

Stefano Peciola, Sari-Leena Himanen, Anna Hakala, Jussi Mäkinen, Sirpa Rainesalo ja Jukka Peltola

Tekoäly ja seurantajärjestelmät neurologisen potilaan hoidossa

Neurologisen potilaan hoidossa oireiden seuranta perustuu potilaan subjektiiviseen kuvaukseen hänen oireidensa määrästä ja laadusta. Tämä asettaa haasteen tilanteen objektiiviselle arvioinnille. Ongelmaan on haettu ratkaisua tekoälyyn perustuvista seurantajärjestelmistä, joilla potilaan tilassa tapahtuvat muutokset voidaan rekisteröidä luotettavasti päivittäisessä elämässä. Tästä on hyötyä esimerkiksi epilepsian, unihäiriöiden ja liikehäiriöiden hoidossa. Teknologian kehittymisen myötä seurannan saataavuus on parantunut.

Tekoäly on tietokoneen jäljittelemää ihmiselle tyypillistä älykkyyttä vaativaa toimintaa. Tyypillisesti siihen päästään syöttämällä tietoa tietokoneohjelmiin, jotka matemaattisten algoritmien avulla tekevät päätelmän, esimerkiksi tunnistavat anomaliaita kuvantamistutkimuksista.

Tekoälyä on hyödynnetty tieteessä jo 1960-luvun lopusta alkaen. Tietokoneiden laskentatehon ja muistin kehittyessä on siirrytty yhä pienempiin laitteisiin, sekä kehittyneempiin laskenta-algoritmeihin. Tämä on lisännyt mahdollisuuksia esimerkiksi neurologisen potilaan seurannassa.

Tekoälyn tarkoituksena on tukea klinikon työskentelyä yksittäisen potilaan hoitoprosessissa. Järjestelmien tarjotessa tarkempaa tietoa potilaan tilasta resursseja jää enemmän potilaan kohtaamiseen hoitotilanteessa (1).

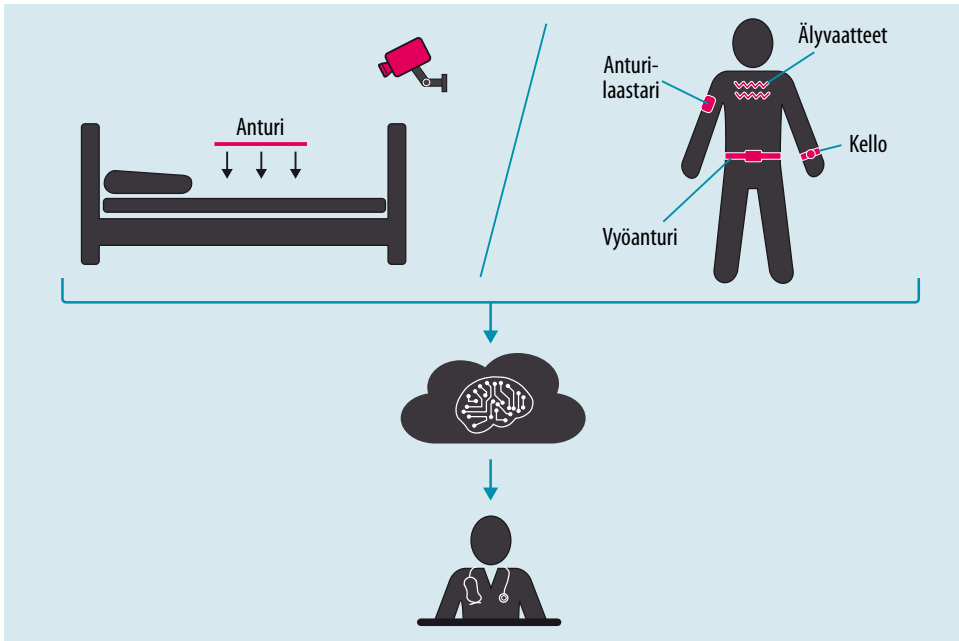
Seurantajärjestelmät

Seurantalaitteen toimintaperiaate valitaan yksilöllisesti potilaan tarpeiden mukaan. Mahdollisuudet vaihtelevat hetkellisestä tapahtumaseurannasta ympärivuorokautiseen, jatkuvaan seurantaan. Tietoa tapahtumista saadaan liikettä tai fysiologiaa muutoksia seuraamalla joko tutkittavaan kiinnitetyllä tai etäältä seuraavalla laitteella.

