

Komparasi Algoritma Deteksi Puncak QRS Kompleks Elektrokardiogram (EKG) Pada Pasien Penderita *Stroke* Iskemik

Muhammad Zakariyah¹, Alvin Sahroni²

Magister Teknik Informatika¹

Jurusan Teknik Elektro²

Fakultas Teknologi Industri

Universitas Islam Indonesia

Jl. Kaliurang km 14 Yogyakarta 55510

Telp (0274) 895287 ext 122, fax (0274) 895007 ext 148

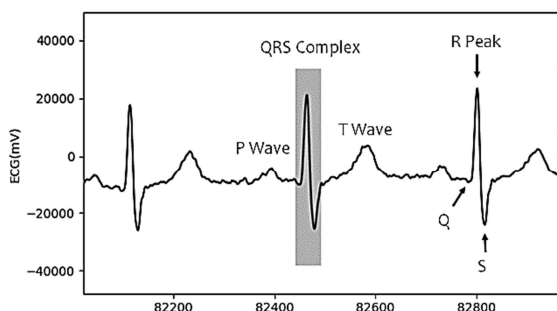
17917119@students.uii.ac.id¹, alvinsahroni@uii.ac.id²

Abstract. Deteksi puncak QRS Kompleks sangat dibutuhkan untuk mengetahui variabilitas denyut jantung. Hal ini dikarenakan variabilitas denyut jantung merupakan parameter yang penting untuk mengetahui keadaan fisiologis seseorang. Banyak algoritma telah dikembangkan untuk mendeteksi puncak QRS Kompleks. Algoritma-algoritma yang telah ada belum pernah diujikan pada kasus *stroke*. Mengingat *stroke* juga berkaitan dengan kinerja jantung, maka penelitian ini dilakukan untuk membandingkan unjuk kerja dari ketiga algoritma deteksi puncak QRS Kompleks, yaitu Algoritma Pan-Tompkins (PT), Two Moving Average (TMA), dan Stationary Wavelet Transform (SWT) pada kasus *stroke* iskemik. Persentase uji sensitivitas, positif prediksi, dan akurasi dari Algoritma PT adalah 97,11%, 96,73%, dan 94,02%. Algoritma TMA sebesar 98,56%, 98,83%, dan 97,42%. Sedangkan pada Algoritma SWT adalah 93,88%, 89,54%, dan 84,60%. Algoritma PT membutuhkan waktu rata-rata eksekusi selama 2,21 detik pada frekuensi sampling 500 Hz dan 8,61 detik pada frekuensi sampling 1.000 Hertz. Algoritma TMA dan SWT berturut-turut membutuhkan waktu 3,87 detik dan 0,37 detik pada frekuensi sampling 500 Hertz, dan untuk frekuensi sampling 1.000 Hertz memerlukan waktu eksekusi selama 13,96 detik dan 1,18 detik. Berdasarkan hasil tersebut, Algoritma Two Moving Average menjadi algoritma yang paling baik diantara ketiga algoritma yang dibandingkan, meskipun memerlukan waktu yang lebih lama untuk mengeksekusi algoritmanya.

Keywords: *Stroke* Iskemik, *QRS* Kompleks, *Pan-Tompkins*, *Two Moving Average*, *Stationary Wavelet Transform*.

1 Pendahuluan

Elektrokardiogram (EKG) merupakan sebuah sinyal yang merekam aktivitas listrik dari jantung. EKG dapat memberikan informasi yang berguna mengenai keadaan jantung pada saat ini. Sinyal EKG memiliki tiga gelombang utama, yaitu gelombang P, gelombang QRS, dan gelombang T (Gambar 1). Gelombang QRS (*QRS* Kompleks) merupakan gelombang dimana energi detak jantung yang paling utama berada.



Gambar 1. *QRS* Kompleks Pada EKG Normal

Proses otomatisasi cukup sulit dilakukan, karena variabilitas morfologi pada gelombang QRS baik untuk kondisi normal maupun abnormal. Selain itu, *noise* (gangguan) seperti otot, pergerakan elektroda, *power line interference*, dan *baseline wander* juga mempengaruhi hasil perekaman sinyal.

