

Identification of Prognostic Genes in HER2-enriched Breast Cancer by Gene Co-expression Network Analysis

Darzi M¹, Gorgin S¹, Majidzadeh-A K², Esmacili R^{2*}

¹Department of Electrical Engineering and Information Technology, Iranian Research Organization for Science and Technology (IROST), Tehran, Iran

²Genetics Department, Breast Cancer Research Center, Motamed Cancer Institute, ACECR, Tehran, Iran

Receive: 31/1/2021
Accepted: 27/3/2021

*Corresponding Author:
esmaeili.rezvan@gmail.com

Ethics Approval:
Not Applicable

Abstract

Introduction: HER2-enriched subtype of breast cancer has a worse prognosis than luminal subtypes. Recently, the discovery of targeted therapies in other groups of breast cancer has increased patient survival. The aim of this study was to identify genes that affect the overall survival of this group of patients based on a systems biology approach.

Methods: Gene expression data and clinical information on 58 patients with HER2-enriched cancer were downloaded from The Cancer Genome Atlas (TCGA). Co-expression modules were identified using the weighted gene co-expression network analysis (WGCNA). The Cox regression was used to determine the modules that had a significant relationship with the overall survival (OS) endpoint. Single-gene survival analysis was performed within the selected module. Finally, functional annotation to explore the significance of genes was performed using the Database for Annotation, Visualization, and Integrated Discovery (DAVID).

Results: Of the six identified co-expression modules, two had significantly poor prognoses. Single-gene survival analysis showed that 39% of genes in the selected modules were identified as significant. The genes were mainly related to the biological pathways such as Ubiquitin-mediated proteolysis and RNA degradation. *CHAMP1*, *PPP1R26*, *PRRC2B*, *KANSL3*, and *ANAPC2* were identified as the 5 most important genes associated with reduced OS, in order of significance.

Conclusion: The systems biology approach can provide appropriate results relate to patient survival analysis. In this study, some genes were identified to be used as prognostic biomarkers in experimental studies related to the OS in the HER2-enriched subgroup. These genes can be considered potential candidates for therapeutic targets in this group of patients.

Keywords: HER2-enriched Breast Cancer, WGCNA, Co-expression Network, TCGA

شناسایی ژن‌های مرتبط با پیش‌آگهی در سرطان پستان Her2-enriched با استفاده از تجزیه و تحلیل شبکه هم‌بیانی ژنی

محمد درزی^۱، سعید گرگین^۱، کیوان مجیدزاده^۲، رضوان اسمعیلی^{۲*}

^۱ پژوهشکده برق و فناوری اطلاعات، سازمان پژوهش‌های علمی و صنعتی ایران، تهران، ایران
^۲ دپارتمان ژنتیک، مرکز تحقیقات سرطان پستان، پژوهشکده سرطان معتمد، جهاد دانشگاهی، تهران، ایران

چکیده

تاریخ ارسال: ۹۹/۱/۱۱

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۷/۷

* نویسنده مسئول:

esmaeili.rezvan@gmail.com

مقدمه: زیرگروه Her2-enriched در سرطان پستان پیش‌آگهی بدتری نسبت به زیرگروه‌های لومینال دارد. و اخیراً کشف درمان‌های هدفمند در سایر گروه‌های سرطان پستان منجر به افزایش بقای بیماران شده است. هدف این مطالعه شناخت ژن‌های موثر در بقای کلی این دسته از بیماران مبتنی بر زیست‌شناسی سامانه‌ای است.

روش بررسی: مجموعه داده‌های بیان ژن و اطلاعات بالینی ۵۸ بیمار مبتلا به زیرگروه Her2-enriched از اطلس ژنوم سرطان دانلود شد. با استفاده از شبکه هم‌بیانی ژنی وزن دار، ماژول‌های هم‌بیان شناسایی شدند. به منظور شناسایی ماژول‌های موثر بر بقای کلی، از رگرسیون کاکس استفاده شد. آنالیز بقای تک‌ژنی در درون ماژول منتخب انجام و در پایان ژن‌های معنی‌دار با استفاده از ابزار DAVID مورد تفسیر عملکردی قرار گرفتند.

یافته‌ها: از میان شش ماژول هم‌بیان شناسایی شده، دو ماژول به طور معنی‌دار با پیش‌آگهی بدتر در بیماران مرتبط بودند. بر مبنای آنالیز بقای تک‌ژنی، ۳۹٪ از ژن‌های ماژول منتخب، معنادار شناخته شد که رابطه معناداری با مسیرهای زیستی "Ubiquitin mediated proteolysis" و "RNA degradation" داشتند. ژن‌های *CHAMP1*، *PPP1R26*، *PRRC2B*، *KANSL3* و *ANAPC2* به ترتیب به عنوان ۵ ژن مهم در کاهش بقای کلی شناسایی شدند. همچنین این ژن‌ها در مسیرهای مرتبط با تقسیم سلولی نقش دارند که تاییدکننده نقش آن‌ها در سرطان است.

نتیجه‌گیری: رویکرد زیست‌شناسی سامانه‌ای می‌تواند نتایج مناسبی در تحلیل بقای بیماران داشته باشد. در این مطالعه ژن‌هایی شناسایی شدند که می‌توانند در مطالعات آزمایشگاهی به عنوان بیومارکرهای پیش‌آگهی‌دهنده بقای کلی بیماران زیرگروه Her2-enriched و همچنین کاندیداهای بالقوه برای درمان هدفمند این دسته از بیماران مورد استفاده قرار گیرند.

واژه‌های کلیدی: سرطان، زیست‌شناسی سامانه‌ای، شبکه‌های وزندار، شبکه‌های هم‌بیانی، WGCNA، Her2-enriched

مقدمه

رشد روزافزون سرطان پستان در چند دهه اخیر و اثرات سرطان پستان شایع ترین سرطان در بین زنان و دومین عامل مرگ و میر ناشی از سرطان ها بعد از سرطان ریه در بین این قشر به شمار می رود. اگرچه شیوع سرطان پستان افزایش داشته ولی به دلیل تغییر تدابیر درمانی مرگ و میر ناشی از آن کاهش یافته است. با این وجود هنوز حدود ۲۴٪/۵ از کل موارد سرطان و ۱۵٪/۵ مرگ و میر ناشی از آن مربوط به سرطان پستان است (۱).

این سرطان در صورت تشخیص در مراحل اولیه از شانس بالایی برای درمان برخوردار است. عوامل متداول تعیین کننده پیش آگهی^۱ در سرطان پستان عبارتند از وضعیت غده های لنفاوی زیربغلی، اندازه و درجه تومور، هیسئولوژی، وضعیت گیرنده های استروژن^۲، پروژسترون^۳، و فاکتور رشد اپیدرمی^۴. علاوه بر این با توجه به ظهور فناوری های وابسته به بررسی بیان ژن ها با بازدهی بالا مانند میکروآرایه^۵ و نسل جدید توالی یابی^۶، اخیراً تقسیم بندی مولکولی نیز در سرطان پستان انجام شده است و در حال حاضر پیش بینی بیماری از این طریق انجام می شود. بر این اساس سرطان پستان به ۵ زیرگروه دسته بندی می شود. لومینال A^۷ با فراگیری ۵۰٪ شایع ترین سرطان های مهاجم پستان را تشکیل می دهد. این گروه از سرطان از نظر میزان بیان ER/PR مثبت بوده و از نظر بیان HER2 منفی هستند. ژن های مرتبط با این زیرگروه عموماً دارای پیش آگهی خوب هستند. لومینال B^۸ دسته دیگری از سرطان پستان است که حدود ۲۰٪ از سرطان های مهاجم پستان را شامل می شود. میزان بیان ER/PR در آن ها مثبت و بیان HER2/neu در آن ها به صورت متغیر (مثبت یا منفی) است. این تنوع در بیان ژن HER2 باعث بروز پاسخ های متفاوت نسبت به هورمون درمانی^۹ و شیمی درمانی^{۱۰} در این گروه شده است. به طور کلی دارای پیش آگهی ضعیف تری نسبت به مبتلایان گروه لومینال A هستند (۲). سرطان پستان سه

گانه منفی^{۱۱} یا بازال^{۱۲} شامل ۲۰-۱۰٪ از تمام موارد سرطان پستان است که متأسفانه در زنان جوان به ویژه در قبل از دوره یائسگی^{۱۳} بیشتر دیده می شود. این بدخیمی، فنوتیپ خاصی از سرطان پستان است که فاقد بیان بیش از حد گیرنده استروژن، گیرنده پروژسترون و پروتئین گیرنده رشد اپیدرمی فاکتور^۲ بوده و در نتیجه در حال حاضر شیمی درمانی تنها درمان استاندارد برای مبتلایان این گروه به شمار می آید. شواهد حاصل از مطالعات آزمایشگاهی نشان می دهد که سرطان پستان سه گانه منفی دارای میزان نسبتاً بالایی از عود و متاستاز دوره ای با بقای کلی ضعیف است (۳-۵).