Ranteeseen kiinnitettävällä mittarilla voidaan seurata sykettä, lämpötilaa, autonomisen hermoston tilaa kuvaavaa ihon elektrodermaalista aktiiviteettia (EDA), sekä liike- ja kiihtyvyyssanturein havaittavia satunnaisliikkeitä. Epileptisten kohtausten aiheuttamaa liikettä voidaan rekisteröidä myös elektromyografian (EMG) avulla. Kiihtyvyyssantureita voidaan käyttää myös laajasti esimerkiksi älyvaatteissa tai patjan alle sijoitettuna yöllisten kohtausoireiden havaitsemisessa. Hengityskaasuja tai rintakehän läpimitan muutoksia seuraamalla kyetään havainnoimaan hengitystä. Kaasuja seuraavat laitteet sijaitsevat usein hengitysteiden lähellä, joten niitä on vaikea käyttää jokapäiväisessä elämässä. Sen sijaan rintakehälle asetetut elektrodit, kiihtyvyyssanturit tai painetta aistivat vyöt havaitsevat potilaalle huomaamattomasti hengityksessä tapahtuvat muutokset (2).

Sähköiset seurantalaitteet mahtuvat nykyisin pieneen tilaan. Parhaimmillaan vain älykellon kokoiset liikeanturit tai puhelinsovelluksella hallittavat älyvaatteet kulkeutuvat helposti mukana, eivätkä useinkaan aiheuta merkittävää haittaa jokapäiväisessä elämässä. Näidenkin laitteiden pitkäaikainen käyttö saattaa tuntua epämiellyttävältä. Tämän vuoksi on pyritty kehittämään tutkittavaa etäältä seuraavia laitteita.

Videokuvan, äänen tai tutkan avulla voidaan automaattisesti havaita muutokset liikkees-



KUVA 1. Potilaan seurantaan käytettäviä antureita. Kerätty tieto siirretään turvallisesti esimerkiksi pilvipalveluun, jossa voidaan suorittaa myös datan analysointi koneellisesti. Saatu tieto esitetään kliinikolle käyttöliittymän avulla.

sä, hengityksessä ja sykkeessä. Videokuvaus suoritettiin ennen potilaaseen kiinnitettävien kohdistimien avulla, mutta nykyään niitä ei enää tarvita. Videokuvan sidoksisuus paikkaan rajoittaa sen laajaa käyttöä, mutta järjestelmä soveltuu hyvin esimerkiksi yöaikaisten tapahtumien havaitsemiseen. Tutkittavan on kuitenkin oltava samassa tilassa laitteen kanssa ja kunnolla näkyvissä. Yksityisyyteen ja tietoturvaan liittyvät kysymykset tulee ottaa huomioon videokuvantamiseen perustuvien järjestelmien käytössä.

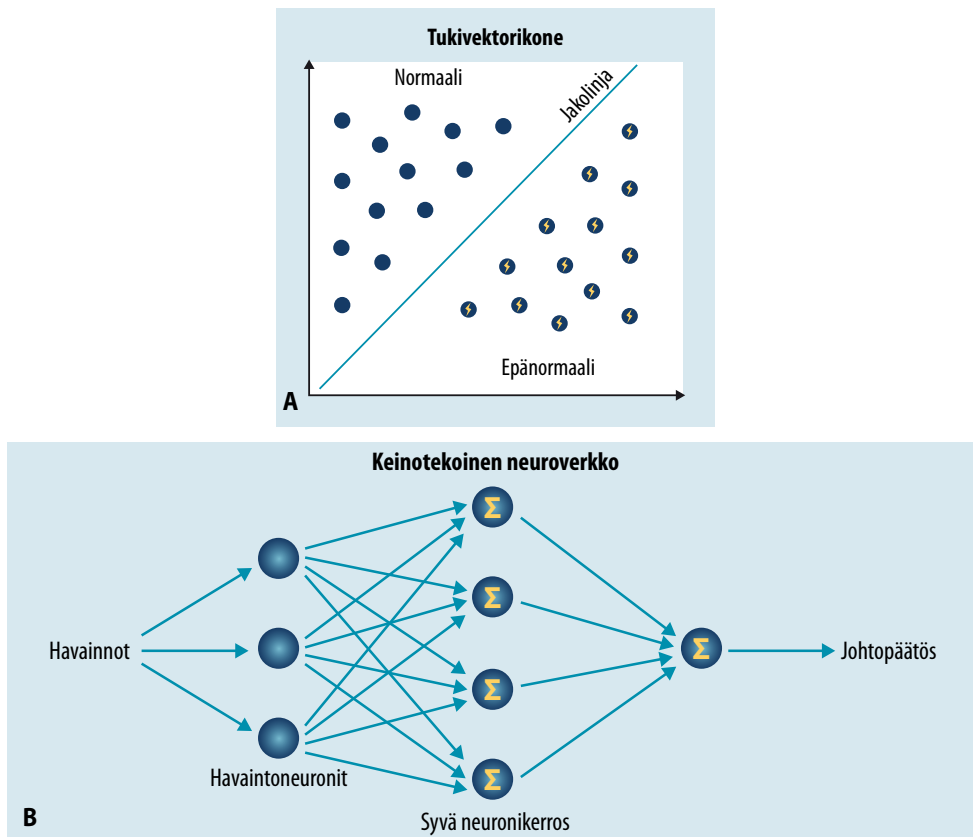
Kliinisessä käytössä kaikkien seurantalaitteiden tallentama data siirretään tekoälyn analysoitavaksi. Langattomaan tiedonsiirtoon liittyvien potilasturvallisuusriskien vuoksi siirto on suoritettava kiinnittäen erityistä huomiota tietoturvaan. Analysoitu informaatio esitetään kliinikolle yksinkertaisessa ja hyödyllisessä muodossa erikseen kehitettyjen, käytössä oleviin potilastietojärjestelmiin integroitujen käyttöliittymien avulla. Tavoitteena on vähentää seurannan tulosten tulkitsemiseen kuluva aikaa, sekä inhimillisen virheen mahdollisuutta (**KUVA 1**).

