown in Fig. 5.

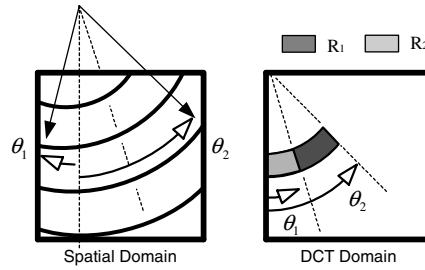


Fig. 5 Highly curved ridges in spatial and frequency (DCT) domain. Signal is localized in widely curved subband, which can be classified into the principal region (R_1) and the reflection region (R_2).

From Fig. 5, we approximate the orientation range from θ_1 to θ_2 by non-coherence factor from the equation (6). The curved subband can be classified into two regions; i.e. principal region (R_1) and reflection region (R_2). The principal region (R_1) contains only one diagonal component (45° or 135°) as mentioned before. The 45° or 135° diagonal components are the phase pattern of the oriented ridges in the range of 0° to 90° or 90° to 180° , respectively. The reflection region (R_2) composes of both of 45° and 135° diagonal components from the reflection property of DCT coefficients. Then the convolution is applied only in the principal region.

3 Experimental Evaluation

The experimental results have been evaluated on public fingerprint database FVC2002 Db3a [6] (100 users, 8 images each) in term of enhancement quality, matching performance, and computational complexity. The fingerprint image is partitioned into blocks of 16×16 pixels, and a simple segmentation scheme using mean and variance is employed. Five fingerprint enhancement filtering types are evaluated as follows; Traditional Gabor filtering with non-quantized orientation (**TG**)[1], Separable Gabor filtering with non-quantized orientation (**SG**)[7], Separable Gabor filtering with 8-quantized orientation (**SG8**)[8], Short-Time Fourier Transform approach (**STFT**)[3], and proposed approach (**DCT**). In the spatial domain approaches, the discrete Gabor filters are the same 25×25 fixed-window size. Note that the separable Gabor filter [7,8] was implemented on the fly using a set of priori created and stored filters. Moreover, symmetric of 2-D Gabor filter [1] was also exploited in this process. These filtering schemes accelerated execution speed of the traditional Gabor enhancement process as fast as possible. For the STFT [3] and the DCT approaches in frequency domain, fingerprint image is also partitioned into 16×16 blocks but each block is transformed with 32×32 overlapped window to reduce blocking artifacts. Note that the probability estimation in [3] is not included.

In order to compare the performance of various enhancement algorithms, three evaluation methodologies are used; i.e. the goodness index [1] of minutiae extraction, the matching performance, and the average execution time. First, the goodness index (*GI*) from [1] is employed to measure the extracted minutiae quantity from each fingerprint enhancement algorithm. In this case, we needed to manually mark minutiae of all fingerprints in FVC2002 Db3a. The goodness index is given by

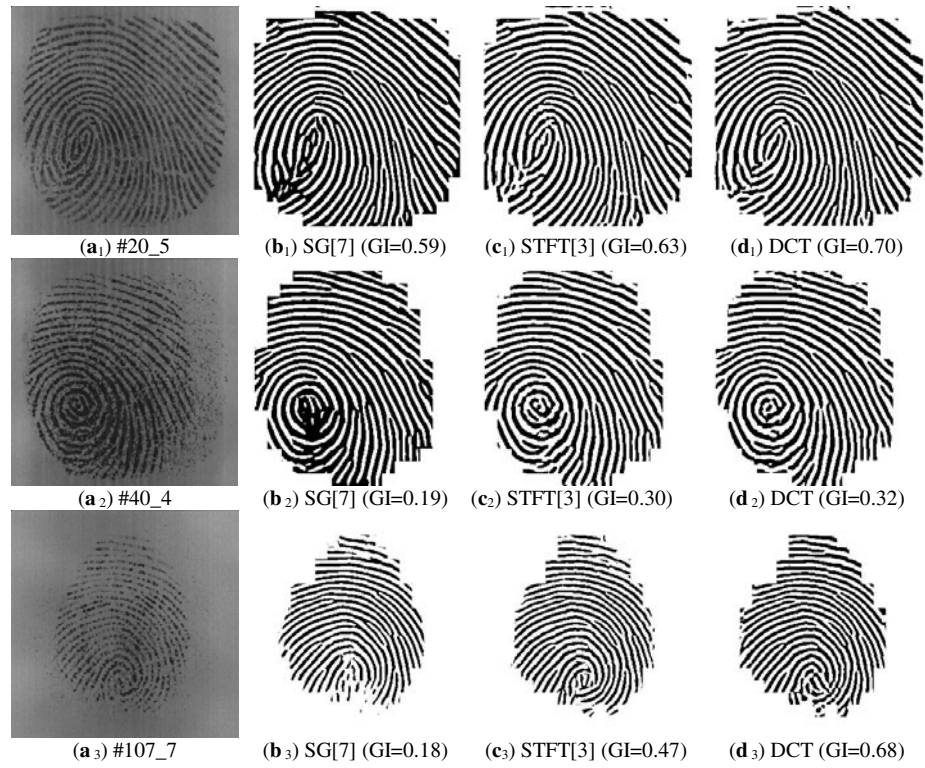
$$GI = \frac{\sum_{i=1}^r q_i [M_i - L_i - S_i]}{\sum_{i=1}^r q_i T_i}, \quad (12)$$

where r is the number of 16×16 windows in the input fingerprint image, q_i represents the quality factor of i^{th} window (good = 4, medium = 2, poor = 1) which estimated by partitioning and thresholding of the dryness factor (mean × variance of block) and the smudginess factor (mean / variance of block). M_i represents the number of minutiae pair, which match with human expert in a tolerance box in the i^{th} window. L_i and S_i represent the number of lost and spurious minutiae in the i^{th} window, respectively. T_i represents the number of minutiae extracted by experts.

Second, enhancement results are tested with our minutiae matching verification algorithm based on Jiang's concept of [9], and the equal error rate (EER) is reported. Finally, the average execution time of fingerprint enhancement process is measured for FVC2002 Db3a (image size 300×300 pixels) on Pentium M 1.5GHz with 376Mb RAM. Note that execution time includes filter parameter estimation (frequency and orientation), transform (if required), and filtering process. However, segmentation process is not included and we used the same segmentation process for all comparison schemes. The objective test results are summarized in Table 1. Contradict to our belief; overall execution time of DCT approach is faster than the separable Gabor

Table 1. Summary of the performance comparison among various fingerprint enhancement algorithms over FVC 2002 Db3a Fingerprint Database, Pentium M 1.5GHz, 376Mb RAM

Fingerprint Enhancement Algorithm	Average Goodness Index (GI) [1]	Our Matching (% EER)	Execution Time (Second)
TG [1]	0.160	9.716	0.973
SG [7]	0.167	9.326	0.278
SG8 [8]	0.181	12.196	0.160
STFT (modified from [3])	0.250	7.713	0.172
DCT (Proposed Approach)	0.336	6.846	0.151

**Fig. 6.** (a) Original fingerprint #20_5, #40_4 and #107_7 from FVC2002 Db3a, (b) Enhanced results from SG[7], (c) Enhanced results from STFT modified from [3], (d) Enhanced results of our proposed DCT based method

filtering with 8-quantized orientation. We investigated in depth and we found that even though separable 2-D convolution alone is faster than both FFT and Fast DCT analysis and synthesis, the fingerprint intrinsic parameter estimation was slow this approach down since these parameters are evaluated in frequency domain.

Fig. 6 shows enhancement results for subjective tests with GI values for objective tests. Note that the quality of enhanced fingerprints is improved based on

frequency-domain filtering, especially in highly curved ridges. Overall of FVC2002, DB3a database, both STFT and DCT based performed very well around highly curved area with slightly different results around singular point area.

4 Conclusion and Future Research

In conclusion, this paper proposes a novel fingerprint enhancement approach based on discrete cosine transform (DCT). The enhancement takes advantage of filtering real DCT coefficients with high-energy compaction in frequency-domain. Hence filtering can be specially designed to cooperate highly curvature area resulting in less discontinuity and blocking artifacts comparing with spatial-domain filtering.

For future research, we will conduct exhaustive experiments based on all FVC databases in order to prove the efficient of DCT-based fingerprint enhancement. To achieve this goal, all minutiae in all FVC databases need to be manually marked. We will also exploit orientation adaptive filter in DCT Domain in the near future.

Acknowledgments. This work was partially supported by Department of Electrical Engineering, Kasetsart University, Thailand Research Fund (TRF) through the Royal Golden Jubilee Ph.D. Program (Grant No. PHD/0017/2549), and the Commission on Higher Education through the TRF Research Scholar (Grant No. RMU4980027).

References

1. Hong, L., Wang, Y., Jain, A.K.: Fingerprint Image Enhancement: Algorithm and Performance Evaluation. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 20(8), 777–789 (1998)
2. Kamei, T., Mizoguchi, M.: Image Filter Design for Fingerprint Enhancement. In: *Proc. ISCV'95*, pp. 109–114 (1995)
3. Chikkerur, S., Cartwright, A.N., Govindaraju, V.: Fingerprint Enhancement Using STFT Analysis. *Pattern Recognition* 40, 198–211 (2007)
4. Rao, K.R., Yip, P.: *Discrete Cosine Transform: Algorithms, Advantages, Applications*. Academic Press, Boston, MA (1990)
5. Lee, M., Nepal, S., Srinivasan, U.: Role of edge detection in video semantics. In: *Proc. Pan-Sydney Workshop on Visual Information Processing (VIP2002)*. *Conferences in Research and Practice in Information Technology*, Australia (2003)
6. Maltoni, D., Maio, D., Jain, A.K., Prabhakar, S.: *Fingerprint Verification Competition 2002*. Database Available: *Handbook of Fingerprint Recognition*. Springer, Heidelberg (2003)
7. Areekul, V., Watchareeruetai, U., Suppasriwasuseth, K., Tantaratana, S.: Separable Gabor filter realization for fast fingerprint enhancement. In: *Proc. Int. Conf. on Image Processing (ICIP 2005)*, Genova, Italy, pp. III-253–III-256 (2005)
8. Areekul, V., Watchareeruetai, U., Tantaratana, S.: Fast Separable Gabor Filter for Fingerprint Enhancement. In: Zhang, D., Jain, A.K. (eds.) *ICBA 2004*. LNCS, vol. 3072, pp. 403–409. Springer, Heidelberg (2004)
9. Jiang, X., Yau, W.Y.: Fingerprint Minutiae Matching Based on the Local and Global Structures. In: *Proc. Int. Conf. on Pattern Recognition (15th)*, vol. 2, pp. 1042–1045 (2000)

REGIONAL ADAPTIVE GABOR FILTERING FOR FINGERPRINT ENHANCEMENT

Suksan Jirachaweng and Vutipong Areekul

Kasetsart Signal & Image Processing Laboratory (KSIP Lab),
Department of Electrical Engineering, Kasetsart University, Bangkok, 10900, Thailand.
Email: mrsuksan@hotmail.com, fengvpa@ku.ac.th, <http://ksip.ee.ku.ac.th>

ABSTRACT

This paper proposes a new improvement approach of Gabor filtering for fingerprint enhancement. The proposed algorithm is based on regional adaptive filtering. Generally, the rapidly changing direction region, such as core and delta, contains significant global and local information for fingerprint identification. However, conventional Gabor filtering cannot enhance these regions properly resulting in artifacts and false minutiae. In this paper, we employed three confusing region detection schemes in order to apply spatially adaptive filtering in these regions. The experimental results show good improvement of Gabor enhancement in these highly curved ridge regions. However, our proposed method suffers from noisy areas of low quality fingerprints, resulting in partially improved equal error rate of overall fingerprint recognition system.

1. INTRODUCTION

Nowadays, Fingerprint is widely used for most personal identification. Many fingerprint identification applications are employed in our everyday life. Because fingerprint identification has been seriously applied with mega database size, this biometric soon becomes the first practical implementation success in pattern recognition fields [1]. Since most automatic fingerprint identification systems are based on the minutiae and ridge matching, these systems rely on good quality of input fingerprint images for minutiae and ridge extraction. Unfortunately, bad quality of fingerprint and elastic distortion are now major problems of large database fingerprint identification systems. In order to reduce the error contributed from false accept rate and false reject rate, quality of fingerprint must be evaluated and enhanced for better recognition results.

The most widely used scheme for fingerprint enhancement is based on Gabor filtering, proposed by Hong [2]. There are several works extended from [2], and most of these works focused on enhancement improvement such as by modified Gabor filter [3,4] or improved orientation detection [5]. For example, Yang, Liu, Jiang, and Fan [3] improved Gabor filter by introduced modified Gabor filter (MGF) resulting in better verification performance. Unfortunately, fingerprint enhancement using Gabor filter is one of highly computational complexity in fingerprint verification process. In [6], a set of 8-fixed orientation separable Gabor filter was introduced. In [7], separable Gabor filter is generalized for any orientation.

However, Gabor filtering scheme always has a problem in singular point area such as core and delta areas. The singular point area is defined as a region where highly ridge curve locates and ridge orientation changes rapidly. Unfortunately, partitioning block based Gabor filtering perform very poor in these areas resulting in blocking artifacts, false or missing minutiae and ridges. To solve this problem, the singular point area must be specified based on highly ridge curve region. Then Gabor filtering with spatially adaptive should be used to cooperate with these highly curvature area, but remain the conventional Gabor filtering in other area.

This paper is organized as follows. In section 2, the fingerprint enhancement is revisited, and enhancement problem in the singular region is discussed. In section 3, we propose regional adaptive Gabor filtering with three singular region detection schemes. Section 4 shows experimental results and section 5 concludes our works.

2. FINGERPRINT ENHANCEMENT

The fingerprint image enhancement using Gabor filter, introduced by Hong [2], is one of the most widely used schemes in automatic fingerprint identification system. The input fingerprint image is partitioning into uniform square blocks. Then, ridge orientation and frequency are estimated. These parameters are necessary to perform Gabor filtering. The orientation and frequency estimation schemes are as follows;

2.1 Orientation Estimation

The ridge orientation of each block can be computed by equation (1).

$$\theta(i, j) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left(\frac{2G_x G_y}{G_x - G_y} \right) + \frac{\pi}{2} \quad (1)$$

where $\theta(i, j)$ is an estimated ridge flow orientation of block (i, j) . G_x and G_y are ridge flow gradients in direction x and y of block (i, j) . Once, all orientation of each block is estimated, an orientation field (OTTF) of fingerprint is formed. Then the orientation field is smoothed by Gaussian filter in order to improve corresponding orientation in fingerprint.

2.2 Ridge Frequency Estimation

The ridge frequency can be estimated in both spatial and frequency domain. In spatial domain, the ridge frequency

of good quality fingerprints can be directly approximated in form of sinusoidal waveform. On the other hand, it can be easily estimated in frequency domain even though the quality of fingerprint is not good. In Fourier transform domain, the unidirectional ridge in a partitioning block can be represented by twin impulses of spectrum. Then, ridge frequency parameter can be obtained from a distance between these two peaks.

2.3 Gabor filtering

After ridge orientation and frequency parameter are obtained, Gabor filtering can be applied to enhance fingerprint. The goal of filtering is to smooth ridge along its orientation and to sharpen ridge edge in the perpendicular direction. Gabor filter equation is provided as follows;

$$G(x, y, \theta, f_0) = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{x_\theta^2}{\sigma_x^2} + \frac{y_\theta^2}{\sigma_y^2}\right)\right\} \cdot \cos(2\pi f_0 x_\theta), \quad (2)$$

$$\begin{bmatrix} x_\theta \\ y_\theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sin \theta & \cos \theta \\ -\cos \theta & \sin \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}. \quad (3)$$

where θ and f are the estimated ridge orientation and ridge frequency in each block, respectively.

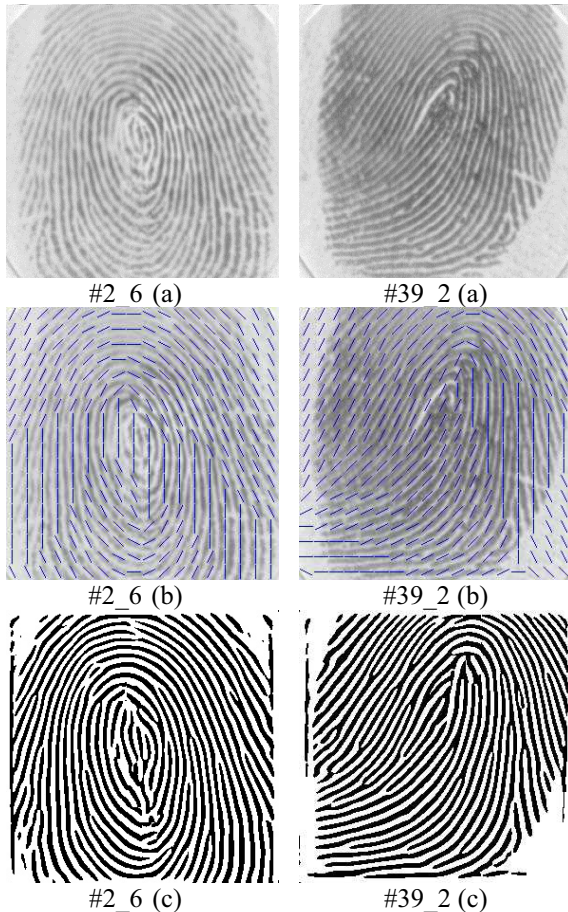


Figure 1. (a) Original fingerprints in database FVC2000 (b) OTTF (c) Enhanced results

To reduce computation time, the separable Gabor filtering [6,7] can be employed. The 2-D Gabor can be separated into two 1D filters that consist of one Gaussian lowpass filter and one bandpass filter of ridge frequency. Figure 1

shows original (a), orientation field (b), and enhanced fingerprints (c) by separable Gabor filtering of two fingerprints, #2_6 and #39_2, in FVC2000 DB2a database.

Note that the Gabor filtering scheme often creates artifacts around highly curved ridge or singular point area; such as core point, as shown in figure 1 (c). Clearly, false orientation field around high curved region, as shown in figure 1 (b), drive Gabor filtering to create these artifacts. The question is how the orientation field can be obtained correctly from any given fingerprint. The answer is simply because the size of block is too large to represent only one direction of highly curved ridges. Therefore, if highly curved ridge area can be located, this area should be partitioned into smaller block size in order to perform Gabor filtering correctly. Obviously, using uniform block size is not suitable for rapidly changing orientation area.

3. PROPOSED METHOD

In order to reduce artifacts in highly curved ridge area, we propose regional adaptive Gabor filtering method. Figure 2 illustrates a flow chart of our enhancement process. In order to solve the problem, which describes above, two additional processes need to be performed as shown in the gray shade blocks. Two additional processes are region of interest detection and regional adaptive orientation estimation.

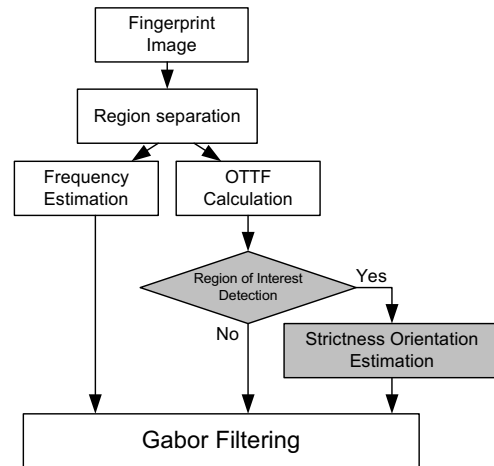


Figure 2. Block diagram of the proposed enhancement

3.1 Region of Interest Detection

Any fingerprint image can be classified into three region types as follows;

- ❑ *Background Region*, where no fingerprint exists in this region.
- ❑ *Well-defined Region*, where a ridge orientation and a ridge frequency can be certainly determined in this region.
- ❑ *Confusing Region*, where highly curved ridge areas, singular point areas, or noisy areas are found in these regions.

Applying Gabor filtering in these confusing regions results in artifacts and enhanced error. In this confusing region,

ridge orientation and frequency cannot be correctly estimated. These confusing regions must be treated as regions of interest (ROI), and must apply a special technique to reduce artifacts. In this paper, three ROI detection processes are experimented and their results are compared to achieve the best performance. Three ROI detection schemes are explained as follows.

3.1.1 Singular Point Detection by Poincare Index

The first ROI detection scheme, called Poincare Index [8], is a very simple scheme by locating the center of singular point such as core and delta point. For each block (16×16), the Poincare index can be found as follows:

$$\text{Poincare}(i, j) = \sum_{k=0}^{N-1} \Delta(k) \quad (4)$$

$$\Delta(k) = \begin{cases} \delta(k), & \text{if } |\delta(k)| < \pi/2 \\ \pi + \delta(k), & \text{if } |\delta(k)| < -\pi/2 \\ \pi - \delta(k), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

$$\delta(k) = \theta(i_{k'}, j_{k'}) - \theta(i_k, j_k); \quad k' = (k+1) \bmod N \quad (6)$$

where $\theta(i, j)$ is the local orientation of ridge flow in each block (i, j) of fingerprint image. (i_k, j_k) is the block coordinate that locates in the closed loop with N block around the center block (i, j) . The center block is assigned to be a core or a delta when the Poincare index (i, j) is equal to $\pi/2$ or $-\pi/2$, respectively. All closed loop blocks around the core and delta block represent the ROI.

3.1.2 Singular Point Detection by Complex Filter Responses

The second ROI detection scheme was introduced by Liu [9]. This algorithm exploits two set of order- k complex filter which directly applied to orientation field as shown in equation (7).

$$e^{\pm jk\varphi} = \frac{x + jy}{\sqrt{x^2 + y^2}}, \quad \varphi = \frac{1}{k} \tan^{-1}(y/x) \quad (7)$$

where x and y denote the coordinate of orientation field image. These filters will be formed very similar to the core and delta orientation pattern when the order is second $k = 2$ as shown in figure 3.

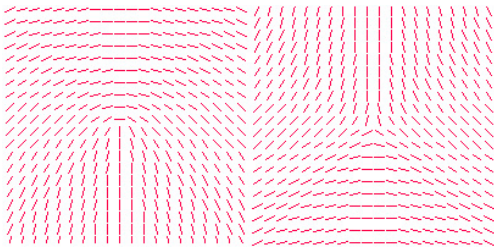


Figure 3. The orientation pattern of $e^{j2\varphi}$ and $e^{-j2\varphi}$

The singular point area can be extracted by correlation in term of the summation of difference between filter orientation and actual ridge orientation in window of size

$(w \times w)$, as the following equation;

$$h_{m,n} = \frac{\sum_{(x,y) \in w} e^{\pm j2(\theta_{m+x,n+y} - \varphi_{x,y})}}{w \times w} \quad (8)$$

The correlation magnitude results from both filters ($\in [0,1]$) represent how close the filter model in figure 3 to ridge orientation pattern in actual fingerprint. In this case, the region of interest is confined in the block region that has correlation magnitude more than a given threshold.

3.1.3 Ridge and Valley Clarity Analysis

The last ROI detection scheme use ridge and valley clarity analysis method in [10] in order to identify confusing region. Ridge and valley clarity analysis indicates ability to distinguish ridges and valleys along ridge direction. This method was proposed to describe the distribution of segmented ridge and valley of any given fingerprint patterns. To perform local clarity analysis, a directional rectangular, which is perpendicular to the ridge direction, is extracted at a center of each block with its size 32×13 as shown in figure 4.

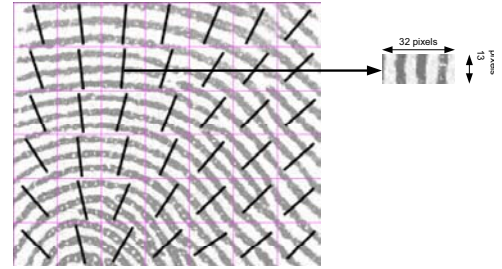


Figure 4. Local region extraction and vertical aligned ridge pattern transformation

To examine ridge clarity, the extracted block is averaged along ridgelines in vertical direction as shown in figure 5. The linear regression method is applied to determine a threshold. If an average value lowers than the threshold, it is a valley. Otherwise, it is a ridge.

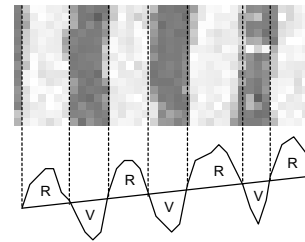


Figure 5. Ridge and valley classification method

The local clarity score (LCS) is calculated by the following equation.

$$\alpha = V_B / V_T \quad (9)$$

$$\beta = \Re_B / \Re_T \quad (10)$$

$$\text{LCS} = 1 - (\alpha + \beta) / 2 \quad (11)$$

where V_B / \Re_B is a ratio of number of bad pixels in the valley per number of bad pixels in the ridge region, that its intensity is lower/higher than threshold respectively.

V_T/\mathcal{R}_T is a ratio of total number of pixels in valley per ridge region, respectively. The low LCS value indicates inaccuracy orientation estimation region, and this region is marked as region of interest.

3.2 Regional Adaptive Orientation Estimation

Once all regions in fingerprint are identified as background region, well-defined regions, and confusing region or ROI. Now we can treat each type of regions separately. For background region, there is no need for any operation. For well-defined region, conventional Gabor filtering enhancement can be used. For ROI or confusing region, we introduce regional adaptive orientation estimation scheme. By splitting block into quarter sub-blocks, an average of ridge orientation is re-calculated by using equation (1). To reduce orientation disorder influenced by noise, Gaussian smoothing is employed.

