

การใช้โครงข่ายประสาทเทียมคาดการณ์อัตราการเข้ารับการรักษาที่ โรงพยาบาลส่งเสริมสุขภาพตำบลในกลุ่มผู้ป่วยเด็กโรกระบบทางเดินหายใจ

บุณิกา แก้วเสนห์¹ จรรย์ แสนราช² และ นันทิกา สุนทรไชยกุล^{3*}

บทคัดย่อ

การศึกษานี้เพื่อสร้างสมการคาดการณ์จำนวนการเข้ารับบริการโรงพยาบาลส่งเสริมสุขภาพตำบลในกลุ่มเด็กอายุระหว่าง 1-10 ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมจากข้อมูลหัตถ์ของปัจจัยด้านสิ่งแวดล้อมและสุขภาพจำนวน 9 ตัวแปร โดยปัจจัย 8 ตัวแปรเก็บรวบรวมจากรายงานสถานการณ์คุณภาพอากาศและเสียงประเทศไทย สำนักจัดการคุณภาพอากาศและเสียง กรมควบคุมมลพิษ และรพ.สต.ในสังกัดอำเภอเฉลิมพระเกียรติ จังหวัดสระบุรี ระหว่างปี 2553 – 2557 และหนึ่งตัวแปรได้จากการทบทวนงานวิจัย ผลการศึกษาพบว่ามีเพียง 5 ตัวแปรจากทั้งหมด 9 ตัวแปร ประกอบด้วย ช่วงฤดูกาล, ระยะห่างระหว่างรพ.สต.และสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศ, จำนวนเด็กที่เข้ารับบริการ, เปอร์เซ็นต์น้ำหนักต่อส่วนสูง และค่าความเข้มข้นของฝุ่นละอองขนาด 10 ไมครอนที่สามารถใช้สร้างสมการคาดการณ์ได้ด้วยค่าความสัมพันธ์ 63.20%, มีค่าความถูกต้อง 86.33% และค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ 13.88% อย่างไรก็ตามสามารถคาดการณ์ได้เฉพาะช่วงเวลาที่เด็กมาใช้บริการด้วยกลุ่มอาการของโรกระบบทางเดินหายใจจำนวนไม่มากเท่านั้น ด้วยค่าเรียกคืน 92.38%, ค่าความแม่นยำ 89.57% และค่าความเชื่อมั่น 77.20% สรุปได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถใช้คัดเลือกปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับอัตราป่วยโรกระบบทางเดินหายใจ และสร้างสมการทำนายจากข้อมูลหัตถ์ของปัจจัยด้านสิ่งแวดล้อมและสุขภาพเพื่อคาดการณ์จำนวนเด็กที่เข้ารับการรักษาที่ รพ.สต. ด้วยโรกระบบทางเดินหายใจ

คำสำคัญ: โครงข่ายประสาทเทียม, ตัวชี้วัดทางสิ่งแวดล้อมและสุขภาพ, โรกระบบทางเดินหายใจ

¹ นักศึกษาปริญญาโท สาขาการจัดการอนามัยสิ่งแวดล้อมและความปลอดภัย คณะสาธารณสุขศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

² ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ภาควิชาคอมพิวเตอร์ศึกษา คณะครุศาสตร์อุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

³ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ คณะสาธารณสุขศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

* ผู้มีพันธับประสานงาน โทร. +668 9024 7437 อีเมล: noinansth@gmail.com



Using an Artificial Neural Networks to Predict Utilization Rate of Hospital District among Children with Respiratory Disease

Bhunika Keawsananai¹ Charun Sanrach² and Nantika Soonthornchaikul^{3*}

Abstract

This study aims to generate the equation for predicting the utilization rate of the local hospital in children aged 1-10 years old with respiratory disease by an artificial neural networks (ANNs). Using ANNs, the prediction equation was simulated by using retrospectively collected data including nine environmental and health indicators. The eight indicators were taken from the existing environmental and health data from 2010 to 2014 of the Air Quality and Sound Management Office in Thailand report and the Health Promoting Hospital District in Chaloen PhraKiat District, respectively. The factor related to the activity outside their home was obtained from the literature. The results showed that only five indicators were the predictors for estimating the number of children who visited the hospital district with respiratory diseases. These indicators included season, distance, number of children with respiratory disease, %weight for height and PM10 levels. The prediction equation had the correlation coefficient about 63.20%, accuracy with rate of 86.33% and relative error 13.88%. However, the equation was able to be performed for predicting the low respiratory disease rate, with sensitivity, precision and confidence rates of 92.38%, 89.57% and 77.20%, respectively. It is concluded that the ANNs can be applied to select the environmental and health indicators that were associated with the respiratory disease; and can generate the equation from the existing environmental and health datasets to estimate the number of children with respiratory disease who come to be treated in a hospital district.

Keywords: Artificial neural network, Environmental and health indicators, Respiratory disease

¹ Student Major Environmental Health and Safety Management, Faculty of Public Health, Thammasat University

² Assistant Professor, Department of Computer of Education, Faculty of Technical of Education, King Mongkut's University of Technology North Bangkok

³ Assistant Professor, Faculty of Public Health, Thammasat University

* Corresponding Author Tel. +668 9024 7437 e-mail: noinansth@gmail.com

1. บทนำ

ฝุ่นละอองในบรรยากาศเป็นปัญหามลพิษทางอากาศที่สำคัญของเมืองใหญ่ ๆ หลายเมืองของประเทศไทย ซึ่งส่งผลกระทบต่อสุขภาพของประชาชนทั้งทางตรงและทางอ้อม จากข้อมูลของกรมควบคุมมลพิษ พื้นที่ที่มีปัญหาฝุ่นละออง PM₁₀ ในปี 2557 มากที่สุด 5 อันดับแรก ได้แก่ จังหวัดสระบุรี, จังหวัดลำปาง, จังหวัดสมุทรสาคร, กรุงเทพฯ และจังหวัดแพร่ พื้นที่ที่มีปัญหาฝุ่นละอองรุนแรงที่สุดในจังหวัดสระบุรี คือ ตำบลหน้าพระลาน อำเภอเฉลิมพระเกียรติ เนื่องจากมีกิจกรรมหลักที่เป็นแหล่งกำเนิดฝุ่นละอองที่สำคัญในพื้นที่ อาทิ กิจการของการบดย่อยหิน การระเบิดหินและการขนส่งทางบก เนื่องจากจังหวัดสระบุรีเป็นเส้นทางการขนส่งสำคัญที่เชื่อมต่อหลายจังหวัด [1]

