

# MODEL RAMALAN BERAT JANIN BAGI POPULASI MALAYSIA MENGUNAKAN KAEDAH PEMBELAJARAN MESIN

Nuveta A/P Haritharan<sup>1</sup>, Shahnorbanun Sahran

*Fakulti Teknologi & Sains Maklumat, Universiti Kebangsaan Malaysia, 43600 UKM Bangi,  
Selangor Darul Ehsan, Malaysia*

## Abstrak

Abstrak ini membincangkan penggunaan kaedah pembelajaran mesin dalam membangunkan model ramalan bagi anggaran berat janin bagi populasi Malaysia. Projek ini menggunakan maklumat yang dikumpulkan daripada wanita hamil yang menerima penjagaan pranatal bulanan dari hospital dan melibatkan pembangunan papan permuka mesra pengguna yang membolehkan penyedia penjagaan kesihatan memasukkan ukuran pranatal utama. Kaedah pembelajaran mesin yang digunakan dalam projek ini terdiri daripada perbandingan nilai ramalan bagi beberapa model pembelajaran mesin, dan menggunakan satu model yang tepat bagi model ramalan berat janin bagi populasi Malaysia. Contohnya adalah Random Forest, XG Boost, dan Light GBM. Hasil projek ini memberikan pandangan berharga tentang faktor-faktor yang mempengaruhi pertumbuhan janin, membantu dalam membuat keputusan klinikal, dan meningkatkan penjagaan pranatal. Kejayaan anggaran nilai berat janin ini dijangka memberi manfaat terhadap prospek perubatan di negara Malaysia.

**Kata kunci: berat janin, ukuran prenatal, model pembelajaran mesin**

## Pengenalan

Pertumbuhan janin yang mencukupi dalam kandungan merupakan elemen penting bagi kesihatan dan kelangsungan hidup bayi. Oleh itu, amat penting untuk mempunyai anggaran berat janin yang tepat dan sesuai dengan ciri-ciri fizikal bayi dalam populasi negara. Objektif utama projek ini adalah untuk membangunkan model ramalan berat janin yang tepat dan dapat digunakan secara meluas dalam kalangan etnik di negara Malaysia. Dalam pembangunan

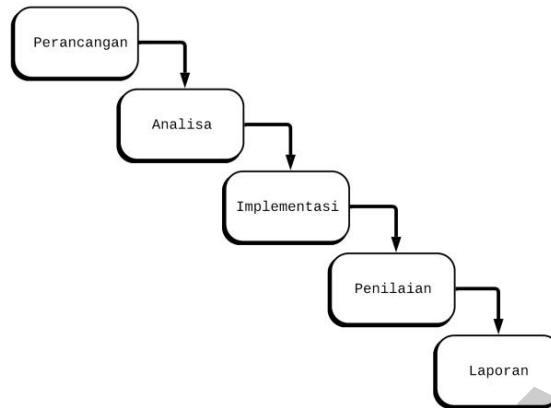
projek ini kaedah-kaedah pembelajaran mesin akan digunakan, yang menggabungkan beberapa algoritma seperti Random Forest, LightGBM, dan XGBoost, bagi meningkatkan ketepatan dan kebolehpercayaan ramalan berat janin.

Kajian ini akan menggunakan set data pertumbuhan janin yang diperolehi dari Hospital Canselor Tuanku Muhriz UKM (HUKM) sebagai sumber maklumat. Skop projek ini terhadap ramalan berat janin dengan menggunakan model ensemble sebagai pendekatan utama. Projek ini mempunyai justifikasi yang penting kerana anggaran berat janin yang tepat akan membantu dalam membuat keputusan klinikal yang lebih baik dan meningkatkan hasil penjagaan pranatal. Selain itu, sistem yang dibangunkan dalam projek ini juga memberikan manfaat kepada wanita hamil dan keluarga mereka dengan memberi pemahaman yang lebih baik tentang pertumbuhan dan perkembangan janin.