4. EXPERIMENTAL RESULTS

In order to compare fingerprint enhancement performance, four methods are evaluated as follows; traditional Gabor filtering (TG) [2], regional adaptive Gabor filtering with ROI obtained by Poincare index (GP), regional adaptive Gabor filtering with ROI obtained by complex filter response detection (GF), Finally, regional adaptive Gabor filtering with ROI obtained by local ridge clarity (GC). Figure 6 shows two examples of fingerprint image in FVC2000 database DB2A [11]. In figure 7, these two fingerprint examples are enhanced by various method as mentioned above. Note that orientation field or OTTF of each method is also shown in figure 7 and their corresponding enhanced fingerprints are shown below.

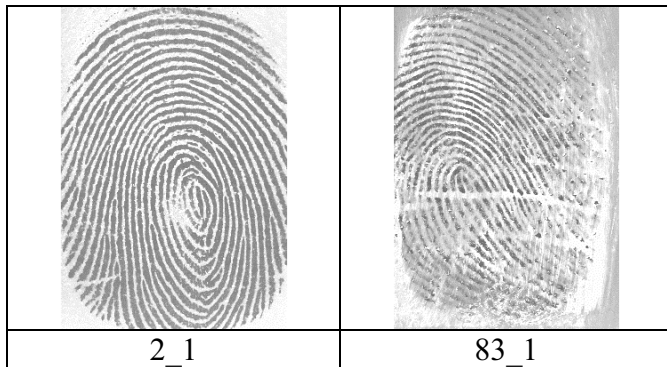


Figure 6. Sample fingerprints # 2_1 and #83_1 from the FVC2000 database DB2a

From our experiments, the enhanced fingerprints, especially region with highly curved ridges, are improved. Unfortunately, enhancement performance depends on accuracy of the ROI marking process. For example in fingerprint #2_1, the Poincare index can detect only an upper curvature of core region because of error in the smoothing operation. On the other hand, the complex filter or local ridge clarity can detect all curvatures in this fingerprint.

However, noise sensitivity and low quality fingerprint suffer our approach when the smaller estimated region is applied. The enhanced fingerprint #83_1 by ridge clarity analysis illustrates a failure case by selecting wrong ROI. The false minutiae are generated in normal region instead of smoothing with the neighbor ridge flow.

The experimental results have been conducted on public fingerprint database FVC2000 for all databases [11] in order to compare enhancement performance such as effect on computational complexity and effect on matching results. Discrete Gabor filters are sampled with the same 25×25 (pixels) fixed-window size. Fingerprint is partitioned into 16×16 block size within the well-defined region and partitioned into 8×8 (pixels) block size for the confusing region or within ROI region. Finally, fingerprint verification algorithm using Jiang and Yau's concept [12] was adopted and implemented for evaluation purpose only. This algorithm, based on minutiae matching, was used in conjunction with four Gabor filtering enhancement schemes. These four schemes shares all the same fingerprint verification routines except two processes with gray shade in figure 2.

The approximate equal error rate (EER) results are shown in Table I, and the average execution time results on Pentium 4 2.4GHz with 512Mb RAM are in Table II (Execution time for only orientation estimation and Gabor filtering process, segmentation, and frequency estimation processes are not included). Note that programs were not optimized to a commercial application level and these times are shown just to give an indication of the basic method's speed.

TABLE I. AVERAGE EER COMPARISON AMONG VARIOUS ENHANCEMENT TYPES

Enhanced Type	Testing on FVC2000 Database			
	DB1a Optic Sensor	DB2a Capacitive Sensor	DB3a Optic Sensor	DB4a Synthetic Generator
TG	15.14	7.13	13.97	10.95
GP	15.47	7.01	14.19	11.93
GF	15.76	6.83	14.26	10.97
GC	16.76	8.23	15.60	14.07

TABLE II. AVERAGE GABOR FILTERING EXECUTION TIME ON PENTIUM4 AT 2.4GHZ, RAM 512M

Enhanced Type	Testing on FVC2000 Database			
	DB1a (Image size 300x300 pixels)	DB2a (Image size 256x364 pixels)	DB3a (Image size 448x478 pixels)	DB4a (Image size 240x320 pixels)
TG	0.425	0.384	0.647	0.233
GP	0.439	0.400	0.665	0.249
GF	0.453	0.416	0.705	0.259
GC	0.466	0.428	0.749	0.275

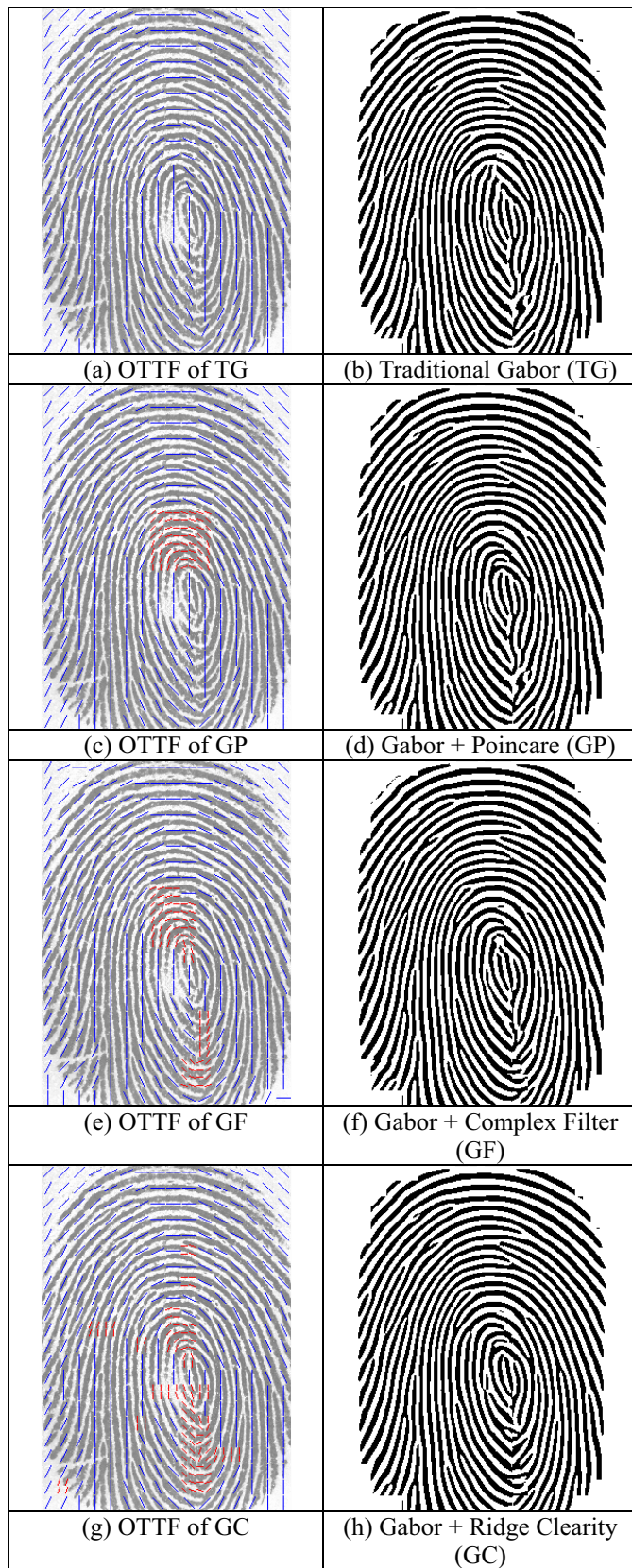


Figure 7. Orientation fields and enhanced fingerprints from various enhancement schemes of fingerprint #2_1 (FVC2000 DB2a database)

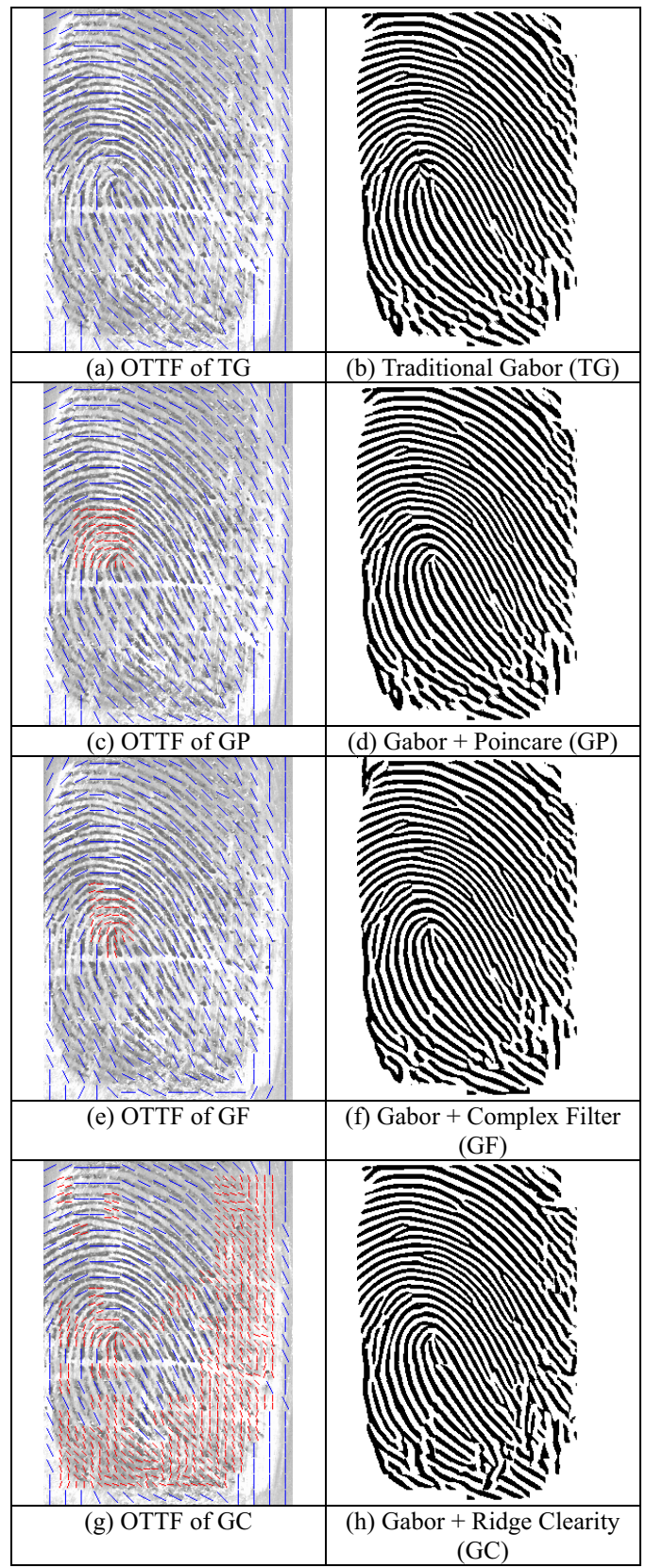


Figure 8. Orientation fields and enhanced fingerprints from various enhancement schemes of fingerprint #83_1 (FVC2000 DB2a database)

Our experiments show that only the regional adaptive Gabor filter with complex filter performs better than the conventional Gabor filter in database DB2a in FVC2000. The reason that the other databases are not out-performed conventional Gabor filtering is because regional adaptive Gabor filtering suffers from smaller partitioning blocks. Small partitioning blocks lead to more disorder orientation and less efficient Gabor filtering.

5. CONCLUSION

We have developed the regional adaptive Gabor filter for improving conventional Gabor filtering. Three ROI detection methods are employed and tested. First, the Poincare index method is a hard decision to identify the singularity area. The second detection method is based on two complex filter responses, which to perform soft decision to classify the singularity area. The last method uses the local ridge clarity index to indicate area of bad quality of the ridge pattern in a given direction.

From our experimental results, performance of the regional adaptive Gabor filtering is out-performed the conventional Gabor filter only one database, DB2a, from all four databases of FVC2000. The main reason is the mixture between highly curved ridge region and low quality region. Our research is now investigating the classification between these two classes and expecting the new regional adaptive Gabor filtering will out-performed the conventional Gabor filter for all databases.

6. ACKNOWLEDMENT

This work was partially supported by Kasetsart University, the National Electronics and Computer Technology Center (NECTEC) under National Science and Technology Development Agency (NSTDA), grant # NT-B-22-I3-12-47-07, and the Thailand Research Fund (TRF), together with the Commission on Higher Education under grant # RMU4980027.

7. REFERENCES

- [1] D. Maltoni, D. Maio, A. K. Jain, and S. Prabhakar, "Handbook of Fingerprint Recognition," Springer, 2003.
- [2] L. Hong, Y. Wan, and A.K. Jain, "Fingerprint Image Enhancement: Algorithm and Performance Evaluation," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, no. 8, pp. 777-789, August 1998.
- [3] J. Yang, L. Liu, T. Jiang, and Y. Fan, "A Modified Gabor Filter Design Method for Fingerprint Image Enhancement," *Pattern Recognition Letters* 24, pp.1805-1817, 2003.
- [4] S. Greenberg, M. Aladjem, and D. Kogan, "Fingerprint Image Enhancement Using Filtering Techniques," *Real-Time Imaging* 8, pp.227-236, 2002.
- [5] J. Zhou and J. Gu, "A Model-Based Method for the Computation of Fingerprints' Orientation Field," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 13, no. 6, pp. 821-835,

- June 2004.
- [6] V. Areekul, U. Watchareeruetai, and S. Tantaratana, "Fast Separable Gabor Filter for Fingerprint Enhancement," *ICBA2004*, LNCS3072, Springer, pp. 403-409, 2004.
- [7] V. Areekul, U. Watchareeruetai, K. Suppasriwasuseth, and S. Tantaratana, "Separable Gabor Filter Realization for Fast Fingerprint Enhancement," *Proceeding of IEEE International Conference on Image Processing 2005 (ICIP 2005)*, Vol. III, pp. 253-256.
- [8] M. Kawagoe and A. Tojo, "Fingerprint Pattern Classification," *Pattern Recognition*, vol. 17, 1984, pp. 295-303.
- [9] M. Liu, X. Jiang, and A. C. Kot, "Fingerprint Retrieval Filter Responses," *The 18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR2006)*, Vol.1, pp.1042-1045, 2006
- [10] T. P. Chen, X. Jiang and W.Y. Yau, "Fingerprint Image Quality Analysis," *International Conference on Image Processing (ICIP2004)*, pp. 1253-1256, 2004.
- [11] D. Maio, D. Maltoni, R. Capelli, J.L. Wayman, and A.K. Jain, "FVC2000: Fingerprint Verification Competition", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, No. 3, pp. 402-412, 2002.
- [12] X. Jiang and W.Y. Yau, "Fingerprint Minutiae Matching Based on the Local and Global Structures," *Proceeding International Conference on Pattern Recognition (15th)*, vol.2, pp. 1042-1045, 2000.

LOOPEO MINUTIAE MATCHING IN FINGERPRINT VERIFICATION

Teesid Leelasawassuk and Vutipong Areekul

Kasetsart Signal & Image Processing Laboratory (KSIP Lab)
Department of Electrical Engineering, Kasetsart University, Bangkok, 10900, Thailand.
Emails: g4765176@ku.ac.th, fengvpa@ku.ac.th

ABSTRACT

This paper presents the new fingerprint verification method using a focal point and looped minutiae feature sequence. By using the focal point as a reliable reference point, looped minutiae feature sequence can be generated in order to deal with translation and rotation of live-scan fingerprints. Testing with all fingerprint verification competition (FVC) databases, the proposed algorithm shows good performance with low computational complexity, and it can be practically implemented in real-time fingerprint verification system.

1. INTRODUCTION

Recently an automatic fingerprint identification system (AFIS) has been widely employed in many applications such as access control security, criminal identification, human resource management, etc. In general, the AFIS consists of several processes; i.e. fingerprint classification, fingerprint enhancement, fingerprint feature extraction, and fingerprint matching [1]. Most employed features in general AFIS are based on minutiae matching. There are two major types of minutiae; bifurcation type and end type. Figure 1 shows example of minutiae in fingerprint image.

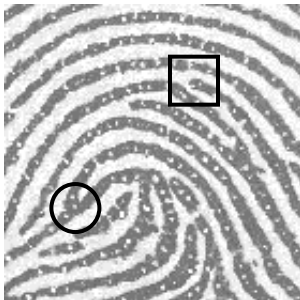


Figure 1: Example of Minutiae in Fingerprint (Bifurcation Type in Circle and End Type in Square)

To identify fingerprint by comparing all minutiae from input fingerprint to minutiae of all fingerprints in database, this process can be exhaustive and time consuming. In order to reduce this high computational complexity, all fingerprints need to be registration and alignment. These processes can reduce a searching domain of matching candidates. Note that fingerprint orientation, translation, and elastic distortion cause fingerprint patterns variation and expand the searching domain.

The mostly used registration in fingerprint identification is singular point; i.e. core and delta points. The number of singular point may vary depending on fingerprint types. For example, left loop, right loop and tented arch types have one core point and one delta point. The whorl type has two core points and two delta points. On the other hand, the arch type does not have any core point and delta point. The singularity can be detected by fingerprint's orientation field such as the poincare method [2]. Recently, emerging of various fingerprint sensor type causes difficulty searching for singular points because captured area is too small. Moreover, low quality fingerprint image scatters orientation field resulting in false or missing singular point detection. Hence, fingerprint registration process may not be reliable if the singular point detection process is not precise.

In order to cooperate with low quality and small fingerprint area, a focal point [3] has been employed in our fingerprint verification algorithm. The focal point is a unique and reliable reference point. The advantage of the focal point over singular points is unique for any types of fingerprint, low quality fingerprint toleration, and out of image localization. Moreover, new algorithm [3] is very fast, efficient, and capable real-time implementation.

Minutiae matching is the most well-known and widely used method for fingerprint matching [1]. Aligning the two fingerprints is a mandatory step in order to maximize the number of matching minutiae. Some algorithms embedded fingerprint alignment into the minutiae matching stage resulting in robustness to orientation and translation. However, these embedded schemes consume high computational complexity. In this paper, the focal point is used as the reference point for fingerprint registration. The fingerprint translation problem is eliminated. Extracted minutiae are reordered around the focal point resulting in a circular string of minutiae. Comparing two fingerprints is related to correlate two circular strings of minutiae around the focal point. Clearly, this purposed scheme reduces computational complexity comparing to the embedded scheme. Moreover, dynamic programming technique can be employed to solve the similarity of two fingerprints.

This paper is arranged in this order. The second section is related to a feature extraction process. Minutiae and their parameters are extracted and generated from the fingerprint image. The third section is described matching process in details. Next, the fourth section shows experimental results. Finally, conclusion is in the last section.

2. FEATURES EXTRACTION

Before fingerprint features are extracted, input fingerprint must pass fingerprint enhancement process in order to improve and adjust the quality of fingerprint images. In this work, the separable Gabor filter [4], which can perform any orientation of fingerprint ridges, is employed.

The feature extraction process is the key to success of fingerprint identification. In this work, two major fingerprint features are extracted; the focal point and minutiae. The focal point represents a global feature for solving fingerprint translation problem. The focal point localization process is clearly presented in [3], so there is no need to be reviewed in this work. The example of focal point localization result is shown in Figure 2.



Figure 2: The focal point of the same fingerprint

The minutiae are local features, which can be arranged to solve rotation and elastic distortion problem. In order to extract minutiae, enhanced fingerprint is binarizing and thinning. Then simple method by counting the crossing number, introduced by Arcelli and Bija [5], is exploited. The extracted details of minutiae features are in the following subsection.

2.1 Minutiae Features

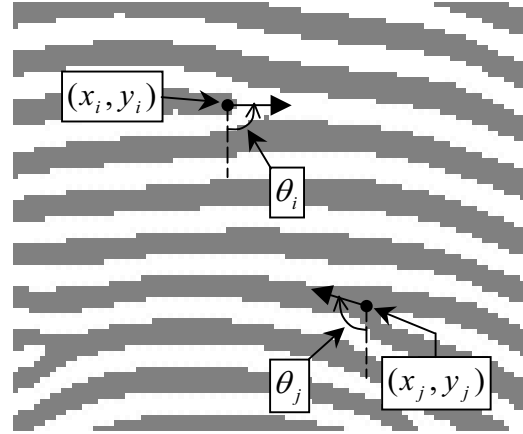
The minutiae feature can be categorized according to single minutia and minutiae pair. The single minutia features include a minutia position, a minutia tail direction, and a type of minutia (end and bifurcation). The single minutia feature vector, \mathbf{M}_i , is shown in equation (1). In order to increase minutiae features, the minutiae pair features are generated by distance and angles between pair. The minutiae pair feature vector, \mathbf{MP}_{ij} , is declared in equation (2).

$$\mathbf{M}_i = [x_i, y_i, \theta_i, t_i]^T \quad (1)$$

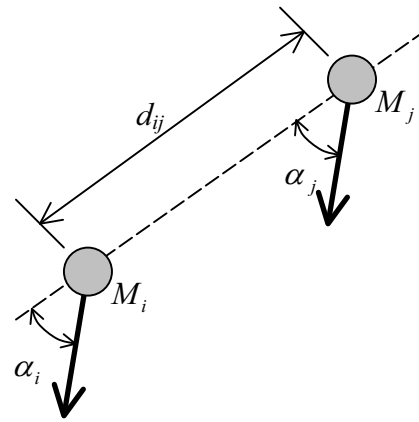
$$\mathbf{MP}_{ij} = [d_{ij}, \alpha_i, \alpha_j]^T \quad (2)$$

In equation (1), x_i, y_i represent row (vertical) and column (horizontal) position coordinate of the i^{th} minutia in fingerprint image, θ_i is a minutia tail direction referred to a vertical axis as zero degree, and t_i is the minutia type such as end point or bifurcation point. In equation (2), d_{ij} is a distance between minutiae i^{th} and j^{th} , α_i and α_j are relative angles of minutiae tail direction referred to a straight line from the i^{th} minutia to the j^{th} minutia. The

single minutia features and the minutiae pair feature demonstrate in figure 3 (a) and figure 3 (b) respectively.



(a) Single minutia features



(b) Minutiae pair features

Figure 3: The minutiae features

2.2 Looped Minutiae Arrangement

After principle single minutia feature vectors are created, the next process is to order these single minutia feature vectors into single looped vector string. There are two cases for looped minutiae arrangement; i.e. reliable and unreliable focal point. In case of reliable focal point, single minutia feature vectors are arranged in order by their angle positions around the reliable focal point. By using the vertical axis as a zero degree reference, the single minutia feature vectors can be kept in order by counterclockwise scan, resulting in a looped minutiae vector sequence. Figure 4 demonstrates the generation of a looped minutiae vector sequence. For two fingerprints, which came from the same finger, their looped minutiae vector sequences should have single minutia feature vectors in the same order.

In case of unreliable focal point or non-existing focal point, the single minutia feature vector can be ordered by its tail direction. By using the vertical axis as a zero degree reference, each minutia tail direction can be arranged in order from zero to 360 degree. This single minutia feature vector sequence is assumed to be unique for each fingerprint if tail direction is perfectly detected. Figure 5

shows actual links of a looped minutiae vector sequence without the focal point.

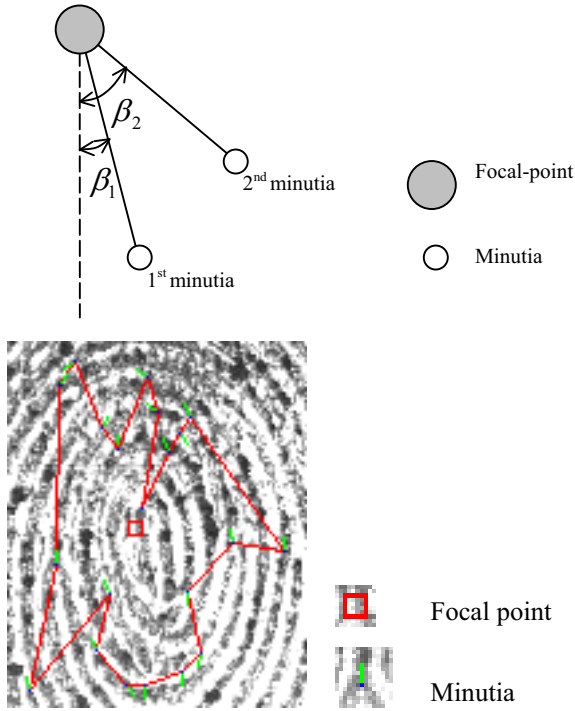


Figure 4: Actual link example of a looped minutiae vector sequence with the focal point

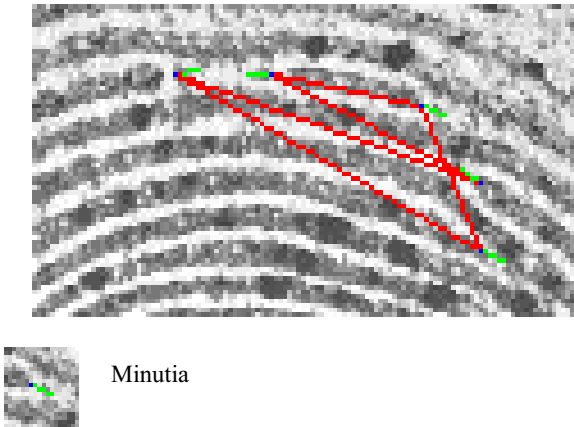


Figure 5: Actual link example of a looped minutiae vector sequence without the focal point

After finishing looped minutiae arrangement in both cases, the next step is to generate the minutiae pair features from the looped sequence of single minutia feature vectors. By coupling two nearest neighbor minutiae in the looped sequence, a pair of minutiae can be formed and the minutiae pair features can be generated. For example, the first minutia is paired with the second minutia in the looped sequence. The second minutia is coupled with the third, and so on.

