# การสำรวจเทคนิคการทำนายและการวัดค่ามลภาวะทางอากาศ
# A Survey of Predict and Measure an Air Pollution Techniques

*ชนิตพล สังข์สายศิริกุล (Ch. Sangsaisirikul)[1] กมลเทพ มูลไธสง (K. Moolthaisong)[2]*
*รัฐวิช นุริตานนท์ (R. Nuritanon)[3] และไชยรัตน์ นวลสำเนียง (Ch.Nuansamniang)[4]*
*[1,2,3,4]ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น*
*chanitapons@kkumail.com, kamolthep.mts@kkumail.com, ratthawit.nur@kkumail.com, chairatnn@kkumail.com*

**บทคัดย่อ**

*มลภาวะทางอากาศเป็นปัญหาหนึ่งที่เกิดขึ้นในหลายประเทศทั่วโลกจึงมีความพยายามที่จะสำรวจวัดค่ารวมทั้งการทำนายตัวแปรที่ก่อให้เกิดมลภาวะทางอากาศซึ่งในบทความนี้ได้ทำการสำรวจงานวิจัย ส่วนหนึ่งเพื่อค้นหาเทคนิคการวัดและการทำนายที่ให้ประสิทธิภาพที่ดี ซึ่งแต่ละชุดข้อมูลนั้นมีเทคนิคที่ใช้ได้ดีต่างกันไป*

**คำสำคัญ:** ทำนาย มลภาวะ คุณภาพ อากาศ วัดค่า

**Abstract**

*Air pollution is a problem which happened in many countries in the world. Have an endeavor to measure or predict an air pollution cause variable. In this article have a survey of predict and measure techniques to find a best performance technique. But for each type of data set have a different suitable technique.*

**Keyword**: Prediction, Pollution, Quality, Air, Measure.

## 1. บทนำ

ปัจจุบันปัญหามลพิษทางอากาศเป็นปัญหาหนึ่งที่เกิดขึ้นตามการเติบโตของสังคมเมืองและภาคอุตสาหกรรมอีกทั้งยังเป็นต้นเหตุของปัญหาสุขภาพของคนในพื้นที่ที่เกิดปัญหานั้นด้วย จากข้อมูลของกรมควบคุมมลพิษ[1]ค่าเฉลี่ยของปริมาณมลพิษในบางพื้นที่ของประเทศไทยอยู่ในเกณฑ์สูงและไม่แน่นอนในแต่ละวัน ดังนั้นหากมีการทำนายตัวแปรมลพิษทางอากาศก็จะสามารถแจ้งเตือนหรือควบคุมมลพิษนั้นได้

ปัญหามลพิษไม่เพียงแต่เกิดขึ้นในประเทศไทยเท่านั้น แต่ยังเกิดขึ้นทั่วโลกดังนั้นจึงมีนักวิจัยหลายท่านพยายามทำนายสภาพมลพิษทางอากาศด้วยเทคนิคการทำเหมืองข้อมูลและการเรียนรู้ของเครื่องจักรด้วยการใช้ข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยาเช่น อุณหภูมิสูงสุด – ต่ำสุด, ความชื้นสัมพัทธ์ในอากาศ, ความกดอากาศ, ทิศทางลม และความเร็วลม เป็นต้น และใช้ข้อมูลความเข้มข้นของมลพิษทางอากาศ เช่น $PM_{2.5}$ , $PM_{10}$ , $SO_x$, $NO_x$ และ CO เป็นต้นในการใช้เป็นชุดเรียนรู้สำหรับโมเดลต่าง ๆ และทำนายความเข้มข้นมลพิษทางอากาศออกมา

ดังนั้นบทความนี้ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาเทคนิคต่าง ๆจากงานวิจัยที่ผ่านมาเพื่อเปรียบเทียบวิธีการ ข้อมูลที่ใช้ และค่าความผิดพลาดของแต่ละบทความที่ศึกษา เพื่อสรุปหาเทคนิคที่เหมาะสมกับแต่ละกลุ่มข้อมูล หรือเทคนิคที่ดีที่สุด รวมทั้งวิธีการเก็บรวมรวบรวมข้อมูลมลภาวะทางอากาศด้วย

## 2. บทความที่เกี่ยวข้อง

### 2.1 Deep Neural Network for PM2.5 Pollution Forecasting Based on Manifold Learning[2]

มลภาวะทางอากาศ (Air Pollution) เป็นปัญหาสำคัญที่เกิดขึ้นในประเทศจีนจึงมีผู้ที่ต้องการทำนายปัจจัยมลภาวะทางอากาศ บทความนี้จึงนำเสนอเทคนิคที่สามารถเพิ่มความแม่นยำ (Accurate) ในการทำนายผลให้มากขึ้นโดยใช้เทคนิค Deep neural network based on manifold learning (M-DNN)

การทำงานของเทคนิค M-DNN นั้นเริ่มต้นจากการนำข้อมูลที่บันทึกไว้มาทำ Normalization และนำข้อมูลตัวแปรทางอุตุนิยมวิทยามาทำการลดมิติของข้อมูลด้วย Manifold Learning-Locally Linear Embedding (LLE) จากนั้นนำข้อมูลที่ลดมิติลงแล้วมาเข้ากระบวนการเรียนรู้และทำนายออกมาด้วย Deep Neural Network (DNN)