HER2-enriched یکی دیگر از زیرگروه های سرطان پستان است که در آن گیرنده هورمونی منفی است (گیرنده استروژن و گیرنده پروژسترون منفی) و HER2 مثبت است. سرطان HER2-enriched سریع تر از سرطان های لومینال رشد می کند و در گذشته پیش آگهی بدتری داشته اند اما آن ها اغلب با درمان های هدفمند با هدف پروتئین HER2 مانند Herceptin و Enhertu با موفقیت درمان می شوند (۶، ۷). Normal-like آخرین زیرگروه سرطان پستان است که شامل مبتلایانی است که گیرنده هورمون مثبت (گیرنده استروژن و یا گیرنده پروژسترون مثبت) و HER2 منفی دارند. در این دسته از مبتلایان به سرطان پستان، سطح پروتئین Ki-67 است که به کنترل سرعت رشد سلول های سرطانی کمک می کند. شرایط این گروه شبیه گروه لومینال A است. بیماران این گروه پیش آگهی خوبی دارند.

ناهمگنی^{۱۴} در میان بیماران با بیان Her2 بالاست و دسته وسیعی از بیماران از لومینال A و B، Her2-enriched و Normal-like را شامل می شود. همچنین با وجودی که بعضی از بیماران بیان بالای ژن Her2 را دارند اما میزان بیان پروتئین Her2 که از طریق روش ایمنوهیستوشیمی^{۱۵} اندازه گیری می شود در برخی از آن ها پایین است. بیماران Her2-enriched با توجه به بیان بالای ژن های دیگری نظیر ژن های مسیر گیرنده فاکتور

¹ Prognosis

² Estrogen Receptor (ER)

³ Progesterone Receptor (PR)

⁴ Human Epidermal growth factor Receptor 2 (HER-2)

⁵ Microarray

⁶ Next Generation Sequencing (NGS)

⁷ Luminal A

⁸ Luminal B

⁹ Endocrine Therapy

¹⁰ Chemotherapy

¹¹ Triple Negative Breast Cancers (TNBC)

¹² Basal-Like

¹³ Pre-menopausal

¹⁴ Heterogeneity

¹⁵ Immunohistochemistry (IHC)

قرار می گیرد. و در نهایت ژن های موجود در ماژول های موثر بر بقای کلی مورد بررسی تفسیر کارکردی^{۲۳} و تحلیل غنی سازی^{۲۴} قرار می گیرند.

مواد و روش ها

طراحی این پژوهش و مراحل انجام آن در نمودار گردش کار در شکل ۱ ارائه شده است. بر این اساس مراحل جمع آوری^{۲۵}، پیش پردازش^{۲۶}، و پالایش داده ها^{۲۷} به عنوان گام های پیش از ساخت شبکه همبانی تعریف شدند.



شکل ۱: نمودار گردش کار مراحل اجرای پژوهش

سه گام نخست مربوط به آماده سازی داده ها است. پس از آماده سازی با ساخت شبکه، ماژول های هم بیان شناسایی می شوند. سپس آنالیز بقا به اداء ماژول ها انجام می شود و پس از این مرحله با شناسایی ماژول های موثر، ژن های درون ماژول های منتخب تفسیر کارکردی می شوند.

شبکه همبانی ژنی بر اساس داده های حاصل از اجرای سه مرحله قبلی ساخته و ماژول های هم بیان شناسایی شدند. پس از ساخت شبکه و شناسایی ماژول ها، آنالیز بقا به

رشد اپیدرمال^{۱۶} و تایروژین کیناز^{۱۷} کاندیدای پاسخ به درمان های جدید هستند.

یکی از راهبردهایی که در سال های اخیر با گسترش داده های با بازدهی بالا^{۱۸} بیش از پیش مورد توجه قرار گرفته است استفاده از رویکرد زیست شناسی سامانه ای^{۱۹} برای تحلیل برهمکنش ژن ها بر روی یکدیگر و تاثیر این برهمکنش بر روی ویژگی های بالینی بیماران بوده است. با استفاده از این رویکرد می توان ژن های موثر در بقای بیماران را شناسایی و کاندیداهای درمانی مناسب را پیشنهاد نمود. مبنای این رویکرد استفاده از دیدگاه شبکه^{۲۰} برای بررسی روابط بین ژن ها و تاثیر مجموعه ای از آن ها بر روی ویژگی ها و صفات بیرونی^{۲۱} و بالینی است.

تحلیل شبکه هم بیان ژنی وزن دار (WGCNA^{۲۲}) به عنوان یکی از چارچوب های مطرح در پیاده سازی رویکرد زیست شناسی سامانه ای محسوب می شود. هدف اصلی از طراحی این چارچوب تحلیل رفتار همبانی مجموعه ای از ژن ها به جای ژن های انفرادی بوده است (۸). در این روش به جای ارتباط ده ها هزار ژن با یک متغیر بالینی می توان همبستگی چند گروه (ماژول) ژنی را با آن متغیر خاص بررسی نمود. در سال های اخیر WGCNA برای ساخت و تحلیل شبکه همبانی سرطان های مختلف همچون (۹-۱۳) و بیماری های متعددی مانند (۱۴-۱۷) مورد استفاده قرار گرفته است. شناسایی الگوهای همبانی می تواند به شناسایی عملکرد ژن های ناشناخته نیز منجر شود که این امکان با عنوان guilt-by-association (GBA) شناخته می شود.

بررسی محققان این پژوهش نشان می دهد Her2-enriched یکی از زیرگروه های سرطان پستان است که شبکه برهمکنش ژن های آن مورد بررسی قرار نگرفته است. در این پژوهش از WGCNA به عنوان الگوریتمی برای شناسایی ماژول های ژنی هم بیان بیماران زیرگروه Her2-enriched استفاده شده است. در ادامه، همبستگی ماژول های همبانی شناسایی شده با ویژگی های بالینی همچون بقای کلی بیماران مورد بررسی

^{۱۶} Epidermal growth factor Receptor

^{۱۷} Tyrosine kinase

^{۱۸} High-throughput

^{۱۹} System Biology

^{۲۰} Network Approach

^{۲۱} External Trait

^{۲۲} Weighted gene Co-expression Network Analysis

^{۲۳} Functional Annotation Analysis

^{۲۴} Enrichment Analysis

^{۲۵} Data Collection

^{۲۶} Data Preprocessing

^{۲۷} Data Filtering

هم‌بیانی انتخاب شد. این ژن ها امکان بیشترین ارتباط^{۳۴} به سایر ژن ها را داشتند. کیفیت نمونه ها و ژن ها با استفاده از تابع `goodSamplesGenes` در پکیج `WGCNA` مورد بررسی قرار گرفت به طوری که ژن های با واریانس صفر در تمامی نمونه ها حذف شدند.

ساخت شبکه هم‌بیان ژنی وزن دار

شبکه هم‌بیان ژنی زیرگروه `Her2-enriched` با استفاده از پکیج `WGCNA` ساخته شد. همبستگی بین هر جفت ژن با استفاده از تابع `biweight midcorrelation` (`bicor`) محاسبه شد. پایداری^{۳۵} در برابر نویز علت استفاده از این روش در مقایسه با ضریب همبستگی پیرسون محسوب می شود (۲۱). در این مطالعه از رویکرد «هیبریدی علامت دار»^{۳۶} برای ساخت شبکه هم‌بیانی استفاده شد. در این نوع از شبکه از آستانه نرم و سخت^{۳۷} هم‌زمان استفاده می شود. ماتریس همبستگی^{۳۸} از طریق تابع مجاورت در پکیج `WGCNA` و با توان بتا^{۳۹} به ماتریس همجاری^{۴۰} تبدیل می شود. به منظور دستیابی به خاصیت مقیاس آزاد^{۴۱} می بایست مقدار بتا طوری تعیین شود که این ویژگی در شبکه حاصل شود. در شبکه هم‌بیانی `Her2-enriched` مجموعه ای بین ۱ تا ۲۰ برای بتا، مورد بررسی قرار می گیرد و در نهایت با در نظر گرفتن شاخص هایی مقدار بتا تعیین و بر اساس آن ماتریس مجاورت ساخته می شود.