3. MATCHING PROCESS

A matching process of the proposed method can be separated into two cases; existing focal point and non-existing focal point. In case of existing focal point,

after minutiae ordering around the focal point as mentioned in previous section, overlapped area between two comparing fingerprint is estimated. Assume that the focal point from two fingerprints, which captured from the same finger, is unique. Then the overlapped area can be defined using the focal point as a reference point, as shown in figure 6. Now, the minutiae, which are in the overlapped area (Cropped rectangular in figure 6), are selected to be in the looped minutiae vector sequence. Otherwise, the minutiae outside overlapped area are discarded. In case of non-existing focal point, all minutiae vectors are kept in the looped minutiae vector sequence.

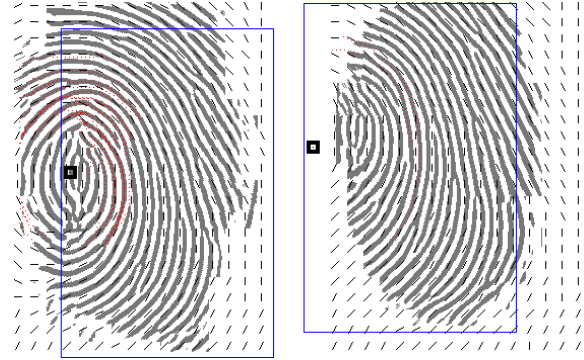


Figure 6: Two rectangular blocks represent the overlapped area between two fingerprints from the same finger using focal point reference.

The matching process between two looped minutiae vector sequence can be described step by step as follows.

3.1 First Step: Searching for a starting vector

To find a starting vector of these two looped minutiae vector sequences. The starting vectors can be found by searching for two minutiae pair feature vectors, which yields the maximum similarity score, from two sequences. The similarity score (S score) of two minutiae pair feature vectors is defined by equation (3).

$$S \text{ score} = \begin{cases} (Th_1 - \mathbf{W} \bullet \Delta \mathbf{MP}) / Th_1, & \mathbf{W} \bullet \Delta \mathbf{MP} < Th_1 \\ 0, & \text{Otherwise.} \end{cases} \quad (3)$$

where Th_1 is the threshold of acceptance or reject. The $\Delta \mathbf{MP}$ and \mathbf{W} vectors are absolute difference vector of minutiae pair features and weighting vector, respectively. The $\Delta \mathbf{MP}$ and \mathbf{W} vectors can be defined as following equations.

$$\Delta \mathbf{MP} = |\mathbf{MP}_{I,i,j} - \mathbf{MP}_{T,k,l}| \quad (4)$$

$$\mathbf{W} = [w_d, w_{\alpha(n)}, w_{\alpha(n+1)}]^T \quad (5)$$

where $\mathbf{MP}_{I,i,j}$ is i^{th} and j^{th} minutiae pair feature vector of input fingerprint sequence, and $\mathbf{MP}_{T,k,l}$ is k^{th} and l^{th} minutiae pair feature vector of template fingerprint sequence. The parameters in the \mathbf{W} vector are w_d ; weighting of distance between two minutiae n and $n+1$ in the looped sequence, $w_{\alpha(n)}$; weighting of relative angle of minutiae n to $n+1$, $w_{\alpha(n+1)}$; weighting of relative angle of minutiae $n+1$ to n , respectively.

In case of existing focal point, the S score need to be concerned with additional condition in order to ensure the similarity of two fingerprints. The distance between the focal point and the starting minutia of input and template fingerprints should be similar. In precise, the distance between i^{th} minutia to its focal point of the input fingerprint and the distance between k^{th} minutia to the focal point of the template fingerprint must be very close in order to be the starting minutia. If the difference between two distances is small enough or less than Th_2 (Different Distance Threshold), then the similarity score, S score, can be reliable. Otherwise, the S score is set to be zero, as shown in equation (6).

$$S\ score = \begin{cases} S\ score\ (eq.(3)), & \Delta Fd < Th_2 \\ 0, & Otherwise \end{cases} \quad (6)$$

$$\Delta Fd = |Fd_{I,i} - Fd_{T,k}| \quad (7)$$

where ΔFd is the distance difference between input and template, $Fd_{I,i}$ is the distance between the focal point and i^{th} minutia of the input fingerprint and $Fd_{T,k}$ is the distance between the focal point and k^{th} minutia of the template fingerprint.

After calculating similarity scores for entire minutiae pairs, the pair with the maximum similarity score is assigned to the starting vector of the input and template vector sequences.

3.2 Second Step: Counting matched minutiae

From the starting vector, then next matched minutia vector can be found from both input and template sequences. In this step, the bounding box concept in [6] is employed.

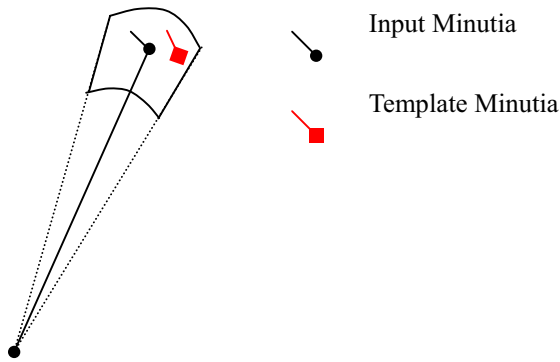


Figure 7: The minutiae bounding box concept

Hence, algorithm's conditions are as follows.

- If the next minutia vector from the starting vector is in this bounding box, as shown in figure 7, then matched minutia vector is counted. Then the matched minutia vector is defined to be the next starting vector.
- If the next minutia vector is not in the bounding box, skip this minutia vector, and consider the next minutia vector.

Repeat this process until the end of sequence. The result of this process is the number of matched minutia vectors from input and template sequences.

3.3 Third Step: Calculating matching percentage

The matching percentage of input and template fingerprint can be calculated by

$$Matching\ \% = \frac{N_{match}}{\max[N_I, N_T]} \times 100 \quad (8)$$

where N_{match} is the number of matched minutia vector, counted from the previous process, N_I and N_T are the number of minutiae of input and template fingerprint within the overlapped area.

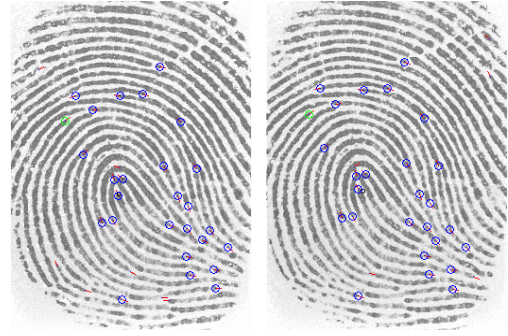


Figure 8: Example of the matched minutiae pairs and the matching percent of these two fingerprint is 79.41%

Figure 8 demonstrates the matching process result. The left side and the right side are the input and template fingerprint, respectively. The starting minutia vector is represented by the green circular mark, and the matched minutiae are represented by the blue circular marks.

4. EXPERIMENTAL RESULTS

The algorithm evaluation experiments tested with databases from Fingerprint Verification Competition (FVC); i.e. FVC2000 [7], FVC2002 [8] and FVC2004 [9]. Each FVC database composes of 4 fingerprint database sets from different sensors. Each set contains 800 fingerprint images were acquired from 100 fingers from different persons. The acquired fingerprints were 256 gray scale images with resolution greater than 500 dpi. The testing system was implemented on a 2.4 GHz Intel Pentium IV PC, with 512 MB memory using Microsoft Visual C++ 6.0.

The performance of the proposed algorithm is measured in term of Equal-Error-Rate (EER) [1] as shown in Table 1. EER is the error rate of verification process where the false accept rate (FAR) equal to the false reject rate (FRR) within the same threshold.

Figure 9 and 10 is the EER and ROC plot results of FVC2000 DB2a database, respectively. In figure 9 the left curve is the FAR curve and the right curve is the FRR curve. The lowest EER is 4.017% by testing with FVC2000 DB2a database. The highest EER is 16.480% by testing with FVC2004 DB1a database. The average execution time (one on one matching) is 40 millisecond.

Table 1. Proposed algorithm's performance in term of EER testing with FVC databases

Database		EER (%)
FVC2000	DB1a	12.139
	DB2a	4.033
	DB3a	10.124
	DB4a	6.120
	Overall	8.10
FVC2002	DB1a	9.774
	DB2a	13.754
	DB3a	11.976
	DB4a	7.496
	Overall	10.75
FVC2004	DB1a	16.480
	DB2a	13.650
	DB3a	8.639
	DB4a	8.437
	Overall	11.80
Average All Databases		10.22

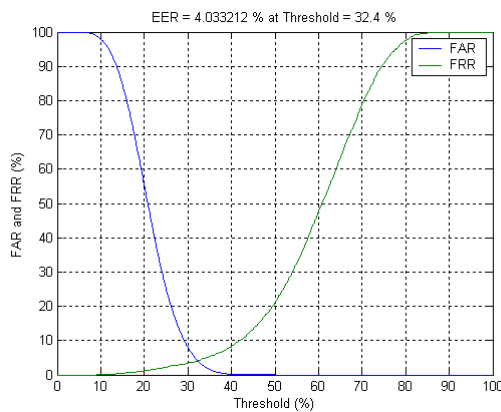


Figure 9: The equal error rate plot of FVC2000 DB2a

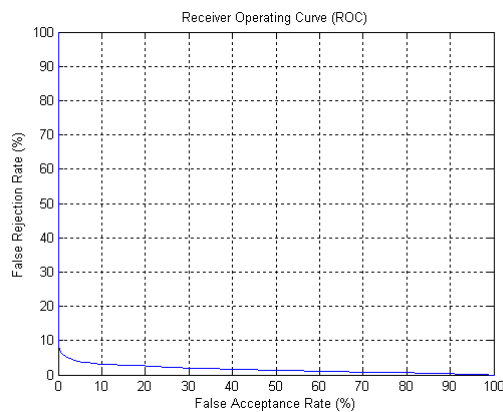


Figure 10: The ROC curve of FVC2000 DB2a

From experimental observation with these FVC databases, the main problems are the quality of fingerprint image and elastic distortion. Moreover, the focal point may not exist in some fingerprint image, resulting in higher error rate. The low quality fingerprint image causes major false minutiae detection. Fingerprint elastic distortion shifts minutia position to out of bounding box. In addition, if the number of false minutiae is very high, the matching percentage is low due to equation (8).

5. CONCLUSION

The new fingerprint verification method using the focal point and looped minutiae feature sequence is proposed in this paper. Even though the proposed algorithm was designed to handle the translation and rotation fingerprints. There are still many problems to be solved; i.e. elastic distortion, low quality fingerprint, and non-existing focal point. The future research needs to focus on these problems in order to improve algorithm performance and control computational complexity for practical real-time fingerprint identification system.

6. ACKNOWLEDGEMENT

This work was partially supported by Kasetsart University, the National Electronics and Computer Technology Center (NECTEC) under National Science and Technology Development Agency (NSTDA), grant # NT-B-22-I3-12-47-07, and the Thailand Research Fund (TRF), together with the Commission on Higher Education under grant # RMU4980027.

7. REFERENCES

- [1] D. Maltoni, D. Maio, A. K. Jain, and S. Prabhakar, "Handbook of fingerprint recognition," Springer-Verlag, 2003.
- [2] M. Kawagoe and A. Tojo, "Fingerprint Pattern Classification," *Pattern Recognition*, vol. 17, pp. 295-303, 1984.
- [3] V. Areekul, K. Suppasriwasuseth and S. Jirachawang, "The New Focal Point Localization for Fingerprint Registration," *Proc. Int. Conf. on Image Pattern Recognition (ICPR2006)*, vol. 4, pp. 497-500, 2006.
- [4] V. Areekul, U. Watchareeruetai, K. Suppasriwasuseth, and S. Tantaratana, "Separable Gabor Filter for Fast Fingerprint Enhancement," *Proc. of IEEE Int. Conf. on Image Processing (ICIP2005)*, vol. 3, pp. 253-256, 2005.
- [5] C. Arcelli and G.S.D. Baja, "A Width Independent Fast Thinning Algorithm," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 4, no. 7, pp. 463-474, 1984.
- [6] A.K. Jain, L. Hong, and R. Bolle, "On-Line Fingerprint Verification," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 4, pp. 302-313, 1997.
- [7] <http://bias.csr.unibo.it/fvc2000>
- [8] <http://bias.csr.unibo.it/fvc2002>
- [9] <http://bias.csr.unibo.it/fvc2004>

Fast Focal Point Localization Algorithm for Fingerprint Registration

Vutipong Areekul and Natthawat Boonchaiseree

Kasetsart Signal & Image Processing Laboratory (KSIP Lab), Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering,
Kasetsart University, 50 Phaholyothin Rd., Lardyaw, Jatujak,
Bangkok, 10900 THAILAND.

Abstract—Fingerprint registration is still a challenging problem for large-scale fingerprint identification system. In this paper, a new, fast, and efficient algorithm for the focal point localization is proposed. The focal point is a reliable reference point, which can replace a singular point such as core in fingerprint registration process. The advantages of the focal point over the singular point are its uniqueness and reliability under low quality fingerprint and partial fingerprint conditions. In this paper, the proposed algorithm employed only orientation fields of fingerprint instead of a fully enhanced fingerprint, resulting in reduction of 7 times computational complexity compared to a previous algorithm. Moreover, the new algorithm achieves good localization accuracy and outstanding stability comparing with existing results in literature.

I. INTRODUCTION

In order to perform real-time large-scale automatic fingerprint identification, fingerprint registration and classification are required. This paper is focused on reliable reference point detection in fingerprint registration. Moreover, practical implementation is also another important consideration. Hence algorithm should consume low computational complexity as possible for real-time fingerprint search. Thus is why detection of reference point is still a challenging problem.

The singular points of fingerprint such as core and delta has played a very important role in fingerprint recognition, especially fingerprint registration and classification. However, current live-scan fingerprint sensors create a lot of problems in finding a stable singular points; i.e. low quality fingerprint, arch and tented arch types, non-linear distortion, and partial fingerprint with missing singular point. These problems drastically reduce the accuracy of most singular point detection schemes reported in literature.

Existing works on locating singular points can be classified into two broad approaches; pattern-based and projection-based. The pattern-based approach employs fixed patterns such as core and delta. Then these patterns are correlated with fingerprint or orientation fields of fingerprint in order to find the locations of similar patterns. For example, Kawagoe and Tojo proposed the classic and popular method, called Poincaré index in 1984 [1]. This method searches for fixed patterns of core, delta, and whorl in fingerprint. A successful improvement of this classic method can be found in [2]. Another sub-classes of pattern-

based approach is called complex symmetrical filters, introduced by Nilsson and Bigun [3]. These filter shapes are similar to core and delta. Singular point detection is obtained by convolving fingerprint orientation fields with these filter models. Hence computational complexity depends on sizes of filters and fingerprint image.

Another major approach is referred to as projection-based method. The idea is to project fingerprint information, such as orientation fields, into some mathematic models or patterns, and analyze these models and patterns according to a priori knowledge, resulting in singular point position. For example, Jiang et al. introduced algorithm based on hierarchical analysis of the orientation coherence [4]. Liu et al. proposed a new way to project orientation fields into another field called local axial symmetry fields, then used these fields to find a reference point location [5]. Another example, by Ramo et al. [6], used transition lines of orientation field and detected reference points by inspection of line intersections.

By projection-based approach, the focal point was first introduced by Rerkrai and Areekul [7]. The focal point is a centroid of crossings, the intersection of two normal lines of curved ridges. The original focal point algorithm was demonstrated experimentally to be quite stable, but it was of a very high computational complexity. Later Areekul et al. [8] introduced another algorithm. Instead of calculating all enormous crossings to find a reliable centroid, this algorithm employs mean-shift approach [9] by allowing iterative search along highly curved ridges. This approach reduces amount of computational time into practical implementation. However, this algorithm still needs fingerprint enhancement in order to effectively track local ridges. In this work, we introduce a new focal point localization by using orientation fields instead of true ridges. Obviously, the computational complexity should be very low because most of fingerprint enhancement consumes high computation time. Moreover, the new algorithm is suitably designed for orientation fields and this results in having a good performance.

The paper is organized as follows. Section 2 presents the new focal point localization algorithm based on directional fields of fingerprint. Section 3 introduces how distance error measurement can be achieved. Section 4 evaluates the performance and the efficiency of the proposed method, comparing with a previous method [8] and other methods [4,5]. Section 5 concludes this research.

II. NEW FOCAL POINT LOCALIZATION ALGORITHM

The proposed algorithm composes of 4 processes; preprocessing, crossing-points localization, initial block localization, and focal point localization. The details of each process are described as follows.

A. Preprocessing

The preprocessing of proposed algorithm composes of fingerprint partitioning and directional field estimation. The original fingerprint is partitioned into 16×16 blocks. Then orientation field of each block can be estimated by using Hong's approach [10]. For higher precision of directional field estimation at pixel resolution, Bazen and Gerez's approach is more suitable as in [2]. Then all orientation fields in each block are averaged resulting in only one directional field represented orientation ridge of this block.

B. Crossing Points Localization

From a directional field of each block and a center pixel of the block, a straight line equation, which is perpendicular to the directional field of block $B(i,j)$, at i^{th} row and j^{th} column, can be formed by

$$y - y_c = (-1/\tan \phi_{B(i,j)})(x - x_c) \quad (1)$$

where $\phi_{B(i,j)}$ is an orientation field of the $B(i,j)$ block, and (x_c, y_c) is a center of the $B(i,j)$ block, and (x, y) is a pixel position of a straight line defined by (1).

The crossing point is defined as an intersection of two straight lines which is perpendicular to two orientation fields. Assume that 2 straight-line equations, ℓ_1 and ℓ_2 , are

$$\ell_1 : y - y_{c1} = m_1(x - x_{c1}), \quad (2)$$

$$\ell_2 : y - y_{c2} = m_2(x - x_{c2}), \quad (3)$$

where m_1 and m_2 are the slopes of ℓ_1 and ℓ_2 , respectively. Then, the corresponding crossing point, (x_p, y_p) , from these two lines can be found by

$$x_p = \frac{m_2 x_{c2} - m_1 x_{c1} + y_1 - y_2}{m_2 - m_1} \quad (4)$$

$$y_p = \frac{m_2(y_1 - m_1 x_{c1}) - m_1(y_2 - m_2 x_{c2})}{m_2 - m_1} \quad (5)$$

Clearly from (4) and (5), $m_2 - m_1$ cannot be zero. In other words, these two lines cannot be parallel. In fact, if some line is parallel or almost parallel to the other, the crossing point will be located very far away or outside a fingerprint image. In order to locate a focal point near a fingerprint boundary, the effective area is extended from original fingerprint image by a quarter of height and width. Hence only the crossing points in this effective area will be employed in calculating the focal point. In practice, a condition is set to protect this serious problem by

$$|\phi_{B2} - \phi_{B1}| > \varepsilon \quad (6)$$

where ϕ_{B1} and ϕ_{B2} are the orientation field of block #1 and block #2 respectively. In other words, the corresponding crossing point can be calculated if an orientation difference between two blocks must be greater than ε .

If a number of blocks in a fingerprint image is equal to M , hence there are M straight line equations. The maximum number of crossing points is,

$$\#X_{\max} = \binom{M}{2} \quad (7)$$

C. Initial Block Localization

The potential location of a focal point is in the block, which contained the highest density of crossing points. If all crossing points in the effective area are calculated (Fig 1 (b)), and histogram (or population) of crossing points in each block can be determined (Fig 1 (c)), then the block which contains a maximum number of crossing points is the initial block. The center of this block is a starting point for the next process.

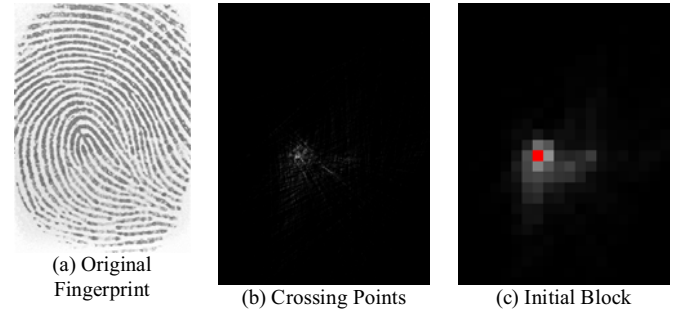


Fig. 1. The example of crossing point localization and initial block localization.

Note that histogram of crossing points may contain several local maximum blocks. Hence there are several candidates of the initial block. In practice, we could trial all candidates as initial block and select the most stable results.

D. Focal Point Localization

The previous algorithm [8] of the focal point localization used a mean-shift concept [9]. The proposed algorithm still used the mean-shift concept with controlling conditional area of curved ridges. The proposed focal point localization algorithm, as shown in Fig 2, is described as follows.

The Focal Point Localization Algorithm

Step 1: Set iteration time to zero ($i = 1$), and set the center of the initial block to be a centroid $(x_{ct(0)}, y_{ct(0)})$. This is for the first time only.

Step 2: Select a top-half circle area. By choosing a block which contains a centroid $(x_{ct(i-1)}, y_{ct(i-1)})$ as a center block, the top-half circle area can be defined with radius R (blocks) as shown in Fig 3 ($R = 7$ in our experiment).

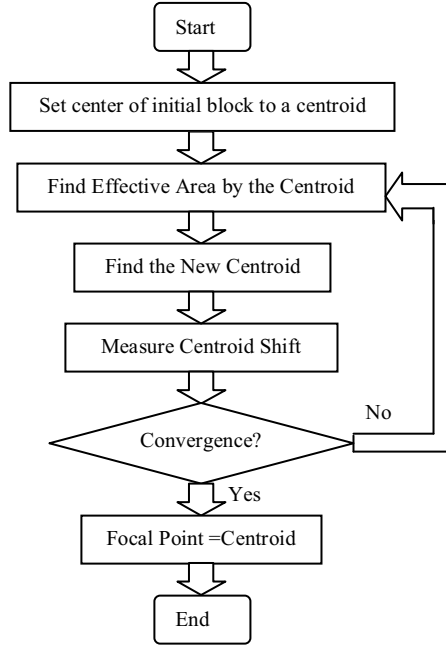


Fig. 2. The focal point localization algorithm.

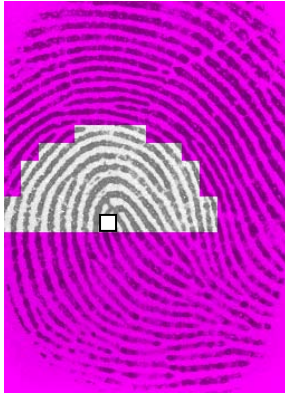


Fig. 3. The top-half circle area with initial block as the center.

Step 3: Generate the crossing points by using only orientation fields in this top-half circle area, and find the new centroid. Assume that a number of orientation fields in the top-half circle area is equal to N , then the new centroid $(x_{ct(i)}, y_{ct(i)})$ can be calculated by using the following equation,

$$(x_{ct(i)}, y_{ct(i)}) = \left(\sum_{j=1}^N x_{p(j)} / N, \sum_{j=1}^N y_{p(j)} / N \right) \quad (8)$$

where $(x_{p(j)}, y_{p(j)})$ is the j^{th} crossing point generated by two lines which are perpendicular to two orientation fields in the top-half circle area.

Step 4: Find the $(i)^{\text{th}}$ shifted distance, or $\delta(i)$, between the old centroid point $(x_{ct(i-1)}, y_{ct(i-1)})$ and the new centroid point $(x_{ct(i)}, y_{ct(i)})$, given by

$$\delta(i) = \sqrt{(x_{ct(i)} - x_{ct(i-1)})^2 + (y_{ct(i)} - y_{ct(i-1)})^2} \quad (9)$$

Not only the shifted distance is calculated, but also we introduced a cumulative shifted distance, which could help us make decision about divergence of a focal point. The cumulative shifted distance is defined by

$$\Sigma_{\delta}(i) = \Sigma_{\delta}(i-1) + \Delta\delta(i) \quad (10)$$

where

$$\Delta\delta(i) = \begin{cases} 0; & \text{if } \delta(i) = \delta(i-1) \\ \delta(i-1) - \delta(i); & \text{if } \delta(i-1) \geq \delta(i) \\ \delta(i-1) + \delta(i); & \text{if } \delta(i-1) < \delta(i) \end{cases} \quad (11)$$

Step 5: Check convergence or divergence condition of this centroid. At this point, two conditions can be used to stop iteration. The first condition is related to focal point convergence, if distance $\delta(i)$ is less than or equal to the threshold T_{δ} , iteration stops and this centroid is defined as the focal point. The second condition is related to divergence of a focal point, if the cumulative shifted distance, $\Sigma_{\delta}(i)$, is greater than the threshold T_{Σ} then iteration stops and the focal point is diverged (or cannot be found). Otherwise, we replace the new centroid $(x_{ct(i)}, y_{ct(i)})$ by the previous one, $(x_{ct(i-1)}, y_{ct(i-1)})$, and repeat the step 2 through step 5 again until the iteration ends. Note that for saving computational time, we choose the block, which contains the new centroid, as the new center block in step 2.