Metodologi yang akan digunakan dalam projek ini adalah Model Air Terjun, yang meliputi perancangan, analisis, pelaksanaan, dan penilaian. Laporan teknikal ini akan menyajikan langkah-langkah yang diambil dalam setiap fasa projek untuk mencapai objektif projek. Dengan ini, pengenalan ini memberikan gambaran menyeluruh tentang projek ini dan tujuan untuk membina model ramalan berat janin yang tepat dan dapat diandalkan bagi meningkatkan pengurusan penjagaan kesihatan pranatal di negara Malaysia.

### **Metodologi Kajian**

Kajian metodologi yang digunakan dalam laporan teknikal ini adalah Model Air Terjun. Model Air Terjun dipilih kerana ia dapat memastikan kajian ini dijalankan dengan teliti dan terancang. Dalam model ini, setiap fasa projek akan dilaksanakan sepenuhnya sebelum fasa seterusnya dilaksanakan. Justifikasi penggunaan model ini adalah untuk memastikan keseluruhan nilai ramalan berat janin yang dihasilkan adalah tepat dan berkualiti.



Rajah 1.1 Model Air Terjun

Kajian ini melibatkan kaedah pengumpulan data daripada Hospital Canselor Tuanku Muhriz UKM (HUKM) sebagai sumber maklumat utama. Keputusan ini dibuat oleh HUKM menyediakan set data yang lengkap dan berkualiti tinggi untuk analisis. Data ini merangkumi ukuran ultrasound dan maklumat demografi daripada pelbagai kaum dan etnik di negara Malaysia. Penggunaan kaedah ini membolehkan pembangunan model ramalan yang sesuai dengan perbezaan etnik dalam pertumbuhan janin.

Fasa analisis dalam kajian ini akan menumpukan tumpuan kepada meneroka dan menilai pelbagai model statistik dan pembelajaran mesin untuk ramalan berat janin. Dalam analisis ini, algoritma seperti regresi linear, hutan rawak, XGBoost, dan LightGBM akan digunakan untuk mencari pendekatan yang paling berkesan. Model prestasi prestasi akan menggunakan metrik seperti ralat kuasa dua min (MSE), ralat mutlak min (MAE), dan R-kuasa dua untuk menilai ketepatan dan kebolehpercayaan ramalan.

Untuk mengukur keberkesanan pembangunan hasil projek ini, beberapa meter penting akan digunakan. Antara metrik tersebut termasuk MSE, MAE, R-kuasa dua, dan min ralat relatif (MRE). Melalui metrik ini, akan diketahui keberkesanan dan ketepatan ramalan berat janin yang telah dibangunkan. Penggunaan kaedah dan metrik ini memastikan keseluruhan kajian ini memberikan hasil yang tepat dan relevan bagi pembangunan model ramalan berat janin yang berkualiti tinggi untuk negara Malaysia.

## Sorotan Kesusasteraan

Penyelidikan sorotan kesusasteraan ini memainkan peranan penting dalam tesis ini, kerana ia menyediakan analisis lengkap tentang kajian dan penerbitan yang berkaitan dengan ramalan berat janin. Tujuan bab ini adalah untuk menyemak dan mensintesis pengetahuan dan penemuan daripada kajian dalam bidang obstetrik dan pembelajaran mesin. Sorotan kesusasteraan memulakan dengan gambaran keseluruhan tentang kepentingan ramalan berat janin dalam penjagaan pranatal dan kesannya terhadap kesihatan ibu dan bayi. Cabaran dan kaedah tradisional anggaran berat janin diberi penekanan, serta keperluan untuk model ramalan yang lebih tepat dan boleh dipercayai.