ผู้วิจัยของบทความนี้ทำการทดสอบเทคนิค M-DNN ด้วยข้อมูลจาก กระทรวงปกป้องสิ่งแวดล้อมแห่งสาธารณรัฐประชาชนจีน (Ministry of Environmental of China) ขอบเขตของข้อมูลที่ใช้คือ ระหว่างวันที่ 28 ตุลาคม 2013 ถึง 31 มีนาคม 2017 ในพื้นที่มณฑลฉงชิ่ง (Chongqing) ประเทศจีน โดยข้อมูลที่ทำนายคือ $PM_{2.5}$ Concentration ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยเทคนิค M-DNN มีความผิดพลาดซึ่งเป็นเกณฑ์การทดสอบปรากฏขึ้นดังนี้ MAPE 28.25%, RMSE 15.84 และ CC 0.87 เมื่อนำมาเปรียบเทียบกับ DNN และ BPNN ปรากฏว่า M-DNN ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าในทุกด้าน

**2.2 Artificial Neural Networks Based Air Pollution Monitoring in Industrial Sites[3]**

อุตสาหกรรมเป็นส่วนที่ทำให้เกิดมลภาวะทางอากาศในปริมาณมาก และส่งผลกระทบกับสุขภาพและสิ่งแวดล้อม บทความนี้จึงนำเสนอการทำนายมลภาวะในพื้นที่นิคมอุตสาหกรรมในเมือง Skikda ด้วยเทคนิค Nonlinear Auto Regressive model (NARX)

Nonlinear Autoregressive network with exogenous inputs (NARX) เป็นเทคนิคที่ใช้กับข้อมูลที่เป็น Time Series ที่ทำงานบนพื้นฐานของ Neural Networks โดยใช้ Input จากข้อมูลตัวแปรที่อยู่ในช่วงเวลาก่อนหน้า และ Output ที่เกิดขึ้นในช่วงเวลาก่อนหน้ามาด้วย โดยในบทความนี้จะใช้ข้อมูลด้านอุตุนิยมวิทยาและปัจจัยสิ่งแวดล้อม ซึ่งจะแบ่งการทดลองเป็น 3 ชุดดังนี้ ชุดที่หนึ่งใช้เฉพาะตัวแปรความเข้มข้นของมลภาวะเท่านั้น ชุดที่สองใช้เฉพาะตัวแปรทางอุตุนิยมวิทยาเท่านั้น และชุดที่สามใช้ตัวแปรความเข้มข้นของมลภาวะผสมผสานกับข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยา เพื่อทำนายตัวแปร CO และ NOx

โดยบทความนี้จะทำการเปรียบเทียบชุดข้อมูลทั้ง 3 รูปแบบ ซึ่งทำนายด้วย NARX และวัดผลด้วย Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), R2 Indices และ D2 Indices ผลปรากฏว่าการทำนาย NOx ด้วยข้อมูลชุดที่สามสามารถทำนายได้แม่นยำมากโดย MSE 1.11% และ MAE 6.75% การทำนาย CO ด้วยข้อมูลชุดที่สามสามารถทำนายได้แม่นยำมากโดย MSE 1.38% และ MAE 5.92%

**2.3 Prediction of Air Pollution Based on FCM-HMM Multi-model[4]**

บทความนี้ผู้วิจัยได้ศึกษาเทคนิคการทำนายมลภาวะทางอากาศ เนื่องจากการเพิ่มขึ้นของเมืองและสภาพแวดล้อมต่าง ๆ โดยผู้วิจัยมุ่งเน้นไปที่การทำนายมลภาวะทางอากาศในเขตเมืองโดยอาศัยข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยาและสภาพอากาศที่มีความสัมพันธ์กัน เทคนิคที่ผู้วิจัยในบทความนี้นำเสนอคือ FCM-HMM Multi-model

ก่อนหน้าที่จะทำการทำนายด้วย FCM-HMM ผู้วิจัยทำการลดมิติของข้อมูลที่ได้ด้วยการทำ Feature extraction ด้วย PCA model และนำไปสร้าง Matrix สำหรับ Hmm model จากนั้นจึงนำมาแบ่ง Cluster ด้วย FCM-HMM เพื่อหาความสัมพันธ์ของข้อมูลด้วยการทำ แผนภาพลำดับความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนสถานะ ซึ่งสถานะแบ่งไว้ดังนี้ สถานะ E1 เป็นกลุ่มคุณภาพอากาศดี E11 เป็นสถานะอากาศสดชื่น E12 เป็นสถานะเกือบสดชื่น E13 เป็นสถานะอากาศดี E2 เป็นกลุ่มคุณภาพอากาศแย่ E21 เป็นสถานะอากาศมลพิษมาก E22 เป็นสถานะอากาศมลพิษค่อนข้างมาก และ E23 เป็นสถานะสถานะมลพิษเบาบาง และขั้นสุดท้ายจึงนำน้ำหนักของแต่ละสถานะมาทำนาย air pollution index ด้วย Fuzzy inference Multi Model ซึ่งจากการทดลองได้กฎการทำนายสองกฎ

ประสิทธิภาพจากการทำนายของเทคนิค FCM-HMM Multi model นั้นให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าเทคนิคอื่น ๆ ที่นำมาเปรียบเทียบเป็นอย่างมากโดยมีค่า RMSE 7.78 และค่า MAPE 9.3% ในขณะที่วิธีการอื่น ๆ ที่นำมาเทียบอีก 4 เทคนิคนั้นมีค่า RMSE เฉลี่ย 26.7 และค่า MAPE เฉลี่ย 28.9%

**2.4 Automated Control System for Air Pollution Detection in Vehicles [5]**

บทความฉบับนี้มุ่งเน้นไปที่สิ่งแรกคือแนวคิดในการตรวจวัดระดับของมลพิษและแจ้งให้คนขับทราบ เหตุผลที่สองคือการปรับปรุงที่ยิ่งใหญ่ที่สุดเทคโนโลยีเพื่อรักษาสิ่งแวดล้อมให้ปลอดจากการปล่อยก๊าซเรือนกระจกของยานพาหนะและนำไปสู่การหยุดชะงักหากมลพิษระดับสูงกว่ามาตรฐานที่ระบุโดยรัฐบาล.