Beberapa algoritma untuk menemukan gelombang QRS, diantaranya yang didasarkan pada derivasi sinyal^{1,2}. Algoritma yang dikembangkan ini menggunakan filter digital untuk mengurangi pengaruh beberapa *noise*. Algoritma berdasarkan filter digital yang lain yaitu analisis wavelet³, yang memberikan estimasi yang baik pada lokalisasi frekuensi dan memberikan fleksibilitas dan kemampuan beradaptasi. Kinerja beberapa algoritma tersebut telah dievaluasi dengan menggunakan *database* umum, semisal MIT-BIH *arrhythmia database* dan *AHA database*^{4,5}. Keduanya *database* tersebut menyediakan data khusus untuk penyakit jantung.

Salah satu kondisi klinis yang berkaitan dengan kinerja jantung adalah *stroke*. *Stroke* merupakan kondisi medis serius yang dapat menyebabkan kerusakan otak yang berkepanjangan, cacat permanen, atau bahkan kematian. Penyebab utama *stroke* yang sering terjadi yaitu *stroke* iskemik dengan tingkat prevalensi hingga mencapai 85%⁶. Penyebab utama kematian pasca-*stroke* adalah gangguan jantung dan infeksi. Kondisi ini biasanya ditandai dengan peningkatan aktivitas sistem saraf simpatis dan berkurangnya aktivitas sistem saraf parasimpatis⁷.

Aktivitas saraf parasimpatis dapat dilihat melalui variabilitas denyut jantung. Variabilitas denyut jantung dilakukan dengan mengekstraksi semua puncak QRS Kompleks (puncak R) dalam rentang waktu tertentu. Hal inilah yang menyebabkan ketepatan deteksi puncak QRS Kompleks menjadi sangat penting untuk dilakukan.

Mengingat penyakit *stroke* juga berhubungan dengan denyut jantung, maka penelitian untuk mengetahui kinerja dari beberapa algoritma tersebut menjadi hal yang penting untuk dilakukan. Pemilihan algoritma yang tepat untuk deteksi puncak QRS Kompleks akan sangat membantu para pakar kesehatan dalam melakukan proses analisis lebih lanjut mengenai fisiologis pasien penderita *stroke*, khususnya *stroke* iskemik.

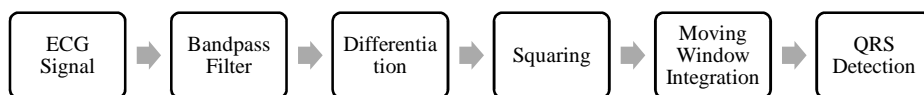
2 Metodologi Penelitian

2.1 Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berupa dataset sekunder⁸ yang diperoleh dari Syncope and Falls in the Elderly Laboratory and the Magnetic Resonance Imaging Center di Beth Israel Deaconess Medical Center (BIDMC)⁹. Dataset ini berjumlah 20 pasien penderita *stroke* iskemik yang berusia antara 50-80 tahun. Total data yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 60 data, dengan posisi puncak R masing-masing telah divalidasi. Rekaman EKG diambil dari masing-masing pasien dengan 3 posisi yang berbeda, yaitu *sit stand* (10 menit), *sit stand balance* (20 menit), dan *head up tilt* (20 menit). Frekuensi sampling yang digunakan adalah 500 Hertz untuk *sit stand*, dan 1000 Hertz untuk *sit stand balance* dan *head up tilt*.

2.2 Algoritma Pan-Tompkins

Algoritma Pan-Tompkins merupakan algoritma yang bekerja berdasarkan kemiringan, amplitudo, dan lebar sinyal. Sinyal EKG pertama kali disaring (*filter*) untuk menghilangkan gangguan karena kontraksi otot, *baseline wander*, dan gangguan gelombang-T. Penyaring tapis rendah (*low pass filter*) dan tapis tinggi (*high pass filter*) diterapkan untuk mencapai *passband* dengan frekuensi antara 5-12 Hertz.



Gambar 2. Blok Diagram Algoritma Pan-Tompkins

Seperti terlihat pada Gambar 2, setelah pemfilteran sinyal dibedakan untuk memberikan informasi kemiringan QRS kompleks (*differentiation*). Setelah diferensiasi, sinyal dikuadratkan (*squaring*) titik demi titik. Proses ini bertujuan untuk membuat semua titik data menjadi positif dan melakukan penguatan nonlinier dari *output* turunan yang memiliki frekuensi tinggi.