در چارچوب `WGCNA` به منظور شناسایی خوشه های ژنی با بیشترین هم‌بیانی از نسخه تعمیم یافته معیار همپوشانی توپولوژیکی^{۴۲} استفاده می شود. با استفاده از معیار همپوشانی توپولوژیکی علاوه بر محاسبه شباهت دو ژن، هم‌زمان شباهت ژن های متصل به دو ژن مذکور نیز محاسبه می شود. در این راستا با استفاده از تابع `TOMsimilarity` نهادهای ماتریس مجاورت به مقادیر جدیدی در ماتریس همپوشانی توپولوژیکی تبدیل می شوند. تمامی نهادهای این ماتریس مثبت بوده و خود ماتریس نیز متقارن است. از آنجا که عدم شباهت

ازای یکایک ماژول های شناسایی شده انجام شد. در این راستا شناسایی ماژول های مرتبط با پیش آگهی^{۲۸} به عنوان گام بعدی این مطالعه بود. نهایتاً در گام پایانی، تحلیل آنتولوژی ژن و مسیرهای زیستی متناسب با ماژول های مرتبط با پیش آگهی انجام شد. در این پژوهش برای اجرای تمامی مراحل از نسخه ۳،۶،۱ پلتفرم `R` استفاده گردید.

مجموعه داده و پیش پردازش داده ها

در این مطالعه از داده های بیان ژن و داده های بالینی در قالب دو مجموعه داده استفاده شد. داده های بیان-ژن شامل ۵۸ نمونه سرطان پستان از زیرگروه `Her2-enriched` و داده های بالینی از اطلس ژنوم سرطان^{۲۹} به دست آمد (۱۸، ۱۹).

فایل های شمارش خوانش خام که خروجی ابزار `HTSeq-Count` محسوب می شود برای نمونه های سرطان پستان با استفاده از پکیج "`TCGAbiolinks`" (۲۰) دانلود شد. این داده ها با استفاده از روش `TPM`^{۳۰} نرمال سازی شدند. بررسی اثر دسته ای با استفاده از پکیج "`MBatch`" در تارنمای <https://bioinformatics.mdanderson.org> انجام شد. بر اساس نتایج حاصله از آنالیز آنلاین این تارنما، مجموعه داده سرطان پستان دارای اثر دسته ای قوی^{۳۱} نبود. در ادامه با استفاده از دسته بندی زیرگروه های سرطان پستان ارائه شده در پیوست تکمیلی مقاله ای مطالعه گسترده بر روی داده های سرطان پستان اطلس ژنوم سرطان (۱۸) نمونه های `Her2-enriched` انتخاب شد. سپس، بیان نمونه ها در مبنای لگاریتم دو محاسبه و پس از این مرحله به منظور شناسایی داده های پرت^{۳۲} خوشه بندی سلسله مراتبی بر روی نمونه ها اجرا شد (شکل ۲).

پکیج "`dynamicTreeCut`" برای هرس نمودن انطباقی شاخه های^{۳۳} دندروگرام تولید شده از خوشه بندی سلسله مراتبی استفاده گردید. در پی اجرای این مرحله دو نمونه شامل `TCGA-A8-A08X` و `TCGA-A2-A0CY` به عنوان داده پرت شناخته و حذف شدند. در این مطالعه ۵۰۰ ژن تولیدکننده پروتئین جهت بررسی در شبکه

³⁴ Most Connected Genes

³⁵ Robustness

³⁶ Signed Hybrid Network

³⁷ Hard and Soft Thresholding

³⁸ Correlation Matrix

³⁹ Power β

⁴⁰ Adjacency Matrix

⁴¹ Scale-free Network

⁴² Generalized Version of Topological Overlap Measure (TOM)

²⁸ Prognostic Modules

²⁹ The Cancer Genome Atlas (TCGA)

³⁰ Transcripts Per Million

³¹ Strong Batch Effect

³² Outlier

³³ Adaptive Branch Pruning

چارچوب WGCNA با استفاده از ME هر ماژول انجام می شود. بدین صورت که با استفاده از تابع cor که بیانگر ضریب همبستگی پیرسون است، میزان همبستگی بین ME متعلق به هر ماژول با صفات و ویژگی های بالینی محاسبه می شود. در این مطالعه ویژگی های بالینی عبارتند از سایز تومور^{۴۷}، تعداد لنف نودهای درگیر با تومور^{۴۸}، مرحله تومور بیمار^{۴۹}، سن تشخیص تومور^{۵۰}، نوع بافت^{۵۱}، وضعیت یائسگی^{۵۲}، همچنین وضعیت بقای کلی^{۵۳}، زمان بقای کلی^{۵۴}، وضعیت بازه ی عاری از پیشرفت تومور^{۵۵} زمان مربوط به آن^{۵۶} از دیگر صفات بالینی مورد بررسی در این مطالعه بوده است.

تحلیل بقا

چندین پکیج از جمله Survival (23)، Survminer (24) و RegParallel (25) برای بررسی ارتباط ماژول های هم بیانی شناسایی شده با عامل بقا مورد استفاده قرار گرفت. در این قسمت نیز از ME به عنوان نماینده هر ماژول برای محاسبه ارتباط بین ماژول ها و بقای کلی مورد استفاده قرار گرفت. مقادیر حاصل از ME برای ماژول ها به دو دسته مثبت و منفی تقسیم شدند (۱۲). در این راستا رگرسیون کاکس تک متغیره و نمودار k-M برای هر ماژول با نمایندگی ME آن ماژول اجرا و در ادامه ماژول هایی که پی-مقدار^{۵۷} آنها در تحلیل کاکس کمتر از ۰/۰۵ بود به عنوان ماژول های معنادار مرتبط با عامل بقای کلی انتخاب شدند. در گام پایانی نیز تحلیل بقای تک ژنی^{۵۸} برای ژن های داخل ماژول های مرتبط با پیش آگهی انجام شد.

آنتولوژی ژن و تحلیل مسیرهای زیستی

تحلیل غنی سازی ژنی^{۵۹} بر روی ژن های درون ماژول های منتخب با استفاده از ابزار DAVID^{۶۰} انجام شد. بر مبنای خروجی ابزار DAVID آنتولوژی ژن و تحلیل

همپوشانی توپولوژیکی^{۴۳} باعث تفکیک بهتر خوشه ها از یکدیگر می شود، در چارچوب WGCNA به جای ماتریس TOM از ماتریس TOM-1 استفاده می شود. در گام بعدی خوشه بندی سلسله مراتبی داده های بیان ژن های Her2-enriched بر مبنای الگوریتم «پیوند میانگین»^{۴۴} و با استفاده از تابع hClust انجام می شود. بر این اساس خوشه های (ماژول های) ژنی استخراج می شوند. بر حسب تعریف، ماژول در شبکه عبارت است از زیرمجموعه ای از نودها که زیرشبکه هایی را در ذیل شبکه اصلی تشکیل می دهند. در اینجا ماژول های ژنی عبارت از گروه هایی از ژن ها است که دارای بیان مشابه هستند. در این بخش نیز هرس شاخه های دندروگرام با استفاده از تابع cutreeDynamic انجام می شود. در تابع مذکور و در این مطالعه آرگومان های "deepSplit" و "cluster size" به ترتیب برابر با ۲ و ۵۰ در نظر گرفته شد. مطابق با پیش فرض چارچوب WGCNA ماژول های مختلف شناسایی شده هر کدام با یک رنگ شناخته می شوند. و بر اساس مطالعات صورت گرفته هر ماژول به مجموعه ای از فرایندهای زیستی نگاشت می شود (۲۲). در چارچوب WGCNA یکی از متغیرهای مهمی که تولید می شود Module Eigengene (ME) است که معادل با مقادیر^{۴۵} ویژه در تحلیل مولفه اصلی^{۴۶} است. آنچه در اینجا به عنوان ME در هر ماژول مورد استفاده قرار می گیرد نخستین مولفه اصلی (PC1) است که بیشترین درصد واریانس مقادیر بیان تمامی ژن ها را در درون یک ماژول بیان می نماید. با استفاده از ME به جای مقادیر یکایک بیان ژن های درون هر ماژول یک نماینده وجود دارد که می توان از آن در محاسبات آتی استفاده نمود. ME برای هر ماژول با استفاده از تابع moduleEigengenes محاسبه شد. از آن جا که میزان ME برخی ماژول ها بسیار به هم نزدیک است می توان بر اساس تعیین حد آستانه و با استفاده از تابع mergeCloseModules آنها را ادغام نمود.

