أشارت الدراسة البحثية إلى أنه تم استخدام مجموعة بيانات تاريخية لبيانات رعاية مرضى السكري ، مع استخراج الميزات المفقودة وطرق التطبيع المستخدمة للمعالجة المسبقة للبيانات. تم استخدام نماذج ML أخرى مثل RF و NNs للتنبؤ بتقلبات الجلوكوز في الدم وتوفير بدائل العلاج المناسبة. كشفت النتائج أن نموذج الترددات اللاسلكية حقق MAE مطلقا قدره 0. 5419 في مجموعة الاختبار ، مما يدل على فعاليته في التنبؤ بدقة بمستويات الجلوكوز في الدم. تم التأكيد على العمل على استخدام تقنيات التطور العصبي لتحسين نموذج الوصفات الطبية في وضع خطط أفضل لصنع القرار لعلاج مرض السكري ، وقد ثبت أن النظام يمكن أن يوفر تدخلات مصممة خصيصا ويتفوق على الأساليب التقليدية من خلال الاستفادة من عدد أكبر من الإجراءات الممكنة. استفادت الدراسات القادمة من اكتشاف الباحثين لطريقة الوصفة التطورية من خلال سياسات التحكم البديلة (ESP) التي ألغت حقن البلعة لبعض الاضطرابات ، وتجاوز سجلات المرضى الفعلية ، والتعديلات الجديدة على معدل خط الأساس وتقليل استهلاك الكربوهيدرات. كان النظام قادرا على تقليل تقلبات الجلوكوز بشكل كبير ، وتمثل النتائج تقدما كبيرا في علاج مرض السكري ، مما يوفر للمرضى قدرا أكبر من الاستقلالية وأقل توغلا. في هذه الدراسة ، طبقنا نموذجا مجتمعيا لرعاية مرضى السكري باستخدام مجموعة بيانات طولية من Nano Health (مقدم رعاية مرضى السكري في حيدر أباد ، الهند) شملت 378 مريضا. تدعم المنهجية تقنية تقدير MLE ، والتي تستخدم لتقدير المعلمات على المستوى الفردي مثل تطور المرض ، وتسجيل التأثيرات ، والحالات التحفيزية من ملاحظات FBG الصاخبة ، وتشير نتائج المحاكاة إلى أن النموذج قادر على تقديم تحكم مماثل في نسبة السكر في الدم مع قدرة أقل بنسبة تصل إلى 73. 4٪ على العاملين الصحيين العاملين مقارنة بالسياسات الساذجة ويمكن أن يحسن النتائج السريرية بنسبة تصل إلى 124. 5٪ مقارنة بالممارسات القياسية ، إظهار فعالية النموذج في قيود العالم الحقيقي. إضافة المعرفة يصمم إطار التحسين المقترح الحالة التحفيزية والصحية لكل مريض لإنشاء جداول زيارات مخصصة للعاملين في مجال الرعاية الصحية. باستخدام البرمجة الديناميكية التقريبية ، يقلل النموذج من التسرب ويعزز تنظيم نسبة السكر في الدم مع تحسين يصل إلى 124. 5٪ مقارنة بالسياسات الساذجة من خلال فرز المرضى النادرين بشكل فعال ، ويحقق الحل نتائج مماثلة مع قدرة أقل للعاملين في مجال الرعاية الصحية بنسبة تصل إلى 73. 4٪. في هذه الورقة ، نطور نموذجا جديدا ومختلفا تماما باستخدام نماذج RL للمساعدة في التنبؤ بجرعة الأنسولين والعلاج الشخصي والكشف المبكر ، وبالتالي معالجة الطبيعة الشخصية والديناميكية لعلاج مرض السكري. استخدمنا العديد من مجموعات البيانات المتاحة للجمهور والمنسقة سريريا مثل تلك الموجودة في المعهد الوطني للسكري وأمراض الجهاز الهضمي والكلى ، وقاعدة بيانات PIMA Indians Diabetes ، و Medical Information Mart for Intensive Care-III ، وقاعدة بيانات نظام التأمين الصحي الوطني الكوري ، ومرض السكري من النوع 2 الذي تم تشخيصه حديثا مجموعة البيانات ، ولكل منها خصائص مهمة للمريض مثل HbA1c و BMI ومستويات الجلوكوز في الدم ومؤشر كتلة الجسم وتاريخ العلاج. تضمنت أنشطة المعالجة المسبقة تنظيف البيانات والتعامل مع القيم المفقودة