นอกจากนี้ยังพบว่าจำนวนครั้งที่ระดับความเข้มข้นของ PM₁₀ ณ สถานีตำรวจภูธร ตำบลหน้าพระลานซึ่งเป็นที่ตั้งของสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศแบบอัตโนมัติต่อเนื่องเกินค่ามาตรฐานคิดเป็น 24/31 (77.41%) โดยมีค่าเฉลี่ยความเข้มข้น 175 µg/m³ ซึ่งมีค่าสูงกว่าที่ตรวจพบบริเวณสถานีดับเพลิงเขาน้อย (PM₁₀ 37 µg/m³) และสูงเกินค่ามาตรฐานของ PM₁₀ ที่ 120 ไมโครกรัม/ลูกบาศก์เมตร [2] อาจก่อให้เกิดความเดือดร้อนรำคาญและปัญหาสุขภาพอนามัยของประชาชนที่อาศัยอยู่ในบริเวณที่ฝุ่นละอองแพร่กระจายไปถึง [3] ทั้งนี้จากสถิติการเจ็บป่วยพบว่าสาเหตุการป่วยอันดับแรกในจังหวัดสระบุรี คือโรคระบบทางเดินหายใจ [4]

ประการสำคัญเด็กซึ่งเป็นกลุ่มเปราะบางมีโอกาสเกิดการเจ็บป่วยจากการได้รับสัมผัส PM₁₀ มากกว่าประชากรกลุ่มอื่น [5] ผลจากการศึกษาที่ผ่านมาพบว่า เด็กนักเรียนที่อาศัยอยู่บริเวณที่มีความเข้มข้นของ PM₁₀ มากกว่า 100 ไมโครกรัม/ลูกบาศก์เมตร เจ็บป่วยด้วยโรคระบบทางเดินหายใจด้วยอัตราที่สูงกว่าเด็กที่อาศัยอยู่ในบริเวณที่มีฝุ่นละอองอนุภาคขนาด 10ไมครอน น้อยกว่า 50 ไมโครกรัม/ลูกบาศก์เมตร และยังพบว่าผู้ที่อาศัยอยู่ในพื้นที่ที่มีฝุ่นละออง มีอาการแสดงเกี่ยวกับระบบทางเดินหายใจที่เกิดจากฝุ่นละอองอาการใดอาการหนึ่งหรือหลายอาการ มีค่า 5.83 เท่าของผู้อาศัยในพื้นที่ที่ไม่พบปัญหาฝุ่นละออง [6] อย่างไรก็ตามสาเหตุของโรคระบบทางเดินหายใจไม่ได้เกิดจากปัจจัยใดปัจจัยหนึ่ง หากเป็น

ปัจจัยร่วม ดังนั้นการคาดการณ์อัตราป่วยโรคระบบทางเดินหายใจในพื้นที่ที่มีปัญหาฝุ่นละอองเกินมาตรฐานจึงมีความซับซ้อน นอกจากนี้การได้รับสัมผัสระดับความเข้มข้นของ PM₁₀ มีความสัมพันธ์กับขนาดของมดลูกขณะการเจริญเติบโตในการตั้งครรภ์ช่วงเดือนแรกซึ่งอาจจะมีผลต่อทารกในครรภ์ทั้งในเรื่องน้ำหนักแรกเกิด อัตราตายเมื่อแรกเกิด [7]

ที่ผ่านมาในหลายงานวิจัยได้ใช้วิธีการวิเคราะห์แบบสมการถดถอยสำหรับชุดข้อมูลแบบปฐมภูมิ เพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์ [8] แต่เนื่องจากการเจ็บป่วยจากการได้รับสัมผัส PM₁₀ มักจะเป็นแบบเรื้อรังมากกว่าแบบเฉียบพลัน [9] ดังนั้น ควรใช้ข้อมูลทุติยภูมิในการคาดการณ์จึงจะเหมาะสมกับสิ่งที่เกิดขึ้นจริง โครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่สามารถวิเคราะห์จากชุดข้อมูลทุติยภูมิที่มีหลายตัวแปร มีความซับซ้อนและความสัมพันธ์ไม่ใช่เชิงเส้นตรง จึงเหมาะที่จะนำมาใช้สำหรับการสร้างสมการทำนายเพื่อคาดการณ์จำนวนผู้ป่วยเด็กโรคระบบทางเดินหายใจที่มาใช้บริการโรงพยาบาลส่งเสริมสุขภาพตำบลจากข้อมูลทุติยภูมิของตัวชี้วัดสิ่งแวดล้อมและสุขภาพ [10]

2. วัตถุประสงค์ของการวิจัย

เพื่อคัดเลือกตัวชี้วัดสิ่งแวดล้อมและสุขภาพที่สัมพันธ์กับโรคระบบทางเดินหายใจ และสร้างสมการทำนายเพื่อคาดการณ์จำนวนผู้ป่วยเด็กโรคระบบทางเดินหายใจที่มาใช้บริการโรงพยาบาลส่งเสริมสุขภาพตำบลด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