Tekoäly

Neurologia oli vuonna 2016 toiseksi tutkituin aihe lääketieteellisen tekoälyn saralla, heti neoplasioiden jälkeen (1). Kliinisessä työssä tekoälyä voidaan hyödyntää esimerkiksi diagnostiikassa, ennusteen arvioinnissa sekä potilaan seurannassa.

Tekoäly on vahvimmillaan tapahtumien havaitsemisessa. Laitteet mahdollistavat tilanteiden objektiivisen arvioinnin sekä tarvittaessa nopeita toimia tilanteen niin edellyttäessä. Esimerkiksi Suomessa tekoälyä käytetään epilepsiapotilaiden yöaikaisten kohtausten ja niiden muutosten seurantaan, ja tällä menetelmällä saadut tulokset vahvistavat objektiivisen seurannan tarvetta (3,4).

Tekoäly perustuu matemaattisiin malleihin, joista kaksi yleisintä ovat keinotekoiset neuroverkot (artificial neural network, ANN) sekä tukivektori-kone (support vector machine, SVM). Nämä kaksi mallia muodostavat kaikkista käytetyistä tekoälymalleista noin 70 %. Mallien toimintaidea on yhtenevä: aluksi malleille syötetään tietoa, jonka lopputulos tunnetaan.



KUVA 2. Esimerkit käytetyistä tekoälymalleista. **A)** Tukivektorikone muodostaa moniulotteisten havaintopisteiden välille jakolinjan, joka erottaa esimerkiksi epätyypilliset löydökset normaaleista. **B)** Neuroverkossa sisään syötetty tieto ohjataan keinotekoisille synapseille. Peräkkäisten synapsien algoritmien tuottama informaatio kootaan päätelmäksi.

Järjestelmälle voidaan esimerkiksi antaa tietoa sympaattisen hermoston ja vartalon liikkeiden muutoksista tooniskloonisessa epileptisessä kohtauksessa. Opetusvaihetta jatketaan, jolloin algoritmit säätävät matemaattisten kaavojen painokertoimia siten, että tunnistus tapahtuu mahdollisimman usein oikein. Tämä mahdollistaa myöhemmässäkin vaiheessa syötettävän informaation oikean luokittelun (1).

Mallien toimintaperiaatteissa on myös eroja. Neuroverkot muistuttavat luonnollisia hermoverkkoja, joissa syötetty informaatio saa synapseissa painotuskertoimia ja synapsien signaalien summa kuvaa lopputulosta. Niin sanotussa syväoppimisessa (deep learning) neuronikerroksia on useampia. Keinotekoisien synapsien toimintaa voidaan säätää automaattisilla algoritmeilla, joiden avulla malli kehittää itseään datan kertyessä (1,5).

Tukivektorikone (SVM) laskee syötettyjen datapisteiden välille tason, joka jakaa informaation kahteen eri ryhmään. Tässäkin jako tapahtuu alkuperäisen koneen opettamisen perusteella. Esimerkiksi kiihtyvyyssanturin kävelystä mittaama data voidaan jaotella aivohalvaukseen viittaavaan ja normaaliin. Mallin tuottama jakolinja määritellään oppimisvaiheessa siten, että luokittelu esimerkiksi positiivisiin ja negatiivisiin tapahtumiin saadaan tutkittavasta riippumatta suoritettua oikein (1) (KUVA 2).