ในบทความนี้ได้มีการใช้เซนเซอร์เซมิคอนดักเตอร์ในการตรวจวัดระดับมลพิษของยานพาหนะ ซึ่งมุ่งเน้นในสามส่วนหลัก คือ เครื่องตรวจจับควัน ไมโครคอนโทรลเลอร์และหัวฉีดเชื้อเพลิง ตรวจจับควันสารมลพิษ (CO, NOx ฯลฯ ) จะทำงานอย่างต่อเนื่อง. และไมโครคอนโทรลเลอร์จะวัดระดับของมลพิษที่มีเปรียบเทียบกับระดับค่าที่กำหนดโดยรัฐบาล. เมื่อระดับมลพิษสูงกว่ามาตรฐานจะส่งสัญญาณไปยังหัวฉีดเชื้อเพลิง เมื่อตัวควบคุมหัวฉีดน้ำมันเชื้อเพลิงได้รับสัญญานจะหยุดจ่ายน้ำมันเชื้อเพลิงไปยังเครื่องยนต์ หลังจากช่วงเวลาหนึ่ง

**2.5 Automated Gas Pollution Detection System** [6]

แนวคิดสำหรับโครงการเกิดขึ้นเพื่อเป็นตัววัดที่สามารถช่วยลดผลกระทบจากภัยพิบัติสิ่งแวดล้อมขนาดใหญ่ในอนาคตที่ได้มีการออกแบบอุปกรณ์ซึ่งสามารถตรวจจับการปรากฏของก๊าซที่เป็นอันตรายและเป็นตัวบ่งชี้ถ้าจำนวนของก๊าซที่ก่อให้เกิดมลพิษนั้นเกินขีดจำกัด

ต้นแบบระบบตรวจจับมลพิษอัตโนมัติได้รับการออกแบบสำเร็จโดยใช้ SketchUp Make จะสังเกตได้ว่าเมื่อปริมาณของก๊าซที่เป็นอันตรายผ่านท่อกระบอกสูบเกินกว่าค่าที่กำหนดไว้ neutralizers ที่ถูกจัดเตรียมไว้ให้จะช่วยเจือจางก๊าซที่เป็นอันตราย จะสังเกตได้ว่าการทำที่สมบูรณ์สามารถเกิดขึ้นได้โดยไม่ล่าช้ามาก หากโครงการมีการดำเนินการในทางปฏิบัติที่มีสิ่งแวดล้อมขนาดใหญ่จะประหยัด และพอดีกับในช่วงการปล่อยก๊าซในอัตราที่สูงมาก ข้อดีคือในการกระทำของระบบนี้เกิดขึ้นเท่านั้น เมื่อปริมาณของก๊าซที่เป็นอันตรายเกินกว่าค่าเกณฑ์ที่กำหนดไว้ล่วงหน้า

**2.6 Wireless Sensor Network Based Pollution Monitoring System in Metropolitan Cities [7]**

เนื่องจากการใช้งานที่มากเกินไปของ Air Conditioner (AC) ในอุตสาหกรรมไอทีก่อให้เกิดความเสียหาย ก๊าซซึ่งอาจส่งผลเสียต่อสุขภาพของมนุษย์เช่น ปวดศีรษะ, เวียนศีรษะ, การระคายเคืองในตา ผลกระทบที่ยืดเยื้อของมลพิษอาจนำไปสู่ความตาย

การศึกษานี้เสนอแบบจำลองมลพิษทางอากาศและการตรวจสอบซึ่งตรวจจับมลพิษในอากาศ บนพื้นฐานของการทำเหมืองข้อมูล ขั้นตอนวิธีตะแกรงเซนเซอร์ใช้ในการตรวจจับค่าเซนเซอร์จากเซ็นเซอร์ก๊าซต่างๆ โดยใช้ไมโครคอนโทรลเลอร์ในการถ่ายโอนข้อมูลค่าจาก ADC ไปยังเซิร์ฟเวอร์ การทำเหมืองข้อมูลใช้ในการคำนวณมลพิษจากพื้นที่ต่างๆ

ในบทความนี้เราได้นำเสนออัลกอริธึม ID3 ซึ่งได้ผลดีที่สุด. โดยได้ตั้งค่าเกณฑ์สำหรับการรวบรวมค่าเซ็นเซอร์ต่างๆ และหลังจากเปรียบเทียบค่าต่างๆค่าที่มีค่าเกณฑ์ที่เราได้รับในรูปแบบกราฟิกเพื่อความเข้าใจของผู้ใช้ เพื่อใช้ระบบนี้ที่เรามีใช้ AVR ATmega-32 Microcontroller ที่มีอยู่ใน build ADC และ MAX-232 IC สำหรับการสื่อสารแบบอนุกรม