E. Focal point Quality and Assessment

To complete our reference point detection, it should be excellent if we could accurately evaluate the obtained focal point assessment. At this point, the number of crossing points, which contributed to the stability of the detected focal point, can be used as focal point quality parameter. The number of crossing points in the circle, radius R with the focal point as its center, can be counted and compared among the candidate centroid. The one, which obtained the highest number of the crossing points, should be selected as the final focal point.

III. ERROR MEASUREMENT

Because the focal point cannot be observed directly by human eyes, therefore the focal point cannot be manually marked as core and delta points. Clearly the distance error measurement technique must be carefully designed in order to fairly compare with the other research results. Even though we could not manually locate the focal point directly, but we could manually located three minutiae points or distinct points around the expected region of singular point instead. Then we could linearly project the focal point from one image to another. However, a precise positioning of the projection is impossible due to non-linear elastic distortion of fingerprint. Moreover, marked minutiae location may not

be precise due to human error. Therefore we could notice that our error measurement technique probably results in higher accumulation error than the other techniques that manually located the singular points directly.

Our distance error measurement technique can be described as follows. For each finger, we manually selected three minutiae points or distinct points as reference points in 8 original fingerprint images from the same finger. The objective is that these selected 3 minutiae points should cover the expected area of the core point or detected focal point. Then our goal is to linearly project the detected focal point of a fingerprint into another fingerprint with less error as possible. Finally we could measure a distance error (DE) between 2 detected focal points from two different impressions of the same finger.

In order to measure the distance error in details, the procedures are explained as following. First, the same three minutiae points; B(blue), G(green), and R(red) are located at Fig 4(a) and Fig 4(b). Assume that we are projecting the detected focal point location in Fig 4(a) into Fig 4(b). Second, at the Fig 4(a), a BG line (the line between B point and G point) is created and a RF line (the line between R point and F point) is built and extended to cross the BG line at point X. If fingerprints are linearly distorted, the ratio of BX/GX and RF/FX should be the same in both fingerprints. Note that this assumption is not true because of the fact of nonlinear distortion from practical fingerprint impressions. However, this is the best projection position we could guess and our results will suffer from this assumption. Third, at Fig 4(b), a B'G' line is formed and the point X' can be located by using the same ratio of the Fig 4(a) as following constraint,

$$BX/GX = B'X'/G'X' \quad (12)$$

Fourth, the projected focal point P can be located by applying the RF/FX ratio to the line between X' and R' using the following constraint,

$$RF/FX = R'P/PX' \quad (13)$$

Finally, the distance error (DE or ε) between the actual focal point, F', and the projected focal point P can be defined as follows,

$$\varepsilon = \sqrt{(x_{F'} - x_P)^2 + (y_{F'} - y_P)^2} \quad (14)$$

If the detected focal point is inside the RBG triangle, then there are 3 ways to project this detected focal point to another fingerprint. According to Fig 4, instead of starting from BG line, we could start from BR line or GR line. To compensate distance error from non-linear distortion of fingerprint, we projected the detected focal point through 3 times and measured the distance error by 3 times. Then an average error was calculated. Unfortunately, in case of the detected focal point lies outside the RBG triangle, there is only one way to project the focal point as shown in Fig 5.

Beside, the linear projection may cause large amount of error in this case. Therefore distance error is calculated only one time in the case of the focal point located outside the RBG triangle. In practice this case could be avoided by marking 3 reference points cover expected focal point location.

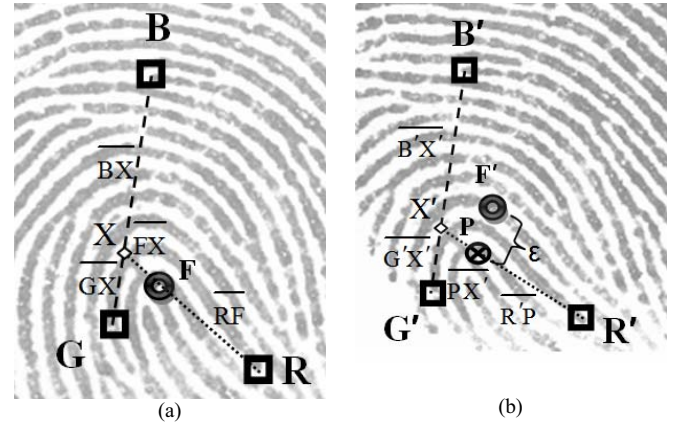


Fig. 4. The example of linear projection of a detected focal point from fingerprint (a) into (b). Note that three reference points (R,B,G) are manually marked and the detected focal points (F, F') are inside the RGB triangle. The projected focal point (P) is linearly project from (a).

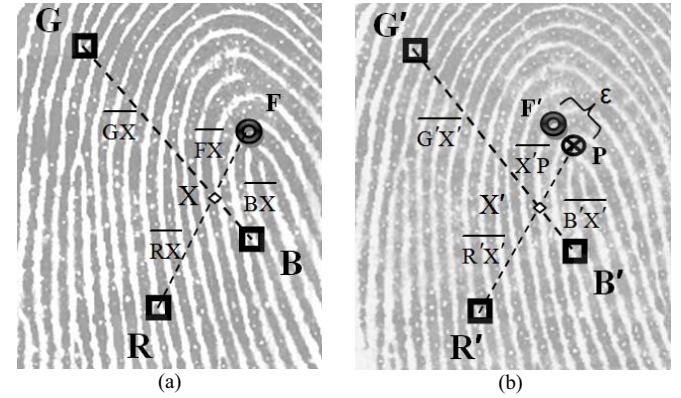


Fig. 5. The example of linear projection of a detected focal point from fingerprint (a) into (b). Note that three reference points (R,B,G) are manually marked and the detected focal points (F, F') are outside the RGB triangle. The projected focal point (P) is linearly project from (a).

IV. EXPERIMENTAL RESULTS

The experimental results were conducted based on DB2a, FVC2000 database for comparison. This DB2a, FVC2000 fingerprint database was acquired using a low-cost capacitive fingerprint sensor, size 256×364 pixels, 500 dpi, for 100 fingers with 8 impressions per finger (800 fingerprints). These 100 fingers were classified into 6 fingerprint types; i.e. left loop (L), right loop (R), whorl (W), twin loop (TW), arch (A), and tented arch (TA). All 800 fingerprint-images are manually marked with 3 similar minutiae or distinct points for each of the 8 images of each finger. The previous focal point localization algorithm [8] and the proposed algorithm are tested with the new error measurement scheme as shown in section III. From 8 fingerprint images of one finger, we measure distance error

from each couple one by one, total 7 times, then we average these distance error for each finger. The experimental results from previous algorithm [8] and proposed algorithm are in the Table I and Table II, respectively. Unlike results in [8], we did not remove any focal point with high distance error out of average. Therefore the results are worse than [8]. Besides, the measurement scheme is also changed so the results reported in this paper and results from [8] are different even though both results are from the same scheme.

TABLE I
Performance of the Previous Algorithm [8]

Precisions (Pixels)	Fingerprint Classes in FVC2000 DB2a						
	R	L	W	TW	A	TA	All
# of Focus Exist	216	255	167	16	40	104	798
# Unfound	0	1	1	0	0	0	2
DE < 5	98	119	73	5	3	4	302
5 ≤ DE < 10	76	107	78	8	12	25	306
10 ≤ DE < 15	17	12	9	2	9	28	77
15 ≤ DE < 20	6	6	7	0	12	23	54
DE ≥ 20	19	11	0	1	4	24	59
Max DE	181	83.7	28.9	51.9	74.9	122	181
Min DE	0.38	0.47	0.48	1.95	1.06	0.75	0.38
Average DE	12.0	7.99	13.0	13.9	14.0	24.0	14.1
Variance of DE	19.5	14.2	5.90	16.1	15.0	17.4	14.7

TABLE II
Performance of the Proposed Algorithm

Precisions (Pixels)	Fingerprint Classes in FVC2000 DB2a						
	R	L	W	TW	A	TA	All
# of Focus Exist	216	256	167	16	40	104	799
# Unfound	0	0	1	0	0	0	1
DE < 5	73	118	72	6	5	11	285
5 ≤ DE < 10	121	113	81	3	16	21	355
10 ≤ DE < 15	13	16	8	6	11	27	81
15 ≤ DE < 20	3	7	5	1	5	21	42
DE ≥ 20	6	2	1	0	3	24	36
Max DE	61.8	65.9	34.9	63.1	77.0	133	133
Min DE	0.17	0.06	0.07	0.26	0.68	0.65	0.06
Average DE	9.64	9.75	10.0	12.9	11.9	21.9	12.7
Variance of DE	8.14	7.99	9.98	16.6	18.6	18.4	13.3

Finally, we compare the results with existing reference point localization methods [4,5]. These methods are selected because of available and comparable results with the same FVC2000 Db2a database. The results showed in Table III. Note that our new measurement scheme does not give us any advantage over the others because human can pick the corrected reference point regardless of nonlinear distortion in fingerprint. The linear projection point is just our best guess for non-linear distortion in fingerprint. Table III shows that both focal point algorithms obtain very low rejection rate. The algorithm in [5] achieved the highest number of fingerprint which reference point is found within less than 10 pixels. However, our proposed method outperforms any algorithms in this table if we consider the highest number of reference point within less than 20-pixel. This results support

our assumption that the focal point is a good reliable reference point comparing to other methods.

Next, we compare a computational time between the previous method [8] and the proposed method in Table IV. The proposed scheme does not need fingerprint enhancement process, but it requires only block-based orientation field estimation. Hence we could reduce amount of computational complexity by approximately seven times, with better localization accuracy performance.

TABLE III
Compare Performance of Various Singular Point Detection Algorithms

Algorithm	Performance Results (Number of Fingerprints) in FVC2000 Db2a				
	≤ 10 Pixels	>10 & ≤ 20 Pixels	> 20 Pixels	Fail	% Acc in <20 Pixels
Liu T. et.al. [5]	654	91	46	9	93.125
Proposed Algorithm	640	123	36	1	95.375
Jiang X. et.al. [4]	638	108	41	13	93.25
Areekul V. et.al. [8]	608	131	59	2	92.375

TABLE IV
Compare Computational Time between two Focal Point Localization Algorithms on Intel Centrino Duo 1.66 GHz, RAM 512 MBytes

Algorithm	Average Execution Time of Our Algorithms on FVC2000 Db2, (millisecond) (No Optimization)	
	Areekul et.al. [8]	Proposed Algorithm
Segmentation	26.978	-
Orientation Field Estimation	59.111	59.111
Enhancement	535.72	-
Focal Point Localization	30.104	28.453
Overall	651.913	88.564

Fig 6 shows the only fingerprint, which our proposed algorithm fails. From Fig 6(b) and 6(c), majority of crossing points and the candidate initial block are clearly located far away from its singular point. The proposed algorithm diverge from this initial area to top-left corner. However, if an initial point is somewhere around top-right corner, our algorithm will converge to an expected focal point with less error. This problem can be solved in the near future.

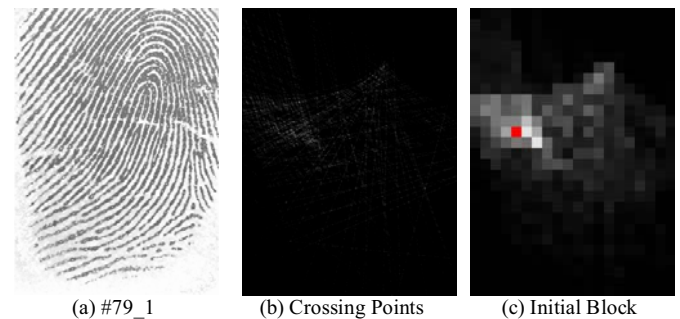


Fig. 6. The proposed algorithm fails only fingerprint #79_1. The reason is because high density of crossing points on the left area.



(a) #16_4 (Average DE = 4 pixels)



(b) #16_3 (Average DE = 6 pixels)

Fig. 7. Good results from our proposed algorithm of finger # 16 of FVC2000 Db2a database.



(a) #22_1 (Average DE = 26 pixels)



(b) #22_2 (Average DE = 5 pixels)



(c) #57_1 (Average DE = 21 pixels)



(d) #57_2 (Average DE = 4 pixels)

Fig. 8. Both fingerprint #22_1 and #57_1 are failed in the previous algorithm [8]. But our proposed algorithm can recover its focal points.

Fig 7 shows advantage of the proposed focal point localization scheme even though the core point is out of bound. This is the out-standing property of the focal point that the algorithm can project the location of core even though it is not in the image boundary. Fig 8 shows two fingerprints that the previous algorithm [8] rejected, but the proposed algorithm could recover these focal points with

reasonable distance error. These results were very surprising because we expected the new algorithm should also fail for these two fingerprints. Hence the proposed focal point localization algorithm is shown itself for the promising future usage.

V. CONCLUSION

The paper proposed a new algorithm for focal point localization in fingerprint registration process. The focal point is shown to be a very stable point for fingerprint registration. Moreover, the algorithm also consumed only 1/7 execution time compared to the previous scheme (88.6 millisecond). This shows that focal point is ready for practical usage. At this point, there are various potentials to explore our proposed method in both accuracy and computational complexity such as hierarchical multi-resolution search which we expect that our results should be the best in Table III. For example, we could use 8×8 block instead of 16×16 block. From weak law of large number or our experiment in [7], our accuracy should be better. Our future research is also exploited the focal point applications in fingerprint classification and fingerprint recognition.

ACKNOWLEDGMENT

This work was partially supported by Thailand Research Fund (TRF) and the commission on higher education, through the TRF Research Scholar (Grant No. RMU4980027).

REFERENCES

- [1] M. Kawagoe and A. Tojo, "Fingerprint pattern classification," *Pattern Recognition*, vol.39, pp. 295-303, 1984.
- [2] A.M. Bazen and S.H. Gerez, "Systematic methods for the computation of the directional fields and singular points of fingerprints," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol.24, pp. 905-919, July 2002.
- [3] K. Nilsson and J. Bigun, "Localization of corresponding points in fingerprints by complex filtering," *Pattern Recognition Letters*, vol. 24, pp. 2135-2144, 2003.
- [4] X. Jiang, M. Liu, and A.C. Kot, "Reference Point Detection for Fingerprint Recognition," *Proc. Int'l Conf. Pattern Recognition*, vol. I, pp. 540-543, Aug. 2004.
- [5] T. Liu, C. Zhang, and P. Hao, "Fingerprint Reference Point Detection Based on Local Axial Symmetry," *Proc. Int'l Conf. Pattern Recognition*, vol. I, pp. 1050-1053, Aug. 2006.
- [6] P. Rämö, M. Tico, V. Onninen, and J. Saarinen, "Optimized singular point detection algorithm for fingerprint images," *Proc. Int'l Conf. Image Processing*, vol 3, pp. 242-245, Oct. 2001.
- [7] K. Rerkrai and V. Areekul, "A New Reference Point for Fingerprint Recognition," *Proc. Int'l Conf. Image Processing*, vol. 2, pp. 499-502, Oct. 2000.
- [8] V. Areekul, K. Suppasriwasuth, and S. Jirachaweng, "The New Focal Point Localization Algorithm for Fingerprint Registration," *Proc. Int'l Conf. Pattern Recognition*, vol. IV, pp. 497-500, Aug. 2006.
- [9] K. Fukunaga and L.D. Hostetler, "The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern recognition," *IEEE Trans. Information Theory*, vol. 21, pp. 32-40, 1975.
- [10] L. Hong, Y. Wan, and A.K. Jain, "Fingerprint image enhancement: Algorithm and performance evaluation," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol.20, pp. 777-789, August 1998.
- [11] D. Maltoni, D. Maio, A. K. Jain, and S. Prabhakar, *Handbook of Fingerprint Recognition*, Springer, 2003.

การหาจุดโฟกัสของลายนิ้วมือโดยใช้สนามทิศทาง

Focal Point Extraction of Fingerprint Using Directional Fields

นัฐพงษ์ บุญชัยเสรี และ วุฒิพงศ์ อารีกุล

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ 50 ถนนพหลโยธิน แขวงลาดยาว เขตจตุจักร กรุงเทพฯ 10900

โทร 02-9428555 ต่อ 1552, 1526, โทรสาร 02-9428555 ต่อ 1550, E-mail: g4965124@ku.ac.th, wutipong.a@ku.ac.th, <http://ksip.ee>

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอการหาจุดโฟกัสของภาพลายนิ้วมือโดยใช้สนามทิศทาง เพื่อนำจุดโฟกัสมาใช้เป็นจุดอ้างอิงในการเปรียบเทียบลายนิ้วมือ จุดเด่นของวิธีนี้คือไม่ต้องทำการปรับปรุงคุณภาพของภาพลายนิ้วมือซึ่งมีความซับซ้อนในการคำนวณสูง ทำให้วิธีการที่นำเสนอนี้ใช้เวลาเฉลี่ยน้อยมากในการหาจุดโฟกัสซึ่งเร็วกว่าวิธีการเดิมประมาณ 24 เท่าหรือเพียง 21 มิลลิวินาที โดยใช้หน่วยประมวลผล Intel Centrino Duo Core 1.66 GHz กับหน่วยความจำ 2 กิกะไบต์ ซึ่งวิธีนี้สามารถทำการวิจัยและพัฒนาประสิทธิภาพให้ดีขึ้นในอนาคตอันใกล้

คำสำคัญ: จุดโฟกัสของลายนิ้วมือ, จุดเอกฐาน, จุดอ้างอิงลายนิ้วมือ

Abstract

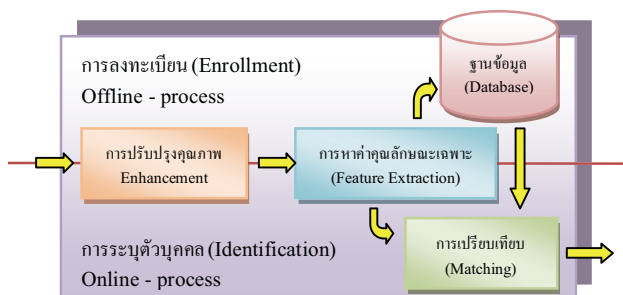
Since the focal point is an unique reference point using in fingerprint verification, this paper presents a new focal point localization scheme using directional fields. This proposed scheme does not require fingerprint enhancement, hence computational complexity can be reduced significantly, approximately 24 times reduction, or 21 – millisecond on Intel Centrino Duo Core 1.66 GHz, RAM 2Gbyte. This approach is very promising and can be further researched and improved in the near future.

Keywords: Focal Point of Fingerprint, Singular Point, Fingerprint Reference Point

1. คำนำ

ปัจจุบันระบบไบโอเมตริก (Biometric System) ได้เข้ามามีบทบาทในชีวิตประจำวันของคนเรามากขึ้น เนื่องจากเป็นระบบที่มีประสิทธิภาพเหมาะสมกับงานระบุตัวตนได้อย่างแม่นยำ และสามารถนำมาประยุกต์ใช้งานได้หลายรูปแบบ ซึ่งพบเห็นได้ทั่วไป และมีปริมาณการใช้งานเพิ่มมากขึ้นอย่างรวดเร็วในช่วงระยะเวลาไม่กี่ปีมานี้ ระบบการรู้จำลายนิ้วมือ นับเป็นรูปแบบหนึ่งของระบบไบโอเมตริก ซึ่งปัจจุบันได้นำมาประยุกต์ใช้และมีบทบาทต่อชีวิตประจำวันมากยิ่งขึ้น อาทิเช่น การนำมาใช้ในการตรวจสอบหรือระบุตัวตน และการตรวจสอบเวลาทำงานของบุคคลนั้นๆ เป็นต้น

ขั้นตอนโดยทั่วไปของระบบการรู้จำลายนิ้วมือ โดยทั่วไปจะแบ่งเป็น 2 ขั้นตอน โดยขั้นแรกจะทำการลงทะเบียน (Enrollment) ภาพลายนิ้วมือของผู้ใช้งานทั้งหมดในระบบเก็บไว้ในฐานข้อมูล ซึ่งในขั้นตอนนี้จะมีการปรับปรุงคุณภาพของภาพ (Enhancement) และการหาค่าคุณลักษณะเฉพาะ (Feature Extraction) หรือค่าพารามิเตอร์ต่างๆที่สำคัญ เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบภาพลายนิ้วมือ (Matching) หลังจากทำการลงทะเบียนภาพลายนิ้วมือในฐานข้อมูลเรียบร้อยแล้ว ขั้นตอนต่อมาเมื่อผู้ใช้งานต้องการระบุตนเอง (Identification) ระบบจะทำการรับภาพลายนิ้วมือจากผู้ใช้งานไปทำการปรับปรุงคุณภาพ หาค่าคุณลักษณะเฉพาะ หรือค่าพารามิเตอร์ต่างๆของภาพนั้นเหมือนกับขั้นตอนการลงทะเบียน จากนั้นจึงจะทำการเปรียบเทียบข้อมูลของลายนิ้วมือกับฐานข้อมูลทั้งหมดเพื่อระบุตัวบุคคล ดังแสดงในรูปที่ 1



รูปที่ 1 ขั้นตอนการทำงานของระบบการรู้จำลายนิ้วมือ

จากรูปที่ 1 จะพบว่ากระบวนการลงทะเบียน หรือการระบุตัวตนต้องผ่านการปรับปรุงคุณภาพ ทำการหาค่าคุณลักษณะเฉพาะทุกครั้ง เนื่องจากภาพลายนิ้วมือที่ทำการรับจากเซนเซอร์แต่ละครั้ง ไม่สามารถรับภาพออกมาที่มีลักษณะเหมือนกันได้โดยสมบูรณ์ เนื่องจากผลกระทบต่างๆ อาทิเช่น ตำแหน่งการวางนิ้ว ความแห้งและความชื้นของผิวหนัง (Dryness – Wetness) การเลื่อน (Translation) การหมุน (Rotation) น้ำหนักที่ใช้ในการกดของนิ้วมือที่ส่งผลต่อการบิดเบี้ยว (Elastic Distortion) ของภาพลายนิ้วมือ หรือความสกปรกของอุปกรณ์ตรวจวัดภาพลายนิ้วมือ เป็นต้น

ตัวอย่างปัญหาที่ได้กล่าวมานั้น จึง ไม่สามารถนำภาพลายนิ้วมือมาเปรียบเทียบกันโดยตรงได้ ดังนั้นจึงต้องทำการปรับปรุงคุณภาพของภาพ และการหาค่าคุณลักษณะเฉพาะ เพื่อใช้ในการ

เปรียบเทียบในภายหลัง ขั้นตอนการเปรียบเทียบลายนิ้วมือในปัจจุบันมีอยู่ด้วยกันหลากหลายงานวิจัย เช่น การเปรียบเทียบโดยการใช้อนุพันธ์ (Minutiae) การเปรียบเทียบโดยใช้เส้นลายนิ้วมือ (Ridge line) หรือการเปรียบเทียบโดยใช้รูขุมขน (Skin pore) ที่เกิดขึ้นตามผิวของภาพลายนิ้วมือ เป็นต้น วิธีต่างๆที่กล่าวมาล้วนแล้วแต่ต้องการจุด หรือบริเวณที่ใช้ในการอ้างอิง (Reference Point or Location) ด้วยกันทั้งสิ้น เนื่องจากปัญหาที่ได้กล่าวมาแล้วข้างต้น ทำให้การหาจุดอ้างอิงเป็นสิ่งที่มีความจำเป็นอย่างยิ่งในระบบรู้จำลายนิ้วมือ

งานวิจัยนี้ต้องการปรับปรุงอัลกอริทึมที่ใช้ในการหาจุดอ้างอิงที่เรียกว่าจุดโฟกัส (Focal Point) ซึ่งคิดค้นโดย Rerkrai และ Areekul [1] และได้ทำการปรับปรุงขั้นตอนวิธีให้มีประสิทธิภาพสูงขึ้นใน [2] ขั้นตอนโดยทั่วไปของอัลกอริทึมเดิม จะต้องทำการปรับปรุงคุณภาพของภาพให้เรียบร้อยก่อน จากนั้นจึงจะสามารถหาจุดโฟกัสโดยใช้วิธีเดินตามส่วนโค้งของเส้นลายนิ้วมือและ หาจุดตัดที่เกิดจากเส้นตั้งฉากของส่วนโค้ง วิธีการดังกล่าวพบว่ามีรูปแบบการทำงานที่ใช้เวลานาน และมีการทำงานที่ซับซ้อนมาก ด้วยเหตุนี้เป้าหมายของงานวิจัยนี้คือการนำเสนอวิธีการหาจุดโฟกัสโดยไม่จำเป็นต้องผ่านขั้นตอนการปรับปรุงคุณภาพของภาพ ซึ่งทำให้เวลาในการประมวลผลลดลงมาก และนอกจากนี้ยังมีเป้าหมายในการรักษาความมีเสถียรภาพของจุดโฟกัสเอาไว้ ซึ่งจะอธิบายในบทที่ 2

2. ขั้นตอนการหาจุดโฟกัส

ขั้นตอนการหาจุดโฟกัสโดยอัลกอริทึมใหม่ ซึ่งไม่ต้องทำการปรับปรุงคุณภาพของภาพลายนิ้วมือ แต่จะใช้สนามทิศทาง (Directional Field, DF) เป็นหลักในการหาจุดโฟกัส สามารถแบ่งออกเป็นขั้นตอนหลัก 3 ขั้นตอน ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