Langkah selanjutnya yaitu *moving window integration*. Tujuan dari *moving window integration* adalah untuk mendapatkan informasi fitur berbentuk gelombang. Hal ini dilakukan dengan menentukan dua set nilai ambang batas yang didasarkan dari puncak sebelumnya. Ambang batas ini mampu beradaptasi dengan cepat dengan menjaga perkiraan laju sinyal dan *noise* berdasarkan puncak yang terdeteksi sebelumnya.

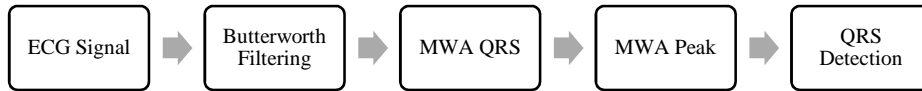
Untuk dapat diidentifikasi sebagai QRS kompleks, titik puncak harus dikenali sebagai kompleks di kedua *threshold* dan *bandpass filter*. Proses pencarian balik (*searchback*) dilakukan jika QRS kompleks tidak ditemukan dalam 166% dari rata-rata delapan denyut.

2.3 Algoritma Two Moving Average

Algoritma Two Moving Average diawali dengan *low pass filter* menggunakan *butterworth filtering* (Gambar 3). *Butterworth filtering* merupakan salah satu penyaring tapis rendah yang menyaring frekuensi di atas *cut-off* yang telah ditentukan. Frekuensi di

atas *cut-off* yang telah ditentukan tidak langsung dihilangkan, akan tetapi hanya akan berkurang amplitudonya sesuai dengan ordo pada filter tersebut.

Pembatasan QRS kompleks dalam sinyal EKG dilakukan dengan menggunakan dua kali *Moving Window Average* (MWA). MWA pertama digunakan untuk menangkap area QRS dengan menghitung rata-rata dari sejumlah sampel. Selain itu, MWA pertama juga digunakan sebagai ambang batas untuk *input* MWA kedua. Integrasi MWA kedua bertujuan untuk menangkap puncak sinyal secara lengkap. Ketika amplitudo MWA pertama lebih besar dari amplitudo MWA kedua, maka bagian dari sinyal tersebut dipilih sebagai area QRS (blok QRS).



Gambar 3. Blok Diagram Algoritma *Two Moving Average*

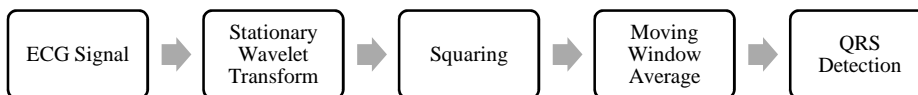
Ukuran blok yang dianggap sebagai gelombang QRS yaitu lebih besar dari 44^{10} , sehingga blok yang lebih kecil dari ukuran tersebut dianggap sebagai blok *noise*. Nilai absolut maksimum dalam setiap blok yang diterima dianggap sebagai puncak R (puncak QRS kompleks).

2.4 Algoritma *Stationary Wavelet Transform* (SWT)

Sinyal yang masuk pada 10 detik pertama di *resampling* menjadi 80 Hertz. Hal ini dikarenakan sebagian besar informasi pada EKG berada diantara 0,05 Hertz hingga 40 Hertz³. Selain itu, jangkauan frekuensi tersebut juga berguna untuk melemahkan amplitudo frekuensi tinggi, dan mengurangi jumlah titik sampel untuk tahap SWT.

Sinyal yang telah di *resampling* kemudian dihitung 2 level SWT dengan menggunakan Wavelet Daubechies 3 ('db3') sebagai *mother wavelet*, serta mengekstrak koefisien detail level 2. Koefisien level 2 (10-20 Hertz) dipilih karena memiliki energi QRS maksimal dan paling cocok untuk deteksi QRS^{1,10}.

Setelah di *resampling* kembali ke sinyal aslinya, langkah selanjutnya yaitu mengkuadratkan sinyal tersebut (*squaring*). Untuk meningkatkan puncak di sekitar lokasi QRS kompleks, dilakukan langkah *Moving Window Average* (MWA). Langkah-langkah ini sama dengan fungsi kuadrat dan langkah-langkah MWA pada¹. *Window* yang digunakan pada langkah MWA berdurasi 0,15 detik dari data kuadrat sebelumnya. Sinyal MWA kemudian dinormalisasi menjadi antara 0 dan 1, untuk meningkatkan puncak di sekitar QRS kompleks. Sinyal MWA yang dinormalisasi kemudian dianalisis untuk menentukan lokasi kompleks QRS.