وتقليل مساحة الحالة من خلال تقنيات التميز. ناقشنا خوارزميات RL المختلفة ، بدءا من تعلم Q التقليدي و DRL إلى نماذج الممثل والناقد و RL متعدد العوامل ، بدعم من أجهزة المحاكاة مثل UVA / Padova ومنصات عامل تفريغ الذكاء الاصطناعي ، والبيئات المطورة ذاتيا في MATLAB و Python. تشير الأدلة التجريبية إلى أن نماذج RL تتفوق بشكل كبير على أنظمة التحكم التقليدية مثل التحكم النسبي والتكاملي والمشتق (PID) والتحكم التنبؤي النموذجي من خلال تعزيز مقاييس نسبة السكر في الدم ، أي زيادة الوقت في النطاق (TIR) ، وتقليل قيم HbA1c ، وتقليل تقلب نسبة السكر في الدم ، وتحسين الأداء التنبؤي. تم تسليط الضوء على المزايا المحددة ل RL ، مثل طبيعتها الخالية من النماذج ، والقدرة على التعلم عبر الإنترنت وغير متصل ، وإمكانية تمكين العلاج الشخصي والتكيف. كما أن مكونات الاعتراضات المتعددة الأطراف تشارك بشكل غير مباشر في بعض صيغ الاحتمالات القصوى، ولا سيما الأساليب القائمة على النماذج حيث تقدر احتمالات الانتقال لتوجيه تحسين السياسات. أدت تقنيات DRL ، وتحديدا DDN ، إلى تحسين إدارة نسبة السكر في الدم بشكل كبير عن طريق تعزيز TIR وتقليل أحداث نقص السكر في الدم أو ارتفاع السكر في الدم. بالمقارنة مع وحدات التحكم القائمة على القواعد و PID ، قدمت خوارزميات RL استراتيجيات علاج أكثر تخصيصا وتكيفا للمرضى الذين يعانون من T1DM و T2DM. يجب أن تزيد الأبحاث المستقبلية من حجم التجارب السريرية ودمج أنظمة RL في أنظمة توصيل الأنسولين ذات الحلقة المغلقة القائمة على المتنقل. أظهرت دراستنا أن أحد أهم نماذج التعلم الآلي هو الانحدار اللوجستي الذي تم تطويره في هذه الورقة. بعد أن درس الباحثون الممارسة السريرية في مراكزنا البحثية ، قمنا بتطوير نموذج انحدار لوجستي ثنائي المتغير للتحقيق في عوامل الخطر المحتملة

lakhasly.com © تم تلخيص النص بواسطة موقع لخصلي

للقلق لاعتلال الشبكية لدى مرضى السكر الصغار ومتوسطي العمر ، بما في ذلك مرض السكري من النوع 2 ، ومستويات النشاط البدني ، والحركات اللاإرادية المرتبطة بالعلاج ، والاختبارات المعملية. بعد البحث عن مجموعة من 453 مريضا مصابا بداء السكري ، وجدنا أن 197 (43. 5٪) يعانون من اعتلال الشبكية ، وكان خطر الإصابة باعتلال الشبكية مرتبطا ارتباطا وثيقا بمكان الإقامة (نسبة الأرجحية: 0. 275 ، فاصل الثقة 95٪: 0. 093–0. 814) ، المستوى التعليمي (OR: 0. 522 ، فاصل الثقة 95٪: 0. 363–0. 749) ، طريقة الدفع الطبي (OR: 2. 152 ، فاصل الثقة 95٪: 1. 308–3. 539) ، مؤشر كتلة الجسم (OR: : 2. 152 ، فاصل الثقة 95٪: 1. 308–3. 539) ، مؤشر كتلة الجسم (OR: 1. 187 ، مجال الموثوقية 95٪: 1. 091–1. 291) ، مسار المرض (نسبة الأرجحية: 1. 072 ، مجال الموثوقية 95٪: 1. 028–1. 118) ، فرط شحميات الدم (نسبة الأرجحية: 2. 547 ، مجال الموثوقية 95٪: 1. 091–1. 118): 1. 260–5. 150) ، مستوى النشاط البدني (نسبة الأرجحية: 0. 312 ، مجال الموثوقية 95٪: 0. 220–0. 443) ، الامتثال للأغذية (نسبة الأرجحية: 0. 871 ، مجال الموثوقية 95٪: 0. 806–0. 940) ، كانت AUC للمشغل المستقبلي 0. 915 ، وجودة الملاءمة (اختبار Hosmer–Lemeshow) كانت 0. 658. تظهر نتائج التأثير أن هناك ثمانية عوامل خطر مستقلة لاعتلال الشبكية السكري (DR) في الدراسة: سوء التغذية ، والخمول البدني ، وفرط شحميات الدم ، والسمنة (BMI) ، وكان النموذج دقيقا تماما عند التشخيص (AUC = 0. 