Kajian dalam sorotan kesusasteraan membandingkan dan menerangkan beberapa kaedah dan algoritma pembelajaran mesin yang digunakan dalam ramalan berat janin. Model Regresi Logistik digunakan untuk mencari kejayaan dan kegagalan peristiwa, namun mempunyai kesan pada asumsi lineariti antara pembolehubah. Kaedah Ensemble seperti Random Forest, XGBoost, dan LightGBM memberikan tahap kebebasan tambahan dalam pertukaran bias/varian, tetapi memerlukan pemilihan parameter yang tepat untuk prestasi yang terbaik. Pembelajaran Dalam Geometri menawarkan nilai anggaran yang stabil, tetapi kompleks dari segi matematik dan pengiraan.

Kajian kajian ini menunjukkan bahawa kaedah ensemble dengan menggunakan model random forest, XGBoost, dan LightGBM adalah cadangan untuk penambahbaikan selanjutnya. Pertimbangan mengenai jumlah dan pemilihan parameter yang tepat akan membantu meningkatkan hasil ramalan. Selain itu, set data yang digunakan akan dikumpulkan daripada Hospital Canselor Tuanku Muhriz UKM untuk menunjukkan ciri-ciri pertumbuhan janin bagi negara Malaysia.

Secara keseluruhannya, sorotan kesusasteraan ini telah menyusun maklumat yang relevan dan meringkaskan maklumat kajian terdahulu mengenai ramalan berat janin. Dengan menggunakan kaedah ensemble yang disyorkan dan menetapkan data yang sesuai, kajian ini berharap dapat menghasilkan hasil ramalan yang lebih baik dan tepat untuk kegunaan dalam penjagaan pranatal.

## Keputusan dan Perbincangan

Perbincangan ini akan memperlihatkan hasil eksperimen yang dipaparkan dalam papan muka pembelajaran mesin dan melakukan perbandingan antara model tunggal Random Forest Regressor, XG Boost, Light GBM, bersama-sama dengan meta model iaitu model Linear Regresi. Metrik penilaian yang digunakan untuk projek ensemble ini adalah Purata Ralat Kuasa Dua (MSE), Purata Ralat Mutlak (MAE), skor R-kuasa dua, dan Purata Ralat Berkadar (MRE). Sebelum memulakan pembangunan model, persekitaran yang digunakan perlu diintegrasikan dengan memasang semua pustaka yang diperlukan dalam sistem. Dalam kes ini, pustaka seperti panda, numpy, matplotlib, joblib, scipy, ipywidgets, scikit-learn, sklearn, lightgbm, dan xgboost telah dipasang dan diimport. Sebelum set data diproseskan, ia akan dibahagikan kepada set latihan dan set ujian untuk melatih dan menilai prestasi model. Setiap model akan dilatih secara berasingan untuk menangkap corak dan hubungan khusus dalam setiap kumpulan kaum. Model Hutan Rawak, XGBoost, dan LightGBM dilatih bagi setiap kaum. Metrik penilaian seperti MSE, MAE, R-kuasa dua, dan MRE digunakan untuk menilai prestasi model-model tersebut.

Jadual 1.1 menunjukkan hasil penilaian model Hutan Rawak(Random Forest) yang dilatih berdasarkan data penduduk Melayu. Model ini berprestasi baik dengan Ralat Purata Kuasa Dua (MSE) dan Ralat Purata Purata (MAE) yang rendah, menunjukkan perbezaan kecil antara berat janin yang benar dan yang diramalkan. Nilai R kuasa dua yang tinggi menunjukkan keupayaan model untuk menerangkan sebahagian besar variasi berat janin bagi orang Melayu. Selain itu, Ralat Min Relatif (MRE) yang rendah mencadangkan ralat relatif yang kecil, menunjukkan ramalan yang tepat untuk populasi ini.

Model Random Forest yang dilatih pada data India menunjukkan hasil yang kurang memberangsangkan. MSE dan MAE yang tinggi menunjukkan perbezaan yang besar antara berat janin yang benar dan yang diramalkan. Nilai R-kuasa dua model menunjukkan ia hanya boleh menerangkan sebahagian kecil daripada variasi berat janin untuk orang India. MRE yang tinggi menunjukkan ralat relatif yang besar, menunjukkan bahawa prestasi model kurang tepat untuk meramalkan berat janin dalam populasi India.