Gambar 4. Blok Diagram Algoritma *Stationary Wavelet Transform*

2.5 Evaluasi

Evaluasi dilakukan dengan menguji akurasi dari masing-masing algoritma melalui tingkat *sensitivity* (Se), tingkat *positive predictivity* (+P), dan *Accuracy* (Acc)¹¹, sebagaimana ditunjukkan pada persamaan (1).

$$Se = \frac{a}{a+c} \times 100 \%$$

$$+P = \frac{a}{a+b} \times 100 \%$$

$$Acc = \frac{a}{(a+b+c)} \times 100 \% \tag{1}$$

Dimana a merupakan puncak R yang terdeteksi dengan benar, biasa disebut dengan *True Positive* (TP), sedangkan b adalah deteksi puncak R yang salah (bukan puncak R) atau dikenal dengan *False Positive* (FP), dan c merupakan puncak R yang tidak terdeteksi, dikenal juga dengan *False Negative* (FN).

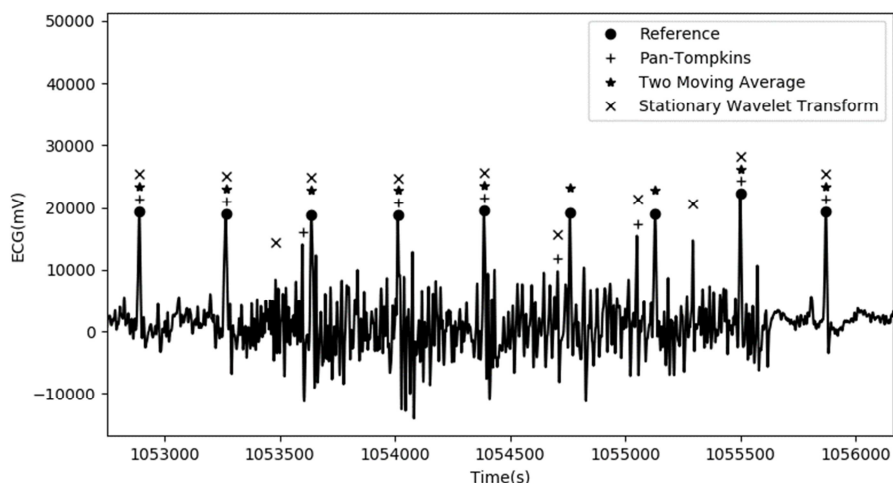
Selain pengujian tingkat akurasi algoritma, evaluasi juga dilakukan dengan menguji kecepatan eksekusi dari masing-masing algoritma dalam menjalankan algoritmanya. Kecepatan eksekusi algoritma dihitung dari langkah awal setelah pembacaan data hingga deteksi puncak R dengan menggunakan bahasa pemrograman Python. Adapun spesifikasi komputer yang digunakan untuk pengujian kinerja algoritma yaitu Processor Intel Core i5 @ 1.6 GHz dengan RAM 4 GB.

3 Hasil dan Pembahasan

Unjuk kerja dari masing-masing algoritma diuji dengan dataset yang sama. Pengujian dilakukan dengan membandingkan hasil akurasi dan kecepatan eksekusi setiap algoritma. Hasil deteksi puncak R pada ketiga algoritma yang diuji seperti ditunjukkan pada Gambar 5. Posisi puncak R yang seharusnya, ditandai dengan simbol lingkaran penuh (●), posisi puncak R pada Algoritma Pan-Tompkins ditandai dengan simbol plus (+), Algoritma Two Moving Average ditandai dengan bintang (★), dan posisi puncak R pada Algoritma Stationary Wavelet Transform ditandai dengan simbol silang (×).