Neurologiset sairaudet

Neurologisten sairauksien laajan kirjon vuoksi tekoälyllä on lukuisia mahdollisia käyttökohteita. Porehdymme tarkemmin kolmeen yleiseen häiriöön, epilepsiaan, unihäiriöihin ja Parkinsonin tautiin, mutta aiemmin esiteltyjä laitteita

voidaan hyödyntää myös muihin häiriöihin. Erotusdiagnostisia mahdollisuuksia voisi löytää esimerkiksi kävelyn seuraamisesta. Kliinisesti kävelyä tutkimalla voidaan havaita viitteitä esimerkiksi otsalohkoa rappeuttavista sairauksista, Alzheimerin taudista, spinaalisten oosin tai multippeliskleroosin aiheuttamasta spastisuudesta, sekä pikkuaivoperäisestä ataksiasta (6). Kiihtyvyyssensorein on jo onnistuttu erottamaan toisistaan Huntingtonin tautia sairastavia, sekä aivoverenkiertohäiriöiden jälkeen liikuntakyvyltään rajoittuneita henkilöitä terveistä verrokeista (7). On uskottavaa, että sama onnistuu myös muiden normaalia kävelyä häiritsevien sairauksien kohdalla. Koneoppimista voidaan myös hyödyntää kuvantamistutkimusten analysoinnissa, esimerkiksi MS-taudin varhaiseen tunnistamiseen (8).

Epilepsia

Suomessa noin 50 000 ihmisiä sairastaa epilepsiaa. Heistä noin kolmasosalla sairaus osoittautuu vaikeahoitaiseksi, eli kohtaukset jatkuvat asianmukaisesta lääkähoidosta huolimatta (9).

Kohtaustilanteen seuranta perustuu totunnaisesti potilaan, lähipiirin tai esimerkiksi hoitohenkilön subjektiiviseen arvioon kohtausten kestosta, lukumäärästä sekä tajunnantason muutoksista. Tämän perusteella arvioidaan kohtausten tilan muutosta suhteessa hoitoratkaisuihin. Käytännön kannalta merkittävä ongelma kuitenkin on, että paraskin arvio kohtaustilanteesta saattaa poiketa merkittävästi todellisesta kohtaustilanteesta, esimerkiksi unenaikaisista kohtauksista tutkittava saattaa itse havaita vain 15 % (10). Vastaavia tuloksia on saatu myös Suomessa, jossa havaittiin lisäksi seurantaolosuhteiden vaikuttavan todettujen kohtausten lukumäärään (4). Lisäksi potilaalla tai lähiomaisella voi olla vaikeuksia tunnistaa erilaisia kohtaustyyppisiä ja kuvata kohtauksia tarkasti (11,12).

Vaikean epilepsian diagnostiikassa ja hoidon seurannassa kultainen standardi on nykyisin video-EEG. Video-EEG-laitteiston liikutelavuuden ja saatavuuden rajoitteet ovat kuitenkin luoneet tarpeen luotettavalle, ambulatooriselle ja automatisoidulle teknologialle. Tähän tarpee-

seen ovat tarttuneet monet yritykset, jotka tarjoavat kohtausten objektiivista seurantaan helppokäyttöistä teknologiaa erilaisten laitteiden avulla.

Epilepsian seurantalaitteiden kirjo vaihtelee laajalti, ja parhaiten käyttöön soveltuva laite valikoidaan kohtaustyyppien perusteella. Tarkasteltavia asioita ovat laitteen herkkyyden ja tarkkuuden lisäksi mahdollisesti reaaliajassa saatavat hälytykset meneillään olevasta kohtauksesta, sekä virheellisten hälytysten määrä, false detection rate (FDR) (**TAULUKKO**).

Seurantalaitteiden herkkyyttä ja tarkkuutta on mahdollista parantaa laitteiston monimuotoisuutta lisäämällä. Kiihtyvyyssantureiden määrän lisääminen yhdestä kahteen ja huolellisesti valitut kohdat voivat parantaa herkkyyttä ja vähentää väärin positiivisten määrää (26). Samoin eri laitteita yhdistämällä saadaan usein parempia tuloksia (27).

Laitteiden tuoma etu kohtaasmäärien seurannassa on merkittävä, vaikkakin hyvin vähäisiä motorisia oireita sisältävät kohtaustyyppit saattavat jäädä huomaamatta. Epilepsiaan liittyvän äkkikuoleman (SUDEP) riskin pienentämiseksi seurantalaitteet saattavat tarjota uusia mahdollisuuksia. Näyttöä yöaikaisen seurannan hyödystä SUDEP-riskin vähentämisessä on vain niukasti (28), mutta on arvioitu, että SUDEP-tapahtumien määrää voitaisiin laskea esimerkiksi vähentämällä yleistyneiden toonikloonisten kohtausten määrää sekä havaitsemalla potilaassa tapahtuvia verenkierto- ja hengityselimistön häiriöitä (29).