Seterusnya, model Random Forest yang dilatih pada data Cina menunjukkan prestasi yang sederhana. MSE dan MAE yang tinggi menunjukkan variasi ketara antara berat janin yang benar dan yang diramalkan, tetapi nilai sederhana R-kuasa dua model menunjukkan ia boleh menerangkan sebahagian besar variasi dalam berat janin untuk individu Cina. MRE yang rendah menunjukkan ralat relatif purata yang agak rendah, menunjukkan bahawa model tersebut menunjukkan prestasi yang baik dalam meramalkan berat janin bagi penduduk Cina, walaupun kurang tepat sedikit berbanding orang Melayu.

Secara keseluruhannya, model Hutan Rawak menunjukkan prestasi yang kukuh untuk populasi Melayu dan Cina, tetapi prestasinya secara relatifnya lebih rendah bagi penduduk India dalam meramalkan berat janin. Keupayaan model untuk menerangkan variasi berat janin adalah tertinggi bagi penduduk Melayu dan sederhana bagi penduduk Cina.

Random Forest				
Nilai Perbandingan	<i>Mean-Squared-Error (MSE)</i>	<i>Mean-Absolute-Error (MAE)</i>	<i>Mean-Relative-Error (MRE%)</i>	<b>R-kuasa dua (%)</b>
Melayu	25 455.46	59.03	3.34	96.98
Cina	100 043.22	109.02	6.62	80.78
India	353 360.99	457.47	86.37	60.94

Jadual 1.1 Perbandingan nilai metrik bagi model Random Forest

Jadual 1.2 menunjukkan keputusan penilaian model XGBoost untuk meramal berat janin dalam kalangan penduduk Melayu. Model ini berprestasi baik dengan Ralat Min Kuasa Dua (MSE) dan Ralat Mutlak Min (MAE) yang agak rendah, menunjukkan perbezaan kecil antara berat janin yang benar dan yang diramalkan. Nilai R kuasa dua yang tinggi menunjukkan bahawa model boleh menerangkan sebahagian besar variasi berat janin bagi orang Melayu. Selain itu, Ralat Min Relatif (MRE) yang rendah mencadangkan ralat relatif purata yang rendah, menunjukkan ramalan yang tepat untuk populasi ini.

Seterusnya, model XGBoost yang dilatih pada data India menunjukkan hasil yang kurang menggalakkan. MSE dan MAE yang tinggi menunjukkan perbezaan yang besar antara berat janin yang benar dan yang diramalkan. Nilai R-kuadrat model menunjukkan ia hanya

boleh menerangkan sebahagian sederhana daripada variasi berat janin untuk orang India. MRE yang tinggi menunjukkan ralat relatif yang besar, menunjukkan prestasi model kurang tepat untuk meramalkan berat janin dalam populasi India berbanding dengan orang Melayu.

Bagi model XGBoost yang dilatih pada data Cina menunjukkan prestasi yang baik. Nilai MSE dan MAE menunjukkan variasi yang agak kecil antara berat janin yang benar dan yang diramalkan. Nilai R kuasa dua yang tinggi menunjukkan bahawa model boleh menerangkan sebahagian besar variasi dalam berat janin untuk individu Cina. MRE yang rendah menunjukkan ralat relatif purata yang rendah, menunjukkan bahawa model tersebut berfungsi dengan baik dalam meramalkan berat janin untuk populasi Cina.

Secara keseluruhannya, model XGBoost menunjukkan prestasi yang kukuh untuk meramalkan berat janin dalam kalangan orang Melayu dan Cina, manakala prestasinya secara relatifnya lebih rendah bagi penduduk India. Keupayaan model untuk menerangkan variasi berat janin adalah tertinggi bagi penduduk Cina dan sederhana bagi orang Melayu.