โดยวิธีการทำเหมืองข้อมูลเราสามารถทำนายอนาคตมลภาวะได้ในพื้นที่โดยเฉพาะ ระบบของเราไม่เพียงแค่ตรวจสอบที่เป็นอันตรายเท่านั้นก๊าซในอากาศ แต่ยังให้การคาดการณ์ในอนาคตที่เป็นประโยชน์สำหรับสภาพแวดล้อมที่ดีมากยิ่งๆขึ้นไป

**2.7 Evolving Differential evolution method with random forest for prediction of Air Pollution [8]**

บทความนี้ผู้วิจัยได้คำถึงผลกระทบของมลภาวะทางอากาศต่อสุขภาพมนุษย์และสิ่งแวดล้อม จึงได้ทำการพัฒนาโมเดลในการคาดการพยากรณ์มลภาวะทางอากาศขึ้นมาโดยใช้ differential evolution ผสานเข้ากับ random forest ในการเพิ่มความแม่นคำของการพยากรณ์

ทางด้านการเก็บข้อมูล ผู้วิจัยได้จัดเก็บข้อมูลและพยากรณ์มลพิษเจ็ดชนิดจากสองเมืองในอินเดีย แบ่งเป็น ในเมืองเดลีพยากรณ์ C6H6(Benzene), NO2(Nitrogen Dioxide), CO(Carbon Monoxide) และในเมืองปัตนะ พยากรณ์ SO2(Sulfur Dioxide), O3(Ozone), PM2.5 และ PM10 แหล่งข้อมูลหลักของงานวิจัยนำมาจาก Central Pollution Control Board อินเดีย ระยะเวลาเก็บข้อมูล ตั้งแต่มกราคม ค.ศ. 2015 ถึง สิงหาคม ค.ศ. 2017

หลังจากเก็บข้อมูลแล้ว ตัวข้อมูลจะถูกนำไปแปลงค่าโดยใช้วิธีวิวัฒนาการโดยใช้ผลต่าง(Differential Evolution) ก่อนนำไปพยากรณ์โดยใช้อัลกอริทึม Random Forest ผลความแม่นยำที่ได้คือ 80% ซึ่งสูงกว่าอัลกอริทึมที่นำมาเปรียบเทียบ คือ Independent classifier ที่ 73% และ Multi-label ที่ 65%

**2.8 Prediction of Ambient Air Quality Based on Neural Network Technique [9]**

บทความนี้นำเสนอระบบ Artificial Neural Network ใหม่ คือ Back Propagation Neural Network (BPPN) เพื่อใช้วัดระดับคุณภาพอากาศแวดล้อมในมาเลเซีย โดยสำรวจมลพิษคือ O3(Ozone), CO(Carbon Monoxide), Nitrogen Dioxide(NO2), SO2(Sulphur Dioxide) และ PM10

ชุดข้อมูลเป็นข้อมูลคุณภาพอากาศในระยะเวลาสองเดือนระหว่างเดือนพฤศจิกายนถึงธันวาคม ค.ศ. 2004 แบ่งเป็นชุดข้อมูลที่ใช้ฝึก 3306 ข้อมูล และข้อมูลที่ใช้ทดสอบ 683 ข้อมูล

ระบบ Artificial Neural Network ช่วยทำให้การพยากรณ์คุณภาพอากาศง่ายและรวดเร็วเมื่อเทียบกับระบบที่ใช้อยู่ในสมัยนั้น ก่อให้เกิดทางเลือกที่น่าสนใจในการตรวจสอบคุณภาพอากาศ ความแม่นยำของการพยากรณ์ที่ศูนย์เมืองนิไลอยู่ที่ 97.19 ถึง 99.99%

**2.9 An Online Method Based on Random Forest for Air Pollutant Concentration Forecasting [10]**

ปักกิ่งเมืองหลวงของจีนต้องเผชิญกับมลพิษทางอากาศอย่างรุนแรงตั้งแต่ ค.ศ. 2016 นิวเดลี เมืองหลวงของอินเดีย ก็ได้เผชิญกับปัญหานี้เช่นเดียวกัน

เนื่องด้วยข้อมูลที่ให้ในการพยากรณ์มลพิษในอากาศประกอบด้วยข้อมูลที่เป็นตัวเลขและข้อมูลที่ไม่ใช่ตัวเลข Random Forest ซึ่งมีความสามารถในการจัดการกับข้อมูลทั้งสองชนิด

บทความนี้ได้นำเสนอการพยากรณ์มลพิษทางอากาศผ่านสามแบบคือ PM2.5, NO2, และ SO2 ผ่านทางระบบออนไลน์ล่วงหน้า 24 ชั่วโมง โดยใช้อัลกอริทึม Random Forest ซึ่งมีข้อได้เปรียบในหลาย ๆ ด้าน เช่น ไม่เกิดการOverfit ได้ง่าย ซึ่งคือการคล้ายกันมากเกินไประหว่างผลการพยากรณ์กับชุดข้อมูลฝึก การทนต่อข้อมูลรบกวน(Noise) การคงความแม่นยำถึงแม้จะมีข้อมูลสูญหายไปเป็นจำนวนมาก เป็นต้น