شناسایی ماژول های مطلوب

پس از شناسایی ماژول ها آنچه مهم و ضروری است تعیین ارتباط بین ماژول ها و ویژگی های بالینی است که در

⁴⁷ Tumor Size

⁴⁸ Node

⁴⁹ AJCC Stage

⁵⁰ Age of Diagnosis

⁵¹ Histological Type

⁵² Menopause Status

⁵³ Overall Survival (OS) Status

⁵⁴ Overall Survival (OS) Time

⁵⁵ Progression Free Interval (PFI) Status

⁵⁶ Progression Free Interval (PFI) Time

⁵⁷ P-value

⁵⁸ Single-gene Survival Analysis

⁵⁹ Gene Enrichment Analysis

⁶⁰ Database for Annotation, Visualization, and Integrated Discovery (DAVID)

⁴³ TOM-based dissimilarity

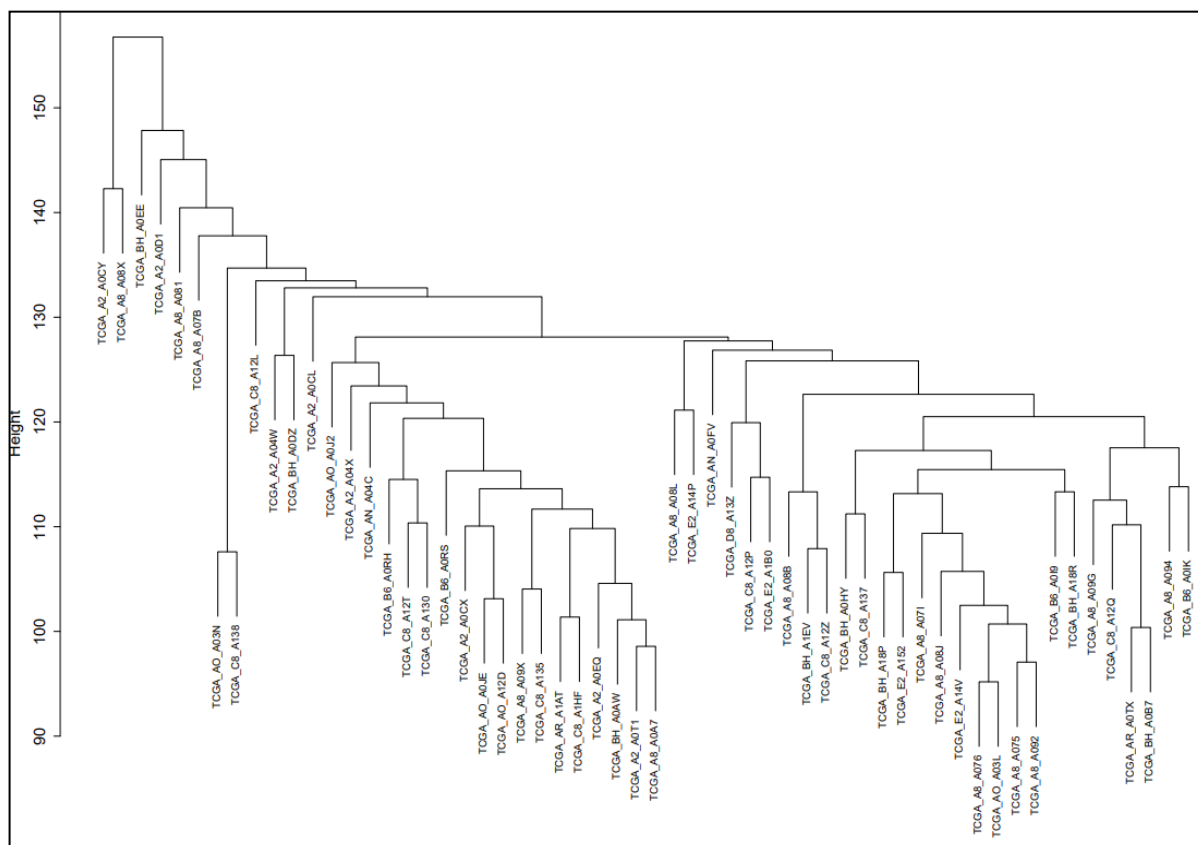
⁴⁴ Average Linkage

⁴⁵ Eigenvalue

⁴⁶ Principal Component Analysis (PCA)

کشف اشتباه ۶۴ کمتر از ۰/۰۵ برای تشخیص معناداری فرایندها و مسیرهای زیستی به عنوان حد آستانه تعریف شد.

مسیرهای زیستی برای ماژول های منتخب مورد بررسی قرار گرفت. ما در تحلیل مسیرهای زیستی ۶۱ دانشنامه ژن ها و ژنوم های کیوتو ۶۲ و پایگاه داده ری آکتوم ۶۳ را مورد بررسی قرار دادیم. پی- مقدار کمتر از ۰/۰۵ و نرخ



شکل ۲: خوشه بندی سلسله مراتبی ۵۸ نمونه Her2-enriched برای تعیین نمونه های پرت

یافته ها

شش ماژول در شبکه همبانی Her2-enriched

همان طور که پیش از این بیان شد برای ساخت شبکه همبانی داده های بیماران Her2-enriched از چارچوب WGCNA استفاده شد. در این راستا و با استفاده از آستانه ی نرم، شبکه همبانی Her2-enriched ساخته و شش ماژول در آن شناسایی شد. در این میان پارامتر بتا نقش مهمی در ایجاد خاصیت مقیاس آزاد برای شبکه همبانی ایفا می نماید. بر این اساس ابتدا مجموعه ای از مقادیر ممکن برای بتا تولید شد (جدول ۱). در انتخاب مقدار بتا باید موارد ذیل را مدنظر قرار داد:

$$R^2 > 0.8 \quad 1-$$

۲- بیشینه و میانگین درجه در شبکه

۳- شیب خط برازش برای نمودار $\log_{10}(k)$ در برابر $\log_{10}(P(k))$ باید تقریباً برابر ۱- باشد.

جدول ۱ پارامترهای مورد بررسی برای انتخاب بتا» مناسب به منظور ساخت شبکه همبانی ژنی وزندار. ستون Power بیانگر مقادیر مختلف بتا است. همچنین k بیانگر ارتباط است به طوری که mean.k. بیانگر مقدار میانگین ارتباط و max.k. بیانگر بیشینه ارتباط است.

بر این اساس و به منظور دستیابی به جواب های قابل قبول، مقدار بتا برابر با ۸ در نظر گرفته شد. با انتخاب بتا برابر با ۸ مقدار R^2 برابر با ۰/۹۳ به دست آمد. در شکل شماره ۳ و در نمودار (الف) ارتباط بین R^2 و مقادیر مختلف بتا و در نمودار (ب) ارتباط بین مقادیر مختلف بتا با میانگین درجه در شبکه Her2-enriched ارائه شده

⁶¹ Pathway Analysis

⁶² Kyoto Encyclopedia of Genes and Genomes (KEGG)

⁶³ Reactome Database

⁶⁴ False Discovery Rate (FDR)