3. กรอบแนวคิดในการวิจัย

กรอบการศึกษาครั้งนี้แสดงในรูปแบบที่ 1 โดยมีแนวคิดดังนี้

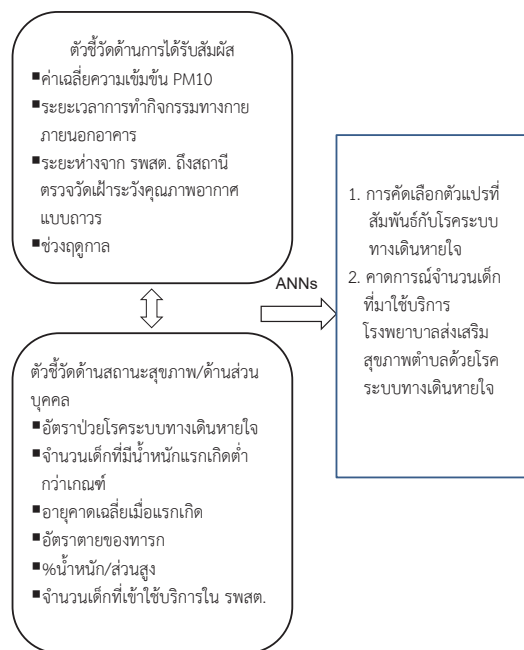
3.1 การคาดการณ์จำนวนผู้ป่วยเด็กด้วยโรคระบบทางเดินหายใจ

การคาดการณ์จำนวนผู้ป่วยเด็กที่มาใช้บริการโรงพยาบาลส่งเสริมสุขภาพตำบลด้วยโรคระบบทางเดินหายใจพิจารณาตามกรอบแนวคิดเรื่องวิธีการได้รับสัมผัส สิ่งคุกคามและการเปลี่ยนแปลงของสถานสุขภาพซึ่งประเมินจากการเปลี่ยนแปลงของตัวชี้วัดด้านสิ่งแวดล้อมและสุขภาพ [11] และเนื่องจากความสัมพันธ์ระหว่างการ

ได้รับสัมผัสสิ่งคุกคามสุขภาพและการเกิดการเจ็บป่วยไม่
เป็นเชิงเส้นตรง แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจึงมี
ความเหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ และ
เลือกใช้เพอร์เซพตรอนแบบหลายชั้น (Multilayer
perceptron: MLP) คือมีไม่น้อยกว่าสามชั้นได้แก่ ชั้น
อินพุต (Input) ชั้นเอาพุต (Output) และ ชั้นซ่อน
(Hidden Layer) [12]

3.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP

โครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) เป็นส่วนหนึ่งของ
ระบบปัญญาประดิษฐ์ซึ่งสามารถเชื่อมโยงความสัมพันธ์
ระหว่างข้อมูลนำเข้าและผลลัพธ์ที่ออกมาตามเวกเตอร์
(vector mapping) ที่ระบบสร้างขึ้น การใช้ ANNs ได้ถูก
ใช้ในงานสาธารณสุขด้านการแพทย์จำนวนหนึ่ง [13]
การศึกษานี้จึงได้ใช้ ANNs แบบ MLP สำหรับคาดการณ์
จำนวนผู้ป่วยที่มาใช้บริการโรงพยาบาลส่งเสริมสุขภาพ
ตำบลด้วยโรกระบบทางเดินหายใจ



รูปที่ 1 กรอบแนวทางการศึกษา

4. ขอบเขตการวิจัย

การศึกษานี้เป็นศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัย
ด้านสิ่งแวดล้อมและสุขภาพและโรกระบบทางเดิน
หายใจด้วยตัวชี้วัดด้านสิ่งแวดล้อมและสุขภาพจำนวน
9 ตัวแปรของกลุ่มเด็กอายุ 1-10 ปี ที่เข้าใช้บริการ

โรงพยาบาลส่งเสริมสุขภาพตำบล ในพื้นที่อำเภอ
เฉลิมพระเกียรติ จังหวัดสระบุรี

5. วิธีดำเนินการวิจัย

5.1 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

การวิจัยนี้ใช้แบบบันทึกข้อมูลสำหรับเก็บรวบรวม
ข้อมูลทุติยภูมิ และโปรแกรมสำเร็จรูป Rapid Miner
Version 6.2 [14] สำหรับวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่าง
อัตราป่วยและตัวชี้วัดด้านสิ่งแวดล้อมและสุขภาพ

5.2 การรวบรวมข้อมูล

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาเป็นข้อมูลทุติยภูมิของกลุ่ม
ตัวอย่าง จำนวน 300 ข้อมูล ซึ่งเป็นตัวแทนของตัวชี้วัด
ด้านสิ่งแวดล้อม 3 ตัวแปร (เก็บรวบรวมจากรายงาน
สถานการณ์คุณภาพอากาศและเสียงประเทศไทย สำนัก
จัดการคุณภาพอากาศและเสียง กรมควบคุมมลพิษ และ
สำนักงานโยธาธิการและผังเมืองจังหวัดสระบุรี) ดัชนี
ด้านสุขภาพ 5 ตัวแปร (ข้อมูลของกลุ่มเด็กอายุระหว่าง
1-10 ปี ที่เข้าใช้บริการที่โรงพยาบาลส่งเสริมสุขภาพ
ตำบลในสังกัดอำเภอเฉลิมพระเกียรติ สระบุรี ระหว่างปี
พ.ศ. 2553 - 2557) และอีก 1 ตัวแปรได้จากการ
ทบทวนงานวิจัย ซึ่งรวมแล้วมีตัวแปรที่ศึกษาวิจัยในครั้ง
นี้ จำนวนทั้งหมด 9 ตัวแปร

5.3 การเตรียมข้อมูล, การกำหนดค่าของข้อมูล
และการแปลงค่าของข้อมูล เพื่อให้สามารถใช้กับ
โครงข่ายประสาทเทียม