ชุดข้อมูลที่ใช้ในบทความนี้ถูกเก็บมาโดย Urban Computing Team จาก Microsoft Research เป็นระยะเวลาหนึ่งปี ตั้งแต่วันที่ 1 พฤษภาคม ค.ศ. 2014 ถึงวันที่ 30 เมษายน ค.ศ. 2015 ครอบคลุม 43 เมืองในจีน ประกอบด้วยข้อมูลทั้งทางอุตุนิยมวิทยาและข้อมูลคุณภาพอากาศ

ความแม่นยำที่ได้จากวิธีการที่นำเสนอ

PM2.5 ค่า MAE อยู่ที่ 41.87 RMSEอยู่ที่ 60.30 Acc อยู่ที่ 0.526

NO2 ค่า MAE อยู่ที่ 19.36 RMSEอยู่ที่ 24.88 Acc อยู่ที่ 0.659

SO2 ค่า MAE อยู่ที่ 13.55 RMSEอยู่ที่ 17.70 Acc อยู่ที่ 0.556

**2.10 Size Selected Particulate Monitoring and Relationship Among Ambient , Indoor and Exposure Concentration [11]**

บทความนี้ได้นำเสนอวิธีการหาปริมาณฝุ่นขนาเล็กภายนอกป้อมตำรวจริมถนนและที่ตำรวจจราจรรับสัมผัสฝนเขตกรุงเทพดินแดง ปทุมวัน รามคำแหง และ งามวงศ์วานและถูกเก็บด้วยเครื่องเก็บตัวอย่างอากาศเฉพาะบุคคล ติดหัวแยกอิมแพคเตอร์และหาปริมาณด้วยการชั่งหกตำแหน่งเมื่อเปรียบเทียบค่าที่จากเครื่องเก็บตัวอย่างอากาศแบบใช้เทปรังสีเบต้า

จากการเปรียบเทียบปริมาณฝุ่นละอองที่เก็บวิธี cascade impactor และเครื่องมือเก็บตัวอย่างอากาศแบบใช้เทปรังสีเบต้า พบว่าเครื่อง cascade impactor ให้ค่าที่สูงกว่ามีข้อเปรียบตรงใช้เทปรังสีเบต้าสามารถเก็บฝุ่นละอองขนาเล็กกว่า 2.5 ไมคร่อนได้ ปริมาณฝุ่นละออง PM10 นอกป้อมโยเฉลี่ย 24 ชั่วโมง ในกรุงเทพมีค่าเกิน100 ug/m ทุกสถานี

**2.11 Measurement of Air Pollutants and Prediction of Air Quality By ISCST3 Modelat Mae-moh Power Plant [12]**

จากรายงานสถานการณ์คุณถาพอากาศในพื้นที่แม่เมาะพบว่ามลพิษทางอากาศยังคงเป็นปัญหาหลักในพื้นที่แม่เมาะโดยเฉพาะก๊าซซัลเฟอร์ไดออกไซด์ 1 ชั่วโมงเฉลี่ย 780 ug/m ส่วนปริมาณฝุ่นละอองยังมีค่าสูงเกินมาตรฐานในหลายๆพื้นที่ ค่ามาตรฐานมีจนาดเล็กกว่า 10 ไมครอนเฉลี่ย 24 ชั่วโมงเท่ากับ 120ug/m ในกระบวนการผลิตกระแสไฟฟ้ามีการปล่อยก๊าซซัลเฟอร์ไออกซ์ก๊าซไนโตรเจน และฝุ่นละอองสู่บรรยากาศทำให้เกิดปัญหาต่อสุขภาพแก่คนในพื้นที่นั่น ดังนั้นในการวิจัยจึงได้นำเทคนิคการตรวจวัดด้วย passive sampler มาใช้ในการตรวจวัดสารมลพิษและใช้แบบจำลอง ISCST3 มาใช้ในการประเมินความเข้มข้นของสารมลพิษอากาศในพื้นที่แม่เมาะผลการคำนวณพบว่าค่าเฉลี่ย 24 ชั่วโมงสูงสุดของซัลเฟอร์ไดออกไซด์เท่ากับ 2.18,0.95 และ 2.80ug/mจากการทดลองแบบจำลอง ISCST3 ในการทำนายฝุ่นขนาดเล็กกว่า 10 ไมครอนด้วยค่า RMSE และ Fractional bias พบว่าแบบจำลองให้ค่าต่ำกว่าการวัดจริง

**2.12 Hybrid model for air quality data prediction Case study: air quality data in Thailand**

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ศึกษาหาตัวแบบผสมในการพยากรณ์คุณภาพอากาศระหว่างวิธีของบอกซ์และเจนกินส์กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ โดยใช้ข้อมูลคุณภาพอากาศเฉลี่ยรายเดือนก๊าซซัลเฟอร์ไดออกไซด์ (SO2 ) ก๊าซไนโตรเจนไดออกไซด์ (NO2 ) ก๊าซคาร์บอนมอนนอกไซด์ (CO) และก๊าซโอโซน (O3 ) ของสถานีตรวจวัด คุณภาพอากาศอนามัยมาบตาพุด อำเภอมาบตาพุด จังหวัดระยองและเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ระยะสั้น และระยะยาวเมื่อเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อน MSE และ MAPE ดังแสดงในตารางที่ 1 และสรุปออกมาเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำที่สุดในตารางที่ 2 พบว่า ตัวแบบผสม จะให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำมากกว่าตัวแบบ ANN และตัวแบบ ARIMA และตัวแบบ ARIMA จะให้การ พยากรณ์ที่แม่นยำน้อยที่สุดทั้งการพยากรณ์ระยะสั้น (3 เดือน) และพยากรณ์ระยะยาว (36 เดือน)