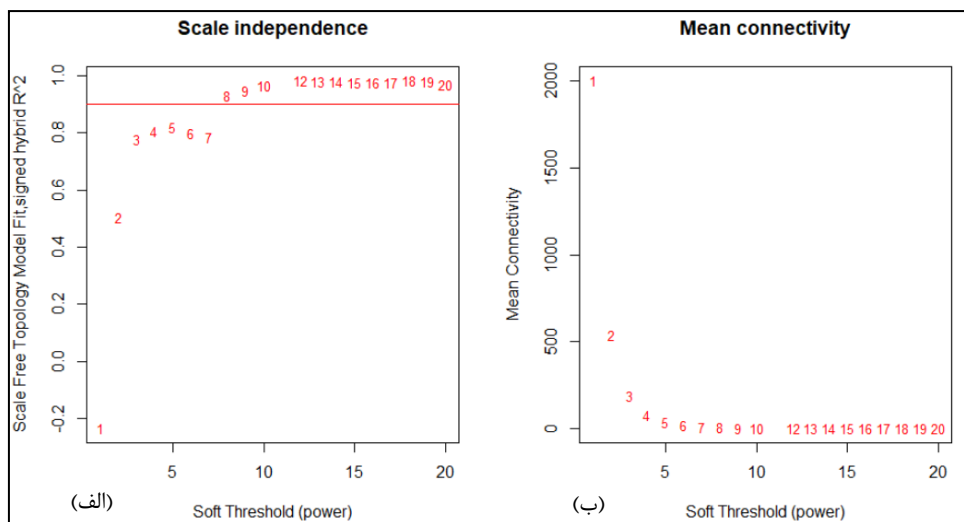
ماژول های شکل گرفته در قبل و بعد از فرایند ادغام نمایش داده شده است. رنگ ها در شکل شماره ۴ بیانگر ماژول های ژنی شناخته شده هستند. همان طور که در این شکل ملاحظه می شود ماژول های شناسایی شده در گام نخست ۷ ماژول بود که پس از فرایند ادغام به ۶ ماژول کاهش پیدا نمود. مجموعه ای از ژن ها که اساسا مدل نتوانسته آن ها را شناسایی نماید و در هیچ یک از ماژول ها دسته بندی نشده اند در ماژول خاکستری قرار می گیرند.

است. در ادامه با استفاده از ماتریس بیان ژن و مقدار بتای انتخاب شده ماتریس مجاورت ساخته و سپس با استفاده از ماتریس همپوشانی توپولوژیکی، خوشه بندی سلسله مراتبی انجام شد. با مطالعه ماژول ها مشخص شد برخی از ME های ماژول ها بسیار به هم نزدیک بوده که نشان از شباهت آن ها با هم دارد. به همین دلیل ماژول هایی که تنها ۲۰٪ با هم تفاوت داشتند در هم ادغام شدند. در بالای شکل شماره ۴ دندروگرام حاصل از خوشه بندی Her2-enriched و در پایین آن دو سطح

جدول ۱: پارامترهای مورد بررسی برای انتخاب توان «بتا» مناسب به منظور ساخت شبکه هم بیان ژنی وزندار

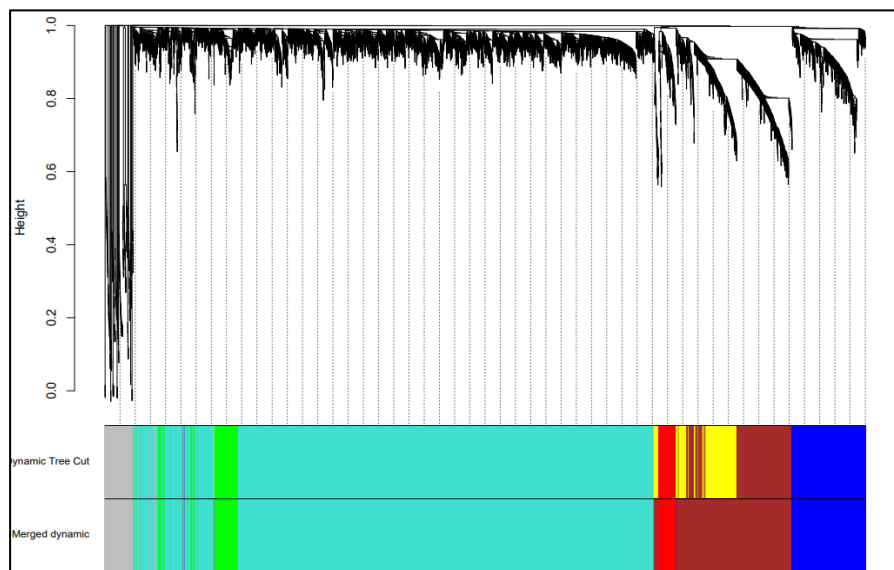
Power	R.square	Slope	mean.k.	median.k.	max.k.
1	0.24	1.01	2001.55	1858.18	4410.73
2	0.50	-1.49	541.87	443.57	1927.70
3	0.78	-2.02	188.37	129.54	997.66
4	0.81	-2.18	77.81	43.24	585.72
5	0.82	-2.18	36.58	16.35	368.06
6	0.80	-2.15	19.04	6.82	242.64
7	0.78	-2.04	10.76	3.11	165.82
8	0.93	-1.73	6.51	1.51	121.47
9	0.95	-1.72	4.18	0.77	102.79
10	0.96	-1.67	2.82	0.41	88.05
12	0.98	-1.58	1.45	0.13	66.40
13	0.98	-1.54	1.09	0.08	58.69
14	0.98	-1.51	0.85	0.04	52.33
15	0.98	-1.47	0.67	0.03	46.90

ستون Power بیانگر مقادیر مختلف بتا است. همچنین k بیانگر ارتباط است به طوری که mean.k بیانگر مقدار میانگین ارتباط و max.k بیانگر بیشینه ارتباط است.



شکل ۲: نتایج بررسی و تحلیل توپولوژی شبکه Her2-enriched بر اساس مقادیر مختلف بتا

الف: در این نمودار محور افقی مقادیر مختلف بتائی که مورد بررسی قرار گرفت را نشان می دهد و در محور عمودی شاخص برازش R نشان داده شده است. حد آستانه ۰/۹ برای انتخاب بتا در نظر گرفته شده که با خط افقی قرمز مشخص است.
ب: این نمودار میانگین ارتباطات در محور عمودی و مقادیر بتا در محور افقی را نشان می دهد. در انتخاب بتای مناسب، مقدار میانگین ارتباطات یکی از شاخص هائی است که برای ایجاد شبکه می بایست مورد توجه قرار گیرد.



شکل ۳: دندروگرام ژنی Her2-enriched

ماژول ها مطابق با شاخه های دندروگرام از یکدیگر تفکیک می شوند. رنگ های مختلف بیانگر خوشه های شناسایی شده در فرایند خوشه بندی است. در ذیل دندروگرام دو سطح رنگی به همراه نمایش ماژول ها در قبل و بعد از فرایند ادغام نمایش داده شده است. سطح رنگی بالا (Dynamic Tree Cut) وضعیت ماژول ها قبل از فرایند ادغام و سطح رنگی پایین (dynamic Merged) وضعیت ماژول ها را بعد از ادغام نشان می دهد که تعداد ماژول ها بر اساس حد آستانه شباهت ۲۰٪ از هفت به شش ماژول کاهش پیدا نمود.

شناسایی ماژول های موثر بر پیش آگهی

ارتباط بین ماژول ها و ویژگی های بالینی: امکان بررسی ارتباط بین پروفایل بیان ژن بیماران و صفات بالینی ایشان از مزیت های WGCNA محسوب می شود. بدین منظور همبستگی ME هر ماژول با اطلاعات بالینی بیماران مورد مطالعه و بررسی قرار می گیرد. در این پژوهش مجموعاً ۱۰ ویژگی بالینی و پاتولوژیکی از بیماران مبتلا به Her2-enriched اطلس ژنوم سرطان استخراج و همبستگی آن ها با ME هر ماژول با استفاده از ضریب پیرسون محاسبه شد. نتیجه محاسبه این همبستگی در شکل شماره ۵ ارائه شده است. در این راستا، ماژول سبز با «سن بیماران در زمان تشخیص تومور» رابطه ی مثبت (۰/۲۹) و با پی-مقداری برابر با ۰/۰۳ رابطه معنی دار داشت. ماژول قهوه ای با متغیرهای «تعداد لنف نودهای درگیر با تومور»، «مرحله تومور بیمار»، و «وضعیت بازه عاری از پیشرفت تومور» به ترتیب با پی-مقدارهای ۰/۰۳، ۰/۰۵ و ۰/۰۳ رابطه معنادار داشت. همچنین ماژول قرمز با متغیر «تعداد