Jika deteksi puncak R pada masing-masing algoritma berada pada posisi (sumbu x) yang sama dengan deteksi puncak R seharusnya (*reference*), maka nilai TP akan bertambah. Jika posisi puncak R tidak berada pada posisi yang sama dengan *reference*, maka nilai yang akan bertambah pada algoritma tersebut adalah nilai FP. Sebaliknya nilai FN bertambah jika posisi *reference* tidak sama dengan posisi puncak R pada setiap algoritma. Tabel 1 menunjukkan hasil uji akurasi prediksi yang didapatkan untuk setiap algoritma.

Frekuensi sampling untuk setiap data pada saat proses pengujian telah disesuaikan. Total puncak R untuk semua data adalah 105.494 (posisi *sit-stand*, *sit-stand-balance*, dan *head-up-tilt*). Algoritma Pan-Tompkins dan Two Moving Average masing-masing mampu mendeteksi puncak R dengan benar hingga mencapai 97,11% dan 98,56%. Meskipun jumlah puncak R yang terdeteksi pada Algoritma Stationary Wavelet Transform paling banyak, akan tetapi algoritma ini hanya mampu mendeteksi puncak R dengan benar dengan persentase sebesar 93,88%. Persentase ini lebih rendah dari hasil yang didapatkan dengan menggunakan *database* dan frekuensi sampling pada penelitian³.



Gambar 5. Deteksi Puncak R Pada Masing-masing Algoritma

Prediksi positif pada algoritma Two Moving Average memiliki persentase paling tinggi diantara ketiga algoritma yang dibandingkan. Tingkat prediksi yang dicapai yaitu sebesar 98,83%. Demikian halnya dengan tingkat akurasi yang dihasilkan oleh algoritma ini memiliki nilai akurasi yang paling tinggi, yaitu 97,42%. Hasil ini juga mengkonfirmasi bahwa frekuensi band 8-

20 Hz¹⁰ juga optimal untuk diterapkan pada dataset *stroke* iskemik. Rendahnya persentase prediksi positif pada Algoritma Stationary Wavelet Transform (89,54%) dikarenakan oleh total puncak yang terdeteksi (110.602) lebih banyak dari total puncak yang seharusnya (105.494). Hal ini menyebabkan nilai FP juga akan semakin tinggi (11.568).

Tabel 1. Hasil Uji Akurasi Prediksi Tiap Algoritma

Algoritma	TBR	TBD	TP	FP	FN	Se	+P	Acc
Pan-Tompkins	105.494	105.911	102.447	3.464	3.047	97,11	96,73	94,02
Two Moving Average	105.494	105.203	103.972	1.231	1.522	98,56	98,83	97,42
Stationary Wavelet Transform	105.494	110.602	99.034	11.568	6.460	93,88	89,54	84,60

* TBR: Total Beat Reference, TBD: Total Beat Detected, TP: True Positive, FP: False Positive, FN: False Negative, Se: Sensitivity (%), +P: Positive Predictivity (%), Acc: Accuracy (%).

Selain membandingkan unjuk kerja dalam hal akurasi, dilakukan juga uji kecepatan eksekusi dari masing-masing algoritma. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui kecepatan setiap algoritma dalam mendeteksi puncak R dari gelombang QRS kompleks.

Tabel 2. Hasil Uji Kecepatan Eksekusi

Algoritma	Waktu Eksekusi (Mean±Std. Dev.)	
	Fs = 500 Hertz	Fs = 1.000 Hertz
Pan-Tompkins	2,21 ± 0,10	8,61 ± 2,92
Two Moving Average	3,87 ± 0,16	13,96 ± 3,27
Stationary Wavelet Transform	0,37 ± 0,03	1,18 ± 0,12

Tabel 2 di atas menunjukkan hasil dari uji kecepatan eksekusi dari masing-masing algoritma pada frekuensi sampling 500 Hz (*sit-stand*) dan 1.000 Hz (*sit-stand-balance* dan *head-up-tilt*). Diantara ketiga algoritma, deteksi puncak R pada Algoritma Stationary Wavelet Transform memiliki kecepatan eksekusi yang paling cepat. Untuk data dengan frekuensi sampling 500 Hz, rata-rata algoritma ini hanya membutuhkan waktu eksekusi selama 370 milidetik dan hanya 1,18 detik untuk data dengan frekuensi sampling 1.000 Hz. Berbeda dengan Algoritma Two Moving Average yang memerlukan waktu hingga 14 kali lebih lambat untuk mendeteksi semua puncak R pada data dengan frekuensi sampling 1.000 Hz.