**ตารางที่ 1:** เปรียบเทียบค่าคาดเคลื่อนของการใช้ก๊าซแต่ละชนิด

| มลภาวะในอากาศ | ตัวแบบ | MSE | | | MAPE | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | train(108) | test(3) | test(36) | train(108) | test(3) | test(36) |
| $SO_2$ | ARIMA(1,0,0)(0,1,1)$_{12}$ | 3.6757 | 1.7433 | 10.680 | 42.1291 | 19.7417 | 37.0907 |
| | ANN 12-7-1 (tansig) | 1.4692 | 0.0849 | 1.3336 | 29.4375 | 4.7207 | 16.8989 |
| | **ตัวแบบผสม** | **0.0131** | **0.0045** | **0.0102** | **2.3109** | **1.1115** | **1.1105** |
| $NO_2$ | ARIMA(1,0,0)(1,1,1)$_{12}$ | 14.2814 | 2.0994 | 15.9148 | 31.3704 | 9.71458 | 16.9073 |
| | ANN 24-13-1 (tansig) | 0.4058 | 0.0720 | 0.1447 | 7.0338 | 1.6266 | 2.1982 |
| | **ตัวแบบผสม** | **19.5688** | **0.0027** | **0.0164** | **6.2289** | **0.3508** | **0.5254** |
| CO | ARIMA(1,0,0)(0,0,0)$_{12}$ | 0.0928 | 0.0183 | 0.0262 | 44.0924 | 15.7143 | 40.2202 |
| | ANN 12-7-1 (tansig) | 0.0047 | 0.0052 | 0.0053 | 16.6405 | 8.6663 | 15.7024 |
| | **ตัวแบบผสม** | **0.0012** | **0.0025** | **0.0009** | **7.9942** | **7.3049** | **5.5256** |
| $O_3$ | ARIMA(0,0,3)(1,1,0)$_{12}$ | 29.9538 | 21.3942 | 34.0250 | 29.1552 | 12.9361 | 37.6690 |
| | ANN 12-7-1 (logsig) | 0.6500 | 0.9682 | 0.4838 | 4.8688 | 4.0679 | 3.9311 |
| | **ตัวแบบผสม** | **0.1357** | **0.1094** | **0.1319** | **1.7607** | **1.0534** | **2.1954** |

**ตารางที่ 2:** ตัวแบบที่ให้ค่าการพยากรณ์แม่นยำที่สุดของก๊าซแต่ละชนิด

| มลภาวะในอากาศ | ตัวแบบที่ให้ค่าการพยากรณ์ที่แม่นยำที่สุด | |
|---|---|---|
| | ระยะสั้น (3 เดือน) | ระยะยาว (36 เดือน) |
| $SO_2$ | ตัวแบบผสม ARIMA(1,0,0)(0,1,1)$_{12}$ รวมกับ ANN 12-7-1 (tansig) | ตัวแบบผสม ARIMA(1,0,0)(0,1,1)$_{12}$ รวมกับ ANN 12-7-1 (tansig) |
| $NO_2$ | ตัวแบบผสม ARIMA(1,0,0)(1,1,1)$_{12}$ รวมกับ ANN 24-13-1 (tansig) | ตัวแบบผสม ARIMA(1,0,0)(1,1,1)$_{12}$ รวมกับ ANN 24-13-1 (tansig) |
| CO | ตัวแบบผสม ARIMA(1,0,0)(0,0,0)$_{12}$ รวมกับ ANN 12-7-1 (tansig) | ตัวแบบผสม ARIMA(1,0,0)(0,0,0)$_{12}$ รวมกับ ANN 12-7-1 (tansig) |
| $O_3$ | ตัวแบบผสม ARIMA(0,0,3)(1,1,0)$_{12}$ รวมกับ ANN 12-7-1 (logsig) | ตัวแบบผสม ARIMA(0,0,3)(1,1,0)$_{12}$ รวมกับ ANN 12-7-1 (logsig) |

## 3. เปรียบเทียบบทความ

### 3.1 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำนาย

เปรียบเทียบบทความที่ได้นำมาศึกษาด้วยตารางโดยอ้างอิงชื่อเรื่องแต่ละบทความด้วยเลขหัวข้อในบทที่ 2 และข้อมูลที่ใช้ประกอบการเปรียบเทียบคือ 1.เทคนิคที่ใช้ในบทความนั้น 2. ข้อมูลที่นำมาใช้ทดสอบ และ 3.ค่าประสิทธิภาพของเทคนิคที่นำเสนอในบทความนั้น โดยได้รวบรวมไว้ในตารางที่ 3