لنف نودهای درگیر با تومور» رابطه مثبت (۰/۴۲) و پی-مقدار ۰/۰۰۱ رابطه معناداری داشت. تحلیل بقاء: از مدل رگرسیون کاکس برای تعیین تاثیر هر ماژول به عنوان متغیر مستقل بر زمان و رویداد بقای کلی به عنوان متغیرهای وابسته در بیماران مبتلا به سرطان استفاده شد. بر این اساس، از ME هر ماژول به عنوان نماینده در رگرسیون کاکس استفاده کردیم که از میان ماژول ها دو ماژول فیروزه ای و سبز با پی-مقدارهای به ترتیب برابر با ۰/۰۰۸ و ۰/۰۳ در ارتباط با بقای کلی معنادار شناخته شدند ($P \leq 0.05$). در جدول شماره ۲ نتایج آنالیز کاکس ارائه شده است. بر مبنای آنچه در جدول ۲ ارائه شده است مقدار نسبت مخاطره^{۶۵} برای ماژول های فیروزه ای و سبز به ترتیب برابر با ۲/۵۹ و ۲/۰۸ است. در نتیجه افزایش بیان ژن های موجود در این دو ماژول باعث پیش آگهی بد^{۶۶} نسبت به بقای کلی در بیماران گروه Her2-enriched می شود. به عبارت بهتر افزایش بیان ژن های ماژول فیروزه ای و

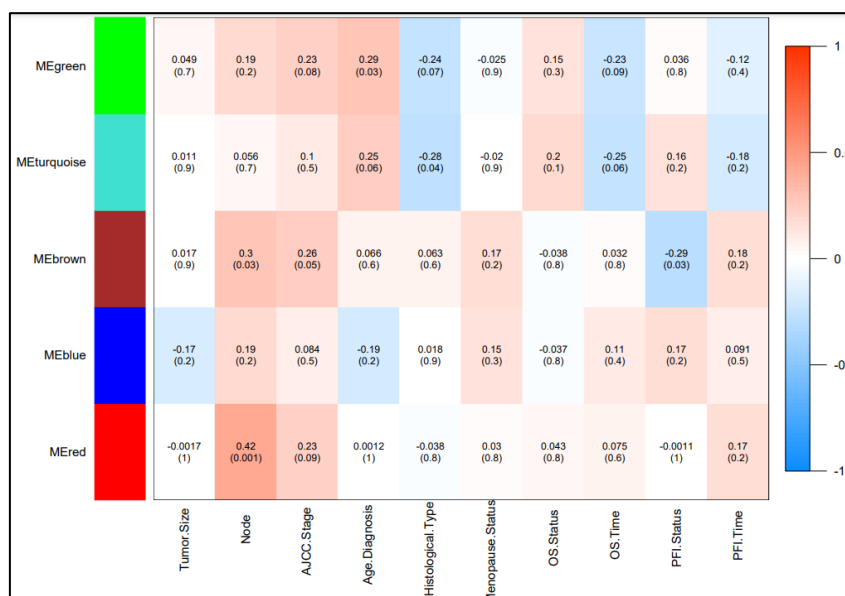
⁶⁵ Hazard Ratio (HR)

⁶⁶ Poor Prognosis

زیستی معنادار و مرتبطی با ژن های موجود در این ماژول که پی-مقدار آن ها در آنالیز کمتر از ۰/۰۱ بود، بررسی شد. همان طور که در جدول شماره ۳ مشاهده می شود مجموعه ژن های درون این ماژول به طور معناداری با فرایندهای زیستی همچون "transcription, DNA-mRNA", "protein sumoylation", "export from nucleus intracellular protein" و "transport mediated Ubiquitin proteolysis" گنی سازی شده اند. همچنین بر اساس پایگاه KEGG مسیرهای زیستی "RNA degradation" و "proteolysis" در ارتباط با ژن های موجود در ماژول فیروزه ای معنادار شدند.

سبب باعث کاهش بقای بیماران این زیرگروه از سرطان پستان خواهد شد. در ادامه بر اساس تحلیل تک متغیره بر روی ژن های موجود در دو ماژول مذکور مشخص شد که به ترتیب ۳۰٪ و ۳۹٪ از ژن های ماژول سبز و فیروزه ای در ارتباط با بقای کلی با آستانه ۰/۰۵ معنادار هستند (پیوست تکمیلی ۱).

تحلیل غنی سازی عملکردی ژن های ماژول پیش آگهی در این مطالعه از بین دو ماژول مذکور به دلیل «نسبت مخاطره» بالاتر، ماژول فیروزه ای برای تجزیه و تحلیل غنی سازی ژنی انتخاب شد. این مرحله از آنالیز که با استفاده از ابزار DAVID انجام شد فرایندها و مسیرهای



شکل ۴: ارتباط بین ماژول ها و متغیرهای بالینی

در هر سلول از نمودار دو عدد مشاهده می شود که عدد بالایی بیانگر میزان همبستگی و عدد داخلی پراتنزی پی-مقدار ناشی از محاسبه همبستگی بین ME و صفات بالینی است. مقادیر مختلف همبستگی با طیف رنگی مابین قرمز (همبستگی مثبت) و آبی (همبستگی منفی) مدرج شده است. به طور نمونه ماژول قرمز با «تعداد لنف نودهای درگیر با تومور» همبستگی معادل ۰/۴۲ دارد که پی-مقدار ۰/۰۰۱ این ارتباط را معنادار نموده است.

جدول ۲: نتایج اجرای کاکس بر روی ME ماژول های شناسایی شده

Module Name	No.Genes	Overall Survival		
		HR	P-value	CI
Brown	796	1.05	0.9	0.59-1.87
Turquoise	3178	2.59	0.008	1.23-5.47
Blue	485	0.89	0.7	0.49-1.60
Green	213	2.08	0.03	1.04-4.14
Red	117	1.14	0.7	0.63-2.05
Grey	211	-	-	-

جدول ۳: عناوین تفسیر کارکردی در ماژول فیروزه‌ای

Functional Annotation Term	Count	FDR	Functional Annotation Term	Count	FDR
GO-Biological Process (BP)			GO-Molecular Function (MF)		
protein sumoylation	19	2.39E-06	protein binding	315	2.30E-11
nuclear-transcribed mRNA poly(A) tail shortening	8	0.006	poly(A) RNA binding	69	7.12E-08
mRNA export from nucleus	13	0.006	DNA binding	74	0.003
DNA duplex unwinding	9	0.006	nucleotide binding	25	0.004
transcription, DNA-templated	82	0.006	ATP binding	67	0.004
intracellular transport of virus	9	0.012	helicase activity	11	0.007
intracellular protein transport	19	0.012	ATP-dependent helicase activity	7	0.007
tRNA export from nucleus	7	0.032	ubiquitin protein ligase binding	21	0.007
regulation of glucose transport	7	0.034	chromatin binding	25	0.010
mRNA splicing, via spliceosome	17	0.042	ATP-dependent DNA helicase activity	7	0.010
protein transport	24	0.047	nucleic acid binding	46	0.016
GO-Cellular Component			DNA helicase activity	6	0.016
nucleoplasm	168	1.65E-26	ligase activity	19	0.016
cytoplasm	200	4.02E-09	RNA binding	30	0.016
nucleus	203	1.29E-08	nuclear localization sequence binding	6	0.027
nucleolus	50	1.01E-05	transcription coactivator activity	17	0.036
nuclear pore	12	1.56E-04	ATP-dependent RNA helicase activity	8	0.051
membrane	91	1.89E-04	zinc ion binding	49	0.055
cytosol	118	0.005	KEGG Pathway		
nuclear membrane	17	0.014	Ubiquitin mediated proteolysis	13	0.020
chromosome	11	0.016	RNA degradation	11	0.005

بحث

در این مطالعه از WGCNA برای تحلیل داده‌های بیان mRNA به‌منظور شناسایی ماژول‌های هم‌بیانی زیرگروه Her2-enriched سرطان پستان و ارتباط آن‌ها با صفات و ویژگی‌های بالینی استفاده شد. نمونه‌های سرطان پستان و برخی از زیرگروه‌های آن با استفاده از رویکرد زیست‌شناسی سامانه‌ای مورد بررسی قرار گرفته‌اند. زیرگروه Her2-enriched از جمله زیرگروه‌های سرطان پستان بود که با رویکرد شبکه‌ای مورد تحلیل قرار نگرفته بود. بدین منظور الگوریتم WGCNA به‌عنوان یکی از چارچوب‌هایی که مبتنی بر روش‌های بدون نظارت اجرا می‌شود در این مطالعه مورد استفاده قرار گرفت. امکان بررسی همبستگی میان پروفایل بیان ژن نمونه‌ها با ویژگی‌های بالینی آن‌ها از مزایای WGCNA محسوب می‌شود. در این مطالعه ۶ ماژول از بین ۵۰۰ ژن با