XGBoost				
Nilai Perbandingan	<i>Mean-Squared-Error (MSE)</i>	<i>Mean-Absolute-Error (MAE)</i>	<i>Mean-Relative-Error (MRE%)</i>	<b>R-kuasa dua (%)</b>
Melayu	26 138.38	80.72	4.98	96.89
Cina	125 429.12	181.87	9.78	75.90
India	293 290.21	413.20	80.11	67.59

Jadual 1.2 Perbandingan nilai metrik bagi model XGBoost

Jadual 1.3 menunjukkan hasil penilaian model LightGBM yang dilatih ke atas data penduduk Melayu. Model ini berprestasi baik dengan Ralat Min Kuasa Dua (MSE) dan Ralat Mutlak Min (MAE) yang agak rendah, menunjukkan bahawa ramalannya hampir dengan nilai sebenar berat janin. Nilai R kuasa dua yang tinggi menunjukkan bahawa model boleh menerangkan kira-kira 95.62% daripada varians dalam data, menunjukkan prestasi ramalan yang baik. Ralat Min Relatif (MRE) yang rendah menunjukkan sisihan peratusan purata yang kecil antara berat janin yang diramalkan dan berat sebenar, menunjukkan ketepatan model dalam meramalkan berat janin bagi populasi Melayu.

Model LightGBM yang dilatih pada data India berprestasi buruk. Nilai MSE dan MAE yang tinggi menunjukkan perbezaan yang ketara antara berat janin yang diramalkan dan yang sebenar, menunjukkan percanggahan yang lebih besar dalam ramalan model. Nilai R-kuadrat negatif menunjukkan bahawa model menerangkan varians yang sangat sedikit dalam data dan mempunyai kesesuaian yang kurang baik. MRE yang tinggi menunjukkan sisihan peratusan purata yang besar antara berat janin yang diramalkan dan sebenar, yang menonjolkan ralat yang ketara dalam ramalan model untuk populasi India.

Seterusnya, model LightGBM yang dilatih pada data Cina menunjukkan prestasi yang agak baik. Nilai MSE dan MAE yang sederhana menunjukkan beberapa tahap percanggahan antara berat janin yang diramalkan dan sebenar. Nilai R-kuasa dua menunjukkan bahawa model menerangkan kira-kira 66.65% daripada varians dalam data, menunjukkan kesesuaian yang munasabah. MRE sederhana menunjukkan sisihan peratusan purata sederhana antara berat janin yang diramalkan dan berat sebenar, menunjukkan ralat ketara dalam ramalan model untuk penduduk Cina.

Secara keseluruhan, metrik penilaian menunjukkan bahawa model LightGBM berprestasi baik untuk meramalkan berat janin dalam kalangan orang Melayu, munasabah untuk orang Cina, tetapi kurang baik untuk orang India. Model ini menunjukkan ketepatan dan kesesuaian yang baik untuk data Melayu, prestasi yang agak memuaskan untuk data Cina, tetapi percanggahan yang besar dan kurang sesuai untuk data India.

Light GBM				
Nilai Perbandingan	<i>Mean-Squared-Error (MSE)</i>	<i>Mean-Absolute-Error (MAE)</i>	<i>Mean-Relative-Error (MRE%)</i>	<b>R-kuasa dua (%)</b>
Melayu	36 865.08	79.62	5.57	95.62
Cina	173 625.80	322.12	28.41	66.65
India	910 630.49	860.64	135.64	-0.006

Jadual 1.3 Perbandingan nilai metrik bagi model Light GBM



Dalam jadual 1.4, hasil penilaian menunjukkan prestasi model ensemble bagi dataset populasi Melayu. Nilai MSE dan MAE yang rendah menunjukkan ketepatan yang tinggi dalam meramalkan berat janin. Nilai R kuasa dua yang tinggi menunjukkan bahawa model boleh menerangkan sebahagian besar varians dalam data. MRE yang rendah menunjukkan ketepatan yang tinggi dalam ramalan relatif berat janin. Secara keseluruhannya, model ensemble berprestasi baik untuk set data Melayu, dengan MSE rendah, MAE rendah, R kuasa dua tinggi dan MRE rendah.