915) ويمكن استخدامه لتطبيق العلاج المبكر لمرضى السكري الصغار ومتوسطي العمر. يعد تعزيز تغييرات نمط الحياة الصحية ، وتحديدا الامتثال الغذائي وممارسة التمارين الرياضية بانتظام ، النصيحة الأكثر فائدة لتجنب بداية الشفاء الطبيعي. استخدمنا وقارنا العديد من النماذج في هذه الدراسة ، بما في ذلك المعالجة المسبقة للاستيفاء للبيانات المفقودة ، والتطبيع ، والتحقق من صحة السلاسل الزمنية. الشبكات العصبية العادية للترددات اللاسلكية وSVM وبايز (BRNN)، مع تعديل المعلمات الفائقة عبر البحث عن الشبكة. أظهرت النتائج أن الترددات اللاسلكية تفوقت على النماذج الأخرى عبر جميع آفاق التنبؤ (15 ، 30 ، 45 دقيقة) ، محققا أفضل دقة في نافذة منزلقة تجاوزها 6 ساعات مع RMSE تبلغ 18. 60 مجم / ديسيلتر. أكدت اختبارات ANOVA و Tukey أيضا اختلافات ذات دلالة إحصائية لصالح الترددات اللاسلكية. سقطت معظم التوقعات في مناطق شبكة خطأ باركس الآمنة سريريا ، مما يؤكد الأهمية العملية للنموذج. تسلط الدراسة الضوء على وعد أنظمة إنترنت الأشياء المتكاملة لإدارة مرض السكري الشخصية في الوقت الفعلي. أظهرت نتيجة جديرة بالملاحظة التردد اللاسلكي في نافذة مدتها 6 ساعات من البيانات التاريخية التي عملت بشكل أفضل على الإطلاق في التنبؤ بقيم الجلوكوز المستقبلية بدقة عالية. تعلم هذا المزيج أنماطا فسيولوجية خاصة بالمريض دون مشاكل مفرطة في النماذج الأعمق مثل BRNN ، وتشير النتائج إلى استخدام تردد الراديو مع بيانات المستشعر الحيوي للسلاسل الزمنية (معدل ضربات القلب والنشاط والنوم) لإدارة دقيقة في الوقت الفعلي ل DM1 و DM2 باستخدام أنظمة إنترنت الأشياء. اقترح الباحثون دراسة نظام رعاية صحية ذكي يعتمد على ML للتشخيص الآلي لمرض السكري باستخدام مجموعة بيانات من جامعة كاليفورنيا ، إيرفين ، مستودع يضم 520 سجلا للمرضى (200 مريض و 320 مريضا غير مرضى السكري) ، وقاموا بتنفيذ العديد من تقنيات المعالجة المسبقة بما في ذلك تنظيف البيانات والتطبيع واختيار الميزات باستخدام طريقة الحد الأدنى من التكرار لتحقيق أقصى قدر من الراحة (mRMR). قاموا بتقييم العديد من نماذج التصنيف ـ DT و k–NN و Naive Bayes و SVM مع نواة خطية ، وظيفة أساس شعاعي. و RF – على نسب تقسيم التدريب والاختبار المختلفة (0. 3 و 0. 2) ، وكشفت النتائج أن الترددات اللاسلكية تفوق على جميع النماذج الأخرى تقريبا ، خاصة عند دمجها مع اختبار الانقسام mRMR و 0. 2 ، مما يحقق أعلى دقة بنسبة 98. 07٪ ، والدقة ، والاستدعاء ، ودرجة F1 0. 98 ، وخسارة قياسية قدرها 0. 03. تثبت هذه النتائج أن الترددات الراديوية هي نموذج أكثر فعالية في هذا السياق. نقترح أن هذا النهج يمكن أن يدعم التشخيص الآلي في الوقت الفعلي باستخدام تطبيقات الرعاية الصحية المحسنة لإنترنت الأشياء للكشف عن مرض السكري والوقاية منه مبكرا. بشكل عام ، عمل نموذج التردد اللاسلكي ، وتحديدا عند دمجه مع اختيار ميزة mRMR وتقسيم الاختبار 0. 2 ، بشكل جيد بدقة 98. 07٪ وخسارة قياسية 0. 03 فقط. تفوق هذا النموذج على SVM و k–NN و DT و Naive Bayes في جميع مقاييس التقييم مثل الدقة والاستدعاء ودرجة F1 ، ويقترح البحث بقوة استخدام خط الأنابيب المحسن هذا نحو التشخيص المبكر والدقيق لمرض السكري ، مع إمكانية الاندماج في أنظمة الرعاية الصحية لإنترنت الأشياء في الوقت الفعلي. أجرى الباحثون دراسة إطارية شاملة للكشف عن مرض السكري باستخدام ML وتقنيات المعالجة المسبقة المتقدمة على مجموعة بيانات PIMA Indians Diabetes المستخدمة على نطاق واسع (768 عينة). تضمن خط أنابيب المعالجة المسبقة حسابات قائمة على المتوسط للتعامل مع القيم المفقودة ، وأخذ عينات