นำข้อมูลจากแบบบันทึกการเก็บรวบรวมข้อมูล (ตาม
หัวข้อ 5.2) มาวิเคราะห์และแบ่งประเภทของตัวแปรหรือ
แอตทริบิวต์ (Attribute: A_i) และกำหนดคีย์โคด (Key
code) ซึ่งมีจำนวนทั้งหมด 9 ตัวแปร และมีผลลัพธ์การ
คาดการณ์ หรือคลาส (Classes) 1 คลาส (Classes) คือ
คาดการณ์จำนวนเด็กที่มาใช้บริการด้วยโรกระบบ
ทางเดินหายใจ พร้อมทั้งได้ตรวจสอบความครบถ้วนและ
ถูกต้องของข้อมูล ดังแสดงในตารางที่ 1 และตารางที่ 2
ตามลำดับ

ตารางที่ 1 การแบ่งประเภทของแอตทริบิวต์ (Attribute) และกำหนดคีย์โคด (Key Code)

ตัวแปร (x_i)	ระดับการแบ่ง	หน่วยนับ
ฤดูกาล (Season)	1=ฤดูหนาว 2=ฤดูร้อน 3=ฤดูฝน	-
ค่าเฉลี่ยความเข้มข้นของฝุ่นละอองขนาดเล็กกว่า 10 ไมครอน (PM10)	1=ระดับต่ำมาก 2=ระดับต่ำ 3=ระดับปานกลาง 4=ระดับสูง	ตัวเลข (มคก/ลบ.ม)
ระยะเวลาของการทำกิจกรรมทางกายของเด็ก (Activity)	1=ระดับต่ำมาก 2=ระดับต่ำ 3=ระดับปานกลาง	ตัวเลข จำนวนนาฬิกา
ระยะห่างจาก รพ. สต. ถึง สถานีไฟฟ้า วงคุณภาพอากาศ (Distance)	1=ระยะทางไกลมาก 2=ระยะทางไกล 3=ระยะทางใกล้ 4=ระยะทางใกล้มาก	ตัวเลข กิโลเมตร
เปอร์เซ็นต์ค่าเฉลี่ยน้ำหนัก/ส่วนสูง (%W/H)	1=ระดับปกติ 2=ระดับต่ำเล็กน้อย 3=ระดับต่ำปานกลาง 4=ระดับต่ำมาก	ตัวเลข เปอร์เซ็นต์
จำนวนเด็กที่ใช้บริการ (Number of Patient)	1=จำนวนต่ำมาก 2=จำนวนต่ำ 3=จำนวนปานกลาง 4=จำนวนสูง	ตัวเลข จำนวนคน
จำนวนเด็กที่มีน้ำหนักแรกเกิดต่ำกว่าเกณฑ์ (Number of Weight at birth)	1=จำนวนต่ำมาก 2=จำนวนต่ำ 3=จำนวนปานกลาง 4=จำนวนสูง	ตัวเลข จำนวนคน
อายุคาดเฉลี่ย (Lift expectancy)	1=อายุยืนมาก 2=อายุยืน 3=อายุคาดเฉลี่ยต่ำ 4=อายุคาดเฉลี่ยต่ำมาก	จำนวน ตัวเลขเป็นปี
อัตราการตายของทารกแรกเกิด (Infant mortality)	1=ระดับต่ำมาก 2=ระดับต่ำ 3=ระดับปานกลาง 4=ระดับสูง	อัตราตาย ต่อประชากร พันคน

ตารางที่ 2 การแบ่งประเภทของผลลัพธ์การคาดการณ์หรือคลาส (Classes) และกำหนดคีย์โคด (Key Code)

ผลลัพธ์ การคาดการณ์ หรือ คลาส (Classes)	ระดับการแบ่ง	หน่วยนับ
อัตราป่วยโรคระบบทางเดินหายใจในเด็กอายุ 1 – 10 ปี	1= อัตราป่วยระดับต่ำ 2= อัตราป่วยระดับปานกลาง 3= อัตราป่วยระดับสูง	อัตราป่วยต่อ ประชากรพันคน

การวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) ได้ดำเนินการตามองค์ประกอบ 5 เรื่อง [15] ดังนี้

1) ข้อมูลป้อนเข้า (input: A_i) เป็นข้อมูลนำเข้าตามปัจจัยที่คาดว่าจะสัมพันธ์กับโรคระบบทางเดินหายใจในกลุ่มเด็ก [5] ซึ่งในที่นี้มีด้วยกัน 9 ปัจจัย (A_1-A_9) ข้อมูลนำเข้าต้องเป็นตัวเลข หากเป็นข้อมูลเชิงคุณภาพ ต้องแปลงให้อยู่ในรูปเชิงปริมาณที่โครงข่ายประสาทเทียมยอมรับได้

2) ข้อมูลส่งออก (Output) คือ ผลลัพธ์ ที่เกิดขึ้นจริงจากกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม โดย output node ที่ตั้งตามสมมติฐานในที่นี้คืออัตราป่วยโรคระบบทางเดินหายใจซึ่งแบ่งเป็น 3 ระดับตั้งแต่ระดับต่ำจนถึงระดับสูง [5, 9]

3) ค่าน้ำหนัก (weights: w_i) คือ สิ่งที่ได้จากการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม หรือเรียกอีกอย่างหนึ่งว่าค่าความรู้ (knowledge) ค่านี้จะถูกเก็บเป็นทักษะเพื่อใช้ในการจดจำข้อมูลอื่นๆ ที่อยู่ในรูปแบบเดียวกัน

4) ฟังก์ชันผลรวม (Summation function: Sum (x) เป็นผลรวมของข้อมูลป้อนเข้า (a_i) และค่าน้ำหนักของแต่ละแชน (w_i) มี 5 ขั้นตอน [16] ดังนี้

4.1) หาค่าช่วง (Range) นำค่ามากที่สุด (x_{max}) และค่าน้อยที่สุด (x_{min}) ของแต่ละแอตทริบิวต์ มาลบกันแล้วหารด้วยสอง ดังสมการ

$$Range = \frac{x_{max} - x_{min}}{2} \quad (1)$$

ตัวอย่าง การหาค่าช่วง (Range) แอททริบิวต์ของจำนวนเด็กอายุ 1-10 ปี ที่เข้ามาใช้บริการที่ รพสต. ใน