2.1) ขั้นตอนการสร้างสนามทิศทาง

สนามทิศทางที่ใช้ในงานวิจัยนี้อ้างอิงมาจาก Bazén [3] ซึ่งใช้วิธีการหาค่าทางเกรเดียนต์ (Gradient-based methods) ถ้ากำหนดให้ φ เป็นเกรเดียนต์หลักของบล็อก (Block) ขนาด $N \times N$ จุดภาพ (Pixel) ซึ่งสามารถหาความสัมพันธ์ระหว่างค่ามุมของค่ายกกำลังสองของเกรเดียนต์ (Squared gradient) $[g_{sx}, g_{sy}]^T$ กับค่าเกรเดียนต์ปกติ $[g_x, g_y]$ โดยจะได้สมการดังนี้

$$\begin{bmatrix} g_{sx} \\ g_{sy} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g^2 \cos 2\varphi \\ g^2 \sin 2\varphi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_x^2 - g_y^2 \\ 2g_x g_y \end{bmatrix} \quad (1)$$

จากความสัมพันธ์ในสมการ (1) ทำให้สามารถหาค่ามุม θ_B ซึ่งมีค่าอยู่ในช่วง $[0, \pi]$ ที่สามารถแทนสนามทิศทางของบล็อก B ขนาด $N \times N$ ได้ดังสมการ

$$\theta_B = \frac{1}{2} \arctan \left(\frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N 2g_x(i,j)g_y(i,j)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N g_x^2(i,j) - g_y^2(i,j)} \right) + \frac{\pi}{2} \quad (2)$$

และนอกจากนี้ Kass และ Witkin [4] ยังได้นำเสนอการวัดความน่าเชื่อถือของการประมาณค่าสนามทิศทาง, θ_B โดยใช้ค่าชี้วัดที่

เรียกว่า “ความแรงของทิศทาง (Coherence)” ซึ่งสามารถคำนวณเป็นระดับบล็อกได้ดังสมการ

$$Coh_B = \frac{|\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (g_{sx}(i,j) \cdot g_{sy}(i,j))|}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N |g_{sx}(i,j) \cdot g_{sy}(i,j)|} \quad (3)$$

สมการที่ (3) จะมีค่ามากที่สุดคือ 1 และค่าต่ำสุดคือ 0 ซึ่งถ้าค่าใกล้ 1 มากเพียงใดจะบ่งชี้ได้ว่าสนามทิศทางนั้นมีความถูกต้องค่อนข้างสูง ในทางตรงกันข้าม ถ้าค่าเข้าใกล้ 0 จะบ่งชี้ว่าสนามทิศทางนั้นมีความถูกต้องต่ำเช่นเดียวกัน

พิจารณาสมการที่ (2) และ (3) ในงานวิจัยนี้ จะนำมาใช้ในการหาค่าสนามทิศทางหลัก และความแรงของทิศทางในแต่ละบล็อกของภาพลายนิ้วมือ โดยกำหนดให้ขนาดของบล็อกเริ่มต้นมีขนาด 16×16 จุดภาพ ซึ่งเมื่อทำการหาค่าทั้งหมดในภาพเรียบร้อยแล้ว จะนำค่าความแรงของทิศทาง และ ค่าคะแนนความชัดเจนของเส้นลายนิ้วมือ (CS, Clarity Score) นำเสนอโดย Cheng [5] มาทำการแบ่งส่วนของภาพ (Segmentation) ที่เป็นลายนิ้วมือ (Foreground) และส่วนที่ไม่มีลายนิ้วมือ (Background) ออกจากกัน (การทดลองจะพิจารณาค่าในแต่ละบล็อกโดยใช้ค่า $Coh < 0.35$ และ $CS > 0.2$ เป็นบริเวณที่ไม่มีลายนิ้วมือปรากฏอยู่) ดังรูปที่ 2

2.2) ขั้นตอนการหาขอบเขตเริ่มต้นโดยใช้ผลตอบสนองตัวกรองเชิงซ้อน

ขั้นตอนนี้จะเป็นการหาค่าขอบเขตเริ่มต้นที่น่าจะมีจุดโฟกัสตกอยู่โดยการนำค่าสนามทิศทางมาทำการทำการคอนโวลูชัน (Convolution) กับ ผลตอบสนองตัวกรองเชิงซ้อน (Complex Filter Response) โดยเลือกใช้รูปแบบของแบบจำลองการหาจุดแก่นกลาง (Core Point) ของลายนิ้วมือ นำเสนอโดย Liu [6] ซึ่งโดยทั่วไปก็มีตำแหน่งที่ใกล้เคียงกับจุดโฟกัส กำหนดให้ x และ y เป็นตำแหน่งใดๆ ในภาพที่สนใจโดยสามารถสร้างแบบจำลองจุดแก่นกลาง โดยมีรายละเอียดดังสมการ

$$e^{j\varphi} = \frac{x+jy}{\|x+jy\|} \quad (4)$$

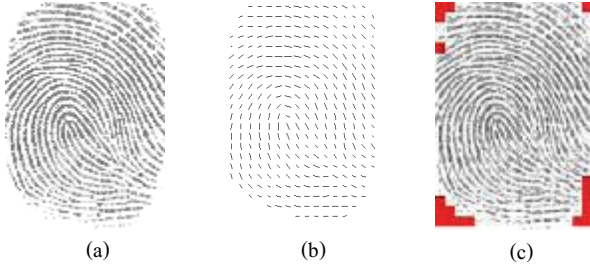
โดย

$$\varphi = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left(\frac{y}{x} \right) \quad (5)$$

พิจารณาสมการที่ (4) และ (5) เนื่องจากต้องการหาขอบเขตที่คล้ายคลึงกับจุดแก่นกลาง จึงทำการสร้างหน้าต่างขนาด $(2w+1) \times (2w+1)$ บล็อก (ในการทดลองใช้หน้าต่างขนาด 7×7 เพราะได้ขอบเขตเริ่มต้นที่ใกล้เคียงกับจุดโฟกัสที่สุด ($w = 3$)) ซึ่งเกิดจากการนำบล็อกที่เก็บค่าสนามทิศทางขนาด 16×16 มาทำการคอนโวลูชันกับสมการที่ (4) จะพบว่าผลตอบสนองของบล็อก (m, n) ใดๆสามารถหาค่าได้ดังสมการ

$$h_{m,n} = \frac{\sum_{x=-w}^w \sum_{y=-w}^w \mu_{m+x,n+y} e^{j(2\theta_{m+x,n+y} - \varphi_{x,y})}}{\sum_{x=-w}^w \sum_{y=-w}^w \mu_{m+x,n+y}} \quad (6)$$

โดยค่า $\mu_{m+x,n+y} \in [0,1]$ จะมีค่าเป็น 1 เมื่อบริเวณบล็อก $(m+x, n+y)$ ใดๆเป็นบริเวณที่แบ่งส่วนของภาพแล้วพบว่ามีลายนิ้วมือ



รูปที่ 2 (a) ภาพลายนิ้วมือที่ทำการหาสนามทิศทาง, (b) สนามทิศทาง และความแรงของสนามทิศทาง และ (c) การแบ่งแยกภาพลายนิ้วมือ

พิจารณาผลลัพธ์จากสมการที่ (6) จะพบว่ามีความอยู่ในช่วง $[0, 1]$ ซึ่งถ้าบริเวณใดมีค่าใกล้เคียง 1 บริเวณนั้นคือบริเวณที่มีความน่าจะเป็นที่จะมีจุดโฟกัสตกอยู่ ซึ่งจะทำให้การคัดเลือกบริเวณที่มีผลตอบสนอง $h_{m,n}$ ใดๆ เพื่อมาหาขอบเขตเริ่มต้น กำหนดให้ $(x_{m,n}, y_{m,n})$ เป็นจุดกึ่งกลางของบล็อก (m,n) ใดๆ ที่มีค่าผลตอบสนอง $h_{m,n}$ มากกว่าระดับอ้างอิง (Threshold) ซึ่งในกรณีที่มากกว่า 1 จุดจะทำการเลือกจุดที่อยู่ด้านบนที่สุดของภาพเป็นหลัก เนื่องจากมีความเป็นไปได้ที่จะพบจุดโฟกัสสูง (ในการทดลองใช้ค่าเกณฑ์อ้างอิง 90% ของค่าผลตอบสนองสูงสุดจากบล็อก (m,n) ใดๆ $(0.9 \times \text{Max}(h_{m,n}))$ ของแต่ละภาพลายนิ้วมือ) นำมาหาจุดศูนย์กลางเฉลี่ย (x_c, y_c) (Centroid) ได้ดังสมการ

$$(x_c, y_c) = \left(\frac{\sum_{i=1}^L (h_{m,n})_i \cdot (x_{m,n})_i}{\text{Max}(h_{m,n})L}, \frac{\sum_{i=1}^L (h_{m,n})_i \cdot (y_{m,n})_i}{\text{Max}(h_{m,n})L} \right) \quad (7)$$

L คือจำนวนบล็อกทั้งหมดที่ผ่านระดับอ้างอิง เมื่อคำนวณหาจุดศูนย์กลางเฉลี่ยเรียบร้อยแล้ว จะนำมาสร้างขอบเขตเริ่มต้นเป็นวงกลมที่มีรัศมี R และมีจุดศูนย์กลางวงกลมเป็นจุดศูนย์กลางเฉลี่ย (x_c, y_c) ดังสมการ

$$(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2 \leq R^2 \quad (8)$$

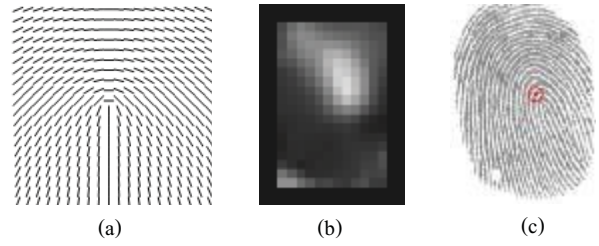
2.3) ขั้นตอนการหาจุดโฟกัส

เริ่มต้นพิจารณาพื้นที่ดังกล่าวกับสนามทิศทางในแต่ละบล็อกที่ผ่านการจำแนกกว่าเป็นบริเวณที่มีลายนิ้วมือมาแล้ว นำมาทำการสร้างสมการเส้นตรงที่ลากผ่านจุดกึ่งกลางบล็อก และมีทิศทางตั้งฉากกับสนามทิศทางของบล็อกทั้งหมด จากนั้นคำนวณหาจุดตัดของสนามทิศทางอื่นๆ ที่เกิดขึ้นทั้งหมดในรูปแบบของระบบสมการเชิงเส้น (Linear Equation) ซึ่งในขั้นตอนนี้จะมีรูปแบบการทำแบบวนซ้ำ (Iteration) โดยจะทำการหาจุดศูนย์กลางรวมใหม่ ดังสมการ

$$(x_{c_{new}}, y_{c_{new}}) = \left(\frac{\sum_{i=1}^P (x_{cp})_i}{P}, \frac{\sum_{i=1}^P (y_{cp})_i}{P} \right) \quad (9)$$

สมการที่ (9) $(x_{c_{new}}, y_{c_{new}})$ เป็นจุดศูนย์กลางรวมใหม่ที่เกิดจากจุดตัดทั้งหมด P จุดที่ตกอยู่ภายใต้เงื่อนไขของสมการที่ (8) จากนั้นจะทำการหาค่าความผิดพลาดเชิงระยะทาง (Distance Error, E) ซึ่งพิจารณาจากสมการ

$$E = \sqrt{(x_{c_n} - x_{c_{n-1}})^2 + (y_{c_n} - y_{c_{n-1}})^2} \quad (10)$$



รูปที่ 3 (a) รูปแบบของแบบจำลองแก่นกลาง, (b) ผลตอบสนองของลายนิ้วมือตัวอย่าง และ (c) ขอบเขตที่น่าจะมีจุดโฟกัสตกอยู่

พิจารณาสมการที่ (10) จะพบว่าสมการมีการเปรียบเทียบค่าผิดพลาดระหว่างจุดศูนย์กลางใหม่ กับจุดศูนย์กลางเก่า $n-1$ ซึ่งจะมีการวนซ้ำไปจนกว่าค่า E มีค่าต่ำกว่าระดับอ้างอิงที่ได้กำหนดไว้จึงหยุดการวนซ้ำ และเลือกจุดศูนย์กลางนั้นเป็นจุดโฟกัส ในกรณีที่ E มีค่าไม่สูงเข้าตามระดับอ้างอิง จะทำการตรวจสอบว่าภายในรอบของการวนซ้ำที่กำหนดไว้ L ครั้ง มีค่า E ค่าสุดท้ายยอมรับได้หรือไม่ ซึ่งถ้าไม่สามารถยอมรับได้จะทำการคัดออก (Reject) หรือบ่งชี้ว่าไม่สามารถหาจุดโฟกัสได้ (ในการทดลองใช้ $E \leq 1$ ในกรณีที่เลือกเป็นจุดโฟกัส, $E \geq 15$ เป็นค่าที่จะทำการคัดออกและ $L = 10$ เป็นจำนวนรอบที่กำหนดไว้สำหรับการวนซ้ำ) ขั้นตอนการหาจุดโฟกัสสามารถอธิบายเป็นรหัสเทียม (Pseudo code) ได้ดังรูปที่ 4

```

REPEAT:
    PROCESS: Find new-centroid of cross point in zone
    PROCESS: Calculate the distance error
UNTIL: (IF (distance error < threshold) AND IF (Iteration round < n))
  
```

รูปที่ 4 รหัสเทียมแสดงขั้นตอนการหาจุดโฟกัส

3. ผลการทดลอง

ผลการทดลองในงานวิจัยนี้จะทำการวัดผลโดยใช้ฐานข้อมูลการแข่งขันการเปรียบเทียบลายนิ้วมือ (Fingerprint Verification Competition, FVC) [7] โดยใช้ฐานข้อมูล DB2 ของปี 2000 ชื่อ "FVC2000db2" ซึ่งมีการจัดเก็บลายนิ้วมือทั้งหมด 100 คน แบ่งออกเป็นคนละ 8 ภาพ รวมทั้งสิ้น 800 ภาพ การวัดผลจะทำการเปรียบเทียบจุดโฟกัสที่ได้จากลายนิ้วมือของคนคนเดียวกันว่ามีความคลาดเคลื่อนจากจุดโฟกัสที่เหลืออีก 7 ภาพมากน้อยเพียงใด ซึ่งวิธีการวัดผลนี้จะแตกต่างจาก [2] เนื่องจากต้องการแก้ไขการวัดผลเมื่อเกิดปัญหา Elastic Distortion หรือความบิดเบี้ยวของภาพโดยใช้จุดที่ได้จากการบันทึกตำแหน่งด้วยมือจำนวน 3 จุด ซึ่งเป็นจุดเดียวกันทุกภาพลายนิ้วมือของคนคนเดียวกัน เป็นจุดอ้างอิงเพื่อทำการปรับศูนย์ (Alignment) คลาดเคลื่อน เพื่อให้สามารถเปรียบเทียบผลลัพธ์กับจุดโฟกัสในภาพอื่นๆของคนคนเดียวกันได้ ซึ่งจะพบว่าในรูปลายนิ้วมือของคนคนเดียวกัน จะมีการเปรียบเทียบทั้งหมด (8) = 28 ครั้ง ซึ่งในที่นี้จะเปรียบเทียบกับ [2] ในแง่ของเวลา และเสถียรภาพของจุดโฟกัส ซึ่งจะทำให้การจำแนก (Classification) ภาพ

ลายนิ้วมือตามการนำเสนอโดย Henry [8] โดยการแบ่งลายนิ้วมือออกเป็น 6 ประเภท และแบ่งช่วงของความคลาดเคลื่อน ออกเป็นทั้งหมด 3 ช่วง งานวิจัยนี้ทดสอบผลโดยใช้เครื่องคอมพิวเตอร์ที่มีหน่วยประมวลผลเป็น Intel Centrino Duo Core ความเร็ว หน่วยประมวลผล 1.6 GHz หน่วยความจำ 2GBytes ได้ผลการทดลองดังตารางที่ 1 และ 2

ตารางที่ 1 ผลการทดสอบความคลาดเคลื่อนของจุดโฟกัส

ประเภทลายนิ้วมือ	จำนวนลายนิ้วมือ (%) กระจายตามความคลาดเคลื่อนของจุดโฟกัสในฐานข้อมูล FVC2000DB2a					
	$\varepsilon \leq 10$		$10 \leq \varepsilon \leq 20$		$\varepsilon \geq 20$	
	[2]	DF	[2]	DF	[2]	DF
วนขวา (Right loop)	73.36	46.76	23.36	43.52	3.28	9.72
วนซ้าย (Left loop)	69.41	44.53	23.14	38.67	7.45	16.80
ก้นหอย (Whorl)	73.21	57.74	22.62	24.40	4.17	17.86
วนรอบคู่ (Twin loop)	68.75	50.00	18.75	31.25	12.50	18.75
ซุ้มโค้ง (Arch)	6.86	47.50	34.31	27.50	58.83	25.00
ซุ้มโค้งสูง (Tented Arch)	37.50	21.15	42.50	47.12	20.00	31.73
รวม	61.63	45.13	25.41	37.37	12.96	17.50

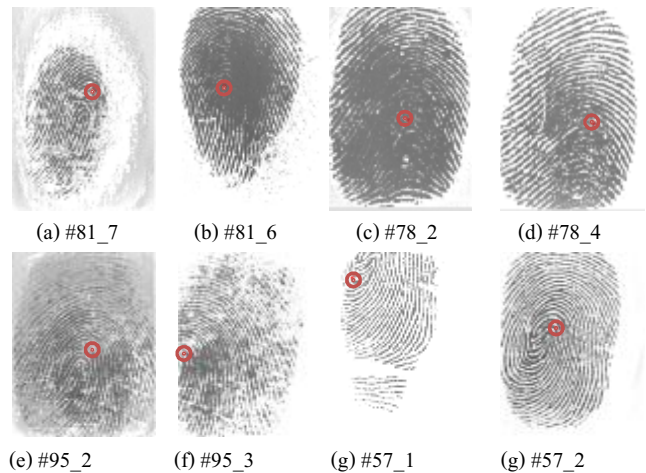
ตารางที่ 2 เวลาที่ใช้ในการประมวลผลเฉลี่ยในแต่ละขั้นตอนวิธี

ขั้นตอนวิธี	[2]	งานวิจัยนี้
การหาสนามทิศทาง (ms)	15.2	15.2
การปรับปรุงภาพ (ms)	447.5	-
การหาจุดโฟกัส (ms)	30	5.79
เวลารวม (ms)	492.7	20.99

ผลการทดลองการหาจุดโฟกัสวิธีการใหม่โดยไม่มีกรัดภาพออก แต่วิธีการ [2] มีการกรัดภาพออก 5 ภาพ ได้ผลการทดลองตารางที่ 1 และ ตารางที่ 2 ซึ่งพบว่าความคลาดเคลื่อนของจุดโฟกัสแบบใหม่มีความคลาดเคลื่อนที่สูงกว่าในทุกๆประเภทของลายนิ้วมือของจุดโฟกัสในงานวิจัยนี้เมื่อเทียบกับ [2] โดยเฉพาะอย่างยิ่งช่วงความคลาดเคลื่อนมากกว่า 20 จุดภาพ มีค่าสูงมาก จากการสังเกตพบว่า ปัญหาที่เกิดขึ้นโดยส่วนมากแล้ว เกิดจากค่าสนามทิศทางที่ไม่ถูกต้อง หรือมีค่าน้อยเกินไป จึงทำให้จุดโฟกัสที่ได้มีความคลาดเคลื่อนสูงและผิดตำแหน่งเมื่อเทียบกับภาพอื่นๆ ดังรูปที่ 5 แต่ในแง่ของเวลาที่ใช้ในการคำนวณนั้นรวดเร็วกว่ามากเนื่องจากไม่ต้องผ่านขั้นตอนการปรับปรุงภาพ

4. สรุปและวิจารณ์

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการหาจุดโฟกัสที่ไม่ต้องผ่านขั้นตอนการปรับปรุงคุณภาพของภาพลายนิ้วมือ ซึ่งช่วยลดความซับซ้อนในการ



รูปที่ 5 จุดโฟกัสในภาพที่มีคุณภาพแตกต่างกันออกไป

คำนวณลงมาก แต่ยังมีส่วนที่ต้องปรับปรุงในเรื่องเสถียรภาพของจุดโฟกัส เนื่องจากวิธีการนี้ยังไม่มีกรัดกรองเงื่อนไขในการทำให้จุดโฟกัสที่ได้มีความเสถียร ซึ่งยังสามารถกำหนดเงื่อนไขต่าง ๆ ได้อีกมากเพื่อให้จุดโฟกัสมีเสถียรภาพมากขึ้น อาทิเช่นการใช้สนามทิศทางร่วมกับค่าถ่วงน้ำหนักที่เกิดจากคุณภาพหรือความแรงของทิศทางเป็นต้น

5. กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยฉบับนี้ได้รับทุนสนับสนุนจากสำนักงานกองทุนสนับสนุนการวิจัยและสำนักงานคณะกรรมการการอุดมศึกษา (รหัสโครงการ RMU4980027) และเงินทุนการศึกษาจากกองทุน JON KEE

เอกสารอ้างอิง

- [1] K. Rerkrai and V. Areekul, "A New Reference Point for Fingerprint Recognition," *Proc. Of IEEE Int. Conf. on Image Processing (ICIP2000)*, vol. 2, pp. 499-502.
- [2] V. Areekul, K. Suppasriwasuth, and S. Jirachaweng, "The New Focal Point Localization Algorithm for Fingerprint Registration", *Proceeding of IAPR International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2006)*, vol. IV, pp. 497-500.
- [3] A.M. Bazen, S.H. Gerez, "Systematic methods for the computation of the directional fields and singular points of fingerprint", *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 24 (2002), pp. 905-919.
- [4] M. Kass, A. Witkin, "Analyzing oriented patterns", *Comput. Vision, Graph. Image Processing.*, 37 (1987), pp. 362-385.
- [5] Tai Pang Chen, Xudong Jiang, and Wei Yun Yau, "Fingerprint Image Quality Analysis", *International Conference on Image Process. (ICIP 2004)*, vol 2, pp. 1253-1256.
- [6] M. Liu, X. Jiang, and A. C. Kot, "Fingerprint Retrieval by Complex Filter Responses", *Proceeding of IAPR International Conference on Pattern Recog. (ICPR 2006)*, vol 1, pp. 1042-1045.
- [7] <http://bias.csr.unibo.it/fvc2000/>
- [8] Henry E., *Classification and Uses of Finger Prints*, Routledge, London, 1900.

Fingerprint Matching Using Minutiae-Ridge Graph Representation

Suksan Jirachaweng and Vutipong Areekul

Kasetsart Signal & Image Processing Laboratory (KSIP Lab),

Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Kasetsart University, Bangkok, 10900, Thailand

Email: g4885038@ku.ac.th, vutipong.a@ku.ac.th, <http://ksip.ee.ku.ac.th>

Abstract

In this paper, a novel fingerprint matching based on minutiae-ridge graph representation and their relationships. The new minutiae substructures, simple representations of minutiae's features, double minutiae relationship features, and their adjacent ridge features, are designed to cooperate relative features among minutiae and connected ridges, resulting in fingerprint elastic distortion robustness. In the matching process, the local neighborhoods are roughly matched by considering secondary features derived from relative of two connected minutiae information. The one-to-one correspondence of secondary features is then consolidated and grouped globally into cluster by graph propagation technique. Finally, the Minimum Cost Flow technique [Max flow1] is applied to find the best cluster combination between two fingerprints. Experiments on databases FVC2000, FVC2002, and FVC2004 show that the proposed algorithm has good performance in terms of matching accuracy (equal error rate EER) with low computational complexity, especially highly deformed fingerprints in FVC2004DB1.

Keywords: Fingerprint matching; Minutia-Ridge Graph representation; Minimum cost flow;

1. Introduction

Inevitably, fingerprint identification applications are playing an important role in our everyday life from personal access control, office time attendance, to country boarder control. To pursue this goal, automatic fingerprint identification system (AFIS) must be proved to be highly reliable. Fingerprints are patterns of ridges and valleys on the surface of human fingertips. It is well believed that the pattern of each finger is unique and can be represented by one or more kinds of the following representative features from global features to local features such as singular points, orientation fields, frequency fields, texture, ridges, minutiae (ridge endings and

ridge bifurcations), and pores et al. From these rich features, fingerprint matching can be classified into several techniques such as, minutia-based matching [???], correlation based matching [Correlation1- Correlation3], and texture-based matching [texture1- texture5]. However, minutia-based technique is the most popular of all matching techniques, and this technique is widely accepted as a proof of identity in the courts of law in most countries. Practical fingerprint matching faces many challenging problems such as low quality images, only a portion of a finger, small area sensors, different types of sensor, and non-linear distortions. To solve these problems, good fingerprint matching techniques need to obtain accurate alignment and precise minutiae correspondence between an input fingerprint and a template. Based on minutiae matching in literature, a large number of fingerprint matching schemes can be roughly classified into several approaches as follows.