lakhasly.com © تم تلخيص النص بواسطة موقع لخصلي

SMOTE المفرطة لمعالجة الخلل الفئوي ، واختيار الميزات العشوائية القائمة على الغابات للاحتفاظ بالمتغيرات الرئيسية مثل الجلوكوز والأنسولين ومؤشر كتلة الجسم. قاموا بتدريب أربعة نماذج RF – ML و NN و SVM و LR – باستخدام تقسيم اختبار القطار 80/20 والتحقق المتبادل 10x ، وقاموا بإجراء تعديل المعلمات الفائقة باستخدام كل من التحقق المتبادل للبحث عن الشبكة والتحقق المتبادل من البحث العشوائي. من بين جميع الطرز ، حقق التردد اللاسلكي المعزز ب GSCV أعلى أداء ، مع دقة واستدعاء ودرجة F1 تبلغ 0. 99 ، متجاوزة الدراسات السابقة. تؤكد هذه النتائج على أهمية التحضير الذي يتجاوز الدراسات السابقة وتؤكد على أهمية المعالجة المسبقة وتحسين المعلمات في تطوير أدوات تشخيصية قوية وقابلة للتفسير تعتمد على التعلم الآلي للكشف المبكر عن مرض السكري. يجمع الإطار المقترح بين خطوات المعالجة المسبقة (الحساب الوسيط ، SMOTE ، واختيار الميزات باستخدام التردد اللاسلكي) مع تقنيات التعلم الآلي. حقق التردد اللاسلكي ، عند ضبطه باستخدام GSCV ، دقة بنسبة 99٪ ، متجاوزا جميع الموديلات الأخرى التي تم اختبارها ، مثل SVM و NN. تم اقتراح هذا النموذج عالي الأداء للكشف المبكر عن مرض السكري لأنه قوي ودقيق ويمكنه التعامل مع مجموعات البيانات الطبية غير المتوازنة. أنشأ الباحثون هذه المراجعة الشاملة حول تحول تشخيص مرض السكري وعلاجه من خلال تقنيات البيانات المتقدمة ، مع التركيز على مجموعة واسعة من مناهج التعلم الآلي و DL ، وسلطوا الضوء على استخدام مجموعات بيانات متعددة ، بما في ذلك مجموعة بيانات PIMA Indians Diabetes وسجلات الطوارئ الصحية في العالم الحقيقي ، كمصادر أولية للنمذجة التنبؤية. تشمل تقنيات المعالجة المسبقة المستخدمة في الدراسات التي تمت مراجعتها PCA لتقليل الأبعاد و SMOTE لموازنة الفصول ، وتشمل النماذج التي تمت مراجعتها مجموعة من المنهجيات مثل GPC و SVM و Naive Bayes و RF والتشفير الذاتي kernelized و WDL ، مع بعض الدراسات التي تجمع بين النماذج الخطية والشبكات العصبية لتعزيز دقة التصنيف والتنبؤ. بالإضافة إلى ذلك ، أظهرت النتائج عبر الدراسات بوضوح أن نماذج مثل نماذج GPC و DL متفوقة تماما على الطرق التقليدية من حيث الدقة والحساسية والنوعية وقيم AUC–ROC – مع التركيز ، على سبيل المثال ، على AUC البالغ 0. 92 باستخدام الشبكات العصبية للتنبؤ بمضاعفات مرض السكري. تدعم مجموعة العمل هذه دمج التحليل القائم على الذكاء الاصطناعي في النظم الصحية ، مما يتيح التشخيص عالي الدقة والعلاج الفردي والتنبؤ المبكر بظهور مرض السكري من النوع 2 ، وبالتالي دعم إدارة أفضل للمرض ونتائج المرضى. تقدم هذه الدراسة تحليلا مقارنا شاملا لنماذج التعلم الآلي واستراتيجيات اختيار الميزات للتنبؤ بمرض السكري باستخدام أربع مجموعات بيانات متنوعة متاحة للجمهور ، بما في ذلك قاعدة بيانات PIMA Indians Diabetes وغيرها من مصادر Kaggle التي تتميز بسمات البيانات العامة والخاصة بالجنس. تضمن خط أنابيب المعالجة المسبقة تقنيات اختيار الميزات القائمة على المرشح (مربع كاي ، ودرجة فيشر ، والحصول على المعلومات ، والترددات اللاسلكية ، و XGBoost ، و SVM ، و LR) ، جنبا إلى جنب مع طرق التضمين للتعامل مع القيم المفقودة. قام الباحثون بتنفيذ وتقييم نماذج ML المختلفة ، بما في ذلك Random Forest و XGBoost و Gradient Boost و SVM ، واستخدموا نهج مجموعة التراص مع LR كنموذج أولي. بالإضافة إلى ذلك ، أظهرت النتائج أن RF و XGBoost تفوقت على المصنفين الآخرين ، حيث حققا دقة تصل إلى 99٪ ودرجات F1 أعلى من 0. 97 في مجموعات بيانات متعددة. أدى اختيار الميزة إلى تحسين قابلية تفسير النموذج وتقليل التعقيد ، على الرغم من أنه أدى في بعض الحالات إلى انخفاض طفيف في الدقة الأولية. استخدم الباحثون أيضا تقنيات الذكاء الاصطناعي القابلة للتفسير (LIME و SHAP) للتحقق من أن مخرجات النموذج ، وتحديد العمر ، والجلوكوز ، ومؤشر كتلة الجسم ، و HbA1c ، والأدوية العادية يمكن تفسيرها على أنها تنبؤات رئيسية عبر مجموعات البيانات. تعزز هذه النتائج فعالية التعلم الجماعي جنبا إلى جنب مع اختيار الميزات القوية في تطوير نماذج التنبؤ بمرض السكري الشفافة وعالية الأداء. في هذه الورقة ، قدم الباحثون إطارا قويا للتعلم الآلي للتنبؤ بداء السكري (DM) باستخدام مجموعة بيانات المسح الوطني لفحص الصحة والتغذية (NHANES) ، والتي احتوت على 55، 939 سجلا ، تمت تصفيتها مسبقا ومعالجتها في مجموعة بيانات نهائية من 14، 682 ملاحظة و 21 سمة ذات صلة. تضمنت خطوات المعالجة المسبقة تنظيفا مكثفا للبيانات، والتعامل مع القيم المفقودة باستخدام الأساليب الإحصائية والتعبئة القائمة على الحقائق، وتصفية المشاركين الذين تقل أعمارهم عن 18 عاما. استخدمنا خمسة نماذج ML – ANN و CATBoost و XGBoost و XGB–h و LightGBM – مع استراتيجية تدريب مرجحة قائمة على الفصل لمعالجة عدم التوازن الطبقي. قمنا بفرز البيانات ترتيبا زمنيا: بيانات التدريب والتحقق من الصحة من 2007 إلى 2016 وبيانات الاختبار من 2017 إلى 2018. وبالمثل ، من بين جميع الطرز ، حققت XGB–h أفضل النتائج ، بدقة 87. 7٪ في مجموعة التحقق و 85٪

lakhasly.com © تم تلخيص النص بواسطة موقع لخصلي

في مجموعة الاختبار ، إلى جانب AUC-ROC العالي ومقاييس الأداء الأخرى بما في ذلك الدقة والاستدعاء و MCC. نؤكد أنه يمكن دمج هذا النموذج في منصات الهاتف المحمول والويب في الوقت الفعلي ، مما يوفر أدوات فحص سريعة لمساعدة الأطباء في الكشف المبكر عن مرض السكري والتدخل فيه ، مما قد يقلل من عبء المرض وتكاليف الرعاية الصحية. وفقا لذلك ، من بين نماذج ML الخمسة المدربة على مجموعة بيانات NHANES ، نتج عن XGB-h أعلى دقة في كل من مجموعات التحقق (87. 