เดือนมกราคม จำนวนมากที่สุด (x_{max}) 402 คน และจำนวนน้อยที่สุด (x_{min}) 200 คน หาค่าช่วง (Range) โดยการแทนค่า ตามสมการ (1)

$$Range = \frac{402 - 200}{2}$$

$$Range = 101$$

ดังนั้น ค่าช่วง (Range) แอททริบิวต์ของจำนวนเด็กอายุ 1-10 ปีที่เข้ามาใช้บริการที่ รพสต.มีค่า 101

4.2) หาค่า Base โดยนำค่าที่มากที่สุด และค่าที่น้อยที่สุดของแต่ละแอททริบิวต์มาบวกกัน แล้วหารด้วยสอง ดังสมการ

$$Base = \frac{x_{max} + x_{min}}{2} \quad (2)$$

4.3) หาค่า Norm_attribute คือ ค่าในแอททริบิวต์ที่ได้ทำการแปลงช่วงให้อยู่ในช่วง -1 ถึง 1

$$Norm_attribute (NA_i) = \frac{A_i + Base}{Range} \quad (3)$$

โดย A_i คือ ค่า Attribute 1 ถึง 9

4.4) หาค่า Sum(x) ของแต่ละโหนดดังสมการ

$$Sum(x) = Sum\ Norm_attribute \times Weight\ of\ node \quad (4)$$

4.5) หาผลรวมของค่า Sum(x) แต่ละโหนดรวมกัน

$$S = \sum_{i=1}^n a_i w_i \quad (5)$$

โดย

S = ผลรวมของค่า Sum (x) แต่ละโหนดรวมกัน

n = จำนวนโหนดของข้อมูลนำเข้าทั้งหมด

a_i = ผลรวมของข้อมูลป้อนเข้า

w_i = ค่าน้ำหนัก

5) ฟังก์ชันการแปลง (Transfer function) เป็นการคำนวณการจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม เช่น ซิกมอยฟังก์ชัน (Sigmoid function)

5.1) เนื่องจาก Transfer functions (TF) ตาม MLP โครงสร้างที่สร้างขึ้นจาก Input คือ sigmoid functions สำหรับชั้นซ่อน (Hidden layer) และ linear สำหรับผลลัพธ์ (Output) ดังนั้นจึงปรับค่า Sum(x) หรือค่าผลรวมของแต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนของแต่ละโหนดด้วยซิกมอยฟังก์ชัน (Sigmoid function) ดังสมการ (6)

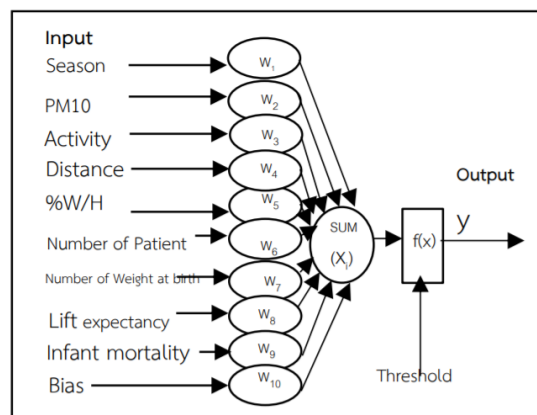
$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (6)$$

ค่า $-x$ คือ ค่าผลรวมของแต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนของแต่ละโหนด

5.2) การหาผลคาดการณ์ โดยทำการแปลงค่ากลับไปอยู่ในช่วงของข้อมูลของแอททริบิวต์ใน training data [16] ดังสมการ

$$y = [(f(x) \times range)] + base \quad (7)$$

และ ค่า y คือ (output) ค่าคาดการณ์จำนวนเด็กที่มาใช้บริการที่โรงพยาบาลส่งเสริมสุขภาพตำบลด้วยโรคระบบทางเดินหายใจของกลุ่มตัวอย่างด้วย 9 ตัวแปร ดังรูปที่ 2



รูปที่ 2 กระบวนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

5.4 การสร้างแบบจำลองและการสอนข้อมูล

การตรวจสอบค่าความผิดพลาดในการคาดการณ์ของแบบจำลอง ใช้วิธีการตรวจสอบไขว้ (K-folds Cross-validation test) ซึ่งเป็นวิธีที่นิยมและเหมาะสมกับการศึกษา เนื่องจากผลที่ได้มีความน่าเชื่อถือ โดยพื้นฐานของวิธีการตรวจสอบไขว้กันคือ การสุ่มตัวอย่างซ้ำ (resampling) โดยเริ่มจากแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น ส่วน ๆ และนำบางส่วนจากชุดข้อมูลนั้นมาตรวจสอบผลลัพธ์จากการทำการตรวจสอบไขว้กัน (training and test sets) [16, 17]

5.5 การตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลอง

วิธีการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลอง MLP เมื่อใช้ค่าตัวแปรทั้งหมด 9 ตัวแปร ได้แก่ค่าความ

ถูกต้อง (Accuracy) ค่า Sensitivity ของคลาสหลัก (True Positive Rate) ค่าความแม่นยำ (Precision) ซึ่งคำนวณได้ตาม Confusion matrix ที่ใช้ในการศึกษานี้มีขนาด 2x2 โดยข้อมูลด้านคอลัมน์คือคลาสที่อยู่ในข้อมูล Training set และข้อมูลในแถวคือคลาสที่แบบจำลองคาดการณ์ได้มา และสุดท้ายการนำแบบจำลองที่สร้างเข้าสู่โปรแกรมทางสถิติเพื่อหาความสัมพันธ์กับอัตราป่วยโรคระบบทางเดินหายใจที่ป้อนเข้าตามการจัดกลุ่ม 3 ระดับได้แก่ 1) ระดับระดับต่ำ, 2) ระดับปานกลาง และ 3) ระดับสูง