Terdapat beberapa kelemahan dalam penelitian ini. Pertama, banyak sekali algoritma deteksi puncak QRS kompleks yang dikembangkan, yang mungkin lebih cepat, efisien, dan akurat. Namun karena keterbatasan waktu dan kajian hasil algoritma, hanya tiga algoritma yang dipilih dalam penelitian ini. Kedua, *source code* yang digunakan untuk menguji algoritma tidak bersumber langsung dari peneliti pertama. Implementasinya hanya mengacu pada teori yang diuraikan pada literatur, sehingga memungkinkan terjadi perbedaan hasil yang tidak terlalu signifikan dengan literatur yang lain. Ketiga, dataset yang digunakan dalam penelitian ini hanya 20 subjek pasien *stroke* iskemik yang terpilih dan telah dicek validitasnya.

4 Kesimpulan

Pada kasus *stroke* iskemik, deteksi puncak QRS kompleks Algoritma Two Moving Average memiliki tingkat akurasi prediksi yang paling tinggi di antara ketiga algoritma yang dibandingkan. Tingkat sensitivitas, prediksi positif, dan akurasi pada algoritma tersebut adalah 98,56%, 98,83%, dan 97,42%. Rata-rata waktu eksekusi untuk mendeteksi puncak R pada frekuensi sampling 500 Hz adalah 3,87 detik, sedangkan pada frekuensi sampling 1.000 Hz membutuhkan waktu hingga 13,96 detik.

Meskipun algoritma ini memiliki tingkat akurasi yang baik, namun waktu yang dibutuhkan untuk mendeteksi seluruh puncak QRS Kompleks merupakan yang paling lama dari ketiga algoritma tersebut. Studi selanjutnya dapat dilakukan dengan mengembangkan algoritma untuk deteksi puncak QRS Kompleks yang lebih optimal, dan tentunya dengan waktu eksekusi yang lebih cepat.

Pustaka

1. Pan. J. dan Tompkins, W. J. (1985). A Real-Time QRS Detection Algorithm. *IEEE Transations on Biomedical Engineering*, 230-236.
2. Hamilton, P. S. dan Tompkins, W. J. (1986). Quantitative Investigation of QRS Detection Rules Using the MIT/BIH

- Arrhythmia Database, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 33(12), 1157-1165.
3. Kalidas, V. dan Tamil, L. (2017). Real-time QRS detector using Stationary Wavelet Transform for Automated ECG Analysis, *IEEE 17th International Conference on Bioinformatics and Bioengineering (BIBE)*, Washington, DC.
 4. Zidelmal, Z., Amirou, A., Adnane, M., dan Belouchrani, A. (2012). QRS detection based on wavelet coefficients. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 490-496.
 5. Álvarez, R. A., Penín, A. J. M., dan Sobrino, X. A. V. (2013). A comparison of three QRS detection algorithms over a public database, *Procedia Technology*, 9, 1159-1165.
 6. Benjamin, E. J., Virani, S. S., Callaway, C. W., Chamberlain, A. M., Chang, A. R., dan Cheng, S. (2018). Heart Disease and Stroke Statistics-2018 Update, *American Heart Association*, Dallas.
 7. Dorrance, A. M. dan Fink, G. (2015). Effects of Stroke on the Autonomic Nervous System, *Compr Physiol*, 1241-1263.
 8. Novak, V. (2018). Cerebral Vasoregulation in Elderly with Stroke. Diakses pada 23 Mei 2019 dari <https://physionet.org/physiobank/database/cves/>.
 9. Novak, V., Hu, K., Desrochers, L., Novak, P., Caplan, L., Lipsitz, L., dan Selim, M. (2010). Cerebral flow velocities during daily activities depend on blood pressure in patients with chronic ischemic infarctions, *Stroke: a Journal of Cerebral Circulation*, 41(1), 61-66.
 10. Elgendi, M., Jonkman, M., dan Boer, F. D. (2010). Frequency Bands Effects on QRS Detection, *The 3rd International Conference on Bio-inspired Systems and Signal Processing (BIOSIGNALS2010)*, Valencia.
 11. Vihinen, M. (2012). How to evaluate performance of prediction methods? Measure and their interpretation in variation effect analysis, *BMC genomic*, 13(4), 1-10.