Unihäiriöt

Unihäiriöissä sähköisillä järjestelmillä saadaan arvokasta tietoa unen vaiheista, laadusta, liikkeistä, hengityksestä ja näiden muutoksista sekä häiriöistä. Unihäiriöt ovat neurologisissa sairauksissa tavallisia. Esimerkiksi obstruktiivisen uniapnean riski on epilepsiapotilailla suurentunut (30) ja sentraalinen uniapnea on liitetty aivoinfarktin jälkitilaan. Neurodegeneratiivisissa sairauksissa, kuten Parkinsonin taudissa, vilkeunen käyttäytymishäiriö saattaa esiintyä aivosairauden ensimmäisenä merkinä. Muita neurodegeneratiivisiin sairauksiin liittyviä oireita ovat muun muassa rikkonainen uni,

TAULUKKO. Antureiden herkkyyksiä ja tarkkuuksia eri kohtaustyyppien tunnistamisessa. Ylempi arvosana kuvaa herkkyyttä ja alempi tarkkuutta. Asteikon selitykset on esitetty taulukon alla (13–25).

| Kohtaustyyppi | Kiihtyvyyssanturi | sEMG | EKG | Video |
|------------------|----------------------------|-----------------------|----------------------------|---------------------|
| Toonis-klooninen | Erinomainen Erinomainen | Erinomainen Heikko | Erinomainen Erinomainen | Erinomainen – |
| Tooninen | Hyvä Heikko | Tyydyttävä – | Tyydyttävä Heikko | – |
| Klooninen | Hyvä – | – | – | – |
| Myoklooninen | Tyydyttävä Heikko | – | – | Hyvä Erinomainen |

Sanallisen arvioinnin luokittelut: 0–40 % = heikko, 41–60 % = tyydyttävä, 61–80 % = hyvä, 81–100 % = erinomainen

uni-valverytmin häiriöt ja liikehäiriöt. Näiden syy on suureksi osaksi vielä tuntematon, mutta jotkut oireet johtunevat aivorungonkin sairastumisesta (31).

Laitteet ovat erityisen hyödyllisiä diagnostiikassa, jonka kaltaisena standardina käytetään laajaa unipolygrafiaa. Muiden biosignaalien ohella se sisältää EEG:n mittauksen, jonka avulla saadaan käsitys tutkittavan unen rakenteesta ja unen laadusta. Kaupallisissa unilaitteistoissa on käytössä tekoölyyn perustuvia analyysimenetelmiä univaiheen selvittämiseksi, mutta näitä ei kuitenkaan ole aina luotettavasti validoitu kliiniseen käyttöön. Ne toimivat suhteellisen hyvin vain terveiden koehenkilöiden univaiheiden tutkimiseen. Etenkin häiriintyneessä unessa käsityönä hoidettava visuaalinen univaiheluokitus on automaatiosta huolimatta yhä tärkeä osa unipolygrafian arviota. (32) Yö- ja unipolygrafiat ovat kuitenkin työläisiä tutkimuksia, eikä pidempikestoisen, useamman yön pituinen potilaan seuranta ole yleensä mahdollista. Kevyemmät laitteet mahdollistavat pidemmän seurannan, esimerkiksi lääkevaikutuksen arvioimiseksi, ja tekoölyn avulla pidempienkin rekisteröintijaksojen arviointi on helpompi hallita.

Tekoölyä voidaan kuitenkin hyödyntää unenaikaisten liikkeiden arviointiin. Liiallista liikehdintää esiintyy muun muassa jaksottaisessa jalkaliikehäiriössä, joka liittyy usein levottomiin jalkoihin. Automaattisia analyysejä käyttämällä voidaan usein tehokkaasti nopeuttaa jalkaliikehäiriöiden arviota (33). Liikediagnostiikan tukena voidaan käyttää myös kiihtyvyyttä mittaavia antureita, jotka vuorokausirytmien häiriöitä

todetessa mahdollistavat pitkien ajanjaksojen seurannan ja parantavat diagnoosin luotettavuutta. Lisäksi ne auttavat unen määrän ja unenaikaisten liikkeiden arvioinnissa (34). Patjaan sijoitettuina liikeantureita käytetään kaupallisissa tuotteissa. Niiden avulla mitataan hengitystahtia, kuorsausta sekä unen laatua ja univaiheita. Samaa tietoa voidaan saada nukkujan liikkehtimisen ja hengittämisen aiheuttamien äänien, sekä sykkeen muutosten analyysin perusteella.

Nämä laitteet ovat usein diagnostiikkaan kelpaamattomia ja tarkoitettu lähinnä unen oma-toimiseen seurantaan. Ne saattavat kuitenkin helpottaa ajoittain myös hengityshäiriöiden diagnostiikkaa. Patja-antureista saatavasta signaalista pystytään suodattamaan lisääntyneeseen hengitystyöhön liittyviä ilmiöitä. Ääniä seuraavat laitteet antavat arvokasta informaatiota unenaikaisen hengityksen äänimaailmasta ja saattavat ohjata potilasta hakeutumaan asianmukaiseen hoitoon (35). Hengityshäiriöitä, etenkin hengityskatkoja, pyritään tunnistamaan myös unirekisteröinti- ja CPAP-laitteilla, joiden automaattiset ohjelmat pyrkivät tunnistamaan häiriökohtia. Eri hengitystapahtumien erotelussa menetelmät kuitenkin toimivat vaihtelevasti, eikä tuloksiin voi täysin luottaa (36).