7٪) والاختبار (85٪) ، وحقق هذا النموذج أيضا أعلى درجة التحقق المتبادل بمقدار 864 .0) 10x) ، متفوقا على خط الأساس ANN و LGBM و CATBoost و XGBoost. نوصي بنشر نموذج XGB-h في قنوات الهاتف المحمول أو الويب للتشخيص المبكر ، مما يسمح للأطباء بالتدخل في وقت أقرب وإدارة مرض السكري بشكل أكثر فعالية. بناء على الدراسات السابقة ، قام الباحث بتحليل هذه المراجعة المنهجية من خلال مراجعة مجموعة دراسة الفترة هذه (2018-2022) على نماذج للتنبؤ بتطور T2D ، وتصنيفها إلى ثلاث فئات منهجية: الرياضيات ، ML ، و DL. تضمنت مجموعات البيانات الأكثر استخداما السجلات الصحية الإلكترونية والتجارب السريرية والمسوحات ومجموعات البيانات القياسية مثل هنود PIMA ، مع كون الولايات المتحدة هي بلد المصدر المهيمن. اختلفت تقنيات المعالجة المسبقة على نطاق واسع وشملت الإسناد (متوسط ، متوسط ، ميكروفون ، معروضات) ، التطبيع أو التوحيد القياسي ، SMOTE لعدم توازن الفصل ، الكشف عن القيم المتطرفة ، اختيار الميزات باستخدام مربع كاي ، LASSO ، و SHAP. تضمنت النماذج المستخدمة شبكات LR و SVM و RF و XGBoost و AdaBoost و K-NN و Bayes والنموذج الخطي المختلط المعمم والشبكة العصبية التلافيفية و LSTM والوحدات المتكررة ذات البوابات وتقنيات المجموعة مثل التكديس والتعبئة والتغليف. علاوة على ذلك ، كان لدى RF و ST أكبر قدر من القدرة (52. 5٪) ، (40٪ Volund Bay SVM) ، هي المتانة والقابلة للتفسير للقيام بذلك. أظهرت عوائد T نموذج T Metrix Cross Revoid عالي الأداء ، مع دقة وصوت البلوط الصخري الأكثر تقاربا T. تؤكد الدراسات على الحاجة إلى التحقق الخارجي ، وقابلية التفسير ، والتكامل مع الممارسة السريرية ، ومراجعة المتصل من خلال التوصية بتحليلات محسنة للإغاثة الزجاجية ، وتصميمات النماذج التفاعلية ، والتحقق من صحة مجموعة البيانات المتعددة لتحسين الدقة الوقائية وتطبيق الممارسة في رعاية مرضى السكري شخصيا. تتضمن المهام المستقبلية تحسين ملاءمة الميزات عن طريق تقليل الميزات واختيارها ، وإنشاء طرق متعددة المجموعات قابلة للشرح ، والتحقق من الصحة المتبادلة على مجموعات بيانات كبيرة متعددة تماما. يوصي الباحثون بتطبيق برامج الترددات اللاسلكية وقابلية التفسير (على سبيل المثال ، SHAP) ودمج المدخلات السريرية لتعزيز نماذج رعاية مرضى السكري الشخصية والقابلة للتنفيذ. كشفت الورقة العلمية الموصى بها من خلال بحثها عن العوامل الرئيسية التي تؤثر على خطر الإصابة بمرض السكري وتقييم أداء نماذج التعلم الآلي المختلفة، وكشف تحليل أهمية الميزة أن العوامل الأكثر تأثيرا في التنبؤ بمرض السكري تختلف بين الرجال والنساء. بالنسبة للنساء ، فإن أهم العوامل هي الدهون الثلاثية (TG) ، ومعدل الأيض الأساسي (BMR) ، والكوليسترول الكلي (Chol) ، بينما بالنسبة للرجال ، فإن العوامل الرئيسية هي مؤشر كتلة الجسم ، وغلوتامات الدم المتحولة أوكسالات أميناز وجاما جلوتاميل. عبر مجموعة البيانات بأكملها ، يظل مؤشر كتلة الجسم هو المتغير الأكثر أهمية. استكشفت دراسته القوة التنبؤية لنماذج التعلم الآلي جنبا إلى جنب مع تقنيات البيانات المتقدمة للتنبؤ بحدوث مرض السكري لدى مجموعة من البالغين على مدى 5 سنوات ، وإعادة تصميم طرق مثل SMOTE و Adasine والإفراط في أخذ العينات العشوائية و K-Means SMOTE أدت بشكل فعال إلى تحسين أداء النموذج ، ومعالجة التحدي المتمثل في عدم توازن البيانات. أظهرت الدراسة أن مرض السكري هو اضطراب استقلابي يسبب خطر الإصابة بالسكتة الدماغية وأمراض القلب والفشل الكلوي وغيرها من المضاعفات طويلة المدى لأن مرض السكري يولد السكر الزائد في ML .blood يمكن أن تساعد النماذج في تشخيص مرض السكري في المرحلة الأولية ، لذلك نحتاج إلى نموذج ML فعال لتشخيص مرض السكري بدقة.