بیشترین درجه ارتباط با سایر ژن‌ها شناسایی شد که یکی از آن‌ها خاکستری و غیرقابل استفاده بود. در تحلیل انجام شده با استفاده از رگرسیون کاکس، دو ماژول فیروزه‌ای و سبز ارتباط معناداری با بقای کلی داشته و به‌عنوان ماژول‌های موثر بر پیش‌آگهی بقای کلی شناسایی شدند. بر اساس «نسبت مخاطره» به‌دست آمده برای این دو ماژول مشخص شد افزایش بیان ژن‌های این دو ماژول باعث کاهش بقای کلی بیماران زیرگروه Her2-enriched می‌شود. با توجه به مقدار بالاتر «نسبت مخاطره» در ماژول فیروزه‌ای، ژن‌های درون این ماژول در ارتباط با فرایندها و مسیرهای زیستی مورد تحلیل و بررسی قرار گرفتند. بر اساس آنالیز کاکس برای ژن‌های درون ماژول فیروزه‌ای، به‌ترتیب ژن‌های *KANSL3*, *PRRC2B*, *PPP1R26*, *CHAMP1* و *ANAPC2* به عنوان ۵ ژن مهم شناسایی شدند.

اما به طور کلی مطالعات کمی در مورد این ژن ها در سرطان انجام شده است. لذا مطالعه حاضر تاییدی بر پتانسیل بالقوه این ژن ها در تعیین پیش آگهی زیرگروه Her2-enriched سرطان پستان و همچنین معرفی این ژن ها به عنوان گزینه مناسب برای درمان هدفمند در سرطان پستان است.

بعضی از مطالعات که در زمینه استفاده از شبکه های هم بیان ژنی و سرطان پستان انجام شده است به شرح زیر است. همان طور که ملاحظه می شود تاکنون مطالعه در مورد این شبکه در گروه Her2-enriched انجام نشده است. لیگنگ بائو و همکاران با استفاده از چارچوب WGCNA ژن های موثر بر پیش آگهی بیماران سرطان پستان سه گانه منفی را بررسی و معرفی نمودند. بر این اساس بیان بالای *GIPC1*, *HES6*, *KIAA1543*, *MYLK2* و *PPAN* منجر به بقای کلی بد^{۷۱} در این دسته از بیماران سرطان پستان شد (۳۰). کالین کلرک و همکاران در یک مطالعه گسترده ارتباط ماژول های مختلف زیرگروه های luminal A, luminal B, HER2+, و basal-like را با صفات بالینی از جمله بقای کلی مورد بررسی قرار دادند. این مطالعه نشان داد افزایش بیان ژن *PDLIM4* بیانگر پیش آگهی خوب در زیرگروه های luminal A و luminal B است در صورتی که این ژن نقش متضادی در پیش آگهی زیرگروه basal-like دارد. *FOX M1* یکی از ژن هایی است که در این مطالعه نشان داده شد پیش آگهی بد بر روی بیماران زیرگروه luminal B دارد. ژن *CD53* از دیگر یافته های مطالعه مذکور محسوب می شود که رابطه معناداری با پیش آگهی خوب هم در زیرگروه HER2+ و هم در زیرگروه basal-like داشت (۳۱). هونجی شی و همکاران نیز در مطالعه ای با استفاده از WGCNA داده های سرطان پستان را فارغ از زیرگروه های آن بررسی نمودند. از میان ماژول هایی که در این مطالعه ساخته شد تنها یک ماژول، ارتباط معنی داری با متغیر «بقاء بدون عود^{۷۲}» داشت. ایشان ۱۰ ژن کلیدی شامل *UBE2C*, *CCNB2*, *KIF4A*, *FOX M1*, *ASPM*, *CDC20*, *PRC1*, *NUSAP1* و *PTTG1* را در ماژول منتخب انتخاب و آن ها را با رویکرد بقای تک ژنی تحلیل نمودند.

بر مبنای تحلیل آنتولوژی ژنی بیشتر ژن های ماژول فیروزه ای با فرایندهای زیستی همچون transcription, protein (GO:0006355), DNA-templated intracellular transport protein (GO:0015031), protein transport mRNA export (GO:0006886), sumoylation (GO:0016925), from nucleus (GO:0006406) ارتباط معنادار داشته اند. همچنین ژن های این ماژول ارتباط معناداری با مسیرهای زیستی همچون Ubiquitin mediated RNA degradation و proteolysis (hsa04120) و (hsa03018) داشته است.

در ادامه به بررسی ۵ ژن مهم در این آنالیز می پردازیم. *CHAMP1* در ارتباط میکروتوبول ها^{۶۷} به کینتوکور^{۶۸} نقش دارد و مطالعات نشان داده است که در ایجاد برخی از ناهنجاری های ژنتیکی نقش اساسی دارد و تاکنون نقش این پروتئین در ایجاد سرطان بررسی شده است. اما با توجه به نقش مهم آن در تقسیم سلول می تواند کاندیدای مطالعات آتی در زمینه سرطان باشد.

PPP1r26 یک زیرواحد تنظیم کننده ی پروتئین فسفاتاز است. مطالعات قبلی نشان داده است که این ژن در سرطان پستان افزایش بیان دارد اما عملکرد آن نامشخص است (۲۷). کاهش در این پروتئین از متاستاز سرطان پستان به ریه جلوگیری می کند. در این مطالعه نیز بیان این پروتئین باعث کاهش بقاء بیماران شده است. در نتیجه این پروتئین می تواند به عنوان یک هدف دارویی در نظر گرفته شود.

موتاسیون های ژن *PRRC2B* در سرطان لنفوم سلول های T^{۶۹} نشان داده شده است (۲۸). همچنین ارتباط این ژن به ژن *NUP214* در لوسمی حاد میلوئیدی^{۷۰} مشاهده شده است.

KANSL3 نیز یک پروتئین تنظیمی مرتبط با هیستون ها است. این ژن در بیماران مبتلا به سرطان پستان که در ادامه سلول های سرطانی ایشان به مغز متاستاز داده اند تفاوت بیان جدی داشته است (۲۹). مطالعات محدودی که بیانگر حضور این ژن ها در سرطان های مختلف است، تاییدیه ای بر اهمیت مطالعه این ژن ها در سرطان پستان است.

⁶⁷ Microtubule

⁶⁸ Kinetochore

⁶⁹ T Cell Lymphoma

⁷⁰ Acute myeloid leukemia (AML)

⁷¹ Poor Overall Survival

⁷² Relapse Free Survival

عملکرد ژن های شناسایی شده و همچنین مطالعه ی یکپارچه ی داده های آمیک Her2-enriched شامل اپی ژنومیک، ترنسکریپتومیک، پروتئومیک، و متابولیک از گام های بعدی این مطالعه محسوب می شود.

تشکر و قدردانی

این مقاله مستخرج از رساله دکتری مهندسی کامپیوتر با عنوان «مقایسه گروه سرطان سارکوم با کارسینوما به منظور استخراج الگوهای ژنوم مشابه با استفاده از رویکرد زیست شناسی سامانه ای» مصوب پژوهشکده برق و فناوری اطلاعات سازمان پژوهش های علمی و صنعتی ایران است. این رساله به صورت مشترک در پژوهشکده سرطان معتمد جهاد دانشگاهی اجرا شد. از تمامی افرادی که در انجام این پژوهش ما را یاری نموده اند، تشکر می شود.

تعارض منافع

نویسندگان اعلام می دارند که هیچ تعارض منافی در پژوهش حاضر وجود ندارد.

نتایج این تحلیل نشان داد تمامی این ژن ها با «بقاء بدون عود» همبستگی معناداری داشتند (۳۲).