Liikehäiriöt

Parkinsonin taudin diagnoosi on kliininen, ja hoito perustuu havaittuihin oireisiin ja löydöksiin, jotka vaihtelevat runsaasti ajankohdan ja lääkityksen mukaan. Vastaanottotilanteessa tapahtuvan hetkellisen ja subjektiivisen arvion

Ydinasiat

- ▶ Neurologisen potilaan hoidon haaste on hoitovasteen seurannan epätarkkuus.
- ▶ Seurantaan on olemassa tekoälyyn pohjautuvia potilasta jatkuvasti havainnoivia laitteita.
- ▶ Seurantajärjestelmillä on havaittu hyviä tuloksia epilepsiassa, unihäiriöissä ja Parkinsonin taudissa.

lisäksi on pyritty kehittämään seurantamenetelmiä, joiden avulla tilanvaihteluiden ja subjektiivisen näkemyksen tuoma harha saataisiin minimoitua taudin edetessä ja oireiden lisääntyessä. Parkinsonin taudin seurantajärjestelminä käytetään tavallisesti helposti mukana kuljetettavia kiihtyvyyssantureita, joilla voidaan mitata dyskinesiaa, bradykinesiaa, vapinaa, kävelyä ja myös kaatumisen riskiä. Käytössä on sekä yhden että useamman anturin laitteistoja, jotka sijoitetaan raajoihin, taskuihin tai rinnalle (37,38). Tästä huolimatta sähköiselle seurannalle ei ole olemassa validoitua kultaisen standardin laitetta.

Motoristen oireiden automaattinen seuranta on osoittautunut tarkaksi verrattuna useisiin kliinisessä käytössä oleviin seurantamenetelmiin, kuten Parkinsonin taudin kliinistä tilaa seuraavaan Unified Parkinson's Disease Rating Scale (UPDRS) -asteikkoon (38). Myös kaatumista ja askelluksen jähmettymistä seuraavilla laitteistoilla päästään tarkkoihin tuloksiin. Tapahtumien havaitseminen etukäteen voi ehkäistä esimerkiksi kaatumisia, vaikka seuranta itsessään ei välttämättä edistä hoitoa (39).

Parkinsonin taudille tyypillisiä vokaalisia, motorisia ja kognitiivisia oireita voidaan seurata myös potilaan omalla älypuhelimella. Amerikkalaistutkimuksessa tähän tarkoitukseen luodulla sovelluksella saatiin arvioitua sairauden tila mikrofoniin, kiihtyvyyssanturin, kosketusnäytön ja reaktiotestien avulla (40). Tulokset olivat hyvin lähellä samanaikaisesti suoritettua mukailun UPDRS-testin tuloksia.

Motorisia toimintoja tarkasti seuraavien antureiden pohjalta liikehäiriöspesialistien ryhmä on luonut Parkinsonin taudille objektiivisten

mittareiden kultaisen standardin. Ryhmän konsensuksen pohjalta laitteille on asetettu vaatimuksia mitattaviin ominaisuuksiin, raja-arvoihin, vertailukohtiin sekä käyttöaiheisiin. Näihin vaatimuksiin yltyvä laite on Suomessakin kliinisessä käytössä (41).

Lopuksi

Neurologisen potilaan hoidossa keskeisen ongelman muodostaa objektiivisen seurannan puutteellisuus. Optimaalinen hoitotasapaino voi jäädä saavuttamatta hoitovasteiden arvioinnin ongelmien vuoksi. Teknologian kehitys tarjoaa mahdollisuuden hyödyntää koneälyä ongelman ratkaisemiseksi. Seurantajärjestelmien kehittyessä laitteiden koko ja hinta pienenevät laskentatehon kasvaessa, jolloin järjestelmien saatavuus paranee. Kotioloissa tapahtuva seuranta antaa objektiivisimman kuvan kokonaistilanteesta, johon teknologian kehittyminen tarjoaa tulevaisuudessa entistä parempia mahdollisuuksia. Tuolloin päätettäväksi jää, kuinka tarkasta seurannasta on potilaalle vielä hyötyä. ■

STEFANO PECIOLA, LK

Tampereen yliopisto, lääketieteen ja terveysteknologian tiedekunta

SARI-LEENA HIMANEN, LT, ylilääkäri, professori

Kliinisen neurofysiologian yksikkö
Tays ja Tampereen yliopisto, lääketieteen ja terveysteknologian tiedekunta

ANNA HAKALA, DI, LK, Data Scientist

Neuro Event Labs Oy

JUSSI MÄKINEN, LT, neurologian erikoislääkäri

Lapin keskussairaala, neurologian klinikka

SIRPA RAINESALO, LT, vt ylilääkäri, vastuualuejohtaja

JUKKA PELTOLA, LT, ylilääkäri, professori
Neuroalojen ja kuntoutuksen vastuualue, neurologian vastuuyksikkö
Tays