أظهرت نتائج دراسة تحليل الأداء الخاصة به أنه من بين جميع خوارزميات ML ، يتجاوز التردد اللاسلكي الأعمال الحالية بمعدل دقة 86٪ و 98. 48٪ لمجموعتي البيانات 1 و 2 ، مما يحسن التدرج الشديد و DT بمعدل دقة يتجاوز 99. 27٪ و 100٪ لمجموعتي البيانات 3 و 4 ، على التوالي. يمكن أن يزيد اقتراحنا من الدقة بنسبة 12. 15٪ مقارنة بالنموذج دون معالجة مسبقة. في هذه الدراسة ، اقترح الباحثون خوارزمية جديدة ، تسمى G2P2C ، للتحكم في جلوكوز T1D ، والتي توفر تقديرات مؤتمتة بالكامل لنفخ الأنسولين ، بما في ذلك كل من القاعدة والبلع ، ولا تتطلب إعلان الوجبة وتقدير الصدى. قدمنا مرحلتين جديدتين من خوارزمية تحسين السياسة القريبة الجديدة ، وهما التعلم والتخطيط المعياري ، لمواجهة تحديات الديناميكيات المعقدة ،

lakhasly.com © تم تلخيص النص بواسطة موقع لخصلي

والملاحظة الجزئية للتباين الكبير بين السكان ودخلهم ، وسلامة التأخيرات والاضطرابات غير المعروفة المرتبطة بالتحكم في الجلوكوز. قام الباحثون بتقييم الأداء السريري ل G2P2C بناء على عدد من المقاييس المتعلقة ب T1D وقارنوا طرق العلاج القياسية المستخدمة بشكل شائع في الممارسة السريرية وخوارزمية RL الحديثة. أوضحت هذه الدراسة العلاقة بين الجلوكوز والعمر (بالنسبة للعلاقة بين الجلوكوز والعمر ، يمكننا أن نرى نمطا يكون فيه الأفراد الأصحاء (غير مرضى السكر) هم أولئك الذين تقل أعمارهم عن 40 عاما ولديهم جلوكوز أقل من 140. بالإضافة إلى العلاقة بين ضغط الدم والعمر (للعلاقة بين ضغط الدم والعمر ، يمكننا أن نرى نمطا يكون فيه الأفراد الأصحاء (بخلاف مرضى السكر) هم أولئك الذين يبلغون من العمر حوالي 30 عاما وأقل من 100 عام. في هذه الدراسة قمنا بفحص أداء خوارزميات التعلم الخاضعة للإشراف لتصنيف مخاطر الإصابة بمرض السكري. أظهرت خوارزمية الترددات اللاسلكية الأداء الأكثر تفوق بمعدل دقة 99٪ ، متفوقة على 85٪) K-NN) ومصنفات Bayes الساذجة (74٪) ، مما يؤكد موثوقية التردد اللاسلكي في التعامل مع مجموعات البيانات ذات الأبعاد العالية والتعقيد بالمقارنة. اختبرنا أيضا خوارزميات التعلم الخاضعة للإشراف للتنبؤ المبكر بمرض السكري من النوع الثاني ووجدنا أن خوارزمية الترددات اللاسلكية تتمتع بأعلى دقة تبلغ 93. 75٪ ، متفوقة على الخوارزميات الأخرى مثل LR و SVM. تدعم دراستنا نتائج بحثنا بأن الترددات اللاسلكية هي الخيار الأمثل للخوارزمية لتصنيف مخاطر الأمراض المزمنة بما في ذلك مرض السكري. أظهرت هذه الدراسة نموذجا تنبؤيا قصير المدى أحادي المتغير لتركيز الجلوكوز تحت الجلد في T1D يهدف إلى تحسين خطأه في منطقة سكر الدم. على هذا النحو ، يتم تحديد وظائف خط الأساس الأساسية لتقليل النسبة المئوية للتنبؤات الخاطئة (EP) في منطقة نقص السكر في الدم ، مع تقييم EP من خلال التحليل المستمر لشبكة الجلوكوز والخطا. تألفت مجموعة البيانات من 29 فردا مصابا بداء السكري من النوع 1 ، تمت مراقبتهم لمدة 2 إلى 4 أسابيع خلال دراسة سريرية قائمة على الملاحظة مستقبلية GlucoseML. أظهرت نتائج هذه الدراسة أيضا