**ตารางที่ 3:** เปรียบเทียบประสิทธิภาพเทคนิคแต่ละบทความ

| หัวข้อ | เทคนิคที่ใช้ | ข้อมูลที่ใช้ | ค่าประสิทธิภาพ |
|---|---|---|---|
| 2.1 | M-DNN | the daily data of PM2.5 concentration during 28/10/2013 to 31/3/2017 at Chongqing, China | MAPE:28.25%<br>RMSE:15.84<br>CC:0.87 |
| 2.2 | NARX | Daily measurements form 32 groups of data containing of the (NOx & CO) pollutant concentration in SKIKDA area, during the period from December 2013 to January 2014 | MSE: 0.0138<br>MAE: 0.0592 |
| 2.3 | FCM-HMM Multi Model | China meteorological data sharing service system, which is last for 750 days from 2010 to 2012 collected from Beijing China. The data of 700 days are used for model training and the data of 50 days are employed to test the prediction | MAPE:9.3%<br>RMSE:7.78 |
| 2.7 | Differential evolution method with random forest | Central Pollution Control Board, India from January 2015 to August 2017 | Accuracy of 70% |
| 2.8 | Back Propagation Neural Network (BPNN) | November 2004 to December 2004 to 3306 train data and 683 test data | Accuracy of 97.19 to 99.99% |
| 2.9 | Online Forecasting Method Based on Random Forest (OL-RF) | Urban Computing Team, Microsoft Research For 1 year since 1st May 2014 to 30th April 2015 | PM2.5<br>MAE:41.87<br>RMSE:60.30<br>Acc:0.526<br><br>NO2<br>MAE:19.36<br>RMSE:24.88<br>Acc: 0.659<br><br>SO2<br>MAE:13.55<br>RMSE:17.70<br>Acc:0.556 |
| 2.11 | ISCST3 | ปริมาณสารพิษ ก๊าซซัลเฟอร์ไดออกไซด์ ก๊าซไนโตรเจนไดออกไซด์ และฝุ่นขนาดเล็กกว่า10 ไมครอน | ค่าเฉลี่ย24ชั่วโมงสูงสุดของซัลเฟอร์ไดออกไซด์เท่ากับ 2.18,0.95และ 2.80ug/mจากการทดลองแบบจำลอง ISCST3ในการทำนายฝุ่นขนาดเล็กกว่า10ไมครอนด้วยค่า RMSE และ |

| | | | |
|---|---|---|---|
| | | | Fractionalbias พบว่าแบบจำลองให้ค่าต่ำกว่าการวัดจริง |
| 2.12 | ANN | ข้อมูลคุณภาพอากาศเฉลี่ยรายเดือนก๊าซซัลเฟอร์ไดออกไซด์ (SO2 ) ก๊าซไนโตรเจนไดออกไซด์ (NO2 ) ก๊าซคาร์บอนมอนนอกไซด์ (CO) และก๊าซโอโซน (O3 ) ของสถานีตรวจวัด คุณภาพอากาศอนามัยมาบตาพุด | MSE<br>train 3.6757<br>Test 1.7433<br>MAPE<br>Train 42.1291<br>Test 16.7417 |

**3.2 เปรียบเทียบวิธีการเก็บข้อมูล**

เปรียบเทียบบทความที่ได้นำมาศึกษาด้วยตารางโดยอ้างอิงชื่อเรื่องแต่ละบทความด้วยเลขหัวข้อในบทที่ 2 และข้อมูลที่ใช้ประกอบการเปรียบเทียบคือ 1.เทคนิคที่ใช้ในบทความนั้น 2. ข้อมูลที่นำมาใช้ทดสอบ และ 3.ค่าที่สามารถวัดได้ที่นำเสนอในบทความนั้น โดยได้รวบรวมไว้ในตารางที่ 4

**ตารางที่ 4**: เปรียบเทียบวิธีการเก็บข้อมูล

| หัวข้อ | เทคนิคที่ใช้ | ข้อมูลที่ใช้ | ค่าที่สามารถวัดได้ |
|---|---|---|---|
| 2.4 | Block diagram (smoke sensor, transducer and ADC) | emission from the vehicle : carbon monoxide sensor (MQ-7) which can measure CO concentrations ranging from 10 to 10,000 ppm | Measure CO concentrations ranging from 10 to 10,000 ppm |
| 2.5 | Automatic Gas Pollution Detection System. | CO2: 1000 ppm<br>CO: 2-4 ppm<br>SO2:60-80ppm<br>NOX:60-80 ppm<br>CH4: 1000 ppm<br>O3: 0.12 ppm | The model was made successfully and it worked perfectly when the level of harmful gas exceeded more than predetermined level. |
| 2.6 | ID3 algorithm is best suited for: -1. Instance is represented as attribute-value pairs. 2. Target function has discrete output values. | MQ5 = 20-10,000<br>MQ7 = 20-2000<br>Temp = 12-30<br>Humidity = 20-40 | To implement this system we have Used AVR ATmega-32 Microcontroller which has in build ADC and MAX-232 IC for serial communication |
| 2.10 | Dispersion Aerosol | ปริมาณฝุ่น PM10 PM10-2.5 PM2.5 ในเขตกรุงเทพมหานคร | Cascade impactor สามารถดักจับฝุ่นขนาดเล็กกว่า2.5 ไมครอนได้ |

## 4. อภิปรายผลการเปรียบเทียบ

**4.1 อภิปรายการเปรียบเทียบเทคนิคการทำนาย**

จากตารางที่ 3 การทำนายมลพิษทางอากาศพื้นฐานของเทคนิคที่นำมาพัฒนาเพื่อการทำนายตัวแปรมลพิษทางอากาศนั้นส่วนมากจะเป็นเทคนิคที่พัฒนามาจากเทคนิค Neural Network โดยเทคนิคที่อยู่กลุ่มดังกล่าวสามารถทำนายผลได้ค่าความผิดพลาดหรือค่าความแม่นยำที่ดีที่สุดที่ Accuracy 97.19-99.99% คือ BPNN ซึ่งทำนายจากการชุดข้อมูลที่ประกอบด้วยตัวแปรมลภาวะทางอากาศโดยตรงซึ่งเป็นการทำนายแนวโน้ม ส่วนเทคนิคที่ใช้ชุดข้อมูลที่ต่างออกไปคือกลุ่มที่ใช้ชุดข้อมูลที่มาจากข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยาคือเทคนิค M-DNN สามารถทำนายได้ความแม่นยำ 87% ซึ่งข้อมูลในลักษณะนี้เทคนิค NARX สามารถทำนายได้ดีที่สุด โดยมีค่า MSE 0.0138 และ MAE 0.0592 โดยเฉลี่ย