Keputusan penilaian menunjukkan prestasi model ensemble untuk dataset populasi India. Nilai MSE dan MAE yang sangat rendah menunjukkan ramalan berat janin yang sangat tepat. Nilai R-kuadrat 1.0 menunjukkan bahawa model boleh menerangkan dengan sempurna semua varians dalam data. MRE hampir sifar mencadangkan ralat relatif minimum dalam ramalan. Secara keseluruhan, model ensemble menunjukkan prestasi yang sangat baik untuk set data India, dengan MSE, MAE, R-kuasa dua maksimum dan hampir sifar MRE yang hampir boleh diabaikan.

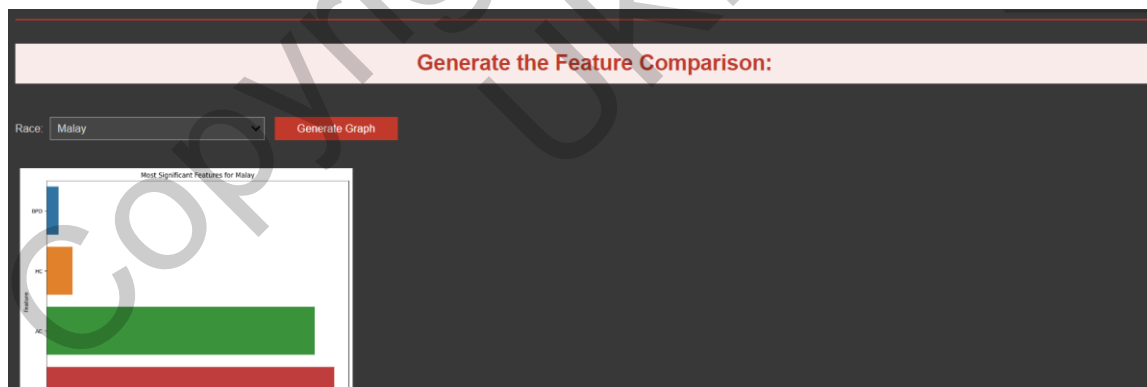
Akhir sekali, Dalam Rajah 4.30, keputusan penilaian menerangkan prestasi model ensemble untuk dataset populasi Cina. Nilai MSE yang lebih tinggi menunjukkan perbezaan yang lebih besar antara berat janin yang diramalkan dan sebenar, dan MAE yang tinggi menunjukkan beberapa ketidaktepatan dalam ramalan. Walau bagaimanapun, nilai hampir 1.0 R-kuasa dua menunjukkan bahawa model masih boleh menerangkan sejumlah besar varians dalam data. MRE sebanyak 14.676% menunjukkan ralat relatif yang ketara dalam ramalan. Secara keseluruhan, model ensemble menunjukkan prestasi yang cukup baik untuk set data Cina, menerangkan kebanyakan varians data walaupun terdapat beberapa ketidaktepatan dengan nilai MSE dan MAE yang lebih tinggi.

Ensemble				
Nilai Perbandingan	<i>Mean-Squared-Error (MSE)</i>	<i>Mean-Absolute-Error (MAE)</i>	<i>Mean-Relative-Error (MRE%)</i>	<b>R-kuasa dua (%)</b>
Melayu	22 970.30	70.61	4.63	97.27
Cina	84 885.27	151.50	14.68	83.69
India	2.77e-24	1.59e-12	1.47e-13	1.0