نتیجه گیری

در این مطالعه داده های بیان ژن زیرگروه Her2-enriched از بیماران مبتلا به سرطان پستان با استفاده از چارچوب WGCNA مورد بررسی قرار گرفت. در این تحلیل همبستگی ۵ ماژول شناسایی شده با متغیرهای بالینی و پاتولوژیکی مورد بررسی قرار گرفت. دو ماژول فیروزه ای و سبز با بقای کلی ارتباط موثر داشتند که برای ادامه تحلیل ماژول فیروزه ای انتخاب شد. مطالعه ما نشان داد افزایش بیان ژن های ماژول فیروزه ای باعث پیش آگهی بد و کاهش بقای کلی بیماران این زیرگروه از سرطان پستان می شود. در ماژول فیروزه ای به ترتیب ژن های *CHAMP1*، *PPP1R26*، *PRRC2B*، *KANSL3* و *ANAPC2* به عنوان ۵ ژن مهم در کاهش بقای کلی شناسایی شدند. در این مطالعه فهرستی از ژن ها استخراج شد که می تواند در آنالیزهای آزمایشگاهی مورد استفاده قرار گیرد. بر این اساس پژوهش بر روی مکانیسم

References

1. Global cancer statistics 2020 [Internet]. International Agency for Research on Cancer. 2020. Available from: <https://gco.iarc.fr/today>.
2. Makki J. Diversity of breast carcinoma: histological subtypes and clinical relevance. Clinical Medicine Insights:Pathology. 2015; 8:CPATH-S31563.
3. Rakha EA, El-Sayed ME, Green AR, Lee AH, Robertson JF, Ellis IO. Prognostic markers in triple-negative breast cancer. Cancer. 2007; 109(1):25-32.
4. Aysola K, Desai A, Welch C, Xu J, Qin Y, Reddy V, Matthews R, Owens C, Okoli J, Beech DJ, Piyathilake CJ. Triple negative breast cancer— an overview. Hereditary genetics: current research. 2013; 2013(Suppl 2).
5. Dent R, Trudeau M, Pritchard KI, Hanna WM, Kahn HK, Sawka CA, Lickley LA, Rawlinson E, Sun P, Narod SA. Triple-negative breast cancer: clinical features and patterns of recurrence. Clinical cancer research. 2007; 13(15):4429-34.
6. Plevritis SK, Munoz D, Kurian AW, Stout NK, Alagoz O, Near AM, Lee SJ, Van Den Broek JJ, Huang X, Schechter CB, Sprague BL. Association of screening and treatment with breast cancer mortality by molecular subtype in US women, 2000-2012. Jama. 2018; 319(2):154-64.
7. Vaz-Luis I, Winer E, Lin N. Human epidermal growth factor receptor-2-positive breast cancer: does estrogen receptor status define two distinct subtypes? Annals of Oncology. 2013; 24(2): 283-91.
8. Langfelder P, Horvath S. WGCNA: an R package for weighted correlation network analysis. BMC bioinformatics. 2008; 9(1): 1-3

9. Zhang H, Zhao X, Wang M, Ji W. Key modules and hub genes identified by coexpression network analysis for revealing novel biomarkers for larynx squamous cell carcinoma. *Journal of Cellular Biochemistry*. 2019; 120(12): 19832-40.
10. Tian H, Guan D, Li J. Identifying osteosarcoma metastasis associated genes by weighted gene co-expression network analysis (WGCNA). *Medicine*. 2018; 97(24).
11. Qiu J, Du Z, Wang Y, Zhou Y, Zhang Y, Xie Y, Lv Q. Weighted gene co-expression network analysis reveals modules and hub genes associated with the development of breast cancer. *Medicine*. 2019; 98(6).
12. Zhang C, Sun Q. Weighted gene co-expression network analysis of gene modules for the prognosis of esophageal cancer. *Journal of Huazhong University of Science and Technology [Medical Sciences]*. 2017; 37(3):319-25.
13. Zhang X, Feng H, Li Z, Li D, Liu S, Huang H, Li M. Application of weighted gene co-expression network analysis to identify key modules and hub genes in oral squamous cell carcinoma tumorigenesis. *OncoTargets and therapy*. 2018; 11:6001.
14. Wang T, Wu B, Zhang X, Zhang M, Zhang S, Huang W, Liu T, Yu W, Li J, Yu X. Identification of gene coexpression modules, hub genes, and pathways related to spinal cord injury using integrated bioinformatics methods. *Journal of cellular biochemistry*. 2019; 120(5): 6988-97.
15. Zhou X, Zhen X, Liu Y, Cui Z, Yue Z, Xu A, Han J. Identification of Key Modules, Hub Genes, and Noncoding RNAs in Chronic Rhinosinusitis with Nasal Polyps by Weighted Gene Coexpression Network Analysis. *BioMed Research International*. 2020 Jan 23; 2020.
16. Guo SM, Wang JX, Li J, Xu FY, Wei Q, Wang HM, Huang HQ, Zheng SL, Xie YJ, Zhang C. Identification of gene expression profiles and key genes in subchondral bone of osteoarthritis using weighted gene coexpression network analysis. *Journal of cellular biochemistry*. 2018; 19(9): 7687-95.
17. Li W, Wang L, Wu Y, Yuan Z, Zhou J. Weighted gene co-expression network analysis to identify key modules and hub genes associated with atrial fibrillation. *International journal of molecular medicine*. 2020; 45(2):401-16.
18. Network CGA. Comprehensive molecular portraits of human breast tumours. *Nature*. 2012; 490(7418):61.
19. Liu J, Lichtenberg T, Hoadley KA, Poisson LM, Lazar AJ, Cherniack AD, Kovatich AJ, Benz CC, Levine DA, Lee AV, Omberg L. An integrated TCGA pan-cancer clinical data resource to drive high-quality survival outcome analytics. *Cell*. 2018; 173(2):400-16.
20. Mounir M, Lucchetta M, Silva TC, Olsen C, Bontempi G, Chen X, Noushmehr H, Colaprico A, Papaleo E. New functionalities in the TCGAbiolinks package for the study and integration of cancer data from GDC and GTEx. *PLoS computational biology*. 2019; 15(3): e1006701.
21. Song L, Langfelder P, Horvath S. Comparison of co-expression measures: mutual information, correlation, and model based indices. *BMC bioinformatics*. 2012; 13(1): 1-21.
22. Zhang B, Horvath S. A general framework for weighted gene co-expression network analysis. *Statistical applications in genetics and molecular biology*. 2005; 4(1).
23. Therneau TM, Grambsch PM. *Statistics for biology and health. Modeling survival data: extending the Cox model*: Springer-Verlag. 2000; 87-152.
24. Kassambara A, Kosinski M, Biecek P, Fabian S. *Drawing Survival Curves using "ggplot2"*. R package version 0.2. 2018;2.
25. Blighe K. *RegParallel: Standard regression functions in R enabled for parallel processing over large data-frames*. bioconductor. 2019.
26. Sherman BT, Lempicki RA. Systematic and integrative analysis of large gene lists using DAVID bioinformatics resources. *Nature protocols*. 2009;4(1):44.
27. Zheng T, Lu M, Wang T, Zhang C, Du X. NRBE3 promotes metastasis of breast cancer by down-regulating E-cadherin expression. *Biochimica et Biophysica Acta (BBA)-Molecular Cell Research*. 2018; 1865(12): 1869-77.
28. Donner I, Katainen R, Kaasinen E, Aavikko M, Sipilä LJ, Pukkala E, Aaltonen LA. Candidate susceptibility variants in angioimmunoblastic T-cell lymphoma. *Familial cancer*. 2019; 18(1): 113-9.
29. Mamoor S. The KAT8 regulatory NSL subunit complex subunit 2 (KANSL2) is over-expressed in brain metastatic breast cancer. 2020.
30. Bao L, Guo T, Wang J, Zhang K, Bao M. Prognostic genes of triple-negative breast cancer identified by weighted gene co-expression network analysis. *Oncology letters*. 2020; 19(1):127-38.

31. Clarke C, Madden SF, Doolan P, Aherne ST, Joyce H, O'driscoll L, Gallagher WM, Hennessy BT, Moriarty M, Crown J, Kennedy S. Correlating transcriptional networks to breast cancer survival: a large-scale coexpression analysis. *Carcinogenesis*. 2013; 34(10):2300-8.
32. Shi H, Zhang L, Qu Y, Hou L, Wang L, Zheng M. Prognostic genes of breast cancer revealed by gene co-expression network analysis. *Oncology letters*. 2017; 14(4): 4535-42.