A) Absolute pre-alignment approach: These schemes employed pre-alignment of two fingerprints by using some reference points such as core point, delta point, or singular points. W. Zhang and Y. Wang [Pre-alignment1] used core points as their reference points to speed up initial local-structure matching. S. Jirachaweng et al. [Pre-alignment2] reordered minutiae around a unique focal point into 1-dimensional feature sequence, and two best minutiae sequences are matched by using dynamic programming. To avoid fingerprint alignment, A.M. Bazen and S.H. Gerez [Pre-alignment base3] introduced an intrinsic coordinate system based on portioned regular regions defined by orientation fields. All pre-alignment schemes have some limitation if reference point does not exist. These schemes always suffer from poor quality fingerprint images and images with portion of fingerprint.

B) Minutiae structure-based approach: Several minutiae matching approaches are based on relationship between minutiae and its neighbored minutiae. X. Jiang and W.Y. Yau [Minutiae1], N. K. Ratha et al. [Minutiae2], and X. Chen et al. [Minutiae3] proposed their methods, which relied on similarity measures of global and local minutiae relationships, in order to enforce their local matching results. X. Jiang and W.Y. Yau [Minutiae1] used 2-nearest neighbor minutiae to form fixed-length feature vectors with respect to distances and angles in the polar coordinate system. N. K. Ratha et al. [Minutiae2] and X. Chen et al. [Minutiae3] employed unfixed-length feature vectors, which included all minutiae whose distances from the central minutia were less than a threshold. The difference between their feature vectors was that ridge count information was used by N. K. Ratha et al. [Minutiae2] while adaptive bounding box was used by X. Chen et al. [Minutiae3]. Y. He et al [Minutiae4] proposed a minutiae simplex that describes a second order Euclidean space-based relative structure between two minutiae. S.Chikkerur. et al.[Minutiae5] used ‘K’ nearest neighbors of a minutia within a fixed radius, named K-plet, to construct as a node of the graphs for matching. They also introduced the “coupled

breadth first search” (CBFS) algorithm to traverse through nodes of graphs for calculating a matching score. Among minutiae structure-based approaches, one of most popular methods is based on the generalized Hough transform (GHT) for point pattern matching; i.e. N.K. Ratha et al. [Minutiae6] and S.H. Chang et al. [Minutiae7]. In order to deal with strong deformation of fingerprint, Z.M. Kovacs-Vajna [Minutiae8] used a triangular matching method based on a fact that local distortion was less than global distortion. Moreover, the couple triangle similarity measure in two fingerprints was improved by constructing them as a fuzzy feature set, described by X. Chen et al. [Minutiae9]. However, this scheme needs highly computational complexity because couple triangle similarity should be measured for all possible cases of minutiae triangle in both fingerprints. In addition, W. Xu et al [Minutiae10] introduced growing and fusing techniques, using neighboring triangles of the candidate minutiae triangles, to grow into larger local structures. X. Liang and T. Asano [Minutiae11] presented minutiae polygon descriptor by including more information near bifurcation. This descriptor consists of minutia type, orientation, and minutia shape, which has higher ability to tolerate distortion.

C) Descriptor-based approach: Some fingerprint matching methods add some useful side-information or some additional descriptors, related to minutiae. Most descriptors are based on textures which represented global characteristics of fingerprint with less sensitive to local distortion. Some matching techniques employed orientation fields to robustly deal with low quality fingerprint. Several types of rotation-invariant descriptors, estimated from orientation of sampling points around the minutia, have been employed in minutia matching schemes by M. Tico and P. Kuosmanen [Descriptor1], X. Tong. et al. [Descriptor2], X. Wanga et al. [Descriptor base3]. Furthermore, the spuriously matched pairs can be removed by examining additional orientation-based ridge patterns, introduced by L. Sha and X. Tang [Descriptor4]. Several different attempts propose to add ridge information to minutia-based matching such as, the means of sampling points in associated ridge of a minutia by A.K. Jain et al. [Minutiae Extraction2] and X. Luo et al. [Descriptor5], ridges counts among matched minutiae pairs by [L. Sha et al. [Descriptor6]], and ridge curvature by [X. Wanga et al. [Descriptor base3]]. A.M. Bazen and S. Gerez Bazen [Descriptor7] used thin-plate splines to estimate nonlinear distortion between two minutiae sets, and remove the distortion prior to the matching stage. In case of fingerprint with very few minutiae, minutiae based matching algorithms will not perform well. To solve this problem, ridge structure is the most of reliable features covering the whole region of a fingerprint image. For example, the interested approach, proposed by J. Feng. et al. [Descriptor8], uses the dynamic programming to compare thinned ridges directly. However, the totally ridge-based method requires more extracting and matching time. On the other hand, to take advantage of fingerprint texture containing with a limited range of spatial frequency, some methods were

proposed to reduce distinctive capabilities by decomposing texture at different frequency scales and orientation. A. Jain et al. [texture1] introduced *fingercodes*, fixed-size texture descriptor, which obtains by filtering each sector with 8 oriented Gabor filters and then computing an average absolute deviation (AAD) of the pixel values in each cell. Hence, authors used the *fingercodes* as feature maps for a possible matching up to $\pm 45^\circ$ orientation. Obviously, disadvantage of this approach was the need of accurate core location to centralize the *fingercodes*. This is not possible in case of bad prints. Subsequently, A.K. Jain et. al [Descriptor9] proposed combination of texture information with minutiae features to improve recognition performance. Ross et al. [Descriptor10] employed the hybrid matcher that combines minutiae and texture features. Recently, the *fingercodes* was applied as minutia's texture descriptor in order to increase minutiae distinctiveness by F. Benhammadi et al. [Descriptor11].

Different from the above mentioned methods, our propose combines minutiae-based technique and ridge-based technique together in order to take advantages of noise robustness, potential ability to endure with non-linear deformation, local feature pair matching with low computational complexity, and small additional descriptors requirement. To achieve this goal, two local network relationships are utilized i.e.; the relationship between minutiae to their adjacent ridge, and the reverse relationship from ridges to their adjacent minutiae as shown in Fig. 1(a) and Fig. 1(b), respectively. These relationships are arranged in the form of a non-directional graph $G(V, E)$, named *MR-graph*, under translation and rotation invariance. Similar to the way a human expert matches fingerprints, matching process is designed to grow from smaller local matching region into larger matching region by utilizing sub-graph clustering in both input and template fingerprints simultaneously. Then, the global matching is finally performed by finding the best combination of the local matched clusters with weighted bipartite matching technique. A similarity score is evaluated by fusing percentage of matched minutiae over a total number of minutiae, a number of matched minutia, and cluster denseness. Experiments have been conducted on several databases of FVC2000[FVC2000], FVC2002[FVC2002], and FVC2004[FVC2004]. The preliminary results show that our method not only improves matching performance, especially with severe non-linear distortion on fingerprint database FVC2004 DB1, but also greatly requires less computational complexity.

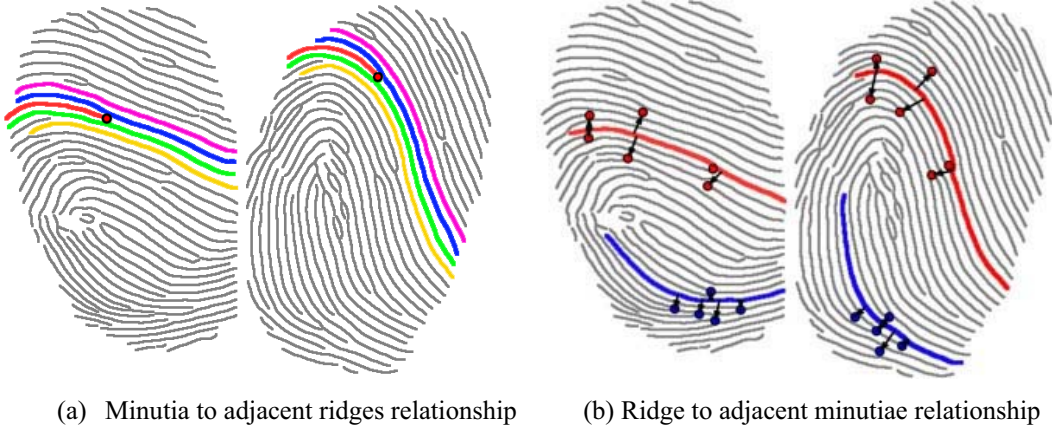


Fig. 1. Example of local relationships on large deformation fingerprints (from FVC2004 DB1b 102_3 and 102_5).

This paper is organized as follows. Preprocessing and feature representations are explained in Section 2. The *MR-graph* is described in Section 3. The matching process is introduced in Section 4. The experimental results and evaluation are presented in Section 5. Finally, this work is concluded in Section 6.

2. Preprocessing

2.1. Feature-representation

For a given grayscale fingerprint image, the image with thinned ridges is obtained, and minutiae are extracted and arranged into the minutiae set using the technique described in [Minutiae Extraction1, Minutiae Extraction2]. By following J. Feng. et al. [Descriptor8], ridges associated with bifurcations are firstly split into three ridges. It should be noted that short ridges are removed in order to clear up noise. Then each clear ridge is given a label and sampled with a uniform step size, δ . The $sp_{r,s}$ is defined as a *sampling point* at the s^{th} order of the r^{th} ridge. An example of ridge sampling is shown in Fig. 2.

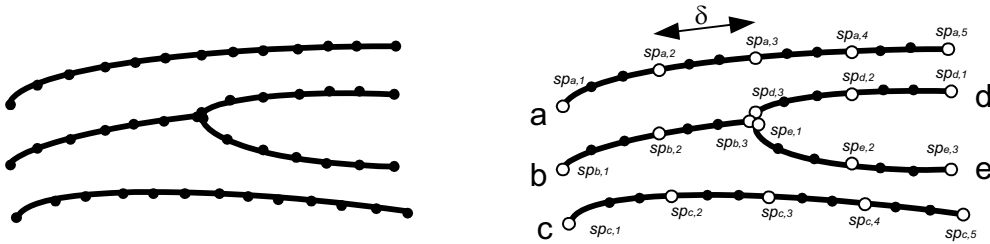
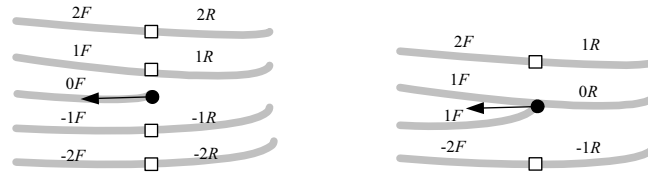


Fig. 2. Substructure of ridge representation.

In general, local ridge structure is widely used for increasing distinction of minutiae for fingerprint matching [Descriptor3, Descriptor based5-6]. The concept of adjacent ridges tracking is used to dealing with elastic distortion [Descriptor7-8]. Following this adjacent ridge concept, two types of *Minutia-Substructure* are defined by using its 5 associated points (respectively, 3 associated points) for termination (respectively, bifurcation) as shown in Fig. 3. The termination minutia's substructure composes of five forward connected ridges and four reverse connected ridges, denoted by $\{2R, 1R, -1R, -2R, 2F, 1F, 0F, -1F, -2F\} \in \Omega_i$, where Ω_i is a set of minutia-substructure ridges of the i^{th} minutia. The first subscription represents the relative ridge order from minutia location and the second subscription denotes the sub-ridge's direction referred to its minutia direction; i.e. R : reverse, F : forward, as shown in Fig. 3(a). Similarly, the bifurcation minutia substructure composes of four forward connected ridges and three reverse connected ridges, denoted by $\{1R, 0R, -1R, 2F, 1F, -1F, -2F\} \in \Omega_i$ as shown in Fig. 3(b). Each minutia substructure, m_i , contains minutia's descriptors as $\{x_i, y_i, \theta_i, \rho_i = \{r_k, s_k, \delta_k, \text{for } k \in \Omega_i\}\}$ where x_i, y_i and θ_i represent x-y coordinates and direction of the i^{th} minutia, respectively. The ridge features, ρ_i , compose of the label of ridge, r_k ; the order sampling point, s_k ; and the ridge flow, δ_k ; of the k^{th} order associated point of the i^{th} minutia. The ridge flow δ_k is assigned with 1 (respectively, 0) when ridge direction corresponds (respectively, reverses) to minutia direction as follows,

$$\delta_k = \begin{cases} 1 & |\theta_k - \theta_i| \leq 90 \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases}, \quad (1)$$

where θ_k is ridge direction at the k^{th} associated point of the i^{th} minutia.



(a) Termination Minutia Substructure (b) Bifurcation Minutia Substructure

Fig. 3. The minutia substructures and their ridge labels. (Solid dots represent minutia location; squares represent associated points)

2.2. Minutiae filtering

Generally, fingerprint images are usually contained with noise and low quality areas. Segmentation process may incorrectly classify into high quality fingerprint region, low quality fingerprint region, and background. Some spurious minutiae from low quality region are possibly remained and passed into the matching process.

Therefore, minutia filtering process is required to reduce these artifacts and to improve matching results. In this section, a simple filtering process based on proposed minutia-substructure is introduced.

From general inspection, the ridge ending points at finger boundary usually arrange in lines with the same orientation. On the other hand, most spurious minutiae locate closely to others in low quality region of fingerprint. Both cases can be simply detected by considering reliable status of associated ridge, ε_k ; $k \in \Omega$, in minutia substructure. Initially, an associated ridge that locates far from the end of ridge in the related direction is defined as ‘a reliable point’ ($\varepsilon_k = 1$), otherwise it is defined as ‘an unreliable point’ ($\varepsilon_k = 0$) with conditions as follows,

$$\varepsilon_k = \begin{cases} 1 & s_k \geq T_e \quad \text{and} \quad \delta_k = 1 \\ 1 & s_k \leq L_k - T_e \quad \text{and} \quad \delta_k = 0 \\ 0 & \text{Otherwise} . \end{cases} \quad (2)$$

where s_k , δ_k , and L_k are the simpling point, the ridge flow, and the ridge length of the k^{th} associated point, respectively. T_e denotes an acceptable threshold. Finally, any minutia is defined as unreliable minutia if it satisfies a condition of $\varepsilon_{IR} + \varepsilon_{-IR} \leq 1$ (respectively, a condition of $\varepsilon_{IR} + \varepsilon_{OR} + \varepsilon_{-IR} \leq 2$) for termination minutia (respectively, bifurcation minutia). An example of minutiae filtering is shown in **Fig. 4**.

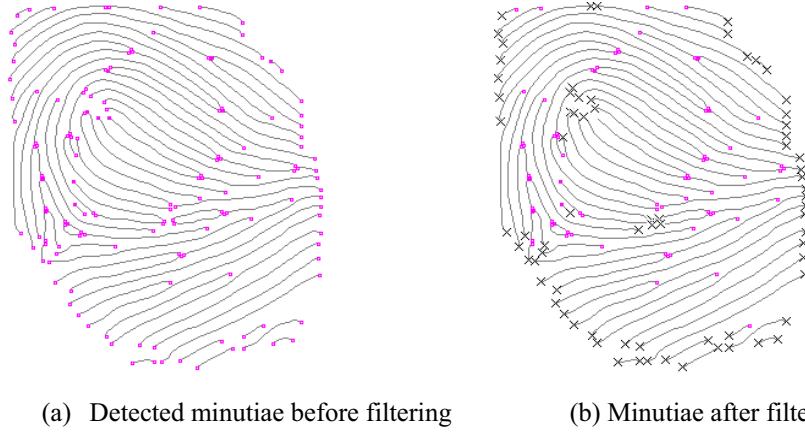


Fig. 4. Minutiae filtering results in thinned fingerprint; (“x”) are unreliable minutiae.

3. Graphical view

Regarding to the encoding of local minutiae and ridges relationship, the structure of proposed *MR-graph* is described in this section. The local information from minitia-substructure $m_i = \{x_i, y_i, \theta_i, \rho_i = \{r_k, s_k, \delta_k, \text{ for } k \in \Omega_i\}\}$ (described in section 2.1) are reorganized into a non-directional graph, named *MR-graph*. This graph consists of two types of vertex sets; V_M and V_R , representing the minutia set and the ridge set in fingerprint

respectively. This graph also consists of an edge set, E , representing the connectivity between V_M and V_R as shown in **Fig. 5**.

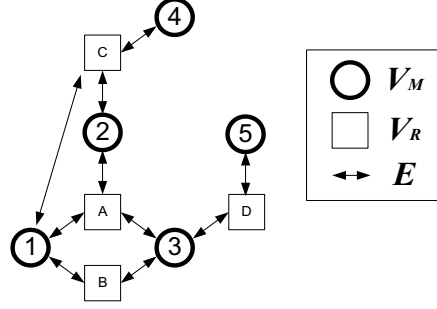


Fig. 5. Example of the *MR-graph* structure. (Circle represents the minutia vertexes, Square represents the ridge vertexes, and arrow represents edge).

V_M , minutiae vertex set, is described by a vector $V_M = \{ \{m_i = \{x_i, y_i, \theta_i, t_i, \{e_k\}_{k=1}^{N_{\Omega_i}}\} \}_{i=1}^{|M|} \}$, where:

1. $|M|$ denotes the total number of minutiae in fingerprint,
2. x_i, y_i denote the coordinate of the i^{th} minutia,
3. θ_i denotes its orientation against the horizontal axis in anticlockwise direction,
4. t_i denotes the minutia's type (termination or bifurcation),
5. e_k denotes the connected edge at the k^{th} associated ridge,
6. N_{Ω_i} denotes the total number of edges from m_i to ridge vertex in V_R (5 for termination and 3 for bifurcation),

V_R , ridge vertex set is described by a vector $V_R = \{ \{r_j = \{e_n\}_{n=1}^{N_\psi}\}_{j=1}^{|R|} \}$ where:

1. $|R|$ denotes the total number of ridges in fingerprint,
2. e_n denotes the n^{th} edge of the j^{th} ridge,
3. N_ψ denotes the total number of edges of the j^{th} ridge.

E , edge set is described by $E = \{ \{e_n = \{m, r, k, \Re(k), s_k, \delta_k\} \}_{n=1}^{|E|} \}$, where:

1. $|E|$ denotes the total number of edges between minutiae vertexes and ridge vertexes,
2. m denotes the m^{th} minutia in V_M ,
3. r denotes the r^{th} ridge in V_R ,
4. k denotes the order of associated ridge from the m^{th} minutia to the r^{th} ridge, $k \in \Omega$ (details in Section 2.1),
5. $\Re(k)$ denotes the ridge distance of the k^{th} connected ridge, defined by a lookup **Table 1**,

6. s_k denotes the order sampling point of the k^{th} connected ridge,
7. δ_k denotes ridge flow of the k^{th} connected ridge. (Details in Section 2.1).

Table 1 Ridge distance between minutia and the k^{th} associated ridge

TERMINATION MINUTIA									
k	2R	1R	-1R	-2R	2F	1F	0F	-1F	-2F
$\Re(k)$	2	1	-1	-2	2	1	0	-1	-2
BIFURCATION MINUTIA									
k	1R	0R	-1R	2F	1F	-1F	-2F		
$\Re(k)$	1	0	-1	1	0	0	-1		

3.1 Definition of double-minutiae relationship substructure

The relationship between double-minutiae is utilized as a feature vector for recognition. The proposed feature vector is simply obtained from a loop nest between minutiae vertex and ridge vertex in *MR-Graph*. The proposed feature vector composes of two feature sets; the geometric-relationship feature set and the ridge-relationship feature set $\{2MR_{pq} = (\lambda_{pq}, \eta_{pq}^{(\alpha)}; \alpha \in R_{pq})\}$, where p and q denote the serial numbers of minutiae, and α denotes a connected ridge in the connected ridge list, R_{pq} , from m_p minutia to m_q minutia, respectively. The geometric-relationship feature set, $(l_{pq}, \varphi_{pq}, u_{pq}, v_{pq}) \in \lambda_{pq}$, composed of basic features such as Euclidean distance and relative angle between two minutiae. Each feature is defined as follows.

- $l_{pq} = \|(x_p, y_p) - (x_q, y_q)\|_2$ denotes a displacement between two minutiae, where (x_p, y_p) and (x_q, y_q) are coordinates of m_p minutia and m_q minutia, respectively,
- $u_{pq} = \varphi_{pq} - \theta_p$ denotes an angle between minutia direction, θ_p , and the direction from m_p to m_q , where $\varphi_{pq} = \arctan((y_q - y_p)/(x_q - x_p))$, an angle between two minutiae in x-y plane,
- $v_{pq} = \varphi_{pq} - \theta_q$ denotes an angle between minutiae direction θ_q and direction from m_p to m_q .

The ridge-relationship feature set, $(pc_{pq}^{(\alpha)}, rc_{pq}^{(\alpha)}) \in \eta_{pq}^{(\alpha)}; \alpha \in R_{pq}$, represents a distortion-invariant feature set by analyzing ridge relationship between two minutiae as follows.

- $pc_{pq}^{(\alpha)}$ denotes a sampling *point count* along the α ridge from m_p to m_q , which is defined by

$$pc_{pq}^{(\alpha)} = \begin{cases} sp_{\alpha,i}^p - sp_{\alpha,j}^q, & r_p = r_q = \alpha \text{ and } \delta_p = 1; \\ sp_{\alpha,j}^q - sp_{\alpha,i}^p, & r_p = r_q = \alpha \text{ and } \delta_p = 0; \\ None & r_p \neq r_q. \end{cases}$$

- The $sp_{\alpha,i}^p$ and $sp_{\alpha,j}^q$ denote the i^{th} and j^{th} sampling point order of m_p and m_q minutiae along the α ridge, respectively. The r_p and r_q denote ridges from m_p and m_q minutiae, respectively. And the $pc_{pq}^{(\alpha)}$ is set to *None* if α^{th} ridge cannot link between minutiae m_p and minutiae m_q . $rc_{pq}^{(\alpha)}$ denotes a *ridge count* from m_p minutia to m_q minutia along the α^{th} ridge, which is defined by

$$rc_{pq}^{(\alpha)} = \begin{cases} \Re(k_p) - \Re(k_q) & \text{if } r_p = r_q = \alpha \\ \text{None} & \text{Otherwise} \end{cases}$$

where k_p is an associated ridge order between the m_p minutia and the α^{th} ridge, and k_q is an associated ridge order between the m_q minutia and the α^{th} ridge, obtained by the look-up [Table 1](#).

And the $rc_{pq}^{(\alpha)}$ is set to *None* if α^{th} ridge cannot link between minutiae m_p and minutiae m_q .

For better explanation, an example of ridge count calculation between two minutiae is given as shown in [Fig. 6](#).

6. Two minutiae structures, m_p and m_q , connect each other within three ridges; R_B , R_D , and R_E . First R_B ridge from the top connects m_q minutia structure with '1R' associated ridge, and connects m_p minutia structure with '2F' associated ridge. Therefore, ridge count between these two minutiae is $rc_{pq}^{(B)} = \Re(1R) - \Re(2F) = (1 - 2) = -1$ from the look-up [Table 1](#). The second R_D ridge count can be obtained by $rc_{pq}^{(D)} = \Re(-1R) - \Re(1F) = (-1 - 1) = -2$. The last R_E ridge count is $rc_{pq}^{(E)} = \Re(-2R) - \Re(0F) = (-2 - 0) = -2$.

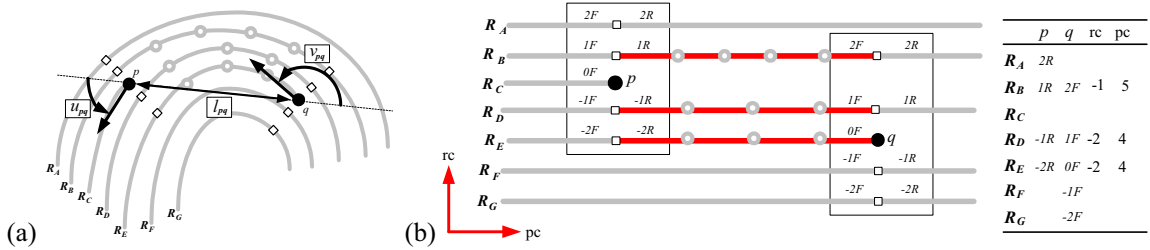


Fig. 6. The demonstration of relative features set between two minutiae substructures. (a) the geometric-relationship features (b) the ridge-relationship features

The proposed structures and feature sets have two major advantages in practical fingerprint matching as following:

- Dealing with minutiae sub-patterns alignment: The proposed structures and feature sets allow minutiae sub-pattern alignment or sub-pattern pre-matching if their associated ridges of minutiae-substructure in [Fig. 3](#) possess one of the possible correspondences in [Table 2](#), where T and B represent terminate minutia and bifurcation minutia, respectively,

Table 2. All possible correspondences between ridges when a termination and a bifurcation are matched.

Matched Case	Forward					Reverse			
T-T	-2F,-2F	-1F,-1F	0F, 0F	1F, 1F	2F, 2F	-2R,-2R	-1R,-1R	1R, 1R	2R, 2R
	-2F,-1F	-1F, 0F	0F, 1F	1F, 2F		-2R,-1R	-1R, 1R	1R, 2R	
	-1F,-2F	0F,-1F	1F, 0F	2F, 1F		-1R,-2R	1R,-1R	2R, 1R	
T-B	-2F,-2F	-1F,-1F	0F, 1F	1F, 2F		-2R,-1R	-1R, 0R	1R, 1R	
	-1F,-2F	0F,-1F	1F, 1F	2F, 2F		-1R,-1R	1R, 0R	2R, 1R	
B-B	-2F,-2F	-1F,-1F	1F, 1F	2F, 2F		-1R,-1R	0R, 0R	1R, 1R	

- (ii) Improving more robust graph connectivity: In Fig 7, we select an instance to show this issue. The example shows a local relationship between two minutiae and their adjacent ridges. We assume a crease is applied to it, causing the connectivity between minutia m_p and minutia m_q to damage in the dashed area. However, the proposed graph is still able to recover this uncompleted minutiae links until all adjacent ridges in minutia-substructure are completely destroyed, as the red and blue trajectories in Fig 7b.