SIDONNAISUUDET

Stefano Peciola: Ei sidonnaisuuksia

Sari-Leena Himanen: Muut sidonnaisuudet (Osakeomistus Neurotest Tampere Oy)

Anna Hakala: Ei sidonnaisuuksia

Jussi Mäkinen: Apuraha (Orion tutkimussäätiö), luento-/asiantuntijapalkkio (Eisai, UCB), korvaukset koulutus- ja kongressikuluista (Eisai)

Sirpa Rainesalo: Luento-/asiantuntijapalkkio (UCB, Orion)

Jukka Peltola: Apuraha (Eisai, Fennomedical), luento-/asiantuntijapalkkio (Eisai, ECB, Medtronic, Orion, Livanova), muut sidonnaisuudet (osakeomistus Neuro Event Labs, korvaus koulutusaineiston tuottamisesta Medtronic, Sandoz)

VASTUUTOIMITTAJA

Perttu Lindsberg

KIRJALLISUUTTA

- Jiang F, Jiang Y, Zhi H, ym. Artificial intelligence in healthcare: past, present and future. *Stroke Vasc Neurol* 2017. DOI: 10.1136/svn-2017-000101.
- Van de Vel A, Cuppens K, Bonroy B, ym. Non-EEG seizure detection systems and potential SUDEP prevention: state of the art: Review and update. *Seizure* 2016;41:141–53.
- Toikkanen U. Tekoäly parantaa TAYS:n epilepsiapotilaiden hoitoa. *Suom Lääkäril* 9.10. 2017.
- Peciola S, Himanen SL, Knight A, Dibué-Adjéi M, ym. Under-reporting of nocturnal seizures using video based home monitoring; a case study on the evaluation of the effect of vagal nerve stimulation. *Epileptic Disord* 2018;20: 535–40.
- Ramesh AN, Kambhampati C, Monson JR, ym. Artificial intelligence in medicine. *Ann R Coll Surg Engl* 2004;86:334–8.
- Mannini A, Trojaniello D, Cereatti A, ym. A machine learning framework for gait classification using inertial sensors: application to elderly, post-stroke and huntington's disease patients. *Sensors (Switzerland)* 2016;16.
- Kaakkola S. Poikkeava kävely. *Duodecim* 2018; 134:1017–25.
- Sacca V, Sarica A, Novellino F, ym. Evaluation of machine learning algorithms performance for the prediction of early multiple sclerosis from resting-state fMRI connectivity data. *Brain Imaging Behav* 2018. DOI: 10.1007/s11682-018-9926-9.
- Kwan P, Brodie MJ. Early identification of refractory epilepsy. *N Engl J Med* 2000;342: 314–9.
- Elger CE, Hoppe C. Diagnostic challenges in epilepsy: seizure under-reporting and seizure detection. *Lancet Neurol* 2018;17: 279–88.
- Ristić AJ, Drašković M, Bukumirić Z, ym. Reliability of the witness descriptions of epileptic seizures and psychogenic non-epileptic attacks: a comparative analysis. *Neurol Res* 2015;37:560–2.
- Rugg-Gunn FJ, Harrison NA, Duncan JS. Evaluation of the accuracy of seizure descriptions by the relatives of patients with epilepsy. *Epilepsy Res* 2001;43:193–9.
- Schulc E, Unterberger I, Saboor S, ym. Measurement and quantification of generalized tonic-clonic seizures in epilepsy patients by means of accelerometry: an explorative study. *Epilepsy Res* 2011;95:173–83.
- Beniczky S, Polster T, Kjaer TW, ym. Detection of generalized tonic-clonic seizures by a wireless wrist accelerometer: a prospective, multicenter study. *Epilepsia* 2013;54:e58–61.
- Szabó C, Morgan LC, Karkar KM, ym. Electromyography-based seizure detector: Preliminary results comparing a generalized tonic-clonic seizure detection algorithm to video-EEG recordings. *Epilepsia* 2015;56:1432–7.
- Halford JJ, Sperling MR, Nair DR, ym. Detection of generalized tonic-clonic seizures using surface electromyographic monitoring. *Epilepsia* 2017;58:1861–9.
- De Cooman T, Van de Vel A, Ceulemans B, ym. Online detection of tonic-clonic seizures in pediatric patients using ECG and low-complexity incremental novelty detection. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* 2015;5597–600.
- Poh MZ, Loddenkemper T, Reinsberger C, ym. Convulsive seizure detection using a wrist-worn electrodermal activity and accelerometry biosensor. *Epilepsia* 2012;53: e93–7.
- Kalitzin S, Petkov G, Velis D, ym. Automatic segmentation of episodes containing epileptic clonic seizures in video sequences. *IEEE Trans Biomed Eng* 2012;59:3379–85.
- Nijssen T, Aarts R, Arends J, ym. Automated detection of tonic seizures using 3-D accelerometry. *IFMBE Proc* 2008;22:188–91.
- Larsen SN, Conradsen I, Beniczky S, ym. Detection of tonic epileptic seizures based on surface electromyography. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* 2014;2014:942–5.