5.6 การหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (r)

การหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (r) ระหว่างตัวแปรคำนวณตามสมการ (8)

$$r = \frac{\sum(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x_i - \bar{x})^2 \sum(y_i - \bar{y})^2}} \quad (8)$$

โดย r = ค่าสหสัมพันธ์

$$\begin{aligned} X_i &= \text{ผลรวมของค่าตัวแปรหรือแอตทริบิวต์} \\ \bar{X} &= \text{ค่าเฉลี่ยของค่าตัวแปรหรือแอตทริบิวต์} \\ y_i &= \text{ผลรวมของลาเบลหรือคลาส} \\ \bar{y} &= \text{ค่าเฉลี่ยของลาเบลหรือคลาส} \end{aligned}$$

6. ผลการวิจัย

6.1 ลักษณะโครงสร้างของ Perceptron ของกลุ่มตัวอย่าง

ลักษณะโครงของเพอร์เซพตรอนที่สร้างขึ้นจากชุดข้อมูลของกลุ่มตัวอย่างจำนวน 300 ข้อมูล เป็นแบบจำลองการเรียนรู้แบบมีการควบคุม (Supervised Learning) โครงสร้างแบบจำลองประกอบด้วยชั้นอินพุต 9 โหนด มีชั้นซ่อน (Hidden) 7 โหนดซึ่งมีสมการคำนวณแบบ sigmoid และ เอาต์พุต (Output) 2 คลาส คือ อัตราป่วยโรคระบบทางเดินหายใจระดับต่ำและปานกลาง

6.2 การตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลอง

ตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธีการตรวจสอบไขว้ (Cross - validation test) จากชุดข้อมูลจำนวน 300 ชุดข้อมูลโดยเลือกค่า 10 folds cross validation พบว่ามีค่าความถูกต้องมากที่สุด 86.33% $\pm 3.79\%$, ค่าความเคลื่อนสัมพัทธ์ 13.88%

$\pm 3.79\%$ และค่าความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Absolute error) 0.139 ± 0.034 ดังแสดงในตารางที่ 3

ตารางที่ 3 การเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของการแบ่งข้อมูล

ตัวแปร	การแบ่งข้อมูล (Cross-validation)		
	5 Folds	10 Folds	15 Folds
ค่าความถูกต้อง (%) (Accuracy)	86.10 ± 5.27	86.33 ± 3.79	84.67 ± 7.85
ค่าความเคลื่อนสัมพัทธ์ (%) (Relative error)	14.04 ± 3.8	13.88 ± 3.79	14.89 ± 3.66
ค่าความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Absolute error)	0.140 ± 0.038	0.139 ± 0.034	0.149 ± 0.070

6.3 ผลการทดสอบความถูกต้องของแบบจำลอง

ผลการวัดความถูกต้องการสร้างและสอนข้อมูลจากแบบจำลองข้างต้นแล้ว จึงเข้าสู่การทดสอบความถูกต้องของแบบจำลองโดยจะใช้ค่าความไว (Sensitivity), ค่าความแม่นยำ (Precision) ค่าความเชื่อมั่น (Confidence) ดังแสดงในตารางที่ 4

ตารางที่ 4 ค่าความไว, ค่าความแม่นยำ และค่าความเชื่อมั่น

ระดับอัตราป่วยโรคระบบทางเดินหายใจ	ค่าความไว	ค่าความแม่นยำ	ค่าความเชื่อมั่น
ระดับต่ำ	92.38%	89.57%	77.20% ± 0.390
ระดับปานกลาง	68.83%	75.71%	22.8% ± 0.390
ระดับสูง	ไม่พบความสัมพันธ์	ไม่พบความสัมพันธ์	ไม่พบความสัมพันธ์

ผลการทดสอบความถูกต้องแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม พบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรด้านสิ่งแวดล้อมและสุขภาพและอัตราป่วยโรคระบบทางเดินหายใจเฉพาะระดับต่ำและระดับปานกลาง แต่ไม่พบความสัมพันธ์กับอัตราป่วยโรคระบบทางเดินหายใจระดับสูง ตารางที่ 5 แสดงค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) ระหว่างตัวแปรและอัตราป่วยโรคระบบทางเดินหายใจซึ่งพบว่ามีเพียง 5 ตัวแปรจากทั้งหมด 9 ตัวแปรที่มีความสัมพันธ์เชิงคาดการณ์อัตราป่วยโรคระบบทางเดินหายใจ ประกอบด้วย 1) ความเข้มข้นของฝุ่นละอองขนาด 10 ไมครอน, 2) ฤดูกาล, 3) ระยะห่างจากโรงพยาบาลส่งเสริมสุขภาพตำบลถึงสถานีเฝ้าระวังคุณภาพอากาศ, 4) ร้อยละค่าเฉลี่ยน้ำหนักร่างกาย/ค่าเฉลี่ย



ส่วนสูงของเด็กอายุ 1 – 10 ปี และ 5) จำนวนเด็กอายุ 1-10 ปี ที่เข้ารับบริการที่ รพ.สต. ด้วยค่า r เท่ากับ 0.088, 0.084, 0.484, 0.103 และ 0.554 ตามลำดับ ส่วนตัวแปรต้น 4 ตัวแปร (ค่าเฉลี่ยเด็กที่มีน้ำหนักแรกเกิดต่ำกว่าเกณฑ์ อายุคาดเฉลี่ย อัตราการตายของทารก และระยะเวลาของการทำกิจกรรมนอกร้านของเด็กนั้น ไม่พบค่าความสัมพันธ์กับอัตราป่วยโรคระบบทางเดินหายใจ อย่างไรก็ตามสำหรับตัวแปรระยะเวลาของการทำกิจกรรมนอกร้านของเด็กได้จากงานวิจัยอื่นซึ่งได้เพียงค่าเดียวคือ 60 นาทีต่อวัน [18] เมื่อมีการนำเข้าข้อมูลสู่แบบจำลองจึงไม่มีความแตกต่าง