Jadual 1.3 Perbandingan nilai metrik bagi model Ensemble

Selain itu, sebuah papan permukaan pembelajaran mesin interaktif telah dilaksanakan dengan menggunakan IPython. Papan permukaan membolehkan anda memasukkan ukuran seperti BPD, HC, AC, FL dan GA, dan berdasarkan input ini, ia meramalkan berat janin. Selain itu, anda boleh membandingkan ramalan untuk kaum yang berbeza dengan memilih kaum yang diinginkan daripada menu lungsur. Papan permukaan juga termasuk ciri untuk menjana graf yang membandingkan ramalan berat janin merentas kaum yang berbeza. Graf ini membolehkan perbandingan visual anggaran berat berdasarkan ukuran yang disediakan. Berikut merupakan antara muka papan permukaan interaktif tersebut :

Rajah 1.2 Papan permukaan untuk ramalan berat janin dan perbandingan kaum



Rajah 1.3 Papan permukaan untuk perbandingan ciri bagi setiap kaum

Papan permukaan ini direka bentuk untuk mencipta antara muka pembelajaran mesin interaktif untuk meramalkan berat janin berdasarkan pelbagai ukuran janin. Ia mengimport perpustakaan dan modul yang diperlukan untuk mencipta widget interaktif, memaparkan maklumat, graf plot menggunakan Seaborn dan mengendalikan kandungan HTML dalam persekitaran IPython. Reka letak papan permukaan termasuk widget input untuk ukuran janin

dalam milimeter dan minggu, lungsur turun untuk memilih kaum (Melayu, India, Cina) dan berbilang pilihan pemilihan untuk membandingkan kaum. Output memaparkan ramalan berat janin dan senarai berat ramalan untuk setiap perlumbaan yang dipilih.

Papan permuka mentakrifkan dua fungsi penting. Fungsi "predict\_fetal\_weight" dicetuskan apabila butang "Predict" diklik dan mengendalikan membuat ramalan berdasarkan nilai input. Ia juga mengendalikan ramalan rentas perlumbaan dan memaparkan berat yang diramalkan untuk perlumbaan terpilih sebagai perbandingan. Fungsi "generate\_graphComp" menjana graf untuk perbandingan perlumbaan dan memaparkan ciri yang paling penting untuk perlumbaan yang dipilih. Papan permuka direka bentuk dengan gaya CSS untuk menyesuaikan penampilannya dan termasuk pelbagai widget seperti butang, label dan widget output untuk mempersembahkan ramalan dan perbandingan kepada pengguna. Secara keseluruhannya, papan permuka interaktif ini menyediakan antara muka mesra pengguna untuk meramal dan membandingkan berat janin berdasarkan ukuran dan bangsa janin yang berbeza.

Papan Pemuka Ramalan Berat Janin menawarkan alat berharga untuk menganggar berat janin, tetapi ketepatannya bergantung pada kebolehpercayaan pengukuran ultrasound input. Model yang digunakan dilatih pada kumpulan etnik tertentu, menghadkan generalisasi mereka kepada populasi lain, dan variasi dalam teknik ultrasound dan corak pertumbuhan janin antara tetapan yang berbeza boleh menjejaskan prestasi mereka. Pengguna harus mengenali batasan ini, mentafsir ramalan dengan berhati-hati, dan berunding dengan profesional penjagaan kesihatan untuk penjagaan komprehensif dan diperibadikan, kerana papan permuka bertujuan untuk menyokong, bukan menggantikan, nasihat perubatan.

Papan Pemuka Ramalan Berat Janin telah menunjukkan kejayaan, tetapi terdapat kawasan untuk diperbaiki. Memperluas set data latihan untuk memasukkan kumpulan etnik yang pelbagai, menggabungkan teknik pembelajaran mesin lanjutan dan pemerolehan data masa nyata boleh meningkatkan ketepatan. Menambah ciri yang berkaitan dan menambah baik antara muka pengguna boleh meningkatkan lagi keupayaan papan permuka. Kajian pengesahan yang rapi dan kerjasama dengan profesional penjagaan kesihatan akan menyumbang kepada

kemajuan berterusan, memberi manfaat kepada bakal ibu bapa dan penyedia penjagaan kesihatan dalam membuat keputusan termaklum.