- van Elmpot WJ, Nijssen TM, Griep PA, ym. A model of heart rate changes to detect seizures in severe epilepsy. *Seizure* 2006;15:366–75.
- Van de Vel A, Milosevic M, Bonroy B, ym. Long-term accelerometry-triggered video monitoring and detection of tonic-clonic and clonic seizures in a home environment: pilot study. *Epilepsy Behav Case Rep* 2016;5:66–71.
- Nijssen TM, Aarts RM, Cluitmans PJ, ym. Time-frequency analysis of accelerometry data for detection of myoclonic seizures. *IEEE Trans Inf Technol Biomed* 2010;14:1197–203.
- Cuppens K, Chen CW, Wong KB, ym. Using spatio-temporal interest points (STIP) for myoclonic jerk detection in nocturnal video. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* 2012;2012: 4454–7.
- Milosevic M, Van de Vel A, Bonroy B, ym. Automated Detection of Tonic-Clonic Seizures Using 3-D Accelerometry and Surface Electromyography in Pediatric Patients. *IEEE J Biomed Health Inform* 2016; 20:1333–41.
- Ahmed A, Ahmad W, Khan MJ, ym. A wearable sensor based multi-criteria-decision-system for real-time seizure detection. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* 2017:2377–80.
- Maguire MJ, Jackson CF, Marson AG, ym. Treatments for the prevention of sudden unexpected death in epilepsy (SUDEP). *Cochrane Database Syst Rev* 2016. DOI: 10.1002/14651858.CD0111792.pub2.
- Ryvlin P, Nashef L, Lhatoo SD. Incidence and mechanisms of cardiorespiratory arrests in epilepsy monitoring units (MORTEMUS): a retrospective study. *Lancet Neurol* 2013;12: 966–77.
- Manni R, Terzaghi M, Arbasino C, ym. Obstructive sleep apnea in clinical series of adult epilepsy patients. Frequency and features of comorbidity. *Epilepsia* 2003;44:836–40.
- Raggi A, Ferri R. Sleep disorders in neurodegenerative diseases. *Eur J Neurol* 2010;17: 1326–38.
- Boostani R, Karimzadeh F, Nami M. A comparative review on sleep stage classification methods in patients and healthy individuals. *Comput Methods Programs Biomed* 2017;140: 77–91.
- Stefani A, Heidebreder A, Hackner H, ym. Validation of a leg movements count and periodic leg movements analysis in a custom polysomnography system. *BMC Neurology* 2017; 17:42.
- Sadeh A. The role and validity of actigraphy in sleep medicine: an update. *Sleep Med Rev* 2011;15:259–67.
- Tenhunen M. Detection and assessment of sleep-disordered breathing with special interest of prolonged partial obstruction. Väitöskirja. Tampere: Tampere University of Technology 2015, s. 77.
- Alvarez-Estevéz D, Moret-Bonillo V. Computer-assisted diagnosis of the sleep apnea-hypopnea syndrome: a review. *Sleep Disord* 2015. DOI: 10.1155/2015/237878.
- Delrobaei M, Memar S, Pieterman M, ym. Towards remote monitoring of Parkinson's disease tremor using wearable motion capture systems. *J Neuro Sci* 2018;384:38–45.
- Del Din S, Godfrey A, Mazza C, ym. Free-living monitoring of Parkinson's disease: lessons from the field. *Mov Disorders* 2016;31:1293–13.
- Silva de Lima AL, Evers LJW, Hahn T, ym. Freezing of gait and fall detection in Parkinson's disease using wearable sensors: a systematic review. *J Neurol* 2017;264:1642–54.
- Arora S, Venkataraman V, Zhan A, ym. Detecting and monitoring the symptoms of Parkinson's disease using smartphones: a pilot study. *Parkinsonism Relat Disord* 2015;21:650–3.
- Odin P, Chaudhuri KR, Volkman J, ym. Viewpoint and practical recommendations from a movement disorder specialist panel on objective measurement in the clinical management of Parkinson's disease. *NPJ Parkinsons Dis* 2018;10: 4–14.

SUMMARY

Artificial intelligence and the use of monitoring devices in the follow-up of a patient with neurological disorders

A problem in treating patients with neurological disorders is the uncertainty of the follow-up, by which the efficacy of the treatment is most often assessed. A promising solution is the use of artificial intelligence driven electronic devices to monitor the patient during their daily activities in the comfort of their home. This technology is competent enough to detect events from single anomalous activities to large scale shifts for instance in epileptic, sleep or movement disorders. With the developments in modern technology, this type of accurate surveillance can be reached by a large public.