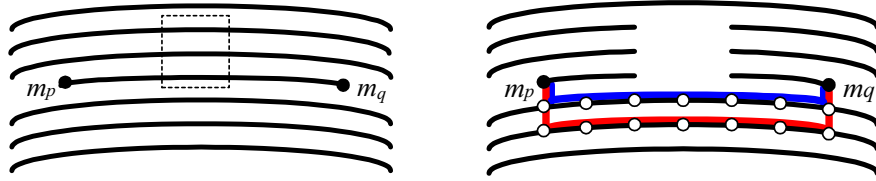


Fig. 7. Example of ridge connectivity recovering.

3.2 Computation of double-minutiae relationship similarity

In this section, the local similarity of the proposed feature sets (details in Section 3.1) is presented by a fuzzy scoring strategy. First, suppose the m_p^G is a reference minutia, and the m_q^G is one of its adjacent minutia in the ‘G’ input fingerprint. The double-minutiae relationship feature set is $2MR_{pq}^G = (\lambda_{pq}^G, \eta_{pq}^{G(\alpha)}; \alpha \in R_{pq}^G)$, where λ_{pq}^G represents the geometric-relationship feature set, and $\eta_{pq}^{G(\alpha)}$ represents the ridge-relationship feature set, from m_p^G to m_q^G along α ridge. R_{pq}^G is the connected ridge list between m_p^G and m_q^G . Second, suppose the m_r^H is a reference minutia, and m_s^H is one of its adjacent minutiae in the ‘H’ template fingerprint. The double-minutiae relationship feature set between m_r^H and m_s^H is expressed as $2MR_{rs}^H = (\lambda_{rs}^H, \eta_{rs}^{H(\beta)}; \beta \in R_{rs}^H)$, where λ_{rs}^H and $\eta_{rs}^{H(\beta)}$ denote the geometric-relationship feature set and the ridge-relationship feature set from m_r^H to m_s^H along ridge β , respectively. R_{rs}^H is the connected ridge list between m_r^H and m_s^H . The similarity between $2MR_{pq}^G$ and $2MR_{rs}^H$ is considered under the conditions as follows,

$$\#\lambda_{\text{match}} = M_{\text{Box}}(\lambda_{pq}^G, \lambda_{rs}^H) \in [0,1] \quad (5)$$

$$\#\eta_{\text{match}} = \sum_r f_{\eta}(\eta_{pq}^{G(r)}, \eta_{rs}^{H(r)}) \in [0,5] \quad (6)$$

$$\text{where } f_{\eta}(\eta_1, \eta_2) = \begin{cases} 1 & \text{if } |rc_1 - rc_2| \leq T_{rc} \text{ and } |pc_1 - pc_2| \leq T_{pc}, \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

where $\#\lambda_{\text{match}}$ represents the similarity of the geometric-relationship feature obtains from the adaptive matching bounding box, $M_{\text{Box}}(\lambda_1, \lambda_2)$, introduced by [X. Luo et al. \[Descriptor5\]](#). $\#\eta_{\text{match}}$ denotes the total number of similar links based on ridge coordinate-based feature set. $f_{\eta}(\eta_1, \eta_2)$ in [Eqn 7](#) represents the ridge coordinate-based similarity condition, which simply handle with several minutiae pattern problem as shown in [Table 2](#). T_{rc} and T_{pc} are the error thresholds of ridge count and point count, respectively, which assigned depending on fingerprint sensor type. In order to combine matching result from two feature sets, the similarity level is computed by using fuzzy function in [Eqn 8](#). Then the similarity of each minutiae pair is consolidated by similarity score of its links, ω , in [Eqn 9-10](#).

$$sl(SR_{pq}^G, SR_{rs}^H) = \begin{cases} 1 & \#\eta_{\text{match}} = 1, \#\lambda_{\text{match}} = 1 \\ 1.3 & \#\eta_{\text{match}} = 2, \#\lambda_{\text{match}} = 1 \\ 1.5 & \#\eta_{\text{match}} \geq 3, \#\lambda_{\text{match}} = 1 \\ 0.7 & \#\eta_{\text{match}} \geq 1, \#\lambda_{\text{match}} = 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

$$SL(m_p^G, m_r^H) = \sum_{(q,s) \in \omega} sl(SR_{pq}^G, SR_{rs}^H) \cdot \quad (9)$$

$$SL(m_q^G, m_s^H) = \sum_{(p,r) \in \omega} sl(SR_{pq}^G, SR_{rs}^H) \cdot \quad (10)$$

In fact, the similarity measure of all minutia pairs based on double-minutiae relationship feature requires $O(M^2 \times N^2)$ computational time, where M and N are number minutiae in input fingerprint and queued fingerprint, respectively. In this approach, this exhaustive computation is avoided by local clustering and global alignment techniques using graph-based matching method that described in the next section.

4. Matching process

The main process of matching method consists of two majority parts: (i) Graph clustering for local similarity measurement, minutia grouping, and adaptive fingerprint alignment, simultaneously, (ii) Cluster combination for local cluster merging.

4.1 Graph clustering

Similar to a conventional graph traversal, the Coupled Breadth First Search technique (CBFS), introduced in S.Chikkerur. et al.[Minutiae5], is modified to consolidate simultaneously onto minutiae vertexes and ridge vertexes between two fingerprints without explicit alignment. A starting minutia pair is firstly set as a reference vertex. The edges of the reference minutia vertex to its adjacent ridge vertex unmasked are associated. These associated ridge vertexes are then expanded to the next connected minutia vertexes unmasked in order to measure the second order similarity (details in Section 3.2). All new enough similar minutia vertexes are selected using greedy algorithm and then colored into cluster. Finally, the selected pairs are considered as the new reference pair for performing their new local matching.

The overview of algorithm is given in **Fig. 8**. The graph traversal occurs in two graphs $G(V,E)$ and $H(V,E)$ corresponding to input fingerprint and queued fingerprint, simultaneously, as mentioned in Section 3. Suppose V_M , V_R , and E are minutia vertex set, ridge vertex set, and edge set in each fingerprint, respectively. And $C_M\langle i,j \rangle$ denotes the cluster labeling table of each minutiae pair.

```

Let  $G(V,E)$  and  $H(V,E)$  represent the graphs corresponding to the two
fingerprint
Let  $GQ$  and  $HQ$  represent a FIFO queue.
Let  $C_M\langle i, j \rangle$  represent cluster's color table.
Let  $Score[k]$  represent matching score of cluster  $k$ .
Let  $LC$  represent largest cluster's color.
 $i$  = source minutia node of  $G$ 
 $j$  = source minutia node of  $H$ 

A. Initialize
1. Set all  $C_M\langle i, j \rangle = \text{WHITE}$ 
2.  $LC = \text{WHITE}$ 
3.  $T_{LC} = T_{MinLC}$ 

B. Couple Breadth First Search Algorithm
For all  $i \in V_M^G$  and  $j \in V_M^H$ 
  if ( $C_M\langle i, j \rangle = \text{WHITE}$  and  $IsCandidatePair(i, j, LC)$ )
    1.  $COLOR = \text{NEW COLOR}$ 
    2. Enqueue( $GQ, i$ ) and Enqueue( $HQ, j$ )
    3.  $C_M\langle i, j \rangle = COLOR$ 
    4. While ( $GQ$  and  $HQ$  are not empty)
      a.  $p = \text{Dequeue}(GQ)$  and  $r = \text{Dequeue}(HQ)$ 
      b. While( $\alpha$  = neighbor ridge of  $p$  and
           $\beta$  = neighbor ridge of  $r$ ) are not empty)
        While( $q$  = connected minutia of  $\alpha$  and
             $s$  = connected minutia of  $\beta$ ) are not empty)
           $SL(p, s) = sl(SR_{pq}^G, SR_{pq}^H)$ 
        c. Find matched pair by Greedy Algorithm
        d. For each match pair ( $p, s$ )
          If ( $C_M\langle q, s \rangle = \text{WHITE}$  and  $SL(p, s) > T_s$ )
            I. Enqueue( $GQ, q$ ) and Enqueue( $HQ, s$ )
            II.  $C_M\langle q, s \rangle = COLOR$ ;
            III.  $Score[COLOR] = Score[COLOR] + SL(p, s)$ 
    5. if  $Size(C_M\langle q, s \rangle) > T_{LC}$ 
      a.  $LC = C_M\langle q, s \rangle$ 
      b.  $T_{LC} = Size(C_M\langle q, s \rangle)$ 
      c. Update Affine transform's parameter ( $\Delta\theta$ ,  $\Delta x$ , and  $\Delta y$ )

```

Fig. 8. Graph cluster algorithm.

```

Function bool IsCandidatePair( $i, j, LC$ )

```

```

A. If  $LC \neq \text{WHITE}$ 
  1. Mapping into the same axis by Affine transformation
      $M_j'' = \text{Affine\_transform}(M_j^H, \Delta\theta_{LC}, \Delta x_{LC}, \Delta y_{LC})$ 
     a.  $\begin{pmatrix} x_j^{H''} \\ y_j^{H''} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\Delta\theta_{LC} & -\sin\Delta\theta_{LC} \\ \sin\Delta\theta_{LC} & \cos\Delta\theta_{LC} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_j^H \\ y_j^H \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \Delta x_{LC} \\ \Delta y_{LC} \end{pmatrix}$ 
     b.  $\theta_j^{H''} = \theta_j^H + \Delta\theta_{LC}$ 
  2. If  $(\sqrt{(x_i^G - x_j^{H''})^2 + (y_i^G - y_j^{H''})^2} \leq r_0 \text{ and } |\theta_i^G - \theta_j^{H''}| \leq \theta_0)$ 
     return TRUE
  3. Else return FALSE
B. Else return TRUE

```

Fig. 9. Potential search space reducing algorithm

Here an example of graph traversal algorithm on two fingerprints is given in **Fig. 10**. The input fingerprint and queued fingerprint are represented by graphs G and H on the left and right, respectively. And each stage of the algorithm is described as the follows.

Step I, we assume a starting minutia pair (circle vertex) with $g[1]$ and $h[1]$ to consider as the reference node in both graph and label them into a new cluster (colored black). Next, all adjacent ridge vertexes unmasked (square vertex) of them are extracted and then enqueued into the interesting ridge list **IRL** (colored gray).

Step II, the interesting ridges in **IRL**, consisting of $(e_1^A, e_1^B, e_1^C)^G$ and $(e_1^A, e_1^B, e_1^C)^H$, are firstly dequeued in order to traverse next minutiae unmarked. The new candidate minutia pairs list $(g[2], h[2])$, $(g[3], h[3])$, and $(g[4], h[4])$ are then extracted to compute the secondary feature as follow,

$$SR_{12} = [SR(\lambda_{12}, (\eta_{12}^A, \eta_{12}^C))^G, SR(\lambda_{12}, (\eta_{12}^A, \eta_{12}^C))^H]$$

$$SR_{13} = [SR(\lambda_{13}, (\eta_{13}^A, \eta_{13}^B))^G, SR(\lambda_{13}, (\eta_{13}^A, \eta_{13}^B))^H],$$

$$SR_{14} = [SR(\lambda_{14}, (\eta_{14}^C))^G, SR(\lambda_{14}, (\eta_{14}^C))^H].$$

After that, these candidate minutia pairs are considered with greedy algorithm based on the local similarity in section 2.3.2. Finally, the selected pairs are enqueued into the interesting minutia list **IML** (colored gray).

Step III, similar to Step I, the new unmarked minutia pairs $(g[2], h[2])$, $(g[3], h[3])$, and $(g[4], h[4])$ in **IML** are added into cluster (colored black) and their adjacent ridge vertexes $(e_3^D)^G$ and $(e_3^E, e_3^D)^H$ are enqueued (colored gray) into **IRL** again in order to traverse in the next step.

Step IV, repeat Step II, the interesting ridges in **IRL**, $(e_3^D)^G$ and $(e_3^E, e_3^D)^H$, are dequeued to search their neighbors. In this case, only $(g[5], h[5])$ (colored gray) can be a matched pair from the connectivity

$$SR_{35} = [SR(\lambda_{35}, (\eta_{35}^D))^G, SR(\lambda_{35}, (\eta_{35}^D))^H].$$

However, there is no more valid neighbor to traverse and therefore the algorithm finally terminates.

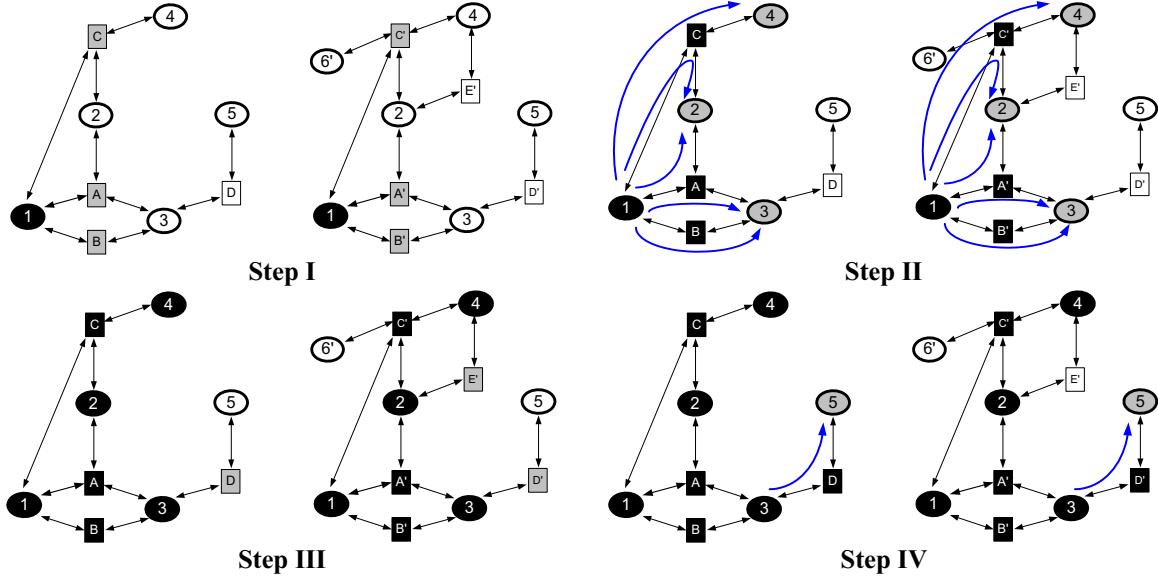


Fig. 10. Example of MR-graph propagation. (Circle represents the minutia vertexes, Square represents the ridge vertexes)

In order to reduce the exhaustive search space, the global alignment for two fingers mapping is attempted to achieve simultaneously during the graph clustering process. Because the minutia pair is considered to be a match only if the error between it and its transformed pair is satisfied the condition in **Fig. 9**, where r_0 and θ_0 denote distance and angle error acceptable thresholds, respectively. Note that these two values are related to the deformation acceptable of each sensor. According to fingerprint alignment, three parameters consisting of relative translation (Δx and Δy) and relative rotation $\Delta\theta$ are required to recover. However, the scaling is not considered here because all fingerprints in each database are acquired from the same device. In this approach, these three parameters, Δx , Δy , and $\Delta\theta$, are simply derived by considering the relative information of minutia pair list $\langle M_{i(k)}^G, M_{j(k)}^H \rangle$ in the largest cluster LC as the follows,

$$\begin{pmatrix} \bar{x}^G, \bar{y}^G \\ \bar{x}^H, \bar{y}^H \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_{i(k)}^G, \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N y_{i(k)}^G \\ \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_{j(k)}^H, \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N y_{j(k)}^H \end{pmatrix}, \quad (11)$$

$$\begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta\theta \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \bar{x}^G - \bar{x}^H \\ \bar{y}^G - \bar{y}^H \\ \frac{1}{2N-1} \left[\sum_{k=1}^N (\theta_{i(k)}^G - \theta_{j(k)}^H) + \sum_{k=2}^N (\phi_k^G - \phi_k^H) \right] \end{pmatrix}, \quad (12)$$

where $x_{i(k)}^G$, $y_{i(k)}^G$ and $x_{j(k)}^H$, $y_{j(k)}^H$ in [Equ. 11](#) represent the minutia position of input fingerprint and queued fingerprint of the k^{th} pair in cluster LC , respectively. \bar{x}^G, \bar{y}^G , and \bar{x}^H, \bar{y}^H are the cluster centroid of input fingerprint and queued fingerprint in cluster LC , respectively. In [Equ. 12](#), $\theta_{i(k)}^G$ and $\theta_{i(k)}^H$ denote the minutia direction of input fingerprint and queued fingerprint of the k^{th} pair in cluster LC , respectively. ϕ_k^G and ϕ_k^H denote the direction from the $k-1^{th}$ minutia to the k^{th} minutia of input fingerprint and queued fingerprint in cluster LC , respectively, computed by

$$\phi_k^G = \arctan\left(\frac{y_k^G - y_{k-1}^G}{x_k^G - x_{k-1}^G}\right), \phi_k^H = \arctan\left(\frac{y_k^H - y_{k-1}^H}{x_k^H - x_{k-1}^H}\right). \quad (13)$$

And N is number of matched pair minutiae in cluster. Note that the largest cluster will be activated when the cluster size is higher more than threshold T_{MinLC} .

4.2 Cluster combination (Minutiae correspondence)

After successively graph clustering, some minutia pair may not be able to travel by adjacent ridge connectivity thoroughly. Anyway, each remained minutia pairs have already colored into clusters that can be also applied another graph-based technique to deal with cluster merging problem. The goal of this section is to finely match the remained minutia pairs by maximizing the combination score, corresponding to the similarity of each minutia pair and its cluster size as illustrated in [Fig. 11\(a\)](#). In this approach, this problem is treated as a weighted bipartite matching problem, which can be solved by the minimum cost max flow technique [L. R. Ford and D. R. Fulkerson \[Max flow1\]](#), [J. Liu. \[Max flow2\]](#).

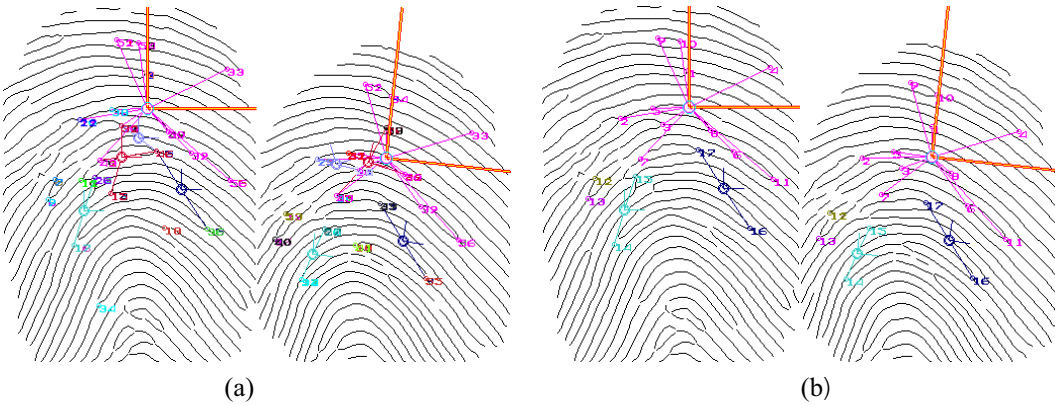


Fig. 11. Example of cluster combination problem (a) Before cluster combination (b) Cluster combination result.

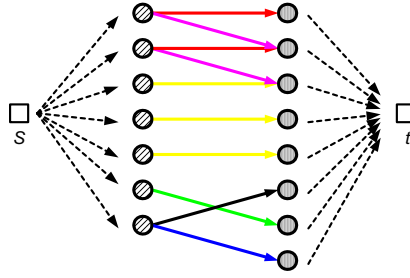


Fig. 12. Graphical view of bipartite matching by minimum cost max flow technique.

The list of candidate minutia pairs, which is satisfied with the alignment condition in **Fig. 9**, is reorganized into a new bipartite graph P as the following. First, this graph is constructed with edge weights $w(m_x^G, m_y^H)$ for all edge $(m_x^G, m_y^H) \in E$, where $m_x^G \in M^G$ and $m_y^H \in M^H$ represent minutiae in input fingerprint and queued fingerprint in candidate pair list, respectively. Second, the additional s and t nodes are included as source and sink node of graph P , respectively, as shown in **Fig. 12**. Finally, the constraint of each edge is set, i.e., an edge (s, m_x^G) of cost zero every $m_x^G \in M^G$, an edge (m_y^H, t) of cost zero every $m_y^H \in M^H$, and an edge (m_x^G, m_y^H) of cost $-w(m_x^G, m_y^H)$ for every $(m_x^G, m_y^H) \in E$.

A list of resulted monogenic pairs $(m_a^G \in M^G, m_b^H \in M^H)$ will be achieved by solving a flow from s to t that must satisfy the capacity constraints, i.e., the flow over an edge must not exceed its capacity, and the flow conservation constraints, i.e., the flow out of s must be the same as the flow into t . And the cost of a flow is the sum over cost $= -\sum w(m_a^G, m_b^H)$ for all edges e of P . For one-to-one matching guarantee, the capacity of every edge is set to 1 for no two nodes on M^G that match with the same node of M^H and vice versa.

Solving the minimum cost flow problem of the generated flow network is equivalent to finding the maximum flow (maximize number node) with the minimum cost (minimize $-\sum w(m_a^G, m_b^H)$). In our work, the edge weights $w(m_x^G, m_y^H)$ are assigned based on the combination of the similarity score of each minutia pair and its cluster priority, which is described as follow,

$$w(m_x^G, m_y^H) = SL(m_x^G, m_y^H) + 0.5size(C_M < m_x^G, m_y^H >), \quad (14)$$

where $SL(m_x^G, m_y^H)$ is the minutia pair similarity between m_x^G and m_y^H in **Eqn. 9**. $size(C_M < m_x^G, m_y^H >)$ denotes the cluster priority, corresponding to size of cluster (m_x^G, m_y^H) . **Fig. 11(b)** shows an example of the resulted of matched pairs combination, which successfully achieves the optimal largest number of matches and minimum cost.

4.3 Similarity Scoring

Generally, in order to evaluate the similarity between two fingerprints as a genuine or imposter, most topology of fingerprint similarity scoring on minutiae-based system is referred to two measurements. 1) A ratio of the number of matched minutiae to the number to total minutiae (mm^2/MN). 2) The number of matched minutiae (mm), where mm is the number of matched minutiae between two fingers; M and N are the numbers of minutiae on input and query fingerprints, which usually considered on the overlapped region of two fingerprints. However, from general inspection, the ratio of similar minutiae fails in the quality fingerprint, and the number of matched minutiae fails in the small overlapping fingerprints, respectively.

In this paper, to improve the reliability of similarity scoring, we propose an additional matching strategy from the characteristic of minutia clusters, called *Cluster Denseness*, that formulated as

$$Cluster\ Denseness = \frac{1}{mm} \sum_{(m_a^G, m_b^H) \text{ are matched pair}} f_{CD}(size(C_M < m_a^G, m_b^H >)) \quad (15)$$

$$f_{CD}(n) = \begin{cases} 1 & n \leq 4 \\ 2 & 4 > n \geq 6 \\ 5 & 6 > n \geq 8 \\ 8 & 8 > n \geq 10 \\ 10 & otherwise \end{cases}, \quad (16)$$

where mm is the number of matched minutiae between two fingers in the overlapped region and $f_{CD}(n)$ denote the fuzzy cluster score function. The final matched score is obtained by fusion different strategies in score level, i.e., $S_A = mm^2/(MN)$, $S_B = mm$, and $S_C = Cluster\ Denseness$ according to heuristic rule-based. We just select a fusion of the PRODUCT and a decision tree:

Product rule:

$$Score = \log(S_A^{\lambda_{SA}} S_B^{\lambda_{SB}} S_C^{\lambda_{SC}} + 1). \quad (17)$$

where λ_{SA} , λ_{SB} , and λ_{SC} are the weight fractions among the ratio of similar minutiae S_A , the number of matched minutia S_B , and the cluster score S_C , they are differently selected based on the quality and deformation of fingerprints in each database. Note that +1 is used to avoid $\log(0)$.

5 Implementations Evaluation

All experiments discussed in this paper are conducted on public fingerprint databases used in the Fingerprint Verification Competition FVC2000 [FVC2000], FVC2002 [FVC2002], and FVC2004 [FVC2004], which include 800 fingerprint impressions from 100 fingers (a finger provides 8 impressions). In each database, dry,

wet, scratched, distorted, less overlapped, and markedly rotated fingerprints were also adequately captured. The performance of approach fingerprint matching has been reported in terms of matching accuracy including the corresponding false accept rates (FAR: the total number of genuine tests with no rejection is $(8 \times 7) / 2 \times 100 = 2800$), false reject rates (FRR: the total number of false acceptance tests with no rejection is $(100 \times 99) / 2 = 4950$) and their corresponding equal error rates (EER), and computational complexity.