أنه من بين 6 نماذج أساسية مختلفة ـ LR ، وتحديد الملاءمة التلقائي ، و SVR ، و GPR ، و XGBoost ، و LSTM – أظهر XGBoost و SVR أداء مهيمنا في منطقة نقص السكر في الدم وتم اختيارهما كنماذج مكونة أساسية لنموذج المجموعة. تشير النتائج إلى أن نموذج المجموعة يقلل بشكل كبير من النسبة المئوية ل EP في منطقة نقص السكر في الدم لأفق التنبؤ لمدة 30 دقيقة إلى 19٪ مقارنة بالنماذج الأساسية الفردية (أي XGBoost و SVR) ، في حين أن أخطائه على طيف الجلوكوز بأكمله (نقص السكر في الدم ، سكر الدم ، ارتفاع السكر في الدم) مماثلة لتلك الموجودة في النماذج الأساسية. نقترح في هذه الورقة نهجا جديدا وفعالا. يلبي Glucobreath الحاجة الملحة لكاشف مرض السكري الذي يمكن الوصول إليه وغير جراحي ، مما يوفر القدرة على تحمل التكاليف والتنقل واختبار مرض السكري غير الجراحي المريح ، خاصة بين القطاعات الأضعف اقتصاديا في المجتمع. لقد أثبت فعاليته مع نتائج قوية وجيدة. يحل نهج Glucobreath الرائد محل الأساليب الحالية ، حيث يحقق متوسط دقة مذهل بنسبة 98. 4٪ باستخدام نموذج Regression-AdaBoost اللوجستي ، والذي يمثل تحسنا كبيرا بنسبة 43. 3٪ مقارنة بالطريقة الحالية. نظرا لقابليته للنقل وعدم التداخل والاستجابة السريعة ، يعد Glucobreath أداة تشخيصية قيمة يمكن أن تسهل الكشف المبكر عن مرض السكري لدى العديد من الأفراد. علاوة على ذلك ، يمكن أن يساعد تنبؤ Glucobreath بمستوى الجلوكوز في الدم (BGL) في تنبيه الناس للتحكم في استهلاكهم للسكر في حالة BGL المعتدل أو مراجعة الطبيب لارتفاع BGL. في هذه الورقة ، قدم الباحثون إطارا جديدا للوسائط المتعددة DL للتنبؤ المبكر بمضاعفات T2D من خلال نظام إنذار مبكر متقدم. يدمج الهيكل المقترح طرق بيانات متعددة بما في ذلك القياسات السريرية والنتائج المختبرية والبيانات الزمنية للمريض من خلال آلية اندماج متطورة قائمة على الانتباه. ينفذ النظام تقنيات المعالجة المسبقة المتخصصة لطرق البيانات المختلفة ويستخدم خط أنابيب مبتكر لاستخراج الميزات لتقييم المخاطر الشامل. تم إجراء التحقق التجريبي على مجموعة بيانات من 15, 847 مريضا تم جمعها على مدى 5 سنوات من مراكز طبية متعددة. حقق إطار العمل دقة تنبؤ بنسبة 94. 7٪ مع نافذة تحذير مدتها 72 ساعة ، مما يدل على أداء متفوق مقارنة بالطرق الحالية. أدى تنفيذ آليات العتبة التكيفية إلى خفض معدلات الإيجابية الكاذبة إلى 4. 8٪ مع الحفاظ على حساسية 93. 8٪ وخصوصية 95. 2٪. تم التحقق من فعالية النظام من خلال الاختبارات المستقبلية على مجموعة مستقلة من 3, 245 مريضا ، مما أظهر أداء قويا عبر مجموعات المرضى المتنوعة. أظهرت آلية الاندماج المستندة إلى الانتباه أيضا تحسنا بنسبة 15٪ في دقة التنبؤ مقارنة بالطرق التقليدية. يساهم هذا البحث في تطوير الذكاء الاصطناعي الطبي من خلال نماذج DL القابلة للتفسير ، مما يوفر لممارسي الرعاية الصحية رؤى حول عملية صنع القرار مع الحفاظ على دقة تنبؤ عالية للتدخل المبكر في إدارة مضاعفات T2D.

lakhasly.com © تم تلخيص النص بواسطة موقع لخصلي