โดยภาพรวมค่าความสัมพันธ์ของตัวแปรต้นหรือแอตทริบิวต์ทั้งหมดที่ป้อนเข้าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าความสัมพันธ์กับอัตราป่วยโรคระบบทางเดินหายใจประมาณ $63.2 \pm 11.8\%$ ดังแสดงในตารางที่ 5

ตารางที่ 5 ค่าสหสัมพันธ์ (r) ระหว่างแอตทริบิวต์

ตัวแปรต้นหรือแอตทริบิวต์	ค่า r
ความเข้มข้นของฝุ่นละอองขนาด 10 ไมครอน	0.088
ฤดูกาล	0.084
ระยะเวลาของการทำกิจกรรมทางกายของเด็ก	0
ระยะห่างจาก รพ.สต. ถึงสถานีเฝ้าระวังคุณภาพอากาศ	0.484
ร้อยละค่าเฉลี่ยน้ำหนัก/ค่าเฉลี่ยส่วนสูงของเด็กอายุ 1 – 10 ปี	0.103
จำนวนเด็กอายุ 1-10 ปี ที่เข้ารับบริการที่ รพ.สต.	0.554
ค่าเฉลี่ยเด็กที่มีน้ำหนักแรกเกิดต่ำกว่าเกณฑ์	0
อายุคาดเฉลี่ย	0
อัตราการตายของทารก	0
ความสัมพันธ์ทั้งหมดของตัวแปร	0.632 ± 0.118

6.4 ผลการคาดการณ์จากการคำนวณ

นำหลักการในสมการ (6) และสมการ (7) สร้างสมการคาดการณ์จำนวนเด็กอายุ 1-10 ปี ที่เข้ารับบริการใน รพ.สต. ด้วยโรคระบบทางเดินหายใจ

$$y = 0.0003142x_{rp} + b_{bp} \quad (9)$$

โดย

y = จำนวนเด็กที่คาดการณ์ว่าจะเข้ารับบริการใน รพ.สต. ด้วยโรคระบบทางเดินหายใจ

x_{rp} = ค่า range ของจำนวนเด็กอายุ 1-10 ปี ที่เข้ามาใช้บริการที่ รพ.สต. ด้วยโรคระบบทางเดินหายใจ

b_{bp} = ค่า base ของจำนวนเด็กอายุ 1-10 ปี ที่เข้ามาใช้บริการที่ รพ.สต. ด้วยโรคระบบทางเดินหายใจ

จากสมการ (9) สามารถนำไปใช้คาดการณ์จำนวนเด็กที่เข้ารับบริการใน รพ.สต. ด้วยโรคระบบทางเดินหายใจ โดยใช้จำนวนจริงที่มาใช้บริการในแต่ละเดือน เพื่อคาดการณ์จำนวนที่จะมาใช้บริการในเดือนถัดไปได้ ซึ่งจะมีประโยชน์ต่อ รพ.สต. ในการวางแผนการดำเนินงานรวมทั้งการจัดเตรียมเวชภัณฑ์

7. สรุปผลและอภิปรายผล

จากการทบทวนงานวิจัยทำให้ตัดสินใจเลือกดัชนีสิ่งแวดล้อมและสุขภาพจำนวน 9 ตัวแปรในการคาดการณ์อัตราป่วยโรคระบบทางเดินหายใจ แต่เมื่อใช้โครงข่ายประสาทเทียมวิเคราะห์ความสัมพันธ์ พบว่า มีเพียง 5 ตัวแปร (1. ความเข้มข้นของฝุ่นละอองขนาด 10 ไมครอน, 2. ฤดูกาล, 3. ระยะห่างระหว่าง รพ.สต. และสถานีเฝ้าระวังคุณภาพอากาศ, 4. ร้อยละค่าเฉลี่ยน้ำหนัก/ค่าเฉลี่ยส่วนสูงของเด็กอายุ 1 – 10 ปี และ 5. จำนวนเด็กอายุ 1-10 ปี ที่เข้ารับบริการที่ รพ.สต.) เท่านั้นที่สามารถใช้ในการทำนายได้ โครงข่ายประสาทเทียมมีความถูกต้องในการทำนายคิดเป็น 86.33% และค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ 13.88% แสดงว่าแบบจำลองนี้สามารถนำมาใช้ในงานสาธารณสุขได้

สอดคล้องกับการศึกษาใช้ตัวชี้วัดข้อมูลด้านอุตุนิยมวิทยาประกอบด้วย อุณหภูมิ, ความชื้นสัมพัทธ์, ความกดดันของบรรยากาศ และข้อมูลด้านมลพิษทางอากาศประกอบด้วยก๊าซซัลเฟอร์ไดออกไซด์, ก๊าซไนโตรเจนไดออกไซด์ ร่วมกับสถิติผู้ป่วยที่มารับรักษาที่แผนกฉุกเฉินด้วยโรคระบบทางเดินหายใจด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมผลการคาดการณ์พบว่าข้อมูลด้านอุตุนิยมวิทยา และข้อมูลด้านมลพิษทางอากาศสามารถช่วยในการคาดการณ์ความถี่ของผู้ป่วยที่เข้ารับการรักษาในแผนกฉุกเฉินด้วยโรคระบบทางเดินหายใจด้วยค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ 12.00% [19]

อย่างไรก็ตามด้วยข้อจำกัดด้านคุณภาพและความครบถ้วนของข้อมูลรวมทั้งมีจำนวนชุดข้อมูลเพียง 300 ชุดข้อมูลเท่านั้น ทำให้สามารถสร้างสมการทำนายได้ดี