### **Kesimpulan**

Kesimpulannya, dokumen ini memberikan gambaran menyeluruh tentang projek Papan Pemuka Ramalan Berat Janin. Ia menangani kepentingan anggaran berat janin yang tepat dan mencadangkan papan pemuka berasaskan web menggunakan model pembelajaran mesin untuk tujuan ini. Metodologi, termasuk analisis, reka bentuk, pelaksanaan dan fasa penilaian, digariskan, menekankan penggunaan corak seni bina MVC. Keperluan pengguna, berfungsi dan tidak berfungsi, diserlahkan, bersama-sama dengan gambar rajah kes penggunaan. Had projek, seperti set data terhad dan keperluan untuk kajian pengesahan lanjut, diakui. Penambahbaikan dan peningkatan masa depan dicadangkan, merangkumi pengembangan set data, teknik pembelajaran mesin lanjutan, penyepaduan data masa nyata, peningkatan antara muka pengguna dan kajian pengesahan. Secara keseluruhannya, projek Papan Pemuka Ramalan Berat Janin menunjukkan potensi dalam meningkatkan penjagaan pranatal dan menyokong pembuatan keputusan klinikal, sambil menawarkan ruang untuk kemajuan dan penyelidikan masa depan dalam bidang tersebut.

### **Penghargaan**

Saya ingin merakamkan ucapan terima kasih kepada semua orang yang telah menyumbang kepada pembangunan dan kejayaan projek "Papan Pemuka Ramalan Berat Janin". Saya ingin merakamkan setinggi-tinggi penghargaan kepada penyelia saya, Dr Shahnorbanun binti Sahran atas bimbingan, sokongan dan dorongan yang berharga sepanjang projek ini. Kepakaran dan maklum balas beliau yang bernas telah memainkan peranan penting dalam membentuk hala tuju dan kualiti kerja ini.

Seterusnya, sekalung penghargaan diucapkan kepada ibu bapa dan keluarga saya yang banyak memberi sokongan dan idea bagi memastikan sistem yang dibangunkan memenuhi permintaan dan keperluan pengguna dan berimpak tinggi. Akhir sekali, saya ingin mengucapkan terima kasih kepada sahabat-sahabat saya yang menjadi kekuatan saya dan

berjuang bersama-sama dalam pembinaan sistem ini serta memberi sokongan moral dan motivasi untuk meneruskan perjuangan dalam pembinaan sistem dan penghasilan produk ini.

### Rujukan

Abolfazl Ravanshad (2013). Ensemble Methods

Ananth, C. V., & Brandt, J. S. (2020). Fetal growth and gestational age prediction by machine learning. *The Lancet Digital Health*

Ashley I Naimi, Robert W Platt, Jacob C Larkin (2018). Machine Learning for Fetal Growth Prediction

Fung, R., Villar, J., Dashti, A., Ismail, L. C., Staines-Urias, E., Ohuma, E. O., Salomon, L. J., Victora, C. G., Barros, F. C., Lambert, A., Carvalho, M., Jaffer, Y. A., Noble, J. A., Gravett, M. G., Purwar, M., Pang, R., Bertino, E., Munim, S., Min, A. M., ... Zhang, Y. (2020). Achieving accurate estimates of fetal gestational age and personalised predictions of fetal growth based on data from an international prospective cohort study: A population-based machine learning study.

Kechit Goyal (2021). Data Preprocessing in Machine Learning: 7 Easy Steps To Follow

Robert W Platt, Jacob C Larkin (2018). Machine Learning for Fetal Growth Prediction

Yu Lu, Xi Zhang, Xianghua Fu, Fangxiong Chen, Kelvin K.L. Wong, (2019). Ensemble Machine Learning for Estimating Fetal Weight at Varying Gestational Age.  
Zhang, Y. (2020). Achieving accurate estimates of fetal gestational age and personalised predictions of fetal growth based on data from an international prospective cohort study: A population-based machine learning study.