Firstly, we give the experiment of performance comparison among various similarity scoring: the percentage of matched minutiae over the total number of minutiae mm^2/MN (S_A), the number of matched minutia mm (S_B), the cluster denseness (S_C), and the final fusion by **Product** rule (See section 4.3). The results on four data sets of FVC2002 and FVC2004 are reported in terms of equal error rates EER and average matching time on Pentium M 1.5GHz with 376Mb RAM in **Table 3**. During the matching process of each database, the weight fractions (λ_{SA} , λ_{SB} , and, λ_{SC}) are tuned for fine performance in the training samples as best as we could.

Table 3 The EERs and the match times of proposed matching algorithm with four similarity measurements on four data sets of FVC2002 and FVC2004

	$mm^2/(MN)$ S_A	mm S_B	$Cluster$ S_C	Fusion	Time(ms)
FVC2002 DB1	3.66	11.58	5.61	1.89	48.6
FVC2002 DB2	1.31	10.08	5.89	0.85	90.1
FVC2004 DB1	8.16	12.31	9.87	5.12	68.7
FVC2004 DB3	8.38	8.25	10.26	5.21	60.2

To clearly analysis the characteristic of various similarity scoring, we perform two scatter plots against S_A , S_B , and S_C matcher for all examples in genuine match (colored red) and imposter match (colored blue) on FVC2002 DB2 and FVC2004 DB1 in **Fig 13(a₁)-(b₁)**, and their probability distribution are shown in **Fig 13(a₂)-(b₂)**, respectively. The ROC (receiver operating characteristic) curves of our matching algorithm with different similarity scoring on FVC2002 DB2 and FVC2004 DB1 that plotted in **Fig.14(a)** and **Fig. 14(b)**, respectively, where $FNMR$ and FMR denote the value of false non-matched rate and false matched rate, are shown an interesting explanation of the accuracy improvement. From the ROC curves, we can see that S_A matcher can be well performed for imposter rejection but poor for genuine acceptance, especially the low quality image including many spurious minutiae. However, S_C matcher is vice versa, resulting in better genuine indicating and poor with imposter rejection, especially the fingerprint that includes small number minutiae. And the *Fusion* matcher in **Eqn. 17** can perform greatly better with higher accuracy both EER and FMR rate by taking the advantage of each combined matcher.

From the experiment, on data sets containing most good quality images such as FVC2002 DB2, acquired through optical sensor "FX2000", we select the fusion coefficients with parameters $\lambda_{SA} = 2$, $\lambda_{SB} = 0$, $\lambda_{SC} = 1$. The EERs of these results are improved from 1.31% (S_A) to 0.85% ($Fusion$). While for FVC2004 DB1 containing the severe distortions and bad quality image, acquired through optical sensor "Cross Match V300.", that turned with parameter $\lambda_{SA} = 2$, $\lambda_{SB} = 1$, $\lambda_{SC} = 2$, the Fusion method significantly achieves lower EERs from 8.16% (S_A) to 5.12% ($Fusion$). This evidence indicates that the fusion matcher plays an important role to discriminative the correct finger pair, especially in the case of the deformation image and bad quality image.

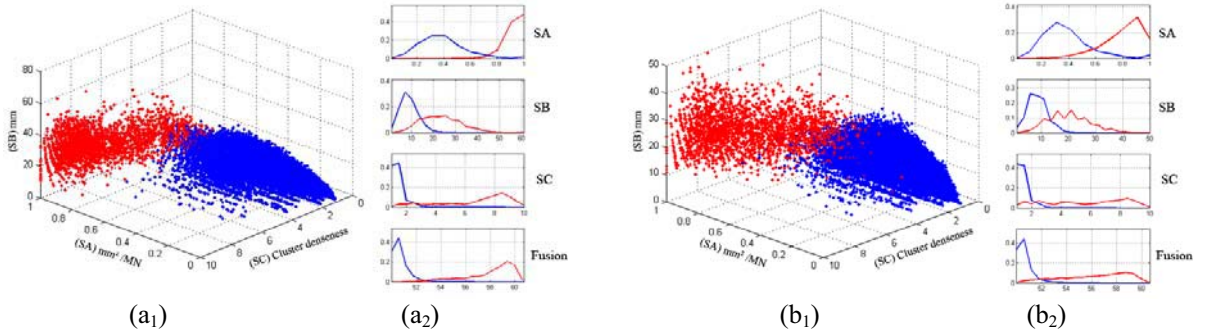


Fig. 13. Distributions of the three similarity measurement for genuine matching (red) and imposter matching (blue) of our matching method on (a) FVC2002 DB2, (c) FVC2004 DB1; (Right) Scatter plot against $S_A(mm^2/MN)$, $S_B(mm)$, and $S_C(Cluster Denseness)$; (Left) The probability distribution of S_A , S_B , S_C and $Fusion$

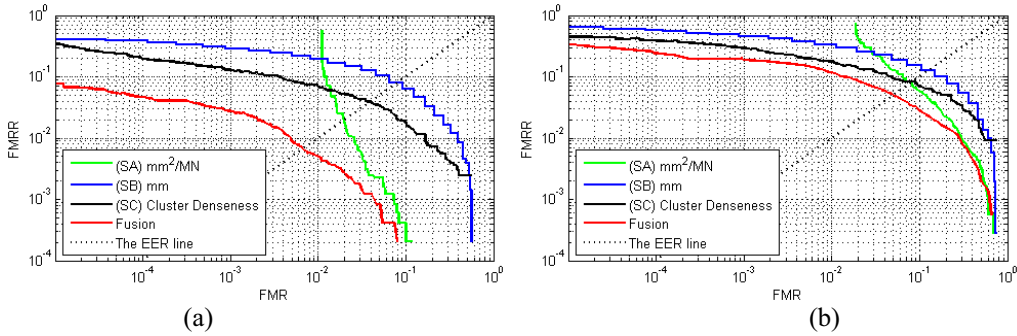


Fig. 14. ROC curves of different similarity measurements on (a) FVC2002 DB2 and (b) FVC2004 DB1.

Fig. 15. shows two matched results of same fingerprints with poor quality and large distortion. From the figure, we can see that, although most ridges in the overlapped region are poor quality but the minutia clustering result is still good. Moreover, the minutia cluster is also play an important role in improving more discriminative for a very credibility of the final fusion score of matching, while using only matched minutiae scoring is false.

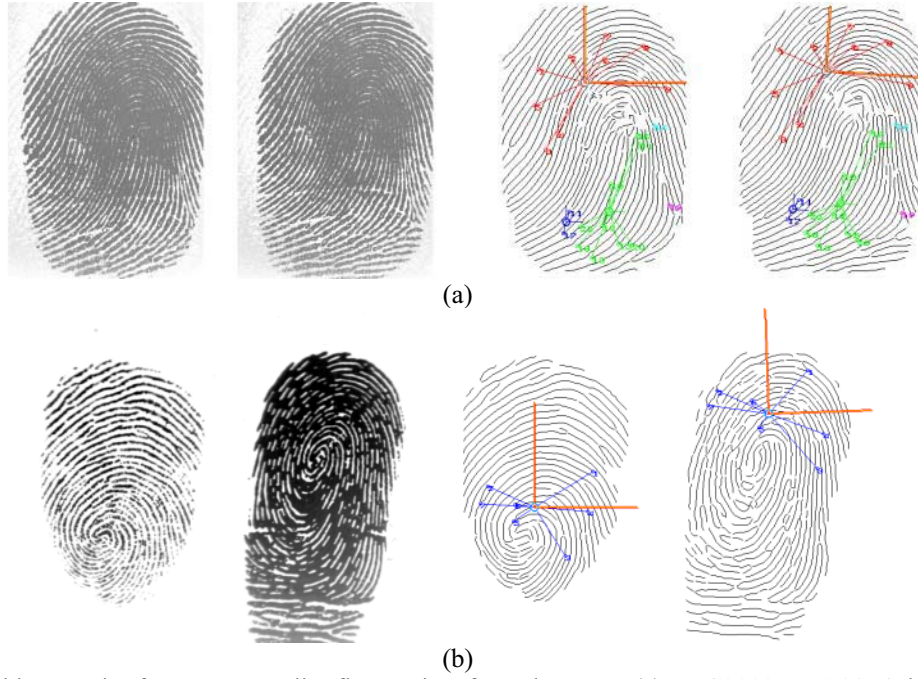


Fig. 15. Matching result of two poor quality fingerprints from the same. (a) FVC2002 DB1 29_4.tif and 29_7.tif
(b) FVC2004 DB1 52_3.tif and 52_8.tif

Other two examples are given in **Fig. 16** to illustrate the ability of our algorithm to handle elastic distortion problem. The two fingerprints are from the same finger and there exists strong nonlinear deformation between them. From the figure, if using only global transformation, there are many minutia pairs falling the bounding box region **X**. Luo et al. [Descriptor5] with the deformation cause. If using neighbored ridges to update the minutiae relationship, however, most minutiae in the overlapped region are matched.

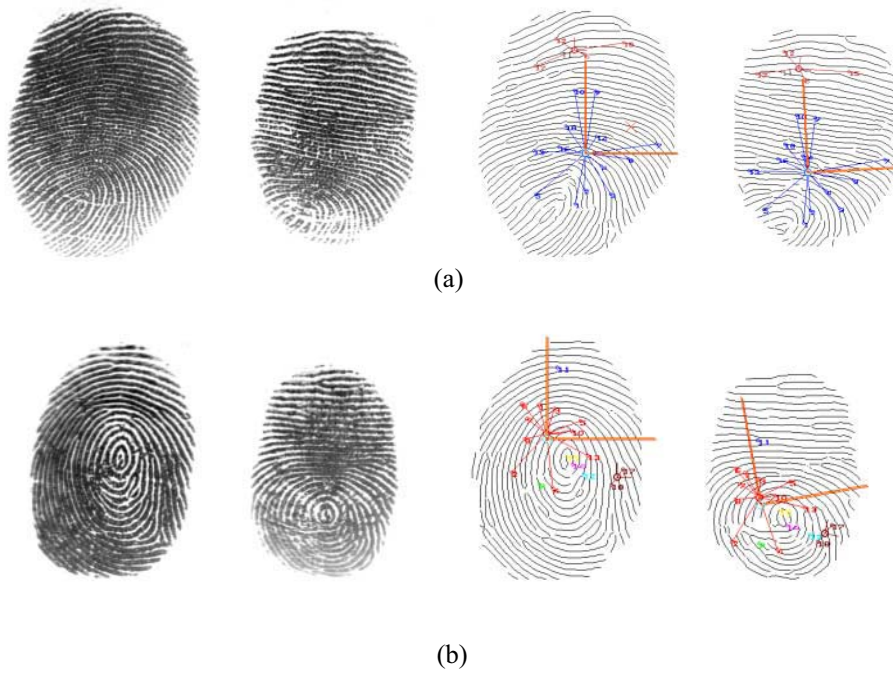


Fig. 16. Successful matching results by the proposed method of two elastic distorted fingerprints from the same finger, where minutia clustering plays an important role for correct alignment: (a) FVC2004 DB1 52_3.tif and 52_4.tif, (b) FVC2004 DB1 64_2.tif and 64_3.tif.

Next, to approve the efficacy of approach algorithm, the experiments are conducted on all databases of FVC2000, FVC2002, and FVC2004. We compare four majority matching types, based on *A) Pre-alignment based* S. Jirachaweng et al [Pre-alignment2], *B) Minutiae structure-based* (Y. He et al [Minutiae4], X.J. Chen et al [Minutiae3], X.J. Chen et al [Minutiae9]), and *C) Descriptor based* (X. Wang et al [Descriptor3], F. Benhammadi et al [Descriptor11], J. Feng et al [Descriptor8]). The equal error rates (EER) and matching time among various methods on all databases are summarized in Table 4 and Table 5, respectively.

The results show that 11.75%, 9.25%, 21.62% and 14.27% of the reference points were not correctly located (Fail to enroll) on DB1-a, DB2-a, DB3-a and BD4-a, respectively. The remaining error cases are due to the noise or to the fact that the reference point is close to the border in poor quality images or to scars near the reference points in particular DB3-a. Moreover, the ERR for all databases FVC2002 are 12.5%, 11.7%, 29% and 18% as reported in Ref. [23], respectively. Then, our matching algorithm allows us obtaining improvements in comparison to the original approach. Moreover, this method is more effective compared to the one introduced in Ref. [21] because it deals with the localization variation.

The ROC curves of the two methods on four databases are plotted in Fig. 11. From the ROC curves, we can see that our method is slightly better than the minutia-based one on DB1 and DB2, however, the latter is slightly better than the former on DB3 and DB4. Through the analysis of some examples of the ridge based method on DB3 and DB4, we found genuine matches with low scores are mainly due to the following problems: (i) fail to find correct initial minutia pairs; (ii) transformation estimated based on low-quality minutia pair is inaccurate. Although the preliminary results are not very satisfactory, the ridge-based algorithm is promising and lots of works need to be done.

While many aspects in the current algorithm should be improved, the following problems may be the most important ones:

- (1) The alignment algorithm should be improved to handle fingerprints with fewer minutiae.
- (2) The matching algorithm should be improved to handle low quality fingerprints and fingerprints with strong deformation.
- (3) After matching, analyze the causes of the unmatched minutiae and give different punishment to different cases.

- (4) A feature extraction algorithm should be specially designed for the ridge matching algorithm.
- (5) Computational complexity should be decreased.

Table 4 Summary of the performance comparison among various fingerprint matching algorithms

Algorithms	Average Equal Error Rate in Percent (%)											
	FVC2000				FVC2002				FVC2004			
	DB1a	DB2a	DB3a	DB4a	DB1a	DB2a	DB3a	DB4a	DB1a	DB2a	DB3a	DB4a
S. Jirachaweng et al [Pre-alignment2]	-	1.11	5.06	4.38	4.38	3.10	6.84	3.83	6.30	7.50	5.39	6.48
Y. He et al [Minutiae4]	1.79	0.99	3.54	1.64	1.96	1.11	4.31	2.77	9.36	7.34	8.53	2.72
X.J. Chen et al [Minutiae3]	-	-	-	-	0.19	0.14	0.63	0.15	4.37	2.59	1.64	0.61
X.J. Chen et al [Minutiae9]	-	-	-	-	0.26	-	-	-	4.06	-	1.35	-
X. Wang et al [Descriptor3]	-	-	-	-	0.46	0.61	3.58	2.04	7.49	-	2.83	-
F. Benhammadi et al [Descriptor11]	-	-	-	-	4.27	2.61	10.6	5.12	-	-	-	-
J. Feng et al [Descriptor8]	-	-	-	-	1.7	1.4	6.9	5.1	-	-	-	-
Proposed (Full evaluation)	4.63	0.76	5.47		1.89	0.85	5.30	3.44	5.12	6.41	5.21	5.25
Tensor enh (Partial evaluation)	1.94					2.59				4.85		
Tensor enh (our)									4.78	4.74		

Table 5 Summary of the matching time comparison among various fingerprint matching algorithms

Algorithms/ conducted on	Average Matching Time (ms)											
	FVC2000				FVC2002				FVC2004			
	DB1a	DB2a	DB3a	DB4a	DB1a	DB2a	DB3a	DB4a	DB1a	DB2a	DB3a	DB4a
S. Jirachaweng et al [Pre-alignment2]	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Y. He et al [Minutiae4]	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
X.J. Chen et al [Minutiae3]	-	-	-	-	-	-	-	-	770		810	
AMD Athlon 1660+ (1.41 GHz)	-	-	-	-	-	-	-	-	1,120		1,080	-
X.J. Chen et al [Minutiae9]	-	-	-	-	-	-	-	-				
AMD Athlon 1660+ (1.41 GHz)	-	-	-	-	2.1	4.2	1.4	3.1	8.2		9.7	-
X. Wang et al [Descriptor3]	-	-	-	-								
Celeron (1.7 GHz) 256 MRAM	-	-	-	-	3,150	2,020	3,010	2,870	-	-	-	-
F. Benhammadi et al [Descriptor11]	-	-	-	-								
Pentium IV (3.6 GHz)	-	-	-	-	110	118	74	83	-	-	-	-
J. Feng et al [Descriptor8]	-	-	-	-								
Pentium IV (2.2 GHz)	-	-	-	-								
Proposed	30.9	34.3			48.6	90.1			76.6		60.2	

6 Summary and future work

In conclusion, this paper proposes a novel fingerprint matching approach based on minutiae and ridges graph (MR-Graph). The matching method takes advantage of local structure between minutiae and associated ridge with strong relationship. The minutia pairs are labeled into clusters that can be used to recover the relative rotation and translation between two fingers. In addition, the denseness of minutia clusters is also played an important role in improving more discriminative for a very credibility of the final fusion score of matching. The proposed method was observed to result in a better performance compared to other approach based on minutiae pattern correspondence for deformed finger.

For future research, we will conduct exhaustive experiments based on all FVC databases in order to prove the efficient of DCT-based fingerprint enhancement. To achieve this goal, all minutiae in all FVC databases need to be manually marked. We will also exploit DCT features for fingerprint identification in the near future.

Acknowledgments

This work was partially supported by Department of Electrical Engineering, Kasetsart University, Thailand Research Fund (TRF) through the Royal Golden Jubilee Ph.D. Program (Grant No.PHD/0017/2549), and the Commission on Higher Education through the TRF Research Scholar (Grant No. RMU4980027).

References

- [1] [\[Correlation1\]](#) M. Tico, P. Kuosmanen, Fingerprint matching using an orientationbased minutia descriptor, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 25 (8) (2003) 1009–1014.
- [2] [\[Correlation2\]](#) A.K. Jain, L. Hong, S. Pankanti, R. Bolle, An identity-authentication system using fingerprints, Proc. IEEE 85 (9) (1997) 1365–1388.
- [3] [\[Correlation3\]](#) A.K. Jain, L. Hong, R. Bolle, On-line fingerprint verification, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 19 (3) (1997) 302–313.
- [4] [\[texture1\]](#) A. Jain, S. Prabhakar, L. Hong, S. Pankanti, FingerCode: a filterBank for fingerprint representation and matching, in: Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), vol. 2, 1999, pp. 187–193.
- [5] [\[texture2\]](#) L. Sha, F. Zhao, X. Tang, Improved FingerCode for filterbank-based fingerprint matching, IEE Proc. Visual Image Signal Process. 145 (3) (1998) 160–166.
- [6] [\[texture3\]](#) A.J. Willis, L. Myers, A cost-effective fingerprint recognition system for use with low-quality prints and damaged fingertips, Pattern Recognition 34 (2) (2001) 255–270.
- [7] [\[texture4\]](#) M. Tico, P. Kuosmanen, J. Saarinen, Wavelet domain features fingerprint recognition, Electron. Lett. 1 (2001) 21–22.
- [8] [\[texture5\]](#) Y. Hamamoto, A gabor filter-based method for fingerprint identification, in: L.C. Jain, U. Halici, I. Hayashi, S.B. Lee (Eds.), Intelligent Biometric Techniques in Fingerprint & Face Recognition, CRC Press, Boca Raton, FL, 1999.
- [9] [\[Pre-alignment1\]](#) W. Zhang and Y. Wang, “Core-based structure matching algorithm of fingerprint verification,” in Proc. of ICPR-2002, 2002, pp.I-70-74.
- [10] [\[Pre-alignment2\]](#) S. Jirachaweng , T. Leelasawassuk, and V. Areekul, “Performance and Computational Complexity Comparison of Block-based Fingerprint Enhancement” in Proceedings of the International Conference on Biometrics (ICB '09), To be appear.

- [11] **[Pre-alignment3]** A.M. Bazen , S.H. Gerez, “An Intrinsic Coordinate System for Fingerprint Matching”, Proceedings of the Third International Conference on Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication, p.198-204, June 06-08, 2001
- [12] **[Minutiae1]** X. Jiang and W.Y. Yau, “Fingerprint minutiae matching based on the local and global structures,” Proc. of ICPR-2000, 2000, pp.1038-1041.
- [13] **[Minutiae2]** N. K. Ratha, V. D. Pandit, R. M. Bolle, and V. Vaish, “Robust fingerprint authentication using local structural similarity,” in Proc. of 5th IEEE Workshop on App. of Computer Vision, 2000, pp.29-34.
- [14] **[Minutiae3]** X. Chen, J. Tian, and X. Yang, “A new algorithm for distorted fingerprints matching based on normalized fuzzy similarity measure,” IEEE Trans. Image Process., vol. 15, no. 3, pp. 767–776, Mar. 2006.
- [15] **[Minutiae4]** Y. He, J. Tian, L. Li, and X. Yang. Fingerprint matching based on global comprehensive similarity. IEEE Trans.on PAMI, 28(6):169–177, 2006.
- [16] **[Minutiae5]** S. Chikkerur, V. Govindaraju, and A. N. Cartwright, "K-plet and coupled BFS: a graph based fingerprint representation and matching algorithm," in Proceedings of the International Conference on Biometrics (ICB '06), pp. 309-315, Hong Kong, January 2006.
- [17] **[Minutiae6]** N.K. Ratha, K. Karu, S. Chen, A.K. Jain, A real-time matching system for large fingerprint databases, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 18 (8) (1996) 799–813.
- [18] **[Minutiae7]** S.H. Chang, F.H. Cheng, W.H. Hsu, G.Z. Wu, Fast algorithm for point pattern matching: invariant to translations, rotations and scale changes, Pattern Recognition 30 (2) (1997) 311–320.
- [19] **[Minutiae8]** Z.M. Kovacs-Vajna, A fingerprint verification system based on triangular matching and dynamic time warping, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 22 (11) (2000) 1266–1276.
- [20] **[Minutiae9]** X. J. Chen, J. Tian, and X. Yang, “An algorithm for distorted fingerprint matching based on local triangle features set”. IEEE Trans. on Information, Forensics and Security 1(2) (2006).
- [21] **[Minutiae10]** W. Xu, X. Chen, and J. Feng, “A Robust Fingerprint Matching Approach: Growing and Fusing of Local Structures”, in Proceedings of the International Conference on Biometrics (ICB '07), pp. 134–143, 2007.
- [22] **[Minutiae11]** X. Liang, T. Asano, “Fingerprint Matching Using Minutia Polygons”. In: ICPR2006, vol. 1, track 4, Mon-O-IV-2 (2006)
- [23] **[Descriptor1]** M. Tico, P. Kuosmanen, Fingerprint matching using an orientationbased minutia descriptor, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 25(8) (2003) 1009–1014.

- [24] [Descriptor2] X. Tong, J. Huang, X. Tang , D. Shi, “Fingerprint minutiae matching using the adjacent feature vector”, Pattern Recognition Letters 26 (2005) 1337–1345
- [25] [Descriptor3] X.Wanga, J.Li, Y. Niub, "Fingerprint matching using OrientationCodes and PolyLines", Pattern Recognition 40 (2007) 3164 – 3177.
- [26] [Descriptor4] L. Sha, X. Tang, “Orientation-improved minutiae for fingerprint matching", ICPR, vol. 4, 2004, pp. 432–435.
- [27] [Descriptor5] X. Luo, J. Tian, Y. Wu, A minutia matching algorithm in fingerprint verification, 15th ICPR, vol. 4. Barcelona, 2000, pp. 833–836.
- [28] [Descriptor6] L. Sha, F. Zhao, X. Tang, “Minutiae-based fingerprint matching using subset combination”, in: ICPR, vol. 4, 2006, pp. 566–569.
- [29] [Descriptor7] A.M. Bazen, S. Gerez, Fingerprint matching by thin-plate spline modeling of elastic deformations, Pattern Recognition 36 (8) (2003) 1859–1867.
- [30] [Descriptor8] J. Feng, Z. Ouyang, and A. Cai, “Fingerprint matching using ridges”, Pattern Recognition 39 (2006) 2131 – 2140.
- [31] [Descriptor9] A.K. Jain, S. Prabhakar, L. Hong, S. Pankanti, Filterbank-based fingerprint matching, IEEE Trans. Image Process. 9 (5) (2000) 846–859.
- [32] [Descriptor10] A. Ross, A.K. Jain, J. Reisman, A hybrid fingerprint matcher, Pattern Recognition 36 (7) (2003) 1661–1673.
- [33] [Descriptor11] F. Benhammadi, M.N.Amirouche, H. Hentous, K. Bey Beghdad, and M. Aissani, “Fingerprint matching from minutiae texture maps”, Pattern Recognition 40 (2007) 189 – 197.
- [34] [Minutiae Extraction1] L. Hong, Y. Wan, and A. Jain, “Fingerprint image enhancement: algorithm and performance evaluation,” IEEE Trans. on PAMI, Vol. 20, No. 8, pp.777-789, 1998.
- [35] [Minutiae Extraction2] A. K. Jain, L. Hong and R. Bolle, “On-line fingerprint verification,” IEEE Trans. on PAMI, Vol. 19, No. 4, pp.302-314, 1997.
- [36] [Max flow1] L. R. Ford and D. R. Fulkerson, Flows In Networks, Princeton University Press, 1962
- [37] [Max flow2] J. Liu, Algorithms for minimum-cost flows, http://www.csd.uwo.ca/gradstudents/jliu36/min_cost.pdf, 2003.
- [38] [FVC2000]The 1th Fingerprint Verification Competition, <http://bias.csr.unibo.it/fvc2000/>.
- [39] [FVC2002]The 2nd Fingerprint Verification Competition, <http://bias.csr.unibo.it/fvc2002/>.
- [40] [FVC2004]The 3rd Fingerprint Verification Competition, <http://bias.csr.unibo.it/fvc2004/>.