เฉพาะช่วงเวลาที่มิได้เข้ามาใช้บริการด้วยกลุ่มอาการของโรคระบบทางเดินหายใจจำนวนไม่มาก (อัตราป่วยโรคระบบทางเดินหายใจระดับต่ำ) ด้วยค่าความเชื่อมั่นคิดเป็นร้อยละ 77.20 สอดคล้องกับการศึกษามลพิษทางอากาศจากสถานีตรวจวัดมลพิษทางอากาศ ณ กรุงเทพมหานครโดยใช้ตัวชี้วัดด้านสิ่งแวดล้อมเป็นข้อมูลป้อนเข้าในโปรแกรมโครงข่ายประสาทด้วยจำนวนชุดข้อมูลตัวอย่าง 356 ข้อมูลสามารถทำนายการเปลี่ยนแปลงอัตราการตายจากโรคระบบทางเดินหายใจเฉียบพลัน และโรคปอดอุดกั้นเรื้อรัง ด้วยค่าความเชื่อมั่น ร้อยละ 93.22 และร้อยละ 38.36 ตามลำดับ [20]

ดังนั้น สรุปได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถใช้ในการคัดเลือกตัวแปรที่สัมพันธ์กับการอัตราป่วยโรคระบบทางเดินหายใจ และคาดการณ์จำนวนผู้ที่จะเข้ามาใช้บริการจาก รพสต. ได้ซึ่งมีประโยชน์ต่อการวางแผนดำเนินงานของ รพสต.

8. เอกสารอ้างอิง

- [1] Pollution Control Department. (2014). [Online]. Air quality report at NaPralan monitoring Station. [cited October 15, 2014]. Available from : http://aqmthai.com/public_report.php (in Thai)
- [2] Pollution Control Department. (2014). [Online]. Notification of National Environmental Board No. 24, B.E. 2547 (2004) under the Enhancement and Conservation of National Environmental Quality Act B.E.2535 on National Ambient Air Quality Standards. [cited October 15, 2014]. Available from : http://infofile.pcd.go.th/law/2_51_air.pdf (in Thai)
- [3] Bureau in Thailand. (2015). [Online]. Report on air quality and noise in Thailand. [cited January 20, 2015]. Available from http://www.pcd.go.th/info_serv/air_dust.htm (in Thai)
- [4] Saraburi Provincial Health Office. (2015). [Online]. Health Profile Report from 2010 to 2014. Available from http://www.sro.moph.go.th/ewtadmin/ewt/saraburi_web/download/file_upload/sick/sick.html (in Thai)
- [5] Kim, J. H., Lim, D. H., Kim, J. K., Jeong, S. J., & Son, B. K. (2005). "Effects of particulate matter (PM10) on the pulmonary function of middle-school children." Journal of Korean medical science. Vol.20 No.1 : 42-45.
- [6] Ratchaneekorn Krajongklang. (2012). "The Situation of Air Quality in Kumpawapi District Udon Thani Province." Khon Kaen University research Journal. Vol.12 No.1 : 80-91. (in Thai)
- [7] Jan Deimek, et al. (1999). "Fetal Growth and Maternal Exposure to Particulate Matter during Pregnancy." Environmental Health Perspectives. Vol.107 No. 6 : 475-480.
- [8] Perchiazzi G, Giuliani R, Ruggiero L, Fiore T, Hedenstierna G. (2003). "Estimating respiratory system compliance during mechanical ventilation using artificial neural networks." Anesth Analg. Vol.97 : 1143-1148.
- [9] Chen, H., & Goldberg, M. S. (2009). "The effects of outdoor air pollution on chronic illnesses." McGill Journal of Medicine: MJM. Vol.12 No.1 : 58.
- [10] ShubhaDeepti, P., Narayana Rao, S. V. N., Naveen Kumar, V., & Padma Sai, Y. (2017). "Expert system using artificial neural network for chronic respiratory diseases." Int J Curr Eng Sci Res. Vol.4 No.9 : 6-14.
- [11] Nantika Soonthornchaikul. (2015). "Do we thoroughly understand about risk assessment?" Journal of safety and Health. Vol.8 No.27 : 46-50. (in Thai)
- [12] Nayeem, M. O. G., Wan, M. N., & Hasan, M. K. (2015). "Prediction of Disease Level Using Multilayer Perceptron of Artificial Neural Network for Patient Monitoring." International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCIE) ISSN, 2231-2307.



- [13] Mantzaris, D. H., Anastassopoulos, G. C., & Lymberopoulos, D. K. (2008). "Medical disease prediction using artificial neural networks." In Bioinformatics and BioEngineering, 2008. BIBE 2008. 8th IEEE International Conference on IEEE. (1-6).
- [14] Eakasit Pacharawongsakda. (2014). Practical Data Mining with RapidMiner Studio 6. Bangkok : Asia Digital press. Co., LTD. (in Thai)
- [15] Nattawat Prakhobpol. (2009). "Artificial Neural Networks." Huachiew Chalermprakiet University Journal. Vol.12 No. 24 : 73-87. (in Thai)
- [16] Eakasit Pacharawongsakda. (2014). An introduction to data mining techniques. Bangkok : Asia Digital press. Co., LTD. (in Thai)
- [17] Raji, C. G., & Chandra, S. V. (2016). "Artificial neural networks in prediction of patient survival after liver transplantation." J. Health. Med. Inform. Vol.7 No.1.
- [18] U.S. Department of Health & Human Services. (2015). [Online]. Key guidelines children and Adolescents. [cited January 20, 2015, Available from : <https://www.hhs.gov/fitness/be-active/physical-activity-uidelines-for-americans/index.html>
- [19] Haim Bili, et al. (2002). "Prediction of emergency Department visits for respiratory symptoms using an Artificial Neural Network." Chest Journal. Vol.122 No.1A : 1627-1632.
- [20] Qixin Wang, et al. (2008). "Atmosphere pollutants and mortality rate of respiratory diseases in Beijing." Science of the total Environment. Vol.391 : 143-148.