**4.2 อภิปรายวิธีการเก็บค่ามลพิษทางอากาศ**

จากตารางที่ 4 การเก็บบันทึกและวัดข้อมูลทางอากาศนั้นมีการเก็บชุดข้อมูลที่ค่อนข้างหลากหลายทั้งการวัดค่าที่เป็นก๊าซพิษ($SO_x$, $NO_x$, $CO_x$, $O_3$) และการวัดค่าความหนาแน่นของอนุภาคฝุ่นขนาดเล็ก ซึ่งเซ็นเซอร์ที่ใช้วัดนั้นก็มีรูปแบบที่แตกต่างกันออกไป โดยบทความที่ 2.6 นั้นมีความพิเศษกว่าวิธีการอื่นโดยมีการใช้เทคนิคทาง Data mining มาใช้ประกอบเพื่อรวบรวมข้อมูลที่ได้ตามเกณฑ์ที่กำหนดเพื่อคัดกรองข้อมูลในระดับหนึ่ง โดยรวมแล้วการวัดค่าที่ได้นำมาเปรียบเทียบนั้นมีการวัดในช่วงที่แตกต่างกันออกไป แต่บทความที่ 2.6 สามารถวัดค่าความเข้มข้นของ CO ได้ในช่วงที่กว้างมากเมื่อเทียบกับบทความทั้งหมด

## 5. สรุป

มลภาวะทางอากาศนั้นมีปัจจัยการเกิดขึ้นจากหลายสาเหตุ ทำให้การวัดและการทำนายข้อมูลมลภาวะทางอากาศนั้นมีความหลากหลายซึ่งจากบทความที่สำรวจนั้นเทคนิค NARX นั้นสามารถทำนายได้ดีเมื่อใช้ชุดข้อมูลที่เป็นสภาพแวดล้อมต่าง ๆ ส่วนชุดข้อมูลที่เป็นค่าตัวแปรมลภาวะทางอากาศนั้นเทคนิคที่เป็น Neural Networks สามารถทำนายได้ในระดับที่ดี

## 6. เอกสารอ้างอิง


]1[ A. q. a. n. m. b. Monitoring Division. (2018, December 12, 2018(. ***Thailand's air quality and situation reports*** [Online]. Available: http://air4thai.pcd.go.th/webV2/history/.

]2[ J. Xie, "Deep Neural Network for PM2.5 Pollution Forecasting Based on Manifold Learning," in 2017 *International Conference on Sensing, Diagnostics, Prognostics, and Control (SDPC)*, 2017, pp. 236-240.

]3[ N. Djebbri and M. Rouainia, "Artificial neural networks based air pollution monitoring in industrial sites," in 2017 *International Conference on Engineering and Technology (ICET)*, 2017, pp. 1-5.

]4[ L. Wang, X. Xiao, and J. Meng, "Prediction of air pollution based on FCM-HMM Multi-model," in 2016 35*th Chinese Control Conference (CCC)*, 2016, pp. 2057-2062.

]5[ S. S. Chandrasekaran, S. Muthukumar, and S. Rajendran, "Automated Control System for Air Pollution Detection in Vehicles," in 4 2013 *th International Conference on Intelligent Systems, Modelling and Simulation*, 2013, pp. 49-51.

]6[ S. Ajith, B. Harivishnu, T. K. Vinesh, S. Sooraj, and G. Prasad, "Automated gas pollution detection system," in 2 2017 *nd International Conference for Convergence in Technology (I2CT)*, 2017, pp. 483-486.

]7[ S. Raipure and D. Mehetre, "Wireless sensor network based pollution monitoring system in metropolitan cities," in 2015 *International Conference on Communications and Signal Processing (ICCSP)*, 2015, pp. 1835-1838.

]8[ Rubal and D. Kumar, "Evolving Differential evolution method with random forest for prediction of Air Pollution," *Procedia Computer Science,* vol. 132, pp. 824-833, 2018/01/01/ 2018.

]9[ M. M. Kamal, R. Jailani, and R. L. A. Shauri, "Prediction of Ambient Air Quality Based on Neural Network Technique," in 4 2006*th Student Conference on Research and Development*, 2006, pp. 115-119.

]10[ J. Li, X. Shao, and H. Zhao, "An Online Method Based on Random Forest for Air Pollutant Concentration Forecasting," in 37 2018 *th Chinese Control Conference (CCC)*, 2018, pp. 9641-9648.

[11] สมานชัย เลิศกลมวิทย์, "Size Selected Particulate Monitoring and Relationship Among Ambient , Indoor and Exposure Concentration." in 2543 นักศึกษา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

[12] T.Tassawn ," Measurement of Air Pollutants and Prediction of Air Quality By ISCST3 Modelat Mae-mohPower Plant,"Student Chulalongkorn University

[13] S.Chayakorn, C.Siripat, S.Khamorn, "Hybrid model for air quality data prediction Case study: air quality data in Thailand",